

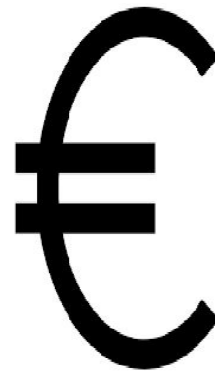
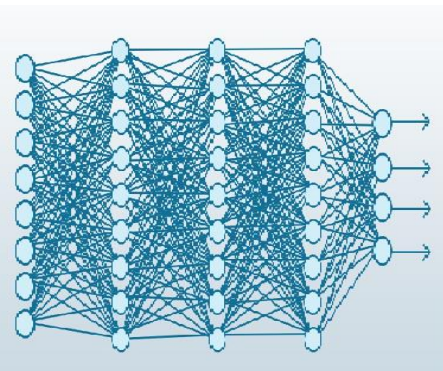
**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**

**ΣΧΟΛΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**



**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕΤΟΧΩΝ ΜΕ  
ΧΡΗΣΗ ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ  
ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ**



**ΠΑΝΑΓΟΠΟΥΛΟΣ ΗΛΙΑΣ**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΛΑΓΑΡΟΣ**



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ**



**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕΤΟΧΩΝ ΜΕ  
ΧΡΗΣΗ ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ  
ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ**

**ΠΑΝΑΓΟΠΟΥΛΟΣ ΗΛΙΑΣ**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ**

**ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΛΑΓΑΡΟΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΠΟΛΙΤΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΑΘΗΝΑ 2021**



# ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική ασχολείται με τη μελέτη και υλοποίηση βαθιών δομών νευρωνικών δικτύων (Deep Neural Networks) και σύγκριση τους με διαδομένες μεθόδους της θεμελιώδους και τεχνικής ανάλυσης. Κριτήριο αξιολόγησης είναι η τελική απόδοση ενός χαρτοφυλακίου 15 μετοχών στο πέρας μιας περιόδου 10 ετών. Η αρχική κατανομή κεφαλαίου είναι βασισμένη στη σύγχρονη θεωρία χαρτοφυλακίου.

Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη αναδρομή στην ιστορία και την αλματώδη ανάπτυξη των βαθιών δομών νευρωνικών δικτύων κατά την τελευταία δεκαετία καθώς και τους λόγους που τα καθιστούν ικανά εργαλεία πρόβλεψης στον χρηματοοικονομικό κλάδο, στον τρόπο λειτουργίας και στις διάφορες δομές τους αλλά και στα προβλήματα και τους περιορισμούς κατά την εφαρμογή τους.

Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση των χαρακτηριστικών της θεμελιώδους ανάλυσης. Γίνεται αναφορά στα δεδομένα που χρησιμοποιεί κατά την εφαρμογή των μεθόδων της, τα οποία αποκτώνται από τις οικονομικές καταστάσεις των εταιρειών. Αναλύονται τα διάφορα μοντέλα αποτίμησης των μετοχών με τα πλεονεκτήματα και τους περιορισμούς κατά την εφαρμογή τους.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση των χαρακτηριστικών της τεχνικής ανάλυσης. Γίνεται αναφορά στους περιορισμούς και τα προβλήματα κατά την εφαρμογή της. Τέλος αναλύονται τα διάφορα μοντέλα που προσφέρουν σήματα αγοραπωλησιών στους επενδυτές.

Στο τέταρτο κεφάλαιο αναλύεται ο τρόπος επιλογής μετοχών που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιο. Επιλέγεται με χρήση της σύγχρονης θεωρίας χαρτοφυλακίου η αρχική ποσόστωση των διαφόρων μετοχών. Στη συνέχεια γίνεται εφαρμογή της μεθόδου των προεξοφλημένων ελεύθερων ταμειακών ροών, ως μεθόδου θεμελιώδους ανάλυσης. Για την τεχνική ανάλυση, εφαρμόζεται συνδυασμένο σήμα που προέρχεται τουλάχιστον από δυο από τους παρακάτω δείκτες: τομή δυο απλών κινουμένων μέσων όρων, λωρίδες Bollinger, κινούμενου μέσου όρου σύγκλισης – απόκλισης και δείκτη σχετικής ισχύος. Για τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα επιλέγεται η δομή επαναλαμβανόμενου δικτύου. Χρησιμοποιούνται δυο δίκτυα, το ένα με στρώμα εξόδου παλινδρόμησης και το άλλο με κατάταξη. Τελικά υπολογίζεται η τελική αξία τεσσάρων χαρτοφυλακίων που κάνουν αγοραπωλησίες με βάση τα σήματα που λαμβάνονται από τις αναφερόμενες μεθόδους.

Στο πέμπτο κεφάλαιο γίνεται σχολιασμός των αποτελεσμάτων και αξιολόγηση των μεθόδων με βάση διάφορους δείκτες επίδοσης.



## ABSTRACT

The present dissertation deals with the study and implementation of Deep Neural Networks and their comparison with widespread methods of fundamental and technical analysis. The criterion of evaluation is the final yield of a portfolio of 15 stocks over a period of 10 years. Initial capital allocation was based on modern portfolio theory.

The first chapter provides a brief overview of the history and the rapid development of deep neural network structures over the last decade and the reasons that make them capable predictors in the financial industry, the way they operate, their various structures but also problems and limitations in their implementation.

The second chapter provides a brief overview of the characteristics of fundamental analysis. Reference is made to the data it uses in the application of its methods, which are obtained from the financial statements of the companies. The various models of stock valuation are analyzed with their advantages and limitations during their implementation

The third chapter provides a brief overview of the characteristics of technical analysis. References are made to the limitations and problems with this method of analysis. Finally, the various models that offer buy and sell signals to investors are analyzed.

The fourth chapter analyzes how the stocks that make up the portfolio are selected. The initial weight of these stocks is selected using modern portfolio theory. Then the method of discounted free cash flows is applied, as a method of fundamental analysis. For the technical analysis, a combined signal is applied that comes from at least two of the following indicators: intersection of two simple moving averages, Bollinger bands, moving average convergence - divergence and relative strength index. For the deep neural networks the recurrent network structure is selected. Two networks are used, one with a regression output layer and the second with a classification. Finally, the final value of four portfolios that make moves in and out of position based on the above signals, derived by each respected method, is calculated.

The fifth chapter comments on the results and evaluates the methods based on various performance indicators.





## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Ευχαριστώ ιδιαιτέρως τον Καθηγητή του ΕΜΠ κ. Νικόλαο Λαγαρό για την ανάθεση του συγκεκριμένου θέματος και την επίβλεψή του.

Ευχαριστώ επίσης τον διδάκτορα Νικόλαο Καλλιώρα για τη βοήθειά του στην πραγματοποίηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Τέλος, ευχαριστώ θερμά την οικογένειά μου για την κατανόηση και την αμέριστη υποστήριξή τους καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.



# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

|   |    |
|---|----|
| ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....   | 5  |
| ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ .....   | 9  |
| ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....  | 11 |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....  | 15 |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....  | 17 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ .....  | 23 |
| 1.1 ΣΥΝΤΟΜΗ ΑΝΑΦΟΡΑ ΣΕ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ,<br>ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....             | 23 |
| 1.1.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....   | 25 |
| 1.2 ΛΟΓΟΙ ΕΞΑΠΛΩΣΗΣ, ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ<br>.....                        | 25 |
| 1.2.1 ΛΟΓΟΙ ΕΞΑΠΛΩΣΗΣ ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ .....   | 25 |
| 1.2.2 ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ .....  | 26 |
| 1.2.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....   | 28 |
| 1.2.4 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΣΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....   | 28 |
| 1.3 ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ.....  | 29 |
| 1.3.1 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ .....  | 29 |
| 1.3.2 ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΕΣ, ΟΜΟΙΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΙ<br>ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ..... | 33 |
| 1.3.3 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ.....   | 36 |
| 1.3.3.1 ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ.....   | 38 |
| 1.3.4 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ.....   | 43 |
| 1.3.4.1 ΜΟΝΟΣΤΡΩΜΑΤΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΕΜΠΡΟΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ .....  | 43 |
| 1.3.4.2 ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΕΜΠΡΟΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ .....  | 44 |
| 1.3.4.3 ΕΠΑΝΑΛΑΜΒΑΝΟΜΕΝΑ ΔΙΚΥΤΑ .....   | 45 |
| 1.3.5 ΤΡΟΠΟΙ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ.....   | 47 |
| 1.3.5.1 ΜΑΘΗΣΗ ΜΕ ΔΑΣΚΑΛΟ (SUPERVISED LEARNING) .....   | 48 |
| 1.3.5.2 ΜΑΘΗΣΗ ΧΩΡΙΣ ΔΑΣΚΑΛΟ .....  | 50 |
| 1.3.6 ΤΡΟΠΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ.....   | 52 |
| 1.3.6.1 ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....  | 52 |
| 1.3.6.2 ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΜΕ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗ<br>ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ .....                          | 53 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΜΕΛΙΩΔΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗ.....   | 63 |
| 2.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΣΚΟΠΟΣ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....   | 63 |
| 2.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....   | 64 |

|   |     |
|---|-----|
| 2.2.1 ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΧΡΗΣΗΣ.....   | 64  |
| 2.2.2 ΙΣΟΛΟΓΙΣΜΟΣ .....   | 64  |
| 2.2.3 ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΤΑΜΕΙΑΚΩΝ ΡΟΩΝ.....   | 65  |
| 2.3 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΜΕΤΟΧΩΝ.....   | 65  |
| 2.3.1 ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΑΞΙΑΣ .....   | 65  |
| 2.3.1.1 Η ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΕΡΜΑΤΙΚΟΥ ΠΟΛΛΑΠΛΑΣΙΑΣΤΗ.....   | 67  |
| 2.3.1.2 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΕΝΑΗΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ (GORDON GROWTH MODEL)<br>.....  | 67  |
| 2.3.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΜΕ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ.....   | 68  |
| 2.3.3 ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΒΑΣΕΙ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ.....   | 75  |
| 2.3.3.1 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΥΣΣΩΡΕΥΣΗΣ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ.....  | 75  |
| 2.3.3.2. ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΜΕ ΒΑΣΗ<br>ΤΑ ΥΠΕΡΒΑΛΛΟΝΤΑ ΚΕΡΔΗ.....                             | 76  |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ.....  | 77  |
| 3.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....  | 77  |
| 3.2 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....  | 79  |
| 3.3 ΒΑΣΙΚΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....   | 79  |
| 3.4 ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΗΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....  | 81  |
| 3.4.1 ΚΛΑΣΣΙΚΟΙ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ.....  | 81  |
| 3.4.1.1 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ ΑΝΤΙΣΤΡΟΦΗΣ ΤΗΣ ΤΑΣΗΣ (Reversal patterns).....  | 81  |
| 3.4.1.2 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ ΣΥΝΕΧΙΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΣΗΣ (Continuation patterns) .....   | 82  |
| 3.4.2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ .....   | 82  |
| 3.4.2.1 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΑΣΗΣ.....   | 83  |
| 3.4.2.2 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ .....  | 84  |
| 3.4.2.3 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΟΤΗΤΑΣ.....  | 85  |
| 3.4.2.4 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΟΓΚΟΥ.....   | 86  |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ .....  | 89  |
| 4.1 ΚΛΑΔΟΙ ΚΑΙ ΚΕΦΑΛΑΙΟΠΟΙΗΣΗ – ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΜΕΤΟΧΩΝ.....  | 89  |
| 4.2 ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΘΕΩΡΙΑ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΡΧΙΚΩΝ ΒΑΡΩΝ ....  | 93  |
| 4.3 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ<br>ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ. ....                                   | 98  |
| 4.4 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ<br>ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.....                                       | 103 |
| 4.5 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ<br>ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ. ....                              | 105 |
| 4.5.1 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ<br>ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟ ΣΤΡΩΜΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗΣ. .... | 105 |

|   |     |
|---|-----|
| 4.5.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟ ΣΤΡΩΜΑ ΚΑΤΑΤΑΞΗΣ..... | 107 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....   | 111 |
| 5.1 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΜΕ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ .....  | 111 |
| 5.2 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΜΕ ΚΑΤΑΤΑΞΗ.....   | 112 |
| 5.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΕ ΘΕΜΕΛΙΩΔΗ ΑΝΑΛΥΣΗ .....  | 112 |
| 5.4 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ .....  | 114 |
| 5.5 ΤΕΛΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ.....  | 114 |
| 5.6 ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΩΝ ΒΑΘΙΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ .....  | 115 |
| ΑΝΑΦΟΡΕΣ.....   | 117 |



# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

|   |     |
|---|-----|
| <b>Πίνακας 1. 1:</b> Επιλογή ανάμεσα σε μηχανική μάθηση και βαθιά μάθηση με βάσει διάφορα κριτήρια.....                             | 28  |
| <b>Πίνακας 2. 1:</b> Συμφιλίωση παραγόντων που απεικονίζουν χρηματοοικονομικούς δείκτες σε διάφορες έρευνες.....                    | 69  |
| <b>Πίνακας 4. 1:</b> Κατηγοριοποίηση σε κεφαλαιοποιήσεις.....   | 91  |
| <b>Πίνακας 4. 2:</b> Μετοχές χαρτοφυλακίου, κλάδοι, κεφαλαιοποιήσεις και επικινδυνότητα.....  | 92  |
| <b>Πίνακας 4. 3:</b> Πίνακας συσχέτισης μέτοχων.....  | 94  |
| <b>Πίνακας 4. 4:</b> Αρχικά βάρη μετοχών χαρτοφυλακίου για μεγιστοποίηση κλάσματος Sharpe.....                                      | 98  |
| <b>Πίνακας 4. 5:</b> Πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις αποτίμησης μεταξύ των ερωτηθέντων στη μελέτη CFA Institute 2015..... | 99  |
| <b>Πίνακας 4. 6:</b> Τερματικός ρυθμός ανάπτυξης και εκατοστημόρια τους.....  | 100 |
| <b>Πίνακας 4. 7:</b> Απαιτούμενοι ρυθμοί απόδοσης για κάθε μετοχή και τα αντίστοιχα β.....  | 101 |
| <b>Πίνακας 4. 8:</b> Αρχιτεκτονική, συνδεσμολογία και βάρη νευρωνικού δικτύου με παλινδρόμηση.....                                  | 105 |
| <b>Πίνακας 4. 9:</b> Αρχιτεκτονική, συνδεσμολογία και βάρη νευρωνικού δικτύου με κατάταξη.....                                      | 108 |
| <b>Πίνακας 5. 1:</b> Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των μεθόδων.....  | 111 |
| <b>Πίνακας 5. 2:</b> Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των μεθόδων, ανοιγμένα στα αντίστοιχα της θεμελιώδους ανάλυσης.....       | 114 |





# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

|  |    |
|--|----|
| <b>Εικόνα 1.1:</b> Χρονολογίες ορόσημα σε τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική, βαθιά μάθηση. ....  | 23 |
| <b>Εικόνα 1.2:</b> Τεχνητή νοημοσύνη υπερέσυνολο της μηχανικής μάθησης, που είναι υπερέσυνολο της βαθιάς μάθησης. ....                       | 24 |
| <b>Εικόνα 1.3:</b> Ρηχό και βαθύ νευρωνικό δίκτυο εμπροσθοδιάδοσης πλήρως συνδεδεμένα. ....  | 25 |
| <b>Εικόνα 1.4:</b> Διαφορές μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης, κριτήριο διαφοροποίησης η γνώση πεδίου. ....                               | 29 |
| <b>Εικόνα 1.5:</b> Μορφολογία τυπικών νευρωνικών κυττάρων. ....  | 30 |
| <b>Εικόνα 1.6:</b> Διάγραμμα βιολογικού νευρώνα. ....  | 31 |
| <b>Εικόνα 1.7:</b> Διαδικασία πυροδότησης βιολογικού νευρώνα. ....   | 32 |
| <b>Εικόνα 1.8:</b> Σύγκριση ανθρώπινου εγκεφάλου και υπολογιστή. ....  | 34 |
| <b>Εικόνα 1.9:</b> Σύγκριση μεταξύ αρχιτεκτονικών υπολογιστών von Neumann και νευρωνικών δικτύων. ....                                       | 34 |
| <b>Εικόνα 1.10:</b> Αντιστοιχία βιολογικού και τεχνητού νευρώνα. ....  | 35 |
| <b>Εικόνα 1.11:</b> Σχηματική αναπαράσταση μη γραμμικού νευρώνα. ....  | 37 |
| <b>Εικόνα 1.12:</b> Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. ....   | 39 |
| <b>Εικόνα 1.13:</b> Βηματική συνάρτηση για τιμή κατωφλίου ίση προς μηδέν. ....   | 40 |
| <b>Εικόνα 1.14:</b> Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης. ....   | 41 |
| <b>Εικόνα 1.15:</b> Συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαιπτομένης. ....   | 42 |
| <b>Εικόνα 1.16:</b> Δίκτυο προώθησης με ένα μόνο στρώμα νευρώνων. ....   | 43 |
| <b>Εικόνα 1.17:</b> Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο εμπροσθοδιάδοσης με ένα κρυμμένο στρώμα και ένα στρώμα εξόδου. ....                            | 45 |
| <b>Εικόνα 1.18:</b> Επαναλαμβανόμενο δίκτυο χωρίς βρόχους αυτοανατροφοδότησης και χωρίς κρυμμένους νευρώνες. ....                            | 46 |
| <b>Εικόνα 1.19:</b> Επαναλαμβανόμενο δίκτυο με κρυμμένους νευρώνες (τελεστής μονάδας χρονικής καθυστέρησης $z^{-1}$ , είσοδοι, έξοδοι). .... | 46 |
| <b>Εικόνα 1.20</b> Διάγραμμα της μάθησης με δάσκαλο. το μέρος του σχήματος με γαλάζιο χρώμα αποτελεί ένα βρόχο ανατροφοδότησης. ....         | 48 |
| <b>Εικόνα 1.21:</b> Αλγόριθμος καθοδικής κλίσης. ....  | 49 |

|   |     |
|---|-----|
| <b>Εικόνα 1.22:</b> Διάγραμμα της ενισχυτική μάθηση, το σύστημα μάθησης και το περιβάλλον βρίσκονται εντός του βρόχου ανατροφοδότησης. ....                     | 51  |
| <b>Εικόνα 1.23:</b> Διάγραμμα της μη εποπτευόμενης μάθησης .....  | 52  |
| <b>Εικόνα 1.24:</b> Βαθύ νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα.....  | 53  |
| <b>Εικόνα 1.25:</b> Εικόνα της κατεύθυνσης δύο βασικών ροών σημάτων σε ένα τμήμα ενός βαθιού νευρωνικού δικτύου.....  | 54  |
| <b>Εικόνα 1.26:</b> Διαγραμματική Περίληψη του σήματος ροής της εκπαίδευσης με οπίσθια διάδοση. ....  | 59  |
| <b>Εικόνα 3. 1:</b> Ημερήσιο διαγράμματα γραμμής κλεισιμάτων.....   | 80  |
| <b>Εικόνα 3. 2:</b> Ημερήσιο διαγράμματα κεριών.....  | 80  |
| <b>Εικόνα 3. 3:</b> Απεικόνιση εύρους της κίνησης της τιμής σε διαγράμματα κεριών..   | 80  |
| <b>Εικόνα 3. 4:</b> Σχηματισμός αντιστροφής τάσης κεφάλι και ώμοι. ....   | 81  |
| <b>Εικόνα 3. 5:</b> Σχηματισμός συμμετρικό τρίγωνο. ....  | 82  |
| <b>Εικόνα 3. 6:</b> Απλός κινούμενος μέσος όρος 30 ημερών. ....   | 83  |
| <b>Εικόνα 3. 7:</b> <i>Κινούμενος μέσος όρος σύγκλισης απόκλισης</i> .....  | 84  |
| <b>Εικόνα 3. 8:</b> Σχετικός δείκτης ισχύος. ....   | 85  |
| <b>Εικόνα 3. 9:</b> Λωρίδες Bollinger .....   | 86  |
| <b>Εικόνα 3. 10:</b> Διαγράμματα όγκου συναλλαγών .....   | 87  |
| <b>Εικόνα 4. 1:</b> Μεταβολή αξίας ενός δολαρίου επενδυμένου σε κάθε μετοχή κατά τη διάρκεια των ετών. ....   | 92  |
| <b>Εικόνα 4. 2:</b> Μεταβολή του ρίσκου για αύξηση του αριθμού μετοχών στο χαρτοφυλάκιο για συγκεκριμένα επίπεδα συσχέτισης.....                                | 94  |
| <b>Εικόνα 4. 3:</b> Καμπύλη αποδοτικού ορίου και αποδόσεις και κίνδυνοι επιμέρους μέτοχων. ....   | 95  |
| <b>Εικόνα 4. 4:</b> Εύρεση χαρτοφυλακίου που μεγιστοποιεί το κλάσμα Sharpe. ....  | 97  |
| <b>Εικόνα 4. 5:</b> Γραφική απόδειξη ότι το χαρτοφυλάκιο με το μέγιστο Sharpe έχει την καλύτερη απόδοση σε όρους ρίσκου. ....                                   | 97  |
| <b>Εικόνα 4. 6:</b> Ιστόγραμμα κατανομής ρυθμών ανάπτυξης ΑΕΠ Αμερικής μετά από προσομοίωση Monte Carlo και αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας. ....              | 100 |
| <b>Εικόνα 4. 7:</b> Δίκαιη τιμή διαπραγμάτευσης Microsoft σε σχέση με ημερήσια τιμή της σε χρηματιστήριο. ....  | 102 |
| <b>Εικόνα 4. 8:</b> Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από θεμελιώδη ανάλυση. .... | 102 |

|  |     |
|--|-----|
| <b>Εικόνα 4. 9:</b> Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από τεχνική ανάλυση. ....                      | 104 |
| <b>Εικόνα 4. 10:</b> Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από βαθύ νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης. .... | 107 |
| <b>Εικόνα 4. 11:</b> Ακρίβεια πρόβλεψης στα δεδομένα 70%, μεγάλη πιθανότητα για υπερβολική προσαρμογή. ....  | 109 |
| <b>Εικόνα 4. 12:</b> Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από βαθύ νευρωνικό δίκτυο κατάταξης. ....     | 110 |
| <b>Εικόνα 5. 1:</b> Μεταβολή αξίας χαρτοφυλακίων με σήματα από τις 4 μεθόδους κατά τη διάρκεια των ετών. ....  | 115 |



ΑΥΤΗ Η ΣΕΛΙΔΑ ΕΙΝΑΙ ΣΚΟΠΙΜΑ ΚΕΝΗ

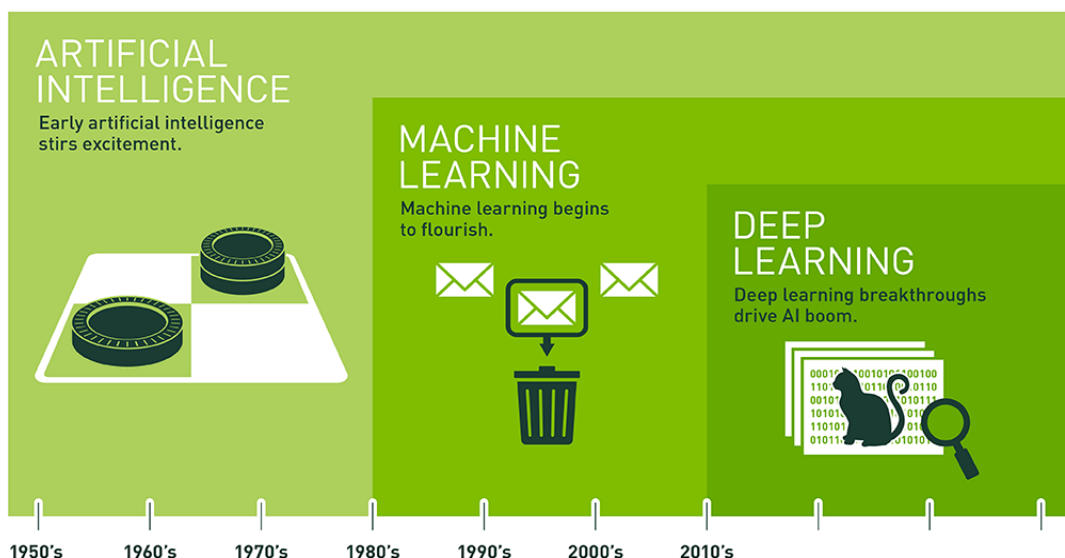


# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

## 1.1 ΣΥΝΤΟΜΗ ΑΝΑΦΟΡΑ ΣΕ ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ, ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Με την εφεύρεση του ηλεκτρονικού-διακόπτη από τους Shockley, Bardeen και Brattain στα εργαστήρια Bell των Η.Π.Α. το 1947, η εμφάνιση των σύγχρονων ηλεκτρονικών υπολογιστών ήταν θέμα χρόνου. Οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές κατέστησαν εφικτή την ταχύτατη αναζήτηση και επεξεργασία δεδομένων, με αποτέλεσμα την εμφάνιση ευφύων λειτουργιών από μηχανές (βλ. ηλεκτρονικούς υπολογιστές) κατά την έννοια του Turing, δηλαδή σε συγκεκριμένα προβλήματα μια μηχανή μπορεί να δίνει εξίσου καλές απαντήσεις με ένα άνθρωπο. [Ref. 1]

Αυτό σήμανε την απαρχή της τεχνητής νοημοσύνης. Ο όρος **τεχνητή νοημοσύνη** αναφέρεται στον κλάδο της πληροφορικής ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που μιμούνται στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς τα οποία υπονοούν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κλπ. Ο Τζον Μακάρθι όρισε τον τομέα αυτόν ως «*επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοημόνων μηχανών*».



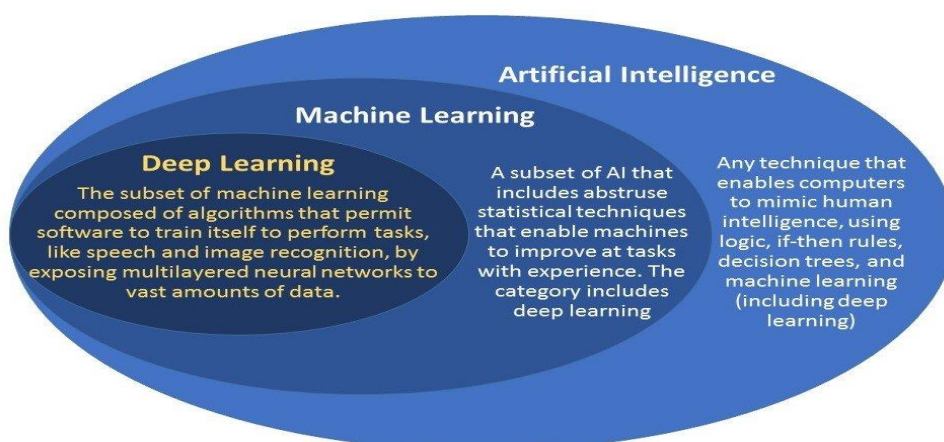
Since an early flush of optimism in the 1950s, smaller subsets of artificial intelligence – first machine learning, then deep learning, a subset of machine learning – have created ever larger disruptions.

**Εικόνα 1.1:** Χρονολογίες ορόσημα σε τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική, βαθιά μάθηση.

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί σημείο τομής μεταξύ πολλαπλών επιστημών όπως της πληροφορικής, της ψυχολογίας, της φιλοσοφίας, της νευρολογίας, της γλωσσολογίας και της επιστήμης μηχανικών, με στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία συλλογιστικής, μάθησης και προσαρμογής στο περιβάλλον, ενώ συνήθως εφαρμόζεται σε μηχανές ή υπολογιστές ειδικής κατασκευής». [Ref. 2]

Διαιρείται στη συμβολική τεχνητή νοημοσύνη, η οποία επιχειρεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη αλγοριθμικά χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες υψηλού επιπέδου, και στην υποσυμβολική τεχνητή νοημοσύνη, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα χρησιμοποιώντας στοιχειώδη αριθμητικά μοντέλα που συνθέτουν επαγωγικά νοήμονες συμπεριφορές με τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων δομικών συστατικών («συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη»), προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου («υπολογιστική νοημοσύνη»), ή αποτελούν εφαρμογή στατιστικών μεθοδολογιών σε προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης. Η διάκριση σε συμβολικές και υποσυμβολικές προσεγγίσεις αφορά τον χαρακτήρα των χρησιμοποιούμενων εργαλείων, ενώ δεν είναι σπάνια η σύζευξη πολλαπλών προσεγγίσεων (διαφορετικών συμβολικών, υποσυμβολικών, ή ακόμα συμβολικών και υποσυμβολικών μεθόδων) κατά την προσπάθεια αντιμετώπισης ενός προβλήματος. Με βάση τον επιθυμητό επιστημονικό στόχο η τεχνητή νοημοσύνη κατηγοριοποιείται σε άλλου τύπου ευρείς τομείς, όπως επίλυση προβλημάτων, μηχανική μάθηση, ανακάλυψη γνώσης, συστήματα γνώσης κλπ. Επίσης υπάρχει επικάλυψη με συναφή επιστημονικά πεδία όπως η μηχανική όραση, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας ή η ρομποτική, τα οποία μπορούν να τοποθετηθούν μέσα στο ευρύτερο πλαίσιο της σύγχρονης τεχνητής νοημοσύνης ως ανεξάρτητα πεδία της. [Ref. 3]

Στην εργασία αυτή θα γίνει αναφορά στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (στην βαθιά τους δομή) τα οποία είναι υποσύνολο της μηχανικής μάθησης.

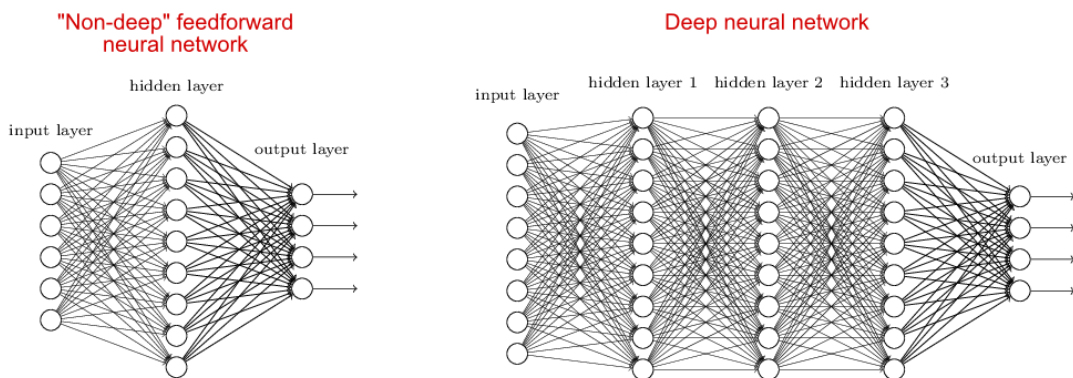


**Εικόνα 1.2:** Τεχνητή νοημοσύνη υπερέσυνολο της μηχανικής μάθησης, που είναι υπερέσυνολο της βαθιάς μάθησης.



### 1.1.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων. Στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων, πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού. Στην περίπτωση τεχνητών νευρώνων, πρόκειται για ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα το οποίο εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης, όταν στόχος του νευρωνικού δικτύου είναι η επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος, ή της υπολογιστικής νευροεπιστήμης, όταν στόχος είναι η υπολογιστική προσομοίωση της λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων με βάση κάποιο μαθηματικό μοντέλο τους (υλοποιούνται συνήθως χρησιμοποιώντας λογισμικό, αλλά δεν λείπουν και οι περιπτώσεις που προτιμάται η υλοποίηση με hardware). [Ref. 4]



**Εικόνα 1.3:** Ρηχό και βαθύ νευρωνικό δίκτυο εμπροσθοδιάδοσης πλήρως συνδεδεμένα.

## 1.2 ΛΟΓΟΙ ΕΞΑΠΛΩΣΗΣ, ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

### 1.2.1 ΛΟΓΟΙ ΕΞΑΠΛΩΣΗΣ ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η ευρεία χρησιμοποίησή τους κατά την τελευταία δεκαετία οφείλεται :

- Στην αύξηση και βελτίωση των υπολογιστικών πόρων, ( hardware – μηχανήματα υπολογιστών) με ισχυρότερους επεξεργαστές (CPU) και περισσότερη μνήμη.
- Στη χρήση αποδοτικότερων μαθηματικών αλγορίθμων για την αντιμετώπιση προβλημάτων κατά την εφαρμογή της μεθόδου επίλυσης όπως μη γραμμικές αντί για γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης.

- Χρήση γραφικού επεξεργαστή (GPU) για την πραγματοποίηση των περισσότερων διαδικασιών.
- Μεγάλες βάσεις δεδομένων με ονομασμένα και μη στοιχεία.
- Υιοθέτηση καλύτερων πρακτικών για την αντιμετώπιση προβλημάτων κατά την εφαρμογή όπως ειδικές αρχικοποιήσεις των συναπτικών βαρών (για αποφυγή εγκλωβισμού του συστήματος σε τοπικά ελάχιστα).

### 1.2.2 ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

- **Μη γραμμικότητα.** Ένας τεχνητός νευρώνας μπορεί να είναι είτε γραμμικός είτε όχι. Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελούμενο από διασυνδεδεμένους μη γραμμικούς νευρώνες είναι, από τη φύση του μη γραμμικό. Επιπλέον αυτή η μη γραμμικότητα είναι «ειδικού τύπου» υπό την έννοια ότι είναι κατανεμημένη σε όλη την έκταση του δικτύου. Η μη γραμμικότητα καθίσταται ιδιαίτερα σημαντική, κυρίως αν ο υποκείμενος φυσικός μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την παραγωγή σήματος εισόδου (π.χ ομιλία) είναι εκ φύσεως μη γραμμικός.
- **Προσαρμοστικότητα.** Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εγγενή δυνατότητα να προσαρμόζουν τα συναπτικά βάρη τους ανάλογα με τις μεταβολές που γίνονται στο περιβάλλον τους. Πιο συγκεκριμένα, ένα νευρωνικό δίκτυο που είναι εκπαιδευμένο να λειτουργεί σε συγκεκριμένο περιβάλλον, μπορεί εύκολα να επανεκπαιδευτεί ώστε να λειτουργεί και σε μεταβαλλόμενο περιβάλλον λειτουργίας. Η φυσική αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου για ταξινόμηση προτύπων, επεξεργασία σήματος και εφαρμογές ελέγχου, σε συνδυασμό με την προσαρμοστική του δυνατότητα, το καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο για την προσαρμοστική ταξινόμηση προτύπων, την προσαρμοστική επεξεργασία σήματος και τον προσαρμοστικό έλεγχο συστημάτων. Σαν γενικό κανόνα θα μπορούσαμε να πούμε ότι όσο πιο προσαρμοστικό είναι ένα σύστημα τόσο πιο χρήσιμο και πιο αποδοτικό θα είναι κυρίως όταν κληθεί να λειτουργήσει σε ένα ασταθές περιβάλλον.
- **Αντιστοίχιση εισόδου-εξόδου.** Ένα δημοφιλές παράδειγμα μάθησης, η μάθηση με εκπαίδευση ή επιβλεπόμενη μάθηση, συνίσταται στην τροποποίηση των συναπτικών βαρών ενός νευρωνικού δικτύου εφαρμόζοντας ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης, ή παραδειγμάτων εργασιών. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και μια αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση. Στο δίκτυο παρουσιάζεται ένα παράδειγμα επιλεγμένο τυχαία από το σύνολο και τα συναπτικά βάρη (ελεύθερες παράμετροι) του δικτύου τροποποιούνται ώστε να μειωθεί η διαφορά μεταξύ προβλεπόμενης απόκρισης και πραγματικής απόκρισης που παράγεται από το σήμα εισόδου, σύμφωνα με ένα κατάλληλο στατιστικό κριτήριο. Η διαδικασία εκπαίδευσης του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα του συνόλου εκπαίδευσης, μέχρι το

σύστημα να φτάσει σε μια ευσταθή κατάσταση, χωρίς περαιτέρω σημαντικές μεταβολές.

- **Ενδεικτική απόκριση.** Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να σχεδιαστεί ώστε να παρέχει πληροφορία όχι μόνο για το ποιό πρότυπο θα επιλεγεί, αλλά και σχετικά με τον βαθμό εμπιστοσύνης στην ληφθείσα απόφαση. Ο βαθμός εμπιστοσύνης μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να απορρίψει την ακρίβεια της αναγνώρισης.
- **Ανοχή σε βλάβες.** Λόγω της φύσης και της δομής τους τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν μεγάλη ευρωστία και ανθεκτικότητα καθώς και ποιοτική απόδοση σε ακραίες ή επισφαλείς συνθήκες. Αυτό συμβαίνει λόγω της κατανεμημένης φύσης της πληροφορίας που αποθηκεύεται στο δίκτυο. Για παράδειγμα αν ένας νευρώνας ή οι συνδέσεις του καταστραφούν αφενός η ποιότητα ανάκλησης ενός αποθηκευμένου προτύπου εκεί μειώνεται, αφετέρου θα πρέπει μια τέτοια βλάβη να πάρει σημαντική έκταση προτού θεωρηθεί «επικίνδυνη» για την συνολική απόκριση του δικτύου. Συμπερασματικά, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να παρουσιάσει μειωμένη απόδοση αλλά είναι εξαιρετικά δύσκολο να παρουσιάσει καταστροφική αποτυχία στην λειτουργία του.
- **Δυνατότητα υλοποίησης με τεχνολογία VLSI.** Η μαζικά παράλληλη φύση του νευρωνικού δικτύου το καθιστά κατάλληλο για χρήση τεχνολογίας πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκλήρωσης (Very Large Scale Of Integration).
- **Σχετική με το περιεχόμενο πληροφορία.** Η γνώση ή πληροφορία που παρουσιάζεται στην δομή του κάθε νευρώνα είναι επηρεασμένη από την συνολική δραστηριότητα όλων των άλλων νευρώνων του δικτύου.
- **Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδίασης.** Υπάρχει μια γενική αρχή ότι οι νευρώνες ως δομικά στοιχεία είναι κοινοί σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Σαν αποτέλεσμα αυτού καθίσταται εφικτή η χρήση των ίδιων θεωριών και αλγορίθμων μάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.
- **Αναλογία με την νευροφυσιολογία του εγκεφάλου.** Η σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου παρουσιάζει πολλές ομοιότητες με στοιχεία από την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου αποδεικνύοντας ότι η παράλληλη επεξεργασία δεν είναι μόνο εφικτή φυσικά αλλά ταχύτατη και ισχυρή και στην μηχανική. Έτσι λοιπόν διακρίνουμε μια αμφίδρομη επικοινωνία μεταξύ δυο φαινομενικά εντελώς διαφορετικών κλάδων της νευροβιολογίας και της πληροφορικής. Οι νευροβιολόγοι αντιμετωπίζουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ως ερευνητικό εργαλείο για την ερμηνεία νευροβιολογικών φαινομένων, ενώ οι μηχανικοί προκειμένου να επιλύσουν ζητήματα αυξημένης πολυπλοκότητας ανατρέχουν στην νευροβιολογία για νέες ιδέες. [Ref. 5 ]

### 1.2.3 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

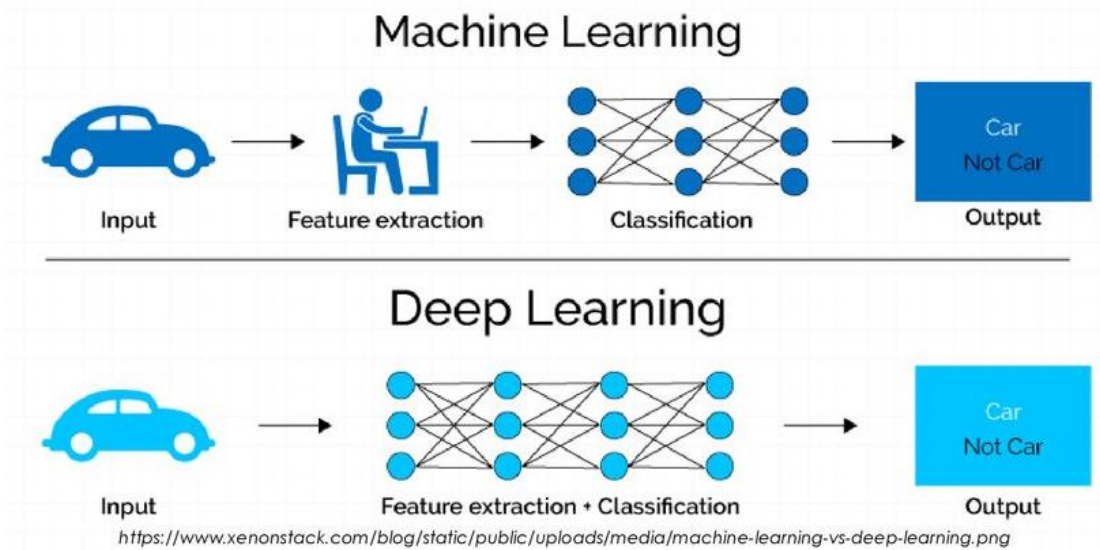
Την τελευταία δεκαετία έχει παρατηρηθεί ραγδαία ανάπτυξη και χρήση εφαρμογών μηχανικής μάθησης και ειδικότερα, των πολυπλοκότερων, τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την επίλυση ενός μεγάλου φάσματος προβλημάτων, όπως στην **αεροδιαστημική** (αυτόματος πιλότος, έλεγχος αεροσκάφους, ανίχνευση βλαβών), στα **αυτοκίνητα** (αυτόματη οδήγηση), στις **τραπεζικές εργασίες** (αξιολόγηση αιτήσεων για δάνειο), στις **στρατιωτικές εφαρμογές** (καθοδήγηση όπλων, αναγνώριση αντικειμένων, προσώπων κλπ.), στην **ηλεκτρονική** (τεχνητή όραση, σύνθεση ήχου, διάγνωση βλαβών), στα **οικονομικά** (αποτίμηση ακίνητης περιουσίας, αξιολόγηση ομολογιακών δανείων επιχειρήσεων, διαχείριση χαρτοφυλακίων, πρόβλεψη συναλλαγματικών μεταβολών), στην **ασφάλιση** (αξιολόγηση αιτήσεων), στις **κατασκευές** (έλεγχος μονάδων, διάγνωση βλαβών, σχεδιασμός και ανάλυση προϊόντων, οπτικά συστήματα ελέγχου ποιότητας), στην **ιατρική** (ανάλυση συμπτωμάτων και διάγνωση για διάφορες ασθένειες), στον **ορυκτό πλούτο** (αξιολόγηση περιοχών για γεώτρηση), στη **ρομποτική** (έλεγχος κίνησης, όραση), στην **ομιλία** (αναγνώριση ομιλίας, εκφορά ομιλίας), στις **τηλεπικοινωνίες** (συμπύεση δεδομένων, μετάφραση γλώσσας σε πραγματικό χρόνο), στις **μεταφορές** (εύρεση δρομολογίων). [Ref. 6]

### 1.2.4 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΣΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Οι διαφορές των βαθιών νευρωνικών δικτύων (τα οποία πολλές φορές αναφέρονται κάτω από τον γενικό όρο της βαθιάς μάθησης – deep learning) από τις άλλες τεχνικές της μηχανικής μάθησης (machine learning) βρίσκονται: α) στο απαιτούμενο μέγεθος των βάσεων δεδομένων για την ανάπτυξη των, β) στην ανάγκη για ύπαρξη γνώσης στο προς επίλυση πρόβλημα για την αποδοτικότερη εξαγωγή στοιχείων, γ) στο μέγεθος των απαιτούμενων υπολογιστικών πόρων και χρόνου εκπαίδευσης, δ) στην ελευθερία επιλογής εναλλακτικών τρόπων προσέγγισης του προβλήματος.

|                            | <b>ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ</b> | <b>ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ</b> |
|----------------------------|------------------------|---------------------|
| <b>ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ</b>      | <i>ΜΙΚΡΗ</i>           | <i>ΜΕΓΑΛΗ</i>       |
| <b>ΓΝΩΣΗ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΥ</b>  | <i>ΝΑΙ</i>             | <i>ΟΧΙ</i>          |
| <b>ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΟΙ ΠΟΡΟΙ</b> | <i>ΛΙΓΟΙ</i>           | <i>ΠΟΛΛΟΙ</i>       |
| <b>ΤΡΟΠΟΙ ΕΠΙΛΥΣΗΣ</b>     | <i>ΠΟΛΛΟΙ</i>          | <i>ΛΙΓΟΙ</i>        |

**Πίνακας 1. 1:** Επιλογή ανάμεσα σε μηχανική μάθηση και βαθιά μάθηση με βάσει διάφορα κριτήρια.

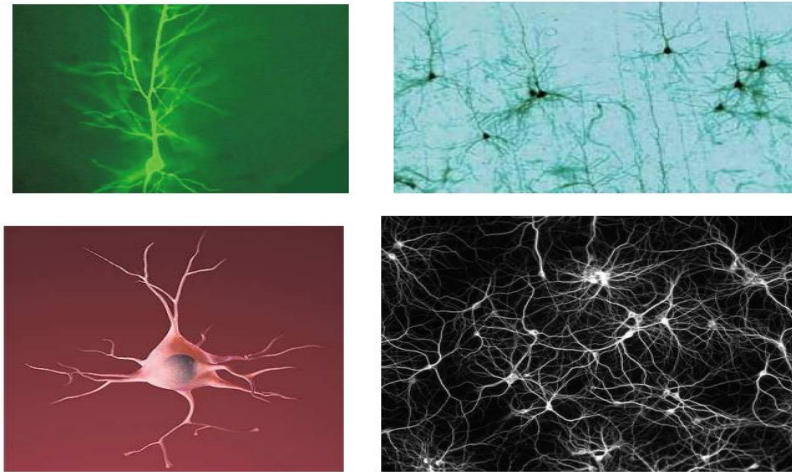


**Εικόνα 1.4:** Διαφορές μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης, κριτήριο διαφοροποίησης η γνώση πεδίου.

