

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

**ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΠΡΟΤΥΠΟΠΟΙΗΣΗ ΣΤΙΣ
ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΚΑΙ ΤΗΝ
ΟΙΚΟΝΟΜΙΑ**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ : ΧΡΙΣΤΟΠΟΥΛΟΣ Α.

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΙΜΗΣ ΜΕΤΟΧΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ
ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΕΥΦΥΙΑΣ (ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ)

ΑΘΗΝΑ

ΙΟΥΝΙΟΣ 2013

Σοφός Ιωάννης

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Διανύοντας μια εποχή που χαρακτηρίζεται από ανατροπές και αβεβαιότητα, καθίσταται όλο και πιο έντονη η ανάγκη ορθής αξιολόγησης του ρίσκου των επιλογών. Το τραπεζικό σύστημα κλονίζεται και η παγκόσμια αγορά κεφαλαίων μεταλλάσσεται σε μια προσπάθειά της να ισορροπήσει μεταξύ των νέων δεδομένων, των φόβων του επενδυτή, της καθοδήγησης και της ανάπτυξης. Το ζητούμενο της διατήρησης των κεφαλαίων πρώτα και της κερδοφορίας μέσα από σωστές επιλογές στη συνέχεια, αποτελεί αντικείμενο διαρκούς διαπραγμάτευσης, έρευνας και διαφωνιών όχι μόνο στο χώρο των οικονομολόγων, αλλά και σε κάθε είδους επιστήμονα με επαρκή πρόσβαση στα κατάλληλα εργαλεία.

Το χρηματιστήριο, τόπος διαπραγμάτευσης μετοχών, αποπειράται να υλοποιήσει τη θεωρία της ελεύθερης και ανταγωνιστικής αγοράς. Προσελκύει επενδυτές που ζητούν την βέλτιστη τοποθέτηση των κεφαλαίων τους εφαρμόζοντας στρατηγικές ετερόκλητες, με απλές ή σύνθετες βάσεις, στοχεύοντας στο μακρινό μέλλον ή στο κοντινό αύριο. Στρατηγικοί επενδυτές, μεγάλα ή μικρά κεφάλαια, τυχοδιώκτες και τζογαδόροι καλούν την επιστήμη της οικονομίας, των μαθηματικών, της πολιτικής επιστήμης, ακόμα και της ψυχολογίας να δώσουν την βέλτιστη απόδοση τοποθέτηση των κεφαλαίων τους.

Οι προσεγγίσεις χωρίζονται σε δύο κατηγορίες. Η στρατηγική διερεύνησης των χαρακτηριστικών της εταιρίας (παγίων, υποχρεώσεων, κερδών κλπ) και η αξιολόγηση της τιμής των μετοχών της με χρήση εκτιμήσεων και συμπερασμάτων που στηρίζονται στην οικονομική θεωρία, στοιχειοθετεί την Θεμελιώδη ανάλυση. Η προσέγγιση αυτή στοχεύει μακροπρόθεσμα και στηρίζεται σε κανονική εξέλιξη των μεγεθών αλλά αστοχεί σε περιπτώσεις αστάθμητων ή μη προσδιορίσιμων – κρυφών παραγόντων. Το οικονομικό σύστημα είναι τρομερά πολύπλοκο και είναι θα έλεγε κανείς αφελές να στηρίζεται στην αίσθηση ότι μπορεί να μοντελοποιήσει ικανοποιητικά την πορεία μιας επιχείρησης, δεδομένης της ασύμμετρης πληροφόρησης και της χαοτικής μαθηματικής συμπεριφοράς.

Στον αντίποδα είναι η τεχνική ανάλυση, προσέγγιση που αντιμετωπίζει την εξέλιξη της τιμής ως μαθηματικό μέγεθος και χρησιμοποιεί θεωρίες χρονοσειρών. Έχει πιο βραχυπρόθεσμο χαρακτήρα και στηρίζεται στην ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων (ιστορικά κλεισίματος, μέγιστα, ελάχιστα κλπ) και δεν απαιτεί τη θεωρητική ερμηνεία των μεγεθών. Μια μέθοδος που λειτουργεί σαν μαύρο κουτί αξιολογώντας μεγάλο όγκο δεδομένων και δημιουργεί πολυδιάστατες μη γραμμικές είναι και τα Νευρωνικά Δίκτυα (ΝΔ).

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με την εφαρμογή των ΝΔ στις μετοχές. Τα ΝΔ προσομοιάζουν τον τρόπο που διαχειρίζεται ο εγκέφαλος τις πληροφορίες και χρησιμοποιούνται λόγω της ιδιότητάς τους να ανιχνεύουν πολυδιάστατες - μη γραμμικές συναρτήσεις, χαρακτηριστικό πολύ χρήσιμο για τη διαμόρφωση και εξέταση δυναμικών συστημάτων, όπως αυτό του χρηματιστηρίου. Αρχικά αναλύεται η μέθοδος και παρουσιάζονται τα βασικά χαρακτηριστικά αυτής, καθώς και οι τεχνικές εφαρμογής. Αναφέρονται οι στρατηγικές ανάλυσης, εκπαίδευσης και ελέγχου με αναφορές σε εναλλακτικές προσεγγίσεις. Στη συνέχεια γίνεται εφαρμογή σε σειρές δεδομένων των τελευταίων ετών και αξιολογούνται τα αποτελέσματα αλλά και η δυνατότητα εφαρμογής της μεθόδου σε πραγματικές συνθήκες.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	ii
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ	iv
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	vi
ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	vi
ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ.....	vii
1. ΒΑΣΙΚΕΣ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ.....	8
1.1. Εισαγωγή.....	10
1.2. Χρηματιστήριο	10
1.3. Μετοχές	10
1.4. Μέρισμα	11
1.5. Αύξηση μετοχικού κεφαλαίου.....	12
1.6. Διάσπαση Μετοχών - Split.....	12
1.7. Συγχώνευση Μετοχών – Reverse Split	13
1.8. Δείκτες Μετοχών.....	13
1.9. Θεμελιώδη Λογιστικά μεγέθη	15
1.10. Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν.....	15
1.11. Τεχνική Ανάλυση	16
1.12. Πηγές δεδομένων.....	16
2. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	18
2.1. Εισαγωγή.....	20
2.2. Νευρώνας	20
2.3. Συνάρτηση Ενεργοποίησης	21
2.4. Κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων	23
2.5. Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων	24
2.5.1. Κανόνας Δέλτα (Delta Rule).....	24
2.5.2. Back Propagation.....	26
3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ - ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	30
3.1. Εισαγωγή.....	32
3.2. Δεδομένα	32
3.3. Δομή Νευρωνικού Δικτύου	33
3.4. Προετοιμασία Δεδομένων	33

3.5. Στάδια δόμησης μοντέλου	34
3.6. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων	34
4. ΕΡΕΥΝΑ	36
4.1. Εισαγωγή	38
4.2. Επεξεργασία	38
4.2.1. 5 past values - ΔΕΗ	39
4.2.2. 10 past values	40
4.2.3. Κανονικοποίηση τιμών, βήμα τιμών : 2μ.....	41
4.2.4. ΑΕΠ και MSCI.....	42
4.2.5. Όγκος συναλλαγής, Λογιστική αξία, Τιμή ανοίγματος.....	43
4.2.6. 150 νευρώνες - αφαίρεση Λογιστικής αξίας	44
4.2.7. 200 νευρώνες – βήμα τιμών 5 ημέρες	45
4.2.8. Εισαγωγή ΓΔ – Λογιστικής αξίας	46
4.2.9. Τελικό μοντέλο - ΟΤΕ.....	47
4.2.10. Τελικό μοντέλο - TITAN	48
4.2.11. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 5 ημέρες	49
4.2.12. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 2 ημέρες	50
4.2.13. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 1 ημέρα	51
5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	52
5.1. Εισαγωγή	54
5.2. Περιγραφή αποτελεσμάτων.....	54
5.3. Βασικά Συμπεράσματα Διπλωματικής Εργασίας.....	54
5.3.1. Αντικείμενο πρόβλεψης.....	54
5.3.2. Αριθμός νευρώνων	55
5.3.3. Βήμα τιμών – βάθος πρόβλεψης	55
5.3.4. Βάθος ανατροφοδότησης.....	55
5.3.5. Μεταβλητές	56
5.4. Επίλογος	57
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	58

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 4-1 :	39
Πίνακας 4-2 :	40
Πίνακας 4-3 :	41
Πίνακας 4-4 :	42
Πίνακας 4-5 :	43
Πίνακας 4-6 :	44
Πίνακας 4-7 :	45
Πίνακας 4-8 :	46
Πίνακας 4-9 :	47
Πίνακας 4-10 :	48
Πίνακας 4-11 :	49
Πίνακας 4-12 :	50
Πίνακας 4-13 :	51

ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1: MSCI.....	14
Εικόνα 2.1: Βιολογικός Νευρώνας.....	20
Εικόνα 2.2: Τεχνητός Νευρώνας.....	21
Εικόνα 2.3.....	22
Εικόνα 2.4.....	22
Εικόνα 2.5.....	22
Εικόνα 2.6 : βιολογικό ΝΔ	23
Εικόνα 2.7 : βιολογικό ΝΔ	23
Εικόνα 2.8 : τεχνητός Νευρώνας.....	24
Εικόνα 2.9 : παράδειγμα δικτύου (1).....	26
Εικόνα 2.10 : παράδειγμα δικτύου (2).....	28
Εικόνα 3.1 : περιβάλλον MatLab	33
Εικόνα 4.1:.....	39
Εικόνα 4.2:.....	40
Εικόνα 4.3:.....	41
Εικόνα 4.4:.....	42
Εικόνα 4.5:.....	43
Εικόνα 4.6:.....	44
Εικόνα 4.7:.....	45
Εικόνα 4.8:.....	46
Εικόνα 4.9:.....	47
Εικόνα 4.10:.....	48

Εικόνα 4.11:.....	49
Εικόνα 4.12:.....	50
Εικόνα 4.13:.....	51

ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

ΑΕ	Ανώνυμη Εταιρία
ΝΔ	Νευρωνικό Δίκτυο
ΤΝΔ	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο
MSCI	Morgan Stanley Capital International
ΓΔ	Γενικός Δείκτης

1. ΒΑΣΙΚΕΣ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ

1.1. Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει τις οικονομικές έννοιες που είναι απαραίτητες και χρησιμοποιούνται στην πρόβλεψη τιμών μιας μετοχής με χρήση Τεχνητής Ευφυΐας. Το χρηματιστήριο, οι μετοχές καθώς και πράξεις γύρω από αυτές όπως αύξηση μετοχικού κεφαλαίου, split, reverse split κλπ, παρουσιάζονται ώστε να είναι δυνατή η κατανόηση της μεθόδου και ο τρόπος επιρροής αυτών στη μέθοδο που θα εφαρμοστεί.

1.2. Χρηματιστήριο

Τα χρηματιστήρια αποτελούν αγορές στις οποίες διαπραγματεύονται μετοχές σε πραγματικό χρόνο και είναι θεσμός που λειτουργεί από το 1602 με την εισαγωγή της πρώτης πολυμετοχικής εταιρίας στο Άμστερνταμ, ενώ στην Ελλάδα ιδρύθηκε μόλις τον 19^ο αιώνα.. Συναντώνται στους τόπους αυτούς προσφορά και ζήτηση και αναγνωρίζεται ως θεσμός από τα κράτη που λειτουργεί με νομοθετικά και διοικητικά μέτρα τα οποία καθορίζουν το πλαίσιο διαμόρφωσης της αγοράς.

Μέσα από τα χρηματιστήρια συναντώνται οι ενδιαφερόμενοι επενδυτές και διαπραγματεύονται με σκοπό τη διενέργεια αγοραπωλησιών κινητών αξιών (μερίδια κεφαλαίων εταιριών, τραπεζών, ομόλογα, κλπ) ή εμπορευμάτων. Προκειμένου να υλοποιηθούν οι συναλλαγές, εμπλέκονται οι χρηματιστές οι οποίοι εκτελούν τις εντολές και ως αντάλλαγμα για την υπηρεσία του παίρνουν κάποια προμήθεια.

Τα περισσότερα χρηματιστήρια έχουν έδρα σε κάποιο φυσικό χώρο, όπως το χρηματιστήριο Αθηνών (<http://www.ase.gr>) ή το χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης (<http://www.nyse.com>) ενώ πλέον δίνεται η δυνατότητα συναλλαγής μέσω διαδικτύου και τηλεφώνου. Η οργανωμένη τους μορφή αποσκοπεί στην ταχύτητα διενέργειας συναλλαγών με ταυτόχρονη κάλυψη - εξασφάλιση διαφάνειας και ασφάλειας που προσφέρει ένα θεσμικό πλαίσιο λειτουργίας. Η βασική τους συνεισφορά δε, είναι η εξεύρεση κεφαλαίων για τις επιχειρήσεις και η δυνατότητα κέρδους για τους επενδυτές, γεγονός που συμβάλλει στη τόνωση της παραγωγικότητας και γενικότερα στην ανάπτυξη.

1.3. Μετοχές

Μετοχή είναι ένα από τα ίσα μερίδια στα οποία διαιρείται το κεφάλαιο μιας ανώνυμης εταιρίας και ενσωματώνει τα δικαιώματα του μετόχου που πηγάζουν από τη συμμετοχή του στην ανώνυμη εταιρία. Τα δικαιώματα αυτά, είναι ανάλογα του αριθμού μετοχών που κατέχει ο μέτοχος. Ενδεικτικά δικαιώματα που προκύπτουν από την κατοχή μετοχών είναι το ποσοστό ίσο με τον αριθμό των μετοχών που κατέχει ο μέτοχος προς το σύνολο των μετοχών της εταιρείας, του μερίσματος από τα διανεμόμενα κέρδη της εταιρίας, καθώς και αντίστοιχο ποσοστό από την περιουσία της εταιρίας, σε περίπτωση που αυτή διαλυθεί. Αντίστοιχα έχει και τον αναλογούντα αριθμό ψήφων στην Γενική Συνέλευση των μετόχων, εκτός εάν κατέχει μετοχές άνευ ψήφου.

Οι μετοχές μπορεί να διακρίνονται σε κοινές, προνομιούχες και επικαρπίας, ονομαστικές και ανώνυμες, μετά ψήφου ή χωρίς ψήφο, σε διαπραγματεύσιμες σε Χρηματιστήριο ή σε μη διαπραγματεύσιμες.

Η κοινή μετοχή είναι ο πιο συνηθισμένος τύπος μετοχής και περιλαμβάνει όλα τα βασικά δικαιώματα ενός μετόχου, όπως δικαίωμα συμμετοχής στα κέρδη, στην έκδοση νέων μετοχών, στο προϊόν της εκκαθάρισης, καθώς και δικαίωμα ψήφου στη Γενική Συνέλευση της εταιρείας και συμμετοχής στη διαχείρισή της.

Η προνομιούχος μετοχή προσφέρει απλά ένα προβάδισμα έναντι των κατόχων κοινών μετοχών, στη λήψη μερίσματος και στη λήψη του προϊόντος της εκκαθάρισης σε περίπτωση διάλυσης της επιχείρησης, αλλά συνήθως στερείται του δικαιώματος ψήφου και συμμετοχής στη διαχείριση της επιχείρησης.

Η έκδοση των μετοχών γίνεται σε μια αρχική τιμή που ονομάζεται ονομαστική τιμή και αναγράφεται στον τίτλο. Μετά την έκδοση η διαπραγμάτευση και τελικά η αγοραπωλησία γίνεται σε τιμή που συμφωνούν οι επενδυτές και εξαρτάται από την αποτίμηση που ορίζει κάθε φορά η σύμπτωση προσφοράς και ζήτησης. Προφανώς δεν είναι στοιχείο που ορίζεται ντετερμινιστικά και ακολουθεί συγκεκριμένους κανόνες. Η αποτίμηση και συνεπώς η τιμή διαπραγμάτευσης εξαρτάται από τις γενικότερες συνθήκες της αγοράς, του κλάδου, τα οικονομικά στοιχεία της εταιρείας, τη ψυχολογία της αγοράς, την πληροφόρηση, τις προσδοκίες των επενδυτών και ένα σύνολο παραμέτρων που δεν μπορούν να καθοριστούν απόλυτα λόγω πολυπλοκότητας του φαινομένου.

Όταν μια επιχείρηση που έχει εκδώσει μετοχές έχει κέρδη, μπορεί να μοιράσει μέρος των κερδών αυτών στους μετόχους της με την μορφή μερίσματος, που αντιστοιχεί σε κάποιο ποσό ανά μετοχή. Αν κινήσει διαδικασίες αύξησης μετοχικού κεφαλαίου οι μέτοχοι προηγούνται στη συμμετοχή (δικαίωμα).

