

Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Ιούνιος 2014

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Το νεύρο-ασαφές μοντέλο ANFIS

Πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος με νεύρο-ασαφή συστήματα



---

Παπαδάκης Στυλιανός

A.M.: 2009010052

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

## Περίληψη

Σκοπός της εργασίας είναι να παρουσιάσει τις δυνατότητες πρόβλεψης των τιμών του συναλλάγματος μέσω της χρήσης ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος (adaptive neuro-fuzzy system/ ANFIS).

Το σύστημα ANFIS επιλέχθηκε από μία πληθώρα μεθόδων πρόβλεψης, για τις δυνατότητες που παρέχει ο συνδυασμός ασαφούς λογικής και τεχνητών νευρωνικών δικτύων που δομούν κάθε αλγόριθμο ANFIS. Η σύγκριση των ενθαρρυντικών όπως προκύπτουν, αποτελεσμάτων με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης ( αυτοπαλινδρόμηση και παλινδρόμηση κινούμενου μέσου) αποδεικνύουν την υπεροχή και τις εκπληκτικές δυνατότητες εξέλιξης των προσαρμοστικών νευρωνικών δικτύων.

## Περιεχόμενα

1.	ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	5
2.	Προβλέψεις.....	2
3.	Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing) .....	5
4.	Ασαφής λογική (Fuzzy Logic) .....	7
4.1	Ιστορία .....	7
4.2	Ασαφή σύνολα.....	7
4.3	Συνεπαγωγές .....	8
4.4	Προσεγγιστικός συλλογισμός.....	8
4.5	Ασαφείς ελεγκτές.....	9
4.6	Ασαφοποίηση εισόδων .....	10
4.7	Μηχανισμός συμπερασμού.....	10
4.8	Αποασαφοποίηση εξόδων.....	12
4.9	Ανάλυση κανόνων .....	12
4.10	Συναρτήσεις συμμετοχής .....	12
5.	Ασαφής λογική και προβλέψεις .....	13
6.	Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks) .....	15
6.1	Ιστορία .....	16
6.2	Η Δομή-Συντομη Περιγραφή .....	16
6.3	Συναρτήσεις Ενεργοποίησης .....	18
6.4	Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων .....	18
6.5	Εκπαίδευση-Μάθηση .....	19
7.	Νευρωνικά δίκτυα και προβλέψεις.....	21
8.	Νεύρο-ασαφή συστήματα (υβριδικά συστήματα).....	28
8.1	Χρήσιμες Πληροφορίες .....	28
9.	Εφαρμογές.....	34
10.	Προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα ( ANFIS) .....	36
11.	Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS.....	40
12.	ANFIS και Matlab .....	45
13.	Εκπαίδευση μοντέλου ANFIS.....	48

13.1 Διάδοση προς τα εμπρός (forward pass).....	48
13.2 Οπισθοδρόμηση για Πρώσο-Τροφοδοτούμενα Δίκτυα (backward pass).....	49
13.3 Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least Squares (LSE) Batch Algorithm) .....	49
14. Υβριδικός Αλγόριθμος μοντέλου ANFIS .....	51
15. Περιορισμοί ενός μοντέλου ANFIS .....	53
16. Νομίσματα που Χρησιμοποιήθηκαν .....	54
AUD (Δολάριο Αυστραλίας).....	54
USD (Δολάριο ΗΠΑ) .....	55
Eur (Ευρώ).....	56
GBP (Λίρα Αγγλίας) .....	58
CAD (Καναδικό δολάριο) .....	59
JPY (Γιεν) .....	60
NZD (Δολάριο Νέας Ζηλανδίας) .....	62
17. Αποτελέσματα κατά την εκτέλεση του μοντέλου .....	63
AUD/USD.....	63
Διάγραμμα 18 : Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του AUD/USD .....	63
EUR/USD .....	74
GBP/USD .....	79
USD/JPY.....	84
USD/CAD .....	89
NZD/USD .....	94
18. Συγκεντρωτικός Πίνακας Αποτελεσμάτων .....	99
19. Παρατηρήσεις.....	101
20. Συμπεράσματα .....	101
21. Επίλογος.....	102
22. Βιβλιογραφία.....	103

## 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το όνειρο να μπορεί κάποιος να προβλέπει το μέλλον μετράει χιλιάδες χρόνων στην ανθρώπινη ιστορία. Χρησμοί, κάρτες ταρώ, αστρολογία και πολλοί άλλοι αποτέλεσαν, και συνεχίζουν να αποτελούν, αποδεκτούς, από τον περισσότερο κόσμο, τρόπους πρόβλεψης. Στην πράξη όλα τα παραπάνω ήταν ένας τρόπος έκφρασης υποσυνείδητων κρίσεων.

Ο άνθρωπος αισθάνεται την ανάγκη να γνωρίζει το μέλλον. Η επιθυμία αυτή, στις περισσότερες των περιπτώσεων, εστιάζεται σε προσωπικά οφέλη, υλικά ή άυλα. Από επιστημονικής πλευράς η μελλοντολογία αναφέρεται ως τεχνικές πρόγνωσης που βασίζονται στην ανάλυση παλαιότερων δεδομένων. Η πρόβλεψη αναφέρεται ως υπολογισμός, η μοίρα ως φυσικοί νόμοι και τα τυχαία γεγονότα ως στατιστικές διακυμάνσεις. Εφόσον εξαχθεί μια νομοτελειακή σχέση, ελέγχεται η ισχύς της σε μελλοντικά δεδομένα. Αναλόγως το αποτέλεσμα γίνεται δεκτή, απορρίπτεται ή βελτιώνεται.

Ο οποιοσδήποτε θα ήθελε να προβλέψει το μέλλον. Αν αυτό μπορούσε να επιτευχθεί πολλά πράγματα στον κόσμο μας θα ήταν εντελώς διαφορετικά. Οι χώρες, οι κοινωνίες, οι οικονομίες, τα πάντα. Μία προσέγγιση για να κάνει κανείς πρόβλεψη θα μπορούσε να ήταν η παρακολούθηση των γεγονότων που διαδραματίζονται σε μία κοινωνία. Η ιστορία επαναλαμβάνεται τις περισσότερες φορές οπότε γνωρίζοντας τι έχει γίνει στο παρελθόν μπορεί να προβλεφθεί ένα επόμενο γεγονός. Όμως τα πάντα εξελίσσονται και πλέον κανείς σχεδόν δεν μπορεί να κάνει μία πρόβλεψη βασιζόμενος μόνο σε γεγονότα και επίσης κανένας άνθρωπος δεν μπορεί να επεξεργάζεται ένα τεράστιο όγκο δεδομένων και πληροφοριών. Παρόλα αυτά προσπάθειες πρόβλεψης γίνονται από μία τεράστια μερίδα της κοινωνίας και οι προσπάθειες αυτές αρκετές φορές είναι πολύ επιτυχημένες. Ο λόγος είναι ότι πλέον χρησιμοποιούνται μοντέλα εξελιγμένα τα οποία προσπαθούν να κάνουν τον υπολογιστή να σκέφτεται όπως ο άνθρωπος. Ακόμα μέσα σε όλα αυτά προσθέτονται έννοιες ασαφής λογικής και διαφόρων συστημάτων.

Αποτελέσματα προβλέψεων συναντάμε συνεχώς στη ζωή μας. Για παράδειγμα, καθημερινά όλοι παρατηρούν τα δελτία καιρού από τις μετεωρολογικές υπηρεσίες οι οποίες χρησιμοποιούν ειδικά μοντέλα πρόβλεψης. Άμεσα ενδιαφερόμενοι από αυτή την πρόβλεψη θα μπορούσαν είναι οι αγρότες οι οποίοι σε μία εκτίμηση ότι ο καιρός την επόμενη μέρα θα είναι πολύ άσχημος, θα μπορούσαν να κάνουν κινήσεις για να προστατέψουν τις καλλιέργιές τους. Ή οι αρχές ενός κράτους για να μεριμνήσουν για την προστασία των πολιτών από έναν

για παράδειγμα τυφώνα. Επίσης όσοι ασχολούνται με τον τουρισμό και τα ταξίδια είναι άμεσα ενδιαφερόμενοι.

Μία άλλη ομάδα που θα είχε άμεσο και μεγάλο όφελος από μια επιτυχή πρόβλεψη είναι οι επιχειρήσεις. Για παράδειγμα σε μια επιχείρηση παραγωγής ηλεκτρικής ενέργειας θα ήταν πολύ χρήσιμο να γνωρίζει το ποσό της απαιτούμενης κατανάλωσης ενέργειας για τους επόμενους 3 μήνες για μία συγκεκριμένη περιοχή που τροφοδοτεί. Τα πλεονεκτήματα θα ήταν η αποφυγή παραγωγής επιπλέον ενέργειας η οποία ίσως να μην μπορεί να αποθηκευτεί, αλλά και η πρόληψη ώστε να μην υπάρξει έλλειμα ζήτησης. Επίσης μία επιχείρηση θα ήθελε να γνωρίζει το πως θα εξελιγθούν οι πωλήσεις της ώστε να είναι θέση να κάνει τις κατάλληλες κινήσεις που χρειάζονται, αν χρειάζονται, για να μεγιστοποιήσει τα έσοδα της.

Ένας άλλος τομέας που τρέφει ένα εξαιρετικά μεγάλο ενδιαφέρον για την πρόβλεψη είναι αυτός των επενδύσεων σε χρηματαγορές. Ένας επενδυτής γνωρίζοντας την τάση της τιμής μιας μετοχής σε ένα προκαθορισμένο χρονικό διάστημα θα έχει τη δυνατότητα να κάνει την σωστή επιλογή. Δηλαδή εάν γνωρίζει ότι η τιμή της μετοχής του θα είναι μεγαλύτερη τότε θα την κρατήσει. Διαφορετικά θα την πουλήσει. Επίσης στις αγορές συναλλάγματος κάποιος εάν γνωρίζει ότι η τιμή του δολλαρίου για παράδειγμα θα ανέβει σε σχέση με το ευρώ και έχει χρήματα σε ευρώ τότε θα τον συνέφερε μία αλλαγή του νομίσματος των χρημάτων του.

## 2. Προβλέψεις

Η δημοφιλέστερη μέθοδος πρόβλεψης είναι η μέθοδος των χρονοσειρών. Ως χρονοσειρά ορίζουμε μια ακολουθία γεγονότων που λαμβάνεται σε κανονικά χρονικά διαστήματα. Με χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών, αναλύονται τα δεδομένα σε μια τάση, κυκλική συνιστώσα, μια εποχική παρέκκλιση και μια απομένουσα “ανεξήγητη διακύμανση”, εξάγοντας με αυτό τον τρόπο μια πρόβλεψη. Ένα από τα σημαντικά πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι ο αυτοματισμός. Εισάγεις τα δεδομένα, πατάς μερικά πλήκτρα και έχεις κάποιο αποτέλεσμα. Το ενδιαφέρον στην υπόθεση είναι ότι οι απλές στατιστικές μέθοδοι στις αναλύσεις των χρονοσειρών έχουν τουλάχιστον όση επιτυχία έχουν και οι αντίστοιχες πολύπλοκες (Makridakis 1982).

Η πρόβλεψη με χρήση οικονομικών χρονολογικών σειρών είναι πολύ δημοφιλής στους ερευνητές. Τα πιθανά οφέλη από τη βελτίωση της πρόβλεψης είναι πολύ σημαντικά. Ακόμα

και μια μικρή βελτίωση των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης μπορεί να είναι πολύ κερδοφόρα για μία επιχείρηση. Υπάρχουν πολλές εφαρμογές σε οικονομικά προβλήματα, όπως η πρόβλεψη των τιμών του συναλλάγματος, των δεικτών της αγοράς, των εμπορευμάτων και των τιμών των μετοχών. Χρηματιστηριακές εταιρείες, ιδιώτες, επενδυτικές τράπεζες και άλλοι Χρηματοοικονομικοί οργανισμοί καταναλώνουν πολύτιμο χρόνο για τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης.

Σκοπός της εργασίας είναι να επιδείξει τις ικανότητες ενός νεύρο-ασαφούς συστήματος. Ένα σύστημα που μπορεί να προβλέπει την τάση στην αγορά με επιτυχία πάνω από 60% προσφέρει σημαντικές ευκαιρίες κέρδους ή, στην χειρότερη περίπτωση, περιορισμού των απωλειών. Το μοντέλο δοκιμάστηκε για ένα σύνολο επτά νομισμάτων. Σκοπός ήταν η δοκιμή σε ένα ευρύ φάσμα περιπτώσεων.

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.

Σε αυτό το σημείο εμφανίζεται το νεύρο-ασαφές μοντέλο ANFIS. Η χρήση ασαφών εισόδων σε ένα νευρωνικό δίκτυο και η προσαρμογή του εύρους των συναρτήσεων συμμετοχής και των συναπτικών βαρών μέσω μιας συνεχούς διαδικασίας μάθησης δίνει, όπως θα φανεί παρακάτω, υψηλά ποσοστά επιτυχίας πρόβλεψης άρα και δυνατότητας κέρδους. Στον αντίποδα των πλεονεκτημάτων του μοντέλου βρίσκεται η απαίτηση για πλήθος δοκιμών με σκοπό την εύρεση των κατάλληλων παραμέτρων για την βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων.

Πρόβλεψη για τις τιμές του συναλλάγματος θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί εφαρμόζοντας στατιστικές μεθόδους στις εκάστοτε χρονοσειρές. Εντούτοις, υπήρξαν έρευνες που κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η συσχέτιση μεταξύ των χρονολογικών σειρών είναι οικονομικά και στατιστικά ασήμαντη, διότι οι τιμές ακολουθούν τυχαία πορεία (Hawawini, 1995).

Σε αυτό το σημείο εμφανίζεται η θεωρία της “Υπόθεσης της Αποτελεσματικής Αγοράς” (Efficient Market Hypothesis-EMH). Σύμφωνα με την EMH, η τρέχουσα τιμή ενός νομίσματος αποτυπώνει ανά πάσα χρονική στιγμή κάθε πληροφορία που κατέχουν οι επενδυτές. Καθώς νέες πληροφορίες γνωστοποιούνται, η ανισορροπία του συστήματος επαναφέρεται και λειτουργεί ο μηχανισμός αλλαγής της τιμής, ώστε η νέα πληροφορία να αντανακλάται πλήρως στην (Fama, 1965). Σύμφωνα με τη θεωρία της EMH, υπάρχουν τρεις μορφές

αποτελεσματικής αγοράς: η εσωτερική πληροφόρηση (strong-form), η μέτριας έντασης (semi-strong) και η ήπια μορφή (weak-form):

1. Η μορφή της εσωτερικής πληροφόρησης της ΕΜΗ υποστηρίζει ότι όλες οι διαθέσιμες πληροφορίες ενσωματώνονται άμεσα στην τιμή της μετοχής.
2. Η μορφή της μέτριας έντασης της ΕΜΗ υποστηρίζει ότι όλες οι πληροφορίες που δημοσιοποιούνται αντανακλώνται άμεσα στην τιμή, αλλά οι επενδυτές που κατέχουν εσωτερική πληροφόρηση μπορούν να αποκομίσουν κέρδη από τη χρήση αυτών των πληροφοριών.
3. Η ήπια μορφή της ΕΜΗ υποστηρίζει ότι κάθε πληροφορία που προέρχεται από τις παρελθοντικές τιμές αντανακλάται στην τιμή (Fama,1991; Haugen, 1997). Οι παρελθοντικές τιμές είναι δημοσιοποιημένη πληροφορία η οποία συνεπάγεται ότι η ήπια μορφή είναι μια εξειδίκευση της μορφής της μέτριας έντασης, η οποία είναι μια εξειδίκευση της μορφής της εσωτερικής πληροφόρησης της ΕΜΗ.

Σύμφωνα με την ήπια μορφή η τιμή δεν μπορεί να προβλεφθεί βασιζόμενη μόνο στις παρελθοντικές τιμές λόγω της τυχαίας πορείας των τιμών. Αυτό σημαίνει ότι οι μελλοντικές αλλαγές των τιμών δεν μπορούν να προβλεφθούν με τη χρήση πληροφοριών από τις παρελθοντικές τιμές, ακόμα και αν υπάρχει εσωτερική πληροφόρηση. Παρόλα αυτά, πολλοί χρηματιστές, οικονομικοί αναλυτές, ιδιώτες επενδυτές και διάφοροι άλλοι χρηματιστηριακοί επενδυτές είναι πεπεισμένοι ότι στατιστικά μπορούν να προβλέψουν τιμές συνναλάγματος και να πραγματοποιήσουν κέρδη. Για το λόγο αυτό πολλοί ερευνητές έχουν αναπτύξει μοντέλα τα οποία προβλέπουν τις τιμές συνναλάγματος και άλλων χρηματοοικονομικών προϊόντων. Γενικά, υπάρχουν δύο προσεγγίσεις στην πρόβλεψη των τιμών : η θεμελιώδης ανάλυση και η τεχνική ανάλυση.

Η θεμελιώδης ανάλυση βασίζεται σε μακροοικονομικά δεδομένα, όπως οι εξαγωγές και οι εισαγωγές, η προσφορά και η ζήτηση χρήματος, τα επιτόκια, ο πληθωρισμός, η ανεργία καθώς και βασικά οικονομικά στοιχεία της κάθε χώρας

Η τεχνική ανάλυση βασίζεται στη λογική ότι η ιστορία επαναλαμβάνεται και ότι η συσχέτιση μεταξύ τιμών και όγκου συναλλαγών αποκαλύπτει τις κινήσεις των τιμών. Η πρόβλεψη λαμβάνει υπόψη μορφοδιατάξεις κρυμμένες σε προηγούμενες συμπεριφορές της αγοράς και αναλύει τις μορφοδιατάξεις και τις τάσεις οι οποίες απεικονίζονται σε διαγράμματα τιμών και όγκων. Οι επενδυτές, χρησιμοποιώντας τεχνική ανάλυση, προσπαθούν να “πιάσουν” την ψυχολογία και την απόκριση των άλλων επενδυτών σε μορφή συγκεκριμένων σχηματισμών και κινήσεων των τιμών. Δεν λαμβάνει υπόψη παράγοντες, όπως το οικονομικό περιβάλλον, τα πολιτικά γεγονότα, την κυβερνητική πολιτική, την τάση της βιομηχανίας και άλλους παράγοντες που χρησιμοποιεί η θεμελιώδης ανάλυση, καθώς αυτοί οι παράγοντες



ενσωματώνονται και αντανακλώνονται στις τιμές. Το ενδιαφέρον στην τεχνική ανάλυση είναι η ιστορική κίνηση των τιμών και οι δυνάμεις της προσφοράς και της ζήτησης οι οποίες τις επηρεάζουν.

Επειδή η τεχνική ανάλυση έχει πολλούς δείκτες και θεωρίες, οι αναλυτές θα πρέπει να επιλέξουν μερικούς από αυτούς, ώστε να τους χρησιμοποιήσουν ως εργαλείο για την πρόβλεψη. Ένας μεγάλος αριθμός μοντέλων έχει ήδη χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη τιμών συνναλάγματος. Τα κυριότερα μοντέλα που χρησιμοποιούνται, πολλά εκ των οποίων συμπεριλαμβάνονται ως πακέτα σε διάφορα προϊόντα λογισμικού είναι: Το γενικευμένο αυτοπαλίνδρομο με συμβατική ετεροσκεδαστικότητα μοντέλο (GARCH), το αυτοπαλίνδρομο (AR), το υπόδειγμα του κινούμενου μέσου όρου (MA) και ο εκθετικός- σταθμικός κινούμενος μέσος όρος (EWMA), το αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων (ARIMA) και το μη ολοκληρωμένο (ARMA), ο “τυχαίος περίπατος” (RW), τα γραμμικά και μη γραμμικά παλίνδρομα μοντέλα (linear and non-linear regressive models), η μέθοδος αγορά και διατήρηση τίτλων (B&H) και τα μοντέλα στοχαστικής μεταβλητότητας (stochastic volatility models) (SV). Επίσης, υπάρχουν και επεκτάσεις των ανωτέρω μοντέλων, όπως το ARFIMA, το FIGARCH και το ARFIMA-FIGARCH. Δύο ακόμα μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί είναι: το αυτοπαλίνδρομο μοντέλο εξομαλούμενης μετάβασης (STAR) και το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα (Shelf-Exciting Threshold Autoregressive model) (SETAR). Ως λιγότερο δημοφιλείς τεχνικές μπορούν να θεωρηθούν το διανυσματικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο και το μοντέλο cross-sectional.

Οι τιμές των νομισμάτων περιέχουν εξαιρετικά μη γραμμικές σχέσεις γεγονός που οδηγεί στην χρήση τεχνικών εύκαμπτης υπολογιστικής. Η εύκαμπτη υπολογιστική δίνει λύσεις σε επιστημονικά προβλήματα που έχουν υψηλό επίπεδο αβεβαιότητας και ανακρίβειας, χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, την ασαφή λογική, τα νεύρο-ασαφή συστήματα, τους γενετικούς αλγόριθμους και τεχνικές βελτιστοποίησης χωρίς τη χρήση παραγώγων (derivative free optimization techniques).

Τα κύρια χαρακτηριστικά της εύκαμπτης υπολογιστικής είναι: η ενσωμάτωση της ανθρώπινης εμπειρίας, η δημιουργία μοντέλων βασιζόμενη σε βιολογικά χαρακτηριστικά, νέες τεχνικές βελτιστοποίησης, νέοι αριθμητικοί υπολογισμοί, νέες περιοχές εφαρμογής και εφαρμογές σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου.

### 3. Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing)

Γνωρίζοντας τη συμπεριφορά που έχει εμφανίσει ένα σύστημα κατά το παρελθόν, υπάρχει η δυνατότητα να επιτευχθεί μία ασφαλής πρόγνωση για τη συμπεριφορά που θα εμφανίσει το σύστημα αυτό στο μέλλον. Η ανάλυση χρονολογικών σειρών δυναμικών συστημάτων είναι ένας από τους πλέον δραστήριους και σημαντικούς τομείς των Εφαρμοσμένων Επιστημών. Όταν η χρονική εξέλιξη ενός συστήματος είναι κανονική, δηλαδή περιοδική, και επομένως προβλέψιμη, δεν υφίσταται λόγος ιδιαίτερης ανάλυσης ή ελέγχου της συμπεριφοράς της. Όταν όμως μία χρονολογική σειρά που προκύπτει από μία δυναμική διαδικασία είναι ακανόνιστη και απρόβλεπτη, το ζήτημα της κατανόησης και πρόγνωσης της εξέλιξής της παρουσιάζει ιδιαίτερη δυσκολία. Η κλασική προσέγγιση και διερεύνηση τέτοιων μη κανονικών χρονολογικών σειρών στηρίζεται στην υπόθεση ότι αυτές προέρχονται από μία τυχαία ή στοχαστική διαδικασία η οποία διέπεται από ένα αυθαίρετα μεγάλο αριθμό μεταβλητών ανεξάρτητων μεταξύ τους. Τα τελευταία 25 χρόνια όμως έχει αναπτυχθεί μία νέα μεθοδολογία ανάλυσης χρονολογικών σειρών, η οποία βασίζεται στις μαθηματικές έννοιες και στις τεχνικές της μη γραμμικής δυναμικής.

Η εύκαμπτη υπολογιστική είναι μια αναπτυσσόμενη προσέγγιση στην υπολογιστική η οποία συνδυάζει την ικανότητα του ανθρώπινου μυαλού να εξηγεί και να μαθαίνει σε ένα περιβάλλον αβεβαιότητας και ανακρίβειας. Δημιουργήθηκε από τη διαπίστωση ότι για να λυθούν πραγματικά προβλήματα απαιτείται η χρήση έξυπνων συστημάτων που συνδυάζουν γνώση, τεχνικές και μεθοδολογίες από διαφορετικούς τομείς. Αυτά τα έξυπνα συστήματα πρέπει να κατέχουν εξειδικευμένη ανθρώπινη γνώση, να προσαρμόζονται και να μαθαίνουν σε μεταβαλλόμενο περιβάλλον και να εξηγούν πώς παίρνουν αποφάσεις ή πώς ενεργούν .

Ο συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων, της ασαφούς λογικής και των γενετικών αλγορίθμων, ως μεθοδολογίες, αποτελεί τον πυρήνα της εύκαμπτης υπολογιστικής. Οι συνέργιες από το συνδυασμό των παραπάνω μεθόδων επιτρέπουν στην εύκαμπτη υπολογιστική να ενσωματώνει ανθρώπινη γνώση αποτελεσματικά, σε συνθήκες ανακρίβειας και αβεβαιότητας, να μαθαίνει και να προσαρμόζεται στο άγνωστο και μεταβαλλόμενο περιβάλλον, ώστε να επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα.

Τα χαρακτηριστικά της εύκαμπτης υπολογιστικής είναι τα παρακάτω:

1. Ανθρώπινη εξειδίκευση: Η εύκαμπτη υπολογιστική συνδυάζει την ανθρώπινη εξειδίκευση σε μορφή “if-then” (εάν - τότε) κανόνων καθώς και συμβατικές αναπαραστάσεις

γνώσεων, για να λύσει πρακτικά προβλήματα.

2. Υπολογιστικά μοντέλα επηρεασμένα από τη βιολογία: Επηρεασμένα από τη βιολογία, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως στην εύκαμπτη υπολογιστική για να διαχειριστούν αντιλήψεις, να αναγνωρίσουν μορφοδιατάξεις και να λύσουν μη γραμμικά προβλήματα πρόβλεψης, παλινδρόμησης και ταξινόμησης.
3. Νέες τεχνικές βελτιστοποίησης: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί καινοτόμες τεχνικές βελτιστοποίησης από διάφορους τομείς, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και η προσομοιωμένη απόκτηση.
4. Αριθμητικοί υπολογισμοί: Η εύκαμπτη υπολογιστική βασίζεται κυρίως στην αριθμητική υπολογιστική (numerical computation) σε αντίθεση με την τεχνητή νοημοσύνη που χρησιμοποιεί συμβολικές πράξεις.
5. Νέοι τομείς εφαρμογής: Λόγω της αριθμητικής υπολογιστικής, η εύκαμπτη υπολογιστική έχει εφαρμογή σε νέους τομείς, όπως είναι η προσαρμοστική επεξεργασία σήματος, ο προσαρμοστικός έλεγχος, η μη γραμμική μοντελοποίηση, η μη γραμμική παλινδρόμηση και η αναγνώριση μορφοδιατάξεων.
6. Εκτεταμένη υπολογιστική: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί υψηλές υπολογιστικές ταχύτητες για την εύρεση κανόνων ή δεδομένων.
7. Ελεύθερη μάθηση του μοντέλου: Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα έχουν τη δυνατότητα να δημιουργούν μοντέλα μόνο από παρατηρήσεις που χρησιμοποιούνται ως συστήματα-στόχοι.
8. Ανοχή σφαλμάτων: Και τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα συμπερασμού έχουν ανοχή σε σφάλματα. Η καταστροφή ενός νευρώνα στα νευρωνικά δίκτυα ή η καταστροφή ενός κανόνα στα ασαφή συστήματα συμπερασμού δεν καταστρέφει απαραίτητα το όλο σύστημα. Αντίθετα, το σύστημα συνεχίζει να είναι αποδοτικό εξαιτίας της παράλληλης αρχιτεκτονικής, αλλά η ποιότητα της απόδοσης χειροτερεύει.
9. Χαρακτηριστικά οδηγούμενα από το στόχο: Τα νευρο-ασαφή συστήματα και τα νευρωνικά δίκτυα οδηγούνται από το στόχο, καθώς δεν είναι απαραίτητο να είναι γνωστό το μονοπάτι μέσω του οποίου το σύστημα οδηγείται από τη μία κατάσταση στην άλλη.
10. Εφαρμογές στον πραγματικό κόσμο: τα περισσότερα προβλήματα στον πραγματικό κόσμο είναι μεγάλης κλίμακας και αναπόφευκτα ενσωματώνουν αβεβαιότητες που δεν μπορούν να μοντελοποιηθούν από τις συμβατικές τεχνικές. Η εύκαμπτη υπολογιστική είναι μια ολοκληρωμένη προσέγγιση, η οποία χρησιμοποιεί ειδικές τεχνικές με υποεργασίες, για να δημιουργήσει γενικά αποδεκτές και ικανοποιητικές λύσεις σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου.

## 4. Ασαφής λογική (Fuzzy Logic)

### 4.1 Ιστορία

Στα μέσα του 1960 ο Lotfi A. Zadeh του πανεπιστημίου Berkeley της Καλιφόρνια εφηύρε την θεωρία των ασαφών συνόλων, η οποία λέει ότι συνήθως στον κόσμο που ζούμε τα αντικείμενα γύρω μας ανήκουν σε διάφορα σύνολα με διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής. Πχ. η κλάση των "ψηλών ανθρώπων" δεν έχει αυστηρό κριτήριο συμμετοχής. Ο ασαφής ορισμός κλάσεων παίζει πολύ μεγάλο ρόλο στην ανθρώπινη επικοινωνία. Το 1965 ο Zadeh θεμελίωσε πλήρως την θεωρία των ασαφών συνόλων και της ασαφής λογικής ολοκληρώνοντας την δουλειά αρκετών άλλων μαθηματικών μέχρι τότε. Η θεωρία του Zadeh δέχθηκε μεγάλη αμφισβήτηση κυρίως στην Αμερική. Την δεκαετία του 1970 ο Ebrahim H. Mamdani, μηχανικός στο πανεπιστήμιο Queen Mary του Λονδίνου δοκίμασε για πρώτη φορά την ασαφή λογική για την ανάπτυξη ενός ελεγκτή ατμομηχανής.

Η θεωρία συνόλων αρχικά αναπτύχθηκε από τον Cantor (1845-1918). Η θεωρία του δέχθηκε μεγάλη αμφισβήτηση και τελικά πέθανε το 1918 σε ψυχιατρική κλινική. Σύνολο είναι οποιαδήποτε συλλογή - ομάδα ομοειδών πραγμάτων (πραγμάτων που έχουν ή ικανοποιούν μία συγκεκριμένη ιδιότητα). Τα μέλη της ομάδας αυτής καλούνται στοιχεία του συνόλου. Το πλήθος των στοιχείων ενός συνόλου καλείται πληθικός αριθμός του συνόλου (συμβολίζεται συνήθως με  $N$ ). Υπάρχουν πεπερασμένα και άπειρα σύνολα, ανάλογα με το αν ο πληθικός τους αριθμός είναι πεπερασμένος ή άπειρος.

### 4.2 Ασαφή σύνολα

Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών  $(x, \mu_A(x))$  όπου  $x \in X$  και  $\mu_A(x) \in [0,1]$ . Το σύνολο  $X$  αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή  $\mu_A(x)$  λέγεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function) ή βαθμός αλήθειας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συμμετοχής του  $x$  στο  $A$  και παίρνει τιμές στο διάστημα  $[0,1]$ . Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει  $\mu_A(x) \in \{0,1\}$ , δηλαδή το  $x$  είτε ανήκει στο  $A$  ( $\mu_A(x)=1$ ) ή δεν ανήκει ( $\mu_A(x)=0$ ). Το ασαφές σύνολο ορίζεται ως:  $A = \sum_X \mu_A / X$  στην διακριτή και  $A = \int \mu_A / X$  στην περίπτωση που το  $X$  είναι ένα συνεχές διάστημα.

### 4.3 Συνεπαγωγές

Έστω οι προτάσεις  $p = "x \text{ ανήκει στο σύνολο } A"$  και  $q = "y \text{ ανήκει στο σύνολο } B"$  όπου  $A$  και  $B$  είναι κλασσικά σύνολα. Η πρόταση " $p$  συνεπάγεται  $q$ " που θα συμβολίζεται  $R : p \rightarrow q$ , ερμηνεύεται ως  $\neg(p \wedge \neg q)$  δηλαδή ότι δεν μπορεί να αληθεύει το  $p$  και να μην αληθεύει το  $q$ . Η πλήρης ερμηνεία της συνεπαγωγής είναι ότι ο βαθμός αλήθειας της  $p \rightarrow q$  καθορίζει κατά πόσο το  $q$  αληθεύει τουλάχιστον κατά τον ίδιο βαθμό όσο το  $p$ . Έτσι σύμφωνα με την κλασσική λογική ο πίνακας αλήθειας της φυσικής συνεπαγωγής είναι ο ακόλουθος

Πίνακας 1 : Πίνακας αλήθειας της φυσικής συνεπαγωγής

$p$	$q$	$p \rightarrow q$
1	1	1
1	0	0
0	1	1
0	0	1

Μια επέκταση της φυσικής συνεπαγωγής  $R : p \rightarrow q$  χρησιμοποιώντας ασαφή σύνολα  $A$  και  $B$  είναι η σχέση  $R$  μεταξύ των  $A$  και  $B$ .

$$\mu_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \mu_A(x) \leq \mu_B(y) \\ 0, & \mu_A(x) > \mu_B(y) \end{cases}$$

που ονομάζεται αυστηρή συνεπαγωγή. Ο πιο διαδεδομένος τελεστής συνεπαγωγής στα ασαφή σύνολα είναι αυτός του Mamdani που ορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$\mu_R(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\}.$$

### 4.4 Προσεγγιστικός συλλογισμός

Στην συμπερασματική συλλογιστική, δεδομένων αληθών προτάσεων το συμπέρασμα που βγαίνει δεν μπορεί να είναι ψευδές. Κλασσικό παράδειγμα συμπερασματικής συλλογιστικής είναι το ακόλουθο:

Πρόταση:

Όλοι οι άνθρωποι είναι θνητοί

Γεγονός:

Ο Σωκράτης είναι άνθρωπος

Συμπέρασμα:

Ο Σωκράτης είναι θνητός

Ο έλεγχος διαδικασιών ή συστημάτων με ασαφείς ελεγκτές προϋποθέτει την ύπαρξη κάποιων λεκτικών κανόνων που περιγράφουν τις αντιδράσεις ενός ανθρώπου χειριστή. Αυτοί οι κανόνες περιγράφονται από ένα σύνολο προτάσεων της μορφής " $\text{ΑΝ } A \text{ τότε } B$ ". Είναι

προφανές ότι σε πολύπλοκες διαδικασίες δεν είναι γνωστοί όλοι οι κανόνες εκ των προτέρων. Άρα ζητείτε ένας μηχανισμός που μπορεί να παίρνει αποφάσεις με ελλιπή στοιχεία, κάτι που η ασαφής λογική αποδεικνύεται ότι μπορεί να κάνει.

Στον προσεγγιστικό συλλογισμό και την ασαφή λογική ο σημαντικότερος κανόνας συνεπαγωγής είναι ο Generalized Modus Ponens (GMP) για τον οποίο ισχύει

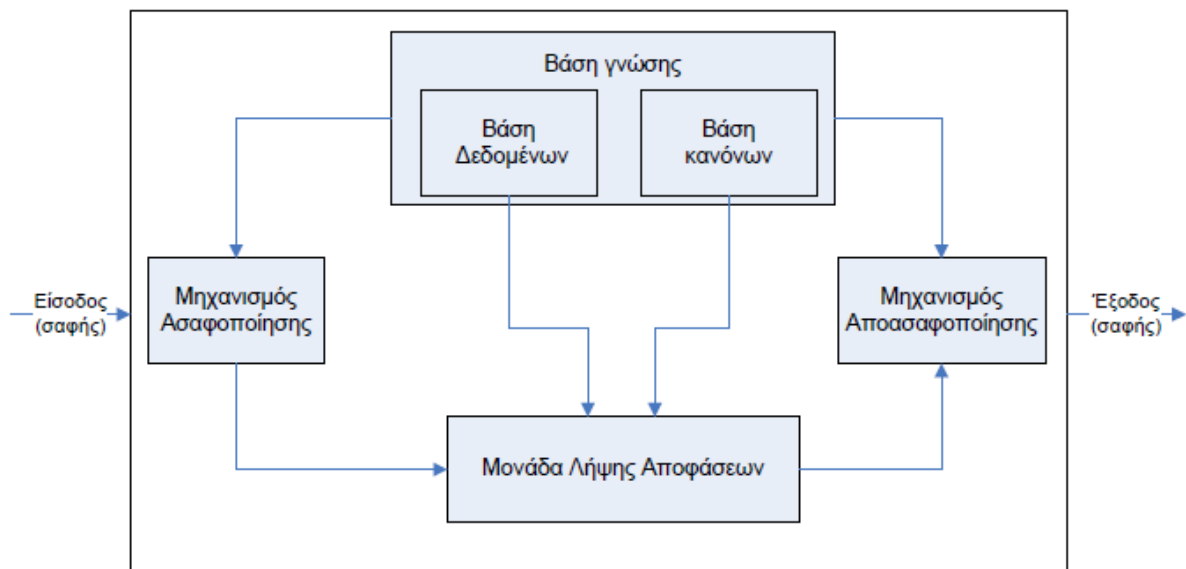
<b><u>ΠρότασηR:</u></b>	AN x είναι A ΤΟΤΕ y είναι B
<b><u>Γεγονός:</u></b>	x είναι A
<b><u>Συμπέρασμα:</u></b>	y είναι B

Στόχος είναι η εύρεση ενός συμπεράσματος έχοντας σαν δεδομένα τα αίτια. Το συμπέρασμα B' προκύπτει από την σύνθεση του A' και του πίνακα αλήθειας της συνεπαγωγής. Η σύνθεση όπως έχουμε ήδη πει μπορεί να οριστεί με διάφορους τελεστές. Αν τώρα έχουμε παραπάνω από μία συνεπαγωγές  $R^1, R^2, \dots, R^n$  τότε ο συνδυασμός αυτών των σχέσεων γίνεται με "OR" συνήθως χρησιμοποιώντας τον τελεστή max.

#### 4.5 Ασαφείς ελεγκτές

Τα βασικά στοιχεία ενός ασαφούς ελεγκτή είναι τα ακόλουθα:

- Βάση γνώσης. Σε αυτήν είναι αποθηκευμένοι οι κανόνες ελέγχου για το έλεγχο της διαδικασίας.
- Ασαφή σύνολα. Έχοντας ορίσει τα ασαφή σύνολα είναι δυνατή η μετάφραση των λεκτικών κανόνων της βάσης γνώσης σε μαθηματικούς κανόνες.
- Ασαφοποιητής. Αναλαμβάνει την μετατροπή των πραγματικών τιμών των μεταβλητών εισόδου του ελεγκτή σε ασαφή σύνολα.
- Μηχανισμός συμπερασμού. Εκεί παράγονται μέσω συνεπαγωγών τα ασαφή σύνολα των συμπερασμάτων.
- Αποασαφοποιητής. Τα ασαφή σύνολα των συμπερασμάτων μετατρέπονται σε πραγματικούς αριθμούς έτσι ώστε να είναι δυνατή η μετάδοση της δράσης ελέγχου στην διαδικασία.



