

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ **Κ**ΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ & ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΩΝ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΜΙΧΑΛΗΣ Α. ΨΩΜΑΤΑΚΗΣ

Α.Μ.: 2002010127

ΧΑΝΙΑ 2009

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέπων καθηγητή κ. Ατσαλάκη Γεώργιο για την ευκαιρία που μου έδωσε για να εργαστώ πάνω σε ένα σύγχρονο αντικείμενο με ανάθεση του θέματος και για την άψογη συνεργασία μας. Επίσης τον ευχαριστώ γιατί από την αρχή της προσπάθειας μου και μέχρι την ολοκλήρωσή της πάντοτε πρόθυμα μου προσέφερε την πολύτιμη βοήθειά και καθοδήγησή του.

Τέλος ευχαριστώ την οικογένειά μου για την υποστήριξη που μου έδειξαν σε όλη την διάρκεια της φοιτητικής μου διαδρομής.

Ψωματάκης Μιχάλης

Σεπτέμβριος 2009

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ……...8

1.1 Πρόβλεψη……...9-10

1.2 Διάρθρωση Διπλωματικής Εργασίας…….11

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ……...12

2.1 Μοντέλα Πρόβλεψης Χρηματιστηριακών Αγορών……...12

2.2 Άρθρα Διεθνούς Βιβλιογραφίας……...12-28

3. ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΕΣ ΑΓΟΡΕΣ –ΧΡΗΜ/ΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ…….29-31

4. ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ…….32-33

4.1 Εργαλεία Τεχνικής Ανάλυσης……34
4.1.1 Δείκτες Τεχνικής Ανάλυσης…….....34-37
4.1.2 Συμπληρωματικά Τεχνικά Εργαλεία……...47-48

5. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ……49

5.1 Μοντέλο Βιολογικού Νευρώνα……49-50

5.2 Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα……50-52

5.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα……..52-53

5.4 Ιστορική Εξέλιξη Νευρωνικών Δικτύων……..53-54

5.5 Κύρια Χαρακτηριστικά Ενός Νευρωνικού Δικτύου…….54-55

5.6 Βασικά Χαρακτηριστικά Νευρωνικών Δικτύων……55
5.6.1 Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων……55-56
5.6.2 Μειονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων…….56

5.7 Εκπαίδευση (Μάθηση) Μοντέλων……57-58
5.7.1 Είδη Εκπαίδευσης……...58-59

5.8 Μεταβλητές Που Χρησιμοποιούνται…….59

5.9 Μοντέλα Πρόβλεψης Για Σύγκριση……...60

5.10 Εκτίμηση Απόδοσης Μοντέλων……...60

5.11 Στάδια Κατασκευής Νευρωνικού Δικτύου……..61

5.12 Χρήση Καθημερινότητας……61-62

6. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ……63

6.1 Παρουσίαση Μοντέλου……63-64

6.2 Δεδομένα……64
6.2.1 Παράμετροι Εισόδου……..64-65
6.2.2 Εκπαίδευση Μοντέλου……65-66

6.3 Αξιολόγηση Μοντέλου……66-67

6.4 Αποτελέσματα……...67-71

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ - ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ……72

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α……..73-74

8. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ……...75-78

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.1: Χρηματιστηριακές Αγορές……...30-31

Πίνακας 5.1 : Τα κυριότερα στάδια εξέλιξης των νευρωνικών δικτύων……54

Πίνακας 5.2: Βήματα κατασκευής νευρωνικών δικτύων……61

Πίνακας 6.1: Ακρίβεια πρόβλεψης επόμενης ημέρας μετοχών……70-71

Πίνακας 6.2: Σύγκριση νευρωνικού δικτύου με την στρατηγική Buy & Hold……...71

Πίνακας 6.3: Στατιστική μέτρηση σφαλμάτων μετοχών……71

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 4.1: Γραμμές Στήριξης-Αντίστασης……34

Σχήμα 4.2: Κινητός Μέσος Όρος……35

Σχήμα 4.3: Τομή Κινητών Μέσων Όρων……35

Σχήμα 4.4: Σύγκλιση-Απόκλιση Κινητών Μέσων Όρων……...37

Σχήμα 4.5: Όγκος Ισορροπίας……38

Σχήμα 4.6: Λωρίδες Bollinger……39

Σχήμα 4.7: Δείκτης Καναλιού Αξίας……..40

Σχήμα 4.8: Συσσώρευση-Διανομή……..41

Σχήμα 4.9: Ορμή……42

Σχήμα 4.10: RSI……..44

Σχήμα 4.11: Απόκλιση……44

Σχήμα 4.12: Στοχαστικός Δείκτης……..45

Σχήμα 5.1: Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα……...49

Σχήμα 5.2: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα……...50

Σχήμα 5.3: Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης……..51

Σχήμα 5.4: Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα……..52

Σχήμα 5.5: Δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου……..52

Σχήμα 6.1: Δομή νευρωνικού δικτύου……63

Σχήμα 6.2: Δομή νευρώνων δικτύου……...64

Σχήμα 6.3: Απλή συνάρτηση σφάλματος……65

Σχήμα 6.4: Σύνθετη συνάρτηση σφάλματος……...66

Σχήμα 6.5: Δεδομένα εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου……67

Σχήμα 6.6: Πραγματικές και προβλεπόμενες τάσεις τιμών κατά την εκπαίδευση….68

Σχήμα 6.7: Πραγματικές και προβλεπόμενες τάσεις τιμών κατά την δοκιμή…….69

Σχήμα 6.8: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές κλεισίματος…….70

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η διπλωματική αυτή εργασία εκπονήθηκε στο τμήμα Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης κατά το ακαδημαϊκό έτος 2008-2009. Το αντικείμενο που μας απασχολεί είναι η μελλοντική πρόβλεψη των τιμών των χρηματιστηριακών αγορών με την βοήθεια της τεχνικής ανάλυσης και των νευρωνικών δικτύων.

Η δημιουργία ενός συστήματος πρόβλεψης το οποίο θα προβλέπει τις τιμές των μετοχών ή των δεικτών στα χρηματιστήρια συνεχίζει να απασχολεί τους ερευνητές. Πολλοί από αυτούς όπως θα παρουσιαστεί και στην συνέχεια έχουν αναπτύξει διάφορα μοντέλα και μεθοδολογίες για να προβλέψουν την τιμή μιας μετοχής ή ενός χρηματιστηριακού δείκτη.

Η τεχνική ανάλυση είναι μια μέθοδος πρόβλεψης των διακυμάνσεων των τιμών και των τάσεων της αγοράς η οποία βασίζεται στην χρήση παρελθόντων τιμών καθώς και στην μελέτη των γραφημάτων που αυτές δημιουργούν. Με την βοήθεια των τεχνικών εργαλείων υπολογίζονται κάποιοι τεχνικοί δείκτες που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι για το νευρωνικό δίκτυο που θα μελετηθεί και βάση αυτών κάνουμε πρόβλεψη για τις μελλοντικές τιμές της μετοχής ή του δείκτη.

Επίσης σε αυτή την εργασία όπως αναφέρθηκε μελετώνται τα νευρωνικά δίκτυα, παρουσιάζεται ο τρόπος και οι συνθήκες κάτω από τις οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για πρόβλεψη. Τα δεδομένα της πρόβλεψης ήταν τιμές από το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών και προσομοιώθηκαν από ένα πρόγραμμα σε MATLAB. Αυτό που έκανε το πρόγραμμα ήταν να αναπαραστήσει την διαδικασία του χρηματιστηρίου με ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο εκπαιδεύτηκε για να προβλέπει την επόμενη έξοδο της διαδικασίας, δηλαδή να προβλέπει την τιμή της μετοχής την επόμενη συνεδρίαση.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Από τα αρχικά στάδια ανάπτυξης της χρηματοοικονομικής και γενικότερα της οικονομικής επιστήμης δημιουργήθηκε η ανάγκη πρόβλεψης για την ισοτιμία συναλλάγματος , την ανάπτυξη, την πτώχευση επιχειρήσεων, τις αποδόσεις των μετοχών αλλά παράλληλα δημιουργήθηκε και η ανάγκη στον άνθρωπο να επενδύει με σιγουριά.

Στόχος με αυτήν την διπλωματική εργασία είναι η επιστημονικώς θεωρητική και πρακτική προσέγγιση του προβλήματος της πρόβλεψης των μελλοντικών αποδόσεων των μετοχών-αγορών χρησιμοποιώντας ως δεδομένα κάποιες παλαιότερες τιμές με βάση την τεχνική ανάλυση και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν ως εργαλεία για την πρόβλεψη. Οικονομικοί αναλυτές εκτιμούν ότι η συμπεριφορά μιας μετοχής ως προς την μελλοντική της απόδοση μπορεί να χαρακτηριστεί προβλέψιμη αν μοντελοποιηθούν κατάλληλα οι παλαιότερες τιμές της καθώς και οι διάφοροι παράμετροι των μοντέλων που θα χρησιμοποιηθούν.

Αναμφισβήτητα το πρόβλημα της πρόβλεψης της μελλοντικής απόδοσης μιας μετοχής και η άνοδος ή κάθοδος μιας χρηματιστηριακής αγοράς δεν είναι μια απλή υπόθεση που μπορεί με απόλυτη επιτυχία να κατανοηθεί γιατί σε κάθε κίνηση εμπεριέχεται και ένα ανάλογο ρίσκο. Αυτό οφείλεται κυρίως στην συνεχόμενη μεταβλητότητα που χαρακτηρίζει τις χρηματοοικονομικές αγορές καθώς και στην αβεβαιότητα που υπάρχει στην συμπεριφορά των επενδυτών και στις κινήσεις που αυτοί κάνουν πάνω στην χρηματοοικονομική "σκακιέρα". Η αβεβαιότητα αυτή έχει επικρατήσει με τον όρο "ψυχολογία του ατόμου και της μάζας"

Παρόλα αυτά κατά τις τελευταίες δεκαετίες ένας αρκετά μεγάλος αριθμός αναλύσεων δεδομένων χρηματιστηριακών αγορών έχει υπάρξει και πολλά μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των μελλοντικών αποδόσεων των μετοχών και υπάρχει μια σχετική ικανοποίηση μεταξύ των ερευνητών από τα αποτελέσματα που έχουν δώσει κατά καιρούς τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που ανέπτυξαν. Η ικανοποίηση των ερευνητών από τα αποτελέσματα των εφαρμογών τους δίνει ένα ποσοστό αισιοδοξίας και σε όλους τους άμεσα ενδιαφερόμενους με τις αποδόσεις των αγορών, όπως οικονομικοί αναλυτές, επενδυτές, χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, επενδυτικοί οίκοι καθώς και το οικονομικό επιτελείο κάθε χώρας. Όμως δεν υπάρχει εφησυχασμός και ακόμα και σήμερα παράγονται συνεχώς καινούργια μοντέλα και μεθοδολογίες γιατί οι συνθήκες και οι παράγοντες που επηρεάζουν τις χρηματογορές δεν είναι πάντα ίδιοι.

1.1 ΠΡΟΒΛΕΨΗ

«Πρόβλεψη», μια λέξη που ακούγεται όλο και πιο συχνά στη σημερινή εποχή. Ως πρόβλεψη ορίζεται η διαδικασία της εκτίμησης ενός μεγέθους σε άγνωστες καταστάσεις. Όλοι οι άνθρωποι για διαφορετικούς λόγους ο καθένας αναζητούν μια πρόβλεψη. Μια εκτίμηση που θα τους βοηθήσει να λάβουν μια απόφαση με μικρότερο ρίσκο. Μικρότερο ρίσκο στην δουλεία τους, σε μία επικείμενη αγορά, στην επιχείρησή τους, στις επενδύσεις τους, στη ζωή τους. Οι ραγδαίες αλλαγές σε όλους τους τομείς της καθημερινής ζωής και η αβεβαιότητα για την εξέλιξη των καταστάσεων στο μέλλον που πηγάζει από αυτές έχουν κεντρίσει το ενδιαφέρον τόσο του ακαδημαϊκού όσο και του επιχειρηματικού κόσμου. Από την πλευρά των ακαδημαϊκών έχουν δημιουργηθεί πολλές διαφορετικές μέθοδοι πρόβλεψης, κάποιες εξ' ολοκλήρου βασισμένες σε θεωρητικό υπόβαθρο και κάποιες άλλες βασισμένες περισσότερο στα διαθέσιμα τεχνολογικά μέσα και στις δυνατότητες που αυτά διαθέτουν (π.χ. νευρωνικά δίκτυα). Οι διάφορες μέθοδοι επιλέγονται και εφαρμόζονται ανάλογα με συγκεκριμένες παραμέτρους όπως είναι:

- το αντικείμενο της πρόβλεψης
- ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης
- τα ήδη υπάρχοντα δεδομένα και το πρότυπο συμπεριφοράς αυτών
- το κόστος για την παραγωγή των προβλέψεων
- η ευκολία χρήσης της επιλεγμένης μεθόδου πρόβλεψης καθώς και
- η αποδεδειγμένη αξιοπιστία της μεθόδου

Στην πραγματικότητα όμως η αληθινή αξία μιας μεθόδου αποτιμάται όταν εφαρμόζεται σε πραγματικές καταστάσεις. Έτσι η ολοκληρωμένη εικόνα για μια μέθοδο δημιουργείται μόνο όταν εφαρμοστεί η θεωρία στην πράξη. Μια συνεργασία λοιπόν ακαδημαϊκού και επιχειρηματικού κόσμου μπορεί να επιφέρει εύλογα αποτελέσματα. Και αυτό μπορεί να το καταλάβει πολύ απλά οποιοσδήποτε σκεπτόμενος πόσο καλύτερα μοντέλα πρόβλεψης μπορούν να προκύψουν αν αυτά σχεδιασθούν βάσει των ιδιαίτερων αναγκών της εκάστοτε επιχείρησης.

Από την πλευρά του επιχειρηματικού περιβάλλοντος είναι ολοφάνερη η σημαντικότητα της πρόβλεψης αφού μια επιχείρηση βρίσκεται καθημερινά στην ανάγκη για λήψη μιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος. Μελετώντας επιφανειακά την δομή μιας επιχείρησης μπορούμε να τονίσουμε ότι η πρόβλεψη διαδραματίζει πρωτεύοντα ρόλο σε όποια δραστηριότητα λήψης αποφάσεων, καθορισμού, σχεδιασμού και υλοποίησης στρατηγικής, χρονικού προγραμματισμού καθώς και σχεδιασμού πολιτικής λειτουργίας της επιχείρησης. Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι μία πολύ μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων μπορεί να αποφέρει τεράστια ποσά κέρδους σε μία επιχείρηση. Για να μπορέσει όμως κάποιος να χρησιμοποιήσει προς όφελός του τις προβλέψεις πρέπει να μπορεί να ξεχωρίσει την πιο κερδοφόρα επιλογή. Και αυτό είναι απόρροια της πείρας. Ας θεωρήσουμε ένα διοικητικό στέλεχος μιας μεγάλης επιχείρησης. Αυτό το άτομο πρέπει να διαθέτει την κατάλληλη εμπειρία στις καταστάσεις που έχει να αντιμετωπίσει και οι αποφάσεις του να μην επηρεάζονται από προσωπικά ενδιαφέροντα, φιλοδοξίες, σκοπιμότητες και μονόπλευρη εξέταση του περιβάλλοντος και των εναλλακτικών επιλογών. Για να επιτευχθεί ο εκάστοτε στόχος πρέπει οι αποφάσεις του να είναι όσο το δυνατόν αντικειμενικές και να μην βασίζεται μόνο στα πειραματικά ή μόνο στα θεωρητικά αποτελέσματα αλλά να έχει την ικανότητα να συγκρίνει και να συνδυάζει τα αποτελέσματα των δύο. Έτσι υπάρχει σημαντικός λόγος που ένας σύμβουλος προβλέψεων είναι απαραίτητο στέλεχος σε κάθε επιχείρηση.

Αν εκβαθύνουμε λίγο στον τομέα προβλέψεις και στα αποτελέσματα αυτών θα παρατηρήσουμε ότι υπάρχει μεγάλη δυσαρέσκεια σχετικά με τα πολύ μεγάλα σε αρκετές περιπτώσεις σφάλματα όπως και την αδυναμία των διάφορων μεθόδων να προβλέψουν και να προειδοποιήσουν έγκαιρα για επερχόμενες αλλαγές και ανωμαλίες. Στην πραγματικότητα όμως το περιβάλλον στο οποίο ζούμε χαρακτηρίζεται από συνεχείς μεταβολές, εξελίξεις, μεγάλες διακυμάνσεις και απρόσμενες καταστάσεις , συνθήκες που αυξάνουν την ανάγκη για προβλέψεις. Ο κύριος λόγος που υπάρχει αυτή η δυσανασχέτηση και οι δυσμενείς κριτικές για τις προβλέψεις είναι ότι πολλοί πιστεύουν ότι μπορούν να προβλεφθούν τα πάντα. Αυτό όμως καταλήγει να είναι ένας μύθος. Η ύπαρξη σφαλμάτων είναι αναπόφευκτη. Γι' αυτό το λόγο συνήθως υπάρχουν αποκλίσεις μεταξύ προβλέψεων και πραγματικών αποτελεσμάτων. Το μόνο που μπορεί να γίνει για να είναι πιο ωφέλιμα τα αποτελέσματα είναι να γίνεται, όσο είναι εφικτό φυσικά, ρεαλιστική εκτίμηση των παραμέτρων. Οι πιο συνηθισμένοι τομείς της ζωής μας οι οποίοι συνήθως αναλύονται με προβλέψεις είναι:

- Πρόγνωση μετεωρολογικών συνθηκών
- Πρόβλεψη κλιματικών αλλαγών και φαινομένων (ψύξη/ θέρμανση πλανήτη)
- Πρόβλεψη κινδύνου πυρκαγιάς
- Προγνωστικά αθλητικών γεγονότων
- Πρόβλεψη σεισμών
- Αστρολογικές προβλέψεις
- Πρόβλεψη πορείας οικονομικών μεγεθών
- Πρόβλεψη πτώσης/ ανόδου τιμής πετρελαίου
- Πρόβλεψη συνολικής παραγωγής ενέργειας σε μία εγκατάσταση
- Πρόβλεψη θνησιμότητας πληθυσμού σε μια χώρα
- Πρόβλεψη της κυκλοφορίας σε εθνικές οδούς
- Πρόβλεψη απόδοσης εργαζομένων σε μια εταιρεία, μαθητών σε ένα σχολείο
- Πρόβλεψη ζήτησης ενός συγκεκριμένου είδους κατανάλωσης

Τέλος για τους παραπάνω σημαντικούς ή μη τομείς της ζωής μας μπορούμε να μιλήσουμε εκ του ασφαλούς ότι παράγονται πάντα ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις;

1.2 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η διπλωματική εργασία αποτελείται από κεφάλαια και η δομή της είναι ως εξής:

Στο ***κεφάλαιο 1*** αναφέρεται πιο είναι το πρόβλημα, τι έχει γίνει μέχρι σήμερα και με ποιον τρόπο, ο σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας και μια μικρή αναφορά στις προβλέψεις.

Στο ***κεφάλαιο 2*** γίνεται μια ανασκόπηση της ήδη υπάρχουσας βιβλιογραφίας από 41 άρθρα σχετικά με την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς.

Στο ***κεφάλαιο 3*** παρουσιάζονται οι χρηματιστηριακές αγορές και οι χρηματιστηριακοί δείκτες που υπάρχουν σε παγκόσμια κλίμακα.

Στο ***κεφάλαιο 4*** περιγράφεται ο ορισμός της τεχνικής ανάλυσης, οι βασικές αρχές που την διέπουν, οι τεχνικοί δείκτες καθώς και κάποια τεχνικά εργαλεία που δρουν συμπληρωματικά με τους τεχνικούς δείκτες.

Στο ***κεφάλαιο 5*** αναλύονται τα νευρωνικά δίκτυα και παρουσιάζονται τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά τους, η διαδικασία εκπαίδευσης που ακολουθούν, η χρησιμότητά τους, ο τρόπος λειτουργίας τους και ο τρόπος αξιολόγησής τους.

Στο ***κεφάλαιο 6*** μελετείται ο τρόπος εφαρμογής ενός νευρωνικού δικτύου σε μια πρακτική εφαρμογή των μετοχών του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών και παρατίθενται τα αποτελέσματα της εφαρμογής.

Στο ***κεφάλαιο 7*** αναφέρονται τα συμπεράσματα της εργασίας.

Στο ***κεφάλαιο 8*** υπάρχει η βιβλιογραφία.

2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Η ακαδημαϊκή κοινότητα έχει ασχοληθεί εις βάθος με το πρόβλημα της πρόβλεψης των χρηματιστηριακών αγορών. Στο κεφάλαιο αυτό ακολουθεί η ανασκόπηση από την παγκόσμια βιβλιογραφία 41 άρθρων από τα οποία αντλήθηκαν συγκεκριμένες πληροφορίες που είχαν να κάνουν με α) το είδους του μοντέλου πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκε, β) τον ορίζοντα της πρόβλεψης, γ) την περιγραφή των εκάστοτε δεδομένων, δ) τον τρόπο αξιολόγησης του χρησιμοποιούμενου μοντέλου ή τυχόν σύγκριση του με άλλα μοντέλα, ε) τα τελικά αποτελέσματα.

2.1 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΩΝ ΑΓΟΡΩΝ

Από την αναζήτηση των άρθρων της εργασίας προκύπτει ότι τα μοντέλα πρόβλεψης των χρηματιστηριακών αγορών κατηγοριοποιούνται ως εξής:

1. Συμβατικά μοντέλα
2. Μη συμβατικές μέθοδοι
3. Συστήματα γενετικών αλγορίθμων
4. Ασαφή μοντέλα
5. Νεύρο-ασαφή μοντέλα
6. Νευρωνικά δίκτυα

Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα παρατεθούν άρθρα των κατηγοριών 5 και 6.

2.2 ΑΡΘΡΑ ΔΙΕΘΝΟΥΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Από τις αρχές του περασμένου αιώνα μέχρι και τις μέρες μας πιο έντονα η πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών με νεύρο-ασαφή συστήματα και νευρωνικά δίκτυα απασχολούσε τους ερευνητές. Στην συνέχεια ακολουθούν σαράντα ένα (41) από τις εργασίες αυτές.

Οι Rong-Jun Li και Zhi-Bin Xiong χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο προσαρμοστικού νεύρο-ασαφούς μηχανισμού ασαφούς συμπερασμού (ANFIS) για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς της Σαγκάη. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν περίπου 1 έτος από 15 Μαρτίου 2004 μέχρι 15 Μαρτίου 2005 και σύνολο εργάσιμων ημερών 244. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν έχουν παρθεί από την χρηματιστηριακή αγορά της Σαγκάη και έχουν χωριστεί σε δυο ομάδες. Στην ομάδα 1 ανήκουν τα πρώτα 200 δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ στην ομάδα 2 ανήκουν όλα τα υπόλοιπα τα οποία χρησιμοποιούνται για να ελεγχθούν οι αποδόσεις των αποτελεσμάτων που μας έδωσε το δίκτυο. Για την σωστή αξιολόγηση του μοντέλου ANFIS συγκρίνοντας τα πραγματικά δεδομένα και τις τιμές που έγινε πρόβλεψη παρατηρείται ότι η προβλεπτική ικανότητα του ANFIS για το συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά καλή τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο γιατί το συνολικό σχετικό σφάλμα για την ομάδα των δεδομένων εκπαίδευσης του μοντέλου είναι μικρότερο του 1% και το συνολικό σχετικό σφάλμα της πρόβλεψης των τιμών είναι μικρότερο του 5%. Επίσης υπολογίζοντας και τον λόγο που μας δείχνει αν οι τιμές ακολούθησαν την σωστή κατεύθυνση παρατηρούμε ότι έχει τιμή μεγαλύτερη από 90%. Τα τελικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση του

ασαφούς νευρωνικού δικτύου είναι πολύ καλύτερα από αυτά που δίνει ένα συνηθισμένο νευρωνικό δίκτυο. Συγκεκριμένα από τα αποτελέσματα φάνηκε ότι υπήρξε μια πάρα πολύ υψηλή ακρίβεια ως προς την εκπαίδευση του μοντέλου η οποία έχει μια επίδραση πάνω στο μοντέλο. Αυτό συνήθως έχει σαν αποτέλεσμα οι ενδιαφερόμενοι να δίνουν περισσότερο βάρος στις ανοδικές και καθοδικές τάσεις των τιμών σε μελλοντικές προβλέψεις αντί για τις ακριβείς τωρινές τιμές. Επιπλέον το μοντέλο έδωσε προβλέψεις οι οποίες ήταν πολύ καλές τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο.

Οι Jingtao Yao και Hean-Lee Poh χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης (BPNN) για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακής αγοράς της Κουάλα-Λουμπούρ (KLSE).Με ορίζοντα πρόβλεψης από 3 Ιανουαρίου 1984 μέχρι και 16 Οκτωβρίου 1991 συγκεντρώθηκαν 1911 τιμές ως δεδομένα από ισχυρές μετοχές της Μαλαισίας και γίνεται καθημερινή πρόβλεψη για την τιμή του δείκτη. Μετά την συλλογή των δεδομένων έγινε η προ-επεξεργασία τους. Έπειτα δημιουργείται το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου που θα χρησιμοποιήσει τα δεδομένα αυτά και παίρνοντας ως βάση το μοντέλο αυτό δημιουργείται μια ευρεία ποικιλία μοντέλων από τα οποία επιλέγουμε το καλύτερο ύστερα από σύγκριση των αποτελεσμάτων που μας έδωσαν για τα δεδομένα που είχαμε. Τα δεδομένα των πρώτων χρόνων χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των μοντέλων, ενώ αυτά του αμέσως επόμενου διαστήματος και μέχρι το τέλος της συλλογής τους χρησιμοποιήθηκαν για έλεγχο και δοκιμή. Τα 2/3 των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν για τη εκπαίδευση του μοντέλου και το υπόλοιπο 1/3 για τον έλεγχο των αποτελεσμάτων. Επίσης υπήρξαν και είσοδοι από την τεχνική ανάλυση όπως οι δείκτες Κινητός Μέσος Όρος (MA), Ορμή (M), Δείκτης Σχετικής Δύναμης (RSI), Στοχαστικοί δείκτες (%K, %D). Αναπτύχθηκαν 6 BPNN με διαφορετική δομή το καθένα κάθε φορά. Για την αξιολόγηση των μοντέλων και την επιλογή του καταλληλότερου λαμβάνεται υπόψη το ομαλοποιημένο μέσο τετραγωνικό σφάλμα (NMSE). Τα αποτελέσματα έδωσαν ότι το νευρωνικό δίκτυο με δομή 5-3-2-1 ήταν αυτό που υπερίσχυσε έναντι των άλλων πέντε καθώς είχε το μικρότερο NMSE που ήταν 0.032277.

Οι Shaun-Inn Wu και Ruey-Pyng Lu χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη του δείκτη S&P 500 από την Αμερικανική χρηματιστηριακή αγορά. Ο ορίζοντας της πρόβλεψης ήταν 19 χρόνια και συγκεκριμένα οι τιμές πάρθηκαν από τον δείκτη για τα έτη 1971 μέχρι 1990.
Υπήρξε μια προ-επεξεργασία των δεδομένων και στην συνέχεια η εκπαίδευση και η δοκιμή του δικτύου. Για την αξιολόγηση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου υπάρχει σύγκριση των αποτελεσμάτων που δίνει αυτό με τα αποτελέσματα που δίνουν άλλα μοντέλα με τα οποία έγινε πρόβλεψη για ένα αντίστοιχο διάστημα με αυτό που έγινε και για το νευρωνικό δίκτυο. Τα μοντέλα χρησιμοποιούν την μέθοδο Box Jenkins και είναι το ARIMA και το Transfer Function Model. Τέλος υπάρχει και μια σύγκριση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης του τεχνητού νευρωνικού δικτύου με τις πραγματικές τιμές του δείκτη.
Σύμφωνα με τα εξαγόμενα αποτελέσματα από την τελική σύγκριση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου με τα μοντέλα Box Jenkins και με τις πραγματικές τιμές του δείκτη παρατηρήθηκε ότι η χρήση του τεχνητού δικτύου δίνει προβλέψεις πάρα πολύ κοντά στην πραγματική τιμή της αγοράς αλλά τα Box Jenkins μπορούν να προβλέψουν καλύτερα την τάση που ενδεχομένως θα ακολουθήσει η αγορά. Επίσης στην σύγκριση του δικτύου με τα μοντέλα Box Jenkins μόνο παρατηρήθηκε: Πρώτον ότι παρόλο που το δίκτυο έδωσε κάποιες κακές προβλέψεις που είχαν σαν

αποτέλεσμα την αύξηση της απόκλισης των δεδομένων παρατηρήθηκε και πάλι να υπάρχει ένα πλεονέκτημα σε σχέση με το μοντέλο γιατί αν περιοριστούν αυτές οι προβλέψεις τότε το δίκτυο έχει πολλή καλύτερη συμπεριφορά. Δεύτερον ότι και τα δυο μοντέλα αντιμετώπισαν δυσκολία στην πρόβλεψη όταν υπήρχαν πολύ απότομες διακυμάνσεις στα δεδομένα του δείκτη αλλά με το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να έχει ένα μικρό προβάδισμα έναντι αυτών. Τέλος υπολογίστηκε και το σφάλμα πρόβλεψης όπου για το νευρωνικό δίκτυο είχε τιμή 0.4166 ενώ για τα μοντέλα είχε τιμή 0.2427. Μετρώντας όμως την μέση απόλυτη απόκλιση του σφάλματος πρόβλεψης για το δίκτυο είχε τιμή 4.2006 ενώ για τα μοντέλα είχε τιμή 9.1307, δηλαδή το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει πιο μικρή απόκλιση για την τιμή του σφάλματος στις προβλέψεις του απ' ότι έχουν τα μοντέλα Box Jenkins γεγονός που το κάνει να πλεονεκτεί απέναντί τους.

Οι Dang Khoa, Sakakibara και Nishikawa ανέπτυξαν δυο μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFN) και ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο (RNN).Οι τιμές που χρησιμοποιούνται είναι από τον δείκτη S&P 500 ο οποίος περιέχει τις 500 μεγαλύτερες εταιρείες της χρηματιστηριακής αγοράς των Η.Π.Α και η μηνιαία συλλογή τους έγινε από τον Ιανουάριο του 1990 μέχρι και τον Ιούλιο του 2005. Με την χρήση των τιμών αυτών γίνεται η πρόβλεψη των τιμών του δείκτη για τον επόμενο μήνα. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται χωρίζονται σε δυο κατηγορίες: Α) σε αυτά που βασίζονται σε κάποιους θεμελιώδεις συντελεστές π.χ. πληθωρισμός και Β) σε αυτά που περιέχουν κάποιους τεχνικούς δείκτες π.χ. αστάθεια.
Κατά την αξιολόγηση των δυο μοντέλων χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος της οπίσθιας διάδοσης (Back-propagation Algorithm). Περιοδικά στην διάρκεια της εκπαίδευσης εξετάζονταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ώστε να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση των μοντέλων. Αν δεν υπήρχε αυτό το πρόβλημα τότε η εκπαίδευση συνεχίζονταν αλλιώς σταματούσε.
Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα που έδωσαν τα δυο μοντέλα με βάση τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν παρατηρούμε ότι το RNN υπερτερεί έναντι του FFN γιατί έχει πολύ μικρότερο σφάλμα και η ακρίβεια στα αποτελέσματα που δίνει είναι πολύ καλύτερη. Συγκεκριμένα βλέπουμε ότι το RNN μοντέλο δίνει ακρίβεια από 73% μέχρι 75.5% ενώ το μοντέλο FNN δίνει ακρίβεια από 68.9% μέχρι 70%. Για το σφάλμα που μας δίνουν τα δυο μοντέλα έχουμε ότι το FNN μας δίνει μια τιμή που κυμαίνεται στο 0.0020 ενώ το RNN μας δίνει μια τιμή που κυμαίνεται πιο χαμηλά από 0.0010.