## 1.3 ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

### 1.3.1 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

Βασική μονάδα δόμησης του εγκεφάλου είναι ένα κύτταρο που ονομάζεται νευρώνας, το οποίο λειτουργεί όπως και τα άλλα κύτταρα του οργανισμού. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων, της τάξης του  $10^{10}$ . Όλοι οι νευρώνες είναι διαφορετικοί μεταξύ τους και δεν υπάρχουν δύο ολόιδιοι νευρώνες στον μεγάλο αυτό αριθμό. Υπάρχουν πολλοί τύποι νευρώνων και ποικίλοι τρόποι για το πώς ορίζεται μια κατηγορία νευρώνων. Κάθε νευρώνας συνδέεται με πολλούς άλλους νευρώνες με συνδέσεις που ονομάζονται συνάψεις. Ο αριθμός των συνάψεων δεν είναι σταθερός, αλλά συνήθως ένας νευρώνας έχει περί τις  $10^4$  συνάψεις. (Μερικοί όμως νευρώνες έχουν μέχρι και 200.000 συνάψεις.) Πολλές από τις διασυνδέσεις των νευρώνων φαίνεται εκ πρώτης όψεως ότι είναι τυχαίες ή ότι έχουν στατικό χαρακτήρα. Παρόλα αυτά, το πιο πιθανό είναι ότι έχουν δημιουργηθεί με μεγάλη ακρίβεια τόσο στο επίπεδο κύτταρο-προς-κύτταρο, όσο και στο επίπεδο ολόκληρου του συστήματος και μεταβάλλονται δυναμικά.

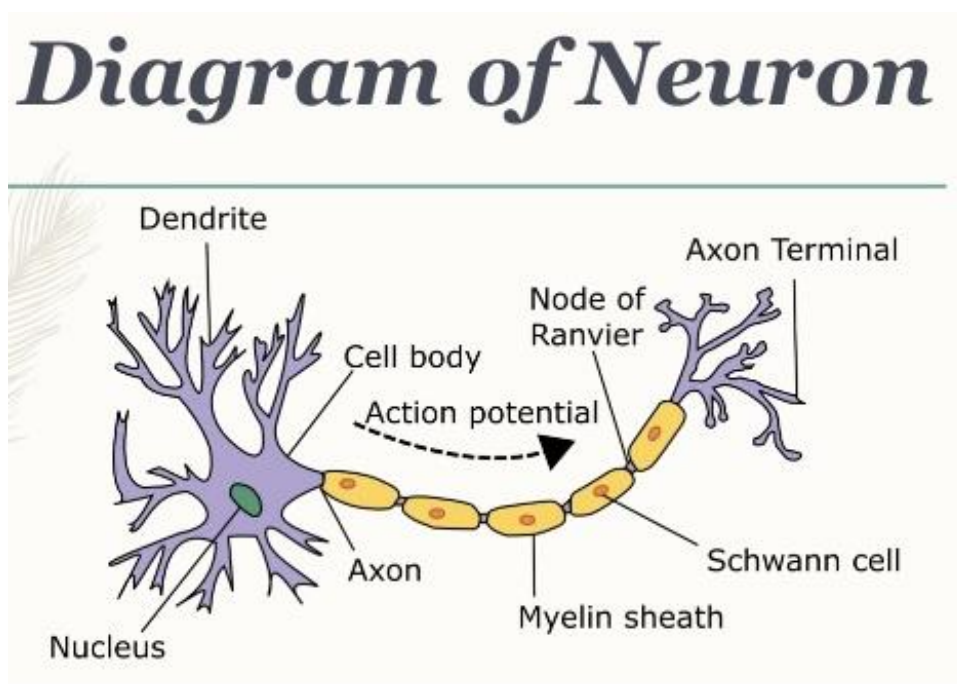


**Εικόνα 1.5:** Μορφολογία τυπικών νευρωνικών κυττάρων.

Ένας αριθμός νευρώνων με τις διασυνδέσεις τους αποτελούν ένα νευρωνικό δίκτυο (neural net). Το όλο σύστημα των νευρωνικών δικτύων στον ανθρώπινο οργανισμό αποτελεί το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (Central Nervous System). Το σύστημα αυτό επεκτείνεται σε όλο το ανθρώπινο σώμα με κεντρικά σημεία τον εγκέφαλο και την σπονδυλική στήλη. Οι νευρώνες βέβαια εκτείνονται μέχρι και όλα τα άκρα. Και μόνο τα μεγέθη των αριθμών αυτών των νευρώνων και των συνδέσεων τους στο νευρικό σύστημα δικαιολογούν πλήρως την περιπλοκότητα του εγκεφάλου, αλλά και τις τεράστιες δυνατότητες που αυτός παρουσιάζει. Οι νευρώνες ως κύτταρα πιστεύεται ότι δεν πολλαπλασιάζονται και δεν αναπαράγονται. Αυτό σημαίνει ότι στο σύνολό του το κεντρικό νευρικό σύστημα δημιουργείται στο έμβρυο από τις πρώτες μέρες της κύησης και είναι τελείως αναπτυγμένο μερικούς μήνες μετά τη γέννηση του οργανισμού. Η θεώρηση αυτή είναι γενικά αποδεκτή. Παρόλα αυτά, υπάρχουν προτάσεις την τελευταία εικοσαετία ότι πιθανώς σε περιορισμένη κλίμακα γίνεται κάποια αναπαραγωγή. Αυτό δείχνει ότι δεν είναι γνωστές όλες οι λεπτομέρειες της φυσιολογίας των νευρωνικών δικτύων του εγκεφάλου ακόμα και σήμερα. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ενός υγιούς ενήλικα χάνει περί τους 1000 νευρώνες την ημέρα. Μεγαλύτερος αριθμός νευρώνων καταστρέφεται από την ακτινοβολία, το οινόπνευμα κτλ., αλλά βέβαια και από την προχωρημένη ηλικία. Η παύση της αναπαραγωγής των νευρώνων δεν ισχύει και για τις συνάψεις. Το αντίθετο μάλιστα. Καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής ενός οργανισμού οι συνάψεις βρίσκονται σε μία δυναμική ισορροπία, δημιουργούνται καινούργιες και καταστρέφονται παλιές. Η δημιουργία των νέων συνάψεων γίνεται όταν ο εγκέφαλος αποκτά περισσότερες εμπειρίες από το περιβάλλον, μαθαίνει, αναγνωρίζει, κατανοεί κτλ. Μάλιστα, οι σοβαρές 14 ασθένειες της προχωρημένης ηλικίας προέρχονται κυρίως από την μεγάλη καταστροφή των συνάψεων στα νευρωνικά δίκτυα του κεντρικού νευρικού συστήματος, και όχι τόσο από την καταστροφή των νευρώνων. Ο ρόλος του νευρώνα σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι να λαμβάνει όλα τα σήματα που έρχονται από άλλους νευρώνες, να τα επεξεργάζεται με κατάλληλο τρόπο και να μεταδίδει περαιτέρω το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες, ούτως ώστε το σήμα να διαδίδεται σε ολόκληρο το

νευρωνικό δίκτυο. Τα σήματα που επεξεργάζεται ένας νευρώνας είναι ηλεκτρικής μορφής και είναι της τάξης μερικών μιλιβολτ (mV). Το σύνολο των νευρώνων στον εγκέφαλο δεν συμμετέχει στην δημιουργία ενός και μόνο δικτύου.

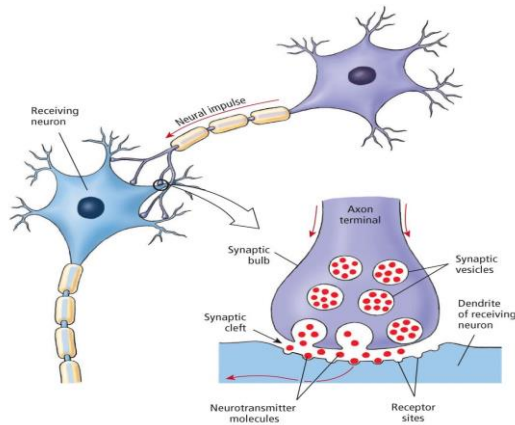
Κάθε νευρώνας είναι ένα εξειδικευμένο κύτταρο το οποίο έχει τη δυνατότητα μετάδοσης ενός ηλεκτροχημικού σήματος. Ο νευρώνας έχει μια διακλαδωτική διάρθρωση εισροών, τους δενδρίτες (dendrites), ένα κυτταρικό σώμα και μια διακλαδωτική δομή εκροών (τον άξονα).



**Εικόνα 1.6:** Διάγραμμα βιολογικού νευρώνα.

Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων, με τους άξονες και τους δενδρίτες, γίνονται στις επαφές που ονομάζονται συνάψεις. Η σύναψη έχει πολύ περίπλοκη δομή και επιτελεί επίσης περίπλοκες διεργασίες κατά την μετάδοση του σήματος. Ο άξονας, όπως είδαμε, συνήθως έχει πάρα πολλές διακλαδώσεις και έτσι στέλνει πολλά σήματα σε διαφορετικά σημεία. Στα σημεία που εφάπτονται οι δενδρίτες δημιουργείται μία σύναψη. Η επαφή που δημιουργείται περιέχει ένα κενό, το συναπτικό χάσμα, το οποίο είναι περίπου 20 – 200 nanometers. Στην άκρη κάθε διακλάδωσης σχηματίζεται ένα μικρό εξόγκωμα, το οποίο εκρέει χημικούς μεταβιβαστές οι οποίοι διαπερνούν το συναπτικό χάσμα και έτσι φθάνουν στον άλλο νευρώνα. Μερικοί νευροδιαβιβαστές είναι διεγερτικοί, ενώ άλλοι είναι ανασταλτικοί. Η διαδικασία της μάθησης επιτυγχάνεται διαφοροποιώντας την αποτελεσματικότητα των συνάψεων, ώστε η επιρροή του ενός νευρώνα στον άλλο να μεταβάλλεται.





**Εικόνα 1.7:** Διαδικασία πυροδότησης βιολογικού νευρώνα.

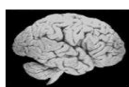
Κάθε νευρώνας έχει δύο δυνατές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρίσκεται και τις ονομάζουμε ενεργός και μη-ενεργός κατάσταση. Όταν ο νευρώνας είναι ενεργός λέμε ότι πυροδοτεί, ενώ όταν είναι μη-ενεργός λέμε ότι είναι αδρανής. Ενδιάμεσες καταστάσεις δεν υπάρχουν. Κατά κάποιο τρόπο μπορούμε να πούμε ότι ο νευρώνας αποτελεί ένα δυαδικό στοιχείο, ώστε στο σημείο αυτό να αναγνωρίζουμε μια ομοιότητα με τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές.

Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, παράγει ένα ηλεκτρικό σήμα-παλμό κατά μήκος του άξονα, το οποίο έχει διάρκεια της τάξης του msec και ένταση της τάξης μερικών mvolts. Το σήμα αυτό ταξιδεύει μέσα στο νευρωνικό δίκτυο από νευρώνα σε νευρώνα χωρίς να ελαττωθεί καθόλου. Ο μέγιστος ρυθμός παραγωγής των παλμών είναι περίπου 1000 παλμοί ανά sec. Όλα τα σήματα που καταφθάνουν σε ένα νευρώνα σε μια δεδομένη στιγμή αθροίζονται, δηλαδή αθροίζονται τα ηλεκτρικά δυναμικά τους. Αν το άθροισμα των σημάτων φθάσει ή ξεπεράσει μια δεδομένη τιμή (κατώφλι), τότε θεωρείται ότι ο νευρώνας βρίσκεται σε διεγερμένη κατάσταση και πυροδοτεί. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να στείλει μέσω του άξονα έναν παλμό. Αν το άθροισμα όμως είναι μικρότερο από την δεδομένη αυτή τιμή, τότε δεν συμβαίνει τίποτα. Ο νευρώνας παραμένει αδρανής. Το δυναμικό αυτό που είναι μικρότερο από το κατώφλι, χάνεται. Η τιμή του κατωφλίου ονομάζεται  $\theta$ . Έτσι ένας νευρώνας πυροδοτεί μόνο όταν το συνολικό σήμα το οποίο λήφθηκε από τους δενδρίτες, υπερβεί το κατώτατο όριο βολής  $\theta$  (firing threshold). Η ισχύς ενός σήματος που λαμβάνεται από ένα νευρώνα, εξαρτάται από την αποτελεσματικότητα των συνάψεων. Ο Donald Hebb, ένας από τους πιο σημαντικούς ερευνητές στα νευρολογικά συστήματα, ανέδειξε το ζήτημα της μάθησης του βιολογικού νευρωνικού συστήματος και πρότεινε ότι η μάθηση συνιστάται κυρίως στη μεταβολή της ισχύος των συναπτικών συνδέσμων.



### 1.3.2 ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΙΕΣ, ΟΜΟΙΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΒΙΟΛΟΓΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η όλη ιδέα και η σύλληψη της επιστήμης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων βασίζεται στην δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου ο οποίος αποτελείται από εκατομμύρια νευρώνες με σκοπό να εκτελούνται όλες οι ανθρώπινες λειτουργίες. Η επιστήμη αυτή βασίστηκε στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί τους υπολογισμούς με τελείως διαφορετικό τρόπο από έναν συμβατικό υπολογιστή. Ο εγκέφαλος είναι ένας εξαιρετικά πολύπλοκος μη γραμμικός παράλληλος υπολογιστής. Έχει την δυνατότητα να οργανώνει τα δομικά του στοιχεία, γνωστά ως νευρώνες, με τρόπο ώστε να εκτελούν συγκεκριμένους υπολογισμούς με ταχύτητα πολλαπλάσια συγκριτικά με τον γρηγορότερο ψηφιακό υπολογιστή που μπορεί να υπάρξει. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η ανθρώπινη όραση. Ο εγκέφαλος είναι ο κύριος αποδέκτης των ερεθισμάτων που δέχεται ο άνθρωπος και ανάλογα με το τι βλέπει αντιδρά ανάλογα. Το θέμα εδώ είναι ότι επεξεργάζεται τα όποια ερεθίσματα συναντά με ταχύτητα σχεδόν αμελητέα και μη αντιληπτή για εμάς (περίπου 100 με 200 ns) την ίδια στιγμή που εργασίες πολύ μικρότερου βαθμού πολυπλοκότητας απαιτούν πολύ μεγαλύτερους χρόνους εκτέλεσης από ένα ισχυρό υπολογιστή. Ένα ακόμη πολύ ενδιαφέρον παράδειγμα είναι οι νυχτερίδες οι οποίες χρησιμοποιούν ένα είδος σόναρ για να μετακινηθούν στο σκοτάδι. Δεν βλέπουν τόσο καλά και ζουν σχεδόν αποκλειστικά το βράδυ, γι' αυτό και πρέπει να στηρίζονται σε άλλες μεθόδους "πλοήγησης" κατά την πτήση εκτός της όρασης. Οι νυχτερίδες στέλνουν σήματα ηχούς στο περιβάλλον και λαμβάνουν πίσω τις αντανάκλασεις αυτές, ξέροντας έτσι τι βρίσκεται γύρω τους. Οι πολύπλοκοι νευρωνικοί υπολογισμοί που απαιτούνται για την εξαγωγή όλων αυτών των πληροφοριών πραγματοποιούνται, από τον επουσιώδη από άποψη μεγέθους εγκέφαλο της νυχτερίδας, με τέτοια ακρίβεια που θα ζήλευαν όλα τα προηγμένα ραντάρ. Το πως τα καταφέρνει ο ανθρώπινος εγκέφαλος ή ακόμα και ο εγκέφαλος της νυχτερίδας αποτελεί ένα εξαιρετικά ενδιαφέρον επιστημονικό πεδίο μελέτης νευρώνων-εγκεφάλου. [Ref. 7]



## Brain versus Computer (hardware)

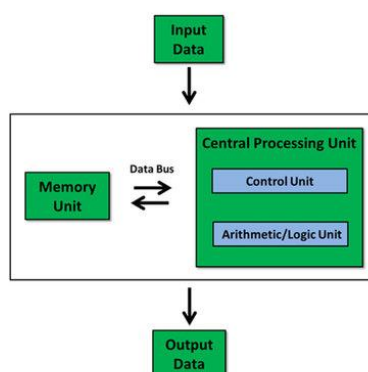


| Numbers                 | Human brain                 | Von Neumann computer      |
|-------------------------|-----------------------------|---------------------------|
| # elements              | $10^{10} - 10^{12}$ neurons | $10^7 - 10^8$ transistors |
| # connections / element | $10^4 - 10^3$               | 10                        |
| switching frequency     | $10^3$ Hz                   | $10^9$ Hz                 |
| energy / operation      | $10^{-16}$ Joule            | $10^{-6}$ Joule           |
| power consumption       | 10 Watt                     | 100 - 500 Watt            |
| reliability of elements | low                         | reasonable                |
| reliability of system   | high                        | reasonable                |

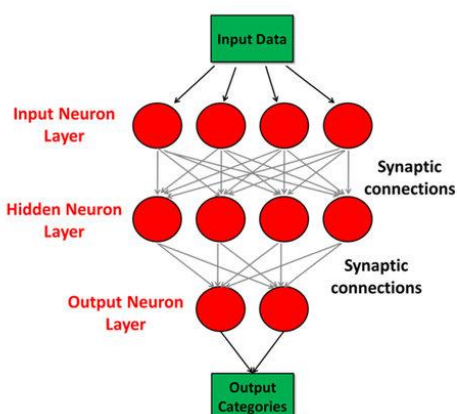
**Εικόνα 1.8:** Σύγκριση ανθρώπινου εγκεφάλου και υπολογιστή.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν μία δομή η οποία εμπνέεται από το πρότυπο του ανθρώπινου εγκεφάλου. Δεν περιέχουν όλες τις λεπτομέρειες της δομής και λειτουργίας του εγκεφάλου, οι οποίες εξάλλου, δεν είναι γνωστές ακόμα και σήμερα. Χρησιμοποιούν μόνο την κεντρική ιδέα της δομής και της λογικής λειτουργίας του, ξεκινώντας από μία συλλογή μονάδων που είναι αντίστοιχες προς τους νευρώνες – κύτταρα, και προσπαθούν να επιτελέσουν τις ανάλογες διεργασίες για τις οποίες έχουν σχεδιασθεί. Τελικά, όμως, τα βιολογικά και τα τεχνητά δίκτυα διαφέρουν πάρα πολύ ως προς την αρχιτεκτονική και τις ιδιότητες τους.

**Von-Neumann architecture**



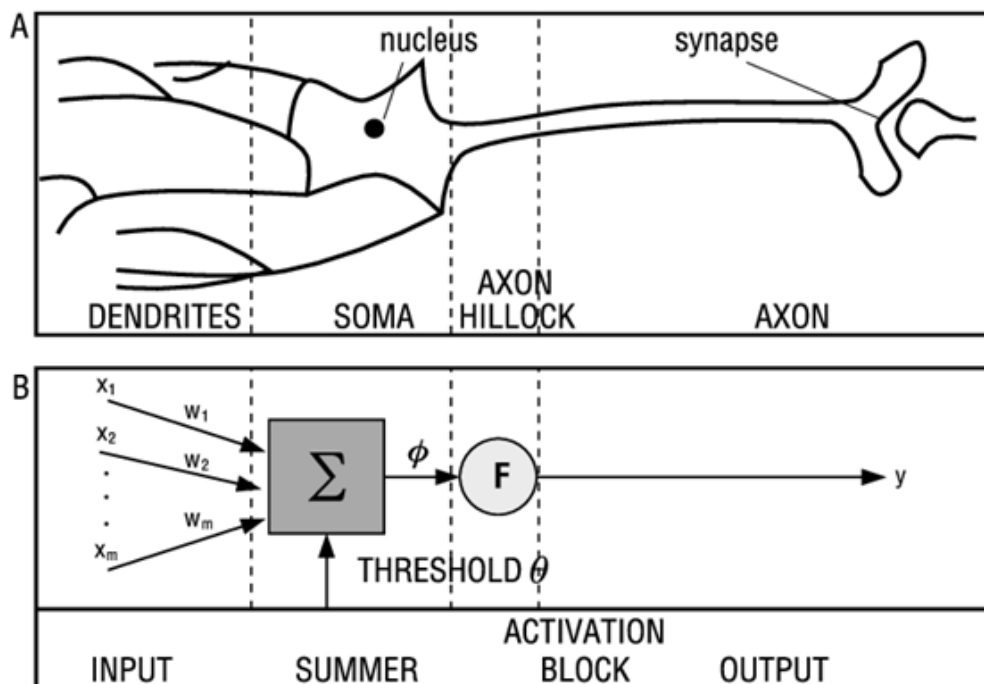
**Neuromorphic architecture**



**Εικόνα 1.9:** Σύγκριση μεταξύ αρχιτεκτονικών υπολογιστών von Neumann και νευρωνικών δικτύων.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από έναν αριθμό απλών διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας τα οποία καλούνται νευρώνες ή κόμβοι. Κάθε κόμβος λαμβάνει ένα σήμα εισόδου που είναι το σύνολο πληροφορίας που

καταφθάνει από άλλους κόμβους ή από εξωτερικά ερεθίσματα, το επεξεργάζεται τοπικά μέσω μιας συναρτησης ενεργοποίησης ή μιας συνάρτησης μεταφοράς και παράγει ένα μετασχηματισμένο σήμα εξόδου το οποίο κατευθύνεται προς έναν άλλο εσωτερικό κόμβο ή ένα κόμβο εξόδου. Αν και κάθε μεμονωμένος νευρώνας λειτουργεί μάλλον αργά και όχι εντελώς σωστά, συλλογικά ένα δίκτυο μπορεί να εκτελέσει έναν εκπληκτικό αριθμό στόχων αρκετά αποτελεσματικά. Αυτό το χαρακτηριστικό επεξεργασίας πληροφοριών τα κάνει μια ισχυρή υπολογιστική μέθοδο ικανή να εκπαιδευθεί και στη συνέχεια να γενικευθεί σε άλλες άγνωστες εφαρμογές. Η δομή του τεχνητού νευρωνικού δικτύου μιμείται κατά κάποιο τρόπο εκείνη του βιολογικού νευρωνικού δικτύου, ώστε να εμφανίζει παρόμοιες ιδιότητες. Κατ' αναλογία, επομένως, με ένα δίκτυο νευρώνων εγκεφάλου, ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων που αλληλεπιδρούν, συνδεόμενοι μεταξύ τους με τις λεγόμενες συνάψεις (synapses). Ο βαθμός αλληλεπίδρασης είναι διαφορετικός για κάθε ζεύγος νευρώνων και καθορίζεται από τα συναπτικά βάρη (synaptic weights). Συγκεκριμένα, καθώς το νευρωνικό δίκτυο αλληλεπιδρά με το περιβάλλον και μαθαίνει από αυτό, τα συναπτικά βάρη μεταβάλλονται συνεχώς, ενδυναμώνοντας ή αποδυναμώνοντας την ισχύ του κάθε δεσμού. **Όλη η εμπειρική γνώση που αποκτά επομένως το νευρωνικό δίκτυο από το περιβάλλον κωδικοποιείται στα συναπτικά βάρη.** Αυτά αποτελούν το χαρακτηριστικό εκείνο που δίνει στο δίκτυο την ικανότητα για εξέλιξη και προσαρμογή στο περιβάλλον. [Ref. 8]



**Εικόνα 1.10:** Αντιστοιχία βιολογικού και τεχνητού νευρώνα.

Ο χαρακτηρισμός ενός νευρικού συστήματος ως «εξελισσόμενο» είναι συνυφασμένος με την έννοια της πλαστικότητας και περιλαμβάνει την δυνατότητα να προσαρμόζεται ανάλογα με το περιβάλλον του, κάτι που το καθιστά

αναντικατάστατο και εξαιρετικά κρίσιμο για την διαιώνιση και ομαλή εξέλιξη των ειδών. Συμπερασματικά, στην πλέον γενική μορφή του, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι μια μηχανή σχεδιασμένη ώστε να μοντελοποιεί τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλος εκτελεί μια συγκεκριμένη εργασία ή λειτουργία. Το δίκτυο αυτό υλοποιείται συνήθως με τη χρήση ηλεκτρονικών συστατικών ή προσομοιώνεται με τη χρήση λογισμικού σ' έναν υπολογιστή. Για να πετύχουν καλύτερη απόδοση, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν τεράστιο αριθμό απλών διασυνδεδεμένων μεταξύ τους υπολογιστικών κυττάρων, τα οποία αποκαλούνται «νευρώνες» ή «μονάδες επεξεργασίας». [Ref. 9]

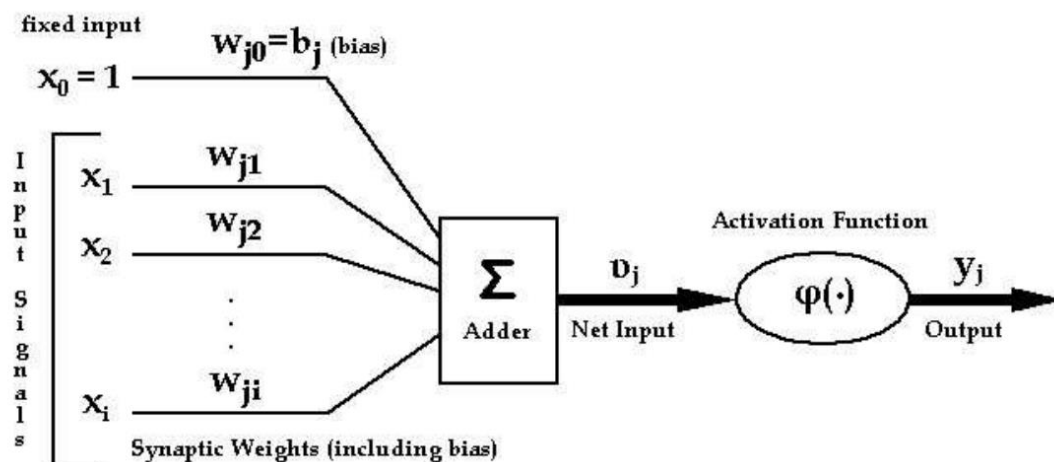
- Παρακάτω διατυπώνεται ο ακόλουθος ορισμός ενός νευρωνικού δικτύου ως προσαρμόσιμη μηχανή. Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανομημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο στα εξής σημεία:
- Το δίκτυο προσλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης.
- Η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται συναπτικό βάρος χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτιέται.
- Με την απόκτηση νέων γνώσεων τα παλιά κυκλώματα διαλύονται και σχηματίζονται νέες συνδέσεις, συγκροτώντας και επανασυγκροτώντας ακατάπαυστα τις δικές μας αναπαραστάσεις του κόσμου.

### 1.3.3 ΔΟΜΗ ΕΝΟΣ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

Σε αναλογία με το βιολογικό νευρώνα του εγκεφάλου, ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι η δομική μονάδα του τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Σε αυτόν συντελείται όλη η επεξεργασία της πληροφορίας. Κάθε νευρώνας δέχεται πληροφορία, την επεξεργάζεται και δίνει μία τιμή εξόδου. Οι εισοδοί του είναι είτε οι έξοδοι άλλων νευρώνων, είτε το πρωταρχικό σήμα εισόδου του δικτύου. Υπάρχουν διάφορα είδη νευρώνων. Το είδος που θα επιλεγεί για να δομηθεί ένα συγκεκριμένο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, εξαρτάται από τη φύση του εκάστοτε προβλήματος που εξετάζουμε. Σε πολλές περιπτώσεις χρησιμοποιείται συνδυασμός διαφορετικών ειδών νευρώνων.

Ένα νευρωνικό δίκτυο δημιουργείται από ένα μεγάλο αριθμό απλών επεξεργαστών, τους νευρώνες. Ο τεχνητός νευρώνας αποτελεί τη στοιχειώδη μονάδα διαχείρισης πληροφοριών του νευρωνικού δικτύου. Τα συστατικά του στοιχεία είναι:

- Ένα σύνολο συνάψεων (ή συνδέσεων) κάθε μια από τις οποίες χαρακτηρίζεται από ένα βάρος. Κάθε νευρώνας συνδέεται απευθείας με τους άλλους νευρώνες διαμέσου των συνάψεων. Συγκεκριμένα, το σήμα  $x_i$  (η είσοδος της σύναψης  $j$  η οποία συνδέεται με τον νευρώνα  $i$ ) πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος  $w_{ji}$ . Τα βάρη αναλογούν σε πληροφορία, που χρησιμοποιείται από το δίκτυο για την επίλυση του εκάστοτε προβλήματος. Σε αντίθεση με τις συνάψεις του εγκεφάλου, ένα συναπτικό βάρος τεχνητού νευρωνικού δικτύου μπορεί να δέχεται και αρνητικές τιμές.
- Ένας αθροιστής (adder) ο οποίος αθροίζει τα εισερχόμενα σήματα, αφού έχουν τροποποιηθεί από το βάρος της αντίστοιχης σύναψης.
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) της οποίας ρόλος είναι ο προσδιορισμός του μεγέθους της τιμής εξόδου του νευρώνα. Συνήθως το εύρος των τιμών εξόδου του νευρώνα περιορίζεται στο διάστημα  $[0,1]$  ή στο  $[-1,1]$ . Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μια συνάρτηση των δεδομένων εισόδου που έχει λάβει ο νευρώνας και αποτελεί την εσωτερική του κατάσταση.
- Η πόλωση του νευρώνα (bias), η οποία δεν υπάρχει πάντα. Σκοπός της είναι η αύξηση ή η μείωση της εισόδου της συνάρτησης ενεργοποίησης.



**Εικόνα 1.11:** Σχηματική αναπαράσταση μη γραμμικού νευρώνα όπου  $x_i$  είναι τα σήματα εισόδου και τα  $w_{ji}$  είναι τα βάρη του νευρώνα με  $i = 1, 2, \dots, d$ . Το  $u$  είναι η έξοδος του αθροιστή (ονομάζεται και net input),  $b$  είναι η μεροληψία,  $\phi(\cdot)$  είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) και  $y$  είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα, που αναφέρεται και σαν πραγματική έξοδος. Αντίστοιχα η μεροληψία (bias) μπορεί να θεωρηθεί ως ένα βάρος  $w_{j0} = b$  μιας σύναψης η οποία είναι συνδεδεμένη σε σταθερή είσοδο  $+1$ .

### 1.3.3.1 ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΕΧΝΗΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

#### 1.3.3.1.1 ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης πρέπει να πληρούν κάποια κριτήρια:

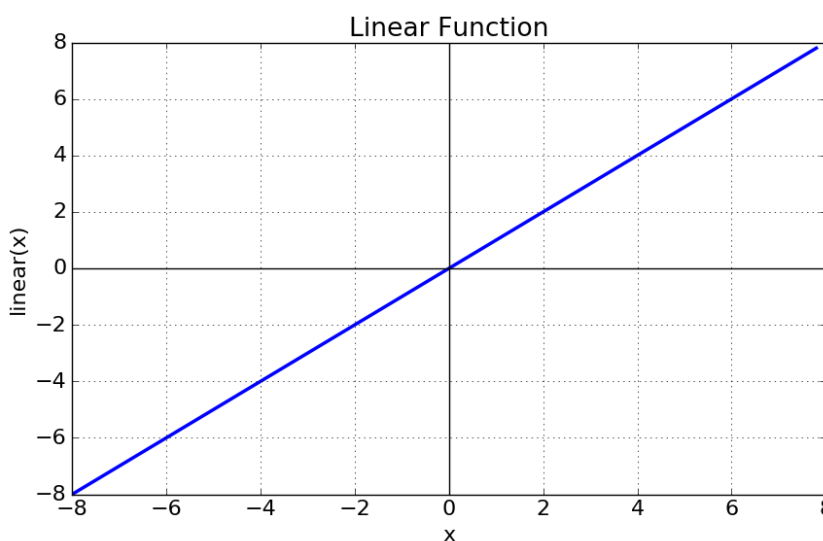
- **Να είναι μη γραμμικές.** Μια γραμμική εξίσωση είναι απλή στην επίλυση, αλλά είναι περιορισμένη στην ικανότητά της να επιλύει πολύπλοκα προβλήματα και έχει λιγότερη δυνατότητα να μάθει πολύπλοκες συναρτησιακές αντιστοιχίσεις από τα δεδομένα. Ένα νευρωνικό δίκτυο χωρίς μια συνάρτηση ενεργοποίησης ή με μια γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης είναι απλώς ένα μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης. Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης μπορεί να αποδειχθεί ότι μπορεί να προσεγγίσει οποιαδήποτε μορφή συνάρτησης. Η συνάρτηση ενεργοποίησης κάνει το μη γραμμικό μετασχηματισμό στην είσοδο, καθιστώντας το νευρώνα ικανό να μαθαίνει και να εκτελεί πιο σύνθετες εργασίες. Θα θέλαμε τα νευρωνικά μας δίκτυα να δουλεύουν σε πολύπλοκα δεδομένα όπως βίντεο, ήχο, ομιλία κ.λπ. Οι γραμμικοί μετασχηματισμοί δεν θα μπορούσαν ποτέ να εκτελέσουν τέτοια καθήκοντα. Όταν πολλαπλά στρώματα χρησιμοποιούν τη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, ολόκληρο το δίκτυο είναι ισοδύναμο με ένα μονοστρωματικό μοντέλο.
- **Να παραγωγίζονται παντού και να έχουν παντού συνεχείς παραγώγους.** Αυτή η ιδιότητα είναι επιθυμητή για βελτιστοποίηση βάσει της μέγιστης κλίσης του διανύσματος (gradient based optimization).
- **Να είναι Μονοτονικές.** Όταν η **συνάρτηση** ενεργοποίησης είναι μονοτονική, η επιφάνεια σφάλματος που σχετίζεται με ένα μονοστρωματικό μοντέλο είναι εγγυημένα κυρτή. Άρα πιο πιθανό να φτάσουμε σε ολικό ελάχιστο του σφάλματος.
- **Σχετικά με το εύρος.** Όταν η περιοχή της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι πεπερασμένη, οι μέθοδοι κατάρτισης με βάση την κλίση (gradient based training methods) τείνουν να είναι πιο σταθερές, επειδή οι παρουσιάσεις διαφόρων μοτίβων επηρεάζουν σημαντικά μόνο περιορισμένα βάρη. Όταν το εύρος είναι άπειρο, η εκπαίδευση είναι γενικά πιο αποτελεσματική, επειδή οι παρουσιάσεις μοτίβων επηρεάζουν σημαντικά το μεγαλύτερο μέρος των βαρών. Στην τελευταία περίπτωση, οι μικρότεροι ρυθμοί εκπαίδευσης είναι συνήθως απαραίτητοι.
- **Να προσεγγίζουν την συνάρτηση  $f(x) = x$  κοντά στην αρχή του συστήματος συντεταγμένων.** Όταν οι συναρτήσεις ενεργοποίησης έχουν αυτή την ιδιότητα, το δίκτυο θα μάθει αποτελεσματικά όταν αρχικοποιούνται τα βάρη του με μικρές τυχαίες τιμές. Όταν η συνάρτηση ενεργοποίησης δεν

προσεγγίζει την συνάρτηση  $f(x) = x$  κοντά στην αρχή του συστήματος συντεταγμένων, πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή κατά την αρχικοποίηση των βαρών. [Ref. 10]

### 1.3.3.1.2 ΟΙ ΚΥΡΙΟΤΕΡΕΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

#### Γραμμική συνάρτηση ή ταυτοτική συνάρτηση ενεργοποίησης

Όπως μπορείτε να δείτε η συνάρτηση είναι μια γραμμή. Ως εκ τούτου, η έξοδος των συναρτήσεων δεν περιορίζεται μεταξύ κάποιου εύρους.



**Εικόνα 1.12:** Γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.

Εξίσωση:  $f(x) = x$

Εύρος:  $(-\infty \text{ έως } +\infty)$

Όπως φαίνεται στο παραπάνω σχήμα, η συνάρτηση είναι ανάλογη προς την είσοδο. Αυτό μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους νευρώνες και πολλαπλοί νευρώνες μπορούν να ενεργοποιηθούν ταυτόχρονα. Τώρα, όταν έχουμε πολλαπλές κλάσεις, μπορούμε να επιλέξουμε αυτή που έχει τη μέγιστη τιμή. Αλλά εξακολουθούμε να έχουμε ένα θέμα εδώ, η παράγωγος μιας γραμμικής συνάρτησης είναι σταθερή, δηλαδή δεν εξαρτάται από την τιμή εισόδου  $x$ . Αυτό σημαίνει ότι κάθε φορά που κάνουμε μια οπισθοδιάδοση σφάλματος, η κλίση θα είναι η ίδια. Και αυτό είναι ένα μεγάλο πρόβλημα γιατί δεν βελτιώνουμε πραγματικά το σφάλμα, καθώς η κλίση παραμένει η ίδια. Και όχι μόνο αυτό, ας υποθέσουμε ότι προσπαθούμε να εκτελέσουμε ένα πολύπλοκο έργο για το οποίο χρειαζόμαστε πολλαπλά στρώματα στο δίκτυό μας. Τώρα, αν κάθε στρώμα έχει γραμμικό

μετασχηματισμό, ανεξάρτητα από το πόσες στρώσεις έχουμε η τελική έξοδος, δεν είναι παρά ένας γραμμικός μετασχηματισμός της εισόδου.

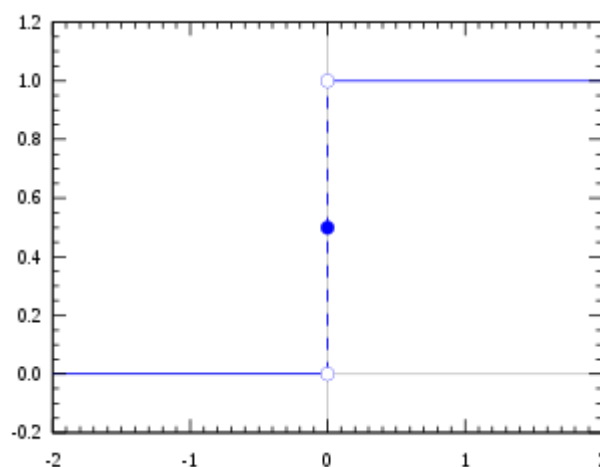
Οι **συναρτήσεις μη γραμμικής ενεργοποίησης** είναι οι πιο χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης. Καθιστούν εύκολο για το μοντέλο να γενικεύει και να προσαρμόζεται στην ποικιλία δεδομένων και να διαφοροποιεί την έξοδο.

Οι συναρτήσεις μη γραμμικής ενεργοποίησης διαιρούνται κυρίως με βάση την εύρος του πεδίου τιμών ή τις καμπύλες τους.

### 1. Η βηματική συνάρτηση ή συνάρτηση κατωφλιού (binary step function):

$$g(v) = \begin{cases} 0, & v < 0 \\ 1, & v \geq 0 \end{cases}, \text{ ή οποιαδήποτε άλλη βηματική συνάρτηση.}$$

Η βηματική συνάρτηση δεν θεωρείται χρήσιμη ως συνάρτηση ενεργοποίησης στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, καθώς έχει το βασικό μειονέκτημα να είναι η παράγωγός της ίση με μηδέν. Έτσι, προέκυψε η ανάγκη συναρτήσεων ενεργοποίησης που η γραφική παράστασή 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.)