Διάγραμμα 1: Διαγραμματική απεικόνιση της δομής ενός ασαφούς ελεγκτή

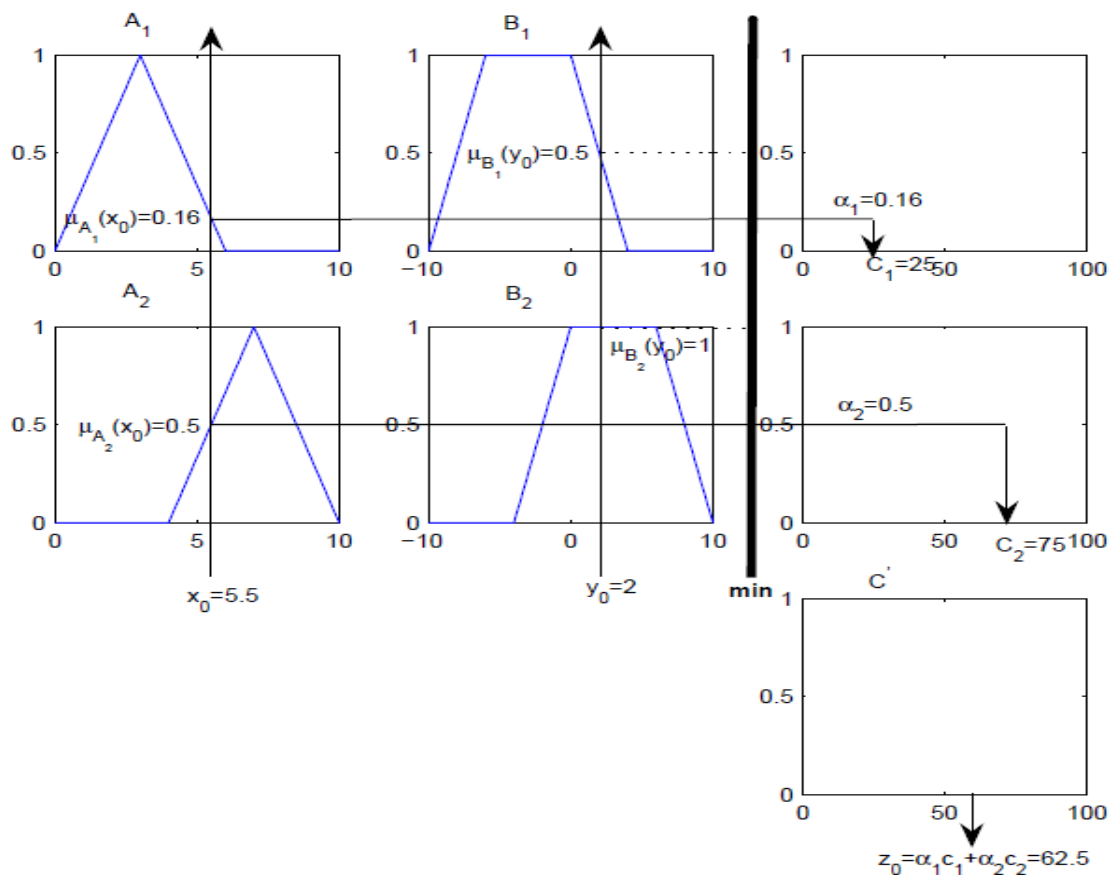
#### 4.6 Ασαφοποίηση εισόδων

Οι είσοδοι σε έναν ασαφή ελεγκτή είναι σήματα άρα σαφείς μεταβλητές, γι αυτό και απαιτείται σαν πρώτο βήμα η ασαφοποίησή των. Η ασαφοποίηση μπορεί να γίνει είτε με χρήση πίνακα τιμών είτε μέσα από μια αποτίμηση μιας συνάρτησης.

#### 4.7 Μηχανισμός συμπερασμού

Ο μηχανισμός συμπερασμού για να οριστεί πλήρως χρειάζεται να οριστεί ο τελεστής συνεπαγωγής, ο τελεστής σύνθεσης που χρησιμοποιείται, το συνδυαστικό μεταξύ των  $n$  κανόνων, και ο τελεστής "ΚΑΙ" που ενώνει τις προϋποθέσεις των κανόνων.

Το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno προτάθηκε 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 σαφής (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.



Διάγραμμα 2: Απλοποιημένος Sugeno-Takagi ελεγκτής

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.

Πίνακας 2 : Συνοπτική παρουσίαση τελεστών

<u>Τελεστής "AND"</u>	<u>Τελεστής "OR"</u>	<u>Τελεστής συνεπαγωγής</u>	<u>Τελεστής σύνθεσης</u>
Mamdani (max)	Mamdani (min)	Αυστηρή	Mamdani (max – min)
Probor	Larsen (prod)	Gödel	Larsen (max – prod)
		Larsen (prod)	max – average
		Mamdani (min)	



#### 4.8 Αποασαφοποίηση εξόδων

Για να προκύψει τελικά μια σαφής ενέργεια ελέγχου πρέπει στο ασαφές σύνολο C να εφαρμοστεί μια από τις παρακάτω τεχνικές αποασαφοποίησης.

- Κέντρου βάρους (Center of area - Centroid). Η έξοδος υπολογίζεται από τον τύπο  $z = \frac{\sum y_i \mu_C(y_i)}{\sum \mu_C(y_i)}$  στην διακριτή και  $z = \frac{\int y_i \mu_C(y_i)}{\int \mu_C(y_i)}$  στην συνεχή περίπτωση.
- Αποασαφοποίηση μικρότερου των μεγίστων (Smallest of maxima – SOM). Είναι το μικρότερο σε απόλυτη τιμή από τα  $y_i$  που έχουν την μέγιστη τιμή συμμετοχής στο C.
- Αποασαφοποίηση μεγαλύτερου των μεγίστων (Largest of maxima – LOM). Είναι το μεγαλύτερο σε απόλυτη τιμή από τα  $y_i$  που έχουν την μέγιστη τιμή συμμετοχής στο C.
- Αποασαφοποίηση μέσου των μεγίστων (Middle of maxima - MOM). Είναι ο μέσος όρος όλων των στοιχείων  $y_i$   $i = 1, \dots, N$  που παίρνουν την μέγιστη τιμή στο C.  $z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$

#### 4.9 Ανάλυση κανόνων

Η σχεδίαση ενός ασαφούς ελεγκτή εντοπίζεται κυρίως στην εύρεση κατάλληλων κανόνων, έτσι ώστε το κλειστό σύστημα να ικανοποιεί κάποιες δεδομένες προϋποθέσεις. Στην θεωρία των ασαφών ελεγκτών δεν υπάρχουν συγκεκριμένες διαδικασίες έτσι ώστε να σχεδιαστεί ένας τέτοιος ελεγκτής, σε αντίθεση με την γραμμική θεωρία αυτομάτου ελέγχου όπου υπάρχουν τεχνικές όπως ο γεωμετρικός τόπος ριζών, τα διαγράμματα Nyquist κλπ. Το πρόβλημα είναι ότι η σχέση εισόδου εξόδου του ελεγκτή είναι μη γραμμική και πολύ δύσκολη να περιγραφεί μαθηματικά. Παρόλα αυτά δημιουργήθηκαν κάποια test με σκοπό να δείχνουν αν μια βάση κανόνων πληρεί κάποια βασικά κριτήρια. Τα βασικά κριτήρια για την ανάλυση των κανόνων είναι τα ακόλουθα.

1. Πληρότητα - Είναι αρκετοί οι κανόνες που δημιουργήθηκαν;
2. Συνέπεια - Μήπως οι κανόνες αλληλοσυγκρούονται;
3. Πλεονασμός - Μήπως υπάρχουν στη βάση κανόνων κάποιοι περιττοί κανόνες;
4. Αλληλεπίδραση - Υπάρχουν κάποιοι κανόνες που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους;

#### 4.10 Συναρτήσεις συμμετοχής

Συναρτήσεις συμμετοχής γενικευμένης καμπανοειδούς μορφής (Generalized bell Mfs). Η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους  $\{a, b, c\}$ , όπου η παράμετρος  $b$  είναι συνήθως θετική.  $gbellmf(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2}$ .

Συναρτήσεις συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (Gaussian Mfs). Μια Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους  $\{c, \sigma\}$   $gaussmf(x, c, \sigma) =$

$$\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right).$$

Το δυσκολότερο σημείο είναι η επιλογή των ασαφών μεταβλητών, των τιμών τους και των κανόνων με τους οποίους θα συνδυαστούν. Ο προσδιορισμός των διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής συνήθως γίνεται αυτόματα με τη χρήση τεχνικών των νευρωνικών δικτύων. Άλλα σημεία που απαιτούν προσοχή είναι η επιλογή κατάλληλου τελεστή συνεπαγωγής, της μεθόδου αποασαφοποίησης κλπ. Ένα από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η σταθερότητα, δηλαδή η ικανότητά του να εμφανίζει καλή συμπεριφορά σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου. Συνήθως η σταθερότητα συμπεριλαμβάνεται σαν ασαφής μεταβλητή στην περιγραφή του συστήματος και οι σχετικοί κανόνες ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του συστήματος σε ακραίες καταστάσεις.

## 5. Ασαφής λογική και προβλέψεις

Ο Hiemstra Y. (1994) παρουσίασε μια γενική προσέγγιση στη χρηματιστηριακή πρόβλεψη και εισήγαγε ένα σύστημα υποστήριξης πρόβλεψης με ασαφή λογική. Το μοντέλο προβλέπει τριμηνιαίες χρηματιστηριακές αποδόσεις. Η ιδέα είναι να συγκρίνει τις επενδυτικές συνθήκες με την αποτίμηση της χρηματιστηριακής αγοράς. Οι εισοδοί του μοντέλου είναι ο πληθωρισμός, η τάση του πληθωρισμού, η τάση ανάπτυξης του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος, ο ρυθμός ανάπτυξης του ακαθάριστου εθνικού προϊόντος, η τάση των επιτοκίων καταθέσεων και η αποτίμηση της αγοράς. Για τον υπολογισμό της αποτίμησης της αγοράς το μοντέλο πολλαπλασιάζει τον πολλαπλασιαστή κερδών με το επιτόκιο καταθέσεων. Το μοντέλο προσομοιώθηκε με δεδομένα του χρηματιστηριακού δείκτη S&P500, καλύπτοντας την περίοδο 1979-1989. Τα αποτελέσματα έδειξαν αποδεκτή αποδοτικότητα του μοντέλου. Το βασικό μοντέλο έδωσε συντελεστή συσχέτισης 0,17 κατά την προσομοίωση, ο οποίος είναι αρκετά ικανοποιητικός και συγκρίνεται με τα αποτελέσματα άλλων ερευνών.

Ο Ghoshray S. (1996) 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 διάνυσμα των γειτονικών δεδομένων, ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των νομισμάτων αυξάνει και επιβεβαιώνεται η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Οι Chen T. et al. (1999) εφάρμοσαν ασαφή λογική για να προβλέψουν την τιμή και τις πωλήσεις στη βιομηχανία των ημιαγωγών. Χρησιμοποίησαν ασαφή παρεμβολή (fuzzy

interpolation FI) και ασαφή γραμμική παλινδρόμηση (fuzzy linear regression FLR). Τα αποτελέσματα των προβλέψεων συγκρίνονται με άλλες παραδοσιακές τεχνικές.

Οι Setnes M. et al. (1999) εξέτασαν την εφαρμογή των ασαφών μοντέλων Takagi- Sugeno (TS) στο πρόβλημα της ανάλυσης των χρηματιστηρίων. Διαφορετικές αρχιτεκτονικές αξιολογήθηκαν στο γερμανικό χρηματιστηριακό δείκτη Dutch AEX. Ο στόχος ήταν να μοντελοποιηθούν μακροχρόνιες σχέσεις μεταξύ δεικτών των αγορών και μακροοικονομικών μεταβλητών. Υπήρξε η υπόθεση ότι δεν ήταν γνωστή προηγούμενη γνώση της συμπεριφοράς των αγορών. Για να αξιολογήσει το προτεινόμενο Takagi-Sugeno σύστημα, τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης και ένα μοντέλο διακράτησης. Το TS είχε καλύτερο συνολικό αποτέλεσμα σε σχέση με τα άλλα δύο μοντέλα, σύμφωνα με διάφορα κριτήρια αξιολόγησης. Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις το μοντέλο διακράτησης είναι καλύτερο με κριτήριο αξιολόγησης τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Παρά την έλλειψη ακριβών προβλέψεων, το μοντέλο έχει οικονομική αξία με βάση το πρόσημο της πρόβλεψης. Το TS μοντέλο, όταν συνδυαστεί με κανόνες συναλλαγών, αποδίδει περισσότερο από το δείκτη της αγοράς, δίνοντας απόδοση επενδυμένου κεφαλαίου 79.60%, χρησιμοποιώντας σταθμισμένα δεδομένα και το R2 ως κριτήριο επιλογής.

Ο Ettles D. (2000) ανάλυσε την αξιοπιστία των συστημάτων συναλλαγών τα οποία χρησιμοποιούν μοντέλα πρόβλεψης. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα μοντέλα βελτιστοποιούν την ελαχιστοποίηση του τετραγώνου του σφάλματος πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών των μετοχών. Για να αυξήσει την αξιοπιστία, πρότεινε μια προσέγγιση η οποία βελτιστοποιεί την κατάταξη των μοντέλων με τη χρήση ενός στόχου κέρδους. Δύο διαφορετικοί στόχοι κερδών χρησιμοποιήθηκαν: ένας άμεσος στόχος κερδών και ένας στόχος ο οποίος περιλαμβάνει ανάλυση ευαισθησίας της συνάρτησης κέρδους. Για την κατάταξη των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η τεχνική των γενετικών αλγόριθμων (GA). Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν Takagi-Sugeno, ασαφή μοντέλα και singleton ασαφή μοντέλα. Η κατάταξη των μοντέλων βελτιστοποιήθηκε με τη χρήση πραγματικού κώδικα γενετικών αλγόριθμων. Όταν τα μοντέλα Takagi-Sugeno και τα singleton ασαφή μοντέλα συγκρίθηκαν, φάνηκε ότι τα singleton δίνουν καλύτερα αποτελέσματα.

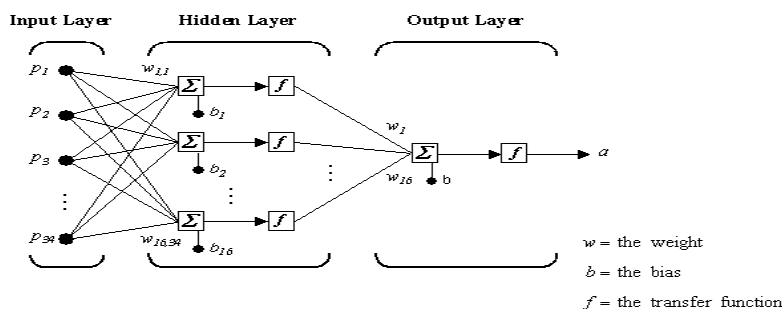
Ο Huarng K. (2001) πρότεινε την κατανομή του μέσου όρου του μήκους της διαφοράς των τιμών, για να βελτιώσει την πρόβλεψη σε ασαφείς χρονολογικές σειρές. Ημερήσια δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν από το χρηματιστήριο της Taiwan (TAIEX), για να αποδειχθεί η επίδραση του ιδανικού μήκους των διαστημάτων στα αποτελέσματα της πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα πρόβλεψης από τη χρήση του μοντέλου CHEN με διάφορα διαστήματα μήκους συγκρίνονται με αυτά της κατανομής του μέσου όρου του μήκους του διαστήματος και τα τελευταία δίνουν προβλέψεις καλύτερες από πολλά τυχαία επιλεγμένα διαστήματα για πρόβλεψη του TAIEX.

Οι Tay N.S.P. et al. (2001) επεκτείνουν το Santa Fe Artificial Stock Market Model (SFASM) το οποίο μελετήθηκε από τον LeBaron. Οι στόχοι ήταν να μοντελοποιηθεί μια inductive reasoning διαδικασία και να ερευνηθούν οι επιπτώσεις της στη συνολική συμπεριφορά της αγοράς και ιδιαίτερα στη συμπεριφορά των μετοχών. Οι ειδικοί αναφέρουν τις προσδοκίες τους, χρησιμοποιώντας ένα γενετικό ασαφές σύστημα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης δείχνουν ότι το μοντέλο είναι ικανό να παράγει συμπεριφορές οι οποίες έχουν ομοιότητες με αυτές των πραγματικών χρηματαγορών.

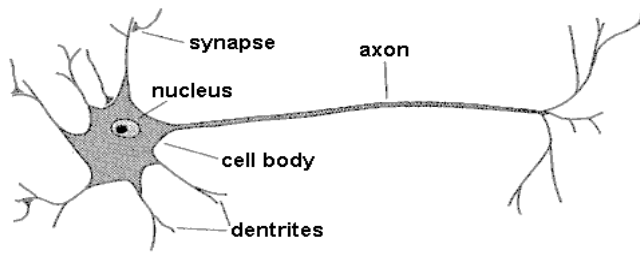
Οι Dourra H. et al. (2002) πρότειναν τη χρήση τεχνικής ανάλυσης με ασαφή λογική, για να δημιουργήσουν έναν ασαφή δείκτη ο οποίος προτείνει αγορά πώληση ή διακράτηση μετοχών. Χρησιμοποίησαν τη μέθοδο συμπερασμού Mamdani. Το μοντέλο αποτελείται από μερικές εισόδους, μία έξοδο και μερικούς ασαφείς κανόνες οι οποίοι εκφράζουν τη σχέση μεταξύ χρηματοοικονομικών δεικτών. Θεμελιώδεις δείκτες χρησιμοποιούνται με ασαφή λογική για μακροχρόνιες προβλέψεις και τεχνικοί δείκτες για βραχυχρόνιες προβλέψεις. Οι τεχνικοί δείκτες μετατρέπονται σε εισόδους οι οποίες τροφοδοτούν το ασαφές σύστημα. Δεδομένα τριών ετών διαφορετικών εταιρειών χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του συστήματος. Οι επενδυτικές αποδόσεις ήταν πολύ καλές.

Ο Wang Y.F. (2002) πρότεινε ένα ασαφές σύστημα (fuzzy grey) πρόβλεψης της τιμής της μετοχής ανά πάσα στιγμή, το οποίο προέβλεπε και την τάση. Το πλεονέκτημα της χρήσης ασαφούς grey πρόβλεψης είναι ότι απαιτούνται ελάχιστες είσοδοι, για να προβλέψουν τη συμπεριφορά της μετοχής. Τα δεδομένα αξιολόγησης του μοντέλου προέρχονται από το Χρηματιστήριο της Ταϊβάν και αφορούν χρονικό διάστημα ανά 5 λεπτά. Το αδύνατο σημείο του συστήματος ήταν ότι οι περισσότερες παράμετροι πρέπει να είναι προκαθορισμένες και δεν μπορούν να αλλαχθούν από το χρήστη. Για περαιτέρω ανάπτυξη πρέπει να αναπτυχθεί ένα περισσότερο φιλικό περιβάλλον για το χρήστη.

## 6. Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)



Διάγραμμα 3: Μοντέλο νευρώνα



Διάγραμμα 4: Μοντέλο νευρώνα

## 6.1 Ιστορία

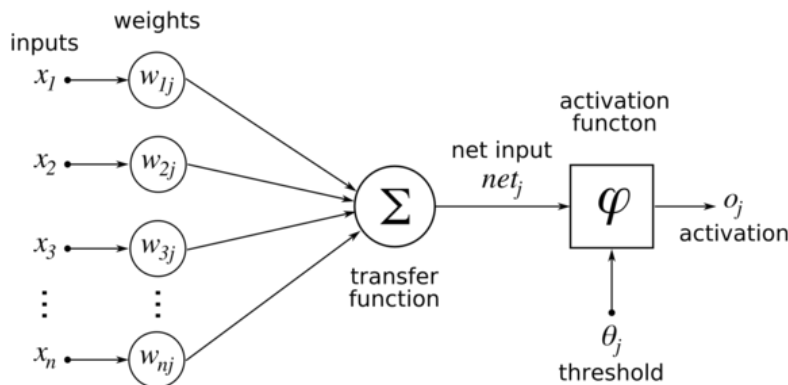
Η μελέτη υπολογιστικών συστημάτων που βασίζονται σε πρότυπα του ανθρώπινου εγκεφάλου έκανε τα πρώτα της βήματα το 1943 από τους McCulloch και Pitts οι οποίοι σχεδίασαν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο. Η πολυπλοκότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι τέτοια έτσι ώστε απαγορεύει την πλήρη κατανόησή του. Ακόμα και η κατανόηση της λειτουργίας ενός νευρώνα του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι φοβερά πολύπλοκη. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από  $10^{10}$  νευρώνες, με κάθε νευρώνα να έχει αρκετές χιλιάδες συνδέσεις. Βασικά χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι η αναγνώριση προτύπων (pattern recognition), ο συνειρμός, η πολυπλοκότητα και η ανεκτικότητα στο θόρυβο.

Ένας νευρώνας ενεργοποιείται όταν το σήμα εισόδου του γίνεται μεγαλύτερο από μία τιμή. Οι συνάψεις (συνδέσεις νευρώνων) μπορεί να είναι είτε διεγερτικές είτε ανασταλτικές. Ο νευρώνας έχει ένα κυτταρικό σώμα, μια δενδρική δομή εισόδων τους δενδρίτες και δενδρική δομή εξόδων τους άξονες. Οι άξονες συνδέονται με δενδρίτες άλλων νευρώνων μέσω των συνάψεων. Τα ηλεκτροχημικά σήματα εισόδων διαδίδονται από τους δενδρίτες στο κυτταρικό σώμα και έπειτα μέσω των αξόνων σε άλλους νευρώνες. Αντίστοιχες δομές ακολουθούνται και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

## 6.2 Η Δομή-Συντομη Περιγραφή

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες) συνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθούν να προσομοιώσουν. Στην ουσία πρόκειται για ένα συστήματα επεξεργασίας της πληροφορίας που αποτελείται από στρώματα (layers) κάθε ένα από τα οποία αποτελείται από στοιχεία επεξεργασίας που καλούνται νευρώνες.

Οι νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες: Οι νευρώνες εισόδου(inputs) δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συναπτικά βάρη(weights) και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Κάθε νευρώνας εκτελεί μία προκαθορισμένη μαθηματική λειτουργία και παράγει μία και μόνη έξοδο. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function). Ο κάθε νευρώνας λειτουργεί ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους.



Διάγραμμα 5: Μοντέλο νευρώνα

Το μοντέλο του νευρώνα που παρουσιάζεται παραπάνω περιλαμβάνει επίσης και ένα εξωτερικό βάρος  $b_k$ . Το βάρος  $b_k$  έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση ή την μείωση της τιμής που δίνει σαν είσοδο το δίκτυο στην συνάρτηση ενεργοποίησης ανάλογα με το αν είναι αρνητικό ή θετικό. Το βάρος αυτό καλείται πόλωση ή κατώφλι (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα,  $x_0 = 1$ . Με μαθηματικούς όρους, μπορούμε να περιγράψουμε έναν νευρώνα  $k$  από το παρακάτω ζεύγος εξισώσεων :

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j$$

$$y_k = \Phi(u_k - b_k)$$

όπου  $x_1, x_2, \dots, x_m$  είναι τα εισερχόμενα σήματα,  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  είναι τα βάρη των συνάψεων του νευρώνα  $k$ ,  $u_k$  είναι η έξοδος του γραμμικού συνδιαστή,  $\Phi(.)$  είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και  $y_k$  είναι το σήμα που δίνει σαν έξοδο ο νευρώνας  $k$ .

Η δεύτερη εξίσωση δείχνει την ιδιαίτερη σημασία του βάρους  $b_k$ . Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός.

Η δυνατότητες ενός νευρωνικού δικτύου περιγράφονται πλήρως στο ακόλουθο αποδεδειγμένο θεώρημα: **Ένα νευρωνικό δίκτυο, με δύο επίπεδα ικανών για εκπαίδευση βαρών, μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε μη γραμμική συνάρτηση** (Dayhoff and DeLeo 2001).

### 6.3 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης ορίζει την έξοδο του νευρώνα σε σχέση με την δυνατότητα ενεργοποίησης στην είσοδό του. Υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης :

1. Η συνάρτηση κατώφλι (Threshold function).  $\Phi(u) = \begin{cases} 1, & u \geq 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$
2. Τμηματικά γραμμική συνάρτηση (Piecewise Linear Function).  $\Phi(u) = \begin{cases} 1, & u \geq \frac{1}{2} \\ u, & \frac{1}{2} > u > \frac{1}{2} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$
3. Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης (sigmoid activation function). Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης για την κατασκευή ΤΝΔ. Ορίζεται ως μια γνησίως αύξουσα συνάρτηση που είναι ομαλή και ασυμπτωτική.  $\Phi(u) = \frac{1}{1+e^{-au}}$

### 6.4 Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός ΤΝΔ είναι δομημένοι είναι στενά συνδεδεμένος με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για το δίκτυο. Γενικά υπάρχουν τρεις βασικές διαφορετικές κλάσεις αρχιτεκτονικών δικτύου.

1. Πρόσω τροφοδοτούμενα Δίκτυα Ενός Επιπέδου (Single Layer Feed forward networks). Στα νευρωνικά δίκτυα οι νευρώνες του δικτύου οργανώνονται σε διάφορα επίπεδα. Η πιο απλή μορφή νευρωνικού δικτύου με επίπεδα είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα επίπεδο. Στην περίπτωση αυτή έχουμε ένα επίπεδο με κόμβους εισόδου που προβάλλονται σε ένα επίπεδο εξόδου με νευρώνες (όπου γίνονται οι υπολογισμοί), ενώ το αντίθετο δεν ισχύει, δεν μπορούμε δηλαδή να πάμε από τους νευρώνες εξόδου στους κόμβους εισόδου. Σε αυτή την περίπτωση, το δίκτυο είναι ένα αυστηρά εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) δίκτυο και καλείται Feed forward Δίκτυο Ενός Επιπέδου. Με τον όρο ένα

επίπεδο εννοούμε το επίπεδο εξόδου που περιέχει και τους νευρώνες όπου γίνονται οι υπολογισμοί. Σημειώνεται ότι δεν υπολογίζεται το επίπεδο εισόδου με τους κόμβους εισόδου γιατί σε αυτό δεν γίνονται καθόλου υπολογισμοί.

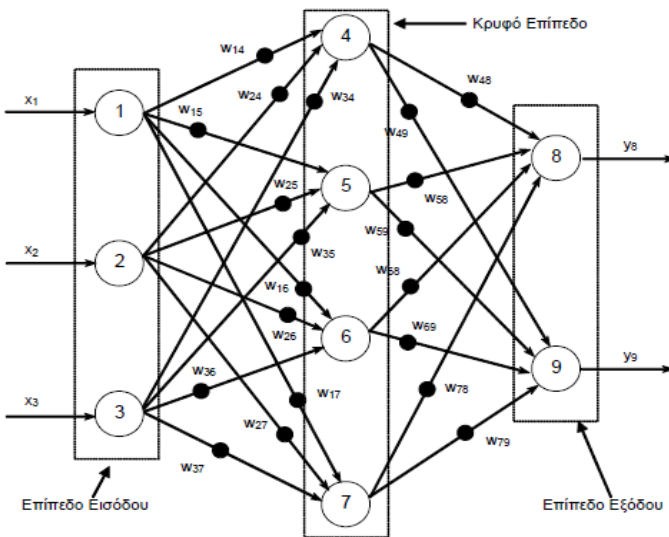
2. Πρόσω τροφοδοτούμενα Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων (Multilayer Feed forward Networks). Η δεύτερη κλάση εμπρόσθιας τροφοδότησης νευρωνικών δικτύων διαφέρει από την πρώτη στην ύπαρξη ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, των οποίων οι νευρώνες καλούνται κρυφοί νευρώνες. Η λειτουργία των κρυφών νευρώνων είναι να παρεμβάλλονται μεταξύ των κόμβων εισόδου και των νευρώνων εξόδου του δικτύου. Με την προσθήκη ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, το δίκτυο έχει την δυνατότητα να προσεγγίζει συναρτήσεις μεγαλύτερης πολυπλοκότητας. Οι κόμβοι εισόδου στο επίπεδο εισόδου του δικτύου παρέχουν τα στοιχεία των προτύπων εισόδου, με την μορφή διανυσμάτων, που γίνονται είσοδοι στους νευρώνες του δεύτερου επιπέδου, δηλαδή του πρώτου κρυφού επιπέδου. Τα σήματα εξόδου των νευρώνων του δεύτερου κρυφού επιπέδου, γίνονται σήματα εισόδου στο τρίτο επίπεδο και συνεχίζεται κατά αυτό τον τρόπο η ροή των σημάτων μεταξύ των επιπέδων του δικτύου μέχρι να φτάσουν στο επίπεδο εξόδου. Συνήθως, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο του δικτύου, παίρνουν σαν είσοδο, τα σήματα εξόδου από τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου μόνο. Το σύνολο των σημάτων εξόδου στο επίπεδο εξόδου (τελευταίο επίπεδο του δικτύου), αποτελεί και την απάντηση του δικτύου για τα δεδομένα που εισάγονται στους κόμβους εισόδου. Γενικά ένα δίκτυο με  $m$  κόμβους εισόδου,  $h_1$  νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο,  $h_2$  νευρώνες στο δεύτερο κρυφό επίπεδο, ...,  $h_n$  νευρώνες στο  $n$ -οστό κρυφό επίπεδο και  $q$  νευρώνες στο επίπεδο εξόδου, αναφέρεται σαν ένα  $m - h_1 - h_2 - \dots - h_n - q$  δίκτυο.
3. Αναδρομικά Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Recurrent Neural Networks). Ένα Αναδρομικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΑΤΝΔ) διαφέρει από ένα πρόσω τροφοδοτούμενο δίκτυο στο γεγονός ότι περιέχει έναν τουλάχιστον βρόγχο ανατροφοδότησης. Αυτό σημαίνει ότι σε έναν τουλάχιστον νευρώνα, το σήμα εξόδου του επηρεάζει το σήμα που έρχεται στην είσοδο του νευρώνα. Για παράδειγμα, ένα ΑΤΝΔ μπορεί να αποτελείται από ένα μόνο επίπεδο νευρώνων όπου κάθε νευρώνας επιστρέφει το σήμα εξόδου του σαν σήμα εισόδου σε όλους τους άλλους νευρώνες του επιπέδου.

## 6.5 Εκπαίδευση-Μάθηση

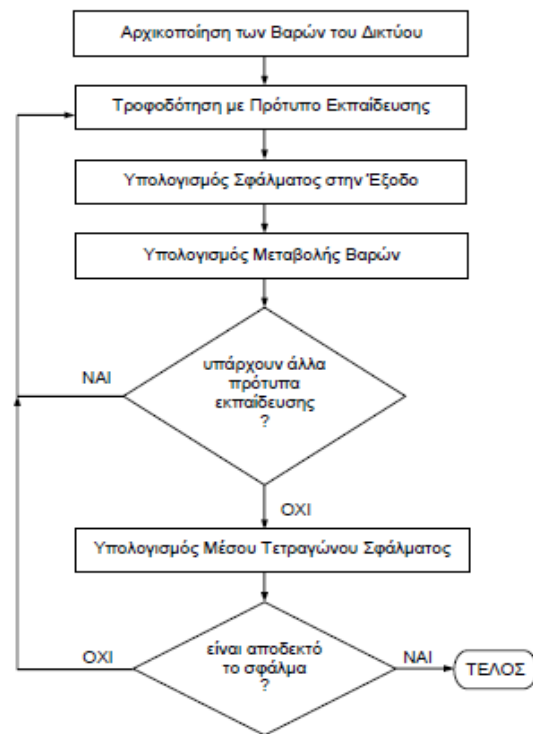
Τα βάρη αποτελούν τα στοιχεία μνήμης της αντίστοιχης διάταξης νευρώνων. Οι τιμές που παίρνουν τα βάρη καθορίζονται από την διαδικασία μάθησης. Όλες οι μέθοδοι εκμάθησης κατατάσσονται σε δύο κατηγορίες:



1. εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning). Διαδικασία στην οποία απαιτείται κάποιο διάνυσμα εξόδου το οποίο αντιστοιχεί στις επιθυμητές τιμές. Οι μέθοδοι που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία είναι η εκμάθηση με διόρθωση σφάλματος (error correction learning), η στοχαστική εκμάθηση (stochastic learning) και τα hardwired systems
2. εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning). Διαδικασία η οποία βασίζεται μόνο στην τοπική πληροφορία κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Παραδείγματα αλγορίθμων εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος Hebbian, ο διαφορικός αλγόριθμος Hebbian και Min-Max αλγόριθμος.



Διάγραμμα 6: Παράδειγμα ΤΝΔ

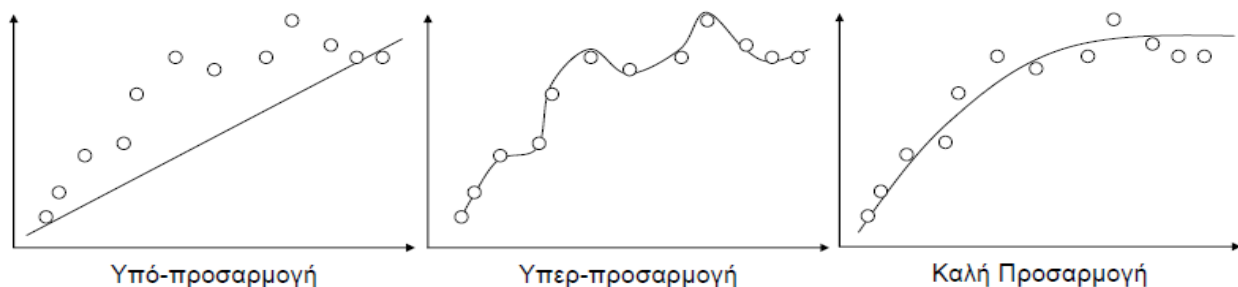


Διάγραμμα 7: Διαδικασία εκπαίδευσης ενός ΤΝΔ

Η εκπαίδευση ενός δικτύου βασίζεται στην ανάστροφη μετάδοση του σφάλματος (back propagation). Η αναπροσαρμογή των βαρών γίνεται από το επίπεδο εξόδου προς το εισόδου με εφαρμογή της διαδικασίας βελτιστοποίησης επικλινούς καθόδου (gradient descent optimization procedure) που ελαχιστοποιεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα  $E$  μεταξύ της εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου, για τα ένα συγκεκριμένο πλήθος διανυσμάτων εκπαίδευσης.

Η εκπαίδευση τελειώνει όταν τα αποτελέσματα που δίνει βρίσκονται εντός κάποιων προδιαγραφών που δίνονται από τον χρήστη ή/και την μορφή του προβλήματος. Εξαιρετικά

σημαντικός παράγοντας στην εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου είναι ο αριθμός εποχών εκπαίδευσης. Ως εποχή (epoch) εννοούμε την χρήση όλων των δεδομένων εκπαίδευσης (από το δίκτυο) για μία φορά. Μικρός αριθμός εποχών εκπαίδευσης συνήθως οδηγεί σε άσχημα αποτελέσματα ενώ αντίθετα μεγάλος αριθμός εποχών εκπαίδευσης οδηγεί στην υπερεκπαίδευση και απαιτεί μεγάλο υπολογιστικό χρόνο. Υπερεκπαίδευση έχουμε όταν το νευρωνικό δίκτυο προσαρμοστεί πολύ καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης και μόνο σε αυτά. Οι αναφορές μικρός και μεγάλος αριθμός εποχών είναι σχετικές και αναφέρονται στο εκάστοτε πρόβλημα.



Διάγραμμα 8: Χαρακτηριστικές περιπτώσεις εκπαιδευμένων ΤΝΔ

## 7. Νευρωνικά δίκτυα και προβλέψεις

Μία περίληψη των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων των μη συμβατικών τεχνικών με έμφαση στα νευρωνικά δίκτυα περιγράφεται από τον Corr, (1994). Οι μη συμβατικές τεχνικές αποδίδουν εξίσου καλά αποτελέσματα με τις οικονομετρικές τεχνικές, λόγω της γενικευμένης λειτουργίας που επιτελούν μέσω της δυνατότητας να μιμούνται μια ευρεία ποικιλία μορφών (Curry, 2002). Ενώ λειτουργούν ως γενικευμένα μοντέλα, δεν εγγυώνται ικανοποιητικά αποτελέσματα σε προβλέψεις εκτός δεδομένων (out of sample). Παρόλα αυτά όμως, δίνουν καλύτερες αποδόσεις από τα συμβατικά μοντέλα στις περιπτώσεις όπου τα δεδομένα υποκρύπτουν μη γραμμικές σχέσεις, πράγμα το οποίο είναι το σύνηθες σε περιπτώσεις που μοντελοποιείται η απόκριση της αγοράς. Επιπλέον τα κρυφά επίπεδα των νευρωνικών δικτύων αναπτύσσουν μια εσωτερική αντιπροσώπευση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών, με αποτέλεσμα να μην έχουν ανάγκη ορισμένες προϋποθέσεις που απαιτούν τα μοντέλα παλινδρόμησης, όπως είναι η έλλειψη συγγραμμικότητας μεταξύ των μεταβλητών, η ομαλότητα του θορύβου κλπ.

Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα αποδίδουν ικανοποιητικά και σε περιπτώσεις έλλειψης κάποιων δεδομένων σε αντίθεση με τα μοντέλα παλινδρόμησης όπου δημιουργούνται σοβαρά προβλήματα (Venugopal, 1994). Ο Corr et al. (1994) συμπέραναν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι κατάλληλα για πολύπλοκα φαινόμενα για τα οποία υπάρχουν ικανοποιητικά μέτρα μέτρησης της απόδοσης τους, αλλά δεν υπάρχει γνώση, για να κατανοηθούν οι σχέσεις εντός

αυτών των φαινομένων. Επίσης διατύπωσαν, την άποψη ότι είναι ιδανικά για πρόβλεψη και πρόγνωση.

Από την άλλη μεριά, η κύρια ανεπάρκεια των νευρωνικών δικτύων αφορά την αιτιακή μοντελοποίηση και τον έλεγχο των υποθέσεων. Υπάρχουν, όμως, αρκετά επιτυχή αιτιακά μοντέλα που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα. Τα οικονομετρικά μοντέλα ερμηνεύουν πολύ ευκολότερα τα αποτελέσματα και επιτρέπουν τον έλεγχο υποθέσεων. Η χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων για χρηματοοικονομικές προβλέψεις συναντάται σε πλήθος ερευνών. Ενδεικτικά αναφέρονται μερικές.

Οι Kimoto T. et al. (1990) πρότειναν ένα σύστημα πρόβλεψης του χρόνου αγοράς και πώλησης στο χρηματιστήριο του Τόκιο. Ο στόχος ήταν να προβλέψουν την καλύτερη χρονική στιγμή αγοράς και πώλησης για ένα μήνα, βασιζόμενοι σε ένα νευρωνικό δίκτυο με τρία επίπεδα. Το σύστημα πρόβλεψης χρησιμοποιούσε ένα εβδομαδιαίο κινητό μέσο όρο για κάθε δείκτη, για να ελαχιστοποιήσει την επίδραση του τυχαίου περιπάτου των τιμών. Για την επιβεβαίωση της αποτελεσματικότητας του συστήματος πραγματοποιήθηκε προσομοίωση αγοράς- πώλησης. Το σύστημα πρόβλεψης έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα κατά την προσομοίωση.

Οι Baba N. et al. (1992) εφάρμοσαν ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψει τις τιμές των μετοχών. Το νευρωνικό δίκτυο είχε δύο κρυφά επίπεδα, 15 εισόδους και μία έξοδο. Ο στόχος ήταν να επιτευχθεί μία τιμή πρόβλεψης κοντά στο 1 όταν η τιμή της μετοχής είναι υψηλή και 0 όταν η τιμή της μετοχής είναι χαμηλή. Σχεδόν όλες οι προβλέψεις ήταν κοντά στο 1 και η πραγματική αύξηση της τιμής της μετοχής ήταν 20% στους δύο επόμενους μήνες με αποτέλεσμα οι προβλέψεις να είναι ικανοποιητικές.

Οι Schumann M. et al. (1993) σύγκριναν τις προβλέψεις ενός νευρωνικού δικτύου και ενός μοντέλου APMA για το γερμανικό δείκτη DAX και τη μετοχή Hochtief. Τα αποτελέσματα δεν δίνουν ξεκάθαρο συμπέρασμα εάν θα πρέπει να προτιμάται η τεχνική ανάλυση ή η θεμελιώδης ανάλυση στην πρόβλεψη. Άλλο ένα αδύνατο σημείο είναι ο χρόνος που απαιτείται για να προσαρμοστεί το ARIMA, καθώς και ο καθορισμός των δεδομένων μάθησης του ANN.

Ο Wikowska D. (1995) προσπάθησε να προβλέψει τις τιμές μετοχών σε τρεις γνωστές εταιρείες (Wedel Works, Okocim, Zywiec), εισηγμένες στο χρηματιστήριο της Βαρσοβίας, αναπτύσσοντας ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, για να προβλέπει τις τιμές στις επόμενες δέκα συνεδριάσεις. Γνωρίζοντας τις σχέσεις μεταξύ των τιμών των μετοχών στο χρηματιστήριο, ο συγγραφέας ανέπτυξε 6 νευρωνικά δίκτυα τα οποία αποτελούνται από ένα κρυμμένο επίπεδο. Στο πρώτο δίκτυο χρησιμοποιεί 5 μεταβλητές εισόδου: τιμές 4 μετοχών και την

ισοτιμία δολαρίου και ζλότυ. Στο δεύτερο δίκτυο οι μετοχές μειώνονται σε 3 (ΟΚΟ, WED και ZYW) και στο τρίτο δίκτυο σε δύο (ΟΚΟ and ZYW). Στα τελευταία τρία δίκτυα διαφέρει μόνο η έξοδος από το πρώτο, έχοντας μια μεταβλητή εξόδου η οποία είναι είτε η ΟΚΟ, WED είτε η ZYW. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με ένα οικονομετρικό μοντέλο, το οποίο περιγράφει τις σχέσεις μεταξύ των τιμών των μετοχών και της τιμής του δολαρίου. Οι παράμετροι του μοντέλου υπολογίστηκαν με τη χρήση της μεθόδου OLS. Για την αξιολόγηση των προβλέψεων υπολογίστηκαν τα σφάλματα πρόβλεψης. Τα νευρωνικά δίκτυα έδωσαν προβλέψεις αρκετά κοντά στις πραγματικές τιμές για όλα τα δίκτυα και τις μεταβλητές εξόδου.

