



ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ ΕΛΕΓΚΤΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

ΔΙΕΡΕΥΝΗΣΗ ΣΥΝΔΕΣΗΣ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΔΕΙΚΤΩΝ ΚΑΙ ΑΠΟΔΟΣΕΩΝ ΜΕΤΟΧΩΝ
ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

ΤΟΥ

ΣΤΕΦΑΝΙΔΗ ΕΛΕΥΘΕΡΙΟΥ

Επιβλέπων Καθηγητής: ΛΙΒΑΝΗΣ ΕΥΣΤΡΑΤΙΟΣ

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος στην
Εφαρμοσμένη Λογιστική και Ελεγκτική

Οκτώβριος 2020

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω αφενός τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κύριο Ευστράτιο Λιβάνη, για την αμέριστη βοήθεια του στη δημιουργία και ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καθώς επίσης και όλους τους διδάσκοντες του προγράμματος για τα χρήσιμα εφόδια που μου παρείχαν και αφετέρου την οικογένεια μου για την στήριξη της καθόλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα εργασία καλείται να αποδείξει την ύπαρξη ή μη της σχέσης μεταξύ χρηματοοικονομικών δεικτών και αποδόσεων μετοχών, έτσι ώστε να καθορισθεί εάν και σε ποιο βαθμό μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα στοιχεία των δεικτών αυτών για την πρόβλεψη των μελλοντικών κινήσεων των τιμών των μετοχών. Μετά, λοιπόν, από την παρουσίαση της υπάρχουσας, πάνω στο συγκεκριμένο ζήτημα, βιβλιογραφίας χρησιμοποιείται ένα μοντέλο τεχνητών νευρωνικών δικτύων και μέσω αυτού μελετάται, για χρονικό διάστημα από το 2012 έως το 2019, η σύνδεση 12, ευρέως χρησιμοποιούμενων, αριθμοδεικτών με τις αποδόσεις των εταιρειών που συγκροτούν το δείκτη υψηλής κεφαλαιοποίησης του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών, εξαιρουμένων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων και της ΕΧΑΕ. Τα αποτελέσματα της εν λόγω έρευνας έδειξαν ότι πράγματι το τεχνητό δίκτυο νευρώνων κατάφερε, μέσα από μία σειρά διαδικασιών, να ερμηνεύσει με σχετικά μεγάλη ακρίβεια την υπό εξέταση σχέση και να οδηγήσει στο συμπέρασμα πως όντως θα μπορούσε να γίνει χρήση των χρηματοοικονομικών δεικτών με στόχο την δημιουργία κερδοφόρων χαρτοφυλακίων.

ABSTRACT

The presented diploma thesis is aimed at proving the existence of a relationship between financial ratios and stocks' returns, so that it can be determined if and in what extent these ratios can be used to predict the future variations in the price of a stock. After the presentation of the existent bibliography, a model of artificial neural networks is used and through that is studied for the time period between 2012 and 2019 the connection of 12, widely used, financial ratios with the yearly returns of the companies that compose the high capitalization index of Athens stock exchange, excluding the financial institutions and the EXAE. The results of this research showed that indeed the artificial neural network, through a series of procedures, managed to define with significant precision the relationship in question and to conclude that the financial ratios could be used to create profitable portfolios.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	ii
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	iii
ABSTRACT	iv
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	v
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	vii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	viii
Κεφάλαιο 1	1
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 Ερευνητικά Ερωτήματα.....	1
1.2 Δομή Εργασίας	1
Κεφάλαιο 2.....	3
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ.....	3
2.1 Η Λειτουργία Των Αριθμοδεικτών Και Οι Περιορισμοί Τους	3
2.2 Σύνδεση Αριθμοδεικτών Και Τιμών Μετοχών	4
2.3 Αριθμοδείκτες Και Προσπάθεια Πρόβλεψης Των Αποδόσεων Μετοχών	4
2.4 Επιστημονικές Έρευνες Πάνω Στην Προβλεπτική Ικανότητα Των Αριθμοδεικτών	5
2.4.1 Χρονική Διακύμανση.....	5
2.4.2 Περίοδοι Μεγάλων Κρίσεων (1987, 2008).....	6
2.4.3 Εξέταση Δύο Ειδών Αριθμοδεικτών.....	8
2.4.4 Χρηματιστηριακές Αγορές Ανά Τον Κόσμο	9
2.4.5 Η Περίπτωση Του Ελληνικού Χρηματιστηρίου	10
2.4.6 Τα Αποτελέσματα Των Χρησιμοποιούμενων Μοντέλων Και Ο Ρόλος Των Νευρωνικών Δικτύων	12
Κεφάλαιο 3.....	13
ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΑ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ.....	13
3.1 Η Δομή Και Η Λειτουργία Των Νευρωνικών Δικτύων	13
3.2 Συγκριτικά Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων	14
3.3 Συνδυασμός Νευρωνικών Δικτύων Και Αριθμοδεικτών	15

3.4 Αποτελέσματα Επιστημονικών Ερευνών	17
Κεφάλαιο 4.....	19
ΜΕΛΕΤΗ ΕΠΙΔΡΑΣΗΣ ΤΩΝ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΩΝ ΣΤΟ ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	19
4.1 Σκοπός Μελέτης	19
4.2 Δεδομένα Έρευνας	19
4.2.1 Συλλογή Δεδομένων	19
4.2.2 Υπολογισμός Δεδομένων Έρευνας.....	22
4.2.3 Μορφοποίηση Δεδομένων Έρευνας	30
4.2.4 Τελική Μορφή Δείγματος.....	33
4.3 Δημιουργία Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων.....	34
4.3.1 Δομικά Χαρακτηριστικά Νευρωνικού Δικτύου.....	34
4.3.2 Μέθοδος Εκπαίδευσης Του Νευρωνικού Δικτύου	37
4.3.3 Σχηματισμός Του Νευρωνικού Δικτύου.....	39
4.3.4 Αποτελέσματα Έρευνας Με Τη Χρήση Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων.....	44
4.3.5 Σύνοψη Και Ερμηνεία Αποτελεσμάτων	51
Κεφάλαιο 5.....	52
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	52
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	54

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

<u>Πίνακας 1: Χρηματοοικονομικοί δείκτες και τύποι υπολογισμού τους</u>	21
<u>Πίνακας 2: ΜΥΤΙΛΗΝΑΙΟΣ (ΜΥΤΙΑ)</u>	23
<u>Πίνακας 3: ΓΕΚ ΤΕΡΝΑ</u>	23
<u>Πίνακας 4: ΤΕΡΝΑ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ (ΤΕΝΕΡΓ)</u>	24
<u>Πίνακας 5: ΤΙΤΑΝ (ΤΙΤΣ)</u>	24
<u>Πίνακας 6: ΒΙΟΧΑΛΚΟ (ΒΙΟ)</u>	24
<u>Πίνακας 7: ΟΤΕ</u>	25
<u>Πίνακας 8: ΣΑΡΑΝΤΗΣ (ΣΑΡ)</u>	25
<u>Πίνακας 9: ΕΛΛΑΚΤΩΡ</u>	25
<u>Πίνακας 10: ΛΑΜΔΑ DEVELOPMENT (ΛΑΜΔΑ)</u>	26
<u>Πίνακας 11: ΦΟΥΡΛΗΣ (ΦΡΛΚ)</u>	26
<u>Πίνακας 12: ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΠΕΤΡΕΛΑΙΑ (ΕΛΠΕ)</u>	26
<u>Πίνακας 13: ΕΥΔΑΠ</u>	27
<u>Πίνακας 14: ΟΠΑΠ</u>	27
<u>Πίνακας 15: MOTOR OIL (ΜΟΗ)</u>	27
<u>Πίνακας 16: AEGEAN (ΑΡΑΙΓ)</u>	28
<u>Πίνακας 17: COCA COLA (ΕΕΕ)</u>	28
<u>Πίνακας 18: JUMBO (ΜΠΕΛΑ)</u>	28
<u>Πίνακας 19: ΑΔΜΗΕ</u>	29
<u>Πίνακας 20: ΔΕΗ</u>	29
<u>Πίνακας 21: ΟΛΠ</u>	29
<u>Πίνακας 22: Αριθμοδείκτες και στατιστικά μέτρα</u>	31
<u>Πίνακας 23: P/E και στατιστικά μέτρα</u>	32
<u>Πίνακας 24: Current Ratio και στατιστικά μέτρα</u>	32
<u>Πίνακας 25: P/S και στατιστικά μέτρα</u>	32
<u>Πίνακας 26: Ομαδοποιημένο P/E και στατιστικά μέτρα</u>	33

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

<u>Εικόνα 1: Neural Network Fitting app</u>	35
<u>Εικόνα 2: Σιγμοειδής συνάρτηση</u>	37
<u>Εικόνα 3: Νευρωνικό Δίκτυο στο matlab</u>	37
<u>Εικόνα 4: Εισαγωγή δεδομένων</u>	40
<u>Εικόνα 5: Διαχωρισμός δείγματος (training, validation, testing)</u>	41
<u>Εικόνα 6: Επιλογή κρυφών νευρώνων</u>	42
<u>Εικόνα 7: Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου</u>	45
<u>Εικόνα 8: Ανάλυση εκπαίδευσης</u>	46
<u>Εικόνα 9: Plot Performance</u>	47
<u>Εικόνα 10: Plot Regression</u>	48
<u>Εικόνα 11: Plot Error Histogram</u>	50

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Ερευνητικά Ερωτήματα

Η προσπάθεια κατανόησης των κινήσεων των χρηματιστηριακών αγορών και πιο συγκεκριμένα η πρόβλεψη των αποδόσεων των μετοχών που συγκροτούν τον εκάστοτε χρηματιστηριακό δείκτη αποτελούν κυρίαρχο πρόβλημα στην επιστήμη των χρηματοοικονομικών. Στην παρούσα εργασία θα γίνει μία απόπειρα επίλυσης του εν λόγω προβλήματος διερευνώντας πως οι πληροφορίες που συγκεντρώνονται από τις δημοσιευμένες χρηματοοικονομικές καταστάσεις των εισηγμένων εταιρειών συνδέονται με την πορεία των τιμών των μετοχών μέσα στο χρόνο. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος θα γίνει χρήση της θεμελιώδους ανάλυσης και ειδικότερα ορισμένων χρηματοοικονομικών δεικτών, έτσι ώστε να διαπιστώσουμε πως οι λογιστικές πληροφορίες, που θα αποτελέσουν τα δομικά στοιχεία των αριθμοδεικτών αυτών, μπορούν να ερμηνεύσουν τις αποδόσεις των μετοχών που διαμορφώνονται στο ελληνικό χρηματιστήριο. Το όχημα για την διερεύνηση της σχέσης αυτής θα αποτελέσει ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων που θα κατασκευαστεί και θα διαμορφωθεί εξ αρχής για τις ανάγκες της συγκεκριμένης μελέτης και μαζί με τα συμπεράσματα που θα προκύψουν από τη χρήση του θα αποτελέσουν τον βασικό κορμό της μελέτης μας.

1.2 Δομή Εργασίας

Αναλυτικότερα, στο δεύτερο και τρίτο κεφάλαιο θα γίνει μια επισκόπηση της παρούσας βιβλιογραφίας στην οποία, αρχικά, θα παρουσιαστούν συνοπτικά βασικά στοιχεία για τους αριθμοδείκτες και τα νευρωνικά δίκτυα αντίστοιχα. Στη συνέχεια, από τη μία πλευρά στο δεύτερο κεφάλαιο θα παρουσιαστούν, διεξοδικότερα, οι μέχρι τώρα δημοσιευμένες επιστημονικές έρευνες για την ικανότητα των χρηματοοικονομικών δεικτών να προβλέπουν τις αποδόσεις των μετοχών και πως αυτή η σχέση επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες

που υπεισέρχονται στην κάθε μελέτη, ενώ από την άλλη πλευρά στο τρίτο κεφάλαιο θα παρουσιαστεί η συμβολή των νευρωνικών δικτύων στο σκοπό αυτό αλλά και πως μεταβλήθηκαν τα αποτελέσματα σε σχέση με τις έρευνες που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο μέρος. Το τέταρτο κεφάλαιο είναι, ουσιαστικά, ο βασικότερος πυλώνας την παρούσας εργασίας, αφού εκεί θα γίνει εκτενής περιγραφή του τεχνητού δικτύου νευρώνων που θα διαμορφωθεί, των δεδομένων που θα το τροφοδοτήσουν, των αποτελεσμάτων που θα παράξει και του προγράμματος που θα χρησιμοποιηθεί για την υλοποίησή του. Τέλος στο πέμπτο κεφάλαιο θα λάβουν χώρα, αφενός μία σύνοψη των συμπερασμάτων στα οποία καταλήγουμε με την ολοκλήρωση της μελέτης και αφετέρου προτάσεις για μελλοντική έρευνα και περαιτέρω βελτίωση των εξαγομένων αποτελεσμάτων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗ

2.1 Η Λειτουργία Των Αριθμοδεικτών Και Οι Περιορισμοί Τους

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες ή αριθμοδείκτες παίζουν σημαντικό ρόλο στην κατανόηση τόσο των χρηματοοικονομικών καταστάσεων όσο και της γενικότερης λειτουργίας και αποδοτικότητας της κάθε επιχείρησης, αφού ουσιαστικά είναι κλάσματα, τα οποία στον αριθμητή και τον παρονομαστή έχουν οικονομικές μεταβλητές προσπαθώντας να ερμηνεύσουν κάθε φορά κομβικά μεγέθη, όπως αυτά της ρευστότητας, της δραστηριότητας, του χρέους και της κερδοφορίας, αποτελώντας τη βάση της θεμελιώδους ανάλυσης. Οι συγκεκριμένοι δείκτες χωριζόμενοι ως επί το πλείστον στις ανωτέρω κατηγορίες βοηθούν τους χρήστες των χρηματοοικονομικών καταστάσεων αλλά και τις ίδιες τις επιχειρήσεις να εξάγουν χρήσιμα συμπεράσματα για την πορεία τους μέσα στο χρόνο, να διαπιστώνουν με μεγαλύτερη ταχύτητα και ευκολία τυχόν μεταβολές που έχουν λάβει χώρα κατά τη διάρκεια μίας χρήσης αλλά και να επιλέγουν με μεγαλύτερη ασφάλεια τις μελλοντικές τους κινήσεις.

Παράλληλα όμως, καθώς η πλειοψηφία των αριθμοδεικτών αντλεί στοιχεία από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις πρέπει να τονισθεί πως η ακρίβεια και η αξιοπιστία τους συνδέεται άμεσα με την πολιτική που ακολουθεί η εκάστοτε εταιρεία ως προς την κατάρτιση αυτών (Faello, 2015). Η αλλαγή για παράδειγμα μίας λογιστικής μεθόδου ή πολιτικής, ή και η προσπάθεια εμφάνισης καλύτερων οικονομικών επιδόσεων από την πλευρά της εκάστοτε επιχείρησης καθιστά τους χρηματοοικονομικούς δείκτες αναξιόπιστους και ανίκανους να προσφέρουν οποιαδήποτε σημαντική πληροφορία. Συνεπώς, γίνεται σαφής η αμφιμονοσήμαντη μεταξύ τους σχέση η οποία αποτελεί και τον σημαντικότερο ίσως περιορισμό στην ανεξαρτησία των αριθμοδεικτών, ο οποίος και πρέπει να λαμβάνεται πάντα υπόψη κατά την μελέτη αυτών.

Ακόμα όμως και αν συντάσσονται με συνέπεια και ακρίβεια οι χρηματοοικονομικές καταστάσεις, οι αριθμοδείκτες που επιλέγονται δεν μπορούν να προσφέρουν χρήσιμα συμπεράσματα για την συνολική εικόνα της πορείας της κάθε επιχείρησης αν εξετάζονται κατά μόνας ή χωρίς να συγκρίνονται με αντίστοιχους άλλων εταιρειών ή προγενέστερων

περιόδων. Επομένως γίνεται φανερό πως ο τρόπος χρήσης των χρηματοοικονομικών δεικτών είναι και αυτός κομβικής σημασίας για την ποιότητα των αποτελεσμάτων που θα εξαχθούν.

2.2 Σύνδεση Αριθμοδεικτών Και Τιμών Μετοχών

Όπως είναι φυσικό οι εξωτερικοί χρήστες των οικονομικών καταστάσεων και κατ' επέκταση των αριθμοδεικτών, όσον αφορά εισηγμένες επιχειρήσεις, είναι ως επί το πλείστον εκείνοι που είτε έχουν επενδύσει είτε σκοπεύουν να επενδύσουν σε μια εταιρεία, μέσω της αγοράς μετοχών. Σύμφωνα με πρόσφατη επιστημονική μελέτη (Angilela, Morelli, 2019), χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο παλινδρόμησης που βασίζεται σε μία σειρά αριθμοδεικτών με δεδομένα από τις 30 εταιρείες που συστήνουν τον δείκτη Dow Jones (εξαιρουμένων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων) κατά την περίοδο 2013-2017, αποδεικνύεται πως απλώς η ανακοίνωση των οικονομικών αποτελεσμάτων και κατά συνέπεια η διαμόρφωση των χρηματοοικονομικών δεικτών είχαν σημαντική επιρροή στη διαμόρφωση των τιμών των μετοχών. Τίθεται, λοιπόν, εύλογα το ερώτημα εάν και κατά πόσο με τη χρήση των αριθμοδεικτών μπορούν να προβλεφθούν πλέον και οι μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών.

2.3 Αριθμοδείκτες Και Προσπάθεια Πρόβλεψης Των Αποδόσεων Μετοχών

Η προσπάθεια ανάλυσης της προβλεπτικής ικανότητας των αριθμοδεικτών κυριαρχεί ως θέμα μελέτης στην επιστήμη των χρηματοοικονομικών εδώ και πολλές δεκαετίες. Τα αποτελέσματα των επιστημονικών μελετών πολλές φορές έρχονται σε αντιπαράθεση, καθώς από μόνη της η πρόβλεψη της κίνησης των χρηματιστηριακών αγορών είναι εξαιρετικά δύσκολη, αν όχι ανέφικτη. Υπεύθυνη για την εν λόγω σύγκρουση είναι εν πολλοίς και η πληθώρα παραγόντων που υπεισέρχεται στην ανάλυση ως προς το εάν και κατά πόσο κάτι τέτοιο είναι εφικτό. Οι σημαντικότεροι από αυτούς τους παράγοντες οι οποίοι και θα αναλυθούν, μέσα από επιστημονικές έρευνες, παρακάτω είναι ο χρονικός ορίζοντας της πρόβλεψης, η χρονική περίοδος της εξέτασης, οι διαφορές στη σύνθεση των αριθμοδεικτών,

οι διαφορές στις χρηματιστηριακές αγορές που εξετάζονται αλλά και το εκάστοτε μοντέλο ή υπόδειγμα που χρησιμοποιείται.

