

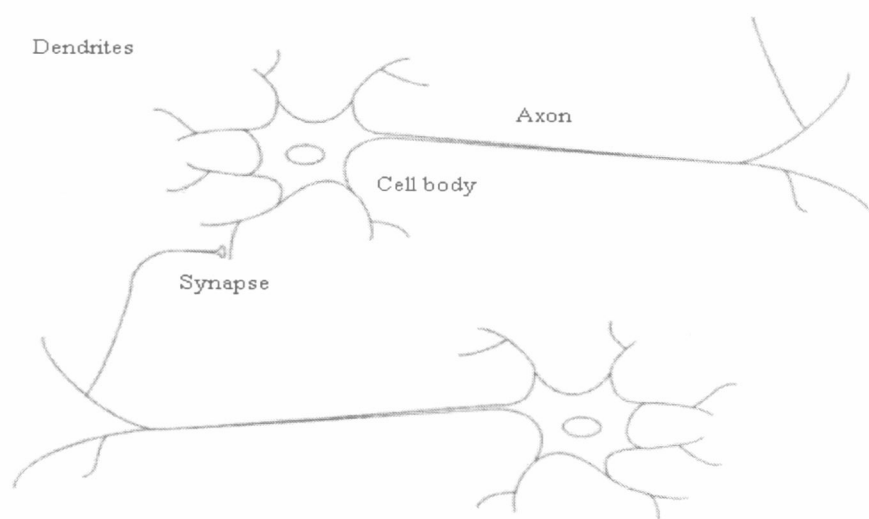
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Σύστημα πρόβλεψης της βραχυχρόνιας τάσης

της τιμής των μετοχών με χρήση

νευρο-ασαφών μεθόδων



ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ατσαλάκης Γιώργος

Χανιά, Σεπτέμβρης 2006

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ	8
1.1 ΚΙΝΗΤΡΑ.....	8
1.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ	9
1.3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ.....	10
1.4 ΣΚΟΠΟΙ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ.....	11
1.5 ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑ ΚΑΙ ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	12
1.6 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	14
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΣΠΟΥΔΑΙΟΤΕΡΩΝ ΑΡΘΡΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ	16
2.1 Η ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΗΣ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ - ΥΠΟΘΕΣΗ ΤΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ (EFFICIENT MARKET HYPOTHESIS).....	16
2.2 ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ.....	19
2.3 ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	22
2.3.1 Εισαγωγή.....	22
2.3.2 Συμβατικές μέθοδοι πρόβλεψης στο χρηματιστήριο.....	22
2.3.2.1 Χρηματιστηριακές αγορές συμβατικών μοντέλων.....	22
2.3.2.2 Μεταβλητές των συμβατικών μοντέλων	27
2.3.2.3 Τεχνικές μοντελοποίησης των συμβατικών μοντέλων.....	32
2.3.2.4 Σύγκριση με άλλα συμβατικά μοντέλα.....	42
2.3.3 Μη συμβατικές μέθοδοι πρόβλεψης στο Χρηματιστήριο	58
2.3.3.1 Ασαφή μοντέλα.....	58
2.3.3.2 Μοντέλα Νευρωνικών δικτύων.....	62
2.3.3.3 Νευρο-ασαφή μοντέλα	71
2.3.3.4. Συστήματα που χρησιμοποιούν Γενετικούς αλγόριθμους.....	76
2.3.3.5. Χρηματιστηριακές αγορές μη συμβατικών μοντέλων	78
2.3.3.6. Μεταβλητές μη συμβατικών μοντέλων	79
2.3.3.7 Τεχνικές μοντελοποίησης μη συμβατικών μοντέλων	81
2.3.3.8 Σύγκριση με άλλα μη συμβατικά μοντέλα.....	84
2.3.3.9 Μέτρα Αξιολόγησης των μη συμβατικών μοντέλων	86
2.4 ΣΧΟΛΙΑ - ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ	88
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΕΥΚΑΜΠΤΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ (SOFT COMPUTING)	89
3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	89
3.2 ΕΥΚΑΜΠΤΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ (SOFT COMPUTING).....	89
3.3 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS).....	93
3.3.1 Βιολογική Έμπνευση των νευρωνικών δικτύων.....	93
3.4 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ (FUZZY LOGIC).....	101
3.5 ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ (ΥΒΡΙΔΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ).....	105
3.6 ΠΡΟΣΑΡΜΟΣΤΙΚΟ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΕΣ ΣΥΣΤΗΜΑ (ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM - ANFIS).....	115
3.6.1 Σχέση ANFIS και προσαρμοστικών δικτύων (Adaptive Networks)	115
3.6.2 Υβριδικός Κανόνας Μάθησης (hybrid learning algorithm): Batch Learning (Off-Line).....	118
3.6.3 Σχέση μεταξύ του ANFIS και του ασαφούς μοντέλου Sugeno.....	122
3.6.4 Υβριδικός αλγόριθμος μάθησης του ANFIS	123
3.7 ΧΡΟΝΟΛΟΓΙΚΕΣ ΣΕΙΡΕΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΕΥΚΑΜΠΤΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ.....	125
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΟΥ ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ	129
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	129
4.1.1 Συμβατικός έλεγχος (classical control).....	129

4.1.2. Νευρωνικός έλεγχος (neural control).....	131
4.1.3 Ασαφής έλεγχος (fuzzy control).....	132
4.1.4 Νευρο-ασαφής έλεγχος (neuro-fuzzy control).....	133
4.1.5 Επανατροφοδοτούμενα συστήματα ελέγχου (closed loop) και νευρο-ασαφής έλεγχος.....	135
4.2 ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΑΘΗΣΗΣ ΤΩΝ ΕΛΕΓΚΤΩΝ.....	137
4.3 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΩΝ ΕΛΕΓΚΤΩΝ.....	138
4.3.1 Άμεσα συστήματα ελέγχου (Direct control systems).....	138
4.3.2 Έμμεσα συστήματα ελέγχου (Indirect control systems).....	139
4.4 ΑΝΑΣΤΡΟΦΟΣ ΕΛΕΓΧΟΣ (INVERSE CONTROL).....	140
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΤΟ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΡΑΤΣΟΣ.....	141
5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	141
5.2 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΟΥΣ ΕΛΕΓΚΤΗ (ANFIS CONTROLLER) ΜΕ ΑΝΑΣΤΡΟΦΗ ΜΑΘΗΣΗ (INVERSE LEARNING).....	142
5.3 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΕΛΕΓΚΤΗ (CON-ANFIS).....	147
5.4 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΟΥ CON-ANFIS.....	153
5.5 Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΤΟΥ CON-ANFIS.....	160
5.6 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ (PR-ANFIS).....	163
5.7 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ-ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ.....	173
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΡΑΤΣΟΣ.....	174
6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	174
6.2 ΤΟ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ ΑΞΙΩΝ ΑΘΗΝΩΝ.....	174
6.3 ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	175
6.3.1 Ο ορίζοντας Πρόβλεψης.....	175
6.3.2 Πρόβλεψη της τάσης της τιμής.....	176
6.3.3 Επεξεργασία των δεδομένων.....	177
6.4 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ CON-ANFIS.....	180
6.5 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ PR-ANFIS.....	190
6.6 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΡΑΤΣΟΣ.....	201
6.6.1 Δεδομένα αξιολόγησης.....	201
6.6.2 Αξιολόγηση με βάση τη στρατηγική Διακράτισης.....	205
6.6.3 Αξιολόγηση με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης της τάσης της μετοχής.....	208
6.6.4 Αξιολόγηση με βάση άλλα μοντέλα που προβλέπουν την τάση της μετοχής.....	212
6.6.5 Αξιολόγηση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος.....	215
6.6.6 Η Αξιολόγηση του ΡΑΤΣΟΣ σε περίοδο χρηματιστηριακής κρίσης.....	216
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ - ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....	219
7.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	219
7.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΕΣ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΕΙΣ.....	221
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	223
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 - ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΣΥΜΒΑΤΙΚΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	258
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2 - ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΜΗ ΣΥΜΒΑΤΙΚΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	262

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Από τη θέση αυτή επιθυμώ να ευχαριστήσω θερμά τον μέχρι πρότινος επιβλέποντα Καθηγητή του πανεπιστημίου USF (University of South Florida) των Η.Π.Α., κ. Βαλαβάνη Κίμωνα. Η συμβολή του ήταν πολύτιμη και καθοριστική στην σύλληψη του θέματος και στη μεθοδολογία προσέγγισης του προβλήματος. Αμέριστη και αδιάκοπη ήταν η συμπαράστασή του, το ενδιαφέρον του και οι συμβουλές του όλα αυτά τα χρόνια. Εξαιρετικής σημασίας υπήρξε η πρόσκλησή μου, το Μάρτιο και Σεπτέμβριο του 2005 στο πανεπιστήμιο USF, όπου ο ίδιος και οι συνεργάτες του μου παρείχαν σημαντική υποστήριξη για την ολοκλήρωση της παρούσας διατριβής. Ιδιαίτερη μνεία θέλω να κάνω στη συμπεριφορά του ως ανθρώπου, στην υπομονή του, στην αισιοδοξία του, στην αντικειμενικότητά του και στην υψηλού επιπέδου επιστημονική καθοδήγηση που μου παρείχε.

Πιστεύω ότι είναι από εκείνους τους δασκάλους που τόσο σπάνια συναντά κανείς στη ζωή, οι οποίοι χαράζουν ανεξίτηλα και για πάντα την πορεία σου. Είμαι βαθύτατα περήφανος και ευγνώμων που τον γνώρισα και συνεργάστηκα μαζί του.

Αισθάνομαι, επίσης, την ανάγκη να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στο συνεπιβλέποντα Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, κ. Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο, τόσο για την ενθάρρυνση και τις πολύτιμες συμβουλές που μου παρείχε, όσο και για την ακαδημαϊκή συνεργασία που αναπτύξαμε.

Επίσης, ευχαριστώ τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, Αναπληρωτή Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης κ. Σκιαδά Χρήστο, για τις εύστοχες συμβουλές του σε θέματα πρόβλεψης και τον κ. Μουστάκη Βασίλη Αναπληρωτή Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης για τις εύστοχες χρηματιστηριακές συμβουλές του.

Ιδιαίτερα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα λοιπά μέλη της επιταμελούς επιτροπής για τον πολύτιμο χρόνο που διέθεσαν και τα εποικοδομητικά τους σχόλια, τις παρατηρήσεις και τις υποδείξεις τους:

κ. Μυγδαλά Αθανάσιο, Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης,

κ. Σταυρακάκη Γιώργο, Καθηγητή του τμήματος Ηλεκτρονικών Μηχανικών του Πολυτεχνείου Κρήτης,

κ. Ματσατσίνη Νίκο, Αναπληρωτή Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και

κ. Τσουρβελούδη Νίκο, Αναπληρωτή Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, τον οποίο ευχαριστώ ιδιαίτερα για τις πολύτιμες συμβουλές του από τότε που ξεκίνησα τη διατριβή και διότι ένα σημαντικό μέρος της γνώσης για τη διεξαγωγή της διατριβής το αποκόμισα από τη διδασκαλία του.

Περαιτέρω θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους λοιπούς καθηγητές που με βοήθησαν επιστημονικά και ηθικά στη διεξαγωγή της παρούσας διατριβής και ιδιαίτερα τον κ. Βαξεβάνο Γεώργιο, Καθηγητή του Georgia Institute of Technology των Η.Π.Α., για τις πολύτιμες συμβουλές του στη δημιουργία των μοντέλων και στη διάρθρωση της διατριβής, τον κ. Φίλη Γιάννη, Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και τέως Πρότανη, για τις συμβουλές του στο ξεκίνημα της διατριβής, τον κ. Κουϊκόγλου Βασίλη, Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, για τα χρήσιμα σχόλιά του και τον κ. Πουλιέζο Αναστάσιο, Αναπληρωτή Καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, για τις παρατηρήσεις του στην αξιολόγηση του συστήματος πρόβλεψης.

Τις ευχαριστίες μου εκφράζω επίσης στους κ. Φουσκιτάκη Γιώργο, Διδάσκοντα του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, και στον κ. Δοϊτσιδη Ελευθέριο, Υποψήφιο Διδάκτορα του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, για τη βοήθειά τους στην Matlab.

Ξεχωριστές ευχαριστίες θα ήθελα να απευθύνω προς όλους εκείνους τους επώνυμους και ανώνυμους που ίδρυσαν, ανέπτυξαν και αναπτύσσουν το Πολυτεχνείο Κρήτης. Η σημαντική υποδομή, η σύγχρονη τεχνολογία, η άριστα

ενημερωμένη βιβλιοθήκη και άλλες ευκολίες και δυνατότητες που διαθέτει, δίνουν τη δυνατότητα για μελέτη και βαθιά εξειδίκευση σε πολλά θέματα. Ιδιαίτερα, ευχαριστώ το προσωπικό της γραμματείας του ΜΠΔ.

Παράλληλα είναι άπειρες οι ευχαριστίες μου προς την οικογένειά μου για την ηθική συμπαράσταση και την οικογενειακή γαλήνη που μου πρόσφεραν. Λυπάμαι ειλικρινά και ζητώ συγνώμη, που τους στέρησα ιδιαίτερες οικογενειακές στιγμές και πολύτιμο οικογενειακό χρόνο όλα αυτά τα χρόνια. Τους είμαι βαθύτατα ευγνώμων για τη κατανόησή τους. Είμαι δε έκπληκτος για την υπεύθυνη στάση που τήρησε η κόρη μου, όσον αφορά το χρόνο που της στέρησα, παρά το νεαρό της ηλικίας της.

Ιδιαίτερη μνεία θέλω να κάνω στην κατανόηση που έδειξαν οι γονείς μου, τα αδέρφια μου, τα ανίψια μου, τα πεθερικά μου και όλοι οι λοιποί συγγενείς, οι οποίοι στερήθηκαν πολλές φορές την παρουσία μου σε οικογενειακές στιγμές. Τέλος ευχαριστώ ιδιαίτερα τους φίλους μου, που ακούραστα και με υπομονή ανέχθηκαν άπειρες φορές την απουσία μου από χαρούμενες φιλικές εκδηλώσεις.

Αφιερώνεται
στον πατέρα μου
στη μητέρα μου
και σε σένα, αγάπη μου

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Κίνητρα

Η αναζήτηση επικερδών επενδυτικών επιλογών αποτελεί ένα συνεχές διαχρονικό πρόβλημα. Ο κίνδυνος απώλειας κεφαλαίων ελλοχεύει σχεδόν σε κάθε μορφή επένδυσης. Τον τελευταίο αιώνα έχουν αναπτυχθεί πολλά διαφορετικά επενδυτικά προϊόντα που αφορούν τις εθνικές και διεθνείς χρηματαγορές.

Ένα από τα πλέον δημοφιλή επενδυτικά προϊόντα είναι οι μετοχές των εισηγμένων εταιριών σε χρηματιστηριακές αγορές. Λόγω του σημαντικού και αυξανόμενου ρόλου των μετοχών, τόσο για τους εγχώριους όσο και για τους ξένους επενδυτές, οι μετοχές με ικανοποιητικές αποδόσεις και χαμηλό κίνδυνο έχουν ύψιστη σημασία για τους επενδυτές. Όμως, ο κίνδυνος απώλειας κεφαλαίων στις χρηματιστηριακές επενδύσεις θεωρείται από τους πλέον σημαντικούς, λόγω των συχνών διακυμάνσεων των τιμών. Είναι απαραίτητη η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο να προβλέπει τις τιμές των μετοχών και να προμηθεύει τον επενδυτή με ένα σημαντικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα, για να αυξάνει την κερδοφορία της επένδυσής του και παράλληλα να μειώνει την αβεβαιότητα για την πορεία των τιμών και κατ' επέκταση τον κίνδυνο απώλειας κεφαλαίων.

Έχουν πραγματοποιηθεί εκτεταμένες έρευνες για την ανάπτυξη συστημάτων πρόβλεψης με τη χρήση συμβατικών αλλά και μοντέρνων μεθοδολογιών. Τα αποτελέσματα των ερευνών αυτών δεν κατάφεραν να λύσουν με ικανοποιητικό τρόπο το πρόβλημα της πρόβλεψης των τιμών των μετοχών. Για το λόγο αυτό στη διεθνή ακαδημαϊκή βιβλιογραφία εμφανίζονται συνεχώς νέα μοντέλα πρόβλεψης. Κύριος λόγος για τα πενιχρά αποτελέσματα στην ακρίβεια των μοντέλων πρόβλεψης είναι η πολυπλοκότητα και η συνεχής δυναμική των χρηματιστηρίων. Καθόσον οι τιμές στα χρηματιστήρια διαμορφώνονται από τις αποφάσεις των επενδυτών, αναπόφευκτα εμπλέκεται και η ψυχολογία των επενδυτών στη διαμόρφωση των τιμών, γεγονός που καθιστά το χρηματιστήριο ακόμα πιο πολύπλοκο σύστημα.

Οι περισσότεροι ερευνητές χρησιμοποιούν χρηματιστήρια ώριμων αγορών για να υπολογίσουν και να εφαρμόσουν τα μοντέλα τους. Ελάχιστες έρευνες έχουν εφαρμογή σε χρηματιστήρια αναπτυσσόμενων αγορών. Στη διατριβή αυτή επιλέχθηκε το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ), το οποίο κατατάσσεται στις αναπτυσσόμενες αγορές.

1.2 Ορισμός του προβλήματος

Η ανάπτυξη ενός συστήματος πρόβλεψης το οποίο προβλέπει την τιμή ή την τάση των μετοχών ή των δεικτών στα χρηματιστήρια συνεχίζει να αποτελεί αντικείμενο εκτεταμένων ερευνητικών προσπαθειών. Έχουν αναπτυχθεί διάφορες στρατηγικές, μοντέλα και μεθοδολογίες για την πρόβλεψη της τιμής ή της τάσης μιας μετοχής ή ενός χρηματιστηριακού δείκτη. Συνήθως είναι περισσότερο βολικό να προβλέπεται η τιμή ή η τάση ενός δείκτη παρά μιας μετοχής. Οι λόγοι είναι κυρίως ότι απαιτούνται λιγότερα δεδομένα για να προβλεφθεί ένας δείκτης και επίσης ένας δείκτης παρουσιάζει μικρότερες αυξομειώσεις, επειδή υπολογίζεται ως άθροισμα πολλών επιμέρους μετοχών, και από τη στατιστική είναι γνωστό ότι ο μέσος όρος έχει μικρότερη διασπορά σε σχέση με τα πρωτογενή δεδομένα. Από την άλλη μεριά όμως, οι δείκτες αυτοί, καθώς αποτελούν μέσο όρο δεδομένων για το τι κάνει η αγορά, δεν περιγράφουν την κίνηση της μετοχής, οπότε δίνουν λανθασμένες εντυπώσεις για την απόδοση μιας μεμονωμένης μετοχής. Η αποτελεσματικότητα των δεικτών αυτών εξαρτάται από το ποσοστό της αγοράς που αντιπροσωπεύουν. Συμβαίνει πολύ συχνά, για παράδειγμα, ο γενικός δείκτης του χρηματιστηρίου να είναι ανοδικός και κάποιες μετοχές να είναι καθοδικές και αντιστρόφως.

Για το λόγο αυτό η πρόβλεψη της τιμής ή της τάσης μιας μετοχής είναι η πλέον χρήσιμη πρόβλεψη από πρακτικής πλευράς για τους εμπλεκόμενους στις χρηματιστηριακές αγορές. Οι εκτός δείγματος θετικές προβλέψεις αποτελούν σήμα αγοράς και οι αρνητικές σήμα πώλησης της μετοχής (Pesaran and Timmermann, 1992). Η παρούσα διατριβή πραγματεύεται την ανάπτυξη ενός συστήματος πρόβλεψης της τάσης (κατεύθυνσης) της τιμής μιας μετοχής κατά την επόμενη συνεδρίαση στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών. Το προτεινόμενο σύστημα γενικεύτηκε και χρησιμοποιήθηκε και σε άλλες μετοχές.

1.3 Μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος

Τα τελευταία χρόνια η χρήση της ασαφούς λογικής και των νευρωνικών δικτύων εκτείνεται από τον τομέα των ηλεκτρονικών καταναλωτικών αγαθών και τον έλεγχο των βιομηχανικών διαδικασιών μέχρι τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων και πρόβλεψης στις χρηματαγορές.

Τα νευρο-ασαφή μοντέλα ως τεχνικές της εύκαμπτης υπολογιστική, τα οποία μιμούνται την ανθρώπινη λογική, εφαρμόζονται σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου που παρουσιάζουν πολυπλοκότητα και αβεβαιότητα, όπως λήψη αποφάσεων, μοντελοποίηση, πρόβλεψη, προβλήματα ελέγχου κλπ. Τα νευρο-ασαφή μοντέλα, λόγω της ικανότητας τους να ενσωματώνουν ανθρώπινη γνώση και να προσαρμόζουν τη γνώση αυτή με τη χρήση μεθόδων βελτιστοποίησης, παίζουν ένα σημαντικό ρόλο στο σχεδιασμό υβριδικών έξυπνων συστημάτων.

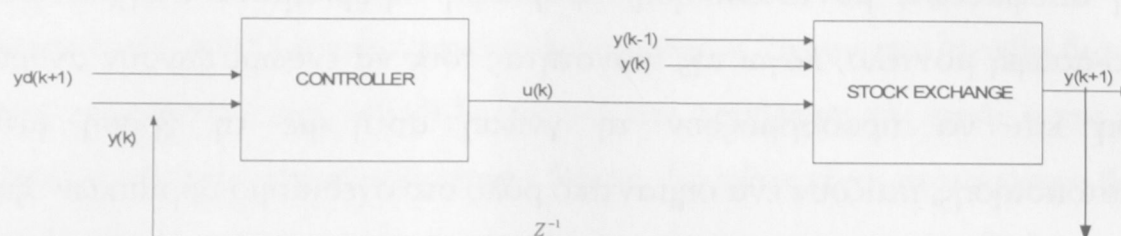
Η επίλυση του προβλήματος γίνεται με το συνδυασμό ασαφούς λογικής, νευρωνικών δικτύων και της τεχνικής του ανάστροφου ελέγχου (inverse control) σε ένα προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα ελέγχου, το οποίο αποτελείται από το μοντέλο του ελεγκτή και το μοντέλο της διαδικασίας (μοντέλο χρηματιστηρίου), τα οποία εκπαιδεύονται ταυτόχρονα να εκτελούν διαφορετικές εργασίες. Το σύστημα πρόβλεψης ονομάζεται PATSOS.

Ο ελεγκτής αναπαριστάνεται από ένα νευρο-ασαφές μοντέλο, το οποίο αναπτύσσεται με βάση την αρχιτεκτονική του ανάστροφου ελέγχου (inverse control) και εκπαιδεύεται, ώστε να παράγει ενέργειες ελέγχου που οδηγούν τη διαδικασία (το μοντέλο του χρηματιστηρίου) σε μία επιθυμητή τροχιά. Ως επιθυμητή τροχιά ορίζεται η κατεύθυνση της τιμής της μετοχής. Είσοδοι του ελεγκτή, κατά τη φάση της εφαρμογής, είναι η επιθυμητή τιμή $y_d(k+1)$, η οποία αποτελεί την μεταβολή του κινητού μέσου των τιμών κλεισίματος της μετοχής των προηγούμενων τριών συνεδριάσεων (διότι η τιμή στο χρόνο $(k+1)$ δεν είναι γνωστή) και η μεταβολή της τιμής της προηγούμενης συνεδρίασης $y(k)$, ενώ η έξοδος είναι η ενέργεια ελέγχου $\hat{u}(k)$.

Η διαδικασία (το χρηματιστήριο) αναπαριστάνεται από ένα νευρο-ασαφές μοντέλο, το οποίο εκπαιδεύεται, για να προβλέπει την έξοδο της διαδικασίας ένα

βήμα μπροστά, δηλαδή να προβλέπει την κατεύθυνση της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Οι εισοδοί του μοντέλου είναι οι παρελθοντικές μεταβολές της τιμής της μετοχής, $y(k-1)$, $y(k)$ και η έξοδος του ελεγκτή $\hat{u}(k)$. Η έξοδος του μοντέλου είναι η μεταβολή (η κατεύθυνση) της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση $y(k+1)$.

Χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού της Matlab για τη δημιουργία του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης. Το επόμενο Σχήμα 1.1 αναπαριστά το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης.



Σχήμα 1.1: Το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης PATSOS

1.4 Σκοποί της Διατριβής

Ο μεγάλος αριθμός μετοχών που διαπραγματεύονται στο ΧΑΑ καθιστά δύσκολη, αν όχι αδύνατη, την πρόβλεψη των αποδόσεων όλων των μετοχών. Είναι επιβεβλημένη η επικέντρωση σε περιορισμένο αλλά αντιπροσωπευτικό αριθμό μετοχών. Η παρούσα διατριβή εστιάζεται στην πρόβλεψη της τάσης μιας μετοχής του ΧΑΑ. Σκοπός της είναι να προβλέψει με ικανοποιητική ακρίβεια την τάση της τιμής της μετοχής της ΕΘΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΑΣ ΕΛΛΑΔΟΣ (ΕΤΕ) κατά την επόμενη συνεδρίαση του Χ.Α.Α. με τη χρήση νευρο-ασαφών τεχνικών ελέγχου. Η πρόβλεψη επεκτείνεται σε τέσσερις επιπλέον μετοχές του Χ.Α.Α. και σε πέντε μετοχές του Χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (NYSE).

Επιπρόσθετος σκοπός είναι η ελαχιστοποίηση του χρόνου εκπαίδευσης και πρόβλεψης του συστήματος, ώστε η νέα αυτή μεθοδολογία πρόβλεψης να καταστεί ένα ευέλικτο, γρήγορο και αποτελεσματικό εργαλείο για τους ενδιαφερόμενους.

Ένας ακόμα σκοπός είναι να ληφθούν υπόψη στην ανάπτυξη του προτεινόμενου μοντέλου οι αντιδράσεις των επενδυτών, με βάση την αρχή ότι τελικά η

επενδυτική συμπεριφορά (αποφάσεις) των ανθρώπων-επενδυτών διαμορφώνει τις τιμές. Στις προβλέψεις στις χρηματαγορές ουσιαστικά γίνεται προσπάθεια να προβλεφθούν οι προσδοκίες των άλλων επενδυτών. Για το λόγο αυτό με βάση τη θεωρία ότι στις τιμές των μετοχών αντανακλάται η επίδραση κάθε γεγονότος που μπορεί να επηρεάσει την αξία μιας μετοχής επιλέχθηκαν ως εισοδοί του συστήματος αποκλειστικά οι παρελθοντικές τιμές των μετοχών. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη του συστήματος αφορούν χρονολογικές σειρές των τελευταίων 20 ετών και αποτελούνται από τις ημερήσιες τιμές κλεισίματος των μετοχών, από το 1986 μέχρι το 2005, συνολικά 4.850 παρατηρήσεις.

Επίσης, η παρούσα έρευνα εξετάζει την υπόθεση της «αποτελεσματικής αγοράς ήπιας μορφής» (EMH), την οποία και απορρίπτει, καθώς αποδεικνύει ότι η χρήση ιστορικών τιμών μιας μετοχής μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών.

1.5 Συνεισφορά και περίληψη αποτελεσμάτων

Συνεισφορά:

1. Η προτεινόμενη μεθοδολογία πρόβλεψης με χρήση της τεχνικής του ανάστροφου ελέγχου (inverse control) κλειστού βρόχου, εφαρμόζεται για πρώτη φορά στην πρόβλεψη στο χρηματιστήριο και αξιολογείται με την εφαρμογή της στην πρόβλεψη της κατεύθυνσης της τιμής μιας μετοχής.
2. Η χρήση του συστήματος είναι εύκολη και φιλική για το χρήστη καθώς δεν απαιτούνται ιδιαίτερες γνώσεις από αυτόν για το χειρισμό του.
3. Λόγω του είδους των δεδομένων και των εισόδων που χρησιμοποιεί το σύστημα, η συλλογή των δεδομένων και η επεξεργασία τους απαιτεί μόνο μερικά λεπτά, ώστε το σύστημα να ολοκληρώσει την πρόβλεψη. Το πλεονέκτημα αυτό παρέχει τη δυνατότητα στο χρήστη να χρησιμοποιεί το σύστημα και να λαμβάνει τις τιμές πρόβλεψης κατά τη διάρκεια της συνεδρίασης του χρηματιστηρίου ή μετά το κλείσιμο των τιμών και έως ότου διακοπεί οριστικά η συνεδρίαση. Επίσης δίνει τη δυνατότητα στον επενδυτή να προβεί σε αγορές ή πωλήσεις μετοχών πριν από το τέλος της συνεδρίασης με βάση την προβλεπόμενη τιμή στην επόμενη συνεδρίαση.

4. Δυνατότητα άμεσης επανεκπαίδευσης του συστήματος ανά πάσα στιγμή.
5. Η χρήση πραγματικών δεδομένων (real time data).
6. Το προτεινόμενο σύστημα είναι επανατροφοδοτούμενο (feedback).
7. Βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης της κατεύθυνσης της τιμής περίπου κατά 10 ποσοστιαίες μονάδες.
8. Η ευκολία προσαρμογής του συστήματος για να προβλέψει με βάση άλλα δεδομένα.

Περίληψη των αποτελεσμάτων:

Αξίζει να αναφερθεί ότι το δείγμα για την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας του συστήματος αφορά περίοδο τριών μηνών κατά την οποία η συνολική αγορά αλλά και η συγκεκριμένη μετοχή κινήθηκαν προς όλες τις κατευθύνσεις (ανοδική καθοδική και πλάγια κίνηση τιμών). Συνήθως, όταν το δείγμα αξιολόγησης είναι μόνο ανοδικό ή καθοδικό, τα αποτελέσματα πρόβλεψης των μοντέλων είναι καλύτερα. Η έξοδος του συστήματος συγκρίνεται με τις πραγματικές τιμές των μετοχών, προκειμένου να αξιολογηθεί η απόδοσή του.

Τα αποτελέσματα του προτεινόμενου συστήματος είναι από τα υψηλότερα που έχουν καταγραφεί στη διεθνή βιβλιογραφία, όσον αφορά την πρόβλεψη της τάσης μιας μετοχής κατά την επόμενη συνεδρίαση, καθώς προβλέπει την κατεύθυνση της μετοχής της ETE με ποσοστό ακρίβειας 68,33%, έναντι 59% του αμέσως επόμενου ποσοστού που αναφέρεται στη διεθνή βιβλιογραφία. Το ποσοστό αυτό δίνει 215% ($68,33/31,77$) περισσότερες πιθανότητες για επικερδείς συναλλαγές σε σχέση με συναλλαγές που δημιουργούν απώλειες. Ο μέσος όρος όλων των δοκιμών δίνει ποσοστό ακρίβειας 63,33%. Προκειμένου να εξεταστεί η γενίκευση του συστήματος, εκτός από τις πέντε μετοχές του χρηματιστηρίου Αθηνών, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές και σε πέντε μετοχές του χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (NYSE) με εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Εξετάστηκε η απόδοση ενός επενδυμένου κεφαλαίου με βάση τις προβλέψεις του προτεινόμενου συστήματος για χρονικό διάστημα τριών μηνών και η απόδοση συγκρίθηκε με την απόδοση της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης, δηλαδή αγοράστηκε η μετοχή στην αρχή του τριμήνου και πωλήθηκε στο τέλος του

τριμήνου. Το προτεινόμενο σύστημα δίνει πολύ ικανοποιητική απόδοση του κεφαλαίου, καθώς αυξάνει το ποσοστό απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου στη μετοχή της ΕΤΕ περισσότερο από 8 φορές (κατά 867,44%) σε σχέση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης της μετοχής.

Επίσης το σύστημα δοκιμάστηκε κατά την περίοδο της πιο πρόσφατης χρηματοπιστηριακής κρίσης της 11^{ης} Σεπτεμβρίου 2001. Οι προβλέψεις αφορούν την περίοδο 12/9/2001 έως 28/9/2001. Το ποσοστό ακρίβειας της πρόβλεψης της τάσης της μετοχής της ΕΤΕ ανήλθε στο 69.23%. Η απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου ανέρχεται στο 3,07% έναντι απωλειών 19,58% που καταγράφει η στρατηγική αγορά και διακράτησης της μετοχής.

1.6 Διάρθρωση της διατριβής

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζεται μια εισαγωγή στη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς και στην τεχνική ανάλυση. Ακολουθεί εκτενής αναφορά σε έρευνες που έχουν γίνει μέχρι σήμερα για πρόβλεψη στο χρηματιστήριο τόσο με συμβατικές τεχνικές όσο και με μη γραμμικές τεχνικές από το χώρο της εύκαμπτης υπολογιστικής. Συνολικά παρουσιάζονται περίπου 270 σημαντικά άρθρα, τα οποία έχουν επεξεργαστεί σε μορφή πινάκων.

Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η θεωρητική ανάλυση της εύκαμπτης υπολογιστικής των νευρωνικών δικτύων, της ασαφούς λογικής και των νευρο-ασαφών συστημάτων.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζεται μια θεωρητική προσέγγιση των συστημάτων ελέγχου και των αρχιτεκτονικών ελέγχου. Αναλύονται τα συμβατικά συστήματα ελέγχου, τα νευρωνικά, τα ασαφή και τα νευρο-ασαφή συστήματα ελέγχου. Έμφαση δίνεται στα νευρο-ασαφή επανατροφοδοτούμενα (closed loop) συστήματα ελέγχου. Ακολουθεί η παράθεση των μεθόδων μάθησης των ελεγκτών και των αρχιτεκτονικών ελέγχου.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται το προτεινόμενο προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα ελέγχου που αναπτύχθηκε για την πρόβλεψη της τάσης μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Περιγράφεται μαθηματικά η ανάστροφη μάθηση (inverse learning) του νευρο-ασαφούς ελεγκτή και η δομή του. Στη συνέχεια αναπτύσσονται οι κανόνες του ελεγκτή, οι συναρτήσεις συμμετοχής των

εισόδων και τα λοιπά χαρακτηριστικά τους. Επίσης, αναλύονται οι μαθηματικοί υπολογισμοί που λαμβάνουν μέρος σε κάθε επίπεδο της αρχιτεκτονικής του ελεγκτή και η μέθοδος μάθησης που χρησιμοποιείται. Ομοίως αναλύεται και το νευρο-ασαφές σύστημα που μοντελοποιεί τη διαδικασία (το μοντέλο του χρηματιστηρίου).

Στο κεφάλαιο έξι πραγματοποιείται η αξιολόγηση του συστήματος και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών με δεδομένα της ΕΤΕ και τεσσάρων άλλων μετοχών, καθώς και πέντε μετοχών του χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης. Αναλύονται τα δεδομένα των εισόδων του συστήματος, οι συναρτήσεις συμμετοχής και οι παράμετροι του ελεγκτή και της διαδικασίας και τα μέτρα σφάλματος κατά το στάδιο της εκπαίδευσης και αξιολογείται το σύστημα με ίδια δεδομένα με αυτά της εκπαίδευσης. Ακολουθεί η αξιολόγηση του συστήματος με δεδομένα εκτός του δείγματος εκπαίδευσης (out of sample). Η αξιολόγηση γίνεται με πέντε διαφορετικούς τρόπους: α) με βάση τη στρατηγική διακράτισης, β) με βάση μοντέλα άλλων ερευνητών, γ) με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος (MSE, RMSE, MAE), δ) με βάση το ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής και ε) με βάση τη χρηματιστηριακή κρίση της 11^{ης} Σεπτεμβρίου του 2001.

Στο κεφάλαιο επτά παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της έρευνας και οι μελλοντικές κατευθύνσεις έρευνας.

Τέλος, στο κεφάλαιο οκτώ παρουσιάζονται 400 περίπου βιβλιογραφικές αναφορές και ακολουθούν τα παραρτήματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ ΣΠΟΥΔΑΙΟΤΕΡΩΝ ΑΡΘΡΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ

2.1 Η πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς - Υπόθεση της Αποτελεσματικής αγοράς (Efficient Market Hypothesis)

Πολλές ακαδημαϊκές έρευνες έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι η πρόβλεψη των τιμών των μετοχών δεν είναι δυνατή. Συμπεραίνουν ότι η συσχέτιση μεταξύ των χρονολογικών σειρών είναι οικονομικά και στατιστικά ασήμαντη, διότι οι τιμές ακολουθούν τυχαία πορεία (Hawawini, 1995). Υποστηρίζουν τη γνωστή θεωρία της «Υπόθεσης της Αποτελεσματικής Αγοράς» (Efficient Market Hypothesis-EMH). Σύμφωνα με την EMH, η τρέχουσα τιμή μιας μετοχής 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 της μετοχής, ώστε η νέα πληροφορία να αντανakλάται πλήρως στην τιμή της μετοχής (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).

Η μορφή της εσωτερικής πληροφόρησης της EMH υποστηρίζει ότι όλες οι διαθέσιμες πληροφορίες ενσωματώνονται άμεσα στην τιμή της μετοχής. Εάν αυτό αληθεύει, όλες οι έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί για την πρόβλεψη των τιμών είναι απλώς μια σπατάλη χρόνου, ακόμα και στην περίπτωση που οι επενδυτές έχουν πρόσβαση σε εσωτερική πληροφόρηση.

Η μορφή της μέτριας έντασης της EMH υποστηρίζει ότι όλες οι πληροφορίες που δημοσιοποιούνται αντανakλώνται άμεσα στην τιμή της μετοχής, αλλά οι επενδυτές που κατέχουν εσωτερική πληροφόρηση μπορούν να αποκομίσουν κέρδη από τη χρήση αυτών των πληροφοριών.

Η ήπια μορφή της EMH υποστηρίζει ότι κάθε πληροφορία που προέρχεται από τις παρελθοντικές τιμές της μετοχής αντανakλάται στην τιμή της (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.

Η παρούσα έρευνα πραγματεύεται την ήπια μορφή της ΕΜΗ. Σύμφωνα με την ήπια μορφή η τιμή της μετοχής δεν μπορεί να προβλεφθεί βασιζόμενη μόνο στις παρελθοντικές τιμές λόγω της τυχαίας πορείας των τιμών των μετοχών. Αυτό σημαίνει ότι οι μελλοντικές αλλαγές των τιμών δεν μπορούν να προβλεφθούν με τη χρήση πληροφοριών από τις παρελθοντικές τιμές.

Στην πράξη πολλοί χρηματιστές, οικονομικοί αναλυτές, ιδιώτες επενδυτές και διάφοροι άλλοι χρηματιστηριακοί επενδυτές είναι στατιστικά πεπεισμένοι ότι μπορούν να προβλέψουν τιμές μετοχών και να πραγματοποιήσουν κέρδη. Για το λόγο αυτό πολλοί ερευνητές έχουν αναπτύξει μοντέλα τα οποία προβλέπουν τις τιμές μετοχών και άλλων χρηματοοικονομικών προϊόντων.

Γενικά, υπάρχουν δύο προσεγγίσεις στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών: η θεμελιώδης ανάλυση και η τεχνική ανάλυση (Black, 1982).

Η θεμελιώδης ανάλυση βασίζεται σε μακροοικονομικά δεδομένα, όπως οι εξαγωγές και οι εισαγωγές, η προσφορά και η ζήτηση χρήματος, τα επιτόκια, ο πληθωρισμός οι τιμές συναλλάγματος, η ανεργία καθώς και βασικά οικονομικά στοιχεία της επιχείρησης όπως τα μερίσματα, τα κέρδη, η ταμειακή ροή, η σχέση της λογιστικής με τη χρηματιστηριακή αξία της επιχείρησης, η σχέση τιμή προς κέρδη ανά μετοχή, οι προηγούμενες αποδόσεις της εταιρείας, το μέγεθος της εταιρείας, κλπ. (Fama, 1977), (Fama, 1988a, 1988b), (Campbell, 1987), (Fama 1991), (Basu, 1977), (Lakonishok, 1994).

Η τεχνική ανάλυση βασίζεται στη λογική ότι η ιστορία επαναλαμβάνεται και ότι η συσχέτιση μεταξύ τιμών και όγκου συναλλαγών αποκαλύπτει τις κινήσεις των τιμών των μετοχών. 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 (Erpps, 1976 και Smirlock, 1985).

Η αρχική θεωρία της τεχνικής ανάλυσης αναπτύχθηκε από τον Charles Dowd το 1884. Μια σύγχρονη εκδοχή της τεχνικής ανάλυσης παρουσιάζεται στο βιβλίο των Edwards and Magee (Edwards, 1997).

Βιβλία και άρθρα που χρησιμοποιούν τεχνική ανάλυση εμφανίζονται πολύ συχνά στη βιβλιογραφία (Martinelli, 1998), (Plummer, 1990). Οι Treynor and Ferguson, το 1985, παρουσίασαν ένα σημαντικό άρθρο στην ακαδημαϊκή βιβλιογραφία. Υπερασπίστηκαν τη θεωρία της τεχνικής ανάλυσης χρησιμοποιώντας το επιχειρήμα ότι οι πληροφορίες απαιτούν χρόνο μέχρι να γνωστοποιηθούν στο ευρύ κοινό, οπότε αυτός ο χρόνος και οι μορφοδιατάξεις των διαγραμμάτων κατά το χρόνο αυτό μπορούν να ληφθούν υπόψη ως πρότυπο στην απόκριση της αγοράς (Treynor, 1985).

Η τεχνική ανάλυση βασίζεται στα διαγράμματα τα οποία δίνουν ιδιαίτερες μορφοδιατάξεις οι οποίες δίνουν δυνατότητες πρόβλεψης. 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 αντανακλώνται 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.

Η τεχνική ανάλυση αγνοεί εντελώς την ΕΜΗ. Ο έλεγχος της ήπιας μορφής της ΕΜΗ βασίζεται στην εξέταση εάν υπάρχουν μεγαλύτερες αποδόσεις των επενδυμένων κεφαλαίων με τη χρήση της τεχνικής ανάλυσης.

Οι τιμές των μετοχών περιέχουν εξαιρετικά μη γραμμικές σχέσεις. Πολλοί είναι οι ερευνητές που έχουν επικεντρωθεί στην τεχνική ανάλυση για να αυξήσουν τις αποδόσεις των επενδύσεων σε μετοχές (Refenes, 1997), (Benachenhou, 1996) (Gately, 1996), (Dourra, 2002), (Trippi, 1993), (Simutis, 2000), (Azoff, 1994).

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 μετοχών. Η επενδυτική στρατηγική και η εμπειρία

του επενδυτή καθορίζουν ποιους δείκτες της τεχνικής ανάλυσης μπορούν να χρησιμοποιήσουν. Καθώς η τεχνική ανάλυση ασχολείται με τις πιθανότητες, για να βελτιώσει τα αποτελέσματα, θα πρέπει να χρησιμοποιούνται αρκετοί δείκτες. Χρησιμοποιώντας τις προηγμένες τεχνικές τις εύκαμπτης υπολογιστικής, σε συνδυασμό με την τεχνική ανάλυση, μπορούν να δημιουργηθούν μοντέλα για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, τα οποία δίνουν πολύ ικανοποιητικές αποδόσεις.

2.2 Τεχνική ανάλυση και χρηματιστηριακοί δείκτες.

Η σημασία της τεχνικής ανάλυσης αναλύεται σε πέντε πτυχές.

Πρώτον, στη θεμελιώδη ανάλυση δεν εμπλέκονται ψυχολογικοί παράγοντες. Οι αγορές επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από συναισθήματα. Όπως αναφέρει ο John Maynard Keynes, «δεν υπάρχει τίποτα πιο καταστροφικό από μια λογική επένδυση σε ένα μη λογικό κόσμο» (Smith, 1968).

Μόνο η τεχνική ανάλυση περιέχει μηχανισμό για τη μέτρηση της «μη λογικής» της αγοράς, δηλαδή των συναισθημάτων τα οποία βρίσκονται σε όλες τις αγορές. Προκειμένου να γίνει κατανοητή η σημασία της μαζικής ψυχολογίας, κάποιος θα πρέπει να αναρωτηθεί τι συμβαίνει, όταν πραγματοποιείται μία ανταλλαγή τροφής ή ρούχων με ένα κομμάτι χαρτί το οποίο λέγεται «χρήμα». Γιατί αυτό το χαρτί χωρίς χειροπιαστή αξία ανταλλάσσεται με κάτι χειροπιαστό; Η απάντηση είναι ότι ανταλλάσσεται λόγω της ψυχολογίας. Καθένας πιστεύει ότι είναι αποδεκτό, και έτσι είναι πράγματι. Όταν αυτή η μαζική ψυχολογία αποδυναμωθεί διότι οι άνθρωποι δεν πιστεύουν πλέον στο χρήμα αυτό, γίνεται άχρηστο χωρίς αξία.

Δεύτερον, η τεχνική ανάλυση είναι επίσης σημαντική για την επίτευξη πειθαρχίας κατά την αγοραπωλησία μετοχών. Η πειθαρχία βοηθάει στη μετρίαση των συναισθημάτων των επενδυτών. Όταν κάποιος έχει επενδυμένα κεφάλαια στην αγορά, επηρεάζεται περισσότερο από τα συναισθήματα και λιγότερο από τη λογική και την αντικειμενικότητα. Η τεχνική ανάλυση συμβάλλει στην αντικειμενικότητα της αγοράς. Δυστυχώς, είναι στη φύση του ανθρώπου να βλέπει την αγορά όπως οι άνθρωποι θέλουν να τη βλέπουν και όχι όπως πράγματι είναι. Σε περίπτωση πτώσης της αγοράς, ο επενδυτής θα προσπαθήσει

να ερμηνεύσει κάθε είδηση ως επιβλητική, για να ξαναεπιτευχθεί άνοδος της αγοράς. Εν τω μεταξύ, όμως, η αγορά εξακολουθεί να είναι πτωτική. Πιθανόν η αγορά να θέλει να πει κάτι στον επενδυτή. Η αγορά επικοινωνεί με τους επενδυτές. Αυτά τα σήματα επικοινωνίας μπορούν να ανιχνευθούν με την τεχνική ανάλυση. Εάν μια ευνοϊκή είδηση δημοσιευθεί και οι τιμές της μετοχής δεν κινηθεί ανοδικά ή ακόμα χειρότερα κινηθεί καθοδικά, αυτό στέλνει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την ψυχολογία της αγοράς και πώς κάποιος θα πρέπει να επενδύσει σε αυτήν.

Τρίτον, οι τεχνικοί αναλυτές πολλές φορές είναι ο κύριος λόγος για τις κινήσεις της αγοράς. Από τη στιγμή που είναι παράγοντες της αγοράς, οι κινήσεις τους στην αγορά πρέπει να παρατηρούνται.

Τέταρτον, η υπόθεση της τυχαίας πορείας των μετοχών υποστηρίζει ότι η τιμή της προηγούμενης ημέρας δεν έχει σχέση με την τιμή της επόμενης ημέρας. Αυτή όμως η υπόθεση αφήνει εκτός ένα σημαντικό παράγοντα της αγοράς, τον άνθρωπο. Οι άνθρωποι θυμούνται τις τιμές από τη μία συνεδρίαση στην άλλη και ενεργούν ανάλογα. Οι ενέργειες των ανθρώπων επηρεάζουν τις τιμές, αλλά και οι τιμές επηρεάζουν τις ενέργειες των ανθρώπων. Έτσι, οι τιμές είναι ένα σημαντικό στοιχείο της αγοράς. Οπότε, εάν αγνοηθούν οι παρελθοντικές τιμές, αγνοείται ένα σημαντικό στοιχείο της αγοράς.

Πέμπτον, η κίνηση των τιμών αποτελεί τον πιο άμεσο και εύκολο τρόπο για την εξακρίβωση της σχέσης μεταξύ προσφοράς και ζήτησης. Ίσως να υπάρχουν θεμελιώδη νέα τα οποία δεν είναι γνωστά στο ευρύ κοινό, αλλά ήδη αντανακλώνται στις τιμές. Οι επενδυτές που έχουν εμπειρία στις κινήσεις της αγοράς λόγω των γεγονότων, πριν προβούν σε οποιαδήποτε ενέργεια, θα περιμένουν να εντοπίσουν την επίδραση των γεγονότων πάνω στις τιμές (Nison, 1991).

Η τεχνική ανάλυση χρησιμοποιεί ένα ευρύ φάσμα από δείκτες για την ανάλυση των μετοχών και των αγορών. Κάθε αναλυτής είναι εξοικειωμένος με κάποιους τεχνικούς δείκτες τους οποίους χρησιμοποιεί περισσότερο. Οι δείκτες διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες: δείκτες ορμής, χρηματικοί δείκτες και δείκτες ψυχολογίας.

Οι δείκτες ορμής δείχνουν τι πραγματικά κάνουν οι τιμές.

Οι χρηματικοί δείκτες επικεντρώνονται σε οικονομικά δεδομένα, όπως τα επιτόκια. Δείχνουν το οικονομικό περιβάλλον όπου η εταιρεία δραστηριοποιείται. Αυτοί οι παράγοντες επηρεάζουν άμεσα την κερδοφορία της εταιρείας.

Οι ψυχολογικοί δείκτες εστιάζονται στις προσδοκίες των επενδυτών.

Στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιούνται οι ιστορικές τιμές μιας μετοχής κατά τη φάση της εκπαίδευσης του συστήματος πρόβλεψης. Κατά τη φάση της εφαρμογής του συστήματος, εκτός από τις ιστορικές τιμές, χρησιμοποιείται επιπλέον ο δείκτης του κινητού μέσου της τιμής κλεισίματος μιας μετοχής. Ο κινητός μέσος είναι μια μέθοδος υπολογισμού της μέσης τιμής μιας μετοχής ή ενός δείκτη. Ο όρος κινητός σημαίνει ότι η τιμή του δείκτη μεταβάλλεται ή κινείται σε κάθε χρονική στιγμή και αναφέρεται σε ορισμένο, προκαθορισμένο αριθμό συνεδριάσεων. Καθώς οι τιμές των μετοχών αλλάζουν, ο κινητός μέσος όρος κινείται ανοδικά ή καθοδικά.

Υπάρχουν έξι διαφορετικοί τύποι κινητού μέσου που χρησιμοποιούνται πιο συχνά: ο απλός ή αριθμητικός, ο εκθετικός, ο σταθμισμένος, ο μεταβλητός, ο χρονολογικός και ο τριγωνικός. Ο κινητός μέσος μπορεί να υπολογιστεί με βάση την τιμή κλεισίματος, ανοίγματος, τη υψηλότερη ημερήσια τιμή, την χαμηλότερη ημερήσια τιμή, τον όγκο συναλλαγών κλπ.

Η εξίσωση που δίνει τον κινητό μέσο παρουσιάζεται παρακάτω:

$$SMA = \frac{\text{Sum of } x \text{ day's closing price}}{\text{Number of } x \text{ days}} \quad (2.2.1)$$

όπου x είναι ο αριθμός των περιόδων.

Η πιο δημοφιλής μέθοδος ερμηνείας του κινητού μέσου της τιμής κλεισίματος, είναι η σύγκριση μεταξύ του κινητού μέσου της μετοχής και της τιμής κλεισίματος. Κρίσιμο στοιχείο του κινητού μέσου είναι ο αριθμός των χρονικών περιόδων που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του. Το σημαντικό είναι να βρεθεί ένας κινητός μέσος με κάποιο αριθμό περιόδων που να είναι συνεχώς κερδοφόρος. Ο πιο δημοφιλής κινητός μέσος είναι αυτός των 39 εβδομάδων ή των 200 ημερών. Αυτός ο δείκτης έχει καλή καταγραφή του χρόνου εμφάνισης των κύκλων των αγορών. Το μήκος του κινητού μέσου πρέπει να ταιριάζει στον κύκλο της αγοράς που ο αναλυτής θέλει να ακολουθήσει (Achelis, 1995 και Murphy, 1986).

2.3 Σχετική βιβλιογραφία

2.3.1 Εισαγωγή

Εκτεταμένες έρευνες πραγματοποιούνται τα τελευταία χρόνια σε χρηματοοικονομικούς τομείς, όπως η πρόβλεψη χρηματιστηριακών τιμών, η πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος, η επιλογή χαρτοφυλακίου (Zorounidis, 1998, 1999) και πολλοί άλλοι τομείς.

Πραγματοποιήθηκε μία εκτεταμένη έρευνα και συγκεντρώθηκαν δημοσιευμένα άρθρα που αφορούν μεθόδους πρόβλεψης στο Χρηματιστήριο τόσο από το χώρο των συμβατικών τεχνικών όσο και από το χώρο της εύκαμπτης υπολογιστικής. Αξιολογήθηκαν και επιλέχθηκαν περίπου 270 άρθρα, τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω σε πρωτότυπη μορφή.

2.3.2 Συμβατικές μέθοδοι πρόβλεψης στο χρηματιστήριο

Τα συμβατικά άρθρα κατατάσσονται σε πέντε πίνακες-κατηγορίες για ευκολότερη κατανόηση και με σκοπό τη διευκόλυνση της συγκρισιμότητας των ερευνών. Στον πρώτο πίνακα καταγράφονται οι χρηματιστηριακές αγορές που χρησιμοποίησαν οι ερευνητές. Στο δεύτερο πίνακα αναφέρονται κατά αλφαβητική σειρά οι συγγραφείς και οι μεταβλητές που χρησιμοποίησαν στα μοντέλα τους. Στον τρίτο πίνακα καταγράφονται οι τεχνικές μοντελοποίησης που χρησιμοποιούν. Στον τέταρτο πίνακα παρουσιάζονται τυχόν συγκρίσεις με άλλα μοντέλα. Στον πέμπτο πίνακα παρουσιάζονται τα μέτρα τα οποία χρησιμοποιεί κάθε άρθρο, για να αξιολογηθεί η απόδοση του μοντέλου που προτείνεται.

2.3.2.1 Χρηματιστηριακές αγορές συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.2.1 παρουσιάζονται οι χρηματιστηριακές αγορές που χρησιμοποιήθηκαν από τους συγγραφείς, για να δημιουργηθούν και να αξιολογηθούν τα μοντέλα που προτείνουν.

Πίνακας 2.3.2.1: Χρηματιστηριακές αγορές και συγγραφείς

Χρηματιστήρια και χρηματιστηριακοί δείκτες	Άρθρα
Nigerian Stock Exchange -NSE, Johannesburg Stock Exchange, Egypt and Nairobi Stock Exchange	Nwokoma, N. (2005)
Alfa External Stock Fund	Zontos, Skiadas & Valvis (2000)

Χρηματιστήρια και χρηματιστηριακοί δείκτες	Άρθρα
Amsterdam (EOE), Frankfurt (DAX), Hong Kong (Hang Seng), London (FTSE100), New York (S&P500), Paris (CAC40), Singapore (Singapore All Shares) and Tokyo (Nikkei).	Taylor, J. (2003)
Asian stock markets	Liew, K., S. et al (2003) Cornelis A. Los, Ph.D. (2000)
ST-GOBAIN, TOTAL fina elf, FRANCETEL, BNP, CARREFOUR, LOREAL, FTSE, CAC40 and SBF.	Dufrenot, G. et al (2005)
Athens Stock Exchange (ASE)	Kirikos & Terzakis (1999), Kavussanos & Visvikis (2005), Barkoulas, J. et al. (2000), Maris, K et al. (2004)
Australian Stock Exchange (ASX)	Worthington & Valadkhani (2004), Yao, J. et al (2005)
Belgium (Brussels All Shares Price Index); Canada (Toronto SE 300 Composite Price Index); Denmark (Copenhagen SE General Price Index); Finland (Hex General Price Index); Germany (Faz General Price Index); Hong Kong (Hang Seng Price Index); Italy (Milan Comit General Price Index); Japan (Nikkei 500 Price Index) and others.	Balaban, E. et al (2003)
Bogotá Stock Market (IBB) in Colombia	Arango, L.-E. et al. (2002)
Bombay Stock Exchange (BSE) in India	Batra, A. (2004)
Brazilian Stock Market (BSM).	Cavalcante & Assaf (2004)
Bulgarian stock market (SOFIX index)	Patev & Kanaryan (2004)
Center for Research in Security Prices (CRSP)	Ciccione S. (2003) Ghysels, E. et al (2005)
Chicago Board Option Exchange (CBOE)	Hol, E. et al (2002), Bali & Lu (2004), Corrado et al. (2004)
Chinese stock exchanges (Shanghai and Shenzhen)	Darrat & Zhong (2001)
CRSP equal-weighted index	Jegadeesh, N. (1990)
CRSP value-weight market portfolio (CPI), (United State, United King, Canada and Japan)	Balvers, R. et al. (1990)
DAX & FTSE300	Beran J. et al (2003)
DAX & NYSE	Eisler & Kertesz (2004)
Deutsche Aktien index (DAX)	Bluhm & Yu (2001)
Dhaka Stock Market of Bangladesh	Mobarek & Keasey (2000)
Dow Jones Industrial Average	Andersen, T. et al (2002), Stentoft, L. (2005)
Dow Jones, Nasdaq, SP500, Nikkei, Ftse, DAX, CAC, AEX, Hangseng.	Franses & Leij (2003)
Dow Jones, CAC40, DAX100, BCI, TSX, FTSE100, Nikkei225	Jawadi & Koubaa (2004)
Stock exchanges of : Belgium, Britain, Denmark, France, Germany, Italy, Netherlands, and Spain.	Friedman & Shachmurove (1997)
European Monetary Union1 (EMU henceforth) Stock Market.	Kearney & Potì (2004)
Federal Reserve Board's Index (U.S.A)	Hamilton J. & Lin G. (1996), Jansen & Wang (2004) Chiarella, C. et al (2005)
Financial time series (general)	Tauchen, G. (2001)
Financial Times Stock Exchange 100 Share (FTSE 100), London	Oomen, R. (2001), Oomen, R. (2002), Areal & Taylor (2000), Gemmill & Saflekos (1998)
Finnish stock market	Tolvi, J. (2002)
French CAC40 and US SP500 indexes	Giot & Laurent (2004)
French Stock Market (CAC40).	Fillol, J. (2003)
FTSE 100 (London) and DAX 30 (Frankfurt) indices.	Peters, J-P (2001)
German Stock Exchange (DAX)	Claessen-Mittnik (2002), Niglio, M. (2002), Sibbertsen, P. (2004), Wallmeier, M. (2005)
Global database (US stocks, S&P stocks, EU stocks, JP stocks and UK ones.)	Guedj, O. et al. (2004)



Χρηματιστήρια και χρηματιστηριακοί δείκτες	Άρθρα
Global Stock Market (30 Stock Markets: U.S., Canada, U.K., Belgium Denmark, France, German, Italy, Norway, Spain, Australia, India, Mexico etc.)	Jorion, P. (2003)
Global Stock Market (39 Stock Markets)	Jorion & Goetzmann (1999)
Helsinki Stock Exchange (Unitas index) in Finland	Virtanen & Yli-Olli (1987)
Hollywood Stock Exchange (HSX)	Spann & Skiera (2003)
Hong Kong Stock Market	Liu & Lee (1997)
Hong Kong stock market, All Ordinaries Index (AOI) of Australia, FTSE of United Kingdom, Jakarta Composite (JSX) of Indonesia, Kuala Lumpur Composite Price Index (KLSE) of Malaysia, KOSPI of South Korea, NASDAQ of US, Nikkei 225 Index (NIKKEI) of Japan, Stock Exchange of Thailand Daily Index (SET) of Thailand, Standard & Poor 500 Index (SP500) of US, Straits Times Industrial Index (STII) of Singapore and Taiwan Stock Exchange Weighted Stock Index (WEIGHT) of Taiwan	Yu & So (2003)
International Stock Markets (Canada, France, German, Italy, Japan, United Kingdom, United States)	Drobetz & Wegmann (2000)
Istanbul Stock Exchange (ISE)	Aktas, R. et al (2003)
Istanbul's stock market of Turkey, Egypt, Jordan, and Morocco stock markets.	Assaf, A. (2005)
Italian Stock Market	Jamaleh, A. (2001)
Japan Stock Exchange	Park & Lee (2003)
Japan stock market. (Nikkei 225)	Lin & Wang (2005)
Korea Stock Market (KOSPI & KOSPI200)	Lee, J. et al (2000)
Korea Stock Exchange (KSE) and Korean Securities Dealers Automated Quotation (KOSDAQ),	Lee, S-J. et al (2005)
Latin America Stock Markets (Argentina Brazil, Chile, Columbia, Mexico and Venezuela.	Garrett, I. et al (2004)
London Stock Exchange (LSE) in England	Lillo & Farmer (2004)
N/P	Miyahara & Novikov (2002)
Nairobi Sock Exchange (NSE) in Kenya	Ogum et al. (2002)
NASDAQ 100 index	Bajari & Krainer (2004)
NASDAQ-100 Index, VXN Index	Cecconi, M. et al (2002)
National Stock Exchange of India. (S&P CNX Nifty index)	Karmakar, M. (2004)
New York Stock Exchange (NYSE)	Bulkley & Holt (1999), Jungbacker & Koopman (2005), Skaradzinski, D. (2003), Felix, J. et al (2004), Ogden, J. (2003), Avramov, D. (2000), Guidolin & Timmermann (2004)
New Zealand stock market (NZSE)	Yu, Jun (2002)
Nikkei 225 stock index	Watanabe & Yamaguchi (2005), Huang et al. (2004)
NYSE and AMEX firms from the CRSP databank	Hueng & McDonald (2005), Chen et al (2000)
NYSE equal-weighted and value-weighted indices and the S&P 500 index, (U.S.A.)	Wolf, M. (2000)
Osaka Stock Exchange (OSE)	Sarno L. et al. (2005)
Oslo Stock Exchange (OSE)	Naes, R. (2004)
Portugal Stock Index (PSI)	Pereira, R (2004)
S&P 100 index	Blair, B et al (2001), Taylor, S. (2001), Daouk & Guo (2003), Marcucci, J. (2003)
S&P 500 (SP500), Dow Jones transportation (DJT) and Dow Jones utility (DJU) stock price indices. (U.S.A.)	DeStefano, M. (2004)

Χρηματιστήρια και χρηματιστηριακοί δείκτες	Άρθρα
S&P 500 index (U.S.A.) and other indices from 18 countries, obtained from MSCI	Guo, H. (2003)
S&P 500 index and CPI index as deflator.	Faugere & Shawky (2002)
S&P 500 index, Chicago Board Option Exchange	Dueker, M. (1997)
S&P 500 index. (U.S.A)	Ibbotson & Chen (2003), Rookley C. (1998), Degiannakis & Xekalaki (2001), Killion & Muravytska (2005), Hardle, W. et al (2001), Cremers, M. (2002), Hyung, N. (2005) Danilov & Magnus (2004), Shaikh, A. (1998), Christoffersen, P. et al (2005), Engle & Gallo (2003), Koustas & Serletis (2004), Beltratti & Morana (2004) Granger & Hyung (1999), Sharpe, S. (2000), Bhardwaj & Swanson (2005), Manzan, S. (2005), Bond & Cummins (2004), Bradshaw et al (2005)
S&P 500, DAX and ATX stock market indices.	Raaij, G. & Raunig, B. (2002).
S&P 500, S&P 100, and NASDAQ indices and volatility indices (VIX, VXO, and VXN).	Bley & Olson (2005)
S&P CNX Nifty, a value-weighted index of 50 stocks traded on the National Stock Exchange (NSE), Mumbai in India.	Pandey, A.(2003)
S&P Comp stat industrial tape of 280 U.S.firms	McKibben (1971)
S&P stock market and Stock Market of Indonesia, South Korea, Argentina, Brazil, Pakistan, and Russia	Hayo & Kutan (2005)
S&P100 index, the FTSE100 index, IBEX35 of the Madrid Stock Exchange and the NIKKEI index	Perez-Cruz, F.et al. (2003)
S&P500 (USA), Nikkei Average (Japan), FT100 (UK) and Hang-Seng (Hong-Kong).	Sanso, A. et al (2003)
S&P500 and the US 30-day T=BILL	Black et al.(2003)
S&P500, Nasdaq (U.S.A)	Chou, R. et al (2005)
Shanghai Stock Exchange (SSE)	Zhang, D. et al (2005)
Singapore Stock Exchange (SES)	Wong et al. (2003)
SP 500 (U.S.A) & Stoxx total market index (TMI) (European market) Chicago Board Options Exchange VXO index.	Mattes, J. (2004)
Spanish stock market (IBEX)	Turiel A. et al (2005)
Standard and Poor's composite stock price index (S)	Chopin & Zhong (2001)
Standard and Poor's 500 (United States), Topix (Japan), CAC40 (France), FT-100 (United Kingdom), FAZ (Germany) and MIB (Italy) indices	Fornari & Mele (1997)
Stock indices prices from seventeen countries (Argentina, Brazil, Chile, Columbia, India, Jordan, Korea, Malaysia, Mexico, Nigeria, Pakistan, Philippines, Taiwan, Thailand, Turkey, Venezuela, and Zimbabwe.)	Miles, W. (2002)
Stock Market in U.S.	Krolzig & Toro (2004)
Stock market of Argentina, Mexico, Malaysia, Philippines, South Korea, Taiwan, Thailand, Brazil, Chile and India	Bacmann & Dubois (2002)
Stock Market of Korea, Malaysia, and Thailand.	Füss & Herrmann (2005)
Stockholm Stock exchange (SSE) Swedish (SIX Return Index)	Berg, L. (2003)
Three emerging Arab (Egypt, Jordan, Morocco) stock markets and the US stock market.	Guermat, C. et al (2003)
Tokyo Stock Exchange (TSE)	Lux et al.(2004) Tse, Y.K. (1991)
UK FT-ALL stock market index	McMillan, D. (2003)

Χρηματιστήρια και χρηματιστηριακοί δείκτες	Άρθρα
UK market	Lovatt & Parikh (2000)
UK stock market. (England)	Lovatt, D. (2000)
US Stock Market (3-month US T-bill yields from the CRSP files, CRSP value-weighted index of stock	Handa & Tiwari (2000)
Warsaw Stock Exchange (WSE) Dow Jones Industrial Average (DJIA), NASDAQ, German main index Deutscher Aktienindex DAX and British Financial Times Stock Exchange (FTSE100) index.	Brzeszczynski & Welfe (2004)
14 stock market indices. (Dow Jones, Nikkei (Tokyo), S&P500 (U.S.A.), Nasdaq100, Ftse100 (London), Aex25 (Amsterdam) Cac40 (Paris), Dax30 (Frankfort), etc.)	Charles-Darne (2003)
17 emerging markets and 18 developed stock markets for comparative purpose.	Bilson, C. et al. (2002)
19 Emerging equity stock markets (Argentina, Chile, Colombia, Greece, India Mexico, Turkey, Portugal et al)	Aydogan & Gursoy (2000)
19 nominal stock market closing indices (Australia, Belgium, Canada, France, Germany et al) and 9 emerging markets (Brazil, Chile, Greece, Hungary et al).	Beran & Ocker (2001)
20 emerging Stock markets	Han-Kim & Singal (2000)
46 stock markets	Griffin, J. et al (2004)
8-Stock Markets (Belgium, Canada, France, Germany, Ireland, Japan, U.K. and the U.S.)	Bredin & Hyde (2005)

Από την παραπάνω παράθεση των χρηματιστηρίων προκύπτει ότι η πλειοψηφία των συγγραφέων προτίμησαν να χρησιμοποιήσουν δεδομένα από τις ώριμες χρηματιστηριακές αγορές της Ευρώπης της Αμερικής και της Ασίας. Είναι πολύ ελάχιστες οι έρευνες που αφορούν χρηματιστήρια υπό ανάπτυξη.

Οι περισσότερες έρευνες χρησιμοποίησαν διάφορους δείκτες χρηματιστηρίων για να δημιουργήσουν τα μοντέλα τους και να προβλέψουν την χρηματιστηριακή αγορά. Αυτό μπορεί να εξηγηθεί πολύ εύκολα από το γεγονός ότι οι δείκτες κάθε αγοράς αντιπροσωπεύουν τον μέσο όρο της απόδοσης όλων ή των σημαντικότερων μετοχών που διαπραγματεύονται σε μια συγκεκριμένη αγορά. Η επιλογή των δεικτών από τους ερευνητές γίνεται με υποκειμενικά κριτήρια, αλλά είναι προφανές ότι το σημαντικότερο κριτήριο είναι κατά πόσο ο δείκτης εκφράζει την δυναμική του χρηματιστηρίου. Ελάχιστοι συγγραφείς δεν χρησιμοποίησαν δείκτες, και λειτούργησαν προς διαφορετικές κατευθύνσεις, όπως οι Miyahara και Novikov (2002), Skaradzinski (2003), Dufrenot, και άλλοι (2005), Sibbertsen (2002), Zontos και άλλοι (1999) οι οποίοι αρκέστηκαν στην πρόβλεψη μεμονωμένων μετοχών από βιομηχανικές και άλλες επιχειρήσεις

(BMW, VODAFONE κ.λπ.) ή αμοιβαίων κεφαλαίων. Τέτοιοι ερευνητές όμως αποτελούν εξαιρέσεις από την συντριπτική πλειοψηφία.

2.3.2.2 Μεταβλητές των συμβατικών μοντέλων

Στο Πίνακα 2.3.2.2 παρουσιάζονται οι μεταβλητές των μοντέλων πρόβλεψης που χρησιμοποιούν οι ερευνητές.

Πίνακας 2.3.2.2: Μεταβλητές που χρησιμοποιούνται κατά άρθρο

Άρθρο	Μεταβλητές
Aktas, R. et al (2003)	Size of the firm, Total proceeds of the IPOs, Percentage of total shares offered, Cumulative abnormal returns, Trend in the market, etc.
Andersen, T. et al (2002)	Stock returns, N -dimensional vector of loadings on the common volatility factor, N -dimensional standard Brownian motion with mutually independent elements, N individual asset-specific volatilities.
Arango, L.-E. et al. (2002)	Interest Rate, stock returns.
Areal & Taylor (2000)	Returns from FTSE-100.
Assaf, A. (2005)	Returns of stock market indices (Egyptian Stock Exchange index (CCSI), Jordan, Morocco, and Turkey (ISE National 100)).
Avramov, D. (2000)	Market, size, and value premiums, values of size and book-to-market, market capitalization, differences between returns on long-term and short-term government bonds and between low-graded and high graded corporate bonds, dividend yield, term spread, default-risk spread, Treasury bill rate, return on the equal-weighted NYSE index in excess of the return Treasury bill.
Aydogan & Gursoy (2000)	Average market P/E, price-to-book (PBV) ratios, values of the national market indices and exchange rates.
Bacmann & Dubois (2002)	Stock market returns.
Bajari & Krainer (2004)	Recommendations about the future profitability of a firm, Analyst's private belief about the stock, conflict of interest among research analysts, influence of peers on the recommendation decision etc.
Balaban, E. et al (2003).	Indices returns
Bali & Lu (2004)	S&P 100, index returns, conditional mean and the conditional standard deviation of returns.
Balvers, R. et al. (1990)	Industrial production, return o shares, output growth, Consumptions, dividends of cash flow, returns, capital stocks, prices etc.
Barkoulas, J. et al. (2000)	ASE30 returns (prices of a value-weighted index).
Batra, A. (2004)	Value of the stock price index, returns (BSE sensx and the International Finance Corporation (and S&P) published IFC Global (IFCG) index).
Beltratti & Morana (2005)	Interest rates, stock market returns, money growth, the Federal funds rate and industrial production, S&P500 returns.
Beran & Ocker (2001)	19 stock market closing indices and nine emerging market indices.
Beran J. et al (2003)	Copper prices, cocoa beans, exchange rate.
Berg, L. (2003)	The turnover for the SSE, Dow Jones industrial average, Swedish Exchange rate (SEK/\$) and the 6-month Stibor interest rate.
Bhardwaj & Swanson (2005)	Stock market data (returns).
Bilson, C. et al. (2002)	Returns, change in exchange rate, change in dividend yield, variance in market returns, and change in the political risk index.
Black et al.(2003)	Profits, labor, capital, employment, exponent of employment in the production function, value of the firm (possibly time-varying) rate of return required by shareholders, stock-price index, market capitalization, returns.
Blair, B et al (2001)	Index returns, implied volatilities, index level, risk free rate, dividends, contractual provisions of the option,
Bley & Olson (2005)	Values of stock indices, compounded returns.
Bluhm & Yu (2001)	Returns

Άρθρα	Μεταβλητές
Bond & Cummins (2004)	Capital cost, investment expenditures, sales profits, cash flow, Gross investment, net capital stock, measure of uncertainty, growth rate of real sales, error term.
Bradshaw et al (2005)	Ratio of target price, analyst firm-specific experience, top deciles of the analyst's brokerage, the log of market value 3 days before.
Bredin & Hyde (2005)	Stock returns on the market index, world market returns, dividend yield, changes in the short-term interest rate, changes in the term structure, industrial production growth, difference between the short-term (3 month) interest rate and long term (10 year) interest rates, inflation, changes in oil prices
Brzeszczyński & Welfe (2004)	Indices returns, volume of trade
Bulkley & Richard (1999)	Prices, dividends, ratio of current market, price measure risk, dividend yield
Cavalcante & Assaf (2004)	Returns (index of the São Paulo Stock Exchange (BOVESPA)), volatility.
Cecconi, M. et al (2002)	Volatility of prices of indices
Charles-Darne (2003)	Stock market indices.
Chen et al (2000)	Standard deviation of returns, turnover of the market portfolio, past returns.
Chiarella, C. et al (2005)	S&P 500, interest rate, PE ratio.
Chopin & Zhong (2001)	Stock returns, inflation, real activity, interest rates, and the money base.
Chou, R. et al (2005)	Returns of S&P500, Nasdaq and 10-year treasury bond rates,
Christoffersen, P. et al (2005)	S&R500 options returns, underlying asset prices, risk free rates, prices of risk, daily variance, shocks.
Ciccone S. (2003)	Book-to-market ratio, stock returns, forecast property variables, loss dummy variables, and optimism dummy variables.
Claessen-Mittnik (2002)	DAX index returns
Cornelis A. Los, Ph.D. (2000)	Stock market prices changes.
Corrado et al (2004)	Index returns, conditional volatility, implied volatility, intraday high-low range volatility.
Cremers, M. (2002)	S&P 500 index excess return, S&P 500 index dividend yield and the S&P 500 earnings yield, NYSE volume divided by the NYSE price level, difference between yields the yield on a 3-month maturity Treasury Bill, rate of change of inflation, rate of change in industrial production etc.
Danilov & Magnus (2004)	Dividend yield on SP 500 portfolio, annual changes, price-earnings ratio, annual inflation rate, change in 3-month T-bill rate etc.
Daouk & Guo (2003)	S&P 100 index (SP100) returns
Darrat & Zhong (2001)	Closing index prices of the Shanghai Exchange (SHG) and of the Shenzhen (SHZ) Exchange
Degiannakis & Xekalaki (2001)	Stock index returns, rate of return from trading straddles.
DeStefano, M. (2004)	Expected earnings, level of interest rates, direction of interest rate, S&P 500-stock index, three-month T-bill rate (TB), and IP as measures of stock prices, interest rate and earnings.
Drobetz & Wegmann (2000)	Stock market returns, values of variance ratios for historical stock market data, consumption, x-dividend price of the risky asset, asset's payoff, the coefficient of relative risk aversion, time preference parameter, etc.
Dueker, M. (1997)	Stock index returns.
Dufrenot, G. et al (2005)	Stock returns, indices returns
Eisler & Kertesz (2004)	Returns of indices
Engle & Gallo (2003)	Absolute returns, daily range, intra-daily realized volatility, of S&P500
Faugere & Shawky (2002)	Per-unit-of-labor consumption, real investment, capital stock and output, rate of capacity utilization, labor to evolve exogenously over time, total stock returns, and dividend yield.
Felix, J. et al (2004)	Level of the composite stock index.
Filloi, J. (2003)	Values of the CAC40 index
Fornari & Mele (1997)	Stock market indices
Franses & Leij (2003)	Stock indices returns

Αρθρα	Μεταβλητές
Friedman & Shachmurove (1997)	Values of indices
Füss & Herrmann (2005)	Total return indices, dividend yields and capital gains.
Garrett, I. et al (2004)	Stock price returns and dividend payments.
Gemmill & Safflekos (1998)	Spot price of the underlying asset, prices for each maturity, interest rate
Ghysels, E. et al (2005)	Variance of returns, squared returns, weight given to the squared returns, three-month Treasury bill.
Giot & Laurent (2004)	Stock indexes returns
Granger & Hyung (1999)	Stock returns.
Griffin, J. et al (2004)	Market returns, total traded value and total market capitalization.
Guedj, O. et al. (2004)	Price of shares, earnings, forecasts made by experts
Guermat, C. et al (2003)	Stock market price indices (Egypt (EFG), Morocco (SE CFG 25), Jordan (AMMAN SE) and the S&P-500 (COMPOSITE)), compounded returns.
Guidolin & Timmermann (2004)	Stock returns, 10-year T-bonds, 30-day T-bill rate, dividend yields.
Guo, H. (2003)	Consumption, labor income, index return, T-bill yields and money market rates.
Hamilton J. & Lin G. (1996)	Stock price, stock return etc
Handa, P. & Tiwari, A (2000)	Degree of relative risk aversion, three-month T-Bill and the CRSP value-weighted index, lagged portfolio returns, dividend yield and the book-to-market ratio, equity allocation, risk-free rate of return, return on the risky stock portfolio, evolution of stock returns, vector of expected excess returns on the risky assets etc..
Han-Kim & Singal (2000)	Stock returns, excess dollar returns, inflation and standard deviations
Hardle, W. et al (2001)	Index values, average index,
Hayo & Kutan (2005)	Stock returns for six countries and IMF news dummies.
Hol, E. et al (2002)	Indexes returns
Huang et al. (2004)	S & P 500 Index, exchange rate of USA dollar against Japanese Yen (JPY)
Hueng & McDonald (2005)	Stock prices returns, trading volumes, shares outstanding, conditional variances of errors term based on information available, T-bill rates
Hyung, N. (2005)	Returns of S&P 500.
Ibbotson & Chen (2003)	Returns of stock market, income return of long-term bonds, capital gain, income return, earnings per share etc.
Jamaleh, A. (2001)	Return of Italian stock index (MIB30)
Jansen & Wang (2005)	Forward earnings on the S&P 500, S&P 500 price index and 10-years U.S. Treasury bond yield
Jawadi & Koubaa (2004)	Stock returns
Jegadeesh, N. (1990)	Returns on stocks, interest rate on T-bills, return on the market portfolio.
Jorion & Goetzmann (1999)	Local currency, real price index and dollar.
Jorion, P. (2003)	Value of stock price index, capital returns, returns on stocks
Jungbacker & Koopman (2005)	Stock prices.
Karmakar, M. (2004)	Daily price returns.
Kavussanos & Visvikis (2005)	FTSE/ASE-20 and the FTSE/ASE Mid-40 market indices.
Kearney & Poti (2004)	Stock returns and semi-annual capitalization
Killion & Muravytska (2005)	Stock returns, T-Bill rate of return, Payout Ratio, dividend yield, free cash flow, P/E ratio, PEG ratio and yield curve
Kirikos & Terzakis (1999)	Stock price index change, exchange rate, high and low growth state.
Koustas & Serletis (2004)	Dividend yield, stock returns, Dividend-Price Ratio
Krolzig & Toro (2004)	Earning, dividends, stock prices, risk-free interest, cash flows
Lee, J. et al (2000)	Indices and stocks returns
Lee, S-J. et al (2005)	Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) and KOSDAQ Index
Liew, K-S. et al (2003)	Stock prices
Lillo & Farmer (2004)	Market orders, limit orders cancellations
Lin & Wang (2005)	Stock prices
Liu & Lee (1997)	Prices, (Up, down, close), average prices, money flow, money ratio etc

Άρθρα	Μεταβλητές
Lovatt & Parikh (2000)	Total real return on the value-weighted NYSE portfolio, ratio of the dividend, term and default spread, shocks to the default spread, real growth rate of industrial production, inverted yield curve, expected annual growth, expected annual rate of consumer price inflation.
Lovatt, D. (2000)	Stock Returns
Lux et al.(2004)	Stock prices, volume
Manzan, S. (2005)	Prices, rates.(Price, fundamental value, Price-to-Dividends ratio of S&P5000 index)
Marcucci, J. (2003)	Closing prices, average return etc.
Maris, K et al. (2004)	Values of FTSE/ ASE 20 index
Mattes, J. (2004)	Earnings yield, bond yield measure, implied volatilities of index options, returns of indices.
McKibben (1971)	Earnings, dividends, prices, rate of return.
McMillan, D. (2003)	The dividend yield, the 3-month Treasury bill, the 10-year Treasury bond, unemployment, industrial production, private consumption, consumer price index, money supply, stock market returns.
Miles, W. (2002)	Returns
Miyahara & Novikov (2002)	Stock prices
Mobarek & Keasey (2000)	Market return, price index, divided per share of individual security.
Naes, R. (2004)	Intra-day change in the transaction price, transaction price, flow, etc.
Niglio, M. (2002)	Stock market index (DAX 30)
Nwokoma, N. (2005)	Market indices.
Ogden, J. (2003)	Growth rates in U.S. real GDB and several of its components, changes in both unadjusted and adjusted industrial production, changes in the adjusted unemployment rate, inflation, returns on long term T-bonds, values of the corporate bond credit spread, yield on T-bill and T-bond, Market excess return, etc.
Ogum et al. (2002)	Index prices
Oomen, R. (2001)	Intra day prices of securities, daily returns,
Oomen, R. (2002)	Stock returns, volume, and short rate.
Pandey, A.(2003)	Index return
Park & Lee (2003)	Sales, earnings, earnings per share (EPS), book value of equity per share, cash flow, stock prices.
Patev & Kanaryan (2004)	Index values and index returns
Pereira, R. (2004)	Within-week standard deviation, returns etc.
Perez-Cruz, F.et al. (2003)	Prices, returns (indices, stocks)
Peters, J-P. (2001)	Indices return
Raaij, G. & Raunig, B. (2002).	Level of indices
Rookley C. (1998)	Strike price, time to expiration, index price, expected dividend payments, risk free rate and option prices, t-bill rates
Sanso, A. et al (2003)	Values for the stock indexes
Sarno, L. et al. (2005)	S&P 500, the NIKKEI 225 and the FTSE 100 indices and future contracts
Shaikh, A. (1998)	Stock price, dividends, interest, and company's earnings.
Sharpe, S. (2002)	Dividends per share, prices of stocks, investor expectations, returns, earnings per share etc.
Sibbertsen, P. (2004)	Stock returns (: BASF, BMW, Daimler, DAX, Deutsche Bank, Dresdner Bank and Hoechst beginning)
Skaradzinski, D. (2003)	Stock Prices.
Spann & Skiera (2003)	Expected values, cash dividend of stocks, price of shares of stocks etc.
Stentoft, L. (2005)	Returns, risk neutralized value of the underlying stock at expiration of the option for path number, risk-free rate of return, return on the asset, cash flow, the strike price, price of the underlying asset.
Tauchen, G. (2001)	Stock prices
Taylor, J. (2003)	Stock market indices

Άρθρα	Μεταβλητές
Taylor, S. (2001)	Returns for the S & P 100 index, asset price, risk-free annual interest rate, annual dividend yield, trading periods per annum, contractual parameters - time, risk premium for investment in the asset during the life of the option, conditional expected returns, eight parameters that define the one-period conditional variances etc.
Tolvi, J. (2002)	Stock returns, indices returns.
Tse, Y.K. (1991)	Stock returns computed from prices of the Topix and the Nikkei Stock Average (NSA)
Turiel A. et al (2005)	Stock indices
Virtanen & Yli-Olli (1987)	Price level, price changes, total returns where current dividend yield is added to the price changes, Lagged endogenous variable, the aggregated future cash-flow of the firms, interest rates of bank deposits or the return of state bonds, the supply of money, inflation.
Wallmeier, M. (2005)	Book-to-market ratio of equity, sub periods, market capitalization, stock returns volatility, standard deviation of forecast, number of forecasts included in the consensus.
Watanabe & Yamaguchi (2005)	Prices for intra-day, daily, weekly and monthly volatility, stock returns etc.
Wolf, M. (2000)	Stock prices, dividends yield.
Wong et al. (2003)	Indices prices.
Worthington & Valadkhani (2004)	Stock index returns, accumulation returns.
Yao, J. et al (2005)	Index of production, Reserve Bank of Australian Commodity-Price Index, the 90-day commercial bill rate, 3-month Treasury bill rate, M3, exchange rates against US\$, change in current account balance, unemployment rate and dividend-yield on aggregate index.
Yu & So (2003)	Stock market indices returns
Yu, Jun (2002)	Value of stock market index
Zhang, D. et al (2005)	Returns of stock market index
Zontos, Skiadas & Valvis (2000)	Mutual prices

Συνήθως οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα πρόβλεψης προέρχονται από ανάλυση και επεξεργασία χρηματιστηριακών και λοιπών οικονομικών δεδομένων. Οι μεταβλητές μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες: τις θεμελιώδεις μεταβλητές και τις τεχνικές μεταβλητές. Οι πρώτες απαρτίζονται από οικονομικά δεδομένα και οι δεύτερες προέρχονται από την τεχνική ανάλυση (ιστορικές τιμές, χρηματιστηριακοί δείκτες κ.λ.π.). Οι σημαντικότερες μεταβλητές είναι:

Ταμειακές ροές, πληθωρισμός, αλλαγή στον πληθωρισμό ή στη μέτρηση του απρόσμενου πληθωρισμού, κέρδη, επιτόκια, προηγούμενες αποδόσεις ή τιμές δεικτών (ή μετοχών), απόδοση μερισμάτων, ο όγκος των συναλλαγών σε κάθε μετοχή ή δείκτη, το περιθώριο μεταξύ της απόδοσης της επένδυσης και της ασφαλισμένης επένδυσης σε ομόλογα, απόδοση ενός βραχυπρόθεσμου έντοκου γραμματίου δημοσίου, αλλαγή στην απόδοση ενός βραχυπρόθεσμου έντοκου γραμματίου του δημοσίου, περιθώριο μεταξύ των αποδόσεων των βραχυχρόνιων και των μακροχρόνιων έντοκων γραμματίων του δημοσίου, περιθώριο στην απόδοση μεταξύ μιας ξαφνικής αλλαγής στη μετοχή και του

βραχυπρόθεσμου έντοκου γραμμάτιου, ποσοστό αύξησης της βιομηχανικής παραγωγής, ποσοστό ανεργίας κλπ.

