



**ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ**

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΗΟΥ-CS-UGP-2017-06-ΚΟΥΛΟΥΡΗΣ

«ΤΙΤΛΟΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ: Πρόβλεψη ισοτιμιών συναλλάγματος με το συνδυασμό Ασαφούς
Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων »

ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ ΚΟΥΛΟΥΡΗΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΕΥΣΤΡΑΤΙΟΣ ΓΕΩΡΓΟΠΟΥΛΟΣ



**HELLENIC OPEN UNIVERSITY
SCHOOL OF SCIENCES AND TECHNOLOGY**





Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'

Πτυχιακή Εργασία *HOU-CS-UGP-*

2017-255

**«Πρόβλεψη ισοτιμιών συναλλάγματος με
το συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και
Νευρωνικών Δικτύων
(Forecasting Exchange Rates with Fuzzy
Logic and Neural Networks)»**

© ΕΑΠ, 2017

Η παρούσα διατριβή, η οποία εκπονήθηκε στα πλαίσια της ΘΕ ΠΛΗ40, και τα λοιπά αποτελέσματα της αντίστοιχης Πτυχιακής Εργασίας (ΠΕ) αποτελούν συνιδιοκτησία του ΕΑΠ και του φοιτητή, ο καθένας από τους οποίους έχει το δικαίωμα ανεξάρτητης χρήσης και αναπαραγωγής τους (στο σύνολο ή τμηματικά) για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, σε κάθε περίπτωση αναφέροντας τον τίτλο και το συγγραφέα και το ΕΑΠ όπου εκπονήθηκε η ΠΕ καθώς και τον επιβλέποντα και την επιτροπή κρίσης.

Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο: Πτυχιακή Εργασία - HOU-CS-UGP-2017- 255



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'

«Πρόβλεψη ισοτιμιών συναλλάγματος με το συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων»

**Όνοματεπώνυμο
Επιβλέποντα**

**Ευστράτιος
Γεωργόπουλος**

**Όνοματεπώνυμο
δεύτερου μέλους
τριμελούς
Επιτροπής**

**Χρήστος
Αναγνωστόπουλος**

**Όνοματεπώνυμο
 τρίτου μέλους
τριμελούς
Επιτροπής**

**Γρηγόριος
Μπεληγιάννης**



ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία πραγματεύεται το πρόβλημα πρόβλεψης της ισοτιμίας τιμών χρόνο-σειρών συναλλάγματος. Η συναλλαγματική ισοτιμία ουσιαστικά είναι μια χρόνο-σειρά που κάθε σημείο της αποτελεί την τιμή πώλησης ενός νομίσματος σε σχέση με κάποιο άλλο. Έτσι το πρόβλημα μεταβαίνει σε πρόβλεψη χρόνο-σειρών. Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι που οδηγούν στην πρόβλεψη χρόνο-σειρών. Τέτοιες μέθοδοι οδηγούν στην δημιουργία σειράς από μοντέλα που στην περίπτωση μας συνήθως είναι μη γραμμικά.

Στόχος μας είναι η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου με χρήση των νευρωνικών δικτύων αλλά και της ασαφούς λογικής. Στην πτυχιακή εργασία προτείνουμε την αντιμετώπιση του προβλήματος της πρόβλεψης μελλοντικών τιμών χρονοσειρών συναλλάγματος με την χρήση συνδυασμού νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής.

Συγκεκριμένα μέσα από την μελέτη των αντίστοιχων προσπαθειών για αντιμετώπιση του προβλήματος από παλαιότερα άρθρα προτείνουμε ένα μοντέλο προσαρμοστικού δικτύου εμπρόσθιας τροφοδότησης (adaptive neuro-fuzzy inference system) τύπου ANFIS μια υβριδική τεχνική η οποία ενσωματώνει το πλεονέκτημα της ικανότητας εκμάθησης ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου και της χρήσης ενός συνόλου από κανόνες if-then με κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής για την παραγωγή ζευγαριών input output με μεγάλο βαθμό ακρίβειας, το οποίο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους.

Το δίκτυο αυτό είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο. Σαν παράμετροι μπορεί να είναι μια χρονοσειρά συναλλάγματος π.χ. μέσος όρος τελευταίων χρόνων, έτσι μπορούμε να ορίσουμε σειρά από παραμέτρους για το προτεινόμενο μοντέλο υλοποιημένο σε κώδικα περιβάλλοντος Matlab με ένα νευρωνικό δίκτυο με δύο νευρώνες



*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*

εισόδου, 10 υπολογιστικούς νευρώνες και ένα νευρώνα εξόδου, εξάγουμε τα τελικά συμπεράσματα επίδοσης και έτσι γνωρίζουμε ποιο μοντέλο υπερισχύει στο πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε.

Λέξεις-κλειδιά: Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, Προσαρμοστικά νευρο-ασαφή συστήματα εξαγωγής συμπερασμάτων (ANFIS), Ασαφής εξαγωγή συμπερασμάτων τύπου Sugeno, χρονοσειρά συναλλάγματος.

Περιεχόμενο: Η πτυχιακή εργασία έχει γραφτεί στην εφαρμογή Word 2010 του πακέτου Office των windows 10 64 bit. Το κείμενο έχει μορφοποιηθεί σε γραμματοσειρά Arial(body) με μέγεθος χαρακτήρων 12. Ο κώδικας έχει υλοποιηθεί και δοκιμαστεί στο Matlab 15a που είναι περιβάλλον αριθμητικής υπολογιστικής και προσφέρει μια προγραμματιστική γλώσσα τέταρτης γενιάς. Ο πίνακας περιεχομένων έχει μορφοποιηθεί σε γραμματοσειρά Cambria (Headings).



Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Τα τμήματα (core, support, boundary) μιας υποδειγματικής καμπύλης συμμετοχής (Ross 1995).....	17
Εικόνα 2: Συναρτήσεις συμμετοχής των λεκτικών τιμών (slow, medium και fast) της λεκτικής μεταβλητής ‘speed of car’ (Wang 1997).....	18
Εικόνα 3: Γενική Αρχιτεκτονική του Anfis.....	21
Εικόνα 5: Σχετική ροή λάθους για όλες τις πέντε προβλέψιμες ημέρες.....	22
Εικόνα 6: Λεπτομερής Αρχιτεκτονική του ANFIS.....	35
Εικόνα 7: Διάγραμμα Ροής της μεθόδου πρόβλεψης ενός μοντέλου σύμφωνα και με το ANFIS.....	36
Εικόνα 8: Προτεινόμενο μοντέλο πολυεπίπεδου δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης.....	38
Εικόνα 9: Αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου υλοποίησης.....	41
Εικόνα 10: Η σελίδα αυτή δίνει τις τιμές ανταλλαγής συναλλάγματος από την τράπεζα της Ιταλίας (BANCA D’ ITALIA) διαλέγοντας το διάστημα που επιθυμούμε και τα νομίσματα που ανταλλάσσονται.....	43
Εικόνα 11: Επιλέγουμε τις παραμέτρους για την εκτέλεση του ANFIS για εκπαίδευση.....	54
Εικόνες 12-13-14-15: Δοκιμάζοντας πειραματικά δεδομένα μπορούμε να πάρουμε σειρά αποτελεσμάτων και να εξάγουμε συμπεράσματα.....	55-59
Εικόνες 16-17-18-19-20: Χρονοσειρές τιμών ανταλλαγής των νομισμάτων Στερλίνας Μεγάλης Βρετανίας, δολλάριο ΗΠΑ, Γιέν Ιαπωνίας, Ρούβλι Ρωσσίας Ρουπία Ινδίας για το οικονομικό έτος 2015.....	61-62-63



*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*

ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΣΤΗΝ ΑΓΓΛΙΚΗ

«Forecasting Exchange Rates with Fuzzy Logic and Neural Networks»

Basilios Koulouris

Keywords: Artificial neural networks (ANN's) , Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), Fuzzy inference system (FIS) ,Stock price forecasting , Defuzzyfication, Fuzzy time series

PROLOGUE

This diploma thesis deals with the problem of forecasting the exchange rate of exchange rate currencies. The exchange rate is basically a time series where every single point is the selling price of a currency in relation to another. So the problem goes into predicting time series. There are several methods that lead to the prediction of time series, such methods lead to the creation of a series of models that in our case are usually non-linear. Our goal is to create such a model using neural networks as well as fuzzy logic. This thesis proposes to address the problem of predicting future currency exchange rates using a combination of neural networks and fuzzy logic. In particular, through the study of the corresponding proposals to address the problem from previous articles, we propose an adaptive neuro-fuzzy inference system model of the ANFIS type, a hybrid technique that incorporates the advantage of the ability to learn an artificial neural network and use of a set of if-then rules with appropriate participation functions for generating input output pairs with a high degree of precision, consisting of adaptive and non-adaptive nodes. This network is a multi-level



*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*

front feed network in which each node performs a specific function on the incoming signals and on the set of parameters corresponding to that node. As parameters it can be a currency time series eg. we can define a set of parameters for the proposed model implemented in Matlab environment code with a neural network with two input neurons, 10 computational neurons and one output neuron, we derive the final performance conclusions, and so we know which model overrides the problem we face.



ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ	4
Πίνακας Εικόνων	5
ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΣΤΗΝ ΑΓΓΛΙΚΗ	7
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	10
1 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1	15
1.1 Περιγραφή του προβλήματος της πρόβλεψης τιμών συναλλάγματος.....	15
1.1.1 Συναλλαγματική Ισοτιμία.....	1
1.2 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική	19
1.2.1 Βασικές έννοιες ασαφών συνόλων	2
1.2.2 Λεκτικές Μεταβλητές.....	2
1.3 Εισαγωγή στο συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και.....	24
Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	24
1.4 Νεύρο ασαφές σύστημα	25
2 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Το πρόβλημα της πρόβλεψης της.....	31
Ισοτιμίας Συναλλάγματος	31
2.1 Βιβλιογραφική Επισκόπηση του Προβλήματος	31
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα	35
2.3 Προτεινόμενο Μοντέλο Υλοποίησης.....	38
3 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3:	50
3.1 Δεδομένα.....	50
3.2 Το Matlab.....	51
3.3 Υλοποίηση	51



3.4	Κώδικας.....	53
3.5	Αποτελέσματα εκτέλεσης	62
4	ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4:	67
4.1	Περιγραφή.....	67
4.2	Οι χρονοσειρές προς μελέτη.....	67
4.3	Εφαρμογή και Αποτελέσματα στο ANFIS.....	70
4.4	Σύγκριση με Νευρωνικό Δίκτυο.....	73
4.5	Συμπεράσματα	77
	Βιβλιογραφία.....	80



ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο πρώτο κεφάλαιο περιγράφεται η κατάσταση στην σύγχρονη αγορά συναλλάγματος δηλαδή η εξέλιξή της στην διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών και οι φορείς που συμμετέχουν στην αγοραπωλησία συναλλάγματος. Γίνεται επεξήγηση από ποιους και με ποιο τρόπο πραγματοποιούνται οι συναλλαγές, ενώ ακολουθεί η αναφορά στο βασικό πρόβλημα της συγκεκριμένης πτυχιακής εργασίας που δεν είναι άλλο από την δυνατότητα πρόβλεψης της Συναλλαγματικής Ισοτιμίας μεταξύ δύο νομισμάτων ταυτόχρονα γίνεται ανασκόπηση σημαντικών άρθρων της διεθνούς βιβλιογραφίας γύρω από το πρόβλημα. Στη συνέχεια του πρώτου κεφαλαίου παρουσιάζονται τα βασικά στοιχεία της θεωρίας της ασαφούς λογικής, ενώ το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την εισαγωγή που γίνεται στα νευροασαφή συστήματα ενώ ακολουθεί η μελέτη της λειτουργίας του νευροασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system).

Στο κεφάλαιο 2 γίνεται ανασκόπηση μεθόδων της τεχνικής ανάλυσης που έχουν προταθεί σε σημαντικά άρθρα, ενώ παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα της μεθόδου του συνδυασμού της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων, στο τρίτο μέρος του δεύτερου κεφαλαίου παρουσιάζονται τα μειονεκτήματα χρήσης αυτοτελώς των τεχνολογιών τεχνητών νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής ενώ παρουσιάζεται το προτεινόμενο μοντέλο αντιμετώπισης του προβλήματος ένα πολυεπίπεδο προσαρμοστικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης βασισμένο στο μοντέλο ANFIS που αντιμετωπίζει τα μειονεκτήματα της χρήσης νευρωνικών δικτύων είτε ασαφούς λογικής αποτελεσματικά.

Στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται τα δεδομένα με την μορφή χρονοσειρών ανταλλαγής συναλλάγματος από την τράπεζα της Ιταλίας που χρησιμοποιούνται για την δοκιμή της υλοποίησης στο στάδιο δημιουργίας του κώδικα. Έπειτα παρουσιάζεται το λογισμικό Matlab στο οποίο γίνεται η υλοποίηση του κώδικα της εφαρμογής και η εξαγωγή του γραφικού περιβάλλοντος της υλοποίησης της.



Στο κεφάλαιο 4 γίνεται περιγραφή εκτέλεσης του προγράμματος στο ANFIS, παρουσιάζεται η δοκιμή των 5 χρονοσειρών στον σχεδιασμό και υλοποίηση του μοντέλου προβλέποντας κάθε φορά την επόμενη τιμή τόσο στο training σύνολο όσο και στο test σύνολο. Ακολουθεί η υλοποίηση κατάλληλου κώδικα στο Matlab όπου δημιουργεί ένα νευρωνικό δίκτυο με δύο εισόδους, δέκα κρυφούς νευρώνες και μια έξοδο που είναι η προβλεπόμενη τιμή του.

Έπειτα δοκιμάζοντας το νευρωνικό δίκτυο εξάγονται τα αποτελέσματα για το training test και για το test σύνολο που συγκρίνονται με το προσαρμοστικό νευρο ασαφές σύστημα τύπου ANFIS που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, τέλος παρουσιάζονται τα χρήσιμα συμπεράσματα που προέκυψαν από την δοκιμή των δύο μοντέλων δηλαδή του προσαρμοστικού νευρο ασαφούς μοντέλου εμπρόσθιας τροφοδότησης και του νευρωνικού δικτύου με 2 εισόδους και 10 κρυφούς νευρώνες και μία έξοδος που είναι η προβλεπόμενη τιμή.



*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*



*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*



1 ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΡΩΤΟ

1.1 Περιγραφή του προβλήματος της πρόβλεψης τιμών συναλλάγματος

Σαν αγορά συναλλάγματος εννοούμε τον τρόπο που ένα νόμισμα ανταλλάσσεται με ένα άλλο, δηλαδή το πόσα από το πρώτο αντιστοιχούν για την ανταλλαγή του δεύτερου. Σήμερα αποτελεί την μεγαλύτερη χρηματοοικονομική αγορά στον κόσμο και ουσιαστικά περιλαμβάνει τις εμπορικές συναλλαγές μεταξύ των μεγάλων τραπεζών, των κεντρικών τραπεζών, των παικτών χρηματιστηρίου, των πολυεθνικών εταιριών, των κυβερνήσεων, και άλλων χρηματοοικονομικών αγορών και οργάνων.

Αρχικά σαν αγορά συναλλάγματος θεωρούνταν το σύστημα - μοντέλο του Breton Woods, το οποίο εφαρμόστηκε το 1945 και ουσιαστικά ορίζει την μετατρεψιμότητα του δολαρίου σε χρυσό, με το οποίο συνδέονταν με μία σταθερή ισοτιμία τα υπόλοιπα ισχυρά νομίσματα στον κόσμο. [1]

Το σύστημα του Breton Woods εγκαταλείφθηκε στη δεκαετία του 60 λόγω της διόγκωση του αμερικανικού εξωτερικού ελλείμματος που προέκυψε από την αύξουσα παγκόσμια ζήτηση για δολάρια. Τελικά το 1971 η κυβέρνηση των ΗΠΑ έθεσε τέλος στη μετατρεψιμότητα του δολαρίου σε χρυσό και εισήχθη τελικά το λεγόμενο κυμαινόμενο συναλλαγματικό σύστημα, το οποίο επισήμως θεσπίστηκε το 1976 [1].

Σήμερα στη παγκόσμια αγορά συναλλάγματος γίνεται ανταλλαγή ενός νομίσματος σε ένα άλλο μέσο κοινού συστήματος όπου κάθε ζεύγος νομισμάτων αποτελεί ένα αυτόνομο προϊόν και αναπαριστάται ως XXX/YYY όπου YYY είναι ο διεθνής ISO 4217 κώδικας του νομίσματος στο οποίο εκφράζεται μία μονάδα του νομίσματος XXX.

Έτσι π.χ. το EUR/USD είναι η τιμή του Ευρώ εκφρασμένη σε Αμερικανικά Δολάρια. Έτσι αν το κλάσμα είναι 1/1.56 σημαίνει ότι 1 Ευρώ = 1,56 Δολάρια. Με βάση το νέο



σύστημα το πρώτο νόμισμα στο ζεύγος ονομάζεται και νόμισμα βάσης (base currency) και θεωρείται αυτό που ήταν ισχυρότερο την περίοδο δημιουργία του ζεύγους. [1]

Η συναλλαγματική αγορά τα τελευταία 10 χρόνια αποτελεί την μεγαλύτερη και σημαντικότερη αγορά του κόσμου με ημερήσιο τζίρο που αγγίζει τα 3 τρισ. δολάρια. Μάλιστα η εξέλιξη της είναι τόσο ραγδαία και κυρίως οφείλεται στην εξέλιξη της τεχνολογίας και στην ευκολία δανεισμού. Στην αγορά συναλλάγματος τόσο το αντικείμενο αγοράς-πώλησης όσο και το αντίτιμο είναι χρηματικά ποσά διαφορετικών νομισμάτων.

Ανάλογα με το μέγεθος των συναλλαγών η αγορά συναλλάγματος οργανώνεται σε δυο επίπεδα [2]:

- Χονδρική αγορά (wholesale market)
- Λιανική αγορά (retail market)

Στην περίπτωση της χονδρικής αγοράς ο όγκος των συναλλαγών είναι πολύ μεγάλος ενώ οι διαφορές τιμής πώλησης-αγοράς είναι εξαιρετικά μικρές ως ακόμα και μηδενικές. Στην περίπτωση αυτή οι μεγαλύτερες τράπεζες γνωστοποιούν τις συναλλαγματικές ισοτιμίες στις οποίες είναι διατεθειμένες να πραγματοποιήσουν συναλλαγές μεταξύ τους αλλά και με άλλους μεγάλους χρηματοοικονομικούς οργανισμούς. Έτσι μια μεγάλη τράπεζα μπορεί να πραγματοποιήσει συναλλαγές μεγέθους δισεκατομμυρίων δολαρίων σε μία μόνο μέρα. Στην περίπτωση της αγοράς οι συναλλαγές γίνονται εξ ολοκλήρου στο Διαδίκτυο διαμέσου ενός ειδικού συστήματος εκκαθάρισης για το οποίο φέρει ευθύνη η πολυεθνική εταιρία SWIFT (Society for Worldwide Interbank Financial Telecommunication) [2].

