



ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΔΥΤΙΚΗΣ
ΕΛΛΑΔΟΣ
ΣΧΟΛΗ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΚΑΙ ΟΙΚΟΝΟΜΙΑΣ
ΤΜΗΜΑ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ
ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ

ΣΕΪΝΤΗΣ ΙΩΑΝΝΗΣ
ΠΟΥΛΙΟΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: Δρ. ΠΑΠΑΖΩΗΣ ΑΝΔΡΕΑΣ

ΠΑΤΡΑ ΙΑΝΟΥΑΡΙΟΣ 2014

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα Πτυχιακή Εργασία ασχολείται με την εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου. Είναι γεγονός ότι τα τελευταία χρόνια τα νευρωνικά δίκτυα καθιερώνονται όλο και περισσότερο στο χώρο της έρευνας αλλά και της εμπορικής εκμετάλλευσης. Οι σπουδαιότερες εφαρμογές τους συναντώνται στην ηλεκτρονική, την ασφάλιση, τις μεταφορές, στις κατασκευές, στη ρομποτική, στην οικονομία όπως αναλυτικά παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία, αλλά και σε πολλούς ακόμη τομείς.

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν την τεχνητή νοημοσύνη, είναι εμπνευσμένα από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα το οποίο και προσπαθούν να προσομοιώσουν (μοντελοποίηση εγκεφάλου). Το κάθε δίκτυο αποτελείται από απλούς υπολογιστικούς κόμβους τους νευρώνες οι οποίοι είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους. Ο κάθε νευρώνας δέχεται ένα σύνολο εισόδων από διαφορετικές πηγές στην συνέχεια κάνει κάποιον υπολογισμό με βάση τις εισόδους και τέλος παράγει μια έξοδο την οποία στέλνει στο περιβάλλον ή σε άλλους νευρώνες.

Μια από τις κύριες χρήσεις των νευρωνικών δικτύων όπως προαναφέρθηκε είναι η εφαρμογή τους στη χρηματοοικονομική, τμήμα της οποίας είναι και η διαχείριση του χαρτοφυλακίου. Χαρτοφυλάκιο ονομάζεται η συλλογή περιουσιακών στοιχείων που βρίσκονται στην κυριότητα μιας οικονομικής μονάδας. Η βασική θεωρία του χαρτοφυλακίου είναι ότι οι επενδυτές τοποθετούν τον πλούτο τους σε πολλά διαφορετικά στοιχεία με σκοπό τη μεγιστοποίηση της απόδοσης και την ελαχιστοποίηση του κινδύνου ή την επίτευξη ενός συνδυασμού απόδοσης - κινδύνου κατάλληλου για τις ανάγκες κάθε συγκεκριμένου επενδυτή.

Στην παρούσα Πτυχιακή εργασία γίνεται μία προσπάθεια αποσαφήνισης της έννοιας του χαρτοφυλακίου και των συνδεδεμένων με αυτό οικονομικών εννοιών, καθώς και μια λεπτομερής ανάλυση της βασικής γνώσης πάνω στην επιστήμη των νευρωνικών δικτύων. Απώτερος στόχος της εργασίας είναι να αναδείξει την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική και συγκεκριμένα στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι να αναδείξει τον τρόπο επιλογής ενός αρίστου χαρτοφυλακίου χρησιμοποιώντας την μέθοδο των νευρωνικών δικτύων.

Η διάρθρωση της εργασίας εκτείνεται σε τρία κυρίως κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο αναλύεται η διαχείριση του χαρτοφυλακίου. Αρχικά παρουσιάζεται η απόδοση κινδύνου και το σύνоро των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων όταν δεν υπάρχει το ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο. Στη συνέχεια γίνεται λόγος για τις προτιμήσεις του επενδυτή και την επιλογή του αρίστου χαρτοφυλακίου και τέλος παρουσιάζεται η αξιολόγηση της πορείας ενός χαρτοφυλακίου.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται και αναλύονται τα τεχνικά νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, αποσαφηνίζεται εννοιολογικά ο όρος νευρωνικά δίκτυα και παρουσιάζεται η δομή του νευρώνα. Αναλύεται η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων και γίνεται λόγος για τις μεθόδους εκπαίδευσής τους. Στη συνέχεια γίνεται μια αναλυτική αναφορά στα είδη των νευρωνικών δικτύων. Ενώ στο τέλος του δεύτερου κεφαλαίου, παρουσιάζεται η χρήση των νευρωνικών δικτύων στις επιχειρήσεις.

Στο τρίτο και τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας παρουσιάζονται μελέτες σχετικές με τη συμβολή των νευρωνικών δικτύων στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου. Περιγράφεται μια πληθώρα ερευνών, που εντοπίζονται στη διεθνή βιβλιογραφία και αφορούν τη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της απόδοσης κάθε επιμέρους παράγοντα που ενδέχεται να περιλαμβάνεται σε ένα χαρτοφυλάκιο. Καταλήγοντας, στο τέλος της εργασίας συνοψίζονται τα τελικά μας συμπεράσματα σχετικά που προκύπτουν από τη διεθνή έρευνα στον τομέα της εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΡΟΛΟΓΟΣ	1
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	2
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ	3
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ	5
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	5
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο: Η ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΤΟΥ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ	8
1.1 ΑΠΟΔΟΣΗ ΚΑΙ ΚΙΝΔΥΝΟΣ	9
1.1.1 <i>Η Απόδοση ενός Περιουσιακού Στοιχείου</i>	9
1.1.2 <i>Ο Κίνδυνος ενός Περιουσιακού Στοιχείου</i>	11
1.1.3 <i>Η Κατανομή των Αποδόσεων</i>	12
1.2 ΤΟ ΣΥΝΟΡΟ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΩΝ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΩΝ.....	14
1.2.1 <i>Το Σύνορο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων όταν Δεν Περιλαμβάνεται το Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο</i>	16
1.2.2 <i>Το Σύνορο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων όταν Περιλαμβάνεται το Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο</i>	17
1.2.3 <i>Εφαρμογή: Η Εκτίμηση της Μήτρας Διακυμάνσεων-Συνδιακυμάνσεων</i>	18
1.3 ΟΙ ΠΡΟΤΙΜΗΣΕΙΣ ΤΟΥ ΕΠΕΝΔΥΤΗ	19
1.4 Η ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΟΥ ΑΡΙΣΤΟΥ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ.....	21
1.4.1 <i>Η Επιλογή του Αρίστου Χαρτοφυλακίου Όταν δεν Υπάρχει το Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο</i>	21
1.4.1.1 <i>Εφαρμογή Επιλογής Κεφαλαίου Επένδυσης σε Χαρτοφυλακίο με Στόχο τη Μεγιστοποίηση της Χρησιμότητας του</i>	23
1.4.1.2 <i>Εφαρμογή για τον Προσδιορισμό της Συνθέσης του Άριστου Χαρτοφυλακίου</i>	24
1.5 Η ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΠΟΡΕΙΑΣ ΕΝΟΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ	26
1.5.1 <i>Μέθοδος Αξιολόγησης της Απόδοσης του Χαρτοφυλακίου Βασισμένη στην Υπερβαλλούσα Απόδοση Βασει Υποδείγματος Αποτίμησης</i>	27
1.5.2 <i>Μέθοδοι Βασιζόμενοι στην Σχετική Απόδοση</i>	28
1.5.2.1 <i>Το Μέτρο TREYNOR</i>	29
1.5.2.2 <i>Το Μέτρο SHARPE</i>	30
1.5.3 <i>Μέθοδοι Προσαρμογής Κινδύνου</i>	30
1.5.4 <i>Σύγκριση των Μεθόδων Αξιολόγησης</i>	32
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο: ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	35
2.1 Η ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ.....	35

2.1.1 Η Δομή του Βιολογικού Νευρώνα	35
2.1.2 Η λειτουργία του νευρώνα	38
2.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	39
2.3 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	41
2.3.1 Η ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΤΩΝ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	43
2.3.2 Η Εκτίμηση ενός Νευρωνικού Δικτύου	48
2.3.3 Οι Χρήσεις ενός Νευρωνικού Δικτύου	55
2.3.4 Η Εκπαίδευση ενός Νευρωνικού Δικτύου	56
2.4 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	58
2.4.1 Πολυεπίπεδο Εμπροσθοτροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (<i>multilayer feedforward neural network</i>)	58
2.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα <i>Hopfield</i>	61
2.4.3 Αυτο-οργανωμένα Νευρωνικά Δίκτυα.....	63
2.4.4 Άλλα Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων	67
2.5 ΕΙΔΗ ΔΙΚΤΥΩΝ	67
2.5.1 Το Δίκτυο <i>Hopfield</i>	67
2.5.2 Δίκτυα <i>Kohonen</i>	71
2.6 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΙΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΙΣ	75
2.6.1 Επισκόπηση των Επιχειρηματικών Εφαρμογών των Νευρωνικών Δικτύων	75
2.6.2 Μάρκετινγκ.....	75
2.6.3 Λιανική Πώληση	76
2.6.4 Χρηματοοικονομία & Τραπεζική.....	77
2.6.5 Ασφάλιση	78
2.6.6 Τηλεπικοινωνίες	79
2.6.7 Μάνατζμεντ Λειτουργιών	79
2.6.8 Η Εξέλιξη των Νευρωνικών Δικτύων για την Κάλυψη των Αναγκών του Επιχειρηματικού Τομέα.....	80

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο : Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

82

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	82
3.2 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΤΟΧΩΝ ΚΑΙ ΠΡΟΘΕΣΜΙΑΚΩΝ ΣΥΜΒΟΛΑΙΩΝ	83
3.3 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΟΜΟΛΟΓΩΝ.....	85
3.4 Η ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΣΥΝΑΛΑΓΜΑΤΟΣ.....	86
3.5 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΩΝ	88
3.6 ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ	89
3.7 ΛΟΙΠΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ	91
3.8 ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	92
3.9 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	93

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

96

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

100

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1-1: Αποδόσεις γενικού δείκτη για τα έντοκα γραμμάτια του δημοσίου σε μηνιαία και ετήσια βάση.....	21
Πίνακας 1-2: Χαρακτηριστικά Τεσσάρων Αμοιβαίων Κεφαλαίων	32
Πίνακας 1-3: Κατάταξη Αμοιβαίων Κεφαλαίων Βάσει του Δείκτη <i>Sharpe</i> και <i>Treynor</i>	33
Πίνακας 1-4: Κατάταξη Αμοιβαίων Κεφαλαίων Βάσει της Προσαρμογής αυτών στον Κίνδυνο της Αγοράς	34
Πίνακας 2- 1: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης <i>AND</i>	50
Πίνακας 2- 2: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης <i>OR</i>	51
Πίνακας 2- 3: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης Αποκλειστικής Διάζευξης	52
Πίνακας 2- 4: Τιμές σταθμίσεων βάση δικτύου για την συνάρτηση της αποκλειστικής διάζευξης	54
Πίνακας 2- 5: Τα Δεδομένα Εισόδου για την κατάταξη των τραπεζικών πελατών βάση ταξινόμησης	55
Πίνακας 2- 6: Τα Δεδομένα Εξόδου- κατάταξη τραπεζικών πελατών.....	55
Πίνακας 2- 7: Τα Δεδομένα Εισόδου για κατάταξη αυτοκινήτων βάση πρόβλεψης.....	56
Πίνακας 2- 8: Οι Συνδέσεις σε ένα Δίκτυο <i>Hopfield</i>	70

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 1-1: Η Κανονική Κατανομή των Αποδόσεων.....	13
Σχήμα 1-2: Καμπύλη αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων.....	15
Σχήμα 1-3: Το Σύνορο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων το 2009 για τις Μετοχές του FTSE-20 και τα Χαρακτηριστικά των Μετοχών (Απόδοση – Κίνδυνος).....	16
Σχήμα 1-4: Καμπύλες Αδιαφορίας.....	20
Σχήμα 1-5: Προσδιορισμός Αρίστου Χαρτοφυλακίου Αναλόγως της Στάσης Έναντι Επενδυτικού Κινδύνου- Ανυπαρξία Δυνατότητας Επένδυσης στο Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο	22
Σχήμα 1-6: Προσδιορισμός του Αρίστου Χαρτοφυλακίου Αναλόγως της Στάσεως Έναντι του Επενδυτικού Κινδύνου- Ύπαρξη Δυνατότητας επένδυσης στο Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο	22
Σχήμα 1-7: Αξιολόγηση του Χαρτοφυλακίου Βάσει του Δείκτη <i>Jensen</i>	28
Σχήμα 1-8: Προσαρμογή Απόδοσης για τον Κίνδυνο	31
Σχήμα 2- 1: Η Δομή του Νευρώνα	36
Σχήμα 2- 2: Οι Συνάψεις.....	37
Σχήμα 2- 3: Το μη-γραμμικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα	39
Σχήμα 2- 4: Το Υπόδειγμα ενός Τεχνητού Νευρώνα	41
Σχήμα 2- 5: Μονοεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο.....	44
Σχήμα 2- 6: Πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο.....	45
Σχήμα 2- 7: Εμπρόσθιας-Τροφοδότησης δίκτυο με ένα επίπεδο νευρώνων.....	46
Σχήμα 2- 8: Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.....	47

Σχήμα 2- 9: Μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης.	48
Σχήμα 2- 10: Το Δίκτυο για την Συνάρτηση AND.....	49
Σχήμα 2- 11: Η Βηματική Συνάρτηση με τιμή Κατωφλιού $T=1,5$	49
Σχήμα 2- 12: Το Δίκτυο για την Συνάρτηση OR.....	50
Σχήμα 2- 13: Η Το Δίκτυο για την Συνάρτηση της Αποκλειστικής Διάζευξης	52
Σχήμα 2- 14: Η Συνδεσμολογία ενός Δικτύου με Τρία Επίπεδα	53
Σχήμα 2- 15: Η Συνδεσμολογία ενός Δικτύου MFNN με Τρία Επίπεδα	58
Σχήμα 2- 16: Μοντέλο νευρωνικού δικτύου Hopfield.....	61
Σχήμα 2- 17: Μοντέλο νευρωνικού δικτύου SOFM.....	64
Σχήμα 2- 18: Η έννοια του μεγέθους της γειτονιάς σε μια ορθογωνική συστοιχία νευρώνων	66
Σχήμα 2- 19: Η Δομή ενός Δικτύου Hopfield.....	70
Σχήμα 2- 20: Το δίκτυο Kohonen	72
Σχήμα 2- 21: Το δίκτυο Kohonen	73
Σχήμα 2- 22: Η συνάρτηση Mexican Hat.....	74

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι να παρουσιάσει τον τρόπο επιλογής ενός αρίστου χαρτοφυλακίου χρησιμοποιώντας την μέθοδο των νευρωνικών δικτύων. Η κεντρική ιδέα των νευρωνικών δικτύων, είναι η μίμηση της λειτουργίας του εγκεφάλου μας.

Τα νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν μέσα από το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης και της μοντελοποίησης του εγκεφάλου και δείχνουν τη σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και των εξαρτημένων μεταβλητών, όπως την παλινδρόμηση ή άλλες πιο παραδοσιακές προσεγγίσεις (**Zhang & Huang, 1995, Smith, 1999**).

Η κύρια διαφορά μεταξύ των νευρωνικών δικτύων και των στατιστικών προσεγγίσεων, είναι ότι τα νευρωνικά δίκτυα δεν κάνουν υποθέσεις για τη στατιστική κατανομή ή τις ιδιότητες των δεδομένων και επομένως τείνουν να είναι πολύ πιο χρήσιμα σε πρακτικές καταστάσεις. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μία εγγενώς μη γραμμική προσέγγιση και παρέχουν έναν μεγαλύτερο βαθμό ακρίβειας κατά την μοντελοποίηση πολύπλοκων σχημάτων των δεδομένων. Υπάρχουν διάφοροι τύποι των νευρωνικών δικτύων, το καθένα με διαφορετικό σκοπό, αρχιτεκτονική και αλγόριθμο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1^ο: Η ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΤΟΥ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ

Η διαχείριση επενδύσεων δεν εστιάζει μεμονωμένα στις επενδύσεις, αλλά στη διαδικασία λήψης αποφάσεων η οποία αναπτύσσεται στη προσπάθεια του επενδυτή να επιλέξει την κατάλληλη επενδυτική πρόταση, ύστερα από την αξιολόγηση ενός συνόλου επενδύσεων .

Η διαδικασία αυτή βρίσκει άμεση εφαρμογή στην επιλογή χρεογράφων. Το χρεόγραφο κατά τον **Hull (2000)**, αποτελεί ένα επενδυτικό και υπό διαπραγμάτευση προϊόν, το οποίο εκδίδεται από έναν φορέα και αποτελεί ένα αποδεικτικό χρέους ή ένα αναφαίρετο δικαίωμα στα κέρδη.

Σύμφωνα με τον **Αρτίκη (2011)**, «*Το χαρτοφυλάκιο αποτελεί μία ομάδα επενδύσεων η οποία μπορεί να περιλαμβάνει πραγματικά περιουσιακά στοιχεία όπως μία κατοικία, ένα αυτοκίνητο ή έπιπλα και χρηματοπιστωτικά περιουσιακά στοιχεία όπως μετοχές και ομολογίες*» (Αρτίκης, 2011).

Η θεωρία του χαρτοφυλακίου βασίστηκε στην εργασία του **Markowitz (1952)**, που σχετιζόταν με τον καθορισμό του άριστου χαρτοφυλακίου, η οποία έχει εφαρμογή μέχρι και σήμερα σε σχετικές με το αντικείμενο μελέτες και έρευνες. Σύμφωνα με τη μελέτη του ίδιου, το χαρτοφυλάκιο σχετίζεται με τις δράσεις που πρέπει να αναπτύσσει ένας επενδυτής, προκειμένου να διασφαλίζει επιτυχώς του κεφάλαιο του. Το χαρτοφυλάκιο συνδυάζει τα διάφορα χρεόγραφα ανάλογα με τις ανάγκες του επενδυτή και αναπτύσσεται μέσα από τα ακόλουθα στάδια (**Markowitz, 1952**):

- i. Στο πρώτο στάδιο γίνεται η εξέταση μέσα από τα διαθέσιμα χρεόγραφα για την επιλογή αυτών με τη μεγαλύτερη απόδοση.
- ii. Στο επόμενο στάδιο μελετάται η απόδοση και οι πιθανοί κίνδυνοι για τον επενδυτή από τη διαχείριση ενός χαρτοφυλακίου.
- iii. Στο τρίτο στάδιο και με δεδομένη τη μελέτη των διαθέσιμων χρεογράφων, αλλά και την ελαχιστοποίηση των κινδύνων, επιλέγεται το καταλληλότερο για τον επενδυτή.

Η κατασκευή ενός άριστου χαρτοφυλακίου συνίσταται αφενός μεν στην επιλογή ενός αριθμού επικινδύνων περιουσιακών στοιχείων¹, εξ' ενός τέτοιου συνόλου N

¹ Δηλαδή περιουσιακών στοιχείων με μια κατανομή αποδόσεων.

περιουσιακών στοιχείων, αφετέρου δε στον προσδιορισμό των σταθμισμάτων των εν λόγω επιλεχθέντων στοιχείων. Ενδεικτικά αναφέρουμε τις ακόλουθες κατηγορίες επικίνδυνων περιουσιακών στοιχείων (**Markowitz, 1952**): Προϊόντα Αγοράς Χρήματος (βραχυπρόθεσμες επενδύσεις), Προϊόντα Σταθερής Απόδοσης (ομολογίες, Μετοχές, Ακίνητα, Πολύτιμα μέταλλα, Λοιπές επενδύσεις).

Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει αναφορά στον τρόπο κατασκευής ενός αρίστου χαρτοφυλακίου, με περιουσιακά στοιχεία που έχουν κίνδυνο. Για αυτό τον σκοπό χρειάζεται να είναι γνωστό αφενός οι διαθέσιμες επιλογές του επενδυτή και αφετέρου οι προτιμήσεις του. Οι μεν διαθέσιμες επιλογές δεν αφορούν στο σύνολο των διαθέσιμων περιουσιακών στοιχείων προς επένδυση αλλά μόνο τα αποτελεσματικά περιουσιακά στοιχεία ή χαρτοφυλάκια - δηλαδή πρόκειται για άριστες διαθέσιμες επιλογές, οι δε προτιμήσεις του επενδυτή σχετίζονται με την στάση του έναντι του κινδύνου (**Elton et al, 2007**). Πρώτα όμως θα γίνει αναφορά σε ορισμένες βασικές έννοιες, οι οποίες είναι χρήσιμες στην κατανόηση του κεφαλαίου.

1.1 ΑΠΟΔΟΣΗ ΚΑΙ ΚΙΝΔΥΝΟΣ

1.1.1 Η Απόδοση ενός Περιουσιακού Στοιχείου

Κατά τον **Brealey et al (2000)**, στην επιλογή περιουσιακών στοιχείων σε ένα χαρτοφυλάκιο βασιζόμενοι και στη μελέτη του **Markowitz (1952)** θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη και η προσδοκώμενη απόδοση του αλλά και ο κίνδυνος αυτού. Με άλλα λόγια, για το περιουσιακό στοιχείο s η πραγματοποιηθείσα απόδοσή του, R_s αποτελεί μια τυχαία μεταβλητή που προκύπτει από το ακόλουθο υπόδειγμα (**Brealey et al, 2000**):

$$R_s = E(R_s) + U_s \quad 1$$

όπου

$E(R_s)$: Η προσδοκώμενη απόδοση της μετοχής s

U_s : Ένας διαταρακτικός όρος που καταγράφει την απροσδόκητη απόδοση της μετοχής s

Βεβαίως ο διαταρακτικός όρος U_s περιλαμβάνει και τις τυχαίες (ή μη αναμενόμενες) επιδράσεις του μακροοικονομικού περιβάλλοντος στην τιμή της μετοχής (συστημικός κίνδυνος) και τις αντίστοιχες επιδράσεις μεταβολών στην ίδια την επιχείρηση (μη

συστημικός κίνδυνος).

Θεωρητικά, η προσδοκώμενη απόδοση $E(R_s)$ της μετοχής s προκύπτει από την ακόλουθη σχέση

$$E(R_s) = \sum_{j=1}^m p_j R_{sj} \quad 1.2$$

όπου

R_{sj} : Η απόδοση της μετοχής s στην κατάσταση j

p_j : Η πιθανότητα επέλευσης της κατάστασης j

Επειδή όμως δεν γνωρίζουμε τις πιθανότητες p_j μπορούμε, εάν η περίοδος εκτίμησης περιλαμβάνει n περιόδους, να προσεγγίσουμε την προσδοκώμενη απόδοση $E(R_s)$ με την ιστορική μέση απόδοση

$$\bar{R}_s = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n R_{s,t-j} \quad 1.3$$

Κατόπιν, για ένα χαρτοφυλάκιο $P = \sum_{s=1}^N w_s R_s$, αποτελούμενο από N μετοχές, εκάστη εκ των οποίων με ιστορική απόδοση $\bar{R}_1, \mathbf{K}, \bar{R}_N$, η ιστορική απόδοση του έχει ως ακολούθως:

$$\bar{R}_p = \sum_{s=1}^N w_s \bar{R}_s \quad 1.4$$

όπου

w_i : η στάθμιση της μετοχής s στο χαρτοφυλάκιο P

1.1.2 Ο Κίνδυνος ενός Περιουσιακού Στοιχείου

Κατά τον **Brealey et al (2000)**, ένα αντιπροσωπευτικό μέτρο του κινδύνου ενός χαρτοφυλακίου (ή ενός μεμονωμένου περιουσιακού στοιχείου) είναι η διακύμανση των αποδόσεων του. Εάν λοιπόν έχουμε ένα χαρτοφυλάκιο $P = \sum_{s=1}^n w_s R_s$ αποτελούμενο από N περιουσιακά στοιχεία, τότε εφαρμόζοντας κανόνες διακύμανσης θα έχουμε (**Brealey et al, 2000**):

$$s_p^2 = \text{var}(P) = \text{var}\left(\sum_{s=1}^N w_s R_s\right) = \sum_{s=1}^N w_s^2 s_s^2 + \sum_{s=1}^N \sum_{k \neq s}^N w_s w_k s_{sk} \quad 1.5$$

όπου

s_i^2 : Η διακύμανση των αποδόσεων του περιουσιακού στοιχείου s

s_{sk} : Η συνδιακύμανση των αποδόσεων του περιουσιακού στοιχείου s και του περιουσιακού στοιχείου k για $k \neq s$

Θεωρητικά, η διακύμανση των αποδόσεων της μετοχής s προκύπτει από την ακόλουθη σχέση:

$$s_s^2 = \sum_{j=1}^m p_j \left(R_{sj} - \bar{R}_s \right)^2 \quad 1.6$$

Σύμφωνα όμως με την ιστορική μέθοδο εκτίμησης της διακυμάνσεων, εάν υπάρχουν διαθέσιμες T παρατηρήσεις R_{st} αναφορικά με τις αποδόσεις της μετοχής s , η διακύμανση s_s^2 στον πληθυσμό δύναται να υπολογιστεί μέσω της εκτίμησης \hat{s}_s^2

$$\hat{s}_s^2 = \sum_{j=1}^m P_j \left(R_{st} - \bar{R}_s \right)^2 \quad 1.7$$

Όταν το μέγεθος του δείγματος είναι μεγάλο ($T \geq 25$), τότε για την εκτίμηση S_s^2 της διακύμανσης στον πληθυσμό S_s^2 , ισχύει η παρακάτω σχέση (Brealey et al, 2000):

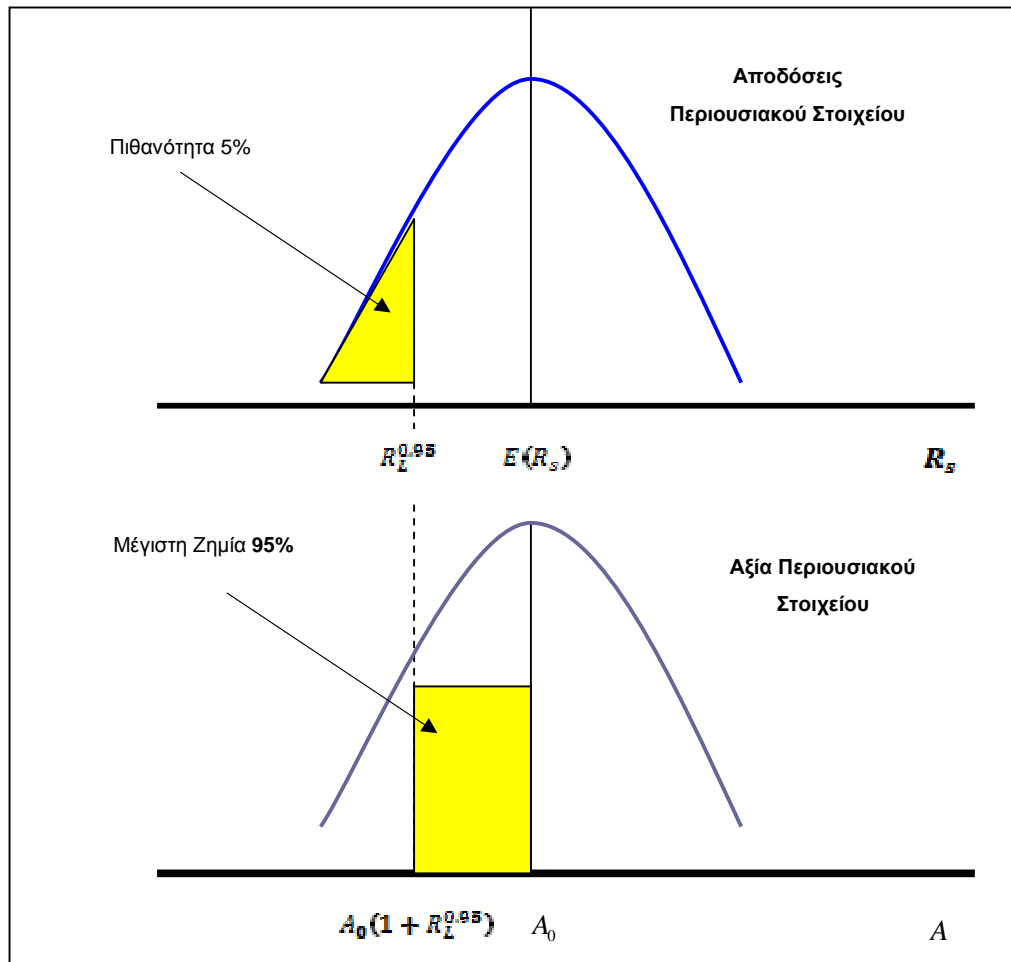
$$\frac{(T-1) \cdot \hat{S}_i^2}{S_i^2 = \bar{S}_i^2} \sim c^2(T-1) \quad 1.8$$

όπου c^2 η κατανομή χ -τετράγωνο.

1.1.3 Η Κατανομή των Αποδόσεων

Συνήθως θεωρούμε ότι η απόδοση R_s ενός περιουσιακού στοιχείου ακολουθεί την κανονική κατανομή, οπότε οι παράμετροι που απαιτούνται για την περιγραφή της κατανομής των αποδόσεων, είναι ο μέσος όρος και η διακύμανση τους. Στο Σχήμα 1-1 βλέπουμε την κανονική κατανομή για τις αποδόσεις του περιουσιακού στοιχείου (S). Κατόπιν, με την βοήθεια αυτής της κατανομής μπορούμε να προβούμε σε προβλέψεις αναφορικά με την μελλοντική πορεία της αξίας ενός περιουσιακού στοιχείου (Brealey et al, 2000).

Στο Σχήμα 1-1 διαπιστώνεται ότι η κίτρινη περιοχή στα αριστερά του $R_L^{0.95}$ δίνει την πιθανότητα η απόδοση του περιουσιακού στοιχείου s να είναι μικρότερη ή ίση με $R_L^{0.95}$. Εναλλακτικά, υπάρχει 95% πιθανότητα η απόδοση του περιουσιακού στοιχείου να είναι τουλάχιστον $R_L^{0.95}$ και ως εκ τούτου η ελάχιστη αξία του να διαμορφωθεί στα $A_0(1 + R_L^{0.95})$. Ωστόσο, σε αρκετές περιπτώσεις οι αποδόσεις στο «αριστερό άκρο» της κατανομής δεν ακολουθούν ακριβώς την κανονική κατανομή. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι οι αποδόσεις μικρότερες από $R_L^{0.95}$ έχουν στην πραγματικότητα μεγαλύτερη πιθανότητα από 5% να συμβούν. Σε αυτή την περίπτωση οι μέγιστες απώλειες σε επίπεδο εμπιστοσύνης 95% θα πρέπει να είναι μεγαλύτερες (Σχήμα 1-1).



Σχήμα 1-1: Η Κανονική Κατανομή των Αποδόσεων.

Πηγή: Duffie D. & Pan J.(1997), «Overview Of Value at Risk», *Journal of Derivatives* 4, 7-49

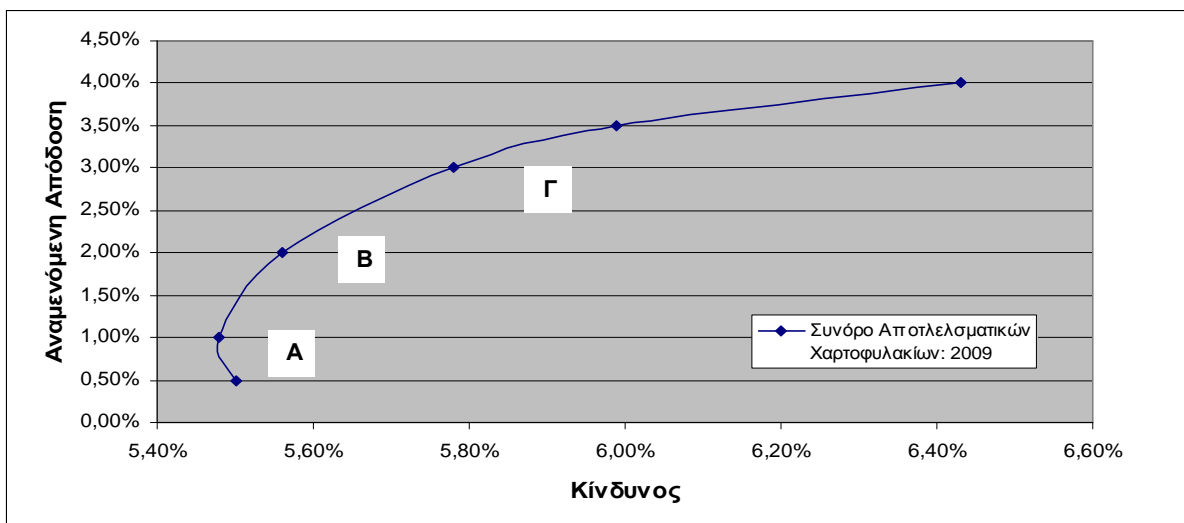
Οι διαθέσιμες επιλογές του επενδυτή αποτυπώνονται από το σύνολο του αποτελεσματικού χαρτοφυλακίου, το οποίο δύναται να λάβει δυο μορφές ανάλογα με το είδος των περιουσιακών στοιχείων που λαμβάνονται υπόψη κατά την επιλογή του. Στην πρώτη περίπτωση θεωρείται ότι στα προς επιλογήν περιουσιακά στοιχεία συγκαταλέγονται μόνο αυτά με κίνδυνο, ενώ τη δεύτερη περίπτωση ακολουθεί την υπόθεση ότι στα προς επιλογήν περιουσιακά στοιχεία περιλαμβάνεται και το ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο (Jobson and Korkie,1984).

1.2 ΤΟ ΣΥΝΟΡΟ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΩΝ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΩΝ

Το σύνορο των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων δηλώνει τις άριστες προς διάθεση επιλογές του επενδυτή. Στο παρόν σημείο θα γίνει μια στοιχειώδης διάκριση μεταξύ δύο περιπτώσεων. Στη πρώτη περίπτωση θεωρείτε ότι στα προς επιλογήν περιουσιακά στοιχεία εμπεριέχονται μόνο αυτά με κίνδυνο, ενώ στη δεύτερη γίνεται η θεώρηση ότι στα προς επιλογήν περιουσιακά στοιχεία εμπεριέχονται και τα ακίνδυνα περιουσιακά στοιχεία.

Το υπόδειγμα του **Markowitz (1952)**, βασίζεται στις κάτωθι υποθέσεις σε σχέση με τη συμπεριφορά των επενδυτών:

1. Οι επενδυτές μελετούν κάθε εναλλακτική επενδυτική λύση με βάση τη καταγραφή της, από μια κατανομή πιθανότητας των αναμενόμενων αποδόσεων κατά τη περίοδο κάποιας περιόδου διακράτησης.
2. Οι επενδυτές προχωρούν στη μεγιστοποίηση της σε αναμονή χρησιμότητας μιας περιόδου. Οι καμπύλες χρησιμότητας τους έχουν φθίνουσα οριακή χρησιμότητα ως προς τον πλούτο.
3. Οι επενδυτές μελετούν το κίνδυνο του χαρτοφυλακίου βάσει της μεταβλητότητας των αναμενόμενων αποδόσεών του.
4. Οι επενδυτές έχουν λάβει τις αποφάσεις τους, αναλογιζόμενοι μόνο την αναμενόμενη απόδοση και τους κινδύνους των περιουσιακών στοιχείων. Με βάση αυτό, αντιλαμβάνονται ότι οι καμπύλες χρησιμότητας τους αποτελούν συνάρτηση της αναμενόμενης απόδοσης και της τυπικής απόκλισης αυτών.
5. Για δεδομένο επίπεδο κινδύνου, οι επενδυτές αντιλαμβάνονται καλύτερα τις υψηλότερες αποδόσεις από ότι τις χαμηλότερες. Για ένα δεδομένο επίπεδο αναμενομένης απόδοσης, οι επενδυτές προτιμούν λιγότερο παρά περισσότερο κίνδυνο.

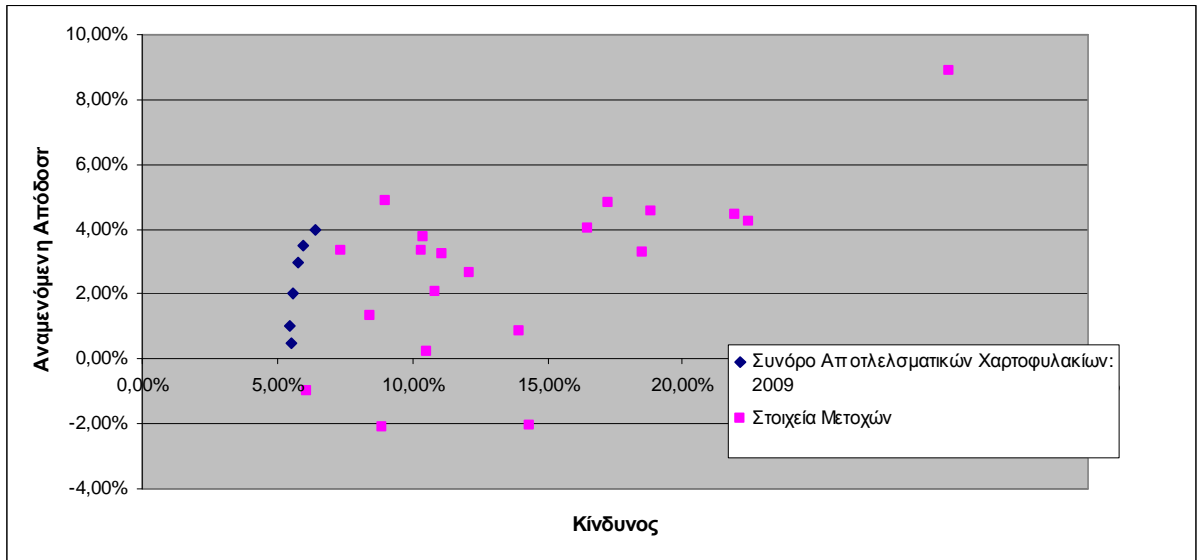


Σχήμα 1-2: Καμπύλη αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων.