2.4 Επιστημονικές Έρευνες Πάνω Στην Προβλεπτική Ικανότητα Των Αριθμοδεικτών

2.4.1 Χρονική Διακύμανση

Σύμφωνα με τους McMilan και Wohr (2013) η απάντηση στο ερώτημα, εάν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες έχουν την ικανότητα να προβλέπουν τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών ίσως βρίσκεται στη εξέταση της χρονικής διακύμανσης. Μεταξύ άλλων μεταβλητών, λοιπόν, εξετάζονται οι εξής αριθμοδείκτες: DY (dividend yield: annual dividend/ share price), P/E ratio (Stock price/earnings per share), payout ratio (dividends per share/earnings per share) και BEYR (bond-equity yield ratio: bond yield/yield in stock market). Η έρευνα βασίστηκε σε δεδομένα εταιρειών του χρηματιστηρίου του Ηνωμένου Βασιλείου και κάλυπτε μία περίοδο από το 1965 έως και το 2010 σε τριμηνιαία βάση. Αρχικά, εξετάζοντας την προβλεπτική ικανότητα των παραπάνω δεικτών, μέσω παλινδρομήσεων τόσο εντός (in sample) όσο και εκτός (out of sample) του δείγματος κατέληξαν ότι υπάρχει περιορισμένη δυνατότητα πρόβλεψης των αποδόσεων των μετοχών σε όλους, πλην του payout ratio, όσον αφορά in sample δοκιμές, και μόνο για τους δύο πρώτους (DY, P/E), όσον αφορά δοκιμές out of sample.

Το επόμενο στάδιο της έρευνας ήταν να χωριστεί αυτή η περίοδος των 45 ετών σε μικρότερες υποπεριόδους με το σκεπτικό ότι εντός αυτής θα υπάρχουν σίγουρα περίοδοι όπου οι αριθμοδείκτες θα έχουν ισχυρή προβλεπτική ικανότητα και άλλες που δε θα έχουν καθόλου. Το δείγμα, λοιπόν, χωρίστηκε σε πενταετίες και εξετάστηκαν εκ νέου οι τρεις αριθμοδείκτες που ήταν στατιστικά σημαντικοί στις παλινδρομήσεις της πρώτης φάσης για να διαπιστωθεί αν τελικά υπάρχει σχέση ανάμεσα στην πρόβλεψη της αγοράς και τη διακύμανση του χρόνου. Τα αποτελέσματα αυτού του σταδίου κατέδειξαν ότι πράγματι η ικανότητα πρόβλεψης μεταβάλλεται ανά χρονική περίοδο, γεγονός που εν μέρει οφείλεται και στις πολύ διαφορετικές και δύσκολες οικονομικές περιόδους που συμπεριλαμβάνονται στο

δείγμα, και μάλιστα με διαφορετικό τρόπο για κάθε χρηματοοικονομικό δείκτη. Παρατηρήθηκε, συνεπώς, πως από τη μία πλευρά για τον δείκτη BEYR υπάρχει μία σημαντική και συνεχής προβλεπτική ικανότητα για όλες τις περιόδους έως περίπου το 1999 η οποία στη συνέχεια παύει να υφίσταται και δεν ξαναεμφανίζεται μέχρι και το τέλος της συνολικά εξεταζόμενης περιόδου. Από την άλλη πλευρά για τους δείκτες DY και P/E υπάρχει ακόμα μεγαλύτερη περιοδικότητα αφού εμφανίζονται να είναι στατιστικά σημαντικοί κυρίως στα τέλη της δεκαετίας του εβδομήντα με αρχές δεκαετίας του ογδόντα και τέλη της δεκαετίας του ογδόντα με αρχές δεκαετίας του ενενήντα, με μικρή διαφοροποίηση από το 2000 και έπειτα όπου ο πρώτος αποδίδει καλύτερα στις αρχές και ο δεύτερος στα μέσα της τελευταίας εξεταζόμενης δεκαετίας. Ωστόσο είναι εξαιρετικά σημαντικό να τονιστεί πως και οι δύο κατάφεραν να δώσουν κάποιο σημάδι για την κίνηση των αποδόσεων στην κρίση του 2009 αλλά προς τη λάθος κατεύθυνση.

Τελικό στάδιο της έρευνας των McMilan και Wohr αποτελεί η δημιουργία ενός μοντέλου παλινδρόμησης που να διερευνά κατά πόσο μπορεί να διαμορφωθεί μια επενδυτική στρατηγική στην πράξη, η οποία να βασίζεται στις ενδείξεις που παρέχουν οι εξεταζόμενοι αριθμοδείκτες σε κάθε πενταετία, δηλαδή χρησιμοποιώντας για παράδειγμα τα στοιχεία όλων των τριμήνων από το 1965 έως το 1969 να διερευνηθεί αν μπορεί να δοθεί σύσταση αγοράς ή πώλησης για τον χρηματιστηριακό δείκτη του Ηνωμένου Βασιλείου για το πρώτο τρίμηνο του 1970. Σε αυτή τη φάση, λοιπόν, αποδείχθηκε πως μόνο BEYR κατάφερε να βελτιώσει σημαντικά την πρόβλεψη για την κίνηση του δείκτη στο μεγαλύτερο μέρος του δείγματος έως το 2000, όπου από εκεί και πέρα τα αποτελέσματα ήταν διαρκώς χειρότερα με την πάροδο του χρόνου. Διαπιστώθηκε, επομένως, πως πράγματι οι χρονικές διακυμάνσεις έχουν κομβική σημασία στο εάν οι αριθμοδείκτες είναι ικανοί να προβλέψουν τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών, επηρεάζοντας κάθε δείκτη με διαφορετικό τρόπο κάθε φορά.

2.4.2 Περίοδοι Μεγάλων Κρίσεων (1987, 2008)

Οι περίοδοι σοβαρών κρίσεων αποτελούν μεγάλο κεφάλαιο στην επιστήμη των χρηματοοικονομικών, αφενός όσον αφορά την πρόβλεψη τους και αφετέρου την αποτελεσματική τους διαχείριση. Σημαντικό μέρος, λοιπόν, της έρευνας για τις δυνατότητες πρόβλεψης των αποδόσεων των μετοχών μέσω αριθμοδεικτών έχει αφιερωθεί στη μελέτη

τέτοιων περιπτώσεων. Ο Wang *et al.* (2010) εξέτασαν τις δύο μεγάλες κρίσεις του 1987 και του 2008 και προσπάθησαν να επεξηγήσουν την πορεία των αποδόσεων διαφόρων μετοχών της αμερικανικής χρηματιστηριακής αγοράς, εξαιρουμένων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων και των εταιρειών κοινής ωφέλειας, με τη χρήση της τεχνικής της πολυμεταβλητής παλινδρόμησης και δημιουργώντας τρία μοντέλα με βάση μία σειρά μεταβλητών μεταξύ των οποίων και μία πλειάδα αριθμοδεικτών, την συμπεριφορά των οποίων στο υπόδειγμα και θα εξετάσουμε. Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής: LATA (liquid assets/total assets ratio), CLCA (current liabilities/current assets ratio), TDTA (total debt/total assets), ROA (Return On Assets: net income/total assets ratio) και MKBK (market value/book value).

Ξεκινώντας, λοιπόν, από την πιο πρόσφατη κρίση, που έλαβε χώρα το 2008, διαπιστώθηκε ότι όλοι οι αριθμοδείκτες που επιλέχθηκαν αποδείχθηκαν στατιστικά σημαντικοί, για επίπεδα σημαντικότητας 1% ή 5%, σε όποιο από τα τρία μοντέλα και αν χρησιμοποιήθηκαν και αναλύοντας τους παρατηρούμε ότι όσες μετοχές εμφανίζουν υψηλότερους τους δείκτες LATA, ROA και MKBK έχασαν μικρότερο ποσοστό της αξίας τους κατά τη διάρκεια της κρίσης, ενώ αυτές με υψηλότερους τους CLCA και TDTA έχασαν μεγαλύτερο μέρος της αξίας τους. Αντίθετα, στην κρίση του 1987 τα αποτελέσματα ήταν αρκετά διαφορετικά, αφού οι δείκτες LATA και CLCA αποδείχθηκαν στατιστικά ασήμαντοι υποδηλώνοντας ότι ο κίνδυνος να μην μπορέσουν οι επιχειρήσεις να αποπληρώσουν τις υποχρεώσεις τους (technical insolvency) δεν αποτέλεσε σημαντικό παράγοντα στην ύφεση του '87. Επίσης ούτε ο δείκτης MKBK ήταν στατιστικά σημαντική μεταβλητή, παρότι χρησιμοποιήθηκε και στα τρία μοντέλα, γεγονός που με τη σειρά του αποτελεί σημαντική διαφοροποίηση σε σχέση με την κρίση του 2008. Τέλος, οι συντελεστές των ROA και TDTA ήταν στατιστικά σημαντικοί αλλά όχι σε όλα τα μοντέλα και σε πολύ μεγαλύτερα επίπεδα σημαντικότητας (5% ή 10%) σε σχέση με την έτερη εξεταζόμενη κρίση. Σύμφωνα, λοιπόν, με την εν λόγω δημοσιευμένη έρευνα, οι διαφορές που εμφανίστηκαν οφείλονται σε μεγάλο βαθμό στα δομικά στοιχεία της κάθε περιόδου. Συμπερασματικά, λοιπόν, παρατηρήθηκε πως τα χαρακτηριστικά της κάθε κρίσης είναι και εκείνα που καθορίζουν εάν και ποιοί αριθμοδείκτες προβλέπουν το μέγεθος της πτώσης των αποδόσεων των μετοχών σε περιόδους μεγάλων υφέσεων, όπως αυτές του 1987 και του 2008, καθιστώντας με αυτόν τον τρόπο εξαιρετικά σημαντική την επιλογή τους, όταν εξετάζουμε τέτοιες ιδιαίτερες χρονικές περιόδους.

2.4.3 Εξέταση Δύο Ειδών Αριθμοδεικτών

Η πηγή των στοιχείων που συνθέτουν τον κάθε χρηματοοικονομικό δείκτη μπορεί να αποτελέσει καίριο παράγοντα όσον αφορά την αποδοτικότητα του. Ενδιαφέρον προκαλεί η μελέτη των Muhammad και Scrimgeour (2014), οι οποίοι εξέτασαν την ικανότητα ορισμένων αριθμοδεικτών να προβλέπουν τις αποδόσεις των μετοχών της χρηματιστηριακής αγοράς της Αυστραλίας, αφού όμως πρώτα τους διαχώρισαν σε δύο κατηγορίες με την πρώτη να περιλαμβάνει αυτούς που βασίζονται στην πληροφόρηση που λαμβάνεται από τις λογιστικές καταστάσεις (accounting based financial ratios) και την δεύτερη να βασίζεται στις πληροφορίες της αγοράς (market based financial ratios). Στη μεν πρώτη κατηγορία κατατάσσονται οι ROA (Return On Assets: Net income/total assets), ROE (Return On Equity: Net income/shareholders' equity), EPS (Earnings Per Share), payout ratio (dividends per share/earnings per share) και στην δεύτερη οι P/E ratio (Stock price/earnings per share) και MKBK (market value/book value) και MVA (Market Value Added: EVA/r-g). Η περίοδος που εξετάστηκε εκτείνεται από το 2001 έως το 2010 και για την εξακρίβωση της ύπαρξης ή μη σχέσης μεταξύ αριθμοδεικτών και αποδόσεων χρησιμοποιήθηκαν πέντε διαφορετικά μοντέλα παλινδρομήσεων (a simple OLS model, cross-sectional fixed model, cross-sectional random model, cross-sectional and years fixed model, cross-sectional and years random model).

Ξεκινώντας από τον δείκτη ROA αποδείχθηκε στατιστικά σημαντικός, σε επίπεδο 1%, σε όλα τα μοντέλα που εξετάστηκε, εκτός του πρώτου που ήταν σε επίπεδο 5%, όντας και ο μόνος από την πρώτη κατηγορία που εμφάνισε θετική συσχέτιση με την πορεία των τιμών των μετοχών. Επίσης στατιστικά σημαντικός ήταν και ο δείκτης EPS αλλά μόνο στα πρώτα τρία μοντέλα και σε επίπεδο σημαντικότητας 5%, γεγονός που καταδεικνύει ότι επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τις χρονικές διακυμάνσεις. Συνεχίζοντας με τον payout ratio εμφάνισε παρόμοια αποτελέσματα με τον ROA, καθώς αποδείχθηκε στατιστικά σημαντικός σχεδόν σε όλα τα μοντέλα πλην του δεύτερου, υποδηλώνοντας κι αυτός σημαντική προβλεπτική ικανότητα. Τέλος ο δείκτης ROE αποδείχθηκε στατιστικά ασήμαντος σε όποιο υπόδειγμα και αν χρησιμοποιήθηκε.

Στη δεύτερη κατηγορία χρηματοοικονομικών δεικτών τα πιο ενθαρρυντικά αποτελέσματα εμφάνισε ο δείκτης MKBK που ήταν στατιστικά σημαντικός σε όλα τα μοντέλα και με ισχυρή σημαντικότητα, επιπέδου 1%, στα τέσσερα από αυτά. Από την άλλη ο

P/E αποδείχθηκε μόνο στο δεύτερο και στο τέταρτο μοντέλο στατιστικά σημαντικός σε επίπεδο 5%, ενώ ο MVA δεν εμφάνισε πουθενά ικανότητα επεξήγησης των κινήσεων της αγοράς.

Τα αποτελέσματα, συνεπώς, καταδεικνύουν πως οι ROA και MKBK είναι εκείνοι οι αριθμοδείκτες με τις καλύτερες επιδόσεις από κάθε κατηγορία, ενώ στο ερώτημα ποια από τις δύο κατηγορίες προβλέπει καλύτερα τις αποδόσεις των μετοχών, αυτό εξαρτάται εν πολλοίς από το υπόδειγμα που θα επιλεγεί κάθε φορά, καθώς η μεγάλη ποικιλία οικονομετρικών μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν είχε ως αποτέλεσμα την σημαντική διαφοροποίηση των αποτελεσμάτων που παρήχθησαν.

2.4.4 Χρηματιστηριακές Αγορές Ανά Τον Κόσμο

Η σχέση των αριθμοδεικτών με τις αποδόσεις των μετοχών έχει μελετηθεί για τις περισσότερες χρηματιστηριακές αγορές του κόσμου. Μία μεγάλη έρευνα του Charles *et al.* (2017) προσπάθησε να αναλύσει αν οι αποδόσεις των μετοχών μπορούν να προβλεφθούν με τη χρήση των εξής χρηματοοικονομικών δεικτών: E/P ratio (earnings per share/ Stock price), payout ratio (dividends per share/earnings per share), DY (dividend yield: annual dividend/ share price). Η διαφορά σε αυτή τη μελέτη βρίσκεται στο γεγονός ότι εξετάζει τις χρηματιστηριακές αγορές 37 χωρών από την Αμερική, την Ευρώπη και την Ασία, με σημαντικότερες εκ των οποίων εκείνες των Ηνωμένων Πολιτειών, της Γερμανίας, της Γαλλίας, της Ιταλίας, του Ηνωμένου Βασιλείου και της Κίνας για χρονικό διάστημα από το 2000 έως το 2014, συλλέγοντας μηνιαία δεδομένα. Χρησιμοποιώντας, λοιπόν, την μέθοδο ARM (Augmented Regression Method) κατέληξαν πως in-sample και οι τρεις είναι στατιστικά σημαντικοί για την πλειονότητα των χωρών αλλά με πολύ μικρό μέγεθος επίδρασης στις περισσότερες αγορές. Στη συνέχεια κρίθηκε απαραίτητο να δοκιμαστούν και out-of-sample με τα αποτελέσματα να είναι παρόμοια καθώς κανένας τους δεν κατάφερε σχεδόν σε καμία περίπτωση να αποδώσει με επάρκεια. Ακόμα και όταν από το δείγμα εξαιρέθηκε η περίοδος της μεγάλης χρηματοπιστωτικής κρίσης του 2008-2009 τα αποτελέσματα έμειναν ίδια με τους συγγραφείς της έρευνας να καταλήγουν στο συμπέρασμα πως η χρήση των αριθμοδεικτών δεν μπορεί να δώσει σαφείς ενδείξεις για τις αποδόσεις των

μετοχών, σχεδόν σε καμία χώρα, ερχόμενοι έτσι σε σύγκρουση με έτερες επιστημονικές έρευνες σε παρεμφερείς αγορές.

2.4.5 Η Περίπτωση Του Ελληνικού Χρηματιστηρίου

Για το εξεταζόμενο θέμα έχουν δημοσιευθεί και αρκετές μελέτες που αφορούν και την ελληνική αγορά μετοχών. Η έρευνα του Alexakis *et al.* (2010) εστιάζεται στην εξέταση της προβλεπτικής ικανότητας δέκα χρηματοοικονομικών δεικτών για τις αποδόσεις 47 εισηγμένων ελληνικών εταιρειών, εξαιρουμένων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων, κατά την περίοδο από το 1993 έως το 2006, η οποία χωρίστηκε ισομερώς σε τρεις υποπεριόδους και μελετήθηκε χρησιμοποιώντας την μέθοδο panel data. Οι αριθμοδείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στην έρευνα είναι οι εξής: OPM (Operating profit margin: Operating income/net sales), NPM (Net Profit Margin: Net income/net sales), ROA (Return On Assets: Net income/total assets), ROE (Return On Equity: Net income/shareholders' equity), DA (Debt ratio: Total debt/total assets), DE (Debt to equity: Total debt/shareholders equity), P/E ratio (Stock price/earnings per share), PBV (Price to book ratio: Stock price/book value per share), CR (Current ratio: Current assets/current liabilities), AT (Asset turnover: Net sales/total assets). Τα αποτελέσματα κατέδειξαν ότι οι συντελεστές των δεικτών NPM, ROA και DA ήταν στατιστικά ασήμαντοι σε οποιοδήποτε επίπεδο σημαντικότητας (1%,5% ή 10%), εν αντιθέσει με τους AT, CR, OPM και ROE οι οποίοι ήταν στατιστικά σημαντικοί και είχαν θετική σχέση με τις αναμενόμενες αποδόσεις των μετοχών. Επίσης στατιστικά σημαντικοί ήταν και οι συντελεστές των DE, P/E, PBV υποδηλώνοντας όμως, όπως ήταν φυσιολογικό, μία αρνητική σχέση, καθώς όσο έπαιρναν μεγαλύτερες τιμές τόσο μειώνονταν οι αναμενόμενες αποδόσεις. Σημειώνεται, λοιπόν, ότι οι επτά από τους δέκα αριθμοδείκτες που εξετάστηκαν εμφάνισαν σημαντική ικανότητα πρόβλεψης των αποδόσεων της αγοράς.