Στη περίπτωση της λιανικής αγοράς ιδιώτες μπορούν και συμμετέχουν μέσω τραπεζών, ή ειδικών διαπραγματευτών λιανικών συναλλαγών αλλά και μεσιτών, οι οποίοι έχουν την δυνατότητα να αγοράζουν και να πωλούν συνάλλαγμα σε μια καθορισμένη τιμή, με σκοπό συνήθως την κερδοσκοπία. Τα τελευταία χρόνια η λιανική αγορά έχει σημειώσει αύξηση. Πιο συγκεκριμένα το 2010 ο όγκος συναλλαγών εκτιμάται στο 10% περίπου των συναλλαγών στην αγορά όψεως.



Γενικά η αγορά συναλλάγματος δεν αποτελεί μια κλασσική αγορά όπως οι κεφαλαιαγορές και οι συναλλαγές που γίνονται στα πλαίσια μίας χώρας ή σε κάποιο συγκεκριμένο μέρος. Οι συναλλαγές ουσιαστικά γίνονται στο Διαδίκτυο όλο το εικοσιτετράωρο, εκτός των Σαββατοκύριακων. Οι συναλλαγές γίνονται διαμέσου ενός δικτύου τραπεζών, εταιρειών, πωλητών νομισμάτων και κεντρικών εθνικών τραπεζών. Έτσι η συναλλαγματική αγορά χωρίζεται σε τρεις χρονικές ζώνες.

Οι χρονικές ζώνες σε GMT είναι οι εξής, ανάλογα με τις εργάσιμες ώρες της κάθε περιοχής:

Πίνακας 1. Η συναλλαγματική αγορά χωρίζεται σε τρεις ζώνες

Περίοδος	Πόλη	Άνοιγμα	Κλείσιμο
Ευρωπαϊκή	Λονδίνο	8:00	17:00
Αμερικάνικη	Νέα Υόρκη	13:00	22:00
Ασιάτικη	Τόκιο	23:00	09:00

Στην αγορά συναλλάγματος τα κέντρα συναλλαγών είναι η Ευρώπη, η Σιγκαπούρη, το Χονγκ Κονγκ, το Τόκιο, το Μπαχρέιν, η Νέα Υόρκη, το Λος Άντζελες και το Σίδνεϋ.

Στην αγορά συναλλάγματος, οι συναλλαγές που πραγματοποιούνται γίνονται από εμπορικές εταιρείες, κεντρικές εθνικές τράπεζες, επενδυτές, κερδοσκόπους, αντισταθμιστές, ειδικούς διαπραγματευτές, μεσίτες καθώς και μεμονωμένους ιδιώτες.

Οι εμπορικές εταιρείες που παίρνουν μέρος στην συναλλαγματική αγορά για την πληρωμή αγαθών ή υπηρεσιών εμπορεύονται μικρά ποσά σε σύγκριση με εκείνα των τραπεζών και των κερδοσκόπων ενώ οι συναλλαγές τους έχουν μικρές βραχυπρόθεσμες επιπτώσεις στις τιμές της αγοράς. Οι εμπορικές ροές αποτελούν σημαντικό παράγοντα για τη μακροπρόθεσμη κατεύθυνση της ισοτιμίας ενός νομίσματος.



Ταυτόχρονα οι εθνικές κεντρικές τράπεζες παίζουν ένα πολύ σημαντικό ρόλο στις αγορές συναλλάγματος. Οι στόχοι για τις τράπεζες είναι ο έλεγχος της προσφοράς χρήματος, του πληθωρισμού, των επιτοκίων και συχνά έχουν επίσημες ή ανεπίσημες τιμές-στόχους για τα νομίσματά τους. Οι τράπεζες μπορούν να χρησιμοποιούν συχνά σημαντικά αποθέματα ξένου συναλλάγματος τους για τη σταθεροποίηση της αγοράς.

Από την άλλη οι επενδυτές βασίζονται για τις επενδύσεις τους σε εταιρίες διαχείρισης επενδύσεων οι οποίες διαχειρίζονται συνήθως μεγάλους λογαριασμούς για λογαριασμό των επενδυτών - πελατών τους και χρησιμοποιούν την αγορά ξένου συναλλάγματος για τη διευκόλυνση των συναλλαγών σε ξένα χρεόγραφα.

Σημαντικό ρόλο παίζουν οι κερδοσκόποι. Οι κερδοσκόποι βασίζονται σε μια συναλλαγματική θέση με την προσδοκία μιας μεταβολής της ισοτιμίας προς όφελος τους χωρίς να καλύπτουν αυτή τη θέση.

Οι αντισταθμιστές στόχο έχουν να εξαλείψουν ή να μειώσουν το κίνδυνο που προκύπτει από τη μεταβολή της Συναλλαγματικής ισοτιμίας για λογαριασμό των πελατών τους.

Οι ειδικοί διαπραγματευτές αυτό που ουσιαστικά κάνουν είναι να αγοράζουν και να πωλούν νομίσματα για λογαριασμό των πελατών τους αφού μελετήσουν τις τιμές πώλησης και αγοράς. Το κέρδος τους προέρχεται είτε από τη διαφορά αγοράς/πώλησης είτε από κερδοσκοπία.

Στην αγορά συναλλάγματος ένα σημαντικό ρόλο παίζουν οι μεσίτες όπου ουσιαστικά αποτελούν ενδιάμεσους μεταξύ των ειδικών διαπραγματευτών και των αντισυμβαλλομένων - πελατών τους και το κέρδος τους προέρχεται από την χρέωση των πελατών τους για τις υπηρεσίες τους.

Οι ιδιώτες αποτελούν ένα αυξανόμενο τμήμα της εν λόγω αγοράς, τόσο σε μέγεθος όσο και σημασία. Συμμετέχουν στην αγορά συναλλάγματος έμμεσα, μέσω μεσιτών ή τραπεζών.



Το βασικό πρόβλημα της συγκεκριμένης διπλωματικής είναι η δυνατότητα πρόβλεψης της Συναλλαγματικής Ισοτιμίας μεταξύ δύο νομισμάτων. Η συναλλαγματική ισοτιμία ουσιαστικά είναι μια χρονοσειρά που κάθε σημείο της αποτελεί την τιμή πώλησης ενός νομίσματος σε σχέση με κάποιο άλλο. Έτσι το πρόβλημα μεταβαίνει σε πρόβλεψη χρονοσειρών. Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι που οδηγούν στην πρόβλεψη χρονοσειρών. Τέτοιες μέθοδοι οδηγούν στην δημιουργία σειράς από μοντέλα που στην περίπτωση μας συνήθως είναι μη γραμμικά.

Στόχος μας είναι η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου με χρήση των νευρωνικών δικτύων αλλά και της ασαφούς λογικής. Παρακάτω περιγράφουμε την χρήση νευρωνικών δικτύων αλλά και την ασαφή λογική καθώς και προτείνεται ένας τρόπος ανάπτυξης τέτοιων μοντέλων .

1.1.1 Συναλλαγματική Ισοτιμία

Συναλλαγματική ισοτιμία ορίζεται η τιμή στην οποία ανταλλάσσονται δύο εθνικά νομίσματα στην διεθνή αγορά συναλλάγματος. [1]

Η ονομαστική συναλλαγματική ισοτιμία είναι η σχετική τιμή των δύο νομισμάτων των δύο χωρών.

Η πραγματική συναλλαγματική ισοτιμία είναι η τιμή που προκύπτει από τις σχετικές τιμές των αγαθών των δυο χωρών.

1.2 Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική

Η ασαφής λογική προσπαθεί να μιμηθεί την ικανότητα του ανθρώπινου μυαλού να μαθαίνει και να συνάγει ορθολογικές αποφάσεις σε ένα περιβάλλον αβεβαιότητας και ανακρίβειας, συνοψίζοντας τα δεδομένα και επικεντρώνοντας σε εκείνη την πληροφορία που καθορίζει την λήψη της απόφασης. Η ασάφεια είναι αποτέλεσμα της συμπεριφοράς σύνθετων συστημάτων (complex systems).

Ο Zadeh (1973) πρότεινε την αρχή της ασυμβατότητας (Principle of Incompatibility) σύμφωνα με την οποία όσο η πολυπλοκότητα ενός συστήματος αυξάνει, τόσο η ικανότητα μας να κάνουμε ακριβείς και ικανοποιητικές προβλέψεις για την συμπεριφορά του μειώνεται.



Η ασαφής λογική που στηρίζεται στην θεωρία των ασαφών συνόλων, αποτελεί ένα μέσο μεταφοράς της εμπειρικής γνώσης στα βασισμένα στη γνώση συστήματα. Και αυτό, γιατί οι προσεγγίσεις που βασίζονται στη κανονική λογική δεν μπορούν να αναπαραστήσουν την γνώση με επιτυχία, ιδιαίτερα σε πολύπλοκα συστήματα, αφού οι περισσότερες έννοιες είναι ασαφείς και η γνώση από την φύση της παρουσιάζει λεκτικές ανακρίβειες. Τις ανακρίβειες αυτές έρχεται να αντιμετωπίσει η ασαφής λογική η οποία και παρέχει το μαθηματικό πλαίσιο για τον χειρισμό των ανακριβειών αυτών.

Η ασαφής λογική ασχολείται κυρίως με δύο προβλήματα:

- με την ασάφεια που υπάρχει στη σημασιολογία (semantics) (θεωρία ασαφών συνόλων-fuzzy set theory) και
- με την ασαφή φύση των συμπερασμάτων και των εκτιμήσεων (θεωρία των ασαφών μετρήσεων-fuzzy measurement theory).

Δύο έννοιες κλειδιά της θεωρίας παίζουν σημαντικό ρόλο στις εφαρμογές της:

- Η έννοια της *λεκτικής μεταβλητής* (linguistic variable), δηλαδή μιας μεταβλητής της οποίας οι τιμές είναι λέξεις ή προτάσεις σε μια φυσική ή συνθετική-τεχνητή γλώσσα.
- Η δεύτερη είναι η έννοια ενός *ασαφούς κανόνα παραγωγής* (fuzzy if-then rule) στον οποίο οι συνθήκες και τα συμπεράσματα είναι προτάσεις που εμπεριέχουν λεκτικές μεταβλητές.

1.2.1 Βασικές έννοιες ασαφών συνόλων

Ορισμός

Ας θεωρήσουμε ένα σύνολο U . Στην κλασική θεωρία συνόλων κάθε υποσύνολο A του U συμβολίζεται σαν $A \subset U$ και περιγράφεται από την χαρακτηριστική συνάρτηση $\chi_A: U \rightarrow \{0,1\}$, η οποία για κάθε στοιχείο $x \in U$ παίρνει είτε την τιμή 0 ($\chi_A = 0$) εάν $x \notin A$ είτε την τιμή 1 ($\chi_A = 1$) εάν $x \in A$. Ο Zadeh (1965) γενίκευσε την έννοια της χαρακτηριστικής συνάρτησης και εισήγαγε την έννοια της ασάφειας, στο εάν ένα στοιχείο x του συνόλου U ανήκει στο υποσύνολο A του U . Ο στόχος επιτεύχθηκε με την ανάθεση τιμών στην χαρακτηριστική συνάρτηση που είναι εντός του διαστήματος $[0,1]$.



Πιο συγκεκριμένα ένα ασαφές υποσύνολο A του U , συμβολίζεται με $A \subset_f U$ και προσδιορίζεται από την *συνάρτηση συμμετοχής* (membership function) [3]

$\mu_A: U[0,1]$ η οποία παίρνει την τιμές:

- $\mu_{A(x)} = 0$ εάν σαφέστατα το x δεν ανήκει στο A ,
- $\mu_{A(x)} = 1$ εάν σαφέστατα το x ανήκει στο A ,
- $\mu_{A(x)} \in (0,1)$ εάν είναι ασαφές εάν το x ανήκει στο A .

Όσο κοντύτερα είναι η τιμή της συνάρτησης συμμετοχής στο 1 τόσο μεγαλύτερη είναι η πίστη ότι το στοιχείο x εμπεριέχεται στο υποσύνολο A του U . Κατά αυτό τον τρόπο ορίζονται σύνολα που εμπεριέχουν υποσύνολα σε ένα βαθμό και μεταβαίνουμε από την διάσταση της διτιμίας (A ή όχι A) στην διάσταση της πλειοτιμίας σε κάποιο βαθμό και ταυτόχρονα όχι A σε κάποιο άλλο βαθμό) όπου τα πάντα είναι ζήτημα βαθμού. Οι πράξεις που ορίζονται για τα ασαφή σύνολα ορίστηκαν σε αντιστοιχία με τις πράξεις της κλασικής θεωρίας των συνόλων (Zadeh 1965).

Συναρτήσεις Συμμετοχής

Η συνάρτηση συμμετοχής (membership function) προσδιορίζει το είδος της ασάφειας ενός ασαφούς συνόλου είτε το πεδίο ορισμού είναι διακριτό είτε συνεχές (Ross 1995). Ένα λεξικό όρων έχει αναπτυχθεί (Σχήμα 1) προκειμένου να περιγράψει το σχήμα της συνάρτησης αυτής (Ross 1995). Πιο συγκεκριμένα:

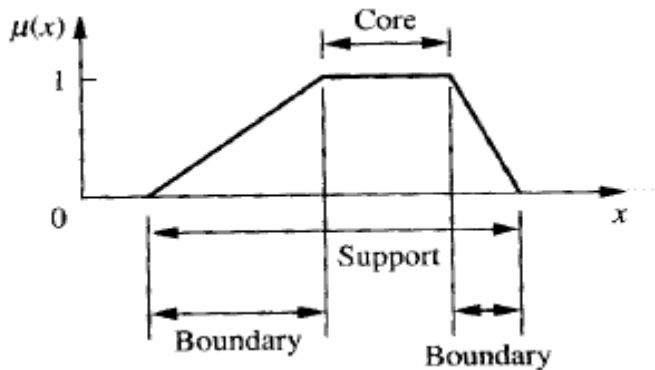
- Πυρήνας (Core): είναι το τμήμα της καμπύλης συμμετοχής για το οποίο $\mu_{A(x)} = 1$
- Κύριο Πεδίο Ορισμού (Support): είναι το τμήμα της καμπύλης συμμετοχής για το οποίο $\mu_{A(x)} > 0$
- Συνοριακό Πεδίο Ορισμού (Boundaries): είναι τα τμήματα για τα οποία ισχύει $1 > \mu_{A(x)} > 0$.
- Σημεία Πλήρους Ασάφειας (Crossover points): είναι τα σημεία για τα οποία ισχύει $\mu_{A(x)} < 0.5$.

Επιπλέον τα ασαφή σύνολα χαρακτηρίζονται ανάλογα με το σχήμα της καμπύλης συμμετοχής ως:

- Κανονικά (Normal), εάν υπάρχει ένα στοιχείο x για το οποίο $\mu_{A(x)} = 1$
- Ημικανονικά (Subnormal), εάν δεν υπάρχει στοιχείο x για το οποίο $\mu_{A(x)} = 1$



• Κυρτά (Convex), εάν η καμπύλη βαθμού συμμετοχής αυξάνει συνεχώς μονοτονικά και στην συνέχεια μειώνεται μονοτονικά (ή το αντίθετο). Εάν A και B είναι κυρτά ασαφή σύνολα τότε και η τομή τους είναι ένα κυρτό ασαφές σύνολο.



Σχήμα 1: Τα τμήματα (core, support, boundary) μιας υποδειγματικής καμπύλης συμμετοχής (Ross 1995).

Στην πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από:

- υποκειμενικές εκτιμήσεις
- προκαθορισμένες και απλοποιημένες μορφές
- συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες
- φυσικές μετρήσεις
- διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (συνήθως με νευρωνικά δίκτυα).

1.2.2 Λεκτικές Μεταβλητές

Εάν μια μεταβλητή μπορεί να εμπεριέχει λέξεις από μια φυσική γλώσσα σαν τις τιμές της τότε καλείται λεκτική μεταβλητή (Zadeh 1975). Οι τιμές της λεκτικής μεταβλητής αποτελούν ασαφή σύνολα που ορίζονται σε ένα πεδίο ορισμού (universe of discourse). Πιο συγκεκριμένα, σύμφωνα με τον Zadeh (1973, 1975) η λεκτική μεταβλητή χαρακτηρίζεται από τα σύνολα (X, T, U, M) όπου:

X: είναι το όνομα της μεταβλητής (π.χ. mountain_size)

T: το σύνολο των λεκτικών τιμών της (π.χ. large, medium, small).



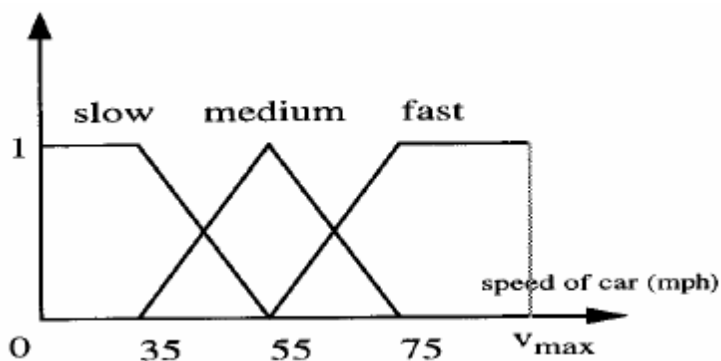
U: το πραγματικό φυσικό πεδίο τιμών της (π.χ. [0km, 100km])

M: οι συναρτήσεις συμμετοχής, που συνδέουν κάθε λεκτική τιμή στο σύνολο T με ένα ασαφές σύνολο στο U.

Οι λεκτικές μεταβλητές είναι επεκτάσεις των αριθμητικών μεταβλητών με την έννοια ότι επιτρέπεται να αντιστοιχήσουμε ασαφή σύνολα στις λεκτικές τιμές τους, αντί για ακριβείς τιμές (crisp values). Η βασική λειτουργία που υπηρετείται από τις λεκτικές μεταβλητές είναι η διακριτότητα των μεταβλητών και των εξαρτήσεών τους. Η έννοια των λεκτικών μεταβλητών είναι υψίστης σημασίας αφού αποτελούν τα πιο σημαντικά στοιχεία με τα οποία οι άνθρωποι αναπαριστούν την γνώση.

Παράδειγμα :

Η ταχύτητα ενός αυτοκινήτου μετρείται με αριθμητικές εκφράσεις από ένα ταχύμετρο (40km/h, 100km/h) ενώ ένας άνθρωπος θα χρησιμοποιούσε λέξεις όπως fast, medium, slow (Σχήμα 2)



Σχήμα 2: Συναρτήσεις συμμετοχής των λεκτικών τιμών (slow, medium και fast) της λεκτικής μεταβλητής 'speed of car' (Wang 1997).