Οι Chenoweth T. et al. (1996) πρότειναν ένα υβριδικό μη γραμμικό σύστημα για την πρόβλεψη του δείκτη S&P500 με τη χρήση δύο νευρωνικών δικτύων, από τα οποία το ένα εκπαιδεύεται με δεδομένα από ανοδική αγορά και το άλλο εκπαιδεύεται με δεδομένα από καθοδική αγορά. Ο στόχος του συστήματος είναι να αποκτήσει μεγαλύτερες ετήσιες αποδόσεις με ταυτόχρονη μείωση των συναλλαγών, για να μειωθεί το κόστος συναλλαγών. Η έξοδος του συστήματος είναι η πρόβλεψη των κινήσεων του δείκτη S&P500. Τα αποτελέσματα είναι ενθαρρυντικά, αλλά δεν υποστηρίζεται εάν το προτεινόμενο σύστημα είναι αποδοτικότερο από τη στρατηγική διακράτησης, όταν ληφθεί υπόψη το κόστος συναλλαγών. Η σύγκριση των αποτελεσμάτων του υβριδικού συστήματος με ένα απλό σύστημα δείχνει ότι το υβριδικό αποκτά υψηλότερες αποδόσεις με λιγότερες συναλλαγές.

Οι Podding T. et al. (1996) παρουσίασαν μια οικονομική προσέγγιση σε ανάλυση χρηματαγορών υψηλής ολοκλήρωσης με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ανέπτυξαν ένα παγκόσμιο μοντέλο ("world") αποτελούμενο από μετοχές, ομόλογα και συνάλλαγμα των Η.Π.Α., της Ιαπωνίας και της Γερμανίας. Ο στόχος ήταν να καθοριστεί η συνολική τιμή ισορροπίας των περιουσιακών στοιχείων (asset), χρησιμοποιώντας δια συνδεόμενα μοντέλα αγοράς. Η απόδοση των μεμονωμένων μοντέλων των αγορών συγκρίνεται με την απόδοση των ολοκληρωμένων μοντέλων, χρησιμοποιώντας μια εκτός δείγματος προσέγγιση. Χρησιμοποιήθηκαν 126 μηνιαίες χρονολογικές σειρές (Ιανουάριος 1978- Μάιος 1994). Οι χρονολογικές σειρές αφορούσαν τιμές περιουσιακών στοιχείων (asset), εθνικά και διεθνή μακροοικονομικά δεδομένα και άλλες σημαντικές χρονολογικές σειρές. Η έξοδος του μοντέλου ήταν οι εξαμηνιαίες αποδόσεις κάθε περιουσιακού στοιχείου έξι μήνες μετά. Τα μεμονωμένα μοντέλα δεν παρέχουν περισσότερης απόδοσης από το απλοϊκό μοντέλο. Το μοντέλο καμία βάση γενικής παλινδρόμησης αποδίδει περισσότερο από το απλοϊκό μοντέλο. Τα διασυνδεόμενα μοντέλα είναι ανώτερα από τα μοντέλα των μεμονωμένων αγορών.

Οι Wittkemper H.G. et al. (1996) χρησιμοποίησαν διάφορες μεθόδους για να συγκρίνουν το μελλοντικό συστηματικό κίνδυνο  $\beta$  (beta) και κατέταξαν τις προβλέψεις με βάση τη μέση απόλυτη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές. Επτά παραδοσιακά μοντέλα συγκρίθηκαν με

δύο διαφορετικούς τύπους νευρωνικών δικτύων. Το γενικό παλίνδρομο νευρωνικό δίκτυο ήταν αναγκαίο για την ανάλυση, διότι ο αριθμός των δεδομένων δεν ήταν αρκετός για τη χρήση της μεθόδου της οπίσθιας τροφοδότησης στη φάση της εκπαίδευσης. Το γενικό παλίνδρομο νευρωνικό δίκτυο με το προηγούμενο β ως τη μόνη μεταβλητή εισόδου απέδωσε καλύτερα από το δίκτυο το οποίο χρησιμοποιούσε θεμελιώδεις μεταβλητές.

Οι Atiya A. et al. (1997) ανέπτυξαν μια μέθοδο πρόβλεψης των τιμών των μετοχών με νευρωνικά δίκτυα. Η πρόβλεψή τους βασίζεται σε θεμελιώδη δεδομένα των επιχειρήσεων, όπως είναι : τα κέρδη ανά μετοχή, ο πολλαπλασιαστής κερδών, τα μερίσματα, οι πωλήσεις και τα περιθώρια κέρδους. Το κριτήριο σύγκρισης της μεθόδου είναι τα ετήσια κέρδη. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου είναι σταθερά ανώτερα από τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

Οι Kim S.H. et al. (1998) εξέτασαν έναν αριθμό σχετικών μοντέλων και παρουσίασαν μια αρχιτεκτονική πρόβλεψης με τη χρήση ενός arrayed probabilistic network APN, με τη χρήση ενός “mistake chart” για να συγκρίνουν την ακρίβεια των συστημάτων μάθησης. Αξιολόγησαν αρκετά μοντέλα οπίσθιας τροφοδότησης έναντι ενός recurrent νευρωνικού δικτύου (RNN) καθώς και των PNN, APN. Η μελέτη αφορούσε την περίπτωση του Χρηματιστηρίου της Σιγκαπούρης προβλέποντας την τιμή του δείκτη PI σε όρους αλλαγής από την τωρινή τιμή του (FPI). Με το APN ως μοντέλο πρόβλεψης, ο στόχος ήταν να προβλεφθεί η ανοδική ή καθοδική αγορά. Το APN δίκτυο υπεραπέδωσε σε σχέση με τα δίκτυα οπίσθιας τροφοδότησης και το recurrent νευρωνικό δίκτυο.

Ο Kim S.S. (1998) παρουσίασε ένα recurrent νευρωνικό δίκτυο (TDRNN) με χρονική υστέρηση ως μοντέλο πρόβλεψης. Το TDRNN, το πολλαπλό recurrent νευρωνικό δίκτυο (MRNN), το προσαρμοστικό νευρωνικό δίκτυο με χρονική υστέρηση (ATNN) που πρότεινε ο Lin και το νευρωνικό δίκτυο με χρονική υστέρηση (TDNN) που προτάθηκε από τον Warble εφαρμόστηκαν στην πρόβλεψη της χαοτικής χρονολογικής σειράς των Mackey Glass και στο δείκτη του χρηματιστηρίου της Κορέας. Το κανονικοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE) χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση των προβλέψεων των δικτύων. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αφορούν τις τιμές των πρώτων 250 δεικτών του χρηματιστηρίου της Κορέας. Τα δεδομένα αξιολόγησης αφορούν τους δεύτερους 150 δείκτες. Τα δίκτυα αξιολογήθηκαν στην πρόβλεψη της χαοτικής χρονολογικής σειράς έξι βήματα μπροστά. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το TDRNN είναι ικανό να προβλέψει την τάση της χρηματιστηριακής αγοράς με καλύτερη ακρίβεια από τα δίκτυα ATNN and TDNN.

Ο Min Q. (1999) μοντελοποίησε τις σχέσεις μεταξύ των υπεραποδόσεων και των μεταβλητών πρόβλεψης. Εξετάστηκε η προβλεψιμότητα του δείκτη S&P500 χρησιμοποιώντας γραμμική παλινδρόμηση και μη γραμμικά νευρωνικά δίκτυα σε μηνιαίες παρατηρήσεις ενός σετ εννέα

χρηματοοικονομικών και οικονομικών μεταβλητών. Το γραμμικό μοντέλο και το νευρωνικό δίκτυο υπολογίστηκαν με δεδομένα έξι ετών και στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν, για να προβλέψουν τις αποδόσεις στο έβδομο έτος. Πέντε παραδοσιακά μέτρα σφάλματος χρησιμοποιήθηκαν για να εξακριβωθεί η ακρίβεια της πρόβλεψης: RMSE, MAE, CORR, Sign. Το νευρωνικό μοντέλο υπερτερεί και εντός και εκτός δείγματος του γραμμικού μοντέλου καθώς δίνει μικρότερο σφάλμα RMSE, MAE, MAPE και υψηλότερη Pearson συσχέτιση.

Οι Quah T.S. et al. (1999) χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψουν την απόδοση των μετοχών στο χρηματιστήριο Σιγκαπούρης. Ιστορικά δεδομένα, από χρηματοοικονομικές μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στο μοντέλο και ως έξοδος χρησιμοποιήθηκε η απόδοση της μετοχής. Ο σκοπός ήταν να επιλεγθούν μετοχές που θα υπερβαίνουν σε απόδοση τη συνολική αγορά και να αποφύγουν μετοχές που θα υστερούν σε απόδοση. Η έξοδος ήταν η διαφορά μεταξύ της απόδοσης των μετοχών και της απόδοσης της συνολικής αγοράς. Τα χαρτοφυλάκια που επιλέχθηκαν υπεραπέδωσαν κατά 69.23% σε σχέση με το χαρτοφυλάκιο αξιολόγησης.

Ο Walezak S. (1999) χρησιμοποίησε ένα νευρωνικό δίκτυο για να αξιολογήσει την άποψη ότι οι αναπτυσσόμενες χρηματιστηριακές αγορές, όπως της Σιγκαπούρης, επηρεάζονται από εξωτερικά σήματα και προσπάθησε να εκμεταλλευτεί τυχόν πλεονεκτήματα στις συναλλαγές από τέτοια σήματα. Η τεχνική των νευρωνικών δικτύων, όπως αυτή εφαρμόστηκε στην αναπτυσσόμενη χρηματιστηριακή αγορά της Σιγκαπούρης, συγκρίθηκε με μια περισσότερο αναπτυγμένη αγορά, όπως αυτή του δείκτη Dow Jones. Εννέα διαφορετικά σετ μεταβλητών εισόδου χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο πρόβλεψης, για να διερευνηθεί η αποτελεσματικότητα της χρηματιστηριακής αγοράς της Σιγκαπούρης. Κάθε νέος δείκτης που εισαγόταν ως μεταβλητή εισόδου αυξάνει το μέγεθος του διανύσματος εισόδου κατά έξι μεταβλητές. Όλα τα μοντέλα έδωσαν έξοδο που προβλέπει την τιμή του δείκτη ύστερα από πέντε ημέρες. Το ετήσιο ποσοστό απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου 62% αποδεικνύει τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα εξωτερικά σήματα βελτιώνουν τις προβλέψεις στις αναπτυσσόμενες αγορές όπως της Σιγκαπούρης, αλλά δεν έχουν επίδραση στην πρόβλεψη του Dow Jones.

Οι Harvey C.R. et al. (2000) ερεύνησαν εάν οι αποδόσεις στις αναπτυσσόμενες χρηματιστηριακές αγορές μπορούσαν να προβλεφθούν καλύτερα χρησιμοποιώντας νευρωνικά δίκτυα παρά γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης. Η ανάλυση συγκρίνει ένα νευρωνικό μοντέλο με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης και τη στρατηγική αγοραπωλησιών με βάση ένα μοντέλο παλινδρόμησης. Τρία μέτρα απόδοσης χρησιμοποιήθηκαν: οι συνολικές αποδόσεις, η κατεύθυνση της αγοράς και η μεταβολή της κατεύθυνσης της αγοράς. Το νευρωνικό δίκτυο υπεραποδίδει σε σχέση και με τις δύο ανωτέρω στρατηγικές.

Οι Motiwalla L. et al. (2000) εξέτασαν τα στοιχεία της προβλεψιμότητας της μεταβλητότητας των αποδόσεων του Αμερικάνικου χρηματιστηρίου με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου και ενός μοντέλου παλινδρόμησης. Η απόδοση της επένδυσης κρίνεται χρησιμοποιώντας διάφορα μέτρα, όπως: οι συνολικές αποδόσεις, οι μέσες αποδόσεις, και οι αποδόσεις σταθμισμένες με τον κίνδυνο. Χρησιμοποίησαν μηνιαία δεδομένα έντεκα αμερικάνικων δεικτών. Οι αποδόσεις των δεικτών αυτών αποτελούν την έξοδο του μοντέλου. Χρησιμοποιήθηκαν 28 μεταβλητές εισόδου, οι οποίες αντιπροσωπεύουν διάφορα επιτόκια καταθέσεων σε επίπεδα και στην πρώτη και δεύτερη διαφορά τους και τιμές των προηγούμενων τιμών. Για τη μέτρηση της απόδοσης του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε η στρατηγική αγοράς και διακράτησης και δύο στρατηγικές αγοράς και πώλησης μετοχών. Το νευρωνικό μοντέλο είναι περισσότερο αποδοτικό σε σχέση με το μοντέλο παλινδρόμησης καθώς έδωσε περισσότερα κερδοφόρα σήματα.

Οι Yiwen Y. et al. (2000) προέβλεψαν την τάση του χρηματιστηρίου της Σαγκάης. Ανέλυσαν το δείκτη SSE μέχρι τέταρτης τάξης κύματα. Στη συνέχεια, σχεδίασαν ένα νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας τροφοδότησης με ρυθμό μάθησης 0,1 με moment παράμετρο 0,09 και με δομή επιπέδων 6-10-1, λαμβάνοντας τα επαναδημιουργηθέντα διανύσματα ως πολλαπλές εισόδους. Τα δεδομένα εκπαίδευσης σταματούν 5 συνεδριάσεις (μία εβδομάδα) πριν και η τάση προβλέπεται για τις επόμενες 44 (2 μήνες) συνεδριάσεις. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης της τάσης του SSE είναι ικανοποιητικά.

Ο Andreou A. S. (2000) παρουσίασε διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων, για να προβλέψει τις τιμές μετοχών στο χρηματιστήριο της Κύπρου. Επίσης, εξετάστηκε η επίδραση οικονομικών και πολιτικών παραγόντων από το εθνικό και διεθνές περιβάλλον. Οι εφαρμογές των μοντέλων έγιναν με δεδομένα του γενικού δείκτη CSE και με δεδομένα αντιπροσωπευτικών μετοχών από πέντε κλάδους της αγοράς. Τα αποτελέσματα της έρευνας προσδιόρισαν την κατάλληλη αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου, τις κατάλληλες εισόδους και τις κατάλληλες συναρτήσεις μεταφοράς. Όλες οι δοκιμές με δεδομένα, παρείχαν ικανοποιητικά αποτελέσματα πρόβλεψης.

Οι Fernandez-Rodriguez F. et al. (2000) ερεύνησαν την κερδοφορία που μπορεί να επιτύχουν τα νευρωνικά δίκτυα στις αγορές μετοχών. Οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται για την εφαρμογή μιας στρατηγικής αγορών και πωλήσεων. Η κερδοφορία της συγκρίνεται με την κερδοφορία της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης. Τα δεδομένα αφορούν το χρηματιστήριο της Μαδρίτης, ενώ οι είσοδοι του μοντέλου είναι οι παρελθοντικές αποδόσεις των προηγούμενων εννέα συνεδριάσεων. Η έξοδος του μοντέλου είναι μια τιμή στο διάστημα (-1, 1). Μία τιμή μεγαλύτερη του 0 αποτελεί σήμα αγοράς, ενώ μια τιμή μικρότερη από 0 αποτελεί σήμα πώλησης. Το πρόσημο πρόβλεψης για τις

συνιστώμενες εντολές αγοραπωλησιών πλησιάζει σε επιτυχία 54%-58%, το οποίο δίδει καλύτερη απόδοση σε σχέση με την τυχαία πορεία των τιμών. Χωρίς τον υπολογισμό του κόστους συναλλαγών η στρατηγική αγοραπωλησιών είναι πάντα πιο κερδοφόρα από τη στρατηγική διακράτησης για καθοδική και πλάγια αγορά. Όταν η αγορά είναι ανοδική, η στρατηγική διακράτησης δίνει καλύτερες αποδόσεις από τη στρατηγική αγοραπωλησιών μετοχών με βάση τα σήματα που δίνει το νευρωνικό δίκτυο.

Ο Casas C.A. (2001) εκπαιδευσε ένα νευρωνικό δίκτυο, για να υποστηρίξει μια τακτική τοποθέτησης κεφαλαίων σε μετοχές, σε ομόλογα και στην αγορά χρήματος. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε για να προβλέψει την πιθανότητα ότι κάθε μία τοποθέτηση θα υπεραποδίδει σε σχέση με τις δύο άλλες στο τέλος του μήνα. Η στρατηγική προσομοιώθηκε για περίοδο ενός έτους. Οι εισοδοί του μοντέλου αποτελούνταν από τεχνικούς και θεμελιώδεις παράγοντες και η έξοδος από το ποσοστό της απόδοσης της κάθε τοποθέτησης. Κατά την περίοδο της προσομοίωσης η στρατηγική υπεραπέδωσε σε σχέση με το δείκτη S&P500 Index κατά 1,792 μονάδες βάσης.

Οι Baba N. et al. (2002) χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο και τη μέθοδο temporal Difference Learning Method, για να αναπτύξουν ένα έξυπνο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων, ώστε να προβλέπει την τιμή των μετοχών στο χρηματιστήριο του Τόκιο ένα μήνα μπροστά. Επιλέχθηκαν 16 εταιρείες οι μετοχές των οποίων διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο. Δεκατέσσερις (14) μεταβλητές χρησιμοποιήθηκαν ως παράγοντες κλειδιά για την αλλαγή της τιμής κάθε μετοχής. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αφορούν πέντε έτη. Το σύστημα παρήγαγε ικανοποιητικά κέρδη στο χρηματιστήριο του Τόκιο ακόμα και την περίοδο που το χρηματιστήριο υπέφερε από βαθιά πτώση. Η TD-Learning Method μπορεί να είναι μία σημαντική προσέγγιση για προσαρμογή στις ξαφνικές αλλαγές του χρηματιστηριακού περιβάλλοντος.

Ο Kyong. J.O. (2002) πρότεινε ένα σύστημα συναλλαγών για μετοχές βασιζόμενο σε χαοτική ανάλυση και σε μη γραμμικά μοντέλα. Αποτελείται από τέσσερις φάσεις: καθορίζει τη χρονική υστέρηση των εισόδων με τη χρήση χαοτικής ανάλυσης, προσδιορίζει σημεία αναστροφής της τάσης μιας μετοχής, προβλέπει τα σημεία αλλαγής με τη χρήση νευρωνικού δικτύου οπίσθιας τροφοδότησης και προβλέπει την τιμή της μετοχής με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου οπίσθιας τροφοδότησης (BPN). Τα δεδομένα αφορούν 3069 ημερήσιες παρατηρήσεις κατά την περίοδο 1990- 2000 του δείκτη KOSPI. Για τη μέτρηση της απόδοσης του μοντέλου χρησιμοποιήθηκε το απόλυτο ποσοστό σφάλματος. Το προτεινόμενο μοντέλο δίνει σημαντικά καλύτερα αποτελέσματα σε βαθμό σημαντικότητας 1%, σε σχέση με το βασικό μοντέλο BPN.



Οι Chen A.S. et al. (2003) ανέπτυξαν ένα πιθανολογικό νευρωνικό δίκτυο (PNN), για να προβλέψουν την κατεύθυνση του δείκτη του χρηματιστηρίου της Taiwan. Το PNN έχει τρία επίπεδα σε σύγκριση με τα τέσσερα επίπεδα που έχει το βασικό PNN. Η απόδοση του συγκρίνεται με αυτή της generalized methods of moments (GMM) με φίλτρο Kalman. Οι προβλέψεις των διαφόρων στρατηγικών συναλλαγών συγκρίνονται με τη στρατηγική διακράτησης, με την τυχαία πορεία των τιμών και το παραμετρικό GMM. Το μοντέλο PNN, με οποιοδήποτε χρονικό επενδυτικό ορίζοντα, είναι ικανό να προβλέψει τη σωστή κατεύθυνση σε περισσότερες από το 50% των περιπτώσεων σε επίπεδο σημαντικότητας 5%. Το μοντέλο GMM-με φίλτρο Kalman προβλέπει σωστή κατεύθυνση πάνω από 50% σε επίπεδο σημαντικότητας 10% μόνο για πρόβλεψη έξι μήνες μπροστά. Οι κανόνες συναλλαγών του PNN υπεραποδίδουν σε σχέση με το μοντέλο GMM-Kalman, το μοντέλο τυχαίας πορείας των τιμών και τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης. Επιπρόσθετα το PNN με πολλαπλά κατώφλια εντολών αποδίδει καλύτερα από ένα κατώφλι εντολών.

Οι Thawornwong S. et al. (2004) παρουσίασαν μία έρευνα της δυνατότητας πρόβλεψης πρόσφατων μεταβλητών στην ακρίβεια της πρόβλεψης. Το πρόσημο της πρόβλεψης χρησιμοποιείται ως απόφαση συναλλαγής. Ένας επαγωγικός αλγόριθμος δενδρικής μορφής χρησιμοποιήθηκε για να επιλεγεί το σετ των μεταβλητών. Το νευρωνικό δίκτυο που δημιούργησαν έχει ένα κρυφό επίπεδο, που χρησιμοποιεί ως συνάρτηση μεταφοράς μια σιγμοειδή υπερβολική εφαπτόμενη συνάρτηση. Τα μοντέλα πρόβλεψης συγκρίθηκαν με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Η κερδοφορία των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε ως μέτρο σύγκρισης των μοντέλων. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι περισσότερες σωστές προβλέψεις της κατεύθυνσης της αγοράς δεν συνεπάγονται υψηλότερη κερδοφορία. Το νευρωνικό δίκτυο δίνει μεγαλύτερη κερδοφορία σε σύγκριση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

## **8. Νεύρο-ασαφή συστήματα (υβριδικά συστήματα)**

### **8.1 Χρήσιμες Πληροφορίες**

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.

Τα συστήματα που βασίζονται στην ασαφή λογική και αυτά που βασίζονται στα ANN έχουν πολύ διαφορετικές (αντίθετες αν προτιμάτε) απαιτήσεις κατά την εφαρμογή τους. Για παράδειγμα τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία, ενώ τα συστήματα ANN είναι χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν αρκετά μετρήσιμα δεδομένα για την εξεταζόμενη διαδικασία. Και οι δύο προσεγγίσεις κατασκευάζουν μη-γραμμικά συστήματα βασισμένα πάνω σε συνεχείς μεταβλητές, με τη διαφορά ότι η μεταχείριση των νευρωνικών συστημάτων γίνεται με τρόπο αριθμητικό- ποσοτικό, ενώ η μεταχείριση των ασαφών συστημάτων γίνεται με τρόπο συμβολικό-ποιοτικό.

Τα νεύρο-ασαφή συστήματα, όμως, παρουσιάζουν τόσο συμβολικά όσο και αριθμητικά χαρακτηριστικά. Για παράδειγμα, μπορούν μέσω λειτουργιών βάσει κανόνων να κάνουν επεξεργασία των μεταχειρισμένων από αυτά συμβόλων (symbolic processing via rule-base operations). Από την άλλη πλευρά, οι συναρτήσεις συμμετοχής επιτρέπουν στα ασαφή συστήματα την αριθμητική επεξεργασία των καθορισμένων λεκτικών μεταβλητών που μεταχειρίζονται. Κατά συνέπεια, η σύνθεση νευρωνικών και ασαφών συστημάτων οδηγεί σε μια νέα κατάσταση όπου το ασαφές σύστημα παρέχει ένα ισχυρό υπόβαθρο για την αναπαράσταση της γνώσης των ειδικών, ενώ τα ANN παρέχουν ικανότητες μάθησης και είναι κατάλληλα για υπολογιστικά αποτελεσματικές εφαρμογές μέσω Η/Υ. Η σημασία της σύνθεσης αυτής εξάγεται και από τις διαφορές των ξεχωριστών αυτών συστημάτων, καθώς

τα ANN δεν παρέχουν ένα ισχυρό πλαίσιο για αναπαράσταση γνώσης, ενώ οι ελεγκτές ασαφούς λογικής δεν διακρίνονται για την ικανότητα αυτόματης μάθησης. Τα υβριδικά νεύρο-ασαφή συστήματα μπορούν να δημιουργηθούν με τρεις τρόπους:

1. Neural Fuzzy System: Σε αυτού του είδους τα συστήματα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ως εργαλεία μέσα σε ένα ασαφές μοντέλο.
2. Fuzzy Neural Networks: Τα δίκτυα αυτά ουσιαστικά συνιστούν την ασαφοποίηση του συμβατικού μοντέλου νευρωνικού δικτύου.
3. Fuzzy-neural Hybrid System: Τα συστήματα αυτά συνίστανται στην ενσωμάτωση τεχνολογίας ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων σε υβριδικά συστήματα.

Για τις δύο πρώτες κατηγορίες, η σύνθεση νεύρο-ασαφών συστημάτων προκύπτει παρέχοντας σε ένα νευρωνικό δίκτυο την ικανότητα χειρισμού ασαφούς πληροφορίας (fuzzy-neural network - FNN) και ενισχύοντας ένα ασαφές σύστημα με νευρωνικά δίκτυα, προκειμένου να βελτιωθούν χαρακτηριστικά, όπως η ευελιξία, η ταχύτητα και η προσαρμοστικότητα (neural-fuzzy systems – NFS). Σε ένα FNN οι είσοδοι και τα βάρη των συνδέσεων και οι έξοδοι του δικτύου αποτελούν ασαφή υποσύνολα ή ένα σύνολο από τιμές συμμετοχής σε ασαφή σύνολα. Για τη μοντελοποίηση αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται λεκτικές τιμές, όπως "μικρό, μεσαίο, μεγάλο", ή ασαφείς αριθμοί. Νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν ασαφείς νευρώνες χαρακτηρίζονται επίσης FNN, καθώς θεωρούνται ικανά να επεξεργαστούν ασαφείς πληροφορίες. Ένα νεύρο-ασαφές σύστημα (NFS) από την άλλη πλευρά έχει ως σκοπό την πραγματοποίηση της διαδικασίας ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy reasoning), όπου τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου αντιστοιχούν στις παραμέτρους της ασαφούς συλλογιστικής. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μάθησης της μορφής backpropagation, το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να "μάθει" τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό να "μάθει" λεκτικούς κανόνες και συναρτήσεις συμμετοχής ή να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή συναρτήσεις συμμετοχής. Υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις:

- 1) Το σύστημα ξεκινά χωρίς κανόνες και δημιουργεί νέους κανόνες μέχρι το πρόβλημα της μάθησης να επιλυθεί. Η δημιουργία ενός νέου κανόνα προκύπτει από ένα πρότυπο εκμάθησης που δεν καλύπτεται αρκετά από την τρέχουσα βάση κανόνων.
- 2) Το σύστημα ξεκινά με όλους εκείνους τους κανόνες που μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από τη βάση κανόνων με βάση την αξιολόγηση της απόδοσής τους.
- 3) Το σύστημα ξεκινά με μια βάση κανόνων που αποτελείται από σταθερό αριθμό κανόνων. Κατά τη διαδικασία της εκμάθησης οι κανόνες αντικαθίστανται μέσω μιας διαδικασίας

βελτιστοποίησης.

Αναφορικά με την τρίτη προσέγγιση, τόσο οι τεχνικές ασαφούς λογικής, όσο και οι τεχνικές των νευρωνικών δικτύων παίζουν καθοριστικό ρόλο σε ένα υβριδικό σύστημα. Εκτελούν τις δραστηριότητές τους για διαφορετικές λειτουργίες του συστήματος. Σε αυτήν την κατηγορία ανήκει το ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System Adaptive ή αλλιώς Adaptive Neuro Fuzzy Inference System). Εμπερικλείοντας το σύστημα ασαφούς συμπερασμού σε ένα πλαίσιο προσαρμοστικών δικτύων (adaptive networks), προκύπτει η δομή του ANFIS (Jang, 1997).

Τα πρόσφατα αναπτυγμένα νεύρο-ασαφή συστήματα, που ενσωματώνουν τις επιθυμητές αρχές τόσο των ασαφών συστημάτων όσο και των νευρωνικών δικτύων, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη ασαφών κανόνων με "φυσικό" τρόπο. Η μάθηση στα νεύρο-ασαφή συστήματα καταλήγει σε κατανοήσιμους λεκτικούς κανόνες της μορφής "εάν - τότε". Είναι εξαιρετικά χρήσιμα στην επεξήγηση της συλλογιστικής που κρύβεται πίσω από κάθε αποτέλεσμα τους, ενώ οι κανόνες "εάν - τότε" που παράγουν είναι αρκετά απλοί, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα έμπειρο σύστημα, σε περίπτωση που χρειαστεί. Οι κανόνες αυτής της μορφής, επίσης, επιτρέπουν τη χρησιμοποίηση τόσο ποιοτικών όσο και ποσοτικών δεδομένων.

Πέρα από τους κανόνες στους οποίους καταλήγουν τα νεύρο-ασαφή συστήματα, εξωτερικά καθορισμένες οδηγίες μπορούν να εισαχθούν ως "εάν - τότε" κανόνες. Το σύστημα χρησιμοποιεί και τα δύο σύνολα, δηλαδή εκείνα που δημιουργούνται από παραδείγματα εκμάθησης και εκείνα που καθορίζονται από το χρήστη ως οδηγίες για σκοπούς ταξινόμησης. Η διαδικασία παροχής οδηγιών είναι εξαιρετικά χρήσιμη σε περιπτώσεις όπου πρόσθετη πληροφόρηση παρέχεται από τον ειδικό στο συγκεκριμένο αντικείμενο που εξετάζεται. Συνήθως στις πραγματικές εφαρμογές, οι οδηγίες αυτές παρέχουν πληροφορίες που δεν είναι διαθέσιμες στο σύνολο των δεδομένων εκμάθησης, και είναι το αποτέλεσμα της εμπειρικής γνώσης του ειδικού που ασχολείται πολλά χρόνια με το συγκεκριμένο αντικείμενο. Ανάλογη παροχή οδηγιών σε νευρωνικό δίκτυο δεν είναι εύκολο να υπάρξει, παρά το ότι μια χρονοβόρα κατάλληλη προσαρμογή των βαρών από το χρήστη θα μπορούσε να την καταστήσει δυνατή. Εξαιτίας της ασαφопоίησης των δεδομένων εισόδου, οι μεταβλητές εισόδου στο νεύρο-ασαφές σύστημα παίρνουν μερικές ασαφοποιημένες τιμές (π.χ. μικρό, μεσαίο, μεγάλο), αντί για μια μεγάλη γκάμα πραγματικών αριθμητικών τιμών. Το γεγονός αυτό συνεπάγεται μεγάλη μείωση του χρόνου μάθησης για το νεύρο-ασαφές σύστημα.

Τα κύρια χαρακτηριστικά των νεύρο-ασαφών συστημάτων συνοψίζονται στα ακόλουθα:

1. Κατασκευή ευέλικτου, μη-τυπικού μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης με τη μορφή

ασαφών κανόνων (fuzzy rules).

2. Χρησιμοποίηση a priori γνώσης για το πρόβλημα.
3. Η αρχική γνώση μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης με νευρωνικούς αλγόριθμους μάθησης.
4. Η γνώση είναι άμεσα προσπελάσιμη με τη μορφή κανόνων (rules). Οι κανόνες είναι της μορφής : Εάν (if) <συνθήκες (conditions) > τότε (then) <αποτελέσματα (consequents)>.
5. Ο τρόπος διατύπωσης των κανόνων είναι πολύ κοντά στην κοινή ανθρώπινη λογική και συνεπώς η δυνατότητα των ασαφών συστημάτων για παροχή επεξηγήσεων του τρόπου εξαγωγής ενός συμπεράσματος είναι εξαιρετικά αποτελεσματική.

Τα κυριότερα ολοκληρωμένα νεύρο-ασαφή συστήματα που παρουσιάζονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι :

- Το Adaptive Network based Fuzzy Inference System (ANFIS) το οποίο δημιουργήθηκε από τον J.-S.R. Jang (Jang, 1993). Το ANFIS ανήκει στα προσαρμοστικά δίκτυα (adaptive networks), τα οποία ομοιάζουν με τα νευρωνικά δίκτυα. Το προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους (adaptive, non-adaptive nodes). Ουσιαστικά το προσαρμοστικό δίκτυο είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (multi-layer feed-forward network), 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 συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links). Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι 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.
- Το Mamdani Integrated Neuro-Fuzzy System το οποίο δημιουργήθηκε από τους E.H. Mamdani and S. Assilian (Mamdani, 1975). Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο μάθησης back-propagation προκειμένου να προσαρμόσει τις παραμέτρους των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Το Takagi-Sugeno Integrated Neuro-fuzzy system, (Sugeno, 1985) το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο μάθησης backpropagation για την προσαρμογή των συναρτήσεων συμμετοχής και την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων για τον υπολογισμό του

γραμμικού μέρους των κανόνων.

- Το Fuzzy Adaptive Learning Control Network (FALCON), (Lin, 1991). Χρησιμοποιεί το μηχανισμό συμπερασμού Mamdani με αρχιτεκτονική πέντε επιπέδων. Ο αλγόριθμος μάθησης είναι υβριδικός και εξελίσσεται σε δύο φάσεις. Στην αρχική φάση καθορίζονται τα κέντρα και τα βάρη των συναρτήσεων συμμετοχής με τεχνικές μάθησης self-organized. Στη δεύτερη φάση εφαρμόζεται ο αλγόριθμος backpropagation για την προσαρμογή των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Το FuNe το οποίο δημιουργήθηκε από τους S.K. Halgamuge and M. Glesner (Halgamuge, 1994). Παράγει ασαφείς κανόνες με την χρήση δεδομένων βασιζόμενο στις τεχνικές μάθησης των νευρωνικών δικτύων. Στην πρώτη φάση εξάγονται τυχαίοι κανόνες και στην δεύτερη φάση με τη χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης οι κανόνες βελτιστοποιούνται. Δεν υπάρχουν περιορισμοί στον αριθμό των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Κάθε μεταβλητή μπορεί να έχει μέχρι τρεις ασαφείς εισόδους.
- Το GARIC (General Approximate Reasoning-based Intelligent Control) το οποίο δημιουργήθηκε από τους H.R. Berenji and P. Khedkar (Berenji, 1992). Αποτελείται από ένα νέυρο-ασαφές δίκτυο το οποίο μαθαίνει με τη χρήση μεθόδων βαθμωτή κατάβαση. Περιλαμβάνει τρία κύρια τμήματα: α) Action Evaluation Network (AEN), β) Action Selection Network (ASN) και γ) Stochastic Action Modifier (SAM).
- Το Neuro-Fuzzy Controller (NEFCON) το οποίο δημιουργήθηκε από τους D. Nauck, and R. Kruse (Nauck, 1994). Έχει την δυνατότητα να μαθαίνει ασαφή σύνολα και ασαφείς κανόνες χρησιμοποιώντας τον μηχανισμό συμπερασμού Mamdani. Η διαδικασία μάθησης χωρίζεται σε δύο φάσεις. Στην πρώτη φάση το σύστημα μαθαίνει τους κανόνες και στη δεύτερη φάση βελτιστοποιεί τους κανόνες μεταβάλλοντας τα ασαφή σύνολα των κανόνων. Η μάθηση των κανόνων γίνεται με δύο μεθόδους. Η πρώτη μέθοδος είναι η incremental και χρησιμοποιείται όταν η σωστή έξοδος δεν είναι γνωστή, οπότε οι κανόνες δημιουργούνται με βάση υπολογισμένες τιμές της εξόδου. Καθώς εξελίσσεται η εκπαίδευση όλο και περισσότεροι κανόνες προστίθενται σύμφωνα με τις απαιτήσεις των δεδομένων. Η δεύτερη μέθοδος είναι η decremental στην οποία αρχικά οι κανόνες δημιουργούνται λόγω της ασαφούς διαίρεσης των διαστημάτων των μεταβλητών και στη συνέχεια κατά την διαδικασία της μάθησης απαλείφονται οι κανόνες που δεν χρησιμοποιούνται. Και οι δύο μέθοδοι χρησιμοποιούν ένα ασαφές σφάλμα E, το οποίο αποτυπώνει την ποιότητα του συστήματος, για να δημιουργηθούν και να βελτιστοποιηθούν οι κανόνες. Οι συναρτήσεις συμμετοχής των κανόνων μεταβάλλονται σύμφωνα με τον αλγόριθμο Fuzzy Error Backpropagation
- Το Neuro-Fuzzy Classification (NEFCLASS), (Nauck, 1995). Εξάγει ασαφείς κανόνες από τα

δεδομένα τα οποία μπορούν να διαιρεθούν σε σαφείς περιοχές (ταξινόμηση). Η βάση δεδομένων του συστήματος προσεγγίζει μια άγνωστη συνάρτηση  $\phi$  η οποία αναπαριστά το πρόβλημα της ταξινόμησης και αντιστοιχίζει κάθε τιμή της εισόδου  $x$  στην τάξη της  $C_i$

- Το Neuro-Fuzzy Function Approximation (NEFPROX), (Nauck, 1999). Αποτελεί μια τροποποιημένη έκδοση του NEFCON χωρίς την reinforcement μάθηση και χρησιμοποιείται για να προσεγγίσει μια συνάρτηση. Σε σχέση με το ANFIS μπορεί να χρησιμοποιήσει εκτός από Sugeno και Mamdani μηχανισμό συμπερασμού.
- Το Fuzzy Inference Environment Software with Tuning (FINEST), (Tano, 1996). Βελτιστοποιεί το μηχανισμό συμπερασμού μόνο του. Χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο backpropagation για την βελτιστοποίηση των παραμέτρων.
- Το Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network (SONFIN), (Feng, 1998). Χρησιμοποιεί ένα Takagi-Sugeno μηχανισμό συμπερασμού. Οι ασαφείς κανόνες δημιουργούνται και προσαρμόζονται καθώς η διαδικασία μάθησης εξελίσσεται και ταυτόχρονα δημιουργούνται η δομή και οι παράμετροι του συστήματος.
- Το Fuzzy Net (FUN), (Sulzberger, 1993). Μπορεί να αναπαραστήσει λογικές εκφράσεις μέσω ασαφών κανόνων και συναρτήσεων συμμετοχής σε ένα δίκτυο με βάση τις συναρτήσεις ενεργοποίησης κάποιων ειδικών νευρώνων.
- Τα Evolving Fuzzy Neural Networks (EFuNN) and Dynamic Evolving Fuzzy Neural Networks (dmFFuNNs), (Kasabov, 1998). Και τα δύο συστήματα βασίζονται στη μεθοδολογία Evolving Connectionist Systems (ECOS) καθώς χρησιμοποιούν υβριδικό (με επίβλεψη και χωρίς επίβλεψη) αλγόριθμο μάθησης

## 9. Εφαρμογές

Οι Wong F.S. et al. (1992) παρουσίασαν ένα έξυπνο σύστημα επιλογής μετοχών (ISS) το οποίο επεκτείνει τα νευρωνικά δίκτυα, για να χειριστούν ασαφείς πιθανολογικές και Boolean πληροφορίες. Συνδυάζει τα πλεονεκτήματα ενός έμπειρου συστήματος, των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής. Για τη δοκιμή του ISS συστήματος χρησιμοποιείται μια βάση δεδομένων 800 μετοχών με 3 ετών δεδομένα τα οποία είναι οι εισοδοί του μοντέλου: ο συντελεστής  $\beta$  (beta), σχέση τιμή προς λογιστική αξία, ο μέσος όρος τριών ετών της τιμής προς τη λογιστική αξία, ο πολλαπλασιαστής κερδών, ο τζίρος των μετοχών, ο μέσος τζίρος τριών ετών των μετοχών, ο ρυθμός κερδών, η τιμή του μοντέλου προεξόφλησης μερισμάτων, το περιθώριο κέρδους profit margin και οι αποδόσεις του τρέχοντος έτους. Η έξοδος είναι οι αποδόσεις. Τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά.

