



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΕΨΗ
ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΕ
ΧΡΗΣΗ ΕΥΚΑΜΠΤΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ
(ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ)

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΥΠΟ
ΛΟΥΚΑ Ν. ΜΠΕΛΛΩΝΙΑ

ΧΑΝΙΑ 2006

*Η παρούσα έρευνα αφιερώνεται στους γονείς μου,
Νίκο και Ρούλα, και στον παππού μου Ευάγγελο.*

Οκτώβρης 2006

Χανιά

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Δρ. Ατσαλάκη Γιώργο, για την καθοδήγηση και την βοήθεια που μου προσέφερε στον 1,5 χρόνο που διήρκησε η έρευνα και η συγγραφή της παρούσας διπλωματικής εργασίας, όποια στιγμή και αν του τη ζήτησα. Δίχως την συμβολή του δεν θα είχα γνωρίσει τον πολύ ενδιαφέροντα τομέα των Νευρωνικών Δικτύων και της Ασαφούς Λογικής.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τα «φιλαράκια» μου στα Χανιά για τα όμορφα χρόνια που περάσαμε κατά την διάρκεια των «σπουδών» μας.

Λουκάς

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	6
1.2 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ.....	7
1.3. ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΡΕΥΝΑΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ.....	9
1.4 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	10
1.5 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	16
1.6 ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....	17
1.7 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΕΥΚΑΜΠΤΗΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ.....	18

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ.....	20
-------------------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ.....	26
-----------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ.....	42
----------------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ.....	66
--------------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΜΕΤΡΑ ΑΠΟΔΟΣΗΣ.....	73
---------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	81
-------------------	----

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	83
-------------------	----

1^ο ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΕΥΚΑΜΠΤΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ
ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ

1.1 Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει πάρα πολλές προσπάθειες για την επιτυχή πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεικτών και τιμών μετοχών.

Ως **εύκαμπτη υπολογιστική** εννοούνται όλες οι μεθοδολογίες οι οποίες ανήκουν στο χώρο της Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως οι τεχνικές των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks), της Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic), των Γενετικών Αλγορίθμων (Genetic Algorithms) και γενικώς τεχνικές εύρεσης και βελτιστοποίησης.

Το χαοτικό περιβάλλον του χρηματιστηρίου – ένα σύστημα το οποίο θεωρείται ως το πιο πολύπλοκο σύστημα μετά από τον ανθρώπινο οργανισμό – είναι πολύ δύσκολο να μοντελοποιηθεί από τεχνικές κλασικής στατιστικής. Σαφέστατα, κανένα σύστημα δεν είναι – και ούτε πρόκειται ποτέ να είναι – ικανό να μοντελοποιήσει όλα εκείνα τα χαρακτηριστικά από τα οποία διαμορφώνονται τα δεδομένα στις χρηματιστηριακές αγορές. Οι τεχνικές εύκαμπτης υπολογιστικής όμως μας επιτρέπουν να προσεγγίσουμε πολύ καλά την λειτουργία τους, χωρίς συχνά να έχουμε κατανοήσει απόλυτα τα ερεθίσματα, τον τρόπο λειτουργίας και τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των διαφόρων χρηματιστηριακών – αλλά και εξω-χρηματιστηριακών – στοιχείων της αγοράς, πετυχαίνοντας παράλληλα πολύ καλά αποτελέσματα. Αυτό είναι εξ'αλλου το κύριο χαρακτηριστικό ενός χρηματοοικονομικού συστήματος πρόβλεψης για τον χρήστη, δηλαδή τον επενδυτή: Η απόδοση που επιτυγχάνει το σύστημα.

Το κλειδί για την επιτυχή πρόβλεψη της αγοράς των μετοχών είναι να επιτύχουμε τα καλύτερα αποτελέσματα με όσον το δυνατόν λιγότερα δεδομένα εισόδου. Η συνεχής ανάπτυξη ευφύων υπολογιστικών τεχνικών όπως νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, γενετικοί αλγόριθμοι, κ.α. είναι καθοριστική γι' αυτόν τον σκοπό. Μελέτες έχουν δείξει ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν εύκολα να μοντελοποιήσουν μη γραμμικές σχέσεις και να επιτύχουν πολύ καλά αποτελέσματα με λίγη ή καθόλου προηγούμενη γνώση για την στατιστική κατανομή των δεδομένων εισόδου. Επίσης είναι γνωστό ότι στον χρηματοοικονομικό τομέα υπάρχει μια μεγάλη ποσότητα θορύβου. Με την χρήση ασαφών τεχνικών τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ελαχιστοποιήσουν

αυτόν τον θόρυβο και να επιτύχουν πολλά υποσχόμενα αποτελέσματα. Η παρούσα μελέτη αναλύει πάνω από 100 επιστημονικά άρθρα. Συγκρίνουμε τα δεδομένα εισόδου, την μεθοδολογία και τα αποτελέσματα που επέτυχε το κάθε μοντέλο. Τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά και μας δείχνουν ότι τέτοιου είδους τεχνικές είναι ο καλύτερος τρόπος για την μοντελοποίηση μη γραμμικών δεδομένων και ειδικότερα χρηματιστηριακών δεικτών και μετοχών.

1.2 Τεχνητή Νοημοσύνη

Η γεφύρωση του χάσματος ανάμεσα στον άνθρωπο και στις μηχανές αποτελεί το μεγαλύτερο στόχο της Επιστήμης των Υπολογιστών. Όμως, ακόμη και σήμερα, αν και η επιστήμη αυτή έχει εμφανίσει αλματώδη ανάπτυξη, δεν έχει καταφέρει να παρουσιάσει ηλεκτρονικούς υπολογιστές απαλλαγμένους από τα κλασσικά μειονεκτήματα μιας μηχανής. Έτσι, εκτός από ελάχιστες εξαιρέσεις, δεν υπάρχουν σήμερα μηχανές που να είναι σε θέση να επικοινωνήσουν με τον άνθρωπο σε φυσική γλώσσα, να απαντούν σε ερωτήσεις για διάφορα συγκεκριμένα προβλήματα (εκτός εάν είναι εφοδιασμένοι με μια κατάλληλη μέθοδο επίλυσης) ή να αποκτούν εμπειρίες και να μαθαίνουν από τις αποτυχίες και τα λάθη τους. Η περιοχή έρευνας που ασχολείται με αυτού του είδους τα προβλήματα καλείται **Τεχνητή Νοημοσύνη**.

Τεχνητή Νοημοσύνη ονομάζεται η μελέτη των τεχνικών και των διεργασιών που δίνουν σε έναν υπολογιστή τη δυνατότητα να αποκτά διανοητικές ικανότητες, ανάλογες με αυτές που διαθέτει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει ως κύριο στόχο της να γίνει ο υπολογιστής πιο έξυπνος και κατ' επέκταση πιο χρήσιμος, αφού θα είναι σε θέση να ανταποκρίνεται πολύ καλύτερα στις ανάγκες και τις επιθυμίες του ανθρώπου.

Σήμερα ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη χρησιμοποιείται τόσο για τη μελέτη της ανθρώπινης νοημοσύνης, όσο και για την βελτίωση των δυνατοτήτων των υπολογιστών. Οι κυριότερες εφαρμογές της είναι οι εξής:

1)Ο προγραμματισμός μιας ακολουθίας ενεργειών για την επίτευξη ενός στόχου (planning).

2)Η εξαγωγή συμπερασμάτων (inference) μέσα από αλληλοσυσχετιζόμενα γεγονότα και η λήψη αποφάσεων (decision making) ή και πρόβλεψη (forecasting).

3)Η παροχή συμβουλών και συμπερασμάτων μέσα από σύνθετες δομές κανόνων και γεγονότων (expert systems).

4)Η εκπαίδευση των υπολογιστών για επικοινωνία με τους ανθρώπους μέσω φυσικών γλωσσών. Αυτό περιλαμβάνει μια ποικιλία εφαρμογών όπως αναγνώριση φωνής, παραγωγή φωνής, κατανόηση κειμένου, κ.τ.λ.

5)Η αυτόνομη κίνηση των υπολογιστών και η μετακίνηση από αυτούς αντικειμένων μέσα στο χώρο (robotics).

6) Η αναγνώριση αντικειμένων μέσω κάμερας (vision).

Όπως είναι φυσικό, η πρόοδος στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης σημειώνεται με αργούς ρυθμούς, διότι απαιτεί πολυετή και επίπονη έρευνα. Είναι επίσης φανερό ότι η κατασκευή μιας μηχανής με ανθρώπινες ικανότητες και ιδιότητες είναι μια ιδιαίτερα δύσκολη εργασία. Τα μέχρι τώρα επιτεύγματα, όμως, αν και είναι μακριά από την τελειοποίησή τους, μπορούν να χαρακτηριστούν αρκετά ικανοποιητικά.

1.3 Περιοχές Έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης

Οι περιοχές έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης που συγκεντρώνουν το μεγαλύτερο ενδιαφέρον σήμερα είναι οι εξής:

- Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems)
- Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)
- Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems)
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

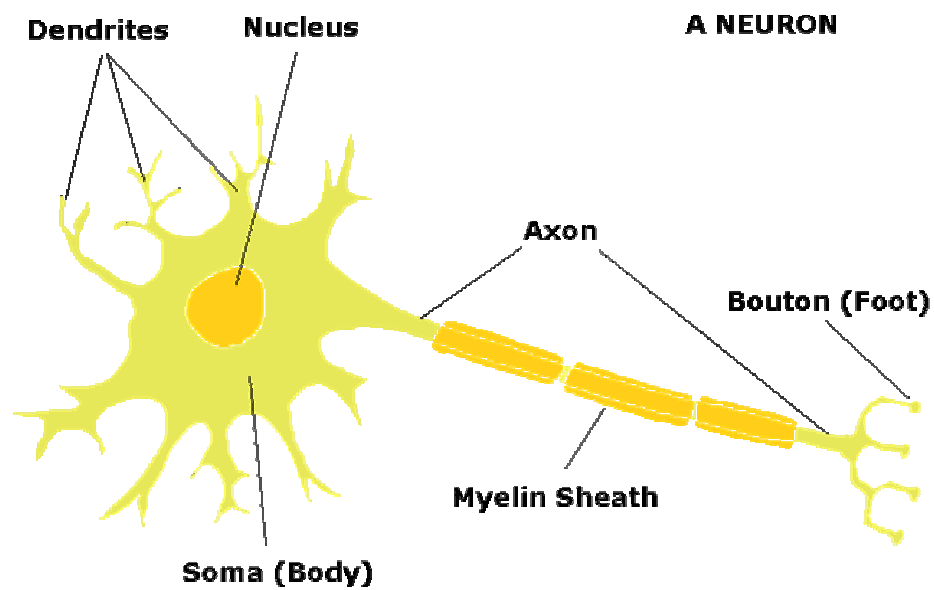
Τα **Έμπειρα Συστήματα** αποσκοπούν στην πραγματοποίηση συστημάτων υπολογιστών με δυνατότητες αυτόματης επεξεργασίας των δεδομένων ενός προβλήματος και την εξαγωγή συγκεκριμένων συμπερασμάτων. Χρησιμοποιούν προγραμματιστικές μεθόδους της Τ.Ν. σε συνδυασμό με τις γνώσεις εμπειρογνομόνων σε ειδικά θέματα. Ένα Έμπειρο Σύστημα αποτελείται από τη βάση γνώσης (knowledge base) και το μηχανισμό συμπεράσματος (inference engine), ο οποίος μπορεί να έχει διάφορες μορφές, ανάλογα με την εφαρμογή.

Τα τελευταία τριάντα χρόνια, έχει παρατηρηθεί ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για ανάπτυξη συστημάτων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της *Γενετικής Εξέλιξης* και της *Κληρονομικότητας*. Τα μειονεκτήματα των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης, καθώς και η συνεχώς αυξανόμενη ανάγκη για παραγωγή λογισμικού που να μπορεί να εκμεταλλεύεται πιο αποδοτικά τις τεράστιες δυνατότητες του υλικού, ήταν η βασική αιτία που ώθησε τους επιστήμονες σ' αυτήν την

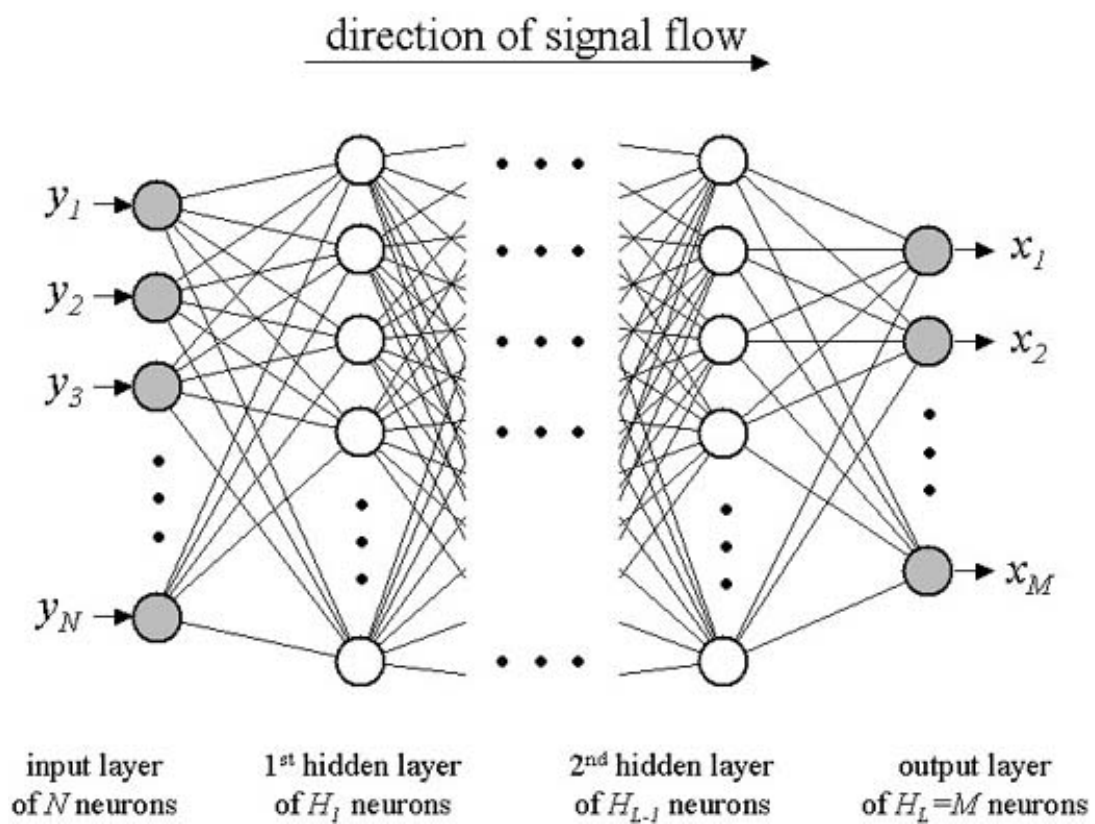
αναζήτηση. Αυτού του είδους τα συστήματα λειτουργούν διατηρώντας ένα πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτό διάφορες διαδικασίες επιλογής του καλύτερου, καθώς και διάφορους **γενετικούς τελεστές**. Οι τελεστές αυτοί αντιγράφουν τον τρόπο με τον οποίο αναπαράγονται και μεταλλάσσονται τα χρωμοσώματα των κυττάρων των ζωντανών οργανισμών. Έτσι, περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων χρησιμοποιώντας, τόσο κομμάτια και στοιχεία από την προηγούμενη γενιά, όσο και εντελώς καινούρια κομμάτια που δοκιμάζονται για τυχόν καλή απόδοσή τους. Με αυτόν τον τρόπο αξιοποιούν τις πληροφορίες που τους παρέχει το περιβάλλον τους. Επανειλημμένες δοκιμές και πειράματα έχουν δείξει ότι μια "φυσική" αναπαράσταση των πιθανών λύσεων για ένα δεδομένο πρόβλημα σε συνδυασμό με την εφαρμογή σε αυτή μιας οικογένειας γενετικών τελεστών, αποτελεί πολύ χρήσιμο εργαλείο στην προσπάθεια προσέγγισης των πραγματικών λύσεων σε μια πολύ μεγάλη ποικιλία προβλημάτων και εφαρμογών. Αυτό το γεγονός μετατρέπει αυτή την προσέγγιση "φυσικού μοντέλου" σε μια πολλά υποσχόμενη κατεύθυνση όσον αφορά την επίλυση προβλημάτων γενικότερα.

1..4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα** αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Δικτύων. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι μια συλλογή από νευρώνες (Processing Units-PU) που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε νευρώνας έχει πολλές εισόδους αλλά μόνο μία έξοδο η οποία με τη σειρά της μπορεί να αποτελέσει είσοδο για επόμενους νευρώνες. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων διαφέρουν ως προς τη σημαντικότητά τους, η οποία και προσδιορίζεται από το συντελεστή βαρύτητας. Η επεξεργασία κάθε νευρώνα καθορίζεται από τη συνάρτηση μεταφοράς, η οποία καθορίζει την κάθε έξοδο σε σχέση με τις εισόδους και τους συντελεστές βάρους.



Σχήμα: Βιολογικός Νευρώνας Ανθρώπινου Εγκεφάλου.



Σχήμα : Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο – Βλέπουμε την παρόμοια αρχιτεκτονική και λειτουργία με το Βιολογικό Νευρώνα.

Για να χρησιμοποιηθεί ένα Νευρωνικό Δίκτυο πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί για να μάθει. Η μάθηση συνίσταται στον προσδιορισμό των κατάλληλων συντελεστών βάρους, ώστε το Νευρωνικό Δίκτυο να εκτελεί τους επιθυμητούς υπολογισμούς, και πραγματοποιείται με τη βοήθεια αλγόριθμων που είναι γνωστοί ως κανόνες μάθησης (training). Ο ρόλος των συντελεστών βάρους μπορεί να ερμηνευτεί ως αποθήκευση γνώσης, η οποία παρέχεται μέσω παραδειγμάτων. Ανάμεσα στις πολλές ενδιαφέρουσες ιδιότητες ενός νευρωνικού δικτύου αυτή με τη μεγαλύτερη σπουδαιότητα είναι η ικανότητα του να εκπαιδεύεται 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 επιτυγχάνεται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ρυθμίσεων της τιμής των βαρών. Θεωρητικά, το δίκτυο αποκτά περισσότερη γνώση για το περιβάλλον του μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης.

Για να ορίσουμε μια έννοια όπως αυτή της εκπαίδευσης εξαρτάται από ποια σκοπιά θα την εξετάσουμε. Εμείς με σημείο αναφοράς τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε τον ορισμό των Mendel και McClaren (1970):

Εκπαίδευση είναι μια διαδικασία με την οποία προσαρμόζονται οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου μέσω μίας συνεχούς διαδικασίας διέγερσης από το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται το δίκτυο. Το είδος της μάθησης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιούνται οι αλλαγές των παραμέτρων.

Ο παραπάνω ορισμός της διαδικασίας μάθησης υπονοεί την ακόλουθη σειρά βημάτων:

1. Το νευρωνικό δίκτυο "διεγείρεται" από ένα περιβάλλον.
2. Το νευρωνικό δίκτυο υφίσταται αλλαγές σαν συνέπεια αυτής της διέγερσης.
3. Το νευρωνικό δίκτυο "απαντά" με ένα καινούργιο τρόπο στο περιβάλλον, λόγω των αλλαγών που συνέβησαν στην εσωτερική του δομή.

Πιο συγκεκριμένα ας αναλύσουμε την παραπάνω περιγραφή με ένα παράδειγμα. Θεωρούμε ένα ζεύγος κομβικά σήματα x_j και u_k που συνδέονται με βάρος σύνδεσης w_{kj} . Το x_j αναπαριστά την είσοδο του νευρώνα j , ενώ το u_k την εσωτερική λειτουργία του νευρώνα k . Με βάση το βάρος σύνδεσης w_{kj} , τα σήματα x_j και u_k αναφέρονται συχνά σαν προσυναπτική και μετασυναπτική λειτουργία αντίστοιχα. Ας συμβολίσουμε με $w_{kj}(n)$ την τιμή του βάρους σύνδεσης w_{kj} την χρονική στιγμή n . Τη χρονική αυτή στιγμή γίνεται μια ρύθμιση (διόρθωση) $\Delta w_{kj}(n)$ στο βάρος $w_{kj}(n)$ και παράγεται η νέα ενημερωμένη τιμή $w_{kj}(n+1)$. Έτσι προκύπτει η εξίσωση :

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n)$$

όπου $w_{kj}(n)$ και $w_{kj}(n+1)$ η παλιά και η νέα τιμή του βάρους σύνδεσης w_{kj} , αντίστοιχα. Η εξίσωση συγκεντρώνει την συνολική επίδραση των βημάτων 1 και 2 που προκύπτουν από τον ορισμό της διαδικασίας μάθησης και αναφέρθηκαν παραπάνω. Πιο συγκεκριμένα η ρύθμιση $\Delta w_{kj}(n)$ υπολογίζεται σαν αποτέλεσμα της διέγερσης από το περιβάλλον (βήμα 1) και η ενημερωμένη τιμή $w_{kj}(n+1)$ εκφράζει την αλλαγή που συνέβη στο δίκτυο σαν αποτέλεσμα αυτής της διέγερσης (βήμα 2). Το βήμα 3 πραγματοποιείται όταν υπολογίζεται η απάντηση του νέου δικτύου που λειτουργεί με το ενημερωμένο σύνολο παραμέτρων $\{w_{kj}(n+1)\}$.