Πολλοί συγγραφείς χρησιμοποιούν περισσότερες από μια μεταβλητές στα μοντέλα που ανέπτυξαν, ενώ άλλοι χρησιμοποιούν μόνο χρονολογικές σειρές τιμών δεικτών (ή μετοχών) και τις προσαρμόζουν στα μοντέλα πρόβλεψής τους, χωρίς να λάβουν υπόψη τους άλλες μεταβλητές όπως μερίσματα, επιτόκια, ποσοστά ανάπτυξης, πληθωρισμό κ.λπ.

2.3.2.3 Τεχνικές μοντελοποίησης των συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.2.3 παρουσιάζονται τα μοντέλα και οι μέθοδοι πρόβλεψης, οι προ-επεξεργασίες ή μετασχηματισμοί, το μέγεθος και οι συχνότητες των οικονομικών δεδομένων.

Πίνακας 2.3.2.3: Τεχνικές μοντελοποίησης, επεξεργασίας και συχνότητας δεδομένων

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Aktas, R. et al (2003)	Yes	D, W, 15D: 1992-2000 (cumulative abnormal returns)	Multiple regression model, multiple discriminant model, logit model
Andersen, T. et al (2002)	Log	D: 1366 from January 2, 1993 until May 29, 1998, Five minute: 107,914	Simple multivariate model with an explicit factor structure.
Arango, L.-E. et al. (2002)	Yes	D: 1482	ESTR-GARCH model
Areal & Taylor (2000)	No	Five-minute: 285960 (2 January 1986 until 29 December 1998)	Method to measure daily volatility from intraday returns.
Assaf, A. (2005)	Log	D: April 1, 1997 to April 26, 2002.	ARFIMA
Avramov, D. (2000)	N/P	M: 762	Asset pricing model
Aydogan & Gursoy (2000)	No	M: 1986-1999	Time series regression model
Bacmann & Dubois (2002)	Yes, ln	W: 698 M: 160 for Argentina, Malaysia, Mexico, Philippines, South Korea, Taiwan and Thailand, W: 620 M: 143 for Chile, W: 594 M: 137 for India, and W: 359 M: 83 for Brazil.	GARCH (1, 1) model
Bajari & Krainer (2004)	Yes, Exp, log	12,719 recommendations from analyst	An Empirical Model of Stock Analysts' Recommendations
Balaban, E. et al(2003).	Yes, Ln	12/1988-12/1997: W, M	Eleven models
Bali & Lu (2004)	Yes, ln, VIX/252 ^{1/2}	D: 4029 and high-frequency intra-daily data	SGED-GARCH
Balvers, R. et al. (1990)	Yes, ln	M: 490 Q: 162 Y: 40 3Y: 38 5Y: 36	Standard neoclassic growth model with serial correlation in aggregate outputs

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Barkoulas, J. et al. (2000)	No	W: 521	ARFIMA
Batra, A. (2004)	Log	M: 4/1979 - 3/2003 (sensex) M: 1/1988- 12/2001 (IFCG)	Asymmetric GARCH model (E-GARCH)
Beltratti & Morana (2005)	Log	D: 1/1970-9/2001	The common long memory factor model (Markov switching mean model)
Beran & Ocker (2001)	Yes	W: (1/1/1992 to 10/11/1995.)	SEMIFAR model
Beran J. et al (2003)	N/P	D: (January 2, 1992 to November 10, 1995)	SEMIFAR model
Berg, L. (2003)	Yes log	D: 3398	Mixture distribution model, (T-GARCH, MA)
Bhardwaj & Swanson (2005)	Ln, exp et al.	D: 20105	ARFIMA
Bilson, C. et al. (2002)	Yes (N/A)	M: 1/1984-12/1997	International Market Model (IMM) (Regression model)
Black et al.(2003)	Yes (ln, exp et al)	Q: 3/1947-12/2000	VAR model
Blair, B. et al (2001)	Ln	D: 1519 (in sample period from 2 January 1987 to 31 December 1992) D: 1768 (out-of-sample period from 4 January 1993 to 31 December 1999) Five-minute: N/A	7 ARCH models,
Bley & Olson (2005)	Ln	D: 3643 (VXO and S&P 100 index) D: 3643 (VIX and S&P 500 index) D: 843 (VXN and NASDAQ 100 index) For W volatility forecasts	Historical standard deviation models, conditional volatility models, and volatility index models. (RW, Historical mean method, MA (4 models), Exponential Smoothing, OLS Regression, GARCH(1,1), EGARCH, TARCH, Single-Factor Volatility Index, Multi-Factor Volatility Index, Component ARCH).
Bluhm & Yu (2001)	Yes, squared returns, log	D: 2876	Historical mean model, EWMA, GARCH, GJR-GARCH, EGARCH, GARCH-M and the SV model.
Bond & Cummins (2004)	N/P	3-M (Q): 1975-2003	An empirical model
Bradshaw et al. (2005)	Natural log	6-M: 12	Descriptive statistics
Bredin & Hyde (2005)	Exp	M: 2/1980-12/2001	Smooth transition regression (STR) model.
Brzezczynski & Welfe (2004)	Yes	D: 760	Factor and predictive GARCH models
Bulkley & Holt (1999)	No	Y: 23	Econometric model (regression model)
Cavalcante & Assaf (2004)	Log, squares, absolute prices.	D: 2063	FIGARCH model with modified rescaled range R/S statistic and the rescaled variance V/S statistic
Cecconi, M. et al (2002)	No	D: 4254 (1/101985-18/1/2002)	GARCH TGARCH ANST-GARCH FIGARCH, VXN.

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Charles-Darne (2003)	No	D: (3/1/2000-17/5/2002)	CARCH models for outliers corrected data.
Chen et al (2000)	Yes, log	6-M: 66 M: 371	Cross-sectional regression specifications
Chiarella, C. et al (2005)	Yes, log	M: 272	Econometric model (spurious regression model)
Chopin & Zhong (2001)	N/A	M: 1/1968-11/1996	A vector autoregressive (VAR) representation in a generalized Vector-Error-Correction Model (VECM)
Chou, R. et al (2005)	Log	W: 835 (1/4/1988-1/2/2004)	Conditional Autoregressive Range (CARR) model with Range-Based Dynamic Conditional Correlation Model (DCC)
Christoffersen, P. et al (2005)	Ln	D: 1/1/1963-31/12/1995 (1990-1995 empirical results) used Wednesday options data.	Model investigated through an integrated analysis of returns and options data. (Component model as a natural extension of a rearranged version of the GARCH(1,1) model.)
Ciccone S. (2003)	Yes	M: 240	Cross-sectional regression model with added forecast property variables, loss dummy variables, and optimism dummy variables.
Claessen-Mittnik (2002)	Yes	D: 982	GARCH
Cornelis A. & Los, Ph.D. (2000)	No	W: 74-690 (1986-1996)	RW
Corrado et al (2004)	Natural log	D: 3544 (S&P 100, S&P 500 indices) D: 2266 (Nasdaq 100 index)	GJR-GARCH
Cremers, M. (2002)	N/P	M: 540	Bayesian model selection perspective
Danilov & Magnus (2004)	Yes, log	Y: (1954-2001)	Econometrics (protesting on forecasts)
Daouk & Guo (2003)	N/P	D: 3/1/1980-26/3/1999.	Switching regime EGARCH model
Darrat & Zhong (2001)	N/A	W: 402 (for the Shanghai stock index) W: 383 (for the Shenzhen stock index.)	Random-walk (NAÏVE) model
Degiannakis & Xekalaki (2001)	N/P	D: 456	Prediction Error Criterion for Model Selection (PEC).
DeStefano, M. (2004)	Log	M: 628 (1948-2001)	Dividend discount model (DDM)
Drobetz & Wegmann (2000)	Ln	Q: 1973-1998	Two-stage regime switching model
Dueker, M. (1997)	Yes, ln.	D: 6/1/1082-31/12/1991 (S&P) D: 1986-1992 (VIX)	GARCH/Markov switching volatility model
Dufrenot, G. et al (2005)	Log, x^2 , x^4	D: 1997-2003.	2-regime SETAR model with a long-memory process in the first regime and a short-memory process in the second regime.
Eisler & Kertesz (2004)	Log	15sec: 1.829.545 (1/1999-12/2001) (for DAX) 1min: 266.966 (1/2000-9/2002) (for NYSE200)	Lux model.
Engle & Gallo (2003)	Absolute price	Intraday and D: 4/11988 - 30/121997	Multiplicative Error Model

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Faugere & Shawky (2002)	Yes, ln	Q: 128	Stochastic growth model
Felix, J. et al (2004)	Log	D: 9312	Nearest neighbor (NN) predictors
Filloi, J. (2003)	No	D: 4000 (1990/03/01 to 2003/05/20)	MMAR
Fornari & Mele (1997)	N/P	D: 1494	Volatility-switching ARCH model
Franses & Leij (2003)	Yes, absolute returns	D: 2000	GARCH-IE (IE: innovation effects) model.
Friedman & Shachmurove (1997)	Yes, natural logarithm	D: 1/1/1988 to 12/31/1994.	VAR model
Füss & Herrmann (2005)	ln	D: 216 to 218	Power-in-Mean-GARCH model
Garrett, I. et al (2004)	No	M: 1/1988-12/1999	VECM and (E and L) STR model
Gemmill & Saflekos (1998)	Yes, log	D: from January 1st 1987 to December 31st 1997. (one day per month)	Two-lognormal mixture distribution method (the method does help to reveal market sentiment during elections)
Ghysels, E. et al (2005)	Yes, squared return, exp	D: January 1928 to December 2000. (W, M, 2M, Q, returns produced from daily data)	Mixed data sampling (or MIDAS) approach. Forecasts the monthly variance with a weighted average of lagged daily squared returns.
Giot & Laurent (2004)	ln, exp	D: 1249 (CAC40) D: 3241 (S&P500)	ARFIMAX(0,d,1)-skewed Student model, Skewed Student APARCH model.
Granger & Hyung (1999)	N/A	D: 17054	Linear model with occasional breaks in mean
Griffin, J. et al (2004)	Log	W: 150+	VAR model with turnover returns and GARCH volatility
Guedj, O. et al (2004)	No	N/A	Bias, herding and gossamer information
Guermat, C. et al (2003)	Natural logarithm	D: 1566 (For six years period)	GARCH(1,1)
Guidolin & Timmermann (2004)	ln	M: 552	A complicated four state Markov-Switching model with regimes characterized as crash, slow growth, bull and recovery states (Econometric)
Guo, H. (2003)	Yes	Q: (1952-2002)	Capital asset pricing model (CAPM)
Hamilton J. & Lin G. (1996)	Yes, log	M: 339	Markov-switching and variants
Handa, P. & Tiwari, A (2000)	N/P	M, Q: January 1954 to December 1998	Regression non- Bayesian model
Han-Kim & Singal (2000)	Yes	M: 249 (in 9 countries), 141 (in 7 countries), 81, 117, 128, 81, 213 in total 20 countries	ARCH and GARCH
Hardle, W. et al (2001)	Exp, ln	D: 5479	Ergodic diffusion and a deterministic growth process.
Hayo & Kutan (2005)	Log	D: 3497 (1 July 1997 to 31 December 1999)	GARCH with IMF news.
Hol, E. et al (2002)	Log	D: 3906 D: 2273	Stochastic Implied Volatility (SIV).
Huang et al. (2004)	N/P	W: 676	Support Vector Machine (SVM) combined model

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Hueng & McDonald (2005)	N/P	D: (July 1962 to December 2000.)	Autoregressive conditional density (ARCD) model
Hyung, N. (2005)	N/P	D: 5550	Break-GARCH, volatility components model, Regime-switching GARCH, and FIGARCH
Ibbotson & Chen (2003)	No	Y: 75	Six Methods for decomposing historical equity returns (a. Building Blocks Method, b. Capital Gain and Income Method, c. Earnings Model, d. Dividends Model, e. Return on Book Equity Model, f. GDP Per Capita Model)
Jamaleh, A. (2001)	Ln	D: (4/1/1994-30/12/1997)	SETAR model
Jansen & Wang (2005)	Natural log	M: 170	Fed model (VECM)
Jawadi & Koubaa (2004)	Log	N/A	STECM model
Jegadeesh, N. (1990)	No	M: 1934-1987	Cross-sectional regression model
Jorion & Goetzmann (1999)	No	M: N/P (1/21-12/96)	Methodology, which calculate returns using the local currency, the price index, and the dollar.
Jorion, P. (2003)	Ln	M: 432-912 (obs.)	Methodology that applies variance ratio tests to long term returns
Jungbacker & Koopman (2005)	Yes, log	Sec: 23400 (one day) D: 61	Model-based framework using high-frequency data (model that takes account of micro-structure noise together with intra-daily volatility patterns and stochastic volatility)
Karmakar, M. (2004)	Log	D: 3076 (prices) M: 156 (volatility for forecasting)	GARCH
Kavussanos & Visvikis (2005)	Natural log	D: (8/1999-6/2004)	VAR, VECM, SURE-VECM, ARIMA
Kearney & Poti (2004)	Yes	W: (12/1974-3/2004) Computed to Y/2: 61 (obs.)	Time-series model similar to Campbell, Lettau, Malkiel and Xu (2001)
Killion & Muravytska (2005)	Log	N/P: 1995-2004	"APT-style" model
Kirikos & Terzakis (1999)	No	M: 109	Markov process
Koustantis & Serletis (2004)	Log	M, Y: 1560, 130 (1871-2000).	ARFIMA
Krolzig & Toro (2004)	Ln	N/A: 1926-1985	Stochastic present value model (three-regime Markov-switching vector autoregression model)
Lee, J. et al (2000)	Log	D: 2824(KOSPI200) D: 5751 (KOSPI) W: 1021	FIGARCH
Lee, S-J. et al (2005)	No	D: 1205 (1/1/1997-31/12/2001)	Diffusion model (Lotka-Volterra model)
Liew, K-S. et al (2003)	No	D: 3087	AR-GARCH, STAR- GARCH,
Lillo & Farmer (2004)	N/P	N/A: 1999-2002 (market orders, limit orders cancellations)	Long memory process (Econometric)
Lin & Wang (2005)	Log multiplied by 100	D: 9/11/1979-5/4/2005.	EGARCH (1, 1) and GJR GARCH (1, 1)

Αρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Liu & Lee (1997)	Yes	D: 250	Intelligent system to assist small investors to determine stock trend signals for investment in stock business. (RSI, MFI & MA)
Lovatt & Parikh (2000)	N/P	M, Q, Y: 2/1980-12/1994	Phillips-Loretan error-correction model
Lovatt, D. (2000)	Yes	M: (1980-1996)	P-L model (error-correction model proposed by Phillips and Loretan (1991))
Lux et al.(2004)	N/P	D:7000 (1975-2001)	ARMA, GARCH
Manzan, S. (2005)	Yes, log	Y: (1871-2003)	STAR model
Marcucci, J. (2003)	Yes	D: 2882	MRS-GARCH
Maris, K et al. (2004)	No	W: 141 (27/8/1999-28/6/2002)	Random walk model, mean model, exponential smoothing model and four models from the ARCH family (ARCH, GARCH, EGARCH, TARCH).
Mattes, J. (2004)	Yes, log	D: 3000 (1972-2001) M: 359	Regression models
McKibben (1971)	Yes	D: 3360	Econometric model
McMillan, D. (2003)	exp	Q: 1975Q1-2001Q4	Exponential smooth transition threshold model,
Miles, W. (2002)	Difference in the log of dollar index prices.	M: 12/1975-4/2001	AGARCH, GARCH,T-GARCH
Miyahara & Novikov (2002)	Yes	N/P	Geometric Levy Process Pricing Model (models for stock prices which relates to random processes with independent homogeneous increments)
Mobarek & Keasey (2000)	Yes, ln	D: 2638	ARIMA (2,0,1)
Naes, R. (2004)	Yes	Every order and trade (597 trading days): 2/1999-5/2001	Panel regression approach (GH-method and GKN-method)
Niglio, M. (2002)	Ln	D: 1304	Logistic Double Smooth Transition (LDST) model
Nwokoma, N. (2005)	No	Q: 44	Time-series regression model
Ogden, J. (2003)	Yes	M: 1947-2000	Statistics , Asset pricing model by Gibbons and Ferson (1985) (with a cross-sectional regression)
Ogum et al. (2002)	Ln	D: 2340	EGARCH
Oomen, R. (2001)	Yes, log, squared intra-daily returns	25 minute Intra-daily: (1.1 million)	ARFIMA
Oomen, R. (2002)	N/P	(2 May 1990 - 11 January 2000; 2445 observations)	ARFIMA
Pandey, A.(2003)	Ln	D: 736 (1747 all sample) 5-D: 146 M: 35	GARCH, Empirical performance of various unconditional volatility Estimators
Park & Lee (2003)	Yes	M: 1/1990-12/1999 (from daily prices)	Stock price multiples (industry medians of price earnings ratio (PER), price book value ratio (PBR), price sales ratio (PSR), and price cash flow ratio (PCR) to calculate the forecasted stock price)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Patev & Kanaryan (2004)	Yes	D: (24/10/2000 – 19/11/2004)	EWMA with t distributed innovations and EWMA with GED distributed innovations.
Pereira, R. (2004)	Yes	W: (1998-2004)	GARCH, MA, RW etc.
Perez-Cruz, F. et al. (2003)	Ln	D: 1480 FTSE100 D: 2009 IBEX35 D: 1070 NIKKEI D: 1220 S&P500, GM, HP.	GARCH model using SVR
Peters, J-P. (2001)	Yes, ln	D: 3935	GARCH, EGARCH, GJR and APARCH models
Raaij, G. & Raunig, B. (2002)	Yes, ln	D: 2609	(1-4) GARCH-t models, (5) equally weighted moving average (MA) of squared returns, (6) exponentially weighted moving average (EWMA) of squared returns
Rookley C. (1998)	No	D: (1/1989-10/1993)	Put-Call Parity Bias
Sanso, A. et al (2003)	No	W: 5/1985-4/1995	IGARCH, ARCH (Iterated Cumulative Sum of Squares (ICSS) with k2 test)
Sarno, L. et al. (2005)	Yes, log	W: 734	Vector Equilibrium Correction Model
Shaikh, A. (1998)	Yes	N/P	Theoretical approach
Sharpe, S. (2005)	Yes, log	M & Y: from 1979-1998	Extension of a log-linear dividend-price ratio model
Sibbertsen, P. (2004)	Absolute price	D: 9590 4/1/1960-30/4/1998,	GPH-estimator and tapered GPH-estimator, (TGPH), sample variance and Wavelet Estimation
Skaradzinski, D. (2003)	Yes, log	D: 1243	AR model with several statistics.
Spann & Skiera (2003)	Yes	D: 152	Internet-based virtual stock markets (VSMs approach)
Stentoft, L. (2005)	100Xln (S1/S2)	N/P: 1989 to 1995	GJR-GARCH, exponential GARCH (denoted as EXPGARCH),
Tauchen, G. (2001)	Yes	N/P	Various models
Taylor, J. (2003)	Log, exp	W: 400	(New) smooth transition exponential smoothing method (that uses a logistic function as adaptive smoothing parameter.)
Taylor, S. (2001)	Yes, ln	Uses D but T is 1, 2, 3, 6, 12, 18 and 24 months. (1989 to 1998) n=504.	FIEGARCH(1, d, 1) model and SV model
Tolvi, J. (2002)	Log	D: 1712-3761 obs (1/1987-6/2001)	ARFIMA-FIGARCH model.
Tse, Y.K. (1991)	Log	D:1072 (1986-1989)	EWMA, GARCH, ARCH
Turiel A. et al (2005)	Yes	D: 10 years (48458 points)	Reconstructible multifractals
Virtanen & Yli-Olli (1987)	Yes	M: 120, Q: 40 (1975-1984), 1985-1986 (for measure the forecasting)	ARIMA and econometric model, composite model
Wallmeier, M. (2005)	Yes	M: 1991-2000	Analysts' Earnings Forecasts
Watanabe & Yamaguchi (2005)	Ln	Every 2 minutes prices during the period 4 January 2000 to 30 December 2003.	ARFIMA, HAR
Wolf, M. (2000)	Ln	M: 480 (NYSE) M: 577 (S&P 500)	Subsampling method (resampling methods for stationary dependent data) (used VAR model with GARCH innovation)
Wong et al. (2003)	No	D: 21years	Test statistic for measure performance MA, RSI

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων	Μοντέλα
Worthington & Valadkhani (2004)	Yes, log	D: 4957	ARMA
Yao, J. et al (2005)	N/P	M: 12/1979-3/2000	Dynamic regression models in both the multivariate and the univariate frameworks (Matrix normal dynamic linear model (DLM))
Yu & So (2003)	Log	D: 1/1980-12/1997 (Hong Kong stock market) D: 1/1980-12/1998 (the rest)	Seven GARCH models, (RiskMetrics model, 2GARCH, 2FIGARCH, 2IGARCH)
Yu, Jun (2002)	Natural logarithm	D : 4741	SV model, GARCH, RW, Historical average, MA, simple regression, ES, EMA, ARCH, GARCH,
Zhang, D. et al. (2005)	N/P	W: 522	Markov-switching ARCH model and cumulative sum of squares (CUSUM) type tests
Zontos, Skiadas & Valvis (2000)	No	D: (1/1/1993-9/11/1998)	MA (long & short term)

Σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα, προ-επεξεργασία δεδομένων έχει γίνει στα 105 από το σύνολο των 150 άρθρων. Σε 23 άρθρα χρησιμοποιούνται πραγματικά δεδομένα χωρίς προ-επεξεργασία στο μοντέλο, και στα υπόλοιπα δεν παρέχονται καθόλου πληροφορίες για το αν πραγματοποιήθηκε προ-επεξεργασία δεδομένων (Not provided-N/P). Σχεδόν όλοι οι χρησιμοποιούμενοι μετασχηματισμοί είναι φυσικοί λογαριθμικοί μετασχηματισμοί των τιμών των μετοχών ή δεικτών και χρησιμοποιήθηκαν τις περισσότερες φορές για να περιγράψουν την απόδοση των μετοχών. Ορίζοντας ως P την τιμή (μετοχής ή δείκτη), η απόδοση παρουσιάζεται σε κάποια άρθρα ως $R = \log(P_t) / \log(P_{t-1})$, όπου t είναι ο χρόνος. Στις περιπτώσεις όπου οι ερευνητές χρησιμοποίησαν μόνο τιμές μετοχών ως μεταβλητές και όχι αποδόσεις, τότε η τιμή P μετασχηματίστηκε απλά σε $\log(P)$.

Ο λογαριθμικός μετασχηματισματισμός γίνεται για δύο κυρίους λόγους. Ο πρώτος είναι το ενδεχόμενο ύπαρξης σημαντικών διαφορών στις τιμές του δείκτη ή της μετοχής (συμβαίνει στις περισσότερες οικονομικές χρονολογικές σειρές), οι οποίες τείνουν να ακυρώσουν μια σταθερή σχέση μεταξύ των αυθεντικών τιμών των μεταβλητών. Ο δεύτερος λόγος είναι ότι, κατά τη χρησιμοποίηση των λογάριθμων, η αποδοτικότητα των εκτιμήσεων αυξάνεται, επειδή η ετεροσκεδαστικότητα στην ανάλυση παλινδρόμησης μειώνεται. Επίσης, στην περίπτωση της ανάλυσης χρονολογικών σειρών, η διακύμανση μπορεί να επιτευχθεί πιο εύκολα. Η

προεπεξεργασία των δεδομένων παρουσιάζεται στη δεύτερη στήλη του παραπάνω πίνακα.

Οι συνήθεις συχνότητες των δεδομένων που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία είναι ετήσιες (Y), τέταρτα του έτους (Q), μηνιαίες (M), εβδομαδιαίες (W), ημερήσιες (Δ) και συχνότητες κατά τη διάρκεια της μέρας, δηλαδή λεπτών ή ακόμη και δευτερολέπτων (intra-Day, min, sec). Το μέγεθος των χρονολογικών σειρών εξαρτάται από τη συχνότητα και η συχνότητα εξαρτάται από το μέγεθος, ανάλογα με τους στόχους των ερευνητών. Για ένα μακροπρόθεσμο ορίζοντα, χρησιμοποιούνται ετήσιες, τριμηνιαίες ή μηνιαίες συχνότητες δεδομένων-στοιχείων και για ένα βραχυπρόθεσμο ορίζοντα, ημερήσιες ή μικρότερες από ημερήσιες συχνότητες. Πολλοί ερευνητές δεν παρουσιάζουν τον ακριβή αριθμό δεδομένων (παρατηρήσεων), αλλά εκθέτουν τον ορίζοντα από τον οποίο εξήγαγαν τα δεδομένα (π.χ. M: 1/11/995-31/12/2004). Όλα τα διαθέσιμα στοιχεία για τη συχνότητα, το μέγεθος και τον αριθμό των παρατηρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν στα άρθρα παρουσιάζονται στην τρίτη στήλη του παραπάνω πίνακα.

Είδη συμβατικών μοντέλων: Οι περισσότερες τεχνικές που παρουσιάζονται στα 150 άρθρα, είναι προγενέστερα μοντέλα και έχουν εφαρμοστεί και σε άλλους τομείς, όπως για την πρόβλεψη πωλήσεων προϊόντων, συναλλαγματικών ισοτιμιών, ποσοστών ανεργίας, αύξησης πληθυσμών και άλλων. Πολλοί ερευνητές υιοθέτησαν αυτές τις τεχνικές και προσπάθησαν να προβλέψουν τις χρηματιστηριακές αγορές. Όπως παρουσιάζεται στον παραπάνω Πίνακα 2.3.2.3. στη στήλη 4, ένας μεγάλος αριθμός συμβατικών μοντέλων έχει χρησιμοποιηθεί στην πρόβλεψη μετοχών ή δεικτών χρηματιστηρίων. Τα κυριότερα μοντέλα που χρησιμοποιούν οι συγγραφείς είναι:

Το γενικευμένο αυτοπαλίνδρομο με συμβατική ετεροσκεδαστικότητα μοντέλο (GARCH), το αυτοπαλίνδρομο (AR), το υπόδειγμα του κινούμενου μέσου όρου (MA), 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 διακράτιση (B&H) και τα μοντέλα στοχαστικής μεταβλητότητας (stochastic volatility models) (SV) είναι οι δημοφιλέστερες τεχνικές πρόβλεψης που συναντώνται στη βιβλιογραφία.

Επίσης, μερικές επεκτάσεις των ανωτέρω μοντέλων, όπως το ARFIMA, έχουν εφαρμοστεί από τους Barkoulas, J. et al (1997), Oomen (2001 και 2002), Watanabe και Yanaguchi (2005), Bhardwaj και Swanson (2005), Giot και Laurent (2001), το FIGARCH από τους Cavalcante και Assaf (2004), Taylor, S., (2000), Yu και So (2002), Cecconi, M. et al (2002) και το ARFIMA-FIGARCH από τον Tolvi, J., (2004). Όλες αυτές οι τεχνικές πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν για πρόβλεψη με χρήση μεγάλης μνήμης (long memory process).

Επίσης, το αυτοπαλίνδρομο μοντέλο εξομαλούμενης μετάβασης (STAR) χρησιμοποιήθηκε από τους Manzan, S. (2005) και τους Khim-Sen Liew et al και το αυτοπαλίνδρομο υπόδειγμα (Shelf-Exciting Threshold Autoregressive model) (SETAR) εφαρμόστηκε από τους Jamaleh, A., (1998) και Dufrenot, G. et al. (2005). Οι τελευταίοι ερευνητές χρησιμοποίησαν 2 σταθερά επαναλαμβανόμενα γεγονότα του υποδείγματος SETAR, μια διαδικασία μεγάλης-μνήμης στο πρώτο γεγονός και μια διαδικασία μικρής-μνήμης στο δεύτερο γεγονός. Ως λιγότερο δημοφιλείς τεχνικές μπορούν να θεωρηθούν το διανυσματικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε κυρίως από τους Friedman και Shachmurove (1997), Black et al (2001), Chopin και Zhong (2000) και το μοντέλο cross-sectional που χρησιμοποιήθηκε κυρίως από τους Ciccone S. (2003), Jegadeesh, N. (1990), Ogden, J. (2003) και άλλους.

Μια συνηθισμένη τεχνική πρόβλεψης είναι ο κινούμενος μέσος όρος (MA) και οι επεκτάσεις του. Αυτή η προσέγγιση εφαρμόστηκε από τους Yu, Jun (2002), Bley και Olson (2005), Pereira, P (2004) και Zontos et al (1999) και ο εκθετικός-σταθμικός κινούμενος μέσος όρος (EWMA) από τους Raaij, G. και Raunig, B. (2002), Patev και Kanaryan (2004) και Tse, Y.K. (1991).

2.3.2.4 Σύγκριση με άλλα συμβατικά μοντέλα

Στον Πίνακα 2.3.2.4 παρουσιάζονται άλλα μοντέλα και μέθοδοι πρόβλεψης, τα οποία χρησιμοποίησαν οι ερευνητές για να συγκρίνουν και να αξιολογήσουν το δικό τους μοντέλο (Modeling Benchmark).

Πίνακας 2.3.2.4: Μοντέλα σύγκρισης

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Aktas, R. et al (2003)								Multiple regression, Multiple discriminant, Logit, ID
Andersen, T. et al (2002)								√
Arango, L.-E. et al. (2002)								Benchmark linear model
Areal & Taylor (2000)								ARMA
Assaf, A. (2005)		√						ARFIMA
Avramov, D. (2000)								i) CAPM; ii) FF; iii) the three FF factors plus WML, iii) plus DEF and TERM; and v) plus WML, DEF, and TERM.
Aydogan & Gursoy (2000)								√
Bacmann & Dubois (2002)					√			
Bajari & Krainer (2004)								√
Balaban, E. et al (2003).			√	√	√			√
Bali & Lu (2004)	√				√			√
Balvers, R. et al. (1990)								√
Barkoulas, J. et al (2000)			√	√				ARFIMA
Batra, A. (2004)					√			
Beltratti & Morana (2005)								√
Beran & Ocker (2001)					√			SEMIFAR model
Beran J. et al (2003)			√					√
Berg, L. (2003)					√			MA, Mixed model
Bhardwaj & Swanson (2005)	√	√	√	√	√			√, STAR
Bilson, C. et al. (2002)								√
Black et al.(2003)								√
Blair, B. et al (2001)					√			
Bley & Olson (2005)				√	√			√

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Bluhm & Yu (2001)					√	√		√
Bond & Cummins (2004)								√
Bradshaw et al (2005)							√	
Bredin & Hyde (2005)								√
Brzezczynski & Welfe (2004)					√			
Bulkley & Holt (1999)								√
Cavalcante & Assaf (2004)								√
Cecconi, M. et al (2002)					√			√
Charles-Darne (2003)			√		√			
Chen et al (2000)								√
Chiarella, C. (2005)								√
Chopin & Zhong (2001)								√
Chou, R. et al (2005)								Constant conditional correlation (CCC) model, exponential smoothing method, MA100
Christoffersen, P. et al (2005)					√			Single-component volatility model
Cicccone S. (2003)							√	
Claessen & Mittnik (2002)		√	√	√	√			√
Cornelis A. Los, Ph.D. (2000)				√				√
Corrado et al (2004)					√			
Cremers, M. (2002)			√					√
Danilov & Magnus (2004)								√
Daouk & Guo (2003)					√			GJR-GARCH, EGARCH, SW-GARCH, SW-GJR-GARCH, SW-EGARCH.
Darrat & Zhong (2001)	√			√	√			ANNs
Degiannakis & Xekalaki (2001)								AIC, SBC, PEC et al (NOT prediction models but criteria for selective model)
DeStefano, M. (2004)								ID
Drobotz & Wegmann (2000)								√

Άρθρο

Duiker, M. (1997)

Dufrénot, G. et al (2005)

Eisler & Kertész (2004)

Engle & Gallo (2003)

Faugere & Shawky (2002)

Felix, J. et al (2004)

Fillol, J. (2003)

Fornari & Me (1997)

Franses & Le (2003)

Friedman & Shachmurove (1997)

Friss & Herrmann (2005)

Garrett, I. et al (2004)

Gemmill & Saffekos (1998)

Ghysels, E. et al (2005)

Giot & Laurent (2004)

Granger & Hyung (1999)

Griffin, J. et al (2004)

Guedj, O. et al (2004)

Guermat, C. et al (2003)

Guidolin & Timmermann (2004)

Guo, H. (2003)

Hamilton J. & Lin G. (1996)

Handa, P. & Tiwari, A (2000)

Han-Kim & Singal (2000)

Hardie, W. et al (2001)

Hayo & Kutan (2005)

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Dueker, M. (1997)					√			4 GARCH/Markov switching volatility models 1 GARCH, 1 SWARCH-L
Dufrenot, G. et al (2005)		√						FARIMA
Eisler & Kertesz (2004)								Lux model
Engle & Gallo (2003)					√			√
Faugere & Shawky (2002)						√		
Felix, J. et al (2004)	√						√	Risk-adjusted Buy-and-hold (1998)
Filloi, J. (2003)					√	√		FIGARCH
Fornari & Mele (1997)					√			√, GJR GARCH
Franses & Leij (2003)					√			
Friedman & Shachmurove (1997)								√
Füss & Herrmann (2005)					√			EGARCH, PM-GARCH
Garrett, I. et al (2004)								√
Gemmill & Saflekos (1998)								Black/ Scholes model
Ghysels, E. et al (2005)					√			Rolling window approach, French et al. (1987)
Giot & Laurent (2004)								√
Granger & Hyung (1999)								√
Griffin, J. et al (2004)								√
Guedj, O. et al. (2004)								√
Guermat, C. et al (2003)					√			
Guidolin & Timmermann (2004)								5-factor Fama-French linear model
Guo, H. (2003)								√
Hamilton J. & Lin G. (1996)			√		√	√		
Handa, P. & Tiwari, A (2000)								√
Han-Kim & Singal (2000)					√			
Hardle, W. et al (2001)								√
Hayo & Kutan (2005)					√			

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Hol, E. et al (2002)					✓			Stochastic Volatility
Huang et al. (2004)				✓				SMV, RW, QDA, LDA, EBNNs
Hueng & McDonald (2005)					✓			
Hyung, N. (2005)				✓	✓			GJR-GARCH, Exponential Smoothing (ES), EWMA.
Ibbotson & Chen (2003)								✓
Jamaleh, A. (2001)			✓	✓	✓			VaR, GARCH-L, SETAR
Jansen & Wang (2005)			✓					Fed model. (VECM), nonlinear model, modified VECM, STAR
Jawadi & Koubaa (2004)								✓
Jegadeesh, N. (1990)								✓
Jorion & Goetzmann (1999)								✓
Jorion, P. (2003)								✓
Jungbacker & Koopman (2005)								✓
Karmakar, M. (2004)			✓	✓	✓			Simple regression model, historical mean model
Kavussanos & Visvikis (2005)	✓			✓				VECM, restricted VECM, VAR
Kearney & Potì (2004)								✓
Killion & Muravytska (2005)								✓
Kirikos & Terzakis (1999)				✓		✓		
Kousta & Serletis (2004)								✓
Krolzig & Toro (2004)						✓		
Lee, J. et al (2000)					✓			IGARCH, ✓
Lee, S-J. et al (2005)								ID
Liew, K-S. et al (2003)			✓	✓	✓			STAR, ARG
Lillo & Farmer (2004)								✓
Lin & Wang (2005)					✓			
Liu & Lee (1997)								N/C
Lovatt & Parikh (2000)								✓
Lovatt, D. (2000)								✓

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Lux et al.(2004)		√			√			FI-GARCH, ARFIMA, MF model
Manzan, S. (2005)					√			
Marcucci, J. (2003)					√			MRS-GARCH
Maris, K et al. (2004)				√	√			√
Mattes, J. (2004)							√	√
McKibben (1971)								Econometric
McMillan, D. (2003)								Linear model, logistic smooth transitions threshold models.
Miles, W. (2002)					√			√
Miyahara & Novikov (2002)								√
Mobarek & Keasey (2000)	√	√	√	√				
Naes, R. (2004)								√
Niglio, M. (2002)								Double Threshold ARCH (DTARCH) model
Nwokoma, N. (2005)								√
Ogden, J. (2003)								Asset pricing model
Ogum et al. (2002)					√			
Oomen, R. (2001)		√			(EGARCH, GJR-GARCH)			ARFIMA
Oomen, R. (2002)		√						√
Pandey, A.(2003)					√			√
Park & Lee (2003)								√
Patev & Kanaryan (2004)								RiskMetric, EWMA-t, and EWMA-ged.
Pereira, R (2004)				√	√			HIS, MA, WMA, ES, EWMA, ARCH, GJR-GARCH(1, 1), EGARCH(1, 1)
Perez-Cruz, F. et al (2003)					√			
Peters, J-P. (2001)					√			√
Raaij, G. & Raunig, B. (2002)					√			√
Rookley C. (1998)								√
Sanso, A. et al (2003)					√			√
Sarno, L. et al. (2005)						√		

Άρθρο	ARIMA	ARMA	AR	RW	(G)ARCH	SV (Markov)	B&H	Λοιπά
Shaikh, A. (1998)								√
Sharpe, S. (2002)								√
Sibbertsen, P. (2004)								√
Skaradzinski, D. (2003)			√					
Spann & Skiera (2003)								√
Stentoft, L. (2005)					√			√
Tauchen, G. (2001)					√	√		EMM, SMM
Taylor, J. (2003)			√		√			√
Taylor, S. (2001)		√	√					ARFIMA.
Tolvi, J. (2002)								√
Tse, Y.K. (1991)					√			EWMA
Turiel A. et al (2005)								Geometrical method
Virtanen & Yli-Olli (1987)	√							Econometric models, composite models
Wallmeier, M. (2005)								Analysts' Earnings Forecasts, M1, M2, M3, M4, M5
Watanabe & Yamaguchi (2005)			√		√			ARFIMA, HAR
Wolf, M. (2000)								VAR, Generalized method of moments (GMM), Bootstrap approach
Wong et al. (2003)								√
Worthington & Valadkhani (2004)		√						
Yao, J. et al (2005)								√
Yu & So (2003)					√			√
Yu, Jun (2002)			√	√	√	√		√
Zhang, D. et al. (2005)								√
Zontos, Skiadas & Valvis (2000)							√	MA

Στα περισσότερα άρθρα προκειμένου να διερευνηθεί η αξιοπιστία και να υπάρξει κάποιο μέτρο απόδοσης των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν, πραγματοποιείται σύγκριση με άλλα μοντέλα που υπάρχουν στη βιβλιογραφία. Τα άρθρα που συλλέχτηκαν σε αυτή την ανασκόπηση ανήκουν σε δύο κατηγορίες: Στην πρώτη κατηγορία υιοθετείται ή δημιουργείται μια νέα μέθοδος πρόβλεψης για να προβλεφθεί μια χρηματιστηριακή αγορά, και στη συνέχεια

αρκετές φορές πραγματοποιείται σύγκριση μεταξύ της συγκεκριμένης μεθόδου με άλλες δημοφιλείς. Στη δεύτερη κατηγορία χρησιμοποιούνται διάφορα μοντέλα για να προβλεφθούν οι τιμές μετοχών ή δεικτών σε ένα χρηματιστήριο, χωρίς να είναι βασικός στόχος η σύγκριση των μοντέλων. Στην πρώτη κατηγορία το κύριο ζητούμενο είναι η παρουσίαση ενός μοντέλου που μπορεί να προβλέψει αποδόσεις χρηματιστηρίων με επιτυχία, ενώ στη δεύτερη, είναι η πρόβλεψη ενός συγκεκριμένου χρηματιστηρίου με μια ή πολλαπλές συμβατικές τεχνικές. Όλες οι τεχνικές πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στα 150 άρθρα, είτε συγκρίνονται μεταξύ τους είτε απλά χρησιμοποιούνται για την εξερεύνηση μιας συγκεκριμένης χρηματιστηριακής αγοράς, είναι άξιες αναφοράς, διότι δηλώνουν τη δυναμική τους, ανάλογα με τη συχνότητα που χρησιμοποιούνται.

2.3.2.5 Μέτρα αξιολόγησης των συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.2.5 παρουσιάζονται τα μέτρα και οι τεχνικές αξιολόγησης των αποδόσεων των μοντέλων (Performance Measures).

Πίνακας 2.3.2.5: Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης των μοντέλων

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Aktas, R. et al (2003)	Percentage of correctly classified negative or positive CARs, adj. R ² , Chi square, Wilk,s lamda, F stat, predicted positives and negatives counts, Accumulative abnormal returns.	Logit
Andersen, T. et al (2002)	Mean, St.Dev., Skew., Kurt.	Long memory models
Arango, L.-E. et al. (2002)	Coefficient, Standard error, t- statistic, p - Value. R ² , Standard deviation of dependent variable, Mean of dependent variable, Standard error of regression.	ESTR-GARCH model
Areal & Taylor (2000)	Distribution and autocorrelations of standardized daily returns, kurtosis, skewness.	Long memory process best describes volatility
Assaf, A. (2005)	Modified rescaled range statistic R/S proposed by Lo (1991), rescaled variance/S statistic developed by Giraitis etc (2003) (for long memory), maximum likelihood method, Box-Ljung statistic, RMSE.	ARFIMA
Avramov, D. (2000)	Sharpe ratio	CAPM
Aydogan & Gursoy (2000)	Return, EP coefficient, PBV coefficient, BETA coefficient, t-values	N/C
Bacmann & Dubois (2002)	Lagrange Multiplier Test, t-stat, chi-square test, Likelihood Ratio.	N/C
Bajari & Krainer (2004)	Log likelihood, Pseudo- R ² , %DEV, IVBELIEF, RELATION, R ²	N/C
Balaban, E. et al (2003).	MME(U), MME(O) (to penalize under/over-prediction), Mean error, MAE, RMSE, and MAPE	Exponential Smoothing Model
Bali & Lu (2004)	R ² , MAPE, t-statistics, etc	SGED-TGARCH and VIX
Balvers, R. et al. (1990)	F-statistics, Adj R ²	N/C
Barkoulas, J. et al (2000)	RMSE, MAD	ARFIMA
Batra, A. (2004)	MEAN(%)	N/C
Beltratti & Morana (2005)	BIC, % Correct, univariate, bi-variate and multivariate GPH estimator.	N/C
Beran & Ocker (2001)	BIC	SEMIFAR
Beran J. et al (2003)	S-PLUS function arima.mle and the AIC criterion, the ratios between the widths of prediction intervals.	SEMIFAR
Berg, L. (2003)	Adj R ² , log likelihood	N/P

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Bhardwaj & Swanson (2005)	Average and standard errors, MS(forecasting)E, Diebold and Mariano (DM: 1995) test, Clark and McCracken (CM: 2001) encompassing test	ARFIMA
Bilson, C. et al. (2002)	MEAN, STD Dev, Jarque-Bera test, Skewness, Goodness of fit, MIN, MAX, Excess Kurtosis Adjusted R ²	N/C
Black et al (2003)	OLS estimated VAR coefficients (standard errors), residual diagnostics, Wald tests, Q, t-statistics, R ²	N/C
Blair, B et al (2001)	Log-likelihood, MSE, R ² , robust t-ratios	Intraday returns more accurate measures of realized volatility than daily returns (in-sample analysis) Out-of-sample VIX provides more accurate forecasts than either low-frequency or high-frequency index returns
Bley & Olson (2005)	RMSE, MAE, MAPE, Theil Inequality Coefficient (TIC), and the Bias and Variance proportions of the mean squared forecast error.	a) The single-factor volatility index model, b) the exponential smoothing model, c) and the three-week moving average model (a total number of 14 models)
Bluhm & Yu (2001)	MSPE, MAPE, MAE, bounded violations, and the LINEX loss function.	N/P
Bond & Cummins (2004)	Volatility, Dispersion, square of the difference between consensus forecasts of earnings per share, etc.	N/C
Bradshaw et al (2005)	RATIO of target price to actual price, RETURN	N/C
Bredin & Hyde (2005)	AIC, R ²	N/C
Brzezczynski & Welfe (2004)	Direction quality measures (HIT)	N/P
Bulkley & Holt (1999)	Portfolio returns	N/C
Cavalcante & Assaf (2004)	Estimates of d for returns, absolute returns, squared returns, modified long-squared returns.	N/C
Cecconi, M. et al (2002)	Likelihood ratio, AIC, SIC, R ²	Similar results for all models (estimated volatility using GARCH models on the NASDAQ-100 Index have predictive power for the (implied-based) volatility index)
Charles-Darne (2003)	MSPE, MedSPE	Preferable to use outliers adjusted series than unadjusted whatever the steps-ahead forecasts
Chen et al (2000)	Daily skewness	N/C
Chiarella, C. (2005)	R ²	N/P
Chopin & Zhong (2001)	Akaike's minimum Final Prediction Error (FPE)	N/C
Chou, R. et al (2005)	R ²	CARR-DCC model
Christoffersen, P. et al (2005)	RMSE, MSE, Ratio MSE, ln-likelihood	New variance component model
Cicccone S. (2003)	Earnings decrease, improvement from negative earnings, improvements from positive earnings	N/C

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Claessen & Mittnik (2002)	ME, MSE, D(%)	GARCH-IV
Cornelis A. & Los, Ph.D. (2000)	Chi-square test	N/P
Corrado et al (2004)	RMSE, MAE, P-statistics	N/C
Cremers, M. (2002)	Adjusted R ² , AIC, BIC, SIC, PIC, RMSE, MAD, Bias (the average forecast error), MEAN, STD, CORR. Deviation (the average of the squared difference between the bias and the forecast errors).	N/P (compared different variables used for many individual models)
Danilov & Magnus (2004)	R ²	N/C
Daouk & Guo (2003)	Likelihood ratio (LR) test, AIC, BIC	Switching regime EGARCH model
Darrat & Zhong (2001)	RMSE, MAE, Theil's U, and encompassing tests.	ANN
Degiannakis & Xekalaki (2001)	STD, MEAN, t-ratio.	PEC
DeStefano, M. (2004)	R ²	N/C
Drobtz & Wegmann (2000)	Quarterly consumption growth rate, standard error, variance ratio	N/C
Dueker, M. (1997)	Chi-square goodness of fit tests, log-likelihood, forecast error variance	GARCH/Markov switching volatility model
Dufrenot, G. et al (2005)	AS: Asymptotic test, SI: Sign test, WI: Wilcoxon's test, NB: Naive benchmark test, MGN: Morgan-Granger Newbold's test, MR: Meese-Rogo.'s test, number of times in percent where the residuals coming from the TAR model with a long memory regime are smaller than the residuals coming from a standard long memory model, AIC.	SETAR
Eisler & Kertesz (2004)	MSE	SV model with a filter to remove asymmetric leverage autocorrelations
Engle & Gallo (2003)	BIC, LOGLIK, R ² , F-tests	N/C
Faugere & Shawky (2002)	T-values, coefficient, adjusted R ²	N/C
Felix, J. et al (2004)	Net returns, Sharpe ratio.	Nearest neighbor (NN) predictors
Filloi, J. (2003)	Means and confidence intervals of each model	MMAR
Fornari & Mele (1997)	Log-likelihood, Sign Bias test, Negative Sign Bias test, Positive Sign Bias test	Volatility-switching ARCH model
Franses & Leij (2003)	AIC, log-likelihood	GARCH-IE
Friedman & Shachmurove (1997)	Standard deviation	N/C
Füss & Herrmann (2005)	AIC, SIC, log-likelihood Function, RMSE, MAE, MAPE, Theil inequality coefficient	PM-GARCH
Garrett, I. et al (2004)	AIC, SBC, R ² , residual standard deviation (RSS).	N/P
Gemmill & Saflekos (1998)	RMSE, change in spot price, volatility	Two-lognormal method

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Ghysels, E. et al (2005)	Log-likelihood, R^2 , value Mean, sum of squared forecasting errors divided by the total sum of squared realized variance.	MIDAS
Giot & Laurent (2004)	Failure rate, Kupiec LR test	Both models perform reasonable well
Granger & Hyung (1999)	Squared returns, break process, residual	N/C
Griffin, J. et al (2004)	Hannan-Quinn Information Criterion (HQC), R^2	N/C
Guedj, O. et al. (2004)	Correlation of forecast errors across different economic sectors	N/C
Guermat, C. et al (2003)	Number or Proportion of Failures (shortfalls). The Size of Failure (Failure Cost). The Size of Coverage (Coverage Cost). Weighted mean square, The Likelihood Ratio (LR), Z (normal test) statistic, %correct etc.	N/C
Guidolin & Timmermann (2004)	Log-likelihood ratio test, LR test for linearity, Hannan-Quinn information criterion	N/P
Guo, H. (2003)	RMSE, stock returns, R^2 , Wald test	N/C
Hamilton J. & Lin G. (1996)	MSE, MAE	Markov-switching
Handa, P. & Tiwari, A (2000)	Standard deviation, mean return, average return adjusted, Sharpe ratio, market timing performance (HIT), Henrickoson Merton coefficient	N/C
Han-Kim & Singal (2000)	z-Statistic, t-Statistic	N/C
Hardle, W. et al (2001)	Mean, variance, parametric forms -to not parametric	N/C
Hayo & Kutan (2005)	Log-likelihood, normality test, ARCH 1-2 test, Portmanteau (60) test	GARCH with IMF news.
Hol, E. et al (2002)	R^2 , MSE, MAE, Wald, MedSE.	Stochastic Implied Volatility
Huang et al. (2004)	Hit Ratio	SVM combining model
Hueng & McDonald (2005)	Excess returns, turnover ratios	Disagree with Chen et al (2000)
Hyung, N. (2005)	MAE, test of significant difference based on Diebold and Mariano (1995).	GJR-GARCH (for short horizon) Long memory models (for long horizon). FIGARCH for long and short horizon
Ibbotson & Chen (2003)	Equity returns	N/C
Jamaleh, A. (2001)	AAD, MSE, Theil index, MEDSE	SETAR
Jansen & Wang (2005)	RMSE, MAE, D-M statistic	Fed model (VEC Model) for long horizon
Jawadi & Koubaa (2004)	Cointegration test, R^2 , DW	N/C
Jegadeesh, N. (1990)	F-statistics, R^2 adj, returns	N/C
Jorion & Goetzmann (1999)	Index returns	N/C
Jorion, P. (2003)	Long term returns, variance ratio returns	N/C

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Jungbacker & Koopman (2005)	Micro-structure noise and stochastic volatility	N/P
Karmakar, M. (2004)	Mean error (ME), MAE, RMSE, MAPE, R ²	GARCH (1,1)
Kavussanos & Visvikis (2005)	RMSE	VECM models
Kearney & Poti (2004)	Correlation and market returns	N/C
Killion & Muravytska (2005)	Stock returns	N/C
Kirikos & Terzakis (1999)	RMSE	N/C
Koustantis & Serletis (2004)	Dickey-Fuller (ADF) test, AIC, KPSS tests, Exact Maximum Likelihood (EML), Non-linear Least Squares (NLS), and Modified Profile Likelihood (MPL) estimators, mean bias, RMSE	N/C
Krolzig & Toro (2004)	Maximum likelihood (ML) estimation (log-likelihood value, AIC, HQC, SIC.), MSE, multiperiod forecast error, return error	N/C
Lee, J. et al (2000)	Ljung-Box Q-statistics for the standardized residual and squared standardized residual.	N/P
Lee, S-J. et al (2005)	Adj R ² , F-statistic, D-W statistic	N/C
Liew, K-S. et al (2003)	RMSE	N/P
Lillo & Farmer (2004)	Sign of order	N/C
Lin & Wang (2005)	Likelihood Ratio Test	EGARCH
Liu & Lee (1997)	Earning, mean investment, annual return (%), transaction rate, net return(%).	N/P
Lovatt & Parikh (2000)	Newey-West standard errors, CORR, RMSE, Theil, returns.	N/C
Lovatt, D. (2000)	Adjusted R ² , log-likelihood, Chi-square test, Correlation Actual and Fitte, Theil's inequality coefficient, RMSE	N/A
Lux et al.(2004)	MSE, MAE	N/P
Manzan, S. (2005)	R-squared, AIC, AR(q), LM	N/C
Marcucci, J. (2003)	MSE, MAD, R ² , Diebold and Mariano (DM) test statistic etc	MRS-GARCH
Maris, K et al. (2004)	MAPE, RMSE	No winner can be nominated. All the models and combinations present very large errors (in most cases over 50%).
Mattes, J. (2004)	Mean monthly (raw) return, monthly standard deviation and Sharpe ratio based on R ²	N/P
McKibben (1971)	R ²	N/C
McMillan, D. (2003)	R ² , log-likelihood function, AIC, BIC, RMSE.	Exponential smooth transition threshold model
Miles, W. (2002)	LaGrange Multiplier test (LM tests.)	N/P
Miyahara & Novikov (2002)	Returns	N/C
Mobarek & Keasey (2000)	Ljung-Box statistics, SE, T-ratio.	ARIMA (2,0,1)

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Naes, R. (2004)	R square, F-statistics	N/C
Niglio, M. (2002)	MAE, HMSE, MME(U)	LDST (significant forecast gain for the conditional variance, which is not recognized in the conditional mean case.)
Nwokoma, N. (2005)	Chow Breakpoint Test, Log likelihood, F-statistic, R-squared, adjusted R-squared, AIC, SIC, Sum squared residual, etc	N/C
Ogden, J. (2003)	Adj. R ² , difference of actual and forecast excess returns (mean ex, std. dev.)	N/C
Ogum et al. (2002)	No	N/C
Oomen, R. (2001)	SSE, RFA, sum of squared errors of forecasted cumulative realized volatility, forecast error standard deviation	ARFIMA
Oomen, R. (2002)	Residual test statistics, log-likelihood ratio test, AIC	ARFIMA
Pandey, A.(2003)	Bias, MSE, Relative Bias and MAE, t-statistics, R-squared, etc	Extreme-value estimators
Park & Lee (2003)	MAPE	PBR
Patev & Kanaryan (2004)	Number of violations, Kupiec's Likelihood Ratio, and upper and lower bounds.	EWMA-ged model
Pereira, R (2004)	ME, RMSE, MAPE, MME	The best forecasting model depends on the evaluation measure used
Perez-Cruz, F.et al. (2003)	R ² , Squared returns	SVMs
Peters, J-P. (2001)	MSE, MedSE, MAE, AMAPE, TIC, R ² .	GJR and APARCH models
Raaij & Raunig (2002).	F-tests, LR-tests, JB-tests, W-tests etc.	GARCH
Rookley C. (1998)	Percent improved over B&H, Final wealth from initial dollar investment	N/C
Sanso, A. et al (2003)	Ljung-Box statistic, Engle's Lagrange multiplier test, Inclan and Tiao (1994) -IT test, κ ₂ test (Monte Carlo experiments for evaluate the k2 test)	K2 test better than IT- test
Sarno, L. et al (2005)	MAE, RMSE, R ²	N/P
Shaikh, A. (1998)	Stock rate of return ¹	Theoretical approach
Sharpe, S. (2002)	R ² , earnings quality: estimate of the mismeasurement in current-period earnings.	N/C
Sibbertsen, P. (2004)	GPH-estimator and tapered GPH-estimator (TGPH), sample variance and Wavelet Estimation	Long memory
Skaradzinski, D. (2003)	ANOVA testing and Waller groupings	N/P
Spann & Skiera (2003)	MAPE	BOM (Box Office Mojo)
Stentoft, L. (2005)	Q ² statistic, AIC, SIC and Hannan Quinn, hibata (with the log-likelihood value), mean bias, MAE, MSE, relative bias, relative MAE, relative MSE.	EGARCH (best in short term options and worst in long term)
Tauchen, G. (2001)	N/C	N/C

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης των μοντέλων	Καλύτερο μοντέλο
Taylor, J. (2003)	RMSE, R ²	Smooth transition exponential smoothing method
Taylor, S. (2001)	Log-likelihood	Long memory models
Tolvi, J. (2002)	SE, d, p.	N/P
Tse, Y.K. (1991)	MEAN, STV, Normal errors, Non-normal errors	EWMA
Turiel A. et al (2005)	N/C	N/P
Virtanen & Yli-Olli (1987)	Residual mean square, MAE, MSE, RMSE, MPE, MAPE	Composite econometric ARIMA
Wallmeier, M. (2005)	STD, MSE RMSE, MAE MEAN, median, minimum and maximum of the distribution of forecasts.	Analysts' Earnings Forecasts and M5
Watanabe & Yamaguchi (2005)	MAE, MAPE, RMSE, RMSPE	ARFIMA
Wolf, M. (2000)	Estimated coverage probabilities of nominal confidence intervals	Subsampling method
Wong et al. (2003)	Test- statistics	MA
Worthington & Valadkhani (2004)	R ² , Schwartz specification criterion (SC), Watson (DW), Ljung-Box (Q) and Breusch-Godfrey Lagrange multiplier (LM) test statistics	N/P
Yao, J. et al (2005)	R ² , Durbin-Watson statistics for residual serial correlation, Ljung-Box Q test, ARC H test, Goldfeld-Quandt test, MAE, MSE, ordinary least square (OLS) model.	Multivariate model
Yu & So (2003)	Squared returns, AIC, SBC, α , mean rank, sample coverage.	GARCH with normal and t error models produce more accurate VaR estimates. FIGARCH with t error model performs the best in estimating one percent VaR.
Yu, Jun (2002)	RMSE, MAE, LINEX loss function, Theil-U etc	SV model
Zhang, D. et al. (2005)	CUSUM type test, U-statistics, AIC, BIC etc	N/C
Zontos, Skiadas & Valvis (2000)	N/P	MA

Τα δημοφιλέστερα μέτρα σφάλματος είναι τα παραδοσιακά μέτρα: το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το ποσοστιαίο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSPE), η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), το μέσο απόλυτο σφάλμα πρόβλεψης (MAPE), η μέση απόλυτη απόκλιση (MAD), το μέσο τετραγωνικό λάθος πρόβλεψης (MedSPE) και το μέσο σφάλμα πρόβλεψης (MEAN). Υπάρχουν και μερικές άλλες, διαφορετικές τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για να μετρήσουν την απόδοση των μοντέλων που υιοθετήθηκαν ευρέως στη βιβλιογραφία, όπως η συσχέτιση (CORR), η μέτρηση της κατεύθυνσης (HIT), ο συντελεστής ανισότητας Theil (Theil inequality

coefficient), οι μετρήσεις των αποδόσεων κάθε μοντέλου μέσω διαφόρων εμπορικών συναλλαγών (RETURNS), η απόκλιση των αποδόσεων αυτών (STD-R) και ο λόγος Sharpe.

Εκτός από αυτά τα παραδοσιακά μέτρα απόδοσης υπάρχουν και άλλες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στα άρθρα, για να υπολογίσουν την ικανότητα πρόβλεψης των μοντέλων. Η διαφορά από τα ανωτέρω είναι ότι πολλές φορές αυτές οι τεχνικές μέτρησης των μοντέλων δεν χρησιμοποιούνται για να συγκρίνουν μοντέλα και να αποδείξουν ποιο αποδίδει καλύτερη πρόβλεψη, αλλά για να κρίνουν αν είναι κατάλληλο και σε ποιο βαθμό, δηλαδή να αξιολογηθεί η αξιοπιστία του (διαγνωστικοί έλεγχοι).

Είναι δύσκολο να λεχθεί ποια μέθοδος είναι η καλύτερη, αλλά μερικά μοντέλα σαφώς ενδείκνυνται από κάποια άλλα. Παραδείγματος χάριν, οι Hamilton και Lin (1996), αφού σύγκριναν ένα μοντέλο Markov (Markov-switching model) και τις διάφορες παραλλαγές του με AR και GARCH μοντέλα, διαπίστωσαν ότι το Markov μοντέλο παρέχει ακριβέστερες προβλέψεις. Οι Mobarek και Keasey (2000) διαπίστωσαν ότι το ARIMA υπερτερεί του AR και της διαδικασίας του «τυχαίου περιπάτου» (RW process), ενώ οι Claessen και Mittnik (2002) κατέληξαν ότι το GARCH υπερτερεί των ARMA, AR και RW. Επίσης, ο Jamaleh (1998) μέσα από πολλά υποδείγματα (AR, RW, GARCH, GARCH-L, SETAR) έδειξε ότι το SETAR υπόδειγμα παρέχει ακριβέστερα αποτελέσματα πρόβλεψης. Συμπεριλαμβανομένου του Jamaleh, οι ερευνητές με τις περισσότερες συγκρινόμενες τεχνικές πρόβλεψης στα άρθρα τους είναι: οι Yu, Jun (2002) με το στοχαστικό μοντέλο μεταβλητότητας, (Stochastic Volatility model) το οποίο υπερτερεί πολλών δημοφιλών μοντέλων, ο Karmakar, M. (2004) του οποίου το μοντέλο GARCH (1.1) υπερτερεί της απλής παλινδρόμησης, του ιστορικού μέσου μοντέλου (historical mean model), του AR και του RW και οι Bhardwaj και Swanson (2005), οι οποίοι σύγκριναν 8 μεθόδους: ARIMA, ARMA, AR, RW, STAR, GARCH και ARFIMA με την τελευταία να δίνει πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Από το σύνολο των 150 άρθρων που εξετάστηκαν, μόνο 56 παρουσιάζουν ένα ξεκάθαρο συμπέρασμα για το ποια τεχνική εξάγει καλύτερα αποτελέσματα. Αυτό συμβαίνει για διάφορους λόγους: είτε επειδή μερικοί ερευνητές δεν συγκρίνουν τα μοντέλα μεταξύ τους είτε τα συγκρίνουν, αλλά δεν παρουσιάζουν κάποιο συμπέρασμα, είτε κανένα μοντέλο δεν υπερτερεί είτε εστιάζονται στην πρόβλεψη ενός χρηματιστηρίου, χωρίς να ενδιαφέρονται για το ποια μέθοδος είναι καλύτερη. Εντούτοις, κάποια συμπεράσματα από αυτά τα άρθρα έχουν ιδιαίτερη σημασία, αφού εκθέτουν μια πιο γενική εικόνα της αποδοτικότητας των μοντέλων πρόβλεψης. Οι Bluhm και Yu (2001) αναφέρουν στο άρθρο τους ότι «...όταν η επιλογή της τιμής (option pricing) είναι ο πρώτος στόχος, το μοντέλο στοχαστικής μεταβλητότητας (SV model) και η εφαρμοσμένη μεταβλητότητα (implied volatility) πρέπει να προτιμηθούν. Αν όμως η εκτίμηση κινδύνου (VaR) είναι ο βασικός στόχος, τότε τα GARCH μοντέλα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα. Επιπλέον, μια στρατηγική συναλλαγών (αγορών-πωλήσεων) δείχνει ότι τα υποδείγματα χρονολογικών σειρών δεν είναι καλύτερα από τα μοντέλα στοχαστικής μεταβλητότητας (SV) στην πρόβλεψη της μεταβλητότητας (volatility)». Επίσης, ο Tauchen (2001) υποστηρίζει ότι μια άμεση προσέγγιση δεν είναι καλύτερη από τη στοχαστική μεταβλητότητα. Πολλοί ερευνητές (Assaf, A. (2005), Tolvi, J. (2004), Sibbertsen, (2002), Taylor, S., (2000) και άλλοι θεωρούν ότι οι δείκτες χρηματιστηρίου ακολουθούν μια διαδικασία με μακροχρόνια μνήμη και απέδειξαν ότι τα μοντέλα με μακροχρόνια μνήμη (long memory models), όπως το ARFIMA και το FIGARCH, υπερτερούν άλλων συμβατικών τεχνικών. Οι Yu και So (2002) έχουν διαφορετική άποψη: «Τα υποδείγματα FIGARCH δεν προσφέρουν πάντα πιο ακριβείς προβλέψεις από τα GARCH υποδείγματα. Αυτό πιθανώς δηλώνει ότι το χαρακτηριστικό γνώρισμα της μακροχρόνιας μνήμης της μεταβλητότητας (volatility) δεν είναι πολύ σημαντικό στον καθορισμό μιας τιμής VaR», και ολοκληρώνουν, «... το καλύτερο προσαρμοσμένο στα δεδομένα μοντέλο, σύμφωνα με τα κριτήρια AIC και SBC δεν οδηγεί απαραίτητως σε καλύτερες VaR εκτιμήσεις».

Ο Pereira, P. (2004), χωρίς να αναφέρει με σιγουριά ποιο μοντέλο παρέχει καλύτερη πρόβλεψη, διαπιστώνει ότι «... το καλύτερο μοντέλο πρόβλεψης εξαρτάται από το μέτρο αξιολόγησης που χρησιμοποιείται. Παρόλα αυτά, οι μετρήσεις οδηγούν στην ανωτερότητα της κατηγορίας των GARCH υποδειγμάτων η οποία διαμορφώνεται, κυρίως χρησιμοποιώντας τα RMSE και MME(U) ως μέτρα αξιολόγησης, το οποίο σημαίνει ότι τα μοντέλα αυτής της κατηγορίας προβλέπουν ικανοποιητικά τη μεταβλητότητα (volatility). Αξίζει, επίσης, να σημειωθεί η άριστη απόδοση των μοντέλων μεταβλητότητας (volatility forecasting models) βασισμένη στη μέση τυπική απόκλιση (semi-standard deviation), ακόμα και όταν συγκρίνεται με την απόδοση των ARCH μοντέλων».

2.3.3 Μη συμβατικές μέθοδοι πρόβλεψης στο Χρηματιστήριο

Τα τελευταία χρόνια η ανάπτυξη της εύκαμπτης υπολογιστικής (soft computing) έδωσε νέες δυνατότητες στους ερευνητές. Η εύκαμπτη υπολογιστική δίνει λύσεις σε επιστημονικά προβλήματα που έχουν υψηλό επίπεδο αβεβαιότητας και ανακρίβειας, χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, η ασαφής λογική, τα νευρο-ασαφή συστήματα, οι γενετικοί αλγόριθμοι 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. Στη συνέχεια παρατίθενται μερικές από τις κυριότερες έρευνες, ταξινομημένες με βάση την τεχνική την οποία χρησιμοποιούν για να προβλέψουν οικονομικά μεγέθη και κυρίως χρηματιστηριακά μεγέθη.

2.3.3.1 Ασαφή μοντέλα

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.

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 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.

Ο Ettes D. (2000) ανέλυσε 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.

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 διακράτισης. 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 διακράτισης 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 R^2 ως κριτήριο επιλογής.

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 διάστημα των γειτονικών δεδομένων, ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ των

νομισμάτων αυξάνει και επιβεβαιώνεται η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου.

Ο Hiemstra Υ. (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 ανάπτυξη 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.

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 εισοδοί, για να προβλέψουν τη συμπεριφορά της μετοχής. Τα δεδομένα αξιολόγησης του μοντέλου προέρχονται από το Χρηματιστήριο της Taiwan 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.

2.3.3.2 Μοντέλα Νευρωνικών δικτύων

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 ζλότν. Στο δεύτερο δίκτυο οι μετοχές μειώνονται σε 3 (OKO, WED and ZYW) και στο τρίτο δίκτυο σε δύο (OKO and ZYW). Στα τελευταία τρία δίκτυα διαφέρει μόνο η έξοδος από το πρώτο, έχοντας μια μεταβλητή εξόδου η οποία είναι είτε η OKO, 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.

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 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 Kimoto T. et al. (1990) πρότειναν ένα σύστημα πρόβλεψης του χρόνου αγοράς και πώλησης στο χρηματιστήριο του Τόκιου. 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 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 διασυνδεδεμένα 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 καμία βάση περισσότερης απόδοσης από το απλοϊκό μοντέλο. Το μοντέλο γενικής παλινδρόμησης αποδίδει περισσότερο από το απλοϊκό μοντέλο. Τα διασυνδεδεμένα μοντέλα είναι ανώτερα από τα μοντέλα των μεμονωμένων αγορών.

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 Waible εφαρμόστηκαν στην πρόβλεψη της χαστικής 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 χασοτικής 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 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 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.

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.

Οι Wittkemper H.G. et al. (1996) χρησιμοποίησαν διάφορες μεθόδους για να συγκρίνουν το μελλοντικό συστηματικό κίνδυνο β (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 παλινδρομο 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 παλινδρομο νευρωνικό δίκτυο με το προηγούμενο β ως τη μόνη μεταβλητή εισόδου απέδωσε καλύτερα από το δίκτυο το οποίο χρησιμοποιούσε θεμελιώδεις μεταβλητές.

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 Grudnitski G. et al. (1993) εξέτασαν την περίπτωση χρήσης νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη των αλλαγών των τιμών του δείκτη του χρηματιστηρίου της Αμερικής S&P500 και των χρυσών συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης με βάση τις παρελθοντικές τιμές. Οι εισοδοί του μοντέλου αποτελούνται από τους μηνιαίους ρυθμούς ανάπτυξης της συνολικής προσφοράς χρήματος, τις μεταβολές της διακύμανσης του S&P και των χρυσών συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης και τα ποσοστά προμηθειών στο τέλος του μήνα των μεγάλων κερδοσκοπών, των μεγάλων αντισταθμιστών και των μικρών συναλλασσομένων. Η έξοδος του μοντέλου είναι η μέση μηνιαία αλλαγή της τιμής κατά το μήνα πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα δείχνουν μια σημαντική δυνατότητα πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μηνιαίας τιμής των συμβολαίων μελλοντικής εκπλήρωσης του δείκτη S&P.

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 εισοδοί στο μοντέλο και ως έξοδος χρησιμοποιήθηκε η απόδοση της μετοχής. Ο σκοπός ήταν να επιλεχθούν 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.

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 εικοσιοκτώ 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 διακράτισης 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 Casas C.A. (2001) εκπαίδευσε 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 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.

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 εφαρμογή των μοντέλων έγινε 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) ερευνήσαν 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 εισοδοί 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 δίνει 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 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 διακράτισης. Επιπρόσθετα το PNN με πολλαπλά κατώφλια εντολών αποδίδει καλύτερα από ένα κατώφλι εντολών.

Οι Thawornwong S. et al. (2004) παρουσίασαν μια 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 διακράτισης.

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.

2.3.3.3 Νευρο-ασαφή μοντέλα

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 β (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 νευρο-ασαφές σύστημα FINN το οποίο μπορεί αυτόματα να κατατμήσει πρότυπα εισόδων-εξόδων και να εξαγάγει ασαφείς 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 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 κατωφλιών 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%.