Οι Nishina T. et al. (1997) πρότειναν ένα νεύρο-ασαφές σύστημα FINN το οποίο μπορεί αυτόματα να καταστήσει πρότυπα εισόδων-εξόδων και να εξαγάγει σαφείς κανόνες «εάν - τότε». Το FINN προβλέπει την τάση των τιμών των μετοχών της επόμενης μέρας. Τα δεδομένα δέκα εισόδων χωρίστηκαν σε δύο ίσες ομάδες: η πρώτη χρησιμοποιήθηκε για να εκπαιδευτεί το μοντέλο και η δεύτερη για να αξιολογηθεί. Οι τιμές πρόβλεψης του FINN είναι αρκετά κοντά στις πραγματικές τιμές. Οι τιμές πρόβλεψης του FINN είναι περισσότερο κοντά στις πραγματικές, σε σύγκριση με ένα νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας τροφοδότησης (BP).

Οι Kuo R.J. et al. (1998) πρότειναν ένα έξυπνο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων συναλλαγών για την χρηματιστηριακή αγορά, το οποίο λαμβάνει υπόψη του ποιοτικούς και ποσοτικούς παράγοντες. Αποτελείται από τέσσερις φάσεις: συγκέντρωση παραγόντων, μοντέλο ποιοτικών παραγόντων, μοντέλο ποσοτικών παραγόντων και το νεύρο-ασαφές μοντέλο ολοκλήρωσης. Οι ποσοτικοί παράγοντες είναι είσοδοι του ποσοτικού νευρωνικού μοντέλου και κανονικοποιούνται στο διάστημα  $[0,1]$ . Τα ποιοτικά δεδομένα ομαδοποιήθηκαν σε έξι κατηγορίες: πολιτικοί παράγοντες, χρηματοοικονομικοί, οικονομικοί, τεχνικοί, διάφοροι και διεθνείς παράγοντες, ώστε να δημιουργηθεί το ερωτηματολόγιο. Τα αποτελέσματα της μεθόδου Delphi αποτελούν μη ποσοτικές επιδράσεις πάνω στην τάση των τιμών των μετοχών. Η έρευνα επιβεβαιώνει δύο διαφορετικές εξόδους. Οι έξοδοι εξαρτώνται από τους δείκτες της σημερινής συνεδρίασης και των τριών προηγούμενων συνεδριάσεων. Η αξιολόγηση δείχνει ότι το μοντέλο αποδίδει καλύτερα από ένα απλό μοντέλο νευρωνικών δικτύων.

Ο Rast M. (1999) παρουσίασε μια περίπτωση όπου μελετάει και συγκρίνει ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο (FNN) και την κλασική προσέγγιση των νευρωνικών δικτύων κατά τη διάρκεια του κραχ του 1987 και του 1988. Για τη σύγκριση των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης DAX. Ο δείκτης κανονικοποιήθηκε με τις πληρωμές μερισμάτων. Εάν το δίκτυο προβλέπει θετική αλλαγή της τιμής, οδηγεί σε σήμα αγοράς. Σήμα πώλησης εμφανίζεται, εάν το δίκτυο προβλέπει πτώση της τιμής του δείκτη. Σύμφωνα με τα σήματα αυτά, η αποδοτικότητα του συστήματος αυξάνει, όταν η πρόβλεψη του δικτύου είναι σωστή. Οι κανόνες δημιουργούν μία περισσότερο σταθερή ποιότητα πρόβλεψης, ενώ η απόδοση δεν είναι τόσο καλή όσο με τη χρήση κλασικών νευρωνικών δικτύων. Το FNN αποδίδει καλύτερα από την κλασική προσέγγιση μόνο σε εξαιρετικές περιπτώσεις, ενώ σε συνήθεις καταστάσεις έχει υψηλότερη ποιότητα πρόβλεψης.

Οι Siekmann S. et al. (1999) μελέτησαν μεθόδους για να προβλέψουν την τιμή του γερμανικού δείκτη DAX. Δημιουργήθηκαν από ειδικούς γλωσσικοί κανόνες οι οποίοι μετατράπηκαν σε νευρωνικό δίκτυο. Οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου αντιπροσωπεύουν γλωσσικές μεταβλητές και βελτιστοποιούνται με τη χρήση ιστορικών



δεδομένων. Το μοντέλο αποτελείται από εννέα κανόνες και η λειτουργία του είναι πολύ εύκολη. Για τη σύγκριση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν ένα γραμμικό μοντέλο, η στρατηγική αγοράς και διακράτησης και η απλή πρόβλεψη. Η συμπεριφορά κατά το διάστημα διακύμανσης της αγοράς είναι πολύ ενθαρρυντική, επειδή το μοντέλο προβλέπει πολλές φορές σωστή κατεύθυνση του δείκτη.

Οι Kim K. et al. (2000) πρότειναν ένα γενετικό αλγόριθμο (GA) για τη βελτιστοποίηση των βαρών ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN) για να προβλέψουν την τιμή ενός δείκτη. Οι GA χρησιμοποιήθηκαν όχι μόνο για να βελτιώσουν τον αλγόριθμο μάθησης, αλλά και για να μειώσουν την πολυπλοκότητα των χαρακτηριστικών του διαστήματος (complexity in feature space). Οι GA βελτιστοποιούν συγχρόνως τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των επιπέδων του νευρωνικού δικτύου και των κατωφλίων για διαχωρισμό του διαστήματος. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούν τεχνικούς δείκτες και κατεύθυνση συναλλαγής των ημερήσιων τιμών του δείκτη του χρηματιστηρίου της Κορέας KOSPI. Τρία μοντέλα συγκρίθηκαν μεταξύ τους: το GAFD, το BPLT και το GALT. Το GAFD είχε υψηλότερη ακρίβεια πρόβλεψης από το BPLT και το GALT. Το GAFD αποδίδει καλύτερα από τα άλλα δύο μοντέλα με βαθμό στατιστικής σημασίας 1%.

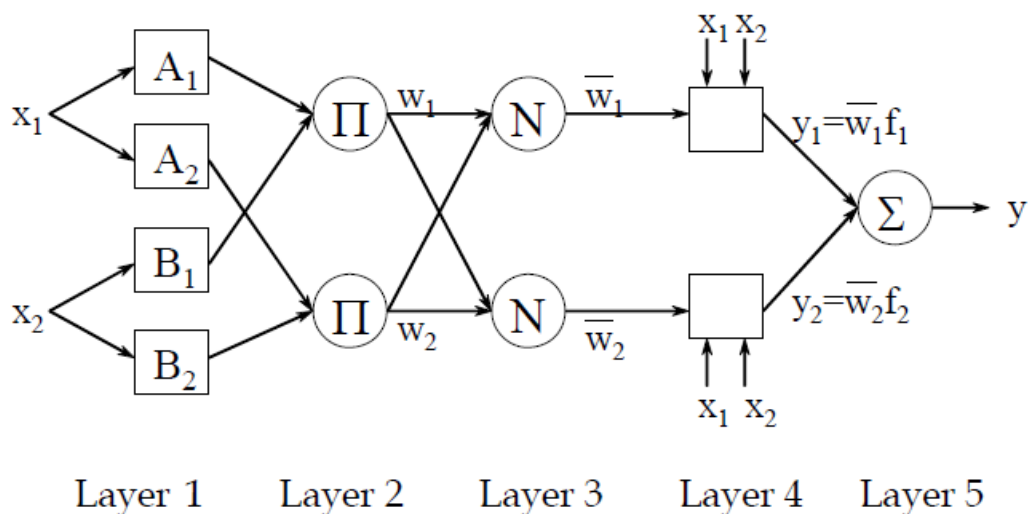
Οι Wu X. et al. (2001) πρότειναν ένα νεύρο-ασαφές σύστημα εμπρόσθιας τροφοδότησης FFNF για χρηματοοικονομικές εφαρμογές. Το σύστημα ενσωματώνει μια τεχνική ασαφών κανόνων και μια τεχνική νευρωνικών δικτύων, για να προβλέψει τη μηνιαία τάση του δείκτη S&P500. Ως είσοδοι του μοντέλου χρησιμοποιούνται: ο δείκτης τιμών καταναλωτή, σημαντικοί οικονομικοί δείκτες, το επιτόκιο των ομοσπονδιακών κεφαλαίων, η τιμή του S&P500 μία συνεδρίαση πριν, δύο συνεδριάσεις πριν, τρεις συνεδριάσεις πριν, ο συνολικός δείκτης βιομηχανικής παραγωγής, τα τραπεζικά επιτόκια δανεισμού και το ποσοστό της ανεργίας. Η έξοδος του μοντέλου είναι η τιμή κλεισίματος του δείκτη S&P500. Το FFNF είχε καλύτερα αποτελέσματα από ένα νευρωνικό δίκτυο της μορφής BPNN.

Οι Abraham A. et al. (2001) χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό μοντέλο εύκαμπτης υπολογιστικής για αυτόματο υπολογισμό προβλέψεων στο χρηματιστήριο. Το σύστημα βασίζεται σε ένα τεχνικό νευρωνικό δίκτυο ANN το οποίο εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο conjugate και σε ένα νεύρο-ασαφές σύστημα για ανάλυση του χρηματιστηρίου.

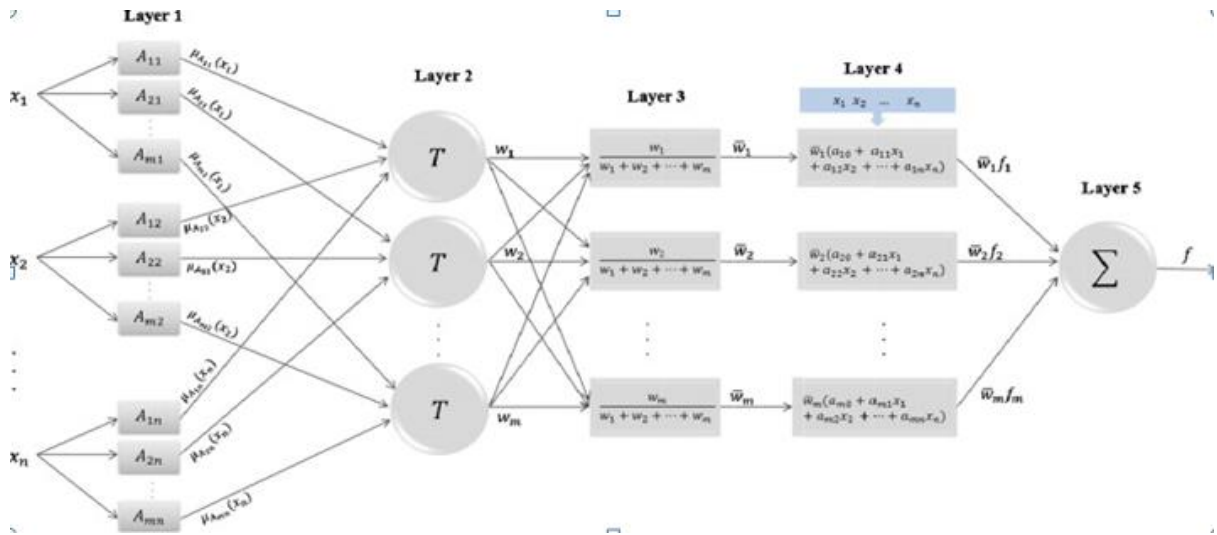
## **10. Προσαρμοστικό νεύρο-ασαφές σύστημα ( ANFIS)**

Το ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) θεωρείται ότι ανήκει στα προσαρμοστικά δίκτυα (adaptive networks), τα οποία είναι αρκετά όμοια με τα νευρωνικά δίκτυα. Το προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από τους προσαρμοστικούς και τους μη προσαρμοστικούς κόμβους (adaptive, non-adaptive nodes). Ουσιαστικά το προσαρμοστικό

δίκτυο είναι ένα πολύ-επίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (multi-layer feed-forward network), 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 συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links). Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι 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. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι στο Σχήμα που παρουσιάζει τη δομή αυτού του δικτύου οι σύνδεσμοί του απλά υποδεικνύουν την κατεύθυνση της ροής των σημάτων ανάμεσα στους κόμβους, ενώ σταθμικά βάρη δεν σχετίζονται με τους συνδέσμους.



Διάγραμμα 9: Η αρχιτεκτονική δομή του ANFIS

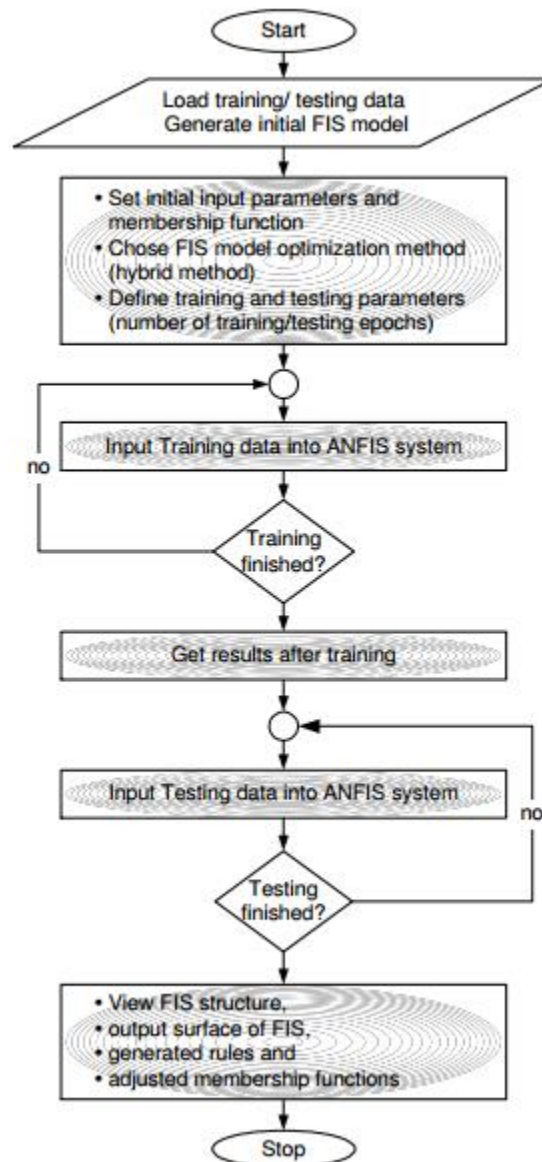


Διάγραμμα 10: Σχηματική αναπαράσταση της δομής ενός Anfis μοντέλου για κάθε στρώμα

Για την απεικόνιση των διαφορετικών ικανοτήτων προσαρμοστικότητας χρησιμοποιούνται τόσο κυκλικοί όσο και τετράγωνοι κόμβοι στην αναπαράσταση του δικτύου. Ένας τετράγωνος κόμβος περιλαμβάνει παραμέτρους (adaptive node), ενώ ο κυκλικός κόμβος δεν έχει καμία παράμετρο (fixed node). Το σύνολο των παραμέτρων ενός προσαρμοστικού δικτύου 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 gradient based διαδικασία μάθησης, προκειμένου να επιτευχθεί μία επιθυμητή αντιστοίχιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Το Sugeno ασαφές μοντέλο είναι το μοντέλο που χρησιμοποιείται στο εκπαιδευόμενη ασαφούς λογικής δίκτυο ANFIS. Το ANFIS είναι μία συστηματοποιημένη προσπάθεια παραγωγής κανόνων της μορφής "εάν - τότε" από ζευγάρια εισόδου-εξόδου.

Παρακάτω παρουσιάζεται γραφικά η γενική δομή ενός μοντέλου ANFIS μέσω του οποίου παράγονται αποτελέσματα πρόβλεψης. Όπως φαίνεται το μοντέλο αποκτά ένα σύνολο δεδομένων (ζευγάρια εισερχόμενων-εξερχόμενων δεδομένων) και τα χωρίζει σε σύνολα δεδομένων για εκπαίδευση και έλεγχο.



Διάγραμμα 11: Διάγραμμα Ροής της μεθόδου πρόβλεψης ενός μοντέλου ANFIS (Cus et.al, 2006)

Τα δεδομένα εκπαίδευσης διαμορφώνουν ένα σύνολο διανυσμάτων δεδομένων, εισόδου και εξόδου. Η πληροφορία αυτή κανονικοποιείται ώστε να γίνει κατάλληλη σε μορφή για τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Αυτό επιτυγχάνεται προσδίδοντας σε κάθε όρο μία αξία μεταξύ των τιμών 0 και 1 χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Max Min. Έπειτα τα κανονικοποιημένα δεδομένα χρησιμοποιούνται ως τιμές εισόδου και εξόδου για να εκπαιδεύσουν το μοντέλο ANFIS. Έτσι δημιουργούνται δύο διανύσματα για την εκπαίδευση του ANFIS: ένα διάνυσμα εισόδου και ένα διάνυσμα εξόδου.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για να βρουν τις εισαγωγικές αρχικές παραμέτρους στις συναρτήσεις συμμετοχής. Οι προκύπτουσες παράμετροι υπολογίζονται από τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Στη συνέχεια υπολογίζεται ένα σφάλμα για κάθε ζεύγος δεδομένων. 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 descent method), όπως φαίνεται και στον πάνω πίνακα. Η διαδικασία τερματίζεται όταν το σφάλμα γίνει μικρότερο από την καθορισμένη τιμή. Τα βήματα εκπαίδευσης που αναπαριστώνται στον πίνακα, θα εξεταστούν αναλυτικά σε ακόλουθη ενότητα.

## 11. Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS

Τα πέντε στρώματα του αλγορίθμου ANFIS παρουσιάζονται αναλυτικά κάτω.

**Επίπεδο 1:** Κάθε κόμβος  $i$  σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμοστικός (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου :

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

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.

Με άλλα λόγια, το  $O_{1,i}$ , είναι ο βαθμός συμμετοχής του

$A$  ( $= A_1, A_2, B_1$  or  $B_2$ )

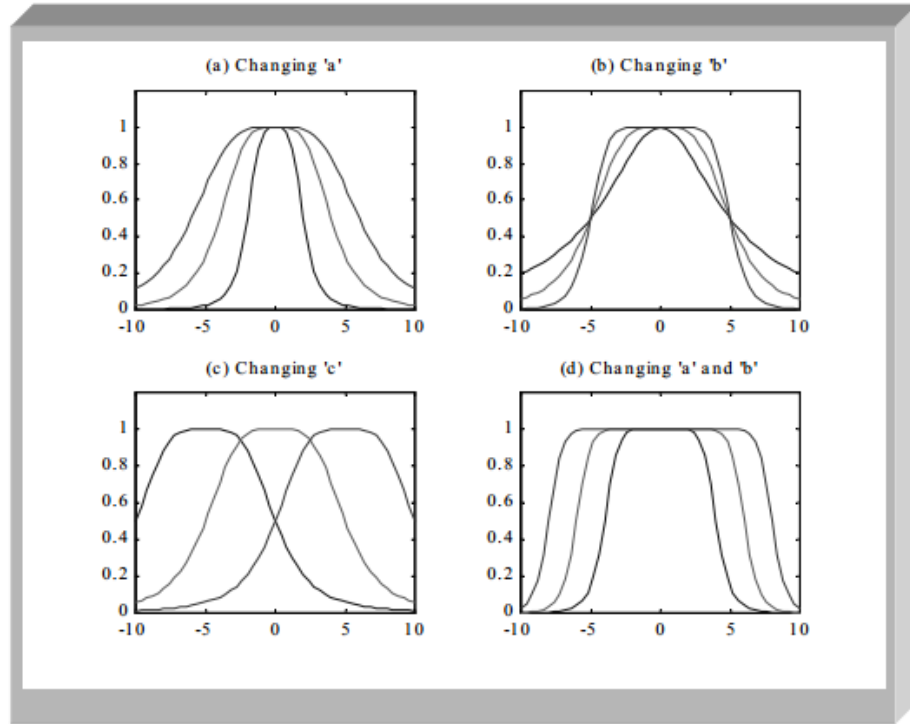
και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος  $x$  (ή  $y$ ) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή  $A$ . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το  $A$  μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής όπως η καμπανοειδής για παράδειγμα :

$$\mu_A(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

Όπου  $\{a_i, b_i, c_i\}$  είναι το σύνολο των παραμέτρων.

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 (premise parameters).

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$



Διάγραμμα 12: Γραφική αναπαράσταση της επίδρασης που έχει η αλλαγή των παραμέτρων  $a$ ,  $b$  και  $c$  (Bonissone, 2002)

**Επίπεδο 2:** Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος  $\Pi$ , του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

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

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

**Επίπεδο 3:** Σε αυτό το στάδιο λαμβάνει χώρα η κανονικοποίηση των βαθμών ενεργοποίησης. Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος  $N$ . Ο  $i$ -ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του  $i$ -οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

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

Για ευκολία, οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

**Επίπεδο 4:** Σε αυτό το στάδιο λαμβάνει χώρα η αξιολόγηση του δεξιού μέρους των πολυωνύμων. Κάθε κόμβος  $i$  σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

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

όπου  $\bar{w}_i$  είναι ο κανονικοποιημένος βαθμός ενεργοποίησης από το επίπεδο 3, και

$\{p_i, q_i, r_i\}$  το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

**Επίπεδο 5:** Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος  $\Sigma$  που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

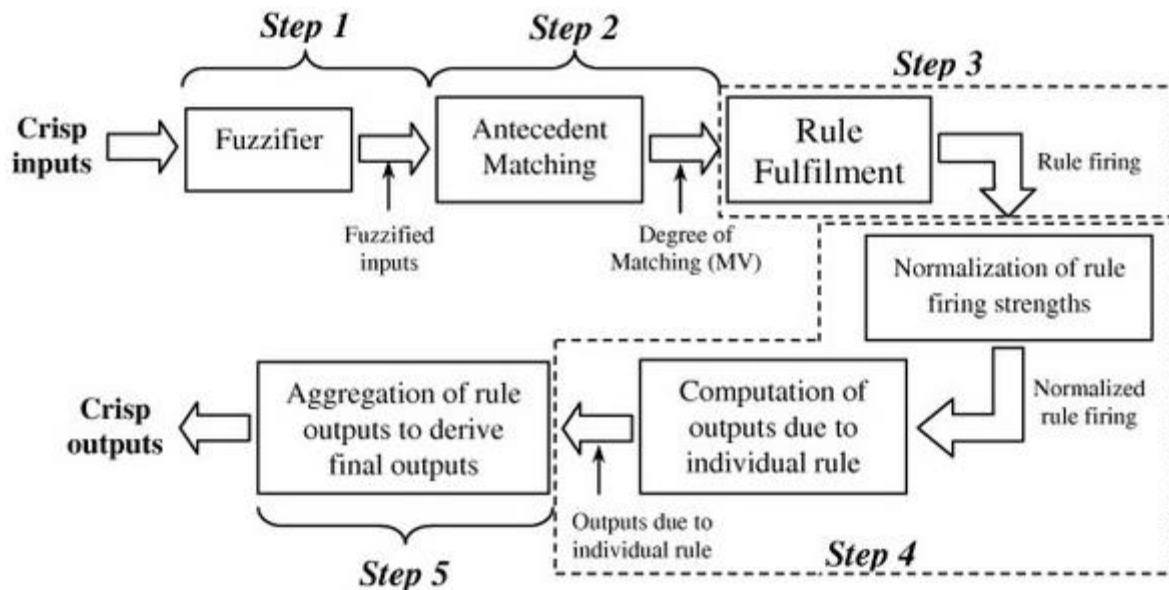
$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

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

Το αποτέλεσμα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των προκυπτουσών παραμέτρων όταν οι τιμές των εισαγωγικών παραμέτρων είναι δεδομένες. Μπορεί να παρατηρηθεί ότι η αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS έχει δύο προσαρμοστικά στρώματα: Τα στρώματα 1 και 4. Το στρώμα 1 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους ( $a_i, b_i, c_i$ ) και ( $a_j, b_j, c_j$ ) που σχετίζονται με τις συναρτήσεις συμμετοχή εισαγωγής. Το στρώμα 4 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους ( $p_{ij}, q_{ij}, r_{ij}$ ) που ανήκουν στο πολυώνυμο πρώτου βαθμού.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται αναλυτικά οι κόμβοι οι παράμετροι και οι βαθμοί των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται σε κάθε στρώμα του συστήματος ANFIS.

<b>Layer #</b>	<b>L-Type</b>	<b># Nodes</b>	<b># Param</b>
L <sub>0</sub>	Inputs	n	0
L <sub>1</sub>	Values	(p•n)	3•(p•n)= S1
L <sub>2</sub>	Rules	p <sup>n</sup>	0
L <sub>3</sub>	Normalize	p <sup>n</sup>	0
L <sub>4</sub>	Lin. Funct.	p <sup>n</sup>	(n+1)•p <sup>n</sup> = S2
L <sub>5</sub>	Sum	1	0

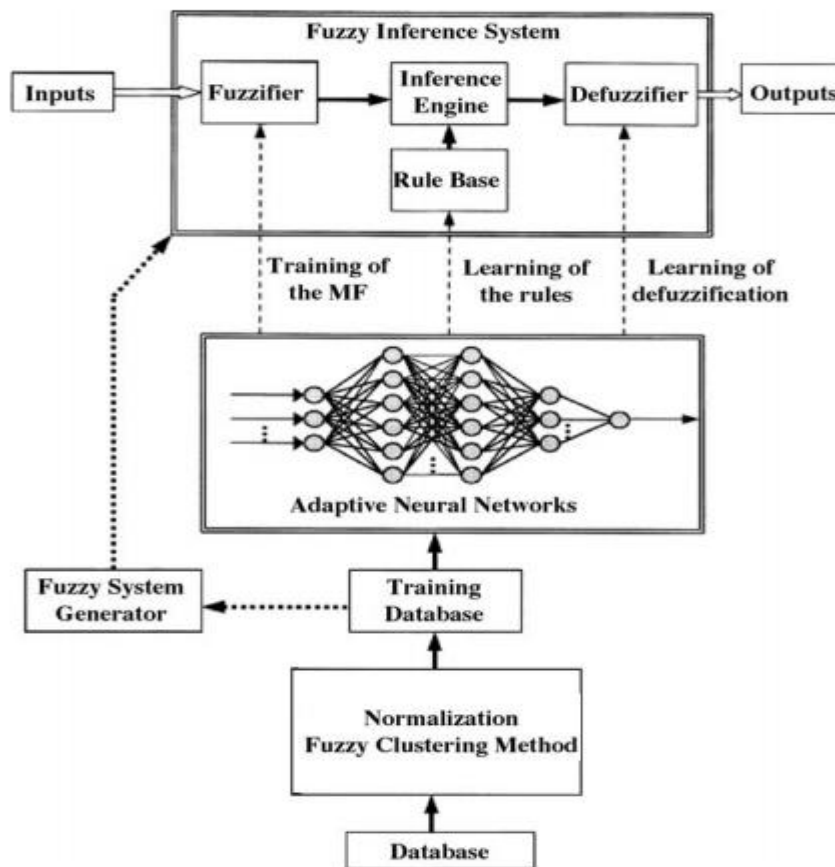


Διάγραμμα 13: Υπολογιστική πολυπλοκότητα του συστήματος ANFIS (Bonissone, 2012)

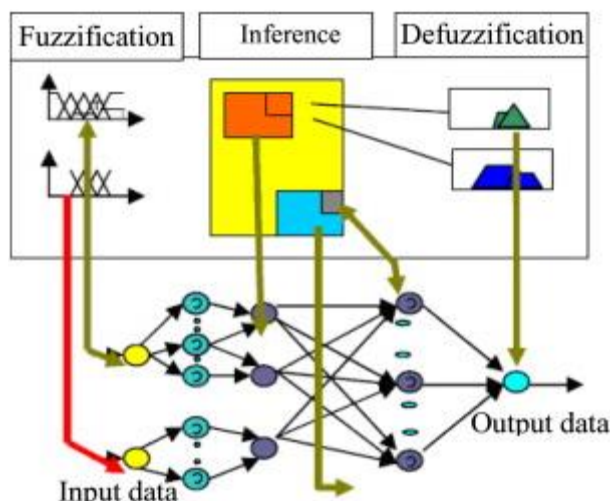
Γράφημα 24: Προσαρμοστικό Νεύρο-ασαφές Σύστημα υιοθετεί το ασαφές σύστημα TSK. Γραφική παράσταση της διαδικασίας συμπερασμού βασισμένη στο TSK μοντέλο (Tan *et.al*, 2011)



Η σχηματική αρχιτεκτονική του νευρο-ασαφούς μοντέλου παρουσιάζεται στα παρακάτω γραφήματα. Αποτελείται από πέντε κύρια συστατικά: τα εισερχόμενα δεδομένα, τα αποτελέσματα που προκύπτουν και τον προ-επεξεργαστή, μία γεννήτρια ασαφούς συστήματος, ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού, και ένα προσαρμοστικό νευρωνικό δίκτυο. Το ΑΣΣ είναι τύπου Sugeno και το προσαρμοστικό δίκτυο είναι το σύστημα ANFIS. Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου επιλέγονται από τις μεταβλητές που περιγράφουν το σύστημα. 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.



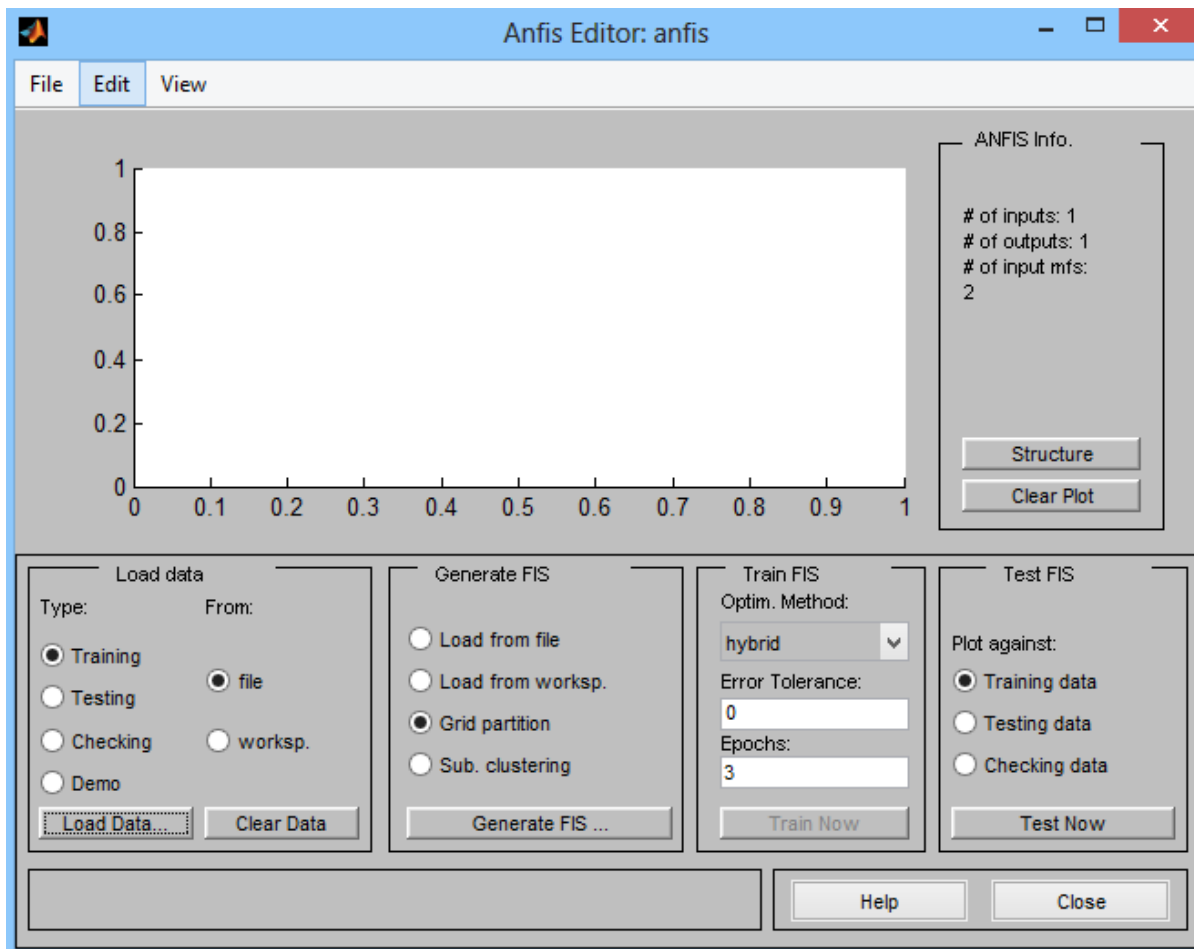
Διάγραμμα 14: Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS, όπως αναπτύχθηκε από τον Jang το 1992 (Wanb *et.al*, 2011)



Διάγραμμα 15: Γενική αρχιτεκτονική ενός μοντέλου ANFIS (Bey και Benhammadi, 2010)

## 12. ANFIS και Matlab

Η γλώσσα προγραμματισμού Matlab, όπως έχει αποδειχτεί από τους Tay και Zhang (1999) ότι είναι η πλέον κατάλληλη για τον προγραμματισμό μοντέλων ANFIS, παρέχοντας συνάρτηση γέννησης ασαφών συστημάτων. Μέσω της εντολής «anfisedit» είναι δυνατή η γραφική αναπαράσταση των αποτελεσμάτων ενός ANFIS μοντέλου. Ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει είτε το περιβάλλον γραμμής εντολών, είτε m-file προγράμματα για να εισάγει δεδομένα στον αλγόριθμο. Επίσης υπάρχουν συναρτήσεις που παράγουν, εκπαιδεύουν, ελέγχουν και χρησιμοποιούν αυτά τα συστήματα.



Διάγραμμα 16: ANFIS editor (Συγγραφέας μέσω χρήσης Matlab, 2013)

Τα βήματα που εφαρμόζονται σε ένα ANFIS σύστημα σε περιβάλλον λειτουργίας προγράμματος Matlab είναι τα ακόλουθα:

- Προετοιμασία
- Εκπαίδευση
- Έλεγχος
- Χρήση

#### Βήμα «Προετοιμασία»:

- Η εντολή «FIS = GENFIS1(DATA)» παράγει ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού τύπου Sugeno ( Fuzzy Inference System-FIS) χρησιμοποιώντας δικτυωτό διαμελισμό στα δεδομένα (μη ομαδοποίηση).
- Το σύστημα FIS χρησιμοποιείται με σκοπό να παρέχει αρχικές συνθήκες για την μεταγενέστερη εκπαίδευση του μοντέλου ANFIS.

- Τα δεδομένα είναι ουσιαστικά ένα πίνακας με N+1 στήλες, όπου οι πρώτες N στήλες περιέχουν δεδομένα για κάθε εισερχόμενη παράμετρο στο FIS, ενώ η τελευταία στήλη περιέχει εξερχόμενα δεδομένα.
- Από προεπιλογή, η GENFIS1 εντολή χρησιμοποιεί δύο συναρτήσεις τύπου «gbellmf» (g bell membership function) για κάθε δεδομένο που εισάγεται.
- Κάθε κανόνας που προκύπτει, ένα μία συνάρτηση συμμετοχής ως έξοδος/αποτέλεσμα, η οποία είναι από προεπιλογή (by default) γραμμικού τύπου.
- Παρέχεται η δυνατότητα ακριβούς προσδιορισμού των παραμέτρων χρησιμοποιώντας την εντολή: «FIS = GENFIS1(DATA, NUMMFS, INPUTMF, OUTPUTMF)».
- Η εντολή «GENFIS2» παράγει ένα FIS σύστημα τύπου Sugeno χρησιμοποιώντας αφαιρετική ομαδοποίηση (subtractive clustering)
- Μέσω της «GENFIS2» εκμαιεύεται ένα σύνολο κανόνων οι οποίοι μοντελοποιούν τη συμπεριφορά των δεδομένων.
- Η μέθοδος εξαγωγής του κανόνα πρώτα καθορίζει τον αριθμό των κανόνων και των προγενέστερων συναρτήσεων συμμετοχής και έπειτα χρησιμοποιεί τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για να καθορίσει τις εξισώσεις που προκύπτουν για κάθε κανόνα.

#### Βήμα «Εκπαίδευση»:

- Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο για να προσδιορίσει τις παραμέτρους συνάρτησης συμμετοχής, του τύπου Sugeno FIS σύστημα.
- Υπάρχουν ποικίλοι τρόπους χρήσης αυτής της συνάρτησης/λειτουργίας. Δύο παραδείγματα είναι τα ακόλουθα:
  - [FIS,ERROR] = ANFIS(TRNDATA)
  - [FIS,ERROR] = ANFIS(TRNDATA,INITFIS)

#### Βήμα «Χρήση»:

- Η εντολή «EVALFIS» αξιολογεί το FIS σύστημα.
- Η εντολή «Y = EVALFIS(U,FIS)» προσομοιώνει το σύστημα FIS για δεδομένα εισόδου U και επιστρέφει το αποτέλεσμα Y.

### 13. Εκπαίδευση μοντέλου ANFIS

Το ασαφές σύστημα που προκύπτει από τη διαδικασία που είδαμε στα προηγούμενα παρέχει ένα αρχικό ασαφές μοντέλο για το οποίο έχουν καθοριστεί ο αριθμός των κανόνων και η αρχική τους θέση. Αν δημιουργήσουμε το ασαφές σύστημα με τον τρόπο αυτό και εισάγουμε τις τιμές εισόδου παρατηρήσουμε ότι μας δίνουν αποκλίσεις από τις επιθυμητές τιμές που μπορεί να είναι και μη αποδεκτές. Αν μετακινήσουμε λίγο τα ασαφή σύνολα στην είσοδο και την έξοδο θα δούμε ότι η κατάσταση μπορεί να βελτιωθεί. Η τελευταία φάση λοιπόν στο σχεδιασμό του συστήματος είναι ο ακριβής προσδιορισμός των παραμέτρων του, δηλαδή των κέντρων και των αποκλίσεων των ασαφών συνόλων ώστε να προσαρμοστεί όσο το δυνατόν πιο πιστά στις δοθείσες προδιαγραφές. Η προσαρμογή αυτή, που ονομάζεται εκπαίδευση του συστήματος, πραγματοποιείται με μεθόδους μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Εξέχουσα θέση ανάμεσα σε αυτές κατέχουν οι γενετικοί αλγόριθμοι.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης του αλγορίθμου για την προαναφερθείσα αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS είναι να «ρυθμίσει» όλες τις τροποποιήσιμες παραμέτρους ώστε το αποτέλεσμα του ANFIS να «ταιριάζει» με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση ή η προσαρμογή των τροποποιήσιμων μεταβλητών είναι μία διαδικασία δύο βημάτων, η οποία είναι γνωστή ως υβριδικός αλγόριθμος εκπαίδευσης. Αυτός ο αλγόριθμος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής καθόδου με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων ώστε να ενημερώνει τις παραμέτρους του προσαρμοστικού δικτύου. Κάθε εποχή της υβριδικής διαδικασίας εκπαίδευσης αποτελείται από ένα εμπρόσθιο και ένα οπισθόδρομο πέρασμα.

Όπως είδαμε, οι παράμετροι του ANFIS που μπορούν να μεταβληθούν κατά τη μάθηση είναι οι παράμετροι των μη γραμμικών κόμβων του πρώτου στρώματος και οι παράμετροι των γραμμικών κόμβων του τετάρτου στρώματος. Αν  $S$  το σύνολο των παραμέτρων τότε: « $S = S1 \cup S2$ »,

όπου  $S1$  το σύνολο των μη γραμμικών και  $S2$  το σύνολο των γραμμικών παραμέτρων  
Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιούμε έναν υβριδικό αλγόριθμο ο οποίος χωρίζεται σε δύο μέρη και χοντρικά λειτουργεί ως εξής:

#### 13.1 Διάδοση προς τα εμπρός (forward pass)

Οι μη γραμμικές παράμετροι παραμένουν σταθερές και το δίκτυο παράγει εξόδους μέχρι το τέταρτο στρώμα όπου οι γραμμικές παράμετροι προσδιορίζονται από την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων

### 13.2 Οπισθοδρόμηση για Πρώσο-Τροφοδοτούμενα Δίκτυα (backward pass)

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει ένα βασικό κανόνα εκμάθησης για προσαρμόσιμα δίκτυα, που είναι στην ουσία η πιο απλή μέθοδος βαθμωτής ελαχιστοποίησης. Το κεντρικό μέρος αυτού του κανόνα εκμάθησης αφορά στο πως να επιλεγεί επαναληπτικά ένα διάνυσμα κλίσης στο οποίο κάθε στοιχείο ορίζεται ως η παράγωγος ενός μέτρου σφάλματος ως προς μια παράμετρο. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του κανόνα αλυσίδας, ενός βασικού τύπου για το διαφορισμό σύνθετων συναρτήσεων ο οποίος αναλύεται σε κάθε εγχειρίδιο μαθηματικών.

