

Θεωρία Κυμάτων Elliott και Νευρο-ασαφή Συστήματα για την Πρόβλεψη Μετοχών

Δημητρακάκης Εμμανουήλ

Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης
Κατεύθυνση Οργάνωσης και Διοίκησης

Δεκέμβριος 2008



“All human activities have three distinctive features, pattern, time and ratio, all of which observe the Fibonacci summation series”

Ralph Nelson Elliott

“As we have advanced through some of the most unpredictable economic climate imaginable, covering depression, major war, and post-war reconstruction and boom, I have noted how well Elliott's Wave Principle has fitted into the facts of life as they have developed, and have accordingly gained more confidence that this Principle has a good quotient of basic value”

Robert Prechter

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	5
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	8
1.1 ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ	8
1.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ.....	9
1.3 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΕΠΙΛΥΣΗΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ.	9
1.4 ΠΕΡΙΛΗΨΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ	10
1.5 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 : ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	13
2.1 Η ΑΡΧΗ ΤΗΣ ΥΠΟΘΕΣΗΣ “ΤΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΗΣ ΑΓΟΡΑΣ”	13
2.2 ΥΠΟΘΕΣΗ ΤΟΥ ΤΥΧΑΙΟΥ ΠΕΡΙΠΑΤΟΥ (RANDOM WALK HYPOTHESIS).....	14
2.3 ΣΧΟΛΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	15
2.4 ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΕΙΣ ΜΕΤΟΧΩΝ	18
2.5 ΠΑΡΟΥΣΑ ΕΡΓΑΣΙΑ	20
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	21
3.1 ΘΕΩΡΙΑ ΚΥΜΑΤΩΝ ELLIOTT.....	21
3.1.1 Εισαγωγικά.....	21
3.1.2 Εξήγηση συμπεριφοράς Κυμάτων.....	24
3.1.3 Αναλογίες Κυμάτων και Αριθμοί Fibonacci.....	27
3.2 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ	34
3.2.1 Εισαγωγικά.....	34
3.2.2 Ασαφή συστήματα.....	38
3.2.2.1 Συστήματα Mamdani.....	38
3.2.2.2 Συστήματα Sugeno	40
3.2.2.3 Συστήματα Tsukamoto	42
3.2.2.4 Εναλλακτικό τρόπος δημιουργίας κανόνων.....	43
3.3 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	44
3.3.1 Εισαγωγικά.....	44
3.3.2 Μοντέλα μάθησης.....	46

3.3.2.1 Μάθηση με επίβλεψη	46
3.3.2.2 Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη.....	47
3.3.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα Νευρωνικών δικτύων	47
3.4 ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	49
3.4.1 Αρχές και Λόγοι δημιουργίας.....	49
3.4.2 Anfis	53
3.4.3 Εκμάθηση μοντέλου ANFIS.....	55
3.4.3.1 Forward – Pass	58
3.4.3.2 Backward Pass.....	58
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ WASP	61
4.1 ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΕΙΣΟΔΟΥ – Ο ΔΕΙΚΤΗΣ ELLIOTT WAVE OSCILLATOR.....	61
4.2 ΕΠΙΛΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ.....	65
4.2.1 Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής	65
4.2.2 Επιλογή είδους συναρτήσεων συμμετοχής.....	67
4.2.3 Μεταβλητές του συστήματος.....	67
4.2.4 Αριθμός των Επαναλήψεων.....	68
4.3 ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΤΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ WASP	70
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ.....	75
5.1 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΗΜΕΡΗΣΙΑΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ	75
5.2 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΠΕΡΙΟΔΩΝ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ	83
5.2.1 Πρώτη Περίοδος Αξιολόγηση	83
5.2.2 Δεύτερη Περίοδος Αξιολόγηση.....	87
5.2.3 Τρίτη Περίοδος Αξιολόγηση.....	90
5.3 ΛΟΙΠΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ.....	93
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 : ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΈΡΕΥΝΑ	98
6.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	98
6.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΈΡΕΥΝΑ	99
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 : ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	100

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Από τη θέση αυτή επιθυμώ να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όσους με παρότρυναν και με βοήθησαν να ολοκληρώσω αυτήν την εργασία. Καταρχάς στον κ. Ατσαλάκη Γεώργιο, χωρίς τον οποίον ο χώρος της εύκαμπτης λογικής θα μου ήταν άγνωστος, και του οποίου η βοήθεια πάνω σε κομβικά θέματα της εργασίας ήταν πολύτιμη.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, κ. Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα.

Θέλω να ευχαριστήσω ακόμα τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, Επίκουρο καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, κ. Δούμπο Μιχαήλ, ο οποίος μου έδωσε το έναυσμα να ασχοληθώ με την γλώσσα προγραμματισμού Matlab, και εναλλακτικές μεθόδους ανάλυσης χρηματιστηριακών δεδομένων, και τον Επίκουρο καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, κ. Γρηγορούδη Ευάγγελο για τις συμβουλές του.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω και τους καθηγητές μου, από τους οποίους διδάχθηκα κατά τη διάρκεια του μεταπτυχιακού προγράμματος, διότι κάθε ένας με τον τρόπο του συνέβαλε στην απόφαση μου να ασχοληθώ με το συγκεκριμένο θέμα. Τον Επίκουρο Καθηγητή κ. Κωσματόπουλο Ηλία, με τον οποίον εμβάθυνα τις γνώσεις μου στην εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων και νευροασαφών συστημάτων, τον Καθηγητη κ. Ματσατσίνη Νικόλαο, και τον Επίκουρο Καθηγητή κ. Δουλάμη Αναστάσιο, με τους οποίους ελέγξαμε την χρήση νεύρο-ασαφών συστημάτων σε διαφορετικούς τομείς, γεγονός που μου έδωσε μια ευρύτερη γνώση στη χρησιμότητα των εν λόγω θεωριών. Τον Αναπληρωτή καθηγητή κ. Σκιαδά Χρήστο, για την ενασχόληση μου με την ανάλυση δεδομένων, και τέλος τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Μουστάκη Βασίλειο, ο οποίος μου παρουσίασε έναν εναλλακτικό τρόπο σκέψης και αντιμετώπισης προβλημάτων.

Ευχαριστώ επίσης τους υπεύθυνους της βιβλιοθήκης της οποίας η πληρότητα σε βιβλία αποτέλεσε μια ευχάριστη και χρήσιμη έκκληξη.

Επιπλέον θέλω να ευχαριστήσω τον πρότανη του Πολυτεχνείου Κρήτης κ. Γρυσπολάκη Ιωακείμ για τις προσπάθειες αναβάθμισης του πολυτεχνείου, και για την σωστή λειτουργία του Ιδρύματος.

Οι θερμότερες ευχαριστίες μου, προορίζονται στην οικογένεια μου που ήταν δίπλα μου σε κάθε στιγμή της ζωής μου, με κάθε τρόπο.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους φίλους μου όπου και αν βρίσκονται για τη δύναμη που μου δίνουν.

Περίληψη

Στην εργασία αυτή παρουσιάζεται η ανάπτυξη του συστήματος WASP (**W**ave **A**nalysis **S**tock **P**rediction). Το σύστημα προβλέπει την τάση των μετοχών, και γενικότερα χρονολογικών σειρών. Το σύστημα έχει αναπτυχθεί χρησιμοποιώντας τεχνικές εύκαμπτης πληροφορικής. Συγκεκριμένα χρησιμοποιείται η νεύρο-ασαφής αρχιτεκτονική που προκύπτει από τον συνδυασμό της ασαφούς λογικής, και των νευρωνικών δικτύων. Το σύστημα χρησιμοποιεί την θεωρία των κυμάτων Elliott (Elliott Wave Theory), θεωρία η οποία αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποτελεσματική στην εξήγηση των χρηματιστηριακών αποδόσεων. Η ύπαρξη συστημάτων που μπορούν να αναιρέσουν την «υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς» (Efficient Market Hypothesis) θεωρείται ιδιαίτερα σημαντική, και παρουσιάζει εξαιρετικό ενδιαφέρον.

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Προβλέψεις

Η δυνατότητα σωστών προβλέψεων αποτελούσε ανέκαθεν ένα όνειρο για πολλούς. Από την αρχαιότητα ως σήμερα, η ανθρωπότητα έχει επιδείξει αμέτρητες προσπάθειες πρόβλεψης γεγονότων. Από την Πυθία, και τους προφήτες, στις σύγχρονες προβλέψεις τιμών μετοχών ,πετρελαίου, καιρού, ισοτιμιών κτλ. Παρά τους διαφορετικούς τομείς στους οποίους γίνεται η πρόβλεψη κάθε φορά, υπάρχει ένα κοινό σημείο. Η ανάλυση κάποιων δεδομένων ή καταστάσεων με τη βοήθεια ενός μοντέλου(μαθηματικού ή εμπειρικού), για την εξαγωγή κάποιου αποτελέσματος. Ωστόσο η ορθότητα των προβλέψεων αποτελεί θέμα ανάλυσης. Υπάρχουν αναρίθμητες αντιλήψεις που αντιμετωπίζουν τις προβλέψεις με καχυποψία, ειρωνεία και χιούμορ. Κάποιες από αυτές παρατίθενται στη συνέχεια.

“Αυτοί που έχουν γνώση δεν προβλέπουν. Αυτοί που προβλέπουν δεν έχουν γνώση”

- Lao Tzu, 6th Century BC Chinese Poet

“Οι προβλέψεις είναι εξαιρετικά δύσκολες, ειδικά αν αφορούν το μέλλον”

Nils Bohr, βραβευμένος με Nobel φυσικής

“Το να προβλέπεις το απρόβλεπτο, δείχνει μια απόλυτη σύγχρονη διανόηση”

Oscar Wilde

“Αποφεύγω να προβλέπω εκ των προτέρων διότι είναι πολύ καλύτερα να προβλέπεις ένα γεγονός που έχει ήδη συμβεί”

Winston Churchill

“Οι δείκτες της Wall-Street προέβλεψαν 9 από τις τελευταίες 5 υφέσεις.
-Paul A. Samuelson in Newsweek, Science and Stocks, 19 Sep. 1966.

“Αν πρέπει να προβλέπεις, προέβλεπε συχνά”
Edgar R. Fiedler in *The Three Rs of Economic Forecasting-Irrational, Irrelevant and Irreverent*, June 1977

“Υπάρχουν δύο τύποι προβλέψεων, οι τυχερές και οι λάθος”
in "Control" magazine published by Institute of Operations Management

1.2 Ορισμός του προβλήματος

Σκοπός της εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός συστήματος πρόβλεψης της κατεύθυνσης μιας μετοχής. Η πρόβλεψη της κατεύθυνσης της μετοχής επικρατεί στη βιβλιογραφία έναντι της προσπάθειας πρόβλεψης της τιμής της. Για το λόγο αυτό στην παρούσα εργασία η τάση της μετοχής εκφράζεται από μια μεταβλητή που λαμβάνει τιμές -1, 0 και 1, ανάλογα με την απόδοση της, και προσπαθεί να προβλέψει με αυτόν τον τρόπο μόνο την τάση. Έτσι το πρόβλημα της πρόβλεψης έχει μετατραπεί ουσιαστικά σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης σε ανοδικές και πτωτικές συνεδριάσεις. Αυτό είναι και το κύριο ενδιαφέρον των επενδυτών. Δεν έχει ιδιαίτερη σημασία για τον επενδυτή να προβλέψει με ακρίβεια εκατοστού την μεταβολή της τιμής, δεδομένης της δυσκολίας του προβλήματος.

1.3 Μεθοδολογία επίλυσης του προβλήματος.

Οι μέθοδοι που έχουν εφαρμοστεί στον τομέα των προβλέψεων προέρχονται από διάφορους επιστημονικούς τομείς. Για μεγάλο χρονικό διάστημα, λόγω της απλότητας

τους, εφαρμόστηκαν μοντέλα βασισμένα στη στατιστική κυρίως, χρησιμοποιώντας δείκτες όπως ο μέσος όρος των αποδόσεων, η διασπορά των αποδόσεων ως μέτρο κινδύνου, κ.α. Στη συνέχεια, αναπτύχθηκαν μοντέλα από το χώρο της οικονομετρίας, η οποία επίσης βασίζεται κυρίως στη στατιστική. Από αυτό το χώρο προέκυψαν τα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα (AR, ARMA, ARIMA, ARCH, GARCH, κτλ.). Τα πρώτα από αυτά (AR, ARMA, ARIMA) επιλύουν το πρόβλημα της πρόβλεψης ως έναν γραμμικό συνδυασμό ενός αριθμού χρονικών υστερήσεων της προβλεπόμενης μεταβλητής. Τα τελευταία μοντέλα (ARCH, GARCH κτλ), χρησιμοποιούν την διακύμανση του σφάλματος παρελθοντικών τιμών για να προβλέψουν την νέα τιμή της απόδοσης.

Τα αποτελέσματα που έχουν επιτευχθεί από τέτοια μοντέλα είναι ενθαρρυντικά, ωστόσο δεν επιλύουν το πρόβλημα σε ικανοποιητικό βαθμό. Για το λόγο αυτό η θεωρία των προβλέψεων κινήθηκε και σε άλλους τομείς. Εργασίες που σίγουρα δεν μπορούν να περάσουν απαρατήρητες προέρχονται από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Το σύστημα που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία, αναπτύχθηκε με τέτοιες μεθοδολογίες. Συγκεκριμένα με το συνδυασμό νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής. Τέτοια συστήματα έχουν επικρατήσει να καλούνται νεύρο-ασαφή συστήματα. Το σύστημα WASP επίσης βασίζεται στη θεωρία των κυμάτων Elliott, και χρησιμοποιεί έναν δείκτη τεχνικής ανάλυσης, τον Elliott Wave Oscillator, για την πρόβλεψη της τάσης. Το σύστημα εκπαιδεύεται με δεδομένα από το παρελθόν, και δίνει πρόγνωση της τάσης για την επόμενη ημέρα. Για την υλοποίηση του συστήματος χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα προγραμματισμού Matlab.

1.4 Περίληψη Αποτελεσμάτων

Το σύστημα WASP κάθε φορά που εκπαιδεύεται χρησιμοποιεί τις 2060 τελευταίες συνεδριάσεις για να προβλέψει την επόμενη. Οι 2000 παρατηρήσεις χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν διαφορετικά υπό-μοντέλα. Οι 60 τελευταίες είναι συνεδριάσεις

εκτός δείγματος, και χρησιμοποιούνται για να αξιολογηθούν τα υπό-μοντέλα και να επιλεγεί ένας αριθμός των καλύτερων υπό-μοντέλων, με βάση τα οποία να γίνει η πρόβλεψη της τάσης της επόμενης ημέρας. Τα αποτελέσματα του συστήματος έχουν διπλή σημασία. Από τη μια, τα αποτελέσματα του κάθε υπό-μοντέλου, δείχνουν την ορθότητα ή μη της επιλογής των συγκεκριμένων θεωριών για την αντιμετώπιση του προβλήματος της πρόβλεψης, καθώς κάθε υπό-μοντέλο αξιολογείται με δεδομένα εκτός δείγματος. Από την άλλη το αποτέλεσμα συνολικά του συστήματος περιλαμβάνει τόσο την πρόβλεψη όσο και τη δημιουργία ενός δείκτη εμπιστοσύνης της πρόβλεψης, με βάση τα οποία κρίνονται για μεγαλύτερες περιόδους τα αποτελέσματα του συστήματος. Το σύστημα αξιολογήθηκε για μια περίοδο 400 συνεδριάσεων, η οποία χωρίστηκε σε 2 περιόδους των 100 συνεδριάσεων, και άλλη μια των 200. Η πρώτη περίοδος αξιολόγησης αφορά την περίοδο 26/06/2008 με 14/11/2008, περίοδος η οποία περιλαμβάνει την κρίση του Οκτωβρίου 2008. Η δεύτερη αξιολόγηση αφορά τις 100 προηγούμενες συνεδριάσεις, δηλαδή την περίοδο 24/01/2008 με 25/06/2008. Η Τρίτη περίοδος αξιολόγησης αναφέρεται στις 200 προηγούμενες συνεδριάσεις, δηλαδή την περίοδο 11/04/2007 – 23/01/2008. Για κάθε συνεδρίαση, πραγματοποιήθηκε επανεκπαίδευση του συστήματος. Για την περίοδο των 400 συνεδριάσεων, το ποσοστό ευστοχίας κυμαίνεται στο 58.75%. Για κάθε περίοδο των 100 ημερών ξεχωριστά τα ποσοστά είναι 58%, 64%, 60% και 53%. Ωστόσο για την τελευταία περίοδο το σύστημα WASP παρουσιάζει πολύ χαμηλό δείκτη εμπιστοσύνης γεγονός το οποίο αποτρέπει τον επενδυτή από το να το εμπιστευτεί, όπως θα αναλυθεί στην συνέχεια. Για το σύστημα WASP, για περιόδους 60 συνεδριάσεων, το ποσοστό ευστοχίας ανέρχεται μέχρι και το 78,33%, για δεδομένα ελέγχου ενώ για το καλύτερο υπό-μοντέλο για τις αντίστοιχες περιόδους ελέγχου το ποσοστό ευστοχίας ανέρχεται σε 76,6%. Ένα ποσοστό 78.33% αυξάνει την πιθανότητα κατά 361% ($78.33/21.67$) για επικερδείς συναλλαγές σε σχέση με συναλλαγές που δημιουργούν απώλειες. Το ποσοστό αυτό παρουσιάζεται την περίοδο 12/02/2008 με 19/05/2008. Είναι σημαντικό το γεγονός ότι για κάθε συνεδρίαση, η απόδοση που παρουσιάζει το σύστημα WASP είναι μεγαλύτερη από την αντίστοιχη απόδοση της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης. Για ολόκληρη την περίοδο, η απόδοση του συστήματος ανέρχεται σε 6.79% έναντι απώλειας 60.9% της τιμής της μετοχής. Μάλιστα τη στιγμή πριν την κρίση

του Νοεμβρίου 2008 κατά την οποία το μοντέλο δίνει σήμα αδυναμίας πρόβλεψης, η αντίστοιχες αποδόσεις ήταν +71.49% για το σύστημα WASP και -37.13% για την στρατηγική αγοράς και διακράτησης.

1.5 Διάρθρωση της εργασίας

Στο δεύτερο κεφάλαιο της εργασίας, παρουσιάζονται κάποιες γενικές αρχές και αντιλήψεις σχετικά με τις προβλέψεις. Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στα βασικότερα σημεία κάθε θεωρίας στην οποία βασίζεται το σύστημα WASP δηλαδή στα κύματα Elliott, την ασαφή λογική, τα νευρωνικά δίκτυα, και τον συνδυασμό τους, τη θεωρία των νευροασαφών συστημάτων. Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι λεπτομέρειες του συστήματος WASP, και στο πέμπτο τα αποτελέσματα από τις αξιολογήσεις του συστήματος. Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα και οι μελλοντικές κατευθύνσεις της έρευνας. Τέλος στο κεφάλαιο επτά παρουσιάζεται η βιβλιογραφία.

Κεφάλαιο 2 : Το πρόβλημα της πρόβλεψης

2.1 Η αρχή της Υπόθεσης “Της Αποτελεσματικής Αγοράς”

Είναι μεγάλος ο αριθμός των ανθρώπων και των επιστημόνων που αποδέχονται ότι η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα προβλέπει μόνιμα σωστά την τιμή ή την κατεύθυνση μιας μετοχής, είναι αδύνατη. Αυτή η παραδοχή οφείλεται στην αρχή της αποτελεσματικής αγοράς (EMH) την οποία διατύπωσε ο Eugene Fama(1965). Σύμφωνα με αυτήν, όλες οι πληροφορίες που αφορούν μια μετοχή αποτυπώνονται κάθε χρονική στιγμή στην τρέχουσα τιμή της μετοχής, γεγονός που καθιστά αδύνατη την δημιουργία ενός τέτοιου συστήματος, καθώς όλοι οι επενδυτές έχουν την ίδια πληροφόρηση, αναφορικά με την τιμή της μετοχής. Ωστόσο ο Fama ξεχωρίζει τρεις μορφές αποτελεσματικής αγοράς, ανάλογα με την ένταση της ισχύς της. Έτσι ξεχωρίζει την **Δυνατή Μορφή** (strong-form), την **Μέτριας Έντασης** (semi-strong) και την **Ήπια Μορφή** (Weak-form). Στην Δυνατή μορφή, όλες οι πληροφορίες αντανακλώνται άμεσα στις τιμές των μετοχών επομένως δεν υπάρχουν περιθώρια πρόβλεψης. Στην μέτριας έντασης, οι τιμές πάλι αντανακλούν άμεσα τις πληροφορίες που δημοσιοποιούνται, ωστόσο, επενδυτές με εσωτερική πληροφόρηση μπορούν να οδηγηθούν σε σωστές προβλέψεις. Τέλος η ήπια μορφή αποτελεσματικής αγοράς υποστηρίζει ότι κάθε πληροφορία που προέρχεται από τις παρελθοντικές τιμές της μετοχής, αντανακλάται στην τιμή της(Fama, 1991). Το σημαντικότερο επιχείρημα εναντίων της υπόθεσης της αποτελεσματικής αγοράς βασίζεται στην ύπαρξη απότομων αλλαγών σε μια αγορά, τα γνωστά κραχ. Οι επικριτές της EMH, υποστηρίζουν ότι αφού όλες οι πληροφορίες που αφορούν μια μετοχή ή μια αγορά αποτυπώνονται στην τιμή, τότε πως είναι δυνατόν μέσα σε μια μέρα να αλλάξει “κάτι” τόσο ριζικά ώστε να οδηγήσει σε κραχ. Ένα τέτοιο παράδειγμα παρουσιάζει ο Malkiel(1999). Τον Οκτώβριο του 1987, ο δείκτης Dow, έχασε σε ένα μήνα περίπου το ένα τρίτο της αξίας του. Οι επικριτές της EMH αναρωτήθηκαν αν αυτό αποτελεί παράδειγμα αποτελεσματικής αγοράς, και αν πράγματι η αγορά αποτύπωνε την προηγούμενη μέρα αυτό που ακολούθησε. Μετά το κραχ του 1987, το περιοδικό Wall Street Journal έγραψε ότι “η υπόθεση της αποτελεσματικής

αγοράς είναι το ποιο αξιοσημείωτο λάθος στην ιστορία της οικονομικής θεωρίας”. Μερικές μέρες αργότερα, το περιοδικό Business Week περιέγραψε την θεωρία ως αποτυχία.

2.2 Υπόθεση του τυχαίου Περιπάτου (Random Walk Hypothesis)

Η δεύτερη θεωρία που εναντιώνεται στην ύπαρξη ενός συστήματος πρόβλεψης είναι ο τυχαίος περίπατος (Random Walk). Σύμφωνα με τη θεωρία αυτή, οι μετοχές μεταβάλλονται τυχαία, τόσο σε μέγεθος, όσο και σε κατεύθυνση. Συνεπώς δεν μπορεί να δημιουργηθεί κάποιο σύστημα που να προβλέπει σωστά. Έχει ενδιαφέρον το πείραμα το οποίο έκανε ο Malkiel, καθηγητής οικονομικών στο Princeton University. Δημιούργησε μια υποθετική μετοχή, με αρχική αξία 50 δολαρίων, και κάθε μέρα με ρίψη νομίσματος καθιέρωνε τη νέα τιμή κλεισίματος. Σε κορώνα, η μετοχή έκλεινε 5 σεντς ψηλότερα, διαφορετικά 5 σεντς χαμηλότερα. Έτσι, κάθε κατεύθυνση είχε πιθανότητα 50% κάθε μέρα, γεγονός που καθιστά εντελώς τυχαία και την πορεία της μετοχής την επόμενη μέρα. Μετά από αρκετές ρίψεις, και αφού είχε διαμορφωθεί ένα διάγραμμα ο Malkiel το έδωσε σε έναν ειδικό τεχνικό αναλυτή, παρουσιάζοντας το ως μια κανονική μετοχή στην οποία σκεφτόταν να επενδύσει. Ο ειδικός τον προέτρεψε με βάση αυτό που έβλεπε, να επενδύσει άμεσα στην μετοχή αυτή. Έτσι ο Malkiel υποστήριξε ότι η αγορά και οι μετοχές θα μπορούσαν να είναι όντως αποτέλεσμα τυχαίων διακυμάνσεων, και αμφισβήτησε την επιτυχία της τεχνικής ανάλυσης ως μέθοδο πρόβλεψης της αγοράς. Αυτό φυσικά το “πείραμα” δεν αποτελεί απόδειξη ότι η τεχνική ανάλυση δεν έχει βάση ισχύς, καθώς η δημιουργία μιας τυχαίας σειράς δεδομένων είναι ισοπίθανη με τα αποτελέσματα μιας πραγματικής μετοχής, δεν σημαίνει όμως ότι πρόκειται για μια κανονική μετοχή. Στην περίπτωση που μια πρόβλεψη είναι πιθανή, αντικατοπτρίζει την περίπτωση όπου η τυχαία δημιουργία μιας χρονολογικής σειράς μιας μετοχής συμπίπτει με μια πραγματική χρονολογική σειρά που έχει δημιουργηθεί από τις δυνάμεις της αγοράς, δηλαδή τις δυνάμεις της προσφοράς και της ζήτησης. Αναφορικά με την περίπτωση της θεωρίας random walk, ισχύει πάλι η αποτυχία εξήγησης των κραχ,

δηλαδή την ύπαρξη γεγονότων που επηρεάζουν δυναμικά την πορεία μιας μετοχής, πορεία που αποδεικνύεται ότι δεν είναι εντελώς τυχαία στην περίπτωση των κρίσεων.

2.3 Σχολές Πρόβλεψης

Υπάρχουν δυο βασικές σχολές πρόβλεψης των τιμών των μετοχών

1. Η Τεχνική Ανάλυση(Technical Analysis),
2. Η θεμελιώδης ανάλυση(Fundamental Analysis),

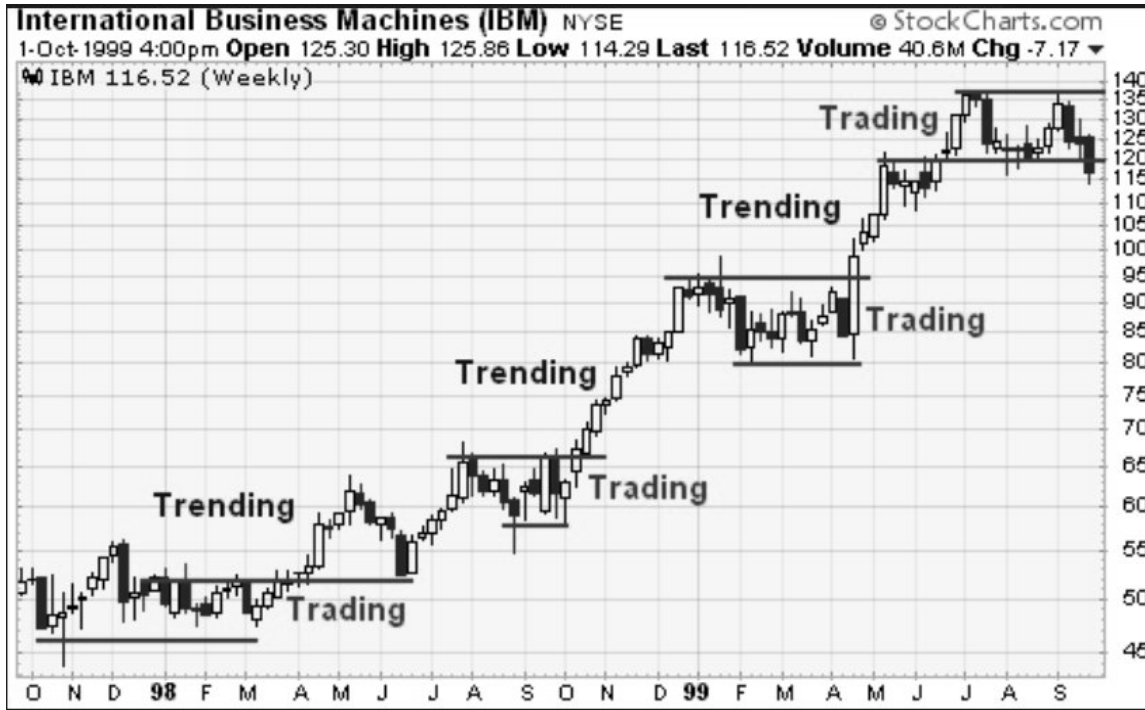
Η τεχνική ανάλυση, είναι μια μέθοδος πρόβλεψης που βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στην τιμή μιας μετοχής, και τον όγκο συναλλαγών της. Σκοπός των αναλυτών αυτής της σχολής είναι να υποδείξει την πορεία των μετοχών, δηλαδή την κατεύθυνση και όχι να κάνει μια ακριβή πρόβλεψη. Η Τεχνική Ανάλυση πιστεύεται ότι ξεκίνησε από την Ιαπωνία(Nison,1991), με την μορφή των διαγραμμάτων candlestick τον 18ο αιώνα, στην προσπάθεια πρόβλεψης της τιμής του ρυζιού. Τα διαγράμματα αυτά έδειχναν απλά για την κάθε μέρα την τιμή ανοίγματος, κλεισίματος, και το εύρος διακύμανσης της τιμής του ρυζιού. Με την ίδια λογική, η τεχνική ανάλυση επικεντρώνεται αποκλειστικά σε στοιχεία που προκύπτουν από της τιμή και τις παρελθοντικές τιμές μιας μετοχής.

Η θεμελιώδης ανάλυση προσπαθεί να ρίξει φως στο θέμα των προβλέψεων χρησιμοποιώντας συγκεκριμένα στοιχεία που αφορούν την κάθε εταιρία, τα οποία προκύπτουν από τις λογιστικές καταστάσεις της, και το οικονομικό περιβάλλον γενικότερα . Έτσι χρησιμοποιεί μεταβλητές όπως η κερδοφορία, ο δανεισμός, χρηματοοικονομικούς δείκτες, αλλά και οικονομικούς δείκτες όπως ο πληθωρισμός, η ανεργία, κτλ.

Η τεχνική ανάλυση ασχολείται με το “τι” ενώ η θεμελιώδης ανάλυση με το “γιατί”. Έτσι, οι αναλυτές της τεχνικής ανάλυσης, προβλέπουν με βάση τα διαγράμματα, ανεξάρτητα από το είδος της επιχείρησης, τον τομέα στον οποίον βρίσκεται, το “κλίμα” που επικρατεί. Όλες αυτές οι πληροφορίες θεωρούν ότι παρουσιάζονται στα διαγράμματα. Συνεπώς προβλέπουν τι θα συμβεί με την τιμή της μετοχής στο μέλλον. Η Θεμελιώδης ανάλυση, περιλαμβάνει όλα τα παραπάνω στην ανάλυση της. Πρόκειται για μια πιο βαθιά ανάλυση. Όμως οι πληροφορίες που είναι αναγκαίες δεν δημοσιεύονται καθημερινά. Για παράδειγμα οι ισολογισμοί μιας επιχείρησης, δημοσιεύονται κάθε χρόνο, και κάθε τρίμηνο η εξάμηνο δημοσιεύονται τα αντίστοιχα αποτελέσματα. Όσο για οικονομικούς δείκτες, αυτοί συνήθως δημοσιεύονται κάθε μήνα. Το γεγονός αυτό καθιστά την θεμελιώδη ανάλυση, χρήσιμη για μεσομακροπρόθεσμες προβλέψεις. Η Τεχνική ανάλυση από την άλλη μεριά είναι ιδανική τόσο για βραχυπρόθεσμες, όσο και για μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Συνοψίζοντας, θα μπορούσε να υποστηριχτεί ότι ο σκοπός της θεμελιώδης ανάλυσης, είναι να “κερδίσει” την αγορά, ενώ της τεχνικής ανάλυσης, να “κερδίσει” το πλήθος, καθώς η τεχνική ανάλυση βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην αποκρυπτογράφηση της ψυχολογίας των επενδυτών, η οποία αποτυπώνεται στα διαγράμματα.

Το πεδίο λοιπόν στο χώρο των προβλέψεων είναι αντικρουόμενο. Ωστόσο μπορεί να γίνει διαχωρισμός αναφορικά με τις τρεις περιπτώσεις της αποτελεσματικής αγοράς(EMH). Έτσι στην ισχυρή της μορφή, μόνο η τεχνική ανάλυση μπορεί να φανεί χρήσιμη, καθώς βασίζεται ακριβώς στην ίδια αρχή με την ισχυρή υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς, ότι η τιμή της μετοχή αποτυπώνει όλες τις πληροφορίες. Στην μέτριας έντασης, μπορεί κανείς να θεωρήσει ότι οι διακυμάνσεις είναι εν μέρη τυχαίες, και ότι μόνο η εσωτερική πληροφόρηση μπορεί να οδηγήσει σε προσωρινές προβλέψεις. Αυτό διακρίνεται στο διάγραμμα 1 . Ουσιαστικά πρόκειται για περιόδους τάσης(trending periods), κατά τις οποίες μπορούν να γίνουν προβλέψεις. Κατά τη διάρκεια όπου η τάση δεν είναι σαφής (trading period), οι διακυμάνσεις ακολουθούν τυχαία κατεύθυνση και δεν μπορούν να προβλεφθούν. Συνήθως όταν τελειώνει μια τάση, η επόμενη τάση

(ανοδική ή πτωτική) καθορίζεται από τις δυνάμεις της αγοράς, και το είδος των επενδυτών (Αρκούδες – Ταύροι)¹ που υπερισχύουν στην αγορά.



Διάγραμμα 1- Διάγραμμα Τιμών Μετοχής IBM

Τέλος, στην περίπτωση της ήπιας μορφής Αποτελεσματικής Αγοράς, όπου οι τιμές δεν αντικατοπτρίζουν όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες, μπορεί να ισχύσει η θεμελιώδης ανάλυση, αφού τα οικονομικά μεγέθη μιας εταιρίας, σε συνδυασμό με οικονομικούς δείκτες, μπορούν να δώσουν επιπλέον στοιχεία για την μελλοντική πορεία μιας μετοχής.

1 Αρκούδες (Bear) καλούνται οι απαισιόδοξοι επενδυτές, οι οποίοι οδηγούν σε πτώση του χρηματιστηρίου. Ένα Bearish Trend έχει καθοδική τάση και εμφανίζεται όταν σε μια περίοδο μη τάσης (trading period) το φράγμα “σπάσει” από κάτω.

Ταύροι (Bulls) καλούνται οι αισιόδοξοι επενδυτές, και οι κερδοσκόποι. Ένα Bullish Trend χαρακτηρίζεται από έντονα ανοδικές τάση, και εμφανίζεται όταν σε μια trading period το φράγμα σπάσει προς τα πάνω.