1.4. Μέρισμα

Μέρισμα ονομάζεται το μερίδιο ανά μετοχή των καθαρών κερδών μιας εταιρείας που διανέμεται στους μετόχους της. Τα μερίσματα συνήθως δίνονται σε μετρητά αλλά μπορούν να δοθούν και με την μορφή μετοχών ή άλλων περιουσιακών στοιχείων. Τα μερίσματα παρέχουν ένα κίνητρο στους επενδυτές να κατέχουν μετοχές από μεγάλες εταιρίες ακόμα και αν δεν αναμένεται μεγάλη ανάπτυξη από αυτές.

Το μέρισμα συνήθως αναφέρεται με όρους χρηματικής αξίας, δηλαδή πόσα ευρώ θα αποδώσει κάθε μετοχή, αλλά μπορεί να αναφέρεται επίσης ως ποσοστό επί της αγοραίας αξίας της μετοχής, όρος γνωστός και ως μερισματική απόδοση.

Οι εταιρίες δεν είναι υποχρεωμένες να αποδώσουν μέρισμα καθώς μπορούν να επανεπενδύσουν τα κέρδη με σκοπό την ανάπτυξη. Οι εταιρίες που προσφέρουν μέρισμα είναι συνήθως εταιρίες που έχουν περάσει το στάδιο της ανάπτυξης και δεν χρειάζεται πλέον να επανεπενδύουν συνεχώς τα κέρδη τους, έτσι επιλέγουν να πληρώσουν τους μετόχους τους. Αντιθέτως, οι εταιρίες υψηλής ανάπτυξης σπάνια προσφέρουν μέρισμα, γιατί όλα τα κέρδη τους επανεπενδύονται για να διατηρηθεί αυτή η ανάπτυξη.

1.5. Αύξηση μετοχικού κεφαλαίου

Αύξηση μετοχικού κεφαλαίου (ΑΜΚ) είναι η αύξηση του μεγέθους του μετοχικού κεφαλαίου μιας εταιρίας, είτε με την έκδοση νέων μετοχών είτε με την αύξηση της ονομαστικής αξίας των υφιστάμενων μετοχών. Ουσιαστικά πρόκειται για μια μορφή δανεισμού από τους υφιστάμενους μετόχους, καθώς τους δίνει το δικαίωμα εγγραφής στην έκδοση νέων μετοχών με αντάλλαγμα μετρητά, ενώ και νέοι επενδυτές έχουν την ευκαιρία να γίνουν μέτοχοι.

Συνήθως η ΑΜΚ συνοδεύεται από πτώση της τιμής διαπραγμάτευσης της μετοχής, καθώς αύξηση του αριθμού των μετοχών συνεπάγεται μικρότερη συμμετοχή ανά μονάδα στο κεφάλαιο αυτής και τα δικαιώματα που συνοδεύει. Αξίζει να αναφέρουμε πως η τιμή διαπραγμάτευσης αναπροσαρμόζεται με την ανακοίνωση της ΑΜΚ και όχι με την υλοποίηση αυτής, καθώς η αγορά προεξοφλεί το γεγονός.

1.6. Διάσπαση Μετοχών - Split

Διάσπαση Μετοχών (Split) είναι η εταιρική πράξη κατά την οποία οι υπάρχουσες μετοχές μιας επιχείρησης διαιρούνται σε περισσότερες και μειώνεται η τιμή τους αναλογικά ώστε να μην αλλάξει η συνολική αξία των μετοχών που έχει στα χέρια του κάθε μέτοχος.

Μία εταιρεία που οι μετοχές της έχουν καλές επιδόσεις μπορεί να αποφασίσει να κάνει stock split αν η τιμή της μετοχής ανέβει σημαντικά και θεωρείται πολύ ακριβή για τους μικροεπενδυτές. Με αυτό τον τρόπο η μετοχή διατηρεί την εμπορευσιμότητα της και ταυτόχρονα την αναλογική ιδιοκτησία των παλαιών μετόχων.

Το stock split είναι περισσότερο ψυχολογικό παιχνίδι. Η ιδέα απόκτησης μιας μετοχής στη μισή τιμή φαντάζει ελκυστική, και οι επενδυτές αναμένουν ότι η τιμή της θα ανέλθει σε προ του split επίπεδα. Το πιο κοινό split είναι δύο προς ένα.

Παράδειγμα: Στο δύο προς ένα split, ένας επενδυτής που κατείχε 100 μετοχές με τιμή 100€/μετοχή πριν το stock split, θα κατέχει 200 μετοχές με τιμή 50€/μετοχή μετά το split. Δηλαδή ο επενδυτής έχει στην κατοχή του τις διπλάσιες μετοχές, αλλά κάθε μία από αυτές έχει τη μισή αξία.

Οι περισσότερες εταιρίες θέλουν να κρατάνε τα επίπεδα τιμών των μετοχών τους σε προσιτά επίπεδα ώστε να προσελκύουν το ενδιαφέρον αρκετών επενδυτών. Από την άλλη όμως δεν θέλουν να διαπραγματεύονται οι μετοχές τους στο εύρος των penny stocks γιατί τότε θα χάσουν το ενδιαφέρον των θεσμικών επενδυτών και των αναλυτών.

Επίσης μπορεί να πάψουν να εμφανίζονται σε δείκτες που έχουν υψηλά τιμολογιακά κριτήρια για τις μετοχές που συμπεριλαμβάνονται σε αυτούς. Οι επιχειρήσεις που αντιμετωπίζουν αυτό το πρόβλημα συνήθως προχωρούν σε reverse stock split. Ακόμα κι αν αυτή η κίνηση δεν αυξάνει καθόλου την αξία της εταιρίας, ανεβάσει τις μετοχές της εταιρίας σε ένα πιο σεβαστό εύρος τιμών.

1.7. Συγχώνευση Μετοχών – Reverse Split

Συγχώνευση μετοχών - Reverse stock split είναι η εταιρική πράξη κατά την οποία μειώνονται οι υπάρχουσες μετοχές μιας επιχείρησης και αυξάνεται η τιμή τους αναλογικά ώστε να μην αλλάξει η συνολική αξία των μετοχών που έχει στα χέρια του κάθε μέτοχος.

Παράδειγμα: Στο δύο προς ένα reverse split, ένας επενδυτής που κατείχε 200 μετοχές με τιμή 50€/μετοχή πριν το reverse split, θα κατέχει 100 μετοχές με τιμή 1.000€/μετοχή μετά το reverse split. Δηλαδή ο επενδυτής έχει στην κατοχή του τις μισές μετοχές, αλλά κάθε μία από αυτές έχει τη διπλάσια αξία. Στο δέκα προς ένα reverse split ο επενδυτής θα καταλήξει να έχει μία μετοχή για κάθε δέκα που κατείχε πριν το split.

Συνήθως είναι κακό σημάδι αν μια εταιρία αναγκαστεί να προχωρήσει σε reverse stock split, γιατί φαίνεται ότι προσπαθεί να προσδώσει αξία στις μετοχές της και να τις κάνει πιο ελκυστικές όταν στην πραγματικότητα δεν έχει αλλάξει τίποτα. Η μείωση του αριθμού των συνολικών μετοχών έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της τιμής των κερδών ανά μετοχή επειδή η συνολική αξία των μετοχών παραμένει αμετάβλητη.

Μία εταιρία μπορεί να αναγκαστεί να προχωρήσει σε reverse split για πολλούς λόγους:

- ✓ Όταν η τιμή της μετοχής της διαπραγματεύεται σε πολύ χαμηλά επίπεδα, ιδιαίτερα εφόσον μερικοί θεσμικοί επενδυτές και αμοιβαία κεφάλαια (mutual fund) έχουν κανονισμούς που τους απαγορεύουν να κατέχουν μετοχές κάτω από μια συγκεκριμένη χρηματιστηριακή τιμή
- ✓ Η τιμή της μετοχής κινείται πτωτικά και δεν θέλει να φανεί
- ✓ Ως μια τελευταία απόπειρα να αποφύγει την διαγραφή της από ορισμένους χρηματιστηριακούς δείκτες που απαιτούν μία ελάχιστη τιμή εισόδου
- ✓ Για να απωθήσει τους μικροεπενδυτές
- ✓ Για να φύγει από την προσοχή των αναλυτών και των κανονισμών. Σε περίπτωση που ένα reverse stock split μειώσει τους μετόχους μιας εταιρίας σε κάτω από 300, αυτομάτως δεν είναι υποχρεωμένη να συμφωνεί με τους κανονισμούς της SEC.

1.8. Δείκτες Μετοχών

Οι Δείκτες Μετοχών ή Δείκτες Χρηματιστηρίου αποτελούν ένα τρόπο μέτρησης της αξίας ενός τμήματος της αγοράς μετοχών. Υπολογίζεται από τις τιμές επιλεγμένων μετοχών (μερικές φορές ως σταθμισμένος μέσος). Είναι ένα εργαλείο που χρησιμοποιείται από τους επενδυτές και τους χρηματιστές για να περιγράψουν την αγορά και να δώσουν μέτρο σύγκρισης της απόδοσης σε συγκεκριμένες επενδύσεις.

Οι Δείκτες μετοχών μπορούν να ταξινομηθούν με πολλούς τρόπους. Ένας παγκόσμιος ή καθολικός δείκτης περιλαμβάνει μεγάλες εταιρίες ανεξαρτήτως τόπου δραστηριότητας και διαπραγμάτευσης. Δύο τέτοια παραδείγματα είναι ο MSCI World (Morgan Stanley Capital International) και ο S&P Global 100. Αποτιμούν τη κατάσταση της παγκόσμιας αγοράς και αντικατοπτρίζουν οικονομικές διακυμάνσεις δίνοντας εικόνα και δυναμική των απανταχού επενδεδυμένων κεφαλαίων. Η εικόνα απεικονίζει τις τιμές του MSCI World από το 1970 – 2012 και μπορούμε να διακρίνουμε περιόδους ανάπτυξης και ύφεσης, όπως αυτή της παγκόσμιας οικονομικής ύφεσης του 2008.



Εικόνα 1.1: MSCI

Ο Εθνικός Δείκτης αναπαριστά την απόδοση της χρηματιστηριακής αγοράς μιας χώρας, και αντικατοπτρίζει την οικονομική αποτίμηση των σχετικών μεγεθών καθώς και την επενδυτική ψυχολογία. Οι πιο συχνοί δείκτες συντίθενται από μετοχές μεγάλων εταιριών με τους μεγαλύτερους όγκους συναλλαγών, όπως ο Γενικός Δείκτης (ΓΔ) για την Ελλάδα, S&P 500 (Αμερική), Nikkei 225 (Ιαπωνία), FTSE 100 (Βρετανία). Ποιο εξειδικευμένοι δείκτες υπάρχουν για να αποτυπώνουν την απόδοση συγκεκριμένων τομέων με βάση το είδος της δραστηριότητας. Παράδειγμα στο Χρηματιστήριο Αξιών αποτελούν οι κλαδικό δείκτες FTSE ΧΑ ΤΡΑΠΕΖΕΣ (ΔΠΤ) και FTSE ΧΑ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ (ΔΤΧ) που αναφέρονται στο κλάδο των τραπεζών και της τεχνολογίας αντίστοιχα.

1.9. Θεμελιώδη Λογιστικά μεγέθη

Οι μετοχές αναπαριστούν κομμάτι ιδιοκτησίας της αντίστοιχης επιχείρησης και η αποτίμηση αυτών σχετίζεται με στοιχεία όπως η κερδοφορία, η δυναμική οι προοπτικές. Έτσι είναι μεγάλης σημασίας στη μελέτη αυτή να αναδείξουμε την σύνδεση βασικών λογιστικών μεγεθών που συντελούν στην ορθή αποτίμηση των υπό διαπραγμάτευση μετοχών. Στη συνέχεια παρουσιάζονται συνοπτικά τα σημαντικότερα εξ αυτών.

Κεφαλαιοποίηση : Είναι η αξία του συνόλου των μετοχών μιας εταιρίας. Προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό του αριθμού των μετοχών επί την τιμή κάθε μίας από αυτές.

Ίδια Κεφάλαια : Ονομάζεται εναλλακτικά και Καθαρά Θέση. Ορίζεται ως το σύνολο των περιουσιακών στοιχείων που ανήκουν στην εταιρία, μετά την εξόφληση του παθητικού, υπακούοντας στη βασική λογιστική εξίσωση του ισολογισμού $\text{Ενεργητικό}(Ε)=\text{Παθητικό}(Π)+\text{Καθαρή θέση}(ΚΘ)$.

Κέρδη : Είναι τα κέρδη που προκύπτουν από τη δραστηριότητα της εταιρίας.

Πωλήσεις : Το σύνολο των εσόδων από τις πωλήσεις και γενικά τις δραστηριότητες της υπό εξέταση εταιρίας.

Υποχρεώσεις : Λέγονται αλλιώς και Ξένα κεφάλαια. Αποτελούνται από τα δάνεια που έχει λάβει η επιχείρηση, τις πιστώσεις που χορηγούν τρίτοι (πχ προμηθευτές και τις προκαταβολές των πελατών προς την επιχείρηση. Οι Υποχρεώσεις μιας εταιρίας χωρίζονται σε Βραχυπρόθεσμες και Μακροπρόθεσμες ανάλογα με το χρόνο κατά τον οποίο καλούνται να τις αποπληρώσουν.

1.10. Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν

Το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν είναι το σύνολο όλων των προϊόντων (υλικών και άυλων) που παράχθηκαν μέσα στην επικράτεια μιας χώρας σε διάστημα ενός έτους, εκφρασμένο σε χρηματικές μονάδες, ακόμα και αν μέρος αυτού παράχθηκε από παραγωγικές μονάδες που ανήκουν σε κατοίκους του εξωτερικού. Διαφέρει από το Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν γιατί δεν συμπεριλαμβάνει το εισόδημα που απέκτησαν οι κάτοικοι μιας χώρας στο εξωτερικό. Το Ακαθάριστο Εγχώριο Προϊόν εκφράζεται μαθηματικά ως εξής:

$$\text{GDP} = \text{C} + \text{I} + \text{G} + \text{NX}$$

(C) κατανάλωση, (I) επένδυση, (G) δημόσιες δαπάνες για την αγορά αγαθών και υπηρεσιών και, (NX) καθαρές εξαγωγές

1.11. Τεχνική Ανάλυση

Η τεχνική ανάλυση είναι μια μέθοδος, η οποία χρησιμοποιείται για την πρόγνωση της μελλοντικής κατεύθυνσης των τιμών μέσω της μελέτης ιστορικών δεδομένων της αγοράς, κυρίως όσον αφορά τις τιμές, τον όγκο και τα ανοιχτά συμβόλαια. Οι τεχνικοί επενδυτές χρησιμοποιούν τις πληροφορίες συναλλαγών (όπως προηγούμενες τιμές και όγκος συναλλαγών) σε συνδυασμό με μαθηματικούς δείκτες προκειμένου να καταλήξουν στις αποφάσεις τους. Αυτές οι πληροφορίες απεικονίζονται συνήθως σε κάποιο γραφικό διάγραμμα, το οποίο ενημερώνεται σε πραγματικό χρόνο και ερμηνεύεται με σκοπό τον καθορισμό των κατάλληλων περιόδων αγοράς ή πώλησης κάποιου συγκεκριμένου τίτλου.

Βασικό πλεονέκτημα της Τεχνικής Ανάλυσης είναι πως χρειάζεται πολύ λιγότερα δεδομένα σε σύγκριση με τη θεμελιώδη ανάλυση. Οι τεχνικοί επενδυτές μπορούν να λάβουν όλες τις πληροφορίες που χρειάζονται από την τιμή και τον όγκο. Εστιάζοντας στον εντοπισμό της αναστροφής των τάσεων, το ερώτημα της καλύτερης χρονικής στιγμής για την πραγματοποίηση κάποιας συναλλαγής απαντάται ευκολότερα μέσω της τεχνικής ανάλυσης. Παρόλα αυτά, υπάρχει ο κίνδυνος να μετατραπεί σε αυτοεκπληρούμενη προφητεία. Όταν πολλοί επενδυτές, οι οποίοι χρησιμοποιούν παρόμοια εργαλεία και ακολουθούν τις ίδιες τακτικές, μετατοπίζουν την προσφορά και τη ζήτηση, μπορούν να κάνουν τις τιμές να κινηθούν προς την κατεύθυνση της πρόγνωσης.