Ο Rast M. (1999) παρουσίασε μια περίπτωση όπου μελετάει και συγκρίνει ένα νευρο-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 μια 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 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 νευρο-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.

Οι Wu X. et al. (2001) πρότειναν ένα νευρο-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 νευρο-ασαφές σύστημα για ανάλυση του χρηματιστηρίου.

Πίνακας 2.3.3.3.1: Οι συγγραφείς και τα νευρο-ασαφή μοντέλα που χρησιμοποιούν για να κάνουν πρόβλεψη στο χρηματιστήριο

Συγγραφέας	Μοντέλο	Μέτρο απόδοσης	Χρηματιστήριο
Wong, 1992	Νευρο-ασαφές	Αποδόσεις του επόμενου έτους	Δεν αναφέρεται
Nishina, 1997	Νευρο-ασαφές (FINN)	Απόλυτες τιμές την επόμενη ημέρα	Δεν αναφέρεται
Rast, 1999	Νευρο-ασαφές	Αποδόσεις με βάση την τάση της τιμής της μετοχής στην επόμενη ημέρα	Γερμανίας
Siekmann, 1999	Νευρο-ασαφές	Ημερήσια τάση τιμών δείκτη	Γερμανίας
Kuo, 1998	Νευρο-ασαφές (GFFN)	Αποδόσεις	Ταϊβάν
Wu, 2001	Νευρο-ασαφές	Μηνιαία τάση τιμών	Η.Π.Α S&P 500
Abraham, 2001	Νευρο-ασαφές (FFuNN)	Ημερήσια τάση τιμών δείκτη	Η.Π.Α. Nasdaq
Lin, 2002	Νευρο-ασαφές (FN)	Ημερήσια τάση τιμών μετοχών	Τόκιο

Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν Ανάλυση σε Κύριες Συνιστώσες (PCA), για να μετασχηματίσουν τα αρχικά δεδομένα, τα οποία στη συνέχεια αποτέλεσαν εισόδους στο ANN. Το ANN εκπαιδεύτηκε με τη χρήση του αλγόριθμου Scaled Conjugate Gradient Algorithm SCGA. Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης του ANN αναλύεται με τη χρήση ενός νευρο-ασαφούς μοντέλου, για να διαπιστωθεί η ανοδική ή η καθοδική τάση διαφορετικών μετοχών. Τα αποτελέσματα ήταν αρκετά ικανοποιητικά.

Στον Πίνακα 2.3.3.3.1 παρουσιάζονται συνοπτικά οι συγγραφείς που χρησιμοποίησαν νευρο-ασαφή μοντέλα για να προβλέψουν την πορεία των τιμών στο χρηματιστήριο.

2.3.3.4. Συστήματα που χρησιμοποιούν Γενετικούς αλγόριθμους

Οι Hoh P. et al. (2001) εφάρμοσαν γενετικούς αλγόριθμους και νευρωνικά δίκτυα για να προβλέψουν το δείκτη STI του χρηματιστηρίου της Σιγκαπούρης. Η μέθοδος αποτελείται από δυο προσαρμοστικές διαδικασίες: α) εύρεση με γενετικούς αλγόριθμους μέσα από ένα παράθυρο δεδομένων, του χρονικού ορίζοντα πρόβλεψης και β) χρήση του αλγόριθμου μάθησης οπίσθιας τροφοδότησης για την αξιολόγηση και επιλογή της αρχιτεκτονικής του δικτύου. Οι εισοδοί περιλαμβάνουν ημερήσιες τιμές κλεισίματος, ανοίγματος, υψηλό και χαμηλό ημέρας και τον όγκο συναλλαγών του δείκτη STI. Ορισμένοι δείκτες άλλων σημαντικών αγορών λαμβάνονται υπόψη. Τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά. Η πρόβλεψη αφορούσε εάν ο δείκτης θα είναι ανοδικός ή καθοδικός στην επόμενη συνεδρίαση.

Οι Kim K.J. et al. (2001) πρότειναν μια προσέγγιση με γενετικούς αλγόριθμους (GA) σε ένα σύστημα CBR για ανάλυση της χρηματιστηριακής αγοράς. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο αποδίδει καλύτερα από τα συμβατικά συστήματα CBR. Τα δεδομένα αποτελούνται από τεχνικούς δείκτες και από την αλλαγή της κατεύθυνσης του δείκτη KOSPI του χρηματιστηρίου της Κορέας. Δώδεκα τεχνικοί δείκτες επιλέχθηκαν ως αρχικές εισοδοί με βάση τις γνώμες των ειδικών και από προηγούμενη έρευνα. Η έρευνα συγκρίνει το CBM μοντέλο με τους GA, το συμβατικό CBR και το συμβατικό CBM μοντέλο. Το μοντέλο CBM με GA αποδίδει καλύτερα από το συμβατικό CBR με επίπεδο σημαντικότητας 5% και αποδίδει καλύτερα και από το συμβατικό μοντέλο CBM με επίπεδο σημαντικότητας 10%. Το συμβατικό μοντέλο CBM δεν αποδίδει σημαντικά έναντι του συμβατικού μοντέλου CBR.

Οι Kuo R.J. et al. (2001) ανέπτυξαν ένα νευρο-ασαφές σύστημα βασισμένο σε γενετικούς αλγόριθμους (GFNN), για να ενσωματώσουν τη βάση γνώσης των ασαφών κανόνων, η οποία μπορεί να μετρήσει ποσοτικές επιδράσεις στην χρηματιστηριακή αγορά. Το αποτέλεσμα περαιτέρω ολοκληρώνεται με τεχνικούς δείκτες μέσω ενός νευρωνικού δικτύου. Χρησιμοποιούνται 42 ποσοτικοί παράγοντες. Τα ποιοτικά δεδομένα ομαδοποιήθηκαν σε έξι κατηγορίες: πολιτικοί παράγοντες, χρηματοοικονομικοί, οικονομικοί, τεχνικοί, διάφοροι και διεθνείς παράγοντες. Τα αποτελέσματα είναι καλά, αλλά η απόδοση πρέπει να βελτιωθεί περαιτέρω.

Ο Lam S.S. (2001) παρουσίασε ένα σύστημα προσδιορισμού της κατάλληλης χρονικής στιγμής στο χρηματιστήριο, συνδυάζοντας γενετικούς αλγόριθμους (GA) με ασαφή έμπειρα συστήματα. Οι GA χρησιμοποιήθηκαν για να βελτιστοποιήσουν την επιλογή των ασαφών κανόνων συναλλαγών. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι παράγονται περισσότερα αξιόπιστα σήματα αγοράς και πώλησης ακόμα και σε πτωτικές αγορές. Τα δεδομένα αφορούσαν μετοχές του χρηματιστηρίου του Hong Kong. Το σύστημα έδωσε καλύτερη απόδοση από τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

Οι Armano G. et al. (2004) παρουσίασαν ένα υβριδικό σύστημα πρόβλεψης της τιμής του δείκτη της επόμενης μέρας συνδυάζοντας γενετικούς αλγόριθμους (GA) και νευρωνικά δίκτυα. Χρησιμοποίησαν ένα σύστημα XCS (extended classifier system) για να καθορίσουν την παρούσα κατάσταση της αγοράς. Η δυνατότητα πρόβλεψης του συστήματος συγκρίθηκε με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης λαμβάνοντας υπόψη και το κόστος συναλλαγών. Περαιτέρω το σύστημα συγκρίθηκε με ένα νευρωνικό δίκτυο. Η είσοδος είναι ένα διάνυσμα δέκα αριθμητικών χαρακτηριστικών και η έξοδος αντιπροσωπεύει τις τιμές στις επόμενες τρεις συνεδριάσεις. Το σύστημα NXCS δίνει όμοια αποτελέσματα με τη στρατηγική διακράτησης σε ανοδικές ή σταθερές περιόδους, αλλά είναι πολύ καλύτερο σε καθοδικές περιόδους.

2.3.3.5. Χρηματιστηριακές αγορές μη συμβατικών μοντέλων

Περίπου 100 άρθρα που αφορούν συστήματα πρόβλεψης για χρηματιστήρια, με μη συμβατικές τεχνικές, ταξινομήθηκαν και παρουσιάζονται στους επόμενους πίνακες σε μια πρωτότυπη μορφή, η οποία βοηθάει στην εύκολη και άμεση σύγκριση των άρθρων. Ορισμένα από αυτά τα άρθρα περιγράφονται στις προηγούμενες παραγράφους. Στον Πίνακα 2.3.3.5.1 ταξινομούνται τα χρηματιστήρια και οι δείκτες των χρηματιστηρίων από τα οποία οι συγγραφείς άντλησαν τα δεδομένα για τον υπολογισμό και την αξιολόγηση των μοντέλων τους. Τα χρηματιστήρια αναφέρονται κατά αλφαβητική σειρά.

Πίνακας 2.3.3.5.1: Χρηματιστήρια που χρησιμοποίησαν οι συγγραφείς

Χρηματιστήρια	Άρθρα
Amsterdam Exchange Index	Ettes (2000), Setnes et al. (1999)
Athens Stock Exchange	Atsalakis (2006, b), Atsalakis et.al (2006, e), Koulouriotis (2002), Koulouriotis et al (2001, 2005)
Australian Stock Exchange	Barnes et al (2000), Pan et al. (2003), Vanstone et al. (2005)
Belgian Stock Index	Lendasse et al. (2000)
Cyprus Stock Exchange	Andreou et al. (2000), Constantinou et al. (2006)
Dow Jones Industrial Average Index	Kanas et al. (2001), Rech (2002)
Dow Jones Riga Stock Exchange	Zorin et al. (2002)
Financial Times Stock Exchange Index	Brownstone (1996), Kanas et al. (2000)
German Stock Exchange	Schumann et al(1993), Siekman et al.(1999), Steiner et al. (1997), Rast (1999)
Hong Kong Stock Exchange	Lam (2001)
Indonesia Stock Exchange	Situngkir et al. (2003)
Istanbul Stock Exchange	Egeli et al. (2003), Yumlu et al. (2004,2005)
Korean Stock Price Index	Baek et al (2002), Chun et al (2005), Kim (1998), Kim et al. (1998), Oh et al (2002)
Madrid Stock Exchange	Fernandez et al. (2000), Perez-Rodriguez et al. (2004)
Nasdaq	Ajith et al (2001, 2003), Chen et al. (2005)
New York Stock Exchange Market	Chaturvedi et al. (2004), Halliday (2004), Leigh et al (2002)
NIKKEI	Huang et al. (2005), Jaruszewicz et al. (2004)
Philippine Stock Market Index	Bautista (2001)
Polish Stock Index	Walczak (1999), Wikowska (1995)
Sao Paolo Stock Exchange	Raposo et al. (2002)
Shangai Stock Market	Cao et al. (2004), Cao et al. (2004), Yiwen et al. (2000), Zhang et al. (2004), Zhongxing et al. (1993)
Singapoore Kuala Lumpur Stock Exchange	Phua et al (2001), Kim et al (1998), Hui et al. (2000), Ayob et al. (2001)
Standard and Poor's 500 Stock Exchange	Ajith et al. (2002), Armano et al (2004), Atiya et al. (1997), Casas (2001), Chen et al. (2005), Chenoweth et al. (1996), Donaldson et al. (1999), Grudnitski et al (1993), Malliaris et al (1993), Min (1999), Pantazopoulos et al. (1998), Rech (2002), Thawornowng et al (2004), Tsaih et al. (1998), Wu et al (2001)
Taiwan Stock Exchange Market	Chen et al. (2002), Kuo (1998), Wang (2001), Wang et al. (1996)
Tehran Stock Exchange	Tabrizi et al. (2000)
Tokyo Stock Market Index	Baba et al. (2000), Mizuno et al. (1998), Kimoto et al (1990)
Toronto Stock Exchange	Olson et al.(2003)

2.3.3.6. Μεταβλητές μη συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.3.6 παρουσιάζονται οι συγγραφείς κατά αλφαβητική σειρά και οι μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν ως εισοδοί στα μοντέλα τους για να προβλέψουν χρηματιστηριακούς δείκτες ή μετοχές.

Πίνακας 2.3.3.6: Μεταβλητές εισόδων των μοντέλων

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδων
Ajith et al (2001)	8 input variables (Nasdaq and 7 indexes)
Ajith et al. (2002)	Open, Low, High and Close price
Andreou et al. (2000)	Prices of 5 previous days (k, k-1, k-2, k-3, k-4)
Armano et al (2004)	10 (5 Technical Analysis Factors, Price of last 5 days)
Atiya et al. (1997)	8 Fundamental analysis indicators
Atsalakis (2006, b)	3 technical indexes
Atsalakis et al. (2006, e)	Change of the prices of 2 previous sessions
Ayob et al. (2001)	Open, High, Low, Close, Volume
Baba et al. (1992)	15 Technical Analysis Factors
Baba et al. (2000)	14 input variables
Baek et al (2002)	Volume Ratio, Relative Strength Index, Rate of Change, Slow %D
Barnes et al. (2000)	Daily Closing Value
Bautista (2001)	Technical Analysis Variables
Brownstone (1996)	FTSE index, Exchange Rate, Interest Rate, Futures Market etc.
Campel et al. (2000)	Total Return, Price To Earnings, Price To Book Value, Dividend Yield.
Cao et al. (2005)	Beta, Cap, b/m.
Casas (2001)	7 Economical Indicators
Chandra et al. (1999)	Index Values
Chaturvedi et al. (2004)	3 Scaled Input Stock Values
Chen et al (2003)	TB, GCP12, GNP12, GDP12, CPI12, IP12
Chen et al. (2005)	Open, Close, Max
Chenoweth et al. (1996)	6 Economical Indicators
Chun et al. (2005)	Op. Value, Dail. Value, Dail. Low, Dail. Volume, Dail. Close.
Constantinou et al. (2006)	2 lagged Stock Index Returns
Doesken et al. (2005)	5 inputs depending on Close, Open, High.
Donaldson et al. (1999)	Daily AR(1) stock return
Dong et al. (2000)	8 Technical Patterns
Dong et al. (2003)	5 Technical Analysis Variables
Dourra et al (2002)	3 Technical Indicators
Egeli et al. (2003)	3 financial Variables and 5 variables representing each day
Ettes (2000)	2 Norm. Volume Price Trend (NVPT) Indicators from 20 stocks
Fernandez et al. (2000)	The returns in the previous 9 days

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδων
Gradojevic et al. (2002)	Lagged Interest Rate, Lagged Order Flow
Grudnitski et al (1993)	3 Technical Analysis Factors
Halliday (2004)	Daily Index Value
Harvey et al. (2000)	Tot.Ret,Price To Earnings,Price To Book Value,Div. Yield.
Hong et al. (1995)	Proccesings from the raw closing Price Data.
Huang et al. (2005)	S&P 500 Index, USD / Yen Exchange Rate.
Hui et al. (2000)	High, Low,Close,Volume.
Jaruszewicz et al. (2004)	19 Hist. Inputs,14 Inputs from Stock Markets, 8 Techn.Anal.Factors
Kanas et al. (2001)	3 Technical Analysis Factors and a 4th Regression Variable.
Kim et al (1998)	Stock PriceIndex,Total Return Index,DivYield,Vol,Price/Earn Ratio
Kim et al. (1998)	Technical Analysis Factors
Kimoto et al (1990)	VectorCurve, Turnover, Interest Rate, For. Exch. Rate,DJ,Others.
Kosaka et al. (1991)	Prices of 300 Stocks
Koulouriotis (2003)	StockTrend,StockProf,MarketProf,Supply,Demand,StockPrDistort.
Koulouriotis et al. (2005)	MarketTrend/Prof,Dem&SupForces,P-DaysAheadPriceChange.
Kuo (1998)	Technical Analysis Factors
Lam (2001)	12 Market indicators
Leigh et al (2002)	22 Technical Analysis Factors
Lendasse et al. (2000)	25 Technical Analysis Variables
Malliaris et al (1993)	Exer, Days, Close Price, Vol, Int, Lag Close Price, Lag Mark. Price
Min (1999)	9 Financial and Economic Variables
Mizuno et al. (1998)	11 Technical indicators of TOPIX
Motiwalla et al. (2000)	20 Technical Analysis Variables
Nishina et al. (1997)	10 input variables
Olson et al.(2003)	61 accounting and Financial Ratios.
Pai et al. (2005)	Daily Stock Data
Pan et al. (2005)	Last 6 daily closing Prices
Pantazopoulos et al. (1998)	Daily closing value
Perez-Rodriguez et al (2004)	Daily Stock Data
Phua et al (2001)	Open,Low,Hi,Close,Volume,DJ,NASDAQ,HSI,NIKKEI.
Quah et al (1999)	Economical,Political and Firm/stock specific Factors.
Raposo et al. (2002)	5 Fundamental Analysis Indicators
Rast (1999)	Daily Closing Price
Rech (2002)	Daily Closing Price
Refenes et al (1993)	3 Technical Analysis Factors
Safer et al. (1999)	4 Price Ratio Averages, 4 Volume Ratio Averages, 1 Previous SUE.
Schumann et al(1993)	13 economic time series
Setnes et al. (1999)	Choose between 33 input variables

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδων
Siekman et al. (1999)	Short rate, Usd, Dow, Bonds, Mseuro
Simutis (2000)	Price Error Fact., Exp. Opin., Gen. Mark. Dir., Stock Pr. Mov. Dir.
Steiner et al. (1994)	Daily Stock Data and Yearly Fin. Data.
Steiner et al. (1995)	6 Technical Analysis Variables
Tabrizi et al. (2000)	GoldCoinAvg,USDExchRate,Volume,MovAvgTSE for 1 and 2 Wk
Tang et al. (2002)	Moving Average of Weekly Stock Data
Thammano (1999)	Closing Rates of the Stock at 4 different lags.
Thawornowng et al (2004)	31 financial and economic variables
Tsaih et al. (1998)	10 Technical Analysis Factors
Walczak (1999)	Variables depending on the closing Value
Wang (2001)	Stock Price Values collected periodically through the Day
Wang et al. (1996)	Daily Stock Value
Wikowska (1995)	BRE,KAB,WOL,USD.
Wong et al. (1992)	11 Technical Analysis Factors
Wu et al (2001)	9 various input variables
Yiwen et al. (2000)	6 input variables
Yumlu et al. (2004)	Descriptive Statistics of Daily Returns
Yumlu et al. (2005)	7 inputs
Zhang et al. (2002)	Open,High,Low,Close
Zhang et al. (2004)	Closing Price
Zhongxing et al (1993)	Raw Daily Data
Zorin et al. (2002)	59 input neurons

2.3.3.7 Τεχνικές μοντελοποίησης μη συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.3.7 παρουσιάζονται ταξινομημένες κατά συγγραφέα οι τεχνικές μοντελοποίησης που χρησιμοποίησε ο καθένας. Επίσης, παρουσιάζεται η τυχόν προεπεξεργασία των δεδομένων, η συχνότητα των δεδομένων (ημερήσια, εβδομαδιαία, μηνιαία, ετήσια κλπ.), η χρονική περίοδος που αφορούν τα δεδομένα, τα τυχόν επίπεδα (layers) των μοντέλων, το είδος των τυχόν συναρτήσεων συμμετοχής που χρησιμοποιούν οι συγγραφείς, το σετ των δεδομένων αξιολόγησης και η μέθοδος εκπαίδευσης του μοντέλου.

Πίνακας 2.3.3.7: Τεχνικές μοντελοποίησης

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Μέγεθος του δείγματος	Τεχνική μοντελοποίησης	Επίπεδα των δικτύων	Συναρτήσεις σιμμετρικής	Δεδομένα αξιολόγησης	Μέθοδος εκπαίδευσης
Ajith et al (2001)	PCA	D:24months	FFNN	8/20/20/1	-	20%	SCGA
Ajith et al. (2002)	-	D:4,7years	FFNN (tanh-sig)	4/26/-	-	-	Lev-Mar Alg
Andreou et al. (2000)	No	718	FFNN (log,tanh)	-	-	35	EBP
Armano et al (2004)	Log	2160	NXCS	-	-	200 last	EBP
Atiya et al. (1997)	No	D:1year	-	-	-	-	-
Atsalakis (2006, b)	Yes	4500	ANFIS	5	gbell	60	EBP
Atsalakis et al (2006,e)	Yes	4850	ANFIS	5	gauss	60	EBP
Ayob et al. (2001)	Yes	1478	FFNN (sig)	-	-	-	EBP
Baba et al. (1992)	-	20	NN	15/-/-1	-	-	EBP,RanOpt
Baba et al. (2000)	-	D:60months	NN+TDL Method	14/50/2	-	-	EBP,RanOpt
Baek et al (2002)	-	D:28months	AANN (tan sig)	-	-	-	Lev-Mar Alg
Barnes et al. (2000)	No	250	BPN	1/1-8/1	-	-	PRW
Bautista (2001)	[-1,1]	720	FFNN	-	-	52	Lev-Mar Alg
Brownstone (1996)	[0-1]	1800	BPN	54/-/1	-	No	FIX
Campel et al. (2000)	-	D:6years	-	-	-	Yes	EBP
Cao et al. (2004)	-	D:4years	FFNN	-	-	-	EBP
Casas (2001)	Yes	≈960	FFNN	6/2/3	-	Yes	MSE
Chandra et al. (1999)	-	D:300mont	BPN	-/-/1	-	No	FIX
Chaturvedi et al. (2004)	No	40	BPN	3/3/3	-	Yes	EBP
Chen et al (2003)	-	≈2400	PNN	2/6/2/1	-	Yes	-
Chen et al. (2005)	-	D: 5years	Fuzzy	-	-	-	PSO Alg
Chenoweth et al. (1996)	Yes	2273	Hybrid NN	-	-	1273	EBP
Chun et al. (2005)	log	1099	Dyn.Adp.Learn.	C.B.R.	-	42	Sim. Anneal.
Constantinou et al. (2006)	log	1444	MLP	2/8/1	-	-	-
Doesken et al. (2005)	Yes	-	Fuzzy FFNN	8/20/7/1	-	-	GA
Donaldson et al. (1999)	-	D:18years	Hyb ANN	-	-	-	-
Dong et al. (2002)	Yes	44150	Fuzzy	-	Trapezoidal	-	-
Dong et al. (2003)	Yes	68.933	FFNN	5/40/-	-	-	-
Dourra et al(2002)	[0,1]	D:2years	Fuzzy	-	Bell	-	-
Egeli et al. (2003)	-	417	MLP / FFNN (sig)	Various	-	10%	EBP
Ettes (2000)	Yes	D :8years	Fuzzy	-	-	2 last	GA
Fernandez et al. (2000)	-	6931	FFNN	-	-	-	EBP
Gradojevic et al. (2002)	-	1846	NF	-	Gaus-Bell Triang.	23	-
Grudnitski et al (1993)	-	D:94months	-	-	-	-	-

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Μέγεθος του δείγματος	Τεχνική μοντελοποίησης	Επίπεδα των δικτύων	Συναρτήσεις συμπλοχισμού	Δεδομένα αξιολόγησης	Μέθοδος εκπαίδευσης
Halliday (2004)	log	D:15years	FFNN,Elman NN	-/3,5,10/1	-	-	EBP
Harvey et al. (2000)	-	-	NN	-	-	Yes	EBP
Hong et al. (1995)	Yes	D :6,6years	PNN	-	-	-	-
Huang et al. (2005)	log	676	SVM	-	-	36	SVM
Hui et al. (2000)	[0,1]	D:10years	Hyb MLP (sig)	4/20/15/1	-	-	Sliding Wind
Jaruszewicz et al. (2004)	[-1,1]	4399	MLP	-	-	No	EBP
Kanas et al. (2001)	[log]	D:21years	MLP (log)	3/6/1	-	Yes	EBP
Kim et al (1998)	Yes	3056	PNN	-	-	186 last	EBP
Kim et al. (1998)	No	750	hyb ANN (sig)	-	-	150	EBP
Kimoto et al (1990)	[0,1]	D:56months	NN	-	-	Yes	Sup. Learn.
Kosaka et al. (1991)	-	≈1200	BPN	-	-	-	EBP
Koulouriotis (2003)	-	D:10months	FCM	-	Sigmoid	Yes	Evolution Str
Koulouriotis et al (2001),	-	330	FCM	-	-	-	ES-bas. Alg.
Koulouriotis et al. (2005)	-	200	FFNN(tan sig)	-	-	Yes	Lev-Mar Alg. Evol. Strat.
Kuo (1998)	[0,1]	-	MLP	42/60/60/1	-	-	EBP
Lam (2001)	No	D:2years	FUZZY	-	-	-	G.A.
Leigh et al (2002)	Zscore	3840	BPNN	22/8/2	-	250 last	EBP
Lendasse et al. (2000)	-	2600	RBFNN	-	-	-	MW
Malliaris et al (1993)	[0,1]	280	FFNN (sigmoid)	-	-	Yes	EBP
Min (1999)	-	468	RNN	-	-	-	-
Mizuno et al. (1998)	Yes	D:95months	NN	-/ -/3(log)	-	119	Equal.Learn.
Motiwalla et al. (2000)	-	D:99months	NN (tanh,sigmoid)	20/9/11	-	Yes	EBP
Nishina et al. (1997)	-	-	NF	-	-	-	LMS
Oh et al (2002)	-	3069	BPNN	-	-	Yes	-
Olson et al.(2003)	[-1,1]	2352	BPN (hyp)	-	-	Yes	DRLA
Pai et al. (2005)	-	50	HybARIMA, SVM	-	-	Yes	SVM
Pan et al. (2005)	-	D: 12,5year	MLP	-	-	20%	-
Pantazopoulos et al. (1998)	-	≈15600	FFNN NF	-	Triangular	6000 last	Fix. Sample
Perez-Rodriguez et al (2004)	log	2520	MLP (hyp tan)	-	-	-	Cross-Valid.
Phua et al (2001)	-	360	FFNN	-	-	-	EBP
Quah et al (1999)	-	D:4years	BPN	7/4,8,14/1	-	Yes	EBP
Raposo et al. (2002)	-	153	FFNF	-	-	Yes	-
Rast (1999)	-	500	MLP NF	4/5/1	-	Yes	Quickprop
Rech (2002)	log	1076	ANN	-	-	480	-
Refenes et al (1996)	-	10260	FFNN	3/32/16/1	-	-	EBP
Safer et al. (1998)	-	-	FFNN (sig)	9/5/1	-	20%	Lev-Mar Alg
Schumann et al(1993)	-	D: 9years	CDN	13/-/-/4	-	-	EBP

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Μέγεθος του δείγματος	Τεχνική μοντελοποίησης	Επίπεδα των δικτύων	Συναρτήσεις συμμετοχής	Δεδομένα αξιολόγησης	Μέθοδος εκπαίδευσης
Setnes et al. (1999)	-	-				-	MW
Siekman et al. (1999)	-	-	NF	1/2/1	Gaussian-Logistic	-	-
Simutis (2000)	Yes	D:24months	Fuzzy	-	Gaussian-Bell	-	-
Situngkir et al. (2003)	-	-	MLP	-	-	-	EBP
Steiner et al. (1994)	[0,1]	D:19years	NN + GA	-	-	-	MSE
Steiner et al. (1995)	-	≈672	GRNN	-	-	Yes	-
Tabrizi et al. (2000)	log	≈240	MLP	8/3/1	-	Yes	EBP
Tang et al. (2002)	-	-	NF	-	-	-	EBP
Thammano (1999)	-	D:38months	NF	7/-/1	-	-	Fuzzy System
Thawornong et al (2004)	-	D:24years	FFNN (sigmoid)	10-16/14-27/2		Yes	EBP
Tsaih et al. (1998)	-	D:9years	Hybrid Reas.NN	-	-	4Y	-
Vanstone et al. (2005)		D:2years	-	-	-	-	-
Versace et al. (2004)	Yes	320	RBPN/RBFN,GA		-	63	G.A.
Wah et al (2002)	Yes	D:60months	RFIR ANN	-	-	Yes	EBP
Walczak (1999)	Yes	≈310	BPN	-/1-2/-	-	130	-
Wang (2002)	-	6700	Fuzzy Grey Pred.	-	-	1680	-
Wang et al. (1996)	Yes	D:4years	hyb ANN	-	-	3M	EBP
Wikowska (1995)	No	≈25	BPN	3-5/2-3/1,3	-	Yes	MSE
Wong et al. (1992)	-	D:2years	BPN + Fuzzy	-	-	-	DLRA
Wu et al (2001)	-	-	FFNF NF	9/-/1	-	Yes	-
Yiwen et al. (2000)	-	-	BPN	6/10/1	-	-	-
Yumlu et al. (2004)	Yes	3650	RNN	-	-	985	MSE
Yumlu et al. (2005)	Yes	2946	RNN	7/20/-	-	Yes	MSE
Zhang et al. (2002)	-	-	FFNN	-	-	Yes	HLN
Zhang et al. (2004)	[0.1,0.9]	500	BPN	-	-	-	EBP
Zhongxing et al (1993)	[0,1]	-	FFNN w fuzzy R	-	-	-	BP algorithm
Zorin et al. (2001)	[-1,1]	273	BPN (sig,hyp.tan)	59/35/1	-	20 last	EBP

2.3.3.8 Σύγκριση με άλλα μη συμβατικά μοντέλα

Στον Πίνακα 2.3.3.8 παρουσιάζονται κατά αλφαβητική σειρά οι συγγραφείς και αναφέρονται οι συγκρίσεις που πραγματοποίησαν μεταξύ του μοντέλου που προτείνουν και άλλων μοντέλων, προκειμένου να αξιολογηθούν τα αποτελέσματα των προβλέψεων τους.

Πίνακας 2.3.3.8: Σύγκριση Μοντέλων

Άρθρα	ANNs	LR, MLR	ARMA , ARIMA	GA	RW	B&H	Others
Andreou et al. (2000)	•						•
Armano et al (2004)	•					•	
Atiya et al. (1997)						•	•
Atsalakis (2006,b)						•	
Atsalakis et al. (2006, b)						•	
Baba et al. (1992)							
Baek et al (2002)						•	
Barnes et al. (2000)		•	•				•
Bautista (2001)					•		
Brownstone (1996)		•					
Cao et al. (2004)		•					•
Casas (2001)						•	
Chandra et al. (1999)						•	
Chaturvedi et al. (2004)		•					
Chen et al (2003)					•	•	
Chen et al. (2005)	•						
Chenoweth et al. (1996)	•					•	
Chun et al. (2005)					•		
Doesken et al. (2005)						•	
Donaldson et al. (1999)			•				•
Dong et al. (2003)		•					
Dourra et al(2002)							•
Egeli et al. (2003)	•						
Fernandez et al. (2000)					•	•	
Harvey et al. (2000)		•				•	
Huang et al. (2005)	•						•
Hui et al. (2000)	•						
Kanas et al. (2001)		•					
Kim et al (1998)	•						
Kim et al. (1998)						•	•
Kimoto et al (1990)		•					
Kosaka et al. (1991)							•
Koulouriotis (2003)							•
Koulouriotis et al (2001),						•	
Koulouriotis et al. (2002)		•					
Koulouriotis et al. (2005)	•	•					•
Lam (2001)						•	
Leigh et al (2002)						•	
Malliaris et al (1993)							
Min (1999)		•					
Mizuno et al. (1998)	•						•
Motiwalla et al. (2000)		•				•	
Nishina et al. (1997)	•						
Oh et al (2003)	•					•	
Olson et al.(2002)	•						
Pai et al. (2005)			•				•
Pan et al. (2005)							
Pantazopoulos et al. (1998)							•
Phua et al (2001)							
Quah et al (1999)							•

Άρθρα	ANNs	LR, MLR	ARMA , ARIMA	GA	RW	B&H	Others
Raposo et al. (2002)	•						•
Rast (1999)	•						
Rech (2002)			•				•
Refenes et al (1993)		•					
Schumann et al(1993)			•				
Setnes et al. (1999)		•				•	
Siekman et al. (1999)		•			•	•	•
Steiner et al. (1994)		•		•			•
Steiner et al. (1997)							
Thammano (1999)	•						
Thawornowng et al (2004)	•	•				•	•
Tsaih et al. (1998)						•	
Vanstone et al. (2005)						•	
Wah et al (2002)	•		•				•
Walczak (1999)							
Wang et al. (1996)		•					
Wikowska (1995)							
Wu et al (2001)	•						
Yumlu et al. (2004)	•						•
Yumlu et al. (2005)	•						
Zhang et al. (2002)	•						
Zhang et al. (2004)						•	
Zorin et al. (2002)	•		•				•

2.3.3.9 Μέτρα Αξιολόγησης των μη συμβατικών μοντέλων

Στον Πίνακα 2.3.3.9 παρουσιάζονται οι συγγραφείς κατά αλφαβητική σειρά και τα μέτρα τα οποία υπολόγισαν, για να αξιολογήσουν την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου τους και για να συγκρίνουν το μοντέλο που προτείνουν με άλλα μοντέλα.

Πίνακας 2.3.3.9: Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης των μοντέλων

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης
Ajith et al (2001)	RMSE, HIT
Andreou et al. (2000)	CC, MAE, HIT
Armano et al (2004)	HIT, PROFIT
Atsalakis (2006, b)	HIT, RMSE, MAE, MAPE
Atsalakis et.al (2006, e)	HIT, RMSE, MAE, MAPE
Ayob et al. (2001)	MSE, RMSE, NMSE, HIT
Baba et al. (1992)	Total Relative Error
Baek et al (2002)	FAR, FRR
Bautista (2001)	MSPE, HIT, Diebold-Mariano Statistic
Brownstone (1996)	MSE, RMSE
Cao et al. (2004)	MAD, MAPE, MSE, SD
Cao et al. (2004)	MAD, MAPE, MSE, SD, Diebold-Mariano Statistic
Casas (2001)	MSE
Chandra et al. (1999)	RETURN
Chaturvedi et al. (2004)	R ²
Chen et al (2002)	FPE, HIT, PROFIT
Chen et al. (2005)	MAP, MAPE, CC, RMSE
Chenoweth et al. (1996)	AAR, BETC

Άρθρα	Μέτρα απόδοσης
Chun et al. (2005)	MAPE, HIT, t-Value
Doesken et al. (2005)	MSE, NMSE, HIT, RETURN
Donaldson et al. (1999)	Graphical Comparison of Results
Dong et al. (2000)	MAR, CAR
Dong et al. (2003)	ECM Cost Function
Dourra et al(2002)	HIT, PROFIT
Egeli et al. (2003)	MAPE,MSE, R ²
Fernandez et al. (2000)	RETURN
Grudnitski et al (1993)	HIT
Halliday (2004)	HIT, APE, STANDARD DEVIATION
Harvey et al. (2000)	RETURN, HIT, %Modified Direction
Hong et al. (1995)	HIT, σ , False Alarm Rate
Huang et al. (2005)	Covariance Matrice
Hui et al. (2000)	RETURN
Jaruszewicz et al. (2002)	APE
Kanas et al. (2000)	RMSE, P-Value
Kim et al. (1998)	HIT, McNemar Test
Koulouriotis (2003)	HIT, In Sample Error
Koulouriotis et al (2001),	HIT, %PROFIT
Koulouriotis et al. (2005)	HIT, MSE
Kuo (1998)	MSE, PROFIT, Other Financial Measures.
Lam (2001)	Genetic Algorithm
Leigh et al (2002)	HIT, t-Test
Lendasse et al. (2000)	HIT
Malliaris et al (1996)	MAD, MAPE, MSE
Min (1999)	RMSE, MAE, MAPE, PCC
Mizuno et al. (1998)	HIT
Motiwalla et al. (2000)	11 statistical indices for direct accuracy
Oh et al (2002)	APE, RMSE, MAE
Olson et al.(2002)	HIT, RETURN
Pai et al. (2004)	MSE
Pan et al. (2003)	RMSE, VR, HIT
Pantazopoulos et al. (1996)	RMSE, HIT
Quah et al (1999)	HIT
Raposo et al. (2002)	HIT
Rast (1999)	HIT
Rech (2002)	RMSE, MAE, Diebold-Mariano Statistic
Refenes et al (1996)	RMSE, POCID, DIRECTION
Safer et al. (1998)	MSE
Schumann et al(1996)	HIT
Setnes et al. (1999)	RMSE, SIGN%, WEALTH%
Siekman et al. (1999)	HIT, RMSE, PROFIT
Situngkir et al. (2003)	Auto Correlation
Steiner et al. (1994)	MSE
Steiner et al. (1995)	RETURN
Tabrizi et al. (2000)	NMSE, Learning Rate
Thawornowng et al (2004)	RMSE
Tsaih et al. (1998)	HIT
Vanstone et al. (2005)	Return. SD, PROFIT, DOF, Zscore
Versace et al. (2004)	t-Test, χ^2 -test.
Wah et al (2002)	HIT, MSE
Wikowska (1995)	MSE
Wu et al (2001)	HIT
Yumlu et al. (2004)	MSE, HIT, TIC, Correlation
Yumlu et al. (2005)	MAE, RMSE, Correlation
Zhang et al. (2004)	HIT

2.4 Σχόλια - παρατηρήσεις

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.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΗΣ ΕΥΚΑΜΠΤΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ (SOFT COMPUTING)

3.1 Εισαγωγή

Η πρόγνωση της συμπεριφοράς συστημάτων αποτελεί σήμερα μία από τις σημαντικότερες κατευθύνσεις της επιστήμης. 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 20 χρόνια όμως έχει αναπτυχθεί μία νέα μεθοδολογία ανάλυσης χρονολογικών σειρών, η οποία βασίζεται στις μαθηματικές έννοιες και στις τεχνικές της μη γραμμικής δυναμικής.

3.2 Εύκαμπτη υπολογιστική (soft computing)

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 (Zadeh, 1992).

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. Η πεμπτούσια του σχεδιασμού έξυπνων συστημάτων αυτού του είδους είναι τα νευρο-ασαφή συστήματα τα οποία συνδυάζουν: α) νευρωνικά δίκτυα τα οποία αναγνωρίζουν μορφοδιατάξεις και προσαρμόζονται για να ταιριάζουν στο συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον και β) ασαφή συστήματα συμπερασμού τα οποία ενσωματώνουν ανθρώπινη γνώση, συμπεραίνουν και αποφασίζουν.

Η εύκαμπτη υπολογιστική περιλαμβάνει τις τεχνικές των νευρωνικών δικτύων, τις ασαφούς λογικής, των έμπειρων συστημάτων, των γενετικών αλγόριθμων της προσομοιωμένης ανάπτυξης καθώς και συνδυασμούς αυτών.

Καθεμία από αυτές τις τεχνικές έχει τα δικά της πλεονεκτήματα όπως αναφέρονται στον Πίνακα 3.1.

Πίνακας 3.1: Εύκαμπτη υπολογιστική και τεχνητή νοημοσύνη (Jang,1997).

Μεθοδολογία	Πλεονεκτήματα
Νευρωνικά δίκτυα	Δυνατότητες μάθησης και προσαρμογής
Ασαφή λογική	Αναπαράσταση γνώσης με κανόνες «εάν-τότε»
Γενετικοί αλγόριθμοι και προσομοιωμένη ανάπτυξη	Συστηματική τυχαία αναζήτηση
Συμβατικές τεχνικές Τεχνητής νοημοσύνης (έμπειρα συστήματα)	Συμβολικές πράξεις (Symbolic manipulation)

Ο συνδυασμός των παραπάνω μεθοδολογιών αποτελεί τον πυρήνα της εύκαμπτης υπολογιστικής. Οι συνέργειες 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.

Για να αναπτύξει τη μάθηση και την προσαρμογή, η εύκαμπτη υπολογιστική μοιράζεται τα ίδια χαρακτηριστικά που έχει η υπολογιστική νοημοσύνη. Καθώς η εύκαμπτη υπολογιστική δεν εκτελεί πολλές συμβολικές πράξεις, θα ήταν δυνατό να ειπωθεί ότι συμπληρώνει την τεχνητή νοημοσύνη και αντίστροφα.

Στον Πίνακα 3.2 αναφέρονται κατά χρονολογική σειρά οι διάφορες μέθοδοι της τεχνητής νοημοσύνης και της εύκαμπτης υπολογιστικής.

Πίνακας 3.2: Ιστορική παρουσίαση της εύκαμπτης υπολογιστικής και της τεχνητής νοημοσύνης (Jang, 1997)

Δεκαετία 1940	1947 Cybernetics	1943 McCulloch-Pitts neuron model		
Δεκαετία 1950	1956 Artificial Intelligence	1957 Perceptron		
Δεκαετία 1960	1960 Lisp Language	1960 Adaline Madaline	1965 Fuzzy sets	
Δεκαετία 1970	Knowledge engineering (expert systems)	1974 Birth of Back- propagation algorithm 1975 Cognitron Neocognitron	1974 Fuzzy controller	Genetic Algorithm
Δεκαετία 1980		1980 Self-organizing map 1982 Hopfield Net 1983 Boltzman machine 1986 Backpropagation boom	1985 Fuzzy modeling (TSK model)	1980 Artificial life Immune modeling
Δεκαετία 1990			1990 Neuro- fuzzy modeling 1991 ANFIS 1992 CANFIS	Genetic programming

Τα χαρακτηριστικά της εύκαμπτης υπολογιστικής είναι τα παρακάτω:

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.

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.

Νέες τεχνικές βελτιστοποίησης: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί καινοτόμες τεχνικές βελτιστοποίησης από διάφορους τομείς, όπως οι γενετικοί αλγόριθμοι και η προσομοιωμένη ανάπτωση.

Αριθμητικοί υπολογισμοί: Η εύκαμπτη υπολογιστική βασίζεται κυρίως στην αριθμητική υπολογιστική (numerical computation) σε αντίθεση με την τεχνητή νοημοσύνη που χρησιμοποιεί συμβολικές πράξεις.

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.

Εκτεταμένη υπολογιστική: Η εύκαμπτη υπολογιστική χρησιμοποιεί υψηλές υπολογιστικές ταχύτητες για την εύρεση κανόνων ή δεδομένων.

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.

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.

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.

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.

Στον τομέα της εύκαμπτης υπολογιστικής παρουσιάζονται συνεχώς νέες τεχνικές και εφαρμογές. Η εδραίωση της εύκαμπτης υπολογιστικής προήλθε από συλλογικές προσπάθειες ερευνητών από όλο τον κόσμο σε διάφορους τομείς. Η βασική κινητήρια δύναμη σήμερα είναι η δημιουργία έξυπνων μηχανών υψηλού αυτοματισμού οι οποίες βελτιώνουν το επίπεδο ζωής (Jang,1997).

3.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (*Artificial Neural Networks*)

Στο χώρο της εύκαμπτης υπολογιστικής ανήκουν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN), τα οποία αποτελούν εξαιρετικά έξυπνες τεχνικές μοντελοποίησης οι οποίες μπορούν να μοντελοποιήσουν πολύπλοκες συναρτήσεις. Τα βάρη w_i που χρησιμοποιούν δεν εισέρχονται στις εξισώσεις γραμμικά, και επομένως απαιτούν μία επαναληπτική διαδικασία για την εκτίμησή τους. Η εκτίμηση αυτή των παραμέτρων των ANN γίνεται τις περισσότερες φορές με τη μέθοδο απότομη κατάβαση (Rumelhart and McClelland, 1986).

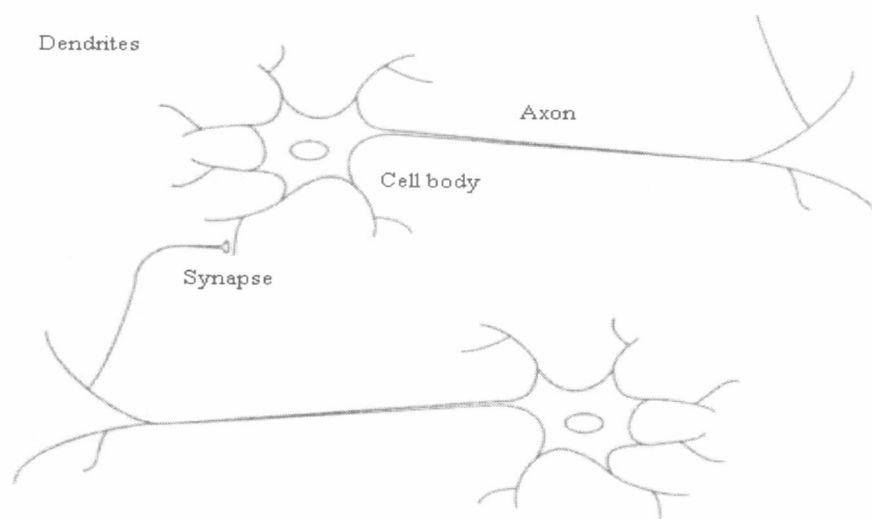
3.3.1 Βιολογική Έμπνευση των νευρωνικών δικτύων

Ανάμεσα στα βιολογικά εμπνευσμένα υπολογιστικά μοντέλα, είναι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προσομοιάζει το ανθρώπινο νευρωνικό σύστημα. Σχηματίζεται από στοιχεία-επεξεργαστές που ονομάζονται νευρώνες. Η καινοτομία των νευρωνικών δικτύων βρίσκεται στην ικανότητα τους να μοντελοποιούν μη γραμμικές σχέσεις, χωρίς να απαιτείται μία προηγούμενη γνώση της φύσης της διαδικασίας που αναπαριστούν. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε περιοχές όπου πολλά υποτίθονται και λίγα είναι γνωστά σχετικά με τη φύση της διαδικασίας. Τα ANN δεν απαιτούν καμία υπόθεση για τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν στην πρόβλεψη σε αντίθεση με άλλες τεχνικές πρόβλεψης που απαιτούν κάποιες υποθέσεις. Για τη χρήση των ANN δεν απαιτούνται δοκιμές για να διατυπωθούν υποθέσεις, όπως απαιτείται σε διάφορες άλλες στατιστικές τεχνικές.

Το ανθρώπινο μυαλό είναι μια συλλογή από περίπου δέκα εκατομμύρια νευρώνες συνδεδεμένους μεταξύ τους. Υπάρχουν περίπου 10^4 συνδέσεις για κάθε νευρώνα.

Κάθε νευρώνας είναι ένα κύτταρο το οποίο χρησιμοποιεί βιοχημικές αντιδράσεις για να παραλάβει ένα σήμα και να μεταφέρει πληροφορίες.

Για καλύτερη κατανόηση των νευρωνικών δικτύων παρουσιάζονται στο Σχήμα 3.3.1 τα μέρη από τα οποία αποτελείται ένας νευρώνας: το δένδριτη, το σώμα, και τον άξονα (Βουφατα, 2000).



Σχήμα 3.3.1 : Το σχήμα ενός βιολογικού νευρώνα (Πηγή: Hagan et al, 1996)

Ο δένδριτης ενός νευρώνα συνδέεται με χιλιάδες γειτονικούς νευρώνες. Ο νευρώνας λαμβάνει θετικό ή αρνητικό φορτίο από καθέναν από τους δένδριτες. Οι βαθμοί ενεργοποίησης όλων των φορτίων που λαμβάνονται από τους δένδριτες αθροίζονται. Το σώμα του νευρώνα αθροίζει τα εισερχόμενα σήματα και ο άξονας μεταφέρει το σήμα από το σώμα του νευρώνα στους άλλους νευρώνες. Το σημείο όπου συνδέονται ο άξονας με το δένδριτη ενός άλλου νευρώνα ονομάζεται σύναψη. Η λειτουργία των ANN καθορίζεται από τις διευθετήσεις των νευρώνων και το βαθμό ενεργοποίησης των συνάψεων κάθε νευρώνα. Ένα μέρος της δομής του νευρωνικού δικτύου καθορίζεται εν τη γενέσει, ενώ ένα άλλο μέρος αναπτύσσεται με τη μάθηση. Η ανάπτυξη είναι ταχύτερη στα αρχικά στάδια της ζωής. Αργότερα, οι επερχόμενες αλλαγές κυρίως τείνουν να δυναμώνουν ή να εξασθενίζουν τις συνάψεις.

Τα ANN μπορεί να έχουν διαφορετικές τοπολογίες, όπως ακριβώς και τα ανθρώπινα νευρωνικά δίκτυα. Η τοπολογία καθορίζεται από τον αριθμό των

εισόδων, των εξόδων και των κόμβων. Τα ANN μπορούν να επεξεργαστούν πληροφορίες μόνο αφού έχει καθοριστεί η τοπολογία τους. Δύο διανύσματα περιέχουν τα δεδομένα εισόδου και εξόδου. Στα διανύσματα εισόδου περιλαμβάνονται οι μεταβλητές που επηρεάζουν το διάνυσμα εξόδου. Το διάνυσμα εξόδου αποτελεί τη λύση του προβλήματος. Ο βαθμός ενεργοποίησης κάθε εισόδου στο νευρώνα δίνεται από το βάρος (Casas, 2001).

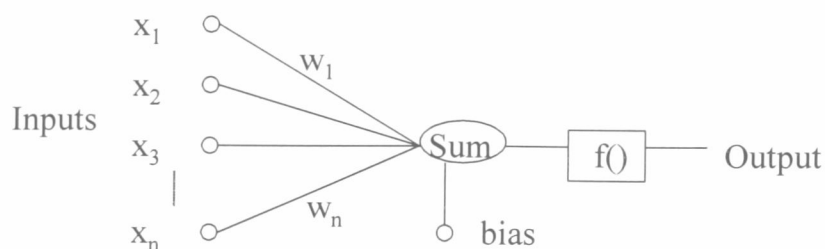
Τα ANN δεν προσεγγίζουν την πολυπλοκότητα του ανθρώπινου μυαλού, αλλά και τα δύο έχουν δύο σημαντικές ομοιότητες:

- Οι νευρώνες είναι απλές υπολογιστικές μονάδες.
- Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων καθορίζουν τη λειτουργία του δικτύου.

Παρά το γεγονός ότι οι βιολογικοί νευρώνες είναι πολύ αργοί σε σχέση με τα ηλεκτρικά κυκλώματα (10^{-3} s / 10^{-9} s), το ανθρώπινο μυαλό εκτελεί πολλές εργασίες πολύ ταχύτερα από οποιοδήποτε συμβατικό υπολογιστή. Ο λόγος είναι η ύπαρξη της μαζικής παράλληλης δομής των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, μια δομή την οποία διαθέτουν και τα ANN.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ανήκουν στον τομέα της Μη Συμβολικής Τεχνητής Νοημοσύνης, η οποία προσομοιώνει βιολογικές διαδικασίες, όπως τη λειτουργία του εγκεφάλου ή τη διαδικασία εξέλιξης των ειδών. Ο τεχνητός νευρώνας αποτελεί το πρωταρχικό συστατικό στοιχείο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου x_0, x_1, \dots, x_n , τα οποία σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους w_i ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη: τον αθροιστή (sum), ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα $S = \sum w_i x_i, i = 1 \dots n$ και τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλιού (activation ή threshold ή transformation function), ένα μη γραμμικό

φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου y , σε συνάρτηση με την ποσότητα S . Το παρακάτω σχήμα 3.3.2 παρουσιάζει το μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα.



Σχήμα 3.3.2: Αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρώνα (Πηγή: Wesley Hines, 1997)

Τα ANN είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Τα στοιχεία του δηλαδή δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, γιατί δεν εκτελούν κάποιο υπολογισμό (δεν έχουν βάρη εισόδου ούτε συναρτήσεις ενεργοποίησης). Στη συνέχεια μπορούν να υπάρχουν, προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers). Τέλος, ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer).

Οι νευρώνες των διαφόρων στρωμάτων μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι. Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected). Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι μιας κατεύθυνσης), τα ANN χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με απλή (ή πρόσθια) τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων ίδιου επιπέδου, τα ANN χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent). Ο τύπος

του δικτύου αυτού διαφέρει από τον τύπο της απλής τροφοδότησης κατά το γεγονός ότι υπάρχει ένας βρόχος ανάδρασης, όπου τουλάχιστον ένας νευρώνας τροφοδοτεί το σήμα της εξόδου του στις εισόδους άλλων νευρώνων.

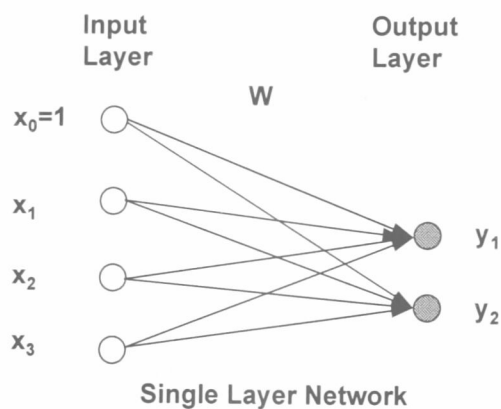
Τα ANN χρησιμοποιούν δύο βασικές λειτουργίες: τη μάθηση και την ανάκληση. Μάθηση (learning) είναι η διαδικασία της τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επίσης και εκπαίδευση (training) του ANN. Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών. Με άλλα λόγια, στη φάση ανάκλησης του αλγόριθμου εκπαίδευσης οι πληροφορίες ρέουν από την είσοδο του δικτύου προς την έξοδο του δια μέσου των κρυμμένων επιπέδων. Σε αυτή τη φάση οι μονάδες υπολογίζουν τις νέες καταστάσεις ενεργοποίησης και τις τιμές εξόδου τους. Στη φάση της εκμάθησης πραγματοποιείται η αναπροσαρμογή των συντελεστών βάρους. Οι φάσεις ανάκλησης και μάθησης λειτουργούν διαδοχικά η μία μετά την άλλη, έως ότου οι συντελεστές βάρους αποκτήσουν τιμές που να επιτρέπουν στο δίκτυο να πραγματοποιεί αποτελεσματικά την επιθυμητή εργασία για την οποία σχεδιάστηκε. Υπάρχουν τέσσερα σημαντικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων:

- Η ικανότητά τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- Η δυνατότητα θεώρησής τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory) και ως μνήμη συσχέτισης (associative memory).
- Η μεγάλη τους ανοχή σε σφάλματα (fault tolerant).
- Η ικανότητά τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).

Αν και τα ANN δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητά τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

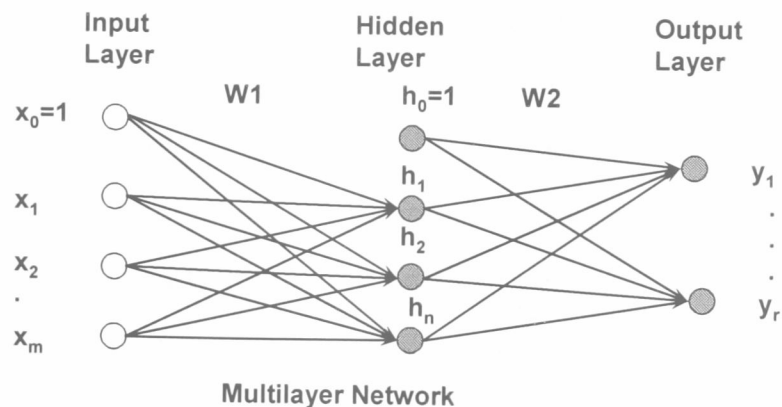
Έχουν αναπτυχθεί συγκεκριμένα ANN πάνω στα πρότυπα ορισμένων βιολογικών λειτουργιών που είναι γνωστά ως paradigms στη διεθνή

βιβλιογραφία και αποτελούν ουσιαστικά τους διαφορετικούς τύπους ANN. Ένα κλασικό paradigm είναι δομημένο από στρώματα νευρώνων. Κάποια από αυτά έχουν ένα επίπεδο (SLNN=single-layer neural networks), Σχήμα 3.3.3.



Σχήμα 3.3.3: Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου ενός επιπέδου (Single neural networks -Πηγή: Wesley Hines, 1997)

και κάποια έχουν περισσότερα (MLNN=multi-layer neural networks), Σχήμα 3.3.4.



Σχήμα 3.3.4: Απεικόνιση νευρωνικού δικτύου πολλαπλών επιπέδων (Multi-layer neural networks - Πηγή: Wesley Hines, 1997)

Τα πρώτα χρησιμοποιούν ως κανόνα μάθησης κυρίως τον κανόνα Hebb (Hebb rule) και τον Δέλτα κανόνα (Delta rule).

Τα ANN με ένα στρώμα είναι κατάλληλα για την ταξινόμηση δεδομένων, των οποίων οι κλάσεις προτύπου είναι γραμμικά διαχωρίσιμες, υπάρχουν δηλαδή υπερεπίπεδα που διαχωρίζουν πλήρως κάθε ζεύγος κλάσεων προτύπων του

μοντέλου. Αν αυτό δεν συμβαίνει, τότε απαιτείται ένα περισσότερο πολύπλοκο δίκτυο περισσότερων στρωμάτων, το οποίο δεν είναι άλλο από το προβλεπτικό μοντέλο ANN πολλών στρωμάτων (Multi layer Neural Networks), που έχει τη δυνατότητα να αντιμετωπίζει τους παραπάνω περιορισμούς. Οι ικανότητες των δικτύων πολλών στρωμάτων αναδεικνύονται, όταν οι συναρτήσεις εξόδου των μονάδων (neurons) είναι μη γραμμικές. Εάν χρησιμοποιηθούν γραμμικές συναρτήσεις εξόδου, τότε ένα ANN ενός στρώματος αρκεί, για να εκτελέσει τους υπολογισμούς οποιουδήποτε γραμμικού μοντέλου ANN με πολλαπλά στρώματα (Rumelhart, 1986). Σε ένα ANN με πολλά στρώματα, κάθε μονάδα ξεχωριστά έχει τη δυνατότητα να πραγματοποιεί μία μόνο γραμμικά διαχωρίσιμη συνάρτηση. Επομένως, ο συνδυασμός πολλών μη γραμμικών συναρτήσεων εξόδου και ενός ANN με πολλαπλά στρώματα επιτρέπει στο δίκτυο να προβλέπει με επιτυχία την εξέλιξη μη γραμμικών συστημάτων. Στο παρελθόν τα παραπάνω μοντέλα ANN είχαν ελάχιστη πρακτική αξία, λόγω έλλειψης κατάλληλων αλγόριθμων εκπαίδευσης.

Η ανάστροφη μετάδοση λάθους (error back propagation) αποτελεί την πιο γνωστή μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων πολλών επιπέδων. Την εισήγαγαν οι Werbos(1974), Rumelhart(1986) και Parker(1982).

Η βασική ιδέα είναι να καθοριστεί το «ποσοστό» του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί στα βάρη του κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται δυνατό να υπολογίζονται οι διορθώσεις στα βάρη του κάθε νευρώνα ξεχωριστά, πράγμα που είναι αρκετά πολύπλοκο για τα κρυφά επίπεδα, καθώς η έξοδος τους επηρεάζει πολλούς νευρώνες ταυτόχρονα.

Έστω ότι έχουμε s παραδείγματα, κάθε ένα από τα οποία περιγράφεται από ένα διάνυσμα εισόδου $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ και ένα διάνυσμα εξόδου $D_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}), 1 \leq i \leq s$.

Ο αλγόριθμος back propagation αποτελείται από δύο φάσεις:

Στη φάση forward propagation, το X_i τροφοδοτείται στο επίπεδο εισόδου (input layer) και η έξοδος $Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im})$ δημιουργείται μέσα στα πλαίσια του χώρου W , μέσα στον οποίο ο αλγόριθμος εκπαίδευσης θα ψάξει, προκειμένου να

καθορίσει τα βάρη που αρμόζουν καλύτερα στα δοσμένα παραδείγματα. Έπειτα η τιμή Y_i συγκρίνεται με την πραγματική (ή επιθυμητή) έξοδο D_i υπολογίζοντας το τετραγωνικό σφάλμα $(y_{ij} - d_{ij})^2, 1 \leq i \leq n$, για κάθε μονάδα εξόδου. Οι διαφορές που προκύπτουν αθροίζονται και με αυτόν τον τρόπο προκύπτει η συνάρτηση σφάλματος E , που ορίζεται ως:

$$E = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^n \frac{(y_{ij} - d_{ij})^2}{2} \quad (3.3.1.1)$$

Σκοπός είναι να ελαχιστοποιηθεί το E μεταβάλλοντας το W , έτσι ώστε όλα τα διανύσματα εισόδου να αντιστοιχηθούν σωστά με τα αντίστοιχα διανύσματα εξόδου τους. Επομένως, η διαδικασία μάθησης μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλημα ελαχιστοποίησης με αντικειμενική συνάρτηση την E που ορίζεται στο διάστημα W .

Στη δεύτερη φάση (back-ward propagation) επιδιώκεται να εντοπισθεί η βέλτιστη λύση στο χώρο που ορίζονται τα βάρη μέσω της gradient descend μεθόδου. Η κατεύθυνση και το μέγεθος αλλαγής Δw_{ij} του κάθε w_{ij} υπολογίζεται ως:

$$\Delta w_{ij} = -\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \varepsilon \quad (3.3.1.2)$$

όπου $0 < \varepsilon < 1$ είναι μια παράμετρος που ελέγχει το ρυθμό σύγκλισης του αλγόριθμου.

Το συνολικό τετραγωνικό σφάλμα που υπολογίστηκε στην πρώτη φάση «διαδίδεται» προς τα πίσω, από επίπεδο σε επίπεδο, από τις μονάδες εξόδου προς τις μονάδες εισόδου, κατά τη δεύτερη φάση. Οι προσαρμογές των βαρών προσδιορίζονται από τον τρόπο που η διάδοση (propagation) εξελίσσεται σε κάθε επίπεδο. Αν I_i (input function), O_i (output function) και E είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες συναρτήσεις, τότε η τιμή της παραπάνω εξίσωσης σε κάθε επίπεδο μπορεί να υπολογιστεί με βάση τον κανόνα της αλυσίδας (chain rule):

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial I_i} \frac{\partial I_i}{\partial w_{ij}} \quad (3.3.1.3)$$

Η όλη διαδικασία μπορεί να θεωρηθεί ως μια αναζήτηση του ολικού ελάχιστου της συνάρτησης σφάλματος, η οποία έχει ως παραμέτρους τις τιμές των βαρών. Η

διόρθωση που μπορεί να γίνει κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα, επιλέγοντας να κάνει εκείνες τις αλλαγές που φαίνεται να το μειώνουν τοπικά. Είναι δηλαδή μια αναζήτηση τύπου αναρρίχηση «λόφου». Υπάρχουν ωστόσο και περιπτώσεις, όπου ένα δίκτυο που εκπαιδεύεται με αυτόν τον τρόπο δεν αποδίδει τα αναμενόμενα. Πρόκειται για τις περιπτώσεις κατά τις οποίες το δίκτυο πέφτει σε τοπικά ελάχιστα (local minima) και/ή παραλύει τελείως (network paralysis), (Haykins, 1999, Tsoukalas, 1997).

3.4 Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1965 με άρθρο του ο L.A. Zadeh, (Zadeh, 1965), ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μιας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων (Zadeh, 1965).

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 αληθείας (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:

$$A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x_i) / x_i, \quad \text{όταν το } X \text{ είναι ένα σύνολο διακριτών αντικειμένων}$$

$$A = \int_X \mu_A(x) / x, \quad \text{όταν το } X \text{ είναι ένα συνεχές διάστημα (συνήθως το } R^+)$$

Για τα ασαφή σύνολα ορίζονται πράξεις και ισχύουν ιδιότητες ανάλογες με αυτές που ισχύουν στα κλασικά σύνολα. Ορισμένες από αυτές, όπως η ένωση και η

τομή, ορίζονται μέσω των τελεστών \min και \max , που συμβολίζονται με \wedge και \vee αντίστοιχα. Οι τελεστές αυτοί μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή του μικρότερου και του μεγαλύτερου αντίστοιχα από δύο στοιχεία (π.χ. $3 \wedge 4 = 3$, $3 \vee 4 = 4$) ή από τα στοιχεία ενός συνόλου. Το σύμβολο του εκάστοτε τελεστή μπορεί να γραφεί και στην αρχή των στοιχείων του συνόλου (προθεματική γραφή) ως εξής:

$$\mu = \wedge(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n) = \bigwedge_{k=1}^n (\mu_k) \quad (3.4.1)$$

Παρακάτω παρουσιάζονται ορισμένες μορφές μονοδιάστατων παραμετρικών συναρτήσεων συμμετοχής, δηλαδή συναρτήσεων συμμετοχής με μία μοναδική είσοδο (input).

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.

$$gbellmf(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (3.4.2)$$

Συναρτήσεις συμμετοχής τραπεζοειδούς μορφής (Trapezoidal MFs)

Η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τέσσερις παραμέτρους $\{a, b, c, d\}$ ως ακολούθως:

$$trapmf(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x - a}{b - a}, 1, \frac{d - x}{d - c}\right), 0\right) \quad (3.4.3)$$

Οι παράμετροι $\{a, b, c, d\}$ με $a < b < c < d$ καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τεσσάρων γωνιών της συγκεκριμένης τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής.

Συναρτήσεις συμμετοχής γκαουσιανής μορφής (Gaussian MFs).

Μια Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους $\{c, \sigma\}$

$$gaussmf(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x - c}{\sigma} \right)^2} \quad (3.4.4)$$

Το c αναπαριστά το κέντρο της και το σ το πλάτος της.

Συναρτήσεις συμμετοχής τριγωνικής μορφής (Triangular MFs).

Μια τριγωνικής μορφής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a,b,c\}$ ως ακολούθως:

$$\text{trimf}(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (3.4.5)$$

Οι παράμετροι $\{a,b,c\}$ (όπου $a < b < c$) καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τριών γωνιών της συγκεκριμένης τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής.

Συναρτήσεις συμμετοχής σιγμοειδούς μορφής (Sigmoidal MFs).

Η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$\text{sigmf}(x, a, c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x - c)]} \quad (3.4.6)$$

Το a ρυθμίζει την κλίση στο crossover point $x=c$. Ανάλογα με την τιμή που θα πάρει το a , η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής είναι open left, open right και επομένως είναι κατάλληλη να χρησιμοποιηθεί στην αναπαράσταση εννοιών όπως «πολύ μεγάλο» ή «πολύ αρνητικό». Σιγμοειδείς συναρτήσεις αυτής της μορφής χρησιμοποιούνται ευρύτατα ως συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation function) των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Jang, 1997).

Ένας *ασαφής κανόνας* είναι μια υπό συνθήκη έκφραση που συσχετίζει δύο ή περισσότερες ασαφείς προτάσεις. Στην πιο απλή εκδοχή, ένας ασαφής κανόνας έχει τη μορφή:

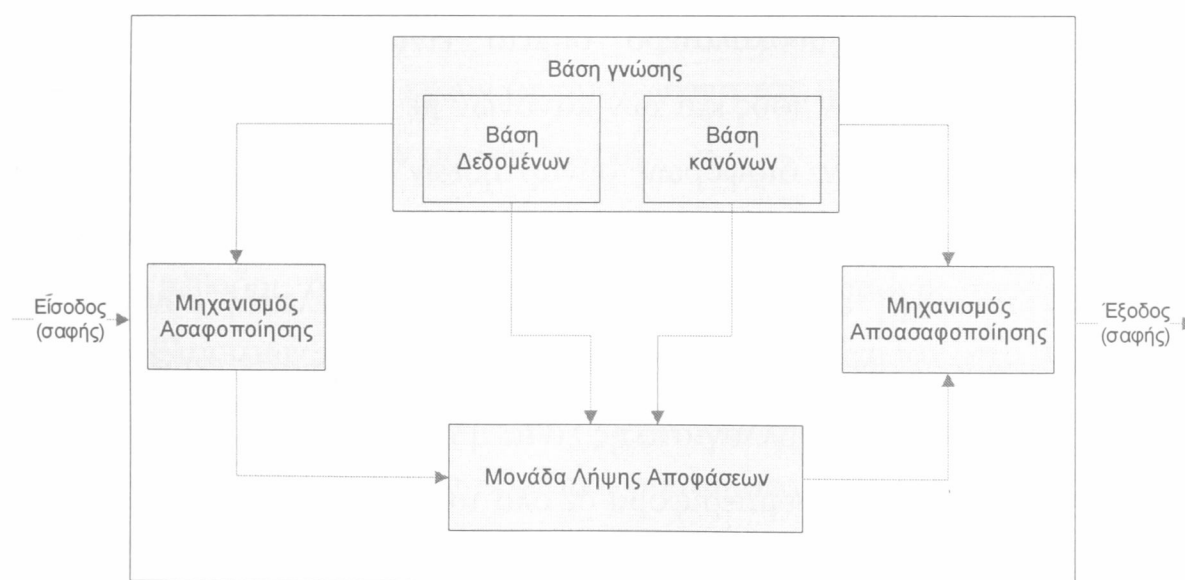
Εάν x είναι A τότε το y είναι B

Σε έναν ασαφή κανόνα της μορφής «εάν-τότε» το τμήμα «εάν» (if) του κανόνα είναι η υπόθεση (antecedent, premise), ενώ το τμήμα «τότε» (then) είναι η απόδοση (consequence) του κανόνα.

Μια βάση ασαφών κανόνων αποτελείται από ένα σύνολο ασαφών κανόνων της μορφής «εάν-τότε» που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν ένα σύστημα. Ο

μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων ενός συνόλου ασαφών κανόνων καλείται *ασαφής συλλογιστική* (fuzzy reasoning) ή *προσεγγιστική συλλογιστική* (approximate reasoning).

Ένα σύστημα ασαφούς συμπερασμού (fuzzy inference system) είναι μια δομή υπολογισμού που βασίζεται στη θεωρία των ασαφών συνόλων, στους ασαφείς κανόνες «if-then» και στην ασαφή συλλογιστική. Έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορα πεδία, όπως στον αυτόματο έλεγχο, στην ταξινόμηση δεδομένων, τη λήψη αποφάσεων και στα έμπειρα συστήματα. Ένα σύστημα ασαφούς συμπερασμού είναι γνωστό επίσης και ως “fuzzy rule based system”, “fuzzy expert system”, “fuzzy logic controller” ή απλά “fuzzy model”. Ένα σύστημα για συλλογιστική με βάση την ασαφή λογική περιγράφεται στη γενική του μορφή από το παρακάτω Σχήμα 3.4.1 και αποτελείται από τη :



Σχήμα 3.4.1: Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού (fuzzy inference system)

Βάση γνώσης (knowledge base): Συνίσταται από τη βάση κανόνων και τη βάση δεδομένων. Η **βάση κανόνων (rule base)** περιέχει την κωδικοποίηση ενός αριθμού ασαφών κανόνων (fuzzy rules) της μορφής «if-then». Η **βάση δεδομένων (database)** ορίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής (membership functions) των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται στους ασαφείς κανόνες.

Μονάδα λήψης αποφάσεων (decision making unit): Χρησιμοποιεί τους κανόνες και τις συναρτήσεις συμμετοχής, προκειμένου να υλοποιήσει ευέλικτα τη λειτουργία της εξαγωγής συμπερασμάτων.

Μηχανισμός Ασαφοποίησης (fuzzyfication inference): Μετασχηματίζει τα δεδομένα εισόδου σε βαθμούς ταιριάσματος-συγγένειας με τιμές λεκτικών μεταβλητών (linguistic variables).

Μηχανισμός Αποασαφοποίησης (defuzzyfication inference): Μετασχηματίζει τα ασαφή σύνολα (fuzzy sets) που επιστρέφονται σαν αποτελέσματα του μηχανισμού επεξεργασίας σε τιμές εξόδου, βαθμωτές (scalar) ή διανυσματικές (vector).

Η δημιουργία ενός συστήματος (π.χ. ελέγχου) βασισμένου σε ασαφή λογική προϋποθέτει καταρχήν πολύ καλή κατανόηση της διαδικασίας που πρόκειται να μοντελοποιηθεί. 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.

3.5 Νεύρο-ασαφή συστήματα (υβριδικά συστήματα)

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 αντιθετικές 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 νευρο-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-based 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 εξαιρετικά 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 νευρο-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 νευρο-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 εισοδοί 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 νευρο-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). Εμπειρικλείοντας το σύστημα ασαφούς συμπερασμού σε ένα πλαίσιο

προσαρμοστικών δικτύων (adaptive networks), προκύπτει η δομή του ANFIS (Jang, 1997).

Τα πρόσφατα αναπτυγμένα νευρο-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. Και αυτό γιατί η μάθηση στα νευρο-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 νευρο-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 ασαφοποίησης των δεδομένων εισόδου, οι μεταβλητές εισόδου στο νευρο-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 νευρο-ασαφές σύστημα.

Χαρακτηριστικά των νευρο-ασαφών συστημάτων

Συγκριτικά με τα νευρωνικά δίκτυα τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των νευρο-ασαφών συστημάτων συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα 3.5.1.

Πίνακας 3.5.1: Σύγκριση νευρωνικών δικτύων με νευρο-ασαφή συστήματα (Jang, 1997).

Ιδιότητα	Νευρο-ασαφών	Νευρωνικών
Δυνατότητα επεξήγησης της διαδικασίας	Πολύ καλή	Περιορισμένη σε μοντέλα μόνο τοπικής προσέγγισης (π.χ. RBF)
Περιγραφή a-priori Μοντέλου	Άμεση περιγραφή a-priori μοντέλου	Μόνο ορισμένα μοντέλα (π.χ. rule based neural nets), έχουν δυνατότητα εισαγωγής a priori πληροφορίας
Ταχύτητα Εκπαίδευσης	Αποτελεσματική Εκπαίδευση	Γενικά αργότερη εκπαίδευση από τα νευρο-ασαφή
Βέλτιστη Μάθηση από Παραδείγματα	Δεν έχει διατυπωθεί ακόμη θεωρία	Υπάρχει πλαίσιο βέλτιστης εκμετάλλευσης παραδειγμάτων

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

- Κατασκευή **ευέλικτου, μη-τυπικού** μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης με τη μορφή *ασαφών κανόνων* (fuzzy rules).
- Χρησιμοποίηση **a priori γνώσης** για το πρόβλημα.
- Η αρχική γνώση μπορεί εύκολα να **προσαρμοστεί** βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης με νευρωνικούς αλγόριθμους μάθησης.
- Η γνώση είναι **άμεσα προσπελάσιμη** με τη μορφή κανόνων (rules). Οι κανόνες είναι της μορφής :

Εάν (if) <συνθήκες (conditions) > τότε (then) <αποτελέσματα (consequents)>.

- 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 νευρο-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). Αναλυτική περιγραφή ακολουθεί στην επόμενη παράγραφο.
- 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 βασισμένο 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 νευρο-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 ασαφής 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 ϕ 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.
- 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.

Ο παραπάνω αριθμός των νευρο-ασαφών μοντέλων απαιτεί τη λήψη απόφασης επιλογής του πλέον κατάλληλου συστήματος. Ο συγγραφέας A. Abraham, παρουσιάζει στον παρακάτω Πίνακα 3.5.2, μια συγκριτική ανάλυση ορισμένων από τα παραπάνω μοντέλα. Για τα υπόλοιπα μοντέλα δεν διέθετε πηγαίο κώδικα ώστε να μπορεί να κάνει συγκρίσεις. Για να συγκρίνει τα αποτελέσματα της πρόβλεψης κάθε μοντέλου, χρησιμοποίησε ως δεδομένα την γνωστή χαστική χρονολογική σειρά Mackey-Glass. Ως μέτρο σύγκρισης χρησιμοποίησε τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Αποδεικνύει ότι το ANFIS είναι καλύτερο μοντέλο καθώς δίνει την χαμηλότερη τιμή στην ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Πίνακας 3.5.2: Απόδοση των νευρο-ασαφών συστημάτων (Abraham, 2005)

Σύστημα	Επαναλήψεις (epochs)	RMSE
ANFIS	75	0,0017
NEFPROX	216	0,0332
EFuNN	1	0,0140
dmEFuNN	1	0,0042
SONFIN	1	0,0180

Όμως σε υπολογιστικό χρόνο το ANFIS δεν υπερτερεί καθώς απαιτούνται 75 επαναλήψεις για να εκπαιδευτεί. 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 έχουν λιγότερη ακρίβεια.

Στο ίδιο συμπέρασμα καταλήγει και ο συγγραφέας Jang (Jang, 1997) ο οποίος συγκρίνει το σύστημα ANFIS με τρία άλλα μοντέλα αποδεικνύοντας ότι το ANFIS δίνει το μικρότερο RMSE. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.5.3.

Πίνακας 3.5.3: Σύγκριση του ANFIS με άλλα μοντέλα (Jang, 1997)

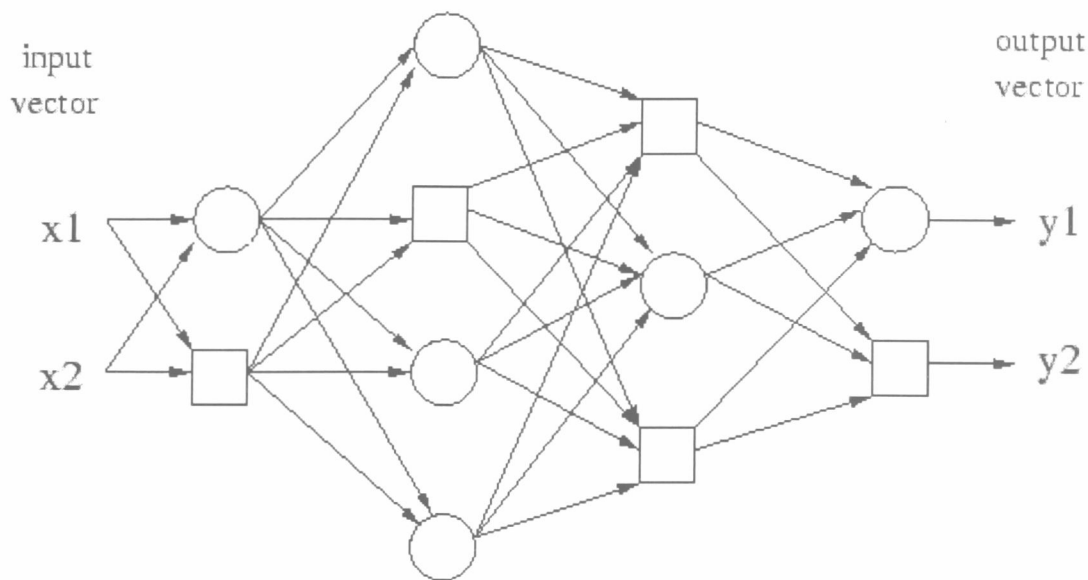
Μοντέλο	Σφάλμα εκπαίδευσης (training)	Σφάλμα ελέγχου (checking)	Αριθμός παραμέτρων	Μέγεθος δείγματος εκπαίδευσης	Μέγεθος δείγματος ελέγχου
ANFIS	0,043%	1,066%	50	216	125
GMDH	4,7%	5,7%	-	20	20
Fuzzy 1	1,5%	2,1%	22	20	20
Fuzzy 2	0,59%	3.4%	32	20	20

Για τους λόγους αυτούς απεφασίσθη στην παρούσα έρευνα να χρησιμοποιηθεί το ANFIS.