Γίνεται αντιληπτό ότι δεν τίθεται θέμα σωστών μεθόδων πρόβλεψης. Κάθε μετοχή ή χρονολογική σειρά λειτουργεί σε διαφορετικό επίπεδο αγοράς, με διαφορετικού είδους επενδυτές, και για το λόγο αυτό, τόσο οι θεμελιώδης ανάλυση έχει να προσφέρει επιτυχημένα μοντέλα, όσο και η τεχνική ανάλυση. Οι περισσότεροι ακαδημαϊκοί ενστερνίζονται την περίπτωση της μέτριας έντασης αγοράς. Ωστόσο, η χρήση της τεχνολογίας και της ταχύτητας της πληροφόρησης, σε συνδυασμό με νομοθεσίες εναντίων των κερδοσκόπων, η αγορά μετατρέπεται περισσότερο σε Δυνατής Μορφής αγορά. Δίνοντας ένα πλεονέκτημα στην τεχνική ανάλυση.

2.4 Νεύρο-ασαφή Συστήματα και Προβλέψεις Μετοχών

Η έρευνα στη χρήση νεύρο-ασαφών συστημάτων στην πρόβλεψη του χρηματιστηρίου δεν βρίσκεται σε πολύ προχωρημένο στάδιο, παρά τα αξιόλογα συμπεράσματα που έχουν προκύψει. Τα μοντέλα που έχουν δημιουργηθεί αφορούν κατά κύριο λόγο την τάση της μετοχής την επόμενη ημέρα. Ο Rast(1999) αναπτύσσει ένα νευρο-ασαφές σύστημα (FNN) το οποίο συγκρίνει με ένα νευρωνικό δίκτυο, για τις περιόδους 1987 και 1988 για τον δείκτη DAX, και βρίσκει ότι το FNN αποδίδει καλύτερα από το νευρωνικό δίκτυο σε εξαιρετικές περιπτώσεις, όπως κρίσεις. Siekmann(2001) δημιούργησε ένα μοντέλο για να προβλέπει την τιμή του δείκτη DAX. Το μοντέλο έδωσε καλά αποτελέσματα συγκρινόμενο με ένα γραμμικό μοντέλο, αναφορικά με το ποσοστό ευστοχίας των προβλέψεων. Ο Abraham (2001) συνδύασε ένα νευρωνικό δίκτυο και ένα νευρο-ασαφές σύστημα με σκοπό την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας του δείκτη NASDAQ. Ουσιαστικά το νευρο-ασαφές σύστημα αξιολογεί το αποτέλεσμα του νευρωνικού. Το αποτέλεσμα ήταν ικανοποιητικό.

Έρευνες έχουν γίνει και για πιο μακροπρόθεσμες προβλέψεις. Ο Wong(1992) δημιούργησε ένα σύστημα επιλογής μετοχών με βάση μια σειρά δεικτών όπως ο συντελεστής β , ένας κινητός μέσος 3 ετών του Tobin's Q (Τιμή της μετοχής προς λογιστική αξία), το περιθώριο κέρδους, κ.α. Η πρόβλεψη έγινε για ετήσιες αποδόσεις, με ικανοποιητικά αποτελέσματα. Οι Wu X. et al. (2001) πρότειναν ένα σύστημα FFNF

(Feed Forward Neuro Fuzzy) για να προβλέψει την μηνιαία τάση του δείκτη S&P500. Ως δείκτες χρησιμοποίησε τόσο τις τελευταίες αποδόσεις, όσο και διάφορους οικονομικούς δείκτες όπως η ανεργία, τα τραπεζικά επιτόκια δανεισμού κ.α.

Μια εξίσου ενδιαφέρουσα εργασία παρουσίασαν οι Nishina T. et al. (1997). Πρότειναν ένα μοντέλο το οποίο προσπαθεί να προβλέψει τις απόλυτες τιμές των αποδόσεων της επόμενης ημέρας. Τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά και βελτιωμένα σε σχέση με ένα νευρωνικό δίκτυο.

Ο Atsalakis(2006) πρότεινε ένα σύστημα νευροασαφούς ελεγκτή με ανάστροφη μάθηση. Ως δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν οι υστερήσεις των αποδόσεων. Το μοντέλο έδωσε πολύ καλά αποτελέσματα για διαφορετικές μετοχές σε διαφορετικές περιόδους.

Οι Ghandar A.M et al (2007) πρότειναν ένα σύστημα για την επιλογή μετοχών. Το σύστημα βασίζεται σε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο διαχειρίζεται ασαφείς κανόνες. Το μοντέλο δίνει μηνιαίες αποδόσεις. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιεί είναι τα σήματα αγοράς και πώλησης του απλού κινητού μέσου, του διπλού κινητού μέσου, του δείκτη On Balance Volume. Επίσης η αξία του χαρτοφυλακίου, και αποδόσεις. Το μοντέλο δίνει σε κάθε μετοχής μια βαθμολογία με βάση την οποία επιλέγει τις μετοχές που θα συνιστούν το χαρτοφυλάκιο. Τα αποτελέσματα είναι πολύ ικανοποιητικά.

Ο Bekiros (2007) παρουσιάζει το αποτέλεσμα ενός ANFIS συστήματος, το οποίο προβλέπει την κατεύθυνση της επόμενης ημέρας για το δείκτη NIKKEI. Το μοντέλο χρησιμοποιεί 2 υστερήσεις των αποδόσεων. Τα αποτελέσματα συγκρίνονται με αυτά ενός μοντέλου ARMA και ενός Νευρωνικού δικτύου. Τα αποτελέσματα είναι καλύτερα για το νευροασαφές μοντέλο σε μια πτωτική περίοδο (Bear Market) ενώ για μια ανοδική περίοδο τα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά.

Το 2008 η Pokropinska πρότεινε ένα νευρο-ασαφές σύστημα βασισμένο στην αρχιτεκτονική Mamdani, για να προβλέψει σήματα αγοράς και πώλησης στο χρηματιστήριο της Βαρσοβίας. Οι μεταβλητές εισόδου αποτελούνται από τις τιμές κλεισίματος, ανοίγματος, μέγιστη και ελάχιστη τιμή ενδοσυνεδριακής διακύμανσης, το

ύψος των συναλλαγών, και ένας συνδυασμός κινητών μέσων και άλλων δεικτών τεχνικής ανάλυσης. Το σύστημα έδωσε σωστά σήματα για την περίοδο που εξετάστηκε.

2.5 Παρούσα εργασία

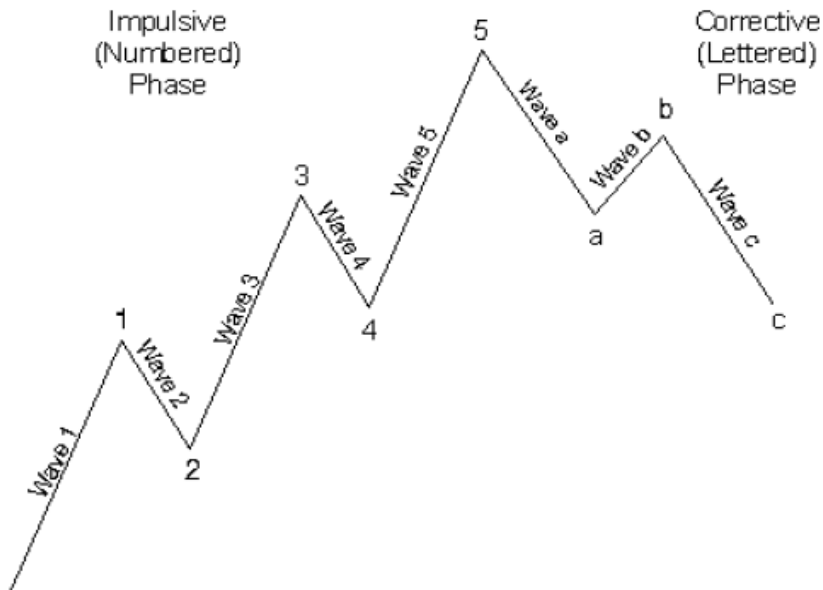
Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται το σύστημα WASP, το οποίο βασίζεται στη χρήση της εύκαμπτης λογικής, και συγκεκριμένα στα νευροασαφή συστήματα. Το σύστημα βασίζεται στην θεωρία των κυμάτων Elliott, και χρησιμοποιεί έναν δείκτη τεχνικής ανάλυσης που σχετίζεται άμεσα με την θεωρία αυτή.. Στην συνέχεια παρουσιάζονται τα βασικά σημεία κάθε θεωρίας στην οποία βασίζεται το μοντέλο. Αυτές είναι η θεωρία των κυμάτων Elliott, η Ασαφής Λογική, τα Νευρωνικά Δίκτυα, και ο συνδυασμός τους, τα νευροασαφή συστήματα.

Κεφάλαιο 3: Θεωρητικό Υπόβαθρο

3.1 Θεωρία κυμάτων Elliott

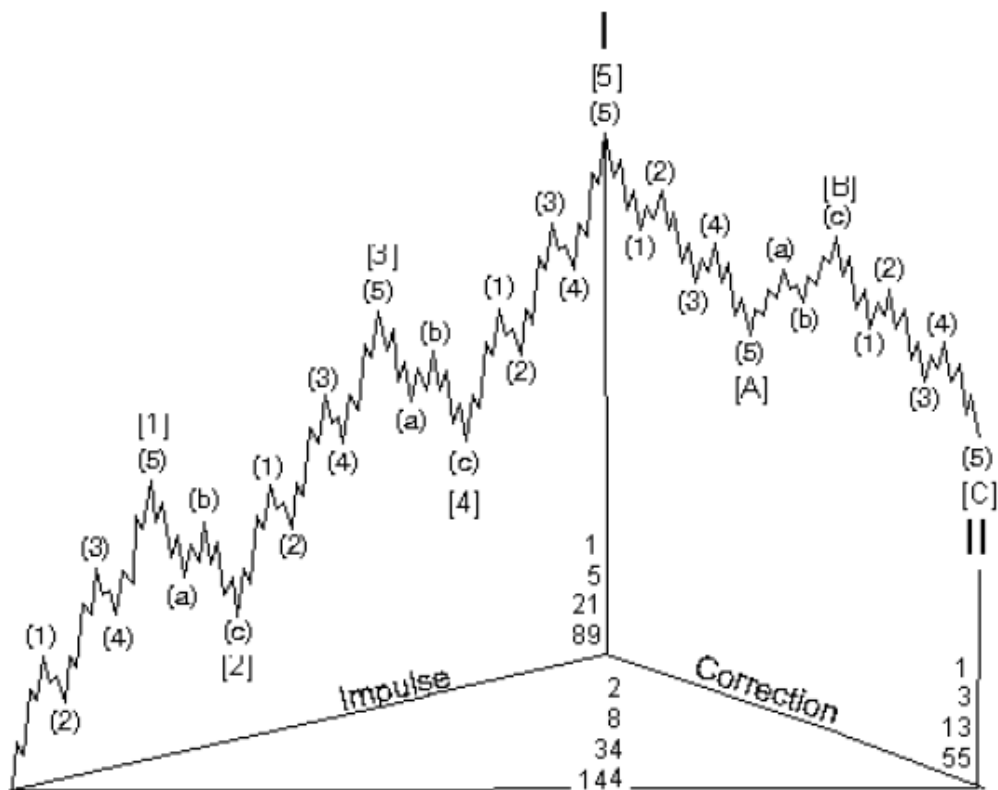
3.1.1 Εισαγωγικά

Η θεωρία των κυμάτων Elliott αναπτύχθηκε από τον Ralph Nelson Elliott, τη δεκαετία του 1930. Ο Elliott υποστήριξε ότι οι τάσεις των μετοχών ακολουθούν συγκεκριμένες πορείες (patterns), οι οποίες είναι προβλέψιμες τόσο μακροπρόθεσμα, όσο και βραχυπρόθεσμα. Ο Elliott, δημοσίευσε τις ιδέες του στο βιβλίο του, “Η αρχή των κυμάτων Elliott” το 1938. Χρησιμοποιώντας δεδομένα από μετοχές, παρατήρησε ότι η φαινομενικά χαοτική πορεία των μετοχών, αποκαλύπτει μια αρμονία που βρίσκει κανείς στη φύση. Η ανακάλυψη του Elliott βασίστηκε αποκλειστικά στην παρατήρηση. Σε μεταγενέστερο χρόνο, προσπάθησε να εξηγήσει την ρίζα της συμπεριφοράς αυτής των μετοχών, βασιζόμενος σε ψυχολογικούς λόγους. Το κυριότερο σημείο της θεωρίας του Elliott είναι το γεγονός ότι η επαναλαμβανόμενη πορεία αποτελείται από οκτώ κύματα, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 2.



Διάγραμμα 2 – Δομή των Κυμάτων Elliott

Από το διάγραμμα παρατηρούμε ότι ο κύκλος των οκτώ κυμάτων περιλαμβάνει τα κύματα 1, 3, 5 που ακολουθούν την τάση (ανοδική τάση στο σχήμα), τα κύματα 2,4 ως μικρές διορθώσεις ενάντια την τάση. Τα κύματα a,b,c αποτελούν την διόρθωση της τάσης, με τα κύματα a,c να έχουν αντίθετη πορεία σε σχέση με την τάση, και το κύμα b να αποτελεί διόρθωση στην διόρθωση. Όπως φαίνεται στο διάγραμμα 3 κύκλος των 8 κυμάτων επαναλαμβάνεται στο ίδιο μοτίβο και δημιουργεί έναν υπερ-κύκλο (super cycle).



Διάγραμμα 3 – Κύκλος Κυμάτων Elliott

Ο Elliott αναφέρει την ύπαρξη 9 κύκλων, διαφορετικής διάρκειας, εκ των οποίων ο μεγαλύτερος συμπεριλαμβάνει τους μικρότερους. Οι κύκλοι αυτοί σε διαβάθμιση από το μεγαλύτερο στο μικρότερο είναι οι ακόλουθοι:

- Grand Supercycle
- Supercycle
- Cycle
- Primary
- Intermediate
- Minor
- Minute
- Minuette
- Subminuette

Οι χρονικές διάρκειες των κύκλων κυμαίνονται από λεπτά μέχρι δεκαετίες. Για κάθε κύκλο ισχύουν κάποιοι κανόνες, όσον αφορά τη διάρκεια και το μέγεθος ενός κύματος.

Οι κυριότεροι κανόνες συνοψίζονται στους ακόλουθους:

- Το **δεύτερο** κύμα δεν μπορεί να είναι μεγαλύτερο από το **πρώτο**, και δεν μπορεί να επιστρέφει σε τιμή μικρότερη από την αρχή του πρώτου κύματος..
- Το **τρίτο** κύμα δεν είναι ποτέ το μικρότερο σε σύγκριση με το **πρώτο** και το **πέμπτο**.
- Το **τέταρτο** κύμα δεν επιστρέφει σε επίπεδα χαμηλότερα από το τέλος του **πρώτου** κύματος. Το ίδιο ισχύει και για το κύμα A.
- Συνήθως το **τρίτο** κύμα παρουσιάζει την μεγαλύτερη δυναμική, εκτός από τις περιπτώσεις που το **πέμπτο** κύμα είναι εκτεταμένο(φαινόμενο κατά το οποίο το πέμπτο κύμα αποτελείται από 5 κύματα).
- Το **πέμπτο** κύμα πρέπει να οδηγεί σε υψηλότερο σημείο από το τρίτο

3.1.2 Εξήγηση συμπεριφοράς Κυμάτων

Κύμα 1ο: Εμπειρικά, περίπου τα μισά από τα πρώτα κύματα, αποτελούν μέρος της διαδικασίας στήριξης (του προηγούμενου κύματος), και για αυτό το λόγο ακολουθεί μια σημαντική διόρθωση από το κύμα 2. Κατά τη διάρκεια του πρώτου κύματος, επικρατούν συνήθως οι “ανοιχτές πωλήσεις” καθώς η πλειοψηφία θεωρεί ότι η γενικότερη τάση είναι πτωτική, και ότι απλά το πρώτο κύμα είναι η τελευταία ευκαιρία για σύντομο κέρδος. Τα άλλα μισά από τα πρώτα κύματα δημιουργούνται ως αποτέλεσμα μεγάλων επιπέδων στήριξης που δημιουργήθηκαν από τα προηγούμενα κύματα. Σε αυτήν την περίπτωση τα κύματα παρουσιάζουν μεγαλύτερη δυναμική και μικρότερη διόρθωση

Κύμα 2ο: Τα δεύτερα κύματα, συνήθως επιστρέφουν περίπου στα επίπεδα του πρώτου κύματος, εξανεμίζοντας τα κέρδη του πρώτου κύματος. Η πλειονότητα των επενδυτών θεωρεί ότι η αγορά έχει γυρίσει σε επίπεδα στήριξης

Κύμα 3ο: Τα τρίτα κύματα αποτελούν τις κυριότερες επιδιώξεις των επενδυτών. Έχουν δυναμική, και η τάση είναι ορατή. Η αυτοπεποίθηση των επενδυτών επιστρέφει. Γενικότερα επικρατεί ένα κλίμα εφορίας, το οποίο ανατροφοδοτεί τις αυξητικές τάσεις, μέχρι και αυτό το κύμα να ξεθυμάνει. Αξίζει να σημειωθεί ότι το τρίτο κύμα, είναι το πιο αναγνωρίσιμο στις αγορές από τους επενδυτές που αποφασίζουν με βάση τα κύματα Elliott. Το θετικότερο σημείο του 3ου κύματος, για τους παραπάνω επενδυτές είναι το γεγονός ότι βρίσκονται σε ετοιμότητα, αναμένοντας το πέρας του 4^{ου} κύματος, ώστε να επενδύσουν στην αρχή του 5ου κύματος. Αυτό γίνεται για το λόγο ότι δύσκολα μπορεί κανείς να εντοπίσει το τρίτο κύμα από την αρχή του, και έτσι το να περιμένει κανείς τη λήξη του 3ου, είναι πιο σίγουρη τακτική, αν μπορεί κανείς να μιλήσει για σιγουριά στις αγορές.

Κύμα 4ο: Τα τέταρτα κύματα είναι και αυτά με τη σειρά τους ιδιαίτερα αναγνωρίσιμα, και προβλέψιμα. Κατά τη διάρκεια αυτού του κύματος, οι μετοχές παρουσιάζουν πτωτική πορεία, ακόμα και αυτές που γενικότερα δεν ακολουθούν την γενική τάση της αγοράς. Ωστόσο το τρίτο κύμα είναι ικανό να επηρεάσει ακόμα και αυτές τις μετοχές λόγω της δυναμικής του, επομένως ακόμα και αυτές ακολουθούν το κλίμα της διόρθωσης.

Κύμα 5ο: Τα πέμπτα κύματα, έχουν πάντα μικρότερη δυναμική από τα τρίτα, όμως όπως προαναφέρθηκε, ενδείκνυνται λόγω της υψηλής προβλεψιμότητας των τρίτων κυμάτων. Συνήθως το πέμπτο κύμα φτάνει τουλάχιστον όσο ψηλά όσο και το 3ο, με τις περισσότερες φορές να ξεπερνάει αυτό το όριο. Οι επενδυτές θεωρούν το πέμπτο κύμα ως μια καλή ευκαιρία για σύντομα κέρδη, και όσο πλησιάζει το πέμπτο κύμα στα επίπεδα του τρίτου, οι θέσεις αρχίζουν να κλείνουν, και οι επενδυτές ετοιμάζονται για την διόρθωση.

Κύμα Α : Τα κύματα άλφα, αποτελούν την αρχή της διόρθωσης. Οι περισσότεροι επενδυτές θεωρούν ότι το κύμα άλφα, είναι απλά μια διόρθωση που θα οδηγήσει σε υψηλότερα επίπεδα την αγορά. Για αυτό το λόγο αρχίζουν να επενδύουν περιμένοντας το επόμενο βήμα. Έτσι ξεκινάει το κύμα Β.

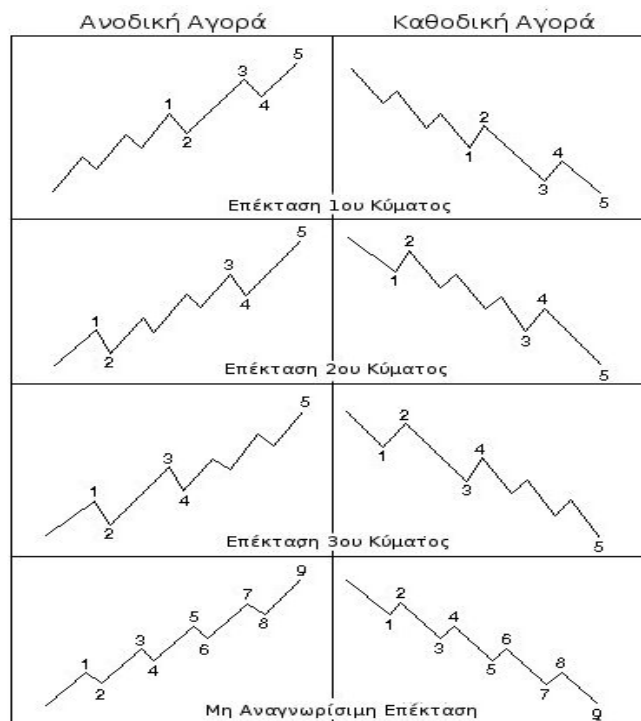
Κύμα Β: Τα κύματα Β αποτελούν τη μεγαλύτερη παγίδα για τους επενδυτές. Και μια καταπληκτική ευκαιρία για τους κερδοσκόπους. Συνήθως η άνοδος προέρχεται από έναν περιορισμένο αριθμό μετοχών, με αποτέλεσμα την παραπλάνηση πολλών επενδυτών ότι το κλίμα ανόδου είναι γενικότερο. Το κύμα Β είναι συνήθως το κύμα κατά το οποίο ένας έμπειρος αναλυτής θα αναρωτηθεί ότι “κάτι δεν πάει καλά”. Το κύμα Β συνήθως είναι μικρότερο από το κύμα Α.

Κύμα C : Τα κύματα C προκαλούνται συνήθως από τις κινήσεις πανικού εξαιτίας του κύματος Β. Οι επενδυτές ρευστοποιούν, και ένα κλίμα απαισιοδοξίας ανατροφοδοτεί την πτωτική πορεία. Το κύμα C είναι συγκρίσιμα αντίθετο του κύματος 3. Ακριβώς λόγω της ανεξέλεγκτης πορείας του κύματος αυτού, είναι δύσκολη η αναγνώριση του νέου κύματος 1, δηλαδή ο διαχωρισμός του μεταξύ προσωρινής διόρθωσης ή αλλαγής κλίματος.

Τα παραπάνω παρουσιάζονται συνοπτικά στο διάγραμμα 4. Αξίζει να τονισθεί ότι η παραπάνω εξηγήσεις αφορούν την περίπτωση που η τάση είναι ανοδική. Τα αντίθετα ισχύουν σε περίπτωση καθοδικής τάσης. Σε αυτήν την περίπτωση τα κύματα 1,3,5 είναι καθοδικά, και τα 2,4 οι διορθώσεις. Επίσης, η παραπάνω ανάλυση αποτελεί την απλούστερη μορφή εμφάνισης κυμάτων. Πολλές φορές συναντάται το φαινόμενο, κάποιο από τα κύματα να είναι εκτεταμένο (extended). Σε αυτήν την περίπτωση κάποιο από τα 3 κύματα τάσης, αποτελείτε από πέντε μικρότερα όπως φαίνεται στο διάγραμμα 5.



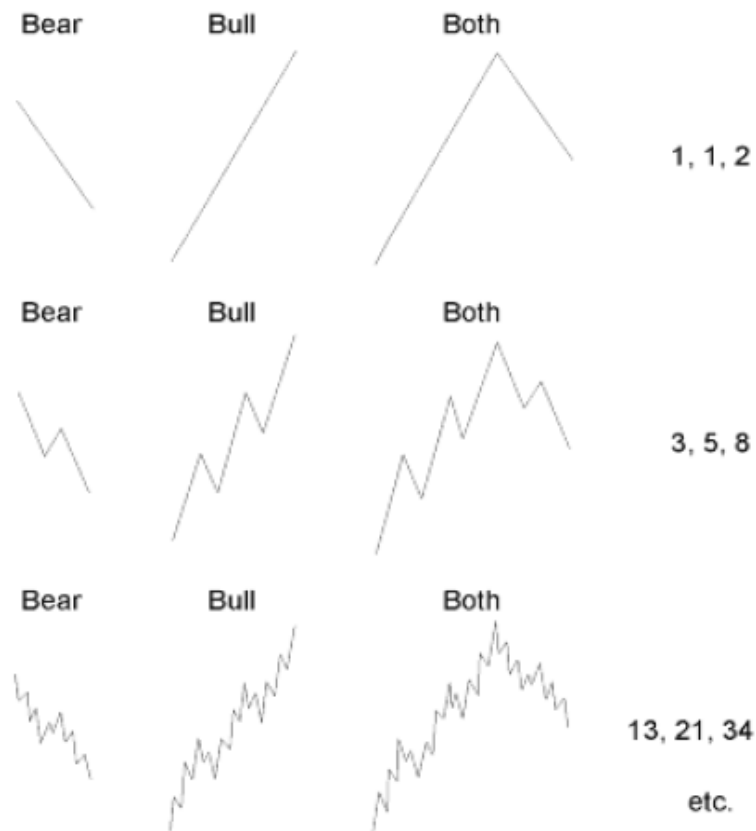
Διάγραμμα 4 – Συνοπτική Εξήγηση Κυμάτων Elliott



Διάγραμμα 5 – Επεκταμένα Κύματα Elliott

3.1.3 Αναλογίες Κυμάτων και Αριθμοί Fibonacci

Ο Elliott υποστήριξε ότι όταν ανακάλυψε τη θεωρία δεν είχε κατά νου την σύνδεση της με την σειρά Fibonacci. Ως γνωστόν η σειρά Fibonacci, είναι μια ακολουθία αριθμών στην οποία ο επόμενος αριθμός προκύπτει από το άθροισμα των δυο προηγούμενων. (1,1,2,3,5,8,13,21,34,55,89,144...). Το πρώτο γεγονός που προϊδεάζει την σχέση της θεωρίας του Elliott με την σειρά Fibonacci, είναι το γεγονός ότι ο βασικός κύκλος των κυμάτων (5-3) αποτελείτε απο αριθμό κυμάτων που ανήκουν στην ακολουθία Fibonacci, όπως και το άθροισμα τους (8). Το ίδιο όμως ισχύει και για τα μεγαλύτερα σε έκταση κύματα, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 6 και πιο ολοκληρωμένο στο διάγραμμα 3, όπου φαίνεται ένας ολόκληρος κύκλος, ο οποίος αποτελείτε από 144 κύματα, αριθμός που επίσης ανήκει στην ακολουθία Fibonacci.



Διάγραμμα 6 – Σχέση Κυμάτων Elliot με Ακολουθία Fibonacci

Μια άλλη ιδιότητα των αριθμών της ακολουθίας Fibonacci, είναι το πηλίκο ενός αριθμού προς τον προηγούμενο του, το οποίο είναι σταθερό με εξαίρεση τους πρώτους αριθμούς της ακολουθίας. Το πηλίκο αυτό είναι ο αριθμός 1.618, γνωστός και ως χρυσός μέσος, αριθμός φι ή χρυσός αριθμός. Επίσης το πηλίκο κάθε αριθμού της ακολουθίας με τον επόμενο του είναι 0.618. Ο αριθμός αυτός από μόνος του έχει μοναδικές ιδιότητες, κάποιες από τις οποίες παρατίθενται παρακάτω:

1. $1,618 - 0,618 = 1$
2. $1,618 \times 0,618 = 1$
3. $1 - 0,618 = 0,382$
4. $0,618 \times 0,618 = 0,382$

5. $1,618 \times 1,618 = 2,618$

6. $2,618 - 1,618 = 1$

7. $2,618 \times 0,382 = 1$

8. $2,618 \times 0,618 = 1,618$

Οι αριθμοί αυτοί ήταν γνωστοί από την αρχαιότητα, καθώς αυτές οι αναλογίες συναντώνται τόσο στην αρχιτεκτονική των αρχαίων Αιγυπτίων, (πυραμίδες) όσο και των αρχαίων Ελλήνων(Παρθενώνας). Επίσης η ίδια αναλογία βρίσκεται παντού στη φύση, σε φυτά, σε οργανισμούς, ακόμα και στην ανατομία του ανθρώπου. Επίσης, η ίδια αναλογία συναντάται και στο μικρόκοσμο, για παράδειγμα στην αρχιτεκτονική του DNA, όπως και στο μακρόκοσμο, στους γαλαξίες(σπειροειδής μορφή), στην κίνηση πλανητών(ο λόγος των ημερών για πλήρη περιστροφή της Αφροδίτης, και της Γης είναι $224.695/365.20 = 0,615$). Το γεγονός ότι οι ίδιες αναλογίες παρουσιάζονται και στο χρηματιστήριο ενισχύει την υπόθεση της σχέσης μεταξύ της θεωρίας του Elliott και της ακολουθίας Fibonacci. Συγκεκριμένα ο Elliott στο βιβλίο του “Nature's Law” αναφέρει ότι :“Όλες οι ανθρώπινες δραστηριότητες έχουν τρία χαρακτηριστικά γνωρίσματα, **μοτίβο**(pattern), **χρόνο** και **αναλογία**, τα οποία όλα βασίζονται σε αριθμούς που προέρχονται από την ακολουθία fibonacci.”

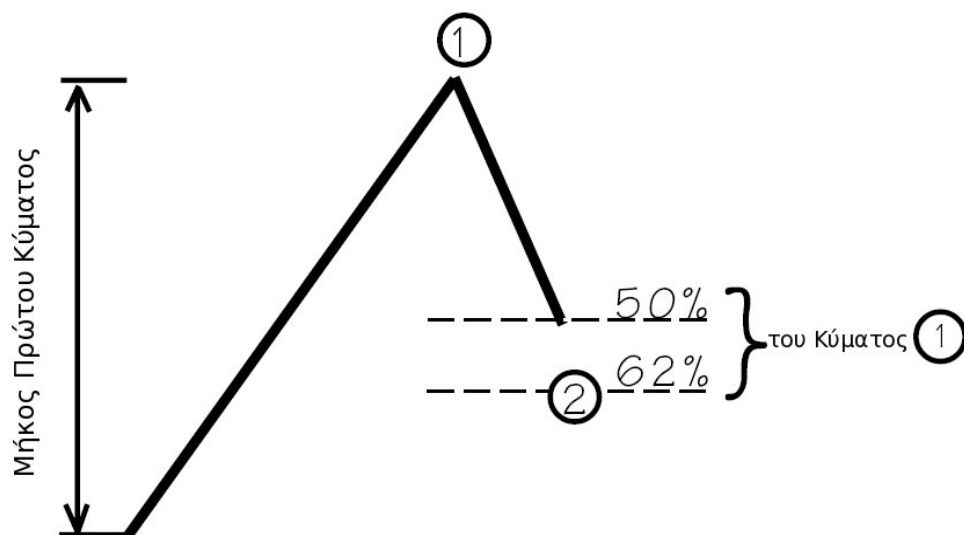
Οι κυριότερες αναλογίες από τη σειρά fibonacci που συναντώνται στις χρηματιστηριακές αγορές, είναι οι ακόλουθες.

- $1 - 1.618 - 2.618 - 4.23 - 6.85$

- $0.14 - 0.25 - 0.38 - 0.5 - 0.618$

Έχουν παρατηρηθεί οι παρακάτω κανόνες

Το δεύτερο κύμα, πάντα σχετίζεται με το πρώτο. Συνήθως η διόρθωση του κύματος 2, φτάνει στο μισό του κύματος 1, ή στο 62% (0,618) του κύματος 1, όπως φαίνεται και στο διάγραμμα 7.



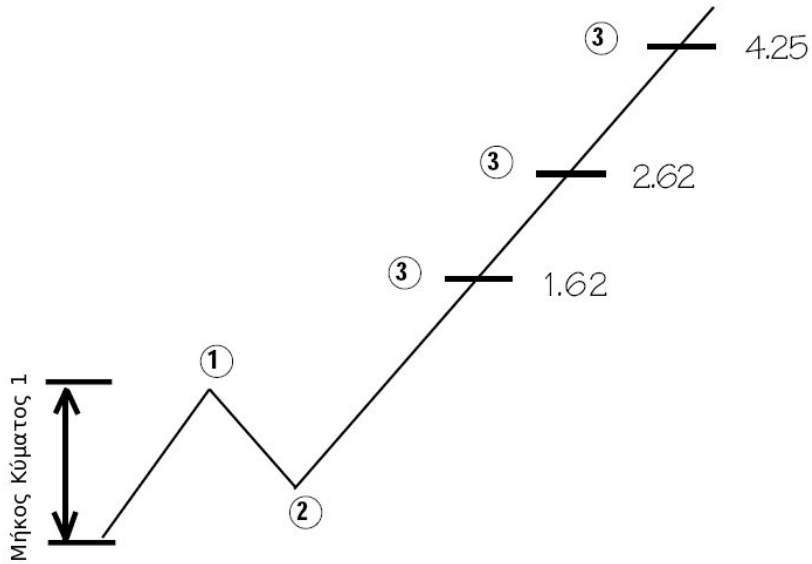
Διάγραμμα 7- Αναλογία Δευτέρου Κύματος Elliott

Το κύμα 3, σχετίζεται με το κύμα 1 με τις εξής πιθανές αναλογίες, όπως φαίνεται και στο διάγραμμα 8.

