

**ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΔΥΤΙΚΗΣ ΕΛΛΑΔΑΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ**

**ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ**

***Τίτλος Εργασίας:* Η ΧΡΗΣΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ ΜΕΘΟΔΩΝ**

**ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΜΙΑΣ ΜΕΤΟΧΗΣ**

**Πτυχιακή Εργασία της**

**Βλαχοπούλου Ελπίδας**

*Επιβλέπων :* Δημήτριος Παπαδόπουλος

**ΠΑΤΡΑ, ΙΟΥΝΙΟΣ 2014**

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Κατά τη διάρκεια της πτυχιακής μου εργασίας που εκπονήθηκε στο Τμήμα Διοίκησης και Οικονομίας, στη Σχολή Διοίκησης Επιχειρήσεων του Α.Τ.Ε.Ι. Πατρών με επιβλέποντα τον Καθηγητή Δημήτριο Παπαδόπουλο, ασχολήθηκα με τη μελέτη και την κατανόηση σε ερευνητικό επίπεδο των νευρωνικών δικτύων της οικονομίας και της χρηματοδότησης, για να προβλέψουμε με τον καλύτερο τρόπο τις μελλοντικές τιμές του αποθέματος.

Σε πρωταρχικό στάδιο έγινε η κατανόηση της έννοιας των νευρωνικών δικτύων. Με τον όρο νευρωνικά δίκτυα αναφερόμαστε σε ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες), διασυνδεδεμένους μεταξύ τους, το οποίο είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ).

Τα Νευρωνικά συστήματα είναι ευρέως διαδεδομένα γιατί βασίζονται στην εγγενή ικανότητα μάθησης. Το δίκτυο έχει την ικανότητα να επιλύει ορισμένα προβλήματα όπως να προσεγγίζει μια συνάρτηση. Η βασική μεθοδολογία αυτών των συστημάτων επιτυγχάνεται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας σταδιακής προσαρμογής των παραμέτρων του δικτύου (συνήθως των βαρών και της πόλωσής

του) σε τιμές κατάλληλες ώστε να επιλύεται με επαρκή επιτυχία το προς εξέταση πρόβλημα.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι εφαρμόσιμα σχεδόν σε κάθε κατάσταση στην οποία ισχύει μια σχέση μεταξύ μεταβλητών πρόβλεψης (ανεξάρτητες, εισροές) και προβλεπόμενες μεταβλητές (εξαρτημένες, εκροές), ακόμα και όταν αυτή η σχέση είναι πολύ περίπλοκη για να αποδοθεί με τους συνηθισμένους όρους της «συσχέτισης» ή των «διαφόρων ομάδων». Ένας από τους αντιπροσωπευτικούς τομείς των νευρωνικών δικτύων για την επίλυση προβλημάτων είναι οι χρηματιστηριακές προβλέψεις όπου και ασχολήθηκα στην παρούσα πτυχιακή εργασία.

Τέθηκα να μελετήσω την μελλοντική εξέλιξη μεγάλων παγκόσμιων εταιριών και συγκεκριμένα την πορεία της μετοχικής τους τιμής με βάση την ισχύουσα. Η μελέτη βασίστηκε στα συνολικά κέρδη και έξοδα της κάθε εταιρίας ξεχωριστά. Σαν σημείο αναφοράς είχα την εταιρία Ford Motor και πρόβλεψα τις μελλοντικές τιμές από μια ομάδα συγγενικών εταιριών.

## **ABSTRACT**

During my thesis work conducted at the Department of Economics and Management, School of Business Administration, TEI Patron with supervisor Professor Dimitrios Papadopoulos worked on the study and understanding research level of neural networks of the economy and finance, to predict the best way to future prices of the stock.

In the primary study was the understanding of the concept of neural networks. The term neural network refers to a network of simple computing nodes (neurons), interconnected with each other, which is inspired by the Central Nervous System (CNS).

Neural systems are widely used because they are based on inherent learning ability. The network is able to solve some problems such as approximating a function. The basic methodology of these systems is achieved through an iterative process of gradual adjustment of the parameters of the network (usually the weights and polarization) at prices suitable to be solved with sufficient success to the problem at hand.

The neural networks are applicable to almost any situation in which a relationship between predictor variables (independent, inputs) and predicted variables (dependent, outputs), even when this relationship is too complex to be explained by ordinary

terms' correlation or different groups'. One of the representative areas of neural networks to solve problems is quoted predictions they got involved in this thesis.

Posted to study the future development of large global corporation, namely the state of the equity value based on the current. The study was based on total earnings and expenses of each company separately. As a reference point I had the Ford Motor Company and predict future values of a group of related companies.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη.....	σελ.2
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	σελ.7
1.1: Εφαρμογές.....	σελ.11
1.2: Λειτουργία των νευρωνικών δικτύων στην πράξη.....	σελ.14
1.3: Η Λειτουργία του προγράμματος MAT LAB.....	σελ.16
1.4: Η βιολογική έμπνευση.....	σελ.24
1.5: Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων.....	σελ.26
Κεφάλαιο 2: Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα.....	σελ.28
2.1: Παραδοσιακός χρόνος.....	σελ.29
2.2: βασικές κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων.....	σελ.30
2.3: Μειονεκτήματα-Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων.....	σελ.33
Κεφάλαιο 3: Τα νευρωνικά δίκτυα στην Οικονομία.....	σελ.35

3.1: Ιστορική Αναδρομή.....	σελ.36
Κεφάλαιο 4:Τα νευρωνικά δίκτυα στο Excel.....	σελ.38
4.1: Μοντέλα νευρωνικού δικτύου.....	σελ.41
4.2: Το μοντέλο Χρηματιστηρίου αγοράς.....	σελ.45
4.3: Τα δεδομένα.....	σελ.49
4.4:Η αναπαράσταση του μοντέλου στο Excel.....	σελ.50
4.5:Πειράματα.....	σελ.56
4.6: Επιπλέον μάθηση.....	σελ.57
Συμπέρασμα.....	σελ.58
Βιβλιογραφία.....	σελ.60

## Κεφάλαιο 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες, νευρώνια), διασυνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθεί να προσομοιώσει.

Οι νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Κάθε τέτοιος κόμβος δέχεται ένα σύνολο αριθμητικών εισόδων από διαφορετικές πηγές (είτε από άλλους νευρώνες, είτε από το περιβάλλον), επιτελεί έναν υπολογισμό με βάση αυτές τις εισόδους και παράγει μία έξοδο. Η εν λόγω έξοδος είτε κατευθύνεται στο περιβάλλον, είτε τροφοδοτείται ως είσοδος σε άλλους νευρώνες του δικτύου. Υπάρχουν τρεις τύποι νευρώνων: οι νευρώνες εισόδου, οι νευρώνες εξόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες ή κρυμμένοι νευρώνες. Οι νευρώνες εισόδου δεν επιτελούν κανέναν υπολογισμό, μεσολαβούν απλώς ανάμεσα στις περιβαλλοντικές εισόδους του δικτύου και στους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι νευρώνες εξόδου διοχετεύουν στο περιβάλλον τις τελικές αριθμητικές εξόδους του δικτύου. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν κάθε είσοδό τους με το αντίστοιχο *συναπτικό βάρος* και υπολογίζουν το ολικό άθροισμα των γινομένων. Το άθροισμα αυτό τροφοδοτείται ως όρισμα στη *συνάρτηση ενεργοποίησης*, την οποία υλοποιεί εσωτερικά κάθε κόμβος. Η

τιμή που λαμβάνει η συνάρτηση για το εν λόγω όρισμα είναι και η έξοδος του νευρώνα για τις τρέχουσες εισόδους και βάρη.

Εάν  $x_{ki}$  είναι η  $i$ -οστή είσοδος του  $k$ -νευρώνα,  $w_{ki}$ : το  $i$ -οστό συναπτικό βάρος του  $k$ -νευρώνα και  $\phi(\cdot)$  η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου, τότε η έξοδος  $y_k$  του  $k$ -νευρώνα δίνεται από την εξίσωση:

$$y_k = \phi \left( \sum_{i=0}^N x_{ki} w_{ki} \right)$$

Στον  $k$ -οστό νευρώνα υπάρχει ένα συναπτικό βάρος  $w_{k0}$  με ιδιαίτερη σημασία, το οποίο καλείται **πόλωση** ή **κατώφλι** (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα,  $x_{k0} = 1$ . Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Η ιδέα προέκυψε από τα βιολογικά νευρικά κύτταρα.

Όπως είναι φανερό, οι αριθμοί οι οποίοι συναποτελούν το διάνυσμα εισόδου (κάθε στοιχείο του διανύσματος τροφοδοτείται κατά τη λειτουργία του δικτύου σε έναν νευρώνα εισόδου), αλλά και οι αριθμοί οι οποίοι συναποτελούν το διάνυσμα εξόδου (κάθε στοιχείο του οποίου εμφανίζεται, μετά το πέρας του ολικού υπολογισμού, σε έναν νευρώνα εξόδου), περιγράφουν χαρακτηριστικά του προς επίλυση προβλήματος. Συνήθως αυτό που μας ενδιαφέρει είναι το δίκτυο να απεικονίζει με ορθό τρόπο διανύσματα εισόδου σε κατάλληλα διανύσματα εξόδου, το πρόβλημα δηλαδή είναι η υλοποίηση μίας συνάρτησης πολλαπλών μεταβλητών, κατά κανόνα περίπλοκης και με άγνωστο ακριβή τύπο. Τέτοιες απεικονίσεις έχουν εφαρμογή σε ποικιλία τομέων της επιστήμης και της τεχνολογίας, αφού λειτουργούν ως αριθμητικά μοντέλα για πολλά διαφορετικά ζητήματα. Το ίδιο δίκτυο μπορεί να υλοποιήσει άπειρες διαφορετικές απεικονίσεις, μία για κάθε διαφορετική επιλογή συνόλου συναπτικών βαρών.

Το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων είναι η εγγενής ικανότητα μάθησης. Ως μάθηση μπορεί να οριστεί η σταδιακή βελτίωση της ικανότητας του δικτύου να επιλύει κάποιο πρόβλημα (π.χ. η σταδιακή προσέγγιση μίας συνάρτησης).



Η μάθηση επιτυγχάνεται μέσω της **εκπαίδευσης**, μίας επαναληπτικής διαδικασίας σταδιακής προσαρμογής των παραμέτρων του δικτύου (συνήθως των βαρών και της πόλωσής του) σε τιμές κατάλληλες ώστε να επιλύεται με επαρκή επιτυχία το προς εξέταση πρόβλημα. Αφού ένα δίκτυο εκπαιδευτεί, οι παράμετροί του συνήθως «παγώνουν» στις κατάλληλες τιμές και από εκεί κι έπειτα είναι σε λειτουργική κατάσταση. Το ζητούμενο είναι το λειτουργικό δίκτυο να χαρακτηρίζεται από μία ικανότητα **γενίκευσης**: αυτό σημαίνει πως δίνει ορθές εξόδους για εισόδους καινοφανείς και διαφορετικές από αυτές με τις οποίες εκπαιδεύτηκε.

### **Συναρτήσεις ενεργοποίησης**

Η συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι βηματική (step transfer function), γραμμική (linear transfer function), μη γραμμική (non-linear transfer function), στοχαστική (stochastic transfer function).

### **Βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης**

Η βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

ή οποιαδήποτε άλλη βηματική συνάρτηση.

Η βηματική συνάρτηση δεν θεωρείται χρήσιμη ως συνάρτηση ενεργοποίησης στα ΤΝΔ (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα), καθώς σύμφωνα με τον απειροστικό λογισμό έχει το βασικό μειονέκτημα να είναι η παράγωγός της ίση με μηδέν. Έτσι προέκυψε η

ανάγκη συναρτήσεων ενεργοποίησης που η γραφική τους παράσταση τους να μοιάζει με τη βηματική, αλλά ταυτόχρονα να είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες σε όλο το πεδίο ορισμού τους.

Τέτοια συνάρτηση είναι και η **σιγμοειδής**.

### **Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης**

Η γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να είναι:

$$\phi(x) = x$$

ή οποιαδήποτε άλλη γραμμική συνάρτηση.

### **Μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης**

Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως στα νευρωνικά δίκτυα καλείται σιγμοειδής συνάρτηση. Οι τυπικές σιγμοειδείς είναι δύο:

*Λογιστική σιγμοειδής:*

$$\phi(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$

*Υπερβολική εφαπτομένη:*

$$\phi(x) = \tanh x$$

### **Ιδιότητες**

Τα τελευταία χρόνια έχει υπάρξει μία έκρηξη ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα καθώς εφαρμόζονται με μεγάλη επιτυχία σε ένα ασυνήθιστα μεγάλο φάσμα τομέων της επιστήμης και της τεχνολογίας, όπως τα χρηματοοικονομικά, η ιατρική, η επιστήμη μηχανικού, η γεωλογία, η φυσική, η ρομποτική, η επεξεργασία σήματος

κτλ. Στην πραγματικότητα, τα νευρωνικά δίκτυα εισάγονται οπουδήποτε τίθεται θέμα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου. Η σαρωτική αυτή επιτυχία, μπορεί να αποδοθεί σε δύο βασικά στοιχεία: την ισχύ και την ευχρηστία.

**Ισχύς:** Τα νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ εξελιγμένες τεχνικές μη γραμμικής μοντελοποίησης, ικανές να μοντελοποιήσουν εξαιρετικά πολύπλοκες λειτουργίες. Η γραμμική μοντελοποίηση υπήρξε ευρέως διαδεδομένη για πολύ καιρό, δεδομένου ότι στα γραμμικά μοντέλα εφαρμόζονται πολύ γνωστές στρατηγικές βελτιστοποίησης. Στις συνήθειες, όμως, περιπτώσεις όπου η γραμμική προσέγγιση δεν ήταν έγκυρη, τα μοντέλα αυτά αποτύγχαναν αναλόγως. Τα νευρωνικά δίκτυα βέβαια, αν και επιτρέπουν τη μη γραμμικότητα μέσω χρήσης μη γραμμικών συναρτήσεων ενεργοποίησης, μεταθέτουν με τη σειρά τους το πρόβλημα στο ζήτημα της διάστασης (του πλήθους των διαφορετικών εισόδων και εξόδων), το οποίο αποτελεί αγκάθι στις προσπάθειες μοντελοποίησης μη γραμμικών συναρτήσεων με μεγάλο αριθμό μεταβλητών.

**Ευχρηστία:** Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται με παραδείγματα. Ο χρήστης συγκεντρώνει αντιπροσωπευτικά δεδομένα και στη συνέχεια, καθώς τα τροφοδοτεί συστηματικά στο δίκτυο μέσω των κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης, το δίκτυο «αντιλαμβάνεται» αυτομάτως τη δομή των δεδομένων και η «γνώση» αυτή εκφράζεται ως κατάλληλες επιλογές συναπτικών βαρών. Επομένως το τελικό αποτέλεσμα της εκπαίδευσης με ένα συγκεκριμένο σύνολο παραδειγμάτων είναι ο προσδιορισμός των κατάλληλων βαρών του δικτύου. Ο χρήστης χρειάζεται να έχει κάποιες ουσιώδεις γνώσεις σχετικά με τον τρόπο επιλογής και προετοιμασίας των δεδομένων, τον τρόπο εκλογής του κατάλληλου νευρωνικού δικτύου και στο πως θα ερμηνευτούν τα αποτελέσματα. Παρά ταύτα, το επίπεδο των γνώσεων του χρήστη που απαιτούνται για μια επιτυχημένη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων, είναι πολύ χαμηλότερο συγκριτικά με κάποια περίπτωση που θα χρησιμοποιούνταν ορισμένες πιο παραδοσιακές, μη γραμμικές στατιστικές μέθοδοι.