Οι Ritanjali Majhi, G. Panda , G. Sahoo ανέπτυξαν ένα μοντέλο Functional Link Artificial Neural Network (FLANN). Το μοντέλο χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των 2 μεγάλων Αμερικανικών δεικτών του Dow Jones Industrial Average (DJIA) και του S&P 500. Ο ορίζοντας πρόβλεψης των δεικτών αυτών ήταν από τον Ιανουάριο 1994 μέχρι τον Οκτώβριο 2006 όπου και συγκεντρώθηκαν 3200 τιμές δεδομένων και για τους δυο δείκτες μαζί. Οι τιμές αυτές ήταν η υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή κάθε μέρας, η τιμή ανοίγματος και κλεισίματος καθώς και ο όγκος των διαπραγματευομένων μετοχών για κάθε μέρα. Επίσης ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν και οι δέκα παρακάτω τεχνικοί δείκτες: 1) SMA, 2) EMA, 3)ADO, 4) Stochastics, 5) OBV, 6) Williams, 7) RSI, 8) PROC 9) CPACC, 10) HPACC. Μετά από την εκπαίδευση και την δοκιμή του μοντέλου γίνεται η πρόβλεψη που αφορά την τιμή κλεισίματος ημέρας για τους δυο δείκτες. Κατόπιν για την σωστή αξιολόγησή του συγκρίνεται με την πραγματική τιμή κλεισίματος για να διαπιστωθεί

το πόσο ακριβής είναι. Έπειτα γίνονται και κάποιες προβλέψεις που ως σκοπό έχουν να διαπιστώσουν την ικανότητα του μοντέλου για προβλέψεις μεγαλύτερες της ημέρας. Τέλος υπολογίζεται το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) όπου για την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας είναι για τον DJIA 0.61% και για τον S&P 500 είναι 0.65%. Επίσης και για τις μεγαλύτερου διαστήματος προβλέψεις το μοντέλο έχει επίσης χαμηλό ποσοστό σφάλματος.

Οι Birol Yildiz, Abdullah Yalama, και Metin Coskun ανέπτυξαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς της Κωνσταντινούπολης (Istanbul Stock Exchange National 100 – ISE National 100). Το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιούσε ως δεδομένα εισόδου την υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή, την τιμή κλεισίματος και τον δείκτη συναλλάγματος από την προηγούμενη ημέρα και έδινε ως έξοδο την πρόβλεψη για την τιμή που θα είχε η αγορά την επόμενη ημέρα Συνολικά χρησιμοποιήθηκαν 1905 τιμές που είχαν χωριστεί σε δυο ομάδες. Η πρώτη ομάδα ήταν η ομάδα εκπαίδευσης του δικτύου και την αποτελούσαν 1805 τιμές. Οι υπόλοιπες 100 αποτελούσαν την δεύτερη ομάδα που ήταν η ομάδα δοκιμής του δικτύου. Χρησιμοποιώντας τα δεδομένα και με την βοήθεια ενός λογισμικού πακέτου γίνεται η σωστή ανάπτυξη / αξιολόγηση του κατάλληλου δικτύου λαμβάνοντας υπόψη πρώτον τον τρόπο που γίνονταν η εκπαίδευση για κάθε μοντέλο που αναπτύσσονταν και δεύτερον την προσαρμογή του μοντέλου τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και στα δεδομένα δοκιμής. Από τα μοντέλα των δικτύων που αναπτύχθηκαν επιλέχθηκε ένα το οποίο έδωσε πρόβλεψη με πολλή μεγάλη ακρίβεια και μικρό ποσοστό μέσου τετραγωνικού σφάλματος τόσο κατά την διαδικασία εκπαίδευσης όσο και κατά την διαδικασία δοκιμής. Μάλιστα στη διαδικασία δοκιμής το ποσοστό ορθής πρόβλεψης ήταν 74.51% ενώ το αντίστοιχο μέσο τετραγωνικό σφάλμα ήταν πολύ μικρό.

Ο Nontokozo Mpofu σχεδίασε ένα αβαρές νευρωνικό δίκτυο (WNN) για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς της Ζιμπάμπουε (Kingdom Financial Holdings of Zimbabwe). Τα δεδομένα αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές κλεισίματος των μετοχών. Το μοντέλο αυτό του νευρωνικού δικτύου που αναπτύσσετε συγκρίνεται με το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης. Έτσι συγκρίνοντας τα δυο μοντέλα παρατηρείται ότι το αβαρές νευρωνικό δίκτυο υπερτερεί γιατί έχει 0.7 μέσο τετραγωνικό σφάλμα έναντι 15.4 του εκθετικού μοντέλου.

Οι Kunhuang Huarng, Tiffany Hui-Kuang Yu χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης (BNN) καθώς και ένα υβριδικό μοντέλο (συνδυασμό νευρωνικού δικτύου και ασαφούς μοντέλου) για την πρόβλεψη του δείκτη TAIEX από το χρηματιστήριο της Ταιβάν. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 1991 μέχρι 2003. Τα δεδομένα ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη. Το 83% αυτών χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλων και κυρίως ήταν οι τιμές από τους μήνες Ιανουάριο-Οκτώβριο για κάθε έτος ενώ το 17%, οι τιμές των μηνών Νοεμβρίου και Δεκεμβρίου κάθε έτους, για την δοκιμή τους. Υπήρξε μια προ-επεξεργασία των δεδομένων πριν δοθούν ως είσοδοι στα μοντέλα. Για σύγκριση με τα δυο νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκε και ένα μοντέλο Chen. Για τα μοντέλα αυτά υπολογίστηκαν το σφάλμα RMSE και το σφάλμα πρόβλεψης (διαφορά πραγματικής τιμής δείκτη με προβλεπόμενη). Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι κατά μέσο όρο το υβριδικό μοντέλο έχει το μικρότερο σφάλμα RMSE ενώ το BNN έχει το μεγαλύτερο. Αν παρατηρηθεί το σφάλμα RMSE για κάθε χρονιά ξεχωριστά

και πάλι το υβριδικό μοντέλο για τον ορίζοντα πρόβλεψης υπερτερεί του μοντέλου Chen και του BNN. Επίσης το BNN υπερτερεί του μοντέλου Chen. Κάτι ανάλογο συμβαίνει αν κάποιος παρατηρήσει και το σφάλμα πρόβλεψης για κάποιο χρονικό διάστημα του ορίζοντα πρόβλεψης.

Ο Stelios Bekiros χρησιμοποίησε ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη Nikkei 255. Το μοντέλο κάνει καθημερινή πρόβλεψη του δείκτη χρησιμοποιώντας τις τιμές των προηγούμενων ημερών. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 2/8/1971 μέχρι 2/5/2002. Το χρονικό διάστημα αυτό χωρίζεται σε δυο κύριες περιόδους. Την πρώτη περίοδο αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου και είναι το χρονικό διάστημα από 2/8/1971 μέχρι 4/7/1998. Την δεύτερη περίοδο αποτελούν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την δοκιμή του μοντέλου και είναι το χρονικό διάστημα από 4/8/1998 μέχρι 4/12/2000 όπου η αγορά είναι σε άνοδο και από 2000 μέχρι 2002 που η αγορά έχει καθοδική πορεία. Για την επαλήθευση της ορθότητας του μοντέλου γίνεται η σύγκριση του με ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο RNN και με το γραμμικό μοντέλο AR. Από την σύγκριση προκύπτει ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο έχει το μικρότερο σφάλμα από τα άλλα δυο μοντέλα. Επίσης προκύπτει ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο λαμβάνοντας υπόψη το σύνολο των προβλέψεων υπερτερεί κατά πολύ των άλλων δυο μοντέλων αφού δίνει 54.3% συνολικής απόδοσης έναντι 21.6% του RNN και -9.8 του AR. Τέλος οι σωστές προβλέψεις που δίνει το νεύρο-ασαφές μοντέλο ανέρχονται σε ποσοστό 51.1% έναντι 46.2% του RNN και 44.7% του AR.

Ο Paul McNelis σχεδίασε ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNN) που χρησιμοποιήθηκε για να κάνει πρόβλεψη σε καθημερινή βάση των τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς της Βραζιλίας. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από Ιανουάριο 1988 μέχρι Μάρτιο 1995. Στα δεδομένα περιλαμβάνονται εκτός από της τιμές για την Βραζιλία και κάποιες τιμές από την Χιλή, Αργεντινή, Μεξικό και Ηνωμένες Πολιτείες για να μπορεί να υπάρξει σύγκριση των αντίστοιχων χρηματιστηριακών αγορών. Τα δεδομένα εισάγονται στο δίκτυο ως μια μεταβλητή. Από τις τιμές που έχουμε ένα μεγάλο ποσοστό περίπου το 75% (1327 τιμές) χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ το υπόλοιπο 25% (444 τιμές) χρησιμοποιείται για την δοκιμή του μοντέλου.
Για να διαπιστωθεί η ορθότητα των αποτελεσμάτων το νευρωνικό δίκτυο συγκρίνεται με ένα γραμμικό μοντέλο και με ένα μοντέλο GARCH. Από την σύγκριση των τριών μοντέλων προκύπτει ότι η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος - RMSE είναι για το γραμμικό μοντέλο 3.4925, για το μοντέλο GARCH 3.5270 και για το νευρωνικό δίκτυο 3.4902. Από τις τιμές αυτές προκύπτει ότι το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε είναι πιο αξιόπιστο από τα άλλα δυο μοντέλα για την πρόβλεψη της μελλοντικής πορείας της αγοράς.

Οι Goutam Dutta, Pankaj Jha, Arnab Kumar Laha και Neeraj Mohan ανέπτυξαν δυο τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN1 – ANN2) που χρησιμοποιήθηκαν για προβλέψεις στο χρηματιστήριο της Ινδίας. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν για την πιο δημοφιλή αγορά της Ινδίας την Βομβάη (Bombay Stock Exchange – BSE) και τον δείκτη SENSEX. Ο ορίζοντας πρόβλεψης αρχίζει από τον Ιανουάριο 1997 και τελειώνει το 2003. Για αρκετές εβδομάδες αρχίζοντας από το 1997 μαζεύονται δεδομένα που αποτελούν την πρώτη ομάδα εκπαίδευσης για τα μοντέλα. Ενώ από το 2002 και μετά έχουμε την ομάδα που χρησιμοποιείται για την σωστή επαλήθευση του μοντέλου που επιλέχθηκε. Επίσης ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν και οι

τεχνικοί δείκτες: Κινητός Μέσος Όρος, Ορμή. Οι προβλέψεις που γίνονται αφορούν τις εβδομαδιαίες τιμές κλεισίματος της αγοράς για ένα διάστημα δυο ετών περίπου από το 2002 μέχρι το 2004. Για την σωστή αξιολόγηση των δυο δικτύων γίνεται η μεταξύ τους σύγκριση ανάλογα με τα αποτελέσματα που αυτά δίνουν, τον τρόπο με τον οποίο προσαρμόζονται στα δεδομένα εισόδου και με βάση το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και την ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Τα αποτελέσματα λοιπόν που προκύπτουν είναι ότι το πρώτο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN1) έχει RMSE 4.82% ενώ έχει MAE 3.93%. Αντίθετα το δεύτερο ANN2 έχει RMSE 6.87% ενώ έχει MAE 5.52%. Οπότε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που θα μπορέσει να δώσει καλύτερες προβλέψεις με μεγάλη ακρίβεια για τον δείκτη SENSEX είναι το πρώτο (ANN1).

Οι Qing Cao, Karyl B. Leggio και Marc J. Schniederjans χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη μετοχών από την αγορά της Σαγκάη (SHSE). Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από την 1^{η} Ιανουαρίου 1999 μέχρι την 31^{η} Δεκεμβρίου 2002. Οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα είναι 367 από αντίστοιχες μετοχές που διαπραγματεύονται στην αγορά αυτή. Οι τιμές αυτές αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές κλεισίματος, από την τριμηνιαία λογιστική τους αξία και κάποιες τιμές σημαντικών μετοχών. Για την σωστή αξιολόγηση του μονό-μεταβλητού και του πολύ-μεταβλητού δικτύου χρησιμοποιήθηκαν αντίστοιχα γραμμικά μοντέλα. Υπολογίστηκαν 1) το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE), 2) το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), 3) η μέση απόλυτη απόκλιση (MAD) καθώς και 4) η απόκλιση (SD). Οι τέσσερεις αυτές τιμές των σφαλμάτων και των αποκλίσεων που υπολογίστηκαν για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ήταν όλες πολύ μικρότερες σε σχέση με αυτές που έδωσαν τα γραμμικά μοντέλα. Σαν τελικό αποτέλεσμα αν λάβουμε υπόψη και μια σύγκριση μεταξύ του μονό-μεταβλητού και του πολύ-μεταβλητού δικτύου έχουμε ότι το πολύ-μεταβλητό δίκτυο υπερτερεί εκτός των γραμμικών μοντέλων και του μονό-μεταβλητού δικτύου.

Οι An-Sing Chen, Mark T. Leung, Hazem Daouk χρησιμοποίησαν ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο (PNN) για την πρόβλεψη του δείκτη από το χρηματιστήριο της Ταϊβάν (Taiwan Stock Exchange). Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από τον Ιανουάριο 1982 μέχρι τον Αύγουστο 1992. Για αυτή την δεκαετία ανακτήθηκαν από την βάση χρηματιστηριακών δεδομένων του πανεπιστημίου της Ταϊβάν κάποιες ομάδες τιμών που χρησιμοποιήθηκαν ως εξής: Η πρώτη ομάδα (ομάδα εκπαίδευσης) αφορά την χρονική περίοδο από Ιανουάριο 1982 ως Αύγουστο 1987 και χρησιμοποιείται για την επιλογή/ επαλήθευση του κατάλληλου δικτύου ενώ η δεύτερη ομάδα (ομάδα δοκιμής) αφορά την χρονική περίοδο Σεπτέμβριος 1987 ως Αύγουστο 1992 και χρησιμοποιείται για σύγκριση του μοντέλου με άλλα μοντέλα και επί μέρους στρατηγικές. Για τις πρώτες προβλέψεις χρησιμοποιούνται οι 68 πρώτες τιμές από την ομάδα εκπαίδευσης για την εκπαίδευση του μοντέλου. Επειδή οι αναλυτές χώρισαν τον ορίζοντα πρόβλεψης σε περιόδους αυτό που δίνει ως αποτέλεσμα το δίκτυο είναι οι προβλέψεις για 60 περιόδους. Έπειτα οι προβλέψεις αυτές συγκρίνονται με ένα μοντέλο τυχαίου περίπατου, με ένα μοντέλο GMM-Kalman και τέλος με τις πραγματικές τιμές του χρηματιστηριακού δείκτη. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο δίνει για όλες τις περιόδους που εξετάστηκαν τον μεγαλύτερο αριθμό σωστών προβλέψεων έναντι των υπολοίπων μοντέλων. Συγκεκριμένα από τις συνολικά 60 περιόδους προβλέπει σωστά 44 φορές για το τρίμηνο, 47 για το εξάμηνο και 50 φορές για το δωδεκάμηνο. Αντίθετα οι προβλέψεις για τα άλλα δυο μοντέλα ήταν: Για το GMM-Kalman 33

φορές για το τρίμηνο, 35 για το εξάμηνο και 34 φορές για το δωδεκάμηνο, ενώ για τον τυχαίο περίπατο ήταν 32 φορές για το τρίμηνο, 31 για το εξάμηνο και 38 φορές για το δωδεκάμηνο.

Οι P. B. Patel, T. Marwala χρησιμοποίησαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών τεσσάρων χρηματιστηριακών δεικτών. Οι δείκτες αυτοί είναι 1) Dow Jones Industrial Average, 2) Johannesburg Stock Exchange All Share (JSE), 3) Nasdaq 100 και 4) Nikkei 225 Stock Average. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από την 5η Ιανουαρίου 2004 μέχρι την 31 Μαΐου 2005. Τα δεδομένα αποτελούνται από τις τιμές κλεισίματος των παραπάνω δεικτών και πριν αρχίσει η ανάλυσή τους υπήρξε μια προ-επεξεργασία τους. Για την αποφυγή της υπερεκπαίδευσης ή υποεκπαίδευσης του δικτύου τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρεις ομάδες. Η πρώτη ήταν η ομάδα εκπαίδευσης, η δεύτερη ήταν ομάδα επαλήθευσης που χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση του δικτύου και η τρίτη ήταν ομάδα δοκιμής που χρησιμοποιήθηκε για να εξεταστεί η ποιότητα των προβλέψεων που έδινε το δίκτυο. Τα δεδομένα σε κάθε ομάδα εισήχθησαν με τυχαίο τρόπο έτσι ώστε κάθε ομάδα να περιλαμβάνει δεδομένα από όλο τον ορίζοντα πρόβλεψης. Επίσης σαν είσοδος χρησιμοποιήθηκε και ο κινητός μέσος όρος. Χρησιμοποιώντας τις τιμές μιας ημέρας από κάθε δείκτη γίνονταν η πρόβλεψη για την επόμενη. Με βάση κάποιες αρχιτεκτονικές που αφορούν τα δίκτυα αναπτύχθηκε ένας αριθμός αυτών και στο τέλος αφού έγινε σύγκριση των αποτελεσμάτων που έδιναν για κάθε δείκτη επιλέχθηκαν αυτά που έδωσαν την μεγαλύτερη δυνατή ακρίβεια στην πρόβλεψη της τιμής των 4 δεικτών. Το ποσοστό της ακρίβειας κατά το στάδιο δοκιμής ήταν μεταξύ των τιμών 64.02% μέχρι 72.93%. Συγκεκριμένα το μικρότερο ποσοστό επιτεύχθηκε για τον δείκτη Nikkei 225 με 64.02%, το μεγαλύτερο επιτεύχθηκε για τον Dow Jones Industrial Average με 72.93% ενώ ο JSE All Share είχε ποσοστό 67.75% και ο Nasdaq 100 είχε 70.39%.

Οι Jennifar Alam και Jun Nagayasu χρησιμοποίησαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών πέντε χρηματιστηριακών αγορών. Στο άρθρο αυτό περιλαμβάνονται οι S&P 500 (Νέα Υόρκη), Nikkei225 (Τόκιο), FTSE 100 (Λονδίνο) που θεωρούνται ανεπτυγμένες οικονομικά αγορές καθώς και οι BSE 30 (Μουμπάϊ) και KLSE Composite index (Κουάλα- Λουμπούρ). Επειδή οι χώρες αυτές ανήκουν σε διαφορετική ζώνη ώρας η κάθε μια ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι επίσης διαφορετικός. Οι μελετητές αποφάσισαν να έχουν ως κοινό τέλος την 30η Ιουνίου 2004 αλλά για κάθε αγορά ίσχυαν τα παρακάτω: 1) S&P 500 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 20/08/1999 μέχρι 30/06/2004, 2) Nikkei225 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 18/11/1999 μέχρι 30/06/2004, 3) FTSE 100 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 28/09/1999 μέχρι 30/06/2004, 4) BSE 30 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 27/08/1999 μέχρι 30/06/2004 και 5) KLSE Composite index είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 09/08/1999 μέχρι 30/06/2004. Από τη βάση χρηματιστηριακών δεδομένων yahoo-finance ανακτήθηκαν για κάθε δείκτη 1200 τιμές. Από τις δεδομένες τιμές οι 1000 χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα εκπαίδευσης του δικτύου ενώ οι υπόλοιπες 200 χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα δοκιμής. Για την αξιολόγηση του τεχνητού δικτύου υπήρξε η σύγκρισή του με ένα μοντέλο ARIMA όπου λήφθηκε υπόψη το ποσοστό της ακρίβειας των προβλέψεων κάθε μοντέλου, το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) καθώς και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι κατά την διάρκεια των προβλέψεων είτε μεγάλου (200 μέρες) ή μικρού (20 μέρες) χρονικού διαστήματος το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο υπερτερεί κατά πολύ στο ποσοστό σωστής πρόβλεψης του μοντέλου ARIMA και για τους πέντε

χρηματιστηριακούς δείκτες. Όσον αφορά τις υπολογισθείσες τιμές των σφαλμάτων (RMSE, MAE) για προβλέψεις μεγάλου χρονικού διαστήματος και πάλι το τεχνητό δίκτυο υπερτερεί κατά πολύ ενώ αντίθετα για προβλέψεις μικρού χρονικού διαστήματος το ARIMA δίνει λίγο μικρότερα σφάλματα απ' ότι το τεχνητό δίκτυο.

Οι Glen Donaldson και Mark Kamstra χρησιμοποίησαν ένα συνδυασμό ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN) μαζί με μια γραμμική μέθοδο για την πρόβλεψη τεσσάρων μεγάλων χρηματιστηριακών αγορών από τις Ηνωμένες Πολιτείες, τον Καναδά, την Ιαπωνία και το Ηνωμένο Βασίλειο. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι S&P 500, NIKKEI, TSEC και FTSE αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν το διάστημα από τον Ιανουάριο 1969 μέχρι τον Σεπτέμβριο 1987. Τα δεδομένα που έχουμε από τους παραπάνω δείκτες τα χωρίζουμε σε δυο ομάδες. Η πρώτη ομάδα για το διάστημα Ιανουάριος 1969 ως Ιούνιος 1983 είναι η ομάδα εκπαίδευσης των μοντέλων και η δεύτερη ομάδα είναι η ομάδα δοκιμής από τον Ιούνιο 1983 μέχρι τον Σεπτέμβριο 1987. Για το μοντέλο που αναπτύχθηκε υπήρξε σύγκριση του με συνδυασμούς άλλων μοντέλων όπως το MAV-GARCH. Υπολογίστηκαν τα σφάλματα RMSE και RMAE όπου ο συνδυασμός του ANN-OLS είχε πολύ μικρότερες τιμές απ' ότι ο συνδυασμός MAV-GARCH για όλους τους δείκτες που έγινε η πρόβλεψη. Επίσης λαμβάνοντας υπόψη τις προβλέψεις παρατηρείται ότι ο συνδυασμός του τεχνητού δικτύου υπερτερεί του συνδυασμού των γραμμικών μοντέλων.

Οι Teo Jasic και Douglas Wood χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα (NN) για την πρόβλεψη τεσσάρων μεγάλων χρηματιστηριακών αγορών. Οι δείκτες στους οποίους επικεντρώθηκαν ήταν οι 1) S&P 500 (ΗΠΑ), 2) DAX (Γερμανία), 3) FTSE All Shares (Βρετανία) και 4) TOPIX (Ιαπωνία). Για τους τρεις πρώτους δείκτες ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από $1^{η}$ Ιανουαρίου 1965 μέχρι $11^{η}$ Νοεμβρίου 1999 ενώ για τον TOPIX είναι από $1^{η}$ Ιανουαρίου 1969 μέχρι $11^{η}$ Νοεμβρίου 1999 γιατί δεν υπήρχαν δεδομένα από προηγούμενα έτη. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στο δίκτυο ανακτήθηκαν από βάσεις δεδομένων του internet και αφορούν τις καθημερινές τιμές κλεισίματος των δεικτών. Συνολικά υπήρχαν 9095 τιμές για τους τρεις πρώτους δείκτες ενώ υπήρξαν 8052 για τον TOPIX. Από το σύνολο των δεδομένων τα 2/3 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ το υπόλοιπο 1/3 χρησιμοποιείται για την δοκιμή του μοντέλου. Έτσι 6000 τιμές αποτελούν την ομάδα εκπαίδευσης των δεικτών S&P 500, FTSE, DAX ενώ 5400 αποτελούν την ομάδα εκπαίδευσης του δείκτη TOPIX. Για το νευρωνικό δίκτυο εξετάστηκαν διαφορετικές αρχιτεκτονικές στην δομή του μέχρι να βρεθεί αυτό που προσαρμόζεται καλύτερα στα δεδομένα που υπήρχαν. Για να εξεταστεί η αποτελεσματικότητα του υπήρξε σύγκριση του με ένα γραμμικό μοντέλο AR. Έτσι υπολογίστηκαν τα σφάλματα: 1) NMSE, 2) MAE και 3)RMSE. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο υπερτερεί για όλους τους δείκτες του γραμμικού μοντέλου.

Οι Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη τιμών από τις χρηματιστηριακές αγορές των Ηνωμένων Πολιτειών, Γερμανίας, Γαλλίας, Ηνωμένου Βασιλείου, Ισπανίας, Πορτογαλίας και Βραζιλίας. Οι δείκτες ήταν οι Dow Jones και S&P 500, DAX, CAC40, FTSE, IBEX35, PSI20 και IBOVESPA αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τις 12 Ιανουαρίου 2000 μέχρι τις 27 Ιουλίου 2008. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το internet και είχαν να κάνουν με παλαιές τιμές κλεισίματος των

δεικτών. Υπάρχουν τρεις ομάδες δεδομένων: 1) ομάδα εκπαίδευσης (80% δεδομένων), 2) ομάδα δοκιμής (15%) και 3) ομάδα επαλήθευσης (5%). Λαμβάνοντας υπόψη τα δεδομένα δημιουργήθηκε το δίκτυο με την καλύτερα προσαρμοσμένη δομή για κάθε δείκτη. Για σύγκριση με το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο GARCH όπου υπολογίστηκαν τα σφάλματα RMSE, MPE. Από τα αποτελέσματα που παρατηρείται ότι για όλους τους δείκτες το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει πολύ μικρότερες τιμές των σφαλμάτων αυτών απ' ότι το μοντέλο GARCH. Έτσι το ANN μπορεί να δώσει καλύτερες και πιο ακριβείς προβλέψεις απ' ότι το μοντέλο GARCH.

Οι Eleni Constantinou, Robert Georgiades, Avo Kazandjian και Georgios P. Kouretas χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη της Κυπριακής χρηματιστηριακής αγοράς (CSE). Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 29 Μαρτίου 1996 μέχρι 19 Απριλίου 2002.Τα δεδομένα αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές του δείκτη CSE General Price Index και συνολικά είναι 1444 τιμές. Οι τιμές αυτές χωρίζονται σε δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Η εκπαίδευση του μοντέλου έγινε στο διάστημα από 29 Μαρτίου 1996 ως 31 Δεκεμβρίου 2001. Ενώ η δοκιμή του μοντέλου έγινε στο χρονικό διάστημα 1 Ιανουαρίου 2002 μέχρι 19 Απριλίου 2002. Για το διάστημα 1 Ιανουαρίου 2001 ως 31 Δεκεμβρίου 2001 μετά την εκπαίδευση του δικτύου ακολουθεί η επαλήθευση του για να διαπιστωθεί κατά πόσο έχει γίνει σωστή επιλογή της δομής του. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε συγκρίνεται με το Markov Switching Model (MS) για να διαπιστωθεί κατά πόσον οι προβλέψεις που έδωσε είναι ακριβείς ή όχι. Για τον λόγο αυτόν υπολογίζεται το σφάλμα RMSE όπου οι τιμές του είναι για το ANN 0.15291 και για το MS είναι 0.15610. Λαμβάνοντας υπόψη τα κριτήρια σύγκρισης των δυο μοντέλων παρατηρείται ότι παρόλο που το ANN έχει μικρότερο σφάλμα απ' ότι το MS δεν υπάρχει στατιστικά κάποια πολύ σημαντική διαφορά. Επίσης και στις προβλεπόμενες τιμές δεν υπάρχει μεγάλη απόκλιση μεταξύ των δυο μοντέλων.

Οι Mariano Matilla-Garcia και Carlos Arguello χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό μοντέλο αποτελούμενο από νευρωνικά δίκτυα (NN) και έναν γενετικό αλγόριθμο για την πρόβλεψη της Ισπανικής χρηματιστηριακής αγοράς. Ο Ισπανικός δείκτης είναι ο IBEX-35. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Δεκέμβριο 1989 μέχρι Φεβρουάριο 2004. Συνολικά μαζεύτηκαν 3570 τιμές. Επίσης για την εκπαίδευση του μοντέλου δημιουργούνται κάποια τρία υποδιαστήματα με αντίστοιχα σενάρια για την αγορά: 1) Σταθερές τιμές 3/1/2000 μέχρι 19/6/2003, 2) Πτώση της αγοράς 3/1/2000 μέχρι 14/6/2001 και άνοδος της αγοράς από 3/1/2000 μέχρι 13/3/2003. Οι προβλέψεις που κάνει το μοντέλο αυτό γίνονται ανά περιόδους αρχίζοντας αμέσως μετά την εκπαίδευση. Για να διαπιστωθεί το πόσο ακριβείς είναι οι προβλεπόμενες τιμές έχουμε την αντιπαράθεσή τους με το μοντέλο του τυχαίου περίπατου (RW). Από τα αποτελέσματα που δίνουν τα δυο μοντέλα παρατηρείται ότι το υβριδικό μοντέλο δίνει για τα σενάρια που εφαρμόστηκαν από 54% -57% ακρίβεια στις προβλεπόμενες τιμές, ενώ ο τυχαίος περίπατος έχει πιο μικρά ποσοστά.

Ο Chandima Dilrukshi Tilakaratne χρησιμοποίησε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών της Αυστραλιανής χρηματιστηριακής αγοράς και συγκεκριμένα του δείκτη AORD. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιανουαρίου 1990 μέχρι 20 Φεβρουαρίου 2004. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το διαδίκτυο (http://au.finance.yahoo.com) και αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές ανοίγματος, κλεισίματος, υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή της

ημέρας ενώ υπήρξε και μια προεπεξεργασία τους πριν δοθούν ως είσοδοι στο δίκτυο. Το 70% αυτών χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του δικτύου περίπου 2549 τιμές από 2 Ιανουαρίου 1990 μέχρι 24 Νοεμβρίου 1991, το 20% για επαλήθευση περίπου 728 τιμές από 25 Νοεμβρίου 1999 μέχρι 23 Σεπτεμβρίου 2002 και το 10% για δοκιμή περίπου 364 τιμές στο διάστημα από 24 Σεπτεμβρίου 2002 μέχρι 20 Φεβρουαρίου 2004. Επίσης ως είσοδοι χρησιμοποιήθηκαν και οι τιμές κλεισίματος των παρακάτω δεικτών: S&P 500 Index, US NAS/NMS Composite Index, Dow Jones Industrial Average,US Gold/Silver Index, and the US Oil Index. Οι προβλέψεις γίνονται για την τιμή κλεισίματος της αγοράς την επόμενη μέρα κάθε φορά αλλά και για τιμές ανοίγματος, υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή της επόμενης ημέρας. Έτσι αναπτύχθηκαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης με διαφορετικές δομές και μετρώντας το σφάλμα RMSE και την ακρίβεια στην πρόβλεψη επιλέχθηκαν τρία από αυτά όπου σε μεταξύ τους σύγκριση βρέθηκε ότι τα καταλληλότερο για την Αυστραλιανή αγορά είχε ακρίβεια πρόβλεψης 83.05% για την τιμή κλεισίματος και ποσοστά για τις τιμές ανοίγματος, υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή της επόμενης ημέρας 87.29%, 80.51% και 83.06% αντίστοιχα.

Οι S.C. Hui, M.T. Yap και P. Prakash πρότειναν ένα υβριδικό δίκτυο με χρονική καθυστέρηση (HTLN) για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς της Κουάλα Λουμπούρ (KLSE).Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι περίπου 10 χρόνια από 5 Αυγούστου 1987 μέχρι 25 Φεβρουαρίου 1997.Τα δεδομένα αποτελούνται από τις τιμές κλεισίματος της αγοράς, την υψηλή και χαμηλή τιμή της ημέρας και τον όγκο των συναλλαγών της ημέρας. Αρχικά υπήρξε μια προεπεξεργασία πριν χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι στο δίκτυο ενώ στην συνέχεια χωρίστηκαν σε δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής του δικτύου. Η εκπαίδευση διήρκεσε από 5/8/1987 μέχρι 14/9/1992 ενώ η δοκιμή του δικτύου διήρκεσε από 15/9/1992 μέχρι 25/2/1997. Για να διαπιστωθεί η εγκυρότητα των προβλέψεων το δίκτυο (HTLN) συγκρίνεται με δυο δίκτυα α) το δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης με χρονική καθυστέρηση (TLFN) και β) το δίκτυο Kohonen (HGUTLN). Από την σύγκριση των τριών δικτύων προκύπτει ότι το HTLN υπερτερεί των άλλων δυο γιατί δίνει καλύτερες προβλέψεις για την ποιότητα της αγοράς και των μετοχών ενώ έχει και καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα. Το TLFN δίνει προβλέψεις με σχετικά καλή ακρίβεια ενώ το HGUTLN δίνει πολύ κακές προβλέψεις.