Αντίστοιχη έρευνα δημοσιεύτηκε και από τους Valkanas και Lyroudi (2018), με στόχο την εξέταση της σχέσης μεταξύ της κίνησης των τιμών των μετοχών και συγκεκριμένων χρηματοοικονομικών δεικτών. Το δείγμα που επιλέχθηκε αποτελείτο από 43 εισηγμένες εταιρείες στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών, εξαιρουμένων των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων, και με κριτήρια αφενός η εκάστοτε εταιρεία να ήταν εισηγμένη για τουλάχιστον τρία χρόνια και αφετέρου να καταρτίζει τις οικονομικές της

καταστάσεις τον Δεκέμβριο κάθε χρήσης. Η περίοδος που εξετάστηκε είναι από το 2005 έως το 2014 και οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής: ROE (Return on equity: Net income/shareholders' equity), NPM (Net profit margin: Net income/net sales), AT (Asset turnover: Net sales/total assets), CR (Current ratio: Current assets/current liabilities), payout ratio (dividends per share/earnings per share), ATE (assets to equity ratio). Για την απόδειξη της ύπαρξης της εξεταζόμενης σχέσης αρχικά χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (OLS), τα αποτελέσματα της οποίας κατέδειξαν ότι κανένας από τους δείκτες που επιλέχθηκαν δεν ήταν στατιστικά σημαντικός και συνεπώς η σχέση τους με τις αποδόσεις των μετοχών δεν τεκμηριώνεται. Στη συνέχεια το δείγμα χωρίστηκε σε μέρη, όπου στο ένα συμπεριλήφθηκαν οι εταιρείες με θετικό ROE και στο άλλο εκείνες με αρνητικό ROE, και επιπροσθέτως χρησιμοποιήθηκαν και οι συντελεστές συσχέτισης του Spearman. Τα αποτελέσματα όμως παρέμειναν τα ίδια αφού δεν παρατηρήθηκε στατιστική σημαντικότητα σε κανένα συντελεστή και για κανένα επίπεδο σημαντικότητας. Τέλος στο δείγμα έγινε κι ένας έτερος διαχωρισμός, αφού στην εξεταζόμενη περίοδο συμπεριλαμβάνεται και η μεγάλη κρίση του 2010 για την Ελλάδα και επομένως επιλέχθηκε να διαχωριστεί σε δύο υποπεριόδους, 2005-2009 και 2010-2014 για να καταστεί σαφές εάν και πώς επηρεάζουν το υπόδειγμα και οι μακροοικονομικές συνθήκες. Όσον αφορά την πρώτη περίοδο τα συμπεράσματα ήταν τα ίδια καθώς πάλι κανένας από τους δείκτες δεν κατάφερε να ερμηνεύσει τις αποδόσεις των μετοχών σε κανένα επίπεδο σημαντικότητας. Παραταύτα για την περίοδο της κρίσης, αν και πάλι σχεδόν όλες οι μεταβλητές παρουσίασαν τα ίδια αποτελέσματα, εκείνη του ROE εμφάνισε σημαντική συσχέτιση με τις αποδόσεις των μετοχών για επίπεδο στατιστικής σημαντικότητας 10%. Το άρθρο, συμπερασματικά, καταλήγει ότι δεν βρέθηκαν για σχεδόν κανέναν από τους αριθμοδείκτες οι απαιτούμενες αποδείξεις για να τεκμηριωθεί η εξεταζόμενη σχέση, εκτός του ROE και αυτό σε πολύ συγκεκριμένες συνθήκες.

Διαπιστώνεται, άρα, μία διαφοροποίηση ανάμεσα στις δύο έρευνες που παρατέθηκαν και εξετάζουν την περίπτωση της ελληνικής αγοράς. Ενώ, λοιπόν, και οι δύο επιλέγουν σχεδόν την ίδια ομάδα αριθμοδεικτών, η πρώτη καταλήγει στην απόδειξη της ύπαρξης σχέσης μεταξύ χρηματοοικονομικών δεικτών και αποδόσεων μετοχών για την πλειονότητα των αριθμοδεικτών που χρησιμοποιήθηκαν, εν αντιθέσει με τη δεύτερη που την απορρίπτει σχεδόν ολοκληρωτικά.

2.4.6 Τα Αποτελέσματα Των Χρησιμοποιούμενων Μοντέλων Και Ο Ρόλος Των Νευρωνικών Δικτύων

Ο ρόλος των χρηματοοικονομικών δεικτών ως προς την πρόβλεψη των μελλοντικών αποδόσεων των μετοχών, όπως γίνεται φανερό από τις επιστημονικές έρευνες που έχουν παρατεθεί, αλλάζει κάθε φορά, ακόμα και όταν χρησιμοποιούνται πανομοιότυπα δείγματα. Ένας βασικός παράγοντας για την εμφανιζόμενη αυτή συμπεριφορά είναι και η μεγάλη ποικιλία στατιστικών και οικονομετρικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται. Καθίσταται άμεσα σαφές από την μελέτη της αρθρογραφίας πως κάθε φορά που αλλάζει το χρησιμοποιούμενο μοντέλο μεταβάλλεται και η ικανότητα όλων ή κάποιων αριθμοδεικτών να εξηγούν τις μεταβολές της αγοράς. Οι περισσότερες έρευνες βασίζονται σε μοντέλα πολυμεταβλητών παλινδρομήσεων και τα αποτελέσματα τους διαφέρουν αρκετά ακόμα και αν εξετάζουν την ίδια χρηματιστηριακή αγορά και για την ίδια περίοδο, με αποτέλεσμα να δημιουργείται μία ασάφεια ως προς το εάν και σε ποιο βαθμό κάποιοι από τους αριθμοδείκτες μπορούν να προβλέπουν τις κινήσεις των τιμών των μετοχών.

Απάντηση σε αυτό, όπως και σε πολλά άλλα ερωτήματα, καλείται να δώσει η σύγχρονη τεχνολογία. Οι καινοτόμες τεχνολογίες και ιδιαίτερα ο τομέας της τεχνητής νοημοσύνης υιοθετούνται όλο και περισσότερο σε επιστημονικές έρευνες και μελέτες όλων των κλάδων της επιστήμης με σκοπό την εξήγηση φαινομένων που ήταν δύσκολο να ερμηνευθούν μέχρι σήμερα. Από το ευρύ φάσμα σύγχρονων τεχνολογιών που καλύπτει ο όρος τεχνητή νοημοσύνη, στο επόμενο κεφάλαιο θα επικεντρωθούμε στα νευρωνικά δίκτυα και θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε αφενός τη δομή και τη λειτουργία τους και αφετέρου την αλληλεπίδραση τους με τους χρηματοοικονομικούς δείκτες και την ικανότητα αυτών να ερμηνεύουν τις κινήσεις των διεθνών χρηματιστηριακών αγορών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΑ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ

3.1 Η Δομή Και Η Λειτουργία Των Νευρωνικών Δικτύων

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν ένα σχετικά καινούργιο αλλά και καινοτόμο κομμάτι στην επιστήμη της πληροφορικής και των υπολογιστών. Όπως άλλωστε φανερώνει και το όνομα τους, ο τρόπος λειτουργίας τους βασίζεται και προσομοιάζει σε μεγάλο βαθμό με εκείνον του ανθρώπινου εγκεφάλου και των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Έτσι, λοιπόν, σε ένα νευρωνικό σύστημα θα συναντήσουμε τις έννοιες της μάθησης και της εκπαίδευσης, σχεδόν όπως τις συναντούμε και στην ανθρωπινή σκέψη, αλλά με τέτοιο τρόπο ούτως ώστε να ταιριάζουν στα χαρακτηριστικά ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή, γεγονός που αποτελεί τεράστια διαφοροποίηση σε σχέση με τον κλασικό τρόπο λειτουργίας τέτοιων συστημάτων. Κάθε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, συνεπώς, με βάση κάποιες εισόδους που λαμβάνει ως πληροφορίες, εκπαιδεύεται κατάλληλα με τη βοήθεια ενός αλγόριθμου εκπαίδευσης, έχοντας ως στόχο να παρουσιάσει κάποια αποτελέσματα-εξόδους, τα οποία να είναι όσο το δυνατόν καλύτερα και πιο κοντά στην πραγματικότητα. Πιο συγκεκριμένα ένα νευρωνικό σύστημα είτε αυτό είναι ενός είτε πολλών επιπέδων αποτελείται από μία πλειάδα νευρώνων οι οποίοι χωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες με την καθεμία από αυτές να επιτελεί και μία διαφορετική λειτουργία. Η πρώτη κατηγορία είναι οι νευρώνες εισόδου, οι οποίοι βρίσκονται στα στρώματα εισόδου και είναι υπεύθυνοι για την τροφοδότηση του συστήματος με τις κατάλληλες εισροές, τις οποίες και θα χρησιμοποιήσει για την εκπαίδευση του. Η δεύτερη κατηγορία νευρώνων είναι οι κρυφοί ή υπολογιστικοί νευρώνες οι οποίοι συναντώνται στα κρυφά στρώματα και πολλαπλασιάζουν τα δεδομένα που λαμβάνουν από τα στρώματα εισόδου με μία τιμή βάρους, που απεικονίζει και το βαθμό σύναψης των νευρώνων μεταξύ τους, και στη συνέχεια μεταφέρουν τα αποτελέσματα στα στρώματα εξόδου. Εκεί υπάρχει και η τελευταία κατηγορία νευρώνων, οι νευρώνες εξόδου, που σκοπό έχουν να αναπαριστούν τις τελικές εξόδους του συστήματος. Αρχικά λοιπόν, ακολουθώντας αυτή τη διαδικασία το νευρωνικό δίκτυο τροφοδοτείται με κάποια πρότυπα για τα οποία γνωρίζουμε εκ των προτέρων ποια είναι η αναμενόμενη έξοδος και στη συνέχεια εκπαιδεύεται, για να είναι σε θέση να αποδώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα. Άπαξ και αυτή η διαδικασία λάβει

χώρα με επιτυχία, το τεχνητό δίκτυο νευρώνων που θα έχει δημιουργηθεί θα είναι δυνητικά πλέον σε θέση να επιλύει, μόνο του και χωρίς να έχει διδαχθεί, προβλήματα της ίδιας φύσης και με παρόμοια χαρακτηριστικά σε σχέση με εκείνο που εκπαιδεύτηκε. Αναλυτικότερη περιγραφή της λειτουργίας ενός μοντέλου νευρωνικών δικτύων θα γίνει στο Κεφάλαιο 4 όπου και θα παρακολουθήσουμε εξ αρχής την κατασκευή του.

Η λειτουργία, επομένως, των νευρωνικών δικτύων μπορεί να φανεί χρήσιμη σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών στην επιστήμη. Μία από αυτές είναι και η μελέτη της θεμελιώδους ανάλυσης και της δυνατότητας αυτής να προβλέπει τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών. Είναι ενδιαφέρον, λοιπόν, να διαπιστώσουμε πως χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά συστήματα με βάση τις αντίστοιχες έρευνες, ποια είναι η αποδοτικότητα τους σε σχέση με παραδοσιακά οικονομικά μοντέλα και ποια τα συμπεράσματά τους ως προς την προβλεπτική ικανότητα των αριθμοδεικτών.

3.2 Συγκριτικά Πλεονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως στα χρηματοοικονομικά, καθώς συγκεντρώνουν ορισμένα χαρακτηριστικά τα οποία διαφέρουν από τα συνηθισμένα οικονομικά μοντέλα. Καταρχήν, έχουν την δυνατότητα να είναι μη γραμμικά μοντέλα, γεγονός που τους επιτρέπει να μοντελοποιούν μη γραμμικά συστήματα, χωρίς να είναι γνωστή, εκ των προτέρων, η σχέση μεταξύ μεταβλητών εισόδου και εξόδου (Maciel, Ballini 2010). Επίσης ένα δεύτερο εξαιρετικά σημαντικό χαρακτηριστικό αποτελεί και η δυνατότητα τους να γενικεύουν, δηλαδή η ικανότητα ενός καλά εκπαιδευμένου νευρωνικού συστήματος να προσαρμόζεται κατάλληλα σε μία μεγάλη ποικιλία δειγμάτων, ακόμα και όταν σε αυτά παρατηρούνται ακραίες τιμές και μεγάλες αποκλίσεις. Γενικότερα, η συγκεκριμένη κατηγορία τεχνητής νοημοσύνης διαπιστώνεται πως αποδίδει εξαιρετικά σε δύσκολες συνθήκες καθώς διαχειρίζεται με μεγάλη επάρκεια την αβεβαιότητα καθώς επίσης και τον «θόρυβο» που μπορεί να υπάρχει σε ένα δείγμα, καταλήγοντας έτσι σε ακόμα πιο αξιόπιστες προβλέψεις (Vanstone, Finnie 2009). Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά, λοιπόν, καθιστούν τα νευρωνικά δίκτυα ιδανικά για την μελέτη των χρηματιστηριακών αγορών και ιδιαίτερα για την πρόβλεψη των μελλοντικών αποδόσεων των μετοχών, όπου τις συγκεκριμένες συνθήκες τις συναντάμε συνέχεια.

3.3 Συνδυασμός Νευρωνικών Δικτύων Και Αριθμοδεικτών

Η έρευνα των Yildiz και Yezegel (2010) στοχεύει στην εξέταση της ικανότητας των χρηματοοικονομικών δεικτών να προβλέπουν τις αποδόσεις των μετοχών με τη βοήθεια των νευρωνικών δικτύων και πιο συγκεκριμένα ενός Feed-Forward Neural Network (FNN). Το δείγμα που επιλέχθηκε βασίζεται στις μετοχές που διαπραγματεύονται στη χρηματιστηριακή αγορά της Νέας Υόρκης για μια περίοδο από το 1962 έως και το 2005 και για τη διεξαγωγή της μελέτης χρησιμοποιήθηκαν 18 αριθμοδείκτες, όπως οι P/E, P/S, ROE, Book to Market, Net Profit Margin, Operating Profit Margin, Current Asset Turnover, Liquid Asset Turnover, Asset Turnover, Debt to Equity, Debt to Assets, Current Ratio. Οι συγκεκριμένοι αριθμοδείκτες υπολογίστηκαν για κάθε εταιρεία, λειτουργώντας ως είσοδοι στο υπό εκπαίδευση μοντέλο νευρωνικών δικτύων, ενώ οι αποδόσεις των δώδεκα μηνών χρησιμοποιήθηκαν ως έξοδοι, χωρίς να υπάρχουν όμως ενδείξεις για το ποιος από τους δείκτες είναι σημαντικός και ποιος όχι για την εξαγωγή της τελικής πρόβλεψης. Στη συνέχεια το δείγμα χωρίστηκε σε τρεις υποομάδες εκ των οποίων η πρώτη συμπεριλαμβάνει 4000 τυχαίες παρατηρήσεις από το 1962 έως το 1989 για την εκπαίδευση του μοντέλου, η δεύτερη αποτελείται από 70.252 παρατηρήσεις από την ίδια χρονική περίοδο, χρησιμεύοντας στη πραγματοποίηση δοκιμαστικών τεστ και σε συνδυασμό με την πρώτη χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, την βελτίωση της απόδοσης του αλλά και την επικύρωση των αποτελεσμάτων του. Τέλος, στην τρίτη ομάδα περιλαμβάνονται 66.672 παρατηρήσεις από την περίοδο 1990-2005 που χρησιμεύουν για τον έλεγχο της όλης διαδικασίας, ως out of sample δοκιμές. Μετά και το τέλος της εκπαίδευσης του χρησιμοποιήθηκαν τα αποτελέσματα που παρήχθησαν για να μελετηθεί αν μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές αποδόσεις και αφού τα ευρήματα κρίθηκαν ικανοποιητικά, οι εταιρείες χωρίστηκαν από το ίδιο το μοντέλο νευρωνικών δικτύων σε δέκα χαρτοφυλάκια, ανάλογα με την απόδοση που αναμένεται να εμφανίσουν, όπου το πρώτο περιλαμβάνει αυτές με τις χειρότερες επιδόσεις και το δέκατο αυτές με τις καλύτερες. Τα αποτελέσματα έδειξαν πως για την περίοδο ελέγχου (1990-2005) το χαρτοφυλάκιο με τις δυσμενέστερες προβλέψεις απέδωσε χαμηλότερα από όσο αναμενόταν κατά 28,9% κάτι το οποίο πρακτικά σημαίνει πως, αν λαμβανόταν θέση ανοιχτής πώλησης σε αυτό το χαρτοφυλάκιο, τα κέρδη θα ήταν πολύ σημαντικά. Αντίθετα στο χαρτοφυλάκιο με τις υψηλότερες σε διαβάθμιση μετοχές, σύμφωνα με το μοντέλο, οι αποδόσεις δεν κατάφεραν να είναι υψηλότερες (-3,1%)

και να αποδείξουν, όπως στην πρώτη περίπτωση, την προβλεπτική ισχύ του νευρωνικού δικτύου. Τελικό στάδιο της μελέτης ήταν η δημιουργία ενός χαρτοφυλακίου αντιστάθμισης που θα αποτελούνταν από μεταβλητές που βρίσκονται από το πρώτο μέχρι το δέκατο χαρτοφυλάκιο, από τις οποίες για ορισμένες προτεινόταν θέση short ενώ για άλλες θέση long, ανάλογα με το χαρτοφυλάκιο από το οποίο προέρχονταν, με τα αποτελέσματα να δείχνουν μία υπεραπόδοση της τάξης του 22,32%. Συμπερασματικά, οι συγγραφείς καταλήγουν πως το μοντέλο νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκε με βάση την θεμελιώδη ανάλυση αποδείχθηκε ότι έχει σημαντική ικανότητα να προβλέπει τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών, έχοντας ως αποτέλεσμα τις περισσότερες φορές σημαντικά ετήσια κέρδη, αν ακολουθούνταν ως επενδυτική στρατηγική.