## 1.1:Εφαρμογές

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι εφαρμόσιμα σχεδόν σε κάθε κατάσταση στην οποία ισχύει μια σχέση μεταξύ μεταβλητών πρόβλεψης (ανεξάρτητες, εισροές) και προβλεπόμενες μεταβλητές (εξαρτημένες, εκροές), ακόμα και όταν αυτή η σχέση είναι πολύ περίπλοκη για να αποδοθεί με τους συνηθισμένους όρους της «συσχέτισης» ή των «διαφόρων ομάδων». Ενδεικτικά αντιπροσωπευτικά παραδείγματα προβλημάτων στα οποία η ανάλυση των νευρωνικών δικτύων έχει εφαρμοστεί με επιτυχία είναι τα εξής:

- Ιατρική διάγνωση: Ένα ευρύ φάσμα ιατρικά συσχετιζόμενων ενδείξεων, όπως ο συνδυασμός της καρδιακής συχνότητας, τα επίπεδα των διαφόρων ουσιών στο αίμα, ο ρυθμός της αναπνοής μπορούν να παρακολουθηθούν. Η εκδήλωση μιας συγκεκριμένης ιατρικής κατάστασης, γίνεται να συσχετιστεί με ένα πολύπλοκο συνδυασμό μεταβολών σε ένα υποσύνολο μεταβλητών που παρακολουθούνται. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση αυτού του προτύπου πρόβλεψης, ώστε να χορηγηθεί η κατάλληλη θεραπεία.
- Χρηματιστηριακές προβλέψεις: Οι διακυμάνσεις των τιμών των μετοχών και των χρηματιστηριακών δεικτών είναι ακόμα ένα παράδειγμα ενός πολύπλοκου, πολυδιάστατου, αλλά και σε ορισμένες περιπτώσεις εν μέρει ντετερμινιστικού φαινομένου. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται από πολλούς τεχνικούς αναλυτές, ώστε να κάνουν προβλέψεις σχετικά με τις τιμές των μετοχών, βασιζόμενοι σε ένα μεγάλο αριθμό παραγόντων, όπως δηλαδή, τις προηγούμενες επιδόσεις άλλων αποθεμάτων και διαφόρων οικονομικών δεικτών.

- Πιστωτική ανάθεση: Μια ποικιλία από κομμάτια πληροφοριών, τα οποία είναι συνήθως γνωστά για ένα απαιτούμενο δάνειο. Για παράδειγμα, η ηλικία του αιτούντος, η εκπαίδευση, το επάγγελμα και πολλά άλλα στοιχεία που μπορεί να είναι διαθέσιμα. Μετά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου σε ιστορικά δεδομένα η ανάλυση μπορεί να εκτοπίσει τα πιο κατάλληλα και σχετικά χαρακτηριστικά και να τα χρησιμοποιήσει για την ταξινόμηση των αιτούντων ως χαμηλού ή υψηλού κινδύνου.
- Παρακολούθηση της κατάστασης των μηχανημάτων: Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να συμβάλλουν στη μείωση του κόστους με την εξασφάλιση της πρόσθετης εμπειρογνωμοσύνης για τον προγραμματισμό προληπτικής συντήρησης των μηχανημάτων. Ένα νευρωνικό δίκτυο, λοιπόν, μπορεί να εκπαιδευτεί με τέτοιο τρόπο, ώστε να διακρίνει από τους ήχους τους οποίους παράγει μια μηχανή είτε αν εκτελεί κανονικά τις λειτουργίες της, είτε βρίσκεται στα πρόθυρα εμφάνισης οποιασδήποτε δυσλειτουργίας. Μετά από αυτήν την περίοδο εκπαιδευτικής κατάρτισης, η εμπειρία του ίδιου δικτύου είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί με σκοπό την προειδοποίηση ενός τεχνικού για κάποια επικείμενη βλάβη προτού συμβεί και ενδεχομένως προκαλέσει πολυδάπανες και απρόβλεπτες χρονικές καθυστερήσεις.
- Συστήματα διαχείρισης κινητήρα: Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση των εισροών που δέχονται οι αισθητήρες ενός κινητήρα. Το νευρωνικό δίκτυο ελέγχει μια ποικιλία παραμέτρων με τις οποίες λειτουργεί ο κινητήρας, προκειμένου να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος. Για παράδειγμα, το δίκτυο αυτό επιχειρεί την ελαχιστοποίηση της κατανάλωσης των καυσίμων.

Επίσης, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται σήμερα σε πολλά και διαφορετικά πεδία εφαρμογών, όπως η αναγνώριση προτύπων ( pattern recognition ), ταυτοποίηση ( identification ), ταξινόμηση ( classification ). Αναφέρονται στη συνέχεια ενδεικτικά μερικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων :

- **Αεροναυτική** : αυτόματοι πιλότοι αεροσκαφών , προσομοίωση πτήσης , συστήματα ελέγχου αεροσκάφους , εντοπισμός σφαλμάτων σε συστήματα πλοήγησης
- **Τραπεζικά – Πιστωτικά Ιδρύματα** : ανάγνωση επιταγών , εκτίμηση πιστοληπτικής ικανότητας , εντοπισμός ασυνήθους συμπεριφοράς πιστωτικής κάρτας που θα μπορούσε να συσχετισθεί με απώλεια ή κλοπή της .
- **Άμυνα** : παρακολούθηση στόχων και κατεύθυνση όπλων , διάκριση αντικειμένων , αναγνώριση προσώπου και επεξεργασία σήματος από ραντάρ .
- **Ηλεκτρονική** : πρόβλεψη σειρών κωδικών , ανάλυση αστοχίας κυκλωμάτων , σύνθεση φωνής
- **Οικονομικά** : αποτίμηση ακίνητης περιουσίας , πρόβλεψη αξίας νομίσματος
- **Ιατρική** : πορεία ενός φαρμάκου στον ασθενή , μεταμοσχεύσεις , έλεγχος δαπανών νοσοκομειακών μονάδων , βελτίωση υπηρεσιών νοσοκομειακών μονάδων
- **Τηλεπικοινωνίες** : συμπίεση εικόνας και δεδομένων , αυτοματοποιημένες διαδικασίες πληροφόρησης , μετάφραση προφορικού λόγου σε πραγματικό χρόνο , επεξεργασία συστημάτων χρέωσης – πληρωμής πελατών .
- **Ενέργεια** : Πρόβλεψη ηλεκτρικού φορτίου ( ΔΕΗ )

## 1.2: Λειτουργία νευρωνικών δικτύων στην πράξη

Οι υπολογιστές προσομοιάζουν την λειτουργικότητα του ανθρώπινου νευρικού συστήματος, μαθαίνοντας από προηγούμενες εμπειρίες, εξάγοντας συμπεράσματα και κάνοντας προγνώσεις για το μέλλον. Για παράδειγμα όταν οι τιμές των προηγούμενων 500 ημερών μίας μετοχής τροφοδοτούνται στο σύστημα νευρωνικών δικτύων μας, το πρόγραμμα μαθαίνει τα πρότυπα συμπεριφοράς της μετοχής και κατόπιν κάνει πρόβλεψη της πλέον πιθανής εξέλιξης της τιμής της μετοχής για τις επόμενες 5 ημέρες. Το πρόγραμμα επίσης μπορεί να παρέχει ελάχιστα και μέγιστα όρια που καθορίζουν το εύρος κίνησης της τιμής της μετοχής τις επόμενες 5 ημέρες με μεγάλη πιθανότητα επιτυχίας.

Επιπρόσθετα, όταν δεν είναι διαθέσιμα δεδομένα πραγματικού χρόνου, τα συστήματα μπορούν να λειτουργούν μετά το κλείσιμο της εκάστοτε αγοράς, αναλύοντας τα δεδομένα της συνεδρίασης που έληξε και υπολογίζουν προγνώσεις για

την επόμενη μέρα. Υπολογίζεται νέο σενario προγνώσεων για κάθε μετοχή κάθε μέρα. Έτσι είναι σύνηθες ορισμένες προγνώσεις να είναι αρκετά διαφοροποιημένες από την προηγούμενη μέρα - κρίσιμη πληροφορία για να αντιμετωπίσει κάποιος πιθανές ξαφνικές αλλαγές στις παραμέτρους επηρεασμού της πορείας μιας μετοχής. Όταν τα δεδομένα πραγματικού χρόνου είναι διαθέσιμα, κατά την διάρκεια των συνεδριάσεων των χρηματιστηρίων, το σύστημα μπορεί να κάνει συνεχείς τροποποιήσεις στις προβλέψεις του, που αντανακλούν τις τελευταίες αλλαγές τιμών. Σε ένα σωστά δομημένο νευρωνικό δίκτυο, αυτές οι τροποποιήσεις είναι συνήθως μικρές και το

- γενικότερο πλάνο των διαγραμμάτων συνήθως δε διαφέρει πολύ από αυτό στο άνοιγμα των αγορών.
- Πιο αναλυτικά η διαδικασία λειτουργίας του Νευρωνικού Δικτύου μπορεί να περιγραφεί από τα ακόλουθα βήματα:

**Βήμα 1ο:**

- Συλλογή των δεδομένων της υπό εξέταση μετοχής, που περιλαμβάνει την είσοδο των δεδομένων στο νευρωνικό δίκτυο. Στην περίπτωσή μας, τα δεδομένα για την κατάρτιση του στόχου θα είναι, λογικά, οι τιμές της μετοχής στο παρελθόν. Ένα διάνυσμα αποτελούμενο από 500 διαδοχικές τιμές της μετοχής, για παράδειγμα, μπορεί να αποτελέσει τα στοιχεία κατάρτισης και με την 501η τιμή της μετοχής να είναι το στοιχείο του στόχου.

**Βήμα 2ο:**

- Τροφοδοσία των δεδομένων στο νευρωνικό δίκτυο, σύγκριση της εκροής (παραγωγής) του δικτύου με τα πραγματικά στοιχεία, και ρύθμιση των εσωτερικών παραμέτρων (σταθμίσεις και ροπές) ώστε η παραγωγή του νευρωνικού δικτύου και ο επιζητούμενος στόχος είναι κοντά ο ένας στο άλλο – ακριβέστερα, έτσι ώστε η πιθανότητα λάθους ελαχιστοποιείται.

**Βήμα 3ο:**

- Τροφοδοσία του νευρωνικού δικτύου με μερικά μελλοντικά δεδομένα εισόδου. Εάν το δίκτυο έχει οριοθετηθεί και «εκπαιδευτεί» σωστά συμφωνά με την χρήση του προγράμματος MATLAB, τότε προχωράμε στον έλεγχο του δικτύου και εάν αυτός μας δώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα, τότε το δίκτυο είναι έτοιμο για οποιαδήποτε πρόβλεψη.



### **1.3: Η Λειτουργία του προγράμματος MATLAB**

Το MATLAB είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστών για ανθρώπους που χρησιμοποιούν αριθμητικούς υπολογισμούς, ειδικά στη γραμμική άλγεβρα (πίνακες). Ξεκίνησε ως ένα πρόγραμμα "Εργαστηρίου Πινάκων" ("MATrix LABoratory") που είχε σκοπό να παρέχει αλληλεπιδρώσα προσπέλαση στις βιβλιοθήκες Linpack και Eispack. Από τότε έχει αναπτυχθεί αρκετά, για να γίνει ένα ισχυρότατο εργαλείο στην οπτικοποίηση, στον προγραμματισμό, στην έρευνα, στην επιστήμη των μηχανικών, και στις επικοινωνίες. Είναι ένα μαθηματικό πακέτο αλλά και μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου για τη μελέτη κάθε είδους μαθηματικών συναρτήσεων. Το Matlab δεν είναι ένα απλό μαθηματικό πακέτο. Είναι μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου ιδανική για τη μελέτη αναλογικών και ψηφιακών συστημάτων ελέγχου. Το πακέτο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν ένα απλό κομπιουτεράκι μέχρι και σαν μια γλώσσα με σύγχρονες δομές ελέγχου (for..., while..., if...) για μελέτη συστήματος, σχεδίαση ελεγκτών, φίλτρα, μετασχηματισμούς Laplace, Fourier, Z και αντίστροφους, επίλυση εξισώσεων συναρτήσεων n-οστού βαθμού ή για επεξεργασία τυχαίων αριθμών και ακολουθιών.

#### **Εμπειρικές μελέτες σχετικά με την πρόβλεψη της πορείας των μετοχών μέσω νευρωνικών δικτύων και αποτελέσματα αυτών**

Παρά την αύξηση των εφαρμογών στα Τεχνητά Νευρικά Δίκτυα στην πρόβλεψη κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας, οι γνώμες σχετικά με τη συμβολή και τις δυνατότητες τους είναι ανάμικτες.

Παρακάτω παρουσιάζονται διάφορες μελέτες οι οποίες έχουν πραγματοποιηθεί στο πλαίσιο της προσπάθειας πρόβλεψης της πορείας των μετοχών μέσω της Τεχνικής των Νευρωνικών Δικτύων από διάφορους ερευνητές.

Στην έρευνα που πραγματοποίησαν οι E.W. Saad, D.V. Prokhorov, D.C., Wunsch με τίτλο «Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks» και δημοσιεύτηκε τον Νοέμβριο του 1998 στο περιοδικό IEEE transactions on neural networks .

Χρησιμοποίησαν τρία διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα (TDNN-Time Delay Neural Network: Νευρωνικό Δίκτυο Χρονικών Καθυστερήσεων, RNN-recurrent neural networks: Ανατροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο, PNN- Polynomial Neural Networks: Πολυωνυμικό Νευρωνικό Δίκτυο), προκειμένου να συγκρίνουν την τάση για πρόβλεψη ψεύτικων συναγερμών(ο Όρος αυτός χρησιμοποιείται για προβλέψεις μέτοχων που δεν που δεν προβλέφθηκαν σωστά) της πορείας των μετοχών, καθώς και άλλων χρηματιστηριακών προϊόντων. Οι βραχυπρόθεσμες τάσεις, ήταν ιδιαίτερα ελκυστικές για την ανάλυση των νευρωνικών δικτύων και μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν επικερδώς στα σενάρια όπως οι αγοραπωλησίες παραγώγων, αλλά με σημαντικό κίνδυνο. Έτσι, εστίασαν στον περιορισμό των ψεύτικων συναγερμών(προβλέψεις μέτοχων που δεν συνέβησαν ποτέ στην πραγματικότητα), ο οποίος βελτιώνει την αναλογία κινδύνου/ανταμοιβής και ελαχιστοποιεί τις απώλειες. Για να προβλέψουν τις τάσεις των μετοχών, χρησιμοποίησαν τρεις διαφορετικές μορφές νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας μια πολύ - παραμετρική κλίση και καθώς και μια εκτεταμένη κατάρτιση των φίλτρων Kalman για την πρώτη και την τρίτη συναρτήση. Επίσης ερεύνησαν τις διάφορες τεχνικές ανάλυσης της προβλεψιμότητας και εκτέλεσαν μια ανάλυση της προβλεψιμότητας βασισμένη στις καθημερινές τιμές κλεισίματος των μετοχών. **Τα αποτελέσματά έδειξαν ότι όλα τα δίκτυα είναι εφικτά, με προτίμηση στο πρώτο νευρωνικό δίκτυο.**

Στην έρευνα που πραγματοποίησαν οι T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda και M. Takeoka με τίτλο «Stock market prediction system with modular neural networks» και δημοσιεύτηκε τον Ιούνιο του 1990 στην Ιαπωνία (Fujitsu Lab. Ltd., Kawasaki) παρουσιάζεται μια συζήτηση αναφορικά με την δημιουργία ενός συστήματος πρόβλεψης του χρόνου αγοράς - πώλησης μετοχών Χρηματιστήριο του Τόκιο και την ανάλυση αυτού. Το σύστημα είναι βασισμένο στο μοντέλο των νευρωνικών δικτύων. Οι συντάκτες ανέπτυξαν διάφορους αλγορίθμους εκμάθησης και μεθόδους πρόβλεψης για το σύστημα πρόβλεψης του TOPIX (Tokyo Stock Exchange Prices Indexes - Δείκτες τιμών Χρηματιστηρίου του Τόκιο). Το σύστημα πρόβλεψης πέτυχε ακριβείς προβλέψεις, και η προσομοίωση στην αγοραπωλησία μετοχών παρουσίασε άριστο κέρδος.

Στην δημοσίευση της έρευνας «Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns» από τον H.White, που πραγματοποιήθηκε στο Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια του Σαν Ντιέγκο των ΗΠΑ τον Ιούλιο του 1988.