**Εικόνα 1.13:** Βηματική συνάρτηση για τιμή κατωφλιού ίση προς μηδέν.

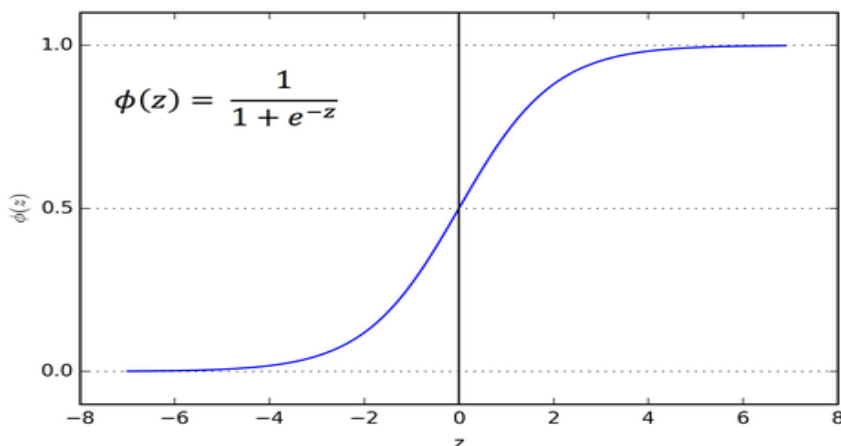
Αν το ενδιάμεσο αποτέλεσμα ήταν μικρότερο μιας τιμής κατωφλιού, η έξοδος του νευρώνα ήταν ίση προς 0 (αδρανής νευρώνας), αλλιώς ήταν ίση προς 1 (ενεργοποιημένος νευρώνας).

Το παραπάνω μοντέλο αναφέρεται συχνά ως μοντέλο McCulloch-Pitts προς τιμή αυτών που το πρότειναν.

### 2. Σιγμοειδής ή λογιστική συνάρτηση ενεργοποίησης (Logistic activation function)



Η καμπύλη της Σιγμοειδούς συνάρτησης μοιάζει με σχήμα S.



**Εικόνα 1.14:** Σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης.

Η εξίσωση:  $\phi(z) = 1 / (1 + \exp(-z))$

Εύρος: (0 έως 1)

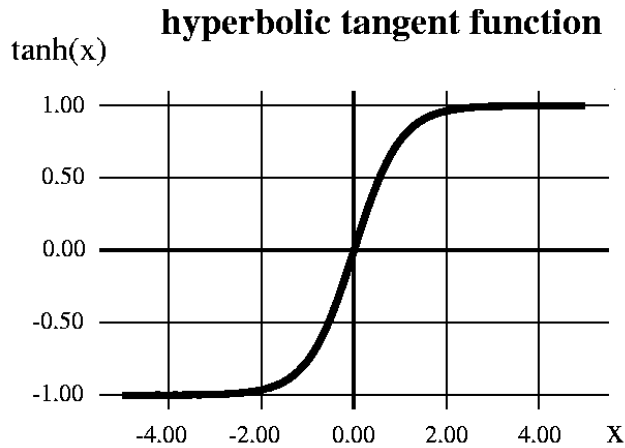
**Πλεονεκτήματα:**

- Η συνάρτηση είναι παραγωγίσιμη. Αυτό σημαίνει ότι μπορούμε να βρούμε την κλίση της σιγμοειδούς καμπύλης σε οποιαδήποτε δύο σημεία.
- Η συνάρτηση είναι μονοτονική, αλλά η παράγωγος της συνάρτησης δεν είναι.

**Μειονεκτήματα:**

- Δημιουργεί ένα υπερβολικά μειούμενο διάνυσμα (vanishing gradient problem), καθώς οι τιμές  $Y$  τείνουν να ανταποκρίνονται πολύ λιγότερο στις αλλαγές στο  $X$
- Η έξοδος της δεν είναι κεντραρισμένη στο μηδέν. Κάνει τις ενημερώσεις του διανύσματος κλίσης να πηγαίνουν πολύ μακριά σε διαφορετικές κατευθύνσεις και κάνει τη βελτιστοποίηση πιο δύσκολη.
- Οι σιγμοειδείς συναρτήσεις (άρα και η λογιστική) σε πολύ μεγάλες και πολύ μικρές τιμές του  $X$  έχουν σχεδόν μηδενικές κλίσεις και άρα γίνεται πολύ αργά η εκπαίδευση του δικτύου.
- Οι σιγμοειδείς συναρτήσεις (άρα και η λογιστική) έχουν αργή σύγκλιση.

**3. Tanh ή υπερβολική εφαπτομένη συνάρτηση ενεργοποίησης:**



**Εικόνα 1.15:** Συνάρτηση ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης.

Εξίσωση:  $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

Εύρος: (-1 έως 1)

**ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ:**

- Η συνάρτηση και η παράγωγος της είναι μονότονες.
- Η έξοδος έχει κέντρο συμμετρίας το μηδέν.
- Η βελτιστοποίηση είναι ευκολότερη.

**ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ:**

- Παρουσιάζει τα προβλήματα της λογιστικής.

**Ποια συνάρτηση ενεργοποίησης πρέπει να χρησιμοποιηθεί;**

- Έχουμε δει διάφορες κατηγορίες συναρτήσεων ενεργοποίησης, χρειαζόμαστε κάποια λογική για να αποφασίσουμε ποιά συνάρτηση ενεργοποίησης πρέπει να χρησιμοποιηθεί και σε ποιά κατάσταση.
- Με βάση τις ιδιαιτερότητες του προβλήματος, θα μπορούσαμε να κάνουμε μια επιλογή για εύκολη και ταχύτερη σύγκλιση του δικτύου.
- Οι σιγμοειδείς συναρτήσεις και οι συνδυασμοί τους λειτουργούν γενικά καλύτερα στην περίπτωση προβλημάτων ταξινόμησης.
- Οι σιγμοειδείς και η συνάρτηση  $\tanh$  αποφεύγονται ορισμένες φορές εξαιτίας του προβλήματος του υπερβολικά μειούμενου διανύσματος κλίσης (vanishing gradient).

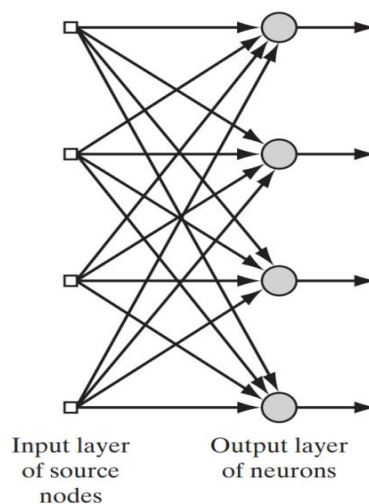
- Το Tanh αποφεύγεται τις περισσότερες φορές λόγω του προβλήματος μη χρησιμοποιούμενων νευρώνων που δημιουργούνται κατά την εκπαίδευση (νεκροί νευρώνες). [Ref. 11]

### 1.3.4 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

Ο τρόπος με τον οποίο δομούνται οι νευρώνες ενός δικτύου ονομάζεται αρχιτεκτονική του. Σε γενικές γραμμές, μπορούμε να εντοπίσουμε τρεις θεμελιωδώς διαφορετικές κατηγορίες αρχιτεκτονικής δικτύων.

#### 1.3.4.1 ΜΟΝΟΣΤΡΩΜΑΤΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΕΜΠΡΟΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ

Σε ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο, οι νευρώνες οργανώνονται με τη μορφή στρώσεων. Στην απλούστερη μορφή ενός πολυεπίπεδου δικτύου, έχουμε ένα στρώμα εισόδου των κόμβων προέλευσης που προβάλλει απευθείας σε ένα στρώμα εξόδου των νευρώνων (κόμβοι υπολογισμού), αλλά όχι το αντίστροφο. Με άλλα λόγια, αυτό το δίκτυο είναι αυστηρώς τύπου feedforward. Εικονογραφείται στην Εικόνα 1.16 για την περίπτωση των τεσσάρων κόμβων τόσο στις στρώσεις εισόδου όσο και στην έξοδο. Ένα τέτοιο δίκτυο ονομάζεται μονοστρωματικό δίκτυο, με την ονομασία "μονής στρώσης" να αναφέρεται στο επίπεδο εξόδου των κόμβων υπολογισμών (νευρώνες). Δεν υπολογίζουμε το στρώμα εισόδου των κόμβων προέλευσης επειδή κανένας υπολογισμός δεν εκτελείται εκεί.

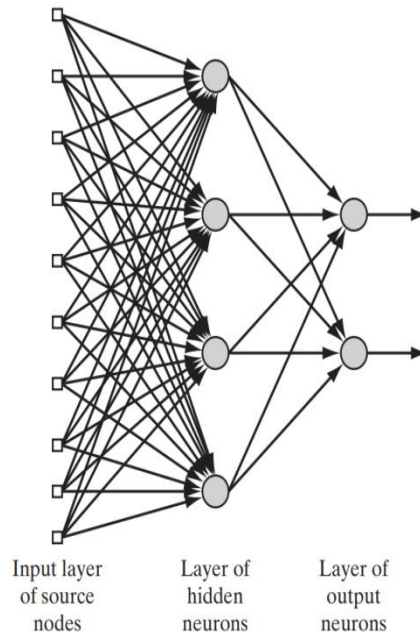


**Εικόνα 1.16:** Δίκτυο προώθησης με ένα μόνο στρώμα νευρώνων. (στρώμα εισόδου των κόμβων προέλευσης στρώμα εξόδου των νευρώνων)

### 1.3.4.2 ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΕΜΠΡΟΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ

Η δεύτερη κατηγορία ενός νευρωνικού δικτύου εμπροσθοδιάδοσης διακρίνεται από την παρουσία ενός ή περισσότερων κρυμμένων στρωμάτων, των οποίων οι κόμβοι υπολογισμού ονομάζονται αντίστοιχα κρυμμένοι νευρώνες ή κρυφές μονάδες. Ο όρος "κρυφό" αναφέρεται στο γεγονός ότι αυτό το τμήμα του νευρωνικού δικτύου δεν φαίνεται απευθείας είτε από την είσοδο είτε από την έξοδο του δικτύου. Η λειτουργία των κρυφών νευρώνων είναι να παρεμβαίνουν μεταξύ της εξωτερικής εισόδου και της εξόδου του δικτύου με κάποιο χρήσιμο τρόπο. Προσθέτοντας ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα, το δίκτυο είναι ικανό να εξαγάγει στοιχεία υψηλότερης τάξης από την είσοδο του. Σε μια μάλλον ευρεία έννοια, το δίκτυο αποκτά μια σφαιρική προοπτική παρά την τοπική συνδεσιμότητά του, λόγω της επιπλέον δέσμης των συναπτικών συνδέσεων και της επιπλέον διάστασης των νευρωνικών αλληλεπιδράσεων.

Οι κόμβοι προέλευσης στο στρώμα εισόδου του δικτύου τροφοδοτούν τα αντίστοιχα στοιχεία του στο πρότυπο ενεργοποίησης (διάνυσμα εισόδου), που αποτελούν τα σήματα εισόδου που εφαρμόζονται στους νευρώνες (κόμβοι υπολογισμών) στο δεύτερο στρώμα (δηλ. το πρώτο κρυφό στρώμα). Τα σήματα εξόδου του δεύτερου στρώματος χρησιμοποιούνται ως εισοδοί στο τρίτο στρώμα και ούτω καθεξής για τα υπόλοιπα του δικτύου. Τυπικά, οι νευρώνες σε κάθε στρώμα του δικτύου έχουν ως εισροές τους τα σήματα εξόδου του προηγούμενου στρώματος μόνο. Το σύνολο των σημάτων εξόδου των νευρώνων στο τελικό στρώμα εξόδου του δικτύου αποτελεί τη συνολική απόκριση του δικτύου στο πρότυπο ενεργοποίησης που παρέχεται από τους κόμβους προέλευσης στο στρώμα εισόδου (πρώτο στρώμα). Η γραφική παράσταση στην Εικόνα 1.16 απεικονίζει την αρχιτεκτονική ενός νευρωνικού δικτύου πολλαπλών στρωμάτων εμπρόσθιας προώθησης για την περίπτωση μίας μόνο κρυφής στρώσης. Για λόγους συντομίας, το δίκτυο στην Εικόνα 1.17 αναφέρεται ως δίκτυο 10-4-2 επειδή έχει 10 κόμβους προέλευσης, 4 κρυμμένους νευρώνες και 2 νευρώνες εξόδου. Ένα άλλο παράδειγμα, είναι ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας προώθησης με κόμβους πηγής  $m$ ,  $h_1$  νευρώνες στο πρώτο κρυμμένο στρώμα,  $h_2$  νευρώνες στο δεύτερο κρυμμένο στρώμα και  $q$  νευρώνες στο επίπεδο εξόδου, αναφέρεται ως ένα δίκτυο  $m-h_1-h_2-q$ .

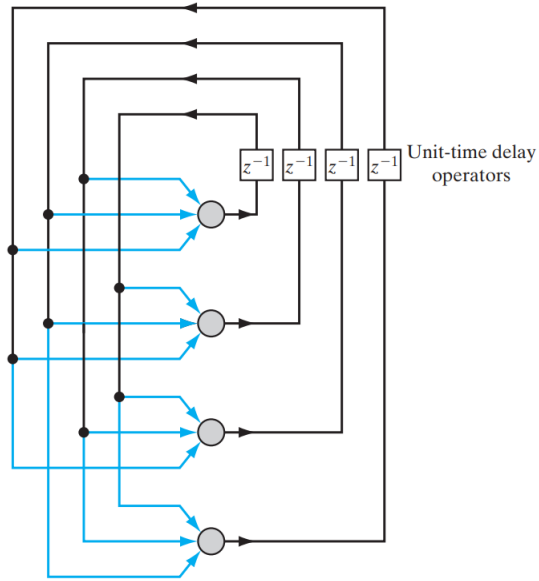


**Εικόνα 1.17:** Στρώμα εισόδου των κόμβων προέλευσης, Στρώμα των κρυμμένων νευρώνων, Στρώμα των νευρώνων εξόδου. Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο εμπροσθοδιάδοσης με ένα κρυμμένο στρώμα και ένα στρώμα εξόδου.

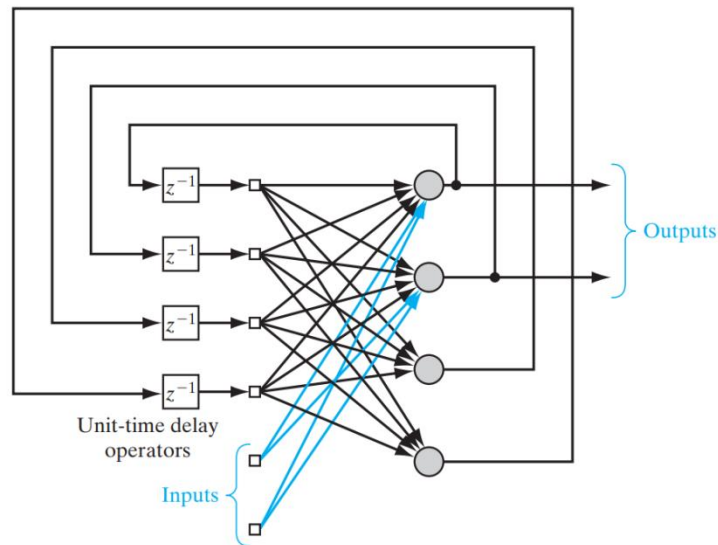
Το νευρωνικό δίκτυο στην Εικόνα 1.17 λέγεται ότι συνδέεται πλήρως με την έννοια ότι κάθε ο κόμβος σε κάθε στρώμα του δικτύου συνδέεται με κάθε άλλο κόμβο στο παρακείμενο εμπρόσθιο στρώμα. Αν, ωστόσο, μερικοί από τους συνδέσμους επικοινωνίας (συναπτικές συνδέσεις) λείπουν από το δίκτυο, λέμε ότι το δίκτυο είναι μερικώς συνδεδεμένο.

### 1.3.4.3 ΕΠΑΝΑΛΑΜΒΑΝΟΜΕΝΑ ΔΙΚΥΤΑ

Ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο διακρίνεται από ένα νευρωνικό δίκτυο εμπροσθοδιάδοσης στο γεγονός ότι έχει τουλάχιστον έναν βρόχο ανατροφοδότησης (feedback). Για παράδειγμα, ένα επαναλαμβανόμενο δίκτυο μπορεί να αποτελείται από ένα μόνο στρώμα νευρώνων, με κάθε νευρώνα να τροφοδοτεί το σήμα εξόδου του πίσω στις εισόδους όλων των άλλων νευρώνων, όπως απεικονίζεται στο αρχιτεκτονικό γράφημα στην Εικόνα 1.18. Στη δομή που απεικονίζεται σε αυτό το σχήμα, δεν υπάρχουν βρόχοι αυτοανατροφοδότησης στο δίκτυο. Η αυτοανατροφοδότηση αναφέρεται σε μια κατάσταση όπου η έξοδος ενός νευρώνα τροφοδοτείται πίσω στην δική του είσοδο. Το επαναλαμβανόμενο δίκτυο που απεικονίζεται στην Εικόνα 1.18 δεν έχει επίσης κρυμμένους νευρώνες.



**Εικόνα 1.18:** Επαναλαμβανόμενο δίκτυο χωρίς βρόχους αυτοανατροφοδότησης και χωρίς κρυμμένους νευρώνες.



**Εικόνα 1.19:** Επαναλαμβανόμενο δίκτυο με κρυμμένους νευρώνες (τελεστής μονάδας χρονικής καθυστέρησης  $z^{-1}$ , είσοδοι, έξοδοι).

Στην Εικόνα 1.19 παρουσιάζεται μια άλλη κατηγορία επαναλαμβανόμενων δικτύων με κρυμμένους νευρώνες. Οι συνδέσεις ανατροφοδότησης που φαίνονται στην Εικόνα 1.20 προέρχονται από τους κρυμμένους νευρώνες όπως επίσης και από τους νευρώνες εξόδου.

Η παρουσία βρόχων ανατροφοδότησης, είτε στην επαναλαμβανόμενη δομή στην Εικόνα 1.18 είτε σε αυτή στην Εικόνα 1.21, έχει βαθιά επίδραση στην ικανότητα εκμάθησης του δικτύου και στην απόδοσή του. Επιπλέον, οι βρόχοι ανατροφοδότησης περιλαμβάνουν τη χρήση συγκεκριμένων κλάδων που αποτελούνται από στοιχεία χρονικής μονάδας καθυστέρησης (που δηλώνεται με  $z^{-1}$ ), που οδηγούν σε μια μη γραμμική δυναμική απόκριση, με την υπόθεση ότι το νευρωνικό δίκτυο περιέχει μη γραμμικές μονάδες. [Ref. 12]

Εξετάζονται πέντε δημοφιλείς και ευρέως χρησιμοποιούμενες αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης.

- **LSTM:** Τα LSTM (long – short term memory) είναι ένα είδος επαναλαμβανόμενων (recurrent) νευρωνικών δικτύων που περιλαμβάνουν έναν ειδικό νευρώνα που μπορεί να κρατήσει πληροφορίες για μεγάλες χρονικές περιόδους. Ένα σύνολο πυλών χρησιμοποιείται για να καθορίσει πότε μια συγκεκριμένη πληροφορία εισέρχεται στη μνήμη και όταν ξεχαστεί.
- **SqueezeNet:** Μία από τις νεότερες αλλά πολύ ισχυρές αρχιτεκτονικές βαθιάς εκμάθησης, η οποία είναι εξαιρετικά αποδοτική για πλατφόρμες χαμηλού εύρους ζώνης, όπως τα κινητά.
- **CapsNet:** CapsNet, ή Capsule Networks, είναι μια πρόσφατη ανακάλυψη στον τομέα της βαθιάς εκμάθησης. Χρησιμοποιείται κυρίως για ακριβή αναγνώριση εικόνων και είναι μια προηγμένη παραλλαγή των CNN.
- **SegNet:** Μια δημοφιλής αρχιτεκτονική βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιείται ειδικά για την επίλυση του προβλήματος τμηματοποίησης εικόνας.
- **Seq2Seq:** Μια ανερχόμενη αρχιτεκτονική βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο για τη μηχανική μετάφραση και την οικοδόμηση αποδοτικών αυτοματοποιημένων τηλεφωνητών (chatbots)

Σε αντίθεση με την παραδοσιακή προσέγγιση του προγραμματισμού όπου λέμε στον υπολογιστή τι πρέπει να κάνει μέσω εντολών, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης καταλαβαίνουν το πρόβλημα και επινοούν την πιο κατάλληλη λύση από μόνα τους, όσο περίπλοκο και αν είναι το πρόβλημα. Έτσι γίνεται φανερό γιατί αυτές οι βαθιές αρχιτεκτονικές μάθησης έχουν ερευνηθεί και αναπτυχθεί σε μεγάλη κλίμακα από τους σημαντικούς παράγοντες της αγοράς όπως η Google, η Facebook, η Microsoft και πολλοί άλλοι. [Ref. 13]

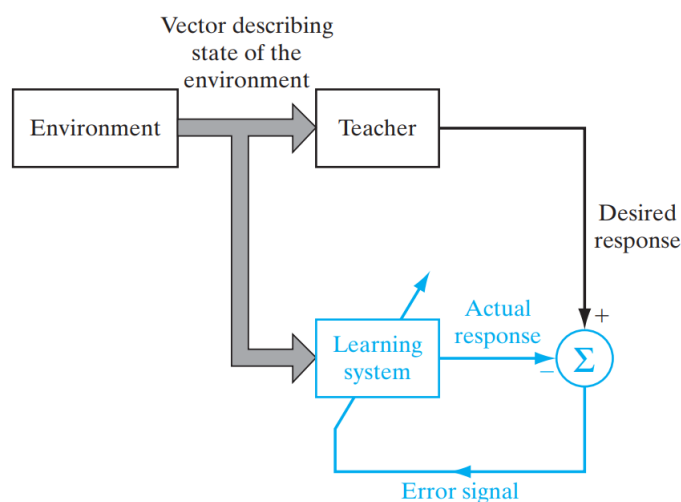
### 1.3.5 ΤΡΟΠΟΙ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ

Ακριβώς όπως υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους μαθαίνουν οι άνθρωποι από το περιβάλλον τους, έτσι γίνεται και με τα νευρωνικά δίκτυα. Με μια

ευρεία έννοια, μπορούμε να κατηγοριοποιήσουμε τις διαδικασίες μάθησης μέσω των οποίων τα νευρωνικά δίκτυα λειτουργούν ως εξής: μάθηση με έναν δάσκαλο και μάθηση χωρίς δάσκαλο. Κατά τον ίδιο τρόπο, η δεύτερη μορφή μάθησης μπορεί να υποδιαιρεθεί σε μάθηση χωρίς επίβλεψη και ενισχυτική μάθηση. Αυτές οι διαφορετικές μορφές μάθησης που εκτελούνται σε νευρωνικά δίκτυα παραλληλίζονται με τις αντίστοιχες της ανθρώπινης μάθησης.

### 1.3.5.1 ΜΑΘΗΣΗ ΜΕ ΔΑΣΚΑΛΟ (SUPERVISED LEARNING)

Η μάθηση με δάσκαλο αναφέρεται επίσης και ως εποπτευόμενη μάθηση. Η Εικόνα 1.20 δείχνει ένα διάγραμμα που απεικονίζει αυτή τη μορφή μάθησης. Από εννοιολογική άποψη, ίσως να σκεφτούμε ότι ο δάσκαλος έχει γνώση του περιβάλλοντος, με αυτή τη γνώση να αντιπροσωπεύεται από ένα σύνολο παραδειγμάτων εισόδου-εξόδου. Το περιβάλλον, ωστόσο, είναι άγνωστο στο νευρωνικό σύστημα. Ας υποθέσουμε τώρα ότι ο δάσκαλος και το νευρωνικό δίκτυο είναι και οι δύο εκτεθειμένοι σε ένα διάνυσμα εκπαίδευσης (δηλ. παράδειγμα) που προέρχεται από το ίδιο περιβάλλον. Λόγω της ενσωματωμένης γνώσης, ο δάσκαλος είναι σε θέση να παρέχει στο νευρωνικό δίκτυο μια επιθυμητή απάντηση για αυτό το διάνυσμα εκπαίδευσης.



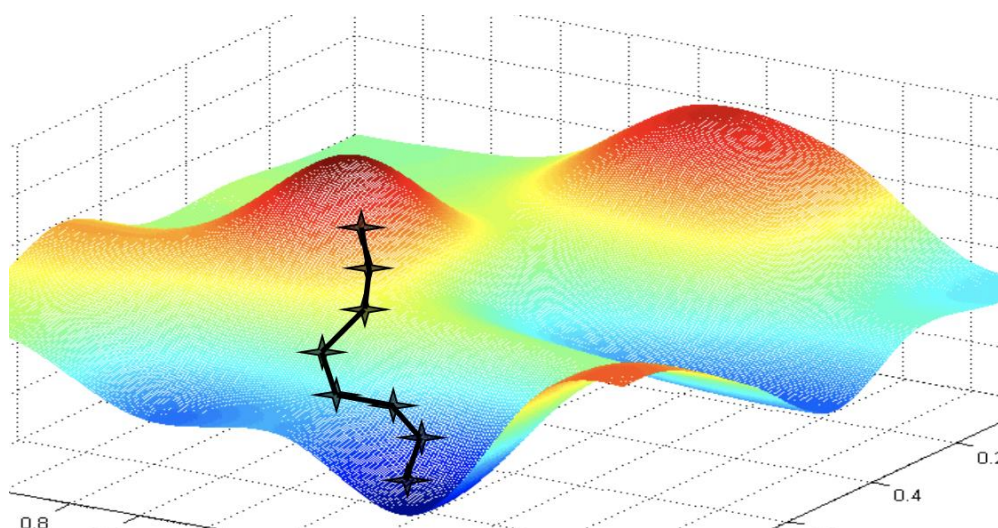
**Εικόνα 1.20** Διάγραμμα της μάθησης με δάσκαλο. το μέρος του σχήματος με γαλάζιο χρώμα αποτελεί ένα βρόχο ανατροφοδότησης.

Πράγματι, η επιθυμητή απόκριση αντιπροσωπεύει τη "βέλτιστη" ενέργεια που πρέπει να γίνει από το νευρωνικό δίκτυο. Οι παράμετροι του δικτύου έχουν ρυθμιστεί υπό τη συνδυασμένη επίδραση του διανύσματος εκπαίδευσης και του σήματος σφάλματος. Το λάθος σήμα ορίζεται ως η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής απόκρισης του δικτύου. Αυτή η ρύθμιση πραγματοποιείται επαναληπτικά βήμα προς βήμα με στόχο τελικά το νευρωνικό δίκτυο να μιμηθεί τον δάσκαλο. Η εξομοίωση θεωρείται ότι είναι βέλτιστη με στατιστική έννοια. Με αυτόν τον τρόπο, η γνώση του περιβάλλοντος που διαθέτει



ο δάσκαλος μεταφέρεται στο νευρωνικό δίκτυο μέσω της κατάρτισης και αποθηκεύεται με τη μορφή "σταθερών" συναπτικών βαρών, που αντιπροσωπεύουν τη μακροπρόθεσμη μνήμη. Όταν επιτευχθεί αυτή η συνθήκη, τότε μπορεί να εγκαταλειφθεί ο δάσκαλος και να αφεθεί το νευρωνικό δίκτυο να ασχοληθεί πλήρως με το περιβάλλον από μόνο του (generalization).

Η μορφή της εποπτευόμενης μάθησης που μόλις περιγράψαμε είναι η βάση της μάθησης μέσω της διόρθωσης σφαλμάτων. Από την Εικόνα 1.20, διαπιστώνουμε ότι η διαδικασία εποπτευόμενης μάθησης αποτελεί σύστημα ανατροφοδότησης κλειστού βρόχου, αλλά το άγνωστο περιβάλλον είναι έξω από τον βρόχο. Ως δείκτη απόδοσης για το σύστημα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ή το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων σε σχέση με την δειγματοληψία, ως συνάρτηση των ελεύθερων παραμέτρων (δηλαδή των συναπτικών βαρών) του συστήματος. Αυτή η συνάρτηση μπορεί να παρασταθεί ως πολυδιάστατη επιφάνεια απόδοσης - σφάλματος ή απλά επιφάνεια σφάλματος, με τις ελεύθερες παραμέτρους ως συντεταγμένες.



**Εικόνα 1.21:** Αλγόριθμος καθοδικής κλίσης.

Η πραγματική επιφάνεια σφάλματος είναι ο μέσος όρος για όλα τα πιθανά παραδείγματα εισόδου - εξόδου. Οποιαδήποτε δεδομένη λειτουργία του συστήματος υπό την επίβλεψη δάσκαλου αντιπροσωπεύεται ως σημείο στην επιφάνεια σφάλματος. Για να βελτιώσει το σύστημα την απόδοση με την πάροδο του χρόνου και συνεπώς να μαθαίνει από τον δάσκαλο, το λειτουργικό σημείο πρέπει να μετακινηθεί προς τα κάτω σε ένα ελάχιστο σημείο της επιφάνειας σφάλματος. Το ελάχιστο σημείο μπορεί να είναι τοπικό ελάχιστο ή ολικό ελάχιστο. Ένα σύστημα εποπτευόμενης μάθησης είναι σε θέση να το κάνει αυτό με τις χρήσιμες πληροφορίες που έχει σχετικά με την κλίση της επιφάνειας σφάλματος που αντιστοιχεί στην τρέχουσα συμπεριφορά του συστήματος. Η κλίση της

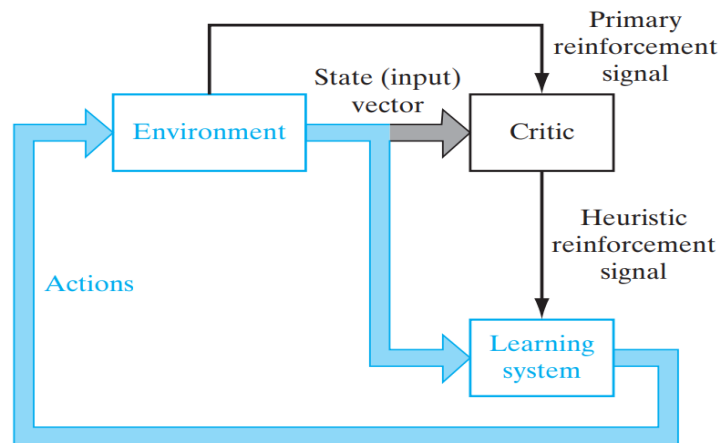
επιφάνειας σφάλματος, όπως φαίνεται στην Εικόνα 1.21, σε οποιοδήποτε σημείο είναι ένα διάνυσμα που δείχνει προς την κατεύθυνση της πιο απότομης καθόδου. Στην πραγματικότητα, στην περίπτωση της εποπτευόμενης μάθησης από παραδείγματα, το σύστημα μπορεί να χρησιμοποιήσει μια στιγμιαία εκτίμηση του διανύσματος κλίσης, με τους δείκτες παραδείγματος που υποτίθεται ότι είναι αυτοί του χρόνου. Η χρήση μιας τέτοιας εκτίμησης έχει ως αποτέλεσμα την κίνηση του σημείου λειτουργίας στην επιφάνεια σφάλματος που τυπικά έχει τη μορφή "τυχαίου περιπάτου". Παρόλα αυτά, δεδομένου ενός αλγορίθμου που έχει σχεδιαστεί για να ελαχιστοποιήσει τη συνάρτηση κόστους, ένα επαρκές σύνολο από παραδείγματα εισόδου-εξόδου και αρκετός χρόνος για να γίνει η εκπαίδευση, ένα σύστημα επιβλεπόμενης μάθησης είναι συνήθως σε θέση να προσεγγίσει μια άγνωστη χαρτογράφηση εισόδου-εξόδου αρκετά καλά.

### **1.3.5.2 ΜΑΘΗΣΗ ΧΩΡΙΣ ΔΑΣΚΑΛΟ**

Στην εποπτευόμενη μάθηση, η μαθησιακή διαδικασία λαμβάνει χώρα υπό την εποπτεία ενός δασκάλου. Ωστόσο, στο παράδειγμα που είναι γνωστό ως μάθηση χωρίς δάσκαλο, όπως υποδηλώνει το όνομα, δεν υπάρχει δάσκαλος για να εποπτεύει τη μαθησιακή διαδικασία. Δηλαδή, δεν υπάρχουν επισημασμένα παραδείγματα της συνάρτησης που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Με βάση αυτό το δεύτερο παράδειγμα, εντοπίζονται δυο υποκατηγορίες.

#### **1.3.5.2.1 ΕΝΙΣΧΥΤΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ**

Στην ενισχυτική μάθηση, εκτελείται η εκμάθηση μιας χαρτογράφησης εισόδου – εξόδου με συνεχιζόμενη αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί ένας βαθμωτός δείκτης απόδοσης. Η *Εικόνα 1.22* δείχνει το διάγραμμα, όπου ένα σύστημα ενισχυτικής μάθησης που βασίζεται σε έναν κριτικό που μετατρέπει ένα πρωτεύον ενισχυτικό σήμα που λαμβάνεται από το περιβάλλον σε ένα ενισχυτικό σήμα υψηλότερης ποιότητας που ονομάζεται ευριστική ενίσχυση. Το σύστημα έχει σχεδιαστεί για να μάθει υπό καθυστερημένη ενίσχυση, πράγμα που σημαίνει ότι το σύστημα παρατηρεί μια χρονική ακολουθία των ερεθισμάτων που λαμβάνονται επίσης από το περιβάλλον, τα οποία τελικά καταλήγουν στην παραγωγή του σήματος ευρετικής ενίσχυσης.

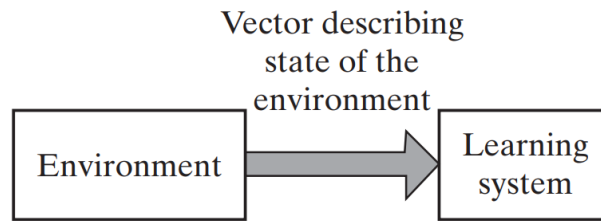


**Εικόνα 1.22:** Διάγραμμα της ενισχυτική μάθηση, το σύστημα μάθησης και το περιβάλλον βρίσκονται εντός του βρόχου ανατροφοδότησης (Κριτικός, δiάνυσμα κατάστασης (είσοδος), Σύστημα Μάθησης, σήμα ευρετικής ενίσχυσης, σήμα πρωταρχικής ενίσχυσης, περιβάλλον, ενέργειες).

Ο στόχος της ενισχυτικής μάθησης είναι να ελαχιστοποιήσει τη συνάρτηση "cost-to-go", η οποία ορίζεται ως η προσδοκία του σωρευτικού κόστους της δράσης να διαρκέσει για μια σειρά βημάτων αντί για το άμεσο κόστος. Μπορεί να αποδειχθεί ότι ορισμένες ενέργειες που έγιναν νωρίτερα σε αυτή την ακολουθία των χρονικών βημάτων είναι στην πραγματικότητα οι καλύτεροι καθοριστικοί παράγοντες της συνολικής συμπεριφοράς του συστήματος. Σκοπός της συνάρτησης του συστήματος εκμάθησης είναι να ανακαλύψει αυτές τις δράσεις και να τις τροφοδοτήσει στο περιβάλλον.

### 1.3.5.2.2 ΜΗ ΕΠΟΠΤΕΥΟΜΕΝΗ ΜΑΘΗΣΗ

Σε μη εποπτευόμενη μάθηση ή αυτο-οργανωμένη μάθηση, δεν υπάρχει εξωτερικός δάσκαλος ή κριτικός να επιβλέπει τη μαθησιακή διαδικασία, όπως φαίνεται στην Εικόνα 1.23. Αντίθετα, υπάρχει πρόβλεψη για ένα ανεξάρτητο από την εργασία μέτρο αξιολόγησης της ποιότητας της αναπαραστάσης που απαιτείται το δίκτυο να μάθει και οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου βελτιστοποιούνται σε σχέση με αυτό το μέτρο. Για ένα συγκεκριμένο μέτρο ανεξάρτητο από τις εργασίες, μόλις το δίκτυο γίνει συντονισμένο με τις στατιστικές κανονικότητες των δεδομένων εισόδου, το δίκτυο αναπτύσσει την ικανότητα να σχηματίζει εσωτερικές αναπαραστάσεις για την κωδικοποίηση χαρακτηριστικών της εισόδου και έτσι να δημιουργεί νέες τάξεις αυτόματα. [Ref. 12]



**Εικόνα 1.23:** Διάγραμμα της μη εποπτευόμενης μάθησης

### 1.3.6 ΤΡΟΠΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΤΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

#### 1.3.6.1 ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΝΕΥΡΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Τα ακόλουθα τρία σημεία υπογραμμίζουν τα βασικά χαρακτηριστικά των βαθιών νευρωνικών δικτύων:

- Το μοντέλο κάθε νευρώνα στο δίκτυο περιλαμβάνει μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που είναι παραγωγίσιμη.
- Το δίκτυο περιέχει ένα ή περισσότερα επίπεδα που είναι κρυφά τόσο από την είσοδο όσο και από το κόμβους εξόδου.
- Το δίκτυο παρουσιάζει υψηλό βαθμό συνδεσιμότητας, η έκταση της οποίας καθορίζεται από τα συναπτικά βάρη του δικτύου.

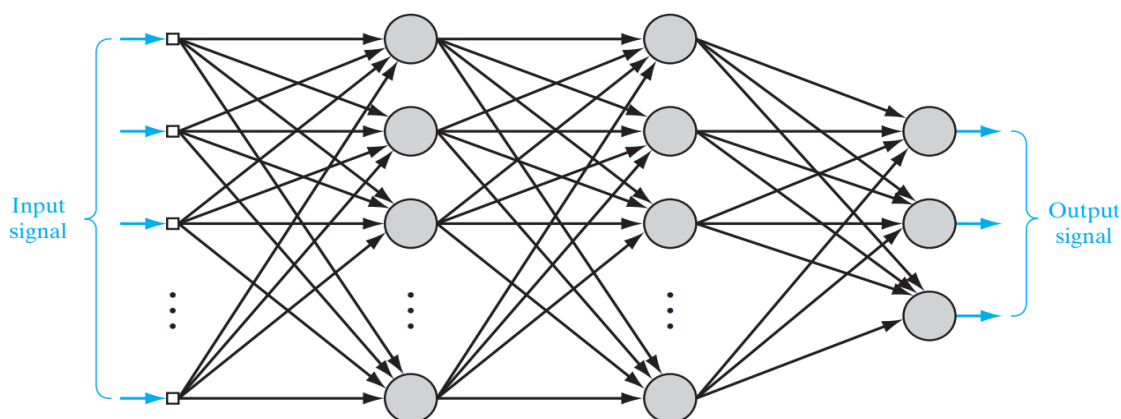
Τα ίδια αυτά χαρακτηριστικά, ωστόσο, ευθύνονται και για τις ελλείψεις της γνώσης μας σχετικά με τη συμπεριφορά του δικτύου. Πρώτον, η παρουσία μιας διανεμημένης μορφής της μη γραμμικότητας και η ευρεία συνδεσιμότητα του δικτύου κάνουν τη θεωρητική ανάλυση ενός βαθιού νευρωνικού δικτύου δύσκολη. Δεύτερον, η χρήση κρυμμένων νευρώνων κάνει τη μαθησιακή διαδικασία δύσκολο να απεικονιστεί και να γίνει αντιληπτή (black box). Κατά μια έννοια, η διαδικασία μάθησης πρέπει να αποφασίσει ποια χαρακτηριστικά του μοτίβου εισόδου πρέπει να αντιπροσωπεύονται από τους κρυφούς νευρώνες. Συνεπώς, η διαδικασία εκμάθησης καθίσταται δυσκολότερη λόγω της ανάγκης η αναζήτηση να διεξαχθεί σε πολύ μεγαλύτερο χώρο πιθανών συναρτήσεων και πρέπει να γίνει επιλογή μεταξύ εναλλακτικών παραστάσεων του προτύπου εισόδου.

### 1.3.6.2 ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΜΕ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ

Μια δημοφιλής μέθοδος για την εκπαίδευση των βαθιών νευρωνικών δικτύων είναι ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης σφάλματος (backpropagation). Η εκπαίδευση προχωράει μέσα δύο φάσεις:

- Στην προς τα εμπρός φάση, τα συναπτικά βάρη του δικτύου είναι σταθερά και το σήμα εισόδου μεταδίδεται μέσω του δικτύου, από στρώμα σε στρώμα, μέχρι να φτάσει στην έξοδο. Έτσι, σε αυτή τη φάση, οι αλλαγές περιορίζονται στα δυναμικά ενεργοποίησης και στις εξόδους των νευρώνων στο δίκτυο.
- Στην προς τα πίσω φάση, παράγεται ένα σήμα σφάλματος συγκρίνοντας την έξοδο του δικτύου με την επιθυμητή απάντηση. Το προκύπτον σήμα σφάλματος διαδίδεται μέσω του δικτύου, και πάλι στρώμα σε στρώμα, αλλά αυτή τη φορά η διάδοση πραγματοποιείται προς τα πίσω. Σε αυτή τη δεύτερη φάση, γίνονται διαδοχικές προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του δικτύου. Υπολογισμός των προσαρμογών για το στρώμα εξόδου είναι απλός, αλλά είναι πολύ πιο δύσκολος για τα κρυμμένα στρώματα.

Η Εικόνα 1.24 δείχνει τη δομή βαθιού νευρωνικού δικτύου με δύο κρυμμένα στρώματα και ένα στρώμα εξόδου. Για καλύτερη κατανόηση της μεθόδου οπίσθοδιάδοσης, το δίκτυο που εμφανίζεται εδώ είναι πλήρως συνδεδεμένο. Αυτό σημαίνει ότι ένας νευρώνας σε οποιοδήποτε στρώμα του δικτύου συνδέεται με όλους τους νευρώνες (κόμβοι) του προηγούμενου στρώματος. Η ροή σήματος μέσω του δικτύου εξελίσσεται προς τα εμπρός, από αριστερά προς τα δεξιά από στρώση σε στρώση.



