# ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

**ΤΜΗΜΑ: ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ:** ***ΑΤΣΑΛΑΚΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ***

## ΘΕΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

**<< Πρόβλεψη τιμών μετοχών με τη χρήση νευρωνικών δικτύων και δεικτών που μετρούν την ψυχολογία των επενδυτών >>**

**Επιμέλεια:**
**ΝΕΖΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ**

**-ΧΑΝΙΑ 2010-**

PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τα μέλη της επιτροπής, κύριο Ζοπουνίδη, κύριο Σκιαδά και κύριο Δούμπο που μου έδωσαν την ευκαιρία να εργασθώ πάνω με ένα τόσο σύγχρονο και ενδιαφέρον επιστημονικό αντικείμενο. Τέλος ευχαριστώ θερμότατα τον επιβλέπων καθηγητή κ. Ατσαλάκη Γεώργιο για την άψογη συνεργασία μας και για το γεγονός ότι από την αρχή της προσπάθειας μου και μέχρι την ολοκλήρωσή της, πάντοτε πρόθυμα μου προσέφερε την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγησή του.

Νέζης Δημήτριος

Ιούνιος 2010



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

**ΠΕΡΙΛΗΨΗ……..4**

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Νευρωνικά δίκτυα**

1.1 Γενικά ……6

1.2 Ιδιότητες και χαρακτηριστικά Νευρωνικών δικτύων ……7

1.3 Πρόβλεψη τιμών μετοχών και Νευρωνικά δίκτυα ( Ανασκόπηση βιβλιογραφίας)……..27

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Επενδυτική ψυχολογία και χρηματιστήριο**

2.1 Δομή και αρχές χρηματιστηριακής αγοράς……..49

2.2 Χρηματιστηριακή αγορά και ψυχολογία……..52

2.3 Αισιόδοξοι και απαισιόδοξοι επενδυτές……...58

2.4 Η επίδραση των τιμών του Χρηματιστηρίου στη συμπεριφορά του πλήθους…….…66

2.5 Το σύνδρομο της αγέλης……...69

2.6 Τα άτομα ως ηγέτες του πλήθους……...73

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Ανάλυση του Νευρωνικού δικτύου**

3.1 Εισαγωγή…….....76

3.2 Περιγραφή του μοντέλου…….76

3.3 Εκπαίδευση και Αξιολόγηση νευρωνικού μοντέλου……...79

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Μέθοδοι για προσδιορισμό συστήματος**

4.1 Προσδιορισμός συστήματος: Μια εισαγωγή……...86

4.2 Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (Least-squares estimator)…….90

4.3 Οπισθοδρόμηση για πρωσοτροφοδοτούμενα δίκτυα……..96

4.4 Υβριδικός αλγόριθμος εκμάθησης: Συνδυασμός βαθμωτής ελαχιστοποίησης και εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων…….…103

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : Δείκτες ψυχολογίας και χρηματιστηριακή αγορά**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

5.1 Ρόλος και αναγκαιότητα των χρηματιστηριακών δεικτών……106

5.2 Γνωστοί δείκτες ψυχολογίας……..113

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: Παρουσίαση αποτελεσμάτων Νευρωνικού δικτύου**

6.1 Αποτελέσματα……120

6.2 Συμπεράσματα……...137

**ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ…….139**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Είναι πλέον κοινά αποδεκτό ότι οι ιδιαιτερότητες της προσωπικότητας καθώς και γνωστικά αλλά και άλλα μεροληπτικά σφάλματα των συμμετεχόντων στις αγορές παίζουν καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τιμών. Από την άλλη μεριά η επίδραση αυτή είναι αμφίδρομη, αφού και οι χρηματιστηριακοί κύκλοι επηρεάζουν με τη σειρά τους την ψυχολογία των επενδυτών.

Στην παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή, πρόκειται να μελετηθεί ο τρόπος με τον οποίο η ψυχολογία του επενδυτή, επηρεάζει την απόφασή του να αγοράσει ή να πουλήσει μετοχές στο χρηματιστήριο. Συγκεκριμένα θα διερευνηθούν εκείνοι οι δείκτες που μετρούν διεθνώς την ψυχολογία του επενδυτή σε μια χρηματιστηριακή αγορά τόσο σε επίπεδο αρνητικής όσο και σε επίπεδο θετικής ψυχολογικής κατάστασης. Επίσης , θα συλλεχθούν δεδομένα τα οποία θα αναλυθούν με τη βοήθεια νευρωνικών δικτύων , ώστε να φανεί με τον όσο πιο δυνατόν αντικειμενικό τρόπο η πορεία των μετοχών σε σχέση με το πώς τοποθετούνται στη χρηματιστηριακή αγορά οι εκάστοτε επενδυτές επηρεαζόμενοι από την ψυχολογική τους κατάσταση.

Η παρούσα μεταπτυχιακή διατριβή περιλαμβάνει, ανά κεφάλαιο, τα εξής:

Στο **πρώτο** κεφάλαιο γίνεται παρουσίαση των βασικών αρχών που διέπουν τη θεωρία των νευρωνικών δικτύων και μελέτη και ανάλυση πολλών σημαντικών επιστημονικών άρθρων που σχετίζονται με τη πρόβλεψη μετοχών χρησιμοποιώντας νευρωνικά συστήματα.

Στο **δεύτερο** κεφάλαιο γίνεται μια λεπτομερής ανάλυση στους τρόπους αλλά και τις διαδικασίες κατά τις οποίες επηρεάζεται η τοποθέτηση των κεφαλαίων των επενδυτών στο χρηματιστήριο από την ενδεχόμενη αρνητική ή θετική ψυχολογική κατάσταση στην οποία ενδεχομένως να βρίσκονται .

Στο **τρίτο** κεφάλαιο γίνεται η παρουσίαση του νευρωνικού μοντέλου που χρησιμοποιήθηκε και η μεθοδολογία που ακολουθήσαμε. Συγκεκριμένα, γίνεται η περιγραφή της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

δικτύου που χρησιμοποιήθηκε και ο τρόπος που επεξεργάστηκε το μοντέλο τα δεδομένα που του εισήχθησαν.

Στο **τέταρτο** κεφάλαιο γίνεται παρουσίαση και ανάλυση των μεθόδων που χρησιμοποιεί το νευρωνικό δίκτυο για να προσδιορίσει τις παραμέτρους ενός άγνωστου συστήματος από τα δεδομένα εισόδου-εξόδου.

Στο **πέμπτο** κεφάλαιο γίνεται μια ανάλυση των δεικτών που χρησιμοποιούνται παγκοσμίως για να μετρηθεί η ψυχολογία των επενδυτών στο χρηματιστήριο, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο η ψυχολογική αυτή κατάσταση στην οποία βρίσκεται ο επενδυτής επηρεάζει τον τρόπο με τον οποίο τοποθετείται στην χρηματιστηριακή αγορά.

Στο **έκτο** και τελευταίο κεφάλαιο γίνεται η παρουσίαση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από το νευρωνικό μοντέλο , καθώς και τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την παρούσα έρευνα.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: Νευρωνικά δίκτυα

## 1.1 Γενικά

Η θεωρία των νευρωνικών δικτύων όπως είναι ευρύτερα γνωστό βρίσκει εφαρμογές σε πληθώρα επιστημονικών περιοχών από την πληροφορική και την οικονομία έως την ψυχολογία και οργάνωση επιχειρήσεων. Μέσω αυτής της θεωρίας καταφέρνουμε να δώσουμε απαντήσεις σε προβλήματα τα οποία δεν μπορούν να περιγραφούν με μαθηματική αυστηρότητα. Τέτοια είναι συνήθως προβλήματα που δίνονται με γλωσσική περιγραφή, καθώς η ασάφεια είναι ένα χαρακτηριστικό της γλώσσας και πηγάζει από την ανακρίβεια που ενυπάρχει στο γλωσσικό κόσμο. Από τη φύση τους, τα πραγματικά προβλήματα εμπλέκουν, εκτός από καθαρά αριθμητικά μεγέθη (π.χ θερμοκρασία, απόσταση ή αριθμός λευκών αιμοσφαιρίων στην περίπτωση ιατρικών προβλημάτων ) και άλλες παραμέτρους, οι οποίες δεν είναι δυνατόν να αντιστοιχιστούν σε κάποια αριθμητική τιμή (όπως η ηλικία, ο χαρακτηρισμός της σεισμικής δραστηριότητας σε μια περιοχή, ο βαθμός επικινδυνότητας εμφάνισης μιας επιδημίας κ.ο.κ.). Επιπλέον στα φυσικά προβλήματα, συχνά η σχέση διέγερσης-απόκρισης χαρακτηρίζεται από ισχυρές μη γραμμικότητες, από ανακρίβειες, ακόμα και από αντιφάσεις. Χρειάζεται λοιπόν κάποιος τρόπος, ώστε να συντεθούν και να αντιμετωπιστούν κατάλληλα, όλες αυτές οι δυσκολίες. Επιπρόσθετα, το σύστημα καλείται, λαμβάνοντας υπ’όψιν του τις παραμέτρους που δίνονται, να βγάλει συμπεράσματα προσεγγίζοντας κατά το δυνατόν τη συλλογιστική που θα ακολουθούσε ένας άνθρωπος. Πρέπει δηλαδή να είναι σε θέση να επεξεργαστεί περιγραφικά δεδομένα και να βγάλει συμπεράσματα από αυτά βάσει της γνώσης που έχει για το πρόβλημα. Τα παραπάνω καθιστούν κατάλληλο εργαλείο για την επίλυση του προβλήματος την ασαφή συλλογιστική, της οποίας οι βασικές έννοιες αναπτύσσονται στο κεφάλαιο αυτό.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 1.2 Ιδιότητες και χαρακτηριστικά νευρωνικών δικτύων

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

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

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

Από την πλευρά του επιχειρηματικού περιβάλλοντος είναι ολοφάνερη η σημαντικότητα της πρόβλεψης αφού μια επιχείρηση βρίσκεται καθημερινά στην ανάγκη για λήψη μιας απόφασης αντιμετωπίζοντας την αβεβαιότητα του μέλλοντος. Μελετώντας επιφανειακά την δομή μιας επιχείρησης μπορούμε να τονίσουμε ότι η πρόβλεψη διαδραματίζει πρωτεύοντα ρόλο σε όποια δραστηριότητα λήψης αποφάσεων, καθορισμού, σχεδιασμού και υλοποίησης στρατηγικής, χρονικού προγραμματισμού καθώς και σχεδιασμού πολιτικής λειτουργίας της επιχείρησης. Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι μία πολύ μικρή βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων μπορεί να αποφέρει τεράστια ποσά κέρδους σε μία επιχείρηση. Για να μπορέσει



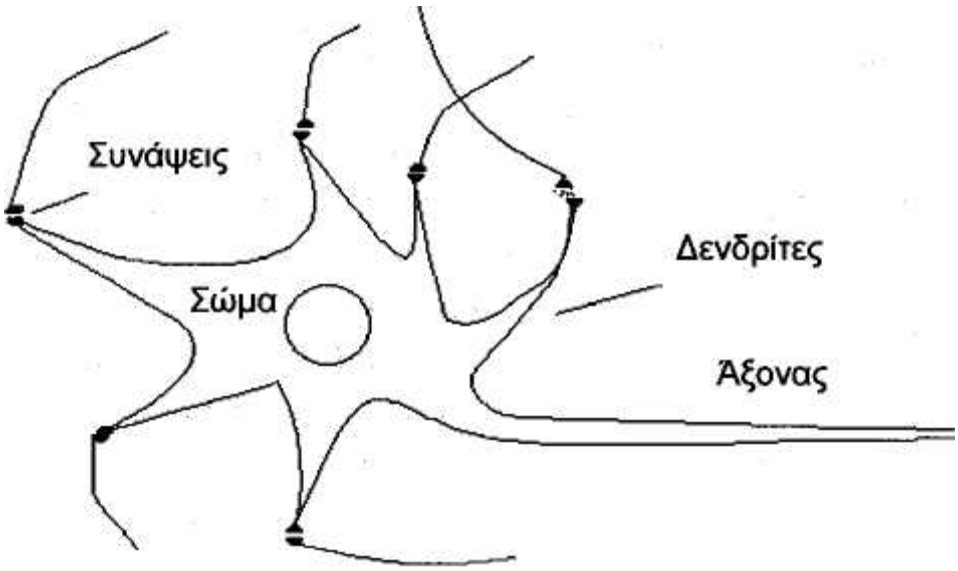
PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

όμως κάποιος να χρησιμοποιήσει προς όφελός του τις προβλέψεις πρέπει να μπορεί να ξεχωρίσει την πιο κερδοφόρα επιλογή. Και αυτό είναι απόρροια της πείρας. Ας θεωρήσουμε ένα διοικητικό στέλεχος μιας μεγάλης επιχείρησης. Αυτό το άτομο πρέπει να διαθέτει την κατάλληλη εμπειρία στις καταστάσεις που έχει να αντιμετωπίσει και οι αποφάσεις του να μην επηρεάζονται από προσωπικά ενδιαφέροντα, φιλοδοξίες, σκοπιμότητες και μονόπλευρη εξέταση του περιβάλλοντος και των εναλλακτικών επιλογών. Για να επιτευχθεί ο εκάστοτε στόχος πρέπει οι αποφάσεις του να είναι όσο το δυνατόν αντικειμενικές και να μην βασίζεται μόνο στα πειραματικά ή μόνο στα θεωρητικά αποτελέσματα αλλά να έχει την ικανότητα να συγκρίνει και να συνδυάζει τα αποτελέσματα των δύο. Έτσι υπάρχει σημαντικός λόγος που ένας σύμβουλος προβλέψεων είναι απαραίτητο στέλεχος σε κάθε επιχείρηση.

Σήμερα τον όρο Τεχνητή Νοημοσύνη τον χρησιμοποιούμε τόσο για τη μελέτη της ανθρώπινης νοημοσύνης, όσο και για την βελτίωση των δυνατοτήτων των υπολογιστών. Μέρος της περιοχής έρευνας της τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν τα νευρωνικά δίκτυα όπου οι παράγραφοι που ακολουθούν αναλύουν τα κυριότερα χαρακτηριστικά τους. Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλο του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο *νευρώνας*. Ένας τυπικός *βιολογικός νευρώνας* (***Σχήμα 1.1***) αποτελείται από το *σώμα* που αποτελεί τον πυρήνα του, τους *δενδρίτες* μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον *άξονα* που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσης του με άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται *σύναψη*. Οι *συνάψεις* μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλουν την αγωγιμότητα τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com




***Σχήμα 1.1:*** Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα.

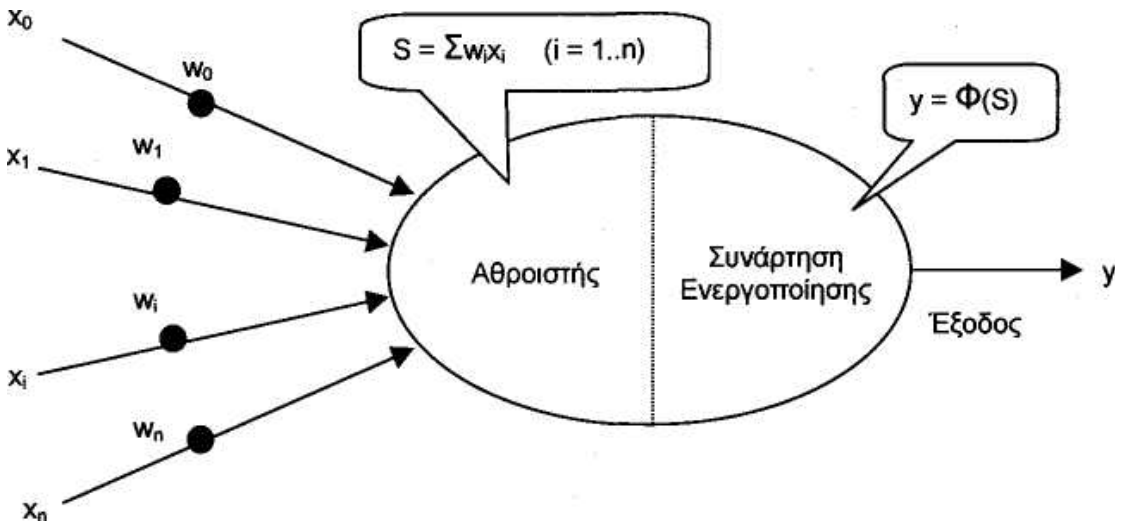
Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από 100 δισεκατομμύρια περίπου νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1000 άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο κατα-λήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων. Δεδομένου ότι κάθε τέτοια σύνδεση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

Αν και ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου (msec), εντούτοις ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις εκπληκτικά γρήγορα. Κατά μία άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει, είναι διαμοιρασμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται δηλαδή για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα *τεχνητά νευρωνικά δίκτυα*.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Ο *τεχνητός νευρώνας (artificial neuron)* είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Όπως απεικονίζεται στο ***Σχήμα 1.2***, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια *σήματα εισόδου* τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια *τιμή βάρους (weight)* ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον




***Σχήμα 1.2:*** Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.

*αθροιστή (sum)* Ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα S, και τη *συνάρτηση ενεργοποίησης* ή *κατωφλίου (activation* ή threshold function), ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου *y*, σε συνάρτηση με την ποσότητα S.
Υπάρχουν τρεις τυπικές περιπτώσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης :
1) Η ***βηματική (step) ή κατωφλίου* συνάρτηση *Σχήμα 1.3 (α)***, η οποία δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη από μία τιμή κατωφλίου T .



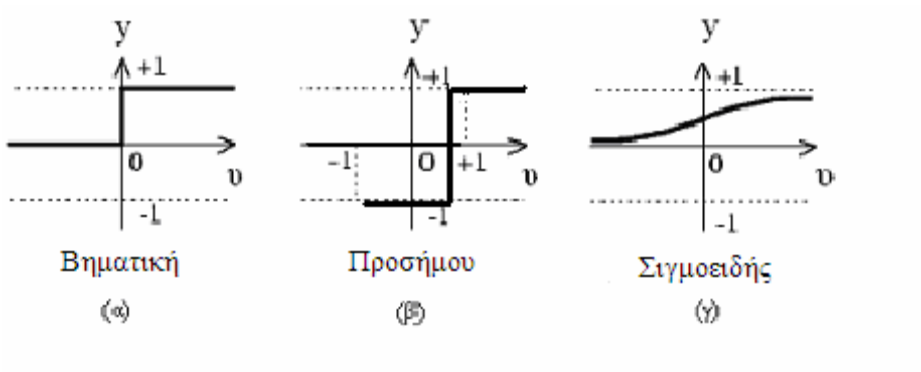
PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

2) Η συνάρτηση ***πρόσημου (sign) Σχήμα 1.3 (β)*** η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική (ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου Τ.

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

$$\phi(\upsilon) = \frac{1}{1+\exp(-\alpha\upsilon)}$$

όπου *α* είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών. Η σιγμοειδής συνάρτηση ***Σχήμα 1.3 (γ)*** είναι σημαντική γιατί παρέχει μη γραμμικότητα στο νευρώνα, κάτι που είναι απαραίτητο στη μοντελοποίηση μη γραμμικών φαινομένων.



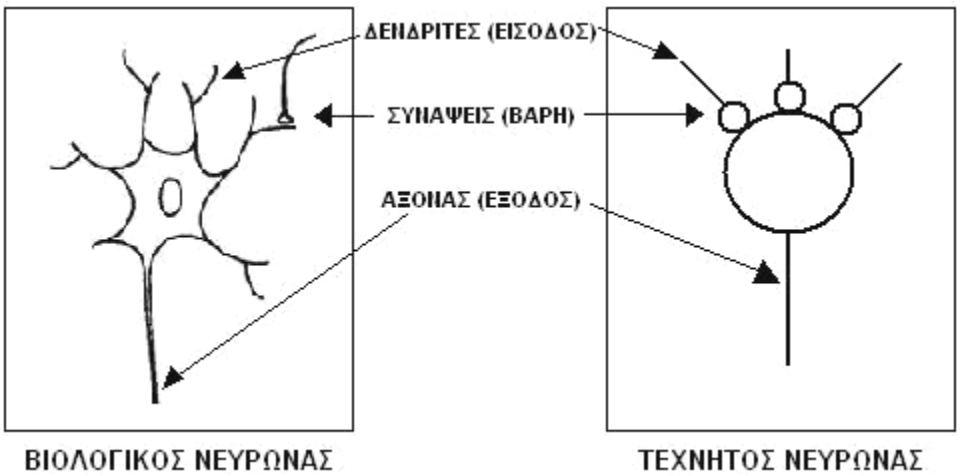

***Σχήμα 1.3:*** Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης.

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

αυτή ξεπερνά το κατώφλι του -0.5 οπότε στην έξοδο παράγεται 1. Στην περίπτωση που η τιμή εισόδου είναι 1 τότε *S=-1,* τιμή που βρίσκεται κάτω του κατωφλίου -0.5, με αποτέλεσμα να παράγεται στην έξοδο 0.
Τέλος στο ***σχήμα 1.4*** μπορούμε να παρατηρήσουμε τις αντιστοιχίες του φυσικού (βιολογικού) με τον τεχνητό νευρώνα βλέποντας την πανομοιότυπη δομή αλλά και λειτουργία τους.

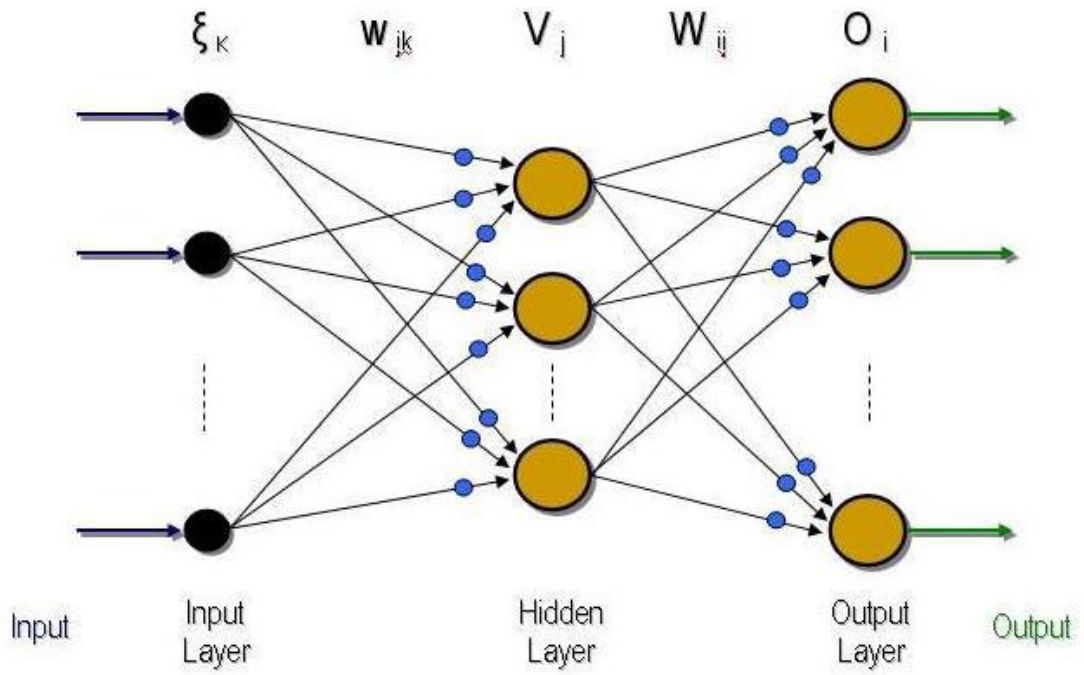



***Σχήμα 1.4:*** Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα

Τα Νευρωνικά Δίκτυα – ΝΔ (Neural Networks) ή Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα - ΤΝΝ (Artificial Neural Networks) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή μέσω μαθηματικών συναρτήσεων. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων που βρίσκονται στον ανθρώπινο εγκέφαλο καθώς αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Στο ***σχήμα 1.5*** παρακάτω φαίνεται η δομή ενός ΤΝΝ όπου διακρίνουμε τις εισόδους (Inputs), το επίπεδο εισόδου (Input Layer), το κρυμμένο επίπεδο (Hidden Layer), το επίπεδο εξόδου (Output Layer), τις εξόδους (Outputs) ενώ τα Wi είναι οι συντελεστές βαρών.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com




***Σχήμα 1.5:*** Δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

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



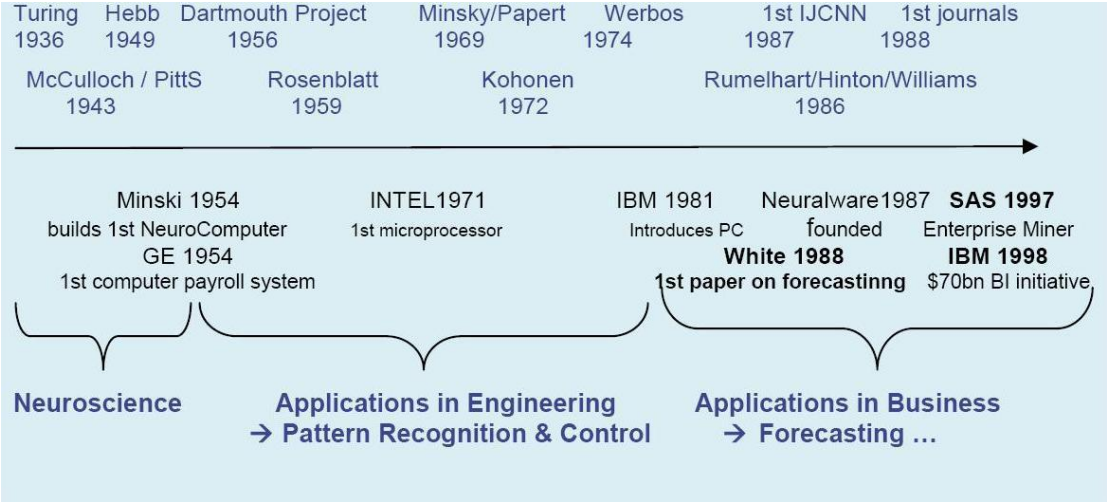
PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η έρευνα γύρω από τα ΝΔ. έχει περάσει περιόδους έντονης δραστηριότητας. Η αρχή έγινε την δεκαετία του 1940 με την εργασία των McCulloch και Pits (1943). Το 1960 ο Rosenblatt διατύπωσε το θεώρημα της σύγκλισης για τα Perceptron. Η πρώτη απόπειρα εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων σε πραγματικά δεδομένα έγινε το 1964. Ο Hu (1964) στην έρευνά του χρησιμοποιεί το προσαρμοζόμενο γραμμικό μοντέλο του Widrow για την πρόβλεψη των καιρικών συνθηκών. Εξαιτίας της τότε έλλειψης αλγορίθμου εκπαίδευσης για πολύστρωματικά δίκτυα, η έρευνα ήταν αρκετά περιορισμένη. Μεγάλη εξέλιξη στην χρησιμοποίηση των ΝΔ για την παραγωγή προβλέψεων πραγματοποιήθηκε με την ανάπτυξη του αλγορίθμου backpropagation (Rumelhart et al., 1986b). Ο Werbos (1974),(1988) πρώτος εφάρμοσε τον αλγόριθμο backpropagation και βρήκε ότι τα ΝΔ που χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο αυτό είχανκαλύτερα αποτελέσματα από τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους όπως η απλή γραμμική παλινδρόμηση και οι προσεγγίσεις των Box-Jenkins. Οι Lapedes και Farber (1987) διεξήγαγαν μια εμπειρική μελέτη και κατέληξαν ότι τα ΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την μοντελοποίηση και την πρόβλεψη μη γραμμικών χρονοσειρών. Οι Weigend et al.(1990), Cottrell et al.(1995) έφεραν στην επιφάνεια το θέμα της αρχιτεκτονικής του δικτύου όταν χρησιμοποιείται για πρόβλεψη πραγματικών χρονοσειρών. Οι Tang et al.(1991), Sharda, Patil (1992) και Tang, Fishwick(1993) , μεταξύ άλλων, παρουσίασαν αποτελέσματα από διάφορες συγκρίσεις προβλέψεων μεταξύ μεθόδου Box-Jenkins και μοντέλων ΝΔ. Σε ένα διαγωνισμό προβλέψεων που διοργανώθηκε το 1993 από τους Weigend και Gershenfeld σε συνεργασία με το Santa Fe Institute, οι νικητές σε κάθε σύνολο δεδομένων χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα (Gershenfeld και Weigend,1993). Αξιοσημείωτες είναι οι ερευνητικές προσπάθειες στον τομέα των προβλέψεων με χρήση Νευρωνικών Δικτύων. Οι Marquez et al.(1992) και Hill et al.(1994) επαναλαμβάνοντας την ήδη υπάρχουσα γνώση για τα ΝΔ, συγκρίνανε τα ΝΔ με στατιστικά μοντέλα των μεθόδων χρονοσειρών και των μεθόδων παλινδρόμησης.Ακολουθεί ο ***πίνακας 2*** με τα κυριότερα βήματα στην εξέλιξη και εφαρμογή των ΝΔ.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com




***Πίνακας 2 :*** Τα κυριότερα στάδια εξέλιξης των νευρωνικών δικτύων

## ΚΥΡΙΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΕΝΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

### *Μέγεθος των νευρωνικών δικτύων*

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

### *Επιλογή εξόδου*

Ο τύπος εξόδου είναι συνήθως προκαθορισμένος από τη φύση της εφαρμογής. Η ενεργοποίηση των νευρώνων εξόδου είναι είτε δυαδικής είτε ενδιάμεσης σκάλας (πολλές ανεξάρτητες τιμές). Οι πραγματικοί αριθμοί των εξόδων μπορεί να μεταφραστούν σε τιμές όπως δολάρια, μονάδες χρόνου, αποστάσεις και μπορεί να δίνονται σε δυαδική μορφή ή



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ακόμα σε κάποια ενδιάμεση μορφή. Κάθε μία από τις τέσσερις ερμηνείες των εξόδων των νευρωνικών δικτύων (ταξινομήσεις, πρότυπα, πραγματικοί αριθμοί και βέλτιστες επιλογές) έχει την δικές της ειδικές απαιτήσεις.

***Συνάρτηση ενεργοποίησης νευρώνα***

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

***Αριθμός επιπέδων***

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

***Αριθμός νευρώνων σε κάθε επίπεδο***

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

## ΒΑΣΙΚΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Υπάρχουν τρία χαρακτηριστικά άρρηκτα συνδεδεμένα με τα Νευρωνικά Δίκτυα.
1) Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example): Αν και τα ΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παρα-δειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

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

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

## ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

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

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

2. **Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου.** Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που
καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των βαρών του
Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα
εισόδου και την επιθυμητή απόκριση. Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται
για πολλά παραδείγματα, μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση,
όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα
παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το πρόβλημα



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

στο χέρι.

3. **Προσαρμοστικότητα.** Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές
οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι' αυτό θα
πρέπει να είναι επαρκείς δίλημμα σταθερότητας-πλαστικότητας.

4. **Αποδεικτική Απόκριση**. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει
πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για
την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται.

5. **Συναφής Πληροφορία.** Η γνώση αναπαριστάνεται από την πολύ δομημένη
και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.

6. **Αντοχή σε σφάλματα.** Τα ΝΔ έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο.

7. **Υλοποιησιμότητα σε VLSI.** Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού
Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα
νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού
χρόνου.

8. **Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού.** Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των
νευρωνικών δικτύων πράγμα που υποδηλώνεται με διάφορους τρόπους :
Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά
δίκτυα. Αυτή η ιδιότητα κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

9.**Αναλογία με Νευροβιολογία.** Ο σχεδιασμός νευρωνικών δικτύων γίνεται σε
αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν
αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως οι
μηχανικοί βλέπουν στη νευροβιολογία για νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων
προβλημάτων.
10. Τα Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να προβλέψουν κάθε μοντέλο χρονοσειράς (t+1).

## ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

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

## ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ (ΜΑΘΗΣΗ) ΜΟΝΤΕΛΩΝ

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Θεωρητικά, το δίκτυο αποκτά περισσότερη «γνώση» για το περιβάλλον του μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Συνοπτικά μπορούμε να αναφέρουμε ότι η εκπαίδευση γίνεται με τα παρακάτω βήματα:

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

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

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

• Από την άλλη μεριά κατά τη διάρκεια της πίσω διάδοσης τα βάρη προσαρμόζονται
σε συμφωνία με τον κανόνα διόρθωσης λάθους.
Η όλη διαδικασία μπορεί να θεωρηθεί σαν μια αναζήτηση του ολικού ελάχιστου της συνάρτησης του σφάλματος, η οποία έχει σαν παραμέτρους τις τιμές των βαρών. Η διόρθωση που γίνεται κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα διαλέ-γοντας να κάνει εκείνες τις αλλαγές που φαίνεται να το μειώνουν τοπικά
Πιο συγκεκριμένα, η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από την επιθυμητή απόκριση για την παραγωγή ενός σήματος λάθους που διαδίδεται προς τα
πίσω στο δίκτυο αντίθετα από την κατεύθυνση των συνδέσεων από το οποίο
προκύπτει και το όνομα πίσω διάδοσης του λάθους. Τα βάρη προσαρμόζονται έτσι ώστε να κάνουν την πραγματική απόκριση του δικτύου να πλησιάσει την επιθυμητή απόκριση. Γενικά αν και η παραγωγή του αλγορίθμου είναι αρκετά πολύπλοκη ο ίδιος ο αλγόριθμος είναι εύκολο να υλοποιηθεί και έχει τύχει ευρείας εφαρμογής σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Η εκπαίδευση του δικτύου επικαλείται και μάθηση (Learning).

## ΕΙΔΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

Οι τρόποι με τους οποίους μπορεί να εκπαιδευτεί ένα νευρωνικό δίκτυο είναι οι εξής: α) **μάθηση υπό επίβλεψη** (supervised learning), β) **βαθμολογημένη μάθηση** (graded learning), γ) **μάθηση χωρίς επίβλεψη** (unsupervised learning), δ) **ανταγωνιστική μάθηση** (competitive learning), ε) **τυχαία μάθηση** (random learning και στ) **ενισχυτική μάθηση** (reinforced learning).
Στη ***μάθηση υπό επίβλεψη*** στο δίκτυο δίνονται ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου. Το ΝΔ με την τρέχουσα κατάσταση βαρών παράγει μία έξοδο η οποία αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή. Αυτή η διαφορά ονομάζεται σφάλμα (error) και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών
Στη ***βαθμολογημένη μάθηση*** η έξοδος χαρακτηρίζεται ως "καλή" ή "κακή" με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηρισμό.
Στη ***μάθηση χωρίς επίβλεψη*** η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αυτό-οργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου. Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΝΔ καλείται να μάθει. Αφού το δίκτυο



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

δεν γνωρίζει τις πραγματικές τιμές εξόδου εξετάζει τα πρότυπα εισόδου με βάση μετρούμενες ποσότητες ή βαθμούς ποιότητας των δεδομένων εισόδου.
Στην ***ανταγωνιστική μάθηση*** οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται, κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του. Έτσι έχουμε ένα ανταγωνισμό στους νευρώνες εξόδου του δικτύου με αποτέλεσμα σε κάθε χρονική στιγμή να είναι ενεργός ένας μόνο νευρώνας.
Στην ***τυχαία μάθηση*** οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.
Τέλος στην ***ενισχυτική μάθηση*** που σαν κύριο χαρακτηριστικό έχει την ύπαρξη ενός ενισχυτικού σήματος με βάση το οποίο αποτιμάται η αποτελεσματικότητα του συστήματος. Το σήμα μπορεί να είναι συνεχές, διακριτό στο [0,1] και απεικονίζει την απόκριση του περιβάλλοντος στην εκτέλεση μιας ενέργειας με την μορφή ενός βαθμού επιτυχίας ή αποτυχίας. Ένα σήμα επιτυχίας έχει ως αποτέλεσμα την ακόμη μεγαλύτερη ενίσχυση της ενέργειας που επιλέχτηκε ενώ ένα σήμα αποτυχίας αποτρέπει την επανάληψη της επιλογής ενέργειας όταν ξαναεμφανιστεί το ίδιο σήμα εισόδου.

## ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ

Τα δεδομένα θα πρέπει να μπορούν να αντιστραφούν σε μία άλλη φόρμα για να είναι σημαντικά στο νευρωνικό δίκτυο. Ο τρόπος με τον οποίο τα δεδομένα παρουσιάζονται και/ή μεταφράζονται παίζει σημαντικό ρόλο στην ικανότητα του δικτύου να καταλάβει το πρόβλημα και αυτό γιατί το δίκτυο μπορεί να μαθαίνει καλύτερα από μερικές παρουσιάσεις παρά από άλλες.
Στην παρούσα εργασία οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στα μοντέλα/δίκτυα πρόβλεψης προέρχονται από ανάλυση και επεξεργασία χρηματιστηριακών αλλά και γενικότερα οικονομικών δεδομένων. Συγκεκριμένα στα 41 άρθρα που μελετήθηκαν οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στα διάφορα δίκτυα είναι τα χρηματιστηριακά **δεδομένα από προηγούμενες αποδόσεις** των διαφόρων αγορών ή μετοχών, **παράμετροι της θεμελιώδους ανάλυσης** π.χ. απόδοση P/E, **τεχνικοί δείκτες** π.χ. MA, RSI καθώς και κάποια **στοιχεία από την μακροοικονομία** π.χ. πληθωρισμός.
Η επιλογή των μεταβλητών στην βιβλιογραφία που ερευνήθηκε είναι αρκετές φορές δύσκολο πράγμα γιατί υπάρχουν διαφορετικές απόψεις για το ποιες είναι οι καταλληλότερες να χρησιμοποιηθούν για το μοντέλο που αναπτύσσεται κάθε φορά. Έτσι τις περισσότερες φορές δεν υπάρχει



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

μια σαφής επεξήγηση για τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο μοντέλο πρόβλεψης πρέπει να επιλέγονται προσεκτικά γιατί πολλές φορές έχουν επίδραση στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου άλλοτε θετικά και άλλοτε αρνητικά. Για
τον λόγο αυτόν πολλές φορές τα αρχικά δεδομένα υφίστανται μια προ-επεξεργασία (preprocessing). Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφέρουμε ότι πολλοί ερευνητές αντλούν τα δεδομένα τους μόνο από μια χρηματιστηριακή αγορά ενώ άλλοι επιλέγουν δεδομένα από δυο ή περισσότερες αγορές.

## ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΓΙΑ ΣΥΓΚΡΙΣΗ

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

## ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Σύμφωνα με την βιβλιογραφία η απόδοση των μοντέλων που χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη αξιολογείται από κάποια μέτρα απόδοσης που υπολογίζονται κάθε φορά. Τα πιο δημοφιλή μέτρα



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

Για την κατασκευή ενός νευρωνικού δικτύου ακολουθείται συνήθως μια μεθοδολογία 8 βασικών βημάτων. Στον ***πίνακα 3*** αναφέρονται συνοπτικά τα βήματα κατασκευής ενός ΝΔ:

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

***Πίνακας 3:*** Βήματα κατασκευής νευρωνικών δικτύων

## ΧΡΗΣΗ ΚΑΘΗΜΕΡΙΝΟΤΗΤΑΣ

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Αεροπορία:** Υψηλής απόδοσης αυτόματοι πιλότοι αεροπλάνων, προσομοιωτές
πτήσης, συστήματα αυτομάτου ελέγχου αεροπλάνων, συστήματα ανίχνευσης βλαβών.

**Αυτοκίνηση:** Αυτοκινούμενα συστήματα αυτόματης πλοήγησης

**Τραπεζικές εφαρμογές:** Αναγνώστες επιταγών και άλλων παραστατικών, συστήματα
αξιολόγησης αιτήσεων δανειοδότησης .

**Άμυνα:** Πλοήγηση όπλων, ανίχνευση στόχων, νέα είδη αισθητήρων, sonar, radar,
ψηφιακή επεξεργασία σημάτων, συμπίεση δεδομένων, εξαγωγή χαρακτηριστικών,
αναγνώριση σήματος / εικόνας.

**Ηλεκτρονική:** Πρόβλεψη ακολουθίας κωδίκων, μορφοποίηση ολοκληρωμένων
κυκλωμάτων, έλεγχος διεργασιών, διάγνωση βλαβών ολοκληρωμένων κυκλωμάτων,
μηχανική όραση, σύνθεση φωνής.

**Οικονομία:** Οικονομική ανάλυση, πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος.

**Κοινωνική ασφάλιση:** Αξιολόγηση εφαρμοζόμενης πολιτικής, βελτιστοποίηση
παραγωγής.

**Βιομηχανία:** Βιομηχανικός έλεγχος διεργασιών, ανάλυση και σχεδίαση προϊόντων,
συστήματα ποιοτικού ελέγχου, διάγνωση βλαβών διεργασιών και μηχανών, ανάλυση
σχεδιασμού χημικών προϊόντων, δυναμικό μοντελάρισμα συστημάτων χημικών
διεργασιών, σχεδιασμός και διοίκηση.

**Ιατρική:** Ανάλυση καρκινικών κυττάρων, ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και Ηλεκτροκαρδιογραφήματος, βελτιστοποίηση χρόνου νοσηλείας, μείωση
νοσοκομειακού κόστους, βελτίωση ποιότητας νοσοκομείων.