Ένα καθορισμένο σύνολο από καλά ορισμένους κανόνες για τη λύση ενός προβλήματος μάθησης καλείται αλγόριθμος εκπαίδευσης (learning algorithm). Όπως είναι φανερό, δεν υπάρχει ένας μοναδικός τέτοιος αλγόριθμος για το σχεδιασμό νευρωνικών δικτύων. Αντίθετα, υπάρχει ένα σύνολο από εργαλεία που αναπαρίστανται από μια μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων εκπαίδευσης, καθένας από τους οποίους έχει τα δικά του πλεονεκτήματα. Μερικοί από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους εκπαίδευσης είναι οι ακόλουθοι :

Η μέθοδος Ελάχιστου Μέσου Τετραγωνικού Λάθους (L S E)

Η μέθοδος Ελάχιστου Μέσου Τετραγωνικού Λάθους (Least Squares Error) βασίζεται στον αλγόριθμο Ελαχίστων Μέσων Τετραγώνων (Least Mean Square – LMS), που είναι επίσης γνωστός σαν Delta-rule ή σαν ο κανόνας

των Widrow και Hoff (1960). Ο αλγόριθμος LMS λειτουργεί με το μοντέλο ενός απλού γραμμικού νευρώνα, και έχει βρει πολλές εφαρμογές. Πράγματι, ο LMS αλγόριθμος καθιερώθηκε σαν ένα σπουδαίο λειτουργικό κομμάτι στην συνεχώς επεκτεινόμενη περιοχή της προσαρμοζόμενης επεξεργασίας σημάτων. Ως πλεονεκτήματα του αλγορίθμου LMS, μπορούμε να αναφέρουμε τα εξής :

- ✓ Υπολογίζει εκτιμήσεις των χωρικών συναρτήσεων συσχέτισης με ένα απλό και συγχρόνως αποδοτικό τρόπο.
- ✓ Ελαχιστοποιεί το στιγμιαίο λάθος $E(n)$, άρα ελαχιστοποιεί τις απαιτήσεις μνήμης.
- ✓ Λειτουργεί τόσο σε στάσιμο όσο και σε μη-στάσιμο περιβάλλον

Η μέθοδος Ταχύτερης Καθόδου (Steepest Descent)

Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο, υποθέτουμε ότι τα βάρη του φίλτρου είναι χρονικά μεταβαλλόμενα και ότι οι τιμές τους διορθώνονται με ένα επαναληπτικό τρόπο κατά μήκος της επιφάνειας λάθους, μετακινώντας τα προοδευτικά προς τη βέλτιστη λύση. Η μέθοδος ταχύτερης καθόδου έχει σαν στόχο τη συνεχή αναζήτηση βέλτιστης λύσης. Ανεξάρτητα από ποια προσέγγιση θα χρησιμοποιήσουμε, για να δουλέψει η μέθοδος ταχύτερης καθόδου, πρέπει να δώσουμε ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή της παραμέτρου μάθησης. Η μέθοδος αυτή δεν χρησιμοποιείται συχνά λόγω των μειονεκτημάτων τα οποία είναι τα εξής :

- Για να δουλέψει αυτή η μέθοδος πρέπει να δώσουμε ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή της παραμέτρου μάθησης.
- Απαιτεί τη γνώση των χωρικών συναρτήσεων συσχέτισης, οι οποίες είναι συνήθως άγνωστες.
- Ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων του λάθους, για όλες τις επαναλήψεις, άρα απαιτεί την αποθήκευση μεγαλύτερου όγκου πληροφορίας.

Ο αλγόριθμος Οπισθόδρομης Μάθησης (Backpropagation Learning Algorithm)

Είναι ο πιο διαδεδομένος αλγόριθμος εκμάθησης και βασίζεται στον κανόνα μάθησης και διόρθωσης του λάθους (error correction learning rule). Βασικά η διαδικασία της Οπισθόδρομης Μάθησης αποτελείται από δυο περάσματα διαμέσου των διαφορετικών επιπέδων του δικτύου ένα προς τα εμπρός πέρασμα (forward pass) και ένα προς τα πίσω πέρασμα (backward pass).

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 (layer by layer). 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.

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 συναπτικά βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση.

Στην βιβλιογραφία ο αλγόριθμος Οπισθόδρομης Μάθησης συχνά αναφέρεται και σαν Back Propagation Algorithm ή πιο απλά σαν Back Prop. Από δω και στο εξής θα αναφερόμαστε σε αυτόν σαν αλγόριθμο πίσω διάδοσης ή Π.Δ.. Η διαδικασία μάθησης που εκτελείται με αυτόν τον αλγόριθμο ονομάζεται μάθηση πίσω διάδοσης.

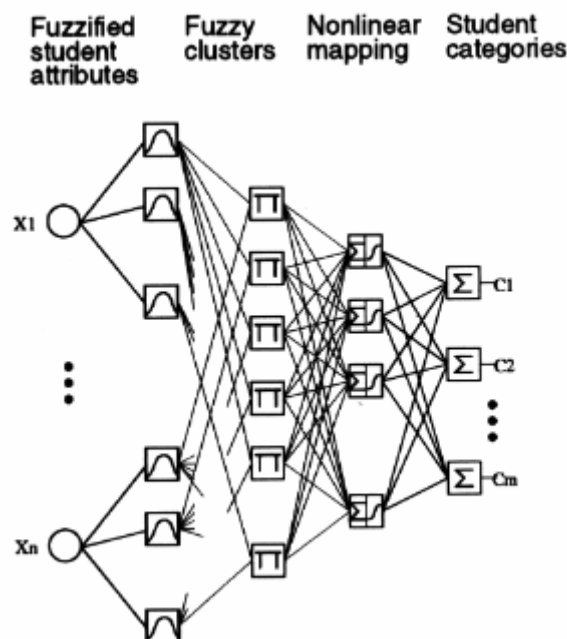
1.5 Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός νευρωνικού δικτύου δομούνται, είναι στενά συνδεδεμένος με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Σαν εμπρόσθιας τροφοδότησης (FeedForward), αναφέρονται τα δίκτυα, στα οποία τα σήματα κατευθύνονται από την είσοδο στην έξοδο. Όταν οι έξοδοι κάποιων νευρώνων, γίνονται είσοδοι σε νευρώνες προηγούμενων επιπέδων (προς το μέρος της εισόδου του δικτύου), τότε έχουμε ανάδραση. Οι πιο διαδεδομένες αρχιτεκτονικές τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι επιγραμματικά οι εξής:

- Νευρωνικό Δίκτυο Οπίσθιας Τροφοδότησης (Back Propagation Neural Network)
- Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης (FeedForward Neural Network)
- Νευρωνικό Δίκτυο Παλινδρόμησης General Regression Neural Network
- Πιθανοκρατικό Νευρωνικό δίκτυο (Probabilistic Neural Network – χρησιμοποιείται για οικονομικές εφαρμογές)
- Νευρωνικό δίκτυο Ακτινικής Συνάρτησης Βάσης (Radial Basis Function Neural Network)
- Επαναληπτικό Νευρωνικό Δίκτυο (Recurrent Neural Network)
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

1.6 Νευρο-Ασαφή Συστήματα

Η γνώση που λαμβάνει ένας υπολογιστής για να συμπεριφερθεί έξυπνα αναπαρίσταται με τη μορφή κανόνων (rules) και γεγονότων (facts). Στην πράξη όμως, οι κανόνες και τα γεγονότα δεν παίρνουν πάντα την τιμή 0 ή 1, αλλά ισχύουν με πιθανότητες. Το γεγονός αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη μιας σύγχρονης μαθηματικής λογικής, που αποτελεί επέκταση της απλής άλγεβρας Boole και ονομάζεται **Ασαφής Λογική** (Fuzzy Logic). Η Ασαφής Λογική εισάγει στο λογικό προγραμματισμό τις μη ακέραιες λογικές τιμές που ανήκουν στο διάστημα $[0,1]$ και ορίζει τελεστές για το συνδυασμό τους. Τα συστήματα που αναπαριστούν τη γνώση και την ανθρώπινη λογική με βάση την Ασαφή Λογική, ονομάζονται Ασαφή Συστήματα (Fuzzy Systems). Ο συνδυασμός της Ασαφούς Λογικής με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, μας δίνει τα Νευρο-Ασαφή Συστήματα, τα οποία στην ουσία είναι νευρωνικά δίκτυα, των οποίων τα δεδομένα εισόδου και εξόδου επεξεργάζονται με Ασαφή Λογική.



Σχήμα : Αναπαράσταση νευρο-ασαφούς δικτύου για περίπτωση κατάταξης φοιτητών

1.7 Εφαρμογές της Εύκαμπτης Υπολογιστικής

Η ευρεία εφαρμογή της Εύκαμπτης Υπολογιστικής σε μία ποικιλία προβλημάτων, σε πολλά διαφορετικά πεδία, την κάνει πολύ ελκυστική. Επίσης, οι ταχύτεροι υπολογιστές και αλγόριθμοι έχουν κάνει δυνατή την χρήση Εύκαμπτης Υπολογιστικής στην επίλυση πολύπλοκων βιομηχανικών προβλημάτων, τα οποία απαιτούσαν πάρα πολλούς υπολογισμούς. Μερικές από τις εφαρμογές της Εύκαμπτης Υπολογιστικής σε διάφορους τομείς αναφέρονται παρακάτω.

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, σόναρ, ραντάρ, 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 Ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος 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 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.

Από το παραπάνω πλήθος εφαρμογών, μπορούμε να συμπεράνουμε την ταχύτατη ανάπτυξη και την πληθώρα των εφαρμογών της Εύκαμπτης Υπολογιστικής. Είναι ένα εργαλείο το οποίο μπορεί να μας βοηθήσει στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων, στα οποία παραδοσιακές μαθηματικές και στατιστικές τεχνικές δεν είναι σε θέση να επιτύχουν ανάλογα αποτελέσματα.

2^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ

Η παρούσα μελέτη αυτή περιέχει άρθρα τα οποία επικεντρώνονται στην ανάλυση και πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεδομένων. Ως χρηματιστηριακά δεδομένα εννοούνται όχι μόνο η τιμή του δείκτη της κάθε αγοράς, αλλά και οι τιμές των μετοχών. Η πλειοψηφία των άρθρων τα οποία περιλαμβάνονται στην έρευνα μας αφορά άρθρα τα οποία αναλύουν και προβλέπουν τον γενικό δείκτη μίας συγκεκριμένης χρηματιστηριακής αγοράς. Υπάρχουν επίσης άρθρα τα οποία προβλέπουν τιμές μετοχών – συνήθως παγκοσμίως γνωστών επιχειρήσεων αλλά και άρθρα τα οποία προβλέπουν παραπάνω από ένα χρηματιστηριακό δείκτη. Τα άρθρα αυτά μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες.

Στην πρώτη κατηγορία κατατάσσουμε τα άρθρα τα οποία χρησιμοποιούν δεδομένα από διεθνώς καταξιωμένες χρηματιστηριακές αγορές.

Οι μελέτες των Ettes (2000) και Setnes et al (1999) χρησιμοποιούν τον Ολλανδικό Χρηματιστηριακό Δείκτη Άμστερνταμ και οι μελέτες του Brownstone (1996) και Kanas et al (2000) χρησιμοποιούν τον αγγλικό δείκτη FTSE. Τον Βελγικό χρηματιστηριακό δείκτη τον εξετάζουν οι Lendasse et al (2000), και τον Ισπανικό χρηματιστηριακό δείκτη της Μαδρίτης τον εξετάζουν οι Fernandez et al (2000) και Perez-Rodriguez et al (2004). Τελευταίος Ευρωπαϊκός δείκτης ο οποίος είναι και ο πιο δημοφιλής στην προτίμηση των ερευνητών είναι ο Γερμανικός DAX, ο οποίος μοντελοποιείται από τους Schuhman et al (1993), Siekman et al (1999), Steiner et al (1997) και Rast (1999). Από τις καταξιωμένες Ασιατικές αγορές, οι δύο χρηματιστηριακοί δείκτες οι οποίοι είναι πρώτοι σε εμφάνιση στην μελέτη μας είναι ο χρηματιστηριακός δείκτης KOPSI, ο οποίος αναλύεται από τους Baek et al (2002), Chun et al (2005), Kim (1998), Kim et al (1998) και Oh et al (2002) και ο χρηματιστηριακός δείκτης της Σαγκάη, ο οποίος αναλύεται από τους Cao et al (2004), Yiwen et al (2000), Zhang et al (2004) και Zhongxing et al (1993). Άλλες καταξιωμένες Ασιατικές αγορές οι οποίες περιλαμβάνονται στην έρευνά μας είναι ο χρηματιστηριακός δείκτης του Χονγκ Κονγκ, ο οποίος αναλύεται από τον Lam (2001), ο χρηματιστηριακός δείκτης της Ταϊβάν ο οποίος αναλύεται από τους Chen et al (2002), Kuo (1998), Wang (2001) και Wang et al (1996) και οι Ιαπωνικοί χρηματιστηριακοί δείκτες Nikkei - ο οποίος

αναλύεται από τους by Huand et al (2005) και Jarusewich et al (2004) - και του Τόκυο - ο οποίος αναλύεται από τους Baba et al (2000), Mizuno et al (1998) και Kimoto et al (1990)].

Οι καταξιωμένοι χρηματιστηριακοί δείκτες από την Βόρεια Αμερική αντιπροσωπεύονται από 5 από τις Η.Π.Α. και 1 από τον Καναδά. Οι Ajith et al (2001, 2003) και Chen et al (2005) προσπαθούν να προβλέψουν τον χρηματιστηριακό δείκτη NASDAQ και οι Chatuverdi et al (2004), Haliday (2004) και Leigh et al (2002) προσπαθούν να προβλέψουν τον χρηματιστηριακό δείκτη της Νέας Υόρκης (NYSE). Ο χρηματιστηριακός δείκτης ο οποίος χρησιμοποιείται από το μεγαλύτερο ποσοστό των μελετών που περιέχει η εργασία αυτή είναι ο Αμερικάνικος δείκτης S&P 500, και είναι κατά κάποιο τρόπο το βαρόμετρο για τις παγκόσμιες μεταβολές στα διεθνή χρηματιστήρια. Τον δείκτη αυτόν αναλύουν μεταξύ άλλων οι Armano et al (2004), Casas (2001), Malliaris et al (1993), Tsaih et al (1998) και άλλοι. Στην κατηγορία της Βόρειας Αμερικής, ανήκει ακόμα ο χρηματιστηριακός δείκτης του Τορόντο ο οποίος χρησιμοποιείται από τους Olson et al (2003).

Επίσης η μελέτη περιλαμβάνει άρθρα τα οποία χρησιμοποιούν τον αυστραλιανό χρηματιστηριακό δείκτη του Σίδνεϋ [Barnes et al (2000), Pan et al (2003) και Vanstone et al (2005)].

Η δεύτερη κατηγορία των χρηματιστηριακών δεικτών είναι αυτή η οποία περιέχει τις προσπάθειες μοντελοποίησης ανερχόμενων οικονομιών.

Από την Ανατολική Ευρώπη, οι Zorin et al (2002) χρησιμοποιούν τον χρηματιστηριακό δείκτη Dow Jones του χρηματιστηρίου της Ρίγα στην Λετονία και οι Walczak (1999) και Wikowska (1995) χρησιμοποιούν τον Πολωνικό χρηματιστηριακό δείκτη. Αυτές οι δύο οικονομίες έχουν χαρακτηριστεί ως γοργώς αναπτυσσόμενες και η προοπτική επένδυσης σε αυτούς τους δείκτες θεωρείται πολύ καλή. Από χώρες της Νότιας Ευρώπης οι Yumlu et al (2004, 2005) και Egeli et al (2004) χρησιμοποιούν τον χρηματιστηριακό δείκτη του χρηματιστηρίου της Κωνσταντινούπολης και οι Koulouriotis (2003) και Koulouriotis et al (2001, 2005) χρησιμοποιούν τον χρηματιστηριακό δείκτη της Αθήνας. Οι Constantinou et al (2006) και Andreou et al (2000) προσπαθούν να προβλέψουν τον χρηματιστηριακό δείκτη της Κύπρου. Οι δύο τελευταίες

χώρες αν και είναι μέλη της Ευρωπαϊκής Ένωσης οι χρηματιστηριακές τους αγορές θεωρούνται ακόμα ως αναπτυσσόμενες..

Άλλες αγορές οι οποίες χαρακτηρίζονται ως αναπτυσσόμενες και περιλαμβάνονται στην έρευνά μας είναι αυτές της Σιγκαπούρης η οποία είναι η δημοφιλέστερη μεταξύ των ερευνών στις αναπτυσσόμενες οικονομίες και μοντελοποιείται από τους Phua et al (2001), Kim et al (1998), Hui et al (2000) και Ayob et al (2001).

Επίσης η μελέτη αυτή περιλαμβάνει και άρθρα τα οποία δεν αναλύουν κάποιον συγκεκριμένο χρηματιστηριακό δείκτη αλλά χρησιμοποιούν μεμονωμένες μετοχές ή χαρτοφυλάκια μετοχών. Ένα τυπικό παράδειγμα για αυτήν την περίπτωση είναι η έρευνα των Adjit et al (2001) η οποία χρησιμοποιεί ως δεδομένο την τιμή της μετοχής της IBM.

Βλέπουμε ως συμπέρασμα ότι πολλοί καταξιωμένοι ερευνητές έχουν επιλέξει να προβλέψουν αγορές όλων των ειδών και από όλα τα μέρη του κόσμου ανεξάρτητα από την πολιτική, οικονομική και κοινωνική κατάσταση της κάθε χώρας. Αυτό μας δείχνει ότι οι ευφυείς υπολογιστικές τεχνικές έχουν ευρύ πεδίο εφαρμογής στις χρηματιστηριακές αγορές.

Στην επόμενη σελίδα παρουσιάζεται ο πίνακα με τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα της έρευνας.