Με τη χρήση μαθηματικών συμβολισμών, η κατασκευή του βέλτιστου χαρτοφυλακίου βασίζεται στην ελαχιστοποίηση του κινδύνου σ του χαρτοφυλακίου. Με βάση τα παραπάνω, στο Σχήμα 1-2 παρουσιάζεται το σύνολο των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων για τις 20 μετοχές του χρηματιστηριακού δείκτη FTSE20, βάσει των μηνιαίων αποδόσεων των μετοχών του παραπάνω δείκτη κατά το 2009. Το χαρτοφυλάκιο A είναι το αποτελεσματικό χαρτοφυλάκιο με τον χαμηλότερο κίνδυνο με μέση μηνιαία απόδοση 1% και κίνδυνο 5,48%. Η δε σύνθεση αυτού του χαρτοφυλακίου είναι η εξής: Ελληνικά Πετρέλαια (32,85%), ΟΤΕ (28,84%), Ελλάκτωρ (11,42%), ΔΕΗ (11,80%), ΟΠΑΠ (10,46%), και Βιοχάλκο (4,64%).

Στο παραπάνω σχήμα παρουσιάζετε ότι η κλίση της καμπύλης των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων μειώνεται σταθερά όσο γίνεται κίνηση προς τα πάνω. Αυτό σημαίνει ότι η προσθήκη ισόποσων αυξήσεων κινδύνου επιφέρει ολοένα και μικρότερες αυξήσεις της αναμενόμενης απόδοσης. Κάθε επενδυτής κάνει επιλογές σε ένα σημείο κατά μήκος της καμπύλης των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων με βάση τη στάση του έναντι στο κίνδυνο.

Επίσης, στο Σχήμα 1-3 παρατηρείται ότι και οι 20 μετοχές είχαν συνδυασμούς απόδοσης, κινδύνου χειρότερες από τους αντίστοιχους των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων.



Σχήμα 1-3: Το Σύνολο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων το 2009 για τις Μετοχές του FTSE-20 και τα Χαρακτηριστικά των Μετοχών (Απόδοση – Κίνδυνος)

1.2.1 Το Σύνολο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων όταν Δεν Περιλαμβάνεται το Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο

Σύμφωνα με τον Markowitz (1952), η επιλογή των περιουσιακών στοιχείων για τη δημιουργία ενός χαρτοφυλακίου πρέπει να γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε να μεγιστοποιείται η αναμενόμενη απόδοση του για ένα δεδομένο επίπεδο κινδύνου, ή να ελαχιστοποιείται ο κίνδυνος του για ένα δεδομένο επίπεδο απόδοσης. Χρησιμοποιώντας λοιπόν μαθηματικούς συμβολισμούς, η κατασκευή του άριστου χαρτοφυλακίου προκύπτει από την ελαχιστοποίηση του κινδύνου s_p του χαρτοφυλακίου όπως δίνεται από τον παρακάτω τύπο

$$\min s_p = \sqrt{\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w}} \quad 1.9$$

υπό τους ακόλουθους δυο περιορισμούς

$$\bar{R}_p = \mathbf{w}'\bar{\mathbf{r}} = r_0 \quad 1.10$$

$$w_s \geq 0 \quad 1.11$$

όπου

$\bar{\mathbf{r}}$: ένα $N \times 1$ διάνυσμα-στήλης των προσδοκώμενων αποδόσεων $\bar{r} = (\bar{R}_1, \dots, \bar{R}_N)$ των N περιουσιακών στοιχείων

\mathbf{w} : ένα $N \times 1$ διάνυσμα-στήλης σταθμισμάτων

Σ : Η συμμετρική μήτρα διαστάσεων $N \times N$ των διακυμάνσεων-συνδιακυμάνσεων

$$\Sigma = \begin{bmatrix} s_1^2 & \mathbf{K} & s_{1N} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ s_{N1} & \mathbf{K} & s_N^2 \end{bmatrix} \quad 1.12$$

1.2.2 Το Σύνορο των Αποτελεσματικών Χαρτοφυλακίων όταν Περιλαμβάνεται το Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο

Προηγουμένως εξετάστηκε το σύνορο των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων όταν δεν υπάρχει η επιλογή της επένδυσης στο ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο. Ο **Tobin (1958)** εισήγαγε στην διαδικασία κατασκευής του αρίστου χαρτοφυλακίου και το ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο, όπως είναι για παράδειγμα το ομόλογο του Δημοσίου. Βάσει λοιπόν αυτής της προσέγγισης, οι διαθέσιμες επιλογές ενός επενδυτή, δηλαδή τα προς επιλογήν άριστα χαρτοφυλάκια, γραφικώς, δεν εντοπίζονται πλέον επί μιας καμπύλης αλλά επί μιας ευθείας.

Συγκεκριμένα, ας υποθεθεί ότι ο επενδυτής μπορεί να τοποθετήσει ένα μέρος w_A των κεφαλαίων του στο επικίνδυνο χαρτοφυλάκιο A και το υπόλοιπο είτε να το δανείσει είτε να δανειστεί με βάση το επιτόκιο (την απόδοση) ενός περιουσιακού στοιχείου άνευ κινδύνου r_F . Σε αυτήν την περίπτωση η προσδοκώμενη απόδοση στο χαρτοφυλάκιο του P δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση

$$E(R_p) = w_A E(R_A) + (1 - w_A) r_F \quad 1.15$$

όπου

$E(R_A)$: Η προσδοκώμενη απόδοση στο χαρτοφυλάκιο A

Εφόσον το χαρτοφυλάκιο P περιλαμβάνει μόνο ένα περιουσιακό στοιχείο με

κίνδυνο έπεται ότι η διακύμανση των αποδόσεων του θα είναι $S_p^2 = w_A^2 S_A^2$ και ο κίνδυνος του θα έχει ως εξής:

$$S_p = w_A S_A \quad 1.16$$

Λύνοντας την σχέση 1.16 ως προς w_A και αντικαθιστώντας εν συνεχεία στην παρακάτω εξίσωση, λαμβάνουμε τα εξής:

$$E(R_p) = r_F + \frac{E(R_A) - r_F}{S_A} S_p \quad 1.17$$

1.2.3 Εφαρμογή: Η Εκτίμηση της Μήτρας Διακυμάνσεων-Συνδιακυμάνσεων

Προκειμένου να βρεθεί η μήτρα διακυμάνσεων-συνδιακυμάνσεων Σ , κατασκευάζεται η μήτρα E , η οποία περιέχει τις υπερβάλλουσες αποδόσεις των περιουσιακών στοιχείων, κατά την περίοδο σχηματισμού του χαρτοφυλακίου. Συγκεκριμένα, εάν εξεταστεί η απόδοση N περιουσιακών στοιχείων κατά τις προηγούμενες T περιόδους, η μήτρα E θα έχει την ακόλουθη μορφή (Carhart, 1997).

$$E = \begin{bmatrix} r_{1,1} - \bar{r}_1 & r_{2,1} - \bar{r}_2 & \mathbf{K} & r_{N,1} - \bar{r}_N \\ r_{1,2} - \bar{r}_1 & r_{2,2} - \bar{r}_2 & \mathbf{K} & r_{N,2} - \bar{r}_N \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{K} & \mathbf{M} \\ r_{1,T} - \bar{r}_1 & r_{2,T} - \bar{r}_2 & \mathbf{K} & r_{N,T} - \bar{r}_N \end{bmatrix} \quad 1.13$$

Κατόπιν, η μήτρα διακυμάνσεων-συνδιακυμάνσεων Σ υπολογίζεται ως ακολούθως (Carhart, 1997)

$$\Sigma = \frac{1}{T} E'E \quad 1.14$$

1.3 ΟΙ ΠΡΟΤΙΜΗΣΕΙΣ ΤΟΥ ΕΠΕΝΔΥΤΗ

Εάν γίνει αποδεκτό ότι μόνο σε μια κατανομή αποδόσεων μόνο η πρώτη ροπή ως προς την αρχή (δηλαδή η μέση απόδοση) και η δεύτερη ροπή ως προς τον μέσο (δηλαδή η διακύμανση) έχουν σημασία για έναν επενδυτή, τότε η συνάρτηση χρησιμότητας του επενδυτή θα εξαρτάται μόνο από την αναμενόμενη απόδοση (\bar{r}) και τη διακύμανση (s^2) μιας κατανομής αποδόσεων, δηλαδή θα ισχύει $U(\bar{r}, s^2)$ (Samuelson, 1970). Μια συγκεκριμένη μορφή της συνάρτησης χρησιμότητας είναι η $U(\bar{r}, s^2) = \bar{r} - aAs^2$, όπου A ένας συντελεστής που μετράει την στάση του επενδυτή έναντι του κινδύνου (Blanchard, 2000)².

Για παράδειγμα, ένας επενδυτής με ουδέτερη στάση έναντι του κινδύνου (**risk-neutral**)³ ενδιαφέρεται μόνο για την προσδοκώμενη απόδοση της επένδυσης, και ως εκ τούτου για αυτόν ο συντελεστής της στάσης προς τον κίνδυνο θα είναι $A = 0$. Αντίθετα, για ένα επενδυτή με αρνητική στάση έναντι του κινδύνου (**risk-averse**)⁴ όχι μόνο η προσδοκώμενη απόδοση της επένδυσης αλλά και η διακύμανση της θα επηρεάσουν τις επιλογές του, και ως εκ τούτου για αυτόν ο συντελεστής της στάσης προς τον κίνδυνο θα είναι $A > 0$ (Samuelson, 1970).

Από αυτή την συνάρτηση χρησιμότητας βλέπουμε ότι η αύξηση του κινδύνου της επένδυσης μειώνει την χρησιμότητα του επενδυτή⁵, ενώ η αύξηση της αναμενόμενης απόδοσης την αυξάνει⁶. Για παράδειγμα για $a = -0,005$, $A = 2$, και δυο διαφορετικά

² Η στάση του επενδυτή έναντι του κινδύνου αναφέρεται στην συμπεριφορά του σε κατάσταση αβεβαιότητας. Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι ένας επενδυτής έχει να επιλέξει μεταξύ δυο εναλλακτικών επενδύσεων. Η πρώτη δίνει σίγουρη ταμειακή ροή €50 και η δεύτερη €100 με πιθανότητα 50% και τίποτα με πιθανότητα 50%. Και οι δυο επενδύσεις θα έχουν τις αυτές ταμειακές ροές, η μεν πρώτη θα δώσει σίγουρα €50, η δε δεύτερη θα έχει αναμενόμενη ταμειακή ροή €50 [$=(€100 \times 0,50) + €0 \times 0,50$], ωστόσο οι εισροές της πρώτης είναι βέβαιες ενώ της δεύτερης αβέβαιες. Η στάση του λοιπόν έναντι του κινδύνου εξαρτάται από τι θα επιλέξει: την πρώτη επένδυση, την δεύτερη, ή θα είναι αδιάφορος μεταξύ των δυο επενδύσεων

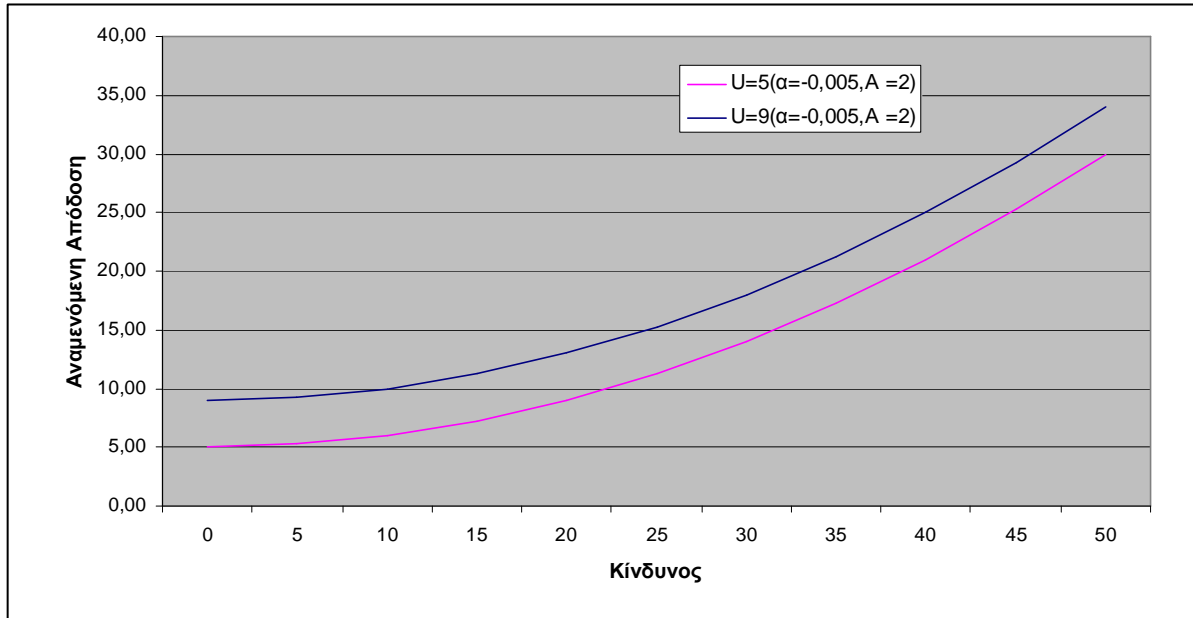
³ Σε αυτή την περίπτωση ο επενδυτής είναι αδιάφορος μεταξύ της σίγουρης ταμειακής ροής των €50 και της αβέβαιης με προσδοκώμενη τιμή €50. Με άλλα λόγια, η αβεβαιότητα που ενέχει η δεύτερη επενδυτική επιλογή δεν επηρεάζει την επιλογή του.

⁴ Σε αυτή την περίπτωση ο επενδυτής επιλέγει την σίγουρη ταμειακή ροή των €50. Είναι δε πιθανόν ότι θα επιλέξει ακόμα και μια σίγουρη ταμειακή ροή των €40, παρά μια αβέβαιη επένδυση με προσδοκώμενη ταμειακή ροή €50. Έτσι, η αβεβαιότητα που ενέχει η δεύτερη επενδυτική επιλογή επηρεάζει την επιλογή του.

⁵ Καθώς $\frac{\partial U(\bar{r}, s)}{\partial s} = -2aAs < 0$

⁶ Καθώς $\frac{\partial U(\bar{r}, s)}{\partial \bar{r}} = 1 > 0$

επίπεδα χρησιμότητας έχουμε τις ακόλουθες δυο καμπύλες αδιαφορίας



Σχήμα 1-4: Καμπύλες Αδιαφορίας

Πηγή: Σαρτζετάκης, Ε.(2001), *Θεωρία χρησιμότητας Καταναλωτικής Συμπεριφοράς*, Ανάκτηση στις **10-12-2012** από <http://users.uom.gr/~esartz/teaching/BusEcon/Sec3.pdf>

Θεωρητικά, η χρησιμότητα του ακίνδυνου χαρτοφυλακίου (για το οποίο βεβαίως ο κίνδυνος είναι μηδενικός $s = 0$) είναι $U(r_F) = r_F$, ενώ η χρησιμότητα ενός επικινδύνου χαρτοφυλακίου με αναμενόμενη απόδοση \bar{r}_p και κίνδυνο s_p θα είναι $U(\bar{r}_p, s_p^2) = \bar{r}_p - a A s_p^2$. Ο επενδυτής θα είναι αδιάφορος μεταξύ των δυο επιλογών όταν $U(\bar{r}_p, s_p^2) = U(r_F)$, δηλαδή όταν το ασφάλιστρο του μετοχικού κινδύνου (**equity risk premium**) είναι $\bar{r}_p - r_F = a A s_p^2$. Στον Πίνακα 1-1 βλέπουμε ότι για $a = 0,005$ και $A = 3$, ένας επενδυτής με συνάρτηση χρησιμότητας $U(\bar{r}, s) = \bar{r} - a A s^2$ θα επιλέξει να τοποθετηθεί σε έντοκα γραμμάτια του δημοσίου το **2008**.

Πίνακας 1-1: Αποδόσεις γενικού δείκτη για τα έντοκα γραμμάτια του δημοσίου σε μηνιαία και ετήσια βάση.

	Μέση Απόδοση Γενικού Δείκτη (Μηνιαία Βάση)	Μέση Απόδοση Γενικού Δείκτη (Ετήσια Βάση)	Τυπική Απόκλιση Αποδόσεων Γενικού Δείκτη (Μηνιαία Βάση)	Τυπική Απόκλιση Αποδόσεων Γενικού Δείκτη (Ετήσια Βάση)	σ^2	r_F^7	$U(r_F)$	$U(r_p)$	$E(r) - r_F$	
2007	1,45	18,86	3,68	12,75	2,44	4,45	4,45	16,42	14,41	Risky
2008	-8,05	-63,47	8,37	28,99	12,61	4,83	4,83	-76,08	-68,30	Safe
2009	2,27	30,91	10,37	35,92	19,36	1,62	1,62	11,56	29,29	Risky

Πηγή: Τράπεζα της Ελλάδος, Τίτλοι Ελληνικού Δημοσίου – Στατιστικά Στοιχεία

1.4 Η ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΟΥ ΑΡΙΣΤΟΥ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ

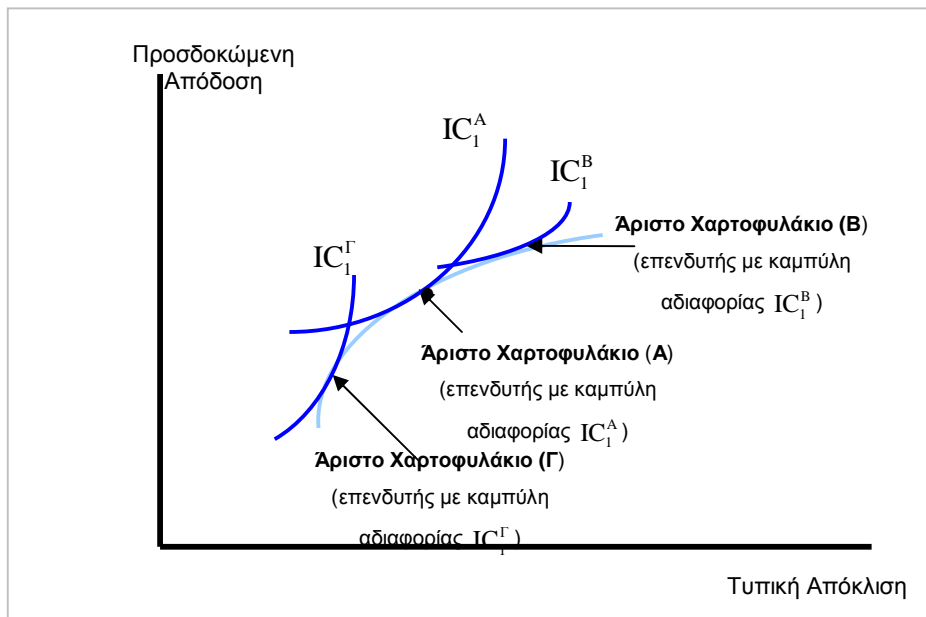
1.4.1 Η Επιλογή του Αρίστου Χαρτοφυλακίου Όταν δεν Υπάρχει το Ακίνδυνο

Περιοριστικό Στοιχείο

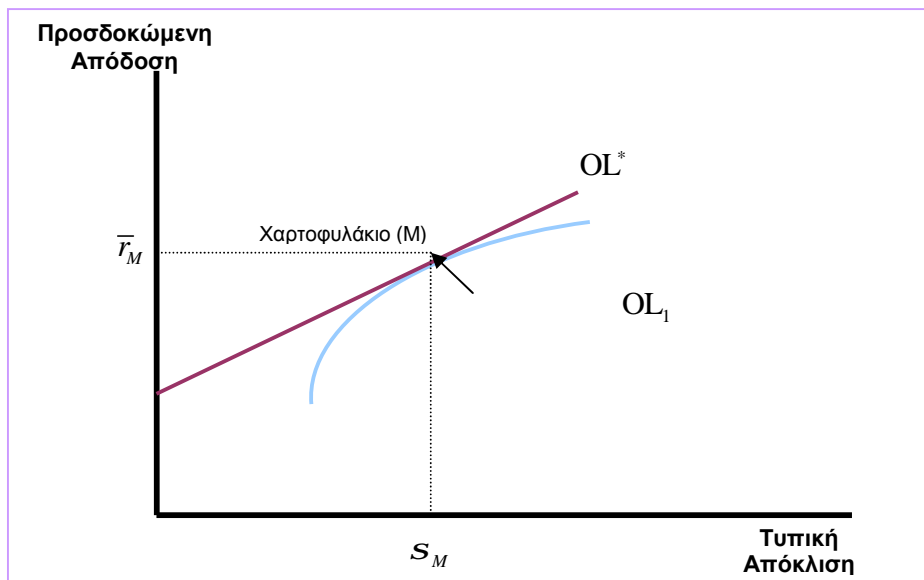
Στην περίπτωση που υπάρχει η δυνατότητα επένδυσης, όταν δεν υπάρχει το ακίνδυνο περιοριστικό στοιχείο, τότε αναπτύσσεται μια γραμμή ευκαιριών, την οποία προτιμούν όλοι οι επενδυτές. Αυτή η γραμμή είναι γνωστή και ως γραμμή κεφαλαιαγοράς (**capital market line**) (Σχήμα 1-5), και συνδέει την απόδοση στο ακίνδυνο περιοριστικό στοιχείο με το σημείο που βρίσκεται το χαρτοφυλάκιο της αγοράς (Γκλεζάκος, 2005).

Στην περίπτωση όπου δεν υπάρχει η δυνατότητα επένδυσης στο ακίνδυνο χαρτοφυλάκιο, ο κάθε επενδυτής αναλόγως της στάσης του απέναντι στον κίνδυνο, θα επιλέξει ένα εκ των αρίστων χαρτοφυλακίων (δηλαδή ένα εκ των χαρτοφυλακίων που βρίσκονται επί του συνόρου των αποτελεσματικών χαρτοφυλακίων), εκείνο δηλαδή που μεγιστοποιεί την χρησιμότητα του (Σχήμα 1-6) (Γκλεζάκος, 2005).

⁷ Η απόδοση στα ετήσια έντοκα γραμμάτια του Δημοσίου



Σχήμα 1-5: Προσδιορισμός Αρίστου Χαρτοφυλακίου Αναλόγως της Στάσης Έναντι Επενδυτικού Κινδύνου- Ανυπαρξία Δυνατότητας Επένδυσης στο Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο



Σχήμα 1-6: Προσδιορισμός του Αρίστου Χαρτοφυλακίου Αναλόγως της Στάσεως Έναντι του Επενδυτικού Κινδύνου- Ύπαρξη Δυνατότητας επένδυσης στο Ακίνδυνο Περιουσιακό Στοιχείο

Πηγή: Ξυδώνας, Π., Ψαρράς, Ι και Ζοπουνίδης, Κ. (2010), Σύγχρονη θεωρεία χαρτοφυλακίου, Κλειδάριθμος

1.4.1.1 Εφαρμογή Επιλογής Κεφαλαίου Επένδυσης σε Χαρτοφυλάκιο με Στόχο τη Μεγιστοποίηση της Χρησιμότητάς του

Το πρόβλημα του επενδυτή, είναι να επιλέξει το ύψος των κεφαλαίων που θα επενδύσει στο χαρτοφυλάκιο της αγοράς M έτσι ώστε να μεγιστοποιήσει την χρησιμότητα του, με δεδομένη την αναμενόμενη απόδοση ενός χαρτοφυλακίου, το οποίο θα περιλαμβάνει και το χαρτοφυλάκιο της αγοράς και το ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο (Γκλεζάκος, 2005).

Δηλαδή:

$$\begin{aligned} \max_{w_M} U(r, s) \\ \text{s.t. } \bar{r}_p = w_M \bar{r}_M + (1 - w_M) r_F \end{aligned} \quad 1.18$$

Για παράδειγμα, εάν η συνάρτηση χρησιμότητας του επενδυτή έχει την ακόλουθη αναλυτική μορφή $U(\bar{r}, s) = \bar{r} - aAs^2$ και η προσδοκώμενη απόδοση και ο κίνδυνος του χαρτοφυλακίου, που περιλαμβάνει το χαρτοφυλάκιο της αγοράς και το ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο, είναι \bar{r}_p και s_p αντίστοιχα, τότε το πρόβλημα της μεγιστοποίησης έχει ως εξής⁸:

$$\begin{aligned} \max_{w_M} \bar{r}_p - aAs_p^2 \\ \text{s.t. } \bar{r}_p = w_M \bar{r}_M + (1 - w_M) r_F \end{aligned} \quad 1.19$$

Και εφ' όσον $s_p^2 = w_M^2 s_M^2$ θα ισχύει:

$$\max_{w_M} w_M \bar{r}_M + (1 - w_M) r_F - aAw_M^2 s_M^2 \quad 1.20$$

Λαμβάνοντας την πρώτη παράμετρο της παραπάνω σχέσης και θέτοντας το αποτέλεσμα ίσο με το μηδέν προκύπτει

$$\frac{d}{dw_M} \left[w_M \bar{r}_M + (1 - w_M) r_F - aAw_M^2 s_M^2 \right] = 0 \quad 1.21$$

⁸ Elton, E and Gruber, M.(1995), Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. John Wiley & Sons

Συνεπώς ισχύει:

$$\bar{r}_M - r_F - 2aAw_M s_M^2 = 0 \quad 1.22$$

Οπότε το άριστο ύψος κεφαλαίων που θα επενδυθεί στο χαρτοφυλάκιο της αγοράς θα είναι:

$$w_M^* = \frac{\bar{r}_M - r_F}{2aAs_M^2} \quad 1.23$$

Από το Σχήμα 1-6 παρατηρείται ότι το άριστο χαρτοφυλάκιο είναι το χαρτοφυλάκιο M, το οποίο βεβαίως περιέχει τα άριστα σταθμίσιμα των αποτελούντων αυτό μετοχών.

1.4.1.2 Εφαρμογή για τον Προσδιορισμό της Σύνθεσης του Άριστου Χαρτοφυλακίου

Για τον προσδιορισμό της σύνθεσης του άριστου χαρτοφυλακίου M, θα πρέπει να μεγιστοποιήσουμε την ακόλουθη αντικειμενική συνάρτηση, η οποία είναι γνωστή ως συντελεστής θήτα του χαρτοφυλακίου (Γκλεζάκος, 2005).

$$q = \frac{\bar{r}_p - r_F}{s_p} \quad 1.24$$

όπου

$$\bar{r}_p = \sum_{i=1}^N w_i \bar{r}_i \quad 1.25$$

$s_p = \sqrt{\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w}}$: Η τυπική απόκλιση του επικίνδυνου χαρτοφυλακίου

Σ : Η μήτρα διακυμάνσεων-συνδιακυμάνσεων

Υπό τους περιορισμούς

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \text{ και } w_i \geq 0 \quad 1.26$$

Στη συνέχεια παρουσιάζεται η διαδικασία με την οποία προσδιορίζεται με αναλυτικό τρόπο η σύνθεση του χαρτοφυλακίου M .

Εφόσον μπορούμε να γράψουμε $r_F = 1 \times r_F = \sum_{i=1}^N w_i \times r_{F_i}$, η αντικειμενική συνάρτηση γίνεται:

$$q = \mathbf{w}'(\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F)(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-1/2} \quad 1.27$$

Για τη μεγιστοποίηση της παραπάνω σχέσης θα πρέπει να ισχύει $\partial q = \partial \mathbf{w} = \mathbf{0}$, δηλαδή:

$$\frac{\partial q}{\partial \mathbf{w}} = (\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F)(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-1/2} - \frac{1}{2} \mathbf{w}'(\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F)(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-3/2} 2\Sigma\mathbf{w} = \mathbf{0} \quad 1.28$$

Πολλαπλασιάζοντας αμφότερα τα μέλη με $(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-1/2}$ προκύπτει:

$$\frac{\partial q}{\partial \mathbf{w}} = (\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F) - \frac{1}{2} \mathbf{w}'(\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F)(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-1} 2\Sigma\mathbf{w} = \mathbf{0} \quad 1.29$$

Ορίζοντας $\mathbf{l} = \mathbf{w}'(\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F)(\mathbf{w}'\Sigma\mathbf{w})^{-1}$ θα ισχύει:

$$\mathbf{l}\Sigma\mathbf{w} = (\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F) \quad 1.30$$

Λύνοντας ως προς \mathbf{Z} προκύπτει:

$$\mathbf{Z}^* = \Sigma^{-1}(\bar{\mathbf{r}} - \mathbf{i}r_F) \quad 1.31$$

$$w_i = Z_i / \mathbf{Z}'\mathbf{i}$$

Για παράδειγμα, για τρία περιουσιακά στοιχεία θα αναπτύσσεται το ακόλουθο σύστημα

$$\begin{aligned} (\bar{r}_1 - R_F) &= l w_1 \mathbf{s}_1^2 + l w_2 \mathbf{s}_{12} + l w_3 \mathbf{s}_{13} \\ (\bar{r}_2 - R_F) &= l w_2 \mathbf{s}_2^2 + l w_1 \mathbf{s}_{21} + l w_3 \mathbf{s}_{23} \\ (\bar{r}_3 - R_F) &= l w_3 \mathbf{s}_3^2 + l w_1 \mathbf{s}_{31} + l w_2 \mathbf{s}_{32} \end{aligned} \quad 1.32$$

Ορίζοντας μια νέα μεταβλητή $Z_k = I w_k$, για $i=1,2,3$, είναι δυνατόν να γραφούν τα παραπάνω ως εξής:

$$(\bar{r}_1 - R_F) = Z_1 s_1^2 + Z_2 s_{12} + Z_3 s_{13}$$

$$(\bar{r}_2 - R_F) = Z_1 s_{21} + Z_2 s_2^2 + Z_3 s_{23}$$

$$(\bar{r}_3 - R_F) = Z_1 s_{31} + Z_2 s_{32} + Z_3 s_3^2$$

1.33

Κατόπιν, ο κάθε επενδυτής αναλόγως της στάσης του απέναντι στον κίνδυνο θα αποφασίζει το ποσοστό των κεφαλαίων του, που θα τοποθετήσει στο χαρτοφυλάκιο Μ και το ποσοστό που θα επενδύσει στο ακίνδυνο περιουσιακό στοιχείο. Με άλλα λόγια ο επενδυτής θα πρέπει να επιλέξει σε ποιο σημείο της γραμμής κεφαλαιαγοράς επιθυμεί να βρίσκεται.

1.5 Η ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΗΣ ΠΟΡΕΙΑΣ ΕΝΟΣ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ

Σε αυτή την ενότητα θα αναλυθούν τρεις τρόποι αξιολόγησης της ιστορικής απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου. Ο πρώτος τρόπος βασίζεται στην *υπερβάλλουσα απόδοση* του χαρτοφυλακίου, σε σχέση με την αναμενόμενη απόδοση του, την οποία θα έπρεπε να είχε βάσει κάποιου υποδείγματος αποτίμησης (**Elton and Gruber, 1995**).

Ο δεύτερος τρόπος αξιολόγησης της ιστορικής απόδοσης ενός χαρτοφυλακίου βασίζεται στην *σχετική υπερβάλλουσα απόδοση* του χαρτοφυλακίου. Δηλαδή βασίζεται στο λόγο της υπερβάλλουσας απόδοσής του, σε σχέση με κάποιο μέτρο κινδύνου. Σε αυτή την περίπτωση η υπερβάλλουσα απόδοση ορίζεται σε σχέση με την απόδοση ενός ακίνδυνου περιουσιακού στοιχείου, όπως είναι για παράδειγμα τα ομόλογα του δημοσίου.

Τέλος, ο τρίτος τρόπος αξιολόγησης της πορείας των χαρτοφυλακίων είναι εκείνος που προσαρμόζει τον κίνδυνο του χαρτοφυλακίου, έτσι ώστε να καταστεί δυνατή η σύγκριση με το αυτό επίπεδο κινδύνου (**Elton and Gruber, 1995**).

1.5.1 Μέθοδος Αξιολόγησης της Απόδοσης του Χαρτοφυλακίου Βασιζόμενη στην Υπερβάλλουσα Απόδοση βάσει Υποδείγματος Αποτίμησης

Οι μέθοδοι αξιολόγησης βασιζόμενοι στην υπερβάλλουσα απόδοση συγκρίνουν την επιτευχθείσα απόδοση ενός αμοιβαίου κεφαλαίου (και εν γένει ενός οποιουδήποτε περιουσιακού στοιχείου) με την αναμενόμενη απόδοση που θα έπρεπε να έχει, βάσει κάποιου υποδείγματος αποτίμησης. Ένα τέτοιου τύπου υπόδειγμα είναι για παράδειγμα το ευρέως χρησιμοποιούμενο *Υπόδειγμα Αποτίμησης Κεφαλαιουχικών Στοιχείων* γνωστό και ως **Capital Asset Pricing Model (CAPM)**.

Βάσει του μέτρου **Jensen** συγκρίνουμε την ιστορική μέση απόδοση του χαρτοφυλακίου με την αναμενόμενη απόδοση, η οποία προκύπτει από το υπόδειγμα αποτίμησης κεφαλαιουχικών στοιχείων (**CAPM**). Έτσι εάν εξετάζουμε το χαρτοφυλάκιο *A*, τότε, βάσει του **CAPM**, η προσδοκώμενη απόδοση του θα πρέπει να είναι:

$$E(R_A) = r_F + [E(R_M - r_F) b_A] \quad 1.34$$

Όπου:

$E(R_A)$: Η προσδοκώμενη απόδοση στο χαρτοφυλάκιο *A*

b : Ο συντελεστής βήτα του χαρτοφυλακίου *A*

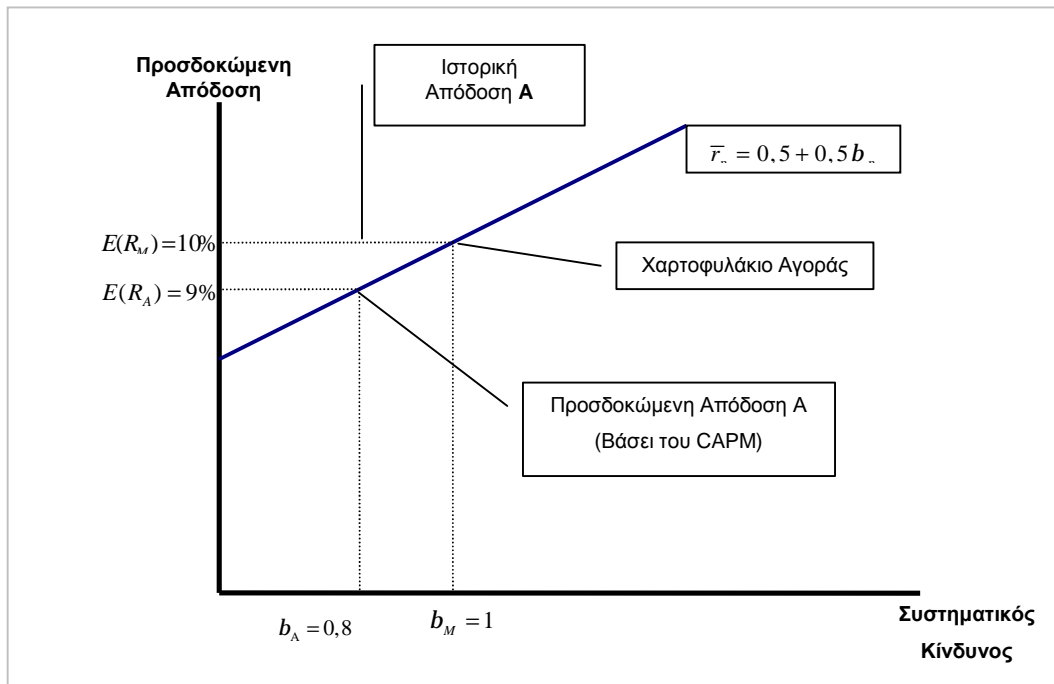
$E(R_M)$: Η προσδοκώμενη απόδοση στο χαρτοφυλάκιο της αγοράς

Καθιστάτε συνεπώς δυνατό, να συγκρίνουμε την μέση ιστορική απόδοση του χαρτοφυλακίου με την κατά τον παραπάνω τρόπο ευρεθείσα προσδοκώμενη απόδοση. Για παράδειγμα, ας υποθεθεί ότι το προς αξιολόγηση χαρτοφυλάκιο *A* πέτυχε ιστορική μέση ετήσια απόδοση $\bar{r}_A = 0.10$ και έχει συστηματικό κίνδυνο, δηλαδή συντελεστή βήτα, $b_A = 0,8$. Λαμβάνοντας λοιπόν υπ' όψιν τα χαρακτηριστικά του χαρτοφυλακίου της αγοράς, ας θεωρηθεί ετήσια απόδοση της τάξεως του $\bar{r}_M = 0.10$, και την απόδοση στο ακίνδυνο χρεόγραφο της τάξεως του $r_F = 0.05$, τότε, βάσει του υποδείγματος **CAPM**, η προσδοκώμενη απόδοση για το χαρτοφυλάκιο **A**, με συντελεστή βήτα **0,8** θα έπρεπε να είναι:

$$E(R_A) = 5\% + (10\% - 5\%)(0,8) = 9\% \quad 1.35$$

Στο παρακάτω σχήμα παρατηρείται πως η προσδοκώμενη απόδοση του

χαρτοφυλακίου A είναι 9% ενώ η ιστορική μέση απόδοση του είναι 10%. Επομένως, το χαρτοφυλάκιο A είχε «καλύτερη» απόδοση από την προσδοκώμενη κατά μια ποσοστιαία μονάδα.