Παρουσιάζονται συμπεράσματα μιας συνεχιζόμενης έρευνας χρησιμοποιώντας την τεχνική των νευρωνικών δικτύων για να ερευνηθεί και να αποκωδικοποιηθεί τις μη γραμμικές συναρτήσεις στις μεταβολές της τιμής της μετοχής. Ο H.White εστιάζει στην περίπτωση των αποδόσεων της κοινής μετοχής της IBM καθημερινά. Έχοντας να αντιμετωπίσει τα εμφανή χαρακτηριστικά γνωρίσματα των οικονομικών στοιχείων της συγκεκριμένης επιχείρησης, δίνει έμφαση στο ρόλο που διαδραματίζονται από τα συμπεράσματα της στατιστικής ανάλυσης και απαιτεί τροποποιήσεις στις τυποποιημένες τεχνικές προκειμένου να αποδειχθεί χρήσιμη η συγκεκριμένη ανάλυση.

Το 1998 πραγματοποιήθηκε μια έρευνα από τους M. Adya και F. Collopy με τίτλο «How effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction? A Review and Evaluation» στο Πανεπιστήμιο του Maryland στην Βαλτιμόρη των ΗΠΑ.

Οι συγγραφείς προσδιόρισαν ένδεκα κανόνες που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν στην αξιολόγηση της θεωρίας των Νευρωνικών Δικτύων. Χρησιμοποιώντας αυτούς τους κανόνες, εξέτασαν τις εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων στην πρόβλεψη της πορείας των μετοχών των επιχειρήσεων. Εντόπισαν 48 μελέτες που είχαν γίνει μεταξύ του 1988 και του 1994. Για κάθε μια από τις μελέτες αυτές αξιολόγησαν πόσο πιο αποτελεσματική ήταν η προτεινόμενη τεχνική τους σε σύγκριση με τις υπόλοιπες μελέτες (αποτελεσματικότητα της επικύρωσης) και πόσο καλύτερα εφαρμόστηκε (αποτελεσματικότητα της εφαρμογής). Διαπίστωσαν ότι ένδεκα από τις μελέτες ήταν τόσο αποτελεσματικές όσο και εφαρμόσιμες. Άλλες ένδεκα μελέτες κρίθηκαν αποτελεσματικές και παράγαγαν θετικά αποτελέσματα, ακόμα κι αν υπήρξαν μερικά προβλήματα όσον αφορά την ποιότητα των εφαρμογών στα Νευρωνικά Δίκτυα τους. Από αυτές τις 22 μελέτες, οι 18 υποστηρίχθηκαν ως - πλήρως - ικανές για πρόβλεψη.

Τον Ιούλιο του 2000 η έρευνα των Kim Kyoung-Jae και Han Ingoο με τίτλο «Genetic algorithms approach to feature discrimination in artificial neural networks for the prediction of stock price index» παρουσιάστηκε από το Ινστιτούτο Επιστήμης και Τεχνολογίας της Σεούλ στην Κορέα, είχε ως εξής.

Ερεύνησαν την δυνατότητα πρόβλεψης της πορείας του δείκτη τιμών του Χρηματιστηρίου και του προσδιορισμού της επίδρασης των τεχνητών νευρωνικών

δικτύων μέσω της προσέγγισης με γενετικούς αλγόριθμους (GA, Genetic algorithms). Σε προηγούμενες έρευνες πρότεινε πολλά υβριδικά πρότυπα νευρωνικών δικτύων και γενετικών αλγορίθμων για τη μέθοδο το δημιουργίας και εκπαίδευσης του δικτύου, την επιλογή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των υποσυνόλων, και τη βελτιστοποίηση της τυπολογίας. Στις περισσότερες από αυτές τις μελέτες, εντούτοις, ο γενετικός αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε μόνο για να βελτιωθεί ο ίδιος ο αλγόριθμος εκμάθησης. Σε αυτήν την μελέτη, ο γενετικός αλγόριθμος υιοθετείται όχι μόνο για να βελτιώσει τον αλγόριθμο εκμάθησης, αλλά και για να μειώσει την πολυπλοκότητα στα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των δεδομένων. Ο γενετικός αλγόριθμος βελτιστοποιεί ταυτόχρονα τα βάρη σύνδεσης μεταξύ των διαφόρων στρωμάτων και των μεγάλων μονάδων για την πρόβλεψη των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Τα γενετικά εξελιγμένα βάρη μετριάζουν τους γνωστούς περιορισμούς του αλγορίθμου. Επιπλέον, ερεύνησαν συνολικά την δυνατότητα των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων

να μειώσουν το εύρος του διαστήματος των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων και να εξαλείφουν τους άσχετους παράγοντες. Τα αποτελέσματα της έρευνας έδειξαν ότι η προσέγγιση των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων του νευρωνικού δικτύου μέσω του γενετικού αλγορίθμου υπερέχει των αποτελεσμάτων των υπόλοιπων μοντέλων πρόβλεψης.

Στην έρευνα με τίτλο «Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index» των An-Sing Chen (Εθνικό Πανεπιστήμιο του Chung Cheng - Ταϊβάν), Mark T. Leung (Πανεπιστήμιο του Τέξας - ΗΠΑ), Hazem Daouk (Πανεπιστήμιο της Κορνέλις - ΗΠΑ) και Mark T. Leung (Πανεπιστήμιο του Τέξας - ΗΠΑ) τον Μάρτιο του 2002 οι ερευνητές προσπάθησαν να εξετάσουν και να προβλέψουν την κατεύθυνση των αποδόσεων στο δείκτη του Χρηματιστηρίου της Ταϊβάν, μια από τις γρηγορότερα αναπτυσσόμενες οικονομίες των ασιατικών χωρών. Το κίνητρό τους βασίστηκε στο ότι οι στρατηγικές για τις εμπορικές συναλλαγές οι οποίες καθοδηγούνται από τις προβλέψεις για την κατεύθυνση των τιμών μπορούν να είναι πιο αποτελεσματικές και να οδηγήσουν σε υψηλότερα κέρδη στο Χρηματιστήριο. Το Πολυωνυμικό νευρωνικό δίκτυο (PNN, Polynomial Neural Network) χρησιμοποιήθηκε για να προβλέψει την πορεία των αποδόσεων των μετοχών αφότου παραμετροποιηθεί από τα ιστορικά στοιχεία. Η στατιστική απόδοση των προβλέψεων του PNN μετριέται και συγκρίνεται με αυτήν της μεθόδου των γενικευμένων στιγμών (GMM) με το φίλτρο Kalman. Επιπλέον, οι

προβλέψεις εφαρμόζονται σε διάφορους δείκτες στρατηγικών εμπορικών συναλλαγών, των οποίων οι αποδόσεις συγκρίνονται με εκείνους που παράγονται από τη στρατηγική αγοράζω-και-κρατώ καθώς επίσης και τις στρατηγικές επένδυσης που καθοδηγούνται από τις προβλέψεις που υπολογίζονται από το μοντέλο των τυχαίου περιπάτου (random walk) και τα παραμετρικά πρότυπα (GMM). Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι οι στρατηγικές επένδυσης βασισμένες στο νευρωνικό μοντέλο PNN λαμβάνουν τις υψηλότερες αποδόσεις σε σχέση με άλλες στρατηγικές επένδυσης που εξετάζονται από την μελέτη τους.

Οι Kim H. Steven και Chun Hak Se, από το Ανώτατο Ινστιτούτο Επιστήμης και της Τεχνολογίας της Σεούλ στην Κορέα, τον Δεκέμβριο του 1998 παρουσίασαν την εργασία με τίτλο «Graded forecasting using an array of bipolar predictions: application of probabilistic neural networks to a stock market index» στο περιοδικό «International Journal of Forecasting».

Σε αυτήν, υποστήριξαν ότι τα δημοφιλή νευρικά δίκτυα είναι πεπαλαιωμένα για την πρόβλεψη της πορείας των μετοχών. Εντούτοις, λόγω των πλεονεκτημάτων στην τεχνική εκμάθησής τους, όπως η άμεση ανταπόκριση του πολυωνυμικού νευρωνικού δικτύου (PNN), προτείνουν την προσαρμογή και των υπόλοιπων μοντέλων στην διαδικασία πρόβλεψης της πορείας των μετοχών. Βέβαια, όμως ο τρόπος δόμησης του πολυωνυμικού νευρωνικού δικτύου παράγει μόνο ένα «διπολικό» αποτέλεσμα που αντιστοιχεί σε ένα «ναι» ή ένα «όχι» ή ένα «πάνω» ή ένα «κάτω». Ο περιορισμός αυτός μπορεί να αντιμετωπιστεί εν μέρει με τη χρήση μιας κλιμακούμενης πρόβλεψης μέσω πολλαπλών διακριτών τιμών.

Πιο συγκεκριμένα, η έρευνα περιλαμβάνει τη δημιουργία ενός μοντέλου περιλαμβάνοντας μια σειρά στοιχειωδών πολυωνυμικών νευρωνικών δικτύων με διπολικά αποτελέσματα. Έτσι, ερευνήσαν διάφορα αλληλένδετα θέματα όπως: (1) παρουσίαση μιας νέας δόμησης για κλιμακωτή πρόβλεψη χρησιμοποιώντας ένα στοχευόμενο νευρωνικό δίκτυο (APN) (2) χρήση ενός "χάρτη λάθους" για να συγκρίνει την ακρίβεια του δημιουργούμενου συστήματος σε σχέση με μια προεπιλεγμένη απόδοσης βασισμένη σε μια σταθερή πρόβλεψη και (3) αξιολόγηση διάφορων παλαιότερων μοντέλων σε σχέση με το Ανατροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (RNN) καθώς και με το πολυωνυμικού νευρωνικού δικτύου και το στοχευόμενο νευρωνικό δίκτυο, βασισμένα σε φυσιολογικές χρηματιστηριακές συνθήκες. Αυτές οι έννοιες ερευνήθηκαν ενάντια στο τι συμβαίνει στην πράξη, σχετικά με την πρόβλεψη του δείκτη χρηματιστηρίου.

Παρακάτω παρουσιάζεται η μελέτη «Neural networks for technical analysis: a study on KLCI (Kuala Lumpur Stock Exchange)» από τους Y. Jingtao, Chew Lim Tan και Hean-Lee Poh του Εθνικού Πανεπιστημίου της Σιγκαπούρης η οποία ολοκληρώθηκε τον Οκτώβριο του 1998 και δημοσιεύτηκε τον Μάιο του 1999.

Και αυτή η μελέτη παρουσιάζει μια έρευνα σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και τη χρήση τους στην πρόβλεψη δεικτών των μετοχών. Τα στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν είναι από μια από τις σημαντικότερες αναδυόμενες αγορές, το Χρηματιστήριο της Κουάλα Λουμπουρ, και εφαρμόστηκαν ως περιπτωσιολογική μελέτη (case study). Βασιζόμενοι σε μια αναδομημένη ανάλυση, χρησιμοποίησαν ένα ανατροφοδοτούμενο νευρωνικό δίκτυο για να ερευνήσουν τη σχέση μεταξύ των τεχνικών δεικτών και των επιπέδων του υπό εξέταση δείκτη στην αγορά μέσα στο χρόνο. Χρησιμοποιώντας κάθε φορά διαφορετικές στρατηγικές εμπορικών συναλλαγών, ένα σημαντικό κέρδος μπορεί να επιτευχθεί με την αγορά μετοχών του δείκτη του Χρηματιστηρίου σε ανάλογες ποσότητες. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η χρήση της θεωρίας του νευρωνικού δικτύου μπορεί να αποφέρει καλύτερες αποδόσεις έναντι άλλων των συμβατικών μοντέλων. Το πείραμα επίσης έδειξε ότι χρήσιμες προβλέψεις μπορούν να γίνουν χωρίς την απαίτηση ιδιαίτερης γνώσης ή χρήσης εκτενών στοιχείων της αγοράς.

Τον Ιανουάριο του 2003 δημοσιεύτηκε η έρευνα των Dennis Olson και Charles Mossmanb, από το Αμερικάνικο Πανεπιστήμιο του Σάρεϊ και το Πανεπιστήμιο του Μανιτόμπα του Καναδά, αντίστοιχα, με τίτλο «Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios»

Αυτή η μελέτη συγκρίνει τις νευρωνικές προβλέψεις δικτύων των αποδόσεων των μετοχών του Χρηματιστηρίου του Καναδά σε σχέση με τις προβλέψεις της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων (OLS) και της τεχνικής της λογιστικής παλινδρόμησης. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι 61 λογιστικοί αριθμοδείκτες για 2352 канаδικές επιχειρήσεις κατά τη διάρκεια της περιόδου 1976–1993. Τα στοιχεία των 6 πιο πρόσφατων ετών συσχετίζονται κάθε φορά με τις ετήσιες αναφορές πρόβλεψης για τα έτη 1983–1993. Τα αποτελέσματά μας δείχνουν ότι τα νευρωνικά δίκτυα, που εξετάζουν τις μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών εισαγωγής και παραγωγής, ξεπερνούν τις άλλες εναλλακτικές λύσεις για την εκτίμηση και ταξινόμηση των εταιριών που αναμένονται για να έχουν είτε υψηλότερες είτε χαμηλότερες αποδόσεις. Η ανωτερότητα των νευρικών προτύπων δικτύων μεταφράστηκε και σε μεγαλύτερη αποδοτικότητα χρησιμοποιώντας τους διάφορους κανόνες εμπορικών συναλλαγών. Βέβαια σε οκτώ κατηγορίες αποτελεσμάτων εμφανίζονται όλες οι τεχνικές να δίνουν εξίσου καλά αποτελέσματα.

Ο σκοπός της έρευνας των Yoon Youngohc και G. Swales (Πανεπιστήμιο του Μισούρι στις ΗΠΑ) τον Ιανουάριο του 1991 με τίτλο «Predicting stock price performance: a neural network approach» -το οποίο παρουσιάστηκε στο διεθνές ετήσιο συνέδριο της Χαβάι - ήταν να εξεταστεί η ικανότητα των νευρωνικών δικτύων και να συγκρίνει την προφητική δύναμή τους σε σχέση με αυτήν των αναλυτικών πολυμεταβλητών τεχνικών. Οι αναλυτικές πολυμεταβλητές τεχνικές που χρησιμοποιούν τόσο ποσοτικές και ποιοτικές μεταβλητές έχουν χρησιμοποιηθεί επανειλημμένα για να αποτελέσουν τη βάση των προσδοκιών των επενδυτών για τις τιμές των μετοχών και, ως εκ τούτου, να επηρεάσουν τη λήψη των επενδυτικών τους αποφάσεων. Εντούτοις, η απόδοση των αναλυτικών πολυμεταβλητών τεχνικών πρέπει να βελτιωθεί για να μπορεί προβλέψει ακριβέστερα την απόδοση τιμών των μετοχών. Από την άλλη, η νευρωνική μέθοδος δικτύων είναι ικανή να αντιμετωπίσει τέτοιου είδους σύνθετα προβλήματα, ενισχύοντας τη δυνατότητα πρόβλεψης ενός επενδυτή.

Στην έρευνα με τίτλο «Option price forecasting using neural networks», των Yao Jingtao, Li Yili και Lim Tan Chew (Εθνικό Πανεπιστήμιο της Σιγκαπούρης) προσπάθησαν να πραγματοποιήσουν μια πρόβλεψη των τιμών παραγώγων του Χρηματιστηρίου της Ιαπωνίας (δείκτης Nikkei 225) χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα, τον Αύγουστο του 1998.

Τα αποτελέσματα διέφεραν από την άποψη της ακρίβειας ανάλογα με την ομαδοποίηση των δεδομένων. Τα αποτελέσματα προτείνουν ότι για τέτοιου είδους αγορές ένα νευρωνικό μοντέλο τιμολόγησης παραγώγων ξεπερνά το παραδοσιακό μοντέλο Black – Scholes, ακόμα και αν το μοντέλο Black - Scholes είναι αρκετά καλό για την τιμολόγηση των παραγώγων. Χρησιμοποίησαν το νευρωνικό δίκτυο, εφαρμόζοντας ένα διαχωρισμό των στοιχείων των τιμών των παραγώγων. Κατέληξαν ότι οι επενδυτές που προτιμούν το λιγότερο κίνδυνο και τις λιγότερες αποδόσεις μπορούν να χρησιμοποιήσουν το παραδοσιακό μοντέλο Black - Scholes ενώ εκείνοι που προτιμούν τον υψηλό κίνδυνο και την υψηλή αποδοτικότητα μπορούν να επιλέξουν να χρησιμοποιήσουν το νευρωνικό πρότυπο δικτύων.