Το πλεονέκτημα της έννοιας της λεκτικής μεταβλητής είναι ότι ενσωματώνει κατά συστηματικό και χρήσιμο υπολογιστικά τρόπο (α) την κατά προσέγγιση (approximate) αναπαράσταση και (β) την ανακριβή (imprecise) αναπαράσταση. Με την εισαγωγή της λεκτικής μεταβλητής είμαστε σε θέση να αναπαραστήσουμε ασαφείς περιγραφές που δίνονται σε μια φυσική γλώσσα με μαθηματικά πρότυπα και μοντέλα. Κατά αυτό τον τρόπο είναι δυνατή η ενσωμάτωση της ανθρώπινης γνώσης σε τεχνητά μηχανικά ή ψηφιακά συστήματα με συστηματικό τρόπο.



ΑΣΑΦΗΣ ΕΞΑΓΩΓΗ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΤΥΠΟΥ SUGENO

Το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno εισηγήθηκε από τους Tagaki, Sugeno και Kang σε μια προσπάθεια να αναπτύξουν μια συστηματική προσέγγιση που θα τους επιτρέψει την παραγωγή ασαφών κανόνων από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου. Ένας τυπικός ασαφής κανόνας για το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno έχει την ακόλουθη μορφή: Αν x είναι A και y είναι B , τότε $z = f(x,y)$, όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στην υπόθεση (antecedent), ενώ το $z = f(x,y)$ είναι μια κλασική (crisp) συνάρτηση στην απόδοση (consequent). Συνήθως το $f(x,y)$ είναι ένα πολυώνυμο των μεταβλητών εισόδου x και y , αλλά μπορεί να είναι οποιαδήποτε συνάρτηση, αρκεί να μπορεί να περιγράψει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου εντός της ασαφούς περιοχής που καθορίζεται από την υπόθεση (antecedent) του κανόνα. Ο στόχος είναι να παραχθεί ένα ασαφές σύνολο σαν απόφαση του ελεγκτή. Τα συστήματα που χρησιμοποιούν Sugeno μηχανισμό συμπερασμού είναι περισσότερο ακριβή αλλά απαιτούν περισσότερο υπολογιστικό χρόνο. Ενώ αυτά που χρησιμοποιούν Mamdani ερμηνεύονται περισσότερο και απαιτούν λιγότερο υπολογιστικό χρόνο αλλά είναι λιγότερο ακριβή.

1.3 Εισαγωγή στο συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και

Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Τα μειονεκτήματα των ασαφών συστημάτων συμπερασμού (η γνώση του εμπειρογνώμονα για ένα πρόβλημα θα πρέπει να είναι γνωστή εκ των προτέρων) και των νευρωνικών δικτύων (πολύπλοκοι κανόνες που είναι δύσκολο να κατανοηθούν) είναι η αιτία για την εμφάνιση των νευρο ασαφών συστημάτων, διατηρώντας τα πλεονεκτήματα και των δύο μεθόδων αντισταθμίζοντας τα μειονεκτήματα. Η έλλειψη νευρο ασαφών συστημάτων εξαγωγής συμπερασμάτων επιλύεται από την δημιουργία της γνώσης ενός προβλήματος από το σύνολο εκπαίδευσης του νευρωνικού συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων ενώ οι πολύπλοκοι και δυσνόητοι κανόνες των νευρωνικών δικτύων παρακάμπτονται μέσω της χρήσης γλωσσικών μεταβλητών με την χρήση των οποίων τα αποτελέσματα εξηγούνται ευκολότερα.

Ένα διάσημο νευρο ασαφές σύστημα είναι το προσαρμοστικό νευρο ασαφές σύστημα (ANFIS) [4] που χρησιμοποιείται για την επίλυση διαφόρων προβλημάτων.

Πρόκειται για προσαρμοστικό ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων τύπου

Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο: Πτυχιακή Εργασία - HOU-CS-UGP-2017- 255



Sugeno. Μπορεί να θεωρηθεί παρόμοιο με το προσαρμοστικό νεύρο ασαφές σε μια μορφή παρόμοια με των νευρωνικών δικτύων στην οποία με την εκπαίδευση του συστήματος με δεδομένα εισόδου/εξόδου ορίζονται οι παράμετροι των ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής-εξαγωγής συμπερασμάτων είτε των προηγούμενων παραμέτρων και των παραμέτρων εξόδου της συνάρτησης εξόδου του Sugeno ασαφούς συστήματος είτε των επόμενων παραμέτρων (p_i , q_i και r_i) που προσαρμόζονται.

Με την εκπαίδευση των παραμέτρων αυτές βελτιστοποιούνται έτσι μπορούν έπειτα να τοποθετηθούν σε δύο σύνολα: προγενέστερες παράμετροι και μεταγενέστερες παράμετροι. Επειδή οι μεταγενέστερες παράμετροι είναι γραμμικές, η γραμμική μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων εφαρμόζεται στη βελτιστοποίηση αυτών των παραμέτρων ενώ ένας αλγόριθμος καθοδικής κλίσης όπως ο αλγόριθμος backpropagation (οπισθοδιάδοσης) του λάθους χρησιμοποιείται στην προηγούμενη βελτιστοποίηση παραμέτρων.

1.4 Νεύρο ασαφές σύστημα

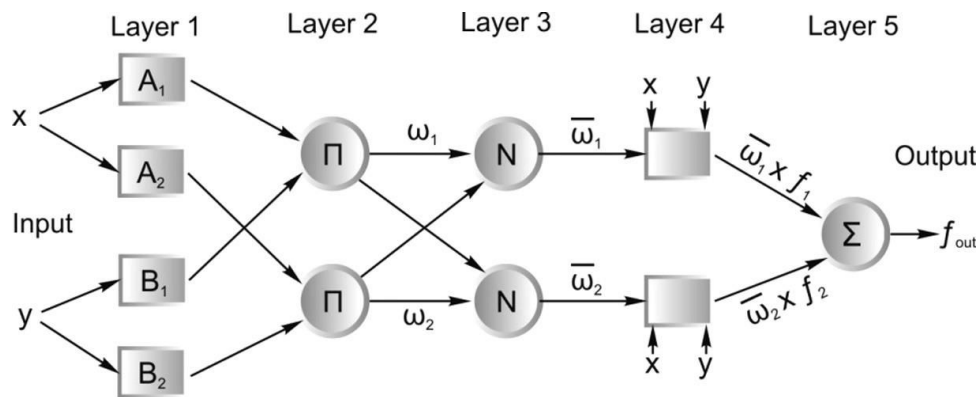
Η εικόνα 3 δείχνει την γενική αρχιτεκτονική του συστήματος ANFIS για ένα ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων με δύο εισόδους x και y και μια έξοδο f_{out} . Βασικά 5 επίπεδα χρησιμοποιούνται για την δημιουργία αυτού του συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων (εικόνα 2.). Κάθε επίπεδο ANFIS αποτελείται από διάφορους κόμβους που περιγράφονται από την συνάρτηση κόμβου. Οι εισοδοί των τρεχόντων επιπέδων προκύπτουν από τους κόμβους των προηγούμενων επιπέδων. Η βάση κανόνων του ANFIS περιλαμβάνει ασαφείς IF-THEN κανόνες τύπου Sugeno. Για ένα πρώτης τάξης ασαφές σύστημα Sugeno εξαγωγής συμπερασμάτων, οι δύο κανόνες μπορούν να τεθούν ως εξής:

Rule 1: IF x is A_1 AND y is B_1 THEN z is $f_1(x,y)$

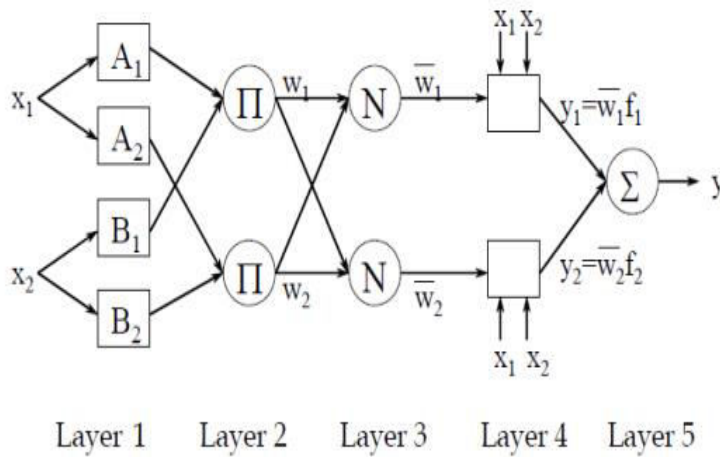
Rule 2: IF x is A_2 AND y is B_2 THEN z is $f_2(x,y)$



Όπου x και y είναι οι είσοδοι του ANFIS, A_i και B_i είναι τα ασαφή σύνολα και $f_i(x,y)$ είναι ένα πρώτης τάξης πολυώνυμο και αντιπροσωπεύει τις εξόδους του πρώτης τάξης ασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων Sugeno. Η αρχιτεκτονική του ANFIS φαίνεται στην εικόνα 3. και η συνάρτηση κόμβων σε κάθε επίπεδο περιγράφεται παρακάτω.



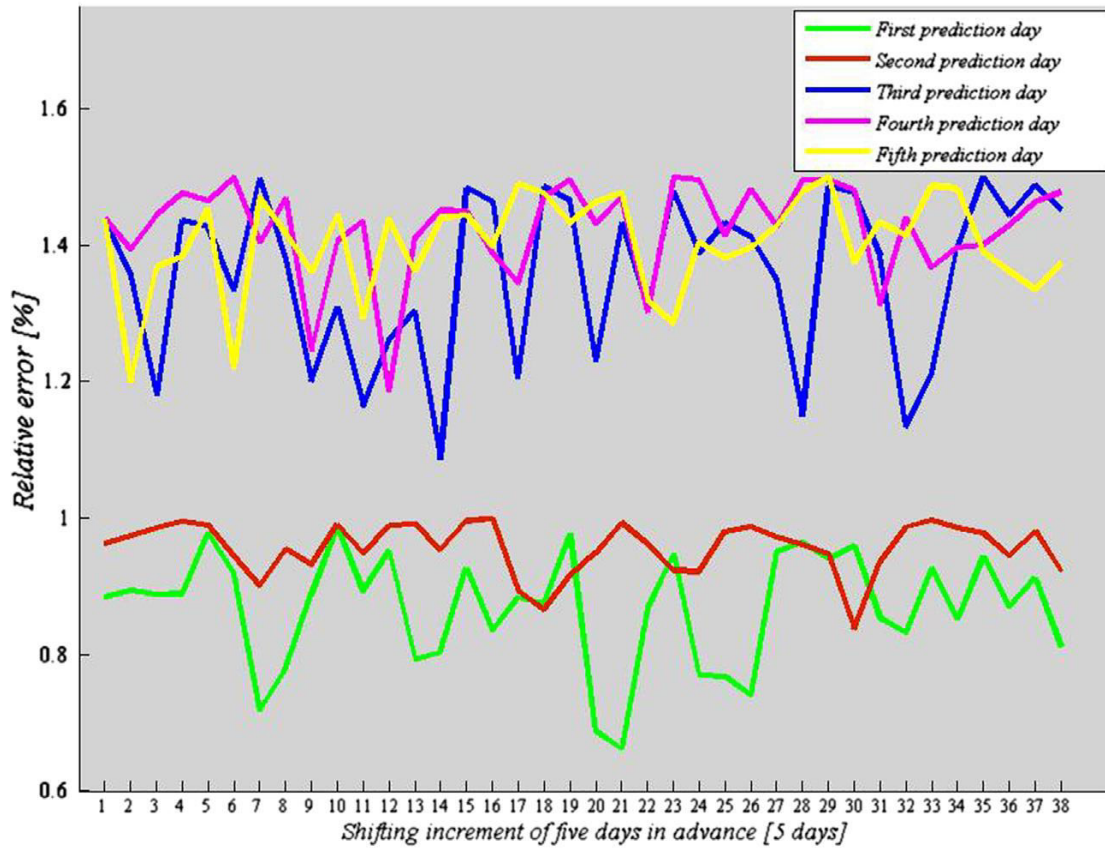
Εικόνα 3: Γενική αρχιτεκτονική του Anfis.



Εικόνα 3: Γενική αρχιτεκτονική του ANFIS.



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων'



Εικόνα 5: Σχετική ροή λάθους για όλες τις πέντε προβλέψιμες ημέρες.

Πίνακας 2: Μέση τιμή σχετικού λάθους ανά ημέρα πρόβλεψης σε ποσοστό

	Πρώτη ημέρα	Δεύτερη ημέρα	Τρίτη ημέρα	Τέταρτη ημέρα	Πέμπτη ημέρα
AvRE	0,8687	0,9563	1.3586	1.4249	1.4027

Προσαρμοστικοί κόμβοι, που απεικονίζονται με τετράγωνο, αντιπροσωπεύουν τα σύνολα των παραμέτρων που βρίσκονται γειτονικά σε αυτούς τους κόμβους, ενώ σταθεροί κόμβοι, που δηλώνονται με κύκλους, αντιπροσωπεύουν τα σύνολα παραμέτρων που είναι σταθεροί στο σύστημα



Επίπεδο 1: Αυτό το επίπεδο περιλαμβάνει προσαρμοστικούς κόμβους με συναρτήσεις κόμβων που περιγράφονται ως εξής

$$Q_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \text{ για } i=1,2$$

$$Q_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \text{ για } i=3,4$$

όπου x και y είναι οι κόμβοι εισόδου, A και B είναι γλωσσικές ταμπέλες, $\mu(x)$ και $\mu(y)$ είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής. Υπάρχουν πολλοί τύποι συναρτήσεων συμμετοχής όπου μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Παρόλα αυτά μια συνάρτηση σχήματος καμπάνας με μέγιστο και ελάχιστο ίσο με το 1 και 0 χρησιμοποιείται, γράφεται ως εξής.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad \text{είτε}$$

$$\mu(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)\right\}$$

Όπου a_i, b_i και c_i είναι το σύνολο παραμέτρων. Οι συναρτήσεις σχήματος καμπάνας διαφοροποιούνται ενόσω οι τιμές αυτών των παραμέτρων μεταβάλλονται.

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας fixed κόμβος, συμβολίζεται με ένα κύκλο. Η συνάρτηση κόμβων θα πρέπει να πολλαπλασιαστεί με σήματα εισόδου ώστε να χρησιμοποιηθεί σαν έξοδος για κάθε κόμβο.

$$Q_{2,i} = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \text{ για } i=1,2 \quad (3)$$

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας fixed κόμβος, που συμβολίζεται με ένα κύκλο και συμβολίζεται με N , με την συνάρτηση κόμβου να κανονικοποιήσει την δύναμη πυρός μέσω του υπολογισμού του λόγου της δύναμης πυρός του i -οστού



κόμβου προς το άθροισμα της δύναμης πυρός όλων των κανόνων $Q_{3,i} = \overline{\omega_i} = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i}$
για $i=1,2$.

$$\text{Η έξοδος } \overline{\omega_i} = \frac{\omega_i}{\sum \omega_i} \quad \text{για } i=1,2 \quad (4)$$

Η έξοδος $\overline{\omega_i}$ αντιπροσωπεύει την κανονικοποιημένη δύναμη πυρός ενός κανόνα.

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος αυτού του επιπέδου είναι ένας προσαρμοστικός κόμβος, συμβολίζεται με ένα τετράγωνο, με συνάρτηση κόμβου

$$Q_{4,i} = \overline{\omega_i} \cdot f_i \quad \text{για } i=1,2 \quad (5)$$

Όπου f_1 και f_2 είναι οι ασαφείς IF-THEN κανόνες όπως παρακάτω:

Rule1 : IF x is A_1 and y is B_1 THEN $f_1 = p_1 \cdot x + q_1 \cdot y + r_1$

Rule2: IF x is A_2 and y is B_2 THEN $f_2 = p_2 \cdot x + q_2 \cdot y + r_2$

Όπου p_i, q_i και r_i είναι το σύνολο παραμέτρων, που αναφέρονται σαν οι επόμενες παράμετροι.

Επίπεδο 5: Αυτό το επίπεδο έχει μόνο ένα σταθερό κόμβο, που συμβολίζεται με κύκλο.

Η συνάρτηση του κόμβου υπολογίζει την συνολική έξοδο μέσω του

$$Q_{5,i} = f_{out} = \sum \overline{\omega_i} \cdot f_i = \text{overall output}$$



Από την κατασκευή του ANFIS που αναφέρεται παραπάνω, η συνολική έξοδος μπορεί να εκφραστεί σαν ένας γραμμικός συνδυασμός από τις επόμενες παραμέτρους.

Δηλαδή η συνολική έξοδος μπορεί να γραφεί σαν

$$f_{out} = \overline{\omega_1} \cdot f_1 + \overline{\omega_2} \cdot f_2 = \frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2} \cdot f_1 + \frac{\omega_2}{\omega_1 + \omega_2} \cdot f_2 =$$

$$((\overline{\omega_1} \cdot x) \cdot p_1 + (\overline{\omega_1} \cdot y) \cdot q_1 + (\overline{\omega_1}) \cdot r_1 + (\overline{\omega_2} \cdot x) \cdot p_2 + (\overline{\omega_2} \cdot y) \cdot q_2 + (\overline{\omega_2}) \cdot r_2) \quad (7)$$



2 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Το πρόβλημα της πρόβλεψης της

Ισοτιμίας Συναλλάγματος

2.1 Βιβλιογραφική Επισκόπηση

Βιβλιογραφική ανασκόπηση της ερευνητικής βιβλιογραφίας που αφορά την πρόβλεψη ισοτιμιών συναλλάγματος με χρήση συνδυασμού Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων.

Το πρόβλημα της εκτίμησης – πρόβλεψης τιμών έχει ιδιαίτερη σημασία στον τομέα της χρηματοοικονομικής τεχνικής και ειδικά το πρόβλημα της πρόβλεψης των τάσεων στις αγορές συναλλάγματος. Η πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών είναι στην πραγματικότητα ένα πολύ δύσκολο έργο, λόγω των πολλών παραγόντων που συσχετίζονται και εμπλέκονται για τον προσδιορισμό της τελικής τιμής του συναλλάγματος. Αυτοί οι παράγοντες μπορούν να είναι οικονομικοί αλλά ακόμα και ψυχολογικοί. Αρκετοί ακαδημαϊκοί ερευνητές και επαγγελματίες επιχειρήσεων έχουν αναπτύξει πολλές μεθόδους πρόβλεψης προσπαθώντας να βρουν ένα αξιόπιστο μοντέλο για τις συναλλαγματικές ισοτιμίες.

Όλες αυτές οι μέθοδοι θα μπορούσαν να χωριστούν δύο ευρείες κατηγορίες σύμφωνα με τους V.S. Kodogiannis και A. Lolis [5]:

- Η θεμελιώδης ανάλυση
- Η τεχνική ανάλυση.