Ακόμη μία σχετική έρευνα με παρόμοια χαρακτηριστικά δημοσιεύτηκε και από τον Huang *et al.* (2019), οι οποίοι επέλεξαν 70 μετοχές του δείκτη S&P 100 με βάση την πληρότητα των διαθέσιμων στοιχείων τους για την περίοδο από το πρώτο τρίμηνο του 1996 έως και το τέταρτο τρίμηνο του 2017. Και για αυτή τη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν 21 αριθμοδείκτες με τη διαφορά όμως ότι δημιουργήθηκαν δύο μοντέλα νευρωνικών δικτύων, εκ των οποίων το πρώτο είναι ένα Feed-Forward Neural Network (FNN) και το δεύτερο ένα Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS). Όπως και στη προηγούμενη έρευνα, λοιπόν, η περίοδος από το 1996 έως και το 2012 χρησίμευσε για την εκπαίδευση των μοντέλων και εν συνεχεία το κάθε σύστημα χώρισε τις μετοχές για κάθε τρίμηνο της περιόδου 2013-2017 (δείγμα ελέγχου) σε χαρτοφυλάκια αγοράς και πώλησης. Όσον αφορά, συνεπώς, το χαρτοφυλάκιο αγοράς στο μοντέλο FNN εμφάνισε μια άνοδο στην απόδοση του της τάξης του 12,34%, ενώ στο ANFIS ύψους 3,45%, γεγονός που υποδηλώνει ότι αν είχαν επιλεγεί από έναν επενδυτή τα χαρτοφυλάκια που δημιουργήθηκαν από τα εξεταζόμενα μοντέλα θα είχε σημαντικά κέρδη, το μέγεθος των οποίων εξαρτάται από την επιλογή του εκάστοτε μοντέλου. Αντίστοιχα, το χαρτοφυλάκιο της πώλησης απώλεσε στο πρώτο μοντέλο 14,97% της αξίας του και στο δεύτερο 7,19%, φανερώνοντας ότι και εδώ αν ένας επενδυτής είχε πάρει θέση πώλησης θα κέρδιζε όποιο και από τα δύο μοντέλα και αν είχε ενστερνιστεί. Επομένως, διαπιστώνεται ότι πρώτον και τα δυο επιλεγμένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων μπόρεσαν να προβλέψουν την κίνηση των τιμών των μετοχών με μεγάλη επιτυχία, εκμεταλλευόμενα τους χρηματοοικονομικούς δείκτες και δεύτερον το μοντέλο FNN απέδωσε σαφώς καλύτερα από το ANFIS σε οποιαδήποτε περίπτωση και αν χρησιμοποιήθηκε.

Μία τελευταία μελέτη που συνδυάζει τη λειτουργία των αριθμοδεικτών με τα νευρωνικά δίκτυα στην προσπάθεια πρόβλεψης των μελλοντικών αποδόσεων των μετοχών

είναι αυτή των Namdari και Li (2018), η οποία εξετάζει, μέσω ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (ANN), την προβλεπτική ικανότητα 12 αριθμοδεικτών όπως είναι ενδεικτικά οι Current Ratio, Quick Ratio και Total Liabilities/Total Assets, τόσο στα πλαίσια της θεμελιώδους ανάλυσης όσο και σε συνδυασμό με παραμέτρους της τεχνικής ανάλυσης. Το δείγμα που επιλέχθηκε περιλαμβάνει 578 εταιρείες που διαπραγματεύονται στον χρηματιστηριακό δείκτη Nasdaq και εκτείνεται για το χρονικό διάστημα από τον Ιούνιο του 2012 μέχρι το τέλος του 2017. Ακολουθώντας όμοια στρατηγική με τις ανωτέρω έρευνες και αφού τα δεδομένα διαμοιράστηκαν σε τρεις κατηγορίες, για την εκπαίδευση, την επικύρωση και τον τελικό έλεγχο της αποτελεσματικότητας του υποδείγματος, υπολογίστηκαν οι αναμενόμενες μελλοντικές αποδόσεις. Στη συνέχεια ανάλογα με τις αναμενόμενες αποδόσεις που εμφάνισαν οι εταιρείες χωρίστηκαν αυτή τη φορά σε πέντε υποομάδες (χαρτοφυλάκια) για τις οποίες αναμενόταν i) απότομη πτώση, ii) καθοδική τάση, iii) ουδέτερη τάση, iv) ανοδική τάση, v) απότομη άνοδος και συγκρίθηκαν με τις πραγματικές αποδόσεις του δείκτη. Αποδείχθηκε, λοιπόν, πως η χρήση των αριθμοδεικτών στο μοντέλο νευρωνικών δικτύων που επιλέχθηκε κατάφερε να προβλέψει την κίνηση των τιμών των μετοχών σε ποσοστό 64,38% κατά μέσο όρο και για τις πέντε υποκατηγορίες με καλύτερες επιδόσεις να παρατηρούνται στην τέταρτη και στην πέμπτη. Παρολαυτά, παρά τα πολύ καλά αποτελέσματα, επιχειρήθηκε περαιτέρω ενίσχυση τους με την είσοδο στο μοντέλο, εκτός από τη θεμελιώδη, και της τεχνικής ανάλυσης με τις επιδόσεις να είναι κατά τι καλύτερες, αφού το συγκεκριμένο ποσοστό αυξήθηκε στο 65,87% με τις δύο τελευταίες κατηγορίες να είναι και πάλι εκείνες με τη μεγαλύτερη επιτυχία, καθιστώντας σαφές πως, αν και οι αριθμοδείκτες εμφανίζουν σημαντική προβλεπτική ικανότητα, ο συνδυασμός τους με την τεχνική ανάλυση μπορεί να βελτιώσει ακόμα περισσότερο την αποδοτικότητα τους. Συνεπώς, και σε αυτή τη περίπτωση, όπως άλλωστε και στις δύο προαναφερόμενες έρευνες, οι χρηματοοικονομικοί δείκτες χρησιμοποιούμενοι σε ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων κατάφεραν και εμφάνισαν σημαντική προβλεπτική ισχύ.

3.4 Αποτελέσματα Επιστημονικών Ερευνών

Τα αποτελέσματα των ανωτέρω μελετών καταδεικνύουν πως σε όποιο μοντέλο νευρωνικών δικτύων και αν χρησιμοποιήθηκαν οι αριθμοδείκτες κατάφεραν να προβλέψουν με σχετικά

μεγάλη επιτυχία τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών και σε πολλές περιπτώσεις μάλιστα τα χαρτοφυλάκια που δημιουργούνται και προτείνονταν από τα ίδια τα μοντέλα, είτε ήταν αγοράς είτε ήταν πώλησης, κατέληγαν στην επίτευξη σημαντικών κερδών. Η χρήση, επομένως, των νευρωνικών δικτύων σε συνάρτηση με τους χρηματοοικονομικούς δείκτες απέδωσε σημαντικά αποτελέσματα, γεγονός που δεν παρατηρήθηκε, με ανάλογη συνέπεια, όταν στη θέση αυτών βρισκόταν τα συμβατικά μοντέλα πρόβλεψης. Η διαφοροποίηση των αποτελεσμάτων αυτών φαίνεται να οφείλεται αφενός στα διαφορετικά χαρακτηριστικά της κάθε μεθόδου και αφετέρου στην εν γένει διαφορετική δυνατότητα τους να προβλέπουν τις μελλοντικές τάσεις των χρηματιστηριακών αγορών. Συμπεραίνουμε, επομένως, από το σύνολο της βιβλιογραφικής επισκόπησης, ότι η προβλεπτική ικανότητα των αριθμοδεικτών δεν εξαρτάται τόσο από τον κάθε χρηματοοικονομικό δείκτη μεμονωμένα, αλλά κυρίως από τα δομικά χαρακτηριστικά και τη φιλοσοφία του μοντέλου που θα επιλεγεί, καθότι φάνηκε πως σχεδόν οι ίδιοι αριθμοδείκτες στις ίδιες χρηματιστηριακές αγορές και για παρόμοιες χρονικές περιόδους εμφάνισαν πολύ διαφορετική ικανότητα πρόβλεψης.

Ενώ, λοιπόν, γίνεται ευρύτατη χρήση των νευρωνικών δικτύων στη διεθνή αρθρογραφία για τη μελέτη πολλών ξένων χρηματιστηριακών αγορών με εξαιρετικά ενθαρρυντικά αποτελέσματα, για το ελληνικό χρηματιστήριο η χρήση τους είναι σχετικά περιορισμένη. Στο επόμενο κεφάλαιο θα προσπαθήσουμε να καλύψουμε ένα μικρό μέρος από το κενό αυτό και να μελετήσουμε, συνεπώς, αν μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές αποδόσεις των εταιρειών του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών με τη χρήση αριθμοδεικτών μέσα από ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΜΕΛΕΤΗ ΕΠΙΔΡΑΣΗΣ ΤΩΝ ΑΡΙΘΜΟΔΕΙΚΤΩΝ ΣΤΟ ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΧΡΗΜΑΤΙΣΤΗΡΙΟ ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

4.1 Σκοπός Μελέτης

Το θέμα της έρευνας με το οποίο θα ασχοληθούμε, αφορά τη μελέτη της επίδρασης των χρηματοοικονομικών δεικτών στις μελλοντικές αποδόσεις ορισμένων μετοχών που απαρτίζουν τον ελληνικό χρηματιστηριακό δείκτη. Η έρευνα, λοιπόν, εστιάζεται στο κατά πόσο η πληροφόρηση που λαμβάνεται, κατά κύριο λόγο, από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις και τροφοδοτεί στη συνέχεια τους αριθμοδείκτες είναι ικανή να προβλέψει τις κινήσεις των τιμών των μετοχών και συνακόλουθα να επιτρέψει τη δημιουργία αποδοτικών χαρτοφυλακίων. Για την απόδειξη ή μη της σχέσης μεταξύ αριθμοδεικτών και αναμενόμενων αποδόσεων μετοχών θα χρησιμοποιηθεί ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων με τη βοήθεια του οποίου θα γίνει σαφές εάν οι αριθμοδείκτες που θα χρησιμοποιηθούν εμφανίζουν όντως μια σημαντική προβλεπτική ικανότητα ως προς την πορεία των αποδόσεων των επιλεγμένων μετοχών και μπορούν έτσι να αξιοποιηθούν ουσιαστικά προς αυτήν την κατεύθυνση. Τέλος, θα αναλυθούν τα εξαγόμενα, από την έρευνα, αποτελέσματα και επί αυτών θα γίνουν συγκεκριμένες προτάσεις για την καλύτερη αξιοποίησή τους.

4.2 Δεδομένα Έρευνας

4.2.1 Συλλογή Δεδομένων

Η έρευνα βασίστηκε σε εταιρείες που διαπραγματεύονται στο ελληνικό χρηματιστήριο και

πιο συγκεκριμένα σε αυτές που απαρτίζουν τον δείκτη υψηλής κεφαλαιοποίησης (FTSE/X.A. Large Cap). Η επιλογή των εν λόγω εταιρειών μόνο τυχαία δεν ήταν, καθώς στην συντριπτική τους πλειονότητα πρόκειται για μεγάλους ομίλους με σημαντική εξαγωγική δραστηριότητα και σημαίνουσα θέση τόσο στο εγχώριο χρηματιστήριο, του οποίου αποτελούν και πυλώνες, όσο και εν γένει της ελληνικής οικονομίας. Παρολαυτά αξίζει να σημειωθεί ότι από τις 25 εταιρείες που συνθέτουν τον ελληνικό δείκτη χρησιμοποιήθηκαν μόνον οι 20. Από την μελέτη εξαιρέθηκαν τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, όπου στο συγκεκριμένο δείκτη αντιπροσωπεύουν οι τέσσερις μεγάλες συστημικές τράπεζες που είναι η Εθνική Τράπεζα (ΕΤΕ), η Alpha Bank (ΑΛΦΑ), η Τράπεζα Πειραιώς (ΠΕΙΡ) και η Eurobank (ΕΥΡΩΒ), λόγω του ιδιαίτερου τρόπου σύνταξης των χρηματοοικονομικών τους καταστάσεων καθώς επίσης και η εταιρεία Ελληνικά Χρηματιστήρια (ΕΧΑΕ), εξαιτίας του ιδιαίτερου αντικειμένου της. Συνεπώς, οι 20 εταιρείες των οποίων τα οικονομικά στοιχεία χρησιμοποιήθηκαν είναι οι: Viohalco (ΒΙΟ), Titan Cement (ΤΙΤΣ), Coca Cola (ΕΕΕ), ΟΤΕ (ΟΤΕ), Aegean-Αεροπορία Αιγαίου (ΑΡΑΙΓ), Τερνα Ενεργειακή (ΤΕΝΕΡΓ), ΑΔΜΗΕ (ΑΔΜΗΕ), Σαράντης (ΣΑΡ), Ελλάκτωρ (ΕΛΛΑΚΤΩΡ), Φουρλής (ΦΡΑΚ), ΓΕΚ ΤΕΡΝΑ (ΓΕΚ ΤΕΡΝΑ), Μυτιληναίος (ΜΥΤΙΛ), Lamda Development (ΛΑΜΔΑ), Jumbo (ΜΠΕΛΑ), Ελληνικά Πετρέλαια (ΕΛΠΕ), ΕΥΔΑΠ (ΕΥΔΑΠ), ΟΠΑΠ (ΟΠΑΠ), Motor Oil (ΜΟΗ), ΔΕΗ (ΔΕΗ), Οργανισμός Λιμένος Πειραιώς (ΟΛΠ).

Η χρονική περίοδος που εξετάζεται εκτείνεται από 1/1/2012 έως και 31/12/2019. Η επιλογή αυτών των 8 ετών έγινε, αρχικά, με γνώμονα τη λήψη όσο το δυνατόν πιο πρόσφατων δεδομένων που να αντανακλούν καλύτερα τις συνθήκες που επικρατούν στην ελληνική χρηματιστηριακή αγορά σήμερα. Επιπροσθέτως, το μεγαλύτερο κομμάτι της βιβλιογραφίας πάνω στο θέμα της προβλεπτικής ικανότητας των αριθμοδεικτών στην ελληνική πραγματικότητα εντοπίζεται πριν την έναρξη της κρίσης, με την τελευταία πενταετία 2015-2019, ιδιαίτερα, να είναι εκείνη που έχει ερευνηθεί σαφώς σε μικρότερο βαθμό. Η λειτουργία, λοιπόν, του ελληνικού χρηματιστηρίου αλλά και η πορεία της εγχώριας οικονομίας όπως διαμορφώθηκαν στα χρόνια της κρίσης αλλά και στα πρώτα στάδια της εξόδου από αυτήν επηρέασε δραστικά και την πορεία των μετοχών όλων των εταιρειών που συμμετέχουν στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών. Παραταύτα η έντονη πτωτική πορεία που ξεκίνησε στο ελληνικό χρηματιστήριο από το 2010 κατέστησε αναγκαία την αποκοπή από το δείγμα της διετίας 2010-2012, καθώς οι ακραίες μεταβολές που έλαβαν χώρα σε εκείνο το διάστημα επηρέαζαν ουσιωδώς τη συνοχή και την αξιοπιστία του δείγματος. Η πτωτική τάση βεβαίως δεν έληξε το 2012 και συνεχίστηκε για ορισμένο διάστημα ακόμα μέχρι ο ελληνικός

χρηματιστηριακός δείκτης να βρει μία ισορροπία από όπου κατάφερε, με εξαιρετικά περιορισμένη δραστηριότητα, να συνεχίσει την πορεία του μέχρι σήμερα.

Με βάση, λοιπόν, την συγκεκριμένη οκταετία και τις προαναφερθείσες εταιρείες υπολογίστηκαν 12 χρηματοοικονομικοί δείκτες με σκοπό την όσο το δυνατόν καλύτερη τροφοδότηση του προς κατασκευή μοντέλου με στοιχεία για την οικονομική πορεία και τις χρηματοοικονομικές επιδόσεις των εξεταζομένων εταιρειών. Οι 12 αυτοί αριθμοδείκτες δεν επιλέχθηκαν αυθαίρετα αλλά αφενός με βάση την προαναφερθείσα βιβλιογραφική επισκόπηση, καθώς αποτέλεσαν κοινό τόπο κυρίως στις έρευνες που μελετήθηκαν για το ελληνικό χρηματιστήριο, και αφετέρου με γνώμονα την όσο το δυνατόν ορθότερη μορφολογία του διαμορφωθέντος δείγματος. Οι χρησιμοποιούμενοι αριθμοδείκτες είναι οι εξής:

Πίνακας 1: Χρηματοοικονομικοί δείκτες και τύποι υπολογισμού τους

Price/Earnings (P/E)	<i>stock price/earnings per share</i>
	χρηματιστηριακή τιμή / καθαρά κέρδη (ζημίες) μετόχων μητρικής ανά μετοχή
Debt ratio	<i>debt/assets</i>
	βραχυπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο χρέος / σύνολο ενεργητικού
Debt to Equity	<i>debt/equity</i>
	βραχυπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο χρέος / ίδια κεφάλαια
Return On Assets (ROA)	<i>net income/ assets</i>
	καθαρά κέρδη (ζημίες) μετόχων μητρικής ανά μετοχή / σύνολο ενεργητικού
Return On Equity (ROE)	<i>net income/ equity</i>
	καθαρά κέρδη (ζημίες) μετόχων μητρικής ανά μετοχή / ίδια κεφάλαια
Net Profit Margin (NPM)	<i>net income/ sales</i>
	καθαρά κέρδη (ζημίες) μετόχων μητρικής ανά μετοχή / κύκλο εργασιών

Operating Profit Margin (OPM)	<i>EBIT/sales</i>
	κέρδη (ζημίες) προ τόκων και φόρων / κύκλο εργασιών
Current Ratio (CR)	<i>current assets/current liabilities</i>
	κυκλοφορούν ενεργητικό / βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις
Asset Turnover (AT)	<i>sales/assets</i>
	κύκλος εργασιών / σύνολο ενεργητικού
Price to Book ratio	<i>stock price/book value</i>
	χρηματιστηριακή τιμή/ λογιστική αξία
Price/Sales (P/S)	<i>price/sales</i>
	χρηματιστηριακή τιμή/ κύκλο εργασιών ανά μετοχή
Assets to Equity	<i>assets/equity</i>
	σύνολο ενεργητικού / ίδια κεφάλαια

Τέλος, απαιτήθηκε και ο υπολογισμός των ετήσιων αποδόσεων των μετοχών που μελετήθηκαν για όλα τα έτη από το 2013 έως το 2019 για να καταστεί δυνατή η απόδειξη ή μη της σχέσης αυτών και των αριθμοδεικτών που προαναφέρθηκαν.