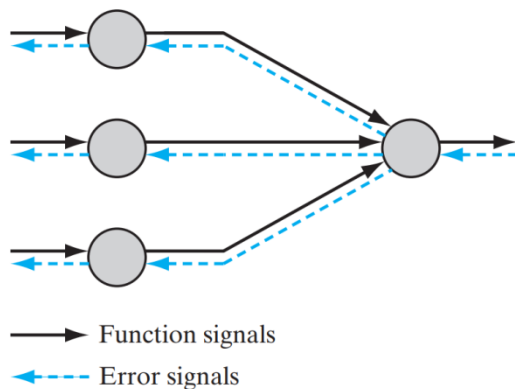
**Εικόνα 1.24:** Βαθύ νευρωνικό δίκτυο με δύο κρυφά στρώματα.

Δύο είδη σημάτων είναι που προσδιορίζονται σε αυτό το δίκτυο:

- Σήματα λειτουργίας. Ένα σήμα λειτουργίας είναι ένα σήμα εισόδου (ερέθισμα) που εισέρχεται στο το άκρο εισόδου του δικτύου, μεταδίδεται προς τα εμπρός

(από νευρώνα σε νευρώνα) μέσω του δικτύου και αναδύεται στο άκρο εξόδου του δικτύου ως σήμα εξόδου. Το σήμα υπολογίζεται ως η συνάρτηση των εισόδων και των σχετικών βαρών που εφαρμόζονται στον εν λόγω νευρώνα.

- Σήματα σφάλματος. Ένα σήμα σφάλματος προέρχεται από έναν νευρώνα εξόδου του δικτύου και μεταδίδεται προς τα πίσω (από στρώμα σε στρώμα) μέσω του δικτύου. Ο υπολογισμός του από κάθε νευρώνα του δικτύου περιλαμβάνει μια συνάρτηση εξαρτώμενη από το σφάλμα.



**Εικόνα 1.25:** Εικόνα της κατεύθυνσης δύο βασικών ροών σημάτων σε ένα τμήμα ενός βαθιού νευρωνικού δικτύου: προς τα εμπρός διάδοση του σήματος λειτουργίας και προς τα πίσω διάδοση του σήματος σφάλματος.

Οι νευρώνες εξόδου αποτελούν το επίπεδο εξόδου του δικτύου. Οι υπόλοιποι νευρώνες αποτελούν κρυφά στρώματα του δικτύου. Έτσι, οι κρυμμένες μονάδες δεν αποτελούν μέρος της εξόδου ή της εισόδου του δικτύου για αυτό χαρακτηρίζονται ως "κρυφά". Το πρώτο κρυφό στρώμα τροφοδοτείται από το στρώμα εισόδου που αποτελείται από αισθητήριες μονάδες (κόμβοι πηγής). Οι προκύπτουσες έξοδοι του πρώτου κρυμμένου στρώματος με τη σειρά τους εφαρμόζονται στην επόμενη κρυφή στρώση και ούτω καθεξής, για το υπόλοιπο δίκτυο.

Κάθε κρυμμένος νευρώνας και οι νευρώνας εξόδου ενός βαθιού νευρωνικού δικτύου έχει σχεδιαστεί για να εκτελεί δύο υπολογισμούς:

- τον υπολογισμό του σήματος λειτουργίας που εμφανίζεται στην έξοδο κάθε νευρώνα, που εκφράζεται ως συνεχής μη γραμμική συνάρτηση του σήματος εισόδου και των συναπτικών βαρών που σχετίζονται με αυτόν τον νευρώνα.
- τον υπολογισμό μιας εκτίμησης του διανύσματος κλίσης (δηλ., των κλίσεων της επιφάνειας σφάλματος σε σχέση με τα βάρη που συνδέονται με τις εισόδους ενός νευρώνα), που απαιτείται για την προς τα πίσω διέλευση μέσω του δικτύου.

Οι κρυμμένοι νευρώνες λειτουργούν ως ανιχνευτές χαρακτηριστικών. Ως τέτοιοι, παίζουν έναν κρίσιμο ρόλο στη λειτουργία ενός πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου. Καθώς η διαδικασία εκμάθησης εξελίσσεται σε όλη την πολυστρωματική δομή, οι κρυμμένοι νευρώνες αρχίζουν να "ανακαλύπτουν" σταδιακά τα κυριότερα

χαρακτηριστικά που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα εκπαίδευσης. Το πετυχαίνουν αυτό κάνοντας ένα μη γραμμικό μετασχηματισμό στα δεδομένα εισόδου, οδηγώντας τα σε ένα νέο χώρο που ονομάζεται χώρος χαρακτηριστικών. Σε αυτό το νέο χώρο, για παράδειγμα, οι κατηγορίες ενδιαφέροντος για ένα πρόβλημα ταξινόμησης προτύπων, μπορεί να διαχωρίζονται ευκολότερα η μία από την άλλη από ότι θα μπορούσαν να διαχωριστούν αν ήταν στον αρχικό χώρο δεδομένων εισόδου.

### **Προβλήματα τιμωρίας ή επιβράβευσης**

Το πρόβλημα της τιμωρίας ή επιβράβευσης είναι η απόδοση τιμωρίας ή επιβράβευσης για τα συνολικά αποτελέσματα σε κάθε μία από τις εσωτερικές αποφάσεις που λαμβάνονται από τις κρυμμένες υπολογιστικές μονάδες του συστήματος καταναμημένης μάθησης, αναγνωρίζοντας ότι οι αποφάσεις αυτές είναι υπεύθυνες για τα συνολικά αποτελέσματα.

Σε ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιεί μάθηση με συσχετισμό σφαλμάτων, το πρόβλημα της τιμωρίας ή επιβράβευσης προκύπτει επειδή η λειτουργία κάθε κρυμμένου νευρώνα και κάθε νευρώνα εξόδου στο δίκτυο είναι σημαντική για τη σωστή συνολική δράση του δικτύου. Δηλαδή, για να επιλύσει κάποιο πρόβλημα, το δίκτυο πρέπει να εκχωρήσει ορισμένες μορφές συμπεριφοράς σε όλους τους νευρώνες μέσω ενός αλγορίθμου διόρθωσης σφάλματος. Δεδομένου ότι κάθε νευρώνας εξόδου είναι ορατός στον έξω κόσμο, είναι δυνατόν να παρέχεται μια επιθυμητή απόκριση για να καθοδηγεί τη συμπεριφορά ενός τέτοιου νευρώνα. Έτσι, όσον αφορά τους νευρώνες εξόδου, είναι εύκολο να ρυθμίσουμε τα συναπτικά βάρη κάθε νευρώνα εξόδου σύμφωνα με τον αλγόριθμο διόρθωσης σφαλμάτων. Αλλά πώς τιμωρούνται ή επιβραβεύονται οι κρυφοί νευρώνες για τη δράση τους, όταν η μάθηση γίνεται μέσω ενός αλγορίθμου διόρθωσης σφαλμάτων που χρησιμοποιείται για να ρυθμίσει τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη αυτών των νευρώνων;

#### **1.3.6.2.1 ΣΦΑΛΜΑ ΔΙΚΤΥΟΥ**

Σε πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο με στρώμα εισόδου των κόμβων προέλευσης, ένα ή περισσότερα κρυμμένα στρώματα και στρώμα εξόδου που αποτελείται από έναν ή περισσότερους νευρώνες. όπως απεικονίζεται στη σχέση 1.1.

Εστω  $J = \{\mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n)\}_{n=1}^N$  (1.1)

υποδηλώνουν το δείγμα δεδομένων εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου με εποπτευόμενη μάθηση. έστω το  $y_j(n)$  υποδηλώνει το σήμα λειτουργίας που παράγεται στην έξοδο του νευρώνα  $j$  στη στρώση εξόδου

από το ερέθισμα  $x(n)$  που εφαρμόζεται στο στρώμα εισόδου. Αντίστοιχα, το σήμα σφάλματος που παράγεται στην έξοδο του νευρώνα  $j$  ορίζεται από το

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (1.2)$$

όπου  $d_j(n)$  είναι το στοιχείο  $i$  του διανύσματος επιθυμητής απόκρισης  $\mathbf{d}(n)$ .

Το στιγμιαίο σφάλμα του νευρώνα  $j$  ορίζεται από

$$E_j = \frac{1}{2} e_j^2(n) \quad (1.3)$$

αθροίζοντας τις συνεισφορές σφάλματος όλων των νευρώνων στο στρώμα εξόδου, εκφράζουμε το συνολικό στιγμιαίο σφάλμα ολόκληρου του δικτύου ως

$$E = \sum_{j \in C} E_j = \sum_{j \in C} \frac{1}{2} e_j^2(n) \quad (1.4)$$

όπου το σύνολο  $C$  περιλαμβάνει όλους τους νευρώνες στο στρώμα εξόδου. Με το δείγμα παραδειγμάτων εκπαίδευσης να αποτελείται από  $N$  παραδείγματα, η μέση τιμή σφάλματος για το δείγμα εκπαίδευσης ή ο εμπειρικός κίνδυνος, ορίζεται από το

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \sum_{j \in C} \frac{1}{2} e_j^2(n) \quad (1.5)$$

Προφανώς, το στιγμιαίο σφάλμα, και συνεπώς το μέσο σφάλμα, είναι και οι δύο συναρτήσεις όλων των ρυθμιζόμενων συναπτικών βαρών (δηλαδή ελεύθερων παραμέτρων) του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου. Αυτή η συναρτησιακή εξάρτηση δεν συμπεριλήφθηκε στους τύπους για τα  $E(n)$  και  $E_{av}(N)$ , απλά για να απλοποιήσουμε την ορολογία.

Ανάλογα με τον τρόπο που πραγματοποιείται η επιβλεπόμενη μάθηση του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου, μπορούμε να εντοπίσουμε δύο διαφορετικές μεθόδους - δηλαδή τη μαζική εκπαίδευση και τη σειριακή εκπαίδευση, όπως συζητείται στη συνέχεια στο πλαίσιο του αλγορίθμου βελτιστοποίησης καθοδικής κλίσης.

### 1.3.6.2 ΜΑΖΙΚΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

Στη μαζική εκπαίδευση, με εποπτευόμενη μάθηση, προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου εκτελούνται μετά την παρουσίαση όλων των παραδειγμάτων  $N$  του δείγματος παραδειγμάτων εκπαίδευσης  $J$  που



αποτελούν μια εποχή εκπαίδευσης (epoch). Με άλλα λόγια, η συνάρτηση κόστους για τη μαζική εκπαίδευση ορίζεται από τη μέση τιμή σφάλματος  $E_{av}$ . Προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του δικτύου γίνονται στο τέλος μιας εποχής. Οι προσαρμογές συνεχίζονται εποχή ανά εποχή. Αντίστοιχα, μια δημιουργία της καμπύλης μάθησης αποκτάται με γραφική παράσταση του  $E_{av}$  σε σχέση με τον αριθμό των εποχών, όπου, για κάθε εποχή εκπαίδευσης, τα παραδείγματα στο δείγμα εκπαίδευσης  $J$ , παρουσιάζονται με τυχαία σειρά. Στη συνέχεια, η καμπύλη μάθησης υπολογίζεται από το μέσο όρο του συνόλου ενός αρκετά μεγάλου αριθμού τέτοιων πραγματοποιήσεων, όπου κάθε πραγματοποίηση γίνεται για ένα διαφορετικό σύνολο αρχικών συνθηκών που επιλέγονται τυχαία.

Με τη μέθοδο καθοδικής κλίσης που χρησιμοποιείται για την εκτέλεση της εκπαίδευσης, τα πλεονεκτήματα της μαζικής εκπαίδευσης (εκπαίδευση κατά παρτίδες) περιλαμβάνουν τα εξής:

- Ακριβή εκτίμηση του διανύσματος κλίσης (δηλαδή της παραγώγου της συνάρτησης κόστους  $E_{av}$  σε σχέση με το διάνυσμα συναπτικών βαρών  $w$ ), εξασφαλίζοντας με τον τρόπο αυτό, υπό απλές συνθήκες, τη σύγκλιση της μεθόδου καθοδικής κλίσης (μέθοδος κλίσης απότομης καθόδου) σε τοπικό ελάχιστο.
- Παράλληλοποίηση της μαθησιακής διαδικασίας.

Ωστόσο, από πρακτική άποψη, η μάθηση κατά παρτίδες είναι μάλλον απαιτητική από την άποψη σε απαιτήσεις αποθήκευσης.

Σε ένα στατιστικό πλαίσιο, η μάθηση κατά παρτίδες μπορεί να θεωρηθεί ως μια μορφή στατιστικής συμπερασματολογίας. Επομένως, είναι κατάλληλη για την επίλυση προβλημάτων μη γραμμικής παλινδρόμησης.

### 1.3.6.2.3 ΣΕΙΡΙΑΚΗ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

Στην σειριακή εκπαίδευση με τη μέθοδο της εποπτευόμενης μάθησης, προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου εκτελούνται στο τέλος της παρουσίασης κάθε παραδείγματος. Οι προσαρμογές συνεχίζουν να πραγματοποιούνται παράδειγμα με παράδειγμα. Η συνάρτηση κόστους ελαχιστοποιείται συνεπώς, για το συνολικό στιγμιαίο σφάλμα  $E(n)$ .

Έστω μια εποχή με  $N$  παραδείγματα εκπαίδευσης διατεταγμένα με τη σειρά  $\{x(1), d(1)\}, \{x(2), d(2)\}, \dots, \{x(N), d(N)\}$  Το πρώτο ζεύγος παραδειγμάτων  $\{x(1), d(1)\}$  της εποχής παρουσιάζεται στο δίκτυο και οι προσαρμογές βαρών πραγματοποιούνται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο καθοδικής κλίσης. Το παράδειγμα  $\{x(2), d(2)\}$  της εποχής παρουσιάζεται στο δίκτυο, πράγμα που οδηγεί σε περαιτέρω προσαρμογές

των βαρών στο δίκτυο. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να ληφθεί υπόψη το τελευταίο παράδειγμα  $\{x(N), d(N)\}$ . Δυστυχώς, μια τέτοια διαδικασία λειτουργεί ενάντια στην παραλληλοποίηση της σειριακής εκπαίδευσης.

Για ένα δεδομένο σύνολο αρχικών συνθηκών, μια μόνη δημιουργία της καμπύλης μάθησης αποκτιέται με γραφική παράσταση  $E(N)$  σε σχέση με τον αριθμό των εποχών που χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση, όπου, όπως και πριν, τα παραδείγματα εκπαίδευσης παρουσιάζονται τυχαία μετά από κάθε εποχή. Όπως και με τη εκπαίδευση κατά παρτίδες, υπολογίζεται η καμπύλη μάθησης για σειριακή εκπαίδευση παίρνοντας το μέσο όρο ενός συνόλου τέτοιων πραγματοποιήσεων για αρκετά μεγάλο αριθμό αρχικών συνθηκών που επιλέγονται τυχαία. Φυσικά, για μια δεδομένη δομή δικτύου, η καμπύλη μάθησης που αποκτάται στο πλαίσιο της σειριακής εκπαίδευσης θα είναι αρκετά διαφορετική από εκείνη της εκπαίδευσης κατά παρτίδες.

Δεδομένου ότι τα παραδείγματα εκπαίδευσης παρουσιάζονται στο δίκτυο με τυχαίο τρόπο, η χρήση της σειριακής εκπαίδευσης καθιστά την αναζήτηση στον πολυδιάστατο χώρο βαρών στοχαστική. Γι αυτό το λόγο η μέθοδος της σειριακής εκπαίδευσης μερικές φορές αναφέρεται ως στοχαστική μέθοδος. Αυτή η στοχαστικότητα έχει το επιθυμητό αποτέλεσμα να κάνει λιγότερο πιθανό τη διαδικασία εκπαίδευσης να παγιδευτεί σε ένα τοπικό ελάχιστο, που είναι ένα σαφές πλεονέκτημα της σειριακής εκπαίδευσης έναντι της εκπαίδευσης κατά παρτίδες. Ένα άλλο πλεονέκτημα της σειριακής εκπαίδευσης είναι το γεγονός ότι απαιτεί πολύ λιγότερο χώρο αποθήκευσης από την εκπαίδευση κατά παρτίδες.

Επιπλέον, όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι πλεοναστικά (δηλ. Το δείγμα κατάρτισης  $J$  περιέχει αρκετά αντίγραφα του ίδιου παραδείγματος), διαπιστώνουμε ότι, σε αντίθεση με την εκπαίδευση παρτίδων, η σειριακή εκπαίδευση είναι σε θέση να επωφεληθεί από αυτό το πλεόνασμα επειδή παρουσιάζονται τα παραδείγματα ένα κάθε φορά.

Μια άλλη χρήσιμη ιδιότητα της σειριακής εκπαίδευσης είναι η ικανότητά της να παρακολουθεί τις μικρές αλλαγές στα δεδομένα εκπαίδευσης, ιδίως όταν το περιβάλλον που είναι υπεύθυνο για τη δημιουργία των δεδομένων είναι μη στατικό.

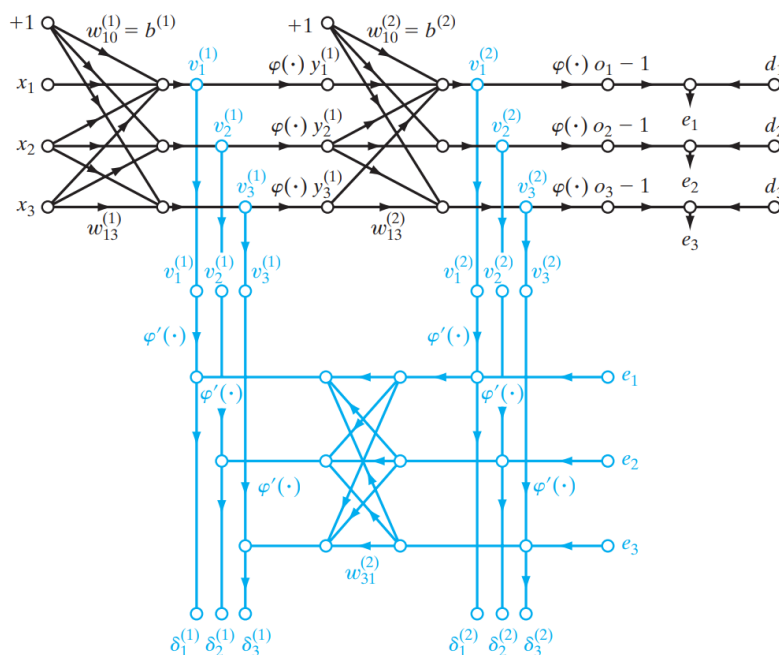
Συνοψίζοντας, παρά τα μειονεκτήματα της σειριακής εκπαίδευσης, είναι πολύ δημοφιλής για επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης προτύπων για δύο σημαντικούς πρακτικούς λόγους:

- Η σειριακή εκπαίδευση είναι απλή στην εφαρμογή.
- Παρέχει αποτελεσματικές λύσεις σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας και δύσκολα προβλήματα ταξινόμησης προτύπων.

### 1.3.6.2.4 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ

Η *Εικόνα 1.24* παρουσιάζει την δομή ενός πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου. Το αντίστοιχο γράφημα ροής σήματος για εκπαίδευση με οπίσθια διάδοση, που ενσωματώνει τόσο την εμπρόσθια όσο και την προς τα πίσω φάση των υπολογισμών που εμπλέκονται στη διαδικασία εκπαίδευσης, είναι που παρουσιάζεται στην *Εικόνα 1.26* για την περίπτωση των  $L=2$  και  $m_0 = m_1 = m_2 = 3$ . Το άνω μέρος του γραφήματος ροής σήματος αντιστοιχεί στην προς τα εμπρός φάση. Το κάτω μέρος του γραφήματος ροής σήματος το οποίο αντιστοιχεί στην προς τα πίσω φάση, αναφέρεται ως γράφημα ευαισθησίας για τον υπολογισμό των τοπικών κλίσεων στον αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης.

Νωρίτερα, αναφέραμε ότι η διαδοχική ενημέρωση των βαρών είναι η προτιμώμενη μέθοδος για την υλοποίηση του αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης με σειριακή εκπαίδευση.



**Εικόνα 1.26:** Διαγραμματική Περίληψη του σήματος ροής της εκπαίδευσης με οπίσθια διάδοση. Το πάνω τμήμα του γραφήματος: προς τα εμπρός φάση υπολογισμών. Κάτω μέρος του γραφήματος: προς τα πίσω φάση υπολογισμών.

Για αυτή τη διαδικασία, ο αλγόριθμος ανακυκλώνει τα παραδείγματα εκπαίδευσης  $\{(\mathbf{x}(n), \mathbf{d}(n))\}_{n=1}^N$  ως ακολούθως:

**1. Αρχικοποίηση.** Υποθέτοντας ότι δεν υπάρχουν διαθέσιμες προηγούμενες πληροφορίες, επιλέγονται τα συνοπτικά βάρη και τα κατώφλια από μια ομοιόμορφη κατανομή της οποίας ο μέσος όρος είναι μηδέν και της οποίας η διακύμανση επιλέγεται έτσι ώστε η τυπική απόκλιση των επαγόμενων τοπικών πεδίων των

νευρώνων να βρίσκεται στη μετάβαση μεταξύ του γραμμικού τμήματος και των σταθερών τμημάτων της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης.

**2. Παρουσιάσεις Παραδειγμάτων εκπαίδευσης.** Παρουσιάζεται στο δίκτυο μια εποχή εκπαίδευσης. Για κάθε παράδειγμα στο δείγμα, που έχει διαταθεί με κάποια τυχαία σειρά, εκτελείται η ακολουθία από τους υπολογισμούς προς τα εμπρός και προς τα πίσω που περιγράφονται στα σημεία 3 και 4, αντίστοιχα.

**3. προς τα εμπρός υπολογισμός.** Έστω ένα παράδειγμα εκπαίδευσης στην εποχή με  $(x(n), d(n))$ , με το διάνυσμα εισαγωγής  $x(n)$  να εφαρμόζεται στο στρώμα εισόδου των αισθητήριων κόμβων και το επιθυμητό διάνυσμα απόκρισης  $d(n)$  που παρουσιάζεται στο στρώμα εξόδου των κόμβων υπολογισμού. Υπολογίζονται τα επηρεαζόμενα τοπικά πεδία και τα σήματα λειτουργίας του δικτύου προχωρώντας προς τα εμπρός μέσω του δικτύου, από στρώμα σε στρώμα.

Το επηρεαζόμενο τοπικό πεδίο για το νευρώνα  $j$  στο στρώμα  $l$  είναι:

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_i w_{ji}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n)$$

όπου  $y_i^{(l-1)}(n)$  είναι το σήμα εξόδου (λειτουργίας) του νευρώνα  $i$  στο προηγούμενο στρώμα  $l - 1$  κατά την επανάληψη  $n$ , και  $w_{ji}^{(l)}(n)$  είναι το συναπτικό βάρος του νευρώνα  $j$  στο στρώμα  $l$  που τροφοδοτείται από τον νευρώνα  $i$  του στρώματος  $l - 1$ . Για το  $i = 0$ , έχουμε  $y_0^{(l-1)}(n) = +1$  και  $w_{j0}^{(l)}(n) = b_j^{(l)}(n)$  είναι η μεροληψία (κατώφλι) που εφαρμόζεται στον νευρώνα  $j$  στο στρώμα  $l$ . Υποθέτοντας τη χρήση μιας σιγμοειδούς συνάρτησης, το σήμα εξόδου του νευρώνα  $j$  στη στρώση  $l$  είναι

$$y_j^{(l)} = \varphi_j(v_j(n))$$

Αν ο νευρώνας  $j$  βρίσκεται στην πρώτη κρυφή στρώση (δηλ.,  $l = 1$ ), τίθεται

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n)$$

όπου  $x_j(n)$  είναι το στοιχείο  $j$  του διανύσματος εισόδου  $\mathbf{x}(n)$ . Εάν ο νευρώνας  $j$  βρίσκεται στο στρώμα εξόδου (δηλαδή,  $l = L$ , όπου το  $L$  αναφέρεται ως το βάθος του δικτύου), τίθεται

$$y_j^{(L)} = o_j(n)$$

Υπολογίζεται το σήμα σφάλματος

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n)$$

όπου  $d_j(n)$  είναι το στοιχείο  $j$  του διανύσματος επιθυμητής απόκρισης  $\mathbf{d}(n)$ .

**4. Υπολογισμός προς τα πίσω.** Υπολογίζονται οι  $\delta_s$  (δηλ. Τοπικές κλίσεις) του δικτύου, που ορίζεται από την

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(l)}(n) \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) & \text{για τον νευρώνα } j \text{ στη στρώση εξόδου} \\ \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) & \text{για το νευρώνα } j \text{ στην κρυφή στρώση } l \end{cases} \quad (1.6)$$

όπου η  $\varphi_j'(\cdot)$  υποδηλώνει διαφοροποίηση σε σχέση με το όρισμα. Προσαρμόζονται τα συναπτικά βάρη του δικτύου στο στρώμα  $l$  σύμφωνα με τον γενικευμένο κανόνα δέλτα

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha [\Delta w_{ji}^{(l)}(n-1)] + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (1.7)$$

όπου “ $\eta$ ” είναι η παράμετρος του ρυθμού εκμάθησης και “ $\alpha$ ” είναι η σταθερά ορμής.

**5. Επανάληψη.** Επαναλαμβάνονται οι υπολογισμοί προς τα εμπρός και προς τα πίσω των σημείων 3 και 4 με την παρουσίαση νέων εποχών εκπαιδευτικών παραδειγμάτων στο δίκτυο μέχρις ότου ικανοποιηθεί το επιλεγέν κριτήριο της διακοπής.

Σημειώσεις: Η σειρά παρουσίασης των εκπαιδευτικών παραδειγμάτων θα πρέπει να γίνεται τυχαία από εποχή σε εποχή. Η παράμετρος ορμής και ρυθμού εκπαίδευσης τυπικά προσαρμόζονται (και συνήθως μειώνονται) καθώς ο αριθμός των επαναλήψεων εκπαίδευσης αυξάνεται. [Ref. 12]



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΜΕΛΙΩΔΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗ

### 2.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΣΚΟΠΟΣ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Θεμελιώδης ανάλυση είναι μια μέθοδος αξιολόγησης εταιρειών, χρεογράφων, μετοχών κι άλλων επενδύσεων σε μια προσπάθεια να υπολογιστεί η *πραγματική αξία (intrinsic value)* τους εξετάζοντας μια σειρά σχετικών ποιοτικών και ποσοτικών οικονομικών παραγόντων.

Σε *μικροοικονομικό επίπεδο* η θεμελιώδης ανάλυση περιλαμβάνει την εξέταση των οικονομικών μεγεθών, των λογιστικών καταστάσεων, των πωλήσεων, των στοιχείων ενεργητικού, των δυνάμεων προσφοράς και ζήτησης για τα προϊόντα και τις υπηρεσίες που προσφέρονται, των κερδών και των χρεών της επιχείρησης, των προσδοκιών για την εξέλιξη των μερισμάτων, των επενδυτικών σχεδίων, των αγορών, του ανταγωνισμού και της προοπτικής ανάπτυξης της εταιρίας. Σκοπός της είναι να προσδιορίσει και να προβλέψει την οικονομική πορεία μιας επιχείρησης και της μελλοντικής εξέλιξης της πραγματικής αξίας της μετοχής της ώστε να μπορεί ένας επενδυτής να τη συγκρίνει με την τρέχουσα τιμή στην αγορά και να διαπιστώσει αν η μετοχή είναι υπερτιμημένη ή υποτιμημένη. Οι αναλυτές υποστηρίζουν ότι οι αγορές ενδέχεται να τιμολογήσουν εσφαλμένα μια μετοχή βραχυπρόθεσμα, αλλά μακροπρόθεσμα θα επιτευχθεί η «σωστή» τιμή. Τα κέρδη μπορούν να πραγματοποιηθούν αγοράζοντας τη μετοχή σε λάθος τιμή και στη συνέχεια περιμένοντας την αγορά να αναγνωρίσει το «λάθος» της και να τιμολογήσει ξανά την μετοχή. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι επενδυτές που προχωρούν σε θεμελιώδεις αναλύσεις δεν πιστεύουν στην υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς (efficient market hypothesis), αλλά αντίθετα πιστεύουν στην ύπαρξη ασύμμετρης πληροφόρησης και στο ότι οι τιμές δεν αντικατοπτρίζουν με ακρίβεια όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες κι έτσι θέλουν να επωφεληθούν από αυτό το γεγονός.

Σε *μακροοικονομικό επίπεδο*, η θεμελιώδης ανάλυση εστιάζεται στην παρακολούθηση μακροοικονομικών δεδομένων όπως το ακαθάριστο εθνικό προϊόν, ο πληθωρισμός, το εμπορικό ισοζύγιο, τα δημοσιονομικά ελλείμματα / πλεονάσματα, η ανεργία, οι δημόσιες δαπάνες και επενδύσεις, το επίπεδο αποταμίευσης και τα επιτόκια δανεισμού, με στόχο την αξιολόγηση της παρούσας και την πρόβλεψη της μελλοντικής ανάπτυξης της οικονομίας στην οποία δραστηριοποιούνται οι εταιρείες των οποίων οι μετοχές είναι υπό εξέταση. [Ref. 14]

## 2.2 ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

### Εταιρικές Ανακοινώσεις

Οι ανακοινώσεις της εταιρείας είναι ένα σημαντικό στοιχείο που εξετάζει η Θεμελιώδης Ανάλυση, καθώς περιλαμβάνουν τις λογιστικές καταστάσεις της εταιρείας με όλα τα απαιτούμενα θεμελιώδη χαρακτηριστικά της εταιρείας. Τα ενδιάμεσα και τα τελικά αποτελέσματα αποτελούνται από μέρη κειμένου και από αριθμητικά μέρη. Αμφότερα είναι χρήσιμα στη Θεμελιώδη Ανάλυση, αν και η ευρεία χρήση της ορολογίας των επιχειρήσεων και οι παρατηρήσεις των λογιστών μπορεί να δυσκολεύουν την αποκωδικοποίηση των ανακοινώσεων.

Οι θέσεις αρκετών ανώτατων διοικητικών στελεχών ενδέχεται να περιέχονται στο τμήμα των ανακοινώσεων που αποτελείται από κείμενο ή ακόμα μπορεί να υπάρχει κείμενο του προέδρου του Διοικητικού Συμβουλίου της εταιρείας. Οι «δηλώσεις» αυτές εστιάζουν στην απόδοση της εταιρείας κατά την προηγούμενη περίοδο. Υπάρχουν συνήθως μια ή δύο παράγραφοι αφιερωμένοι στην τρέχουσα κατάσταση και στις μελλοντικές προοπτικές.

Όταν πρόκειται για αριθμούς, οι επενδυτές έχουν να αξιολογήσουν τρία δεδομένα: την κατάσταση αποτελεσμάτων χρήσης, τις ταμειακές ροές και τους *ισολογισμούς*. [Ref. 15]

### 2.2.1 ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΧΡΗΣΗΣ

Κατάσταση Αποτελεσμάτων Χρήσης (ΚΑΧ) είναι μια έκθεση που περιέχει συνοπτικές πληροφορίες για έσοδα, κέρδη, έξοδα και ζημιές που έγιναν σε μια συγκεκριμένη λογιστική περίοδο.

Το περιεχόμενο της κατάστασης αποτελεσμάτων χρήσης διαιρείται σε δύο μέρη. Στο πρώτο παρατίθενται τα στοιχεία των λογαριασμών των λειτουργικών εσόδων και των λειτουργικών εξόδων, δηλαδή των στοιχείων που προσδιορίζουν το αποτέλεσμα εκμετάλλευσης. Στο δεύτερο μέρος παρουσιάζονται οι λογαριασμοί των μη λειτουργικών (έκτακτων) εσόδων και κερδών και κατόπιν σε αυτούς των μη λειτουργικών εξόδων και ζημιών. [Ref. 16]

### 2.2.2 ΙΣΟΛΟΓΙΣΜΟΣ

Ισολογισμός είναι ένας λογιστικός πίνακας που εμφανίζει τα περιουσιακά στοιχεία (Ενεργητικό), τις Υποχρεώσεις και τις Απαιτήσεις μιας επιχείρησης σε ένα



συγκεκριμένο χρονικό σημείο. Συνήθως, στο αριστερό του μέρος εμφανίζεται το Ενεργητικό (περιουσιακά στοιχεία) και στο αριστερό το Παθητικό (οφειλές και υποχρεώσεις). Στις στήλες του Ενεργητικού μεταφέρονται τα στοιχεία των λογαριασμών με χρεωστικό υπόλοιπο, ενώ στις στήλες του Παθητικού μεταφέρονται τα στοιχεία των λογαριασμών με πιστωτικό υπόλοιπο. Ο Ισολογισμός πρέπει να είναι ισοσκελισμένος, ήτοι η αξία του Ενεργητικού να ισούται με αυτή του Παθητικού (*ίδια κεφάλαια = περιουσιακά στοιχεία - υποχρεώσεις*). [Ref. 17]

### **2.2.3 ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΤΑΜΕΙΑΚΩΝ ΡΟΩΝ**

Η κατάσταση ταμειακών ροών είναι μια οικονομική κατάσταση που δείχνει πώς οι αλλαγές στους λογαριασμούς ισολογισμού και των αποτελεσμάτων χρήσης επηρεάζουν τα μετρητά και τα ταμειακά ισοδύναμα και διασπά την ανάλυση σε λειτουργικές, επενδυτικές και χρηματοοικονομικές δραστηριότητες. Ουσιαστικά, η κατάσταση ταμειακών ροών σχετίζεται με τη ροή μετρητών εντός και εκτός της επιχείρησης. Ως αναλυτικό εργαλείο, η κατάσταση των ταμειακών ροών είναι χρήσιμη για τον προσδιορισμό της βραχυπρόθεσμης βιωσιμότητας μιας εταιρείας, ιδιαίτερα της δυνατότητάς της να πληρώνει λογαριασμούς. [Ref. 18]

## **2.3 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΜΕΤΟΧΩΝ**

### **2.3.1 ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΑΞΙΑΣ**

Εκτιμούν την πραγματική αξία της επιχείρησης ως την παρούσα αξία των αναμενόμενων μελλοντικών χρηματαροών της. Τέτοιες προσεγγίσεις χρησιμοποιούν τα θεμελιώδη στοιχεία της εταιρείας για να προσπαθήσουν να προσδιορίσουν την εγγενή αξία μιας εταιρείας, στην οποία η αξία είναι το άθροισμα των προ εξοφλούμενων μελλοντικών ταμειακών ροών. Χρησιμοποιούνται δύο βασικές εκδόσεις αυτού του μοντέλου: *το μοντέλο προεξόφλησης μερίσματος* (Discounted Dividend Model - DDM) και *το μοντέλο προεξόφλησης ταμειακών ροών* (Discounted Cash Flows - DCF). Στο DDM, τα μερίσματα θεωρούνται οι σχετικές ταμειακές ροές. Όμως τα μερίσματα είναι στη διακριτική ευχέρεια της εταιρείας αν θα μοιραστούν ή όχι, γεγονός που καθιστά προβληματικές τις προβλέψεις τους. Στην πραγματικότητα, πρέπει κανείς να προβλέψει όχι μόνο την απόδοση της εταιρείας αλλά και τις αποφάσεις που θα ληφθούν σχετικά με τη διανομή μερισμάτων (έναντι επανεπένδυσης κερδών στις δραστηριότητες της εταιρείας). Για αυτόν τον λόγο, πολλοί προτιμούν μοντέλα DCF, τα οποία χρησιμοποιούν μια διαφορετική ιδέα των προ εξοφλημένων μελλοντικών ταμειακών ροών της εταιρείας. Η ιδέα πίσω από ένα μοντέλο DCF είναι ότι αυτό που είναι σημαντικό

είναι τα διαθέσιμα μετρητά, ανεξάρτητα από το εάν διανέμονται ή όχι. Ένα πλεονέκτημα του DCF είναι η δυνατότητα εφαρμογής του σε εισηγμένες και μη εισηγμένες εταιρείες. Τα όρια αυτών των μοντέλων είναι γνωστά: Ένα DDM μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο σε περιπτώσεις όπου μια εταιρεία πληρώνει σταθερά (και προβλέψιμα) μερίσματα. Το DCF, μόνο σε περιπτώσεις όπου μια εταιρεία έχει θετικές (και προβλέψιμες) ελεύθερες ταμειακές ροές. (Η «ελεύθερη» ταμειακή ροή ισούται με ταμειακές ροές μείον μια πρόβλεψη για επαρκή επανεπένδυση μετρητών για να διατηρηθεί η εταιρεία σε σταθερή κατάσταση, αντικαθιστώντας εξοπλισμό και ούτω καθεξής.)

Θεωρητικά, αυτή η κατηγορία μοντέλων παρέχει την πιο ακριβή αποτίμηση. Στην πράξη, ωστόσο, η αποτίμησή τους είναι ευαίσθητη στην επιλογή τιμών εισόδων στις διάφορες μεταβλητές και στις υποκείμενες παραδοχές τους (ασφάλιστρο κινδύνου ιδίων κεφαλαίων, ετήσια αύξηση πωλήσεων, μακροπρόθεσμη ανάπτυξη). Όταν η επιλογή της εισόδου είναι συχνά υποκειμενική, η έξοδος του μοντέλου γίνεται επίσης υποκειμενική. Για να συνοψίσουμε αυτήν την κατάσταση, θα μπορούσαμε να επαναδιατυπώσουμε την έκφραση «σκουπίδια μέσα, σκουπίδια έξω». Αυτό σημαίνει ότι οι μεθοδολογίες ελεύθερων ταμειακών ροών έχουν πραγματικά νόημα μόνο όταν συμπληρώνονται από ανάλυση ευαισθησίας και ανάλυση σεναρίων. Η αληθινή αρετή αυτών των μεθόδων είναι, επομένως, η παροχή ενός φάσματος πιθανών αποτιμήσεων υπό μια ποικιλία σεναρίων, όχι μια συγκεκριμένη εκτίμηση τιμής. [Ref. 19]

$$DCF = \frac{CF1}{(1+r)} + \frac{CF2}{(1+r)^2} + \dots + \frac{CFN}{(1+r)^N} + \frac{TV}{(1+r)^N} \quad (2.1)$$

Στα χρηματοοικονομικά, η τερματική αξία (TV – Terminal Value, επίσης «συνεχιζόμενη αξία» ή «αξία ορίζοντα») ενός τίτλου είναι η παρούσα αξία σε μελλοντικό σημείο όλων των μελλοντικών ταμειακών ροών, όταν αναμένουμε σταθερό ρυθμό ανάπτυξης για πάντα. Χρησιμοποιείται συχνότερα στην ανάλυση προ εξοφλημένων ταμειακών ροών πολλαπλών σταδίων και επιτρέπει τον περιορισμό των προβλέψεων ταμειακών ροών σε μια περίοδο αρκετών ετών. Η πρόβλεψη αποτελεσμάτων πέρα από μια τέτοια περίοδο δεν είναι πρακτική και εκθέτει τέτοιες προβλέψεις σε διάφορους κινδύνους που περιορίζουν την εγκυρότητά τους, κυρίως τη μεγάλη αβεβαιότητα που συνεπάγεται η πρόβλεψη βιομηχανικών και των μακροοικονομικών συνθηκών μετά από λίγα χρόνια. Έτσι, η τερματική αξία επιτρέπει την συμπερίληψη της αξίας των μελλοντικών ταμειακών ροών που συμβαίνουν πέρα από μια περίοδο προβολής αρκετών ετών, ενώ μετριάζει ικανοποιητικά πολλά από τα προβλήματα αποτίμησης αυτών των ταμειακών ροών. Για σκοπούς αποτίμησης ολόκληρης της εταιρείας, υπάρχουν δύο μεθοδολογίες που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της Τερματικής Αξίας.

### 2.3.1.1 Η ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΤΕΡΜΑΤΙΚΟΥ ΠΟΛΛΑΠΛΑΣΙΑΣΤΗ

Προϋποθέτει ότι μια επιχείρηση θα πωληθεί στο τέλος της περιόδου προβολής. Τα αναλυτικά στοιχεία αποτίμησης καθορίζονται για διάφορα στατιστικά λειτουργίας χρησιμοποιώντας συγκρίσιμες εξαγορές παρόμοιων εταιρειών. Ένας *τερματικός πολλαπλασιαστής* που χρησιμοποιείται συχνά είναι Enterprise Value / EBITDA ή EV / EBITDA. Η ανάλυση συγκρίσιμων εξαγορών θα δείξει ένα κατάλληλο εύρος τέτοιων πολλαπλασιαστών. Το πολλαπλάσιο στη συνέχεια εφαρμόζεται στο προβλεπόμενο EBITDA στο Έτος N, το οποίο είναι το τελευταίο έτος στην περίοδο προβολής. Αυτό παρέχει μια μελλοντική τιμή στο τέλος του έτους N. Η τελική τιμή προ εξοφλείται χρησιμοποιώντας έναν παράγοντα ίσο με τον αριθμό ετών στην περίοδο προβολής. Εάν το N είναι το 5ο και τελευταίο έτος αυτής της περιόδου, τότε η Τερματική Τιμή διαιρείται με  $(1 + k)^5$ . Η παρούσα αξία της Τερματικής Αξίας προστίθεται στη συνέχεια στην παρούσα αξία των ελεύθερων ταμειακών ροών κατά την περίοδο προβολής για να φτάσει σε μια υπονοούμενη Επιχειρηματική Αξία. Σε αυτό το σημείο πρέπει να σημειωθεί ότι εάν πρέπει να χρησιμοποιηθούν πολλαπλασιαστές από συγκρίσιμες εταιρείες που είναι εισηγμένες, η προκύπτουσα αξία επιχείρησης δεν θα αντικατοπτρίζει ένα ασφαλές εύρος ελέγχου και ανάλογα με τους σκοπούς της αποτίμησης, αυτό ενδέχεται να μην παρέχει το κατάλληλο εύρος αναφοράς.