Σχήμα 1-7: Αξιολόγηση του Χαρτοφυλακίου Βάσει του Δείκτη Jensen

Πηγή: Jensen R.E.(1987), *International investment risk analysis: Extensions for multinational corporation capital budgeting models, Mathematical Modeling*, Vol.9, No.3, p.p. 265–284

1.5.2 Μέθοδοι Βασιζόμενοι στην Σχετική Απόδοση

Οι μέθοδοι βασιζόμενοι στην σχετική απόδοση συγκρίνουν την υπερβάλλουσα απόδοση ενός αμοιβαίου κεφαλαίου (και εν γένει ενός οποιουδήποτε περιουσιακού στοιχείου) σε σχέση με κάποιο μέτρο κινδύνου. Το μέτρο **Sharpe**, χρησιμοποιεί ως μέτρο κινδύνου την τυπική απόκλιση των αποδόσεων του αμοιβαίου κεφαλαίου, ενώ το μέτρο **Treynor** τον συντελεστή βήτα του αμοιβαίου κεφαλαίου.

1.5.2.1 Το Μέτρο Treynor

Ο Treynor (1965) ήταν ο πρώτος που δημιούργησε δείκτη αξιολόγησης της αποδοτικότητας ενός αμοιβαίου κεφαλαίου που συγκρίνεται με άλλα αμοιβαία κεφάλαια, λαμβάνοντας υπ' όψιν τόσο το μακροοικονομικό όσο και το μικροοικονομικό επίπεδο στο οποίο λειτουργούν. Συγκεκριμένα από την απόδοση του αμοιβαίου κεφαλαίου αφαίρεσε την απόδοση που θα μπορούσε να είχε επιτύχει ο επενδυτής τοποθετώντας τα χρήματά του σε έντοκα γραμμάτια του δημοσίου ή σε άλλη ακίνδυνη επένδυση. Περαιτέρω η επιπλέον απόδοση προσαρμόζεται ανάλογα με τον συστηματικό κίνδυνο στον οποίο εκτίθεται.

Συγκεκριμένα, ο δείκτης Treynor (I_T) υπολογίζεται ως εξής:

$$I_T = \frac{\bar{r}_p - r_F}{b_p} \quad 1.36$$

Όπου:

\bar{r}_p : Η ιστορική μέση απόδοση του χαρτοφυλακίου

r_F : Η απόδοση από την επένδυση σε κάποιο ομόλογο του Δημοσίου

b_p : Το βήτα του χαρτοφυλακίου

Ο δείκτης αυτός είναι απόλυτα σύμφωνος με την επικρατούσα άποψη, ότι καλώς τα διαφοροποιημένα χαρτοφυλάκια εμφανίζουν μόνο συστηματικό κίνδυνο, αφού η διαφοροποίηση εξαλείφει παντελώς τον μη συστηματικό κίνδυνο (Reilly, et al., 2005).

1.5.2.2 Το Μέτρο Sharpe

Η μόνη διαφορά του δείκτη **Sharpe** από τον δείκτη **Treynor** είναι ο παρονομαστής. Συγκεκριμένα, ο **Sharpe (1966)** αντικατέστησε τον συστηματικό κίνδυνο με τον συνολικό κίνδυνο του χαρτοφυλακίου, έτσι ο δείκτης **Sharpe** (I_S) εκτιμάται ως ακολούθως:

$$I_T = \frac{\bar{r}_P - r_F}{s_p} \quad 1.37$$

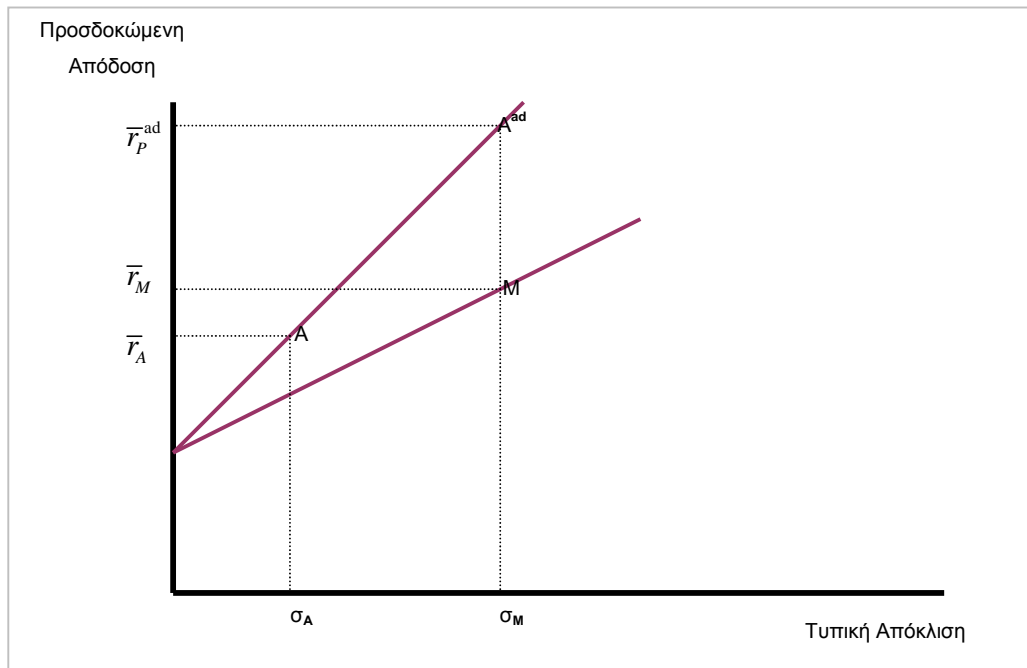
Όπου:

s_p : Η τυπική απόκλιση των αποδόσεων του χαρτοφυλακίου

1.5.3 Μέθοδοι Προσαρμογής Κινδύνου

Ας υποτεθεί ότι διατίθενται δυο Αμοιβαία Κεφάλαια, το Αμοιβαίο Κεφάλαιο Α με ιστορική απόδοση \bar{r}_A και κίνδυνο s_A , και το Αμοιβαίο Κεφάλαιο Μ με ιστορική απόδοση \bar{r}_M και κίνδυνο s_M , όπου $\bar{r}_M > \bar{r}_A$ και $s_M > s_A$. Επίσης, θεωρείται ότι υπάρχει η δυνατότητα επένδυσης στο κάποιο ομόλογο του δημοσίου, το οποίο θεωρείται ως ακίνδυνη επένδυση, καθώς και η δυνατότητα δανεισμού με επιτόκιο ίσο με αυτό του Δημοσίου.

Αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα (βλέπε υποενότητα **2.2.2**) ότι βάσει της ανάλυσης του **Tobin (1958)** εάν τοποθετηθεί ένα μέρος των διατιθέμενων κεφαλαίων σε ένα επικίνδυνο περιουσιακό στοιχείο (όπως είναι για παράδειγμα το Αμοιβαίο Κεφάλαιο Α) και το υπόλοιπο επενδυθεί σε ένα ομόλογο του δημοσίου με σταθερή απόδοση, τότε η προσδοκώμενη απόδοση του χαρτοφυλακίου που αποτελείται από το επικίνδυνο περιουσιακό στοιχείο και το ομόλογο του δημοσίου, δίνεται από σχέση **(1.12)**. Για την επένδυση στο Αμοιβαίο Κεφάλαιο Α και το Αμοιβαίο Κεφάλαιο Μ η γραμμή ευκαιριών (βλέπε σχέση **1.14**) παρουσιάζεται στο Σχήμα **1-8**.



Σχήμα 1-8: Προσαρμογή Απόδοσης για τον Κίνδυνο

Πηγή: Γκλεζάκος, Μ. (2005). *Αξιογράφα και Χρηματιστηριακές Επενδύσεις. Σημειώσεις. Αθήνα: Πανεπιστήμιο Πειραιώς*

Προκειμένου λοιπόν να πραγματοποιηθεί η σύγκριση για τα Α/Κ Α και Μ, θα πρέπει να προσαρμοστούν ως προς τον κίνδυνο, δηλαδή να αξιολογηθούν για το αυτό επίπεδο κινδύνου. Μπορεί για παράδειγμα να χρησιμοποιηθεί το επίπεδο κινδύνου του χαρτοφυλακίου Μ, οπότε η προσαρμοσμένη για τον κίνδυνο αναμενόμενη απόδοση του Α/Κ Α θα έχει ως εξής:

$$\bar{r}_P^{ad} = r_F + \frac{\bar{r}_A - r_F}{S_A} S_M \quad 1.38$$

Στο παραπάνω σχήμα το χαρτοφυλάκιο A^{ad} , με προσδοκώμενη απόδοση \bar{r}_P^{ad} και κίνδυνο S_M , μπορεί να δημιουργηθεί δανειζόμενοι κεφάλαια με κόστος r_F και εν συνεχεία επενδύοντας αυτά στο Α/Κ Α.

1.5.4 Σύγκριση των Μεθόδων Αξιολόγησης

Υποθέτοντας ότι επιθυμείτε η αξιολόγηση τεσσάρων Αμοιβαίων Κεφαλαίων, των Α, Β, Γ και Δ, γνωρίζοντας ότι η ετήσια απόδοση της επένδυσης χωρίς κίνδυνο (δηλαδή η απόδοση από την επένδυση σε ομόλογα του δημοσίου) είναι **8,60%** και το χαρτοφυλάκιο της αγοράς έχει μέση ετήσια απόδοση **11%** και τυπική απόκλιση των αποδόσεων **17%**.

Πίνακας 1-2: Χαρακτηριστικά Τεσσάρων Αμοιβαίων Κεφαλαίων

Αμοιβαίο Κεφάλαιο	Μέση Ετήσια Απόδοση $[\bar{r}_i]$	Τυπική Απόκλιση $[s_i]$	Συστηματικός Κίνδυνος $[s_i]$
A	17,10%	28,1%	1,2
B	14,50%	19,7%	0,92
Γ	13,00%	22,8%	1,04
Δ	12,00%	16,0%	1,1

Πηγή: Sharpe W.F., and G.J. Alexander, J.V. Bailey.(1999), Investments, sixth ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζεται η κατάταξη των αμοιβαίων κεφαλαίων βάσει του δείκτη **Sharpe** και του δείκτη **Treynor**, οι οποίοι όπως προαναφέρθηκε προκύπτουν από τον λόγο της υπερβάλλουσας απόδοσης του αμοιβαίου κεφαλαίου είτε προς την τυπική απόκλιση των αποδόσεων του αμοιβαίου κεφαλαίου, στην περίπτωση του δείκτη **Sharpe**, είτε προς τον συντελεστή βήτα του αμοιβαίου κεφαλαίου, στην περίπτωση του δείκτη **Treynor**.

Πίνακας 1-3: Κατάταξη Αμοιβαίων Κεφαλαίων Βάσει του Δείκτη **Sharpe** και **Treynor**

Αμοιβαίο Κεφάλαιο	Δείκτης Sharpe		Δείκτης Treynor	
	Τιμή	Κατάταξη	Τιμή	Κατάταξη
A	0,3025	1	0,0708	1
B	0,2995	2	0,0641	2
Γ	0,1930	4	0,0423	3
Δ	0,2125	3	0,0309	4

Πηγή: *Sharpe W.F., and G.J. Alexander, J.V. Bailey.(1999), Investments, sixth ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey*

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του Πίνακα 1-2 και του Πίνακα 1-3 εξάγεται το συμπέρασμα ότι η ταξινόμηση των χαρτοφυλακίων διαφέρει μόνο ως προς το Αμοιβαίο Κεφάλαιο Γ. Προφανώς, ο μη-συστηματικός κίνδυνος του εν λόγω κεφαλαίου είναι αρκετά μεγαλύτερος από τον αντίστοιχο κίνδυνο του Αμοιβαίου Κεφαλαίου Δ. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η τυπική απόκλιση του Αμοιβαίου Κεφαλαίου Γ να είναι υψηλότερη της τυπικής απόκλισης του Αμοιβαίου Κεφαλαίου Δ, καίτοι το πρώτο έχει μικρότερο συστηματικό κίνδυνο (1,04) σε σχέση με τον αντίστοιχο κίνδυνο (1,10) του δεύτερου.

Ο δείκτης **Treynor** είναι σύμφωνος με την επικρατούσα άποψη ότι καλώς τα διαφοροποιημένα χαρτοφυλάκια εμφανίζουν μόνο συστηματικό κίνδυνο, αφού η διαφοροποίηση εξαλείφει παντελώς τον μη συστηματικό κίνδυνο. Η μόνη διαφορά του δείκτη **Sharpe** από τον δείκτη **Treynor** είναι ο παρονομαστής. Ο **Sharpe** αντικατέστησε τον συστηματικό κίνδυνο βήτα με τον συνολικό κίνδυνο του χαρτοφυλακίου. Το βασικό μειονέκτημα του δείκτη **Jensen**, ο οποίος βασίζεται στην χρήση του **CAPM**, είναι ότι προϋποθέτει ότι η αγορά βρίσκεται σε κατάσταση ισορροπίας.

Εν συνεχεία, κατατάσσονται τα τέσσερα Αμοιβαία Κεφάλαια προσαρμόζοντας τα στον κίνδυνο της αγοράς (τυπική απόκλιση των αποδόσεων της αγοράς 17%). Η

προσαρμογή στον κίνδυνο προέρχεται από τις αποτιμήσεις της αγοράς. Τα προσαρμοζόμενα προεξοφλητικά επιτόκια, επιδρούν στις αξίες των αξιόγραφων και των λοιπών επενδυτικών περιουσιακών στοιχείων (Καραθανάσης 2002).

Πίνακας 1-4: Κατάταξη Αμοιβαίων Κεφαλαίων Βάσει της Προσαρμογής αυτών στον Κίνδυνο της Αγοράς

Αμοιβαίο Κεφάλαιο	Προσαρμογή στον Κίνδυνο της Αγοράς	
	Τιμή	Κατάταξη
A	13,74%	1
B	13,69%	2
Γ	11,88%	4
Δ	12,21%	3

Πηγή: Sharpe W.F., and G.J. Alexander, J.V. Bailey.(1999), Investments, sixth ed., Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο: ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1 Η ΔΟΜΗ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

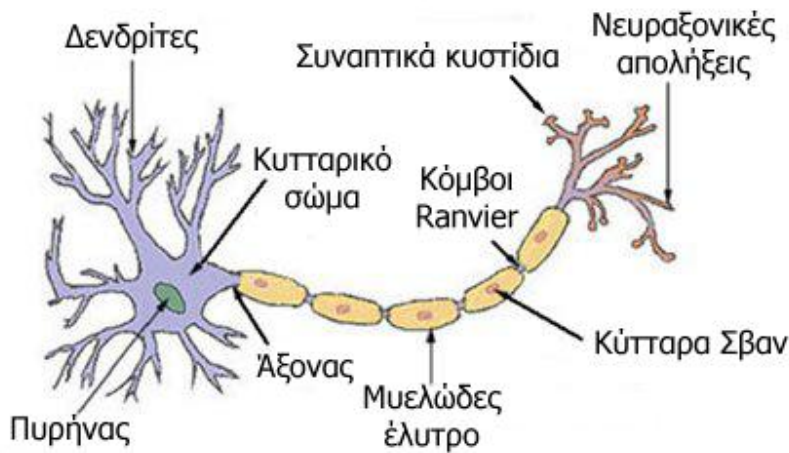
2.1.1 Η Δομή του Βιολογικού Νευρώνα

Ο νευρώνας αποτελεί την βασική μονάδα δόμησης του εγκεφάλου, ο οποίος αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων. Υπάρχουν περίπου **100** διαφορετικές κατηγορίες νευρώνων. Κάθε νευρώνας συνδέεται με πολλούς άλλους νευρώνες με συνδέσεις που ονομάζονται συνάψεις. Ο αριθμός των συνάψεων δεν είναι σταθερός, αλλά υπολογίζεται ότι κάθε νευρώνας έχει κατά μέσο όρο **10⁴** συνάψεις. Ωστόσο, ορισμένοι νευρώνες έχουν μέχρι και **200.000** συνάψεις, όπως είναι αυτοί του τύπου **Purkinje** που βρίσκονται στην παρεγκεφαλίδα.

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. Η πάυση της αναπαραγωγής των νευρώνων πολύ νωρίς δεν ισχύει και για τις συνάψεις, αλλά συμβαίνει ακριβώς το αντίθετο. Καθ' όλη τη διάρκεια ζωής ενός οργανισμού, οι συνάψεις βρίσκονται σε μια δυναμική ισορροπία, δημιουργούνται καινούριες και καταστρέφονται παλιές. Η δημιουργία των νέων συνάψεων γίνεται όταν ο εγκέφαλος αποκτά περισσότερες εμπειρίες από το περιβάλλον, μαθαίνει, αναγνωρίζει, κατανοεί. Από την άλλη πλευρά οι σοβαρές ασθένειες της προχωρημένης ηλικίας προέρχονται κυρίως από τη μεγάλη καταστροφή των συνάψεων στα νευρωνικά δίκτυα του κεντρικού νευρικού συστήματος και όχι τόσο από την καταστροφή των νευρώνων.

Η λειτουργία του νευρώνα σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι να λαμβάνει όλα τα σήματα που έρχονται από τους άλλους νευρώνες ή από εξωτερικά ερεθίσματα, να τα επεξεργάζεται και να μεταδίδει περαιτέρω το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες. Η ακολουθία αυτή συνεχίζεται έτσι ώστε ένα σήμα να μεταδίδεται μέσω ενός τεράστιου αριθμού νευρώνων προς τον εγκέφαλο. Αναφερόμαστε σε σήματα ηλεκτρικής μορφής και είναι της τάξης μερικών **mVolt**.

Στο Σχήμα 2-1 παρουσιάζουμε τα διάφορα μέρη που απαρτίζουν ένα νευρώνα. Τοπ κύριο κορμό του νευρώνα αποτελεί το σώμα, εντός του οποίου βρίσκεται ο πυρήνας του κυττάρου.



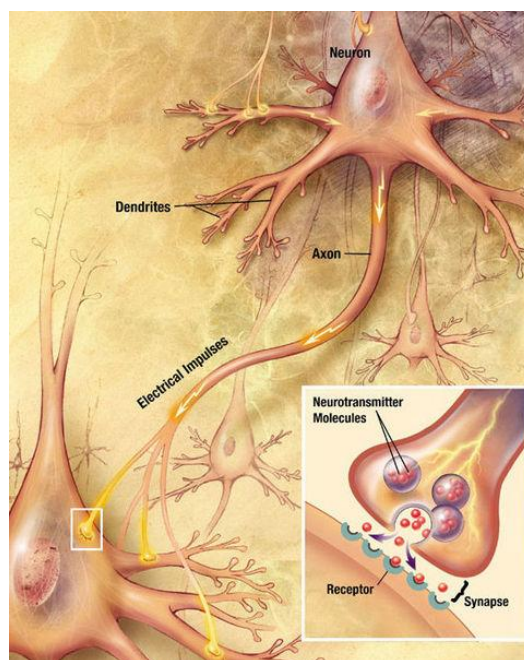
Σχήμα 2- 1: Η Δομή του Νευρώνα

Πηγή: Δημοσθένης Καρροφύλλης, Βιολογία - Νευρικό σύστημα. Ενότητα: Περιφερικό νευρικό σύστημα.

Ο άξονας είναι μια μεγάλη επέκταση από το σώμα και εφάπτεται με άλλους νευρώνες. Συνήθως, ο άξονας περιβάλλεται από μια ουσία που λέγεται μυελίνη, ενώ υπάρχουν και άλλοι άξονες που είναι τελείως ακάλυπτοι. Ο άξονας αυτός είναι μοναδικός και ο ρόλος του είναι να μεταδίδει σήματα σε άλλους νευρώνες, δηλαδή να στέλνει τα εξερχόμενα σήματα. Τέλος, υπάρχουν οι λεπτές επεκτάσεις που μοιάζουν με διακλαδώσεις δένδρου και ονομάζονται δενδρίτες. Οι δενδρίτες κάνουν και αυτοί επαφή με άλλους νευρώνες και δέχονται τα εισερχόμενα σήματα. Το μήκος των νευρώνων ποικίλει, καθώς μερικοί μπορεί να έχουν μήκος μερικά μικρόμετρα (μm), και άλλοι μπορεί να φτάνουν το **1m**.

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 εξίσου περίπλοκες διεργασίες κατά τη μετάδοση του σήματος. Η σύναψη δημιουργείται στα σημεία που εφάπτονται οι δενδρίτες. Στο σημείο της επαφής υπάρχει ένα κενό, το συναπτικό χάσμα, το οποίο είναι της τάξης του **0.01 μm** . Η μεμβράνη του πρώτου νευρώνα που στέλνει το σήμα, ονομάζεται προ-συναπτική μεμβράνη, ενώ αυτή του δεύτερου νευρώνα (δέκτη) ονομάζεται μετα-συναπτική μεμβράνη. Στην άκρη κάθε διακλάδωσης σχηματίζεται ένα μικρό προεξόγκωμα, το οποίο εκρέει χημικούς μεταβιβαστές, οι οποίοι διαπερνούν το συναπτικό χάσμα κι έτσι φτάνουν στον άλλο νευρώνα. Στο Σχήμα 2-2 φαίνεται σε μεγέθυνση η δομή της σύναψης.

Από τα συναπτικά κυστίδια (**synaptic vesicles**), που βρίσκονται στην άκρη του άξονα, ελευθερώνονται οι νευρομεταβιβαστές. Οι νευρομεταβιβαστές διαπερνούν το συναπτικό χάσμα κι έτσι φθάνουν στον δενδρίτη του άλλου νευρώνα. Πρόκειται για περίπλοκα μόρια, πάνω από **50** διαφορετικά είδη, τα οποία συμμετέχουν στις χημικές αντιδράσεις που γίνονται μέσα στο κύτταρο. Μερικοί νευρομεταβιβαστές είναι πολύ γνωστοί, όπως η ντοπαμίνη, η έλλειψη της οποίας προκαλεί την ασθένεια **Parkinson**, η σεροτονίνη και η ακετυλοχολίνη που σχετίζονται με τη μνήμη και τη μάθηση. Η έλλειψη των τελευταίων προκαλούν την ασθένεια **Alzheimer**.



Σχήμα 2- 2: Οι Συνάψεις

Πηγή: **Haykin S.,(1994),Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y**

Μερικοί νευρομεταβιβαστές είναι διεγερτικοί, όπως η γλουταμίνη και η ασπαρτίνη, ενώ άλλοι είναι ανασταλτικοί, όπως η γλυκίνη. Καθώς ελευθερώνονται οι νευρομεταβιβαστές από ένα νευρώνα και φθάνουν σε έναν άλλο, μέσω της σύναψης, επηρεάζεται η μεμβράνη του αποδέκτη-νευρώνα και αλλάζει η κατάστασή του, ως προς το σήμα που θα στείλει ακολούθως αυτός ο νευρώνας. Παρατηρούμε ότι η σύναψη είναι ουσιαστικά η αιτία της αλλαγής του δυναμικού στη μετά-συναπτική μεμβράνη, η οποία είναι χημικής και όχι ηλεκτρικής μορφής. Θα μπορούσαμε πειραματικά να μετρήσουμε ένα

ηλεκτρικό σήμα που μεταδίδεται σε ένα νευρώνα κάνοντας μια επαφή με ένα μικροηλεκτρόδιο.

Η ταχύτητα των ηλεκτρικών παλμών στους απλούς νευρώνες κυμαίνεται από **10-20m/sec**, ενώ σε αυτούς που οι άξονες είναι καλυμμένοι με μυελίνη, η ταχύτητα φτάνει ως και τα **100 m/sec**.

2.1.2 Η λειτουργία του νευρώνα

Υπάρχουν δυο και μόνο δυνατές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί ένας νευρώνας, η ενεργή και η μη-ενεργός κατάσταση. Όταν ο νευρώνας βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση σημαίνει ότι συμμετέχει στη διαδικασία λήψης και εκπομπής σήματος, ενώ όταν βρίσκεται σε μη-ενεργή κατάσταση σημαίνει ότι είναι σε αδράνεια.

Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, παράγει ένα ηλεκτρικό σήμα (παλμό), το οποίο κάθε φορά έχει τα ίδια χαρακτηριστικά και είναι ίδιο για όλους. Το ηλεκτρικό ρεύμα διατρέχει τον άξονά του και έχει διάρκεια της τάξης του **msec** και ένταση της τάξης μερικών **mVolt**. 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**.

Αν κάποια σήματα καταφθάσουν σε ένα νευρώνα την ίδια δεδομένη στιγμή, αθροίζονται τα ηλεκτρικά δυναμικά τους. Εάν το άθροισμα των σημάτων φθάσει ή ξεπεράσει μια δεδομένη τιμή ('κατώφλι'), τότε ο νευρώνας εγείρεται και πυροδοτεί, δηλαδή στέλνει μέσω του άξονα του ένα παλμό. Σε αντίθετη περίπτωση ο νευρώνας παραμένει αδρανής.

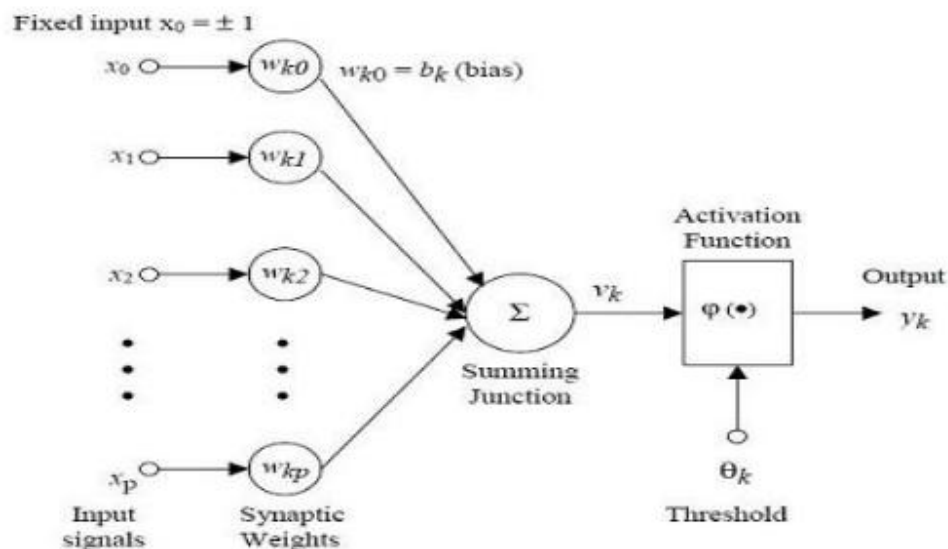
Εάν συμβολίσουμε την τιμή του κατώφλιου με θ , τότε το εισερχόμενο σήμα μπορεί να είναι διεγερτικό ή ανασταλτικό. Στην πρώτη περίπτωση το σήμα είναι θετικό και κάνει το δυναμικό του νευρώνα να πλησιάσει το θ . Στη δεύτερη περίπτωση, συμβαίνει το αντίθετο, δηλαδή το σήμα είναι αρνητικό και το δυναμικό του νευρώνα απομακρύνεται από το θ . Το τελικό αποτέλεσμα εξαρτάται από τη συνάρτηση κατώφλιου. Ανάλογα με το αν το σήμα ξεπέρασε ή όχι την τιμή κατώφλιου, συνεχίζει την πορεία του προς τους άλλους νευρώνες του συστήματος, ενώ απομακρύνεται από το σώμα του συγκεκριμένου κυττάρου.

2.2 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Σύμφωνα με τον **Haykin S. (1999)**, το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους, διασυνδεδεμένους μεταξύ τους που στόχος τους είναι η επίλυση ενός υπολογιστικού προβλήματος. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθεί να προσομοιώσει και αποτελείται από τους άξονες για τις εισόδους, τις συνάψεις, το σώμα και τους άξονες για τις εξόδους (**Zhang & Huang, 1995; Smith, 1999**).

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από απλούς νευρώνες, συνδεδεμένους μεταξύ τους. Οι νευρώνες δέχονται στοιχεία είτε από άλλους νευρώνες είτε από το περιβάλλον (Διαμαντάρας, 2007).

Υπάρχουν τρία είδη νευρώνων οι νευρώνες εισόδου, οι νευρώνες εξόδου και τέλος οι υπολογιστικοί νευρώνες. Οι πρώτοι ,δηλαδή οι νευρώνες εισόδου, δεν έχουν υπολογιστική δράση, απλά υποδέχονται τις πληροφορίες από το περιβάλλον. Στη συνέχεια παρεμβάλλονται οι υπολογιστικοί νευρώνες, οι οποίοι υπολογίζουν το ολικό άθροισμα των γινομένων των πληροφοριών και τέλος οι νευρώνες εξόδου, διοχετεύουν πληροφορίες στο περιβάλλον (**Haykin, 1999**). Στο σχήμα που ακολουθεί παρατίθεται η μορφή ενός τοπικού τεχνητού νευρώνα.



Σχήμα 2- 3: Το μη-γραμμικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα

Πηγή: http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter24.htm

Συμπερασματικά μπορεί να ειπωθεί ότι ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας, που είναι θεμελιώδης για την λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου. Το παραπάνω σχήμα έδειξε το μοντέλο ενός τυπικού νευρώνα. Τα τρία βασικά στοιχεία αυτού του μοντέλου είναι τα ακόλουθα (**Hagan et al., 1996**):

1. Ένα σύνολο από συνδετικούς κρίκους. Καθένα από αυτά χαρακτηρίζεται από μια δύναμη. Συγκεκριμένα, ένα σήμα x_j στην είσοδο της σύναψης j που συνδέεται στον νευρώνα k , πολλαπλασιάζεται με το συνοπτικό βάρος w_{kj} . Το βάρος w_{kj} είναι θετικό αν ωθείτε ο νευρώνας να αποκριθεί στη διέγερση και αρνητικό αν η σύναψη είναι απαγορευτική, αν δηλαδή ο νευρώνας αποτρέπεται να παράγει μια απόκριση.
2. Έναν αθροιστή, για την πρόσθεση των σημάτων εισόδου, τα οποία παίρνουν βάρος από την αντίστοιχη σύναψη.
3. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τη μείωση του εύρους της εξόδου του νευρώνα. Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός νευρωνικού δικτύου δομούνται, συνδέεται άμεσα με τον τρόπο εκμάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση. Σαν μπροστινή τροφοδότηση, αναφέρονται τα δίκτυα, στα οποία τα σήματα κατευθύνονται από την είσοδο στην έξοδο (**Hagan et al., 1996**).

Οι εξελίξεις στο πεδίο των νευρωνικών δικτύων έχουν εξεταστεί από αρκετούς συγγραφείς και από διάφορες οπτικές γωνίες. Οι **Wong et al. (1995,1998)** κατηγοριοποίησαν την διαθέσιμη βιβλιογραφία, χρησιμοποιώντας τον αριθμό των δημοσιεύσεων, σε κάθε περιοχή, για τον εντοπισμό προηγούμενης έρευνας και τις τάσεις στην εφαρμογή και προσδιόρισαν τις μελλοντικές κατευθύνσεις.

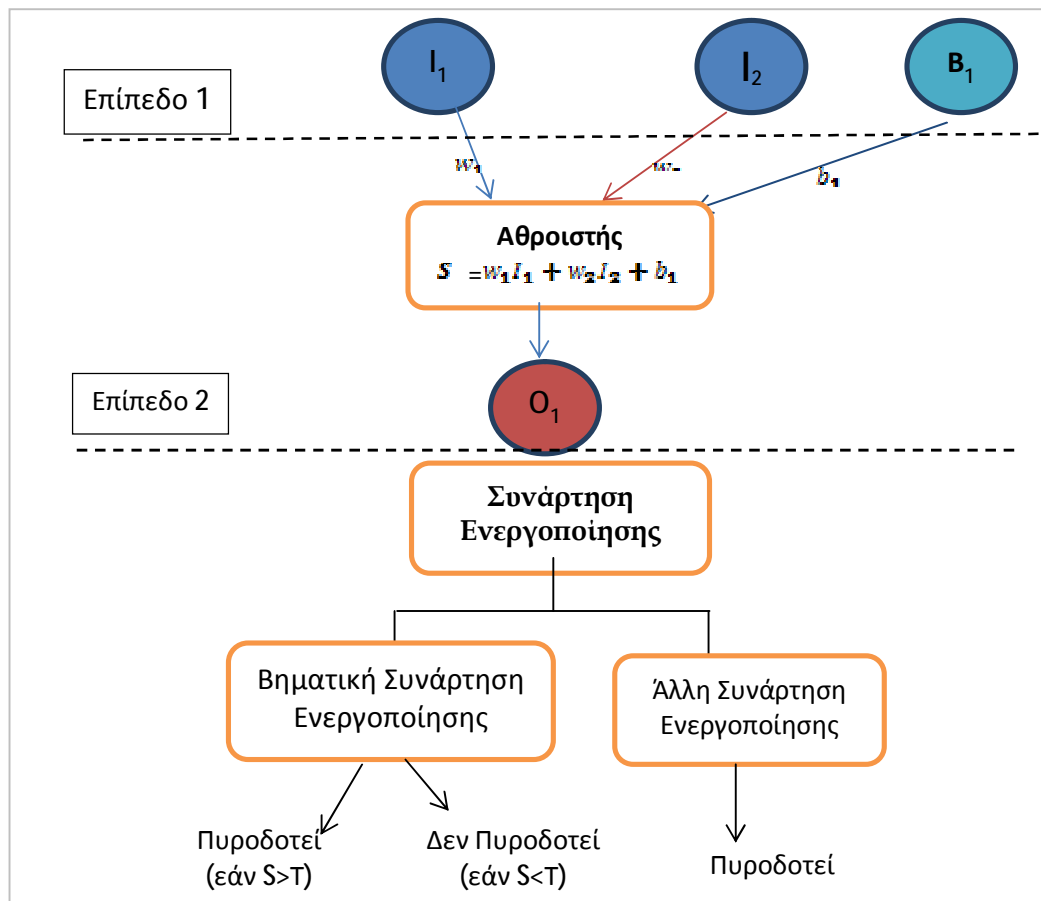
Οι **Sharda (1994)** και **Ignizio** και **Burke (1996)** μελέτησαν τις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στο πεδίο της πρόγνωσης, της πρόβλεψης και της λειτουργίας. Ο **Smith (1999)** ερευνήσε την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων σε προβλήματα της συνδυαστικής βελτιστοποίησης.

Οι **Zhang** και **Huang (1995)** μελέτησαν τις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στον τομέα της μεταποίησης. Σε μία προηγούμενη ειδική έκδοση της Πληροφορικής και Επιχειρησιακής Έρευνας από τους **Ignizio** και **Burke (1996)** παρουσιάστηκαν επίσης μερικές

ενδιαφέρουσες εξελίξεις στη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης και του εξελικτικού προγραμματισμού, για την επίλυση προβλημάτων της επιχειρησιακής έρευνας.

2.3 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Ένα τεχνητό δίκτυο αποτελείται από έναν αριθμό στοιχείων, τους νευρώνες, οι οποίοι μπορεί να είναι νευρώνες εισόδου, υπολογιστικοί ή κριμένοι νευρώνες είτε νευρώνες εξόδου. Σε κάθε νευρώνα (εξόδου) καταφθάνει ένας αριθμός σημάτων από διαφορετικούς νευρώνες. Κατόπιν, ο νευρώνας εξόδου θα δώσει ένα αποτέλεσμα ανάλογα με την *συνάρτηση ενεργοποίησης*, είτε δεν θα πυροδοτήσει είτε θα πυροδοτήσει, οπότε η έξοδος αποτελεί συνάρτηση των σημάτων εισόδου.