Κύμα 3 = 1.62 x μήκος του κύματος 1 ή

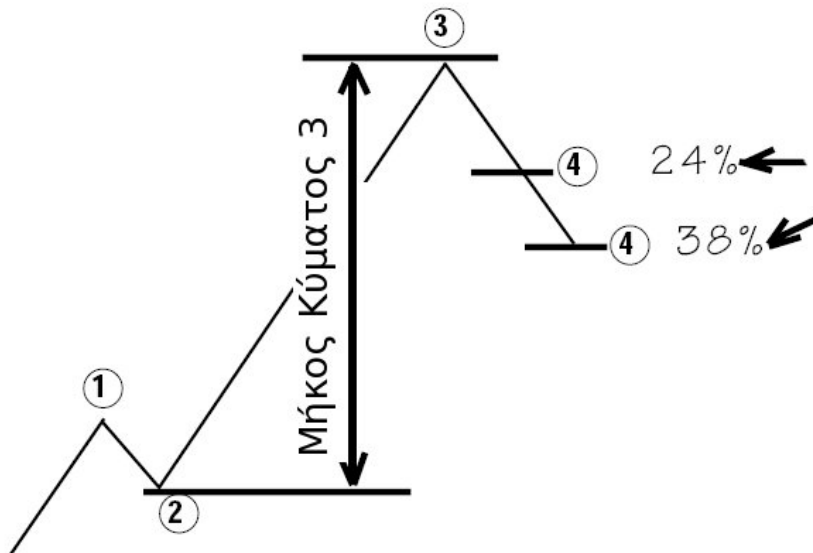
2.62 x μήκος του κύματος 1 ή

4.25 x μήκος του κύματος 1



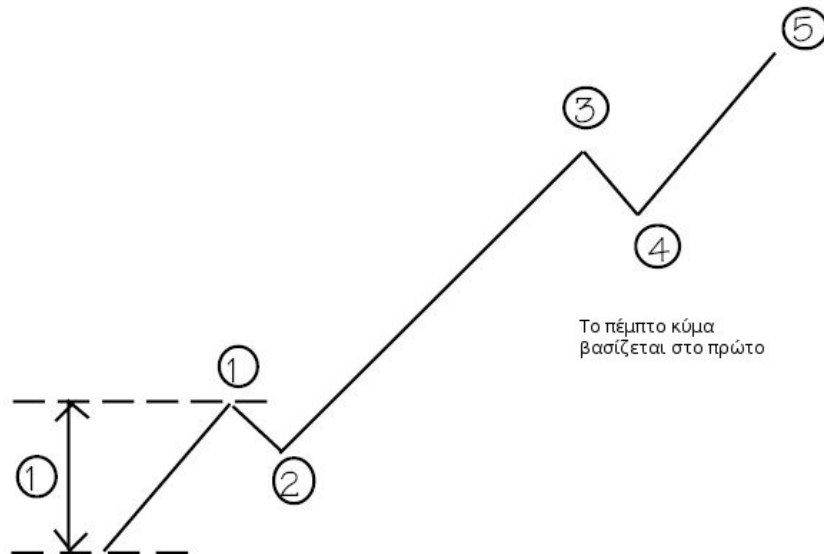
Διάγραμμα 8 - Αναλογία Τρίτου Κύματος Elliott

Οι συνηθέστερες αναλογίες που παρατηρούνται για τρίτα κύματα, είναι η 1.62 και 2.62. η τρίτη αναλογία παρατηρείται συνήθως όταν το τρίτο κύμα είναι εκτεταμένο. Όσον αφορά το 4ο κύμα, αυτό σχετίζεται με το τρίτο. Η διόρθωση του τέταρτου κύματος αντιστοιχεί συνήθως σε ποσοστά 24% ή 38%, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 9.

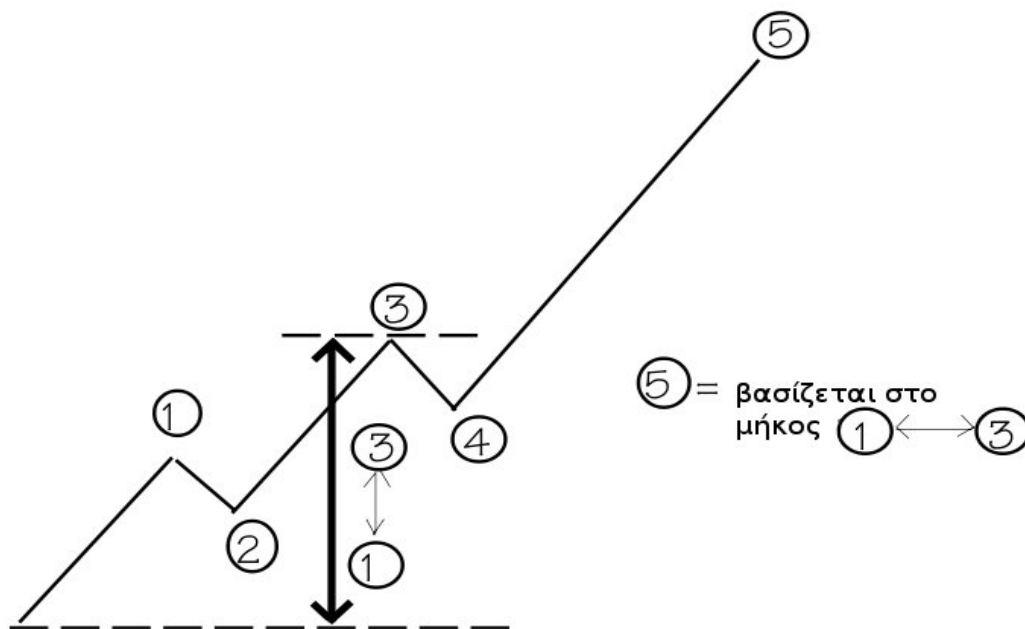


Διάγραμμα 9- Αναλογία Τέταρτου Κύματος Elliott

Τέλος για το πέμπτο κύμα, διακρίνονται 2 περιπτώσεις. Η πρώτη αφορά την περίπτωση όπου το τρίτο κύμα ήταν μεγαλύτερο από το 1.62 του πρώτου, ή ήταν εκτεταμένο κύμα. Σε αυτήν την περίπτωση το πέμπτο κύμα είναι είτε 1.62 φορές το πρώτο, ή 2.62. Στην περίπτωση που το τρίτο κύμα ήταν μικρότερο του 1.62 του πρώτου, τότε το 5ο προκύπτει συνήθως ένα εκτεταμένο κύμα, όπου το συνολικό του μέγεθος είναι είτε 62% από την αρχή του πρώτου μέχρι το τέλος του τρίτου, ή ακριβώς τόσο, η 1.62 φορές αυτό το μέγεθος. Οι δυο παραπάνω περιπτώσεις παρουσιάζονται στα διαγράμματα 10 και 11 αντίστοιχα.



Διάγραμμα 10- Αναλογία Πέμπτου Κύματος Elliott



Διάγραμμα 11- Αναλογία Πέμπτου Κύματος Elliott

Από την παραπάνω ανάλυση συνεπάγεται η χρησιμότητα της θεωρίας του Elliott. Όμως πρέπει να τονισθεί ότι η θεωρία αυτή δεν θεωρείτε μέθοδος πρόγνωσης. Είναι μέθοδος εξήγηση της αγοράς, γεγονός το οποίο με τη σειρά του οδηγεί έμμεσα σε μεθόδους πρόβλεψης.

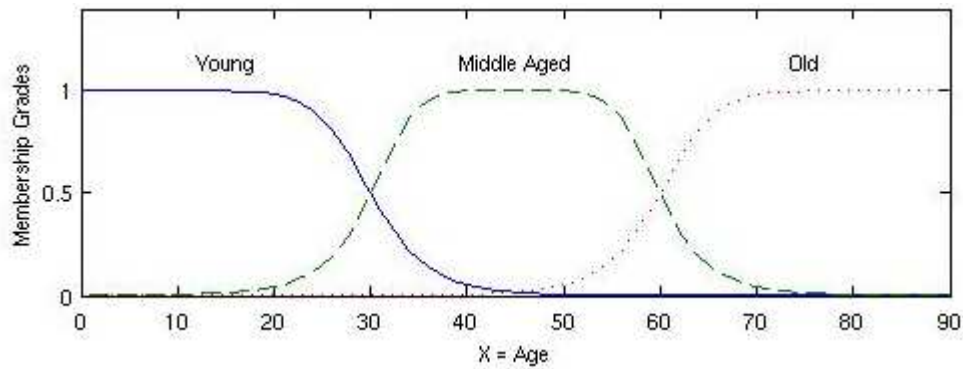
3.2 Ασαφής Λογική

3.2.1 Εισαγωγικά

Η Θεωρία της ασαφούς λογικής διατυπώθηκε από τον Zadeh(1965), ως αποτέλεσμα της αντίληψης ότι η θεωρία των πιθανοτήτων δεν είναι ικανή να μοντελοποιήσει μαθηματικά, ασαφείς έννοιες. Η βασική έννοια πίσω από την ασαφή λογική είναι η συνάρτηση συμμετοχής (membership function). Στα κλασσικά μαθηματικά, ένα στοιχείο είτε ανήκει, είτε δεν ανήκει σε ένα σύνολο. Αντίθετα, στην ασαφή λογική ένα στοιχείο μπορεί να ανήκει ταυτόχρονα σε περισσότερα σύνολα, με μια συγκεκριμένη ισχύ που υποδηλώνεται από τη συνάρτηση συμμετοχής.

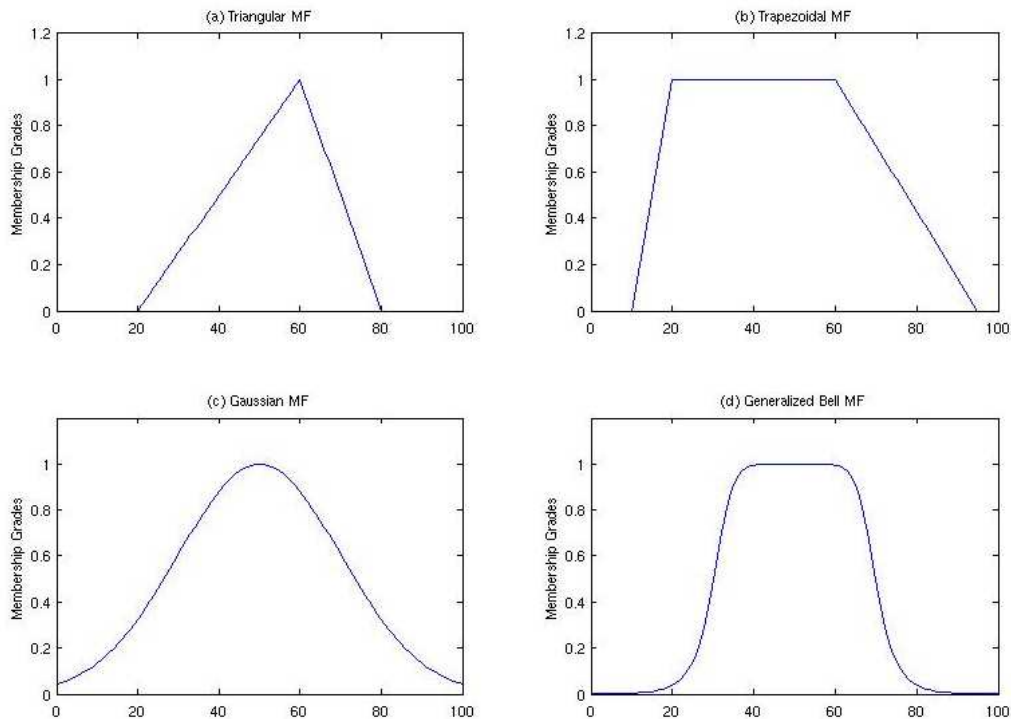
Ένα ασαφές σύνολο(fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζεύγων $(x, \mu_A(x))$, όπου x ανήκει σε ένα σύνολο X , και το $\mu_A(x)$ ανήκει στο διάστημα $[0,1]$, και αποτελεί την συνάρτηση συμμετοχής. Η διαφορά που προαναφέρθηκε παραπάνω, μεταξύ κλασσικής και ασαφούς λογικής, έγκειται στο γεγονός ότι στην κλασσική λογική το $\mu_A(x)$ ανήκει στο $\{0,1\}$, και δεν μπορεί να πάρει ενδιάμεσες τιμές.

Το μεγάλο πλεονέκτημα της ασαφούς λογικής είναι η δυνατότητα χειρισμού λεκτικών μεταβλητών τις οποίες ο άνθρωπος χρησιμοποιεί καθημερινά για σημαντικές και ασήμαντες αποφάσεις. Για παράδειγμα, μεταβλητές όπως η θερμοκρασία, μπορούν να εκφραστούν με τιμές “χαμηλή”, “μέση” και “υψηλή”, χωρίς την ύπαρξη κάποιο ορίου, όπως πχ, η θερμοκρασία κάτω από 10°C είναι χαμηλή”, καθώς σε αυτήν την περίπτωση η θερμοκρασία 10.1°C θα θεωρούνταν “μέση”. Αντίστοιχα παραδείγματα, που πολλές φορές δεν μας ενδιαφέρει η ακριβής τιμή, αλλά αρκεί μια προσέγγιση, είναι ο χρόνος, η απόσταση, η ταχύτητα, η ηλικία κ.α. Στο διάγραμμα 12 που ακολουθεί παρουσιάζεται η ηλικία με τρία σύνολα, “νέος”, “μεσήλικας”, και “γέρος” (young, middle-aged, Old). Έτσι για παράδειγμα κάποιος με ηλικία 35 χρόνων, θα ανήκει σε κάποιο βαθμό και στο σύνολο Young, και στο σύνολο Middle-Aged.



Διάγραμμα 12 – Η Ηλικία ως Ασαφής Μεταβλητή

Οι βαθμοί συμμετοχής ενός στοιχείο σε ένα ασαφές σύνολο, εξαρτώνται από τη θέση και το σχήμα της συνάρτησης συμμετοχής. Έχουν προταθεί διάφορες μορφές για τις συναρτήσεις συμμετοχής (Jang et al 1995), κάποιες από τις οποίες παρουσιάζονται στο διάγραμμα 13 που ακολουθεί.



Διάγραμμα 13 – Συνηθέστερες Συναρτήσεις Συμμετοχής

Οι τέσσερις αυτές συναρτήσεις είναι οι πιο συνηθισμένες, χωρίς όμως να σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλλες. Στις θέσεις a, b, c, d παρουσιάζονται αντίστοιχα η τριγωνική (triangular MF), η τραπεζοειδής (trapezoidal MF), η γκαουσιανή (Gaussian MF), και η καμπανοειδή (generalized bell MF).

Η τριγωνική συνάρτηση προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους (a, b, c), με βάση την ακόλουθη σχέση. Οι παράμετροι a, b, c καθορίζουν τις γωνίες του τριγώνου.

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

Για την τραπεζοειδή συνάρτηση, οι παράμετροι είναι τέσσερις, και εκφράζονται από την ακόλουθη συνάρτηση, όπου a, b, c, d οι τέσσερις γωνίες του τραπεζίου.

$$trapezoid(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (2)$$

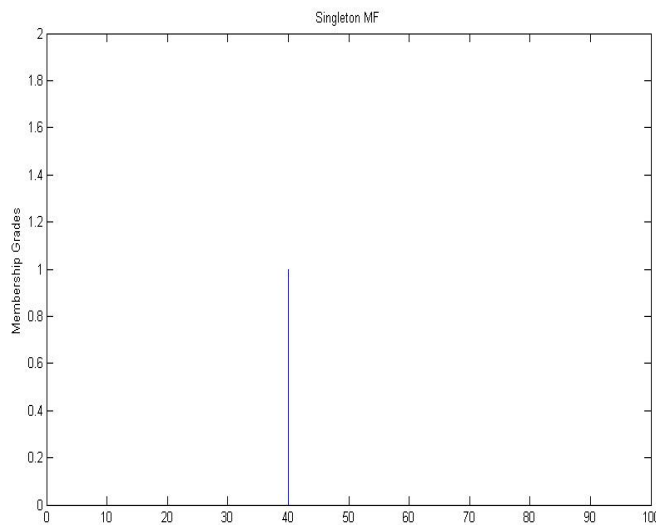
Η Gaussian συνάρτηση, προσδιορίζεται από δυο παραμέτρους, και δίνεται από την ακόλουθη σχέση, όπου οι παράμετροι c, s καθορίζουν το κέντρο, και το πλάτος της συνάρτησης.

$$gaussian(x; a, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (3)$$

Τέλος η καμπανοειδής συνάρτηση προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους, με βάση την ακόλουθη σχέση.

$$bell(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (4)$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι η κλασσική λογική (κάτι ισχύει ή δεν ισχύει), είναι υποσύνολο της ασαφούς λογικής, αφού μπορεί να εκφραστεί με μοναδιαίες συναρτήσεις συμμετοχής, όπως φαίνονται στο διάγραμμα 14. Σε αυτήν την περίπτωση, η τιμή 40, ισχύει με βαθμό συμμετοχής μονάδα.



Διάγραμμα 14 – Μοναδιαία Συνάρτηση Συμμετοχής (Singleton)

Ένα σύστημα ασαφούς λογικής απαιτεί τον καθορισμό των συναρτήσεων συμμετοχής, και των παραμέτρων τους. Ωστε να μπορέσει το σύστημα να εκφράσει τη γνώση μέσω κανόνων «Εάν-Τότε». Ένας τυπικός κανόνας θα μπορούσε να είναι ο εξής

«Εάν A είναι Z_1 και το B Z_2 , τότε το Γ είναι Z_3 », όπου A και B τα δεδομένα εισόδου, Γ η έξοδος, και Z_1, Z_2, Z_3 Ασαφή σύνολα.

3.2.2 Ασαφή συστήματα

Ένα ασαφές σύστημα αποτελείται από τρία κύρια μέρη(Jang)

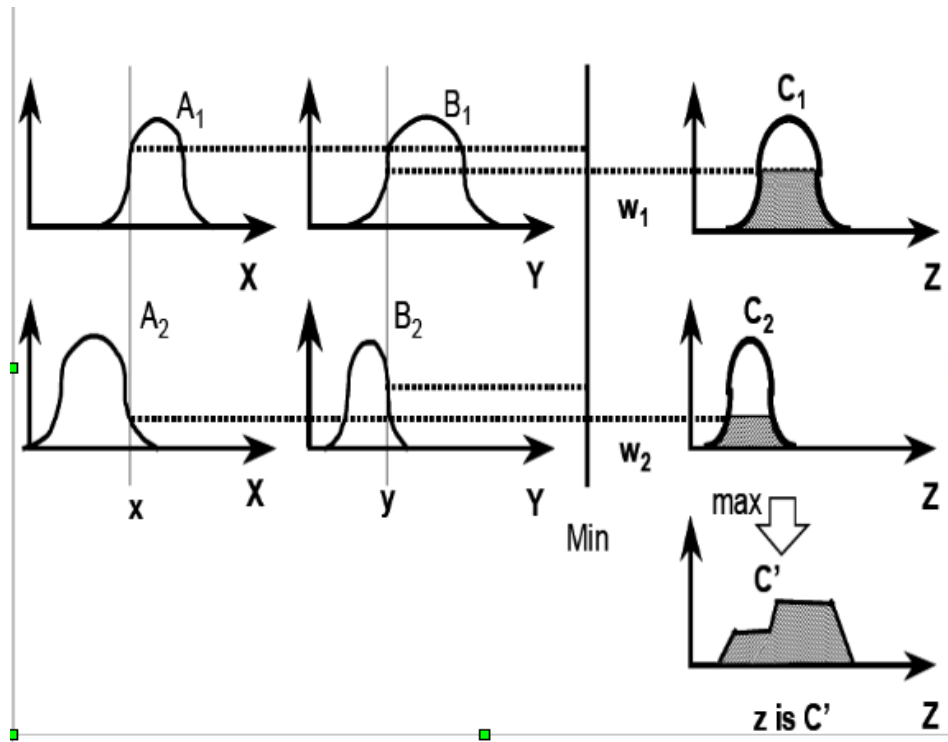
- Τους κανόνες (rule base),
- Τη βάση δεδομένων (database or dictionary) που περιλαμβάνει τις συναρτήσεις συμμετοχής
- Τον μηχανισμό σκέψης (reasoning mechanism).

Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι οι εισοδοί σε ένα σύστημα μπορεί να είναι είτε ασαφής είτε σαφείς (με την έννοια των μοναδιαίων συνόλων). Η έξοδος όμως είναι σχεδόν πάντα ασαφής. Συνεπώς, αν το σύστημα απαιτεί σαφή έξοδο, απαιτείται μια μέθοδος αποασαφοποίησης. Γενικά έχουν επικρατήσει 3 είδη ασαφών μοντέλων, τα οποία διαφοροποιούνται στους κανόνες μεταξύ των ασαφών συνόλων, και στις μεθόδους αποασαφοποίησης. Τα τρία αυτά συστήματα είναι:

- 1) Συστήματα Mamdani(1975)
- 2) Συστήματα Sugeno(1985)
- 3) Συστήματα Tsukamoto(1979)

3.2.2.1 Συστήματα Mamdani

Τα συστήματα Mamdani αναπτύχθηκαν με αφορμή τη δημιουργία ενός βραστήρα ατμού ο οποίος θα λειτουργούσε με βάση λεκτικούς κανόνες που θα προέρχονταν από ειδικούς. Στο διάγραμμα 15 που ακολουθεί παρουσιάζεται ένα σύστημα Mamdani 2 εισόδων.

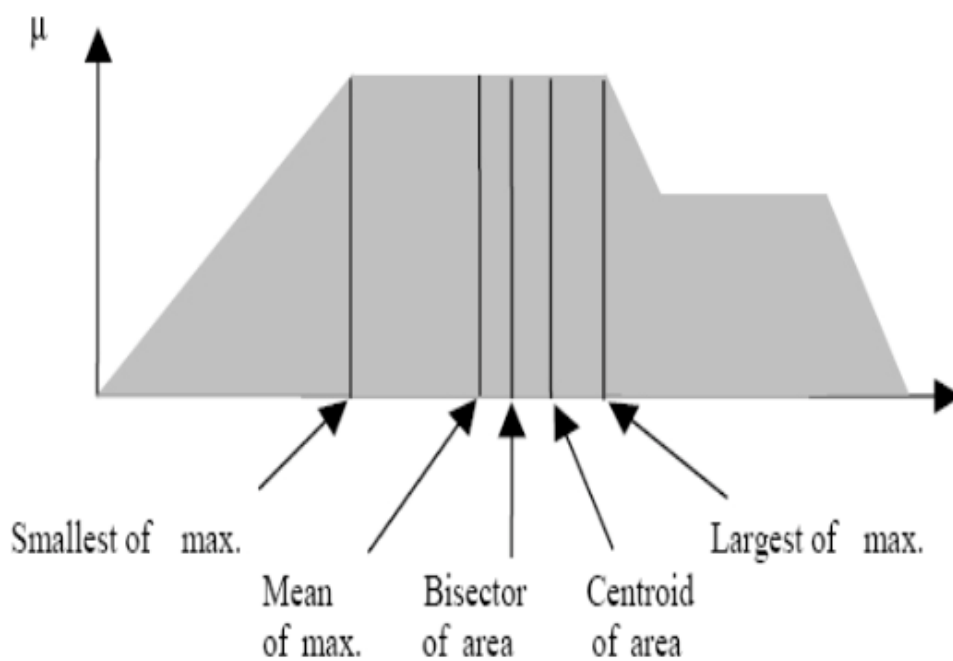


Διάγραμμα 15 – Σύστημα Mamdani 2 Εισόδων

Οι εισοδοί του συστήματος είναι τα X, Y και η έξοδος το Z. Σύμφωνα με το διάγραμμα οι τιμές x,y ανήκουν ταυτόχρονα στα ασαφή σύνολα A₁, A₂, και B₁, B₂ Αντίστοιχα. Έτσι στην πρώτη περίπτωση, αν το x είναι A₁, και το y B₁, το Z είναι C₁, Αντίστοιχα αν το x είναι A₂ και το y B₂, τότε το Z είναι C₂. Το τελικό ασαφές σύνολο C' το οποίο είναι και η τελική έξοδος του συστήματος προκύπτει με τη χρήση του τελεστή μέγιστου. Εναλλακτικά υπάρχουν και διαφορετικές συλλογιστικές, και αντί για τον τελεστή μέγιστο, να χρησιμοποιηθεί ο ελάχιστος. Επίσης θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν αντί για τους κανόνες Αν x είναι A₁ και y είναι B₁, να χρησιμοποιηθούν κανόνες με τελεστή «ή» (OR). Έτσι η έξοδος του συστήματος είναι το ασαφές σύνολο C'. Για την αποασαφοποίηση του υπάρχουν 5 διαφορετικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται περισσότερο. Οι οποίες παρουσιάζονται στο διάγραμμα 16.

- 1) Το μικρότερο του μέγιστου (Smallest of Max)

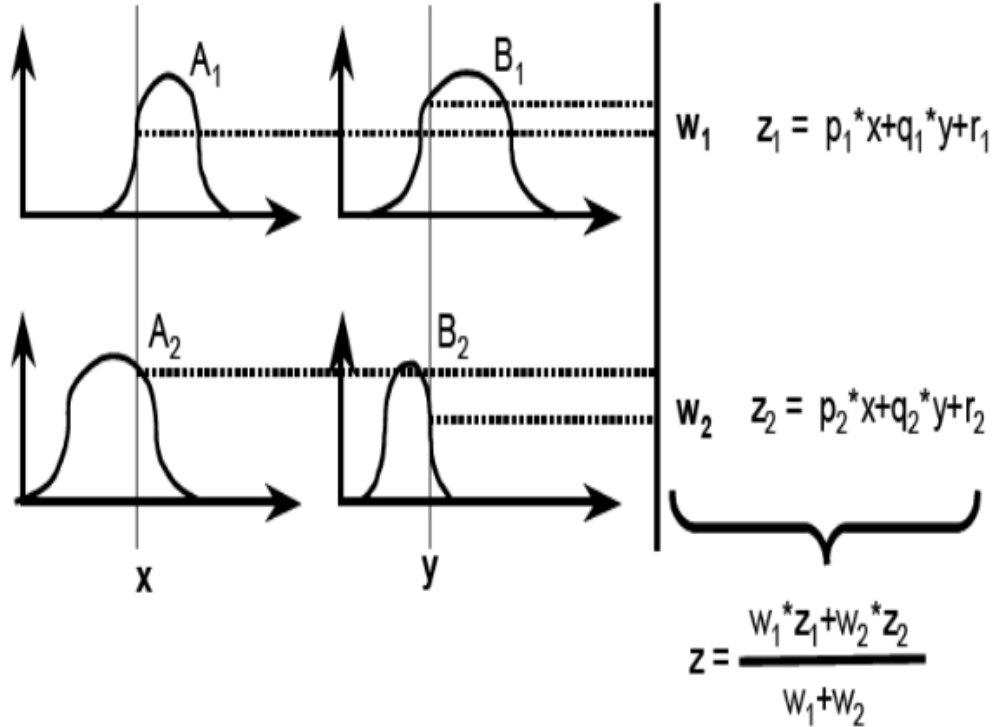
- 2) Το μέγιστο του μέγιστου(Largest of Max)
- 3) Το κέντρο της περιοχής(Centroid of Area)
- 4) Διχοτόμο της περιοχής(Bisector of Area)
- 5) Το μέσο του μέγιστου (Mean of Max)



Διάγραμμα 16 – Μέθοδοι Από-ασαφοποίησης

3.2.2.2 Συστήματα Sugeno

Τα συστήματα Sugeno διαφοροποιούνται ως προς τα Mamdani στο γεγονός ότι η έξοδος εκφράζεται από μια συνάρτηση, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 17 που ακολουθεί



Διάγραμμα 17 – Σύστημα Sugeno 2 Εισόδων

Έτσι στα τύπου Sugeno συστήματα οι κανόνες παίρνουν την μορφή:

Αν x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $z_1 = p_1 * x + q_1 * y + r_1$,

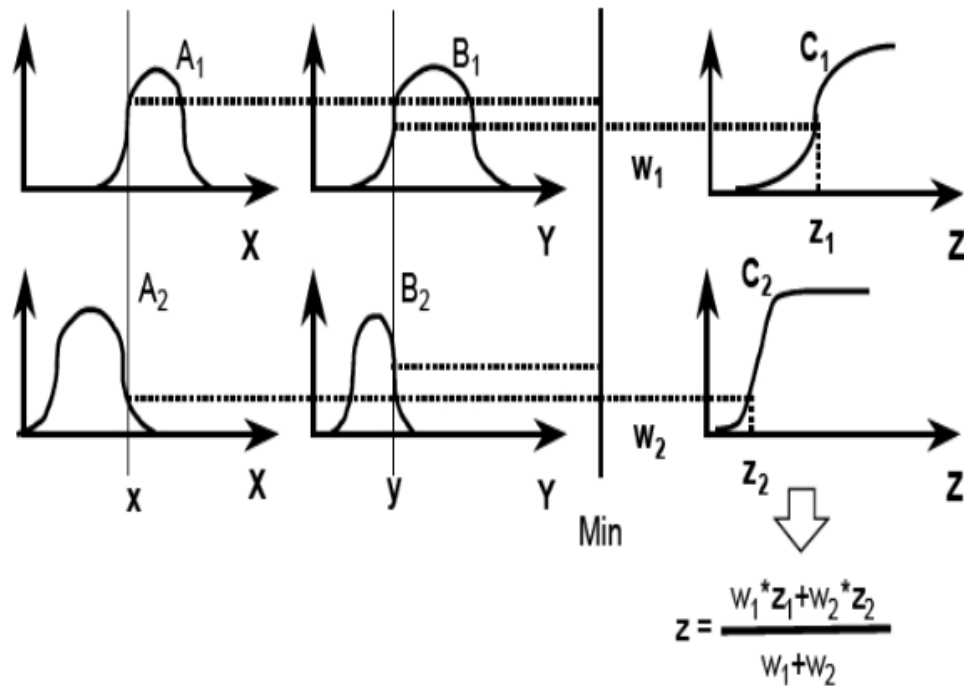
και αντίστοιχα

Αν x είναι A_2 και y είναι B_2 τότε $z_2 = p_2 * x + q_2 * y + r_2$.

Η τελική έξοδος προκύπτει από έναν σταθμικό μέσο όρο. Τα συστήματα Sugeno είναι λιγότερο απαιτητικά σε υπολογιστικό φόρτο, αλλά δεν είναι τόσο ευέλικτα όσο τα Mamdani. Προφανώς, στα συστήματα Sugeno η έξοδος είναι σαφής, επομένως δεν απαιτείται μέθοδος αποασαφοποίησης.

3.2.2.3 Συστήματα Tsukamoto

Τέλος τα συστήματα Tsukamoto που χρησιμοποιούνται λιγότερο σε σχέση με τα δυο προγενέστερα, διαφοροποιούνται από τα Sugeno ως προς την έξοδο, όπου χρησιμοποιείται μια μονότονη συνάρτηση, όπως φαίνεται και στο διάγραμμα 18 που ακολουθεί.



Διάγραμμα 18 – Σύστημα Tsukamoto 2 Εισόδων

Και πάλι η αποασαφοποίηση γίνεται με τη χρησιμοποίηση ενός σταθμισμένου μέσου των τιμών των μονότονων συναρτήσεων z_1 και z_2 .

3.2.2.4 Εναλλακτικό τρόπο δημιουργίας κανόνων

Ένας ακόμα τρόπος για τη δημιουργία ασαφών κανόνων από δεδομένα, είναι ο κατακερματισμός στο διάστημα των εισόδων. (input space partitioning). Υπάρχουν 3 κατηγορίες κατακερματισμού.

1) Grid artition

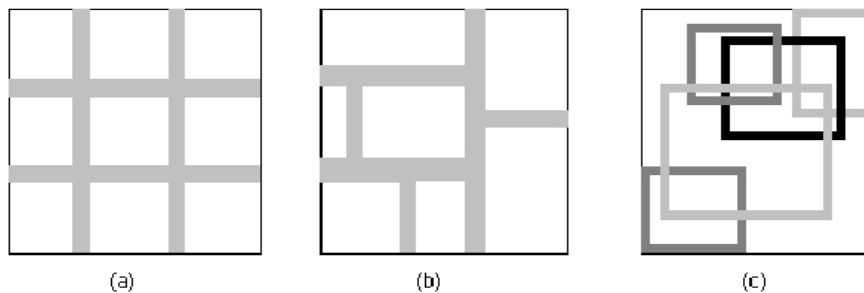
Αυτές οι περιπτώσεις ενδείκνυνται για περιπτώσεις λίγων δεδομένων εισόδου. Ο κατακερματισμός γίνεται σε ισομερή διαστήματα.

2) Tree partition

Σε αυτήν την περίπτωση, κάθε περιοχή χωρίζεται ανάλογα με τους κανόνες που προκύπτουν. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι ο φόρτος εργασίας του συστήματος δεν αυξάνει δραματικά με την αύξηση των εισόδων. Ωστόσο το μειονέκτημα βρίσκεται στο γεγονός ότι οι εισοδοι δεν έχουν πλέον ξεκάθαρη λεκτική έννοια.

3) Scatter partition

Η τελευταία μέθοδος κατακερματισμού δεν αποκλείει την επικάλυψη των εισόδων. Έτσι θεωρητικά μπορούν να δημιουργηθούν τόσοι χώροι όσοι και κανόνες του συστήματος. Οι τρεις αυτές μέθοδοι παρουσιάζονται στο διάγραμμα 19..

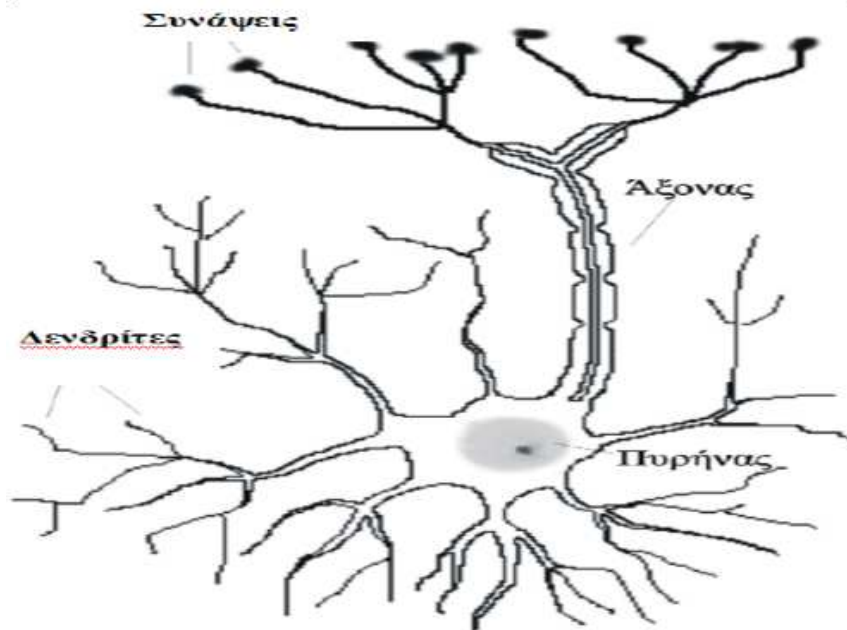


Διάγραμμα 19 – Κατακερματισμός Διαστήματος Εισόδων (Input Space partitioning)

3.3 Νευρωνικά Δίκτυα

3.3.1 Εισαγωγικά

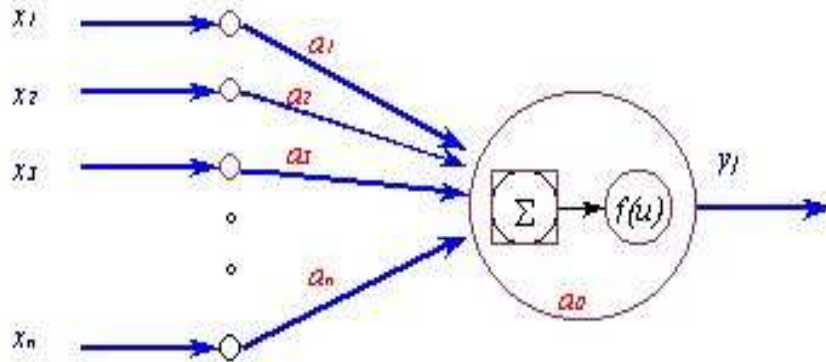
Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστεί η κύρια ιδέα που διέπει τα νευρωνικά δίκτυα. Δεν υπάρχει συγκεκριμένος και κοινά αποδεκτός ορισμός για τα νευρωνικά δίκτυα, ωστόσο μπορούν να χαρακτηριστούν ως εξαιρετικά έξυπνες τεχνικές μοντελοποίησης οι οποίες μπορούν να μοντελοποιήσουν πολύπλοκες συναρτήσεις. Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων προσπαθεί να προσομοιώσει την αρχιτεκτονική του ανθρωπίνου εγκεφάλου. Η οποία παρουσιάζεται στο διάγραμμα 20.