Η Τεχνική Ανάλυση αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία πρόγνωσης της συμπεριφοράς των χρηματοπιστωτικών αγορών. Έχει αποδειχτεί αποτελεσματικό εργαλείο για τους επενδυτές και γίνεται όλο και περισσότερο αποδεκτή από τους παράγοντες της αγοράς. Όταν χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με τη θεμελιώδη ανάλυση, η τεχνική ανάλυση μπορεί να προσφέρει πολύ πιο ολοκληρωμένη αξιολόγηση, κάνοντας τη διαφορά στην πραγματοποίηση κερδοφόρων συναλλαγών.

1.12. Πηγές δεδομένων

Προκειμένου να εφαρμόσουμε αρχές Τεχνητής Ευφυΐας υλοποιώντας Νευρωνικά Δίκτυα, είναι απαραίτητη προϋπόθεση η ύπαρξη μεγάλου όγκου δεδομένων. Οι πληροφορίες αυτές θα αναφέρονται σε αρκετά μεγάλο διάστημα (μερικά έτη) και θα περιέχουν πληροφορίες σχετικά με τις τιμές των μετοχών, τον όγκο συναλλαγής και όλα στοιχεία που παρουσιάστηκαν στο παρόν κεφάλαιο.

2. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1. Εισαγωγή

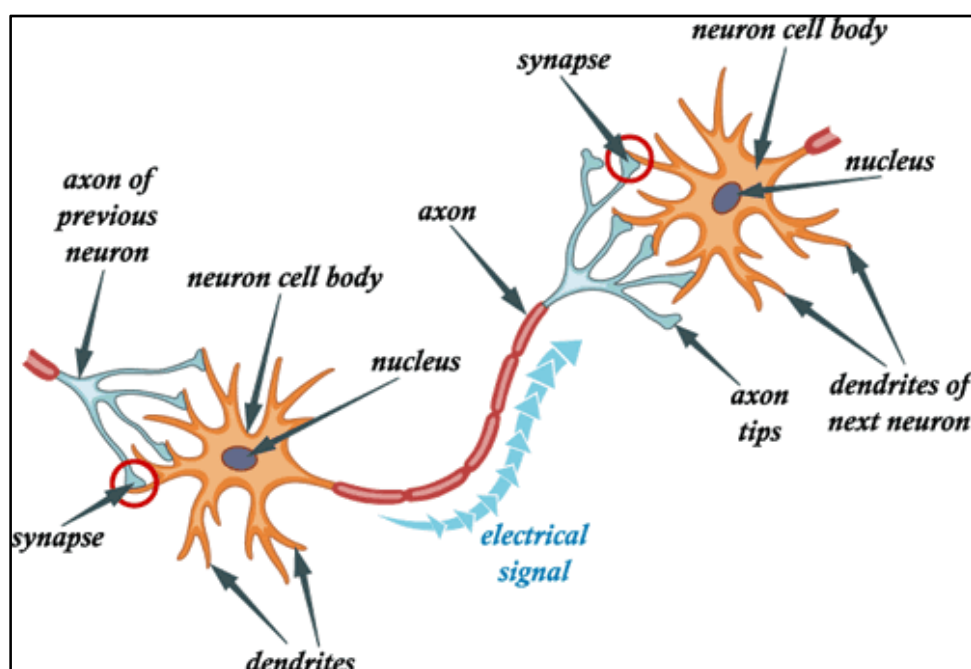
Τα ΝΔ προσομοιάζουν τον τρόπο που διαχειρίζεται ο εγκέφαλος τις πληροφορίες και χρησιμοποιούνται λόγω της ιδιότητάς τους να ανιχνεύουν πολυδιάστατες - μη γραμμικές συναρτήσεις, χαρακτηριστικό πολύ χρήσιμο για τη διαμόρφωση και εξέταση δυναμικών συστημάτων, όπως αυτό του χρηματιστηρίου.

Στο κεφάλαιο αυτό αναπτύσσεται η έννοια και στοιχεία που αφορούν τα Νευρωνικά Δίκτυα όπως το βασικό δομικό στοιχείο αυτών που είναι ο Νευρώνας. Αναλύονται οι βασικές αρχές και η δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου (Επίπεδα εισόδου, εξόδου, ενδιάμεσα) ενώ ταυτόχρονα γίνεται διάκριση σε κατηγορίες και εφαρμογές.

2.2. Νευρώνας

Η ιδέα ανάπτυξης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, στηρίζεται στη δομή των βιολογικών Νευρωνικών δομών του εγκέφαλου. Ένα βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από χημικές συνδέσεις και λειτουργίες Νευρώνων. Κάθε Νευρώνας μπορεί να συνδέεται με πολλούς άλλους και να δημιουργούνται έτσι πολύπλοκα πλέγματα. Εκτιμάται πως ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 10 δις Νευρώνες.

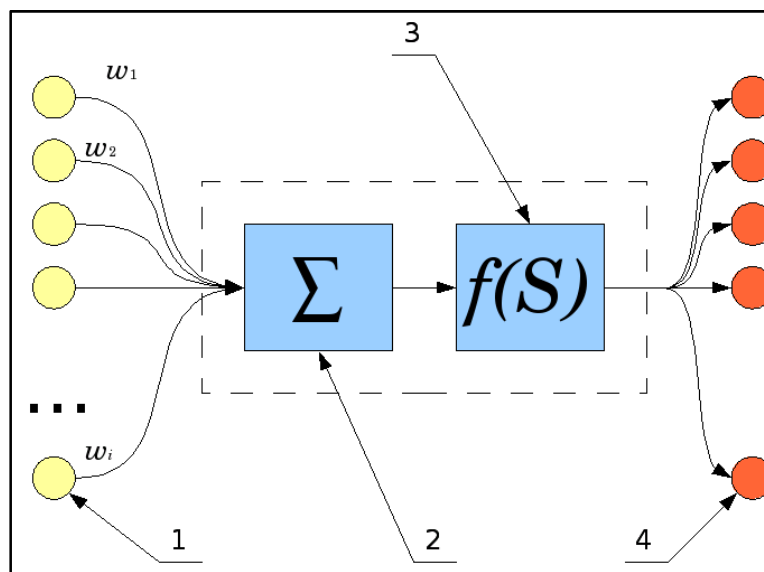
Ο Νευρώνας (Βιολογικός και Τεχνητός) αποτελούν στοιχειώδεις μονάδες επεξεργασίας πληροφορίας. Ο Τεχνητός Νευρώνας μπορεί να γίνει κατανοητός μέσα από τη σύγκριση με τον Βιολογικό (Εικόνα...). Παρατηρούμε πως οι συνδέσεις μεταξύ δύο Νευρώνων (Συνάψεις) μεταφέρουν το σήμα και εκεί γίνεται άθροιση όλων των σημάτων εισόδου. Αν η συνολική ένταση της εισόδου ξεπερνάει ένα κατώτατο όριο (κατώφλι θ), ο Νευρώνας γίνεται στιγμιαία ενεργός και παράγει στιγμιαία ένα παλμό ο οποίος μεταφέρεται μέσα από τον Άξονα σε συνάψεις με άλλους Νευρώνες.



Εικόνα 2.1: Βιολογικός Νευρώνας

- Δενδρίτες : Σημεία εισόδου ηλεκτρικών σημάτων
- Συνάψεις : Σημεία σύνδεσης μεταξύ νευρώνων
- Άξονας : Έξοδος ηλεκτρικών σημάτων

Την αρχή αυτή λειτουργίας προσομοιώνει ο Τεχνητός Νευρώνας. Έχουμε σήμα εισόδου (u_i) και βάρη για κάθε τιμή (w_i , αντίστοιχο των συνάψεων). Υπολογίζεται το άθροισμα $S = \sum w_i u_i$ και αν αυτό είναι μεγαλύτερο από μια τιμή θ (κατώφλι), ο Νευρώνας εκπέμπει έξοδο z . Η έξοδος z μπορεί να είναι συνεχής ή διακριτή ανάλογα με τη συνάρτηση ενεργοποίησης ($f(S)$) και οδηγείται στην είσοδο άλλων Νευρώνων. Συνήθως περιορίζεται στο διάστημα $[0,1]$ ή $[-1,1]$.

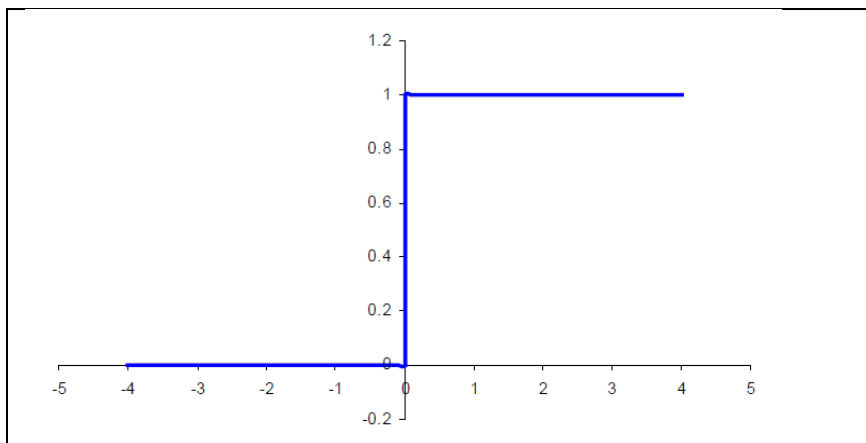


Εικόνα 2.2: Τεχνητός Νευρώνας

Άρα τα βασικά στοιχεία ενός Νευρώνα είναι οι συντελεστές βαρύτητας w_i , ο αθροιστής $S = \sum w_i u_i$, το κατώφλι θ και η Συνάρτηση Ενεργοποίησης $f(S)$ που δίνει την έξοδο. Το κατώφλι θ συνήθως δίνεται στο Νευρώνα ως μία επιπλέον είσοδος με συντελεστή βαρύτητας -1.

2.3. Συνάρτηση Ενεργοποίησης

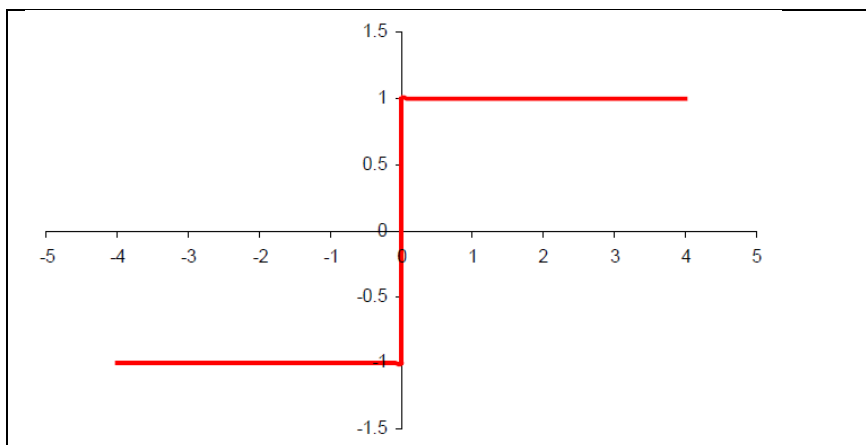
Η Συνάρτηση Ενεργοποίησης (ΣΕ) δέχεται είσοδο το άθροισμα των εισόδων επί τα αντίστοιχα βάρη και δίνει το σήμα εξόδου το οποίο αποτελεί είσοδο για άλλους Νευρώνες. Τα βάρη μπορούν να πάρουν οποιαδήποτε τιμή αλλά συνήθως τα κανονικοποιούμε (π.χ. άθροισμα βαρών = 1). Χρησιμοποιούνται διαφόρων ειδών ΣΕ ανάλογα με το είδος της πληροφορίας που επεξεργαζόμαστε (είσοδος), τη μορφή του αναμενόμενου αποτελέσματος (έξοδος) αλλά και τη κατηγορία – δομή του δικτύου. Παρακάτω βλέπουμε χαρακτηριστικές περιπτώσεις ΣΕ.



Βηματική Συνάρτηση

$$f(S) = \begin{cases} 1, & \text{αν } S > 0 \\ 0, & \text{αν } S \leq 0 \end{cases}$$

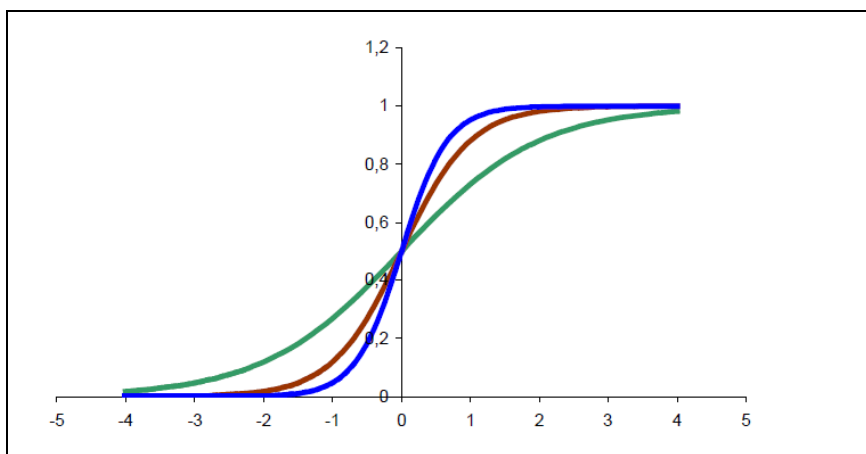
Εικόνα 2.3



Συνάρτηση Προσήμου

$$f(S) = \begin{cases} 1, & \text{αν } S > 0 \\ -1, & \text{αν } S \leq 0 \end{cases}$$

Εικόνα 2.4



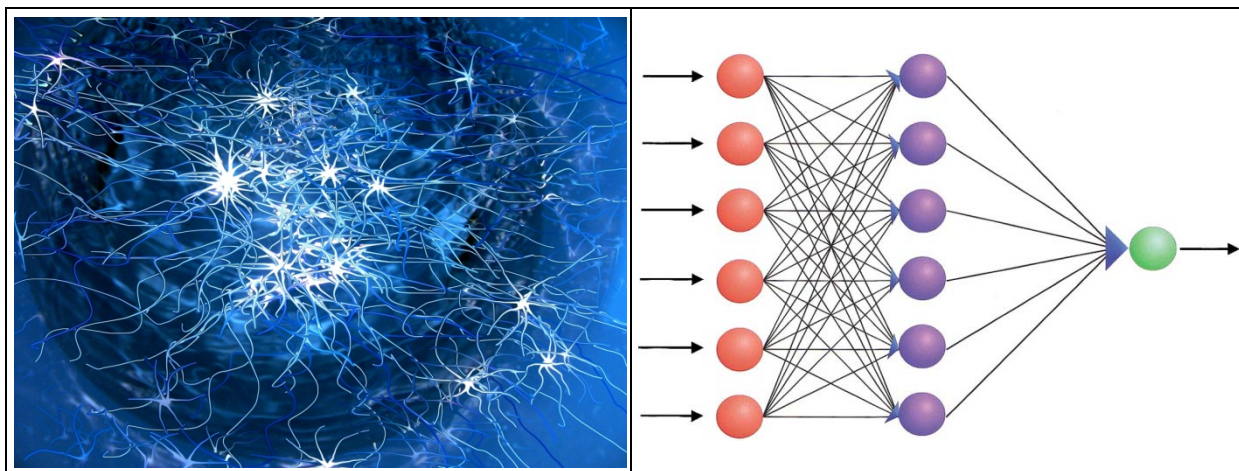
Σιγμοειδής Συνάρτηση

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-aS}}$$

Εικόνα 2.5

2.4. Κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων

Τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούνται από Νευρώνες διασυνδεδεμένους μεταξύ τους και δημιουργώντας απλά ή πολύπλοκα πλέγματα. Το βιολογικό Νευρωνικό Δίκτυο του ανθρώπινου εγκεφάλου, αποτελείται από $10^9 - 10^{10}$ Νευρώνες με κάθε νευρώνα να έχει περίπου 10^4 συνάψεις γεγονός που το καθιστά μοναδικό υπολογιστικό σύστημα. Τα Τεχνητά ΝΔ είναι οργανωμένα σε επίπεδα τα οποία μπορούν να λειτουργούν προς μία κατεύθυνση ή και με ανατροφοδότηση μεταξύ των επιπέδων. Στην εικόνα 2.6 απεικονίζεται γραφικά η πολυπλοκότητα των συνδέσεων ενός βιολογικού ΝΔ και στην εικόνα 2.7 Αποδίδεται μια τυπική δομή ενός Τεχνητού ΝΔ .