Στην πρώτη περίπτωση έχουμε μια πιο ισχυρή προσέγγιση που εξαρτάται από την ακριβή γνώση των διαφόρων παραγόντων που επηρεάζουν την οικονομία. Το κύριο πρόβλημα με αυτήν την προσέγγιση είναι ότι η γνώση των κανόνων που διέπουν τη συμπεριφορά του συστήματος δεν είναι άμεσα και πάντα διαθέσιμοι.



Η δεύτερη και λιγότερο ισχυρή μέθοδος για την πρόβλεψη βασίζεται στην ανακάλυψη των ισχυρών εμπειρικών στοιχείων που προκύπτουν αναλύοντας μια σειρά από δεδομένα του παρελθόντος δηλαδή την χρονοσειρά των συναλλαγών.

Πολλές τεχνικές έχουν προταθεί με βάση την δεύτερη προσέγγιση την τελευταία δεκαετία για την πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών. Οι παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι πρόβλεψης έχουν στηριχθεί σε γραμμικά μοντέλα όπως η μέθοδος Box-Jenkins εκθετικής εξομάλυνσης και η μέθοδος αυτοπαλινδρόμησης. Τα μειονεκτήματα των γραμμικών μεθόδων, καθώς και η ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης, έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη εναλλακτικών λύσεων που χρησιμοποιούν μη γραμμικές προσεγγίσεις. Δύο βασικές τεχνικές πρόβλεψης που αναπτύσσονται τα τελευταία χρόνια και επιτρέπουν την ανίχνευση και μοντελοποίηση μη γραμμικών στοιχείων είναι τα ασαφή συστήματα και τα νευρωνικά δίκτυα. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αποκτήσει τα τελευταία τουλάχιστον είκοσι χρόνια έντονη δημοσιότητα και εφαρμόζονται σε σειρά χρηματοοικονομικών εφαρμογών. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να προσομοιώσουν θεμελιώδεις και τεχνικές μεθόδους ανάλυσης και χρησιμοποιούνται για πρόβλεψη αρκετών δεικτών της οικονομίας.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί ως μοντέλα για την πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών σε έναν μεγάλο αριθμό προηγούμενων μελετών.

Παράδειγμα αποτελούν ο Haykin Simon [6] που συνδύασε τα νευρωνικά δίκτυα και την λογική των κοντινότερων γειτόνων με γενετικούς αλγορίθμους δίνοντας νευρο ασαφές έμπειρο σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων για πρόβλεψη των τιμών των μετοχών.

Επίσης οι Hu και Tsoukalas [7] εφάρμοσαν τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη του EMS χρηματιστηριακών συναλλαγών, συνδυάζοντας υπό όρους τις προβλέψεις αστάθειας.

Μάλιστα ο Lolis A [8] , στην μεταπτυχιακή του εργασία απέδειξε ότι με προσεκτικό σχεδιασμό ενός δικτύου ανάστροφης διάδοσης (BP) κατά την διαδικασία μάθησης, αυτό αποτελεί ένα πολύ αποτελεσματικό τρόπο εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη τέτοιων χρονοσειρών. Τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από τα



διάφορα νευρωνικά δίκτυα ήταν αρκετά ικανοποιητικά και ξεπέρασαν όλα τα γραμμικά μοντέλα.

Ταυτόχρονα εισήγαγε και την λογική της ασαφούς λογικής στην πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών.

Η ασαφής λογική είναι μια επέκταση ουσιαστικά της κλασσικής Αριστοτελικής λογικής. Στην κλασσική λογική μια πρόταση μπορεί να είναι αληθής ή ψευδής. Στην ασαφή λογική μια πρόταση μπορεί να αληθής αλλά με κάποιο βαθμό αληθείας, και όχι απλά αληθής ή ψευδής.

Δηλαδή στην ασαφή λογική δεν έχουμε απλά ότι κάτι είναι «άσπρο-μαύρο» αλλά «αποχρώσεις του γκρι». Η ιδέα αυτή απετέλεσε επανάσταση στη θεωρία της λογικής, γιατί ξέφυγε από το μοντέλο που κυριαρχούσε εδώ και 2500 χρόνια, δηλαδή το μοντέλο του «0-1», «αληθές-ψευδές» και περάσαμε σε αλήθεια λογικής 0 έως 1 με πιθανότητα δηλαδή να συμβεί αληθές κάτι .

Έτσι αν είχαμε ένα προϊόν Α με μια τιμή, π.χ. 100€ και ένα αντίστοιχο προϊόν Β από μια ανταγωνιστική εταιρία που κάνει 110€, τότε στη κλασσική λογική ορίζεται απλά η πρόταση «Το Α είναι ακριβότερο από το Β» είναι αληθής.

Στην ασαφή λογική όμως ορίζεται ότι η παραπάνω πρόταση είναι αληθής μεν, αλλά με κάποιο βαθμό αληθείας, π.χ. αληθής κατά 20%. Έτσι αν θεωρήσουμε ότι δεν λαμβάνουμε υπ' όψιν μόνο την τιμή του προϊόντος, αλλά και άλλα χαρακτηριστικά τα οποία είναι εγγενώς υποκειμενικά όπως: η ποιότητα, η καλαισθησία, η χρηστικότητα κ.α.

Η κλασσική λογική δεν μπορεί να κωδικοποιήσει τα παραπάνω χαρακτηριστικά γιατί δεν υπάρχει σαφής ποσοτικοποίηση τους. Δηλαδή δεν μπορεί να πει ότι η «ποιότητά» του είναι 5. Η ασαφής όμως λογική μπορεί να κάνει κάτι τέτοιο καθώς χρησιμοποιεί λεκτικές μεταβλητές, οι οποίες διαχωρίζονται στο χώρο ορισμού τους. Έτσι κάποιες φορές δεν έχει σημασία λοιπόν η ακριβής τιμή, αλλά ένας ποιοτικός της χαρακτηρισμός. Έτσι για παράδειγμα στη μεταβλητή «τιμή» η ασαφής λογική



δημιουργεί την λεκτική μεταβλητή την οποία και διαχωρίζει σε κάποιες κατηγορίες, π.χ. στις εξής 5:

«πολύ φτηνό», «φτηνό», «μέτριο», «ακριβό», «πολύ ακριβό».

Αυτό σημαίνει ότι η κατηγορία είναι ένα «ασαφές σύνολο».

Είναι το προϊόν τελικά ακριβό ή φτηνό; Η ασαφής λογική απαντά ότι κατά 30% είναι «κανονικό» και κατά 5% «ακριβό». Η κλασσική λογική δεν μπορεί να δώσει μια τέτοια απάντηση.

Τα ασαφή συστήματα μπορούν να λειτουργούν σε περιβάλλον ασάφειας και αβεβαιότητας και δίνουν αποτελέσματα που έχουν νόημα για τον άνθρωπο. Πλησιάζουν δηλαδή την ανθρώπινη λογική. Η ασαφής λογική είναι ιδανικό εργαλείο για την λήψη αποφάσεων σε περιβάλλον αβεβαιότητας. Χαρακτηριστικό πλεονέκτημα της ασαφούς λογικής είναι ότι μπορεί και λειτουργεί, αλλά και να αναλύει, συστήματα τα οποία είναι αρκετά πολύπλοκα όπως και είναι το συνάλλαγμα.

Ο Ghoshray S. [10] χρησιμοποίησε ένα ασαφές μοντέλο επαναδημιουργίας βασιζόμενο σε ασαφή πολλαπλή ανάλυση παλινδρόμησης για να προβλέψει τις τιμές συναλλάγματος. Χρησιμοποίησε χρονολογικές σειρές τιμών συναλλάγματος πολλών ευρωπαϊκών νομισμάτων έναντι του δολαρίου Αμερικής (US\$). Παρατηρήθηκε ότι όσο αυξάνεται η εμπέδωση (n), η χρονική υστέρηση (t) και το διάστημα των γειτονικών δεδομένων, ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των νομισμάτων αυξάνει και επιβεβαιώνεται η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Οι Chen T. et al. [9] εφάρμοσαν ασαφή λογική για να προβλέψουν την τιμή και τις πωλήσεις στη βιομηχανία των ημιαγωγών. Χρησιμοποίησαν ασαφή παρεμβολή (fuzzy [9] interpolation FI) και ασαφή γραμμική παλινδρόμηση (fuzzy linear regression FLR). Τα αποτελέσματα των προβλέψεων συγκρίνονται με άλλες παραδοσιακές τεχνικές



2.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Σαν Νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων. Στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων, πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού. Στην περίπτωση των τεχνητών νευρώνων, ουσιαστικά πρόκειται για ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα που εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης, όταν στόχος του νευρωνικού δικτύου είναι η επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος.

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες), διασυνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο και προσπαθεί να προσομοιώσει.

Οι *νευρώνες* είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Κάθε τέτοιος κόμβος δέχεται ένα σύνολο αριθμητικών εισόδων από διαφορετικές πηγές (είτε από άλλους νευρώνες, ή από το περιβάλλον), εκτελεί έναν υπολογισμό με βάση αυτές τις εισόδους και παράγει μία έξοδο.

Η εν λόγω έξοδος είτε κατευθύνεται στο περιβάλλον, ή τροφοδοτείται σαν είσοδος σε άλλους νευρώνες του δικτύου.

Τρεις είναι οι τύποι των νευρώνων που υπάρχουν: οι *νευρώνες εισόδου*, οι *νευρώνες εξόδου* και οι *υπολογιστικοί νευρώνες* ή αλλιώς *κρυμμένοι νευρώνες*.

- Οι νευρώνες εισόδου δεν εκτελούν κανέναν υπολογισμό, απλώς μεσολαβούν ανάμεσα στις περιβαλλοντικές εισόδους του δικτύου και στους υπολογιστικούς νευρώνες.

- Οι νευρώνες εξόδου προωθούν στο περιβάλλον τις τελικές αριθμητικές εξόδους του δικτύου.

- Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν κάθε είσοδό τους με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος και υπολογίζουν το ολικό άθροισμα των γινομένων.

Το άθροισμα αυτό τροφοδοτείται σαν όρισμα στη *συνάρτηση ενεργοποίησης*, την οποία κάθε κόμβος υλοποιεί εσωτερικά. Η τιμή που παίρνει η συνάρτηση για το εν λόγω όρισμα είναι και η έξοδος του νευρώνα για τις τρέχουσες εισόδους και βάρη.



Το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι η εγγενής ικανότητα μάθησης. Σαν μάθηση μπορεί να οριστεί η σταδιακή βελτίωση της ικανότητας του δικτύου να επιλύει κάποιο πρόβλημα, για παράδειγμα η σταδιακή προσέγγιση μίας συνάρτησης.

Η μάθηση επιτυγχάνεται μέσω της εκπαίδευσης, μίας επαναληπτικής διαδικασίας σταδιακής προσαρμογής των παραμέτρων του δικτύου (συνήθως των βαρών και της πόλωσής του) σε τιμές τέτοιες ώστε να επιλύεται με αρκετή επιτυχία το πρόβλημα προς εξέταση. Αφού ένα δίκτυο εκπαιδευτεί, οι παράμετροί του πολλές φορές «παγώνουν» στις κατάλληλες τιμές και από εκεί και μετά είναι σε λειτουργική κατάσταση.

Το ζητούμενο είναι το λειτουργικό δίκτυο να χαρακτηρίζεται από μία ικανότητα γενίκευσης: αυτό σημαίνει ότι δίνει ορθές εξόδους για εισόδους καινοφανείς και διαφορετικές από αυτές που εκπαιδεύτηκε.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι βηματική (step transfer function), γραμμική (linear transfer function), μη γραμμική (non-linear transfer function), στοχαστική (stochastic transfer function).

Η βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

ή οποιαδήποτε άλλη βηματική συνάρτηση.

Η βηματική συνάρτηση δεν θεωρείται χρήσιμη ως συνάρτηση ενεργοποίησης στα Νευρωνικά Δίκτυα, καθώς σύμφωνα με τον απειροστικό λογισμό έχει το βασικό μειονέκτημα ότι η παράγωγός της απειρίζεται. Έτσι προέκυψε η ανάγκη συναρτήσεων ενεργοποίησης που η γραφική τους παράσταση να μοιάζει με τη βηματική, αλλά ταυτόχρονα να είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες σε όλο το πεδίο ορισμού τους.

Τέτοια συνάρτηση είναι και η σιγμοειδής.

Η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι:



$$\phi(x) = x$$

ή οποιαδήποτε άλλη γραμμική συνάρτηση.

Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως στα νευρωνικά δίκτυα καλείται σιγμοειδής συνάρτηση. Οι τυπικές σιγμοειδείς είναι δύο:

Λογιστική σιγμοειδής:

$$\phi(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$

Υπερβολική εφαπτομένη:

$$\phi(x) = \tanh x$$

Τα τελευταία χρόνια έχει υπάρξει μία έκρηξη ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα καθώς εφαρμόζονται με μεγάλη επιτυχία σε ένα ασυνήθιστα μεγάλο φάσμα τομέων της επιστήμης και της τεχνολογίας, όπως τα χρηματοοικονομικά, η ιατρική, η επιστήμη μηχανικού, η γεωλογία, η φυσική, η ρομποτική, η επεξεργασία σήματος κτλ. Στην πραγματικότητα, τα νευρωνικά δίκτυα εισάγονται οπουδήποτε τίθεται θέμα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου. Η σαρωτική αυτή επιτυχία, μπορεί να αποδοθεί σε δύο βασικά στοιχεία: την ισχύ και την ευχρηστία.

Ισχύς: Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ εξελιγμένες τεχνικές μη γραμμικής μοντελοποίησης, ικανές να μοντελοποιήσουν εξαιρετικά πολύπλοκες λειτουργίες. Η γραμμική μοντελοποίηση υπήρξε ευρέως διαδεδομένη για πολύ καιρό, δεδομένου ότι στα γραμμικά μοντέλα εφαρμόζονται πολύ γνωστές στρατηγικές βελτιστοποίησης. Στις συνήθειες, όμως, περιπτώσεις όπου η γραμμική προσέγγιση δεν ήταν έγκυρη, τα μοντέλα αυτά αποτύγχαναν αναλόγως. Τα νευρωνικά δίκτυα βέβαια, αν και επιτρέπουν τη μη γραμμικότητα μέσω χρήσης μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, μεταθέτουν με τη σειρά τους το πρόβλημα στο ζήτημα της διάστασης (του πλήθους των



διαφορετικών εισόδων και εξόδων), το οποίο αποτελεί αγκάθι στις προσπάθειες μοντελοποίησης μη γραμμικών συναρτήσεων με μεγάλο αριθμό μεταβλητών.

Ευχρηστία: Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται με παραδείγματα. Ο χρήστης συγκεντρώνει αντιπροσωπευτικά δεδομένα και στη συνέχεια, καθώς τα τροφοδοτεί συστηματικά στο δίκτυο μέσω των κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης, το δίκτυο «αντιλαμβάνεται» αυτομάτως τη δομή των δεδομένων και η «γνώση» αυτή εκφράζεται ως κατάλληλες επιλογές συναπτικών βαρών. Επομένως το τελικό αποτέλεσμα της εκπαίδευσης με ένα συγκεκριμένο σύνολο παραδειγμάτων είναι ο προσδιορισμός των κατάλληλων βαρών του δικτύου. Ο χρήστης χρειάζεται να έχει κάποιες ουσιαστικές γνώσεις σχετικά με τον τρόπο επιλογής και προετοιμασίας των δεδομένων, τον τρόπο εκλογής του κατάλληλου νευρωνικού δικτύου και στο πώς θα ερμηνευτούν τα αποτελέσματα. Παρά ταύτα, το επίπεδο των γνώσεων του χρήστη που απαιτούνται για μια επιτυχημένη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων, είναι πολύ χαμηλότερο συγκριτικά με κάποια περίπτωση που θα χρησιμοποιούνταν ορισμένες πιο παραδοσιακές, μη γραμμικές στατιστικές μέθοδοι.

Η ασαφής λογική και τα νευρωνικά δίκτυα έχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα όπως άλλωστε κάθε υπάρχουσα και μη τεχνική ανάλυσης. Αναλόγως τις περιπτώσεις που θα εφαρμοστούν, μπορεί να δώσουν εκπληκτικά αποτελέσματα ή απλά μπορεί να αποτύχουν. Συνδυασμός των δύο μπορεί να περιέχει όλα τα πλεονεκτήματα περιορίζοντας ταυτόχρονα τα όποια μειονεκτήματα.

2.3 Προτεινόμενο Μοντέλο Υλοποίησης

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια πολύ ελκυστική μέθοδο αναγνώρισης προτύπων, αλλά δεν προσφέρονται για την εξήγηση της διαδικασίας λήψης της απόφασης. Μπορούν να θεωρηθούν ως μαύρο κουτί (black box), όπου η εξαγωγή γνώσης από το εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά δύσκολη. Όπως είναι φυσικό, θα ήταν επιθυμητό να υπήρχε πρόσβαση στο συλλογιστικό μηχανισμό των νευρωνικών δικτύων, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα ευκολότερης διαχείρισης και κατασκευής τους. Από την άλλη πλευρά, η επιβολή εξωτερικής γνώσης στο σώμα ενός νευρωνικού δικτύου αναφορικά με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολη.



Ένα ακόμα μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι γενικά δεν είναι γνωστή η ακριβής μορφή της αρχιτεκτονικής του δικτύου και, συνεπώς, η δομή του καθορίζεται μόνο μέσω πειραματικών διαδικασιών.

Η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ακρίβεια της πληροφορίας. Στις περιπτώσεις, όμως, που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται.

Επίσης, διάφορα ζητήματα εμφανίζουν δυσκολίες, όπως ο ακριβής διαμερισμός του χώρου εισόδων και εξόδων ενός προβλήματος σε ασαφή σύνολα, οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και ο ακριβής αριθμός των ασαφών κανόνων, που έχουν ως αποτέλεσμα τον περιορισμό της σημαντικής ισχύος που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική. Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα μπορούν να θεωρηθούν ως ισοδύναμες μέθοδοι, όσον αφορά τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων.

Όλοι οι παραπάνω λόγοι οδήγησαν στη γένεση νέων συνδυασμών των μεθόδων αυτών με κύριο στόχο την εξουδετέρωση όλων των παραπάνω μειονεκτημάτων. Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης (hybrid computational intelligent systems) περιλαμβάνουν μια σύνθεση των δύο παραπάνω μεθόδων.

Προτείνουμε την ανάπτυξη ενός μοντέλου προσαρμοστικού δικτύου (adaptive network), το οποίο είναι παρόμοιο με τα νευρωνικά δίκτυα το οποίο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους. Το δίκτυο αυτό είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο.