Διάγραμμα 20 – Νευρώνας Ανθρωπίνου Εγκεφάλου

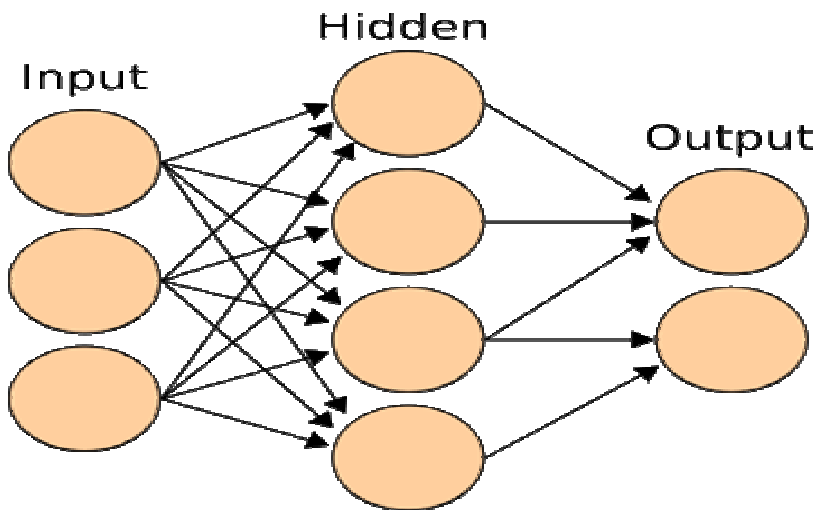
Τα δεδομένα προέρχονται από τους δενδρίτες, οι οποίοι δέχονται ηλεκτρικά σήματα από άλλους νευρώνες. Ο άξονας στέλνει τους παλμούς(δεδομένα) στον πυρήνα. Τέλος οι συνάψεις είναι σημεία ένωσης μεταξύ διακλαδώσεων του άξονα ενός νευρώνα και των δενδριτών από άλλους νευρώνες. Στη συνέχεια ο εγκέφαλος επεξεργάζεται τα δεδομένα αυτά με έναν τρόπο ο οποίος ακόμα δεν είναι κατανοητός στους επιστήμονες, και παίρνει

μια απόφαση. Τα δεδομένα ουσιαστικά είναι οι αισθήσεις, όπως η όραση, η αφή, η όσφρηση κτλ. Κατά αντιστοιχία, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να έχει την μορφή που φαίνεται στο διάγραμμα 21.



Διάγραμμα 21 – Νευρωνικό δίκτυο με μια έξοδο

Στο παραπάνω διάγραμμα διακρίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο ενός επιπέδου. Όλα τα δεδομένα εισόδου ($x_1, x_2, x_3 \dots x_n$) πολλαπλασιάζονται με μια παράμετρο α_i , προσθέτονται, και δίνουν την έξοδο y . Αυτή είναι και η πιο απλή παρουσίαση ενός νευρωνικού δικτύου. Ένα δίκτυο που περιλαμβάνει περισσότερα επίπεδα, όπου κάθε νευρώνας συνδέεται και με άλλους νευρώνες, φαίνεται στο διάγραμμα 22 που ακολουθεί.



Διάγραμμα 22 – Νευρωνικό δίκτυο με δυο εξόδους

Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι το γεγονός ότι μπορούν να εκτιμήσουν οποιαδήποτε σχέση, γραμμική και μη γραμμική, καθιστώντας αυτήν την θεωρία πολύτιμη σε προβλήματα στα οποία οι συμβατικές μέθοδοι (παλινδρόμησης, στατιστικές κ.α) αδυνατούν να δώσουν ικανοποιητικές λύσεις. Άλλο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι το γεγονός ότι με τον συνδυασμό προσαρμοστικών αλγορίθμων, μπορούν να «μάθουν» τις παραμέτρους από ένα δείγμα γνωστών εισόδων-εξόδων. Αυτού του είδους η αρχιτεκτονική δίνει τα Προσαρμοστικά Νευρωνικά Δίκτυα (Adaptive Neural Networks). Αυτού του είδους τα δίκτυα, χρησιμοποιούν δυο βασικές λειτουργίες, την μάθηση και την ανάκληση(training, recall). Μετά το πέρας της μάθησης του νευρωνικού δικτύου, αυτό είναι σε θέση, να θέσει σε εφαρμογή την δεύτερη λειτουργία του δικτύου, αυτή της ανάκλησης. Ανάκληση είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διάνυσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών. Συνήθως ένα σύνολο γνωστών δεδομένων διασπάται σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου. Η εκπαίδευση γίνεται με τα δεδομένα εκπαίδευσης και η ανάκληση, εφαρμόζεται στα δεδομένα ελέγχου, για να ελεγχθεί η ακρίβεια πρόβλεψης.

3.3.2 Μοντέλα μάθησης

Γενικότερα υπάρχουν δυο μοντέλα μάθησης των νευρωνικών δικτύων, ανάλογα με τα προβλήματα τα οποία καλούνται να αντιμετωπίσουν. Η μάθηση με επίβλεψη (supervised training) και η μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised training).

3.3.2.1 Μάθηση με επίβλεψη

Σε αυτήν την περίπτωση έχουμε κάποια δεδομένα, με γνωστά αποτελέσματα, και σκοπός είναι να βρεθεί μια συνάρτηση που να προσαρμόζεται στο μέγιστο δυνατό βαθμό στα γνωστά αποτελέσματα. Κάθε μορφή μάθησης προϋποθέτει και μια συνάρτηση κόστους, η ελαχιστοποίηση της οποίας οδηγεί στην εύρεση του μοντέλου. Η συνηθέστερη συνάρτηση κόστους που χρησιμοποιείται είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, που υπολογίζεται από τη διαφορά των προβλεπόμενων τιμών από τις πραγματικές. Κατά τη

διάρκεια της μάθησης ο προσαρμοστικός αλγόριθμος μεταβάλλει τις παραμέτρους του δικτύου, ώστε οι είσοδοι να οδηγούν στο μικρότερο σφάλμα εξόδου. Η πιο γνωστή μέθοδος μάθησης ενός δικτύου είναι ο αλγόριθμος ανάστροφης τροφοδότησης (back propagation) που αναπτύχθηκε αρχικά από τον Werbos (1974) αλλά καθιερώθηκε σαν μέθοδος με την συμβολή των Rumelhart et al(1986). Η μέθοδος της ανάστροφης τροφοδότησης δουλεύει σε δυο στάδια τα οποία επαναλαμβάνονται περισσότερες φορές μέχρι την τελική εκτίμηση των παραμέτρων. Στο πρώτο στάδιο, η διαδικασία ξεκινάει από τα δεδομένα, υπολογίζει την έξοδο με βάση τα τυχαία αρχικά βάρη. Στη συνέχεια συγκρίνει την εκτιμώμενη έξοδο με την πραγματική έξοδο. Στο δεύτερο στάδιο ξεκινάει από το σφάλμα, και με βάση το σφάλμα τροποποιεί τις παραμέτρους. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι το σύστημα να ελαττώσει το σφάλμα στην έξοδο. Ουσιαστικά η μέθοδος καθορίζει το «ποσοστό» του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί στα βάρη του κάθε νευρώνα. Έτσι είναι εφικτό να υπολογίζονται οι διορθώσεις στα βάρη του κάθε νευρώνα ξεχωριστά..

3.3.2.2 Μάθηση Χωρίς Επίβλεψη

Στην περίπτωση της μάθησης χωρίς επίβλεψη, Τα δεδομένα είναι γνωστά, όχι όμως τα αποτελέσματα. Σε αυτήν την περίπτωση η συνάρτηση κόστους μπορεί να είναι οποιαδήποτε σχέση που προκύπτει από τα γνωστά δεδομένα και τα προβλεπόμενα. Η συνάρτηση κόστους εξαρτάται από το είδος του προβλήματος.

Στην περίπτωση του μοντέλου πρόγνωσης μετοχών, η μάθηση είναι με επίβλεψη, καθώς βασίζεται σε παρελθοντικές τιμές οι οποίες είναι ήδη γνωστές. Τα κυριότερα προβλήματα που επιλύονται με μοντέλα μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι προβλήματα ομαδοποίησης .

3.3.3 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα Νευρωνικών δικτύων

Από τα παραπάνω προκύπτουν τέσσερα σημαντικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων:

- 1) Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by examples)
- 2) Η καλύτερη ανοχή σε σφάλματα(fault tolerant)
- 3) Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition)
- 4) Η δυνατότητα μοντελοποίησης πολύ-μεταβλητών μη γραμμικών σχέσεων

Οι επικριτές ωστόσο των νευρωνικών δικτύων, έχουν επικεντρώσει την προσοχή τους σε δυο σημεία:

- 1) Ο αυξημένος υπολογιστικός φόρτος που συχνά απαιτείται για την εκμάθηση ενός τέτοιου συστήματος, είναι απαγορευτικός για τη χρησιμοποίηση πολλών μεταβλητών εισόδου, καθώς ένα νευρωνικό δίκτυο απαιτεί συνήθως και μεγάλο αριθμό δεδομένων εκμάθησης
- 2) Στην αδυναμία επεξήγησης των αποτελεσμάτων του δικτύου, όσον αφορά την συμβολή των επιμέρους χαρακτηριστικών. Πολλές φορές το νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται ως ένα «μαύρο κουτί», όπου κάποιες εισοδοί οδηγούν σε μια έξοδο χωρίς να υπάρχει κάποια εξήγηση της μεταξύ τους σχέσης.

Για το πρώτο σημείο, η άποψη που αντικρούει αυτήν την κριτική είναι η ανάπτυξη της τεχνολογίας των υπολογιστών, οι οποίοι μπορούν να διεκπεραιώσουν σε ολοένα και λιγότερο χρόνο, μεγαλύτερα και πολυπλοκότερα προβλήματα. Ωστόσο η αύξηση των εισόδων αυξάνει εκθετικά τον υπολογιστικό φόρτο. Όσον αφορά το δεύτερο σημείο, αυτό εξαρτάται από το είδος του προβλήματος και τον άνθρωπο που χρησιμοποιεί το νευρωνικό δίκτυο, αν χρειάζεται επεξήγηση ή όχι. Για παράδειγμα, σε περίπτωση αναγνώρισης προτύπου, δεν χρειάζεται καμία εξήγηση, αρκεί το αποτέλεσμα να είναι ικανοποιητικό.

3.4 Νευρο-Ασαφή Συστήματα

3.4.1 Αρχές και Λόγοι δημιουργίας

Τα νευροασαφή συστήματα προέκυψαν από την ταυτόχρονη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής, ως μια προσπάθεια επεξήγησης του φαινομένου του «μαύρου κουτιού». Η Ασαφής λογική, χρησιμοποιεί κανόνες που είναι εύκολα αντιληπτοί από τους ανθρώπους, έχει όμως το μειονέκτημα ότι απαιτεί υπάρχουσα γνώση. Στον πίνακα 1 , συνοψίζονται δυο διαφορές των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής. (Abrahams, 2001)

Πίνακας 1 – Νευρωνικά δίκτυα και Ασαφής λογική

Νευρωνικά Δίκτυα	Ασαφής Λογική
Μάυρο κουτί	Δυνατότητα ερμηνείας Αποτελεσμάτων
Μαθαίνει από το μηδέν	Κάνει Χρήση Γλωσσικών γνώσεων

Παίρνοντας σαν εισόδους ασαφή σύνολα, με τη χρήση προσαρμοστικών αλγορίθμων, τροποποιούνται οι συναρτήσεις συμμετοχής και προκύπτουν κανόνες κατανοητοί από τους ανθρώπους. Τα νευροασαφή συστήματα έχουν τη δυνατότητα να «μάθουν από το μηδέν» και να «ερμηνεύσουν τα αποτελέσματα». Γίνεται λοιπόν συνδυασμός των δυο πλεονεκτημάτων των διαφορετικών τεχνικών, με πολύ καλά αποτελέσματα σε διάφορους τομείς. Αξίζει να σημειωθεί ότι τα νευρωνικά δίκτυα και η Ασαφή λογική έχουν εφαρμογές σε ίδια προβλήματα και έτσι μπορούν να θεωρηθούν ως ισοδύναμες μέθοδοι (Atsalakis, 2008). Έχουν ωστόσο αντίθετες απαιτήσεις κατά την εφαρμογή τους. Και οι δυο μέθοδοι μοντελοποιούν μη-γραμμικά προβλήματα, βασισμένα σε συνεχείς μεταβλητές, με τη διαφορά ότι τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν ποσοτικά δεδομένα ενώ η ασαφής λογική ποιοτικά.

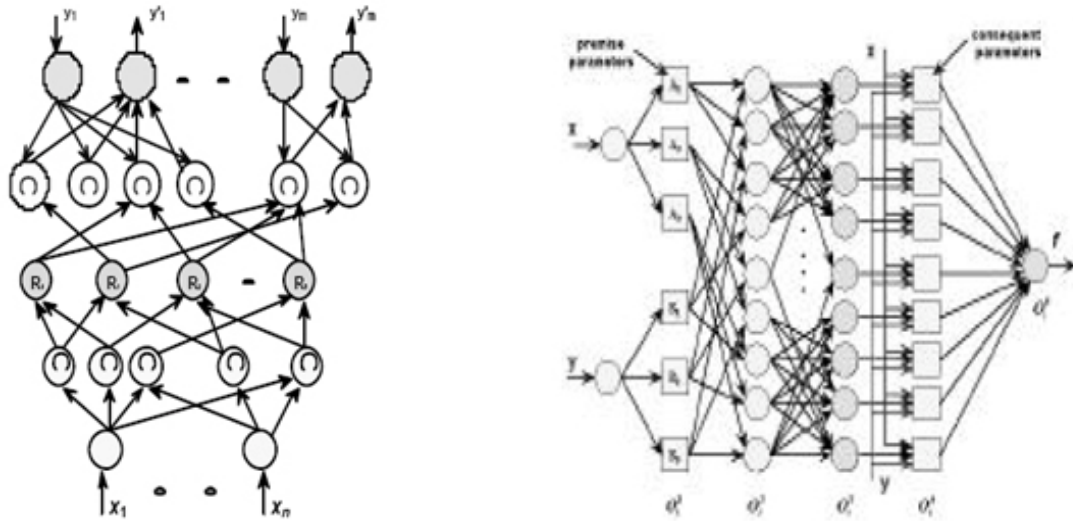
Τα κυριότερα χαρακτηριστικά των νευροασαφών συστημάτων παρουσιάζονται στη συνέχεια

- 1) Ευέλικτα μοντέλα για τα δεδομένα εκπαίδευσης με τη μορφή ασαφών κανόνων.
- 2) Χρησιμοποίηση a priori γνώσης για το πρόβλημα
- 3) Η γνώση είναι άμεσα προσπελάσιμη με τη μορφή κανόνων εάν-τότε
- 4) Ο τρόπος διατύπωσης των κανόνων προσεγγίζει την ανθρώπινη λογική

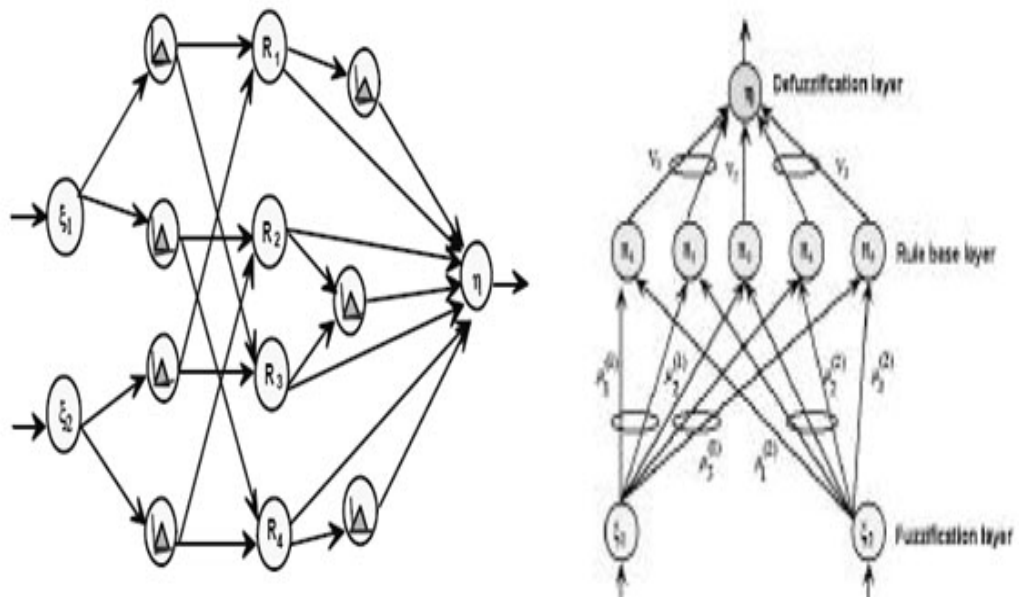
Ο Abraham(2001) καταγράφει τα κυριότερα ολοκληρωμένα νεύρο-ασαφή συστήματα που παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία. τα οποία και παρατίθενται στον πίνακα 2 και παρουσιάζονται στα διαγράμματα 23,24,25 και 26.

Πίνακας 2 – Κυριότερα νευροασαφή συστήματα

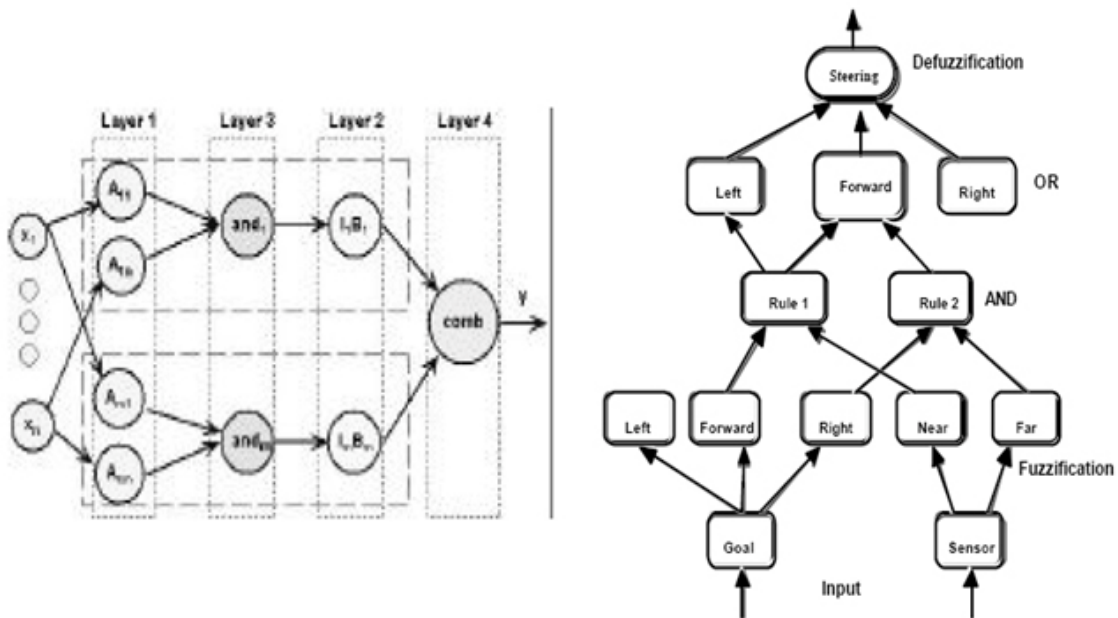
Σύστημα	Ιδρυτής	Διάγραμμα
Falcon	Lin (1991)	Διάγραμμα 23 – Αριστερά
Anfis	Jang J.- S.R,(1993)	Διάγραμμα 23 – Δεξιά
Garic	Berenji, Khedkar (1992)	Διάγραμμα 24 – Αριστερά
NEFCON	Nauck D., Kruse R., (1994)	Διάγραμμα 24 – Δεξιά
FINEST	Tano (1996)	Διάγραμμα 25 – Αριστερά
FUN	Sulzberger (1993)	Διάγραμμα 25 – Δεξιά
EFuNN	Kasabov(1998)	Διάγραμμα 26 – Αριστερά
SONFIN	Feng (1998)	Διάγραμμα 26 – Δεξιά



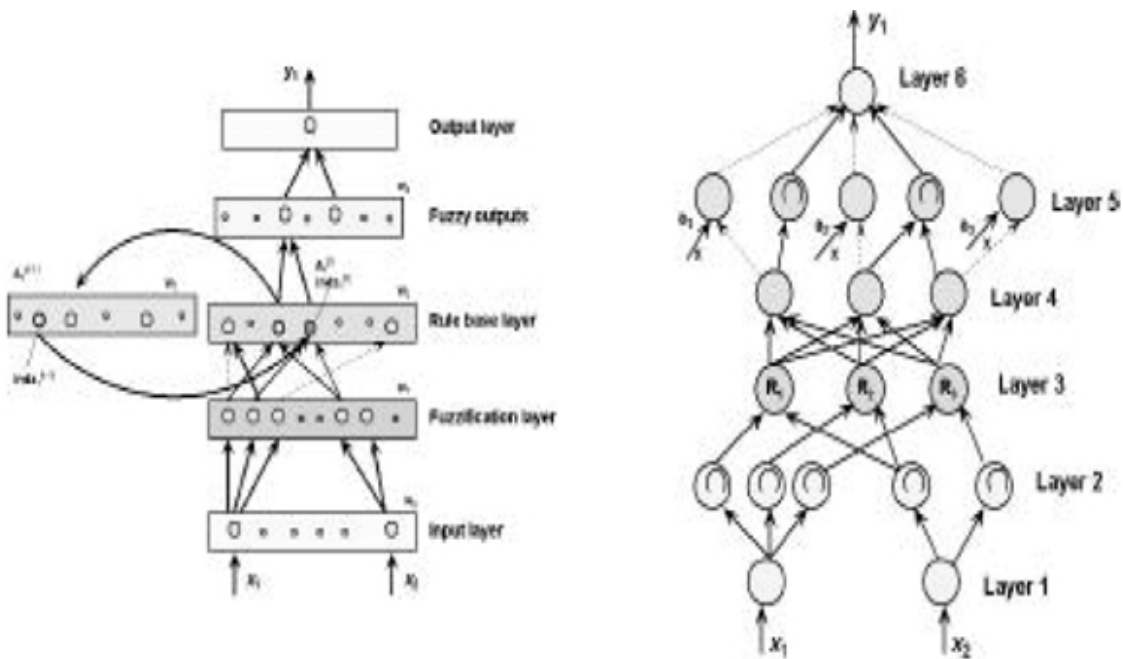
Διάγραμμα 23- Σύστημα Falcon και Anfis



Διάγραμμα 24- Συστήματα Garlic και Nefcon



Διάγραμμα 25- Συστήματα Finest και FUN



Διάγραμμα 26- Συστήματα EFuNN και SONFIN

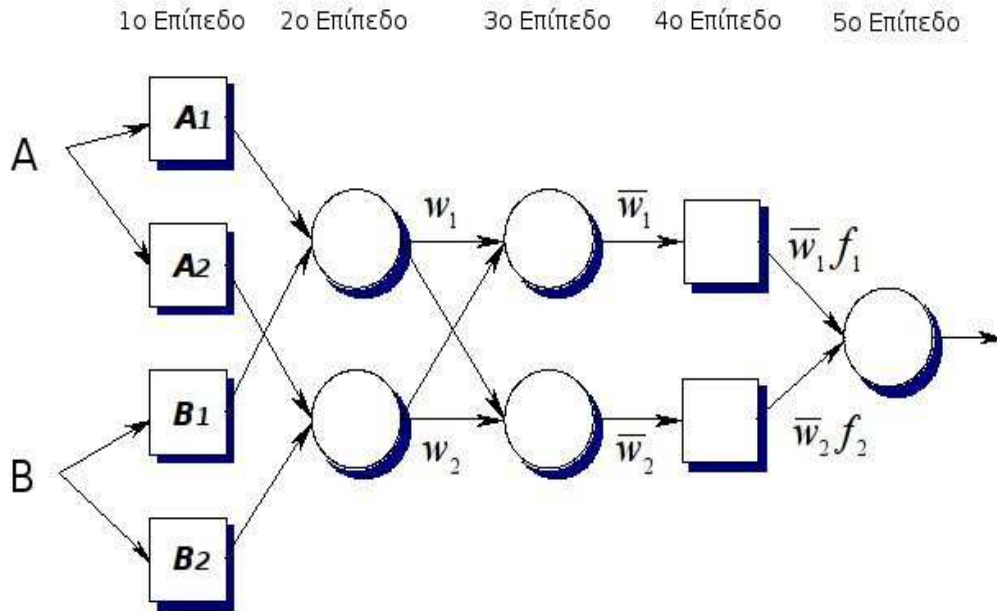
3.4.2 Anfis

Στην παρούσα εργασία θα χρησιμοποιηθεί το μοντέλο ANFIS που προτάθηκε από τον Jang(1997). Η αρχιτεκτονική ANFIS υπερτερεί σε σχέση με άλλες αρχιτεκτονικές, στην πρόβλεψη χρονολογικών σειρών, όπως απέδειξε ο Abraham(2005), τα αποτελέσματα του οποίου παρουσιάζονται στον πίνακα 3 Τα αποτελέσματα αναφέρονται στην χασοτική χρονολογική σειρά Mackey Glass, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές ως μέτρο σύγκρισης μοντέλων.

Πίνακας 3 –Αποτελέσματα διαφορετικών νευροασαφών τεχνικών στην πρόβλεψη της χρονολογικής σειράς Mackey-Glass

Σύστημα	Επαναλήψεις	RMSE
ANFIS	75	0.0017
NEFPROX	216	0.0332
EFuNN	1	0.0140
dmEFuNN	1	0.0042
SONFIN	1	0.0180

Το μοντέλο Anfis είναι ένα προσαρμοστικό μοντέλο, όσον αφορά το κομμάτι των νευρωνικών δικτύων, και χρησιμοποιεί το ασαφές σύστημα Sugeno. Η Αρχιτεκτονική του Anfis παρουσιάζεται ξανά στο διάγραμμα 27 που ακολουθεί. Παρουσιάζεται η περίπτωση δυο εισόδων με δυο συναρτήσεις συμμετοχής(A1,A2), πέντε επιπέδων, και μιας εξόδου.



Διάγραμμα 27- Μοντελοποίηση ANFIS πέντε επιπέδων με μια έξοδο

Σε κάθε επίπεδο, με O_{ij} συμβολίζεται η έξοδος του i επιπέδου, και j κόμβου.

Για το **πρώτο** επίπεδο ισχύει

$$O_{1j} = \mu_{A_j}(x) \quad \text{για } j = 1,2 \quad (5)$$

$$O_{1j} = \mu_{B_j}(x) \quad \text{για } j = 3,4 \quad (6)$$

όπου $\mu_{A_i}(x)$ $\mu_{B_i}(x)$ οι ασαφείς τιμές των μεταβλητών A και B, που προκύπτουν από την εκάστοτε συνάρτηση συμμετοχής.

Για το **δεύτερο** επίπεδο

$$O_{2i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x) \quad \text{για } i=1,2 \quad (7)$$

για το **τρίτο** επίπεδο

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{(w_1 + w_2)} \quad \text{για } i=1,2 \quad (8)$$

για το **τέταρτο** επίπεδο

$$O_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad \text{για } i=1,2 \quad (9)$$

για το **πέμπτο** επίπεδο

$$O_{5,1} = \sum_1 \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_1 w_i f_i}{\sum_1 w_i} \quad \text{για } i=1,2 \quad (10)$$

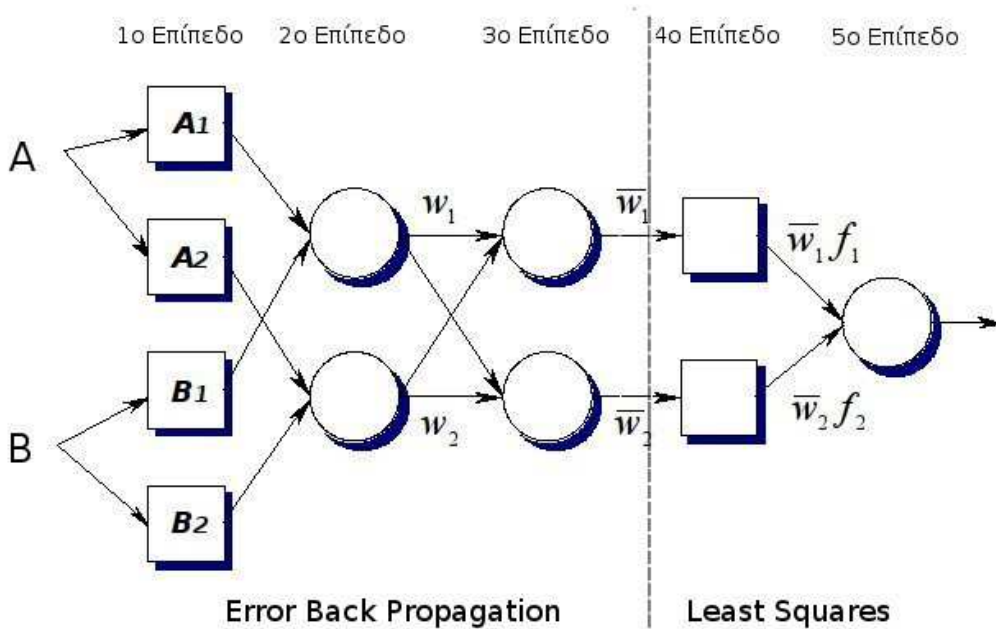
3.4.3 Εκμάθηση μοντέλου ANFIS

Σε κάθε επίπεδο του μοντέλου ANFIS, οι είσοδοι, αποτελούνται από εξόδους των προηγούμενων επιπέδων. Έτσι η έξοδος του i κόμβου του k επιπέδου, μπορεί να συμβολιστεί ως

$$O_{k,i} = O_{k,i}(O_{k-1,1}, \dots, O_{k-1,i}, a, b, c, \dots)$$

Όπου a, b, c κλπ οι εκάστοτε παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής. Για την εκμάθηση ενός μοντέλου ANFIS ο Jang(1995) έχει προτείνει την χρησιμοποίηση ενός

υβριδικού αλγόριθμου που χρησιμοποιεί τόσο τον αλγόριθμο ανάστροφης τροφοδότησης (Back Propagation-Gradient Descent) όσο και την μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων (LSE). Στα πρώτα τρία επίπεδα χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος ανάστροφης τροφοδότησης, ενώ στα δυο τελευταία χρησιμοποιείται η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 28. Κάθε επανάληψη (epoch) του αλγορίθμου αποτελείται από δυο κινήσεις. Την εμπρόσθια(forward pass), και την οπίσθια(backward pass). Στην εμπρόσθια κίνηση τα αποτελέσματα των κόμβων προωθούνται ως την αρχή του τέταρτου επιπέδου, ενώ οι παράμετροι των αποτελεσμάτων καθορίζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Κατά την οπίσθια κίνηση το σφάλμα τροφοδοτείται προς τα πίσω, και οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής ($a_i, b_i, c_i, d_i..$) προσαρμόζονται με βάση τη μέθοδο Gradient Descent. Τα παραπάνω συνοψίζονται στον πίνακα 4 .



Διάγραμμα 28 – Μοντελοποίηση Anfis- Forward και Backward Pass

Πίνακας 4 – Συνοπτική διαδικασία εκμάθησης υβριδικού αλγορίθμου του ANFIS

	Forward Pass	Backward
Παράμετροι τμήματος “Υπόθεσης” (Premise Parameters) ($a_i, b_i, c_i, d_i \dots$)	Σταθεροί	Gradient Descent
Παράμετροι τμήματος “αποτελέσματος” (Consequent Parameters) (p_i, q_i, r_i)	Μέθοδος Ελαχίστων τετραγώνων.	Σταθεροί
Σήματα (signals)	Έξοδοι των Κόμβων	Σφάλμα

Αυτό που προκύπτει από την παραπάνω ανάλυση και τις σχέσεις που διέπουν το μοντέλο Anfis, οι προς εκτίμηση παράμετροι διασπώνται σε δυο υποσύνολα (υπόθεσης και αποτελέσματος), εκ των οποίων οι πρώτοι είναι μη γραμμικοί, ενώ οι δεύτεροι είναι γραμμικοί. Αυτός είναι και ο λόγος για τον οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια γραμμική μέθοδος (η ελαχίστων τετραγώνων) για την εκτίμηση τους. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα της χρησιμοποίησης γραμμικών μεθόδων είναι ο μικρότερος υπολογιστικός φόρτος που απαιτούν, καθώς και το γεγονός ότι το αποτέλεσμα είναι ολικό βέλτιστο(global optimum). Το δεύτερο υποσύνολο παραμέτρων(παράμετροι υπόθεσης) αποτελείται από μη-γραμμικούς παραμέτρους και για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται η μέθοδος Gradient Descent, η οποία έχει τη δυνατότητα εύρεσης μη γραμμικών παραμέτρων. Ωστόσο η συγκεκριμένη μέθοδος είναι υπολογιστικά απαιτητική, χωρίς να εξασφαλίζει ολικά βέλτιστα. Σε σύγκριση με ένα νευρωνικό δίκτυο στο οποίο η εκμάθηση γίνεται αποκλειστικά με μη γραμμικούς αλγόριθμος, η μοντελοποίηση με την αρχιτεκτονική του ANFIS είναι ταχύτερη, γεγονός που αποτελεί ένα επιπλέον πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής έναντι των νευρωνικών δικτύων.