Πίνακας: Έρευνες που χρησιμοποιούν ένα Χρηματιστηριακό Δείκτη

Index	Article
Amsterdam Exchange Index	Ettes (2000), Setnes et al. (1999)
Athens Stock Exchange	Koulouriotis (2002), Koulouriotis et al (2001,2005)
Australian Stock Exchange	Barnes et al (2000), Pan et al. (2003), Vanstone et al. (2005)
Belgian Stock Index	Lendasse et al. (2000)
Cyprus Stock Exchange	Andreou et al. (2000), Constantinou et al. (2006)
Dow Jones Industrial Average Index	Kanas et al. (2001), Rech (2002)
Dow Jones Riga Stock Exchange	Zorin et al. (2002)
Financial Times Stock Exchange Index	Brownstone (1996), Kanas et al. (2000)
German Stock Exchange	Schumann et al(1993), Siekman et al.(1999), Steiner et al. (1997), Rast (1999)
Hong Kong Stock Exchange	Lam (2001)
Indonesia Stock Exchange	Situngkir et al. (2003)
Istanbul Stock Exchange	Egeli et al. (2003), Yumlu et al. (2004,2005)
Korean Stock Price Index	Baek et al (2002), Chun et al (2005), Kim (1998), Kim et al. (1998), Oh et al (2002)
Madrid Stock Exchange	Fernandez et al. (2000), Perez-Rodriguez et al. (2004)
NASDAQ	Ajith et al (2001, 2003), Chen et al. (2005)
New York Stock Exchange	Chaturvedi et al. (2004), Halliday (2004), Leigh et

Market	al (2002)
NIKKEI	Huang et al. (2005), Jaruszewicz et al. (2004)
Philippine Stock Market Index	Bautista (2001)
Polish Stock Index	Walczak (1999), Wikowska (1995)
Sao Paolo Stock Exchange	Raposo et al. (2002)
Shangai Stock Market	Cao et al. (2004), Cao et al. (2004), Yiwen et al. (2000), Zhang et al. (2004), Zhongxing et al. (1993)
Singapoore Kuala Lumpur Stock Exchange	Phua et al (2001), Kim et al (1998), Hui et al. (2000), Ayob et al. (2001)
Standard and Poor's 500 Stock Exchange	Ajith et al. (2002), Armano et al (2004), Atiya et al. (1997), Casas (2001), Chen et al. (2005), Chenoweth et al. (1996), Donaldson et al. (1999), Grudnitski et al (1993), Malliaris et al (1993), Min (1999), Pantazopoulos et al. (1998), Rech (2002), Thawornowng et al (2004), Tsaih et al. (1998), Wu et al (2001)
Taiwan Stock Exchange Market	Chen et al. (2002), Kuo (1998), Wang (2001), Wang et al. (1996)
Tehran Stock Exchange	Tabrizi et al. (2000)
Tokyo Stock Market Index	Baba et al. (2000), Mizuno et al. (1998), Kimoto et al (1990)
Toronto Stock Exchange	Olson et al.(2003)
Wilshi 5000 Stock Exchange	Chandra et al. (1999)

3^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ

Το κύριο κομμάτι το οποίο επηρεάζει σε μέγιστο βαθμό την ακρίβεια των αποτελεσμάτων της πρόβλεψης είναι η ποιότητα των δεδομένων εισόδου. Το πόσες μεταβλητές εισόδου έχει το κάθε μοντέλο διαφέρει από εφαρμογή σε εφαρμογή. Γενικά ένας μέσος αριθμός μεταβλητών εισόδου είναι μεταξύ 4 και 10 αλλά υπάρχουν και περιπτώσεις όπως των Constantinou et al (2006) και Ettles (2000) οι οποίοι χρησιμοποιούν μόνο δύο μεταβλητές εισόδου και περιπτώσεις όπως των Zorin et al (2002) η οποία χρησιμοποιεί 59 μεταβλητές εισόδου και των Olson et al (2003) η οποία χρησιμοποιεί 61 μεταβλητές εισόδου. Πολλές μελέτες χρησιμοποιούν αρχικά μεθόδους για να βρουν τις μεταβλητές εκείνες οι οποίες επηρεάζουν την διαδικασία της πρόβλεψης στον μεγαλύτερο βαθμό. Το να προσθέσει κανείς παραπάνω μεταβλητές οι οποίες δεν προσφέρουν τίποτα περισσότερο στην ποιότητα των αποτελεσμάτων μπορεί να λειτουργήσει αρνητικά και να οδηγήσει στο πρόβλημα το οποίο ονομάζεται “overfitting” και είναι η περίπτωση κατά την οποία ένα μοντέλο βγάζει για συγκεκριμένα δεδομένα εισόδου κάθε φορά το ίδιο αποτέλεσμα. Η διάρκεια των δεδομένων εισόδου είναι συνήθως μεγάλη διότι πρόκειται περί χρηματιστηριακών αγορών οι οποίες αλλάζουν καθημερινά. Μερικές έρευνες καλύπτουν μια μεγάλη περίοδο παρατήρησης δεδομένων και είναι φυσικό μερικές φορές κάποια από τα δεδομένα αυτά να λείπουν. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως ο μέσος όρος των προηγούμενων μετρήσεων ή η αντικατάσταση των τιμών που λείπουν με την τελευταία παρατηρηθείσα τιμή. Η πιο συνηθισμένη μεταβλητή η οποία χρησιμοποιείται ως δεδομένο εισόδου είναι η τιμή ανοίγματος και κλεισίματος του χρηματιστηριακού δείκτη, όπως και η ανώτερη και η κατώτερη ημερήσια τιμή του. Αυτό το γεγονός μας δείχνει ότι οι τεχνικές αυτές με σχετικά απλά δεδομένα μπορούν να επιτύχουν πρόβλεψη την ποιότητα των οποίων θα εξετάσουμε παρακάτω.

Το μεγαλύτερο ποσοστό των άρθρων που περιλαμβάνονται στην παρούσα έρευνα χρησιμοποιούν δεδομένα εισόδου από τις τιμές των χρηματιστηριακών δεικτών. Ο πιο απλός τρόπος να γίνει αυτό είναι να έχει ως μεταβλητή εισόδου την καθημερινή τιμή κλεισίματος του δείκτη ή κάποια μεταβλητή η οποία εξαρτάται μόνο από την καθημερινή τιμή κλεισίματος. Αυτό γίνεται από τους Barnes et al (2000), Donaldson et al (2005), Halliday (2004), Hong et al (1995), Pai et al (2005), Pantazopoulos et al (1998), Perez Rodriguez et al

(2004), Rast (1999), Rech (2002), Walzack (1995), Wang et al (1996), Zhang et al (2004) και Zhongxing et al (1993). Το επόμενο βήμα είναι μαζί με την τιμή κλεισίματος του δείκτη να έχουμε επίσης την τιμή ανοίγματος και το ημερήσιο μέγιστο και ελάχιστο της τιμής του δείκτη. Σε μερικές περιπτώσεις χρησιμοποιείται επίσης ο καθημερινός όγκος των συναλλαγών. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι έρευνες των Ajit et al (2002), Ayob et al (2001), Chandra et al (1999), Chen et al (2005), Chun et al (2005), Doesken et al (2005), Thammano (1999), Wang (2001), Zhang et al (2002). Επιπροσθέτως, υπάρχουν έρευνες οι οποίες χρησιμοποιούν την καθημερινή τιμή κλεισίματος σε συνδυασμό με την τιμή κλεισίματος προηγούμενων ημερών (συνήθως μέχρι 1 εβδομάδα). Αυτή η κατηγορία περιλαμβάνει τις έρευνες των Andreou et al (2000) η οποία χρησιμοποιεί τις τιμές των 5 προηγούμενων ημερών, Fernandez et al (2000) η οποία χρησιμοποιεί τις τιμές των 9 προηγούμενων ημερών, Pan et al (2005) η οποία χρησιμοποιεί τις τιμές των 6 προηγούμενων ημερών και των Tang et al (2002) η οποία χρησιμοποιεί τον κινούμενο μέσο της εβδομαδιαίας τιμής κλεισίματος. Μια άλλη κατηγορία ερευνών είναι αυτή η οποία χρησιμοποιεί δεδομένα από τις τιμές του δείκτη σε συνδυασμό με τις τιμές κλεισίματος διεθνών καταξιωμένων χρηματιστηριακών δεικτών όπως είναι ο Dow Jones, ο S&P, αλλά και την ισοτιμία μεταξύ δολαρίου / ευρώ, δολαρίου / γιέν ή την ισοτιμία του τοπικού νομίσματος με το ευρώ ή το δολάρια. Σε αυτή την κατηγορία περιλαμβάνονται έρευνες όπως του Ajith et al (2001), ο οποίος εκτός από τις τιμές της μετοχής που χρησιμοποιεί ως δεδομένο εισόδου χρησιμοποιεί επίσης τις τιμές κλεισίματος 7 χρηματιστηριακών αγορών. Ο Huang et al (2005) ο οποίος χρησιμοποιεί τον S&P 500 και την ισοτιμία δολλαρίου/γιεν για να προβλέψει τον δείκτη NIKKEI, οι Phua et al (2001) χρησιμοποιούν τους δείκτες DJ, NASDAQ, HIS και NIKKEI για να προβλέψουν τον χρηματιστηριακό δείκτη της Σιγκαπούρης και η έρευνα του Tabrize et al (2000) η οποία προβλέπει τον χρηματιστηριακό δείκτη της Τεχεράνης χρησιμοποιεί ως δεδομένο εισόδου την ισοτιμία του τοπικού νομίσματος του Ιράν με το δολάριο και την τιμή του χρυσού νομίσματος διεθνώς. Μια παρατήρηση η οποία μπορεί να γίνει σε αυτό το σημείο είναι ότι οι τιμές των διεθνώς καταξιωμένων χρηματιστηρίων χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη των ανερχόμενων οικονομιών και αυτό

μας δείχνει το ότι αυτές οι οικονομίες επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από τις μεταβολές των μεγάλων διεθνών δεικτών.

Επίσης ένα άλλο μεγάλο ποσοστό των άρθρων που περιέχονται σε αυτήν την έρευνα (περίπου 20%) χρησιμοποιούν ως δεδομένα εισόδου παράγοντες **Τεχνικής Ανάλυσης (Technical Analysis Factors)** σε συνδυασμό με τις τιμές κλεισίματος των δεικτών. Η Τεχνική Ανάλυση ασχολείται με αυτά που έχουν ήδη συμβεί στην αγορά, και όχι με αυτά που θα μπορούσαν να συμβούν. Ένας τεχνικός αναλυτής θα μελετήσει την τιμή και τον όγκο συναλλαγών και με αυτές τις πληροφορίες θα δημιουργήσει σχεδιαγράμματα (που πηγάζουν από τη δράση των επενδυτών) που θα αποτελέσουν και τα βασικά του εργαλεία.

Η τεχνική ανάλυση βασίζεται στις τρεις παρακάτω αρχές:

❖ ***Η κίνηση της αγοράς είναι αυτό που μετράει.***

Αυτό σημαίνει ότι η τρέχουσα τιμή αντανakλά ό,τι είναι γνωστό στην αγορά που θα μπορούσε να την επηρεάσει, για παράδειγμα, προσφορά και ζήτηση, πολιτικοί παράγοντες και διάθεση αγοράς . Ο καθαρός τεχνικός αναλυτής ενδιαφέρεται για τις διακυμάνσεις των τιμών και όχι για τις αιτίες των διακυμάνσεων.

❖ ***Οι τιμές κινούνται σύμφωνα με τις τάσεις.***

Η τεχνική ανάλυση χρησιμοποιείται για την αναγνώριση προτύπων συμπεριφορών της αγοράς που εδώ και καιρό θεωρούνται σημαντικά. Πολλά τέτοιου είδους πρότυπα προβλέπεται σε μεγάλο ποσοστό να παράγουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Επίσης υπάρχουν αναγνωρισμένα πρότυπα που επαναλαμβάνονται συνεχώς.

❖ ***Η ιστορία επαναλαμβάνεται.***

Οι τύποι σχεδιαγραμμάτων έχουν αναγνωριστεί και κατηγοριοποιηθεί εδώ και περισσότερα από 110 χρόνια και ο τρόπος με τον οποίο επαναλαμβάνονται οδηγεί στο συμπέρασμα ότι ή ανθρώπινη ψυχολογία αλλάζει λίγο με τον καιρό.

Αρκετές μελέτες χρησιμοποιούν τέτοια δεδομένα, όπως για παράδειγμα η μελέτη των Armano et al (2004). Ο αριθμός παραγόντων τεχνικής ανάλυσης που χρησιμοποιούνται έχει μεγάλο εύρος. Υπάρχουν περιπτώσεις όπως των [Dourra et al (2002), Grudinski et al (1993), Kanas et al (2001) και Refenes et al (1993)] οι οποίες χρησιμοποιούν μόνο 3 και περιπτώσεις όπως των [Lendasse et al (2000)] που χρησιμοποιούν 25. Στο παράρτημα του παρόντος κεφαλαίου αναφέρονται οι κυριότερες μεταβλητές της τεχνικής ανάλυσης που χρησιμοποιούνται στις περισσότερες των περιπτώσεων.

Ένα μικρό ποσοστό των άρθρων που περιέχονται σε αυτήν την έρευνα χρησιμοποιούν ως δεδομένα εισόδου παράγοντες **Θεμελιώδους Ανάλυσης (Fundamental Analysis Factors)**. Ο θεμελιώδης αναλυτής αναγνωρίζει και μετράει παράγοντες που καθορίζουν την εγγενή αξία ενός χρηματοοικονομικού εργαλείου, όπως το γενικό οικονομικό και πολιτικό πλαίσιο, και οποιοσδήποτε επηρεάζει την προσφορά και ζήτηση για τα παρακάτω προϊόντα και υπηρεσίες. Εάν υπάρχει μια μείωση στην προσφορά αλλά το επίπεδο της ζήτησης παραμένει ίδιο, τότε θα υπάρξει μια αύξηση στις τιμές της αγοράς. Μια άνοδος της προσφοράς θα έχει το αντίθετο αποτέλεσμα. Βάσει αυτών των στοιχείων ο αναλυτής δημιουργεί ένα μοντέλο για να καθορίσει την τρέχουσα και προβλεπόμενη αξία του νομίσματος έναντι κάποιου άλλου. Η βασική ιδέα είναι ότι οι μη συμβατές αυξήσεις στην ζήτηση τείνουν να μειώσουν την νομισματική αξία. Αφού ο αναλυτής εκτιμήσει την εγγενή αξία, τη συγκρίνει με την τρέχουσα τιμή συναλλάγματος και αποφασίζει εάν το νόμισμα πρέπει να ανέβει ή να κατέβει. Μία δυσκολία με την θεμελιώδη ανάλυση είναι η ακριβής μέτρηση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών. Αναγκαστικά ο αναλυτής πρέπει να κάνει εκτιμήσεις βάσει εμπειρίας. Επιπλέον οι αγορές τείνουν να προλαμβάνουν τα γεγονότα και να τα αφαιρούν από την αξία των νομισμάτων εκ των προτέρων.

Τα υπόλοιπα άρθρα που δεν αναφέρονται εδώ χρησιμοποιούν μία μίξη των προαναφερθέντων μεταβλητών εισόδου και / ή στατιστικά στοιχεία. Επίσης υπάρχουν άρθρα τα οποία στις μεταβλητές εισόδου περιλαμβάνουν έξω-οικονομικά στοιχεία όπως κοινωνικά και πολιτικά γεγονότα. Στην επόμενη σελίδα παρουσιάζεται ο πίνακας των αποτελεσμάτων της έρευνας μας.

Πίνακας: Σύνοψη Μεταβλητών Εισόδου

Article	Input Variables
Ajith et al (2001)	8 input variables (NASDAQ and 7 indexes)
Ajith et al. (2002)	Open, Low, High, Close.
Andreou et al. (2000)	Values of 5 previous days
Armano et al (2004)	10 (5 Technical Analysis Factors, Price of last 5 days)
Atiya et al. (1997)	8 Fundamental analysis indicators
Ayob et al. (2001)	Open, High, Low, Close, Volume
Baba et al. (1992)	15 Technical Analysis Factors
Baba et al. (2000)	14 input variables
Baek et al (2002)	Volume Ratio, Relative Strength Index, Rate of Change, Slow %D
Barnes et al. (2000)	Daily Closing Value
Bautista (2001)	Technical Analysis Variables
Brownstone (1996)	FTSE index, Exchange Rate, Interest Rate, Futures Market etc.
Campel et al. (2000)	Total Return, Price To Earnings, Price To Book Value, Dividend Yield.
Cao et al. (2005)	Beta, Cap, b/m.
Casas (2001)	7 Economical Indicators
Chandra et al. (1999)	Index Values
Chaturvedi et al. (2004)	3 Scaled Input Stock Values
Chen et al (2003)	TB, GCP12, GNP12, GDP12, CPI12, IP12
Chen et al. (2005)	Open, Close, Daily Max.
Chenoweth et al. (1996)	6 Economical Indicators

Chun et al. (2005)	Open, Close, Volume, High, Low.
Constantinou et al. (2006)	2 lagged Stock Index Returns
Doesken et al. (2005)	5 inputs depending on Close, Open, High.
Donaldson et al. (1999)	Daily AR(1) stock return
Dong et al. (2000)	8 Technical Patterns
Dong et al. (2003)	5 Technical Analysis Variables
Dourra et al(2002)	3 Technical Indicators
Egeli et al. (2003)	3 Financial Variables and 5 variables representing each day.
Ettes (2000)	2 Normalized Volume Price Trend (NVPT) Indicators from 20 stocks
Fernandez et al. (2000)	The returns in the previous 9 days.
Gradojevic et al. (2002)	Lagged Interest Rate, Lagged Order Flow
Grudnitski et al (1993)	3 Technical Analysis Factors
Halliday (2004)	Daily Index Value
Harvey et al. (2000)	Total Return ,Price To Earnings, Price To Book Value, Dividend Yield.
Hong et al. (1995)	Proceedings from the raw closing Price Data.
Huang et al. (2005)	S&P 500 Index, USD / Yen Exchange Rate.
Hui et al. (2000)	High, Low, Close, Volume.
Jaruszewicz et al. (2004)	19 Historical Inputs,14 Inputs from Stock Markets, 8 Technical .Analysis Factors.

Kanas et al. (2001)	3 Technical Analysis Factors and a 4th Regression Variable.
Kim et al (1998)	Stock Price Index, Total Return Index, Div Yield, Vol, Price/Earn Ratio
Kim et al. (1998)	Technical Analysis Factors
Kimoto et al (1990)	Vector Curve, Turnover, Interest Rate, Foreign Exchange Rate, Dow Jones.
Kosaka et al. (1991)	Prices of 300 Stocks
Koulouriotis (2003)	Stock Trend, Stock Profit, Market Profit, Supply, Demand.
Koulouriotis et al. (2005)	Market Trend/Prof, Demand &Supply, Forces, P-Days Ahead Price Change.
Kuo (1998)	Technical Analysis Factors
Lam (2001)	12 Market indicators
Leigh et al (2002)	22 Technical Analysis Factors
Lendasse et al. (2000)	25 Technical Analysis Variables
Malliaris et al (1993)	Exer, Days, Close Price, Volume, Int, Lag Close Price, Lag Mark. Price
Min (1999)	9 Financial and Economic Variables
Mizuno et al. (1998)	11 Technical indicators of TOPIX
Motiwalla et al. (2000)	20 Technical Analysis Variables
Nishina et al. (1997)	10 input variables
Olson et al.(2003)	61 accounting and Financial Ratios.
Pai et al. (2005)	Daily Stock Data
Pan et al. (2005)	Last 6 daily closing Prices

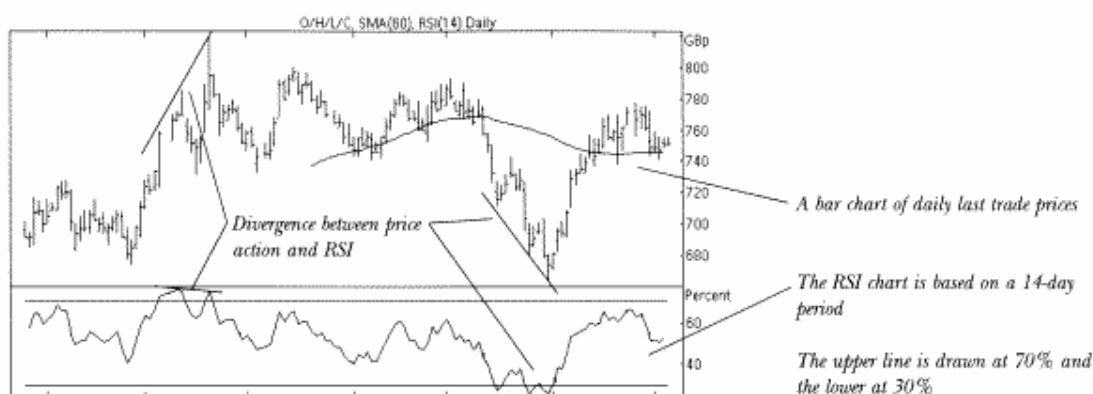
Pantazopoulos et al. (1998)	Daily closing value
Perez-Rodriguez et al (2004)	Daily Stock Data
Phua et al (2001)	Open, Low, Hi, Close, Volume, DJ, NASDAQ, HSI, NIKKEI.
Quah et al (1999)	Economical , Political and Firm/stock specific Factors.
Raposo et al. (2002)	5 Fundamental Analysis Indicators
Rast (1999)	Daily Closing Price
Rech (2002)	Daily Closing Price
Refenes et al (1993)	3 Technical Analysis Factors
Safer et al. (1999)	4 Price Ratio Averages, 4 Volume Ratio Averages, 1 Previous SUE.
Schumann et al(1993)	13 economic time series
Setnes et al. (1999)	Choose between 33 input variables
Siekman et al. (1999)	Shortrate, Usd, DJ, Bonds, MSeuro
Simutis (2000)	Price Error Fact., Exp. Opin., Gen. Mark. Dir., Stock Pr. Mov. Dir.
Steiner et al. (1994)	Daily Stock Data and Yearly Fin. Data.
Steiner et al. (1995)	6 Technical Analysis Variables
Tabrizi et al. (2000)	Gold Coin Average , USD Exchange Rate, Volume, Moving Average of TSE for 1 and 2 Weeks
Tang et al. (2002)	Moving Average of Weekly Stock Data
Thammano (1999)	Closing Rates of the Stock at 4 different lags.
Thawornowng et al (2004)	31 financial and economic variables

Tsaih et al. (1998)	10 Technical Analysis Factors
Walczak (1999)	Variables depending on the closing Value
Wang (2001)	Stock Price Values collected periodically through the Day
Wang et al. (1996)	Daily Stock Value
Wikowska (1995)	BRE, KAB, Volume ,USD exchange rate.
Wong et al. (1992)	11 Technical Analysis Factors
Wu et al (2001)	9 various input variables
Yiwen et al. (2000)	6 input variables
Yumlu et al. (2004)	Descriptive Statistics of Daily Returns
Yumlu et al. (2005)	7 inputs
Zhang et al. (2002)	Open, High, Low, Close.
Zhang et al. (2004)	Closing Price
Zhongxing et al (1993)	Raw Daily Data
Zorin et al. (2002)	59 input neurons

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΚΕΦΑΛΑΙΟΥ : ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Δείκτης Σχετικής Ισχύος (RSI):

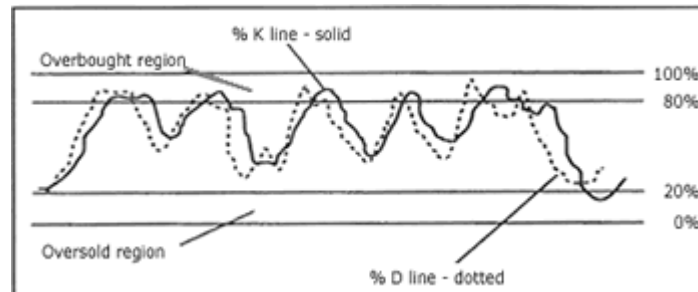
Ο RSI είναι ένας δημοφιλής δείκτης της αγοράς συναλλάγματος. Ο RSI μετράει την αναλογία των ανοδικών και καθοδικών κινήσεων και ρυθμίζει τον υπολογισμό έτσι ώστε ο δείκτης να εκφράζεται μεταξύ 0-100. Εάν ο RSI είναι 70 ή μεγαλύτερος τότε το εργαλείο θεωρείται υπεραγορασμένο (μία κατάσταση στην οποία οι τιμές έχουν αυξηθεί περισσότερο από τις προσδοκίες της αγοράς). Ένας RSI 30 ή λιγότερο λαμβάνεται ως σημάδι για ότι το εργαλείο μπορεί να έχει υπερπωληθεί (μία κατάσταση όπου οι τιμές έχουν μειωθεί περισσότερο από τις προσδοκίες της αγοράς).