3.6 Προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System - ANFIS)

3.6.1 Σχέση ANFIS και προσαρμοστικών δικτύων (Adaptive Networks)

Το ANFIS 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 συνδέσεων (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 3.6.1 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.



Σχήμα 3.6.1: Προσαρμοστικό δίκτυο (Jang, 1997)

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 δοσμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μία gradient based διαδικασία μάθησης, προκειμένου να επιτευχθεί μία επιθυμητή αντιστοίχιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Υποτίθεται ότι ένα δοσμένο προσαρμοστικό δίκτυο, αποτελείται από L επίπεδα και το k -οστό επίπεδο έχει (k) κόμβους (nodes). Ο κόμβος μπορεί να συμβολιστεί στην i -οστή θέση του k -οστού επιπέδου με το ζεύγος (k,i) και την αντίστοιχη συνάρτηση του κόμβου (ή αλλιώς έξοδο του κόμβου) με O_i^k . Από τη στιγμή που το αποτέλεσμα ενός κόμβου εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα και το σύνολο των παραμέτρων του, τότε

$$O_i^k = O_i^k(O_1^{k-1}, \dots, O_{\#(k-1)}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad (3.6.1.1)$$

όπου a, b, c κλπ οι παράμετροι που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο.

Υποθέτοντας ότι το δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης έχει P εισόδους, μπορεί να προσδιοριστεί το μέτρο σφάλματος ως το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων.

$$J_p = \sum_{i=1}^{\#(L)} (T_{i,p} - O_{i,p}^L)^2 \quad (3.6.1.2)$$

όπου $T_{i,p}$ είναι το i -οστό συστατικό του p -οστού διανύσματος εξόδων-στόχου που δημιουργείται από την παρουσίαση του p -οστού διανύσματος εισόδου. Επομένως, το μέτρο συνολικού σφάλματος είναι το:

$$J = \sum_{p=1}^P J_p \quad (3.6.1.3)$$

Για να κατασκευαστεί μία διαδικασία μάθησης που εφαρμόζει την μέθοδο βαθμωτής κατάβασης (gradient descent) στο J πάνω στον παραμετρικό χώρο, πρέπει πρώτα να υπολογιστεί το ποσοστό σφάλματος $\partial J_p / \partial O$ για το p -οστό σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το ποσοστό σφάλματος για τον κόμβο εξόδου στο (L, i) μπορεί να υπολογιστεί απευθείας από τον παραπάνω τύπο του J_p .

$$\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L) \quad (3.6.1.4)$$

Για τον εσωτερικό κόμβο στο (k, i) το ποσοστό σφάλματος μπορεί να εξαχθεί από τον κανόνα της αλυσίδας:

$$\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^k} = \sum_{m=1}^{\#(k+1)} \frac{\partial J_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}} \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k} \quad (3.6.1.5)$$

όπου $1 \leq k \leq L - 1$. Η προηγούμενη εξίσωση ουσιαστικά συνεπάγεται ότι ο ρυθμός σφάλματος ενός εσωτερικού κόμβου μπορεί να εκφραστεί ως ένας γραμμικός συνδυασμός των ρυθμών σφάλματος των κόμβων του επόμενου επιπέδου. Κατά συνέπεια, για όλα τα $1 \leq k \leq L$ και για $1 \leq i \leq \#(k)$, μπορεί να βρεθεί το $\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^k}$ από τις δύο παραπάνω εξισώσεις που μόλις περιγράφηκαν. Αν a είναι μία παράμετρος του δοσμένου προσαρμοστικού δικτύου, τότε:

$$\frac{\partial J_p}{\partial \alpha} = \sum_{O^* \in S} \frac{\partial J_p}{\partial O^*} \frac{\partial O^*}{\partial \alpha} \quad (3.6.1.6)$$

όπου S το σύνολο των κόμβων των οποίων τα αποτελέσματα εξαρτώνται από το α. Τότε η παράγωγος του συνολικού σφάλματος J ως προς το α είναι

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial J_p}{\partial \alpha} \quad (3.6.1.7)$$

Ανάλογα η ενημερωμένη εξίσωση για τη γενικευμένη παράμετρο α είναι

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial J}{\partial \alpha} \quad (3.6.1.8)$$

στην οποία το «η» είναι ο ρυθμός μάθησης που μπορεί να εκφραστεί και ως

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_{\alpha} \left(\frac{\partial J}{\partial \alpha} \right)^2}} \quad (3.6.1.9)$$

όπου k είναι το *step size*, το μέγεθος δηλαδή της κάθε μεταβολής κλίσης στον παραμετρικό χώρο. Συνήθως μπορεί να μεταβληθεί η τιμή του k για να μεταβληθεί η ταχύτητα σύγκλισης.

Υπάρχουν δύο μέθοδοι μάθησης για προσαρμοστικά δίκτυα. Με την *off-line learning* (*batch learning*) μέθοδο ο τρόπος ενημέρωσης των παραμέτρων «α» βασίζεται στην εξίσωση (3.6.1.7) και η ενέργεια ενημέρωσης λαμβάνει χώρα μετά την παρουσίαση του συνόλου των δεδομένων εκπαίδευσης (π.χ. ύστερα από μία περίοδο-epoch). Από την άλλη πλευρά, αν είναι επιθυμητό οι παράμετροι να ενημερωθούν άμεσα ύστερα από την παρουσίαση του κάθε ζευγαριού εισόδων-εξόδων, τότε ο τύπος ενημέρωσης βασίζεται στην εξίσωση (3.6.1.6) και αναφέρεται ως μάθηση προτύπου (*pattern learning*) ή *on-line learning*.

3.6.2 Υβριδικός Κανόνας Μάθησης (*hybrid learning algorithm*): **Batch Learning (Off-Line)**

Παρά το ότι μπορεί να εφαρμοστεί η βαθμωτή μέθοδος για την αναγνώριση των παραμέτρων σε ένα προσαρμοστικό δίκτυο, η μέθοδος είναι γενικά αργή και πιθανόν να παγιδευτεί σε τοπικά ελάχιστα. Παρακάτω παρουσιάζεται ένας υβριδικός κανόνας μάθησης, που συνδυάζει την βαθμωτή μέθοδο και την εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων (LSE) για την αναγνώριση των παραμέτρων.

Για απλούστευση υποτίθεται ότι το προσαρμοστικό δίκτυο που εξετάζεται έχει μόνο μία έξοδο

$$\text{Output} = F(\bar{I}, S) \quad (3.6.2.1)$$

όπου \bar{I} είναι το σύνολο των μεταβλητών εισόδου και S είναι το σύνολο των παραμέτρων. Εάν υπάρχει μία συνάρτηση H , τέτοια που η σύνθετη συνάρτηση $H \circ F$ να είναι γραμμική σε κάποια από τα στοιχεία του S , τότε αυτά τα στοιχεία μπορούν να αναγνωριστούν από τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Με άλλα λόγια, εάν το σύνολο των παραμέτρων S μπορεί να διαχωριστεί σε δύο σύνολα

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (3.6.2.2)$$

τέτοιο ώστε $H \circ F$ να είναι γραμμικό στα στοιχεία του S_2 , τότε εφαρμόζοντας το H στην εξίσωση της εξόδου (output) έχουμε:

$$H(\text{output}) = H \circ F(\bar{I}, S) \quad (3.6.2.3)$$

το οποίο είναι γραμμικό ως προς τα στοιχεία του S_2 . Έπειτα, δοσμένων των τιμών των στοιχείων S_1 μπορεί να εισαχθούν τα P δεδομένα εκπαίδευσης στην παραπάνω εξίσωση και να εξαχθεί η παρακάτω εξίσωση πινάκων:

$$AX = B \quad (3.6.2.4)$$

όπου X είναι ένα άγνωστο διάνυσμα, του οποίου τα στοιχεία είναι παράμετροι στο S_2 . Έστω $|S_2| = M$, τότε οι διαστάσεις του A , X και B είναι $P \times M$, $M \times 1$ και $P \times 1$ αντίστοιχα. Από τη στιγμή που το P (αριθμός των ζευγαριών δεδομένων εκπαίδευσης) είναι συνήθως μεγαλύτερος του M (αριθμός γραμμικών παραμέτρων), αυτό είναι ένα υπερπροσδιορισμένο πρόβλημα και γενικά δεν υπάρχει ακριβής λύση στην παραπάνω εξίσωση πινάκων. Αντίθετα, μία εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων (LSE) του X , έστω X^* , αναζητείται για την ελαχιστοποίηση του τετραγωνικού σφάλματος $\|AX - B\|^2$. Ο πιο γνωστός τύπος για το X^* χρησιμοποιεί την ψευδο-ανάστροφη (pseudo-inverse) λύση του X :

$$X^* = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (3.6.2.5)$$

όπου A^T είναι ο ανάστροφος του A , και $(A^T A)^{-1} A^T$ είναι η ψευδοανάστροφη λύση του A , εφόσον $A^T A$ είναι μη μοναδιαίος πίνακας. Η παραπάνω εξίσωση έχει οριστεί με ακρίβεια, αλλά οδηγεί σε χρονοβόρες διαδικασίες κατά τον υπολογισμό αντίστροφων πινάκων και επιπλέον καταλήγει να είναι ακατάλληλα

προσδιορισμένη στην περίπτωση που ο $A^T A$ είναι μοναδιαίος πίνακας. Γι' αυτόν το λόγο εφαρμόζονται διαδοχικοί τύποι για τον υπολογισμό της εκτίμησης ελαχίστων τετραγώνων (LSE) του X . Η διαδοχική αυτή μέθοδος της LSE είναι περισσότερο αποτελεσματική (ιδιαίτερα όταν το M είναι μικρό) και μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί σε μία on-line εκδοχή για συστήματα με μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα, έστω ότι το i -οστό διάνυσμα σειράς του πίνακα A , που προσδιορίζεται στην εξίσωση $A X = B$, είναι a_i^T και το i -οστό στοιχείο του B είναι b_i^T , τότε το X μπορεί να υπολογιστεί επαναληπτικά, χρησιμοποιώντας κάποιους από τους διαδοχικούς τύπους (sequential formulas) που έχουν χρησιμοποιηθεί ευρύτατα στη βιβλιογραφία (Strobach, 1990).

$$X_{i+1} = X_i + S_i + 1 a_i + 1 (b_{i+1}^T - a_{i+1}^T X_i) \quad (3.6.2.6)$$

$$S_{i+1} = S_i - \frac{S_i a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{1 + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}}, i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (3.6.2.7)$$

όπου S_i αποκαλείται συνήθως πίνακας συνδιακύμανσης (covariance matrix) και η εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων X^* είναι ίση με X_P . Οι αρχικές συνθήκες στην παραπάνω bootstrap εξίσωση είναι $X_0 = 0$ και $S_0 = \gamma I$, όπου γ είναι ένας θετικός μεγάλος αριθμός και I είναι ο ταυτοτικός πίνακας (identity matrix) διάστασης $M \times M$. Σε περίπτωση προσαρμοστικού δικτύου πολλαπλών εξόδων, η παραπάνω εξίσωση διατηρεί την ισχύ της, με τη διαφορά ότι το b_i^T είναι οι i -οστές σειρές του πίνακα B . Τώρα μπορεί να συνδυαστεί η βαθμωτή μέθοδος με την εκτίμηση ελαχίστων τετραγώνων για να ενημερωθούν οι παράμετροι του δικτύου. Κάθε περίοδος της υβριδικής διαδικασίας μάθησης αποτελείται από πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass) και από ένα πέρασμα προς τα πίσω (backward pass). Στο πέρασμα προς τα εμπρός τροφοδοτούνται τα δεδομένα εισόδου και τα λειτουργικά σήματα (functional signals) προωθούνται για τον υπολογισμό του αποτελέσματος κάθε κόμβου, μέχρι οι πίνακες A και B στην εξίσωση $A X = B$ να προκύψουν και οι παράμετροι στο S_2 να αναγνωριστούν από τους διαδοχικούς τύπους ελαχίστων τετραγώνων στην παραπάνω εξίσωση. Έπειτα από την αναγνώριση των παραμέτρων στο S_2 , τα λειτουργικά σήματα συνεχίζουν την πορεία τους, μέχρι το μέτρο σφάλματος να υπολογιστεί. Στο πέρασμα προς τα

πίσω τα ποσοστά σφάλματος μεταδίδονται από την έξοδο προς την είσοδο και οι παράμετροι στο S_1 ενημερώνονται με βάση την βαθμωτή μέθοδο στην εξίσωση:

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial J}{\partial \alpha} \quad (3.6.2.8)$$

Επομένως, για δοσμένες σταθερές τιμές των παραμέτρων στο S_1 , οι παράμετροι που προκύπτουν στο S_2 είναι εγγυημένα το ολικά βέλτιστο σημείο στον S_2 στον παραμετρικό χώρο, λόγω της επιλογής του μέτρου του τετραγωνικού σφάλματος. Ο υβριδικός αυτός κανόνας μάθησης κατορθώνει όχι μόνο να μειώσει τη διάσταση του χώρου αναζήτησης στην gradient μέθοδο, αλλά και να μειώσει σημαντικά το χρόνο σύγκλισης.

Λαμβάνοντας υπόψη ένα παράδειγμα ενός-κρυμμένου επιπέδου ενός νευρωνικού δικτύου οπισθόδρομης διάδοσης με σιγμοειδείς συναρτήσεις ενεργοποίησης το οποίο να έχει p μονάδες εξόδου, τότε το αποτέλεσμα στην εξίσωση $Output = F(\bar{I}, S)$ είναι ένα διάνυσμα στήλη. Έστω $H(\cdot)$ η αντίστροφη σιγμοειδής συνάρτηση

$$H(x) = \ln\left(\frac{x}{1-x}\right) \quad (3.6.2.9)$$

τότε η εξίσωση $H(output) = H \circ F(\bar{I}, S)$ καταλήγει μια γραμμική συνάρτηση τέτοια που κάθε στοιχείο του $H(output)$ αποτελεί έναν γραμμικό συνδυασμό των παραμέτρων (βαρών και κατώφλιών) που αφορούν το επίπεδο 2. Με άλλα λόγια:

S_1 = Βάρη και κατώφλια του κρυμμένου επιπέδου

S_2 = Βάρη και κατώφλια του επιπέδου εξόδου

Κατά συνέπεια, μπορεί να εφαρμοστεί ο κανόνας μάθησης οπισθόδρομης μετάδοσης του σφάλματος (back propagation learning rule) για το συντονισμό των παραμέτρων στο κρυμμένο επίπεδο και οι παράμετροι στο επίπεδο εξόδου μπορούν να προσδιοριστούν με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Πάντως, θα πρέπει να σημειωθεί ότι χρησιμοποιώντας τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων στα δεδομένα που τροποποιούνται από την $H(\cdot)$, οι αποκτηθείσες παράμετροι είναι βέλτιστες σε όρους του μετασχηματισμένου μέτρου τετραγωνικού σφάλματος σε αντίθεση με τον αντίστοιχο αρχικό. Συνήθως αυτό δεν προκαλεί κάποιο πρακτικό πρόβλημα από τη στιγμή που το $H(\cdot)$ αυξάνεται μονοτονικά.

3.6.3 Σχέση μεταξύ του ANFIS και του ασαφούς μοντέλου Sugeno

Το ασαφές μοντέλο Sugeno, γνωστό και ως μοντέλο TSK, παρουσιάστηκε από τους Takagi και Sugeno (Takagi,1985, Sugeno,1988). Στην γενική του μορφή το μοντέλο αυτό αναπτύσσει μια συστηματική μέθοδο δημιουργίας ασαφών κανόνων από ένα δοθέν σύνολο δεδομένων. Η τυπική μορφή ενός ασαφούς κανόνα στο μοντέλο αυτό είναι της μορφής:

$$\text{εάν } x_1 \text{ is } A_1 \text{ και...και } x_N \text{ είναι } A_n \text{ τότε } y = f(x_1, \dots, x_N) \quad (3.6.3.1)$$

όπου τα A_n , $n = 1, \dots, N$ απεικονίζουν τις ασαφείς τιμές των αιτιών (ασαφή σύνολα εισόδου). Η σημαντικότερη ειδοποιός διαφορά του μοντέλου αυτού βρίσκεται στη συναρτησιακή μορφή του αποτελέσματος σε αντιδιαστολή με το ασαφές αποτέλεσμα που δίδεται από το μοντέλο Mamdani. Συνήθως η συνάρτηση f είναι πολυωνυμική στις μεταβλητές εισόδου x_k , δηλαδή ισχύει :

$$f(x_1, \dots, x_N) = p_1 x_1 + \dots + p_N x_N + p_0 \quad (3.6.3.2)$$

Για ένα σύνολο m ασαφών κανόνων, το συμπερασματικό μοντέλο υπολογίζει μια έξοδο συνεχούς τιμής y εκφρασμένη ως σταθμισμένο μέσο όρο (weighted average) των επιμέρους εξόδων y_i ($i = 1, \dots, m$)

$$y = \frac{\sum_{i=1}^m w_i y_i}{\sum_{j=1}^m w_j} = \sum_{i=1}^m \frac{w_i}{\sum_{j=1}^m w_j} (p_1 x_1 + \dots + p_{iN} x_N + p_{i0}) \quad (3.6.3.3)$$

όπου το w_i εκφράζει την ισχύ του κανόνα i ($w_i = \mu_{A_{i1}}(x) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{iN}}(x_N)$). Από γεωμετρικής άποψης, το σύνολο των κανόνων του μοντέλου Sugeno παρουσιάζει μια προσέγγιση της απεικόνισης $X_1 \times \dots \times X_N \rightarrow Y$ με μία τμηματικά (piecewise) γραμμική συνάρτηση (γενικά όμως η συνάρτηση μπορεί να είναι και μη γραμμική). Το ασαφές μοντέλο Sugeno προσφέρει ένα μεγάλο πλεονέκτημα σχετικά με την περιγραφή πολύπλοκων συστημάτων ελέγχου, επιτρέποντας τη διάσπαση ενός συστήματος σε μικρότερα υποσυστήματα και επιπλέον το διαμερισμό του χώρου εισόδου.

Το Sugeno ασαφές μοντέλο είναι το μοντέλο που χρησιμοποιείται στο εκπαιδευόμενης ασαφούς λογικής δίκτυο ANFIS. Το ANFIS είναι μία συστηματοποιημένη προσπάθεια παραγωγής κανόνων της μορφής «εάν-τότε» από ζευγάρια εισόδου-εξόδου. Ένα τυπικό μοντέλο Sugeno έχει τη μορφή

$$\text{εάν } x \text{ είναι } A \text{ και } y \text{ είναι } B \text{ τότε } z = f(x, y) \quad (3.6.3.4)$$

Ο τρόπος με τον οποίο συνδυάζονται οι μεταβλητές x και y συνοψίζεται στα εξής: Αν $x \in A, y \in B$ τότε η σχέση x is A and y is B μεταφράζεται στην ασαφή σχέση $A \cap B$ στο $U \times V$ με συνάρτηση συμμετοχής $\mu_{A \cap B}(x) = t[\mu_A(x), \mu_B(x)]$, όπου t είναι ουσιαστικά η προβολή $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$. Όσον αφορά την τιμή z , όταν η $f(x, y)$ είναι πολυώνυμο πρώτου βαθμού (έχει δηλαδή τη μορφή $z_1 = p_1x + q_1y + r_1$), τότε ονομάζεται Sugeno μοντέλο πρώτης τάξης. Αν η $f(x, y)$ είναι πραγματικός αριθμός, τότε ονομάζεται Sugeno μοντέλο μηδενικής τάξης. Ουσιαστικά, όταν το μοντέλο είναι μηδενικής τάξης έχουμε σχεδόν ένα δίκτυο RBF.

3.6.4 Υβριδικός αλγόριθμος μάθησης του ANFIS

Παρατηρώντας το δίκτυο ANFIS, που μόλις περιγράφηκε, προκύπτει το συμπέρασμα ότι δοσμένων των τιμών των παραμέτρων του «εάν» τμήματος του κανόνα, το συνολικό αποτέλεσμα μπορεί να εκφραστεί ως ένας γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων του «τότε» τμήματος του κανόνα. Συγκεκριμένα το αποτέλεσμα f μπορεί να ξαναγραφεί ως:

$$f = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 = (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (3.6.4.1)$$

Η σχέση αυτή είναι γραμμική ως προς τις παραμέτρους ($p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$).

Οπότε, ένας αλγόριθμος μάθησης που θα περιλαμβάνει μη γραμμικές τεχνικές, όπως η βαθμωτή κατάβαση (gradient descend), αλλά και γραμμικές, όπως η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί.

Με βάση την παρατήρηση αυτή έχουμε στην εξίσωση $S = S_1 \oplus S_2$:

S = σύνολο των συνολικών παραμέτρων

S_1 = σύνολο των (μη γραμμικών) παραμέτρων του τμήματος «υπόθεση» (premise) των κανόνων

S_2 = σύνολο των (γραμμικών) παραμέτρων του τμήματος «απόδοση» (consequent) των κανόνων.

Η $H(\cdot)$ είναι η ταυτοτική συνάρτηση και η $F(\cdot, \cdot)$ είναι η συνάρτηση του συστήματος ασαφούς συμπερασμού αντίστοιχα. Κατά συνέπεια, ο υβριδικός αλγόριθμος μάθησης που αναπτύχθηκε παραπάνω μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα. Αναλυτικότερα, όπως συμβαίνει και στα νευρωνικά δίκτυα, θα ξεχωρίσουν δύο φάσεις στη διαδικασία εκπαίδευσης:

1. Πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass): Στη φάση αυτή το σήμα εισόδου διαδίδεται από το επίπεδο 1 μέχρι το επίπεδο 4 και οι παράμετροι (p_i, q_i, r_i) $i = 1, 2$ εκτιμούνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.
2. Πέρασμα προς τα πίσω (backward pass): Στη φάση αυτή έχοντας μία ένδειξη του λάθους πραγματοποιείται μία διόρθωση κατά μία ποσότητα που ορίζεται από τη μέθοδο της βαθμωτής κατάβασης (Gradient Descent), των μεταβλητών a_i, b_i, c_i

Το ANFIS 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 πέρασμα εμπρός γίνεται η μάθηση του συνόλου των γραμμικών παραμέτρων και στο πέρασμα προς τα πίσω γίνεται η προσαρμογή των μη-γραμμικών αντίστοιχα.

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. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, το ANFIS εμφανίζει

μεγάλη ομοιότητα με το δίκτυο RBF, που χρησιμοποιεί τον ίδιο περίπου υβριδικό αλγόριθμο εκπαίδευσης.

3.7 Χρονολογικές σειρές και τεχνικές εύκαμπτης υπολογιστικής.

Στη λήψη αποφάσεων η επιτυχία εξαρτάται από την ποιότητα και την ακρίβεια της πρόβλεψης. Υπάρχουν δύο κύριες προσεγγίσεις στις ποσοτικές προβλέψεις: α) Οι αιτιακές μέθοδοι οι οποίες μοντελοποιούν τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών που επηρεάζουν την πρόβλεψη και της μεταβλητής που θα προβλεφθεί, β) Οι μέθοδοι των χρονολογικών σειρών οι οποίες χρησιμοποιούν παρελθοντικά δεδομένα και δεδομένα με χρονική υστέρηση, για να μοντελοποιήσουν τη σχέση μεταξύ παρελθοντικών και μελλοντικών τιμών. Κάθε προσέγγιση έχει τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της, όπως αναφέρει ο Bowerman and O'Connell το 1993. Παρακάτω αναφέρονται μερικά από τα πιο δημοφιλή γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα πρόβλεψης χρονολογικών σειρών :

1. Απλοϊκό ή τυχαίας διαδρομής (naive or random walk): χρησιμοποιεί τις πιο πρόσφατες παρατηρήσεις για να προβλέψει.
2. Κινητός μέσος όρος: χρησιμοποιεί το μέσο όρο ενός συγκεκριμένου αριθμού παρελθοντικών παρατηρήσεων για να προβλέψει.
3. Εκθετική εξομάλυνση: χρησιμοποιεί παρελθοντικές τιμές για να προβλέψει, δίνοντας περισσότερη βαρύτητα στις πιο πρόσφατες τιμές.
4. Αυτοπαλίνδρομο (AR): είναι μια τεχνική γραμμικής παλινδρόμησης η οποία υπολογίζει τις σχέσεις μεταξύ των παρατηρήσεων στη χρονολογική σειρά.
5. Αυτοπαλίνδρομο ολοκληρωμένο υπόδειγμα κινητών μέσων (ARIMA): ένα γραμμικό σύστημα το οποίο μοντελοποιεί τις σχέσεις μεταξύ των παρατηρήσεων της χρονολογικής σειράς, που παρουσιάζει τάση εποχικότητας.
6. Bilinear: ένα απλό γραμμικό μοντέλο.
7. Threshold autoregressive: ένα ειδικό αυτοπαλίνδρομο μοντέλο.
8. Autoregressive conditional heteroscedastic (ARCH): ένα μη γραμμικό παραμετρικό μοντέλο για μη σταθερές συνεχείς διακυμάνσεις.

9. Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα: προσαρμοστικά μοντέλα βασιζόμενα πάνω στα βιολογικά νευρωνικά συστήματα, ικανά να αναπαραστήσουν μη γραμμικές σχέσεις.

Τα παραπάνω πέντε πρώτα μοντέλα είναι γραμμικά και τα υπόλοιπα είναι μη γραμμικά.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί αρκετές φορές για τη λύση προβλημάτων χρονολογικών σειρών. Η δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων να βρίσκουν υποδείγματα (patterns) μέσω της εκπαίδευσης κατά την επεξεργασία μεγάλου αριθμού δεδομένων, τους δίνει ένα προβάδισμα στον τομέα αυτό (Zhang, 1998- Hill, 1996 -Faraway, 1998 - Tang, 1991- Tang, 1993- Adya, 1998).

Τα προβλήματα χρονολογικών σειρών είναι όμοια με τα προβλήματα παλινδρόμησης. Στοχεύουν να δημιουργούν υποδείγματα για την αναπαραγωγή της στοχαστικής διαδικασίας που πιθανόν έχει δημιουργήσει τις δεδομένες παρατηρήσεις. Πολλές φορές είναι πολύ δύσκολη η δημιουργία των μοντέλων, ακόμα και στις περιπτώσεις μεγάλου αριθμού δεδομένων. Συχνά δε, απαιτούνται σύνθετα μαθηματικά υποδείγματα, τα οποία είναι δύσκολο να αναλυθούν.

Ο στόχος είναι να προβλεφθεί η μελλοντική τιμή από παρελθοντικά δεδομένα. Για παράδειγμα, κατά τη χρονική στιγμή t , προβλέπεται η τιμή τη χρονική στιγμή x_{t+1} . Οι τιμές που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη αυτή είναι $x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3} \dots x_{t-n}$.

Η πρόβλεψη με χρονολογικές σειρές εφαρμόζεται σε πολλούς τομείς, όπως στην πρόβλεψη του καιρού, των πωλήσεων, των τιμών των χρηματαγορών καθώς και στην πρόβλεψη άλλων οικονομικών μεγεθών.

Για να είναι αποτελεσματική η πρόβλεψη με τη χρήση χρονολογικών σειρών, θα πρέπει ένα υπόδειγμα να δημιουργηθεί από τα δεδομένα. Το υπόδειγμα αυτό είναι μια βασική συνάρτηση, η οποία συχνά επηρεάζεται από εξωτερικούς παράγοντες. Ο επηρεασμός από εξωτερικούς παράγοντες δημιουργεί θόρυβο, ο οποίος καθιστά δύσκολο τον προσδιορισμό της ακριβούς συνάρτησης. Η απομάκρυνση του θορύβου και ο προσδιορισμός του υποδείγματος είναι ο στόχος της εφαρμογής της εύκαμπτης υπολογιστικής στα προβλήματα χρονολογικών σειρών.

Η πρόβλεψη 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. Έχουν παρουσιαστεί πολλές έρευνες που ασχολούνται με το εάν είναι πιθανή η πρόβλεψη με δεδομένα χρονολογικών σειρών. Ο Taylor το 1986 εξήγησε ότι οι τιμές στο χρηματιστήριο μεταβάλλονται τυχαία, οπότε είναι αδύνατη η πρόβλεψή τους. Όμως, χρησιμοποιώντας στατιστικές δοκιμές, υποστηρίζει ότι το θεώρημα αυτό είναι λάθος (Taylor, 1986). Μετά τη δημιουργία ενός μοντέλου με βάση συγκεκριμένα δεδομένα, ανακύπτει το ερώτημα για πόσο χρονικό διάστημα το υπόδειγμα θα μπορεί να δίνει αξιόπιστα αποτελέσματα. Με βάση τη θεωρία της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς, ένα κερδοφόρο υπόδειγμα θα χάσει αμέσως την αποτελεσματικότητά του με τη μεταβολή των τιμών. Εάν η αγορά όμως δεν είναι αποτελεσματική, τότε ένα μοντέλο θα μπορεί να είναι κερδοφόρο για πάντα ή για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, ώστε να δώσει μια ικανοποιητική κερδοφορία.

Η βασική συνάρτηση ενός μοντέλου επηρεάζεται από πολλούς εξωτερικούς παράγοντες. Υπάρχουν αναρίθμητα γεγονότα τα οποία μπορούν να επηρεάσουν τις τιμές των μετοχών. Ένα πολιτικό γεγονός, όπως η αλλαγή της κυβέρνησης ή ένας πόλεμος, μπορεί να αυξήσει τη ζήτηση μετοχών μιας συγκεκριμένης βιομηχανίας. Ένας τυφώνας μπορεί να καταστρέψει την παραγωγή κάποιων προϊόντων, με αποτέλεσμα οι τιμές των μετοχών κάποιων εταιρειών να μειωθούν και κάποιων άλλων να αυξηθούν. Ένα καταστροφικό γεγονός, όπως η πτώση των διδύμων πύργων στην Αμερική την 11^η Σεπτεμβρίου 2001, μπορεί να επηρεάσει τις τιμές όλων των χρηματαγορών σε όλο τον κόσμο.

Κατά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης θα πρέπει ο στόχος, εκτός από τη δημιουργία της βασικής συνάρτησης, να είναι και η πρόβλεψη της επίδρασης των εξωτερικών παραγόντων στα δεδομένα. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιούνται ως είσοδοι του μοντέλου μόνο δεδομένα από τις προηγούμενες τιμές. Οπότε, οι εξωτερικοί παράγοντες δεν είναι άμεσοι είσοδοι στο μοντέλο. Όμως ο Swingler (Swingler, 1996) υποστηρίζει ότι πολλοί τεχνικοί αναλυτές θεωρούν ότι όλες οι πληροφορίες της αγοράς, είτε αρνητικές είτε θετικές, αντανακλώνται στην τιμή και έχουν ενσωματωθεί σε αυτήν. Οπότε, η μόνη είσοδος του μοντέλου θα πρέπει να είναι οι τιμές της μετοχής. Ο Swingler, επίσης, σημειώνει ότι οι επικριτές ισχυρίζονται ότι, τη στιγμή που η επίδραση κάποιου γεγονότος θα εμφανιστεί στην τιμή, το γεγονός έχει ήδη συμβεί, οπότε είναι πολύ αργά.

Καθώς τα συστήματα ANFIS χρησιμοποιούν τις ίδιες τεχνικές εκπαίδευσης με τα νευρωνικά δίκτυα, κατά όμοιο τρόπο χρησιμοποιούνται και στην πρόβλεψη χρονολογικών σειρών διαφόρων οικονομικών μεγεθών. Μερικές ενδιαφέρουσες εργασίες πρόβλεψης χρονολογικών σειρών με τη χρήση του ANFIS παρουσιάζονται από τους Jang (1997), Atsalakis (2005 a,b,c,d,e, 2006 a, b, c, d, e, f, g, h, i), Ucenic (2003a, b, 2004, 2005a,b) και Nayak (2004).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΟΥ ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ

4.1 Εισαγωγή

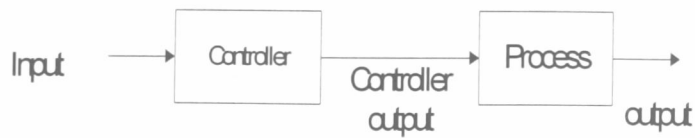
Η θεωρία ελέγχου συχνά θεωρείται κλάδος της θεωρίας συστημάτων (Zadach, 1963). Η θεωρία ελέγχου μπορεί να προσεγγιστεί από πολλές διαφορετικές κατευθύνσεις. Η πρώτη συστηματική προσπάθεια ξεκίνησε την δεκαετία του 1930 με την εδραίωση της κλασικής θεωρίας ελέγχου. Στις αρχές της δεκαετίας του 1960 αναπτύχθηκε η μοντέρνα θεωρία ελέγχου (Cannon, 1967, Shearer 1967). Σήμερα οι δύο θεωρίες λειτουργούν συμπληρωματικά και οι διαφορές τους οφείλονται κυρίως στα μαθηματικά εργαλεία που χρησιμοποιούν. Ένα σύστημα ελέγχου θεωρείται ένα σύστημα το οποίο έχει σκοπό να ελέγχει τη ροή ενέργειας, πληροφοριών, χρημάτων ή άλλων ποσοτήτων κατά έναν επιθυμητό τρόπο. Σε πιο γενικούς όρους, ένα σύστημα ελέγχου είναι μια διασύνδεση διαφορετικών στοιχείων ή λειτουργικών μονάδων κατά τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται ένα επιθυμητό αποτέλεσμα (Brogan, 1991).

4.1.1 Συμβατικός έλεγχος (classical control)

Ο συμβατικός έλεγχος αναφέρεται σε διακριτά ή συνεχή συστήματα ελέγχου τα οποία δεν έχουν δυνατότητες μάθησης. Γενικά οι συμβατικοί ελεγκτές διακρίνονται σε συστήματα ανοικτού βρόχου, Σχήμα 4.1 και κλειστού βρόχου, Σχήμα 4.2.

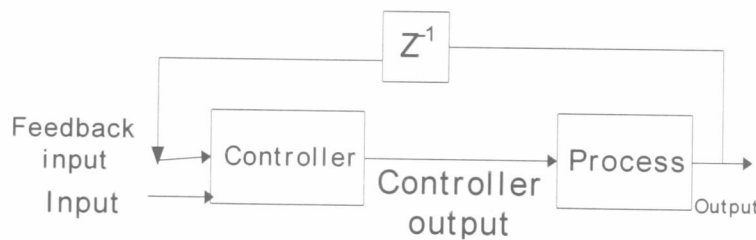
Ο σκοπός ενός ελεγκτή είναι να ρυθμίζει την έξοδο μιας διαδικασίας, ώστε η πραγματική έξοδος της να είναι πολύ κοντά στην επιθυμητή, βασιζόμενος σε μετρήσεις που αποτελούν την είσοδο του ελεγκτή (Kartalopoulos V. S., 1996).

Η έξοδος της διαδικασίας την οποία οι ελεγκτές ανοικτού βρόχου ελέγχουν, αναμένεται να είναι καθορισμένη (deterministic) και σταθερή (stable). Εάν η έξοδος αποκλίνει από την προκαθορισμένη τροχιά, σε μία μη προβλέψιμη, τότε το σύστημα χάνει τη δυνατότητα ελέγχου και γίνεται ασταθές (unstable). Αυτή η αστάθεια εισήγαγε τη χρήση των συστημάτων κλειστού βρόχου ή συστημάτων επανατροφοδότησης.



Σχήμα 4.1: Ελεγκτής ανοικτού βρόχου (open-loop) (Jang, 1997)

Τα συστήματα ελέγχου κλειστού βρόχου επανατροφοδοτούν την έξοδο της διαδικασίας στον ελεγκτή σύμφωνα με μία συνάρτηση και μαζί με την είσοδο χρησιμοποιούνται για να ελέγχουν την πραγματική έξοδο. Οπότε, εάν η πραγματική έξοδος τείνει να αποκλίνει από την επιθυμητή, η διαφορά λαμβάνεται υπόψη και γίνεται διόρθωση στην πραγματική έξοδο.



Σχήμα 4.2 : Ελεγκτής κλειστού βρόχου (closed-loop) (Jang, 1997)

Παράδειγμα ανοικτού βρόχου: Προκειμένου ένα άτομο να εξασφαλίσει ένα σημαντικό κεφάλαιο για τη συνταξιοδοτική του περίοδο, καταθέτει μηνιαίως ένα ποσό 300 ευρώ σε επενδυτικό λογαριασμό ετήσιας απόδοσης. Η είσοδος του συστήματος κάθε μήνα είναι $u(t) = 300$. Η έξοδος του συστήματος $y(t)$ είναι η αυξημένη αξία του λογαριασμού. Από τη στιγμή που το $u(t)$ δεν επηρεάζεται από το παρόν οικονομικό κλίμα ή από το $y(t)$, τότε το σύστημα είναι ανοικτού βρόχου.

Παράδειγμα κλειστού βρόχου: Ένα άλλο πρόσωπο το οποίο θέλει να επιτύχει και αυτό τον ίδιο στόχο, δηλαδή την εξασφάλιση ενός ικανοποιητικού κεφαλαίου κατά τη συνταξιοδοτική του περίοδο, επιλέγει να επενδύσει στη χρηματιστηριακή αγορά μετοχών, εφαρμόζοντας τη στρατηγική αγοράς σε χαμηλή τιμή και πώληση σε υψηλή τιμή. Η είσοδος $u(t)$ του συστήματος σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή

επηρεάζεται από τις υπάρχουσες συνθήκες της αγοράς, τις παρελθοντικές τιμές των μετοχών και λοιπά. Αυτό είναι ένα επανατροφοδοτούμενο σύστημα ή σύστημα κλειστού βρόχου, (Brogan, 1991).

4.1.2. Νευρωνικός έλεγχος (neural control)

Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα ανήκουν σε μια μεγάλη κατηγορία συστημάτων τα οποία ονομάζονται μη γραμμικές δικτυακές δομές (Lewis, 1999) και έχουν εξαιρετικές ιδιότητες για επανατροφοδοτούμενα συστήματα ελέγχου.

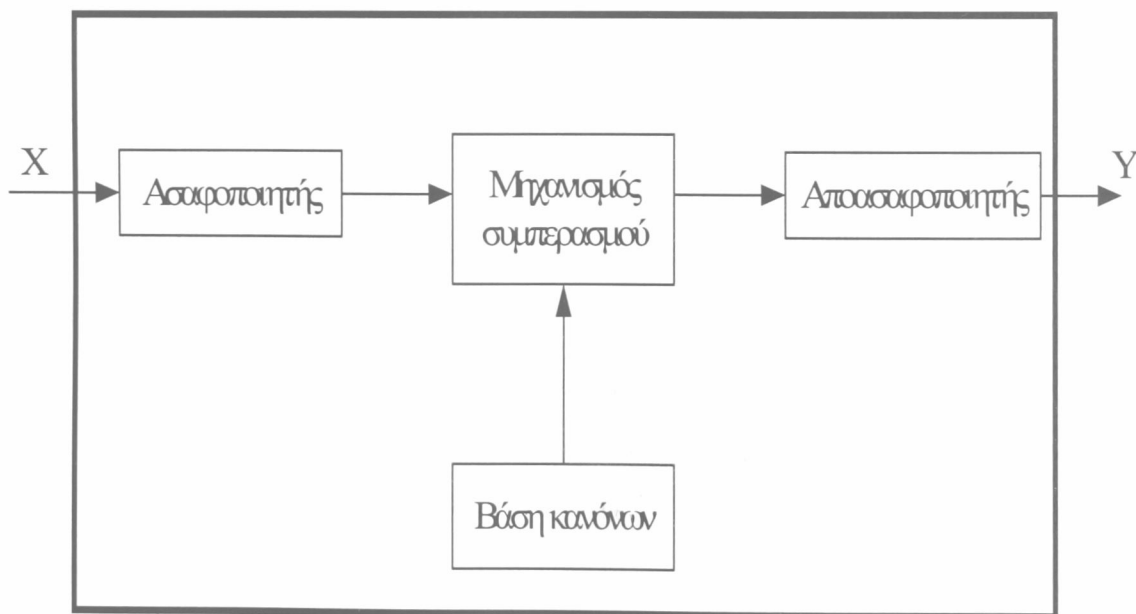
Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ευρεία εφαρμογή στον έλεγχο διαδικασιών. Γενικά, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί να ανταποκρίνεται σε διάφορες εισόδους, έτσι ώστε η έξοδος του να παραμένει όσο είναι δυνατόν πιο κοντά σε κάποια επιθυμητή έξοδο. Όπως και στο συμβατικό έλεγχο, υπάρχουν νευρωνικοί ελεγκτές ανοικτού και κλειστού βρόχου.

Στην πρώτη περίπτωση, ένας νευρωνικός ελεγκτής ανοικτού βρόχου εκπαιδεύεται, ώστε να ανταποκρίνονται οι εισοδοί του σε μία επιθυμητή έξοδο. Εάν όμως η τιμή της εισόδου δεν περιλαμβάνεται στο δείγμα εκπαίδευσης, δεν είναι σίγουρο ποια θα είναι η έξοδος και εάν η έξοδος του ελεγκτή προκαλεί αστάθεια στη διαδικασία. Όπως και στο συμβατικό έλεγχο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας επανατροφοδοτούμενος νευρωνικός ελεγκτής κλειστού βρόχου. Στην περίπτωση αυτή ένα εμπρόσθιο τροφοδοτούμενο δίκτυο (forward network) εκπαιδεύεται, για να μάθει τις αρχικές σχέσεις εισόδου - εξόδου χρησιμοποιώντας ήδη γνωστά δεδομένα εισόδου και εξόδου. Το δίκτυο μαθαίνει, ταξινομεί και αναπαράγει νέες σχέσεις εισόδου-εξόδου και ενημερώνει το εμπρόσθιο δίκτυο. Έτσι, το επανατροφοδοτούμενο δίκτυο, εντός των συγκεκριμένων ορίων γνώσεων, έχει την εξυπνάδα να μαθαίνει και να προσαρμόζεται συνεχώς, (Tsoukalas, 1997). Ο Kasparian, (1998) ανέπτυξε έναν ελεγκτή με τη χρήση νευρωνικού δικτύου, αρχιτεκτονικής model reference, ο οποίος έλεγχε μια διαδικασία που προέβλεπε την έξοδο της διαδικασίας ένα βήμα μπροστά.

4.1.3 Ασαφής έλεγχος (fuzzy control)

Τα ασαφή συστήματα χρησιμοποιούνται επίσης στον έλεγχο. Εδώ οι σχέσεις εισόδων-εξόδων θεωρούνται ασαφείς. Οι κανόνες ελέγχου, οι μεταβλητές και οι συναρτήσεις συμμετοχής θεωρούνται ήδη γνωστές. Εδώ δεν υπάρχει μάθηση όπως στους νευρωνικούς ελεγκτές. Οι αισθητήρες της διαδικασίας δίνουν τιμές στις εισόδους του ασαφούς ελεγκτή, ο οποίος παράγει μία τιμή εξόδου που ελέγχει τη διαδικασία. Στην περίπτωση αυτή η συμπεριφορά της διαδικασίας πρέπει να είναι πάρα πολύ γνωστή, ώστε ένα ολοκληρωμένο σύνολο κανόνων να μπορεί να δημιουργηθεί. Εάν οι κανόνες δεν επαρκούν, τότε η διαδικασία μπορεί να γίνει ασταθής.

Ένα σύστημα ελέγχου ασαφούς λογικής περιέχει τέσσερα βασικά στοιχεία: τον ασαφοποιητή (fuzzifier), το μηχανισμό συμπερασμού (inference engine), τη βάση των κανόνων (rule base) και τον αποασαφοποιητή (defuzzifier), όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.3.



Σχήμα 4.3: Διάγραμμα ελεγκτή ασαφούς λογικής.

Βασικά ο ασαφοποιητής παίρνει σαν είσοδο πραγματικούς αριθμούς x και κανονικοποιεί την τιμή τους, καθώς ο ασαφοποιητής τις αναπαριστά στην αντίστοιχη θέση στις ορισμένες συναρτήσεις συμμετοχής. Η βάση κανόνων εξετάζει πού πέφτουν οι εισοδοι και αξιολογεί την έξοδο βασιζόμενη σε έναν

αριθμό προκαθορισμένων κανόνων. Αυτοί οι EAN-TOTE κανόνες έχουν τη μορφή:

$$\text{EAN } x \text{ είναι } F_1, \text{ TOTE } y \text{ είναι } G_1$$

Οι κανόνες παράγουν τη σωστή έξοδο για τη συγκεκριμένη είσοδο και χρησιμοποιούν το μηχανισμό συμπερασμού για τη δημιουργία της κανονικοποιημένης ασαφούς εξόδου. Μετά ο αποασαφοποιητής μετατρέπει τη κανονικοποιημένη ασαφή έξοδο σε πραγματικό αριθμό και τη στέλνει στον ελεγκτή ή στον επόμενο προορισμό εντός του συστήματος ελέγχου. Οι περισσότεροι αποασαφοποιητές, όπως και αυτός που χρησιμοποιεί το FIS της Matlab, χρησιμοποιούν μία διαδικασία που λέγεται κεντροειδής αποασαφοποίηση για να υπολογίσουν την τιμή της εξόδου σύμφωνα με την παρακάτω σχέση (Jang and N. Gulley, 1995):

$$y = \frac{\sum_{l=1}^M \tilde{y} \mu_B(\tilde{y})}{\sum_{l=1}^M \mu_B(\tilde{y})} \quad (4.1.3.1)$$

Η τιμή του \tilde{y} είναι το κέντρο του ασαφούς συνόλου όπου ο βαθμός συμμετοχής $\mu_B(y)$ παίρνει τη μεγαλύτερη τιμή, (Yu, In Hyeob, 1995).

4.1.4 Νευρο-ασαφής έλεγχος (neuro-fuzzy control)

Ο Νευρο-ασαφής έλεγχος συνδυάζει τα πλεονεκτήματα του νευρωνικού και του ασαφούς ελέγχου. Οι εισοδοί είναι ασαφείς και ταυτόχρονα έχει τη δυνατότητα μάθησης. Γνωστά δεδομένα εισόδων-εξόδων εκπαιδεύουν τον ελεγκτή και δημιουργούν τους κανόνες ελέγχου.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους μπορεί να συνδυαστούν τα νευρωνικά με τα ασαφή συστήματα και κατ' επέκταση ο νευρωνικός με τον ασαφή έλεγχο (Lewis et al, 2002) .

Ο πρώτος τρόπος συνίσταται στη χρήση του κάθε συστήματος ως χωριστών μονάδων, οι οποίες εισάγονται στο σύστημα σε διαφορετικά ιεραρχικά επίπεδα. Το όλο σύστημα αποτελείται από ιεραρχικά επίπεδα από τα οποία κάποια εκτελούνται από ασαφή και κάποια άλλα από νευρωνικά συστήματα. Για

παράδειγμα, ένα ασαφές σύστημα μπορεί έχει εποπτικό ρόλο σε ένα ανώτερο επίπεδο και να επιβλέπει ένα νευρωνικό ελεγκτή σε ένα κατώτερο επίπεδο, ο οποίος ελέγχει κατευθείαν μια διαδικασία.

Ένας δεύτερος τρόπος είναι να τοποθετηθούν τα συστήματα παράλληλα και να δουλεύουν σε συνεργασία ή ανταγωνιστικά.

Ένας τρίτος τρόπος είναι η ολοκλήρωση των συστημάτων σε ένα ενιαίο επίπεδο για τον έλεγχο μιας διαδικασίας (Nie J. & Linkens D., 1995).

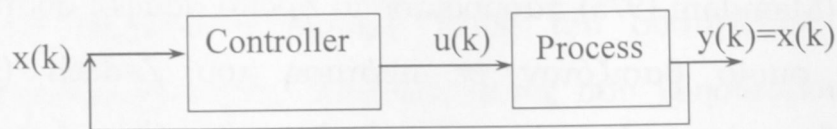
Ο Mamdani (Mamdani, 1975) παρουσίασε το πρώτο ασαφές σύστημα αυτόματου ελέγχου, το οποίο βασιζόταν σε πρόταση του Zadeh (Zadeh, 1973). Χρησιμοποιήθηκε ένας ελεγκτής ασαφούς λογικής, για να προσομοιώσει τις ενέργειες ελέγχου ενός χειριστή σε μια μηχανή ατμού και σε ένα βραστήρα. Από τότε ο έλεγχος με ασαφή λογική έχει καθιερωθεί βαθμιαία ως το πιο δημοφιλές πεδίο εφαρμογής της θεωρίας της ασαφούς λογικής και των ασαφών συνόλων (Kosko, 1991, Lee (a), 1990, Lee (b), 1990 και Sugeno 1985). Οι ελεγκτές ασαφούς λογικής έχουν το πλεονέκτημα ότι μπορούν να προσεγγίσουν την ποιοτική πλευρά της ανθρώπινης σκέψης και της διαδικασίας λήψης αποφάσεων. Ο ασαφής έλεγχος προϋποθέτει την ύπαρξη ειδικών και τεχνικών απόσπασης γνώσης, για να μετατρέψουν την ανθρώπινη εμπειρία σε ασαφείς κανόνες και συναρτήσεις συμμετοχής. Οι δύο αυτοί παράγοντες περιορίζουν τις δυνατότητες του ασαφούς ελέγχου λόγω έλλειψης δυνατότητας προσαρμογής.

Η χρήση των νευρωνικών δικτύων στον αυτόματο έλεγχο διαδόθηκε κυρίως μετά την επαναδιατύπωση του κανόνα οπισθόδρομης μάθησης (backpropagation learning) από τον Rumelhart το 1986 (Rumelhart, 1986). Ακολούθησαν πολλές έρευνες οι οποίες πρότειναν διαφορετικές μεθόδους σχεδιασμού νευρωνικών ελεγκτών (Miller 1990, Psaltis 1988 και Werbos 1991).

Οι τεχνικές μάθησης των νευρωνικών δικτύων και του νευρωνικού ελέγχου μπορούν να ενσωματωθούν στον ασαφή έλεγχο. Η δυνατότητα αυτή δημιουργεί μεθόδους σχεδίασης ελεγκτών οι οποίοι λαμβάνουν υπόψη την ανθρώπινη εμπειρία με μορφή ασαφών κανόνων. Οι μέθοδοι αυτές αναφέρονται ως νευρο-ασαφείς ελεγκτές (Jang, 1997).

4.1.5 Επανατροφοδοτούμενα συστήματα ελέγχου (closed loop) και νευρο-ασαφής έλεγχος.

Μια διαγραμματική αναπαράσταση ενός συνεχούς (continuous-time) συστήματος ελέγχου κλειστού βρόχου (επανατροφοδοτούμενο) (feedback) παρουσιάζεται στο παρακάτω Σχήμα 4.1.5.1.



Σχήμα 4.1.5.1: Διάγραμμα ενός επανατροφοδοτούμενο (feedback), συνεχούς (continuous-time) συστήματος ελέγχου. Η κατάσταση της διαδικασίας επανατροφοδοτείται κατευθείαν στον ελεγκτή (Jang, 1997).

Οι μεταβλητές κατάστασης της διαδικασίας δηλώνονται ως $x(k)$. Οι μετρήσιμες ποσότητες της διαδικασίας, που αποτελούν την έξοδο, δηλώνονται ως $y(k)$. Υποθέτοντας ότι όλες οι καταστάσεις είναι μετρήσιμες, η έξοδος της διαδικασίας $y(k)$ ισούται με την κατάσταση $x(k)$.

Η εξίσωση κατάστασης για μία μη γραμμική συνεχή διαδικασία δίνεται από τον τύπο:

$$x(k) = f(x(k), u(k)) \quad (4.1.5.1)$$

όπου $u(k)$ είναι η έξοδος του ελεγκτή στη χρονική στιγμή k και το μέγεθος του διανύσματος $x(k)$ δηλώνει τη σειρά (order) της διαδικασίας. Ένας γενικός στόχος ελέγχου είναι να βρεθεί ένας ελεγκτής με μια συνάρτηση $\phi(\cdot)$ η οποία αναπαριστά μια παρατηρήσιμη έξοδο $x(k)$ της διαδικασίας, σε ενέργεια του ελεγκτή u ως $u(k) = \phi(x(k))$, ούτως ώστε η έξοδος της διαδικασίας $x(k)$ να μπορεί να ακολουθήσει ένα επιθυμητό σήμα $x_d(k)$ όσο πιο κοντά είναι δυνατόν.

Εάν $x_d(k)$ είναι ένα σταθερό διάνυσμα, τότε το πρόβλημα ελέγχου αναφέρεται ως regulator πρόβλημα, όπου η κατάσταση της διαδικασίας επανατροφοδοτείται κατευθείαν στον ελεγκτή.

Εάν η επιθυμητή τροχιά $x_d(k)$ είναι σήμα που διαφέρει χρονικά, τότε το πρόβλημα αναφέρεται ως “tracking” πρόβλημα, όπου ένα σφάλμα υπολογίζεται ως η διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου, το οποίο επανατροφοδοτείται στον ελεγκτή. Εάν η f είναι άγνωστη, πρέπει να δημιουργηθεί πρώτα ένα μοντέλο της διαδικασίας. Επιπλέον εάν η f διαφέρει σε κάθε χρονική στιγμή, τότε πρέπει η $\phi(\cdot)$ να είναι προσαρμόσιμη για να ανταποκρίνεται στα μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά της διαδικασίας.

Στην περίπτωση ενός γραμμικού συστήματος ελέγχου, η διαδικασία και ο ελεγκτής αναπαριστώνται από τις εξισώσεις:

$$x(k) = Ax(k) + Bu(k) \quad (\text{η διαδικασία}) \quad (4.1.5.2)$$

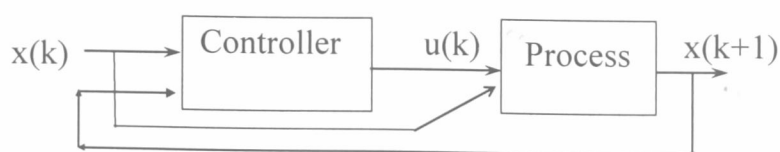
$$u(k) = Kx(k) \quad (\text{ο ελεγκτής}) \quad (4.1.5.3)$$

Η διαγραμματική αναπαράσταση ενός διακριτού (discrete-time) επανατροφοδοτούμενου (feedback) συστήματος ελέγχου παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.1.5.2., όπου $u(k)$ είναι η ενέργεια του ελεγκτή στη χρονική στιγμή k και το $x(k)$ δηλώνει την κατάσταση της διαδικασίας στη χρονική στιγμή k . Οι εισοδοί της διαδικασίας είναι η ενέργεια του ελεγκτή $u(k)$ και η προηγούμενη κατάσταση της διαδικασίας $x(k)$. Οι παρακάτω εξισώσεις αναπαριστούν το σύστημα ελέγχου:

$$x(k+1) = fx(k), u(k) \quad (\text{η διαδικασία}) \quad (4.1.5.4)$$

$$u(k) = g(x(k)) \quad (\text{ο ελεγκτής}) \quad (4.1.5.5)$$

Και εδώ το πρόβλημα ελέγχου είναι να βρεθεί η συνάρτηση $\phi(\cdot)$, ώστε η έξοδος της διαδικασίας να ακολουθεί μια επιθυμητή συμπεριφορά.



Σχήμα 4.1.5.2: Διάγραμμα διακριτού (discrete-time) επανατροφοδοτούμενου (feedback) συστήματος ελέγχου (Jang, 1997).

Στα παραπάνω Σχήματα 4.1.5.1 και 4.1.5.2, εάν στη θέση του ελεγκτή τοποθετηθούν νευρωνικά δίκτυα ή ασαφή συστήματα, τότε δημιουργείται ένας νευρωνικός ή ασαφής ελεγκτής αντίστοιχα. Εάν τοποθετηθούν νευρο-ασαφή συστήματα, τότε δημιουργείται ένας νευρο-ασαφής ελεγκτής. Η τοποθέτηση ενός συστήματος ANFIS δημιουργεί έναν ANFIS ελεγκτή. Οι ελεγκτές ANFIS έχουν τις παρακάτω μοναδικές ιδιότητες :

- δυνατότητα μάθησης
- παράλληλη επεξεργασία
- γνώση της δομής του μοντέλου
- καλύτερη ολοκλήρωση με άλλες μεθόδους σχεδιασμού ελεγκτών.

Οι περισσότερες μέθοδοι σχεδιασμού ANFIS ελεγκτών προέρχονται από τη θεωρία σχεδιασμού νευρωνικών ελεγκτών και εφαρμόζονται κατ' ευθείαν για το σχεδιασμό προσαρμοστικών (adaptive) συστημάτων ελέγχου (Jang, 1997).

4.2 Μέθοδοι μάθησης των ελεγκτών

Ένα σύστημα ελέγχου μπορεί να εκπαιδευτεί με τις παρακάτω μεθόδους:

- Ενεργητική μάθηση από το περιβάλλον (active learning from an environment) σε αντίθεση με την παθητική μάθηση από δεδομένα - δείγματα (passive learning from samples).
- Η μάθηση εντός- γραμμής (on-line) σε αντίθεση με τη μάθηση εκτός- γραμμής (off-line).
- Δυναμικά μεταβαλλόμενη δομή μάθησης (Dynamical variable-structure learning) σε αντίθεση με τη στατική δομή μάθησης (static fixed-structure learning).
- Γενική μάθηση (Global learning) σε αντίθεση με την ειδική μάθηση (specific learning).
- Spartial μάθηση (Spartial learning) σε αντίθεση με την temporal μάθηση (temporal learning). (Nie J. & Linkens D., 1995).

4.3 Αρχιτεκτονική των ελεγκτών

Η μεθοδολογία για την κατασκευή ενός νευρο-ασαφούς ελεγκτή μέσω της μάθησης με ένα από τους παραπάνω τρόπους εξαρτάται και από το ρόλο με τον οποίο το νευρο-ασαφές σύστημα, παίρνει μέρος στο σύστημα ελέγχου. Όπως τα ασαφή και τα νευρωνικά συστήματα, έτσι και ένα νευρο-ασαφές σύστημα μπορεί να ενσωματώσει μια από τις γνωστές αρχιτεκτονικές ελέγχου και να ενεργεί ως εμπρόσθιο ή ανάστροφο μοντέλο της διαδικασίας που ελέγχεται. Οι αρχιτεκτονικές αυτές διακρίνονται σε:

Άμεσα συστήματα ελέγχου (Direct control systems) και Έμμεσα συστήματα ελέγχου (Indirect control systems).

4.3.1 Άμεσα συστήματα ελέγχου (Direct control systems)

«Άμεσα» σημαίνει ότι ο ελεγκτής είναι ένα νευρο-ασαφές δίκτυο. Ένας νευρο-ασαφής ελεγκτής δίνει πλεονεκτήματα όταν χρησιμοποιείται σε πραγματικό χρόνο (real-time platform). Η εφαρμογή του είναι απλή, ενώ ο σχεδιασμός του και η βελτίωσή του απαιτεί επανεκπαίδευση κάθε φορά που μια παράμετρος μεταβάλλεται. Συχνά αυτή η αρχιτεκτονική απαιτεί on-line μάθηση. Με μερικές εξαιρέσεις αυτή η κατηγορία είναι βασισμένη σε μοντέλο (model-based) της διαδικασίας, με την έννοια ότι πρέπει να υπάρχει ένα μοντέλο της διαδικασίας για να σχεδιαστεί ο ελεγκτής.

Στη κατηγορία αυτή ανήκουν τα συστήματα:

- Άμεσος ανάστροφος έλεγχος (Direct inverse control). Είναι μια από τις πρώτες μεθόδους που παρουσιάστηκαν στον σχεδιασμό ελεγκτών με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Στην πραγματικότητα ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται να ενεργεί αντίστροφα σε σχέση με τη διαδικασία και κατόπιν χρησιμοποιείται ως ελεγκτής. Η εκπαίδευση μπορεί να γίνει εντός ή εκτός γραμμής (off-line ή on-line). Δεν απαιτείται η ύπαρξη μοντέλου της διαδικασίας για να σχεδιαστεί ο ελεγκτής.
- Έλεγχος εσωτερικού μοντέλου (Internal model control). Απαιτείται ένα μοντέλο της διαδικασίας και ένα ανάστροφο μοντέλο της διαδικασίας που θα ελέγχεται. Σε αντίθεση με τον άμεσο ανάστροφος έλεγχο, η

επανατροφοδότηση (feedback) δεν προέρχεται κατευθείαν από την έξοδο του συστήματος. Το σφάλμα μεταξύ της εξόδου της διαδικασίας και της εξόδου του συστήματος επανατροφοδοτείται στον ελεγκτή.

- Γραμμικής επανατροφοδότησης (Feedback linearization) έλεγχος. Σχεδιάζεται ένας μη γραμμικός ελεγκτής ο οποίος κάνει το σύστημα κλειστού βρόχου να συμπεριφέρεται ως γραμμικό σύμφωνα με ένα μοντέλο συνάρτησης μετασχηματισμού. Χρησιμοποιείται κυρίως για σχεδιασμό ελεγκτών πόλων σε μη γραμμικά συστήματα.
- Εμπρόσθιο ανάστροφο μοντέλο ελεγκτή (Feedforward with inverse model). Χρησιμοποιείται για να σχεδιαστεί ένας ελεγκτής ο οποίος θα ακολουθεί μια επιθυμητή τροχιά χωρίς επανατροφοδότηση. Επικεντρώνεται, κυρίως, στη βελτίωση του ελεγκτή ώστε η διαδικασία να ακολουθεί την επιθυμητή τροχιά, και όχι στην βελτίωση της δυναμικής του κλειστού βρόχου.
- Βέλτιστος έλεγχος (Optimal control). Ο σχεδιασμός του ελεγκτή γίνεται σύμφωνα με ένα κριτήριο όπου η επιθυμητή τροχιά επιβραβεύεται και υπάρχει μια ποινή στο μέγεθος της εισόδου ελέγχου (control input) (Norgaard, 2004).

4.3.2 Έμμεσα συστήματα ελέγχου (Indirect control systems).

Η κατηγορία αυτή πάντα χρησιμοποιεί ένα μοντέλο της διαδικασίας (model based). Η ιδέα είναι να χρησιμοποιηθεί ένα νευρο-ασαφές σύστημα για τη μοντελοποίηση της διαδικασίας. Στη συνέχεια αυτό το μοντέλο χρησιμοποιείται στο σχεδιασμό του ελεγκτή. Το μοντέλο εκπαιδεύεται πρώτο, και ο ελεγκτής σχεδιάζεται on-line (Norgaard, 2004).

Στην κατηγορία αυτή ανήκουν τα συστήματα:

- Στιγμιαία γραμμικοποίηση (Instantaneous linearization). Σε κάθε δείγμα, εξάγεται ένα γραμμικό μοντέλο από ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο αναπαριστά τη διαδικασία και σχεδιάζεται ένας γραμμικός ελεγκτής. Χρησιμοποιούνται για τον σχεδιασμό ελεγκτών τύπου προσέγγισης πόλων (Approximate pole placement) και ελάχιστης διακύμανσης (Minimum variance).

- Προβλεπτικός έλεγχος (Predictive control). Σε κάθε δείγμα εξάγεται μια σειρά από μελλοντικά σήματα εισόδου στον ελεγκτή. Το πρώτο από αυτά τα σήματα εφαρμόζεται στην διαδικασία ώστε η διαδικασία να συμπεριφερθεί κατά τον επιθυμητό τρόπο την επόμενη χρονική περίοδο. Απαιτείται ορίζοντας ελέγχου και ορίζοντας πρόβλεψης.
- Μη γραμμικός προβλεπτικός έλεγχος (Nonlinear predictive control). Οι προβλέψεις υπολογίζονται από ένα νευρωνικό δίκτυο που προβλέπει ένα βήμα μπροστά. Σε κάθε δείγμα υπολογίζεται η είσοδος του ελεγκτή με ένα επαναληπτικό αλγόριθμο ελαχιστοποίησης.

4.4 Ανάστροφος έλεγχος (Inverse control)

Σε πολλές εφαρμογές ελέγχου, υπάρχει η ανάγκη να υπολογιστεί ένα ανάστροφο μοντέλο της διαδικασίας που θα ελεγχθεί.

Ο ανάστροφος έλεγχος ανήκει στην κατηγορία των «άμεσων» συστημάτων ελέγχου (direct inverse control). Τα πρώτα νευρωνικά συστήματα ελέγχου μάθαιναν να ενεργούν ως αντίστροφα συστήματα και κατόπιν χρησιμοποιούνταν ως ελεγκτές.

Η βασική αρχή του ανάστροφου ελεγκτή παρουσιάζεται παρακάτω:

Υποτίθεται ότι ένα σύστημα που θα ελεγχθεί περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$y(t+1) = g[y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m)] \quad (4.4.1)$$

Το επιθυμητό δίκτυο είναι αυτό που θα δίνει την παρακάτω ενέργεια ελέγχου:

$$\hat{u}(t) = \hat{g}^{-1}[y(t+1), y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-m)] \quad (4.4.2)$$

Το δίκτυο αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο του συστήματος αντικαθιστώντας την έξοδο στο χρόνο $t+1$ με την επιθυμητή έξοδο αναφοράς $r(t+1)$.

Εάν το δίκτυο αναπαριστά το ακριβές ανάστροφο του συστήματος, τότε η έξοδος του ελεγκτή θα οδηγήσει την έξοδο του συστήματος στο χρόνο $t+1$ στην επιθυμητή τιμή $r(t+1)$, (Norgaard, 2004).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΤΟ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΡΑΤΣΟΣ

5.1 Εισαγωγή

Πρόβλεψη σημαίνει να βρεθούν οι μεταβλητές οι οποίες οδηγούν ή βοηθούν στην πρόβλεψη άλλων μεταβλητών στις περιπτώσεις όπου πολλές μεταβλητές αλληλεπιδρούν όπως συμβαίνει στις χρηματαγορές. Για το σκοπό αυτό εξετάζεται το παρελθόν για να προσδιοριστούν οι μεταβλητές εκείνες οι οποίες προσδιορίζουν την συμπεριφορά άλλων μεταβλητών. Η γνώση του τι καθορίζει το παρελθόν καθώς επίσης τι δίδει καλές προβλέψεις για το μέλλον, δίνει στους αποφασίζοντες καλύτερη πληροφόρηση προκειμένου να πραγματοποιήσουν βέλτιστες αποφάσεις. Σε όρους μηχανικής, γνωρίζοντας τους βασικούς «νόμους της κίνησης» (“laws of the motion”) ενός δυναμικού συστήματος μπορούν να αναπτυχθούν βέλτιστοι κανόνες οι οποίοι προβλέπουν την συμπεριφορά του συστήματος. Εφαρμόζοντας το σκεπτικό αυτό στις χρηματαγορές γίνεται προσπάθεια να προβλεφθεί ποια θα είναι η μελλοντική κίνηση των τιμών μελετώντας κάποιες συγκεκριμένες μεταβλητές. Τέτοια συστήματα που βασίζονται στους «νόμους της κίνησης» ονομάζονται συστήματα ελέγχου.

Τα χρηματιστηριακά δεδομένα χαρακτηρίζονται από αβεβαιότητα και ανακρίβεια, για αυτό προκειμένου να υπάρξει αποτελεσματική πρόβλεψη πρέπει να χρησιμοποιούνται συστήματα που έχουν τη δυνατότητα να διαχειρίζονται ανακριβείς και αβέβαιες πληροφορίες όπως το ANFIS.

Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί την μεθοδολογία των νευρο-ασαφών συστημάτων και συγκεκριμένα του ANFIS. Τόσο ο ελεγκτής όσο και η διαδικασία που ελέγχεται αναπαριστώνται με το ANFIS.

Στη συνέχεια πραγματοποιούνται διάφορες δοκιμές για να απαντηθούν τα παρακάτω ερωτήματα που αφορούν την δομή του συστήματος (structure identification):

- Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής σε κάθε είσοδο
- Ποιο είναι το βέλτιστο σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής (τύπος)
- Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός εισόδων

- Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός κανόνων
- Ποιος είναι ο βέλτιστος αριθμός επαναλήψεων της εκπαίδευσης

5.2 Ύψηδιασμός νευρο-ασαφούς ελεγκτή (ANFIS controller) με ανάστροφη μάθηση (inverse learning)

Για την ανάπτυξη του συστήματος πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα MATLAB έκδοση 7.14, (Higham, 2000, Hanselman, 2001).

Ο σχεδιασμός του ελεγκτή έχει ως σκοπό να παράγει την κατάλληλη ενέργεια, ώστε η διαδικασία (το χρηματιστήριο) να ακολουθεί ένα σήμα (μεταβολή της τιμής της μετοχής) χρονικά μεταβαλλόμενο (διαφορετική μεταβολή τιμής σε κάθε συνδρίαση). Το πρόβλημα ελέγχου αποτελεί πρόβλημα τροχιάς (tracking).

Η σχεδίαση του ελεγκτή περιλαμβάνει δύο φάσεις:

Στη πρώτη φάση, που ονομάζεται φάση μάθησης, χρησιμοποιείται μια τεχνική «εκτός γραμμής» (off-line), για να μοντελοποιηθούν οι ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας (inverse model).

Στη δεύτερη φάση, που λέγεται φάση εφαρμογής, το νευρο-ασαφές μοντέλο που προκύπτει και αναπαριστά τις ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας ενεργοποιείται, για να παράγει ενέργειες ελέγχου, οι οποίες αποτελούν τη μία από τις εισόδους του μοντέλου της διαδικασίας.

Τα παραπάνω εκφράζονται από την επόμενη σχέση:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (\text{διαδικασία}) \quad (5.2.1)$$

$$u(k) = g(x(k)) \quad (\text{ελεγκτής}) \quad (5.2.2)$$

όπου $x(k+1)$ είναι η κατάσταση της διαδικασίας στο χρόνο $k+1$, $x(k)$ είναι κατάσταση της διαδικασίας στο χρόνο k , και $u(k)$ είναι η ενέργεια ελέγχου στο χρόνο k . Γενικά δίνεται:

$$x(k+n) = F(x(k), U) \quad (5.2.3)$$

όπου n είναι η τάξη της διαδικασίας, F είναι μία πολλαπλή σύνθετη συνάρτηση (a multiple composite function) του f , και U είναι η ενέργεια ελέγχου από το k στο $k+n-1$.

Η σχέση αυτή σημαίνει ότι, δίνοντας την ενέργεια ελέγχου u από το χρόνο k μέχρι $k+n-1$, η κατάσταση της διαδικασίας θα μετακινηθεί από το $x(k)$ στο $x(k+n)$ σε n βήματα χρόνου. Επιπλέον, υποθέτοντας ότι οι ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας υπάρχουν, τότε το U μπορεί να εκφραστεί ως ακριβής συνάρτηση των $x(k)$ και $x(k+n)$:

$$U = G(x(k), x(k+n)) \quad (5.2.4)$$

Αυτή η σχέση δείχνει ότι υπάρχει μία μοναδική ακολουθία εισόδου U , η οποία καθορίζεται από την αναπαράσταση του G , η οποία μπορεί να οδηγήσει την διαδικασία από την κατάσταση $x(k)$ στην $x(k+n)$ σε n χρονικά βήματα. Το πρόβλημα εστιάζεται στο πώς θα βρεθεί η ανάστροφη αναπαράσταση του G .

Αντί για την εύρεση μεθόδων για τη λύση της εξίσωσης $U = G(x(k), x(k+n))$, χρησιμοποιείται ένα νευρο-ασαφές σύστημα ANFIS με δύο εισόδους και n εξόδους για να προσεγγίσει την ανάστροφη αναπαράσταση το G σύμφωνα με ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης του τύπου: $[x(k)^T, x(k+n)^T; U^T]$

Η έξοδος της διαδικασίας $x(k+1)$ είναι μια συνάρτηση της προηγούμενης κατάστασης $x(k)$ και της εισόδου $u(k)$.

Με την υπόθεση ότι το ANFIS μιμείται επακριβώς την ανάστροφη σχέση εισόδου-εξόδου του G , τότε, δίνοντας την τωρινή κατάσταση $x(k)$ και την επιθυμητή μελλοντική κατάσταση $x_d(k+n)$, το προσαρμοστικό δίκτυο θα υπολογίσει το \hat{U} :

$$\hat{U} = \hat{G}(x(k), x_d(k+n)) \quad (5.2.5)$$

Μετά από n βήματα, αυτή η αλληλουχία ενεργειών ελέγχου μπορεί να φέρει τη διαδικασία από την κατάσταση $x(k)$ στην επιθυμητή κατάσταση $x_d(k+n)$, υποθέτοντας ότι η προσαρμοστική συνάρτηση \hat{G} είναι ακριβώς ίδια με την ανάστροφη αναπαράσταση του G .

Όταν το \hat{G} δεν είναι κοντά στο G , οι ενέργειες ελέγχου \hat{U} δεν μπορούν να μεταφέρουν τη διαδικασία στην κατάσταση $x_d(k+n)$ σε n χρονικά βήματα. Καθόσον περισσότερα ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης παρουσιάζονται στον

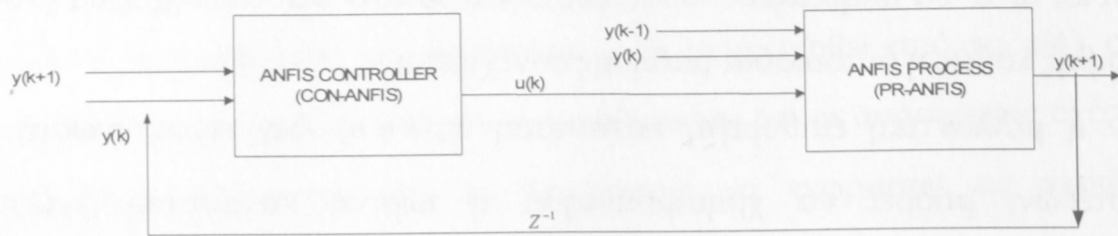
ANFIS, το \hat{G} θα πλησιάζει όλο και περισσότερο το G και ο έλεγχος θα γίνεται πιο ακριβής καθώς η διαδικασία μάθησης συνεχίζεται.

Εάν η μελλοντική επιθυμητή κατάσταση $x_d(k+n)$ δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η τωρινή κατάσταση $x_d(k)$. Αυτό συνεπάγεται ότι η τωρινή κατάσταση θα εμφανιστεί μετά από n χρονικά βήματα και το όλο σύστημα συμπεριφέρεται με n βήματα χρονικής υστέρησης, (Jang, 1997).

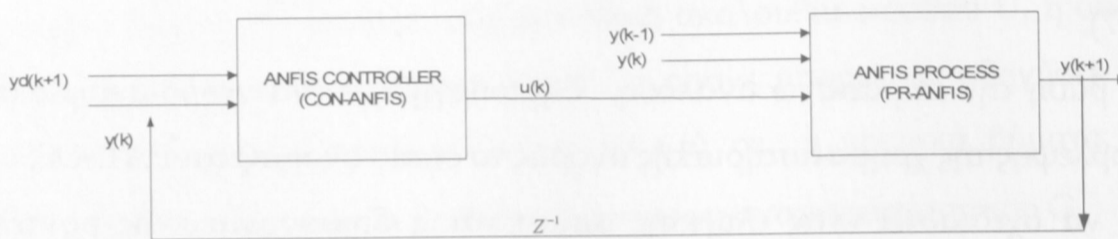
Με βάση την παραπάνω ανάλυση, δημιουργήθηκε ένα νευρο-ασαφές σύστημα πρόβλεψης της χρηματιστηριακής αγοράς το οποίο ονομάζεται PATSOS.

Για να σχεδιαστεί ένας ελεγκτής απαιτείται η δημιουργία ενός μοντέλου της διαδικασίας που θα ελεγχθεί. Η μοντελοποίηση της διαδικασίας μπορεί να γίνει με συμβατικές μεθόδους ή με τεχνικές της εύκαμπτης υπολογιστικής. Στην πρώτη περίπτωση απαιτείται ένα μαθηματικό μοντέλο, ενώ στη δεύτερη μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα νευρο-ασαφές (ANFIS) μοντέλο. Το προτεινόμενο σύστημα ελέγχου αποτελείται από δύο νευρο-ασαφή μοντέλα. Το πρώτο ονομάζεται ελεγκτής ANFIS (CON-ANFIS) και εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας δεδομένα εισόδων-εξόδων, σύμφωνα με τις προδιαγραφές του σχεδιασμού που αναλύθηκαν ανωτέρω. Επειδή δεν υπάρχει μαθηματικό μοντέλο της διαδικασίας (του χρηματιστηρίου), ένα δεύτερο ANFIS μοντέλο εκπαιδεύεται για να χρησιμοποιηθεί ως μοντέλο της διαδικασίας. Το μοντέλο αυτό ονομάζεται ANFIS της διαδικασίας (PR-ANFIS).

Η δομή των δύο μοντέλων, που αποτελούν το σύστημα ελέγχου, παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.2.2 κατά τη φάση της εκπαίδευσης και στο Σχήμα 5.2.3 κατά τη φάση της εφαρμογής.