3.4.3.1 Forward – Pass

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως κατά τη διάρκεια του forward pass, προσδιορίζονται οι παράμετροι της εξόδου του Anfis, p, q, r . Η σχέση (10) μπορεί να ξαναγραφεί ως προς τις παραμέτρους p, q, r .

$$O_{s,1} = \sum_1 \bar{w}_i f_i = (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (11)$$

Η σχέση (11) είναι γραμμική ως προς τις παραμέτρους ($p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$), συνεπώς η προσαρμογή των παραμέτρων μπορεί να γίνει τόσο με μη-γραμμικό προσαρμοστικό αλγόριθμο όσο και με γραμμικό, όπως έχει προαναφερθεί.

3.4.3.2 Backward Pass

Η διαδικασία του Backward Pass, υιοθετεί μια μη-γραμμική μέθοδο προσαρμογής των παραμέτρων, αυτήν του Gradien Descent. Όπως αναφέρθηκε στη διαδικασία αυτήν προσαρμόζονται οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής, καθορίζονται λοιπόν οι κανόνες την υπόθεσης. Η μέθοδος Gradien Descent βασίζεται στην ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους. Η Συνάρτηση προκύπτει από το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων. Έστω ότι το σύνολο των δεδομένων έχει P εισόδους, τότε

$$J_p = \sum_{i=1}^L (T_{i,p} - O_{i,p}^L)^2 \quad (12)$$

όπου $T_{i,p}$ είναι το i -οστό στοιχείο του p -οστού διανύσματος εξόδου που δημιουργείται από την παρουσίαση του p -οστού διανύσματος εισόδου. Το συνολικό σφάλμα δίνεται από την εξής σχέση

$$J = \sum_{p=1}^P J_p \quad (13)$$

Για την εφαρμογή της μεθόδου Gradient Descent πρέπει να υπολογιστεί το ποσοστό σφάλματος $\frac{\partial J_p}{\partial O}$, για το p-οστό σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το ποσοστό σφάλματος για τον κόμβο εξόδου στο L επίπεδο και I στοιχείο, προκύπτει εύκολα από την σχέση 13, χρησιμοποιώντας την παράγωγο.

$$\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L) \quad (14)$$

Για τον εσωτερικό κόμβο στο (k,i) το ποσοστό σφάλματος προκύπτει

$$\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^k} = \sum_{m=1}^{(k+1)} \frac{\partial J_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}} \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k} \quad (15)$$

όπου $1 \leq k \leq L-1$. Από την παραπάνω συνεπάγεται το συμπέρασμα ότι ο ρυθμός σφάλματος ενός εσωτερικού κόμβου εκφράζεται ως γραμμικός συνδυασμός των ρυθμών σφαλμάτων των κόμβων του επομένου επιπέδου. Έτσι από τις δυο παραπάνω εξισώσεις μπορεί να υπολογιστεί κάθε σφάλμα $\frac{\partial J_p}{\partial O_{i,p}^k}$. Έτσι για την παράμετρο a ισχύουν τα παρακάτω:

$$\frac{\partial J_p}{\partial a} = \sum_{O \in S} \frac{\partial J_p}{\partial O} \frac{\partial O}{\partial a} \quad (16)$$

όπου S οι κόμβοι οι οποίοι περιέχουν την παράμετρο a . Η παράγωγος του συνολικού σφάλματος J ως προς το a είναι

$$\frac{\partial J}{\partial a} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial J_p}{\partial a} \quad (17)$$

Σε κάθε επανάληψη η παράμετρος a μεταβάλλεται σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial J}{\partial \alpha} \quad (18)$$

όπου “ η ” ο ρυθμός μάθησης, ο οποίος μεταβάλλεται κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων του αλγορίθμου σύμφωνα με την επόμενη σχέση

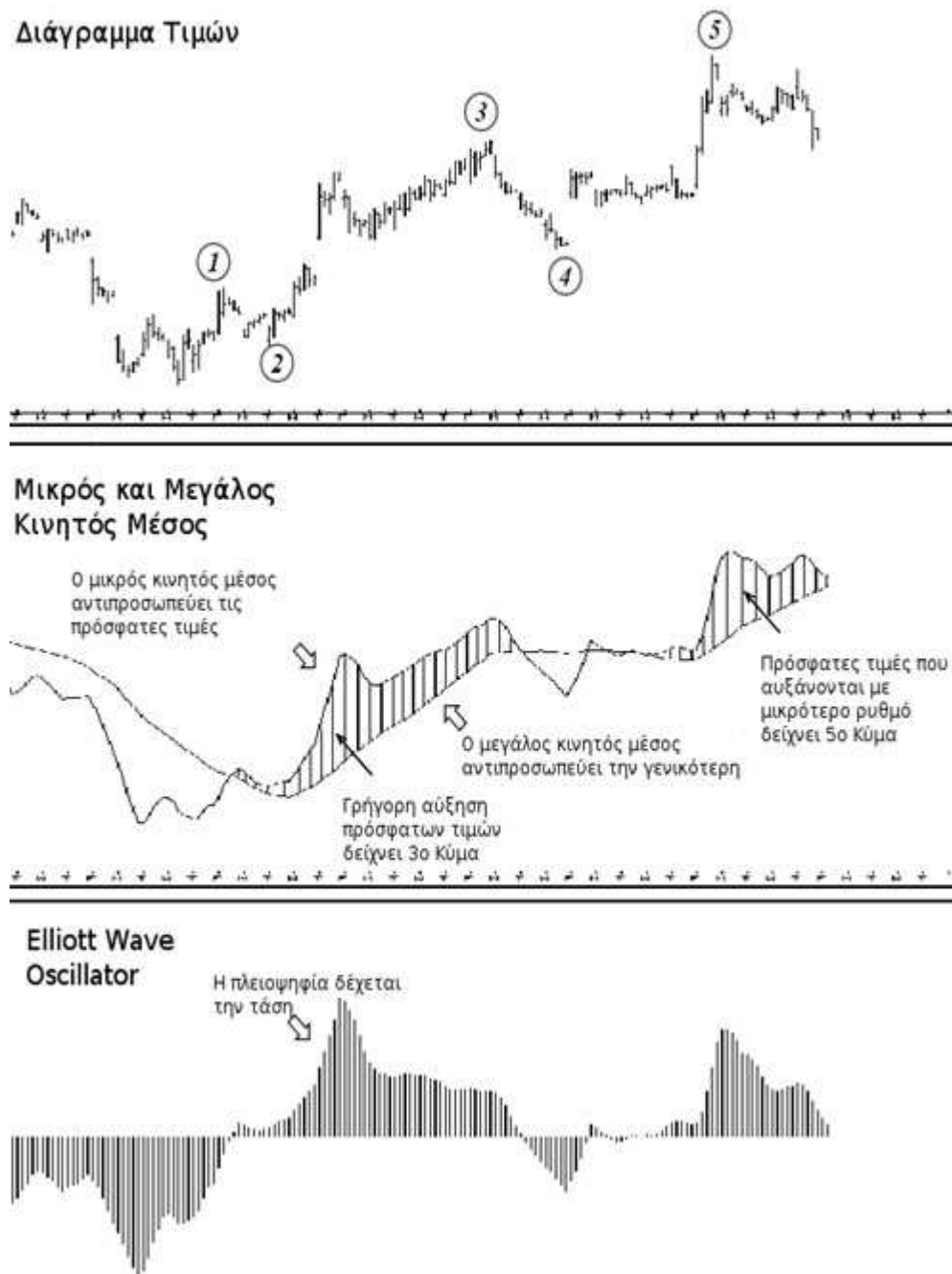
$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_a \left(\frac{\partial J}{\partial \alpha}\right)^2}} \quad (19)$$

όπου k είναι το βήμα μάθησης (step size), το μέγεθος κατά το οποίο μεταβάλλεται η κλίση στον παραμετρικό χώρο. Το μέγεθος του k παίζει σημαντικό ρόλο στην εύρεση βέλτιστης λύσης. Ένα πολύ μικρό k μπορεί να παγιδεύσει τη διαδικασία σε τοπικό βέλτιστο. Ένα μεγάλο βήμα όμως μπορεί να παραβλέψει ένα τοπικό ή ολικό βέλτιστο. Επίσης, η τιμή του βήματος επηρεάζει σημαντικά και την ταχύτητα περαίωσης του αλγορίθμου.

Κεφάλαιο 4 : Το Σύστημα WASP

4.1 Μεταβλητές Εισόδου – Ο δείκτης Elliott Wave Oscillator

Το μεγαλύτερο πρόβλημα των κυμάτων Elliott είναι η μέτρηση τους, καθώς το ίδιο διάγραμμα μπορεί να ερμηνευτεί με διαφορετικούς τρόπους, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε μεγάλες διαφοροποιήσεις των προβλέψεων. Αν για παράδειγμα ένα 5ο κύμα, ερμηνευτεί ως 3ο, ή αν το κύμα α ερμηνευτεί ως 4ο, μπορεί να παρατηρηθούν μεγάλες απώλειες. Για το λόγο αυτό, οι ερευνητές αναζήτησαν ένα δείκτη, ο οποίος θα είναι ικανός να παρέχει ενδείξεις αναφορικά με το μέτρημα των κυμάτων. Όπως είχε αναφερθεί στην ανάλυση της θεωρίας Elliott, ο πιο εύκολος και σίγουρος τρόπος επένδυσης είναι ο εντοπισμός του 3ου κύματος, το οποίο είναι συνήθως το εμφανέστερο, και η επένδυση στο μικρότερο 5ο κύμα. Έτσι η έρευνα οδηγήθηκε προς αυτήν την κατεύθυνση. Κατά τη διάρκεια του 3ου κύματος, ακριβώς επειδή παρουσιάζει μια ισχυρή δυναμική, οι πρόσφατες μεταβολές της μετοχής, θα είναι αντίστοιχα ισχυρότερες από τις παλαιότερες, γεγονός που φαίνεται από απλούς δείκτες κινητών μέσων όρων. Ο δείκτης ονομάστηκε Elliott Wave Oscillator και προκύπτει από τη διαφορά δυο κινητών μέσων όρων. Έχει επικρατήσει να χρησιμοποιούνται οι κινητοί μέσοι των 5 και 35 ημερών. Έτσι σε ένα ανοδικό κύμα, ο κινητός των 5 ημερών θα είναι μεγαλύτερος του κινητού των 35 ημερών, και συνεπώς ο Elliott wave oscillator θετικός. Από τα προηγούμενα προκύπτει ότι όταν ο δείκτης είναι θετικός και μεγάλος, τότε το πιο πιθανό είναι η μετοχή να βρίσκεται σε ένα 3ο κύμα. Από την τελευταία πρόταση προκύπτει και η καταλληλότητα της ασαφούς λογικής, καθώς τα όρια του δείκτη δεν μπορούν να είναι προκαθορισμένα σε μέγεθος διότι εξαρτώνται από διάφορους παράγοντες. Στο διάγραμμα 29 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα του δείκτη σε συνδυασμό με την πορεία της μετοχής.



Διάγραμμα 29- Συνοπτική παρουσίαση του Elliott Wave Oscillator

Όπως φαίνεται στο παραπάνω διάγραμμα ο E.W.O τείνει να παρουσιάζει κορυφές ταυτόχρονα με τις τιμές της μετοχής. Επίσης οι περιπτώσεις όπου η τιμή του δείκτη

αυξάνεται με υψηλότερο ρυθμό, αποτελούν ενδείξεις 3ων Κυμάτων. Ο Δείκτης E.W.O είναι ένας δείκτης, ο οποίος βρίσκεται στη λογική της ασαφούς λογικής, από τη στιγμή που εκφράζει διαφορετικές καταστάσεις ανάλογα με το μέγεθος του. Για παράδειγμα, όταν ο δείκτης E.W.O γίνεται θετικός, βρισκόμαστε σε ανοδική πορεία. Όταν ο δείκτης είναι υψηλός, βρισκόμαστε σε 3ο ανοδικό κύμα. Όπως γίνεται αντιληπτό από το παραπάνω διάγραμμα όμως, η πτώση της μετοχής ξεκινάει, παρόλο που ο δείκτης είναι ακόμα θετικός. Αυτό είναι λογικό, αφού όπως αναφέρθηκε, ο δείκτης βασίζεται σε κινητούς μέσους. Στο τελικό σύστημα λοιπόν, πρέπει πέρα από το δείκτη, να υπάρχει και άλλη μια μεταβλητή εισόδου, που να διαχωρίζει με κάποιο τρόπο την ανοδική και τη καθοδική περίοδο της μετοχής, όταν ο δείκτης είναι θετικός. Μια σκέψη ήταν η χρησιμοποίηση του αριθμού των ημερών από την τελευταία φορά που ο δείκτης άλλαξε πρόσημο. Ένας τέτοιος κανόνας υπόθεσης θα είχε την ακόλουθη μορφή

“όταν ο EWO είναι υψηλός, και έχουν περάσει λίγες μέρες...”

Ο παραπάνω κανόνας θα αντιστοιχούσε σε θετικό αποτέλεσμα, δηλαδή σήμα αγοράς, καθώς αντιστοιχεί σε περίπτωση αρχής τρίτου κύματος. Αν οι ημέρες ήταν πολλές, τότε το πιο πιθανό είναι το κύμα να οδηγείται στο τέλος του, με αποτέλεσμα να ακολουθεί μια διόρθωση. Σε αυτήν την περίπτωση το μοντέλο WASP θα έδινε σήμα πώλησης

Τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά, ωστόσο, ο δείκτης παρουσίασε προβλήματα αναφορικά με την εκπαίδευση του συστήματος. Ο δείκτης αυτός θα ήταν κρισιμότερος στη δημιουργία ενός μακροπρόθεσμου συστήματος με την χρησιμοποίηση όχι του δείκτη E.W.O(5/35), αλλά ενός αντίστοιχου για μεγαλύτερη περίοδο όπου οι κύκλοι των κυμάτων είναι πιο σταθεροί, και παρουσιάζουν μεγαλύτερη συνάφεια με τη θεωρία της σειράς Fibonacci. Ένα τέτοιο σύστημα δεν μπορεί να δημιουργηθεί ακόμα, καθώς τα δεδομένα δεν είναι αρκετά για την ίδρυση συστημάτων πρόβλεψης μηνιαίων αποδόσεων, καθώς για δεδομένα 20 ετών αντιστοιχούν περίπου 5.000 παρατηρήσεις, δηλαδή περίπου 200 μηνιαίες παρατηρήσεις, αριθμός πολύ μικρός για να χωριστεί σε δεδομένα

εκπαίδευσης και ελέγχου. Για το λόγο αυτό η ιδέα χρησιμοποίησης του διαστήματος των ημερών από την ημέρα εναλλαγής του δείκτη εγκαταλείφθηκε. Ο δείκτης που χρησιμοποιήθηκε τελικά είναι οι υστερήσεις του E.W.O, δηλαδή ο $EWO(5/35)_{(t-1)}$. Με αυτόν τον τρόπο προκύπτουν κανόνες που περιλαμβάνουν την αλλαγή της τάσης. Η οποία μπορεί να οφείλεται είτε σε διόρθωση είτε σε τερματισμό του κύματος. Ένας τέτοιος κανόνας υπόθεσης είναι ο ακόλουθος:

“Όταν ο δείκτης EWO είναι υψηλός, και την προηγούμενη μέρα ήταν μεγαλύτερος ...”

Ένας τέτοιος κανόνας θα αντιπροσώπευε είτε μια διόρθωση στο ανοδικό κύμα, είτε τον τερματισμό του κύματος. Σε κάθε περίπτωση το αποτέλεσμα αναμένεται καθοδικό. Για τον καλύτερο διαχωρισμό μεταξύ διόρθωσης και τερματισμού του κύματος χρησιμοποιήθηκε και η δεύτερη υστέρηση του δείκτη. Έτσι είναι δυνατόν να δημιουργηθούν οι δυο ακόλουθοι κανόνες υπόθεσης:

- 1. “Όταν ο δείκτης EWO είναι υψηλός, την προηγούμενη μέρα ήταν μεγαλύτερος και πριν δυο μέρες ακόμα μεγαλύτερος...”*

Και

- 2. “Όταν ο δείκτης EWO είναι υψηλός, την προηγούμενη μέρα ήταν μικρότερος και πριν δυο μέρες υψηλός...”*

Στην πρώτη περίπτωση το πιο πιθανό σενάριο είναι ο τερματισμός του κύματος, σε αντίθεση με την δεύτερη περίπτωση όπου το πιθανότερο σενάριο είναι η διόρθωση.

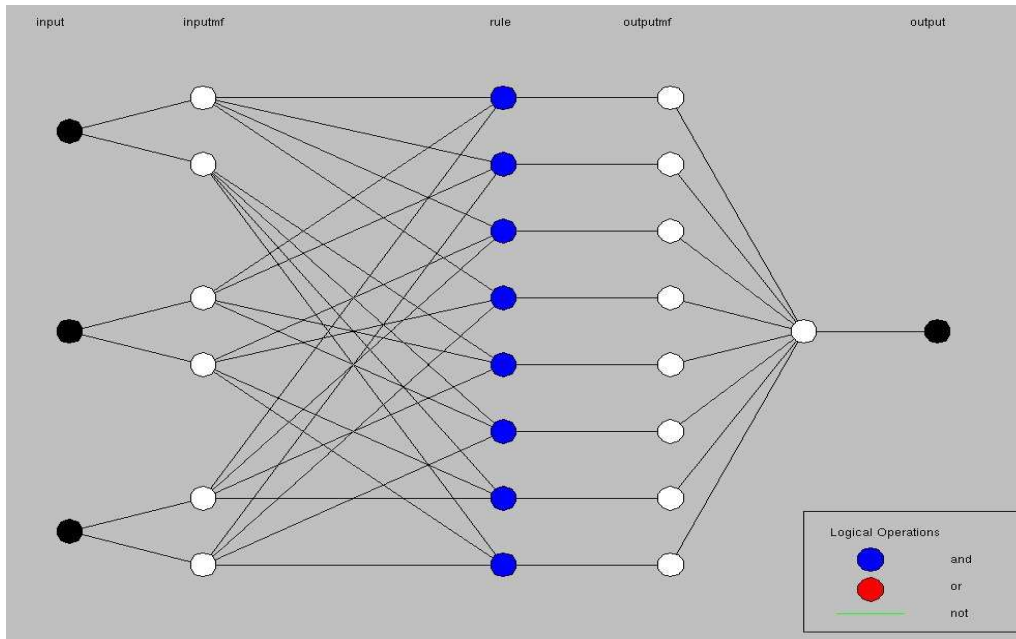
4.2 Επιλογή μοντέλου

Η διαδικασία της επιλογής του μοντέλου, δηλαδή ο καθορισμός των παραμέτρων του ANFIS αποτελείται κυρίως από μια διαδικασία συνεχών δοκιμών. Μέσα από αυτή τη διαδικασία επιλέγονται τα ακόλουθα

- Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής
- Η επιλογή του είδους των συναρτήσεων συμμετοχής
- Η επιλογή των μεταβλητών του συστήματος.
- Ο αριθμός των επαναλήψεων

4.2.1 Αριθμός συναρτήσεων συμμετοχής

Ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής επηρεάζει σημαντικά την ταχύτητα εκπαίδευσης του συστήματος. Πολύ μεγάλος αριθμός έχει ως επακόλουθο την δημιουργία πολλών κανόνων, με αποτέλεσμα την αργή εκπαίδευση. Ο σκοπός όμως είναι να επιτευχθεί ο καλύτερος δυνατός κατακερματισμός του χώρου των μεταβλητών ώστε να δημιουργηθούν κανόνες που να έχουν μια λογική υπόσταση και να δίνουν το δυνατόν καλύτερο αποτέλεσμα. Στην μεθοδολογία που αναπτύχθηκε πραγματοποιήθηκαν αρκετές δοκιμές, αναφορικά με τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής. Επιλέχθηκε τελικώς να χρησιμοποιηθούν δυο συναρτήσεις συμμετοχής για κάθε δεδομένο εισόδου. Το παραπάνω συμπέρασμα οδήγησε σε καλύτερα αποτελέσματα, δεδομένης της φιλοσοφίας του EWO, ο οποίος διαφοροποιείτε ανάλογα με το πρόσημο. Η δομή των 9 μοντέλων παρουσιάζεται στο διάγραμμα 30 που ακολουθεί.



Διάγραμμα 30 – Αρχιτεκτονική Υπομοντέλων του WASP

Η αρχιτεκτονική ANFIS, όπως έχει προαναφερθεί είναι τύπου Sugeno. Οι μεταβλητές εισόδου έχουν μετατραπεί σε ασαφής μεταβλητές. Η έξοδος όμως είναι μιας σαφής συνάρτησης. Η συνάρτηση εξόδου είναι ένα πολώνυμο πρώτου βαθμού, και για το λόγο αυτό το μοντέλο Sugeno είναι πρώτου βαθμού. Τα κάθε σύστημα δημιουργεί τους 8 παρακάτω κανόνες.

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μικρό, τότε το (1)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μεγάλο, τότε το (2)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μεγάλο και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μικρό, τότε το (3)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μεγάλο και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μεγάλο, τότε το (4)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μικρό, τότε το (5)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μεγάλο, τότε το (6)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μεγάλο και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μικρό, τότε το (7)

Εάν $EWO(5/35)_t$ είναι Μικρό και $EWO(5/35)_{(t-1)}$ είναι Μεγάλο και $EWO(5/35)_{(t-2)}$ είναι Μεγάλο, τότε το (8)

4.2.2 Επιλογή είδους συναρτήσεων συμμετοχής

Αναφορικά με το είδος των συναρτήσεων συμμετοχής, το πεδίο είναι πιο θολό. Δεν υπάρχει κάποιος κανόνας που να υπαγορεύει το ορθότερο σχήμα. Η τριγωνική και η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής, παρουσιάζουν τους καλύτερους χρόνους εκπαίδευσης λόγω της απλής μορφής τους. Στο σύστημα WASP όπως θα φανεί στη συνέχεια δεν χρησιμοποιείται κάποια de facto συνάρτηση συμμετοχής. Μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία επιλέγονται κάθε φορά οι συναρτήσεις που εξηγούν καλύτερα τις τελευταίες παρατηρήσεις, με σκοπό ο συνδυασμός διαφορετικών μοντέλων να δώσει πιο αξιόπιστα αποτελέσματα.

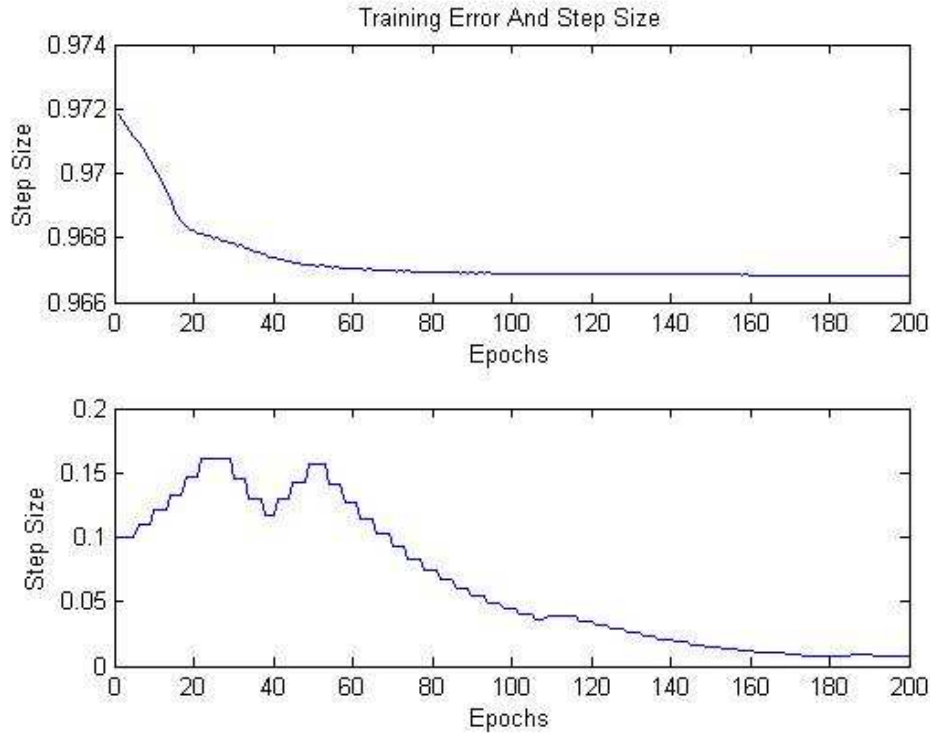
4.2.3 Μεταβλητές του συστήματος

Οι μεταβλητές του συστήματος είναι σημαντικό να έχουν καθοριστεί πριν την διαδικασία επιλογής μοντέλου, τουλάχιστον σε γενικό επίπεδο. Ωστόσο παρουσιάζονται ακόμα επιλογές και δυνατότητες διαφοροποιήσεων. Στην συγκεκριμένη εργασία εξετάστηκε η περίπτωση αντικατάστασης της δεύτερης μεταβλητής εισόδου. Έτσι αντί για την τιμή του δείκτη $EWO(5/35)_{(t-1)}$ εξετάστηκαν οι περιπτώσεις της τιμής του δείκτη με καθυστέρηση δυο και τριών ημερών ($EWO(5/35)_{(t-2)}$ και $EWO(5/35)_{(t-3)}$). Η λογική δεν διαφέρει πολύ από την αρχική, απλά διευρύνει την εξέταση της περιόδου, αναφορικά με τη

διαφοροποίηση μεταξύ διόρθωσης ή τερματισμού κύματος. Οι δείκτες που επιλέχθηκαν τελικά είναι ο δείκτης Elliot Wave Oscillator και οι δυο υστερήσεις του. Αναφορικά με την έξοδο, μπορεί να χρησιμοποιηθούν οι ημερήσιες αποδόσεις. Αυτό όμως θα έχει ως αποτέλεσμα, το μοντέλο να προσπαθήσει να προβλέψει το ύψος των αποδόσεων καθώς με αυτήν την έξοδο θα έχει εκπαιδευτεί. Αυτό που έχει περισσότερη σημασία είναι όμως οι πρόβλεψη της τάσης της μετοχής. Συνεπώς το πρόβλημα μπορεί να μετατοπιστεί σε πρόβλημα κατηγοριοποίησης, μεταξύ ανοδικών και πτωτικών συνεδριάσεων. Αυτό επιτυγχάνεται με την μετατροπή των αποδόσεων σε μονάδα για θετικές αποδόσεις, και την τιμή -1 για αρνητικές αποδόσεις. Με αυτόν τρόπο, θετικές τιμές πρόβλεψης υποδεικνύουν ανοδική τάση και αρνητικές τιμές, πτωτική.

4.2.4 Αριθμός των Επαναλήψεων

Τέλος, όσον αφορά τον αριθμό των επαναλήψεων, πάλι δεν υπάρχει κάποιος κανόνας σχετικά με τον άριστο αριθμό επαναλήψεων. Λόγω της πολυπλοκότητας του προβλήματος της πρόβλεψης το σφάλμα το οποίο προσπαθεί να μειώσει ο προσαρμοστικός αλγόριθμος είναι μεγάλο, και η διόρθωση μικρή, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 31 που ακολουθεί.



Διάγραμμα 31- Training Error και Step Size για 200 επαναλήψεις

Τα παραπάνω αποτελέσματα προέκυψαν για βήμα 0.1, στα δεδομένα της Εθνικής Τράπεζας, χρησιμοποιώντας ενδεικτικά την καμπανοειδή μορφή ως συνάρτηση συμμετοχής. Το σφάλμα ξεκινάει από την τιμή 0.9718, και η εκπαίδευση ολοκληρώνεται στο 0.9668. Πρόκειται για μια μείωση της τάξης του 0.0051%. Στις 15 πρώτες επαναλήψεις το σφάλμα μειώνεται στην τιμή 0.9689, δηλαδή περισσότερο από το μισό της συνολικής διόρθωσης. Στην περίπτωση των 200 επαναλήψεων το hit-rate ανέρχεται στο 58.33%, σε αντίθεση με 61.67% στις 15 επαναλήψεις. Η ταχύτητα εκπαίδευσης στην δεύτερη περίπτωση είναι σαφώς μικρότερη. Το σφάλμα έχει τόσο υψηλές τιμές λόγω της μετατροπής των αποδόσεων σε +1 και -1. Ο συγκεκριμένος αριθμός των επαναλήψεων επιλέχθηκε τυχαία. Επίσης δεν θα είχε νόημα να διερευνηθεί κάποιος συγκεκριμένος αριθμός επαναλήψεων, καθώς αυτός θα ίσχυε μόνο για την συγκεκριμένη περίοδο. Για αυτόν τον λόγο επιλέχθηκαν οι 15 επαναλήψεις, και η επανάληψη τους με διαφορετικά επίπεδα βήματος (Step Size). Έτσι προκύπτουν μοντέλα τα οποία αντιστοιχούν σε

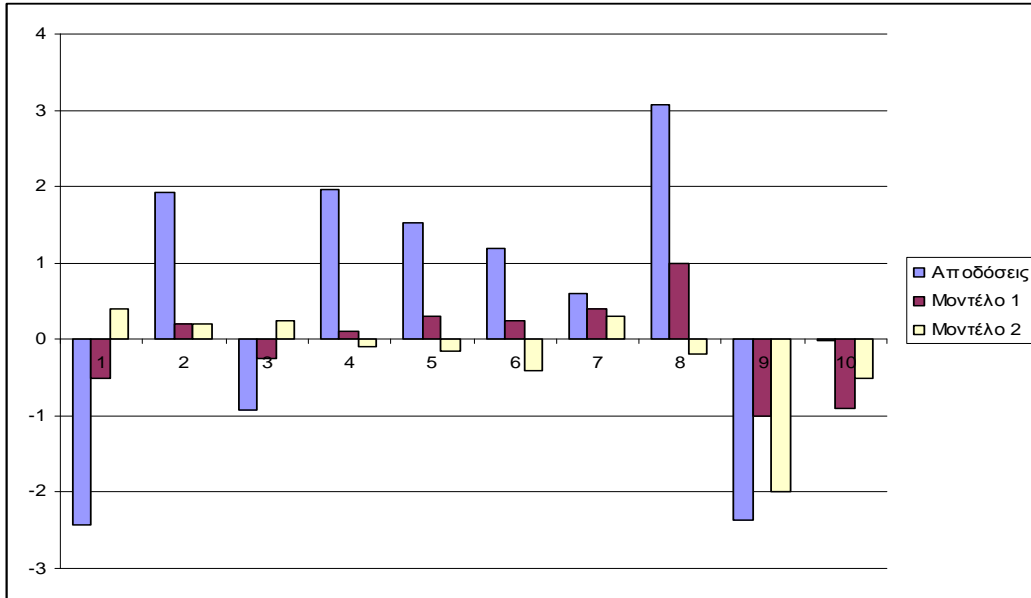
διαφορετικά επίπεδα σφάλματος, και με την διαδικασία που εξηγείται στην ακόλουθη παράγραφο επιλέγονται κάθε φορά τα καλύτερα δυνατά. Οι επαναλήψεις γίνονται για τις ακόλουθες τιμές βήματος και συναρτήσεως συμμετοχής.

Βήμα : (0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4 0.5)

Συναρτήσεις Συμμετοχής : (Bell, Gauss, Gauss2, Trigonal, Trapezoid, Pimf).

4.3 Επεξήγηση της διαδικασίας του Συστήματος WASP

Το μεγαλύτερο πρόβλημα στην περίπτωση πρόβλεψης μετοχών αποτελεί το γεγονός ότι οι προσαρμοστικοί αλγόριθμοι προσαρμόζουν σε κάθε επανάληψη τις παραμέτρους με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. Στην αναζήτηση όμως ενός μοντέλου ικανού να προβλέπει την κατεύθυνση μιας μετοχής, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα δεν είναι ο καταλληλότερος δείκτης μέτρησης της επιτυχίας του μοντέλου. Σαφώς σε μια ιδανική περίπτωση ταύτισης των προβλεπόμενων αποδόσεων, το σφάλμα θα είναι μηδενικό. Αυτό φαίνεται εύκολα στην ακραία περίπτωση που ακολουθεί. Με μπλέ απεικονίζονται οι πραγματικές αποδόσεις. Με κόκκινο τα αποτελέσματα ενός υποθετικού μοντέλου, και με κίτρινο τα αποτελέσματα ενός δεύτερου υποθετικού μοντέλου. Το πρώτο μοντέλο δίνει σωστές προβλέψεις για κάθε περίοδο, ενώ το δεύτερο στο 40%. Όμως το δεύτερο μοντέλο έχει MSE(μέσο τετραγωνικό σφάλμα) 1.86 σε αντίθεση με το πρώτο που έχει MSE=2.