Στοχαστικός Ταλαντωτής:

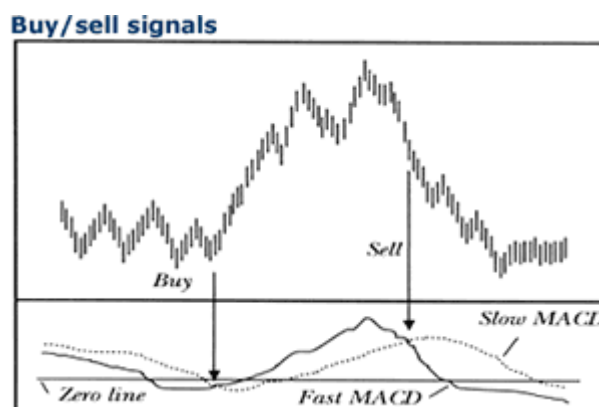
Αυτός χρησιμοποιείται για να δείξει συνθήκες υπεραγοράς/υπερπώλησης σε κλίμακα 0-100%. Ο δείκτης βασίζεται στην παρατήρηση ότι όταν υπάρχει μία ισχυρή τάση ανόδου, οι τιμές κλεισίματος για μία συγκεκριμένη περίοδο τείνουν να συγκεντρώνονται στο υψηλότερο σημείο της κλίμακας της περιόδου. Αντίθετα καθώς οι τιμές πέφτουν σε μία ισχυρή καθοδική τάση, οι τιμές κλεισίματος τείνουν να βρίσκονται κοντά στο χαμηλότερο σημείο της κλίμακας της περιόδου.

Οι στοχαστικοί υπολογισμοί παράγουν δύο γραμμές, την %K και την %D που χρησιμοποιούνται για να δείξουν τις περιοχές υπερπώλησης ή υπεραγοράς σε ένα σχεδιάγραμμα. Η απόκλιση μεταξύ των στοχαστικών γραμμών και της κίνησης της τιμής του εργαλείου δίνει μία ισχυρή ένδειξη συναλλαγών.



Moving Average Convergence Divergence (MACD):

Αυτός ο δείκτης σημαίνει τον σχεδιασμό δύο γραμμών momentum (ορμής). Η γραμμή MACD που είναι η διαφορά μεταξύ δύο εκθετικών κατά προσέγγιση εκτιμήσεων κίνησης και το σήμα ή η γραμμή «trigger» που είναι μία εκθετική κατά προσέγγιση εκτίμηση της διαφοράς. Εάν η γραμμή MACD και η γραμμή «trigger» διασταυρωθούν, τότε αυτό εκλαμβάνεται ως σημάδι ότι μία αλλαγή στην τάση είναι πιθανή.



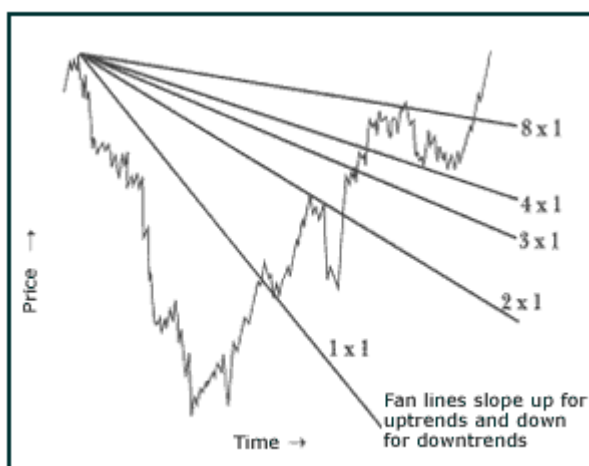
Η θεωρία των αριθμών

Αριθμοί Fibonacci:

Η ακολουθία αριθμών Fibonacci (1,1,2,3,5,8,13,21,34.....) δημιουργείται προσθέτοντας τους δύο πρώτους αριθμούς για να φτάσουμε στον τρίτο. Η αναλογία οποιουδήποτε αριθμού με τον επόμενο μεγαλύτερο αριθμό είναι 62%, που είναι ένας γνωστός αριθμός οπισθοδρόμησης του Fibonacci. Το αντίστροφο του 62%, που είναι το 38%, επίσης χρησιμοποιείται ως αριθμός οπισθοδρόμησης Fibonacci. (χρησιμοποιείται με τη θεωρία κυμάτων του Elliott, βλ. κάτωθι).

Αριθμοί Gann:

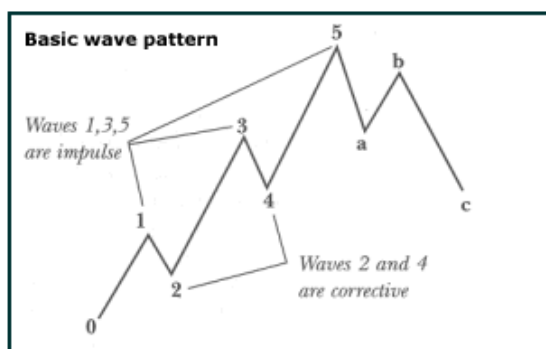
Ο W.D. Gann ήταν ένας trader μετοχών και εμπορευμάτων της δεκαετίας του 50, ο οποίος όπως λέγεται κέρδισε πάνω από 50 εκατομμύρια δολάρια στις χρηματαγορές. Έκανε την περιουσία του χρησιμοποιώντας μεθόδους που ο ίδιος ανέπτυξε για την εμπορία εργαλείων βασισμένες σε σχέσεις μεταξύ κινήσεων της τιμής και το χρόνο, γνωστές ως ισοδύναμα χρόνου/τιμής. Δεν υπάρχει εύκολη εξήγηση για τις μεθόδους του Gann, ωστόσο στην ουσία χρησιμοποίησε γωνίες σε πίνακες για να καθορίσει περιοχές στήριξης και αντίστασης και να προβλέψει τον χρόνο των μελλοντικών αλλαγών τάσεων. Επίσης χρησιμοποίησε γραμμές σε πίνακες για να προβλέψει περιοχές υποστήριξης και αντίστασης.



Κύματα

Η θεωρία του Elliott:

Η θεωρία του κύματος του Elliott είναι μία προσέγγιση στην ανάλυση αγοράς που βασίζεται σε επαναλαμβανόμενα πρότυπα κυμάτων και την ακολουθία αριθμών του Fibonacci. Ένας ιδανικός τύπος κύματος δείχνει την ύψωση πέντε κυμάτων και την πτώση τριών κυμάτων.



Gaps

Τα Gaps (χάσματα) είναι τα κενά τα οποία βρίσκονται στο μέρος του διαγράμματος με bars όπου δεν έχει λάβει χώρα καμία συναλλαγή.

- Ένα up gap σχηματίζεται όταν η χαμηλότερη τιμή σε μία μέρα συναλλαγών είναι υψηλότερη από την υψηλότερη τιμή της προηγούμενης ημέρας.
- Το down gap σχηματίζεται όταν η υψηλότερη τιμή της ημέρας είναι χαμηλότερη από την χαμηλότερη τιμή της προηγούμενης ημέρας. Ένα up gap είναι συνήθως σημάδι δυνατής αγοράς, ενώ ένα down gap είναι σημάδι αδύναμης αγοράς.
- Το breakaway gap είναι ένα χάσμα τιμών το οποίο σχηματίζεται με την ολοκλήρωση ενός σημαντικού τύπου τιμών. Συμβολίζει συνήθως την αρχή μίας σημαντικής κίνησης τιμών.
- Το runaway gap είναι ένα χάσμα τιμών που συνήθως συμβαίνει στα μέσα μίας σημαντικής τάσης της αγοράς. Γι'αυτό το λόγο ονομάζεται και χάσμα μέτρησης.

- Το exhaustion (εξάντληση) gap είναι ένα χάσμα τιμών που συμβαίνει στο τέλος μίας σημαντικής τάσης και φανερώνει ότι η τάση τελειώνει.

Τάσεις

Μία τάση αναφέρεται στην κατεύθυνση των τιμών. Οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές σε άνοδο συνιστούν μία ανοδική τάση, οι μέγιστες και ελάχιστες τιμές σε κάθοδο συνιστούν καθοδική τάση, και καθορίζουν την κλίση της τρέχουσας τάσης. Το σπάσιμο μίας γραμμής τάσης δείχνει συνήθως μία αναστροφή της τάσης. Μία κλίμακα συναλλαγών χαρακτηρίζεται από οριζόντιες μέγιστες και ελάχιστες τιμές.

Οι υπολογισμοί του μέσου όρου κινήσεων χρησιμοποιούνται για να ομαλύνουν τις πληροφορίες περί τιμών έτσι ώστε να επιβεβαιώσουν τάσεις και επίπεδα στήριξης και αντίστασης. Είναι επίσης χρήσιμοι για την απόφαση μίας στρατηγικής συναλλαγών κυρίως στην εμπορία ΣΜΕ ή σε αγορές με μία δυνατή ανοδική ή καθοδική τάση.

Για απλούς υπολογισμούς μέσου όρου κινήσεων, η τιμή υπολογίζεται κατά προσέγγιση για κάποιες μέρες. Κάθε μέρα η παλαιότερη τιμή βγαίνει από τον μέσο όρο και αντικαθίσταται από την τρέχουσα τιμή, επομένως ο μέσος όρος αντικαθίσταται καθημερινά.

Οι εκθετικοί και ισορροπημένοι υπολογισμοί χρησιμοποιούν την ίδια τεχνική αλλά σταθμίζουν τους αριθμούς, ο πιο χαμηλός συντελεστής για τις παλιές τιμές και ο πιο υψηλός για τις καινούριες.

Σχεδιαγράμματα

Παραδείγματα ύπαρξης σχεδιαγραμμάτων: (τρίγωνο, ορθογώνιο, κεφάλι και ώμοι):



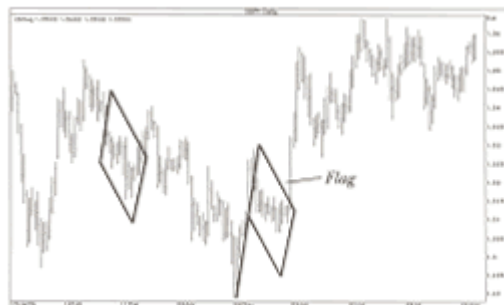
Bar chart of daily last trade prices for CBOT US T-Bond futures, December 1996



Line chart of daily close Shenzhen 3 month Copper futures prices

Σχήμα: Ορθογώνιο

Σχήμα: Τρίγωνο



Bar chart of daily prices for GBP against USD



General Motors formed a continuation head and shoulders

Σχήμα: Κεφάλι (Σημαία)

Σχήμα: Ωμοι

4^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ

Κάθε μελέτη η οποία περιλαμβάνεται στην έρευνά μας χρησιμοποιεί μια συγκεκριμένη μεθοδολογία για την πρόβλεψη. Αυτή μπορούμε να την χωρίσουμε στα ακόλουθα δομικά συστατικά :

- προεπεξεργασία δεδομένων,
- μέγεθος δείγματος,
- τεχνική πρόβλεψης και χαρακτηριστικά της,
- σετ επαλήθευσης και
- μέθοδος εκμάθησης.

Πολλές φορές τα δεδομένα εισόδου έχουν πολύ μεγάλο εύρος τιμών και αυτό δυσκολεύει την μέθοδο εκμάθησης του κάθε μοντέλου. Για να υπερκεράσουμε αυτό το πρόβλημα πρέπει να ομαλοποιήσουμε τα δεδομένα εισόδου. Αυτή η συγκεκριμένη διαδικασία ονομάζεται **προεπεξεργασία δεδομένων (data preprocessing)**. Το μεγαλύτερο μέρος των ερευνών που περιέχονται στην μελέτη αυτή χρησιμοποιεί ως διαστήματα προεπεξεργασίας δεδομένων τα διαστήματα (0,1) ή (-1,1). Επίσης υπάρχουν πολλές μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν λογαριθμική προεπεξεργασία δεδομένων. Δύο τεχνικές οι οποίες επίσης χρησιμοποιούνται για αυτό τον σκοπό είναι PCA [Ajith et al (2001) και Z-Score [Leijh et al (2002)]. Εδώ πρέπει να σημειώσουμε ότι μεγάλος αριθμός άρθρων δεν δίνει λεπτομέρειες για το αν γίνεται προεπεξεργασία στα δεδομένα εισόδου. Το σημαντικό συμπέρασμα πάντως είναι ότι όλα τα άρθρα τα οποία αναφέρονται σε αυτή την τεχνική υποστηρίζουν ότι η προεπεξεργασία δεδομένων είναι σχεδόν απαραίτητη.

Το **μέγεθος δείγματος (Sample Size)**, αν συλλογιστούμε ότι τα χρηματιστηριακά δεδομένα αλλάζουν καθημερινώς και είναι εύκολο πλέον να βρει κανείς πολλά στοιχεία συγκεντρωμένα, είναι συνήθως μεγάλου μεγέθους. Δεν είναι όμως απαραίτητο ότι ένα τεράστιο σετ δεδομένων εισόδου θα μας δώσει καλά αποτελέσματα στην πρόβλεψη. Υπάρχουν περιπτώσεις όπου με μικρό αριθμό δεδομένων εισόδου έχουν γίνει επιτυχείς προβλέψεις. Χαρακτηριστικές είναι οι περιπτώσεις των Chatuverdi et al (2004) η οποία χρησιμοποιεί μόνο 40 παρατηρήσεις, Koulouriotis et al (2005) η οποία

χρησιμοποιεί 200 παρατηρήσεις. Υπάρχουν όμως και περιπτώσεις που μεγάλος αριθμός δεδομένων χρειάζεται για να γίνει σωστή πρόβλεψη και χαρακτηριστικές περιπτώσεις είναι των Thawornwong et al (2004) η οποία χρησιμοποιεί δεδομένα 24 ετών και Kanas et al (2001) η οποία χρησιμοποιεί δεδομένα 21. Συνήθως όταν προσπαθούμε να προβλέψουμε την πορεία ενός διεθνούς καταξιωμένου δείκτη χρειαζόμαστε μεγάλη ποσότητα δεδομένων και αυτό οφείλεται στην ανελαστικότητα που παρουσιάζουν οι μεταβολές σε τέτοιου είδους χρηματιστηριακές αγορές. Σχεδόν όλες οι έρευνες που περιλαμβάνονται στην μελέτη αυτή χρησιμοποιούν ημερήσια δεδομένα.

Η τεχνική της πρόβλεψης είναι το πιο σημαντικό κομμάτι του κάθε άρθρου που αναλύουμε. Μας περιγράφει ποια τεχνική χρησιμοποιήθηκε από τον κάθε ερευνητή για να επιτύχει τον σκοπό του. Η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται κυρίως σε προβλέψεις που γίνονται με χρήση ασαφής λογικής, νευρωνικών δικτύων και νευρο-ασαφών τεχνικών αλλά επίσης περιλαμβάνει μελέτες οι οποίες χρησιμοποιούν άλλες μοντέρνες υπολογιστικές τεχνικές. Μια από αυτές είναι η τεχνική των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών (Fuzzy Cognitive Maps) η οποία είναι μια νέα υβριδική μέθοδος όπως και η τεχνική Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

Το μεγαλύτερο ποσοστό των άρθρων (60%) χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα ως τεχνική για την μεθοδολογία πρόβλεψης.

Η δεύτερη μεγάλη κατηγορία άρθρων που συμπεριλαμβάνονται στην έρευνα είναι αυτά τα οποία χρησιμοποιούν νευρο-ασαφείς τεχνικές. Προσπαθούν να συνδυάσουν την δομή και την ικανότητα εκμάθησης ενός νευρωνικού δικτύου με την ασαφή λογική. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν το μειονέκτημα του ότι αντιμετωπίζονται ως μαύρα κουτιά, δηλαδή δεν υπάρχει σαφής γνώση για το πώς γίνεται η πρόβλεψη. Μας ενδιαφέρει απλά να γίνεται με καλά αποτελέσματα. Η εισαγωγή ασαφών κανόνων στα νευρωνικά δίκτυα, δημιουργώντας νευρο-ασαφή συστήματα, δίνει το πλεονέκτημα στον σχεδιαστή να έχει μια καλή εποπτεία του τι μεταβολές επιφέρει η αλλαγή μιας συγκεκριμένης παραμέτρου στο συνολικό αποτέλεσμα

Η ικανότητα εκμάθησης των νευρωνικών δικτύων και των νευρο-ασαφών συστημάτων δίχως a priori γνώση για τα δεδομένα εισόδου του μοντέλου και την ιστορία των μεταβλητών είναι το μεγαλύτερο πλεονέκτημα που έχουν έναντι άλλων μεθόδων.

Οι Ajith et al. (2001) ανέπτυξαν τις ακόλουθες τεχνικές: ένα Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Διάδοσης, το οποίο εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο Lavenberg-Marquardt, ένα σύστημα Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης, ένα νευροασαφές μοντέλο Takagi-Sugeno και ένα νευρωνικό δίκτυο DB (difference boosting neural network). Τα αποτελέσματα των τεσσάρων μοντέλων ήταν πολύ ικανοποιητικά, με τα μοντέλα SVM και το νευροασαφές μοντέλο Takagi-Sugeno να πετυχαίνουν την πιο ακριβή πρόβλεψη.

Οι Andreou et al (2000) ανέπτυξαν 13 διαφορετικές αρχιτεκτονικές ενός πολυστρωματικού Νευρωνικού Δικτύου Εμπρόσθιας Διάδοσης. Το δίκτυο είχε την ίδια τοπολογία με διαφορετικές συναρτήσεις μεταφοράς σε κάθε ένα από τα επίπεδά του.

Οι Armano et al. (2004) ανέπτυξαν το σύστημα “NXCS”, ένα υβριδικό σύστημα το οποίο ενσωματώνει ένα εκτεταμένο σύστημα κατηγοριοποίησης σε συνδυασμό με γενετικούς αλγόριθμους και νευρωνικά δίκτυα. (Hybrid System that iNtegrates eXtended Classifier System)

Οι Ayob et al (2001) ανέπτυξαν ένα Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Διάδοσης, εισήγαγαν την συνάρτηση MRF (Modified Returns Function) και κατέληξαν στο συμπέρασμα του ότι η συγκεκριμένη συνάρτηση βελτιώνει κατά ένα ποσοστό την ικανότητα πρόβλεψης του μοντέλου.