#### 1.4: Η βιολογική έμπνευση

Τα νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν μέσα από τις διεξαγωγές ερευνών της Τεχνητής Νοημοσύνης]]. Προσπάθειες, δηλαδή, μίμησης της ανοχής σε βλάβες και τη δυνατότητα εξόρυξης γνώσης μέσα από βιολογικά νευρωνικά συστήματα, μοντελοποιώντας τη δομή των χαμηλών επιπέδων του εγκεφάλου. Στη συνέχεια, από το κύριο μέρος της έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης που έγινε το 1960-1980, προήλθαν τα Έμπειρα Συστήματα (Expert Systems). Τα συστήματα αυτά έχουν βασιστεί σε ένα μοντέλο λογικής διεργασίας υψηλού επιπέδου, το οποίο δημιουργήθηκε από τον τρόπο με τον οποίο έχει δομηθεί η συλλογιστική διεργασία των ανθρώπων σχετικά με το χειρισμό των συμβόλων. Έγινε γρήγορα εμφανές πως αυτά τα συστήματα αν και ήταν πολύ χρήσιμα σε κάποιους τομείς, απέτυχαν να συλλάβουν καίριες πτυχές της ανθρώπινης νοημοσύνης. Σύμφωνα με μια πτυχή της μελέτης, το γεγονός αυτό οφειλόταν στην αποτυχία τους να μιμηθούν τη βασική δομή του εγκεφάλου. Προκειμένου να αναπαραχθεί νοημοσύνη, κρίνεται απαραίτητη η δημιουργία συστημάτων με παρόμοια τεχνική.

Ο εγκέφαλος αποτελείται κατά κύριο λόγο από ένα ευρύ φάσμα νευρώνων (10.000.000.000 κατά προσέγγιση), οι οποίοι είναι μαζικά διασυνδεδεμένοι με ένα μέσο όρο από διάφορες χιλιάδες διασυνδέσεις ανά νευρώνα. Κάθε νευρώνας είναι ένα εξειδικευμένο κύτταρο το οποίο έχει τη δυνατότητα μετάδοσης ενός ηλεκτροχημικού σήματος. Ο νευρώνας έχει μια διακλαδωτική διάρθρωση εισροών, τους δενδρίτες (dendrites), ένα κυτταρικό σώμα και μια διακλαδωτική δομή εκροών (τον άξονα). Οι άξονες ενός κυττάρου συνδέονται με τους δενδρίτες ενός άλλου, μέσω μιας σύναψης. Όταν, λοιπόν, ένας άξονας ενεργοποιηθεί, πυροδοτεί ένα ηλεκτροχημικό σήμα κατά μήκος του άξονα. Ένας νευρώνας εκτελεί αυτή τη διαδικασία μόνο όταν το συνολικό σήμα το οποίο λήφθηκε από τους δενδρίτες, υπερβεί ένα συγκεκριμένο επίπεδο, δηλαδή, το κατώτατο όριο βολής (firing threshold).

Η ισχύς ενός σήματος που λαμβάνεται από ένα νευρώνα, εξαρτάται από την αποτελεσματικότητα των συνάψεων. Κάθε σύναψη περιέχει ένα κενό με νευροδιαβιβαστές χημικών ουσιών (neurotransmitter chemicals) που είναι σε ετοιμότητα για μετάδοση ενός μηνύματος. Ο Donald Hebb, ένας από τους πιο

σημαντικούς ερευνητές στα νευρολογικά συστήματα, έθεσε ως ζήτημα πως η μάθηση συνιστάται κυρίως από τη μεταβολή της ισχύος των συναπτικών συνδέσμων.

Ως παράδειγμα τίθεται το πείραμα του Ραβλον για την Κλασική Εξάρτηση. Η κλασική εξάρτηση είναι μια μορφή συνειρμικής μάθησης, η οποία παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Ivan Pavlov και περιλαμβάνει την παρουσίαση ενός ουδέτερου ερεθίσματος μαζί με κάποιο σημαντικό ερέθισμα. Ο Ραβλον πειραματιζόμενος με σκύλους, παρατήρησε πως ορισμένα ερεθίσματα, όπως ο ήχος των βημάτων του εκτροφέα που πλησίαζε ή ο ήχος ενός κουδουνιού κατά την προσφορά της τροφής ενεργοποιούσε την έκκριση σιέλου, όπως ακριβώς την ενεργοποιούσε η διατροφή. Με την επανάληψη του πειράματος δημιουργήθηκε ένα καινούριο ανακλαστικό. Ο νέος αυτός τρόπος διασύνδεσης μεταξύ δύο ερεθισμάτων έγινε γνωστός ως εξαρτημένο ανακλαστικό (conditioned reflex) και η διαδικασία ονομάστηκε κλασική εξάρτηση και μέσω αυτής επέρχεται σημαντική αλλαγή της συμπεριφοράς.

Πρόσφατες έρευνες στη γνωστική επιστήμη και ιδιαίτερα στον τομέα της ασυνείδητης επεξεργασίας πληροφοριών, απέδειξαν περαιτέρω την τεράστια ικανότητα του ανθρώπινου μυαλού να καταλήγει σε απλές συνδιακυμάνσεις εισροών-εκροών, από εξαιρετικά πολύπλοκα ερεθίσματα. Επομένως, από ένα τεράστιο αριθμό ιδιαίτερα απλών μονάδων εργασίας, ο εγκέφαλος κατορθώνει την εκτέλεση εξαιρετικά πολύπλοκων καθηκόντων. Παρουσιάζει, μάλιστα, μεγάλο ενδιαφέρον το γεγονός ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να επιτύχουν τόσο αξιολογικά αποτελέσματα χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο όχι και τόσο πολύπλοκο.

## 1.5: Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Μια από τις πιο βασικές ιδιότητες των Νευρωνικών Δικτύων είναι η ικανότητά τους για εκπαίδευση. Η εκπαίδευση αυτή επιτυγχάνεται μέσω της ανταλλαγής τιμών και βαρών, που αποσκοπεί στη βαθμιαία σύλληψη της πληροφορίας η οποία στη συνέχεια θα είναι διαθέσιμη προς ανάκτηση. Υπάρχουν, βέβαια, πολλοί αλγόριθμοι που η εφαρμογή τους έχει στόχο την προσαρμογή των τιμών των βαρών ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Όλες οι μέθοδοι μάθησης μπορούν να καταταχθούν σε δύο κατηγορίες: τη **μάθηση με επίβλεψη** (supervised learning) και τη **μάθηση χωρίς επίβλεψη** (unsupervised learning).

**Μάθηση με επίβλεψη:** Η μάθηση αυτή είναι μια διαδικασία η οποία συνδυάζει έναν εξωτερικό εκπαιδευτή και τη συνολική ή γενικευμένη πληροφορία. Κάποιες από τις μεθόδους οι οποίες συγκαταλέγονται σε αυτή την κατηγορία είναι η μάθηση με διόρθωση σφάλματος, η στοχαστική μάθηση. Παραδείγματα τα οποία αντιπροσωπεύουν την μάθηση με επίβλεψη συμπεριλαμβάνουν αποφάσεις για το πότε θα πρέπει να σταματήσει η διαδικασία εκπαίδευσης, αποφάσεις αναφορικά με τη συχνότητα παρουσίασης στο δίκτυο τα πρότυπα εκπαίδευσης και η παρουσίαση προόδου του δικτύου. Η μάθηση με επίβλεψη χωρίζεται σε δύο ακόμα κατηγορίες: στη **δομική** (structural) και στην **προσωρινή** (temporal) εκμάθηση. Οι αλγόριθμοι οι οποίοι βρίσκονται στην πρώτη κατηγορία, χρησιμοποιούνται για την εύρεση της βέλτιστης σχέσης μεταξύ εισόδων και εξόδων για κάθε ξεχωριστό ζευγάρι προτύπων. Παραδείγματα της δομικής εκμάθησης αποτελούν η αναγνώριση και η κατηγοριοποίηση προτύπων, ενώ παραδείγματα της προσωρινής εκμάθησης η πρόβλεψη και ο έλεγχος.

**Μάθηση χωρίς επίβλεψη:** Οι αλγόριθμοι της εν λόγω μάθησης αναφέρονται ως αυτό-οργανώμενοι (self-organized) και είναι διαδικασίες οι οποίες δεν απαιτούν να είναι παρών ένας «εξωτερικός» δάσκαλος ή επιβλέπων. Βασίζονται, μάλιστα, μόνο σε

τοπική πληροφορία καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι οργανώνουν τα δεδομένα και ανακαλύπτουν τις σημαντικές συλλογικές ιδιότητες. Για παράδειγμα, αλγόριθμοι εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος Hebbian, ο διαφορικός αλγόριθμος Hebbian και ο Min-Max αλγόριθμος.

Κατά κύριο λόγο οι περισσότερες διαδικασίες εκπαίδευσης είναι off line. Όταν χρησιμοποιείται όλο το δείγμα για προτύπων για την τροποποίηση των τιμών των βαρών, πριν της τελικής χρήσης του δικτύου ως εφαρμογή, τότε ονομάζεται off line εκπαίδευση. Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης off line έχουν την απαίτηση να βρίσκονται στην εκπαίδευση του δικτύου παρόντα όλα τα πρότυπα. Το γεγονός αυτό αποκλείει την πιθανότητα εισαγωγής νέων πληροφοριών μέσω νέων προτύπων. Βέβαια, υπάρχουν και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα τα οποία δεν αποκλείουν την εισαγωγή νέας πληροφορίας, μετά την τελική τους μοντελοποίηση. Αν παρουσιαστεί ανάγκη εισαγωγής νέου προτύπου στο δίκτυο, μπορεί να γίνει απευθείας χωρίς τον κίνδυνο να χαθεί κανένα μέρος της αρχικής πληροφορίας. Το πλεονέκτημα των δικτύων που χρησιμοποιούν off line διαδικασίες εκπαίδευσης επικεντρώνεται κυρίως στη δυνατότητα να δίνουν καλύτερες λύσεις σε δύσκολα προβλήματα.

## **Κεφάλαιο 2: Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα;**

Ο ανθρώπινος νους είναι ένα πολυσύνθετο μέρος του ανθρώπινου σώματος, λόγω κυρίως των αλληλεπιδράσεων και των συνδεσιμοτήτων με τα άλλα μέλη του σώματός μας και τον τρόπο με τον οποίο ελέγχει και ορίζει κάθε άποψη αυτού του οποίου είμαστε. Το μυαλό συνεχίζει να είναι ένα μυστήριο για πολλούς επιστήμονες, αλλά ο ρόλος και η ικανότητα της διαδικασίας πληροφοριών είναι προς μίμηση με πολλές απόψεις της ακαδημίας.

Τα νευρωτικά δίκτυα είναι μια διαδικασία, η οποία σχεδιάζει μερικούς τύπους εσωτερικού ρεύματος πληροφοριών σε ένα εξωτερικό ρεύμα από δεδομένα. Αυτά αποτελούνται από τα μέσα σύνδεσης δεδομένων πληροφοριών για να παραχθούν εξωτερικά με μια σταθερή διαδικασία. Μπορεί να δείχνει απλό αλλά όταν η ανάλυση είναι υψηλή, αυτή η διαδικασία είναι μακριά από την πραγματικότητα. Τα νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν με παρόμοιο μεθοδολογικό τρόπο για να συνδέσουν τα στοιχεία διαδικασίας ώστε να παράγουν αποτελέσματα από μια σύνθετη αναλυτική μελέτη ή στοιχείο που εξαρτάται από πολλές διασυνδεδεμένες επεξηγηματικές μεταβλητές. Σύμφωνα με τον Smith αρχικά τα νευρωνικά δίκτυα χαρακτηρίζονταν ως ένα υπολογιστικό επιστημονικό φαινόμενο με χρήσεις:

- Στοιχεία δεδομένων
- Υψηλός βαθμός διασυνδεσιμότητας
- Εξαρτημένη μεταβλητή

Η βασική ιδέα πίσω από τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζεται στο σχήμα 1 όπου υπάρχουν διαφορετικές εισαγωγές τα οποία συνδυάζονται με την δημιουργία ενός εξαγωγέα, ωστόσο η αναλογία δεν είναι ένα προς ένα, αφού υπάρχουν αλληλεπιδράσεις ανάμεσα στους εισαγωγείς και περισσότερο προς τις οπισθοδρομικές διασυνδέσεις ανάμεσα στους εξαγωγείς και εισαγωγείς, όπως εμφανίζεται στο διάγραμμα που ακολουθεί. Το διάγραμμα σχεδιάστηκε από τον Stergiou και τον Sigano, που επισημαίνεται η ομοιότητα μεταξύ των διαδικασιών του μυαλού και του νευρωνικού δικτύου.

## 2.1: Παραδοσιακός χρόνος προβλέψεων

Ο χρόνος πρόβλεψης αναλύει παλιά δεδομένα και σχέδια υπολογίζοντας τις μελλοντικές αξίες των δεδομένων. Βασικά, αυτή η μέθοδος επιχειρεί να υποδείξει μια γραμμική λειτουργία από επαναληπτικές σχέσεις που προέρχονται από παλιές τιμές. Η επαναληπτική σχέση μπορεί να προβλέψει νέες τιμές σε χρόνο, ο οποίος ελπίζουμε θα έχει καλή προσέγγιση για τις πραγματικές τιμές. Η λεπτομερής ανάλυση και περιγραφή αυτών των μοντέλων είναι πάνω από τους σκοπούς αυτής της εργασίας. Ωστόσο, μια μικρή επισκόπηση παρουσιάζεται ως αποτέλεσμα αυτών των μοντέλων είναι συχνά συγκρίσιμη με την επίδοση των νευρωνικών δικτύων.

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι του χρόνου πρόβλεψης: μονοπαραγοντική και πολυπαραγοντική. Τα μονοπαραγοντικά μοντέλα όπως του Box-Jenkins είναι μια περίπλοκη διαδικασία εφαρμογής δεδομένων για την καταλληλότητα των παραμέτρων του μοντέλου. Οι εξισώσεις που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο περιέχουν παλιές τιμές αλλάζοντας τον μέσο όρο και τις τιμές. Το μοντέλο του Box-Jenkins είναι για βραχυπρόθεσμες προβλέψεις αλλά απαιτούν πολλά δεδομένα και αυτή είναι μια περίπλοκη διαδικασία για να καθορίσει το κατάλληλο μοντέλο εξισώσεων και παραμέτρων.

Τα πολυπαραγοντικά μοντέλα είναι μονοπαραγοντικά μοντέλα που επεκτάθηκαν για να "ανακαλύψουν περιστασιακούς συντελεστές που επηρεάζουν τη συμπεριφορά των δεδομένων". Όπως υποδηλώνει το όνομα αυτού, αυτά τα μοντέλα περιέχουν πάνω από μια μεταβλητή στις εξισώσεις τους. Η οπισθοδρομική ανάλυση είναι ένα πολυπαραγοντικό μοντέλο το οποίο συχνά συγκρίνεται με τα νευρωνικά δίκτυα. Τέλος, ο χρόνος πρόβλεψης παρέχει ακρίβεια επιπλέον σε μικρές περιόδους χρόνου, αλλά η ακρίβεια του χρόνου πρόβλεψης μειώνει απότομα όπως το μέγεθος της προβλεπόμενης αύξησης.