**Γεωλογικές έρευνες:** Εντοπισμός πετρελαίου και φυσικού αερίου



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Ρομποτική:** Έλεγχος τροχιάς και σύστημα όρασης ρομπότ

**Επεξεργασία φωνής:** Αναγνώριση φωνής, συμπίεση φωνής, σύνθεση φωνής από
κείμενο.

**Χρηματιστηριακές εφαρμογές:** Ανάλυση και πρόβλεψη της αγοράς, πρόβλεψη τιμών μετοχών

**Τηλεπικοινωνίες:** Συμπίεση εικόνας και δεδομένων, αυτοματοποιημένες υπηρεσίες

πληροφοριών, μετάφραση πραγματικού χρόνου, συστήματα επεξεργασίας πληρωμών.
**Μεταφορές:** Συστήματα διάγνωσης βλαβών φρένων, χρονοπρογραμματισμός
οχημάτων, συστήματα δρομολόγησης



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 1.3 Πρόβλεψη τιμών μετοχών και νευρωνικά δίκτυα (Ανασκόπηση βιβλιογραφίας)

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

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

Από την μελέτη των επιστημονικών άρθρων που μελετήθηκαν ώστε να εκπονηθεί η μεταπτυχιακή αυτή διατριβή προκύπτει ότι τα μοντέλα πρόβλεψης των χρηματιστηριακών αγορών κατηγοριοποιούνται ως εξής:

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

Στο σημείο αυτό, αξίζει να ανατρέξουμε σε κάποια πολύ σημαντικά επιστημονικά άρθρα που αναδεικνύουν την ποιότητα της πρόβλεψης των



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

νευρό – ασαφών συστημάτων όσο αναφορά τη πρόβλεψη τιμών των μετοχών στο χρηματιστήριο.

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

Οι Rong-Jun Li και Zhi-Bin Xiong χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο προσαρμοστικού νεύρο-ασαφούς μηχανισμού ασαφούς συμπερασμού (ANFIS) για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς της Σαγκάη. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν περίπου 1 έτος από 15 Μαρτίου 2004 μέχρι 15 Μαρτίου 2005 και σύνολο εργάσιμων ημερών 244. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν έχουν παρθεί από την χρηματιστηριακή αγορά της Σαγκάη και έχουν χωριστεί σε δυο ομάδες. Στην ομάδα 1 ανήκουν τα πρώτα 200 δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ στην ομάδα 2 ανήκουν όλα τα υπόλοιπα τα οποία χρησιμοποιούνται για να ελεγχθούν οι αποδόσεις των αποτελεσμάτων που μας έδωσε το δίκτυο. Για την σωστή αξιολόγηση του μοντέλου ANFIS συγκρίνοντας τα πραγματικά δεδομένα και τις τιμές που έγινε πρόβλεψη παρατηρείται ότι η προβλεπτική ικανότητα του ANFIS για το



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά καλή τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο γιατί το συνολικό σχετικό σφάλμα για την ομάδα των δεδομένων εκπαίδευσης του μοντέλου είναι μικρότερο του 1% και το συνολικό σχετικό σφάλμα της πρόβλεψης των τιμών είναι μικρότερο του 5%. Επίσης υπολογίζοντας και τον λόγο που μας δείχνει αν οι τιμές ακολούθησαν την σωστή κατεύθυνση παρατηρούμε ότι έχει τιμή μεγαλύτερη από 90%. Τα τελικά αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση του ασαφούς νευρωνικού δικτύου είναι πολύ καλύτερα από αυτά που δίνει ένα συνηθισμένο νευρωνικό δίκτυο. Συγκεκριμένα από τα αποτελέσματα φάνηκε ότι υπήρξε μια πάρα πολύ υψηλή ακρίβεια ως προς την εκπαίδευση του μοντέλου η οποία έχει μια επίδραση πάνω στο μοντέλο. Αυτό συνήθως έχει σαν αποτέλεσμα οι ενδιαφερόμενοι να δίνουν περισσότερο βάρος στις ανοδικές και καθοδικές τάσεις των τιμών σε μελλοντικές προβλέψεις αντί για τις ακριβείς τωρινές τιμές. Επιπλέον το μοντέλο έδωσε προβλέψεις οι οποίες ήταν πολύ καλές τόσο σε ερευνητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο.

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συμπεριφορά. Δεύτερον ότι και τα δυο μοντέλα αντιμετώπισαν δυσκολία στην πρόβλεψη όταν υπήρχαν πολύ απότομες διακυμάνσεις στα δεδομένα του δείκτη αλλά με το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να έχει ένα μικρό προβάδισμα έναντι αυτών. Τέλος υπολογίστηκε και το σφάλμα πρόβλεψης όπου για το νευρωνικό δίκτυο είχε τιμή 0.4166 ενώ για τα μοντέλα είχε τιμή 0.2427. Μετρώντας όμως την μέση απόλυτη απόκλιση του σφάλματος πρόβλεψης για το δίκτυο είχε τιμή 4.2006 ενώ για τα μοντέλα είχε τιμή 9.1307, δηλαδή το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει πιο μικρή απόκλιση για την τιμή του σφάλματος στις προβλέψεις του απ' ότι έχουν τα μοντέλα Box Jenkins γεγονός που το κάνει να πλεονεκτεί απέναντί τους.

Οι Dang Khoa, Sakakibara και Nishikawa ανέπτυξαν δυο μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFN) και ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο (RNN).Οι τιμές που χρησιμοποιούνται είναι από τον δείκτη S&P 500 ο οποίος περιέχει τις 500 μεγαλύτερες εταιρείες της χρηματιστηριακής αγοράς των Η.Π.Α και η μηνιαία συλλογή τους έγινε από τον Ιανουάριο του 1990 μέχρι και τον Ιούλιο του 2005. Με την χρήση των τιμών αυτών γίνεται η πρόβλεψη των τιμών του δείκτη για τον επόμενο μήνα. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται χωρίζονται σε δυο κατηγορίες: Α) σε αυτά που βασίζονται σε κάποιους θεμελιώδεις συντελεστές π.χ. πληθωρισμός και Β) σε αυτά που περιέχουν κάποιους τεχνικούς δείκτες π.χ. αστάθεια.

Κατά την αξιολόγηση των δυο μοντέλων χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος της οπίσθιας διάδοσης (Back-propagation Algorithm). Περιοδικά στην διάρκεια της εκπαίδευσης εξετάζονταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ώστε να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση των μοντέλων. Αν δεν υπήρχε αυτό το πρόβλημα τότε η εκπαίδευση συνεχίζονταν αλλιώς σταματούσε.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα που έδωσαν τα δυο μοντέλα με βάση τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν παρατηρούμε ότι το RNN υπερτερεί έναντι του FFN γιατί έχει πολύ μικρότερο σφάλμα και η ακρίβεια στα αποτελέσματα που δίνει είναι πολύ καλύτερη. Συγκεκριμένα βλέπουμε ότι το RNN μοντέλο δίνει ακρίβεια από 73% μέχρι 75.5% ενώ το μοντέλο FNN δίνει ακρίβεια από 68.9% μέχρι 70%. Για το σφάλμα που μας δίνουν τα δυο μοντέλα έχουμε ότι το FNN μας δίνει μια τιμή που κυμαίνεται στο 0.0020 ενώ το RNN μας δίνει μια τιμή που κυμαίνεται πιο χαμηλά από 0.0010.

Οι Ritanjali Majhi, G. Panda , G. Sahoo ανέπτυξαν ένα μοντέλο Functional Link Artificial Neural Network (FLANN). Το μοντέλο χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη των 2 μεγάλων Αμερικανικών δεικτών του Dow Jones Industrial Average (DJIA) και του S&P 500. Ο ορίζοντας πρόβλεψης των δεικτών αυτών ήταν από τον Ιανουάριο 1994 μέχρι τον Οκτώβριο 2006 όπου και συγκεντρώθηκαν 3200 τιμές δεδομένων και για τους δυο δείκτες μαζί. Οι τιμές αυτές ήταν η υψηλότερη και χαμηλότερη



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

τιμή κάθε μέρας, η τιμή ανοίγματος και κλεισίματος καθώς και ο όγκος των διαπραγματευομένων μετοχών για κάθε μέρα. Επίσης ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν και οι δέκα παρακάτω τεχνικοί δείκτες: 1) SMA, 2) EMA, 3)ADO, 4) Stochastics, 5) OBV, 6) Williams, 7) RSI, 8) PROC 9) CPACC, 10) HPACC. Μετά από την εκπαίδευση και την δοκιμή του μοντέλου γίνεται η πρόβλεψη που αφορά την τιμή κλεισίματος ημέρας για τους δυο δείκτες. Κατόπιν για την σωστή αξιολόγησή του συγκρίνεται με την πραγματική τιμή κλεισίματος για να διαπιστωθεί το πόσο ακριβής είναι. Έπειτα γίνονται και κάποιες προβλέψεις που ως σκοπό έχουν να διαπιστώσουν την ικανότητα του μοντέλου για προβλέψεις μεγαλύτερες της ημέρας. Τέλος υπολογίζεται το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE) όπου για την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας είναι για τον DJIA 0.61% και για τον S&P 500 είναι 0.65%. Επίσης και για τις μεγαλύτερου διαστήματος προβλέψεις το μοντέλο έχει επίσης χαμηλό ποσοστό σφάλματος.

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές κλεισίματος των μετοχών. Το μοντέλο αυτό του νευρωνικού δικτύου που αναπτύσσετε συγκρίνεται με το μοντέλο εκθετικής εξομάλυνσης. Έτσι συγκρίνοντας τα δυο μοντέλα παρατηρείται ότι το αβαρές νευρωνικό δίκτυο υπερτερεί γιατί έχει 0.7 μέσο τετραγωνικό σφάλμα έναντι 15.4 του εκθετικού μοντέλου.
Οι Kunhuang Huarng, Tiffany Hui-Kuang Yu χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης (BNN) καθώς και ένα υβριδικό μοντέλο (συνδυασμό νευρωνικού δικτύου και ασαφούς μοντέλου) για την πρόβλεψη του δείκτη TAIEX από το χρηματιστήριο της Ταιβάν. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 1991 μέχρι 2003. Τα δεδομένα ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη. Το 83% αυτών χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των μοντέλων και κυρίως ήταν οι τιμές από τους μήνες Ιανουάριο-Οκτώβριο για κάθε έτος ενώ το 17%, οι τιμές των μηνών Νοεμβρίου και Δεκεμβρίου κάθε έτους, για την δοκιμή τους. Υπήρξε μια προ-επεξεργασία των δεδομένων πριν δοθούν ως είσοδοι στα μοντέλα. Για σύγκριση με τα δυο νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκε και ένα μοντέλο Chen. Για τα μοντέλα αυτά υπολογίστηκαν το σφάλμα RMSE και το σφάλμα πρόβλεψης (διαφορά πραγματικής τιμής δείκτη με προβλεπόμενη). Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι κατά μέσο όρο το υβριδικό μοντέλο έχει το μικρότερο σφάλμα RMSE ενώ το BNN έχει το μεγαλύτερο. Αν παρατηρηθεί το σφάλμα RMSE για κάθε χρονιά ξεχωριστά και πάλι το υβριδικό μοντέλο για τον ορίζοντα πρόβλεψης υπερτερεί του μοντέλου Chen και του BNN. Επίσης το BNN υπερτερεί του μοντέλου Chen. Κάτι ανάλογο συμβαίνει αν κάποιος παρατηρήσει και το σφάλμα πρόβλεψης για κάποιο χρονικό διάστημα του ορίζοντα πρόβλεψης.
Ο Stelios Bekiros χρησιμοποίησε ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη του χρηματιστηριακού δείκτη Nikkei 255. Το μοντέλο κάνει καθημερινή πρόβλεψη του δείκτη χρησιμοποιώντας τις τιμές των προηγούμενων ημερών. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 2/8/1971 μέχρι 2/5/2002. Το χρονικό διάστημα αυτό χωρίζεται σε δυο κύριες περιόδους. Την πρώτη περίοδο αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης του μοντέλου και είναι το χρονικό διάστημα από 2/8/1971 μέχρι 4/7/1998. Την δεύτερη περίοδο αποτελούν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την δοκιμή του μοντέλου και είναι το χρονικό διάστημα από 4/8/1998 μέχρι 4/12/2000 όπου η αγορά είναι σε άνοδο και από 2000 μέχρι 2002 που η αγορά έχει καθοδική πορεία. Για την επαλήθευση της ορθότητας του μοντέλου γίνεται η σύγκριση του με ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο RNN και με το γραμμικό μοντέλο AR. Από την σύγκριση προκύπτει ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο έχει το μικρότερο σφάλμα από τα άλλα δυο μοντέλα. Επίσης προκύπτει ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο λαμβάνοντας υπόψη το σύνολο των προβλέψεων υπερτερεί κατά πολύ των άλλων δυο μοντέλων αφού δίνει 54.3% συνολικής απόδοσης έναντι 21.6% του RNN



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

και -9.8 του AR. Τέλος οι σωστές προβλέψεις που δίνει το νεύρο-ασαφές μοντέλο ανέρχονται σε ποσοστό 51.1% έναντι 46.2% του RNN και 44.7% του AR.

Ο Paul McNelis σχεδίασε ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNN) που χρησιμοποιήθηκε για να κάνει πρόβλεψη σε καθημερινή βάση των τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς της Βραζιλίας. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από Ιανουάριο 1988 μέχρι Μάρτιο 1995. Στα δεδομένα περιλαμβάνονται εκτός από της τιμές για την Βραζιλία και κάποιες τιμές από την Χιλή, Αργεντινή, Μεξικό και Ηνωμένες Πολιτείες για να μπορεί να υπάρξει σύγκριση των αντίστοιχων χρηματιστηριακών αγορών. Τα δεδομένα εισάγονται στο δίκτυο ως μια μεταβλητή. Από τις τιμές που έχουμε ένα μεγάλο ποσοστό περίπου το 75% (1327 τιμές) χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ το υπόλοιπο 25% (444 τιμές) χρησιμοποιείται για την δοκιμή του μοντέλου.

Για να διαπιστωθεί η ορθότητα των αποτελεσμάτων το νευρωνικό δίκτυο συγκρίνεται με ένα γραμμικό μοντέλο και με ένα μοντέλο GARCH. Από την σύγκριση των τριών μοντέλων προκύπτει ότι η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος - RMSE είναι για το γραμμικό μοντέλο 3.4925, για το μοντέλο GARCH 3.5270 και για το νευρωνικό δίκτυο 3.4902. Από τις τιμές αυτές προκύπτει ότι το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε είναι πιο αξιόπιστο από τα άλλα δυο μοντέλα για την πρόβλεψη της μελλοντικής πορείας της αγοράς.

Οι Goutam Dutta, Pankaj Jha, Arnab Kumar Laha και Neeraj Mohan ανέπτυξαν δυο τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN1 – ANN2) που χρησιμοποιήθηκαν για προβλέψεις στο χρηματιστήριο της Ινδίας. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν για την πιο δημοφιλή αγορά της Ινδίας την Βομβάη (Bombay Stock Exchange – BSE) και τον δείκτη SENSEX. Ο ορίζοντας πρόβλεψης αρχίζει από τον Ιανουάριο 1997 και τελειώνει το 2003. Για αρκετές εβδομάδες αρχίζοντας από το 1997 μαζεύονται δεδομένα που αποτελούν την πρώτη ομάδα εκπαίδευσης για τα μοντέλα. Ενώ από το 2002 και μετά έχουμε την ομάδα που χρησιμοποιείται για την σωστή επαλήθευση του μοντέλου που επιλέχθηκε. Επίσης ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν και οι τεχνικοί δείκτες: Κινητός Μέσος Όρος, Ορμή. Οι προβλέψεις που γίνονται αφορούν τις εβδομαδιαίες τιμές κλεισίματος της αγοράς για ένα διάστημα δυο ετών περίπου από το 2002 μέχρι το 2004. Για την σωστή αξιολόγηση των δυο δικτύων γίνεται η μεταξύ τους σύγκριση ανάλογα με τα αποτελέσματα που αυτά δίνουν, τον τρόπο με τον οποίο προσαρμόζονται στα δεδομένα εισόδου και με βάση το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) και την ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE). Τα αποτελέσματα λοιπόν που προκύπτουν είναι ότι το πρώτο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN1) έχει RMSE 4.82% ενώ έχει MAE 3.93%. Αντίθετα το δεύτερο ANN2 έχει



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

RMSE 6.87% ενώ έχει MAE 5.52%. Οπότε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που θα μπορέσει να δώσει καλύτερες προβλέψεις με μεγάλη ακρίβεια για τον δείκτη SENSEX είναι το πρώτο (ANN1).

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

υπολοίπων μοντέλων. Συγκεκριμένα από τις συνολικά 60 περιόδους προβλέπει σωστά 44 φορές για το τρίμηνο, 47 για το εξάμηνο και 50 φορές για το δωδεκάμηνο. Αντίθετα οι προβλέψεις για τα άλλα δυο μοντέλα ήταν: Για το GMM-Kalman 33 φορές για το τρίμηνο, 35 για το εξάμηνο και 34 φορές για το δωδεκάμηνο, ενώ για τον τυχαίο περίπατο ήταν 32 φορές για το τρίμηνο, 31 για το εξάμηνο και 38 φορές για το δωδεκάμηνο.

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

Οι Jennifar Alam και Jun Nagayasu χρησιμοποίησαν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών πέντε χρηματιστηριακών αγορών. Στο άρθρο αυτό περιλαμβάνονται οι S&P 500 (Νέα Υόρκη), Nikkei225 (Τόκιο), FTSE 100 (Λονδίνο) που θεωρούνται ανεπτυγμένες οικονομικά αγορές καθώς και οι BSE 30 (Μουμπάϊ) και KLSE Composite index (Κουάλα- Λουμπούρ). Επειδή οι χώρες αυτές ανήκουν σε διαφορετική ζώνη ώρας η κάθε μια ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι επίσης διαφορετικός. Οι μελετητές αποφάσισαν να έχουν ως κοινό τέλος την 30η Ιουνίου 2004 αλλά για κάθε αγορά ίσχυαν



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

τα παρακάτω: 1) S&P 500 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 20/08/1999 μέχρι 30/06/2004, 2) Nikkei225 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 18/11/1999 μέχρι 30/06/2004, 3) FTSE 100 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 28/09/1999 μέχρι 30/06/2004, 4) BSE 30 είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 27/08/1999 μέχρι 30/06/2004 και 5) KLSE Composite index είχε ορίζοντα πρόβλεψης από 09/08/1999 μέχρι 30/06/2004. Από τη βάση χρηματιστηριακών δεδομένων yahoo-finance ανακτήθηκαν για κάθε δείκτη 1200 τιμές. Από τις δεδομένες τιμές οι 1000 χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα εκπαίδευσης του δικτύου ενώ οι υπόλοιπες 200 χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα δοκιμής. Για την αξιολόγηση του τεχνητού δικτύου υπήρξε η σύγκρισή του με ένα μοντέλο ARIMA όπου λήφθηκε υπόψη το ποσοστό της ακρίβειας των προβλέψεων κάθε μοντέλου, το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE) καθώς και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (RMSE). Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι κατά την διάρκεια των προβλέψεων είτε μεγάλου (200 μέρες) ή μικρού (20 μέρες) χρονικού διαστήματος το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο υπερτερεί κατά πολύ στο ποσοστό σωστής πρόβλεψης του μοντέλου ARIMA και για τους πέντε χρηματιστηριακούς δείκτες. Όσον αφορά τις υπολογισθείσες τιμές των σφαλμάτων (RMSE, MAE) για προβλέψεις μεγάλου χρονικού διαστήματος και πάλι το τεχνητό δίκτυο υπερτερεί κατά πολύ ενώ αντίθετα για προβλέψεις μικρού χρονικού διαστήματος το ARIMA δίνει λίγο μικρότερα σφάλματα απ’ ότι το τεχνητό δίκτυο.

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

Οι Teo Jasic και Douglas Wood χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα (NN) για την πρόβλεψη τεσσάρων μεγάλων χρηματιστηριακών αγορών. Οι δείκτες στους οποίους επικεντρώθηκαν ήταν οι 1) S&P 500 (ΗΠΑ), 2)



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

Οι Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη τιμών από τις χρηματιστηριακές αγορές των Ηνωμένων Πολιτειών, Γερμανίας, Γαλλίας, Ηνωμένου Βασιλείου, Ισπανίας, Πορτογαλίας και Βραζιλίας. Οι δείκτες ήταν οι Dow Jones και S&P 500, DAX, CAC40, FTSE, IBEX35, PSI20 και IBOVESPA αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τις 12 Ιανουαρίου 2000 μέχρι τις 27 Ιουλίου 2008. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το internet και είχαν να κάνουν με παλαιές τιμές κλεισίματος των δεικτών. Υπάρχουν τρεις ομάδες δεδομένων: 1) ομάδα εκπαίδευσης (80% δεδομένων), 2) ομάδα δοκιμής (15%) και 3) ομάδα επαλήθευσης (5%). Λαμβάνοντας υπόψη τα δεδομένα δημιουργήθηκε το δίκτυο με την καλύτερα προσαρμοσμένη δομή για κάθε δείκτη. Για σύγκριση με το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο GARCH όπου υπολογίστηκαν τα σφάλματα RMSE, MPE. Από τα αποτελέσματα που παρατηρείται ότι για όλους τους δείκτες το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει πολύ μικρότερες τιμές των σφαλμάτων αυτών απ' ότι το μοντέλο GARCH. Έτσι το ANN μπορεί να δώσει καλύτερες και πιο ακριβείς προβλέψεις απ' ότι το μοντέλο GARCH.

Οι Eleni Constantinou, Robert Georgiades, Avo Kazandjian και Georgios P. Kouretas χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη της Κυπριακής χρηματιστηριακής αγοράς (CSE). Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 29 Μαρτίου 1996 μέχρι 19 Απριλίου 2002.Τα δεδομένα αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές του δείκτη CSE



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

Ο Chandima Dilrukshi Tilakaratne χρησιμοποίησε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών της Αυστραλιανής χρηματιστηριακής αγοράς και συγκεκριμένα του δείκτη AORD. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιανουαρίου 1990 μέχρι 20 Φεβρουαρίου 2004. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το διαδίκτυο (http://au.finance.yahoo.com) και αποτελούνται από τις καθημερινές τιμές ανοίγματος, κλεισίματος, υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή της ημέρας ενώ υπήρξε και μια προεπεξεργασία τους πριν δοθούν ως είσοδοι στο δίκτυο. Το 70% αυτών χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του δικτύου περίπου 2549 τιμές από 2 Ιανουαρίου 1990



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

Οι Pei-Chann Chang, Chen-Hao Liu χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο TSK βασισμένο σε ασαφές κανόνα για την πρόβλεψη του χρηματιστηρίου της Ταϊβάν και τον δείκτη TSE index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 18 Ιουλίου 2003 μέχρι 31 Δεκεμβρίου 2005. Συνολικά έχουμε 614 τιμές του δείκτη. Επίσης ως είσοδοι στο μοντέλο ήταν και οι παρακάτω δείκτες της τεχνικής ανάλυσης: 1)ο κινητός μέσος όρος MA, 2)ο δείκτης BIAS, 3)ο δείκτης σχετικής δύναμης RSI, 4) ο στοχαστικός δείκτης %K - %D, 5)ο δείκτης σύγκλιση-απόκλιση κινητών μέσων όρων MACD, 6)ο όγκος



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συναλλαγών Volume. Δημιουργούνται και οι κανόνες ασάφειας. Αρχικά γίνεται μια προεπεξεργασία και ομαλοποίηση τους. Στο τέλος χωρίζονται σε τρεις ομάδες: 1)την ομάδα εκπαίδευσης, 2) την ομάδα επαλήθευσης και 3) την ομάδα δοκιμής. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιούνται οι 494 τιμές ενώ οι υπόλοιπες 120 είναι για την δοκιμή του μοντέλου. Υπολογίστηκε το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE). Αυτό που παρατηρείται ως αποτέλεσμα είναι ότι όσο ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων κανόνων ασάφειας αυξάνεται τόσο μειώνεται το MAPE. Τα αποτελέσματα του χρησιμοποιούμενου μοντέλου συγκρίνονται με αυτά του μοντέλου BPN και της ανάλυσης πολλαπλής παλινδρόμησης. Αυτό που προκύπτει είναι ότι το TSK υπερτερεί των άλλων δυο γιατί έχει σφάλμα MAPE 2.4% ενώ το BPN έχει 4.29% και η πολλαπλή παλινδρόμηση έχει 7.08%. Έτσι το μοντέλο TSK μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την καθημερινή πρόβλεψη των τιμών του TSE index.
Ο Tae Hyup Roh χρησιμοποίησε υβριδικά μοντέλα που ήταν συνδυασμός νευρωνικών δικτύων και συμβατικών μοντέλων χρονοσειρών. Χρησιμοποιήθηκαν τα παρακάτω τέσσερα μοντέλα: 1) Νευρωνικό δίκτυο (NN), 2) NN-EWMA, 3) NN-GARCH, 4) NN-EGARCH. Εξετάζεται η Κορεατική χρηματιστηριακή αγορά KSE με τον δείκτη KOSPI 200 Index. Τα δεδομένα χωρίζονται σε δυο ομάδες: την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές 930 ημερών και για την δοκιμή χρησιμοποιήθηκαν οι τιμές 160 ημερών. Για την σύγκριση των τεσσάρων μοντέλων υπολογίζουμε το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE). Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το μοντέλο NN-EGARCH και NN-GARCH
είναι αυτά που δείχνουν την συμπεριφορά με βάση τα δεδομένα που έχουμε.
Ο Angelos Kanas χρησιμοποίησε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη των χρηματιστηριακών αγορών της Νέας Υόρκης (NYSE) και του Λονδίνου (LSE) για τους δείκτες Dow Jones Industrial Average και FT All Share index αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από Ιανουάριο 1980 μέχρι Ιούνιο 1999. Ως δεδομένα έχουμε τις συνολικές μηνιαίες τιμές (234 παρατηρήσεις) για κάθε δείκτη. Οι παρατηρήσεις αυτές χωρίζονται σε δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης που αφορά το χρονικό διάστημα Ιανουάριος 1980 μέχρι Δεκέμβριος 1994 και την ομάδα δοκιμής που αφορά το χρονικό διάστημα Ιανουάριος 1995 μέχρι Ιούνιος 1999.
Για την σύγκριση του δικτύου χρησιμοποιείται ένα γραμμικό μοντέλο όπου η σύγκριση γίνεται με βάση την ακρίβεια και τις τιμές που προβλέπονται. Για να εξεταστεί το πιο μοντέλο δίνει καλύτερη ακρίβεια στις προβλέψεις του συγκρίνονται οι πραγματικές τιμές με αυτές της πρόβλεψης. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι οι προβλέψεις του ANN είναι πιο καλές από αυτές του γραμμικού μοντέλου.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

Η Dorota Witkowska χρησιμοποίησε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη των τιμών του Πολωνικού χρηματιστηρίου (Polish Stock Exchange). Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Δεκεμβρίου 1993 μέχρι 23 Δεκεμβρίου 1993 χωρισμένος σε δέκα περιόδους. Υπήρξε χρονικό διάστημα εκπαίδευσης και δοκιμής των δικτύων. Επειδή η Πολωνική οικονομία είχε έντονες ανακατατάξεις και δεν έχει ολοκληρωθεί η ανάπτυξή της ακόμη ως δεδομένα λαμβάνονται 3 μετοχές εταιρειών (οι ζυθοποιίες OKOCIM, ZYWlEC και η σοκολατοβιομηχανία WEDEL) που θεωρούνται πολύ ισχυρές στην Πολωνία. Επίσης ως είσοδοι χρησιμοποιήθηκαν και οι τιμές του Αμερικανικού δολαρίου. Σε αυτό το άρθρο εξετάζονται διάφορες παραλλαγές στην δομή του νευρωνικού δικτύου μέχρι να βρεθεί η κατάλληλη για την κάθε μετοχή. Τελικά επιλέχτηκε το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με δομή 5-3-3 γιατί σε σύγκριση με το δίκτυο με δομή 5-3-1 έδωσε καλύτερες προβλέψεις για τις τιμές των τριών μετοχών. Επίσης υπολογίστηκε και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα όπου για το δίκτυο 5-3-3 ήταν πολύ πιο μικρό και για τις τρεις μετοχές απ’ ότι για το δίκτυο 5-3-1

Οι Birgul Egeli, Meltem Ozturan και Bertan Badur χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) για την πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αγοράς της Κωνσταντινούπολης (ISE). Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν μια περίοδος 417 ημέρων από 2 Ιουλίου 2001 μέχρι 28 Φεβρουαρίου 2003. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο δίκτυο ανακτήθηκαν από την Τουρκική κεντρική τράπεζα και είναι οι τιμές του δείκτη προηγουμένων ημερών, η τιμή συναλλάγματος μεταξύ TL/USD, ο ρυθμός των επιτοκίων και πέντε μεταβλητές που αναπαριστούσαν τις εργάσιμες ημέρες της εβδομάδας. Χωρίστηκαν σε



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

δυο ομάδες την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε 376 τιμές (90% του συνόλου) ενώ η ομάδα δοκιμής περιλάμβανε 41 τιμές. Αναπτύχθηκαν διαφορετικές παραλλαγές των ANN (MLP και GFF) και έπειτα συγκρίθηκαν με δυο μοντέλα κινητών μέσων όρων με βάση το μέσο σχετικό ποσοστιαίο σφάλμα (MRPE) και τη διασπορά R2. Όσο πιο υψηλή είναι η R2 τόσο πιο ακριβείς προβλέψεις δίνονται ενώ αντίθετα το (MRPE) πρέπει να είναι όσο πιο μικρό γίνεται για να έχουμε ακριβείς προβλέψεις. Από την σύγκριση των μοντέλων ANN με αυτά του κινητού μέσου όρου προκύπτει ότι και τα ANN υπερτερούν σε ακρίβεια και σε διασπορά των κινητών μέσων όρων γιατί έχουν τιμές σφάλματος το GFF 1.59% και το MLP 1.62% έναντι 2.17% και 3.03% των δυο MA.

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

Οι Christian Haefke και Christian Helmenstein χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (FFNN) για την πρόβλεψη τιμών της Αυστριακής χρηματαγοράς και τον δείκτη ATX Index. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Νοεμβρίου 1992 μέχρι 14 Οκτωβρίου 1994. Συνολικά χρησιμοποιήθηκαν 487 τιμές του δείκτη από τις οποίες οι 387 αποτελούσαν την ομάδα εκπαίδευσης και οι υπόλοιπες 100 την ομάδα δοκιμής. Για να συγκριθούν τα αποτελέσματα που δίνει το δίκτυο χρησιμοποιήθηκε ένα γραμμικό μοντέλο. Υπολογίστηκαν τα σφάλματα ρυθμισμένο μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (AMAPE), μέσο σφάλμα (ME). Τα αποτελέσματα έδειξαν στις δυο τεχνικές που εφαρμόστηκαν ότι τα δυο μοντέλα έχουν περίπου το ίδιο μέσο σφάλμα αλλά στο νευρωνικό



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

δίκτυο έχει και στις δυο περιπτώσεις μικρότερο AMAPE. Επίσης το δίκτυο δίνει καλύτερες προβλέψεις απ' ότι το γραμμικό μοντέλο.
Οι Wilton.W.T. Fok, Vincent.W.L. Tam και Hon Ng χρησιμοποίησαν νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης για την πρόβλεψη των τεσσάρων μεγάλων χρηματαγορών, της Νέας Υόρκης, του Λονδίνου, της Σαγκάη και του Χονγκ Κονγκ με τους δείκτες Dow Jones Industrial Average, FTSE100, Chain Shanghai B-Share Index και Hang Seng Index αντίστοιχα. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 4 Ιανουαρίου 2006 μέχρι 20 Δεκεμβρίου 2007. Τα δεδομένα εισόδου ήταν οι ημερήσιες τιμές κλεισίματος για κάθε δείκτη. Συνολικά υπήρχαν 510 παρατηρήσεις για καθένα από αυτούς. Για σύγκριση με το δίκτυο δημιουργήθηκε ένα γραμμικό μοντέλο το οποίο υπολόγιζε τον κινητό μέσο όρο ανά 10ημερο για τους τέσσερεις δείκτες. Επίσης οι προβλεπόμενες τιμές από τα δυο μοντέλα συγκρίθηκαν και με τις πραγματικές τιμές των δεικτών. Υπολογίστηκαν τα σφάλματα NMSE και MAE. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι τιμές που προέβλεψε το νευρωνικό δίκτυο είναι πιο κοντά στις πραγματικές τιμές των δεικτών σε σχέση με αυτές του γραμμικού μοντέλου. Επίσης και οι τιμές των σφαλμάτων για τους τέσσερεις δείκτες ήταν για το νευρωνικό δίκτυο πολύ χαμηλότερες σε σχέση με αυτές που προέκυψαν από το γραμμικό μοντέλο. Αυτό σημαίνει ότι το νευρωνικό δίκτυο οπίσθιας διάδοσης μπορεί να προβλέψει με καλύτερη ακρίβεια τις μελλοντικές τιμές των τεσσάρων δεικτών που εξετάστηκαν.
Οι Cesar Duarte Souto-Maior, Fernando Dal-Ri Murcia, José Alonso Borba και Newton Da Costa Jr. χρησιμοποίησαν ένα ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη τιμών της χρηματιστηριακής αγοράς του Σάο Πάολο (Sao Paulo Stock Exchange) και τον δείκτη IBOVESPA. Ο ορίζοντας πρόβλεψης είναι από 8 Ιανουαρίου 1997 μέχρι 2 Φεβρουαρίου 2005. Τα δεδομένα ανακτήθηκαν από το www.investshop.com.br και ήταν συνολικά 2000 τιμές του δείκτη. Χωρίστηκαν σε δυο ομάδες, την ομάδα εκπαίδευσης και την ομάδα δοκιμής. Η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε 1000 τιμές που αφορούσαν το χρονικό διάστημα 8 Ιανουαρίου 1997 μέχρι 22 Ιανουαρίου 2001 ενώ η ομάδα δοκιμής περιλάμβανε τις υπόλοιπες 1000 τιμές που αφορούσαν το διάστημα 23 Ιανουαρίου 2001 μέχρι 2 Φεβρουαρίου 2005. Δημιουργήθηκαν οι κανόνες του μοντέλου. Προς σύγκριση με το μοντέλο που δημιουργήθηκε χρησιμοποιήθηκε η στρατηγική buy and hold. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι σε απόλυτες τιμές το ασαφές μοντέλο υπερτερεί κατά 36.33% της στρατηγικής buy and hold. Οπότε το ασαφές μοντέλο που αναπτύχθηκε μπορεί να προβλέψει καλύτερα την μελλοντική πορεία του δείκτη IBOVESPA.
Οι E.L. de Faria, Marcelo P. Albuquerque, J.L. Gonzalez, J.T.P. Cavalcante, Marcio P. Albuquerque χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης για την πρόβλεψη του δείκτη IBOVESPA της Βραζιλιάνικης χρηματιστηριακής αγοράς. Ο ορίζοντας



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

πρόβλεψης ήταν από τον Σεπτέμβριο 1998 μέχρι τον Μάρτιο 2008. Ως δεδομένα εισόδου ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη. Συνολικά τα δεδομένα ήταν 2368 τιμές που χωρίστηκαν σε δυο ομάδες. Η πρώτη ήταν η ομάδα εκπαίδευσης για το διάστημα από Σεπτέμβριο 1998 μέχρι Απρίλιο 2007 και περιλάμβανε 2132 τιμές (90% συνόλου), ενώ η δεύτερη ήταν η ομάδα δοκιμής για το διάστημα Απρίλιος 2007 μέχρι Μάρτιος 2008 και περιλάμβανε 236 τιμές (10% συνόλου). Για σύγκριση με το δίκτυο χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο προσαρμοστικής εκθετικής εξομάλυνσης (AES). Για τα δυο αυτά μοντέλα αναπτύχθηκαν πολλές διαφορετικές παραλλαγές. Υπολογίστηκε το σφάλμα RMSE καθώς και ο αριθμός των σωστών προβλέψεων που βοήθησε στο να διαπιστωθεί κατά πόσον οι τιμές που προβλέπονται ακολουθούν τις πραγματικές τιμές που έλαβε ο δείκτης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το σφάλμα RMSE είναι μικρότερο για το νευρωνικό δίκτυο από αυτό του εκθετικού μοντέλου. Επίσης παρόλο που τα δυο μοντέλα έδωσαν περίπου την ίδια ακρίβεια στις προβλέψεις το νευρωνικό δίκτυο διαπιστώθηκε ότι είναι πιο αποδοτικό ως προς τον αριθμό των σωστών προβλέψεων για τον δείκτη IBOVESPA.

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

Οι Darius Plikynas, Leonas Simanauskas και Sigitas Būda χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη της Λιθουανικής χρηματιστηριακής αγοράς και των δεικτών LITIN, LITIN-A και LITIN-VVP. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 1η Ιανουαρίου 1997 μέχρι 17η Ιανουαρίου 2001. Ως δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν κάποιοι μακροοικονομικοί παράγοντες π.χ. πληθωρισμός, ύψος



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

καταθέσεων, τα δεδομένα από δείκτες της διεθνούς αγοράς (Dow Jones, S&P500, EUREX, RTS) καθώς και προηγούμενα δεδομένα από τους εξεταζόμενους δείκτες. Στα δεδομένα πριν εισαχθούν στο δίκτυο υπήρξε μια προ-επεξεργασία ενώ συνολικά χρησιμοποιήθηκαν 3000 τιμές. Αναπτύχθηκαν διαφορετικά ANN τα οποία συγκρίθηκαν μεταξύ τους καθώς και με ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Υπολογίστηκε το σφάλμα MSE όπου τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το ANN είχε μικρότερο σφάλμα για τους τρεις δείκτες απ' ότι το μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης.

Οι C. D. Tilakaratne, S. A. Morris, M. A. Mammadov, C. P. Hurst χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (FNN) και ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο (PNN) για την πρόβλεψη του δείκτη AORD από την Αυστραλιανή χρηματιστηριακή αγορά. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιουλίου 1997 μέχρι 30 Δεκεμβρίου 2005. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι στα δίκτυα ήταν οι καθημερινές τιμές κλεισίματος του δείκτη AORD καθώς και οι αντίστοιχες τιμές των τεσσάρων διεθνών δεικτών S&P 500 Index, FTSE 100 Index, CAC 40 Index, DAX Index. Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε τρεις ομάδες: εκπαίδευσης, επαλήθευσης και δοκιμής. Για το FNN η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε το 70% του συνόλου των δεδομένων, η ομάδα επαλήθευσης το 20% και η ομάδα δοκιμής το 10%. Αντίστοιχα για το PNN η ομάδα εκπαίδευσης περιλάμβανε το 90% του συνόλου των δεδομένων και η ομάδα δοκιμής το 10%. Η εκπαίδευση των δυο δικτύων έγινε με βάση δυο διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Το πρώτο περιείχε τις τιμές κλεισίματος των τεσσάρων δεικτών και του Αυστραλιανού δείκτη ενώ το δεύτερο περιείχε μόνο τις τιμές των τεσσάρων δεικτών. Τα δυο αυτά δίκτυα συγκρίθηκαν μεταξύ τους με βάση τις προβλέψεις που έδιναν και για τα δυο σύνολά εκπαίδευσής τους. Αυτό που έδιναν ως έξοδο τα δίκτυα ήταν ένα σημάδι για αγορά, πώληση ή τίποτα από τα δυο. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το καλύτερο σύνολο εκπαίδευσης των δικτύων είναι αυτό που περιλάμβανε μόνο τις τιμές των τεσσάρων διεθνών δεικτών. Επίσης σε ποσοστό πάνω από 50% τα δυο δίκτυα έδωσαν σωστά σημάδια πρόβλεψης. Γενικά όμως το FNN υπερίσχυσε του PNN καθώς το FNN μπόρεσε να δώσει σωστή πρόβλεψη του ρυθμού συναλλαγών και με το δεύτερο σύνολο δεδομένων.

Οι Zuohong Pan, Xiaodi Liu και Olugbenga Mejabi χρησιμοποίησαν ένα νεύρο-ασαφές μοντέλο για την πρόβλεψη του Αμερικανικού δείκτη S&P 500. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από τον Ιανουάριο 1960 μέχρι τον Απρίλιο 1993. Τα δεδομένα που εισήχθησαν στο σύστημα ήταν οι μηνιαίες τιμές του S&P 500 και οι τέσσερεις μακροοικονομικές μεταβλητές: 1) BCD leading indicators, 2)US official discount rate, 3) New York stock exchange share volume και 4) S&P Composite common stock dividend yield. Δημιουργήθηκαν οι ασαφείς κανόνες του μοντέλου



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

καθώς και οι ομάδες δεδομένων για την εκπαίδευση και την δοκιμή του. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν 375 μεταβλητές. Για σύγκριση με το νεύρο-ασαφές μοντέλο δημιουργήθηκαν τα παρακάτω οκτώ: 1) OLS παλινδρόμηση, 2) AR (1), 3) AR(2), 4) EARCH(1), 5) AR(1) + EARCH(1), 6) AR(2) + ARCH(1), 7) AR(2) + EARCH(2) και 8) ARIMA. Υπολογίστηκε το σφάλμα RMSE. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο έχει μικρότερα σφάλματα για τις προβλέψεις που κάνει από αυτά των υπολοίπων οκτώ μοντέλων. Παρατηρώντας και τους αριθμούς των σωστών προβλέψεων πάλι το νεύρο-ασαφές μοντέλο υπερτερεί των άλλων.

Οι Fernando Fernandez-Rodrıguez, Christian Gonzalez-Martel και Simon Sosvilla-Rivero χρησιμοποίησαν τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) για την πρόβλεψη του γενικού δείκτη της Ισπανικής χρηματιστηριακής αγοράς (General Index of the Madrid Stock Market).Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από 2 Ιανουαρίου 1966 μέχρι 12 Οκτωβρίου 1997. Τα δεδομένα που μαζεύτηκαν ήταν συνολικά 6931 παρατηρήσεις. Η δυνατότητα πρόβλεψης του μοντέλου εξετάζεται με βάση τρεις διαφορετικές περιόδους της αγοράς. Η πρώτη είναι για μια καθοδική τάση της αγοράς από 10/2/ /91 μέχρι 10/2/ 92, η δεύτερη είναι για μια τάση σταθερότητας από 7/14/94 μέχρι 7/13/95 και η τρίτη είναι για μια ανοδική τάση της αγοράς από 10/23/96 μέχρι 10/15/ 97. Υπήρξε εκπαίδευση του μοντέλου και με βάση τις προηγούμενες τιμές γίνονταν η μελλοντικές προβλέψεις για ένα διάστημα 250 ημερών, ουσιαστικά γίνονταν πρόβλεψη για όλο τον επόμενο χρόνο. Για την αξιολόγηση του ANN μετρήθηκε το ποσοστό των σωστών προβλέψεων και υπήρξε σύγκριση των αποτελεσμάτων του ANN με τα αποτελέσματα της στρατηγικής Buy & Hold. Από τα αποτελέσματα παρατηρείται ότι για την πρώτη περίοδο το ποσοστό σωστών προβλέψεων είναι 54%, για την δεύτερη 57% και για την τρίτη 58%. Επίσης από την σύγκριση με την στρατηγική Buy & Hold παρατηρείται ότι το ANN υπερτερεί αυτής στην πρώτη και στην δεύτερη περίοδο ενώ υστερεί αυτής στην τρίτη περίοδο.