4.2.2 Υπολογισμός Δεδομένων Έρευνας

Αρχικά, οφείλουμε να παραθέσουμε σε πίνακες τα δεδομένα όπως αυτά υπολογίστηκαν για τους 12 αριθμοδείκτες με βάση τα στοιχεία που αντλήθηκαν από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις και των 20 επιλεγμένων εταιρειών για το χρονικό διάστημα που μελετούμε, καθώς επίσης και τις αποδόσεις που εμφάνιζε κάθε εταιρεία για κάθε έτος μέσα σε αυτήν την οκταετία. Αξίζει να αναφέρουμε σε αυτό το σημείο ότι τα κενά στους κατωτέρω πίνακες

οφείλονται στο γεγονός πως κάποιες από τις εταιρείες δεν ήταν εισηγμένες για όλα τα έτη που εξετάστηκαν και συνεπώς δεν κατέστη δυνατόν να υπολογιστούν οι αριθμοδείκτες για τα έτη αυτά.

Πίνακας 2: ΜΥΤΙΛΗΝΑΙΟΣ (ΜΥΤΙΛ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	25.028	0.316	1.078	0.007	0.024	0.013	0.071	0.744	0.536	0.597	0.327	3.408	
2013	40.341	0.260	0.807	0.006	0.019	0.011	0.113	1.269	0.530	0.747	0.454	3.100	27.1%
2014	8.198	0.256	0.755	0.024	0.071	0.052	0.159	1.376	0.463	0.585	0.429	2.947	-19.9%
2015	9.024	0.251	0.754	0.016	0.049	0.034	0.122	1.093	0.478	0.445	0.309	3.007	-19.3%
2016	21.047	0.263	0.825	0.011	0.035	0.027	0.119	1.214	0.401	0.727	0.577	3.142	67.6%
2017	8.449	0.227	0.530	0.048	0.112	0.101	0.152	1.522	0.474	0.949	0.855	2.337	48.6%
2018	7.379	0.179	0.397	0.042	0.094	0.092	0.134	1.702	0.457	0.691	0.682	2.215	-20.2%
2019	9.645	0.261	0.684	0.035	0.091	0.064	0.097	2.032	0.543	0.882	0.619	2.624	34.2%

Πίνακας 3: ΓΕΚ ΤΕΡΝΑ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	-3.208	0.349	2.423	-0.031	-0.212	-0.122	0.017	1.229	0.250	0.434	0.251	6.934	
2013	-3.280	0.338	1.761	-0.037	-0.193	-0.143	0.039	1.450	0.260	0.638	0.471	5.208	66.0%
2014	-3.150	0.308	2.012	-0.026	-0.168	-0.066	0.026	1.295	0.388	0.527	0.208	6.541	-43.1%
2015	-10.312	0.300	2.230	-0.006	-0.041	-0.015	0.081	1.340	0.372	0.425	0.154	7.438	-19.6%
2016	6.597	0.332	2.668	0.011	0.089	0.029	0.155	1.416	0.377	0.589	0.194	8.036	50.0%
2017	6.190	0.422	3.531	0.017	0.143	0.059	0.176	1.199	0.290	0.884	0.365	8.374	94.3%
2018	105.448	0.462	3.806	0.001	0.009	0.003	0.119	1.317	0.350	0.968	0.336	8.246	8.4%
2019	31.625	0.473	4.110	0.005	0.047	0.020	0.136	1.442	0.268	1.495	0.642	8.689	57.7%

Πίνακας 4: ΤΕΡΝΑ ΕΝΕΡΓΕΙΑΚΗ (ΤΕΝΕΡΓ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	21.015	0.358	1.171	0.012	0.039	0.115	0.281	1.931	0.105	0.829	2.410	3.275	
2013	90.505	0.337	1.053	0.004	0.012	0.029	0.256	2.129	0.128	1.065	2.657	3.125	24.5%
2014	33.398	0.371	1.263	0.005	0.017	0.035	0.264	1.836	0.139	0.553	1.172	3.402	-49.8%
2015	14.593	0.398	1.422	0.014	0.049	0.085	0.304	1.726	0.162	0.722	1.243	3.575	35.3%
2016	13.480	0.465	1.914	0.014	0.059	0.092	0.325	1.407	0.157	0.798	1.234	4.121	14.2%
2017	11.920	0.488	2.117	0.023	0.100	0.134	0.395	1.679	0.172	1.197	1.599	4.341	59.8%
2018	14.056	0.494	2.139	0.027	0.118	0.154	0.411	1.344	0.177	1.660	2.159	4.334	32.6%
2019	16.684	0.478	2.375	0.024	0.121	0.172	0.419	1.748	0.141	2.016	2.875	4.968	36.8%

Πίνακας 5: TITAN (TITC)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	-43.833	0.290	0.573	-0.008	-0.016	-0.022	0.058	1.809	0.373	0.700	0.950	1.976	
2013	-42.163	0.260	0.489	-0.014	-0.025	-0.032	0.063	1.956	0.423	1.074	1.348	1.881	41.8%
2014	47.648	0.243	0.454	0.011	0.021	0.027	0.066	2.020	0.412	0.978	1.273	1.865	-3.2%
2015	40.188	0.252	0.468	0.011	0.021	0.024	0.061	1.907	0.474	0.855	0.971	1.858	-8.1%
2016	13.453	0.301	0.569	0.046	0.086	0.084	0.100	1.535	0.541	1.161	1.136	1.890	26.6%
2017	42.481	0.338	0.671	0.016	0.033	0.028	0.104	2.004	0.580	1.387	1.204	1.985	6.9%
2018	29.130	0.329	0.676	0.019	0.039	0.036	0.097	1.351	0.519	1.125	1.053	2.059	-13.2%
2019	29.695	0.301	0.628	0.018	0.037	0.032	0.079	1.423	0.562	1.099	0.939	2.082	-2.2%

Πίνακας 6: ΒΙΟΧΑΛΚΟ (ΒΙΟ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012													
2013	-4.322	0.430	1.458	-0.051	-0.175	-0.060	-0.038	1.688	0.857	0.755	0.260	3.391	
2014	-6.889	0.451	1.721	-0.017	-0.065	-0.020	0.001	1.389	0.838	0.444	0.139	3.817	-49.9%
2015	-5.979	0.466	1.761	-0.017	-0.065	-0.018	0.022	1.237	0.934	0.386	0.110	3.776	-14.0%
2016	-50.000	0.469	1.607	-0.002	-0.006	-0.002	0.035	1.129	0.860	0.302	0.102	3.428	-21.9%
2017	11.379	0.460	1.532	0.020	0.067	0.020	0.045	1.102	1.010	0.758	0.225	3.329	158.8%
2018	8.648	0.439	1.512	0.019	0.065	0.017	0.045	1.189	1.089	0.561	0.149	3.447	-21.5%
2019	113.880	0.437	1.492	0.002	0.007	0.002	0.031	1.173	1.033	0.787	0.223	3.416	42.1%

Πίνακας 7: ΟΤΕ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	5.679	0.484	2.534	0.056	0.295	0.109	0.133	0.776	0.518	1.564	0.577	5.233	
2013	16.538	0.377	1.540	0.040	0.165	0.078	0.083	1.036	0.517	2.478	1.174	4.084	89.6%
2014	16.612	0.338	1.243	0.034	0.126	0.068	0.150	1.024	0.502	2.093	1.134	3.678	-5.9%
2015	29.739	0.293	0.970	0.020	0.067	0.039	0.100	0.968	0.523	2.002	1.158	3.305	1.5%
2016	31.180	0.281	0.902	0.018	0.059	0.036	0.099	1.118	0.516	1.853	1.117	3.214	-3.4%
2017	83.636	0.287	0.870	0.009	0.029	0.018	0.104	0.874	0.535	2.398	1.481	3.029	28.8%
2018	26.400	0.273	0.784	0.026	0.075	0.046	0.130	0.883	0.567	1.980	1.216	2.872	-17.2%
2019	33.071	0.269	0.835	0.032	0.100	0.052	0.046	0.818	0.615	3.306	1.736	3.097	49.8%

Πίνακας 8: ΣΑΡΑΝΤΗΣ (ΣΑΡ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	6.430	0.211	0.365	0.047	0.082	0.050	0.071	1.963	0.957	0.527	0.318	1.730	
2013	13.587	0.072	0.110	0.035	0.054	0.035	0.082	2.112	1.003	0.732	0.478	1.526	50.4%
2014	7.708	0.074	0.106	0.074	0.107	0.069	0.089	2.182	1.077	0.828	0.532	1.445	16.9%
2015	7.242	0.128	0.205	0.070	0.111	0.066	0.089	2.900	1.048	0.807	0.481	1.598	1.6%
2016	10.005	0.123	0.190	0.068	0.105	0.059	0.089	2.867	1.164	1.055	0.587	1.545	43.8%
2017	15.434	0.104	0.159	0.093	0.143	0.096	0.115	2.723	0.978	1.083	0.723	1.532	14.0%
2018	14.539	0.129	0.206	0.092	0.147	0.095	0.118	2.556	0.970	2.132	1.375	1.598	10.4%
2019	15.050	0.156	0.262	0.090	0.151	0.103	0.118	2.253	0.878	2.277	1.546	1.678	22.1%

Πίνακας 9: ΕΛΛΑΚΤΩΡ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turn over	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	27.786	0.403	1.818	0.003	0.012	0.010	0.093	1.514	0.283	0.343	0.269	4.507	
2013	-11.431	0.397	1.846	-0.012	-0.054	-0.039	0.061	1.778	0.299	0.615	0.442	4.651	65.6%
2014	-7.114	0.372	1.760	-0.012	-0.059	-0.033	0.037	1.599	0.370	0.417	0.238	4.731	-33.0%
2015	-2.357	0.371	1.869	-0.026	-0.133	-0.069	0.019	1.457	0.381	0.313	0.163	5.038	-31.9%
2016	-1.542	0.369	2.132	-0.031	-0.182	-0.063	0.016	1.368	0.501	0.280	0.097	5.784	-24.8%
2017	-6.787	0.391	2.185	-0.012	-0.065	-0.022	0.054	1.411	0.525	0.440	0.150	5.594	48.6%
2018	-1.722	0.439	3.058	-0.039	-0.269	-0.067	0.022	1.493	0.576	0.463	0.115	6.964	-23.2%
2019	-2.475	0.488	3.601	-0.043	-0.317	-0.103	-0.017	1.624	0.417	0.785	0.255	7.379	36.8%

Πίνακας 10: LAMDA DEVELOPMENT (ΛΑΜΔΑ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turn over	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	-1.658	0.558	1.684	-0.103	-0.310	-1.175	-0.687	2.609	0.087	0.514	1.947	3.018	
2013	-3.859	0.523	1.403	-0.073	-0.195	-1.043	-0.381	1.075	0.070	0.749	4.015	2.684	21.2%
2014	-7.878	0.422	0.873	-0.029	-0.061	-0.530	-0.222	1.983	0.055	0.477	4.177	2.071	-30.9%
2015	-13.553	0.396	0.803	-0.030	-0.061	-0.501	0.176	4.220	0.060	0.829	6.790	2.027	20.2%
2016	-110.735	0.380	0.756	-0.004	-0.009	-0.064	0.383	3.839	0.070	0.986	7.123	1.987	18.8%
2017	-10.392	0.452	1.412	-0.049	-0.154	-0.554	-0.037	0.634	0.089	1.606	5.764	3.123	43.8%
2018	9.864	0.427	1.258	0.040	0.119	0.533	1.292	0.622	0.076	1.176	5.263	2.945	-17.4%
2019	13.253	0.235	0.415	0.027	0.047	0.610	1.385	4.014	0.044	0.625	8.093	1.769	53.4%

Πίνακας 11: ΦΟΥΡΑΗΣ (ΦΡΑΚ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turn over	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	-8.556	0.382	0.998	-0.024	-0.064	-0.027	0.007	1.082	0.910	0.544	0.229	2.612	
2013	-24.117	0.342	0.881	-0.019	-0.049	-0.021	0.026	0.936	0.928	1.184	0.496	2.572	107.6%
2014	-13.973	0.375	1.060	-0.026	-0.072	-0.028	0.014	0.893	0.924	1.012	0.388	2.824	-21.3%
2015	591.020	0.351	0.932	0.001	0.002	0.001	0.046	0.820	0.990	0.937	0.356	2.655	-6.9%
2016	34.372	0.351	0.899	0.014	0.037	0.014	0.057	0.954	1.022	1.262	0.482	2.561	36.0%
2017	29.468	0.341	0.857	0.024	0.060	0.023	0.064	1.137	1.030	1.763	0.682	2.510	43.4%
2018	15.040	0.316	0.770	0.034	0.082	0.032	0.067	1.140	1.057	1.237	0.479	2.441	-27.4%
2019	25.552	0.238	0.717	0.022	0.066	0.026	0.077	2.162	0.859	1.692	0.654	3.012	41.2%

Πίνακας 12: ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΠΕΤΡΕΛΑΙΑ (ΕΛΠΕ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turn over	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	26.429	0.373	1.162	0.012	0.036	0.008	0.012	0.673	1.414	0.952	0.216	3.118	
2013	-8.614	0.369	1.263	-0.038	-0.128	-0.028	-0.020	0.776	1.348	1.104	0.239	3.420	2.4%
2014	-3.167	0.387	1.848	-0.047	-0.226	-0.039	-0.030	0.795	1.228	0.718	0.123	4.770	-49.9%
2015	26.933	0.402	1.918	0.006	0.028	0.006	0.034	0.788	0.910	0.733	0.169	4.767	6.3%
2016	4.093	0.395	1.394	0.046	0.162	0.050	0.096	0.917	0.920	0.662	0.204	3.524	9.4%
2017	6.088	0.394	1.222	0.053	0.165	0.048	0.083	0.807	1.117	1.007	0.291	3.101	72.2%
2018	10.696	0.391	1.174	0.030	0.091	0.022	0.053	1.210	1.398	0.968	0.231	2.998	-3.0%
2019	16.547	0.371	1.164	0.023	0.071	0.018	0.038	1.161	1.249	1.185	0.303	3.135	18.8%

Πίνακας 13: ΕΥΛΑΠ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	10.833	0.111	0.220	0.031	0.061	0.146	0.226	1.660	0.211	0.656	1.567	1.988	
2013	10.616	0.002	0.003	0.047	0.082	0.233	0.161	2.855	0.204	0.868	2.455	1.737	49.0%
2014	16.026	0.000	0.000	0.027	0.045	0.127	0.151	6.985	0.212	0.722	2.039	1.674	-19.4%
2015	12.195	0.000	0.000	0.028	0.045	0.135	0.135	6.158	0.206	0.551	1.642	1.631	-20.0%
2016	24.261	0.000	0.000	0.015	0.027	0.073	0.152	4.883	0.212	0.657	1.807	1.715	11.6%
2017	15.268	0.000	0.000	0.028	0.046	0.133	0.146	10.391	0.214	0.708	2.037	1.627	12.2%
2018	11.111	0.000	0.000	0.031	0.050	0.149	0.196	9.567	0.210	0.561	1.652	1.616	-20.1%
2019	13.727	0.000	0.000	0.037	0.061	0.179	0.217	11.067	0.207	0.845	2.484	1.643	51.0%

Πίνακας 14: ΟΠΛΠ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	3.408	0.145	0.216	0.292	0.435	0.388	0.484	1.700	0.752	1.482	1.323	1.489	
2013	21.858	0.104	0.147	0.088	0.125	0.116	0.146	0.742	0.764	2.741	2.529	1.420	79.1%
2014	14.559	0.000	0.000	0.111	0.167	0.142	0.215	0.894	0.786	2.431	2.061	1.501	-8.0%
2015	12.256	0.086	0.127	0.123	0.181	0.151	0.216	1.200	0.819	2.223	1.845	1.471	-9.0%
2016	15.719	0.216	0.369	0.096	0.164	0.122	0.178	1.121	0.791	2.584	1.915	1.707	3.7%
2017	26.455	0.379	0.955	0.070	0.177	0.087	0.147	0.914	0.809	4.669	2.293	2.516	25.0%
2018	16.837	0.367	0.900	0.081	0.198	0.093	0.155	1.237	0.872	3.338	1.560	2.454	-27.7%
2019	18.235	0.470	1.396	0.090	0.268	0.125	0.183	2.665	0.723	4.896	2.278	2.972	52.6%

Πίνακας 15: MOTOR OIL (MOH)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	11.481	0.461	2.078	0.031	0.139	0.008	0.019	0.954	3.768	1.595	0.094	4.511	
2013	-200.488	0.447	2.014	-0.002	-0.009	-0.001	0.010	1.143	3.962	1.750	0.098	4.502	0.2%
2014	-8.657	0.497	2.907	-0.035	-0.202	-0.009	-0.005	1.136	3.758	1.748	0.080	5.845	-20.9%
2015	5.378	0.526	2.244	0.080	0.340	0.029	0.055	1.988	2.749	1.830	0.156	4.263	53.1%
2016	4.873	0.413	1.440	0.104	0.363	0.047	0.079	2.161	2.220	1.766	0.228	3.483	31.7%
2017	6.601	0.343	0.982	0.109	0.311	0.040	0.066	1.932	2.709	2.056	0.265	2.861	43.4%
2018	9.052	0.327	0.841	0.090	0.233	0.027	0.041	1.983	3.343	2.105	0.244	2.576	11.8%
2019	10.158	0.259	0.760	0.065	0.191	0.024	0.036	1.762	2.703	1.935	0.244	2.937	-1.8%

Πίνακας 16: AEGEAN (ΑΠΑΙΓ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	-11.905	0.032	0.082	-0.026	-0.068	-0.019	-0.016	1.603	1.418	0.810	0.222	2.571	
2013	6.343	0.000	0.000	0.103	0.271	0.083	0.111	1.579	1.245	1.721	0.524	2.637	193.1%
2014	6.126	0.000	0.000	0.128	0.367	0.088	0.117	1.239	1.447	2.250	0.540	2.877	34.5%
2015	7.132	0.000	0.000	0.102	0.308	0.070	0.099	1.185	1.470	2.197	0.496	3.013	-1.0%
2016	14.035	0.000	0.000	0.049	0.132	0.032	0.058	1.325	1.568	1.851	0.443	2.664	-7.3%
2017	9.760	0.000	0.000	0.089	0.243	0.054	0.089	1.316	1.654	2.376	0.523	2.749	30.3%
2018	7.760	0.000	0.000	0.094	0.244	0.057	0.078	1.271	1.633	1.897	0.445	2.612	-10.5%
2019	7.638	0.149	0.605	0.059	0.239	0.060	0.094	1.411	0.982	1.827	0.458	4.060	13.8%