Οι Baba et al (2000) ανέπτυξαν ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο το εκπαίδευσαν με τη μέθοδο μάθησης χρονικών διαφορών (Temporal Difference Learning Method), η οποία δεν είχε εφαρμοσθεί σε παρόμοιες περιπτώσεις μέχρι τότε, με καλά αποτελέσματα.

Οι Barnes et al (2000) συγκρίνουν 3 μοντέλα. Αυτά του κινητού εκθετικού μέσου, μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης, μοντέλο νευρωνικού δικτύου και αναλύουν τους τρόπους επίδρασης της προϊστορίας για κάθε προσέγγιση.

Ο Bautista (2001) χρησιμοποιεί ένα Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Διάδοσης για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη των Φιλιππινών και με τη

βοήθεια του στατιστικού μέτρου απόδοσης Diebold-Mariano αποδεικνύει την ανωτερότητα των νευρωνικών δικτύων σε μακροπρόθεσμη βάση.

Οι Cao et al (2005) συγκρίνουν 2 κατηγορίες μοντέλων. Γραμμικά μοντέλα και μοντέλα τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Με βοήθεια στατιστικών μέτρων απόδοσης αποδεικνύουν την υπεροχή των νευρωνικών δικτύων στις αναπτυσσόμενες αγορές.

Οι Chan et al (2000) χρησιμοποιούν μέθοδο εκμάθησης CGLA για να επιτύχουν καλύτερη προσαρμογή και πρόβλεψη του μοντέλου νευρωνικού δικτύου που προτείνουν. Για τον καθορισμό των βαρών στο νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιούν πολυγραμμική παλινδρόμηση.

Ο Casas (2001) χρησιμοποιεί μοντέλο νευρωνικών δικτύων για την επίλυση του προβλήματος tactical asset allocation. Με το συγκεκριμένο μοντέλο επιτυγχάνει ακρίβεια πρόβλεψης 92%.

Οι Chatuverdi et al (2004) προβλέπουν την τιμή του χρηματιστηριακού δείκτη της Νέας Υόρκης με βάση τις τιμές συγκεκριμένων μετοχών.

Οι Chen et al (2003) με χρήση Πιθανοκρατικού Νευρωνικού Δικτύου προβλέπουν την τάση του χρηματιστηριακού δείκτη της Ταϊβάν και συγκρίνουν τα αποτελέσματά τους με Γενικευμένες Μεθόδους Στιγμών. Τα αποτελέσματα δείχνουν την υπεροχή των νευρωνικών δικτύων.

Οι Chen et al (2005) συγκρίνουν 3 μεθοδολογίες πρόβλεψης : Νευρωνικό δίκτυο, ασαφές σύστημα Takagi-Sugeno και ιεραρχικό ασαφές σύστημα Takagi-Sugeno. Κατά τους συγγραφείς και οι 3 μεθοδολογίες είναι κατάλληλες για πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεικτών.

Οι Chen et al (1996) προτείνουν σύστημα πρόβλεψης αποτελούμενο από 2 προεπεξεργαστικές λειτουργίες, 2 ειδικά διαμορφωμένα νευρωνικά δίκτυα και έναν κανόνα απόφασης ως έξοδο. Το σύστημα αυτό δίνει ως αποτέλεσμα σήμα αγοράς ή πώλησης μετοχών.

Οι Chun et al (2005) ερευνούν τη δυνατότητα σύνθεσης χαρτοφυλακίου με 2 τεχνικές : Νευρωνικά δίκτυα και τεχνική Dynamic Adaptive Case Based Reasoning (DAE CBR). Η DAE CBR τεχνική απέδωσε αποτελέσματα ανώτερα από αυτά του νευρωνικού δικτύου.

Οι Constantinou et al (2006) συγκρίνουν 2 μη γραμμικά μοντέλα για πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Κύπρου. Με χρήση του στατιστικού μέτρου απόδοσης Diebold-Mariano συγκρίνονται τα αποτελέσματα.

Οι Doesken et al (2005) συγκρίνουν Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθόδρομης Διάδοσης με ασαφές σύστημα Takagi-Sugeno εκπαιδευμένο με γενετικό αλγόριθμο και νευρωνική μάθηση. Οι 2 μεθοδολογίες συγκρίνονται σχετικά με την αποδοτικότητά τους σε σχέση με τη στρατηγική αγοράς και διακράτησης της μετοχής.

Οι Donaldson et al (1999) συγκρίνουν 2 γνωστά μοντέλα πρόβλεψης, το μοντέλο μεταβλητού κινούμενου μέσου και το γενικευμένο μοντέλο ARCH με μοντέλο νευρωνικού δικτύου. Συμπεραίνουν ότι ο συνδυασμός μη γραμμικών μεθόδων με νευρωνικά δίκτυα δίνει τα βέλτιστα αποτελέσματα.

Οι Dong et al (2002) προτείνουν ασαφές σύστημα τεχνικής ανάλυσης και το συγκρίνουν με τα ήδη υπάρχοντα συστήματα τεχνικής ανάλυσης. Το προτεινόμενο σύστημα εντοπίζει καλύτερα τα τεχνικά πρότυπα της αγοράς.

Οι Dong et al (2003) προβλέπουν ακραίες περιπτώσεις αποδόσεων μετοχών χρησιμοποιώντας σύστημα νευρωνικών δικτύων και συμπεραίνουν ότι το προτεινόμενο μοντέλο λειτουργεί το ίδιο καλά με άλλα χρησιμοποιώντας όμως πολύ λιγότερες μεταβλητές.

Οι Doura et al (2002) προτείνουν ασαφές σύστημα τεχνικής ανάλυσης για την πρόβλεψη τάσης της τιμής των μετοχών. Το σύστημα αυτό θεωρείται από τους συγγραφείς αποδοτικό και ευέλικτο.

Οι Egeli et al (2003) χρησιμοποιούν 2 αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων με διαφορετικές κάθε φορά τοπολογίες για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Κωνσταντινούπολης. Ανάλογα με το ποια τοπολογία δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα υιοθετείται και το καλύτερο πρότυπο.

Οι Ettles et al (2000) συνέκριναν 3 ειδών συστήματα της οικογένειας των ασαφών συστημάτων: κλασσικό ασαφές σύστημα, σύστημα Singelton και σύστημα Takagi-Sugeno. Η βελτιστοποίηση των συστημάτων έγινε με χρήση γενετικών αλγορίθμων. Καλύτερες αποδόσεις εκ των τριών είχε το σύστημα Singelton.

Οι Grudinski (1993) προέβλεψαν την τάση του δείκτη S&P 500 με το εξής παράδοξο αποτέλεσμα: Το μοντέλο προέβλεπε την άνοδο του δείκτη με επιτυχία 89%, ενώ στην περίπτωση πτώσης του δείκτη η επιτυχία ήταν κάτω από το 50%.

Ο Haliday (2004) χρησιμοποιεί Αυτο-Οργανούμενα Δίκτυα για την ελαχιστοποίηση των δεδομένων εισόδου των νευρωνικών δικτύων και την βελτιστοποίηση της διαδικασίας εκμάθησης. Συγκρίνοντας την μεθοδολογία με κλασικές τεχνικές νευρωνικών δικτύων συμπεραίνει ότι η συγκεκριμένη πρόταση δεν αποδίδει.

Οι Harvey et al (2000) συγκρίνει την πρόβλεψη με Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθόδρομης Διάδοσης με τη μέθοδο Buy & Hold και με τη μέθοδο παλινδρόμησης. Η πρόβλεψη που έκανε το νευρωνικό δίκτυο ήταν η ακριβέστερη απ τις τρεις.

Οι Huang et al (2005) χρησιμοποιούν Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης για να προβλέψουν την τάση του χρηματιστηριακού δείκτη Nikkei και συγκρίνουν τη μεθοδολογία τους με γραμμική διακριτή ανάλυση, τετραγωνική διακριτή ανάλυση και Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθόδρομης Διάδοσης. Κατά τους συγγραφείς οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης υπερέχουν όλων των υπολοίπων μεθόδων.

Οι Hui et al (2000) προτείνουν υβριδικό δίκτυο υστέρησης το οποίο ενσωματώνει πολυστρωματικό δίκτυο Perceptron με ανεπίβλεπτο δίκτυο Kohonen για την πρόβλεψη της χαοτικής συμπεριφοράς των μετοχών. Οι συγγραφείς εφαρμόζουν το προτεινόμενο μοντέλο στην αναπτυσσόμενη αγορά της Κουάλα Λουμπούρ.

Οι Kanas et al (2001) συγκρίνουν γραμμικές και μη γραμμικές μεθόδους για την μηνιαία απόδοση των μετοχών. Αναπτύσσουν νευρωνικό δίκτυο MLP και συμπεραίνουν ότι οι μη γραμμικές μεθόδοι είναι βέλτιστες για την πρόβλεψη στον χρηματοοικονομικό τομέα.

Οι Kim et al (1998) χρησιμοποίησαν γενετικό αλγόριθμο για την εκμάθηση ενός νευρωνικού δικτύου. Με αυτό τον τρόπο, όχι μόνο μειώθηκε η πολυπλοκότητα του μοντέλου, αλλά βελτιώθηκε και η διαδικασία εκμάθησης.

Οι Kimoto et al (1990) οι οποίοι είναι από τους πρώτους ερευνητές στον χώρο των νευρωνικών δικτύων προτείνουν σύστημα πολλαπλών νευρωνικών δικτύων το οποίο υποδεικνύει στον επενδυτή την κατάλληλη στιγμή για αγορά ή πώληση μετοχών.

Ο Kosaka (1991) προτείνει το σύστημα STDSS (Securities Trading Decision Support System) για την περίπτωση βελτιστοποίησης του χαρτοφυλακίου.

Ο Koulouriotis (2001, 2003) προτείνει μέθοδο Ασαφών Γνωστικών Χαρτών για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη του χρηματιστηρίου αξιών Αθηνών. Η βελτιστοποίηση του συγκεκριμένου συστήματος γίνεται με την μεθοδολογία Evolution Strategies.

Οι Koulouriotis et al (2005) προτείνουν μέθοδο DCM για την εβδομαδιαία πρόβλεψη του χρηματιστηρίου αξιών Αθηνών και το συγκρίνει με δύο τοπολογίες νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας διάδοσης. Επίσης συγκρίνει την μεθοδολογία του με το νευροασαφές σύστημα ANFIS.

Οι Kuo et al (1998) προτείνουν σύνθετο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων το οποίο αποτελείται από 4 βήματα : α.) Συλλογή δεδομένων β.) Ποσοτικό μοντέλο, το οποίο είναι νευροασαφές δίκτυο γ.) Ποιοτικό μοντέλο (Ασαφές Σύστημα delfi) δ.) Νευροασαφές δίκτυο το οποίο δέχεται ως εισόδους τα δεδομένα του ποσοτικού και ποιοτικού μοντέλου και γίνεται η τελική πρόβλεψη. Σε σύγκριση με κλασική μεθοδολογία πρόβλεψης με χρήση νευρωνικού δικτύου το προτεινόμενο σύστημα αποδίδει καλύτερα.

Οι Leigh et al (2002) εφάρμοσαν πειραματικά 4 μεθόδους για την πρόβλεψη χρηματιστηριακών τιμών: μέθοδος αναγνώρισης προτύπου, πρόβλεψη με χρήση γενετικού αλγόριθμου, πρόβλεψη με τη μέθοδο Cross Validation και πρόβλεψη με χρήση feed forward νευρωνικού δικτύου.

Οι Lendasse et al (2000) εφαρμόζουν ένα νευρωνικό δίκτυο Ακτινικής Συνάρτησης Βάσης για την πρόβλεψη του Βελγικού χρηματιστηριακού δείκτη και συγκρίνουν τα αποτελέσματά τους με μέθοδο μη γραμμικής παλινδρόμησης.

Οι Malliaris et al (1993) χρησιμοποιούν ένα απλό μοντέλο νευρωνικού δικτύου για πρόβλεψη χρηματιστηριακού δείκτη. Το μοντέλο προβλέπει καλύτερα από το μοντέλο Black-Scholes και το προτείνει ως μια καλύτερη εναλλακτική λύση.

Οι Mizuno et al (1998) εφαρμόζουν στο χρηματιστηριακό δείκτη του Τόκιο νευρωνικό δίκτυο για να προβλέψουν την τάση του. Επίσης καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι το σύστημα προβλέπει καλύτερα γενικευμένη τάση παρά τάση σε μεμονωμένες στιγμές.

Οι Motiwalla et al (2000) συνέκριναν μέθοδο πρόβλεψης με νευρωνικό δίκτυο με τη μέθοδο παλινδρόμησης, και απέδειξαν την ανωτερότητα του νευρωνικού δικτύου για τη συγκεκριμένη χρήση.

Οι Nishina et al (1997) ανέπτυξαν ένα νευρο-ασαφές δίκτυο, το οποίο έχει την ιδιότητα να ορίζει μόνο του κανόνες ασάφειας και έχει 3 φάσεις εκμάθησης: αυτό-οργανούμενη μάθηση, φάση ορισμού κανόνων και εποπτευόμενη

μάθηση. Το δίκτυο αυτό συγκρίνεται με ένα Νευρωνικό Δίκτυο οπισθόδρομης Διάδοσης, και έχει καλύτερα αποτελέσματα.

Οι Oh et al (2002) προτείνουν σύστημα διαχείρισης μετοχών το οποίο αποτελείται από 4 φάσεις. Κατά την πρώτη φάση καθορίζονται οι μεταβλητές εισόδου του συστήματος χρησιμοποιώντας χαοτική ανάλυση. Κατά την δεύτερη φάση εντοπίζονται τα σημεία αλλαγής της αγοράς και στην τρίτη φάση προβλέπονται τα μελλοντικά σημεία αλλαγής. Στην τελική φάση με χρήση νευρωνικού δικτύου οπισθόδρομης διάδοσης γίνεται η τελική πρόβλεψη. Το μοντέλο αυτό συγκρινόμενο με απλό μοντέλο νευρωνικού δικτύου αποδίδει περίπου 1% καλύτερα.

Οι Olson et al (2003) συγκρίνουν την πρόβλεψη με τεχνικές παλινδρόμησης με την πρόβλεψη με χρήση νευρωνικών δικτύων. Στην περίπτωση που χρησιμοποιηθούν και κανόνες διαπραγμάτευσης μετοχών τα αποτελέσματα είναι ακόμα καλύτερα για την περίπτωση της χρήσης νευρωνικών δικτύων.

Οι Pai et al (2005) συγκρίνουν το μοντέλο ARIMA με την τεχνική Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης. Χαρακτηρίζουν την τεχνική Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης ως μια καινούργια ελπιδοφόρα μεθοδολογία και τα αποτελέσματα που παίρνουν είναι πολύ ενθαρρυντικά.

Οι Pan et al (2005) προβλέπουν τον χρηματιστηριακό δείκτη του Σίδνευ με χρήση πολυστρωματικών νευρωνικών δικτύων εμπρόσθιας διάδοσης. Ως δεδομένα εισόδου παίρνουν τιμές του δείκτη αλλά και τιμές άλλων χρηματιστηριακών δεικτών.

Οι Pantazopoulos et al (1998) αναπτύσσουν νευροασαφές δίκτυο για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500 και συγκρίνουν το σύστημα αυτό με άλλες επενδυτικές στρατηγικές όπως αυτή της αγοράς και διακράτησης μετοχής και την στρατηγική συναλλαγής με δικαιώματα. Το προτεινόμενο σύστημα δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα με απόδοση 20%.

Οι Perez-Rodriguez et al (2004) συγκρίνουν το μοντέλο STAR (Smooth Transition Auto Regression) με μοντέλο νευρωνικών δικτύων και με γραμμικές μεθόδους. Το μοντέλο πρόβλεψης που βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα υπερέχει όλων των υπολοίπων στην πρόβλεψη του ισπανικού χρηματιστηριακού δείκτη IBEX.

Οι Phua et al (2001) εφαρμόζουν ένα γενετικά αναπτυσσόμενο νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη του αναπτυσσόμενου χρηματιστηριακού δείκτη της Σιγκαπούρης και τα αποτελέσματα που επιτυγχάνει είναι πολύ καλά της τάξης του 81%.

Οι Qi et al (1999) εφαρμόζουν επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500 και το συγκρίνει με το μοντέλο της γραμμικής παλινδρόμησης. Το μοντέλο αυτό επίσης αποδίδει καλύτερα από την στρατηγική αγοράς και διακράτησης μετοχής.

Οι Quah et al (1999) πρότειναν μοντέλο νευρωνικού δικτύου για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Σιγκαπούρης. Ο σκοπός του μοντέλου ήταν η επιλογή των κορυφαίων μετοχών από την αγορά, και η αποφυγή των μετοχών οι οποίες δεν αποδίδουν καλά. Το μοντέλο έχει καλά αποτελέσματα, με το βέλτιστο χαρτοφυλάκιο να έχει απόδοση 69,23%.

Οι Raposo et al (2002) αναπτύσσουν νευροασαφές δίκτυο για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη του Σάο Πάολο της Βραζιλίας. Το σύστημα δίνει 3 αποτελέσματα, για την πώληση, την αγορά ή την διακράτηση της μετοχής.

Οι Rech et al (2002) συγκρίνουν γραμμικές μεθόδους με 3 γνωστές διαδικασίες σχεδιασμού νευρωνικών δικτύων : Τεχνική Information Criterion pruning (ICP), τεχνική Cross Validation Pruning (CVP) και τεχνική Bayesian Regularization Pruning (BRP).

Οι Refenes et al (1993) εξετάζουν την περίπτωση αντικατάστασης των κλασικών τεχνικών στατιστικής στο πλαίσιο του APC με μοντέλο πρόβλεψης

που χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα. Το προτεινόμενο μοντέλο νευρωνικών δικτύων ξεπερνά τα στατιστικά μοντέλα κατά 36 ποσοστιαίες μονάδες.

Οι Shafer et al (1999) χρησιμοποιούν τεχνικές νευρωνικών δικτύων σε συνδυασμό με την δημοφιλή οικονομική μέθοδο Asset Pricing με σκοπό τον εντοπισμό των απρόβλεπτων μεταβολών στους χρηματιστηριακούς δείκτες και κατ' επέκταση το κέρδος από αυτές τις μεταβολές.

Οι Setnes et al (1999) εφάρμοσαν το ασαφές μοντέλο Takagi-Sugeno για την πρόβλεψη χρηματιστηριακού δείκτη και το συνέκριναν με γραμμικά μοντέλα και με το μοντέλο Buy and Hold. Παρά το γεγονός της μη ακριβούς πρόβλεψης, τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου ήταν πολύ καλύτερα εκ των υπολοίπων.

Οι Siekman et al (1999) χρησιμοποιούν νευροασαφή μοντέλα για την πρόβλεψη του γερμανικού δείκτη DAX. Ως δεδομένα εισόδου δέχεται την γνώση ειδικών υπό την μορφή ασαφών κανόνων και οικονομικές βάσεις δεδομένων σε μορφή χρονικών σειρών.

Ο Simutis (2000) προτείνει το σύστημα STRASS (STock TRAding Support System), το οποίο είναι ένα ασαφές σύστημα το οποίο βασίζεται στην έμπειρη γνώση των ανθρώπων. Το συγκεκριμένο σύστημα έχει απόδοση 30 % σε ετήσια βάση.

Οι Situngir et al (2002) προβλέπουν τον χρηματιστηριακό δείκτη της αναπτυσσόμενης αγοράς της Ινδονησίας με χρήση πολυστρωματικών Νευρωνικών Δικτύων Εμπρόσθιας Διάδοσης.

Οι Steiner et al (1997) περιγράφουν σύστημα βελτιστοποίησης χαρτοφυλακίου το οποίο χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα στα πλαίσια ενός μη γραμμικού δυναμικού μοντέλου της αγοράς και έχουν πολύ καλά αποτελέσματα σε σχέση με την τεχνική αγοράς και διακράτησης της μετοχής μειώνοντας παράλληλα το ρίσκο κατά 41%.

Οι Tabrizi et al (2000) χρησιμοποιούν MLP βασισμένο στην Rescaled Range Analysis. Σύμφωνα με αυτήν το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να διαχωρίσει μια τυχαία σειρά γεγονότων από μια μη τυχαία. Με αυτό το νευρωνικό δίκτυο προβλέπουν τον χρηματιστηριακό δείκτη της Τεχεράνης. Συγκρινόμενο με το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης το μοντέλο νευρωνικού δικτύου αποδίδει πολύ καλύτερα.