Σχήμα 2- 4: Το Υπόδειγμα ενός Τεχνητού Νευρώνα

Πηγή: Haykin S.,(1994),*Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y*

Στο Σχήμα 2-10 παρουσιάζεται ένα νευρωνικό δίκτυο με τα βασικά του στοιχεία. Βλέπουμε δηλαδή δυο εισερχόμενα σήματα (I) και ένα κεντρικό νευρώνα ή νευρώνα εξόδου (O_1). Κάθε εισερχόμενο σήμα I_i συνδέεται με τον κεντρικό νευρώνα (O_1) με μια στάθμιση w_i . Ο αισθητήρας έπειτα αθροίζει τα γινόμενα αυτά για όλους τους n όρους (όπου n είναι ο αριθμός των εισόδων). Επίσης, βλέπουμε ότι ο κεντρικός νευρώνας (O_1) έχει και ένα εσωτερικό βάρος (B_1) που το επηρεάζει, οποίος λέγεται ‘προδιάθεση’ ή ‘παράγων προδιάθεσης’ του νευρώνα (**bias**). Ο παράγων προδιάθεσης πολλαπλασιάζεται πάντα με τη μονάδα όταν πρόκειται να ληφθεί υπόψη για το εξερχόμενο σήμα. Έτσι, λοιπόν στην εξίσωση, η σταθμισμένη τιμή των σημάτων θα είναι

$$S = b_1 + \sum_{i=1}^n w_i I_i \quad 2.1$$

Κατόπιν, η πυροδότηση του νευρώνα εξόδου εξαρτάται από το είδος της συνάρτησης ενεργοποίησης. Συγκεκριμένα, εάν η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η βηματική (Σχέση 2.1), τότε η πυροδότηση του κεντρικού νευρώνα εξαρτάται από την τιμή του κατωφλιού T . Εάν δηλαδή η τιμή S των σταθμισμένων εισερχόμενων σημάτων είναι χαμηλότερη της τιμής κατωφλιού, τότε δεν θα έχουμε πυροδότηση του νευρώνα εξόδου, ενώ σε αντίθετη περίπτωση θα έχουμε πυροδότηση του νευρώνα.

$$f(S) = \begin{cases} 0, & S < T \\ 1, & S \geq T \end{cases} \quad 2.2$$

Εάν τώρα η συνάρτηση ενεργοποίησης δεν είναι η βηματική, τότε δεν θα υπάρχει τιμή του κατωφλιού. Τέτοιες συναρτήσεις είναι η σιγμοειδής συνάρτηση και η συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης.

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-S}} \quad 2.3$$

$$f(S) = \frac{e^{2S} - 1}{e^{2S} + 1} \quad 2.4$$

Αυτές οι συναρτήσεις είναι μη-γραμμικές, διότι η έξοδος δεν πρέπει να είναι ευθέως ανάλογη με την είσοδο.

2.3.1 Η Αρχιτεκτονική των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

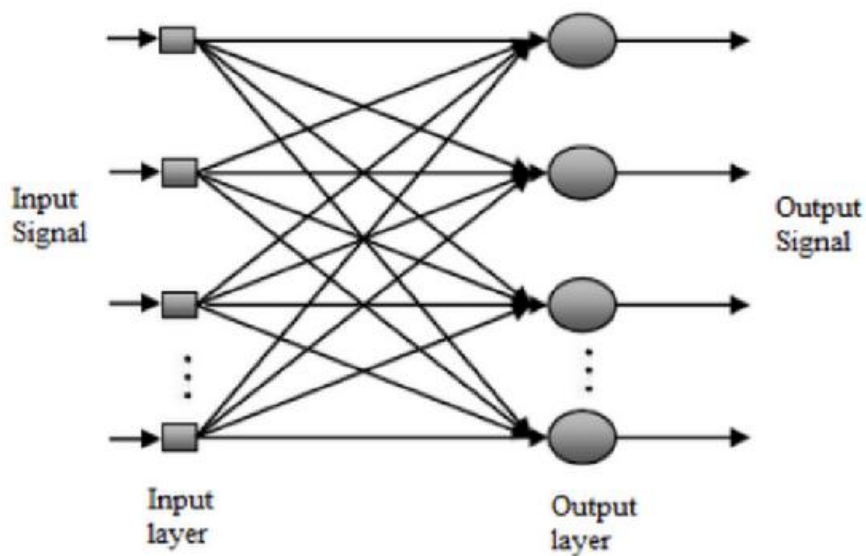
Στο τυπικό νευρωνικό δίκτυο, όπως προαναφέρθηκε, υπάρχουν τρία στρώματα, το στρώμα εισόδου, το κρυμμένο στρώμα και το στρώμα εξόδου. Όλα αυτά τα στρώματα συνδέονται και η αρχιτεκτονική των σχεδίων των νευρωνικών δικτύων, είναι και η ίδια από μόνη της ένας αξιόλογος τομέας έρευνας.

Η τοπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των νευρωνικών δικτύων και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δύο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι το *πλήθος των επιπέδων (layers)* και οι *συνδέσεις* μεταξύ των νευρώνων. Το τρίτο χαρακτηριστικό, το οποίο σχετίζεται με τον τρόπο κατά τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες, είναι ο *αλγόριθμος μάθησης* που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Οι βασικές κατηγορίες στις οποίες μπορούμε να κατατάξουμε τα νευρωνικά δίκτυα ανάλογα με το πλήθος των επιπέδων τους είναι δυο και περιγράφονται αναλυτικά παρακάτω.

1. Μονοεπίπεδα Νευρωνικά δίκτυα.

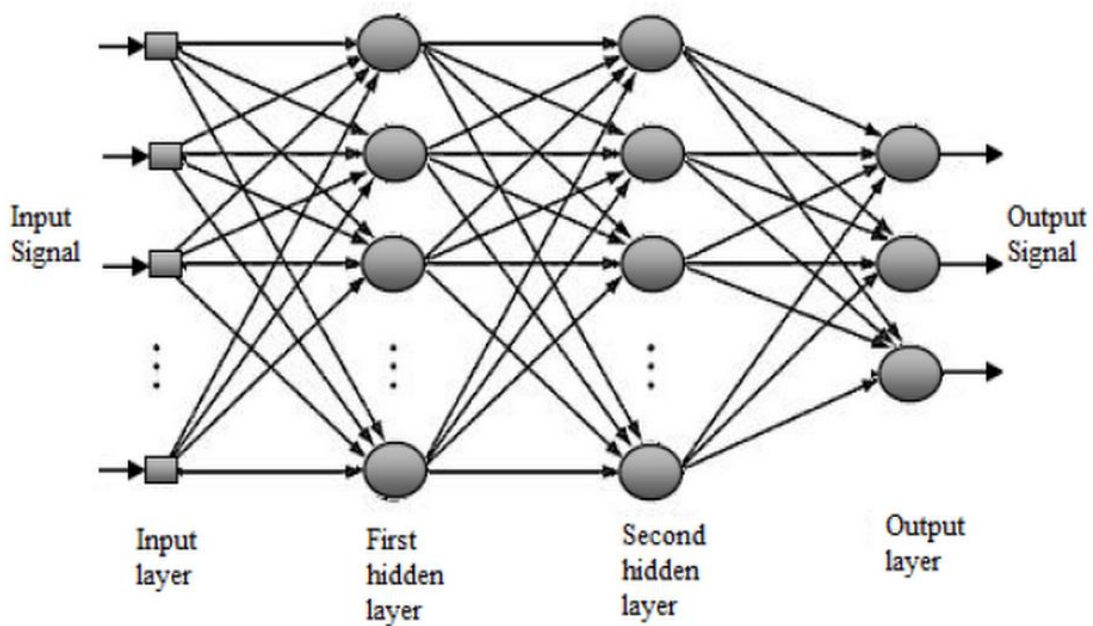
Το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο είναι το Μονοεπίπεδο. Είναι το δίκτυο που αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου το οποίο προβάλλεται στους νευρώνες του επιπέδου εξόδου, αλλά όχι αντίστροφα. Ένα τέτοιο νευρωνικό δίκτυο είναι αυστηρά τύπου πρόσθιας τροφοδότησης και καλείται τεχνικό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου. Τα νευρώνια του στρώματος εισόδου που φαίνονται στα αριστερά του σχήματος 2-5 εργάζονται μόνο για το μοίρασμα των τιμών εισόδου, δεν εκτελούν υπολογισμούς. Οι υπολογισμοί πραγματοποιούνται στο επίπεδο εξόδου όπου ο κάθε νευρώνας παράγει ένα άθροισμα από τις τιμές εισόδου του δικτύου που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αντίστοιχα βάρη.



Σχήμα 2- 5: Μονοεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο.

2. Πολυεπίπεδα Νευρωνικά Δίκτυα

Η επόμενη και πιο σύνθετη κατηγορία δικτύων είναι τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα. Όπως είναι φυσικό μεγαλύτερα και περισσότερο πολύπλοκα δίκτυα, προσφέρουν μεγαλύτερη ικανότητα υπολογισμών. Τα πολυεπίπεδα δίκτυα έχει αποδειχθεί ότι έχουν ικανότητες πέρα από αυτές των μονόστρωματικών δικτύων και στα πρόσφατα χρόνια έχουν αναπτυχθεί αλγόριθμοι για την εκπαίδευσή τους. Τα πολυστρωματικά δίκτυα μπορούν να σχηματιστούν από ομάδες μονόστρωματικών δικτύων, όπου η έξοδος ενός στρώματος αποτελεί την είσοδο του επόμενου στρώματος. Τα επίπεδα (στρώματα) που παρεμβάλλονται μεταξύ του στρώματος εισόδου και εξόδου ονομάζονται κρυφά επίπεδα.



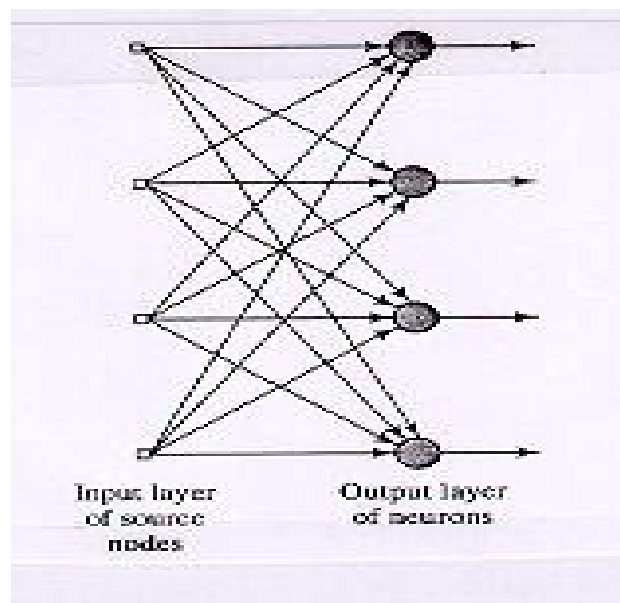
Σχήμα 2- 6: Πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο.

Η επιλογή του αριθμού των κρυφών επιπέδων είναι γενικά ένας συμβιβασμός μεταξύ της πολυπλοκότητας του προβλήματος και του υπολογιστικού φόρτου. Τα πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται με επιβλεπόμενο τρόπο με ένα δημοφιλή αλγόριθμο γνωστό ως αλγόριθμο *οπισθοδιάδοσης σφάλματος* (**Error Back Propagation, BP**). Στη διαδικασία της εκπαίδευσης διακρίνονται δυο φάσεις :

- Εμπρόσθια σάρωση (**forward pass**) κατά την οποία υπολογίζεται η έξοδος του δικτύου για κάθε είσοδο.
- Ανάστροφη σάρωση (**backward pass**) κατά την οποία ανανεώνονται τα βάρη του δικτύου. Η πραγματική έξοδος της προηγούμενης φάσης συγκρίνεται με την επιθυμητή, δίνοντας το σφάλμα που αντιστοιχεί σε κάθε κόμβο εξόδου. Με κατάλληλο τρόπο τα σφάλματα αυτά μεταφέρονται προς τα πίσω συμβάλλοντας στην ανανέωση των βαρών.

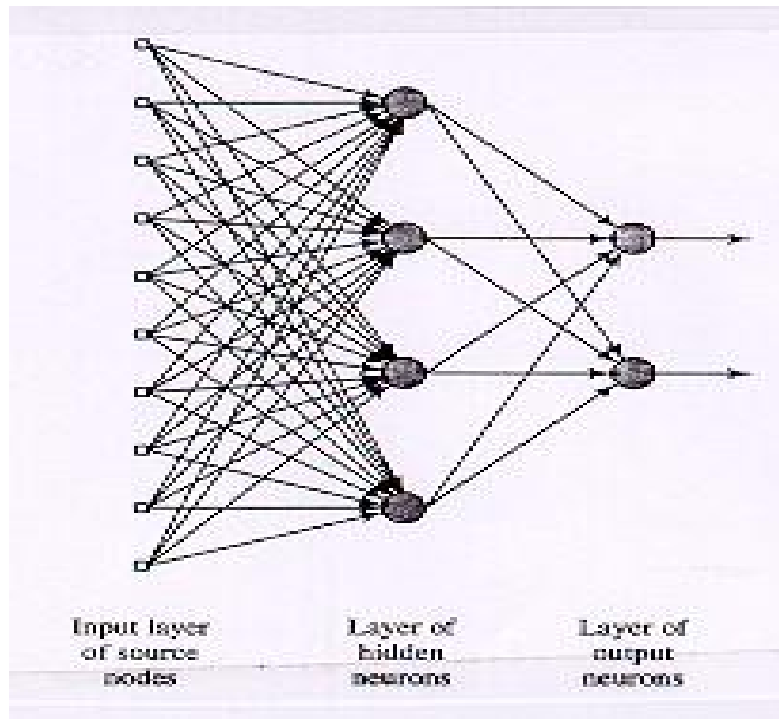
Η άλλη κατηγορία διάκρισης σχετικά με την αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων μπορεί να γίνει αναφορικά με τη σύνδεσή μεταξύ των επιπέδων τους. Καθορίζονται έτσι τα συνδεδεμένα και τα μερικώς συνδεδεμένα νευρωνικά δίκτυα, τα δίκτυα με απλή τροφοδότηση και τα δίκτυα με ανατροφοδότηση.

Στα **πλήρως συνδεδεμένα** νευρωνικά δίκτυα κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Αντίθετα στα **μερικώς συνδεδεμένα** νευρωνικά δίκτυα υπάρχουν νευρώνες που δε συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Χαρακτηριστικών των **δικτύων με απλή τροφοδότηση** είναι ότι δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου, δεν υπάρχει δηλαδή ανατροφοδότηση της εξόδου ενός νευρώνα προς τους νευρώνες από τους οποίους επηρεάζεται άμεσα ή έμμεσα. Με άλλα λόγια, οι υπολογισμοί πραγματοποιούνται από την είσοδο με κατεύθυνση προς την έξοδο. Τέλος **δίκτυα με ανατροφοδότηση** καλούνται εκείνα τα δίκτυα στα οποία υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου. Αξίζει να αναφερθεί ότι η απλούστερη και ευρύτερα χρησιμοποιούμενη κατηγορία τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι τα δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης.



Σχήμα 2- 7: Εμπρόσθιας-Τροφοδότησης δίκτυο με ένα επίπεδο νευρώνων.

Πηγή: http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter24.htm

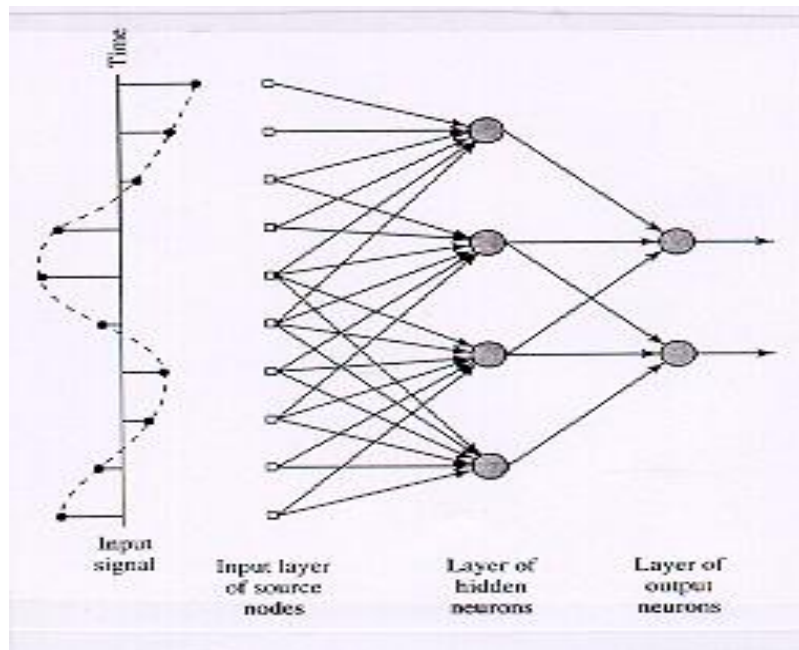


Σχήμα 2- 8: Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.

Πηγή: http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter24.htm

Το παραπάνω σχήμα παρουσιάζει ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο έχει δέκα εισόδους, ένα κρυφό επίπεδο με τέσσερις κόμβους ενώ το επίπεδο εξόδου έχει δύο κόμβους. Γενικά, ένα πολυεπίπεδο δίκτυο εμπρός τροφοδότησης με p εισόδους, m κρυφά επίπεδα με $h_j, j=1, \dots, m$ κόμβους ανά επίπεδο και n κόμβους εξόδου, συμβολίζεται σαν: $p-h_1, h_2, \dots, h_m-n$ (Haykin, 1994).

Αντίθετα στο σχήμα 2.10 έχουμε ένα μερικώς συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο.



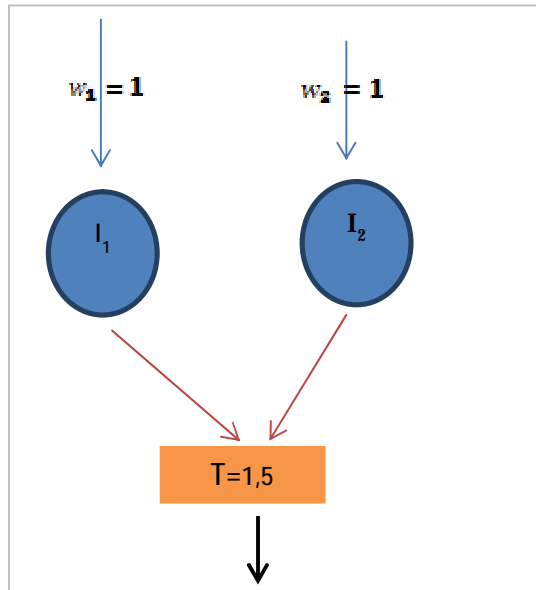
Σχήμα 2- 9: Μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης.

Πηγή: http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter24.htm

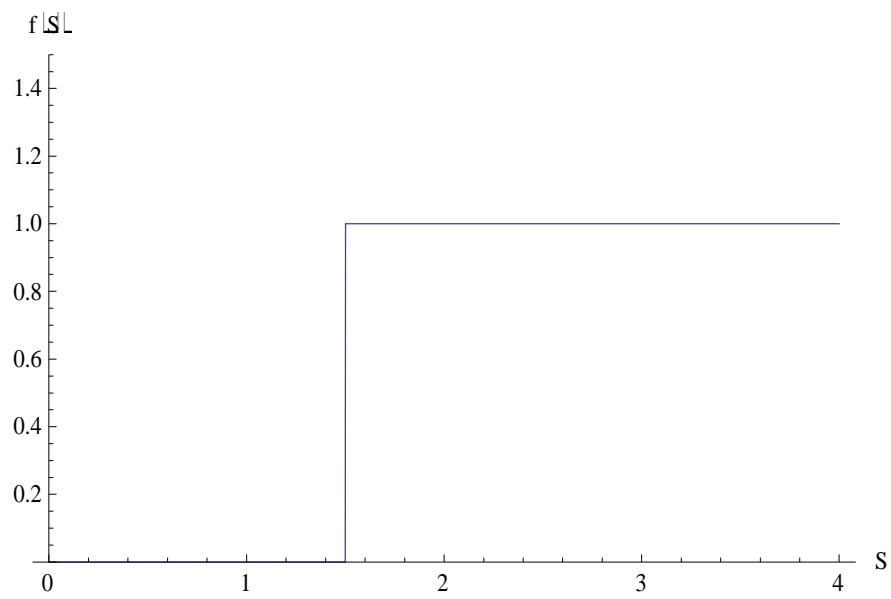
2.3.2 Η Εκτίμηση ενός Νευρωνικού Δικτύου

Στο σχήμα 2-11 απεικονίζεται ένα δίκτυο αποτελούμενο από δυο κόμβους: εισόδου και εξόδου. Το εν λόγω δίκτυο περιγράφει την λογική συνάρτηση **AND** της οποίας οι τιμές παρουσιάζονται στον Πίνακα 2-1. Από τα στοιχεία του πίνακα, προκύπτει ότι προκειμένου η συνάρτηση να λάβει την τιμή **1** θα πρέπει αμφότερα τα ορίσματα της να ικανοποιούνται (δηλαδή οι τιμές για κάθε εισοδο να είναι **1**).

Γίνεται η υπόθεση ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η βηματική συνάρτηση με $T=1,5$. Στους δυο νευρώνες εισόδου εισέρχεται ένα σήμα και εξέρχεται από τον νευρώνα εξόδου. Για παράδειγμα, εάν οι τιμές εισόδου είναι $I_1=0$, και $I_2=1$, τότε (βάσει των τιμών των βαρών) δεν θα πυροδοτήσει ο νευρώνας διότι η τιμή του τελικού σήματος είναι χαμηλότερη της τιμής του κατωφλιού $T=1,5$.



Σχήμα 2- 10: Το Δίκτυο για την Συνάρτηση AND



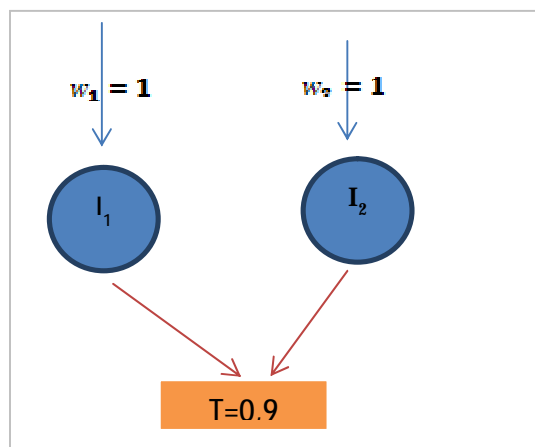
Σχήμα 2- 11: Η Βηματική Συνάρτηση με τιμή Κατωφλιού $T=1,5$

Πίνακας 2- 1: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης AND

Είσοδος 1	Είσοδος 2	Έξοδος 1
0	0	0
0	1	0
0	0	0
1	1	1

Πηγή: **Haykin S.,(1994), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y**

Στον Σχήμα 2-13 παρουσιάζεται η δομή ενός απλού δικτύου για την συνάρτηση **OR**. Οι τιμές της συνάρτησης δίνονται στον Πίνακα 2-2. Η δομή του δικτύου είναι η ίδια όπως και στην συνάρτηση **AND**, με την μόνη διαφορά ότι στην βηματική συνάρτηση η τιμή του κατωφλιού είναι μικρότερη, δηλαδή **T=0.9**. Έτσι εάν οι τιμές εισόδου **I₁= 0**, και **I₂=1**, τότε σε αυτή την περίπτωση (βάσει των τιμών των βαρών) ο νευρώνας θα πυροδοτήσει διότι η τιμή του τελικού σήματος είναι $1[(I_1 \times W_1) + (I_2 \times W_2) = (0 \times 1) + (1 \times 1)]$, δηλαδή υψηλότερη της τιμής του κατωφλιού **0,9**.



Σχήμα 2- 12: Το Δίκτυο για την Συνάρτηση OR

Πηγή: **University of Macedonia.(2012), Το δίκτυο της συνάρτησης OR ai.uom.gr/Courses/AdvancedNeuralNetworks/.../NeuralNetworksAll.pdf**

Πίνακας 2- 2: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης OR

Είσοδος 1	Είσοδος 2	Έξοδος 1
0	0	0
0	1	1
0	0	1
1	1	1

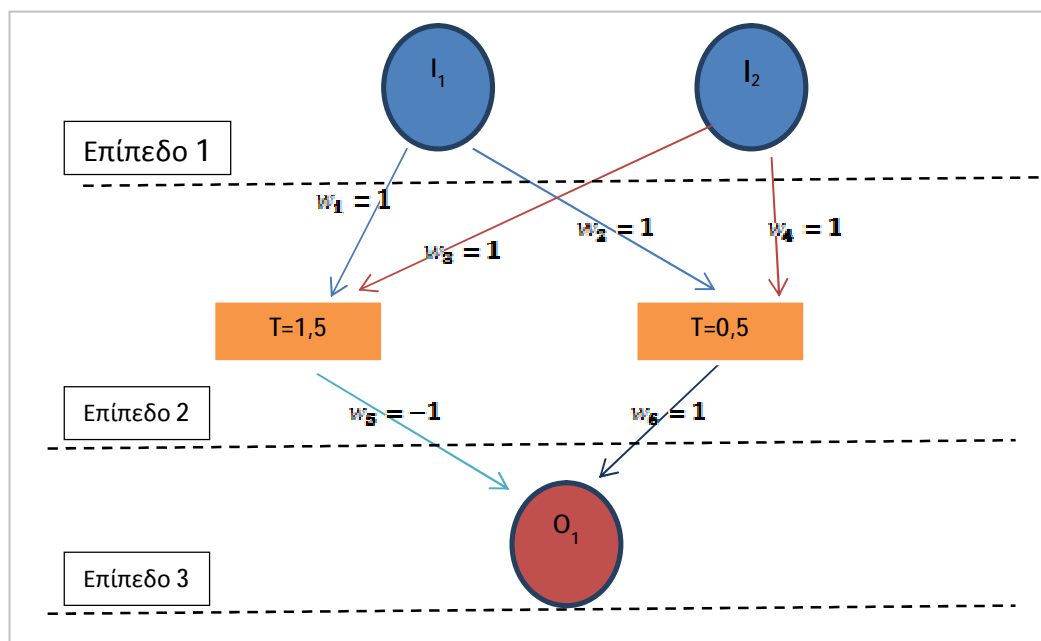
Πηγή: Haykin S.,(1994), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y

Παρατίθεται ακολούθως η περίπτωση της συνάρτησης της αποκλειστικής διάζευξης, της οποίας ο πίνακας αληθείας παρουσιάζεται στον Πίνακα 2-3. Παρατηρείται ότι προκειμένου η παραπάνω συνάρτηση να λάβει την τιμή **1** θα πρέπει οι τιμές εισόδου να είναι διαφορετικές. Το δίκτυο για την συνάρτηση αποκλειστικής διάζευξης παρουσιάζεται στο Σχήμα 2-14. Στη συνέχεια καταγράφεται η λειτουργία του εν λόγω δικτύου χρησιμοποιώντας ως τιμές εισόδου $I_1= 0$, και $I_2=1$. Το εισερχόμενο σήμα στην είσοδο **1** δεν θα προκαλέσει την πυροδότηση κάποιου ενδιάμεσου νευρώνα η σταθμισμένη τιμή του είναι $0[(I_1 \times W_1) = (0 \times 1)]$, δηλαδή χαμηλότερη και της τιμής του κατωφλιού **1,5** και της αντίστοιχης τιμής του **0,5**. Ωστόσο, το εισερχόμενο σήμα στην είσοδο **2** θα προκαλέσει την πυροδότηση του δεύτερου ενδιάμεσου νευρώνα, καθώς η σταθμισμένη τιμή του είναι $1[(I_2 \times W_2) = (1 \times 1)]$, δηλαδή χαμηλότερη της τιμής του κατωφλιού **1,5** αλλά υψηλότερη αντίστοιχης τιμής του **0,5**.

Πίνακας 2- 3: Πίνακας Αληθείας της Συνάρτησης Αποκλειστικής Διάζευξης

Είσοδος 1	Είσοδος 2	Έξοδος 1
0	0	0
0	1	1
0	0	1
1	1	0

Πηγή: **Haykin S.,(1994), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y**



Σχήμα 2- 13: Η Το Δίκτυο για την Συνάρτηση της Αποκλειστικής Διάζευξης

Πηγή: **Αργυράκης, Π.(2001), Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές, ΕΑΠ**

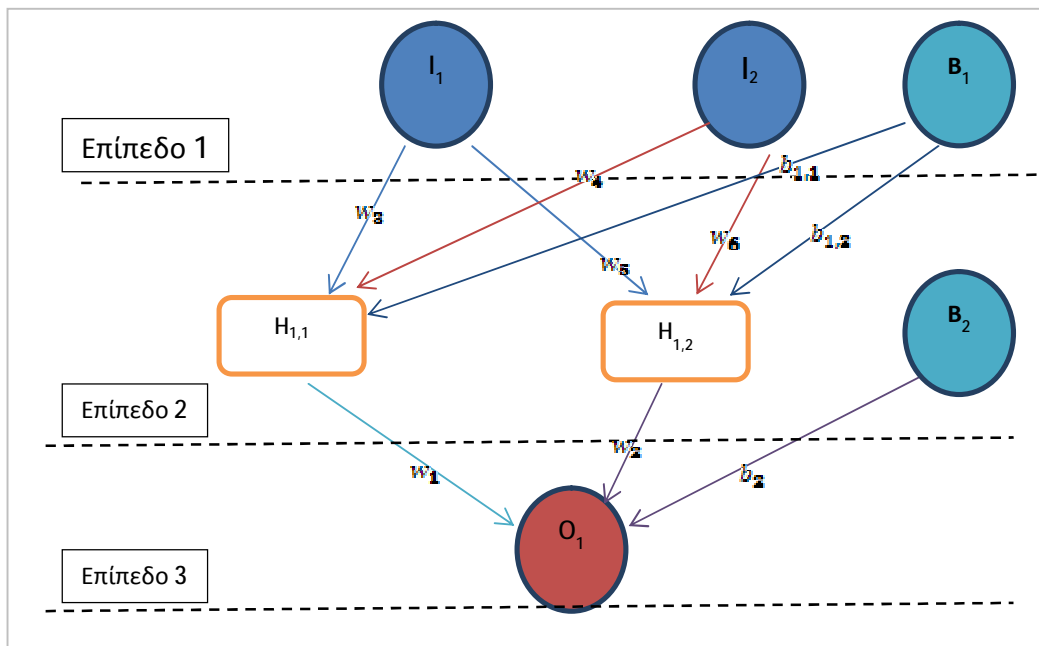
Εάν λοιπόν χρησιμοποιηθεί η σιγμοειδής συνάρτηση θα προκύψει:

$$O_1 = \frac{1}{1 + e^{-(w_1 I_1 + w_2 I_2 + w_3)}} = \frac{1}{1 + e^{-(0,5 \cdot 0 + 0,6 \cdot 1 + 0,7)}} = 0,7858 \quad 2.5$$

Έτσι λοιπόν στην περίπτωση του Σχήματος (2.14) προκύπτουν τα ακόλουθα

$$O_1 = f(w_1 I_1 + w_2 I_2 + b_1) \quad 2.6$$

Στο Σχήμα 2-15 εξετάζεται ένα πιο περίπλοκο δίκτυο, αποτελούμενο από τρία επίπεδα, με 9 διασυνδέσεις και δυο παράγοντες προδιάθεσης. Οι έξι διασυνδέσεις βρίσκονται μεταξύ του κρυφού επιπέδου 1 και του επιπέδου 2, και τρεις μεταξύ του επιπέδου 2 και του επιπέδου 3. Ο παράγων προδιάθεσης B_1 επηρεάζει το Επίπεδο 2, ενώ ο παράγων προδιάθεσης B_2 δεν επηρεάζει το Επίπεδο 2 αλλά επηρεάζει το Επίπεδο 3, δηλαδή το επίπεδο της εξόδου.



Σχήμα 2- 14: Η Συνδεσμολογία ενός Δικτύου με Τρία Επίπεδα

Πηγή: Haykin S., (1994), *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan Publishing Company, N.Y

Στον παρακάτω πίνακα δίνονται οι τιμές των σταθμίσεων, όπως αυτές έχουν προκύψει από την εκπαίδευση, του παραπάνω δικτύου.

Πίνακας 2- 4: Τιμές σταθμίσεων βάση δικτύου για την συνάρτηση της αποκλειστικής διάζευξης

Σταθμίσεις	Τιμές
w_1	10
w_2	10
b_1	-5
w_3	5
w_4	-6
$b_{1,1}$	-3
w_5	-6
w_6	6
$b_{1,2}$	3

Θα χρησιμοποιηθεί και πάλι η σιγμοειδής συνάρτηση για όλα τα επίπεδα. Αρχικά θα προσδιοριστούν οι τιμές των νευρώνων $H_{1,1}$ και $H_{1,2}$, οι οποίοι με την σειρά τους θα γίνουν οι εισοδοί για το O_1

$$H_{1,1} = \frac{1}{1 + e^{-(w_3 I_1 + w_4 I_2 + b_{1,1})}} = \frac{1}{1 + e^{-[(5x_0) + (-6x_1) + (-3x_1)]}} = \frac{1}{1 + e^9} = 0,0001 \quad 2.7$$

$$H_{1,2} = \frac{1}{1 + e^{-(w_5 I_1 + w_6 I_2 + b_{1,2})}} = \frac{1}{1 + e^{-[(-6x_0) + (6x_1) + (-3x_1)]}} = \frac{1}{1 + e^{-3}} = 0,9526 \quad 2.8$$

$$Q_1 = \frac{1}{1 + e^{-(w_1 H_{1,1} + w_2 H_{1,2} + b_2)}} = \frac{1}{1 + e^{-[(10 \times 0,0001) + (10 \times 0,9525) + (-5 \times 1)]}} = \frac{1}{1 + e^{-4,52}} = 0,9892 \quad 2.9$$

2.3.3 Οι Χρήσεις ενός Νευρωνικού Δικτύου

Υπάρχουν διάφορες χρήσεις ενός νευρωνικού δικτύου. Κατ' αρχάς, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη διαδικασία της **ταξινόμησης (classification)**. Για παράδειγμα, η Διεύθυνση χρηματοδοτήσεων μιας τράπεζας ενδιαφέρεται να κατατάξει τους πελάτες σε μια από τις τρεις κατηγορίες πελατών βάσει τριών χαρακτηριστικών: του εισοδήματος, της ηλικίας, και των ετών παραμονής σε μια συγκεκριμένη διεύθυνση. Εφ' όσον έχουμε τρεις κατηγορίες πελατών θα έχουμε και τρεις ομάδες εξόδου, O_1 για τους καλούς πελάτες, O_2 για τους μέτριους πελάτες, και O_3 για τους κακούς πελάτες

Πίνακας 2- 5: Τα Δεδομένα Εισόδου για την κατάταξη των τραπεζικών πελατών βάση ταξινόμησης

ΕΙΣΟΔΟΣ ΔΙΚΤΥΟΥ		
Εισόδημα	Ηλικία	Έτη Παραμονής
€20,000	35	5
(1/€20,000)	(0,028=1/35)	(0,2=1/5)

Πίνακας 2- 6: Τα Δεδομένα Εξόδου- κατάταξη τραπεζικών πελατών

	Καλοί Πελάτες	Μέτριοι Πελάτες	Κακοί Πελάτες
Ομάδα 1	1	0	0
Ομάδα 2	0	1	0
Ομάδα 3	0	0	1

Η δεύτερη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου είναι η πρόβλεψη. Ας υποθέσουμε ότι θέλουμε να προβλέψουμε την κατανάλωση βενζίνης ενός αυτοκινήτου βάσει δυο

χαρακτηριστικών του: της ιπποδύναμης και του βάρους. Σε αυτή την περίπτωση έχουμε δυο εισόδους (που αντιστοιχούν στα δυο υπό εξέταση χαρακτηριστικά του αυτοκινήτου) και μια έξοδο (που αντιστοιχεί στην χιλιομετρική απόσταση που καλύπτει το αυτοκίνητο για ένα δεδομένο όγκο καυσίμου). Το αποτέλεσμα θα αφορά μίλια ανά γαλόνι (**MPG**), για το οποίο θέλουμε μια τιμή μεταξύ **0** και **100**μιλίων. Εάν η τιμή της εξόδου είναι **0,25** τότε θα έχουμε **25 MPG**

Πίνακας 2- 7: Τα Δεδομένα Εισόδου για κατάταξη αυτοκινήτων βάση πρόβλεψης

ΕΙΣΟΔΟΣ ΔΙΚΤΥΟΥ		
Ιπποδύναμη	Βάρος Αυτοκινήτου	MPG
200 (1/200)	2500 (0,028=1/35)	25

Εάν θέλουμε να προβλέψουμε την τιμή μιας μετοχής την επόμενη αμέσως επόμενη ημέρα χρησιμοποιώντας την απόδοση της μετοχής τις προηγούμενες τρεις ημέρες. Σε αυτή την περίπτωση θα έχουμε τέσσερις εισόδους και μια έξοδο.