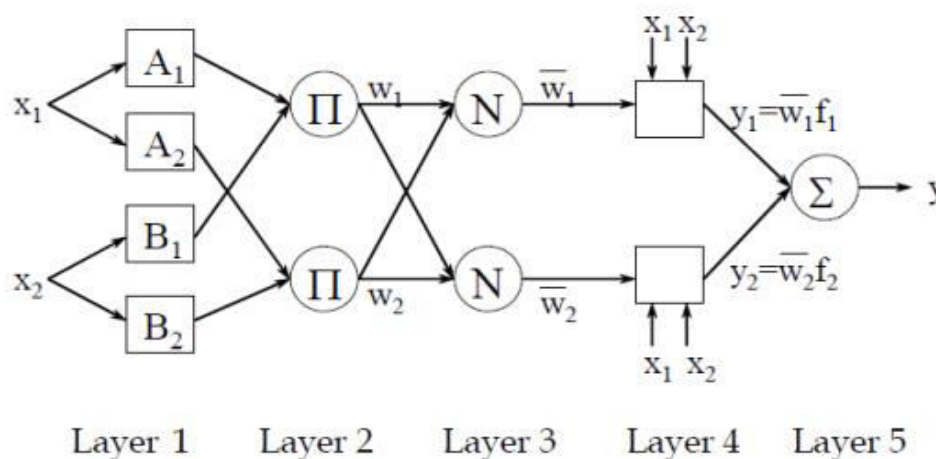
Οι κόμβοι θα συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων όπου μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, δηλαδή το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο, και ο κανόνας



μάθησης προσδιορίζει πώς αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος.

Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει.

Ένα παράδειγμα είναι το παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 6: Γενική αρχιτεκτονική του ANFIS.

Στο παραπάνω σχήμα οι διαφορετικές ικανότητες προσαρμοστικότητας φαίνονται τόσο σαν κυκλικοί όσο και τετράγωνοι κόμβοι. Ένας τετράγωνος κόμβος περιλαμβάνει παραμέτρους, ενώ ο κυκλικός κόμβος δεν έχει καμία παράμετρο. Το σύνολο των παραμέτρων ενός προσαρμοστικού δικτύου τελικά θα είναι η ένωση των συνόλων των παραμέτρων του κάθε ενός προσαρμοστικού κόμβου. Οι παράμετροι αυτοί ενημερώνονται κατάλληλα, σύμφωνα με τα δοσμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μία βασισμένη σε βαθμωτή διαδικασία μάθησης, προκειμένου να επιτευχθεί μία επιθυμητή αντιστοίχιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Σαν παράμετροι μπορεί να είναι στοιχεία όπως ο γενικός δείκτης του χρηματιστηρίου, το ΑΕΠ της χώρας του κάθε νομίσματος κ.α. καθώς και η ίδια η χρονοσειρά συναλλάγματος (π.χ. μέσος όρος τελευταίων τριών ετών οι προηγούμενες



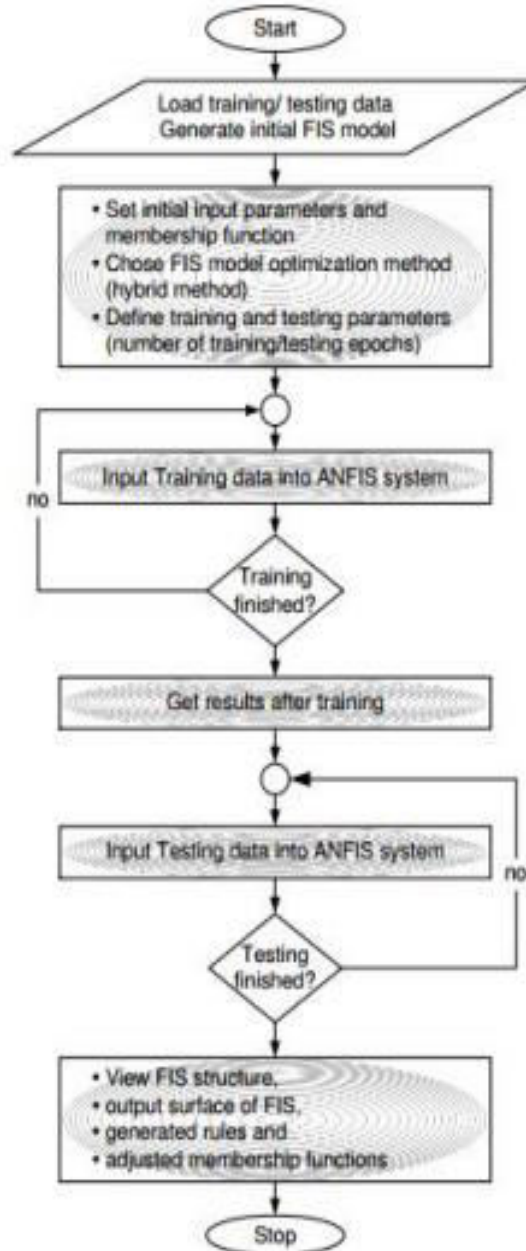
τιμές). Έτσι μπορούμε να ορίσουμε σειρά από παραμέτρους και τελικά να μελετηθεί η ανάπτυξη ενός τέτοιου μοντέλου και τα αποτελέσματα του.

Το μοντέλο μας ουσιαστικά είναι μία συστηματοποιημένη προσπάθεια παραγωγής κανόνων της μορφής "εάν - τότε" από ζευγάρια εισόδου-εξόδου όπως βασισμένο στο μοντέλο ANFIS.

Η γενική διαδικασία εκπαίδευσης ενός μοντέλου ANFIS μέσω του οποίου παράγονται αποτελέσματα πρόβλεψης φαίνεται παρακάτω και όπως βλέπουμε το μοντέλο αποκτά ένα σύνολο δεδομένων (ζευγάρια εισερχόμενων-εξερχόμενων δεδομένων) και τα χωρίζει σε σύνολα δεδομένων για εκπαίδευση και έλεγχο.



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων'



Εικόνα 7: Διάγραμμα Ροής της μεθόδου πρόβλεψης ενός μοντέλου σύμφωνα και με το ANFIS (Cus et.al, 2009)



Τα δεδομένα εκπαίδευσης διαμορφώνουν ένα σύνολο διανυσμάτων δεδομένων, εισόδου και εξόδου και τελικά η πληροφορία αυτή κανονικοποιείται ώστε να γίνει κατάλληλη σε μορφή για την αντίστοιχη διαδικασία της εκπαίδευσης.

Για να γίνει αυτό πρέπει να προσδιοριστεί κάθε όρος με μία αξία μεταξύ των τιμών 0 και 1 χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Max Min όπως και στο ANFIS. Μετά την κανονικοποίηση τα δεδομένα χρησιμοποιούνται ως τιμές εισόδου και εξόδου για να εκπαιδεύσουν το μοντέλο. Έτσι δημιουργούνται δύο διανύσματα για την εκπαίδευση, το διάνυσμα εισόδου και το διάνυσμα εξόδου.

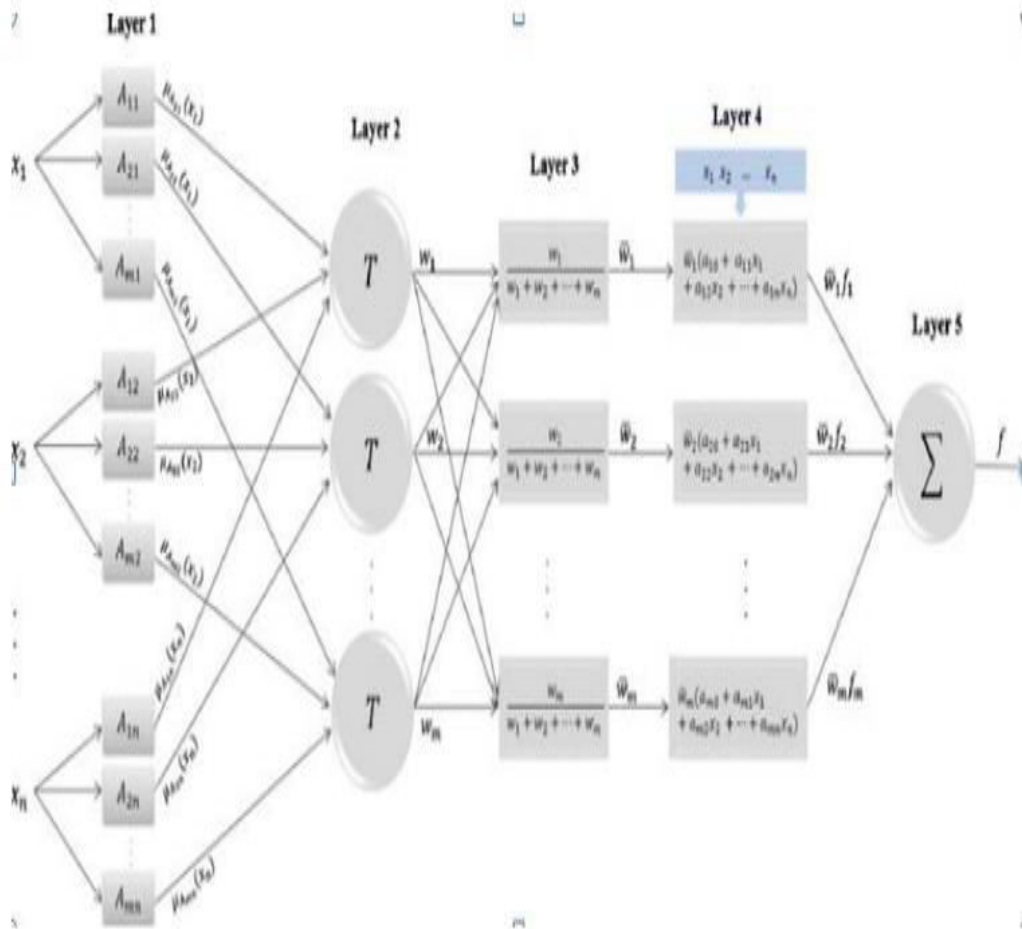
Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για να βρουν τις εισαγωγικές αρχικές παραμέτρους στις συναρτήσεις που θα συμμετέχουν στο μοντέλο μας ενώ οι προκύπτουσες παράμετροι υπολογίζονται συνήθως με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων ή αντίστοιχες παρόμοιες στατιστικές μεθόδους.

Έπειτα υπολογίζεται το σφάλμα για κάθε ζεύγος δεδομένων. Έτσι αν το σφάλμα είναι μεγαλύτερο από μία συγκεκριμένη τιμή που έχει θέσει ο ερευνητής, οι εισαγωγικές αρχικές παράμετροι ενημερώνονται μέσω της χρήσης της μεθόδου βαθμωτής καθόδου (gradient decent method).

Η διαδικασία τερματίζεται όταν το σφάλμα γίνει μικρότερο από την καθορισμένη τιμή. Τα βήματα εκπαίδευσης που αναπαριστώνται στο επόμενο σχήμα, θα εξεταστούν αναλυτικά σε ακόλουθη ενότητα.

Η βασική αρχιτεκτονική του μοντέλου είναι η παρακάτω

Όπως και στο ANFIS υπάρχουν 5 επίπεδα όπως στη παρακάτω εικόνα 8. που αποτελεί το βασικό πρότυπο στο ANFIS [11].



Εικόνα 8: Προτεινόμενο μοντέλο πολυεπίπεδου δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης

Επίπεδο 1:

Στο επίπεδο αυτό κάθε κόμβος i είναι ένας προσαρμοστικός (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου :



$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad \text{for } i = 1, 2, \text{ or} \\ O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad \text{for } i = 3, 4,$$

όπου x (ή y) – η είσοδος στον κόμβο και A_i (or B_{i-2})

- η γλωσσική μεταβλητή (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου.

Έτσι το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του

$A=A_1, A_2, B_1$ ή B_2

και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A .

Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το A μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής όπως η καμπανοειδής αλλά και άλλες συναρτήσεις.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως αρχικές παράμετροι.

Επίπεδο 2

Στο επίπεδο 2 ο κάθε κόμβος είναι ένας σταθερός κόμβος του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων

Κάθε κόμβος-έξοδος αντιπροσωπεύει το βαθμό ενεργοποίησης ενός κανόνα (firing strength). Γενικά, οποιοσδήποτε άλλες T που σημαίνουν τον ασαφή τελεστή AND μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν συνάρτηση κόμβων σε αυτό το επίπεδο.

Οι πράξεις στο επίπεδο αυτό είναι



$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2) \quad (\text{for } i=1,2)$$

Επίπεδο 3:

Στο επίπεδο 3 γίνεται η κανονικοποίηση των βαθμών ενεργοποίησης. Δηλαδή κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N. Στο επίπεδο αυτό ο i-ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο του βαθμού ενεργοποίησης του i-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (\text{for } i=1,2)$$

Επίπεδο 4

Στο επίπεδο 4 γίνεται η αξιολόγηση του δεξιού μέρους των πολυωνύμων. Δηλαδή κάθε κόμβος i στο επίπεδο 4 είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου όπως η παρακάτω:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$$

όπου \bar{w}_i είναι ο κανονικοποιημένος βαθμός ενεργοποίησης από το επίπεδο 3 $\{p_i, q_i, r_i\}$, και το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται συνήθως σαν επακόλουθοι.

Επίπεδο 5

Το επίπεδο αυτό έχει ένα μοναδικός κόμβο που είναι και σταθερός. Ο κόμβος αυτός που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων

Το αποτέλεσμα τελικά υπολογίζεται με βάση το παρακάτω:

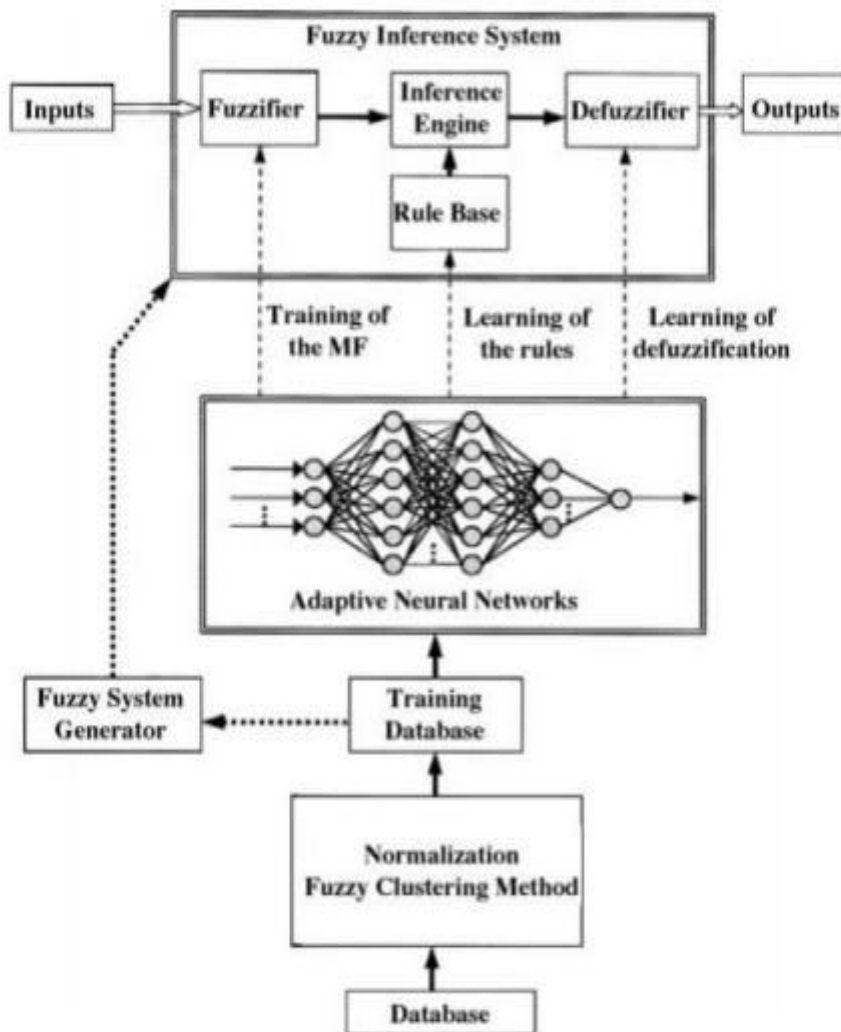
Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο: Πτυχιακή Εργασία - HOU-CS-UGP-2017- 255



$$O_{s,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2) \\ &= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \end{aligned}$$

Μια σχηματική αρχιτεκτονική του νευρο-ασαφούς μοντέλου και της σειράς βημάτων που ακολουθείται παρουσιάζεται στο παρακάτω γράφημα [10]:





Εικόνα 9: Αρχιτεκτονική του προτεινόμενου μοντέλου υλοποίησης

Όπως βλέπουμε αποτελείται από πέντε κύρια συστατικά: τα εισερχόμενα δεδομένα, τα αποτελέσματα που προκύπτουν, τον προ-επεξεργαστή, μία γεννήτρια ασαφούς συστήματος, ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού, και ένα προσαρμοστικό νευρωνικό δίκτυο.

Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου επιλέγονται από τις μεταβλητές που περιγράφουν το σύστημα ενώ μία βάση δεδομένων που περιέχει την πληροφορία για τη λειτουργία/απόδοση του συστήματος, είναι ένα προαπαιτούμενο για την ανάπτυξη του μοντέλου.

Η επαρκής και ακριβής πληροφορία της βάσης δεδομένων καθορίζει την ποιότητα της εκπαίδευσης της.



3 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3:

3.1 Δεδομένα

Για να ελεγχουμε τον κώδικα μας πήραμε τα δεδομένα μας από την σελίδα [14]

<http://cambi.bancaditalia.it/cambi/cambi.do?lingua=en&to=cambiSSGForm>



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστορικών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων'



DAILY FOREIGN EXCHANGE RATES - TIME SERIES

Date from	Date to
01/01/2015 <small>(dd/mm/yyyy)</small>	09/03/2017 <small>(dd/mm/yyyy)</small>
Currency	
Euro	
Expressed in	
Dollar	
<input type="button" value="Submit"/> <input type="button" value="Reset"/>	

The exchange rate against lire is available from 1918, the exchange rate against US dollar from 1955, the exchange rate against euro-from 1999.

Εικόνα 10: Η σελίδα αυτή δίνει τις τιμές ανταλλαγής συναλλάγματος από την τράπεζα της Ιταλίας (BANCA D' ITALIA) διαλέγοντας το διάστημα που επιθυμούμε και τα νομίσματα που ανταλλάσσονται.

Έτσι πήραμε αρχικά μια σειρά συναλλάγματος από EURO σε Δολάρια επιλέγοντας από 1/1/2015 έως 9/3/2017.