Οι Erkam Güresen και Gülgün Kayakutlu χρησιμοποίησαν ένα επαναληπτικό νευρωνικό δίκτυο (RNN), ένα δυναμικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (DAN2) καθώς και υβριδικά μοντέλα για την πρόβλεψη του δείκτη ISE XU100 Index της Τουρκικής χρηματιστηριακής αγοράς. Ο ορίζοντας πρόβλεψης ήταν από Ιανουάριος 2003 μέχρι Μάρτιος 2008. Τα δεδομένα είναι οι καθημερινές τιμές του δείκτη (ρυθμού συναλλαγών μετοχών). Οι τιμές των πρώτων 1132 ημερών χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και την επαλήθευση των μοντέλων ενώ οι 160 τιμές των τελευταίων ημερών χρησιμοποιούνται για την δοκιμή του μοντέλου. Για την αξιολόγηση όλων των μοντέλων που αναπτύχθηκαν (MLP, LTS, RNN, DAN2, GARCH-MLP, EGARCH-MLP, GARCH-LTS, EGARCH-LTS, GARCH-RNN, EGARCH-RNN,



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

GARCH-DAN2, EGARCH-DAN2) υπήρξε η μεταξύ τους σύγκριση. Υπολογίστηκε η MAD και το σφάλμα MSE. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι το DAN2 καθώς και τα υβριδικά που δημιουργήθηκαν με βάση αυτό (GARCH-ANN και EGARCH-ANN) είχαν τα μικρότερα MSE, MAD και υπερτερούν των υπολοίπων μοντέλων. Συγκρίνοντας τώρα τα τρία αυτά μοντέλα παρατηρείται ότι το DAN2 υπερτερεί των άλλων δυο καθώς για την περίοδο δοκιμής που μας ενδιαφέρει έχει τα μικρότερα MSE, MAD.

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

Οι George S. Atsalakis, Kimon P. Valavanis χρησιμοποίησαν ένα νεύρο-ασαφές σύστημα αποτελούμενο από ένα ελεγκτή ANFIS για την πρόβλεψη μετοχών από το χρηματιστήριο της Αθήνας (ASE) και από το χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης (NYSE). Ο ορίζοντας πρόβλεψής ήταν από 2 Ιανουαρίου 1986 μέχρι 31 Μαίου 2006. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι παλαιότερες τιμές των μετοχών που εισάγονται στο μοντέλο και σαν έξοδο αυτό δίνει την πρόβλεψη της επόμενης ημέρας. Τα δεδομένα χωρίζονται σε δυο ομάδες. Στην ομάδα εκπαίδευσης που χρησιμοποιεί δεδομένα για την περίοδο 2 Ιανουαρίου 1986 μέχρι 31 Μαρτίου 2005, συνολικά 4775 τιμές. Επίσης υπάρχει και η ομάδα αξιολόγησης του μοντέλου η οποία χρησιμοποιεί τρεις υποομάδες δεδομένων για τα διαστήματα 1) 5 Απριλίου 2005 έως 30 Ιουνίου 2005, 2) 4 Νοεμβρίου 2005 έως 31 Ιανουαρίου 2006 και 3) 28 Φεβρουαρίου



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

2006 μέχρι 31 Μαίου 2006. Για σύγκριση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων του νεύρο-ασαφούς μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν: Ο ρυθμός άμεσης μέτρησης (Hit Rate) και η στρατηγική Buy & Hold με βάση της μετοχές του Χ.Α.Α. και του NYSE. Τα αποτελέσματα της άμεσης μέτρησης έδειξαν μια ακρίβεια για τις μετοχές του Ελληνικού χρηματιστηρίου που κυμαίνονταν από 58.33% ως 68.33%. Ενώ για το χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης η άμεση μέτρηση έδωσε ακρίβεια που κυμαίνονταν μεταξύ 56.60% ως 68.33%. Επίσης συγκρίνοντας για τις Ελληνικές μετοχές τα αποτελέσματα του νεύρο-ασαφούς μοντέλου με αυτά της στρατηγικής Buy & Hold παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο υπερτερεί. Τέλος υπολογίζονται και τα σφάλματα MSE, RMSE και MAE για όλες τις μετοχές όπου και παρατηρείται ότι το νεύρο-ασαφές μοντέλο που αναπτύχθηκε είναι αποδοτικό γιατί δίνει προβλέψεις με πολύ μικρά σφάλματα.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΕΠΕΝΔΥΤΙΚΗ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ

## 2.1 Δομή και αρχές χρηματιστηριακής αγοράς

Το Χρηματιστήριο Αξιών αποτελεί οργανωμένη αγορά τίτλων, όπου η έμφαση δίνεται στη δημιουργία προϋποθέσεων για την πραγματοποίηση δίκαιων συναλλαγών.Ο Keynes (1936, όπως αναφέρεται στο Stiglitz, 1991), παρομοίαζε το Χρηματιστήριο με ένα διαγωνισμό ομορφιάς, στον οποίο οι κριτές στρέφουν το ενδιαφέρον τους όχι στην πιο όμορφη διαγωνιζόμενη, αλλά σε ποια οι άλλοι κριτές θα μπορούσαν να σκεφθούν ότι θα ήταν δυνατόν να κριθεί ως η ομορφότερη. Για τον Stiglitz (1982), το Χρηματιστήριο θα πρέπει να ειδωθεί ως ένα κερδοσκοπικό καζίνο, με το σκεπτικό ότι σε αυτήν την αγορά θεωρείται αδύνατο να εναρμονισθεί η συμπεριφορά των επενδυτών με τον ορθολογισμό και την αποφυγή του ρίσκου. Ο ίδιος υποστηρίζει ότι το αρχέτυπο μιας καθαρά κερδοσκοπικής αγοράς είναι ο ιππόδρομος.

Τα χρηματιστήρια κάθε λογής λειτουργούν στη σημερινή ηλεκτρονική τους μορφή τις τελευταίες και μόνο δεκαετίες. Όμως ως ιδέα-σύλληψη και εφαρμογή υπάρχουν με διάφορες μορφές εδώ και πολλούς αιώνες σε ολόκληρο τον πλανήτη. Οι περισσότεροι επενδυτές βέβαια επικεντρώνουν την προσοχή τους στα χρηματιστήρια μετοχών, καθώς διαφαίνεται ότι είναι και η απλούστερη μορφή αγοράς και πώλησης τίτλων. Οι μετοχικές αξίες είναι κάτι που μπορεί να κατανοηθεί ευκολότερα από το ευρύ επενδυτικό κοινό, άσχετα αν δραστηριοποιείται με αγοραπωλησίες τέτοιου είδους τίτλων. Με άλλα λόγια, είναι πολύ απλό να κατανοηθεί ότι η μετοχή είναι ένα μικρό κομμάτι μιας εταιρίας και ότι επενδύοντας κανείς μπορεί να επωφεληθεί αν έχει κάνει προηγουμένως τη σωστή επιλογή.

Η δημιουργία των οργανωμένων χρηματιστηριακών αγορών επέβαλλε την καθιέρωση κάποιων μέτρων τα οποία έχουν την δυνατότητα να μετράνε τις γενικές τάσεις και διαθέσεις ολόκληρης της αγοράς. Αυτά τα μέτρα ονομάστηκαν **χρηματιστηριακοί δείκτες** με σκοπό να αντικατοπτρίζουν όσο το δυνατόν καλύτερα την γενική συμπεριφορά της αγοράς. Ο Charles Dow, το 1884, ήταν ο πρώτος άνθρωπος που σκέφτηκε να δημιουργήσει ένα χρηματιστηριακό δείκτη που να δείχνει τη γενικότερη κατεύθυνση της αγοράς. Πήρε 11 μετοχές οι οποίες, κατά τη γνώμη του, ήταν οι πιο αντιπροσωπευτικές για την πορεία της αμερικανικής οικονομίας και υπολόγισε το μέσο όρο των



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

τιμών τους. Υπολογίζοντας καθημερινά αυτόν το μέσο όρο μπορούσε να βγάζει συμπεράσματα για την πορεία της αγοράς πολύ πιο αντικειμενικά από ότι αν παρακολουθούσε την κίνηση μιας μόνο μετοχής. Πληροφοριακά αναφέρουμε ότι από τη λίστα των 11 εταιρειών που διάλεξε ο Dow μόνο η General Electric υπάρχει σήμερα. Από τότε μέχρι σήμερα, η λίστα αυτή έχει αλλάξει πολλές φορές και όσον αφορά σε πόσες μετοχές περιλαμβάνει και όσον αφορά σε ποιες.

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

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

a. Υπάρχουν τρεις κινήσεις ταυτόχρονα σε μία αγορά **η πρωταρχική, η δευτερεύουσα και η μη σημαντική**. Η πρωταρχική κίνηση που είναι και η πιο σημαντική, διαρκεί από αρκετούς μήνες έως πολλά χρόνια και δείχνει αν μια αγορά είναι ανοδική (bull) ή καθοδική (bear). Με τον όρο δευτερεύουσα κίνηση εννοούμε μια σημαντική υποχώρηση τιμών κατά τη διάρκεια μιας ανοδικής πρωταρχικής τάσης ή μια σημαντική αύξηση των τιμών κατά τη διάρκεια μιας καθοδικής πρωταρχικής κίνησης. Με τον όρο μη σημαντική κίνηση εννοούμε κίνηση της μετοχής (ή αγοράς) μικρής χρονικής διάρκειας και περιορισμένης κλίμακας.

b. **Κανείς δεν μπορεί να κατευθύνει την πρωταρχική κίνηση της αγοράς**. Ο λόγος είναι ότι η αγορά είναι πολύ σύνθετη για να μπορεί μια ομάδα ανθρώπων να την κατευθύνει για μεγάλο χρονικό διάστημα.

c. **Οι χρηματιστηριακοί δείκτες ενσωματώνουν τα πάντα**. Οι διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών σε καθημερινή βάση δείχνουν τις ελπίδες, τους φόβους, τις απογοητεύσεις και τις γνώσεις αυτών που επενδύουν και οι δείκτες δεν είναι τίποτα άλλο παρά η σύνθεση αυτών των παραγόντων.

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

Για να κατανοήσουμε καλύτερα τα χαρακτηριστικά της επενδυτικής ψυχολογίας θα πρέπει να σκεφθούμε ότι πλέον στις διεθνοποιημένες αγορές μετοχών, μέσα στις οποίες τα στενά γεωγραφικά "σύνορα" καταργούνται διαρκώς και η ελεύθερη ροή κεφαλαίων προκαλεί εξελίξεις οι οποίες είναι ολοένα και λιγότερο προβλέψιμες, εξακολουθούν να υπάρχουν μεταξύ τους σημαντικές διαφορές σε θεσμικό, οργανωτικό, ελεγκτικό ή τεχνολογικό επίπεδο. Από την άλλη πλευρά όμως, όλες οι χρηματιστηριακές αγορές έχουν ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά, αρκετά εκ των οποίων θα ήταν έως και αδύνατο να λειτουργήσουν με διαφορετικό τρόπο σε οποιαδήποτε χρονική στιγμή. Πιο συγκεκριμένα, το γεγονός ότι είναι πρακτικά πολύ δύσκολο να αναγνωρίσει κανείς μία συγκεκριμένη ομάδα ανθρώπων που αποτελεί το "πλήθος" της αγοράς, συνιστά ένα θεμελιώδες χαρακτηριστικό όλων των ανά τον κόσμο αγορών χρεογράφων, με αποτέλεσμα ο ψυχολογικός παράγοντας, γνωστός και ως **"ψυχολογία της μάζας"**, να διαδραματίζει έναν πρωταγωνιστικό ρόλο στην κατεύθυνση των τιμών των μετοχών, ιδιαίτερα σε χρονικές περιόδους εύθραυστων ισορροπιών. Κατά συνέπεια, η επενδυτική κοινότητα είναι τελικά πολύ μεγαλύτερη και πολύ πιο άμορφη από ότι η ομάδα των ανθρώπων που βρίσκονται φυσικά στο χώρο του Χρηματιστηρίου της κάθε χώρας, ή που πρακτικά λειτουργούν ως οι επαγγελματίες της αγοράς (όπως οι σύμβουλοι επενδύσεων, διαπραγματευτές και πωλητές επενδυτικών προϊόντων).Η βασική μονάδα στη χρηματιστηριακή κοινότητα είναι ο επενδυτής, ιδιώτης (μικρο-αποταμιευτές ή μεγάλης οικονομικής επιφάνειας επενδυτές) και θεσμικός (εταιρίες διαχείρισης αμοιβαίων κεφαλαίων και εταιρίες επενδύσεων χαρτοφυλακίου). Επενδυτής είναι ουσιαστικά όποιος έχει θέση συναλλαγής. **Ο όρος "θέση συναλλαγής" έχει συνήθως (στην πλειοψηφία των περιπτώσεων) δύο ερμηνείες: Αντικατοπτρίζει την άποψη ότι οι τιμές είτε θα ανέβουν, είτε θα υποχωρήσουν.** Στην πρώτη περίπτωση ο επενδυτής είναι αισιόδοξος (αγορά bull - "ταύρος"), ενώ στη δεύτερη περίπτωση, ο επενδυτής είναι απαισιόδοξος (αγορά bear – "αρκούδα").Η στρατηγική που χρησιμοποιεί ο επενδυτής για να επιτύχει ή να μεγιστοποιήσει το συνολικό του κέρδος είναι να αγοράζει μετοχές πριν ανέβουν οι τιμές της αγοράς και να τις πουλά μετά σε υψηλότερη τιμή, αποκομίζοντας μία θετική διαφορά. **Η βασική φιλοσοφία, "διάσημη" από τη μία έως την άλλη άκρη της κάθε χρηματιστηριακής αγοράς, παραμένει πάντα ακριβώς η ίδια: "να αγοράζεις φτηνά και να πουλάς ακριβά".**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 2.2 Χρηματιστηριακή αγορά και ψυχολογία

Σημαντικές μελέτες στον τομέα της ψυχολογίας θεωρούν πως τα σημαντικότερα λάθη στην κρίση και συμπεριφορά των ανθρώπων συμβαίνουν λόγω ακριβώς της υπερ-εμπιστοσύνης που τους διακατέχει για τις δυνάμεις και τις ικανότητές τους...Ρωτήστε ένα δείγμα οδηγών αυτοκινήτων για το πόσο καλά πιστεύουν ότι οδηγούν, και οι συντριπτική πλειοψηφία θα σας πει ότι είναι εξαιρετικοί οδηγοί!

Η "τάξη" των επενδυτών, αποτελείται κατά κανόνα από ανθρώπους που έχουν υπερ-εμπιστοσύνη στις ικανότητές τους. (Προσοχή, δεν αναφέρομαι σε αυτοεκτίμηση, αυτό είναι θεμιτό!) Οι επενδυτές βασίζονται συνήθως σε πληροφορία που επιβεβαιώνει αυτό που θέλουν να ακούσουν, αγνοώντας ή αποφεύγοντας και "απαλύνωντας" πληροφορίες που υποστηρίζουν τα αντίθετα.

Επιπλέον, το μυαλό των "επενδυτών" (σε εισαγωγικά) δουλεύει στη βάση πληροφοριών που είναι εύκολα προσβάσιμες (ή διαθέσιμες ή ήδη γνωστές) αντί να επιζητά την "δύσκολη" πληροφορία που μπορεί να "κρύβεται" είτε πίσω από καλά φτιασιδωμένους ισολογισμούς είτε επεκτείνοντας στο μέλλον σημερινές εξελίξεις της ***καθημερινής*** ζωής (δεν εννοώ μακροοικονομικούς δείκτες) και εκτιμώντας τα αποτελέσματα που μπορεί να έχουν στις εταιρείες που αυτοί επέλεξαν.

Όπως λέει και ο Daniel Kahneman, *το δυσκολότερο πράγμα που μπορεί να "συνειδητοποιήσει" ένας άνθρωπος είναι ότι δεν είναι εξυπνότερος από το μέσο όρο!*

Αυτή η υπερ-εμπιστοσύνη ίσως και να επεξηγεί τις διακυμάνσεις που βλέπουμε στους δείκτες του Χρηματιστηρίου, ιδιαιτέρως τον τελευταίο καιρό που μεγάλος αριθμός μικρο-επενδυτών (παλαιών ή νέων δεν έχει σημασία) και νέων φορέων (ΕΛΔΕ κλπ.) αλλά και "νέων-δυναμικών" χρηματιστών συμμετέχουν περισσότερο ενεργά, βασισμένοι στην "δική" τους "μοναδική ευφυία" προσδίδοντας αυξημένη νευρικότητα στην αγορά! Αυτές οι έντονες διακυμάνσεις, ίσως επίσης να επεξηγούνται και



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

από μια άλλη πτυχή της επενδυτικής ψυχολογίας, δηλαδή την τάση για "γρήγορη" και "ασυλλόγιστη" αντίδραση στις εξελίξεις (over-reaction bias λέγεται στην ψυχολογία) μήπως και "χαθεί το τραίνο!"(πάρε! θα κλειδώσει! πάρε! προλαβαίνεις! ……).

Αυτό το χαρακτηριστικό συνδυαζόμενο με μια ιδιότυπη "μυωπία" στην μελέτη των δεδομένων των επιχειρήσεων (αλήθεια συγκρίνετε πόσοι κοιτούν σήμερα τι συμπεριφορά των μεγαλομετόχων απέναντι στους μικροεπενδυτές σε ***βάθος χρόνου***, όπου έχει και αξία, και πόσοι κραυγάζουν αν στήριξε ή δεν στήριξε προχθές ή την προηγούμενη εβδομάδα ο Χ ή ο Υ!) δημιουργεί το μίγμα που ίσως και να κάνει τις τρέχουσες διακυμάνσεις όχι και τόσο αξιοπερίεργες!

Η ίδια ιδιότυπη "μυωπία" θεωρεί πως τα πιο πρόσφατα δεδομένα είναι και τα εγκυρότερα! Είναι άσχημο για πολλούς να θεωρήσουν πως -πιθανά λέω!- το Χρηματιστήριο δεν θα επαναλάβει την πορεία του 1998, παρά θα αρκεστεί σε ένα "φτωχό" 20%-25%. Και ιδού άλλη μια πηγή νευρικότητας: να πιάσω ό,τι και πέρυσι ή καλύτερα! Το βασικότερο όμως ψυχολογικό συστατικό που επεξηγεί την "τρέχουσα" κατάσταση με τις έντονες διακυμάνσεις στο Χρηματιστήριο θεωρώ πως είναι αυτό που θα περιγραφόταν ως "Νοητική Λογιστική".

Το μυαλό μας τοποθετεί τα χρήματά μας σε διαφορετικούς "νοητούς" λογαριασμούς και αναλόγως πράττει. Το ξεχασμένο πεντοχίλιαρο στην τσέπη του παντελονιού, που ανακαλύπτεται μετά από 6 μήνες, δημιουργεί χαρά (!) γιατί "θεωρείται" κέρδος, άσχετα αν ήταν απώλεια κάποια άλλη προγενέστερη στιγμή. Τι σημαίνει αυτό; Το πως επενδύουμε όλοι μας έχει να κάνει σε μεγάλο βαθμό με το πως αντιμετωπίζουμε τα χρήματά μας. Τα εξαιρετικά σε μέγεθος κέρδη των περισσοτέρων από μας το 1998 και στις αρχές του 1999, βοηθούμενα από τη "νοητική λογιστική" έχουν δημιουργήσει ένα αποθεματικό που θεωρείται "κέρδος", το οποίο μπορεί ελεύθερα να ξανα-τοποθετηθεί πλήρως και ας είναι δυσθεώρητο για τα δεδομένα της δικής μας ζωής



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

πριν από 3-4 χρόνια.Αυτά τα "νοητικά" κέρδη επανατοποθετούνται εξ'΄ολοκλήρου στην αγορά που θα κάνει τα περυσινά κέρδη (η ιδιότυπη "μυωπία" που λέγαμε) ή στο χαρτί που η μοναδική μας "ευφυία" έχει κατορθώσει να εντοπίσει!

Και αυτά τα κέρδη τοποθετούνται σε διαφορετική "νοητική" κλίμακα κινδύνου στο μυαλό του καθενός! (που συμπυκνώνεται στο "δεν βαριέσαι! το Χρηματιστήριο μου τα'δωσε ας μου τα ξαναπάρει!"). Και εύκολα κινούνται πέρα δώθε (η "γρήγορη" και "ασυλλόγιστη" αντίδραση) προκειμένου να επιτύχουν τις τρελές αποδόσεις του πέρυσι και πρόπερσι! Αυτή είναι ίσως η ψυχολογία του επενδυτή. Η ψυχολογία του επενδυτή όχι μόνο στο δικό μας Χρηματιστήριο αλλά και σε κάθε Χρηματιστήριο. Και προσωπικά θεωρώ απολύτως επεξηγήσιμο το γιατί βιώνουμε μια αγορά σαν και τη σημερινή, με αυτή τη νευρικότητα και με αυτές τις διακυμάνσεις, δεδομένων των μεγάλων κερδών (ή των προσδοκιών μεγάλων κερδών για άλλους) των τελευταίων δύο ετών και των επιπτώσεων που αυτά δημιούργησαν και δημιουργούν στην ψυχοσύνθεση των επενδυτών, υπό το πρίσμα όλων των παραπάνω. *Ίσως η επιστήμη της ψυχολογίας, η οποία αφορά σε όλους τους εμπλεκόμενους στο Χρηματιστήριο, να δίνει τελικά απαντήσεις πιο σαφείς από οποιοδήποτε κυνήγι μαγισσών!*

Ένα μεγάλο μέρος των οικονομικών θεωριών βασίζεται στην πεποίθηση ότι τα μεμονωμένα άτομα δρουν κατά τρόπο λογικό και λαμβάνουν υπόψη τους όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες στη διαδικασία λήψης των αποφάσεων. Ωστόσο, ερευνητές έχουν φέρει στο φως πολλές αποδείξεις που αποδεικνύουν ότι πολύ συχνά τα πράγματα δεν είναι έτσι! Έχουν καταγραφεί σε ακαδημαϊκές μελέτες δεκάδες παραδείγματα παράλογης συμπεριφοράς και επαναλαμβανόμενων σφαλμάτων στην κρίση. Ο Peter L. Bernstein στο «Against The Gods» δηλώνει ότι οι αποδείξεις «αποκαλύπτουν επαναλαμβανόμενα μοτίβα παραλογισμού, ασυνέπειας και ανικανότητας στους τρόπους με τους οποίους οι άνθρωποι φτάνουν σε αποφάσεις και επιλογές, όταν αντιμετωπίζουν το άγνωστο».
Ένα πεδίο που είναι γνωστό ως «οικονομία συμπεριφοράς» έχει εξελιχθεί και επιχειρεί να καταλάβει καλύτερα και να εξηγήσει πώς τα συναισθήματα και τα γνωστικά λάθη επηρεάζουν τους επενδυτές και τη



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

διαδικασία λήψης αποφάσεων. Πολλοί ερευνητές πιστεύουν ότι η μελέτη της ψυχολογίας και άλλων κοινωνικών επιστημών μπορεί να ρίξει αρκετό φως στην αποτελεσματικότητα των χρηματιστηρίων καθώς και να εξηγήσει πολλές ανωμαλίες στη λειτουργία τους, τις λεγόμενες «φούσκες» του χρηματιστηρίου αλλά και τις καταρρεύσεις. Η επένδυση μπορεί να είναι μια «συναισθηματική διαδικασία», εκτός και αν καταλαβαίνετε σε τι επενδύετε, τι προσπαθείτε να πετύχετε καθώς και μερικά βασικά γεγονότα και στατιστικές!

"Όταν ανεβαίνουν οι τιμές, οι παρατηρητές των τιμών και του όγκου των συναλλαγών ακολουθούν κατά πόδας τα χαρτιά, ώστε να πηδήξουν χωρίς να χάσουν στιγμή -ακόμη και χωρίς να το σκεφτούν- στο τρένο που φεύγει. Ο τίκερ (ηλεκτρονικό σύστημα παρουσίασης πληροφοριών για τα χρεόγραφα) δείχνει με τις τρέχουσες τιμές τη γνώμη των μαζών και ασκεί κατ΄ αυτόν τον τρόπο στο μεμονωμένο άτομο μια ακατανίκητη έλξη να τις ακολουθήσει. Είναι όπως η σημαία στη μάχη: όσο προπορεύεται όρθια και ίσια ο στρατός την ακολουθεί. Πέφτει η σημαία, αρχίζει ο φόβος ότι η προέλαση συνάντησε εμπόδιο, το θάρρος πάει περίπατο και οι στρατιώτες σκορπίζονται τρέχοντας. Το ίδιο συμβαίνει και στο χρηματιστήριο. Γι΄ αυτό το λόγο όσοι έχουν συμφέρον να ανεβαίνουν οι τιμές των μετοχών πρέπει να προσέχουν να μένει η σημαία αγέρωχα ορθή και να προχωρά. Έπειτα ακολουθεί ο στρατός. Οι ινσάιντερς αρέσκονται να το αποκαλούν "φρενίτιδα της πορείας των τιμών". Για να μπορεί κανείς να εκτιμήσει έστω και λίγο την αντίδραση του κοινού στα γεγονότα, η ανάλυση της τεχνικής δομής της αγοράς είναι κατά τη γνώμη μου ο καλύτερος οδηγός.
Όπως είπαμε ήδη: βραχυπρόθεσμα και μεσοπρόθεσμα το χρηματιστήριο είναι κατά 90% ψυχολογία! Μακροπρόθεσμα, οι θεμελιώδεις αρχές είναι αυτές που παίζουν το μεγαλύτερο ρόλο.
Ο καθοριστικός παράγοντας της βραχυπρόθεσμης τάσης του χρηματιστηρίου είναι -πέραν της ψυχολογίας- η τεχνική δομή της αγοράς, δηλαδή αν τα αξιόγραφα βρίσκονται σε χέρια επενδυτών με γερά κεφάλαια και γερά νεύρα ή σε χέρια που τρέμουν.Βραχυπρόθεσμα η κατάσταση της οικονομίας δεν έχει καμιά επίδραση στις τιμές των μετοχών, στα επιτόκια και στις τάσεις του οικονομικού κλάδου, παρά μόνο ως προς το ότι μερικοί κερδοσκόποι βγάζουν από αυτά τα μεγέθη συμπεράσματα για τις εξελίξεις σε μελλοντικές ημερομηνίες.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

πρέπει κανείς να την ασκεί με μεγάλη αίσθηση λεπτότητας. Είναι σχεδόν μία «τέχνη». Όπως και αν συμβεί η χρηματιστηριακή προσέγγιση, είτε μέσω της οικονομετρίας, της θεμελιώδους, της τεχνικής ή επιστημονικής τεχνικής ανάλυσης κλπ πάντα υπεισέρχεται και στην όλη διαδικασία και ο παράγοντας «ψυχολογία». Αυτό ισχύει περισσότερο για το μέσο επενδυτή - trader, ο οποίος δεν έχει εξειδικευμένη εκπαίδευση και γνώσεις ώστε να αναγνωρίζει αλλά και να χαλιναγωγεί τις ψυχολογικές τους παρορμήσεις. Ο τρόπος που, συχνά, αξιολογεί ο μέσος επενδυτής τη σχέση τιμής-κέρδους, για παράδειγμα, μπορεί να είναι καθαρά ψυχολογικό θέμα. Ακόμη, το να κρίνει ο μέσος επενδυτής μία μετοχή ως «υποτιμημένη ή υπερτιμημένη» δεν αποτελεί αξίωμα που στηρίζεται σε συγκεκριμένος κανόνες, όπως στην περίπτωση του επιστημονικού τεχνικού αναλυτή αλλά μία σχετική κρίση η οποία κατά μεγάλο μέρος της εξαρτάται από ψυχολογικούς παράγοντες. Ο ρόλος της ψυχολογίας στο χρηματιστηριακό γίγνεσθαι, βραχυπρόθεσμα και μεσοπρόθεσμα είναι πολύ σημαντικός, ιδιαίτερα όταν μιλάμε για το μαζικό επενδυτικό κοινό, το οποίο μπορεί να δρα και συχνά το κάνει, σαν ομάδα, σαν όχλος. Η ψυχολογία του κοινού, το ψυχολογικό στοιχείο (η αισιοδοξία ή η απαισιοδοξία, η εκτίμηση δηλαδή του παρόντος και του μέλλοντος) είναι υπολογίσιμο μέγεθος και αποτελεί έναν από τους καθοριστικούς παράγοντες για τη συνολική τάση του χρηματιστηρίου.

## Η ΦΑΝΤΑΣΙΑ ΕΙΝΑΙ ΣΠΟΥΔΑΙΟΤΕΡΗ ΑΠΟ ΤΗ ΓΝΩΣΗ

Αυτός είναι ο λόγος που τα οργανωμένα επενδυτικά κεφάλαια προσπαθούν να επηρεάσουν το επενδυτικό κοινό με διάφορα μέσα. Ο παράγοντας «ψυχολογία» είναι το άθροισμα ενός μεγάλου αριθμού διαφορετικών παραγόντων μικρότερης σπουδαιότητας. Αν υποθέσουμε ότι μειώνονται τα κέρδη και τα μερίσματα μίας εταιρείας και οι φόροι αυξάνονται, τότε δημιουργείται ένα πλήθος αρνητικών παραγόντων. Όταν όμως το κοινό εκτιμά το μέλλον με αισιοδοξία, δέχεται αυτές τις άσχημες ειδήσεις επειδή έχει την πεποίθηση ότι οι προαναφερθείσες αρνητικές επιρροές θα έχουν μόνο παροδική επίδραση. Ο παράγοντας Ψ (ψυχολογία) παραμένει σε αυτή την περίπτωση θετικός παρά τις κακές βασικές ειδήσεις. Παρότι τα βαθύτερα ψυχολογικά κίνητρα των επιμέρους ατόμων και της μάζας, καθώς και οι αντιδράσεις τους σε μία συγκεκριμένη κατάσταση πραγματικά δεν μπορούν να προβλεφθούν με απόλυτο τρόπο, ωστόσο η μελέτη των αντιδράσεων του παρελθόντος σε αντίστοιχες καταστάσεις, αποκαλύπτει πρότυπα συμπεριφοράς τα οποία



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

είναι πολύ χρήσιμα στη χρηματιστηριακή πρόβλεψη. Έτσι, μπορούμε να προβλέψουμε, συχνά, και κάτω από τις κατάλληλες συνθήκες, την ένταση του συνόλου των ατομικών αποφάσεων, δηλαδή τη σφοδρότητα της ψυχολογικής αντίδρασης της μάζας όπως επίσης και τη χρονική στιγμή περίπου που θα συμβεί αυτό. Ένας καλός επενδυτής πρέπει να εμπιστεύεται την κρίση και την αντίληψη του και μάλιστα να περιφρονεί λίγο το κοινό, για να διατηρεί την ανεξαρτησία του και να μην επηρεάζεται από την μεταδοτική ψυχολογική διάθεση των μαζών. καλά κέρδη.

Οι αποφάσεις των ανθρώπων δεν είναι πάντα αποτέλεσμα μιας ορθολογικής διαδικασίας, αλλά τις περισσότερες φορές κατευθύνονται από συναισθηματικούς παράγοντες και ψυχολογικούς περιορισμούς. Οι ψυχολογικοί αυτοί περιορισμοί, γνωστοί και ως μεροληψίες, επηρεάζουν τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι προσλαμβάνουν τις πληροφορίες και τις χρησιμοποιούν προκειμένου να πάρουν αποφάσεις, τόσο γενικής φύσεως όσο και επενδυτικές. Οι επενδυτικές αποφάσεις των ανθρώπων που είναι επηρεασμένες από ψυχολογικές προκαταλήψεις είναι ως επί το πλείστον λανθασμένες, γιατί δεν είναι αποτέλεσμα μιας λογικής διαδικασίας που οδηγεί σε μεγιστοποίηση του πλούτου, αλλά αντίθετα εμπεριέχουν στοιχεία φόβου, απληστίας και συναισθηματικής σύγχυσης που μας οδηγούν στην αντίθετη από την επιθυμητή κατεύθυνση. Σκοπός της μελέτης αυτής είναι, αφού ορίσει κάποιες βασικές έννοιες, να παρουσιάσει τα διανοητικά και συναισθηματικά σφάλματα των επενδυτών που παρεμβαίνουν στην ορθή νοητική διαδικασία, και να καταδείξει τρόπους αντιμετώπισης τους.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 2.3 Αισιόδοξοι και απαισιόδοξοι παίκτες

Είναι πλέον κοινά αποδεκτό ότι οι ιδιαιτερότητες της προσωπικότητας καθώς και γνωστικά αλλά και άλλα μεροληπτικά σφάλματα των συμμετεχόντων στις αγορές παίζουν καθοριστικό ρόλο στη διαμόρφωση των τιμών. Από την άλλη μεριά η επίδραση αυτή είναι αμφίδρομη, αφού και οι χρηματιστηριακοί κύκλοι επηρεάζουν με τη σειρά τους την ψυχολογία των επενδυτών.

Η θετική ψυχολογία είναι ο πλέον καθοριστικός παράγων στις αγορές και την οικονομία. Αποτελεί την κινητήριο δύναμη και τον καταλύτη για τη λήψη καθοριστικών οικονομικών αποφάσεων, τόσο από τους επενδυτές όσο και από τα νοικοκυριά. Η θετική ψυχολογία, πάντοτε, προηγείται (ως προϋπόθεση άλλωστε…) της γενικότερης βελτίωσης του οικονομικού κλίματος και της ανάκαμψης της οικονομίας.

Τον κρίσιμο ρόλο της ψυχολογίας στην οικονομική δράση, τις αγορές, ακόμη και στις πολιτικές εξελίξεις και αποφάσεις, ανέδειξαν με αξιοθαύμαστο τρόπο οι Αμερικανοί οικονομολόγοι Λέονιντ Χέρουιτς, Ερικ Μάσκιν και Ρότζερ Μάιερσον, οι οποίοι τιμήθηκαν και με το Νόμπελ Οικονομίας το 2007 για τη συμβολή τους στο ευρύτερο σχεδιασμό της θεωρίας παιγνίων. Η θεωρία τους επιτρέπει σε οικονομολόγους, κυβερνήσεις και επιχειρήσεις να διακρίνουν καταστάσεις στις οποίες οι αγορές λειτουργούν καλύτερα. Και καθοριστική παράμετρος και ζητούμενο μέσω της ανάπτυξης των υποστηρικτικών μηχανισμών είναι η βελτίωση της ψυχολογίας. Πρόκειται για μία θεωρία που παίζει κεντρικό ρόλο εκτός από το πεδίο των οικονομικών και στις πολιτικές επιστήμες.

Η διερεύνηση της τάσης της ψυχολογίας αποτελεί, άλλωστε, και ένα ιδιαίτερα σημαντικό αντικείμενο έρευνας και παρακολούθησης από τους κορυφαίους επενδυτικούς οίκους και τους μεγαλύτερους "γκουρού" των αγορών. Ο δείκτης VIX του χρηματιστηρίου του Σικάγο, που μετρά το βραχυπρόθεσμο volatility και κατ' επέκταση τη βραχυπρόθεσμη τάση στην ψυχολογία των επενδυτών, είναι ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για τους διαχειριστές και παρακολουθείται στενά.

Σε μια κοινωνική διαδικασία, πώς διαμορφώνουν και μεταφέρουν τα άτομα ιδέες και απόψεις για τις αγορές και τις μετοχές; Τι επηρεάζει τις αξιολογήσεις τους, πώς επικεντρώνονται σε ορισμένες κατηγορίες



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

μετοχών και κάτω από ποιες συνθήκες αποφασίζουν τελικά να εμπλακούν σε τοποθετήσεις στο Χρηματιστήριο;

Ο John Kenneth Galbraith στο βιβλίο του «Ταξίδι στο χρόνο της οικονομίας» (1998: σ.113-114), που αναφέρεται και στο Κραχ του 1929, αποδίδει στην απληστία των επενδυτών μέγιστη ευθύνη για τις χρηματιστηριακές κρίσεις.

«…Οι περισσότεροι άνθρωποι, ζώντας τη μέτρια ζωή τους, σχηματίζουν υπερβολική εντύπωση για την ευφυΐα εκείνων που ζουν διαχειριζόμενοι μεγάλα χρηματικά ποσά. Σίγουρα για να έχουν τόσα πολλά πρέπει να έχουν κάτι το ξεχωριστό. Για να χειρίζονται το χρήμα με τόσο ανέμελη αδιαφορία, όπως κάνουν οι κερδοσκόποι και μερικοί από τους μεγάλους τραπεζίτες, το λογικό συμπέρασμα είναι ότι πρέπει να έχουν ιδιαίτερο ταλέντο, βαθύτερη αντίληψη του τρόπου που λειτουργεί ο οικονομικός κόσμος. Πρόκειται για άποψη λανθασμένη, όπως τόσο αξιόπιστα αποκαλύπτει η τελική Ημέρα της Κρίσεως. Στην πραγματικότητα, είναι όργανα όχι της ευφυΐας τους, αλλά των ψευδαισθήσεων τους».

Μία άλλη άποψη, εξίσου ενδιαφέρουσα, καθώς προέρχεται από έναν άνθρωπο που γνωρίζει εκ των έσω το σύστημα, διατυπώνει ο Τζόρτζ Σόρος (1999:σ.208). «Για να κατανοήσουμε το σημερινό καπιταλιστικό καθεστώς από προηγούμενα καθεστώτα, πρέπει να αναγνωρίσουμε τον αυξανόμενο ρόλο του χρήματος ως μίας ουσιώδους ενυπάρχουσας αξίας. Δεν αποτελεί υπερβολή να ισχυριστούμε ότι το χρήμα κυβερνά τη ζωή των ανθρώπων σε μεγαλύτερο βαθμό από ποτέ».

Η παθολογία του χρήματος συνδέεται με αρκετά αρνητικά συναισθήματα, όπως, η αβοηθησία, η ανησυχία, η κατάθλιψη και ο φόβος (Furnham & Okamura, 1999). Έρευνα έχει δείξει ότι υπάρχει ισχυρή σύνδεση μεταξύ κοινωνικό-οικονομικών παραγόντων και της συμπεριφοράς στο Χρηματιστήριο (Kumar, 2005). Σε περιόδους οικονομικής ύφεσης ενισχύεται η τάση των ατόμων να προσφεύγουν σε κερδοσκοπία μέσω μετοχών. Η τάση αυτή εξηγείται από την ανάγκη των ατόμων να ξεφύγουν από τη φτώχεια τους και να αναρριχηθούν στην κοινωνική κλίμακα. Αυτού του είδους οι επενδυτές ίσως να διακρατούν μετοχές με υψηλό ρίσκο, όχι γιατί απαραίτητα αναζητούν από ιδιοσυγκρασία το ρίσκο, αλλά γιατί θέλουν να έχουν μια θετική πιθανότητα να πετύχουν το στόχο τους. Όπως το θέτει ο Markowitz (1952, όπως αναφέρεται στο Kumar, 2005), ορισμένοι επενδυτές ίσως αναλαμβάνουν μεγάλες πιθανότητες μιας μικρής ζημίας για μια μικρή πιθανότητα μεγάλου κέρδους. Πιθανόν, γιατί, όπως εκτιμάται, αυτοί που απαιτούν πλούτο δια μέσου επιτυχημένων επενδύσεων γίνονται υπερβολικά σίγουροι για τις επιλογές τους, γεγονός που ίσως να τους



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

οδηγεί σε κινήσεις υψηλού ρίσκου (Daniel, Hirshleifer & Subrahmanyam, 1998).

Η κερδοσκοπία, ωστόσο, εκτιμάται ότι σε ευρεία κλίμακα απαιτεί ένα διαπεραστικό αίσθημα αισιοδοξίας και εμπιστοσύνης, καθώς και την πεποίθηση ότι οι απλοί άνθρωποι μπορούν να γίνουν πλούσιοι (Galbraith, 2000: σ.288). Ένα τέτοιο αίσθημα εμπιστοσύνης θεωρείται ουσιαστικό για να υπάρξει κερδοσκοπική άνθηση. Αντίθετα, όταν οι άνθρωποι είναι επιφυλακτικοί, αναρωτιούνται, είναι μισάνθρωποι, καχύποπτοι ή σφιχτοχέρηδες, είναι απρόσβλητοι από τον κερδοσκοπικό ενθουσιασμό (ο.π.).

Να πώς περιγράφει τον κερδοσκοπικό κύκλο ο Galbraith (1998, σ.93): «Η κερδοσκοπία αρχίζει όταν μια τιμή ανεβαίνει και οι υποτιθέμενοι σοφοί περιμένουν μια επιπλέον αύξηση. Αγοράζουν και κατά συνέπεια προκαλούν την αύξηση. Περισσότεροι αγοράζουν και όλο και περισσότεροι προσελκύονται. Κάθε αύξηση της τιμής επιβεβαιώνει το σωστό αισθητήριο εκείνων που είχαν αγοράσει πριν. Όσοι αμφιβάλουν κατηγορούνται για μειωμένη φαντασία. Οι αγορές και η συνοδεύουσα διάθεση συνεχίζονται μέχρι να εξαντληθεί όλη η διαθέσιμη ποσότητα πνευματικώς ευάλωτων, οικονομικώς βιώσιμων αγοραστών. Τότε έρχεται η άλλη όψη της προοπτικής, η σπουδή για έξοδο, η πίεση των πιστωτών που απαιτούν αποπληρωμή των δανείων που χρηματοδότησαν τις αγορές, εξαναγκάζοντας έτσι σε πωλήσεις. Με άλλα λόγια, το κραχ».