Η διαδικασία εύρεσης ενός διανύσματος κλίσης σε ένα δίκτυο αναφέρεται γενικά σαν οπισθοδρόμηση (backpropagation) επειδή το διάνυσμα κλίσης υπολογίζεται σε κατεύθυνση αντίθετη από τη ροή της εξόδου κάθε κόμβου. Μόλις επιλεγεί η κλίση, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης και παλινδρόμησης βασισμένες στις παραγώγους είναι διαθέσιμες για την ενημέρωση των παραμέτρων. Ειδικότερα, εάν χρησιμοποιείται το διάνυσμα κλίσης σε μια απλή μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, το προκύπτον παράδειγμα εκμάθησης αναφέρεται συχνά ως κανόνας οπισθόδρομης εκμάθησης.

Για κάθε παράμετρο  $\alpha_i$ , η φόρμουλα που προκύπτει δίνεται από τον τύπο:

$$\Delta \alpha_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha_i},$$

όπου

$$\eta = \frac{\kappa}{\sqrt{\sum_i \left( \frac{\partial E}{\partial \alpha_i} \right)^2}}$$

ο ρυθμός εκπαίδευσης, και  $\kappa$  το μέγεθος βήματος.

### 13.3 Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least Squares (LSE) Batch Algorithm)

Στο γενικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων, η έξοδος του γραμμικού μοντέλου  $y$  δίνεται από τη γραμμικά παραμετροποιημένη έκφραση:

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u),$$

όπου  $u = [u_1, \dots, u_p]^T$  είναι το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου,  $f_1, \dots, f_n$  είναι η γνωστές συναρτήσεις του  $u$  και  $\theta_1, \dots, \theta_n$  είναι άγνωστες παράμετροι που θα υπολογιστούν.

Η παραπάνω εξίσωση καλείται συνάρτηση παλινδρόμησης, και τα  $\theta_i$  ονομάζονται συντελεστές παλινδρόμησης. Για να προσδιοριστούν οι άγνωστες παράμετροι  $\theta_i$ , συνήθως πρέπει να εκτελεστούν πειράματα για να βρεθεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από τα ζευγάρια δεδομένων  $\{(u_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$  τα οποία αντιπροσωπεύουν τα επιθυμητά ζευγάρια εισόδου-εξόδου του συστήματος που θα μοντελοποιηθεί.

Πρέπει να βρεθεί το  $\theta = \hat{\theta}$  που ελαχιστοποιεί το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος και ορίζεται ως:

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e = (y - A\theta)^T (y - A\theta)$$

όπου  $e = y - A\theta$  είναι το διάνυσμα λάθους που παράγεται από μια συγκεκριμένη επιλογή του  $\theta$ .

Ο αλγόριθμος έχει ως εξής:

- Σύνολο παραμέτρων:  $S = \{S_1 \cup S_2\}$  ΚΑΙ  $\{S_1 \cap S_2 = \emptyset\}$   
Αποτέλεσμα =  $F(\bar{I}, S)$ , όπου  $\bar{I}$  εισερχόμενο διάνυσμα  
 $H(\text{output}) = H \circ F(\bar{I}, S)$ , όπου  $H \circ F$  είναι γραμμικό στο  $S_2$
- Για δεδομένες τιμές του  $S_1$ , χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης  $K$ , μπορούμε να μετατρέψουμε την παραπάνω στη μορφή  $B = AX$ , όπου το  $X$  περιέχει τα στοιχεία του  $S_2$ .
- Αυτή η εξίσωση λύνεται ως εξής:  $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$  όπου  $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$  είναι μία ψευδό-αντιστροφή του  $A$  (εάν το  $A^T A$  είναι δεν είναι μοναδικό).
- Το LSE ελαχιστοποιεί το σφάλμα  $\|AX - B\|^2$  υπολογίζοντας κατά προσέγγιση το  $X$  μέσω  $X^*$ .
- Αντί να λυθεί απευθείας το  $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$ , λύνεται επαναληπτικά με αριθμητικές μεθόδους όπως φαίνεται παρακάτω:

$$\left. \begin{aligned} S_{i+1} &= S_i - \frac{S_i a_{(i+1)} a_{(i+1)}^T S_i}{1 + a_{(i+1)}^T S_i a_{(i+1)}}, \\ X_{i+1} &= X_i + S_{(i+1)} a_{(i+1)} (b_{(i+1)}^T - a_{(i+1)}^T X_i) \end{aligned} \right\} \text{for } i = 0, 1, \dots, K-1$$

όπου  $X_0 = 0$ ,  $S_0 = \gamma I$  (όπου  $\gamma$  ένας μεγάλος αριθμός),  $a_i^T = i^{\text{th}}$  γραμμή του πίνακα  $A$ ,  $b_i^T = i^{\text{th}}$  στοιχείο του διανύσματος  $B$  και  $X^* = X_K$ .

- Το σφάλμα  $E_K$  (για τη είσοδο  $k^{\text{th}}$  ( $1 \leq k \leq K$ ) των δεδομένων εκπαίδευσης) είναι:

$$E_k = \sum_{i=1}^{N(L)} (d_i - x_{L,i})^2$$

Όπου  $N(L)$ = ο αριθμός των κόμβων στο στρώμα  $L$ ,  $d_i$ = $i^{\text{th}}$  στοιχείο του επιθυμητού διανύσματος εξόδου και  $x_{L,i}$ =  $i^{\text{th}}$  στοιχείο του πραγματικό διανύσματος εξόδου.

- Το μέτρο ολικού σφάλματος  $E$  δίνεται από τον τύπο:

$$E = \sum_{k=1}^K E_k$$

## 14. Υβριδικός Αλγόριθμος μοντέλου ANFIS

Ο συγκερασμός των προαναφερθέντων παραμέτρων του ασαφούς συστήματος ελέγχου δημιουργείται, χρησιμοποιώντας

- μόνο του τον αλγόριθμο οπισθόδρομης διάδοσης (Back propagation algorithm),
- είτε σε συνδυασμό με τη μέθοδο των ελαχίστων τετράγωνων (υβριδικό μοντέλο). Δίνονται οι αρχικές τιμές των παραμέτρων και τα αποτελέσματα προκύπτουν μέσω της εφαρμογής της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Στη συνέχεια, με βάση τις παραμέτρους που προέκυψαν, μπορεί να υπολογιστεί το σφάλμα. Έπειτα ο αλγόριθμος οπισθόδρομης διάδοσης οδηγεί ξανά το σφάλμα στο επίπεδο εισόδου και οι παράμετροι ενημερώνονται μέσω της μεθόδου βαθμωτής κατάβασης (gradient descent method). Αυτό οδηγεί σε αλλαγή των συναρτήσεων συμμετοχής.

Στο οπισθόδρομο πέρασμα οι προκύπτουσες παράμετροι παραμένουν σταθεροί, τα σήματα σφάλματος διαδίδονται προς τα πίσω και οι παράμετροι εισαγωγής ενημερώνονται μέσω της μεθόδου βαθμωτής κατάβασης (gradient descent method). Η προαναφερθείσα τεχνική παρουσιάζεται και στον παρακάτω πίνακα.



	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least-squares estimator	Fixed
Signals	Node outputs	Error signals

	εμπροσθόδρομο πέρασμα	οπισθόδρομο πέρασμα
παράμετροι των προϋποθέσεων	Προκαθορισμένες (αμετάβλητες)	βαθμωτή φθίνουσα μέθοδος
παράμετροι των συμπερασμάτων	εκτιμήτρια ελαχίστων τετραγώνων	προκαθορισμένες (αμετάβλητες)
σήματα	έξοδοι των κόμβων	σήματα σφάλματος

Διάγραμμα 17: Τα δύο περάσματα στη διαδικασία εκπαίδευσης του αλγορίθμου σε ένα μοντέλο ANFIS. (Cruz, 2009)

Συγκεκριμένα με ένα σύνολο δεδομένων εισόδου/εξόδου, το ANFIS μοντέλο κατασκευάζει ένα ασαφές σύστημα λήψης αποφάσεων. Οι παράμετροι αυτού του συστήματος ενσωματώνονται με τις συναρτήσεις συμμετοχής και αλλάζουν κατά τη διάρκεια τις διαδικασίας εκπαίδευσης. Αυτές οι παράμετροι έχουν παρόμοια λειτουργία με τα βάρη στα νευρωνικά δίκτυα.

Το ANFIS δίκτυο διασπά το σύνολο των παραμέτρων του σε δύο υποσύνολα, εκ των οποίων το ένα αποτελεί γραμμικό σύνολο παραμέτρων και επομένως είναι δυνατόν να εκπαιδευτεί με γραμμικούς αλγόριθμους, όπως η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squared). Οι γραμμικοί αλγόριθμοι μάθησης επιτυγχάνουν συνολικά ελάχιστα (global minimums) της συνάρτησης κόστους στο χώρο των παραμέτρων τους και είναι αποδοτικοί από πλευράς απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου.

Το δεύτερο υποσύνολο παραμέτρων εκπαιδεύεται με αλγόριθμους που μπορούν να δημιουργήσουν μη-γραμμικές απεικονίσεις, όπως η βαθμωτή κατάβαση (gradient descent).

Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι απαιτητικοί από πλευράς απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης και δεν υπάρχει εγγύηση για την πραγματοποίηση του συνολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους στον χώρο των παραμέτρων τους. Ο αλγόριθμος μάθησης του ANFIS συνδυάζει περάσματα προς τα εμπρός και προς τα πίσω. Στο έμπροσθεν πέρασμα γίνεται η μάθηση του συνόλου των γραμμικών παραμέτρων και στο πέρασμα προς τα πίσω γίνεται η προσαρμογή των μη γραμμικών παραμέτρων αντίστοιχα.

Το μοντέλο ANFIS που μελετά ο ερευνητής χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης για να προσδιορίσει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος τύπου Sugeno. Εφαρμόζει έναν συνδυασμό της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (least-squares) και της μεθόδου οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης (back-propagation gradient descent) για την εκπαίδευση παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής του FIS ώστε να μιμηθεί ένα δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το πλεονέκτημα της μεθόδου έγκειται στο γεγονός της ύπαρξης τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων, που την καθιστά ταχύτερη από τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα. Οι παράμετροι των συμπερασμάτων που ευρίσκονται με αυτόν τον τρόπο, είναι βέλτιστες υπό την προϋπόθεση ότι οι παράμετροι των προϋποθέσεων είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες). Αναλόγως, η υβριδική προσέγγιση συγκλίνει πολύ γρηγορότερα μιας και μειώνει τις διαστάσεις του διαστήματος αναζήτησης της αρχικής μεθόδου οπισθόδρομης διάδοσης.

Αυτός ο συγκεκριασμός επιτρέπει στο ασαφές σύστημα να μαθαίνει και να εκπαιδεύεται από τα ίδια τα δεδομένα που χρησιμοποιεί.

Το ANFIS συγκλίνει γρηγορότερα από τα συνηθισμένα νευρωνικά δίκτυα. Εκτός αυτού μπορούμε να εκφράσουμε με γλωσσικούς όρους τους ασαφείς κανόνες στους οποίους κατέληξε και χρησιμοποιεί για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Αυτό θυμίζουμε ότι δεν συμβαίνει με τα ΝΔ τα οποία έχουν τη λογική του μαύρου κουτιού και δεν μπορούμε να αποκωδικοποιήσουμε την πληροφορία που βρίσκεται κρυμμένη μέσα στα συνοπτικά βάρη.

## 15. Περιορισμοί ενός μοντέλου ANFIS

Οι κυριότεροι περιορισμοί των μοντέλων ANFIS που αναφέρονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι:

- Βασίζονται σε ένα FIS τύπου Sugeno.

- Έχουν μια έξοδο, που λαμβάνεται με τη μέθοδο αποσαφήνισης σταθμισμένου μέσου.
- Όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου πρέπει να είναι ίδιου τύπου, είτε γραμμικές είτε σταθερές.
- Δεν μπορεί να γίνεται κοινή χρήση κανόνων. Διαφορετικοί κανόνες δεν μπορούν να έχουν την ίδια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου.
- Πρέπει να υπάρχουν βάρη σε κάθε κανόνα.
- Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε συνάρτηση συμμετοχής, παρά μόνο προκαθορισμένοι τύποι συναρτήσεων που επιβάλλουν οι ορισμοί ενός μοντέλου ANFIS.

## 16. Νομίσματα που Χρησιμοποιήθηκαν

### AUD (Δολάριο Αυστραλίας)



Εικόνα 1



Το δολάριο είναι το νόμισμα της Κοινοπολιτείας της Αυστραλίας, που συμπεριλαμβάνει τη Νήσο των Χριστουγέννων, τις Νήσους Κόκος (Κίλινγκ) και τη Νήσο Νόρφολκ. Το εν λόγω

νόμισμα χρησιμοποιείται στα κράτη του Ειρηνικού Κιριμπάτι, Ναούρου και Τουβαλού. Ο κωδικός ISO 4217 είναι AUD και συχνά βραχυγραφείται με το σύμβολο \$ και εναλλακτικά με τα A\$ ή AU\$, ώστε να ξεχωρίζει από άλλα νομίσματα που λέγονται δολάριο. Υποδιαιρείται σε 100 σεντς (Αγγλικά cents, ενικός cent).

Σήμερα είναι το πέμπτο σε συναλλαγές νόμισμα στις διεθνείς χρηματαγορές, μετά το δολάριο ΗΠΑ, το ευρώ, το γιεν και τη στερλίνα.[1] Το αυστραλιανό δολάριο είναι δημοφιλές στους ξένους επενδυτές εξαιτίας των υψηλών τιμών στα διεθνή χρηματιστήρια, τη σχετική έλλειψη του κρατικού παρεμβατισμού, καθώς επίσης και τη σχετική σταθερότητα στην οικονομία και στην κυβέρνηση.

### USD (Δολάριο ΗΠΑ)



Εικόνα 2



Το δολάριο (αγγλ. dollar) είναι το νόμισμα των Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής. Διαιρείται σε 100 σεντς (αγγλ. cents). Ο κωδικός ISO 4217 του δολαρίου ΗΠΑ είναι USD.



Η ονομασία του προέρχεται από το ισπανικό δολάριο (νόμισμα των οκτώ ρεαλιών, 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 (δολλάριο, dollar· σπάνιο).

Επίσης κυκλοφορούν χαρτονομίσματα των \$1, \$2, \$5, \$10, \$20, \$50 και \$100.

Χαρτονομίσματα με ονομαστική αξία άνω των \$100 (\$500, \$1.000, \$5.000, \$10.000 και \$100.000) δεν έχουν πλέον αντίκρυσμα.

Εκτός των ΗΠΑ, το αμερικανικό δολάριο είναι επίσημο νόμισμα και του Ισημερινού (από το 2000), του Ελ Σαλβαδόρ (2001) και του Ανατολικού Τιμόρ (2000). Ακολουθεί ο πλήρης κατάλογος.

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.

Ανατολικό Τιμόρ

Βερμούδες (μαζί με το Δολάριο Βερμούδων)

Βρετανικές Παρθένοι Νήσοι

Ελ Σαλβαδόρ

Ισημερινός

Νήσοι Μάρσαλ

Ομόσπονδες Πολιτείες Μικρονησίας

Παλάου

Παναμάς

Τερκς και Κέικος.

**Eur (Ευρώ)**



Εικόνα 3



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 18 από τα 28 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 οι : Αυστρία , Βέλγιο , Γαλλία , Γερμανία , Ελλάδα , Εσθονία , Ιρλανδία , Ισπανία, Ιταλία, Κύπρος,Λεττονία, Λουξεμβούργο, Μάλτα, Ολλανδία, Πορτογαλία, Σλοβακία, 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 Ανδόρα υπέγραψε με την Ευρωπαϊκή Ένωση στις 30 Ιουνίου του 2011 συμφωνία για να μπορέσει να κόψει δικά της κέρματα ευρώ από τον Ιούνιο του 2013. Η κοπή θα γίνεται σε δύο νομισματοκοπεία του Παρισιού και της Μαδρίτης.

Το Μαυροβούνιο και το Κόσοβο χρησιμοποιούν επίσης το ευρώ χωρίς επίσημη συμφωνία.



Εικόνα 4



Η Στερλίνα (αγγλ. round sterling), γνωστή και σαν λίρα Αγγλίας, είναι το επίσημο νόμισμα του Ηνωμένου Βασιλείου. Υποδιαιρείται σε 100 πένες. Είναι το τέταρτο σε σειρά συναλλασσόμενο νόμισμα του κόσμου μετά από το δολλάριο, το ευρώ και το γιεν.

Στη Σκωτία κυκλοφορεί και η λεγόμενη "λίρα Σκωτίας", που εκδίδεται από τρεις τοπικές τράπεζες, η οποία όμως δεν αναγνωρίζεται ως νόμισμα από τρίτες χώρες. Η "λίρα Σκωτίας" δεν γίνεται δεκτή στις καθημερινές εμπορικές συναλλαγές στη Μεγάλη Βρετανία.

Ανταλλάσσεται με στερλίνες, βασικά μόνο από τις αγγλικές τράπεζες, με ισοτιμία 1 προς 1. Δεν είναι δυνατή η συναλλαγματική διαπραγμάτευση της, ενώ οι περισσότερες τράπεζες

εκτός Μεγάλης Βρετανίας δεν αποδέχονται ούτε την διαπραγμάτευση τραπεζογραμματίων με την ένδειξη "λίρα Σκωτίας".

Τα κέρματα στα οποία χωρίζεται η στερλίνα είναι:

1p, 2p, 5p, 10p, 20p, 50p, 1£ και 2£.

Τα χαρτονομίσματα στα οποία χωρίζεται είναι:

1£ (χρησιμοποιείται μόνο στη Σκωτία), 5£, 10£, 20£, 50£, 100£ (χρησιμοποιείται μόνο στη Σκωτία και στη Β. Ιρλανδία)

### CAD (Καναδικό δολάριο)



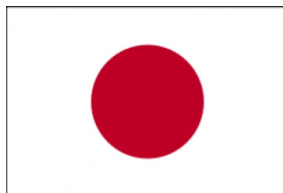
Εικόνα 5



Το καναδικό δολάριο ( σύμβολο : \$ CAD ) είναι το νόμισμα του Καναδά . Είναι συντομογραφία με το σύμβολο του δολαρίου \$ , ή C \$ για να το διακρίνουν από τα άλλα δολάρια νομίσματα σε ευρώ . Διαιρείται σε 100 cents .



JPY (Γιεν)



Εικόνα 6



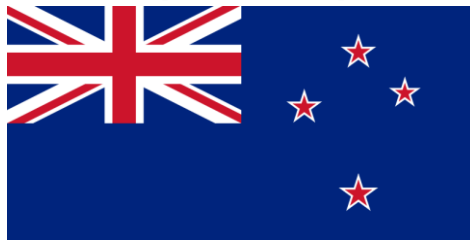
Το γιεν (ακριβέστερα: εν, ιαπωνικά: 円, yen) είναι το επίσημο νόμισμα της Ιαπωνίας. Χρησιμοποιείται επίσης ως αποθεματικό νόμισμα σε ευρεία κλίμακα, μαζί με το δολάριο ΗΠΑ και το ευρώ. Οι κωδικοί κατά ISO 4217 για το γιεν είναι οι JPY και 392. Το εκλατινισμένο σύμβολο για το γιεν είναι το ¥, ενώ στα ιαπωνικά γράφεται με το κάντζι 円.

## Ετυμολογία

Στην ιαπωνική γλώσσα, το γιεν προφέρεται «εν», αλλά η απόδοσή του ως «yen» στο λατινικό αλφάβητο και ως «γιεν» στο ελληνικό είναι τυποποιημένη, λόγω της ιστορικής του απόδοσης κατ' αυτόν τον τρόπο για πρώτη φορά από τους Πορτογάλους. Το γιεν συγγενεύει ετυμολογικά με το κινεζικό γιουάν και το κορεατικό γουόν, ενώ αρχικά γραφόταν με το ίδιο κάντζι με το κινεζικό γιουάν. Το εκλατινισμένο σύμβολο (¥) για το γιεν είναι το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιείται για το κινεζικό γιουάν, αν και η Λαϊκή Δημοκρατία της Κίνας επίσης χρησιμοποιεί το γράμμα Y με μία οριζόντια γραμμή (¥). Συνεπώς, χρησιμοποιούνται οι συντμήσεις κατά ISO για τα δύο νομίσματα, JPY για το γιεν και CNY για το γιουάν, ώστε ν' αποφευχθεί η σύγχυση μεταξύ των δύο νομισμάτων.

Κατά κυριολεξία, η λέξη «en» στα ιαπωνικά σημαίνει «στρογγυλό αντικείμενο», όπως και η λέξη γιουάν στα κινεζικά, εννοώντας τα αρχαία κινεζικά νομίσματα που είχαν στρογγυλό σχήμα και χρησιμοποιούνταν ευρέως και στην Ιαπωνία μέχρι την Περίοδο Τοκουγκάουα. Η γραφή και προφορά με το αρχικό γ (στα ελληνικά γι) βασίζεται στον λατινικό μεταγραμματισμό μίας παλαιάς γραφής της λέξης. Ο ίδιος συνδυασμός εμφανίζεται σε λέξεις όπως Ουγιέντα, Γιεμπίσου, Ιγιεγιάσου, Ινοουγιέ και Γιέντο. Όπως και στην περίπτωση των ονομάτων Ιαπώνων που ζουν εκτός Ιαπωνίας, ο μεταγραμματισμός του γιεν (yen) έχει αποκτήσει κατάσταση μονιμότητας.

## NZD (Δολάριο Νέας Ζηλανδίας)



Εικόνα 7



Το δολάριο (νομισματικός κωδικός NZD) είναι το νόμισμα της Νέας Ζηλανδίας. Κυκλοφορεί επίσης στα Νησιά Κουκ (βλέπε και Δολάριο των Νήσων Κουκ), Νιούε, Τοκελάου και νησιά Πίτκαιρν.

Κανονικά συντομογραφείται με το σύμβολο του δολαρίου \$ ή εναλλακτικά με το NZ\$ για να γίνεται διάκριση από όλα τα νομίσματα που ονομάζονται δολάριο. Πολλές φορές ονομάζεται «κίουι» («Kiwi (dollar)») και υποδιαιρείται σε 100 σεντς (cents).

Τα Νησιά Πίτκαιρν για λόγους διοίκησης χρησιμοποιεί αυτά τα νομίσματα: Αυστραλιανό δολάριο, δολάριο Νέας Ζηλανδίας, Δολάριο του Καναδά, Δολάριο των ΗΠΑ, λίρα Αγγλίας και ευρώ.

Από τεχνική άποψη, τα νησιά Πίτκαιρν δεν έχουν νόμισμα. Όλες οι άλλες χώρες χρησιμοποιούν το νεοζηλανδικό δολάριο βάσει διατάγματος.

## 17. Αποτελέσματα κατά την εκτέλεση του μοντέλου

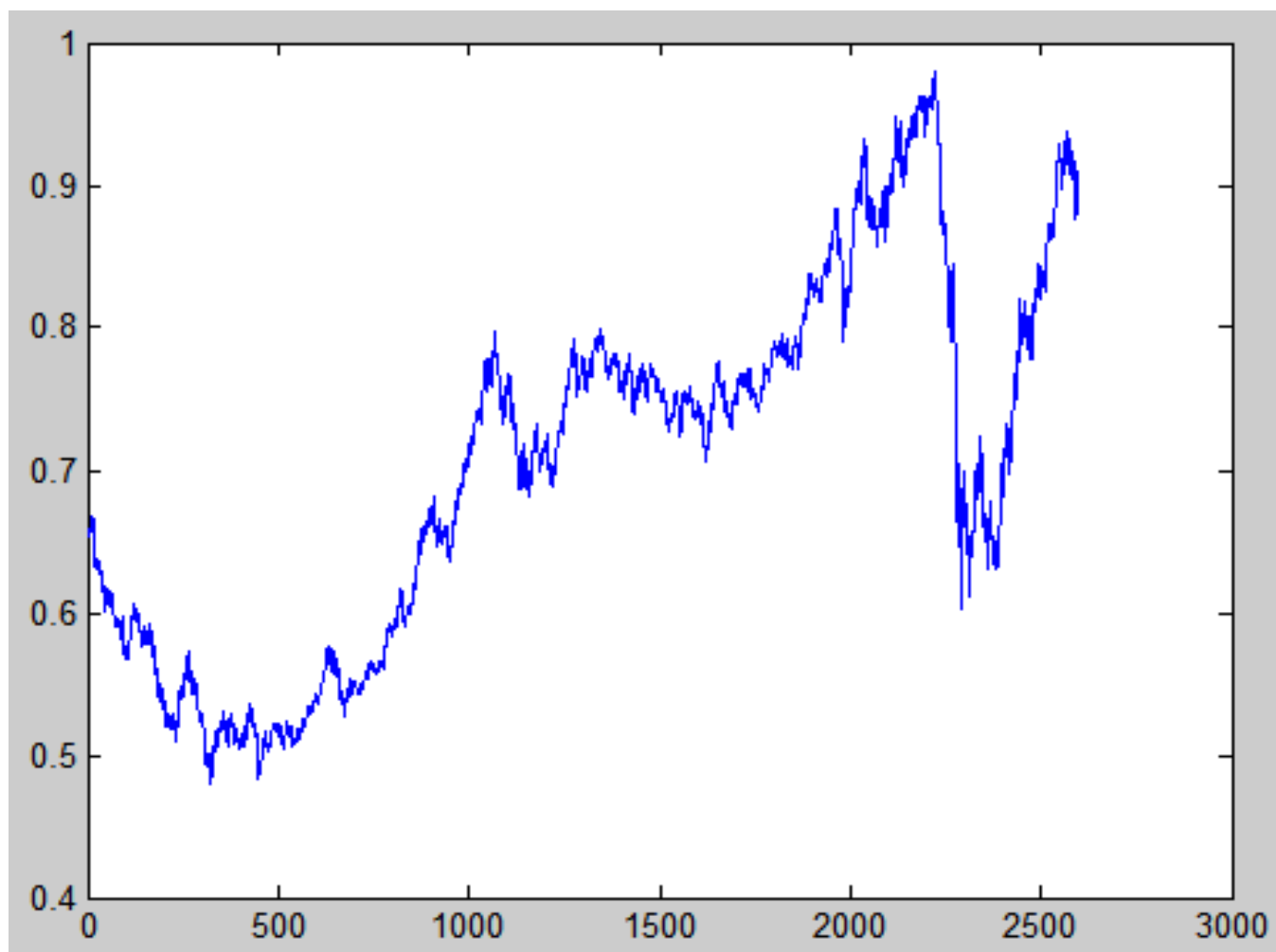
Παρακάτω ακολουθούν τα αποτελέσματα από την εκτέλεση του αλγορίθμου ο οποίος χρησιμοποίησε ιστορικά δεδομένα των νομισμάτων από το 2000 έως το 2010. Η εκπαίδευση του μοντέλου έγινε με δεδομένα από τα πρώτα 8 χρόνια. Η αξιολόγηση του έγινε συγκρίνοντας τις τιμές κλεισίματος των 2 τελευταίων ετών του κάθε νομίσματος με την πρόβλεψη του μοντέλου για ένα χρονικό ορίζοντα 2 ετών. Τα νομίσματα που χρησιμοποιήσαμε στην έρευνα μας είναι: AUD/USD , EUR/USD, GBP/USD , USD/CAD , USD/JPY , NZD/USD ,

Θα παρουσιάσουμε αναλυτικά τα αποτελέσματα που έδωσε το μοντέλο για το AUD/USD με 300 εποχές εκπαίδευσης. Τα γραφήματα που θα ακολουθήσουν παρουσιάζουν τον τρόπο λειτουργίας του μοντέλου.

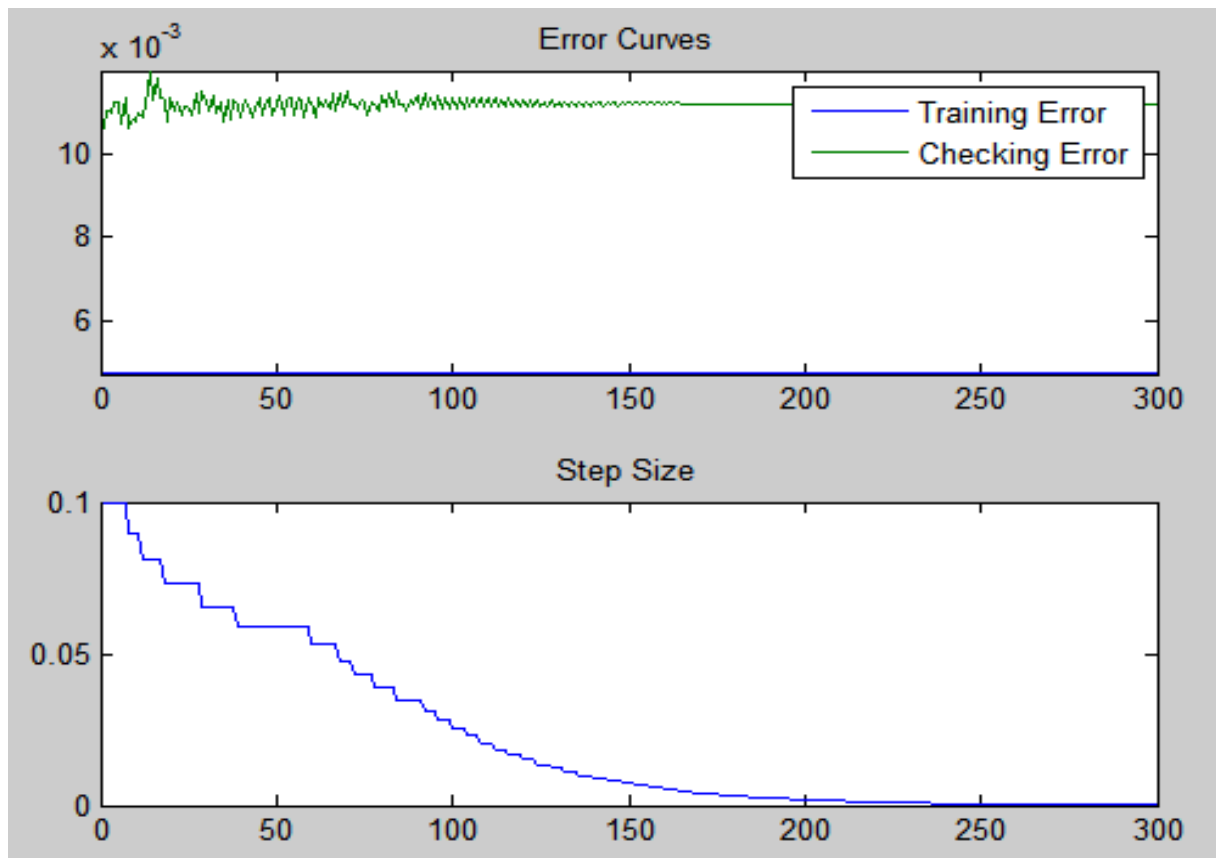
### AUD/USD



**Διάγραμμα 18 :** Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του AUD/USD

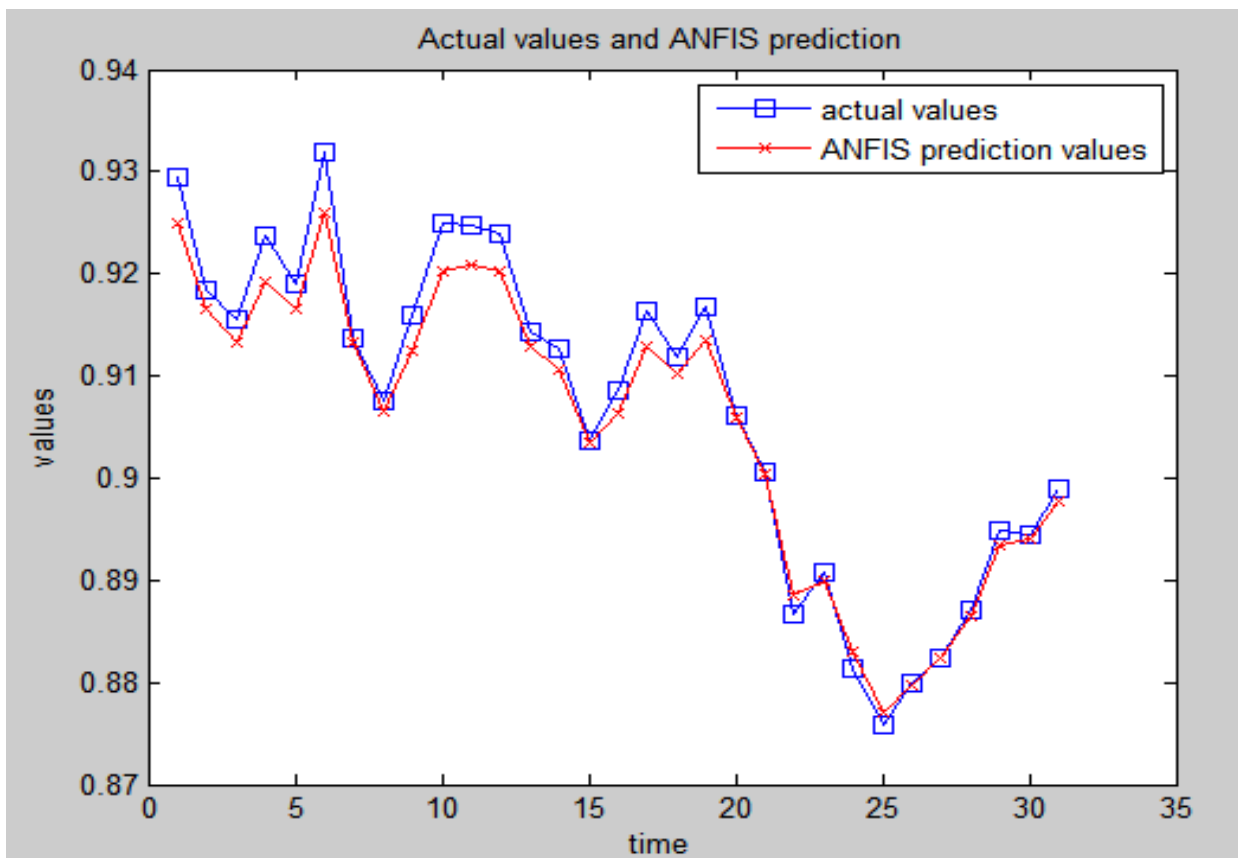


Διάγραμμα 19 : Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010 του AUD/USD



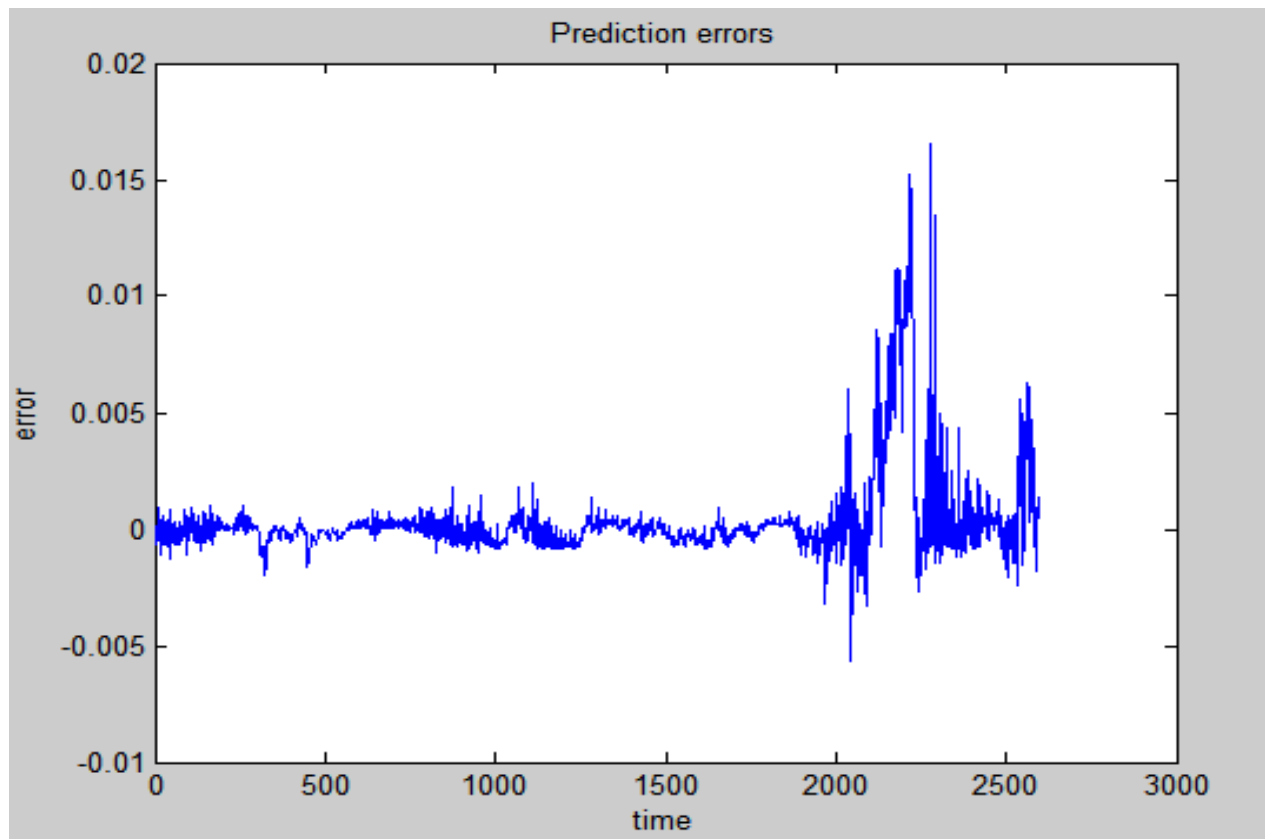
**Διάγραμμα 20 :** Η εξέλιξη στην ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και το βήμα μάθησης (ste size) του CON-ANFIS κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.

Αυτό που μπορούμε να διαπιστώσουμε από το παραπάνω διάγραμμα είναι ότι δεν υπάρχει βελτίωση όσον αφορά τη μάθηση από την 250<sup>η</sup> φορά και έπειτα. Δηλαδή το μοντέλο δεν θα δώσει καλύτερα αποτελέσματα όσες φορές και να το εκπαιδεύσουμε ακόμη. Οπότε θα μπορούσε να εξοικονομηθεί υπολογιστικός χρόνος εάν σταματούσαμε τη μάθηση στην 250<sup>η</sup> επανάληψη.