2.3.4 Η Εκπαίδευση ενός Νευρωνικού Δικτύου

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

Μάθηση με επίβλεψη: Η μάθηση αυτή είναι μια διαδικασία η οποία συνδυάζει έναν εξωτερικό εκπαιδευτή και τη συνολική ή γενικευμένη πληροφορία. Κάποιες από τις μεθόδους οι οποίες συγκαταλέγονται σε αυτή την κατηγορία είναι η μάθηση με διόρθωση σφάλματος, η στοχαστική μάθηση. Παραδείγματα τα οποία αντιπροσωπεύουν την μάθηση με επίβλεψη συμπεριλαμβάνουν αποφάσεις για το πότε θα πρέπει να σταματήσει η

διαδικασία εκπαίδευσης, αποφάσεις αναφορικά με τη συχνότητα παρουσίασης στο δίκτυο τα πρότυπα εκπαίδευσης και η παρουσίαση προόδου του δικτύου. Η μάθηση με επίβλεψη χωρίζεται σε δύο ακόμα κατηγορίες: στη **δομική (structural)** και στην **προσωρινή (temporal)** εκμάθηση. Οι αλγόριθμοι οι οποίοι βρίσκονται στην πρώτη κατηγορία, χρησιμοποιούνται για την εύρεση της βέλτιστης σχέσης μεταξύ εισόδων και εξόδων για κάθε ξεχωριστό ζευγάρι προτύπων. Παραδείγματα της δομικής εκμάθησης αποτελούν η αναγνώριση και η κατηγοριοποίηση προτύπων, ενώ παραδείγματα της προσωρινής εκμάθησης η πρόβλεψη και ο έλεγχος.

Μάθηση χωρίς επίβλεψη: Οι αλγόριθμοι της εν λόγω μάθησης αναφέρονται ως αυτό-οργανώμενοι (**self-organized**) και είναι διαδικασίες οι οποίες δεν απαιτούν να είναι παρών ένας «εξωτερικός» δάσκαλος ή επιβλέπων. Βασίζονται, μάλιστα, μόνο σε τοπική πληροφορία καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι οργανώνουν τα δεδομένα και ανακαλύπτουν τις σημαντικές συλλογικές ιδιότητες. Για παράδειγμα, αλγόριθμοι εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος **Hebbian**, ο διαφορικός αλγόριθμος **Hebbian** και ο **Min-Max** αλγόριθμος.

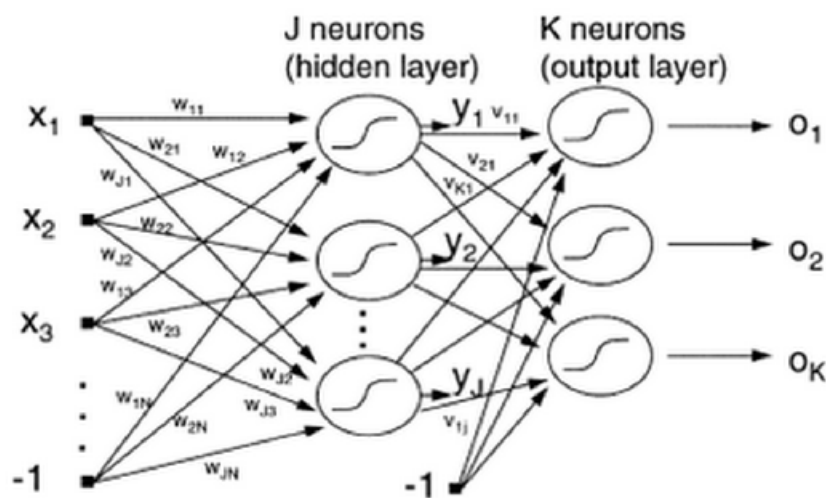
Κατά κύριο λόγο οι περισσότερες διαδικασίες εκπαίδευσης είναι **off line**. Όταν χρησιμοποιείται όλο το δείγμα προτύπων για την τροποποίηση των τιμών των βαρών, πριν την τελική χρήση του δικτύου ως εφαρμογή, τότε ονομάζεται **off line** εκπαίδευση. Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης **off line** έχουν την απαίτηση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

2.4 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Σε αυτή την ενότητα θα μελετηθούν τρία γνωστά μοντέλα των νευρωνικών δικτύων. Κάθε μοντέλο παρουσιάζεται από την άποψη του σκοπού, της αρχιτεκτονικής και του αλγορίθμου του. Κάθε ένα από αυτά τα μοντέλα παρουσιάζει κάποια ομοιότητα με τις πιο παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές και τεχνικές της επιχειρησιακής έρευνας και μελετώνται οι σχέσεις τους με τις ανάλογες παραδοσιακές τεχνικές.

2.4.1 Πολυεπίπεδο Εμπροσθοτροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (multilayer feedforward neural network)

Σύμφωνα με τη μελέτη των Wong et al (1997), περίπου το 95% των καταγεγραμμένων μελετών εφαρμογής των επιχειρησιακών νευρωνικών δικτύων, χρησιμοποιούν τα πολυεπίπεδα εμπροσθοτροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα (MFNNs) με τον κανόνα εκμάθησης της οπισθοδιάδοσης σφάλματος. Αυτό το είδος των νευρωνικών δικτύων είναι δημοφιλές λόγω της ευρείας εφαρμογής τους σε πολλούς προβληματικούς τομείς σε σχέση με τις επιχειρήσεις. Κυρίως την πρόβλεψη, την ταξινόμηση και την μοντελοποίηση. Τα MFNNs είναι κατάλληλα για την επίλυση των προβλημάτων που αφορούν στην εκμάθηση των σχέσεων μεταξύ ενός συνόλου εισόδων και γνωστών εξόδων. Είναι μια εποπτευόμενη τεχνική εκμάθησης, με την έννοια ότι απαιτεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, προκειμένου να γίνουν κατανοητές οι σχέσεις.



Σχήμα 2- 15: Η Συνδεσμολογία ενός Δικτύου MFNN με Τρία Επίπεδα

Η αρχιτεκτονική του MFNN απεικονίζεται στο παραπάνω σχήμα και αποτελείται από δύο ή περισσότερα επίπεδα νευρώνων που συνδέονται με βάρη. Η ροή της πληροφορίας είναι από αριστερά προς τα δεξιά, με τις εισόδους X να διέρχονται διαμέσου του δικτύου μέσω του «κρυμμένου» (ιδεατού) στρώματος νευρώνων στο στρώμα εξόδου. Τα βάρη που συνδέουν το στοιχείο εισόδου i στον «κρυφό» νευρώνα j συμβολίζονται με W_{ji} , ενώ τα βάρη που συνδέουν τον κρυφό νευρώνα j στον νευρώνα εξόδου k συμβολίζονται με V_{kj} (Smith, 1999).

Κάθε νευρώνας υπολογίζει το στοιχείο εξόδου του βάσει της ποσότητας της διέγερσης που λαμβάνει, από το δεδομένο διάνυσμα εισόδου \mathbf{x} . Συγκεκριμένα, η καθαρή είσοδος ενός νευρώνα υπολογίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του, και η έξοδος του νευρώνα βασίζεται σε μια σιγμοειδή συνάρτηση υποδεικνύοντας το μέγεθος αυτής της καθαρής εισόδου. Δηλαδή, για τον j «κρυφό» νευρώνα ισχύουν:

$$net_j^h = \sum_{i=1}^N W_{ji} x_i \quad \text{and} \quad y_j = f(net_j^h), \quad 2.10$$

Ενώ για τον k νευρώνα εξόδου:

$$net_k^o = \sum_{j=1}^{J+1} V_{kj} y_j \quad \text{and} \quad o_k = f(net_k^o). \quad 2.11$$

τυπικά, η σιγμοειδής συνάρτηση $f(\mathbf{net})$ είναι η πολύ γνωστή λογιστική συνάρτηση:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda net}}, \quad 2.12$$

όπου λ είναι μία παράμετρος που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της κλίσης της συνάρτησης, αν και ο μόνος περιορισμός είναι ότι πρέπει να οριοθετείται μεταξύ 0 και 1, αυξάνεται μονοτονικά και είναι παραγωγίσιμη.

Για ένα δεδομένο πρότυπο εισόδου, το δίκτυο παράγει μία έξοδο (ή σύνολο εξόδων) \mathbf{o}_k και αυτή η απόκριση συγκρίνεται με την επιθυμητή γνωστή απόκριση κάθε νευρώνα \mathbf{d}_k . Τότε, τα βάρη του δικτύου διαμορφώνονται ώστε να διορθώσουν ή να μειώσουν το σφάλμα και κατόπιν εμφανίζεται το επόμενο πρότυπο. Κατ' αυτόν τον τρόπο, τα βάρη διαμορφώνονται συνεχώς, έως ότου το συνολικό σφάλμα σε όλα τα πρότυπα εκμάθησης να μειώνεται κάτω από ένα προκαθορισμένο επίπεδο ανοχής (ή το δίκτυο έχει αρχίσει να «υπερ-εκπαιδεύει» όπως μετράται με την αλλοίωση της απόδοσης για το σύνολο των ελέγχων (Zurada, 1992).

Ο κανόνας ενημέρωσης των βαρών για τα βάρη του στρώματος εξόδου \mathbf{V} , δίνεται από τον τύπο:

$$V_{kj}(t+1) = U_{kj}(t) + cI(d_k - o_k)y_j(t) \quad 2.13$$

και για τα βάρη του «κρυμμένου» στρώματος \mathbf{W} από:

$$W_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + cI^2 y_j(1 - y_j)x_i(t) \left(\sum_{k=1}^K (d_k - o_k)o_k(1 - o_k)U_{kj} \right) \quad 2.14$$

Η απόδειξη ότι αυτή η επίδραση της ενημέρωσης των βαρών, μειώνει το συνολικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα, δίδεται από τον τύπο:

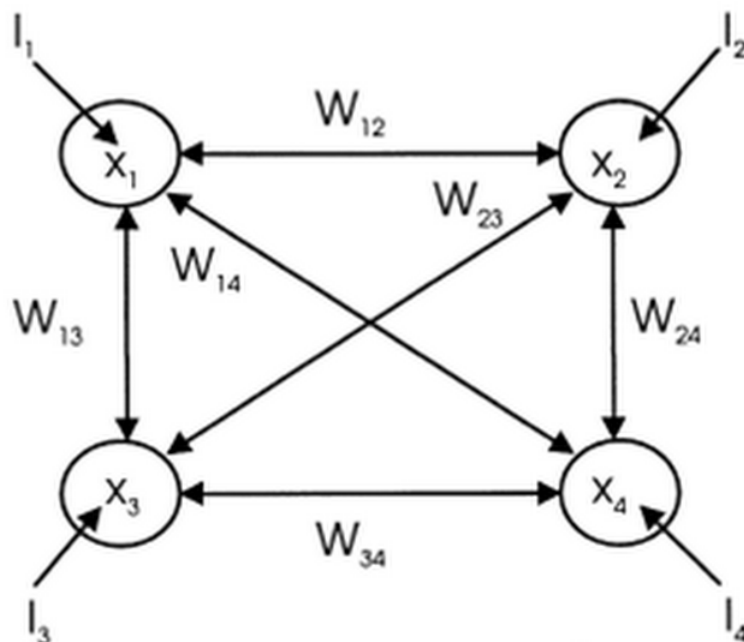
$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_{pk} - o_{pk})^2 \quad 2.15$$

Όπου d_{pk} είναι επιθυμητή έξοδος του νευρώνα k στο πρότυπο εισόδου p , και o_{pk} είναι η πραγματική έξοδος του νευρωνικού δικτύου k για το πρότυπο εισόδου p , που στηρίζεται στο γεγονός ότι ο αλγόριθμος (γνωστός ως αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης του σφάλματος για την εκμάθηση) εκτελεί απότομη κατάβαση σε αυτήν την συνάρτηση σφάλματος (**Zurada, 1992**).

Υπάρχουν πολλά θέματα που εμπλέκονται στην επιτυχημένη εφαρμογή των **MFNNs**, συμπεριλαμβανομένης της εξασφάλισης ότι οι σχέσεις που «μαθαίνονται» γενικεύονται καλά στα νέα δεδομένα. Για να εξασφαλιστεί αυτό, τα στοιχεία συνήθως διαιρούνται σε ένα σύνολο εκμάθησης κι ένα σύνολο δοκιμών, όπου η απόδοση στο σύνολο των δοκιμών χρησιμοποιείται για να υποδείξει την γενίκευση των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων. Άλλα θέματα περιλαμβάνουν την βέλτιστη επιλογή από τις πολλές παραμέτρους εκμάθησης, συμπεριλαμβανομένου του αριθμού των κρυφών νευρώνων, τον ρυθμό της εκμάθησης c , τα αρχικά βάρη και την κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης I . Η σύγκλιση προς τα τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης σφάλματος δημιουργεί έναν προβληματισμό, επειδή αυτό σημαίνει ότι ο τελικός συνδυασμός των βαρών, πάντα θα παράγει ένα σφάλμα. Οι ερευνητές, πρόσφατα έχουν αρχίσει να χρησιμοποιούν πειραματικές προσεγγίσεις, όπως είναι οι γενετικοί αλγόριθμοι, αντί του κανόνα εκμάθησης της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος για τον προσδιορισμό των βέλτιστων βαρών ώστε το **MFNN** να ελαχιστοποιεί το συνολικό μέσο τετραγωνικό σφάλμα (**Montana, 1995; Sexton et al., 1998; Gupta & Sexton, 1999**)

Το μοντέλο **MFNN**, με έναν αλγόριθμο για τον καθορισμό των βέλτιστων βαρών για ένα δεδομένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης (αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης του σφάλματος ή πειραματικός), μπορεί να θεωρηθεί ως παρόμοια με οποιαδήποτε τεχνική προσέγγιση της συνάρτησης, όπως η παλινδρόμηση, όπου τα βάρη είναι ανάλογα προς τους συντελεστές παλινδρόμησης που υπολογίστηκαν με την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Η διαφορά της εκμάθησης είναι η βελτιωμένη δυνατότητα της συνάρτησης προσέγγισης, όταν κανείς μαθαίνει εξαιρετικά πολύπλοκα και μη γραμμικά δεδομένα, λόγω της αύξησης του αριθμού των ελεύθερων παραμέτρων.

2.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα Hopfield



Σχήμα 2- 16: Μοντέλο νευρωνικού δικτύου Hopfield

Ενώ τα μοντέλα **MFNNs** διδάσκουν τις σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων με επιβλεπόμενο τρόπο, τα νευρωνικά δίκτυα **Hopfield** είναι εντελώς διαφορετικά στην συνάρτηση, την αρχιτεκτονική και την προσέγγιση. Με τα **MFNNs**, οι νευρώνες συνδέονται σε επίπεδα και τα βάρη ρυθμίζονται σε όλον τον αλγόριθμο για να αντικατοπτρίζουν την μαθησιακή διαδικασία. Ωστόσο, με τα δίκτυα **Hopfield**, δεν υπάρχει καμία δομή επιπέδων στην αρχιτεκτονική και τα βάρη δεν αλλάζουν. Τα δίκτυα **Hopfield (1982)** είναι ένα πλήρως διασυνδεδεμένο σύστημα N νευρώνων, για $N = 4$. Τα βάρη του δικτύου W_{ij} είναι σταθερά

και συμμετρικά ($W_{ij} = W_{ji}$) και αποθηκεύουν πληροφορίες σχετικά με τις αναμνήσεις ή τις σταθερές καταστάσεις του δικτύου. Κάθε νευρώνας έχει μία κατάσταση x_i η οποία μπορεί να είναι 0 ή 1 . Οι νευρώνες ενημερώνονται σύμφωνα με μια διαφορική εξίσωση και με την πάροδο του χρόνου, ελαχιστοποιείται μία συνάρτηση ενέργειας. Τα τοπικά ελάχιστα αυτής της συνάρτησης της ενέργειας αντιστοιχούν στις σταθερές καταστάσεις του δικτύου.

Τα δίκτυα **Hopfield** χρησιμοποιούνται κυρίως για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης παρόμοια με αυτά της επιχειρησιακής έρευνας. Οι **Hopfield** και **Tank** (**Hopfield, 1985**) έδειξαν ότι τα βάρη ενός δικτύου **Hopfield**, μπορούν να επιλεγούν έτσι ώστε η διαδικασία ενημέρωσης των νευρώνων να ελαχιστοποιεί ταυτόχρονα την συνάρτηση της ενέργειας **Hopfield** και το πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Κάθε νευρώνας i ενημερώνεται αυτόματα σύμφωνα με την διαφορική εξίσωση:

$$\frac{dnet_j}{dt} = -\frac{net_j}{t} + \sum_{j=1}^N W_{ij} x_j + I_i, \quad 2.16$$

$$x_i = f(net_i),$$

όπου $f(\cdot)$ είναι μία σιγμοειδής συνάρτηση εξόδου η οποία μπορεί να είναι 0 ή 1 και το q είναι μία σταθερά. Αυτές οι εξισώσεις είναι παρόμοιες με τον υπολογισμό μιας εξόδου νευρώνων στο μοντέλο **MFNN**, εκτός από το ότι προστίθεται ένας σταθερός όρος I_i στην καθαρή είσοδο του κάθε νευρώνα και η δυναμική του χρόνου είναι τώρα συνεχής (αν και η διαδικασία συνήθως προσομοιώνεται με μία διακεκριμένη προσέγγιση **Euler**). Κάθε φορά που ένας νευρώνας ενημερώνεται με τον τρόπο αυτό, η συνάρτηση της ενέργειας μειώνεται.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N W_{ij} x_i x_j - \sum_{i=1}^N I_i x_i \quad 2.17$$

Στην πραγματικότητα, αυτή η συνάρτηση της ενέργειας είναι μία συνάρτηση **Liapunov** για το σύστημα και είναι προσδιορισμένη να μην αυξηθεί (**Hopfield, 1982**). Η απόδειξη αυτή βασίζεται στο γεγονός ότι οι κανόνες ενημέρωσης των νευρώνων έχουν ως αποτέλεσμα την απότομη κατάβαση της συνάρτησης ενέργειας, όπως ακριβώς και οι κανόνες ενημέρωσης του βάρους του μοντέλου **MFNN** με το αποτέλεσμα της οπισθοδιάδοσης σφάλματος σε πιο απότομη κατάβαση της συνάρτησης του σφάλματος.

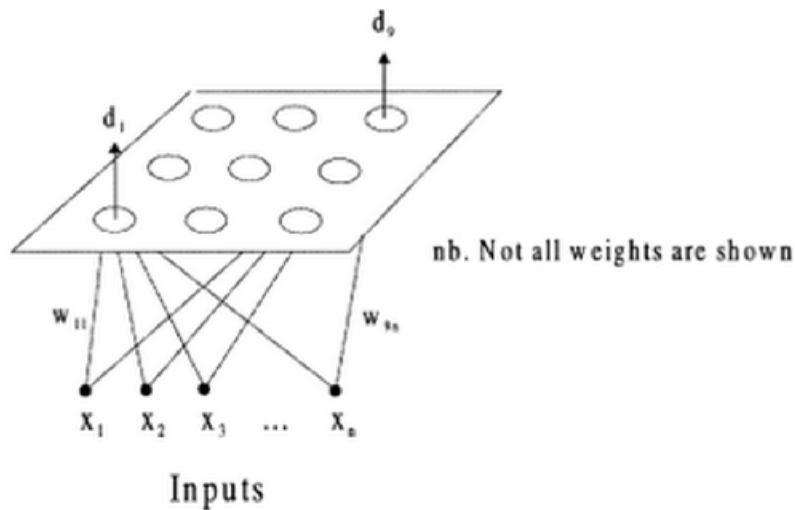
Η προσέγγιση για την επίλυση προβλημάτων βελτιστοποίησης με τη χρήση των δικτύων **Hopfield** έχει να κάνει με την επιλογή των βαρών W_{ij} και των σταθερών όρων I_i ώστε να αναγκασθούν η συνάρτηση της ενέργειας και η αντικειμενική συνάρτηση

βελτιστοποίησης να είναι ισοδύναμες. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης εκφράζεται ως μία ενιαία συνάρτηση που πρέπει να ελαχιστοποιηθεί, η οποία ενσωματώνει όλες τις εξόδους και τους περιορισμούς του προβλήματος χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση της συνάρτησης ποινής. Σημειώστε ότι τα βάρη W_{ij} είναι απλά οι συντελεστές των τετραγωνισμένων όρων $x_i x_j$ στην συνάρτηση της ενέργειας, ενώ οι σταθεροί όροι I_i είναι οι συντελεστές των γραμμικών όρων x_i . Μόλις επιλεγούν τα βάρη του δικτύου και οι σταθερές, οι καταστάσεις του νευρώνα x_i ξεκινούν τυχαία και οι νευρώνες ξεκινούν να ενημερώνονται σε μία τυχαία αλληλουχία σύμφωνα με την διαφορική εξίσωση.

Με την πάροδο του χρόνου, η συνάρτηση της ενέργειας ελαχιστοποιείται έως ότου οι καταστάσεις του νευρώνα να έχουν σταθεροποιηθεί και οι τελικές καταστάσεις των νευρώνων να αντιστοιχούν σε μία τοπική ελάχιστη επίλυση του προβλήματος βελτιστοποίησης. Αυτή η επίλυση μπορεί να μην είναι εφικτή ή καλή, δεδομένου ότι η επεξεργασία της συνάρτησης της ποινής του κόστους και των περιορισμών, σημαίνει ότι θα πρέπει να βρεθεί μία ισορροπία στην οποία οι συνιστώσες της συνάρτησης ενέργειας να ελαχιστοποιούνται. Οι παράμετροι της συνάρτησης ενέργειας πρέπει να επιλεγούν ώστε να αντανακλούν τον σχετικό βαθμό δυσκολίας στην ελαχιστοποίηση κάθε συντελεστή της συνάρτησης της ενέργειας. Πολλοί ερευνητές έχουν προσπαθήσει να αμβλύνουν αυτό το πρόβλημα, τροποποιώντας την μορφή της συνάρτησης της ενέργειας, ή επιλέγοντας αναλυτικά τιμές για τις παραμέτρους της ποινής (Hegde et al., 1988; Lai & Coghill, 1992).

2.4.3 Αυτο-οργανωμένα Νευρωνικά Δίκτυα

Για πολλές δεκαετίες, οι στατιστικολόγοι χρησιμοποίησαν την διακριτή ανάλυση και την παλινδρόμηση, για την μοντελοποίηση των προτύπων σε δεδομένα όταν υπάρχουν χαρακτηρισμένα δεδομένα εκπαίδευσης (με εισόδους και γνωστές εξόδους) διαθέσιμα και τεχνικές ομαδοποίησης, όταν τέτοια δεδομένα δεν είναι διαθέσιμα. Αυτές οι τεχνικές εντοπίζουν αναλογίες στα νευρωνικά δίκτυα, όπου τα μοντέλα MFNNs χρησιμοποιούνται μαζί με την οπισθοδιάδοση όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι διαθέσιμα και η αυτο-οργάνωση των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται ως τεχνική ομαδοποίησης, όταν δεν υπάρχουν δεδομένα εκπαίδευσης. Η ομαδοποίηση, πάντοτε χρησιμοποιούνταν για την ομαδοποίηση των δεδομένων βάσει της φυσικής δομής των δεδομένων. Ο στόχος ενός κατάλληλου αλγορίθμου ομαδοποίησης είναι ότι ο βαθμός της ομοιότητας των προτύπων μέσα σε μια ομάδα μεγιστοποιείται, ενώ η ομοιότητα που έχουν αυτά τα πρότυπα με τα πρότυπα που ανήκουν σε άλλες ομάδες, ελαχιστοποιείται.



Σχήμα 2- 17: Μοντέλο νευρωνικού δικτύου SOFM

Συχνά τα πρότυπα σε ένα υπερδιάστατο χώρο εισόδου, έχουν μία πολύ περίπλοκη δομή, αλλά η δομή αυτή γίνεται περισσότερο διαφανής και απλή όταν ομαδοποιούνται σε μονοδιάστατο, διδιάστατο ή τριδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών. Ο Kohonen (1982, 1988) ανέπτυξε τους αυτό-οργανωμένους χάρτες χαρακτηριστικών (SOFMs), ως έναν τρόπο για την αυτόματη ανίχνευση ισχυρών χαρακτηριστικών σε μεγάλα σύνολα δεδομένων. Οι SOFM βρίσκουν μία χαρτογράφηση από τον υπερ-διάστατο χώρο εισόδου προς τον χαμηλο-διάστατο χώρο των χαρακτηριστικών, έτσι ώστε οι ομάδες που σχηματίζονται να γίνονται ορατές σε αυτήν την μειωμένη διαστατικότητα.

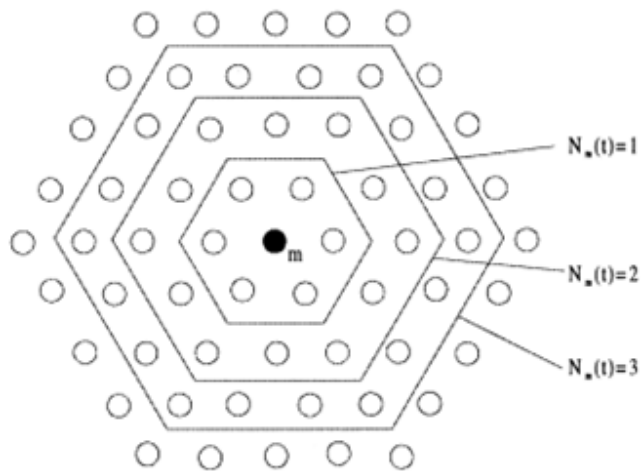
Το μοντέλο SOFM περιλαμβάνει την προσαρμογή των βαρών ώστε να αντανακλούν την εκμάθηση (όπως το MFNN με την οπισθοδιάδοση), αλλά η εκμάθηση είναι χωρίς επίβλεψη, αφού οι επιθυμητοί έξοδοι του δικτύου είναι άγνωστοι. Μία άλλη σημαντική διαφορά, μεταξύ του SOFM και των προηγούμενων μοντέλων, είναι η αρχιτεκτονική και ο ρόλος των θέσεων των νευρώνων κατά την διαδικασία της εκμάθησης. Στο μοντέλο SOFM, τα διανύσματα εισόδου συνδέονται με μία σειρά από νευρώνες, συνήθως μονοδιάστατη (μία σειρά) ή δύο διαστάσεων (ένα πλέγμα). Το σχήμα 2-8 δείχνει αυτήν την αρχιτεκτονική για n εισόδους και μία τετράγωνη συστοιχία εννέα νευρώνων.

Όταν ένα πρότυπο εισόδου παρουσιαστεί στο μοντέλο SOFM, θα ενεργοποιηθούν ορισμένες περιφέρειες της διάταξης και τα βάρη που συνδέουν τις εισόδους στις περιοχές

αυτές θα ενισχυθούν. Μόλις ολοκληρωθεί η εκμάθηση, παρόμοιοι εισόδοι θα οδηγήσουν στην ίδια περιοχή της διάταξης η οποία θα γίνει ενεργή ή «πυροδοτική».

Κεντρικό ρόλο σε αυτή την ιδέα είναι η έννοια της κατάταξης και της φυσικής διάταξης των νευρώνων. Με τα μοντέλα **SOFMs** η κατάταξη των νευρώνων είναι σημαντική, δεδομένου ότι πια μιλάμε για τις περιοχές των νευρώνων που «πυροδοτούν». Εάν ένας νευρώνας πυροδοτήσει, είναι πιθανό ότι οι γείτονές του θα πυροδοτήσουν επίσης και ως εκ τούτου για πρώτη φορά, προβληματιζόμαστε με την φυσική θέση των νευρώνων. Αυτή η ιδέα, δικαιολογείται περισσότερο βιολογικά από ότι τα άλλα νευρωνικά μοντέλα, δεδομένου ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιλαμβάνει μεγάλες περιοχές νευρώνων που λειτουργούν με έναν κεντρικό και τοπικίστικο τρόπο για την επίτευξη των καθηκόντων του. Στον ανθρώπινο εγκέφαλο, όπως και στα μοντέλα **SOFM**, υπάρχει συνήθως ένας ξεκάθαρος «νευρώνας που κερδίζει» και που «πυροδοτεί» περισσότερο από ότι λαμβάνει ένα σήμα εισόδου, αλλά οι γύρω του νευρώνες που επίσης επηρεάζονται από αυτό, πυροδοτούν κι αυτοί λίγο, και έτσι όλη η περιοχή γίνεται ενεργή.

Για να αναπαραχθεί η ανταπόκριση του ανθρώπινου εγκεφάλου στα μοντέλα **SOFM**, η μαθησιακή διαδικασία τροποποιείται έτσι ώστε ο νικητήριος νευρώνας (που ορίζεται ως ο νευρώνας του οποίου τα βάρη είναι παρόμοια με τα πρότυπα εισόδου) να δέχεται την περισσότερη μάθηση, αλλά τα βάρη των νευρώνων στη γειτονιά του νικητήριου νευρώνα επίσης ενισχύονται, αν και όχι τόσο πολύ. Είναι σκόπιμο σε αυτό το σημείο να ορίσουμε την έννοια της γειτονιάς σε σχέση με την αρχιτεκτονική των μοντέλων **SOFM**. Για μία γραμμική διάταξη των νευρώνων, οι γείτονες είναι απλώς οι νευρώνες στα αριστερά και δεξιά του νικητή. Αυτό ονομάζεται μέγεθος της γειτονιάς του ενός. Για να επιτευχθεί το αποτέλεσμα μίας δραστηκής περιοχής νευρώνων, θα πρέπει να εξετάσουμε μεγαλύτερα μεγέθη γειτονιάς, όπως φαίνεται στο σχήμα **2-19** για ορθογώνιες διατάξεις των νευρώνων, με μία εξαγωνική δομή γειτονιάς.



Σχήμα 2- 18: Η έννοια του μεγέθους της γειτονιάς σε μια ορθογωνική συστοιχία νευρώνων

Αρχικά το μέγεθος γειτονιάς γύρω από ένα νικηφόρο νευρώνα, επιτρέπεται να είναι αρκετά μεγάλο για να ενθαρρύνει την περιφερειακή απάντηση στις εισόδους, αλλά καθώς προχωρά η μάθηση, το μέγεθος της γειτονιάς μειώνεται αργά, έτσι ώστε η απόκριση του δικτύου να γίνεται πιο εντοπισμένα. Η εντοπισμένη απόκριση, η οποία είναι απαραίτητη για να βοηθήσει στην σαφή διάκριση των διακριτών προτύπων εισόδου, επίσης ενθαρρύνεται μεταβάλλοντας την ποσότητα της εκμάθησης που λαμβάνεται από κάθε νευρώνα εντός της νικηφόρας γειτονιάς. Ο νικηφόρος νευρώνας δέχεται την πιο πολύ εκμάθηση σε οποιοδήποτε στάδιο, με τους γείτονες να λαμβάνουν λιγότερο όσο πιο μακριά βρίσκονται από τον νικηφόρο νευρώνα.

Ας επισημάνουμε το μέγεθος της γειτονιάς γύρω από τον νικηφόρο νευρώνα \mathbf{m} τη χρονική στιγμή \mathbf{t} από την $\mathbf{Nm(t)}$. Το ποσό της εκμάθησης που κάθε νευρώνας \mathbf{i} στη γειτονιά του \mathbf{m} λαμβάνει, καθορίζεται από:

$$c = x(t) \exp(-\|r_i - r_m\| / S^2(t)), \quad 2.18$$

όπου $\mathbf{r_i - r_m}$ είναι η φυσική απόσταση (αριθμός των νευρώνων) μεταξύ του νευρώνα \mathbf{i} και του νικητήριου νευρώνα \mathbf{m} . Οι δύο συναρτήσεις $\mathbf{a(t)}$ και $\mathbf{\sigma^2(t)}$ χρησιμοποιούνται για να ελέγχουν την ποσότητα της εκμάθησης που λαμβάνει κάθε νευρώνας σε σχέση με τον νικηφόρο νευρώνα. Αυτές οι συναρτήσεις μπορούν να μειωθούν αργά με την πάροδο του χρόνου. Η ποσότητα της εκμάθησης είναι μεγαλύτερη στο νικηφόρο νευρώνα (όπου $\mathbf{i=m}$ και $\mathbf{r_i=r_m}$) και μειώνεται όσο πιο μακριά είναι ένας νευρώνας από τον νικηφόρο νευρώνα,

ως αποτέλεσμα της εκθετικής συνάρτησης. Οι νευρώνες έξω από την γειτονιά του νικηφόρου νευρώνα, δεν λαμβάνουν καμία εκπαίδευση.

Όπως και στα άλλα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων, ο αλγόριθμος εκμάθησης για το μοντέλο **SOFM** ακολουθεί τα βασικά βήματα της παρουσίασης των προτύπων εισόδου, τον υπολογισμό των εξόδων του νευρώνα και την ενημέρωση των βαρών. Οι διαφορές βρίσκονται στην μέθοδο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της εξόδου του νευρώνα (αυτήν τη φορά με βάση την ομοιότητα μεταξύ των βαρών και την είσοδο) και στην έννοια της γειτονιάς των ενημερώσεων των βαρών.

2.4.4 Άλλα Μοντέλα Νευρωνικών Δικτύων

Υπάρχουν πολλοί άλλοι διαφορετικοί τύποι μοντέλων νευρωνικών δικτύων, το καθένα με το δικό του σκοπό και τομείς εφαρμογής. Τα περισσότερα από αυτά είναι επεκτάσεις των τριών βασικών μοντέλων που μελετήσαμε παραπάνω. Η πιθανή εφαρμογή τους σε προβλήματα που απασχολούν τον επιχειρηματικό κόσμο και την επιχειρησιακή έρευνα παραμένει ασαφής, αλλά θα αναφέρουμε κάποιες από αυτές στην συνέχεια. Αυτά τα άλλα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνουν π.χ. προσαρμοστικά δίκτυα συντονισμού (**Carpenter & Grossberg, 1988**), δίκτυα ακτινωτής βάσης (**Broomhead & Lowe, 1988**), σπονδυλωτά δίκτυα (**Jacobs & Jordon, 1991**), **neocognitron** (**Fukushima, 1980**), **brain-state-in-a-box** (**Anderson et al., 1977**) και άλλα.

2.5 ΕΙΔΗ ΔΙΚΤΥΩΝ

2.5.1 Το Δίκτυο Hopfield

Τα δίκτυα **Hopfield** είναι μια ειδική περίπτωση αυτό-συσχετιστικών δικτύων. Αναλυτικά (**Hopfield, 1982**):

1. Έχουν ένα επίπεδο νευρώνων, με συνδέσεις μεταξύ όλων των νευρώνων.
2. Παραλείπονται οι συνδέσεις από κάθε νευρώνα στον εαυτό του.
3. Κατά τη λειτουργία του δικτύου, οι τιμές εξόδου των νευρώνων δεν ανανεώνονται όλες μαζί, αλλά μία-μία, και μάλιστα με τυχαία σειρά.
4. Θα πρέπει να υπάρχει ισορροπία στη συχνότητα με την οποία ενημερώνονται οι εξοδοί των νευρώνων

Το δίκτυο **Hopfield** αποτελείται μόνο από ένα επίπεδο. Η δομή του παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα. Βλέπουμε ότι αποτελείται από τέσσερις νευρώνες N_1 , N_2 , N_3 , και N_4 , οι οποίοι αλληλοσυνδεδεμένοι απαρτίζουν ένα επίπεδο. Κάθε νευρώνας δηλαδή συνδέεται με κάθε ένα από τους υπόλοιπους τρεις, αλλά όχι με τον εαυτό του. Επίσης, παρατηρούμε ότι δεν υπάρχουν τιμές κατωφλίου όπως στις περιπτώσεις των προηγούμενων δικτύων.

Τα δίκτυα **Hopfield** αναφέρονται στην κατηγορία των αναδρομικών Νευρωνικά Δικτύων. Ένα τέτοιου είδους Νευρωνικό Δίκτυο έχει εκτός από τις προς τα εμπρός και προς τα πίσω συνδέσεις. Συγκεκριμένα τα νευρωνικά δίκτυα έχουν βρόγχους αναδρομής από τις εξόδους του προς τις εισόδους του. Η παρουσία τέτοιων βρόγχων έχει ισχυρή επίπτωση στην ικανότητα μάθησης του δικτύου.

Σ' ένα Νευρωνικό Δίκτυο, αφού εφαρμοστεί μια είσοδος υπολογίζεται η έξοδος του η οποία στη συνέχεια ανατροφοδοτείται ως είσοδος στο δίκτυο. Υπολογίζεται η νέα έξοδος του δικτύου και η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου η έξοδος του δικτύου γίνει σταθερή.

Η έξοδος του δικτύου δεν είναι πάντοτε σταθερή. Η παραπάνω διαδικασία που περιγράφηκε δεν εξασφαλίζει πάντα ότι σε κάθε επανάληψη οι μεταβολές στην έξοδο του δικτύου θα είναι ολοένα και μικρότερες έτσι ώστε σε κάποια χρονική στιγμή η έξοδος να πάψει να μεταβάλλεται.