Εικόνα 2.6 : βιολογικό ΝΔ

Εικόνα 2.7 : τεχνητό ΝΔ

Συνήθως οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε επίπεδα. Έχουμε ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα (κανένα, ένα ή και περισσότερα). Στην εικόνα 2.7 απεικονίζεται ένα δίκτυο 3 επιπέδων (εισόδου, κρυφό, εξόδου).

Εκτός από τον αριθμό των επιπέδων, ένα ΝΔ χαρακτηρίζεται σχετικά με τον τρόπο σύνδεσης από επίπεδο σε επίπεδο. Έτσι διακρίνονται τα Πλήρως συνδεδεμένα ΤΝΔ (fully connected), στα οποία κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου, και Μερικώς συνδεδεμένα ΤΝΔ (partially connected), στα οποία υπάρχουν νευρώνες που δεν συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

Ανάλογα με τη φορά σύνδεσης από επίπεδο σε επίπεδο, συναντώνται δύο ομάδες δικτύων που ορίζουν τις δύο μεγάλες κατηγορίες ΤΝΔ. Η πρώτη κατηγορία ορίζεται από τα δίκτυα με απλή ανατροφοδότηση (feedforward) στα οποία δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου. Η δεύτερη κατηγορία είναι τα δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent), στα οποία υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενων επιπέδων.

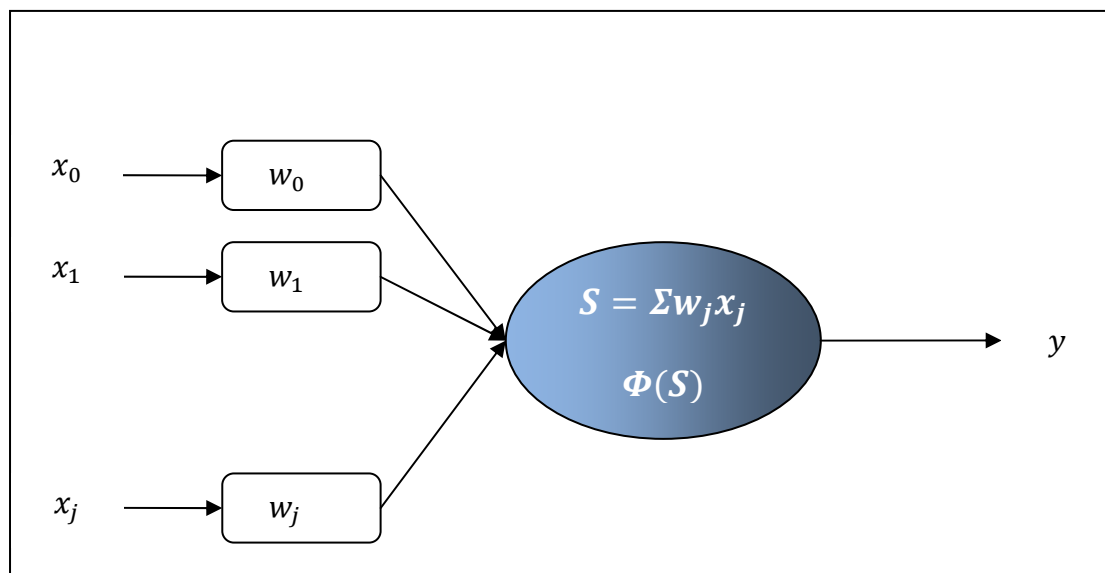
Τέλος ανάλογα με το είδος της μάθησης που ακολουθείται (προσδιορισμός βαρών συνδέσεων μεταξύ νευρώνων), ορίζονται δύο κατηγορίες. Η πρώτη κατηγορία ΤΔΝ εκπαιδεύεται χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) και η δεύτερη εκπαιδεύεται με επίβλεψη (supervised learning) χρησιμοποιώντας ένα σύνολο από παραδείγματα εκπαίδευσης (training set).

2.5. Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Η έννοια της εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων αναφέρεται στον προσδιορισμό των βαρών στις συνδέσεις μεταξύ νευρώνων. Για να εκπαιδεύσουμε το ΤΝΔ απαιτείται ένα σύνολο από παραδείγματα εκπαίδευσης (training set). Για κάθε παράδειγμα ελέγχουμε αν η έξοδος που δίνεται είναι σωστή και υπολογίζουμε τη διόρθωση κάθε συντελεστή για να μειώσουμε τη διαφορά.

2.5.1. Κανόνας Δέλτα (Delta Rule)

Ο κανόνας Δέλτα δίνει τη διόρθωση των συντελεστών που προκύπτει από τη χρήση κάθε παραδείγματος. Στη συνέχεια θα γίνει αναφορά σε εφαρμογή του Κανόνα Δέλτα για συνάρτηση ενεργοποίησης $\Phi(S)$, η οποία δίνει την τιμή y (έξοδος νευρώνα).



Εικόνα 2.8 : τεχνητός Νευρώνας

Για την εκπαίδευση του νευρώνα δίνονται – επιλέγονται τα παρακάτω στοιχεία τα οποία είναι υπεύθυνα για τη διαμόρφωση του τελικού αποτελέσματος :

Αρχικές τιμές βαρών w_j . Μπορούμε να δώσουμε πχ μηδενικές αρχικές τιμές. Στη συνέχεια με διαδοχικές διορθώσεις μεταβάλλονται οι συντελεστές ώστε να προκύψει η βέλτιστη προσαρμογή στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Ρυθμός μάθησης d . Καθορίζει πόσο γρήγορα συγκλίνει η μάθηση. Μεγάλος ρυθμός μάθησης μπορεί να δώσει ταχύτερη σύγκλιση αλλά και ταλάντωση γύρω από τις βέλτιστες τιμές βαρών. Μικρός ρυθμός μάθησης οδηγεί σε πιο αργή σύγκλιση, ενώ μπορεί να παγιδεύσει σε τοπικά ακρότατα.

Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Είναι i σετ από δεδομένα. Κάθε σετ έχει τις τιμές x_1, x_2, \dots, x_j, O . Ο είναι η τιμή της επιθυμητής εξόδου και μετά την εκπαίδευση πρέπει να προσεγγίζεται από την έξοδο του νευρωνικού δικτύου (z). Η μεταβλητή x_0 είναι ίδια για όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης και αποτελεί την τιμή του κατωφλιού (θ).

Συνάρτηση σφάλματος. Πρόκειται για τη ποσότητα εκείνη που θα καθορίσει μετρήσιμη την απόκλιση της τιμής εξόδου του νευρώνα (z) και της επιθυμητής τιμής (o). Πολύ συχνά χρησιμοποιείται η συνάρτηση :

$$E = (z - o)^2$$

Για συνεχείς συναρτήσεις ενεργοποίησης θέλουμε να αλλάξουμε περισσότερο τα βάρη που επηρεάζουν πολύ το σφάλμα, διότι τέτοια βάρη δημιουργούν ένα ασταθές δίκτυο. Ο ρυθμός αύξησης του σφάλματος ως προς τα βάρη (j) για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης (i) δίνεται :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{j(i)}} = 2(z_i - o_i) \frac{\partial(z_i - o_i)}{\partial w_j} = 2(z_i - o_i) \frac{\partial(\Phi(\sum w_j x_{ji}))}{\partial w_j} = 2(z_i - o_i) \frac{\partial(\Phi(s_i))}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial w_j}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{j(i)}} = 2(z_i - o_i) \Phi'(s_i) x_j$$

Τα βάρη w_j θα πρέπει να αλλάξουν προς κατεύθυνση αντίθετη του ρυθμού αύξησης του σφάλματος. Άρα μπορούμε να κάνουμε διόρθωση :

$$\Delta w_j = -d \frac{\partial E}{\partial w_{j(i)}} = -d \cdot (z_i - o_i) \Phi'(s_i) x_j$$

Το d εδώ απορροφά το συντελεστή 2. Για τη περίπτωση της σιγμοειδούς συνάρτησης ισχύει :

$$\Phi(s_i) = \Phi(s_i)(1 - \Phi(s_i))$$

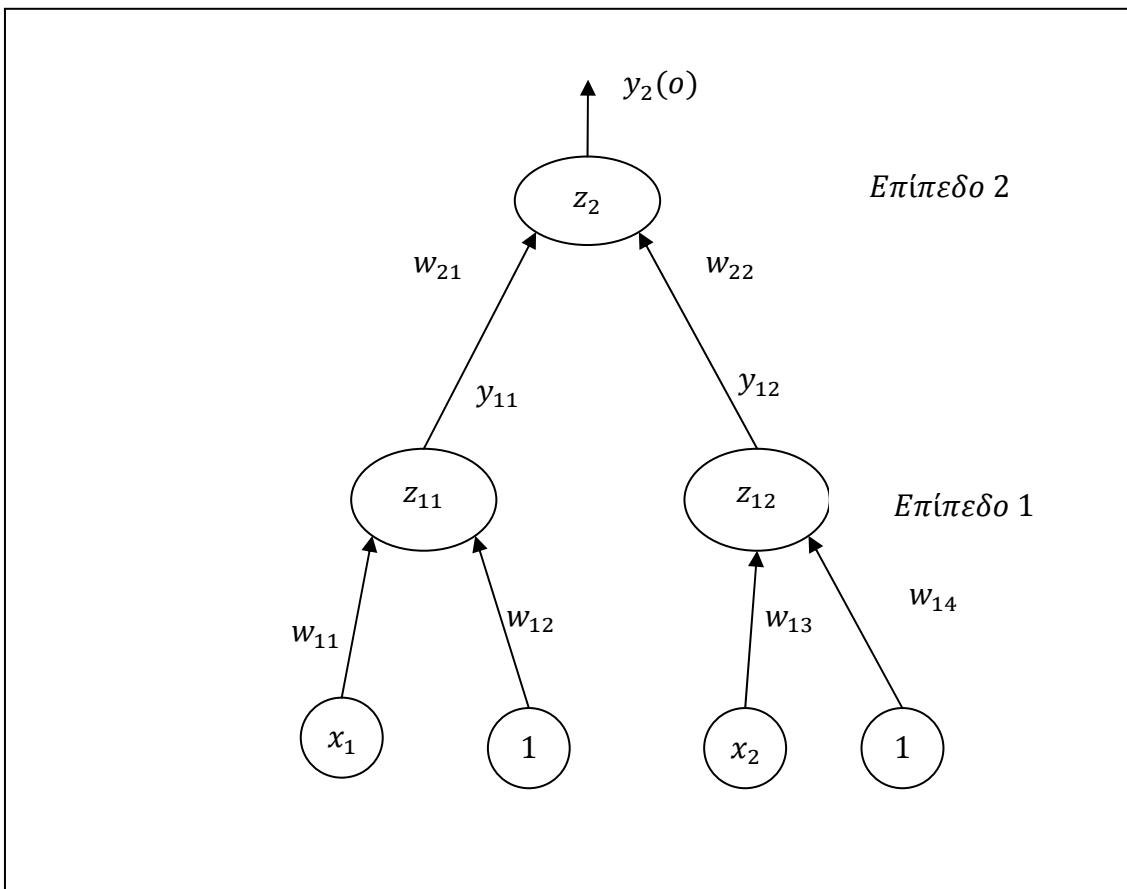
Οπότε ο Κανόνας Δέλτα γίνεται :

$$\Delta w_j = -d \frac{\partial E}{\partial w_{j(i)}} = -d \cdot (z_i - o_i) z_i (1 - z_i) x_j$$

2.5.2. Back Propagation

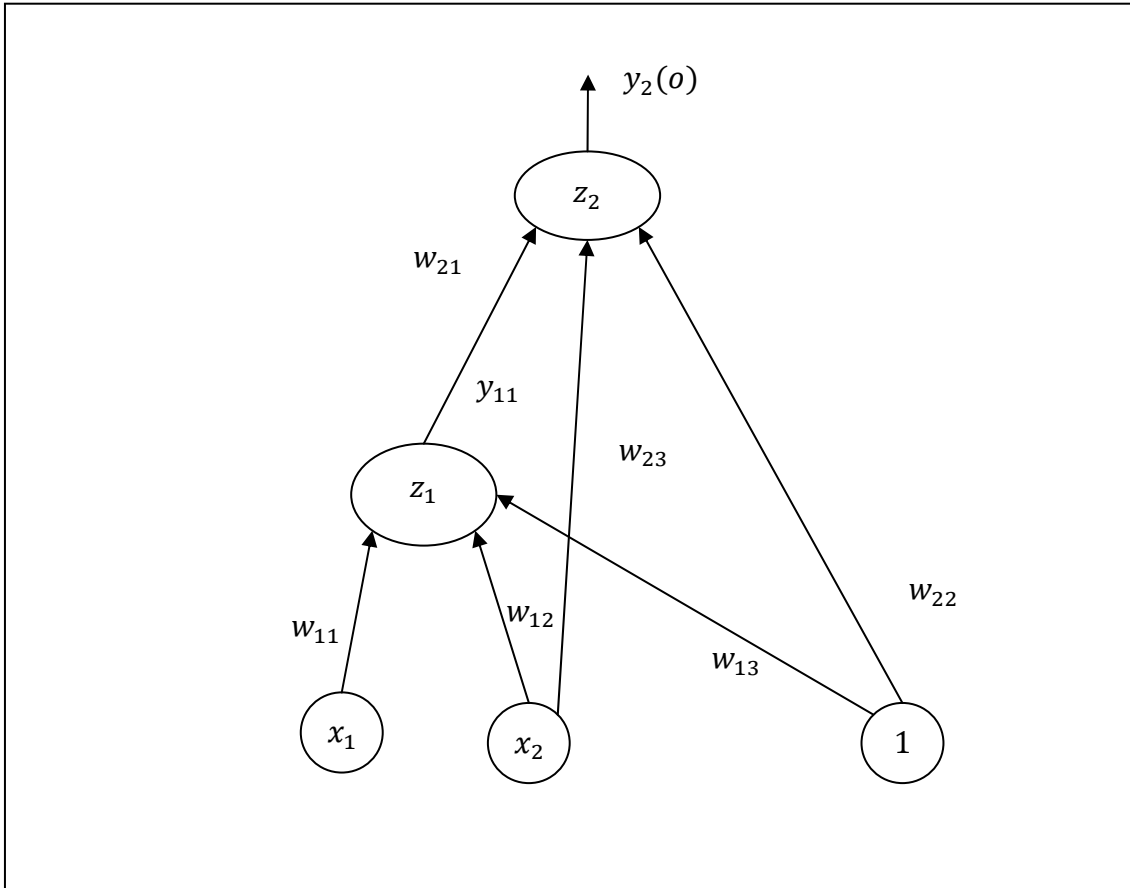
Τα ΤΝΔ αποτελούνται από 2 και πάνω επίπεδα έχοντας πολύπλοκες συνδέσεις και πολλά βάρη. Γεννάται το ερώτημα λοιπόν, πως μπορούμε να υπολογίσουμε τις διορθώσεις στα βάρη για κάθε νευρώνα.

Την απάντηση δίνει ο αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης σφάλματος (Back Propagation Algorithm). Η προσέγγιση αυτή υλοποιεί τις διορθώσεις των βαρών για κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης σε δύο βήματα. Σε πρώτη φάση έχοντας τις τιμές εισόδου, τις αρχικές τιμές των βαρών και τη τοπολογία, υπολογίζουμε όλα τα στοιχεία του δικτύου κάνοντας ένα πέρασμα προς τα εμπρός. Στη συνέχεια, αφού πρώτα έχουμε υπολογίσει τις σχέσεις μεταβολής σφάλματος ως προς κάθε συντελεστή βάρους, υπολογίζουμε τις διορθώσεις στα βάρη χρησιμοποιώντας τον κατάλληλο ρυθμό μάθησης (d). Ακολουθεί παράδειγμα υπολογισμού των ρυθμών μεταβολής καθώς και υπολογισμός διόρθωσης των βαρών.