Διάγραμμα 32 – Υποθετικές αποδόσεις και προβλέψεις 2 μοντέλων

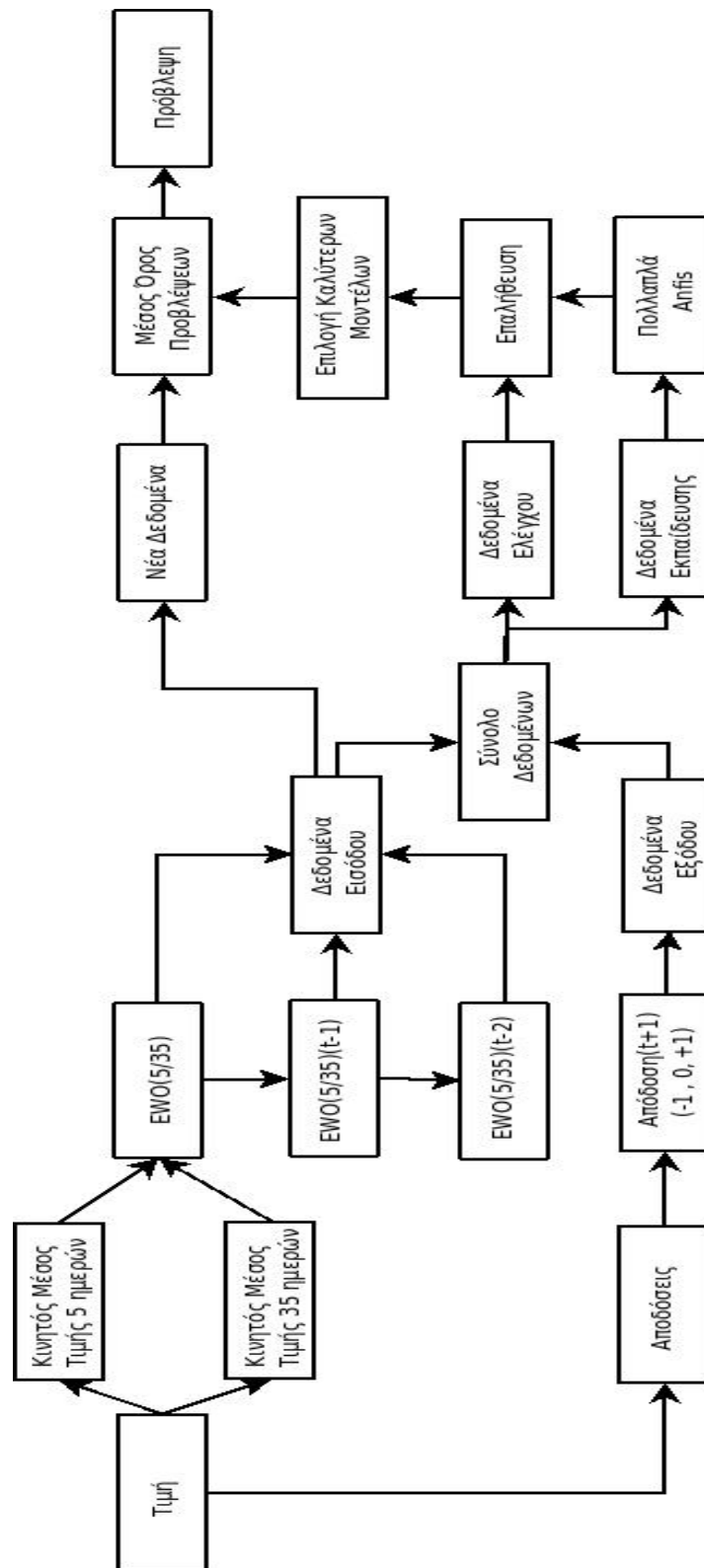
Από τα παραπάνω γίνεται σαφές ότι η τελική επιλογή των παραπάνω παραμέτρων πρέπει να γίνει με βάση το ποσοστό των σωστών προβλέψεων της τάσης, και την απόδοση του κεφαλαίου κατά τη διάρκεια της αξιολόγησης στα εκτός δείγματος δεδομένα. Ανάμεσα στις δυο τελευταίες μεταβλητές, πάλι μπορεί να παρουσιαστεί περίπτωση όπου ένα μοντέλο με μικρότερο ποσοστό ευστοχίας να παρουσιάσει καλύτερες αποδόσεις. Όμως ένα μοντέλο που δίνει υψηλό ποσοστό έχει αυξημένη πιθανότητα να δώσει καλύτερες αποδόσεις στο μέλλον. Το ποσοστό ευστοχίας εύρεσης της τάσης ονομάζεται Hit Rate και δίνεται από τον τύπο

$$Hitrate = \frac{h}{n}$$

όπου h ο αριθμός των σωστών προβλέψεων της τάσης, και n ο αριθμός των παρατηρήσεων. Η εκπαίδευση ενός μοντέλου με σκοπό την αριστοποίηση του ποσοστού ευστοχίας είναι ένα εξαιρετικά δύσκολο εγχείρημα τόσο πρακτικά όσο και υπολογιστικά.

Το κυριότερο πρόβλημα που αντιμετωπίζει κάθε μοντέλο πρόγνωσης, ανεξαρτήτου ποσοστού ευστοχίας και απόδοσης κεφαλαίου είναι η διαχρονικότητα. Στατιστικά ένας επενδυτής που αποφασίζει τυχαία τις κινήσεις αγοράς ή πώλησης (τυχαία ρίψη νομίσματος) μπορεί κάποια περίοδο να παρουσιάσει εξαιρετικά ποσοστά ευστοχίας και απόδοσης, Αυτό όμως δεν καθιστά τον τρόπο πρόβλεψης του κατάλληλο. Η εύρεση ενός μοντέλου πρόβλεψης που να παρουσιάζει θετικά αποτελέσματα διαχρονικά είναι εξαιρετικά δύσκολη υπόθεση. Αναφορικά με τα νευροασαφή συστήματα πρόβλεψης, η διαφοροποίηση των παραμέτρων που αναφέρθηκαν παραπάνω επηρεάζουν σε σημαντικό βαθμό τα αποτελέσματα. Στην παρούσα εργασία ακολουθήθηκε μια διαφορετική μεθοδολογία σχετικά με την τελική πρόβλεψη. Ο τρόπος με τον οποίον προκύπτει η πρόβλεψη για την τάση της μετοχής την επόμενη μέρα, παρουσιάζεται στο διάγραμμα 33.

Η μέθοδος που ακολουθήθηκε αποτελείται από δυο στάδια. Στο πρώτο στάδιο εκπαιδεύονται 42 συστήματα Anfis με διαφορετικές συναρτήσεις συμμετοχής και διαφορετικό βήμα (Step Size). Στη συνέχεια τα συστήματα αυτά αξιολογούνται με βάση το ποσοστό ευστοχίας των δεδομένων ελέγχου (εκτός δείγματος), και επιλέγονται τα 9 καλύτερα. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος των 9 προβλέψεων για κάθε παρατήρηση των δεδομένων ελέγχου. Τα δεδομένα της τελευταίας ημέρας, εισάγονται επίσης στα 9 μοντέλα, δίνοντας διαφορετικές προβλέψεις, των οποίων ο μέσος όρος αποτελεί την τελική πρόβλεψη. Οι επαναλήψεις που πραγματοποιούνται κάθε φορά, έχουν σκοπό να σαρώσουν τις περιπτώσεις που παρουσιάζει η κάθε μετοχή. Ο λόγος που επιλέχθηκε να γίνουν λίγες επαναλήψεις (epochs) για διαφορετικά βήματα, σε αντίθεση με πολλές επαναλήψεις για κάποιο καθορισμένο βήμα είναι διπλός. Από τη μια μεριά η μείωση της πιθανότητας υπερεκπαίδευσης των μοντέλων στα δεδομένα εκπαίδευσης, γεγονός που τα καθιστά αναξιόπιστα σε εκτός δείγματος δεδομένα, και από την άλλη η επιλογή των καλύτερων μοντέλων με βάση το ποσοστό ευστοχίας πρόβλεψης (Hit Rate), κριτήριο που θεωρείται πιο κρίσιμο στην επιλογή ενός μοντέλου πρόβλεψης μετοχών, από το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, που καλείτε να ελαχιστοποιήσει ο αλγόριθμος, όπως αναλύθηκε προηγουμένως.



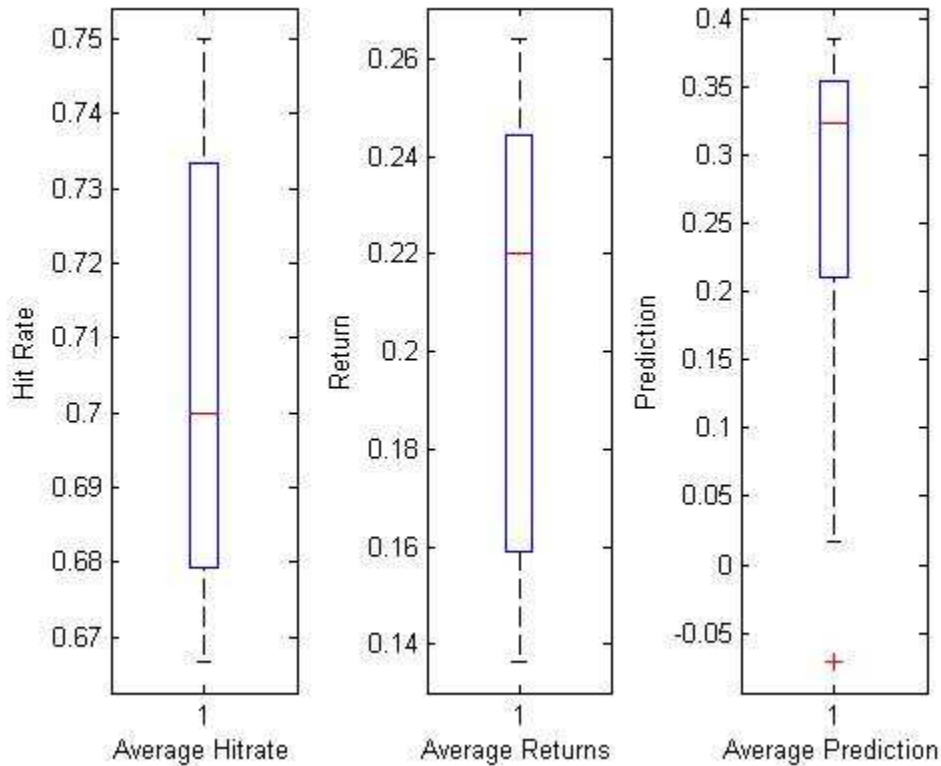
Διάγραμμα 33 – Διάγραμμα ροής συστήματος WASP

Η λογική του συστήματος βασίζεται στο γεγονός ότι για κάθε περίοδο, και για κάθε μετοχή, θα επιλέγονται τα 9 μοντέλα που δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα για τις τελευταίες μέρες. Έτσι μειώνεται ο κίνδυνος που προκύπτει από την χρησιμοποίηση ενός και μόνο μοντέλου. Είναι λογικό να περιμένει κανείς ότι στα δεδομένα ελέγχου, το αποτέλεσμα της απόδοσης και του hit rate θα βρίσκεται μεταξύ των ορίων του πρώτου και του τελευταίου υπό-μοντέλου από τα 9 καλύτερα. Ωστόσο όπως θα φανεί και στην παρουσίαση των αποτελεσμάτων στη συνέχεια, υπάρχουν περιπτώσεις όπου τόσο το Hit-Rate όσο και η απόδοση του κεφαλαίου αυξήθηκαν με τη χρησιμοποίηση του μέσου όρου των προβλέψεων. Τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά τόσο για τη χρησιμοποίηση των συγκεκριμένων εισόδων, όσο και της μεθοδολογίας επιλογής μοντέλων. Το Hit-Rate, ενός μοντέλου έφτασε το 78.33% για μια περίοδο 60 ημερών. Ωστόσο το μοντέλο δεν δουλεύει εξίσου καλά για όλες τις μετοχές, όπως άλλωστε και η θεωρία στην οποία βασίζεται, δηλαδή των κυμάτων Elliott. Οι λόγοι για τους οποίους μια μετοχή ακολουθεί ή όχι την πορεία που ορίζουν τα κύματα Elliott δεν είναι σαφής. Ωστόσο είναι λογικό να θεωρήσει κανείς ότι οι λόγοι πρέπει να αναζητηθούν στο επενδυτικό σύνολο που προσελκύει κάθε μετοχή. Η ιδανική μετοχή θα ήταν μια μετοχή η οποία επιλέγεται από διαφορετικούς επενδυτές. Βραχυπρόθεσμους, μακροπρόθεσμους, θεσμικούς, μικροεπενδυτές κτλ. Όσο πιο διαφοροποιημένο είναι το επενδυτικό σύνολο μιας μετοχής, τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα η αντίδραση τους να ταυτίζεται σε κάποιο βαθμό με την ανάλυση που προηγήθηκε στην παράγραφο 3.1. Το μοντέλο δεν θα μπορέσει να προσεγγίσει και να εξηγήσει φαινόμενα κατά τα οποία ένα μεγάλο μέρος του επενδυτικού κοινού επενδύει σε μια εταιρία για συγκεκριμένους λόγους, πχ συναισθηματικούς.

Κεφάλαιο 5: Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

5.1 Παρουσίαση Ημερήσιας πρόβλεψης

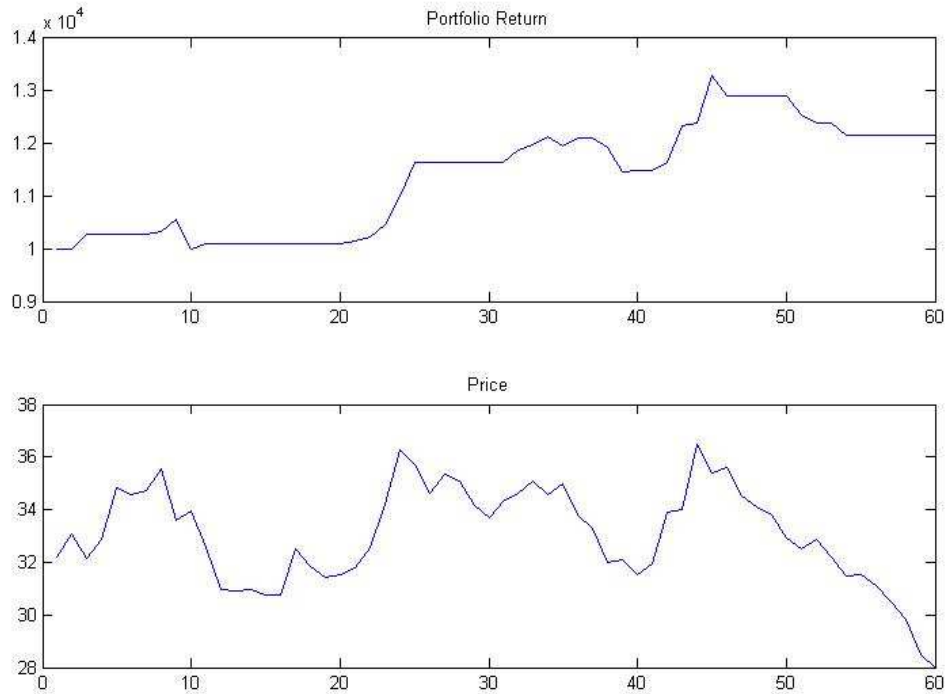
Η μεθοδολογία εφαρμόστηκε στην μετοχή της Εθνικής Τράπεζας, ωστόσο παρουσιάζει ικανοποιητικά αποτελέσματα και για άλλες μετοχές. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αφορούν την περίοδο από 20/03/2000 μέχρι 27/03/2008, και τα δεδομένα επαλήθευσης μέχρι 25/06/2008. Έτσι η πρόβλεψη γίνεται με βάση τα αποτελέσματα των 60 τελευταίων ημερών. Τα κύρια αποτελέσματα του συστήματος WASP είναι τρία και παρουσιάζονται για ευκολία με τη βοήθεια διαγραμμάτων Boxplot. Το πρώτο αποτέλεσμα αφορά τα διαφορετικά hit-rate που έδωσε το κάθε ένα από τα 9 καλύτερα μοντέλα. Το δεύτερο αφορά την απόδοση που επετεύχθη με το κάθε ένα από τα 9 αυτά μοντέλα. Το τρίτο αποτέλεσμα είναι η πρόβλεψη για κάθε υπό-μοντέλο. Ο λόγος που αυτά παρουσιάζονται με τη βοήθεια των Boxplot βρίσκεται στην απλότητα, και στην πληθώρα των πληροφοριών που μπορούν να προκύψουν. Στο διάγραμμα 34 που ακολουθεί, παρουσιάζεται το παράθυρο των αποτελεσμάτων για την μετοχή της εθνικής για την προαναφερθείσα περίοδο. Έτσι για την συγκεκριμένη περίοδο, από τα 9 μοντέλα, το καλύτερο δίνει hit-rate 75% και το χειρότερο 66.7%. ο μέσος όρος των προβλέψεων, είναι 70%. Ωστόσο, το hit-rate που παρουσιάζει τελικά το σύστημα WASP είναι 73.3%, το οποίο προκύπτει από το μέσο όρο των απόλυτων προβλέψεων του κάθε μοντέλου, και όχι από το μέσο όρο των ποσοστών ευστοχίας. Το δεύτερο αποτέλεσμα, όπως αναφέρθηκε αφορά την απόδοση των υποσυστημάτων του WASP για την συγκεκριμένη περίοδο, για ένα εικονικό κεφάλαιο 10.000 ευρώ. Για τα 9 μοντέλα, η μέγιστη απόδοση ανέρχεται σε 26.4%, και η ελάχιστη σε 13.65%. Με βάση τα τελικά αποτελέσματα η απόδοση ανέρχεται σε 21.6%.



Διάγραμμα 34 – Παράθυρο αποτελεσμάτων του συστήματος WASP

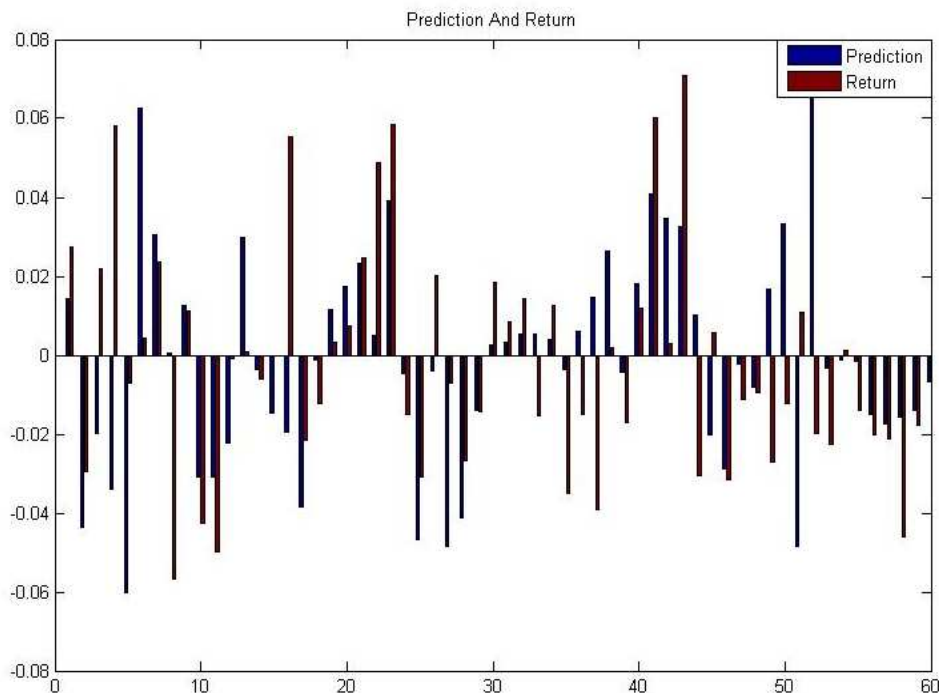
Το σημαντικότερο αποτέλεσμα είναι το τρίτο, δηλαδή η πρόβλεψη της επόμενης μέρας. Με αυτόν τον τρόπο, πέρα από την καθαρή πρόβλεψη, μπορεί να δει κανείς και το εύρος. Στην συγκεκριμένη περίπτωση, όλα τα μοντέλα δείχνουν άνοδο, εκτός από ένα. Συνολικά όμως η πρόβλεψη είναι ανοδική, και σε αυτήν την περίπτωση υποδεικνύεται από τον μέσο όρο (δηλαδή την κόκκινη γραμμή). Τα δυο προηγούμενα αποτελέσματα, ουσιαστικά δείχνουν έναν βαθμό εμπιστοσύνης στο τρίτο. Ένα συνολικό μοντέλο που παρουσιάζει σταθερά, και καλά αποτελέσματα, για μια περίοδο 60 ημερών, μπορεί να θεωρηθεί αξιόπιστο ώστε να δώσει μια σωστή πρόβλεψη και την επόμενη ημέρα.

Στο διάγραμμα 35 στη συνέχεια, παρουσιάζεται αναλυτικά το αποτέλεσμα του μοντέλου για τη συγκεκριμένη περίοδο. Κατά την περίοδο των 60 ημερών, πραγματοποιήθηκαν 9 πράξεις αγοράς. Όπως προαναφέρθηκε η απόδοση έφτασε το 21.6%, ενώ η απόδοση της στρατηγικής Αγοράς & Διακράτησης (Buy&Hold), είναι -9.03%.



Διάγραμμα 35 – Απόδοση Χαρτοφυλακίου WASP και τιμή Εθνικής Τράπεζας την περίοδο 27/03/2008 με 25/06/2008

Συγκεκριμένα για κάθε μέρα τα αποτελέσματα των προβλέψεων φαίνονται στο διάγραμμα 36 και στον πίνακα 5 που ακολουθεί. Για να είναι πιο ξεκάθαρο το διάγραμμα, τα αποτελέσματα του μοντέλου έχουν προσαρμοστεί στην τάξη μεγέθους των αποδόσεων. Στον πίνακα, με έντονο διακρίνονται οι περιπτώσεις κατά τις οποίες το μοντέλο έδωσε εσφαλμένη πρόβλεψη. Στο 73.3% των περιπτώσεων οι προβλέψεις ήταν σωστές.

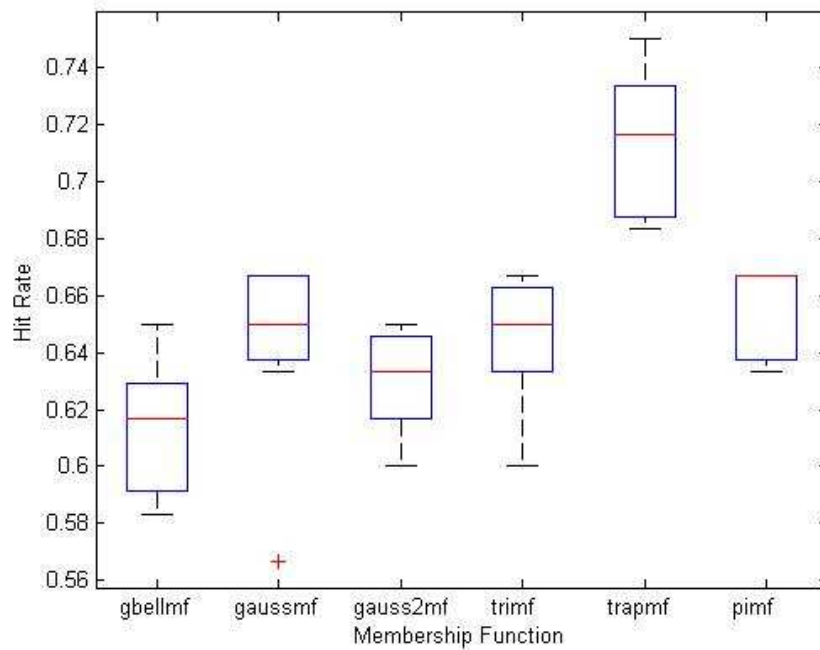


Διάγραμμα 36 – Πρόβλεψη Wasp και πραγματική απόδοση

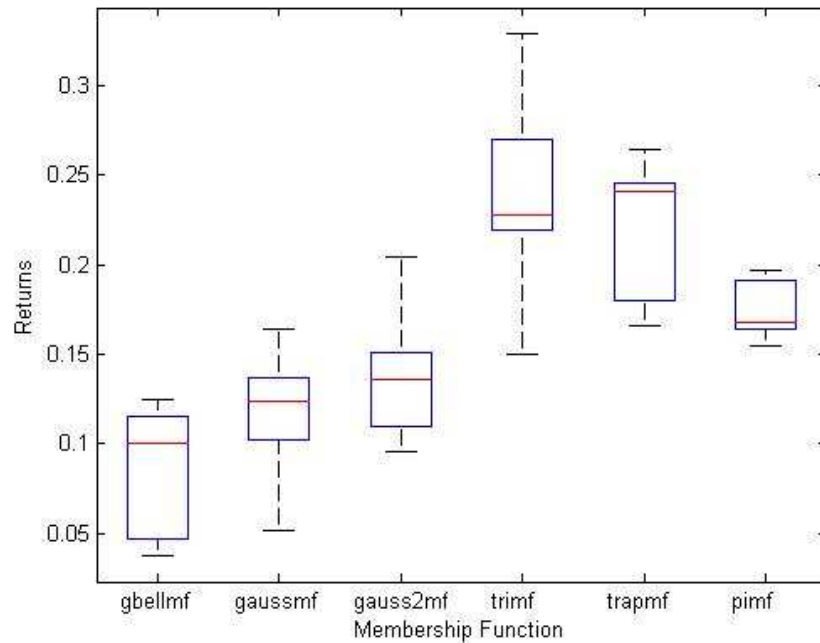
Πίνακας 5 – Πρόβλεψη Wasp και πραγματική απόδοση

Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση	Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση	Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση
1	0.1415	0.0273	21	0.2332	0.0246	41	0.4099	0.0602
2	-0.4379	-0.0294	22	0.0503	0.0488	42	0.3478	0.0029
3	-0.1995	0.0219	23	0.3917	0.0585	43	0.3252	0.071
4	-0.338	0.058	24	-0.0475	-0.015	44	0.101	-0.0306
5	-0.6017	-0.0072	25	-0.4675	-0.031	45	-0.2003	0.0056
6	0.6269	0.0043	26	-0.0409	0.0203	46	-0.2895	-0.0314
7	0.3061	0.0236	27	-0.4828	-0.0071	47	-0.0224	-0.0111
8	0.0066	-0.0567	28	-0.4123	-0.0266	48	-0.0823	-0.0094
9	0.127	0.0113	29	-0.139	-0.0142	49	0.1661	-0.027
10	-0.3085	-0.0427	30	0.0243	0.0185	50	0.3333	-0.0122
11	-0.3078	-0.0498	31	0.0332	0.0084	51	-0.4842	0.011
12	-0.224	-0.001	32	0.0543	0.0143	52	0.6895	-0.0197
13	0.2999	0.001	33	0.054	-0.0155	53	-0.0344	-0.0226
14	-0.036	-0.0062	34	0.039	0.0127	54	-0.0114	0.0013
15	-0.1469	0	35	-0.036	-0.0349	55	-0.0165	-0.014
16	-0.1938	0.0553	36	0.0593	-0.0149	56	-0.149	-0.0201
17	-0.384	-0.0214	37	0.1451	-0.0392	57	-0.1731	-0.0212
18	-0.0116	-0.0123	38	0.2638	0.0019	58	-0.1582	-0.0459
19	0.1156	0.0032	39	-0.0433	-0.017	59	-0.1402	-0.0177
20	0.174	0.0073	40	0.1805	0.012	60	-0.0687	0.0454

Τα διαγράμματα 37 και 38 που ακολουθούν, παρουσιάζουν επίσης μεγάλο ενδιαφέρον.



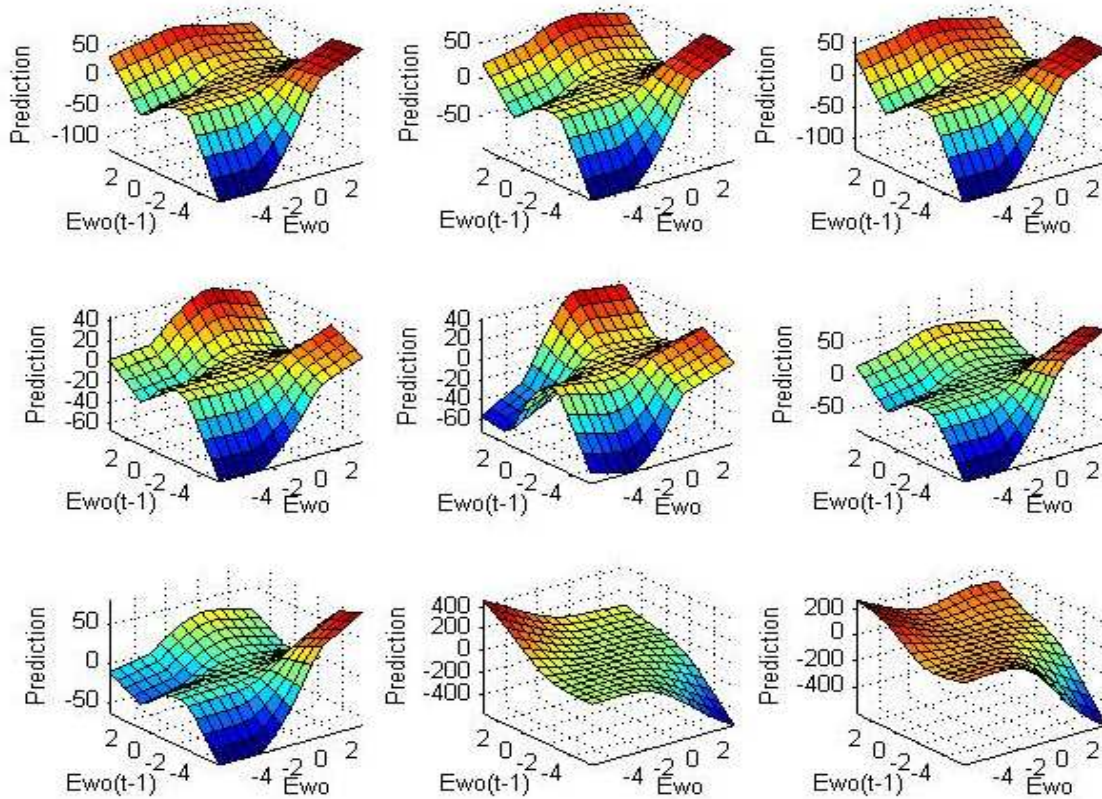
Διάγραμμα 37 – Hit rate ανά Συνάρτηση Συμμετοχής



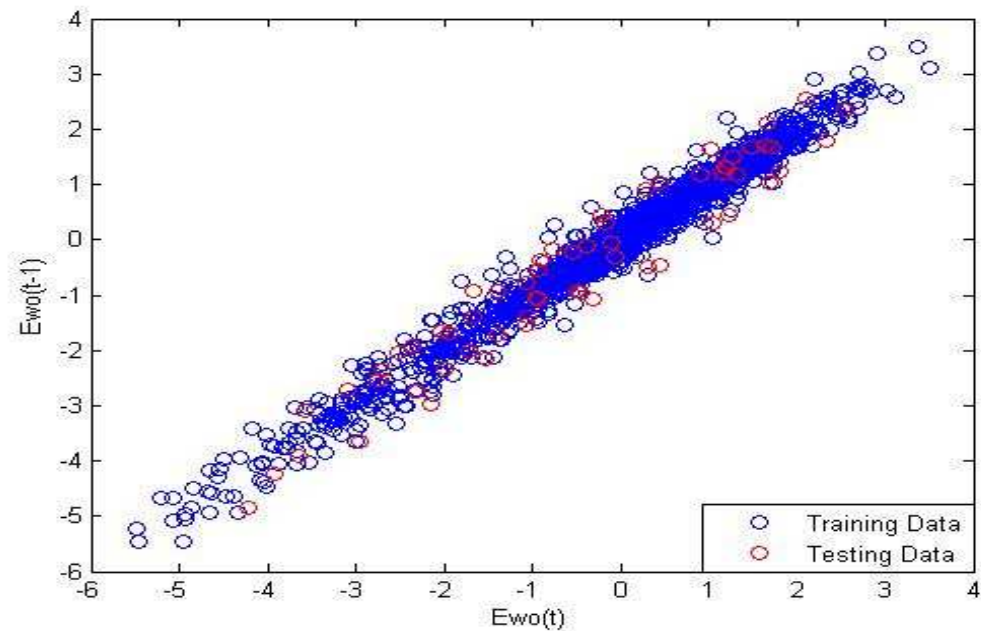
Διάγραμμα 38 – Αποδόσεις ανά Συνάρτηση Συμμετοχής

Στο πρώτο διάγραμμα παρουσιάζονται για κάθε συνάρτηση συμμετοχής τα αποτελέσματα αναλόγως του βήματος, αναφορικά με το hit rate, ενώ στο δεύτερο, αναφορικά με την απόδοση του επενδυμένου κεφαλαίου. Διακρίνει κανείς ότι ανεξαρτήτως παραμέτρων, το hit-rate είναι μεγαλύτερο του 56.67%, και φτάνει μέχρι και ποσοστό 75%. Γενικά, ένα ποσοστό ευστοχίας μεγαλύτερο του 52% θεωρείται ικανοποιητικό. Το 2% περισσότερο από το 50% που αντιστοιχεί στην τυχαία πρόβλεψη (με βάση τη ρίψη νομίσματος), εκφράζει κατά προσέγγιση τα έξοδα της αγοραπωλησίας των μετοχών (προμήθειες, κτλ). Η μικρότερη απόδοση που παρατηρείται με οποιοδήποτε υπό-μοντέλο είναι +3.78% και η μεγαλύτερη 32.87%. Σε κάθε περίπτωση, η απόδοση είναι μεγαλύτερη από την στρατηγική αγοράς και διακράτησης, (-9.03%). Τις καλύτερες αποδόσεις εμφανίζουν τα μοντέλα που εκπαιδεύτηκαν με βάση την τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής, ενώ τα υψηλότερα ποσοστά ευστοχίας, παρουσίασαν τα μοντέλα με την τραπεζοειδή συνάρτηση συμμετοχής. Αυτό δεν σημαίνει σε καμία περίπτωση ότι υπερέρχουν γενικά των υπολοίπων συναρτήσεων, απλώς για τη δεδομένη στιγμή εξηγούν καλύτερα τα δεδομένα εισόδου. Στο διάγραμμα 39 που ακολουθεί, παρουσιάζονται οι επιφάνειες των 9 συστημάτων που δημιουργούνται. Από αυτό το διάγραμμα προκύπτει και ένα μειονέκτημα του συστήματος. Οι εισοδοί του μοντέλου, επειδή προκύπτουν από κινητούς μέσους, δεν διαφοροποιούνται απότομα. Έτσι ο δείκτης EWO δεν μπορεί τη μια μέρα να έχει τιμή πολύ μεγαλύτερη ή πολύ μικρότερη από την προηγούμενη. Το γεγονός αυτό έχει ως αποτέλεσμα να δημιουργούνται κανόνες που δεν εμφανίζονται, συνεπώς δεν υπάρχουν δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτή είναι η αιτία για την οποία ενώ οι έξοδοι του συστήματος θα έπρεπε να κυμαίνονται μεταξύ +1 και -1, οι επιφάνειες παρουσιάζουν μεγαλύτερη κλίμακα. Το πρόβλημα αυτό φαίνεται πιο καθαρά στο διάγραμμα 40, το οποίο απεικονίζει τα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου αναφορικά με το δείκτη και την υστέρηση του. Στο διάγραμμα 41, παρουσιάζονται σε τρισδιάστατο χώρο τα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου. Όπως αναφέρθηκε, η διασπορά των δεδομένων είναι μικρή, γεγονός που δηλώνει μικρή διαφοροποίηση περιπτώσεων. Ωστόσο, αυτό δεν είναι κάτι παράλογο από τη στιγμή που στο σύστημα χρησιμοποιείται μόνο μια από τις τρεις αρχές της θεωρίας των κυμάτων Elliott(πατέρνα/κύματα, χρόνος, αναλογία), αυτή των κυμάτων, καθώς ο Ewo είναι δείκτης που προσπαθεί να ξεχωρίσει

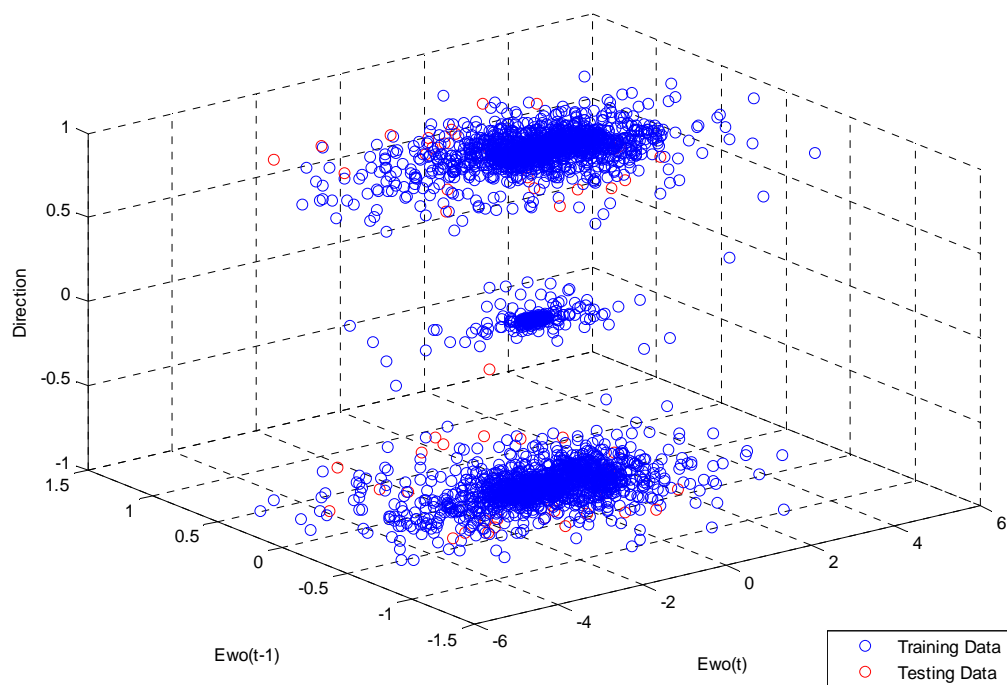
τα κύματα. Η πολυπλοκότητα του συστήματος θα αύξανε σημαντικά με τη χρησιμοποίηση επιπλέον μεταβλητών που να στηρίζονται στις άλλες δυο αρχές της θεωρίας, τον χρόνο και την αναλογία.