Οι Pei-Chann Chang, Chen-Hao Liu χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο TSK βασισμένο σε ασαφές κανόνα για την πρόβλεψη του χρηματιστηρίου της Ταϊβάν και τον δείκτη TSE index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 18 Ιουλίου 2003 μέχρι 31 Δεκεμβρίου 2005. Συνολικά έχουμε 614 τιμές του δείκτη. Επίσης ως είσοδοι στο μοντέλο ήταν και οι παρακάτω δείκτες της τεχνικής ανάλυσης: 1)ο κινητός μέσος όρος MA, 2)ο δείκτης BIAS, 3)ο δείκτης σχετικής δύναμης RSI, 4) ο στοχαστικός δείκτης %K - %D, 5)ο δείκτης σύγκλιση-απόκλιση κινητών μέσων όρων MACD, 6)ο όγκος συναλλαγών Volume. Δημιουργούνται και οι κανόνες ασάφειας. Αρχικά γίνεται μια προεπεξεργασία και ομαλοποίηση τους. Στο τέλος χωρίζονται σε τρεις ομάδες: 1)την ομάδα εκπαίδευσης, 2) την ομάδα επαλήθευσης και 3) την ομάδα δοκιμής. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιούνται οι 494 τιμές ενώ οι υπόλοιπες 120 είναι για την δοκιμή του μοντέλου. Υπολογίστηκε το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE). Αυτό που παρατηρείται ως αποτέλεσμα είναι ότι όσο ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων κανόνων ασάφειας αυξάνεται τόσο μειώνεται το MAPE. Τα αποτελέσματα του χρησιμοποιούμενου μοντέλου συγκρίνονται με αυτά του μοντέλου BPN και της ανάλυσης πολλαπλής παλινδρόμησης. Αυτό που προκύπτει είναι ότι το

TSK υπερτερεί των άλλων δυο γιατί έχει σφάλμα MAPE 2.4% ενώ το BPN έχει 4.29% και η πολλαπλή παλινδρόμηση έχει 7.08%. Έτσι το μοντέλο TSK μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την καθημερινή πρόβλεψη των τιμών του TSE index.

Ο Tae Hyup Roh χρησιμοποίησε υβριδικά μοντέλα που ήταν συνδυασμός νευρωνικών δικτύων και συμβατικών μοντέλων χρονοσειρών. Χρησιμοποιήθηκαν τα παρακάτω τέσσερα μοντέλα: 1) Νευρωνικό δίκτυο (NN), 2) NN-EWMA, 3) NN-GARCH, 4) NN-EGARCH. Εξετάζεται η Κορεατική χρηματιστηριακή αγορά KSE με τον δείκτη KOSPI 200 Index. Τα δεδομένα χωρίζονται σε δυο ομάδες: την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές 930 ημερών και για την δοκιμή χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές 160 ημερών. Για την σύγκριση των τεσσάρων μοντέλων υπολογίζουμε το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το μοντέλο NN-EGARCH και NN-GARCH είναι αυτά που δείχνουν την συμπεριφορά με βάση τα δεδομένα που έχουμε.

Ο Angelos Kanas χρησιμοποίησε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών της Νέας Υόρκης (NYSE) και του Λονδίνου (LSE) για τους δείκτες Dow Jones Industrial Average και FT All Share index αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από Ιανουάριο 1980 μέχρι Ιούνιο 1999. Ως δεδομένα έχουμε τις συνολικές μηνιαίες τιμές (234 παρατηρήσεις) για κάθε δείκτη. Οι παρατηρήσεις αυτές χωρίζονται σε δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης που αφορά το χρονικό διάστημα Ιανουάριος 1980 μέχρι Δεκέμβριος 1994 και την ομάδα δοκιμής που αφορά το χρονικό διάστημα Ιανουάριος 1995 μέχρι Ιούνιος 1999. Για την σύγκριση του δικτύου χρησιμοποιείται ένα γραμμικό μοντέλο όπου η σύγκριση γίνεται με βάση την ακρίβεια και τις τιμές που προβλέπονται. Για να εξεταστεί το πιο μοντέλο δίνει καλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις του συγκρίνονται οι πραγματικές τιμές με αυτές της πρόβλεψης. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι οι προβλέψεις του ANN είναι πιο καλές από αυτές του γραμμικού μοντέλου.

Οι M. Setnes και O.J.H. van Drempt χρησιμοποίησαν ένα ασαφές μοντέλο Takagi-Sugeno (TS) για την πρόβλεψη της Ολλανδικής χρηματιστηριακής αγοράς και του δείκτη Dutch AEX-price index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από το 1990 μέχρι το 1996. Τα δεδομένα είχαν να κάνουν με τις μηνιαίες τιμές του δείκτη. Επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί ως είσοδοι και κάποια μακροοικονομικά στοιχεία όπως π.χ. ο πληθωρισμός. Υπήρξε μια προ-επεξεργασία των δεδομένων πριν χρησιμοποιηθούν και μετά χωρίζονται σε δυο περιόδους την περίοδο εκπαίδευσης και την περίοδο δοκιμής. Για να διαπιστωθεί η καταλληλότητα του μοντέλου το συγκρίνουν με ένα απλό γραμμικό μοντέλο (buy and hold model) και υπολογίζεται το σφάλμα RMSE και ο αριθμός των σωστών προβλέψεων. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι το TS-μοντέλο είναι γενικά αξιόπιστο για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς γιατί παρόλο που δεν έδωσε την απαιτούμενη ακρίβεια στις τιμές που προέβλεψε κατάφερε να υπερισχύσει του γραμμικού μοντέλου γιατί έδωσε περισσότερες σωστές και με μικρό σφάλμα RMSE.

Η Dorota Witkowska χρησιμοποίησε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών του Πολωνικού χρηματιστηρίου (Polish Stock Exchange). Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Δεκεμβρίου 1993 μέχρι 23 Δεκεμβρίου 1993 χωρισμένος σε δέκα περιόδους. Υπήρξε χρονικό διάστημα εκπαίδευσης και δοκιμής των δικτύων. Επειδή η Πολωνική οικονομία είχε έντονες ανακατατάξεις και δεν έχει ολοκληρωθεί η ανάπτυξή της ακόμη ως δεδομένα λαμβάνονται 3 μετοχές εταιρειών

(οι ζυθοποιίες OKOCIM, ZYWIEC και η σοκολατοβιομηχανία WEDEL) που θεωρούνται πολύ ισχυρές στην Πολωνία. Επίσης ως είσοδοι χρησιμοποιήθηκαν και οι τιμές του Αμερικανικού δολαρίου. Σε αυτό το άρθρο εξετάζονται διάφορες παραλλαγές στην δομή του νευρωνικού δικτύου μέχρι να βρεθεί η κατάλληλη για την κάθε μετοχή. Τελικά επιλέχτηκε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με δομή 5-3-3 γιατί σε σύγκριση με το δίκτυο με δομή 5-3-1 έδωσε καλύτερες προβλέψεις για τις τιμές των τριών μετοχών. Επίσης υπολογίστηκε και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα όπου για το δίκτυο 5-3-3 ήταν πολύ πιο μικρό και για τις τρεις μετοχές απ' ότι για το δίκτυο 5-3-1

Οι Birgul Egeli, Meltem Ozturan και Bertan Badur χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς της Κωνσταντινούπολης (ISE). Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν μια περίοδος 417 ημέρων από 2 Ιουλίου 2001 μέχρι 28 Φεβρουαρίου 2003. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο δίκτυο ανακτήθηκαν από την Τουρκική κεντρική τράπεζα και είναι οι τιμές του δείκτη προηγουμένων ημερών, η τιμή συναλλάγματος μεταξύ TL/USD, ο ρυθμός των επιτοκίων και πέντε μεταβλητές που αναπαριστούσαν τις εργάσιμες ημέρες της εβδομάδας. Χωρίστηκαν σε δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε 376 τιμές (90% του συνόλου) ενώ η ομάδα δοκιμής περιλάμβανε 41 τιμές. Αναπτύχθηκαν διαφορετικές παραλλαγές των ANN (MLP και GFF) και έπειτα συγκρίθηκαν με δυο μοντέλα κινητών μέσων όρων με βάση το μέσο σχετικό ποσοστιαίο σφάλμα (MRPE) και τη διασπορά R^2. Όσο πιο υψηλή είναι η R^2 τόσο πιο ακριβείς προβλέψεις δίνονται ενώ αντίθετα το (MRPE) πρέπει να είναι όσο πιο μικρό γίνεται για να έχουμε ακριβείς προβλέψεις. Από την σύγκριση των μοντέλων ANN με αυτά του κινητού μέσου όρου προκύπτει ότι και τα ANN υπερτερούν σε ακρίβεια και σε διασπορά των κινητών μέσων όρων γιατί έχουν τιμές σφάλματος το GFF 1.59% και το MLP 1.62% έναντι 2.17% και 3.03% των δυο MA.

Οι Xiaodan Wu, Ming Fung και Andrew Flitman χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό Νεύρο-ασαφές μοντέλο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNF) για την πρόβλεψη των μηνιαίων τιμών κλεισίματος του δείκτη S&P 500. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Ιανουάριο 1992 μέχρι Απρίλιος 2000. Τα δεδομένα για τις τιμές του δείκτη ανακτήθηκαν από την ιστοσελίδα ''www.economagic.com/popular.htm''.Επιπλέον ως είσοδοι στο μοντέλο χρησιμοποιούνται και ο δείκτης τιμών καταναλωτή, οικονομικός δείκτης, ρυθμός αμοιβαίων κεφαλαίων, δείκτης συνολικής βιομηχανικής παραγωγής, ρυθμός επιτοκίων τραπεζικών δανείων και ο ρυθμός ανεργίας. Υπήρξε μια προ-επεξεργασία των δεδομένων καθώς και ο διαχωρισμός τους σε τρεις υποομάδες: εκπαίδευσης, επαλήθευσης και δοκιμής. Το υβριδικό μοντέλο συγκρίθηκε με ένα νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης (BPNN) ως προς την ακρίβεια των αποτελεσμάτων τους για να διαπιστωθεί το κατά πόσον το FFNF είναι σε θέση να δώσει σωστές προβλέψεις. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το FFNF έχει ακρίβεια πρόβλεψης 99% έναντι 96% του BPNN ενώ παράλληλα παρατηρείται ότι έχει ότι το FFNF έχει καλύτερη υπολογιστική αποδοτικότητα και δυνατότητα γενίκευσης του για προβλέψεις σε διαφορετικές περιόδους.

Οι Christian Haefke και Christian Helmenstein χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNN) για την πρόβλεψη τιμών της Αυστριακής χρηματαγοράς και τον δείκτη ATX Index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Νοεμβρίου 1992 μέχρι 14 Οκτωβρίου 1994. Συνολικά χρησιμοποιήθηκαν 487 τιμές

του δείκτη από τις οποίες οι 387 αποτελούσαν την ομάδα εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες 100 την ομάδα δοκιμής. Για να συγκριθούν τα αποτελέσματα που δίνει το δίκτυο χρησιμοποιήθηκε ένα γραμμικό μοντέλο. Υπολογίστηκαν τα σφάλματα ρυθμισμένο μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (AMAPE), μέσο σφάλμα (ME). Τα αποτελέσματα έδειξαν στις δυο τεχνικές που εφαρμόστηκαν ότι τα δυο μοντέλα έχουν περίπου το ίδιο μέσο σφάλμα αλλά στο νευρωνικό δίκτυο έχει και στις δυο περιπτώσεις μικρότερο AMAPE. Επίσης το δίκτυο δίνει καλύτερες προβλέψεις απ' ότι το γραμμικό μοντέλο.

Οι Wilton.W.T. Fok, Vincent.W.L. Tam και Hon Ng χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης για την πρόβλεψη των τεσσάρων μεγάλων χρηματαγορών, της Νέας Υόρκης, του Λονδίνου, της Σαγκάη και του Χονγκ Κονγκ με τους δείκτες Dow Jones Industrial Average, FTSE100, Chain Shanghai B-Share Index και Hang Seng Index αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 4 Ιανουαρίου 2006 μέχρι 20 Δεκεμβρίου 2007. Τα δεδομένα εισόδου ήταν οι ημερήσιες τιμές κλεισίματος για κάθε δείκτη. Συνολικά υπήρχαν 510 παρατηρήσεις για καθένα από αυτούς. Για σύγκριση με το δίκτυο δημιουργήθηκε ένα γραμμικό μοντέλο το οποίο υπολόγιζε τον κινητό μέσο όρο ανά 10ημερο για τους τέσσερεις δείκτες. Επίσης οι προβλεπόμενες τιμές από τα δυο μοντέλα συγκρίθηκαν και με τις πραγματικές τιμές των δεικτών. Υπολογίστηκαν τα σφάλματα NMSE και MAE. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι τιμές που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο είναι πιο κοντά στις πραγματικές τιμές των δεικτών σε σχέση με αυτές του γραμμικού μοντέλου. Επίσης και οι τιμές των σφαλμάτων για τους τέσσερεις δείκτες ήταν για το νευρωνικό δίκτυο πολύ χαμηλότερες σε σχέση με αυτές που προέκυψαν από το γραμμικό μοντέλο. Αυτό σημαίνει ότι το νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης μπορεί να προβλέψει με καλύτερη ακρίβεια τις μελλοντικές τιμές των τεσσάρων δεικτών που εξετάστηκαν.

Οι Cesar Duarte Souto-Maior, Fernando Dal-Ri Murcia, José Alonso Borba και Newton Da Costa Jr. χρησιμοποίησαν ένα ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς του Σάο Πάολο (Sao Paulo Stock Exchange) και τον δείκτη IBOVESPA. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 8 Ιανουαρίου 1997 μέχρι 2 Φεβρουαρίου 2005. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το www.investshop.com.br και ήταν συνολικά 2000 τιμές του δείκτη. Χωρίστηκαν σε δυο ομάδες, την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε 1000 τιμές που αφορούσαν το χρονικό διάστημα 8 Ιανουαρίου 1997 μέχρι 22 Ιανουαρίου 2001 ενώ η ομάδα δοκιμής περιλάμβανε τις υπόλοιπες 1000 τιμές που αφορούσαν το διάστημα 23 Ιανουαρίου 2001 μέχρι 2 Φεβρουαρίου 2005. Δημιουργήθηκαν οι κανόνες του μοντέλου. Προς σύγκριση με το μοντέλο που δημιουργήθηκε χρησιμοποιήθηκε η στρατηγική buy and hold. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι σε απόλυτες τιμές το ασαφές μοντέλο υπερτερεί κατά 36.33% της στρατηγικής buy and hold. Οπότε το ασαφές μοντέλο που αναπτύχθηκε μπορεί να προβλέψει καλύτερα την μελλοντική πορεία του δείκτη IBOVESPA.

Οι E.L. de Faria, Marcelo P. Albuquerque, J.L. Gonzalez, J.T.P. Cavalcante, Marcio P. Albuquerque χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης για την πρόβλεψη του δείκτη IBOVESPA της Βραζιλιάνικης χρηματιστηριακής αγοράς. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Σεπτέμβριο 1998 μέχρι τον Μάρτιο 2008. Ως δεδομένα εισόδου ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη. Συνολικά τα δεδομένα ήταν 2368 τιμές που χωρίστηκαν σε δυο ομάδες. Η

πρώτη ήταν η ομάδα εκπαίδευσης για το διάστημα από Σεπτέμβριο 1998 μέχρι Απρίλιο 2007 και περιλάμβανε 2132 τιμές (90% συνόλου), ενώ η δεύτερη ήταν η ομάδα δοκιμής για το διάστημα Απρίλιος 2007 μέχρι Μάρτιος 2008 και περιλάμβανε 236 τιμές (10% συνόλου). Για σύγκριση με το δίκτυο χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο προσαρμοστικής εκθετικής εξομάλυνσης (AES). Για τα δυο αυτά μοντέλα αναπτύχθηκαν πολλές διαφορετικές παραλλαγές. Υπολογίστηκε το σφάλμα RMSE καθώς και ο αριθμός των σωστών προβλέψεων που βοήθησε στο να διαπιστωθεί κατά πόσον οι τιμές που προβλέπονται ακολουθούν τις πραγματικές τιμές που έλαβε ο δείκτης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το σφάλμα RMSE είναι μικρότερο για το νευρωνικό δίκτυο από αυτό του εκθετικού μοντέλου. Επίσης παρόλο που τα δυο μοντέλα έδωσαν περίπου την ίδια ακρίβεια στις προβλέψεις το νευρωνικό δίκτυο διαπιστώθηκε ότι είναι πιο αποδοτικό ως προς τον αριθμό των σωστών προβλέψεων για τον δείκτη IBOVESPA.

Οι Angelos Kanas, Andreas Yannopoulos χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών της Νέας Υόρκης και του Λονδίνου για τους δείκτες DJIA και Financial Times All Share Index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Ιανουάριο 1980 μέχρι τον Δεκέμβριο 2000. Συνολικά σε κάθε δείκτη αντιστοιχούσαν 251 τιμές για το μηνιαίο κλείσιμό του. Αυτές χωρίστηκαν σε δυο ομάδες: την ομάδα εκπαίδευσης για το διάστημα Ιανουάριος 1980 μέχρι Δεκέμβριος 1995 και την ομάδα δοκιμής για το διάστημα Ιανουάριος 1996 μέχρι Δεκέμβριος 2000. Για σύγκριση με το δίκτυο χρησιμοποιείται ένα γραμμικό μοντέλο. Υπολογίστηκε το σφάλμα RMSE για να υπάρχει ένα μέτρο σύγκρισης ως προς την ακρίβεια των προβλέψεων που δίνουν τα δυο μοντέλα. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι το ANN δίνει πιο ακριβείς προβλέψεις και για τους δυο δείκτες απ' ότι το γραμμικό μοντέλο. Συγκεκριμένα για τον δείκτη DJIA το δίκτυο είχε σφάλμα 0.040 ενώ το γραμμικό μοντέλο 0.042 και για τον δείκτη Financial Times ήταν για το δίκτυο 0.030 ενώ για το γραμμικό μοντέλο 0.032. Επίσης η ανωτερότητα του δικτύου εξακριβώθηκε και από μια στατιστική μέθοδο (t-statistics) όπου έδωσε τα ίδια αποτελέσματα.

Οι Darius Plikynas, Leonas Simanauskas και Sigitas Būda χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη της Λιθουανικής χρηματιστηριακής αγοράς και των δεικτών LITIN, LITIN-A και LITIN-VVP. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από $1^{η}$ Ιανουαρίου 1997 μέχρι $17^{η}$ Ιανουαρίου 2001. Ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν κάποιοι μακροοικονομικοί παράγοντες π.χ. πληθωρισμός, ύψος καταθέσεων, τα δεδομένα από δείκτες της διεθνούς αγοράς (Dow Jones, S&P500, EUREX, RTS) καθώς και προηγούμενα δεδομένα από τους εξεταζόμενους δείκτες. Στα δεδομένα πριν εισαχθούν στο δίκτυο υπήρξε μια προ-επεξεργασία ενώ συνολικά χρησιμοποιήθηκαν 3000 τιμές. Αναπτύχθηκαν διαφορετικά ANN τα οποία συγκρίθηκαν μεταξύ τους καθώς και με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Υπολογίστηκε το σφάλμα MSE όπου τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το ANN είχε μικρότερο σφάλμα για τους τρεις δείκτες απ' ότι το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης.

Οι C. D. Tilakaratne, S. A. Morris, M. A. Mammadov, C. P. Hurst χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FNN) και ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο (PNN) για την πρόβλεψη του δείκτη AORD από την Αυστραλιανή χρηματιστηριακή αγορά. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιουλίου 1997 μέχρι 30 Δεκεμβρίου 2005. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στα

δίκτυα ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη AORD καθώς και οι αντίστοιχες τιμές των τεσσάρων διεθνών δεικτών S&P 500 Index, FTSE 100 Index, CAC 40 Index, DAX Index. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρεις ομάδες: εκπαίδευσης, επαλήθευσης και δοκιμής. Για το FNN η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε το 70% του συνόλου των δεδομένων, η ομάδα επαλήθευσης το 20% και η ομάδα δοκιμής το 10%. Αντίστοιχα για το PNN η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε το 90% του συνόλου των δεδομένων και η ομάδα δοκιμής το 10%. Η εκπαίδευση των δυο δικτύων έγινε με βάση δυο διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Το πρώτο περιείχε τις τιμές κλεισίματος των τεσσάρων δεικτών και του Αυστραλιανού δείκτη ενώ το δεύτερο περιείχε μόνο τις τιμές των τεσσάρων δεικτών. Τα δυο αυτά δίκτυα συγκρίθηκαν μεταξύ τους με βάση τις προβλέψεις που έδιναν και για τα δυο σύνολά εκπαίδευσής τους. Αυτό που έδιναν ως έξοδο τα δίκτυα ήταν ένα σημάδι για αγορά, πώληση ή τίποτα από τα δυο. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το καλύτερο σύνολο εκπαίδευσης των δικτύων είναι αυτό που περιλάμβανε μόνο τις τιμές των τεσσάρων διεθνών δεικτών. Επίσης σε ποσοστό πάνω από 50% τα δυο δίκτυα έδωσαν σωστά σημάδια πρόβλεψης. Γενικά όμως το FNN υπερίσχυσε του PNN καθώς το FNN μπόρεσε να δώσει σωστή πρόβλεψη του ρυθμού συναλλαγών και με το δεύτερο σύνολο δεδομένων.

Οι Zuohong Pan, Xiaodi Liu και Olugbenga Mejabi χρησιμοποίησαν ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη του Αμερικανικού δείκτη S&P 500. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Ιανουάριο 1960 μέχρι τον Απρίλιο 1993. Τα δεδομένα που εισήχθησαν στο σύστημα ήταν οι μηνιαίες τιμές του S&P 500 και οι τέσσερεις μακροοικονομικές μεταβλητές: 1) BCD leading indicators, 2)US official discount rate, 3) New York stock exchange share volume και 4) S&P Composite common stock dividend yield. Δημιουργήθηκαν οι ασαφείς κανόνες του μοντέλου καθώς και οι ομάδες δεδομένων για την εκπαίδευση και την δοκιμή του. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν 375 μεταβλητές. Για σύγκριση με το νεύρο-ασαφές μοντέλο δημιουργήθηκαν τα παρακάτω οκτώ: 1) OLS παλινδρόμηση, 2) AR (1), 3) AR(2), 4) EARCH(1), 5) AR(1) + EARCH(1), 6) AR(2) + ARCH(1), 7) AR(2) + EARCH(2) και 8) ARIMA. Υπολογίστηκε το σφάλμα RMSE. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο έχει μικρότερα σφάλματα για τις προβλέψεις που κάνει από αυτά των υπολοίπων οκτώ μοντέλων. Παρατηρώντας και τους αριθμούς των σωστών προβλέψεων πάλι το νεύρο-ασαφές μοντέλο υπερτερεί των άλλων.

Οι Fernando Fernandez-Rodrıguez, Christian Gonzalez-Martel και Simon Sosvilla-Rivero χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη του γενικού δείκτη της Ισπανικής χρηματιστηριακής αγοράς (General Index of the Madrid Stock Market).Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιανουαρίου 1966 μέχρι 12 Οκτωβρίου 1997. Τα δεδομένα που μαζεύτηκαν ήταν συνολικά 6931 παρατηρήσεις. Η δυνατότητα πρόβλεψης του μοντέλου εξετάζεται με βάση τρεις διαφορετικές περιόδους της αγοράς. Η πρώτη είναι για μια καθοδική τάση της αγοράς από 10/2/ /91 μέχρι 10/2/ 92, η δεύτερη είναι για μια τάση σταθερότητας από 7/14/94 μέχρι 7/13/95 και η τρίτη είναι για μια ανοδική τάση της αγοράς από 10/23/96 μέχρι 10/15/ 97. Υπήρξε εκπαίδευση του μοντέλου και με βάση τις προηγούμενες τιμές γίνονταν η μελλοντικές προβλέψεις για ένα διάστημα 250 ημερών, ουσιαστικά γίνονταν πρόβλεψη για όλο τον επόμενο χρόνο. Για την αξιολόγηση του ANN μετρήθηκε το ποσοστό των σωστών προβλέψεων και υπήρξε σύγκριση των αποτελεσμάτων του ANN με τα αποτελέσματα της στρατηγικής Buy & Hold. Από τα αποτελέσματα

παρατηρείται ότι για την πρώτη περίοδο το ποσοστό σωστών προβλέψεων είναι 54%, για την δεύτερη 57% και για την τρίτη 58%. Επίσης από την σύγκριση με την στρατηγική Buy & Hold παρατηρείται ότι το ANN υπερτερεί αυτής στην πρώτη και στην δεύτερη περίοδο ενώ υστερεί αυτής στην τρίτη περίοδο.

Οι Erkam Güresen και Gülgün Kayakutlu χρησιμοποίησαν ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο (RNN), ένα δυναμικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (DAN2) καθώς και υβριδικά μοντέλα για την πρόβλεψη του δείκτη ISE XU100 Index της Τουρκικής χρηματιστηριακής αγοράς. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από Ιανουάριος 2003 μέχρι Μάρτιος 2008. Τα δεδομένα είναι οι καθημερινές τιμές του δείκτη (ρυθμού συναλλαγών μετοχών). Οι τιμές των πρώτων 1132 ημερών χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την επαλήθευση των μοντέλων ενώ οι 160 τιμές των τελευταίων ημερών χρησιμοποιούνται για την δοκιμή του μοντέλου. Για την αξιολόγηση όλων των μοντέλων που αναπτύχθηκαν (MLP, LTS, RNN, DAN2, GARCH-MLP, EGARCH-MLP, GARCH-LTS, EGARCH-LTS, GARCH-RNN, EGARCH-RNN, GARCH-DAN2, EGARCH-DAN2) υπήρξε η μεταξύ τους σύγκριση. Υπολογίστηκε η MAD και το σφάλμα MSE. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι το DAN2 καθώς και τα υβριδικά που δημιουργήθηκαν με βάση αυτό (GARCH-ANN και EGARCH-ANN) είχαν τα μικρότερα MSE, MAD και υπερτερούν των υπολοίπων μοντέλων. Συγκρίνοντας τώρα τα τρία αυτά μοντέλα παρατηρείται ότι το DAN2 υπερτερεί των άλλων δυο καθώς για την περίοδο δοκιμής που μας ενδιαφέρει έχει τα μικρότερα MSE, MAD.

Οι Dimitrios Angelidis, Katerina Lyroudi και Athanasios Koulakiotis χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη του Γενικού δείκτη του χρηματιστηρίου Αθηνών ASE /General Index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν περίπου δυο χρόνια από 26 Μαρτίου 2002 μέχρι 29 Ιουνίου 2004. Το σύνολο των δεδομένων τιμών ήταν 485 καθημερινές τιμές του δείκτη. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρεις ομάδες. Η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε 300 τιμές, η ομάδα επαλήθευσης περιλάμβανε 115 τιμές και ομάδα δοκιμής περιλάμβανε 70 τιμές. Επίσης ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν και οι παρακάτω μεταβλητές: 1) Ρυθμός συναλλάγματος €/$, 2) προηγούμενες τιμές DJ Industrial, 3) προηγούμενες τιμές General Index, 4) Ετήσιος ρυθμός Euribor, 5) Ποσοστιαία μεταβολή της τιμής του χρυσού, 6) Τιμή κλεισίματος του Brent σε δολάρια, 7) Ποσοστιαία μεταβολή 3ετών ομολόγων, 8) Ποσοστιαία μεταβολή 10ετών ομολόγων, 9) Όγκος συναλλαγών ASE. Για να αξιολογηθεί το μοντέλο οι προβλεπόμενες τιμές συγκρίθηκαν με τις πραγματικές τιμές που έλαβε ο δείκτης. Επίσης χρησιμοποιήθηκε για σύγκριση και η μέθοδος OLS. Υπολογίστηκε το σφάλμα MAPE για τα δυο μοντέλα. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το νευρωνικό δίκτυο έχει μικρότερο MAPE (135.6) απ' ότι η μέθοδος OLS (1666.3). Άρα το νευρωνικό δίκτυο θα έχει καλύτερη προσαρμογή στα δεδομένα εισόδου κάτι που συνεπάγεται και με καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης σε σχέση με αυτά της μεθόδου OLS.

Οι George S. Atsalakis, Kimon P. Valavanis χρησιμοποίησαν ένα νεύρο-ασαφές σύστημα αποτελούμενο από ένα ελεγκτή ANFIS για την πρόβλεψη μετοχών από το χρηματιστήριο της Αθήνας (ASE) και από το χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης (NYSE). Ο ορίζοντας πρόβλεψής ήταν από 2 Ιανουαρίου 1986 μέχρι 31 Μαίου 2006. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι παλαιότερες τιμές των μετοχών που εισάγονται στο μοντέλο και σαν έξοδο αυτό δίνει την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας. Τα δεδομένα χωρίζονται σε δυο ομάδες. Στην ομάδα εκπαίδευσης που

χρησιμοποιεί δεδομένα για την περίοδο 2 Ιανουαρίου 1986 μέχρι 31 Μαρτίου 2005, συνολικά 4775 τιμές. Επίσης υπάρχει και η ομάδα αξιολόγησης του μοντέλου η οποία χρησιμοποιεί τρεις υποομάδες δεδομένων για τα διαστήματα 1) 5 Απριλίου 2005 έως 30 Ιουνίου 2005, 2) 4 Νοεμβρίου 2005 έως 31 Ιανουαρίου 2006 και 3) 28 Φεβρουαρίου 2006 μέχρι 31 Μαίου 2006. Για σύγκριση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων του νεύρο-ασαφούς μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν: Ο ρυθμός άμεσης μέτρησης (Hit Rate) και η στρατηγική Buy & Hold με βάση της μετοχές του Χ.Α.Α. και του NYSE. Τα αποτελέσματα της άμεσης μέτρησης έδειξαν μια ακρίβεια για τις μετοχές του Ελληνικού χρηματιστηρίου που κυμαίνονταν από 58.33% ως 68.33%. Ενώ για το χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης η άμεση μέτρηση έδωσε ακρίβεια που κυμαίνονταν μεταξύ 56.60% ως 68.33%. Επίσης συγκρίνοντας για τις Ελληνικές μετοχές τα αποτελέσματα του νεύρο-ασαφούς μοντέλου με αυτά της στρατηγικής Buy & Hold παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο υπερτερεί. Τέλος υπολογίζονται και τα σφάλματα MSE, RMSE και MAE για όλες τις μετοχές όπου και παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο που αναπτύχθηκε είναι αποδοτικό γιατί δίνει προβλέψεις με πολύ μικρά σφάλματα.

3. ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΕΣ ΑΓΟΡΕΣ –ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ

Η δημιουργία των οργανωμένων χρηματιστηριακών αγορών επέβαλλε την καθιέρωση κάποιων μέτρων τα οποία έχουν την δυνατότητα να μετράνε τις γενικές τάσεις και διαθέσεις ολόκληρης της αγοράς. Αυτά τα μέτρα ονομάστηκαν **χρηματιστηριακοί δείκτες** με σκοπό να αντικατοπτρίζουν όσο το δυνατόν καλύτερα την γενική συμπεριφορά της αγοράς. Ο Charles Dow, το 1884, ήταν ο πρώτος άνθρωπος που σκέφτηκε να δημιουργήσει ένα χρηματιστηριακό δείκτη που να δείχνει τη γενικότερη κατεύθυνση της αγοράς. Πήρε 11 μετοχές οι οποίες, κατά τη γνώμη του, ήταν οι πιο αντιπροσωπευτικές για την πορεία της αμερικανικής οικονομίας και υπολόγισε το μέσο όρο των τιμών τους. Υπολογίζοντας καθημερινά αυτόν το μέσο όρο μπορούσε να βγάζει συμπεράσματα για την πορεία της αγοράς πολύ πιο αντικειμενικά από ότι αν παρακολουθούσε την κίνηση μιας μόνο μετοχής. Πληροφοριακά αναφέρουμε ότι από τη λίστα των 11 εταιρειών που διάλεξε ο Dow μόνο η General Electric υπάρχει σήμερα. Από τότε μέχρι σήμερα, η λίστα αυτή έχει αλλάξει πολλές φορές και όσον αφορά σε πόσες μετοχές περιλαμβάνει και όσον αφορά σε ποιες.