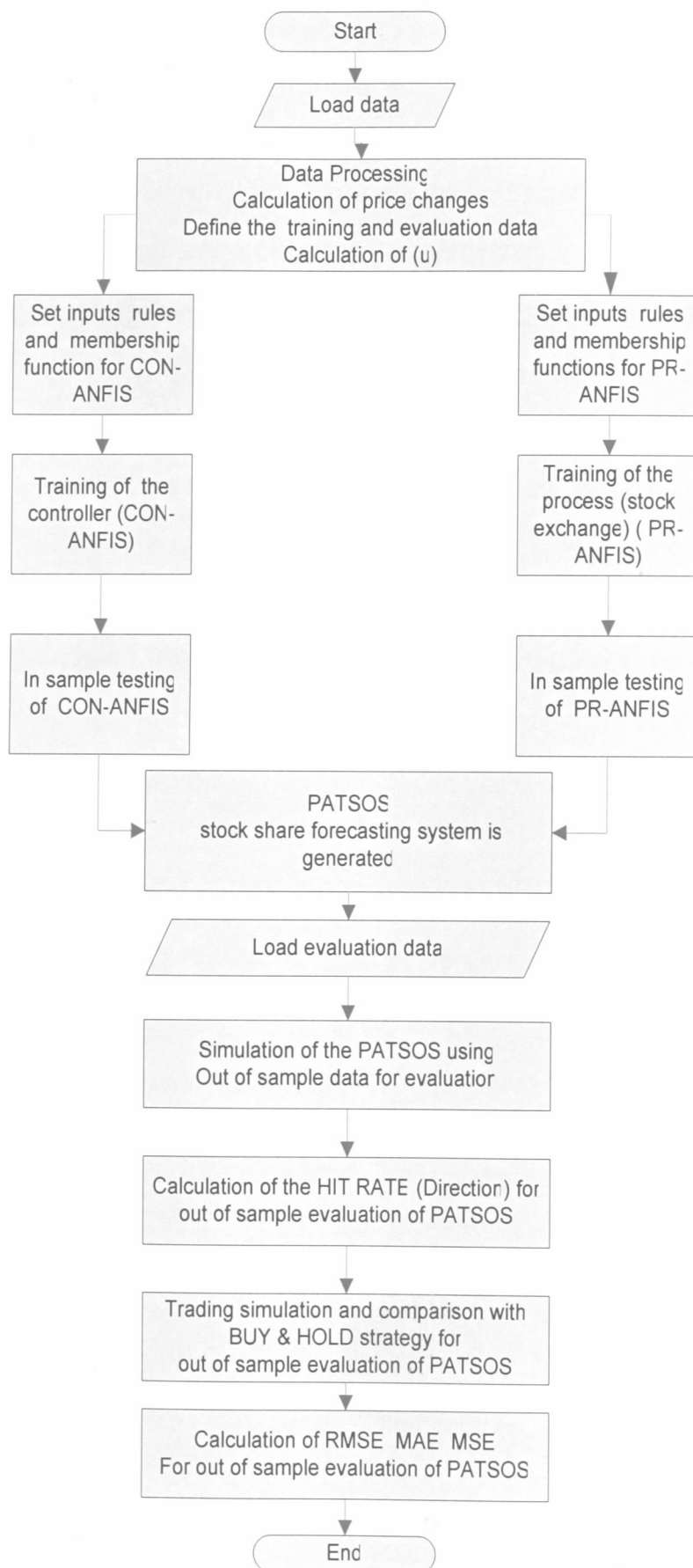


Σχήμα 5.2.2: Το σύστημα ελέγχου PATSOS κατά την φάση της εκπαίδευσης.



Σχήμα 5.2.3: Το σύστημα ελέγχου PATSOS κατά τη φάση της εφαρμογής για να προβλέψει την τάση της τιμής μιας μετοχής.

Στο Σχήμα 5.2.4 παρουσιάζεται διαγραμματικά ο αλγόριθμος του προγράμματος PATSOS.

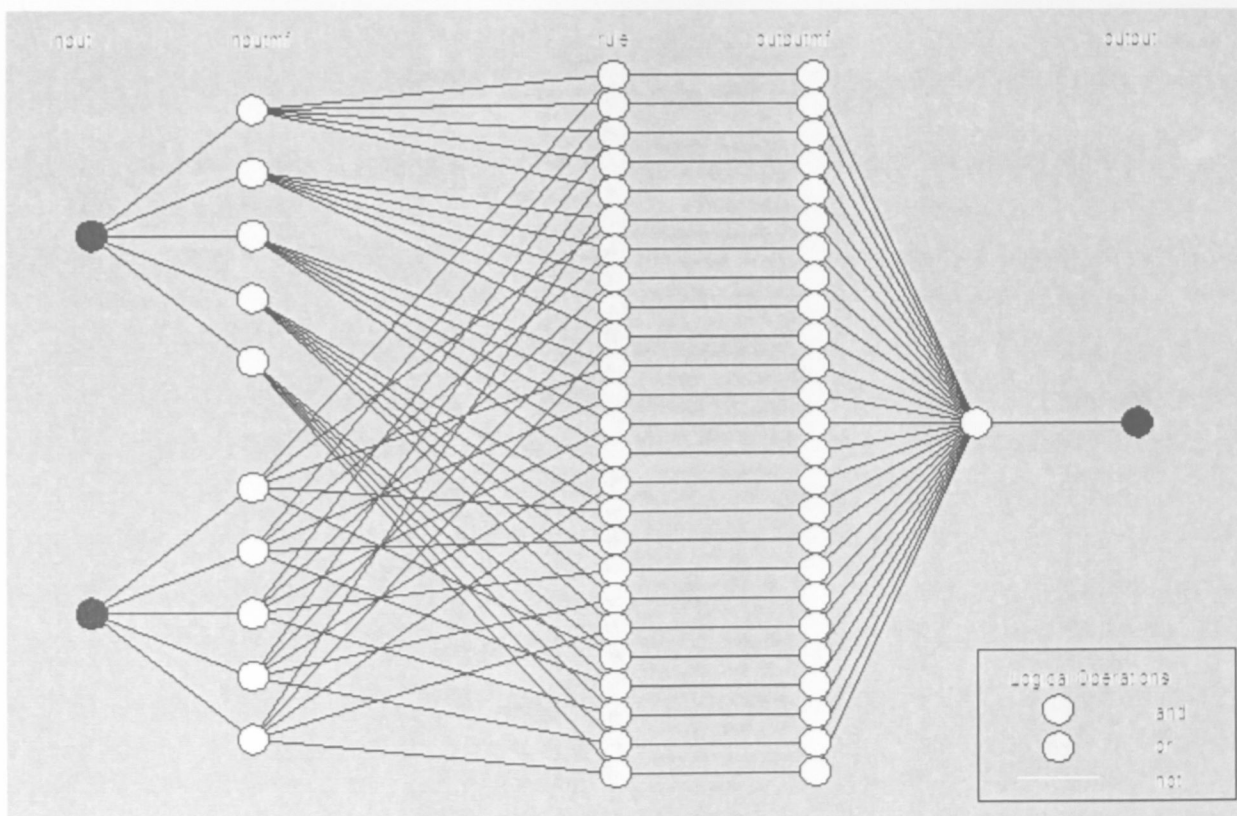


Σχήμα 5.2.4: Διάγραμμα ροής του προτεινόμενου αλγόριθμου του συστήματος PATSOS

5.3 Περιγραφή του ελεγκτή (CON-ANFIS)

Το μοντέλο του ελεγκτή αποτελείται από δύο εισόδους και μια έξοδο. Κατά τη φάση της εκπαίδευσης, ως εισοδοί λαμβάνονται η μεταβολή της τιμής κατά τη χρονική στιγμή $y(k)$ και η μεταβολή της τιμής κατά την επόμενη χρονική στιγμή $y(k+1)$, ενώ ως έξοδος χρησιμοποιείται η ενέργεια ελέγχου (u). Στη φάση αυτή δημιουργείται το ανάστροφο μοντέλο (inverse model).

Η δομή του ελεγκτή CON-ANFIS παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.3.1. Στο πρώτο επίπεδο παρουσιάζονται οι δύο εισοδοί του ελεγκτή, στο δεύτερο επίπεδο οι πέντε συναρτήσεις συμμετοχής τις κάθε εισόδου, στο τρίτο επίπεδο οι κανόνες, στο τέταρτο επίπεδο οι συναρτήσεις του κάθε κανόνα και στο πέμπτο επίπεδο η έξοδος του μοντέλου.



Σχήμα 5.3.1: Η δομή του προτεινόμενου νευρο-ασαφούς ελεγκτή CON-ANFIS

Το ANFIS είναι τύπου Sugeno. 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:

$$\text{αν } x \text{ είναι } A \text{ και } y \text{ είναι } B, \text{ τότε } z = f(x,y)$$

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. Εδώ χρησιμοποιείται ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno, το οποίο σημαίνει ότι το $f(x,y)$ είναι ένα πρώτου βαθμού πολυώνυμο. Η έξοδος είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της μεταβλητής εισόδου συν ένα σταθερό όρο. Ο αριθμός των κανόνων καθορίζεται από τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής (5) υψωμένων στον αριθμό των εισόδων (2), δηλαδή (5^2). Στο μοντέλο δημιουργούνται οι 25 παρακάτω κανόνες:

- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (1)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (2)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (3)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (3)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (5)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (6)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (7)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (8)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (9)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μικρό και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (10)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (11)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (12)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (13)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (14)
- Εάν $y(k+1)$ είναι Μέτριο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (15)

- Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (16)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (17)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (18)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (19)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (20)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μικρό, τότε το (u) είναι (21)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μικρό, τότε το (u) είναι (22)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μέτριο, τότε το (u) είναι (23)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Μεγάλο, τότε το (u) είναι (24)
 Εάν $y(k+1)$ είναι Πολύ Μεγάλο και $y(k)$ είναι Πολύ Μεγάλο, τότε το (u) είναι (25)

Οι τιμές 1-25 είναι οι έξοδοι κάθε κανόνα του ελεγκτή, οι οποίες δίνονται στο τέταρτο επίπεδο από τον τύπο $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x_1 + q_1 * x_2 + r_1)$. Οι δε παράμετροι $[p_i, q_i, r_i]$ προσαρμόζονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Προκειμένου να επιλεγεί ο κατάλληλος τύπος συναρτήσεων συμμετοχής, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διάφορες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής, όπως : η γκαουσιανή (gaussmf), η καμπανοειδής (gbellmf), η τριγωνική (trimf) και η γκαουσιανη2 (qauss2mf), Πίνακας 5.3.1. Ως κριτήρια για την επιλογή της καταλληλότερης συνάρτησης συμμετοχής υπολογίστηκε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ΕΤΕ. Επιλέχθηκε η γκαουσιανή συνάρτηση, η οποία δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα (68,33%) με βάση την ακρίβεια της πρόβλεψης της τάσης της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση, παρά το ότι δεν δίνει τη μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Ο λόγος που υπερίσχυσε το κριτήριο της ακριβούς πρόβλεψης της τάσης, είναι η ευρύ αποδοχή του κριτηρίου από τους εμπλεκόμενους στις χρηματαγορές καθώς το πρόσημο της τάσης, αποτελεί σήμα για αγορά ή πώληση μετοχών.

Πίνακας 5.3.1 Αποτελέσματα σύγκρισης διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
gbell	5	5	400	3	3	3	100	0,0146	64,41
trimf	5	5	400	3	3	3	100	0,0143	63,33
gauss2mf	5	5	400	3	3	3	100	0,0143	64,41

Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$ επιλέχθηκε με τη μέθοδο των δοκιμών. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με δύο συναρτήσεις, με τρεις, με τέσσερις, με πέντε, με έξι, με επτά, με οκτώ και με εννιά συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gaussmf. Υπολογίστηκε η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής. Τα αποτελέσματα των δοκιμών αξιολογήθηκαν με κριτήριο την καλύτερη πρόβλεψη της τάσης των τιμών. Την καλύτερη πρόβλεψη την παρείχαν οι πέντε συναρτήσεις συμμετοχής, όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 5.3.2.

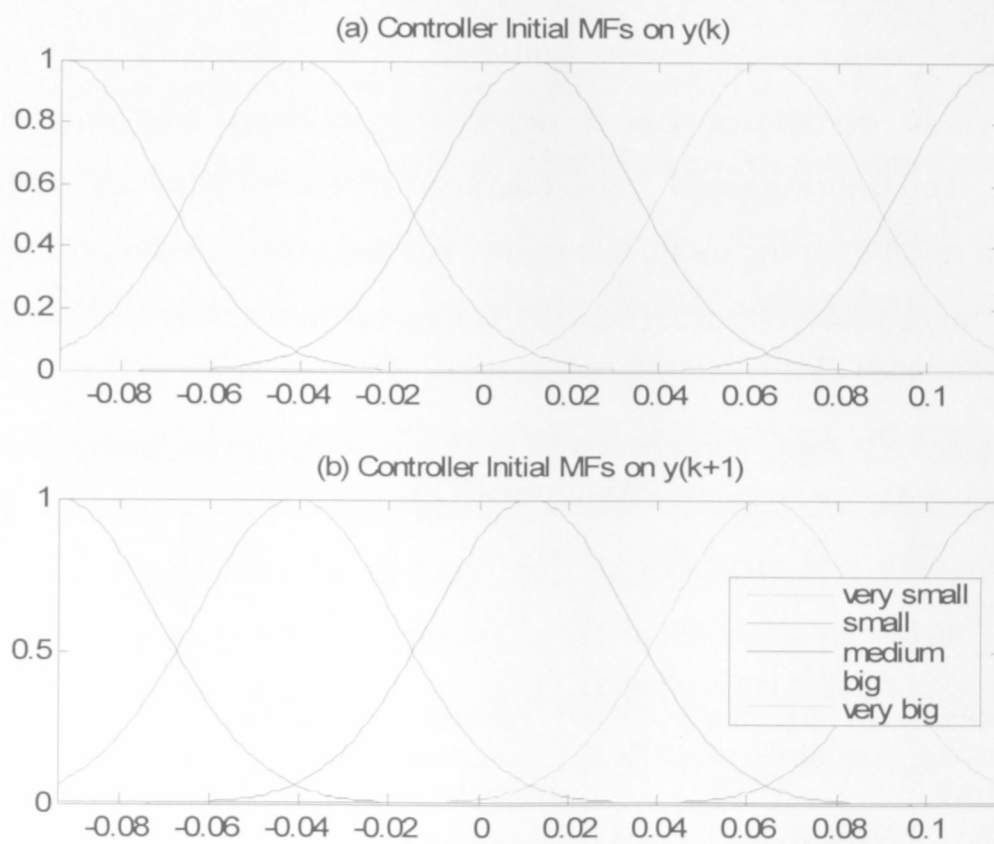
Πίνακας 5.3.2 Αποτελέσματα σύγκρισης του αριθμού των συναρτήσεων των εισόδων του CON- ANFIS

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		
Gaussmf	2	2	400	3	3	3	100	0,0143	66,10
Gaussmf	3	3	400	3	3	3	100	0,0146	64,41
Gaussmf	4	4	400	3	3	3	100	0,149	62,72
Gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
Gaussmf	6	6	400	3	3	3	100	0,0139	64,42
Gaussmf	7	7	400	3	3	3	100	0,0143	62,71
Gaussmf	8	8	400	3	3	3	100	0,0139	66,10
Gaussmf	9	9	400	3	3	3	100	0,0138	66,10

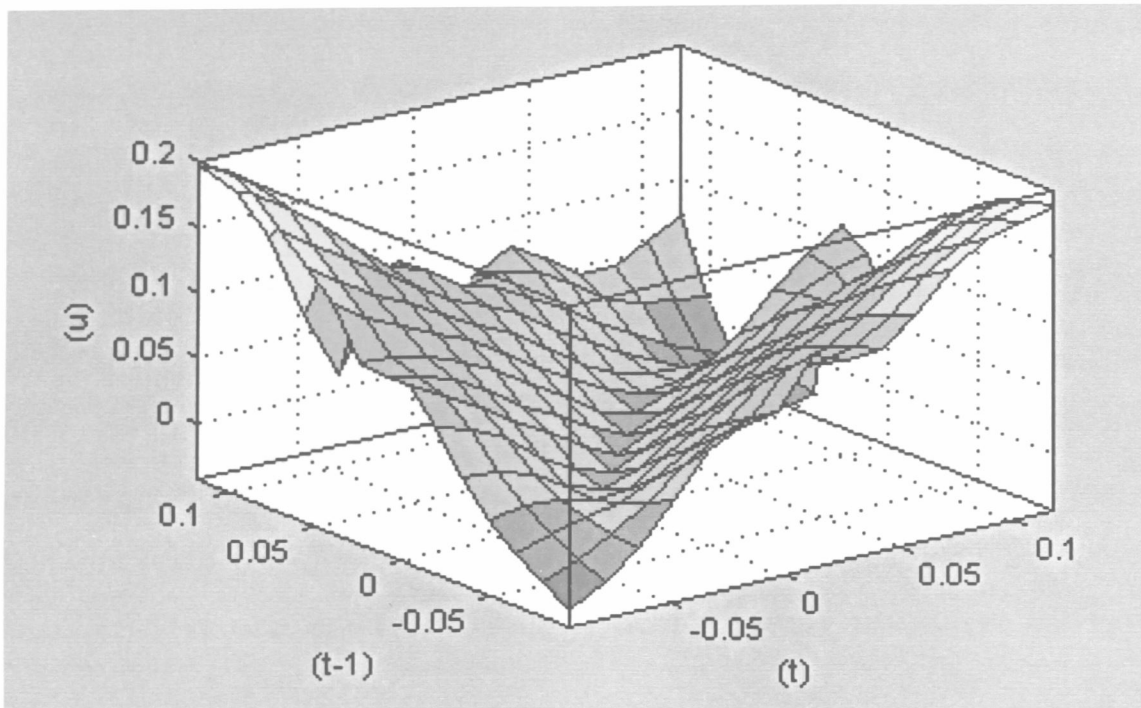
Συνεπώς οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$ είναι πέντε, είναι τύπου gaussian και είναι οι ίδιες και για τις δύο εισόδους. Η εξίσωση των συναρτήσεων τύπου gaussmf δίδεται από τον τύπο:

$$\text{gaussmf}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$$

όπου τα c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων. Η παράμετρος c αντιπροσωπεύει το κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής, και το σ καθορίζει το πλάτος της. Στο Σχήμα 5.3.2 παρουσιάζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων $y(k+1)$ και $y(k)$, ενώ στο Σχήμα 5.3.3 παρουσιάζεται η προκύπτουσα επιφάνεια εισόδου-εξόδου (ελέγχου):



Σχήμα 5.3.2: Συναρτήσεις συμμετοχής του CON-ANFIS



Σχήμα 5.3.3: Η επιφάνεια ελέγχου του CON_ANFIS

Στο μοντέλο του ελεγκτή δημιουργούνται 75 κόμβοι (nodes) με συνολικό αριθμό 95 παραμέτρων οι οποίες προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Πίνακας 5.3.3: Χαρακτηριστικά του CON-ANFIS

Χαρακτηριστικά του CON-ANFIS	
Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού	Sugeno
Αριθμός εισόδων	2
Ονομασία 1ης εισόδου	$y(k)$ (input1)
Ονομασία 2ης εισόδου	$y(k + 1)$ (input2)
Αριθμός εξόδων	1
Ονομασία εξόδου	$u(k)$ (output1)
Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής εισόδων	5 τύπου gaussian για κάθε είσοδο
Αριθμός συναρτήσεων εξόδου	25
Αριθμός κανόνων	25
And method	Product
Or method	max
Imp. method	product
Agg. method	max
Defuzz. method	wtaver
Αριθμός κόμβων (nodes)	75
Συνολικός αριθμός παραμέτρων	95
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων	75
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων	20

Από το σύνολο των 95 παραμέτρων, οι 75 είναι γραμμικές και οι 20 μη γραμμικές παράμετροι. Για τον υπολογισμό του βαθμού ενεργοποίησης των κανόνων στο 'και' (and) μέρος των κανόνων (υπόθεση) χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product) και στο 'ή' (or) μέρος των κανόνων (υπόθεση), χρησιμοποιείται η μέθοδος max. Για την εύρεση της συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου με βάση τον κάθε κανόνα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product). Για την εύρεση της συνολικής συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου, όλων των κανόνων, χρησιμοποιείται η max μέθοδος. Για τη μετατροπή της τιμής της εξόδου σε σαφή τιμή χρησιμοποιείται η μέθοδος του μέσου όρου των βαρών (wtaver). Τα κυριότερα χαρακτηριστικά του CON-ANFIS παρουσιάζονται στον παρακάτω Πίνακα 5.3.3.

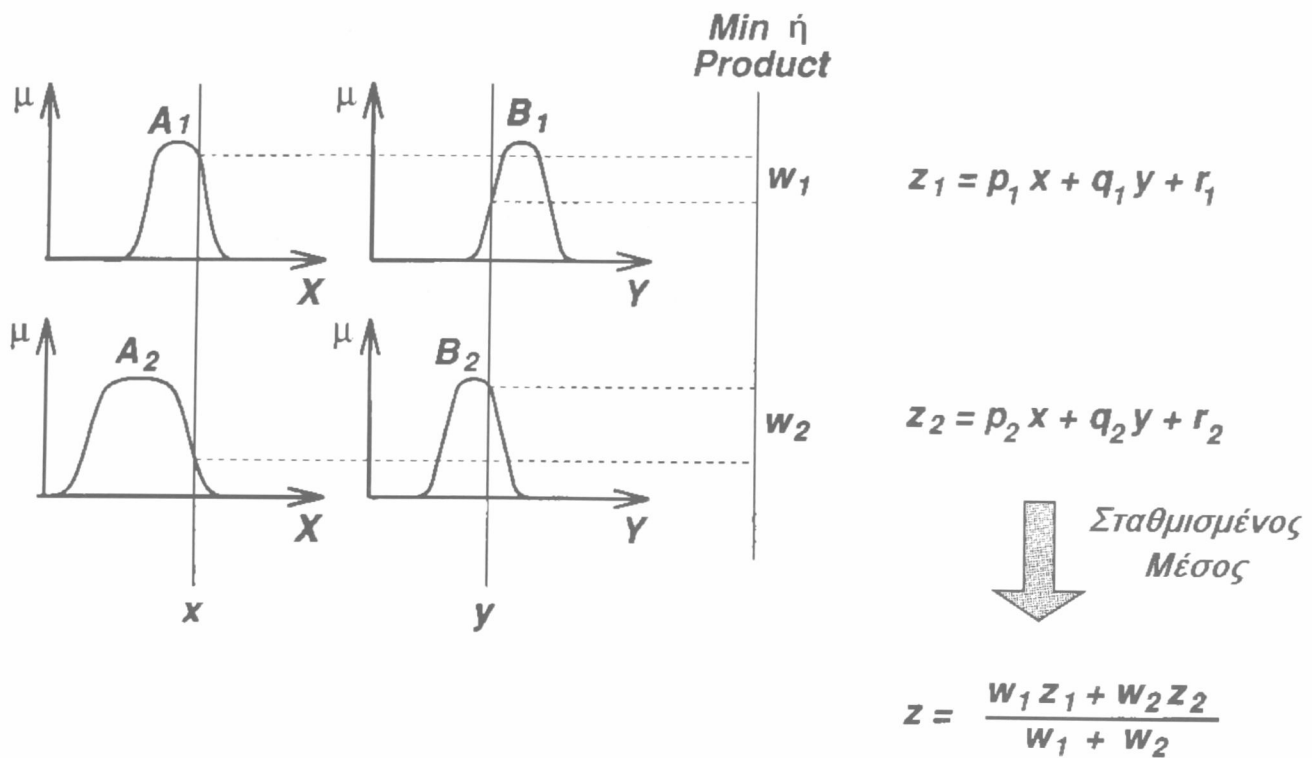
5.4 Αρχιτεκτονική του CON-ANFIS

Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και ταυτόχρονα από τους πρώτους που εφαρμόστηκαν στο πεδίο της νευρο-ασαφούς προσέγγισης προβλημάτων. Παρακάτω περιγράφεται το δίκτυο, υποθέτοντας ότι το πρόβλημα το οποίο θα αναλυθεί έχει δύο εισόδους x και y και μία έξοδο z . Υποθέτοντας ότι για ένα πρώτης τάξης μοντέλο Sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι και η εξής:

Κανόνας 1: Εάν f_x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

Κανόνας 2: Εάν f_x είναι A_2 και y είναι B_2 τότε $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

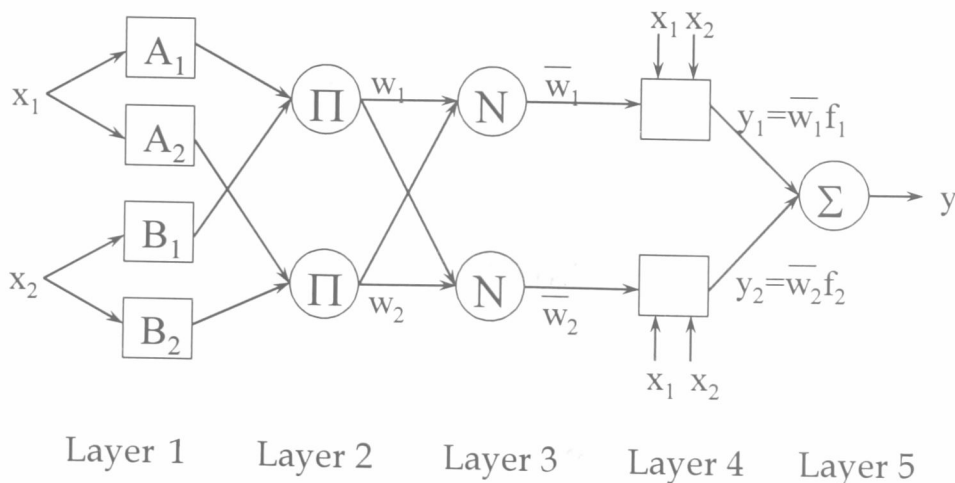
Το παρακάτω Σχήμα 5.4.1 δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου Sugeno, στην περίπτωση όπου για t-operator έχει επιλεγεί η τομή των δύο ασαφών συνόλων (A,B), οπότε $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$.



Σχήμα 5.4.1: Ασαφής Συλλογιστική (fuzzy reasoning) (Jang 1995a).

Όπως γίνεται φανερό, η έξοδος z του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος.

Η αντίστοιχη αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο παρακάτω Σχήμα 5.4.2.



Σχήμα 5.4.2: Η αρχιτεκτονική δομή του ANFIS (Jang 1995a)

Οι παράμετροι οι οποίοι προσαρμόζονται μέσω της εκπαίδευσης είναι:

- Οι παράμετροι της υπόθεσης των κανόνων (*premise parameters*), οι οποίες είναι μη γραμμικές και εμφανίζονται στις συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων, στο πρώτο επίπεδο, με τη μορφή των κέντρων (*centers, c*) και των πλατών (*widths, σ*), των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Οι παράμετροι της απόδοσης των κανόνων (*consequent parameters*) οι οποίες είναι γραμμικές και εμφανίζονται στο τέταρτο επίπεδο, με τη μορφή βαρών (*weights, w*) των εξόδων.

Ο κάθε κόμβος και το κάθε επίπεδο του ANFIS έχει μια ιδιαίτερη χρήση, η οποία εξηγείται παρακάτω.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο συμπεριφέρεται όπως οι νευρώνες στα νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή λειτουργούν ως συναρτήσεις μεταφοράς. Είναι ένας προσαρμόσιμος (*adaptive*) κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x_1) \quad \text{για } i = 1,2 \text{ ή} \quad (5.4.1)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(x_2) \quad \text{για } i = 3,4, \quad (5.4.2)$$

όπου x , η είσοδος στον κόμβο i , A_i (ή B_{i-2}) είναι η γλωσσική μεταβλητή (πολύ μικρό, μικρό, μέτριο, μεγάλο και πολύ μεγάλο) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου. 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 ικανοποιεί ένα τμήμα του κανόνα. Η συνάρτηση συμμετοχής του A είναι τύπου *gaussmf*:

$$\text{gaussmf}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (5.4.3)$$

όπου c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, η γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής αλλάζει ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως παράμετροι υπόθεσης. Στον κόμβο αυτό γίνεται η ασαφοποίηση των τιμών των εισόδων, (*fuzzyfication*).

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

$$O_{2,1} = w_1 = \mu_{A_1}(x_1) * \mu_{B_1}(x_2) \quad (5.4.4)$$

$$O_{2,2} = w_2 = \mu_{A_2}(x_1) * \mu_{B_2}(x_2) \quad (5.4.5)$$

Πρέπει να αναφέρουμε ότι εκτός του γινομένου μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε πράξη από τις αποδεκτές της ασαφούς λογικής που υλοποιούν την πράξη AND.

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος N. Ο *i*-οστός κόμβος υπολογίζει απλώς το πηλίκο της ισχύος του *i*-κανόνα ως προς το άθροισμα όλων των άλλων, δηλαδή τον βαθμό ενεργοποίησης (firing strength) του *i*-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1,2. \quad (5.4.6)$$

Οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος *i* σε αυτό το επίπεδο υπόκειται στη διαδικασία μάθησης. Είναι ένας προσαρμόσιμος (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + r_i) \quad (5.4.7)$$

όπου: \bar{w}_i είναι η έξοδος του επιπέδου 3 (ο βαθμός ενεργοποίησης) και $\{p_i, q_i, r_i\}$ είναι το σύνολο παραμέτρων αυτού του κόμβου, οι οποίες παράμετροι σε αυτό το επίπεδο υπόκεινται σε εκπαίδευση και αναφέρονται ως παράμετροι απόδοσης του κάθε κανόνα (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Σ, που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$\text{overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i} \quad (5.4.8)$$

Εστω ότι χρησιμοποιούμε όλες τις πιθανές παραμέτρους, των οποίων ο αριθμός είναι συνάρτηση τόσο του αριθμού των εισόδων, όσο και του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής. Ο αριθμός όλων των κανόνων τότε θα εκφραστεί ως:

$$Rule_n = \prod_{i=1}^{I_{n_n}} M \cdot f_i \quad (5.4.9)$$

και αν $premispara$ (premise parameters) είναι ο αριθμός όλων των παραμέτρων που είναι απαραίτητες για τη συνάρτηση συμμετοχής, τότε ο αριθμός τους προσδιορίζεται ως:

$$para_n = premispara_n \sum_{i=1}^{I_{n_n}} M \cdot f_i + Rule_n(I_{n_n} + 1) \quad (5.4.10)$$

Στο τελευταίο επίπεδο οι παράμετροι της απόδοσης υπολογίζονται με τον αλγόριθμο των ελαχίστων τετραγώνων. Επαναδιατυπώνοντας την εξίσωση του 5^{ου} επιπέδου σε πιο εύχρηστη μορφή, δημιουργείται η παρακάτω εξίσωση:

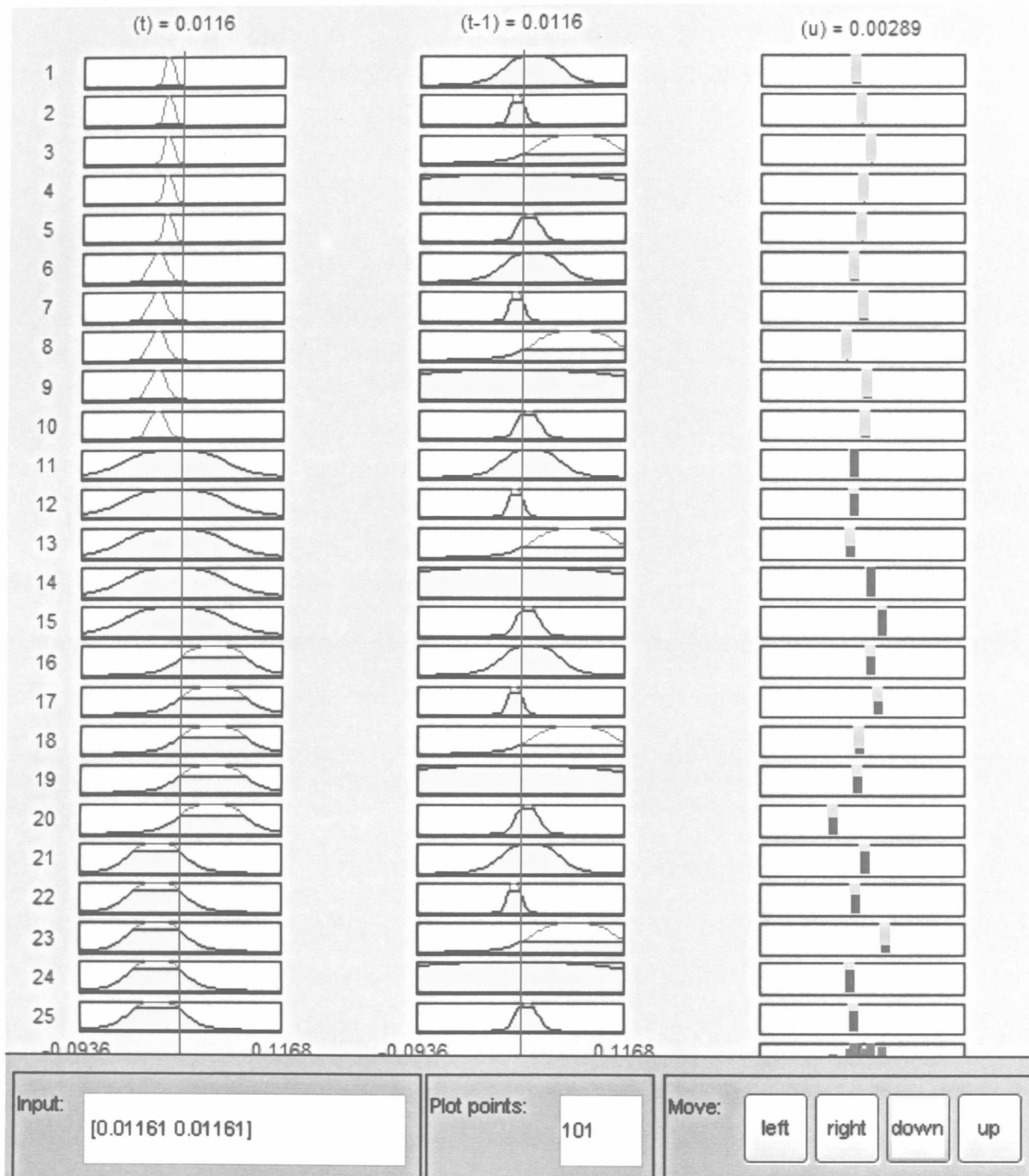
$$O_1^5 = y = (w_1 x_1) p_1 + (w_1 x_2) q_1 + w_1 r_1 + (w_2 x_1) p_2 + (w_2 x_2) q_2 + w_2 r_2$$

$$y = \begin{bmatrix} w_1 x_1 & w_1 x_2 & w_3 & w_2 x_1 & w_2 x_2 & w_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ q_1 \\ r_1 \\ p_2 \\ q_2 \\ r_2 \end{bmatrix} = \mathbf{XW} \quad (5.4.11)$$

Όταν υπάρχουν δείγματα εκπαίδευσης εισόδου-εξόδου, το διάνυσμα βαρών (\mathbf{W}), που αποτελείται από τις παραμέτρους απόδοσης, μπορεί να λυθεί με τη χρήση τεχνικών παλινδρόμησης.

Στο επόμενο Σχήμα 5.4.2 παρουσιάζονται γραφικά οι κανόνες του πυρήνα του μοντέλου CON-ANFIS. Καθεμία σειρά αναφέρεται σε έναν κανόνα. Για παράδειγμα, η πρώτη σειρά λει ότι, εάν η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση $y(k+1)$ είναι πολύ μικρή και η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην σημερινή συνεδρίαση $y(k)$ είναι πολύ μικρή, τότε η ενέργεια ελέγχου (u) είναι αποτέλεσμα του τύπου:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * y(k+1) + q_i * y(k) + r_i).$$



Σχήμα 5.4.2: Οι υπολογισμοί του CON-ANFIS με βάση τους κανόνες

Εδώ λαμβάνεται υπόψη η μεταβολή της τιμής στην επόμενη συνεδρίαση κατά τη φάση της εκπαίδευσης, για να υπολογιστεί ο ανάστροφος ελεγκτής (inverse learning controller). Κατά τη φάση της εφαρμογής, αντί της μεταβολής της τιμής στην επόμενη συνεδρίαση, λαμβάνεται υπόψη η επιθυμητή τιμή (η μεταβολή της τιμής του κινητού μέσου των τριών πιο πρόσφατων συνεδριάσεων).

Οι κανόνες αντανακλούν τη στρατηγική ότι η ενέργεια ελέγχου απορρέει από το συνδυασμό της μεταβολής της τιμής της επόμενης συνεδρίασης και της σημερινής

συνεδρίασης. Οι κόκκινες κάθετες γραμμές της πρώτης και δεύτερης στήλης δίνουν διαγραμματικά το σημείο ενεργοποίησης του πρώτου μέρους του κανόνα. Όπως προκύπτει από το σχήμα 5.4.2, αν $t = y(k+1) = 0.0116$ και $t-1 = y(k) = 0.0116$ τότε η έξοδος- η ενέργεια ελέγχου είναι $u(k) = 0.0289$.

Η ίδια δομή χρησιμοποιείται και για το μοντέλο PR-ANFIS με μόνη διαφορά ότι υπάρχει μία επιπλέον είσοδος, οπότε η απόδοση κάθε κανόνα δίνεται από τον

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i) \quad (5.4.9)$$

Η χρήση του ANFIS για την ανάπτυξη ανάστροφου ελεγκτή (inverse controller) χρησιμοποιήθηκε από τους Kelly, D. (1994), Jang, (1997). Επίσης το ANFIS έχει χρησιμοποιηθεί στην ανάπτυξη ελεγκτή από τους Kwok, H.F. (2003).

5.5 Η μέθοδος μάθησης του CON-ANFIS

Δύο κατηγορίες παραμέτρων βελτιστοποιούνται με την off-line εκπαίδευση:

α) Οι παράμετροι της υπόθεσης των κανόνων $[c, \sigma]$, οι οποίες προσδιορίζουν το κέντρο και το πλάτος των συναρτήσεων συμμετοχής γκαουσιανής μορφής. Οι παράμετροι είναι μη γραμμικές και προσαρμόζονται με τον αλγόριθμο οπισθόδρομης διάδοσης (backpropagation), ο οποίος χρησιμοποιεί τη μέθοδο απότομη κατάβαση.

β) Οι παράμετροι της απόδοσης των κανόνων $[p_i, q_i, r_i]$, οι οποίες αφορούν την έξοδο του συστήματος. Οι παράμετροι είναι γραμμικές και προσαρμόζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Ο αλγόριθμος μάθησης τείνει να βελτιστοποιεί τις προσαρμόσιμες παραμέτρους, ώστε η έξοδος του ANFIS να ταιριάζει με τα δεδομένα εκπαίδευσης (Ikonen, 1996).

Ο βασικός κανόνας μάθησης ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι ο αλγόριθμος backpropagation (Rumelhart, 1986), ο οποίος βασίζεται στην μέθοδο απότομη κατάβαση. Το ANFIS χρησιμοποιεί τον γρήγορο υβριδικό αλγόριθμο μάθησης, που πρότεινε ο Jang, (1991), ο οποίος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής κατάβασης και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Με τις παραμέτρους της υπόθεσης δεδομένους, η έξοδος του δικτύου γίνεται:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \quad (5.5.1)$$

$$= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (5.4.2)$$

$$= \bar{w}_1 (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2) \quad (5.5.3)$$

$$= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (5.5.4)$$

Η σχέση αυτή είναι γραμμική ως προς τις παραμέτρους $(p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2)$.

Οπότε, ένας αλγόριθμος μάθησης που θα περιλαμβάνει μη γραμμικές τεχνικές, όπως το gradient descend, αλλά και γραμμικές, όπως η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων, μπορεί να χρησιμοποιηθεί.

Το σύνολο των παραμέτρων S , μπορεί να χωριστεί σε δύο σύνολα:

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (5.5.5)$$

Όπου S = το σύνολο των παραμέτρων

S_1 = το σύνολο των μη γραμμικών παραμέτρων της υπόθεσης (premise) των κανόνων,

S_2 = το σύνολο των γραμμικών παραμέτρων της απόδοσης (consequent) των κανόνων,

Θ = άμεσο σύνολο (direct sum)

Στο πέρασμα προς τα εμπρός (από το επίπεδο 1 μέχρι 4) εφαρμόζεται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων για τον προσδιορισμό των παραμέτρων απόδοσης (p_i, q_i, r_i) .

Για ένα δεδομένο σύνολο τιμών S_1 παρουσιάζονται δεδομένα εκπαίδευσης και δημιουργείται ο παρακάτω πίνακας:

$$A\Theta = y \quad (5.5.6)$$

όπου το Θ περιέχει τις άγνωστες παραμέτρους στο S_2 . Αυτό είναι ένα γραμμικό πρόβλημα τετραγώνου, και η λύση για το Θ υπολογίζεται από την παρακάτω σχέση, με βάση τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων η οποία ελαχιστοποιεί τη σχέση

$$\|A\Theta - y\|^2: \quad (5.5.7)$$

$$\Theta = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (5.5.8)$$

Στο πέρασμα προς τα πίσω (από το επίπεδο τέσσερα στο ένα) το σφάλμα διαδίδεται προς τα πίσω (backpropagate). Οι παράμετροι υπόθεσης (c και σ) ενημερώνονται με τη μέθοδο της κατάβασης μέγιστης κλήσης (steepest descent) (Kim, 1993), με τη μείωση της συνολικής τετραγωνικής συνάρτησης κόστους με μία επαναληπτική διαδικασία σε σχέση με το $\Theta_{(S_2)}$:

$$J(\Theta) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N [y(k) - \hat{y}(k, \Theta)]^2 \quad (5.5.9)$$

Η ενημέρωση των παραμέτρων στον i^{th} κόμβο στο επίπεδο L^{th} μπορεί να γραφεί ως:

$$\hat{\Theta}_i^L(k) = \hat{\Theta}_i^L(k-1) + n \frac{\partial + E(k)}{\partial \hat{\Theta}_i^L(k)} \quad (5.5.10)$$

όπου n είναι ο ρυθμός μάθησης και το βαθμωτό διάνυσμα:

$$\frac{\partial + E}{\partial \hat{\Theta}_i^L} = \varepsilon_{L,i} \frac{\partial \hat{z}_{L,i}}{\partial \hat{\Theta}_i^L} \quad (5.5.11)$$

όπου $\hat{z}_{L,i}$ είναι η έξοδος του κόμβου και $\varepsilon_{L,i}$ είναι το σφάλμα που διαδίδεται προς τα πίσω.

Οι παράμετροι της απόδοσης βελτιστοποιούνται κάτω από τη συνθήκη ότι οι παράμετροι απόδοσης είναι δεδομένες. Ανάλογα, ο υβριδικός αλγόριθμος μάθησης συγκλίνει ταχύτατα, καθώς μειώνει το μήκος του διαστήματος στο οποίο ψάχνει.

Πιο αναλυτικά, σε κάθε επανάληψη (epoch) πραγματοποιείται ένα πέρασμα δεδομένων προς τα εμπρός (forward) και ένα προς τα πίσω (backward). Στο πέρασμα μπροστά, αφού παρουσιαστεί ένα διάνυσμα εισόδου, υπολογίζεται η έξοδος κάθε κόμβου σε κάθε επίπεδο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλα τα ζεύγη εκπαίδευσης, ώστε να διαμορφωθούν οι πίνακες A και y . Κατόπιν, προσδιορίζονται οι παράμετροι (γραμμικές) της απόδοσης S_2 με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Μετά τον προσδιορισμό των παραμέτρων S_2 , υπολογίζεται το σφάλμα για κάθε ζεύγος δεδομένων εκπαίδευσης. Κατόπιν, στο πέρασμα προς τα πίσω, το σφάλμα αυτό (η παράγωγος του σφάλματος σε σχέση με την έξοδο κάθε κόμβου) διαδίδεται από τον τελευταίο κόμβο προς τον πρώτο. Εδώ το διάνυσμα συσσωρεύεται για κάθε ζεύγος εκπαίδευσης. Αφού περάσουν όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης προς τα πίσω, οι παράμετροι της υπόθεσης S_1 ενημερώνονται με βάση τη μέθοδο της απότομης κατάβασης.

Η ίδια μέθοδος μάθησης χρησιμοποιείται και για το PR-ANFIS.

5.6 Περιγραφή του μοντέλου της διαδικασίας (PR-ANFIS)

Το χρηματιστήριο ως διαδικασία είναι μη γραμμικό σύστημα, το οποίο μπορεί να προσεγγιστεί με διαφορετικούς τρόπους. Επειδή ο προσδιορισμός του μοντέλου βασίζεται αποκλειστικά σε μετρήσιμα δεδομένα, χρησιμοποιείται μία προσαρμοστική νευρο-ασαφής τεχνική (ANFIS) για τη μοντελοποίησή του. Το μοντέλο της διαδικασίας εκπαιδεύεται, ώστε να παράγει ένα βήμα μπροστά πρόβλεψη της εξόδου της διαδικασίας, δηλαδή να προβλέπει την τάση της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου.

Προκειμένου να επιλεγεί ο αριθμός των εισόδων του συστήματος, εφαρμόστηκε μια μεθοδολογία σύγκρισης διαφορετικών συνδυασμών εισόδων, ώστε να επιλεγεί ο συνδυασμός που δίδει τη μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE).

Αρχικά, υποτίθεται ότι οι εισοδοί του μοντέλου είναι έξι: $y(k-5), y(k-4), y(k-3), y(k-2), y(k-1), y(k)$ και η έξοδος είναι μία, η $y(k+1)$.

Για ένα πρόβλημα με έξι εισόδους και δύο συναρτήσεις συμμετοχής απαιτούνται $2^6 = 64$ κανόνες. Οι 64 κανόνες δημιουργούν $(6+1) \times 64 = 448$ γραμμικές παραμέτρους για ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno. Αυτό σημαίνει ότι ο αριθμός των παραμέτρων που πρέπει να βελτιστοποιηθούν είναι αρκετά μεγάλος, με αποτέλεσμα το μοντέλο που δημιουργείται να μην είναι αξιόπιστο, όταν εισαχθούν δεδομένα εκτός δείγματος (out of sample). Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό, οι εισοδοί του μοντέλου όσον αφορά τις τιμές (y) μειώθηκαν στις δύο πιο σχετικές για την πρόβλεψη της τιμής $y(k+1)$, με την εφαρμογή της μεθόδου που περιγράφεται παρακάτω (Jang, 1997).

Δημιουργούνται, ανά δύο, συνδυασμοί των έξι παραπάνω εισόδων και δημιουργούνται 15 νευρο-ασαφή μοντέλα δύο εισόδων και μιας εξόδου ($C_2^6 = 15$), τα οποία απεικονίζονται στον Πίνακα 5.6.1.

Εφαρμόζεται ο αλγόριθμος μάθησης του ANFIS ο οποίος χρησιμοποιεί επαναληπτικές τεχνικές βελτιστοποίησης των παραμέτρων κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Συνήθως, η τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) μετά από μια επανάληψη εκπαίδευσης είναι ένα καλός δείκτης για το

πόσο αποτελεσματικό θα είναι το μοντέλο μετά από περαιτέρω αριθμό επαναλήψεων της εκπαίδευσης.

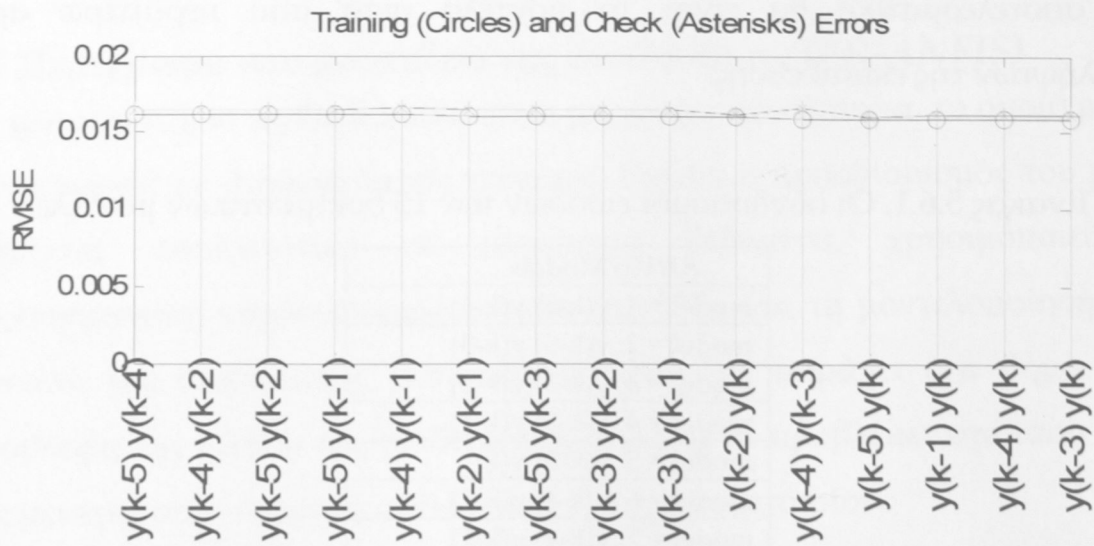
Πίνακας 5.6.1. Οι συνδυασμοί εισόδων των 15 δοκιμαστικών μοντέλων

ANFIS Models
model = 1: $y(k-5) y(k-4)$
model = 2: $y(k-5) y(k-3)$
model = 3: $y(k-5) y(k-2)$
model = 4: $y(k-5) y(k-1)$
model = 5: $y(k-5) y(k)$
model = 6: $y(k-4) y(k-3)$
model = 7: $y(k-4) y(k-2)$
model = 8: $y(k-4) y(k-1)$
model = 9: $y(k-4) y(k)$
model = 10: $y(k-3) y(k-2)$
model = 11: $y(k-3) y(k-1)$
model = 12: $y(k-3) y(k)$
model = 13: $y(k-2) y(k-1)$
model = 14: $y(k-2) y(k)$
model = 15: $y(k-1) y(k)$

Για ακόμα περισσότερο αξιόπιστα αποτελέσματα χρησιμοποιήθηκαν 10 επαναλήψεις. Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής κάθε εισόδου ορίστηκε σε δύο και ο τύπος των συναρτήσεων συμμετοχής είναι η γκαουσιανή. Μετά την εκπαίδευση, τα μοντέλα ταξινομήθηκαν σε φθίνουσα σειρά με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

Τα δεδομένα εισόδου αποτελούνται από 4.770 παρατηρήσεις, τα οποία χωρίστηκαν σε 2.385 δεδομένα εκπαίδευσης (training data) και σε 2.385 δεδομένα ελέγχου (checking data), προκειμένου να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση των μοντέλων (overfitting).

Διαγραμματική απεικόνιση των αποτελεσμάτων της εκπαίδευσης των 15 μοντέλων ANFIS με 10 επαναλήψεις (epochs) για το καθένα μοντέλο παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.6.1. Η μπλε γραμμή (κύκλοι) απεικονίζει το σφάλμα εκπαίδευσης και η πράσινη γραμμή (αστερίσκοι) απεικονίζει το σφάλμα ελέγχου. Στον Πίνακα 5.6.2 παρουσιάζονται οι τιμές των σφαλμάτων εκπαίδευσης (training) και ελέγχου (checking).



Σχήμα 5.6.1: Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των 15 Anfis μοντέλων.

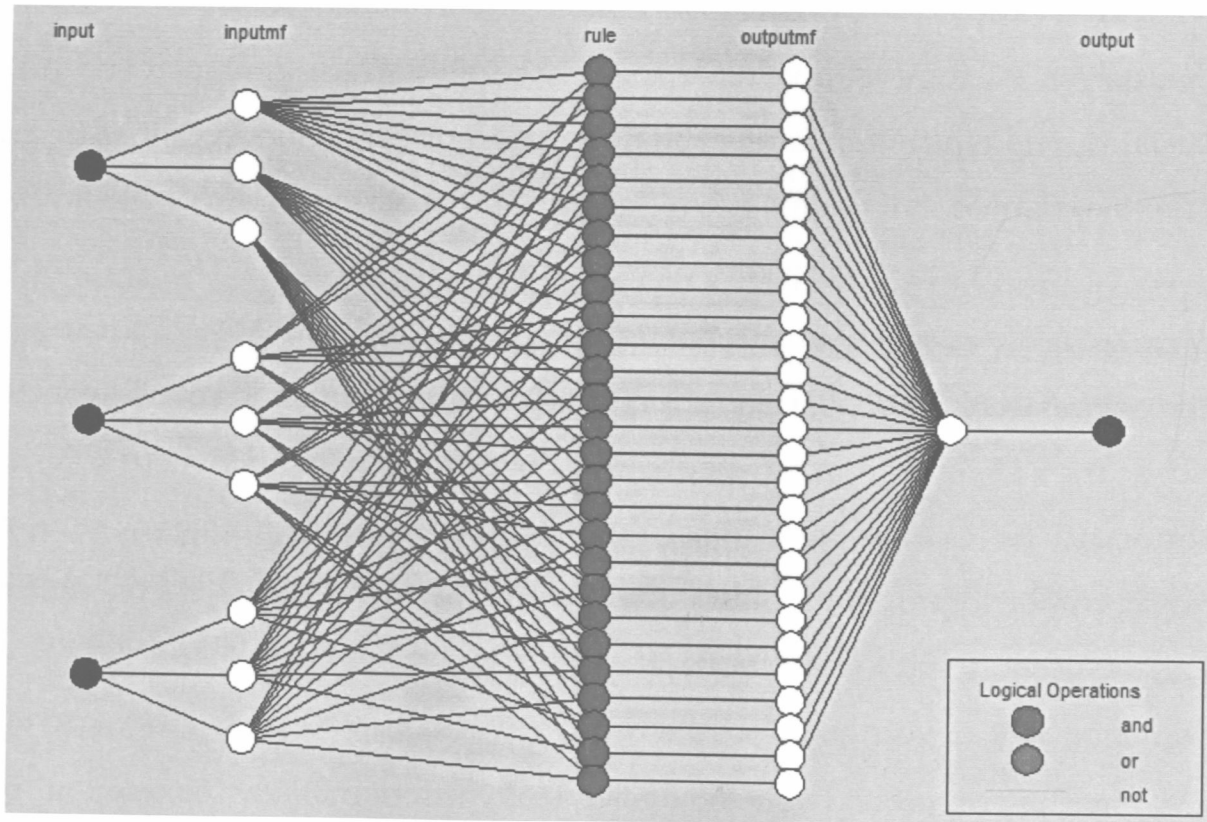
Πίνακας 5.6.2: Οι τιμές της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των 15 μοντέλων

ANFIS Models	Training errors	Checking errors
model = 1: y(k-5) y(k-4)	0.0162	0.0164
model = 2: y(k-5) y(k-3)	0.0162	0.0165
model = 3: y(k-5) y(k-2)	0.0161	0.0165
model = 4: y(k-5) y(k-1)	0.0161	0.0164
model = 5: y(k-5) y(k)	0.0161	0.0166
model = 6: y(k-4) y(k-3)	0.0161	0.0165
model = 7: y(k-4) y(k-2)	0.0161	0.0165
model = 8: y(k-4) y(k-1)	0.0160	0.0164
model = 9: y(k-4) y(k)	0.0160	0.0164
model = 10: y(k-3) y(k-2)	0.0159	0.0161
model = 11: y(k-3) y(k-1)	0.0159	0.0165
model = 12: y(k-3) y(k)	0.0159	0.0161
model = 13: y(k-2) y(k-1)	0.0159	0.0162
model = 14: y(k-2) y(k)	0.0159	0.0162
model = 15: y(k-1) y(k)	0.0158	0.0162

Όπως παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.6.1 και τον Πίνακα 5.6.2, το μοντέλο το οποίο συγκεντρώνει τη μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

της εκπαίδευσης (0.0158) είναι το υπ' αριθμόν 15, το οποίο αποτελείται από τις εισόδους $y(k-1), y(k)$. Επιλέγονται οι εισοδοι αυτές, οι οποίοι μαζί με την ενέργεια ελέγχου $u(k)$ η οποία θεωρείται δεδομένη χρησιμοποιούνται στο μοντέλο του χρηματιστηρίου (PR-ANFIS).

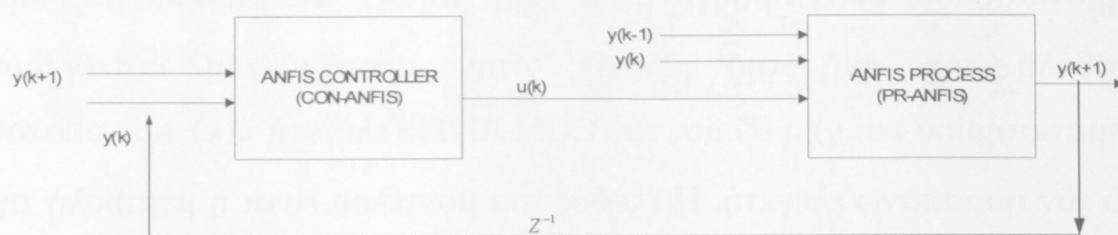
Πιο αναλυτικά, οι εισοδοι του μοντέλου είναι τρεις: α) η σημερινή τιμή $y(k)$, δηλαδή η μεταβολή της τιμής της μετοχής στη σημερινή συνεδρίαση του χρηματιστηρίου, β) η προηγούμενη τιμή $y(k-1)$ της διαδικασίας, δηλαδή η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην προηγούμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου και γ) η έξοδος του CON-ANFIS ελεγκτή $u(k)$ που υπολογίστηκε από τον παραπάνω ελεγκτή. Η έξοδος του μοντέλου είναι η μεταβολή της τιμής της μετοχής την επόμενη χρονική στιγμή $y(k+1)$, δηλαδή η πρόβλεψη της τάσης της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου. Το μοντέλο της διαδικασίας έχει τη μορφή του Σχήματος 5.6.2.



Σχήμα 5.6.2: Η δομή του προτεινόμενου νευρο-ασαφούς μοντέλου PR-ANFIS

Για την εκπαίδευση του μοντέλου χρησιμοποιούνται ζεύγη δεδομένων της μορφής $[y(k-1), y(k), u(k); y(k+1)]$. Η τιμή του $y(k)$ αναφέρεται στη μεταβολή της τιμής

μιας μετοχής στη σημερινή συνεδρίαση, η τιμή του $y(k-1)$ αναφέρεται στη μεταβολή της τιμής μιας μετοχής στην προηγούμενη συνεδρίαση, η τιμή $u(k)$ είναι η ενέργεια ελέγχου. Η τιμή του $y(k+1)$ αναφέρεται στη μεταβολή της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Στο Σχήμα 5.6.3 παρουσιάζεται μια συνολική εικόνα του ελεγκτή και της διαδικασίας κατά τη φάση της εκπαίδευσης.



Στο σχήμα 5.6.3: Συνολική εικόνα του συστήματος ελέγχου PATSOS κατά τη φάση της εκπαίδευσης.

Η παραπάνω αναλυτική περιγραφή της αρχιτεκτονικής του συστήματος CON-ANFIS ισχύει και για το PR-ANFIS με κάποιες μικρές διαφορές.

Προκειμένου να επιλεγεί ο κατάλληλος τύπος συναρτήσεων συμμετοχής για το PR-ANFIS, πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με διάφορες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής, όπως : η γκαουσιανή (gaussmf), η καμπανοειδής (gbellmf), η τριγωνική (trimf) και η γκαουσιανή2 (gauss2mf), Πίνακας 5.6.3. Ως κριτήρια για την επιλογή της καταλληλότερης συνάρτησης συμμετοχής υπολογίζονται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα πρόβλεψης και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ΕΤΕ. Επιλέχθηκε η γκαουσιανή συνάρτηση, η οποία δίνει το καλύτερο αποτέλεσμα (68,33%) με βάση το κριτήριο της πρόβλεψης της τάσης της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση, παρά το ότι δεν δίνει τη μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής των εισόδων $y(k-1)$, $y(k)$ και $u(k)$ επιλέχθηκε με τη μέθοδο των δοκιμών. Πραγματοποιήθηκαν δοκιμές με δύο συναρτήσεις, με τρεις, με τέσσερις, με πέντε, με έξι, και με επτά συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gaussmf. Υπολογίστηκαν η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της πρόβλεψης και η ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής.

Πίνακας 5.6.3 Αποτελέσματα σύγκρισης διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	Epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
gbell	5	5	400	3	3	3	100	0,0146	64,41
trimf	5	5	400	3	3	3	100	0,0143	63,33
gauss2mf	5	5	400	3	3	3	100	0,0143	64,41

Τα αποτελέσματα των δοκιμών αξιολογήθηκαν με κριτήριο την καλύτερη πρόβλεψη της τάσης των τιμών. Την καλύτερη πρόβλεψη την παρείχαν οι τρεις συναρτήσεις συμμετοχής, Πίνακας 5.6.4.

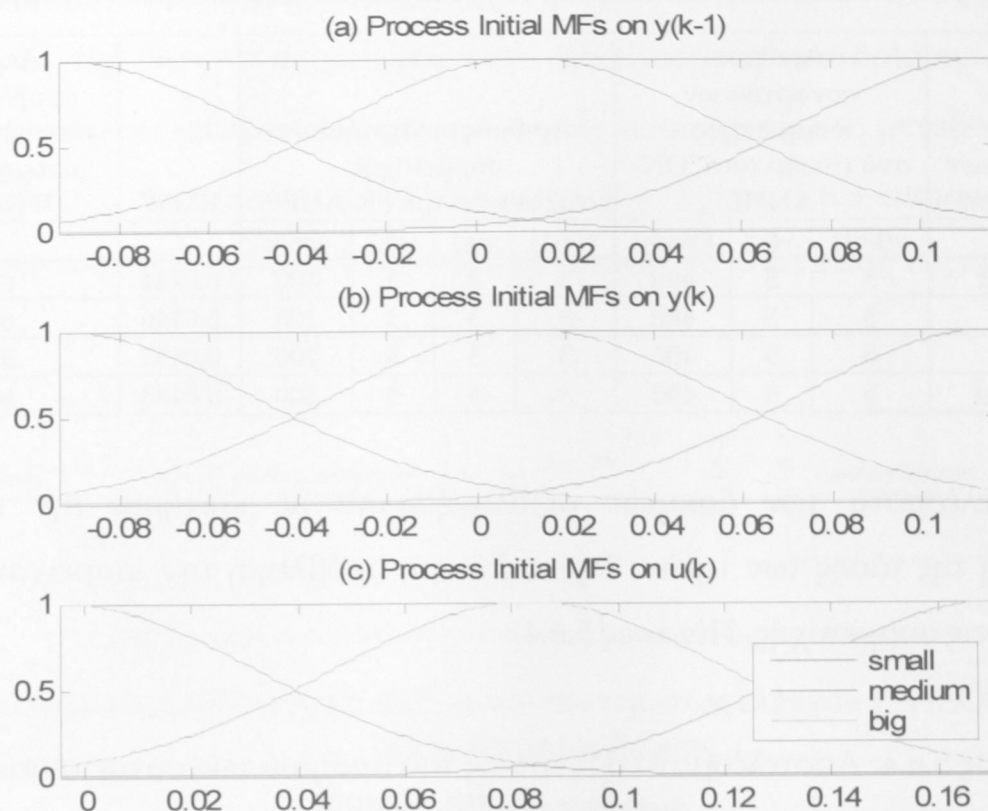
Πίνακας 5.6.4: Αποτελέσματα σύγκρισης του αριθμού των συναρτήσεων των εισόδων του PR- ANFIS

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gaussmf	5	5	400	2	2	2	100	0,0143	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
gaussmf	5	5	400	4	4	4	100	0,0148	66,10
gaussmf	5	5	400	5	5	5	100	0,0147	67,78
gaussmf	5	5	400	6	6	6	100	0,0145	67,78
gaussmf	5	5	400	7	7	7	100	0,0145	67,78

Συνεπώς, οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων του PR-ANFIS, $y(k-1)$, $y(k)$ και $u(k)$ είναι τρεις, είναι τύπου gaussian και είναι οι ίδιες και για τις τρεις εισόδους. Η εξίσωση των συναρτήσεων τύπου gaussmf είναι:

$$gaussmf(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (5.6.1)$$

όπου τα c, σ είναι το σύνολο των παραμέτρων. Στο Σχήμα 5.6.4 παρουσιάζεται η κάθε είσοδος με τις τρεις συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gaussmf.



Σχήμα 5.6.4: Οι συναρτήσεις συμμετοχής των τριών εισόδων της διαδικασίας.

Το μοντέλο που χρησιμοποιείται είναι ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno το οποίο σημαίνει ότι το $f(x,y)$ είναι ένα πρώτου βαθμού πολυώνυμο. Η έξοδος είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της μεταβλητής εισόδου συν ένα σταθερό όρο. Ο αριθμός των κανόνων καθορίζεται από τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής (3) υψωμένων στον αριθμό των εισόδων (3) δηλαδή ($3^3 = 27$). Στο μοντέλο PR-ANFIS δημιουργούνται οι 27 παρακάτω κανόνες :

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (1)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (2)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (3)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (4)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (5)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (6)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (7)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (8)

Εάν $y(k)$ είναι Μικρό και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (9)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (10)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (11)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (12)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (13)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (14)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (15)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (16)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (17)

Εάν $y(k)$ είναι Μέτριο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (18)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (19)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (20)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μικρό και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (21)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (22)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (23)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μέτριο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (24)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μικρό, τότε $y(k+1)$ είναι (25)

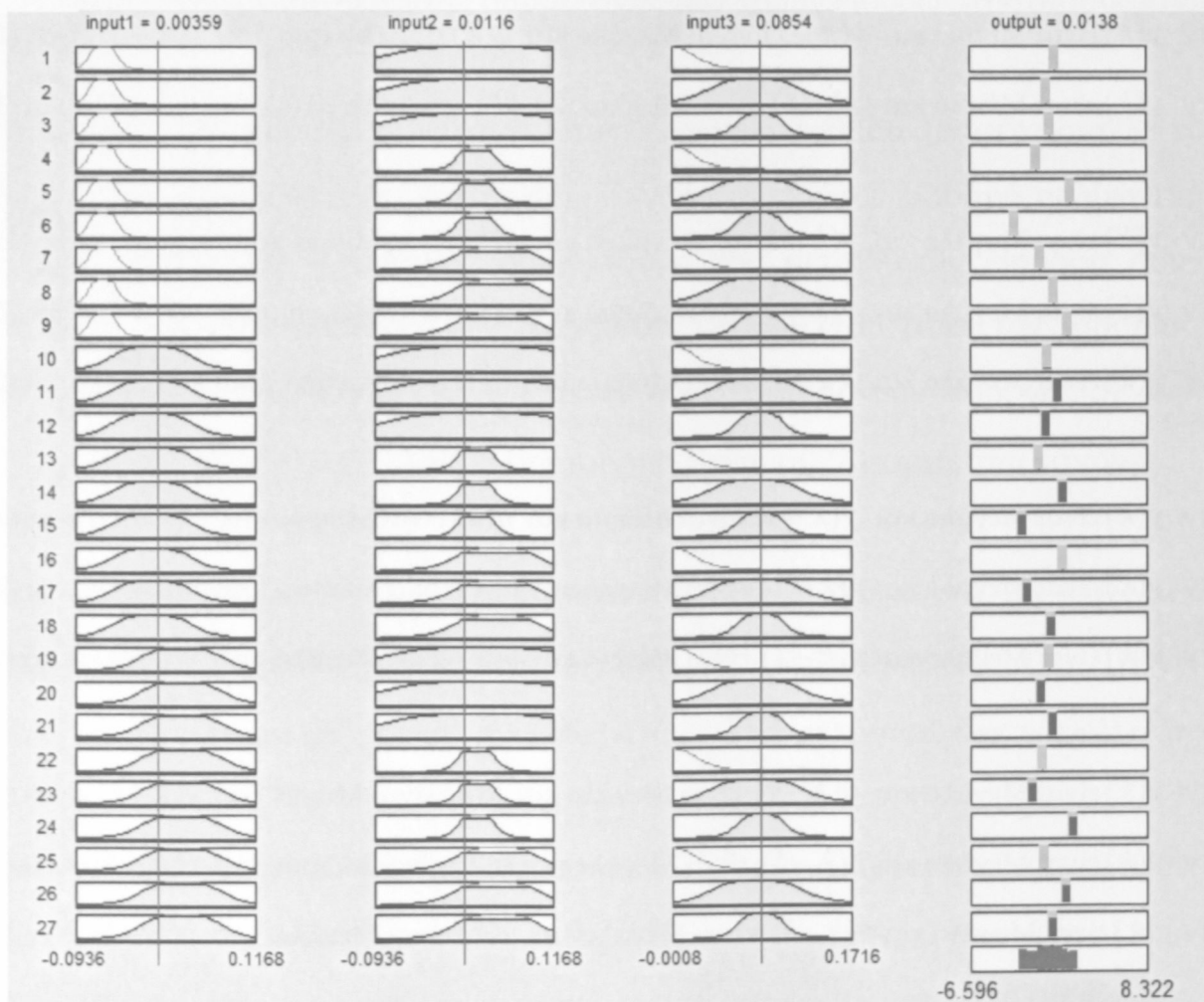
Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μέτριο, τότε $y(k+1)$ είναι (26)

Εάν $y(k)$ είναι Μεγάλο και $y(k-1)$ είναι Μεγάλο και $u(k)$ είναι Μεγάλο, τότε $y(k+1)$ είναι (27)

Οι τιμές 1-27 είναι οι έξοδοι κάθε κανόνα του ελεγκτή, οι οποίες δίνονται από τον τύπο $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i)$. Οι δε παράμετροι $[p_i, q_i, s_i, r_i]$ προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Στο επόμενο Σχήμα 5.5.5 παρουσιάζεται ένας οπτικός τρόπος ενεργοποίησης των κανόνων και υπολογισμού της εξόδου του μοντέλου PR-ANFIS. Καθεμία σειρά αναφέρεται σε ένα κανόνα. Για παράδειγμα, η πρώτη σειρά λει ότι, εάν η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην προηγούμενη συνεδρίαση $y(k-1)$ είναι μικρή και η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην σημερινή συνεδρίαση $y(k)$ είναι μικρή και η τιμή της ενέργειας ελέγχου $u(k)$ είναι μικρή, τότε η έξοδος είναι το αποτέλεσμα του τύπου: $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * y(k-1) + q_i * y(k) + s_i * u(k) + r_i)$.

Οι κανόνες αντανακλούν στη στρατηγική ότι η έξοδος του κανόνα απορρέει από το συνδυασμό της μεταβολής της τιμής της μετοχής την προηγούμενη συνεδρίαση, την σημερινή συνεδρίαση και της ενέργειας ελέγχου.



Σχήμα 5.6.5: Ο τρόπος ενεργοποίησης και εύρεσης της τιμής της εξόδου.

Οι κόκκινες κάθετες γραμμές της πρώτης, δεύτερης και τρίτης στήλης δίνουν διαγραμματικά το σημείο ενεργοποίησης του πρώτου μέρους του κανόνα, π.χ. εάν $y(k)$ είναι 0.00359 και $y(k-1)$ είναι 0.0116 και $u(k)$ είναι 0.0854, τότε η μεταβολή του $y(k+1)$ είναι 0.0138.

Πίνακας 5.6.5 : Χαρακτηριστικά του PR-ANFIS

Χαρακτηριστικά του PR-ANFIS	
Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού	Sugeno
Αριθμός εισόδων	3
Ονομασία 1ης εισόδου	$y(k)$ (input1)
Ονομασία 2ης εισόδου	$y(k-1)$ (input2)
Ονομασία 3ης εισόδου	$u(k)$ (input3)
Αριθμός εξόδων	1
Ονομασία εξόδου	$y(k+1)$ (output1)
Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής εισόδων	3 τύπου gaussian για κάθε εισοδο
Αριθμός συναρτήσεων εξόδου	27
Αριθμός κανόνων	27
And method	Product
Or method	max
Imp. method	product
Agg. method	max
Defuzz. method	wtaver
Αριθμός κόμβων (nodes)	78
Συνολικός αριθμός παραμέτρων	126
Αριθμός γραμμικών παραμέτρων	108
Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων	18

Στο μοντέλο της διαδικασίας δημιουργούνται 78 κόμβοι με συνολικό αριθμό 126 παραμέτρων οι οποίες προσαρμόζονται με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης. Από το σύνολο των 126 παραμέτρων, οι 108 είναι γραμμικές και οι 18 μη γραμμικές παράμετροι. Για τον υπολογισμό του βαθμού ενεργοποίησης των κανόνων στο 'και' (and) μέρος των κανόνων (υπόθεση) χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product) και στο 'ή' (or) μέρος των κανόνων (υπόθεση), χρησιμοποιείται η μέθοδος max. Για την εύρεση της συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου με βάση τον κάθε κανόνα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του γινομένου (product). Για την εύρεση της συνολικής συνάρτησης συμμετοχής της εξόδου,

όλων των κανόνων, χρησιμοποιείται η max μέθοδος. Για τη μετατροπή της τιμής της εξόδου σε σαφή τιμή χρησιμοποιείται η μέθοδος του μέσου όρου των βαρών (wtaver). Τα κυριότερα χαρακτηριστικά του PR-ANFIS παρουσιάζονται στο Πίνακα 5.6.5

5.7 Συμπεράσματα-πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

Στο κεφάλαιο αυτό προσδιορίστηκε η δομή (structure identification) του συστήματος PATSOS. Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης είναι ότι δεν απαιτείται να είναι γνωστές εκ των προτέρων οι δυναμικές σχέσεις της διαδικασίας (του χρηματιστηρίου). Οι σχέσεις αυτές ενσωματώνονται στο μοντέλο μέσω της εκπαίδευσης του ελεγκτή ANFIS, κατά τον καθορισμό του ανάστροφου μοντέλου (inverse model) και κατά την εκπαίδευση του μοντέλου της διαδικασίας.

Υποτίθεται ότι υπάρχουν οι ανάστροφες σχέσεις της διαδικασίας, όπως απαιτεί η χρήση της ανάστροφης μεθόδου μάθησης (inverse learning).

Η κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να δημιουργήσει πρόβλημα στην αποτελεσματικότητα του συστήματος. Το ιδανικό είναι τα δεδομένα εκπαίδευσης να κατανέμονται κατά μήκος του διαστήματος εισόδου με κάποιο ομοιόμορφο τρόπο. Αυτό όμως δεν είναι δυνατό λόγω του ότι τα δεδομένα εισόδου ακολουθούν χρονολογική σειρά.

Η εφαρμογή του υβριδικού κανόνα μάθησης, ο οποίος συνδυάζει την μέθοδο της απότομης κατάβασης (steepest descent) και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, μειώνει σημαντικά το χρόνο εκπαίδευσης του συστήματος και εξοικονομείται πολύτιμος χρόνος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ PATSOS

6.1 Εισαγωγή

Σύμφωνα με την περιγραφή του προτεινόμενου μοντέλου στο προηγούμενο κεφάλαιο, επιχειρείται η εφαρμογή του συστήματος με πραγματικά δεδομένα για τη λύση ενός προβλήματος του πραγματικού κόσμου. Περιγράφονται τα δεδομένα και η επεξεργασία τους, ώστε να αποκτήσουν την τελική μορφή τους, για να χρησιμοποιηθούν ως εισοδοί και έξοδος στο σύστημα PATSOS κατά την εκπαίδευσή του. Ακολουθεί η εκπαίδευση του συστήματος και η αξιολόγησή του με τα ίδια δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύτηκε (in sample testing). Στη συνέχεια χρησιμοποιούνται δεδομένα που δεν παρουσιάστηκαν κατά την εκπαίδευση του μοντέλου (out of sample), τα οποία τροφοδοτούν τις εισόδους του συστήματος PATSOS κατά την αξιολόγηση. Για να αξιολογηθούν τα αποτελέσματα του συστήματος η έξοδος του συστήματος υποβάλλεται στις παρακάτω συγκρίσεις :

- α) Σύγκριση με βάση την πραγματική τάση (κατεύθυνση) της τιμής της μετοχής,
- β) Προσομοίωση του συστήματος, επενδύοντας ένα κεφάλαιο και πραγματοποιώντας αγοροπωλησίες μετοχών σύμφωνα με την κατεύθυνση της μετοχής που προβλέπει το σύστημα. Η απόδοση του κεφαλαίου αυτού συγκρίνεται με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης της μετοχής και
- γ) Σύγκριση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος πρόβλεψης.
- δ) Η συμπεριφορά του συστήματος σε περίοδο χρηματιστηριακής κρίσης.

6.2 Το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών

Το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ) αποτελεί μια αναπτυσσόμενη χρηματαγορά και χαρακτηρίζεται από έντονες διακυμάνσεις, όπως και τα άλλα αναπτυσσόμενα χρηματιστήρια του κόσμου.

Στη διεθνή βιβλιογραφία ελάχιστοι ερευνητές έχουν πραγματοποιήσει μελέτες σε αναπτυσσόμενα χρηματιστήρια, παρά το γεγονός ότι ο αριθμός τους υπερिशύει κατά πολύ εκείνων των ώριμων χρηματαγορών.

Για το λόγο αυτό, αλλά και επειδή υπάρχει σημαντική εξοικείωση και εμπειρία για το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών, επιλέχθηκε η εκπαίδευση και η αξιολόγηση του μοντέλου να γίνει με δεδομένα εταιρειών εισηγμένων στο ΧΑΑ.

Επιπλέον οι έντονες διακυμάνσεις των τιμών στα αναπτυσσόμενα χρηματιστήρια, δυσκολεύουν την εργασία του ερευνητή, αλλά παράλληλα όμως αποτελούν και μια πρόκληση.

Βεβαίως, δεν αποκλείεται η χρήση του συστήματος PATSOS για ώριμες ή ανεπτυγμένες χρηματαγορές.

6.3 Τα δεδομένα

Τα δεδομένα αφορούν εταιρείες των οποίων οι μετοχές είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο Αθηνών. Επιλέχθηκαν εταιρείες με σημαντική και πολύχρονη παρουσία στην οικονομική δραστηριότητα, οι οποίες δραστηριοποιούνται σε αγορές του εσωτερικού και του εξωτερικού και είναι οι: ΕΘΝΙΚΗ ΤΡΑΠΕΖΑ της ΕΛΛΑΔΟΣ (ETE), ALPHA BANK (ALPHA), ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΤΡΑΠΕΖΑ (ΤΕΜΠ), ΤΙΤΑΝ (TITAN) και ΑΛΟΥΜΙΝΙΟ της ΕΛΛΑΔΟΣ (ΑΛΕΚ).