Αντιθέτως, είναι πολύ πιθανόν να οδηγήσει σε μια χαοτική συμπεριφορά του δικτύου. Στην περίπτωση αυτή η έξοδος του δικτύου δεν γίνεται ποτέ σταθερή και τότε λέμε ότι το δίκτυο είναι ασταθές. Η ευστάθεια των αναδρομικών Νευρωνικών Δικτύων αποτέλεσε αντικείμενο έρευνας πολλών ερευνητών του χώρου στις δεκαετίες του **1960** και **1970**. Κανείς δεν κατάφερε να προβλέψει πιο αναδρομικό δίκτυο θα μπορούσε να ήταν ευσταθές, με αποτέλεσμα πολλοί από αυτούς να εκφράζουν μια απαισιοδοξία για το εάν τελικά θα μπορούσε να βρεθεί μια λύση σε αυτό το πρόβλημα (**Hopfield, 1982**).

Η λύση ήρθε το **1982**, όταν ο **Hopfield J(1982)**, διατύπωσε τη φυσική αρχή της αποθήκευσης πληροφορίας σε ένα δυναμικά ευσταθές δίκτυο (**Hopfield, 1982**). Η έξοδος κάθε νευρώνα ανατροφοδοτείται ως είσοδος σε όλους τους υπόλοιπους νευρώνες.

Η έξοδος του νευρώνα γίνεται $+1$ (ο νευρώνας μεταβαίνει σε κατάσταση $+1$) εάν το δυναμικό ενεργοποίησης k_u του νευρώνα είναι μεγαλύτερο του 0 , -1 (μετάβαση σε κατάσταση -1) εάν το k_u είναι μικρότερο του μηδέν και παραμένει αμετάβλητη (ο νευρώνας

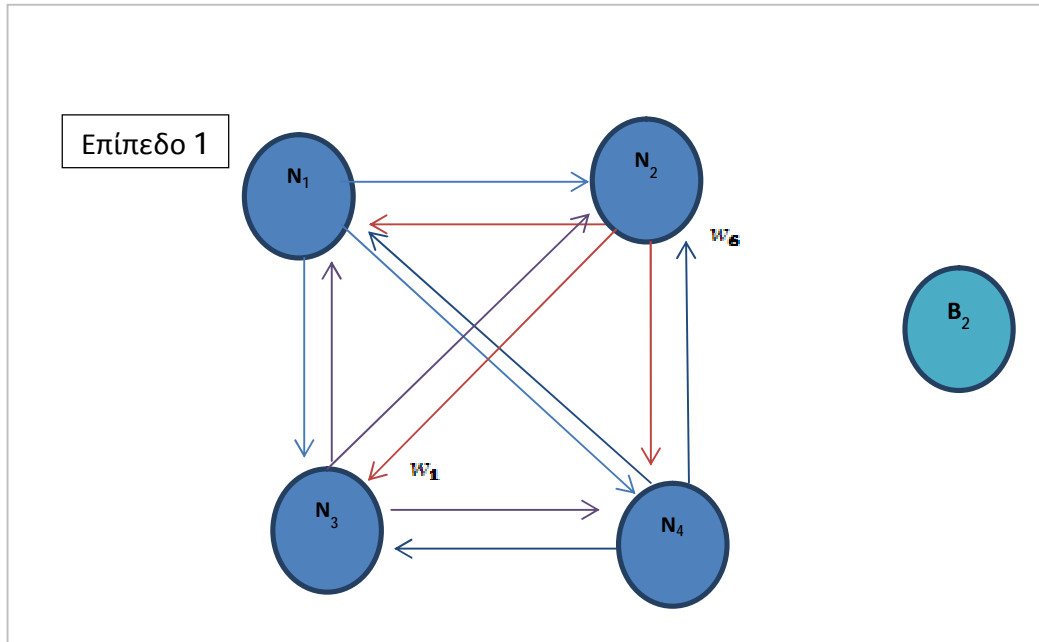
παραμένει στην προηγούμενη του κατάσταση) εάν το k_u είναι ίσο με το μηδέν.

Μια άλλη συνάρτηση ενεργοποίησης που μπορεί να χρησιμοποιηθεί αντί της συνάρτησης πρόσημου είναι η κορεσμένη γραμμική συνάρτηση, η οποία συμπεριφέρεται ως καθαρά γραμμική συνάρτηση στο διάστημα $(-1, +1)$ και ως συνάρτηση πρόσημου οπουδήποτε αλλού

Όταν εφαρμόζεται ένα νέο διάνυσμα εισόδου, τότε το δίκτυο μετακινείται από μία κατάσταση – κορυφή σε μία άλλη έως ότου σταθεροποιηθεί. Η σταθερή κατάσταση – κορυφή καθορίζεται από τον πίνακα των βαρών W , το τρέχον διάνυσμα εισόδου X και από τον πίνακα των κατωφλιών θ . Εάν στο δίκτυο εισάγουμε ένα διάνυσμα το οποίο είναι μερικώς λανθασμένο ή κατεστραμμένο τότε το δίκτυο θα συγκλίνει σε μία σταθερή κατάσταση μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων. Οι σταθερές καταστάσεις πολλές φορές ονομάζονται και βασικές μνήμες.

Αφού αποθηκευτούν τα διανύσματα που επιθυμούν να απομνημονεύσει το δίκτυο, στη συνέχεια μπορούν να το δοκιμάσουν. Αυτό γίνεται ως εξής: Αρχικά ενεργοποιείται το δίκτυο εισάγοντας το διάνυσμα εισόδου X . Τέλος συγκρίνεται το αποτέλεσμα (δηλαδή το διάνυσμα εξόδου Y) με το διάνυσμα X στην είσοδο (Negnevitsky, 2002).

Η συνδεσμολογία **Hopfield** είναι η ακόλουθη:



Σχήμα 2- 19: Η Δομή ενός Δικτύου Hopfield

Ο παρακάτω πίνακας μας δείχνει τις συνδέσεις του δικτύου **Hopfield** σε μια μορφή μήτρας

Πίνακας 2- 8: Οι Συνδέσεις σε ένα Δίκτυο Hopfield

	Νευρώνας 1	Νευρώνας 2	Νευρώνας 3	Νευρώνας 4
Νευρώνας 1	NA	$N_2 \rightarrow N_1$	$N_3 \rightarrow N_1$	$N_4 \rightarrow N_1$
Νευρώνας 2	$N_1 \rightarrow N_2$	NA	$N_3 \rightarrow N_2$	$N_4 \rightarrow N_2$
Νευρώνας 3	$N_1 \rightarrow N_3$	$N_2 \rightarrow N_3$	NA	$N_4 \rightarrow N_3$
Νευρώνας 4	$N_1 \rightarrow N_4$	$N_2 \rightarrow N_4$	$N_3 \rightarrow N_4$	NA

2.5.2 Δίκτυα Kohonen

Στην ενότητα αυτή θα γίνει αναφορά σε μια κατηγορία δικτύων και σε έναν αλγόριθμο που ανήκουν στην κατηγορία της μη-επιβλεπόμενης μάθησης, δηλαδή της μάθησης χωρίς την παρουσία «δασκάλου».

Αυτά τα δίκτυα είναι χρήσιμα στην περίπτωση κατηγοριοποίησης προτύπων σε γενικές κατηγορίες όταν δεν γνωρίζουμε από πριν ποιες ακριβώς είναι αυτές οι κατηγορίες. Δηλαδή αφήνετε το Νευρωνικό Δίκτυο να «αποφασίσει» ποιες είναι οι κατηγορίες και να αντιστοιχήσει τα δείγματα εισόδου σε κάθε μία από αυτές.

Ειδικότερα, θα γίνει αναφορά σε ένα συγκεκριμένο είδος μη-επιβλεπόμενης μάθησης, την ανταγωνιστική μάθηση. Στην ανταγωνιστική μάθηση οι νευρώνες ανταγωνίζονται μεταξύ τους για το ποιος θα ενεργοποιηθεί. Ενώ σε άλλα είδη μάθησης (για παράδειγμα στη μάθηση **Hebb**) μπορούν να ενεργοποιούνται ταυτόχρονα περισσότεροι του ενός νευρώνες, στην ανταγωνιστική μάθηση μόνο ένας νευρώνας μπορεί να είναι ενεργός κάθε φορά.

Ο νευρώνας αυτός που «κερδίζει τον ανταγωνισμό» ονομάζεται «**winner-takes-all neuron**». Η βασική ιδέα της ανταγωνιστικής μάθησης έχει τις «ρίζες» της στη δεκαετία του **1970**, όμως για πρώτη φορά έτυχε της προσοχής της ακαδημαϊκής και ερευνητικής κοινότητας στα τέλη της δεκαετίας του **1980**, όταν ο **Teuvo Kohonen** παρουσίασε μια ειδική τάξη τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων τα οποία ονόμασε αυτό-οργανωμένους χάρτες χαρακτηριστικών (**Kohonen, 1989**). Τα δίκτυα αυτά βασίζονται στην ανταγωνιστική μάθηση.

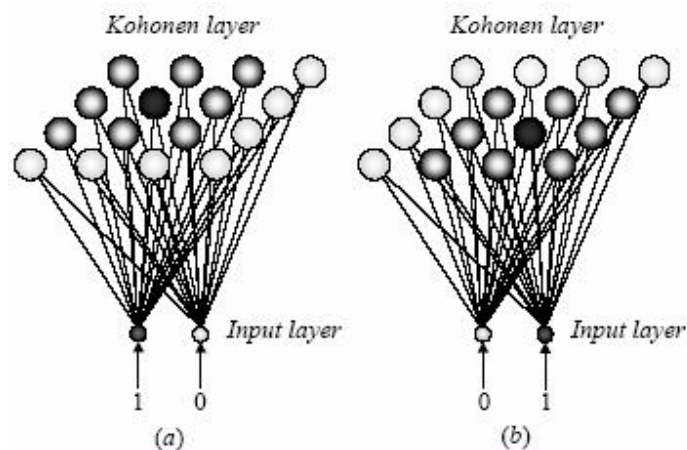
Σε σχέση με το **Self-Organizing feature map**, ο ανθρώπινος εγκέφαλος «κυριαρχείται» από τον εγκεφαλικό φλοιό, ο οποίος είναι μια πολύ πολύπλοκη δομή από δισεκατομμύρια νευρώνες και εκατοντάδες δισεκατομμύρια συνάψεις.

Ο φλοιός δεν παρουσιάζει ούτε ομοιομορφία ούτε και ομοιογένεια. Περιλαμβάνει περιοχές που χαρακτηρίζονται από το «πάχος» των επιπέδων τους και τον τύπο των νευρώνων που υπάρχουν σε αυτές. Κάθε μία από τις περιοχές αυτές είναι υπεύθυνη και για μια διαφορετική ανθρώπινη λειτουργία, όπως για παράδειγμα την όραση, την κίνηση, την ακοή κ.λπ., και κάθε μια σχετίζεται και με διαφορετικά αισθητήρια όργανα.

Δηλαδή, είναι εφικτό ότι κάθε διαφορετικό αισθητήριο όργανο απεικονίζεται σε μια αντίστοιχη περιοχή στον εγκεφαλικό φλοιό. Με άλλα λόγια ο φλοιός είναι ένας αυτό-οργανωμένος υπολογιστικός χάρτης στον ανθρώπινο εγκέφαλο.

Ο **Kohonen** διατύπωσε την αρχή του σχηματισμού τοπογραφικού χάρτη (**Kohonen, 1989**). Σύμφωνα με την αρχή αυτή η θέση ενός νευρώνα εξόδου σε ένα τοπογραφικό χάρτη αντιστοιχεί σε ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό του προτύπου εισόδου.

Ο **Kohonen** πρότεινε το μοντέλο της αντιστοίχισης των χαρακτηριστικών το οποίο φαίνεται στο σχήμα 2.17. Το μοντέλο αυτό «συλλαμβάνει» τα βασικά χαρακτηριστικά των αυτό-οργανωμένων χαρτών του εγκεφάλου, παρόλα αυτά όμως μπορεί να αναπαρασταθεί και να υλοποιηθεί εύκολα σε έναν υπολογιστή.



Σχήμα 2- 20: Το δίκτυο Kohonen

Πηγή: **Kohonen, T. (1989), *The self-organizing map, Proceedings of the IEEE, Vol. 78, 1464-1480***

Το μοντέλο του **Kohonen** κάνει μια τοπογραφική απεικόνιση ενός σταθερού αριθμού προτύπων εισόδου (που παρουσιάζονται στο επίπεδο εισόδου) σε ένα μεγαλύτερης διάστασης επίπεδο εξόδου, το οποίο ονομάζεται και επίπεδο **Kohonen**. Στο σχήμα 2.17 για παράδειγμα το επίπεδο **Kohonen** αποτελείται από ένα πλέγμα που σχηματίζεται από **4x4** νευρώνες, με κάθε νευρώνα να έχει δύο εισόδους.

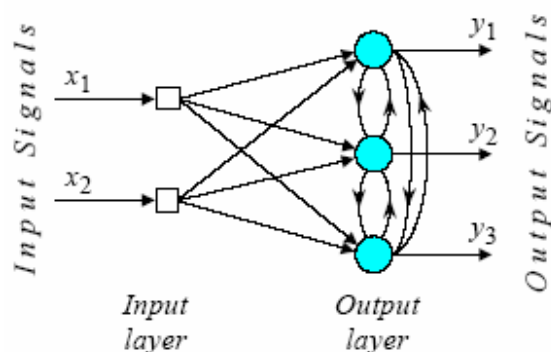
Ο νικητής νευρώνας απεικονίζεται με μαύρο χρώμα ενώ οι γείτονές του με γκρι. Οι γείτονες νευρώνες του νικητή νευρώνα είναι νευρώνες που βρίσκονται σε κοντινή φυσική γειτνίαση με τον νικητή νευρώνα .

Το πόσο κοντινή είναι αυτή η φυσική γειτνίαση εξαρτάται από το σχεδιαστή του δικτύου. Έτσι η περιοχή του νικητή νευρώνα μπορεί να περιλαμβάνει νευρώνες που βρίσκονται σε ακτίνα ενός, δύο ή τριών θέσεων από αυτόν.

Το δίκτυο **Kohonen** αποτελείται από το επίπεδο εισόδου (οι νευρώνες εισόδου δεν κάνουν καμία επεξεργασία) και από ένα επίπεδο υπολογιστικών νευρώνων, το επίπεδο **Kohonen**. Στο δίκτυο **Kohonen**, επίσης, υπάρχουν δύο είδη συνάψεων – συνδέσεων:

1. Οι συνδέσεις προς τα εμπρός από τους νευρώνες εισόδου προς τους νευρώνες του επιπέδου **Kohonen**, και
2. Οι παράπλευρες συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων του επιπέδου εξόδου.

Αυτό απεικονίζεται στο 2-18. Οι παράπλευρες συνδέσεις χρησιμοποιούνται για να δημιουργήσουν τον ανταγωνισμό μεταξύ των νευρώνων του επιπέδου **Kohonen**. Ο νευρώνας με το μεγαλύτερο δυναμικό ενεργοποίησης μεταξύ όλων των νευρώνων του επιπέδου εξόδου «στέφεται» νικητής (**winner-takes-all neuron**). Αυτό ο νευρώνας είναι ο μόνος νευρώνας που παράγει έξοδο. Η δραστηριότητα όλων των άλλων νευρώνων καταπνίγεται μέσω του ανταγωνισμού.

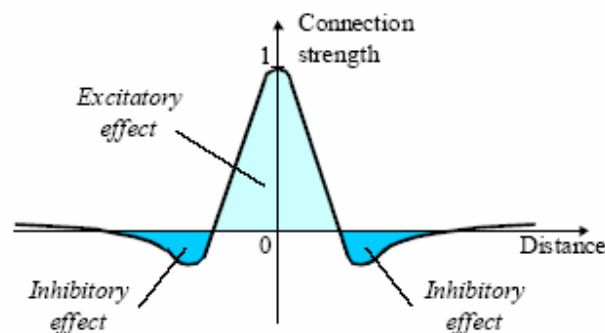


Σχήμα 2- 21: Το δίκτυο Kohonen

Πηγή: **Kohonen, T. (1989), The self-organizing map, Proceedings of the IEEE, Vol.78, 1464-1480**

Η συνάρτηση **Mexican Hat** $w(t-r, a) = \left[1 - \left(\frac{t-r}{a}\right)^2\right] e^{-0.5\left(\frac{t-r}{a}\right)^2}$ υπολογίζει τις τιμές των

βαρών των παράπλευρων συνδέσεων συναρτήσει της απόστασης των νευρώνων από τον νικητή νευρώνα. Έτσι σύμφωνα με τη συνάρτηση αυτή η κοντινή γειτονιά γύρω από το νικητή νευρώνα έχει ισχυρή διεγερτική επίδραση, η απομακρυσμένη γειτονιά έχει μια ήπια ανασταλτική επίδραση και η πολύ απομακρυσμένη γειτονιά έχει μια αδύναμη διεγερτική επίδραση που συνήθως αγνοείται. Η συνάρτηση **Mexican Hat** σχηματικά αναπαρίσταται όπως φαίνεται στο σχήμα 2.23



Σχήμα 2- 22: Η συνάρτηση Mexican Hat

Πηγή: **Kohonen, T. (1989), The self-organizing map, Proceedings of the IEEE, Vol. 78, 1464-1480**

Στο δίκτυο **Kohonen** ένας νευρώνας μαθαίνει μετατοπίζοντας τα δεδομένα του από τις μη ενεργές συνδέσεις προς τις ενεργές. Μόνο ο νικητής νευρώνας και η γειτονιά του έχουν το δικαίωμα να μαθαίνουν. Εάν ένας νευρώνας δεν ανταποκρίνεται στο δείγμα στην είσοδο τότε δεν μπορεί να «μάθει». Η έξοδος του νικητή νευρώνα είναι ίση με το **1** και όλων των υπολοίπων με το **0**.

2.6 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΙΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΙΣ

Κατά την τελευταία δεκαετία, έχει παρατηρηθεί μία ταχεία αποδοχή των νέων τεχνολογιών, όπως είναι τα νευρωνικά δίκτυα και οι μεθοδολογίες άντλησης δεδομένων για την επίλυση ενός ευρύ φάσματος επιχειρηματικών προβλημάτων. Πολλά από αυτά τα προβλήματα αφορούν εργασίες που συνήθως αποτελούν τον τομέα της επιχειρησιακής έρευνας, όπως η πρόβλεψη, η μοντελοποίηση, η ομαδοποίηση και η ταξινόμηση.

2.6.1 Επισκόπηση των Επιχειρηματικών Εφαρμογών των Νευρωνικών Δικτύων

Κατά την τελευταία δεκαετία, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν βρει εφαρμογή σε ένα ευρύ φάσμα τομέων επιχειρήσεων, εμπορίου και βιομηχανίας. Σε αυτή την ενότητα, θα μελετήσουμε τα είδη των προβλημάτων των επιχειρήσεων στα οποία είναι κατάλληλα τα νευρωνικά δίκτυα, παραθέτοντας κάποιες από τις που αφορούν σε κάθε τομέα. Αυτή η επισκόπηση βασίζεται σε ορισμένα εξαιρετικά άρθρα ανασκόπησης (**Harston, 1990; Knoblock, 1996**), καθώς και πολλές δημοσιευμένες μελέτες.

2.6.2 Μάρκετινγκ

Στόχος του σύγχρονου μάρκετινγκ είναι η ταυτοποίηση των πελατών οι οποίοι είναι πιθανό να ανταποκριθούν θετικά σε ένα προϊόν και η στόχευση κάθε διαφήμισης ή πρόσκλησης προς τους πελάτες αυτούς.

Το στοχευόμενο Μάρκετινγκ περιλαμβάνει την κατάτμηση της αγοράς, όπου η αγορά χωρίζεται σε διακριτές ομάδες πελατών, με πολύ διαφορετική καταναλωτική συμπεριφορά. Η τμηματοποίηση της αγοράς μπορεί να επιτευχθεί με τη χρήση νευρωνικών δικτύων από την κατάτμηση των πελατών σύμφωνα με τα βασικά χαρακτηριστικά τους, καθώς και δημογραφικά στοιχεία, κοινωνικο-οικονομική κατάσταση, γεωγραφική θέση, πρότυπα αγοράς και στάση απέναντι σε ένα προϊόν (**Dibb & Simkin, 1991**). Τα μη επιβλεπόμενα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μία τεχνική για την ομαδοποίηση των πελατών σε κατηγορίες με βάση την ομοιότητα των χαρακτηριστικών τους (**Reutterer & Natter, 2000**).

Εναλλακτικά, τα επιβλεπόμενα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν στην εκμάθηση των ορίων μεταξύ των τομέων των πελατών μίας ομάδας πελατών με γνωστές

ετικέτες τμημάτων, π.χ. συχνός αγοραστής, περιστασιακός αγοραστής, σπάνιος αγοραστής (Venugopal & Baets, 1994).

Μόλις ολοκληρωθεί ο κατακερματισμός της αγοράς, το άμεσο μάρκετινγκ μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πώληση ενός προϊόντος στους πελάτες, χωρίς την ανάγκη για ενδιάμεση δράση, όπως η διαφήμιση ή προώθηση των πωλήσεων.

Οι πελάτες με τους οποίους η επιχείρηση έρχεται σε επαφή, είναι ήδη πιθανό να ανταποκριθούν στο προϊόν, δεδομένου ότι παρουσιάζουν παρόμοια καταναλωτική συμπεριφορά, όπως και άλλοι που ανταποκρίθηκαν στο παρελθόν. Με τον τρόπο αυτό, οι επιχειρήσεις μπορούν να κερδίσουν χρόνο και χρήμα, αποφεύγοντας την επαφή με πελάτες που είναι απίθανο να ανταποκριθούν. Οι **Bounds** και **Ross (1997)** έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βελτιώσουν τα ποσοστά ανταπόκρισης από το τυπικό ένα έως δύο τοις εκατό, έως και **95%**, απλά επιλέγοντας σε ποιους πελάτες να στείλουν απευθείας τις ταχυδρομικές διαφημίσεις του άμεσου μάρκετινγκ.

2.6.3 Λιανική Πώληση

Οι επιχειρήσεις συχνά χρειάζονται την πρόβλεψη των πωλήσεων για την λήψη αποφάσεων σχετικά με την απογραφή, τα επίπεδα του προσωπικού και την τιμολόγηση. Τα νευρωνικά δίκτυα είχαν μεγάλη επιτυχία στις προβλέψεις των πωλήσεων, χάρη στην ικανότητά τους να εξετάζουν ταυτόχρονα πολλαπλές μεταβλητές, όπως η ζήτηση της αγοράς για ένα προϊόν, το διαθέσιμο εισόδημα των καταναλωτών, το μέγεθος του πληθυσμού, την τιμή του προϊόντος, καθώς και την τιμή των συμπληρωματικών προϊόντων (Venugopal V, Baets, 1994). Η πρόβλεψη των πωλήσεων στα σούπερ μάρκετ και τους προμηθευτές χονδρικής πώλησης, έχει μελετηθεί (Kong & Martin, 1995; Thiesing et al., 1995) και τα αποτελέσματα έχουν δείξει ότι έχουν πολύ καλές επιδόσεις σε σύγκριση με τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές όπως η παλινδρόμηση.

Ο δεύτερος σημαντικός τομέας όπου οι λιανικές επιχειρήσεις μπορούν να ωφεληθούν από τα νευρωνικά δίκτυα, είναι ο τομέας της ανάλυσης του αγοραστικού καλαθιού (Bigu, 1996). Ανάμεσα στις καθημερινές λεπτομέρειες των συναλλαγών των πελατών, κρύβονται οι πληροφορίες σχετικά με προϊόντα τα οποία συχνά αγοράζουν μαζί, ή την αναμενόμενη χρονική καθυστέρηση μεταξύ των πωλήσεων δύο προϊόντων. Οι λιανέμποροι μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτές τις πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων, για παράδειγμα, σχετικά με τη διάταξη του καταστήματος: εάν η ανάλυση του καλαθιού αγορών αποκαλύψει μία

ισχυρή σχέση μεταξύ των προϊόντων Α και Β, τότε μπορεί να δελεάσει τους καταναλωτές να αγοράσουν το προϊόν Β τοποθετώντας το προϊόν κοντά στο Α στα ράφια των καταστημάτων. Εάν υπάρχει μία σχέση ανάμεσα σε δύο προϊόντα με την πάροδο του χρόνου, π.χ. μέσα σε 6 μήνες από την αγορά ενός εκτυπωτή, ο πελάτης επιστρέφει για να αγοράσει ένα νέο μελάνι, τότε οι λιανέμποροι και λιανοπωλητές, μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτές τις πληροφορίες για να επικοινωνήσουν με τον πελάτη, μειώνοντας την πιθανότητα ο πελάτης να αγοράσει το προϊόν από έναν ανταγωνιστή. Η κατανόηση των ανταγωνιστικών δομών της αγοράς μεταξύ των διαφορετικών μαρκών, έχει επίσης επιχειρηθεί με τεχνικές νευρωνικών δικτύων (Reutterer & Natter, 2000).

2.6.4 Χρηματοοικονομία & Τραπεζική

Ένας από τους κύριους τομείς της χρηματοοικονομίας και της τραπεζικής που έχει επηρεαστεί από τα νευρωνικά δίκτυα, είναι το εμπόριο και οι χρηματοοικονομικές προβλέψεις. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί με επιτυχία σε προβλήματα όπως η τιμολόγηση και αντιστάθμιση τίτλων παραγώγων (Hutchinson et al., 1994), πρόβλεψη μελλοντικής εκπλήρωσης των τιμών (Grudnitski & Osburn, 1993), πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας (Leung et al., 2000) και απόδοση των μετοχών και πρόβλεψη επλογής (Barr & Mani, 1994; Swales & Yoon, 1994). Οι ιστορίες επιτυχίας είναι πολλές και έχουν λάβει πολλή προσοχή.

Υπάρχουν πολλοί άλλοι τομείς της τραπεζικής και της χρηματοοικονομίας, που έχουν βελτιωθεί με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Για πολλά χρόνια, οι τράπεζες έχουν χρησιμοποιήσει τεχνικές βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, για να καθορίσουν σε ποιους αιτούντες θα χορηγήσουν δάνειο. Παραδοσιακά, οι στατιστικές τεχνικές έχουν οδηγήσει στην δημιουργία λογισμικού. Αυτές τις μέρες, όμως, τα νευρωνικά δίκτυα είναι η βασική τεχνική που καθοδηγεί την λήψη αποφάσεων (Jensen, 1992; West, 2000). Η Hecht-Nielson Co., ανέπτυξε ένα σύστημα βαθμολόγησης της πιστοληπτικής ικανότητας, το οποίο αύξησε την κερδοφορία κατά 27% από την εκμάθηση του προσδιορισμού των καλών πιστωτικών κινδύνων και των κακών πιστωτικών κινδύνων (Harston, 1990). Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν επίσης επιτυχία στην εκμάθηση της πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης (Fletcher D, Goss, 1993; Udo, 1993; Wilson R, Sharda, 1997).

Μία πρόσφατη προσθήκη στην βιβλιογραφία σχετικά με τα νευρωνικά δίκτυα, είναι το θέμα της δημιουργίας πλούτου. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί για την

μοντελοποίηση των σχέσεων μεταξύ της εταιρικής στρατηγικής, της βραχυπρόθεσμης χρηματοοικονομικής υγείας και την απόδοση της εταιρείας (**Balakrishnan & Fiet, 2000**). Αυτό φαίνεται να είναι μία πολλά υποσχόμενη νέα περιοχή εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων.

2.6.5 Ασφάλιση

Υπάρχουν πολλοί τομείς του ασφαλιστικού κλάδου που μπορούν να ωφεληθούν από τα νευρωνικά δίκτυα. Οι κάτοχοι ασφαλειών μπορούν να υποδιαιρεθούν σε ομάδες με βάση την συμπεριφορά τους, η οποία μπορεί να βοηθήσει στον καθορισμό αποτελεσματικής τιμολόγησης των ασφαλιστρών. Η πρόβλεψη της συχνότητας των απαιτήσεων και το κόστος απαίτησης, μπορούν επίσης να βοηθήσουν στην ρύθμιση των ασφαλιστρών, καθώς και στον εντοπισμό ενός αποδεκτού μείγματος ή χαρτοφυλάκιο των χαρακτηριστικών των ασφαλισμένων (**Smith et al., 2000**).

Η ασφαλιστική βιομηχανία, όπως στον τραπεζικό και χρηματοοικονομικό τομέα, έχει συνειδητοποιήσει την ανάγκη για ανίχνευση της απάτης και τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εκπαιδευθούν για να μάθουν την ανίχνευση δολίων απαιτήσεων ή ασυνήθιστων περιστάσεων. Τέλος, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να είναι αποτελεσματικά στην διατήρηση των πελατών (**Smith et al., 2000**).

Οι ασφαλίσεις είναι μία ανταγωνιστική βιομηχανία και όταν ένας κάτοχος ασφαλιστηρίου συμβολαίου επιλέγει να αποχωρήσει, χρήσιμες πληροφορίες μπορούν να εξαχθούν από το ιστορικό του, οι οποίες θα μπορούσαν να εξηγήσουν για ποιο λόγο έφυγαν. Η προσφορά συγκεκριμένων κινήτρων για την παραμονή των πελατών, όπως η μείωση των ασφαλιστρών τους, ή μη προβολή αξιώσεων μπόνους, μπορεί να βοηθήσει στην διατήρηση καλών πελατών. Δυστυχώς, εξαιτίας της ανταγωνιστικής φύσης της ασφαλιστικής βιομηχανίας, έχουν δημοσιευθεί πολύ λίγες λεπτομέρειες για τις επιτυχημένες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων. Η εταιρεία εξόρυξης δεδομένων, **Trajecta** (<http://www.trajecta.com>) διαφημίζει την επιτυχία στην ασφαλιστική βιομηχανία, όπως και η **Risk Data Corporation** (θυγατρική της **Hecht, Nielson**).

2.6.6 Τηλεπικοινωνίες

Η **Neural Technologies Inc** είναι μια βρετανική εταιρεία, η οποία λάνσαρε ένα προϊόν που ονομάζεται **DA Churn Manager**. Ειδικώς προσαρμοσμένο για τον κλάδο των τηλεπικοινωνιών, το προϊόν αυτό χρησιμοποιεί μία σειρά από νευρωνικά δίκτυα για την ανάλυση των δεδομένων των πελατών και των κλήσεων, πρόβλεψη για το αν, το πότε και το γιατί ένας πελάτης είναι πιθανό να κατευθυνθεί στους ανταγωνιστές, πρόβλεψη των επιδράσεων των επικείμενων στρατηγικών προώθησης, και έλεγχο των δεδομένων για τον εντοπισμό των πιο κερδοφόρων πελατών. Οι εταιρείες τηλεπικοινωνιών ασχολούνται και με τις πωλήσεις του προϊόντος, αφού όσο πιο εξαρτημένος είναι ένας πελάτης σχετικά με ορισμένα προϊόντα, τόσο λιγότερο πιθανό είναι να μεταστραφεί στον ανταγωνισμό.

Η ανάλυση του αγοραστικού καλαθιού είναι σημαντική εδώ, δεδομένου ότι αν ο πελάτης έχει αγοράσει ένα προϊόν από ένα κοινό καλάθι αγοράς (όπως η αναμονή κλήσης), τότε το δέλεαρ για να αγοράσει και τις άλλες (όπως αναγνώριση καλούντος) μπορεί να βοηθήσει στην μείωση της πιθανότητας αποχώρησης και αυξάνει την κερδοφορία από τις πωλήσεις.

2.6.7 Μάνατζμεντ Λειτουργιών

Υπάρχουν πολλοί τομείς του Μάνατζμεντ Λειτουργιών, κυρίως ο προγραμματισμός και ο σχεδιασμός, που τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία. Ο προγραμματισμός των μηχανημάτων (**Foo & Takefujii, 1988**), η γραμμή συναρμολόγησης και η κυτταρική κατασκευή (**Guerrero et al., 1998**) με τη χρήση νευρωνικών δικτύων, είναι δημοφιλή θέματα της έρευνας την τελευταία δεκαετία. Άλλα προβλήματα, όπως το χρονοδιάγραμμα του προγραμματισμού (**Gislen et al., 1989**), ο προγραμματισμός των έργων (**Padman et al., 1993**) και ο προγραμματισμός πολλαπλών εργασιών (**Ansari et al., 1993**) έχουν επιχειρηθεί επίσης επιτυχώς. Όλες αυτές οι προσεγγίσεις βασίζονται στα νευρωνικά δίκτυα **Hopfield (1982)** και η πραγμάτωση των **Hopfield** και **Tank (1985)** ότι τα δίκτυα αυτά θα μπορούσαν να λύσουν περίπλοκα προβλήματα βελτιστοποίησης. Πρόσφατα, οι εναλλακτικές προσεγγίσεις των νευρωνικών δικτύων, όπως ο νευροδυναμικός προγραμματισμός (**Secomandi, 2000**), έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί για την επίλυση σχετικών προβλημάτων.

Η χρήση των νευρωνικών δικτύων στον προγραμματισμό και τον έλεγχο των δραστηριοτήτων, μελετήθηκε από τους **Garetti** και **Taisch (1999)** και καλύπτει ένα ευρύ

φάσμα εφαρμογής, από την πρόβλεψη της ζήτησης μέχρι και τον έλεγχο και τον προγραμματισμό καταστημάτων. Οι **Balakrishnan et al. (1997)** χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα για την ενσωμάτωση των λειτουργικών της εμπορίας και της μεταποίησης σε έναν οργανισμό. Επιπλέον, χρησιμοποιώντας τον προγραμματισμό των εργασιών για παράδειγμα, οι **Gupta et al. (1997, 1999)** περιγράφουν τη χρήση των νευρωνικών δικτύων για την επιλογή του καταλληλότερου αλγορίθμου για την επίλυση ενός πρακτικού προβλήματος στο Μάνατζμεντ των λειτουργικών. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με μοντελοποίηση προσομοίωσης για να μάθουν καλύτερα το σχεδιασμό του συστήματος παραγωγής (**Mollaghasemi et al., 1998**).

Άλλος ένας τομέας του Μάνατζμεντ λειτουργιών που ωφελούνται από τα νευρωνικά δίκτυα, είναι ο έλεγχος της ποιότητας. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ενσωματωθούν με τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές ελέγχου για να βελτιώσουν την απόδοσή τους. Παραδείγματα επιτυχίας τους περιλαμβάνουν ένα νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση των μπουκάλια σόδας ώστε κάθε μπουκάλι να έχει ετικέτα και να είναι κλειστό σωστά (**Glover, 1998**). Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν ως ένα διαγνωστικό εργαλείο και έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση βλαβών σε ηλεκτρικές συσκευές (**Jacobowicz & Ramanujam, 1990**) και δορυφορικά δίκτυα επικοινωνιών (**Casselmann & Acres, 1990**).

Οι εργασίες διαχείρισης έργου, επίσης, έχουν αντιμετωπιστεί με την χρήση νευρωνικών δικτύων. Οι **Lind** και **Sulek (2000)** αναφέρουν τη χρήση του μοντέλου MFNN στην πρόβλεψη ολοκλήρωση του έργου, για έργα γνώσης, ενώ οι **Smith et al. (1999)** χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση αρκετών μετρικών λογισμικού σε έργα ανάπτυξης λογισμικού.

2.6.8 Η Εξέλιξη των Νευρωνικών Δικτύων για την Κάλυψη τω Αναγκών του Επιχειρηματικού Τομέα

Σε αυτή την ενότητα εξετάσαμε κάποιες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων σε διάφορους επιχειρηματικούς τομείς: το μάρκετινγκ, τις λιανικές πωλήσεις, την χρηματοοικονομία και τραπεζική, τις ασφάλειες, τις τηλεπικοινωνίες και το μάνατζμεντ λειτουργιών. Υπάρχουν φυσικά πολλές άλλες βιομηχανίες οι οποίες έχουν ωφεληθεί την τελευταία δεκαετία.

Αυτό που προκύπτει από αυτή τη συζήτηση είναι η πλήρης ποικιλομορφία των περιοχών εφαρμογής που δρέπουν τα πλεονεκτήματα και τα οφέλη των νευρωνικών δικτύων. Το σημαντικό σημείο για αυτές τις εφαρμογές είναι ότι έχουν υποκινήσει αποτελεσματικά την έρευνα κατά την τελευταία δεκαετία. Οι τράπεζες δεν μπορούν να απορρίψουν έναν αιτούντα δανείου επειδή το νευρωνικό τους δίκτυο τους συμβούλεψε ότι ο αιτών θα είναι ένας κακός κίνδυνος. Θα πρέπει να του παρέχουν τους λόγους για τους οποίους η αίτησή του δεν ήταν επιτυχής και να δώσουν προτάσεις για το πώς θα μπορούσε να βελτιώσει τις πιθανότητές του την επόμενη φορά. Λόγω αυτών των νομικών απαιτήσεων, οι ερευνητές εξετάζουν την εξαγωγή κανόνων από τα νευρωνικά δίκτυα (Andrews et al., 1995; Lubinsky & Kothari, 1997). Οι υψηλές απαιτήσεις για ομιλία και λογισμικό αναγνώρισης χαρακτήρων σημαίνει ότι οι ερευνητές προσπαθούν συνεχώς για ταχύτερους και πιο αποτελεσματικούς αλγορίθμους για να επιτευχθεί ο στόχος. Αυτές οι απαιτήσεις από τις επιχειρήσεις και την βιομηχανία θα συνεχίσουν να προωθούν την έρευνα και στον επόμενο αιώνα.