### 2.3.1.2 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΕΝΑΗΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ (GORDON GROWTH MODEL)

Αντιπροσωπεύει την αξία των ελεύθερων ταμειακών ροών που συνεχίζουν να αυξάνονται με υποτιθέμενο σταθερό ρυθμό στο άπειρο. Ουσιαστικά, μια γεωμετρική σειρά που επιστρέφει την αξία μιας σειράς αυξανόμενων μελλοντικών ταμειακών ροών. Εδώ, χρησιμοποιείται η προβλεπόμενη ελεύθερη ταμειακή ροή κατά το πρώτο έτος πέρα από τον ορίζοντα προβολής (N + 1). Στη συνέχεια, αυτή η τιμή διαιρείται με το προεξοφλητικό επιτόκιο μείον τον υποτιθέμενο ρυθμό αύξησης αέναης διάρκειας.

$$TV = \sum_{t=1}^{t=\infty} CFN \left( \frac{1+g}{1+r} \right)^t, \text{ έστω } r' = \left( \frac{1+g}{1+r} \right),$$

$$\text{τότε } TV = CFN * r' * (1 + r' + r'^2 + \dots)$$

Η σειρά σε παρένθεση είναι η γεωμετρική σειρά με κοινό όρο γεωμετρικής  $r'$  έχει άθροισμα  $\left( \frac{1}{1-r'} \right)$  για  $r'^2 < 1$ ,  $TV = CFN * r' \frac{1}{1-r'} = CFN * \frac{\frac{1+g}{1+r}}{1 - \frac{1+g}{1+r}}$

$$TV = CFN * \frac{1+g}{r-g} \quad (2.2)$$

DCF: προ εξοφλημένη παρούσα αξία των μελλοντικών λειτουργικών χρηματαρρών

$CF_i$  : μελλοντικών λειτουργικών χρηματαροές την περίοδο  $i$ , όπου  $CF_i = CF_{i-1}(1+G)$

$TV$  : η αξία της εταιρείας ως άθροισμα των χρηματαροών της από την περίοδο  $N$  μέχρι το άπειρο

$G$  : είναι ο ρυθμός ανάπτυξης της εταιρείας στην προβλεπόμενη περίοδο  $N$  με βάση τα θεμελιώδη μεγέθη της τα προηγούμενα χρόνια.

$g$  : είναι ο ρυθμός με τον οποίο η εταιρεία θα αναπτύσσεται μετά την προβλεπόμενη περίοδο  $N$  μέχρι το άπειρο (συνήθως μικρός και μεταξύ πληθωρισμού και ρυθμού ανάπτυξης του ΑΕΠ και τραπεζικών επιτοκίων)

$r$  : είναι το προεξοφλητικό επιτόκιο, το οποίο αντικατοπτρίζει το κόστος δέσμευσης κεφαλαίου, τον κίνδυνο επένδυσης ή την επιθυμητή απόδοση του επενδυτή.

$N$  : είναι η προβλεπόμενη περίοδος για τις χρηματαροές (συνήθως 3 έως 5 έτη) [Ref. 20]

### 2.3.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΜΕ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΕΣ

Τα μοντέλα με αριθμοδείκτες, εκτιμούν την πραγματική αξία με βάση το πολλαπλάσιο κάποιων βασικών θεμελιωδών κλασμάτων, λαμβάνονται από τις οικονομικές καταστάσεις μιας επιχείρησης. Υπάρχουν πολλοί τέτοιοι δείκτες που χρησιμοποιούνται για να αξιολογήσουμε τη συνολική οικονομική κατάσταση μιας εταιρείας ή άλλου οργανισμού. Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν από τους διαχειριστές μιας επιχείρησης, από τους σημερινούς και δυνητικούς μετόχους (ιδιοκτήτες) και από τους πιστωτές της.

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες ποσοτικοποιούν πολλές πτυχές μιας επιχείρησης και κατηγοριοποιούνται ανάλογα με την οικονομική πλευρά της επιχείρησης την οποία μετρά ο δείκτης. Οι *δείκτες ρευστότητας* υπολογίζουν τη διαθεσιμότητα των μετρητών για την πληρωμή του χρέους. Οι *δείκτες δραστηριότητας* υπολογίζουν πόσο γρήγορα μια επιχείρηση μετατρέπει τα μη ταμειακά στοιχεία ενεργητικού σε ταμειακά διαθέσιμα. Οι *δείκτες χρέους* υπολογίζουν την ικανότητα της επιχείρησης να επιστρέψει το μακροπρόθεσμο χρέος. Οι *δείκτες κερδοφορίας* μετρούν τη χρήση των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης και τον έλεγχο των δαπανών της για τη δημιουργία αποδεκτού ποσοστού απόδοσης. Οι *δείκτες της αγοράς* μετρούν την ανταπόκριση των επενδυτών στην ιδιοκτησία των μετοχών μιας εταιρείας καθώς και το κόστος έκδοσης μετοχών.

Με τα χρόνια, εμπειρικές μελέτες έχουν επανειλημμένα δείξει τη χρησιμότητα των αριθμοδεικτών. Για παράδειγμα, οι οικονομικά προβληματικές εταιρείες μπορούν

να διαχωρίζονται από τις μη προβληματικές εταιρείες πριν την κήρυξη πτώχευσης σε ποσοστό υψηλότερο από 90% εξετάζοντας τους χρηματοοικονομικούς δείκτες. Υπάρχει ωστόσο μια επαναλαμβανόμενη ερώτηση για τη χρήση αριθμοδεικτών: ποιοι δείκτες από τους εκατοντάδες που μπορούν να υπολογιστούν εύκολα από τα διαθέσιμα οικονομικά δεδομένα, πρέπει να αναλυθούν για να ληφθούν οι επενδυτικές αποφάσεις;

Είκοσι έξι μελέτες αναλύουν περισσότερα από 100 χρηματοοικονομικά στοιχεία, εκ των οποίων τα 65 είναι αριθμοδείκτες. Σαράντα ένα από αυτά θεωρούνται χρήσιμα και / ή χρησιμοποιούνται στην τελική ανάλυση από έναν ή περισσότερους ερευνητές. Δεδομένου ενός τόσο ετερογενούς συνόλου χρήσιμων οικονομικών δεικτών, ο υπεύθυνος λήψης αποφάσεων έχει δυσκολία στην επιλογή δεικτών για την τελική ανάλυση.

Για την επίλυση του προβλήματος επιλογής αριθμοδεικτών που βρέθηκαν χρήσιμοι σε πρόσφατες εμπειρικές μελέτες, γίνεται κατηγοριοποίησή τους με επτά παράγοντες που προτείνονται στη βιβλιογραφία. [Ref. 21]

|             |                        |                                 |                       | Επτά<br>βασικοί<br>παράγο-<br>ντες |                                  |                             |                       |
|-------------|------------------------|---------------------------------|-----------------------|------------------------------------|----------------------------------|-----------------------------|-----------------------|
| Έρευνα      | οικονομική<br>μόχλευση | κύκλος<br>εργασιών<br>κεφαλαίου | Απόδοση<br>επενδύσεων | κύκλος<br>εργασιών<br>αποθέματος   | κύκλος<br>εργασιών<br>απαιτήσεων | Βραχυπρόθεσμη<br>ρευστότητα | Ταμειακή<br>κατάσταση |
| PMC         | X                      | X                               | X                     | X                                  | X                                | X                           | X                     |
| PEMC        | X                      | X                               | X                     | X                                  | X                                | X                           | X                     |
| Steven<br>s | X                      | X                               | X                     |                                    | X                                |                             |                       |
| Libby       |                        | X                               | X                     | X                                  |                                  | X                           | X                     |

**Πίνακας 2. 1:** Συμφιλίωση παραγόντων που απεικονίζουν χρηματοοικονομικούς δείκτες σε διάφορες έρευνες.

Οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενοι αριθμοδείκτες από τις παραπάνω κατηγορίες είναι:

1. Λειτουργικό περιθώριο κέρδους, περιθώριο λειτουργικού εισοδήματος ή απόδοση επί των πωλήσεων (ROS)

Είναι ο λόγος του λειτουργικού εισοδήματος δια των εσόδων από τις πώλησης. Κατά τον υπολογισμό λειτουργικού περιθωρίου, το λειτουργικό εισόδημα είναι το ίδιο με το EBIT (Earnings Before Interest and Taxes) ή τα κέρδη προ φόρων και τόκων. Το EBIT ή το λειτουργικό εισόδημα είναι έσοδα μείον το κόστος πωληθέντων αγαθών και τα έξοδα πώλησης, τα γενικά και διοικητικά έξοδα λειτουργίας της επιχείρησης, εξαιρουμένων των τόκων και των φόρων.

$$\text{Operating Margin} = \frac{\text{Operating Income}}{\text{Revenue}}$$

Κέρδη προ τόκων, φόρων, αποσβέσεων και χρεολυσίων (EBITDA) είναι ένα πολύ δημοφιλές μέτρο της οικονομικής απόδοσης. Χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του λειτουργικού κέρδους της επιχείρησης. Μπορεί να είναι χρήσιμη επειδή αφαιρεί παράγοντες που αλλάζουν την άποψη της απόδοσης ανάλογα με τις λογιστικές και χρηματοοικονομικές πολιτικές της επιχείρησης. Οι υποστηρικτές υποστηρίζουν ότι μειώνει την ικανότητα της διοίκησης να αλλάζει τα κέρδη που αναφέρουν σύμφωνα με την επιλογή των λογιστικών κανόνων και τον τρόπο με τον οποίο παράγουν οικονομική υποστήριξη για την εταιρεία. Ο εν λόγω δείκτης δεν λαμβάνει υπόψη τα έξοδα που σχετίζονται με αποφάσεις όπως ο τρόπος χρηματοδότησης της επιχείρησης (χρέος ή ίδια κεφάλαια) και σε ποια περίοδο αποσβένονται τα πάγια περιουσιακά στοιχεία.

Το λειτουργικό περιθώριο μιας επιχείρησης αποτελεί έναν καλό δείκτη για το πόσο καλή είναι η διαχείριση και πόσο επικίνδυνη είναι η επένδυση σ' αυτή. Δείχνει το ποσοστό των εσόδων που είναι διαθέσιμα για την κάλυψη των μη λειτουργικών εξόδων, όπως η πληρωμή τόκων, γι' αυτό και οι επενδυτές και οι δανειστές δίνουν ιδιαίτερη προσοχή σ' αυτό. Ιδιαίτερα μεταβλητά λειτουργικά περιθώρια αποτελούν πρωταρχικό δείκτη επιχειρηματικού κινδύνου. Με τον ίδιο τρόπο, η εξέταση των περιθωρίων λειτουργικού κέρδους μιας επιχείρησης κατά το παρελθόν είναι ένας καλός τρόπος να μετρηθεί εάν μια μεγάλη βελτίωση στα κέρδη είναι πιθανό να διαρκέσει. Ένα υψηλότερο λειτουργικό περιθώριο σημαίνει ότι η εταιρεία έχει μικρότερο οικονομικό κίνδυνο.

2. Το καθαρό περιθώριο κέρδους, το καθαρό περιθώριο, το περιθώριο καθαρού κέρδους ή ο δείκτης καθαρού κέρδους είναι δείκτης κερδοφορίας. Υπολογίζεται η κατανομή του καθαρού κέρδους ως ποσοστό των εσόδων.

$$\text{Net profit margin} = \frac{\text{net profit}}{\text{Revenue}} = \frac{(R - \text{COGS} - E - I - T)}{R}, \text{ όπου}$$

R = Revenue

COGS = The cost of goods sold

E = Operating and other expenses

I = Interest

T = Taxes

Το περιθώριο καθαρού κέρδους χρησιμοποιείται κυρίως για εσωτερική σύγκριση, γιατί είναι δύσκολο να το συγκρίνουμε με ακρίβεια για διαφορετικές επιχειρήσεις. Οι ρυθμίσεις λειτουργίας και χρηματοδότησης των μεμονωμένων επιχειρήσεων ποικίλλουν τόσο πολύ ώστε διαφορετικές εταιρείες είναι σχετικά απίθανο να μην έχουν διαφορετικά επίπεδα δαπανών, έτσι ώστε η σύγκριση μεταξύ τους να έχει ελάχιστη σημασία. Ένα χαμηλό περιθώριο κέρδους υποδηλώνει χαμηλό περιθώριο ασφαλείας, δηλαδή υψηλότερο κίνδυνο ότι η μείωση των πωλήσεων θα μηδενίσει τα κέρδη και θα έχει ως αποτέλεσμα καθαρή ζημία ή αρνητικό περιθώριο. Παρακολουθώντας αυξήσεις και μειώσεις στο καθαρό περιθώριο κέρδους, μια εταιρεία μπορεί να αξιολογήσει εάν οι τρέχουσες πρακτικές λειτουργούν και να κάνει προβλέψεις για τα κέρδη με βάση τα έσοδα. Στην ιδανική περίπτωση, οι επενδυτές θέλουν να δουν ένα ιστορικό περιθωρίων καθαρού κέρδους να αυξάνεται με την πάροδο του χρόνου.

3. Η απόδοση των ιδίων κεφαλαίων (ROE) είναι μέτρο της κερδοφορίας μιας επιχείρησης σε σχέση με τα ίδια κεφάλαια, γνωστά και ως καθαρά περιουσιακά στοιχεία ή περιουσιακά στοιχεία μείον υποχρεώσεις. Το ROE είναι ένα μέτρο για το πόσο καλά μια επιχείρηση χρησιμοποιεί τις επενδύσεις για την αύξηση των κερδών.

$$\text{ROE} = \frac{\text{net profit}}{\text{Revenue}} = \frac{\text{Net income}}{\text{equity}}, \text{ όπου}$$

Το ROE, εκφράζεται ως ποσοστό και ισούται με το καθαρό εισόδημα για ένα οικονομικό έτος (μετά τη διανομή των μερισμάτων προνομιούχων μετοχών, αλλά πριν μοιραστούν τα μερίσματα κοινών μετοχών), διαιρούμενο με το σύνολο των ιδίων κεφαλαίων (εξαιρουμένων των προνομιούχων μετοχών).

Το ROE χρησιμοποιείται ειδικά για τη σύγκριση των επιδόσεων των εταιρειών στον ίδιο κλάδο. Το ROE είναι ένα μέτρο της ικανότητας της διοίκησης να δημιουργεί εισόδημα από τα ίδια κεφάλαια που διαθέτει. Ενώ υψηλότερος δείκτης θα έπρεπε να υποδηλώνει αισθητικά υψηλότερες τιμές μετοχών, στην πραγματικότητα, η

πρόβλεψη της χρηματιστηριακής αξίας μιας εταιρείας εξαρτάται από πολλούς άλλους παράγοντες για να χρησιμοποιείται από μόνος του. Χαμηλό ROE μπορεί να οφείλεται στην επανεπένδυση των κερδών για την ενίσχυση της ανάπτυξης της εταιρείας. Μπορεί επίσης να προκύψει μικρή τιμή του δείκτη λόγω διανομής μερισμάτων επί κοινών.

4. Δείκτης τρέχουσας ρευστότητας είναι ένας δείκτης ρευστότητας που μετράει εάν μια επιχείρηση διαθέτει επαρκείς πόρους για να ανταποκριθεί στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Συγκρίνει τα κυκλοφορούντα περιουσιακά στοιχεία μιας επιχείρησης με τις τρέχουσες υποχρεώσεις της και εκφράζεται ως εξής:

$$\text{Current ratio} = \frac{\text{current assets}}{\text{current liabilities}}$$

Ο δείκτης αποτελεί ένδειξη της ρευστότητας μιας επιχείρησης. Οι αποδεκτές τιμές του δείκτη διαφέρουν από κλάδο σε κλάδο. Σε πολλές περιπτώσεις, ο πιστωτικός φορέας θεωρεί ότι υψηλή τιμή του δείκτη είναι καλύτερη, επειδή δείχνει ότι η εταιρεία είναι πιο πιθανό να εξοφλήσει τον πιστωτή. Οι μεγάλες τιμές του δείκτη δεν είναι πάντα ένα καλό σημάδι για τους επενδυτές. Αν ο δείκτης της εταιρείας είναι υπερβολικά υψηλός, μπορεί να υποδηλώνει ότι η εταιρεία δεν χρησιμοποιεί αποτελεσματικά τα τρέχοντα περιουσιακά στοιχεία.

Εάν οι βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις υπερβαίνουν τα κυκλοφορούντα περιουσιακά στοιχεία, ο δείκτης θα είναι μικρότερος από 1. Τιμή του δείκτη μικρότερη του 1 υποδηλώνει ότι η εταιρεία ενδέχεται να έχει προβλήματα εκπλήρωσης των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεών της. Ορισμένοι τύποι επιχειρήσεων μπορούν να λειτουργήσουν με δείκτη τρέχουσας ρευστότητας μικρότερο του 1. Οι χαμηλές τιμές δείκτη μπορούν επίσης να δικαιολογηθούν για επιχειρήσεις που μπορούν να εισπράξουν μετρητά από πελάτες πολύ πριν να χρειαστούν να πληρώσουν τους προμηθευτές τους.

5. Οι λειτουργικές ταμειακές ροές (OCF), αναφέρονται στο ποσό των μετρητών που μια εταιρεία παράγει από τα έσοδα της, εξαιρουμένων των δαπανών που συνδέονται με μακροπρόθεσμες επενδύσεις σε κεφάλαια ή επενδύσεις σε χρεόγραφα.

$$\text{operating cash flow ratio} = \frac{\text{operating cash flow}}{\text{current liabilities}}$$

Η λειτουργική ταμειακή ροή είναι κεφάλαια που προέρχονται από λειτουργικές δραστηριότητες, μείον φορολογία και τόκους που καταβάλλονται, έσοδα εισπραχθέντα από επενδύσεις και μείον πληρωθέντα μερίσματα.



6. Ο δείκτης χρέους δείχνει το ποσοστό των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης που παρέχονται μέσω χρέους. Είναι ο λόγος του συνολικού χρέους και του συνολικού ενεργητικού (το σύνολο των κυκλοφορούντων περιουσιακών στοιχείων, των παγίων περιουσιακών στοιχείων και άλλων περιουσιακών στοιχείων όπως η «υπεραξία»).

$$\text{Debt ratio} = \frac{\text{total debt}}{\text{total assets}}$$

Οι εταιρείες με υψηλό δείκτη χρέους / περιουσιακών στοιχείων έχουν μεγάλη μόχλευση. Όσο υψηλότερη είναι η αναλογία, τόσο μεγαλύτερος είναι ο κίνδυνος που συνδέεται με τη λειτουργία της επιχείρησης. Επιπλέον, ο υψηλός δείκτης μπορεί να υποδεικνύει χαμηλή δανειοληπτική ικανότητα μιας επιχείρησης, η οποία με τη σειρά της θα μειώσει την οικονομική ευελιξία της.

7. Ο δείκτης λόγος τιμής-κέρδους, γνωστός επίσης ως λόγος P / E, είναι ο λόγος της χρηματιστηριακής τιμής της μετοχής προς τα κέρδη ανά μετοχή της εταιρείας. Ο δείκτης χρησιμοποιείται για την αποτίμηση εταιρειών και για να διαπιστωθεί εάν είναι υπερτιμημένες ή υποτιμημένες οι μετοχές τους.

$$P/E = \frac{\text{market share price}}{\text{diluted earnings per share}}$$

Οι εταιρείες με απώλειες (αρνητικά κέρδη) ή χωρίς κέρδος έχουν απροσδιόριστο λόγο P / E. Ο λόγος μπορεί να ερμηνευτεί ως το χρονικό διάστημα που θα χρειαστεί η επιχείρηση για να διατηρήσει τα ίδια κέρδη, προκειμένου να βγάλει αρκετά χρήματα και να εξοφλήσει την τρέχουσα τιμή της μετοχής. Ο δείκτης αυτός είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται περισσότερο για να προσδιοριστεί αν οι μετοχές αποτιμώνται σωστά μεταξύ τους. Το P / E εξαρτάται από την αντίληψη της αγοράς για τον κίνδυνο και τη μελλοντική αύξηση των κερδών. Μια εταιρεία με χαμηλό P / E δείχνει ότι η αγορά την αντιλαμβάνεται ως υψηλότερου κίνδυνου ή χαμηλότερης ανάπτυξης ή και τα δύο σε σύγκριση με μια εταιρεία με υψηλότερη P / E.

8. Ο δείκτης λόγος τιμής / ταμειακών ροών (P / CF), είναι ένας λόγος που χρησιμοποιείται για να συγκρίνει την χρηματιστηριακή αξία μιας εταιρείας με την ταμειακή ροή της. Υπολογίζεται διαιρώντας την τιμή της μετοχής με τις λειτουργικές ταμειακές ροές ανά μετοχή. Θεωρητικά, όσο χαμηλότερη είναι η αναλογία τιμής / ταμειακής ροής μιας μετοχής, τόσο καλύτερη είναι η αξία της εταιρείας.

$$P / CF = \frac{\text{market share price}}{\text{present value of cash flow per share}}$$

9. Ο δείκτης λόγος τιμής προς την λογιστική αξία ή P / BV είναι η οικονομική σχέση που χρησιμοποιείται για τη σύγκριση της τρέχουσας τιμής της εταιρείας με τη λογιστική της αξία. Ο υπολογισμός μπορεί να γίνει με διαίρεση της τρέχουσας τιμής

της μετοχής με την λογιστική αξία ανά μετοχή (δηλ. η λογιστική της αξία διαιρούμενη με τον αριθμό των κυκλοφορούντων μετοχών).

$$P/BV = \frac{\text{market share price}}{\text{balance sheet price per share}}$$

Όπως συμβαίνει με τους περισσότερους δείκτες και αυτός ο δείκτης μπορεί να διαφέρει πολύ μεταξύ κλάδων . Οι κλάδοι που χρειάζονται περισσότερα κεφάλαια για υποδομές συνήθως θα διαπραγματεύονται σε ποσοστά P / BV πολύ χαμηλότερα από, για παράδειγμα, συμβουλευτικές εταιρείες. Οι λόγοι P / BV χρησιμοποιούνται συνήθως για τη σύγκριση των τραπεζών, επειδή τα περισσότερα περιουσιακά στοιχεία και οι υποχρεώσεις των τραπεζών αποτιμώνται συνεχώς σε αγοραίες αξίες. Ο υψηλότερος λόγος P / BV συνεπάγεται ότι οι επενδυτές αναμένουν ότι η διοίκηση θα δημιουργήσει μεγαλύτερη αξία από ένα συγκεκριμένο σύνολο περιουσιακών στοιχείων ή / και ότι η αγοραία αξία των περιουσιακών στοιχείων της εταιρείας είναι σημαντικά υψηλότερη από τη λογιστική τους αξία. Ωστόσο, οι αναλογίες P / BV δεν παρέχουν άμεσα πληροφορίες σχετικά με την ικανότητα της επιχείρησης να παράγει κέρδη ή μετρητά για τους μετόχους. Αυτός ο λόγος δίνει επίσης κάποια ιδέα για το αν ένας επενδυτής πληρώνει πάρα πολύ για το τι θα έμενε αν η εταιρεία πτωχεύσει. Για τις εταιρείες που διατρέχουν κίνδυνο, η λογιστική αξία συνήθως υπολογίζεται χωρίς τα άυλα περιουσιακά στοιχεία που δεν θα έχουν αξία μεταπώλησης. Σε πολλές από τις σημερινές εταιρείες, τα πολυτιμότερα περιουσιακά τους στοιχεία δεν εμφανίζονται στον ισολογισμό τους και συνεπώς δεν περιλαμβάνονται στη λογιστική αξία. Οι λογιστικές αξίες δεν έχουν νόημα σε εταιρείες όπως η Apple, η Microsoft, η Google, η Facebook όπου η εσωτερική υπεραξία, η αναγνωρησιμότητα της επωνυμίας είναι πολύ πιο πολύτιμα από τα περιουσιακά στοιχεία στον ισολογισμό.

10. Ο δείκτης Enterprise value / EBITDA είναι μια αποτίμηση που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της αξίας μιας εταιρείας. Είναι ένας ευρέως χρησιμοποιούμενος δείκτης που βασίζεται στην αξία της επιχείρησης και χρησιμοποιείται συχνά σε συνδυασμό με ή ως εναλλακτική λύση προς τον λόγο P / E (Τιμή / Κέρδος) για τον προσδιορισμό της δίκαιης αγοραίας αξίας μιας επιχείρησης.

$$EV/EBITDA = \frac{\text{enterprise value}}{\text{EBITDA}}$$

Ένα πλεονέκτημα αυτού του δείκτη είναι ότι δεν επηρεάζεται από την κεφαλαιακή διάρθρωση και, ως εκ τούτου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να συγκρίνει άμεσα εταιρείες με διαφορετικά επίπεδα χρέους. Απαιτεί συνετή χρήση για εταιρείες με χαμηλά περιθώρια κέρδους ( για να είναι εύλογα ακριβής η εκτίμηση του EBITDA, η υπό αξιολόγηση εταιρεία πρέπει να έχει πραγματική κερδοφορία). Συχνά, ένας μέσος δείκτης EV / EBITDA για τον κλάδο υπολογίζεται σε ένα δείγμα εισηγμένων εταιρειών που θα χρησιμοποιηθεί για σύγκριση με την εταιρεία ενδιαφέροντος (δηλ.

ως δείκτη αναφοράς). Ο αντίστροφος δείκτης, EBITDA / EV, χρησιμοποιείται ως μέτρο της απόδοσης της επένδυσης σε μετρητά. [Ref. 22] [Ref. 23] [Ref. 24]

### **2.3.3 ΤΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΒΑΣΕΙ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ**

Τα μοντέλα αυτά εκτιμούν την πραγματική αξία της επιχείρησης με βάση την εκτιμώμενη αξία των στοιχείων ενεργητικού και παθητικού. Με απλά λόγια, η αξία βάσει περιουσιακών στοιχείων ισούται με τη λογιστική αξία της εταιρείας ή των ιδίων κεφαλαίων που κατέχουν οι μέτοχοι, αφαιρώντας τις υποχρεώσεις από τα περιουσιακά στοιχεία.

Τις περισσότερες φορές, η αξία των περιουσιακών στοιχείων μείον τις υποχρεώσεις μπορεί να διαφέρει από τις τιμές που αναφέρονται στον ισολογισμό λόγω χρονισμού και άλλων παραγόντων. Ο αναλυτής μπορεί επίσης να συμπεριλάβει πολλά άυλα περιουσιακά στοιχεία στην αποτίμηση που μπορεί ή όχι να βρίσκονται στον ισολογισμό. Μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις στην επίτευξη αποτίμησης βάσει περιουσιακών στοιχείων είναι η προσαρμογή των καθαρών περιουσιακών στοιχείων. Η προσαρμοσμένη επιχειρηματική αποτίμηση βάσει περιουσιακών στοιχείων στοχεύει στον προσδιορισμό της αγοραίας αξίας του τρέχοντος περιβάλλοντος και οι αποτιμήσεις του ισολογισμού χρησιμοποιούν αποσβέσεις για τη μείωση της αξίας των περιουσιακών στοιχείων με την πάροδο του χρόνου. Έτσι, η λογιστική αξία ενός περιουσιακού στοιχείου δεν αντιστοιχεί συγκεκριμένα στην εύλογη αγοραία αξία τους. Στον προσαρμοσμένο υπολογισμό καθαρών περιουσιακών στοιχείων, οι προσαρμογές μπορούν να γίνουν και για τις υποχρεώσεις.

#### **2.3.3.1 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΣΥΣΣΩΡΕΥΣΗΣ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ**

Σ' αυτό το μοντέλο όλα τα περιουσιακά στοιχεία και οι υποχρεώσεις μιας εταιρείας καταρτίζονται και σε κάθε ένα δίνεται μια αξία. Η αξία της εταιρείας είναι η διαφορά μεταξύ της αξίας των περιουσιακών στοιχείων και των υποχρεώσεων της, χρησιμοποιώντας έναν αποτελεσματικό τρόπο απόδοσης αξίας σε κάθε περιουσιακό στοιχείο και υποχρέωση. Το πρόβλημα είναι ωστόσο, ότι μερικά στοιχεία που χρησιμοποιήθηκαν κατά την αποτίμηση της επιχείρησης δεν εμφανίζονται πάντα στον κανονικό ισολογισμό. Περιλαμβάνουν άυλα περιουσιακά στοιχεία που δημιουργούνται εσωτερικά, όπως διπλώματα ευρεσιτεχνίας, εμπορικά σήματα και εμπορικά μυστικά. Αυτή η λίστα περιλαμβάνει επίσης προσωρινές υποχρεώσεις που συνήθως περιλαμβάνουν ανεπίλυτες νομικές υποθέσεις.

### **2.3.3.2. ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ ΑΠΟΤΙΜΗΣΗΣ ΠΕΡΙΟΥΣΙΑΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΑ ΥΠΕΡΒΑΛΛΟΝΤΑ ΚΕΡΔΗ**

Σ' αυτό το μοντέλο δεν αξιολογούνται μόνο τα ενσώματα περιουσιακά στοιχεία και τις υποχρεώσεις της εταιρείας αλλά την καλή θέληση της επιχείρησης και άλλων άυλων περιουσιακών στοιχείων. Για να μπορέσουμε να προσδιορίσουμε την καλή θέληση της εταιρείας, τα κέρδη των επιχειρήσεων αντιμετωπίζονται ως εισροές και στη συνέχεια γίνεται σύνδεση με τη μέθοδο εισοδήματος. Έτσι αυτή η μέθοδος προτιμάται όταν αποτιμώνται μεγάλες και οικονομικά υγιείς επιχειρήσεις με σημαντική υπεραξία. Ένα από τα πιο τυπικά παραδείγματα είναι οι επιχειρήσεις που παρέχουν επαγγελματικές υπηρεσίες όπως δικηγορικά γραφεία, λογιστικές εταιρείες και αρχιτεκτονικές εταιρείες κλπ. Αυτή η μέθοδος είναι επίσης ιδανική για αποτίμηση καθιερωμένων εταιρειών τεχνολογίας και βιομηχανικών επιχειρήσεων.

Αυτές οι μέθοδοι έχουν πολύ καλά αποτελέσματα σε περιπτώσεις ρευστοποίησης περιουσιακών στοιχείων όταν οι επιχειρήσεις αντιμετωπίζουν οικονομικά προβλήματα. Επίσης ενδείκνυται για εταιρείες που δραστηριοποιούνται στον χρηματοοικονομικό κλάδο. Τα μειονεκτήματά τους, σε αντίθεση με τις άλλες μεθόδους, είναι ότι αγνοούν ενδεχόμενα κέρδη της εταιρείας. Στην πραγματικότητα, η επιχειρηματική αξία μιας εταιρείας μπορεί να είναι πολύ υψηλότερη σε σύγκριση με την αξία ρευστοποίησης. Επίσης δεδομένου ότι τα εσωτερικά παραγόμενα προϊόντα δεν είναι διαθέσιμα στον ισολογισμό, η διαδικασία μέτρησης των άυλων περιουσιακών στοιχείων είναι περιπλοκή και τα αποτελέσματα αβέβαια. [Ref. 25]

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

### 3.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Τεχνική ανάλυση μιας μετοχής ή ενός Δείκτη, ή μιας ολόκληρης οργανωμένης αγοράς, είναι η μελέτη της κίνησης των τιμών, όπως αυτή απεικονίζεται σε ένα διάγραμμα τιμής- χρόνου, με στόχο τον χαρακτηρισμό της συμπεριφοράς της και την πρόβλεψη της μελλοντικής της κίνησης.

Στηρίζεται στα γραφήματα της Αναλυτικής Γεωμετρίας και της Στατιστικής και δεν ασχολείται με τα θεμελιώδη στοιχεία μιας εταιρείας ή μιας αγοράς, όπως είναι οι ισολογισμοί, ο λόγος P/E, ή τα κέρδη, αλλά μόνο με τα γραφήματα των μετοχών (ή των δεικτών).

Στα χρηματοοικονομικά, η τεχνική ανάλυση είναι μια μεθοδολογία ανάλυσης για την πρόβλεψη της κατεύθυνσης των τιμών μέσω της μελέτης προηγούμενων στοιχείων της αγοράς, κυρίως των τιμών και του όγκου. Συμπεριφορικά οικονομικά και ποσοτική ανάλυση χρησιμοποιούν πολλά από τα ίδια εργαλεία της τεχνικής ανάλυσης, η οποία, όντας μια πτυχή της ενεργού διαχείρισης, αντιτίθεται με ένα μεγάλο μέρος της σύγχρονης θεωρίας χαρτοφυλακίων. Η αποτελεσματικότητα τόσο της τεχνικής όσο και της θεμελιώδους ανάλυσης αμφισβητείται από την υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς, η οποία αναφέρει ότι οι τιμές των χρηματιστηρίων είναι ουσιαστικά απρόβλεπτες και η έρευνα σχετικά με το κατά πόσον η τεχνική ανάλυση προσφέρει κάποιο όφελος, έχει αποφέρει μικτά αποτελέσματα. Ως τέτοιο έχει περιγραφεί από πολλούς ακαδημαϊκούς ως ψευδοεπιστήμη.

Βασική υπόθεση της τεχνικής ανάλυσης είναι πως ότι είναι γνωστό για μια εταιρεία είναι ήδη ενσωματωμένο στην τιμή της. Για την τεχνική ανάλυση δεν έχει σημασία τι προκάλεσε την άνοδο ή κάθοδο της τιμής μιας μετοχής, αλλά πόσο θα διαρκέσει αυτή η μεταβολή, είτε προς τα πάνω είτε προς τα κάτω. Επίσης βασική παραδοχή της τεχνικής ανάλυσης αποτελεί το γεγονός ότι η τιμή μιας μετοχής απεικονίζει τα οικονομικά δεδομένα, τις πληροφορίες και τα νέα της και επηρεάζεται σημαντικά από τα ανθρώπινα συναισθήματα και την ψυχολογία που επικρατεί κάθε περίοδο.

Η Τεχνική Ανάλυση μελετάει τις μεταβολές τιμών από το παρελθόν και προσπαθεί να εντοπίσει έγκαιρα τις μεταβολές που θα γίνουν στο μέλλον και κυρίως το σημείο αντιστροφής μιας κίνησης τιμών.

Θεωρώντας δεδομένο ότι δεν γνωρίζουμε τι θα συμβεί στο μέλλον, με την Τεχνική Ανάλυση αναζητούμε πιθανές συμπεριφορές στο παρελθόν που μπορεί να μας βοηθήσουν ώστε να εφαρμόσουμε μια επενδυτική στρατηγική, βασιζόμενοι στο σκεπτικό ότι οι συμπεριφορές τείνουν να επαναλαμβάνονται με παρόμοιο τρόπο.

Η τιμή στην οποία διαπραγματεύεται μια μετοχή είναι συνήθως διαφορετική από την πραγματική της αξία. Είναι η μελέτη του αποτελέσματος και όχι της αιτίας και μπορεί να εφαρμοστεί σε όλους τους χρονικούς ορίζοντες επένδυσης, δηλαδή σε μακροπρόθεσμο, μεσοπρόθεσμο και βραχυπρόθεσμο, αλλά δίνεται έμφαση στους δυο τελευταίους ορίζοντες. Στην τιμή προεξοφλούνται όλες οι διαθέσιμες πληροφορίες, οι προσδοκίες και τα συναισθήματα που δημιουργούνται από αυτές. Σ' αυτή μπορεί να αναγνωριστεί μια τάση, την οποία ο τεχνικός αναλυτής μπορεί να εντοπίσει έγκαιρα και να εκμεταλλευτεί, γιατί η ιστορία επαναλαμβάνεται, με τους επενδυτές να συμπεριφέρονται με τον ίδιο τρόπο σε αντίστοιχες καταστάσεις όπως και στο παρελθόν. Η τιμή εξαρτάται από το νόμο της προσφοράς και της ζήτησης, όπως αυτές καθορίζονται από τις προσδοκίες των αγοραστών και πωλητών και με τη χρήση των διαγραμμάτων ο τεχνικός αναλυτής προσπαθεί να εντοπίσει πότε η παραπάνω ισορροπία έχει αλλάξει.

Πρέπει να γίνει κατανοητό ότι οι αγορές δεν κινούνται από τα γεγονότα, αλλά από τις προσδοκίες των ανθρώπων. Οι τιμές των μετοχών στο ταμπλό του χρηματιστηρίου δεν απεικονίζουν το "σήμερα" αλλά το "αύριο" με ορίζοντα περίπου 3-6 μηνών ή και περισσότερο.

Κάθε αγορά μετοχών, παραγώγων, αξιών ή/και καταναλωτικών ειδών γεννά, με τη συμπεριφορά της, στους εμπλεκόμενους τα αναμενόμενα ανθρώπινα συναισθήματα της απληστίας, του φόβου, της ανάγκης μιμητισμού των άλλων και ένταξης σε μεγαλύτερα σύνολα, τα οποία αποτελούν τις αιτίες αποτυχημένης δραστηριοποίησης στην αγορά.

Η Τεχνική Ανάλυση, θεωρεί ότι τα ανθρώπινα συναισθήματα απεικονίζονται στους σχηματισμούς των τιμών, και προσπαθεί να απομονώσει τις ψυχολογικές επιδράσεις της αγοράς, εστιάζοντας στα διαγράμματα και τους σχηματισμούς που δημιουργούνται σε αυτά.

Οποιαδήποτε μετοχή και οποιοσδήποτε δείκτης έχει 50% πιθανότητα να ανέβει και 50% να πέσει. Όποια μέθοδο και όποιο δείκτη και αν χρησιμοποιήσει κανείς δεν μπορεί να προβλέψει την κίνηση των χρηματαγορών με ακρίβεια. Η τεχνική ανάλυση λειτουργεί με πιθανότητες και αποσκοπεί στο να βελτιώσει αυτές τις πιθανότητες προς όφελος του επενδυτή. Γενικά αν μία μέθοδος πρόβλεψης της κίνησης των τιμών των μετοχών έχει πιθανότητες επιτυχίας 60% θεωρείται επιτυχημένη. [Ref. 26]

### 3.2 ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΟΙ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Παρόλο που η τεχνική ανάλυση χρησιμοποιείται ευρέως από τους επαγγελματίες των αγορών, δεν συμβαίνει το ίδιο με την ακαδημαϊκή κοινότητα.

Μία έρευνα των Flanegin και Rudd (2005), έδειξε ότι αντικείμενα στα οποία καθηγητές πανεπιστημίων αφιέρωναν αρκετό χρόνο διδασκαλίας, χρησιμοποιούνταν ελάχιστα από τους επαγγελματίες της αγοράς. Αντιθέτως, έννοιες και πρακτικές της τεχνικής ανάλυσης που οι τελευταίοι χρησιμοποιούσαν κατά κόρον, τύγγαναν ελάχιστης προσοχής από τους ακαδημαϊκούς.

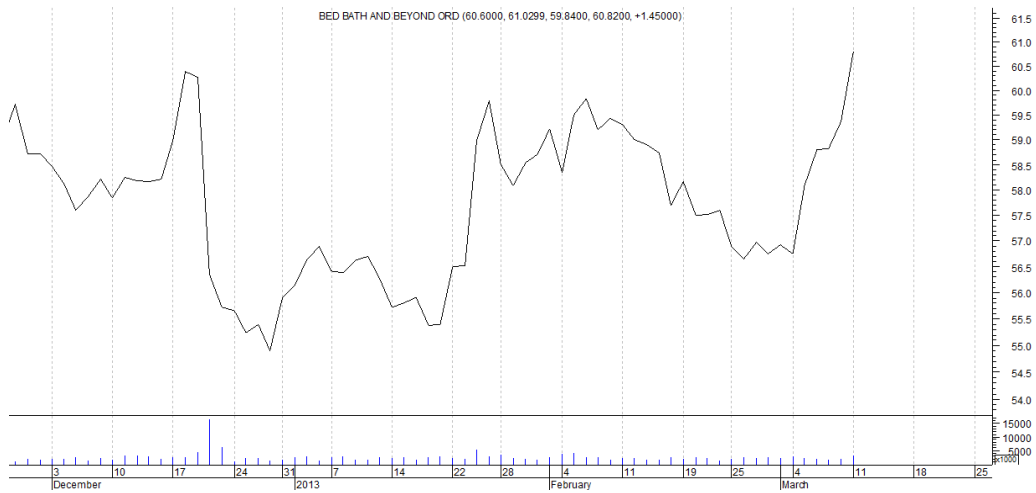
Τέλος, μια μελέτη του Robert Strong (1988), έδειξε ότι περισσότερο από το 60% των ακαδημαϊκών δεν πίστευε ότι η τεχνική ανάλυση μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποτελεσματικό εργαλείο για τη λήψη επενδυτικών αποφάσεων.

Τα βασικά θεωρητικά επιχειρήματα εναντίον της τεχνικής ανάλυσης είναι δύο:

- Υπόθεση του Τυχαίου Περιπάτου (Random Walk Theory), στην οποία η κίνηση των μετοχών γίνεται τυχαία, δεν επηρεάζεται από το παρελθόν και άρα τα όποια μοτίβα αναγνωρίζονται στα διαγράμματα, δεν έχουν βάση και αποτελούν απλώς παιχνίδια του μυαλού.
- Υπόθεση των Αποτελεσματικών Αγορών (Efficient Market Hypothesis), στην οποία όταν νέες πληροφορίες ανακοινώνονται σε μια ανταγωνιστική αγορά, οι επενδυτές θα τις αξιολογήσουν αυτόματα και με λογική, οδηγώντας την τιμή στο νέο επίπεδο ισορροπίας. Έτσι, καμία μέθοδος ανάλυσης (θεμελιώδης ή τεχνική) δεν μπορεί να υπεραποδόσει της αγοράς. Η αποτελεσματικότητα τόσο της τεχνικής όσο και της θεμελιώδους ανάλυσης αμφισβητείται από την υπόθεση της αποτελεσματικής αγοράς, που αναφέρει ότι οι τιμές των χρηματιστηρίων είναι ουσιαστικά απρόβλεπτες. [Ref. 27] [Ref. 28]

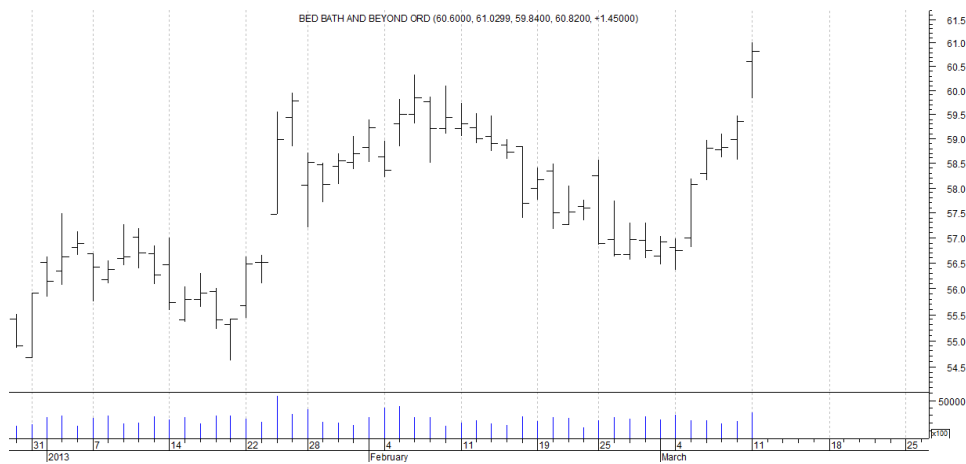
### 3.3 ΒΑΣΙΚΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

**Διαγράμματα Γραμμής** (Line chart), είναι μία γραμμή που ενώνει τις τιμές κλεισίματος για οποιαδήποτε περίοδο μελετούμε, π.χ. ωριαίο, ημερήσιο, εβδομαδιαίο, μηνιαίο διάγραμμα κ.τ.λ.