Η χρονολογική σειρά των δεδομένων αφορά τις τιμές κλεισίματος των παραπάνω μετοχών των ημερήσιων συνεδριάσεων του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών, που αφορούν χρονικό διάστημα περίπου 20 ετών, από τις 2/1/1986 μέχρι τις 30/6/2005, ήτοι συνολικά 4.850 παρατηρήσεις.

Επί πλέον χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από το Χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης από τις 2/1/1990 μέχρι 30/6/2005 και συγκεκριμένα, οι τιμές των μετοχών General Electric, Caterpillar, General Motors, International Business Machine (IBM) και Kodak.

6.3.1 Ο οριζοντας Πρόβλεψης

Οι δύο προσεγγίσεις πρόβλεψης των τιμών των μετοχών, η θεμελιώδης και η τεχνική ανάλυση, έχουν διαφορετική σημασία όταν εξετάζονται υπό το πρίσμα του οριζοντα πρόβλεψης. Στην πραγματικότητα ο ερευνητής μπορεί να χρησιμοποιήσει οποιαδήποτε ή και όλες τις πληροφορίες οι οποίες αξιόπιστα βοηθούν στη λύση του προβλήματος. Εάν ο οριζοντας πρόβλεψης είναι δύο ή

τρία έτη, είναι καλύτερα να ληφθούν υπόψη θεμελιώδη στοιχεία και οικονομικές αποδόσεις. Εάν ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι οι επόμενοι τρεις μήνες ή συντομότερες περιόδους, είναι καλύτερο να λαμβάνεται υπόψη η προσφορά και η ζήτηση η οποία ενσωματώνεται σε δείκτες της τεχνικής ανάλυσης και στις τιμές των μετοχών. Η πρόβλεψη της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση θεωρείται από τις πιο δύσκολες προβλέψεις, πράγμα το οποίο απεικονίζεται στα χαμηλά ποσοστά ακρίβειας των ημερήσιων προβλέψεων που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Αντιθέτως, η εβδομαδιαία ή μηνιαία πρόβλεψη επιτυγχάνεται ευκολότερα, καθόσον τα δεδομένα είναι περισσότερο κανονικοποιημένα, διότι αποφεύγονται οι συχνές και οξείες διακυμάνσεις των τιμών που παρατηρούνται στις ημερήσιες τιμές. Στη διατριβή αυτή ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι η τιμή της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση και η περίοδος αξιολόγησης είναι το ημερολογιακό τρίμηνο, που αποτελείται από 60 συνεδριάσεις του χρηματιστηρίου.

6.3.2 Πρόβλεψη της τάσης της τιμής

Η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης απαιτεί πολλές φορές να μαντευθούν, με υποθέσεις, οι βασικές σχέσεις του πραγματικού κόσμου και κατόπιν πραγματοποιώντας δοκιμές να διαπιστωθεί αν οι υποθέσεις ισχύουν και αν το μοντέλο είναι ακριβές και επικερδές. Μια συνέπεια της στατιστικής φύσης των οικονομικών σχέσεων είναι ότι είναι δύσκολο, αν όχι αδύνατο, να είναι γνωστό εάν και πότε το καλύτερο μοντέλο έχει βρεθεί.

Επίσης, η δυναμική των οικονομικών σχέσεων περιπλέκει τα στατιστικά μοντέλα από τη στιγμή που οι σχέσεις αλλάζουν με το πέρασμα του χρόνου.

Μία σημαντική απόφαση κατά τη σχεδίαση ενός μοντέλου πρόβλεψης είναι η απάντηση στο τι θα προβλεφθεί (εξαρτημένη μεταβλητή) καθώς επίσης και ο καθορισμός των εισόδων (ανεξάρτητες μεταβλητές) που θα χρησιμοποιηθούν για την πραγματοποίηση της πρόβλεψης.

Αυτές οι αποφάσεις πρέπει να είναι ξεκάθαρες και όσο το δυνατόν περισσότερο σαφείς. Η παρούσα έρευνα προβλέπει τη μεταβολή της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση, δηλαδή εάν η τάση (η κατεύθυνση) της τιμής είναι ανοδική

ή καθοδική. Φυσικά ο προσδιορισμός της τάσης της τιμής δεν δίνει καμία πληροφορία για το μέγεθος της κίνησης της τιμής.

6.3.3 Επεξεργασία των δεδομένων

Οι ημερήσιες τιμές κλεισίματος των μετοχών στο τέλος της συνεδρίασης ή κατά τη διάρκεια της συνεδρίασης σε απόλυτες τιμές λαμβάνονται απευθείας από το ΧΑΑ. Τα δεδομένα αυτά επεξεργάζονται, προκειμένου να υπολογιστεί η μεταβολή της τιμής της μετοχής σε σχέση με την προηγούμενη συνεδρίαση, σύμφωνα με τη

$$\text{σχέση: } \text{pricerate} = \frac{\text{price}(k) - \text{price}(k-1)}{\text{price}(k-1)} \quad (6.3.3.1)$$

Η τιμή του *pricerate* στο χρόνο (*k*) αποτελεί την είσοδο *y(k)* και η τιμή του *pricerate* στο χρόνο (*k-1*) αποτελεί την είσοδο *y(k-1)*.

Στη συνέχεια υπολογίζεται η τετραγωνική ρίζα της διαφοράς της μεταβολής της τιμής κλεισίματος της συνεδρίασης σε σχέση με την προηγούμενη συνεδρίαση για τον υπολογισμό του *u(k)* με βάση τον τύπο:

$$u(k) = \sqrt{(y(k) - y(k-1))^2} \quad (6.3.3.2)$$

Προκειμένου να προσδιοριστεί ο κατάλληλος τύπος υπολογισμού του *u(k)*, πραγματοποιήθηκαν αρκετές δοκιμές με διάφορους άλλους τύπους. Ο παραπάνω τύπος επιλέχθηκε με κριτήριο τη μεγαλύτερη συμβολή στην προβλεψιμότητα του συστήματος (68,33%).

Από τα αρχικά δεδομένα υπολογίζεται ο κινητός μέσος των 3 τελευταίων συνεδριάσεων της τιμής κλεισίματος με βάση τη σχέση:

$$SMA = \frac{\text{Sum of 3 day's closing price}}{3 \text{ days}} \quad (6.3.3.3)$$

όπου *x* είναι ο αριθμός των συνεδριάσεων. Επειδή οι εισοδοί του μοντέλου αναφέρονται σε μεταβολές των τιμών των μετοχών, για να υπάρχει ομοιομορφία των δεδομένων, ακολουθεί ο υπολογισμός της μεταβολής του κινητού μέσου από τη σχέση:

$$\text{movingrate} = \frac{SMA(k) - SMA(k-1)}{SMA(k-1)} \quad (6.3.3.4)$$

Τα επεξεργασμένα πλέον δεδομένα διαχωρίζονται σε δεδομένα εκπαίδευσης και σε δεδομένα αξιολόγησης του συστήματος PATSOS. Περίπου το 97.5% των παρατηρήσεων χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και το 2.5% για αξιολόγηση. Χρησιμοποιείται το 97.5% του δείγματος για εκπαίδευση, ποσοστό το οποίο είναι αρκετό υψηλό. Αυτό γίνεται διότι ο στόχος είναι το μοντέλο να εκπαιδευτεί με όσο το δυνατό περισσότερα δεδομένα. Το ποσοστό των δεδομένων αξιολόγησης αναφέρεται σε ημερολογιακό ορίζοντα 3 μηνών που αντιστοιχεί σε 60 χρηματιστηριακές συνεδριάσεις.

Αρχικά τα δεδομένα χωρίστηκαν σε 3.775 δεδομένα εκπαίδευσης (training data), 1.000 δεδομένα ελέγχου (checking data) και 60 δεδομένα αξιολόγησης (test data). Τα δεδομένα ελέγχου (checking data) χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ώστε να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση (overfitting) του νευρο-ασαφούς δικτύου. Συνήθως τα δεδομένα ελέγχου χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις όπου υπάρχει μεγάλος αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης και μεγάλος αριθμός επαναλήψεων της εκπαίδευσης, προκειμένου να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση του μοντέλου. Εάν συμβεί υπερεκπαίδευση το μοντέλο δεν θα προσεγγίζει ικανοποιητικά τα δεδομένα αξιολόγησης εκτός δείγματος. Στην παρούσα έρευνα δεν υπήρξε καμία βελτίωση στα αποτελέσματα πρόβλεψης με τη χρήση δεδομένων ελέγχου, αλλά αντίθετα το σφάλμα εκπαίδευσης χειροτέρευσε, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.3.3.1, καθώς μειώνεται το ποσοστό ακρίβειας της πρόβλεψης. Για το λόγο αυτό προτιμήθηκε να μην ληφθούν υπόψη δεδομένα ελέγχου, προς όφελος της βελτίωσης της πρόβλεψης με τη χρήση και των πλέον πρόσφατων δεδομένων για την εκπαίδευση του συστήματος, καθώς και σε όφελος ενός μεγαλύτερου αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης. Οπότε τα δεδομένα εκπαίδευσης αυξήθηκαν από 3.775 σε 4.775 παρατηρήσεις.

Πίνακας 6.3.3.1. Αποτελέσματα χρήσης training δεδομένων και checking δεδομένων

Σύνολο ημερήσιων δεδομένων	Training δεδομένα	Checking δεδομένα	RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
4.775	3.775	1.000	0,0145	63,33
4.775	3.775	0	0,0148	63,33
4.775	4.775	0	0,0144	68,33

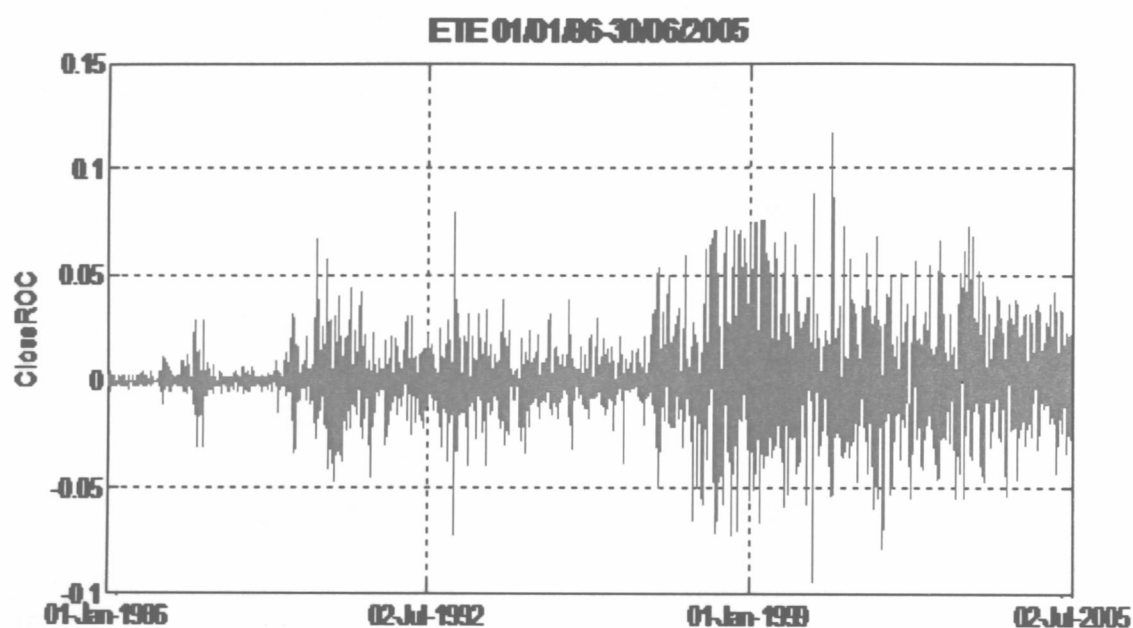
Για να δημιουργηθεί ένα όσο το δυνατό καλύτερο μοντέλο, είναι σημαντικό ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης να είναι αρκετές φορές μεγαλύτερος από τον αριθμό των παραμέτρων που θα υπολογιστούν. Αυτό σημαίνει ότι για κάθε παράμετρο θα υπάρχει ένα μεγάλος αριθμός δεδομένων ο οποίος εξασφαλίζει την καλύτερη δυνατή εκπαίδευση των παραμέτρων. Συνήθως για ένα μοντέλο μιας εισόδου απαιτούνται τουλάχιστον 10 δεδομένα. Ομοίως για ένα μοντέλο 2 εισόδων απαιτούνται $10^2 = 100$ δεδομένα και για τρεις εισόδους $10^3 = 1.000$ δεδομένα (Jang, 1997). Στην έρευνα αυτή χρησιμοποιούνται 4.775 δεδομένα εκπαίδευσης, αριθμός που θεωρείται πολύ ικανοποιητικός. Επίσης ο λόγος μεταξύ του αριθμού των δεδομένων και των παραμέτρων είναι περίπου 50 ($4.775/95$) για τον ελεγκτή. Για την διαδικασία ο λόγος είναι περίπου 37 ($4.775/126$). Και στα δύο μοντέλα ο λόγος είναι πάρα πολύ ικανοποιητικός.

Στον Πίνακα 6.3.3.2 παρουσιάζεται ενδεικτικά ένα μέρος των δεδομένων (15 παρατηρήσεις) εκπαίδευσης για το CON-ANFIS και για το PR-ANFIS.

Πίνακας 6.3.3.2 Μέρος του δείγματος δεδομένων εκπαίδευσης για τον CON-ANFIS και PR-ANFIS

CON-ANFIS δείγμα			PR-ANFIS δείγμα			
$y(k)$	$y(k+1)$	$u(k)$	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	$y(k+1)$
0.0095	-0.0052	0.0147	0.0009	0.0095	0.0151	-0.0052
-0.0052	0.0181	0.0233	0.0095	-0.0052	0.0225	0.0181
0.0181	0.0102	0.0080	-0.0052	0.0181	0.0066	0.0102
0.0102	-0.0025	0.0127	0.0181	0.0102	0.0122	-0.0025
-0.0025	0.0076	0.0101	0.0102	-0.0025	0.0100	0.0076
0.0076	-0.0125	0.0201	-0.0025	0.0076	0.0205	-0.0125
-0.0125	-0.0025	0.0100	0.0076	-0.0125	0.0097	-0.0025
-0.0025	0.0042	0.0068	-0.0125	-0.0025	0.0060	0.0042
0.0042	0.0093	0.0050	-0.0025	0.0042	0.0040	0.0093
0.0093	0.0126	0.0033	0.0042	0.0093	0.0037	0.0126
0.0126	0.0050	0.0076	0.0093	0.0126	0.0066	0.0050
0.0050	-0.0016	0.0066	0.0126	0.0050	0.0061	-0.0016
-0.0016	0.0033	0.0049	0.0050	-0.0016	0.0040	0.0033
0.0033	-0.0033	0.0066	-0.0016	0.0033	0.0064	-0.0033

Στο Σχήμα 6.3.3.1 παρουσιάζονται τα δεδομένα σε μορφή τιμών μεταβολής της τιμής κλεισίματος της μετοχής την ημερήσια συνεδρίαση σε σχέση με την προηγούμενη συνεδρίαση και αφορούν την Εθνική Τράπεζα Ελλάδος (ΕΤΕ) από το 1986 μέχρι το 2005, (20 έτη).



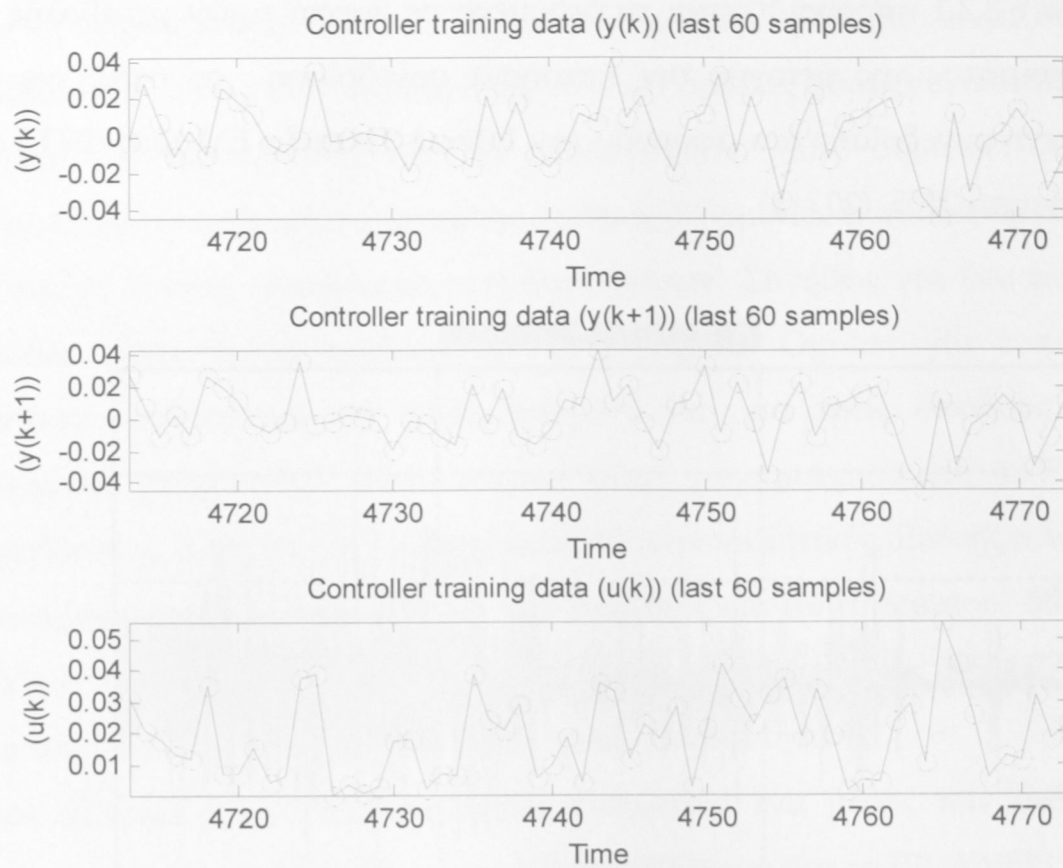
Σχήμα 6.3.3.1: Τα δεδομένα μεταβολής της τιμής της ΕΤΕ

6.4 Εκπαίδευση του μοντέλου CON-ANFIS

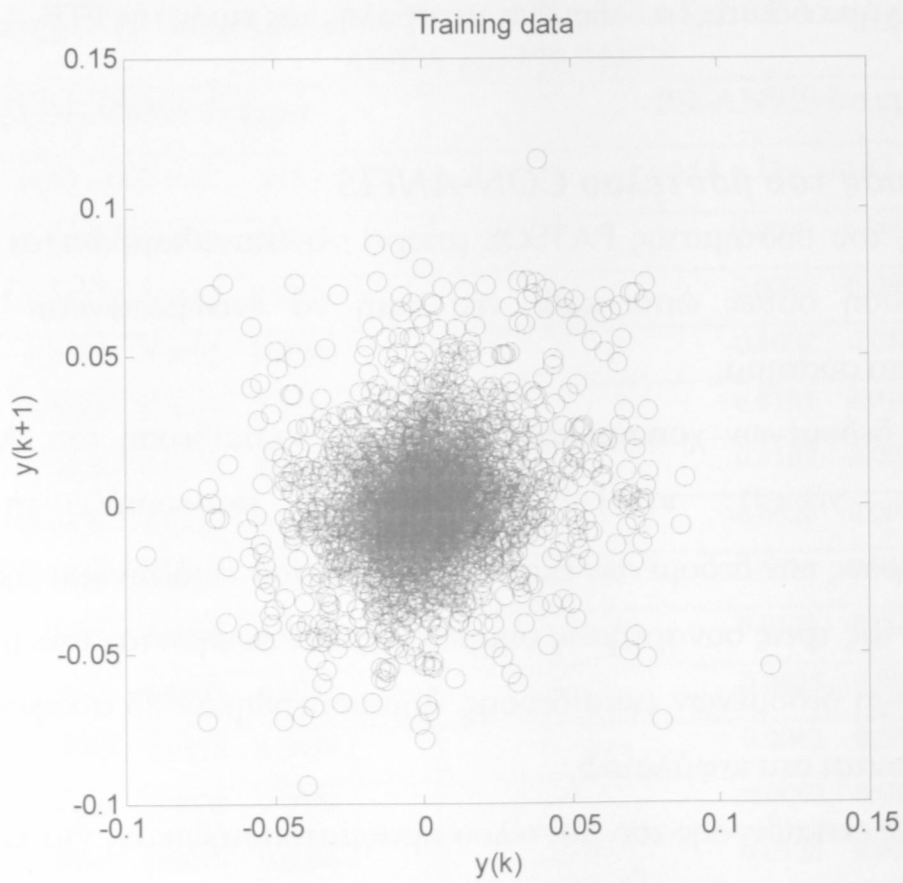
Η εκπαίδευση του συστήματος PATSOS μπορεί να επαναλαμβάνεται μετά από κάθε συνεδρίαση ούτως ώστε κάθε νέα τιμή να ενσωματώνεται μέσω της εκπαίδευσης στο σύστημα.

Δείγμα 4.775 δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του ελεγκτή της μορφής $[y(k) \quad y(k+1); \quad u(k)]$. Το Σχήμα 6.4.1 παρουσιάζει τη γραφική παράσταση μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης (60) των εισόδων και της εξόδου. Χρησιμοποιώντας τρεις συναρτήσεις συμμετοχής και εισάγοντας στο μοντέλο τα παραπάνω ζεύγη δεδομένων εκπαίδευσης, δημιουργήθηκαν 25 ασαφείς κανόνες που περιγράφονται στο κεφάλαιο 5.

Πολλές δοκιμές εκπαίδευσης του μοντέλου πραγματοποιήθηκαν, για να βρεθεί ο πιο αποτελεσματικός αριθμός των επαναλήψεων εκπαίδευσης (epochs) κατά τη διαδικασία της μάθησης.



Σχήμα 6.4.1: Διάγραμμα μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης του CON-ANFIS.



Σχήμα 6.4.2: Δυσδιάστατη παρουσίαση της διασποράς των δεδομένων εκπαίδευσης του CON-ANFIS

Ως κριτήρια για την επιλογή του αριθμού των επαναλήψεων εκπαίδευσης, υπολογίζονται η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το ποσοστό της ακριβούς πρόβλεψης της τάσης της μετοχής, όπως παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.4.1. Επιλέχθηκε ο αριθμός επαναλήψεων 400 ο οποίος δίδει το μεγαλύτερο ποσοστό πρόβλεψης (68.33%) και παράλληλα το μικρότερο RMSE.

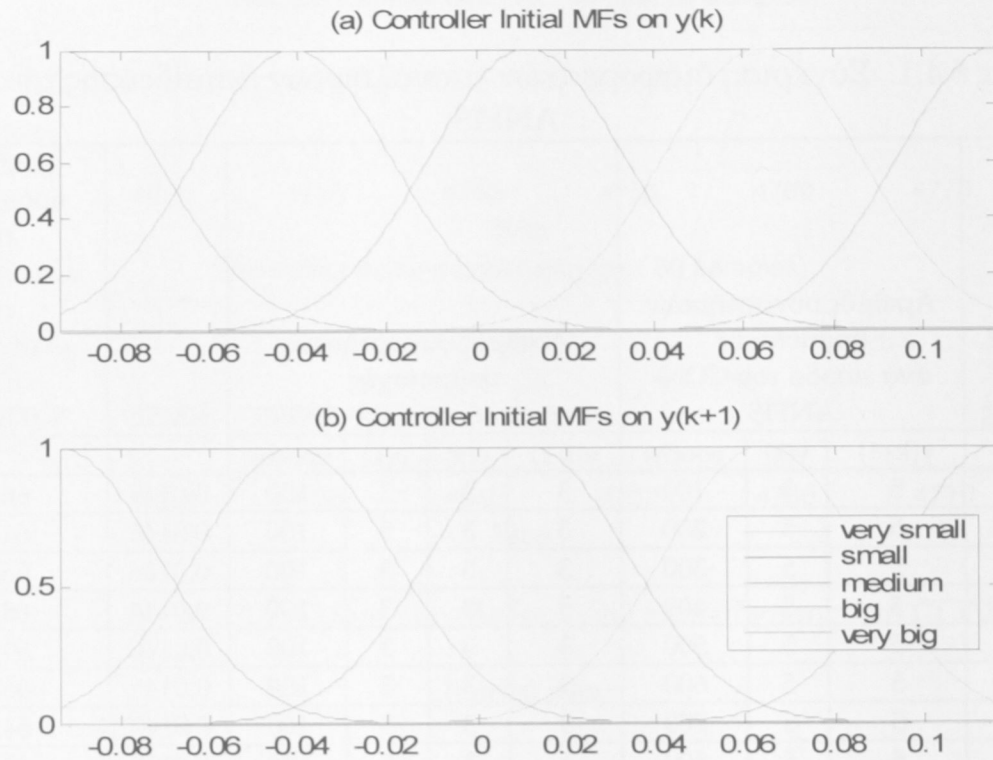
Πίνακας 6.4.1. Σύγκριση διαφορετικών επαναλήψεων εκπαίδευσης του CON-ANFIS

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ΕΤΕ % (Hit rate)
	$y(k+1)$	$y(k)$	epochs	$y(k-1)$	$y(k)$	$u(k)$	epochs		
gausmf	5	5	100	3	3	3	100	0,0149	66,10
gausmf	5	5	200	3	3	3	100	0,0146	64,41
gausmf	5	5	300	3	3	3	100	0,0146	66,10
gausmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
gausmf	5	5	500	3	3	3	100	0,0146	64,41
gausmf	5	5	600	3	3	3	100	0,0146	66,10
gausmf	5	5	700	3	3	3	100	0,0147	64,41
gausmf	5	5	800	3	3	3	100	0,0148	64,41
gausmf	5	5	900	3	3	3	100	0,0146	64,41
gausmf	5	5	1000	3	3	3	100	0,0148	67,80
gausmf	5	5	1100	3	3	3	100	0,0148	64,41
gausmf	5	5	10000	3	3	3	100	0,0147	64,41

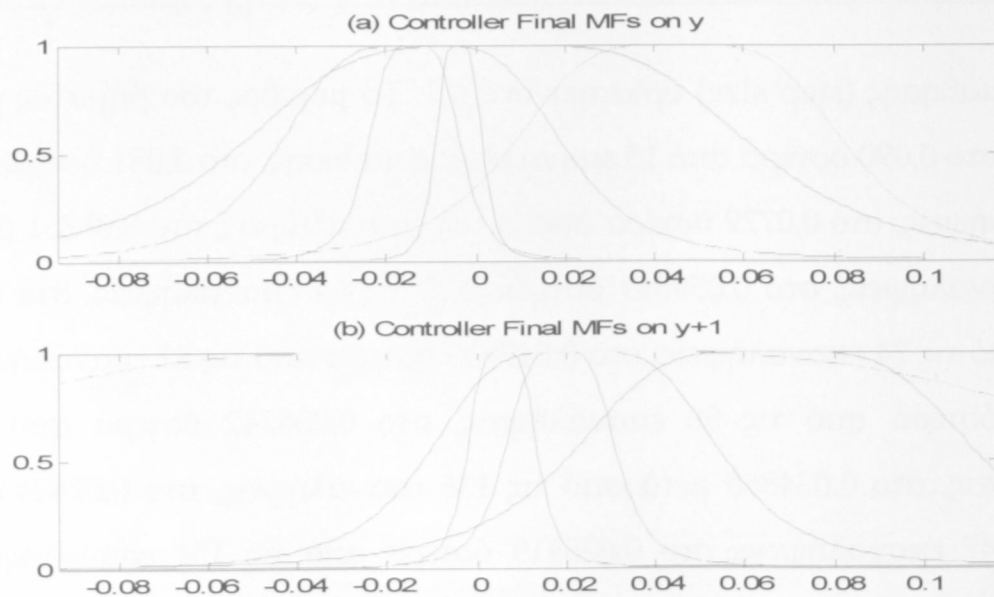
Το βήμα μάθησης (step size) ορίστηκε στο 0.1. Το μέγεθος του βήματος μάθησης μειώθηκε στο 0,090 ύστερα από 15 επαναλήψεις μάθησης, στο 0,081 ύστερα από τις 29 επαναλήψεις, στο 0,0729 ύστερα από τις 55 επαναλήψεις, στο 0,06561 μετά από τις 60 επαναλήψεις, στο 0,059049 ύστερα από τις 64 επαναλήψεις, στο 0,053144 ύστερα από τις 74 επαναλήψεις, στο 0,047830 ύστερα από τις 81 επαναλήψεις, στο 0,043047 ύστερα από τις 96 επαναλήψεις, στο 0,038742 ύστερα από τις 101 επαναλήψεις, στο 0,034868 μετά από τις 136 επαναλήψεις, στο 0,028243 ύστερα από τις 147 επαναλήψεις, στο 0,025419 ύστερα από τις 151 επαναλήψεις, στο 0,022877 ύστερα από τις 156 επαναλήψεις, στο 0,020589 ύστερα από τις 160 επαναλήψεις, στο 0,018530 ύστερα από τις 164 επαναλήψεις, στο 0,016677 ύστερα

από τις 174 επαναλήψεις, και ούτω καθεξής, έως ότου το βήμα μάθησης μειώνεται στο 0,000385 ύστερα από τις 397 επαναλήψεις, Σχήμα 6.4.5.

Με άλλα λόγια, το αρχικό μοντέλο σχηματίστηκε με βάση τον αριθμό των εισόδων και τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής με αποτέλεσμα να δημιουργηθούν 25 κανόνες.



Σχήμα 6.4.3: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του CON-ANFIS πριν από την εκπαίδευση



Σχήμα 6.4.4: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του CON-ANFIS μετά την εκπαίδευση

Ακολούθησε η εκπαίδευση αυτού του μοντέλου με τη χρήση των 4.775 ζευγών εκπαίδευσης, ώστε να βρεθούν οι βέλτιστες παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής, ώστε το μοντέλο να επιτυγχάνει ένα επιθυμητό επίπεδο πρόβλεψης. Οι αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής, πριν την εκπαίδευση, παρουσιάζονται στο Σχήμα 6.4.3. Στο Σχήμα 6.4.4 παρουσιάζονται οι τελικές συναρτήσεις συμμετοχής μετά την εκπαίδευση.

Στο Σχήμα 6.4.3 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε πέντε ασαφείς περιοχές - σύνολα και οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής (πολύ μικρό, μικρό, μέτριο, μεγάλο και πολύ μεγάλο). Μετά τον καθορισμό του αριθμού των εισόδων και του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής, οι αρχικές τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τίθενται κατά τέτοιο τρόπο, ώστε τα κέντρα τους να απέχουν εξίσου εντός του εύρους της περιοχής της κάθε εισόδου. Οι αρχικές τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ), της κάθε συνάρτησης συμμετοχής των εισόδων, τύπου gauss, δίνονται στον Πίνακα 6.4.2.

Πίνακας 6.4.2: Αρχικές (πριν από την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή CON-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής Gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k+1)$	Πολύ μικρό	0.0223	-0.0936
	Μικρό	0.0223	-0.0410
	Μέτριο	0.0223	0.0116
	Μεγάλο	0.0223	0.0642
	Πολύ μεγάλο	0.0223	0.1168
Είσοδος $y(k)$	Πολύ μικρό	0.0223	-0.0936
	Μικρό	0.0223	-0.0410
	Μέτριο	0.0223	0.0116
	Μεγάλο	0.0223	0.0642
	Πολύ μεγάλο	0.0223	0.1168

Στο Σχήμα 6.4.4 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε διαστήματα, μετά την εκπαίδευση του ελεγκτή καθώς και το τελικό σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής. Στον Πίνακα 6.4.3 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (width, σ) των συναρτήσεων συμμετοχής gauss μετά την εκπαίδευση.

Πίνακας 6.4.3: Τελικές (μετά την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή CON-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής gauss	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k+1)$	Πολύ μικρό	-0.1406	-0.0557
	Μικρό	-0.0006	-0.0941
	Μέτριο	0.0272	0.0840
	Μεγάλο	0.0254	0.0011
	Πολύ μεγάλο	0.0090	0.0058
Είσοδος $y(k)$	Πολύ μικρό	-0.0282	-0.0748
	Μικρό	0.0447	-0.0824
	Μέτριο	-0.0182	0.0418
	Μεγάλο	0.0003	0.1010
	Πολύ μεγάλο	-0.0006	0.0951

Οι συναρτήσεις συμμετοχής του CON-ANFIS υπολογίζονται με αντικατάσταση

στον παρακάτω τύπο για την είσοδο $y(k+1)$ και $y(k)$: $gaussmf(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$

$$\mu_{VerySmall}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(-0.0557)}{-0.1406}\right)^2}$$

$$\mu_{VerySmall}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0748)}{-0.0282}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(-0.0941)}{-0.0006}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0824)}{0.0447}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0840)}{0.0272}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0418)}{-0.0182}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0011)}{0.0254}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.1010)}{0.0003}\right)^2}$$

$$\mu_{VeryBig}(y(k+1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k+1)-(0.0058)}{0.0090}\right)^2}$$

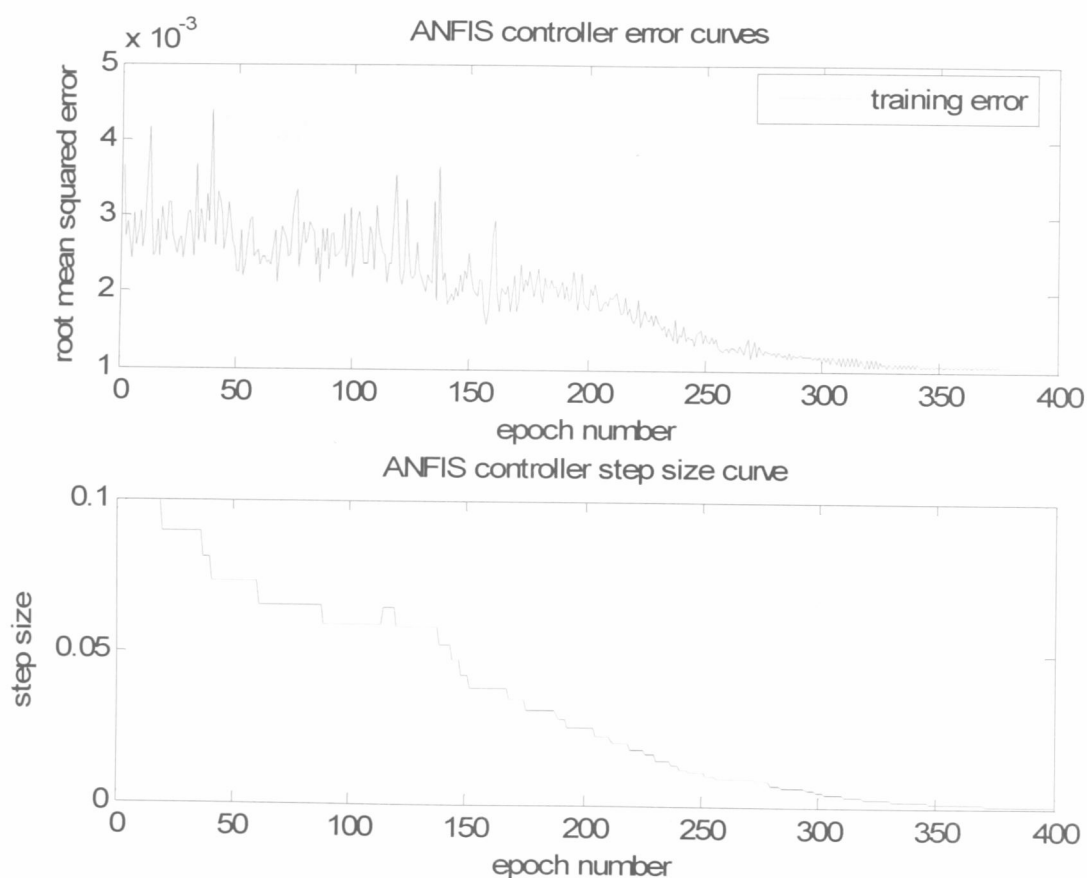
$$\mu_{VeryBig}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0951)}{-0.0006}\right)^2}$$

Το Σχήμα 6.4.5 παρουσιάζει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE), καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τείνει στο 400.

Επίσης, παρουσιάζεται η σταδιακή μείωση του βήματος μάθησης, καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης φθάνει στο 400. Όπως δείχνει το πρώτο διάγραμμα, η περισσότερο αποτελεσματική εκπαίδευση έγινε κατά τις πρώτες 300 επαναλήψεις, όπου παρουσιάζεται η μεγαλύτερη μείωση του

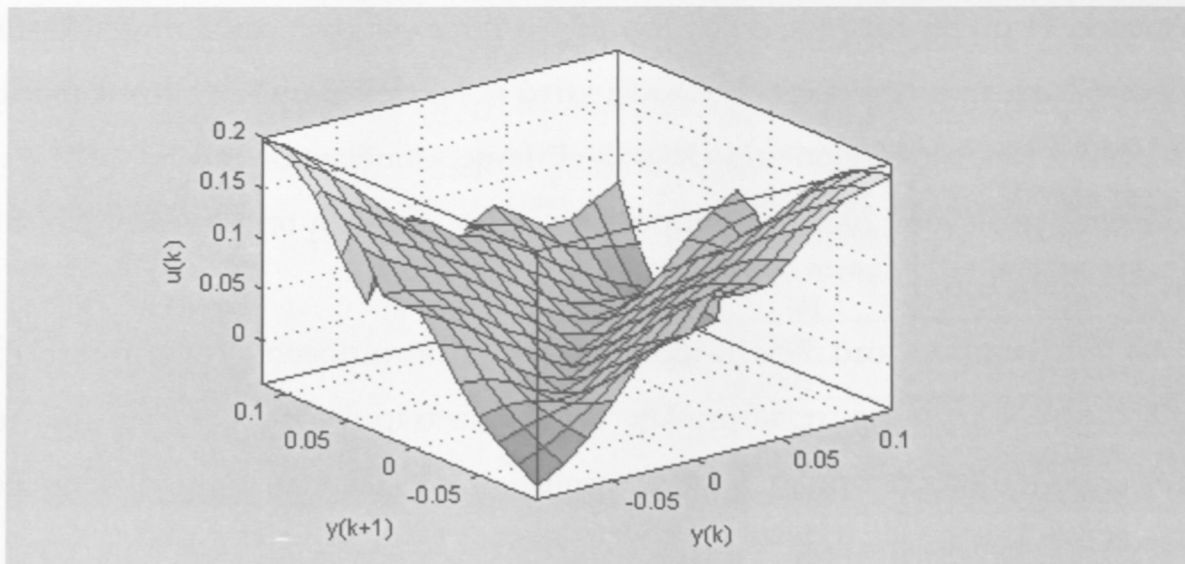
σφάλματος. Η μικρή τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) αποδεικνύει ότι το μοντέλο έχει συλλάβει κατά πολύ τις δυναμικές σχέσεις μεταξύ των εισόδων και της εξόδου του ελεγκτή. Επίσης, αποδεικνύει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης περιέχουν όλη την απαραίτητη πληροφορία η οποία επηρεάζει την έξοδο του μοντέλου.

Από το διάγραμμα αυτό δεν παρατηρείται υπερεκπαίδευση (overfitting) του μοντέλου καθώς το τέλος της καμπύλης του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της εκπαίδευσης πλησιάζει ομαλά προς το μηδέν χωρίς να έχει τάση ανόδου και τελικά γίνεται ευθεία γραμμή.



Σχήμα 6.4.5: Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) μάθησης και το βήμα μάθησης (step size)

Στο Σχήμα 6.4.6 παρουσιάζεται η επιφάνεια του CON-ANFIS μετά την εκπαίδευση. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής των εισόδων του ελεγκτή, χωρίς να υπάρχουν απότομες μεταβολές.



Σχήμα 6.4.6: Η επιφάνεια του CON-ANFIS

Πίνακας 6.4.4: Οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, r_i]$ όλων των κανόνων, όπως διαμορφώνονται μετά την εκπαίδευση του CON-ANFIS

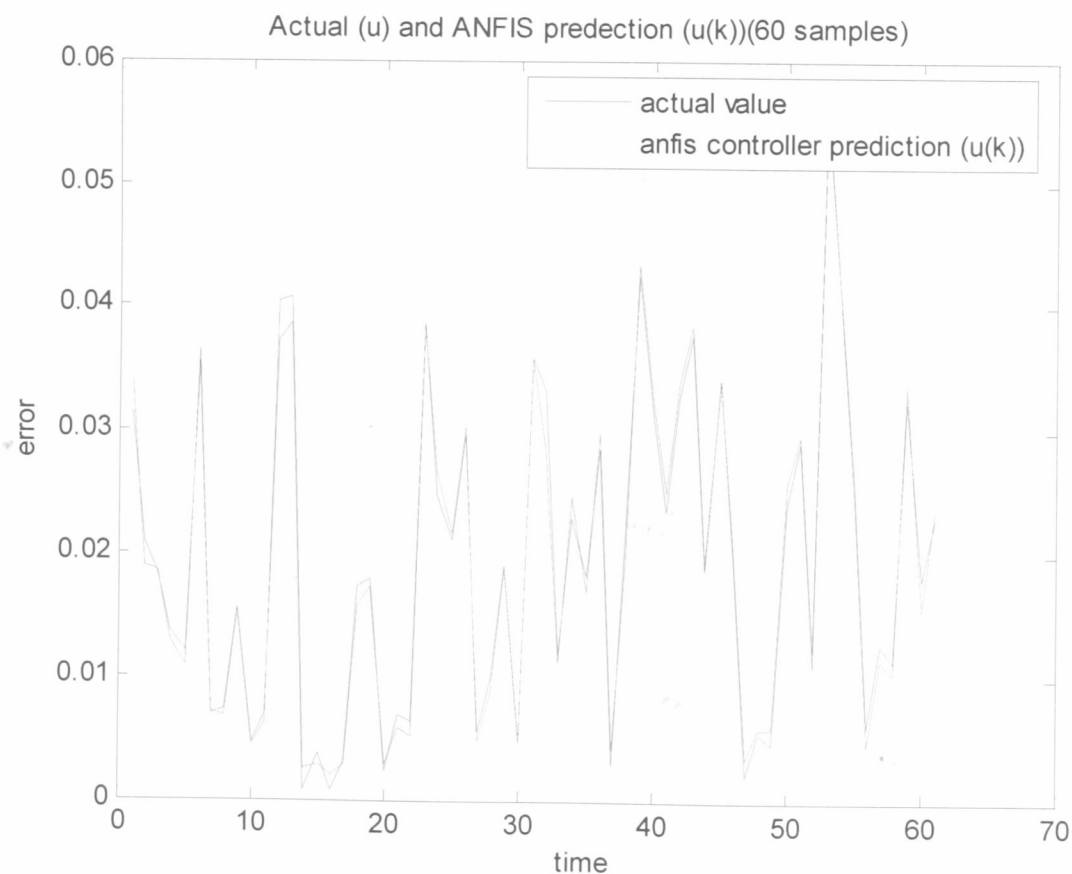
Κανόνες	Παράμετροι $[p_i, q_i, r_i]$
Κανόνας 1	[1.227 -0.6102 -0.2758]
Κανόνας 2	[-0.1956 -3.083 0.1302]
Κανόνας 3	[-0.7691 1.041 0.01533]
Κανόνας 4	[0 0 0]
Κανόνας 5	[1.256e-022 -6.943e-022 -7.858e-021]
Κανόνας 6	[-0.004496 -0.000768 0.04803]
Κανόνας 7	[-0.01301 -0.002223 0.139]
Κανόνας 8	[-0.0002466 -4.212e-005 0.002634]
Κανόνας 9	[0 0 0 0]
Κανόνας 10	[0 0 0 0]
Κανόνας 11	[2.963 -1.295 0.2615]
Κανόνας 12	[0.6158 3.605 -0.03377]
Κανόνας 13	[0.8637 -2.51 0.08939]
Κανόνας 14	[0 0 0 0]
Κανόνας 15	[1.546e-025 -8.541e-025 -9.667e-024]
Κανόνας 16	[4.195 -6.118 0.647 0]
Κανόνας 17	[0.5771 11.21 -0.1338 0]
Κανόνας 18	[-1.07 1.064 -0.03186 0]
Κανόνας 19	[0 0 0 0]
Κανόνας 20	[1.042e-022 -5.76e-022 -6.519e-021 0]
Κανόνας 21	[-8.912 4.915 -0.2631 0]
Κανόνας 22	[5.555 -10.88 -0.01847 0]
Κανόνας 23	[-3.101 0.6827 0.04482 0]
Κανόνας 24	[0 0 0 0]
Κανόνας 25	[7.103e-024 -3.925e-023 -4.442e-022 0]

Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $y(k+1)$ και

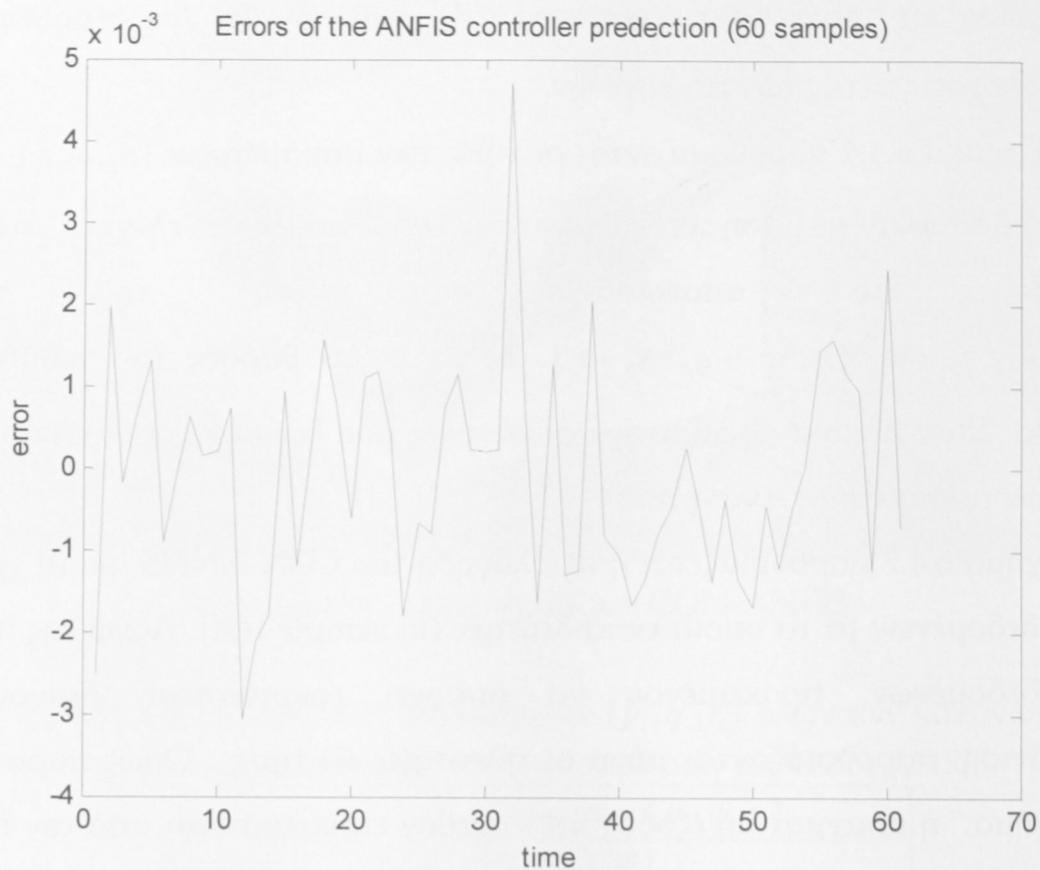
της εξόδου $u(k)$ είναι επίσης ικανοποιητική καθόσον δεν παρατηρούνται οξείες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.

Στον Πίνακα 6.4.4 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, r_i]$ οι οποίες προσαρμόστηκαν με βάση τα δεδομένα της εκπαίδευσης του ελεγκτή, στο τέταρτο επίπεδο, και αποτελούν τις τιμές της εξίσωσης $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x_1 + q_i * x_2 + r_i)$. Η τιμή του βάρους (w) ισούται με τη μονάδα. Στον πίνακα προκύπτουν οι κανόνες που δεν ενεργοποιούνται καθώς η τιμή των παραμέτρων είναι μηδέν.

Στο Σχήμα 6.4.7 παρουσιάζεται η αξιολόγηση του CON-ANFIS με τη χρήση των ίδιων δεδομένων με τα οποία εκπαιδεύτηκε (in sample test). Λόγω της πληθώρας των δεδομένων, προκειμένου να υπάρχει ευκρινέστερη διαγραμματική απεικόνιση, παρουσιάζονται μόνο οι τελευταίες 60 τιμές. Όπως παρουσιάζεται στο σχήμα, η πραγματική έξοδος $u(k)$ σχεδόν επικαλύπτεται από την έξοδο του CON-ANFIS. Στο Σχήμα 6.4.8 αποτυπώνεται το πολύ μικρό σφάλμα υψωμένο στη μείον τρίτη μεταξύ της πραγματικής εξόδου και της εξόδου του CON-ANFIS.



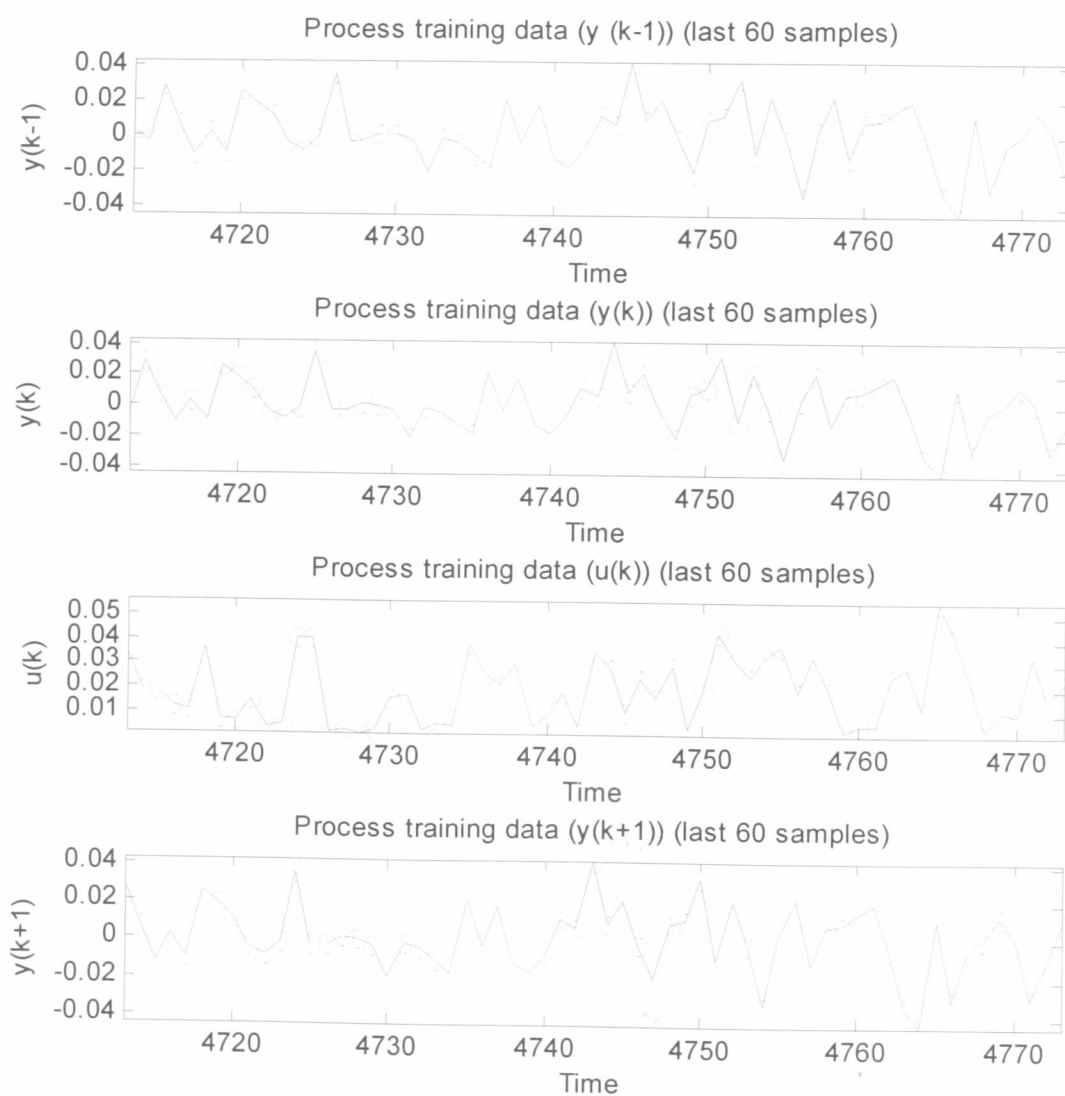
Σχήμα 6.4.7: Πραγματική τιμή του $u(k)$ και έξοδος του CON-ANFIS



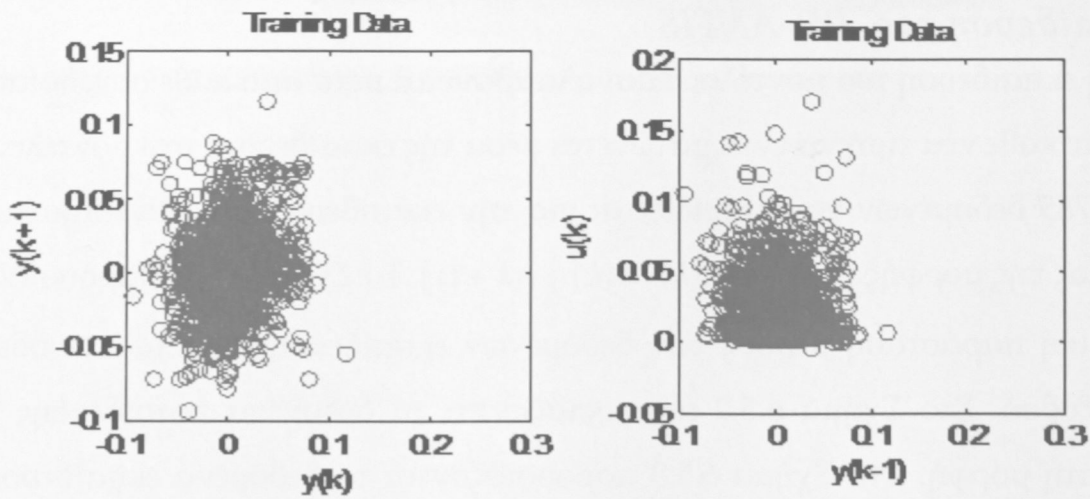
Σχήμα 6.4.8: Διάγραμμα σφάλματος της πρόβλεψης του CON-ANFIS

6.5 Εκπαίδευση του PR-ANFIS

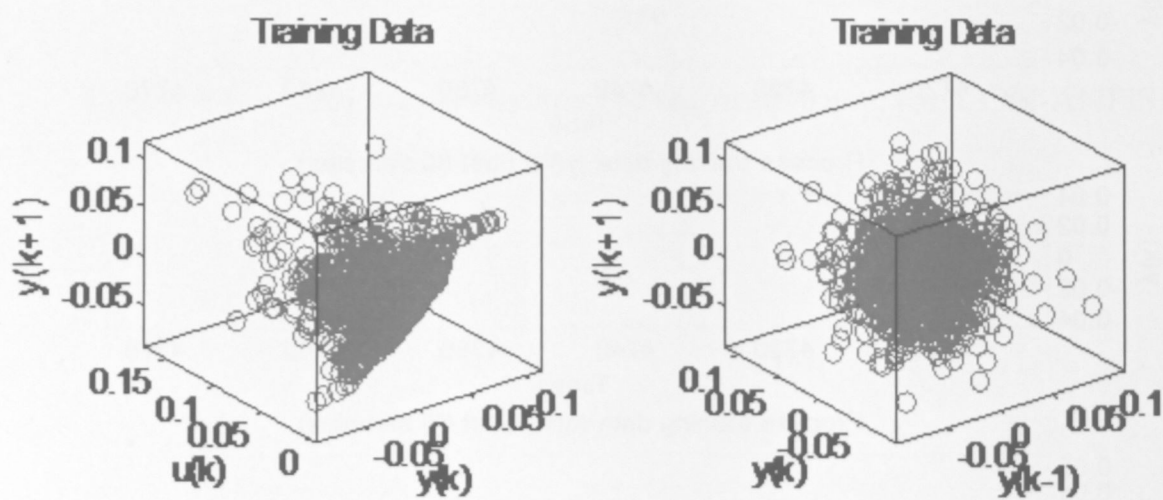
Και εδώ η εκπαίδευση του μοντέλου επαναλαμβάνεται μετά από κάθε συνεδρίαση ούτως ώστε κάθε νέα τιμή να ενσωματώνεται μέσω της εκπαίδευσης στο μοντέλο. Δείγμα 4.785 δεδομένων χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου της διαδικασίας της μορφής $[y(k-1) \ y(k) \ u(k) ; y(k+1)]$. Το Σχήμα 6.5.1 παρουσιάζει την γραφική παράσταση μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης (60) των εισόδων και της εξόδου. Στο Σχήμα 6.5.2 παρουσιάζονται τα δεδομένα εκπαίδευσης σε δυοδιάστατη μορφή. Στο Σχήμα 6.5.3 παρουσιάζονται τα δεδομένα εκπαίδευσης σε τριοδιάστατη μορφή.



Σχήμα 6.5.1: Διάγραμμα μέρους των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS.



Σχήμα 6.5.2: Δυσδιάστατη παρουσίαση των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS



Σχήμα 6.5.3: Τρισδιάστατη παρουσίαση των δεδομένων εκπαίδευσης του PR-ANFIS

Πολλές δοκιμές εκπαίδευσης του μοντέλου πραγματοποιήθηκαν, με διαφορετικό αριθμό επαναλήψεων σε κάθε δοκιμή, προκειμένου να βρεθεί ο πιο αποτελεσματικός αριθμός των επαναλήψεων. Τα αποτελέσματα των δοκιμών παρουσιάζονται στον πίνακα 6.5.1.

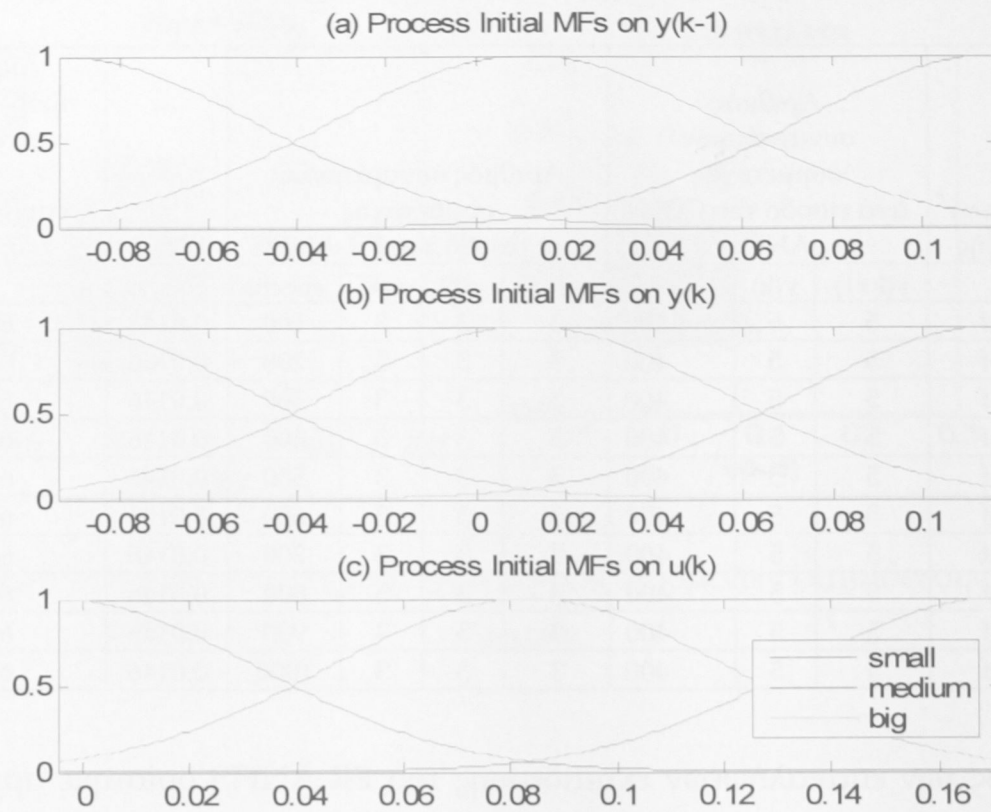
Πίνακας 6.5.1: Σύγκριση διαφορετικών επαναλήψεων εκπαίδευσης του PR-ANFIS

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά είσοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ΕΤΕ % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gaussmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0144	68,33
gaussmf	5	5	400	3	3	3	200	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	300	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	400	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	500	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	600	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	700	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	800	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	900	0,0146	62,71
gaussmf	5	5	400	3	3	3	1000	0,0146	62,71

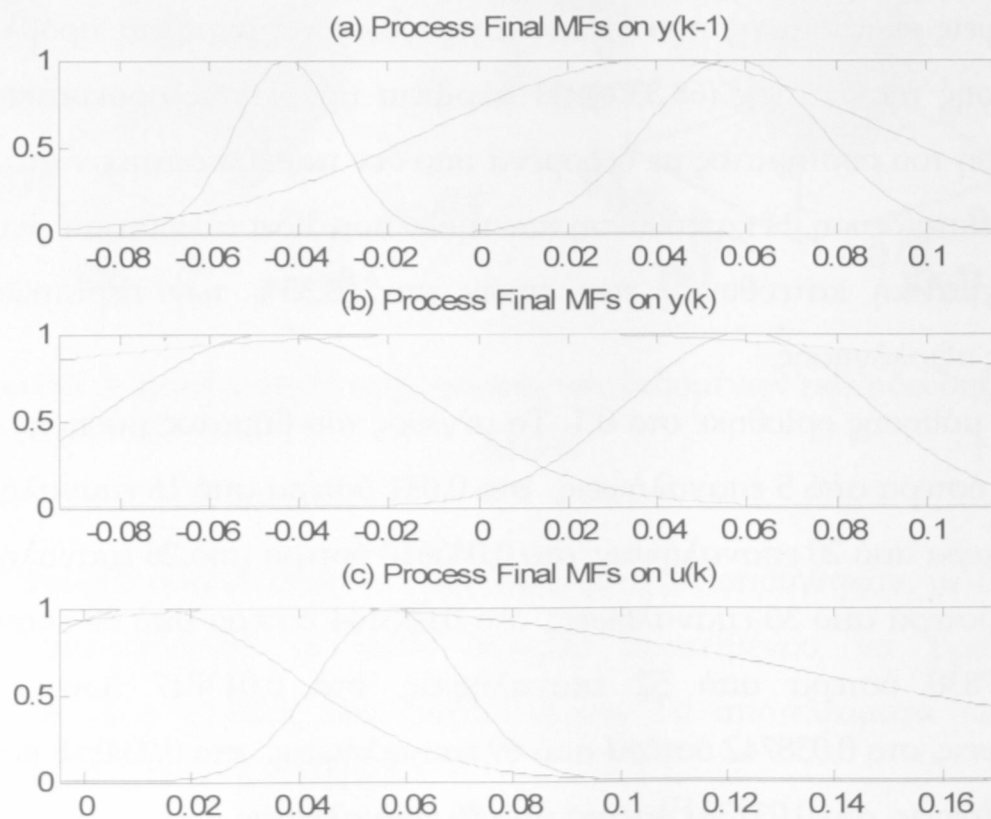
Ο αριθμός των επαναλήψεων εκπαίδευσης του PR-ANFIS ορίστηκε αρχικά στις 100 και σε κάθε δοκιμή αυξάνεται κατά 100 μέχρι τις 1.000 επαναλήψεις. Οι επαναλήψεις πάνω από τις 100 αυξάνουν τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και μειώνουν την ακρίβεια της πρόβλεψης. Επιλέχθηκαν οι 100 επαναλήψεις εκπαίδευσης που δίνουν τη μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής (68.33%). Η ακρίβεια πρόβλεψης προκύπτει από την αξιολόγηση του συστήματος με δεδομένα που δεν παρουσιάστηκαν στο σύστημα κατά την εκπαίδευση. Η κατεύθυνση των τιμών που δίδει το σύστημα είναι ίδια με την πραγματική κατεύθυνση των τιμών στο 68.33% των περιπτώσεων του δείγματος αξιολόγησης.

Το βήμα μάθησης ορίστηκε στο 0.1. Το μέγεθος του βήματος μάθησης μειώθηκε στο 0,090 ύστερα από 5 επαναλήψεις, στο 0,081 ύστερα από 16 επαναλήψεις, στο 0,0729 ύστερα από 20 επαναλήψεις, στο 0,065610 ύστερα από 26 επαναλήψεις, στο 0,059049 ύστερα από 30 επαναλήψεις, στο 0,053144 ύστερα από 38 επαναλήψεις, στο 0,047830 ύστερα από 52 επαναλήψεις, στο 0,043047 ύστερα από 62 επαναλήψεις, στο 0,038742 ύστερα από 69 επαναλήψεις, στο 0,034868 ύστερα από 78 επαναλήψεις, στο 0,031381 ύστερα από 89 επαναλήψεις.

Οι αρχικές και τελικές συναρτήσεις συμμετοχής του μοντέλου PR-ANFIS πριν και μετά την εκπαίδευση παρουσιάζονται στα Σχήματα 6.5.4 και 6.5.5. αντίστοιχα.



Σχήμα 6.5.4: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του PR-ANFIS πριν από την εκπαίδευση



Σχήμα 6.5.5: Διάγραμμα των συναρτήσεων συμμετοχής του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση

Πίνακας 6.5.2: Αρχικές (πριν από την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή PR-ANFIS.

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k-1)$	Μικρό	0.0447	-0.0936
	Μέτριο	0.0447	0.0116
	Μεγάλο	0.0447	0.1168
Είσοδος $y(k)$	Μικρό	0.0447	-0.0936
	Μέτριο	0.0447	0.0116
	Μεγάλο	0.0447	0.1168
Είσοδος $u(k)$	Μικρό	0.0374	-0.0046
	Μέτριο	0.0374	0.0833
	Μεγάλο	0.0374	0.1713

Στο Σχήμα 6.5.4 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε τρεις ασαφείς περιοχές - σύνολα και οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής (μικρό, μέτριο και μεγάλο). Μετά τον καθορισμό του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής, οι αρχικές τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τίθενται κατά τέτοιο τρόπο, ώστε τα κέντρα τους να απέχουν εξίσου εντός του εύρους της περιοχής της κάθε εισόδου. Οι αρχικές τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (with, σ) της κάθε συνάρτησης συμμετοχής των εισόδων, τύπου gauss, δίνονται στον Πίνακα 6.5.2.

Στο Σχήμα 6.5.5 παρουσιάζεται η διαίρεση του εύρους των εισόδων σε διαστήματα, μετά την εκπαίδευση του ελεγκτή καθώς και το τελικό σχήμα των συναρτήσεων συμμετοχής. Στον Πίνακα 6.5.3 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων του κέντρου (center, c) και του πλάτους (with, σ) των συναρτήσεων συμμετοχής gauss μετά την εκπαίδευση.

Πίνακας 6.5.3: Τελικές (μετά την εκπαίδευση) τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου gauss των εισόδων του ελεγκτή PR-ANFIS

Είσοδοι	Συναρτήσεις συμμετοχής	Πλάτος της συνάρτησης συμμετοχής (σ)	Κέντρο της συνάρτησης συμμετοχής (c)
Είσοδος $y(k-1)$	Μικρό	-0.0114	-0.0427
	Μέτριο	0.0501	0.0401
	Μεγάλο	-0.0196	0.0570
Είσοδος $y(k)$	Μικρό	-0.0349	-0.0453
	Μέτριο	-0.1731	0.0050
	Μεγάλο	-0.0265	0.0602
Είσοδος $u(k)$	Μικρό	-0.1001	0.0375
	Μέτριο	-0.0282	0.0110
	Μεγάλο	0.0132	0.0568

Οι συναρτήσεις συμμετοχής του PR-ANFIS υπολογίζονται με αντικατάσταση στον

παρακάτω τύπο για την είσοδο $y(k+1)$, $y(k)$ και $u(k)$: $gaussmf(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$

$$\mu_{Small}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(-0.0427)}{-0.0114}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(0.0401)}{0.0501}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k-1)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k-1)-(0.0570)}{-0.0196}\right)^2}$$

$$\mu_{Small}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(-0.0453)}{-0.0349}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0050)}{-0.1731}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(y(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y(k)-(0.0602)}{-0.0265}\right)^2}$$

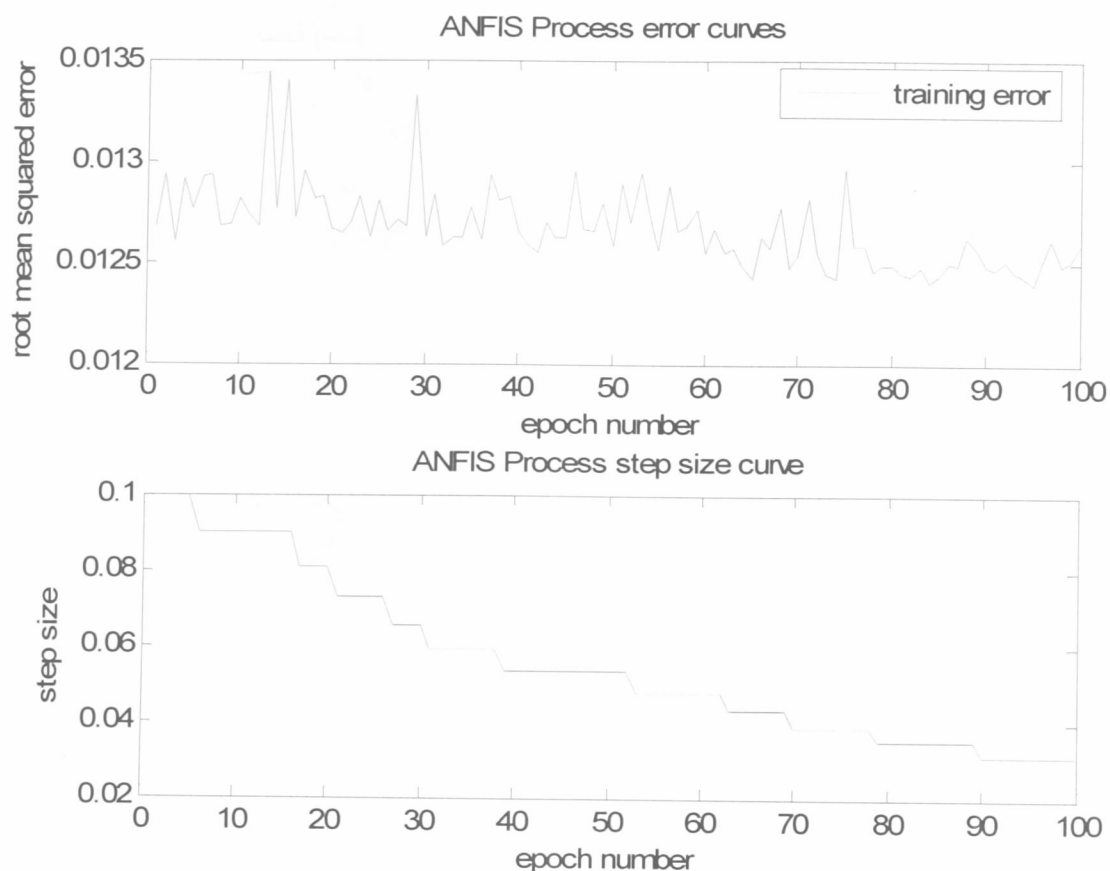
$$\mu_{Small}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u(k)-(0.0375)}{-0.1001}\right)^2}$$

$$\mu_{Medium}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u(k)-(0.0110)}{-0.0282}\right)^2}$$

$$\mu_{Big}(u(k)) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u(k)-(0.0568)}{0.0132}\right)^2}$$

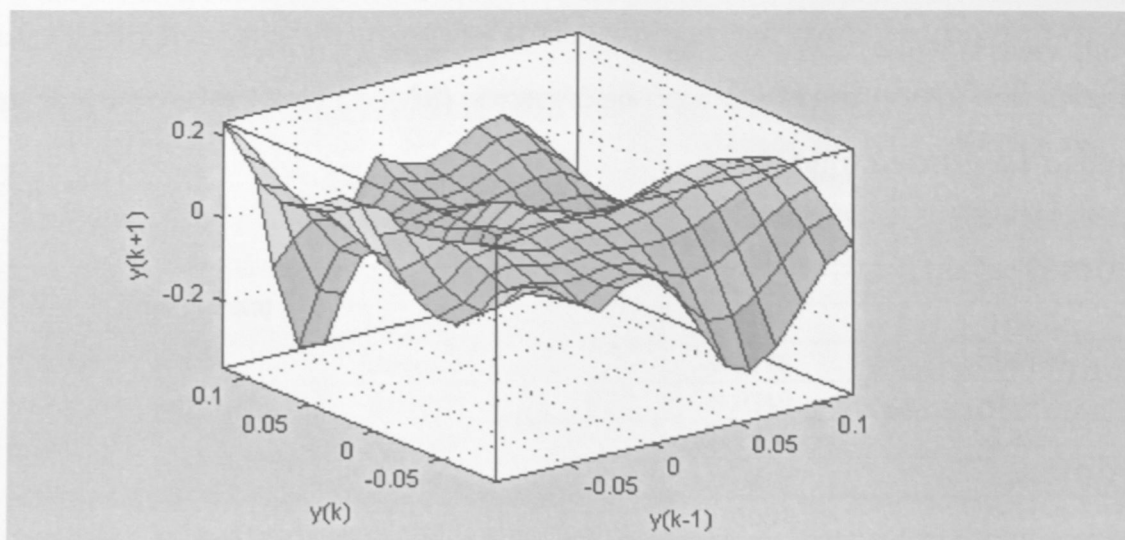
Το Σχήμα 6.5.6 παρουσιάζει τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης τείνει στο 100. Επίσης, παρουσιάζει τη σταδιακή μείωση του βήματος μάθησης (step size), καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων της εκπαίδευσης φθάνει στους 100.

Από το διάγραμμα αυτό δεν παρατηρείται υπερεκπαίδευση (overfitting), καθώς η καμπύλη του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) μειώνεται συνεχώς κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων.



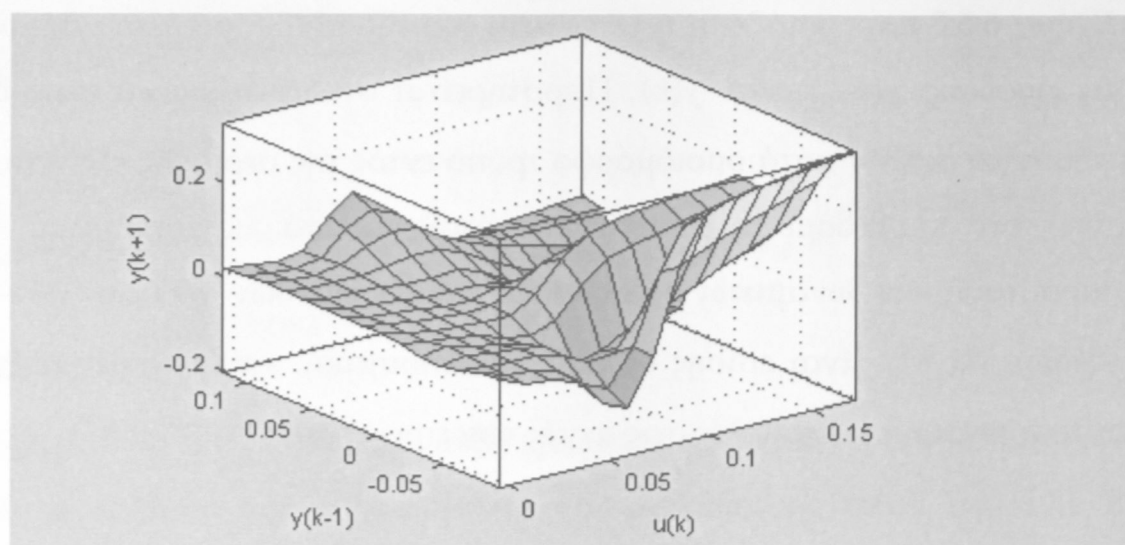
Σχήμα 6.5.6: Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και το βήμα μάθησης (step size) του PR-ANFIS

Στο Σχήμα 6.5.7 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k-1)$ και $y(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται σχεδόν κατά ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν αρκετά ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $y(k-1)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης αρκετά ικανοποιητική, καθόσον δεν υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.



Σχήμα 6.5.7: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k-1)$ και $y(k)$

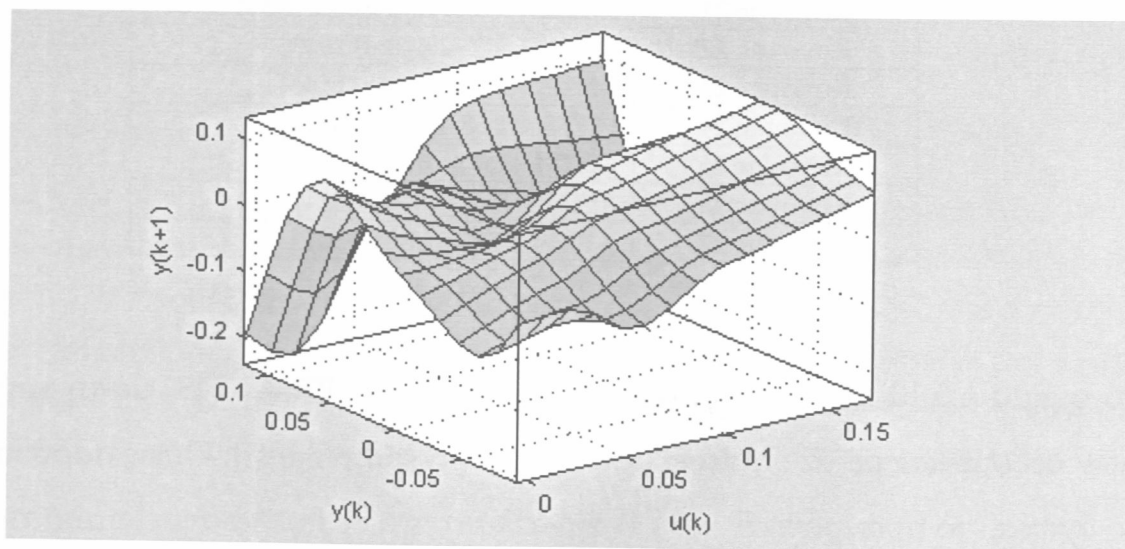
Στο Σχήμα 6.5.8 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k-1)$ και $u(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά σχεδόν ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου, χωρίς να υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k-1)$ και $u(k)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης ικανοποιητική καθώς δεν υπάρχουν απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.