Οι Thamano et al (1999) προτείνουν νευροασαφές δίκτυο για την πρόβλεψη της τιμής της μετοχής της μεγαλύτερης τράπεζας της Ταϊλάνδης.

Οι Tsaih et al (1998) προτείνουν υβριδικό σύστημα για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500. Το σύστημα αποτελείται από νευρωνικό δίκτυο και από σύστημα ασαφών κανόνων για την καλύτερη επιλογή δεδομένων εισόδου αλλά και την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται στην συγκεκριμένη περίπτωση είναι reasoning νευρωνικό δίκτυο. Η προτεινόμενη τεχνική είναι ανώτερη της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης της μετοχής σε περίοδο 6 ετών.

Οι Vanstone et al (2005) εφαρμόζουν τεχνική νευρωνικού δικτύου το οποίο δέχεται ως εισόδους μεταβλητές θεμελιώδους ανάλυσης και αναλύει τα αποτελέσματά του συμπεριλαμβάνοντας όλα τα έξοδα συναλλαγών τα οποία υπάρχουν σε μια πραγματικά χρηματιστηριακή αγορά. Τελικά πετυχαίνει μηνιαία απόδοση 2,87%.

Οι Versace et al (2004) προτείνουν υβριδικό σύστημα με νευρωνικά δίκτυα το οποίο χρησιμοποιεί τεχνικές γενετικών αλγορίθμων για την επιλογή του καταλληλότερου συνδυασμού της τοπολογίας του νευρωνικού δικτύου. Το σύστημα έχει σωστή πρόβλεψη της τάσης στο 73,4% των περιπτώσεων.

Οι Wah et al (2002) αναπτύσσουν σύστημα νευρωνικού δικτύου με το οποίο προσπαθούν να προβλέψουν και τις τιμές των δεδομένων εισόδου που λείπουν και μέσω της τεχνικής cross-validation να βελτιώσουν αισθητά την ακρίβεια των προβλέψεών τους.

Ο Walzak (1999) εφαρμόζει νευρωνικό δίκτυο για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών δεικτών Dow Jones και της Σιγκαπούρης. Επιλέγει τους δύο συγκεκριμένους δείκτες για να δείξει ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση να χειριστούν και αγορές υπό ανάπτυξη αλλά και καταξιωμένες αγορές. Ο συγγραφέας χρησιμοποιεί δεδομένα από την συγκεκριμένη αγορά κάθε φορά αλλά και δεδομένα από τις διεθνείς αγορές. Το προτεινόμενο σύστημα πέτυχε 63% σωστές προβλέψεις.

Ο Wang (2002) ανέπτυξε γκρίζο ασαφές σύστημα για την πρόβλεψη της τιμής δεδομένης μετοχής σε ορισμένο χρονικό διάστημα.

Οι Wang et al (1996) αναπτύσσουν σύστημα νευρωνικού δικτύου με στοιχεία δανεισμένα από ανάλυση ARIMA. Επίσης κατά την διαδικασία εκμάθησης τροφοδοτείται το μοντέλο με τα δεδομένα των δύο τελευταίων επιτυχών προβλέψεων για των καλύτερο προσδιορισμό των βαρών του δικτύου.

Η Wikowska (1995) προτείνει σύστημα νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Πολωνίας και τον συγκρίνει με οικονομετρικό μοντέλο.

Οι Wittkemper et al (1996) προβλέπουν το συστηματικό ρίσκο κάθε μετοχής μεταξύ 67 εισηγμένων γερμανικών εταιρειών. Αποδεικνύει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα τα δίνει νευρωνικό δίκτυο του οποίου η τοπολογία έχει βελτιστοποιηθεί με χρήση γενετικού αλγορίθμου.

Οι Wu et al (2001) προτείνουν υβριδικό νευροασαφές σύστημα με σκοπό την χρηματοοικονομική πρόβλεψη. Το συγκεκριμένο μοντέλο αποδίδει πολύ καλά χάρις στην ιδιότητά του να τεμαχίζει ένα μεγάλο αρχικό πρόβλημα σε μικρότερα πιο εύκολα διαχειρίσιμα προβλήματα. Επίσης το μοντέλο αυτό κατά τους συγγραφείς ξεπερνά το πρόβλημα του «μαύρου κουτιού» των νευρωνικών δικτύων γιατί προσδίδει στο σύστημα μια διαφάνεια ενεργειών.

Οι Yiwen et al (2000) προτείνουν ένα νευρωνικό δίκτυο BP για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Κίνας, με καλά αποτελέσματα.

Οι Yumlu et al (2004) προτείνουν μοντέλο επαναληπτικού νευρωνικού δικτύου σε συνδυασμό με την τεχνική Mixture Of Experts για την μέτρηση του συστηματικού ρίσκου στο χρηματιστήριο της Κωνσταντινούπολης. Επίσης για λόγους σύγκρισης χρησιμοποιούν το μοντέλο μεταβλητότητας Gloster-Jagonathan-Runke (GJR) το οποίο αποδεικνύεται κατώτερο ειδικά για την περίπτωση βραχυπρόθεσμης πρόβλεψης.

Οι Yumlu et al (2005) κάνουν μια σύγκριση από τεχνικές πρόβλεψης για οικονομικές χρονικές σειρές. Συγκρίνουν 3 τύπους νευρωνικών δικτύων και για λόγους σύγκρισης χρησιμοποιούν και το στατιστικό μοντέλο EGARCH. Αποδεικνύουν ότι το μοντέλο νευρωνικού δικτύου Smoothed-Piecewise είναι ανώτερο όλων στον εντοπισμό της μεταβλητότητας.

Οι Zhang et al (2004) προτείνουν νευροασαφές διαδίκτυακό σύστημα με Granual νευρωνικό δίκτυο το οποίο έχει την δυνατότητα της αυτόματης εύρεσης των ασαφών κανόνων και επίσης έχει ως χαρακτηριστικό του τον πολύ μικρό χρόνο εκπαίδευσης, σε σχέση με άλλες μορφές νευρωνικών δικτύων. Οι συγγραφείς έχουν ως στόχο την περαιτέρω ανάπτυξη του συστήματος έτσι ώστε να μπορεί ο οποιοσδήποτε χρήστης μέσω του διαδικτύου να κάνει χρηματοοικονομική πρόβλεψη από οποιοδήποτε μέρος στον πραγματικό χρόνο.

Οι Zhang et al (2002) προτείνουν πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο οπισθόδρομης διάδοσης για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Σαγκάη. Τα αποτελέσματα του συστήματος είναι τα τριπλάσια από αυτά που θα έδινε η στρατηγική της αγοράς και διακράτησης μετοχών.

Οι Zhongxing et al (1993) προτείνουν ένα από τα πρώτα νευρο-ασαφή συστήματα για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη της Σαγκάη.

Οι Zorin et al (2001) προτείνουν μοντέλο νευρωνικού δικτύου οπισθόδρομης διάδοσης για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη Dow Jones της Ρήγας. Συγκρίνουν τα αποτελέσματά τους με το μοντέλο Box-Jenkins και

αποδεικνύουν ότι η μεθοδολογία που βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα έχει καλύτερα αποτελέσματα.

Στην επόμενη σελίδα ακολουθεί ο Πίνακας με τα αποτελέσματα της έρευνας μας, καθώς και οι επεξηγήσεις των συμβόλων.

Πίνακας: Σύνοψη Τεχνικών Μοντελοποίησης

Article	Data Preprocess	Sample Size	Type (Transfer Functions)	Network Layers	Membership Functions	Validation Set	Training Method
Ajith et al (2001)	PCA	D:24months	FFNN	8/20/20/1	-	20%	SCGA
Ajith et al. (2002)	-	D:4,7years	FFNN (tanh-sig)	4/26/-	-	-	Lev-Mar Alg
Andreou et al. (2000)	No	718	FFNN (log,tanh)	-	-	35	EBP
Armano et al (2004)	Log	2160	NXCS	-	-	200 last	EBP
Atiya et al. (1997)	No	D:1year	-	-	-	-	-
Ayob et al. (2001)	Yes	1478	FFNN (sig)	-	-	-	EBP
Baba et al. (1992)	-	20	NN	15/-/-1	-	-	EBP,Ra nOpt
Baba et al. (2000)	-	D:60months	NN+TDL Method	14/50/2	-	-	EBP,Ra nOpt
Baek et al (2002)	-	D:28months	AANN (tan sig)	-	-	-	Lev-Mar Alg
Barnes et al. (2000)	No	250	BPN	1/1-8/1	-	-	PRW
Bautista (2001)	[-1,1]	720	FFNN	-	-	52	Lev-Mar Alg
Brownstone (1996)	[0-1]	1800	BPN	54/-/-1	-	No	FIX
Campel et al. (2000)	-	D:6years	-	-	-	Yes	EBP
Cao et al. (2004)	-	D:4years	FFNN	-	-	-	EBP
Casas (2001)	Yes	≈960	FFNN	6/2/3		Yes	MSE
Chandra et al. (1999)	-	D:300mont	BPN	-/-/-1	-	No	FIX
Chaturvedi et al. (2004)	No	40	BPN	3/3/3	-	Yes	EBP
Chen et al (2003)	-	≈2400	PNN	2/6/2/1		Yes	-

Chen et al. (2005)	-	D: 5years	Fuzzy	-	-	-	PSO Alg
Chenoweth et al. (1996)	Yes	2273	Hybrid NN		-	1273	EBP
Chun et al. (2005)	log	1099	Dyn.Adp.Learn.	C.B.R.	-	42	Sim. Anneal.
Constantinou et al. (2006)	log	1444	MLP	2/8/1	-	-	-
Doesken et al. (2005)	Yes	-	Fuzzy FFNN	8/20/7/1	-	-	GA
Donaldson et al. (1999)	-	D:18years	Hyb ANN	-	-	-	-
Dong et al. (2002)	Yes	44150	Fuzzy	-	Trapezoidal	-	-
Dong et al. (2003)	Yes	68.933	FFNN	5/40/-	-	-	-
Dourra et al(2002)	[0,1]	D:2years	Fuzzy	-	Bell	-	-
Egeli et al. (2003)	-	417	MLP / FFNN (sig)	Various	-	10%	EBP
Ettes (2000)	Yes	D :8years	Fuzzy	-	-	2 last	GA
Fernandez et al. (2000)	-	6931	FFNN	-	-		EBP
Gradojevic et al. (2002)	-	1846	NF	-	Gaus-Bell Triang.	23	-
Grudnitski et al (1993)	-	D:94months		-	-		-
Halliday (2004)	log	D:15years	FFNN,Elman NN	- /3,5,10/1	-	-	EBP
Harvey et al. (2000)	-	-	NN	-	-	Yes	EBP
Hong et al. (1995)	Yes	D :6,6years	PNN	-	-	-	-
Huang et al. (2005)	log	676	SVM	-	-	36	SVM
Hui et al. (2000)	[0,1]	D:10years	Hyb MLP (sig)	4/20/15 /1	-	-	Sliding Wind
Jaruszewicz et al.	[-1,1]	4399	MLP	-	-	No	EBP

(2004)							
Kanas et al. (2001)	[log]	D:21years	MLP (log)	3/6/1	-	Yes	EBP
Kim et al (1998)	Yes	3056	PNN		-	186 last	EBP
Kim et al. (1998)	No	750	hyb ANN (sig)	-	-	150	EBP
Kimoto et al (1990)	[0,1]	D:56months	NN	-	-	Yes	Sup. Learn.
Kosaka et al. (1991)	-	≈1200	BPN	-	-	-	EBP
Koulouriotis (2003)	-	D:10months	FCM	-	Sgmoid	Yes	Evolution Str
Koulouriotis et al (2001),	-	330	FCM	-	-	-	ES-bas. Alg.
Koulouriotis et al. (2005)	-	200	FFNN(tan sig)	-	-	Yes	Lev-Mar Alg, Evol. Strat.
Kuo (1998)	[0,1]	-	MLP	42/60/60/1	-	-	EBP
Lam (2001)	No	D:2years	FUZZY	-	-	-	G.A.
Leigh et al (2002)	Zscore	3840	BPNN	22/8/2	-	250 last	EBP
Lendasse et al. (2000)	-	2600	RBFNN	-	-	-	MW
Malliaris et al (1993)	[0,1]	280	FFNN (sigmoid)	-	-	Yes	EBP
Min (1999)	-	468	RNN	-	-	-	-
Mizuno et al. (1998)	Yes	D:95months	NN	-/-/3(log)	-	119	Equal.L earn.
Motiwalla et al. (2000)	-	D:99months	NN (tanh,sigmoid)	20/9/11	-	Yes	EBP
Nishina et al. (1997)	-	-	NF	-	-	-	LMS
Oh et al (2002)	-	3069	BPNN	-	-	Yes	-

Olson et al.(2003)	[-1,1]	2352	BPN (hyp)	-	-	Yes	DRLA
Pai et al. (2005)	-	50	HybARIMA, SVM	-	-	Yes	SVM
Pan et al. (2005)	-	D: 12,5year	MLP	-	-	20%	-
Pantazopoulos et al. (1998)		≈15600	FFNN NF	-	Triangular	6000 last	Fix. Sample
Perez-Rodriguez et al (2004)	log	2520	MLP (hyp tan)	-	-	-	Cross-Valid.
Phua et al (2001)	-	360	FFNN	-	-	-	EBP
Quah et al (1999)	-	D:4years	BPN	7/4,8,14/1	-	Yes	EBP
Raposo et al. (2002)	-	153	FFNF	-	-	Yes	-
Rast (1999)	-	500	MLP NF	4/5/1	-	Yes	Quickprop
Rech (2002)	log	1076	ANN	-	-	480	-
Refenes et al (1996)	-	10260	FFNN	3/32/16/1	-	-	EBP
Safer et al. (1998)	-	-	FFNN (sig)	9/5/1	-	20%	Lev-Mar Alg
Schumann et al(1993)	-	D: 9years	CDN	13/-/-/4	-	-	EBP
Setnes et al. (1999)	-	-				-	MW
Siekman et al. (1999)	-	-	NF	1/2/1	Gaussian-Logistic	-	-
Simutis (2000)	Yes	D:24months	Fuzzy	-	Gaussian-Bell	-	-
Situngkir et al. (2003)	-	-	MLP	-	-	-	EBP
Steiner et al. (1994)	[0,1]	D:19years	NN + GA	-	-	-	MSE
Steiner et al. (1995)	-	≈672	GRNN	-	-	Yes	-
Tabrizi et al. (2000)	log	≈240	MLP	8/3/1	-	Yes	EBP
Tang et al. (2002)	-	-	NF	-	-	-	EBP
Thammano (1999)	-	D:38mo	NF	7/-/1	-	-	FuzzySy

		nths					stem
Thawornong et al (2004)	-	D:24years	FFNN (sigmoid)	10-16/14-27/2		Yes	EBP
Tsaih et al. (1998)	-	D:9years	Hybrid Reas.NN	-	-	4Y	-
Vanstone et al. (2005)		D:2years	-	-	-	-	-
Versace et al. (2004)	Yes	320	RBPN/RBF N,G A		-	63	G.A.
Wah et al (2002)	Yes	D:60months	RFIR ANN	-	-	Yes	EBP
Walczak (1999)	Yes	≈310	BPN	-/1-2/-	-	130	-
Wang (2002)	-	6700	Fuzzy Grey Pred.	-	-	1680	-
Wang et al. (1996)	Yes	D:4years	hyb ANN	-	-	3M	EBP
Wikowska (1995)	No	≈25	BPN	3-5/2-3/1,3	-	Yes	MSE
Wong et al. (1992)	-	D:2years	BPN + Fuzzy	-	-	-	DLRA
Wu et al (2001)	-	-	FFNF NF	9/-/1	-	Yes	-
Yiwen et al. (2000)	-	-	BPN	6/10/1	-	-	-
Yumlu et al. (2004)	Yes	3650	RNN	-	-	985	MSE
Yumlu et al. (2005)	Yes	2946	RNN	7/20/-	-	Yes	MSE
Zhang et al. (2002)	-	-	FFNN	-	-	Yes	HLN
Zhang et al. (2004)	[0.1, 0.9]	500	BPN	-	-	-	EBP
Zhongxing et al (1993)	[0,1]	-	FFNN w fuzzy R	-	-	-	BP algorithm
Zorin et al. (2001)	[-1,1]	273	BPN (sig,hyp.tan)	59/35/1	-	20 last	EBP

“ - ” : Not mentioned in the article

ΕΠΕΞΗΓΗΣΕΙΣ ΣΥΜΒΟΛΩΝ ΠΙΝΑΚΑ

Data Preprocessing:

Yes : Data preprocessing is made, but the author does not give any further details.

No : No Data Preprocessing is made.

$[\alpha, \beta]$: Data Preprocessing is made by transforming the initial data in the interval of $[\alpha, \beta]$.

log : A logarithmic Data Transformation is made.

Sample Size:

α : Size of daily observations made.

$\approx \alpha$: Estimated size of daily observations made.

D: α Years : Sample size is taken in daily basis during a period of α years.

D: α Months : Sample size is taken in daily basis during a period of α months.

D: α Weeks : Sample size is taken in daily basis during a period of α weeks.

Type

The type of the methodology used is described:

ANN : Artificial Neural Network

BPN : Back Propagation Neural Network

FBPN : Back Propagation Neural Network with Fuzzy Rules

FCM : Fuzzy Cognitive Maps

FFNN : FeedForward Neural Network

FFNF : FeedForward Neural network with Fuzzy Rules

Fuzzy : Fuzzy Logic based system

GA : Genetic Algorithm

GRNN : General Regression Neural Network

Hyb ANN : Hybrid Artificial Neural Network

MLP : MultiLayer Perceptron

MLPF : MultiLayer Perceptron with fuzzy Rules

NF : NeuroFuzzy

TDLM : Temporal Difference Learning Method

NXCS : Hybrid System that integrates extended classifier system with Genetic Algorithms and ANNs

PNN : Probabilistic Neural network
 RBFN : Radial Basis Function Neural Network
 RBPN : Recurrent BackPropagation Neural Network
 RFIR : Recurrent FIR Neural Network
 RNN : Recurrent Neural Network
 SVM : Support Vector Machines
 TDRNN:

Network Layers

In case of Neural and NeuroFuzzy approaches, the number of layers is mentioned in the following way:

$\alpha / x / \dots / x / \beta$, where

α : Number of input neurons

β : Number of output neurons

x : Number of hidden neurons in each hidden layer. The number of hidden layers equals to the times that x appears. For example 4/5/5/2 refers to two hidden layers with 5 neurons in each.

Membership Functions

In case of NeuroFuzzy and Fuzzy approaches, the membership function used is referred.

Bell : Generalized bell-shaped membership function.
 Gaussian-Bell : Gaussian curve membership function.
 Logistic : Logistic membership function.
 Sigmoid : Sigmoidally shaped membership function.
 Trapezoid : Trapezoidal-shaped membership function.
 Triangular : Triangular membership function.

Validation Set

Yes : Validation Set exists but the author does not mention anything further.

No : The author does not use Validation Set

$\alpha\%$: The α percent of the sample size is used for validating the results of the model.

α : α Data observations were used as Validation Set.

α Last : The last α observations were used as Validation Set.

Training Method

The method used for the training if the model is referred:

SCGA	: Sealed Conjugate Gradient Algorithm
EBP	: Error BackPropagation
EBP,RanOpt	: Error BackPropagation combined with Random Optimization Method
Cross-Vali.	: Cross-Validation Method
DRLA	: Delta Rule Learning Algorithm
Equal.Learn.	: Equalized Learning Training Method
Evolution Str.	: Evolution Strategies Method Training
Fix. Sample	: Fixed Sample Training
FuzzySystem	: Training with Fuzzy System
G.A.	: Training with Genetic Algorithm
HLN	: Heuristic Knowledge Based Learning Algorithm
Lev-Mar Alg	: Lavenberg-Marquardt optimization algorithm.
LMS	: Least Mean Square Training
MSE	: Minimization of the mean square error (MSE)
MW	: Moving Window
PRW	: Pattern Recognition Workbench
PSO Alg	: Particle Swarm Optimisation Algorithm
Quickprop	: QuickProp Training Algorithm
Sim. Anneal.	: Simulated Annealing Training Technique
Sliding Wind	: Sliding Window Training
Sup. Learn.	: Supplementary Learning
SVM	: Support Vector Machines

5^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ

Για να καθορίσουμε την ικανότητα πρόβλεψης κάθε συστήματος πρέπει να το συγκρίνουμε με άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Υπάρχουν δύο κατηγορίες των μοντέλων πρόβλεψης που μπορούμε να τα συγκρίνουμε, τα στατιστικά και τα μη στατιστικά μοντέλα.