Ένας χρηματιστηριακός δείκτης δεν είναι τίποτε άλλο παρά ένα καλάθι επιλεγμένων μετοχών από το σύνολο των εταιριών που είναι εισηγμένες στη χρηματιστηριακή αγορά. Οι αλλαγές της τιμής μιας συγκεκριμένης μετοχής ενδιαφέρουν τους μετόχους της εταιρείας αλλά η γενικότερη κατεύθυνση της χρηματιστηριακής αγοράς ενδιαφέρει όλους όσοι επενδύουν σε μετοχές. Η κατεύθυνση αυτή μπορεί να περιγραφεί με τη βοήθεια των χρηματιστηριακών δεικτών γιατί καθώς οι μετοχές που αποτελούν τον δείκτη προοδεύουν, οι ανοδικές τάσεις αντικατοπτρίζονται στον δείκτη.

Στις χρηματιστηριακές αγορές υπάρχουν κάποιες βασικές αρχές που η αποδοχή τους είναι σχεδόν καθολική στους επενδυτικούς κύκλους.

a. Υπάρχουν τρεις κινήσεις ταυτόχρονα σε μία αγορά **η πρωταρχική, η δευτερεύουσα και η μη σημαντική**. Η πρωταρχική κίνηση που είναι και η πιο σημαντική, διαρκεί από αρκετούς μήνες έως πολλά χρόνια και δείχνει αν μια αγορά είναι ανοδική (bull) ή καθοδική (bear). Με τον όρο δευτερεύουσα κίνηση εννοούμε μια σημαντική υποχώρηση τιμών κατά τη διάρκεια μιας ανοδικής πρωταρχικής τάσης ή μια σημαντική αύξηση των τιμών κατά τη διάρκεια μιας καθοδικής πρωταρχικής κίνησης. Με τον όρο μη σημαντική κίνηση εννοούμε κίνηση της μετοχής (ή αγοράς) μικρής χρονικής διάρκειας και περιορισμένης κλίμακας.
b. **Κανείς δεν μπορεί να κατευθύνει την πρωταρχική κίνηση της αγοράς**. Ο λόγος είναι ότι η αγορά είναι πολύ σύνθετη για να μπορεί μια ομάδα ανθρώπων να την κατευθύνει για μεγάλο χρονικό διάστημα.
c. **Οι χρηματιστηριακοί δείκτες ενσωματώνουν τα πάντα**. Οι διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών σε καθημερινή βάση δείχνουν τις ελπίδες, τους φόβους, τις απογοητεύσεις και τις γνώσεις αυτών που επενδύουν και οι δείκτες δεν είναι τίποτα άλλο παρά η σύνθεση αυτών των παραγόντων.

Πολλές είναι οι χρηματιστηριακές αγορές και οι δείκτες που υπάρχουν σε παγκόσμιο επίπεδο που οι οικονομικοί αναλυτές δείχνουν έντονο ενδιαφέρον για την πορεία που ακολουθούν. Στην Ελλάδα, ο Γενικός Δείκτης του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών είναι αυτός που οι επενδυτές παρακολουθούν και χρησιμοποιούν για να εκτιμήσουν τα επίπεδα των τιμών της αγοράς και τις τάσεις της. Υπάρχουν βέβαια και οι πολυκλαδικοί δείκτες (broad based index) όπως είναι ο Γενικός Δείκτης 60, ο

FTSE 20 ή ο FTSE 40 που παρακολουθούν την συμπεριφορά συγκεκριμένων μετοχών-εταιριών διαφορετικών κλάδων.

Σε αυτή την διπλωματική πολλά άρθρα αναλύουν δείκτες και χρηματιστηριακές αγορές από ανεπτυγμένες οικονομικά χώρες όπως για παράδειγμα από το εξωτερικό οι δείκτες S&P 500 (ΗΠΑ), ο Dow Jones Industrial Average (ΗΠΑ), ο Nikkei 225 (Ιαπωνία), ο FTSE 100 (Αγγλία). Στις αγορές των ανεπτυγμένων χωρών υπάρχει μια πιο ομαλή συμπεριφορά χωρίς έντονες διακυμάνσεις και οι προβλέψεις μπορούν να είναι πιο ακριβείς. Εκτός από αυτούς αναλύονται και ορισμένοι από αναπτυσσόμενες όπως για παράδειγμα οι αγορές της Λατινικής Αμερικής (χρηματιστήρια Βραζιλίας, Χιλής κ.α.), της Ασίας (χρηματιστήρια Ταιβάν, Σαγκάη, Κίνα, Κορέα κ.α.).Επίσης αναλύονται και ορισμένα από τις υποανάπτυκτες χώρες όπως κάποιες Αφρικανικές αγορές για παράδειγμα αυτή της Ζιμπάμπουε.

Στα περισσότερα άρθρα αναλύεται μόνο μια χρηματιστηριακή αγορά ενώ σε ορισμένα υπήρξε και ανάλυση παραπάνω από μια. Για τους εκάστοτε ερευνητές αυτό είναι μια καλή εμπειρία γιατί μπορούν να εξετάσουν την απόδοση του μοντέλου που χρησιμοποίησαν και να ανακαλύψουν τυχόν πλεονεκτήματα ή αδυναμίες που πιθανόν να έχει. Αναλύοντας ένα δείκτη μπορούν να εξαχθούν κρίσιμα συμπεράσματα για την δυναμική της χρηματιστηριακής αγοράς, την επικινδυνότητα της καθώς και τις προοπτικές περαιτέρω ανάπτυξής της. Έτσι οι επενδυτές έχουν την δυνατότητα να εξετάζουν και γνωρίζουν την αγορά έτσι ώστε να πάρουν μια απόφαση για να επενδύσουν με επιτυχία σε αυτή ή όχι. Ακολουθούν οι πιο γνωστές αγορές:

ΗΠΕΙΡΟΣ	**ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ**	**ΔΕΙΚΤΗΣ**
ΕΥΡΩΠΗ		
	ΒΡΥΞΕΛΛΕΣ	BEL20
	ΑΘΗΝΑ	ASE - ATHENS STOCK EXCHANGE INDEX
	ΒΕΡΟΛΙΝΟ	DAX 30
	ΒΟΥΔΑΠΕΣΤΗ	BUDAPEST STOCK EXCH
	ΛΙΣΑΒΟΝΑ	PSI GENERAL INDEX
	ΠΑΡΙΣΙ	CAC 40
	ΑΜΣΤΕΡΝΤΑΜ	AMSTERDAM EXCHANGES
	ΛΕΥΚΩΣΙΑ	CYPRUS MAIN & PARALLEL
	ΕΛΣΙΝΚΙ	OMX HELSINKI INDEX
	ΜΑΔΡΙΤΗ	IBEX 35
	ΑΥΣΤΡΙΑ	ATX-INDEX VIENNA
	ΙΤΑΛΙΑ	MIB 30 INDEX
	ΚΟΠΕΝΧΑΓΗ	OMX COPENHAGEN 20 INDEX
	ΚΩΝ/ΠΟΛΗ	ISE NATIONAL 100
	ΜΑΔΡΙΤΗ	SPAIN MA MADRID
	ΜΙΛΑΝΟ	MILAN MIB TELEMATICO
	ΛΙΣΑΒΟΝΑ	PORTUGAL PSI-20
	ΠΡΑΓΑ	PRAGUE STOCK EXCH
	ΜΟΣΧΑ	RUSSIAN RTS $
	ΒΕΡΝΗ	SWISS MARKET
	ΖΥΡΙΧΗ	SPI SWISS PERFORMANCE
	ΕΥΡΩΠΗ	DJ EURO STOXX 50 € PR
	ΣΤΟΚΧΟΛΜΗ	OMX STOCKHOLM 30
	ΟΣΛΟ	OSE ALL SHARE
	ΛΟΝΔΙΝΟ	FTSE 100
	ΠΟΛΩΝΙΑ	WSE WIG 20

ΒΟΡΕΙΑ ΑΜΕΡΙΚΗ		
	ΜΕΞΙΚΟ	MEXICO BOLSA
	ΤΟΡΟΝΤΟ	SP/TSX COMPOSITE
	ΝΕΑ ΥΟΡΚΗ	S&P 500
	ΝΕΑ ΥΟΡΚΗ	DOW JONES INDUS AVG
	ΝΕΑ ΥΟΡΚΗ	NASDAQ COMPOSITE
ΑΣΙΑ		
	ΜΟΣΧΑ	RUSSIAN TRADED
	ΧΟΝΓΚ ΚΟΝΓΚ	HANG SENG
	ΣΙΔΝΕΪ	ALL ORDINARIES
	ΣΙΔΝΕΪ	SP/ASX 200
	ΤΖΑΚΑΡΤΑ	JAKARTA COMPOSITE
	ΜΑΛΑΙΣΙΑ	KUALA LUMPUR COMP
	ΣΕΟΥΛ	KOSPI INDEX
	ΣΙΓΚΑΠΟΥΡΗ	STRAITS TIMES INDEX
	ΚΙΝΑ	CHINA SE SHENZHEN A
	ΚΙΝΑ	CHINA SE SHENZHEN B
	ΤΑΙΠΕΙ	TAIWAN TAIEX
	ΜΟΥΜΠΑΪ	BSE SENSEX 30 INDEX
	ΣΑΓΚΑΗ	CHINA SE SHANGHAI B
	ΤΟΚΥΟ	NIKKEI 225
	ΜΑΝΙΛΑ	PSEi - PHILIPPINE SE
ΛΑΤΙΝΙΚΗ ΑΜΕΡΙΚΗ		
	ΜΠΟΥΕΝΟΣ ΑΪΡΕΣ	ARGENTINA MERVAL
	ΣΑΝ ΠΑΟΛΟ	BRAZIL BOVESPA STOCK
	ΚΑΡΑΚΑΣ	VENEZUELA STOCK MKT
	ΜΠΟΓΚΟΤΑ	IGBC GENERAL
	ΛΙΜΑ	PERU LIMA GENERAL

Πίνακας 3.1: Χρηματιστηριακές Αγορές

4. ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Στο χώρο της χρηματοοικονομικής αγοράς έχουν επικρατήσει δύο μέθοδοι για την ανάλυση των εισηγμένων στο χρηματιστήριο μετοχών, η θεμελιώδης και η τεχνική ανάλυση. Η τεχνική ανάλυση και η θεμελιώδης ανάλυση διαφέρουν αισθητά, αλλά αποτελούν και οι δυο χρήσιμα εργαλεία για τους αναλυτές/επενδυτές. Έχουν τον ίδιο στόχο: την πρόβλεψη μιας τιμής ή μιας διακύμανσης. Η θεμελιώδης μέθοδος στηρίζει την ανάλυση των μετοχών (εσωτερική αξία, στοιχεία υπερτίμησης ή υποτίμησης ως σημάδια πώλησης ή αγοράς) σε πληροφορίες για την πορεία της εταιρείας, του κλάδου στον οποίο ανήκει η συγκεκριμένη εταιρεία και σε βασικά μεγέθη του οικονομικού περιβάλλοντος. Στον άλλο αντίποδα, η τεχνική ανάλυση στηρίζεται στη βασική υπόθεση ότι όλες οι εξελίξεις στην εταιρεία, στον κλάδο και στην οικονομία προεξοφλούνται στις κινήσεις της τιμής της μετοχής και επομένως δεν είναι απαραίτητη η λεπτομερής ανάλυση όλων αυτών των στοιχείων παρά μόνο η στενή παρακολούθηση της πορείας της μετοχής. Δηλαδή η τεχνική ανάλυση ασχολείται με αυτά που έχουν ήδη συμβεί στην αγορά, και όχι με αυτά που θα μπορούσαν να συμβούν. Ο τεχνικός αναλυτής ερευνά το αποτέλεσμα των διακυμάνσεων της αγοράς, ενώ ο θεμελιώδης αναλυτής μελετά την αιτία των διακυμάνσεων αυτών. Πολλοί επιτυχημένοι επενδυτές χρησιμοποιούν έναν συνδυασμό των δυο προσεγγίσεων για να εξασφαλίσουν καλύτερα αποτελέσματα. Εμάς στην παρούσα εργασία μας ενδιαφέρει η τεχνική ανάλυση και οι βασικές αρχές που την διέπουν. Έτσι στο κείμενο που ακολουθεί αναφέρονται τα βασικά χαρακτηριστικά της τεχνικής ανάλυσης, οι βασικές αρχές πάνω στις οποίες στηρίζεται και αναλύονται και οι τεχνικοί δείκτες που χρησιμοποιεί.

Η τεχνική ανάλυση είναι μια μέθοδος πρόβλεψης των κινήσεων των τιμών με την χρησιμοποίηση ιστορικών τιμών παρελθόντος. Κάνοντας χρήση αριθμητικών χρονοσειρών της τιμής και του όγκου που δημιουργούνται από τη δραστηριότητα της χρηματιστηριακής αγοράς στοχεύουμε στην πρόβλεψη της μελλοντικής τάσης των αγορών. Όλες οι βασικές αρχές της αγοράς απεικονίζονται στα πραγματικά στοιχεία της αγοράς . Έτσι οι πραγματικές βασικές αρχές της αγοράς και οι διάφοροι παράγοντες όπως οι διαφορετικές απόψεις, οι ελπίδες, οι φόβοι και οι διαθέσεις των συμμετεχόντων στην αγορά, δεν χρειάζονται να μελετηθούν.

Η ιστορία επαναλαμβάνεται και επομένως η κίνηση των αγορών είναι αρκετά προβλέψιμη, σε μορφή διαγραμμάτων και σχηματισμών. Αυτά τα διαγράμματα, που δημιουργούνται από την κίνηση των τιμών, ονομάζονται **σχηματισμοί ή σήματα**. Ο στόχος της τεχνικής ανάλυσης είναι να προβλέψει τους νέους σχηματισμούς ή τα νέα σήματα που απεικονίζονται σε μια τρέχουσα αγορά με την εξέταση των προηγούμενων σημάτων αγοράς.

Οι τεχνικοί αναλυτές βασικά δεν πιστεύουν ότι οι διακυμάνσεις των τιμών είναι τυχαίες και απρόβλεπτες. Οι τιμές μπορούν να κινηθούν σε μια από τις τρεις κατευθύνσεις, **πάνω, κάτω ή πλάγια**. Μόλις δημιουργηθεί μια τάση σε οποιαδήποτε από αυτές τις κατευθύνσεις, συνήθως συνεχίζει για κάποια περίοδο.
Οι 3 βασικές αρχές της Τεχνικής Ανάλυσης είναι:

1. Οι κινήσεις της αγοράς επηρεάζουν τα πάντα! Αυτό σημαίνει ότι οι τρέχουσες τιμές αντιπροσωπεύουν όλους τους γνωστούς παράγοντες της αγοράς που θα μπορούσαν να την επηρεάσουν, για παράδειγμα, η προσφορά και η ζήτηση, οι πολιτικοί παράγοντες και το συναίσθημα της αγοράς. Τον τεχνικό αναλυτή ενδιαφέρουν μόνο οι κινήσεις των τιμών και όχι οι λόγοι που έγιναν οι αλλαγές των τιμών.

2. Οι τιμές κινούνται σε τάσεις ή μέσα σε τάσεις Η τεχνική ανάλυση χρησιμοποιείται για την αναγνώριση προτύπων συμπεριφορών της αγοράς που εδώ και καιρό θεωρούνται σημαντικά. Τρεις τύποι τάσεων διακρίνονται στην τεχνική ανάλυση:
Α) '**Bull market'** 'Τάση του ταύρου' – ανοδική κίνηση της τιμής (αναλογικά με ένα ταύρο ο οποίος σπρώχνει επάνω με τα κέρατα).
Β) '**Bear market'** 'Τάση της αρκούδας'- κίνηση της τιμής προς τα κάτω (αναλογικά με μια αρκούδα, η οποία χτυπά κάτω με ένα πόδι).
C) '**Flat' ή 'range'** ή '**trend less'** 'Πλάγια κίνηση' – η τιμή δεν κινείται πάνω ή κάτω αλλά παραμένει μέσα σε ένα ορισμένο διάστημα.
Στην τάση του ταύρου οι τιμές ψηλώνουν γρηγορότερα από ότι πέφτουν. Στην τάση της αρκούδας είναι αντίστροφα.

3. Η ιστορία επαναλαμβάνεται! Οι μορφές διαγραμμάτων έχουν αναγνωριστεί και ταξινομηθεί για πάνω από 100 χρόνια και ο τρόπος με τον οποίο πολλοί σχηματισμοί επαναλαμβάνονται οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η ανθρώπινη ψυχολογία αλλάζει λίγο με τον χρόνο. Μερικές ακαδημαϊκές μελέτες των χρηματιστηριακών αγορών προτείνουν ότι η τεχνική ανάλυση έχει ένα πιστό και αφοσιωμένο κοινό που υπερασπίζουν την πρακτική και πιστεύουν ότι μπορεί να είναι κερδοφόρα καθώς υπάρχουν και επιστημονικές μελέτες οι οποίες υποστηρίζουν την τεχνική ανάλυση.

Οι τεχνικές αναλύσεις περιλαμβάνουν τα διαγράμματα των τιμών, τα διαγράμματα όγκου και μια πληθώρα άλλων μαθηματικών παρουσιάσεων των διαγραμμάτων και των συμπεριφορών της αγοράς. Οι πιο συχνές μελέτες, αυτοί οι μαθηματικοί χειρισμοί των διάφορων τύπων των στοιχείων αγοράς χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν τη δύναμη και την ικανότητα στήριξης μιας συγκεκριμένης τάσης. Όμως οι τεχνικοί αναλυτές δεν στηρίζονται απλά στα διαγράμματα τιμών για να προβλέψουν τις μελλοντικές αγοραστικές αξίες αλλά χρησιμοποιήσουν και ποικίλα άλλα τεχνικά εργαλεία πριν να εισάγουν μια συναλλαγή.

Το μεγάλο πλεονέκτημα της Τεχνικής Ανάλυσης είναι ότι οι τεχνικές της μπορούν να εφαρμοστούν σε οποιαδήποτε αγορά και σε οποιονδήποτε χρονικό ορίζοντα ενώ η θεμελιώδης ανάλυση μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο σε μακροπρόθεσμες επενδύσεις. Επίσης η Τεχνική Ανάλυση απαντάει στην κρίσιμο ερώτημα «ποια θα έπρεπε να είναι η τιμή της χρηματιστηριακής αγοράς», κάτι το οποίο η Θεμελιώδης Ανάλυση τείνει να το αγνοεί.

Ανάμεσα σε αυτούς που ξεχώρισαν για την ενασχόλησή τους με την τεχνική ανάλυση ήταν οι J. M. Hurst (ηλεκτρολόγος μηχανολόγος της NASA), ο R. N. Elliott καθώς και ο Charles Dow που αποκαλείται ο "πατέρας" της τεχνικής ανάλυσης. Ο πρώτος χρησιμοποίησε έξυπνές τεχνικές, όπως Fourier Analysis, για να εντοπίσει αξιοσημείωτα σήματα μέσα στην εμφανώς «θορυβώδη και τυχαία» κίνηση των τιμών ενώ ο δεύτερος και ο τρίτος είχαν σημαντική συμβολή στην θεμελίωση της θεωρίας της τεχνικής ανάλυσης. Στην εποχή μας χρησιμοποιούνται σύγχρονα και έξυπνα πακέτα λογισμικού για την Τεχνική Ανάλυση που επιτρέπουν στον χρήστη να δημιουργήσει δικούς του δείκτες και συστήματα και να πραγματοποιήσει βελτιστοποίηση αυτών δοκιμάζοντας την κερδοφορία τους στα πραγματικά ιστορικά δεδομένα.

4.1 ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Στα εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης περιλαμβάνονται όλες εκείνες οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται για να εξαχθούν κάποια κρίσιμα συμπεράσματα για την μελλοντική πορεία των χρηματιστηριακών αγορών ή των μετοχών. Η βάση των περισσότερων εργαλείων της τεχνικής ανάλυσης έχει τις ρίζες της στις έννοιες της προσφοράς και ζήτησης. Οι **γραμμές Αντίστασης και Στήριξης** που χρησιμοποιούνται ευρέως στα εργαλεία της ανάλυσης αντιπροσωπεύουν επίπεδα προσφοράς και ζήτησης. Η γραμμή Αντίστασης είναι ουσιαστικά μια γραμμή προσφοράς. Μια γραμμή Στήριξης είναι ουσιαστικά μια γραμμή ζήτησης. Όταν μια γραμμή Αντίστασης παραβιαστεί μετατρέπεται σε γραμμή Στήριξης. Παρόμοια όταν μια γραμμή Στήριξης παραβιαστεί μετατρέπεται σε γραμμή Αντίστασης. Στο ***σχήμα 4.1*** που ακολουθεί έχουν χαραχτεί οι γραμμές στήριξης και αντίστασης. Η μικρότερη από τις δύο είναι γραμμή στήριξης ενώ η πιο πάνω γραμμή είναι η γραμμή αντίστασης.



Σχήμα 4.1: Γραμμές Στήριξης-Αντίστασης

4.1.1 ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Ένα από τα πιο βασικά εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης είναι οι δείκτες. Ένας δείκτης είναι ένας μαθηματικός υπολογισμός που στηρίζεται στην τιμή της μετοχής ή τον όγκο συναλλαγών της ή και στα δύο. Στην συνέχεια ακολουθεί η παρουσίαση των κυριότερων δεικτών που χρησιμοποιούνται στην τεχνική ανάλυση.

1) Κινητός Μέσος Όρος (Moving Average - MA)

Ο Κινητός Μέσος Όρος είναι ένας δείκτης που μας δείχνει τη μέση τιμή μιας μετοχής για κάποια χρονική περίοδο. Βασική παράμετρος του δείκτη αυτού είναι η περίοδος υπολογισμού του. Αν η περίοδος αυτή είναι π.χ. δέκα μέρες, ο Κινητός Μέσος Όρος δείχνει τη μέση τιμή της μετοχής τις δέκα τελευταίες μέρες. Έτσι κάθε σημείο του δείκτη αυτού ουσιαστικά δείχνει τη μέση τιμή της μετοχής τις δέκα προηγούμενες μέρες. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας υπολογισμού είναι μια γραμμή πολύ περισσότερο ομαλή από την πορεία της μετοχής. Εκτός από τους απλούς Κινητούς Μέσους Όρους υπάρχουν και οι εκθετικοί Κινητοί Μέσοι Όροι, όπου περισσότερο βάρος δίνεται στις πιο πρόσφατες τιμές. Η πιο δημοφιλής μέθοδος ερμηνείας του δείκτη αυτού είναι η σύγκριση του Κινητού Μέσου Όρου με την τιμή

της μετοχής. Όταν η τιμή της μετοχής ξεπερνάει την τιμή του Κινητού Μέσου Όρου της, αγοράζουμε ενώ όταν η τιμή πέφτει κάτω από το μέσο όρο, πουλάμε.



Σχήμα 4.2: Κινητός Μέσος Όρος

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.2*** έχουν τοποθετηθεί γράμματα στα σημεία που σύμφωνα με την ερμηνεία του δείκτη αυτού πρέπει να αγοράσουμε ή να πουλήσουμε. Τα σημεία Α, Γ, Ε, Η είναι σημεία αγοράς, ενώ τα Β, Δ, Ζ, Θ σημεία πώλησης. Αν π.χ. αγοράζαμε στο Α και πουλάγαμε στο Β, το κέρδος μας θα ήταν σημαντικό. Να σημειωθεί επίσης ότι όσο πιο πολλές μέρες εν συνεχεία η μετοχή παίζει πάνω από τον κινητό μέσο όρο της τόσο πιο υγιής θεωρείται η κατεύθυνση της.

2) Τομή Κινητών Μέσων Όρων (Moving Average Crossover - MAC)

Ο Κινητός Μέσος Όρος είναι η μέση τιμή μιας μετοχής σε μια ορισμένη χρονική περίοδο. Όταν η τιμή της μετοχής αλλάζει, ο μέσος όρος επίσης αλλάζει. Ο δείκτης Τομής Κινητών Μέσων Όρων χρησιμοποιεί δύο Κινητούς Μέσους Όρους με σημαντικά διαφορετικές περιόδους. Τα πιθανά σημεία αγοράς ή πώλησης είναι τα σημεία που οι δύο μέσοι όροι τέμνονται. Όταν ο ένας μέσος όρος τέμνει από κάτω προς τα πάνω τον άλλο είναι πιθανότατα ένα καλό σημείο να αγοράσουμε τη μετοχή που μας ενδιαφέρει. Αν ο ένας τέμνει τον άλλο μέσο όρο από πάνω προς τα κάτω καλό είναι να πουλήσουμε.



Σχήμα 4.3: Τομή Κινητών Μέσων Όρων

Σύμφωνα με το ***σχήμα 4.3*** για τον δείκτη κρίσιμα σημεία για αγορές ή πωλήσεις είναι τα σημεία Α, Β και Γ.

3) Σύγκλιση-Απόκλιση Κινητών Μέσων Όρων (Moving Average Convergence Divergence - MACD)

Ο δείκτης Σύγκλιση-Απόκλιση Κινητών Μέσων Όρων είναι ένας δείκτης που ακολουθεί την κατεύθυνση της μετοχής και δείχνει τη σχέση ανάμεσα σε δύο κινητούς μέσους όρους. Ο δείκτης είναι βασικά η διαφορά ανάμεσα σε ένα εκθετικό Κινητό Μέσο Όρο 26 ημερών και σ' έναν άλλο 12 ημερών. Στο ***Διάγραμμα 3*** αυτή η διαφορά παρουσιάζεται με λεπτές κατακόρυφες γραμμές. Ένας τρίτος εκθετικός μέσος όρος 9 ημερών, που συχνά λέγεται "σηματοδότης", σχεδιάζεται πάνω από τη διαφορά των δύο άλλων και σηματοδοτεί ευκαιρίες για αγορά ή πώληση μιας μετοχής. Στο ***Διάγραμμα 3*** παρουσιάζεται με συνεχή γραμμή. Ο δείκτης Σύγκλισης-Απόκλισης είναι περισσότερο αποτελεσματικός όταν συμβαίνουν μεγάλες διακυμάνσεις στην τιμή της μετοχής. Υπάρχουν τρεις τρόποι ερμηνείας του δείκτη:

α) Τομές του "σηματοδότη" με το δείκτη Απόκλισης-Σύγκλισης
Ο βασικός κανόνας είναι να πουλάμε όταν ο δείκτης (οι πολλαπλές κατακόρυφες γραμμές) πέφτει κάτω από το επίπεδο του "σηματοδότη" (η συνεχής γραμμή), και να αγοράζουμε όταν συμβαίνει το αντίστροφο. Μία άλλη δημοφιλής μέθοδος είναι να αγοράζουμε (πουλάμε) όταν ο δείκτης (οι πολλές γραμμές) ξεπερνάει (πέφτει κάτω από), το μηδέν.

β) Συνθήκες υπερ-αγοράς / υπερ-πώλησης
Ο δείκτης είναι επίσης χρήσιμος ως εκφραστής του πόσο υπερ-αγορασμένη ή υπερ-πουλημένη είναι μια μετοχή. Όταν ο βραχυπρόθεσμος μέσος όρος (με περίοδο 12) απομακρύνεται απότομα από τον μακροπρόθεσμο (με περίοδο 26), που σημαίνει ότι οι πολλαπλές κατακόρυφες γραμμές έχουν πορεία προς τα πάνω, είναι πιθανό η μετοχή να ετοιμάζεται για διόρθωση.

γ) Αποκλίσεις
Όταν ο δείκτης Σύγκλισης-Απόκλισης αποκλίνει σε πορεία από την τιμή της μετοχής, αυτό είναι ένδειξη ότι η τωρινή κατεύθυνση της μετοχής είναι πιθανό να αντιστραφεί. Μια αρνητική απόκλιση (bearish divergence) συμβαίνει όταν ο δείκτης πέφτει όλο και πιο χαμηλά, ενώ οι τιμές δεν ακολουθούν την ίδια πορεία. Μια θετική απόκλιση (bullish divergence) συμβαίνει όταν ο δείκτης ανεβαίνει όλο και πιο ψηλά, ενώ η μετοχή όχι. Και οι δύο αυτές αποκλίσεις θεωρούνται πιο σημαντικές όταν συμβαίνουν σε επίπεδα υπερ-αγοράς ή υπερ-πώλησης.



Σχήμα 4.4: Σύγκλιση-Απόκλιση Κινητών Μέσων Όρων

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.4*** τα σημεία Α, Β, Γ αντιπροσωπεύουν σημεία αγοράς και πώλησης σύμφωνα με την ερμηνεία α (αποτελούν σημεία τομής του σηματοδότη με το δείκτη).

4) Όγκος Συναλλαγών (Volume)

Όταν λέμε Όγκος Συναλλαγών εννοούμε τον αριθμό των μετοχών που διαπραγματεύτηκαν στη διάρκεια ενός καθορισμένου χρονικού διαστήματος (ώρα, μέρα, εβδομάδα, μήνας κ.λ.π). Ο Όγκος Συναλλαγών είναι από τα πιο βασικά στοιχεία της τεχνικής ανάλυσης, γιατί μας δείχνει το ενδιαφέρον των επενδυτών για μια μετοχή. Χαμηλός Όγκος Συναλλαγών σημαίνει αναποφασιστικότητα εκ μέρους των επενδυτών και τυπικά συμβαίνει σε περιόδους που η μετοχή παίζει σε κάποιο σχετικά στενό διάστημα τιμών. Χαμηλός Όγκος Συναλλαγών παρατηρείται επίσης σε περιόδους που η μετοχή βρίσκεται κοντά στο χαμηλότερο σημείο της. Υψηλός Όγκος Συναλλαγών παρουσιάζεται όταν η μετοχή κάνει καινούρια ρεκόρ και υπάρχει βασικά ομοφωνία ότι η μετοχή θα ανέβει και άλλο. Υψηλά επίπεδα Όγκου Συναλλαγών παρουσιάζονται επίσης συχνά στο ξεκίνημα κάποιας σημαντικής κίνησης της μετοχής. Επίσης, λίγο πριν πατώσει μια μετοχή ο Όγκος Συναλλαγών ανεβαίνει μιας και οι πανικόβλητοι επενδυτές τρέχουν να πουλήσουν.

5) Ταλαντωτής Όγκου Συναλλαγών (Volume Oscillator)

Ο δείκτης αυτός δείχνει τη διαφορά ανάμεσα σε δύο Κινητούς Μέσους Όρους του Όγκου Συναλλαγών. Η διαφορά αυτή μπορεί να εκφραστεί είτε σε μονάδες όγκου είτε ως ποσοστό. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί η διαφορά ανάμεσα στους Κινητούς Μέσους Όρους του Όγκου Συναλλαγών για να δούμε αν ο όγκος συναλλαγών αυξάνεται ή μειώνεται. Αν ο Ταλαντωτής Όγκου Συναλλαγών ξεπερνάει το μηδέν σημαίνει ότι ο Κινητός Μέσος Όρος Όγκου Συναλλαγών με τη μικρότερη περίοδο ξεπερνάει αυτόν με τη μεγαλύτερη περίοδο, ή αλλιώς ότι ο Όγκος Συναλλαγών της μετοχής αρχίζει και ανεβαίνει. Υπάρχουν αρκετοί τρόποι ερμηνείας του δείκτη αυτού. Μια βασική άποψη είναι ότι όταν οι τιμές ανεβαίνουν και ο όγκος συναλλαγών ανεβαίνει ή όταν οι τιμές πέφτουν και ο όγκος συναλλαγών είναι χαμηλός, αυτό είναι καλό σημάδι για τη μετοχή. Αντίστροφα τώρα, αν ο όγκος συναλλαγών αυξάνεται ενώ η μετοχή πέφτει ή αν ο όγκος συναλλαγών μειώνεται ενώ η μετοχή ανεβαίνει τα πράγματα δεν είναι καλά για τη μετοχή.