Πίνακας 17: COCA COLA (ΕΕΕ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012													
2013	34.393	0.316	0.776	0.030	0.075	0.032	0.054	1.041	0.945	2.587	1.115	2.456	
2014	19.358	0.306	0.755	0.043	0.106	0.045	0.055	0.939	0.946	2.057	0.881	2.468	-25.3%
2015	25.701	0.261	0.604	0.043	0.099	0.044	0.066	0.750	0.971	2.563	1.139	2.317	26.2%
2016	21.779	0.247	0.567	0.052	0.120	0.055	0.081	1.047	0.947	2.625	1.209	2.291	4.5%
2017	23.491	0.245	0.541	0.064	0.142	0.065	0.090	1.205	0.984	3.331	1.536	2.205	31.7%
2018	22.405	0.234	0.516	0.065	0.144	0.067	0.096	1.208	0.971	3.225	1.507	2.203	-0.5%
2019	22.684	0.405	1.233	0.059	0.181	0.069	0.102	1.153	0.855	4.092	1.571	3.045	11.3%

Πίνακας 18: JUMBO (ΜΙΕΛΑ)

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	7.628	0.180	0.260	0.114	0.164	0.197	0.237	4.066	0.577	1.253	1.503	1.445	
2013	20.379	0.166	0.232	0.083	0.116	0.147	0.182	1.739	0.562	2.359	3.001	1.399	94.2%
2014	11.380	0.160	0.222	0.098	0.136	0.187	0.235	4.137	0.524	1.548	2.126	1.389	-23.6%
2015	12.589	0.135	0.184	0.096	0.132	0.180	0.237	4.513	0.534	1.656	2.266	1.368	14.5%
2016	16.897	0.119	0.158	0.100	0.132	0.190	0.253	5.281	0.527	2.238	3.214	1.321	55.3%
2017	15.474	0.126	0.166	0.104	0.136	0.192	0.252	5.328	0.541	2.108	2.975	1.310	-1.1%
2018	11.454	0.110	0.141	0.111	0.143	0.201	0.264	2.932	0.553	1.635	2.297	1.287	-14.6%
2019	15.496	0.132	0.171	0.108	0.140	0.201	0.262	7.569	0.538	2.173	3.108	1.300	45.8%

Πίνακας 19: ΑΔΜΗΕ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012													
2013													
2014													
2015													
2016													
2017	19.494	0.000	0.000	0.044	0.044	0.959	0.959	0.603	0.046	0.866	18.696	1.007	
2018	8.589	0.000	0.000	0.074	0.074	0.998	0.994	737.500	0.074	0.633	8.552	1.000	-20.1%
2019	10.087	0.000	0.000	0.074	0.074	0.998	0.992	536.738	0.074	0.740	9.995	1.000	50.1%

Πίνακας 20: ΔΕΗ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	32.704	0.318	0.898	0.003	0.007	0.007	0.057	0.784	0.373	0.240	0.228	2.826	
2013	-11.12	0.313	0.915	-0.014	-0.042	-0.038	0.043	0.705	0.378	0.464	0.420	2.926	83.4%
2014	13.720	0.318	0.901	0.005	0.015	0.016	0.061	1.269	0.338	0.204	0.214	2.832	-50.0%
2015	-8.780	0.308	0.902	-0.006	-0.017	-0.018	0.016	1.064	0.331	0.152	0.157	2.929	-28.1%
2016	11.957	0.274	0.787	0.003	0.010	0.011	0.045	1.173	0.307	0.114	0.130	2.873	-25.5%
2017	1.903	0.279	0.765	0.015	0.042	0.048	0.041	1.066	0.323	0.081	0.091	2.737	-32.5%
2018	-0.332	0.280	1.002	-0.064	-0.229	-0.191	-0.163	0.740	0.337	0.076	0.063	3.573	-33.6%
2019	-0.568	0.291	1.298	-0.124	-0.554	-0.342	-0.398	0.762	0.363	0.315	0.194	4.464	219.2%

Πίνακας 21: ΟΑΠ

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Current Ratio	Asset Turnover	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity	Return
2012	58.934	0.231	0.563	0.018	0.045	0.067	0.072	3.062	0.274	2.648	3.968	2.434	
2013	53.947	0.241	0.535	0.022	0.048	0.074	0.100	3.514	0.295	2.614	3.995	2.220	2.6%
2014	38.803	0.225	0.513	0.018	0.040	0.065	0.075	3.882	0.271	1.557	2.516	2.279	-39.5%
2015	41.433	0.219	0.462	0.023	0.048	0.084	0.094	3.888	0.271	1.991	3.474	2.111	32.2%
2016	49.627	0.207	0.420	0.019	0.038	0.065	0.103	3.134	0.287	1.872	3.213	2.031	-4.2%
2017	34.322	0.188	0.368	0.031	0.061	0.101	0.190	2.702	0.306	2.084	3.474	1.958	16.5%
2018	13.144	0.158	0.299	0.071	0.133	0.210	0.320	2.027	0.336	1.754	2.757	1.891	-5.4%
2019	15.410	0.120	0.242	0.075	0.152	0.238	0.336	3.216	0.316	2.340	3.661	2.024	49.0%

4.2.3 Μορφοποίηση Δεδομένων Έρευνας

Μετά τον υπολογισμό όλων των απαραίτητων πληροφοριών και δεδομένων χρειάστηκαν κάποιες αλλαγές και τροποποιήσεις ούτως ώστε το δείγμα να διαμορφωθεί με τέτοιο τρόπο που να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην κατασκευή του μοντέλου με όσο το δυνατόν καλύτερο τρόπο και χωρίς να επηρεάζει αρνητικά την αξιοπιστία και την ποιότητα των παραχθέντων αποτελεσμάτων.

Καταρχήν, το πρώτο βήμα για την διαμόρφωση του δείγματος είναι η κατανόηση των αναγκών που έχει το υπό δημιουργία μοντέλο σε δεδομένα και στη συνέχεια η όσο το δυνατόν καλύτερη μορφοποίηση αυτών με σκοπό την εύρυθμη λειτουργία του. Το μοντέλο μας, λοιπόν, απαιτεί δύο ειδών δείγματα, με το πρώτο να απαρτίζεται από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες των εταιρειών και το δεύτερο από τις αποδόσεις αυτών, στοιχεία τα οποία παρατίθενται εκτενώς στην αμέσως προηγούμενη υποενότητα και πιο συγκεκριμένα στους Πίνακες 2-21. Στο διαχωρισμό αυτόν σημαντικό ρόλο παίζει η χρονική διαφορά που θα πρέπει να υπάρχει ανάμεσα στα δύο δείγματα. Έτσι λοιπόν, αφού ο σκοπός της έρευνας είναι ο έλεγχος ύπαρξης προβλεπτικής ικανότητας, θα πρέπει να υπάρχει μια χρονική υστέρηση ενός έτους, καθώς όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιούμε είναι ετήσια, όσον αφορά τους αριθμοδείκτες με σκοπό να μελετηθεί εάν όντως έχουν την ικανότητα να προβλέπουν τις μελλοντικές αποδόσεις των μετοχών. Για αυτό το λόγο, από τη μία πλευρά το δείγμα που αποτελείται από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες και θα χρησιμοποιηθεί ως εισροές θα εκτείνεται από το 2012 έως το 2018 και από την άλλη το δείγμα με τις αποδόσεις των μετοχών των εταιρειών από το 2013 έως το 2019, αφού αυτές οι μεταβλητές θα χρησιμοποιηθούν ως στόχοι.

Εφόσον, λοιπόν, καθορίστηκε με ακρίβεια η μορφή του δείγματος που θα χρησιμοποιηθεί, κρίθηκε απαραίτητο να γίνουν κάποιες τροποποιήσεις έτσι ώστε το μοντέλο νευρωνικών δικτύων να είναι σε θέση να παράξει αξιόπιστα αποτελέσματα. Φυσικά από εδώ και πέρα θα αναφερόμαστε στους χρηματοοικονομικούς δείκτες και στις αλλαγές που έγιναν σε αυτούς και όχι στις αποδόσεις των μετοχών οι οποίες ενσωματώθηκαν αυτούσιες. Πρώτο βήμα σε αυτήν την διαδικασία ήταν η συγκέντρωση των 12 αριθμοδεικτών και των 20 εταιρειών για τα έτη 2012 έως 2018, δημιουργώντας έτσι έναν πίνακα με 12 στήλες που αντιπροσωπεύουν τους 12 δείκτες και 133 γραμμές που είναι το σύνολο των γραμμών των Πινάκων 2-21. Με τη δημιουργία αυτού του συγκεντρωτικού πίνακα μας δόθηκε η δυνατότητα να υπολογίσουμε ορισμένα ποιοτικά χαρακτηριστικά του δείγματος όπως το

μέγιστο, το ελάχιστο, τη μέση τιμή αλλά και την τυπική απόκλιση του κάθε αριθμοδείκτη, γεγονός εξαιρετικά σημαντικό αφού μεγάλες τυπικές αποκλίσεις υποδηλώνουν αφενός ότι τα δεδομένα απομακρύνονται αισθητά από την μέση τιμή και αφετέρου την αναπόφευκτη ύπαρξη ακραίων τιμών, οι οποίες μπορούν στη συνέχεια να επηρεάσουν αρνητικά την αποδοτικότητα του μοντέλου που θα δημιουργήσουμε. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων φαινομένων αποτελούν τόσο τα P/E των εταιρειών Φουρλής (ΦΡΛΚ) και Motor Oil (ΜΟΗ), όπου ο μεν πρώτος εμφάνισε για το έτος 2015 μία τιμή ύψους 591,02 και ο δεύτερος για το έτος 2013 μία τιμή ύψους -200,5, όσο και το Current Ratio της εταιρίας ΑΔΜΗΕ το οποίο άγγιξε το 2018 το 737,5 τη στιγμή μάλιστα που το αμέσως μεγαλύτερο νούμερο που συναντάμε σε αυτόν τον δείκτη είναι το 11. Καθίσταται, συνεπώς, σαφές πως χωρίς περαιτέρω επεξεργασία τα δεδομένα που θα είχαν εισαχθεί στο υπό κατασκευή νευρωνικό δίκτυο θα είχαν σοβαρές παθολογίες που θα το επηρέαζαν σε μεγάλο βαθμό.

Από τα δεδομένα που συλλέξαμε παρατηρήθηκε, κυρίως μέσω της τυπικής απόκλισης, ότι σε κάποιους από τους χρηματοοικονομικούς δείκτες υπάρχει σοβαρό πρόβλημα με την διάρθρωση των δεδομένων το οποίο φαίνεται καλύτερα στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 22: Αριθμοδείκτες και στατιστικά μέτρα

	P/E	Debt Ratio	Debt to Equity	ROA	ROE	NPM	OPM	Curr ent Ratio	Asset Turno ver	Price to Book ratio	P/S	Assets to equity
max	591.0	0.558	3.806	0.292	0.435	0.998	1.292	737.5	3.962	4.669	18.69	8.374
min	-200.5	0.000	0.000	-0.103	-0.310	-1.175	-0.687	0.603	0.046	0.076	0.063	1.000
mean	14.78	0.276	0.959	0.029	0.053	0.036	0.119	7.410	0.746	1.263	1.416	3.007
stdev	58.60	0.147	0.800	0.051	0.128	0.220	0.196	63.81	0.715	0.827	2.119	1.507

Ο ανωτέρω πίνακας δείχνει με σαφήνεια πως σε μεγαλύτερο βαθμό οι χρηματοοικονομικοί δείκτες P/E και Current Ratio αλλά και σε μικρότερο βαθμό ο δείκτης P/S χρήζουν άμεσων τροποποιήσεων με σκοπό την αντιμετώπιση της εξαιρετικά μεγάλης τυπικής απόκλισης που εμφανίζουν, ειδικά στην περίπτωση των δύο πρώτων. Οι υπόλοιποι 9 δείκτες εμφανίζουν σαφώς καλύτερα αποτελέσματα και συνεπώς δεν απαιτήθηκαν κάποιες αλλαγές σε αυτούς. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος ακολουθήθηκε μία διαδικασία περιορισμού των ακραίων τιμών (outlier analysis¹) στην οποία τα δεδομένα τα οποία ανήκαν στο

¹ ICAP GROYP

υψηλότερο και το χαμηλότερο 2,5% διαγράφονταν και τη θέση τους πήραν τα νέα max και min αντίστοιχα, όπως προέκυψαν μετά τη διαδικασία αυτή. Αν τυχόν η συγκεκριμένη μέθοδος δεν απέδιδε θα προχωρούσαμε στην αφαίρεση του υψηλότερου και χαμηλότερου 5% και θα μπορούσαμε να συνεχίσουμε αναλόγως. Τα αποτελέσματα που εξήχθησαν καθώς και η σύγκριση τους με τα αρχικά όπως αυτά παρουσιάστηκαν στον Πίνακα 22 παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες.

Πίνακας 23: P/E και στατιστικά μέτρα

<u>P/E</u>	max	min	mean	stdev
Αρχική κατανομή	591.025	-200.480	14.780	58.600
Νέα κατανομή	83.640	-42.160	13.410	21.610

Πίνακας 24: Current Ratio και στατιστικά μέτρα

<u>Current Ratio</u>	max	min	mean	stdev
Αρχική κατανομή	737.500	0.603	7.410	63.810
Νέα κατανομή	9.560	0.705	1.932	1.636

Πίνακας 25: P/S και στατιστικά μέτρα

<u>P/S</u>	max	min	mean	stdev
Αρχική κατανομή	18.690	0.063	1.416	2.119
Νέα κατανομή	7.123	0.097	1.318	1.524

Εξετάζοντας και τους τρεις πίνακες (23,24,25) παρατηρούμε αρχικά σημαντική βελτίωση σε όλους με σαφή περιορισμό των ακραίων τιμών και συγκέντρωση των δεδομένων πολύ πιο κοντά στον μέσο τους. Ιδιαίτερα στον αριθμοδείκτη Current Ratio διαπιστώνονται και οι μεγαλύτερες μεταβολές καθώς για παράδειγμα η τυπική απόκλιση μειώθηκε κατά 97%, ενώ το max από το 737,5 στο 9,56. Παρολαυτά, αν και το πρόβλημα λύθηκε για τους δείκτες P/S και Current Ratio, η τυπική απόκλιση παραμένει υψηλή για τον P/E, πάρα την πολύ σημαντική μείωση της, γεγονός που καθιστά αναγκαία τη λήψη επιπλέον μέτρων. Η προσπάθεια περιορισμού των ακραίων τιμών σε μεγαλύτερο βαθμό υιοθετώντας για παράδειγμα αντί για το 2,5% που χρησιμοποιήθηκε στους δύο άλλους δείκτες το 5% ή 10% παρουσιάζει να μεν καλύτερα αποτελέσματα τα οποία όμως και πάλι είναι μακριά από τα

επιθυμητά. Λόγω, λοιπόν, αυτής της κατάστασης κρίθηκε απαραίτητη μία εναλλακτική προσέγγιση για να μπορέσει να συμπεριληφθεί και το P/E στα δεδομένα του δείγματος. Έτσι, λοιπόν, συγκεντρώθηκαν όλα τα στοιχεία που υπολογίστηκαν για τον δείκτη P/E και ταξινομήθηκαν σε αύξουσα σειρά. Στη συνέχεια χωρίστηκαν σε 10 ομάδες με τις ομάδες να διαιρούνται ανά δεκάδες, δηλαδή για παράδειγμα όσες παρατηρήσεις βρίσκονται από 0 έως 10 συγκαταλέγονται σε μία ομάδα, όσες βρίσκονται από 10,1 έως 20 στην επόμενη ομάδα και συνεχίζεται ο διαχωρισμός των ομάδων με τον ίδιο τρόπο. Με την διαδικασία αυτή επιτύχαμε τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 26: Ομαδοποιημένο P/E και στατιστικά μέτρα

<u>P/E</u>	max	min	mean	stdev
Αρχική κατανομή	591.0	-200.4	14.78	58.60
Νέα κατανομή	83.64	-42.16	13.41	21.61
Ομαδοποιημένη κατανομή	10.00	1.00	5.120	1.822

Τέλος τα δεδομένα, αφού αφαιρέθηκε η ταξινόμηση, συμπεριλήφθηκαν και αυτά μαζί με εκείνα των υπόλοιπων 11 αριθμοδεικτών για να δημιουργηθεί το τελικό δείγμα που χρησιμοποιήθηκε για να τροφοδοτήσει το μοντέλο.

4.2.4 Τελική Μορφή Δείγματος

Τα δεδομένα, λοιπόν, που θα αποτελέσουν και τη βάση του νευρωνικού δικτύου χωρίζονται σε δύο δείγματα, εκ των οποίων το πρώτο περιλαμβάνει τους 12 χρηματοοικονομικούς δείκτες για τα έτη 2012-2018 και για τις 20 εταιρείες με τη μεγαλύτερη κεφαλαιοποίηση αυτή τη στιγμή στο ελληνικό χρηματιστήριο, εκτός των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων και της ΕΧΑΕ, όπως όμως αυτά διαμορφώθηκαν μετά από τις διαδικασίες που αποτυπώθηκαν παραπάνω έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθούν οι ακραίες τιμές και να μειωθεί σημαντικά η τυπική απόκλιση. Το δεύτερο δείγμα, από την άλλη μεριά, αποτελείται από τις ετήσιες αποδόσεις των μετοχών αυτών για το διάστημα 2013-2019 και σε συνδυασμό με το πρώτο θα

χρησιμοποιηθούν στην κατασκευή του μοντέλου που θα αναπτύξουμε. Ο σκοπός του κάθε δείγματος, ο τρόπος που θα χρησιμοποιηθεί αλλά και τα διαφορετικά αποτελέσματα που θα παράξει θα αναλυθούν εκτενώς στην επόμενη υποενότητα όπου και θα περιγράφεται η δημιουργία του μοντέλου νευρωνικών δικτύων διεξοδικά από την αρχή ως το τέλος.