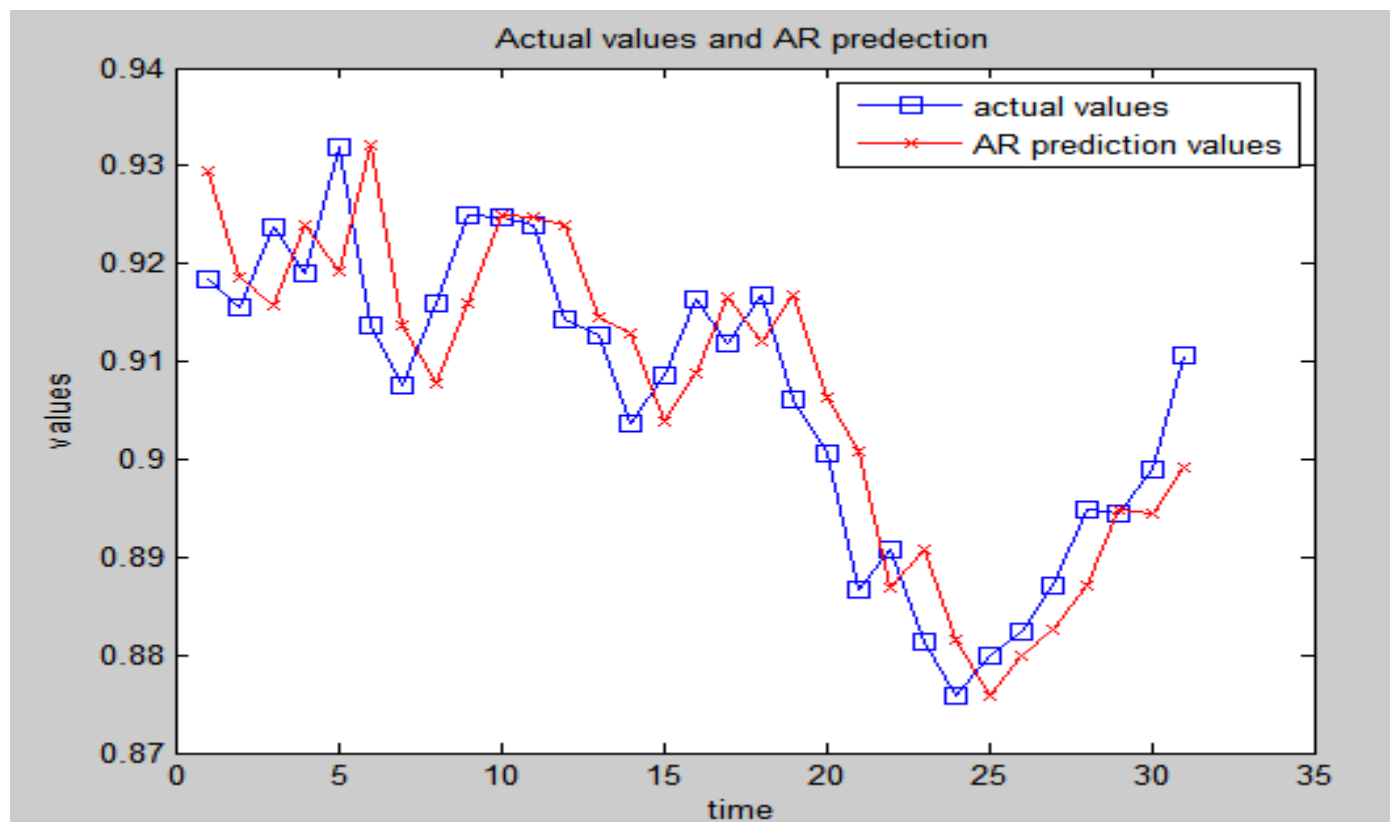
**Διάγραμμα 21 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 21 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.



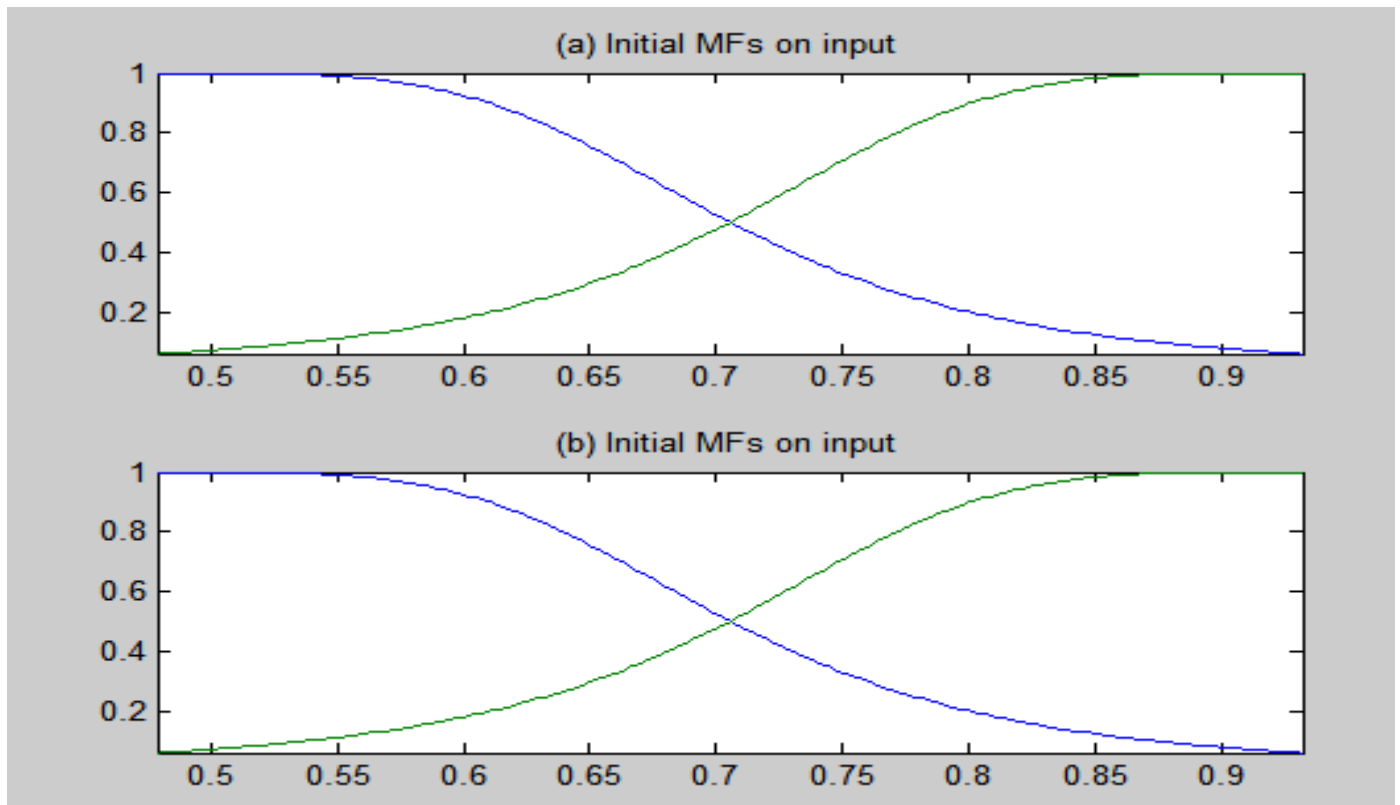
**Διάγραμμα 22 :** Το σφάλμα της πρόβλεψης του συστήματος



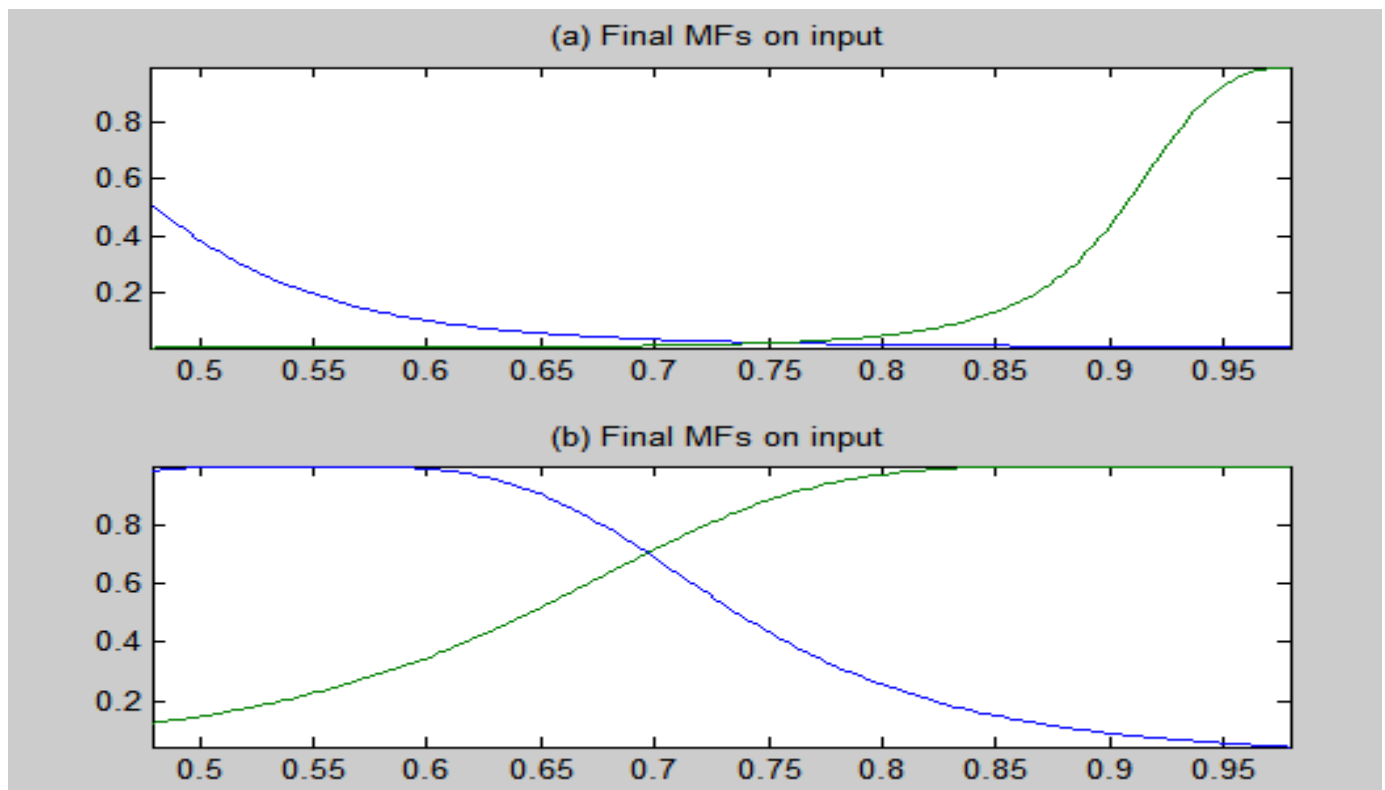


**Διάγραμμα 23 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

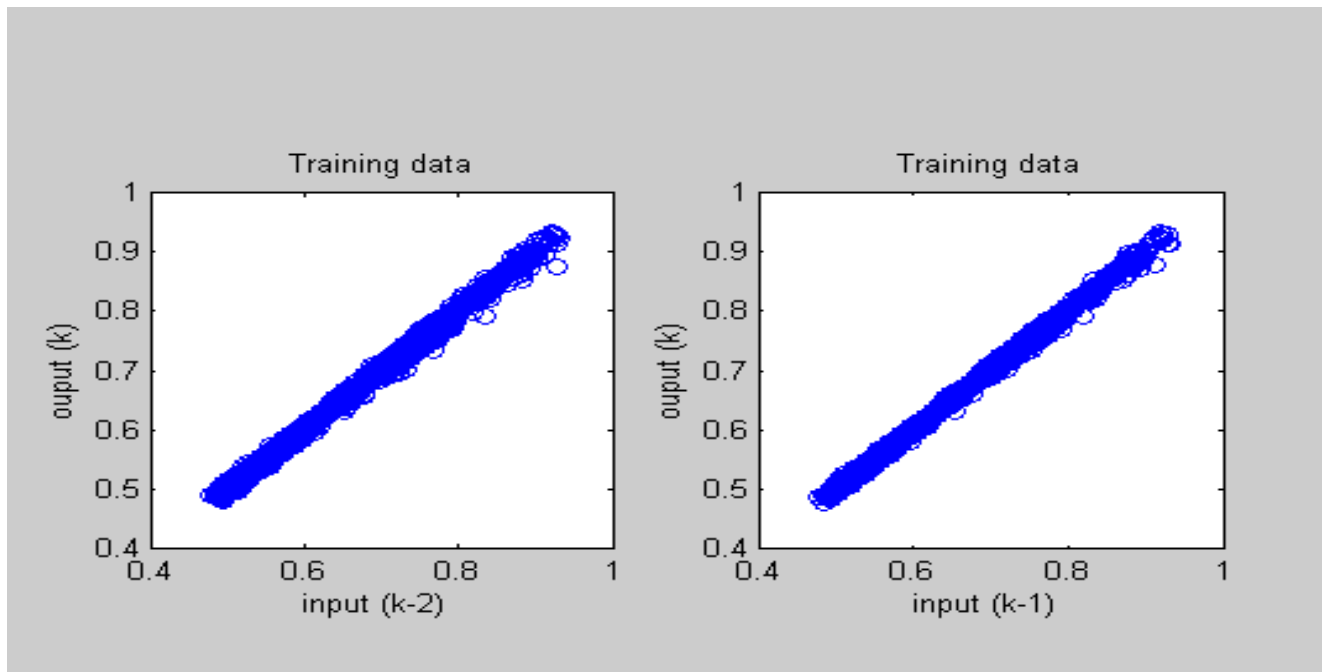
Στο διάγραμμα 23 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



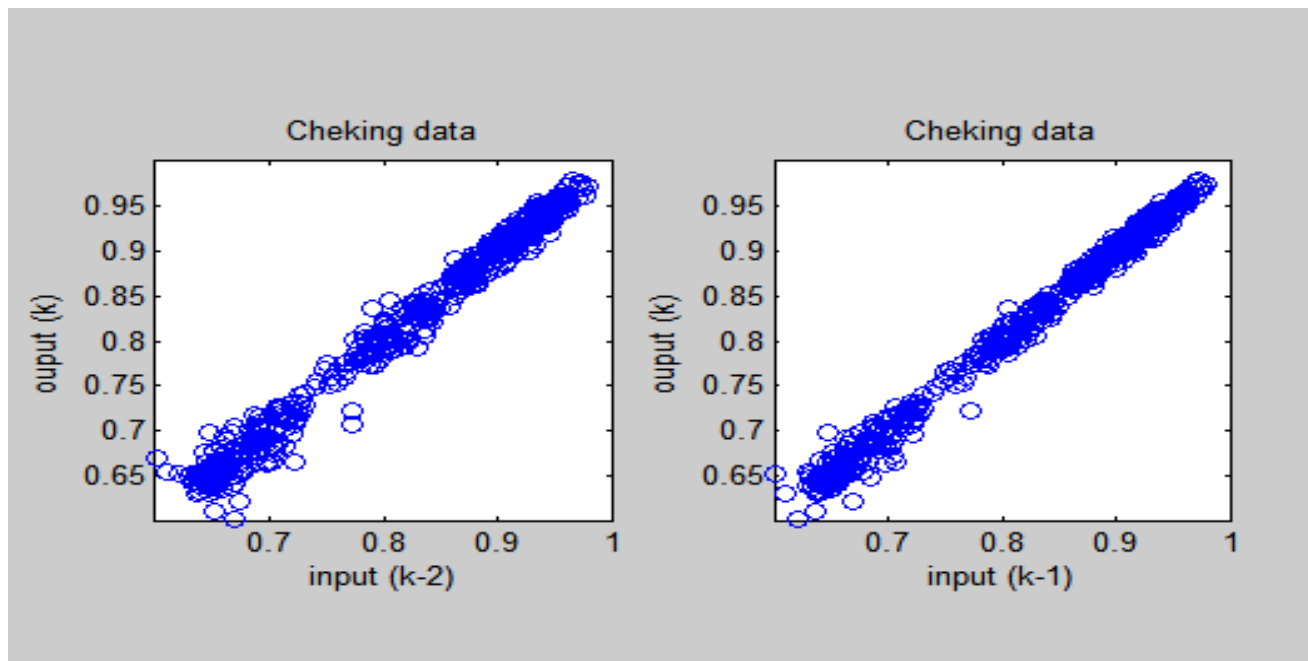
Διάγραμμα 24 : Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του CON-ANFIS πριν την εκπαίδευση



**Διάγραμμα 25 :** Οι συναρτήσεις συμμετοχής όπως έχουν διαμορφωθεί μετά την εκπαίδευση του μοντέλου.

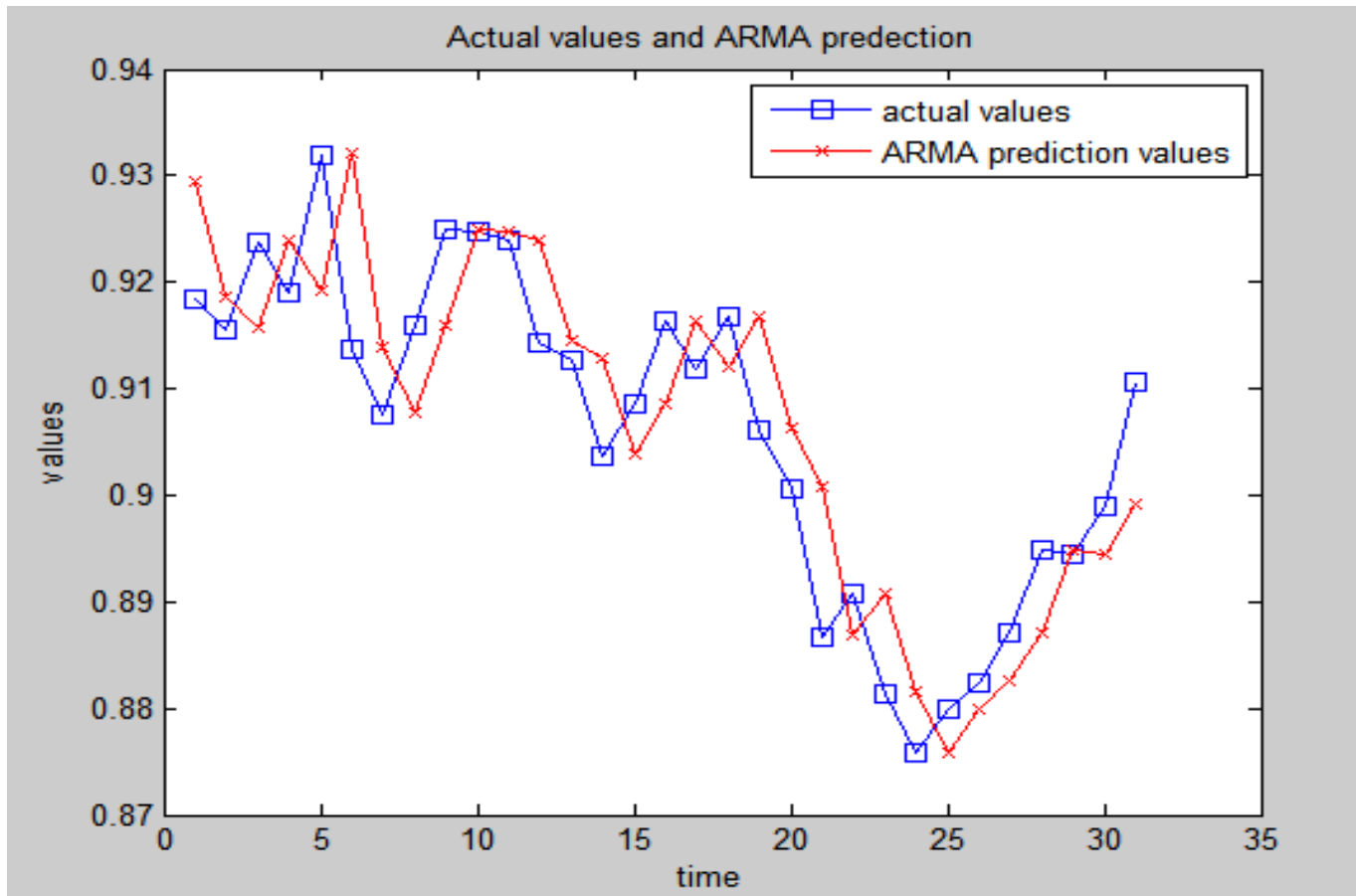


Διάγραμμα 26 : 2-D απεικόνιση της διασποράς των δεδομένων εκπαίδευσης.



Διάγραμμα 27: 2-D απεικόνιση της διασποράς των δεδομένων .

Σε γενικές γραμμές είναι επιθυμητή η διασπορά των δεδομένων ώστε το μοντέλο να συλλάβει καλύτερα τις δυναμικές σχέσεις της όποιας διαδικασίας (εν προκειμένω του χρηματιστηρίου). Η ιδανική περίπτωση θα ήταν οι τιμές να καλύπτουν όλη την έκταση της επιφάνειας, γεγονός που δεν συμβαίνει εδώ.



**Διάγραμμα 28 :** Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 28 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

Στη συνέχεια θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της εφαρμογής του μοντέλου σε μορφή πινάκων. Τα αποτελέσματα θα αφορούν όπως έχουμε αναφέρει και παραπάνω τα εξής: το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), τη ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE).

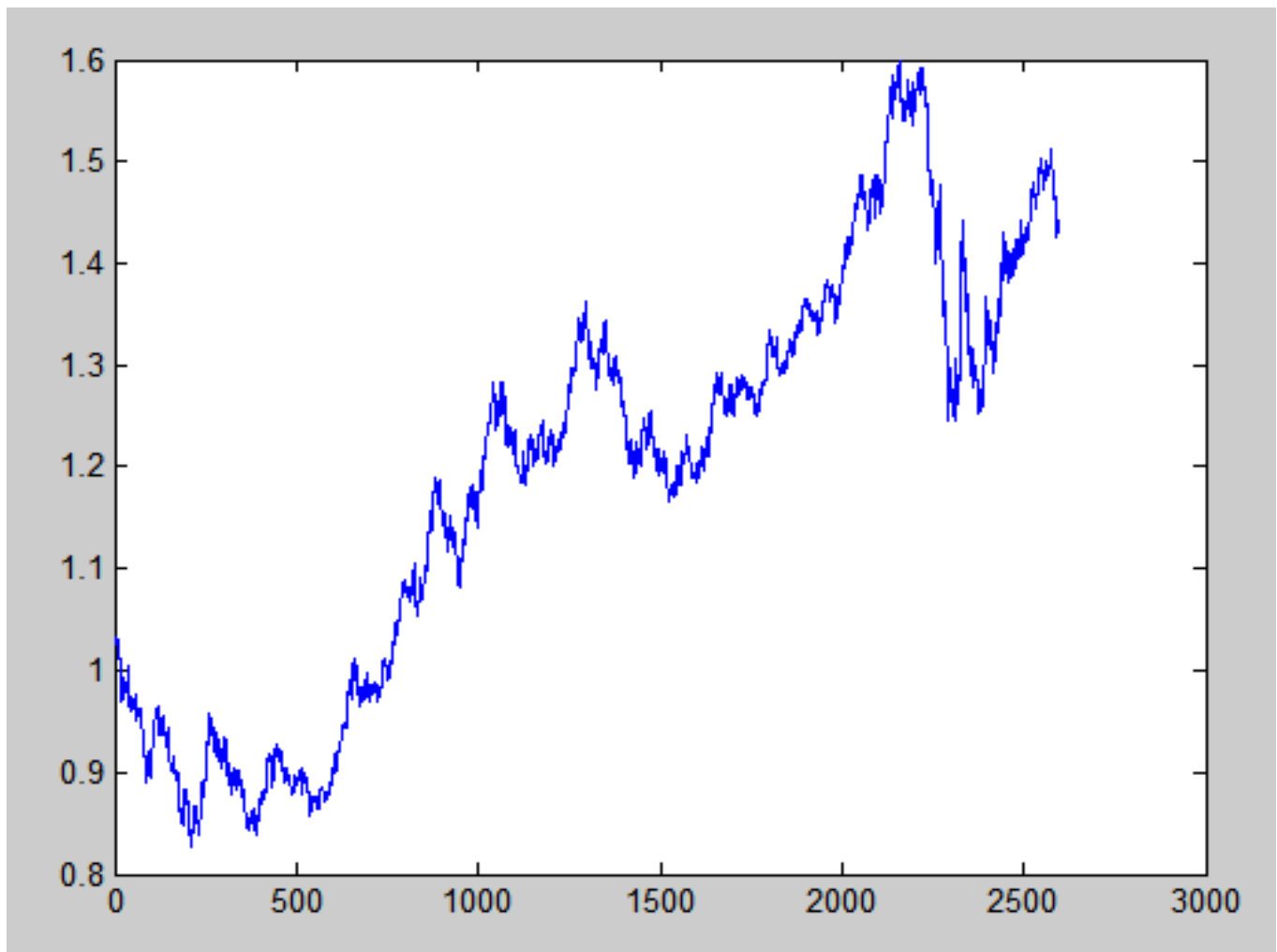
**Πίνακας 3 : Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου**

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0019	0.0144	0.0063
MAE	0.0008	0.0046	0.0044
MAPE	0.1016	0.6572	0.6184

## EUR/USD

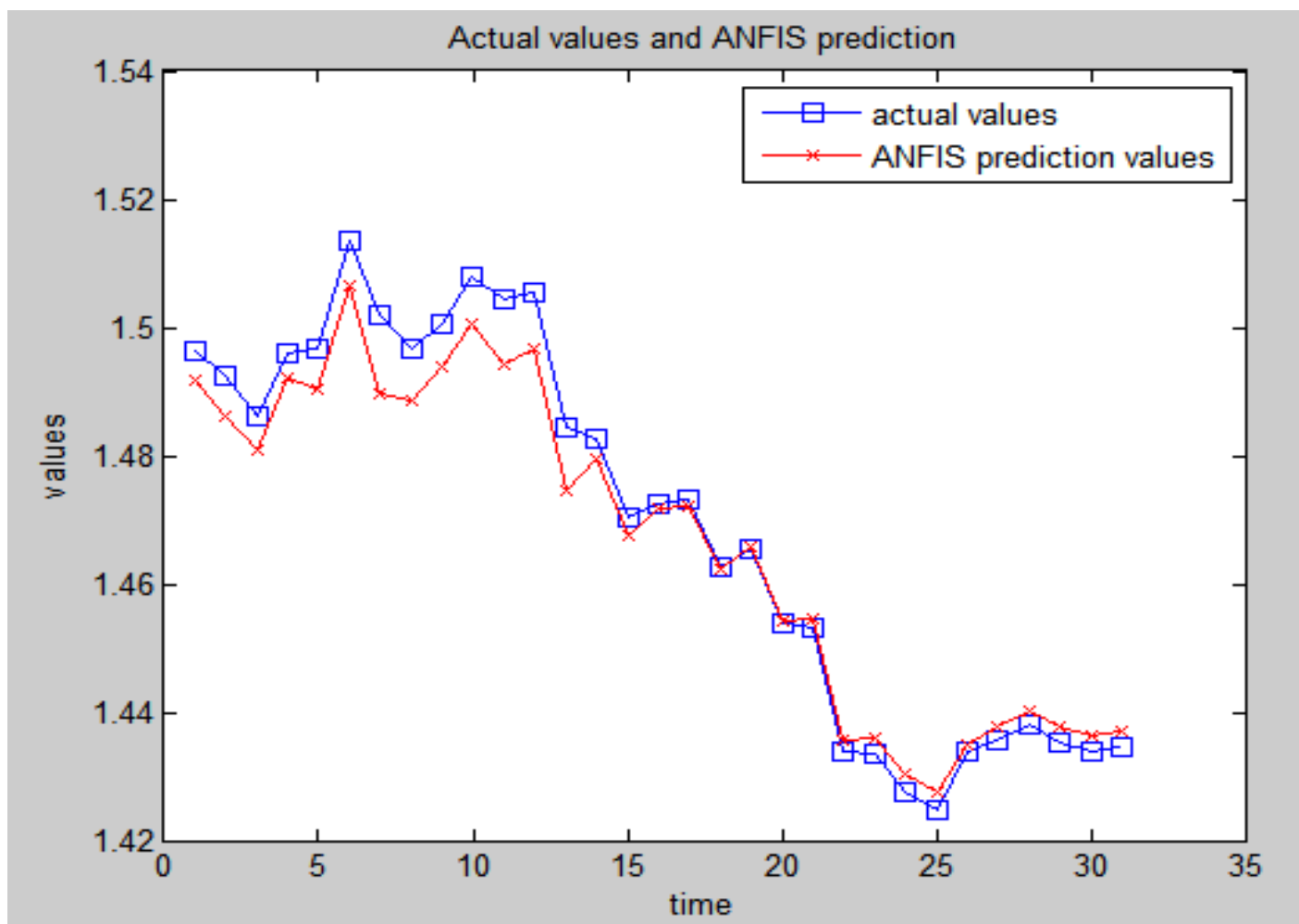


**Διάγραμμα 29 : Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του EUR/USD**



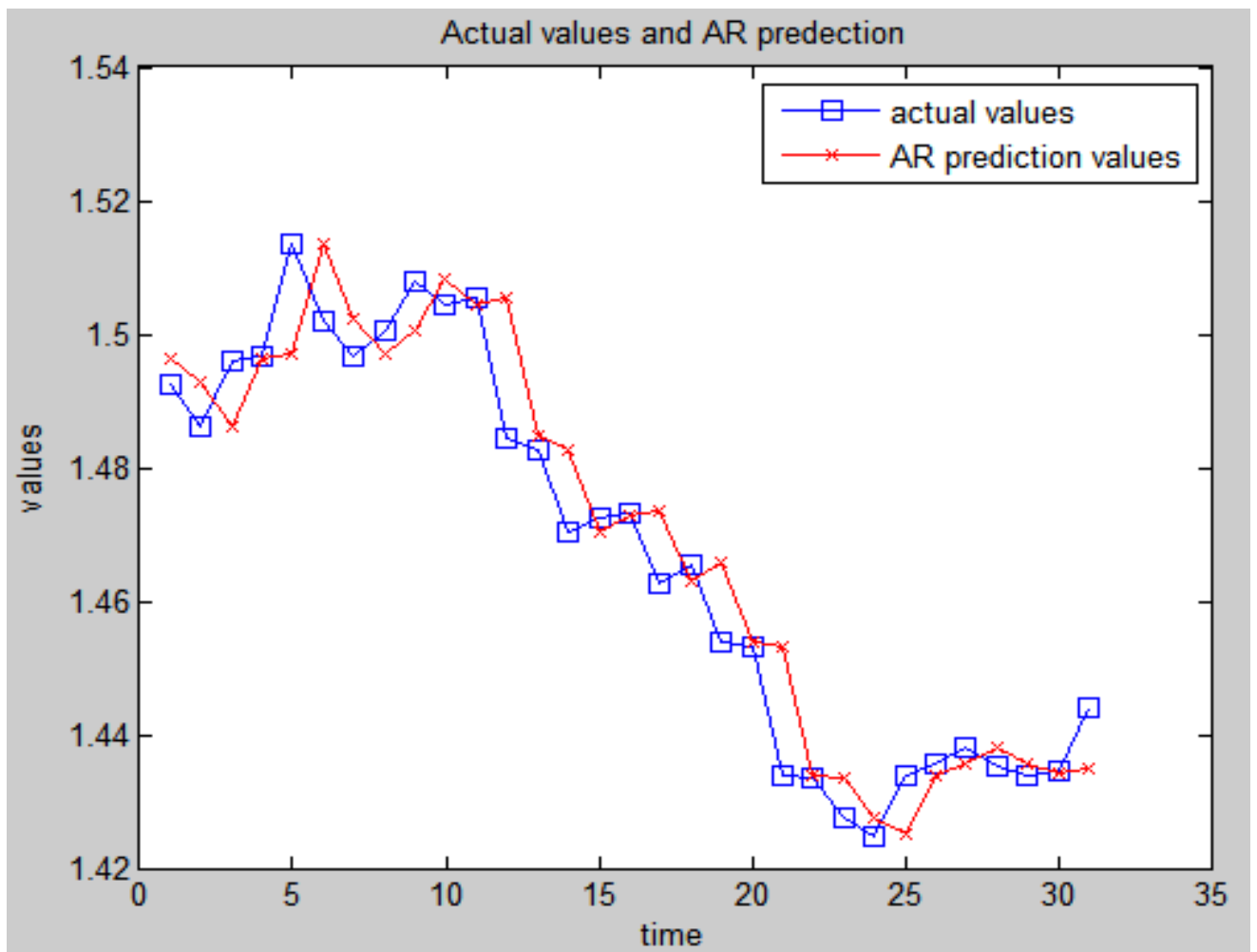
Διάγραμμα 30 : Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010





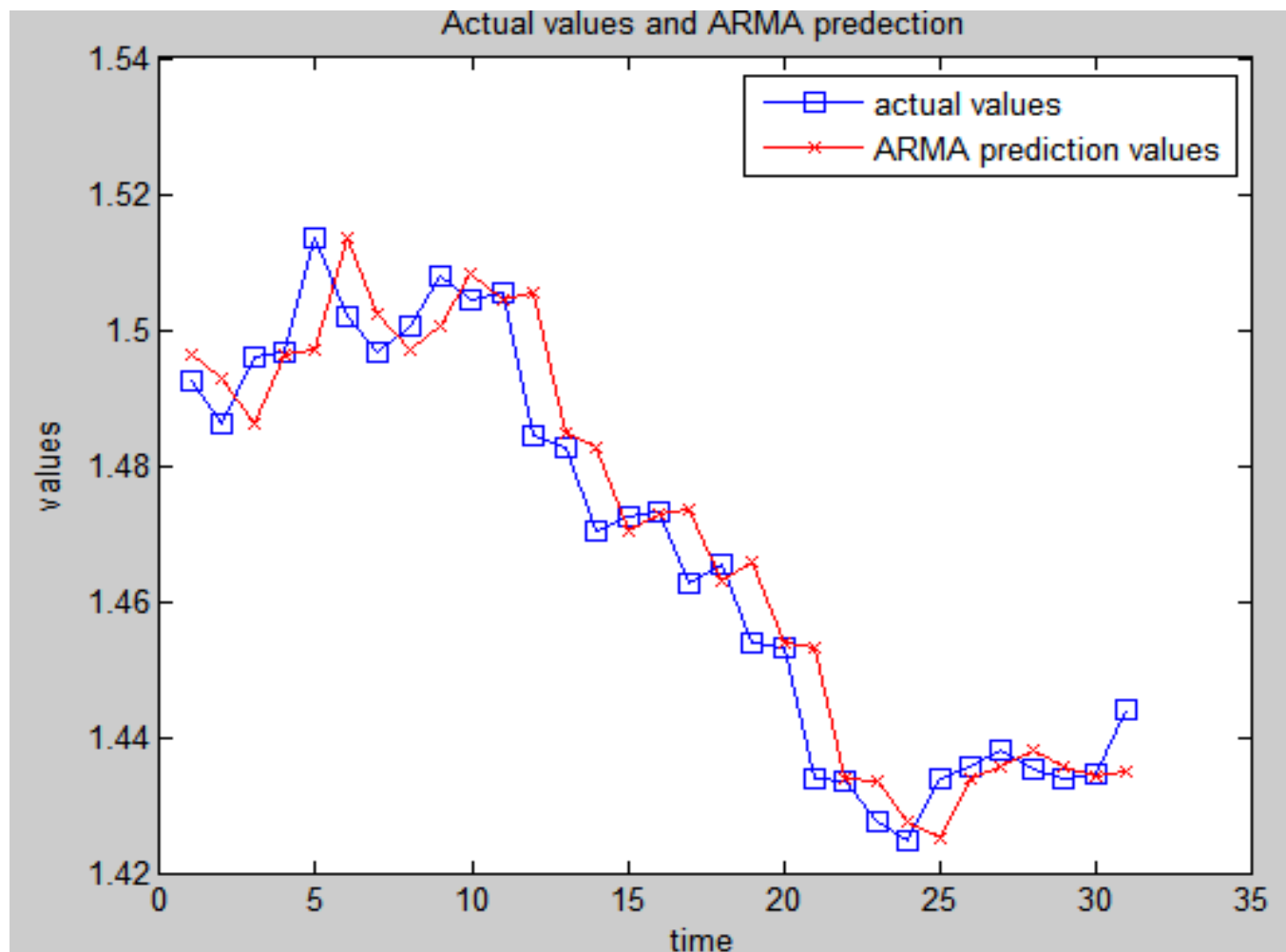
**Διάγραμμα 31 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 31 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.