6) Όγκος Ισορροπίας (On Balance Volume - OBV)

Ο δείκτης αυτός είναι δείκτης που συσχετίζει τον όγκο συναλλαγών με αλλαγές στην τιμή. Ο Όγκος Ισορροπίας είναι αθροιστικός δείκτης του όγκου συναλλαγών. Όταν η μετοχή κλείνει ψηλότερα από την προηγούμενη μέρα, όλος ο όγκος συναλλαγών της ημέρας θεωρείται θετικός και προστίθεται στον ήδη υπάρχοντα (Όγκο Ισορροπίας), ενώ αν η μετοχή κλείσει χαμηλότερα, ο όγκος της ημέρας θεωρείται αρνητικός και αφαιρείται.
Η βασική ερμηνεία του δείκτη είναι ότι αλλαγές στην τιμή του Όγκου Ισορροπίας προηγούνται των αλλαγών στις τιμές. Αυτή η θεωρία λέει ότι τα "έξυπνα χρήματα" φαίνονται να εισρέουν σε κάποια μετοχή με διαρκώς αυξανόμενο δείκτη Όγκου Συναλλαγών. Όταν η κίνηση της τιμής της μετοχής προηγείται της κίνησης του δείκτη Όγκου Ισορροπίας, έχουμε ένα μη "επιβεβαιωμένο" σημάδι. Αν δηλαδή η μετοχή ανεβαίνει χωρίς ταυτόχρονα να ανεβαίνει ο Όγκος Ισορροπίας, αυτό είναι πιθανό σημάδι ότι η μετοχή έχει φτάσει στο ψηλότερο σημείο της. Αν η μετοχή πέφτει σε χαμηλότερα σημεία χωρίς ταυτόχρονα ο Όγκος Ισορροπίας, να πέφτει σε χαμηλότερα επίπεδα, αυτό είναι πιθανό σημάδι ότι η μετοχή έχει αγγίξει τα χαμηλότερα σημεία της. Ένας άλλος τρόπος ερμηνείας του δείκτη αυτού είναι με τη βοήθεια των γραμμών κατεύθυνσης. Με τον ίδιο τρόπο που τραβάμε γραμμές κατεύθυνσης στο γράφημα τιμών της μετοχής μπορούμε να τραβήξουμε και στο γράφημα του Όγκου Ισορροπίας.



Σχήμα 4.5: Όγκος Ισορροπίας

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.5*** βλέπουμε ότι στα σημεία Α, Β και Γ η μετοχή ουσιαστικά κινείται στα ίδια επίπεδα τιμών. Ο Όγκος Ισορροπίας όμως δείχνει ότι "έξυπνα χρήματα" εισρέουν στη μετοχή. Στο σημείο Γ ο δείκτης είναι πολύ ψηλότερα από το Α. Αυτό που ακολουθεί είναι το ανέβασμα της μετοχής σε ψηλότερο επίπεδο τιμών.

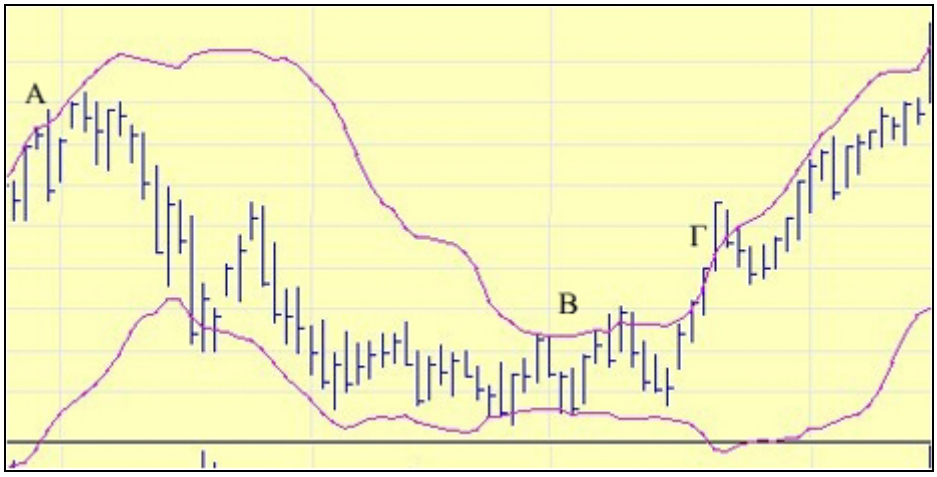
7) Λωρίδες Bollinger (Bollinger Bands)

Οι Λωρίδες Bollinger είναι ένας δείκτης παρόμοιος με τις περιβάλλουσες των κινητών μέσων όρων. Η διαφορά ανάμεσα τους είναι η εξής: οι περιβάλλουσες σχηματίζονται με προκαθορισμένα ποσοστά πάνω και κάτω από τον κινητό μέσο όρο, ενώ οι λωρίδες Bollinger σχηματίζονται με επίπεδα σχετικής απόκλισης από το μέσο όρο. Επειδή η σταθερή απόκλιση είναι μέτρο του πόσο ευμετάβλητη είναι μια

μετοχή, οι λωρίδες τροποποιούνται μόνες τους, δηλαδή φαρδαίνουν όταν η διακύμανση της μετοχής είναι σημαντική και στενεύουν όταν η διακύμανση είναι μικρή.

Όπως συμβαίνει και με τις περιβάλλουσες των μέσων όρων, η βασική ερμηνεία των λωρίδων Bollinger είναι ότι οι τιμές της μετοχής τείνουν να παραμένουν μέσα σε κάποια όρια, ένα άνω και ένα κάτω. Το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό των λωρίδων Bollinger είναι ότι η απόσταση μεταξύ της άνω και της κάτω λωρίδας βασίζεται στο πόσο ευμετάβλητη είναι μια μετοχή. Όταν η τιμή της μετοχής συναντάει μια από τις δύο λωρίδες, η τάση της, στο χρονικό διάστημα που ακολουθεί είναι να συναντήσει και την άλλη λωρίδα. Έχει παρατηρηθεί ότι ισχύουν τα εξής για το δείκτη:

- Σημαντικές αλλαγές στην τιμή της μετοχής συχνά συμβαίνει όταν η απόσταση μεταξύ της άνω και της κάτω λωρίδας μικραίνει.
- Όταν η τιμή της μετοχής βγαίνει έξω από τις δύο λωρίδες, ακολουθεί κίνηση της μετοχής ανάλογη με την κλίση της γραμμή κατεύθυνσης.
- Ελάχιστες και μέγιστες τιμές, που συμβαίνουν έξω από τις δύο λωρίδες και που συνοδεύονται από ελάχιστες και μέγιστες τιμές μέσα στις λωρίδες, συνήθως είναι προάγγελοι αλλαγών κατεύθυνσης (η ανοδική πορεία θα γίνει καθοδική ή αντίστροφα).



Σχήμα 4.6: Λωρίδες Bollinger

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.6*** παρατηρείται ότι:
α) Η μετοχή στο σημείο Α βρίσκεται στην άνω λωρίδα Bollinger. Απ' ότι δείχνει το διάγραμμα, το ξεπέρασμα της άνω λωρίδας είναι επιφανειακό και η μετοχή σύντομα υποχωρεί στην κάτω λωρίδα.
β) Στο σημείο Β παρατηρούμε ότι η απόσταση μεταξύ των δύο λωρίδων Bollinger έχει μειωθεί σημαντικά. Οπότε επίκειται σημαντική αλλαγή στην τιμή της μετοχής.
γ) Στο διάστημα ΒΓ η μετοχή χτυπάει την άνω λωρίδα πολλές φορές. Αυτό που ακολουθεί είναι η άνοδος της τιμής της μετοχής.

8) Περιβάλλουσες (Κινητών Μέσων Όρων)

Μια Περιβάλλουσα αποτελείται από δύο μέσους όρους. Ο ένας εμφανίζεται στο δείκτη μετακινημένος προς τα πάνω και ο δεύτερος προς τα κάτω. Το ποια είναι η καλύτερη απόσταση μετακίνησης των μέσων όρων εξαρτάται από το πόσο

ευμετάβλητη είναι η μετοχή. Όσο πιο ευμετάβλητη είναι τόσο μεγαλύτερη πρέπει να είναι η απόσταση που θα μετακινηθούν οι μέσοι όροι. Οι Περιβάλλουσες καθορίζουν τα άνω και κάτω όρια του διαστήματος διακύμανσης μιας μετοχής. Όταν η μετοχή φτάνει το άνω όριο, αυτό είναι σημάδι για να πουλήσουμε τη μετοχή, ενώ όταν φτάνει το κάτω όριο, είναι σημάδι για να την αγοράσουμε.

9) Δείκτης Καναλιού Αξίας (Commodity Channel Index - CCI)

Ο δείκτης Καναλιού Αξίας υπολογίζεται ως εξής: Πρώτα υπολογίζεται η διαφορά ανάμεσα στη μέση τιμή της μετοχής και τη μέση τιμή των μέσων όρων στη διάρκεια μιας χρονικής περιόδου αναφοράς. Αυτή η διαφορά συγκρίνεται κατόπιν με τη μέση διαφορά για την ίδια χρονική περίοδο. Το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται μετά με μια σταθερά, για να τροποποιηθεί ο δείκτης έτσι ώστε να ταλαντεύεται σ' ένα νορμάλ διάστημα μεταξύ του -100 και του +100.Ο δείκτης Καναλιού Αξίας χρησιμοποιήθηκε αρχικά σε εμπορεύματα, αλλά επεκτάθηκε και στις μετοχές. Για την ερμηνεία του υπάρχουν δύο μέθοδοι:

α) **Επισήμανση αποκλίσεων**
Μια δημοφιλής μέθοδος ανάλυσης του δείκτη είναι η αναζήτηση αποκλίσεων κατά τις οποίες η μετοχή ανεβαίνει (κατεβαίνει), συνεχώς ενώ ο δείκτης Καναλιού Αξίας δεν ξεπερνάει προηγούμενα ανώτερα (κατώτερα) επίπεδα του. Αυτή η απόκλιση συνοδεύεται, συνήθως, από διόρθωση (αντιστροφή) της τιμής της μετοχής.

β) **Σαν δείκτης υπερ-αγορασμένης/υπερ-πουλημένης μετοχής**
Ο δείκτης Καναλιού Αξίας συνήθως ταλαντεύεται ανάμεσα στο -100 και το +100. Αν υπερβεί το +100, αυτό λαμβάνεται ως σημάδι υπερ-αγορασμένης μετοχής με μεγάλη πιθανότητα επικείμενης καθοδικής πορείας. Αν ο δείκτης πέσει κάτω από -100 η μετοχή είναι υπερ-πουλημένη με μεγάλη πιθανότητα επικείμενης ανοδικής πορείας



Σχήμα 4.7: Δείκτης Καναλιού Αξίας

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.7*** βλέπουμε τρεις περιπτώσεις απόκλισης της τιμής της μετοχής με τον δείκτη CCI. Στο διάστημα ΑΒ η μετοχή ανεβαίνει, όμως ο δείκτης πέφτει. Το ίδιο ακριβώς συμβαίνει και στο διάστημα ΔΕ. Στο διάστημα ΓΔ τώρα η μετοχή πέφτει, αλλά ο δείκτης ανεβαίνει. Τα σημεία Β, Γ και Ε είναι σημεία αντιστροφής.

10) Συσσώρευση-Διανομή (Accumulation-Distribution Oscillator- ADO)

Ο δείκτης Συσσώρευσης-Διανομής είναι ένας δείκτης που συνδυάζει αλλαγές στην τιμή της μετοχής και του όγκου συναλλαγών. Αυτός ο δείκτης στηρίζεται στην υπόθεση ότι όσο μεγαλύτερος όγκος συναλλαγών συνοδεύει την κίνηση μιας μετοχής, τόσο πιο σημαντική είναι αυτή η κίνηση (ανοδική ή καθοδική). Ο δείκτης Συσσώρευσης-Διανομής είναι ουσιαστικά μια παραλλαγή του πιο δημοφιλή δείκτη που λέγεται Όγκος Ισορροπίας. Και οι δύο αυτοί δείκτες προσπαθούν να επιβεβαιώσουν αλλαγές της τιμής μιας μετοχής συγκρίνοντας τον όγκο συναλλαγών με τον οποίο έγιναν αυτές οι αλλαγές. Όταν ο δείκτης Συσσώρευσης-Διανομής κινείται προς τα πάνω δείχνει ότι η μετοχή συσσωρεύεται (αγοράζεται), καθώς ο περισσότερος όγκος συναλλαγών συνοδεύεται από ανοδική πορεία της μετοχής. Όταν ο δείκτης κινείται προς τα κάτω δείχνει ότι η μετοχή διανέμεται (πουλιέται) καθώς ο περισσότερος όγκος συναλλαγών συνοδεύεται από καθοδική πορεία της μετοχής. Όταν υπάρχει απόκλιση (η τιμή της μετοχής πέφτει ή ότι ο δείκτης πέφτει και η μετοχή ανεβαίνει) ανάμεσα στο δείκτη Συσσώρευσης-Διανομής και την τιμή της μετοχής, αυτό μπορεί να προμηνάει άμεση αλλαγή. Η αλλαγή που επίκειται μπορεί να σημαίνει ότι αν μεν η μετοχή πέφτει και ο δείκτης ανεβαίνει, η μετοχή θα σταματήσει να πέφτει και θα αρχίσει την πορεία προς τα πάνω, ενώ αν η μετοχή ανεβαίνει και ο δείκτης πέφτει, σύντομα η μετοχή θα πάρει την κατηφόρα.



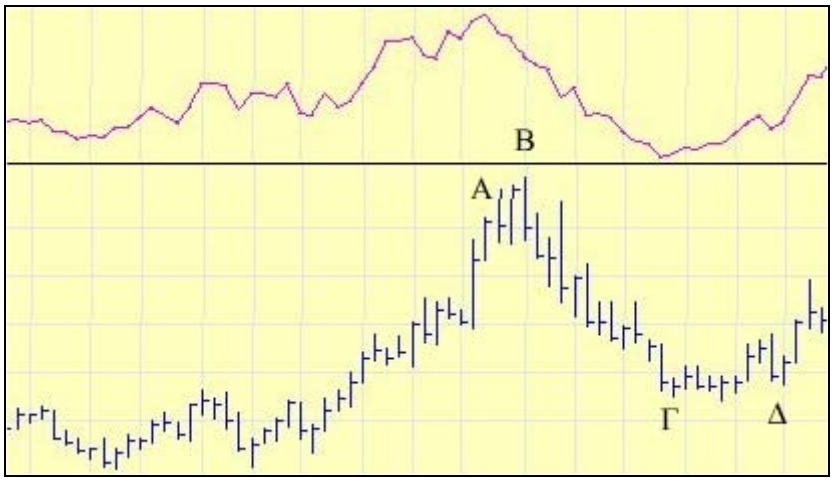
Σχήμα 4.8: Συσσώρευση-Διανομή

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.8*** βλέπουμε ένα παράδειγμα απόκλισης. Ενώ η μετοχή στο διάστημα Α-Β ανεβαίνει, ο δείκτης Συσσώρευσης-Διανομής πέφτει. Το σημείο Β είναι σημείο αλλαγής της πορείας της μετοχής.

11) Ορμή (Momentum)

Ο δείκτης Ορμής μετράει το πόσο αλλάζει η τιμή της μετοχής σ' ένα καθορισμένο χρονικό διάστημα. Ο δείκτης Ορμής είναι παρόμοιος με τον δείκτη Ρυθμού Μεταβολής Τιμής γιατί και οι δύο δείκτες δείχνουν το ρυθμό μεταβολής της τιμής. Η διαφορά μεταξύ των δύο δεικτών βρίσκεται στο ότι ο δείκτης Ορμής δείχνει αυτήν τη διαφορά σαν αναλογία, ενώ ο δείκτης Ρυθμού Μεταβολής Τιμής σαν ποσοστό. Υπάρχουν δύο τρόποι ερμηνείας του δείκτη:

α) Να λαμβάνεται ο δείκτης σαν ταλαντωτής που ακολουθεί την κατεύθυνση της μετοχής (όπως ο δείκτης Σύγκλισης-Απόκλισης). Δηλαδή αγοράζουμε όταν ο δείκτης βρίσκεται σε πολύ χαμηλά επίπεδα και αρχίζει να ανεβαίνει, και πουλάμε όταν βρίσκεται σε πολύ ψηλά επίπεδα και αρχίζει να πέφτει. Αν ο δείκτης Ορμής φτάσει σε εξαιρετικά ακραίες τιμές (σε σχέση με τιμές του στο παρελθόν για την ίδια μετοχή) είναι καλό να υποθέσουμε ότι η παρούσα τάση (κατεύθυνση) θα συνεχιστεί. Έτσι αν ο δείκτης Ορμής φτάσει τόσο ψηλά όσο ποτέ πριν και αρχίζει να πέφτει δεν πρέπει να βιαστούμε να πουλήσουμε. Μόνο όταν δούμε την τιμή της μετοχής να αρχίσει να πέφτει πρέπει να σκεφτούμε να πουλήσουμε.
β) Να λαμβάνεται ο δείκτης σαν δείκτης οδηγός. Αυτή η μέθοδος υποθέτει ότι οι μέγιστες τιμές μιας μετοχής συχνά προσδιορίζονται από σημαντικές αυξήσεις στην τιμή της μετοχής (εκεί που όλοι περιμένουν τη μετοχή ν' ανέβει κι άλλο) ενώ οι ελάχιστες από σημαντικές πτώσεις (εκεί που όλοι βιάζονται να πουλήσουν). Καθώς η μετοχή φτάνει σε καινούρια ύψη ο δείκτης Ορμής ανεβαίνει απότομα για να πέσει σύντομα αποκλίνοντας από την πορεία της μετοχής. Παρόμοια όταν η μετοχή πατώσει ο δείκτης Ορμής πέφτει απότομα και μετά αρχίζει να ανεβαίνει πριν ανέβει η τιμή της μετοχής.



Σχήμα 4.9: Ορμή

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.9*** βλέπουμε τα εξής. Στο σημείο Α ο δείκτης έχει φτάσει στην ψηλότερη τιμή του και στο σημείο Β ενώ η μετοχή κάνει καινούριο ρεκόρ ο δείκτης έχει υποχωρήσει σημαντικά από την ψηλότερη τιμή του. Στο Β πρέπει να πουλήσουμε σύμφωνα με την ερμηνεία α. Στο σημείο Δ, ενώ η μετοχή βρίσκεται στα ίδια επίπεδα με το σημείο Γ, ο δείκτης είναι αρκετά ψηλότερα. Είναι ευκαιρία για να αγοράσουμε.

12) Ταλαντωτής Τιμής (Price Oscillator - PO)

Ο Ταλαντωτής Τιμής δείχνει τη διαφορά μεταξύ δύο κινητών μέσων όρων μιας μετοχής. Η διαφορά αυτή μπορεί να εκφραστεί σε μονάδες μέτρησης ίδιες με την τιμή της μετοχής ή σε ποσοστά. Ο Ταλαντωτής Τιμής είναι σχεδόν ίδιος με το δείκτη Σύγκλισης-Απόκλισης (MACD) μόνο που στον Ταλαντωτή Τιμής ο αναλυτής μπορεί να χρησιμοποιήσει όποιους μέσους όρους θέλει, ενώ στο δείκτη Σύγκλισης-

Απόκλισης αυτοί οι μέσοι όροι είναι των 12 και 26 ημερών. Τυπικά μια ανάλυση που χρησιμοποιεί μέσους όρους υποδεικνύει σημεία αγοράς όταν ένας σύντομος μέσος όρος ξεπερνάει κάποιον αργό, και σημεία πώλησης όταν ο αργός ξεπερνάει το σύντομο.

13) Ρυθμός Μεταβολής Τιμής (Price Rate of Change - PROC)

Ο δείκτης Ρυθμού Μεταβολής Τιμής δείχνει τη διαφορά ανάμεσα στην πιο πρόσφατη τιμή της μετοχής και την τιμή της ορισμένες περιόδους πριν. Η διαφορά αυτή μπορεί να εκφραστεί σε μονάδες ή ποσοστά. Ο δείκτης Ορμής δείχνει ακριβώς την ίδια διαφορά εκφρασμένη ως αναλογία εκφρασμένη ως αναλογία. Οι τιμές των μετοχών ακολουθούν περιοδικές-κυματοειδείς κινήσεις. Οι περιοδικές αυτές αυξομειώσεις είναι το αποτέλεσμα των μεταβαλλόμενων προσδοκιών εκείνων που επενδύουν. Ο Ρυθμός Μεταβολής Τιμής δείχνει αυτή την κυματοειδή κίνηση μετρώντας το ποσό μεταβολής της τιμής σε μια καθορισμένη χρονική περίοδο. Όταν οι τιμές ανεβαίνουν, ανεβαίνει και ο Ρυθμός Μεταβολής Τιμής ενώ όταν οι τιμές πέφτουν, πέφτει και ο δείκτης. Όσο πιο μεγάλες είναι οι αλλαγές στην τιμή της μετοχής τόσο μεγαλύτερες είναι και οι αλλαγές του Ρυθμού Μεταβολής Τιμής. Η περίοδος που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του Ρυθμού Μεταβολής Τιμής μπορεί να ξεκινάει από 1 μέρα μέχρι 200 ή παραπάνω. Όσο πιο υψηλή είναι η τιμή του Ρυθμού Μεταβολής Τιμής τόσο πιο υπερ-αγορασμένη είναι και η μετοχή ενώ όσο πιο χαμηλή είναι η τιμή του δείκτη τόσο πιο υπερ-πουλημένη είναι η μετοχή.

14) Δείκτης Σχετικής Δύναμης (Relative Strength Index - RSI)

Ο δείκτης Σχετικής Δύναμης είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς δείκτες. Ο δείκτης αυτός δεν συγκρίνει τη σχετική απόδοση δύο μετοχών αλλά την εσωτερική δύναμη μιας μετοχής. Ένα πιο σωστό όνομα θα ήταν δείκτης εσωτερικής δύναμης. Οι περίοδοι των 9 και 25 ημερών είναι αυτοί που χρησιμοποιούνται για τον δείκτη. Φυσικά όσο μικρότερη είναι η περίοδος τόσο πιο πολλά ζικ-ζακ παρουσιάζει ο δείκτης. Ο δείκτης Σχετικής Δύναμης ακολουθεί τις αλλαγές στην τιμή της μετοχής και η τιμή του κυμαίνεται ανάμεσα στο 0 και το 100. Μια επικρατούσα μέθοδος ανάλυσης του δείκτη είναι η παρατήρηση αποκλίσεων ανάμεσα στο δείκτη και την τιμή της μετοχής. Αν η μετοχή ανεβαίνει συνεχώς αλλά η ανοδική της πορεία δεν ακολουθείται από ψηλότερες τιμές του δείκτη Σχετικής Δύναμης τότε υπάρχει πιθανός κίνδυνος. Αν μάλιστα ο δείκτης αντί να φτάσει σε ψηλότερη τιμή πέσει πιο χαμηλά από κάποιο άλλο πρόσφατο χαμηλό σημείο ενώ η μετοχή ανεβαίνει σε ψηλότερα επίπεδα τότε υπάρχει σοβαρός κίνδυνος καθοδικής πορείας της μετοχής. Οι τεχνικοί αναλυτές τονίζουν πέντε ιδιαιτερότητες αυτού του δείκτη:

α) Ακραίες τιμές του δείκτη

Συνήθως ο δείκτης φτάνει σε κορυφές όταν ξεπεράσει το 70 και πατώνει όταν πέσει κάτω από 30. Μάλιστα αυτό γίνεται συνήθως πριν η ίδια η μετοχή να φτάσει σε αντίστοιχα επίπεδα

β) Σχέδια γραφημάτων

Στο δείκτη Σχετικής Δύναμης συχνά παρατηρούμε σχεδιασμούς "κεφαλιού και ώμων" ή "τριγώνων" που μπορεί και να μην είναι ορατοί στο γράφημα τιμών.

γ) Αποτυχίες διάσπασης (ή ξεπέρασμα τιμών στήριξης ή αντίστασης)

Συμβαίνουν όταν ο δείκτης ξεπερνάει κάποια προηγούμενη μέγιστη τιμή (κορυφή) ή πέφτει κάτω από κάποια προηγούμενη ελάχιστη τιμή (πυθμένας).

δ) Στήριξη και αντίσταση

Ο δείκτης δείχνει μερικές φορές επίπεδα στήριξης ή αντίστασης καλύτερα από ότι οι τιμές της μετοχής.

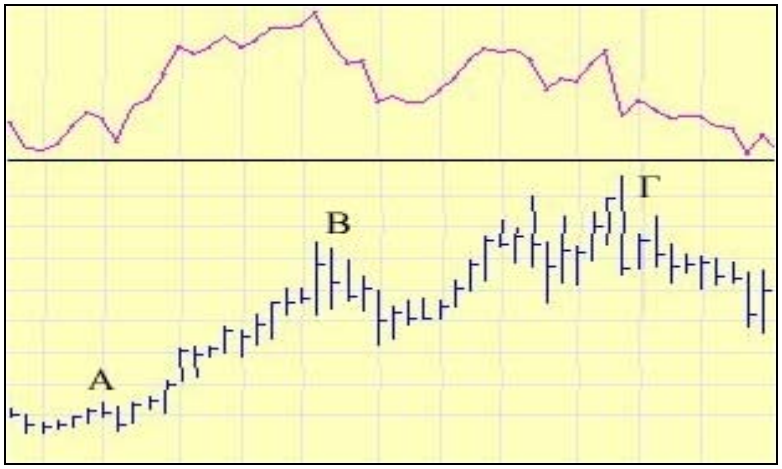
ε) Αποκλίσεις

Οι αποκλίσεις συμβαίνουν όταν η τιμή της μετοχής ανεβαίνει (ή κατεβαίνει) και η άνοδος (ή η κάθοδος) αυτή δεν επιβεβαιώνεται από ανάλογες κινήσεις στην τιμή του δείκτη Σχετικής Δύναμης. Αυτό που συνήθως ακολουθεί αυτές τις αποκλίσεις είναι διόρθωση (αντιστροφή) της τιμής της μετοχής και κίνηση ανάλογη με αυτήν του δείκτη.



Σχήμα 4.10

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.10*** στο σημείο Α ο δείκτης δείχνει ότι η μετοχή είναι υπερ-αγορασμένη. Στο Β η μετοχή κάνει καινούριο ρεκόρ, ενώ ο δείκτης είναι χαμηλότερα (απόκλιση). Ακολουθεί διόρθωση της τιμής. Στο σημείο Γ η μετοχή είναι υπερ-πουλημένη. Η ακραία αυτή αντίδραση διορθώνεται στο αμέσως επόμενο διάστημα που ακολουθεί μετά το σημείο Γ.



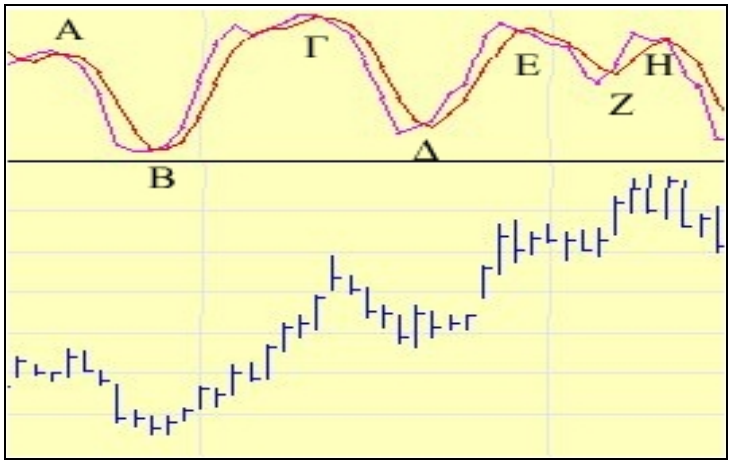
Σχήμα 4.11: Απόκλιση

Στο ***σχήμα 4.11*** βλέπουμε μια κλασική περίπτωση απόκλισης. Το ψηλότερο σημείο της μετοχής για το διάστημα που παρουσιάζεται είναι το Γ. Όμως ο δείκτης στο Γ έχει πέσει κατά πολύ από τη μέγιστη τιμή του (κοντά στο Β περίπου).

15) Στοχαστικός Δείκτης (Stochastics - STO)

Ο δείκτης αυτός συγκρίνει την τρέχουσα τιμή της μετοχής σε σχέση με το διάστημα τιμών της σε κάποια καθορισμένη χρονική περίοδο. Ο δείκτης έχει δύο γραμμές. Η μία από αυτές λέγεται "%K" και η άλλη λέγεται "%D" που είναι ένας κινητός μέσος όρος της "%K". Συνήθως η γραμμή "%K" παρουσιάζεται ως σταθερή γραμμή ενώ η "%D" ως διακεκομμένη. Για τον Στοχαστικό δείκτη ισχύουν οι εξής ερμηνείες:

- Αγοράζουμε όταν ο δείκτης ("%K" ή "%D") πέφτει κάτω από κάποιο επίπεδο και μετά ξεπερνάει αυτό το επίπεδο. Πουλάμε όταν ο δείκτης ξεπερνάει κάποιο επίπεδο και μετά πέφτει από αυτό το επίπεδο.
- Αγοράζουμε όταν η γραμμή "%K" ξεπερνάει την γραμμή "%D" και πουλάμε όταν συμβαίνει το αντίστροφο.
- Ψάχνουμε για αποκλίσεις. Για παράδειγμα, όταν η μετοχή κάνει καινούρια ρεκόρ και ο Στοχαστικός δείκτης δεν ξεπερνάει προηγούμενα ύψη του.



Σχήμα 4.12: Στοχαστικός Δείκτης

Στο παραπάνω ***σχήμα 4.12*** τα σημεία Α, Β, Γ, Δ, Ε, Ζ, Η αντιπροσωπεύουν σημεία αγοράς και πώλησης σύμφωνα με τις ερμηνείες α και β που δίνονται παραπάνω. Σύμφωνα με την ερμηνεία β στα Α, Γ, Ε, Η πρέπει να πουλήσουμε, ενώ στα Β, Δ, Ζ πρέπει να αγοράσουμε. Στα Β και Γ όχι μόνο οι πράξεις μας είναι σύμφωνες με τα κριτήρια της ερμηνείας β, αλλά και με αυτό της ερμηνείας α. Είναι προφανές ότι ο Στοχαστικός δείκτης δημιουργεί συνεχώς σημεία αγοράς ή πώλησης και δεν είναι ο ιδανικός δείκτης για επενδυτές με μακροχρόνιους στόχους.

16) Σχετική Απόδοση

Ο δείκτης αυτός μας δείχνει τη σχετική απόδοση μιας μετοχής σε σχέση με κάποια άλλη ή κάποιο δείκτη του χρηματιστηρίου. Η μονάδα μέτρησης του δείκτη Σχετικής Απόδοσης εκφράζεται ως επί τοις εκατό ποσοστό. Επειδή η απόδοση μιας μετοχής μπορεί να είναι πολύ ψηλότερη ή χαμηλότερη αυτής του μέτρου σύγκρισης, ο δείκτης Σχετικής Απόδοσης δεν έχει κάποια όρια τιμών. Αν ο δείκτης Σχετικής Απόδοσης μιας μετοχής είναι π.χ.120 αυτό σημαίνει ότι στο χρονικό διάστημα που επιλέχθηκε η μετοχή αυτή είχε απόδοση 120% σε σχέση με το μέτρο σύγκρισης. Αν ο

δείκτης Σχετικής Απόδοσης είναι αρνητικός σημαίνει ότι το μέτρο σύγκρισης στο χρονικό διάστημα θεώρησης, απέδωσε καλύτερα απ' ότι η μετοχή.

17) Μέση Τιμή (Average)

Ο δείκτης Μέση Τιμή μάς δείχνει τη μέση τιμή μιας μετοχής στη μονάδα του χρόνου. Η μέση αυτή τιμή υπολογίζεται προσθέτοντας την τιμή ανοίγματος, την τιμή κλεισίματος, την ψηλότερη, και τη χαμηλότερη τιμή της μετοχής στη διάρκεια της συνεδρίασης, και διαιρώντας το άθροισμα αυτό με το τέσσερα.

18) Απόδοση

Ο δείκτης Απόδοση μιας μετοχής μας δείχνει πόσο καλά ή κακά απέδωσε μια μετοχή στο χρονικό διάστημα θεώρησης. Μονάδα μέτρησης του δείκτη αυτού είναι το επί τοις εκατό ποσοστό. Το επίπεδο του δείκτη αυτού μας δείχνει την ποσοστιαία μεταβολή της μετοχής ή του χρηματιστηριακού δείκτη από την πρώτη μέρα η οποία φαίνεται στο γράφημα μέχρι σήμερα. Αν για παράδειγμα ο δείκτης αυτός έχει τιμή 250 για μια μετοχή, αυτό σημαίνει ότι η τιμή της μετοχής έχει αυξηθεί και ότι η ποσοστιαία μεταβολή της είναι 250% σε σχέση με την τιμή της μετοχής την πρώτη μέρα που υπάρχει στο γράφημα (η αρχή του οριζόντιου άξονα του γραφήματος). Αν ο δείκτης έχει αρνητική τιμή η μετοχή έχει πέσει σε σχέση με την πρώτη μέρα θεώρησης.