Εικόνα 2.9 : παράδειγμα δικτύου (1)

Σφάλμα	$E = \frac{1}{2}(o - y_2)^2$
$\frac{\partial E}{\partial y_2}$	$\frac{\partial E}{\partial y_2} = -(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial z_2}$	$\frac{\partial E}{\partial z_2} = \frac{\partial y_2}{\partial z_2} \frac{\partial E}{\partial y_2} = y_2(1 - y_2) \frac{\partial E}{\partial y_2} = -y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{21}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{21}} = \frac{\partial z_2}{\partial w_{21}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = y_{11} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -y_{11}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{22}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{22}} = \frac{\partial z_2}{\partial w_{22}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = y_{12} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -y_{12}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial y_{11}}$	$\frac{\partial E}{\partial y_{11}} = \frac{\partial z_2}{\partial y_{11}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = w_{21} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial y_{12}}$	$\frac{\partial E}{\partial y_{12}} = \frac{\partial z_2}{\partial y_{12}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = w_{22} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -w_{22}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial z_{11}}$	$\frac{\partial E}{\partial z_{11}} = \frac{\partial y_{11}}{\partial z_{11}} \frac{\partial E}{\partial y_{11}} = y_{11}(1 - y_{11}) \frac{\partial E}{\partial y_{11}} = -y_{11}(1 - y_{11})w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial z_{12}}$	$\frac{\partial E}{\partial z_{12}} = \frac{\partial y_{12}}{\partial z_{12}} \frac{\partial E}{\partial y_{12}} = y_{12}(1 - y_{12}) \frac{\partial E}{\partial y_{12}} = -y_{12}(1 - y_{12})w_{22}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{11}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{11}} = \frac{\partial z_{11}}{\partial w_{11}} \frac{\partial E}{\partial z_{11}} = x_1 \frac{\partial E}{\partial z_{11}} = -x_1y_{11}(1 - y_{11})w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{12}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{12}} = \frac{\partial z_{11}}{\partial w_{12}} \frac{\partial E}{\partial z_{11}} = 1 \frac{\partial E}{\partial z_{11}} = -y_{11}(1 - y_{11})w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{13}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{13}} = \frac{\partial z_{12}}{\partial w_{13}} \frac{\partial E}{\partial z_{12}} = x_2 \frac{\partial E}{\partial z_{12}} = -x_2y_{12}(1 - y_{12})w_{22}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{14}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{14}} = \frac{\partial z_{12}}{\partial w_{14}} \frac{\partial E}{\partial z_{12}} = 1 \frac{\partial E}{\partial z_{12}} = -y_{12}(1 - y_{12})w_{22}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$



Εικόνα 2.10 : παράδειγμα δικτύου (2)

Σφάλμα	$E = \frac{1}{2}(o - y_2)^2$
$\frac{\partial E}{\partial y_2}$	$\frac{\partial E}{\partial y_2} = -(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial z_2}$	$\frac{\partial E}{\partial z_2} = \frac{\partial y_2}{\partial z_2} \frac{\partial E}{\partial y_2} = y_2(1 - y_2) \frac{\partial E}{\partial y_j} = -y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{21}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{21}} = \frac{\partial z_2}{\partial w_{21}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = y_{11} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -y_{11}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{22}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{22}} = \frac{\partial z_2}{\partial w_{22}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = 1 \frac{\partial E}{\partial z_2} = -y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{23}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{23}} = \frac{\partial z_2}{\partial w_{23}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = x_2 \frac{\partial E}{\partial z_2} = -x_2y_2(1 - y_2)(o - y_2)$

$\frac{\partial E}{\partial y_{11}}$	$\frac{\partial E}{\partial y_{11}} = \frac{\partial z_2}{\partial y_{11}} \frac{\partial E}{\partial z_2} = w_{21} \frac{\partial E}{\partial z_2} = -w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial z_1}$	$\frac{\partial E}{\partial z_1} = \frac{\partial y_1}{\partial z_1} \frac{\partial E}{\partial y_1} = y_1(1 - y_1) \frac{\partial E}{\partial y_1} = -y_1(1 - y_1)w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{11}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{11}} = \frac{\partial z_1}{\partial w_{11}} \frac{\partial E}{\partial z_1} = x_1 \frac{\partial E}{\partial z_1} = -x_1y_1(1 - y_1)w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{12}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{12}} = \frac{\partial z_1}{\partial w_{12}} \frac{\partial E}{\partial z_1} = x_2 \frac{\partial E}{\partial z_1} = -x_2y_1(1 - y_1)w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$
$\frac{\partial E}{\partial w_{13}}$	$\frac{\partial E}{\partial w_{13}} = \frac{\partial z_1}{\partial w_{13}} \frac{\partial E}{\partial z_1} = 1 \frac{\partial E}{\partial z_1} = -y_1(1 - y_1)w_{21}y_2(1 - y_2)(o - y_2)$

3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ - ΔΕΔΟΜΕΝΑ

3.1. Εισαγωγή

Η παρούσα διπλωματική εργασία, εκτός από τη θεωρητική αναφορά στα Νευρωνικά δίκτυα και τις πιθανές εφαρμογές στις τιμές μετοχών του χρηματιστηρίου, προχωράει στην εφαρμογή της μεθόδου και τη διερεύνηση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν.

Η εφαρμογή δομείται στο μαθηματικό πακέτο MatLab 2011a, αξιοποιώντας το πρόσθετο nntool που αποτελεί σύνολο εργαλείων για την ανάπτυξη, εφαρμογή και αξιολόγηση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

3.2. Δεδομένα

Όπως αναφέρθηκε στο πρώτο κεφάλαιο, τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν με στόχο τη διερεύνηση της ενδεχόμενης συμβολής τους, είναι ένα μίγμα τρέχουσων τιμών, δεικτών, μακροσκοπικών στοιχείων και στοιχείων λογιστικής αποτίμησης. Έτσι στην μελέτη χρησιμοποιούνται τα παρακάτω στοιχεία για τη περίοδο Ιαν-2008 έως Δεκ- 2012 :

- Ιστορικό τιμών μετοχής που εξετάζεται. Αποτελούν απαραίτητο στοιχείο Τεχνικής ανάλυσης και θα έχουν ιδιαίτερη βαρύτητα στη δόμηση του ΤΝΔ. Συγκεκριμένα διατίθενται τιμές ανοίγματος, κλεισίματος και όγκος συναλλαγών.
- Γενικός Δείκτης ΧΑ καθώς και ο παγκόσμιος δείκτης MSCI. Στοχεύεται έτσι η ανίχνευση των διεθνών αλληλεπιδράσεων και τη επιρροής που ασκείται στη ΧΑ από τις διεθνείς αγορές.
- ΑΕΠ της χώρας. Με αυτό το στοιχείο αποπειράται η ενδυνάμωση των εκτιμήσεων με χρήση στοιχείων που αναδεικνύουν τη δυναμική της εγχώριας αγοράς και την οικονομική κατάσταση της χώρας.
- Στοιχεία ισολογισμού όπως η λογιστική αξία και οι υποχρεώσεις της προς εξέταση εταιρίας. Εισάγοντας αυτές τις μεταβλητές εξετάζουμε την επίδραση της πραγματικής οικονομικής κατάστασης της επιχείρησης και την επιροή στις τρέχουσες τιμές, οι οποίες αποτιμούν την αξία της εταιρίας.

Στη παρούσα εργασία εξετάζονται οι μετοχές των εταιριών ΔΕΗ, ΟΤΕ και ΤΙΤΑΝ. Οι τιμές χρησιμοποιήθηκαν ως είχαν αφού πρώτα έγινε κανονικοποίηση (αναγωγή σε εύρος (-1,+1)). Κατά τη δόμηση του μοντέλου έγινε χρήση κάθε μιας ξεχωριστά αλλά και όλων μαζί για να ελεγχθεί η δυνατότητα ενιαίας επίλυσης.

3.3. Δομή Νευρωνικού Δικτύου

Κατά την εφαρμογή, δημιουργήθηκαν πολλαπλά ΤΝΔ με χρήση της εφαρμογής MatLab. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε δίκτυο Feed Forward ενώ παράλληλα εισήχθη χρονική υστέρηση – ανατροφοδότηση. Το υποπρόγραμμα της εφαρμογής λέγεται ntstool ως ακρωνύμιο του Neuronic Time Series Tool. Η εκπαίδευση έγινε με τον αλγόριθμο Back Propagation.

n. For example, a financial analyst
a stock, bond or other financial
redict the impending failure of a

n identification (or dynamic
odels of physical systems. These
is, simulation, monitoring and
manufacturing systems, chemical
s.

f nonlinear time series problems
lick [Next].

Nonlinear Autoregressive (NAR)
Predict series $y(t)$ given d past values of $y(t)$.

Nonlinear Input-Output
Predict series $y(t)$ given d past values of series $x(t)$.

Important Note: NARX solutions are more accurate than this solution.
Only use this solution if past values of $y(t)$ will not be available when deployed.

Εικόνα 3.1 : περιβάλλον MatLab

3.4. Προετοιμασία Δεδομένων

Για τη διαχείριση των δεδομένων συντάχθηκαν υποπρογράμματα σε γλώσσα MatLab τα οποία δημιουργούσαν τους κατάλληλους κάθε φορά πίνακες αφού πρώτα κανονικοποιούσαν τα δεδομένα.

Ταυτόχρονα γινόταν διαχωρισμός των διαθέσιμων δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης (training) , αξιολόγησης (validation) και δοκιμής (test) σε αναλογία 70% , 15% και 15% αντίστοιχα. Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του συστήματος, τα δεδομένα αξιολόγησης χρησιμοποιούνται για το καθορισμό επίτευξης σύγκλισης. Τα δεδομένα δοκιμής δεν υπεισέρχονται στη διαδικασία της εκπαίδευσης αλλά χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του αποτελέσματος.

3.5. Στάδια δόμησης μοντέλου

Αρχικά γίνεται χρήση ενός dataset (αυτό της εταιρίας ΔΕΗ) με σκοπό να απομονωθεί η ετερογένεια που εισάγει η χρήση πολλαπλών εταιριών. Πρώτη μεταβλητή που χρησιμοποιείται είναι το ιστορικό τιμών της μετοχής. Αρχικά χρησιμοποιούνται οι πέντε τελευταίες τιμές και στη συνέχεια γίνεται αύξηση αυτών με σκοπό να γίνει αισθητή το απαιτούμενο βάθος ανατροφοδότησης. Στη συνέχεια δοκιμάζονται δύο τιμές για τον αριθμό νευρώνων που χρησιμοποιούνται και παρατηρείται η αποτελεσματικότητα στην προσομοίωση καθώς αύξηση των νευρώνων μεταφράζεται σε συνθετότερο μοντέλο.

Μαζί με την πρόβλεψη της τιμής αξιολογείται και η πρόβλεψη του προσήμου της μεταβολής καθώς αποτελεί κρίσιμο σημείο για την στρατηγική επένδυση. Δίνεται δε, ως ποσοστό της ορθής πρόβλεψης στο σύνολο.

Πολύ σημαντική παράμετρο αποτελεί το βάθος πρόβλεψης. Έτσι είναι διαφορετικό και αποδεικνύεται ορθότερο να επιχειρηθεί πρόβλεψη σε βάθος 5 ημερών παρά σε βάθος 1 ημέρας. Έτσι εξετάζεται ως παράμετρος η χρονική απόσταση παρόντος πρόβλεψης και αξιολογείται η επιρροή αυτής στο μοντέλο.

Σταδιακά προστίθενται οι υπόλοιπες παράμετροι (Λογιστική αξία, ΑΕΠ, MSCI, όγκος, κλπ) και γίνεται αξιολόγηση της επίδρασης καθώς συμμετέχουν μία μία στο ΤΝΔ. Τέλος, καθ όλη τη διάρκεια της ανάλυσης γίνεται επαναπροσδιορισμός του αριθμού των νευρώνων και των υπολοίπων δομικών στοιχείων, καθώς κάθε φορά που εισάγουμε μια νέα μεταβλητή, μεταβάλλεται η πολυπλοκότητα του δικτύου.

Έτσι αναδεικνύεται η ανάγκη για μια διαδικασία διαρκούς μεταβολής των στοιχείων του συστήματος καθώς εισάγονται νέες διαστάσεις και αξιολογείται η συμβολή τους. Αριθμός Νευρώνων, Μεταβλητές Εισόδου, Κριτήρια Αξιολόγησης, Βάθος ανατροφοδότησης, Ορίζοντας πρόβλεψης, ταυτόχρονη επεξεργασία πολλών μετοχών και δομή δικτύου σε μια διαδικασία trial and error με σκοπό την εκμείευση της συσχέτισης όλων των παραγόντων.

3.6. Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Για να μπορέσει να αξιολογηθεί το βέλτιστο των μοντέλων που δομούνται, είναι απαραίτητη η χρήση μέτρων που ορίζουν το βαθμό προσαρμογής του ΤΝΔ στα δεδομένα που χρησιμοποιούμε. Μετά από κάθε επεξεργασία δίδονται τετραγωνικά σφάλματα (MSE) τα οποία φανερώνουν το βαθμό προσαρμογής του δικτύου ξεχωριστά για κάθε σετ δεδομένων (training, validation, test) ώστε να είναι δυνατή η ανίχνευση overfitting.

Ακόμα δημιουργείται γράφημα που παρουσιάζει τις τιμές στόχους αλλά και τις τιμές πρόβλεψης. Έτσι μπορούμε να επιβεβαιώσουμε τη προσαρμογή και εποπτικά να αξιολογήσουμε το αποτέλεσμα. Δίνεται σε μορφή ποσοστού ο αριθμός ορθής πρόβλεψης της φοράς. Κάθε μεταβολή μπορεί να έχει φορά θετική η αρνητική. Το ποσοστό μας δίνει το βαθμό ταύτισης με τα πραγματικά δεδομένα.

4. EPEYNA

4.1. Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει τη διαδικασία και τα αποτελέσματα της έρευνας όπως προέκυψε για τη περίπτωση μελέτης των μετοχών ΔΕΗ, ΟΤΕ, ΤΙΤΑΝ. Σε κάθε βήμα δίνονται οι παράμετροι του δικτύου (αριθμός νευρώνων, βάθος ανατροφοδότησης), τα δεδομένα εισόδου, γράφημα και στατιστικά στοιχεία προσαρμογής. Παράλληλα γίνεται σχολιασμός του αποτελέσματος περιορισμένης έκτασης.

4.2. Επεξεργασία

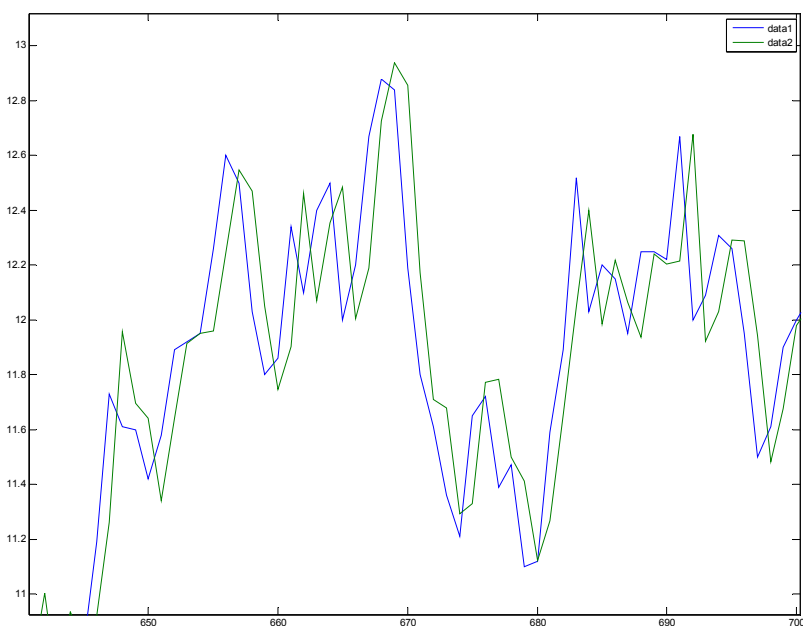
Η επεξεργασία των μεταβλητών εισόδου γίνεται σταδιακά με ταυτόχρονη παρουσίαση του αποτελέσματος. Δίδονται πίνακες με τη βασική περιγραφή του μοντέλου και παρουσιάζονται οι πληροφορίες που αξιολογούν το σύστημα.