**Διάγραμμα 32 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 32 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



**Διάγραμμα 33 :** Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 33 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

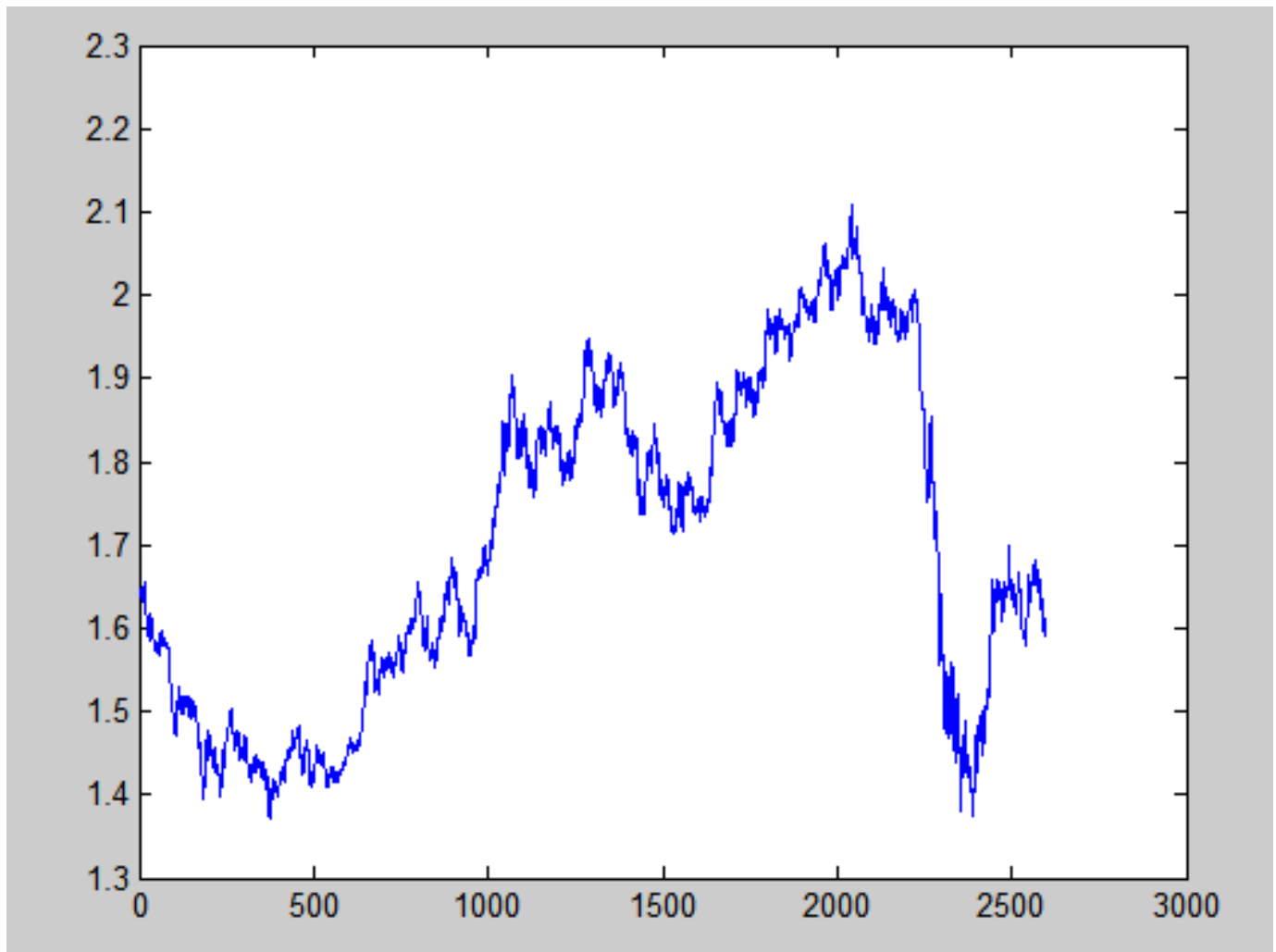
Πίνακας 4 : Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου του EUR/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0064	0.0217	0.0078
MAE	0.0021	0.0062	0.0058
MAPE	0.1457	0.5311	0.4927

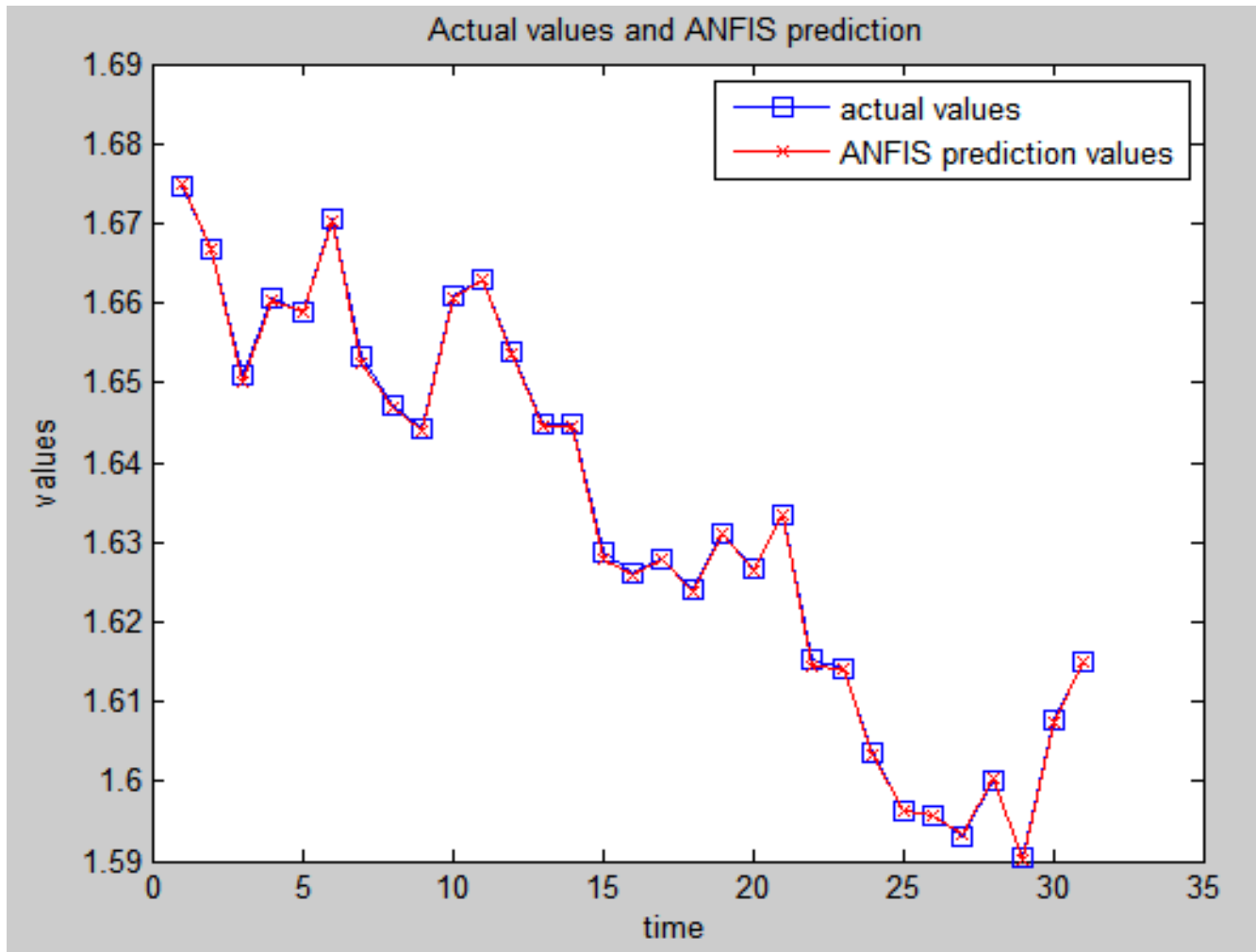
## GBP/USD



Διάγραμμα 34 : Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του GBP/USD

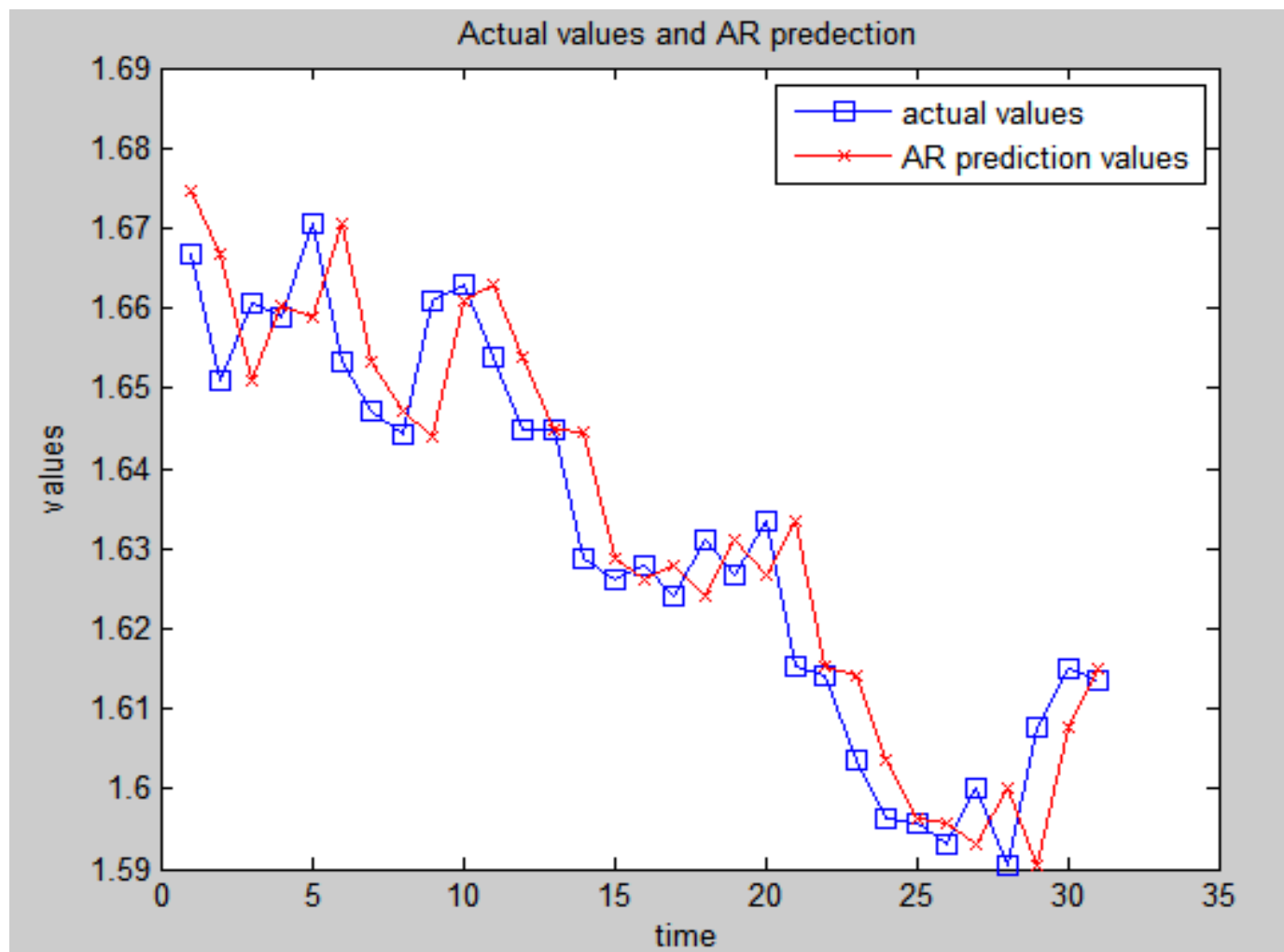


**Διάγραμμα 35 :** Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010



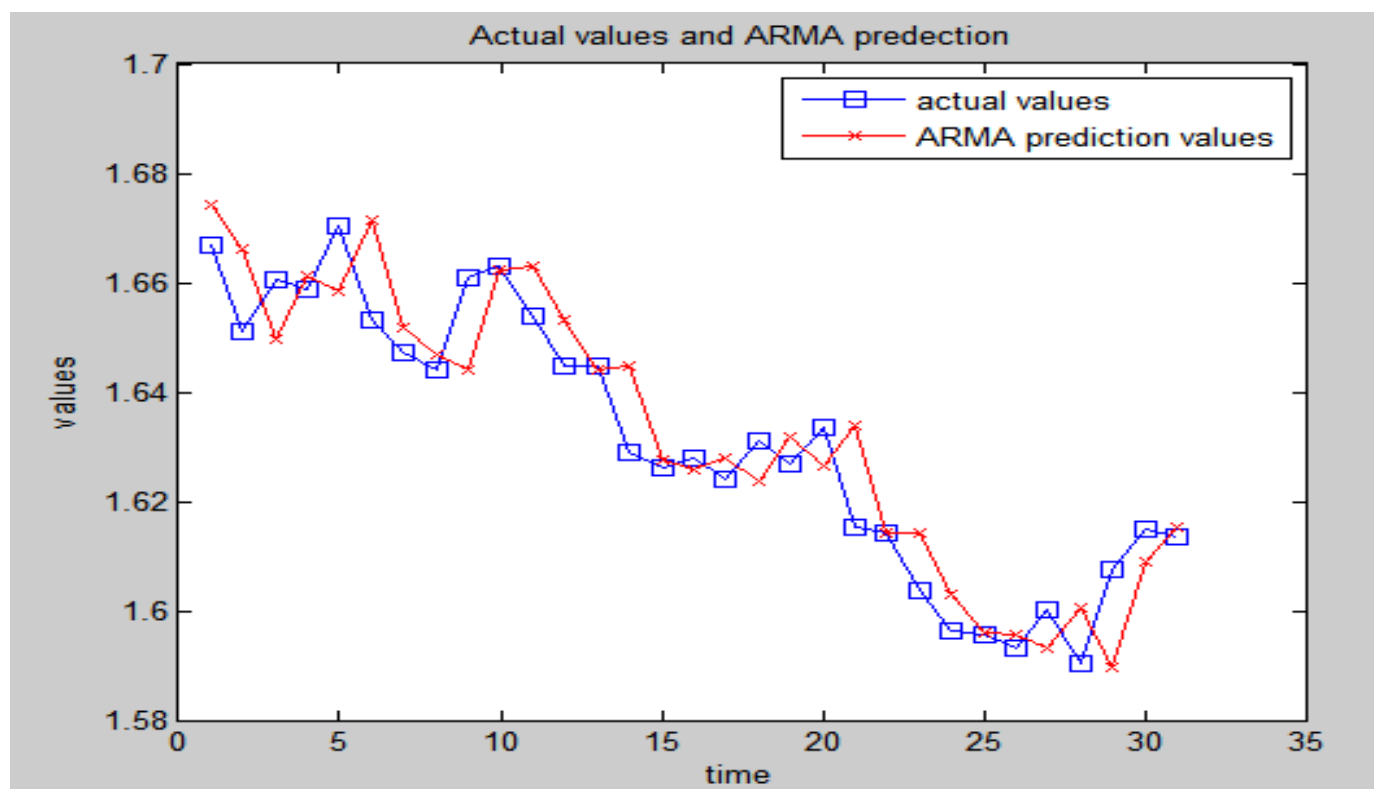
**Διάγραμμα 36 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 36 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.



**Διάγραμμα 37 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 37 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



**Διάγραμμα 38 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 53 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

**Πίνακας 5 :** Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου του GBP/USD

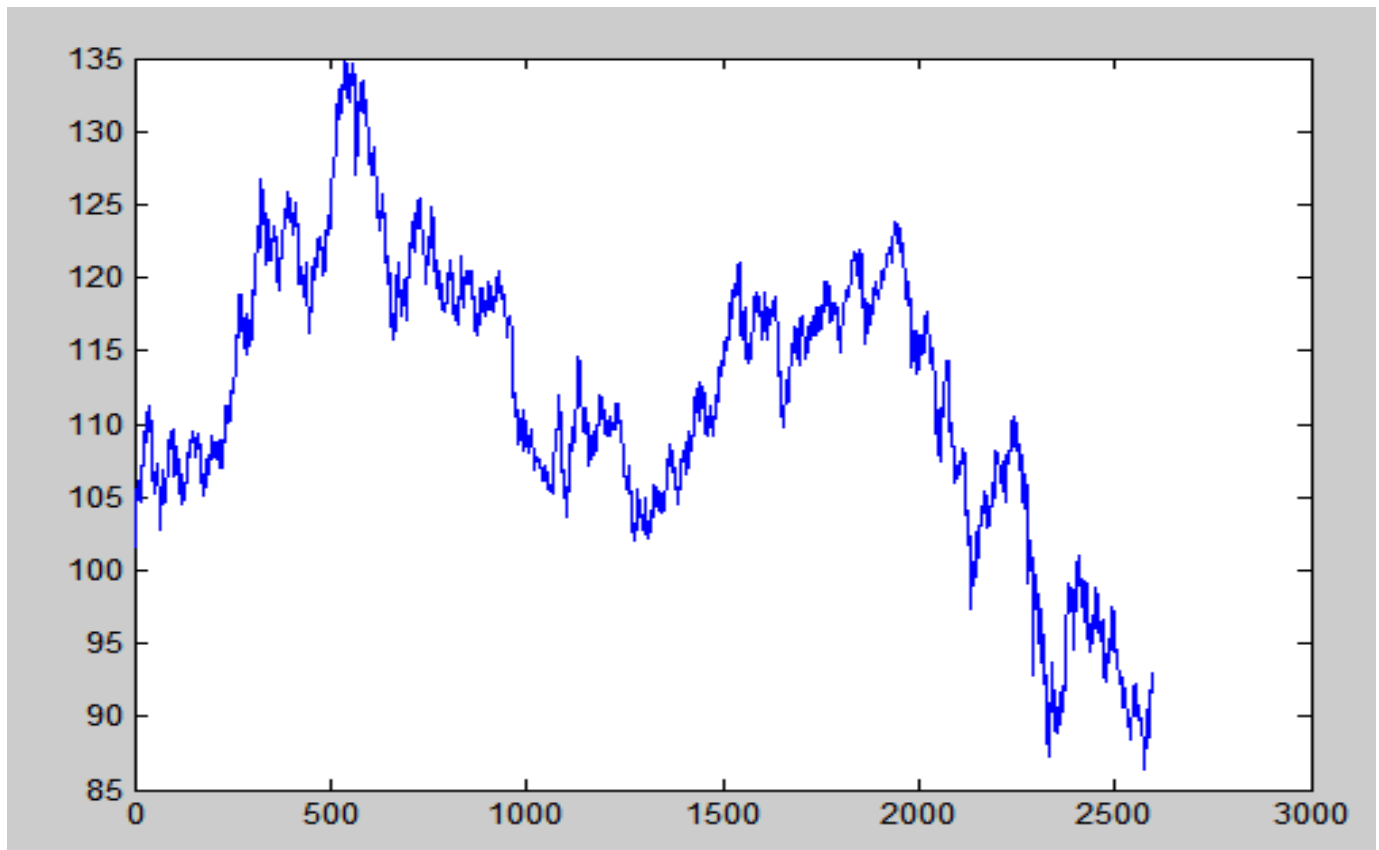
	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0010	0.0336	0.0100
MAE	0.0007	0.0081	0.0075
MAPE	0.0402	0.4812	0.4439



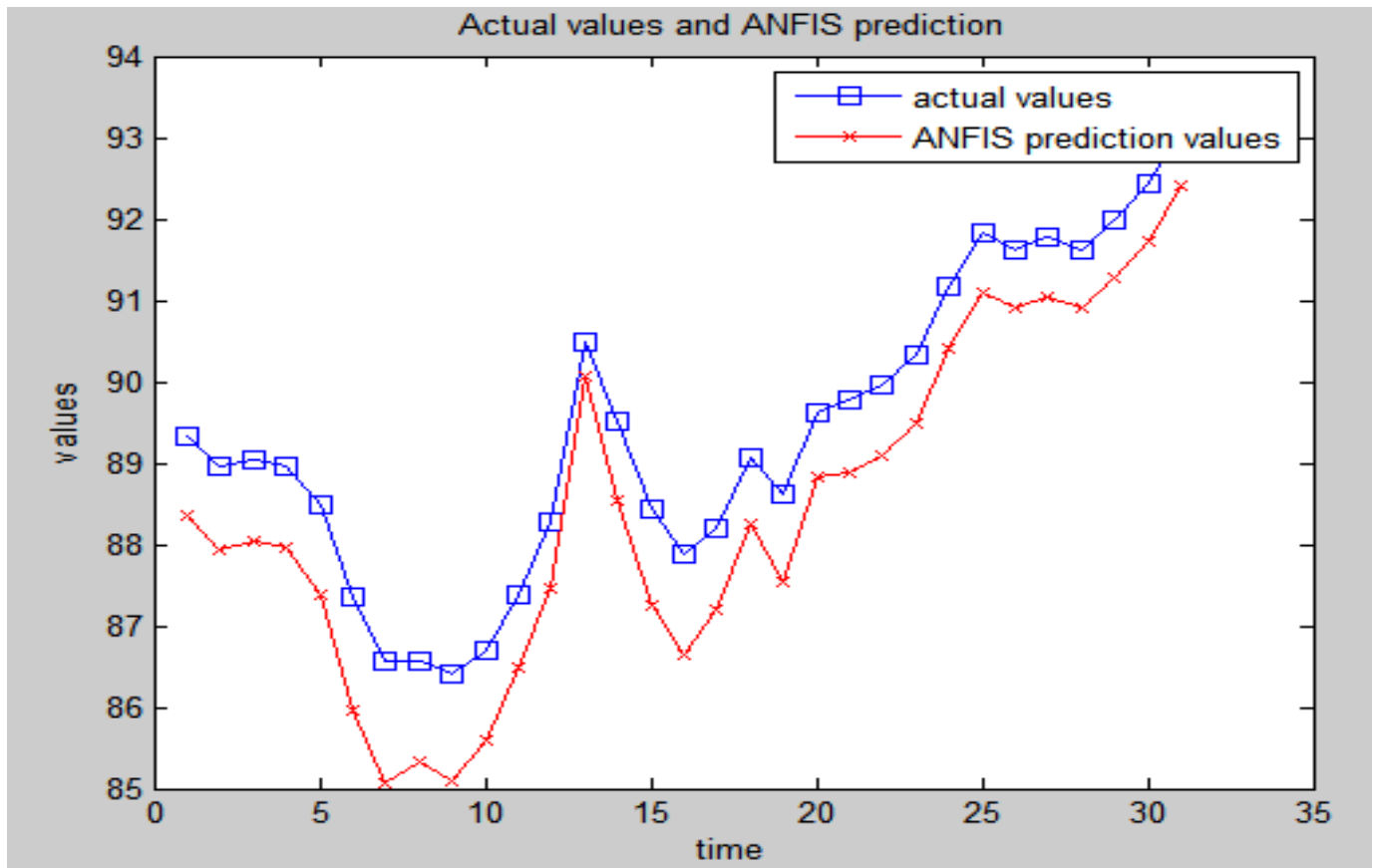
## USD/JPY



**Διάγραμμα 39 :** Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του USD/JPY

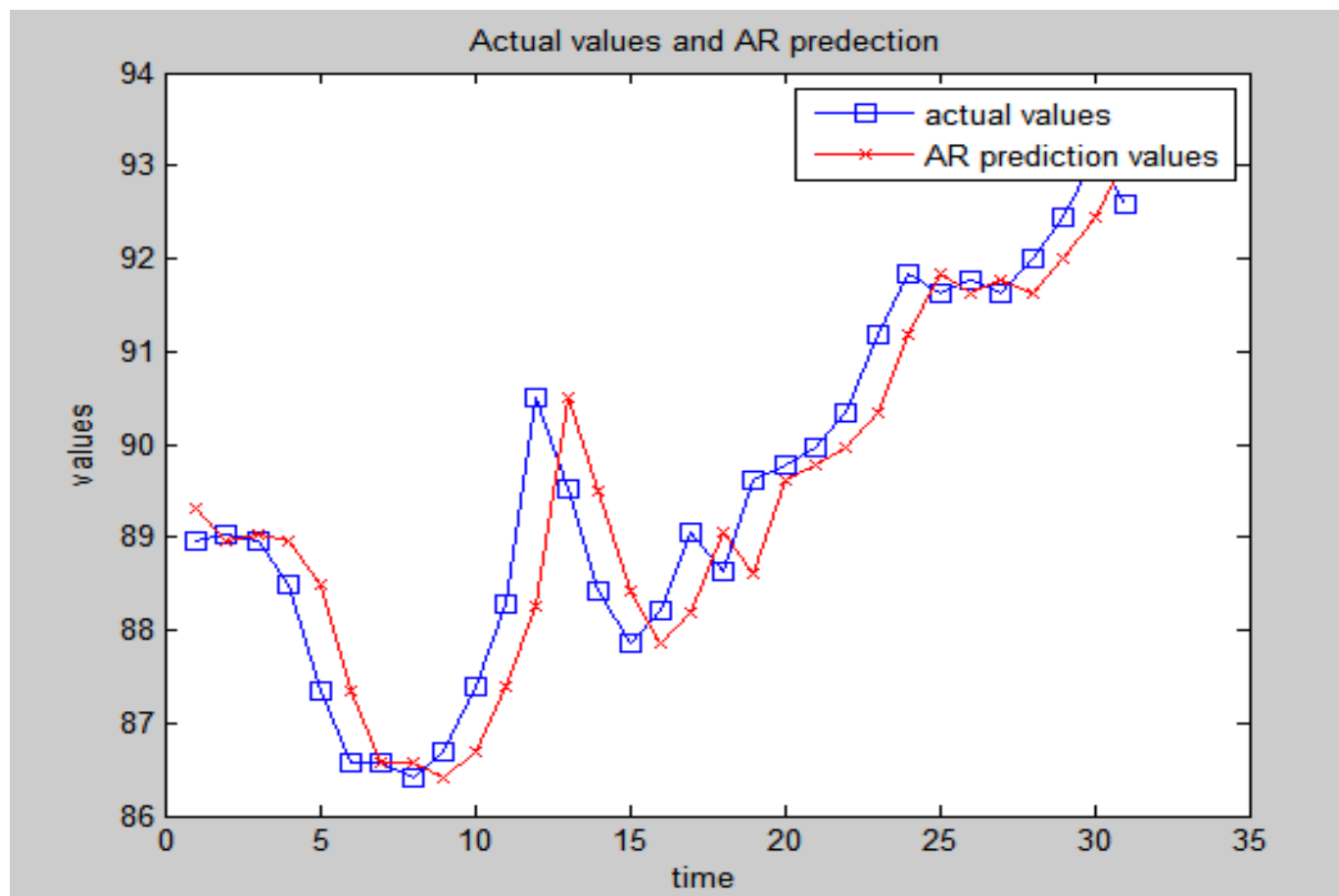


**Διάγραμμα 40 :** Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010



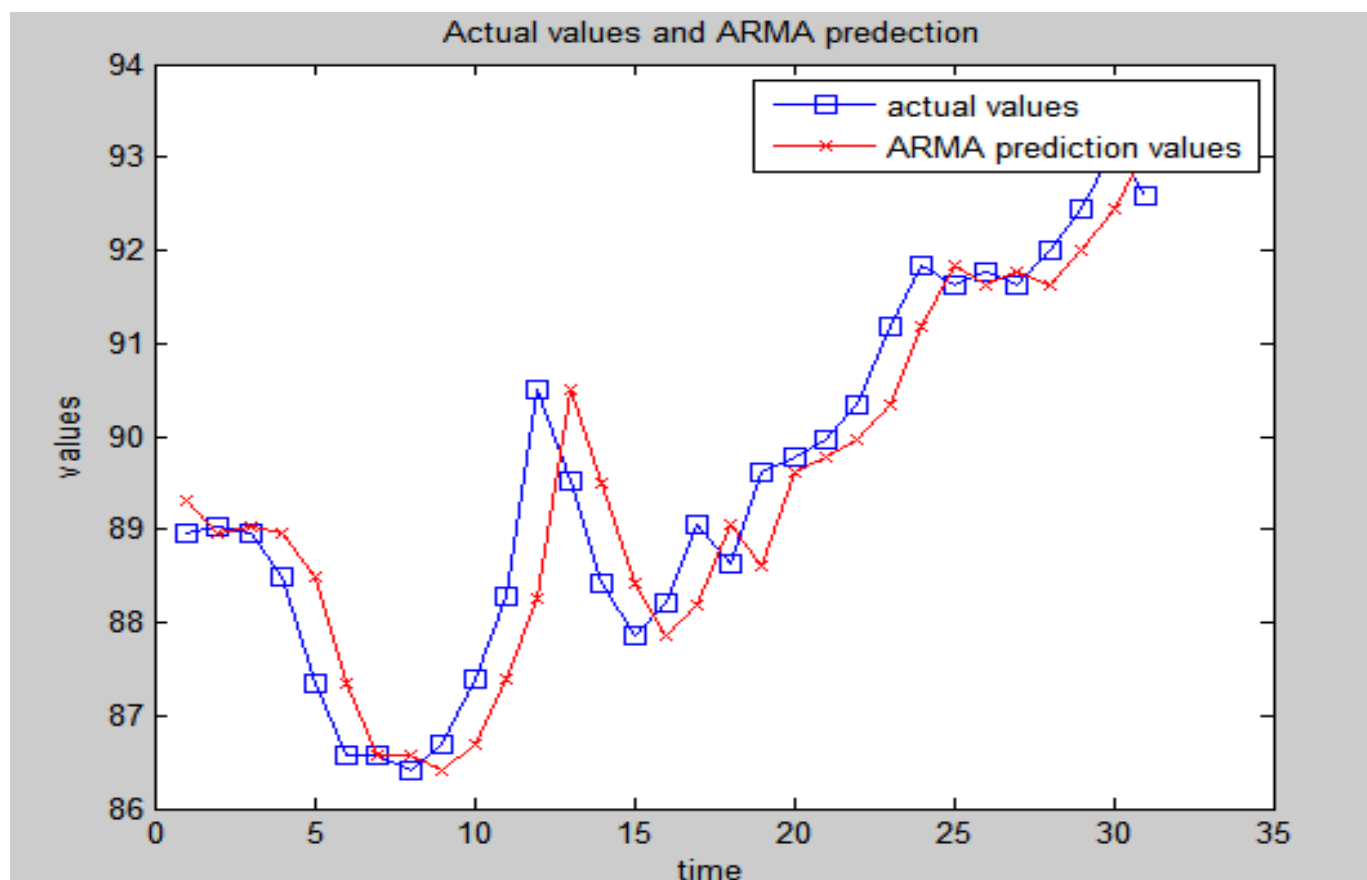
**Διάγραμμα 41 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 41 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.



**Διάγραμμα 42 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 42 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



**Διάγραμμα 43 :** Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 53 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

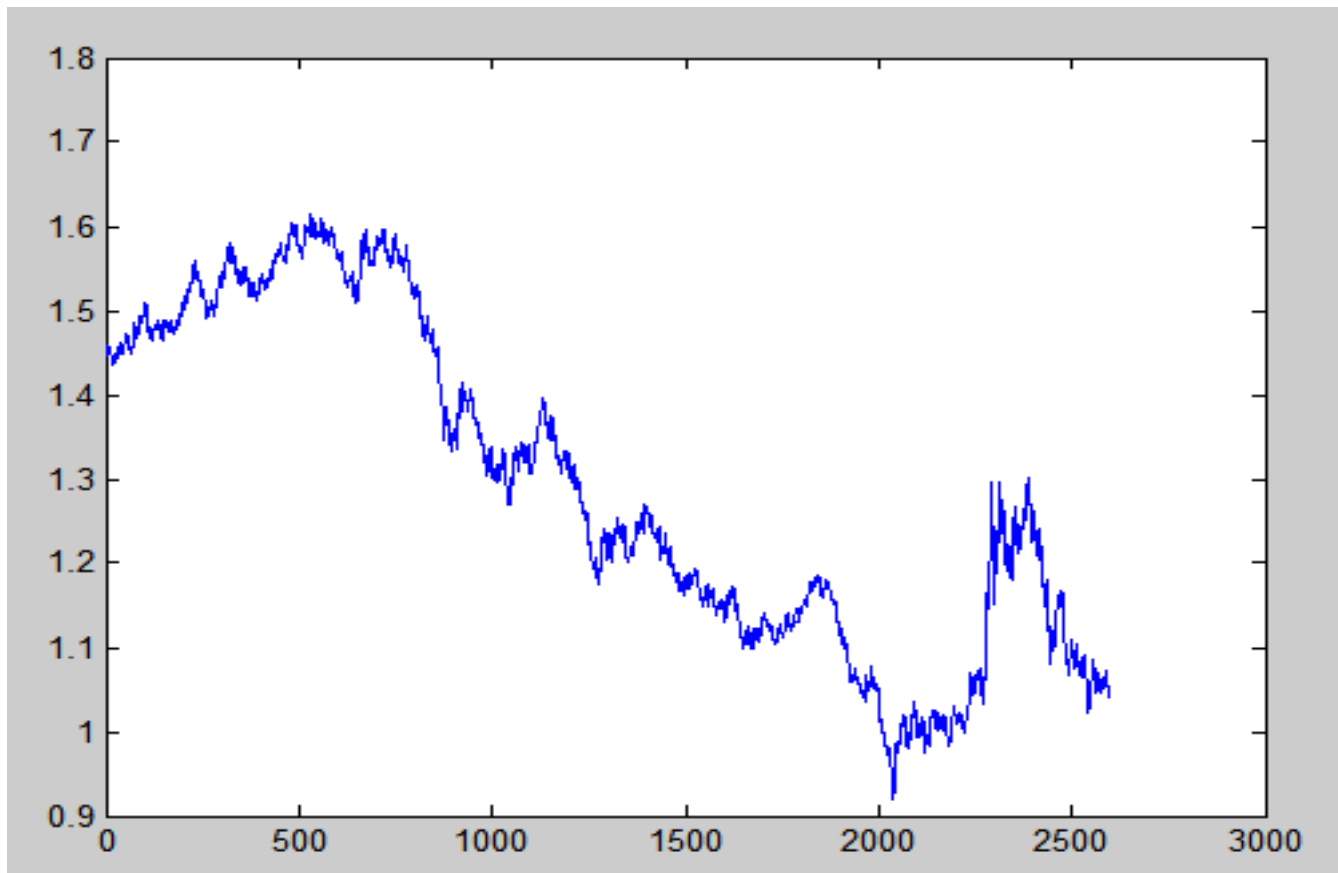
**Πίνακας 6 :** Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου του USD/JPY

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.2389	2.1215	0.7297
MAE	0.1165	0.5827	0.0075
MAPE	0.1164	0.5312	0.4928

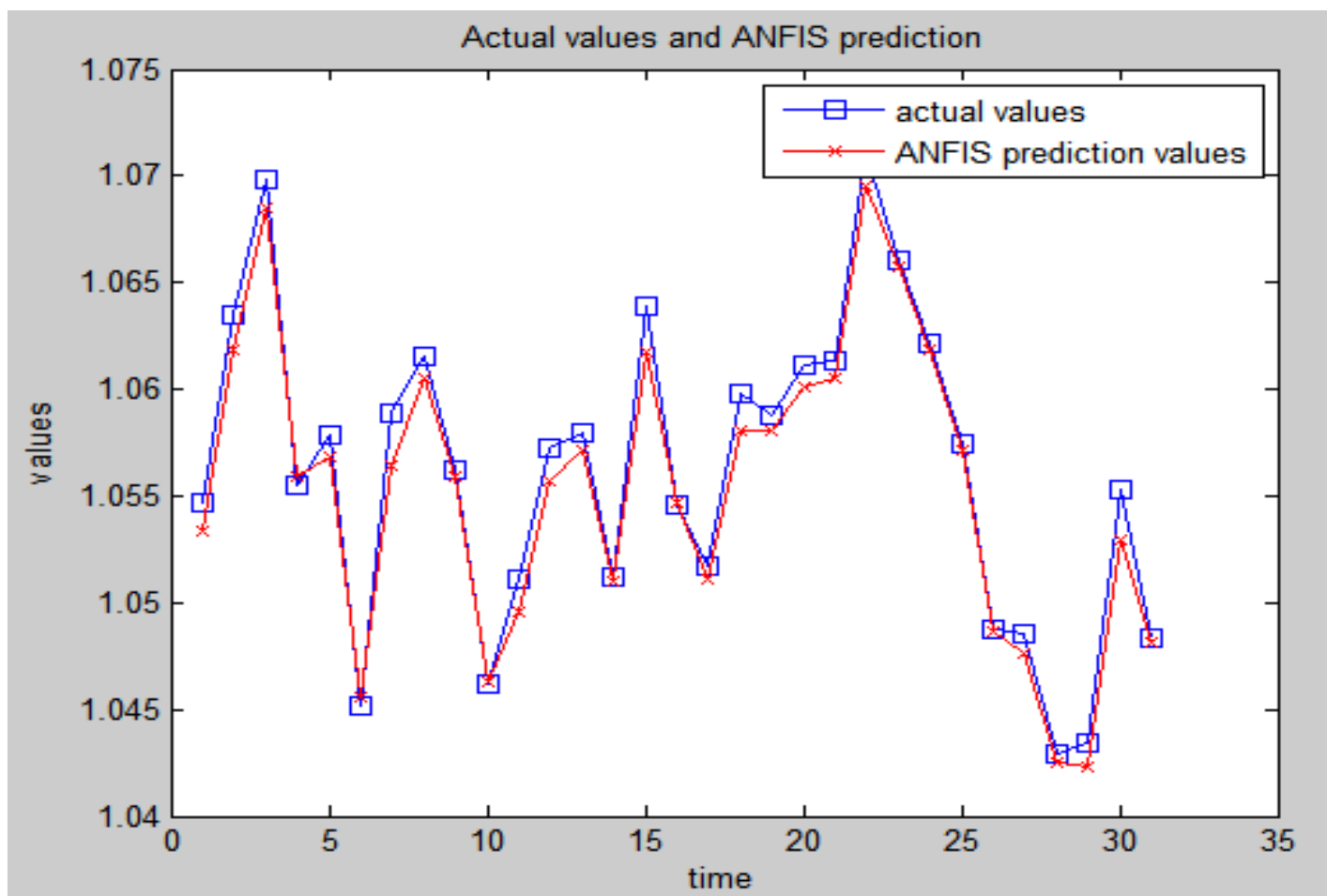
## USD/CAD



**Διάγραμμα 44 :** Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του USD/CAD



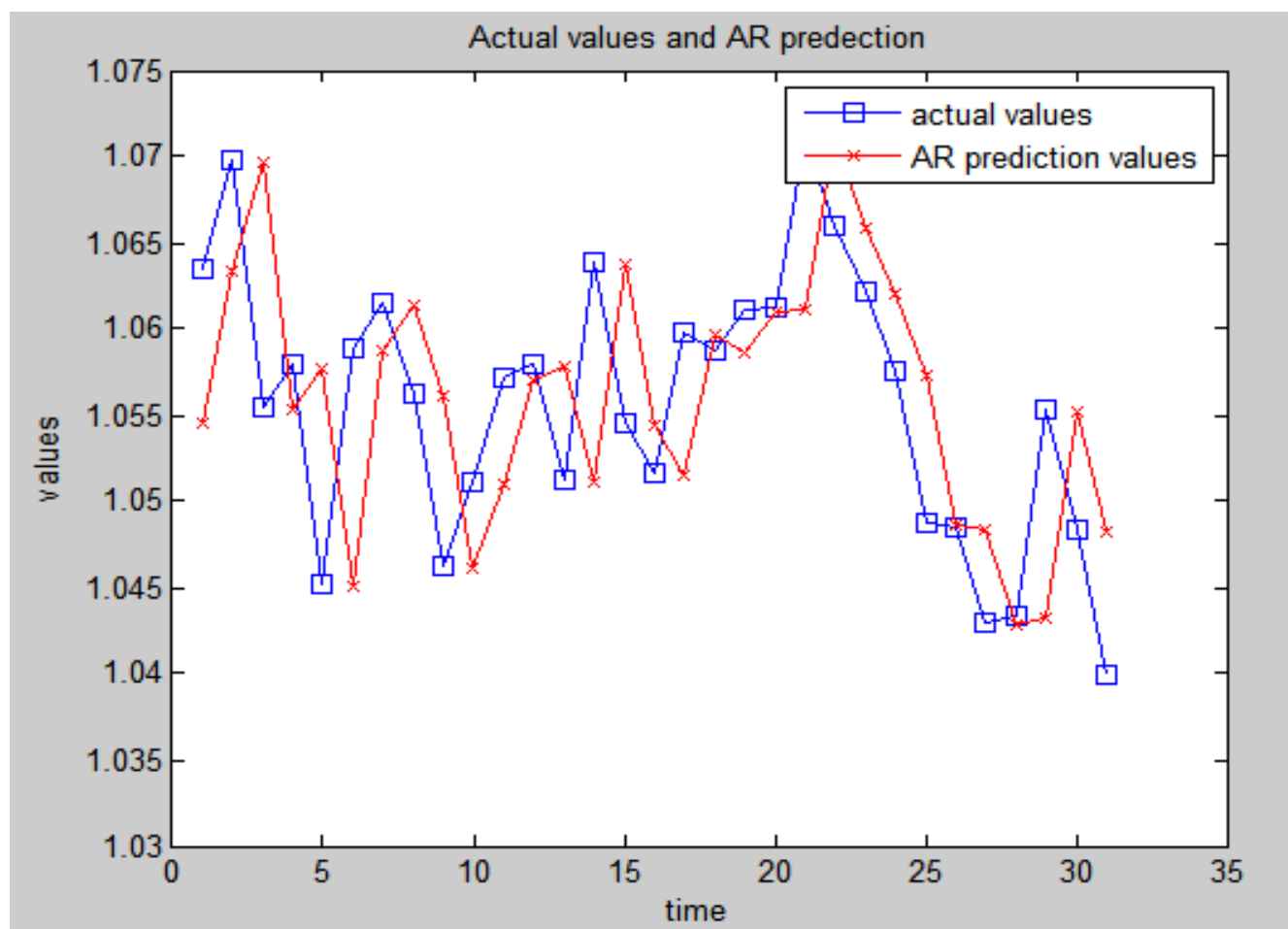
Διάγραμμα 45 : Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010



**Διάγραμμα 46 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

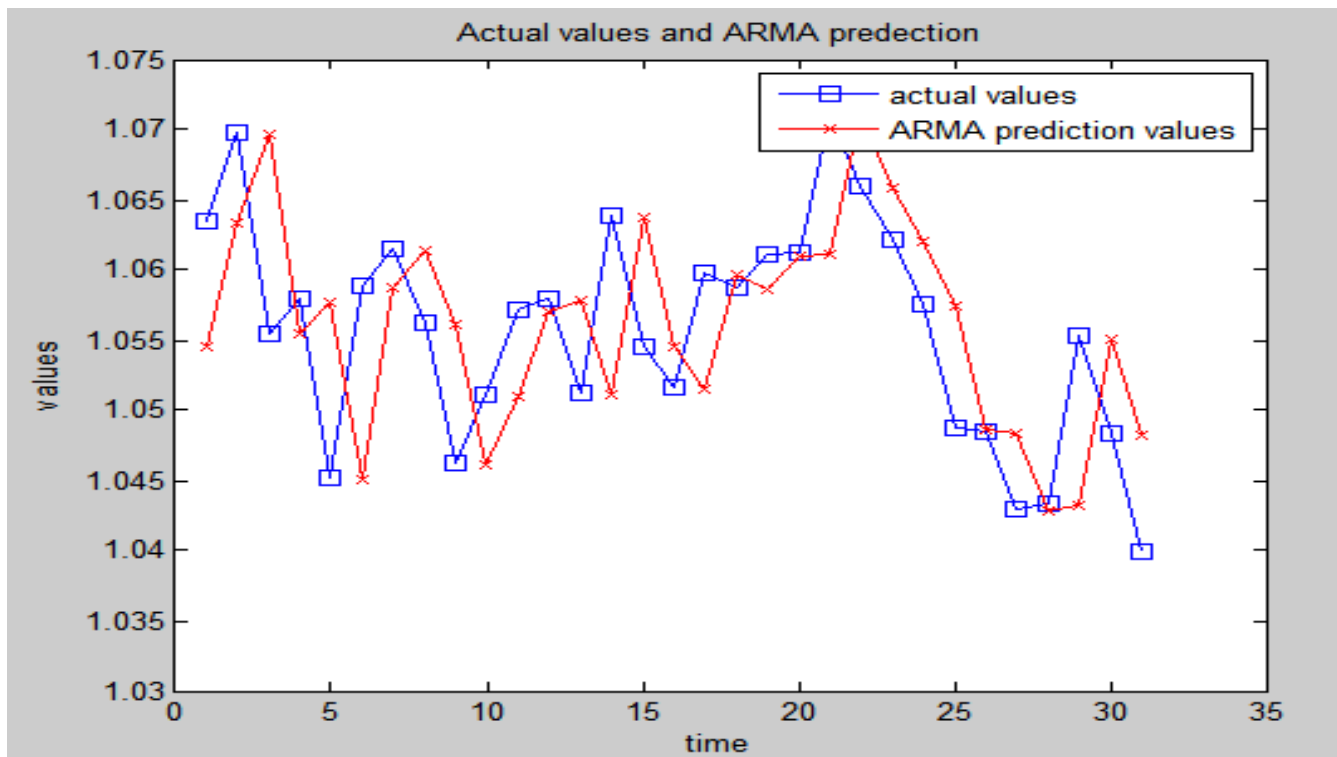
Στο διάγραμμα 46 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.