19) Δείκτης %Williams

Ο δείκτης %Williams είναι ένας δείκτης που σχετίζεται με την ορμή μιας μετοχής. Για τον υπολογισμό του χρησιμοποιούνται το κλείσιμο και το χαμηλό της μετοχής στη διάρκεια της πιο πρόσφατης συνεδρίασης και το υψηλότερο σημείο που έφτασε η μετοχή στο χρονικό διάστημα ν ημερών, όπου το ν αντιπροσωπεύει την παράμετρο του δείκτη. Ο δείκτης ταλαντεύεται ανάμεσα στις τιμές 0 και -100. Όταν ο δείκτης πλησιάζει την ανώτερη τιμή του (0) αυτό δείχνει ότι η μετοχή είναι υπερ-αγορασμένη ενώ όταν πλησιάζει την κατώτατη (-100) η μετοχή είναι υπερ-πουλημένη. Ας σημειωθεί εδώ ότι η κίνηση του δείκτη αυτού προηγείται της κίνησης της μετοχής, δηλαδή αν η μετοχή είναι υπερ-αγορασμένη ο δείκτης αρχίζει και πέφτει πριν αρχίσει η πτώση της μετοχής ενώ αν είναι υπερ-πουλημένη αρχίζει και ανεβαίνει πριν από την άνοδο της μετοχής. Γι' αυτόν ακριβώς τον λόγο είναι καλή ιδέα να χρησιμοποιεί κανείς τον δείκτη αυτό σε συνδυασμό με άλλα εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης, πριν αποφασίσει να αγοράσει ή να πουλήσει μετοχές αλλά ο δείκτης δεν ενδείκνυται για κάποια μακρά περίοδο.

20) Ταλαντωτής Chaikin

Ο Ταλαντωτής Chaikin υπολογίζεται από τη διαφορά δύο εκθετικών κινητών μέσων όρων του δείκτη Συσσώρευσης- Διανομής. Η τεχνική ανάλυση ενός δείκτη ή μιας μετοχής πρέπει να περιλαμβάνει και μελέτη του Όγκου Συναλλαγών που δίνει μια πιο καθαρή εικόνα της δυναμικής της αγοράς. Ανοδικές ή καθοδικές κινήσεις της μετοχής που δεν συνοδεύονται από αυξημένο όγκο συναλλαγών είναι λιγότερο σημαντικές από αυτές που συμβαίνουν με μεγάλο όγκο. Έτσι για αυτόν τον δείκτη πρέπει να ερευνώνται τα εξής:

α) Αποκλίσεις
Ένας από τους τρόπους που μπορεί να χρησιμοποιήσει κανείς τον Ταλαντωτή Chaikin είναι να ψάξει για αποκλίσεις ανάμεσα στην τιμή της μετοχής και την τιμή του Ταλαντωτή Chaikin. Αν η μετοχή κάνει καινούρια ρεκόρ (θετικά ή αρνητικά) που δεν ακολουθούνται από νέα ρεκόρ του Ταλαντωτή αυτό είναι ένδειξη ότι επίκειται αντιστροφή (αλλαγή κατεύθυνσης της μετοχής).

β) Αλλαγές στην κατεύθυνση του Ταλαντωτή Chaikin
Αν μια μετοχή βρίσκεται σε ανοδική (καθοδική) πορεία και ο Ταλαντωτής Chaikin περνάει από αρνητικές (θετικές) τιμές σε θετικές (αρνητικές) αυτό είναι ένα καλό σημείο για να αγοράσει (πουλήσει) κανείς μετοχές.
Συνήθως ο Ταλαντωτής Chaikin χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με έναν κινητό μέσο όρο 21 περιόδων της τιμής της μετοχής. Αν υπάρχει θετική (αρνητική) αλλαγή στην κατεύθυνση του ταλαντωτή πρέπει η μετοχή να βρίσκεται πάνω (κάτω) από τον κινητό μέσο όρο της για να επιβεβαιώνεται η απόφαση μας να αγοράσουμε ή να πουλήσουμε.

4.1.2 ΣΥΜΠΛΗΡΩΜΑΤΙΚΑ ΤΕΧΝΙΚΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ

Οι τεχνικοί αναλυτές χρησιμοποιούν τους δείκτες που αναλύθηκαν παραπάνω σε συνδυασμό με κάποια συμπληρωματικά εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης που τους βοηθούν στις αναλύσεις και αξίζει να τα αναφέρουμε:

1) **Θεωρία Αριθμών:** Αριθμοί Fibonacci και Αριθμοί Gann.

2) **Κύματα:** Η θεωρία των κυμάτων του Elliott αποτελεί μια προσέγγιση στην ανάλυση της αγοράς, η οποία βασίζεται σε επαναλαμβανόμενες κυματοειδείς πρότυπες συμπεριφορές και στην ακολουθία αριθμών του Fibonacci. Μια ιδανική κυματοειδής πρότυπη συμπεριφορά του Elliott αποτελείται από μια άνοδο πέντε κυμάτων την οποία ακολουθεί μια πτώση τριών κυμάτων.

3) **Χάσματα (Gaps):** Τα χάσματα είναι κενές περιοχές στα γραφήματα ράβδων όπου δεν έχουν πραγματοποιηθεί συναλλαγές. Ένα *ανοδικό χάσμα* (up gap) σχηματίζεται όταν η χαμηλότερη τιμή σε μια συγκεκριμένη ημέρα συναλλαγών είναι υψηλότερη από την υψηλότερη τιμή της προηγούμενης ημέρας. Ένα *καθοδικό χάσμα* (down gap) σχηματίζεται όταν η υψηλότερη τιμή της ημέρας είναι χαμηλότερη από την χαμηλότερη τιμή της προηγούμενης ημέρας. Ένα ανοδικό χάσμα συνήθως σηματοδοτεί μια ισχυρή αγορά ενώ ένα καθοδικό χάσμα αποτελεί ένδειξη μιας αδύναμης αγοράς. Ένα *χάσμα εκκίνησης* (breakaway gap) σχηματίζεται κατά την ολοκλήρωση μιας σημαντικής τυπικής συμπεριφοράς τιμών. Σηματοδοτεί συνήθως την αρχή μιας σημαντικής διακύμανσης των τιμών. Ένα *χάσμα διαφυγής* (runaway gap) παρουσιάζεται συνήθως στη μέση μιας σημαντικής υφιστάμενης τάσης στην αγορά. Για αυτόν τον λόγο ονομάζεται επίσης *χάσμα μέτρησης* (measuring gap). Ένα *χάσμα εξάντλησης* (exhaustion gap) σχηματίζεται στο τέλος μιας σημαντικής τάσης και προμηνάει το τέλος της τάσης αυτής.

4) **Τάσεις:** Η τάση αναφέρεται στην κατεύθυνση των τιμών. Ανοδικές κορυφές και ακμές αποτελούν μια ανοδική τάση ενώ πτωτικές κορυφές και ακμές αποτελούν μια καθοδική τάση και καθορίζουν την κλίση της τρέχουσας τάσης. Η διακοπή μιας γραμμής τάσης συνήθως σηματοδοτεί αναστροφή στην τάση.

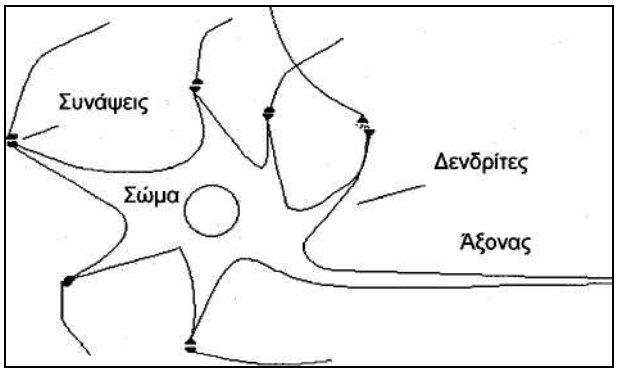
5) **Σχεδιαγράμματα:** Εξετάζονται οι διάφορες μορφές που υπάρχει πιθανότητα να εμφανιστούν σε ένα γράφημα μιας μετοχής. Τέτοιες μορφές είναι τα Τρίγωνα, Κεφάλια και Ώμοι, Κανάλια.

5. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Σήμερα τον όρο Τεχνητή Νοημοσύνη τον χρησιμοποιούμε τόσο για τη μελέτη της ανθρώπινης νοημοσύνης, όσο και για την βελτίωση των δυνατοτήτων των υπολογιστών. Μέρος της περιοχής έρευνας της τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν τα νευρωνικά δίκτυα όπου οι παράγραφοι που ακολουθούν αναλύουν τα κυριότερα χαρακτηριστικά τους.

5.1 ΜΟΝΤΕΛΟ ΒΙΟΛΟΓΙΚΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλο του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο *νευρώνας*. Ένας τυπικός *βιολογικός νευρώνας* (***Σχήμα 5.1***) αποτελείται από το *σώμα* που αποτελεί τον πυρήνα του, τους *δενδρίτες* μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον *άξονα* που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσης του με άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται *σύναψη*. Οι *συνάψεις* μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλουν την αγωγιμότητα τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες.



Σχήμα 5.1: Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα.

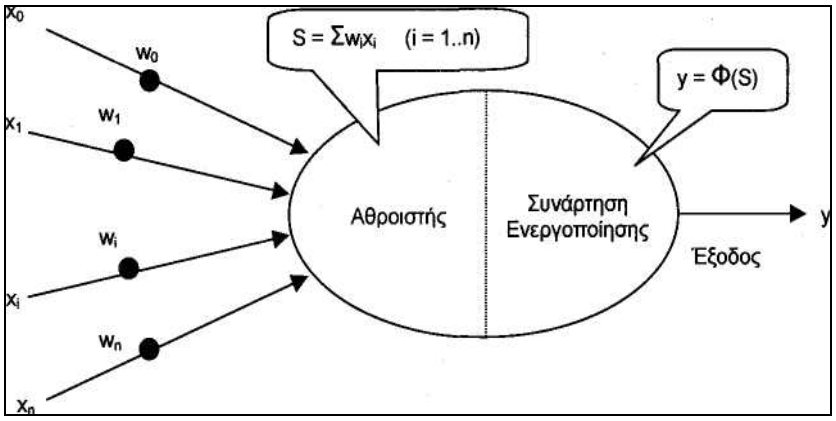
Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από 100 δισεκατομμύρια περίπου νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1000 άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο καταλήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων. Δεδομένου ότι κάθε τέτοια σύνδεση περιλαμβάνει και μία σύναψη, προκύπτει ότι υπάρχουν περίπου 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις οι οποίες και επηρεάζουν την λειτουργία του εγκεφάλου. Είναι προφανές ότι κάθε προσπάθεια να αντιγραφεί η δομή και η λειτουργία του εγκεφάλου σε τέτοια κλίμακα είναι αδύνατη. Στην πραγματικότητα, τα μοντέλα τα οποία κατασκευάζονται περιλαμβάνουν μερικές χιλιάδες τεχνητούς νευρώνες, έχουν το πολύ ένα εκατομμύριο τεχνητές συνάψεις και παρουσιάζουν πολύ περιορισμένη λειτουργικότητα.

Αν και ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου (msec), εντούτοις ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει

πολύπλοκες αποφάσεις εκπληκτικά γρήγορα. Κατά μία άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει, είναι διαμοιρασμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται δηλαδή για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα *τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.*

5.2 ΜΟΝΤΕΛΟ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

Ο *τεχνητός νευρώνας (artificial neuron)* είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Όπως απεικονίζεται στο ***Σχήμα 5.2***, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια *σήματα εισόδου* $x_0, x_1, x_{2,...,} \chi_\eta$ τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια *τιμή βάρους* w_i *(weight)* ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον



Σχήμα 5.2: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.

αθροιστή (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα S, και τη *συνάρτηση ενεργοποίησης* ή *κατωφλίου (activation* ή threshold function*),* ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου *y,* σε συνάρτηση με την ποσότητα S.
Υπάρχουν τρεις τυπικές περιπτώσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης :

1) Η ***βηματική (step) ή κατωφλίου*** **συνάρτηση** ***Σχήμα 5.3 (α)***, η οποία δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη από μία τιμή κατωφλίου Τ και εκφράζεται από τη σχέση:

$$\boxed{\phi(\upsilon) = \begin{cases} 1, \upsilon \geq 0 \\ 0, \upsilon < 0 \end{cases}} \qquad \textbf{(5.1)}$$

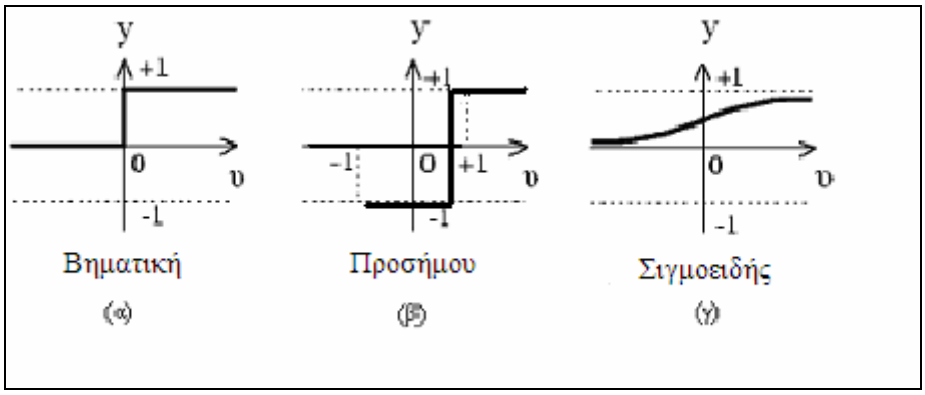
2) Η συνάρτηση ***πρόσημου (sign) Σχήμα 5.3 (β)*** η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική (ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου Τ. Εκφράζεται από τη σχέση:

$$\phi(\upsilon) = \begin{cases} 1, \upsilon \geq T \\ -1, \upsilon < T \end{cases} \qquad \textbf{(5.2)}$$

3) Η ***σιγμοειδής (sigmoid)*** συνάρτηση η οποία εκφράζεται από τη γενική σχέση:

$$\phi(\upsilon) = \frac{1}{1+\exp(-a\upsilon)} \qquad \textbf{(5.3)}$$

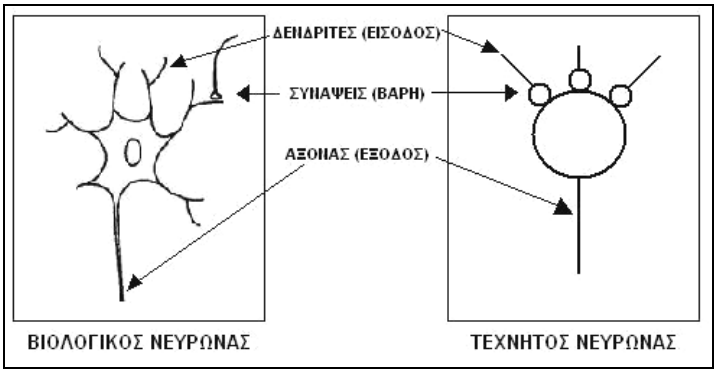
όπου *α* είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών. Η σιγμοειδής συνάρτηση ***Σχήμα 5.3 (γ)*** είναι σημαντική γιατί παρέχει μη γραμμικότητα στο νευρώνα, κάτι που είναι απαραίτητο στη μοντελοποίηση μη γραμμικών φαινομένων.



Σχήμα 5.3: Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης.

Οι τεχνητοί νευρώνες δίνουν τη δυνατότητα υλοποίησης απλών αλγεβρικών συναρτήσεων, όπως η υλοποίηση με τεχνητό νευρώνα των λογικών συναρτήσεων AND, OR. και NOT. Για παράδειγμα, στην υλοποίηση του NOT χρησιμοποιείται σαν συνάρτηση ενεργοποίησης η βηματική συνάρτηση με κατώφλι *T=-0.5*. Οι τιμές εισόδου μπορούν να κυμαίνονται από 0 (ψευδές) έως 1 (αληθές). Αν η είσοδος του νευρώνα είναι 0 τότε πολλαπλασιαζόμενη με το βάρος *w=-1* δίνει S=*0*. Η τιμή αυτή ξεπερνά το κατώφλι του -0.5 οπότε στην έξοδο παράγεται 1. Στην περίπτωση που η τιμή εισόδου είναι 1 τότε *S=-1,* τιμή που βρίσκεται κάτω του κατωφλίου -0.5, με αποτέλεσμα να παράγεται στην έξοδο 0.

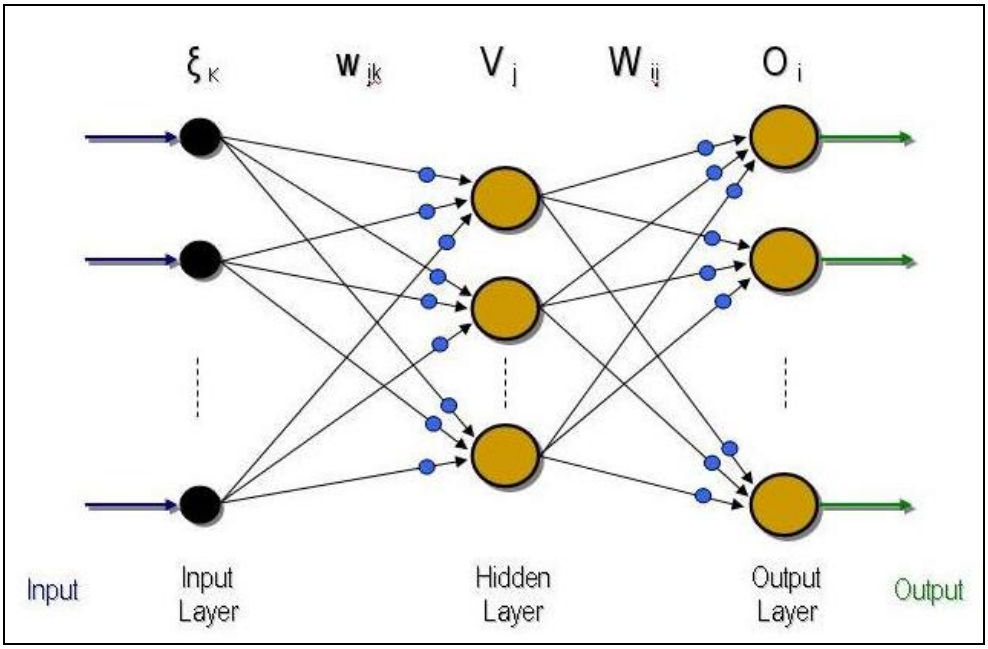
Τέλος στο ***σχήμα 5.4*** μπορούμε να παρατηρήσουμε τις αντιστοιχίες του φυσικού (βιολογικού) με τον τεχνητό νευρώνα βλέποντας την πανομοιότυπη δομή αλλά και λειτουργία τους.



Σχήμα 5.4: Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα

5.3 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα Νευρωνικά Δίκτυα – ΝΔ (Neural Networks) ή Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - ΤΝΝ (Artificial Neural Networks) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή μέσω μαθηματικών συναρτήσεων. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων που βρίσκονται στον ανθρώπινο εγκέφαλο καθώς αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Στο ***σχήμα 5.5*** παρακάτω φαίνεται η δομή ενός ΤΝΝ όπου διακρίνουμε τις εισόδους (Inputs), το επίπεδο εισόδου (Input Layer), το κρυμμένο επίπεδο (Hidden Layer), το επίπεδο εξόδου (Output Layer), τις εξόδους (Outputs) ενώ τα W_i είναι οι συντελεστές βαρών.



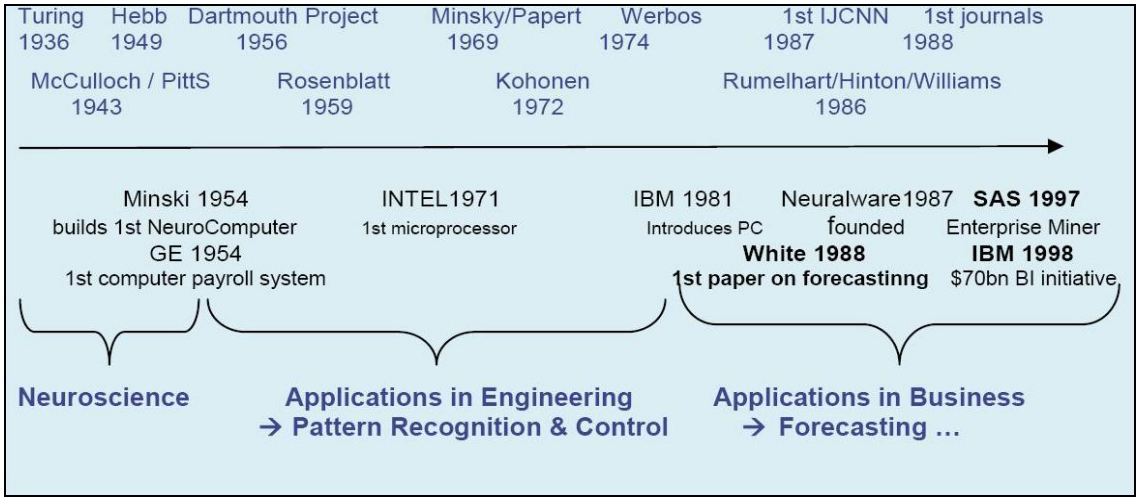
Σχήμα 5.5: Δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

Τα ΝΔ είναι μια συλλογή από νευρώνες (Processing Units - PUs) που συνδέονται μεταξύ τους. Ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας

που είναι θεμελιακή για την λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου. Κάθε νευρώνας έχει πολλές εισόδους αλλά μόνο μία έξοδο η οποία με τη σειρά της μπορεί να αποτελέσει είσοδο για άλλους νευρώνες. Η συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διαφέρουν ως προς τη σημαντικότητά τους η οποία και προσδιορίζεται από το συντελεστή βάρους ή σύναψη (Weight). Η επεξεργασία κάθε νευρώνα καθορίζεται από τη συνάρτηση μεταφοράς η οποία καθορίζει την κάθε έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους. Για να χρησιμοποιηθεί ένα ΝΔ. πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί για να μάθει. Η μάθηση συνίσταται στον προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους ώστε το ΝΔ να εκτελεί τους επιθυμητούς υπολογισμούς και πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγορίθμων που είναι γνωστοί ως κανόνες μάθησης. Ο ρόλος των συντελεστών βάρους μπορεί να ερμηνευτεί ως αποθήκευση γνώσης η οποία παρέχεται μέσω παραδειγμάτων. Με αυτόν τον τρόπο τα ΝΔ μαθαίνουν το περιβάλλον τους δηλαδή το φυσικό μοντέλο που παρέχει τα δεδομένα

5.4 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η έρευνα γύρω από τα ΝΔ. έχει περάσει περιόδους έντονης δραστηριότητας. Η αρχή έγινε την δεκαετία του 1940 με την εργασία των McCulloch και Pits (1943). Το 1960 ο Rosenblatt διατύπωσε το θεώρημα της σύγκλισης για τα Perceptron. Η πρώτη απόπειρα εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων σε πραγματικά δεδομένα έγινε το 1964. Ο Hu (1964) στην έρευνά του χρησιμοποιεί το προσαρμοζόμενο γραμμικό μοντέλο του Widrow για την πρόβλεψη των καιρικών συνθηκών. Εξαιτίας της τότε έλλειψης αλγορίθμου εκπαίδευσης για πολύστρωματικά δίκτυα, η έρευνα ήταν αρκετά περιορισμένη. Μεγάλη εξέλιξη στην χρησιμοποίηση των ΝΔ για την παραγωγή προβλέψεων πραγματοποιήθηκε με την ανάπτυξη του αλγορίθμου backpropagation (Rumelhart et al., 1986b). Ο Werbos (1974),(1988) πρώτος εφάρμοσε τον αλγόριθμο backpropagation και βρήκε ότι τα ΝΔ που χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο αυτό είχανκαλύτερα αποτελέσματα από τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους όπως η απλή γραμμική παλινδρόμηση και οι προσεγγίσεις των Box-Jenkins. Οι Lapedes και Farber (1987) διεξήγαγαν μια εμπειρική μελέτη και κατέληξαν ότι τα ΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την μοντελοποίηση και την πρόβλεψη μη γραμμικών χρονοσειρών. Οι Weigend et al.(1990), Cottrell et al.(1995) έφεραν στην επιφάνεια το θέμα της αρχιτεκτονικής του δικτύου όταν χρησιμοποιείται για πρόβλεψη πραγματικών χρονοσειρών. Οι Tang et al.(1991), Sharda, Patil (1992) και Tang, Fishwick(1993) , μεταξύ άλλων, παρουσίασαν αποτελέσματα από διάφορες συγκρίσεις προβλέψεων μεταξύ μεθόδου Box-Jenkins και μοντέλων ΝΔ. Σε ένα διαγωνισμό προβλέψεων που διοργανώθηκε το 1993 από τους Weigend και Gershenfeld σε συνεργασία με το Santa Fe Institute, οι νικητές σε κάθε σύνολο δεδομένων χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα (Gershenfeld και Weigend,1993). Αξιοσημείωτες είναι οι ερευνητικές προσπάθειες στον τομέα των προβλέψεων με χρήση Νευρωνικών Δικτύων. Οι Marquez et al.(1992) και Hill et al.(1994) επαναλαμβάνοντας την ήδη υπάρχουσα γνώση για τα ΝΔ, συγκρίνανε τα ΝΔ με στατιστικά μοντέλα των μεθόδων χρονοσειρών και των μεθόδων παλινδρόμησης. Ακολουθεί ο ***πίνακας 5.1*** με τα κυριότερα βήματα στην εξέλιξη και εφαρμογή των ΝΔ.



Πίνακας 5.1 : Τα κυριότερα στάδια εξέλιξης των νευρωνικών δικτύων

5.5 ΚΥΡΙΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΕΝΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Μέγεθος των νευρωνικών δικτύων

Το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου μερικές φορές σχετίζεται με την εμπειρία του χρήστη όσο και με τη φύση του προβλήματος. Οι αρχάριοι τείνουν να χρησιμοποιούν μικρά δίκτυα και να μειώνουν το μήκος της εφαρμογής αναλόγως. Αυτοί οι οποίοι έχουν αρκετά μεγάλη εμπειρία αφήνουν τη φύση του προβλήματος να αποφασίσει για το μέγεθος του δικτύου. Με την εξομοίωση των νευρωνικών δικτύων μέσω προγράμματος η οποία είναι διαθέσιμη στους προσωπικούς υπολογιστές σήμερα και με την μεγάλη πρόοδο των υπολογιστικών συστημάτων, ένα νευρωνικό δίκτυο με χιλιάδες νευρώνες και ίσως με εκατό χιλιάδες συνδέσεις μπορεί να μην είναι ακόμα ένα πρακτικά ανώτερο όριο για μη στατικά παραδείγματα που χρησιμοποιούν εμπρόσθια ή οπίσθια διάδοση.

Επιλογή εξόδου

Ο τύπος εξόδου είναι συνήθως προκαθορισμένος από τη φύση της εφαρμογής. Η ενεργοποίηση των νευρώνων εξόδου είναι είτε δυαδικής είτε ενδιάμεσης σκάλας (πολλές ανεξάρτητες τιμές). Οι πραγματικοί αριθμοί των εξόδων μπορεί να μεταφραστούν σε τιμές όπως δολάρια, μονάδες χρόνου, αποστάσεις και μπορεί να δίνονται σε δυαδική μορφή ή ακόμα σε κάποια ενδιάμεση μορφή. Κάθε μία από τις τέσσερις ερμηνείες των εξόδων των νευρωνικών δικτύων (ταξινομήσεις, πρότυπα, πραγματικοί αριθμοί και βέλτιστες επιλογές) έχει την δικές της ειδικές απαιτήσεις.

Συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνα

Τυπικά η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μία συνεχής συνάρτηση η οποία αυξάνει μονότονα μεταξύ ενός ελαχίστου και ενός μεγίστου (0 και 1 ή -1 και +1) καθώς το σταθμικό άθροισμα αυξάνεται σε ποσότητα. Αφού ένας από τους πρωταρχικούς στόχους της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να κρατάει τις εξόδους των νευρώνων μέσα σε εύλογα όρια μερικές φορές καλείται συνάρτηση "καταπίεσης".

Αριθμός επιπέδων

Τα δίκτυα οπίσθιας μετάδοσης συνήθως έχουν τρία επίπεδα αλλά περισσότερα μπορεί να είναι επωφελή κάτω από μερικές καταστάσεις. Είναι μερικές φορές καλύτερο να χρησιμοποιήσεις δύο μικρότερα κρυφά επίπεδα παρά ένα μεγαλύτερο επίπεδο. Μερικά παραδείγματα από νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται συχνά έχουν προκαθορισμένο αριθμό από επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα ενεργούν σαν επίπεδα σύνθεσης, αποσπώντας χαρακτηριστικά από τις εισόδους. Συνήθως ένας μεγαλύτερος αριθμός κρυμμένων επιπέδων αυξάνει τη δύναμη επεξεργασίας του νευρωνικού δικτύου αλλά απαιτεί σημαντικά μεγαλύτερο χρόνο για την εκπαίδευση και ένα μεγαλύτερο αριθμό παραδειγμάτων εκπαίδευσης για να εκπαιδευτεί το δίκτυο καταλλήλως.

Αριθμός νευρώνων σε κάθε επίπεδο

Ο αριθμός των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου είναι καθορισμένος από τη φύση του προβλήματος.

5.6 ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Υπάρχουν τρία χαρακτηριστικά άρρηκτα συνδεδεμένα με τα Νευρωνικά Δίκτυα.

1) Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example): Αν και τα ΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

2) Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory): Ο χαρακτηρισμός των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΝΔ) ως κατανεμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η πληροφορία που κωδικοποιούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογίας τους.

3) Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition): Τα ΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή/και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΝΔ εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μία συγκεκριμένη κατάσταση.

5.6.1 ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Τα παραπάνω τρία βασικά χαρακτηριστικά των ΝΔ αποτελούν και συνάμα πλεονεκτήματά τους. Όμως η χρήση των Νευρωνικών Δικτύων παρέχει επιπλέον τις ακόλουθες χρήσιμες ιδιότητες :

1. **Μη-γραμμικότητα**. Αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι είναι μη-γραμμικές συσκευές. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός

για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη-γραμμικός.
2. **Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου.** Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση. Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το πρόβλημα στο χέρι.
3. **Προσαρμοστικότητα.** Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό θα πρέπει να είναι επαρκείς δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας.
4. **Αποδεικτική Απόκριση**. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται.
5. **Συναφής Πληροφορία.** Η γνώση αναπαριστάνεται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.
6. **Αντοχή σε σφάλματα.** Τα ΝΔ έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο.
7. **Υλοποιησιμότητα σε VLSI.** Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.
8. **Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού.** Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων πράγμα που υποδηλώνεται με διάφορους τρόπους :
Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η ιδιότητα κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.
9.**Αναλογία με Νευροβιολογία.** Ο σχεδιασμός νευρωνικών δικτύων γίνεται σε αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως οι μηχανικοί βλέπουν στη νευροβιολογία για νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.
10. Τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να προβλέψουν κάθε μοντέλο χρονοσειράς (t+1).

5.6.2 ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Παρακάτω αναφέρουμε χωρίς ιδιαίτερη ανάλυση τα μειονεκτήματα που έχουν τα ΝΔ και η χρήση τους:
1. Τα ΝΔ προσφέρουν πολλούς βαθμούς ελευθερίας στην μοντελοποίηση.
2. Η εκπαίδευση είναι απαραίτητη.
3. Η εξήγηση και μετάφραση των βαρών στα ΝΔ είναι αδύνατη λόγω της μη γραμμικότητας τους.
4. Η επίδραση των γεγονότων δεν μπορεί να αφαιρεθεί απευθείας.