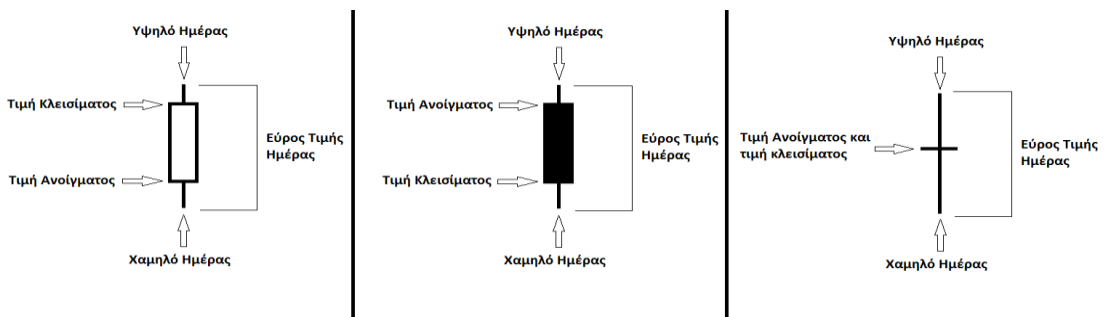


**Εικόνα 3. 1:** Ημερήσιο διαγράμματα γραμμής κλεισιμάτων.

Τα **Διαγράμματα Κεριών** δείχνουν το εύρος της κίνησης της τιμής όπως επίσης το άνοιγμα αλλά και το κλείσιμο αυτής. [Ref. 29]



**Εικόνα 3. 2:** Ημερήσιο διαγράμματα κεριών.



**Εικόνα 3. 3:** Απεικόνιση εύρους της κίνησης της τιμής σε διαγράμματα κεριών.



## 3.4 ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΗΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

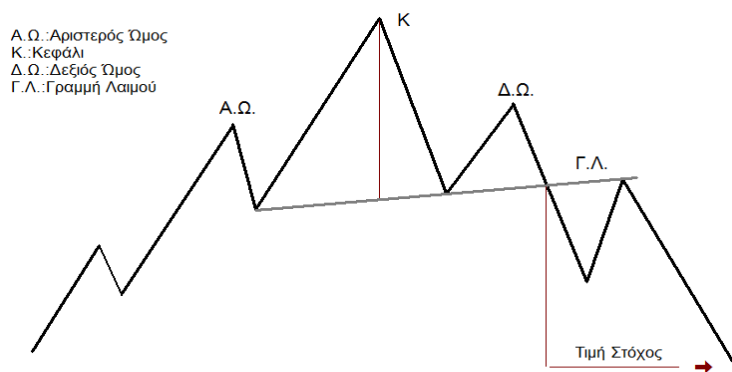
### 3.4.1 ΚΛΑΣΣΙΚΟΙ ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ

Ένας διαγραμματικός σχηματισμός είναι ένα μοτίβο που μπορεί εύκολα να αναγνωριστεί και κατηγοριοποιηθεί. Μελετώντας τους, μπορούμε να εξάγουμε διάφορα συμπεράσματα για την κατεύθυνση αλλά και το μέγεθος της μελλοντικής κίνησης της τιμής.

#### 3.4.1.1 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ ΑΝΤΙΣΤΡΟΦΗΣ ΤΗΣ ΤΑΣΗΣ (Reversal patterns)

Χωρίζονται σε *σχηματισμούς καθοδικής αντιστροφής* (κεφάλι και ώμοι, τριπλή κορυφή διπλή κορυφή, στρογγυλή κορυφή) και σε *σχηματισμούς ανοδικής αντιστροφής* (ανεστραμμένο κεφάλι και ώμοι, τριπλός πάτος, διπλός πάτος, στρογγυλός πάτος).

Ως παράδειγμα παρατίθεται ο σχηματισμός αντιστροφής τάσης κεφάλι και ώμοι, που σχηματίζεται σε ανοδική τάση και αποτελείται από μια σειρά τριών διαδοχικών κορυφών. Η δεύτερη κορυφή (κεφάλι) είναι πάντα υψηλότερη από την πρώτη (αριστερός ώμος) και την τρίτη (δεξιός ώμος). Η γραμμή που ενώνει τους δύο πάτους μεταξύ κεφαλιού και ώμων, ονομάζεται Γραμμή Λαιμού, καθοδική διάσπαση της οποίας ολοκληρώνει τον σχηματισμό.



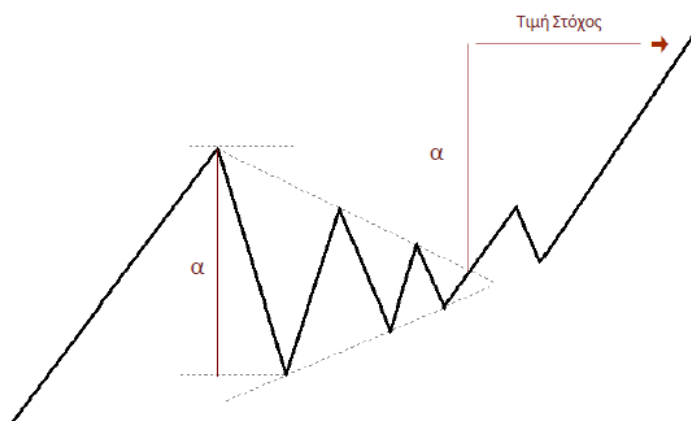
**Εικόνα 3. 4:** Σχηματισμός αντιστροφής τάσης κεφάλι και ώμοι.

Ο υπολογισμός της τιμής στόχου γίνεται μετρώντας την κατακόρυφη απόσταση (α) μεταξύ της υψηλότερης τιμής του κεφαλιού (Κ) και της γραμμής λαιμού. Έπειτα την αφαιρούμε από την τιμή διάσπασης της γραμμής λαιμού.

### 3.4.1.2 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΙ ΣΥΝΕΧΙΣΗΣ ΤΗΣ ΤΑΣΗΣ (Continuation patterns)

Χωρίζονται σε συμμετρικό τρίγωνο, ανοδικό τρίγωνο, καθοδικό τρίγωνο, σημαία.

Ως παράδειγμα παρατίθεται ο σχηματισμός συμμετρικό τρίγωνο η αγορά σταματά “για μια ανάσα”, κινείται πλαγίως (συσσώρευση) και συνεχίζει στην αρχική της κατεύθυνση. Αποτελείται από δύο συγκλίνουσες γραμμές τάσης, οι οποίες τέμνονται και σχηματίζουν ένα τρίγωνο. Εμφανίζεται τόσο σε ανοδική, όσο και σε καθοδική τάση.



**Εικόνα 3. 5:** Σχηματισμός συμμετρικό τρίγωνο.

Ο υπολογισμός της τιμής στόχου γίνεται μετρώντας την κατακόρυφη απόσταση ( $\alpha$ ) μεταξύ του υψηλότερου υψηλού και χαμηλότερου χαμηλού, του σχηματισμού. Σε ανοδική κίνηση, την προσθέτουμε στην τιμή κλεισίματος εκτός ορίων του σχηματισμού, ενώ σε καθοδική τάση, την αφαιρούμε.

Η ολοκλήρωση των σχηματισμών μέσω των ανοδικών ή καθοδικών διασπάσεων, πρέπει να επιβεβαιώνονται από μία ή και περισσότερες συνθήκες, όπως η τιμή να διατηρηθεί πάνω από το επίπεδο διάσπασης για η περιόδους ή/και Η τιμή να κινηθεί πέραν του επιπέδου διάσπασης κατά ένα ελάχιστο ποσοστό. Αυτοί οι κανόνες βοηθούν να μειωθούν τα μη έγκυρα σήματα γλιτώνοντάς μας από αποτυχημένες αγοραπωλησίες. [Ref. 30]

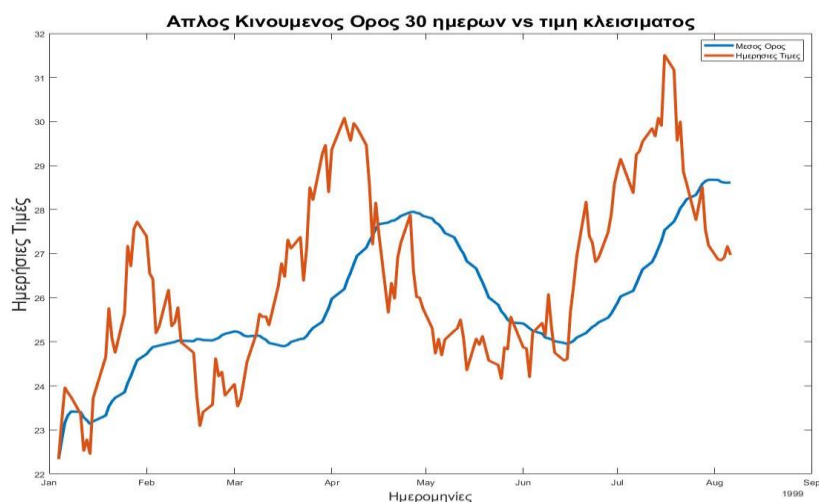
### 3.4.2 ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ

Οι τεχνικοί δείκτες ή δείκτες τεχνικής ανάλυσης είναι ευρετικοί ή μαθηματικοί υπολογισμοί με βάση την τιμή ή/και τον όγκο μιας μετοχής ή οποιαδήποτε άλλης μορφής επένδυσης που συναλλάσσεται στο χρηματιστήριο. Τεχνικοί αναλυτές χρησιμοποιούν αυτούς τους δείκτες σε ιστορικά δεδομένα μετοχών, προκειμένου να κρίνουν τα σημεία εισόδου και εξόδου για συναλλαγές. Διακρίνονται σε τέσσερις κατηγορίες οι οποίες είναι *δείκτες τάσης*, *δείκτες δυναμικής*, *δείκτες μεταβλητότητας* και *δείκτες όγκου*.

### 3.4.2.1 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΤΑΣΗΣ

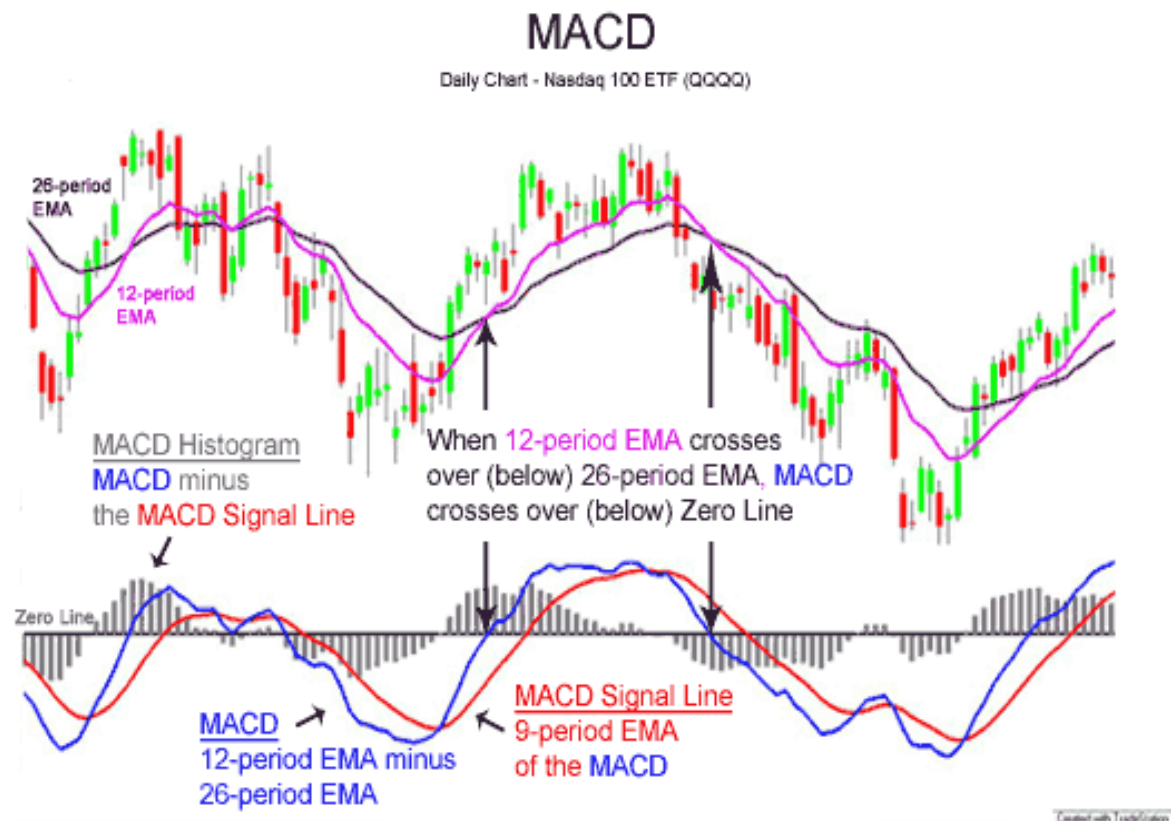
Παρέχουν ένα αντικειμενικό μέτρο της κατεύθυνσης της τάσης. Τα δεδομένα τιμών εξομαλύνονται και η τάση αντιπροσωπεύεται από μία μόνο γραμμή. Λόγω της διαδικασίας εξομάλυνσης, αυτοί οι δείκτες τείνουν να καθυστερούν τις αλλαγές στις τιμές και συχνά ονομάζονται δείκτες υστέρησης. Τέτοιοι δείκτες είναι οι κινούμενοι μέσοι όροι  $n$  ημερών (Moving Average), κινούμενοι μέσοι όροι σύγκλισης απόκλισης (MACD), κλπ. [Ref. 31]

- Κινούμενοι μέσοι όροι (ή κυλιόμενος μέσος όρος) είναι ένας υπολογισμός για την ανάλυση σημείων δεδομένων δημιουργώντας μια σειρά μέσων όρων διαφορετικών υποομάδων του πλήρους συνόλου δεδομένων. Οι παραλλαγές περιλαμβάνουν: απλές, αθροιστικές ή σταθμισμένες μορφές. Χρησιμοποιούνται για να περιορίσουν τις μικρές και μη σημαντικές διακυμάνσεις στην τιμή και να βοηθούν στον προσδιορισμό της επικρατούσας τάσης.



**Εικόνα 3. 6:** Απλός κινούμενος μέσος όρος 30 ημερών.

- Ο κινούμενος μέσος όρος σύγκλισης απόκλισης (Moving Average Convergence/Divergence - MACD) είναι ένας ταλαντωτής ο οποίος βασίζεται σε δύο εκθετικούς κινητούς μέσους όρους. Αναπτύχθηκε από τον Gerald Appel και είναι ιδιαίτερα διαδεδομένος λόγω του ότι συνδυάζει την ιδιότητα των κινητών μέσων όρων να ακολουθούν την τάση, με αυτές ενός ταλαντωτή. Σήματα από τον MACD δίνονται όταν, διασταυρώνεται με το μηδέν διασπώντας από κάτω προς τα πάνω (και εναλλάξ) τη γραμμή σήματος, όταν εντοπίζουμε αρνητική ή θετική απόκλιση με την τιμή κινείται σε υπεραγορασμένα ή υπερπουλημένα επίπεδα, όπως αυτά οριοθετήθηκαν από το ιστορικό τιμών. [Ref. 32]



**Εικόνα 3. 7:** Κινούμενος μέσος όρος σύγκλισης απόκλισης

#### 3.4.2.2 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΔΥΝΑΜΙΚΗΣ

Μετρούν το ποσοστό αύξησης ή πτώσης των τιμών των μετοχών. Οι συνήθεις δείκτες δυναμικής περιλαμβάνουν το σχετικό δείκτη ισχύος (RSI), το στοχαστικό ταλαντωτή κτλ.

- Ο *σχετικός δείκτη ισχύος (RSI)* δημιουργήθηκε από τον Welles Wilder Jr. και η μαθηματική φόρμουλα υπολογισμού του είναι:

$RSI(x) = 100 - (100 / (1 + RS))$  Κινείται μεταξύ 0-100 , όπου

$RS = (\text{Μέσο κέρδος από } x \text{ εύρη κλεισιμάτων πάνω}) / (\text{Μέση ζημιά από } x \text{ εύρη κλεισιμάτων κάτω})$

Το τυπικό εύρος ανασκόπησης είναι η περίοδος των 9 ή 14 προηγούμενων ημερών.

Σήματα από τον ταλαντωτή λαμβάνουμε, όταν  $RSI < 30$  τότε η μετοχή θεωρείται υπερπουλημένη ή όταν  $RSI > 70$  τότε η μετοχή θεωρείται υπεραγορασμένη. Επίσης σήματα λαμβάνουμε όταν εντοπίζουμε θετικές ή αρνητικές αποκλίσεις με την τιμή. [Ref. 33]



**Εικόνα 3. 8:** Σχετικός δείκτης ισχύος.

### 3.4.2.3 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΟΤΗΤΑΣ

Συγκρίνουν τη διαφορά μεταξύ των υψηλών και χαμηλών τιμών μιας μετοχής, ποσοτικοποιώντας την αστάθεια ως διεύρυνση του εύρους μεταξύ της υψηλής και της χαμηλής τιμής, με βάση τις ιστορικές τιμές. Τέτοιοι δείκτες είναι οι λωρίδες Bollinger, το μέσο πραγματικό εύρος, η τυπική απόκλιση, κτλ. [Ref. 34]

- Λωρίδες Bollinger (Bollinger Bands) αναπτύχθηκαν από τον John Bollinger στην δεκαετία του 1980. Οι λωρίδες Bollinger περιβάλλουν έναν κινητό μέσο όρο, αλλά στις τελευταίες η απόσταση μεταξύ τους δεν είναι σταθερή. Όταν η αγορά έχει αυξημένη μεταβλητότητα η απόστασή τους αυξάνεται, ενώ όταν η μεταβλητότητα είναι χαμηλή η απόσταση μικραίνει. Για να το πετύχουμε αυτό σχεδιάζουμε τις λωρίδες Bollinger, 2 τυπικές αποκλίσεις πάνω και κάτω από τον κινητό μέσο όρο. Με αυτή την τεχνική το 95% της τιμής βρίσκεται εντός των λωρίδων. Όταν η τιμή πλησιάζει την άνω λωρίδα η αγορά θεωρείται υπεραγορασμένη, ενώ όταν αυτή πλησιάζει την κάτω, υπερπλουλημένη. [Ref. 35]

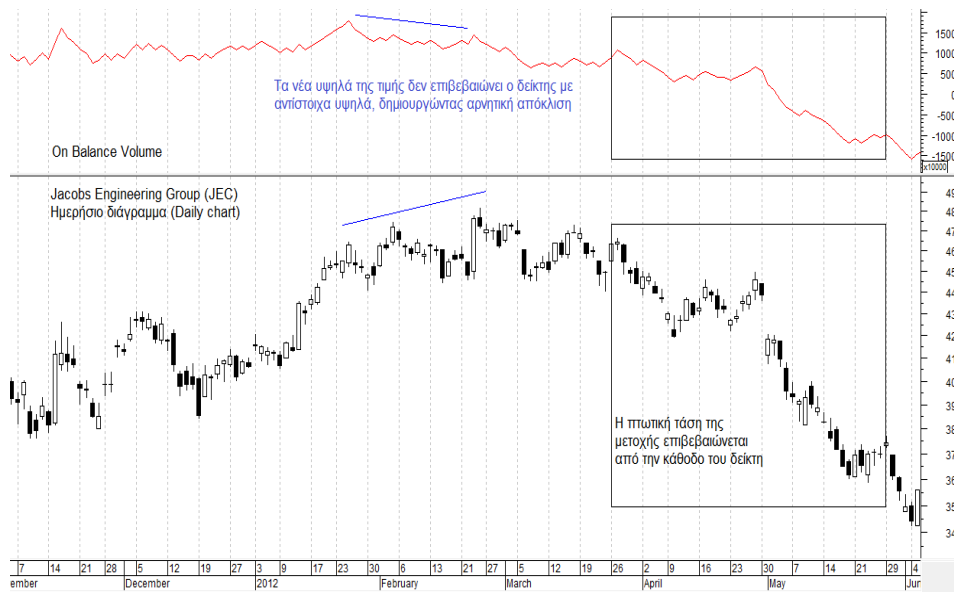


**Εικόνα 3. 9:** Λωρίδες Bollinger

### 3.4.2.4 ΟΙ ΔΕΙΚΤΕΣ ΟΓΚΟΥ

Χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση της σχετικής σημασίας κάθε κίνησης της αγοράς. Όσον αφορά τις μετοχές, όγκος είναι ο αριθμός των συναλασσόμενων μετοχών. Τέτοιοι δείκτες είναι ο όγκος συναλλαγών (on balance volume), ο ρυθμός μεταβολής του όγκου, κτλ.

- Όγκος συναλλαγών - On Balance Volume (OBV) Παρουσιάστηκε από τον Joseph Granville το 1976. Ο υπολογισμός του είναι εύκολος και γίνεται ως ακολούθως:
  - i) Αν το κλείσιμο της ημέρας είναι υψηλότερο από το χθεσινό κλείσιμο, τότε ο όγκος προστίθεται στον χθεσινό OBV.
  - ii) Αν το κλείσιμο της ημέρας είναι χαμηλότερο από το χθεσινό κλείσιμο, τότε ο όγκος αφαιρείται από τον χθεσινό OBV.
 Σημασία δεν έχει το πόσο έκλεισε ανοδικά ή καθοδικά η τιμή αλλά η κατεύθυνση. Το γράφημα του OBV παρίσταται γραφικά και συγκρίνεται με αυτό της τιμής για την εύρεση θετικών ή αρνητικών αποκλίσεων. Τονίζεται ότι σημασία δεν έχει η αριθμητική τιμή αλλά η κατεύθυνση του δείκτη και η σχέση του με το διάγραμμα της τιμής. [Ref. 36]



**Εικόνα 3. 10:** Διαγράμματα όγκου συναλλαγών





## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ

### 4.1 ΚΛΑΔΟΙ ΚΑΙ ΚΕΦΑΛΑΙΟΠΟΙΗΣΗ – ΚΡΙΤΗΡΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΜΕΤΟΧΩΝ

Έχει δημιουργηθεί ένα χαρτοφυλάκιο με βάση την κατάταξη των εταιρειών σε υπερκλάδους και κλάδους με τη μεθοδολογία της Morningstar.

Οι κλάδοι είναι οι εξής:

#### 1) Βασικά υλικά

Εταιρείες που κατασκευάζουν χημικά, δομικά υλικά και προϊόντα χαρτιού. Αυτός ο τομέας περιλαμβάνει επίσης εταιρείες που ασχολούνται με την εξερεύνηση και επεξεργασία εμπορευμάτων. Σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνονται εταιρείες όπως οι ArcelorMittal, BHP Billiton Limited και Rio Tinto PLC.

#### 2) Υπηρεσίες επικοινωνίας

Εταιρείες που παρέχουν υπηρεσίες επικοινωνίας χρησιμοποιώντας δίκτυα σταθερής γραμμής ή αυτές που παρέχει ασύρματη πρόσβαση και υπηρεσίες. Ο τομέας αυτός περιλαμβάνει επίσης εταιρείες που παρέχουν υπηρεσίες διαδικτύου όπως πρόσβαση, πλοήγηση και λογισμικό και υπηρεσίες που σχετίζονται με το διαδίκτυο. Εταιρείες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν την AT&T, Inc., την Telecom και την Verizon Communications Inc.

#### 3) Κυκλικά καταναλωτικά

Αυτός ο τομέας περιλαμβάνει καταστήματα λιανικής, κατασκευαστές αυτοκινήτων και ανταλλακτικών, εταιρείες που δραστηριοποιούνται σε κατασκευές κατοικιών, εγκαταστάσεις διαμονής, εστιατόρια και εταιρείες ψυχαγωγίας. Στις εταιρείες αυτού του τομέα περιλαμβάνονται η Ford Motor Company, η McDonald's Corporation και η News Corp.

#### 4) Αμυντικά καταναλωτικά

Εταιρείες που ασχολούνται με την παραγωγή τροφίμων, ποτών, οικιακών και προϊόντων προσωπικής φροντίδας, συσκευασμένα ή καπνό. Συμπεριλαμβάνονται επίσης εταιρείες που παρέχουν υπηρεσίες όπως υπηρεσίες εκπαίδευσης και κατάρτισης. Οι εταιρείες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν τη Philip Morris International Inc., Procter & Gamble Company και Wal-Mart Stores.

## 5) Ενέργειας

Εταιρείες που παράγουν ή εξευγενίζουν πετρέλαιο και φυσικό αέριο, εταιρείες πετρελαίου, υπηρεσίες εξοπλισμού και χειριστές αγωγών. Ο τομέας αυτός περιλαμβάνει επίσης εταιρείες που ασχολούνται με την εξόρυξη άνθρακα. Στις εταιρείες αυτού του τομέα περιλαμβάνονται οι BP PLC, ExxonMobil Corporation και Royal Dutch Shell PLC.

## 6) Χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες

Εταιρείες που παρέχουν χρηματοοικονομικές υπηρεσίες όπως, αποταμιεύσεις και δάνεια, διαχείριση περιουσιακών στοιχείων, πιστωτικές υπηρεσίες, ασφαλιστικές υπηρεσίες, χρηματιστηριακές εταιρείες επενδύσεων και τράπεζες. Οι εταιρείες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν τις Allianz SE, J.P. Morgan Chase & Co. και Legg Mason, Inc.

## 7) Φροντίδας και υγείας

Ο τομέας αυτός περιλαμβάνει τη βιοτεχνολογία, τα φαρμακευτικά προϊόντα, τις ερευνητικές υπηρεσίες, την οικιακή υγειονομική περίθαλψη, νοσοκομεία, εγκαταστάσεις μακροχρόνιας περίθαλψης και ιατρικό εξοπλισμό και προμήθειες. Εταιρείες σε αυτόν τον κλάδο περιλαμβάνουν, την Astra Zeneca PLC, Pfizer Inc. και Roche Holding AG.

## 8) Βιομηχανίας

Εταιρείες που κατασκευάζουν μηχανήματα, εργαλεία χειρός και βιομηχανικά προϊόντα. Αυτός ο τομέας περιλαμβάνει επίσης εταιρείες αεροδιαστημικής και άμυνας καθώς και εταιρείες που δραστηριοποιούνται σε μεταφορές και υλικοτεχνικές υπηρεσίες. Εταιρείες σε αυτόν τον τομέα είναι η 3M, Boeing Company και Siemens AG.

## 9) Ακίνητα

Αυτός ο τομέας περιλαμβάνει εταιρείες υποθηκών, εταιρείες διαχείρισης ακινήτων και REITs. Στις εταιρείες αυτού του τομέα περιλαμβάνονται οι Kimco Realty Corporation, Vornado Realty Trust και Όμιλος Westfield.

## 10) Τεχνολογία

Εταιρείες που ασχολούνται με το σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την υποστήριξη λειτουργικών συστημάτων και εφαρμογών υπολογιστών. Ο τομέας αυτός περιλαμβάνει επίσης εταιρείες που παρέχουν συμβουλευτικές υπηρεσίες τεχνολογίας. Περιλαμβάνει επίσης εταιρείες που ασχολούνται με την κατασκευή και εξοπλισμό υπολογιστών, προϊόντα αποθήκευσης δεδομένων, προϊόντα

δικτύωσης, ημιαγωγών και εξαρτημάτων. Οι εταιρείες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν τις Apple, Inc., Google, Inc. και Microsoft Corp.

#### 11) Υπηρεσίες κοινής ωφέλειας

Ηλεκτρικές υπηρεσίες ηλεκτρικού ρεύματος, φυσικού αερίου και νερού. Οι εταιρείες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν το Electricité de France, Exelon Corporation και PG&E Corporation.

Οι κλάδοι αυτοί υπάγονται στους ευρύτερους **υπερκλάδους**, που είναι οι εξής:

- **Κυκλικός** ο οποίος περιέχει τα Βασικά υλικά, τα Κυκλικά καταναλωτικά, τις Χρηματοπιστωτικές υπηρεσίες, τον κτηματομεσιτικό κλάδο. Οι εταιρείες αυτού του υπερκλάδου είναι ιδιαίτερα ευαίσθητες στις μεταβολές του επιχειρηματικού κύκλου και άρα έχουν υψηλή επικινδυνότητα και υψηλές αποδόσεις.
- **Αμυντικός** ο οποίος περιέχει τα αμυντικά καταναλωτικά, τον κλάδο φροντίδας και υγείας και τις υπηρεσίες κοινής ωφέλειας. Οι εταιρείες αυτού του υπερκλάδου δεν επηρεάζονται ιδιαίτερα από τις μεταβολές του επιχειρηματικού κύκλου και άρα είναι ασφαλέστερες με μικρές αλλά σταθερές αποδόσεις.
- **Ευμετάβλητος** ο οποίος περιέχει τις υπηρεσίες επικοινωνίας, τον κλάδο ενέργειας, τον βιομηχανικό και τον τεχνολογίας. Οι εταιρείες αυτού του υπερκλάδου ακολουθούν ακριβώς τις μεταβολές του επιχειρηματικού κύκλου και άρα έχουν αποδόσεις και επικινδυνότητες ενδιάμεσες των δυο παραπάνω υπερκλάδων. [Ref. 37]

Επίσης έχει γίνει κατάταξη των εταιρειών με βάση την **κεφαλαιοποίησή** τους σε **μεσαίας, μεγάλης** και **τεράστιας** κεφαλαιοποίησης, με βάση την κατηγοριοποίηση του yahoo finance. [Ref. 38]

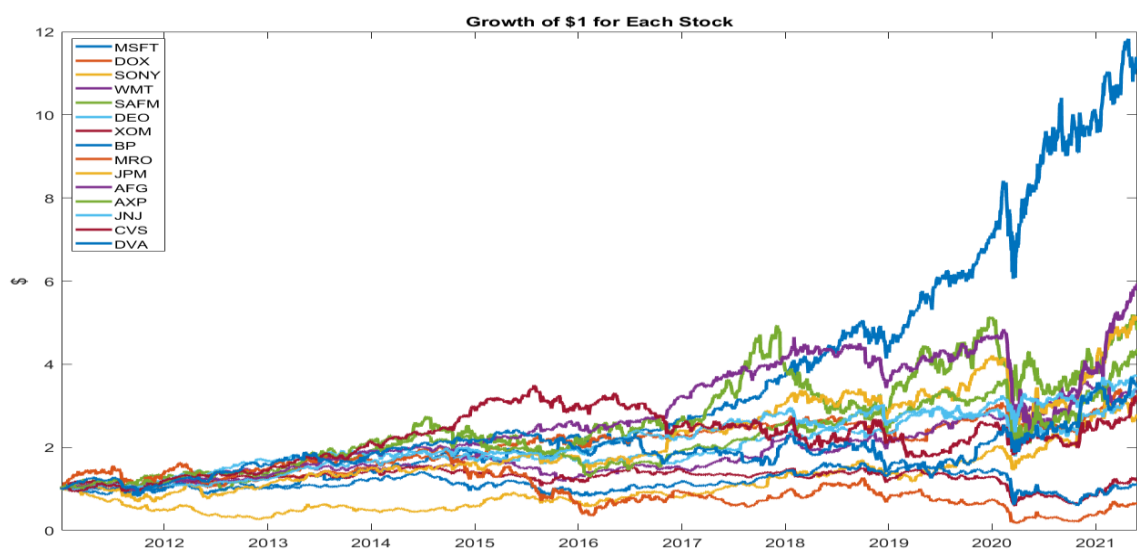
| ΚΕΦΑΛΑΙΟΠΟΙΗΣΗ | ΕΥΡΟΣ          | ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΜΕΤΟΧΩΝ                                     |
|----------------|----------------|--|
| ΤΕΡΑΣΤΙΑ       | > \$200 ΔΙΣ    | Apple (AAPL), Exxon Mobil (XOM), Wal-Mart Stores (WMT)   |
| ΜΕΓΑΛΗ         | \$10 – 200 ΔΙΣ | Bank of America (BAC), Intel (INTC), Merck & Co (MRK)    |
| ΜΕΣΣΑΙΑ        | \$2 – 10 Δις   | Western Union (WU), Alcoa (AA), Southwest Airlines (LUV) |

**Πίνακας 4. 1:** Κατηγοριοποίηση σε κεφαλαιοποιήσεις.

Το επενδυτικό σύμπαν που ανά πασά στιγμή μπορούμε να είμαστε επενδυμένοι στο χαρτοφυλάκιο μας, αποτελείται από 15 μετοχές που ανήκουν σε 5 κλάδους του αμερικανικού χρηματιστηρίου, με τις κεφαλαιοποιήσεις που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα. Υπάρχει διασπορά της έκθεσης και του ρίσκου σε όλους τους υπερκλάδους και κεφαλαιοποιήσεις.

| ΜΕΙΩΣΗ ΕΠΙΚΙΝΔΥΝΟΤΗΤΑΣ<br>->    |   |   |                                     |
|---------------------------------|---|---|-------------------------------------|
| ΜΕΙΩΣΗ<br>ΕΠΙΚΙΝΔΥΝΟΤΗΤΑΣ ↓     | ΜΕΣΑΙΑ  | ΜΕΓΑΛΗ                                  | ΤΕΡΑΣΤΙΑ                            |
| ΧΡΗΜΑΤΟΠΙΣΤΩΤΙΚΕ<br>Σ ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ | American<br>Financial<br>Group, Inc.<br>(AFG) | American<br>Express<br>Company<br>(AXP) | JPMorgan<br>Chase & Co.<br>(JPM)    |
| ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ                     | Amdocs<br>Limited<br>(DOX)                    | Sony<br>Corporation<br>(SONY)           | MICROSOFT<br>(MSFT)                 |
| ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ                       | Marathon Oil<br>Corporation<br>(MRO)          | BP PLC (BP)                             | Exxon Mobil<br>Corporation<br>(XOM) |
| ΑΜΥΝΤΙΚΑ<br>ΚΑΤΑΝΑΛΩΤΙΚΑ        | Sanderson<br>Farms Inc<br>(SAFM)              | Diageo plc<br>(DEO)                     | Walmart Inc.<br>(WMT)               |
| ΥΓΕΙΑΣ/ΦΡΟΝΤΙΔΑΣ                | DaVita Inc.<br>(DVA)                          | CVS Health<br>Corporation<br>(CVS)      | Johnson &<br>Johnson<br>(JNJ)       |

**Πίνακας 4. 2:** Μετοχές χαρτοφυλακίου, κλάδοι, κεφαλαιοποιήσεις και επικινδυνότητα.



**Εικόνα 4. 1:** Μεταβολή αξίας ενός δολαρίου επενδυμένου σε κάθε μετοχή κατά τη διάρκεια των ετών.

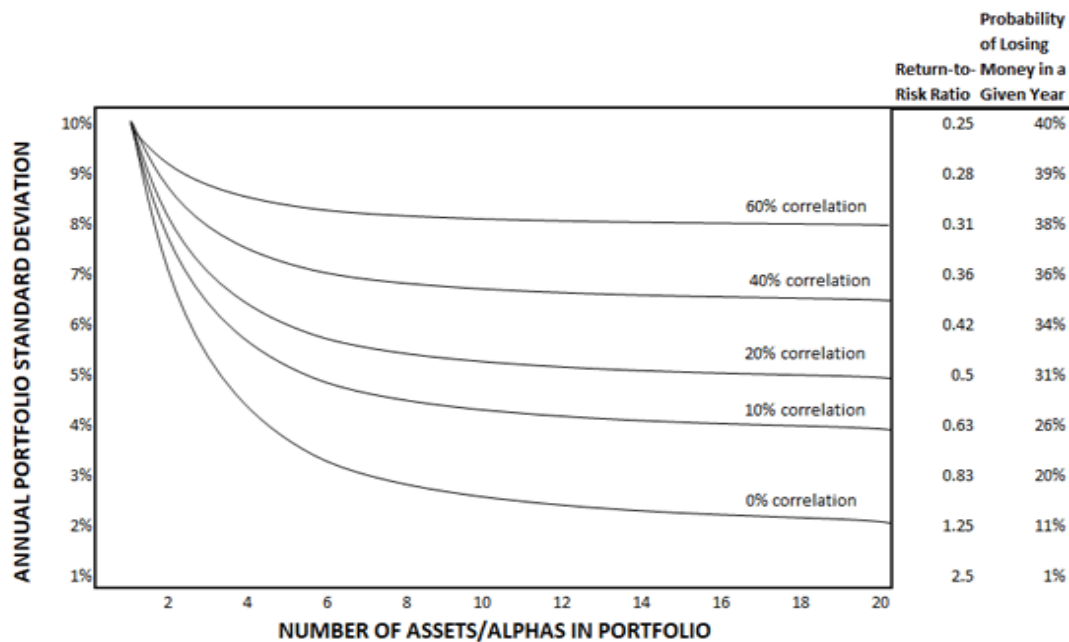
## 4.2 ΣΥΓΧΡΟΝΗ ΘΕΩΡΙΑ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΡΧΙΚΩΝ ΒΑΡΩΝ

Το επόμενο βήμα είναι η επιλογή των αρχικών βαρών των διαφόρων μετοχών του χαρτοφυλακίου.

Η σύγχρονη θεωρία χαρτοφυλακίου (modern portfolio theory) ή η ανάλυση μέσης διακύμανσης, είναι ένα μαθηματικό πλαίσιο για τη συναρμολόγηση ενός χαρτοφυλακίου περιουσιακών στοιχείων έτσι ώστε η αναμενόμενη απόδοση να μεγιστοποιηθεί για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου. Είναι μια τυποποίηση και επέκταση της διαφοροποίησης στις επενδύσεις, δηλαδή της ιδέας ότι η κατοχή διαφορετικών ειδών χρηματοοικονομικών περιουσιακών στοιχείων είναι λιγότερο επικίνδυνη από την κατοχή μόνο ενός τύπου. Η βασική του ιδέα είναι ότι ο κίνδυνος και η απόδοση ενός περιουσιακού στοιχείου δεν πρέπει να αξιολογούνται από μόνες τους, αλλά από το πώς συμβάλλουν στο συνολικό κίνδυνο και την απόδοση ενός χαρτοφυλακίου. Χρησιμοποιεί τη διακύμανση των τιμών ως μέτρο εκτίμησης του κινδύνου.

Η θεωρία υποθέτει ότι οι επενδυτές αποφεύγουν τον κίνδυνο, πράγμα που σημαίνει ότι δεδομένου δύο χαρτοφυλακίων που προσφέρουν την ίδια αναμενόμενη απόδοση, οι επενδυτές θα προτιμήσουν το λιγότερο επικίνδυνο. Έτσι, ένας επενδυτής θα αναλάβει αυξημένο κίνδυνο μόνο εάν αντισταθμιστεί από υψηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις. Αντίθετα, ένας επενδυτής που θέλει υψηλότερες αναμενόμενες αποδόσεις πρέπει να δέχεται μεγαλύτερο κίνδυνο.

Επιλέχθηκαν 15 μετοχές επειδή η μέση συσχέτιση του χαρτοφυλακίου είναι 39,3% και με βάση μελέτη που έχει γίνει από το hedge fund Bridgewater and Associates έχει βρεθεί ότι για ορισμένο επίπεδο συσχέτισης, περαιτέρω αύξηση αριθμού μετοχών πέρα από ένα συγκεκριμένο αριθμό διαφορετικών μετοχών (στην περίπτωση μας 15 μετοχές) δεν επιφέρει περαιτέρω διαφοροποίηση στο χαρτοφυλάκιο (μείωση ρίσκου για συγκεκριμένο επίπεδο απόδοσης).



**Εικόνα 4. 2:** Μεταβολή του ρίσκου για αύξηση του αριθμού μετοχών στο χαρτοφυλάκιο για συγκεκριμένα επίπεδα συσχέτισης.