3.2 Το Matlab

Το MATLAB (matrix laboratory) είναι ένα περιβάλλον αριθμητικής υπολογιστικής και μια προγραμματιστική γλώσσα τέταρτης γενιάς. Αποθηκεύει και κάνει τις πράξεις με βάση την άλγεβρα μητρών. Η τρέχουσα έκδοσή του είναι η R2015a η οποία κυκλοφόρησε τον Μάρτιο του 2015. [13]

Χρησιμοποιείται κατά κύριο λόγο για την επίλυση μαθηματικών προβλημάτων, ωστόσο είναι πολύ "ισχυρό" και μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για προγραμματισμό καθώς περιέχει εντολές από την C++ όπως την while, την switch και την if. Στον τομέα των γραφικών όσον αφορά τον μαθηματικό κλάδο μπορεί να υλοποιήσει συναρτήσεις πραγματικές, μιγαδικές, πεπλεγμένες συναρτήσεις δύο μεταβλητών και άλλες. Όσον αφορά τον στατιστικό κλάδο μπορεί να υλοποιήσει ιστογράμματα, τομεογράμματα, ραβδοδιαγράμματα, εμβοδογράμματα και άλλα.[13]

Το Matlab υποστηρίζει και μια γλώσσα script. Ενώ άλλες γλώσσες προγραμματισμού συνήθως λειτουργούν με αριθμούς, ένα κάθε φορά, το MATLAB λειτουργεί με ολόκληρους πίνακες και συστοιχίες (vectors). Η γλώσσα του Matlab περιλαμβάνει βασικές λειτουργίες, όπως η δημιουργία και χρήση μεταβλητών, εκτυπώσεις, ευρετήρια, αριθμητικές πράξεις, τύπους δεδομένων, κλάσεις κ.α.

Αποτελεί μια από τις πιο δυναμικές και εύχρηστες γλώσσες στο χώρο των μαθηματικών προγραμμάτων και ειδικά στην αριθμητική ανάλυση και γραμμική άλγεβρα.

Η επιλογή του λογισμικού Matlab για την περίπτωση μας είναι ότι δίνει αρκετές εντολές έτοιμες για τον ANFIS.

3.3 Υλοποίηση

Η βάση για την υλοποίηση είναι οι εντολές

genfis1, genfis2, genfis3 που υλοποιούν μοντέλα ασαφούς λογικής.

Πιο συγκεκριμένα η genfis1 [15] δημιουργεί μια δομή FIS Sugeno τύπου που χρησιμοποιούνται ως αρχικές συνθήκες (αρχικοποίηση των παραμέτρων λειτουργίας των μελών) για ANFIS εκπαίδευση.

Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο: Πτυχιακή Εργασία - HOU-CS-UGP-2017- 255



Τα δεδομένα για το $\text{genfis1}(X)$ δίνουν μια ενιαία έξοδο Sugeno τύπου συστήματος ασαφούς συμπερασμού χρησιμοποιώντας ένα διαμέρισμα πλέγματος στα δεδομένα.

Η $\text{genfis1}(X, \text{numMFs}, \text{inmftype}, \text{outmftype})$ δημιουργεί μια δομή FIS από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, τα δεδομένα, με τον αριθμό και το είδος των λειτουργιών των μελών εισαγωγής και τον τύπο των συναρτήσεων συμμετοχής εξόδου που καθορίζονται ρητά.

Το numMFs είναι ένα διάνυσμα του οποίου οι συντεταγμένες καθορίζουν τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής που σχετίζονται με κάθε είσοδο. Αν πρέπει ο ίδιος αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής να συνδέεται με κάθε είσοδο, καθορίζουμε και το numMFs ως ενιαίο αριθμό.

inmftype είναι μια σειρά χαρακτήρων στο οποίο κάθε γραμμή προσδιορίζει τον τύπο της λειτουργίας των μελών που συνδέονται με κάθε είσοδο. Αυτό μπορεί να είναι ένας φορέας χαρακτήρας αν ο τύπος των λειτουργιών των μελών που συνδέονται με την κάθε είσοδο είναι το ίδιο.

Η outmftype είναι ένα διάνυσμα που καθορίζει τον τύπο λειτουργίας των μελών που συνδέονται με την έξοδο. Μπορεί να υπάρχει μόνο μία έξοδος, διότι αυτό είναι ένα σύστημα τύπου Sugeno.

Η συνάρτηση genfis2 παράγει τον πίνακα ενός FIS (Fuzzy Inference System), δημιουργεί δηλαδή το ασαφές σύστημα που μοντελοποιεί ένα σετ δεδομένων. Δηλαδή δημιουργεί κι αυτή ασαφείς κανόνες του FIS. Η genfis2 χρησιμοποιεί μία μέθοδο ομαδοποίησης δεδομένων, τη Subtractive Clustering (SC), και μία μέθοδο βελτιστοποίησης, τη Linear Least Squares Estimation (LLSE). Με βάση τις οδηγίες από το Mathworks η SC καθορίζει τον αριθμό των κανόνων και τις συναρτήσεις συμμετοχής του τμήματος υπόθεσης και η LLSE καθορίζει το βέλτιστο τμήμα απόδοσης κάθε κανόνα, ως προς τις τιμές παραμέτρων του τμήματος υπόθεσης κανόνων που έχουμε αρχικά και δεν είναι βέλτιστες.

Ομοίως και η genfis3 λειτουργεί με παρόμοιο τρόπο, που ανήκει κι αυτή στο πακέτο Fuzzy Logic Toolbox του MATLAB. Η genfis3 προσπαθεί να παράξει ένα σύνολο



κανόνων με τους οποίους να προσεγγίσει την επιθυμητή συμπεριφορά των δεδομένων. Η διαδικασία εξαγωγής κανόνων χρησιμοποιεί ομαδοποίηση ασαφούς C-μέσου (Fuzzy C-mean clustering) στο διάνυσμα των δεδομένων για να προσδιορίσει τους κανόνες και τις συναρτήσεις συμμετοχής.

Και στις 3 περιπτώσεις το σύστημα χρησιμοποιείται ως βάση για την κατασκευή ενός συστήματος ασαφούς συμπερασμού βασισμένο σε προσαρμοστικό δίκτυο (ANFIS) με την βοήθεια της συνάρτησης `anfis` του MATLAB.

Το σύστημα αυτό εκπαιδεύεται με το σετ εκπαίδευσης. Τέλος, η ορθότητα του συστήματος ελέγχεται με το σετ ελέγχου.

3.4 Κώδικας

Ο κώδικας της εφαρμογής μας είναι ο παρακάτω

MAIN.m

```
clc;
clear;
close all;

%% pairnومه ta dedomena
x = load('data.txt');

%% orizoume 5 diaforetikes seires se sxesi me to delay (diladi ana 1,2,3,4,5)
% meres
D = [1 2 3 4 5];
[Xinp, Xtarg] = TakeDelay(x, D);
Xinp = Xinp';
Xtarg = Xtarg';

N_points = size(Xinp,1);
```



```
%anakatevoume ta dedomena
```

```
Stoixeia = 1:N_points;
```

```
%orismos tou training set
```

```
percTrain=0.75; %pososto xronoseiras gia training
```

```
nT=round(percTrain*N_points); %stoixeia gia training
```

```
TI=Stoixeia(1:nT); %oi seires gia training
```

```
TX=Xinp(TI,:); %i seira gia training
```

```
TXNext=Xtarg(TI,:); %i epomeni gia to training
```

```
%to set tou test
```

```
percTest=1-percTrain; %pososto test stoixeiwn
```

```
nTestData=N_points-nT; %ta ypoloipa stoixeia
```

```
TestI=Stoixeia(nT+1:end);
```

```
TestX=Xinp(TestI,:);
```

```
TestXNext=Xtarg(TestI,:);
```

```
%% orizoume tis epiloges gia tin ektelesi
```

```
%emfanizoume ena parathiro pou epilegoume poio montelo tha xrisimopoisoume
```

```
%me vasi tis entoles genfis1, genfis2, genfis3 tou ANFIS montelou
```

```
%apo tis entoles tou matlab
```

```
O{1}='Grid Partitioning Model (genfis1)';
```

```
O{2}='Sub Track Clustering Model (genfis2)';
```

```
O{3}='FCM Model (genfis3)';
```

```
%epiloegoume apantisi apo to parakatw parathiro
```



```
A=questdlg('Select Approach:','Select GENFIS Command',O{1},O{2},O{3}, O{3});
```

```
%perimenoume
```

```
pause(0.02);
```

```
%analoga me tin epilogi mas ekteloume ti analogo parathiro
```

```
%pou tha ekteleseis to antistixo montelo
```

```
switch A
```

```
case O{1}
```

```
    %dinoume tis parametrous gia tin proti periptosi
```

```
    Prompt={'Number of MFs','Input MF Type','Output MF Type:'};
```

```
    Title='Enter genfis1 parameters';
```

```
    DefaultValues={'2', 'gaussmf', 'linear'};
```

```
    PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
```

```
    pause(0.01);
```

```
    nMFs=str2num(PARAMS{1});
```

```
    InputMF=PARAMS{2};
```

```
    OutputMF=PARAMS{3};
```

```
    fis=genfis1([TX TXNext],nMFs,InputMF,OutputMF);
```

```
case O{2}
```

```
    %dinoume tis parametrous gia tin defteri periptosi
```

```
    Prompt={'Influence Radius:'};
```

```
    Title='Enter genfis2 parameters';
```

```
    DefaultValues={'0.55'};
```

```
    PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
```

```
    pause(0.01);
```



```
Radius=str2num(PARAMS{1}); %#ok

fis=genfis2(TX, TXNext, Radius);

case O{3}
    %dinoume tis parametrous gia tin triti periptosi
    Prompt={'Number fo Clusters:',...
            'Partition Matrix Exponent:',...
            'Maximum Number of Iterations:',...
            'Minimum Improvemnet:'};
    Title='Enter genfis3 parameters';
    DefaultValues={'10', '2', '100', '1e-5'};

    PARAMS=inputdlg(Prompt, Title, 1, DefaultValues);
    pause(0.01);

    nCluster=str2num(PARAMS{1});
    Exponent=str2num(PARAMS{2});
    MaxIt=str2num(PARAMS{3});
    MinImprovment=str2num(PARAMS{4});
    DisplayInfo=1;
    FCMOptions=[Exponent MaxIt MinImprovment DisplayInfo];

    fis=genfis3(TX, TXNext, 'sugeno', nCluster, FCMOptions);
end

%% εκπαidefsi tou AMFIS

Prompt={'Maximum Number of Epochs:',...
```




```
'Error Goal:',...
'Initial Step Size:',...
'Step Size Decrease Rate:',...
'Step Size Increase Rate:}';
Title='Enter genfis3 parameters';
DefaultValues={'100', '0', '0.01', '0.9', '1.1'};

PARAMS=inputdlg(Prompt,Title,1,DefaultValues);
pause(0.01);

MaxEpoch=str2num(PARAMS{1});
ErrorGoal=str2num(PARAMS{2});
InitialStepSize=str2num(PARAMS{3});
StepSizeDecreaseRate=str2num(PARAMS{4});
StepSizeIncreaseRate=str2num(PARAMS{5});
TrainOptions=[MaxEpoch ...
              ErrorGoal ...
              InitialStepSize ...
              StepSizeDecreaseRate ...
              StepSizeIncreaseRate];

DisplayInfo=true;
DisplayError=true;
DisplayStepSize=true;
DisplayFinalResult=true;
DisplayOptions=[DisplayInfo ...
               DisplayError ...
               DisplayStepSize ...
               DisplayFinalResult];

OptimizationMethod=1;
```



```
% 0: Backpropagation
% 1: Hybrid

fis=anfis([TX TXNext],fis,TrainOptions,DisplayOptions,[],OptimizationMethod);

%% efarmogi sto testing

Outputs=evalfis(Xinp,fis);
TrainOutputs=Outputs(TI,:);
TestOutputs=Outputs(TestI,:);

%% ypologismos sfalmatwn

TrainErrors=TXNext-TrainOutputs;
TrainMSE=mean(TrainErrors.^2);
TrainRMSE=sqrt(TrainMSE);
TrainErrorMean=mean(TrainErrors);
TrainErrorSTD=std(TrainErrors);

TestErrors=TestXNext-TestOutputs;
TestMSE=mean(TestErrors.^2);
TestRMSE=sqrt(TestMSE);
TestErrorMean=mean(TestErrors);
TestErrorSTD=std(TestErrors);

%% apotelesmata

figure;
PlotResults(TXNext,TrainOutputs,'Train Data');
```



```
figure;  
PlotResults(TestXNext,TestOutputs,'Test Data');  
  
figure;  
PlotResults(Xtarg,Outputs,'All Data');  
  
if ~isempty(which('plotregression'))  
    figure;  
    plotregression(TXNext, TrainOutputs, 'Train Data', ...  
        TestXNext, TestOutputs, 'Test Data', ...  
        Xtarg, Outputs, 'All Data');  
    set(gcf,'Toolbar','figure');  
end
```

TAKEDELAY.m

```
function [X, Y] = TakeDelay(x, Delays)  
  
T = size(x,2);  
  
MxDl = max(Delays);  
  
Rng = MxDl+1:T;
```



```
X= [];  
for d = Delays  
    X=[X; x(:,Rng-d)];  
end  
  
Y = x(:,Rng);  
  
end
```

PLOTRESULTS.m

```
function PlotResults(X, Y, Name)
```

```
%ypologismos sfalmatwn
```

```
err=X-Y;
```

```
MSE=mean(err.^2);
```

```
RMSE=sqrt(MSE);
```

```
err_mean=mean(err);
```

```
err_std=std(err);
```

```
subplot(2,2,[1 2]);
```

```
plot(X,'k');
```

```
hold on;
```

```
plot(Y,'r');
```

```
legend('Target','Output');
```

```
title(Name);
```

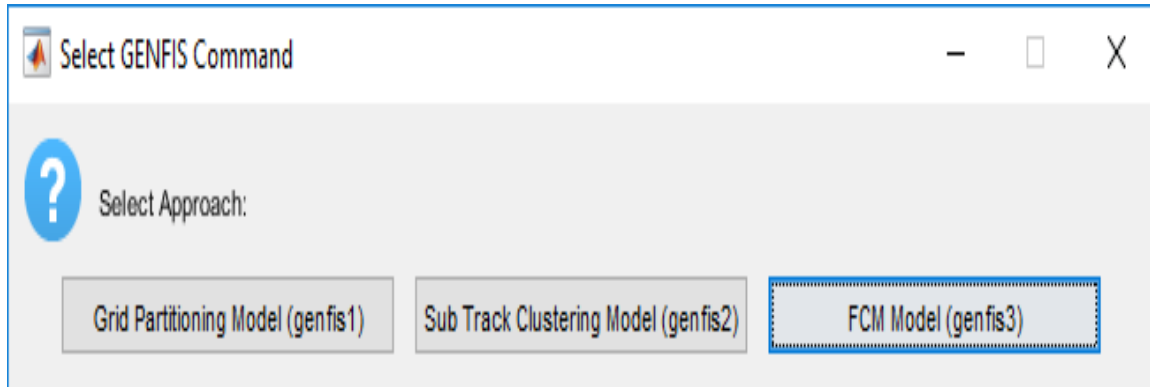


```
xlabel('Sample Index');  
grid on;  
  
subplot(2,2,3);  
plot(err);  
legend('Error');  
title(['MSE = ' num2str(MSE) ', RMSE = ' num2str(RMSE)]);  
grid on;  
  
subplot(2,2,4);  
histfit(err, 50);  
title(['Error Mean = ' num2str(err_mean) ', Error St.D. = ' num2str(err_std)]);  
  
end
```



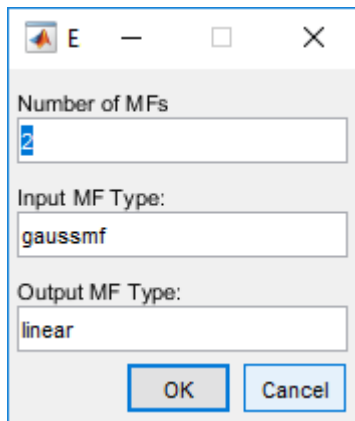
3.5 Αποτελέσματα εκτέλεσης

Με την εκτέλεση του αλγορίθμου παίρνουμε το παρακάτω παράθυρο



Εικόνα 9: Επιλέγουμε τι μοντέλο (εντολή) θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε

Δίνουμε τις παραμέτρους κάθε εντολής από αντίστοιχο παράθυρο. Παράδειγμα στη πρώτη περίπτωση έχουμε:



Εικόνα 11: Επιλέγουμε τις παραμέτρους για την εκτέλεση του ANFIS για εκπαίδευση



Maximum Number of Epochs:
100

Error Goal:
0

Initial Step Size:
0.01

Step Size Decrease Rate:
0.9

Step Size Increase Rate:
1.1

OK Cancel

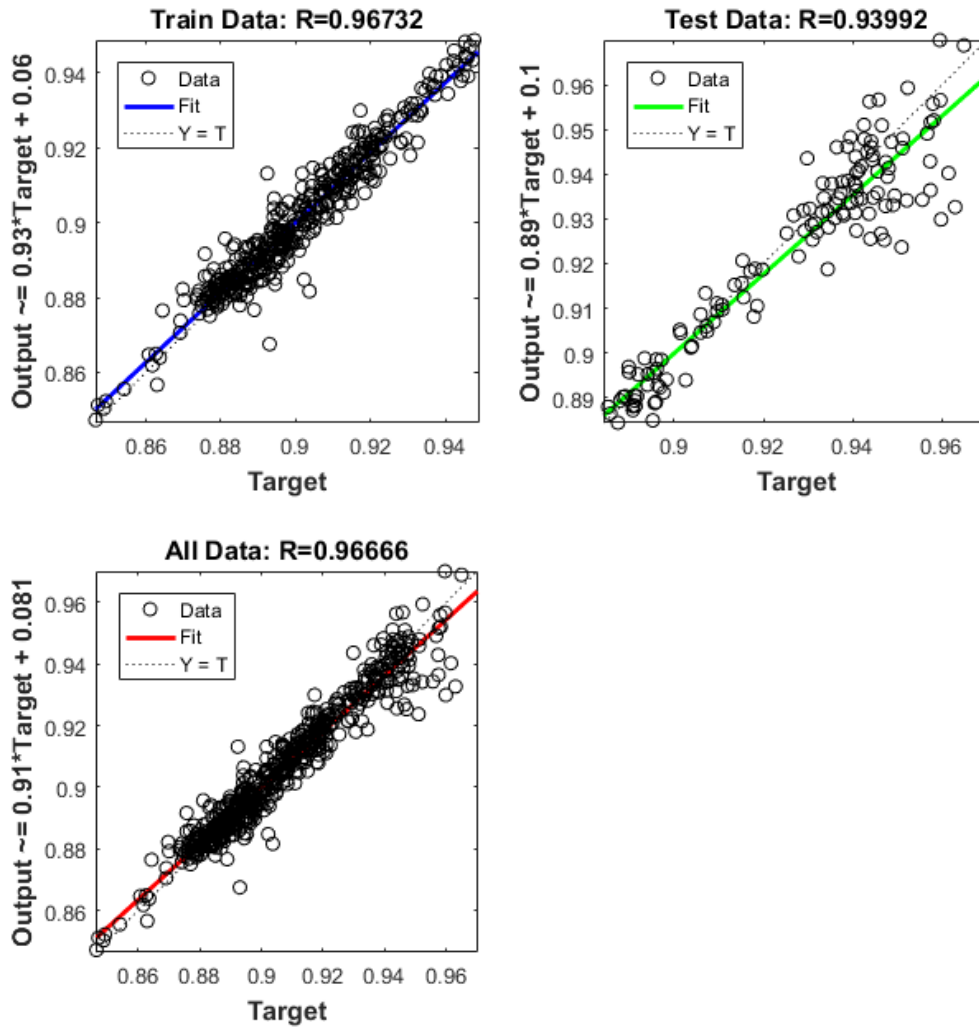
Εικόνα 12:

Γίνεται η εκπαίδευση και παίρνουμε αποτελέσματα

Παράδειγμα αποτελούν οι παρακάτω γραφικές:



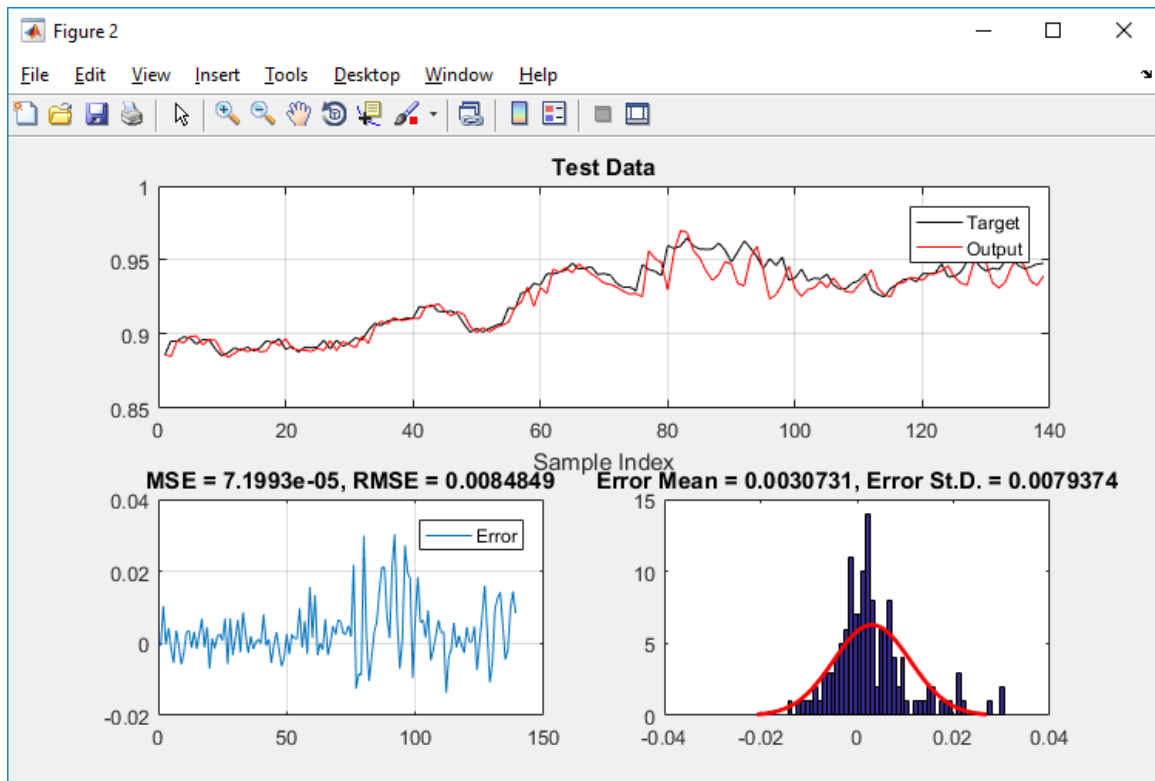
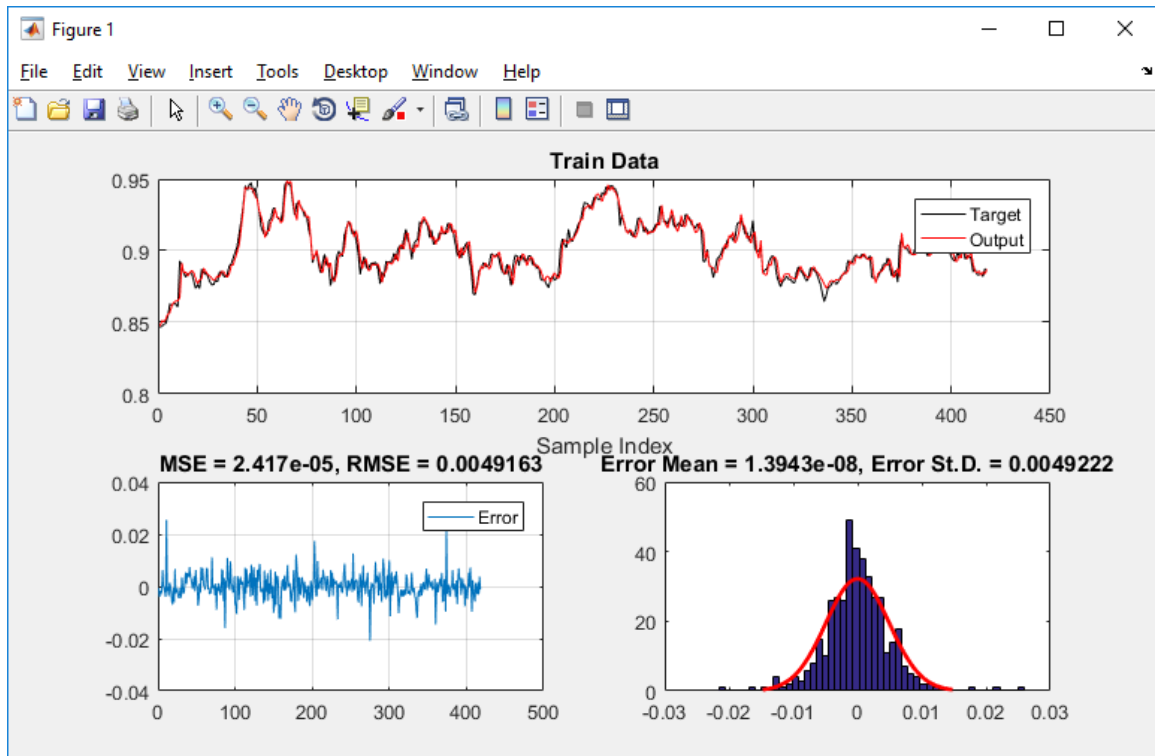
Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων'



Εικόνα 13:

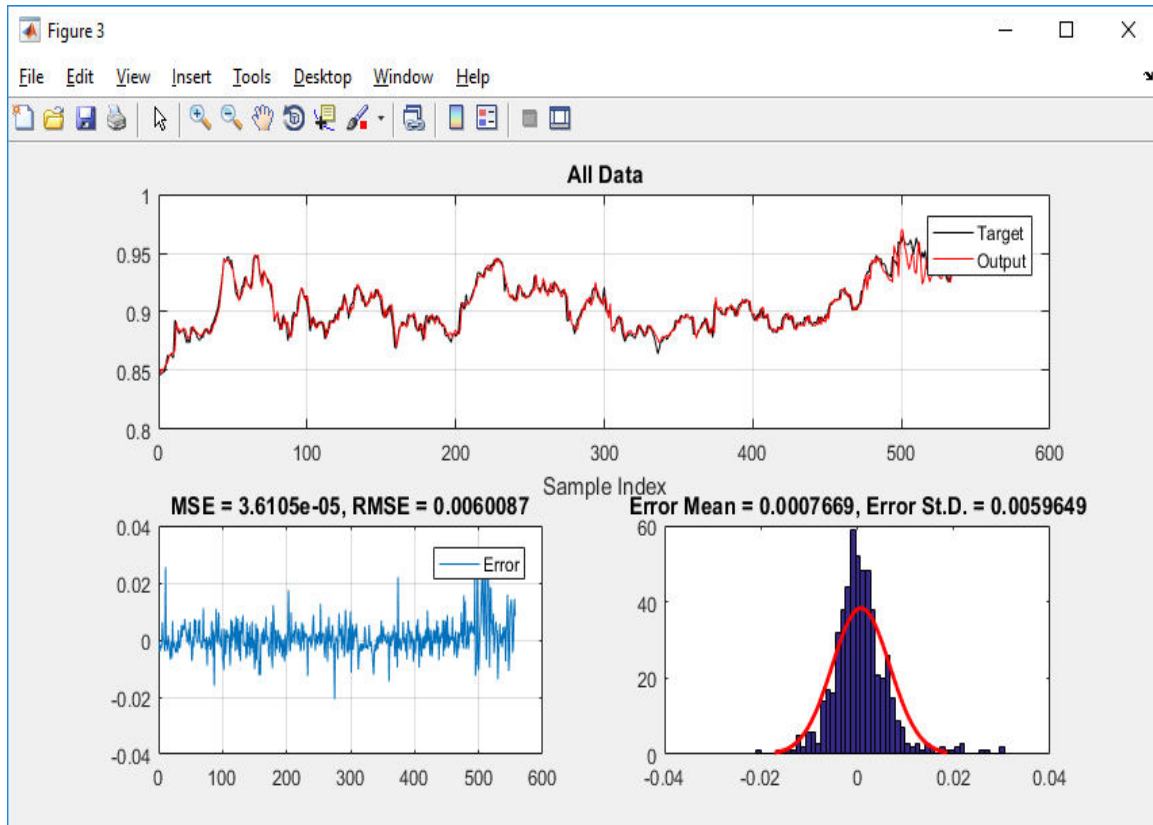


Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'





Εικόνα 14:



Εικόνα 15:

Έτσι με πειραματισμούς μπορούμε να πάρουμε σειρά αποτελεσμάτων και να εξάγουμε συμπεράσματα.



4 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4:

4.1 Περιγραφή

Στην συνέχεια του σχεδιασμού και υλοποίησης του μοντέλου ANFIS για την πρόβλεψη σειρών συναλλάγματος μελετήσαμε την αποτελεσματικότητα του σε 5 χρονοσειρές ισοτιμιών.

Πιο συγκεκριμένα μελετήσαμε τις σειρές συναλλαγών

- Ευρώ – Δολάριο,
- Ευρώ – Στερλίνα Αγγλίας,
- Ευρώ – Γιεν Ιαπωνίας,
- Ευρώ με Ρουπία Ινδίας
- Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας

Πιο συγκεκριμένα σαν training σύνολο πήραμε από 1-1-2005 έως 31-12-2010 σαν train test και σαν test σύνολο από 1-1-2011 έως 31-12-2012.

Εφαρμόσαμε τα παραπάνω δεδομένα τόσο στο μοντέλο ANFIS που παρουσιάστηκε όσο και σε νευρωνικό δίκτυο με 2 εισόδους , ένα κρυφό επίπεδο με 10 νευρώνες και 1 έξοδο που δίνει την επόμενη τιμή.

4.2 Οι χρονοσειρές προς μελέτη

Οι χρονοσειρές μας είναι οι παρακάτω γραφικά για το 2005

Για το δολάριο έχουμε :



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων'



Εικόνα 16: χρονοσειρά τιμών ανταλλαγής δολαρίου ΗΠΑ ως προς το ευρώ για το 2005

Για την στερλίνα Αγγλίας έχουμε:

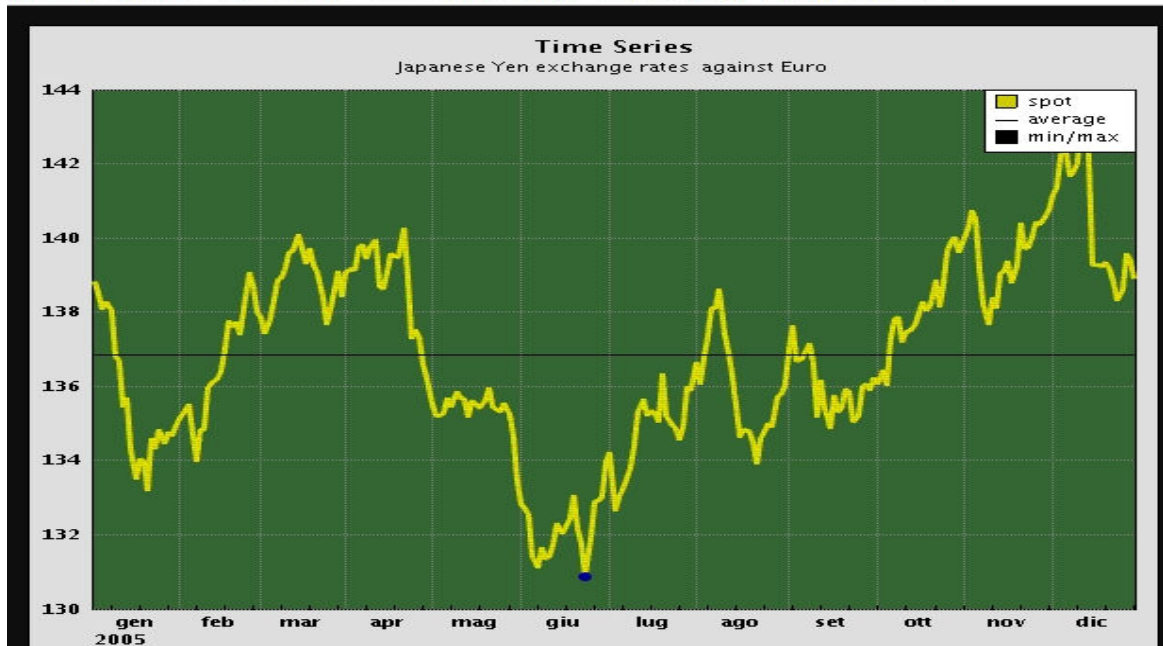


Εικόνα 17: χρονοσειρά τιμών ανταλλαγής στερλίνας Ηνωμένου βασιλείου ως προς ευρώ για το 2005

Για το Γιεν Ιαπωνίας έχουμε:

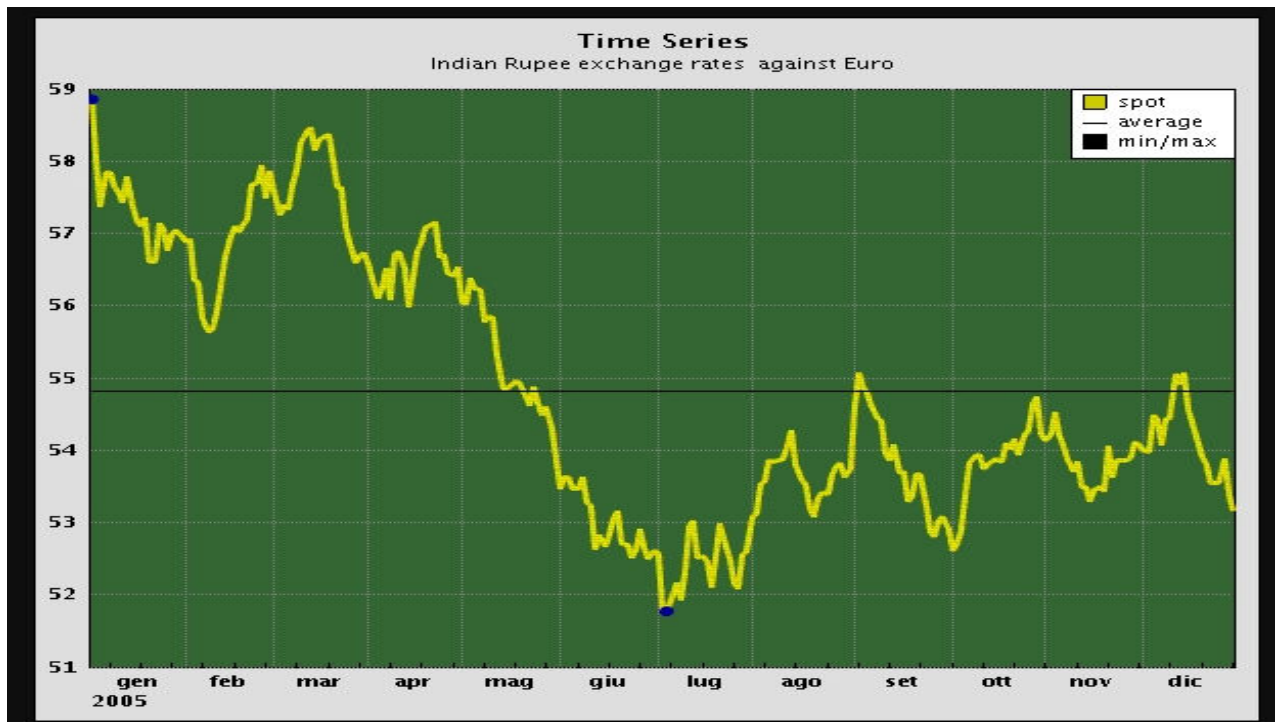


Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής και Νευρωνικών Δικτύων



Εικόνα 18: χρονοσειρά τιμών ανταλλαγής Γεν Ιαπωνίας ως προς το ευρώ για το 2005

Για τη Ρούπια Ινδίας έχουμε



Εικόνα 19: χρονοσειρά τιμών Ρουπίας Ινδίας για το 2005



Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας



Εικόνα 20: χρονοσειρά τιμών ανταλλαγής Ρουβλίου Ρωσίας ως προς το ευρώ το 2005

4.3 Εφαρμογή και Αποτελέσματα στο ANFIS

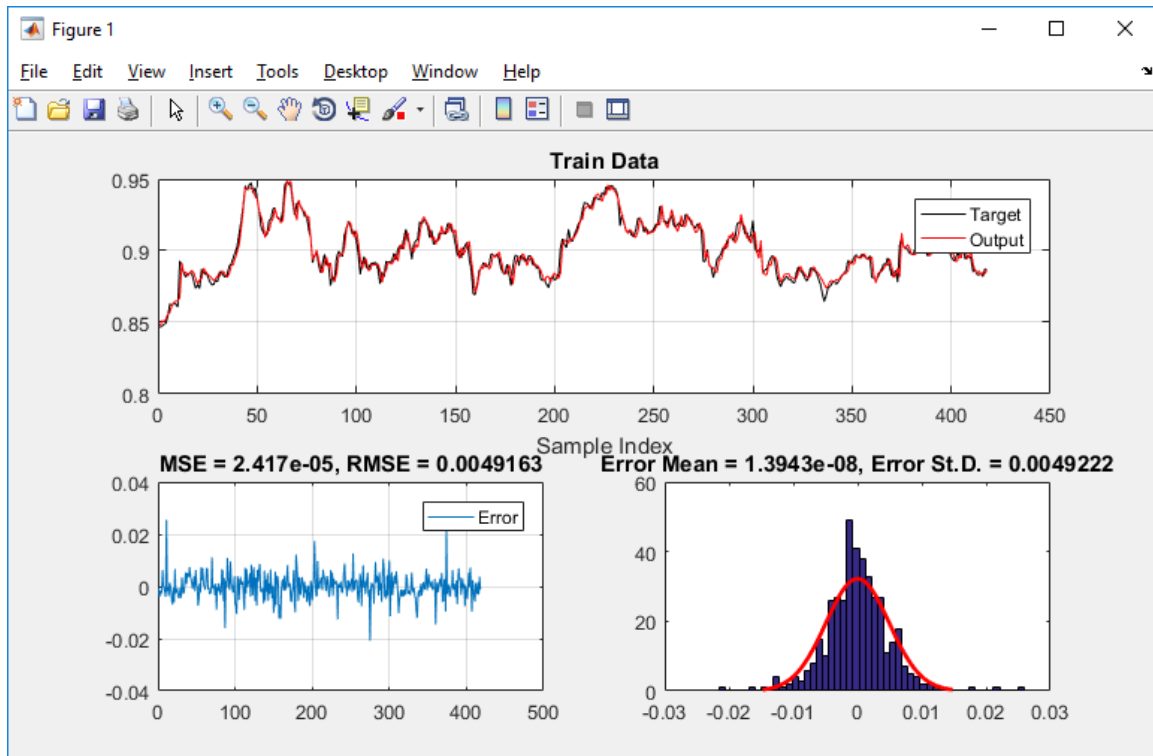
Εφαρμόσαμε όπως περιγράψαμε στον σχεδιασμό και υλοποίηση του μοντέλου μας κάθε χρονοσειρά προβλέποντας κάθε φορά την επόμενη τιμή τόσο στο training σύνολο όσο και στο test σύνολο .