Τα στατιστικά μοντέλα τα οποία χρησιμοποιούμε είναι κατ'αρχήν τα μοντέλα της γραμμικής παλινδρόμησης και πολλαπλής γραμμικής παλινδρόμησης. Όπως γνωρίζουμε τα μοντέλα αυτά δεν διαθέτουν μεγάλη ικανότητα στην μοντελοποίηση των μη γραμμικών σχέσεων και ως εκ τούτου η απόδοσή τους στην πρόβλεψη των χρηματιστηριακών δεικτών είναι μειωμένη. 18% των ερευνών που συμπεριλαμβάνονται συγκρίνουν την απόδοση του μοντέλου της με αυτές τις δύο τεχνικές. Μια τεχνική η οποία θεωρείται πως έχει την ικανότητα μοντελοποίησης μη γραμμικών σχέσεων είναι αυτή των μοντέλων ARMA. Επτά έρευνες χρησιμοποιούν αυτά τα μοντέλα για να κάνουν σύγκριση των αποτελεσμάτων τους. Επίσης μια διαδεδομένη σύγκριση είναι αυτή με το μοντέλο του τυχαίου βαδίσματος το οποίο χρησιμοποιείται από το 22% των ερευνών. Είναι κοινώς αποδεκτό το ότι αν ένα μοντέλο επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από αυτά του τυχαίου περιπάτου έχει σχετικά καλή ικανότητα πρόβλεψης αφού ξεπερνά την πιθανότητα του 0,5.

Πολλές έρευνες χρησιμοποιούν μεμονωμένες μεθόδους πρόβλεψης για την σύγκριση των αποτελεσμάτων και υπάρχουν επίσης περιπτώσεις που τα αποτελέσματα συγκρίνονται με μοντέρνες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης όπως αυτή των γενετικών αλγορίθμων.

Η πιο σημαντική κατηγορία που περιλαμβάνεται στην μελέτη μας είναι αυτή που περιλαμβάνει τα άρθρα τα οποία προτείνουν διάφορες αρχιτεκτονικές και τύπους νευρωνικών δικτύων, τους δίνουν συγκεκριμένα δεδομένα εισόδου, κάνουν την πρόβλεψη και μετά διαλέγουν αυτό με την καλύτερη πρόβλεψη ή το μικρότερο σφάλμα. Την διαδικασία αυτή ακολουθεί το 23% των μελετών.

Η τεχνική επένδυσης η οποία χρησιμοποιείται ως μέτρο σύγκρισης στον μεγαλύτερο αριθμό ερευνών είναι η λεγόμενη τεχνική της αγοράς και διακράτησης της μετοχής (Buy & Hold Strategy), και είναι λογικό να συμβαίνει καθώς περίπου το 80% των επενδυτών σε παγκόσμιο επίπεδο ακολουθεί αυτή την στρατηγική κυρίως για λόγους αποφυγής ρίσκου

. Θεωρείται η απλούστερη στρατηγική: οι επενδυτές αγοράζουν ένα χαρτοφυλάκιο μετοχών με βάση ορισμένα προκαθορισμένα κριτήρια και

διατηρούν αυτές τις μετοχές έως ότου επιτευχθούν κάποιοι επενδυτικοί στόχοι. Στην επόμενη σελίδα παρουσιάζεται ο πίνακας με τα αποτελέσματα της έρευνας μας.

Πίνακας: Σύνοψη Μέτρων Απόδοσης

Article	ANNs	LR, MLR	ARMA ,	GA	RW	B&H	Others
Andreou et al. (2000)	•						•
Armano et al (2004)	•					•	
Atiya et al. (1997)						•	•
Baba et al. (1992)							
Baek et al (2002)						•	
Barnes et al. (2000)		•	•				•
Bautista (2001)					•		
Brownstone (1996)		•					
Cao et al. (2004)		•					•
Casas (2001)						•	
Chandra et al. (1999)						•	
Chaturvedi et al. (2004)		•					
Chen et al (2003)					•	•	
Chen et al. (2005)	•						
Chenoweth et al. (1996)	•					•	
Chun et al. (2005)					•		
Doesken et al. (2005)						•	
Donaldson et al. (1999)			•				•
Dong et al. (2003)		•					
Dourra et al(2002)							•
Egeli et al. (2003)	•						
Fernandez et al. (2000)					•	•	
Harvey et al. (2000)		•				•	
Huang et al. (2005)	•						•
Hui et al. (2000)	•						
Kanas et al. (2001)		•					
Kim et al (1998)	•						
Kim et al. (1998)						•	•

Kimoto et al (1990)		•					
Kosaka et al. (1991)							•
Koulouriotis (2003)							•
Koulouriotis et al (2001),						•	
Koulouriotis et al. (2002)		•					
Koulouriotis et al. (2005)	•	•					•
Lam (2001)						•	
Leigh et al (2002)						•	
Malliaris et al (1993)							
Min (1999)		•					
Mizuno et al. (1998)	•						•
Motiwalla et al. (2000)		•				•	
Nishina et al. (1997)	•						
Oh et al (2003)	•					•	
Olson et al.(2002)	•						
Pai et al. (2005)			•				•
Pan et al. (2005)							
Pantazopoulos et al. (1998)							•
Phua et al (2001)							
Quah et al (1999)							•
Raposo et al. (2002)	•						•
Rast (1999)	•						
Rech (2002)			•				•
Refenes et al (1993)		•					
Schumann et al(1993)			•				
Setnes et al. (1999)		•				•	
Siekman et al. (1999)		•			•	•	•
Steiner et al. (1994)		•		•			•
Steiner et al. (1997)							
Thammano (1999)	•						
Thawornong et al	•	•				•	•

(2004)							
Tsaih et al. (1998)						•	
Vanstone et al. (2005)						•	
Wah et al (2002)	•		•				•
Walczak (1999)							
Wang et al. (1996)		•					
Wikowska (1995)							
Wu et al (2001)	•						
Yumlu et al. (2004)	•						•
Yumlu et al. (2005)	•						
Zhang et al. (2002)	•						
Zhang et al. (2004)						•	
Zorin et al. (2002)	•		•				•

Modeling Benchmarks

ANNs : The results of the model are compared to those obtained using similar Artificial Neural Network models.

LR / MLR : The results of the model are compared to those obtained using Linear Regression and Multi-Linear Regression.

ARMA / ARIMA : The results of the model are compared to those obtained using AutoRegressive – Moving Average Models.

GA : The results of the model are compared to those obtained using Genetic Algorithms.

RW : The results of the model are compared to those obtained using the Random Walk model.

B&H : The results of the model are compared to those obtained using the Buy and Hold trading strategy.

Others : The results of the model are compared to those obtained using other forecasting techniques.

6^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΜΕΤΡΑ ΑΠΟΔΟΣΗΣ

Για να αποδείξουν ότι το κάθε μοντέλο επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από άλλες μεθόδους πρόβλεψης πολλοί συγγραφείς χρησιμοποιούν τα λεγόμενα **Μέτρα Απόδοσης (Performance Measures)**.

Τα μέτρα απόδοσης τις περισσότερες φορές είναι στατιστικά κριτήρια όπως είναι τα πολύ διαδεδομένα Μέσο Τετραγωνικό Σφάλμα (Root Mean Square Error), το Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error), η Τυπική Απόκλιση (Standard Deviation) κ.α. Υπάρχουν επίσης περιπτώσεις στις οποίες οι ερευνητές χρησιμοποιούν όχι ευρέως διαδεδομένα στατιστικά κριτήρια όπως το Theil Inequality Coefficient και το Akaike's Minimum Final Prediction Error.

Στην κατηγορία των μη στατιστικών κριτηρίων εντάσσονται όλοι εκείνοι οι παράγοντες οι οποίοι μπορούν να αποδείξουν ότι το εκάστοτε μοντέλο αποδίδει πιο καλά από οποιοδήποτε άλλο. Το πιο δημοφιλές μη-στατιστικό κριτήριο είναι το ποσοστό των σωστών προβλέψεων που πέτυχε το κάθε μοντέλο (αναφέρεται ως Hit Rate), το οποίο χρησιμοποιείται σχεδόν από όλες τις έρευνες, οι οποίες συγκρίνουν το προτεινόμενο μοντέλο με κάποιο άλλο. Δύο μη-στατιστικά κριτήρια που χρησιμοποιούνται σε ορισμένες περιπτώσεις, είναι αυτά της εσφαλμένης αποδοχής ή απόρριψης μιας υπόθεσης – δηλαδή η περίπτωση στην οποία λαμβάνεται μια λανθασμένη απόφαση αναφορικά με την διακράτηση ή όχι της μετοχής. (False Acceptance Rate και False Rejection Rate). Αυτά τα κριτήρια είναι σημαντικά διότι με λανθασμένες ενέργειες τέτοιου τύπου, όχι μόνο δεν μένει κανείς στάσιμος – αλλά απεναντίας χάνει.

Το πιο διαδεδομένο μέτρο απόδοσης όμως στον τομέα της πρόβλεψης των μετοχών και γενικά του χρηματιστηρίου είναι το κέρδος που επιτυγχάνει κανείς με το κάθε μοντέλο. Και αυτό είναι και το πιο βασικό συστατικό της επιτυχίας και της αποδοχής του μοντέλου από τους επενδυτές. Τι να κάνει κανείς ένα μοντέλο με πολύ καλή δυνατότητα πρόβλεψης, αν δεν μπορεί να προβεί στις κατάλληλες ενέργειες έτσι ώστε να επωφεληθεί από αυτό? Το μέτρο απόδοσης αυτό είναι γνωστό με τον όρο "Return", δηλαδή οι ετήσιες απολαβές που έχει κανείς αν επενδύσει ένα ποσό ακολουθώντας την κάθε προτεινόμενη επενδυτική στρατηγική.

Ο δεύτερος πίνακας που ακολουθεί μας δείχνει το ποσοστό κερδών που είχαν οι ερευνητές επενδύοντας κάποιο αρχικό ποσό με την μεθοδολογία τους. Τα αποτελέσματα είναι εντυπωσιακά. Αρκεί να αναφέρουμε ότι εκτός από την περίπτωση του Thawornponh που επιτυγχάνει ετήσιο κέρδος 3,72% ακολουθώντας μια πολύ ήπια στρατηγική επένδυσης, το μικρότερο ετήσιο κέρδος είναι 10%. Επίσης υπάρχουν οι περιπτώσεις των Chen et al (2002) η οποία επιτυγχάνει κέρδος 211% και η περίπτωση του Doesken et al (2005) η οποία επιτυγχάνει κέρδος 103,17% .

Στις επόμενες σελίδες ακολουθούν οι πίνακες με τα αποτελέσματα της έρευνας μας : Στον πρώτο πίνακα παρουσιάζεται η σύνοψη των Μέτρων Απόδοσης και στον δεύτερο πίνακα οι Ετήσια Απόδοση του κάθε μοντέλου.

Πίνακας: Σύνοψη Μέτρων Απόδοσης

Article	Model Performance Measures
Ajith et al (2001)	RMSE, HIT
Andreou et al. (2000)	CC, MAE, HIT
Armano et al (2004)	HIT, PROFIT
Ayob et al. (2001)	MSE, RMSE, NMSE, HIT
Baba et al. (1992)	Total Relative Error
Baek et al (2002)	FAR, FRR
Bautista (2001)	MSPE, HIT, Diebold-Mariano Statistic
Brownstone (1996)	MSE, RMSE
Cao et al. (2004)	MAD, MAPE, MSE, SD
Cao et al. (2004)	MAD, MAPE, MSE, SD, Diebold-Mariano Statistic
Casas (2001)	MSE
Chandra et al. (1999)	RETURN
Chaturvedi et al. (2004)	R^2
Chen et al (2002)	FPE, HIT, PROFIT
Chen et al. (2005)	MAP, MAPE, CC, RMSE
Chenoweth et al. (1996)	AAR, BETC
Chun et al. (2005)	MAPE, HIT, t-Value
Doesken et al. (2005)	MSE, NMSE, HIT, RETURN
Donaldson et al. (1999)	Graphical Comparison of Results
Dong et al. (2000)	MAR, CAR
Dong et al. (2003)	ECM Cost Function
Dourra et al(2002)	HIT, PROFIT
Egeli et al. (2003)	MAPE, MSE, R^2
Fernandez et al. (2000)	RETURN
Grudnitski et al (1993)	HIT
Halliday (2004)	HIT, APE, STANDARD DEVIATION
Harvey et al. (2000)	RETURN, HIT, %Modified Direction
Hong et al. (1995)	HIT, σ , False Alarm Rate
Huang et al. (2005)	Covariance Matrice
Hui et al. (2000)	RETURN
Jaruszewicz et al. (2002)	APE
Kanas et al. (2000)	RMSE, P-Value

Kim et al. (1998)	HIT, McNemar Test
Koulouriotis (2003)	HIT, In Sample Error
Koulouriotis et al (2001),	HIT, %PROFIT
Koulouriotis et al. (2005)	HIT, MSE
Kuo (1998)	MSE, PROFIT, Other Financial Measures.
Lam (2001)	Genetic Algorithm
Leigh et al (2002)	HIT, t-Test
Lendasse et al. (2000)	HIT
Malliaris et al (1996)	MAD, MAPE, MSE
Min (1999)	RMSE, MAE, MAPE, PCC
Mizuno et al. (1998)	HIT
Motiwalla et al. (2000)	11 statistical indices for direct accuracy
Oh et al (2002)	APE, RMSE, MAE
Olson et al.(2002)	HIT, RETURN
Pai et al. (2004)	MSE
Pan et al. (2003)	RMSE, VR, HIT
Pantazopoulos et al. (1996)	RMSE, HIT
Quah et al (1999)	HIT
Raposo et al. (2002)	HIT
Rast (1999)	HIT
Rech (2002)	RMSE, MAE, Diebold-Mariano Statistic
Refenes et al (1996)	RMSE, POCID, DIRECTION
Safer et al. (1998)	MSE
Schumann et al(1996)	HIT
Setnes et al. (1999)	RMSE, SIGN%, WEALTH%
Siekman et al. (1999)	HIT, RMSE, PROFIT
Situngkir et al. (2003)	Auto Colleration
Steiner et al. (1994)	MSE
Steiner et al. (1995)	RETURN
Tabrizi et al. (2000)	NMSE, Learning Rate
Thawornong et al (2004)	RMSE
Tsaih et al. (1998)	HIT
Vanstone et al. (2005)	Return. SD, PROFIT, DOF, Zscore
Versace et al. (2004)	t-Test, χ^2 -test.

Wah et al (2002)	HIT, MSE
Wikowska (1995)	MSE
Wu et al (2001)	HIT
Yumlu et al. (2004)	MSE, HIT, TIC, Correlation
Yumlu et al. (2005)	MAE, RMSE, Correlation
Zhang et al. (2004)	HIT
Zorin et al. (2002)	RMSE

Επεξηγήσεις Συμβόλων:

AAR	: Annual Rate of Return
AC	: Auto Correlation
APE	: Average Percentage Error
BETC	: Break Even Transaction Cost
CAR	: Cumulative Abnormal Return
CC	: Correlation Coefficient
DOF	: Degrees of Freedom
FAR	: False Acceptance Rate
FRR	: False Rejection Rate
FPE	: Akaike's Minimum Final Prediction Error
HIT	: Hit Rate
MAD	: Mean Absolute Deviation
MAE	: Mean Absolute Error
MAP	: Maximum Absolute Percentage Error
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
MAR	: Mean Abnormal Return
MSE	: Mean Squared Error
MSPE	: Mean Squared Prediction Error
NMSE	: Normalized Mean Square Error
PCC	: Pearson's correlation coefficient
POCID	: Percentage of Change in Direction
PROFIT	: Average Annual Profit of the Model.
P-Value	: P-value is a measure of how much evidence there is against

the null hypothesis.

R^2 : Squared Correlation

RETURN : Average Annual Returns of the Model. (See also table 6)

RMSE : Root Mean Square Error

SD : Standard Deviation (also referred as the Greek letter σ)

TIC : Theil Inequality Coefficient

VR : Variance Reduction

σ : Standard Deviation

Πίνακας: Σύνοψη Ετήσιων Αποδόσεων Μοντέλων Πρόβλεψης

Author	Average Annual Returns (%)
Armano et al (2004)	19.02 – 26.66%
Baek et al. (2002)	39.4%
Campel et al. (2000)	72%
Casas (2001)	92%
Chandra et al. (1999)	23.80%
Chen et al. (2002)	211%
Doesken et al. (2005)	103.17%
Fernandez et al. (2000)	25%
Kim et al. (1998)	40.9%
Lam (2001)	51.64%
Min (1999)	10 – 11.15%
Motiwalla et al. (2000)	69 – 107%
Oh et al. (2002)	42.71%
Olson et al.(2002)	14.24%
Quah et al. (1999)	36.5%
Setnes et al. (1999)	79.6%
Simutis (2000)	22 – 30%
Thawornong et al. (2004)	3.72%
Vanstone et al. (2005)	19.92 – 34.42%
Walczak (1999)	62 – 63%

7^ο

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Στην παρούσα εργασία παρουσιάζεται μία μικρή εισαγωγή στην Εύκαμπτη Υπολογιστική και στις μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης, με έμφαση στα Νευρωνικά Δίκτυα και την Ασαφή Λογική.

Στη συνέχεια γίνεται μία εκτενέστατη ανάλυση πάνω από 100 επιστημονικών άρθρων, τα οποία έχουν θέμα την ανάλυση και πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεδομένων. Τα αποτελέσματα ανάλυσης παρουσιάζονται στις αντίστοιχες κατηγορίες υπό μορφή συνοπτικών πινάκων. Παρατηρήσαμε πως με την χρήση των συγκεκριμένων μεθόδων είμαστε σε θέση να πετύχουμε πολύ καλά αποτελέσματα πρόβλεψης και παράλληλα να μειώσουμε το ρίσκο του επενδύτη. Οι αποδόσεις που επιτυγχάνουν τα μοντέλα τα οποία βασίζονται στα μοντέλα που περιγράψαμε, είναι πολύ καλές σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες επενδυτικές στρατηγικές με τις οποίες συγκρίθηκαν, και φυσικά πολύ ανώτερες από τις αποδόσεις της στρατηγικής αγοράς και διακράτησης της μετοχής, την οποία ακολουθεί το 80% των επενδυτών παγκοσμίως.

Οι τεχνικές που παρουσιάσαμε είδαμε πως είναι ικανές να μοντελοποιήσουν χρηματιστηριακές αγορές όλων των επιπέδων ανάπτυξης, από την αγορά του Ιράν και των Φιλιππίνων μέχρι τον χρηματιστηριακό δείκτη – βαρόμετρο S & P 500. Και αυτό μας δείχνει την πολύ καλή προσαρμοστικότητα που έχουν τα συγκεκριμένα μοντέλα, σε κάθε περιβάλλον.

Με την ραγδαία ανάπτυξη της υπολογιστικής ισχύος τα τελευταία χρόνια, πολύπλοκα μοντέλα πρόβλεψης έχουν γίνει πλέον υλοποιήσιμα, και έτσι μπορούμε να εκμεταλλευτούμε στο έπακρο τις δυνατότητες της Εύκαμπτης Υπολογιστικής. Είναι στο χέρι μας να εξελίξουμε ακόμα παραπέρα τις υπάρχουσες τεχνικές και να επιτύχουμε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα, αλλά και να επεκτείνουμε την εφαρμογή τους σε ακόμα περισσότερους τομείς.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ajith, A., N. Baikunth and P.K. Mahanti, Hybrid Intelligent Systems For Stock Market Analysis, *Proceedings Of International Conference On Computational Science*, ISBN:3-540-42233-1 (2003)

Ajith, A, N. Sajith and P. P. Saratchandran, Modelling Chaotic Behaviour Of Stock Indices Using Intelligent Paradigms, *Neural, Parallel & Scientific Computations Archive* Vol. 11 ,143 – 160, ISSN:1061-5369 (2003)

Andreou,A.S., C.C. Neocleous , C.N. Schizas and C. Toumpouris, Testing The Predictability Of The Cyprus Stock Exchange : The Case Of An Emerging Market, *Proceedings Of The International Joint Conference On Neural Networks*, 360-365. ISBN: 5350978 (2000)

Armano, G., M. Marchesi and A. Murru, A Hybrid Genetic-Neural Architecture For Stock Indexes Forecasting, *Information Sciences* Vol. 170, Issue 1 , Pages 3-33 (2004)

Atiya, A., Noha Talaat and Samir Shaheen, An Efficient Stock Market Forecasting Model Using Neural Networks, *Proceedings Of The IEEE International Conference On Neural Networks*, ISSN: 2112-2115. (1997)

Ayob, M, M.F. Nasrudin, K. Omar and M. Surip, The Effect Of Returns Function On Individual Stock Price (KLSE) Prediction Model Using Neural Networks, *Proceedings Of The International Conference On Artificial Intelligence, IC-AI 2001*, 409-415 (2001)

Baba, N. and M. Kozaki, An Intelligent Forecasting System Of Stock Price Using Neural Networks, *Proceedings Of The IEEE International Joint Conference On Neural Networks*, 371-377 (1992)

Baba, N. and H.Suto, Utilization Of Artificial Neural Networks And The TD-Learning Method For Constructing Intelligent Decision Support Systems, *European Journal Of Operational Research* Vol. 122, 501-508 (2000)

Baek, J. and S. Cho, Time To Jump In : Long Rising Pattern Detection In KOSPI 200 Future Using An Auto-Associative Neural Network, *Lecture Notes In Computer Science 2412*, Springer, ISBN 3-540-44025-9 (2002)

Barnes, M.B., R. J. Rimmer and K.M. Ting, A Study Of Techniques For Mining Data From The Australian Stock Exchange, *Proceedings Of The Fourth World Multiconference On Systemics, Cybernetics And Informatics*, SCI 2000 Vol. VIII Part II, 52-57 (2000).