5.7 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ (ΜΑΘΗΣΗ) ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Ανάμεσα στις πολλές ενδιαφέρουσες ιδιότητες ενός νευρωνικού δικτύου αυτή με τη μεγαλύτερη σπουδαιότητα είναι η ικανότητα του να μαθαίνει από το περιβάλλον του και έτσι να βελτιώνει την απόδοσή του μέσω της εκπαίδευσης. Η βελτίωση αυτή γίνεται σταδιακά με το χρόνο σύμφωνα με κάποιο καθορισμένο μέτρο. Η εκπαίδευση (Training) επιτυγχάνεται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ρυθμίσεων της τιμής των βαρών και των κατωφλίων. Θεωρητικά, το δίκτυο αποκτά περισσότερη γνώση για το περιβάλλον του μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Πρόκειται για την διαδικασία διά μέσου της οποίας το ΝΔ αποκρίνεται σε μία διέγερση ώστε – αφού τροποποιήσει καταλλήλως τις μεταβλητές που το χαρακτηρίζουν – να παράξει το επιθυμητό αποτέλεσμα ή να βελτιώσει την απόδοση του. Η εκπαίδευση αποτελεί επίσης μια διαδικασία συνεχούς ταξινομήσεως των σημάτων εισόδου. Όταν ένα σήμα εμφανίζεται στην είσοδο, τότε το ΝΔ είτε το αναγνωρίζει, είτε δημιουργεί μια νέα κατηγορία στην οποία και το κατατάσσει. Κατά την ολοκλήρωση της εκπαιδεύσεως, το ΝΔ έχει ενσωματώσει «γνώση». Θεωρητικά, το δίκτυο αποκτά περισσότερη «γνώση» για το περιβάλλον του μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Συνοπτικά μπορούμε να αναφέρουμε ότι η εκπαίδευση γίνεται με τα παρακάτω βήματα:

Βήμα 1. Το νευρωνικό δίκτυο "διεγείρεται" από ένα περιβάλλον.

Βήμα 2. Το νευρωνικό δίκτυο υφίσταται αλλαγές σαν συνέπεια αυτής της διέγερσης.

Βήμα 3. Το νευρωνικό δίκτυο "απαντά" με ένα καινούργιο τρόπο στο περιβάλλον, λόγω των αλλαγών που συνέβησαν στην εσωτερική του δομή

Ένα επιτυχημένο νευρωνικό δίκτυο απαιτεί το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και τη συνάρτηση εκπαίδευσης να είναι αρκετά και κατάλληλα στο πρόβλημα. Αυτό περιλαμβάνει την κατασκευή των δεδομένων εκπαίδευσης έτσι ώστε να είναι αντιπροσωπευτικά για κάθε είδος σχεδίου-προτύπου το οποίο θα έχει να αναγνωρίζει το νευρωνικό δίκτυο. Επιπλέον το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης θα πρέπει να συνδέσει τη συνολική έκταση των προτύπων εισόδου αρκετά καλά έτσι ώστε το εκπαιδευόμενο δίκτυο *να μπορεί να γενικεύσει* καλά *σχετικά με τα δεδομένα*. Με στόχο να έχουμε ικανότητες εξαγωγής συμπεράσματος και παρεμβολής, τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να εκπαιδεύονται σε αρκετά μεγάλο σύνολο δεδομένων εισόδου έτσι ώστε να γενικεύουν από τα σύνολα εκπαίδευσης τους. Όλα τα δεδομένα τα οποία με οποιοδήποτε τρόπο σχετίζονται με την εφαρμογή θα πρέπει να ξεκαθαριστούν και να αφαιρεθούν από αυτά όλα όσα θεωρούνται αναξιόπιστα ή μη πρακτικά για τεχνικούς ή οικονομικούς λόγους. Ο συνδυασμός και/ή προ-επεξεργασία των δεδομένων είναι πολύ ευεργετική σε σχέση με το πόσο σημαντικά μπορούν αυτά να γίνουν.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία στα περισσότερα άρθρα της βιβλιογραφίας χρησιμοποιούνταν για την εκπαίδευση του μοντέλου ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης του λάθους (Error Backpropagation Algorithm ή Backpropagation Algorithm). Αυτός ο αλγόριθμος βασίζεται στον κανόνα μάθησης διόρθωσης του λάθους (error correction learning rule). Βασικά η διαδικασία της πίσω διάδοσης του λάθους αποτελείται από δυο περάσματα διαμέσου των διαφορετικών επιπέδων του δικτύου ένα προς τα εμπρός πέρασμα και ένα προς τα πίσω πέρασμα.

• Στο εμπρός πέρασμα ένα διάνυσμα εισόδου (input vector) εφαρμόζεται στους νευρώνες εισόδου του δικτύου και η επίδραση του διαδίδεται μέσα στο δίκτυο από επίπεδο σε επίπεδο. Τελικά ένα σύνολο από εξόδους παράγεται ως η πραγματική απόκριση του δικτύου. Κατά τη διάρκεια του εμπρός περάσματος τα βάρη του δικτύου είναι σταθερά.

• Από την άλλη μεριά κατά τη διάρκεια της πίσω διάδοσης τα βάρη προσαρμόζονται σε συμφωνία με τον κανόνα διόρθωσης λάθους.
Η όλη διαδικασία μπορεί να θεωρηθεί σαν μια αναζήτηση του ολικού ελάχιστου της συνάρτησης του σφάλματος, η οποία έχει σαν παραμέτρους τις τιμές των βαρών. Η διόρθωση που γίνεται κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα διαλέγοντας να κάνει εκείνες τις αλλαγές που φαίνεται να το μειώνουν τοπικά

Πιο συγκεκριμένα, η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από την επιθυμητή απόκριση για την παραγωγή ενός σήματος λάθους που διαδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο αντίθετα από την κατεύθυνση των συνδέσεων από το οποίο προκύπτει και το όνομα πίσω διάδοσης του λάθους. Τα βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση. Γενικά αν και η παραγωγή του αλγορίθμου είναι αρκετά πολύπλοκη ο ίδιος ο αλγόριθμος είναι εύκολο να υλοποιηθεί και έχει τύχει ευρείας εφαρμογής σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Η εκπαίδευση του δικτύου επικαλείται και μάθηση (Learning).

5.7.1 ΕΙΔΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

Οι τρόποι με τους οποίους μπορεί να εκπαιδευτεί ένα νευρωνικό δίκτυο είναι οι εξής: α) **μάθηση υπό επίβλεψη** (supervised learning), β) **βαθμολογημένη μάθηση** (graded learning), γ) **μάθηση χωρίς επίβλεψη** (unsupervised learning), δ) **ανταγωνιστική μάθηση** (competitive learning), ε) **τυχαία μάθηση** (random learning και στ) **ενισχυτική μάθηση** (reinforced learning).

Στη ***μάθηση υπό επίβλεψη*** στο δίκτυο δίνονται ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου. Το ΝΔ με την τρέχουσα κατάσταση βαρών παράγει μία έξοδο η οποία αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή. Αυτή η διαφορά ονομάζεται σφάλμα (error) και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών

Στη ***βαθμολογημένη μάθηση*** η έξοδος χαρακτηρίζεται ως "καλή" ή "κακή" με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηρισμό.

Στη ***μάθηση χωρίς επίβλεψη*** η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αυτό-οργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου. Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΝΔ καλείται να μάθει. Αφού το δίκτυο δεν γνωρίζει τις πραγματικές τιμές εξόδου εξετάζει τα πρότυπα εισόδου με βάση μετρούμενες ποσότητες ή βαθμούς ποιότητας των δεδομένων εισόδου.

Στην ***ανταγωνιστική μάθηση*** οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται, κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του. Έτσι έχουμε ένα ανταγωνισμό στους νευρώνες εξόδου του δικτύου με αποτέλεσμα σε κάθε χρονική στιγμή να είναι ενεργός ένας μόνο νευρώνας.

Στην ***τυχαία μάθηση*** οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.

Τέλος στην ***ενισχυτική μάθηση*** που σαν κύριο χαρακτηριστικό έχει την ύπαρξη ενός ενισχυτικού σήματος με βάση το οποίο αποτιμάται η αποτελεσματικότητα του συστήματος. Το σήμα μπορεί να είναι συνεχές, διακριτό στο [0,1] και απεικονίζει την απόκριση του περιβάλλοντος στην εκτέλεση μιας ενέργειας με την μορφή ενός βαθμού επιτυχίας ή αποτυχίας. Ένα σήμα επιτυχίας έχει ως αποτέλεσμα την ακόμη μεγαλύτερη ενίσχυση της ενέργειας που επιλέχτηκε ενώ ένα σήμα αποτυχίας αποτρέπει την επανάληψη της επιλογής ενέργειας όταν ξαναεμφανιστεί το ίδιο σήμα εισόδου.

5.8 ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ

Τα δεδομένα θα πρέπει να μπορούν να αντιστραφούν σε μία άλλη φόρμα για να είναι σημαντικά στο νευρωνικό δίκτυο. Ο τρόπος με τον οποίο τα δεδομένα παρουσιάζονται και/ή μεταφράζονται παίζει σημαντικό ρόλο στην ικανότητα του δικτύου να καταλάβει το πρόβλημα και αυτό γιατί το δίκτυο μπορεί να μαθαίνει καλύτερα από μερικές παρουσιάσεις παρά από άλλες.

Στην παρούσα εργασία οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα/δίκτυα πρόβλεψης προέρχονται από ανάλυση και επεξεργασία χρηματιστηριακών αλλά και γενικότερα οικονομικών δεδομένων. Συγκεκριμένα στα 41 άρθρα που μελετήθηκαν οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στα διάφορα δίκτυα είναι τα χρηματιστηριακά **δεδομένα από προηγούμενες αποδόσεις** των διαφόρων αγορών ή μετοχών, **παράμετροι της θεμελιώδους ανάλυσης** π.χ. απόδοση P/E, **τεχνικοί δείκτες** π.χ. MA, RSI καθώς και κάποια **στοιχεία από την μακροοικονομία** π.χ. πληθωρισμός.

Η επιλογή των μεταβλητών στην βιβλιογραφία που ερευνήθηκε είναι αρκετές φορές δύσκολο πράγμα γιατί υπάρχουν διαφορετικές απόψεις για το ποιες είναι οι καταλληλότερες να χρησιμοποιηθούν για το μοντέλο που αναπτύσσεται κάθε φορά. Έτσι τις περισσότερες φορές δεν υπάρχει μια σαφής επεξήγηση για τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο μοντέλο πρόβλεψης πρέπει να επιλέγονται προσεκτικά γιατί πολλές φορές έχουν επίδραση στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου άλλοτε θετικά και άλλοτε αρνητικά. Για τον λόγο αυτόν πολλές φορές τα αρχικά δεδομένα υφίστανται μια προ-επεξεργασία (preprocessing). Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφέρουμε ότι πολλοί ερευνητές αντλούν τα δεδομένα τους μόνο από μια χρηματιστηριακή αγορά ενώ άλλοι επιλέγουν δεδομένα από δυο ή περισσότερες αγορές.

5.9 ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΓΙΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗ

Τα νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των αγορών στα άρθρα της βιβλιογραφίας συγκρίνονται με άλλα μοντέλα έτσι ώστε να υπάρχει και ένα μέτρο απόδοσης. Ο λόγος που γίνεται αυτή η σύγκριση είναι ότι διερευνάται η αξιοπιστία και η ισχύς των προβλέψεων που δίνουν τα δίκτυα.

Αξίζει να αναφέρουμε ότι η σύγκριση που έχουν τα μοντέλα που εξετάζονται στην βιβλιογραφία μπορεί να είναι δυο κατηγοριών. Στην πρώτη κατηγορία αναπτύσσεται ένα δίκτυο και τα αποτελέσματα που παράγει συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που παράγει μια γραμμική συνήθως μέθοδος ενώ στην δεύτερη κατηγορία αναπτύσσεται ένα δίκτυο και τα αποτελέσματα που παράγει συγκρίνονται με τα αποτελέσματα που προκύπτουν από το ίδιο δίκτυο με κάποιες αλλαγές στην δομή του ή με μια διαφορετική τεχνική του. Στην πρώτη κατηγορία το κυρίως ζητούμενο είναι η παρουσίαση ενός μοντέλου δικτύου που να μπορεί να προβλέψει με επιτυχία τις τιμές μιας χρηματιστηριακής αγοράς έναντι μιας άλλης μεθόδου. Τέτοια μοντέλα που χρησιμοποιούνται για σύγκριση είναι το ARIMA, GARCH, EGARCH, GMM-Kalman, AR, Markov Switching Model, Random Walk. Στην δεύτερη κατηγορία στόχος είναι να προβλεφθούν οι τιμές μιας χρηματιστηριακής αγοράς με την μέγιστη δυνατή επιτυχία βρίσκοντας κάθε φορά το δίκτυο που προσαρμόζεται κατάλληλα στα δεδομένα που έχουμε. Για να υπάρξει σωστή προσαρμογή οι αλλαγές γίνονται είτε στην δομή του εκάστοτε δικτύου είτε στον τρόπο και τον αλγόριθμο εκπαίδευσής του.

5.10 ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Σύμφωνα με την βιβλιογραφία η απόδοση των μοντέλων που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη αξιολογείται από κάποια μέτρα απόδοσης που υπολογίζονται κάθε φορά. Τα πιο δημοφιλή μέτρα απόδοσης είναι τα σφάλματα όπου τα πιο συνήθη που χρησιμοποιούνται είναι: ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE), μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE), μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) καθώς και η μέση απόλυτη απόκλιση (MAD).Επίσης υπάρχουν και κάποιες εναλλακτικές τεχνικές μέτρησης απόδοσης όπου από αυτή την κατηγορία χρησιμοποιείται στην εξεταζόμενη βιβλιογραφία η μέτρηση της απόδοσης του χρησιμοποιούμενου μοντέλου μέσω συναλλαγών (RETURNS) και η στρατηγική Buy & Hold. Τέλος σε ορισμένα άρθρα χρησιμοποιήθηκαν οι μέθοδοι των Q-statistics, T-statistics και F-tests.

5.11 ΣΤΑΔΙΑ ΚΑΤΑΣΚΕΥΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Για την κατασκευή ενός νευρωνικού δικτύου ακολουθείται συνήθως μια μεθοδολογία 8 βασικών βημάτων. Στον ***πίνακα 5.2*** αναφέρονται συνοπτικά τα βήματα κατασκευής ενός ΝΔ:

ΑΡΙΘΜΟΣ ΒΗΜΑΤΟΣ	ΕΚΤΕΛΟΥΜΕΝΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ
1	Επιλογή μεταβλητών
2	Συλλογή δεδομένων
3	Προεπεξεργασία δεδομένων
4	Σύνολα εκπαίδευσης (Training set), δοκιμής (Test set) και αξιολόγησης (Validation set)
5	Παραδείγματα ΝΔ ανάλογα με: • τον αριθμό των κρυμμένων επιπέδων • τον αριθμό των κρυμμένων νευρώνων • τον αριθμό των νευρώνων εξόδου • τις συναρτήσεις μεταφοράς
6	Κριτήρια αξιολόγησης
7	Τελική προσομοίωση νευρωνικών δικτύων
8	Υλοποίηση

Πίνακας 5.2: Βήματα κατασκευής νευρωνικών δικτύων

5.12 ΧΡΗΣΗ ΚΑΘΗΜΕΡΙΝΟΤΗΤΑΣ

Τα νευρωνικά δίκτυα και τα νεύρο-ασαφή συστήματα χρησιμοποιούνται σε μεγάλο αριθμό εφαρμογών στην ταχύτατα εξελισσόμενη τεχνολογική εποχή που ζούμε. Οι κυριότεροι τομείς χρήσεις τους είναι:

Αεροπορία: Υψηλής απόδοσης αυτόματοι πιλότοι αεροπλάνων, προσομοιωτές πτήσης, συστήματα αυτομάτου ελέγχου αεροπλάνων, συστήματα ανίχνευσης βλαβών.
Αυτοκίνηση: Αυτοκινούμενα συστήματα αυτόματης πλοήγησης
Τραπεζικές εφαρμογές: Αναγνώστες επιταγών και άλλων παραστατικών, συστήματα αξιολόγησης αιτήσεων δανειοδότησης .
Άμυνα: Πλοήγηση όπλων, ανίχνευση στόχων, νέα είδη αισθητήρων, sonar, radar, ψηφιακή επεξεργασία σημάτων, συμπίεση δεδομένων, εξαγωγή χαρακτηριστικών, αναγνώριση σήματος / εικόνας.
Ηλεκτρονική: Πρόβλεψη ακολουθίας κωδίκων, μορφοποίηση ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, έλεγχος διεργασιών, διάγνωση βλαβών ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, μηχανική όραση, σύνθεση φωνής.
Οικονομία: Οικονομική ανάλυση, πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος.
Κοινωνική ασφάλιση: Αξιολόγηση εφαρμοζόμενης πολιτικής, βελτιστοποίηση παραγωγής.
Βιομηχανία: Βιομηχανικός έλεγχος διεργασιών, ανάλυση και σχεδίαση προϊόντων, συστήματα ποιοτικού ελέγχου, διάγνωση βλαβών διεργασιών και μηχανών, ανάλυση σχεδιασμού χημικών προϊόντων, δυναμικό μοντελάρισμα συστημάτων χημικών διεργασιών, σχεδιασμός και διοίκηση.

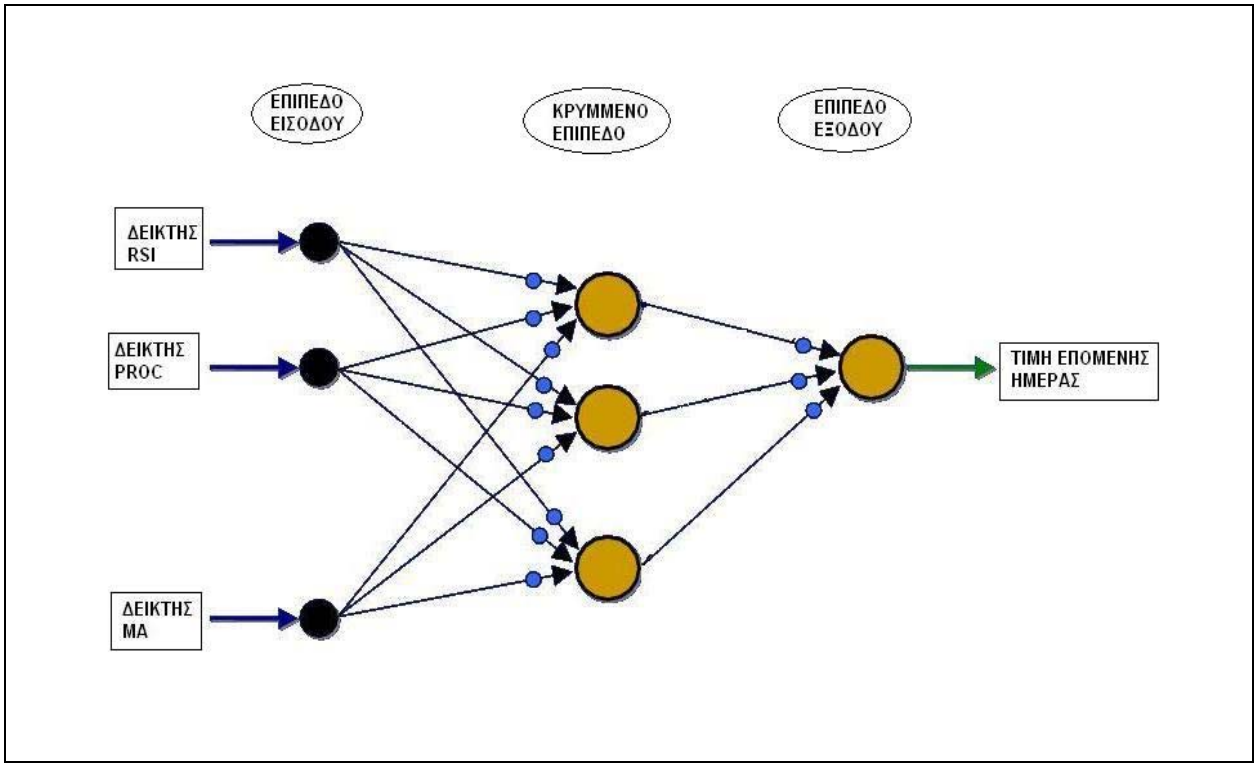
Ιατρική: Ανάλυση καρκινικών κυττάρων, ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και Ηλεκτροκαρδιογραφήματος, βελτιστοποίηση χρόνου νοσηλείας, μείωση νοσοκομειακού κόστους, βελτίωση ποιότητας νοσοκομείων.
Γεωλογικές έρευνες: Εντοπισμός πετρελαίου και φυσικού αερίου
Ρομποτική: Έλεγχος τροχιάς και σύστημα όρασης ρομπότ
Επεξεργασία φωνής: Αναγνώριση φωνής, συμπίεση φωνής, σύνθεση φωνής από κείμενο.
Χρηματιστηριακές εφαρμογές: Ανάλυση και πρόβλεψη της αγοράς, πρόβλεψη τιμών μετοχών
Τηλεπικοινωνίες: Συμπίεση εικόνας και δεδομένων, αυτοματοποιημένες υπηρεσίες πληροφοριών, μετάφραση πραγματικού χρόνου, συστήματα επεξεργασίας πληρωμών.
Μεταφορές: Συστήματα διάγνωσης βλαβών φρένων, χρονοπρογραμματισμός οχημάτων, συστήματα δρομολόγησης

6. ΜΕΛΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗΣ

Σε αυτό το κεφάλαιο θα μελετηθεί μια εφαρμογή ενός νευρωνικού δικτύου πάνω σε χρηματιστηριακά δεδομένα του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών (Athens Stock Exchange). Με την βοήθεια του λογισμικού πακέτου MATLAB (R2008a) έγινε η ανάπτυξη του νευρωνικού δικτύου, η ανάλυση των αποτελεσμάτων του καθώς και η σύγκρισή τους με τα αποτελέσματα της στρατηγικής Buy & Hold.

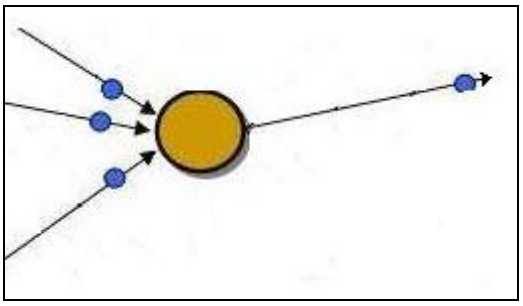
6.1 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Στην παρούσα μελέτη αναπτύσσουμε ένα *Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης* (Feed-Forward Neural Network) του οποίου η δομή είναι 3-3-1. Δηλαδή αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer) με τρεις νευρώνες, ένα κρυμμένο επίπεδο (hidden layer) με τρεις νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου (output layer) με μια και μοναδική έξοδο που είναι η πρόβλεψη για την επόμενη ημέρα. Η κάθε είσοδος του δικτύου αντιστοιχίζεται με όλους τους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου όπου κάθε νευρώνας του στην συνέχεια καταλήγει σε αυτόν της εξόδου. Άρα το νευρωνικό δίκτυο έχει σχηματικά την ακόλουθη δομή:



Σχήμα 6.1: Δομή νευρωνικού δικτύου

Οι νευρώνες του δικτύου έχουν την δομή του ***σχήματος 6.2:***



Σχήμα 6.2: Δομή νευρώνων δικτύου

6.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι από διαφορετικές μετοχές που διαπραγματεύονται στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ASE). Αυτά αποτελούνται από την καθημερινή τιμή ανοίγματος και κλεισίματος της μετοχής, την υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή κάθε μέρας καθώς και τον όγκο συναλλαγών. Εμείς λαμβάνουμε υπόψη μόνο τις τιμές κλεισίματος για κάθε μετοχή. Συγκεκριμένα οι μετοχές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν αυτή της Εθνικής Τράπεζας (4850 παρατηρήσεις), της Εμπορικής Τράπεζας (4850 παρατηρήσεις), της Αλουμίνιον Ελλάδος (4848 παρατηρήσεις), της TITAN (4850 παρατηρήσεις) και της Alpha Bank (4850 τιμές). Οι τιμές των μετοχών πάρθηκαν για ένα διάστημα 19 ετών και συγκεκριμένα από $1^{η}$ Ιανουαρίου 1986 μέχρι και την $30^{η}$ Ιουνίου 2005.
Το ενδιαφέρον μας εστιάζεται σε βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη γι' αυτό τα δεδομένα λαμβάνονται σε καθημερινή βάση. Επίσης υπήρξε και μια προ-επεξεργασία των δεδομένων με σκοπό να κλιμακωθούν μεταξύ των ορίων [0 1] μιας συνάρτησης μεταφοράς.

6.2.1 ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΕΙΣΟΔΟΥ

Για να γίνει η πρόβλεψη το δίκτυο χρησιμοποιεί ως *εισόδους* από την τεχνική ανάλυση τρεις δείκτες που παρουσιάστηκαν αναλυτικά στο *κεφάλαιο 4*:

1) **Ο Δείκτης Σχετικής Δύναμης (RSI)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση με U τον μέσο όρο των ανόδων και D τον μέσο όρο των καθόδων της αγοράς.

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1 + \left(\frac{U}{D} \right)} \right]$$

2) **Ο Ρυθμός Μεταβολής της Τιμής (PROC)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση με C την τιμή κλεισίματος της ημέρας και C_x την τιμή κλεισίματος των προηγούμενων x ημερών.

$$PROC = \left[\frac{C - C_x}{C_x} \right] 100$$

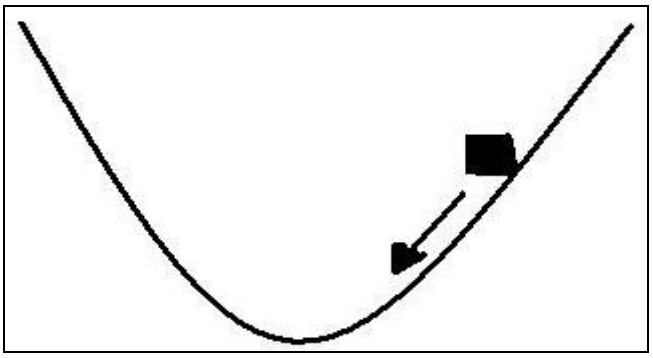
3) **Ο Κινητός Μέσος Όρος (MA)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση

$$MA = \frac{Sum\ of\ x\ day's\ clo\sin g\ \ price}{Number\ of\ x\ days}$$

Η *έξοδος* του δικτύου είναι η τιμή της επόμενης ημέρας.

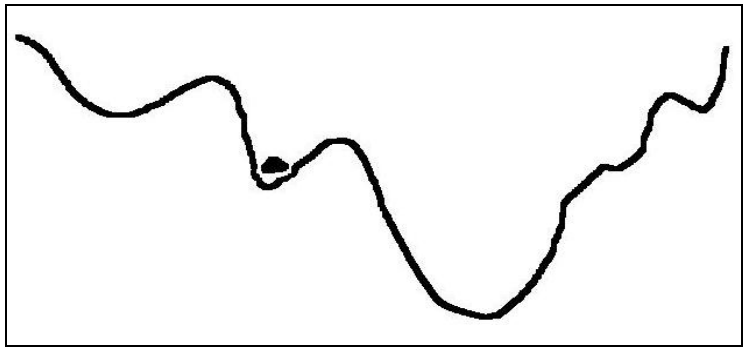
6.2.2 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται το 80% των δεδομένων ενώ το υπόλοιπο 20% χρησιμοποιείται για την δοκιμή του. Η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται με την πιο συνηθισμένη μέθοδο εκπαίδευσης που είναι ο αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης του λάθους (Error Back Propagation) η οποία χρησιμοποιεί την γνωστή μέθοδο του Gradient Descent. Αυτή η μέθοδος ξεκινάει από ένα σημείο της συνάρτησης σφάλματος για τα βάρη και προσπαθεί να εντοπίσει το ολικό ελάχιστο της συνάρτησης. Η μεταβολή των βαρών του δικτύου γίνεται σύμφωνα με την σχέση dw = μ* dE, με μ: τον ρυθμό εκμάθησης και dE την μεταβολή της συνάρτησης σφάλματος. Ο αλγόριθμος τερματίζει την λειτουργία του όταν πεπεραστεί ο αριθμός των επαναλήψεων ή όταν το σφάλμα μειωθεί στην επιθυμητή τιμή. Όταν η συνάρτηση σφάλματος είναι απλή δηλαδή χωρίς τοπικά ελάχιστα τότε ο αλγόριθμος δεν έχει κάποιο πρόβλημα (***σχήμα 6.3***).



Σχήμα 6.3: Απλή συνάρτηση σφάλματος

Όταν όμως η συνάρτηση σφάλματος είναι σύνθετη δηλαδή περιέχει και κάποια τοπικά ελάχιστα (***σχήμα 6.4***) όπως συμβαίνει στα περισσότερα προβλήματα πρέπει να υπάρξει άνοδος σε ένα υψηλό σημείο και έπειτα να κατεβούμε στο ολικό ελάχιστο.



Σχήμα 6.4: Σύνθετη συνάρτηση σφάλματος

6.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΜΟΝΤΕΛΟΥ

Η απόδοση του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε στην πρόβλεψη αξιολογείται από δυο ειδών μέτρα. Πρώτα απ' όλα υπολογίζονται τα εξής τέσσερα διαφορετικά σφάλματα:

1) **Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση και x_t είναι η πραγματική τιμή ενώ y_t είναι η τιμή της πρόβλεψης. Το N είναι το σύνολο των δεδομένων τιμών.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(x_t - y_t)^2}$$

2) **Το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση και x_t είναι η πραγματική τιμή ενώ y_t είναι η τιμή της πρόβλεψης. Το N είναι το σύνολο των δεδομένων τιμών.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}|x_t - y_t|$$

3) **Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση και x_t είναι η πραγματική τιμή ενώ y_t είναι η τιμή της πρόβλεψης. Το N είναι το σύνολο των δεδομένων τιμών.

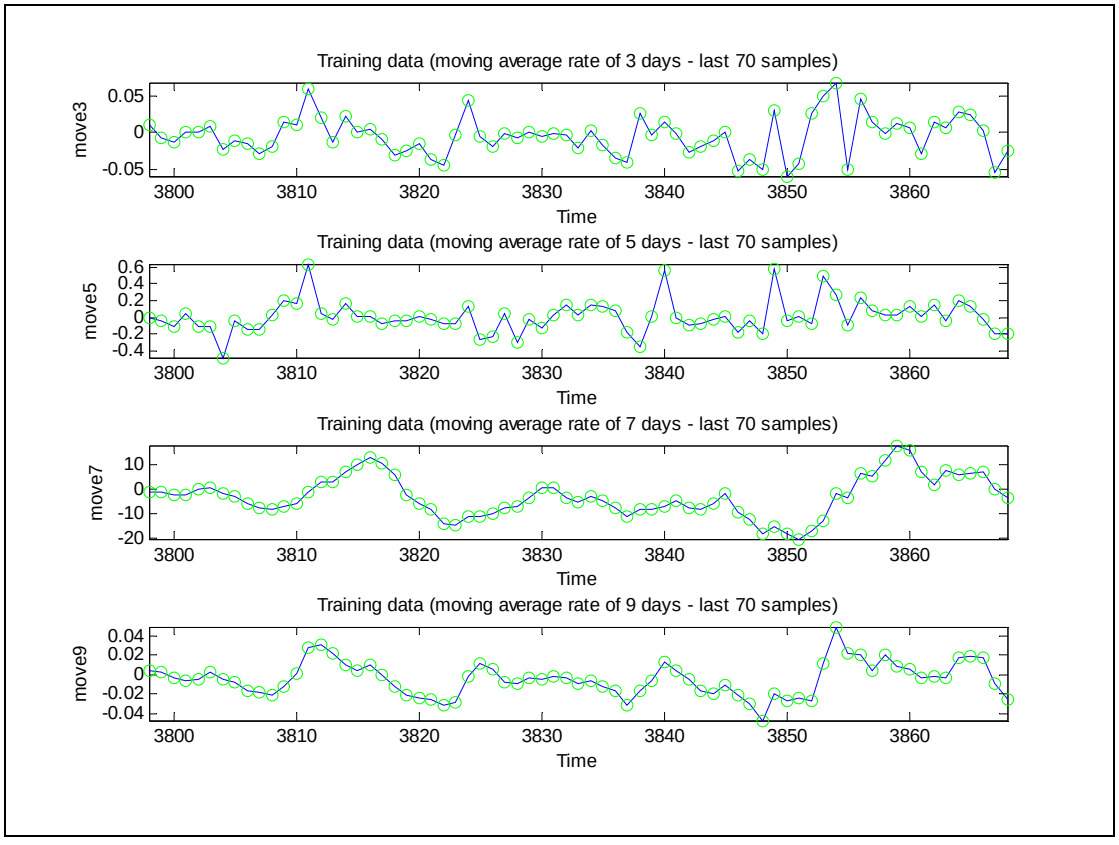
$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(x_t - y_t)^2$$

Το δεύτερο μέτρο απόδοσης του δικτύου που εξετάζεται είναι η τιμή που υπολογίζεται και λαμβάνεται υπόψη μέσω της **στρατηγικής Buy & Hold**. Η στρατηγική αυτή είναι ένας μακροχρόνιος τρόπος επένδυσης που βασίζεται στην προοπτική ότι μακροπρόθεσμα μια μετοχή ή χρηματιστηριακή αγορά μπορεί να δώσει κέρδος στον επενδυτή παρόλο που μπορεί να υπάρχουν περίοδοι αστάθειας και καθόδου.