Μετρήσαμε κάθε φορά το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της χρονοσειράς των προβλεπόμενων τιμών με των πραγματικών τιμών.

Για να γίνει αυτό εκτελούσαμε το πρόγραμμα όπως περιγράψαμε στην προηγούμενη ενότητα που περιγράφουμε την υλοποίηση και λαμβάνουμε τις παρακάτω εικόνες:



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστομιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'



Εικόνα 21:

Έτσι πήραμε τα παρακάτω αποτελέσματα που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα όσο



Πίνακας 3: πρόβλεψη επόμενης τιμής χρονοσειράς για το training set

Σειρά	RMSE	Συσχέτιση
Ευρώ – Δολάριο	0.0041	0.82
Ευρώ – Στερλίνα Αγγλίας	0.0032	0.78
Ευρώ – Γιεν Ιαπωνίας	0.0031	0.87
Ευρώ με Ρουπία Ινδίας	0.0029	0.82
Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας	0.0062	0.71

Αντίστοιχα για το test σύνολο

Πίνακας 4: πρόβλεψη επόμενης τιμής χρονοσειράς για το test set

Σειρά	RMSE	Συσχέτιση
Ευρώ – Δολάριο	0.0052	0.71
Ευρώ – Στερλίνα Αγγλίας	0.0041	0.73
Ευρώ – Γιεν Ιαπωνίας	0.0067	0.72
Ευρώ με Ρουπία Ινδίας	0.0032	0.76
Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας	0.0078	0.78



Παρατηρούμε μια μεγάλη σύγκλιση στην πρόβλεψη όπως βλέπουμε στους παραπάνω πίνακες. Φυσικά το test σύνολο έδωσε μεγαλύτερα σφάλματα αλλά και πάλι θα μπορούσε να θεωρήσει κανείς ότι το μοντέλο μας έχει κάνει μια καλή σύγκλιση.

4.4 Σύγκριση με Νευρωνικό Δίκτυο

Για να κάνουμε μια σύγκριση με το να εφαρμόζαμε ένα νευρωνικό δίκτυο δημιουργήσαμε κατάλληλο κώδικα σε Matlab όπου δημιουργεί ένα δίκτυο με 2 εισόδους και 10 κρυφούς νευρώνες και μία έξοδος που είναι η προβλεπόμενη τιμή.

```
inputDelays = 1:2;
feedbackDelays = 1:2;
hiddenLayerSize = 2;
net = narxnet(inputDelays,feedbackDelays,hiddenLayerSize);

net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.inputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

[inputs,inputStates,layerStates,targets] = preparets(net,inputSeries,{},targetSeries);

net.divideFcn = 'dividerand';

net.divideMode = 'value';
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
```



```
net.divideParam.valRatio = 15/100;

net.divideParam.testRatio = 15/100;

net.trainFcn = 'trainlm';

net.performFcn = 'mse'; %

net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','plotresponse', ...
    'ploterrcorr', 'plotinerrcorr'};

% Train the Network

[net,tr] = train(net,inputs,targets,inputStates,layerStates);

% Test the Network

outputs = net(inputs,inputStates,layerStates);

errors = gsubtract(targets,outputs);

performance = perform(net,targets,outputs)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance

trainTargets = gmultiply(targets,tr.trainMask);

valTargets = gmultiply(targets,tr.valMask);

testTargets = gmultiply(targets,tr.testMask);

trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)

valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)

testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)
```



```
% View the Network

view(net)

netc = closeloop(net);

netc.name = [net.name ' - Closed Loop'];

view(netc)

[xc,xic,aic,tc] = preparets(netc,inputSeries,{ },targetSeries);

yc = netc(xc,xic,aic);

closedLoopPerformance = perform(netc,tc,yc)

nets = removedelay(net);

nets.name = [net.name ' - Predict One Step Ahead'];

view(nets)

[xs,xis,ais,ts] = preparets(nets,inputSeries,{ },targetSeries);

ys = nets(xs,xis,ais);

earlyPredictPerformance = perform(nets,ts,ys)
```

Ο κώδικας που υλοποιεί τα παραπάνω είναι ο παρακάτω:

Εφαρμόζοντας τα δεδομένα μας στο παραπάνω δίκτυο έχουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

Για το training test:

πίνακας 5: Πρόβλεψη επόμενης τιμής χρονοσειράς για το training test του νευρωνικού

Σειρά	RMSE	Συσχέτιση
-------	------	-----------

Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο: Πτυχιακή Εργασία - HOU-CS-UGP-2017- 255



Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ιστοιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'

Ευρώ – Δολάριο	0.021	0.53
Ευρώ – Στερλίνα Αγγλίας	0.037	0.36
Ευρώ – Γιεν Ιαπωνίας	0.123	0.21
Ευρώ με Ρουπία Ινδίας	0.045	0.32
Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας	0.043	0.34

Αντίστοιχα στο test σύνολο

πίνακας 6: Πρόβλεψη επόμενης τιμής χρονοσειράς για το test σύνολο του νευρωνικού δικτύου

Σειρά	RMSE	Συσχέτιση
Ευρώ – Δολάριο	0.321	0.21
Ευρώ – Στερλίνα Αγγλίας	0.431	0.12
Ευρώ – Γιεν Ιαπωνίας	0.031	0.52
Ευρώ με Ρουπία Ινδίας	0.054	0.43
Ευρώ με Ρούβλι Ρωσίας	0.041	0.45

Όπως παρατηρούμε έχουμε αρκετά μικρή απόδοση στην περίπτωση εφαρμογής του νευρωνικού δικτύου.



4.5 Συμπεράσματα

Όπως έχουμε αναφέρει τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια πολύ ελκυστική μέθοδο αναγνώρισης προτύπων, αλλά δεν προσφέρονται για την εξήγηση της διαδικασίας λήψης της απόφασης. Μπορούν να θεωρηθούν ως μαύρο κουτί (black box), όπου η εξαγωγή γνώσης από το εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά δύσκολη. Όπως είναι φυσικό, θα ήταν επιθυμητό να υπήρχε πρόσβαση στο συλλογιστικό μηχανισμό των νευρωνικών δικτύων, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα ευκολότερης διαχείρισης και κατασκευής τους. Από την άλλη πλευρά, η επιβολή εξωτερικής γνώσης στο σώμα ενός νευρωνικού δικτύου αναφορικά με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολη.

Επίσης ένα μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι γενικά δεν είναι γνωστή η ακριβής μορφή της αρχιτεκτονικής του δικτύου και, συνεπώς, η δομή του καθορίζεται μόνο μέσω πειραματικών διαδικασιών.

Όπως είδαμε η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ακρίβεια της πληροφορίας. Στις περιπτώσεις, όμως, που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται.

Επίσης, διάφορα ζητήματα εμφανίζουν δυσκολίες, όπως ο ακριβής διαμερισμός του χώρου εισόδων και εξόδων ενός προβλήματος σε ασαφή σύνολα, οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και ο ακριβής αριθμός των ασαφών κανόνων, που έχουν ως αποτέλεσμα τον περιορισμό της σημαντικής ισχύος που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική. Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα μπορούν να θεωρηθούν ως ισοδύναμες μέθοδοι, όσον αφορά τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων.

Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης (hybrid computational intelligent systems) περιλαμβάνουν μια σύνθεση των δύο παραπάνω μεθόδων.

Έτσι ένα μοντέλο προσαρμοστικού δικτύου (adaptive networks), είναι σχετικά όμοιο με τα νευρωνικά δίκτυα αλλά αποτελείται από προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους. Στην περίπτωση αυτή το δίκτυο αυτό είναι ένα πολύ-



επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο.

Οι κόμβοι θα συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων όπου μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, δηλαδή το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο, και ο κανόνας μάθησης προσδιορίζει πώς αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος.

Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει.

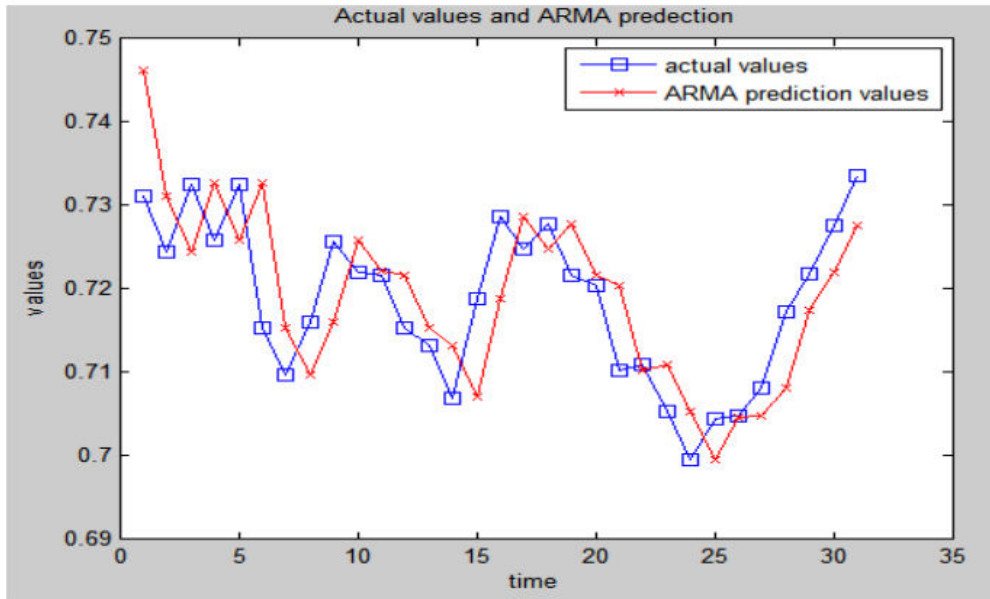
Τα παραπάνω οδήγησαν στο μοντέλο που ήδη περιγράψαμε στην προηγούμενη αναφορά.

Στην πράξη αυτό φάνηκε να λειτουργεί με πολύ καλύτερα αποτελέσματα στην πρόβλεψη.

Πιο συγκεκριμένα με βάση τα αποτελέσματα φαίνεται να έχουμε σαφώς ένα καλύτερο μοντέλο με την λογική του ANFIS από ένα νευρωνικό δίκτυο. Μάλιστα τα αποτελέσματα από το ANFIS δίνουν χαμηλό μέσο τετραγωνικό σφάλμα και πολύ καλύτερο συντελεστή συσχέτισης.

Επίσης είναι φανερό ότι η χρονοσειρά που εφαρμόζεται παίζει σημαντικό ρόλο αφού δεν έχουμε τα ίδια αποτελέσματα σε όλες τις χρονοσειρές.

Σημαντικό να αναφέρουμε από άλλες μελέτες (Διπλωματική Παπαδάκης Στηλιανός) [18] ότι και συγκρίσεις με άλλα μοντέλα έχουν δώσει περίπου στο 60% επιτυχία όπως το ARMA μοντέλο όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Διάγραμμα 53 : Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Εικόνα 14: Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Φυσικά το παραπάνω αποτέλεσμα θα πρέπει να δοκιμαστεί στις συγκεκριμένες χρονοσειρές, παρόλα τα αποτελέσματα δίνουν μια μικρότερη προσέγγιση από το σύστημα ANFIS.



Βιβλιογραφία

[1] Ν. ΠΑΥΛΙΔΗΣ (2008), «Υπολογιστική Νοημοσύνη στην Οικονομία και τη Θεωρία Παιγνίων», Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Μαθηματικών, 2008.

[2] Wikipedia – «Αγορά συναλλάγματος»

https://el.wikipedia.org/wiki/Αγορά_συναλλάγματος

[3] Β. ΚΟΥΛΟΥΡΗΣ (2009) , «ΕΥΦΥΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ ΓΙΑ ΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΤΗΣ ΥΠΕΡΤΑΣΗΣ» Διπλωματική εργασία μεταπτυχιακού διπλώματος ειδίκευσης, Πανεπιστήμιο Πατρών. Τμήματα Μαθηματικών-Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής.

[4] Ilija Svalina and Vjekoslav Galzina and Roberto Lujic' 1 and Goran Šimunovic' (2013): An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the forecasting: The case of close price indices (2013) ,Mechanical Engineering Faculty in Slavonski Brod, Trg I. B. Maz'uranic' 2, 35000 Slavonski Brod, Croatia

[5] V.S. KODOGIANNIS & A. LOLIS , Forecasting exchange rates using neural network and fuzzy system based techniques University of Westminster, Dept. of Computer Science Harrow, Middx, HA1 3TP UNITED KINGDOM

[6] HAYKIN SIMON (1994), Neural Networks A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publ. Company, New York.

[7] HU M.Y. and C.TSOUKALAS (1999). Combining Conditional Volatility Forecasts Using Neural Networks: an Application to the EMS Exchange Rates, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*:407- 422.

[8] A. LOLIS (1994), “A Comparison Between Neural Network and Fuzzy System Based Techniques for Exchange Rate Prediction”, *MSc dissertation*, Univ. of Greenwich, UK, 2000. [18]Wang, L.X., *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey.



[9] CHEN A.-S., M. T. LEUNG, et al. (2003). "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index." *Computers & Operations Research* 30(6): 901-923.

[9] B.CURRY, P. MORGAN, et al. (2002). "Neural networks and non-linear statistical methods: an application to the modelling of price-quality relationships." *Computers & Operations Research* 29(8): 951-969.

[9] F. CUS, M. MILFELNER, J. BALIC. An intelligent system for monitoring and optimization of ball-end milling process. *J Mater Process Technol.* 2006;175(1): 90–97. doi: 10.1016/j.jmatprotec.2005.04.041.

[10] S. GHOSHRAY (1999). Foreign Exchange Rate Prediction by Fuzzy Inferencing on Deterministic Chaos. *Proceedings of the 1996 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering.*

[11] W. WANG, D. PAN, M.H. CHEN(2006), Architecture-based software reliability modeling, *J. Syst. Softw.*, 79 (1):132–146.

[12] ΗΛΙΑΣ ΠΑΠΑΛΛΑΪΟΣ (2009) «Πρόβλεψη της βραχυχρόνιας τάσης της ισοτιμίας συναλλάγματος, με τη χρήση νευρο-ασαφών μεθόδων» Διπλωματική εργασία, Πολυτεχνείο Χανίων.

[13] <https://el.wikipedia.org/wiki/MATLAB>

[14] <http://cambi.bancaditalia.it/cambi/cambi.do?lingua=en&to=cambiSSGForm>

[15] <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/genfis1.html>

[1] Ν. ΠΑΥΛΙΔΗΣ(2008), «Υπολογιστική Νοημοσύνη στην Οικονομία και τη Θεωρία Παιγνίων», Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Μαθηματικών.

[2] Wikipedia – «Αγορά συναλλάγματος»

https://el.wikipedia.org/wiki/Αγορά_συναλλάγματος



- [3] V.S. KODOGIANNIS & A. LOLIS, Forecasting exchange rates using neural network and fuzzy system based techniques University of Westminster, Dept. of Computer Science Harrow, Middx, HA1 3TP UNITED KINGDOM
- [6] HAYKIN SIMON (1994), Neural Networks A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publ. Company, New York.
- [7] HU, M.Y., C. TSOUKALAS, Combining Conditional Volatility Forecasts Using Neural Networks: an Application to the EMS Exchange Rates, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 9, 1999, pp. 407- 422.
- [8] A. LOLIS, "A Comparison Between Neural Network and Fuzzy System Based Techniques for Exchange Rate Prediction", *MSc dissertation*, Univ. of Greenwich, UK, 2000. [18]Wang, L.X., *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey,1994.
- [9] A.-S. CHEN, M. T. LEUNG, et al. (2003). "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index." *Computers & Operations Research* 30(6): 901-923.
- [9] B. Curry, P. Morgan, et al. (2002). "Neural networks and non-linear statistical methods: an application to the modelling of price-quality relationships." *Computers & Operations Research* 29(8): 951-969.
- [10] Ghoshray S.. (1999). Foreign Exchange Rate Prediction by Fuzzy Inferencing on Deterministic Chaos. Proceedings of the 1996 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering.
- [13] <https://el.wikipedia.org/wiki/MATLAB>
- [14] <http://cambi.bancaditalia.it/cambi/cambi.do?lingua=en&to=cambiSSGForm>
- [15] <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/genfis1.html>
- [16]<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/52969-time-series-prediction-using-anfis>



[17]

<https://books.google.gr/books?id=T-a3BAAAQBAJ&pg=PA269&lpg=PA269&dq=neural+networks+exchange+rates+matlab&source=bl&ots=ROtCQ3TGNH&sig=mSYLOsU2Dsk6H6S6oKapu2uhAVQ&hl=en&sa=X&ved=0ahUKEwjn8sX7mODTAhURUIAKHcGMBj0Q6AEIYjAH#v=onepage&q=neural%20networks%20exchange%20rates%20matlab&f=false>

[18] Παπαδάκης Στηλιανός, (2014)

[file:///C:/Users/polydoros/Downloads/Papadakis Stylianos Dip 2014%20\(4\).pdf](file:///C:/Users/polydoros/Downloads/Papadakis%20Stylian%20Dip%202014%20(4).pdf)

, διπλωματική εργασία, Πολυτεχνείο Χανίων.





*Βασίλειος Κουλούρης, Πρόβλεψη ισοτιμιών
συναλλάγματος με τον συνδυασμό Ασαφούς Λογικής
και Νευρωνικών Δικτύων'*