## 2.2: Βασικές κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων

Θεωρούμε ένα σύνολο ζευγών  $(x_i, y_i)$ , όπου  $x_i \in X$  και  $y_i \in Y$ , τα οποία σχετίζονται μεταξύ τους μέσω μιας άγνωστης συνάρτησης  $f: X \rightarrow Y$ . Στόχος του νευρωνικού δικτύου είναι να προσεγγίσει τη συνάρτηση αυτή, με όσο το δυνατό μεγαλύτερη ακρίβεια. Η εκπαίδευση του δικτύου για την επίτευξη ακριβώς αυτού του σκοπού μπορεί να γίνει με δύο τρόπους:

- **Με επίβλεψη (Supervised Learning)**
- **Χωρίς επίβλεψη (Unsupervised Learning)**

Στην πρώτη περίπτωση εισάγεται είσοδος  $x_i$ , με αποτέλεσμα μια έξοδο  $y'_i$  γενικά διαφορετική από την  $y_i$ . Η διαφορά των δύο,  $y'_i - y_i$ , τείνει να ελαχιστοποιηθεί μέσω του αλγόριθμου εκπαίδευσης, βάσει του οποίου τροποποιούνται βασικές παράμετροι του δικτύου. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλο το πλήθος των ζευγών, μέχρι το σφάλμα να φτάσει σε κάποια επιθυμητή ανοχή. Μέθοδοι που χρησιμοποιούνται συνήθως για αυτή την τροποποίηση είναι οι:

- **Μέθοδος Κατιούσας κλίσης (Gradient Descent)**
- **Μέθοδος Newton**
- **Μέθοδος Μεγίστης κλίσης (Steepest Descent)**
- **Κανόνας Polak-Ribiere**

Για εκμάθηση χωρίς επίβλεψη το δίκτυο αυτοδιοργανώνεται μόνο του και όχι μέσω ανάδρασης από το περιβάλλον. Απαραίτητη σε αυτή την περίπτωση είναι η ύπαρξη μεγάλου πλήθους δεδομένων. Οι σπουδαιότερες μέθοδοι σε αυτή την περίπτωση είναι:



- **Ο νόμος του Hebb**
- **Ο ανταγωνιστικός νόμος**
- **Ο διαφορικός νόμος του Hebb**
- **Ο διαφορικός ανταγωνιστικός**

Άλλος βασικός παράγοντας κατά την εκπαίδευση είναι ο συνολικός χρόνος που απαιτείται και ο τρόπος που μεταβάλλονται τα στατιστικά χαρακτηριστικά των δεδομένων σε σχέση μ' αυτόν. Τα νευρωνικά δίκτυα, λοιπόν, κατηγοριοποιούνται και με βάση την παράμετρο του χρόνου, με διαδικασία εκμάθησης που μπορεί να είναι:

- Δομική** (Structural), για στάσιμο στατιστικά περιβάλλον (δηλαδή, στατιστικά χαρακτηριστικά που δε μεταβάλλονται με το χρόνο), ή
- Χρονική** (Temporal), για μη στάσιμο στατιστικά περιβάλλον (real - time learning).

### **2.3: Πλεονεκτήματα– Μειονεκτήματα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων**

Βασικότερο πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι η μη γραμμικότητα, η οποία αρχίζει ήδη να υφίσταται από το επίπεδο του ενός απλού νευρώνα, για να διανεμηθεί τελικά σε όλο το δίκτυο. Η σημασία αυτής της ιδιότητας φαίνεται να λαμβάνει σημαντικές διαστάσεις, αν αναλογιστεί κανείς πως τα περισσότερα προς επεξεργασία προβλήματα είναι μη γραμμικά. Επιπλέον, τα δίκτυα αυτά, μετά την εκπαίδευση που τους γίνεται για την προσέγγιση της συνάρτησης εισόδου-εξόδου, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για πρόβλεψη.

Επίσης σημαντική είναι η ικανότητά τους να προσαρμόζονται (Retraining), γεγονός που επιτρέπει την επανεκπαίδευσή τους, έτσι ώστε να ανταποκρίνονται κάθε φορά στις αλλαγές του περιβάλλοντος.

Αξιοσημείωτη είναι και η μεγαλύτερη ανοχή τους σε σφάλματα, εξαιτίας των πολλών μονάδων επεξεργασίας και της διανομής της πληροφορίας σε όλο το δίκτυο. Συνέπεια αυτού είναι ακόμη και καταστροφή μέρους των νευρώνων του συστήματος ή και των μεταξύ τους συνδέσεων.

Τέλος, σημαντική είναι η ταχύτητά τους, η οποία οφείλεται στον έντονο παραλληλισμό των διεργασιών τους, γεγονός που τα καθιστά κατάλληλα για χρήση σε τεχνολογία VLSI (Very Large Scale Integrated).

Στα μειονεκτήματά τους καταλογίζονται τα εξής:

- i. Η πιθανότητα απομνημόνευσης των δεδομένων εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να μην αποδώσουν σε νέα δεδομένα το ίδιο καλά. (Άσχημη γενίκευση).
- ii. Η αυξημένη πιθανότητα να παγιδευτούν σε τοπικό ελάχιστο της επιφάνειας σφάλματος κατά την εκπαίδευση. Αυτή η περίπτωση εξετάζεται αναλυτικά στο επόμενο κεφάλαιο, μαζί με τους κατάλληλους τρόπους για την αντιμετώπισή της.

### **Κεφάλαιο 3: Τα Νευρωνικά Δίκτυα στα Οικονομικά- Οικονομικές Προβλέψεις**

Τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν προβλέψεις από εμπορεύσιμες τιμές και λειτουργίες. Αυτό μπορεί μετά να συγκροτήσει τη βάση για την διακίνηση της αγοράς σε ένα αυτοματοποιημένο σύστημα. Ένα προεκπαιδευμένο δίκτυο είναι η φυσική επιλογή για μια διακίνηση σε πραγματικό χρόνο. Η εκτέλεση της πρόβλεψης απαιτεί μια στρατηγική αντιμετώπισης με δυσμενείς αγοραστικές κινήσεις, η ερώτηση για το πότε να εισάγει ή να εξάγει στην αγορά είναι ακόμα σε μεγάλο βαθμό εκτιμημένο από προβλέψεις, ως εκ τούτου τα νευρωνικά δίκτυα πάντα έχουν ένα ρόλο στην οικονομία.

Υπάρχουν πολλές μελέτες που χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα για οικονομικές προβλέψεις, ωστόσο τα νευρωνικά δίκτυα έχουν ένα προηγμένο πρότυπο τεχνικής αναγνώρισης, το οποίο το κάνει χρήσιμο την στιγμή των προβλέψεων.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για να αναλύσουν επιπλέον βαθυστόχαστες υποθέσεις. Η αποδοτική αγορά υποθέσεων αναφέρει ότι εάν μια αγορά θεωρηθεί αποτελεσματική, τότε οι τιμές αντανακλούν πλήρως όλες τις σχετικές πληροφορίες και αγοράζοντας και πουλώντας μετοχές για κέρδος κεφαλαίου είναι θέμα τύχης, αντί ηχηρές επενδυτικές ικανότητες. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποίησαν το λογιστικό σχέδιο σχέσης ανάμεσα στις οικονομικές προβλέψεις, ειδικά για την αποθεματική αγορά και να εξετάσουν με συνάφεια τη θεωρία της αποτελεσματικής αγοράς.

### 3.1: Ιστορική αναδρομή

Από την αρχαιότητα ακόμη οι άνθρωποι ενδιαφέρονταν να κατανοήσουν τον ανθρώπινο εγκέφαλο και πως αυτός λειτουργεί . Στα χρόνια των Αιγυπτίων ανάγεται ιστορικά η έρευνα του εγκεφάλου , σύμφωνα με τον Edwin Smith – βρήκε έναν πάπυρο , αντίγραφο ενός προηγούμενου που χρονολογείται στο 2500-3000 πΧ. Στον πάπυρο αυτό γίνονταν αναφορές για ασθενείς με τραύματα στο κρανίο και τον εγκέφαλο καθώς επίσης και κάποιες προσπάθειες εντοπισμού ορισμένων λειτουργιών στον φλοιό του εγκεφάλου . Ωστόσο όμως γενέθλια μέρα των νευροεπιστημών θεωρείται η 18/05/1861 , όπου ο Γάλλος γιατρός , ανατόμος και ανθρωπολόγος Pierre Paul Broca διατυπώνει την πιο επαναστατική θεωρία για τη λειτουργία του εγκεφάλου : « μιλάμε με το αριστερό ημισφαίριο » .

Στις επόμενες δεκαετίες παρατηρήθηκε μια έκρηξη πάνω στην έρευνα για τον εγκέφαλο . Η πληθώρα των ερωτημάτων που είχαν συσσωρευτεί ταξινομήθηκαν σε τρεις κατηγορίες :

- Κατώτερο ή βασικό επίπεδο : ερωτήματα για τη μορφή και λειτουργία του νευρικού συστήματος και των δομικών μονάδων τους , των νευρώνων .
- Μέσο επίπεδο : ερωτήματα που σχετίζονται με τους μηχανισμούς των αποκαλούμενων « ανώτερων » ή νοητικών λειτουργιών του εγκεφάλου . ( Πως οι διάφοροι οργανισμοί αντιλαμβάνονται τον κόσμο , πως αποθηκεύουν και ανακαλούν πληροφορίες γι' αυτόν , πως μαθαίνουν να τροποποιούν τη συμπεριφορά τους σύμφωνα με την προηγούμενη εμπειρία ) .
- Υψηλό επίπεδο : ερωτήματα που αφορούν τη συνείδηση , σκόπιμη συμπεριφορά και την ευφυΐα .

Οι δεκαετίες αυτές χαρακτηρίζονται από μια συνεχή έρευνα πάνω σε όλα αυτά τα ερωτήματα καθώς επίσης και από μια ανάλυση των λειτουργιών του εγκεφάλου με σκοπό την κατανόηση των διεργασιών που σχετίζονται με τον τρόπο σκέψης του ανθρώπου .

Έτσι το 1940 , έχουμε την σχεδίαση της πρώτης σκεπτόμενης μηχανής από τον J. Von Neuman . Όμως , αντίθετα με τους McCulloch και Pitts , ο Von Neuman πίστευε ότι οι εγκεφαλικές λειτουργίες δεν μπορούν να προσομοιωθούν με τη χρήση της

δυναδικής γλώσσας ( η γλώσσα του εγκεφάλου δεν είναι γλώσσα μαθηματικών ) . Από την άλλη μεριά , ο McCulloch ισχυρίστηκε το αντίθετο . Περιέγραψε την λειτουργική οργάνωση του εγκεφαλικού φλοιού με όρους μαθηματικής ανάλυσης . Έτσι , το 1943 κατασκεύασε ένα ηλεκτρονικό σύστημα που προσομοίωσε τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων του εγκεφάλου και το οποίο ήταν σε θέση να εξομοιώνει απλές λογικές συναρτήσεις . Παράλληλα , έγιναν προσπάθειες να κατασκευαστούν μοντέλα νοητικών λειτουργιών , όπως η αναγνώριση προτύπων ( pattern recognition ) , η σκόπιμη συμπεριφορά και η λογική σκέψη . Τέθηκαν λοιπόν οι βάσεις ώστε να κατασκευαστούν τα σημερινά σύγχρονα μοντέλα νευρωνικών δικτύων που εμφανίζουν πληθώρα εφαρμογών σε διάφορους τομείς των επιστημών .

## Κεφάλαιο 4 :Τα Νευρωνικά Δίκτυα στο Excel

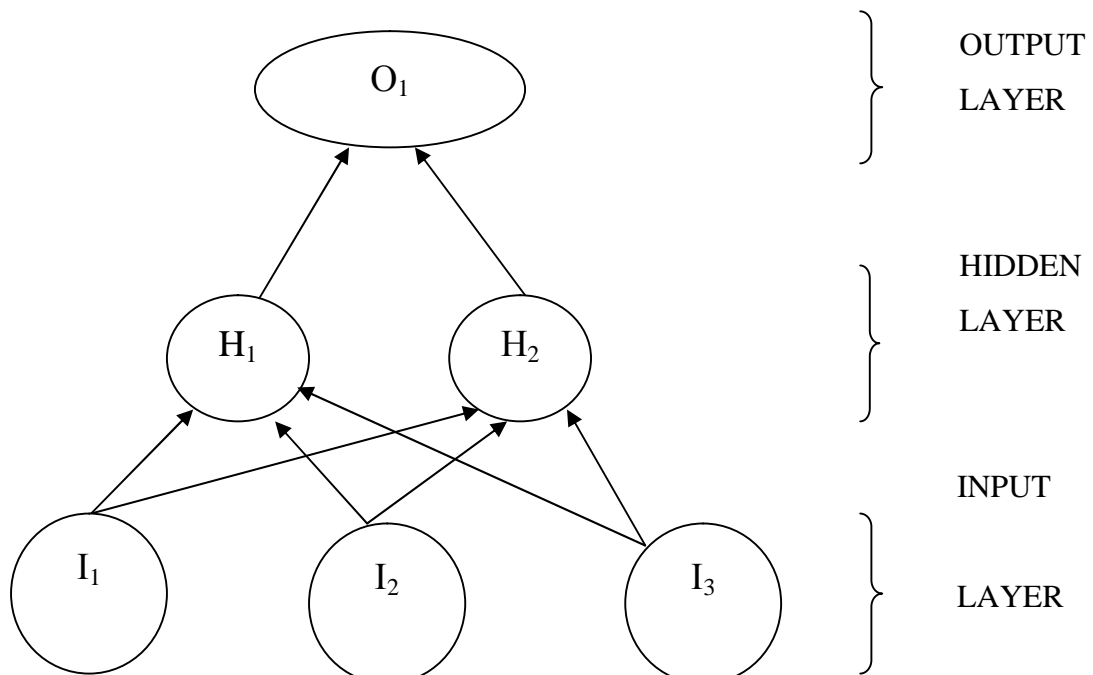
Ένα μεγάλο μέρος της οικονομίας σχετίζεται με την εύρεση βέλτιστων μεταβλητών, δεδομένων παραμέτρων, που περιγράφουν την ανθρώπινη συμπεριφορά. Για παράδειγμα, στο βέλτιστο μοντέλο ανάπτυξης (αυτό που λύσαμε με το Excel στο κεφάλαιο 1) ο στόχος ήταν η εύρεση των βέλτιστων επιπέδων της κατανάλωσης και των μεταβλητών του μετοχικού κεφαλαίου λαμβάνοντας υπ' όψιν τις παραμέτρους της παραγωγής και τις συναρτήσεις χρησιμότητας.

Σε αυτό το κεφάλαιο θα ανατρέψουμε αυτή τη δυαδικότητα. Θα ξεκινήσουμε με την παρατηρούμενη συμπεριφορά και θα προσπαθήσουμε να βρούμε τις παραμέτρους οι οποίες θα οδηγήσουν τις καθορισμένες σχέσεις να ταιριάζουν τα αποτελέσματα καλύτερα. Τέτοιο είναι το αντικείμενο της οικονομετρίας και της εκτίμησης. Ωστόσο εξετάζουμε ένα είδος εκτίμησης το οποίο μέχρι πρόσφατα δεν έπαιξε τον κεντρικό ρόλο της οικονομετρίας, αλλά σχετικά ανεπτυγμένο σε άλλους τομείς και την σήμερα ημέρα ολοένα και περισσότερο χρησιμοποιείται για την εφαρμογή οικονομικών σχέσεων, δηλαδή τα νευρωνικά δίκτυα.

Μοντέλα νευρωνικού δικτύου είναι κατάλληλα για την αντιμετώπιση των προβλημάτων στα οποία οι σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών δεν είναι γνωστές. Παραδείγματα αποτελούν τα προβλήματα στα οποία οι πληροφορίες είναι ανεπαρκείς ή τα τελικά αποτελέσματα είναι κατά προσέγγιση, σε σύγκριση με πιο δομημένα προβλήματα τα οποία αντιμετωπίζονται με τα μοντέλα βασικής συνάρτησης. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για την αντιμετώπιση χωρικών δεδομένων των οποίων η υποκείμενη μη γραμμικότητα δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων. Μεταξύ των πιο πιθανόν εφαρμογών κυμαίνονται η πρόβλεψη και ο προσδιορισμός των χαρακτηριστικών ομάδων των δεδομένων.

Το παράδειγμα που θα χρησιμοποιήσουμε είναι τυπικό παράδειγμα εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων της οικονομίας και της χρηματοδότησης, για να προβλέψουμε με τον καλύτερο τρόπο τις μελλοντικές τιμές του αποθέματος. Το απόθεμα που θα χρησιμοποιήσουμε είναι αυτό από την εταιρία Ford Motor και θα προσπαθήσουμε να προβλέψουμε τις μελλοντικές μετοχικές τιμές από μια ομάδα συγγενικών εταιριών (εταιρίες που παρέχουν εισοδήματα για την παραγωγή αυτοκινήτων και οι εταιρίες που παράγουν ανταγωνιστικά οχήματα).