4.2.1. 5 past values - ΔΕΗ

Αρχίζει η διαδικασία δημιουργία ΤΝΔ που έχει στοιχεία εισόδου τις τελευταίες πέντε τιμές της μετοχής ΔΕΗ, ενώ οι τιμές δεν είναι κανονικοποιημένες. Δίδονται οι παράμετροι

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	5 last values
	Βήμα τιμών	1 ημέρα
model	Βάθος ανατροφοδότησης	5 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	100
Training data	size	874
	MSE	$7.4 \cdot 10^{-2}$
Validate data	size	187
	MSE	$2.7 \cdot 10^{-1}$
Test data	size	187
	MSE	$1.7 \cdot 10^0$
	Ratio προσήμου	56.73 %

Πίνακας 4-1 :



Εικόνα 4.1:

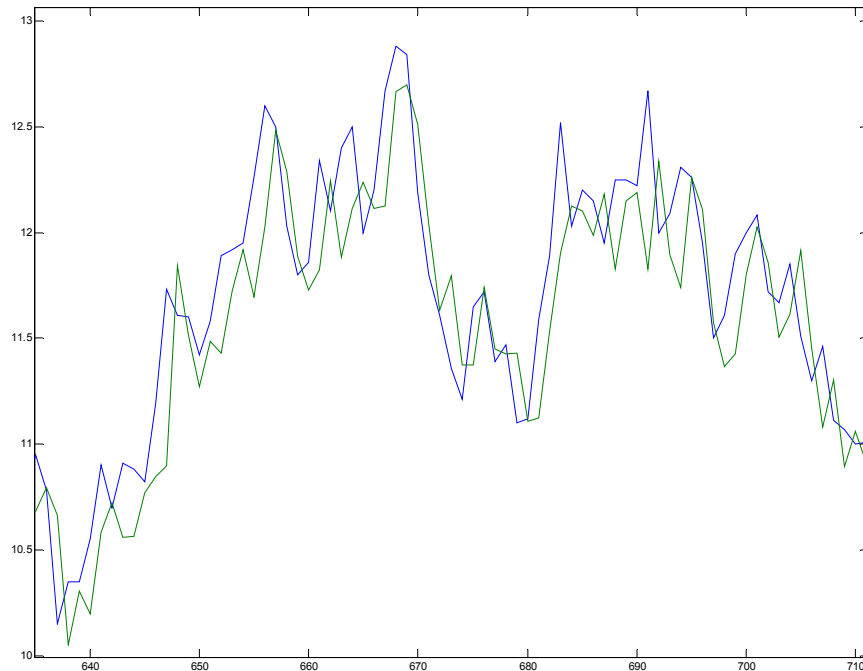
Παρατηρείται στην πρώτη αυτή προσέγγιση προσαρμογή στις πραγματικές τιμές αλλά με χρονική υστέρηση. Εκτιμάται πως τα δεδομένα εισόδου είναι φτωχά με αποτέλεσμα απλώς να ακολουθείται η προηγούμενη τιμή, με αποτέλεσμα να μην έχουμε πρόβλεψη αλλά διαφορά φάσης.

4.2.2. 10 past values

Εκτιμώντας ανεπάρκεια στα δεδομένα εισόδου, αυξάνουμε το βάθος ανατροφοδότησης δίνοντας για κάθε παρατήρηση τις 10 τελευταίες τιμές.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values
	Βήμα τιμών	1 ημέρα
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	100
Training data	size	874
	MSE	$7.7 \cdot 10^{-2}$
Validate data	size	187
	MSE	$1.9 \cdot 10^0$
Test data	size	187
	MSE	$2.5 \cdot 10^{-1}$
	Ratio προσήμου	58.50 %

Πίνακας 4-2 :



Εικόνα 4.2:

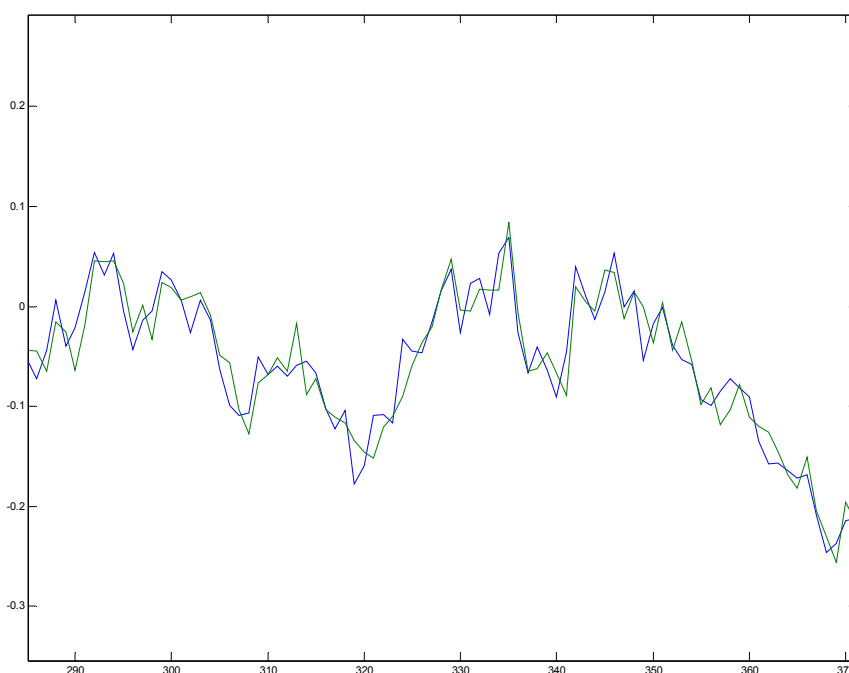
Η αύξηση των τιμών για κάθε παρατήρηση φαίνεται να περιορίσει λίγο τη πρόβλεψη ως απλή διαφορά φάσης και δίνει δείγματα βελτίωσης. Το ποσοστό ορθής πρόβλεψης στο πρόσημο της μεταβολής αυξάνεται οριακά σε 58.50 %.

4.2.3. Κανονικοποίηση τιμών, βήμα τιμών : 2μ

Λόγο της έντονης μεταβλητότητας από μέρα σε μέρα, το δίκτυο αδυνατεί να προβλέψει ικανοποιητικά τις τιμές. Συνεχίζουμε με βήμα τιμών ανά 2 ημέρες και ταυτόχρονα κανονικοποιούμε τα δεδομένα ανάγοντάς τα στο διάστημα (-1, +1).

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values
	Βήμα τιμών	2 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	100
Training data	size	436
	MSE	$2.7 \cdot 10^{-4}$
Validate data	size	94
	MSE	$1.0 \cdot 10^{-2}$
Test data	size	94
	MSE	$1.0 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	74.03 %

Πίνακας 4-3 :



Εικόνα 4.3:

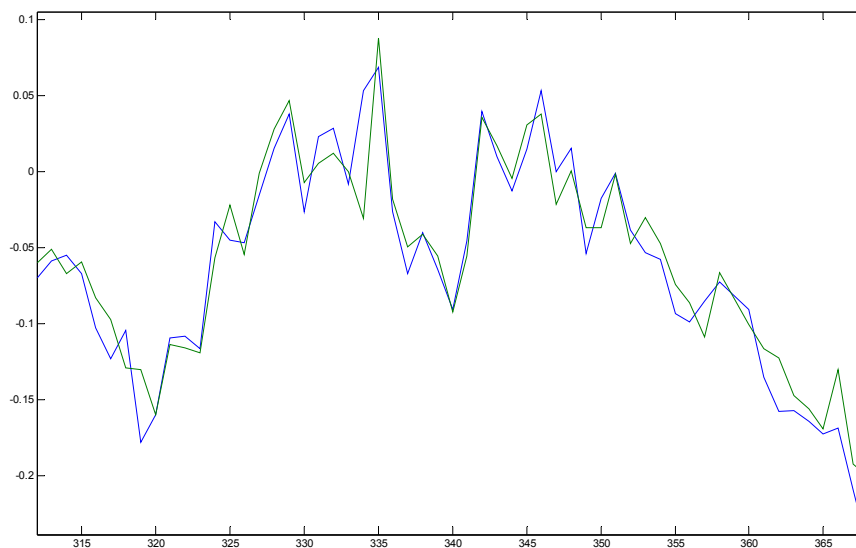
Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν την υπόθεση της μεγάλης μεταβλητότητας από μέρα σε μέρα. Αυξάνοντας σε 2 ημέρες το βήμα των τιμών, εξαφανίζεται η διαφορά φάσης, και η πρόβλεψη δείχνει να προσαρμόζεται στις τάσεις των πραγματικών δεδομένων με μεταβλητότητα περίπου 1% στα δεδομένα επαλήθευσης. Η πρόβλεψη προσήμου βελτιώνεται θεαματικά, καθώς αγγίζει τα επίπεδα του 74.03%.

4.2.4. ΑΕΠ και MSCI

Στη συνέχεια εισάγονται στο δίκτυο στοιχεία Μακροοικονομικού χαρακτήρα. Καταχωρείται το ΑΕΠ της χώρας, στοχεύοντας στην ενσωμάτωση των επιπέδων παραγωγής της χώρας, αλλά και ο παγκόσμιος χρηματιστηριακός δείκτης MSCI σε μια προσπάθεια να αποδώσει τη κατάσταση της παγκόσμιας αγοράς.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI
	Βήμα τιμών	2 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	100
Training data	size	436
	MSE	$2.5 \cdot 10^{-4}$
Validate data	size	94
	MSE	$3.1 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	94
	MSE	$7.1 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	75.64 %

Πίνακας 4-4 :



Εικόνα 4.4:

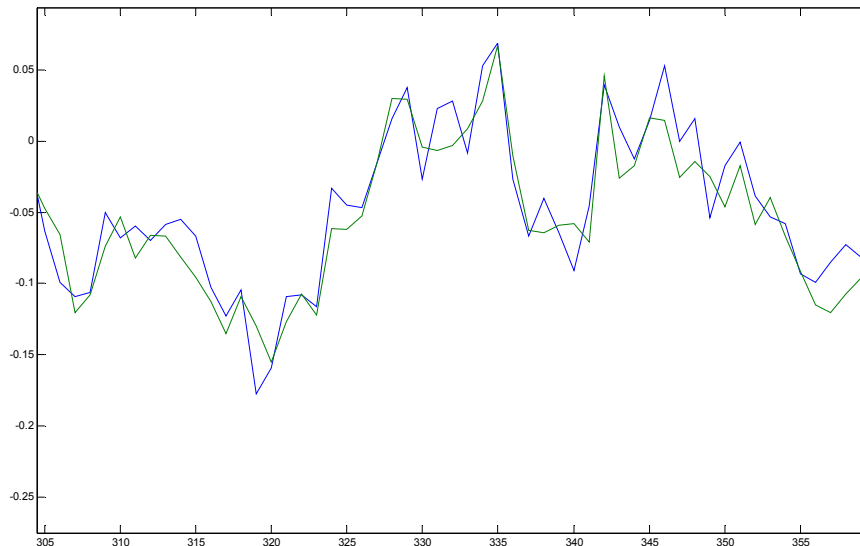
Οι νέες μεταβλητές συνεισφέρουν στο μοντέλο αφού βελτιώνουν οριακά τη μεταβλητότητα αλλά και το ποσοστό ορθής πρόβλεψης του προσήμου της μεταβολής. Ωστόσο δεν επιφέρει την αναμενόμενη βελτίωση, γεγονός που μπορεί να οφείλεται στη απλή πλέον δομή των 100 νευρώνων. Σε επόμενο στάδιο θα αλλάξει το μέγεθος του δικτύου στοχεύοντας στη μοντελοποίηση συνθετότερων σχέσεων.

4.2.5. Όγκος συναλλαγής, Λογιστική αξία, Τιμή ανοίγματος

Προστίθενται άλλες 3 μεταβλητές οι οποίες αφορούν την εικόνα της μετοχής (όγκος συναλλαγής, τιμή ανοίγματος) αλλά και την κατάσταση της εταιρίας (λογιστική αξία).

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Λογιστ αξία, Άνοιγμα
	Βήμα τιμών	2 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	100
Training data	size	436
	MSE	$5.6 \cdot 10^{-4}$
Validate data	size	94
	MSE	$3.1 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	94
	MSE	$7.1 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	73.39 %

Πίνακας 4-5 :



Εικόνα 4.5:

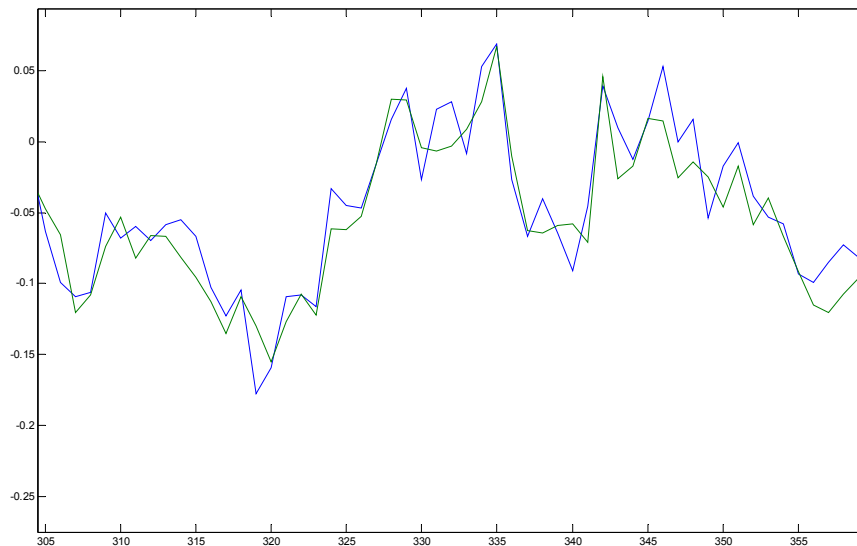
Παρόλο που έχουμε εισαγάγει πέντε επιπλέον μεταβλητές οι οποίες δίνουν πρόσθετες πληροφορίες για την εταιρία αλλά και την εγχωρία και παγκόσμια αγορά, τα επίπεδα πρόβλεψης δεν παρουσιάζουν μεταβολή. Κατευθυνόμαστε προς δημιουργία συνθετότερου δικτύου με σκοπό την ανίχνευση πιο πολύπλοκων μη γραμμικών σχέσεων.

4.2.6. 150 νευρώνες - αφαίρεση Λογιστικής αξίας

Για να δημιουργήσουμε πιο πολύπλοκο μοντέλο, αυξάνουμε τον αριθμό των νευρώνων σε 150 ενώ παράλληλα αφαιρούμε από τις μεταβλητές εισόδου τη λογιστική αξία.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα
	Βήμα τιμών	2 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	150
Training data	size	436
	MSE	$9.9 \cdot 10^{-6}$
Validate data	size	94
	MSE	$4.7 \cdot 10^{-2}$
Test data	size	94
	MSE	$1.6 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	80.44 %

Πίνακας 4-6 :



Εικόνα 4.6:

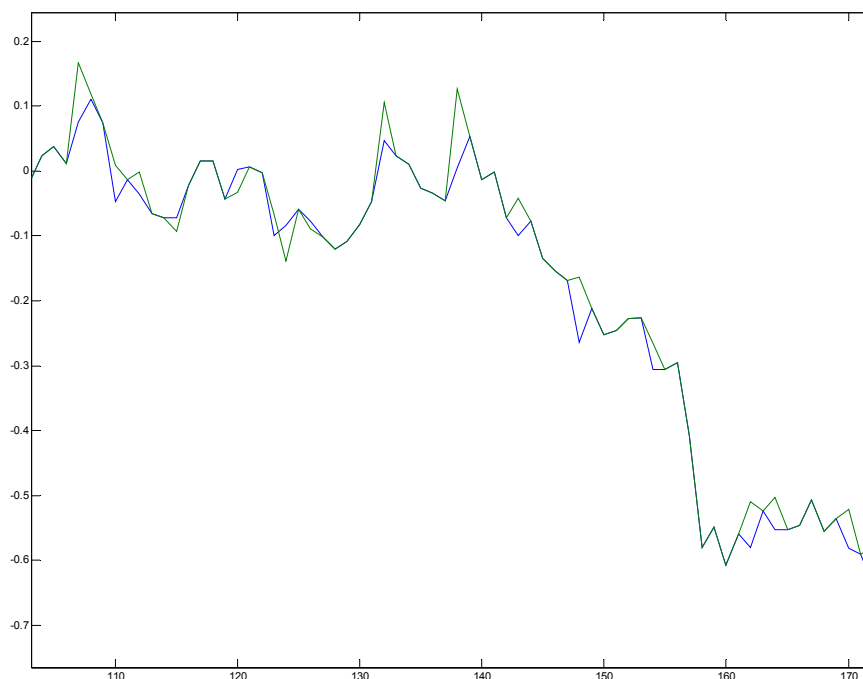
Η δημιουργία συνθετότερου δικτύου οδηγεί σε καλύτερη προσαρμογή όπως αποκαλύπτει ο βαθμός πρόβλεψης του προσήμου, ο οποίος αγγίζει το 80%.