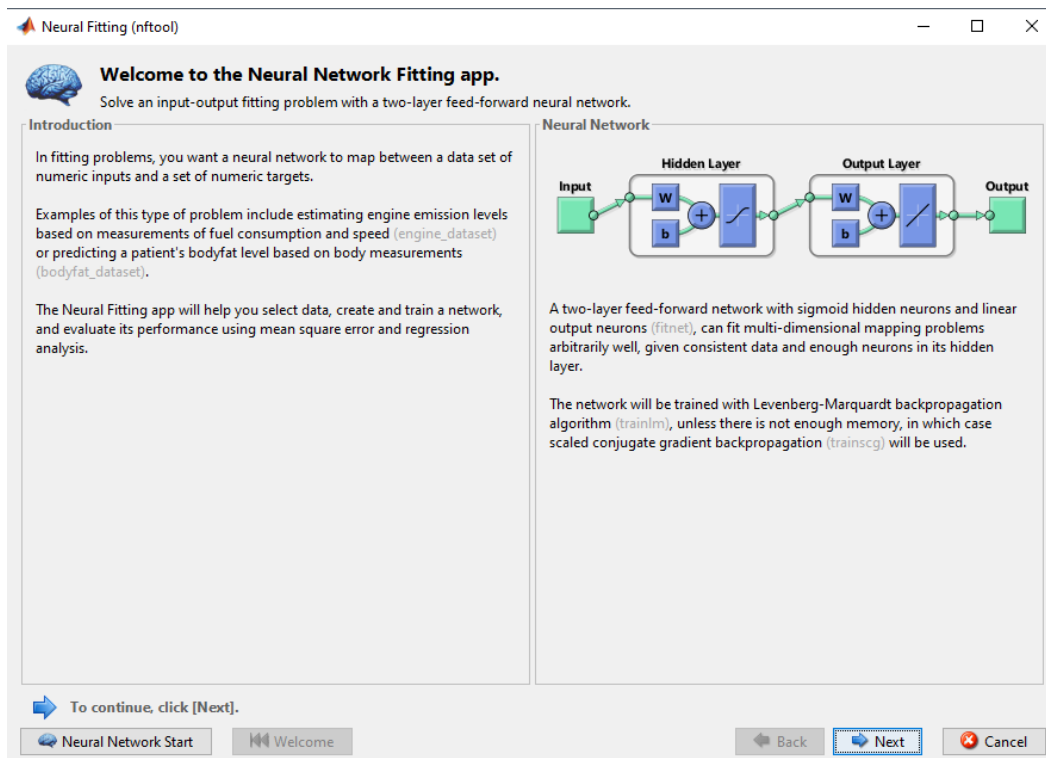
4.3 Δημιουργία Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων

Στην παρούσα υποενότητα, αρχικά, θα αναφερθούν αφενός τα χαρακτηριστικά και η δομή του νευρωνικού δικτύου που θα επιλεγεί και αφετέρου ο τρόπος εκπαίδευσης αυτού καθώς και οι επιλογές που έγιναν κατά τη διάρκεια σχηματισμού του μοντέλου. Στη συνέχεια, θα αναλυθεί η δόμηση του με την βοήθεια του προγράμματος matlab, περιγράφοντας αναλυτικά τόσο τη διαδικασία αυτή όσο και τα παραγόμενα αποτελέσματα που προέκυψαν μετά την εκπαίδευση του, μαζί φυσικά με την ερμηνεία τους και την σημασία που έχουν στην έρευνα μας.

4.3.1 Δομικά Χαρακτηριστικά Νευρωνικού Δικτύου

Για τη δημιουργία του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα matlab και πιο συγκεκριμένα η έκδοση R2020a, η οποία κατά τη διεξαγωγή της έρευνας αποτελούσε και την πιο πρόσφατη. Πιο συγκεκριμένα για την κατασκευή του μοντέλου εισάγαμε στο matlab την εντολή nftool ούτως ώστε να έχουμε πρόσβαση στην εφαρμογή που έχει προεγκατεστημένη το πρόγραμμα και εξειδικεύεται στη δημιουργία νευρωνικών δικτύων για την επίλυση προβλημάτων, όπως αυτό που μελετάμε. Εισάγοντας την εν λόγω εντολή, λοιπόν, βρισκόμαστε στη Neural Network Fitting app, όπου το matlab κάνει μία σύντομη αναφορά της δομής του νευρωνικού που θα δημιουργηθεί την οποία και θα αναλύσουμε εκτενώς. Αξίζει να τονίσουμε ότι αυτή η επιλογή αποτελεί μία εξαιρετική λύση καθώς δεν απαιτεί την εισαγωγή εντολών για τη δημιουργία του μοντέλου και επιτρέπει σημαντική παραμετροποίηση του με αλλαγές στους κρυφούς νευρώνες, στη διαδικασία εκπαίδευσης αλλά και το διαχωρισμό του δείγματος. Με τη βοήθεια της εν λόγω εφαρμογής, λοιπόν, θα

είμαστε σε θέση να δημιουργήσουμε και να εκπαιδεύσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο αλλά και να αξιολογήσουμε την απόδοση του, χρησιμοποιώντας την μέθοδο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mean square error, mse) και της ανάλυσης παλινδρόμησης (regression analysis, R). Παρακάτω εμφανίζεται το γραφικό περιβάλλον της Neural Network Fitting app με τις βασικές πληροφορίες του νευρωνικού δικτύου που πρόκειται να δημιουργηθεί, από όπου και θα ξεκινήσει η διαδικασία σχηματισμού και εκπαίδευσης του.

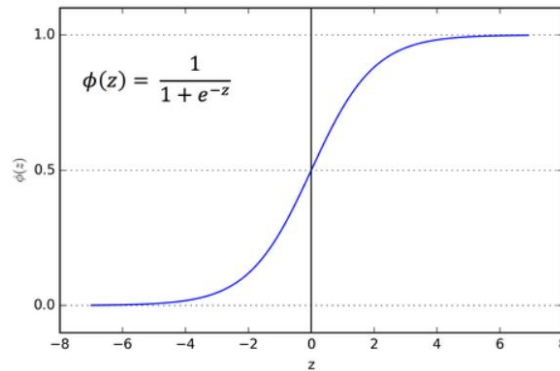


Εικόνα 1: Neural Network Fitting app

Καταρχήν είναι αναγκαίο να καθορίσουμε το είδος του δικτύου τεχνητών νευρώνων που θα δημιουργηθεί, δίνοντας έμφαση αφενός στη δομή και τα χαρακτηριστικά του και αφετέρου στον τρόπο λειτουργίας και την μέθοδο εκπαίδευσης του. Η μελέτη μας, λοιπόν, θα βασιστεί σε ένα νευρωνικό δίκτυο δύο στρωμάτων εμπρόσθιας τροφοδότησης (two layer feed-forward network) το οποίο συμπεριλαμβάνει ένα κρυφό στρώμα και χρησιμοποιεί μία σιγμοειδή συνάρτηση σε αυτό και μία γραμμική συνάρτηση στο στρώμα εξόδου. Αναλύοντας σε μεγαλύτερο βάθος τις έννοιες αυτές θα παρατηρήσουμε πως ένα feed-forward network χαρακτηρίζεται από το γεγονός ότι οι συνδέσεις μεταξύ των κόμβων δεν σχηματίζουν κύκλο, με την πληροφορία, επομένως, να «ταξιδεύει» μόνο από την αρχή προς το τέλος, εκκινώντας δηλαδή από τους νευρώνες εισόδου, συνεχίζοντας στους κρυφούς νευρώνες, εφόσον

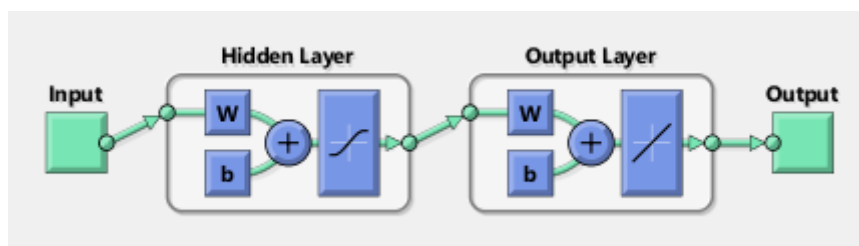
υπάρχουν, και καταλήγοντας στους νευρώνες εξόδου. Επίσης η ύπαρξη δύο στρωμάτων υποδηλώνει ένα νευρωνικό δίκτυο MLP (Multi- Layer Perception), δηλαδή ένα δίκτυο νευρώνων πολλών στρωμάτων που εν αντιθέσει με εκείνα του ενός στρώματος (Single Layer Perception, SLP) έχει την ικανότητα να χρησιμοποιεί και μη γραμμικές συναρτήσεις, όπως άλλωστε συμβαίνει σε αυτήν την περίπτωση, καθιστώντας το έτσι το πιο δημοφιλές ανάμεσα στα δύο για τις περισσότερες εργασίες που λαμβάνουν χώρα σε οποιοδήποτε επιστημονικό πεδίο. Η ειδοποιός διαφορά, συνεπώς, όσον αφορά τα στρώματα, μεταξύ ενός MLP και ενός SLP είναι η ύπαρξη τουλάχιστον ενός κρυφού στρώματος στο MLP, εν αντιθέσει με το SLP που δεν μπορεί να έχει κανένα.

Όμως εκτός αυτών των χαρακτηριστικών, που είναι και τα βασικότερα, εξίσου σημαντική αναφορά πρέπει να γίνει τόσο για τα συναπτικά βάρη και το bias (μεροληψία) όσο και για τις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται στο κρυφό στρώμα αλλά και το στρώμα εξόδου, τα οποία αναλαμβάνουν τον μετασχηματισμό και την μετάβαση των πληροφοριών ανάμεσα στα διάφορα στρώματα. Όσον αφορά τα βάρη αναμένεται να παίξουν καθοριστικό ρόλο στο δίκτυο νευρώνων που θα κατασκευάσουμε αφού μαζί με το bias (μεροληψία), το οποίο θα θεωρήσουμε ότι λειτουργεί για λόγους απλούστευσης ως μία επιπλέον εισροή, είναι υπεύθυνα για την διαμόρφωση των δεδομένων που θα μεταφερθούν στο επόμενο στρώμα του συστήματος, αφού θα πρέπει να τα έχουν σταθμίσει με τέτοιο τρόπο, μέσω της εκπαίδευσης, ώστε να αποδίδουν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα. Τέλος, η συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου εφαρμόζεται πάνω στο άθροισμα όλων των εισόδων όπως αυτές έχουν σταθμιστεί μέσω των συναπτικών βαρών καθώς και του bias και το αποτέλεσμα της διαδικασίας αυτής δίνει την έξοδο του εκάστοτε νευρώνα. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που θα χρησιμοποιηθούν, θα είναι μια γραμμική συνάρτηση για το στρώμα εξόδου και μια σιγμοειδής (tan sigmoid) για το κρυφό στρώμα που αποτελεί και τη συνηθέστερη επιλογή όταν η μέθοδος εκπαίδευσης που επιλέγεται είναι αυτή της οπισθοδιάδοσης σφάλματος, η οποία αποφασίστηκε να επιλεγεί και στο παρόν μοντέλο, αφού προσδίδει το χαρακτηριστικό της μη γραμμικότητας και δίνει κατά αυτόν τον τρόπο το πλεονέκτημα στο δίκτυο νευρώνων να επιλύει και τέτοιου είδους προβλήματα. Η σιγμοειδής συνάρτηση είναι μία μαθηματική συνάρτηση της οποίας η καμπύλη σχηματίζει το σχήμα S και κινείται σε ένα εύρος από 0 έως 1, πράγμα εξαιρετικά σημαντικό καθώς διασφαλίζεται ότι η έξοδος, που θα εμφανίζεται κάθε φορά, δε θα λαμβάνει πολύ μεγάλες τιμές. Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται γραφικά η συγκεκριμένη συνάρτηση για την καλύτερη κατανόηση της μορφής και των χαρακτηριστικών της.



Εικόνα 2: Σιγμοειδής συνάρτηση

Η σημασία όμως αυτών των εννοιών για την πορεία της έρευνας που διεξάγουμε θα γίνει σαφέστερη κατά την προσπάθεια σχηματισμού και εκπαίδευσης του μοντέλου η οποία θα αναλυθεί στις αμέσως επόμενες ενότητες τόσο σε θεωρητικό όσο και σε πρακτικό επίπεδο. Το επόμενο διάγραμμα αναπαριστά σχηματικά πώς θα μοιάζει το νευρωνικό δίκτυο που θα δημιουργηθεί με τη συνδρομή του matlab και βοηθά με αυτόν τον τρόπο στην κατανόηση όσων αναφέρθηκαν σε αυτήν την υποενότητα σχετικά με τη δομή του. Ο αριθμός των εισόδων, εξόδων αλλά και των νευρώνων των κρυφών στρωμάτων θα καθοριστεί στη συνέχεια της έρευνας, κατά τη δημιουργία του νευρωνικού δικτύου και σύμφωνα με τις ανάγκες που θα προκύψουν για την εξαγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων.



Εικόνα 3: Νευρωνικό Δίκτυο στο matlab

4.3.2 Μέθοδος Εκπαίδευσης Του Νευρωνικού Δικτύου

Η εκπαίδευση ενός δικτύου νευρώνων λαμβάνει χώρα με δύο τρόπους. Η πρώτη μέθοδος είναι αυτή της εκπαίδευσης με επίβλεψη, όπου σε αυτήν την περίπτωση στο δίκτυο νευρώνων

εισάγονται δεδομένα για τα οποία όμως γνωρίζουμε τα επιθυμητά αποτελέσματα, τα οποία τροφοδοτούνται και αυτά στο σύστημα και έτσι το εν λόγω δίκτυο εκπαιδεύεται μέχρι να είναι σε θέση οι έξοδοι που καταλήγει να ταιριάζουν με τα αποτελέσματα αυτά. Η δεύτερη μέθοδος είναι εκείνη της εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη κατά την οποία το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να αναγνωρίσει μόνο του και χωρίς εξωτερική συνδρομή τα διάφορα μοτίβα και ομοιότητες των δεδομένων με τα οποία έχει τροφοδοτηθεί και ακόμα να τα ταξινομήσει με τον καλύτερο δυνατό τρόπο σε ομάδες, έτσι ώστε να παράξει τις καλύτερες εξόδους.

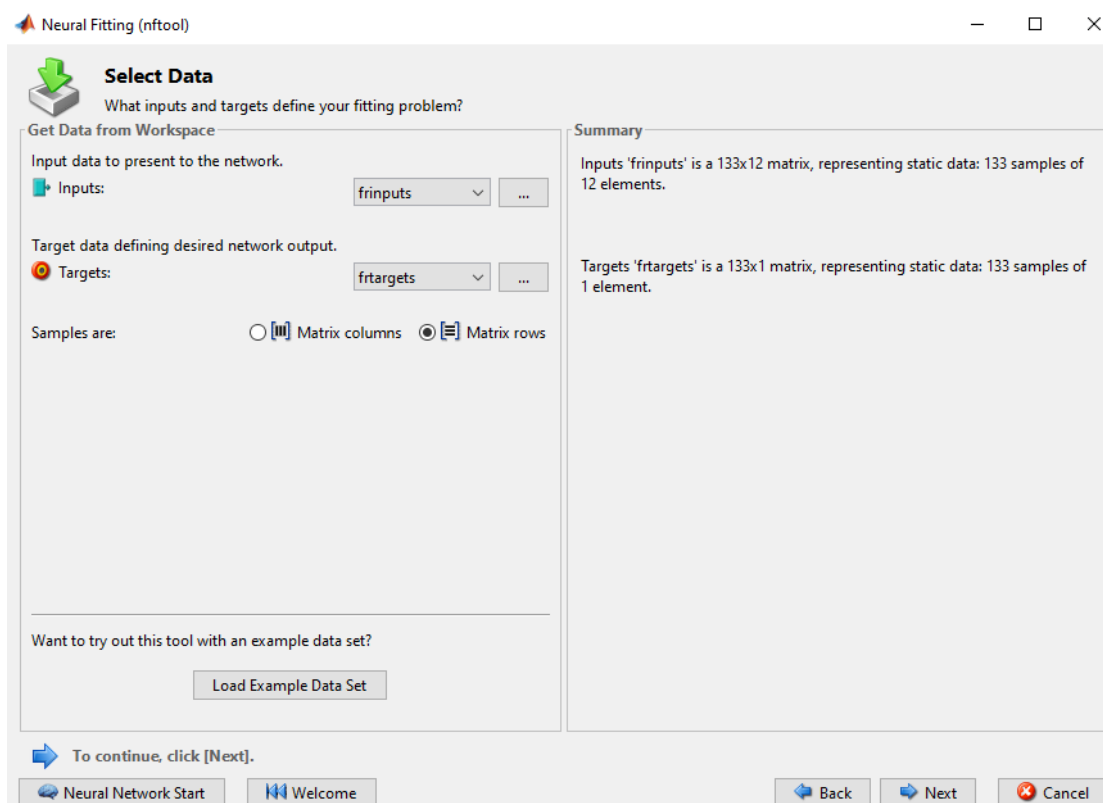
Στη δική μας έρευνα θα χρησιμοποιηθεί η πρώτη μέθοδος εκπαίδευσης και πιο συγκεκριμένα ο τρόπος που θα επιλεγεί είναι αυτός της οπισθοδιάδοσης σφάλματος (Backward Error Propagation ή Backpropagation) με τον αλγόριθμο Levenberg-Marquardt. Η οπισθοδιάδοση σφάλματος αποτελεί σήμερα ίσως τη δημοφιλέστερη επιλογή για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Ο βασικός μηχανισμός λειτουργίας αυτής της τεχνικής μάθησης είναι πως αρχικά το νευρωνικό δίκτυο ξεκινά δίνοντας τυχαίες τιμές στα βάρη κάθε στρώματος με σκοπό να σταθμίσει με τέτοιο τρόπο τις εισροές ώστε να εξάγεται το επιθυμητό αποτέλεσμα. Όταν οι πληροφορίες περάσουν από όλα τα στρώματα και φτάσουν στο τελικό στρώμα εξόδου ελέγχεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που εμφανίζεται. Αν αυτή η αρχική τυχαία επιλογή που έγινε παράγει αποτελέσματα σημαντικά διαφορετικά από τους στόχους, τότε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που δημιουργήθηκε τροφοδοτείται πλέον στο δίκτυο ανάποδα από το στρώμα εξόδου συνεχίζοντας στα κρυφά στρώματα και καταλήγοντας στο στρώμα εισόδου, όπου πια οι τιμές στα βάρη κάθε στρώματος έχουν μεταβληθεί και το νευρωνικό δίκτυο ξεκινά και πάλι από την αρχή με τα δεδομένα να περνούν ξανά από όλα τα στρώματα με φορά από το στρώμα εισόδου μέχρι και το στρώμα εξόδου και το παραχθέν σφάλμα (mse) ελέγχεται εκ νέου. Αυτός ο κύκλος δοκιμών επαναλαμβάνεται συνεχώς έως ότου οι παραγόμενες από το δίκτυο τιμές - έξοδοι να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στις τιμές - στόχους και άρα το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που θα παρατηρείται να φτάσει σε τέτοιο επίπεδο που να ελαχιστοποιείται και να θεωρείται ανεκτό από εκείνον που αναλαμβάνει την εκπαίδευση, κάτι που φυσικά μπορεί να διαφέρει από δοκιμή σε δοκιμή ανάλογα με τις εκάστοτε ανάγκες. Όταν κάτι τέτοιο επιτευχθεί μπορεί να θεωρηθεί πως το χρησιμοποιηθέν μοντέλο έχει εκπαιδευθεί επαρκώς και είναι σε θέση να αποδίδει κατάλληλα αποτελέσματα. Επομένως, αυτή η πορεία του σφάλματος προς τα πίσω στοχεύοντας στην ορθότερη κατανομή των βαρών και συνάμα στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος εξηγεί εν πολλοίς και το όνομα της συγκεκριμένης μεθόδου.