Έρευνα για τη μέτρηση της συμπεριφοράς απέναντι στο ρίσκο έδειξε ότι οι διαφορές στο φύλο και το κυρίαρχο πλαίσιο συνδέονται με τις διαφορές στο πώς προσλαμβάνονται δραστηριότητες με κέρδη και ρίσκο, παρά με τις διαφορές στη συμπεριφορά του αντιλαμβανόμενου ρίσκου (Weber, Blais & Betz, 2002).

Πώς κινητοποιούνται τα άτομα για τη λήψη επενδυτικών αποφάσεων; Καταρχήν, εκτιμάται ότι τα χρήματα εισρέουν εκεί όπου υπάρχουν προσδοκίες για κέρδη (Κρούγκμαν, 2000: σ.212). Ορισμένες έρευνες έχουν δείξει ότι δεν λαμβάνεται καθόλου υπόψη η γνώμη των ειδικών αναλυτών, για την απόφαση εμπλοκής στο Χρηματιστήριο (Diefenback, 1972, Logue & Tuttle, 1973, στο kiymaz, 2002). Άλλες έρευνες έδειξαν ότι αποδίδεται σημασία σε φήμες που ακούγονται είτε στο δρόμο είτε από αναλυτές (Kiymaz, 2002). Ορισμένοι επενδυτές ενδιαφέρονται για μετοχές εταιριών, με χρηστή εταιρική πρακτική και εξασφάλιση εργασιακών ευκαιριών, και όχι γι' αυτές που εστιάζουν σε περιβαλλοντικά ζητήματα (Tippet, 2000). Το φαινόμενο της εποχικότητας θεωρείται ένα ακόμη κριτήριο για την τοποθέτηση χρημάτων σε μετοχές (Al-Deehani, 2006). Αλλά και ο πολιτικός



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

παράγοντας διαδραματίζει ρόλο. Έρευνα για τις αποδόσεις στο Χρηματιστήριο της Νέας Ζηλανδίας έδειξε ότι είναι χαμηλές κατά την περίοδο όπου την εξουσία ασκεί το Εργατικό Κόμμα, σε αντίθεση με τις ΗΠΑ, όπου οι αποδόσεις είναι υψηλές με Δημοκρατικούς προέδρους (Cahan, Malone, Powell & Wong Choti, 2005).

Οι επενδυτές τείνουν να μεγαλοποιούν τις οικονομικές συνέπειες σημαντικών γεγονότων, με το να συντελούν στην υπερβολική αύξηση των τιμών των μετοχών ως αντίδραση σε θετικές ειδήσεις και στην κατακρήμνιση τους ως αντίδραση σε δυσμενείς ειδήσεις (Schnusenberg, 2006). Σύμφωνα με τη θεωρία των αποτελεσματικών αγορών, που υπήρξε για ένα μεγάλο διάστημα η «δεξαμενή» της σκέψης των οικονομολόγων, οι τιμές των μετοχών στο Χρηματιστήριο αντανακλούν τα δεδομένα των εταιριών, που προσδιορίζονται από τα αναμενόμενα μερίσματα (Sacco, 1991). Με βάση αυτήν τη θεωρία εκτιμάται ότι οι επενδυτές επιλέγουν και διαμορφώνουν τη διαθέσιμη πληροφόρηση κατά τον πιο αποτελεσματικό τρόπο, καθώς οι μη αποτελεσματικοί επενδυτές εκτοπίζονται από τις αγορές. Ωστόσο, η θεωρία δεν εξηγεί πώς μπορεί να καταστεί κάποιος αποτελεσματικός. Το ερώτημα που τίθεται είναι ποια πληροφόρηση οφείλει κάποιος να αντλήσει και για ποιο λόγο; Μία λύση είναι να δει τι κάνουν οι άλλοι επενδυτές. Δηλαδή, αν ένας επενδυτής θεωρήσει ότι μια πληροφορία δεν είναι σχετική με τις μελλοντικές αποδόσεις μιας μετοχής, αλλά υποθέτει ότι πολλοί άλλοι επενδυτές νομίζουν ότι θα μπορούσε να σχετίζεται, τότε την εντάσσει στη λίστα με τις «θεμελιώδεις» πληροφορίες που κατέχει και τη λαμβάνει υπόψη. Με άλλα λόγια, οι κινήσεις των άλλων επενδυτών καταλήγουν να επηρεάζουν την επενδυτική απόφαση του και εν τέλει την ίδια την ευημερία του. Έτσι, αυτή η συμπεριφορά των επενδυτών στο Χρηματιστήριο φαίνεται να μην αποκαλύπτει περισσότερη πληροφόρηση για τα πραγματικά δομικά χαρακτηριστικά της αγοράς, αλλά να συμβάλει ώστε οι απόψεις να καθίστανται ακόμη πιο συγκεχυμένες. Ένας και μόνον επενδυτής συσσωρεύει στο πρόσωπο του απόψεις που αντανακλούν «ομοφωνία πρόβλεψης», ακόμη και όταν υπάρχουν πολλοί άλλοι επενδυτές με διαφορετικές προσδοκίες (Barberis, Shleifer & Vishny, 1998). Έτσι, αυτός ο επενδυτής καταλήγει να επηρεάζει τις τιμές και τις αποδόσεις. Στην περίπτωση, όμως, κατά την οποία ένας επενδυτής έχει καταφέρει να εξασφαλίσει πληροφόρηση νωρίτερα από άλλους, ίσως να καθίσταται ικανός να τους εξαπατά (Stiglitz, 1991).

Οι Barber & Odean (2000) υποστηρίζουν ότι οι επενδυτές που νοιώθουν μεγάλη σιγουριά για τον εαυτό τους θα υπερεκτιμήσουν την αξία της ίδιας πληροφόρησης, κάτι το οποίο θα τους οδηγήσει στο να αυξήσουν τις συναλλαγές τους στο Χρηματιστήριο και ως εκ τούτου να καταλήξουν να κερδίσουν αποδόσεις κάτω του μέσου όρου. Έρευνα που



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

έγινε ανάμεσα σε νοικοκυριά στις ΗΠΑ, που κατέχουν περίπου τις μισές από τις αμερικανικές μετοχές, έδειξε ότι αυτοί που επιδίδονται στις πιο πολλές κερδοσκοπικές συναλλαγές (trading) είναι αυτοί που ζημιώνονται περισσότερο (ο.π.). Τελικά, η κερδοσκοπία στο Χρηματιστήριο θεωρείται ότι είναι βλαβερή για την ευημερία των ατόμων.

Μία εξίσου αξιόλογη δύναμη που κινητοποιεί τις αγορές θεωρείται η αυτό-εκπληρούμενη προφητεία. Με άλλα λόγια, ο επενδυτές υπερεκτιμούν τις αρχικές κρίσεις τους για τις προσδοκώμενες αλλαγές των τιμών των μετοχών και με βάση αυτήν την επιθυμία καθορίζουν τη δράση τους (Shiller, 2001). Αυτές ακριβώς οι κρίσεις θεωρείται ότι βρίσκονται πίσω από την ανατροφοδότηση που υπογραμμίζει τη «φούσκα» και το τέλος της ανατροφοδότησης που δίνει το σήμα για την ολοκλήρωση του κύκλου της. Η συμπεριφορά αυτή θεωρείται ότι αναπτύσσεται υπό καθεστώς αβεβαιότητας. Εάν πολλοί επενδυτές πιστέψουν αφελώς ότι οι κηλίδες του ήλιου ή κάποιος δείκτης εμπιστοσύνης είναι καλοί προβλεπτικοί παράγοντες για μελλοντικές αποδόσεις τότε ενεργούν με τρόπο που να επιβεβαιώνουν τις απόψεις τους (Azariadis, 1981). Το πρόβλημα, ωστόσο, είναι ότι η «φούσκα» εγκλωβίζει τους επενδυτές, καθώς αισθάνονται δεσμευμένοι με τις επενδύσεις τους τόσο συναισθηματικά όσο και οικονομικά (Shiller, 2001).

Τελικά, στα Χρηματιστήρια ρέει πολύ περισσότερο χρήμα από ό,τι νοημοσύνη για την καθοδήγηση του (Garbraith, 2000: σ.13). Οι επενδυτές φαίνεται να ενεργούν πέρα και πάνω από τις απόψεις τους. Ο περιορισμένος ορθολογισμός μοιάζει να χαρακτηρίζει τη συμπεριφορά τους στα Χρηματιστήρια. Η σοφία είναι συχνά κάτι το αφηρημένο, που δεν συνδέεται με τα γεγονότα ή την πραγματικότητα, αλλά με τον άνθρωπο ο οποίος ισχυρίζεται ότι την κατέχει και με τον τρόπο που το ισχυρίζεται (ο.π.: σ.140). Ο Stiglitz (1981), το θέτει μάλλον από μια πραγματιστική σκοπιά: «εάν όλα τα άτομα είχαν ορθολογικές προσδοκίες δεν θα υπήρχε καθόλου κίνηση σε μια καθαρά κερδοσκοπική αγορά». Προφανώς, γιατί όσο πιο γρήγορη είναι η ανάγκη για μια επενδυτική απόφαση, τόσο πιο σύνθετη καθίσταται η λήψη της.

**Σε κάθε χρονική περίοδο, η επενδυτική κοινότητα αποτελείται από δύο ομάδες επενδυτών: το "αισιόδοξο" πλήθος και το "απαισιόδοξο" πλήθος.** Το πρώτο πλήθος προσδοκά άνοδο των τιμών των μετοχών, ενώ το δεύτερο προσδοκά πτώση. Τα πλήθη της χρηματιστηριακής αγοράς – τα οποία συνιστούν την ευρύτερη επενδυτική κοινότητα - δεν είναι απαραίτητα φυσικές συναθροίσεις



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

καθώς δεν απαντώνται σε ένα συγκεκριμένο χώρο, αλλά αποτελούν κυρίως ψυχολογικά φαινόμενα με αβέβαιες αντιδράσεις και απρόσμενα "αντανακλαστικά". Τα μέλη ενός τέτοιου πλήθους έχουν όλα συγκεκριμένη πεποίθηση για τη μελλοντική πορεία των τιμών των μετοχών. Επιπλέον, τα μέλη αυτά συνδέονται μεταξύ τους με το εκάστοτε δίκτυο επικοινωνίας και πληροφόρησης, το οποίο αρχίζει από τις καθαρά τηλεπικοινωνιακές δομές (όπως την τηλεφωνική σύνδεση, την ηλεκτρονική αλληλογραφία, τον κυβερνοχώρο και τα άλλου είδους πληροφοριακά συστήματα) και επεκτείνεται έως τα μέσα μαζικής ενημέρωσης (τηλεόραση, ραδιόφωνο και τύπος). Αυτό το δίκτυο επικοινωνίας και πληροφόρησης διασφαλίζει την ταχεία διάχυση και αφομοίωση των πληροφοριών που αφορούν στις τιμές των μετοχών, αλλά και των ειδήσεων γύρω από τις εισηγμένες εταιρίες ή τους ποικίλους άλλους παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν τις αποτιμήσεις στο Χρηματιστήριο.

**Η παρουσία δύο ομάδων επενδυτών στη χρηματιστηριακή αγορά με διαμετρικά αντίθετες απόψεις, διασφαλίζει την απαραίτητη κατάσταση συγκρούσεως μέσα στο πλαίσιο του επενδυτικού παιχνιδιού.** Χωρίς την ύπαρξη διαφορετικών απόψεων δεν δύναται να επιτευχθεί το λεγόμενο "πάντρεμα" της προσφοράς και της ζήτησης των διαπραγματευόμενων μετοχών. **Επίσης πολλά επενδυτικά προϊόντα τα οποία διαπραγματεύονται στα διεθνή χρηματιστήρια (όπως για παράδειγμα, τα παράγωγα χρηματοοικονομικά προϊόντα - αποκαλούνται για ευνόητους λόγους ως "zero sum game") βασίζουν ακριβώς τη λειτουργία τους σε αυτήν την προϋπόθεση των αντίθετων προσδοκιών, καθώς σε ένα προθεσμιακό συμβόλαιο οπωσδήποτε η μία πλευρά χάνει και η άλλη πλευρά κερδίζει.** Τα συναισθήματα του άγχους, της αγωνίας, του ενθουσιασμού ή της απογοήτευσης είναι οι κύριοι καταλύτες για τη διαμόρφωση της ψυχολογίας του πλήθους και της προβλέψιμης ή απρόβλεπτης συμπεριφοράς του, ενώ οι ανανεούμενες συνθήκες συγκρούσεως διασφαλίζουν με σταθερό τρόπο την ύπαρξη της αμφιβολίας και της εύθραυστης (ευκολόπιστης) στάσης απέναντι στις εξελίξεις. ! Είναι φανερό ότι εάν όλοι οι συμμετέχοντες σε μία χρηματιστηριακή αγορά είχαν πάντα και ταυτόχρονα τις ίδιες προσδοκίες, τότε δεν θα υπήρχε "αγορά" με την έννοια της συναλλακτικής δραστηριότητας και των διακυμάνσεων των τιμών των μετοχών. Οι τιμές δεν θα μεταβάλλονταν και καθώς όλοι είτε θα αγόραζαν είτε θα πουλούσαν, δεν θα υπήρχε αντισυμβαλλόμενος προκειμένου να ολοκληρωθεί η οποιαδήποτε πράξη. Αντίθετα, **η επίδραση των διαφορετικών απόψεων στη μελλοντική πορεία των**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**τιμών και το γεγονός ότι η σύγκρουση ανατιμητών- υποτιμητών χρειάζεται χρόνο για να "λυθεί" ως προς την τελική τάση που θα επικρατήσει, διασφαλίζει τη διαχρονική άνοδο και κάθοδο των τιμών μέσω συγκεκριμένων χρονικών κύκλων.**

Η αγορά ή η πώληση μετοχών αποτελεί μία συναισθηματική "δέσμευση" για τον επενδυτή. Η απόφαση να κάνει μία χρηματιστηριακή πράξη μπορεί να προϋπάρχει στο μυαλό του, αλλά η πράξη της δοσοληψίας δημιουργεί την ανάγκη να ενεργήσει ορθά και αποτελεσματικά. Καθώς η τιμή κινείται ευνοϊκά, δημιουργείται στον επενδυτή ένα συναίσθημα ευχαρίστησης (με τη μορφή ικανοποίησης, αγαλλίασης ή ενθουσιασμού), ενώ εάν η τιμή κινείται αντίθετα, καλλιεργείται ένα συναίσθημα δυσαρέσκειας (με τη μορφή συντριβής, θυμού, μελαγχολίας ή φόβου). Παράλληλα, αυτά τα συναισθήματα ευχαρίστησης ή απογοήτευσης τείνουν να συνοδεύονται με ορισμένες αλλαγές στις βιολογικές ισορροπίες του ανθρώπου – επενδυτή: « Ο ρυθμός της καρδιάς αλλάζει, ο ρυθμός της αναπνοής μεταβάλλεται και οι παλάμες ιδρώνουν. »**Τα συναισθήματα ευχαρίστησης ή δυσαρέσκειας επιτείνονται σταθερά όταν το άτομο σχετίζεται ή συναναστρέφεται με άλλους ανθρώπους.** Εάν η θέση συναλλαγής είναι η σωστή (δηλαδή αυτή που αποφέρει κέρδος), τα προσωπικά πλεονεκτήματα πλούτου και αυτοσεβασμού του επενδυτή ενισχύονται επικοινωνώντας με άλλους επενδυτές που έχουν παρόμοιες θέσεις συναλλαγής ή που αναγνωρίζουν τις επιτυχίες του πρώτου. Πιο συγκεκριμένα, οι συζητήσεις με τον κοινωνικό περίγυρο θα επιβεβαιώσουν τόσο την εγκυρότητα της θέσης των συναλλαγών όσο και την ορθότητα της διαδικασίας λήψεως της απόφασης που προηγήθηκε. Επίσης, η ικανοποίηση γίνεται αισθητή όταν οι αναλύσεις των χρηματιστηριακών εταιριών ή τα άρθρα των εφημερίδων προσφέρουν ενισχυτικά στοιχεία βελτιώνοντας το συναισθηματικό κόσμο του ίδιου του επενδυτή. **Τα μέλη της ίδιας ομάδας** (τα οποία έχουν λάβει κοινή θέση στο Χρηματιστήριο) **αλληλο-συγχαίρονται διαρκώς, δημιουργώντας μεταξύ τους ένα κλίμα ασφάλειας καθώς κανείς δεν νοιώθει μόνος στον επενδυτικό δρόμο που χάραξε. Παράλληλα, όλοι υπογραμμίζουν τη δικαίωσή τους με βάση τις εξελίξεις στο τωρινό διάστημα ή το άμεσο μέλλον, ενώ αδιαφορούν να προσεγγίσουν το μακροπρόθεσμο ορίζοντα καθώς δεν το χρειάζονται γι' αυτήν τη δικαίωσή τους.** Επιπροσθέτως, οι επενδυτές που είναι μέλη του "σωστού" ή επιτυχούς πλήθους τείνουν να τονίζουν την αδυναμία των επιχειρημάτων του "λάθους" ή ανεπιτυχούς πλήθους. Υπάρχει συνέχεια ένα προπαγανδιστικό ρεύμα κατά των τελευταίων οι οποίοι έτσι και αλλιώς, αισθάνονται ήδη μειονεκτικά. Αρχικά, τα μέλη του "λάθους" πλήθους αισθάνονται την ανάγκη να ενωθούν για προστασία με σκοπό την κοινή και ομόφωνη αντιμετώπιση του αντίπαλου στρατοπέδου.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Προσπαθούν να επιβεβαιώσουν τις απόψεις, ο ένας του άλλου ως σωστές και επισημαίνουν τα λάθη της θέσης του "σωστού" πλήθους. Τέλος, σε γενικές γραμμές, **τα μέλη του "λάθους" πλήθους αλληλοπαρηγορούνται και τονίζουν το μακροπρόθεσμο μέλλον αντί του άμεσου μέλλοντος, προκειμένου να απαλύνουν τον όποιο πόνο τους και να κατευνάσουν τις όποιες αμφιβολίες για τις ίδιες τις πράξεις τους.** Είναι προφανές ότι η δέσμευση για συναλλαγή είναι μόνο η αρχή της ιστορίας. Όσο λογική κι αν ήταν η αρχική απόφαση της συναλλαγής, η πράξη της συμμετοχής μεταφέρει το άτομο σε ένα λιγότερο - ή όχι απαραίτητα λογικό - περιβάλλον, σε εκείνο του πλήθους. Ο επενδυτής λοιπόν δέχεται την πεποίθηση ενός εκ των δύο πληθών γιατις μελλοντικές τάσεις των τιμών των μετοχών και ταυτίζεται ισχυρά με τα μέλη του πλήθους στο οποίο τελικά εντάσσεται.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 2.4 Η επίδραση των τιμών του χρηματιστηρίου στη συμπεριφορά του πλήθους

Στα πρώτα στάδια μιας νέας (π.χ. καθοδικής) τάσης των τιμών, η πλειοψηφία των επενδυτών μένει ακόμη "δεσμευμένη" στην παλαιά (π.χ. ανοδική) τάση των τιμών, καθώς παρά το γεγονός ότι αυτή έχει τελειώσει, η λήξη της δεν έχει γίνει ακόμη ευρέως αποδεκτή. Παράλληλα σταδιακά, μία μειοψηφία επενδυτών θα αρχίσει να υποψιάζεται ότι πλησιάζει η αναστροφή της τάσης (π.χ. από ανοδική σε καθοδική) και θα θελήσει να μετατρέψει τη διάρθρωση των επενδυτικών χαρτοφυλακίων. Όμως, ακόμη και για αυτήν την ομάδα, θα υπάρχει ένας βαθμός αβεβαιότητας για τη μελλοντική πορεία των τιμών. Οι ισορροπίες των χαρτοφυλακίων αυτών των επενδυτών θα μεταβληθούν μόνο σε ένα σχετικά μικρό βαθμό και θα υπάρχει τάση αντιστροφής των επικερδών συναλλαγών σε σύντομο χρονικό διάστημα, αντί σε μακροχρόνιο ορίζοντα. Στην αρχή μιας ανοδικής τάσης, ο φόβος των απωλειών εξακολουθεί να κυριαρχεί στο ευρύτερο επενδυτικό κοινό (η εμπειρία των απωλειών είναι ακόμη πρόσφατη), ενώ στην αρχή μιας καθοδικής τάσης, η απληστία (ή ο φόβος να μην χαθεί η ευκαιρία για μεγαλύτερα κέρδη) εμποδίζει τους επενδυτές από την πώληση σημαντικού ποσοστού των ήδη κερδοφόρων θέσεών τους. Συνεπώς, **στα πρώτα στάδια μιας τάσης τιμών, η συναισθηματική σύνδεση του τελικά επιτυχούς πλήθους σ' αυτή την τάση είναι πολύ αδύναμη, με αποτέλεσμα να είναι λιγότεροι εκείνοι οι συμμετέχοντες που εκμεταλλεύονται μέσω του ορθού timing την προς υλοποίηση τάση.** Όμως στη συνέχεια, η αποκρυστάλλωση της νέας φάσης και η σταθερή κίνηση των τιμών προς μια νέα κατεύθυνση προκαλούν μία έντονη ψυχολογική φόρτιση. Αυτό είναι το στάδιο κατά το οποίο το μεγαλύτερο μέρος της επενδυτικής κοινότητας αναγνωρίζει ότι η όποια αρχική "δειλή" κίνηση στις τιμές έχει πλέον μεταβληθεί σε τάση, ανοδική ή καθοδική. Στο σημείο αυτό η συναισθηματική πεποίθηση και η αυτοτροφοδοτούμενη φόρτιση αντικαθιστά τις όποιες λογικές αμφιβολίες υφίστανται ακόμα. Συνεπώς οι επενδυτές "κυνηγούν" πλέον τις νέες τάσεις και λαμβάνουν ανάλογες επενδυτικές θέσεις στην αγορά. Αυτό το χαρακτηριστικό της συμπεριφοράς των επενδυτών, στη συνέχεια οδηγεί στην επόμενη φάση του κύκλου. **Μόλις υπάρξει γενική αναγνώριση ότι μια ανοδική ή καθοδική τάση βρίσκεται σε πλήρη εξέλιξη, "μπαίνουν" τα θεμέλια για την επόμενη αναστροφή των τιμών.** Η νέα τάση βέβαια θα παραμείνει για κάποιο χρονικό διάστημα μέχρι να αρχίσει να γίνεται "παλαιά", αλλά θα υφίσταται το γεγονός, ότι **όσο περισσότεροι άνθρωποι (επενδυτές) πείθονται να πιστέψουν σε μια συγκεκριμένη**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**τάση και να επενδύσουν σ' αυτή, τόσο λιγότεροι άνθρωποι μένουν πρακτικά για να τη συνεχίσουν.** Συνεπώς, η αναστροφή της τάσης των τιμών αναπόφευκτα λαμβάνει χώρα, όταν η μεγάλη πλειοψηφία των επενδυτών πιστεύει στην υπάρχουσα τάση και δεν διαβλέπει ότι συντρέχουν προϋποθέσεις διαφοροποίησης του σκηνικού. Το δίδαγμα από την παράθεση των εναλλαγών στις εκάστοτε τάσεις μιας χρηματιστηριακής αγοράς αποτελεί έναν πολύτιμο επενδυτικό κανόνα: **« Παρακολούθα στενά και πρόσεχε τι λένε και τι κάνουν οι άλλοι επενδυτές. Στη συνέχεια, όταν η συντριπτική πλειοψηφία του επενδυτικού πλήθους λέει και κάνει το ίδιο πράγμα, τότε εσύ πράξε το αντίθετο ».** Αυτή είναι και μία από τις κυριότερες αρχές της τεχνικής ανάλυσης. Είναι δηλαδή μία λογική προσέγγιση σε ένα μη λογικό φαινόμενο και βοηθά τη χρήση αυτής της μεθόδου ανάλυσης να υιοθετεί έναν πιο ψυχρό χαρακτήρα ερμηνείας των δεδομένων, αλλά και να στέκεται μακριά από τις ψυχολογικές πιέσεις που επιφέρει η συμπεριφορά του πλήθους.

Καθώς ολοένα και περισσότερο η πορεία των τιμών επιδοκιμάζει την άποψη του "σωστού" ή επιτυχούς πλήθους, οι τιμές εξακολουθούν να αντιδρούν ευνοϊκά. Αυτό με τη σειρά του δικαιώνει την ύπαρξη του επιτυχούς πλήθους και εξάπτει σε μεγαλύτερο βαθμό τα μέλη αυτού του πλήθους. Ταυτόχρονα, τα επενδυμένα κεφάλαια τα οποία στηρίζουν την κίνηση των τιμών προς μία κατεύθυνση, αυξάνονται, και οι χρηματιστές, διαπραγματευτές και επενδυτές παρέχουν μία συνεχή ροή ευνοϊκών σχολίων στον κόσμο των μέσων ενημέρωσης, ο οποίος με τη σειρά του προάγει τον αγώνα στο ευρύτερο δυνατό ακροατήριο. Στο ενδιάμεσο διάστημα, τα άτομα του "λάθους" ή ανεπιτυχούς πλήθους δείχνουν ήδη ευάλωτα στον εξαναγκασμό και τείνουν να "λιποτακτήσουν" στο επιτυχές πλήθος. Καθώς αυτή η διαδικασία λαμβάνει σάρκα και οστά, οι τιμές της αγοράς θα συνεχίσουν να κινούνται στην κατεύθυνση που "υποδεικνύει" το επιτυχές πλήθος. Κατά συνέπεια, οι αλλαγές που υφίστανται στις τιμές των μετοχών είναι σαφές σήμα στα μέλη του ανεπιτυχούς πλήθους ότι τα επιχειρήματά τους είναι αστήρικτα. **Όσο ισχυρά και αν φαίνονταν τα επιχειρήματα του ανεπιτυχούς πλήθους στο μακροπρόθεσμο ορίζοντα, το βραχυπρόθεσμο μήνυμα του επιτυχούς πλήθους δεν μπορεί να αγνοηθεί. Τελικά, το άγχος που δημιουργείται από τις συνδυασμένες δυνάμεις των "εχθρικών" κινήσεων των τιμών, αλλά και της δυσμενούς προπαγάνδας, υπερβαίνει τα όρια και η διαρροή "λιποτακτών" από το ανεπιτυχές προς το επιτυχές πλήθος γίνεται πλημμύρα. Ξαφνικά οι τιμές ανεβαίνουν (στην περίπτωση της ανοδικής τάσης) ή κατεβαίνουν (στην περίπτωση της καθοδικής τάσης) πολύ απότομα, καθώς συμβαίνει αυτή η κλιμακούμενη μετακίνηση.** Είναι μία



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συναισθηματική περίοδος, η οποία συνοδεύεται συνήθως από αυξημένο όγκο συναλλαγών. Επιπρόσθετα, αυτοί οι επενδυτές που "λιποτακτούν" από το ανεπιτυχές πλήθος και γίνονται μέλη του επιτυχούς πλήθους είναι σε αυτό το στάδιο "προσήλυτοι" και ως τέτοιοι τείνουν να είναι "ζηλωτές". Άρα αυτοί είναι λιγότερο πιθανό να αλλάξουν γνώμη γρήγορα, και ως επακόλουθο θα παράσχουν αρκετή "χρηματοδότηση" για να διατηρηθεί ακέραιη η αντίστοιχη τάση μέσα από την οποία θα αποχωρήσουν ως θριαμβευτές τα μέλη του επιτυχούς πλήθους που πολύ πιο νωρίς είχαν διαβλέψει την ορθή κατεύθυνση των τιμών των μετοχών.

Ο λόγος για τον οποίο η συμπεριφορά ενός πλήθους εξαρτάται από τις τιμές των μετοχών, είναι ότι μία κίνηση της τιμής σε συγκεκριμένη κατεύθυνση αντιπροσωπεύει τις πεποιθήσεις ενός από τα δύο πλήθη και βοηθά να πραγματοποιηθεί το έργο ή το "όραμα" της ηγεσίας αυτού του πλήθους. Επειδή η εμπειρία του κάθε ανθρώπου στη ζωή διαμέσου των ετών είναι σταδιακή και επειδή για τους περισσότερους ανθρώπους οι διαδικασίες του συλλογισμού και της απόφασης είναι της ίδιας υφής, θα υπάρχει η φυσική τάση να πιστέψει το κάθε μέλος του πλήθους ότι αυτό που μόλις συνέβη, θα εξακολουθήσει να συμβαίνει στο άμεσο μέλλον. Εάν για παράδειγμα, οι τιμές των μετοχών έχουν μόλις ανέβει (ενδείξεις έναρξης ανοδικής τάσης), το επενδυτικό πλήθος θα τείνει να υποθέσει ότι η άνοδος αυτή θα συνεχισθεί. Κατά την έναρξη της εκάστοτε ανοδικής τάσης υπάρχει συνεπώς μια σαφής "οδηγία" ή "προτροπή" στους επενδυτές να αγοράσουν περισσότερες μετοχές. Με άλλα λόγια, **σε ένα ανοδικό χρηματιστηριακό περιβάλλον, η αύξηση των τιμών είναι η σημαία που ακολουθούν οι επενδυτές και στην οποία ορκίζονται πίστη. Αντίθετα, σε μια καθοδική αγορά, η πτώση των τιμών αντιπροσωπεύει το σκληρό και τρομερό "θεό", τον οποίο οι τρομαγμένοι επενδυτές τελικά προσκυνούν.**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 2.5 Το σύνδρομο της αγέλης

Τα Χρηματιστήρια επιδεικνύουν μια συστηματική τάση να αντιδρούν υπερβολικά σε πληροφορίες (DeBondt & Thaler, 1985, στο Stracca, 2004). Η μεταβλητότητα στα Χρηματιστήρια, σε διεθνές επίπεδο, έχει γίνει αντικείμενο σημαντικής δημόσιας συζήτησης (Dale, Johnson & Tang, 2005). Εκτιμάται ότι εάν παρά πολλοί επενδυτές αγοράζουν «καυτές» μετοχές, αυτό οφείλεται στη συναφή πληροφόρηση που διαχέεται (Devenow & Welch, 1996).

Πληροφόρηση, ωστόσο, για τις επενδυτικές αποφάσεις δεν αντλείται μόνον από τα παραδοσιακά κανάλια επικοινωνίας, όπως είναι τα Μέσα Μαζικής Ενημέρωσης. Ορισμένες φορές μπορεί να αντληθεί και από την πρακτική άλλων επενδυτών. Η εξήγηση που δίνεται έχει να κάνει με την εξής υπόθεση (Bikhchandani & Sharma, 2000). Υπό καθεστώς αβεβαιότητας, όπως θεωρείται ότι χαρακτηρίζει το χρηματιστηριακό περιβάλλον, τα άτομα πραγματοποιούν έρευνα από μόνα τους, προκειμένου να εξασφαλίσουν ότι θα προβούν στη σωστή επενδυτική απόφαση.

Πρόκειται για ιδιωτική πληροφόρηση, η οποία, όμως, θεωρείται ατελής. Παράλληλα, υπάρχει διαθέσιμη και δημόσια πληροφόρηση, αλλά, επίσης, υφίσταται αβεβαιότητα για την ποιότητα της. Για παράδειγμα, εάν η κυβέρνηση δεσμεύεται πράγματι για την οικονομική μεταρρύθμιση που επαγγέλλεται. Το αν γίνεται αποδεκτή η ποιότητα αυτού του είδους της δημόσιας πληροφόρησης εξαρτάται από το τι πιστεύει κάθε άτομο, όμως, η άποψη αυτή έχει καθαρά προσωπική σημασία. Όταν η δεξαμενή της δημόσιας πληροφόρησης είναι αμφίβολη, θεωρείται ότι οι πράξεις είναι ιδιαίτερα ευαίσθητες σε ιδιωτικά σημάδια, συνεπώς, οι πράξεις καταλήγουν να προσθέτουν μεγάλη πληροφόρηση στη δημόσια δεξαμενή (Hirshleifer & Teoh, 2003).

Στην περίπτωση αυτή τα άτομα μπορούν να παρατηρήσουν τις πράξεις άλλων ατόμων και να αγνοήσουν τόσο την ιδιωτική πληροφόρηση, όσο και τα σήματα που κάθε επενδυτής μπορεί να λαμβάνει μεμονωμένα. Εάν, λοιπόν, τα άτομα έχουν κάποια άποψη για την ενδεδειγμένη δράση τους, τότε συμπεράσματα για την ιδιωτική πληροφόρηση που διαθέτει ένας επενδυτής μπορούν να εξαχθούν από τις δράσεις που επιλέγει. Ίσως γιατί κάθε επενδυτής νομίζει ότι η πληροφόρηση που συλλέγει από άλλους επενδυτές είναι πολύ καλύτερη από τη δική του, ιδιωτική πληροφόρηση, και αποφασίζει έτσι να την απαρνηθεί (Stracca, 2004). Οι πράξεις, μας λέει ο Stiglitz (1982), μιλούν δυνατότερα από τις λέξεις. Ο ίδιος χαρακτηρίζει τις πράξεις που μεταφέρουν πληροφόρηση «επινοήσεις προσωπικής επιλογής». Από τη στιγμή που κάποιος δέχεται ότι οι πράξεις μεταφέρουν πληροφόρηση,



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

δύο αποτελέσματα ακολουθούν (Stiglitz, 2003). Πρώτον, τα άτομα δεν θα σκεφθούν μόνον τι επιθυμούν, αλλά πώς αυτό θα επηρεάσει τις απόψεις των άλλων γι΄ αυτά. Δεύτερον, τα άτομα έχουν κίνητρο να διακρίνονται και πιθανόν αυτό να επιτυγχάνεται μέσω της προσωπικής επιλογής.

Σε αυτό το πλαίσιο εκτιμάται ότι λειτουργεί η σύγκλιση επενδυτικών συμπεριφορών, που χαρακτηρίζεται ως «σύνδρομο αγέλης», ή, ακόμη, και αγελαία συμπεριφορά. Στο οικονομικό πεδίο το σύνδρομο της αγέλης εκτιμάται ότι συνιστά ένα παγκόσμιο φαινόμενο (Devenow & Welch, 1996). Εμφανίσθηκε και στο ελληνικό Χρηματιστήριο κατά την περίοδο 1999, με τη μαζική συμμετοχή, κυρίως, των αποκαλούμενων μικροεπενδυτών. Κρίνουμε σκόπιμο, συνεπώς, να αναφερθούμε στη διαμόρφωση αυτής της συμπεριφοράς, με βάση την υφιστάμενη βιβλιογραφία.
Πολλοί επενδυτές αντιδρούν στις συνθήκες της αγοράς με νοοτροπία αγέλης:

Όλοι μαζί αγοράζουν στα ύψη, όταν ανεβαίνει το χρηματιστήριο και πουλάνε στα χαμηλά, όταν πέφτει!

Αυτή η νοοτροπία μπορεί να αποδειχθεί εξαιρετική επικίνδυνη για την τσέπη σας. Γιατί;

**Γιατί οι επενδυτές λόγω κακής ψυχολογίας συχνά εισέρχονται πολύ αργά στο χρηματιστήριο και εξέρχονται πάρα πολύ νωρίς!**

Ποτέ δεν θα πρέπει τα συναισθήματά σας να θολώνουν την κρίση σας στις συναλλαγές. Μπορείτε, όμως να γυρίσετε το φόβο και την απληστία του πλήθους σε δικό σας όφελος!

Για να εκμεταλλευτείτε την ψυχολογία της αγοράς, πρέπει να δράτε αντίθετα από τους υπόλοιπους, παίρνοντας τον αντίθετο δρόμο, όταν το πλήθος πέφτει θύμα των συναισθημάτων του.

Η ακραία αισιοδοξία μπορεί να συμπίπτει με τις κορυφαίες τιμές του χρηματιστηρίου. Οι άνθρωποι νομίζουν ότι δεν υπάρχουν περιορισμοί και στέλνουν τις τιμές των μετοχών στα ύψη. Οι επενδυτές με μεγαλύτερη αντίληψη πουλάνε μέσα σ' αυτή τη φρενίτιδα και τρέχουν να εξαργυρώσουν. Μετά από λίγο το χρηματιστήριο εγκλωβίζεται!

Η ακραία αισιοδοξία μπορεί και να στέλνει τις τιμές στα βάθη. Κοντά στο τέλος μιας μεγάλης πτώσης, οι τελευταίοι εγκαταλείπουν και πουλάνε με μένος. Οι πιο ψύχραιμοι οσφραίνονται εκποίηση σε χαμηλή



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

τιμή. Βουτάνε στο χρηματιστήριο και αγοράζουν μετοχές και με τα δυο χέρια! Οι μελέτες των οικονομολόγων και ψυχολόγων έχουν δείξει ότι οι επενδυτές επηρεάζονται κυρίως από πρόσφατα γεγονότα -- ειδήσεις για το χρηματιστήριο, πολιτικά γεγονότα, κέρδη κ.ο.κ. -- και αγνοούν τη μακροπρόθεσμη επένδυση και τις θεμελιώδεις αρχές της οικονομίας.Επιπλέον, αν γίνει μια κίνηση προς μια κατεύθυνση, έχει την τάση να συγκεντρώνει όλο και περισσότερους επενδυτές με το χρόνο και την ορμή. Η επίπτωση αυτής της συμπεριφοράς αγέλης έχει χειροτερέψει τα τελευταία χρόνια, επειδή οι οικονομικές καθώς και άλλες ειδήσεις που επηρεάζουν την επενδυτική ψυχολογία διαδίδονται γρηγορότερα απ' ό,τι ποτέ. Η κυκλοφορία των κεφαλαίων γίνεται τώρα μεταξύ των συνόρων με απίστευτη ευκολία, ώστε οι διεθνείς αγορές να ανταποκρίνονται πιο γρήγορα στις απότομες αλλαγές με μια αλυσιδωτή αντίδραση στη συμπεριφορά της επενδυτικής αγοράς και πώλησης. Σύμφωνα με τον ορισμό που δίνουν στην αγελαία συμπεριφορά οι Bikhchandani & Sharma (2000), τα άτομα λειτουργούν τοιουτοτρόπως όταν η γνώση ότι άλλα άτομα επενδύουν αλλάζει την έως τότε απόφαση τους να μην επενδύσουν. Μία αιτία που αποδίδεται είναι ότι μπορεί να πιστεύεται ότι οι άλλοι επενδυτές έχουν στοιχεία για τις αποδόσεις μιας επένδυσης και από τις ενέργειες τους αποκαλύπτεται αυτή η «πληροφορία». Ένας άλλος λόγος που προβάλλεται είναι η τάση ορισμένων ατόμων προς τη συμμόρφωση (ο.π.). Σύμφωνα με την προσέγγιση του όρου από τους Hirshleifer & Teoh (2003), πρόκειται για τη διαντίδραση μεταξύ των ατόμων, ενώ οι Devenow & Welch (1996), μιλούν για συστηματικά εσφαλμένες αποφάσεις από ολόκληρους πληθυσμούς και υπό αυτήν την έννοια συνδέουν το σύνδρομο της αγέλης με διακριτά φαινόμενα, όπως είναι, οι αμφίβολες προσδοκίες, οι ευμετάβλητες αλλαγές χωρίς υπάρχουσα νέα πληροφόρηση, οι «φούσκες», οι μανίες και οι ισορροπίες, τύπου αυτό-εκπληρούμενης προφητείας.