Διάγραμμα 39 – επιφάνειες ANFIS των υπομοντέλων του συστήματος WASP



Διάγραμμα 40 – Δείκτης $EWO(t)$ σε σχέση με τον $Ewo(t-1)$

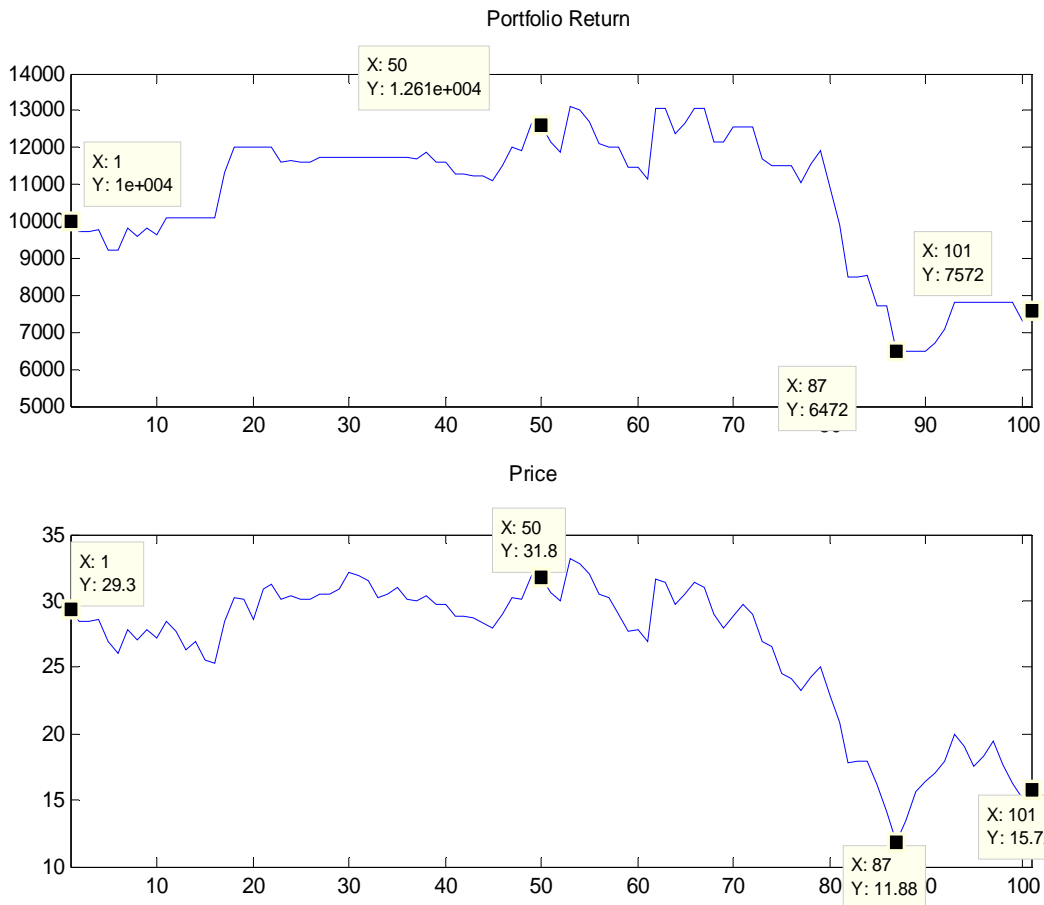


Διάγραμμα 41- Τρισδιάστατος χώρος δεδομένων εισόδου και εξόδου

5.2 Παρουσίαση Περιόδων Αξιολόγησης

5.2.1 Πρώτη Περίοδος Αξιολόγησης

Τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν παραπάνω αφορούν την περίοδο 27/03/2008 μέχρι 25/06/2008. Η επιλογή των μοντέλων γίνεται με βάση τα αποτελέσματα των εκτός δείγματος δεδομένων, με σκοπό την πρόβλεψη της τάσης την επόμενη ημέρα, για τις επόμενες 100 συνεδριάσεις, δηλαδή από 25/06/2008 μέχρι 14/11/2008. Η χρονική αυτή περίοδο περιλαμβάνει την αρχή της κρίσης του 2008. Για το λόγο αυτό παρουσιάζουν εξαιρετικό ενδιαφέρον τα αποτελέσματα. Στο διάγραμμα 42 παρουσιάζεται η αποτίμηση του εικονικού κεφαλαίου και η τιμή της Εθνικής Τράπεζας για τις 100 συνεδριάσεις.



Διάγραμμα 42 – Απόδοση Χαρτοφυλακίου WASP και τιμή Εθνικής Τράπεζας για την περίοδο 25/06/2008 με 14/11/2008

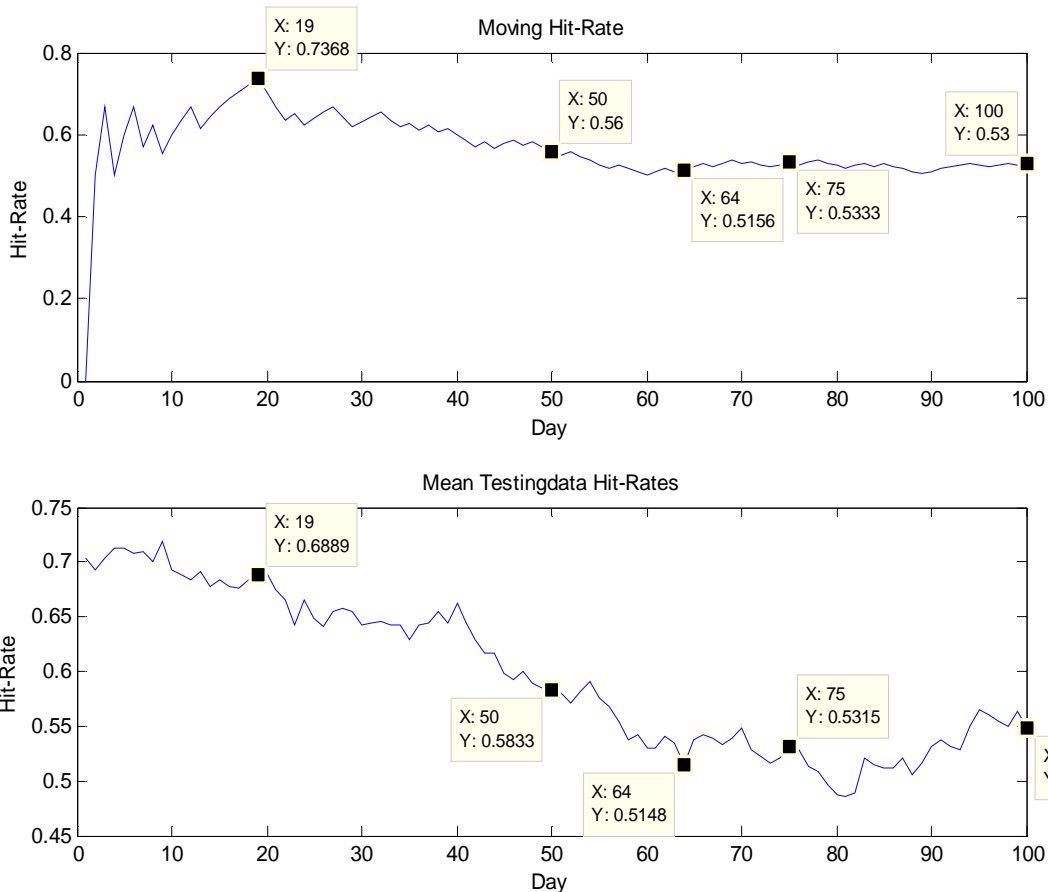
Έχουν σημειωθεί ενδεικτικά κάποιες ημερομηνίες με τα αποτελέσματα τους. Στις 50 ημέρες, η απόδοση της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης ήταν +8.53%. Η απόδοση με βάση το σύστημα WASP ανήλθε στο +26.5% δηλαδή σχεδόν τριπλάσια. Στο ελάχιστο σημείο στις 24/10/2008, η μετοχή είχε χάσει 59.45%. Οι ζημιές στο χαρτοφυλάκιο με βάση το WASP περιορίζονται στο -35.28%. δηλαδή περίπου 40% μικρότερες ζημιές. Στο τέλος της περιόδου, η μετοχή βρίσκεται μειωμένη κατά 46.35%. Η ζημία με βάση το WASP περιορίζεται στο 24.28%. Τα παραπάνω φαίνονται συνοπτικά στον πίνακα που ακολουθεί.

Πίνακας 6 – Αποτίμηση Buy & Hold και WASP για την περίοδο 25/06/2008 με 14/11/2008

Ημερομηνία	Αποτίμηση Buy&Hold	Αποτίμηση WASP	Διαφορά
03/09/2008	+8.53%	+26.5%	+7.97%
24/10/2008	-59.45%	-35.28%	+18.17%
14/11/2008	-46.35%	-24.28	+22.07%

το Hit-rate στο σύνολο της περιόδου, φτάνει το 53%, σίγουρα όχι ικανοποιητικό. Ωστόσο αυτό που έχει περισσότερη σημασία είναι η πληροφορία που παρουσιάζεται στο διάγραμμα 43. Στο πάνω μέρος του διαγράμματος, παρουσιάζεται η εξέλιξη του Hit-Rate, από την πρώτη μέρα μέχρι και την εκάστοτε μέρα. Στο κάτω μέρος του διαγράμματος παρουσιάζεται το μέσο hit-rate που επιτυγχάνεται από τα 9 μοντέλα για τις 60 προηγούμενες μέρες. (πρώτη έξοδος του συστήματος). Όπως προαναφέρθηκε αυτός ο δείκτης μπορεί να θεωρηθεί ως δείκτης εμπιστοσύνης της πρόβλεψης. Από τις ενδεικτικές τιμές που φαίνονται στο διάγραμμα, προκύπτουν σημαντικά ευρήματα. Από τα διαγράμματα φαίνεται ότι όσο ο δείκτης εμπιστοσύνης μειώνεται, τόσο μειώνεται ο δείκτης του κινητού ποσοστού ευστοχίας. Είναι υποκειμενικό το κατώτατο όριο που θα θέσει ο επενδυτής προκειμένου να άρει την εμπιστοσύνη του στην πρόβλεψη του WASP.

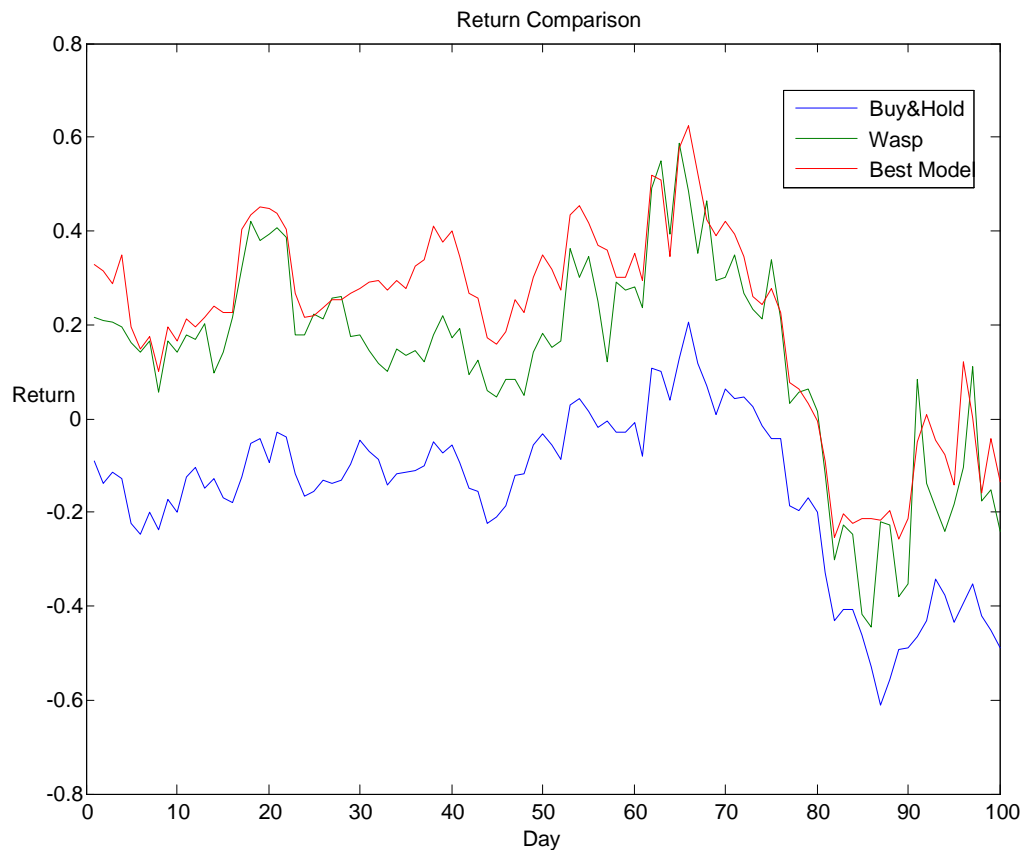
Αν θεωρήσουμε το όριο στο 52%, που όπως έχει ειπωθεί αποτελεί το κατώτερο ανεκτό ποσοστό ευστοχίας, τότε ο επενδυτής θα ρευστοποιούσε την 64^η μέρα (24/09/2008) όπου ο δείκτης πέφτει στο 51.48% για πρώτη φορά. Σε αυτό το σημείο ο επενδυτής θα είχε απόδοση κεφαλαίου 23.78%. Τις επόμενες μέρες ο "δείκτης εμπιστοσύνης" παραμένει χαμηλός, ωστόσο λίγο παραπάνω από το 52%. Την 77^η μέρα (13/10/2008) ο δείκτης πέφτει πάλι στο 51.3%. Τις επόμενες εννέα συνεδριάσεις η μετοχή της εθνικής πέφτει κατά 52.48%.



Διάγραμμα 43 – Κινητό ποσοστό ευστοχίας και μέσο hit-rate υπομοντέλων

Τις επόμενες μέρες, όπως φαίνεται στο διάγραμμα 43, τόσο ο δείκτης εμπιστοσύνης όσο και το hit-rate αυξάνονται. Στο διάγραμμα 44 παρουσιάζεται για κάθε ημέρα, η απόδοση Buy&Hold η απόδοση του μοντέλου, και η απόδοση με βάση το καλύτερο από τα 9 μοντέλα για τα αντίστοιχα δεδομένα ελέγχου κάθε φορά. Και πάλι φαίνεται μια μείωση

του χάσματος μεταξύ της απόδοσης Αγοράς & Διακράτησης, και του μοντέλου. Και στις δυο περιπτώσεις τα σήματα τα οποία δίνει το μοντέλο είναι ικανοποιητικά ώστε να αποτρέψουν μεγάλες πτώσεις, αν και εισάγεται το θέμα της υποκειμενικότητας στο μοντέλο.



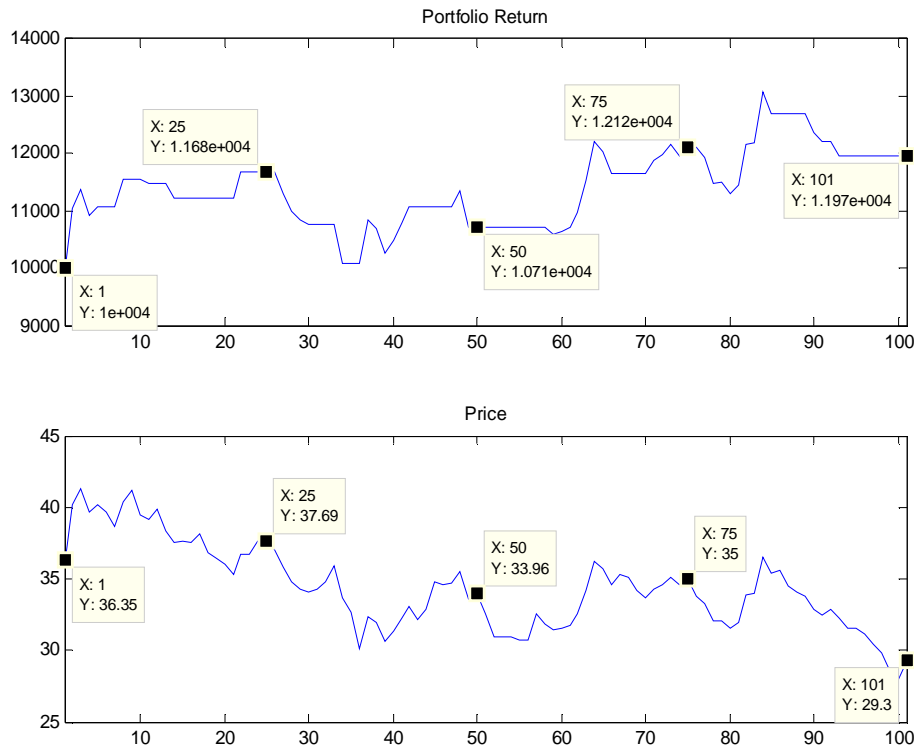
Διάγραμμα 44 – Σύγκριση Αποδόσεων Buy&Hold, Wasp, και καλύτερου υπομοντέλου του συστήματος WASP.

Από τα παραπάνω προκύπτει ότι στην περίοδο της κρίσης, το σύστημα WASP έδωσε σήμα αδυναμίας πρόβλεψης. Μάλιστα έδωσε πολλαπλά σήματα πριν την μεγάλη πτώση. Τα αποτελέσματα αυτά βρίσκονται στη λογική της θεωρίας των κυμάτων Elliott καθώς τα κύματα είναι σε θέση να εξηγήσουν και να προβλέψουν κρίσεις, όχι όμως

καταστάσεις πανικού, και περιπτώσεις κατάρρευσης, όπως ήταν η συγκεκριμένη παγκόσμια συγκυρία.

5.2.2 Δεύτερη Περίοδος Αξιολόγησης.

Η ίδια μεθοδολογία ακολουθήθηκε για ακόμα 100 συνεδριάσεις, και συγκεκριμένα τις 100 προηγούμενες, που αντιστοιχούν στο διάστημα μεταξύ 24/01/2008 και 25/06/2008. Και πάλι για την πρόβλεψη της κάθε ημέρας, γίνεται νέα εκπαίδευση καθημερινά, με δεδομένα εκπαίδευσης 2000 παρατηρήσεις, και δεδομένα ελέγχου 60 ημερών. Στο διάγραμμα 45 παρουσιάζεται η αποτίμηση του εικονικού κεφαλαίου και η τιμή της μετοχής. Σε καμία από τις 100 μέρες η απόδοση της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης δεν υπερβαίνει την απόδοση του μοντέλου.



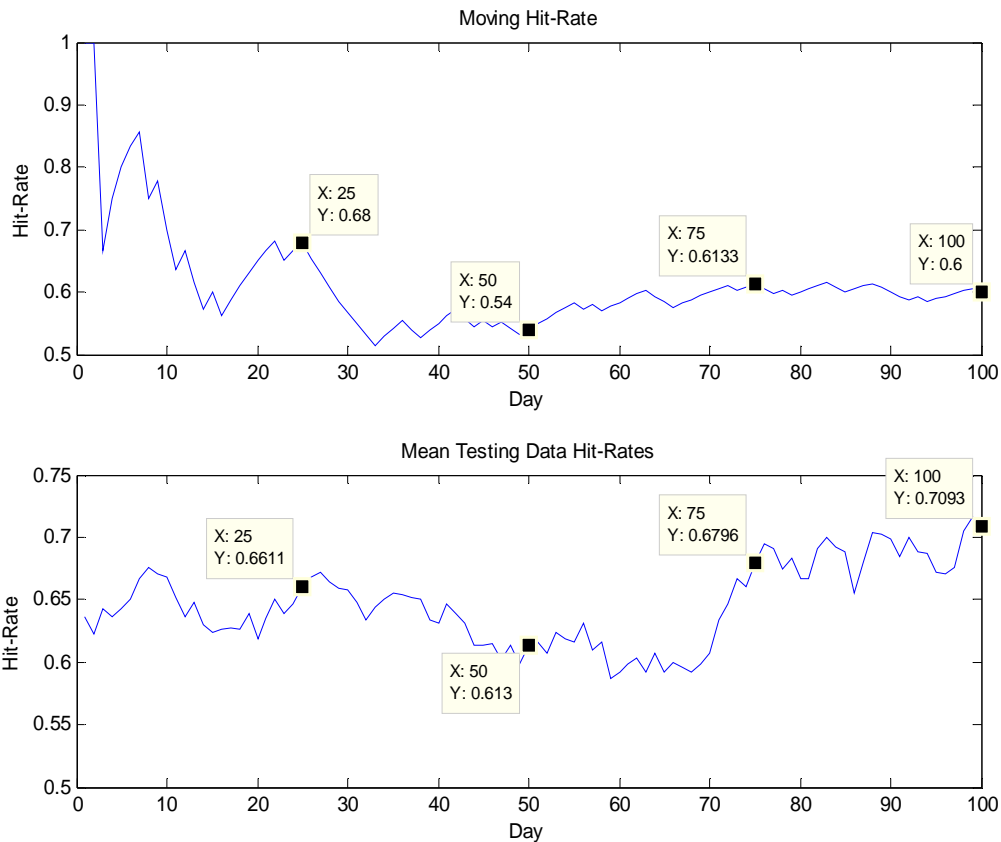
Διάγραμμα 45 – Απόδοση Χαρτοφυλακίου WASP και τιμή Εθνικής Τράπεζας για την περίοδο 24/01/2008 με 25/06/2008

Στον πίνακα 7 παρουσιάζεται η σύγκριση των δυο στρατηγικών. Τα αποτελέσματα αφορούν την συνολική απόδοση των δυο στρατηγικών, από την πρώτη μέρα.

Πίνακας 7– Αποτίμηση Buy&Hold και WASP την περίοδο 24/01/2008 με 25/06/2008

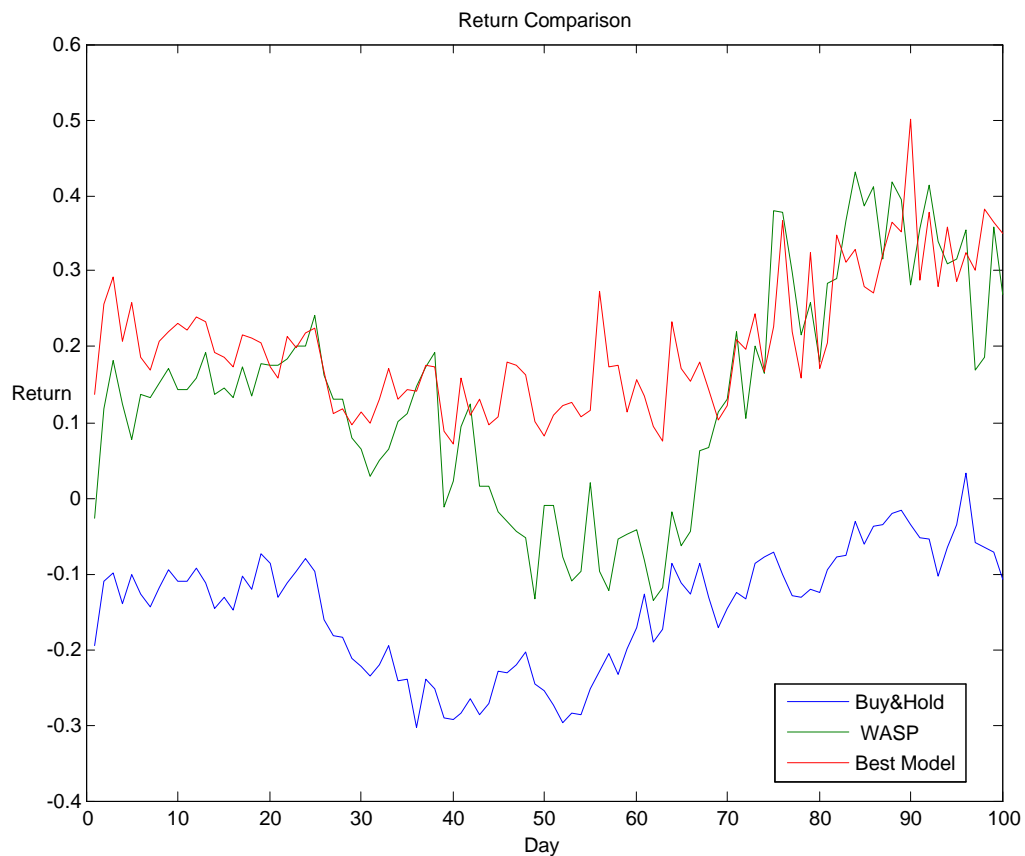
Ημερομηνία	Αποτίμηση Buy&Hold	Αποτίμηση WASP	Διαφορά
26/02/2008	+3.68%	+16.79%	+13.11%
09/04/2008	-6.57%	+7.13%	+13.71%
19/05/2008	-3.71%	+21.18%	+24.89%
25/06/2008	-19.39%	+19.65%	+39.05%

Για την περίοδο των 100 ημερών το hit rate είναι 60%. Στο διάγραμμα 46, παρουσιάζεται η κινητή τιμή του hit-rate για κάθε μέρα από την αρχή της περιόδου, σε συνδυασμό με το μέσο όρο των hit-rate των επιμέρους υπό-μοντέλων.



Διάγραμμα 46 - Κινητό ποσοστό ευστοχίας και μέσο hit-rate υπομοντέλων

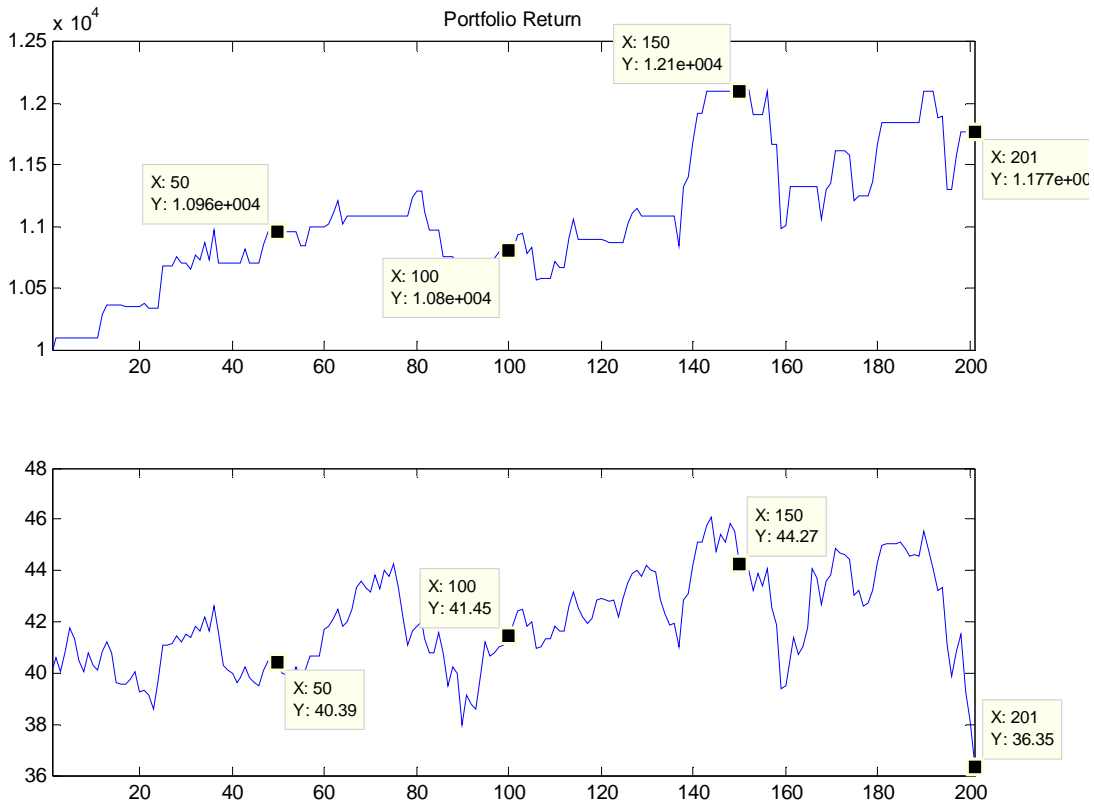
από το διάγραμμα προκύπτει ότι το hit-rate είναι αρκετά ικανοποιητικό για μια περίοδο 100 συνεδριάσεων. Σε κάθε περίπτωση το hit-rate παρέμεινε πάνω από 50%, λαμβάνοντας τη χαμηλότερη τιμή την 33^η ημέρα (13/03/2008) 51.52%, γεγονός που οφείλεται αποκλειστικά στις 8 προηγούμενες συνεδριάσεις τις οποίες το μοντέλο δεν κατάφερε να προβλέψει. Αναφορικά με το δείκτη εμπιστοσύνης, η χαμηλότερη τιμή είναι 58.7% και η μέγιστη 71.67%. Στο διάγραμμα 47, παρουσιάζεται η σύγκριση της στρατηγικής Buy&Hold, του συστήματος WASP, και του καλύτερου από τα υπό-μοντέλα, για τα δεδομένα ελέγχου. Και πάλι Το μοντέλο υπερτερεί σε κάθε περίπτωση της στρατηγικής Buy&Hold. Σε αρκετές περιπτώσεις μάλιστα, υπερτερεί και του καλύτερου υπό-μοντέλου.



Διάγραμμα 47 - Σύγκριση Αποδόσεων Buy&Hold, Wasp, και καλύτερου υπομοντέλου του συστήματος WASP.

5.2.3 Τρίτη Περίοδος Αξιολόγησης

Και οι δυο προηγούμενες αξιολογήσεις, δείχνουν ότι υπάρχει μια σαφή ένδειξη για την ορθότητα του μοντέλου. Η ίδια διαδικασία επαναλήφθηκε άλλη μια φορά για τις 200 προηγούμενες συνεδριάσεις, δηλαδή για την περίοδο 11/04/2007 – 23/01/2008. Ακολουθούν τα αντίστοιχα διαγράμματα με προηγουμένως. Στο διάγραμμα 48, η αποτίμηση του χαρτοφυλακίου σε σχέση με την τιμή της μετοχής. στο διάγραμμα 49, το κινητό ποσοστό ευστοχίας, σε σχέση με το μέσο ποσοστό ευστοχίας στα δεδομένα ελέγχου, και στο διάγραμμα 50 οι αποδόσεις των υπό-μοντέλων και του WASP έναντι της απόδοσης Buy&Hold στα δεδομένα ελέγχου.