Το πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι δεν προδικάζουν κατ' ανάγκη την σχέση μεταξύ των εισόδων και των εξόδων με την ακριβή μορφή της συνάρτησης. Αντί αυτού, αποφασίζεται από τα δεδομένα. Θεωρητικά, μπορεί να προσεγγίσει κάθε μορφή συνάρτησης του ζεύγους εισόδου-εξόδου και μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην ανάλυση παλινδρόμησης.

Υπάρχουν κριτικές ότι, όταν η σχέση μεταξύ των μεταβλητών δεν είναι γνωστή εκ των προτέρων, το δίκτυο λειτουργεί ακριβώς όπως ένα μαύρο κουτί. Αυτό είναι ένα κίνητρο για ένα προτεινόμενο υβριδικό σύστημα των νευρωνικών δικτύων και οικονομετρίας και γενετικών αλγορίθμων. Με τον συντελεστή **VAR**, μπορούμε να είμαστε βέβαιοι ότι όλες οι μεταβλητές τροφοδότησης του δικτύου, έχουν σημαντικές επιδράσεις στις μεταβλητές εξόδου. (Jaeng)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3^ο : Η ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Σήμερα υπάρχει μια κοινή αποδεκτή άποψη ότι τεράστια ποσά κεφαλαίου μεταφέρονται μέσω των χρηματιστηρίων σε όλο το κόσμο. Οι εθνικές οικονομίες καθορίζονται σε μεγάλο βαθμό από τη πορεία των χρηματιστηρίων τους. Οι αγορές έχουν γίνει πιο βατές ως εργαλείο επενδύσεων, όχι μόνο για τους στρατηγικούς επενδυτές αλλά και για τους κοινούς ανθρώπους. Με βάση αυτή την άποψη οι αγορές επηρεάζουν τη καθημερινή ζωή του μέσου ανθρώπου με έναν διαφορετικό τρόπο από ότι στο παρελθόν.

Η διαδικασία επιλογής και διαχείρισης χαρτοφυλακίων αποτελεί ένα από τα πιο ουσιαστικά πεδία έρευνας της χρηματοοικονομικής θεωρίας τα τελευταία **50** χρόνια. Το βασικό πρόβλημα αναφέρεται στη σύσταση ενός χαρτοφυλακίου χρεογράφων (μετοχές, ομόλογα, έντοκα γραμμάτια, αμοιβαία κεφάλαια, **repos**, παράγωγα χρηματοοικονομικά προϊόντα κ.α.), προκειμένου να μεγιστοποιείται η χρησιμότητα για τον ερευνητή. Σε αυτό το κεφάλαιο θα αναλυθεί η συνεισφορά και η αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στη διαχείριση του χαρτοφυλακίου.

Τα τελευταία χρόνια ο τομέας των νευρωνικών δικτύων γνωρίζει μεγάλη ανάπτυξη και σε αυτό έχει συμβάλει σημαντικά, η εξέλιξη της επιστήμης των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Στις μέρες μας, πολλές είναι οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων που διατίθενται στην αγορά ως έτοιμα, ολοκληρωμένα προϊόντα. Ανάμεσα στις πολλές χρήσεις που έχουν καταλάβει τα εν λόγω δίκτυα στη ζωή του ανθρώπου (ρομποτική, ιατρική, κατασκευές, μεταφορές, τηλεπικοινωνίες κ.α.), συμπεριλαμβάνεται και η εφαρμογή τους για την πρόβλεψη χρηματοοικονομικών μεγεθών.

Όπως έχει διαπιστωθεί από διάφορες έρευνες, η χρήση των νευρωνικών δικτύων έχει παρουσιάσει αρκετά και εμπεριστατωμένα αποτελέσματα στη χρηματοοικονομική ανάλυση, όπως και σε χρηματιστηριακές προβλέψεις για τις τιμές των μετοχών ή των ομολογιών, στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου καθώς και σε πολλές ακόμα οικονομικές εφαρμογές. Βέβαια πρέπει να τονιστεί ότι η αποτελεσματική χρήση των δικτύων αυτών, όπως σε όλους τους τομείς έτσι και στην οικονομία, απαιτεί άριστη γνώση

και επαρκή εμπειρία σχετικά με τη χρηματοοικονομική θεωρία ώστε να καταστεί δυνατή η σωστή επιλογή των μεταβλητών που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Επίσης απαιτούμενο θεωρείται η ύπαρξη εμπειρίας στην ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων, όπως επίσης και στον έλεγχο της ικανότητας γενίκευσής τους.

Στις επόμενες παραγράφους του κεφαλαίου αυτού θα αναδειχθούν ορισμένες από τις σημαντικότερες μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί σχετικά με την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στα συνηθέστερα στοιχεία που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιο. Συγκεκριμένα θα γίνει αναφορά στη χρήση των νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών, την αγορά συναλλάγματος, την αποτίμηση ομολογιών και χρηματοοικονομικών παραγόντων και την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου.

3.2 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΜΕΤΟΧΩΝ ΚΑΙ ΠΡΟΘΕΣΜΙΑΚΩΝ ΣΥΜΒΟΛΑΙΩΝ

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να σχεδιαστούν και να εκπαιδευτούν έτσι ώστε να αναγνωρίζουν τους περίπλοκους σχηματισμούς των ιστορικών τιμών των μετοχών με αποτέλεσμα να μπορούν να προβλέψουν τις μελλοντικές τάσεις των τιμών τους.

Μελέτες των **Kryzanowski, Galler** και **Wright (1993)**, έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να αναγνωρίσουν τους μηχανισμούς που επηρεάζουν τις τιμές των μετοχών και να προσδιορίσουν αποδόσεις και μάλιστα μεγαλύτερες από αυτές της αγοράς. Συνεχίζοντας την έρευνα μερικά χρόνια αργότερα οι **Refenes, Zapranis, Francis (1995)**, αντικατέστησαν την γραμμική παλινδρόμηση με τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των μετοχών και κατέληξαν ότι αυτά υπερτερούν στον προσδιορισμό των μετοχών που προσφέρουν απόδοση μεγαλύτερη από την απόδοση της αγοράς.

Σύγκριση πραγματοποιήθηκε επίσης στις προβλέψεις με χρήση νευρωνικών δικτύων και αυτών που πραγματοποιήθηκαν με τις μεθόδους των ελαχίστων τετραγώνων και της λογιστικής παλινδρόμησης. Πιο αναλυτικά το **2003** οι **Olson** και **Mossman** χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα σε μετοχές του χρηματιστηρίου του Καναδά με σκοπό να προβλέψουν τις αποδόσεις τους και να τις ταξινομήσουν σε δύο κατηγορίες ανάλογα με το αν έχουν πιθανότητα να δώσουν θετική ή αρνητική απόδοση. Τα αποτελέσματα της εν λόγω μελέτης

έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα υπερτερούν τόσο στην πρόβλεψη των αποδόσεων όσο και στην ταξινόμηση των μετοχών σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους.

Πέραν της πρόβλεψης των αποδόσεων των μετοχών καθαυτών, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί και σε μελέτες που στόχευαν σε προβλέψεις σχετικά με τους χρηματιστηριακούς δείκτες. Έτσι το **2004** οι **Stansell** και **Eakins** χρησιμοποίησαν τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη της κατεύθυνσης της μεταβολής δεκαετηθιακών κλαδικών χρηματιστηριακών δεικτών. Τα αποτελέσματα της έρευνας κρίθηκαν πολύ θετικά. Εξίσου θετικά αποτελέσματα παρουσίασε και η έρευνα των **Perez-Rodriguez, Torra** και **Andrada-Felix** το **2005** σχετικά με τις αποδόσεις των προθεσμιακών συμβολαίων. Στην εν λόγω έρευνα χρησιμοποιήθηκαν αποτελεσματικά τα νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των αποδόσεων του δείκτη προθεσμιακών συμβολαίων **Ibex35** στο χρηματιστήριο της Ισπανίας. Η έρευνα αυτή επιβεβαίωσε και τα αποτελέσματα παρόμοιας έρευνας που είχε διεξαχθεί το **1999** από τον **Shang-Wu Yu** με την περίπτωση πρόβλεψης του δείκτη προθεσμιακών συμβολαίων **SIMEX Nikkei**.

Σύμφωνα με τη μελέτη των **Fernandez and Gomez (2005)** αναπτύχθηκε μια ιστορική προσέγγιση μελέτης μετοχών του χαρτοφυλακίου με τη χρήση Νευρωνικών δικτύων, προκειμένου να διευρυνθούν τα όρια μελέτης και αξιολόγησης που συνδέονται με το προβληματισμό σε σχέση με την επιλογή του κατάλληλου χαρτοφυλακίου. Η μελέτη τους βασίστηκε στην έρευνα και στα υπολογιστικά δεδομένα που όρισε ο **Markowitz** μέσα από ένα υπολογιστικό μοντέλο το οποίο εμπεριείχε το πληθωρισμό αλλά και άλλα οικονομικά δεδομένα ως περιοριστικά στοιχεία στην επιλογή του κατάλληλου χαρτοφυλακίου.

Το υπολογιστικό μοντέλο με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων βοηθά στις ασφαλείς επενδύσεις σε ένα συγκεκριμένο αριθμό μετοχών ενώ καθορίζει και το ύψος των επενδύσεων ανά μετοχή. Μέσα από τη δουλειά των συγκεκριμένων συγγραφέων αποδείχτηκε ότι οι ιστορικοί δείκτες δεν είναι απαραίτητα ασφαλείς και ότι η χρήση των νευρωνικών δικτύων βοηθά σε μεγάλο βαθμό να μειωθούν τα υπεραισιόδοξα σενάρια και να γίνει αποτελεσματική επιλογή χαρτοφυλακίου μέσα από συγκρίσεις πρόσφατων αποτελεσμάτων με προγενέστερων.

Αξίζει να αναφερθεί και η εργασία των **Ellis** και **Wilson** το **2005**, οι οποίοι θέλησαν να εξετάσουν την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στη δημιουργία ενός χαρτοφυλακίου από εταιρίες αξιοποίησης ακίνητης περιουσίας στην Αυστραλία.

Δημιούργησαν έτσι, με βάση το νευρωνικό μοντέλο ένα χαρτοφυλάκιο μετοχών το οποίο έδωσε απόδοση **7,14%** παραπάνω από την απόδοση της αγοράς. Βέβαια σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφερθεί ότι σε πρότερη έρευνα από τους **Below, Stansell** και **Coffin** το **2000** είχε αποδειχτεί ότι η μέθοδος γραμμικής παλινδρόμησης υπερτερούσε έναντι των νευρωνικών δικτύων στην περίπτωση πρόβλεψης μετοχών εταιριών αξιοποίησης ακίνητης περιουσίας.

3.3 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΤΩΝ ΟΜΟΛΟΓΩΝ

Η χρήση των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη των τιμών των ομολόγων ξεκίνησε από το **1988** όπου οι **Dutta** και **Shekhar** χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων για την πραγματοποίηση προβλέψεων και μάλιστα το συνέκριναν με τη μέθοδο γραμμικής παλινδρόμησης. Χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα και τις ίδιες μεταβλητές για την ανάλυση, ώστε να είναι πιο αντικειμενική η σύγκριση, κατέληξαν ότι το ποσοστό επιτυχίας των νευρωνικών δικτύων υπερτερούσε με ποσοστό **23,6%** σε σχέση με το ποσοστό επιτυχίας της γραμμικής παλινδρόμησης. Η έρευνα γύρω από την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της μεταβολής της αξίας των ομολόγων συνεχίστηκε και τα επόμενα χρόνια από πολλούς ερευνητές. Τα νευρωνικά δίκτυα πέραν της γραμμικής παλινδρόμησης συγκρίθηκαν και με την Πολυμεταβλητή Γραμμική Ανάλυση ως προς την αποτελεσματικότητά τους και αποδείχτηκε στις περισσότερες περιπτώσεις ότι υπερτερούν έστω και οριακά έναντι των άλλων μεθόδων. Πολλοί βέβαια ήταν οι επιστήμονες που υποστήριζαν τη χρησιμοποίησή τους σε συνδυασμό με κάποια άλλη μέθοδο για τη λήψη όσο το δυνατόν πιο αξιόπιστων αποτελεσμάτων.

Το **1993** παρουσιάστηκε μια πολύ ενδιαφέρουσα έρευνα για τη διαχείριση των διαθέσιμων ομολόγων, σε επτά βασικές αγορές, με τη χρήση ενός νευρωνικού μοντέλου. Απέδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο είναι ικανό να ανιχνεύει την υποκειμενική σχέση μεταξύ των δεδομένων ούτως ώστε να οδηγεί στη δημιουργία του βέλτιστου χαρτοφυλακίου. Άλλη μια σημαντική εργασία σε αυτόν τον τομέα, που είδε το φως της δημοσιότητας την ίδια χρονιά, είναι αυτή των **Refenes** και **Azema Barac**, οι οποίοι επιχειρήσαν να προβλέψουν τις αποδόσεις των ομολόγων σε μηνιαία βάση για επτα αγορές των Η.Π.Α., του Καναδά, της Ιαπωνίας, της Γερμανίας, της Μεγάλης Βρετανίας, της Γαλλίας και της Αυστραλίας. Δημιούργησαν λοιπόν ξεχωριστό χαρτοφυλάκιο για κάθε μια

αγορά με τη χρήση νευρωνικού μοντέλου λαμβάνοντας τόσο τοπικές παραμέτρους όπως είναι τα επιτόκια, όσο και διεθνής παραμέτρους όπως είναι για παράδειγμα οι τιμές των πολυτίμων μετάλλων ή του αργού πετρελαίου. Στη συνέχεια κατάφεραν να εντάξουν τα επιμέρους αυτά χαρτοφυλάκια σε ένα ενιαίο διεθνές χαρτοφυλάκιο με απόδοση που αποδείχτηκε μεγαλύτερη από αυτή της αγοράς.

Ο **Aryasomayajula Venkata Chandra** το **2002** μελέτησε την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στην αποτίμηση των ομολόγων χωρίς περιοδικές πληρωμές. Η αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων σε αυτή την περίπτωση εξακριβώθηκε συγκρίνοντάς τα με άλλα παραμετρικά μοντέλα αποτίμησης όπως το υπόδειγμα του **Cox Ingersoll** και **Ross (1985)**, αυτό των **Schwartz** και **Longstaff** όπως και με το υπόδειγμα των **Morton, Health** και **Jarrow**.

Μέχρι και στις μέρες μας γίνονται διαρκώς μελέτες σχετικά με την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην αποτίμηση των ομολόγων. Η μέθοδος αυτή συγκρίνεται με άλλες μεθόδους όπως η μέθοδος **GARCH**, η μέθοδος **ARMA**, ή η μέθοδος στοχαστική διακύμανσης αλλά και με άλλα παραμετρικά μοντέλα αποτίμησης που έχουν ελεγχθεί σε ερευνητική αλλά και πρακτική βάση. Η αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων κρίνεται ιδιαίτερα αποδοτική από την πλειοψηφία των μελετητών.

3.4 Η ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΑΓΟΡΑ ΣΥΝΑΛΛΑΓΜΑΤΟΣ

Η πρόβλεψη των συναλλαγματικών ισοτιμιών ήταν άλλος ένας γρίφος που κλήθηκαν να λύσουν τα νευρωνικά δίκτυα. Πρώτος ο ερευνητής **Mehta** εξέτασε, το **1995**, τη δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων σε αυτόν τον τομέα και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να εκτιμούν την μελλοντική τάση των συναλλαγματικών ισοτιμιών. Βέβαια ο ίδιος επιστήμονας διευκρίνισε ότι το έργο αυτό είναι εξαιρετικά δύσκολο και απαιτεί άριστη γνώση και πολλούς πειραματισμούς ώστε να δημιουργηθούν αξιόπιστα υποδείγματα αποτίμησης νευρωνικών δικτύων. Σε μια επόμενη έρευνα, λίγους μήνες αργότερα, οι **Zaidi** και **Refenes** εργάστηκαν στην πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας δολαρίου-μάρκου με τη χρήση νευρωνικού δικτύου και κατέληξαν ότι τα εξαγόμενα αποτελέσματα ήταν καλύτερα από αυτά που εξαγόταν με τη χρήση κινητών μέσων όρων.

Πολλοί ήταν οι επιστήμονες οι οποίοι κατά καιρούς εξέτασαν τη δυνατότητα των νευρωνικών δικτύων να προβλέπουν συναλλαγματικές ισοτιμίες και τη συνέκριναν με την αντίστοιχη δυνατότητα παραδοσιακών στατιστικών μεθόδων. Η απάντηση στη σύγκριση ήταν ομόφωνη και υπέρ των νευρωνικών δικτύων. Μερικές από τις εν λόγω μελέτες σύγκρισης είναι οι εξής: η σύγκριση νευρωνικών δικτύων με υποδείγματα **ARIMA** το **1998** από τον **Guoqiang**, η σύγκριση των νευρωνικών δικτύων με έξι παραδοσιακές μεθόδους για την αποτίμηση ισοτιμίας φράγκου – δολαρίου από τον **Booker**, η σύγκριση νευρωνικών δικτύων με μεθόδους επαναδειγματοληψίας με τη μέθοδο της γραμμικής παλινδρόμησης για την πρόβλεψη της συναλλαγματικής ισοτιμίας δολαρίου Καναδά και δολαρίου Η.Π.Α από τον **Lingxue** το **2000** κ.α..

Βέβαια αξίζει να σημειωθεί ότι και στην ελληνική αγορά συναλλάγματος έχουν διαπιστωθεί περιπτώσεις με επιτυχή χρήση των νευρωνικών δικτύων. Την εργασία πραγματοποίησαν οι **Andreou, Georgopoulos** και **Likothanassis**, οι οποίοι εξέτασαν τη συναλλαγματική ισοτιμία δραχμής με δολάριο, γερμανικό μάρκο, αγγλική λύρα και γαλλικό φράγκο εφαρμόζοντας ένα νευρωνικό μοντέλο του οποίου η εκπαίδευση βασίστηκε σε υβριδικό αλγόριθμο που συνδυάζει γενετικούς αλγόριθμους και εκτεταμένα φίλτρα Κάλμαν.

Το **2005** οι **Chen** και **Leung** δοκίμασαν μια μεθοδολογία που συνδυάζει τα νευρωνικά δίκτυα με άλλα πολυμεταβλητά οικονομετρικά υποδείγματα, την οποία χρησιμοποίησαν στην αγορά συναλλάγματος με πολύ θετικά αποτελέσματα. Μετά από την επιτυχία της εν λόγω μελέτης ακολούθησαν και άλλες επιβεβαιωτικές έρευνες από τους ίδιους επιστήμονες οι οποίοι προτείνουν ανεπιφύλακτα τη χρήση των νευρωνικών δικτύων ως μέσο πρόβλεψης συναλλαγματικών ισοτιμιών. Αντίθετη άποψη όμως είχαν σχηματίσει οι **Frances** και **Van Homelen** το **1998**. Σε εργασία που πραγματοποίησαν με τη χρήση νευρωνικών δικτύων στις αγορές συναλλάγματος κατέληξαν σε λανθασμένα αποτελέσματα.

3.5 ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΩΝ

Στη διεθνή βιβλιογραφία απαντώνται εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων και στην πρόβλεψη των χρηματοοικονομικών παραγώγων. Μια σημαντική έρευνα στον τομέα της αποτίμησης δικαιωμάτων, διεξήχθη από τους **Hutchinson, Lo** και **Poggio** το **1994**. Οι συγκεκριμένοι επιστήμονες στην προσπάθεια τους να εκτιμήσουν το Υπόδειγμα Τιμολόγησης Δικαιωμάτων δοκίμασαν τρία διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα λαμβάνοντας ως δεδομένα σε αυτά τις παλιές τιμές δικαιωμάτων προαίρεσης όπως και πολλά άλλα οικονομικά στοιχεία. Το υπόδειγμα αποτίμησης που κατάφεραν να κατασκευάσουν μέσω αυτής της μεθοδολογίας παρουσίασε πολλά πλεονεκτήματα έναντι των ήδη υπάρχοντων υποδειγμάτων όπως είναι η προσαρμοστικότητα του στις διάφορες μεταβολές, η μη εξάρτησή του από περιοριστικές παραμετρικές υποθέσεις, όπως και η ικανότητα του για εφαρμογή σε διάφορους τύπους παραγώγων.

Μια άλλη αξιοσημείωτη έρευνα πραγματοποίησε ο **Wu** το **2000**, ο οποίος θέλησε να συγκρίνει παραμετρικές μεθόδους αποτίμησης δικαιωμάτων και μη παραμετρικές μεθόδους, κάνοντας χρήση των ημερησίων τιμών των δικαιωμάτων **S&P 500**. Συγκρίνοντας τις παραμετρικές μεθόδους **constant elasticity variance model (CEV)**, **stochastic volatility (SV)**, **stochastic volatility & jump model (SVJ)** και το υπόδειγμα **Black Scholes** κατέληξε ότι οι τρεις πρώτες είναι αρκετά πιο ακριβείς σε σχέση με το τελευταίο. Για της μη παραμετρικές μεθόδους αποτίμησης συνέκρινε ένα νευρωνικό δίκτυο προτροφοδότησης πολλαπλών στρωμάτων και ένα δίκτυο **radial basis function** τα οποία απέδειξε ότι δίνουν καλύτερα αποτελέσματα από ότι το υπόδειγμα **Black Scholes** όμως δεν αποδείχτηκε το ίδιο στη σύγκριση με τις υπόλοιπες παραμετρικές μεθόδους. Στη συνέχεια ακολούθησαν και άλλοι ερευνητές οι οποίοι συνηγόρησαν στο γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα υπερέχουν συγκρινόμενα με το υπόδειγμα τιμολόγησης δικαιωμάτων **Black Scholes** σε δικαιώματα αγοράς που διαπραγματεύονταν ευρωπαϊκά χρηματιστήρια.

3.6 ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

Η οικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης και η πορεία που πρόκειται να ακολουθήσει τα επόμενα χρόνια είναι πληροφορίες που αφορούν άμεσα τους ιθύνοντες της επιχείρησης πρώτα από όλα αλλά και τους υποψήφιους επενδυτές που σκέπτονται να την εντάξουν στο χαρτοφυλάκιο τους. Πέραν των προαναφερομένων όμως ιδιαίτερο ενδιαφέρον για τις χρηματοοικονομικές εκθέσεις των εταιριών επιδεικνύουν και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα στα οποία αιτούνται δανειοδοτήσεις.

Για τον προσδιορισμό του πιστωτικού κινδύνου έχουν εφαρμοστεί παλιότερα αρκετές στατιστικές μέθοδοι ανάλυσης των χρηματοοικονομικών πληροφοριών των επιχειρήσεων αλλά δεν έδιναν πάντα σωστά αποτελέσματα. Έτσι με την πάροδο των χρόνων και την εξέλιξη των ηλεκτρονικών υπολογιστών, κάπου στα μέσα της δεκαετίας του **1990**, εντάχθηκαν και σε αυτό το πεδίο έρευνας τα νευρωνικά δίκτυα. Κύριος χρηματοδότης των ερευνών αυτών αποδείχτηκαν τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα με σκοπό να μπορούν να τους προσφέρουν ακριβείς απαντήσεις στα ερωτήματα της επικινδυνότητας έκδοσης δανείων σε επιχειρήσεις αλλά και προσωπικών δανείων, σε περιπτώσεις υποθηκεύσεων, σε περιπτώσεις χορήγησης πιστωτικών καρτών και σε άλλα παρόμοια τραπεζικά αιτήματα.

Πρωτοπόρα στον τομέα αποδείχτηκε μία από τις μεγαλύτερες τράπεζες των Ηνωμένων Πολιτειών Αμερικής, η **Chase Manhattan Bank**, η οποία στα μέσα της δεκαετίας του **90** ανάτηξε ένα υβριδικό σύστημα νευρωνικών δικτύων το οποίο ήταν σε θέση να εκτιμά τη δανειοληπτική ικανότητα των αιτούντων πελατών της. Χρησιμοποιώντας το εν λόγω υβριδικό σύστημα, για την απόφαση δανειοδότησης ή μη, ιδιωτών αλλά και επιχειρήσεων, η τράπεζα κατάφερε να μειώσει ουσιαστικά τις ζημιές της από δάνεια που δε θα αποπληρώνονταν. Βασισμένη σε αυτά τα ενθαρρυντικά αποτελέσματα η τράπεζα αποφάσισε να δημιουργήσει ένα χρηματοοικονομικό σύστημα που θα βασίζεται στα νευρωνικά δίκτυα και θα προβλέπει την πιθανότητα οι πελάτες της τράπεζας, ιδιώτες ή επιχειρήσεις, να έχουν θετικό πιστωτικό κίνδυνο ή αρνητικό. Το χρηματοοικονομικό αυτό σύστημα χρησιμοποιήθηκε από την τράπεζα για τρία χρόνια και ονομάστηκε **Creditview**.

Παρόμοια έρευνα διεξήγαγε την ίδια περίπου περίοδο ο **Barker** ασχολούμενος με την ανάλυση μικρομεσαίων επιχειρήσεων. Ο **Barker** συνδύασε ένα λογισμικό λήψης αποφάσεων με ειδικούς αλγόριθμους, την τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων και μια βάση δεδομένων και ανάλυσε τις μικρομεσαίες επιχειρήσεις σε δύο τομείς αφενός την ερμηνεία των χρηματοοικονομικών δεικτών της επιχείρησης και αφετέρου την πρόβλεψη της πιθανότητας μελλοντικής αύξησης του κεφαλαίου της επιχείρησης μέσω δανεισμού. Από την έρευνα αυτή κατέληξε ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να συνεφέρουν αρκετά ιδιαίτερα στις προβλέψεις αύξησης κεφαλαίου επιχειρήσεων μέσω δανεισμού ακόμα και όταν δεν υπάρχουν επαρκή δεδομένα ή ακριβείς κανόνες.

Για να λύσει το πρόβλημα που αντιμετώπισε, σχετικά με τον προσδιορισμό των οφειλετών εκείνων που θα παρουσιάσουν μεγαλύτερη πιθανότητα να καθυστερήσουν τις πληρωμές των οφειλών τους, η **Inland Revenue Service** επέλεξε την ανάπτυξη νευρωνικού δικτύου. Το αποτέλεσμα στο οποίο κατέληξε είναι ότι το κόστος ανάπτυξης και χρήσης του νευρωνικού δικτύου για την αξιολόγηση της πιθανότητας για μη αποπληρωμή των δανείων είναι μικρότερο από τα κέρδη που προσφέρει στον οργανισμό.

Τα νευρωνικά δίκτυα σύμφωνα με μελέτες συνέβαλλαν στη μείωση του **risk premium**, της χρηματικής αποζημίωσης δηλαδή για την ανάληψη υψηλού κινδύνου η οποία ενσωματωνόταν στο επιτόκιο δανεισμού ενοώντας έτσι τους καλούς πελάτες. Αυτό συνέβη διότι τα νευρωνικά δίκτυα κατάφεραν να αυξήσουν την αξιοπιστία δανειοδότησης μειώνοντας έτσι τις ζημιές από τους κακούς οφειλέτες.

Σε εργασία τους οι **Wu** και **Wang** το **2000**, μελέτησαν την πιθανότητα αποδοχής ή απόρριψης της αίτησης μικρών και μεσαίων επιχειρήσεων για δανειοδότηση με νευρωνικό δίκτυο και τη χρήση δεδομένων από τράπεζα της Νέας Υόρκης. Υποστήριξαν στη συνέχεια ότι τα νευρωνικά δίκτυα αποδείχθηκαν αποδοτικότερα σε σχέση με άλλες παραμετρικές όπως και μη παραμετρικές μεθόδους. Αντίθετη άποψη όμως παρουσιάστηκε την ίδια χρονιά σε εργασία των **Galindo** και **Tamayo** οι οποίοι αξιολογώντας διάφορα υποδείγματα σχετικά με την αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου και συγκεκριμένα τα **CART**, τον αλγόριθμο **K-Nearest Neighbor**, τα νευρωνικά δίκτυα και τον αλγόριθμο **standard probit**, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι τα δέντρα αποφάσεων **CART** υπερτερούσαν σε αποτελεσματικότητα από τα νευρωνικά δίκτυα.

Στις μέρες μας έχουν αναπτυχθεί και διατίθενται στην αγορά αρκετά εμπορικά πακέτα για την εκμετάλλευση των νευρωνικών δικτύων στις εργασίες των τραπεζών. Ένα από τα πιο διαδεδομένα προγράμματα που αξιοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ένα πρόγραμμα της εταιρίας **Nestor Inc** που ονομάζεται **PRISM**. Στο πρόγραμμα αυτό το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται σε αρκετές χιλιάδες αιτήσεις από τις οποίες το **50%** έχει εγκριθεί από τους υπαλλήλους της τράπεζας, ενώ το άλλο **50%** έχει απορριφτεί. Έτσι όταν γίνει μια νέα αίτηση για δάνειο στην τράπεζα το νευρωνικό δίκτυο ψάχνει να βρει στοιχεία, από τις αιτήσεις που έχει μελετήσει, ώστε να αποφασίσει τι αποτελεί παράγοντα μεγάλης επικινδυνότητας ώστε να πάρει την τελική απόφαση για το εάν θα χορηγήσει το δάνειο ή θα απορρίψει την πρόταση.

3.7 ΛΟΙΠΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

Στη διεθνή βιβλιογραφία πέρα των προαναφερθέντων εφαρμογών συναντώνται και άλλες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων στην χρηματοοικονομική. Ορισμένες από αυτές τις μελέτες αναφέρονται παρακάτω.

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν με επιτυχία για τον προσδιορισμό του κινδύνου της απάτης. Πιο αναλυτικά, το **1995** η **VISA** δημιούργησε και παρουσίασε το σύστημα **CRIS**. Το εν λόγω σύστημα χρησιμοποιήθηκε από την ίδια, για τον εντοπισμό παράξενων κινήσεων στο λογαριασμό πιστωτικών καρτών. Ο **Classe** υποστήριξε ότι εάν το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδευτεί σε περιπτώσεις πλαστών κινήσεων σε λογαριασμούς πιστωτικών καρτών, θα έχει τη δυνατότητα στην πορεία να αντιλαμβάνεται παρόμοιες πλαστές κινήσεις και να ειδοποιεί την εταιρία της πιστωτικής κάρτας ώστε να ενημερώσει τον κάτοχο και να διαπιστωθεί εάν πρόκειται για απάτη ή δική του οικονομική συναλλαγή. Αξίζει να αναφερθεί ότι το σύστημα **CRIS** από τον πρώτο χρόνο εφαρμογής του κατάφερε να προφυλάξει τη **VISA** από ζημιά του υπέρογκου ποσού των δύο εκατομμυρίων δολαρίων.

Άλλη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική έδωσε η εταιρία **Falcon Asset**, η οποία τα χρησιμοποίησε για την πρόβλεψη των Γραμμάτων του Αμερικανικού Δημοσίου ενενήντα και τριάντα ημερών και του ρυθμού πληθωρισμού με σκοπό τα στοιχεία αυτά να αξιοποιηθούν στα πλαίσια της διαχείρισης ομολόγων. Η ακρίβεια που αποδείχθηκε ότι παρουσίαζε το σύστημα στην

εκτίμηση της απόδοσης τόσο των Γραμμάτων του Αμερικανικού Δημοσίου όσο και στην εκτίμηση του πληθωρισμού ήταν αρκετά μεγάλη.

Την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών των επιτοκίων, με την χρήση των τιμών που αναγράφονται στα συμβόλαια επιτοκίων επιχειρήσαν με επιτυχία το **1995** οι **Swanson** και **White**. Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν για την εκτίμηση της ακίνητης περιουσίας, το **1998** από τον **Waller**, χρησιμοποιώντας δεδομένα μιας δεκαετούς περιόδου ('85-'94) για την περιοχή του Τέννεση. Αξίζει τέλος να αναφερθεί, ότι ενθαρρυντικά αποτελέσματα παρουσίασαν τα νευρωνικά δίκτυα στην πρόβλεψη της απόδοσης αμοιβαίων κεφαλαίων όπως απέδειξε μελέτη των **Indro et al** το **1999**.

3.8 ΔΙΑΧΕΙΡΙΣΗ ΧΑΡΤΟΦΥΛΑΚΙΟΥ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Στις παραπάνω παραγράφους παρουσιάστηκε μια πληθώρα επιστημονικών ερευνών σχετικά με την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη της απόδοσης των βασικότερων στοιχείων που απαρτίζουν το χαρτοφυλάκιο.

Η διαδικασία κατασκευής χαρτοφυλακίου με τη χρήση νευρωνικών δικτύων εμπεριέχει δυο στάδια (**Pardalos et al, 1994**).

1. Σε πρώτο επίπεδο ο επενδυτής θα πρέπει να αξιολογεί τα προς διάθεση χρεόγραφα και να εστιάζει σε ένα περιορισμένο αριθμό αυτών, αυτά με τις καλύτερες επενδυτικές προοπτικές. Αυτό το στάδιο είναι απαραίτητο ειδικά αν τα εξεταζόμενα χρεόγραφα είναι μετοχές. Ο μεγάλο αριθμός μετοχών κάνει δύσκολη τη σύνθεση του κατάλληλου χαρτοφυλακίου, τα νευρωνικά δίκτυα διευκολύνουν τη διαδικασία μελέτης και επιλογής.

2. Σε δεύτερο επίπεδο τα νευρωνικά δίκτυα βοηθούν στον εντοπισμό των κατάλληλων μετοχών και τη κατανομή των κεφαλαίων σε αυτό.

Μέσα από την έρευνα που έγινε από τους **Wittkemper** και **Steiner (1997)** διαπιστώθηκε ότι η βελτιστοποίηση ενός χαρτοφυλακίου μετοχών βασίζεται στη χρήση νευρωνικών δικτύων τα οποία καθορίζουν μια μη γραμμική υπολογιστική μελέτη της δυναμικής της αγοράς των κεφαλαίων βασιζόμενα σε συγκεκριμένες υποθέσεις.

Το βασικό πλεονέκτημα αυτής της θεωρίας είναι ότι δίνει ορθολογικές λύσεις στους επενδυτές βοηθώντας τους να οδηγούνται σε ασφαλείς επενδύσεις. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ώστε να υπολογίσουν τις κατανομές των αποδόσεων, προκειμένου να προβλέψουν τη συμπεριφορά διαφόρων ομάδων μετοχών. Στη συνέχεια με βάση αυτές τις προβλέψεις γίνονται οι αξιολογήσεις και διαχειρίζονται τα χαρτοφυλάκια μετοχών.

Οι ερευνητές για να αποδείξουν τη θέση τους συγκέντρωσαν ένα δείγμα από το **1991-1994** των **8** καλύτερων και **8** χειρότερων μετοχών προκειμένου να υπολογίσουν τη δυναμική που δίνετε στους επενδυτές ανάλογα τις επιλογές που θα κάνουν.

Σε μετέπειτα μελέτη το **2008**, οι **Yu, L., et al**, δεδομένης και της αρχής της οικονομικής κρίσης, αναπτύχθηκε με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων ένα μοντέλο αξιολόγησης και επιλογής χαρτοφυλακίων. Ανάλογα το χαρτοφυλάκιο χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές στρατηγικές και διαδικασίες προβλέψεων.

3.9 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Όλο και περισσότερο τα τελευταία χρόνια τα νευρωνικά δίκτυα καθιερώνονται στο πεδίο της ακαδημαϊκής έρευνας αλλά και της εμπορικής εκμετάλλευσης. Το βασικό χαρακτηριστικό τους είναι η ικανότητά τους να προσεγγίζουν μη γραμμικές σχέσεις δίχως να πραγματοποιούν υποθέσεις εκ των προτέρων σχετικά με τη φύση της διαδικασίας που δημιουργεί το εξεταζόμενο φαινόμενο. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο στις χρηματοοικονομικές εφαρμογές, στις οποίες συνηθίζεται να γίνονται πολλές υποθέσεις ενώ πραγματικά λίγα είναι τα γνωστά δεδομένα.

Στο κεφάλαιο αυτό έγινε μια εκτενής ανασκόπηση της διεθνούς έρευνας στον τομέα των νευρωνικών δικτύων και συγκεκριμένα στην εφαρμογή τους στις προβλέψεις των σπουδαιότερων κεφαλαιουχικών μεγεθών. Εξετάστηκε η αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη μετοχών και προθεσμιακών συμβολαίων, στην πρόβλεψη της πορείας των ομολόγων, στην αγορά συναλλάγματος, στην πρόβλεψη χρηματοοικονομικών παραγώγων, στην αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου και στην γενικότερη διαχείριση του χαρτοφυλακίου.

Από ότι διαπιστώθηκε από τη σχετική έρευνα, τα νευρωνικά δίκτυα που είναι πιο δημοφιλή στις χρηματοοικονομικές εφαρμογές είναι τα δίκτυα πολλαπλών

στρωμάτων απλής τροφοδότησης. Τα δίκτυα αυτά είναι αρκετά πιο σύνθετα από τα νευρωνικά δίκτυα ενός επιπέδου, για το λόγο αυτό όμως είναι σε θέση να κάνουν πολυπλοκότερους υπολογισμούς.