Για το σύνδρομο της αγέλης εκτιμάται ότι προϋποτίθεται ένας μηχανισμός συντονισμού, που βασίζεται είτε σε κάποιο σήμα, όπως, οι κινήσεις της τιμής των μετοχών, είτε στην απευθείας ικανότητα να παρατηρούνται οι επιλογές άλλων επενδυτών. Γίνονται δύο διακρίσεις για την αγελαία συμπεριφορά. Η μη ορθολογική, επικεντρώνεται στην ψυχολογία του επενδυτή, θεωρώντας ότι τα άτομα ακολουθούν ο ένας τον άλλον τυφλά, προηγούμενοι των ορθολογικών αναλύσεων. Η ορθολογική εστιάζει στην εξωτερική εικόνα που παρέχεται για τις επιλογές, τις βέλτιστες αποφάσεις που παραμορφώνονται από δυσκολίες στην πληροφόρηση, ή ακόμη και σε ζητήματα κινήτρων (ο.π.). Οι προσεγγίσεις που παραθέτουμε αφορούν στην ορθολογική αγελαία συμπεριφορά. Οι Bikhchandani & Sharma (2000), υποστηρίζουν ότι ένα άτομο θα βρεθεί μέσα σε μια «επενδυτική πλημμυρίδα» εάν και μόνον



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

εάν ο αριθμός των προηγηθέντων επενδυτών υπερβαίνει τον αριθμό όσων δεν επένδυσαν. Εκτιμάται ότι είναι πολύ μεγάλη η πιθανότητα να ξεκινήσει μια παρόμοια πλημμυρίδα μετά από ενέργειες λίγων μόνον ατόμων. Ο τύπος μιας πλημμυρίδας εξαρτάται και από τον τρόπο με τον οποίο διοχετεύονται τα θετικά ή τα αρνητικά σημάδια (ο.π.). Εάν ακολουθούν τη σειρά «θετικά, θετικά, αρνητικά, αρνητικά», τότε εκτιμάται ότι όλα τα άτομα θα επιλέξουννα επενδύσουν. Εάν, αντίθετα, φθάνουν με τη σειρά «αρνητικά, αρνητικά, θετικά, θετικά», τότε κανείς δεν θα επενδύσει. Εάν, τέλος, ακολουθούν τη σειρά «θετικά, αρνητικά, αρνητικά, θετικά», τότε εκτιμάται ότι υπάρχει πιθανότητα κατά το ήμισυ κάποιος να επιλέξει να επενδύσει και κάποιος άλλος να ξεκινήσει μια επενδυτική πλημμυρίδα. Εν τέλει, το θέμα αυτό εξαρτάται από το «μονοπάτι» που θα ακολουθήσουν τα σημάδια και την ιδιοσυγκρασία του καθενός. Οι πλημμυρίδες, που βασίζονται στην πληροφόρηση για τις πράξεις των άλλων, τα κέρδη ή τις λέξεις, εκτιμάται ότι διαλύονται γρήγορα, ιδιότυπα και κλονίζονται εύκολα. Οι Hirshleifer & Teoh (2003), συνδέουν γενικότερα τις πλημμυρίδες με την αποκαλούμενη «συμπεριφορική τραχύτητα», δηλαδή, κάθε συνθήκη στην οποία ένα άτομο πραγματοποιεί την ίδια πράξη που ισοδυναμεί με πολυποίκιλα σημάδια. Η αγελαία συμπεριφορά ερμηνεύεται και από τη θεωρία της δράσης (Davidson, 1980, στο Dowding, 1991:σ.23). Σύμφωνα με αυτήν, υπάρχουν αιτίες για δράση και σχετίζονται με τις πίστεις και τις επιθυμίες. Οι επιθυμίες εκτιμάται ότι κινητοποιούν σε δράση, ενώ οι πίστεις την καναλιζάρουν. Το σχήμα που παρατίθεται είναι το εξής: εάν ένα άτομο επιθυμεί χ πράγματα, θα πράξει κατά τον α τρόπο, λόγω των ψ επιθυμιών του Πρόκειται για ένα τριαδικό σχήμα εξήγησης, στο οποίο αν δοθούν δύο στοιχεία, μπορεί να προβλεφθεί το τρίτο και να εξηγηθεί. Συμπερασματικά, θα μπορούσαμε να πούμε ότι η έως τώρα έρευνα για την αγελαία συμπεριφορά βασίζεται σε θεωρητικά μαθηματικά μοντέλα και αφορά στο γενικό πλαίσιο του φαινομένου, εκτός από δύο εργασίες, που εστιάζουν σε συγκεκριμένα μοντέλα (Wermers, 1999, για τα Αμοιβαία Κεφάλαια και Graham, 1999, για την επίδραση του γοήτρου). Εκτιμούμε ότι το σύνολο των ερευνών έχουν διαγνωστική αξία, διότι δεν υπεισέρχονται στις γενεσιουργές αιτίες της συγκεκριμένης συμπεριφοράς, καθώς εστιάζουν, κυρίως, στο εάν πάρα πολλά άτομα συγκλίνουν στην ίδια πράξη. Ενδεικτικά, δεν διερευνώνται, το γενικότερο περιβάλλον που υποδαυλίζει το σύνδρομο της αγέλης, τα κίνητρα αυτής της συμπεριφοράς, πώς χρησιμοποιείται η ιδιωτική πληροφόρηση από τους επενδυτές. Ο Graham (1999) επισημαίνει ότι πιθανόν ορισμένες μεταβλητές να μην είναι δυνατόν να ελεγχθούν με βάση τα υπάρχοντα μαθηματικά μοντέλα.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 2.6 Τα Άτομα ως Ηγέτες του Πλήθους

Ο ρόλος των κινήσεων των τιμών στη λειτουργία της ηγεσίας δεν αποκλείει πρακτικά την επίδραση ορισμένων ατόμων επί της ψυχολογίας του πλήθους. Με το πέρασμα του χρόνου, ορισμένοι συναλλασσόμενοι ή σύμβουλοι του χρηματιστηριακού χώρου κερδίζουν τη φήμη ότι "διαβάζουν την αγορά". **Συνήθως αυτή η φήμη δημιουργείται είτε μετά από μία ακριβή πρόβλεψη της αγοράς, όταν κανένας δεν την πίστευε, είτε από την προσήλωσή τους σε μία ιδιαίτερη άποψη της τάσης της αγοράς, περισσότερο από οποιονδήποτε άλλο. Συνεπώς, σε ορισμένες χρονικές στιγμές του ρεύματος τιμών της αγοράς, το δημόσιο αίσθημα μπορεί στην πράξη να επηρεαστεί από άτομα–ηγέτες ως προς τις απόψεις και τις επενδυτικές του αποφάσεις.** Όμως υπάρχουν δύο σημαντικά χαρακτηριστικά των ανθρώπων που διακρίνονται από αυτό τον τύπο ηγεσίας. Πρώτον, προσοχή δίνεται μόνο σε άτομα που έχουν ήδη κερδίσει τη φήμη στην αγορά. Πολύ λίγοι επενδυτές θα πιστέψουν σήμερα ένα νέο "γκουρού" στην πρώτη φορά που αυτός θα κάνει προβλέψεις, όσο ακριβείς και αν αυτές αποδειχθούν αργότερα. Δεύτερο, **γίνεται ολοένα και πιο δύσκολο για ένα άτομο να επηρεάζει τις κινήσεις των τιμών σε μόνιμη βάση. Αυτό το φαινομενικά παράδοξο συμβαίνει επειδή, όπως τονίστηκε νωρίτερα, όσο περισσότεροι άνθρωποι πιστεύουν σε μία τάση, τόσο λιγότεροι απομένουν για να τη διαιωνίσουν. Αργά ή γρήγορα, μία επιτυχημένη "πρόταση" θα είναι αυτοκαταστροφική διότι τόσοι πολλοί άνθρωποι θα την έχουν ήδη πιστέψει και τόσο λιγότεροι θα έχουν απομείνει για να αρχίσουν να την πιστεύουν. Τελικά, η κίνηση των τιμών που αρχικά προκλήθηκε, θα αναστραφεί γρήγορα και πολλοί που ακολούθησαν τον ηγέτη θα απολέσουν τώρα ένα μέρος των κεφαλαίωντους. Σκληρά κερδισμένη φήμη ατόμων-ηγετών, βασισμένη σε ενεργή επιτυχημένη δράση για μεγάλα χρονικά διαστήματα, μπορεί να χαθεί εύκολα και μετά είναι πολύ δύσκολο να ανακτηθεί πλήρως.**

Η ταυτότητα εκείνων των ατόμων που μπορούν να επηρεάσουν τις αγορές, αλλάζει με το πέρασμα του χρόνου. Όχι μόνο αυτό, αλλά και ο εκάστοτε τύπος "ηγεσίας" σίγουρα δεν ασκείται ως μόνιμη επιρροή. Είναι ουσιαστικά ένα παροδικό φαινόμενο, που μπορεί να συμβεί μόνο όταν οι συνθήκες της αγοράς είναι κατάλληλες ή ευνοούν συγκυριακά την ανάπτυξή του. Συγκεκριμένα, απαιτείται κατάσταση έντασης μεταξύ των αντιπάλων "αισιόδοξων" (bull) και "απαισιόδοξων" (bear) επενδυτικών πληθών. **Συνθήκες άγχους και σύγκρουσης εξασφαλίζουν**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**ότι τα μεταφερόμενα σχόλια και η συμπεριφορά ενός "ηγέτη" μπορούν να πυροδοτήσουν τη μαζική "λιποταξία" των επενδυτών του ανεπιτυχούς προς το επιτυχές πλήθος. Η "ηγεσία" που ασκούν τα άτομα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο μέσα στο πλαίσιο του επιτυχούς πλήθους - με άλλα λόγια ο ηγέτης ανήκει πάντα στο επιτυχές πλήθος.** Η προαναφερθείσα ηγεσία "μεγάλου βεληνεκούς" πρέπει να διαφοροποιηθεί από τη συνήθη καθημερινή ηγεσία που παρέχουν οι σύμβουλοι επενδύσεων σε μικρές ομάδες επενδυτών πελατειακής κατά κύριο λόγο υφής. Οι σύμβουλοι επενδύσεων σταχυολογούν τα σημαντικότερα στοιχεία από την πληθώρα των διαθέσιμων οικονομικών, πολιτικών και άλλων πληροφοριών και διαμορφώνουν μία επενδυτική άποψη την οποία μεταδίδουν στους πελάτεςτους, προτρέποντάς τους και στις ανάλογες πράξεις στο Χρηματιστήριο. Αυτοί παρέχουν επίσης θετική ηγεσία, η οποία στηρίζει την επενδυτική δράση και ουσιαστικά καθοδηγούν τις υποομάδες μέσα στο αισιόδοξο ή απαισιόδοξο πλήθος. Η θεωρία του πλήθους εφαρμόζεται ασφαλώς σε κάθε υπο-ομάδα, η οποία μένει κυριαρχούμενη από το κύριο πλήθος στο οποίο ανήκει. Η στρατηγική στην οποία κάθε υπο-ομάδα υπακούει συγκινησιακά είναι η στρατηγική του "γονικού" πλήθους. Οι επιτυχημένοι σύμβουλοι από την πλευρά τους, προβαίνουν σε συστάσεις που είναι άμεσα συνδεδεμένες με τις συνθήκες και την πορεία της αγοράς, αποτελώντας λίγο πολύ οι ίδιοι ένα μέρος του πλήθους. Αντίθετα, οι σύμβουλοι επενδύσεων οι οποίοι αν και αναγνωρίζουν την ψυχολογική κατάσταση της αγοράς, εντούτοις δεν εκφράζουν συγκεκριμένη άποψη αντίθετη από εκείνη που επικρατεί στο πλήθος, δεν μπορούν να ασκήσουν με επάρκεια το ρόλο του ηγέτη. Πιο συγκεκριμένα, επειδή παραμένουν επιφυλακτικοί, δεν είναι σε θέση να παρουσιάσουν ένα πειστικό και λίαν ελκυστικό σενάριο στρατηγικής, με αποτέλεσμα μόνο μία μικρή μειονότητα να είναι εκείνη που πιθανόν να ακολουθήσει τη συμβουλή τους.

Συμπερασματικά και συνοψίζοντας όλα τα παραπάνω θα μπορούσαμε να πούμε ότι ! **Η επιδίωξη του κέρδους ως κοινού στόχου όλων των επενδυτών βεβαιώνει ότι η συμπεριφορά της χρηματιστηριακής αγοράς αποτελεί φαινόμενο του πλήθους. Η συναισθηματική σύνδεση των επενδυτών σε ορισμένες επενδυτικές θέσεις, μεταφράζεται ως συναισθηματική σύνδεση είτε με το αισιόδοξο είτε με το απαισιόδοξο πλήθος: Κάθε επενδυτής δέχεται το αισιόδοξο ή το απαισιόδοξο επιχείρημα του πλήθους στο οποίο ανήκει και τελικά ταυτίζεται ισχυρά με το πλήθος αυτό για ένα χρονικό διάστημα. Η ύπαρξη των δύο αυτών επενδυτικών πληθών στο Χρηματιστήριο παρέχει το μηχανισμό εκείνο, μέσω του οποίου μεταδίδεται η**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**κυκλική συμπεριφορά. Εξαιτίας της διαιρέσεως ή του χάσματος μεταξύ αισιόδοξων και απαισιόδοξων ομάδων επενδυτών, υπάρχουν οι συνθήκες αβεβαιότητας και συγκρούσεως. Το σχετικό άγχος ενθαρρύνει το πλήθος τόσο να προστατέψει την αυτονομία του, όσο και να ακολουθήσει τους στρατηγικούς του στόχους όσον αφορά στις τιμές των μετοχών που προβάλλουν ως μελλοντικοί στόχοι. Καθώς σχηματίζεται μία συγκεκριμένη τάση τιμών, οι αποφάσεις ή τα κριτήρια συναλλαγής τείνουν να γίνουν ολοένα και περισσότερο μη λογικές /-ά. Η προπαγάνδα κατά του ("λάθους" ή ανεπιτυχούς) πλήθους που χάνει, εκτείνεται και εντείνεται με αποτέλεσμα το τελευταίο να αντιδράσει κάποτε στο άγχος, προσχωρώντας στο επιτυχές ή "σωστό" πλήθος. Στο τέλος όμως, πάντα έρχονται τα άκρα της ευφορίας ή της απαισιοδοξίας και δημιουργούνται οι συνθήκες για αναστροφή των τιμών, δημιουργώντας την υποδομή για ένα νέο χρηματιστηριακό κύκλο.**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

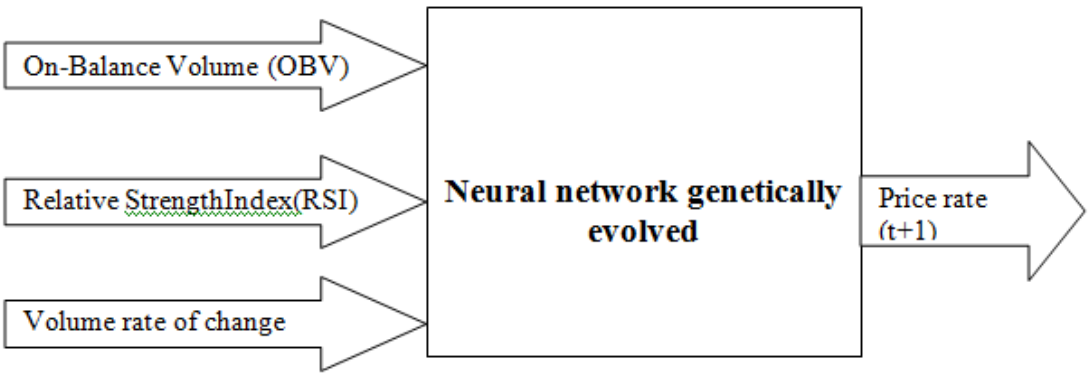
# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

## 3.1 Εισαγωγή

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

## 3.2 Περιγραφή του μοντέλου

Στην παρούσα μελέτη αναπτύσσουμε ένα *Νευρωνικό Δίκτυο Εμπρόσθιας Τροφοδότησης* (Feed-Forward Neural Network) του οποίου η δομή είναι 3-3-1. Δηλαδή αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer) με τρεις νευρώνες, ένα κρυμμένο επίπεδο (hidden layer) με τρεις νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου (output layer) με μια και μοναδική έξοδο που είναι η πρόβλεψη για την επόμενη ημέρα. Η κάθε είσοδος του δικτύου αντιστοιχίζεται με όλους τους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου όπου κάθε νευρώνας του στην συνέχεια καταλήγει σε αυτόν της εξόδου. Οι είσοδοι του μοντέλου αφού χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος δοκιμής και σφάλματος αποφασίσθηκε να είναι τρεις και συγκεκριμένα οι ψυχολογικοί δείκτες : Onbalvol [ On-Balance Volume (OBV) ],Rsindex [ Relative Strength Index (RSI) ], volroc [ Volume rate of change ]. Ακόμα χρησιμοποιήθηκε ως συνάρτηση μεταφοράς η λογιστική συνάρτηση η οποία επί της ουσίας αποφασίζει τη σχέση μεταξύ των εισόδων και της εξόδου εισάγοντας ασάφεια στο σύστημα. Άρα το νευρωνικό δίκτυο έχει σχηματικά την ακόλουθη δομή:

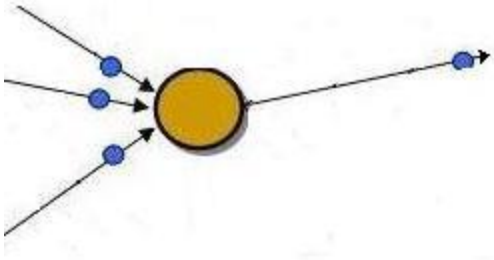



***Σχήμα 6.1:*** Δομή νευρωνικού δικτύου



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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



***Σχήμα 6.2:*** Δομή νευρώνων δικτύου

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι από διαφορετικές μετοχές που διαπραγματεύονται στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ASE). Αυτά αποτελούνται από την καθημερινή τιμή ανοίγματος και κλεισίματος της μετοχής, την υψηλότερη και χαμηλότερη τιμή κάθε μέρας καθώς και τον όγκο συναλλαγών. Εμείς λαμβάνουμε υπόψη μόνο τις τιμές κλεισίματος για κάθε μετοχή. Συγκεκριμένα οι μετοχές που χρησιμοποιήθηκαν ήταν αυτή της Εθνικής Τράπεζας (4850 παρατηρήσεις), της Εμπορικής Τράπεζας (4850 παρατηρήσεις), της Αλουμίνιον Ελλάδος (4848 παρατηρήσεις), της TITAN (4850 παρατηρήσεις) και της Alpha Bank (4850 τιμές). Οι τιμές των μετοχών πάρθηκαν για ένα διάστημα 19 ετών και συγκεκριμένα από 1η Ιανουαρίου 1986 μέχρι και την 30η Ιουνίου 2005. Επιπλέον για να υπάρξει μια όσο το δυνατόν πιο ξεκάθαρη εικόνα της ποιότητας μέτρησης των αποτελεσμάτων επιλέξαμε να μελετήσουμε και μετοχές που διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης όπως η GENERAL ELEKTRIC η KODAK και η CATERPILLAR. Τέλος μελετήθηκαν και δεδομένα από διάφορους δείκτες όπως ο γενικός δείκτης του χρηματιστηρίου Αθηνών και ο χρηματιστηριακός δείκτης FTSE.

Το ενδιαφέρον μας εστιάζεται σε βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη γι' αυτό τα δεδομένα λαμβάνονται σε καθημερινή βάση. Επίσης υπήρξε και μια προ-επεξεργασία των δεδομένων με σκοπό να κλιμακωθούν μεταξύ των ορίων [0 1] μιας συνάρτησης μεταφοράς.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 3.3 Εκπαίδευση και Αξιολόγηση του Νευρωνικού μοντέλου

Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιείται το 80% των δεδομένων ενώ το υπόλοιπο 20% χρησιμοποιείται για την δοκιμή του. Η εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται με την πιο συνηθισμένη μέθοδο εκπαίδευσης που είναι η χρήση γενετικών αλγορίθμων. Οι **Γενετικοί αλγόριθμοι** ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητες ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο.

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος απο την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης. Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτη η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα που ύπαρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γεννητικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λάμβανουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδίων/λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ).

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράξει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης.

Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.

Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων - ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία- οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων".

Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγο του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαραστηθούν απο μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτη η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γονιδίωμα) που ύπαρχει στους ζωντανούς οργανισμούς.

Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής/γενιτικού κώδικα, συνήθως με τυχαιες τιμές, δημιουργώντας ενα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκίμαζεται για το πόσο κόντα φέρνει την αντίδραση του σύστηματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι).

Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λάμβανουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβανοντας αυτη τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμο με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδίωματων/λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμες για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Σ.Ι.

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α απο τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πίο γρήγορα. Καθώς ύπαρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση.

οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό/

μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς έχουν μεγαλύτερη

ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

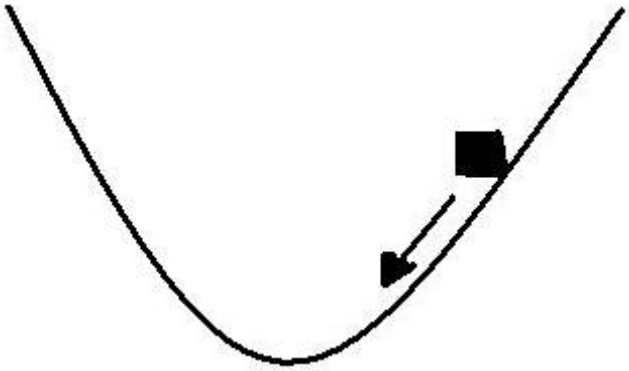
λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά οι γενετικό αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους αναθέτουμε.

Έστω ότι έχουμε μια διεργασία Ε η οποία εξαρτάται από τις μεταβλητές x' ,x,x,x'. Η διεργασία Ε παράγει ένα προϊόν Α. Ποιες είναι οι τιμές των x',x,x,x' ώστε το κόστος του Α να είναι το μικρότερο δυνατό; Για να λύσει αυτό το πρόβλημα ο γενετικός αλγόριθμος, δημιουργεί κάποιες αρχικές τυχαίες λύσεις του προβλήματος. Δηλαδή, δημιουργεί ένα πληθυσμό χρωμοσωμάτων όπου το κάθε χρωμόσωμα αντιστοιχεί σε κάποιες τιμές των x. Για την εκτίμηση της καταλληλότητας του χρωμοσώματος αυτού, υπάρχει μια συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) η οποία και κρίνει το κατά πόσο είναι κατάλληλο το κάθε χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα κρίνεται για την καταλληλότητά του, και στη συνέχεια επιλέγονται τα καλύτερα χρωμοσώματα. Αυτά «αναπαράγονται» χρησιμοποιώντας ορισμένους γενετικούς τελεστές, και παράγουν την επόμενη γενιά χρωμοσωμάτων. Μετά από πολλές γενιές, ο πληθυσμός θα έχει χρωμοσώματα τα οποία είναι αρκετά κατάλληλα για το πρόβλημα, οπότε μπορούμε να λάβουμε τα κατάλληλα x για την λύση του προβλήματος.

Ο αλγόριθμος τερματίζει την λειτουργία του όταν πεπεραστεί ο αριθμός των επαναλήψεων ή όταν το σφάλμα μειωθεί στην επιθυμητή τιμή. Όταν η συνάρτηση σφάλματος είναι απλή δηλαδή χωρίς τοπικά ελάχιστα τότε ο αλγόριθμος δεν έχει κάποιο πρόβλημα (***σχήμα 3.1***).



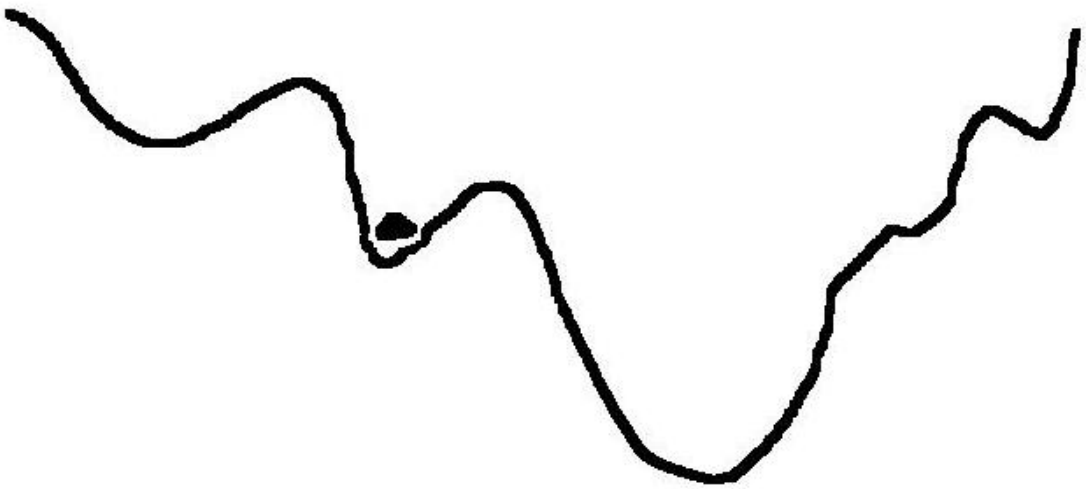
PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com



***Σχήμα 3.1:*** Απλή συνάρτηση σφάλματος

Όταν όμως η συνάρτηση σφάλματος είναι σύνθετη δηλαδή περιέχει και κάποια τοπικά ελάχιστα (***σχήμα 3.2***) όπως συμβαίνει στα περισσότερα προβλήματα πρέπει να υπάρξει άνοδος σε ένα υψηλό σημείο και έπειτα να κατεβούμε στο ολικό ελάχιστο.

-



*Σχήμα 6.4:* **Σύνθετη συνάρτηση σφάλματος**

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

1) **Η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE)** που υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω σχέση και xt είναι η



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

πραγματική τιμή ενώ yt είναι η τιμή της πρόβλεψης. Το N είναι το σύνολο των δεδομένων τιμών.

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

Το δεύτερο μέτρο απόδοσης του δικτύου που εξετάζεται είναι η τιμή που υπολογίζεται και λαμβάνεται υπόψη μέσω της **στρατηγικής Buy & Hold**. Η στρατηγική αυτή είναι ένας μακροχρόνιος τρόπος επένδυσης που βασίζεται στην προοπτική ότι μακροπρόθεσμα μια μετοχή ή χρηματιστηριακή αγορά μπορεί να δώσει κέρδος στον επενδυτή παρόλο που μπορεί να υπάρχουν περίοδοι αστάθειας και καθόδου.
Τέλος το τρίτο μέτρο απόδοσης είναι ο δείκτης ROE ο οποίος είναι ένας δείκτης αποδοτικότητας που υπολογίζει την απόδοση των μετοχών ενός χαρτοφυλακίου σε σχέση με την αρχική τοποθέτηση του επενδυτή.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΜΕΘΟΔΟΙ ΓΙΑ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

## 4.1 Προσδιορισμός συστήματος: Μια εισαγωγή

Το πρόβλημα προσδιορισμού ενός μαθηματικού μοντέλου για ένα άγνωστο σύστημα (το οποίο αναφέρεται επίσης και ως σύστημα στόχος) παρατηρώντας τα ζευγάρια δεδομένων εισόδου-εξόδου του αναφέρεται γενικά ως αναγνώριση συστήματος. Οι στόχοι του προσδιορισμού συστήματος είναι πολλαπλοί:

- Για να προβλέψει μια συμπεριφορά του συστήματος, όπως στη πρόβλεψη χρονοσειρών και στη πρόβλεψη καιρού.

- Για να εξηγήσει τις αλληλεπιδράσεις και τις σχέσεις μεταξύ των εισόδων και των εξόδων ενός συστήματος. Για παράδειγμα, ένα μαθηματικό μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εξετάσει εάν η ζήτηση ποικίλλει πράγματι ανάλογα με την προσφορά σε ένα οικονομικό σύστημα.

- Για να σχεδιάσει έναν ελεγκτή βασισμένο στο μοντέλο ενός συστήματος, όπως στον έλεγχο αεροσκαφών και σκαφών. Επίσης για να κάνουμε την προσομοίωση υπολογιστών του συστήματος υπό έλεγχο, χρειαζόμαστε ένα μοντέλο του συστήματος.

Ο προσδιορισμός συστημάτων περιλαμβάνει γενικά δύο βήματα:



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Προσδιορισμός δομής** Σε αυτό το βήμα, πρέπει να εφαρμόσουμε την *a priori* γνώση για το σύστημα στόχο για να καθορίσουμε μια κατηγορία μοντέλων μέσα στην οποία πρόκειται να διεξαχθεί η αναζήτηση του καταλληλότερου μοντέλου. Συνήθως αυτή η κατηγορία μοντέλων δείχνεται από μια παραμετρική συνάρτηση $y = f(\mathbf{u};\boldsymbol{\theta})$, όπου $y$ είναι η έξοδος του μοντέλου, $\mathbf{u}$ είναι το διάνυσμα εισόδου και $\boldsymbol{\theta}$ είναι το διάνυσμα παραμέτρου. Ο προσδιορισμός της συνάρτησης $f$ είναι εξαρτώμενο πρόβλημα και η συνάρτηση βασιζεται στην εμπειρία και τη διαίσθηση του σχεδιαστή και τους νόμους της φύσης που κυβερνούν το σύστημα στόχο.

**Προσδιορισμός παραμέτρου** Στο δεύτερο βήμα, η δομή του μοντέλου είναι γνωστή και το μόνο που χρειάζεται να κάνουμε είναι να εφαρμόσουμε τεχνικές βελτιστοποίησης για να καθορίσουμε το διάνυσμα παραμέτρου $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$ τέτοιο ώστε το προκύπτον μοντέλο $\hat{y} = f(\mathbf{u};\hat{\boldsymbol{\theta}})$ να μπορεί να περιγράψει το σύστημα κατάλληλα.
Εάν δεν έχουμε οποιαδήποτε a priori γνώση για το σύστημα στόχο, τότε ο προσδιορισμός δομής γίνεται ένα δύσκολο πρόβλημα και πρέπει να επιλέξουμε τη δομή με δοκιμή και σφάλμα. Ευτυχώς, ξέρουμε πάρα πολλά για τις δομές των περισσότερων συστημάτων εφαρμοσμένης μηχανικής και βιομηχανικών διαδικασιών και έτσι είναι συνήθως δυνατό να παραχθεί μια συγκεκριμένη κατηγορία μοντέλων–συγκεκριμένα, μια παραμετρική συνάρτηση-που μπορεί καλύτερα να περιγράψει το σύστημα στόχο. Συνεπώς, το πρόβλημα προσδιορισμού συστημάτων περιορίζεται συνήθως σε αυτό του προσδιορισμού παραμέτρου.

Γενικά, ο προσδιορισμός συστημάτων δεν είναι μια διαδικασία ενός περάσματος αλλά πρέπει να κάνουμε προσδιορισμό δομής και



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

παραμέτρου επανειλημμένα έως ότου να βρούμε ένα ικανοποιητικό πρότυπο ως εξής:

1. Καθορίζουμε και παραμετρικοποιούμε μια κατηγορία μαθηματικών μοντέλων που αντιπροσωπεύουν το σύστημα που προσδιορίζεται.

2. Εκτελούμε τον προσδιορισμό παραμέτρου για να επιλέξουμε τις παραμέτρους που ταιριάζουν καλύτερα στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

3. Πραγματοποιούμε δοκιμές επικύρωσης για να δούμε εάν το μοντέλο που προσδιορίζεται ανταποκρίνεται σωστά σε ένα άγνωστο σύνολο δεδομένων. (Αυτό το σύνολο στοιχείων είναι χωρισμένο από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και αναφέρεται ως **σύνολο δεδομένων δοκιμής**, **επικυρώσης** ή **ελέγχου**.)

4. Ολοκληρώνουμε τη διαδικασία μόλις τα αποτελέσματα της δοκιμής επικύρωσης είναι ικανοποιητικά. Διαφορετικά, μια άλλη κατηγορία μοντέλων επιλέγεται και τα βήματα 2 μέχρι 4 επαναλαμβάνονται.

Το νευρωνικό μοντέλο που θα αναπτύχθεί στη συνέχεια χρησιμοποιεί έναν υβριδικό γενετικό κατά βάση αλγόριθμο εκμάθησης για να προσδιορίσει τις παραμέτρους που εισάγουν την ασάφεια στο σύστημα. Επίσης θα μπορούσε να εφαρμόζει έναν συνδυασμό της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (least-squares) και της μεθόδου οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης (backpropagation gradient descent) για την



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

εκπαίδευση παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής. Στη συνέχεια, θα περιγράψουμε τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων και τη μέθοδο οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης .



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 4.2 Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (Least-squares estimator)

Στο γενικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων, η έξοδος του γραμμικού μοντέλου *y* δίνεται από τη γραμμικά παραμετρικοποιημένη έκφραση

$$y = q_1 f_1(\mathbf{u}) + q_2 f_2(\mathbf{u}) + \ldots + q_n f_n(\mathbf{u}), \tag{3.2.1}$$

όπου $\mathbf{u} = [u_1, \ldots, u_p]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου, $f_1, \ldots, f_n$ είναι γνωστές συναρτήσεις του $\mathbf{u}$, και $q_1, \ldots, q_n$ είναι άγνωστες παράμετροι που θα υπολογιστούν. Στη στατιστική, το να βάλεις δεδομένα χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό μοντέλο ανφέρεται σαν γραμμική παλινδρόμηση. Κατά συνέπεια η εξίσωση (3.2.1) καλείται επίσης συνάρτηση παλινδρόμησης, και τα $q_i$ ονομάζονται συντελεστές παλινδρόμησης.

Για να προσδιορίσουμε τις άγνωστες παραμέτρους $q_i$, συνήθως πρέπει να εκτελέσουμε πειράματα για να λάβουμε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από τα ζευγάρια δεδομένων $\{(\mathbf{u}_i, y_i), i = 1, \ldots, m\}$ τα οποία αντιπροσωπεύουν τα επιθυμητά ζευγάρια εισόδου-εξόδου του συστήματος στόχου που θα μοντελοποιηθεί. Η αντικατάσταση κάθε ζευγαριού στοιχείων στην εξίσωση (3.2.1) παράγει ένα σύνολο γραμμικών εξισώσεων *m*:

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{u}_1)q_1 + f_2(\mathbf{u}_1)q_2 + \ldots + f_n(\mathbf{u}_1)q_n &= y_1 \\ f_1(\mathbf{u}_2)q_1 + f_2(\mathbf{u}_2)q_2 + \ldots + f_n(\mathbf{u}_2)q_n &= y_2 \\ &\vdots \\ f_1(\mathbf{u}_m)q_1 + f_2(\mathbf{u}_m)q_2 + \ldots + f_n(\mathbf{u}_m)q_n &= y_m \end{aligned} \tag{3.2.2}$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Χρησιμοποιώντας τη μορφή πινάκων, μπορούμε να ξαναγράψουμε τις προηγούμενες εξισώσεις σε μια συνοπτική μορφή:

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{y} \tag{3.2.3}$$

όπου $\mathbf{A}$ είναι ένας $m \times n$ πίνακας (μερικές φορές λέγεται πίνακας σχεδιασμού):

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{u}_1) & \cdots & f_n(\mathbf{u}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_1(\mathbf{u}_m) & \cdots & f_n(\mathbf{u}_m) \end{bmatrix},$$

$\boldsymbol{\theta}$ είναι ένα $n \times 1$ διάνυσμα άγνωστων παραμέτρων:

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} q_1 \\ \vdots \\ q_n \end{bmatrix},$$

και $\mathbf{y}$ είναι ένα $m \times 1$ διάνυσμα εξόδου:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}.$$

Η *i-οστή* σειρά του ενωμένου πίνακα δεδομένων $[\mathbf{A} \vdots \mathbf{y}]$, που δηλώνεται με $[\mathbf{a}_i^T \vdots y_i]$, σχετίζεται με το *i-οστό* ζευγάρι δεδομένων $(\mathbf{u}_i ; y_i)$ μέσω της

$$\mathbf{a}_i^T = [\, f_1(\mathbf{u}_i), \ldots, f_n(\mathbf{u}_i)\,].$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Εφόσον το μεγαλύτερο μέρος των υπολογισμών μας βασίζεται στους πίνακες $\mathbf{A}$ και $\mathbf{y}$, μερικές φορές ανφερόμαστε στο $(\mathbf{a}_i^T; y_i)$ σαν το *i-οστό* ζευγάρι δεδομένων του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης.

Για να προσδιορίσουμε μεμονωμένα το άγνωστο διάνυσμα $\boldsymbol{\theta}$, είναι απαραίτητο να ισχύει $m \geq n$. Αν ο $\mathbf{A}$ είναι τετραγωνικός $(m = n)$ και αντιστρέψιμος, τότε μπορούμε να λύσουμε ως προς τον άγνωστο $\mathbf{x}$ από την εξίσωση (3.2.3) και έχουμε

$$\boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{y} \quad .$$

(3.2.4)

Εντούτοις, ο $m$ είναι συνήθως μεγαλύτερος από τον $n$, δείχνοντας έτσι ότι έχουμε περισσότερα ζευγάρια στοιχείων από τις παραμέτρους. Σε αυτήν την περίπτωση, μια ακριβής λύση που να ικανοποιεί όλες τις $m$ εξισώσεις δεν είναι πάντα δυνατή, δεδομένου ότι τα στοιχεία μπορεί να μολυνθούν από θόρυβο, ή το μοντέλο μπορεί να μην είναι κατάλληλο για την περιγραφή του συστήματος στόχου. Κατά συνέπεια η εξίσωση (3.2.3) πρέπει να τροποποιηθεί με την ενσωμάτωση ενός διανύσματος λάθους $\mathbf{e}$ για να αποτελέσει το τυχαίο λάθος θορύβου ή το τυχαίο λάθος διαμόρφωσης ως εξής:

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} + \mathbf{e} = \mathbf{y} \quad .$$

(3.2.5)



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Τώρα, αντί της εύρεσης της ακριβούς λύσης στην εξίσωση (3.2.3), θέλουμε να ψάξουμε για το $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$ που ελαχιστοποιεί το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος και ορίζεται ως

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

(3.2.6)

όπου $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$ είναι το διάνυσμα λάθους που παράγεται από μια συγκεκριμένη επιλογή του $\boldsymbol{\theta}$. Σημειώστε ότι το $E(\boldsymbol{\theta})$ είναι σε τετραγωνική μορφή και έχει ένα μοναδικό ελάχιστο $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$. Το ακόλουθο θεώρημα δηλώνει έναν απαραίτητο όρο που ικανοποιείται από τον εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων $\hat{\boldsymbol{\theta}}$.

**Θεώρημα 3.2.1** *Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων*

Το τετραγωνικό σφάλμα στην εξίσωση (3.2.6) ελαχιστοποιείται όταν $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$, ο οποίος καλείται εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (LSE για συντομία) και ο οποίος ικανοποιεί την κανονική εξίσωση

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{A}^T \mathbf{y}$$

(3.2.7)

Αν ο $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ είναι αντιστρέψιμος, ο $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ είναι μοναδικός και δίνεται από την

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad .$$

(3.2.8)



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Απόδειξη:** Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι διαθέσιμες στη βιβλιογραφία για την εύρεση του εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων για την εξίσωση (3.2.3). Μια απλή προσέγγιση είναι να τεθεί το παράγωγο του $E(\boldsymbol{\theta})$ ως προς $\boldsymbol{\theta}$ ίσο σε μηδέν. Σημειώνοντας ότι ο $\boldsymbol{\theta}^T\mathbf{A}^T\mathbf{y} = \mathbf{y}^T\mathbf{A}\boldsymbol{\theta}$ είναι βαθμωτός, μπορούμε να επεκταθούμε για $E(\boldsymbol{\theta})$:

$$E(\boldsymbol{\theta}) = (\mathbf{y}^T - \boldsymbol{\theta}^T\mathbf{A}^T)(\mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\theta}^T\mathbf{A}^T\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - 2\mathbf{y}^T\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} + \mathbf{y}^T\mathbf{y}$$

(3.2.9)

Τότε η παράγωγος του $E(\boldsymbol{\theta})$ είναι

$$\frac{\partial E(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 2\mathbf{A}^T\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - 2\mathbf{A}^T\mathbf{y}. \qquad (3.2.10)$$

Θέτοντας $\frac{\partial E(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = 0$ στο $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$, παίρνουμε την κανονική εξίσωση

$$\mathbf{A}^T\mathbf{A}\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{A}^T\mathbf{y}. \qquad (3.2.11)$$

Αν ο $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$ είναι αντιστρέψιμος, τότε ο $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ μπορεί να επιλυθεί μοναδικά:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{y} \qquad .$$

(3.2.12)

Εφόσον το $E(\boldsymbol{\theta})$ είναι μια τετραγωνική συνάρτηση $\boldsymbol{\theta}$, το σφάλμα ελαχίστων τετραγώνων που επιτυγχάνεται για $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$ μπορεί να βρεθεί να είναι

$$E(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = (\mathbf{y} - \mathbf{A}\hat{\boldsymbol{\theta}})^T(\mathbf{y} - \mathbf{A}\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \mathbf{y}^T\mathbf{y} - \mathbf{y}^T\mathbf{A}(\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{y}. \qquad (3.2.13)$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Όμως, αν ο $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$ είναι μη αντιστρέψιμος, τότε ο LSE δεν είναι μοναδικός και πρέπει να εφαρμόσουμε την έννοια του γενικευμένου αντιστρόφου για να βρούμε τον $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Χωρίς απώλεια γενικότητας, θα υποθέσουμε οτι ο $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$ είναι αντιστρέψιμος.

Η προηγούμενη παραγώγιση είναι βασισμένη στην υπόθεση ότι κάθε στοιχείο του διανύσματος λάθους $\mathbf{e}$ έχει το ίδιο βάρος προς το γενικό τετραγωνικό σφάλμα. Μια περαιτέρω γενίκευση είναι να αφήσουμε κάθε όρο σφάλματος να σταθμιστεί διαφορετικά. Συγκεκριμένα, ας πούμε ότι ο $\mathbf{W}$ είναι ο επιθυμητός πίνακας βαρύτητας, ο οποίος είναι συμμετρικός και θετικά ορισμένος. Τότε το σταθμισμένο τετραγωνικό σφάλμα είναι

$$E_{\mathbf{W}}(\boldsymbol{\theta}) = (\mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\theta})^T \mathbf{W}(\mathbf{y} - \mathbf{A}\boldsymbol{\theta}) . \qquad (3.2.14)$$

Ελαχιστοποιώντας το $E_{\mathbf{W}}(\boldsymbol{\theta})$ ως προς $\boldsymbol{\theta}$ παράγουμε το σταθμισμένο εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathbf{W}}$:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathbf{W}} = (\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{W}\mathbf{y}$$

(3.2.15)

Προφανώς, ο $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathbf{W}}$ μειώνεται σε $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ όταν ο $\mathbf{W}$ επιλέγεται σαν ένας μοναδιαίος πίνακας.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 4.3 Οπισθοδρόμηση για πρωσοτροφοδοτούμενα δίκτυα

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει ένα βασικό κανόνα εκμάθησης για προσαρμόσιμα δίκτυα, που είναι στην ουσία η πιο απλή μέθοδος βαθμωτής ελαχιστοποίησης. Το κεντρικό μέρος αυτού του κανόνα εκμάθησης αφορά πως να πάρουμε επαναληπτικά ένα διάνυσμα κλίσης στο οποίο κάθε στοιχείο ορίζεται ως την παράγωγο ενός μέτρου σφάλματος ως προς μια παράμετρο. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του κανόνα αλυσίδας, ενός βασικού τύπου για το διαφορισμό σύνθετων συναρτήσεων ο οποίος αναλύεται σε κάθε εγχειρίδιο μαθηματικών. Η διαδικασία εύρεσης ενός διανύσματος κλίσης σε ένα δίκτυο αναφέρεται γενικά σαν οπισθοδρόμηση (backpropagation) επειδή το διάνυσμα κλίσης υπολογίζεται σε κατεύθυνση αντίθετη από τη ροή της εξόδου κάθε κόμβου. Μόλις πάρουμε την κλίση, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης και παλινδρόμησης βασισμένες στις παραγώγους είναι διαθέσιμες για την ενημέρωση των παραμέτρων. Ειδικότερα, εάν χρησιμοποιούμε το διάνυσμα κλίσης σε μια απλή μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, το προκύπτον παράδειγμα εκμάθησης αναφέρεται συχνά ως κανόνας οπισθόδρομης εκμάθησης. Θα αναλύσουμε αυτόν τον κανόνα εκμάθησης στην συνέχεια αυτής της ενότητας.