Σχήμα 6.5.8: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k-1)$ και $u(k)$

Στο Σχήμα 6.5.9 παρουσιάζεται η επιφάνεια του PR-ANFIS μετά την εκπαίδευση για τις εισόδους $y(k)$ και $u(k)$. Παρατηρείται ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κατά σχεδόν ομοιόμορφο τρόπο εντός της περιοχής ελέγχου, χωρίς να υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές. Αυτό σημαίνει ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν αρκετά ικανοποιητικά και η αναπαράσταση των δυναμικών σχέσεων μεταξύ των εισόδων $y(k)$ και $u(k)$ και της εξόδου $y(k+1)$ είναι επίσης αρκετά ικανοποιητική καθόσον δεν υπάρχουν σημαντικά απότομες μεταβολές στις ακμές των επιφανειών.

Η έλλειψη ιδανικής ομοιομορφίας στην κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης κατά μήκος του διαστήματος εισόδου, οφείλεται στην μικρή διασπορά των δεδομένων όπως αυτά παρουσιάζονται στην πάνω και κάτω δεξιά γωνία του Σχήματος 6.5.2 το οποίο φαίνεται στην δυσδιάστατη απεικόνιση των δεδομένων εκπαίδευσης.



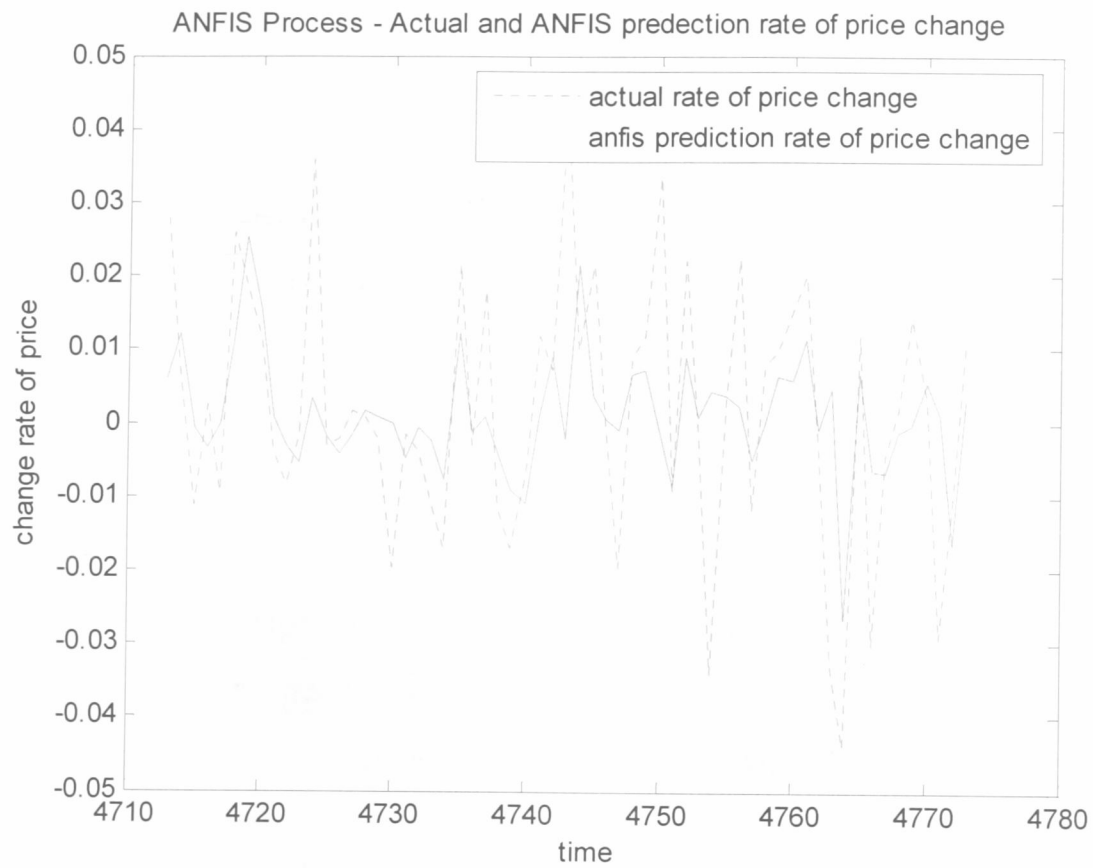
Σχήμα 6.5.9: Η επιφάνεια του PR-ANFIS για τις εισόδους $y(k)$ και $u(k)$

Στον πίνακα 6.5.4 παρουσιάζονται οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, s_i, r_i]$ οι οποίες προσαρμόστηκαν με βάση τα δεδομένα της εκπαίδευσης της διαδικασίας, στο τέταρτο επίπεδο, και αποτελούν τις τιμές της εξίσωσης $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x_1 + q_i * x_2 + s_i * x_3 + r_i)$. Η τιμή του βάρους (w) ισούται με τη μονάδα.

Πίνακας 6.5.4: Οι τιμές των παραμέτρων $[p_i, q_i, s_i, r_i]$ όλων των κανόνων, όπως διαμορφώνονται μετά την εκπαίδευση του PR-ANFIS

Κανόνες	Παράμετροι $[p_i, q_i, s_i, r_i]$
Κανόνας 1	[7.825 10.07 -3.141 1.351]
Κανόνας 2	[-4.927 -4.383 9.941 -0.6861]
Κανόνας 3	[1.999 -11.19 17.75 -1.763]
Κανόνας 4	[-10.92 -4.764 3.983 -1.127]
Κανόνας 5	[9.695 13.33 -6.393 0.8363]
Κανόνας 6	[-0.9146 2.085 -18.94 1.365]
Κανόνας 7	[0.01561 11.01 0.7808 -0.3476]
Κανόνας 8	[2.317 -13.41 0.7052 0.4791]
Κανόνας 9	[11.45 0.2165 2.441 0.08779]
Κανόνας 10	[6.202 1.047 1.177 -0.1669]
Κανόνας 11	[-5.638 7.939 9.3 0.1813]
Κανόνας 12	[-12.07 4.356 5.534 0.127]
Κανόνας 13	[-4.15 -0.167 1.259 0.08599]
Κανόνας 14	[4.091 -4.167 -5.523 -0.1309]
Κανόνας 15	[9.646 0.7904 -0.568 -0.1572]
Κανόνας 16	[1.06 -4.181 -4.177 0.4745]
Κανόνας 17	[-1.381 4.611 -0.5626 0.08046]
Κανόνας 18	[-7.701 10.05 -6.262 -0.1205]
Κανόνας 19	[0.3272 10.85 -0.6973 1.322]
Κανόνας 20	[-0.4192 -6.28 -0.6096 -1.45]
Κανόνας 21	[-3.202 7.302 7.233 -0.0007338]
Κανόνας 22	[6.661 7.542 -7.428 -0.2209]
Κανόνας 23	[-5.129 -12.04 8.414 0.1646]
Κανόνας 24	[4.768 -11.68 4.512 -0.8374]
Κανόνας 25	[-2.231 12 4.8 -1.008]
Κανόνας 26	[0.1313 -8.573 -6.36 1.524]
Κανόνας 27	[-10.44 2.527 0.8801 1.272]

Στο σχήμα 6.5.10 παρουσιάζεται η αξιολόγηση του PR-ANFIS με τη χρήση των ίδιων δεδομένων με τα οποία εκπαιδεύτηκε (in sample test). Όπως παρουσιάζεται στο σχήμα, το πραγματικό $y(k+1)$ επικαλύπτεται σε πολλά σημεία από την έξοδο του PR-ANFIS, όσον αφορά την κατεύθυνση δίνοντας ποσοστό επιτυχίας 93,20%.



Σχήμα 6.5.10: Πραγματική τιμή του $y(k+1)$ και έξοδος του PR-ANFIS για τα τελευταία 60 δείγματα

6.6 Αξιολόγηση του συστήματος PATSOS

6.6.1 Δεδομένα αξιολόγησης

Δείγμα 60 δεδομένων τα οποίο δεν χρησιμοποιήθηκε κατά την εκπαίδευση του συστήματος, που αντιστοιχεί σε ένα ημερολογιακό τρίμηνο, χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του συστήματος PATSOS.

Οι εισοδοί του ελεγκτή παίρνουν δεδομένα της μορφής $[y(k), y_d(k+1)]$, όπου $y_d(k+1)$ είναι η επιθυμητή τιμή (reference point) που δίνεται από την μεταβολή του κινητού μέσου των τιμών κλεισίματος της μετοχής, των 3 τελευταίων συνεδριάσεων. Κατά την εκπαίδευση του ελεγκτή, ως τιμή της εισόδου $y(k+1)$ είχε χρησιμοποιηθεί η μεταβολή της τιμής της μετοχής στην επόμενη συνεδρίασης καθόσον ήταν γνωστή εκ των προτέρων. Κατά τη φάση όμως της αξιολόγησης, η τιμή της επόμενης συνεδρίασης $y(k+1)$ δεν είναι γνωστή τη στιγμή που εισάγονται τα δεδομένα στο σύστημα για να πραγματοποιηθεί η πρόβλεψη. Για το λόγο αυτό έπρεπε να αντικατασταθεί με μια άλλη επιθυμητή τιμή. Έπειτα από διάφορες δοκιμές επιλέχθηκε ως επιθυμητή τιμή η $y_d(k+1)$ που αποτελεί τη μεταβολή του κινητού μέσου όρου των τριών τελευταίων συνεδριάσεων για τις οποίες υπάρχουν δεδομένα τη στιγμή που πραγματοποιείται η πρόβλεψη. Κατά την αξιολόγηση του συστήματος η έξοδος του δεν συγκρίνεται με την επιθυμητή τιμή (reference point), όπως θα έπρεπε και συμβαίνει στους ελεγκτές. Αντί της επιθυμητής τιμής πραγματοποιείται σύγκριση με την τιμή της επόμενης συνεδρίασης, η οποία γίνεται γνωστή την επόμενη ημέρα. Αυτή η σύγκριση των τιμών, άλλωστε, είναι και η ζητούμενη από πλευράς των επενδυτών.

Από τα δεδομένα υπολογίζεται ο κινητός μέσος των τελευταίων 3 συνεδριάσεων της τιμής κλεισίματος με βάση τον επόμενο τύπο:

$$SMA = \frac{\text{Sum of 3 day's closing price}}{3 \text{ days}} \quad (6.6.1.1)$$

όπου ο αριθμητής περιλαμβάνει το άθροισμα των τιμών κλεισίματος της μετοχής των τριών τελευταίων συνεδριάσεων και ο παρονομαστής περιλαμβάνει των

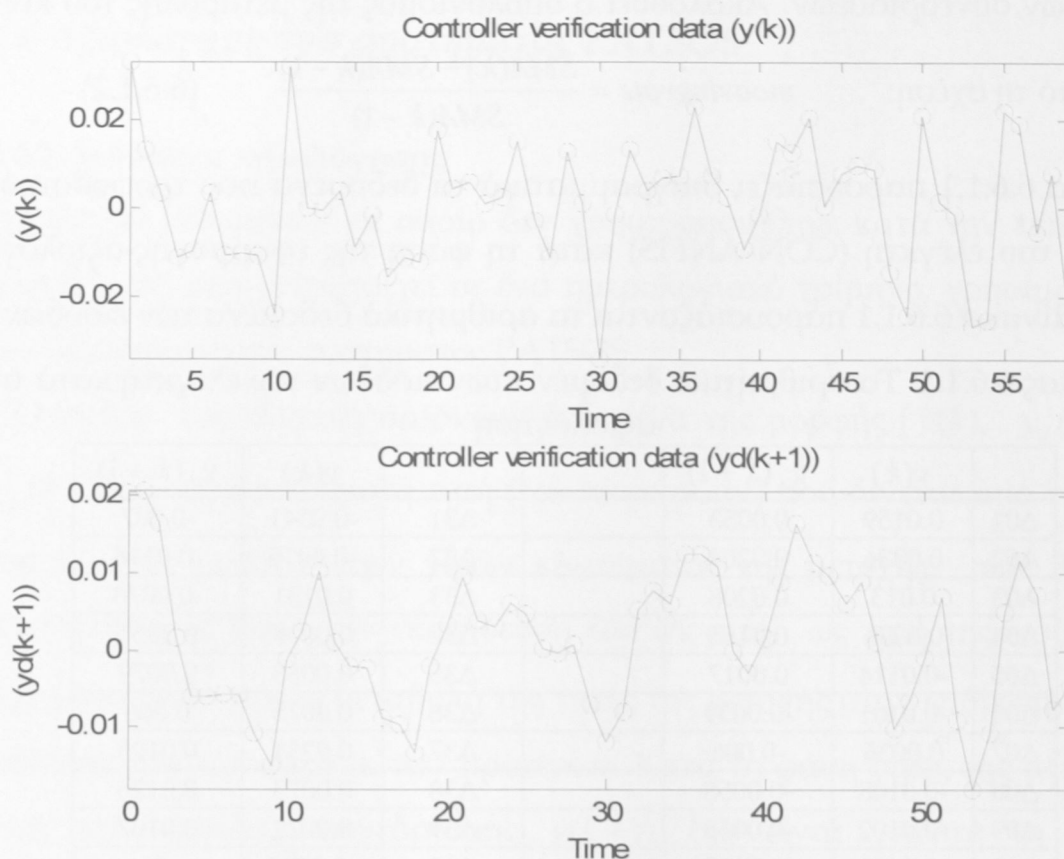
αριθμό των συνεδριάσεων. Ακολουθεί ο υπολογισμός της μεταβολής του κινητού

μέσου από τη σχέση:
$$movingrate = \frac{SMA(k) - SMA(k - 1)}{SMA(k - 1)} \quad (6.6.1.2)$$

Το Σχήμα 6.6.1.1 παρουσιάζει διαγραμματικά τα δεδομένα που τροφοδοτούν τις εισόδους του ελεγκτή (CON-ANFIS) κατά τη φάση της εφαρμογής-αξιολόγησης και στο Πίνακα 6.6.1.1 παρουσιάζονται τα αριθμητικά δεδομένα των εισόδων.

Πίνακας 6.6.1.1: Τα αριθμητικά δεδομένα των εισόδων του ελεγκτή κατά την αξιολόγηση

	$y(k)$	$y_d(k + 1)$		$y(k)$	$y_d(k + 1)$	
Δ01	0.0159	0.0053		Δ31	-0.0341	-0.007
Δ02	0.0336	0.0204		Δ32	-0.0015	-0.0118
Δ03	0.013	0.0208		Δ33	0.0131	-0.0078
Δ04	0.0036	0.0165		Δ34	0.0038	0.0051
Δ05	-0.0114	0.0017		Δ35	0.0068	0.0079
Δ06	-0.0101	-0.0059		Δ36	0.0075	0.006
Δ07	0.0036	-0.006		Δ37	0.0231	0.0125
Δ08	-0.0108	-0.0058		Δ38	0.0073	0.0126
Δ09	-0.0102	-0.0058		Δ39	0.0022	0.0107
Δ10	-0.0111	-0.0107		Δ40	-0.0094	0
Δ11	-0.0239	-0.015		Δ41	-0.0015	-0.0029
Δ12	0.0321	-0.0012		Δ42	0.0153	0.0015
Δ13	0	0.0025		Δ43	0.0129	0.009
Δ14	-0.0007	0.0102		Δ44	0.0206	0.0163
Δ15	0.0037	0.001		Δ45	0.0007	0.0113
Δ16	-0.0089	-0.002		Δ46	0.0076	0.0096
Δ17	-0.0015	-0.0022		Δ47	0.0097	0.006
Δ18	-0.0157	-0.0087		Δ48	0.0089	0.0087
Δ19	-0.0114	-0.0095		Δ49	-0.0149	0.0011
Δ20	-0.0123	-0.0131		Δ50	-0.0247	-0.0102
Δ21	0.0179	-0.002		Δ51	0.0211	-0.0064
Δ22	0.0046	0.0033		Δ52	0.0014	-0.0009
Δ23	0.0061	0.0094		Δ53	-0.0014	0.0069
Δ24	0.0008	0.0038		Δ54	-0.0269	-0.009
Δ25	0.0023	0.003		Δ55	-0.0255	-0.0179
Δ26	0.015	0.006		Δ56	0.0218	-0.0106
Δ27	-0.003	0.0047		Δ57	0.0192	0.005
Δ28	-0.0112	0.0002		Δ58	-0.0056	0.0116
Δ29	0.0128	-0.0005		Δ59	0.0077	0.007
Δ30	0.0007	0.0007		Δ60	-0.0251	-0.0077



Σχήμα 6.6.1.1: Γραφική παράσταση των δεδομένων των εισόδων του ελεγκτή κατά την αξιολόγηση.

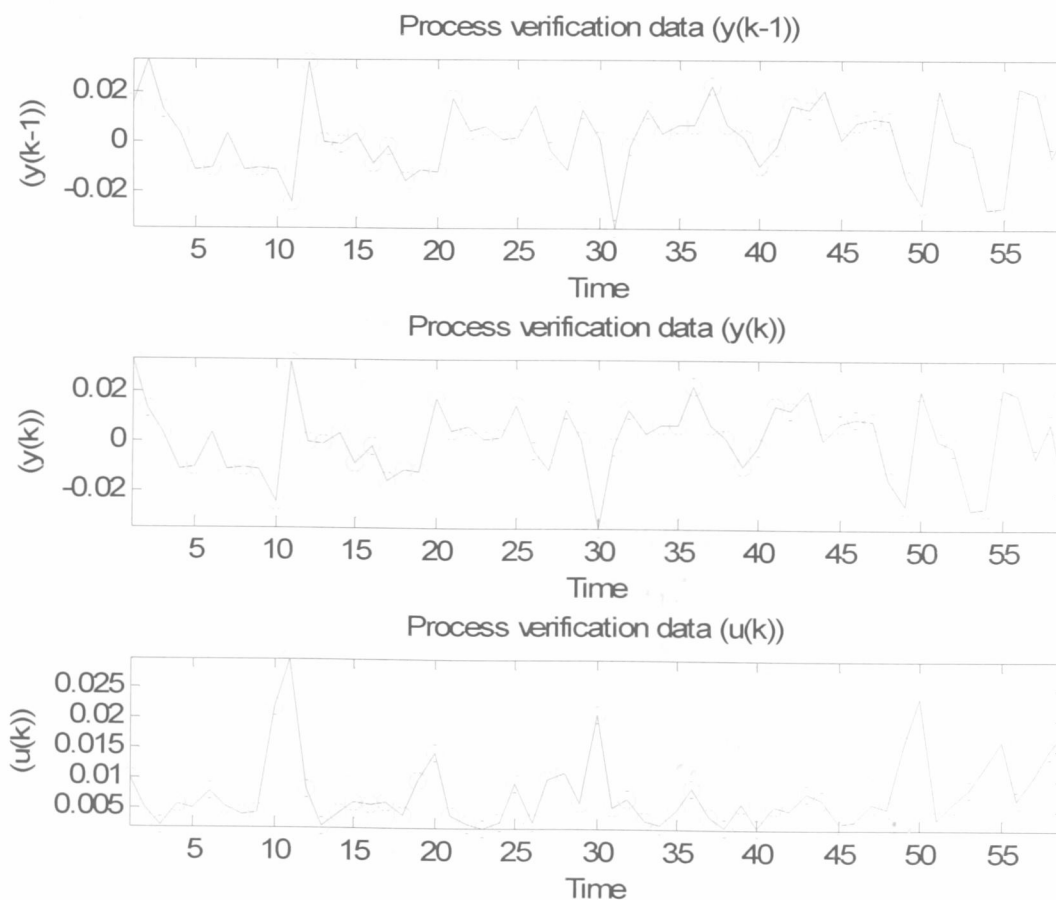
Οι εισοδοί της διαδικασίας παίρνουν δεδομένα της μορφής $[y(k-1), y(k), \hat{u}(k)]$. Σε κάθε χρονικό βήμα ο ελεγκτής υπολογίζει την ενέργεια ελέγχου $\hat{u}(k)$ η οποία αποτελεί είσοδο για το μοντέλο της διαδικασίας.

Το Σχήμα 6.6.1.2 παρουσιάζει τη γραφική παράσταση των δεδομένων αξιολόγησης των εισόδων της διαδικασίας (PR-ANFIS) και στον Πίνακα 6.6.1.2 παρουσιάζονται τα αριθμητικά δεδομένα.

Πίνακας 6.6.1.2: Αριθμητικά δεδομένα των εισόδων της διαδικασίας κατά την αξιολόγηση.

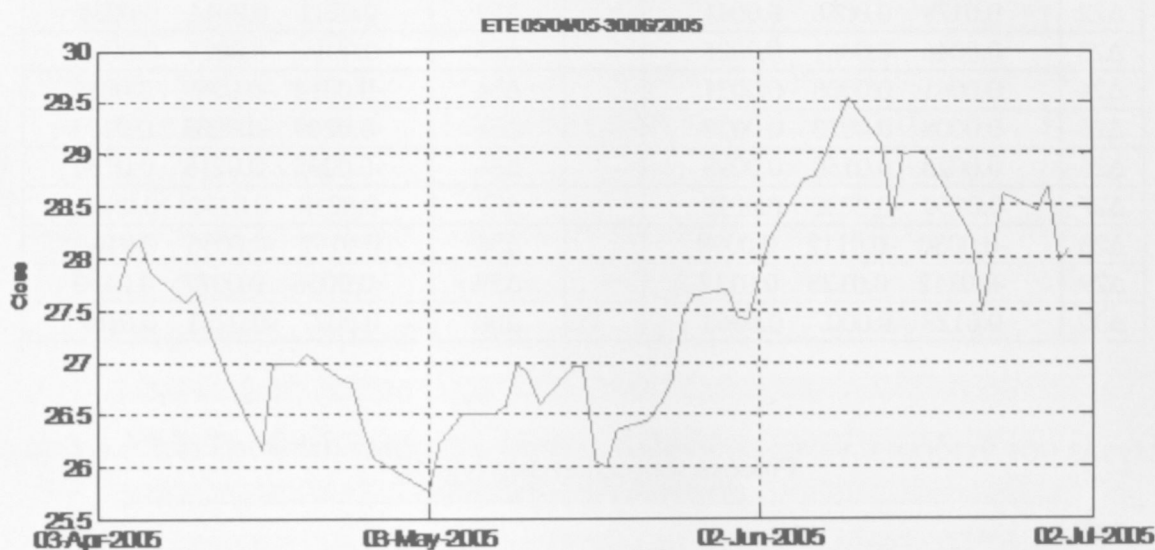
	$y(k-1)$	$y(k)$	$\hat{u}(k)$		$y(k-1)$	$y(k)$	$\hat{u}(k)$
Δ01	0.0115	0.0159	0.0060	Δ31	0.0007	-0.0341	0.0209
Δ02	0.0159	0.0336	0.0100	Δ32	-0.0341	-0.0015	0.0053
Δ03	0.0336	0.0130	0.0052	Δ33	-0.0015	0.0131	0.0069
Δ04	0.0130	0.0036	0.0022	Δ34	0.0131	0.0038	0.0033
Δ05	0.0036	-0.0114	0.0057	Δ35	0.0038	0.0068	0.0026
Δ06	-0.0114	-0.0101	0.0049	Δ36	0.0068	0.0075	0.0051
Δ07	-0.0101	0.0036	0.0078	Δ37	0.0075	0.0231	0.0087
Δ08	0.0036	-0.0108	0.0055	Δ38	0.0231	0.0073	0.0040

Δ09	-0.0108	-0.0102	0.0039		Δ39	0.0073	0.0022	0.0023
Δ10	-0.0102	-0.0111	0.0043		Δ40	0.0022	-0.0094	0.0061
Δ11	-0.0111	-0.0239	0.0217		Δ41	-0.0094	-0.0015	0.0024
Δ12	-0.0239	0.0321	0.0298		Δ42	-0.0015	0.0153	0.0059
Δ13	0.0321	0	0.0082		Δ43	0.0153	0.0129	0.0051
Δ14	0	-0.0007	0.0021		Δ44	0.0129	0.0206	0.0080
Δ15	-0.0007	0.0037	0.0043		Δ45	0.0206	0.0007	0.0068
Δ16	0.0037	-0.0089	0.0061		Δ46	0.0007	0.0076	0.0028
Δ17	-0.0089	-0.0015	0.0060		Δ47	0.0076	0.0097	0.0033
Δ18	-0.0015	-0.0157	0.0061		Δ48	0.0097	0.0089	0.0063
Δ19	-0.0157	-0.0114	0.0039		Δ49	0.0089	-0.0149	0.0053
Δ20	-0.0114	-0.0123	0.0096		Δ50	-0.0149	-0.0247	0.0160
Δ21	-0.0123	0.0179	0.0142		Δ51	-0.0247	0.0211	0.0236
Δ22	0.0179	0.0046	0.0041		Δ52	0.0211	0.0014	0.0038
Δ23	0.0046	0.0061	0.0026		Δ53	0.0014	-0.0014	0.0063
Δ24	0.0061	0.0008	0.0021		Δ54	-0.0014	-0.0269	0.0086
Δ25	0.0008	0.0023	0.0028		Δ55	-0.0269	-0.0255	0.0123
Δ26	0.0023	0.0150	0.0093		Δ56	-0.0255	0.0218	0.0164
Δ27	0.0150	-0.0030	0.0028		Δ57	0.0218	0.0192	0.0069
Δ28	-0.0030	-0.0112	0.0099		Δ58	0.0192	-0.0056	0.0108
Δ29	-0.0112	0.0128	0.0112		Δ59	-0.0056	0.0077	0.0150
Δ30	0.0128	0.0007	0.0063		Δ60	0.0077	-0.0251	0.0187



Σχήμα 6.6.1.2: Γραφική παράσταση των δεδομένων των εισόδων της διαδικασίας κατά την αξιολόγηση

Προκειμένου να αποφευχθεί η μεροληψία κατά την αξιολόγηση του μοντέλου, τα δεδομένα αξιολόγησης επιλέχθηκαν, ώστε να περιλαμβάνουν όλες τις πιθανές κατευθύνσεις της μετοχής, όπως: ανοδική, καθοδική και πλάγια κίνηση. Στο σχήμα 6.6.1.3 παρουσιάζεται το διάγραμμα της ΕΘΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΑΣ της ΕΛΛΑΔΟΣ (ETE) σε απόλυτες τιμές κλεισίματος, το οποίο αφορά το χρονικό διάστημα για το οποίο αξιολογήθηκε το μοντέλο. Με απλή παρατήρηση διαπιστώνεται ότι στην εν λόγω περίοδο η πορεία της μετοχής κινήθηκε καθοδικά (bear market), ανοδικά (bull market) και πλάγια.



Σχήμα 6.6.1.3: Η πραγματική τιμή κλεισίματος της ETE κατά την περίοδο της αξιολόγησης

6.6.2 Αξιολόγηση με βάση τη στρατηγική Διακράτισης

Κατά τη στρατηγική διακράτισης (buy and hold), αγοράζεται μια μετοχή στην αρχή της περιόδου και πωλείται στο τέλος της περιόδου χωρίς να πραγματοποιηθεί καμία συναλλαγή ενδιάμεσα.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα πρόβλεψης του συστήματος PATSOS, πραγματοποιούνται αγοραπωλησίες της μετοχής. Η μετοχή αγοράζεται, όταν το μοντέλο προβλέπει ότι η τιμή της επόμενης συνεδρίασης είναι ανοδική. Εάν έχει αγοραστεί η μετοχή και η επόμενη πρόβλεψη εξακολουθεί να είναι ανοδική, δεν πραγματοποιείται καμία συναλλαγή. Αν στην επόμενη πρόβλεψη η τάση είναι καθοδική, η μετοχή πωλείται. Αν η μετοχή έχει πωληθεί και η επόμενη πρόβλεψη είναι καθοδική, δεν πραγματοποιείται καμία συναλλαγή, μέχρι έως ότου η πρόβλεψη είναι ανοδική, οπότε ξαναγοράζεται η μετοχή και ούτω καθ' εξής.

Οι συναλλαγές αφορούν μόνο τοποθετήσεις με σκοπό το κέρδος από την άνοδο της τιμής της μετοχής (long positions). Δεν γίνονται συναλλαγές με σκοπό το κέρδος από την πτώση των τιμών (short-selling). Αυτό βεβαίως δεν αποκλείει στην πράξη να γίνονται και τα δύο παραπάνω είδη συναλλαγών, αποκομίζοντας μεγαλύτερα θετικά αποτελέσματα.

Η προσομοίωση των συναλλαγών έγινε με ένα υποθετικό αρχικό κεφάλαιο 10.000 ευρώ. Στο τέλος της περιόδου προσομοίωσης, δηλαδή μετά από τρεις μήνες (60 συνεδριάσεις), η απόδοση του κεφαλαίου το οποίο επενδύθηκε στη μετοχή της ΕΘΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΑΣ της ΕΛΛΑΔΟΣ (ETE) φθάνει στο 12,48%. Η απόδοση του κεφαλαίου δίνεται από την σχέση:

$$ROE = \frac{I_k - I_{(k+60)}}{I_k}$$

όπου ROE είναι η απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου, I_k είναι το ύψος του αρχικού κεφαλαίου που επενδύεται στη μετοχή στην αρχή της περιόδου και $I_{(k+60)}$ είναι το ύψος του κεφαλαίου που διαμορφώνεται στο τέλος της περιόδου μετά από 60 χρηματιστηριακές συνεδριάσεις.

Σε σχέση με τη στρατηγική διακράτησης, το μοντέλο αυξάνει την απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου από 1,29% σε 12,48%, δηλαδή 11,19 ποσοστιαίες μονάδες επιπλέον. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, κατά την περίοδο η οποία επιλέχθηκε για να αξιολογηθεί το σύστημα πρόβλεψης οι πραγματικές τιμές της μετοχής κινήθηκαν προς όλες τις κατευθύνσεις. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται αντικειμενικότητα στην αξιολόγηση του μοντέλου, αλλά παράλληλα παρατηρούνται μικρά ποσοστά απόδοσης της μετοχής. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να εξεταστεί και να ληφθεί ως μέτρο απόδοσης η αύξηση του ποσοστού της απόδοσης της επένδυσης. Σε όρους λοιπόν αύξησης του ποσοστού της απόδοσης, το σύστημα PATSOS αύξησε το ποσοστό της απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου κατά 867,44% $((1,29/12,48)-1)$ σε σχέση με το ποσοστό της απόδοσης της στρατηγικής διακράτησης.

Στον Πίνακα 6.6.2.1. παρουσιάζονται επιπλέον τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του μοντέλου στις μετοχές των εταιριών ALPHA BANK (ALPHA), ΕΜΠΟΡΙΚΗ ΤΡΑΠΕΖΑ (ΤΕΜΠ), ΤΙΤΑΝ (TITAN) και ΑΛΟΥΜΙΝΙΟ της

ΕΛΛΑΔΟΣ (ΑΛΕΚ). Εντός παρενθέσεως αναφέρεται το σύμβολο της μετοχής με το οποίο διαπραγματεύεται στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών. Για τη μετοχή της ΑΛΕΚ χρησιμοποιήθηκαν συναρτήσεις συμμετοχής τύπου gbellmf, καθώς έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα από τις gaussian.

Πίνακας 6.6.2.1: Σύγκριση απόδοσης του συστήματος PATSOS με τη στρατηγική διακράτησης

	ΕΤΕ	ALPHA	ΤΕΜΠ	ΤΙΤΑΝ	ΑΛΕΚ
Χρονική περίοδος	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05
Συνεδριάσεις	60	60	60	60	60
Απόδοση κεφαλαίου με προσομοίωση του συστήματος %	12.48	15.97	45.31	10.07	25.69
Απόδοση κεφαλαίου με Διακράτηση %	1.29	-3.03	22.43	-3.84	13.72
Επιπλέον απόδοση με βάση το σύστημα %	11.19	19.00	22.88	13.91	11.97
Ποσοστό αύξησης του ποσοστού της απόδοσης %	867.44	627.06	102.00	362.27	87.24

Ανάλογα θετικά αποτελέσματα παρουσιάζονται και κατά την προσομοίωση του μοντέλου με τις λοιπές μετοχές.

Στις παραπάνω αποδόσεις δεν έχουν υπολογισθεί έξοδα συναλλαγών, όπως προμήθειες και φόροι, που πληρώνονται στις πραγματικές συναλλαγές.

Το επενδυμένο κεφάλαιο θα είχε μεγαλύτερη απόδοση, εάν κατά τις καθοδικές συνεδριάσεις επενδυόταν σε άλλες μορφές επένδυσης, όπως έντοκα γραμμάτια, τόκοι καταθέσεων, ρέπος, ομόλογα κλπ. Στην πράξη συνήθως οι αποδόσεις αυτές καλύπτουν τα έξοδα συναλλαγών.

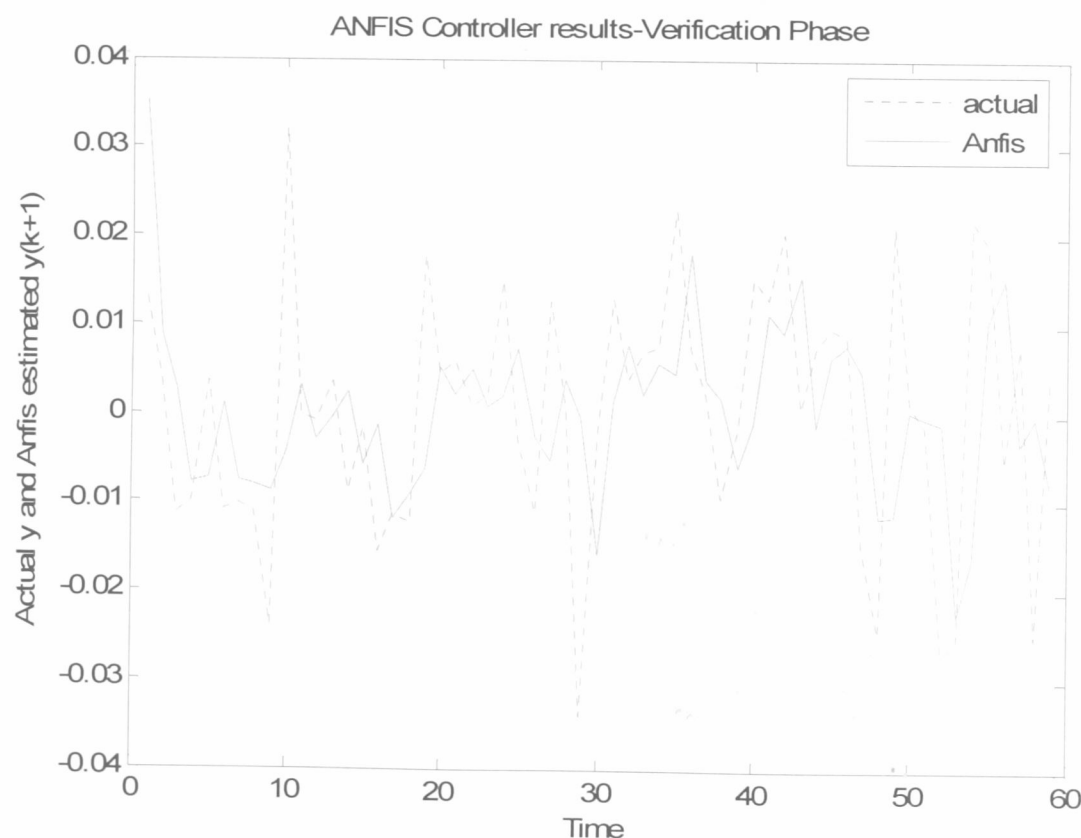
6.6.3 Αξιολόγηση με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης της τάσης της μετοχής

Η αξιολόγηση του μοντέλου με βάση την τάση της μετοχής απαιτεί τη σύγκριση της εξόδου του συστήματος με την πραγματική τάση της μετοχής. Συγκρίνεται αν η ανοδική ή καθοδική τάση που προβλέπει το σύστημα για την επόμενη συνεδρίαση, είναι πράγματι ανοδική ή καθοδική με βάση τις πραγματικές τιμές της μετοχής (Hit rate). Η τάση προσδιορίζεται από τον τύπο:

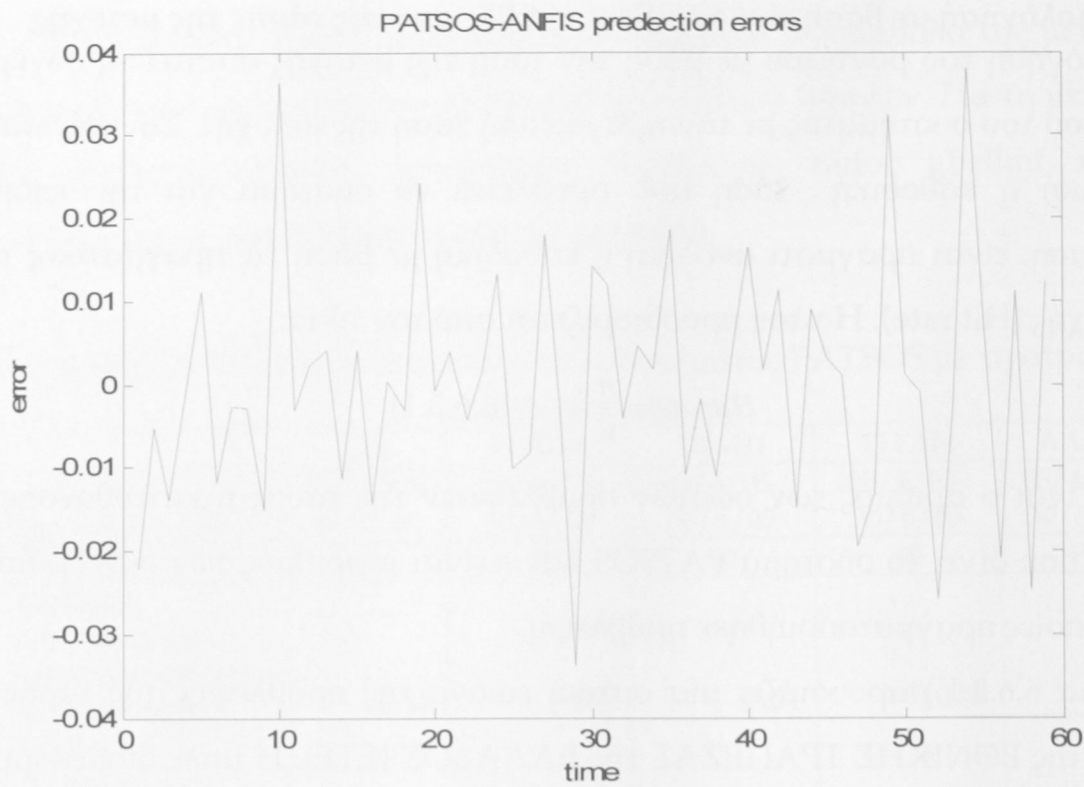
$$Hitrate = \frac{h}{n} \quad (6.6.3.1)$$

όπου h είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων της τάσης ή κατεύθυνσης της μετοχής που δίνει το σύστημα PATSOS και n είναι ο αριθμός των συνεδριάσεων για τις οποίες πραγματοποιήθηκε πρόβλεψη.

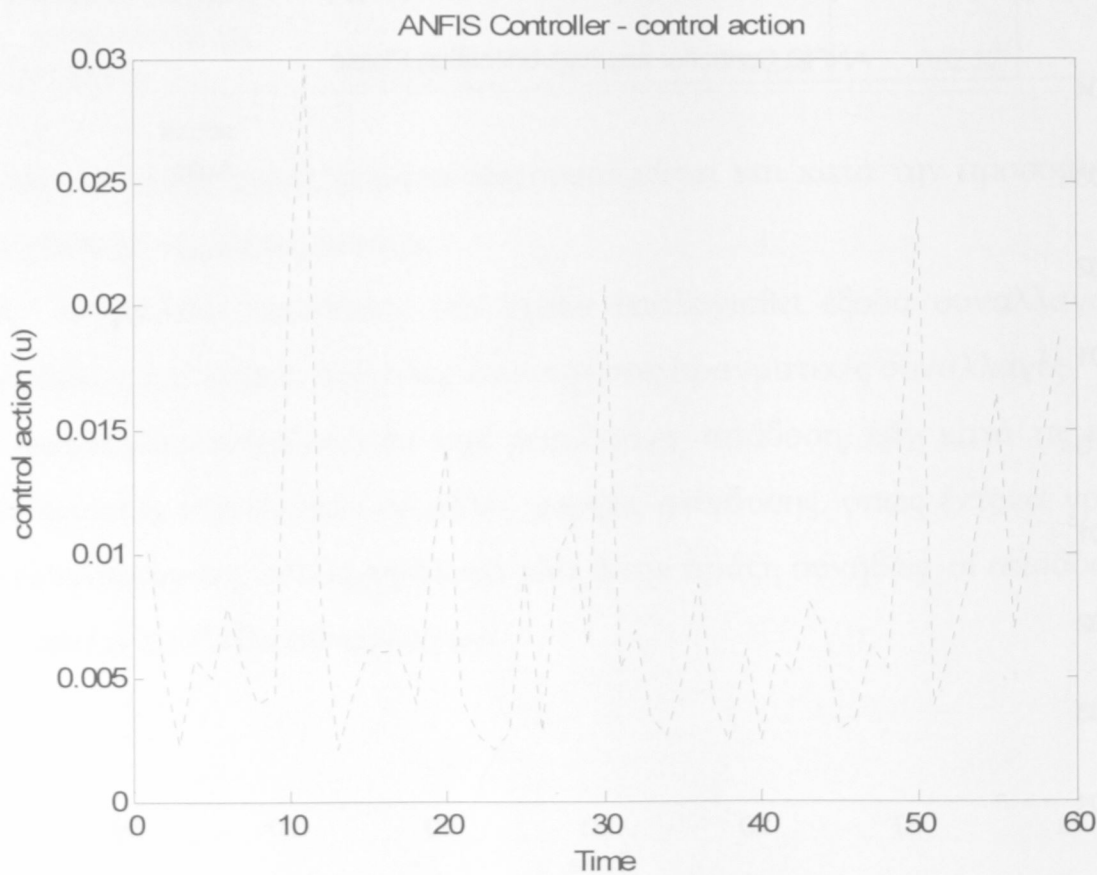
Το Σχήμα 6.6.3.1 παρουσιάζει μία οπτική εικόνα της πρόβλεψης της τάσης της μετοχής της ΕΘΝΙΚΗΣ ΤΡΑΠΕΖΑΣ της ΕΛΛΑΔΟΣ (ETE). Η μπλε διακεκομμένη γραμμή απεικονίζει τις πραγματικές τιμές και η πράσινη συνεχής γραμμή απεικονίζει τις τιμές που δίνει το σύστημα PATSOS. Η πράσινη γραμμή στις περισσότερες περιπτώσεις ακολουθεί την κατεύθυνση της μπλε συνεχούς γραμμής.



Σχήμα 6.6.3.1: Σύγκριση πραγματικής τάσης και της τάσης που προβλέπει το σύστημα PATSOS στην επόμενη συνεδρίαση κατά τη φάση της αξιολόγησης.



Σχήμα 6.6.3.2: Το σφάλμα της πρόβλεψης του συστήματος PATSOS



Σχήμα 6.6.3.3: Η ενέργεια ελέγχου που παράγει ο ελεγκτής του συστήματος PATSOS

Στο Σχήμα 6.6.3.2 απεικονίζεται το σφάλμα της πρόβλεψης του συστήματος PATSOS κατά τη σύγκριση της εξόδου του συστήματος με την πραγματική τιμή μεταβολής της μετοχής. Στο σχήμα 6.6.3.3 απεικονίζεται διαγραμματικά η ενέργεια ελέγχου η οποία τροφοδοτεί το μοντέλο της διαδικασίας.

Στον Πίνακα 6.6.3.2 παρουσιάζονται πέντε μετοχές και τα αντίστοιχα αποτελέσματα πρόβλεψης της τάσης της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Η τάση της μετοχή της ΕΤΕ προβλέπεται με ποσοστό επιτυχίας 68.33%. Είναι λογικό το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας να παρατηρείται στην μετοχή της ΕΤΕ καθόσον όλες οι επιλογές (αριθμός εισόδων, τύπος συναρτήσεων συμμετοχής, αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής, αριθμός επαναλήψεων εκπαίδευσης, αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης κ.λπ.) κατά την διαδικασία ανάπτυξης του συστήματος πραγματοποιήθηκαν με δεδομένα της ΕΤΕ.

Πίνακας 6.6.3.2: Συγκριτικός πίνακας της ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης πέντε μετοχών στην επόμενη συνεδρίαση.

	ΕΤΕ	ALPHA	TEMP	TITAN	ALEK
Χρονική περίοδος	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05
Συνεδριάσεις	60	60	60	60	60
Τάση (Hit rate)	68.33	60.00	65.00	61.66	61.66

Στον Πίνακα 6.6.3.3 παρουσιάζεται η πραγματική τάση της μετοχής της ΕΤΕ, η τάση που δίνει το σύστημα PATSOS και το σφάλμα.

Πίνακας 6.6.3.3: Αριθμητικά αποτελέσματα του συστήματος PATSOS

	actual	PATSOS	error		actual	PATSOS	error
Δ01	0.0336	0.0118	0.0217	Δ31	0.0131	0.0012	0.0119
Δ02	0.0130	0.0352	-0.0222	Δ32	0.0038	0.0078	-0.0040
Δ03	0.0036	0.0088	-0.0053	Δ33	0.0068	0.0023	0.0045
Δ04	-0.0114	0.0026	-0.0140	Δ34	-0.0015	-0.0157	0.0141
Δ05	-0.0101	-0.0078	-0.0022	Δ35	0.0131	0.0012	0.0119
Δ06	0.0036	-0.0074	0.0111	Δ36	0.0038	0.0078	-0.0040
Δ07	-0.0108	0.0010	-0.0118	Δ37	0.0068	0.0023	0.0045
Δ08	-0.0102	-0.0075	-0.0027	Δ38	0.0075	0.0058	0.0017
Δ09	-0.0111	-0.0082	-0.0029	Δ39	0.0231	0.0046	0.0185
Δ10	-0.0239	-0.0087	-0.0152	Δ40	0.0073	0.0182	-0.0110
Δ11	0.0321	-0.0042	0.0364	Δ41	0.0022	0.0039	-0.0017
Δ12	0	0.0031	-0.0031	Δ42	-0.0094	0.0018	-0.0112

Δ13	-0.0007	-0.0030	0.0022	Δ43	-0.0015	-0.0060	0.0046
Δ14	0.0037	-0.0003	0.0040	Δ44	0.0153	-0.0011	0.0164
Δ15	-0.0089	0.0024	-0.0113	Δ45	0.0129	0.0113	0.0017
Δ16	-0.0015	-0.0057	0.0042	Δ46	0.0206	0.0091	0.0114
Δ17	-0.0157	-0.0012	-0.0144	Δ47	0.0007	0.0156	-0.0149
Δ18	-0.0114	-0.0117	0.0003	Δ48	0.0076	-0.0013	0.0090
Δ19	-0.0123	-0.0091	-0.0032	Δ49	0.0097	0.0064	0.0032
Δ20	0.0179	-0.0063	0.0241	Δ50	0.0089	0.0078	0.0011
Δ21	0.0046	0.0053	-0.0008	Δ51	-0.0149	0.0047	-0.0196
Δ22	0.0061	0.0021	0.0039	Δ52	-0.0247	-0.0115	-0.0132
Δ23	0.0008	0.0051	-0.0043	Δ53	0.0211	-0.0113	0.0325
Δ24	0.0023	0.0008	0.0015	Δ54	0.0014	0.0003	0.0011
Δ25	0.0150	0.0019	0.0131	Δ55	-0.0014	-0.0004	-0.0010
Δ26	-0.0030	0.0073	-0.0102	Δ56	-0.0269	-0.0010	-0.0259
Δ27	-0.0112	-0.0028	-0.0084	Δ57	-0.0255	-0.0227	-0.0029
Δ28	0.0128	-0.0052	0.0180	Δ58	0.0218	-0.0163	0.0381
Δ29	0.0007	0.0039	-0.0031	Δ59	0.0192	0.0104	0.0088
Δ30	-0.0341	-0.0004	-0.0337	Δ60	-0.0056	0.0154	-0.0210

Περαιτέρω αξιολόγηση του συστήματος πραγματοποιήθηκε με τη πρόβλεψη της τάσης των παραπάνω μετοχών και σε άλλες χρονικές περιόδους.

Στον Πίνακα 6.6.3.4. παρουσιάζεται η πρόβλεψη της τάσης της τιμής πέντε μετοχών για μια περίοδο 60 συνεδριάσεων κατά το χρονικό διάστημα από 4/11/05 έως 31/01/06. Στις περιπτώσεις αυτές το σύστημα εκπαιδεύτηκε με δεδομένα μέχρι την προηγούμενη ημέρα της περιόδου αξιολόγησης και ακολούθως πραγματοποίησε εξήντα προβλέψεις (3/11/05).

Πίνακας 6.6.3.4: Συγκριτικός πίνακας της ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης πέντε μετοχών στην επόμενη συνεδρίαση.

	ETE	ALPHA	TEMP	TITAN	ALEK
Χρονική περίοδος	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06
Συνεδριάσεις	60	60	60	60	60
Τάση (Hit rate)	66.66	60.00	65.00	60.00	58.33

Πραγματοποιήθηκε επίσης αξιολόγηση του συστήματος PATSOS κατά την χρονική περίοδο από 28/2/06 έως 31/05/06. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.6.3.5.

Πίνακας 6.6.3.5: Συγκριτικός πίνακας της ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης πέντε μετοχών στην επόμενη συνεδρίαση.

	ETE	ALPHA	TEMP	TITAN	ALEK
Χρονική περίοδος	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06
Συνεδριάσεις	60	60	60	60	60
Τάση (Hit rate)	66.66	68.33	65.00	63.33	60.00

Στους παραπάνω πίνακες πραγματοποιήθηκαν συνολικά δεκαπέντε προβλέψεις με τη χρήση του συστήματος PATSOS. Το εύρος διακύμανσης της ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης της τιμής της μετοχής κυμαίνεται από 58,33 % έως 68,33%. Ο μέσος όρος της ακρίβειας της πρόβλεψης είναι 63,33%.

Περαιτέρω ακολούθησε αξιολόγηση του συστήματος PATSOS με δεδομένα του αμερικάνικου χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης (NYSE).

Πίνακας 6.6.3.6: Συγκριτικός πίνακας της ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης πέντε μετοχών του NYSE στην επόμενη συνεδρίαση.

	General Electric	Caterpillar	General Motors	IBM	Kodak
Χρονική περίοδος	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05
Τάση (Hit rate)	68.33	60.00	65.00	61.66	61.66
Χρονική περίοδος	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06	4/11/05 - 31/01/06
Τάση (Hit rate)	66.66	60.00	65.00	60.00	58.33
Χρονική περίοδος	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06	28/02/06 - 31/05/06
Τάση (Hit rate)	66.66	68.33	65.00	63.33	60.00

Συγκεκριμένα πραγματοποιήθηκαν ανάλογες αξιολογήσεις για τα τρία παραπάνω χρονικά διαστήματα των μετοχών General Electric, Caterpillar, General Motors, IBM και Kodak. Τα αποτελέσματα εμφανίζονται στον Πίνακα 6.6.3.6.

6.6.4 Αξιολόγηση με βάση άλλα μοντέλα που προβλέπουν την τάση της μετοχής

Οι δυσκολίες που αντιμετωπίζουν οι ερευνητές στην πρόβλεψη της τάσης της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχουν ελάχιστα δημοσιευμένα μοντέλα, που σκοπό έχουν να προβλέψουν την τάση της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Τα περισσότερα μοντέλα προβλέπουν την τάση

δεικτών των χρηματιστηρίων στην επόμενη συνεδρίαση, παρά την τάση των μετοχών. Επίσης, αρκετά μοντέλα προβλέπουν την τάση της επόμενης βδομάδας, του επόμενου μήνα ή έτους. Παρακάτω παρουσιάζονται διάφορα μοντέλα που προβλέπουν την τάση της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Δυστυχώς όλα τα μοντέλα χρησιμοποιούν διαφορετικά δεδομένα για την αξιολόγησή τους. Αυτό όμως δεν επηρεάζει την συγκρισιμότητα των μοντέλων εάν το δείγμα αξιολόγησης περιέχει δεδομένα που αφορούν ανοδικές καθοδικές και πλάγιες κινήσεις της μετοχής. Εάν το δείγμα αξιολόγησης αφορά μόνο ανοδικές ή καθοδικές αγορές τότε αυξάνεται η απόδοση των μοντέλων. Στην περίπτωση αυτή κοινή βάση αξιολόγησης αποτελεί η πρόβλεψη της τάσης της μετοχής.

Οι Lin C.-S. et al (Lin, 2002) από το Πανεπιστήμιο του Τόκιου δημιούργησαν ένα νευρο-ασαφές μοντέλο (NF), για να προβλέψουν την κατεύθυνση της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση. Σύγκριναν το μοντέλο τους με τα μοντέλα: παλινδρομο (regression model (REG)), με το μοντέλο Garch_M (GM) και με ένα νευρωνικό μοντέλο (NN).

Οι Fernandez-Rodriguez F. et al (Fernandez-Rodriguez, 2000) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της τάσης της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου της Μαδρίτης.

Οι Harvey C. et al (Harvey, 2000) δημιούργησαν ένα νευρωνικό δίκτυο που προβλέπει την κατεύθυνση μιας μετοχής στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης.

Οι Perez-Rodriguez J. et al (Perez-Rodriguez, 2004) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό σύστημα πρόβλεψης τιμών στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου της Ισπανίας.

Οι Lendasse A. et al (Lendasse, 2000) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο (RBF) για πρόβλεψη τιμών στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου του Βελγίου.

Οι Doesken B. et al (Doeksen, 2005) δημιούργησαν ένα Mamdani ασαφές σύστημα και ένα Takagi-Sugeno ασαφές σύστημα, για να προβλέψουν την κατεύθυνση μιας μετοχής στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης στην επόμενη συνεδρίαση.

Ο Halliday (Halliday, 2004) ανέπτυξε ένα νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης.

Πίνακας 6.6.4.1: Συγκριτική Ανάλυση διάφορων μοντέλων πρόβλεψης

Συγγραφέας	Μοντέλο	Ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης της τάσης της τιμής μιας μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση (%) (Hit rate)
Lin C.-S., 2002	REG	52.47
Lin C.-S., 2002	GM	52.83
Lin C.-S., 2002	NN	55.77
Lin C.-S., 2002	NF (νευρο-ασαφές)	58.03
Fernandez-Rodriguez F. 2000	ANN	58.00
Harvey C., 2000	NN	59.00
Perez-Rodriguez J. 2004	MLP	57.00
Lendasse A., 2000	RBFN	57.20
Zhang D., 2004	NN	56.30
Doesken B., 2005	M-FIS	53.31
Doesken B., 2005	TS-FIS	56.00
Halliday R., 2004	NN	55.57
Atsalakis, 2006	ATS-Anfis	60.00
Atsalakis, 2006	PATSOS	68.33

Οι Zhang D. et al (Zhang, 2004) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο προβλέπει την τάση των τιμών στο χρηματιστήριο της Σαγκάης.

Ο Atsalakis G. (Atsalakis, 2006) δημιούργησε ένα νευρο-ασαφές μοντέλο που σε συνδυασμό με τεχνική ανάλυση προβλέπει την τιμή της μετοχής της επόμενης συνεδρίασης (ATS-Anfis). Ο Πίνακας 6.6.4.1 παρουσιάζει μια συγκριτική ανάλυση των παραπάνω μοντέλων. Οι τιμές αφορούν τα υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας που αναφέρονται στα άρθρα. Στην τελευταία γραμμή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του συστήματος PATSOS.

Όπως προκύπτει από τον Πίνακα 6.6.4.1, το προτεινόμενο σύστημα πρόβλεψης προβλέπει τη σωστή κατεύθυνση της μετοχής στην επόμενη συνεδρίαση, στο 68,33% των περιπτώσεων. Το ποσοστό αυτό θεωρείται αρκετά υψηλό, καθόσον ξεπερνά κατά πολύ την πιθανότητα του 50% που θα μπορούσε να προκύψει από

τυχαίες ρίψεις ενός νομίσματος. Η δεύτερη επόμενη καλύτερη πρόβλεψη απέχει κατά πολύ (59%), ενώ η πλειοψηφία των προβλέψεων κυμαίνεται γύρω στο 55%.

Η επιτυχής πρόβλεψη της τάσης της μετοχής δίνει ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα στον επενδυτή. Μία επιτυχής πρόβλεψη της τάσης της τιμής για παράδειγμα 60% δίνει το πλεονέκτημα στον επενδυτή να πραγματοποιεί 150% κερδοφόρες συναλλαγές.

Η σωστή πρόβλεψη της κατεύθυνσης της τιμής μιας μετοχής κατά 68.33% που δίνει το σύστημα PATSOS περιορίζει τις λανθασμένες προβλέψεις στο 31.77% (100-68.33). Παράλληλα, ο επενδυτής αυξάνει την πιθανότητα να κερδίσει κατά 215% έναντι της πιθανότητας να έχει απώλειες στις συναλλαγές του (68,33/31,77=215).

6.6.5 Αξιολόγηση με βάση στατιστικά μέτρα μέτρησης του σφάλματος

Περαιτέρω αξιολόγηση του συστήματος πραγματοποιήθηκε με τον υπολογισμό ορισμένων δημοφιλών στατιστικών μέτρων μέτρησης του σφάλματος, τα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές σε παρόμοιες έρευνες (Makridakis et al., 1983 και Goh, 1996). Θα πρέπει να σημειωθεί ότι τα μέτρα αυτά δεν είναι σημαντικά για τους οικονομικούς αναλυτές, τους επενδυτές και τους χρήστες συστημάτων πρόβλεψης της τάσης των τιμών. Αυτοί περισσότερο ενδιαφέρονται και επικεντρώνονται στην ακριβή πρόβλεψη της κατεύθυνσης της μετοχής παρά στην ελαχιστοποίηση των παρακάτω σφαλμάτων. Χρησιμοποιούνται όμως πολλές φορές για σύγκριση μοντέλων από την ακαδημαϊκή κοινότητα. Τα μέτρα μέτρησης του σφάλματος υπολογίζονται από τους παρακάτω τύπους και παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.6.5.1:

Μέσο τετραγωνικό σφάλμα :

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_t^2 \quad (6.6.5.1)$$

Ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}} \quad (6.6.5.2)$$

Μέσο απόλυτο σφάλμα :

$$MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N |e_t| \quad (6.6.5.3)$$

Είναι αξιοσημείωτο ότι, κατά τη σύγκριση των 5 μετοχών, η μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης της τάσης της μετοχής παρουσιάζεται στην ΕΤΕ με ποσοστό 68.33% των παρατηρήσεων και η μετοχή της ΤΙΤΑΝ έρχεται τρίτη με ποσοστό ακριβούς πρόβλεψης της τάσης 61,76%. Παρόλα αυτά όμως, η μικρότερη τιμή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) παρατηρείται στη μετοχή της ΤΙΤΑΝ (0,0122).

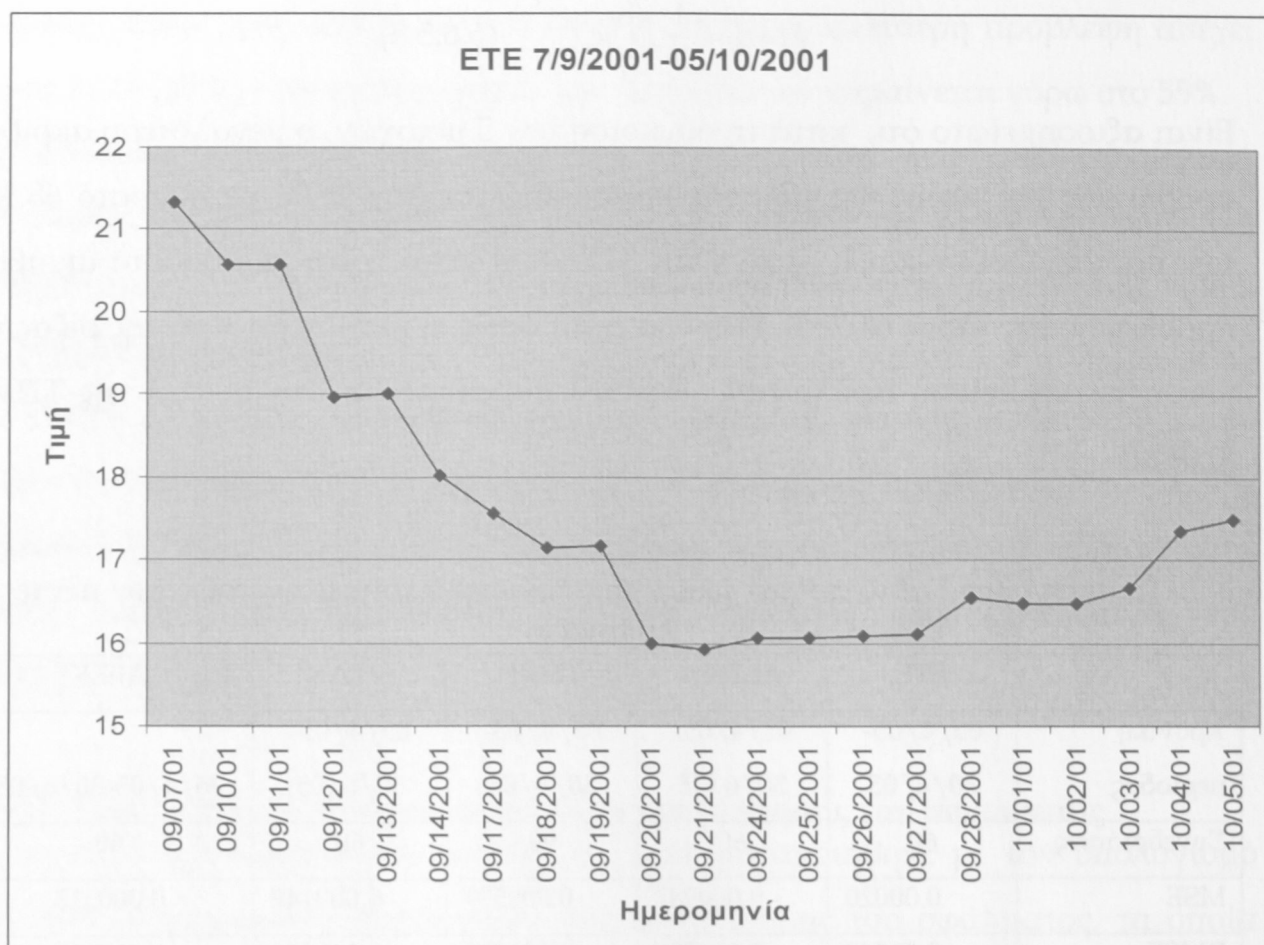
Πίνακας 6.6.5.1: Στατιστικά μέτρα υπολογισμού του σφάλματος των πέντε μετοχών.

	ΕΤΕ	ALPHA	TEMP	TITAN	ALEK
Χρονική περίοδος	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05
Συνεδριάσεις	60	60	60	60	60
MSE	0.00020	0.000287	0.000507	0.000148	0.000315
RMSE	0.01440	0.016900	0.022500	0.012200	0.017700
MAE	0.01090	0.013000	0.016900	0.010200	0.014100

Η ίδια παρατήρηση παρουσιάζεται στην εργασία των Leung, et al, (2000). Επίσης, το μικρότερο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) και το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) παρατηρείται και πάλι στη μετοχή της ΤΙΤΑΝ. Το γεγονός αυτό επιβεβαιώνει ότι οι ενδιαφερόμενοι, προκειμένου να αξιολογήσουν ένα μοντέλο πρόβλεψης των τιμών των μετοχών, δεν θα πρέπει να επικεντρώνονται μόνο στη χρήση στατιστικών μέτρων ως κριτήριο αξιολόγησης. Θα πρέπει να επιβεβαιώνουν τα στατιστικά μέτρα, συγκρίνοντάς τα με το ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης της τάσης-κατεύθυνσης της αγοράς, το οποίο άλλωστε ανταποκρίνεται και στις πραγματικές συνθήκες λειτουργίας της χρηματιστηριακής αγοράς.

6.6.6 Η Αξιολόγηση του PATSOS σε περίοδο χρηματιστηριακής κρίσης

Προκειμένου να εξεταστεί η αξιοπιστία του προτεινόμενου συστήματος σε μια περίοδο χρηματιστηριακής κρίσης, δημιουργήθηκε μια διαφορετική έκδοση του συστήματος όσον αφορά τα δεδομένα εκπαίδευσης, η οποία εκπαιδεύτηκε με 3.890



Σχήμα 6.6.6.1. Η τιμή της ETE την περίοδο από 7/9/2001 έως 10/05/2001

δεδομένα από το 1986 μέχρι μια συνεδρίαση πριν από την 11^η Σεπτεμβρίου 2001 (ημέρα πτώσης των δίδυμων πύργων στη Νέα Υόρκη). Στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει την τάση της ETE την περίοδο της πτώσης, από 12- 28 Σεπτεμβρίου (13 συνεδριάσεις). Στο Σχήμα 6.6.6.1. απεικονίζεται η τιμή της ETE την περίοδο από 7/9/2001 έως 10/05/2001.

Πίνακας 6.6.6.1: Αποτελέσματα πρόβλεψης κατά τη χρηματιστηριακή κρίση της 11^{ης} Σεπτεμβρίου 2001 σε 13 εκτός δείγματος συνεδριάσεις

Τύπος συναρτήσεων συμμετοχής	Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του CON-ANFIS			Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής ανά εισοδο του PR-ANFIS				RMSE	Ακρίβεια πρόβλεψης της κατεύθυνσης της μετοχής της ETE % (Hit rate)
	y(k+1)	y(k)	epochs	y(k-1)	y(k)	u(k)	epochs		
gausmf	5	5	400	3	3	3	100	0,0297	69,23

Το σύστημα πρόβλεψε επιτυχώς την τάση της ETE με ποσοστό 69.23% (στις 9 από τις 13 συνεδριάσεις). Η σύνθεση και τα αποτελέσματα του συστήματος παρουσιάζονται στον Πίνακα 6.6.6.1. Σημειώνεται ότι παρά το υψηλό σφάλμα της

ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος η ακρίβεια πρόβλεψης είναι αρκετά ικανοποιητική.

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων για κάθε ημέρα συνεδρίασης παρουσιάζεται στον Πίνακα 6.6.6.2., όπου αναφέρεται η πραγματική τιμή, η τιμή που προβλέπει το σύστημα και το σφάλμα της πρόβλεψης.

Πίνακας 6.6.6.2 Οι πραγματικές τιμές και οι τιμές πρόβλεψης την περίοδο της 11ης Σεπτεμβρίου 2001

Ημερομηνία	Πραγματική μεταβολή των τιμών	Πρόβλεψη της μεταβολής των τιμών	Σφάλμα της πρόβλεψης
12/9/2001	-0.0787	-0.0086	-0.0701
13/9/2001	0.0026	0.0064	-0.0037
14/9/2001	-0.0521	-0.0328	-0.0193
17/9/2001	-0.0255	-0.0385	0.0130
18/9/2001	-0.0233	-0.0257	0.0023
19/9/2001	0.0012	-0.0203	0.0215
20/9/2001	-0.0687	-0.0027	-0.0660
21/9/2001	-0.0038	-0.0217	0.0179
24/9/2001	0.0082	-0.0036	0.0118
25/9/2001	0	0.0048	-0.0048
26/9/2001	0.0025	-0.0000	0.0025
27/9/2001	0.0012	0.0021	-0.0009
28/9/2001	0.0267	0.0003	0.0264

Επίσης, πραγματοποιήθηκε προσομοίωση του συστήματος λαμβάνοντας υπόψη ένα επενδυμένο κεφάλαιο το οποίο συγκρίθηκε με την απόδοση της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης. Η αγορά μια μετοχής στις 12/9/01, η διακράτησή της και η πώλησή της στις 28/9/01 καταγράφει απώλειες του επενδυμένου κεφαλαίου κατά 19,58%. Αντίθετα, οι αγοραπωλησίες της μετοχής με βάση τα σήματα αγοράς και πώλησης του συστήματος PATSOS για την ίδια περίοδο δίνουν κέρδη 3,07% στο επενδυμένο κεφάλαιο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ - ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

7.1 Συμπεράσματα

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 αναγνωρίζεται το γνωστό γεγονός 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 (White et al, 1992). Όμως, 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 αναπτύχθηκε το σύστημα πρόβλεψης PATSOS 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 της τιμής της μετοχής της Εθνικής Τράπεζας της Ελλάδος, στην επόμενη συνεδρίαση του χρηματιστηρίου Αθηνών. Για το λόγο αυτό αναπτύχθηκε ένας νευρο-ασαφής ελεγκτής (με τη μέθοδο inverse control), ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για να ελέγχει τη διαδικασία (το χρηματιστήριο).

Επίσης, η διαδικασία μοντελοποιήθηκε με τη χρήση ενός νευρο-ασαφούς συστήματος.

Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι πολύ ενθαρρυντικά για όλες τις μετοχές του δείγματος αξιολόγησης. Αυτό προκύπτει από τη σύγκριση της πρόβλεψης της τάσης της τιμής του συστήματος PATSOS με συστήματα άλλων ερευνητών τα οποία προβλέπουν την τάση της τιμής στην επόμενη συνεδρίαση. Η πρόβλεψη με ποσοστό ευστοχίας 68.33% για την ΕΤΕ είναι πολύ σημαντική και απέχει αρκετά από τα αποτελέσματα άλλων μοντέλων που προβλέπουν την τάση μετοχών τα οποία παρουσιάζονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Παράλληλα αυξάνει την πιθανότητα επικερδών συναλλαγών κατά 215% σε σχέση με τις ζημιογόνες συναλλαγές. Η δε μέση πρόβλεψη όλων των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν, ανέρχεται στο 63.33%. Εξίσου ικανοποιητικά είναι και τα αποτελέσματα για τις πέντε μετοχές του Χρηματιστηρίου της Νέας Υόρκης.

Ένα ενδεικτικό κεφάλαιο επενδύθηκε με βάση τις συστάσεις συναλλαγών του συστήματος. Τα αποτελέσματα προσομοίωσης των συναλλαγών σε περίοδο ενός τριμήνου δείχνουν ότι το ποσοστό απόδοσης του επενδυμένου κεφαλαίου μπορεί να αυξηθεί πάνω από 8 φορές περίπου (867,44%) σε σχέση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα του προτεινόμενου συστήματος είναι η δυνατότητα της γρήγορης ενσωμάτωσης των νέων δεδομένων που παρουσιάζονται στο μοντέλο καθώς απαιτούνται 17 λεπτά για να επανεκπαιδευτεί το μοντέλο.

Τα αποτελέσματα της έρευνας αυτής δείχνουν ότι το σύστημα μαθαίνει τους κανόνες της τάσης της τιμής και όχι του επιπέδου της τιμής. Στην πράξη οι επενδυτές ενδιαφέρονται περισσότερο για την κατεύθυνση της τιμής παρά για την ακριβή μεταβολή της τιμής.

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

7.2 Μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις

Η απόδοση του προτεινόμενου συστήματος πρόβλεψης πιθανόν 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.. Επίσης θα πρέπει να εξεταστεί η απόδοση του συστήματος εάν αντί για το ANFIS χρησιμοποιηθεί κάποιο άλλο νευρο-ασαφές σύστημα από αυτά που περιγράφονται στην παράγραφο 3.5.

Το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να αναπτυχθεί και να αξιολογηθεί και για μετοχές που διαπραγματεύονται σε άλλα χρηματιστήρια. Για να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα θα πρέπει να εκπαιδευτεί με δεδομένα από μετοχές των χρηματιστηρίων αυτών.

Επίσης, θα μπορούσε να αναπτυχθεί και να αξιολογηθεί σε άλλες αγορές, όπως οι αγορές συναλλάγματος, οι αγορές εμπορευμάτων, οι αγορές παραγώγων, οι αγορές ομολόγων κ.λπ..

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..

Περαιτέρω έρευνα θα ήταν ενδιαφέρουσα όσον αφορά την αντικατάσταση των εισόδων με άλλες εισόδους. Ως νέες εισοδοί θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν δείκτες τεχνικής ανάλυσης, όπως ο δείκτης σχετικής ισχύος, κινητοί μέσοι, δείκτης ισορροπίας όγκου, δείκτης σύγκλισης-απόκλισης κλπ. Μπορούν, επίσης, να χρησιμοποιηθούν δείκτες θεμελιώδους ανάλυσης, όπως, ο δείκτης κατανάλωσης, βιομηχανικής παραγωγής, πωλήσεων, κερδών κλπ., αλλά για μεγαλύτερες χρονικές περιόδους πρόβλεψης.

Επίσης, θα μπορούσαν οι συναρτήσεις συμμετοχής να ικανοποιούν τη συνθήκη του ε -compliments (Lee,1990) με εύρος $\varepsilon = 0,5$, η οποία σημαίνει ότι μία τιμή x της εισόδου εντός του αποδεκτού εύρους θα αντιστοιχεί πάντα σε μια γλωσσική

μεταβλητή A τέτοια ώστε $\mu_A(x) \geq \varepsilon$. Με τον τρόπο αυτό το ασαφές σύστημα συμπερασμού δίνει ομαλή μετάβαση από τη μία περιοχή στην άλλη και ικανοποιητική επικάλυψη της μίας περιοχής από την άλλη.

Η χρήση γενετικών αλγόριθμων θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για τη βελτιστοποίηση της δομής των κανόνων (rule structure optimization) του συστήματος.

Προκειμένου να αυτοματοποιηθεί το σύστημα, θα πρέπει να αναπτυχθεί περαιτέρω το πρόγραμμα, ώστε να λαμβάνει κατευθείαν μέσω Ίντερνετ τα δεδομένα, ακόμα και κατά τη διάρκεια της συνεδρίασης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Abraham A., B. Nath, and P.K. Mahanti, *Hybrid Intelligent Systems for Stock Market Analysis*. V. N. Alexandrov et al. (Eds): ICCS 2001, Springer, Verlag Berlin Heidelberg, pg. 337-345, (2001).
- Abraham A., *Adaptation of Fuzzy Inference System Using neural Learning*, Fuzzy System Engineering: *Theory and Practice*, nadia Nedjah et al. (Eds), *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Springer Verlag Germany, pp. 53-83, (2005).
- Achelis, S.B., *Technical Analysis from A to Z*. Chicago, IL: Probus Publishing Company (1995).
- Adya, M. and F. Collopy, How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation. *Journal of Forecasting*, 17, 481-495, (1998).
- Ajith, A., N. Baikunth and P.K. Mahanti, *Hybrid Intelligent Systems For Stock Market Analysis*, *Proceedings Of International Conference On Computational Science*, ISBN:3-540-42233-1 (2003).
- Ajith, A, N. Sajith and P. P. Saratchandran, *Modelling Chaotic Behaviour Of Stock Indices Using Intelligent Paradigms*, *Neural, Parallel & Scientific Computations Archive* Vol. 11 ,143 - 160, ISSN:1061-5369 (2003).
- Aktas, R., M. Karan and K. Aydogan, *Forecasting short run performance of initial public offerings in the Istanbul Stock Exchange*. *Entrepreneurial Finance & Business Ventures*, vol. 8, pp. 69-85, (2003).
- Andersen, T., T. Bollerslev, F. Diebold, and H. Ebens, *The Distribution of Stock Return Volatility*. *Journal of Financial Economics*, 61, 1, 43-7, (2002).
- Andreou, A.S., C.C. Neocleous, C.N. Schizas and C. Toumpouris, *Testing The Predictability Of The Cyprus Stock Exchange : The Case Of An Emerging Market*, *Proceedings Of The International Joint Conference On Neural Networks*, 360-365. ISBN: 5350978 (2000).
- Arango, L.-E., A. González, and C.E. Posada, *Returns and interest rate: A nonlinear relationship in the Bogotá stock market*. *Applied Financial Economics*, Vol. 12, 11, Nov 01, 2002, 835 - 842, (2002).

- Areal, N. and S. Taylor, The realized volatility of FTSE-100 futures prices. *Journal of Futures Markets*, 22 (7), 627-648, (2000).
- Armano, G., M. Marchesi and A. Murru, A Hybrid Genetic-Neural Architecture For Stock Indexes Forecasting, *Information Sciences* Vol. 170, Issue 1 , Pages 3-33 (2004).
- Armano, G., M. Marchesi, and A. Murru, A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Journal of Information Sciences* (2004).
- Assaf, A., Dependence and mean reversion in stock prices: The case of MENA region. *Forthcoming in International Business and Finance*, (2005).
- Atiya, A., Noha Talaat and Samir Shaheen, An Efficient Stock Market Forecasting Model Using Neural Networks, *Proceedings Of The IEEE International Conference On Neural Networks*, ISSN: 2112-2115 (1997).
- Atsalakis, G., Valavanis K., A Neuro-Fuzzy controller for Stock market forecasting. Working paper August (2006, e).
- Atsalakis, G., Valavanis K., Stock market forecasting by soft computing techniques. Working paper July (2006 d).
- Atsalakis, G., Valavanis K., A review of conventional methods, for stock market prediction. Working paper June (2006 c).
- Atsalakis, G., Exchange rate forecasting by Neuro-Fuzzy Techniques. *Journal of Financial Decision Making*, Vol. I (2), pp.15-26, (2006 a).
- Atsalakis, G., Neuro-fuzzy and Technical Analysis for stock prediction. Working paper May, (2006 b).
- Atsalakis, G., Modeling Tourism Demand by Neural Networks Techniques. Management of Technological changes, *Proceeding of 4th International Conference on the Management of Technological Changes, TUC, Chania, Greece*, (2005, a).
- Atsalakis, G., and C. Ucenic, Time Series Prediction of Water Consumption Using Neuro-fuzzy (ANFIS) Approach. *International Conference on Water Economics, Statistics and Finance, Greece*, (2005, c).