6.4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

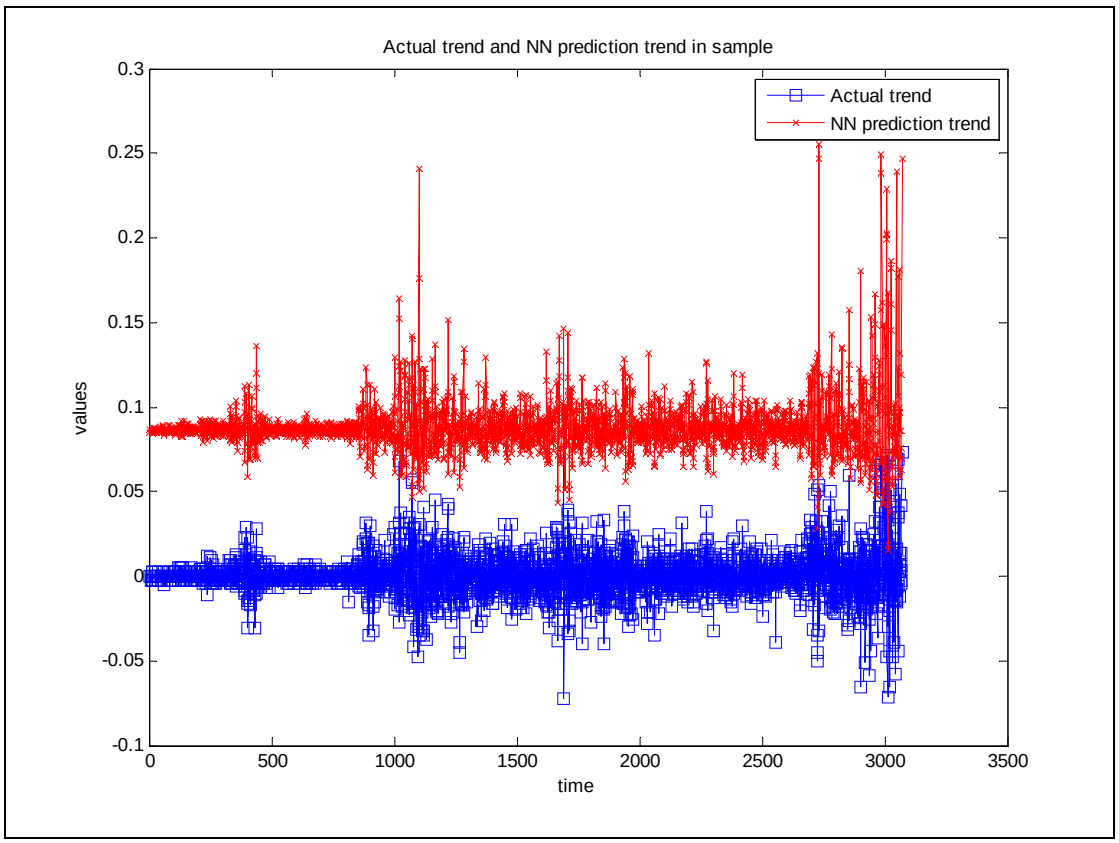
Όπως προείπαμε με το λογισμικό MATLAB (R2008a) και με χρήση των ενσωματωμένων συναρτήσεων νευρωνικών δικτύων έγινε η ανάπτυξη του αλγορίθμου και η ανάλυση των αποτελεσμάτων.

Στο ***σχήμα 6.5*** απεικονίζεται ένα μέρος των δεδομένων εκπαίδευσης (αποτελούμενο από 70 παρατηρήσεις) του νευρωνικού δικτύου. Τα δεδομένα έχουν κατανεμηθεί με βάση τον ρυθμό μεταβολής του κινητού μέσου όρου με βήμα 3, 5, 7 και 9 ημέρες. Ο λόγος που έγινε αυτό ήταν για να υπάρχει όσο πιο αντιπροσωπευτικό δείγμα γίνεται από όλο το διάστημα τιμών.



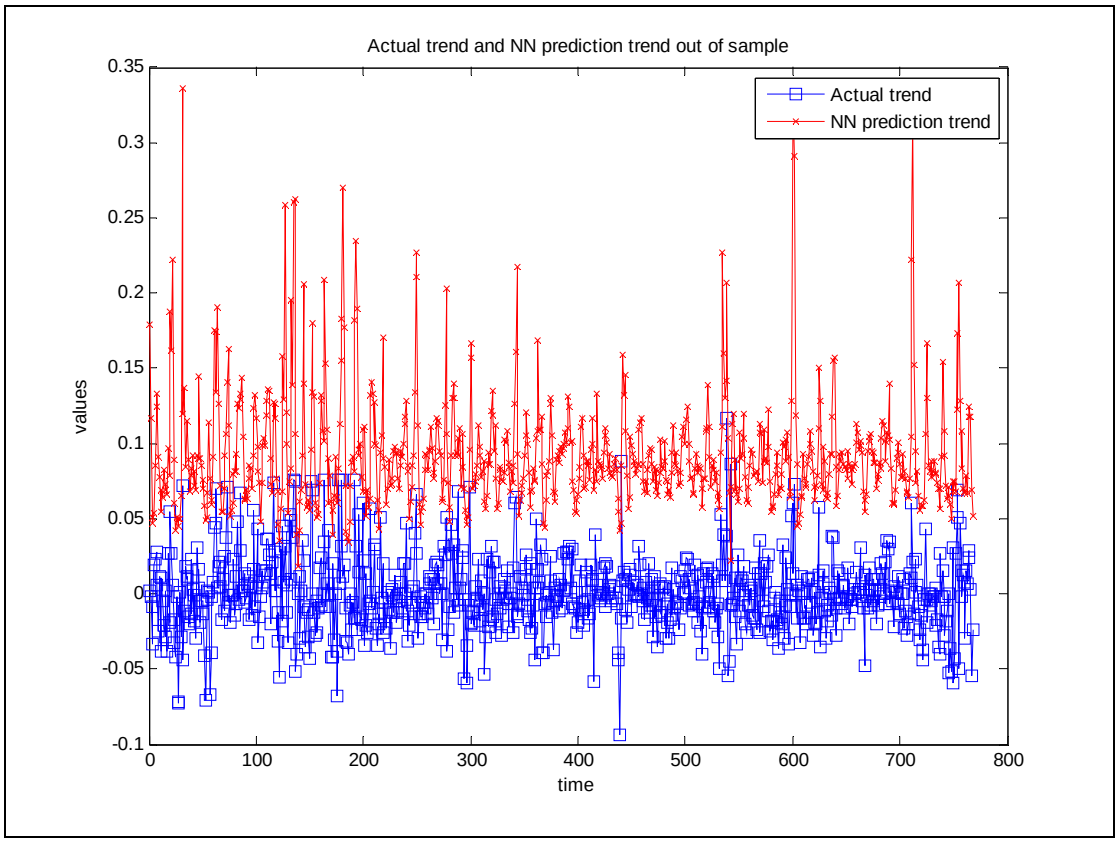
Σχήμα 6.5: Δεδομένα εκπαίδευσης νευρωνικού δικτύου

Στο ***σχήμα 6.6*** απεικονίζεται η τάση των πραγματικών τιμών σε σχέση με αυτές του δικτύου κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Από το σχήμα αυτό παρατηρούμε ότι υπάρχει μια πολύ καλή προσαρμογή των δεδομένων κατά την εκπαίδευση του δικτύου με κάποιες μικρές αποκλίσεις.



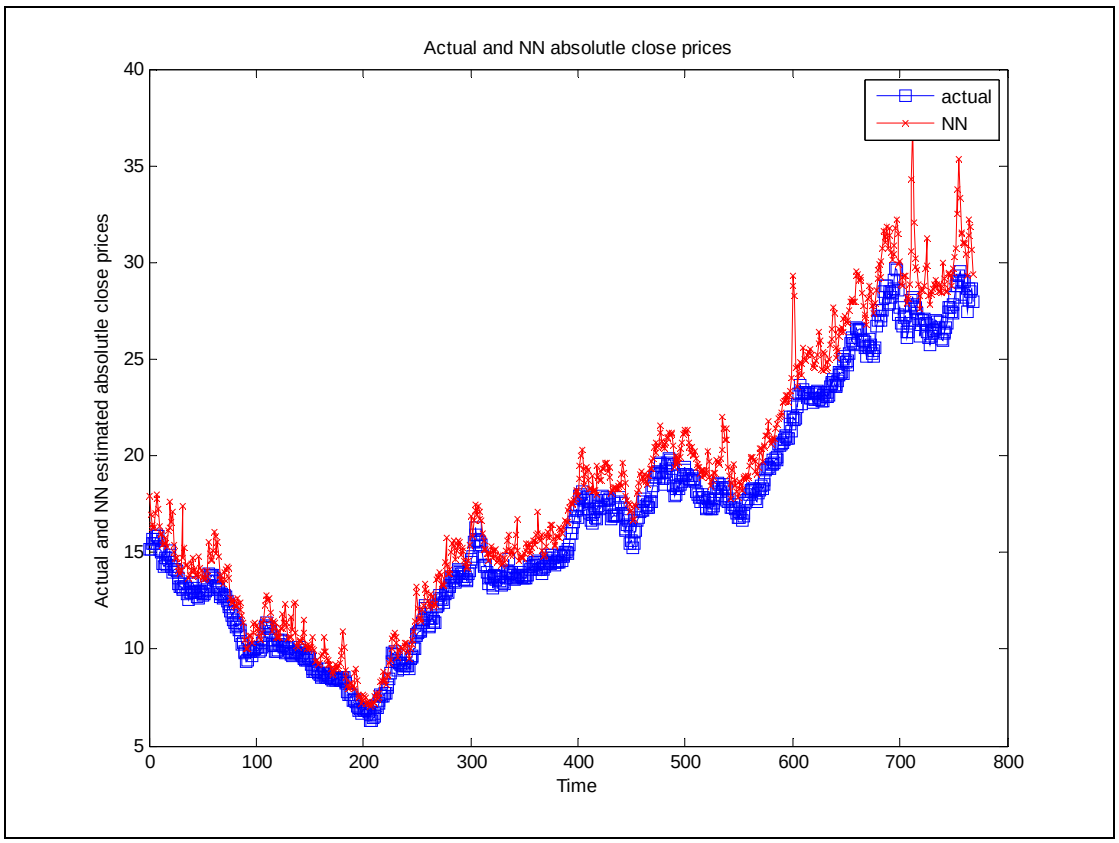
Σχήμα 6.6: Πραγματικές και προβλεπόμενες τάσεις τιμών κατά την εκπαίδευση

Στο ***σχήμα 6.7*** απεικονίζονται οι πραγματικές τιμές σε σχέση με τις τιμές του δικτύου κατά την διαδικασία της δοκιμής. Αυτό που παρατηρείται είναι ότι και κατά την δοκιμή του μοντέλου υπάρχει μια καλή προσαρμογή και ακολουθία των δεδομένων με κάποιες αποκλίσεις όμως. Έτσι οι τάσεις που δίνει το νευρωνικό δίκτυο ακολουθούν τις πραγματικές τάσεις της αγοράς.



Σχήμα 6.7: Πραγματικές και προβλεπόμενες τάσεις τιμών κατά την δοκιμή

Στο ***σχήμα 6.8*** απεικονίζονται συνολικά οι πραγματικές τιμές της αγοράς σε σχέση με τις τιμές κλεισίματος της επόμενης ημέρας που εκτιμήθηκαν από το νευρωνικό δίκτυο. Αυτό που παρατηρούμε είναι ότι οι πραγματικές τιμές συμβαδίζουν κατά πολύ με αυτές της πρόβλεψης παρόλο που δεν υπάρχει μια ιδανική αλληλουχία και υπάρχουν κάποιες αποκλίσεις μεταξύ τους. Αυτό το αποτέλεσμα έχει να κάνει και με την καλή προσαρμογή των δεδομένων κατά τις διαδικασίες εκπαίδευσης και δοκιμής αν και όπως είπαμε υπάρχει απόκλιση.



Σχήμα 6.8: Πραγματικές και εκτιμώμενες τιμές κλεισίματος

Στον ***πίνακα 6.1*** απεικονίζεται η ακρίβεια της πρόβλεψης για την επόμενη ημέρα από τις πέντε μετοχές του χρηματιστηρίου Αθηνών.
Το Hit Rate = [Σωστές προβλέψεις / 70]. Έτσι εξετάζουμε την ακρίβεια των μετοχών σε τρεις διαφορετικές περιόδους. Αυτό που παρατηρούμε είναι ότι κατά το διάστημα 5/4/2005 ως 30/6/2005 οι μετοχές έχουν υψηλή ακρίβεια και όλες κυμαίνονται πάνω από το 55 %. Το ίδιο συμβαίνει και κατά την περίοδο 4/11/2005 ως 31/1/2006 όπου οι μετοχές έχουν ακρίβεια πάνω από 53%. Τέλος για την περίοδο 28/2/2006 ως 31/5/2006 παρατηρούμε ότι η ακρίβεια των μετοχών κυμαίνεται σε ποσοστό πάνω από 55%. Αν δούμε τον ***πίνακα 6.1*** συνολικά υπάρχει μια μέση τιμή του γύρω στο 57.5%

	ΕΤΕ	**ALPHA**	**ΕΜΠ**	**TITAN**	**ALEK**
Time period	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05	05/4/05-30/6/05
Hit rate %	55.60	58.40	54.51	62.70	58.40

	ΕΤΕ	ALPHA	ΕΜΠ	TITAN	ALEK
Time period	4/11/05-31/1/06	4/11/05-31/1/06	4/11/05-31/1/06	4/11/05-31/1/06	4/11/05-31/1/06
Hit rate %	53.80	57.90	55.00	61.30	59.43

	ΕΤΕ	ALPHA	ΕΜΠ	TITAN	ALEK
Time period	28/2/06-31/5/06	28/2/06-31/5/06	28/2/06-31/5/06	28/2/06-31/5/06	28/2/06-31/5/06
Hit rate %	62.45	66.34	55.67	58.63	59.40

Πίνακας 6.1: Ακρίβεια πρόβλεψης επόμενης ημέρας μετοχών

Στον ***πίνακα 6.2*** έχουμε μια περαιτέρω σύγκριση των αποτελεσμάτων του νευρωνικού δικτύου με αυτά που δίνει η στρατηγική Buy & Hold. Αυτό που παρατηρείται είναι ότι το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύξαμε δίνει πολύ καλύτερα και πιο ακριβή αποτελέσματα πρόβλεψης από την στρατηγική Buy & Hold. Επίσης με το νευρωνικό δίκτυο υπάρχει μια βελτίωση στους τρεις μήνες των προβλέψεων που κυμαίνεται περίπου από 10.49% ως 15.82%. Συγκεκριμένα την μικρότερη βελτίωση έχει η μετοχή της ΕΤΕ ενώ την μεγαλύτερη η μετοχή της TITAN.

	ΕΤΕ	ALPHA	ΕΜΠ	TITAN	ALEK
Time period	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05
Performance of the system %	**11.78**	**12.09**	**33.45**	**11.98**	**24.56**
Performance of buy and hold strategy %	1.29	-3.03	22.43	-3.84	13.72
Improvement of the performance by the system %	10.49	15.12	11.02	15.82	10.84

Πίνακας 6.2: Σύγκριση νευρωνικού δικτύου με την στρατηγική Buy & Hold

Τέλος στον ***πίνακα 6.3*** παραθέτουμε τα στατιστικά σφάλματα πρόβλεψης για τις πέντε μετοχές για το χρονικό διάστημα της περιόδου δοκιμής 5/4/2005-30/6/2005. Υπολογίστηκαν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), η ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Αυτό που παρατηρείται είναι ότι οι τιμές των σφαλμάτων κυμαίνονται γενικά σε πολύ χαμηλά επίπεδα με την μετοχή του TITAN να δίνει τις μικρότερες τιμές σφάλματος για όλες τις κατηγορίες.

	ΕΤΕ	ALPHA	ΕΜΠ	TITAN	ALEK
Time period	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05	5/4/05-30/6/05
MSE	0.00040	0.000302	0.000612	**0.000123**	0.000415
RMSE	0.01650	0.019800	0.027500	**0.013400**	0.018600
MAE	0.01040	0.014300	0.01980	**0.010100**	0.015700

Πίνακας 6.3: Στατιστική μέτρηση σφαλμάτων μετοχών

7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Στο σημερινό αβέβαιο οικονομικό περιβάλλον υπάρχει επιτακτική ανάγκη εξεύρεσης μεθοδολογιών πρόβλεψης των διαφόρων οικονομικών μεγεθών που καθορίζουν την οικονομική ανάπτυξη. Ανάμεσα στα μεγέθη αυτά είναι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες και οι μετοχές όπου η παρούσα διπλωματική αναλύει.

Σαν ένα πρώτο συμπέρασμα που προκύπτει από την επεξεργασία των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν είναι ότι οι προβλέψεις που έγιναν ήταν βραχυπρόθεσμες γι' αυτό και τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε είχαν ληφθεί σε καθημερινή βάση.

Δεύτερο μπορούμε να πούμε ότι από την στιγμή που υπάρχουν κάποιες αποκλίσεις στις προβλέψεις και κάποια μικρά σφάλματα υπάρχει και δυνατότητα περαιτέρω ανάπτυξης του θέματος.

Τρίτο οι αποδόσεις των μετοχών έχουν περίπλοκη και ανεξήγητη συμπεριφορά η οποία εξαρτάται από διαφορετικές συνθήκες. Γι' αυτόν το λόγο δεν θα πρέπει να υπάρχει απόλυτη εμπιστοσύνη στις προβλέψεις από τους επενδυτές αλλά αυτές θα πρέπει να λειτουργούν συμβουλευτικά στην όποια απόφασή τους.

Τέταρτο οι προβλέψεις που πραγματοποιούνται με νευρωνικά δίκτυα είναι πιο αξιόπιστες από αυτές των υπολοίπων κλασικών μεθόδων.

Τέλος το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε με αυτή την δομή είδαμε ότι είναι κατάλληλο για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των μετοχών.

Όσον αφορά τώρα τις μελλοντικές επεκτάσεις που μπορούν να υπάρξουν πάνω στο πρόβλημα της πρόβλεψης τιμών για μετοχές προτείνονται τα εξής:

Πρώτο είναι η αλλαγή της δομής του δικτύου. Αν κάποιος πειραματιστεί με μια άλλη δομή του νευρωνικού δικτύου είτε βάζοντας περισσότερές ή λιγότερες εισόδους είτε χρησιμοποιήσει περισσότερα κρυμμένα επίπεδα πιθανόν να πάρει μια πρόβλεψη (έξοδος δικτύου) καλύτερη.

Δεύτερο βελτίωση μπορεί να υπάρξει ορίζοντας πρόβλεψης για πιο πολλές τιμές δεδομένων για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα και χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι στο νευρωνικό δίκτυο και κάποιοι επιπλέον τεχνικοί δείκτες.

Τρίτο μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι και επιπλέον πληροφορίες για τις μετοχές όπως η τιμή ανοίγματος, η υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή της ημέρας και ο όγκος συναλλαγών

Τέταρτο να υπάρξει μια βελτίωση ή αλλαγή στις παραμέτρους του δικτύου π.χ. αλλαγή βαρών.

Τέλος θα μπορούσε να υπάρξει και η σύγκριση αποτελεσμάτων από άλλες μετοχές οι οποίες ανήκουν σε πιο ανεπτυγμένες αγορές για να υπάρχει και περισσότερο ενδιαφέρον.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Α/Α	ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ	ΠΛΗΡΗΣ ΟΝΟΜΑΣΙΑ	ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΑΠΟΔΟΣΗ
1	NYSE	New York Stock Exchange	-
2	LSE	London Stock Exchange	-
3	TSEC	Toronto Stock Exchange Composite Index	-
4	S&P 500	Standard and Poor's 500 Stock Index	-
5	KLSE	Kuala Lumpur Stock Exchange	-
6	TAIEX	Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Stock Index	-
7	FTSE	Financial Times Stock Exchange Index	-
8	ATX	Austrian Traded Index	-
9	CSE	Cyprus Stock Exchange	-
10	ASE	Athens Stock Exchange	-
11	AORD	Australian All Ordinaries Index	-
12	BPNN	Back- Propagation Neural Network	Νευρωνικό Δίκτυο Οπίσθιας Διάδοσης
13	ANN	Artificial Neural Network	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο
14	FNN	Feed Forward Network	Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης
15	RNN	Recurrent Neural Network	Επαναληπτικό Νευρωνικό Δίκτυο
16	WNN	Weightless Neural Network	Αβαρές Νευρωνικό Δίκτυο
17	PNN	Probabilistic Neural Network	Πιθανοτικό Νευρωνικό Δίκτυο
18	DAN	Dynamic Artificial Neural Network	Δυναμικό Νευρωνικό Δίκτυο
19	FLANN	Functional Link Artificial Neural Network	-
20	FFNF	Feed Forward Neuro Fuzzy	Νεύρο-ασαφές μοντέλο εμπρόσθιας τροφοδότησης
21	HTLN	Hybrid Time Lagged Network	Υβριδικό Δίκτυο με Χρονική Καθυστέρηση
22	TLFN	Time Lagged Feedforward Network	Δίκτυο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης με Χρονική Καθυστέρηση

23	ANFIS	Adaptive Network-based Fuzzy Inference System	Προσαρμοστικός Νεύρο-ασαφές Μηχανισμός Ασαφούς Συμπερασμού
24	MLP	Multi Layer Perceptron	Πολυεπίπεδος Perceptron
25	LTS	Lagged Time Series	-
26	OLS	Ordinary Least Square	Μέθοδος Ελαχίστων Τετραγώνων
27	AES	Adaptive Exponential Smoothing	Προσαρμοστική Εκθετική Εξομάλυνση
28	GMM - Kalman	Generalized Method of Moments - Kalman	-
29	GFF	Generalized Feed Forward	Γενικευμένη Εμπρόσθια Τροφοδότηση
30	MS	Markov Switching Model	Μοντέλο Markov
31	EWMA	Exponentially Weighted Moving Average	Εκθετικός Σταθμισμένος Κινούμενος Μέσος Όρος
32	RW	Random Walk	Τυχαίος Περίπατος
33	AR	AutoRegression Model	Αυτοπαλίνδρομο Μοντέλο
34	GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity	Γενικευμένο Αυτοπαλίνδρομο με Δεσμευμένη Ετεροσκεδαστικότητα
35	ARCH	Autoregressive Conditional Heteroscedasticity	Αυτοπαλίνδρομο με Δεσμευμένη Ετεροσκεδαστικότητα
36	ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average	Αυτοπαλίνδρομο Ολοκληρωμένο Υπόδειγμα Κινητών Μέσων Όρων
37	EGARCH	Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity	Εκθετικά Γενικευμένο Αυτοπαλίνδρομο με Δεσμευμένη Ετεροσκεδαστικότητα
38	MAPE	Mean Absolute Percentage Error	Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα
39	NMSE	Normalized Mean Square Error	Ομαλοποιημένο Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
40	MSE	Mean Square Error	Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα
41	MRPE	Mean Relative Percentage Error	Μέσο Σχετικό Ποσοστιαίο Σφάλμα
42	RMSE	Root Mean Square Error	Τετραγωνική Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος
43	RMAE	Root Mean Absolute Error	Τετραγωνική Ρίζα Μέσου Απολύτου Σφάλματος
44	MAE	Mean Absolute Error	Μέσο Απόλυτο Σφάλμα
45	MAD	Mean AbsoluteDeviation	Μέση Απόλυτη Απόκλιση
46	SD	Standard Deviation	Τυπική Απόκλιση

8. ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

[1] Rong-Jun Li and Zhi-Bin Xiong , "Forecasting stock market with fuzzy neural networks" , Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 2005.

[2] Jingtao YAO and Hean-Lee POH, "Forecasting the KLSE index using neural networks" , International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol. 2, No.2, 221-241, 1999.

[3] Shaun-Inn Wu and Ruey-Pyng Lu, "Combining artificial neural networks and statistics for stock -market forecasting" , College of Arts & Sciences California State University San Marcos and Department of Statistics North Dakota State University Fargo, 1993.

[4] Nguyen Lu Dang Khoa, Kazutoshi Sakakibara and Ikuko Nishikawa, "Stock price forecasting using back propagation neural networks with time and profit based adjusted weight factors" , International Joint Conference 2006, Korea.

[5] Ritanjali Majhi, G. Panda , G. Sahoo, "Development and performance evaluation of FLANN based model for forecasting of stock markets" , Expert Systems with Applications 36, 2009.

[6] Birol Yildiz, Abdullah Yalama, and Metin Coskun, "Forecasting the Istanbul stock exchange national 100 index using an artificial neural network" , Proceedings of world academy of science, engineering and technology, Volume 36, December 2008.

[7] Nontokozo Mpofu, "Forecasting stock prices using a weightless neural network".

[8] Kunhuang Huarng, Tiffany Hui-Kuang Yu, "The application of neural networks to forecast fuzzy time series" , Physica A 363, 481–491, 2006.

[9] Stelios D. Bekiros, "A neurofuzzy model for stock market trading" , Applied Economics Letters, 14:1, 53 – 57, 2007.

[10] Paul D. McNelis, "A neural network analysis of Brazilian stock prices" , Journal of Emerging Markets, Vol.1, No.2, 1996.

[11] Goutam Dutta, Pankaj Jha, Arnab Kumar Laha and Neeraj Mohan, "Artificial neural network models for forecasting stock price index in the Bombay stock exchange" , Journal of Emerging Market Finance, 5; 283; 2006.

[12] Qing Cao, Karyl B. Leggio and Marc J. Schniederjans, " A comparison between Fama and French's model and artificial neural networks in predicting the Chinese stock market" , Computers & Operations Research 32, 2499–2512, 2005.

[13] An-Sing Chen, Mark T. Leung, Hazem Daouk, "Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan stock index" , Computers & Operations Research 30, 901–923, 2003.

[14] P. B. Patel and T. Marwala, "Forecasting closing price indices using neural networks" , IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Taipei, Taiwan, October 8-11, 2006.

[15] Jennifar Alam and Jun Nagayasu, "Prediction of stock returns using the artificial neural network: evidence from developed and developing countries" , Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba, September 2005.

[16] Glen Donaldson and Mark Kamstra, "Forecast combining with neural networks" , Journal of Forecasting, Vol. 15,49-61, 1996.

[17] Teo Jasic and Douglas Wood, "The profitability of daily stock market indices trades based on neural network predictions: Case study for the S&P 500, the DAX, the TOPIX and the FTSE in the period 1965–1999" , Applied Financial Economics, 14, 285–297, 2004.

[18] Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini, "Design a neural network for time series financial forecasting: accuracy and robustness analysis" , Instituto de Economia (IE), Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) São Paulo – Brasil.

[19] Eleni Constantinou, Robert Georgiades, Avo Kazandjian and Georgios P. Kouretas, "Regime switching and artificial neural network forecasting of the Cyprus stock exchange daily returns" , Cyprus Stock Exchange: Evaluation, performance and prospects of an emerging capital market, June 2005.

[20] Mariano Matilla-Garcia andCarlos Arguello, "A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms to the study of profitability in the Spanish stock market" , Applied Economics Letters, 12, 303–308, 2005.

[21] Chandima Dilrukshi Tilakaratne, "A neural network approach for predicting the direction of the Australian stock market index" , University of Ballarat, 2004.

[22] S.C. Hui, M.T. Yap και P. Prakash, "A hybrid time lagged network for predicting stock prices" , International Journal of the Computer, the Internet and Management, 8(3), 2000.

[23] Pei-Chann Chang, Chen-Hao Liu, "A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction" , Expert Systems with Applications 34, 135–144, 2008.

[24] Tae Hyup Roh, "Forecasting the volatility of stock price index" , Expert Systems with Applications 33, 916–922, 2007.

[25] Angelos Kanas, "Neural network linear forecasts for stock returns" , International journal of finance and economics 6: 245–254, 2001.

[26] M. Setnes and O.J.H. van Drempt, "Fuzzy modelling in stock-market analysis" , Proceedings of the 1999 IEEE/IAE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering, 250–258.

[27] Dorota Witkowska, "Neural networks as a forecasting instrument for the Polish stock exchange" , International advances in economic research, vol. 1, No. 3, August 1995.

[28] Birgul Egeli, Meltem Ozturan and Bertan Badur, "Stock market prediction using artificial neural networks" , Proceedings of 3rd Hawaii International Conference on Business, 2003.

[29] Xiaodan Wu, Ming Fung and Andrew Flitman, "Forecasting stock market performance using hybrid intelligent system" , Proceedings of the International Conference on Computational Science, 447–458, 2001.

[30] Christian Haefke and Christian Helmenstein, "Index forecasting and model selection" , International Journal. Intelligence Systems Accounting Financial Management. 11, 119–135, 2002.

[31] Wilton.W.T. Fok, Vincent.W.L. Tam and Hon Ng, "Computational neural network for global stock indexes prediction" , Proceedings of the World Congress on Engineering 2008 Vol II , July 2 - 4, 2008, London, U.K.

[32] Cesar Duarte Souto-Maior, Fernando Dal-Ri Murcia, José Alonso Borba and Newton Da Costa Jr., "Forecasting IBOVESPA index with fuzzy logic".

[33] E.L. de Faria, Marcelo P. Albuquerque, J.L. Gonzalez, J.T.P. Cavalcante, Marcio P. Albuquerque, "Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods" , Expert Systems with Applications, Article in press, 2009.

[34] Angelos Kanas and Andreas Yannopoulos, "Comparing linear and nonlinear forecasts for stock returns" , International Review of Economics and Finance 10: 383–398, 2001.

[35] Darius Plikynas, Leonas Simanauskas and Sigitas Būda, "Research of neural network methods for compound stock exchange indices analysis" , Informatica, Vol. 13, No. 4, 465–484, 2002.

[36] C. D. Tilakaratne, S. A. Morris, M. A. Mammadov, C. P. Hurst, "Predicting stock market index trading signals using neural networks" , Centre for Informatics and Applied Optimization, School of Information Technology and Mathematical Sciences, University of Ballarat, Victoria, Australia.

[37] Zuohong Pan, Xiaodi Liu and Olugbenga Mejabi, "A neural-fuzzy system for forecasting" , Proceedings of The Thirtieth Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 1997

[38] Fernando Fernandez-Rodrıguez, Christian Gonzalez-Martel και Simon Sosvilla-Rivero, "On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: evidence from the Madrid stock market" , Economics Letters 69, 89–94, 2000.

[39] Erkam Güresen and Gülgün Kayakutlu, "Forecasting stock exchange movements using artificial neural network models and hybrid models" , International Federation for Information Processing, Volume 288, 2008.

[40] Dimitrios Angelidis, Katerina Lyroudi and Athanasios Koulakiotis, "Forecasting daily returns: A comparison of neural networks with parametric regression analysis" , International Business & Economic Research Journal, Volume 5, Number 1, January 2006.

[41] George S. Atsalakis, Kimon P. Valavanis, "Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology" , Expert Systems with Applications 36, 10696–10707, 2009.

[42] Zhang, G.,B.E. Patuwo & M. Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art" , *International Journal of Forecasting* 14, 35-62, 1998.

[43] Jing Tao Yao, Chew Lim Tan, "Guidelines for financial forecasting with neural networks" , Proceedings of International Conference on Neural Information Processing., Shanghai, China, pp. 757-761, 2001.

[44] John J. Murphy, "Technical Analysis of the Financial Market: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications" , New York Institute of Science, 1999.

[45] P.D. McNelis, "Neural Networks in Finance: Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market" , Elsevier Academic Press, 2005.

[46] J. Scott Armstrong, "Combining Forecasts. Principles of forecasting: A handbook for researchers and practitioners" , Kluwer Academic Publishers, 2001.

[47] Atsalakis George, Valavanis Kimon, "Technical Analysis and Neuro-fuzzy based stock forecasting system" , December 2006.

[48] www.yesfx.com.cy

[49] www.in.gr/stocks