Η απόδοση χαρτοφυλακίου είναι ο σταθμισμένος συνδυασμός των αποδόσεων των συστατικών στοιχείων του. Η μεταβλητότητα του χαρτοφυλακίου είναι συνάρτηση των συσχετίσεων  $\rho_{ij}$  των συστατικών στοιχείων, για όλα τα ζεύγη στοιχείων  $(i, j)$ . Ο πίνακας συσχέτισης προέκυψε για στοιχεία των μετοχών από 1/1/1999 έως 31/12/2010.

| Stock Correlations |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |  |
|--------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--|
| MSFT               | 1      | 0.4888 | 0.4084 | 0.3735 | 0.2497 | 0.4322 | 0.4107 | 0.3784 | 0.318  | 0.4893 | 0.4137 | 0.4695 | 0.4659 | 0.3754 | 0.3408 |  |
| DOX                | 0.4888 | 1      | 0.3475 | 0.3181 | 0.2678 | 0.4345 | 0.4603 | 0.4421 | 0.3209 | 0.509  | 0.5084 | 0.4828 | 0.4485 | 0.4154 | 0.3508 |  |
| SONY               | 0.4084 | 0.3475 | 1      | 0.2407 | 0.2136 | 0.3345 | 0.3233 | 0.3336 | 0.3062 | 0.3961 | 0.3223 | 0.3453 | 0.3275 | 0.2885 | 0.2774 |  |
| WMT                | 0.3735 | 0.3181 | 0.2407 | 1      | 0.2362 | 0.2649 | 0.2633 | 0.1933 | 0.1285 | 0.3012 | 0.2464 | 0.2706 | 0.4126 | 0.41   | 0.2767 |  |
| SAFM               | 0.2497 | 0.2678 | 0.2136 | 0.2362 | 1      | 0.2425 | 0.2669 | 0.259  | 0.1964 | 0.286  | 0.3286 | 0.2797 | 0.2449 | 0.245  | 0.1979 |  |
| DEO                | 0.4322 | 0.4345 | 0.3345 | 0.2649 | 0.2425 | 1      | 0.4566 | 0.4743 | 0.342  | 0.4709 | 0.5048 | 0.5004 | 0.4387 | 0.3519 | 0.3243 |  |
| XOM                | 0.4107 | 0.4603 | 0.3233 | 0.2633 | 0.2669 | 0.4566 | 1      | 0.7625 | 0.6742 | 0.622  | 0.6165 | 0.5949 | 0.4556 | 0.4109 | 0.3351 |  |
| BP                 | 0.3784 | 0.4421 | 0.3336 | 0.1933 | 0.259  | 0.4743 | 0.7625 | 1      | 0.659  | 0.5778 | 0.5726 | 0.5631 | 0.3709 | 0.3453 | 0.321  |  |
| MRO                | 0.318  | 0.3209 | 0.3062 | 0.1285 | 0.1964 | 0.342  | 0.6742 | 0.659  | 1      | 0.5072 | 0.403  | 0.4485 | 0.2629 | 0.2773 | 0.2622 |  |
| JPM                | 0.4893 | 0.509  | 0.3961 | 0.3012 | 0.286  | 0.4709 | 0.622  | 0.5778 | 0.5072 | 1      | 0.6835 | 0.7301 | 0.4679 | 0.4664 | 0.3891 |  |
| AFG                | 0.4137 | 0.5084 | 0.3223 | 0.2464 | 0.3286 | 0.5048 | 0.6165 | 0.5726 | 0.403  | 0.6835 | 1      | 0.6875 | 0.4006 | 0.4276 | 0.3635 |  |
| AXP                | 0.4695 | 0.4828 | 0.3453 | 0.2706 | 0.2797 | 0.5004 | 0.5949 | 0.5631 | 0.4485 | 0.7301 | 0.6875 | 1      | 0.4567 | 0.446  | 0.3931 |  |
| JNJ                | 0.4659 | 0.4485 | 0.3275 | 0.4126 | 0.2449 | 0.4387 | 0.4556 | 0.3709 | 0.2629 | 0.4679 | 0.4006 | 0.4567 | 1      | 0.4738 | 0.3879 |  |
| CVS                | 0.3754 | 0.4154 | 0.2885 | 0.41   | 0.245  | 0.3519 | 0.4109 | 0.3453 | 0.2773 | 0.4664 | 0.4276 | 0.446  | 0.4738 | 1      | 0.4049 |  |
| DVA                | 0.3408 | 0.3508 | 0.2774 | 0.2767 | 0.1979 | 0.3243 | 0.3351 | 0.321  | 0.2622 | 0.3891 | 0.3635 | 0.3931 | 0.3879 | 0.4049 | 1      |  |

**Πίνακας 4. 3:** Πίνακας συσχέτισης μέτοχων.

Η μαθηματική διατύπωση της αναμενόμενης απόδοσης του χαρτοφυλακίου είναι:

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^n W_i * E(R_i)$$

όπου  $E(R_p)$  είναι η απόδοση του χαρτοφυλακίου και  $E(R_i)$  είναι η απόδοση κάθε μετοχής με βάρος συμμετοχής στο χαρτοφυλάκιο το  $W_i$ .

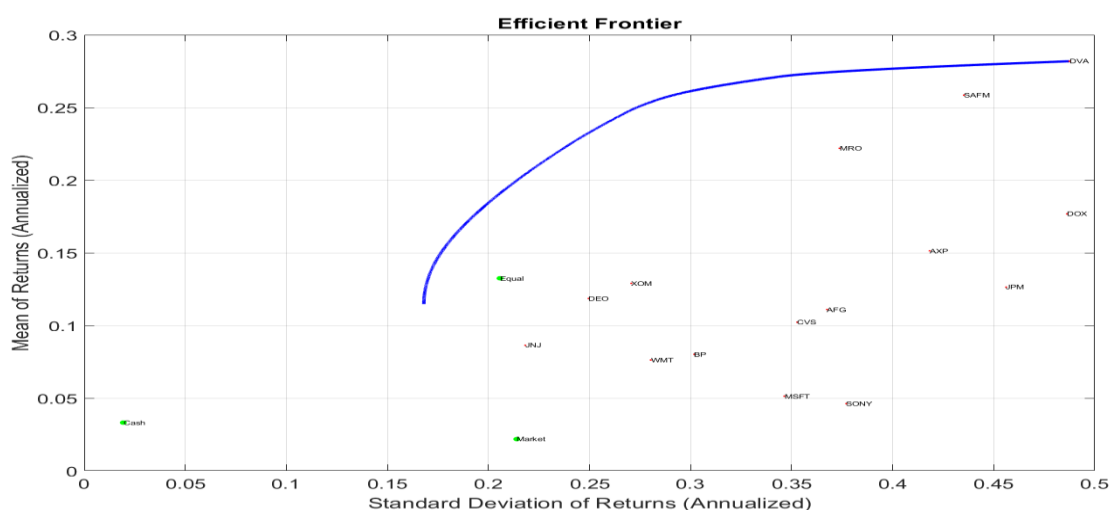
Η μαθηματική διατύπωση της διακύμανσης του χαρτοφυλακίου είναι:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n W_i * W_j * \sigma_i * \sigma_j * \rho_{ij}$$

Όπου  $\sigma_p$  η τυπική απόκλιση του χαρτοφυλακίου (ρίσκο),  $\sigma_i, \sigma_j$  οι τυπικές αποκλίσεις των μετοχών  $i, j$  και  $\rho_{ij}$  η συσχέτιση μεταξύ των αποδόσεων των μετοχών  $i, j$ .

Ένας επενδυτής μπορεί να μειώσει τον κίνδυνο του χαρτοφυλακίου κρατώντας συνδυασμούς μετοχών (και γενικότερα επενδύσεων) που δεν έχουν τέλεια θετική συσχέτιση ( $0 < \rho_{ij} < 1$ ).

Η **Εικόνα 4.3** δείχνει την αναμενόμενη απόδοση στον κατακόρυφο άξονα και ο οριζόντιος απεικονίζει την τυπική απόκλιση. Ο χώρος απόδοσης – τυπικής απόκλισης ονομάζεται χώρος «αναμενόμενης απόδοσης έναντι κινδύνου». Κάθε πιθανός συνδυασμός περιουσιακών στοιχείων, μπορεί να σχεδιαστεί σε αυτόν τον χώρο και η συλλογή όλων αυτών των πιθανών χαρτοφυλακίων καθορίζει μια περιοχή σε αυτόν τον χώρο. Το αριστερό όριο αυτής της περιοχής είναι παραβολικό, και το άνω μέρος του παραβολικού ορίου είναι η καμπύλη αποδοτικών χαρτοφυλακίων ή σύνορο αποδοτικών χαρτοφυλακίων.



**Εικόνα 4. 3:** Καμπύλη αποδοτικού ορίου και αποδόσεις και κίνδυνοι επιμέρους μέτοχων.

Οι συνδυασμοί κατά μήκος αυτού του ανώτερου άκρου αντιπροσωπεύουν χαρτοφυλάκια για τα οποία υπάρχει ο χαμηλότερος κίνδυνος για ένα δεδομένο επίπεδο αναμενόμενης απόδοσης. Ομοίως, ένα χαρτοφυλάκιο που βρίσκεται στο αποδοτικό σύνορο αντιπροσωπεύει το συνδυασμό που προσφέρει την καλύτερη δυνατή αναμενόμενη απόδοση για δεδομένο επίπεδο κινδύνου. [Ref. 39]

Σε μορφή μητρώων, για μια δεδομένη "ανοχή κινδύνου", το αποδοτικό σύνορο βρίσκεται με την ελαχιστοποίηση της ακόλουθης έκφρασης:

$$w^T \Sigma w - q R^T w$$

όπου  $w$ : είναι ο πίνακας βαρών των μετοχών, τα οποία έχουν άθροισμα ίσο με 1

$\Sigma$ : είναι ο πίνακας με τις συνδιακυμάνσεις των μετοχών

$q$ : είναι η ανοχή κινδύνου που είναι μεγαλύτερη ή ίση με το 0

$R$ : είναι το διάνυσμα των αποδόσεων των μετοχών

$R^T w$ : είναι η απόδοση του χαρτοφυλακίου

$w^T \Sigma w$ : είναι η διακύμανση των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου

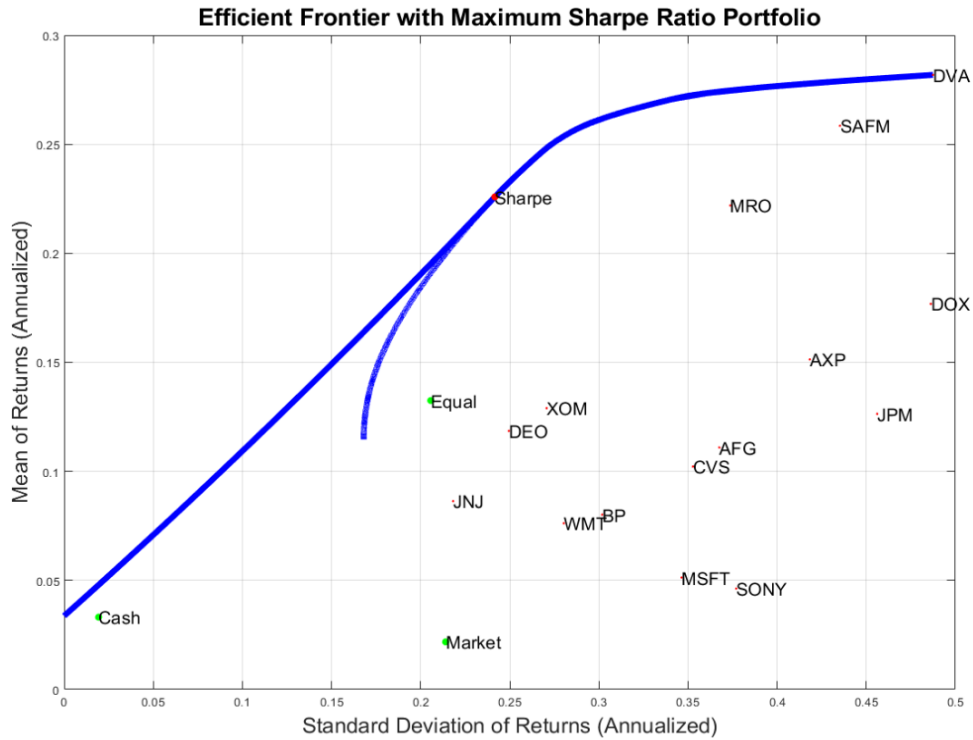
Επιλέγεται ως αρχικό χαρτοφυλάκιο εκείνο που έχει βάρη τέτοια ώστε να είναι εκείνο το σημείο στο σύνορο που εφάπτεται με την γραμμή ανάθεσης κεφαλαίου και είναι το χαρτοφυλάκιο που έχει το μεγαλύτερο λόγο Sharpe, ο οποίος εκφράζει το καθαρό επενδυτικό κέρδος σε όρους ρίσκου. Η μαθηματική μορφή του Sharpe είναι

$$sharpe = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}, \text{ όπου το } R_p \text{ είναι η απόδοση του χαρτοφυλακίου}$$

$R_f$  η απόδοση ενός επενδυτικού στοιχείου χαμηλού ρίσκου (κρατικά ομόλογα) και  $\sigma_p$  είναι η τυπική απόκλιση του χαρτοφυλακίου.

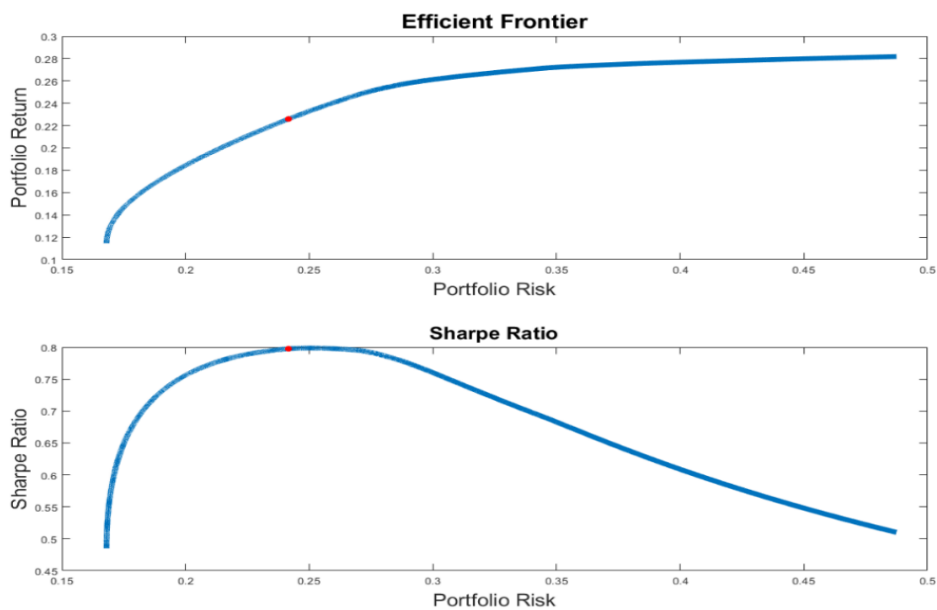
Το χαρτοφυλάκιο με το μεγαλύτερο Sharpe είναι το αποδοτικότερο από τα χαρτοφυλάκια του αποδοτικού συνόρου.





**Εικόνα 4. 4:** Εύρεση χαρτοφυλακίου που μεγιστοποιεί το κλάσμα Sharpe.

Ως στοιχείο χαμηλού ρίσκου επιλέχθηκε το δεκαετές κρατικό ομόλογο του αμερικανικού κράτους. Η ανάλυση μέσης διακύμανσης εφαρμόστηκε για τις μετοχές του χαρτοφυλακίου για την περίοδο 1/1/1999 έως 31/12/2010.



**Εικόνα 4. 5:** Γραφική απόδειξη ότι το χαρτοφυλάκιο με το μέγιστο Sharpe έχει την καλύτερη απόδοση σε όρους ρίσκου.

Τα αρχικά βάρη του χαρτοφυλακίου της ανάλυσης μας για την περίοδο 1/1/2011 έως 28/5/2021 είναι τα ακόλουθα:

|          |             |             |                                     |             |             |
|----------|-------------|-------------|-------------------------------------|-------------|-------------|
| 'MSFT'   | 'DOX'       | 'SONY'      | 'WMT'                               | 'SAFM'      | 'DEO'       |
| <b>0</b> | <b>0,09</b> | <b>0</b>    | <b>0</b>                            | <b>0,27</b> | <b>0,15</b> |
| 'XOM'    | 'BP'        | 'MRO'       | 'JPM'                               | 'AFG'       | 'AXP'       |
| <b>0</b> | <b>0</b>    | <b>0,25</b> | <b>0</b>                            | <b>0</b>    | <b>0</b>    |
| 'JNJ'    | 'CVS'       | 'DVA'       | <b>ΑΡΧΙΚΟ ΚΕΦΑΛΑΙΟ<br/>15.000 €</b> |             |             |
| <b>0</b> | <b>0</b>    | <b>0,24</b> |                                     |             |             |

**Πίνακας 4. 4:** Αρχικά βάρη μετοχών χαρτοφυλακίου για μεγιστοποίηση κλάσματος Sharpe.

Στην ανάλυση δεν έχουν συμπεριληφθεί κόστη αγοραπωλησιών των μετοχών. Πλέον υπάρχουν επιλογές με μηδενική επιβάρυνση από προμήθειες. Συναλλαγές χωρίς προμήθεια σημαίνει ότι δεν υπάρχει καμία χρέωση για την αγοραπωλησία μετοχών. Τον Οκτώβριο του 2019, ένας πόλεμος τιμολόγησης οδήγησε τις χρηματιστηριακές εταιρείες να μειώσουν τις προμήθειες τους σε \$ 0 για να ανταγωνιστούν τις πλατφόρμες δωρεάν συναλλαγών όπως η Robinhood. [Ref. 41]

#### **4.3 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΘΕΜΕΛΙΩΔΟΥΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.**

Εφαρμόζεται μέθοδος θεμελιώδους ανάλυσης για απόκτηση σημάτων αγοραπωλησιών και τελική απόδοση χαρτοφυλακίου με βάσει αυτά. Με βάσει τη μελέτη για τις πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις αποτίμησης μετοχών, επιλέγεται μέθοδος που χρησιμοποιεί μοντέλα παρούσας αξίας. Ειδικότερα επιλέγεται από αυτά η μέθοδος του *μοντέλου προεξόφλησης ταμειακών ροών* (Discounted Cash Flows).

| Προσεγγίσεις αποτίμησης: Παγκόσμια κατάταξη. Κατά την αξιολόγηση μεμονωμένων μετοχικών τίτλων, ποια από τις ακόλουθες προσεγγίσεις αξιολόγησης χρησιμοποιείτε; N = 1,980 | Ποσοστό των ερωτηθέντων | Ποσοστό περιπτώσεων στις οποίες ο ερωτώμενος χρησιμοποιεί καθεμία από τις προσεγγίσεις <sup>a</sup> (μέσος όρος) |
|--|-------------------------|--|
| Μοντέλα με αριθμοδείκτες   | 92.8                    | 68.6   |
| Μοντέλα παρούσας αξίας   | 78.8                    | 59.5   |
| Μοντέλα αποτίμησης βάσει περιουσιακών στοιχείων  | 61.4                    | 36.8   |
| Αποτίμηση με options   | 5.0                     | 20.7   |
| Άλλες προσεγγίσεις   | 12.7                    | 58.1   |

**Πίνακας 4. 5:** Πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες προσεγγίσεις αποτίμησης μεταξύ των ερωτηθέντων στη μελέτη CFA Institute 2015.

a: Οι ερωτηθέντες που χρησιμοποιούν μια προσέγγιση ρωτήθηκαν για το ποσοστό των περιπτώσεων αποτίμησης στις οποίες χρησιμοποιείται η προσέγγιση. Έτσι, αυτή η στήλη αναφέρει συχνότητες υπό όρους. Πηγή: CFA Institute. [Ref. 19]

Για την εφαρμογή της μεθόδου λήφθηκαν δεδομένα από τις οικονομικές ανακοινώσεις των εταιρειών από τη Morningstar.

Χρησιμοποιούνται οι ελεύθερες ταμειακές ροές, οι οποίες προεκτείνονται για τρία χρονιά στο μέλλον με ρυθμό αύξησης ίσο με το μέσο όρο της ετήσιας μεταβολής των ελευθέρων ταμειακών ροών των προηγούμενων τριών ετών.

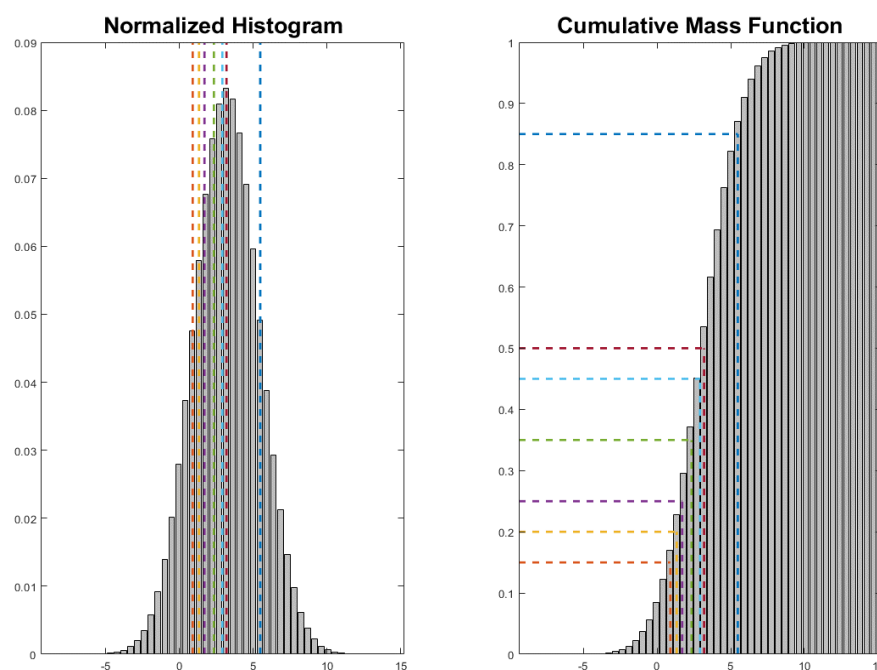
Στο τέλος προστίθεται η τερματική αξία της επιχείρησης που βρίσκεται χρησιμοποιώντας τον τερματικό συντελεστή ανάπτυξης (terminal growth rate  $g$ ). Οι χρηματαροές προ εξοφλούνται στο παρόν με βάσει τον απαιτούμενο ρυθμό απόδοσης του επενδυτή (required rate of return  $R$ ). Ωστόσο επειδή η τερματική αξία, η οποία προκύπτει χρησιμοποιώντας των τερματικό συντελεστή  $g$  και την απόδοση του επενδυτή που είναι εκτιμήσεις, είναι το μεγαλύτερο τμήμα της πραγματικής – δίκαιης αξίας διαπραγμάτευσης της μετοχής, είναι καθοριστικής σημασίας η επιλογή αντιπροσωπευτικών τιμών για αυτές τις παραμέτρους. [Ref. 40]

Ως μέγιστη τιμή του τερματικού συντελεστή αύξησης μπορεί να ληφθεί ο ρυθμός αύξησης του Ακαθάριστου εθνικού προϊόντος (ΑΕΠ) της χώρας όπου δραστηριοποιείται η εκάστοτε εταιρεία. Σε διαφορετική περίπτωση (όπου ο ρυθμός αύξησης της εταιρείας είναι μεγαλύτερος του ρυθμού αύξησης του ΑΕΠ στο άπειρο), τότε η εταιρεία στο μακρινό μέλλον θα γίνει μεγαλύτερη της οικονομίας της χώρας που δραστηριοποιείται.

Χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα δεκαετίας του ρυθμού αύξησης του ΑΕΠ της αμερικάνικης οικονομίας, που λήφθηκαν από την παγκόσμια τράπεζα, για την περίοδο πριν από την εξεταζόμενη περίοδο του 1/1/2011. Ο ρυθμός τερματικής ανάπτυξης  $g$  επιλέγεται με χρήση μεθόδου Monte Carlo (ένα εκατομμύριο προσομοιώσεις) με μέση τιμή και τυπική απόκλιση βάσει των ανωτέρω δεδομένων και επέκταση για την επόμενη δεκαετία (η εξεταζόμενη). Επιλέγεται συντηρητικός ρυθμός ανάπτυξης (εκατοστημόριο 15%), που αφήνει το 85% όλων των προσομοιώσεων πάνω από αυτόν.

| ΕΚΑΤΟΣΤΗΜΟΡΙΑ                 | 15          | 20          | 25          | 35          | 45          | 50          | 85          |
|-------------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| ΤΕΡΜΑΤΙΚΟΣ ΡΥΘΜΟΣ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ % | <b>0,90</b> | <b>1,33</b> | <b>1,70</b> | <b>2,34</b> | <b>2,91</b> | <b>3,19</b> | <b>5,48</b> |

**Πίνακας 4. 6:** Τερματικός ρυθμός ανάπτυξης και εκατοστημόρια τους.



**Εικόνα 4. 6:** Ιστόγραμμα κατανομής ρυθμών ανάπτυξης ΑΕΠ Αμερικής μετά από προσομοίωση Monte Carlo και αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας.

Ο απαιτούμενος ρυθμός απόδοσης του επενδυτή, που προεξοφλεί τις μελλοντικές χρηματοροές, είναι ανάλογος με το ρίσκο που αναλαμβάνει και προκύπτει από το μοντέλο αποτίμησης περιουσιακών στοιχείων (capital asset pricing model).

Το μοντέλο λαμβάνει υπόψη την ευαισθησία του περιουσιακού στοιχείου σε μη διαφοροποιήσιμο κίνδυνο (επίσης γνωστό ως συστηματικό κίνδυνο ή κίνδυνο αγοράς), που συχνά αντιπροσωπεύεται από την ποσότητα beta ( $\beta$ ), καθώς και την αναμενόμενη απόδοση της αγοράς και την αναμενόμενη απόδοση ενός θεωρητικού περιουσιακού στοιχείου χωρίς κίνδυνο. [Ref. 42]

$$R_i = R_f + \beta_i \cdot (R_m - R_f) , \text{ όπου}$$

$R_i$ : είναι ο απαιτούμενος ρυθμός απόδοσης για τη μετοχή  $i$

$R_m$ : είναι η απόδοση της αγοράς για το εξεταζόμενο διάστημα

$R_f$ : αναμενόμενη απόδοση ενός θεωρητικού περιουσιακού στοιχείου χωρίς κίνδυνο

$\beta_i$ : είναι συνδιακύμανση της μετοχής  $i$  σε σχέση με την αγορά διαιρεμένη με τη διακύμανση της αγοράς

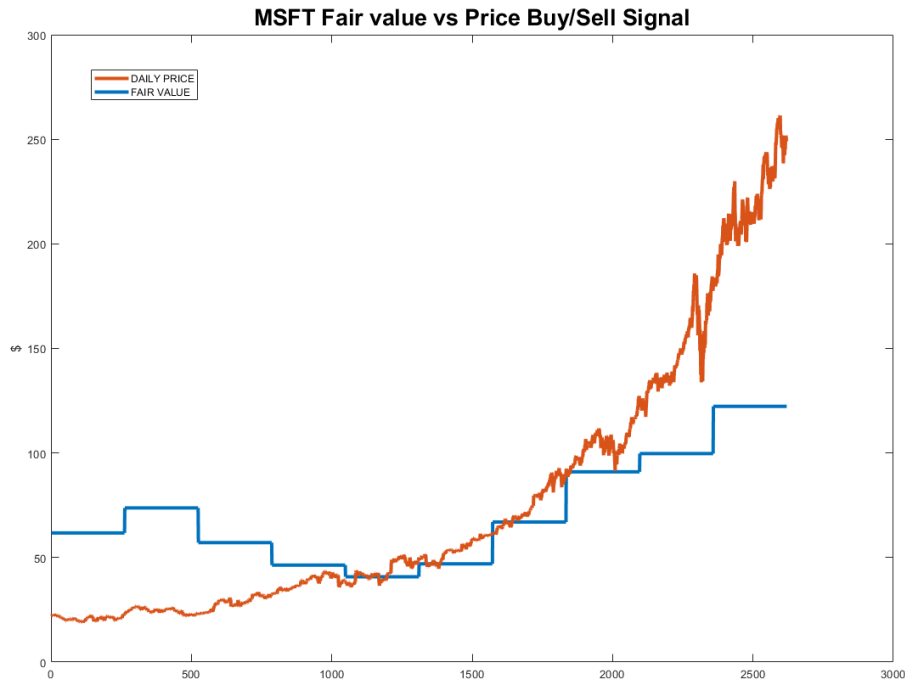
Οι συντελεστές  $\beta$  προέκυψαν μετά από γραμμική παλινδρόμηση των αποδόσεων των εκάστοτε μετοχών με το δείκτη SPY που ακολουθεί το δείκτη S&P 500 του αμερικανικού χρηματιστηρίου και προσομοιάζει την απόδοση της αγοράς.

Οι απαιτούμενοι ρυθμοί απόδοσης για κάθε μετοχή φαίνονται στον παρακάτω πίνακα μετρά από εφαρμογή του μοντέλου CAPM.

|                             |             |             |             |             |             |             |             |             |
|-----------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <b>ΜΕΤΟΧΗ</b>               | <i>MSFT</i> | <i>DOX</i>  | <i>SONY</i> | <i>WMT</i>  | <i>SAFM</i> | <i>DEO</i>  | <i>XOM</i>  | <i>BP</i>   |
| <b><math>\beta_i</math></b> | 0,98        | 0,96        | 1,05        | 0,84        | 0,86        | 0,54        | 0,96        | 0,77        |
| <b><math>R_i</math></b>     | <b>0,08</b> | <b>0,08</b> | <b>0,08</b> | <b>0,07</b> | <b>0,07</b> | <b>0,06</b> | <b>0,08</b> | <b>0,07</b> |
| <b>ΜΕΤΟΧΗ</b>               | <i>MRO</i>  | <i>JPM</i>  | <i>AFG</i>  | <i>AXP</i>  | <i>JNJ</i>  | <i>CVS</i>  | <i>DVA</i>  |             |
| <b><math>\beta_i</math></b> | 0,98        | 1,27        | 0,83        | 1,21        | 0,52        | 0,8         | 0,53        |             |
| <b><math>R_i</math></b>     | <b>0,08</b> | <b>0,09</b> | <b>0,07</b> | <b>0,08</b> | <b>0,06</b> | <b>0,07</b> | <b>0,06</b> |             |

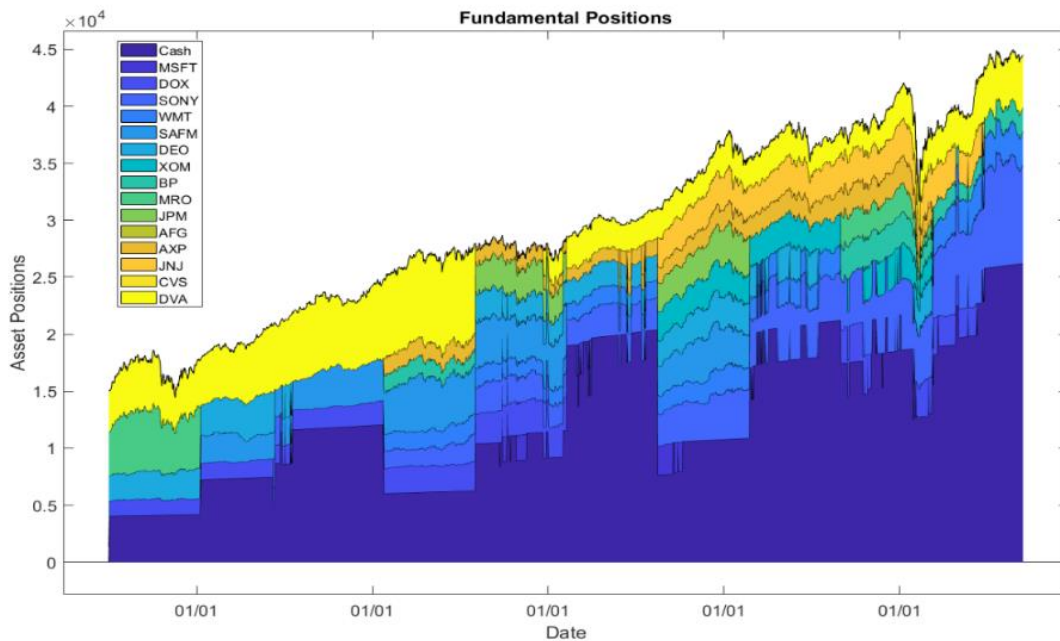
**Πίνακας 4. 7:** Απαιτούμενοι ρυθμοί απόδοσης για κάθε μετοχή και τα αντίστοιχα  $\beta$ .

Μετά την εφαρμογή της μεθόδου προεξόφλησης ταμειακών ροών με βάση τα ανωτέρω επιλεγθέντα χαρακτηριστικά προκύπτουν σήματα αγοραπωλησιών. Όταν η δίκαιη τιμή διαπραγματεύσεως (fair value) είναι μεγαλύτερη από την ημερήσια τιμή της μετοχής έχουμε σήμα αγοράς, αφού θεωρείται ότι η μετοχή είναι υποτιμολογημένη. Σε αντίθετη περίπτωση έχουμε σήμα πώλησης. Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται ως παράδειγμα η τιμή της Microsoft σε σχέση με την «δίκαιη τιμή» της.



**Εικόνα 4. 7:** Δίκαιη τιμή διαπραγμάτευσης Microsoft σε σχέση με ημερήσια τιμή της σε χρηματιστήριο.

Για την περίοδο 1/1/2011 έως 28/5/2021, χρησιμοποιώντας τα σήματα που προέκυψαν και με εφαρμογή του backtest engine στο MATLAB προκύπτει η πορεία των αγοραπωλησιών κατά τη διάρκεια της δεκαετίας, η ποσόστωση σε κάθε μετοχή και η αποτίμηση του χαρτοφυλακίου, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



**Εικόνα 4. 8:** Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από θεμελιώδη ανάλυση.

#### 4.4 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΙΚΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ.

Εφαρμόζεται μέθοδος τεχνικής ανάλυσης για απόκτηση σημάτων αγοραπωλησιών. Χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος των δεικτών της τεχνικής ανάλυσης και επιλέχθηκαν δείκτες από τρεις κατηγορίες. Από τους δείκτες τάσης επιλέχθηκαν ο απλός κινούμενος μέσος όρος  $n$  ημέρων (Moving Average) και ο κινούμενος μέσος όρος σύγκλισης απόκλισης (MACD). Από τους δείκτες δυναμικής επιλέχτηκε ο δείκτης σχετικής ισχύος (RSI). Από τους δείκτες μεταβλητότητας επιλέχθηκαν οι λωρίδες Bollinger. Επιλέχθηκαν δείκτες από τρεις διαφορετικές κατηγορίες για να περιοριστεί η αλληλοεπικάλυψη της πληροφορίας που παρέχουν.

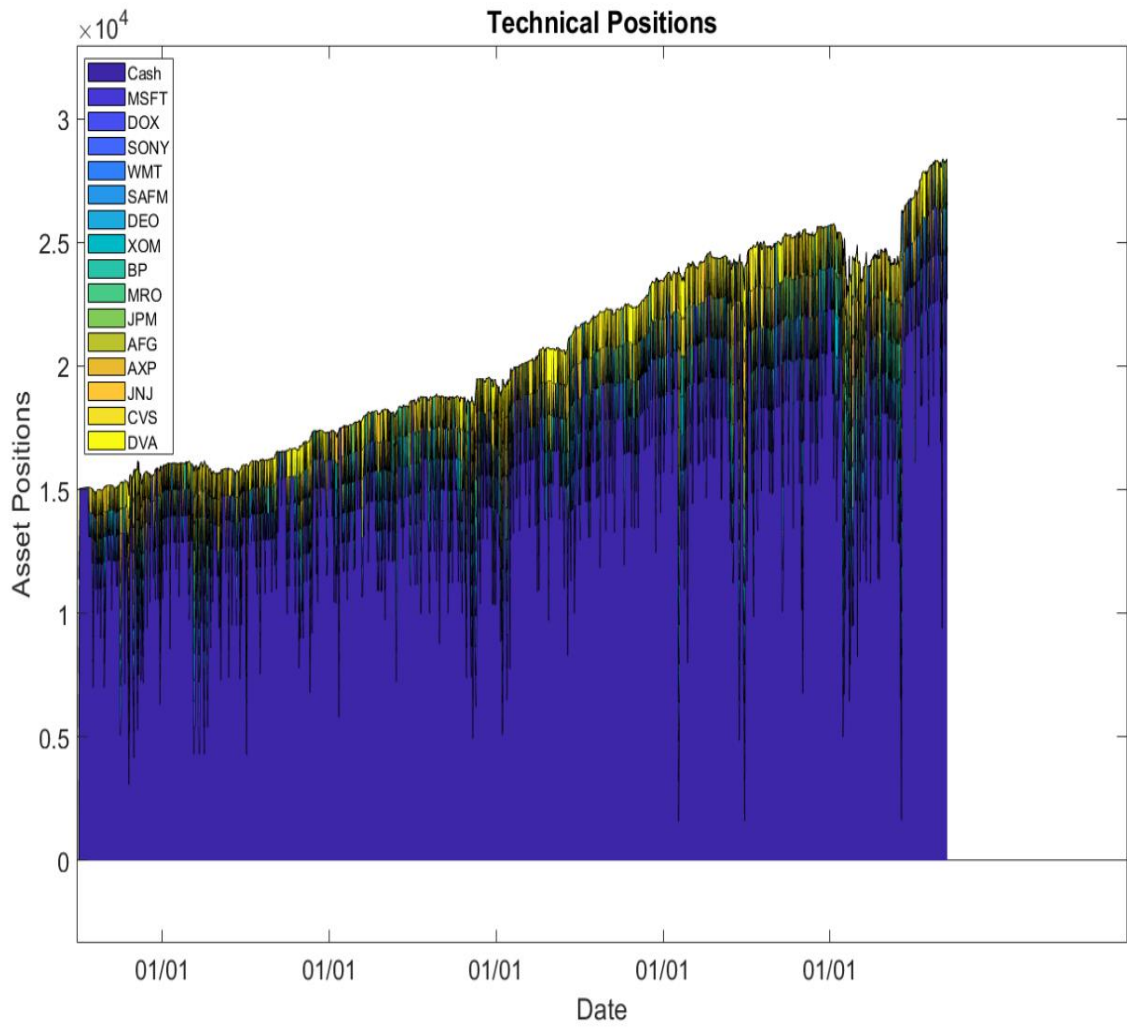
Οι δείκτες βελτιστοποιήθηκαν για την περίοδο 1/1/1999 έως την 31/12/2010 ως προς τις παραμέτρους εισόδου τους, έτσι ώστε το σήμα που δίνουν να μεγιστοποιεί την απόδοση του χαρτοφυλακίου.

Τα σήματα που προέκυψαν για τον κάθε δείκτη είναι:

- Όταν ο κινούμενος μέσος όρος 10 ημερών είναι μεγαλύτερος από τον κινούμενο μέσο όρο 9 ημερών, δίνει σήμα αγοράς.
- Όταν ο κινούμενος μέσος όρος σύγκλισης – απόκλισης είναι μεγαλύτερος από τη γραμμή σήματος του, δίνει σήμα αγοράς.
- Όταν ο δείκτης σχετικής ισχύος είναι μικρότερος από το 25, δίνει σήμα αγοράς.
- Όταν η τιμή της μετοχής διασπάζει ανοδικά την άνω λωρίδα Bollinger, η οποία βρίσκεται σε απόσταση 2 τυπικών αποκλίσεων πάνω από τον κινούμενο μέσο όρο 15 ημερών της μετοχής, δίνει σήμα αγοράς.

Τα σήματα συγκεντρώθηκαν σε ένα ενοποιημένο σήμα, έτσι ώστε να δίνεται σήμα αγοράς όταν τουλάχιστον δυο οποιαδήποτε από αυτά δίνουν σήμα αγοράς. Αυτό έχει γίνει για να υπάρχει μια σχετική επιβεβαίωση των διαφορετικών πληροφοριών που προσφέρουν τα σήματα.

Για την περίοδο 1/1/2011 έως 28/5/2021, χρησιμοποιώντας το ενοποιημένο σήμα που προέκυψε και με εφαρμογή του backtest engine στο MATLAB προκύπτει η πορεία των αγοραπωλησιών κατά τη διάρκεια της δεκαετίας, η ποσόστωση σε κάθε μετοχή και η αποτίμηση του χαρτοφυλακίου, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



**Εικόνα 4. 9:** Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από τεχνική ανάλυση.




## 4.5 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΒΑΘΙΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.

### 4.5.1 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟ ΣΤΡΩΜΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΙΣΗΣ.

Χρησιμοποιήθηκαν οι ημερήσιες αποδόσεις των μετοχών (ημερήσιες ποσοστιαίες μεταβολές) ως είσοδοι για την περίοδο από 1/1/1999 έως 31/12/2010 για την εκπαίδευση του δικτύου.

Το δίκτυο έχει την αρχιτεκτονική του σχήματος.



| ANALYSIS RESULT |  |                   |             |  |            |  |
|-----------------|--|-------------------|-------------|--|------------|--|
|                 | Name                                   | Type              | Activati... | Learnables   | Total L... |  |
| 3               | fc_1<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 4               | Istm_2<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 5               | fc_2<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 6               | Istm_3<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 7               | fc_3<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 8               | Istm_4<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 9               | fc_4<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 10              | Istm_5<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 11              | fc_5<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 12              | Istm_6<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 13              | fc_6<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 14              | Istm_7<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 15              | fc_7<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 16              | Istm_8<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 17              | fc_8<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 18              | Istm_9<br>LSTM with 128 hidden units   | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 19              | fc_9<br>10 fully connected layer       | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 20              | Istm_10<br>LSTM with 128 hidden units  | LSTM              | 128         | InputWeights 512×...<br>RecurrentWe... 512×...<br>Bias 512×1 | 71168      |  |
| 21              | fc_10<br>10 fully connected layer      | Fully Connected   | 10          | Weights 10×128<br>Bias 10×1                                  | 1290       |  |
| 22              | regressionoutput<br>mean-squared-error | Regression Output | 10          | -  | 0          |  |

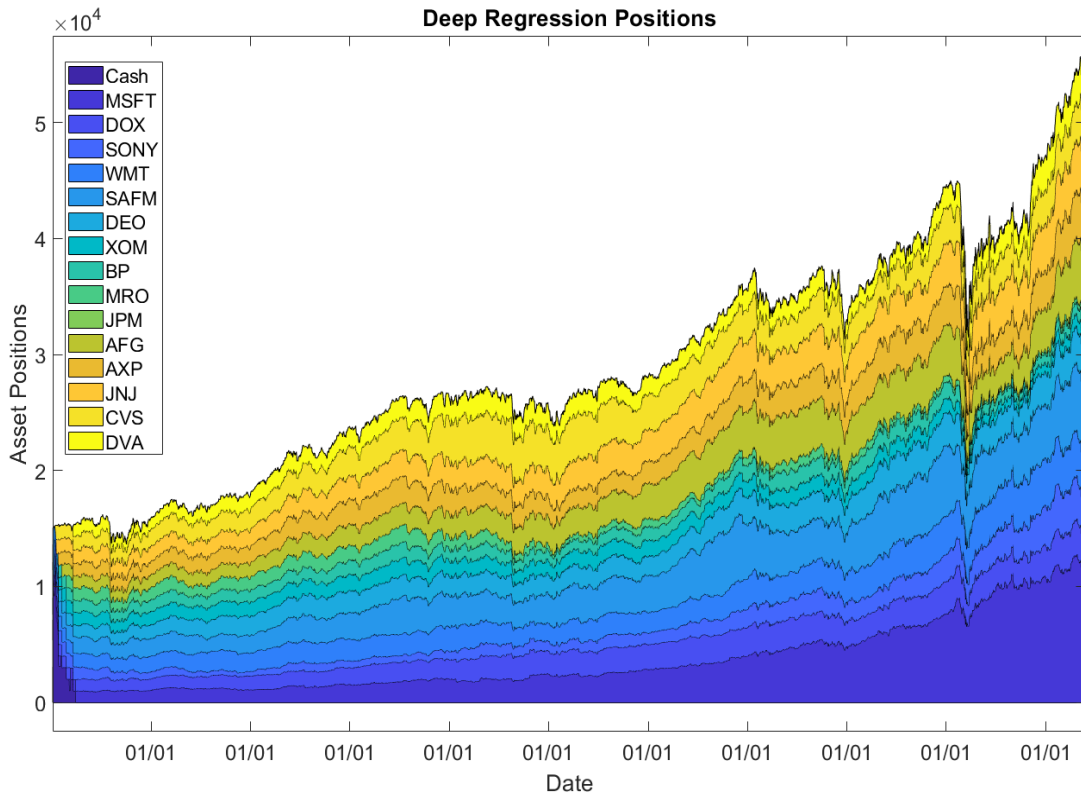
**Πίνακας 4. 8:** Αρχιτεκτονική, συνδεσμολογία και βάρη νευρωνικού δικτύου με παλινδρόμηση.