Η μέθοδος εκπαίδευσης που αποδίδει καλύτερα στις εν λόγω εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων είναι η μέθοδος εκπαίδευσης της οπισθοδρόμησης σφάλματος. Στη μέθοδο αυτή τα παραδείγματα μάθησης παρουσιάζονται στο μη-εκπαιδευμένο δίκτυο και υπολογίζονται οι έξοδοι. Για κάθε νευρώνα εξόδου υπολογίζεται το σφάλμα και γίνεται η σχετική αλλαγή των βαρών εισόδου. Με κατεύθυνση από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου, για κάθε εσωτερικό νευρώνα υπολογίζεται η συμμετοχή του στα σφάλματα των νευρώνων εξόδου και γίνεται η αλλαγή των βαρών στην είσοδό του. Η συμμετοχή ενός νευρώνα στα σφάλματα των νευρώνων του επόμενου επιπέδου του είναι ανάλογη της τρέχουσας εισόδου του και των συντελεστών βαρύτητας που τον συνδέουν με τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

Ιδιαίτερη σημασία από ότι διαπιστώθηκε δίνεται από τους ερευνητές στην αρχιτεκτονική αλλά και στις παραμέτρους εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων. Έχει διαπιστωθεί από πολλές έρευνες ότι μικρές αλλαγές είτε στην αρχιτεκτονική είτε στις παραμέτρους εκπαίδευσης επιφέρουν σημαντικές αλλαγές στη συμπεριφορά και τα αποτελέσματα του δικτύου. Συνεπώς η επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων εκπαίδευσης είναι ένα πολύ δύσκολο έργο που καλείται να λύσει ο εκάστοτε επιστήμονας.

Τα αποτελέσματα των περισσότερων ερευνών ήταν ιδιαίτερα ενθαρρυντικά για τη χρήση των νευρωνικών δικτύων στην χρηματοοικονομική. Σύμφωνα με την έρευνα των **Velido et al**, το **1999**, διεξήχθη έρευνα σε όλες τις μέχρι τότε μελέτες σε σχέση με την εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική ανάλυση και έρευνα προκειμένου να αποδειχτεί ότι η πλειοψηφία των ερευνών κατέληγε στο ότι η χρήση τους είναι απαραίτητη ενώ είναι και πιο λειτουργική από κάθε άλλες προγενέστερες μέθοδο παραδοσιακές ή τεχνητές μεθόδους. Δεν έλειψαν όμως και οι περιπτώσεις σε αυτό το δείγμα, αν και συγκριτικά ελάχιστες σε αριθμό, όπου τα νευρωνικά δίκτυα αδυνατούσαν να προβλέψουν τις τιμές των ζητούμενων κεφαλαιουχικών στοιχείων.

Ο **Fishwick** το **1989** σε ανάλογη μελέτη που πραγματοποίησε κατέληξε στο συμπέρασμα ότι η ικανότητα των νευρωνικών για πρόβλεψη είναι μικρότερη από την ανάλογη ικανότητα της απλής γραμμικής παλινδρόμησης. Επίσης το **1995** οι **Burges et**

al σε μία μελέτη που σύγκριναν ένα γραμμικό μοντέλο με όρο ανατροφοδότησης σφάλματος με ένα νευρωνικό μοντέλο χωρίς ανατροφοδότηση σφάλματος και κατέληξαν ότι το πρώτο παρουσίαζε καλύτερη συμπεριφορά. Σε άλλη έρευνα το **1998** ο **White** καταλήγει στην αδυναμία ενός μονοστρωματικού νευρωνικού δικτύου να προβλέψει ημερήσιες αποδώσεις μια μετοχής. Τέλος αξίζει να αναφερθεί η μελέτη των **Min** και **Madala** ένα χρόνο αργότερα στην οποία διαπιστώνεται ότι το χαρτοφυλάκιο που δημιούργησαν με βάση νευρωνικό μοντέλο έδωσε μεγαλύτερη απόδοση από την απόδοση της αγοράς μόνο στην περίπτωση που δεν λαμβάνονταν υπόψη τα κόστη συναλλαγών.

Ως τελικό συμπέρασμα του κεφαλαίου αυτού θα έπρεπε να ειπωθεί ότι η χρήση των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική έχει δώσει εξαιρετικά αποτελέσματα και αναμένεται να παρουσιάσει ακόμα περισσότερα στο μέλλον. Βέβαια η χρήση των νευρωνικών δικτύων δεν είναι πανάκεια καθώς έχουν παρουσιαστεί και αστοχίες στις προβλέψεις τους. Το σίγουρο είναι ότι τα νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων απλής τροφοδότησης που εκπαιδεύονται με τη μέθοδο εκπαίδευσης της οπισθοδρόμησης σφάλματος είναι τα δίκτυα που παρουσιάζουν την καλύτερη συμπεριφορά σε θέματα χρηματοοικονομικών εφαρμογών.

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία πραγματοποιήθηκε μια έρευνα σχετικά με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων στην χρηματοοικονομική και συγκεκριμένα στη διαχείριση χαρτοφυλακίου. Η διαχείριση του χαρτοφυλακίου, όπως έχει αναλυθεί στο πρώτο κεφάλαιο, είναι μία συνεχιζόμενη διαδικασία στην οποία αρχικά καθορίζονται οι επενδυτικοί στόχοι και περιορισμοί αλλά και οι επενδυτικές στρατηγικές που πρόκειται να ακολουθηθούν. Ακολουθεί η απόφαση για την ακριβή σύνθεση του χαρτοφυλακίου, η οποία στην πορεία του χρόνου αποτιμάται αξιολογώντας τις επιδόσεις του. Παράλληλα, παρακολουθούνται συνεχώς οι συνθήκες της αγοράς και του επενδυτή, με σκοπό να εφαρμόζεται οποιαδήποτε αναγκαία εξισορρόπηση ανά πάσα στιγμή.

Το δρόμο για την εισαγωγή των νευρωνικών δικτύων στο πεδίο της διαχείρισης χαρτοφυλακίου άνοιξε η εξέλιξη της τεχνολογίας των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Για την επίλυση χρηματοοικονομικών προβλημάτων λόγω της πολυπλοκότητας που παρουσιάζουν απαιτήθηκε η χρήση νευρωνικών δικτύων πολλαπλών στρωμάτων. Ένα πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο περιληπτικά είναι ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα στρώμα εισόδου νευρώνων πηγής, με τουλάχιστον ένα μεσαίο ή κρυφό στρώμα υπολογιστικών νευρώνων και ένα στρώμα εξόδου. Η διαδικασία που ακολουθείται σε ένα τέτοιο δίκτυο επιγραμματικά είναι η εξής: το στρώμα εισόδου δέχεται σήματα εισόδου από τον έξω κόσμο και τα αναδιανέμει στους νευρώνες που βρίσκονται στο κρυφό στρώμα, το οποίο ανιχνεύει το χαρακτηριστικό. Τα βάρη των νευρώνων στο κρυμμένο στρώμα αντιπροσωπεύουν τα χαρακτηριστικά στα πρότυπα εισόδου. Το στρώμα εξόδου καθορίζει το μοτίβο εξόδου ολόκληρου το δικτύου.

Για πολλά χρόνια στον χώρο της επιστήμης των νευρωνικών δικτύων δεν υπήρχε τρόπος εκπαίδευσης δικτύων πολλαπλών στρωμάτων. Αυτό είχε ως επακόλουθο το σύνολο των προβλημάτων που μπορούσαν να επιλύσουν τα μονοεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα να είναι πολύ περιορισμένο. Έγινε σύντομα αντιληπτό, ότι έπρεπε να γίνουν έρευνες για τον προσδιορισμό ενός τρόπου εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων πολλαπλών στρωμάτων. Αυτό επιτεύχθηκε με τη μέθοδο εκπαίδευσης της οπισθοδιάδοσης σφάλματος, η οποία αναπτύχθηκε και έγινε ευρύτερα γνωστή στη δεκαετία του **1980**. Ο αλγόριθμος εκμάθησης σε ένα δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων, όπως έχει αναλυτικά αναπτυχθεί στο δεύτερο κεφάλαιο της εργασίας, έχει δύο φάσεις. Πρώτον, ένα μοτίβο εκμάθησης της εισαγωγής

παρουσιάζεται στο στρώμα εισόδου του δικτύου, το δίκτυο διαδίδει το μοτίβο εισόδου από στρώμα σε στρώμα έως ότου το μοτίβο εξόδου να παράγεται από το στρώμα εξόδου, εάν είναι διαφορετικό από την επιθυμητή έξοδο υπολογίζεται ένα σφάλμα και στη συνέχεια διαδίδεται προς τα πίσω μέσω του δικτύου από το στρώμα εξόδου προς το στρώμα εισόδου ενώ τα βάρη τροποποιούνται καθώς το σφάλμα διαδίδεται.

Πρέπει όμως στο σημείο αυτό να αναφερθεί ότι η εκμάθηση μέσω της οπισθοδιάδοσης όπως έχει αποδειχθεί παρουσιάζει ενίοτε και κάποια προβλήματα. Επειδή οι υπολογισμοί είναι εκτεταμένοι και ως εκ τούτου η εκμάθηση είναι αργή, σπάνια χρησιμοποιείται ένας καθαρός αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σε πρακτικές εφαρμογές. Υπάρχουν διάφοροι τρόποι για να βελτιωθεί η υπολογιστική αποδοτικότητα. Για παράδειγμα ένα πολυστρωματικό δίκτυο μαθαίνει πολύ πιο γρήγορα όταν η σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης αντιπροσωπεύεται από μια υπερβολική εφαπτομένη. Παράλληλα η χρήση της ορμής και ο ρυθμός προσαρμογής της εκμάθησης επίσης βελτιώνουν σημαντικά την απόδοση ενός πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου οπισθοδιάδοσης. Παρόλα τα προβλήματα της βέβαια, η μέθοδος αυτή, από όταν αναπτύχθηκε, αποτελεί την πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων.

Από τη βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποιήθηκε, για τις ανάγκες του τρίτου κεφαλαίου, εξάγεται το συμπέρασμα ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν επιτυχώς σε μια πληθώρα χρηματοοικονομικών προβλημάτων. Πάρα πολλοί ερευνητές διεθνώς που έχουν χρησιμοποιήσει την τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων, για προβλέψεις σχετικές με τη διαχείριση του χαρτοφυλακίου, δηλώνουν ικανοποιημένοι από τα αποτελέσματα. Αναλυτικότερα στην παρούσα εργασία εξετάστηκε η αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη μετοχών και προθεσμιακών συμβολαίων, στην πρόβλεψη της πορείας των ομολόγων, στην αγορά συναλλάγματος, στην πρόβλεψη χρηματοοικονομικών παραγώγων, στην αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου και στην γενικότερη διαχείριση του χαρτοφυλακίου. Όπως αναλυτικά παρουσιάστηκε, οι περισσότερες εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων χαρακτηρίστηκαν από επιτυχία, ωστόσο δεν έλειψαν και κάποιες εφαρμογές στις οποίες τα νευρωνικά δίκτυα αδυνατούσαν να δώσουν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Αυτό οφείλεται τις περισσότερες φορές στο λανθασμένο προσδιορισμό της αρχιτεκτονικής του νευρωνικού μοντέλου αλλά και στις λανθασμένες παραμέτρους εκπαίδευσης. Άλλη μία σημαντική παράμετρος που μπορεί να οδηγήσει ένα

νευρωνικό δίκτυο σε λανθασμένα αποτελέσματα, είναι η μη ικανότητα γενίκευσης που ενίοτε παρουσιάζει. Αυτό σημαίνει ότι, αφού εκπαιδευτεί μπορεί να λειτουργήσει σωστά μόνο με τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύτηκε ή με δεδομένα τα οποία έχουν ακριβώς την ίδια δομή με αυτά του δείγματος εκπαίδευσης.

Ένα άλλο γεγονός που διαπιστώθηκε από την βιβλιογραφική έρευνα σχετικά με τις προβλέψεις των αποδόσεων και τη διαχείριση χαρτοφυλακίου και πρέπει να τονιστεί είναι ότι το σύνολο των στρατηγικών συναλλαγών που χρησιμοποιούνται βασίζεται αποκλειστικά σε σημειακές εκτιμήσεις αποδόσεων χωρίς όμως τη χρήση πιθανοκρατικών στρατηγικών συναλλαγών. Όμως για να κατασκευαστούν ρεαλιστικές στρατηγικές συναλλαγών, απαιτούνται και εκτιμήσεις της κατανομής πυκνότητας πιθανότητας των σημειακών εκτιμήσεων της πρόβλεψης ή τουλάχιστον εκτιμήσεις των σχετικών διαστημάτων πρόβλεψης. Έτσι οι στρατηγικές αυτές θα στηρίζονται στη σύγκριση της αθροιστικής πιθανότητας αρνητικής απόδοσης με κάποια οριακή τιμή. Με αυτόν τον τρόπο ο διαχειριστής του χαρτοφυλακίου ενδεχομένως να μπορεί ευκολότερα και με μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας να προσαρμόζει τα χαρτοφυλάκια ανάλογα με το ποσοστό κινδύνου που ο κάθε πελάτης του θα είναι διατεθειμένος να αναλάβει.

Τέλος, θα έπρεπε να αναφερθεί και το γεγονός ότι πολλοί από τους οικονομολόγους που ασχολούνται με τη διαχείριση του χαρτοφυλακίου, επιλέγουν να χρησιμοποιούν παράλληλα για τη διαδικασία λήψης αποφάσεων, τόσο την τεχνική ανάλυση που περιλαμβάνει νευρωνικά δίκτυα, όσο όμως και τη θεμελιώδη ανάλυση. Σε εργασία των **Taylor** και **Allen** το **1992** πραγματοποιήθηκε έρευνα σχετικά με τη χρήση της τεχνικής ανάλυσης από τους προϊσταμένους των τμημάτων διαχείρισης συναλλαγματικών ισοτιμιών στο Λονδίνο. Οι ερωτηθέντες σε ποσοστό **90%** απάντησαν ότι χρησιμοποιούν παράλληλα με την θεμελιώδη ανάλυση και την τεχνική ανάλυση. Επιπλέον, η πλειοψηφία πρόσθεσε ότι για προβλέψεις που αφορούν βραχυχρόνιες περιόδους προτιμάται η τεχνική ανάλυση, ενώ για μακροχρόνιες περιόδους πρόβλεψης προτιμάται η θεμελιώδης οικονομική ανάλυση.

Καταλήγοντας, λοιπόν θα μπορούσε να ειπωθεί ότι η χρήση των νευρωνικών δικτύων στη χρηματοοικονομική είναι πλέον απαραίτητη και πιο αποτελεσματική από τις προγενέστερες μεθόδους. Το ίδιο συμβαίνει και στον τομέα της διαχείρισης του χαρτοφυλακίου. Οι έρευνες που ξεκίνησαν σε ακαδημαϊκό επίπεδο έχουν πλέον εξαπλωθεί και εφαρμοστεί ευρέως στην αγορά. Τα νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν σημαντική βοήθεια σε τράπεζες και οικονομολόγους σχετικά με ζητήματα λήψης αποφάσεων και πρόβλεψης

μελλοντικής εξέλιξης αποδόσεων. Βέβαια τα νευρωνικά δίκτυα, όπως διαπιστώθηκε, δεν δίνουν πάντα τα ορθότερα αποτελέσματα σε ένα οικονομικό πρόβλημα, ενώ πολλές φορές απαιτείται να χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους ανάλυσης. Σε κάθε περίπτωση όμως, πρέπει να τονιστεί ότι λόγω της πολυπλοκότητας της χρήσης τους απαιτείται άριστη γνώση και κατανόηση των μοντέλων αυτών από τους χειριστές τους. Οι επιχειρησιακοί ερευνητές θα πρέπει να κατανοήσουν την διαδικασία και σίγουρα να τηρήσουν την μεθοδολογία που προβλέπεται από τον δημιουργό του νευρωνικού δικτύου ώστε να καταλήξουν σε σωστά αποτελέσματα. Σίγουρο μπορεί να χαρακτηριστεί σε κάθε περίπτωση, πως εξαιτίας της έντονης ζήτησης από τις επιχειρήσεις και την βιομηχανία, αυτές οι προσεγγίσεις θα αποτελέσουν ένα πολύτιμο και άκρως εμπορεύσιμο εργαλείο για την επιχειρησιακή έρευνα στο εγγύς μέλλον.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Ελληνική

Αγορά Παραγώγων (2009), Σ.Μ.Ε. στο δείκτη FTSE/ASE-20. <http://www.adex.ase.gr/>

Αγορά Παραγώγων (2009β), Σ.Μ.Ε. στο δείκτη FTSE/ASE Mid 40
<http://www.adex.ase.gr/>.

Αρτίκης, Π.Γ.(2011), Διαχείριση Χαρτοφυλακίου, **Interbooks**

Βασιλείου, Δ. (2008), Στρατηγική Τραπεζών. Τόμος Β, Διαχείριση Χαρτοφυλακίου.
Πάτρα: Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο.

Βούλγαρη-Παπαγεωργίου, Ε. (1995), Χρηματιστήριο Αξιών. Αθήνα: εκδόσεις Σύγχρονη
Εκδοτική.

Γκλεζάκος, Μ. (2005), Αξιόγραφα και Χρηματιστηριακές Επενδύσεις. Σημειώσεις.
Αθήνα: Πανεπιστήμιο Πειραιώς.

Διαμαντάρας, Κ. (2007), Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Κλειδάριθμος.

Κάντζος, Κ. (2002), Ανάλυση Χρηματοοικονομικών Καταστάσεων. Αθήνα: Εκδοτικός
Οίκος “Interbooks”.

Καραθανάσης Γ.Α.(2002), Χρηματοοικονομική Διοίκηση και Χρηματιστηριακές Αγορές
(2002), Σταμούλης

Κιόχος, Π. (1993), *Στατιστική*. Αθήνα: Εκδόσεις **Interbooks**

Κυρίου Αλεξάνδρα (2012), Ανάπτυξη νευρωνικού ρυθμιστή για τον αυτόματο έλεγχο
ασταθών μη γραμμικών δυναμικών συστημάτων. Διπλωματική εργασία ΕΜΠ,
Αθήνα

Λιβάνης Ευστράτιος (2007) , Ανάπτυξη και αξιολόγηση νευρωνικών μεθόδων
πρόβλεψης και ταξινόμησης με κύρια έμφαση στις χρηματοοικονομικές εφαρμογές.
Διδακτορική Διατριβή, Πα.Μακ.

Οικονόμου Γ.Σ.,(2004),Πληροφοριακά συστήματα για την διοίκηση επιχειρήσεων,
Μπένος

Οικονόμου Γ.Σ.,(2004),Πληροφοριακά συστήματα για την διοίκηση επιχειρήσεων,
Μπένος

Τράπεζα της Ελλάδος (2006), Στατιστικό Δελτίο Οικονομικής Συγκυρίας. Τεύχος 98.

Τράπεζα της Ελλάδος (2007), Στατιστικό Δελτίο Οικονομικής Συγκυρίας. Τεύχος 109.

Χριστοδουλόπουλου Δ.,(2006), Λήψη Στρατηγικών επιχειρηματικών αποφάσεων και
Συστήματα υποστήριξης Αποφάσεων, Οικονομικό Πανεπιστήμιο Αθηνών, σελ 1-8

Ξενόγλωσση

- Abonyi J and Balazs F.,(2004), Computational Intelligence in Data Mining, University of Veszprem, Department of Process Engineering, p.3
- Abonyi J, Babuska R, Verbruggen H. Szeifert F.,(2000),Incorporating Priori knowledge in fuzzy model identification, Delft University of Technology, Department of Information Technology and Systems Vol.31,p.1
- Ackley DH, Hinton GE, Sejnowski TJ. A learning algorithm for Boltzmann machines. *Cognitive Science* 1985;9:147}69.
- aigroup.ceid.upatras.gr/postgrad/ails/docs/Nevrwnika1.pdf
- Anderson JA, Silverstein JW, Ritz SA, Jones RS. Distinctive features, categorical perception, and probability learning: some applications of a neural model. *Psychological Review* 1977;84:413}51.
- Andrews R, Deiderich J, Tickle AB. Survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks. *Knowledge-Based Systems* 1995;8:373}83.
- Ansari N, Zhang ZZ, Hou ESH. Scheduling computation tasks onto a multiprocessor system using mean "eld annealing of a Hop"eld neural network.. In: Wang J, Takefuji Y, editors. *Neural networks in design and manufacturing..* New Jersey: World Scienti"c, 1993.
- artemis.cslab.ntua.gr/el_thesis/artemis.ntua.ece/.../DT2003-0182.doc
- Balakrishnan N, Chakravarty AK, Ghose S. Role of design-philosophies in interfacing manufacturing with marketing. *European Journal of Operational Research* 1997;103:453}69.
- Barr DS, Mani G. Using neural nets to manage investments. *AI Expert* 1994;9:16}21.
- Bell, D., (1973), *Coming of Post-Industrial Society: A Venture in Social Forecasting*,pp.339-368
- Bigus J. *Data Mining with neural networks..* New York: McGraw-Hill, 1996.
- Blanchard, O. (2000), *Macroeconomics. 2nd ed.* Prentice Hall International.

- Booker, Queen Esther, (1998). Forecasting Swiss Frank/dolar exchange rates comparing collapsing neural network to recent nonparametric methods and traditional statistical methods. PhD University of Mississippi
- Bounds D, Ross D. Forecasting customer response with neural networks. Handbook of Neural Computation 1997;G6.2:1}7.
- Brealey R, and Myers, S. (2000), Principles of Corporate Finance. 6th ed.. Irwin Mc Graw-Hill.
- Broomhead DS, Lowe D. Multivariable function interpolation and adaptive networks. Complex Systems 1988;2:321}55.
- Carhart, M. (1997), "On Persistence in Mutual Fund Performance," *Journal of Finance*, 52: 57-82
- Carpenter GA, Grossberg S. The ART of adaptive pattern recognition by a self organizing neural network. IEEE Computer 1988;21:77}88.
- Cartwright (2001), Customer Relations, Palgrave Editions
- Casselmann F, Acres JD. DASA/LARS, a large diagnostic system using neural networks. International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 1, 1990. p. 565}72.
- Chance, D. (1998), An Introduction to Derivatives. 4th ed. The Dryden Press.
- Chen, N., Roll, R., and Ross, S. (1986), "Economic forces and the stock market". Journal of Business,.59 (3): 383-403.
- Dawn G. G, Walczak S.,(2004), Auction Advisor: an agent-based online-auction decision support system, University of Colorado Denver, The Business School, Campus Box 165,P.O. Box 173364, Denver, CO 80217-3364, United States, Ανάκτηση στις 20-12-2010 από <http://www.elsevier.com/locate/dsw>
- Decision Support Systems Hyperbook, Supporting Business. Decision-Making, Cedar Falls, IA: DSSResources.COM, Fall 2000, Ανάκτηση τις 20-12-2010 από <http://dssresources.com/dssbook/>
- Dibb S, Simkin L. Targeting segments and positioning. International Journal of Retail and Distribution Management 1991;19:4}10.

- Duffie D. & Pan J.(1997), «Overview Of Value at Risk », Journal of Derivatives 4, 7-49
- Durbin R, Willshaw D. An analogue approach to the travelling salesman problem using an elastic net method. Nature 1987;326:689}91.
- Elton, E. and Gruber, M. (2007), Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. 7th edition, John Wiley & Sons, Available in 10-12-2012 from http://www.amazon.co.uk/Modern-Portfolio-Theory-Investment-Analysis/dp/0471428566#reader_0471428566.
- Facione, P. and Facione, N., (2007),Thinking and Reasoning in Human Decision Making, The California Academic Press / Insight Assessment,pp.34-38
- Fama, E., and French, K. (1993). “Common Risk Factors in the Returns of Stocks and Bonds.” Journal of Financial Economics, 33 (1):3-56.
- Fama, E., and French, K. (1997), “Industry Costs of Equity.” Journal of Financial Economics, 43 (1):153-193.
- Favata F, Walker R. A study of the application of Kohonen-type neural networks to the travelling salesman problem. Biological Cybernetics 1991;64:463}8.
- Fernandez, A., and Gomez, S.(2005) “Portfolio Selection using neural network”, Computers and Operations Research, Vol.34, pp.1177-1191
- Fletcher D, Goss E. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data. Information & Management 1993; 24:159}67.
- Foo YPS, Takefuji Y. Stochastic neural networks for job-shop scheduling. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 2, 1988. p. 275}290.
- Francett B. Neural nets arrive. Computer Decisions, 1989; 58}62.
- Frank K. Reilly, Brown K.C.(2005), Investment Analysis and Portfolio Management, McGraw Hill
- Franses, Philip Hans, Van Homelen, Paul (1998). On forecasting exchange rates using neural networks. Applied Financial Economics London. Vol. 8, Iss. 6

- Fukushima K. Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unelected by shift in position. *Biological Cybernetics* 1980;36:193}202.
- Garetti M, Taisch M. Neural networks in production planning and control. *Production Planning and Control* 1999;10(4):324}39.
- Gislen L, Peterson C, Soderberg B. Teachers and classes with neural networks. *International Journal of Neural Systems* 1989;1:167}76.
- Glover DE. Neural nets in automated inspection. *The Digest of Neural Computing* 1988;2:1}17.
- Goldstein M. Self-organizing feature maps for the multiple traveling salesman problem (MTSP). *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, 1990. p. 258}61.
- Goonatilake S, Treleaven P. *Intelligent systems for "nance and business..* Chichester: Wiley, 1995.
- Grudnitski G, Osburn L. Forecasting S&P and gold futures prices: an application of neural networks. *The Journal of Futures Markets* 1993;13:631}43.
- Guerrero F, Lozano S, Canca D, Smith KA. Machine grouping in cellular manufacturing: a self-organising neural network. In: *Bulsari AB et al., editors. Engineering bene"ts from neural networks.* Turku, Finland: Systems Engineering Association, 1998. p. 374}77.
- Gupta JND, Sexton RS, Tunc EA. Selecting a scheduling heuristic through neural networks, *INFORMS Journal of Computing* 1999; in press.
- Gupta JND, Sexton RS. Comparing backpropagation with a genetic algorithm for neural network training. *Omega* 1999;27:679}84.
- Gupta JND, Tunc EA. Neural network approach to select scheduling heuristics for a two-stage hybrid #owshop. *International Journal of Management and Systems* 1997;13:283}98.
- Hagan M. T., Demuth H. B. and Beale M.,(1996),*Neural Network Design*, PWS Publishing Company, Boston.

Hancock MF. Estimating dollar value outcomes of workers' compensation claims using radial basis function networks. In: Keller P et al, editors. Application of neural networks in environment, energy and health. Singapore: World Scientific, 1996. 199}208.

Harston CT. Business with neural networks.. In: Maren A, Harston C, Pap R, editors. Handbook of neural computing applications.. CA: Academic Press, 1990.

Harston CT. Business with neural networks.. In: Maren A, Harston C, Pap R, editors. Handbook of neural computing applications.. CA: Academic Press, 1990.

Hartigan JA. Clustering algorithms. New York: Wiley, 1975.

Haykin S.(1994),Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y

Haykin, S., (1999), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall.

Hegde S, Sweet J, Levy W. Determination of parameters in a Hop"eld/Tank computational network. Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 2, 1988. p. 291}98.

Holder V. War on suspicious payments. Financial Times, 7th February, 1995.

Hopfield JJ, Tank DW. Neural computation of decisions in optimization problems. Biological Cybernetics 1985;52:141}52.

Hopfield JJ. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA 1982;79:2554}8.

Hopfield, J. J. (1982), Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 79,pp. 2554-2558.

Hopfield, J. J. (1982), Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities", Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA, 79,pp. 2554-2558.

http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter23.htm

http://prlab.ceid.upatras.gr/courses/simeiwseis/NNET_HTML/Chapter2/NNET_chapter24.htm

Hull, J. (2000). Options, Futures, and Other Derivatives. 3rd ed. Prentice Hall International Inc.

Hutchinson JM, Lo AW, Poggio T. A non-parametric approach to pricing and hedging derivative securities via learning networks. *The Journal of Finance* 1994;XLIX:851}89.

Ignizio JP, Burke LI. Special Issue on: artificial intelligence, evolutionary programming and operations research. *Computers and Operations Research* 1996;23(6).

Information Builders, leaders in enterprise business intelligence Ανάκτηση στις 12-12-2010 από <http://www.informationbuilders.com/decision-support-systems-dss.html>

Jacobs RA, Jordon MI. A competitive modular connectionist architecture In: Lippman RP et al, editor. in neural information processing systems 3. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1991. 733}67.

Jacobowicz O, Ramanujam S. A neural network model for fault diagnosis of digital circuits. *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Neural Networks. Vol. 2, 1990. p. 611}14.*

Jensen HL. Using neural networks for credit scoring. *Managerial Finance* 1992;18:15}26.

Jobson, J.D., and Korkie, B.(1984), On the Jensen Measure and Marginal Improvements in Portfolio Performance: A Note, *Journal of Finance*, vol.39,pp.245=251

Johnson.,(2009), Data mining, Prentice Hall, p.24

Knoblock C. Neural networks in real-world applications. *IEEE Expert*, August 4}12, 1996.

Kohonen T. Self-organisation and associative memory. New York: Springer, 1988.

Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics* 1982;43:59}69.

Kohonen, T. (1989), The self-organizing map, *Proceedings of the IEEE*, Vol.78, 1464-1480.

Kong JHL, Martin GM. A backpropagation neural network for sales forecasting. *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 2, 1995. p. 1007}11.

- Lai WK, Coghill GG. Genetic breeding of control parameters for the Hopfield tank neural net. Proceedings International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 4, 1992. p. 618}23.
- Leland, H. and Rubinstein, M. (1976), The Evolution of Portfolio Insurance. In: D.L. Luskin, ed., Portfolio Insurance: A Guide to Dynamic Hedging. Wiley
- Leung MT, Chen AS, Daouk H. Forecasting exchange rates using general regression neural networks. Computers and Operations Research 2000;27(11}12):1093}1110.
- Lind MR, Sulek JM. A methodology for forecasting knowledge work projects. Computers and Operations Research 2000;27(11}12):1153}69.
- Lo, Mamaysky & Wang (2000) Foundation of technical analysis Computation Algorithms, Statistical inference and empirical implementation. The journal of Finance 4 , pp. 1705-1765.
- Lubinsky B, Kothari R. A function decomposition approach to rule formation and rule extraction. In: Dagli C. et al. editors. Intelligent engineering systems through artificial neural networks. Vol. 7. New York: ASME Press, 1997. p. 99}104.
- Markowitz, H. (1952), "Portfolio Selection." Journal of Finance, 7 (1): 77-91.
- Mathew V.,(2011), KM Strategies (Part 1): Key To Change And Development In Business Journal of Knowledge Management Practice, Vol. 12, No.1
- Mollaghasemi M, LeCroy K, Georgiopoulos M. Application of neural networks and simulation modeling in manufacturing systems design. Interfaces 1998;28:100}14.
- Montana DJ. Neural network weight selection using genetic algorithms. In: Goonatilake S, Khebbal S. editors. Intelligent hybrid systems. Chichester: Wiley, 1995. p. 85}104.
- Moutinho L, Curry B, Davies F, Rita P. Neural networks in marketing. In: Computer modelling and expert systems in marketing. New York: Routledge, 1994.
- Negnevitsky, M. (2002), Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, Addison Wesley
- Olson & Mossman (2003), Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. International Journal of Forecasting 19, 453-456

- Padman R. Choosing solvers in decision support systems. A neural network application in resource-constrained project scheduling. In: Recent developments in decision support systems. Berlin: Springer, 1993.
- Pardalos, P.M., Sandström, M. and Zopounidis, C. (1994), "On the use of optimization models for portfolio selection: A review and some computational results", *Computational Economics*, Vol.7, No.4, pp.227-244.
- Plous, S.,(2003), *The Psychology of Judgment and Decision Making* New York: McGraw-Hill, pp.20-24
- Refenes, Zaprani (1999) Neural Model Identification Variable Selection and Model Adequacy. *Journal of Forecasting* Vol 187, pp. 299-332
- Reilly, F., and Norton, E. (2006), *Investments*. 7th ed. Thomson, South-Western
- Reutterer T, Natter M. Segmentation based competitive analysis with MULTICLUS and topology representing networks. *Computers and Operations Research* 2000;27(11)12:1227}47.
- Ross, S., Westerfield, R. And Jaffe, J. (1999), *Corporate Finance*. 5th ed.. Irwin/McGraw-Hill
- Samuelson, P., (1970), "The Fundamental Approximation Theorem of Portfolio Analysis in Terms of Means, Variances, and Higher Moments." *Review of Economic Studies*, 37.
- Secomandi N. Comparing neuro-dynamic programming algorithms for the vehicle routing problem with stochastic demands. *Computers and Operations Research* 2000;27(11)12:1201}25.
- Sexton RS, Gupta JND, Smith BN, Montagno RV. Neural network training via genetic algorithm and backpropagation: an empirical comparison. Working paper, Dept. Management, Ball State University, Muncie Indiana, 1998.
- Sharda R. Neural networks for the MS/OR analyst: an application bibliography. *Interfaces* 1994;24:116}30.
- Sharpe, W. (1964). "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under

- Conditions of Risk.” *The Journal of Finance*, 19 (3): 425-442
- Smith KA, Palaniswami M, Krishnamoorthy M. Traditional heuristic versus Hopfield neural network approaches to a car sequencing problem. *European Journal of Operational Research* 1996;93:300}16.
- Smith KA, Siew E, Milne B, Luxford K. Neural networks for software metrics estimation. In: Dagli C. et al. editors. *Intelligent engineering systems through artificial neural networks*. New York: ASME Press, 1999, Vol. 9, pp. 1073}8.
- Smith KA, Willis RJ, Brooks M. An analysis of customer retention and insurance claim patterns using data mining: a case study. *Journal of the Operational Research Society* 2000, to appear.
- Smith KA. Neural networks for combinatorial optimization: a review of more than a decade of research. *INFORMS Journal of Computing* 1999;11(1):15}34.
- St. John CH, Balakrishnan N, Fiet JO. Modeling the relationship between corporate strategy and wealth creation using neural networks. *Computers and Operations Research* 2000;27(11}12):1077}92.
- Swales GS, Yoon Y. Applying artificial neural networks to investment analysis. *Financial Analysts Journal* 1992;48:78}80.
- Thiesing FM, Middleberg U, Vornberger O. Short term prediction of sales in supermarkets. *Proceedings IEEE International Conference on neural networks*, Vol. 2. 1995. p. 1028}31.
- Thomas H. Davenport, DW. De Long, Michael C. B.,(1997),*Building Successful Knowledge Management Projects*, Center of Business Innovation Working Paper
- Tobin, J., (1958), “Liquidity Preference as Behavior Toward Risk.” *The Review of Economic Studies*, February.
- Traynor, J. (1965), “How to Rate Management of Investment Funds.” *Harvard Business Review*, 43 (1):63-75.
- Udo G. Neural network performance on the bankruptcy classification problem. *Computers & Industrial Engineering* 1993;25:377}80.

- Van Den Bout DE, Miller III TK. Improving the performance of the Hopfield -tank neural network through normalization and annealing. *Biological Cybernetics* 1989;62:129}39.
- Velido, A., Lisboa, P.J.G., and Vaughan, J.(1999), *Neural networks in business: a survey of applications (1992–1998) Expert Systems with Applications Vol.17,pp.51–70*
- Venugopal V, Baets W. Neural networks and their applications in marketing management. *Journal of Systems Management*, September 16}21, 1994.
- West D. Neural network credit scoring models. *Computers and Operations Research* 2000;27(11}12):1131}52.
- Wilson R, Sharda R. Business failure prediction using neural networks. *Encyclopedia of Computer Science and Technology*. New York: Marcel Dekker, 1997. Vol. 37(22), p. 193}204.
- Wittkemper, H.G., and Steiner, M.(1997) “Portfolio optimization with a neural network implementation of the coherent market hypothesis”, *European Journal of Operational Research*, Vol.100, pp.27-40
- Wong BK, Bodnovich TA, Selvi Y. A bibliography of neural network business application research: 1988}September 1994. *Expert Systems* 1995;12(3):253}61.
- Wong BK, Bodnovich TA, Selvi Y. Neural network applications in business: a review and analysis of the literature (1988}1995). *Decision Support Systems* 1997;19:301}20.
- Wong BK, Lai VS, Lam J. A bibliography of neural network business application research: 1994}1998. *Computers and Operations Research* 2000;27(11}12):1045}76.
- Zaden L.A.,(1965), Fuzzy sets, *Information and Control*, Vol. 8, pp.338-353
- Zhang HC, Huang SH. Applications of neural networks in manufacturing: a state-of-the-art survey. *International Journal of Production Research* 1995;33(3):705}28.
- Zitarelli D. and Coughlin, R. (1988). *Finite Mathematics with Applications*. Saunders College Publishing
- Zurada JM. *An Introduction to arti"cial Neural systems*. St. Paul: West Publishing, 1992.