4.2.7. 200 νευρώνες – βήμα τιμών 5 ημέρες

Για να δημιουργήσουμε πιο πολύπλοκο μοντέλο, αυξάνουμε τον αριθμό των νευρώνων σε 150 ενώ παράλληλα αφαιρούμε από τις μεταβλητές εισόδου τη λογιστική αξία.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα
	Βήμα τιμών	5 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	174
	MSE	$7.0 \cdot 10^{-21}$
Validate data	size	38
	MSE	$4.9 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	38
	MSE	$8.8 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	86.00 %

Πίνακας 4-7 :



Εικόνα 4.7:

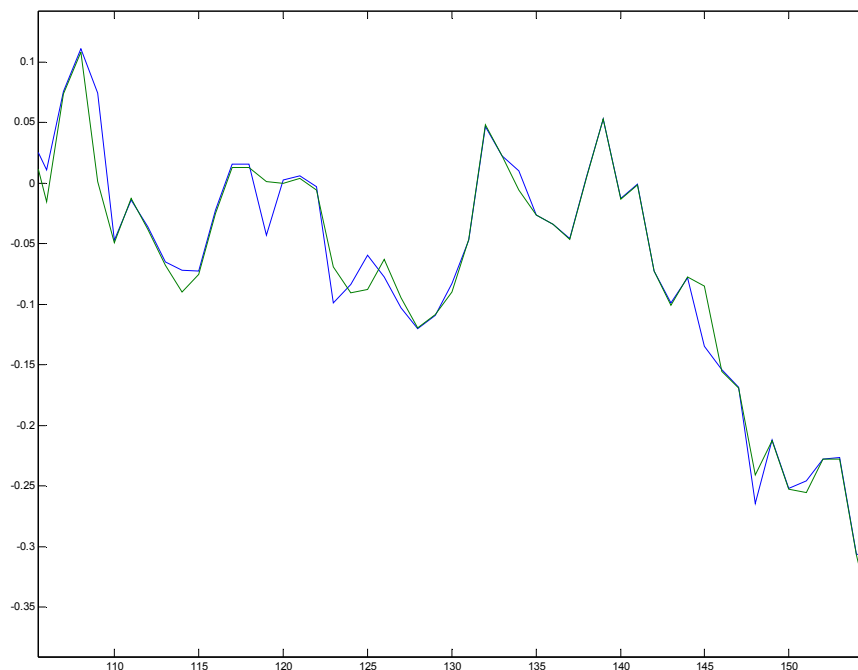
Αυξάνοντας περαιτέρω τον αριθμό των νευρώνων με ταυτόχρονη αύξηση του βάθους πρόβλεψης (5 ημέρες), στοιχεία που έχει φανεί πως βελτιώνουν το βαθμό πρόβλεψης, παρατηρούμε ακόμα καλύτερη προσαρμογή και πρόβλεψη προσήμου με ποσοστό επιτυχίας 86%.

4.2.8. Εισαγωγή ΓΔ – Λογιστικής αξίας

Μετά από τη δημιουργία πιο σύνθετου μοντέλου (200 νευρώνες) το οποίο είναι σε θέση να συσχετίσει μεγαλύτερο αριθμό μεταβλητών, προστίθενται 2 ακόμα στοιχεία. Το πρώτο είναι ο Γενικός Δείκτης του ΧΑ, αποσκοπώντας στην σχέση της υπό εξέταση εταιρίας με τα επίπεδα του χρηματιστηρίου, και το δεύτερο είναι η λογιστική αξία, η οποία απομακρύνθηκε σε προηγούμενο στάδιο λόγω αδυναμίας ερμηνείας - συσχέτισης σε απλούστερο μοντέλο.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία
	Βήμα τιμών	5 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	174
	MSE	$5.1 \cdot 10^{-6}$
Validate data	size	38
	MSE	$8.7 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	38
	MSE	$4.1 \cdot 10^{-3}$
	Ratio προσήμου	89.60 %

Πίνακας 4-8 :



Εικόνα 4.8:

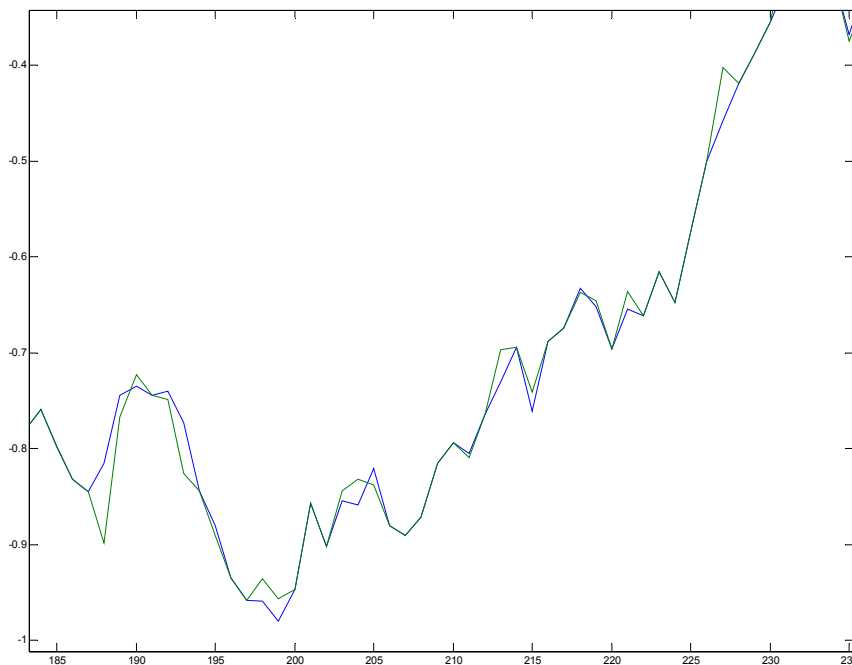
Πρόκειται για το συνδυασμό μεταβλητών και δομής νευρώνων που δίνει τη καλύτερη προσαρμογή των προβλέψεων στις πραγματικές τιμές. Βελτιώθηκε κατά δύο τάξεις μεγέθους η απόκλιση από τις πραγματικές τιμές σε σχέση με τη πρώτη προσπάθεια ενώ παράλληλα το ποσοστό πρόβλεψης προσήμου μεταβολής επιτυγχάνει ορθότητα που αγγίζει το 90%.

4.2.9. Τελικό μοντέλο - ΟΤΕ

Αφού ολοκληρώθηκε η δόμηση του μοντέλου και η επιλογή των μεταβλητών εισόδου, γίνεται εφαρμογή αυτού και στις τιμές της μετοχής ΟΤΕ, για να ελεγχθεί η επεκτασιμότητα. Εισάγονται τα νέα αντίστοιχα δεδομένα και γίνεται εκπαίδευση του ΤΝΔ.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία
	Βήμα τιμών	5 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	174
	MSE	$3.1 \cdot 10^{-5}$
Validate data	size	38
	MSE	$4.3 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	38
	MSE	$5.2 \cdot 10^{-3}$
	Ratio προσήμου	90.80 %

Πίνακας 4-9 :



Εικόνα 4.9:

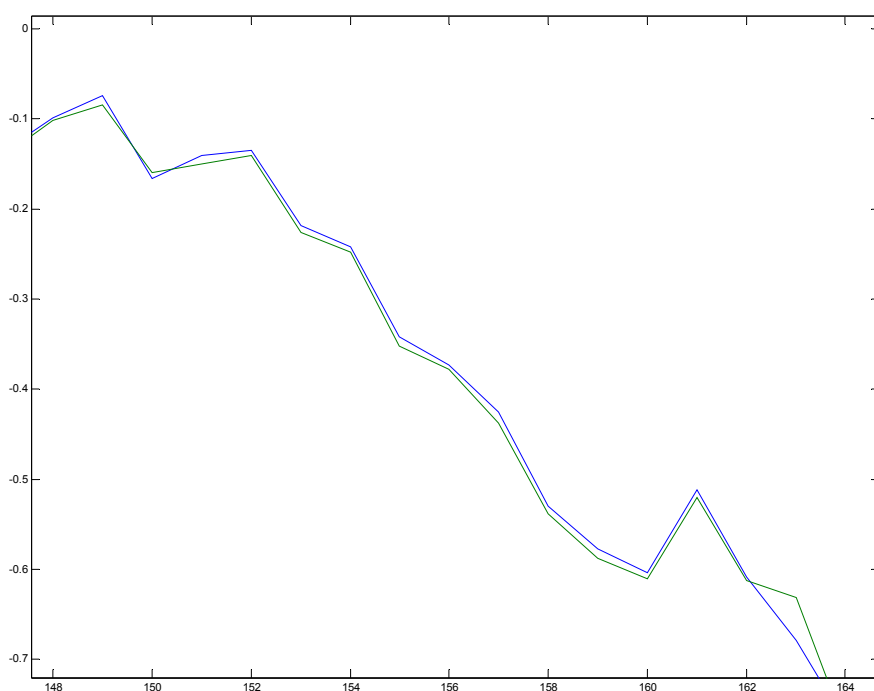
Παρατηρείται όμοια συμπεριφορά και ανάλογα αποτελέσματα αυτών που προέκυψαν από τις τιμές της ΔΕΗ.

4.2.10. Τελικό μοντέλο - TITAN

Επαναλαμβάνεται η διαδικασία και στις τιμές της μετοχής TITAN, για να ελεγχθεί η επεκτασιμότητα. Εισάγονται τα νέα αντίστοιχα δεδομένα και γίνεται εκπαίδευση του ΤΝΔ.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία
	Βήμα τιμών	5 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	174
	MSE	$1.4 \cdot 10^{-4}$
Validate data	size	38
	MSE	$2.1 \cdot 10^{-2}$
Test data	size	38
	MSE	$1.4 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	84.80 %

Πίνακας 4-10 :



Εικόνα 4.10:

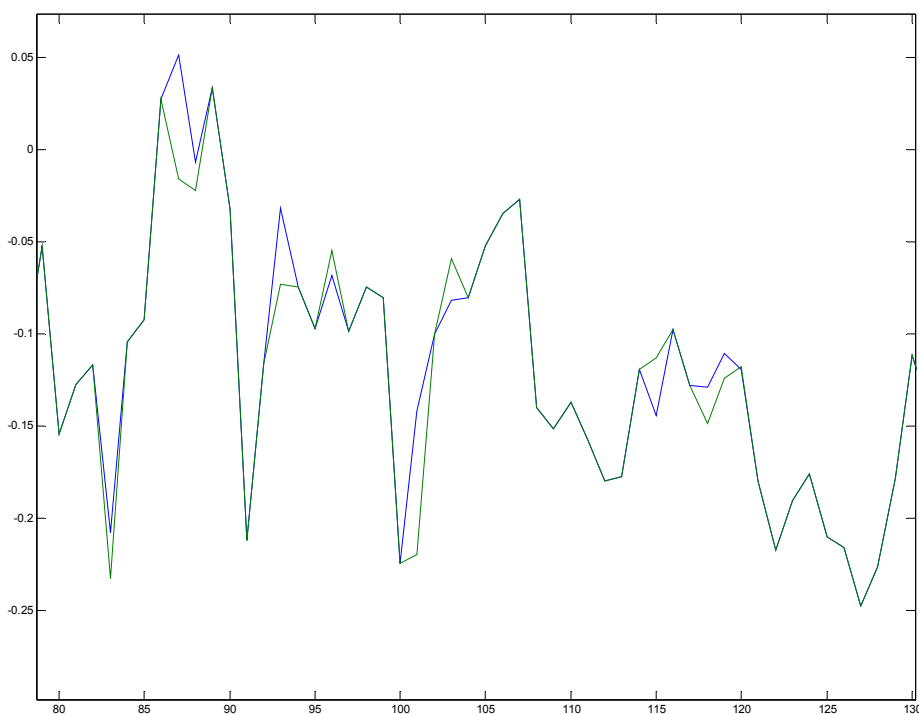
Παρατηρείται όμοια συμπεριφορά και ανάλογα αποτελέσματα αυτών που προέκυψαν από τις τιμές της ΔΕΗ και ΟΤΕ. Εξάγεται το συμπέρασμα λοιπόν πως το ΤΝΔ όπως δομήθηκε για τα δεδομένα της ΔΕΗ και με τις παραπάνω μεταβλητές εισόδου, επεκτείνεται και στις άλλες εταιρίες του Ελληνικού χρηματιστηρίου επιτυγχάνοντας ίδια επίπεδα ορθότητας στη πρόβλεψη τιμών και προσήμου.

4.2.11. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 5 ημέρες

Στη συνέχεια γίνεται εκπαίδευση του ΤΝΔ με δεδομένα και από τις 3 επιχειρήσεις με σκοπό τη δημιουργία ενός ενοποιημένου μοντέλου. Η πρώτη δοκιμή γίνεται με βήμα 5 ημερών.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία, Υποχρεώσεις
	Βήμα τιμών	5 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	473
	MSE	$9.9 \cdot 10^{-20}$
Validate data	size	101
	MSE	$1.3 \cdot 10^{-2}$
Test data	size	101
	MSE	$3.7 \cdot 10^{-2}$
	Ratio προσήμου	84.30 %

Πίνακας 4-11 :



Εικόνα 4.11:

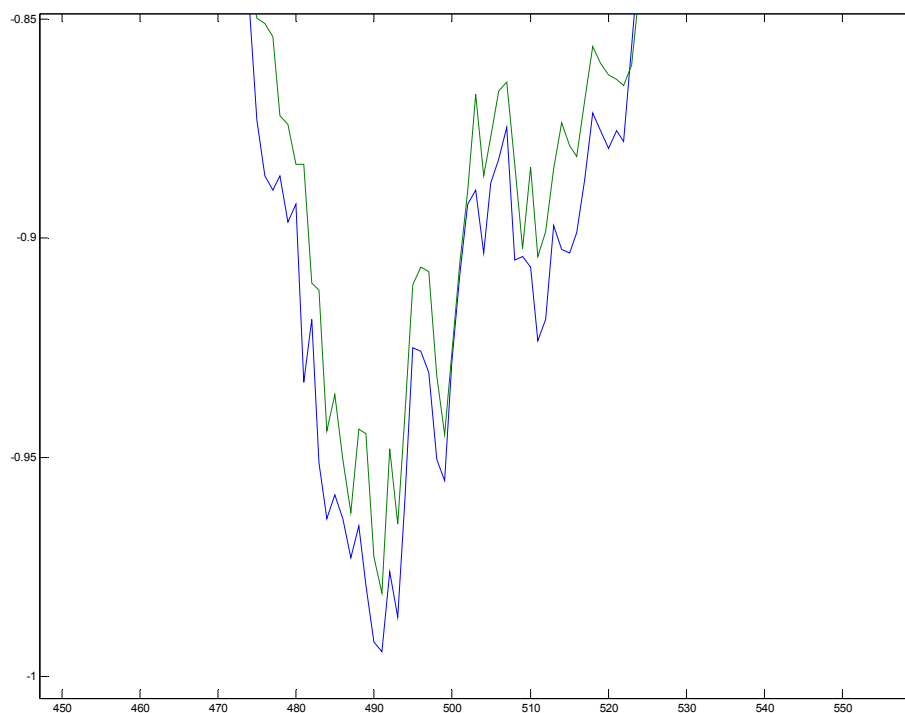
Παρατηρείται απόκλιση περίπου ίδιου επιπέδου με τάση χειροτέρευσης όπως φαίνεται από την παρατήρηση του διαγράμματος προσαρμογής. Η ενιαία επίλυση προσπαθεί να ομογενοποιήσει σχέσεις που δομεί η κάθε μετοχή λόγω ιδιαίτερων χαρακτηριστικών που δεν κρύβονται σε κάποια μεταβλητή. Έτσι γίνεται γενίκευση που μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια πληροφορίας.