- Atsalakis, G., Ucenic C., Electric load forecasting by Neuro-fuzzy approach. WSEAS International Conference on Energy and Environmental Systems, Chalkida Evia, Greece, (2006, g).
- Atsalakis, G., Ucenic C., Forecasting the Electricity Demand Using a Neuro-fuzzy Approach Versus Traditions Methods. *Journal of WSEAS Transactions on Business and Economics*, issue 1, vol. 3, pp. 9-17, (2006, i).
- Atsalakis, G., Ucenic C., Forecasting the wind energy production using a Neuro-fuzzy model. *Journal of WSEAS Transactions on Environment and Development*, issue 6, vol. 2, pp. 823-829, (2006, h).
- Atsalakis, G., Ucenic C., Plokamakis G., Forecasting of Electricity Demand Using Neuro-fuzzy (ANFIS) Approach, International Conference on NHIBE, Corfu, Greece, (2005d).
- Atsalakis, G., Ucenic C., Forecasting the profit for the Greek food sector using a neuro-fuzzy approach, *International Conference on NHIBE*, p.p.686-694, Corfu, Greece (2005e).
- Atsalakis, G., C. Ucenic, and Skiadas C., Time series prediction of the Greek manufacturing index for the non-metallic minerals sector using a Neuro-fuzzy approach (ANFIS), *International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis, France, Brest*, (2005, b).
- Atsalakis, G., Skiadas C. and Braimis I., Probability of trend prediction of exchange rate by neuro-fuzzy techniques, *International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis, USA*, (2006, f).
- Avramov, D. Stock Return Predictability and Asset Pricing Models. *Review of Financial Studies*, 17, 699-738, (2000).
- Aydogan, K. and G. Gursoy, P/E and Price-to-Book Ratios as Predictions of Stock Returns in Emerging Equity Markets. *Emerging Markets Quarterly*, vol. 4, pp. 60-67, (2000).
- Ayob, M, M.F. Nasrudin, K. Omar and M. Surip, The Effect Of Returns Function On Individual Stock Price (KLSE) Prediction Model Using Neural Networks, *Proceedings Of The International Conference On Artificial Intelligence, IC-AI 2001*, 409-415 (2001).

- Azoff, M.E., *Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*. Wiley, New York, (1994).
- Baba, N. and M. Kozaki, An Intelligent Forecasting System Of Stock Price Using Neural Networks, *Proceedings Of The IEEE International Joint Conference On Neural Networks*, 371-377 (1992).
- Baba, N. and H.Suto, Utilization Of Artificial Neural Networks And The TD-Learning Method For Constructing Intelligent Decision Support Systems, *European Journal Of Operational Research* Vol. 122, 501-508 (2000).
- Baek, J. and S. Cho, Time To Jump In : Long Rising Pattern Detection In KOSPI 200 Future Using An Auto-Associative Neural Network, *Lecture Notes In Computer Science 2412*, Springer, ISBN 3-540-44025-9 (2002).
- Barnes, M.B., R. J. Rimmer and K.M. Ting, A Study Of Techniques For Mining Data From The Australian Stock Exchange, *Proceedings Of The Fourth World Multiconference On Systemics, Cybernetics And Informatics*, SCI 2000 Vol. VIII Part II, 52-57 (2000).
- Bautista, C.C., Predicting The Philippine Stock Price Index Using Artificial Neural Networks, *UPCBA Discussion Paper* No. 0107 (2001).
- Brownstone, D., Using Percentage Accuracy to measure Neural Network Predictions in Stock Market Movements, *Neurocomputing*, Vol. 10, 237-250 (1996).
- Basu, S., The investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: A test of the efficient market hypothesis. *Journal of Finance*, 32, 663-682, (1977).
- Benachenhou, D., *Smart trading with FRET, Trading On The Edge*. Wiley, New York, (1996).
- Berenji H.R. and P. Khedkar, Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements. *IEEE Trans. Neural Networks* 3, 724-740, (1992).
- Bouqata B., Times Series Prediction Using Crisp and Fuzzy Neural Networks: A Comparative Study, *EEE/IAFE/INFORMS, Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, USA, (2000).
- Bowerman, B. L. and R. T. O'Connell, *Time Series Forecasting: Unified Concepts and Computer Implementation*. 3rd edition. Boston: Duxbury Press, (1993).

- Black, F., The Trouble with Econometrics Models. *Financial Analysis Journal*, March/April, (1982).
- Box, G.E.P. and G.M. Jenkins, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*. 3rd edition, San Francisco, Holden-Day, (1976).
- Brogan, W. L., *Modern Control Theory*. Prentice Hall, New Jersey, (1991).
- Baba N., and H. Suto, Utilization of artificial neural networks and the TD-learning method for constructing intelligent decision support systems. *European Journal of Operational Research*, 122, pg. 501-508, (2002).
- Bacmann, J., and M. Dubois, Volatility in Emerging Stock Markets Revisited. *Working Paper, presented at the European Financial Management Association (EFMA)* (2002).
- Bajari, P. and J. Krainer, An Empirical Model of Stock Analysts' Recommendations: Market Fundamentals, Conflicts of Interest, and Peer Effects. *NBER Working paper NBER N.10665 in Duke University - Department of Economics and Federal Reserve Bank of San Francisco (under review)*, (2004).
- Balaban, E., A. Bayar and R. Faff, Forecasting Stock Market Volatility: Evidence from Fourteen Countries. *Working paper, University of Edinburgh. European Financial Management Association Annual Meeting, June 25-28, Helsinki, Finland*, (2003).
- Bali, T., and Y. Lu, Forecasting Stock Market Volatility: The Empirical Performance of SGED-GARCH, Implied, and Realized Volatility Models. *Working Paper, Baruch College*, <http://web.gc.cuny.edu/economics/SeminarPapers/march15.pdf>, (2004).
- Balvers, R., T. Cosimano, and B. McDonald, Predicting Stock Returns in an Efficient Market. *Journal of Finance*, V. 45, Issue 4, 1109-1128, (1990).
- Barkoulas, J., C. Baum and N. Travlos, Long Memory in the Greek Stock Market. *Applied Financial Economics*, Vol. 10, 177-184.(2000).
- Batra, A., Stock Return Volatility Patterns in India. *Working Paper No. 124 of Indian Council for Research on International Economic Relations*, (2004).

- Beltratti, A. and C. Morana, Breaks and Persistency: Macroeconomic Causes of Stock Market Volatility. *Working Paper of Department-Faculty of Economics-University of Eastern Piedmont (Novara). Journal of Econometrics, forthcoming, (2005).*
- Beran, J. and D. Ocker, Volatility of stock market indices - an analysis based on SEMIFAR models. *Journal of Business and Economic Statistics, 19, 103-116, (2001).*
- Beran, J., Y. Feng, G. Franke, D. Hess and D. Ocker, *Semiparametric modeling of stochastic and deterministic trends and fractional stationarity. In G. Rangarajan and M. Ding (eds), Processes with Long Range Correlations: Theory and Applications, Lecture Notes in Physics 621, pp. 225-250, Springer, Berlin, New York. (2003).*
- Berg, L., Deterministic Seasonal Volatility in a small and intergraded Stock Market: The Case of Sweden. *Finnish Economic Papers, Volume 16, Number 2, (2003).*
- Bhardwaj, G. and N. Swanson, A Predictive Comparison of Some Simple Long Memory and Short Memory Models of Daily U.S. Stock Returns, with Emphasis on Business Cycle Effects. *Nonlinear Time Series Analysis of Business Cycles, forthcoming, (2005).*
- Bilson, C., T. Brailsford, and V. Hooper, The Explanatory Power of Political Risk in Emerging Markets. *International Review of Financial Analysis, 11, 1-27, (2002).*
- Black, A., P. Fraser, and N. Groenewold, US Stock Prices and Macroeconomic Fundamentals. *International Review of Economics and Finance, Vol. 188, pp. 1-23, (2003).*
- Blair, B., S-H. Poon and S. Taylor, Forecasting S&P 100 Volatility: The Incremental Information Content of Implied Volatilities and High Frequency Index Returns. *Journal of Econometrics, 105, 5-26, (2001).*
- Bley, J. and D. Olson, Volatility Forecasting Performance with VIX: Implied Volatility versus Historical Standard Deviation and Conditional Volatility. *Working Paper of American University of Sharjah, (2005).*

- Bluhm, H. and J. Yu,. Forecasting Volatility: Evidence from the German Stock Market. *Modeling and Forecasting Financial Volatility, (Conference Proceeding)* 173-193, (2001).
- Bond, S. and J. Cummins, Uncertainty and Investment: An Empirical Investigation using data on Analyst's Profits Forecasts. *Working Paper, Nuffield College, Oxford and Federal Reserve Board FEDS*, (2004).
- Bradshaw, M. and L. Brown, Do Sell-Side Analysts Exhibit Differential Target Price Forecasting Ability? *Working Paper, Harvard Business School*, (2005).
- Bredin, D. and A. Hyde, Nonlinear influences in the relationship between stock returns and the macro economy. *Working paper, Manchester Accounting & Finance Group, Manchester Business School, University of Manchester (under review)*, (2005).
- Brzezczynski, J. and A. Welfe, Determinants of Short-term Volatility at the Warsaw Stock Exchange: In-sample vs. Out-of-sample Forecasts from Factor and Predictive GARCH Models. *CERT Discussion Papers 0408, Centre for Economic Reform and Transformation, Heriot Watt University*, (2004).
- Bulkley, G. and R. Holt, Forecasting Cross-Section Stock Returns using Theoretical Prices Estimated from an Econometric Model. *Working Paper 99-04, Management School and Economics, University of Edinburgh*, (1999).
- Cao, Q., K.B. Leggio and M.J. Schniederjans, A Comparison Between Fama And Frenchs Model And Artificial Neural Networks In Predicting The Chinese Stock Market, *Computers And Operations Research* Vol. 32, 2499-2512 (2005).
- Casas, C.A. Tactical Asset allocation: An Artificial Neural Network Based Model, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 1811-1816, ISBN: 6678288 (2001).
- Chan, M., C. Wong and C. Lam, Financial Time Series Forecasting By Neural Network Using Conjugate Gradient Learning Algorithm And Multiple Linear Regression Weight Initialization, *Computing In Economics And Finance* Vol. 61 (2000).
- Chandra, N. and D.M. Reeb, Neural Networks in a market Efficiency Context, *American Business Review*, Vol. 17, 39-44 (1999).

- Chaturvedi, A and S. Chandra, A Neural Stock Price Predictor Using Quantitative Data, *Proceedings Of The Sixth International Conference On Information Integration And Web-Based Applications Services*, 27-29, ISBN 3-902134-72-0 (2004).
- Chen, A.S., M.T. Leung and H. Daouk, Application Of Neural Networks To An Emerging Financial Market : Forecasting And Trading The Taiwan Stock Index, *Computers And Operations Research*, Vol. 30, 901-923 (2003).
- Chen, Y., A. Abraham, J. Yang and B. Yang, Hybrid Methods For Stock Index Modelling, *Proceedings Of Fuzzy Systems And Knowledge Discovery: Second International Conference*, 1067-1070 (2005).
- Chen, Y., X. Dong and Y. Zhao, Stock index Modelling using EDA based Local Linear Wavelet Neural Network, *Proceedings of International Conference on Neural Networks and Brain*, 1646-1650, (2005).
- Chenoweth, T. and Z. Obradovic, A Multi-Component Nonlinear Prediction System For The S & P 500 Index, *Neurocomputing* Vol. 10, 275-290 (1996).
- Chun, S. and Y. Park, Dynamic Adaptive Ensemble Case-Based Reasoning: Application To Stock Market Prediction, *Expert Systems With Applications* Vol. 28, 435-443 (2005).
- Constantinou, E., R. Georgiades , A. Kazandjian and G. P. Kouretas, Regime Switching And Artificial Neural Network Forecasting Of The Cyprus Stock Exchange Daily Returns, *International Journal of Finance and Economics* (2006).
- Campbell, J., Stock returns and the term structure. *Journal of Financial Economics*, 18, 373-399, (1987).
- Cannon, R. H., Jr., *Dynamics of Physical Systems*. McGraw-Hill, New York, (1967).
- Casas A., Tactical Asset Allocation: An Artificial Neural Network Based Model. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pg. 1811-1815, (2001).
- Cavalcante, J. and A. Assaf, Long-range Dependence in the Returns and Volatility of the Brazilian Stock Market. *European Review of Economics and Finance*, Vol. 3, No 4, (2004).

- Cecconi, M., G. Gallo, and M. Lombardi, GARCH-based Volatility Forecasts for Market Volatility Indices. *Working Paper, Dipartimento di Statistica "G. Parenti", Universit`a degli studi di Firenze*, (2002).
- Charles, A. and O. Darne, Large shocks and the September 11th terrorist attacks: An intervention analysis approach on international stock markets *Working Paper, Faculty of Economics, University of La Reunion*, (2003).
- Chen, J., H. Hong, and J. Stein, Forecasting crashes: trading volume, past returns, and conditional skewness in stock prices. *Journal of Financial Economics*, Vol. 61 345-381, (2000).
- Chiarella, C., S. Gao, and M. Stevenson, The Price-Earnings Puzzle and Related Econometric Issues. *Working Paper, School of Finance and Economics, University of Technology, Sydney*, (2005).
- Chopin, M. and M. Zhong, Stock Returns, Inflation and the Macroeconomy: The Long- and Short-Run Dynamics. *Advances in Investment Analysis and Portfolio Management*, Vol. 8,1-18, (2001).
- Chou, R., N. Liu, and C.-C. Wu, Forecasting Correlation and Covariance with a Range-Based Dynamic Conditional Correlation Model. *Working Paper, Institute of Economics, Academia Sinica*, (2005).
- Christoffersen, P., K. Jacobs, and Y. Wang, Option Valuation with Long-run and Short-run Volatility Components. *Working paper, McGill University*, (2005).
- Chen, T., and J. Wang Mao-Jiung, Forecasting methods using fuzzy concepts. *Fuzzy Sets and Systems*, 105, pg. 339-352, (1999).
- Ciccone, S., Does Analyst Optimism About Future Earnings Distort Stock Prices? *The Journal of Behavioral Finance*, Vol. 4, No. 2, 59-64, (2003).
- Claessen, H. and S. Mitnik, Forecasting Stock Market Volatility and the Informational Efficiency of the DAX-index Options Market. *European Journal of Finance*, 8, 302-321, (2002).
- Cornelis A. Los, Ph.D., Nonparametric efficiency testing of Asian Stock Markets using weekly data. *Advances in Econometric*, Vol. 14, 329-363, (2000).
- Corrado, C. and C. Truong, Forecasting Stock Index Volatility: The Incremental Information in the Intraday High-Low Price Range. *Research Paper Series, 127, Quantitative Finance Research Centre, University of Technology, Sydney*, (2004).

- Cremers, M., Stock return predictability: A Bayesian model selection perspective. *Review of Financial Studies*, 15, 1223-1249, (2002).
- Curry, B., P. Morgan and M. Silver, Neural networks and non-linear statistical methods: An application to the modeling of price-quality relationships. *Computers and Operations Research*, 29, 951-969, (2002).
- Doesken, B., A. Abraham, J. Thomas and M. Paprzycki, Real Stock Trading Using Soft Computing Models 162-167, *Proceedings Of International Symposium On Information Technology: Coding And Computing ITCC 2005 Vol. 2*, 162-167 (2005).
- Donaldson, R.G. and M. Kamstra, Neural Network Forecast Combining With Interaction Effects, *Journal Of The Franklin Institute*, Vol. 336, 227-236 (1999).
- Dong, M. and X. Zhou, Exploring The Fuzzy Nature Of Technical Patterns Of U.S. Stock Market, *Proceedings Of Fuzzy System And Knowledge Discovery*, Vol.1, 324-328 (2002).
- Dong, I., C. Duan and M.-J. Jang, Predicting Extreme Stock Performance More Accurately, *A paper written for "Government 2001"* (2003).
- Dourra, H. and P. Siy, Investment Using Technical Analysis And Fuzzy Logic, *Fuzzy Sets And Systems*, Vol. 127, 221-240 (2002).
- Danilov, D. and J. Magnus, Forecast Accuracy after Pretesting with an application to the Stock Market. *Journal of Forecasting*, 23, 251-74, (2004).
- Daouk, H. and J-Q, Guo Switching Asymmetric GARCH and Options on a Volatility Index. *Journal of Futures Markets*, 24, 251--282, (2003).
- Dourra, H., and P. Siy, Investment using technical analysis and fuzzy logic. *Fuzzy sets and systems*, 127, 221-240, (2002).
- Darrat, A. and M. Zhong, On Testing the Random-Walk Hypothesis: A Model-Comparison Approach. *The Financial Review*, 35, 105-124, (2001).
- Degiannakis, S. and E. Xekalaki, Using a Prediction Error Criterion for Model Selection in Forecasting Option Prices. *Technical Report no 191*, Athens University of Economics and Business, Department of Statistics, (2001).
- DeStefano, M., Stock Returns and the Business Cycle. *The Financial Review Vol. 39* (2004) 527 – 547, (2004).

- Drobetz, W. and P. Wegmann, Mean Reversion on International Stock Markets. *Swiss Institute of Banking and Finance, University of St. Gallen*, (2000).
- Dueker, M., Markov Switching in GARCH Processes and Mean Reverting Stock Market Volatility. *Journal of Business and Economic Statistics*, 15, 26-34, (1997).
- Dufrenot, G., D. Guegan, and A. Peguin-Feissolle, Long-memory dynamics in a SETAR model - Applications to stock markets. *Forthcoming in the Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, (2005).
- Egeli, B., M. Ozturan and B. Badur, Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks, *Proceedings of 3rd Hawaii International Conference on Business* (2003).
- Ettes, D., Trading The Stock Markets Using Genetic Fuzzy Modelling, *Proceedings Of Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering* (2000).
- Edwards, R., and J. Magee, *Technical Analysis of stock trends*. New York, Amacon, (1997).
- Epps, T.W., and M. Epps, The stochastic dependence of security price changes and transactions volumes: Implications for the mixture of distribution hypothesis. *Ecocnometrica* 44, 305-321, (1976).
- Eisler, Z. and J., Kertesz, Multifractal model of asset returns with leverage effect. *Physica A*, 343, 603-622, (2004).
- Engle, R. and G. Gallo, A Multiple Indicators Model For Volatility Using Intra-Daily Data. *Working paper 10117, National Bureau of Economic Research*, (2003).
- Fernandez-Rodriguez, F., C. Gonzalez-Martel and S. Sosvilla-Rivebo, On The Profitability Of Technical Trading Rules Based On Artificial Neural Networks: Evidence From The Madrid Stock Market, *Economics Letters*, Vol. 69, 89-94 (2000).
- Fama, E.,F., The behavior of stock market prices. *The Journal of Business*, 38, 34-105, (1965).
- Fama, F., F. and W. Schwert, Asset returns and inflation. *Journal of Financial Economics*, 5, 115-146, (1977).
- Fama, F., F., and K. French, Dividend yields and expected stock returns. *Journal of Financial Economics*, 22, 3-25, (1998, a).

- Fama, F., F., K. French, Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy*, 96, 246-273, (1998, b).
- Fama, F., F., Efficient capital markets. *Journal of Finance*, XLV, I, p.p.1575-1617, (1991).
- Faraway, J. and C. Chatfield, Time series forecasting with neural networks: A comparative study using the airline data. *Applied Statistics*, 47(2), 231-250, (1998).
- Faugere, C. and H. Shawky, Endogenous Growth and Stock Return Volatility in the Long Run. *Advances in Investment Analysis and Portfolio Management*, Vol. 9, 1-20, (2002).
- Feng, J.C. and L.C. Teng, An Online Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network and its Applications, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 12-32, (1998).
- Félix, J., F. Rodríguez, M. Artiles, and S. Rivero, Non-linear trading rules in the New York Stock Exchange. *Working paper, University Las Palmas*, (2004).
- Fillol, J. Multifractality: Theory and Evidence an Application to the French Stock Market. *Economics Bulletin*, Vol. 3, No. 31 pp. 1-12, (2003).
- Fornari, F. and A. Mele, Sing- and Volatility- Switching ARCH Models: Theory and Applications to International Stock Markets. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 12, 49-65, (1997).
- Franses, P-H. and M. Leij, Forecasting jumps in conditional volatility: The GARCH-IE model. *Econometric Institute, Erasmus University Rotterdam*, (2003).
- Friedman, J. and Y. Shachmurove, Using Vector Autoregression Models to Analyze the Behavior of the European Community Stock Markets. *Working Paper 97-04, University of Pennsylvania Center for Analytic Research and Economics in the Social Sciences*, (1997).
- Füss, R. and F. Herrmann, Power-in-Mean(PM)-GARCH Modeling of Volatility in the Pre- and Post-Liberalization Periods of Asian Emerging Markets. *Working Paper of Department of Empirical Research and Econometrics, University of Freiburg*, (2005).

- Ghoshray S., Foreign Exchange Rate Prediction by Fuzzy Inferencing on Deterministic Chaos. *Proceedings of the 1996 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, (1996).
- Gradojevic, N., J. Yang and T. Gravelle, Neuro-Fuzzy Decision-Making In Foreign Exchange Trading And Other Applications, *Proceedings Of CEA 36th Annual Meetings*, University of Calgary (2002).
- Grudnitski, G. and L. Osburn, Forecasting S & P And Gold Futures Prices : An Application Of Neural Networks, *The Journal Of Future Markets*, Vol. 13, 631-643 (1993).
- Gately, E., *Neural Networks for Financial Forecasting*. Wiley, New York, (1996).
- Garrett, I., S. Hyde, and J. Varas, The Interaction between Latin American Stock Markets and the US. *Working Paper, Manchester Business School*, (2004).
- Gemmill, G. and A. Saflekos, How Useful are Implied Distributions? Evidence from Stock-Index Options. *Journal of Derivatives*, 7, 83-98, (1998).
- Ghysels, E., P., Santa-Clara, and R. Valkanov, There is a risk-return trade-off after all. *Journal of Financial Economics*, 76, 509-548, (2005).
- Giot, P. and S. Laurent, Modeling Daily Value-at-Risk Used Realised Volatility and ARCH Type Models. *Journal of Empirical Finance*, forthcoming, (2004).
- Granger, C., and N. Hyung, Occasional Structural Breaks and Long Memory with an application to the S&P 500 absolute stock returns. *Journal of Empirical Finance*, 11, 399-421, (1999).
- Griffin, J., F. Nardari, and R. Stulz, Stock Market Trading and Market Conditions. *NBER Working Paper 10719*, (2004).
- Guedj, O. and J.-P. Bouchaud, Experts' earning forecasts: bias, herding and gossamer information. *Science & Finance, Capital Fund Management, Paris, France*, (2004).
- Guermat, C., K. Hadri, and C. Kucukozmen, Forecasting Value at Risk in Emerging Arab Stock Markets. *Discussion Paper in Economics, 03/02, University of Exeter*. (2003).

- Guidolin, M. and A. Timmermann, An Econometric Model of Nonlinear Dynamics in the Joint Distribution of Stock and Bond Returns. *Working Paper 2005-003A of Federal Reserve Bank of St. Louis, Journal of Applied Econometrics, forthcoming*, (2004).
- Guo, H., Does Stock Market Volatility Forecast Returns: The International Evidence. *Working paper 2003-012B of the Federal Reserve Bank of St. Louis*, (2003).
- Goor, W.P., D. Nagin and J. Szczpula, Comparative Study of artificial neural network and statistical models for predicting student grade point averages. *International Journal of Forecasting*, 10, 17-34, , (1994).
- Halgamuge S.K. and M. Glesner, Neural networks in designing fuzzy systems for real world applications, *Fuzzy Sets and Systems* 65, 1-12 (1994).
- Halliday, R., Equity Trend Prediction With Neural Networks, *Research Letters In The Information And Mathematical Sciences*, Vol. 6, ISSN 1175-2777 (2004).
- Harvey, C. R., K. E. Travens and M. J. Costa, Forecasting Emerging Market Returns Using Neural Networks, *Emerging Markets Quarterly*, Vol. 4, Issue 2, 43-55 (2000).
- Hong, T., D.V. Prokhorov and D.C. Wunsch II, Conservative Thirty Calendar Day Stock Prediction using a Probabilistic Neural Network, *Proceedings of the 1995 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, 113-118 (1995).
- Huang, W., Y. Nakamori and S.-Y. Wang, Forecasting Stock Market Movement Direction With Support Vector Machine, *Computer And Operations Research*, Vol. 32, 2513-2522 (2005).
- Hui, S. C., M.T. Yap and P. Prakash, A Hybrid Time Lagged Network For Predicting Stock Prices, *International Journal Of The Computer, The Internet And Management*, Vol. 8, No. 3 (2000).
- Haykin S., *Neural Networks*. Prentice-Hall, Inc, New Jersey, (1999).
- Hagan M., H Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*. Boston MA.: PWS Publishing, (1996).
- Haugen, R., *Modern investment theory*. Upper Saddle River, NJ, Prentice-Hall, 1997.
- Hawawini, G, and D.B. Keim, *On the predictability of common stock returns: world-wide evidence*, in : R.A. Jarrow, V. Maksimovic, W.T. Ziemba (Eds.),

- Handbook in Operations Research and Management Science, vol. 9, Finance, North-Holland, Amsterdam, pp. 497-544, Chapter 17, (1995).
- Higham, D. and N. Higham, *MATLAB Guide*. SIAM, (2000).
- Hines, W., *Matlab supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*. John Wiley & Sons, Inc, New York, 1997)
- Hill, T., M. O'Connor, and W. Remus, Neural networks models for time series forecasts. *Management Science*, 42(7), 1082-1092, (1996).
- Hamilton, J. and G. Lin, Stock Market Volatility and the Business Cycle. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11, 573-593, (1996).
- Han-Kim, E. And V. Singal, Stock Market Openings: Experience of Emerging Economies. *Journal of Business*, vol. 73, No. 1, 25-66, (2000).
- Handa, P. and A. Tiwari, Does Stock Return Predictability Imply Improved Asset Allocation and Performance? Evidence from the U.S. Stock Market (1954-98). *Working paper, University of Iowa*, (2000).
- Hanselman, D. and B. Littlefield, *Mastering MATLAB 6, A Comprehensive Tutorial and Reference*. Prentice Hall, New Jersey, (2001).
- Hardle, W., T. Kleinow, A. Korostelev, C. Logeay and E. Platen, Semiparametric Diffusion Estimation and Application to a Stock Market Index. *Research Paper Series*, 51, Quantitative Finance Research Centre, University of Technology, Sydney, (2001).
- Hayo, B. and A. Kutan, Investor Panic, IMF Actions, and Emerging Stock Market Returns and Volatility: A Panel Investigation. *Working Paper, B27, Center for European Integration Studies. Forthcoming in Journal of International Money and Finance*, (2005).
- Hoh. P., M. Daohua, and L. Weidong, Neural Network with genetically evolved algorithms for stock Prediction. *Asia Pacific Journal of Operational Research*, vol. 18, pg. 103-108, (2001).
- Huang K., Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy Sets and Systems*, 123, pg. 387-394, (2001).
- Hiemstra Y., A Stock Market Forecasting Support System Based on Fuzzy Logic. *Proceedings of the 27th Hawaii International Conference on System Siencestational Intelligence*, pg. 281-287, (1994).

- Hol, E. and S.J. Koopman, Forecasting the Variability of Stock Index Returns with Stochastic Volatility Models and Implied Volatility. *Working Paper 00-104/4 of Tinbergen Institute and Working paper of Department of Econometrics, Free University Amsterdam*, (2002).
- Huang, W., Y. Nakamori, and S.-Y. Wang, Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Computers & Operation Research* 32, 2513-2522, (2004).
- Hueng, J. and J. McDonald, Forecasting Asymmetries in Aggregate Stock Market Returns: Evidence from Conditional Skewness. *Journal of Empirical Finance*, 12(5), 666-685, (2005).
- Hyung, N., S.-H. Poon, and C. Granger, The Source of Long Memory in Financial Market Volatility. *Working paper in progress*, (2005).
- Ikonen, E. and K. Najim, Fuzzy neural networks and applications to the FBC process, *IEEE Proc. Control Theory Application*, Vol. 143, pp 259-269, (1996).
- Ibbotson, R. and P. Chen, Stock Market Returns in the Long Run: Participating in the Real Economy. *Financial Analyst Journal*, 59, 88-98, (2003).
- Jaruszewicz, M. and J. Mandziuk, One Day Prediction Of NIKKEI Index Considering Information From Other Stock Markets, *Lecture Notes In Computer Science* 3070, Springer, ISBN 3-540-22123-9 (2004).
- Jang, J.-S.R, Rule, extraction using generalized neural networks. *Proceedings of 4th IFSA World Congress*, 4, 82-86, (1991).
- Jang, J.S.R. and N. Gulley. *Fuzzy Logic Toolbox For Use with MATLAB®*. Natick, MA: The MathWorks, Inc., (1995).
- Jang, J.-S.R, C.-T. Sun, Neuro-fuzzy Modeling and Control, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 83, No. 3, pp. 378-406, (1995).
- Jang, J-S.R., C-T.E. Sun and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing : a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice Hall, (1997).
- Jamaleh, A., A Threshold Model for Italian Stock Market Volatility. Potential of These Models: Comparing Forecasting Performance and Evaluation of Portfolio-Risk with Other Models. *Working paper. Revista Politica Economica*, Febr. 2001, p. 79-131, (2001).

- Jansen, D. and Z. Wang, Evaluating the 'Fed model' of Stock Price Valuation: An out-of-sample forecasting perspective. *Advances in Econometrics*, forthcoming (2005).
- Jawadi, F. and Y. Koubaa, Threshold Cointegration between Stock Returns: An application of STECM Models. *Working Paper. University of Paris X-Nanterre, provided by Economics Working Paper Archive EconWPA in its series Econometrics with number 0412001*, (2004).
- Jegadeesh, N., Evidence of Predictable Behavior of Security Returns. *The Journal of Finance*, V. 45, Issue 3, 881-898, (1990).
- Jorion, P., The Long-Term Risks of Global Stock Markets. *Financial Management*, 32, 5-26, (2003).
- Jorion, P. and W. Goetzmann, Global Stock Markets in the Twentieth Century. *Journal of Finance*, 54, 953-980, (1999).
- Jungbacker, B. and S. Koopman, Model-based measurement of actual volatility in high frequency data. *Advances in Econometrics*, Volume 20, (2005).
- Kasabov, N., Evolving Fuzzy Neural Networks - Algorithms, Applications and Biological Motivation, In Yamakawa T. and Matsumoto G. (Eds), *Methodologies for the Conception, Design and Application of Soft Computing*, World Scientific, pp. 271-274, (1998).
- Kanas, A. and A. Yannopoulos, Comparing Linear And Nonlinear Forecasts For Stock Returns, *International Review Of Economics And Finance*, Vol. 10, 383-398 (2001).
- Kim, H. S. and S. H. Chun, Graded Forecasting Using An Array Of Bipolar Predictions : Application Of Probabilistic Neural Networks To A Stock Market Index, *International Journal Of Forecasting*, Vol. 14, 323-337 (1998).
- Kim, S.-S., Time-Delay Recurrent Neural Network For Temporal Correlations And Prediction, *Neurocomputing*, Vol. 20, 253-263 (1998).
- Kim, K. and I. Han, Extracting Trading Rules From The Multiple Classifiers And Technical Indicators In Stock Market, *Proceedings of KMIS '98 International Conference* (1998).

- Kimoto, T., K. Asakawa , M. Yoda and M. Takeoka, Stock Market Prediction System With Modular Neural Networks, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* (1990).
- Kuo R. J., C. H. Chen, and Y. C. Hwang, An Intelligent Stock Trading Decision Support System Through Integration of Genetic Algorithm Based Fuzzy Neural Network and Artificial Neural Network. *Fuzzy Sets and Systems*, 118, pg. 21-45 (2001).
- Kim K. J., and I. Han, Maintaining case-based reasoning systems using a genetic algorithms approach. *Expert Systems with Applications*, 21, pg. 139-145, (2001).
- Kim K., and I. Han, Genetic Algorithms approach to feature discretization in ANN for the prediction of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 19, pg. 125-132, (2000).
- Kyong J.O., and J.K. Kyoung, Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model. *Expert Systems with Applications*, 22, pg 249-255, (2002).
- Kosaka, M., H. Mizuno, T. Sasaki, R. Someya and N. Hamada, Applications Of Fuzzy Logic/Neural Network To Securities Trading Decision Support System, *Proceedings Of The IEEE International Conference On Systems, Man And Cybernetics*, 1913-1918 (1991).
- Koulouriotis, D. E., Investment Analysis & Decision Making in Markets using Adaptive Fuzzy Causal Relationships, *Operational Research International Journal*, Vol. 4, No 2 (2004).
- Koulouriotis, D.E., I.E. Diakoulakis and D.M. Emiris, A Fuzzy Cognitive Map-Based Stock Market Model : Synthesis, Analysis And Experimental Results, *Proceedings Of The 10th International Conference On Fuzzy Systems*, 1156-1159 (2001).
- Koulouriotis,D.E., D.M. Emiris, I.E. Diakoulakis and C.D. Zopounidis, Behaviouristic Analysis And Comparative Evaluation Of Intelligent Methodologies For Short-Term Stock Price Forecasting, *Fuzzy Economic Review Journal*, Vol. 7, No. 2, 23-57 (2002).
- Koulouriotis, D.E., I.E. Diakoulakis, D.M. Emiris and C.D. Zopounidis, Development Of Dynamic Cognitive Networks As Complex Systems

- Approximators : Validation In Financial Time Series, *Applied Soft Computing*, Vol. 5, 157-179 (2005).
- Kuo, R. J., A Decision Support System for the Stock Market through Integration of Fuzzy Neural Networks and Fuzzy Delphi, *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 12, 501-520 (1998).
- Kasparian, V. and C. Batur, Model reference based neural network adaptive controller. *ISA Transactions*, 37, 21-39, (1998).
- Kartalopoulos V. S., *Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic*, IEEE Press. New York, (1996).
- Kim, S. H., Y. H. Kim, K. B. Sim, and H. T. Jeon, On developing an adaptive neural-fuzzy control system. *Proc. IEEE/RSJ Conference on intelligent robots and systems*, Yokohama, Japan, pp 950-957, (1993).
- Kwok, H.F., D.A. Linkens, M. Mahfouf and G.H. Mills, Rule-base derivation for intensive care ventilator control using ANFIS. *Artificial Intelligence in Medicine*, 29, 185-201, (2003).
- Kelly, D., P. Burton and M. Rahman, The application of a neural fuzzy controller to process control. NASA Joint Technology Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic, San Antonio, TX, Dec. (1994).
- Kosko, B., *Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach*. Pentice Hall, Upper Saddle River, NJ, (1991).
- Karmakar, M., On the predictive ability of several common models of Volatility: An empirical test on the S&P CNX Nifty. *Second Research Conference in Finance held at Indian School of Business, Hyderabad*, (2004).
- Kavussanos, M. and I. Visvikis, The predictability of non-overlapping forecasts: Evidence from the derivatives market in Greece. *12th Annual Conference of the Multinational Finance Society (MFS)*, Athens, Greece, (2005).
- Kearney, C. and V. Poti, Have European Stocks Become More Volatile? An Empirical Investigation of Volatilities and Correlations in EMU Equity Markets at the Firm, Industry and Market Level. *European meeting of the Financial Management Association in Dublin, June 2003 and at the Annual Meeting of the European Finance Association in Glasgow, August (2003), this version (2004)*.

- Killion, M. and N. Muravytska, Global Insight's APT Stock Sector Forecasting Model. *Working Paper, available at: <http://www.globalinsight.com/publicDownload/genericContent/APTModelSummary.pdf>*, (2005).
- Kirikos, D. and D. Terzakis, Exchange rate policy and stock price forecasting evidence from Greece. *Topics in Financial Economics and Risk Analysis*, pp. 247-257, (1999).
- Koustas, Z. and Serletis, Chaos, Rational Bubbles, or Persistent Deviations from Market Fundamentals? *Research in Economics, Elsevier*, vol. 51(4), pages 359-385, (2004).
- Krolzig, H-M. and J. Toro, Multiperiod forecasting in stock markets: a paradox solved. *Decision Support Systems*, 37, 531 - 542, (2004).
- Lam, S.S., A Genetic Fuzzy Expert System For Stock Market Timing, *Proceedings Of The IEEE Conference On Evolutionary Computation*, 410-417, ISBN: 6679482 (2001).
- Leigh, W., M. Paz and R. Purvis, An Analysis Of A Hybrid Neural Network And Pattern Recognition Technique For Predicting Short-Term Increases In The NYSE Composite Index, *Omega*, Vol. 30, 69-76 (2002).
- Lendasse, A., E. De Bodt, V. Wertz and M. Verleysen, Non-Linear Financial Time Series Forecasting - Application To The Bel 20 Stock Market Index, *European Journal Of Economical And Social Systems*, Vol. 14, No. 1, 81-91 (2000).
- Lakonishok, J., A. Shleifer and R.W. Vlahmy, Contrarian investment, extrapolation and risk. *Journal of Finance*, 49, 1541-1578, (1994).
- Lapedes, A.S. and Farber, R., "Non-linear signal processing using neural networks: prediction and system modelling". *Technical report LA-UR-87-2662, Los Alamos National Laboratory, USA*, (1987).
- Lee, C. C., Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller-Part I and II. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 20, (2), 404-435, (1990).
- Lewis F., Nonlinear structures for feedback control, *Asian J. Control*, 1, pp. 205-228, (1999).

- Lewis F.L., J. Campos and R. Selmic, *Neuro-Fuzzy Control of Industrial Systems with Actuator Nonlinearities*, SIAM, Philadelphia, (2002).
- Lee, C. C., Fuzzy logic controller-part 1, *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 20 (2), 404-418, (1990, a).
- Lee, C. C., Fuzzy logic controller-part 2, *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 20 (2), 404-418, (1990, b).
- Leung, M. T., H. Daouk, and A.-S. Chen, Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models. *International Journal of Forecasting*, 16, 173-190, (2000).
- Lin, C.-S., H.-A. Khan and C.-C. Huang, Can the Neuro Fuzzy Model Predict Stock Indexes Better than its Rivals? *Discussion Papers of University of Tokyo CIRJE-F-165*, (2002).
- Lin, C.T. and C.S.G. Lee, Neural Network based Fuzzy Logic Control and Decision System. *IEEE Transaction on Comput.* 40, 12, p.p. 1320-1336, (1991).
- Lee, S-J., D-J. Lee, and H-S. Oh, Technological forecasting at the Korean stock market: A dynamic competition analysis using Lotka-Volterra model. *Technological Forecasting & Social Change*, 72, 1044 - 1057, (2005).
- Lee, J., T-S. Kim, H-K. Lee, Long Memory in Volatility of Korea Stock Market Returns. *Proceedings of INFORMS & KORMS*, Seoul, 540-546, (2000).
- Lin, C.-T. and Y-H. Wang, An Analysis of Political Changes on Nikkei 225 Stock Returns and Volatilities. *Annals of Economics and Finance*, Vol. 6, 169-183, (2005).
- Liew, K.S., K.P Lim, and C.K. Choong, On the forecast ability of Asian-5 Stock markets returns using time series models. *ICFAI Journal of Applied Finance*, January Issue, Vol. 10, 17 - 29, (2003).
- Lillo, F. and D. Farmer, The Long Memory of the Efficient Market. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, Volume 8, Issue 3, Article 1, (2004).
- Liu, N. and K. Lee, An intelligent business advisor system for stock investment. *Expert Systems*, Vol. 14 No 3, 129-139, (1997).
- Lovatt, D., Timing the index using model-based market forecasts. *European Journal of Finance*, 6, 280-297, (2000).
- Lovatt, D. and A. Parikh, Stock returns and Economic Activity: The UK case. *European Journal of Finance*, 6, 280-297, (2000).

- Lux, T. and T. Kaizoji, Forecasting Volatility and Volume in the Tokyo Stock Market: The Advantage of Long Memory Models. *Department of Economics, University of Kiel (Germany) and Institute of Social Sciences, International Christian University (Japan). Working paper in progress, (2004).*
- Malliaris, M and L. Salchenberger, A Neural Network Challenges The Black-Scholes Formula, *Proceedings Of The Ninth Conference On Artificial Intelligence For Applications, 445-449 (1993).*
- Mizuno, H., M. Kosaka and H. Yajima, Application Of Neural Network To Technical Analysis Of Stock Market Prediction, *Studies In Informatic And Control, Vol.7,111-120 (1998).*
- Motiwalla, L. and M. Wahab, Predictable Variation And Profitable Trading Of US Equities: A Trading Simulation Using Neural Networks, *Computer And Operations Research, Vol 27, 1111-1129 (2000).*
- Mackey, M.C. and L. Glass, Oscillation and chaos in physiological control systems, *Science, pp. 287-289, Vol. 197, (1977).*
- Mamdani, E. H. and S. Assilian, An experiment in languishing synthesis with a fuzzy logic controller, *International Journal of Man-Machine Studies, 7 (1), 1-13, (1975).*
- Martinelli, R., and B. Hyman, Cup-with-handle and the computerized approach. *Technical Analysis of Stocks and Commodities 16, 10, 63-6, (1998).*
- Miller III, W. T., R.S. Sutton and P.J. Werbos, *Neural networks for control, MIT Press, (1990).*
- Murphy, J.J., *Technical Analysis of the Futures Markets. New York, NY: New York Institute of Finance, (1986).*
- Maris, K., G. Pantou, K. Nikolopoulos, E. Pagourtzi and V. Assimakopoulos, A study of financial volatility forecasting techniques in the FTSE/ASE 20 index. *Applied Economics Letters, 11, 453-45, (2004).*
- Manzan, S., Nonlinear Mean Reversion in Stock Prices. *CeNDEF Working paper 03-02 University of Amsterdam, (2005).*

- Mattes, J., Hindsight Bias Free Model Selection and Stock Market Prediction Using Industry Portfolios. *18th Workshop of the Austrian Working Group on Banking and Finance, University of Innsbruck, June 18-19, (2004).*
- Marcucci, J. Forecasting Stock Market Volatility with Regime-Switching GARCH Models. *Eleventh Annual Symposium of the Society for Nonlinear Dynamics and Econometrics, Florence, March (2003).*
- Min Q., Nonlinear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables. *Journal of Business & Economic Statistics, vol.17, pg. 419, (1999).*
- McKibben, W., Econometric forecasting of common stock investment returns: A new methodology using fundamental operating data. *The Journal of Finance, Vol. 27, No. 2, 371-389, (1971).*
- McMillan, D., Non-Linear Predictability of UK Stock Market Returns. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol. 65 Issue 5 Page 557, (2003).*
- Miyahara, Y., and M. Novikov, Geometric Levy Process Pricing Model. *Asia-Pacific Financial Markets, V.8, No. 1, pp. 45-60, (2002).*
- Mobarek, A. and K. Keasey, Weak-form market efficiency of an emerging Market: Evidence from Dhaka Stock Market of Bangladesh. *ENBS Conference, Oslo, (2000).*
- Nauck, D., and R. Kruse, NEFCON-I: An X-Window Based Simulator for Neural Fuzzy Controllers, *In proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Orlando, pp 1638-1643, (1994).*
- Nauck, D., and R. Kruse, Neuro-Fuzzy Systems for Function Approximation, *Fuzzy Sets and Systems, 101, pp. 261-271, (1999).*
- Nauck, D., and R. Kruse, NEFCCLASS: A Neuro-Fuzzy Approach for the Classification of Data, *In proceedings of ACM Symposium on Applied Computing, George K. et al(Eds.), Nashville, ACM Press, pp. 461-465, (1995).*
- Nishina, T. and M. Hagiwara, Fuzzy Interface Neural Network, *Neurocomputing, Vol. 14, 223-239 (1997).*
- Nison, S., *Japanese Candlestick Charting Techniques.* New York: New York Institute of Finance, (1991).
- Nie J., and D. Linkens, *Fuzzy- neural control.* Prentice Hall, New York, (1995).

- Norgaard M., O. Ravn and N.K. Poulsen, *Neural Networks for Modeling and Control Dynamic Systems*, Springer, London, (2003).
- Naes, R., Ownership Structure and Stock Market Liquidity. *Working paper ANO 2004/6 from Norges Bank* (2004).
- Niglio, M., Nonlinear time series models with switching structure: a comparison of their forecast performances. *Quaderni di Statistica*, Vol. 4,(2002).
- Nwokoma, N., Empirical Investigation of Stability of Trend of Returns in Selected African Stock Exchanges. *The Tenth Annual Conference on Econometric Modeling for Africa by the African Econometrics Society*, (AES) AERC, Nairobi, Kenya, 6 - 8 July,(2005).
- Nayak, P.C., K.P. Sudheer, D.M. Rangan and K.S. Ramasastri, A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, *Journal of Hydrology*, 291, 52-66, (2004).
- Qi, M., Nonlinear Predictability Of Stock Returns Using Financial And Economic Variables, *Journal Of Business & Economics Statistics*, Vol. 17, Issue 4, 417-428 (1999).
- Quah, T.-S. and B. Srinivasan, Improving Returns On Stock Investment Through Neural Network Selection, *Expert Systems With Applications*, vol. 17, 295-301 (1999).
- Oh, K.J. and K. Kim, Analyzing Stock Market Tick Data Using Piecewise Nonlinear Model, *Expert Systems With Applications*, Vol. 22, 249-255 (2002).
- Olson, D. and C. Mossman, Neural Network Forecasts Of Canadian Stock Returns Using Accounting Ratios, *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, Issue 3, 453-466, ISSN 0169-2070 (2003).
- Ogden, J., The Calendar Structure of Risk and Expected Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, Vol. 70, 29-67, (2003).
- Ogum, G., F. Beer and G. Nouyrigat, An Empirical Analysis of Kenyan Daily Returns Using EGARCH Models. *Academy of Business Administration: Contemporary Business Readings* 261-6, (2002).

- Oomen, R., Using High Frequency Stock Market Index Data to Calculate, Model & Forecast Realized Volatility. *Working paper, Department of Finance, Warwick Business School,, (2001).*
- Oomen, R., Modeling Realized Variance when Returns are Serially Correlated. *Working paper, Department of Finance, Warwick Business School, (2002)*
- Pai, P.-F. and C.-S. Lin, A Hybrid ARIMA And Support Vector Machines Model In Stock Price Forecasting, *Omega, Vol. 33, Issue 6, 497-505 (2005).*
- Pan, H., C. Tilakarante and J. Yearwood, Predicting Australian Stock Market Index Using Neural Networks Exploiting Dynamical Swings And Intermarket Influences, *Journal Of Research And Practice In Information Technology, Vol. 37, No. 1 (2005).*
- Pantazopoulos, K.N., L. H. Tsoukalas, N. G. Bourbakis, M. J. Bruen and N. Houstis, Financial Prediction And Trading Strategies Using Neuro-Fuzzy Approaches, *IEEE Transactions On Systems, Man And Cybernetics - Part B: Cybernetics, Vol. 28, No. 4 (1998).*
- Perez-Rodriguez, J. V., S. Torrab and J. Andrada-Felixa, STAR and ANN Models: Forecasting Performance On The Spanish "Ibex-35" Stock Index, *Journal Of Empirical Finance, Vol. 12, Issue 3, 490-509 (2004).*
- Phua, P., K. Hoh, M. Daohua and L. Weiding, Neural Network With Genetically Evolved Algorithms For Stocks Prediction, *Asia-Pacific Journal of Operational Research, Vol. 18, No 1 (2001).*
- Parker, D., Learning Logic, Invention. *Report, S81-64, File 1, Office of Technology Licensing, Stanford University, Stanford, Calif., (1982).*
- Plummer, T., *Forecasting financial markets.* New York, Wiley, (1990).
- Psaltis D., A. Sideris, and A. Yamamoura, A multilayered neural network controller. *IEEE Control Systems Magazine, 8 (4), 17-21, April, (1988).*
- Pandey, A., Modeling and Forecasting Volatility in Indian Capital Markets. *Working paper No 2003-08-03 of Indian Institute of Management Ahmedabad, Research and Publication Department, (2003).*

- Park, Y. and J-J. Lee, An empirical study on the relevance of applying relative valuation models to investment strategies in the Japanese stock market. *Japan and the World Economy* 15, 331-339, (2003).
- Patev, P. and N. Kanaryan, Modeling and Forecasting the Volatility of Thin Emerging Stock Markets: The Case of Bulgaria. *Academy of Economics Working Paper, Bulgaria*, (2004).
- Pereira, R., Forecasting Portuguese Stock Market Volatility. *Journal of forecasting*. Vol. 18, 333-343 (2004).
- Perez-Cruz, F., J-A. Rodriguez, and J. Giner, Estimating GARCH models using support vector machines. *Quantitative Finance*, Vol. 3, 1-10, (2003).
- Peters, J-P, Estimating and forecasting volatility of stock indices using asymmetric GARCH models and (Skewed) Student-t densities. *Working Paper, EAA Business School, University of Liège, Belgium*, (2001).
- Pesaran, M.H., and A. Timmermann, "A Simple Nonparametric Test of Predictive Performance" *Journal of Business and Economic Statistics* 10, 461-465, (1992).
- Poddig T., and H. Rehkugler, A "world" model of integrated financial markets using artificial neural networks. *Neurocomputing*, 10, pg. 251-273, (1996).
- Raposo, R. and A.J.De O. Cruz, Stock Market Prediction Based On Fundamental Analysis With Fuzzy-Neural Networks, *Proceedings Of 3rd WSES International Conference On Fuzzy Sets & Fuzzy Systems (FSFS '02), Neural Networks and Applications (NNA '02), Evolutionary Computation (EC '02)* (2002).
- Rast, M., Forecasting With Fuzzy Neural Networks : A Case Study In Stock Market Crash Situations, *Proceedings Of The 1999 18th North American Fuzzy Information*, 418-420, ISBN: 4789483 (1999).
- Rech, G., Forecasting With Artificial Neural Network Models, *SSE/EFI Working Paper Series In Economics And Finance*, No. 491 (2002).
- Refenes, A. N., M. Azeme-Barac and A.D. Zapranis, Stock Ranking: Neural Networks Vs. Multiple Linear Regression, *Proceedings Of IEEE ICNN '93* (1993).
- Refenes, A.,N., N. Burgess, and Y. Bentz, Neural Networks in financial engineering: a study in methodology. *IEEE Trans Neural Networks*, 8 (6), 1222-1267, (1997).

- Rumelhart, D. E., G.H. Hinton and R.J. Williams, *Learning internal representations by error propagation*. In D.E. Rumelhart and James L. McClelland, editors, *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition*, volume 1, chapter 8, pages 318-362, MIT Press, Cambridge, MA., (1986).
- Raaij, G. and B. Raunig, *Evaluating Density Forecasts with an Application to Stock Market Returns*. Working paper No. 59 of Oesterreichische National bank, (2002).
- Rookley, C., *Forecasting Market Returns using the Put-Call Parity Bias of Transactions Level Options Data*. Working Paper. Department of Finance, University of Arizona, (1998).
- Safer, A. M. and B. M. Wilamowski, *Using Neural Networks To Predict Abnormal Returns Of Quarterly Earnings*, *Proceedings of 1999 International Joint Conference on Neural Networks - IJCNN'99*, 3840-3843 (1999).
- Schumann, M. and T. Lohrbach, *Comparing Artificial Neural Networks With Statistical Methods Within The Field Of Stock Market Prediction*, *Proceedings of the Twenty-Sixth International Conference on System Sciences*, Vol. 4, 597-606, ISBN: 0-8186-3230-5 (1993).
- Setnes, M. and O.J.H. van Drempt, *Fuzzy Modelling In Stock Market Analysis*, *Proceedings Of The 1999 IEEE/IAE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering*, 250-258, ISBN: 4822121 (1999).
- Siekmann, S., J. Gebhardt and R. Kruse, *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 (1999).
- Simutis, R., *Fuzzy Logic Based Stock Trading System*, *Proceedings Of IEEE/IAFE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering*, J. Marshall Ed. New York USA, 19-22, (2000).
- Situngkir, H. and Y. Surya, *Neural Network Revisited: Perception On Modified Poincare Map Of Financial Time-Series Data*, *Physica A*, Vol. 344 (2003).

- Steiner, M. and H.-G. Wittkemper, Portfolio Optimization With A Neural Network Implementation Of The Coherent Market Hypothesis, *European Journal Of Operational Research*, Vol. 100, 27-40 (1997).
- Shearer, J. A., A.T. Murphy and H.H. Richardson, *Introduction to systems Dynamics*, Addison-Wisley, Reading, Mass, (1967).
- Simutis, R., Fuzzy logic based stock trading system, *Proc. IEEE/IAFE Conf. On Computational Intelligent of Financial Engineering*, New York, (2000).
- Smirlock, M. and L. Starks, An empirical Analysis of the stock price-volume relationship, *Journal of Banking and Finance* 12, 31-42, (1990).
- Sulzberger, S.M., N.N. Tschicholg-Gurman and S.J. Vestli, FUN: Optimization of Fuzzy Rule Based Systems Using Neural Networks, In *Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks*, San Francisco, pp. 312-316, (1993).
- Sugeno, M., *Industrial applications of fuzzy control*, Elsevier Science, (1985).
- Smith, Adam, *The money game*, New York, Random House, p. 154, (1968).
- Strobach, P., *Linear prediction theory: a mathematical basis for adaptive systems*. Springer, Verlag, London, (1990).
- Sugeno, M. and G. Kang, Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy Sets and Systems*, 28, 15-33, (1988).
- Swingler K., Financial prediction: Some pointers, pitfalls and common errors. *Neural Computing and Applications*, 4, (1996).
- Sanso, A., V. Arago, and J.-L. Carrion, (2003). Testing for changes in the unconditional variance of financial time series. *Revista de Economia, Spain*, (2003).
- Sarno, L. and G. Valente, Modeling and Forecasting Stock Returns: Exploiting The Futures Market, Regime Shifts and International Spillovers. *Journal of Applied Econometrics*, 20, 345-376, (2005).
- Shaikh, A., The Stock Market and the Corporate Sector: A Profit-Based Approach. *Unemployment and Economic Policy: Essays in Honour of Geoff Harcourt, Volume Two*, Malcolm Sawyer, Philip Arestis, and Gabriel Palma (eds.), Routledge, London, (1998).

- Sharpe, S., Reexamining Stock Valuation and Inflation: The Implications of Analysts' Earnings Forecasts. *Review of Economics and Statistics*, 84, 632-649, (2002).
- Sibbertsen, P., Long memory in volatilities of German stock returns. *Empirical Economics*, 29, 477 - 488, (2004).
- Skaradzinski, D., The Nonlinear Behavior of Stock Prices: The Impact of Firm Size, Seasonality, and Trading Frequency. *Dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University*, (2003).
- Spann, M. and Skiera, Internet-Based Virtual Stock Markets for Business Forecasting. *Published in Management Science*, Vol.49, No.10, pp.1310-1326, (2003).
- Stentoft, L., Pricing American Options when the Underlying Stock Price Exhibits Time-Varying Volatility. *Journal of Empirical Finance*, 12 (4) 576-611, (2005).
- Tabrizi, H. A. and H. Panahian, Stock Price Prediction By Artificial Neural Networks: A Study Of Tehran's Stock Exchange (T.S.E) <http://sakhteman.com/abdoh/TSE%20Price%20Prediction.doc>.
- Tano, S., T. Oyama and T. Arnould, Deep combination of Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference, *Fuzzy Sets and Systems*, 82, 2, pp. 151-160, (1996).
- Tan H., D. Prokhorov and D. Wunsch, Conservative Thirty Calendar Day Stock Prediction Using A Probabilistic Neural Network, *Proceedings Of The IEEE Conference "Computational Intelligence For Financial Engineering"*, 113-117 (1995).
- Tang, Y., F. Xu, X. Wan and Y-Q. Zhang, 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 (2002).
- Thammano, A., Neuro-Fuzzy model for stock market prediction, *Proceedings of the ANN in Engineering Conference (ANNIE 99)*, 587-591 (1999).
- Tay N. S. P., and S. Linn, - Fuzzy Inductive reasoning, expectation formation and the behavior of securities prices. *Journal of Economic Dynamics and Control*, pg. 321-361, (2001).

- Thawornwong, S. and D. Enke, The Adaptive Selection Of Financial And Economic Variables For Use With Artificial Neural Networks, *Neurocomputing*, Vol. 56, 205-232 (2004).
- Tsaih, R., Y. Hsu and C.C. Lai, Forecasting S & P 500 Stock Index Futures With A Hybrid AI System, *Decision Support Systems*, Vol. 23, 161-174 (1998).
- Takagi, T. and M. Sugeno, Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 15(1), 116-132, (1985).
- Tang, Z., C. de Ameida and P. Fishwick, Time series forecasting using neural networks vs. Box-Jenkins methodology. *Simulation*. 57(5), 303-310, (1991).
- Tang, Z. and P. Fishwick, Feedforward neural nets as models for time series forecasting. *ORSA Journal on Computing*, 5(4), 374-385, (1993).
- Treynor, J. and R. Ferguson, In defense of technical analysis. *Journal of Finance*, XL, 757-775, (1985).
- Trippi, R.R. and E. Turban (Ed.), *Neural Network in Finance and Investing*. Probus Publishing Company, (1993).
- Taylor, S.J., *Modeling Financial Time Series*. Chichester, UK: John Wiley & Sons, (1986).
- Tauchen, G., Notes on financial econometrics. *Journal of Econometrics* 100, 57-64, (2001).
- Taylor, J., Volatility Forecasting with Smooth Transition Exponential Smoothing. *International Journal of Forecasting*, Vol. 20, 273-286, (2003).
- Taylor, S., Consequences for option pricing of a long memory in volatility. *Working Paper 2001/017 of the Department of Accounting and Finance, Lancaster University Management School, England, Inquire Europe conference in Berlin*, (2001).
- Tolvi, J., Long memory in the Finnish stock market. *Working Paper, University of Turku, Department of Economics, Research Reports No. 103. Written as a Visiting Research Fellow at the Leeds University Business*, (2002).
- Tsoukalas L. and R. Uhrig, *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*. John Willey & Sons, Inc, New York, (1997).

- Tse, Y.K., Stock returns volatility in the Tokyo Stock Exchange. *Japan and the World Economy* 3, 285-298, North-Holland, (1991).
- Turiel, A. and C. Perez-Vicente, Role of multifractal sources in the analysis of stock market time series. *Physica A.*, Vol. 355, 475-496, (2005).
- Ucenic C., and G. Atsalakis, Study the influences of the economic environment on the gross domestic product using a fuzzy model. *Management of Technological changes, Proceeding of 3rd International Conference on the Management of Technological Changes, TUC, Chania, Greece*, (2003, a).
- Ucenic C., and G. Atsalakis, Trade integration of goods and some technical sources of growth. *Management of Technological changes, Proceeding of 3rd International Conference on the Management of Technological Changes, Technical University Crete, Chania, Greece*, (2003, b).
- Ucenic C. and G. Atsalakis, Internet, e-commerce and m-commerce - new tools for increasing the competitiveness of Romanian companies in the globalization process. *20th European Conference on Operation Research, July 4-7, Rhodes, Greece*, (2004).
- Ucenic C. and G. Atsalakis, Time series prediction of the Greek manufacturing index for the basic metals sector using a Neuro-fuzzy approach (ANFIS). *Management of Technological changes, Proceeding of 4th International Conference on the Management of Technological Changes, TUC, Chania, Greece*, (2005, a).
- Ucenic C. and G. Atsalakis, Forecasting the profit for the Greek non-metallic sector using a Neuro-fuzzy approach (ANFIS). *Management of Technological changes, Proceeding of 4th International Conference on the Management of Technological Changes, Technical University Crete, Chania, Greece*, (2005, b).
- Vanstone, B.J., G.R. Finnie and C.N.W. Tan, Evaluating the Application of Neural Networks and Fundamental Analysis in the Australian Stock Market, *Proceedings of Computational Intelligence 2005*, 487-028 (2005).
- Versace, M., R. Bhatt, O. Hinds and M. Shiffer, Predicting The Exchange Traded Fund DIA With A Combination Of Genetic Algorithms And Neural Networks, *Expert Systems With Applications*, Vol. 27, 417-425 (2004).

- Virtanen V. and Yli-Olli, Forecasting Stock Market Prices in a Thin Security market. *OMEGA Int. J. of Mgmt*, Vol. 15, No. 2, pp. 145-155,(1987).
- Venugopal, V. and W. Baets, Neural networks and statistical techniques in marketing research: An conceptual comparison. *Marketing Intelligence and Planning*, 12, 30-38, (1994).
- Wah, B.W.and M. Qian, Constrained Formulations and Algorithms for Stock Price Predictions Using Recurrent FIR Neural Networks, *Proceedings Of Eighteenth National Conference On Artificial Intelligence*, 211 - 216, ISBN:0-262-51129-0 (2002).
- Walezak, S., Gaining Competitive Advantage For Trading In Emerging Capital Markets With Neural Networks, *Journal Of Management Information Systems*, Vo. 16, Issue 2, 178-194 (1999).
- Wang, Y.F., Predicting Stock Price Using Fuzzy Grey Prediction System, *Expert Systems With Applications*, Vol. 22, 33-39 (2002).
- Wang, J.-H. and J.-Y. Leu, Stock Market Trend Prediction Using ARIMA-Based Neural Networks, *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, 2160-2165, ISBN: 0-7803-3210-5 (1996).
- Wikowska, D., Neural Networks As A Forecasting Instrument For The Polish Stock Exchange, *International Advances In Economic Research*, Vol. 1, Issue 3, 232-242, ISSN:10830898 (1995).
- Wittkemper, H.-G and M. Steiner, Using Neural Networks To Forecast The Systematic Risk Of Stocks, *European Journal Of Operational Research*, Vol. 90, 577-588 (1996).
- Wong, F.S., P. Z. Wang, T. H. Goh and B.K. Quek, Fuzzy Neural Systems For Stock Selection, *Financial Analysts Journal Jan-Feb 1992*, 47-52 (1992).
- Wu, X., M. Fung and A. Flitman, Forecasting Stock Market Performance Using Hybrid Intelligent System, *Proceedings Of The International Conference On Computational Science*, 447 - 458, ISBN:3-540-42233-1 (2001).
- Werbos, P.J., An overview of neural networks for control. *IEEE Control Systems Magazine*, 11 (1), 40-41, (1991).

- Werbos, P.J, Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Science. *Ph.D. dissertation, Harvard University*, (1974).
- White, D. A. and D.A. Sofge, *Handbook of intelligent control: neural, fuzzy, and adaptive approaches*. New York: Van Nostrand-Reinhold, (1992).
- Wallmeier, M., Analysts' Earnings Forecasts for DAX100 firms During the Stock Market Boom of the 1990s. *Financial Markets and Portfolio Management*, Vol. 19, No. 2, pp. 130-150, (2005).
- Watanabe, T. and K. Yamaguchi, Measuring, Modeling and Forecasting Realized Volatility in the Nikkei 225 Stock Index Futures Market. *Working Paper, Institute for Monetary and Economic Studies, Bank of Japan and School of Economics, Hitotsubashi University*, (2005).
- Wolf, M., Stock Returns and Dividend Yields Revisited: A New Way to Look at an Old Problem. *Journal of Business and Economic Statistics*. Vol. 18, issue 1, 18-30, (2000).
- Wong, W., M. Manzur, and B. Chew, How Rewarding is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market. *Applied Financial Economics*, 13, 543-551, (2003).
- Worthington, A. and A. Valadkhani, Measuring the impact of natural disasters on capital markets: An empirical application using intervention analysis. *Applied Economics*, 36(19), pp. 2177, (2004).
- Yiwen, Y., L. Guizhong and Z. Zongping, Stock Market Trend Prediction Based On Neural Networks, Multiresolution Analysis And Dynamical Reconstruction *Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS 2000 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, 155-156, ISBN: 0-7803-6429-5 (2000).
- Yumlu, M. S., F. S. Gurgun and N. Okay, Turkish Stock Market Analysis Using Mixture Of Experts, *Proceedings of Engineering of Intelligent Systems (EIS)*, Madeira (2004).
- Yumlu, S., F. G. Gurgun and N. Okay, A Comparison Of Global, Recurrent And Smoothed-Piecewise Neural Models For Istanbul Stock Exchange Prediction, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26, 2093-2103 (2005).

- Yu, In Hyeob, On-Line Approximator & Controller for Unknown Nonlinear System Via Fuzzy Logic. *Ph.D. thesis, University of Texas at Arlington, Arlington, Texas, (1995).*
- Yao, J., J. Gao and L. Alles, Dynamic investigation into the predictability of Australian industrial stock returns: Using financial and economic information. *Pacific-Basin Finance Journal, 13, 225 - 245, (2005).*
- Yu, Jun, Forecasting volatility in the New Zealand stock market. *Applied Financial Economics, 12, 193-202, (2002).*
- Yu, P. and M. So, Estimating value at risk using GARCH models: Can we do better if long memory exists? *Research Report, Department of Statistics and Actuarial Science, HKU, 368: 1-12, (2003).*
- Zhang, D., Q. Jiang and X. Li, Application of Neural Networks in Financial Data Mining, *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence, 392-395 (2004).*
- Zhang, Y.-Q., S. Akkaladevi, G. Vachtsevanos and T. Y. Lin, Granular Neural Web Agents For Stock Prediction, *Soft Computing, Vol. 6, 406-431, Springer Verlag (2002).*
- Zhongxing, Y. and G. Liting, A Hybrid Cognition System : Application To Stock Market Analysis, *Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 3000-3003, ISBN: 1900237 (1993).*
- Zorin, A. and A. Borisov, Modelling Riga Stock Exchange Index Using Neural Networks (2002)
<http://overcite.lcs.mit.edu/rd/251013%2C546833%2C1%2C0.25%2CDownload/http://overcite.lcs.mit.edu/cache/papers/cs/26702/http:zSzzSzdssg.cs.rtu.lvzSzenzSzpublicationszSz..zSz..zSzdownloadzSzpublicationszSz2002zSzZorins-RA-2002.pdf/zorin02modelling.pdf>.
- Zadeh, L. A. and C. A. Desoer: *Linear System Theory, The State Space Approach*, McGraw-Hill, New York, (1963).
- Zadeh, L.A., Fuzzy Sets. *Information and Control, 8, 338-353, (1965).*

- Zadeh, L. A., Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision process. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 3 (1), 38-44, (1973).
- Zadeh L.A., Fuzzy logic, neural networks and soft computing. *One-page course announcement of CS 294-4, the University of California at Barkley*, (1992).
- Zhang, G., B. Patuwo and M. Hu, Forecasting with artificial neural networks: *The state of art. International Journal of Forecasting*, 14, 35-62, (1998).
- Zhang, D., D. Dickinson, and M. Barassi, Volatility Switching in Shanghai Stock Exchange: Does regulation help reduce volatility? *Working Paper in International Conference on Policy Modeling, Istanbul*, (2005).
- Zontos, S., C. Skiadas, and Y. Valvis, Technical Analysis and Mutual Funds: Testing Trading Rules. *VII congress of SIGEF, Chania, Crete, Greece*, (2000).
- Zopounidis, C., D.K. Despotis and I. Kamaratou, Portfolio Selection Using ADELAIS Multiobjective Linear Programming System. *Computational Economics*, Vol. 11, p. 189-204, (1998).
- Zopounidis, C., M. Doumpos and S. Zanakis, Stock evaluation using a preference disaggregation methodology. *Decision Sciences*, Vol. 30, no.2, p. 313-336, (1999).
- Zopounidis, C., P. Pardalos and G. Baourakis, Eds., *Fuzzy sets in Management, Economics and Marketing*. World Scientific, New Jersey, p.p. 195-210, (2001).

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 1 - ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΣΥΜΒΑΤΙΚΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

AAD: Absolute average deviation

AIC: Akaike information criterion

AMAPE: Adjusted Mean Absolute Percentage Error.

ANST-GARCH: Asymmetric Nonlinear Smooth Transition GARCH

APARCH: Asymmetric Power ARCH model

APT: Arbitrage Pricing Theory

AR: Autoregressive model

ARIMA: Autoregressive intergraded moving average model

ARMA: Autoregressive moving average model

BIC: Bayesian information criterion

B&H: Buy and Hold account

CAPM: Capital Asset Pricing Model

CARs: cumulative abnormal returns

Chi-square test: = (observed frequency - expected frequency)²/ expected frequency

CORR: Correlation

D(%): proportion of correctly predicted directions, i.e., of the volatility movements.

Def: default-risk spread.

EMM: e\$cient, method of moments

ES: Exponential smoothing model

ESTAR: Exponential Smooth Transition Autoregressive

EWMA: Exponentially-weighted moving average

Fed Model: it was used in the Fed's Humphry-Hawkins report to Congress in July 1997 and quickly picked up by private security analysts, who gave it the name "Fed Model."

FF: three-factor model of Fama and French (1993)

FI- GARCH, ARFIMA: Fractionally Integrated... (Long memory models)

- FIC: Fisher information criterion
- GARCH: Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model
- GARCH-M: GARCH-in-Mean model
- GH-method: Glosten and Harris [1988] method
- GJR-GARCH (1, 1): Glosten, Jagannathan and Runkle (1993)
- GKN-method: George et al. [1991] method
- GPH-estimator: Log-periodogram regression was introduced by Geweke/Porter-Hudak (1983) for explore long-range dependence.
- HAR : heterogeneous interval autoregressive model
- HIS: Historical Volatility Model
- HIT: Direct measure
- IMF: International Monetary Fund policies independently distributed (*i.i.d.*)
- IV: Implied Volatility
- IPOs: Initial Public Offerings
- J-B tests: Jarque-Bera normality tests of an n-series
- LDA: linear discriminate analysis
- LDST: Logistic Double Smooth Transition model
- LINEX: loss function identically long-range dependence, difference-stationarity and deterministic trends.
- LR-tests: joint likelihood ratio test
- LSTAR: Logistic Smooth Transition Autoregressive
- M1: Current earnings as forecasts for next year;
- M2: Overall mean of current earnings as forecasts;
- M3: Forecasts corresponding to regression of analysts' forecasts on current earnings;
- M4: Earnings forecasts corresponding to required rate of return;
- M5: Combination of M1 and M4 with equal weights
- MAD: Mean absolute deviation
- MAE: Mean absolute error
- MAPE: Mean absolute prediction error
- MEAN: Prediction mean error

MedSPE: Median SPE

MF model: multi-fractal

MFI: Money Flow Index

MIDAS: mixed data sampling approach.

MMAR model: Multifractal Model of Asset Returns (stochastic process)

MME: Mean mixed error statistics

MRS-GARCH: Markov Regime-Switching GARCH

MSPE: Mean square prediction error

Multiplicative Error Model: is suited to model the conditional behavior of positively valued variables choosing a convenient GARCH-type structure to model persistence with an exponential error assumption.

N/A: Not available

N/C: No comparison

N/P: Not provided.

PIC: posterior information criterion

PM-GARCH: Power in-Mean-GARCH

QDA: Quadratic discriminant analysis

RFA: ratio of forecasted and actual average realized volatility

RMSE: Root mean squared error

RSI: Relative Strength Index

RSI: Relative Strength Index

RW: Random Walk

SE: sum of error

SEMIFAR model is a fractional stationary or non-stationary autoregressive model with a nonparametric trend.

SEMIFAR models extend the definition of fractional ARIMA models with arbitrary $d = m + \delta$ by including an arbitrary deterministic trend function g satisfying certain smoothness assumptions.

SEMIFAR models: These models include a nonparametric trend function as well as a fractional differencing parameter. This allows for data-driven distinction of

SETAR: Shelf-Exciting Threshold Autoregressive model

- SGED- GARCH: skewed fat-tailed generalized error Distribution GARCH
- SIC Schwarz's information criterion
- SMM: Simulated method of moments (SMM) (model)
- SSE: sum of squared error
- STAR: Smooth Transition Autoregressive model.
- STEM: Switching Transition Error Correction Model
- SV model: Stochastic volatility model
- SVM: Support vector machine
- SW-EGARCH. Switching Exponential GARCH
- TERM: one-year momentum in stock returns, and the differences between returns on long-term and short-term government bonds
- TGARCH: threshold GARCH
- TIC: Theil Inequality Coefficient
- VAR model: Vector Autoregression Model.
- VaR: Value at Risk
- VECM: Vector error correction model
- WMA: Weighted moving average
- WML: winners-minus-losers
- W-test: W_j denotes a joint test of a restriction in the system under the possibility of heteroskedasticity
- ?: Not reported

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 2 - ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΜΗ ΣΥΜΒΑΤΙΚΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

" - " : Not mentioned in the article

Data Preprocessing:

Yes : Data preprocessing is made, but the author does not give any further details.

No : No Data Preprocessing is made.

[α , β] : Data Preprocessing is made by transforming the initial data in the interval of [α , β].

log : A logarithmic Data Transformation is made.

Sample Size:

α : Size of daily observations made.

$\approx \alpha$: Estimated size of daily observations made.

D: α Years : Sample size is taken in daily basis during a period of α years.

D: α Months : Sample size is taken in daily basis during a period of α months.

D: α Weeks : Sample size is taken in daily basis during a period of α weeks.

Type

The type of the methodology used is described:

ANN : Artificial Neural Network

BPN : Backpropagation Neural Network

CDN :

FBPN : BackPropagandation Neural Network with Fuzzy Rules

FCM : Fuzzy Cognitive Maps

FFNN : FeedForward Neural Network

FFNF : FeedForward Neural network with Fuzzy Rules

Fuzzy : Fuzzy Logic based system

GA : Genetic Algorithm

GRNN : General Regression Neural Network

Hyb ANN: Hybrid Artificial Neural Network

MLP : MultiLayer Perceptron

MLPF : MultiLayer Perceptron with fuzzy Rules

NF : NeuroFuzzy

TDLM: Temporal Difference Learning Method

NXCS : Hybrid System that integrates extended classifier system with Genetic Algorithms and ANNs

PNN : Probabilistic Neural network

RBFN : Radial Basis Function Neural Network

RBPN : Recurrent Backpropagation Neural Network

RFIR : Recurrent FIR Neural Network

RNN : Recurrent Neural Network

SVM : Support Vector Machines

TDRNN:

Network Layers

In case of Neural and NeuroFuzzy approaches, the number of layers is mentioned in the following way:

$\alpha / x / \dots / x / \beta$, where

α : Number of input neurons

β : Number of output neurons

x : Number of hidden neurons in each hidden layer. The number of hidden layers equals to the times that x appears. For example 4/5/5/2 refers to two hidden layers with 5 neurons in each.

Membership Functions

In case of NeuroFuzzy and Fuzzy approaches, the membership function used is referred.

Bell : Generalized bell-shaped membership function.

Gaussian-Bell : Gaussian curve membership function.

Logistic : Logistic membership function.

Sigmoid : Sigmoidally shaped membership function.

Trapezoid : Trapezoidal-shaped membership function.

Triangular : Triangular membership function.

Validation Set

Yes : Validation Set exists but the author does not mention anything further.

No : The author does not use Validation Set

$\alpha\%$: The α percent of the sample size is used for validating the results of the model.

α : α Data observations were used as Validation Set.

α Last : The last α observations were used as Validation Set.

Training Method

The method used for the training if the model is referred:

SCGA : Sealed Conjugate Gradient Algorithm

EBP : Error Backpropagation

EBP,RanOpt : Error Backpropagation combined with Random Optimization Method

Cross-Vali. : Cross-Validation Method

DRLA : Delta Rule Learning Algorithm

Equal.Learn. : Equalized Learning Training Method

Evolution Str. : Evolution Strategies Method Training

Fix. Sample : Fixed Sample Training

Fuzzy System : Training with Fuzzy System

G.A. : Training with Genetic Algorithm

HLN : Heuristic Knowledge Based Learning Algorithm

Lev-Mar Alg : Lavenberg-Marquardt optimization algorithm.

LMS : Least Mean Square Training

MSE : Minimization of the mean square error (MSE)

MW : Moving Window

PRW : Pattern Recognition Workbench

PSO Alg : Particle Swarm Optimization Algorithm

- Quickprop : QuickProp Training Algorithm
Sim. Anneal. : Simulated Annealing Training Technique
Sliding Wind : Sliding Window Training
Sup. Learn. : Supplementary Learning
SVM : Support Vector Machines

Modeling Benchmarks

- ANNs : The results of the model are compared to those obtained using similar Artificial Neural Network models.
LR / MLR : The results of the model are compared to those obtained using Linear Regression and Multi-Linear Regression.
ARMA / ARIMA : The results of the model are compared to those obtained using Autoregressive - Moving Average Models.
GA : The results of the model are compared to those obtained using Genetic Algorithms.
RW : The results of the model are compared to those obtained using the Random Walk model.
B&H : The results of the model are compared to those obtained using the Buy and Hold trading strategy.
Others : The results of the model are compared to those obtained using other forecasting techniques.

Performance Measures

- AAR : Annual Rate of Return
AC : Autocorrelation
APE : Average Percentage Error
BETC : Break Even Transaction Cost
CAR : Cumulative Abnormal Return
CC : Correlation Coefficient
DOF : Degrees of Freedom

FAR : False Acceptance Rate

FRR : False Rejection Rate

FPE : Akaike's Minimum Final Prediction Error

HIT : Hit Rate

MAD : Mean Absolute Deviation

MAE : Mean Absolute Error

MAP : Maximum Absolute Percentage Error

MAPE: Mean Absolute Percentage Error

MAR : Mean Abnormal Return

MSE : Mean Squared Error

MSPE : Mean Squared Prediction Error

NMSE: Normalized Mean Square Error

PCC : Pearson's correlation coefficient

POCID : Percentage of Change in Direction

PROFIT : Average Annual Profit of the Model. (See also table 6)

P-Value : P-value is a measure of how much evidence there is against the null hypothesis.

R² : Squared Correlation

RETURN: Average Annual Returns of the Model. (See also table 6)

RMSE : Root Mean Square Error

SD : Standard Deviation (also referred as the Greek letter σ)

TIC : Theil Inequality Coefficient

VR : Variance Reduction

σ : Standard Deviation