Υποθέστε ότι δεδομένο πρωσοτροφοδοτούμενο προσαρμόσιμο δίκτυο στην αναπαράστασή του σε επίπεδα έχει $L$ επίπεδα και το επίπεδο $l$ (όπου $l = 0,1,\ldots,L; l = 0$ αντιπροσωπεύει το επίπεδο εισαγωγής) έχει $N(l)$ κόμβους. Τότε η έξοδος και η συνάρτηση του κόμβου $i$ $[i = 1,\ldots,N(l)]$ στο επίπεδο $l$ μπορούν να αναπαρασταθούν σαν $x_{l,i}$ και $f_{l,i}$, αντίστοιχα. Χωρίς απώλεια γενικότητας, υποθέτουμε ότι δεν υπάρχει καμία σύνδεση μεταξύ μη συνεχόμενων στρωμάτων. Δεδομένου ότι η έξοδος ενός



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

κόμβου εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα και το σύνολο παραμέτρων του κόμβου, έχουμε την ακόλουθη γενική έκφραση για τη συνάρτηση των κόμβων $f_{l,i}$:

$$x_{l,i} = f_{l,i}(x_{l-1,1},...x_{l-1,N(l-1)}, a, b, g, ...) , \qquad (3.3.1)$$

όπου α, β, γ κλπ. είναι οι παράμετροι αυτού του κόμβου.

Υποθέτοντας ότι το δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης έχει $P$ καταχωρήσεις, μπορούμε να ορίσουμε ένα μέτρο σφάλματος για την *p-οστή* $(1 \le p \le P)$ καταχώρηση των δεδομένων εκπαίδευσης σαν το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(l)} (d_k - x_{L,k})^2 , \qquad (3.3.2)$$

όπου $d_k$ είναι το *k-οστό* συστατικό του *p-οστού* επιθυμητού διανύσματος εξόδου και $x_{L,k}$ είναι το *k-οστό* συστατικό του πραγματικού διανύσματος εξόδου που παράγεται με την παρουσίαση του *p-οστού* διανύσματος εισόδου στο δίκτυο. (Για σημειογραφική απλότητα, παραλείπουμε το δείκτη $p$ και από το $d_k$ και από το $x_{L,k.}$). Προφανώς, όταν το $E_p$ είναι ίσο με το μηδέν, το δίκτυο είναι ικανό να αναπαράγει ακριβώς το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου στο *p-οστό* ζευγάρι δεδομένων εκπαίδευσης. Κατά συνέπεια ο στόχος μας εδώ είναι να ελαχιστοποιήσουμε ένα συνολικό μέτρο σφάλματος, που ορίζεται ως $E = \sum_{p=1}^{P} E_P$ .

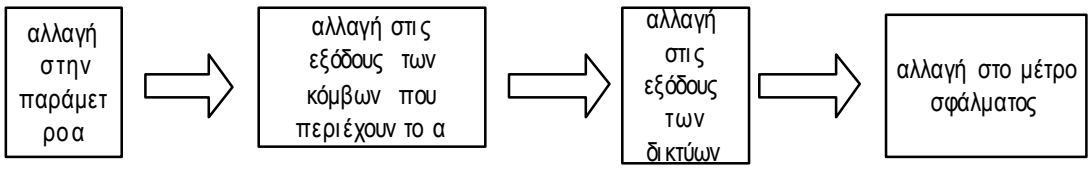
Θυμηθείτε ότι ο ορισμός του $E_P$ στην εξίσωση (3.3.2) δεν είναι καθολικός αλλά είναι δυνατός και άλλος ορισμός για το $E_P$ για



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συγκεκριμένες καταστάσεις ή εφαρμογές. Επομένως, θα αποφύγουμε μια ρητή έκφραση για το μέτρο σφάλματος $E_P$ για να δώσουμε έμφαση στη γενικότητα. Επιπλέον, υποθέτουμε ότι το $E_P$ εξαρτάται μόνο από τους κόμβους εξόδου.

Για να χρησιμοποιήσουμε τη βαθμωτή ελαχιστοποίηση ώστε να ελαχιστοποιήσουμε το μέτρο σφάλματος, πρέπει πρώτα να βρούμε το διάνυσμα κλίσης. Πριν υπολογίσουμε το διάνυσμα κλίσης, πρέπει να παρατηρήσουμε τις ακόλουθες αιτιώδεις σχέσεις:




όπου τα βέλη $\Rightarrow$ δείχνουν τις αιτιώδεις σχέσεις. Με άλλα λόγια, μια μικρή αλλαγή σε μια παράμετρο $a$ θα επηρεάσει την έξοδο του κόμβου που περιέχει το $a$. Αυτό με τη σειρά του θα επηρεάσει την έξοδο του τελευταίου επιπέδου και συνεπώς το μέτρο σφάλματος. Επομένως, η βασική αρχή στον υπολογισμό του διανύσματος κλίσης είναι να περάσουμε μια σειρά από πληροφορίες παραγώγων ξεκινώντας από το επίπεδο εξόδου και πηγαίνοντας ανάποδα από επίπεδο σε επίπεδο έως ότου φθάσουμε στο επίπεδο εισόδου.

Για να διευκολύνει τη συζήτηση, ορίζουμε το σήμα σφάλματος $\in_{l,i}$ σαν τη παράγωγο του μέτρου σφάλματος $E_P$ ως προς την έξοδο του κόμβου $i$ στο επίπεδο $l$, λαμβάνοντας υπόψη και τις άμεσες και τις έμμεσες πορείες. Σε σύμβολα,



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

$$\in_{l,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}} \tag{3.3.3}$$

Η έκφραση αυτή ονομάστηκε διατεταγμένη παράγωγος από τον Werbos. Η διαφορά μεταξύ της διατεταγμένης παραγώγου και της συνηθισμένης μερικής παραγώγου βρίσκεται στον τρόπο με τον οποίο βλέπουμε τη συνάρτηση να διαφορίζεται. Για την έξοδο ενός εσωτερικού κόμβου $x_{l,i}$ (όπου $l \neq L$), η μερική παράγωγος $\frac{\partial E_P}{\partial x_{l,i}}$ είναι ίση με το μηδέν, εφόσον το $E_P$ δεν εξαρτάται από το $x_{l,i}$ έμμεσα, αφού μια αλλαγή στο $x_{l,i}$ θα διαδωθεί μέσω έμμεσων πορειών στο επίπεδο εξόδου και συνεπώς θα προκαλέσει μια αντίστοιχη αλλαγή στην τιμή του $E_P$. Επομένως, το $\in_{l,i}$ μπορεί να υπολογιστεί ως μια αναλογία αυτών των δύο αλλαγών όταν αυτές γίνονται απειροελάχιστες.

Το σήμα σφάλματος για τον *i-οστό* κόμβο εξόδου (στο επίπεδο $L$) μπορεί να υπολογιστεί απευθείας:

$$\in_{L,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{L,i}} = \frac{\partial E_p}{\partial x_{L,i}} \tag{3.3.4}$$

Αυτό ισούται με $\in_{L,i} = -2(d_i - x_{L,i})$ αν το $E_P$ ορίζεται όπως στην εξίσωση (3.3.2). Για τον εσωτερικό κόμβο στην *i-οστή* θέση του επιπέδου $l$, το σήμα σφάλματος μπορεί να βρεθεί από τον κανόνα αλυσίδας:

$$\in_{l,i} = \underbrace{\frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}}}_{\substack{error\ signal \\ at\ layer\ l}} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \underbrace{\frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l+1,m}}}_{\substack{error\ signal \\ at\ layer\ l+1}} \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{l,i}} = \sum_{m=1}^{N(l+1)} \in_{l+1,m} \frac{\partial f_{l+1,m}}{\partial x_{l,i}}, \tag{3.3.5}$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

όπου $0 \le l \le L-1$. Δηλαδή το σήμα σφάλματος ενός εσωτερικού κόμβου στο στρώμα $l$ μπορεί να εκφραστεί ως γραμμικός συνδυασμός των κόμβων στο στρώμα $l+1$. Επομένως, για οποιουσδήποτε $l$ και $i$ [ και $1 \le i \le N(l)$ ], μπορούμε να βρούμε το $\in_{l,i} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}}$ εφαρμόζοντας πρώτα την εξίσωση (3.3.4) μία φορά για να πάρουμε τα σήματα σφάλματος στο επίπεδο εξόδου, και έπειτα εφαρμόζοντας την εξίσωση (3.3.5) επαναληπτικά έως ότου φθάσουμε στο επιθυμητό επίπεδο $l$. Η διαδικασία αυτή καλείται οπισθοδρόμηση δεδομένου ότι τα σήματα σφάλματος λαμβάνονται διαδοχικά από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου.

Το διάνυσμα κλίσης ορίζεται ως την παράγωγο του μέτρου σφάλματος ως προς κάθε παράμετρο, έτσι πρέπει να εφαρμόσουμε τον κανόνα αλυσίδας ξανά για να βρούμε το διάνυσμα κλίσης. Εάν $a$ είναι μια παράμετρος του *i-οστού* κόμβου στο επίπεδο $l$, έχουμε:

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial a} = \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_{l,i}} \frac{\partial f_{l,i}}{\partial a} = \in_{l,i} \frac{\partial f_{l,i}}{\partial a}. \qquad (3.3.6)$$

Σημειώστε ότι αν επιτρέψουμε στην παράμετρο $a$ να μοιράζεται μεταξύ διαφορετικών κόμβων, τότε η εξίσωση (3.3.6) πρέπει να αλλαχθεί σε μια πιο γενική μορφή:

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial a} = \sum_{x^* \in S} \frac{\partial^+ E_p}{\partial x^*} \frac{\partial f^*}{\partial a}, \qquad (3.3.7)$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

όπου S είναι το σύνολο των κόμβων που περιέχουν το $a$ σαν παράμετρο ενώ $x^*$ και $f^*$ είναι η έξοδος και η συνάρτηση, αντίστοιχα, ενός γενικού κόμβου στο S.

Η παράγωγος του γενικού μέτρου σφάλματος $E$ ως προς το $a$ είναι

$$\frac{\partial^+ E}{\partial a} = \sum_{p=1}^{P} \frac{\partial^+ E_p}{\partial a} \quad . \tag{3.3.8}$$

Συνεπώς, για την απλούστερη βαθμωτή ελαχιστοποίηση χωρίς ελαχιστοποίηση γραμμών, ο τύπος για τη γενική παράμετρο $a$ είναι

$$\Delta a = -h \frac{\partial^+ E_p}{\partial a}, \tag{3.3.9}$$

όπου το $h$ είναι ο ρυθμός εκμάθησης, το οποίο μπορεί να εκφραστεί περαιτέρω ως

$$h = \frac{k}{\sqrt{\sum_a \left(\frac{\partial E}{\partial a}\right)^2}}, \tag{3.3.10}$$

όπου το $k$ είναι το μέγεθος βήματος, το μήκος δηλαδή κάθε μετάβασης κατά μήκος της κατεύθυνσης κλίσης στο διάστημα παραμέτρου. Συνήθως μπορούμε να αλλάξουμε το μέγεθος βήματος για να μεταβάλλουμε την ταχύτητα της σύγκλισης.

Όταν ένα πρωσοτροφοδοτούμενο δίκτυο n-κόμβων αναπαριστάται στην τοπολογική του διάταξη, μπορούμε να υπολογίσουμε το μέτρο



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

σφάλματος $E_P$ σαν την έξοδο ενός επιπλέον κόμβου με ένδειξη $n+1$, του οποίου η συνάρτηση κόμβου $f_{n+1}$ μπορεί να οριστεί από τις εξόδους κάθε κόμβου με μικρότερη ένδειξη. (Επομένως, το $E_P$ μπορεί να εξαρτάται άμεσα από οποιουσδήποτε κόμβους.) Εφαρμόζοντας πάλι τον κανόνα αλυσίδας, έχουμε τον ακόλουθο συνοπτικό τύπο για τον υπολογισμό του σήματος σφάλματος $\in_i = \partial E_p / \partial x_i$ :

$$\frac{\partial^+ E_p}{\partial x_i} = \frac{\partial f_{n+1}}{\partial x_i} + \sum_{i<j\le n} \in_j \frac{\partial^+ E_p}{\partial x_j} \frac{\partial f_j}{\partial x_i} \quad , \qquad (3.3.11)$$

ή

$$\in_i = \frac{\partial f_{n+1}}{\partial x_i} + \sum_{i<j\le n} \in_j \frac{\partial f_j}{\partial x_i} \quad , \qquad (3.3.12)$$

όπου ο πρώτος όρος δείχνει μια άμεση επίδραση του $x_i$ στο $E_P$ μέσω της άμεσης διαδρομής από τον κόμβο $i$ στον κόμβο $n+1$ και κάθε όρος παραγώγου στο άθροισμα δείχνει την έμμεση επίδραση του $x_i$ στο $E_P$. Μόλις βρούμε το σήμα σφάλματος για κάθε κόμβο, τότε το διάνυσμα κλίσης για τις παραμέτρους παράγεται όπως πριν.

Ένας άλλος συστηματικός τρόπος να υπολογιστούν τα σήματα σφάλματος είναι μέσω της αναπαράστασης του δικτύου διάδοσης σφάλματος (ή του μοντέλου ευαισθησίας), το οποίο λαμβάνεται από το αρχικό προσαρμόσιμο δίκτυο με την αντιστροφή των συνδέσεων και την παροχή των σημάτων σφάλματος στο επίπεδο εξόδου ως είσοδοι στο νέο



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 4.4 Υβριδικός αλγόριθμος εκμάθησης: Συνδυασμός βαθμωτής ελαχιστοποίησης και εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων

Αν και μπορούμε να εφαρμόσουμε οπισθοδρόμηση ή την βαθμωτή ελαχιστοποίηση για να προσδιορίσουμε τις παραμέτρους σε ένα προσαρμόσιμο δίκτυο, αυτή η απλή μέθοδος βελτιστοποίησης παίρνει συνήθως πολύ χρόνο προτού να συγκλίνει. Μπορούμε να παρατηρήσουμε, όμως, ότι η έξοδος ενός προσαρμόσιμου δικτύου είναι γραμμική σε μερικές από τις παραμέτρους του δικτύου. Έτσι μπορούμε να προσδιορίσουμε αυτές τις γραμμικές παραμέτρους με τη γραμμική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων που περιγράψαμε παραπάνω. Αυτή η προσέγγιση οδηγεί σε ένα υβριδικό κανόνα εκμάθησης που συνδυάζει τη βαθμωτή ελαχιστοποίηση (SD) και τον εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων (LSE) για γρήγορο προσδιορισμό των παραμέτρων. Στη συνέχεια θα δούμε πως αυτό λειτουργεί.

Το προσαρμόσιμο δίκτυό μας έχει μία έξοδο που αναπαριστάται ως

$$o = F(i, S), \tag{3.4.1}$$

όπου $i$ είναι το διάνυσμα των μεταβλητών εισόδου, $S$ είναι το σύνολο των παραμέτρων, και $F$ είναι η συνολική συνάρτηση που εφαρμόζεται από το προσαρμόσιμο δίκτυο. Αν υπάρχει μια συνάρτηση $H$ τέτοια ώστε η σύνθετη συνάρτηση $H \circ F$ είναι γραμμική σε μερικά από τα στοιχεία του $S$, τότε αυτά τα στοιχεία μπορούν να προσδιοριστούν από τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων. Πιο συγκεκριμένα, αν το σύνολο παραμέτρων $S$ μπορεί να χωριστεί σε δύο σύνολα

$$S = S_1 \oplus S_2, \tag{3.4.2}$$



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

(όπου $\oplus$ αντιπροσωπεύει άμεσο άθροισμα) τέτοια ώστε η $H \circ F$ είναι γραμμική στα στοιχεία του $S_2$, τότε εφαρμόζοντας την $H$ στην εξίσωση (3.4.1), έχουμε

$$H(o) = H \circ F(Bi, S), \tag{3.4.3}$$

που είναι γραμμική στα στοιχεία του $S_2$. Τώρα με δεδομένα στοιχεία του $S_1$, μπορούμε να βάλουμε $P$ δεδομένα εκπαίδευσης στην εξίσωση (3.4.2) και να πάρουμε μια εξίσωση πινάκων:

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{y} \tag{3.4.4}$$

όπου $\boldsymbol{\theta}$ είναι ένα άγνωστο διάνυσμα του οποίου τα στοιχεία είναι παράμετροι στο $S_2$. Αυτό είναι ένα κλασσικό γραμμικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων, και η καλύτερη λύση για το $\boldsymbol{\theta}$, που ελαχιστοποιεί το $\|\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} - \mathbf{y}\|^2$, είναι ο εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (LSE) $\boldsymbol{\theta}^*$:

$$\boldsymbol{\theta}^* = (\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T\mathbf{y}, \tag{3.4.5}$$

όπου $\mathbf{A}^T$ είναι ο ανάστροφος του $\mathbf{A}$ και $(\mathbf{A}^T\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^T$ είναι ο ψευδοαντίστροφος του $\mathbf{A}$ αν $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$ είναι αντιστρέψιμος.

Τώρα μπορούμε να συνδυάσουμε τη βαθμωτή ελαχιστοποίηση και τον εκτιμητή ελαχίστων τετραγώνων για να ενημερώσουμε τις παραμέτρους σε ένα προσαρμόσιμο δίκτυο. Για να εφαρμοστεί υβριδική εκμάθηση σε μια παρτίδα επεξεργασίας (batch mode), κάθε εποχή αποτελείται από ένα



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

πέρασμα προς τα μπρος και ένα πέρασμα προς τα πίσω. Στο πέρασμα προς τα μπρος, αφού παρουσιάζεται ένα διάνυσμα εισόδου, υπολογίζουμε τις εξόδους των κόμβων στο δίκτυο από επίπεδο σε επίπεδο μέχρι να βρούμε μια αντίστοιχη σειρά στους πίνακες **A** και **y** στην εξίσωση (3.4.4). Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλα τα ζευγάρια δεδομένων εκπαίδευσης για να σχηματίσουμε τους ολοκληρωμένους **A** και **y**. Έπειτα οι παράμετροι στο $S_2$ προσδιορίζονται από τον ψευδοαντίστροφο τύπο στην εξίσωση (3.4.5). Αφού προσδιορίζονται οι παράμετροι στο $S_2$, μπορούμε να υπολογίσουμε το μέτρο σφάλματος για κάθε ζευγάρι δεδομένων εκπαίδευσης. Στο πέρασμα προς τα πίσω, τα σήματα σφάλματος [η παράγωγος του μέτρου σφάλματος ως προς την έξοδο κάθε κόμβου, βλέπε εξισώσεις (3.3.4) και (3.3.5)] διαδίδονται από το άκρο της εξόδου ως το άκρο της εισόδου. Το διάνυσμα κλίσης αυξάνεται για κάθε είσοδο δεδομένων εκπαίδευσης. Στο τέλος του περάσματος προς τα πίσω για όλα τα δεδομένα εκπαίδευσης, οι παράμετροι στο $S_1$ ενημερώνονται από τη βαθμωτή ελαχιστοποίηση στην εξίσωση (3.3.9).

Για δεδομένες σταθερές τιμές των παραμέτρων στο $S_1$, οι παράμετροι στο $S_2$ που βρίσκονται είναι εγγυημένο ότι είναι στο ολικό βέλτιστο σημείο του διαστήματος παραμέτρων του $S_2$ εξαιτίας της επιλογής του τετραγωνικού μέτρου σφάλματος. Αυτός ο υβριδικός κανόνας εκμάθησης μπορεί όχι μόνο να μειώσει τη διάσταση του διαστήματος εξερεύνησης που εξερευνείται από την πραγματική μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, αλλά, γενικά, θα μειώσει σημαντικά το χρόνο που απαιτείται για να φθάσει στη σύγκλιση.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5:ΔΕΙΚΤΕΣ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΓΟΡΑ

## 5.1Ρόλος και αναγκαιότητα των χρηματιστηριακών δεικτών

Τι σημαίνει γενικά δείκτης ή πιο συγκεκριμένα χρηματοοικονομικός δείκτης όπως είναι και επί της ουσίας οι χρηματιστηριακοί δείκτες ή «αριθμοδείκτες»; είναι μία σχέση μεταξύ δυο μεγεθών που μπορούν να παρασταθούν είτε σαν λόγος αυτών είτε σαν εκατοστιαία αναλογία αυτών. «Αριθμοδείκτης» επομένως είναι μια σχέση μεταξύ δυο χαρακτηριστικών δεδομένων της επιχείρησης, ενδεικτική της καθαρής θέσης, του δυναμικού, της δραστηριότητας ή της αποδοτικότητας αυτής. Σχέση ενδεικτική γιατί από δυο δεδομένα παρέχεται ένα νέο στοιχείο. Είναι αυτονόητο ότι ο αριθμοδείκτης είναι χωρίς αξία αν τα μεγέθη από τα οποία αποτελείται έχουν επιλεγεί εσφαλμένα. Πράγματι δεν αρκεί να συνδυάσουμε δυο οποιαδήποτε μεγέθη για να έχουμε ένα ενδιαφέρον νέο στοιχείο, αλλά πρέπει να υπάρχει και μία λογική συσχέτιση μεταξύ των δύο όρων του αριθμοδείκτη. Αν πχ συσχετίσουμε τα οικόπεδα με τους προμηθευτές, η πληροφορία που θα αποκομίσουμε μάλλον είναι άχρηστη και μη επεξεργάσιμη οικονομικά. Σαν λογική σχέση νοείται από την βιβλιογραφία η συγκρισιμότητα των μεγεθών, η συνάρτηση μεταξύ τους καθώς και η βάση υπολογισμού τους π.χ. κόστος (Λαζαρίδης – Παπαδόπουλος, 2001:303). Τα μεγέθη που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν όροι αριθμοδεικτών είναι τα λογιστικά δεδομένα που προκύπτουν από τον ισολογισμό, τους λογαριασμούς εκμετάλλευσης ή το λογαριασμό κερδών και ζημιών.

Πόσο όμως τα αναγραφόμενα λογιστικά μεγέθη ανταποκρίνονται στην πραγματική τους αξία; Υπάρχουν κάποια στοιχεία που θα πρέπει να προσέξει ο ενδιαφερόμενος αναλυτής – επενδυτής στους λογαριασμούς του ενεργητικού ώστε να περιορίσει πιθανόν λάθος εκτιμήσεις;

Ένα από τα μειονεκτήματα των αριθμοδεικτών που πρέπει να προσεχθεί είναι και η ανεπαρκής εκτίμηση του παράγοντα χρόνου. Και αυτό γιατί τα συγκρινόμενα μεγέθη είναι επιδεκτικά συχνών μεταβολών σε μεγάλη αναλογία. Οι αριθμοδείκτες πρέπει να υπολογίζονται σε χρονικές στιγμές κανονικά χωρισμένες. Σύγκριση τους μέσα στο χρόνο επιτρέπει την παρακολούθηση της εξέλιξης της επιχείρησης. Για την πραγματοποίηση



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

συγκρίσεων μεταξύ περισσότερων επιχειρήσεων, οι αριθμοδείκτες θα έχουν μεγαλύτερη σημασία, εφόσον υπολογίζονται κατά την ίδια χρονική στιγμή του κύκλου εκμετάλλευσης. Οι αριθμοδείκτες αναφέρονται συνηθέστερα σε παρωχημένες καταστάσεις, δεν εξηγούν μια εξέλιξη, απλά την επισημαίνουν. Πρέπει επίσης να αναφερθεί ότι με τους δείκτες γίνεται εκτίμηση της φερεγγυότητας και της ποιότητας της διαχείρισης των επιχειρήσεων του ίδιου κλάδου.

Ο Charles Dow, το 1884, ήταν ο πρώτος άνθρωπος που σκέφτηκε να δημιουργήσει ένα χρηματιστηριακό δείκτη που να δείχνει τη γενικότερη κατεύθυνση της αγοράς. Πήρε 11 μετοχές οι οποίες, κατά τη γνώμη του, ήταν οι πιο αντιπροσωπευτικές για την πορεία της αμερικανικής οικονομίας και υπολόγισε το μέσο όρο των τιμών τους. Υπολογίζοντας καθημερινά αυτόν το μέσο όρο μπορούσε να βγάζει συμπεράσματα για την πορεία της αγοράς πολύ πιο αντικειμενικά από ότι αν παρακολουθούσε την κίνηση μιας μόνο μετοχής. Πληροφοριακά αναφέρουμε ότι από τη λίστα των 11 εταιρειών που διάλεξε ο Dow μόνο η General Electric υπάρχει σήμερα. Από τότε μέχρι σήμερα, η λίστα αυτή έχει αλλάξει πολλές φορές και όσον αφορά σε πόσες μετοχές περιλαμβάνει και όσον αφορά σε ποιες.

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

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

a. Υπάρχουν τρεις κινήσεις ταυτόχρονα σε μία αγορά **η πρωταρχική, η δευτερεύουσα και η μη σημαντική**. Η πρωταρχική κίνηση που είναι και η πιο σημαντική, διαρκεί από αρκετούς μήνες έως πολλά χρόνια και δείχνει αν μια αγορά είναι ανοδική (bull) ή καθοδική (bear). Με τον όρο δευτερεύουσα κίνηση εννοούμε μια σημαντική υποχώρηση τιμών κατά τη διάρκεια μιας ανοδικής πρωταρχικής τάσης ή μια σημαντική αύξηση των τιμών κατά τη διάρκεια μιας καθοδικής πρωταρχικής κίνησης. Με τον όρο μη σημαντική κίνηση εννοούμε κίνηση της μετοχής (ή αγοράς) μικρής χρονικής διάρκειας και περιορισμένης κλίμακας.

b. **Κανείς δεν μπορεί να κατευθύνει την πρωταρχική κίνηση της αγοράς**. Ο λόγος είναι ότι η αγορά είναι πολύ σύνθετη για να μπορεί μια ομάδα ανθρώπων να την κατευθύνει για μεγάλο χρονικό διάστημα.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

c. **Οι χρηματιστηριακοί δείκτες ενσωματώνουν τα πάντα**. Οι διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών σε καθημερινή βάση δείχνουν τις ελπίδες, τους φόβους, τις απογοητεύσεις και τις γνώσεις αυτών που επενδύουν και οι δείκτες δεν είναι τίποτα άλλο παρά η σύνθεση αυτών των παραγόντων.

Πολλές είναι οι χρηματιστηριακές αγορές και οι δείκτες που υπάρχουν σε παγκόσμιο επίπεδο που οι οικονομικοί αναλυτές δείχνουν έντονο ενδιαφέρον για την πορεία που ακολουθούν. Στην Ελλάδα, ο Γενικός Δείκτης του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών είναι αυτός που οι επενδυτές παρακολουθούν και χρησιμοποιούν για να εκτιμήσουν τα επίπεδα των τιμών της αγοράς και τις τάσεις της. Υπάρχουν βέβαια και οι πολυκλαδικοί δείκτες (broad based index) όπως είναι ο Γενικός Δείκτης 60, ο FTSE 20 ή ο FTSE 40 που παρακολουθούν την συμπεριφορά συγκεκριμένων μετοχών-εταιριών διαφορετικών κλάδων.

Η δημιουργία των οργανωμένων χρηματιστηριακών αγορών επέβαλλε την καθιέρωση κάποιων μέτρων τα οποία έχουν την δυνατότητα να μετράνε τις γενικές τάσεις και διαθέσεις ολόκληρης της αγοράς. Αυτά τα μέτρα ονομάστηκαν χρηματιστηριακοί δείκτες με σκοπό να αντικατοπτρίζουν το δυνατόν καλύτερο την γενική συμπεριφορά της αγοράς.

Ένας χρηματιστηριακός δείκτης δεν είναι τίποτε άλλο παρά ένα καλάθι επιλεγμένων μετοχών από το σύνολο των εταιριών που είναι εισηγμένες στη χρηματιστηριακή αγορά. Καθώς οι μετοχές που αποτελούν τον δείκτη προοδεύουν, οι ανοδικές τάσεις αντικατοπτρίζονται στον δείκτη. Στην Ελλάδα, ο Γενικός Δείκτης του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών είναι αυτός που οι επενδυτές παρακολουθούν και χρησιμοποιούν για να εκτιμήσουν τα επίπεδα των τιμών της αγοράς και τις τάσεις της. Μέσα από τις διακυμάνσεις του δείκτη αξιολογείται η εμπιστοσύνη του επενδυτικού κοινού στις τιμές των μετοχών. Ένας πολυκλαδικός δείκτης (broad based index) όπως είναι ο Γενικός Δείκτης 60, ο FTSE 20 ή ο FTSE 40 παρακολουθεί την συμπεριφορά συγκεκριμένων μετοχών-εταιριών διαφορετικών κλάδων. Στο εξωτερικό υπάρχουν δείκτες οι οποίοι συμπεριλαμβάνουν έως και 5.000 μετοχές όπως ο Wilshire 5.000 (ΗΠΑ). Άλλοι μικρότεροι είναι ο Russel 2.000 (ΗΠΑ), ο S&P 500 (ΗΠΑ), ο Dow Jones Industrial 30 (ΗΠΑ), ο Nikkei 225 (Ιαπωνία), ο FTSE 100 (Αγγλία), ο CAC 40 (Γαλλία), ο DAX 30 (Γερμανία) και άλλοι. Ένας κλαδικός ή συγκεντρωτικός δείκτης (narrow based index) μετράει και παρακολουθεί την συμπεριφορά συγκεκριμένων μετοχών ενός κλάδου ή ενός τμήματος



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

του κλάδου. Τέτοιοι κλαδικοί δείκτες είναι ο τραπεζικός, κατασκευαστικός, επενδυτικός, τεχνολογίας και άλλοι.

Σκοπός των Δεικτών Τιμών της Αγοράς Μετοχών του ΧΑ είναι η ύπαρξη ενός αξιόπιστου μέτρου καταγραφής των τάσεων των μετοχών των εισηγμένων εταιριών που διαπραγματεύονται στο Χρηματιστήριο Αθηνών (ΧΑ). Συγκεκριμένα ο σκοπός του:

• Γενικού Δείκτη Τιμών
• Δείκτη Συνολικής Απόδοσης Γενικού Δείκτη
• Δείκτη Τιμών Μεσαίας Κεφαλαιοποίησης
• Δείκτη Υψηλής Κυκλοφοριακής Ταχύτητας
• Δείκτη Όλων των Μετοχών
• Δείκτη Τιμών Εναλλακτικής Αγοράς

είναι η ύπαρξη ενός αξιόπιστου μέτρου καταγραφής:

• των τάσεων μετοχών εισηγμένων εταιριών που διαπραγματεύονται στην Κατηγορία Μεγάλης Κεφαλαιοποίησης,
• της απόδοσης του Γενικό Δείκτη λαμβάνοντας υπόψη την επανεπένδυση των μερισμάτων των μετοχών που συμμετέχουν σε αυτόν,
• των τάσεων μετοχών εισηγμένων εταιριών κεφαλαιοποίησης μέχρι 150 εκατ. Ευρώ που διαπραγματεύονται στην Κατηγορία Μεσαίας & Μικρής Κεφαλαιοποίησης,
• των τάσεων μετοχών εισηγμένων εταιριών που παρουσιάζουν υψηλή ημερήσια κυκλοφοριακή ταχύτητα.
• των τάσεων όλων των μετοχών εισηγμένων εταιριών που διαπραγματεύονται στην Αγορά Μετοχών του ΧΑ,
• των τάσεων μετοχών εισηγμένων εταιριών στην Εναλλακτική Αγορά Μετοχών του ΧΑ.

Παράδειγμα πολύ γνωστού δείκτη εδώ στην Ελλάδα είναι ο Γενικός δείκτης τιμών του χρηματιστηρίου που σκοπός του δείκτη είναι η ύπαρξη ενός αξιόπιστου μέτρου καταγραφής των τάσεων των μετοχών των εισηγμένων εταιρειών που διαπραγματεύονται στην Κατηγορία Μεγάλης Κεφαλαιοποίησης του ΧΑ. Στα κριτήρια συμμετοχής στον δείκτη συμπεριλαμβάνονται:

-Συμμετοχή μιας μόνο κατηγορίας κοινών με δικαίωμα ψήφου μετοχών για κάθε εταιρεία, συνεχής παρουσία τουλάχιστον 6 μηνών στην Οργανωμένη Αγορά Αξιών του ΧΑ, διαπραγμάτευση στη κατηγορία Μεγ. Κεφαλαιοποίησης μετοχών που δεν εμφανίζονται στο Δείκτη Υψηλής Κυκλοφοριακής Ταχύτητας.

-Μετοχές εταιρειών που έχουν εκτεταμένη περίοδο συνεχούς διαπραγμάτευσης τουλάχιστον ένα (1) εξάμηνο.

-Μετοχές εταιρειών που διαπραγματεύονταν στην κατηγορία «Χαμηλής Διασποράς, Εμπορευσιμότητας & Ειδικών Χαρακτηριστικών του ΧΑ» κατά την προηγούμενη της αναθεώρησης περίοδο - και άρα δεν



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

έχουν συμπληρώσει 6μηνη παρουσία υπό συνεχή διαπραγμάτευση – μπορούν να συμμετέχουν στην σύνθεση του Δείκτη αν κατατάσσονται στην 20η ή υψηλότερη θέση, σύμφωνα με το τελικό κριτήριο κατάταξης των αποδεκτών μετοχών για συμμετοχή τους στον Δείκτη.

Επιπλέον έχουμε και επιμέρους πολύ σημαντικούς χρηματιστηριακούς δείκτες οι οποίοι περιγράφονται παρακάτω, τονίζοντας την σημασία τους.

Δείκτης FTSE/ ΧΑ 20 : Υψηλής κεφαλαιοποίησης δείκτης που περιλαμβάνει τις 20 μεγαλύτερες (blue chips) εισηγμένες εταιρίες στο Χ.Α. Στα κριτήρια συμμετοχής στον δείκτη συμπεριλαμβάνονται η κεφαλαιοποίηση, η εμπορευσιμότητα και η διασπορά μετοχών. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε τον Σεπτέμβριο του 1997. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή, στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd και εκπρόσωποι εγχώριων και αλλοδαπών θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο, το Χ.Α είναι υπεύθυνο για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd για τον έλεγχό του σε πραγματικό χρόνο.

Δείκτης FTSE/ ΧΑ Liquid mid : Ο δείκτης FTSE/Χ.Α. Liquid Mid, παρακολουθεί τη δραστηριότητα των είκοσι (20) πιο ρευστών μετοχών του υφιστάμενου Δείκτη FTSE/Χ.Α. Mid 40. Συγκεκριμένα, στο νέο δείκτη συμμετέχουν οι 20 πρώτες μετοχές της κατάταξης του δείκτη FTSE/Χ.Α. Mid 40 με βάση την Αξία Συναλλαγών (χωρίς Πακέτα) – κατά φθίνουσα σειρά. Στόχος της δημιουργίας του νέου Δείκτη είναι σε πρώτη φάση, η εισαγωγή παράγωγων προϊόντων – Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης και Δικαιωμάτων - και σε δεύτερη φάση, η έκδοση Διαπραγματεύσιμου Αμοιβαίου Κεφαλαίου (ETF) επί του Δείκτη. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε τον Νοέμβριο 2008. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή, στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd καιεκπρόσωποι εγχώριων και αλλοδαπών θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο, το Χ.Α είναι υπεύθυνο για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd για τον έλεγχό του σε πραγματικό χρόνο.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Δείκτης FTSE/ ΧΑ 40 : Δείκτης μεσαίας κεφαλαιοποίησης ο οποίος περιλαμβάνει τις αμέσως επόμενες 40 μετοχές (μετά την επιλογή των 20 μεγαλύτερων για τον δείκτη FTSE/ΧΑ 20) των εταιρειών της κατηγορίας διαπραγμάτευσης Μεγάλης Κεφαλαιοποίησης του Χ.Α. Στα κριτήρια συμμετοχής στον δείκτη περιλαμβάνονται η κεφαλαιοποίηση, η εμπορευσιμότητα και διασπορά των μετοχών. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε τον Δεκέμβριο του 1999. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή, στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd και εκπρόσωποι εγχώριων και ξένων θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο, το Χ.Α. είναι υπεύθυνο για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd. Για τον έλεγχό του σε πραγματικό χρόνο.

Δείκτης FTSE/ ΧΑ – ΧΑΚ Τραπεζικός δείκτης : Ο Δείκτης παρακολουθεί τη δραστηριότητα των τραπεζικών μετοχών που συμμετέχουν στη σύνθεση των υφιστάμενων Δεικτών FTSE/Χ.Α. 20, FTSE/Χ.Α. Mid 40 και FTSE/CySE 20. Για τις μετοχές που είναι ταυτόχρονα εισηγμένες στα Χρηματιστήρια Αθηνών και Κύπρου στον υπολογισμό του δείκτη θα χρησιμοποιούνται οι τιμές των μετοχών από την αγορά του Κυπριακού Χρηματιστηρίου. Στόχος της δημιουργίας του Δείκτη είναι η εισαγωγή παράγωγων προϊόντων – Συμβολαίων Μελλοντικής Εκπλήρωσης και Δικαιωμάτων. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε στις 3 Νοεμβρίου 2008. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή, στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd και εκπρόσωποι εγχώριων και αλλοδαπών θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο, το Χ.Α είναι υπεύθυνο για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd για τον έλεγχό του σε πραγματικό χρόνο.

Δείκτης FTSE/ ΧΑ International : Αποτελεί τον αντιπροσωπευτικό δείκτη όλων των αποδεκτών αξιών, Ελληνικών και μη Ελληνικών, οι οποίες διαπραγματεύονται στη κοινή πλατφόρμα διαπραγμάτευσης του Χ.Α και είναι αποδεκτές για συμμετοχής τους στην Κατηγορία Μεγάλης Κεφαλαιοποίησης («Big Cap») του Χ.Α. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε να υπολογίζεται τον Δεκέμβριο 2005. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd και εκπρόσωποι εγχώριων και ξένων θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο ενώ το Χ.Α είναι υπεύθυνο



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd τον ελέγχουν σε πραγματικό χρόνο.

Δείκτης τιμών μεσαίας και μικρής κεφαλαιοποίησης : Απεικονίζει την τάση των μετοχών εισηγμένων εταιριών κεφαλαιοποίησης μέχρι 150 εκατ. Ευρώ που διαπραγματεύονται στην Κατηγορία Μεσαίας & Μικρής Κεφαλαιοποίησης του Χρηματιστηρίου Αθηνών. Συμμετέχουν 20 μετοχές της Κατηγορίας Μεσαίας και Μικρής Κεφαλαιοποίησης του Χ.Α. που παρουσιάζουν ελάχιστο ποσοστό ευρείας διασποράς μεγαλύτερο ή ίσο (>=) του 20% και Μέση Χρηματιστηριακή Αξία μικρότερη (<) των 150 εκατ. Ευρώ.

Δείκτης FTSE/ XA smallcap 80 : Μεσαίας και Μικρής Κεφαλαιοποίησης δείκτης που παρακολουθεί τη δραστηριότητα των 80 μεγαλύτερων εταιρειών που συμμετέχουν στη κατηγορία Μεσαίας & Μικρής Κεφαλαιοποίησης του Χ.Α. Στα κριτήρια συμμετοχής στον δείκτη περιλαμβάνονται η κεφαλαιοποίηση, η εμπορευσιμότητα και η διασπορά των μετοχών. Ο δείκτης σχεδιάστηκε από το Χ.Α σε συνεργασία με την FTSE Intl. Ltd και ξεκίνησε τον Ιούνιο του 2001. Ελέγχεται από ανεξάρτητη συμβουλευτική επιτροπή στην οποία συμμετέχουν το Χ.Α, οι FTSE Intl. Ltd και εκπρόσωποι εγχώριων και ξένων θεσμικών επενδυτών. Η επιτροπή αναθεωρεί τον δείκτη δύο φορές τον χρόνο, το Χ.Α είναι υπεύθυνο για τον καθημερινό υπολογισμό του και οι FTSE Intl. Ltd τον ελέγχουν σε πραγματικό χρόνο.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 5.2 Γνωστοί δείκτες ψυχολογίας

Ένα μεγάλο μέρος των οικονομικών θεωριών βασίζεται στην πεποίθηση ότι τα μεμονωμένα άτομα δρουν κατά τρόπο λογικό και λαμβάνουν υπόψη τους όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες στη διαδικασία λήψης των αποφάσεων.

Ωστόσο, ερευνητές έχουν φέρει στο φως πολλές αποδείξεις που αποδεικνύουν ότι πολύ συχνά τα πράγματα δεν είναι έτσι!

Έχουν καταγραφεί σε ακαδημαϊκές μελέτες δεκάδες παραδείγματα παράλογης συμπεριφοράς και επαναλαμβανόμενων σφαλμάτων στην κρίση. Ο Peter L. Bernstein στο «Against The Gods» δηλώνει ότι οι αποδείξεις «αποκαλύπτουν επαναλαμβανόμενα μοτίβα παραλογισμού, ασυνέπειας και ανικανότητας στους τρόπους με τους οποίους οι άνθρωποι φτάνουν σε αποφάσεις και επιλογές, όταν αντιμετωπίζουν το άγνωστο».

Ένα πεδίο που είναι γνωστό ως «οικονομία συμπεριφοράς» έχει εξελιχθεί και επιχειρεί να καταλάβει καλύτερα και να εξηγήσει πώς τα συναισθήματα και τα γνωστικά λάθη επηρεάζουν τους επενδυτές και τη διαδικασία λήψης αποφάσεων.

Πολλοί ερευνητές πιστεύουν ότι η μελέτη της ψυχολογίας και άλλων κοινωνικών επιστημών μπορεί να ρίξει αρκετό φως στην αποτελεσματικότητα των χρηματιστηρίων καθώς και να εξηγήσει πολλές ανωμαλίες στη λειτουργία τους, τις λεγόμενες «φούσκες» του χρηματιστηρίου αλλά και τις καταρρεύσεις.

Η επένδυση μπορεί να είναι μια «συναισθηματική διαδικασία», εκτός και αν καταλαβαίνετε σε τι επενδύετε, τι προσπαθείτε να πετύχετε καθώς και μερικά βασικά γεγονότα και στατιστικές!