**Διάγραμμα 47 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 47 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



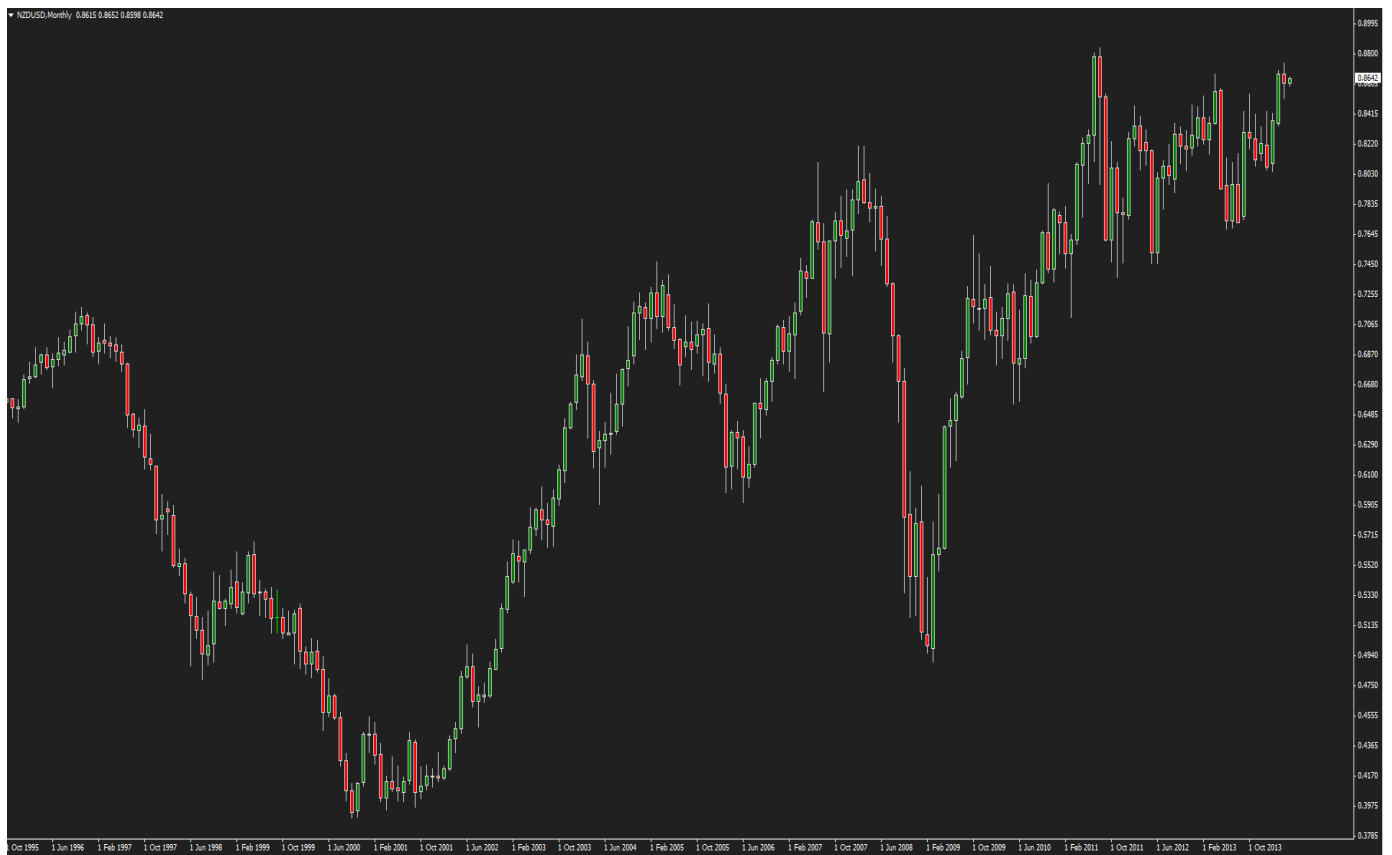
**Διάγραμμα 48 :** Τάση των τιμών του ARMA σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 48 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

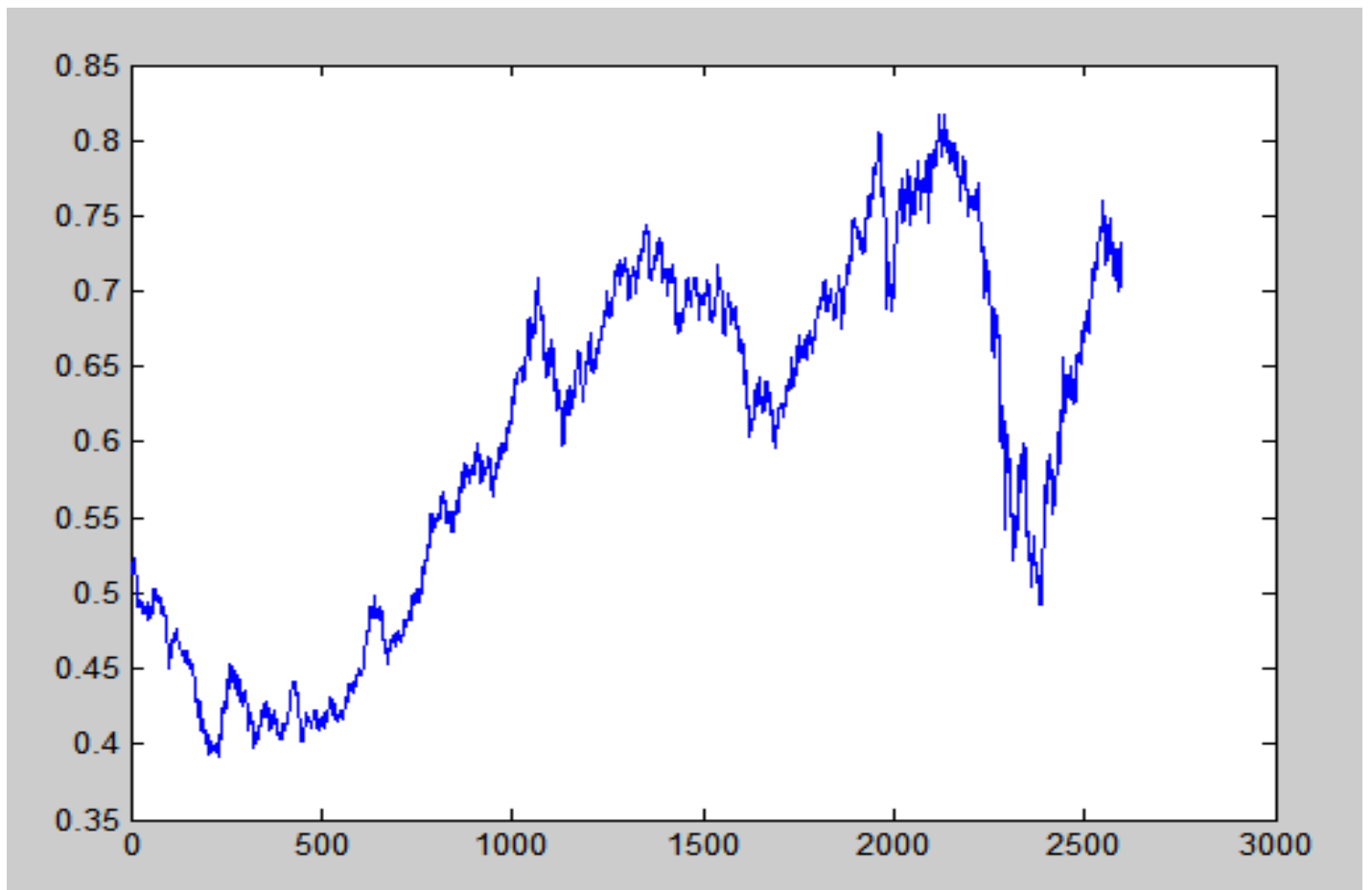
**Πίνακας 7 :** Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου του USD/CAD

	Anfis	Ar	Arma
<b>RMSE</b>	<b>0.0008</b>	<b>0.0293</b>	<b>0.0073</b>
<b>MAE</b>	<b>0.0006</b>	<b>0.0059</b>	<b>0.0054</b>
<b>MAPE</b>	<b>0.0466</b>	<b>0.4680</b>	<b>0.4294</b>

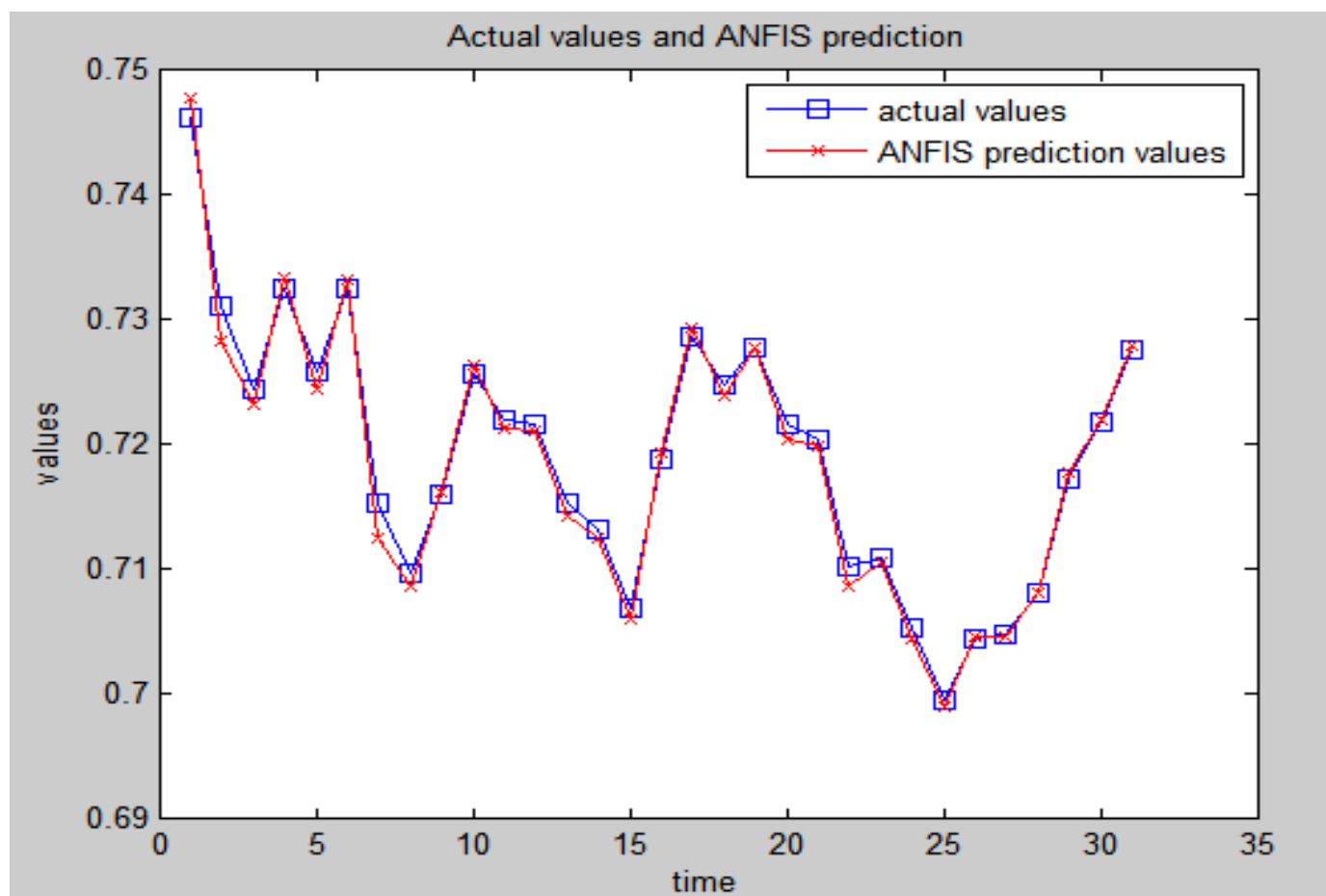
## NZD/USD



**Διάγραμμα 49 :** Τιμές κλεισίματος (μηνιαίες) 1996-2014 του NZD/USD

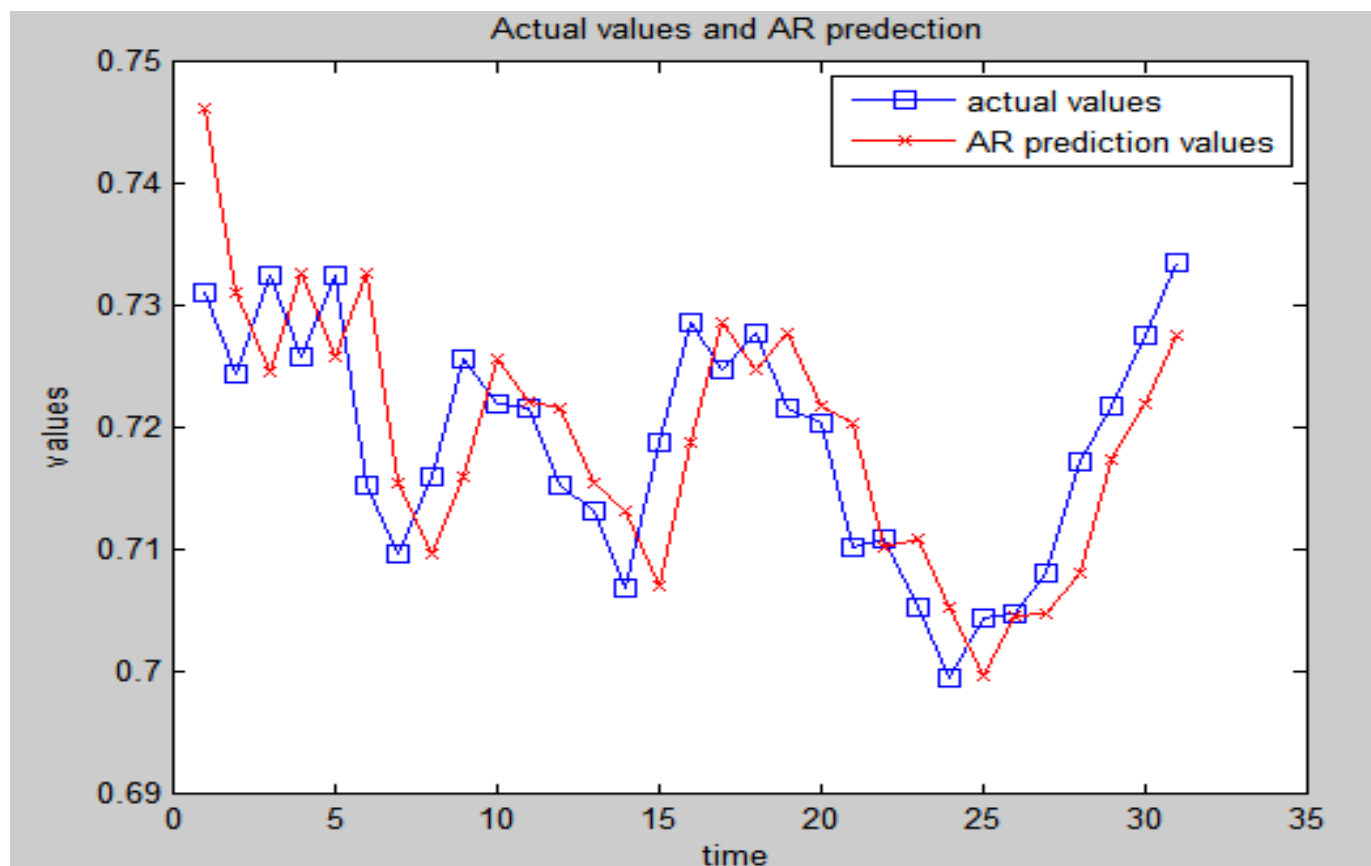


Διάγραμμα 50 : Οι τιμές κλεισίματος (ημερήσιες) του νομίσματος από το 2000 έως το 2010



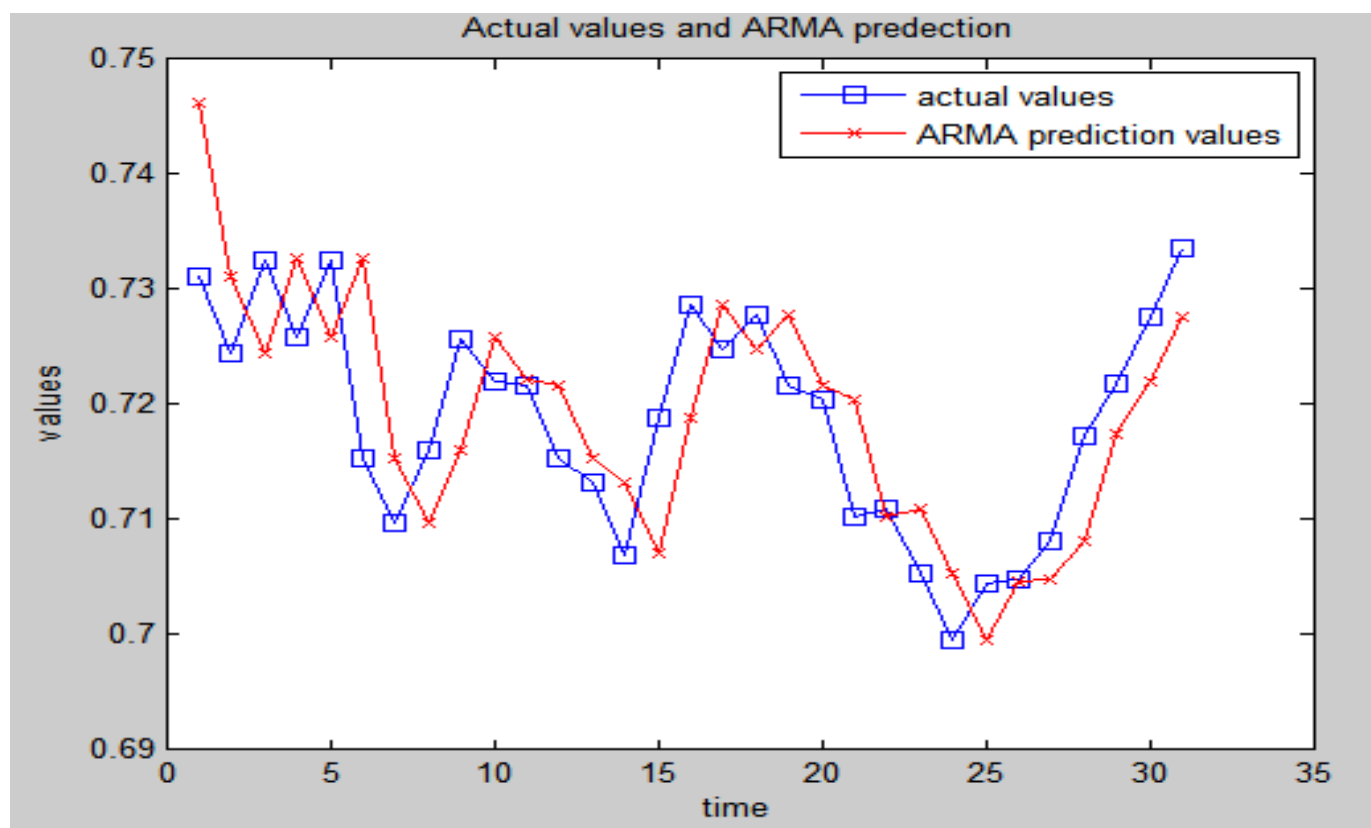
**Διάγραμμα 51 :** Τάση των τιμών του ANFIS σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 51 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ANFIS. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ANFIS. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου ANFIS πλησιάζουν με μεγάλη ακριβεία τις πραγματικές τιμές. Το μοντέλο συλλαμβάνει τη σωστή τάση και αυτό μας δείχνει την σχετικά μεγάλη αποδοτικότητα του.



**Διάγραμμα 52 :** Τάση των τιμών του AR σε σχέση με την πραγματική τάση

Στο διάγραμμα 52 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο AR. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου AR. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου AR πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.



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

Στο διάγραμμα 53 παρατηρούμε μια γραφική απεικόνιση της πρόβλεψης με το μοντέλο ARMA. Η κόκκινη γραμμή με αστεράκια απεικονίζει τις προβλέψεις του μοντέλου ARMA. Οι μπλε γραμμή με τα τετράγωνα απεικονίζει τις πραγματικές τιμές. Η διαγραμματική σύγκριση των πραγματικών τιμών με τις τιμές προβλέψεις φαίνεται ότι οπτικά ότι τα αποτελέσματα του μοντλελου ARMA πλησιάζουν αρκετά ικανοποιητικά τις πραγματικές τιμές.

**Πίνακας 8 :** Αποτελέσματα σφάλματος καθε μεθοδου του NZD/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0009	0.0115	0.0054
MAE	0.0005	0.0042	0.0040
MAPE	0.0770	0.6941	0.6557

## 18. Συγκεντρωτικός Πίνακας Αποτελεσμάτων

Πίνακας 8 : Οι τιμές σφάλματος του AUD/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0019	0.0144	0.0063
MAE	0.0008	0.0046	0.0044
MAPE	0.1016	0.6572	0.6184

Πίνακας 9 : Οι τιμές σφάλματος του EUR/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0064	0.0217	0.0078
MAE	0.0021	0.0062	0.0058
MAPE	0.1457	0.5311	0.4927

Πίνακας 10 : Οι τιμές σφάλματος GBP/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0010	0.0336	0.0100
MAE	0.0007	0.0081	0.0075
MAPE	0.0402	0.4812	0.4439



Πίνακας 11 : Οι τιμές σφάλματος του USD/JPY

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.2389	2.1215	0.7297
MAE	0.1165	0.5827	0.0075
MAPE	0.1164	0.5312	0.4928

Πίνακας 12 : Οι τιμές σφάλματος του USD/CAD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0008	0.0293	0.0073
MAE	0.0006	0.0059	0.0054
MAPE	0.0466	0.4680	0.4294

Πίνακας 13 : Οι τιμές σφάλματος του NZD/USD

	Anfis	Ar	Arma
RMSE	0.0009	0.0115	0.0054
MAE	0.0005	0.0042	0.0040
MAPE	0.0770	0.6941	0.6557

## 19. Παρατηρήσεις

Το ANFIS πάντα φέρνει μικρότερο σφάλμα και στα 3 είδη σφάλματος (RMSE, MAE, MAPE), σε όλα τα νομίσματα. Άρα είναι το καλύτερο εργαλείο πρόβλεψης τάσης τιμής.

## 20. Συμπεράσματα

Τα τελευταία χρόνια όλο και μεγαλύτερο μέρος της επιστημονικής κοινότητας και του επιχειρηματικού κόσμου χρησιμοποιεί τα νευρωνικά δίκτυα και την ασαφή λογική ως βοηθητικές μεθόδους για μια πληθώρα εφαρμογών. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αυτές οι μέθοδοι δεν είναι ανταγωνιστικές άλλων αλλά συμπληρωματικές. Το θεμιτό και βέλτιστο είναι να χρησιμοποιούνται παράλληλα με άλλες μεθόδους για τη λύση προβλημάτων.

Ο συνδυασμός της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων μπορεί σε λίγο χρόνο και με μειωμένο κόστος ανάπτυξης του μοντέλου να σχεδιάσει και να βελτιστοποιήσει τις συναρτήσεις συμμετοχής των οποίων οι γλωσσικές μεταβλητές καθορίζονται από ποσοτικά δεδομένα και παράλληλα να βελτίωση την απόδοση του συστήματος.

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος είναι η δυνατότητα της γρήγορης ενσωμάτωσης των νέων δεδομένων που παρουσιάζονται στο μοντέλο καθώς απαιτούνται 1 έως 17 λεπτά για να επανεκπαιδευτεί το μοντέλο. Ο υπολογιστικός χρόνος αυξάνει σημαντικά με την αύξηση του αριθμού συναρτήσεων συμμετοχής ενώ μικρότερη επίδραση έχει η αύξηση του αριθμού εποχών εκπαίδευσης.

Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής δείχνουν ότι το σύστημα μαθαίνει τους κανόνες της αγοράς πολύ καλά. Η τάση της τιμής του νομίσματος, όχι το επίπεδο της τιμής, προσεγγίζεται με υψηλά ποσοστά. Αυτό δεν αποτελεί μειονέκτημα. Στην πράξη οι επενδυτές ενδιαφέρονται περισσότερο για την κατεύθυνση της τιμής παρά για την ακριβή μεταβολή της τιμής.

Κατά μέσο όρο 66,45% είναι το ποσοστό επιτυχίας στην πρόβλεψη της τάσης ή 33,55% πιθανότητα απώλειας. Στο 75% των περιπτώσεων το κεφάλαιο που προκύπτει από την προσομοίωση του συστήματος είναι μεγαλύτερο από το αρχικό. Ενδεικτικά αναφέρουμε ότι η στρατηγική αγοράς και διατήρησης τίτλων δίνει απώλειες κεφαλαίου στο 92,5% των περιπτώσεων. Κατ' επέκταση το μοντέλο αποτελεί ένα εξαιρετικό συμβουλευτικό σύστημα επενδύσεων σε περιόδους οικονομικής κρίσης.

Αξίζει να αναφέρουμε ότι χαμηλές τιμές στα σφάλματα δεν εξασφαλίζουν μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας στην πρόβλεψη τάσης της μετοχής. Επίσης, αξιοσημείωτο είναι ότι βελτίωση του ποσοστού σωστής πρόβλεψης του ελεγκτή δεν οδηγεί πάντα σε αυξημένα ποσοστά πρόβλεψης της διαδικασίας.

Η παρούσα έρευνα απορρίπτει την υπόθεση της ήπιας μορφής αποτελεσματικής αγοράς (ΕΜΗ), καθώς αποδεικνύει ότι η χρήση ιστορικών τιμών μιας μετοχής μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών.

## 21. Επίλογος

Τα συστήματα ασαφούς λογικής και τα νευρωνικά δίκτυα είναι παγκοσμίως γνωστά και έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε επιστημονικές εφαρμογές τα τελευταία χρόνια. Τα συστήματα αυτά λειτουργούν ως συμπληρωματικά παρά ως ανταγωνιστικά των συμβατικών μεθόδων. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να χρησιμοποιούνται συνεργατικά και όχι αποκλειστικά, για τη λύση προβλημάτων του πραγματικού κόσμου.

Στην παρούσα έρευνα επιβεβαιώνεται ότι η ασαφής λογική μπορεί να ενσωματώσει τη γνώση των ειδικών με άμεσο και εύκολο τρόπο χρησιμοποιώντας κανόνες και γλωσσικές μεταβλητές. Όμως, συχνά απαιτείται σημαντικός χρόνος για το σχεδιασμό και τη βελτιστοποίηση των συναρτήσεων συμμετοχής των οποίων οι γλωσσικές μεταβλητές καθορίζονται από ποσοτικά δεδομένα. Επίσης, η χρήση υποκειμενισμού στις συναρτήσεις συμμετοχής και οι ακατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής μπορούν να οδηγήσουν σε μειωμένη απόδοση του συστήματος και πιθανόν σε αστάθεια. Παρόλα αυτά, η χρήση τεχνικών μάθησης από τον χώρο των νευρωνικών δικτύων μπορεί να μειώσει το χρόνο και το κόστος ανάπτυξης του μοντέλου και παράλληλα να βελτιώσει την απόδοσή του.

Στην έρευνα αυτή δοκιμάστηκε το σύστημα πρόβλεψης ANFIS το οποίο ενσωματώνει μια νέα μεθοδολογία πρόβλεψης με τον σχεδιασμό και τη δημιουργία ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος ελέγχου που αποτελείται από τον μοντέλο του ελεγκτή και το μοντέλο της διαδικασίας, με σκοπό την πρόβλεψη της τάσης των τιμών. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι πολύ ενθαρρυντικά για όλες τις μετοχές του δείγματος αξιολόγησης. Αυτό προκύπτει από τα ποσοστά επιτυχίας της πρόβλεψης της τάσης της τιμής καθώς και από την απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου.

Το σύστημα δεν λαμβάνει υπόψη του τον κίνδυνο των χρηματαγορών. Ο κίνδυνος είναι μια παράμετρος η οποία θα πρέπει να ληφθεί υπόψη είτε κατά την εκπαίδευση του μοντέλου είτε κατά την αξιολόγησή του με τη χρήση επενδυτικών στρατηγικών οι οποίες ενσωματώνουν διαφορετικά επίπεδα κινδύνου.

Η απόδοση του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης είναι πιθανό να βελτιωθεί, εάν χρησιμοποιηθούν άλλες αρχιτεκτονικές ελέγχου κατά το σχεδιασμό του ελεγκτή, όπως: Internal model control, Feedback linearization, Feedforward with inverse model, Optimal control κλπ.. Η χρήση κάποιου γενετικού αλγορίθμου (πχ. Island Memetic) θα ήταν επίσης ενδιαφέρουσα σαν ιδέα αν και θα απαιτούσε πολύ χρόνο ακόμα και στα πλέον σύγχρονα Desktop PC. Επίσης θα πρέπει να εξεταστεί η απόδοση του συστήματος εάν αντί για το ANFIS χρησιμοποιηθεί κάποιο άλλο νεύρο-ασαφές σύστημα.

Εκτός από ημερήσια δεδομένα, το προτεινόμενο σύστημα θα μπορούσε να επεκταθεί και να εφαρμοστεί σε δεδομένα εισόδου ανά εβδομάδα ή μήνα. Επίσης, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και δεδομένα εισόδου μικρότερων χρονικών περιόδων από τα ημερήσια, όπως ωριαία, πεντάλεπτα, λεπτού κ.λπ..

## 22. Βιβλιογραφία

1. Atsalakis, G. S. and K. P. Valavanis (2009). "Surveying stock market forecasting techniques - Part II: Soft computing methods." Expert Systems with Applications **36**(3, Part 2): 5932-5941.
2. Atsalakis, G. S. and K. P. Valavanis (2009). "Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology." Expert Systems with Applications **36**(7): 10696-10707.
3. Abraham A., B. Nath, and P.K. Mahanti. (2001). Hybrid Intelligent Systems for Stock Market Analysis. V. N. Alexandrov et al. (Eds): ICCS 2001, Springer, Verlag Berlin Heidelberg, pg. 337-345.
4. Atiya, A., N. Talaat, et al. (1997). Efficient stock market forecasting model using neural networks. IEEE International Conference on Neural Networks - Conference Proceedings.

5. Baba, N., M. Morimoto, et al. (1993). User friendly decision support system for dealing stocks using neural network. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks.
6. Bystrom, H. (2009). The Age of Turbulence - Credit Derivatives Style.
7. Brian H. Boyer, Tomomi Kumagai, and Kathy Yuan. (2006). How Do Crises Spread? Evidence from Accessible and Inaccessible Stock Indices The Journal Of Finance • VOL. LXI, NO. 2
8. Bussiere, M. and M. Fratzscher (2006). "Towards a new early warning system of financial crises." Journal of International Money and Finance **25**(6): 953-973.
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.
10. Cheng, M.Y. et al (2009). Artificial intelligence approaches to achieve strategic control over project cash flows. Automation in Construction, Volume 18, Issue 4, Pages 386-393.
11. Chenoweth, T. and Z. Obradovic (1996). "A multi-component nonlinear prediction system for the S&P 500 index." Neurocomputing **10**(3): 275-290.
12. Cipollini, A. and G. Kapetanios (2009). "Forecasting financial crises and contagion in Asia using dynamic factor analysis." Journal of Empirical Finance **16**(2): 188-200.
13. Coombs, W. T. (2004). "West Pharmaceutical's explosion: structuring crisis discourse knowledge." Public Relations Review **30**(4): 467-473.
14. Curry, B., 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.
15. Dayhoff, J. E. and J. M. DeLeo (2001). "Artificial neural networks: Opening the black box." Cancer **91**(8 SUPPL.): 1615-1635.
16. Dourra, H., and P. Siy. (2002). Investment using technical analysis and fuzzy logic. Fuzzy sets and systems, 127, 221-240.
17. Efendigil, T. and Semih Önüt, Cengiz Kahraman. (2009). A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis. Expert Systems with Applications, Volume 36, Issue 3, Part 2, Pages 6697-6707.
18. Ettes, D., (2000). Trading The Stock Markets Using Genetic Fuzzy Modelling, ProceedingsOf Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering
19. Fama, E. F. (1976). "Forward rates as predictors of future spot rates." Journal of Financial Economics **3**(4): 361-377.
20. Fama, E. F. and K. R. French (1993). "Common risk factors in the returns on stocks and bonds." Journal of Financial Economics **33**(1): 3-56.
21. Fernandez, B. (2001). U.S. Markets Decline Again. KRTBN Knight Ridder Tribune Business News (The Philadelphia Inquirer).
22. Fernandez-Rodriguez, F., et al. (2000). "On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market." Economics Letters **69**(1): 89-94.

23. Ghoshray S.. (1999). Foreign Exchange Rate Prediction by Fuzzy Inferencing on Deterministic Chaos. Proceedings of the 1996 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering.
24. Glick, R. and A. K. Rose. (1999). Contagion and trade. Why are currency crises regional? Journal of International Money and Finance 18 , pages 603–617
25. Gong, S.-C., T.-P. Lee, et al. (2004). "Crisis transmission: Some evidence from the Asian financial crisis." International Review of Financial Analysis 13(4): 463-478.
26. Hassan, M. R., B. Nath, et al. (2007). "A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting." Expert Systems with Applications 33(1): 171-180.
27. Haugen, R. (2001). Modern investment theory, Prentice Hall: 74.
28. Hawawini, G., D. B. Keim, et al. (1995). Chapter 17 On the predictability of common stock returns: World-wide evidence. Handbooks in Operations Research and Management Science, Elsevier. **Volume 9**: 497-544.
29. Hsieh, T.-J., H.-F. Hsiao, et al. (2010). "Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks: An integrated system based on artificial bee colony algorithm." Applied Soft Computing **In Press, Corrected Proof**.
30. Huarng K., (2001). Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. Fuzzy Sets and Systems, 123, pg. 387-394, (2001)
31. Jang, H. and W. Sul "The Asian financial crisis and the co-movement of Asian stock markets." Journal of Asian Economics 13(1): 94-104.
32. Karolyi, G. A. (2003). Does International Financial Contagion Really Exist? International Finance 6:2 pages 179–199.
33. Keles, A. (2008). The adaptive neuro-fuzzy model for forecasting the domestic debt. Knowledge-Based Systems, Volume 21, Issue 8, Pages 951-957.
34. Kim, S.-S. (1998). "Time-delay recurrent neural network for temporal correlations and prediction." Neurocomputing 20(1-3): 253-263.
35. Kim, S. H. and S. H. Chun (1998). "Graded forecasting using an array of bipolar predictions: Application of probabilistic neural networks to a stock market index." International Journal of Forecasting 14(3): 323-337
36. Kodogiannis V. and A. Lolis. (2002). Forecasting Financial Time Series using Neural Network and Fuzzy System-based Techniques. Springer London. Neural Computing & Applications **Volume 11**, Number 2
37. Kroszner, R. S., L. Laeven, et al. (2007). "Banking crises, financial dependence, and growth." Journal of Financial Economics 84(1): 187-228.
38. Lim, K.-P., R. D. Brooks, et al. (2008). "Financial crisis and stock market efficiency: Empirical evidence from Asian countries." International Review of Financial Analysis 17(3): 571-591.
39. Love, I., L. A. Preve, et al. (2007). "Trade credit and bank credit: Evidence from recent financial crises." Journal of Financial Economics 83(2): 453-469.
40. Makridakis, S. (1982). "Chronology of the last six recessions." Omega 10(1): 43-50.
41. Malhotra, R. and D. K. Malhotra. (2001). Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems. Elsevier Science B.V. 19

42. Mavrotas, G. and D. Vinogradov (2007). "Financial sector structure and financial crisis burden." Journal of Financial Stability **3**(4): 295-323.
43. Melvin, M. (2003). "A stock market boom during a financial crisis?: ADRs and capital outflows in Argentina." Economics Letters **81**(1): 129-136.
44. Michalewicz, Z., D. Dasgupta, et al. (1996). "Evolutionary algorithms for constrained engineering problems." Computers & Industrial Engineering **30**(4): 851-870.
45. Motiwalla, L. and M. Wahab (2000). "Predictable variation and profitable trading of US equities: a trading simulation using neural networks." Computers & Operations Research **27**(11-12): 1111-1129.
46. Niemira, M. P. and T. L. Saaty "An Analytic Network Process model for financial-crisis forecasting." International Journal of Forecasting **20**(4): 573-587.
47. Nishina, T. and M. Hagiwara. (1999). Fuzzy Interface Neural Network, Neurocomputing, Vol. 14, 223-239.
48. Oh, K. J. and K.-j. Kim (2002). "Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model." Expert Systems with Applications **22**(3): 249-255.
49. Pierdzioch, C., J. Dopke, et al. "Forecasting stock market volatility with macroeconomic variables in real time." Journal of Economics and Business **60**(3): 256-276.
50. Qi, M. and G. P. Zhang (2001). "An investigation of model selection criteria for neural network time series forecasting." European Journal of Operational Research **132**(3): 666-680.
51. Quah, T.-S. and B. Srinivasan (1999). "Improving returns on stock investment through neural network selection." Expert Systems with Applications **17**(4): 295-301.
52. Rast, M. (1999). Forecasting With Fuzzy Neural Networks : A Case Study In Stock Market Crash Situations, Proceedings Of The 1999 18th North American FuzzyInformation, 418-420, ISBN: 4789483.
53. Ramnath, S., S. Rock, et al. "The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research." International Journal of Forecasting **24**(1): 34-75.
54. Rezaee, B.M.H. and Fazel Zarandi. (2009). Data-Driven Fuzzy Modeling for Takagi–Sugeno–Kang Fuzzy System Information Sciences, In Press.
55. Setnes, M. and O.J.H. van Drempt. (1999). Fuzzy Modelling In Stock Market Analysis, Proceedings Of The 1999 IEEE/IAE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering, 250-258, ISBN: 4822121.
56. Siekmann, S. et al. (1999). Information Fusion In The Context Of Stock Index Prediction, Proceedings Of The European Conference On Symbolic And Quantitative Approaches To Reasoning And Uncertainty, 363 – 373, ISBN:3-540- 66131-X.
57. Sornette, D. (2003). Why Stock Markets Crash, Chapter 1 financial crashes: what, how, why, and when? Princeton University Press
58. Tang, Y., F. Xu, X. Wan and Y.-Q. Zhang. (2002). Web-based Fuzzy Neural Networks for Stock Prediction. Proceedings Of Second International Workshop On Intelligent Systems Design And Application. 169 - 174 ISBN:0-9640398-0-X.
59. Tay N. S. P., and S. Linn. (2001). Fuzzy Inductive reasoning, expectation formation and the behavior of securities prices. Journal of Economic Dynamics and Control, pg. 321-361,

60. Thawornwong, S. and D. Enke (2004). "The adaptive selection of financial and economic variables for use with artificial neural networks." Neurocomputing **56**(1-4): 205-232.
61. Vanstone, B.J., G.R. Finnie and C.N.W. Tan. (2005). Evaluating the Application of Neural Networks and Fundamental Analysis in the Australian Stock Market. Proceedings of Computational Intelligence 2005, 487-028.
62. Venugopal, K. P., A. S. Pandya, et al. (1994). "A recurrent neural network controller and learning algorithm for the on-line learning control of autonomous underwater vehicles." Neural Networks **7**(5): 833-846.
63. Wittkemper, H.-G. and M. Steiner (1996). "Using neural networks to forecast the systematic risk of stocks." European Journal of Operational Research **90**(3): 577-588.
64. Wong, W., et al. (2003). How Rewarding is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market., Applied Financial Economics, 13, 543- 551.
65. Yiwen, Y., L. Guizhong, et al. (2000). Stock market trend prediction based on neural networks, multiresolution analysis and dynamical reconstruction. IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, Proceedings (CIFEr).
66. Βαλαβάνης, Κ. et al. (2008). Τεχνικές Προβλέψεων. Εκδόσεις Κλειδάριθμος.
67. Βολογιαννίδης, Σ. (2006). Ευφυής Έλεγχος, Θεωρία και Εφαρμογές. Διδακτικές Σημειώσεις Τμήματος Πληροφορικής και Επικοινωνιών. Σέρρες.
68. Ματσατσίνης, Ν. et al. (2005). Εισαγωγή στην Τεχνητή νοημοσύνη και στα συστήματα πολλαπλών πρακτόρων. Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών.
69. Μόδης, Θ. (2005). Προβλέψεις, Προσεγγίζοντας επιστημονικά τα προμηνύματα του αύριο. Πανεπιστημιακές εκδόσεις Κρήτης. Ηράκλειο
70. Κινγκ, Ρ. Ε. (1998). Υπολογιστική Νοημοσύνη στον έλεγχο συστημάτων. Εκδόσεις Τραυλός, Αθήνα. ISBN: 960-7122-91-7