4.2.12. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 2 ημέρες

Στη συνέχεια γίνεται εκπαίδευση του ΤΝΔ με δεδομένα και από τις 3 επιχειρήσεις με σκοπό τη δημιουργία ενός ενοποιημένου μοντέλου. Η πρώτη δοκιμή γίνεται με βήμα 5 ημερών.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία, Υποχρεώσεις
	Βήμα τιμών	2 ημέρες
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	1180
	MSE	$5.8 \cdot 10^{-4}$
Validate data	size	253
	MSE	$4.8 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	253
	MSE	$5.7 \cdot 10^{-3}$
	Ratio προσήμου	76.80 %

Πίνακας 4-12 :



Εικόνα 4.12:

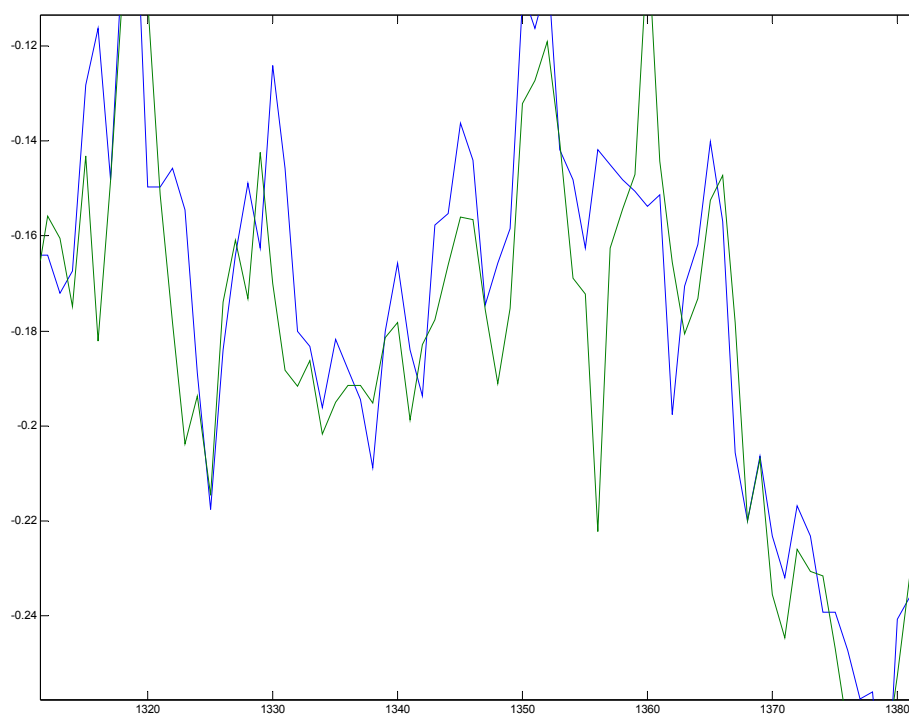
Είναι εμφανής η χειρότερηση της προσαρμογής όπως αποδίδεται από το αντίστοιχο διάγραμμα, ενώ ταυτόχρονα διαπιστώνεται πτώση της ορθή πρόβλεψης προσήμου σε 76.80%.

4.2.13. Ενοποιημένη Εκπαίδευση , βήμα 1 ημέρα

Στη συνέχεια γίνεται εκπαίδευση του ΤΝΔ με δεδομένα και από τις 3 επιχειρήσεις με σκοπό τη δημιουργία ενός ενοποιημένου μοντέλου. Η πρώτη δοκιμή γίνεται με βήμα 5 ημερών.

	Στοιχείο	Τιμή
data	Δεδομένα εισόδου	10 last values, ΑΕΠ, MSCI Όγκος, Άνοιγμα, ΓΔ, Λογιστική αξία, Υποχρεώσεις
	Βήμα τιμών	1 ημέρα
model	Βάθος ανατροφοδότησης	10 τιμές
	Αριθμός νευρώνων	200
Training data	size	2360
	MSE	$1.4 \cdot 10^{-3}$
Validate data	size	506
	MSE	$7.0 \cdot 10^{-3}$
Test data	size	506
	MSE	$2.8 \cdot 10^{-3}$
	Ratio προσήμου	67.10 %

Πίνακας 4-13 :



Εικόνα 4.13:

Εδώ χαλάει ακόμα περισσότερο η πρόβλεψη, με το ποσοστό επιτυχίας στα πρόσημα να επιστρέφει στο 67.10% και το διάγραμμα να παρουσιάζει εμφανείς αποκλίσεις..

5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1. Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό περιλαμβάνονται τα κύρια συμπεράσματα της διπλωματικής εργασίας. Πιο συγκεκριμένα γίνεται αναφορά στα αποτελέσματα της επεξεργασίας των δεδομένων και τη δημιουργία ΤΔΝ με σκοπό τη πρόβλεψη τόσο των τιμών μιας μετοχής, όσο και του προσήμου μεταβολής χρησιμοποιώντας ως ανεξάρτητες μεταβλητές ένα σύνολο στοιχείων που αναφέρονται σε ιστορικό τιμών, πληροφορίες εσωτερικού ενδιαφέροντος αλλά και στοιχεία της ευρύτερης και παγκόσμιας αγοράς.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα βασικά συμπεράσματα όπως προκύπτουν από τον συνδυασμό όσων αναφερθήκαν στη παρουσίαση του θεωρητικού τμήματος της διπλωματικής καθώς και των διαπιστώσεων της έρευνας πεδίου.

5.2. Περιγραφή αποτελεσμάτων

Ύστερα από διαδοχικές προσπάθειες δημιουργίας ΤΝΔ με στοιχεία εισόδου από ένα πλήθος πληροφοριών, δημιουργείται ένα μοντέλο το οποίο προσεγγίζει τις πραγματικές τιμές με ικανοποιητική ακρίβεια και προβλέπει το πρόσημο της μεταβολής με ποσοστό επιτυχίας που αγγίζει και το 90%.

Τα στοιχεία εισόδου που τελικά χρησιμοποιήθηκαν είναι οι τελευταίες 10 τιμές της υπο εξέταση μετοχής, η τιμή ανοίγματος, ο όγκος συναλλαγών, ο ΓΔ, ο MSCI, το ΑΕΠ και η λογιστική αξία της επιχείρησης. Το βέλτιστο βήμα πρόβλεψης ανάγεται στις 5 ημέρες και ο αριθμός των νευρώνων ανέρχεται σε 200.

Αναφορικά με την ξεχωριστή εκπαίδευση ανά μετοχή η τη δημιουργία συνολικού μοντέλου, επιλέγεται η ξεχωριστή επεξεργασία κάθε μετοχής, έτσι ώστε να εντοπίζονται συσχετίσεις των ιδιαίτερων στοιχείων που δεν έχουν εισέλθει από κάποια μεταβλητή, αλλά ανιχνεύονται από το ΤΝΔ ως μη γραμμικές εξαρτήσεις ή ακόμα σαν θόρυβος.

5.3. Βασικά Συμπεράσματα Διπλωματικής Εργασίας

5.3.1. Αντικείμενο πρόβλεψης

Το μοντέλο που δομείται από το ΤΝΔ, είναι ικανό να προβλέψει τις τιμές της υπό εξέταση μετοχής. Είθισται να εξετάζεται το πρόσημο της μεταβολής αντί της τιμής αυτής καθαυτής, διότι είναι περισσότερο αξιολογήσιμη η ορθή πρόβλεψη του αλλά και γιατί το δίκτυο πετυχαίνει καλύτερες προσεγγίσεις.

5.3.2. Αριθμός νευρώνων

Ο αριθμός των νευρώνων που χρησιμοποιείται καθορίζει τη πολυπλοκότητα των σχέσεων που μπορεί να ερμηνεύσει το δίκτυο. Έτσι όσο περισσότερες μεταβλητές εισάγουμε, τόσο συνθετότερες σχέσεις επιθυμούμε να δημιουργήσουμε, επομένως τόσο περισσότερους νευρώνες χρησιμοποιούμε.

Στον αντίποδα ο μελετητής οφείλει να προσέξει το γεγονός της υπερπροσαρμογής (overfit), δηλαδή τη κατάσταση κατά την οποία το δίκτυο λόγω πολλών νευρώνων εκπαιδεύεται να θυμάται και όχι να ερμηνεύει, αλλά και το κόστος επεξεργασίας καθώς μεγάλος αριθμός νευρώνων πολλαπλασιάζει το χρόνο εκπαίδευσης μεγεθύνοντας τις απαιτήσεις για επεξεργαστική ισχύ. Η εφαρμογή της παρούσας κατέληξε σε δομή που χρησιμοποιεί 200 νευρώνες.

5.3.3. Βήμα τιμών – βάθος πρόβλεψης

Ιδιαίτερα σημαντική παράμετρος αναδεικνύεται το βάθος πρόβλεψης. Άλλη συμπεριφορά – ορθότητα επιτυγχάνεται αποπειράται η πρόβλεψη της επομένης και άλλη αν στοχεύουμε πέντε η μέρες μετά. Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν τιμές ανά ημέρα, για δύο ημέρες και για πέντε ημέρες μετά. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως υπάρχει εσθήτα μεγαλύτερος βαθμός προσαρμογής στα πραγματικά δεδομένα όταν χρησιμοποιούμε δεδομένα για πέντε η μέρες μετά.

Το γεγονός αυτό μπορεί να ερμηνευτεί ως εξής. Οι τιμές καθώς εναλλάσσονται καθημερινά έχουμε μεγάλη μεταβλητότητα και δεν υπακούουν τόσο βραχυπρόθεσμα σε κανόνες και τάσεις αλλά προσμοιάζουν ασαφή συμπεριφορά. Εξετάζοντας βάθος πρόβλεψης 5 ημερών, είναι εμφανέστερες οι πραγματικές συσχετίσεις και τάσεις με αποτέλεσμα το δίκτυο να εκπαιδευτεί πιο ικανοποιητικά και να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα.

5.3.4. Βάθος ανατροφοδότησης

Η πιο βαρύνουσα μεταβλητή είναι οι περασμένες τιμές που χρησιμοποιούνται ως βάση για τη πρόβλεψη της τρέχουσας. Η απόφαση που πρέπει να λάβει ο μελετητής, είναι πόσες προηγούμενες τιμές θα χρησιμοποιεί κατά την ανατροφοδότηση. Απαραίτητη κρίνεται η ισορροπία μεταξύ λίγων (2-3) τιμών που δε θα είναι ικανές να ανιχνεύσουν μοτίβα και πολλών τιμών που θα οδηγήσουν σε overfit, δηλαδή θα εκπαιδεύσει το δίκτυο να θυμάται και όχι να εξηγήσει. Ύστερα από δοκιμές κατά την ανάλυση του παρόντος, κρίθηκε ως ικανοποιητικό βάθος ανατροφοδότησης το διάστημα των 10 προηγούμενων τιμών

5.3.5. Μεταβλητές

Η βέλτιστη πρόβλεψη στηρίζεται στη χρήση μεταβλητών που δίνουν στοιχεία για κάθε πιθανή επιρροή. Οι πιθανές προσβλέπουσες έρχονται από διαφορετικές αφετηρίες και έχουν συγκεκριμένη διάσταση να ερμηνεύσουν. Το TND αναλαμβάνει να ανιχνεύσει τις σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών αυτών με στόχο τη πρόβλεψη. Από τη φύση τους βέβαια, τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα τρόπο σύνδεσης δεδομένων και σχέσεων που υπακούν σε ιδιαίτερα πολύπλοκους, κατά κύριο λόγο μη γραμμικούς κανόνες, με τρόπο που δεν επιτρέπουν την θεωρητική ερμηνεία του τρόπου συμμετοχής κάθε μεταβλητής εισόδου. Παρόλα αυτά μπορούμε να δούμε κάθε μεταβλητή και να ερμηνεύσουμε που στοχεύει.

Τιμή ανοίγματος, δίνει την αφετηρία της νέα τιμής.

ΓΔ, δίνει τα επίπεδα οικονομικών μεγεθών της εγχώριας χρηματιστηριακής αγοράς.

MSCI, δίνει τη κατάσταση της παγκόσμιας αγοράς, επιτρέποντας τη συσχέτιση παγκόσμιου – εγχώριου χρηματιστηρίου.

ΑΕΠ, μακροοικονομικό μέγεθος που φανερώνει τα επίπεδα δραστηριότητας της χώρας και ορίζει το επίπεδο της οικονομικής δραστηριότητας στη χώρα.

Λογιστική αποτίμηση - υποχρεώσεις, δίνουν στοιχεία για την τρέχουσα κατάσταση της εταιρίας.

Η πιο βαρύνουσα μεταβλητή είναι οι περασμένες τιμές που χρησιμοποιούνται ως βάση για τη πρόβλεψη της τρέχουσας. Η απόφαση που πρέπει να λάβει ο μελετητής, είναι πόσες προηγούμενες τιμές θα χρησιμοποιεί κατά την ανατροφοδότηση. Απαραίτητη κρίνεται η ισορροπία μεταξύ λίγων (2-3) τιμών που δε θα είναι ικανές να ανιχνεύσουν μοτίβα και πολλών τιμών που θα οδηγήσουν σε overfit, δηλαδή θα εκπαιδεύσει το δίκτυο να θυμάται και όχι να εξηγεί. Ύστερα από δοκιμές κατά την ανάλυση του παρόντος, κρίθηκε ως ικανοποιητικό βάθος ανατροφοδότησης το διάστημα των 10 προηγούμενων τιμών

5.4. Επίλογος

Η χρήση του δικτύου όπως προέκυψε από την έρευνα, έδωσε ικανοποιητική ερμηνεία και πρόβλεψη, χρησιμοποιώντας εσωτερικές μη γραμμικές σχέσεις μονάδων που λόγω πολυπλοκότητας δε μπορεί να τυποποιήσει ο άνθρωπος. Αυτή είναι η δύναμη και η αδυναμία ταυτόχρονα του νευρωνικού συστήματος. Μπορεί να δομήσει ιδιαίτερα σύνθετες σχέσεις που όμως δεν συνδέονται με κάποια θεωρία (τουλάχιστον όχι εμφανώς και σε πρώτη ανάγνωση), Παρόλα αυτά η ιδιαίτερη ικανότητα των ΤΝΔ να δίνουν λύσεις όπου η πολυπλοκότητα ξεπερνάει το όριο της αντίληψης, τα καθιστούν ιδανικούς υποψήφιους ερμηνείας και πρόβλεψης. Όσο μάλιστα το κόστος επεξεργασίας πέφτει και ταυτόχρονα η διάθεση δεδομένων σε μεγάλη κλίμακα γίνεται όλο και απλούστερη υπόθεση, θα κερδίζουν έδαφος σε επιστήμες της συμπεριφοράς και της ψυχολογίας.

Τέτοιες επιρροές έχει και ο χώρος της οικονομίας, συνεπώς αυξάνεται ο βαθμός διείσδυσης της τεχνητής ευφυΐας μέρα με τη μέρα. Το βασικότερο όλων σε μια τέτοια προσέγγιση είναι να γίνονται αντιληπτά τα όρια αυτής. Ασύμμετρη πληροφόρηση, αστάθμητα γεγονότα, έκτακτες παρεμβάσεις και κρίσιμες καταστάσεις είναι στοιχεία που ένα νευρωνικό δίκτυο θα δυσκολευτεί πολύ να προβλέψει ενώ θα το κάνει με μεγαλύτερη ευκολία ένας πολιτικός – οικονομικός αναλυτής. Θα μπορέσει όμως να ανιχνεύσει αυτοβούλως και με μοναδικό τρόπο κάθε είδους περίεργη και μη γραμμική συσχέτιση κρύβουν τα δεδομένα, αρκεί να του δοθούν οι κατάλληλες πληροφορίες.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Wojciech Gryc (2006). Neural Network Predictions of Stock Price Flunctuations.

Raul Rojas (1996). Neural Networks.

Διαμαντάρης (2011). *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*.

Ρεφανίδης (2011). Νευρωνικά Δίκτυα.

<http://www.naftemporiki.gr> (20/11/2013)

Thorolf Horn Tonjum (2011). Neural Network Time Series Prediction With Matlab

Ramnik Arora (2008). ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR FORECASTING STOCK PRICE

Αργυράκης, Π.(2001) Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές, ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΑΝΟΙΚΤΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ(4,8,13)

Adya, M. και Collopy, F. (1998) How effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction? A Review and Evaluation, *Journal of Forecasting* 17, 481-495(30)

Καραπιστόλης, Δ., Κάτου,Α., Παπαδημητρίου, Γ. (2000) Πρόταση κατάρτισης φερέγγυου χαρτοφυλακίου με μεθόδους της ανάλυσης δεδομένων, «ΣΠΟΥΔΑΙ», Τόμος 50, Τεύχος 1ο-2ο, Πανεπιστήμιο Πειραιώς(36,38,39)

Yao, J., Li, Y., και Tan, C. L. (2000), «Option price forecasting using neural networks», *Omega*, 455-466 (26,28)

Olson, D. και Mossmanb, C. (2003) Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios, *International Journal of Forecasting*

Jingtao, Y., Tan, C. L. και Poh, H.L. (1999) Neural networks for technical analysis: a study on KLCI, *International Journal of Theoretical and Applied Finance*

Atsalakis George, Valavanis Kimon , "Forecasting stock market shortterm trends using a neuro-fuzzy based methodology" , *Expert Systems with Applications* 36, 10696–10707, 2009

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