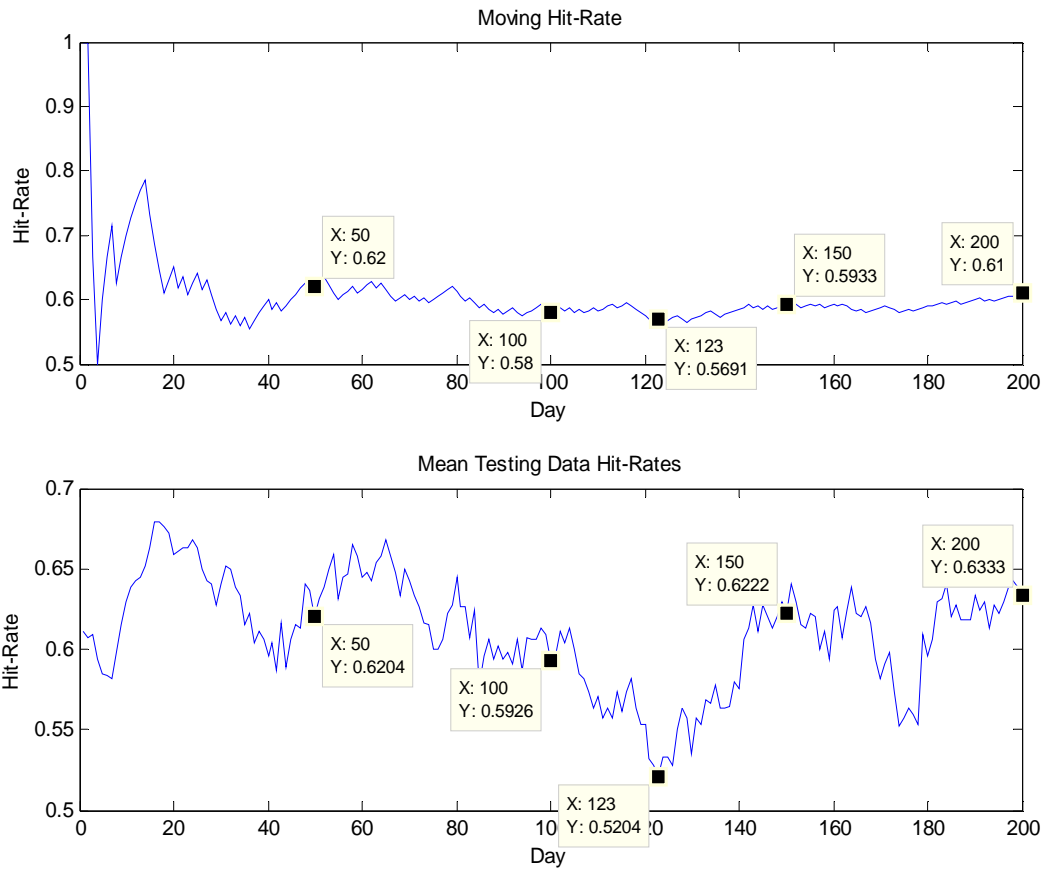


Διάγραμμα 48 - Απόδοση Χαρτοφυλακίου WASP και τιμή Εθνικής Τράπεζας για την περίοδο 11/04/2007 με 23/01/2008

Πίνακας 8- Αποτίμηση Buy&Hold και WASP την περίοδο 11/04/2007 με 23/01/2008

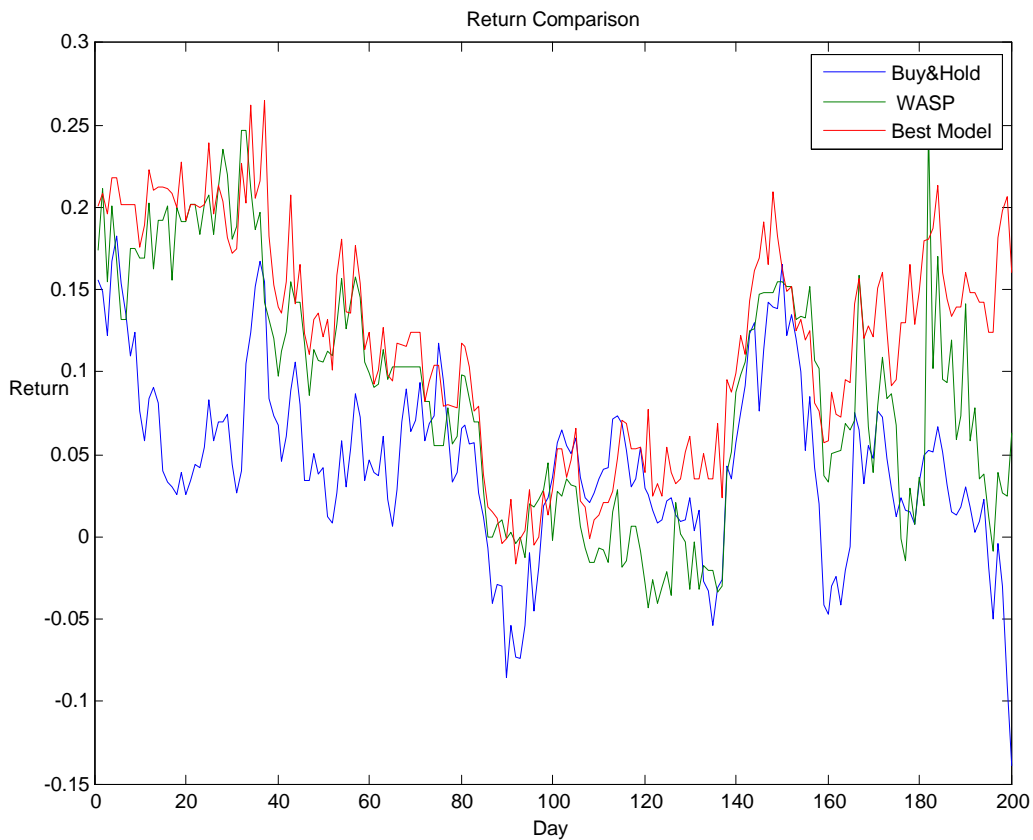
Ημερομηνία	Αποτίμηση Buy&Hold	Αποτίμηση WASP	Διαφορά
20/06/2007	+0.47%	+9.61%	+9.14%
30/08/2007	+3.10%	+8.01%	+4.90%
08/11/2007	+10.12%	+21.04%	+10.91%
23/01/2008	-9.57%	+17.73%	+27.31%

Ακόμα και σε αυτήν την περίοδο των 200 συνεδριάσεων το σύστημα WASP επικρατεί της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης σε κάθε περίπτωση.



Διάγραμμα 49 - Κινητό ποσοστό ευστοχίας και μέσο hit-rate υπομοντέλων

Αναφορικά με το δείκτη εμπιστοσύνης, παίρνει την χαμηλότερη τιμή στις 3/10/2007 ($X=123$), οριακά πάνω από το όριο 52%. Παρατηρώντας όμως το διάγραμμα 48 παρατηρεί κανείς ότι το σύστημα δεν δίνει σήμα αγοράς ή πώλησης εκείνη τη περίοδο. Για τις υπόλοιπες συνεδριάσεις δεν υπάρχει λόγος μη εμπιστοσύνης του συστήματος. Αξίζει επίσης να τονιστεί ότι για τις πρώτες 100 συνεδριάσεις το Hit-Rate είναι 58%. Για τις επόμενες 100 συνεδριάσεις το ποσοστό ανέρχεται σε 64%, οπότε συνολικά 61% όπως παρουσιάζεται στο διάγραμμα. Τέλος, στο διάγραμμα 49, παρατηρεί κανείς ότι τόσο το μοντέλο όσο και το καλύτερο υπό-μοντέλο παρουσιάζουν στην πλειοψηφία τους καλύτερες αποδόσεις. Κατά μέσο όρο η στρατηγική Buy&Hold δίνει απόδοση +4.45%, το WASP 8.58%, και το καλύτερο εκάστοτε υπό-μοντέλο 11.86%.



Διάγραμμα 50 - Σύγκριση Αποδόσεων Buy&Hold, Wasp, και καλύτερου υπομοντέλου του συστήματος WASP.

5.3 Λοιπά στοιχεία Αξιολόγησης

Το πρόβλημα της πρόβλεψης, με την μετατροπή της απόδοσης σε +1 για άνοδο και -1 για πτώση, έχει μετατραπεί ουσιαστικά σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης των αποδόσεων με βάση τις εισόδους, σε ανοδικές και πτωτικές συνεδριάσεις. Συνηθίζεται σε τέτοια προβλήματα τα αποτελέσματα να παρουσιάζονται και με τη μορφή σωστών και λάθος κατηγοριοποιήσεων ανά κατηγορία. Έτσι διακρίνονται οι περιπτώσεις True Positive, True Negative, False Positive, False Negative. Η πρώτη αφορά ανόδους για τις οποίες έγινε σωστή πρόβλεψη και πτώσεις για τις οποίες έγινε σωστή πρόβλεψη. Αντίστοιχα η τρίτη και η τέταρτη περίπτωση αφορούν λάθος ανοδικές προβλέψεις και λάθος πτωτικές προβλέψεις. Η πιο επιζήμια περίπτωση είναι η False Positive, καθώς το σήμα είναι σήμα αγοράς, ή διακράτησης στην περίπτωση που υπάρχουν ήδη μετοχές, με την πραγματική τιμή της μετοχής να πέφτει. Αυτό οδηγεί σε μείωση της απόδοσης. Από την άλλη πλευρά οι περιπτώσεις False Negative δεν είναι επιζήμιες, αλλά αποτρέπουν κέρδος. Σε αυτές τις περιπτώσεις, όταν ο επενδυτής έχει στην κατοχή του μετοχές το μοντέλο δίνει λάθος σήμα πώλησης, με αποτέλεσμα ο επενδυτής να μην αποκομίζει κέρδη που θα διασφάλιζε αν κρατούσε τις μετοχές. Στην περίπτωση που ο επενδυτής δεν έχει μετοχές, τότε πάλι χάνει ευκαιρία να επενδύσει σε μια ανοδική τάση. Από τα παραπάνω φαίνεται ότι για έναν επενδυτή που αποστρέφεται τον κίνδυνο (Risk Aversive), ο δείκτης που πρέπει να διατηρηθεί χαμηλός είναι ο αριθμός των False Positive περιπτώσεων. Για έναν επενδυτή που επιδιώκει το ρίσκο (Risk Seeking), ο δείκτης που πρέπει να διατηρηθεί χαμηλά είναι ο False Negative, ώστε να έχει περισσότερες πιθανότητες να ελαττώσει διαφυγόντα κέρδη. Στον πίνακα 9 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για τη συνολική περίοδο των 400 συνεδριάσεων. Πρέπει να σημειωθεί ότι οι συνεδριάσεις κατά τις οποίες η τιμή της μετοχής παρέμεινε αμετάβλητη, θεωρούνται ως επιτυχημένη πρόβλεψη, καθώς υπάρχει η δυνατότητα την επόμενη ημέρα, ανάλογα με την πρόβλεψη, να επανέλθει στην ίδια κατάσταση.

Πίνακας 9 – Αποτελέσματα συνολικής περιόδου αξιολόγησης

Κατεύθυνση Πρόβλεψη	Άνοδος	Πτώση
Άνοδος	114 (59.37%)	87 (41.82%)
Πτώση	78 (40.625%)	121 (58.17%)
Σύνολο	192	208

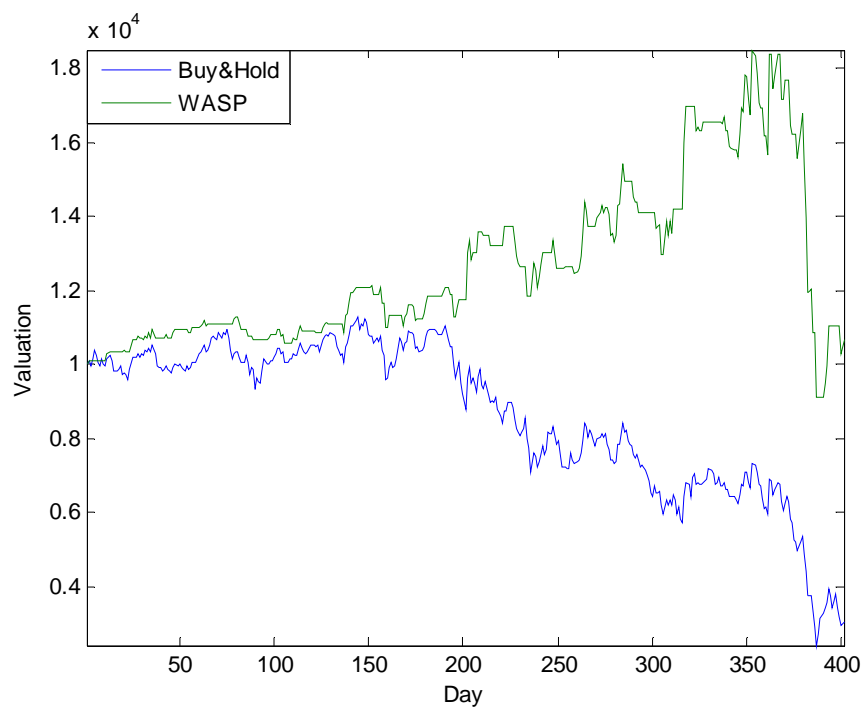
Από τον παραπάνω πίνακα προκύπτει ότι το σύστημα WASP προβλέπει σωστά 114 στις 192 ανοδικές συνεδριάσεις (ποσοστό 59.37%) και 121 στις 208 πτωτικές συνεδριάσεις (ποσοστό 58.17%).

Ένας επίσης πολύ σημαντικός δείκτης είναι ο αριθμός των κατά σειρά λάθος προβλέψεων που δίνει το σύστημα, και σε δεύτερο επίπεδο ο αριθμός των συνεχόμενων σωστών προβλέψεων. Στο πίνακα 10 παρουσιάζονται το πλήθος των συνεχόμενων ανοδικών και πτωτικών προβλέψεων. Συνολικά ο αριθμός των εναλλαγών μεταξύ σωστών και λάθος προβλέψεων είναι 97 (στις 400 συνεδριάσεις). Για παράδειγμα, ο πίνακας δείχνει ότι τις περισσότερες φορές, (59) το μοντέλο έδωσε μια λάθος πρόβλεψη, και η επόμενη ήταν σωστή. 20 φορές οι συνεχόμενες λάθος προβλέψεις ήταν 2, κ.ο.κ. Από τη στιγμή που υπάρχουν λάθος προβλέψεις, ο στόχος είναι να είναι μεμονωμένες. Ο μικρός αριθμός λάθος προβλέψεων είναι ανεκτός στην θεωρία των κυμάτων Elliott, καθώς αποτελούν είτε μικρές διορθώσεις ενός ευρύτερου κύματος, είτε ένα πρόωρο σήμα εισόδου ή εξόδου από την μετοχή. Πολλές συνεχόμενες λανθασμένες προβλέψεις υποδεικνύουν είτε λανθασμένη αντίληψη κύματος, είτε εξαιρετικά νευρική και απρόβλεπτη αγορά. (εναλλαγή ανοδικών και πτωτικών διακυμάνσεων).

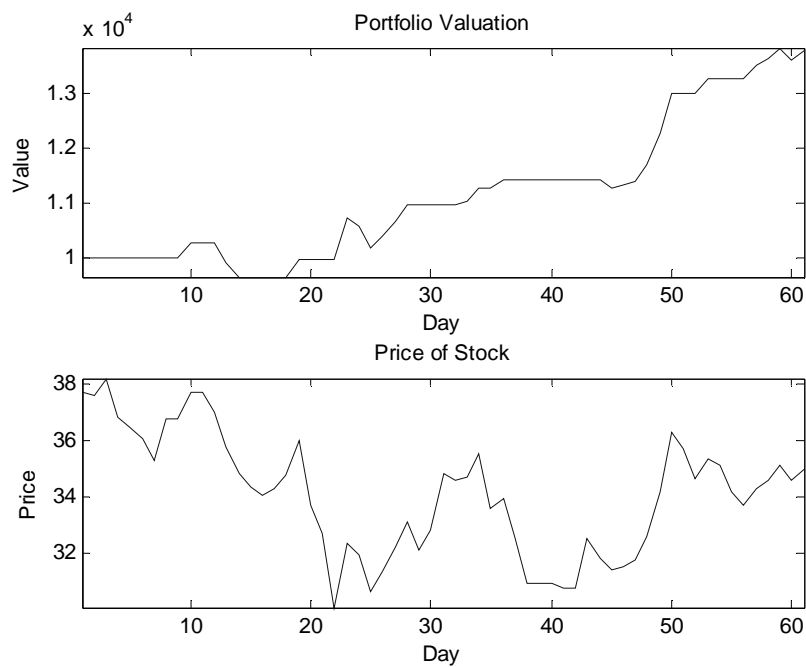
Πίνακας 10 – Συνεχόμενες σωστές και λάθος προβλέψεις

Αριθμός Συνεχόμενων Προβλέψεων	Συχνότητα Λάθος Προβλέψεων	Πλήθος Λάθος Προβλέψεων	Συχνότητα Σωστών Προβλέψεων	Πλήθος Σωστών Προβλέψεων
1	59	59	40	40
2	20	40	23	46
3	12	36	12	36
4	4	16	8	32
5	0	0	6	30
6	1	6	7	42
7	0	0	0	0
8	1	8	1	8

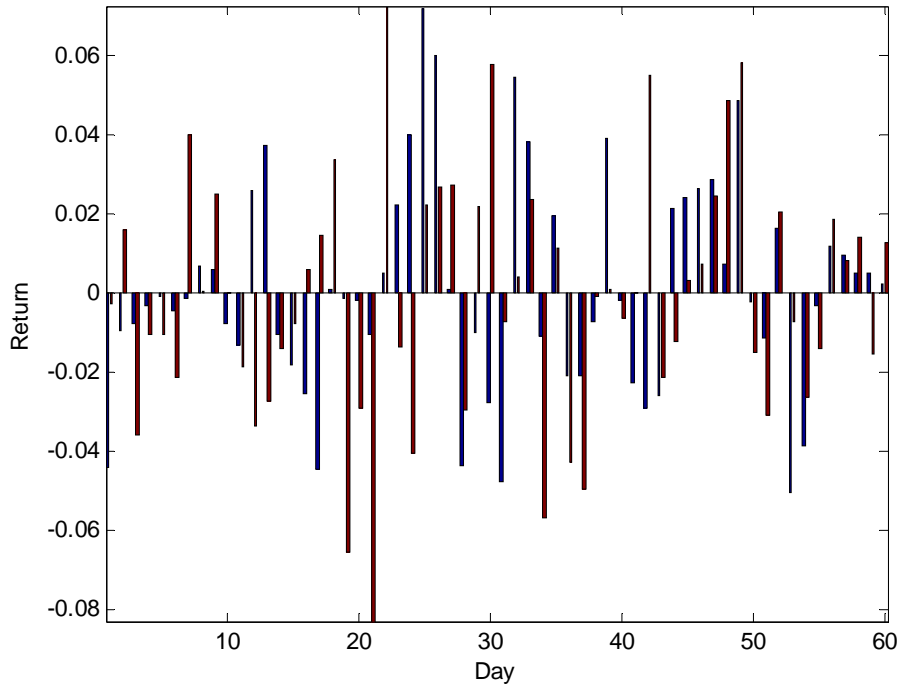
Για το πλήθος των σωστών συνεχόμενων προβλέψεων ισχύουν τα αντίθετα. Το ιδανικό θα ήταν ένας όσο το δυνατόν μεγαλύτερος συνεχόμενος αριθμός σωστών προβλέψεων. Από τα στοιχεία του πίνακα 10 προκύπτει ότι ο μέσος όρος των συνεχόμενων λάθος προβλέψεων είναι 1.7. Ο αντίστοιχος μέσος όρος σωστών προβλέψεων είναι 2.41. Αυτό που έχει ιδιαίτερη σημασία είναι το γεγονός ότι το πλήθος των λάθος προβλέψεων μειώνεται. Αντιθέτως το πλήθος των σωστών προβλέψεων, διατηρείται σε ένα υψηλό επίπεδο. Αξίζει επίσης να τονιστεί ότι τα παραπάνω αποτελέσματα συμπεριλαμβάνουν και την περίοδο της κρίσης του Νοεμβρίου 2008, καθώς και περιπτώσεις όπου ο δείκτης εμπιστοσύνης είναι χαμηλός, περίοδο κατά την οποία ο επενδυτής δεν πρέπει να βασίζεται στο μοντέλο. Έτσι τα πραγματικά αποτελέσματα ενδέχεται να ήταν ελαφρώς καλύτερα. Στο διάγραμμα 51, παρουσιάζεται η συνολική σύγκριση του συστήματος WASP έναντι της στρατηγικής Αγοράς & Διακράτησης για τις 400 συνεδριάσεις. Όπως αναφέρθηκε, το καλύτερο Hit-Rate (78.33%) παρουσιάστηκε την περίοδο ελέγχου μεταξύ 12/02/2008 και 19/05/2008. Στα διάγραμμα 52 παρουσιάζεται η αποτίμηση του της στρατηγικής του συστήματος WASP και της Αγοράς & Διακράτησης. Στο διάγραμμα 53 παρουσιάζονται οι προβλέψεις και οι πραγματικές αποδόσεις, οι οποίες φαίνονται αναλυτικά στον πίνακα 11.



Διάγραμμα 51 – Απόδοση WASP και Buy&Hold για ολόκληρη την περίοδο αξιολόγησης.



Διάγραμμα 52 – Απόδοση Wasp και τιμή Εθνικής Τράπεζας την περίοδο 12/02/2008 με 19/05/2008



Διάγραμμα 53 - Πρόβλεψη Wasp και πραγματική απόδοση

Πίνακας 11- Πρόβλεψη Wasp και πραγματική απόδοση

Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση	Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση	Ημέρα	Πρόβλεψη	Απόδοση
1	-0,0440	-0,0029	21	-0,0106	-0,0832	41	-0,0225	0,0000
2	-0,0096	0,0158	22	0,0052	0,0727	42	-0,0291	0,0553
3	-0,0076	-0,0360	23	0,0224	-0,0137	43	-0,0261	-0,0214
4	-0,0031	-0,0106	24	0,0402	-0,0406	44	0,0217	-0,0123
5	-0,0008	-0,0105	25	0,0721	0,0223	45	0,0242	0,0032
6	-0,0046	-0,0216	26	0,0603	0,0271	46	0,0264	0,0073
7	-0,0014	0,0400	27	0,0007	0,0273	47	0,0289	0,0246
8	0,0069	0,0005	28	-0,0436	-0,0294	48	0,0072	0,0488
9	0,0059	0,0253	29	-0,0100	0,0219	49	0,0489	0,0585
10	-0,0076	0,0000	30	-0,0277	0,0580	50	-0,0022	-0,0150
11	-0,0133	-0,0185	31	-0,0480	-0,0072	51	-0,0113	-0,0310
12	0,0259	-0,0338	32	0,0547	0,0043	52	0,0162	0,0203
13	0,0372	-0,0272	33	0,0384	0,0236	53	-0,0506	-0,0071
14	-0,0103	-0,0139	34	-0,0109	-0,0567	54	-0,0387	-0,0266
15	-0,0182	-0,0079	35	0,0198	0,0113	55	-0,0031	-0,0142
16	-0,0254	0,0061	36	-0,0211	-0,0427	56	0,0119	0,0185
17	-0,0445	0,0145	37	-0,0208	-0,0498	57	0,0094	0,0084
18	0,0010	0,0337	38	-0,0075	-0,0010	58	0,0051	0,0143
19	-0,0012	-0,0655	39	0,0391	0,0010	59	0,0050	-0,0155
20	-0,0017	-0,0292	40	-0,0016	-0,0062	60	0,0021	0,0127

Οι λανθασμένες προβλέψεις φαίνονται με έντονο στον πίνακα.

Κεφάλαιο 6 : Συμπεράσματα – Μελλοντική Έρευνα

6.1 Συμπεράσματα

Από την ανάλυση που προηγήθηκε, προκύπτουν συμπεράσματα που δεν μπορούν να περάσουν απαρατήρητα. Υπήρξαν περιπτώσεις όπου κάποια υπό-μοντέλα του συστήματος WASP παρουσίασαν **πολύ υψηλά ποσοστά ευστοχίας** έως και 75% για περιόδους 60 συνεδριάσεων (περίπου 3 μήνες), για δεδομένα εκτός δείγματος. Μοντέλα με τόσο υψηλά ποσοστά ευστοχίας, μπορούν να αποκομίσουν υψηλά κέρδη στους επενδυτές, ακόμα και σε πτωτικές περιόδους.

Το σύστημα παρουσίασε πολύ καλή **διαχρονικότητα** καθώς εξετάστηκε συνολικά για περίοδο 400 συνεχιζόμενων συνεδριάσεων, δίνοντας πολύ καλά αποτελέσματα στο σύνολο του.

Η χρόνος εκπαίδευσης του μοντέλου είναι πολύ χαμηλός (περίπου 1.5 λεπτό σε υπολογιστή Core 2 Duo 1.86 MHz, με 3 GB μνήμης, γεγονός που αφήνει περιθώρια χρησιμοποίησης επιπλέον δεικτών ή υστερήσεων του δείκτη EWO.

Ίσως το μεγαλύτερο πλεονέκτημα του συστήματος είναι ο **δείκτης εμπιστοσύνης** που δίνει σε κάθε πρόβλεψη, ο οποίος είναι απλά το εύρος και ο μέσος όρος των ποσοστών ευστοχίας των υπό-μοντέλων για τις 60 τελευταίες συνεδριάσεις. Όπως φάνηκε αυτός ο δείκτης είναι ικανός να προειδοποιήσει εγκαίρως για στρεβλώσεις στην αγορά.

Όπως είναι φυσικό όμως το σύστημα WASP παρουσιάζει και κάποιες αδυναμίες. Αυτές προκύπτουν κυρίως από τους περιορισμούς τόσο της Ασαφούς λογικής και των Νευρωνικών Δικτύων, όσο και του δείκτη Elliott Wave Oscillator. Ο δείκτης Elliott wave Oscillator δεν είναι κανονικοποιημένος δείκτης, και εξαρτάται από την τιμή της τρέχουσας περιόδου. Έτσι μια μετοχή που η τιμή της διαπραγματεύεται σε τελείως διαφορετικές τιμές από το παρελθόν της θα παρουσιάζει τιμές του δείκτη EWO για τον οποίον δεν θα υπάρχουν δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτός είναι και ο βασικός λόγος για τον

οποίον τα δεδομένα εκπαίδευσης για τη μετοχή της Εθνικής Τράπεζας αφορούν την τελευταία δεκαετία.

Η δεύτερη αδυναμία του συστήματος, έχει προαναφερθεί, και αναφέρεται στην μορφή του δείκτη EWO ο οποίος δεν μεταβάλλεται σημαντικά από μέρα σε μέρα, με αποτέλεσμα τη δημιουργία κανόνων "Εάν – Τότε" που δεν μπορούν να εμφανιστούν, με αποτέλεσμα την επιβάρυνση της εκπαίδευσης του συστήματος.

6.2 Μελλοντική Έρευνα

Το σύστημα WASP έχει πολλά περιθώρια βελτίωσης, αναφορικά με τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει. Παραλλαγές του συστήματος δύναται να παρουσιάσουν αντίστοιχα αποτελέσματα και σε άλλες μετοχές ή δείκτες χρηματιστηρίου. Αυτές μπορούν να αφορούν τον αριθμό των υπό-μοντέλων ή τον τρόπο επιλογής των καλύτερων υπό-μοντέλων. Για παράδειγμα θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως κριτήριο επιλογής το ποσοστό των False Positive περιπτώσεων, ή ένας δείκτης που να περιλαμβάνει τόσο την απόδοση όσο και το hit-rate. Επίσης, θα παρουσίαζε ενδιαφέρον η χρησιμοποίηση αντίστοιχων δεικτών Elliott Wave Oscillators που να εκφράζουν μεγαλύτερα και μακροχρόνια κύματα Elliott, σε συνδυασμό με μικρότερα, με σκοπό την αξιολόγηση πολλαπλής πληροφορίας, τόσο μακροπρόθεσμης όσο και βραχυπρόθεσμης, σχετικά με τα κύματα και τα υπό-κύματα Elliot. Επίσης, κάποιες μεταβλητές που εξετάστηκαν, και έδωσαν επίσης καλά αποτελέσματα, πέρα τον δείκτη Elliott, ήταν οι ημέρες που έχουν περάσει από τη στιγμή που ο δείκτης EWO άλλαξε πρόσημο. Πρέπει να τονιστεί σε αυτό το σημείο ότι η διαδικασία δεν πρέπει να χρησιμοποιείται τυφλά, καθώς όπως προαναφέρθηκε στο πρώτο μέρος της εργασίας, η θεωρία των κυμάτων Elliott δεν αποτελεί εργαλείο πρόβλεψης, αλλά εργαλείο εξήγησης της αγοράς. Φαίνεται όμως πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για έναν επενδυτή.

Κεφάλαιο 7 : Βιβλιογραφία

Abraham, A. (2004), 'Neuro Fuzzy Systems: State-of-the-Art Modeling Techniques', ArXiv Computer Science e-prints : cs/0405011.

Abraham, A. (2004), 'EvoNF: A Framework for Optimization of Fuzzy Inference Systems Using Neural Network Learning and Evolutionary Computation', Arxiv preprint cs.AI/0405032.

Abraham, A.; Nath, B. & Mahanti, P. (2001), 'Hybrid Intelligent Systems for Stock Market Analysis', Lecture Notes In Computer Science, 337--345.

Abraham, A.; Seyyed, F. & Alsakran, S. (2002), 'Testing the Random Walk Behavior and Efficiency of the Gulf Stock Markets', The Financial Review 37(3), 469--480.

Achelis, S. (2001), Technical Analysis from A to Z: Covers Every Trading Tool... from the Absolute Breadth Index to the Zig Zag, McGraw-Hill.

Ang, K. & Quek, C. (2006), 'Stock Trading Using RSPOP: A Novel Rough Set-Based Neuro-Fuzzy Approach', Neural Networks, IEEE Transactions on 17(5), 1301--1315.

Atsalakis, G., Skiadas, C. and Braimis, I., (2007), Probability of trend prediction of exchange rate by neuro-fuzzy techniques. Recent Advances in Stochastic Modeling and Data Analysis. London, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, pp. 414-422.

Atsalakis G., Ucenic C. (2005), Time Series Prediction of the Greek Manufacturing Index for the Non-metallic Minerals Sector Using a Neuro-fuzzy approach (ANFIS), Conference "International Symposium on Applied Stochastic Models and Data Analysis", pp. 211, May, Brest, France.

Atsalakis, G., and Nezis, D., (2008), Moving Average, Neural Networks and Genetic algorithms for stock market prediction (2008). Journal of Computational Optimization in Economics and Finance. Volume 1, Number 1, pp. Nova Science Publishers, Inc.

- Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P., (2008), Surveying Stock Market Forecasting Techniques - Part II: Soft Computing Methods. Experts Systems with Applications, doi:10.1016/j.eswa.2008.07.006..
- Atsalakis, G., Valavanis K., (2006, a) A Neuro-Fuzzy controller for Stock market forecasting. Working paper.
- Atsalakis, G., Valavanis K., (2006, b), Stock market forecasting by soft computing techniques. Working paper
- Azeem, M.; Hanmandlu, M. & Ahmad, N. (2000), 'Generalization of adaptive neuro-fuzzy inference systems', Neural Networks, IEEE Transactions on 11(6), 1332--1346.
- Barkoulas, J. & Baum, C. (1996), 'Long-term dependence in stock returns', Economics Letters 53(3), 253--259.
- Basu, S. (1977), 'Investment Performance of Common Stocks in Relation to Their Price-Earnings Ratios: A Test of the Efficient Market Hypothesis', Journal of Finance 32(3), 663--682.
- Bellman, R.; Zadeh, L.; California; University & Laboratory, E. R. (1970), Decision-making in a Fuzzy Environment, National Aeronautics and Space Administration; for sale by the Clearinghouse for Federal Scientific and Technical Information, Springfield, Va..
- Chen, T.; Cheng, C. & Jong Teoh, H. (2007), 'Fuzzy time-series based on Fibonacci sequence for stock price forecasting', Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 380, 377--390.
- Chen, Y.; Peng, L. & Abraham, A. (2006), 'Stock Index Modeling Using Hierarchical Radial Basis Function Networks', LECTURE Notes In Computer Science 4253, 398.
- Fama, E. (1991), 'Efficient Capital Markets: II', Journal of Finance 46(5), 1575--1617.

- Fama, E. (1965), 'The Behavior of Stock-Market Prices', *Journal of Business* 38(1), 34.
- Fama, E. & Schwert, G. (1977), 'Asset Returns and Inflation', *Journal of Financial Economics* 5(2), 115--146.
- Faraway, J. & Chatfield, C. (1998), 'Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the air line data', *Journal of the Royal Statistical Society: Series C: Applied Statistics* 47(2), 231--250.
- Frost, A. & Prechter, R. (1998), *Elliott Wave Principle: Key to Market Behavior*, New Classics Library.
- Ghandar, A.; Schmidt, Z.; To, M. & Zurbruegg, R. (2007), 'A Computational Intelligence Portfolio Construction System for Equity Market Trading' *Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress*
- Hamilton, J. & Lin, G. (1996), 'Stock market volatility and the business cycle', *Journal of Applied Econometrics* 11(5), 573--593.
- Jang, J. & Sun, C. (1996), *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice-Hall, Inc. Upper Saddle River, NJ, USA.
- Jang, J.-S. R. & Sun, C.-T. (1997), *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- Jaruszewicz, M. & Mandziuk, J. (2004), 'One Day Prediction of NIKKEI Index Considering Information from Other Stock Markets', *Lecture Notes In Computer Science*, 1130--1135.
- Kasabov, N. (2001), 'Evolving fuzzy neural networks for supervised/unsupervised onlineknowledge-based learning', *Systems, Man and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on* 31(6), 902--918.

- Kasabov, N. (1998), 'Evolving Fuzzy Neural Networks-Algorithms, Applications and Biological Motivation', *Methodologies for the Conception, Design and Application of Soft Computing*, World Scientific, 271--274.
- Kasabov, N. & Song, Q. (2002), 'DENFIS: dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction', *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on* 10(2), 144--154.
- Kuo, R. (1998), 'A Decision Support System For The Stock Market Through Integration Of Fuzzy Neural Networks And Fuzzy Delphi', *Applied Artificial Intelligence* 12(6), 501--520.
- Kuo, R.; Chen, C. & Hwang, Y. (2001), '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(1), 21--45.
- Lin, C.; Khan, H. & Huang, C. (2002), 'Can the neuro fuzzy model predict stock indexes better than its rivals?', *CIRJE-F-165*, August.
- Malkiel, B. (2003), 'The Efficient Market Hypothesis and Its Critics', *Journal of Economic Perspectives* 17(1), 59--82.
- Malkiel, B. G. (2003), *A Random Walk Down Wall Street: Completely Revised and Updated Edition*, W. W. Norton & Company.
- Nishina, T. & Hagiwara, M. (1997), 'Fuzzy inference neural network', *Neurocomputing* 14(3), 223--239.
- Pokropinska, A. & Scherer, R. (2008), 'Financial Prediction with Neuro-fuzzy Systems', *Lecture Notes in Computer Science* 5097, 1120--1126.
- Rast, M. (1999), 'Forecasting with fuzzy neural networks: a case study in stockmarket crash situations', *Fuzzy Information Processing Society, 1999. NAFIPS. 18th International Conference of the North American*, Cited by 54

- Rumelhart, D.; Hinton, G. & Williams, R. (1986), 'Learning Internal Representations by Error Propagation', *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition* 1, 319.
- Siekman, S.; Kruse, R.; Gebhardt, J.; Van Overbeek, F. & Cooke, R. (2001), 'Information fusion in the context of stock index prediction', *International Journal of Intelligent Systems* 16(11), 1285--1298.
- Sugeno, M. (1985), *Industrial Applications of Fuzzy Control*, Elsevier Science Inc. New York, NY, USA.
- Vanstone, B. & Tan, C. (2003), 'A Survey of the Application of Soft Computing to Investment and Financial Trading' *Proceedings of the 8th Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems*
- Werbose, P.J, (1974), 'Beyond Regression : New tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Science. Ph.D dissertation, Harvard University.
- Wong, F.; Wang, P.; Goh, T. & Quek, B. (1992), 'Fuzzy Neural Systems for Stock Selection', *Financial Analysts Journal* 48(1), 47--52.
- Wong, W.; Manzur, M. & Chew, B. (2003), 'How rewarding is technical analysis? Evidence from Singapore stock market', *Applied Financial Economics* 13(7), 543--551.
- Wu, J.; Fung, M. & Flitman, A. (2001), 'Forecasting Stock Market Performance Using Hybrid Intelligent System', *Lecture Notes In Computer Science*, 447--458.
- Zadeh, L. (1999), 'Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility', *Fuzzy Sets and Systems* 100(Supplement 1), 9--34.
- Zadeh, L. (1996), 'Fuzzy sets', *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Systems: Selected Papers*.
- Zadeh, L. (1965), 'Fuzzy sets [J]', *Information and Control* 8(3), 338--353.