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για να προβλέψει κάποιος τι θα συμβεί στις χρηματιστηριακές αγορές στο μέλλον.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Μερικοί πιστεύουν ότι οι συγκριτικές και απόλυτες αποτιμήσεις των εταιριών είναι ο καλύτερος τρόπος, ιδίως για όσους έχουν υπομονή, δηλαδή για τους μακροχρόνιους επενδυτές.

Όμως, σε βάθος χρόνου, θα είμαστε όλοι νεκροί, όπως ανέφερε ο διάσημος οικονομολόγος **John Maynard Keynes** πριν από δεκαετίες.

Ο ίδιος άνθρωπος αναφέρθηκε στα ζωώδη ένστικτα (animal spirits) των αγορών για να υπογραμμίσει τη σημασία της ψυχολογίας στη διαμόρφωση των τιμών.

Στα χρόνια που μεσολάβησαν πολλοί ασπάστηκαν την άποψη ότι οι αγορές είναι ψυχολογία και γι' αυτό δίνουν **ιδιαίτερη βαρύτητα** στις διαθέσεις της μεγάλης μάζας των επενδυτών όταν πρόκειται να επενδύσουν τα λεφτά τους.

Υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι για να αποκωδικοποιήσει κάποιος τις διαθέσεις των επενδυτών. Μερικοί εξετάζουν την πορεία του λόγου των δικαιωμάτων προαίρεσης put προς calls, ενώ άλλοι επικεντρώνονται σε διαφορετικούς δείκτες ψυχολογίας.

Όταν η πλειονότητα των εμπλεκομένων στις αγορές βρίσκεται σε κατάσταση ευφορίας, οι contrarians, δηλαδή εκείνοι που πάνε κόντρα στο ρεύμα, στοιχηματίζουν στην υποχώρηση και μειώνουν τις θέσεις τους σε μετοχές.

Ένας από τους πιο γνωστούς δείκτες μέτρησης της επενδυτικής ψυχολογίας είναι ο **AAII (American Association of Individual Investors)** που υπολογίζει τους "ταύρους" και τις "αρκούδες" στην αμερικανική αγορά.

Αυτό δεν εμποδίζει ορισμένους στρατηγικούς αναλυτές άλλων αγορών, π.χ. των ευρωπαϊκών, όπως τον γνωστό μας κ. Teun Draaisma της Morgan Stanley, να τον χρησιμοποιούν ώστε να βγάζουν συμπεράσματα για τις δικές τους αγορές. ,



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Η πιο πρόσφατη ένδειξη του δείκτη AAII αφορά στο -18 που ιστορικά (πριν από το 2008) παραπέμπει σε άνοδο του πανευρωπαϊκού δείκτη MSCI Europe κατά 15% περίπου στις 7 από τις 10 περιπτώσεις το επόμενο εξάμηνο.

Σημειώνεται ότι το αρνητικό πρόσημο σημαίνει ότι οι απαισιόδοξοι υπερτερούν των αισιόδοξων, ενώ το θετικό πρόσημο υποδηλώνει ότι το αντίθετο.

**Η πιο ακραία περίπτωση αρνητικού αριθμού καταγράφηκε στις 18 Οκτωβρίου του 1990**. Η ένδειξη ήταν -54 και προέκυψε από τη διαφορά του 13% των επενδυτών που ήταν αισιόδοξοι και του 67% εκείνων που εμφανίζονταν απαισιόδοξοι για τις προοπτικές των μετοχών.

Επρόκειτο για την αρχή του μεγάλου χρηματιστηριακού ράλι, το οποίο διήρκεσε κάπου 10 χρόνια.

Αναμφίβολα, η άσχημη εμπειρία του 2008 με τα αναξιόπιστα σήματα που έστειλε ο ανωτέρω δείκτης ψυχολογίας έχει **υποσκάψει την αξιοπιστία** του στα μάτια των contrarians.

Αν όμως έχει ξεκινήσει η πορεία της αντίστροφης μέτρησης για μια έστω αδύναμη οικονομική ανάκαμψη, όπως πλέον πιστεύουν αρκετοί, **ίσως θα έπρεπε να τον εμπιστευτούν ξανά**.

**Υπό αυτή την έννοια το σήμα που στέλνει ο AAII δεν συνιστά παγίδα**.

Ο δείκτης AAII, ο οποίος αναφέρεται στο ποσοστό εκείνων που είναι ταύροι μείον αυτών που είναι αρκούδες, τα λέει όλα. Αυτός ο δείκτης αντιπροσωπεύει το τι έχουν στο μυαλό τους για την αγορά οι επενδυτές της ένωσης Αμερικανών επενδυτών. Αποτέλεσμα είναι ότι αυτός ο δείκτης χρησιμοποιείτε από την τους αναλυτές σαν contrarian indicator - αλλά μόνο contrarian δεν έχει αποδεχτεί ότι είναι τα τελευταία χρόνια.

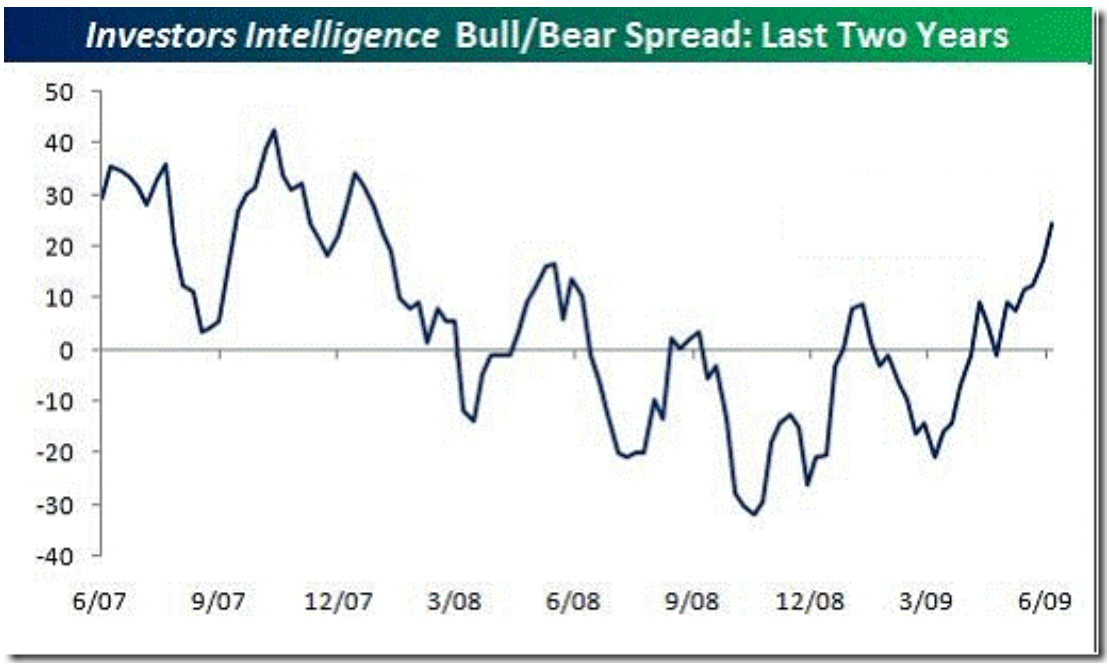


PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Παρακάτω αναλύονται κάποιοι από τους πιο γνωστούς δείκτες που μετρούν την ψυχολογία των επενδυτών στο χρηματιστήριο τόσο σε εθνικό όσο όμως και κατά βάση σε διεθνές επίπεδο μιας και τέτοιου είδους δείκτες χρησιμοποιούν οι αναλυτές κυρίως των Αμερικανικών χρηματαγορών.

**Ψυχολογία Επενδυτών (ΗΠΑ) : Κλάσμα αριθμού αισιόδοξων / απαισιόδοξων επενδυτών ΗΠΑ**

Δείκτης που παρέχει μία μέτρηση ενδεικτική της υπεροχής των αισιόδοξων ή απαισιόδοξων επενδυτών στις ΗΠΑ. Επίπεδα κάτω από το 0 συνεπάγονται μεγαλύτερο αριθμό απαισιόδοξων επενδυτών και το αντίστροφο. Ένα παράδειγμα βλέπουμε στο επόμενο γράφημα: από τα τέλη του 2007 ο αριθμός των αισιόδοξων επενδυτών άρχισε να μειώνεται φτάνοντας σε αρνητικό ρεκόρ στα τέλη του 2008.

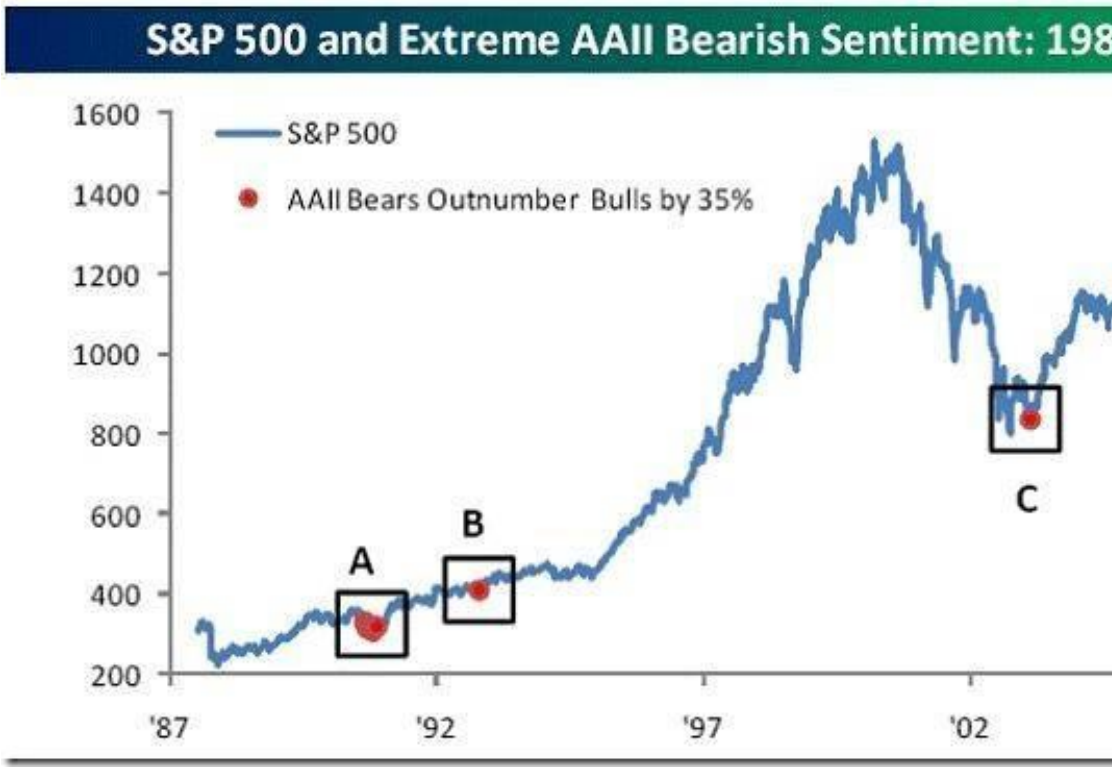



**Ψυχολογία Επενδυτών: Δείκτης αρνητικής / θετικής ψυχολογίας ΗΠΑ (AAII Bearish Sentiment)**



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Δείκτης που παρέχει μία μέτρηση ενδεικτική του βαθμού στον οποίο η επενδυτική ψυχολογία στις ΗΠΑ είναι θετική ή αρνητική. Τροφοδοτείται με δεδομένα μετά από γκάλοπ. Ένα παράδειγμα εφαρμογής των συμπερασμάτων από τη χρήση αυτού του δείκτη βλέπουμε στο επόμενο γράφημα από σχετική ανάλυση στο 3FVIP.com στις 21/02/0 με τίτλο: "Επίπεδα ρεκόρ σε αρνητική ψυχολογία και φόβο των επενδυτών", όπου δείχνεται ότι ακραίες τιμές απαισιοδοξίας συμπίπτουν, κατά κανόνα, με μακροπρόθεσμους πυθμένες στην αγορά μετοχών.




Το κείμενο της ανάλυσης αναφέρει: "Δεύτερη περίοδος ακραία αρνητικής μέτρησης ήταν τον Οκτώβριο του 1992 όταν και πάλι, η ακραία απαισιοδοξία σήμανε και πυθμένα για τις μετοχές. Η πρώτη περίοδος ήταν μεταξύ Αυγούστου και Δεκεμβρίου του 1990. Στο διάστημα αυτό σχηματίστηκε πυθμένας για τις μετοχές, οπότε η ακραία απαισιοδοξία λειτούργησε ως αντίθετος δείκτης της τάσης των μετοχών και προειδοποίησε για επερχόμενη άνοδο. Τρίτη περίοδος ήταν τον Ιανουάριο του 2003 και για 3η φορά η υπερβολικά αρνητική ψυχολογία των ιδιωτών επενδυτών ήταν προμήνυμα ανόδου, καθώς ήρθε λίγο πριν τον απόλυτο πυθμένα. "

Τελικά, όπως αποδείχτηκε και το 2009 η μέτρηση ακραία αρνητικής ψυχολογίας ήταν προθάλαμος μακροπρόθεσμου πυθμένα για τις μετοχές.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

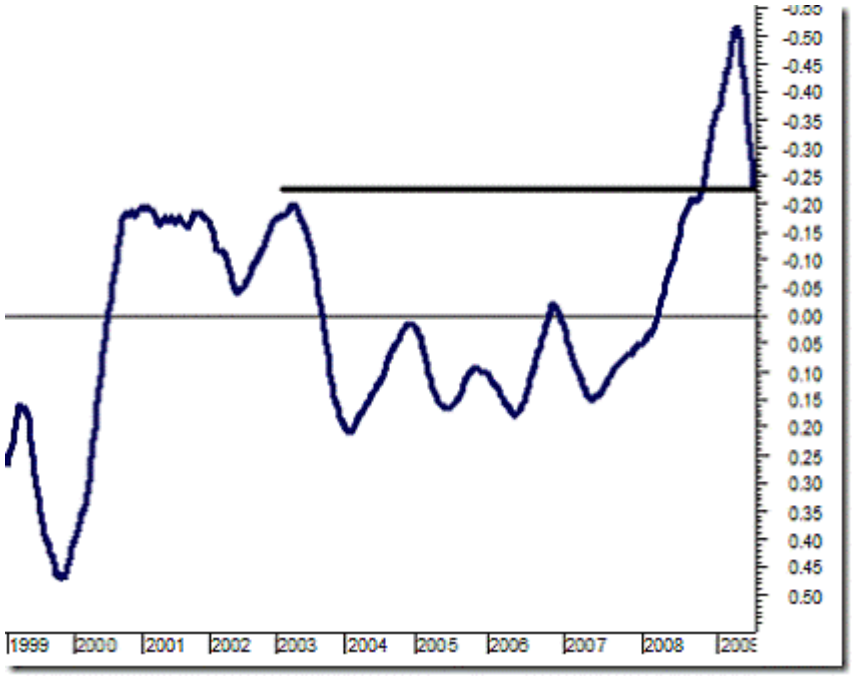
**Ψυχολογία Επενδυτών: Δείκτης Φόβου (αστάθειας) Ελλάδας**

Ένας δείκτης που αποτυπώνει το φόβο των επενδυτών στο βραχυπρόθεσμο ορίζοντα και ο οποίος χρησιμοποιείται από την επιστημονική τεχνική ανάλυση ως συγκριτικό στοιχείο της ψυχολογίας της αγοράς σε διάφορες χρηματιστηριακές περιόδους, πέρασε σε νέο υψηλό 7 ετών την Τρίτη και για την ακρίβεια στο υψηλότερο επίπεδο από το Σεπτέμβριο του 2001. Ο δείκτης μετρά τα επίπεδα βραχυπρόθεσμης αστάθειας στο ΓΔ του ΧΑ και στη συνέχεια υπολογίζει το μέσο όρο 1,5 μήνα. Η μεγαλύτερη τιμή από το 1985 ήταν κατά την περίοδο του κραχ του 1987. Η επόμενη κατά τη διάρκεια των υφέσεων της περιόδου 90-91. Επόμενη μεγάλη τιμή στο κραχ του 1998 και η μεγαλύτερη τιμή στην τρέχουσα δεκαετία καταγράφηκε το 2001.

Μελετά τα επίπεδα μακροπρόθεσμης αστάθειας του ΓΔ τα οποία είναι άμεσα συνδεδεμένα με την ψυχολογία των επενδυτών του ΧΑ. Όσο καλύτερη η ψυχολογία τους και όσο μεγαλύτερη η αισιοδοξία τους, τόσο μικρότερα τα επίπεδα φόβου και το αντίθετο. Ένα παράδειγμα βλέπουμε στο επόμενο γράφημα: κατά την περίοδο της μεγάλης ανόδου του 1999 ο δείκτης φόβου βούλιαξε στο ναδίρ με τους επενδυτές του ΧΑ να είναι εξαιρετικά αισιόδοξοι. Το κραχ του 2000 αντέστρεψε την ψυχολογία και οδήγησε το φόβο στο ζενίθ. Η περίοδος μεγάλων επιπέδων φόβου και απαισιοδοξίας κράτησε μέχρι και τα μέσα του 2003 για να φτάσει σε χαμηλά επίπεδα το 2004 όπου και παρέμεινε μέχρι το 2008. Από τις αρχές του 2008 και μέχρι το Μάρτιο του 2009 τα επίπεδα φόβου απογειώθηκαν σε ιστορικά υψηλά επίπεδα για να επιστρέψουν κοντά στα ευψηλά πίπεδα του 2000 μετά τη μεγάλη ανοδική κίνηση του Μαρτίου.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com




Επίσης έχει παρατηρηθεί με αρκετά μεγάλη ακρίβεια από την Market Harmonics, ότι όταν η ψυχολογία των επενδυτών είναι ιδιαίτερα θετική και η αναλογία BULL/BEAR είναι ίση ή μεγαλύτερη από 2,00 τότε η αγορά βρίσκεται σε αρκετά << υπεραγορασμένο >> σημείο. Σε αυτή την περίπτωση , το καθοδικό γύρισμα των μετοχών είναι πολύ πιθανό. Αντίστροφα, όταν η προαναφερόμενη αναλογία πέσει κάτω από 0,60 τότε η απαισιοδοξία είναι διάχυτη και αυτό αποτελεί ευκαιρία ανοδικής τοποθέτησης σε ελκυστικές τιμές αγοράς, συνυπολογίζοντας ότι τα χρηματιστήρια είναι προεξοφλητικοί μηχανισμοί.

Στο παρακάτω διάγραμμα είναι εμφανές ότι το καλοκαίρι του 2007 , λίγο πριν από το πρώτο πτωτικό κύμα η αναλογία BULL/BEAR ξεπέρασε το 3,00, ενώ λίγο πριν από το Σεπτέμβριο του 2008 έπεσε κάτω από 0,60 γεγονός που σηματοδοτεί ανοδική τοποθέτηση.

PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

## 6.1 Αποτελέσματα

Στους πίνακες οι οποίοι ακολουθούν παρατηρεί κανείς την απόδοση του νευρωνικού δικτύου. Στην πρώτη γραμμή του εκάστοτε πίνακα παρατηρείται η απόδοση του επιλεχθέντος νευρωνικού δικτύου με βάση τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν και για την εκπαίδευση του μοντέλου μας , η οποία όπως αναφέρθηκε και παραπάνω έγινε με τη χρήση γενετικού αλγορίθμου. Στη δεύτερη γραμμή του πίνακα σημειώνεται η προσομοιωμένη απόδοση του μοντέλου σύμφωνα με τη στρατηγική BUY & HOLD. Η στρατηγική αυτή είναι ένας μακροχρόνιος τρόπος επένδυσης που βασίζεται στην προοπτική ότι μακροπρόθεσμα μια μετοχή ή χρηματιστηριακή αγορά μπορεί να δώσει κέρδος στον επενδυτή παρόλο που μπορεί να υπάρχουν περίοδοι αστάθειας και καθόδου.Στην τελευταία γραμμή του πίνακα δίνεται η προσομοιωμένη απόδοση του μοντέλου σύμφωνα με τη στρατηγική ROE που δείχνει την απόδοση των μετοχών του χαρτοφυλακίου, όπως αυτό διαμορφώνεται μετά από διαδοχικές αγορές και πωλήσεις μετοχών, σε σχέση με την αρχική τοποθέτηση του επενδυτή.

Επίσης επιλέχθηκαν τρεις διαφορετικές χρονικές περίοδοι κατά της οποίες ελέγχθηκε η απόδοση του μοντέλου ώστε να διασφαλιστεί όσο το δυνατόν περισσότερο η καλύτερη ποιότητα πρόβλεψης της απόδοσης των μετοχών.

Τέλος για κάθε πίνακα και για κάθε χρονική περίοδο απεικονίζεται διαγραμματικά η απόδοση των μετοχών τόσο με βάση τα δεδομένα τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου (trend out of sample ) όσο και με βάση τα δεδομένα που απεικονίζουν την πραγματική πορεία των μετοχών.

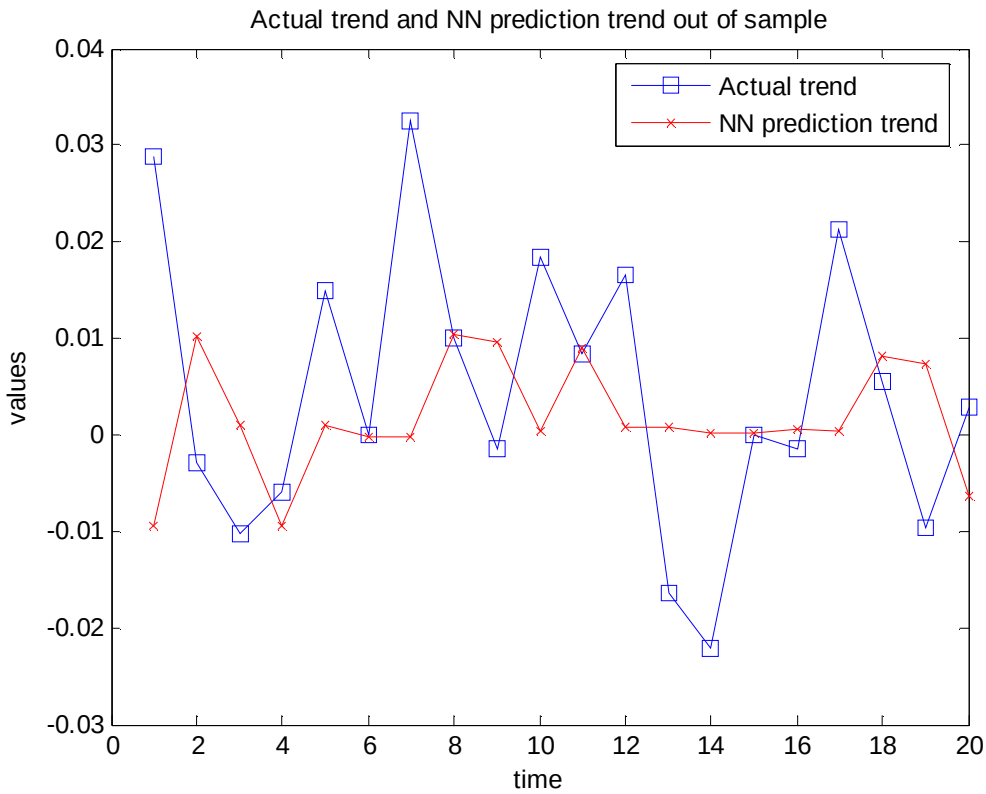


PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Πίνακας 1: Forecasting accuracy of the 1st testing period**

| 1st testing period | ALEK | ALPHA | CAT | EK |
|---|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 55.5556 | 58.0247 | 55.5556 | 53.0864 |
| ROE | -1.3235 | 7.4107 | 0 | 3.6752 |
| B&H strategy | 8.7746 | -0.2679 | 15.2563 | 10.0427 |

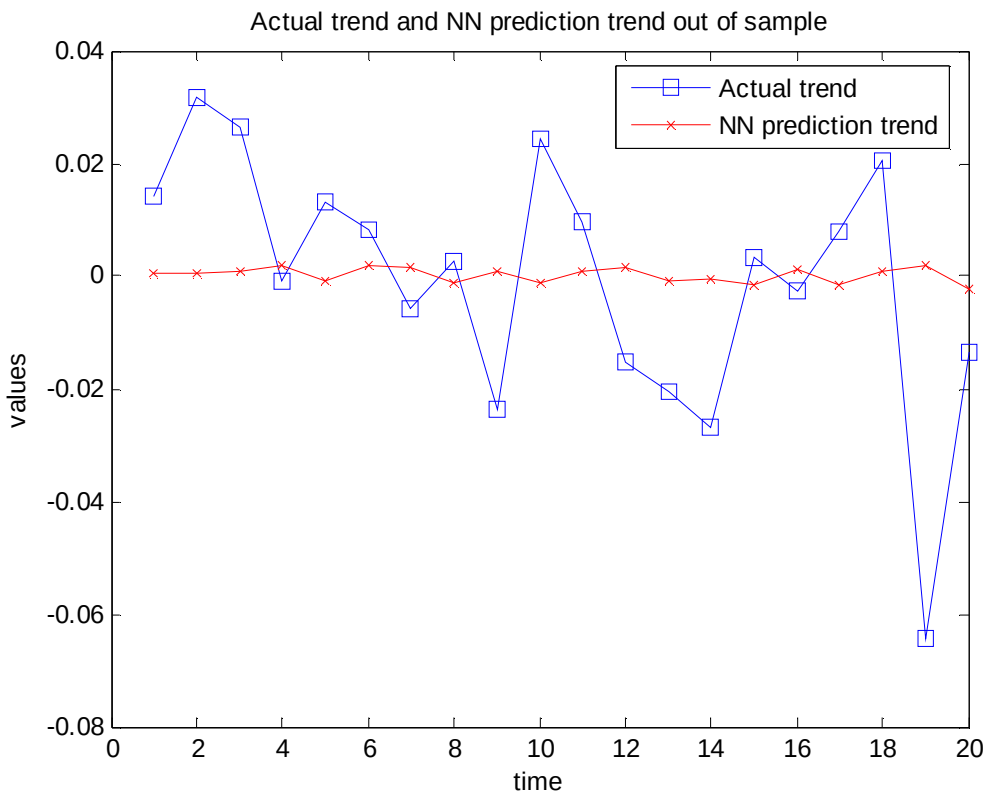
ALEK



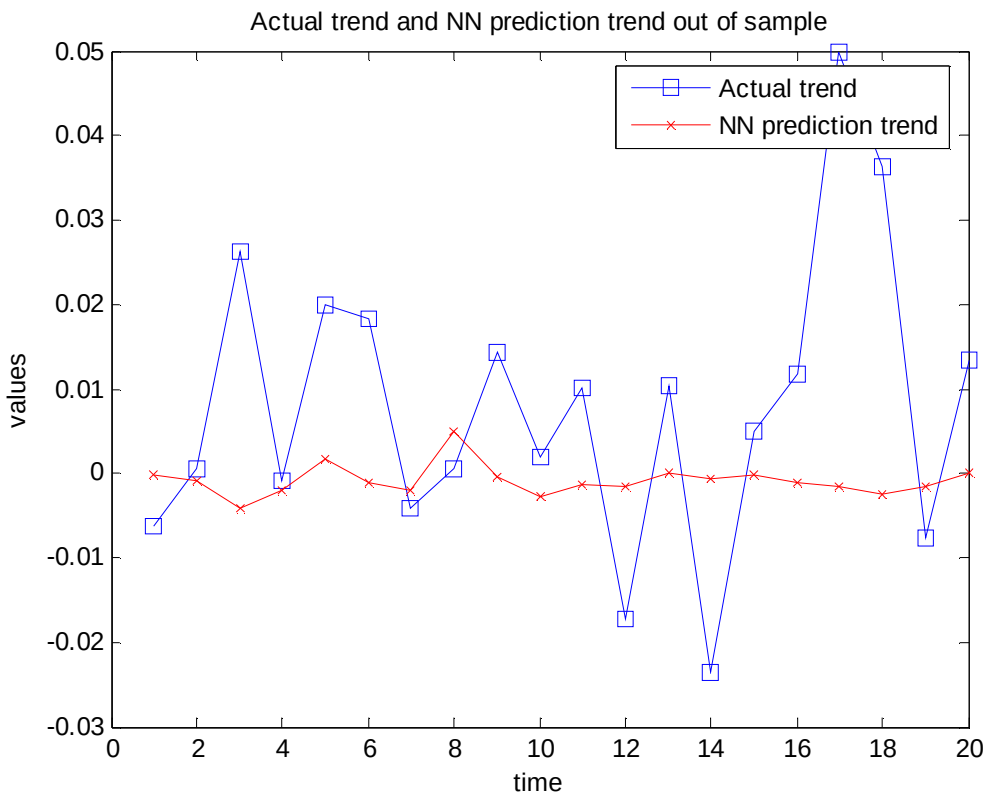



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ALPHA



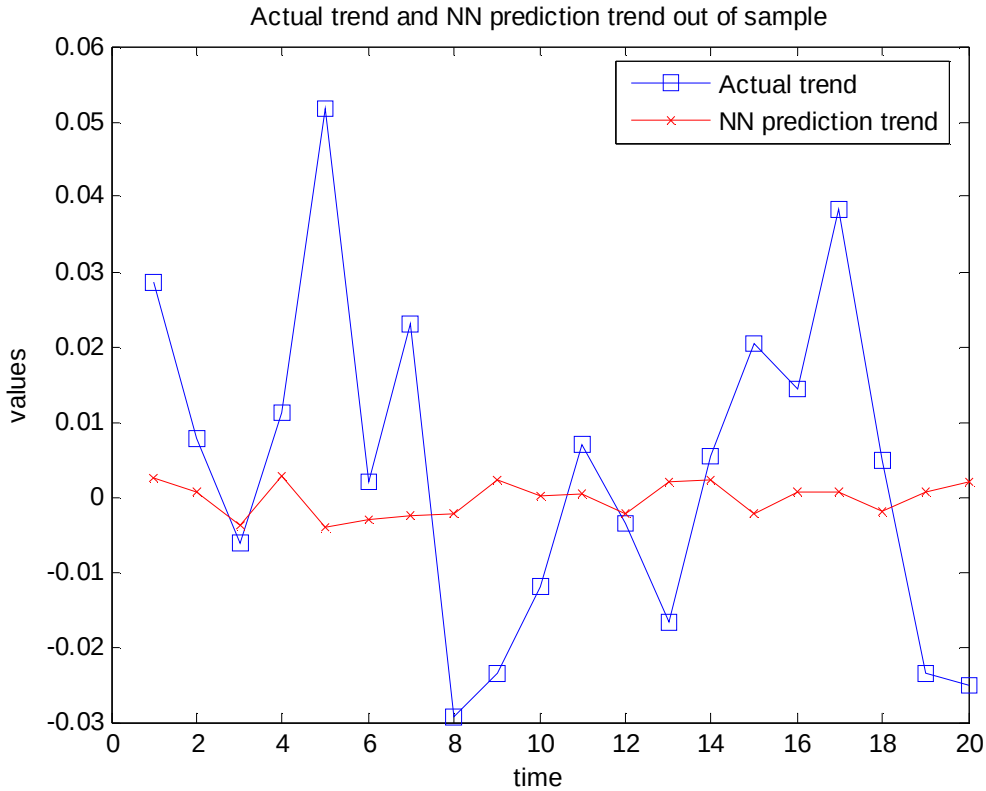

CAT






PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

EK



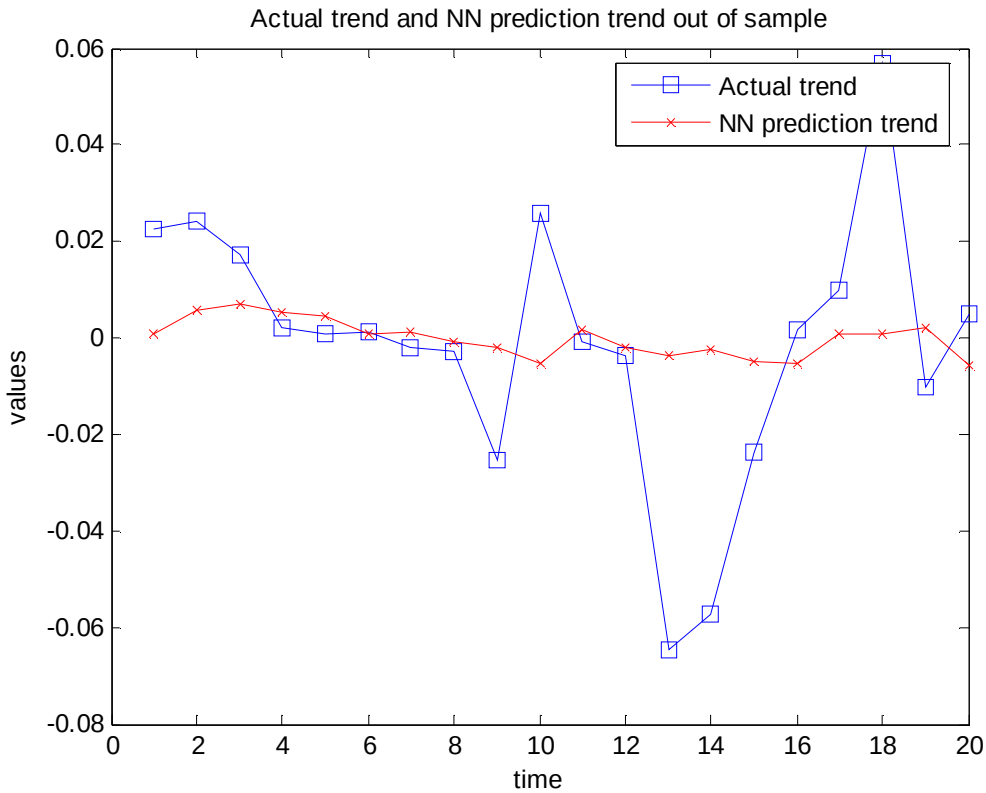

**Πίνακας 2: Forecasting accuracy of the 1st testing period**

| 1st testing period | EMP | ETE | FTSE | CD |
|---|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 53.0864 | 58.0247 | 54.3210 | 54.3210 |
| ROE | 6.5372 | 3.3789 | 3.4154 | 2.6987 |
| B&H strategy | -3.4581 | 2.0438 | 2.6251 | 2.2925 |

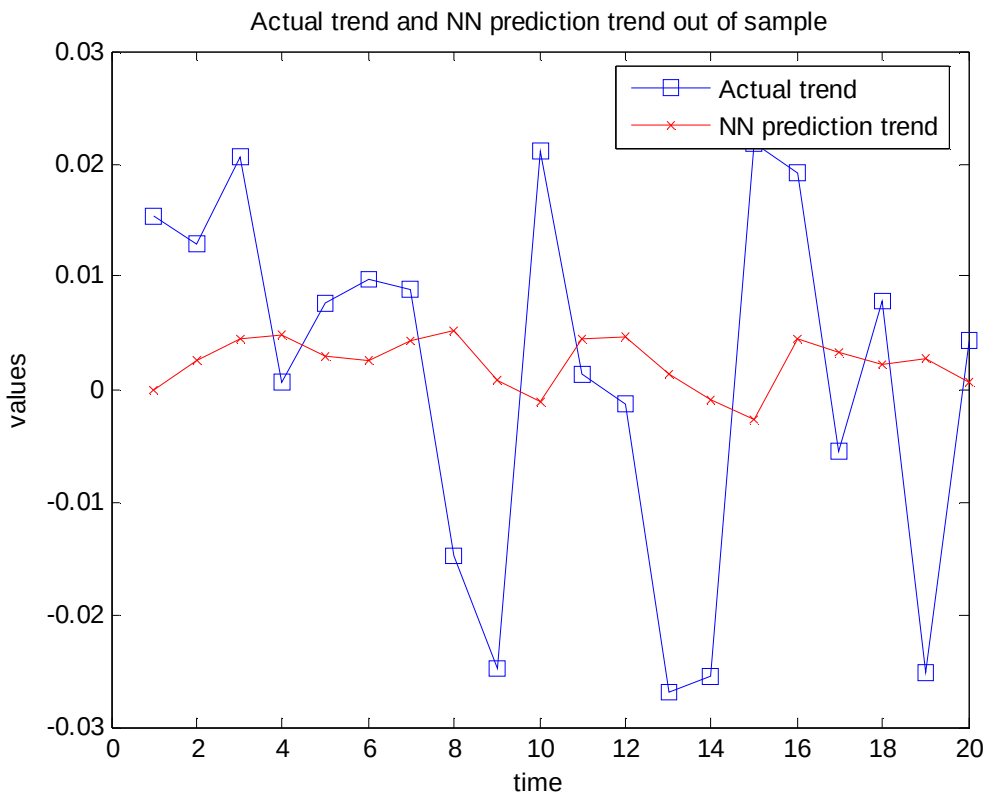


PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

EMP



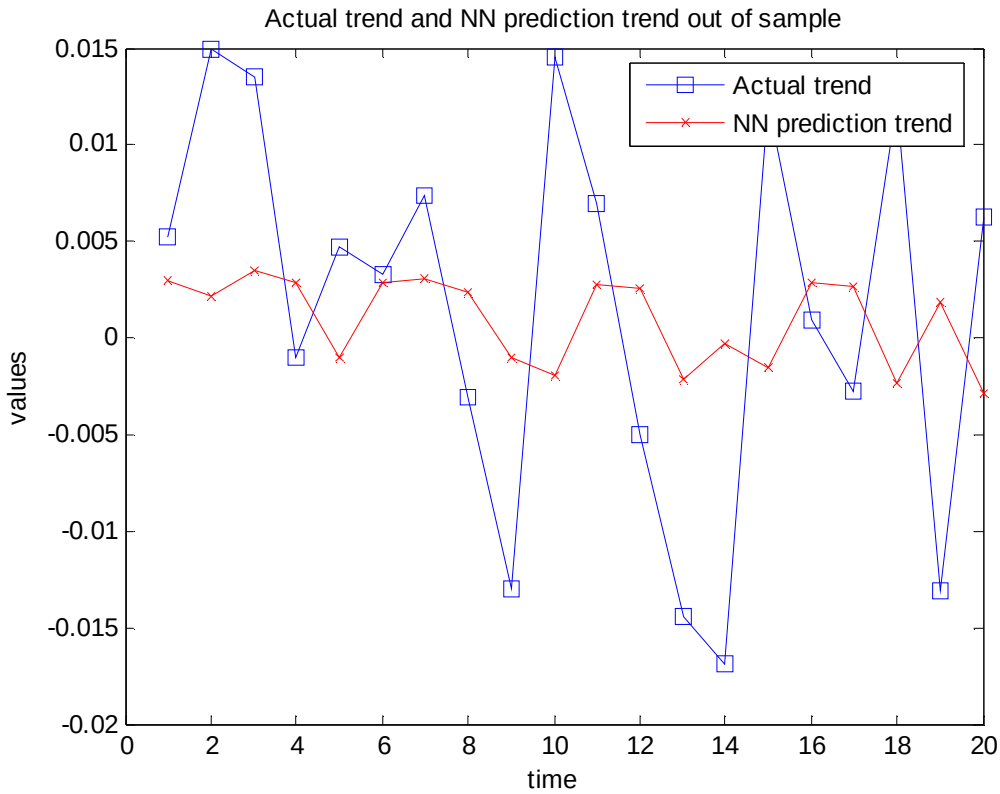

ETE



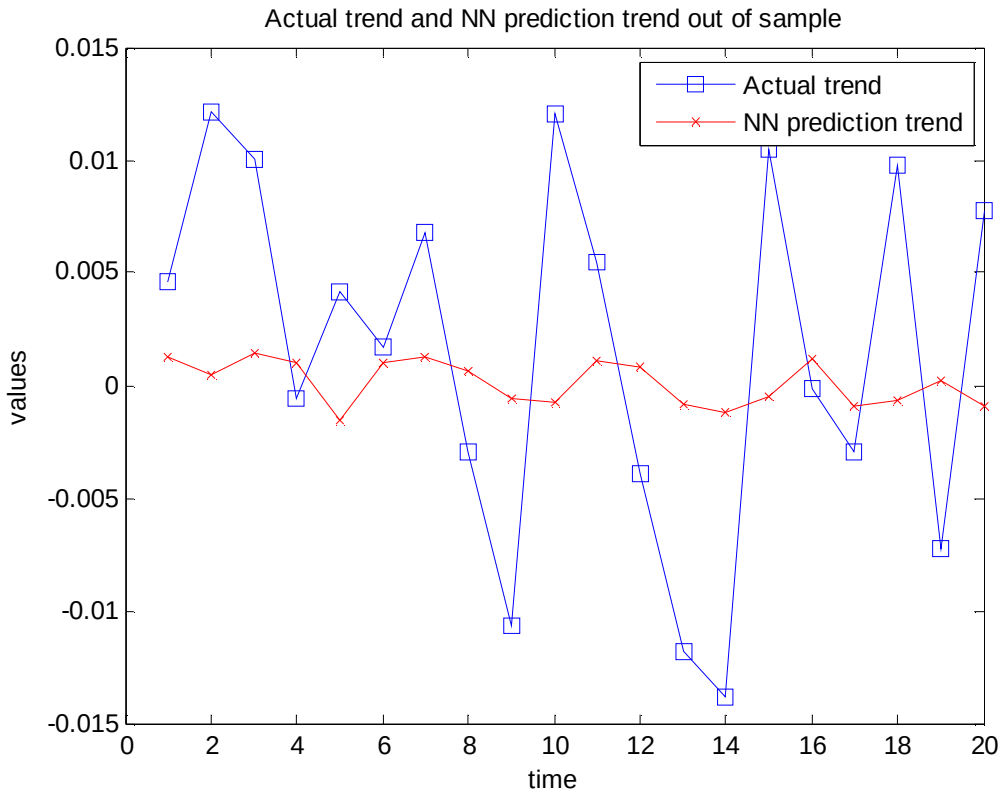



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

FTSE




CD






PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των πινάκων 1 και 2 προκύπτουν τα εξής αποτελέσματα. Στον πίνακα 1 που απεικονίζει την πορεία τεσσάρων μετοχών φαίνεται ότι η στρατηγική που θα πρέπει να ακολουθήσει ένας επενδυτής για να μεγιστοποιήσει τα κέρδη του διαφέρει ανάλογα με τη μετοχή στην οποία έχει αποφασίσει να επενδύσει. Σε κάποιες μετοχές δηλαδή η στρατηγική BUY AND HOLD δίνει καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης από την στρατηγική ROE. Στον πίνακα 2 αντίστοιχα η στρατηγική ROE υπερτερεί ξεκάθαρα για όλες τις μετοχές ,σε σχέση με τη στρατηγική BUY AND HOLD.