Bautista, C.C., Predicting The Philippine Stock Price Index Using Artificial Neural Networks, *UPCBA Discussion Paper* No. 0107 (2001)

Brownstone, D., Using Percentage Accuracy to measure Neural Network Predictions in Stock Market Movements, *Neurocomputing*, Vol. 10, 237-250 (1996)

Cao, Q., K.B. Leggio and M.J. Schniederjans, A Comparison Between Fama And Frenchs Model And Artificial Neural Networks In Predicting The Chinese Stock Market, *Computers And Operations Research* Vol. 32, 2499-2512 (2005)

Casas, C.A. Tactical Asset allocation : An Artificial Neural Network Based Model, *Proceedings Of The International Joint Conference On Neural Networks*, 1811-1816, ISBN: 6678288 (2001)

Chan, M., C. Wong and C. Lam, Financial Time Series Forecasting By Neural Network Using Conjugate Gradient Learning Algorithm And Multiple Linear Regression Weight Initialization, *Computing In Economics And Finance* Vol. 61 (2000)

Chandra, N. and D.M. Reeb, Neural Networks in a market Efficiency Context, *American Business Review*, Vol. 17, 39-44 (1999)

Chaturvedi, A and S. Chandra, A Neural Stock Price Predictor Using Quantitative Data, *Proceedings Of The Sixth International Conference On Information Integration And Web-Based Applications Services*, 27-29, ISBN 3-902134-72-0 (2004)

Chen, A.S., M.T. Leung and H. Daouk, Application Of Neural Networks To An Emerging Financial Market : Forecasting And Trading The Taiwan Stock Index, *Computers And Operations Research*, Vol. 30, 901-923 (2003)

Chen, Y., A. Abraham, J. Yang and B. Yang, Hybrid Methods For Stock Index Modeling, *Proceedings Of Fuzzy Systems And Knowledge Discovery: Second International Conference*, 1067-1070 (2005)

Chen, Y., X. Dong and Y. Zhao, Stock index Modelling using EDA based Local Linear Wavelet Neural Network, *Proceedings of International Conference on Neural Networks and Brain*, 1646-1650, (2005)

Chenoweth, T. and Z. Obradovic, A Multi-Component Nonlinear Prediction System For The S & P 500 Index, *Neurocomputing* Vol. 10, 275-290 (1996)

Chun, S. and Y. Park, Dynamic Adaptive Ensemble Case-Based Reasoning: Application To Stock Market Prediction, *Expert Systems With Applications* Vol. 28, 435-443 (2005)

Constantinou, E., R. Georgiades, A. Kazandjian and G. P. Kouretas, Regime Switching And Artificial Neural Network Forecasting Of The Cyprus Stock Exchange Daily Returns, *International Journal of Finance and Economics* (2006)

Doesken,B., A. Abraham, J. Thomas and M. Paprzycki, Real Stock Trading Using Soft Computing Models 162-167, *Proceedings Of International Symposium On Information Technology: Coding And Computing ITCC 2005* Vol. 2, 162-167 (2005)

Donaldson, R.G. and M. Kamstra, Neural Network Forecast Combining With Interaction Effects, *Journal Of The Franklin Institute*, Vol. 336, 227-236 (1999)

Dong, M. and X. Zhou, Exploring The Fuzzy Nature Of Technical Patterns Of U.S. Stock Market, *Proceedings Of Fuzzy System And Knowledge Discovery*, Vol.1, 324-328 (2002)

Dong,I., C. Duan and M.-J. Jang, Predicting Extreme Stock Performance More Accurately, *A paper written for "Government 2001"* (2003)

Dourra, H. and P. Siy, Investment Using Technical Analysis And Fuzzy Logic, *Fuzzy Sets And Systems*, Vol. 127, 221-240 (2002)

Egeli, B., M. Ozturan and B. Badur, Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks, *Proceedings Of 3rd Hawaii International Conference On Business* (2003)

Ettes, D., Trading The Stock Markets Using Genetic Fuzzy Modelling, *Proceedings Of Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering* (2000)

Gradojevic,N., J. Yang and T. Gravelle, Neuro-Fuzzy Decision-Making In Foreign Exchange Trading And Other Applications, *Proceedings Of CEA 36th Annual Meetings*, University of Calgary (2002)

Grudnitski, G. and L. Osburn, Forecasting S & P And Gold Futures Prices : An Application Of Neural Networks, *The Journal Of Future Markets*, Vol. 13, 631-643 (1993)

Halliday, R., Equity Trend Prediction With Neural Networks, *Research Letters In The Information And Mathematical Sciences*, Vol. 6, ISSN 1175-2777 (2004)

Harvey, C. R., K. E. Travens and M. J. Costa, Forecasting Emerging Market Returns Using Neural Networks, *Emerging Markets Quarterly*, Vol. 4, Issue 2, 43-55 (2000)

Hong, T., D.V. Prokhorov and D.C. Wunsch II, Conservative Thirty Calendar Day Stock Prediction using a Probabilistic Neural Network, *Proceedings of the 1995 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, 113–118 (1995)

Huang,W., Y. Nakamori and S.-Y. Wang, Forecasting Stock Market Movement Direction With Support Vector Machine, *Computer And Operations Research*, Vol. 32, 2513-2522 (2005)

Hui, S. C., M.T. Yap and P. Prakash, A Hybrid Time Lagged Network For Predicting Stock Prices, *International Journal Of The Computer, The Internet And Management*, Vol. 8, No. 3 (2000)

Jaruszewicz, M. and J. Mandziuk, One Day Prediction Of NIKKEI Index Considering Information From Other Stock Markets, *Lecture Notes In Computer Science* 3070, Springer, ISBN 3-540-22123-9 (2004)

Kanas,A. and A. Yannopoulos, Comparing Linear And Nonlinear Forecasts For Stock Returns, *International Review Of Economics And Finance*, Vol. 10, 383-398 (2001)

Kim, H. S. and S. H. Chun, Graded Forecasting Using An Array Of Bipolar Predictions : Application Of Probabilistic Neural Networks To A Stock Market Index, *International Journal Of Forecasting*, Vol. 14, 323-337 (1998)

Kim, S.-S., Time-Delay Recurrent Neural Network For Temporal Correlations And Prediction, *Neurocomputing*, Vol. 20, 253-263 (1998)

Kim, K. and I. Han, Extracting Trading Rules From The Multiple Classifiers And Technical Indicators In Stock Market, *Proceedings of KMIS '98 International Conference* (1998)

Kimoto, T., K. Asakawa , M. Yoda and M. Takeoka, Stock Market Prediction System With Modular Neural Networks, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks* (1990)

Kosaka, M., H. Mizuno, T. Sasaki, R. Someya and N. Hamada, Applications Of Fuzzy Logic/Neural Network To Securities Trading Decision Support System, *Proceedings Of The IEEE International Conference On Systems, Man And Cybernetics*, 1913-1918 (1991)

Koulouriotis, D. E., Investment Analysis & Decision Making in Markets using Adaptive Fuzzy Causal Relationships, *Operational Research International Journal*, Vol. 4, No 2 (2004)

Koulouriotis, D.E., I.E. Diakoulakis and D.M. Emiris, A Fuzzy Cognitive Map-Based Stock Market Model : Synthesis, Analysis And Experimental Results, *Proceedings Of The 10th International Conference On Fuzzy Systems*, 1156-1159 (2001)

Koulouriotis, D.E., D.M. Emiris, I.E. Diakoulakis and C.D. Zopounidis, Behaviouristic Analysis And Comparative Evaluation Of Intelligent Methodologies For Short-Term Stock Price Forecasting, *Fuzzy Economic Review Journal*, Vol. 7, No. 2, 23-57 (2002)

Koulouriotis, D.E., I.E. Diakoulakis, D.M. Emiris and C.D. Zopounidis, Development Of Dynamic Cognitive Networks As Complex Systems Approximators : Validation In Financial Time Series, *Applied Soft Computing*, Vol. 5, 157-179 (2005)

Kuo, R. J., A Decision Support System for the Stock Market through Integration of Fuzzy Neural Networks and Fuzzy Delphi, *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 12, 501-520 (1998)

Lam, S.S., A Genetic Fuzzy Expert System For Stock Market Timing, *Proceedings Of The IEEE Conference On Evolutionary Computation*, 410-417, ISBN: 6679482 (2001)

Leigh, W., M. Paz and R. Purvis, An Analysis Of A Hybrid Neural Network And Pattern Recognition Technique For Predicting Short-Term Increases In The NYSE Composite Index, *Omega*, Vol. 30, 69-76 (2002)

Lendasse, A., E. De Bodt, V. Wertz and M. Verleysen, Non-Linear Financial Time Series Forecasting – Application To The Bel 20 Stock Market Index, *European Journal Of Economical And Social Systems*, Vol. 14, No. 1, 81-91 (2000)

Malliaris, M and L. Salchenberger, A Neural Network Challenges The Black-Scholes Formula, *Proceedings Of The Ninth Conference On Artificial Intelligence For Applications*, 445-449 (1993)

Mizuno,H., M. Kosaka and H .Yajima, Application Of Neural Network To Technical Analysis Of Stock Market Prediction, *Studies In Informatic And Control*, Vol.7,111-120 (1998)

Motiwalla, L. and M. Wahab, Predictable Variation And Profitable Trading Of US Equities: A Trading Simulation Using Neural Networks, *Computer And Operations Research*, Vol 27, 1111-1129 (2000)

Nishina, T. and M. Hagiwara, Fuzzy Interface Neural Network, *Neurocomputing*, Vol. 14, 223-239 (1997)

Oh, K.J. and K. Kim, Analyzing Stock Market Tick Data Using Piecewise Nonlinear Model, *Expert Systems With Applications*, Vol. 22, 249-255 (2002)

Olson, D. and C. Mossman, Neural Network Forecasts Of Canadian Stock Returns Using Accounting Ratios, *International Journal of Forecasting*, Vol. 19, Issue 3, 453-466, ISSN 0169-2070 (2003)

Pai, P.-F. and C.-S. Lin, A Hybrid ARIMA And Support Vector Machines Model In Stock Price Forecasting, *Omega*, Vol. 33, Issue 6, 497-505 (2005)

Pan, H., C. Tilakarante and J. Yearwood, Predicting Australian Stock Market Index Using Neural Networks Exploiting Dynamical Swings And Intermarket Influences, *Journal Of Research And Practice In Information Technology*, Vol. 37, No. 1 (2005)

Pantazopoulos, K.N., L. H. Tsoukalas, N. G. Bourbakis, M. J. Bruen and N. Houstis, Financial Prediction And Trading Strategies Using Neuro-Fuzzy Approaches, *IEEE Transactions On Systems, Man And Cybernetics – Part B: Cybernetics*, Vol. 28, No. 4 (1998)

Perez-Rodriguez, J. V., S. Torrab and J. Andrada-Felixa, STAR and ANN Models: Forecasting Performance On The Spanish “Ibex-35” Stock Index, *Journal Of Empirical Finance*, Vol. 12, Issue 3, 490-509 (2004)

Phua, P., K. Hoh, M. Daohua and L. Weiding, Neural Network With Genetically Evolved Algorithms For Stocks Prediction, *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, Vol. 18, No 1 (2001)

Qi, M., Nonlinear Predictability Of Stock Returns Using Financial And Economic Variables, *Journal Of Busines & Economics Statistics*, Vol. 17, Issue 4, 417-428 (1999)

Quah, T.-S. and B. Srinivasan, Improving Returns On Stock Investment Through Neural Network Selection, *Expert Systems With Applications*, vol. 17, 295-301 (1999)

Raposo, R. and A.J. De O. Cruz, Stock Market Prediction Based On Fundamental Analysis With Fuzzy-Neural Networks, *Proceedings Of 3rd WSES International Conference On Fuzzy Sets & Fuzzy Systems (FSFS '02), Neural Networks and Applications (NNA '02), Evolutionary Computation (EC '02)* (2002)

Rast, M., Forecasting With Fuzzy Neural Networks : A Case Study In Stock Market Crash Situations, *Proceedings Of The 1999 18th North American Fuzzy Information*, 418-420, ISBN: 4789483 (1999)

Rech, G., Forecasting With Artificial Neural Network Models, *SSE/EFI Working Paper Series In Economics And Finance*, No. 491 (2002)

Refenes, A. N., M. Azeme-Barac and A.D. Zapranis, Stock Ranking: Neural Networks Vs. Multiple Linear Regression, *Proceedings Of IEEE ICNN '93* (1993).

Safer, A. M. and B. M. Wilamowski, Using Neural Networks To Predict Abnormal Returns Of Quarterly Earnings, *Proceedings of 1999 International Joint Conference on Neural Networks - IJCNN'99*, 3840-3843 (1999)

Schumann, M. and T. Lohrbach, Comparing Artificial Neural Networks With Statistical Methods Within The Field Of Stock Market Prediction, *Proceedings of the Twenty-Sixth International Conference on System Sciences*, Vol. 4, 597-606, ISBN: 0-8186-3230-5 (1993)

Setnes, M. and O.J.H. van Drempt, Fuzzy Modeling In Stock Market Analysis, *Proceedings Of The 1999 IEEE/IAE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering*, 250-258, ISBN: 4822121 (1999)

Siekmann,S., J. Gebhardt and R. Kruse, Information Fusion In The Context Of Stock Index Prediction, *Proceedings Of The European Conference On Symbolic And Quantitative Approaches To Reasoning And Uncertainty*, 363 – 373, ISBN:3-540-66131-X (1999)

Simutis, R., Fuzzy Logic Based Stock Trading System, *Proceedings Of IEEE/IAFE Conference On Computational Intelligence For Financial Engineering*, J. Marshall Ed. New York USA, 19-22, (2000)

Situngkir,H. and Y. Surya, Neural Network Revisited: Perception On Modified Poincare Map Of Financial Time-Series Data, *Physica A*, Vol. 344, (2004)

Steiner,M. and H.-G. Wittkemper, Portfolio Optimization With A Neural Network Implementation Of The Coherent Market Hypothesis, *European Journal Of Operational Research*, Vol. 100, 27-40 (1997)

Tabrizi, H. A. and H. Panahian, Stock Price Prediction By Artificial Neural Networks: A Study Of Tehran's Stock Exchange (T.S.E)
<http://sakhteman.com/abdoh/TSE%20Price%20Prediction.doc>

Tan H., D. Prokhorov and D. Wunsch, Conservative Thirty Calendar Day Stock Prediction Using A Probabilistic Neural Network, *Proceedings Of The IEEE Conference "Computational Intelligence For Financial Engineering"*, 113-117 (1995)

Tang,Y., F. Xu, X. Wan and Y-Q. Zhang, Web-based Fuzzy Neural Networks for Stock Prediction, *Proceedings Of Second International Workshop On Intelligent Systems Design And Application*, 169 - 174 ISBN:0-9640398-0-X (2002)

Thammano, A., Neuro-Fuzzy model for stock market prediction, *Proceedings of the ANN in Engineering Conference (ANNIE 99)*, 587-591 (1999)

Thawornwong,S. and D. Enke, The Adaptive Selection Of Financial And Economic Variables For Use With Artificial Neural Networks, *Neurocomputing*, Vol. 56, 205-232 (2004)

Tsaih, R., Y. Hsu and C.C. Lai, Forecasting S & P 500 Stock Index Futures With A Hybrid AI System, *Decision Support Systems*, Vol. 23, 161-174 (1998)

Vanstone, B.J., G.R. Finnie and C.N.W. Tan, Evaluating the Application of Neural Networks and Fundamental Analysis in the Australian Stock Market, *Proceedings of Computational Intelligence 2005*, 487-028 (2005)

Versace,M., R. Bhatt, O. Hinds and M. Shiffer, Predicting The Exchange Traded Fund DIA With A Combination Of Genetic Algorithms And Neural Networks, *Expert Systems With Applications*, Vol. 27, 417-425 (2004)

Wah, B.W.and M. Qian, Constrained Formulations and Algorithms for Stock Price Predictions Using Recurrent FIR Neural Networks, *Proceedings Of Eighteenth National Conference On Artificial Intelligence*, 211 – 216, ISBN:0-262-51129-0 (2002)

Walczak, S., Gaining Competitive Advantage For Trading In Emerging Capital Markets With Neural Networks, *Journal Of Management Information Systems*, Vo. 16, Issue 2, 178-194 (1999)

Wang, Y.F., Predicting Stock Price Using Fuzzy Grey Prediction System, *Expert Systems With Applications*, Vol. 22, 33-39 (2002)

Wang, J.-H. And J.-Y. Leu, Stock Market Trend Prediction Using ARIMA-Based Neural Networks, *Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, 2160-2165, ISBN: 0-7803-3210-5 (1996)

Wikowska, D., Neural Networks As A Forecasting Instrument For The Polish Stock Exchange, *International Advances In Economic Research*, Vol. 1, Issue 3, 232-242, ISSN:10830898 (1995)

Wittkemper, H.-G and M. Steiner, Using Neural Networks To Forecast The Systematic Risk Of Stocks, *European Journal Of Operational Research*, Vol. 90, 577-588 (1996)

Wong, F.S., P. Z. Wang, T. H. Goh and B.K. Quek, Fuzzy Neural Systems For Stock Selection, *Financial Analysts Journal* Jan-Feb 1992, 47-52 (1992)

Wu, X., M. Fung and A. Flitman, Forecasting Stock Market Performance Using Hybrid Intelligent System, *Proceedings Of The International Conference On Computational Science*, 447 – 458, ISBN:3-540-42233-1 (2001)

Yiwen, Y., L. Guizhong and Z. Zongping, Stock Market Trend Prediction Based On Neural Networks, Multiresolution Analysis And Dynamical Reconstruction *Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS 2000 Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering*, 155-156, ISBN: 0-7803-6429-5 (2000)

Yumlu, M. S., F. S. Gurgun and N. Okay, Turkish Stock Market Analysis Using Mixture Of Experts, *Proceedings of Engineering of Intelligent Systems (EIS)*, Madeira (2004)

Yumlu, S., F. G. Gurgun and N. Okay, A Comparison Of Global, Recurrent And Smoothed-Piecewise Neural Models For Istanbul Stock Exchange Prediction, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26, 2093-2103 (2005)

Zhang, D., Q. Jiang and X. Li, Application of Neural Networks in Financial Data Mining, *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence*, 392-395 (2004)

Zhang, Y.-Q., S. Akkaladevi, G. Vachtsevanos and T. Y. Lin, Granular Neural Web Agents For Stock Prediction, *Soft Computing*, Vol. 6, 406-431, Springer Verlag (2002)

Zhongxing,Y. and G. Liting, A Hybrid Cognition System : Application To Stock Market Analysis, *Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 3000-3003, ISBN: 1900237 (1993)

Zorin,A. and A. Borisov, Modelling Riga Stock Exchange Index Using Neural Networks (2002)

<http://overcite.lcs.mit.edu/rd/251013%2C546833%2C1%2C0.25%2CDownload/http://overcite.lcs.mit.edu/cache/papers/cs/26702/http:zSzzSzdssg.cs.rtu.lvzSzenzSzpublicationszSz..zSz..zSzdownloadzSzpublicationszSz2002zSzZorins-RA-2002.pdf/zorin02modelling.pdf>