Χρησιμοποιούνται εναλλάξ στρώματα long short term μνήμης, τα οποία μπορούν να συλλάβουν πληροφορίες από χρονοσειρές αποτελεσματικά, με πλήρως συνδεδεμένα στρώματα εμπρόσθιας κίνησης. [Ref. 43]

Επιλέχτηκε ο αλγόριθμος Adam (adaptive moments estimation) για την εκπαίδευση. Είναι ένας αλγόριθμος για βελτιστοποίηση στοχαστικών αντικειμενικών συναρτήσεων πρώτης τάξης, βασισμένων σε προσαρμοστικές εκτιμήσεις ροπών χαμηλότερης τάξης. Η μέθοδος είναι απλή στην εφαρμογή, είναι υπολογιστικά αποτελεσματική, έχει λίγες απαιτήσεις μνήμης, είναι αναλλοίωτη στη διαγώνια επανασύνδεση των διαβαθμίσεων και είναι κατάλληλη για προβλήματα που είναι μεγάλα από άποψη δεδομένων και / ή παραμέτρων. Η μέθοδος είναι επίσης κατάλληλη για μη στατικούς στόχους και προβλήματα με πολύ θορυβώδη και / ή αραιά διανύσματα. Οι υπερ παράμετροι έχουν διαισθητικές ερμηνείες και συνήθως απαιτούν λίγο συντονισμό. Τα εμπειρικά αποτελέσματα δείχνουν ότι ο Adam λειτουργεί καλά στην πράξη και συγκρίνεται ευνοϊκά με άλλες στοχαστικές μεθόδους βελτιστοποίησης. [Ref. 44]

Οι παρακάτω υπερπαραμέτροι προσδιορίστηκαν με δοκιμές. Έγινε αρχική εκπαίδευση δικτύου από 1/1/1999 έως 31/12/2008 και ελέγχθηκαν οι υπερπαραμέτροι στο διάστημα 1/1/2009 έως 31/12/2010. Στη συνέχεια το δίκτυο εκπαιδεύτηκε και για τις τιμές 1/1/2009 έως 31/12/2010. Για αποφυγή πολύ μεγάλων διανυσμάτων χρησιμοποιήθηκε άνω όριο διανύσματος το ένα. Αρχικός ρυθμός μάθησης τέθηκε το 0,001 ο οποίος μειώνεται κατά 0,1 κάθε 125 εποχές. Το δίκτυο παίρνει τα δεδομένα σε σειριακή σειρά. Το δίκτυο εκπαιδεύεται για 200 εποχές. Για αποφυγή υπερβολικής προσαρμογής επιλέχτηκε η μέθοδος κανονικοποίησης L2 που αναγκάζει τα βάρη προς το μηδέν, αλλά δεν τα κάνει ακριβώς μηδέν. Η κανονικοποίηση L2 δρα σαν μια δύναμη που αφαιρεί ένα μικρό ποσοστό βαρών σε κάθε επανάληψη. Επομένως, τα βάρη δεν θα είναι ποτέ μηδενικά. Ο παράγοντος L2 λήφθηκε 0,005. Εκπαιδεύτηκαν 15 δίκτυα για τις 15 μετοχές που το καθένα έδινε σήμα αγοράς όταν η τιμή της απόδοσης που προβλεπόταν από το δίκτυο για την επόμενη μέρα ήταν μεγαλύτερη του μηδενός. Σε αντίθετη περίπτωση ήταν σήμα πώλησης.

Για την περίοδο 1/1/2011 έως 28/5/2021, χρησιμοποιώντας τα σήματα που προέκυψαν και με εφαρμογή του backtest engine στο MATLAB προκύπτει η πορεία των αγοραπωλησιών κατά τη διάρκεια της δεκαετίας, η ποσόστωση σε κάθε μετοχή και η αποτίμηση του χαρτοφυλακίου, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



**Εικόνα 4. 10:** Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από βαθύ νευρωνικό δίκτυο παλινδρόμησης.

#### 4.5.2 ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΕΛΙΚΗΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΕΞΩΤΕΡΙΚΟ ΣΤΡΩΜΑ ΚΑΤΑΤΑΞΗΣ.

Χρησιμοποιήθηκαν οι ημερήσιες αποδόσεις των μετοχών (ημερήσιες ποσοστιαίες μεταβολές), οι οποίες μετατράπηκαν σε μηδέν όταν η απόδοση ήταν αρνητική και σε ένα όταν η απόδοση ήταν θετική, ως είσοδοι για την περίοδο από 1/1/1999 έως 31/12/2010 για την εκπαίδευση του δικτύου. Αυτό το δίκτυο θα προβλέπει τότε η αγορά θα είναι ανοδική και πότε καθοδική.

Το δίκτυο έχει την αρχιτεκτονική του σχήματος.



|    | Name   | Type                  | Activations | Learnables   | Total Learnables |
|----|--|-----------------------|-------------|--|------------------|
| 1  | sequence<br>Sequence input with 1 dimensions | Sequence Input        | 1           | -  | 0                |
| 2  | lstm_1<br>LSTM with 200 hidden units         | LSTM                  | 200         | InputWeights 800×1<br>RecurrentWe... 800×...<br>Bias 800×1   | 161600           |
| 3  | fc_1<br>200 fully connected layer            | Fully Connected       | 200         | Weights 200×200<br>Bias 200×1                                | 40200            |
| 4  | lstm_2<br>LSTM with 200 hidden units         | LSTM                  | 200         | InputWeights 800×...<br>RecurrentWe... 800×...<br>Bias 800×1 | 320800           |
| 5  | fc_2<br>200 fully connected layer            | Fully Connected       | 200         | Weights 200×200<br>Bias 200×1                                | 40200            |
| 6  | lstm_3<br>LSTM with 100 hidden units         | LSTM                  | 100         | InputWeights 400×...<br>RecurrentWe... 400×...<br>Bias 400×1 | 120400           |
| 7  | fc_3<br>100 fully connected layer            | Fully Connected       | 100         | Weights 100×100<br>Bias 100×1                                | 10100            |
| 8  | dropout<br>15% dropout                       | Dropout               | 100         | -  | 0                |
| 9  | fc_4<br>100 fully connected layer            | Fully Connected       | 100         | Weights 100×100<br>Bias 100×1                                | 10100            |
| 10 | lstm_4<br>LSTM with 100 hidden units         | LSTM                  | 100         | InputWeights 400×...<br>RecurrentWe... 400×...<br>Bias 400×1 | 80400            |
| 11 | fc_5<br>200 fully connected layer            | Fully Connected       | 200         | Weights 200×100<br>Bias 200×1                                | 20200            |
| 12 | lstm_5<br>LSTM with 200 hidden units         | LSTM                  | 200         | InputWeights 800×...<br>RecurrentWe... 800×...<br>Bias 800×1 | 320800           |
| 13 | fc_6<br>2 fully connected layer              | Fully Connected       | 2           | Weights 2×200<br>Bias 2×1                                    | 402              |
| 14 | softmax<br>softmax                           | Softmax               | 2           | -  | 0                |
| 15 | classoutput<br>crossentropyex                | Classification Output | 2           | -  | 0                |

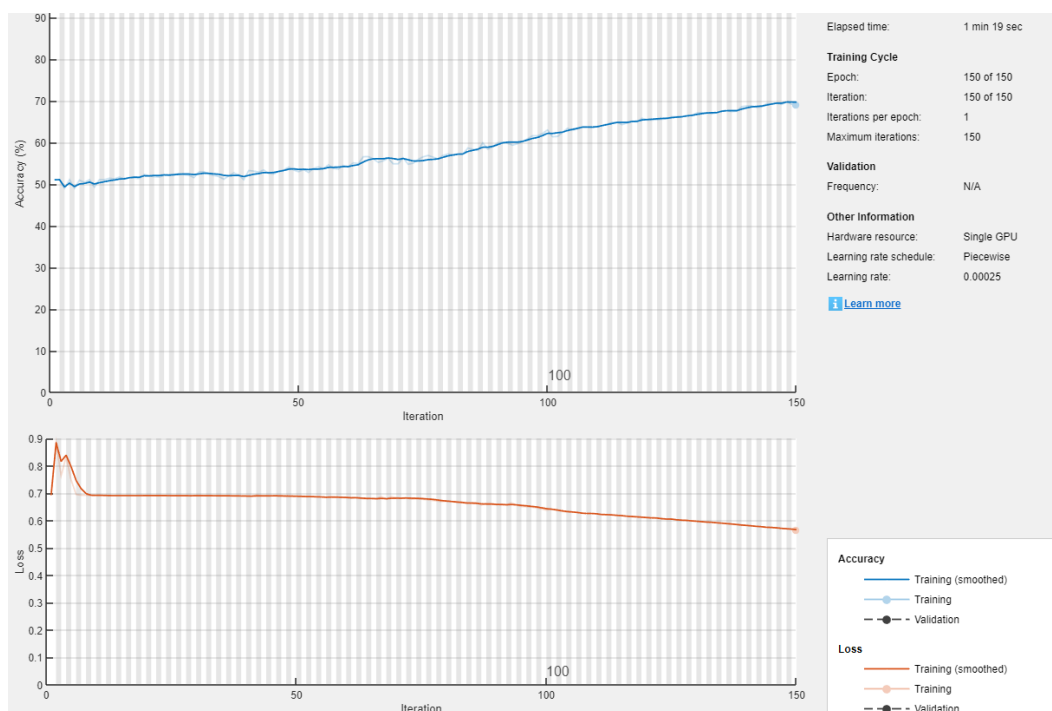
**Πίνακας 4. 9:** Αρχιτεκτονική, συνδεσμολογία και βάρη νευρωνικού δικτύου με κατάταξη.

Χρησιμοποιούνται εναλλάξ στρωματά long short term μνήμης, τα οποία μπορούν να συλλάβουν πληροφορίες από χρονοσειρές αποτελεσματικά, με πλήρως συνδεδεμένα στρωματά εμπρόσθιας κίνησης. Επιλέχτηκε ο αλγόριθμος Adam (adaptive moments estimation) για εκπαίδευση. Χρησιμοποιήθηκε και sgdμ αλγόριθμος (stochastic gradient descent momentum) που απαιτεί περισσότερη μνήμη μιας και το δίκτυο ήταν πιο μικρό αλλά είχε χειρότερα αποτελέσματα.

Οι παρακάτω υπερπαραμέτροι προσδιορίστηκαν με δοκιμές. Έγινε αρχική εκπαίδευση δικτύου από 1/1/1999 έως 31/12/2008 και ελέγχθηκαν οι υπερπαραμέτροι στο διάστημα 1/1/2009 έως 31/12/2010. Στη συνέχεια το δίκτυο εκπαιδεύτηκε και για τις τιμές 1/1/2009 έως 31/12/2010. Για αποφυγή πολύ μεγάλων διανυσμάτων χρησιμοποιήθηκε άνω όριο διανύσματος το 1. Αρχικός ρυθμός μάθησης τέθηκε το 0,0025 ο οποίος μειώνεται κατά 0,1 κάθε 100 εποχές. Το δίκτυο παίρνει τα δεδομένα σε ομάδες των 32. Το δίκτυο εκπαιδεύεται για 150 εποχές. Για αποφυγή υπερβολικής προσαρμογής επιλέχτηκε η μέθοδος κανονικοποίησης L2 που αναγκάζει τα βάρη προς το μηδέν, αλλά δεν τα κάνει

ακριβώς μηδέν. Η κανονικοποίηση L2 δρα σαν μια δύναμη που αφαιρεί ένα μικρό ποσοστό βαρών σε κάθε επανάληψη. Επομένως, τα βάρη δεν θα είναι ποτέ μηδενικά. Ο παράγοντος L2 λήφθηκε 0,007.

Κατά την εκπαίδευση το δίκτυο έκανε υπερβολική προσαρμογή στα δεδομένα εκπαίδευσης όπως έδειχνε η μεταβλητή ακρίβειας που έδειχνε σε πόσα από τα δεδομένα εκπαίδευσης πετύχαινε απόδοσης κατά πολύ μεγαλύτερη του 50%.

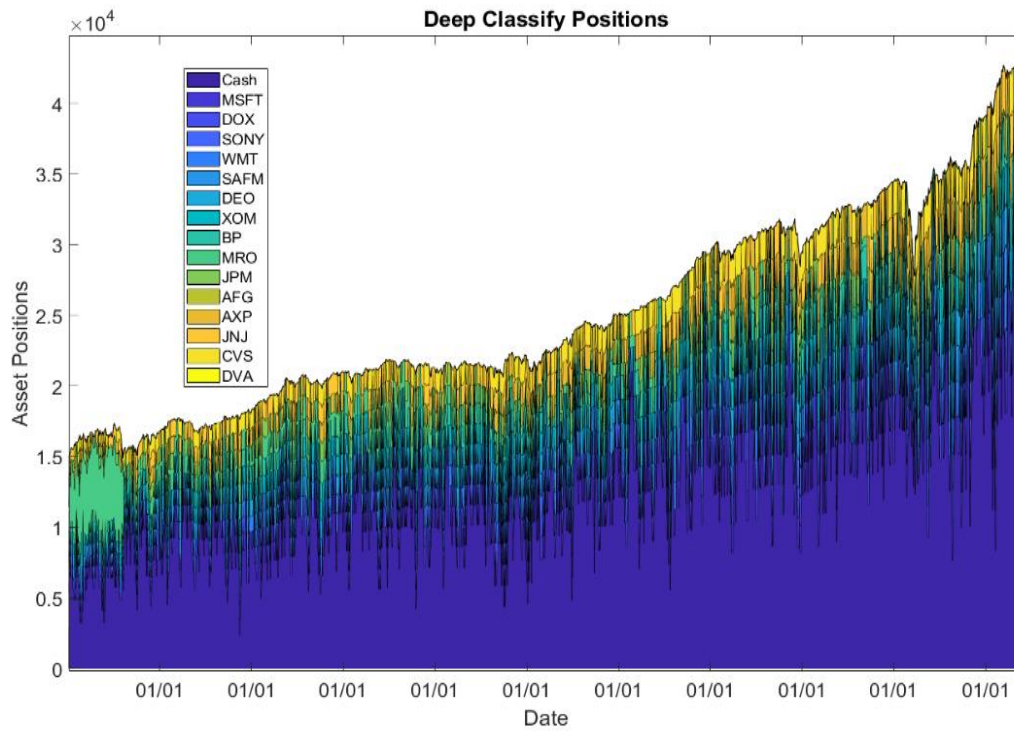


**Εικόνα 4. 11:** Ακρίβεια πρόβλεψης στα δεδομένα 70%, μεγάλη πιθανότητα για υπερβολική προσαρμογή.

Για αυτό το λόγο χρησιμοποιήθηκε και ένα στρώμα απόρριψης στη μέση του δικτύου που απορρίπτει τυχαία το 15% των εισερχομένων τιμών. [Ref. 45]

Εκπαιδεύτηκαν 15 δίκτυα για τις 15 μετοχές που το καθένα έδινε σήμα αγοράς όταν το δίκτυο προέβλεπε άνοδο για την επόμενη μέρα. Σε αντίθετη περίπτωση ήταν σήμα πώλησης.

Για την περίοδο 1/1/2011 έως 28/5/2021, χρησιμοποιώντας τα σήματα που προέκυψαν και με εφαρμογή του backtest engine στο MATLAB προκύπτει η πορεία των αγοραπωλησιών κατά τη διάρκεια της δεκαετίας, η ποσόστωση σε κάθε μετοχή και η αποτίμηση του χαρτοφυλακίου, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



**Εικόνα 4. 12:** Διάγραμμα μεταβολής ποσόστωσης κάθε μετοχής και αποτίμηση του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια των ετών με σήματα από βαθύ νευρωνικό δίκτυο κατάταξης.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

|                 | ΘΕΜΕΛΙΩΔΗΣ<br>ΑΝΑΛΥΣΗ | ΤΕΧΝΙΚΗ<br>ΑΝΑΛΥΣΗ | ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ<br>ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ | ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ<br>ΚΑΤΑΤΑΞΗ |
|-----------------|-----------------------|--------------------|---------------------------|-----------------------|
| TOTAL<br>RETURN | 1,966                 | 0,892              | 2,715                     | 1,924                 |
| SHARPE<br>RATIO | 0,041                 | 0,026              | 0,040                     | 0,048                 |
| VOLATILITY      | 0,007                 | 0,004              | 0,010                     | 0,006                 |
| MAX<br>TURNOVER | 0,260                 | 0,500              | 0,339                     | 0,277                 |
| MAX<br>DRAWDOWN | 0,247                 | 0,117              | 0,301                     | 0,199                 |

**Πίνακας 5. 1:** Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των μεθόδων.

### 5.1 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΜΕ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ

Όπως φαίνεται από τον **Πίνακα 5.1** την καλύτερη τελική απόδοση την είχε το πολύ βαθύ Νευρωνικό δίκτυο 22 στρωμάτων, με τελική έξοδο στρώμα παλινδρόμησης. Γενίκευσε πολύ αποτελεσματικά για δεδομένα περιόδου δεκαετίας τα οποία δεν είχε δει. Δε χρησιμοποιήθηκαν τα καινούρια δεδομένα μόλις πέρανε η σειρά τους για πρόβλεψη, για την αναβάθμιση του δικτύου. Η καλή γενίκευση σε τόσο μεγάλη μεταγενέστερη χρονική περίοδο πιθανώς οφείλεται στα 10 στρώματα με ανατροφοδότηση τα οποία μπόρεσαν να αποθηκεύσουν πληροφορία σε βάθος χρόνου για τη χρονοσειρά εισόδου των αποδόσεων. Τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά του πίνακα για αυτή την εφαρμογή δείχνουν ότι είχε την μεγαλύτερη πτώση (max drawdown) κατά τις πτωτικές κινήσεις όλων των μεθόδων. Επίσης το αποτέλεσμα της μεγάλης απόδοσης επιτεύχθηκε με σχετικά μεγάλο (2<sup>ο</sup> μεγαλύτερο) αριθμό αγοραπωλησιών (max turnover) και είχε επίσης τη μεγαλύτερη μεταβλητότητα (volatility). Η απόδοση του σε όρους ρίσκου (μεγάλο κλάσμα Sharpe) ήταν σχετικά καλή σε σύγκριση και με τις υπόλοιπες μεθόδους. Από ότι φαίνεται στο διάγραμμα τοποθετήσεων των μετοχών του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου (**Εικόνα 4.10**), υπήρχε συνεχής τοποθέτηση σε σχεδόν όλες τις μετοχές και πολύ μικρή διατήρηση σε χρηματικά αποθέματα, πράγμα που πιθανώς δικαιολογεί και την υψηλότερη απόδοση.

## 5.2 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΜΕ ΚΑΤΑΤΑΞΗ

Όπως φαίνεται από τον **Πίνακα 5.1** το δίκτυο είχε τελική απόδοση περίπου ίδια με τη δεύτερη καλύτερη κατά σειρά απόδοση. Το βάθος του νευρωνικού δικτύου (15 στρώματα), με τελική έξοδο στρώμα κατάταξης, είχε την δεύτερη μικρότερη μέγιστη πτώση το οποίο είναι θετικό. Γενίκευσε και αυτό αρκετά αποτελεσματικά για δεδομένα περιόδου δεκαετίας τα οποία δεν είχε δει. Δε χρησιμοποιήθηκαν τα καινούρια δεδομένα μόλις πέρασε η σειρά τους για πρόβλεψη, για την αναβάθμιση του δικτύου. Η καλή γενίκευση σε τόσο μεγάλη μεταγενέστερη χρονική περίοδο πιθανώς οφείλεται στα 5 στρώματα με ανατροφοδότηση τα οποία μπόρεσαν να αποθηκεύσουν πληροφορία σε βάθος χρόνου για τη χρονοσειρά εισόδου των ανοδικών και πτωτικών κινήσεων της αγοράς. Ωστόσο το όχι τόσο μεγάλο βάθος του δικτύου μπορεί να κόστισε σε όρους τελικού αποτελέσματος. Παρόλα αυτά κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης του, πιο βαθιές δομές που εφαρμοστήκαν είχαν χειρότερα αποτελέσματα, πιθανώς λόγω τις μορφής των εισόδων (0 και 1). Τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά του πίνακα για αυτή την εφαρμογή δείχνουν ότι είχε την δεύτερη μικρότερη πτώση (max drawdown) κατά τις πτωτικές κινήσεις όλων των μεθόδων. Επίσης το αποτέλεσμα της απόδοσης επιτεύχθηκε με σχετικά μικρό (2<sup>ο</sup> μικρότερο) αριθμό αγοραπωλησιών (max turnover) και είχε επίσης τη δεύτερη μικρότερη μεταβλητότητα (volatility). Η απόδοση του σε όρους ρίσκου (μεγάλο κλάσμα Sharpe) ήταν η καλύτερη σε σύγκριση με τις υπόλοιπες μεθόδους. Από ότι φαίνεται στο διάγραμμα τοποθετήσεων των μετοχών του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου (**Εικόνα 4.12**), υπήρχε μέση τοποθέτηση σε αρκετές μετοχές και σημαντική διατήρηση σε χρηματικά αποθέματα τα οποία όλο και μεγάλωναν κατά τη διάρκεια της περιόδου, πράγμα που πιθανώς δικαιολογεί και την χαμηλότερη απόδοση. Αυτό όμως δεν είναι απαραίτητα αρνητικό δεδομένου ότι η απόδοση που επιτεύχθηκε ήταν με μια περίπου σταθερή και ίση με τη μισή αρχική τοποθέτηση, δηλαδή μικρότερη ολική έκθεση σε ρίσκο.

## 5.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΕ ΘΕΜΕΛΙΩΔΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Η θεμελιώδης ανάλυση έχει λειτουργήσει κατά την εφαρμογή των μεθόδων ως σημείο αναφοράς. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο τρόπος με τον οποίο καταλήγει στην δημιουργία σημάτων έχει το μεγαλύτερο έρεισμα στην πραγματικότητα το οποίο μπορεί αξιολογηθεί με λογικά κριτήρια.

Επιπλέον οι υποστηρικτές της αδύναμης μορφής της θεωρίας των αποτελεσματικών αγορών (weak form of efficient market hypothesis) πιστεύουν ότι εάν χρησιμοποιηθεί η θεμελιώδης ανάλυση, μπορούν να καθοριστούν υποτιμημένες και υπερτιμημένες μετοχές και οι επενδυτές μπορούν να ερευνήσουν τις οικονομικές καταστάσεις των εταιρειών για να αυξήσουν τις πιθανότητές τους να έχουν κέρδη υψηλότερα από το μέσο όρο της αγοράς, πράγμα που σημαίνει ότι είναι αξιόλογη ως σημείο αναφοράς για σύγκριση με τις άλλες μεθόδους. Πολύ περισσότερο είναι αξιόλογη αν αναλογιστεί κανείς τις άλλες δυο μορφές της



θεωρίας των αποτελεσματικών αγορών, την ημι-ισχυρή μορφή και την ισχυρή μορφή. Η ημι-ισχυρή μορφή της θεωρίας αποτελεσματικών αγορών, που ακολουθεί την πεποίθηση ότι επειδή όλες οι πληροφορίες που είναι δημόσιες χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της τρέχουσας τιμής μιας μετοχής, οι επενδυτές δεν μπορούν να χρησιμοποιήσουν είτε τεχνική είτε θεμελιώδη ανάλυση για να κερδίσουν υψηλότερες αποδόσεις στην αγορά. Εκείνοι που πιστεύουν σε αυτήν την μορφή της θεωρίας πιστεύουν ότι μόνο οι πληροφορίες που δεν είναι άμεσα διαθέσιμες στο κοινό, δηλαδή εσωτερικής πληροφόρησης, μπορούν να βοηθήσουν τους επενδυτές να αυξήσουν τις αποδόσεις τους σε επίπεδο απόδοσης πάνω από αυτό της γενικής αγοράς. Η ισχυρή μορφή της θεωρίας αποτελεσματικών αγορών δηλώνει ότι όλες οι πληροφορίες, τόσο οι πληροφορίες που είναι διαθέσιμες στο κοινό όσο και όλες οι πληροφορίες που δεν είναι γνωστές στο κοινό (εσωτερικής πληροφόρησης), λογίζονται πλήρως στις τρέχουσες τιμές των μετοχών και δεν υπάρχει τύπος πληροφοριών που μπορεί να δώσει στον επενδυτή πλεονέκτημα στην αγορά. [Ref. 46]

Η ισχυρή μορφή της θεωρίας δεν ισχύει, δεδομένου ότι είναι παράνομο να κάνουν κινήσεις στο χρηματιστήριο χωρίς την έγκαιρη πληροφόρηση των αρμόδιων αρχών αυτοί που έχουν εσωτερική πληροφόρηση (όπως είναι τα διοικητικά στελέχη των εισηγμένων εταιρειών), πράγμα που σημαίνει ότι έχουν πλεονέκτημα έναντι των άλλων επενδυτών και άρα με εσωτερική πληροφόρηση μπορεί κάποιος να έχει αυξημένες αποδόσεις έναντι της αγοράς. Όσο για την ημι-ισχυρή μορφή αυτής, αποδεικνύεται όχι πραγματική μιας και έχουν γίνει έρευνες που δείχνουν ότι σε μερικές αγορές δεν ισχύει ούτε η ασθενής μορφή της θεωρίας. [Ref. 47] [Ref. 48]

Επίσης κατά την εφαρμογή της, ήταν η μόνη μέθοδος που ανανέωνε τις πληροφορίες της κάθε έτος κατά την εξεταζόμενη περίοδο, το οποίο της έδινε ένα “άδικο” πλεονέκτημα έναντι των άλλων μεθόδων που λειτουργούσαν με αρκετά παλαιότερα δεδομένα. Είχε την δεύτερη καλύτερη απόδοση, η οποία ήταν και η δεύτερη καλύτερη σε όρους ρίσκου (δεύτερο μεγαλύτερο Sharpe). Επίσης είχε τη δεύτερη μεγαλύτερη μέγιστη πτώση και τη δεύτερη μεγαλύτερη μεταβλητότητα. Είχε επίσης το μικρότερο μέγιστο αριθμό αγοραπωλησιών, λογικό αφού ανανέωνε τις πληροφορίες (εταιρικές ανακοινώσεις) και άρα τις θέσεις της το πολύ μια φορά το χρόνο. Από ότι φαίνεται στο διάγραμμα τοποθετήσεων των μετοχών του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου (**Εικόνα 4.8**), υπήρχε έντονα μεταβαλλόμενη τοποθέτηση, και αυτή η τοποθέτηση ήταν στις μισές μετοχές και αρκετή και έντονα μεταβαλλόμενη διατήρηση σε χρηματικά αποθέματα.

## 5.4 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΜΕ ΤΕΧΝΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

Η τεχνική ανάλυση έχει την μικρότερη απόδοση από όλες τις μεθόδους. Αυτό οφείλεται, πιθανώς στο γεγονός ότι προκειμένου να κάνει κινήσεις αγοράς έπρεπε να έχει δυο τουλάχιστον σήματα που να επιβεβαιώνονται και αυτό δεν συνέβαινε συχνά. Είχε την μικρότερη μέγιστη πτώση, το οποίο είναι θετικό και μάλιστα το 30% της πτώσης της μεθόδου με τη μεγαλύτερη απόδοση. Η απόδοση της σε όρους κίνδυνου ήταν η χειρότερη από τις υπόλοιπες και σχεδόν η μισή. Η μεταβλητότητα της ήταν η μικρότερη. Είχε το μεγαλύτερο μέγιστο αριθμό αγοραπωλησιών, και παρόλο τις πολλές ευκαιρίες για διορθωτικές κινήσεις η απόδοση της ήταν χαμηλή. Από ότι φαίνεται στο διάγραμμα τοποθετήσεων των μετοχών του χαρτοφυλακίου κατά τη διάρκεια της εξεταζόμενης περιόδου (**Εικόνα 4.9**), υπήρχε έντονα μεταβαλλόμενη τοποθέτηση αλλά κατά μέσο όρο μικρή, σε αρκετές μετοχές και αρκετή και έντονα μεταβαλλόμενη αλλά κατά μέσο όρο μεγάλη διατήρηση σε χρηματικά αποθέματα.

## 5.5 ΤΕΛΙΚΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

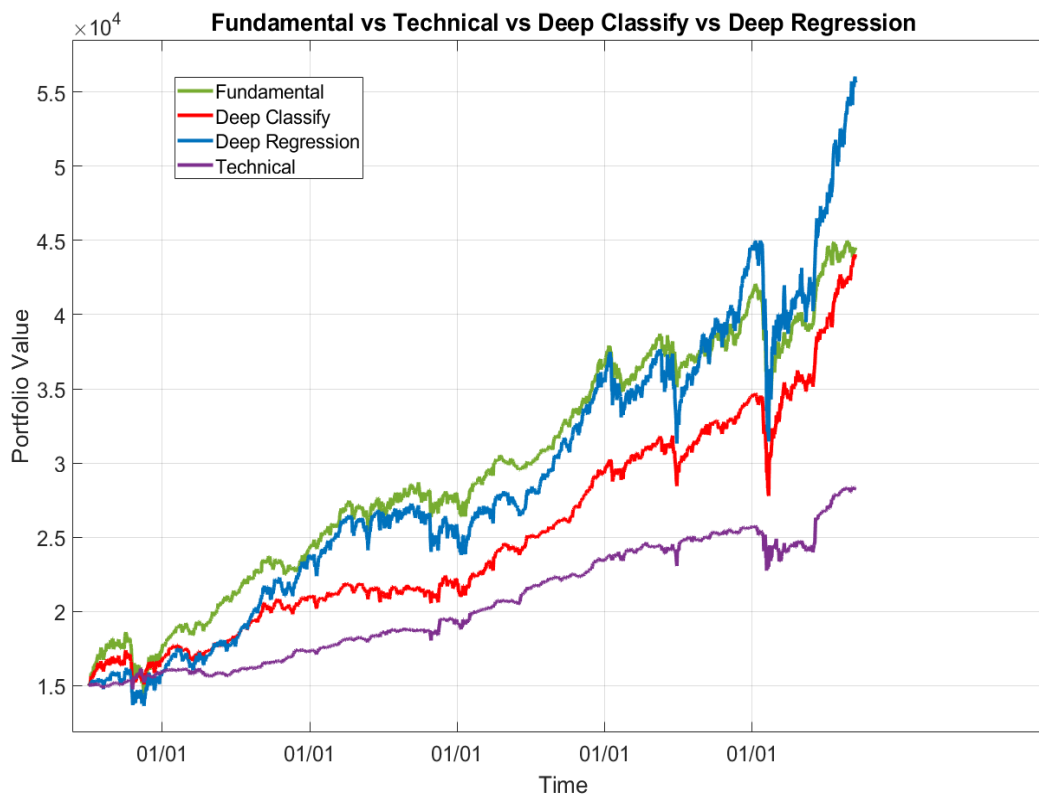
|              | ΘΕΜΕΛΙΩΔΗΣ | ΤΕΧΝΙΚΗ | ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΠΑΛΙΝΔΡΟΜΗΣΗ | ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΚΑΤΑΤΑΞΗ |
|--------------|------------|---------|------------------------|--------------------|
| TOTAL RETURN | 1,000      | 0,453   | 1,381                  | 0,978              |
| SHARPE RATIO | 1,000      | 0,636   | 0,983                  | 1,178              |
| VOLATILITY   | 1,000      | 0,567   | 1,402                  | 0,808              |
| MAX TURNOVER | 1,000      | 1,925   | 1,305                  | 1,066              |
| MAX DRAWDOWN | 1,000      | 0,473   | 1,217                  | 0,806              |

**Πίνακας 5. 2:** Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων των μεθόδων, ανοιγμένα στα αντίστοιχα της θεμελιώδους ανάλυσης.

Όπως φαίνεται από τον **Πίνακα 5.2**, τα νευρωνικά δίκτυα πήγαν καλύτερα από το σημείο αναφοράς σε σχέση βέβαια και με τα διάφορα κριτήρια αξιολόγησης του πίνακα.

Για έναν επενδυτή που προσπαθεί να μεγιστοποιήσει την απόδοση του αδιαφορώντας για άλλα κριτήρια η επιλογή της μεθόδου νευρωνικού δικτύου με παλινδρόμηση είναι η καλύτερη γιατί έχει 38% μεγαλύτερη απόδοση για μόνο 21,7% μεγαλύτερη μέγιστη πτώση και 1,7% μικρότερο Sharpe (σε σχέση με θεμελιώδη ανάλυση).

Για έναν επενδυτή που θέλει την καλύτερη απόδοση σε όρους ρίσκου τα νευρωνικά με κατάταξη είναι τα καλύτερα γιατί έχουν 18% καλύτερο Sharpe, 20% μικρότερη μέγιστη πτώση για 2,2% μικρότερη μέγιστη απόδοση (σε σχέση με θεμελιώδη ανάλυση).



**Εικόνα 5. 1:** Μεταβολή αξίας χαρτοφυλακίων με σήματα από τις 4 μεθόδους κατά τη διάρκεια των ετών.

## 5.6 ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΤΩΝ ΒΑΘΙΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Τα δίκτυα εκπαιδεύτηκαν μόνο στις προσαρμοσμένες τιμές κλεισίματος κάθε μετοχής. Η απόδοση τους αν χρησιμοποιηθούν και άλλα δεδομένα όπως ο όγκος συναλλαγών, οι τιμές των δεικτών των επιμέρους κλάδων, οι τιμές και οι όγκοι των ανταγωνιστικών και συνεργατικών εταιρειών, τα θεμελιώδη και τεχνικά στοιχεία των εταιρειών, θα μπορούσαν να αυξήσουν την απόδοση με βάσει τους παραπάνω δείκτες επίδοσης. Αύξηση του βάθους, του αριθμού των νευρώνων ανά στρώμα και βελτιστοποίηση των λοιπών υπερπαραμέτρων (ρυθμού μάθησης, κλπ.) με κάποιο γενετικό αλγόριθμο, εκτιμάται επίσης ότι θα βελτίωνε την απόδοση. Προφανώς καλύτερη (ή και καλύτερες) κάρτα γραφικών από αυτή που χρησιμοποιήθηκε και προγραμματισμός σε γλώσσα C, θα βοήθαγαν στην εφαρμογή των ανωτέρω.



## ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- **[Ref. 1]** [ΔΡ. ΒΑΣΙΛΕΙΟΣ Γ. ΚΑΜΠΟΥΡΛΑΖΟΣ , ΔΡ. ΓΕΩΡΓΙΟΣ Α. ΠΑΠΑΚΩΣΤΑΣ Εισαγωγή στην ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, 2015]
- **[Ref. 2]** [Τεχνητή Νοημοσύνη - Γ' Έκδοση, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, Βλαχάβας, Κεφαλάς, Βασιλειάδης, Κόκκορας, Σακελλαρίου, 2011]
- **[Ref. 3]** [Τεχνητή Νοημοσύνη, μια σύγχρονη προσέγγιση, Stuart Russel και Peter Norvig, 2009]
- **[Ref. 4]** Haykin, S. (1999) Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall, ISBN 0-13-273350-1
- **[Ref. 5]** [http://www.icsd.aegean.gr/lecturers/kavallieratou/NN&EP\\_files/ci\\_6.pdf](http://www.icsd.aegean.gr/lecturers/kavallieratou/NN&EP_files/ci_6.pdf)
- **[Ref. 6]** (Νευρωνικά Δίκτυα Ρεφανίδης Γιάννης Οκτώβριος 2011)
- **[Ref. 7]** Littlestone & Warmuth (1994) 'The Weighted Majority Algorithm' Univ Calif Santa Cruz, Dept Comp Sci, Santa Cruz, CA 95064, USA and Harvard Univ, Aiken Computat Lab, Cambridge, MA 02138, USA
- **[Ref. 8]** ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΟΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΙΚΟ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟ TAGUCHI ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ της ΕΒΙΣΑΣ Λ. ΝΤΑΦΛΑ
- **[Ref. 9]** Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση Εφαρμογές στη Βιοπληροφορική & στο Παγκόσμιο Ιστό Σπουδαστές: Λελοβίτη Σοφία – Δημολίτσα Θεοδώρα
- **[Ref. 10]** [https://en.wikipedia.org/wiki/Activation\\_function](https://en.wikipedia.org/wiki/Activation_function)
- **[Ref. 11]** <https://medium.com/@abhigoku10/activation-functions-and-its-types-in-artificial-neural-network-14511f3080a8>
- **[Ref. 12]** Neural Networks and Learning Machines Third Edition Simon Haykin
- **[Ref. 13]** <https://hub.packtpub.com/top-5-deep-learning-architectures/>
- **[Ref. 14]** <https://www.euretirio.com/fundamental-themeliadis-analysis/>
- **[Ref. 15]** [https://el.wikipedia.org/wiki/Θεμελιώδης\\_Ανάλυση](https://el.wikipedia.org/wiki/Θεμελιώδης_Ανάλυση)

- **[Ref. 16]** <https://euretirio.com/katastasi-apotelesmaton-xrisis/>
- **[Ref. 17]** <https://euretirio.com/isologismos/>
- **[Ref. 18]** Helfert, Erich A. "The Nature of Financial Statements: The Cash Flow Statement". Financial Analysis - Tools and Techniques - A Guide for Managers.
- **[Ref. 19]** Frank Fabozzi, Sergio M. Focardi, Caroline Jonas (2017). Equity Valuation – Science, Art, or Craft?. CFA Institute Research Foundation
- **[Ref. 20]** Prof. Doron Nissim, Terminal Value, (Columbia Business School Research Paper No. 18-12)
- **[Ref. 21]** An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios Author(s): Kung H. Chen and Thomas A. Shimerda Source: Financial Management, Vol. 10, No.1(Spring,1981), pp. 51-60 Published by: Wiley on behalf of the Financial Management Association International
- **[Ref. 22]** Groppelli, Angelico A.; Ehsan Nikbakht (2000). Finance, 4th ed. Barron's Educational Series p. 433-435
- **[Ref. 23]** Weston, J. (1990). Essentials of Managerial Finance. Hinsdale: Dryden Press p. 295-298
- **[Ref. 24]** Houston, Joel F.; Brigham, Eugene F. (2009). Fundamentals of Financial Management. [Cincinnati, Ohio]: South-Western College p. 90
- **[Ref. 25]** <https://eqvista.com/company-valuation/business-valuation-asset-based-approach/>
- **[Ref. 26]** [https://el.wikipedia.org/wiki/Τεχνική\\_Ανάλυση](https://el.wikipedia.org/wiki/Τεχνική_Ανάλυση)
- **[Ref. 27]** Andrew W. Lo; Jasmina Hasanhodzic (2010). The Evolution of Technical Analysis: Financial Prediction from Babylonian Tablets to Bloomberg Terminals. Bloomberg Press. p. 150. ISBN 978-1576603499.
- **[Ref. 28]** <http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/10/eisagogi-stin-ta--y-poenotita-1.html>
- **[Ref. 29]** <http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/11/eisagogi-stin-ta--y-poenotita-2.html>
- **[Ref. 30]** <http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/14/sximatismo-i-diagrammaton---y-poenotita-3.html>

- **[Ref. 31]** [https://www.incrediblecharts.com/indicators/trend\\_indicators.php](https://www.incrediblecharts.com/indicators/trend_indicators.php)
- **[Ref. 32]** Appel, Gerald (2005). *Technical Analysis Power Tools for Active Investors*. Financial Times Prentice Hall. p. 166. ISBN 0-13-147902-4.
- **[Ref. 33]** [https://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/16/deiktes-\(indicators\)---ypoenotita-2.html](https://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/16/deiktes-(indicators)---ypoenotita-2.html)
- **[Ref. 34]** <https://www.fidelity.com/learning-center/trading-investing/technical-analysis/technical-indicator-guide/volatility>
- **[Ref. 35]** [http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/15/deiktes-\(indicators\)---ypoenotita-1.html](http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/15/deiktes-(indicators)---ypoenotita-1.html)
- **[Ref. 36]** [http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/17/deiktes-\(indicators\)---ypoenotita-3.html](http://www.stocklearning.gr/lessons/analysis/lesson/17/deiktes-(indicators)---ypoenotita-3.html)
- **[Ref.37]** <https://indexes.morningstar.com/resources/PDF/Methodology%20Documents/SectorArticle.pdf>
- **[Ref. 38]** <https://finance.yahoo.com/news/investing-education--market-capitalization-143516116.html>
- **[Ref. 39]** Markowitz, H.M. (March 1952). "Portfolio Selection". *The Journal of Finance*. 7(1): 77–91. doi:10.2307/2975974
- **[Ref. 40]** Gilbert Matthews *The Flawed Perpetual Growth Assumption and Its Impact on Terminal Value*, June 2017 Sutter Securities Financial Services, San Francisco
- **[Ref. 41]** <https://www.stockbrokers.com/guides/free-stock-trading>
- **[Ref. 42]** James Chong; Yanbo Jin; Michael Phillips (April 29, 2013). "The Entrepreneur's Cost of Capital: Incorporating Downside Risk in the Buildup Method" (PDF). Retrieved 25 June 2013.
- **[Ref. 43]** Jian Cao, Zhi Li, Jian Li, Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM, 7 February 2018, School of Electronic and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China
- **[Ref. 44]** Diederik P. Kingma, Jimmy Ba, Adam: A Method for Stochastic Optimization, 22 Dec 2014, Cornell University

- **[Ref. 45]** Srivastava, N., G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, R. Salakhutdinov. "Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting." Journal of Machine Learning Research. Vol. 15, pp. 1929-1958, 2014.
- **[Ref. 46]** <https://www.investopedia.com/ask/answers/032615/what-are-differences-between-weak-strong-and-semistrong-versions-efficient-market-hypothesis.asp>
- **[Ref. 47]** Testing the Weak Form of Efficient Market Hypothesis: Empirical Evidence from Asia-Pacific Markets, February 7, 2017, Kashif Hamid, Muhammad Tahir Suleman, Syed Zulfiqar Ali Shah, Rana Shahid Imdad Akash
- **[Ref. 48]** Testing Weak Form of Efficient Market Hypothesis: Empirical Evidence from South-Asia, Saqib Nisar and Muhammad Hanif, FCMA 12 FAST School of Management