Η κεντρική ιδέα των αναλύσεων του νευρωνικού δικτύου είναι πως μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ένα σύνολο παρατηρήσεων από το παρελθόν για την πρόβλεψη μελλοντικών σχέσεων. Έτσι, χρησιμοποιούμε την τιμή κλεισίματος της μετοχής Ford κάθε εβδομάδας για περίοδο 14 εβδομάδων. Για την «εκπαίδευση» του μοντέλου και στη συνέχεια χρησιμοποιούμε τις παραμέτρους που προκύπτουν από την «εκπαίδευση» για την πρόβλεψη της τιμής της μετοχής της Ford στην 15<sup>η</sup> και 20<sup>η</sup> εβδομάδα. Αυτό γίνεται σε ένα υπολογιστικό φύλλο excel χρησιμοποιώντας την Επίλυση που χρησιμοποιήθηκε την πρώτη φορά στο μοντέλο ανάπτυξης.



ΣΧΗΜΑ 2.1 Neural net Layer

Το Κεφάλαιο ξεκινά με μια εισαγωγή για τα νευρωνικά δίκτυα που ακολουθείται από την προδιαγραφή της τιμής αποθέματος ενός αυτοκινήτου. Εισάγουμε στη συνέχεια τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στο υπόδειγμα, την αναπαράσταση του



υποδείγματος στο Excel και τη χρήση της Επίλυσης Excel για να βρούμε τις καλύτερες τιμές παραμέτρων.

#### 4.1: ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Τα νευρωνικά δίκτυα (ή πιο σωστά, τεχνητά νευρωνικά δίκτυα) είναι εμπνευσμένα από τα φυσικά νευρωνικά δίκτυα. Αποτελούνται από τρία βασικά στοιχεία: i) τα στοιχεία επεξεργασίας (που ονομάζονται κόμβοι ή νευρώνες) ii) μια τοπολογία διασύνδεσης και iii) ένα πρόγραμμα μάθησης. Από μια υπολογιστική άποψη ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα καταναμημένο σύστημα παράλληλης επεξεργασίας. Επεξεργάζεται τα στοιχεία εισόδου μέσω πολλαπλών παράλληλων στοιχείων επεξεργασίας, τα οποία δεν αποθηκεύουν τυχόν δεδομένα ή αποτελέσματα αποφάσεων όπως γίνεται σε επίπεδο πληροφορικής. Ως διαδοχικές ομάδες δεδομένων εισόδου υποβάλλονται σε επεξεργασία, οι λειτουργίες επεξεργασίας του δικτύου «μαθαίνουν» ή «υιοθετώ» που εικάζουν συγκεκριμένα μοτίβα τα οποία αντανakλούν τη φύση αυτών των εισροών.

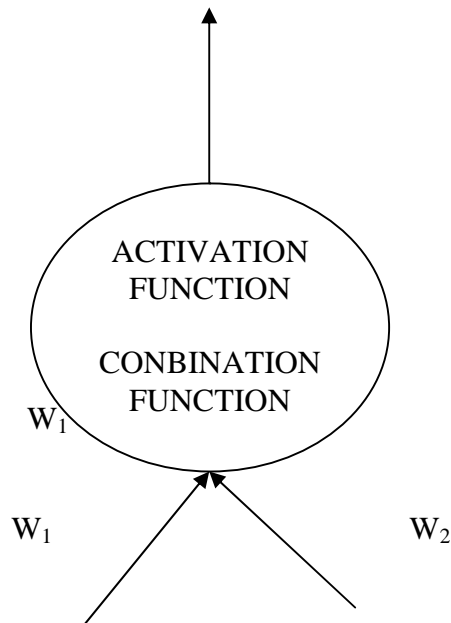
Υπάρχουν πολλές εναλλακτικές δικτυακές αρχιτεκτονικές. Ας δούμε τώρα με περισσότερες λεπτομέρειες τα στοιχεία, την αρχιτεκτονική και τις λειτουργίες του νευρωνικού δικτύου όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.1. Αυτό είναι γνωστό ως back-propagation ή feed-forward μοντέλο το οποίο είναι και ο τύπος που χρησιμοποιείται πιο συχνά. Το συγκεκριμένο είναι ένα απλό δίκτυο με ένα στρώμα εισόδου και τρεις νευρώνες, ένα ενδιάμεσο στρώμα με δυο νευρώνες(που συνήθως ονομάζεται το «κρυφό επίπεδο») και ένα στρώμα εξόδου με ένα μόνο νευρώνα. Ένα βασικό συστατικό του δικτύου είναι ο νευρώνας, μια στοιχειώδη μονάδα επεξεργασίας που με βάση αυτές τις εισόδους παράγει μία έξοδο. Ο νευρώνας αποτελείται από δυο κυρίως μέρη: τη συνδυαστική συνάρτηση και τη συνάρτηση ενεργοποίησης (Σχήμα 2.2). Η συνδυαστική συνάρτηση υπολογίζει την καθαρή εισροή στον νευρώνα, συνήθως ως ένα σταθμισμένο άθροισμα των εισροών. Η συνάρτηση ενεργοποίησης δημιουργεί την έξοδο δίνοντας την καθαρή εισροή.

Χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των αποθεματικών τιμών της αγοράς, η οποία είναι μια συνεχιζόμενη περιοχή έρευνας, ως ερευνητές και επενδυτές θα προσπαθήσουν να υπερτερήσουν στην αγορά, με τελικό σκοπό την καλύτερευση των αποτελεσμάτων τους. Αυτό είναι απίθανο, δηλαδή το γεγονός ότι καινούργιες θεωρητικές ιδέες θα εξέλθουν σε αυτό το εφαρμοσμένο έργο. Ωστόσο, ενδιαφέροντα αποτελέσματα και επικυρώσεις των θεωριών θα συμβούν όπως τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται σε πιο περίπλοκα προβλήματα. Για παράδειγμα, τα

δίκτυα pruning( κλάδεμα) και εκπαίδευσης βελτιστοποίησης είναι δύο πολύ σημαντικές έρευνες οι οποίες έχουν επιπτώσεις στην εκτέλεση των οικονομικών νευρωνικών δικτύων. Τα οικονομικά νευρωνικά δίκτυα πρέπει να εξασκούνται στο να μαθαίνουν τα δεδομένα και τη γενίκευση, ενώ εμποδίζονται από δεδομένα υπερεξάσκησης και απομνημόνευσης. Λόγω του μεγάλου αριθμού εισαγωγών, το pruning(κλάδεμα) του δικτύου είναι σημαντικό να μεταφέρει περαιτέρω εισαγωγικούς κόμβους και να επιταχύνει την εξάσκηση και την ανάκληση.

Η κύρια έρευνα ώθησης σε αυτή την περιοχή πρέπει να καθορίσει καλύτερα την αρχιτεκτονική δικτύου. Συνήθως χρησιμοποιείται backpropagation (πίσω-διάδοση) δικτύου που προσφέρει καλές επιδόσεις, αλλά αυτή η εκτέλεση μπορεί να βελτιωθεί χρησιμοποιώντας υποτροπή ή επαναχρησιμοποίηση παλιών εισαγωγών και εξαγωγών. Η αρχιτεκτονική συνδυάζει τα νευρωνικά δίκτυα και τα ειδικά συστήματα, τα οποία δείχνουν δεδομένα. Η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων έχει δείξει ότι η αποτελεσματική αγορά υπόθεσης δεν συγκρατείται στην πράξη και αυτές οι αποθεματικές αγορές είναι πιθανόν περίπλοκα συστήματα. Μέχρι να καταλάβουμε πλήρως τη δύναμη πίσω από τα περίπλοκα αυτά συστήματα το καλύτερο που μπορούμε να ελπίζουμε είναι να το μοντελοποιήσουμε όσο μπορούμε με μεγαλύτερη ακρίβεια. Τα νευρωνικά δίκτυα φαίνεται να είναι η καλύτερη μέθοδος μοντέλου τη στιγμή που είναι διαθέσιμη, όπως κατακτούν τη μη γραμμικότητα στο σύστημα χωρίς ανθρώπινες παρεμβάσεις.

Συνεχίζοντας να δουλεύουμε σε βελτιωμένα νευρωνικά δίκτυα εκτέλεσης μπορεί αυτό να οδηγήσει σε περισσότερες ιδέες στη πολύπλοκη φύση του συστήματος που μοντελοποιούνται. Ωστόσο, είναι απίθανο ένα νευρωνικό δίκτυο να είναι ένας τέλειος προβλέψιμος μηχανισμός, ο οποίος είναι επιθυμητός επειδή οι παράγοντες σε ένα μεγάλο δυναμικό σύστημα, όπως η αποθεματική αγορά, είναι πολύπλοκο να το καταλάβει κανείς για πολύ καιρό.



Πρόκειται για μια τυπική διαδικασία με την οποία δεσμεύουν την έξοδο του νευρώνα μεταξύ του διαστήματος (0,1). Για να γίνει αυτό διαφορετικές μορφές συνάρτησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως συναρτήσεις logistics, σιγμοειδές συναρτήσεις, και ούτω καθεξής. Το στρώμα εισόδου των νευρώνων λαμβάνει δεδομένα («σήματα») και τα διαβιβάζει στο επόμενο στρώμα χωρίς να τα επεξεργαστεί. Το στρώμα εξόδου των νευρώνων διοχετεύει στο περιβάλλον τα δεδομένα και μερικές φορές είναι έτοιμος να εφαρμόσει μόνο τις συνδυαστικές συναρτήσεις.

Η διαδικασία μάθησης του δικτύου αποτελείται από την επιλογή των τιμών των βαρών, ώστε να επιτευχθεί μια επιθυμητή χαρτογράφηση από τις εισόδους στις εξόδους. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της τροφοδοσίας του δικτύου με ένα σύνολο εισροών, συγκρίνοντας την έξοδο(ή τις εξόδους σε περίπτωση που έχουν περισσότερες από μια έξοδο δικτύου) σε ένα γνωστό στόχο, υπολογίζοντας το

αντίστοιχο σφάλμα και μερικές φορές εφαρμόζοντας τη συνάρτηση σφάλματος. Στη συνέχεια τα βάρη είναι τροποποιημένα για να βελτιώνουν την απόδοση. Για να γίνει αυτό, μια ποικιλία μεθόδων μπορεί να χρησιμοποιηθεί, όπως είναι η μέθοδος Newton ή η μέθοδος συζευγμένης κλίσης στο Excel, οι οποίες περιγράφονται παρακάτω σε αυτό το κεφάλαιο.

## 4.2: Το μοντέλο Χρηματιστηρίου αγοράς

Θα ξεκινήσουμε με τον ορισμό της συνδυαστικής συνάρτησης για το στρώμα εξόδου:

$$y_t = \theta_0 + \sum_{j=1}^q J_j \alpha_{tj}$$

(1)

Όπου  $y_t$  είναι η έξοδος σε χρόνο  $t$ ,  $\alpha_{tj}$  είναι η τιμή του κρυμμένου κόμβου σε χρόνο  $t$  για τον κόμβο  $j$  και  $\theta_j$ 's είναι παράμετροι. Υπάρχουν  $q$  κρυμμένοι κόμβοι. Στο δικό μας μοντέλο οι μεταβλητές  $y_t$  αποτελούν την τιμή της μετοχής της Εταιρίας Ford Motor σε κάθε μια από τις 14 εβδομάδες του 1977.

Το  $\theta$ 's είναι μεταξύ των παραμέτρων που ψάχνουμε. Το  $\alpha_{tj}$  η τιμή του οποίου είναι στη χρονική περίοδο  $t$  στον κρυμμένο κόμβο  $j$ , δίνεται από τη συνάρτηση:

$$\alpha_{tj} = S \left( \sum_{i=1}^{q_i} w_{ji} x_{it} \right) \quad (2)$$

όπου  $x_{it}$  είναι τα έσοδα σε κόμβο  $I$  και σε χρόνο  $t$ . Υπάρχουν  $q_i$  εισοδοι στον κόμβο  $j$ .

Το  $x_{it}$  είναι οι τιμές των μετοχών των άλλων εταιριών στο παράδειγμά μας.  $W_{ji}$  είναι οι παράμετροι σε  $j$ th κρυμμένους κόμβους για την  $i$ th είσοδο και είναι το δεύτερο σύνολο παραμέτρων που θέλουμε να επιλέξουμε. Έτσι συνοπτικά, δίνουμε τις τιμές των μετοχών των άλλων εταιριών  $x_{it}$  και την τιμή των μετοχών της Ford  $y_t$  και ψάχνουμε τις παραμέτρους  $\theta$  και  $w$  που επιτρέπουν τις συναρτήσεις μας να εφαρμόσουν τα δεδομένα όσον το δυνατόν καλύτερα.

Ποιά συνάρτηση χρησιμοποιήθηκε? Η πρώτη συνάρτηση στην εξίσωση 1 είναι γραμμική και η δεύτερη συνάρτηση στην εξίσωση 2,  $S$ , είναι σιγμοειδής συνάρτηση με την μαθηματική φόρμα:

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

(3)

Κανείς μπορεί γρήγορα να παρατηρήσει πως η συνάρτηση αυτή για  $z=0$  μας δίνει:

$$S(0) = \frac{1}{1 + e^{-0}} = \frac{1}{1+1} = \frac{1}{2} \quad (4)$$

και η μέγιστη αρνητική τιμή του  $z$  κοντά στο μηδέν παρουσιάζεται με τη συνάρτηση:

$$S(-5) = \frac{1}{1 + e^{-5}} = 0,007$$

(5)

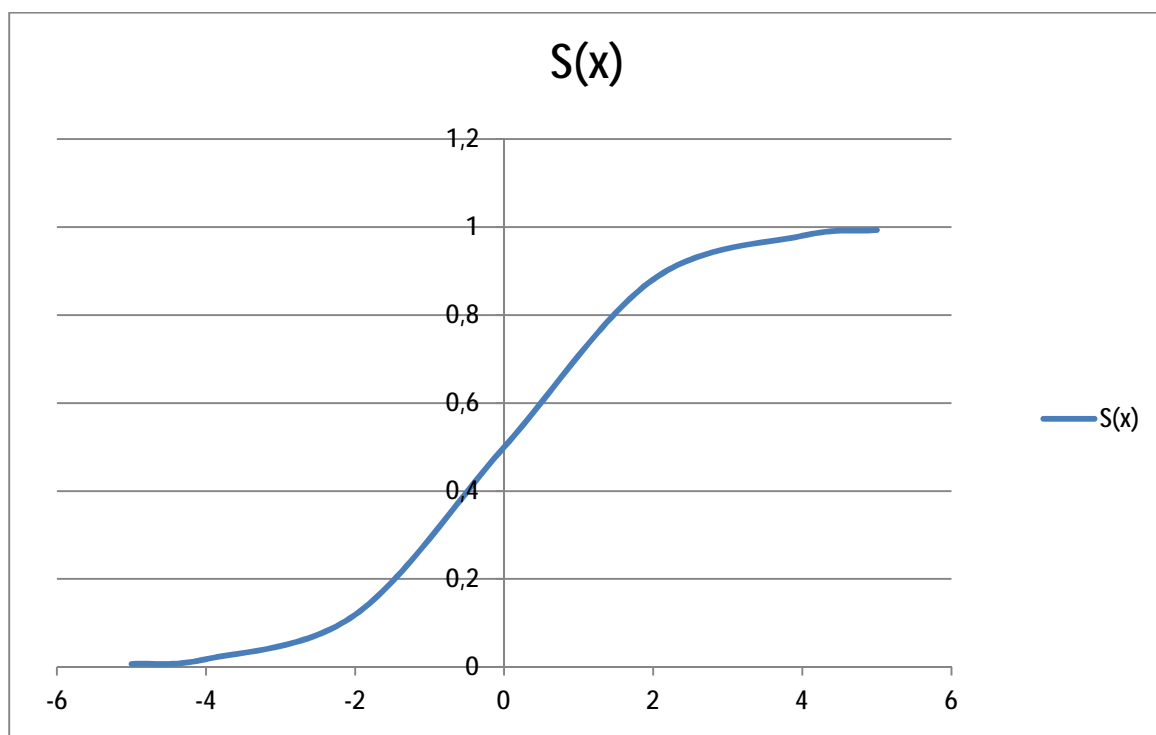
και η μέγιστη θετική τιμή του  $z$  κοντά στο ένα είναι:

$$S(5) = \frac{1}{1 + e^5} = 0,993$$

(6)

Έτσι η συνάρτηση έχει τη μορφή που φαίνεται στο Σχήμα 2.3. Λαμβάνοντας υπ' όψιν όλα τα δεδομένα σύνολα αριθμών που κυμαίνονται από πολύ μεγάλους αρνητικούς αριθμούς σε πολύ μεγάλους θετικούς αριθμούς βλέπουμε πως η συνάρτηση αυτή παρουσιάζει τους αριθμούς αυτούς από το μηδέν μέχρι το ένα, διατηρώντας παράλληλα τη σχέση με τα μεγέθη τους.