Παρακάτω ακολουθούν οι πίνακες 3 και 4 που δείχνουν τα αποτελέσματα πρόβλεψης για μια διαφορετική χρονική περίοδο ελέγχου της πορείας των επιλεχθέντων μετοχών.

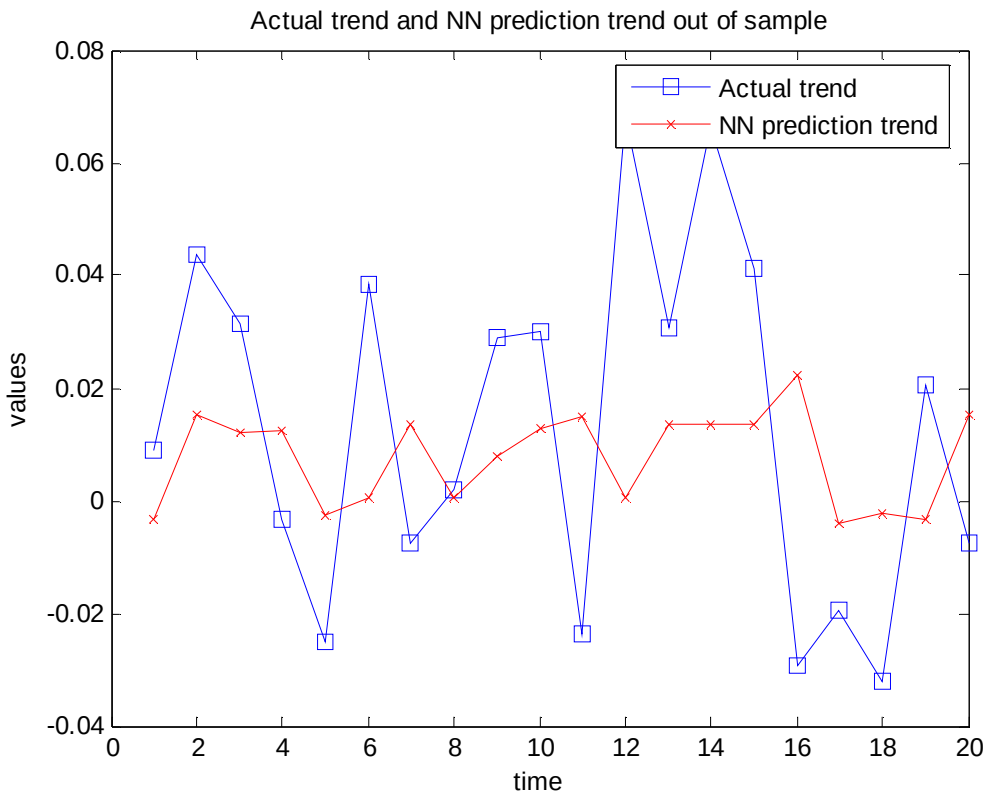
**Πίνακας 3: Forecasting accuracy of the 2st testing period**

| **2st testing period** | **ALEK** | **ALPHA** | **CAT** | **EK** |
|---|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 64.1975 | 53.0864 | 56.7901 | 51.8519 |
| ROE | 7.6389 | 3.2329 | 3.2266 | -2.1930 |
| B&H strategy | 29.6426 | 15.2273 | -6.8663 | -12.5731 |

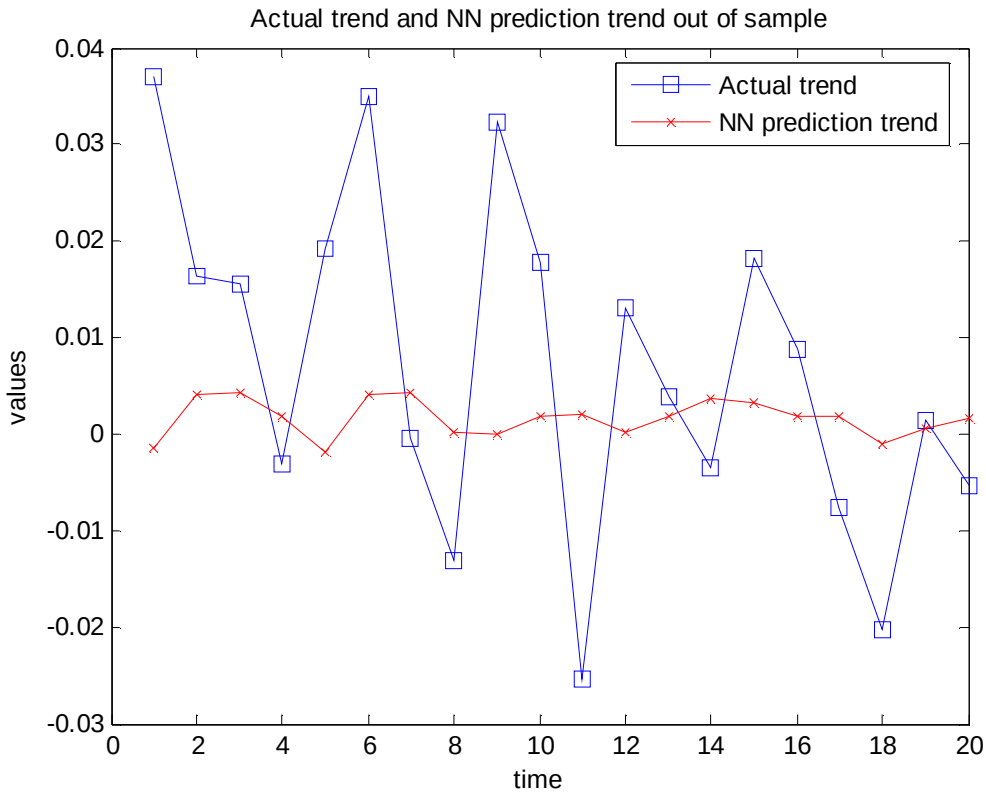


PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ALEK



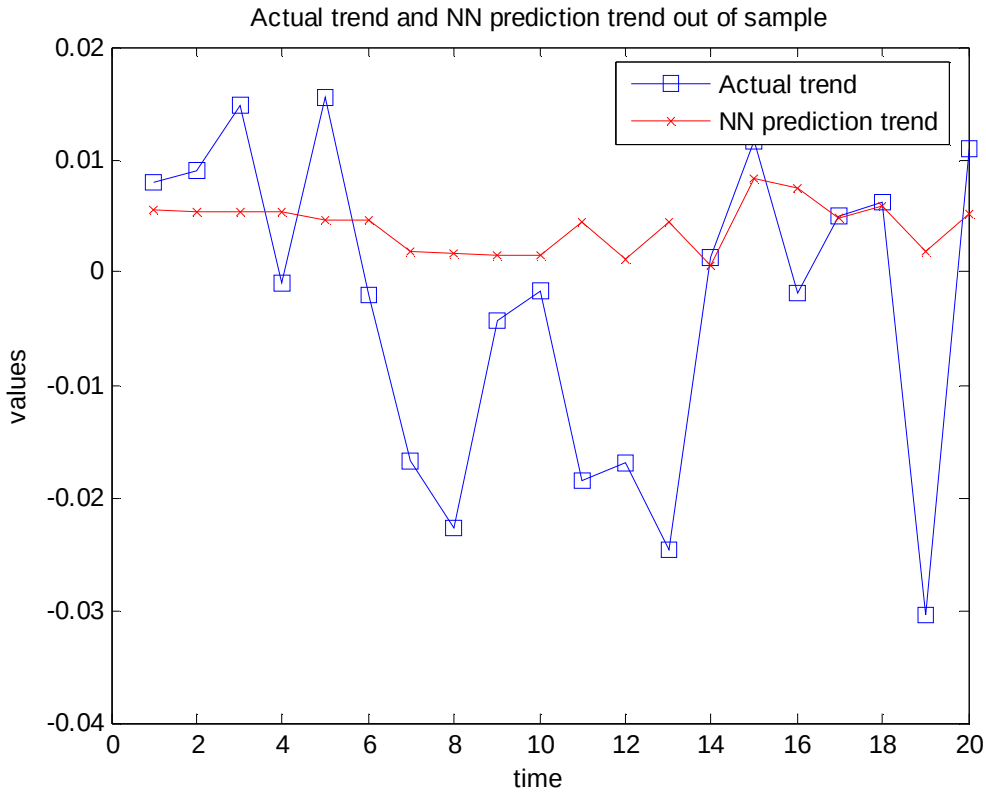

ALPHA



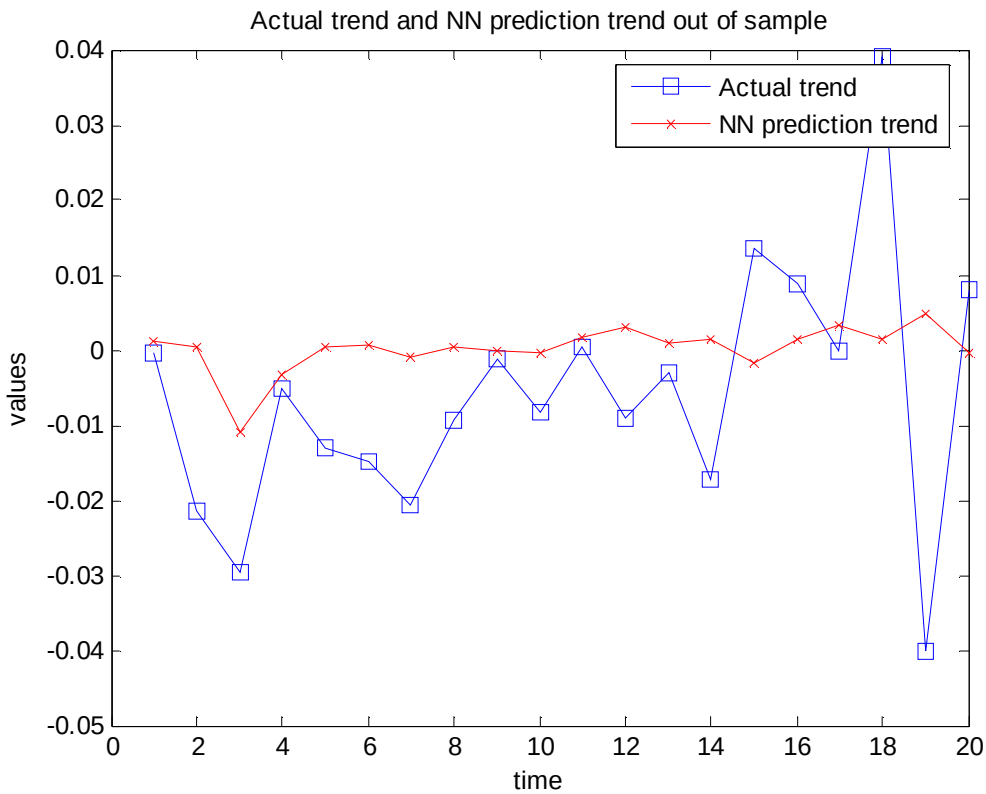



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

CAT




EK



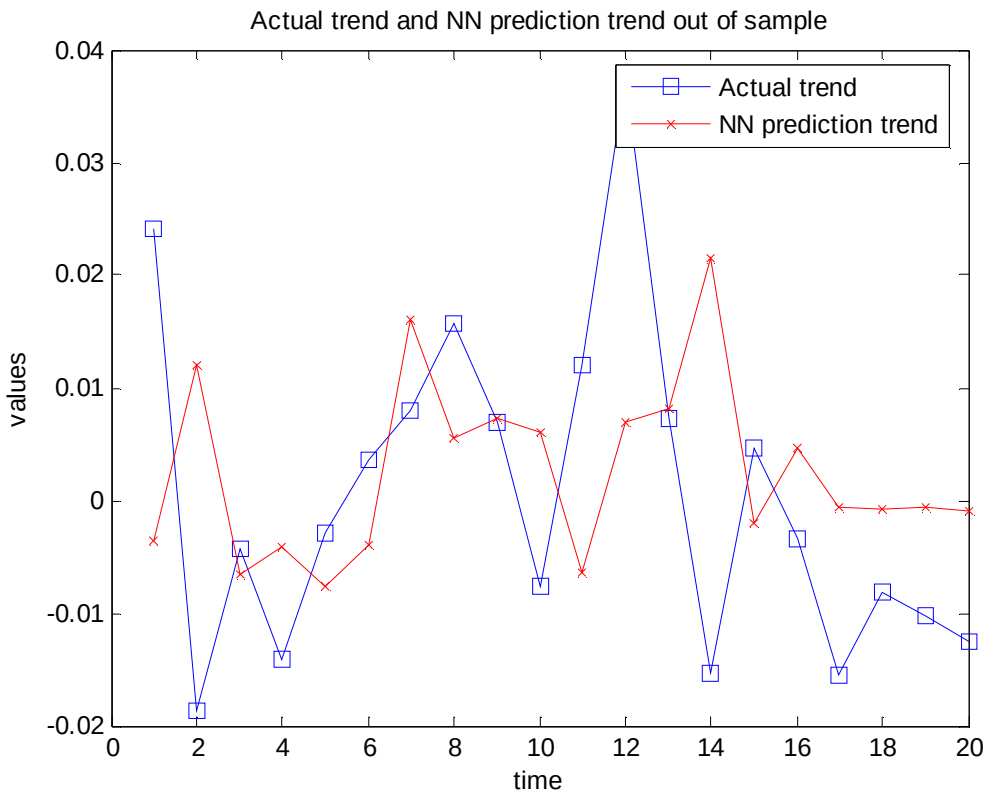



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Πίνακας 4: Forecasting accuracy of the 2st testing period**

| 2st testing period | EMP | ETE | GE | TITAN |
|---|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 61.7284 | 60.4938 | 53.0864 | 55.5556 |
| ROE | -1.8698 | 2.1448 | 0.7405 | 0 |
| B&H strategy | 1.7730 | 4.8853 | -6.2091 | 1.3951 |

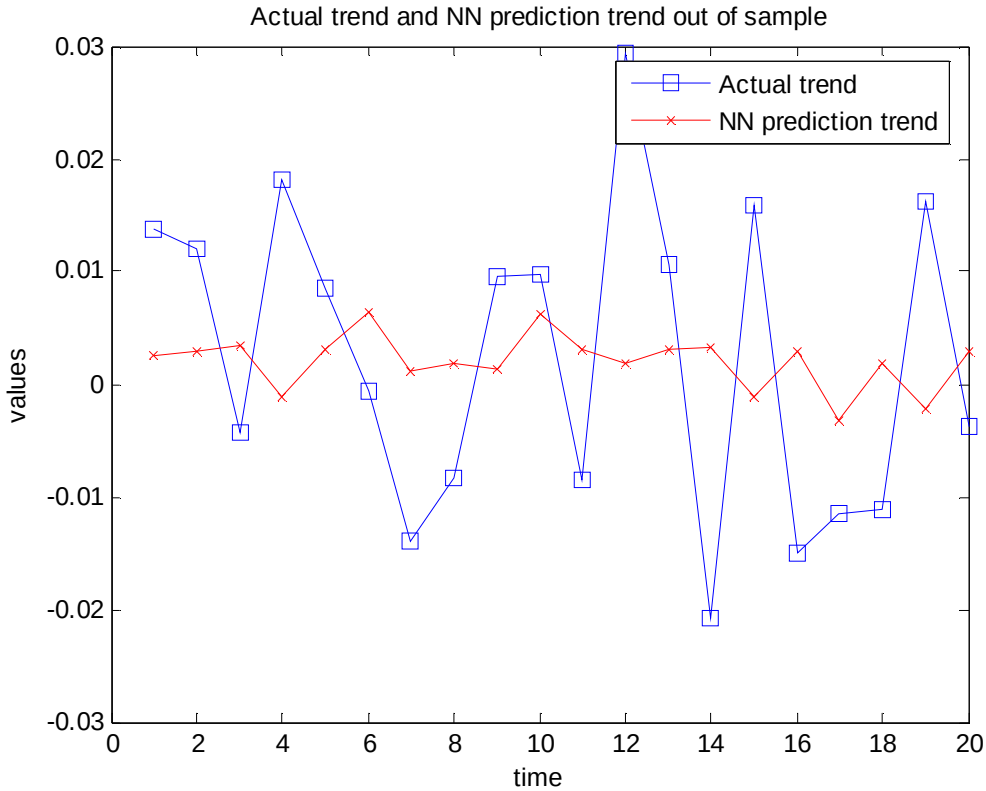
EMP



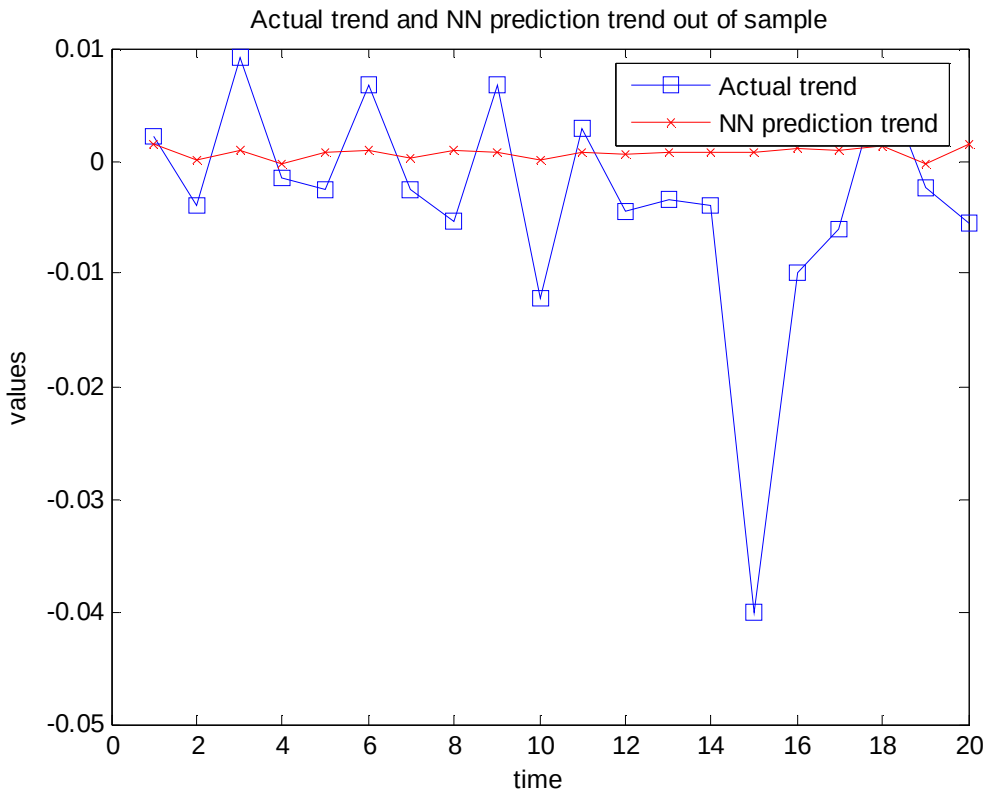



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ETE



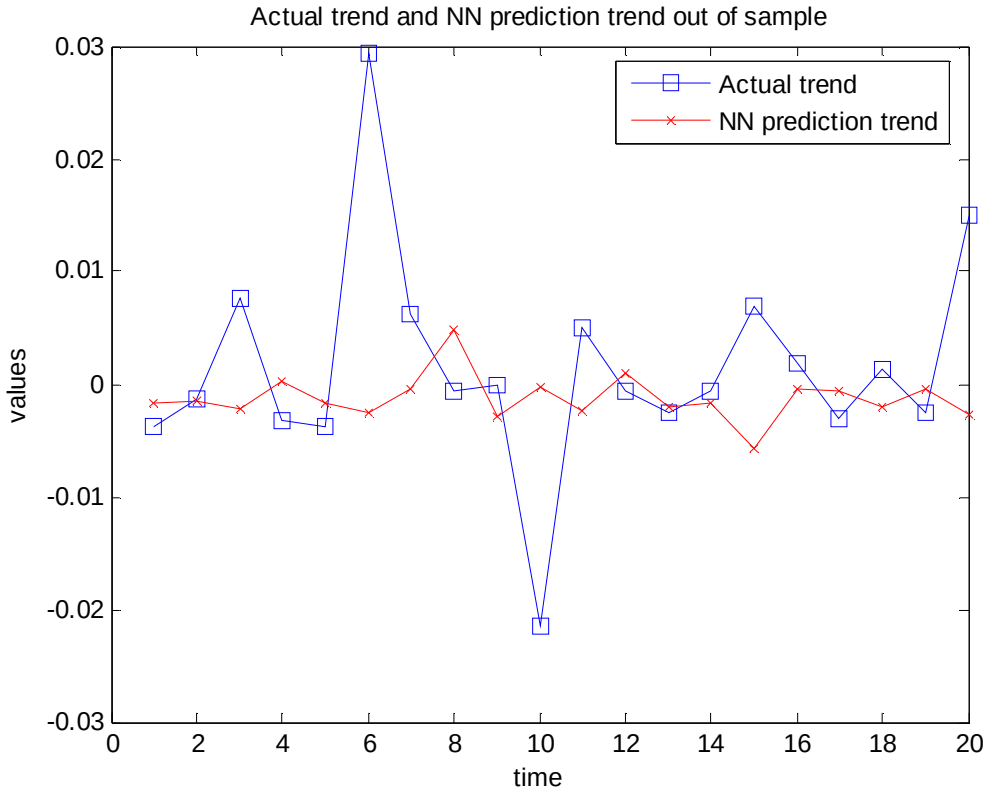

GE






PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

TITAN




Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των πινάκων 3 και 4 προκύπτουν τα εξής αποτελέσματα. Στον πίνακα 3 που απεικονίζει την πορεία τεσσάρων μετοχών φαίνεται ότι για τις δυο πρώτες μετοχές που διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο Αθηνών υπερτερεί η στρατηγική BUY AND HOLD σε αντίθεση με τις δυο επόμενες μετοχές που διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης και υπερτερεί η στρατηγική ROE. Στο πίνακα 4 είναι ξεκάθαρο ότι ο δείκτης BUY AND HOLD έχει καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης.

Παρακάτω ακολουθούν οι πίνακες 5 και 6 που δείχνουν τα αποτελέσματα πρόβλεψης για μια διαφορετική χρονική περίοδο ελέγχου της πορείας των επιλεχθέντων μετοχών.

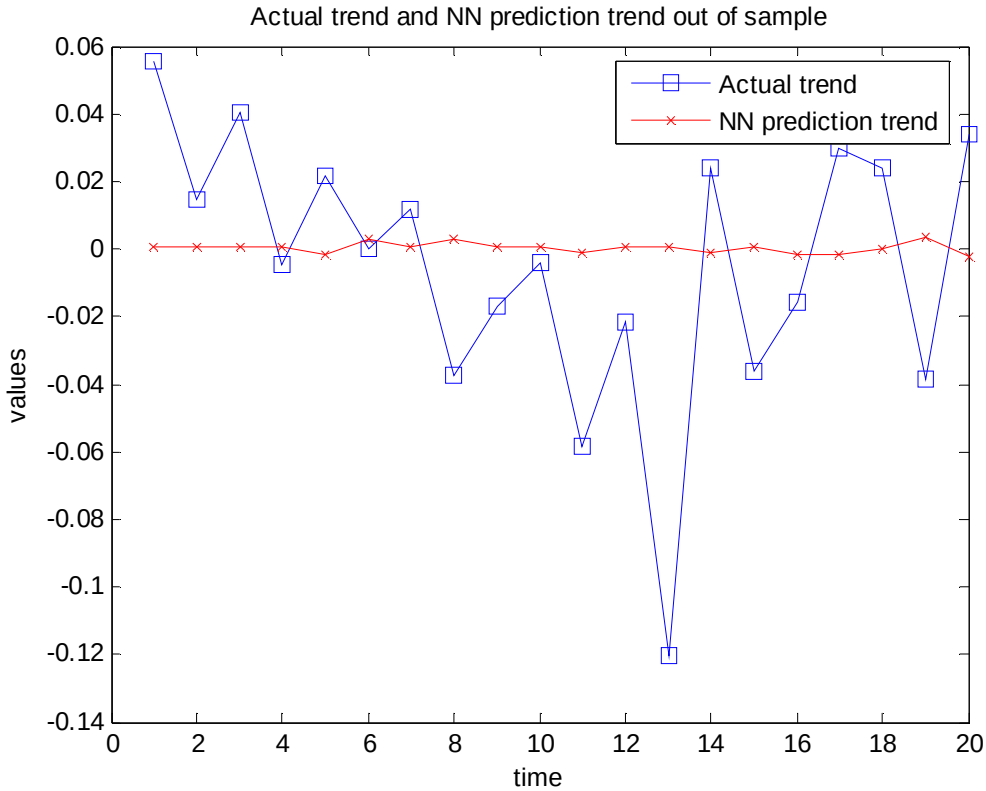
**Πίνακας 5: Forecasting accuracy of the 3st testing period**

| 3st testing period | ALEK | ALPHA | CAT | EK |
|---|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 51.8519 | 54.3210 | 43.2099 | 51.8519 |
| ROE | 11.4376 | 3.5714 | 43.2099 | 0 |
| B&H strategy | -13.7461 | -11.0714 | 1.5339 | 0.0742 |

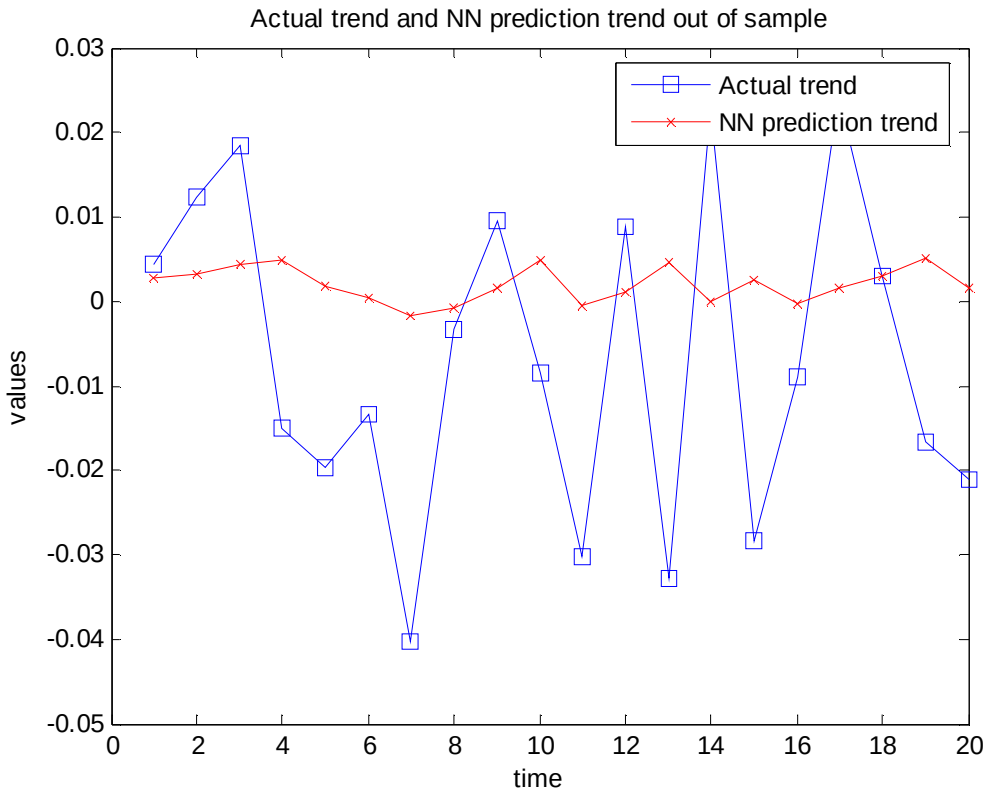


PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ALEK



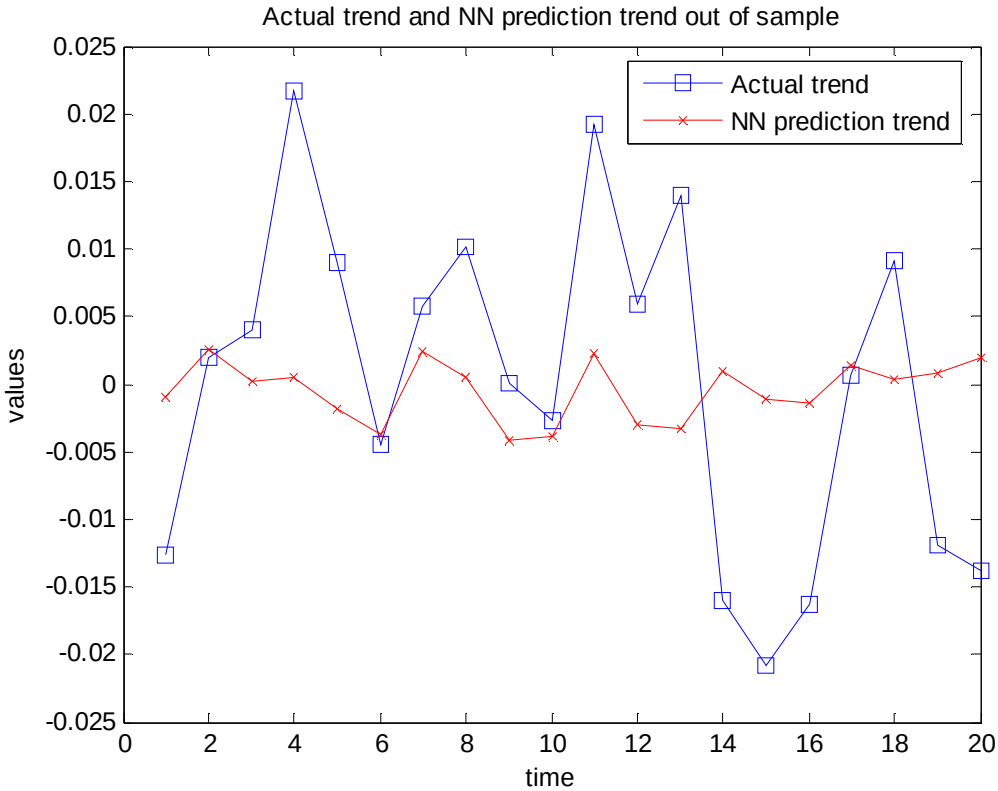

ALPHA



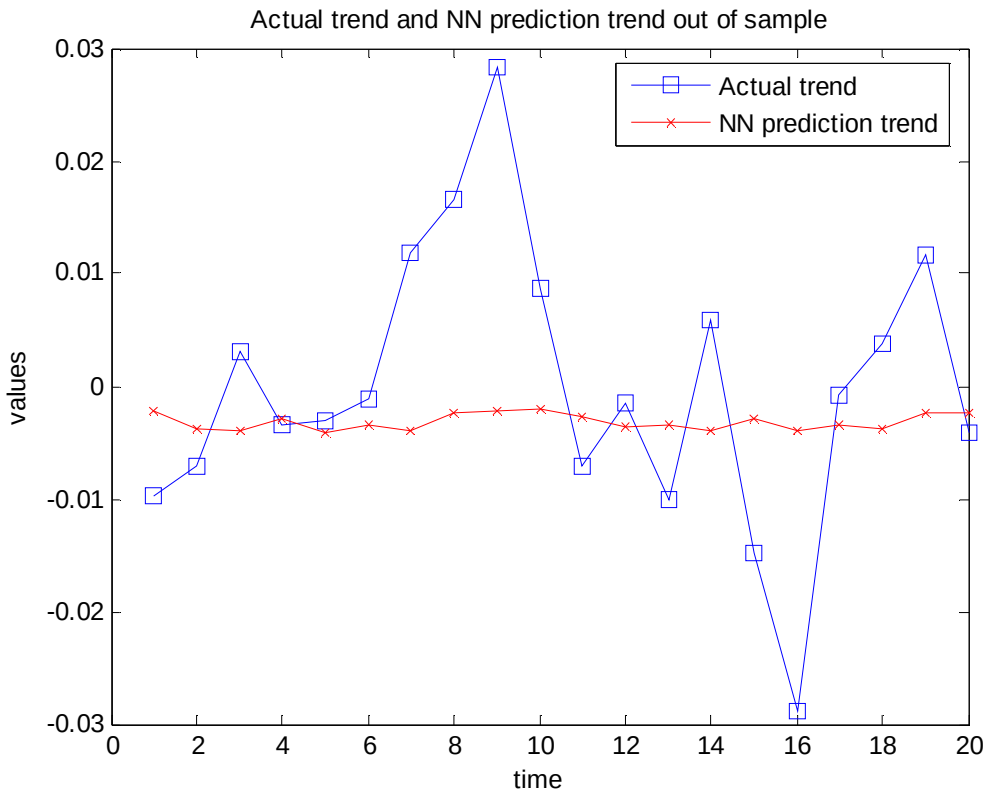



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

CAT




EK



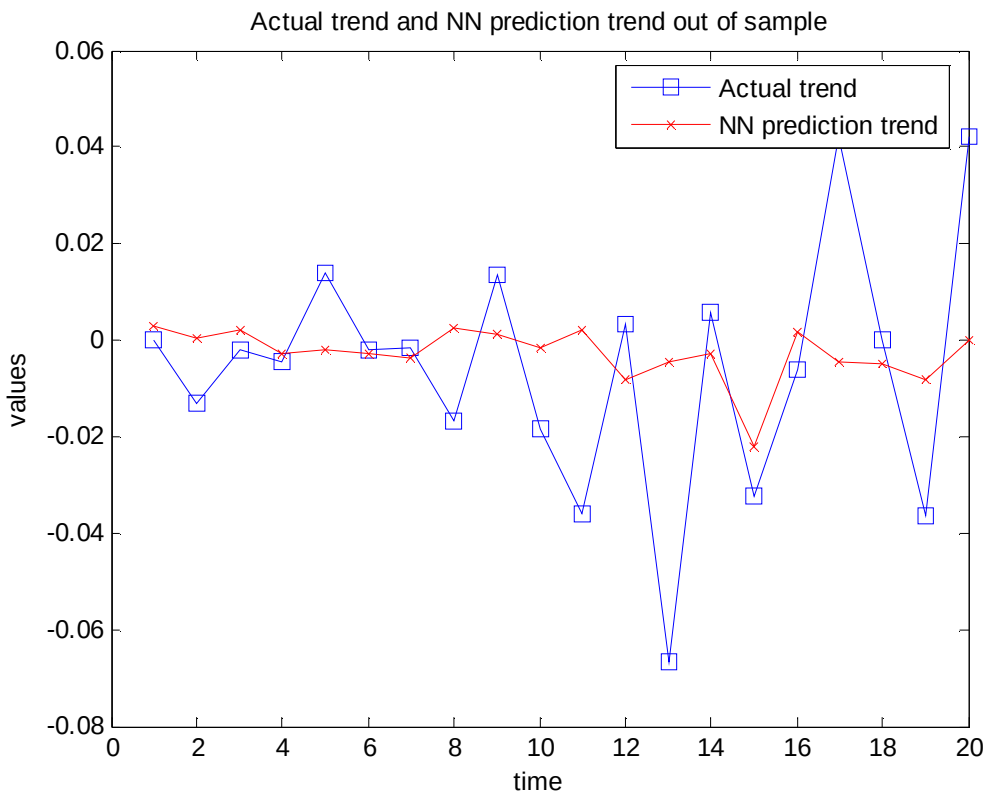



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

**Πίνακας 6: Forecasting accuracy of the 3st testing period**

| 3st testing period | EMP | ETE | GE |
|---|---|---|---|
| Success trend in sample | 56.7901 | 50.6173 | 51.8519 |
| ROE | -1.5295 | 0 | 0 |
| B&H strategy | -15.0765 | -20.7711 | -1.2471 |

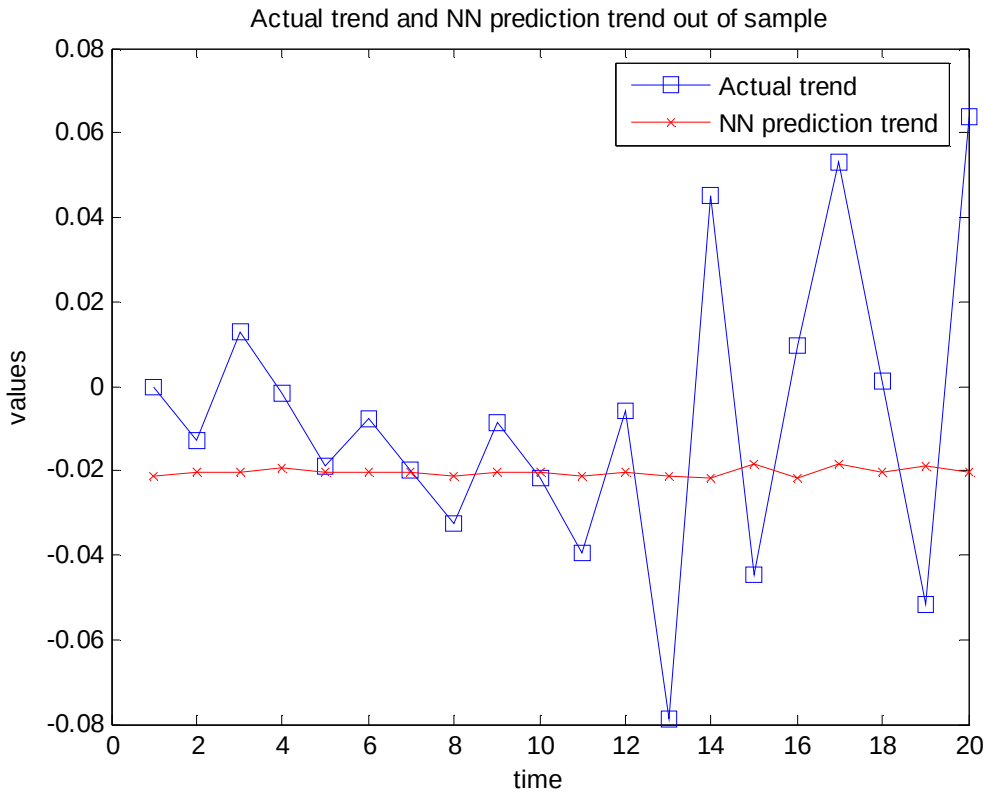
EMP



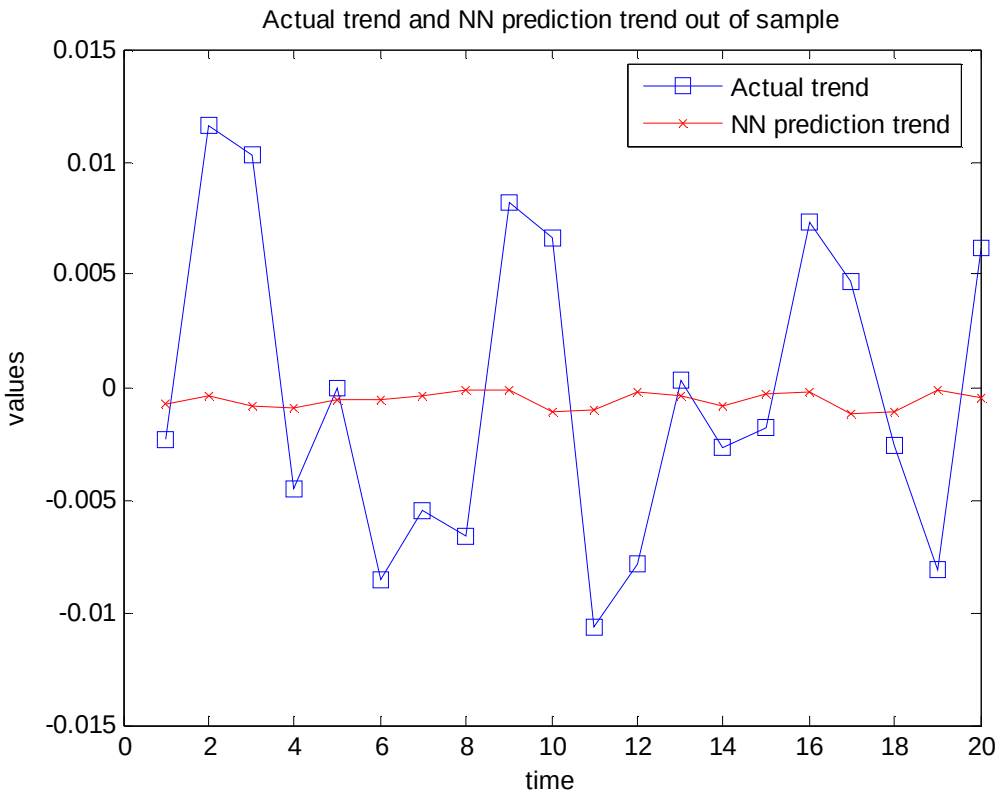



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ETE




GE






PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των πινάκων 5 και 6 προκύπτει ότι και στους δυο πίνακες, η στρατηγική ROE δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης για τις επιλεχθείσες μετοχές, σε σχέση με τη στρατηγική Buy & Hold.



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

## 6.2 Συμπεράσματα

Στο σημερινό αβέβαιο οικονομικό περιβάλλον υπάρχει επιτακτική ανάγκη εξεύρεσης μεθοδολογιών πρόβλεψης των διαφόρων οικονομικών μεγεθών που καθορίζουν την οικονομική ανάπτυξη. Ανάμεσα στα μεγέθη αυτά είναι και το νευρωνικό δίκτυο μέσω του οποίου αναλύονται οι μετοχές της παρούσας μεταπτυχιακής διατριβής.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

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

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

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

[4] Atsalakis, G., Valavanis K. (2010). Forecasting stock trends using a combined technical analysis and neuro-fuzzy based approach. Accepted in Journal of *Financial Decision Making*.

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

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

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

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

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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

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

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

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

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

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

[45] www.yesfx.com.cy

[46] www.in.gr/stocks

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com

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

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



PDF created with pdfFactory trial version www.pdffactory.com