Το παράδειγμα που παρουσιάζουμε εδώ αναπτύχθηκε από τον Joe Breedlove. Αυτό το παράδειγμα περιέχει τις τιμές των μετοχών από την αυτοκινητοβιομηχανία προμηθευτές της Ford το έτος 1977, δηλαδή των Bethlehem Steel, Owens Glass, Goodyear Tire and Rubber.



Και τους ανταγωνιστές κατασκευαστές αυτοκινήτων της Ford, τους Chrysler και General Motors,

Εκείνη την περίοδο οι τιμές των μετοχών ήταν εισηγμένες σε κλάσματα και όχι ως δεκαδικά ψηφία, και τα δεδομένα του φύλλου ανατακλούν αυτό το γεγονός. Οι προμηθευτές και οι ανταγωνιστές της Ford έχουν αλλάξει από το 1997, αλλά το παράδειγμα είναι χρήσιμο ως σημείο εκκίνησης για την εκμάθηση για τα νευρωνικά δίκτυα. Η επίδραση από τους προμηθευτές συγκεντρώνεται σε ένα κρυφό κόμβο και η αντίστοιχη επίδραση από τους ανταγωνιστές συγκεντρώνεται σε δεύτερο κρυφό κόμβο, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.4.

Έτσι για ένα έμπρακτο παράδειγμα

$$Z_1 = w_{11} * x_1 + w_{12} * x_2 + w_{13} * x_3$$

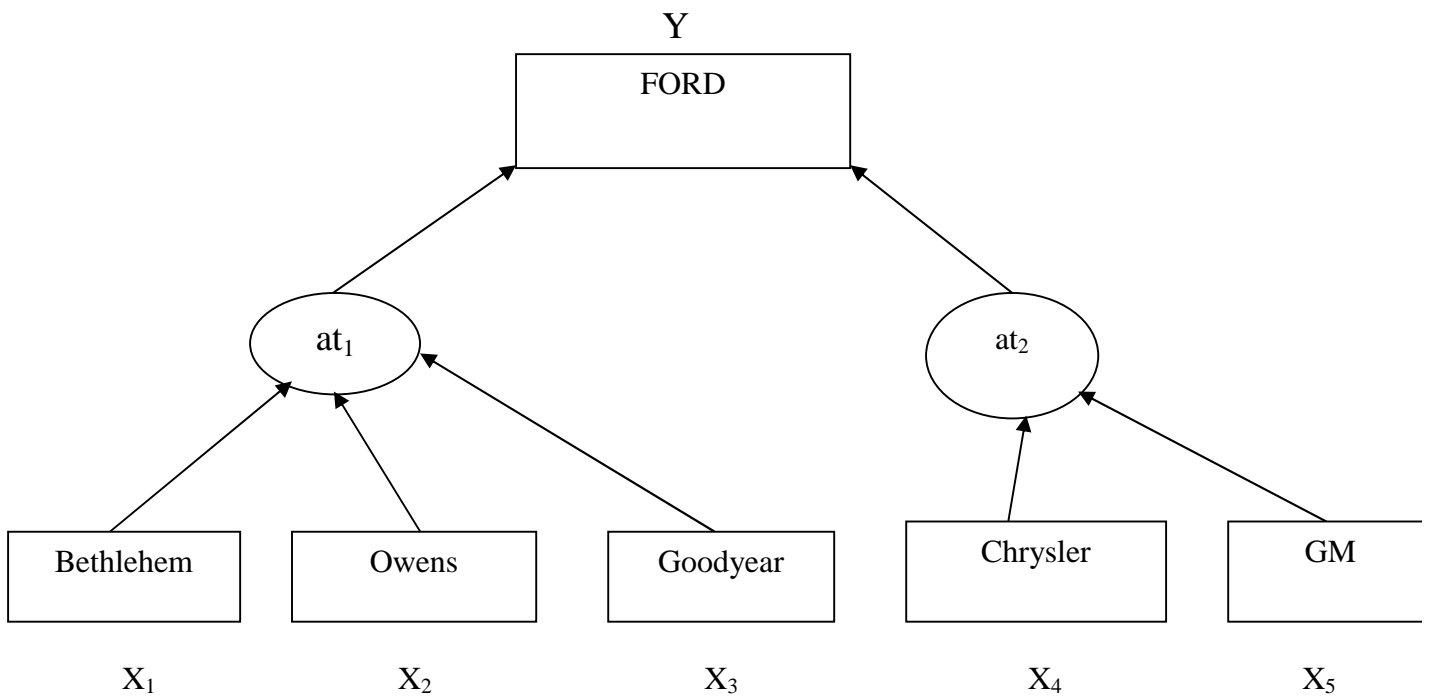
(7)

$$a_{t1} = \frac{1}{1 + e^{-(w_{11} * x_1 + w_{12} * x_2 + w_{13} * x_3)}}$$

(8)

$$Z_2 = w_{21} * x_4 + w_{22} * x_5$$

(9)





ΚΑΙ

$$a_{t2} = \frac{1}{1+e^{-(w_{21}x_4+w_{22}x_5)}} \quad (10)$$

Επιπλέον

$$\hat{y}_t = \theta_0 + \theta_1 a_{t1} + \theta_2 a_{t2} \quad (11)$$

Συνεπώς το πρόβλημα βελτιστοποίησης στο Excel είναι να βρούμε τις τιμές της

$$w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{21}, w_{22}, \theta_0, \theta_1, \theta_2 \quad (12)$$

που ελαχιστοποιούν το “square” του διαχωρισμού μεταξύ των προβλεπόμενων και των πραγματικών τιμών του  $y$ , δηλαδή

$$Norm = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (13)$$

όπου,  $n$  είναι ο αριθμός των παρατηρήσεων (δειγμάτων) που γι’ αυτό το παράδειγμα είναι δεκατέσσερα.

### 4.3: Τα δεδομένα

Κλείσιμο των τιμών των μετοχών για τη Ford όσο και για τους προμηθευτές (Bethlehem, Owens και Goodyear) τόσο και για τους δύο ανταγωνιστές (Chrysler και General Motors) για κάθε εβδομάδα από τον Ιανουάριο έως και τον Μάρτιο του 1997 που χρησιμοποιήθηκαν, όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 2.1. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, εκείνη την περίοδο οι τιμές των μετοχών εισήχθησαν ως κλασματικοί αριθμοί και όχι ως δεκαδικοί αριθμοί, όπως συμβαίνει σήμερα.

Week	Ford	Bethlehem	Owens	Goodyear	Chrysler	Motors
Closing	y	x1	x2	x3	x4	x5
Jan 3	32 $\frac{1}{2}$	9 $\frac{1}{4}$	42 $\frac{1}{2}$	52 $\frac{3}{8}$	34 $\frac{5}{8}$	57 $\frac{7}{8}$
Jan 10	33 $\frac{1}{2}$	8 $\frac{7}{8}$	49	54 $\frac{1}{2}$	35 $\frac{3}{4}$	61 $\frac{1}{8}$
Jan 17	33	9	48 $\frac{5}{8}$	55	34 $\frac{3}{8}$	60 $\frac{1}{8}$
Jan 24	33 $\frac{5}{8}$	8 $\frac{5}{8}$	45 $\frac{5}{8}$	54 $\frac{1}{4}$	35 $\frac{1}{4}$	62 $\frac{1}{2}$
Jan 31	32 $\frac{1}{8}$	8 $\frac{3}{8}$	46 $\frac{5}{8}$	54 $\frac{1}{2}$	34 $\frac{7}{8}$	59
Feb 7	32 $\frac{1}{4}$	8 $\frac{1}{4}$	45 $\frac{1}{2}$	52 $\frac{1}{2}$	34 $\frac{1}{8}$	56 $\frac{3}{4}$
Feb 14	32 $\frac{3}{4}$	7 $\frac{3}{4}$	44 $\frac{3}{4}$	53 $\frac{5}{8}$	34 $\frac{1}{2}$	58 $\frac{3}{4}$
Feb 21	33 $\frac{1}{8}$	7 $\frac{7}{8}$	43 $\frac{3}{8}$	53 $\frac{3}{4}$	35 $\frac{1}{8}$	58 $\frac{1}{2}$
Feb 28	32 $\frac{7}{8}$	8 $\frac{1}{4}$	42 $\frac{3}{8}$	52 $\frac{3}{4}$	34	57 $\frac{7}{8}$
Mar 7	32 $\frac{1}{4}$	8 $\frac{1}{8}$	42 $\frac{5}{8}$	53 $\frac{3}{8}$	31 $\frac{7}{8}$	56 $\frac{5}{8}$
Mar 14	32 $\frac{1}{8}$	8 $\frac{1}{2}$	42 $\frac{1}{2}$	53 $\frac{7}{8}$	30 $\frac{1}{2}$	58
Mar 21	31 $\frac{3}{4}$	8 $\frac{1}{4}$	40 $\frac{7}{8}$	54 $\frac{1}{2}$	30 $\frac{1}{4}$	57
Mar 27	30 $\frac{7}{8}$	8 $\frac{1}{2}$	40 $\frac{1}{8}$	54 $\frac{1}{4}$	30 $\frac{1}{4}$	56 $\frac{1}{4}$
Mar 31	31 $\frac{3}{8}$	8 $\frac{1}{4}$	40 $\frac{1}{4}$	52 $\frac{3}{8}$	30	55 $\frac{3}{8}$

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1.

#### 4.4: Η αναπαράσταση του μοντέλου στο Excel

Σε αυτό το σημείο θα ακολουθήσουμε την αναπαράσταση ενός νευρωνικού δικτύου στο Excel που αναπτύχθηκε από τον Hans Amman και το συνδυάζει με εκείνο το μοντέλο του Joe Breedlove σχετικά με τις τιμές των μετοχών της Ford. Το Excel αρχείο εισόδου για αυτό το παράδειγμα μπορεί να ληφθεί από την ιστοσελίδα του βιβλίου. Αφού έχετε κατεβάσει το αρχείο μπορείτε να ξεκινήσετε ανοίγοντάς το στο Excel όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.5.

Μετάβαση στην ενότητα σχετικά με τα δεδομένα που ξεκινούν από τη γραμμή 17 και μαρκάρουμε ότι υπάρχουν δεκατέσσερις παρατηρήσεις που αποτελούνται από το εβδομαδιαίο μερίδιο στην τιμή κλεισίματος των μετόχων της Ford και τις πέντε εισόδους από  $x_1$  μέχρι  $x_5$  για τα άλλα αποθέματα. Αυτές οι παρατηρήσεις συγκεντρώνονται χρησιμοποιώντας τη σιγμοειδές συνάρτηση στο κρυφό επίπεδο at1 και at2 κάνοντας χρήση ενός τύπου όπως:

$$at1 = 1 / (1 + \text{Exp}(- (D20 * D5 + E20 * D6 + F20 * D7)))$$

όπου D5, D6 και D7 είναι τα βάρη που πρέπει να επιλυθούν και τα D20, E20 και F20 είναι οι παρατηρήσεις  $x_1$ ,  $x_2$  και  $x_3$ . Μπορείς να δεις αυτόν τον τύπο στο λογισμικό φύλλο επιλέγοντας το κελί I20 και στη συνέχεια κοιτάζοντας την απεικόνιση του τύπου στην κορυφή του λογισμικού φύλλου. Εναλλακτικά μπορείς να δεις όλους τους τύπους στο λογισμικό φύλλο επιλέγοντας Εργαλεία: Επιλογές: Προβολή και στη συνέχεια επιλέγοντας το πλαίσιο Τύπος.

Data Set		Hidden						
Week	Ford	Bethlehem	Owens	Goodyear	Chrysler	GM		
Closing	y	x1	x2	x3	x4	x5	at1	
1/3/1997	32,500	9,250	42,500	52,375	34,625	57,875	0,995	
1/10/1997	33,500	8,875	49,000	54,500	35,750	61,125	1,000	
1/17/1997	33,000	9,000	48,625	55,000	34,375	60,125	1,000	
1/24/1997	33,625	8,625	45,625	54,250	35,250	62,500	1,000	
1/31/1997	32,125	8,375	46,625	54,500	34,875	59,000	1,000	
2/7/1997	32,250	8,250	45,500	52,500	34,125	56,750	1,000	
2/14/1997	32,750	7,750	44,750	53,625	34,500	58,750	1,000	
2/21/1997	33,125	7,875	43,375	53,750	35,125	58,500	1,000	
2/28/1997	32,875	8,250	42,375	52,750	34,000	57,875	1,000	
3/7/1997	32,250	8,125	42,625	53,375	31,875	56,625	1,000	
3/14/1997	32,125	8,500	42,500	53,875	30,500	58,000	0,999	
3/21/1997	31,750	8,250	40,875	54,500	30,250	57,000	0,992	
3/27/1997	30,875	8,500	40,125	54,250	30,250	56,250	0,963	
3/31/1997	31,375	8,250	40,250	52,375	30,000	55,375	0,993	
Out-of-sample								
Actual	Predictions							
4/4/1997	30,875	30,999	8,25	39,125	51	30,125	54	0,9853
4/11/1997	32,25	30,105	8	37,625	50,25	28,875	53	0,9636
4/18/1997	34,25	31,153	8,125	38,875	52,25	30,375	56,25	0,9735
4/25/1997	34,25	31,185	8	39,125	51,625	29,25	54,875	0,9898
5/2/1997	34,75	31,737	8,625	41,375	53,375	29,75	57	0,9932
5/9/1997	36,625	31,866	9,25	42,25	53,875	31,25	57,875	0,9852

### Σχημα 2.5

Τώρα πίσω στην ενότητα Ορισμός των δεδομένων του φύλλου έλεγξε την at<sub>2</sub> στήλη και θα διαπιστώσεις ότι είναι παρόμοια με την at<sub>1</sub> στήλη εκτός από το ότι χρησιμοποιεί τα δεδομένα εισόδου για τις τιμές X<sub>4</sub> και X<sub>5</sub> για να υπολογιστεί η δεύτερη από τις δύο κρυμμένες αξίες στρωμάτων.

Εξέτασε τη στήλη του επιπέδου εξόδου, το οποίο υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τον τύπο:

$$\text{Output} = \text{theta0} + \text{theta1} * \text{at1} + \text{theta2} * \text{at2}$$

όπου thetas είναι τα βάρη που υπολογίζονται για τη βελτιστοποίηση και εμφανίζονται στο τμήμα για τα βάρη εξόδου κοντά στην κορυφή του λογιστικού φύλλου.

Επόμενη ματιά στην στήλη Error στην ενότητα Ρύθμιση των δεδομένων του φύλλου. Αυτή η στήλη είναι απλώς η διαφορά:

$$\text{Error} = y - \text{Output}$$

και η στήλη Norm είναι το τετράγωνο των στοιχείων στη στήλη Error. Τα στοιχεία στη στήλη Norm συνοψίζονται στο κελί M35 στο κάτω μέρος της στήλης. Τώρα είμαστε έτοιμοι για το πρόβλημα βελτιστοποίησης. Πραγματοποιείται, επιλέγοντας Εργαλεία: Επίλυση όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.6. Αυτό το παράθυρο διαλόγου δείχνει ότι το πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι να ελαχιστοποιηθεί η τιμή στο κελί C15 (η οποία αφορά την επιθεώρηση και είναι ίση με M35, η οποία με τη σειρά της είναι το άθροισμα των στοιχείων στη στήλη Norm). Όπως συζητήθηκε νωρίτερα, το Excel χρησιμοποιεί Επίλυση μη γραμμικών μεθόδων βελτιστοποίησης (Newton μέθοδο ή συζευγμένη κλίση μέθοδο). Η βελτιστοποίηση γίνεται με την αλλαγή των στοιχείων στα κελιά D5 μέσω D12 μέχρι το ελάχιστο της συνάρτησης να επιτευχτεί. Αυτά τα κελιά εμφανίζονται στον πίνακα 2.2 που αρχίζει με τον αριθμό -2,712 και πηγαίνουν κάτω από τη στήλη αξία του στοιχείου 70.94. Η στήλη με την ένδειξη σωστό ξεκίνημα δείχνει τους αριθμούς που είχαν αρχικά χρησιμοποιηθεί κατά την αναζήτηση για τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων. Δεν χρησιμοποιούνται στην παρουσίαση υπολογισμοί, αλλά είναι αποθηκευμένα εκεί μόνο για να δείξουν πως άρχισαν οι αξίες αυτές να χρησιμοποιούνται. Στην πραγματικότητα, κάθε φορά που το μοντέλο έχει λυθεί οι αριθμοί στη στήλη αξία χρησιμοποιούνται ως σημείο εκκίνησης και γίνεται προσπάθεια για να βρείτε τιμές που μειώνουν τον κανόνα. Για το πρώτο πείραμα που θα μπορούσαμε να λύσουμε είναι να αλλάξουμε κάποια από τα στοιχεία στη στήλη αξία, επιλέγοντας Εργαλεία: Επίλυση και στη συνέχεια κάνοντας κλικ στο κουμπί επίλυση του προβλήματος

βελτιστοποίησης και να δούμε αν οι παράμετροι μπορούν να επιστρέψουν στην αρχική τους αξία ή συγκλίνουν σε ορισμένα άλλα που έχουν είτε ένα μικρότερο είτε ένα μεγαλύτερο μέγεθος.

Input	Weights	value	start
Vector	w11	-2.712	-2.87
	w12	1.314	1.356
	w13	-0.478	-0.49
	w21	0.009	0.019
	w22	0.015	0.035
output	theta0	-61.31	-79.3
weights	theta1	39.87	24.25
	theta2	70.94	93.77

Ένα σημείο της προσοχής: κατά καιρούς η διαδικασία λύσης συγκλίνει σε ένα αποτέλεσμα με ένα υψηλότερο πρότυπο, διότι είναι νευρωνικό δίκτυο προβλημάτων εκτίμησης όπου μερικές φορές χαρακτηρίζεται από nonconvexities και μπορεί να έχει τοπικές βέλτιστες λύσεις που δεν είναι το ίδιο, με την παγκόσμια βέλτιστη λύση. Μερικές φορές ο αριθμός των τοπικών λύσεων μπορεί να είναι πολύ μεγάλος. Έτσι, στο Excel μπορεί να είναι ενδεδειγμένο να χρησιμοποιηθεί μια σειρά από διαφορετικές τιμές εκκίνησης, προκειμένου να ελεγχθεί για την παγκόσμια σύγκλιση. Όταν υπάρχουν πολλά τοπικά βέλτιστα, όπως γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτέλεση παγκόσμιας εξερεύνησης της λύσης. Επιπλέον, μπορείτε να πειραματιστείτε αλλάζοντας κάποια στοιχεία δεδομένων στις y και x στήλες είτε κατά τρόπο αυθαίρετο ή αναζητώντας τις τιμές των μετοχών για τις εταιρείες αυτές σε μια άλλη χρονική περίοδο και να δείτε αν οι τιμές των παραμέτρων έχουν παραμείνει οι ίδιες. Τέλος, το φύλλο περιέχει ορισμένες προβλέψεις στο τμήμα που ονομάζεται προβλέψεις. Αυτές οι προβλέψεις γίνονται 6 εβδομάδες μετά την τελευταία εβδομάδα για την οποία συγκεντρώθηκαν στοιχεία για να "ταιριάζουν" στο μοντέλο. Κοιτάξτε τους τύπους για τα κελιά B36 και C36 που παρουσιάζονται στον πίνακα 2.3.

Εάν επιλέξετε το κελί ακριβώς κάτω από τις προβλέψεις στην ετικέτα που βλέπετε οι προβλέψεις χρησιμοποιούν εκφράσεις όπως:

$$D10 + D11 * I36 + D12 * J36$$

το οποίο μεταφράζεται σε:

$$\text{Output} = \text{theta0} + \text{theta1} * \text{at1} + \text{theta2} * \text{at2}$$

Out-of-sample		
	Actual	Predictions
4/4/1997	30 <sub>7/8</sub>	30.97
4/11/1997	32 <sub>1/4</sub>	30.04
4/18/1997	34 <sub>1/4</sub>	31.14
4/25/1997	34 <sub>1/4</sub>	31.16
5/2/1997	34 <sub>3/4</sub>	31.74
5/9/1997	36 <sub>5/8</sub>	31.87

Σημειώστε, ειδικότερα, ότι αυτές οι προβλέψεις γίνονται από «εκτός δείγματος» στοιχεία, δηλαδή, δεν είναι τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για να χωρέσει το μοντέλο για να κάνει τις προβλέψεις. Είναι μάλλον κάποια στοιχεία του δείγματος που προορίζεται για τη δοκιμή του μοντέλου, αφού είναι εξοπλισμένο με ένα υποσύνολο των δεδομένων.

Υπάρχει ένα άλλο θέμα που πρέπει να αναφερθεί σχετικά με την Επίλυση του Excel. Επιλέξτε Εργαλεία: Επίλυση: Επιλογές και το παράθυρο διαλόγου που φαίνεται στο Σχήμα 2.7. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε αυτό το παράθυρο διαλόγου για να ελέγξετε τον αριθμό των επαναλήψεων που η Επίλυση θα χρησιμοποιήσει στην προσπάθεια για την επίτευξη της σύγκλισης. Κρατήστε τον αριθμό των επαναλήψεων χαμηλό όταν είναι τα πρώτα που εργάζονται με ένα νέο σύνολο δεδομένων και στη συνέχεια εάν η σύγκλιση δεν επιτυγχάνεται να αυξήσετε αυτόν τον αριθμό ανάλογα με τις ανάγκες. Επιπλέον, η σύγκλιση τιμή των 0,001 είναι ίσως αρκετά κοντά για το μεγαλύτερο μέρος της εργασίας που κάνετε, αλλά μπορεί να απαιτείται μια πιο χαλαρή σύγκλιση μέσω της μείωσης αυτής της ρύθμισης έως 0,01 προκειμένου να επιτευχθεί σύγκλιση σε 100 επαναλήψεις. Από την άλλη πλευρά, μπορεί να θέλετε να κρατήσετε τη σύγκλιση αξίας σε 0,001 και αύξηση του αριθμού των επαναλήψεων.

Πιθανώς το πιο σημαντικό στοιχείο στο παράθυρο διαλόγου Επιλογές επίλυσης είναι να χρησιμοποιήσετε αυτόματη κλιμάκωση. Σε πολλά νευρωνικά δίκτυα τα σύνολα των δεδομένων των διαφόρων σειρών μπορεί να είναι πολύ διαφορετικά μεγέθη. Για παράδειγμα, μπορεί να έχετε μια σειρά ανεργίας με αριθμούς του μεγέθους των 0.04 και μια σειρά κατανάλωσης με τους αριθμούς όπως το 625. Στην περίπτωση αυτή καλό είναι να ελέγχουμε την επιλογή αυτόματης κλίμακας. Εάν το κάνετε αυτό, η κλίμακα θα επιλύσει αυτόματα όλες τις σειρές σας, έτσι ώστε να είναι κατά προσέγγιση το ίδιο μέγεθος και ως εκ τούτου αυξάνουν την πιθανότητα ότι η επίλυση θα είναι σε θέση να βρει τη βέλτιστη τιμή στο σύνολο των εκτιμήσεων των παραμέτρων.



#### 4.5: Πειράματα

Υπάρχουν δυο ειδών πειραμάτων που μας έρχονται στο μυαλό με αυτό το λογισμικό φύλλο. Όπως συζητήσαμε και παραπάνω, στο απλούστερο επίπεδο μπορείς να αλλάξεις τα δεδομένα των  $x$  και  $y$  στηλών και παρατηρήσεων πως αλλάζουν τα βάρη και οι προβλέψεις. Μπορείς ακόμα να χρησιμοποιήσεις δικά σου δεδομένα για να το κάνεις αυτό. Μερικοί φοιτητές που έχουν μεγαλύτερο ενδιαφέρον στον επαγγελματικό αθλητισμό σε σχέση με το χρηματιστήριο χρησιμοποιούν επιθετικά και αμυντικά στατιστικά στοιχεία από ομάδες καλαθοσφαίρισης για να προβλέψουν το σημείο εξάπλωσης σε payoffs. Επί προσθέτως, μπορείς να αλλάξεις τον αριθμό των ομάδων εισόδων από  $x_1$  έως  $x_5$  προσθέτοντας ομάδες όπως  $x_6$  και  $x_7$  από άλλες αυτοκινητοβιομηχανίες όπως είναι η Toyota και η Honda. Ωστόσο, αυτό είναι κάπως πιο δύσκολο να γίνει σε σχέση με τα πειράματα που συζητήθηκαν προηγουμένως δεδομένου ότι περιλαμβάνει αλλαγές και στους τύπους του λογισμικού φύλλου. Από την άλλη πλευρά είναι ένας πολύ καλός τρόπος για να μάθεις πραγματικά πως ένα νευρωνικό δίκτυο εκπροσωπείται και την επίλυση αυτού σε ένα λογισμικό φύλλο.

#### **4.6: Επιπλέον μάθηση**

Ο Sargent (1993) παρέχει μια εισαγωγή για τα νευρωνικά δίκτυα. Ο Garson (1998) παρουσιάζει μια εισαγωγή στη χρήση των νευρωνικών δικτύων στις κοινωνικές επιστήμες και τη συστηματική κάλυψη του θέματος. Beltratti, Margarita και Terna (1996) παρουσιάζουν επίσης μια εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα και αναπτύσσουν ένα ποικιλόμορφο μοντέλο για την οικονομική και χρηματοπιστωτική μοντελοποίηση.

## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η παρούσα διπλωματική εργασία ξεκίνησε με σκοπό να απαντήσει τι είναι ένα νευρωνικό δίκτυο, από τι αποτελείται, τι χρησιμεύει, τι μπορεί να κάνει κάποιος με τα νευρωνικά δίκτυα, τι προβλήματα να λύσει και τέλος να παρουσιάσει τις διάφορες μελέτες που συσχετίζονται τα νευρωνικά δίκτυα με την πρόβλεψη της πορείας των μετοχών στα Χρηματιστήρια.

Στα προηγούμενα κεφάλαια εξετάσαμε τα είδη νευρωνικών δικτύων, τα οποία αναπτύχθηκαν τα τελευταία σαράντα χρόνια από διάφορους ερευνητές και για διαφορετικούς σκοπούς. Όλα τα δίκτυα έχουν το κοινό χαρακτηριστικό ότι δημιουργούνται και αποτελούνται από απλές μονάδες λειτουργίας, τον γνωστό μας πλέον νευρώνα. Οι νευρώνες έχουν μία συγκεκριμένη διάταξη που οδηγεί σε μία δομή, η οποία ποικίλει στους διάφορους τύπους δικτύων. Όμως, όλοι οι τύποι έχουν το κοινό χαρακτηριστικό ότι δέχονται σήματα στην είσοδο τους, τα οποία τα πολλαπλασιάζουν επί το αντίστοιχο βάρος, βρίσκουν το άθροισμα όλων των γινομένων και ακολούθως μεταβιβάζουν το άθροισμα αυτό σε μία ειδική συνάρτηση η οποία παράγει την έξοδο από τον κάθε νευρώνα. Η τιμή αυτή της εξόδου ακολούθως προωθείται στους υπόλοιπους νευρώνες.

Οι νευρώνες έχουν μία συγκεκριμένη διάταξη, που συνήθως είναι κατανεμημένη σε επίπεδα. Μερικά πρότυπα έχουν ένα μόνο επίπεδο, ενώ άλλα αποτελούνται από πολλά επίπεδα. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων επίσης ποικίλουν, από το ένα άκρο όπου μπορεί να υπάρχει πλήρης συνδεσμολογία, όπου κάθε μονάδα είναι συνδεδεμένη με κάθε άλλη μονάδα, στο άλλο άκρο που κάθε νευρώνας έχει μόνο μία σύνδεση με τον γειτονικό του νευρώνα, ή ακόμα και ενδιάμεσες περιπτώσεις όπου έχουμε τυχαίες συνδέσεις μεταξύ μερικών μόνο νευρώνων.

Οι συναρτήσεις που υπολογίζουν την έξοδο σε κάθε νευρώνα επίσης ποικίλουν, αν και όπως είδαμε δεν υπάρχουν πολλοί τύποι που να έχουν όλες τις επιθυμητές ιδιότητες. Οι κανόνες εκπαίδευσης επίσης είναι διαφορετικοί, από πολύ απλοί (όπως, λ.χ. στον στοιχειώδη αισθητήρα) ως αρκετά περίπλοκοι (όπως, λ.χ. στην μέθοδο οπισθοδιάδοσης(Back-Propagation) του λάθους, που είναι απαραίτητο να

εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο απότομης καθόδου(steepest descent)). Ο χρόνος εκπαίδευσης είναι άλλη μία παράμετρος με τα ίδια χαρακτηριστικά, καθώς επίσης και το επίπεδο εμπιστοσύνης που αναμένουμε να έχει η λύση του προβλήματος.

Από τα αποτελέσματα των διαφόρων ερευνών που έχουν πραγματοποιηθεί, διαπιστώνεται ότι η μελέτη των διαφόρων θεωριών των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη των μετοχών στην πράξη είχαν ιδιαίτερα σημαντικά και πολλές φορές θετικά σημεία στην εκτίμηση της πορείας των τιμών των διαφόρων χρηματιστηριακών προϊόντων, είτε είναι μετοχές είτε παράγωγα.

Από την άλλη, όπως ακριβώς συμβαίνει και με τα φυσικά νευρωνικά δίκτυα όπου ένα συγκεκριμένο ερέθισμα ερμηνεύεται διαφορετικά από κάθε οντότητα, έτσι και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα η σπουδαιότητα που θα δοθεί από κάθε επενδυτή στις διάφορες παραμέτρους που θα εισαχθούν στο σύστημα και η ερμηνεία που θα δοθεί στα στοιχεία που θα εξαχθούν από αυτά, διαφέρουν. Έτσι ενώ μπορεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να λειτουργεί άψογα, ενδέχεται να υπάρχει δυσκολία από την πλευρά του ερευνητή είτε να παραμετροποιήσει ικανοποιητικά το σύστημα, είτε να ερμηνεύσει σωστά τα αποτελέσματα του δικτύου.

Τελειώνοντας, το ουσιαστικό σημείο είναι ότι για την ορθή επιλογή των μετοχών και την κατάρτιση ενός φερέγγυου χαρτοφυλακίου -παρά την ανάπτυξη διαφόρων θεωριών- η χρήση των νευρωνικών δικτύων έχει αναπτυχθεί ραγδαία, ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια, τόσο από αρκετούς επενδυτές όσο και από εταιρείες παροχής χρηματοοικονομικών συμβουλών. Αποκλειστικός σκοπός αυτών είναι η επίτευξη καλύτερων αποδόσεων, η ταχύτερη τοποθέτηση των επενδυτών στις μετοχές διαφόρων εταιριών και ορθότερη κατανόηση των διαφόρων επίπεδων οργάνωσης τόσο των - υπό έρευνα για επένδυση - εταιριών όσο και των ίδιων των επιλεγόμενων τεχνικών παρακολούθησης των μετοχών.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. [www.google.gr](http://www.google.gr)
2. [www.wikipedia.gr](http://www.wikipedia.gr)
3. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, Κωνσταντίνος Διαμαντάρας  
Εκδόσεις: Κλειδάριθμος, 2007
4. Νευρωνικά δίκτυα και μηχανική μάθηση, Haykin Simon  
Εκδόσεις: Παπασωτηρίου
5. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα θεωρία και εφαρμογές,  
Γεώργιος Ρίζος Εκδόσεις: Εκδόσεις νέων τεχνολογιών  
ΕΠΕ
6. Guide to Networking Essentials, 6<sup>th</sup> Edition by Greg  
Tomsho