4.3.3 Σχηματισμός Του Νευρωνικού Δικτύου

Έχοντας ολοκληρώσει αφενός την συλλογή και τροποποίηση των δεδομένων, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως εισροές στο νευρωνικό δίκτυο, και αφετέρου την ανάλυση της μορφής των χαρακτηριστικών και του τρόπου εκπαίδευσης του, μπορεί πλέον να παρουσιαστεί στην ενότητα αυτή η δημιουργία του νευρωνικού δικτύου. Ακόμη θα εξηγηθούν διεξοδικώς τόσο οι επιλογές που έγιναν σε κάθε βήμα του σχηματισμού του μέχρι να λάβει την τελική του μορφή όσο και η αντιμετώπιση των διάφορων δυσκολιών που προέκυψαν.

Αφού, λοιπόν, βρισκόμαστε στο περιβάλλον της εφαρμογής Neural Network Fitting app και έχοντας παρουσιάσει στην προηγούμενη υποενότητα το πρώτο πλαίσιο διαλόγου που εμφανίζεται (Εικόνα 1), προχωράμε στο επόμενο βήμα που είναι η εισαγωγή των δεδομένων στο σύστημα. Παρατηρούμε πως απαιτείται η εισαγωγή δύο συνόλων δεδομένων, με το πρώτο να αφορά τις εισροές (inputs), δηλαδή τα δεδομένα που θα χρησιμοποιήσει το μοντέλο για να παράξει εξόδους στο τέλος της διαδικασίας εκπαίδευσης του και το δεύτερο να είναι οι στόχοι (targets), δηλαδή τα ήδη γνωστά αποτελέσματα που προκύπτουν από τις παραπάνω εισροές και τα οποία αποτελούν συγκριτικό μέτρο για να μπορέσει το δίκτυο να γνωρίζει εάν οι τιμές - έξοδοι που παράγει είναι αρκετά ακριβείς ή χρειάζεται να εκπαιδευθεί παραπάνω. Αξίζει σε αυτό το σημείο να κάνουμε μία σύντομη αναφορά στην δυνατότητα που προσφέρεται από το πρόγραμμα για εισαγωγή έτοιμων δειγμάτων από το κουμπί Load Example Data Set με στόχο την καλύτερη κατανόηση της διαδικασίας και των αναμενόμενων αποτελεσμάτων από το χρήστη, πριν την εισαγωγή των δικών του δεδομένων. Συνεχίζοντας την εισαγωγή των δεδομένων μας, ξεκινώντας από τις εισροές (inputs) πατάμε το κουμπί με τις τρεις τελείες και βρισκόμαστε στο χώρο αποθήκευσης του ηλεκτρονικού υπολογιστή, όπου και επιλέγουμε το αρχείο εισροών. Η μορφή του αρχείου που χρησιμοποιήθηκε στην περίπτωση μας ήταν ένα αρχείο excel με το δείγμα των εισροών όπως το διαμορφώσαμε παραπάνω. Ακολούθως η εφαρμογή μας ανοίγει ένα νέο πλαίσιο διαλόγου από όπου επιλέγουμε το φύλλο (excel) στο οποίο υπάρχουν τα δεδομένα και τα εισάγουμε στον πρόγραμμα. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται για να εισαχθούν και τα δεδομένα των στόχων (targets). Με την ολοκλήρωση της εισαγωγής των δεδομένων σε εισροές και στόχους δημιουργήθηκαν δύο πίνακες με ορισμένο αριθμών γραμμών και στηλών. Ο μεν πρώτος πίνακας, με τις τιμές των εισροών, περιλαμβάνει 133 δείγματα (samples) από 12 στοιχεία

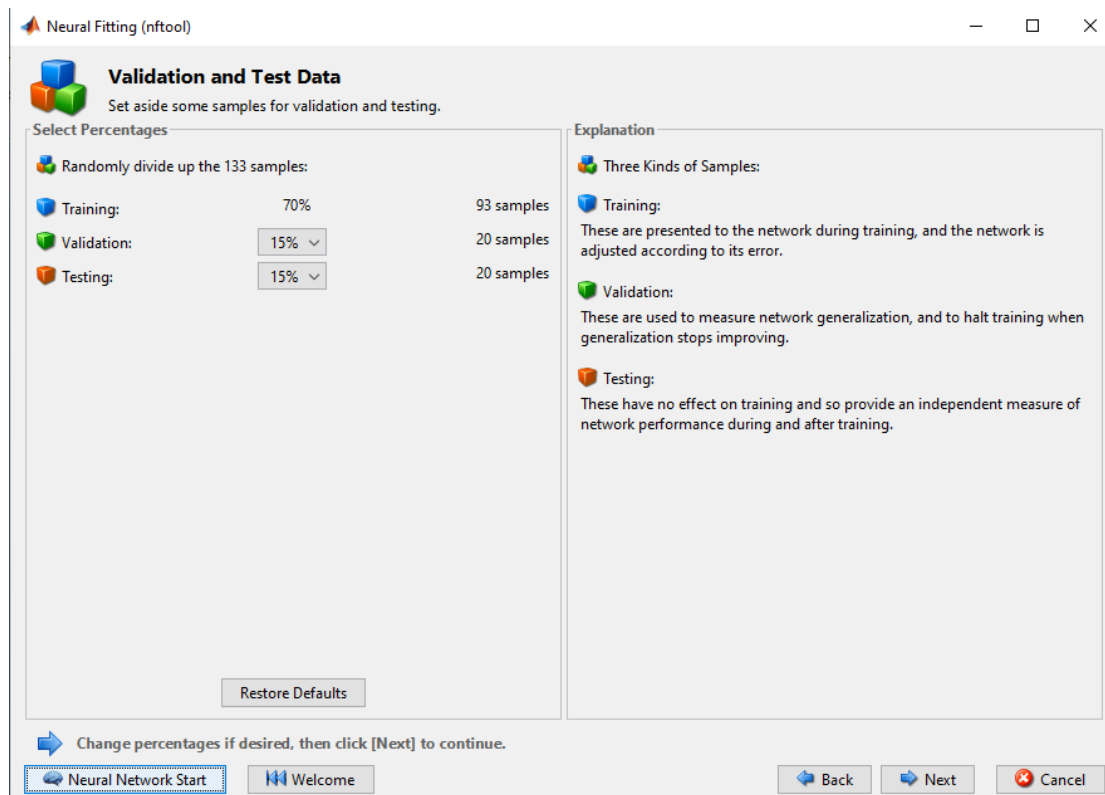
(elements) και έχει διαστάσεις 133x12, όπου οι 133 γραμμές αντιπροσωπεύουν τα έτη 2012 έως 2018 των 20 εταιρειών που μελετήθηκαν και οι 12 στήλες τους 12 αριθμοδείκτες που επιλέχθηκαν. Ο δεύτερος πίνακας απεικονίζει τις τιμές-στόχους και σχηματίζει έναν πίνακα 133x1 με 133 δείγματα (samples) και 1 στοιχείο (element) στον οποίο οι 133 γραμμές αναφέρονται εδώ στα έτη 2013 έως 2019 για τις 20 επιλεγμένες εταιρείες και η μία στήλη στις ετήσιες αποδόσεις. Τελευταίο στάδιο της εισαγωγής των δεδομένων είναι να καθορίσουμε στο matlab αν τα samples βρίσκονται στις στήλες ή τις γραμμές των πινάκων καθώς ο αριθμός αυτών πρέπει να είναι υποχρεωτικά ίσος μεταξύ των δύο πινάκων. Σε αυτό το σημείο, συνεπώς, μεταξύ των επιλογών matrix columns και matrix rows, που υπάρχουν, επιλέγουμε το δεύτερο, καθώς εκεί βρίσκονται στην περίπτωση μας τα 133 samples. Αν τυχόν επιλέγαμε το πρώτο δε θα ήταν δυνατή η συνέχεια της διαδικασίας και θα εμφανιζόταν το μήνυμα σφάλματος: « Data have different number of samples ». Η περιγραφόμενη διαδικασία μας οδηγεί στην διαμόρφωση της παρακάτω καρτέλας.



Εικόνα 4: Εισαγωγή δεδομένων

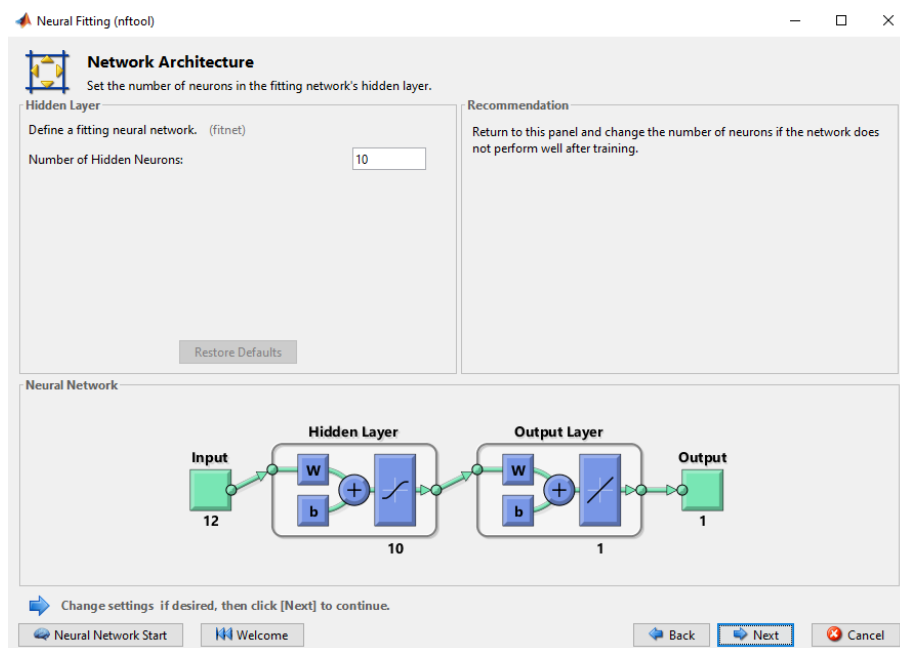
Η ολοκλήρωση του προηγούμενου σταδίου μας επιτρέπει να συνεχίσουμε στο επόμενο βήμα. Το επόμενο παράθυρο που εμφανίζεται από την εφαρμογή είναι αυτό της κατανομής του δείγματος και ειδικότερα των 133 samples σε τρεις κατηγορίες, μέσω της

διαίρεσης αυτού με τυχαίο τρόπο. Η πρώτη κατηγορία αποτελείται από τα δεδομένα που θα χρησιμοποιηθούν κατά την εκπαίδευση (training) του νευρωνικού δικτύου και λαμβάνει το 70% των δεδομένων που αντιστοιχούν σε 93 παρατηρήσεις. Η δεύτερη κατηγορία διαμορφώνει το δείγμα επικύρωσης και χρησιμοποιείται για την μέτρηση της γενίκευσης που επιτυγχάνεται από το δίκτυο, όπως επίσης και τον καθορισμό της διακοπής της εκπαίδευσης, όταν η γενίκευση φτάσει σε ένα επίπεδο που σταματά πια να βελτιώνεται. Η επικύρωση του νευρωνικού δικτύου λαμβάνει το 15%, που μεταφράζεται σε 20 παρατηρήσεις. Το υπόλοιπο 15% ανήκει στην τελευταία κατηγορία, του ελέγχου και δοκιμής του δικτύου (testing), η οποία δεν έχει καμία επίδραση στην εκπαίδευση και στοχεύει στην μέτρηση της αποδοτικότητας του μοντέλου, με δεδομένα τα οποία μέχρι εκείνη τη στιγμή του ήταν άγνωστα. Τα συγκεκριμένα ποσοστά που αναφέρονται στις τρεις κατηγορίες, είναι κρίσιμο να τονίσουμε, πως αποτελούν προεπιλεγμένες τιμές που δίνονται από το matlab και θα τις μεταβάλλουμε αρκετές φορές κατά τη διάρκεια των δοκιμών με στόχο την απόδοση καλύτερων αποτελεσμάτων. Αφήνοντας, για αρχή, τις τιμές των ποσοστών ως έχουν, μπορούμε να συνεχίσουμε τη διαδικασία. Στην επόμενη εικόνα παρουσιάζεται η καρτέλα που αναλύσαμε.



Εικόνα 5: Διαχωρισμός δείγματος (training, validation, testing)

Το βήμα, που ακολουθεί, είναι, ίσως, το κρισιμότερο της όλης διαδικασίας, αφού τώρα θα πρέπει να επιλεγούν οι νευρώνες που θα υπάρχουν στο κρυφό στρώμα του νευρωνικού δικτύου. Η επιλογή του αριθμού των κρυφών νευρώνων είναι μία δύσκολη διαδικασία καθώς δεν υπάρχει κάποιος εξειδικευμένος κανόνας για το πως μπορεί να καθορισθεί ο αριθμός τους σε κάθε δίκτυο. Η καλύτερη μέθοδος είναι αυτή των πολλών δοκιμών και η εύρεση εκείνου του επιπέδου στο οποίο το δίκτυο νευρώνων αποδίδει καλύτερα. Παρολαυτά, θα πρέπει να γνωστοποιηθούν ορισμένες γενικές αρχές που ισχύουν και μπορούν να καθοδηγήσουν, μέχρις ένα βαθμό, τον δημιουργό του εκάστοτε μοντέλου. Καταρχήν, αν διαπιστωθεί ότι η απόδοση του νευρωνικού δικτύου είναι χαμηλή, αυτό από μόνο του αποτελεί ισχυρή ένδειξη ότι ίσως απαιτούνται περισσότεροι νευρώνες στο κρυφό στρώμα για να λυθεί το πρόβλημα και να αυξηθεί η αποδοτικότητα του. Παράλληλα, εάν τα αποτελέσματα του μοντέλου υποδεικνύουν μια ικανοποιητική απόδοση στην εκπαίδευση του δικτύου αλλά σαφώς χειρότερες επιδόσεις στο δείγμα ελέγχου, τότε εμφανίζεται το φαινόμενο του overfitting, πράγμα που σημαίνει ότι το δίκτυο που δημιουργήθηκε, αντί να διδαχθεί από το δείγμα εκπαίδευσης, το έχει απομνημονεύσει και για αυτό δεν αποδίδει, όπως θα έπρεπε, όταν λαμβάνει νέα δεδομένα, πάνω στα οποία δεν έχει εκπαιδευθεί. Αυτοί οι δύο απλοί κανόνες δίνουν μόνο μία κατεύθυνση για το πώς πρέπει να κινηθεί ο χρήστης ως προς την αύξηση ή τη μείωση των κρυφών και επουδενί δεν καθορίζουν τον ακριβή τους αριθμό. Η προεπιλεγμένη τιμή που προτείνει το matlab ορίζεται σε 10 κρυφούς νευρώνες και είναι και αυτή που θα χρησιμοποιηθεί αρχικά και η οποία πρόκειται να αλλάξει πολλές φορές μέχρι την εύρεση εκείνης που ταιριάζει στην περίπτωση που εξετάζουμε.



Εικόνα 6: Επιλογή κρυφών νευρώνων

Προχωρώντας στο επόμενο στάδιο μεταφερόμαστε στη νέα καρτέλα επιλογών, όπου βρισκόμαστε ένα βήμα πριν την έναρξη της εκπαίδευσης. Σε αυτό το σημείο μένει μόνο να καθορίσουμε τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιηθεί καθώς το matlab στην εφαρμογή αυτή προσφέρει τρεις διαφορετικές επιλογές ανάλογα με τις ανάγκες που υπάρχουν. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt χρησιμοποιείται στα περισσότερα προβλήματα και συνεργάζεται εξαιρετικά με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, αφού όταν παρατηρείται αύξηση του στο δείγμα επικύρωσης τερματίζει την εκπαίδευση. Ο συγκεκριμένος είναι και αυτός που θα επιλεγεί στα πλαίσια αυτής της έρευνας, καθώς λειτούργησε καλύτερα από τους υπόλοιπους. Οι άλλες δύο επιλογές είναι ο Bayesian Regularization και ο Scale Conjugate Gradient, οι οποίοι σε δοκιμές που ενεργήσαμε δεν απέδωσαν εξίσου καλά. Το πλαίσιο διαλόγου (εικόνα) που αντιστοιχεί σε αυτό το στάδιο θα παρουσιαστεί με την περιγραφή των αποτελεσμάτων.

Μετά και την επιλογή του σωστού αλγορίθμου εκπαίδευσης είμαστε πλέον σε θέση να επιλέξουμε από το ίδιο πλαίσιο την ένδειξη «Train», να εκπαιδεύσουμε το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε αλλά και να εξετάσουμε την απόδοση του ελέγχοντας πως διαμορφώθηκε τόσο το μέσο τετραγωνικό σφάλμα όσο και το R κατά την εκπαίδευση (training), την επικύρωση (validation) και τον έλεγχο (testing). Για το μεν σφάλμα θέλουμε τιμές όσο το δυνατόν πιο κοντά στο μηδέν και για το δε R όσο πιο κοντά στο ένα για να επιβεβαιωθεί η στενή σχέση μεταξύ εξόδων και στόχων. Τέλος, αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που παρήχθησαν γίνεται και μέσα από τα γραφήματα Plot Error Histogram και Plot Regression. Στα προαναφερθέντα μέτρα όμως, σχηματικά και μη, θα επικεντρωθούμε στην αμέσως επόμενη υποενότητα με την ανάλυση των εξαγομένων αποτελεσμάτων.

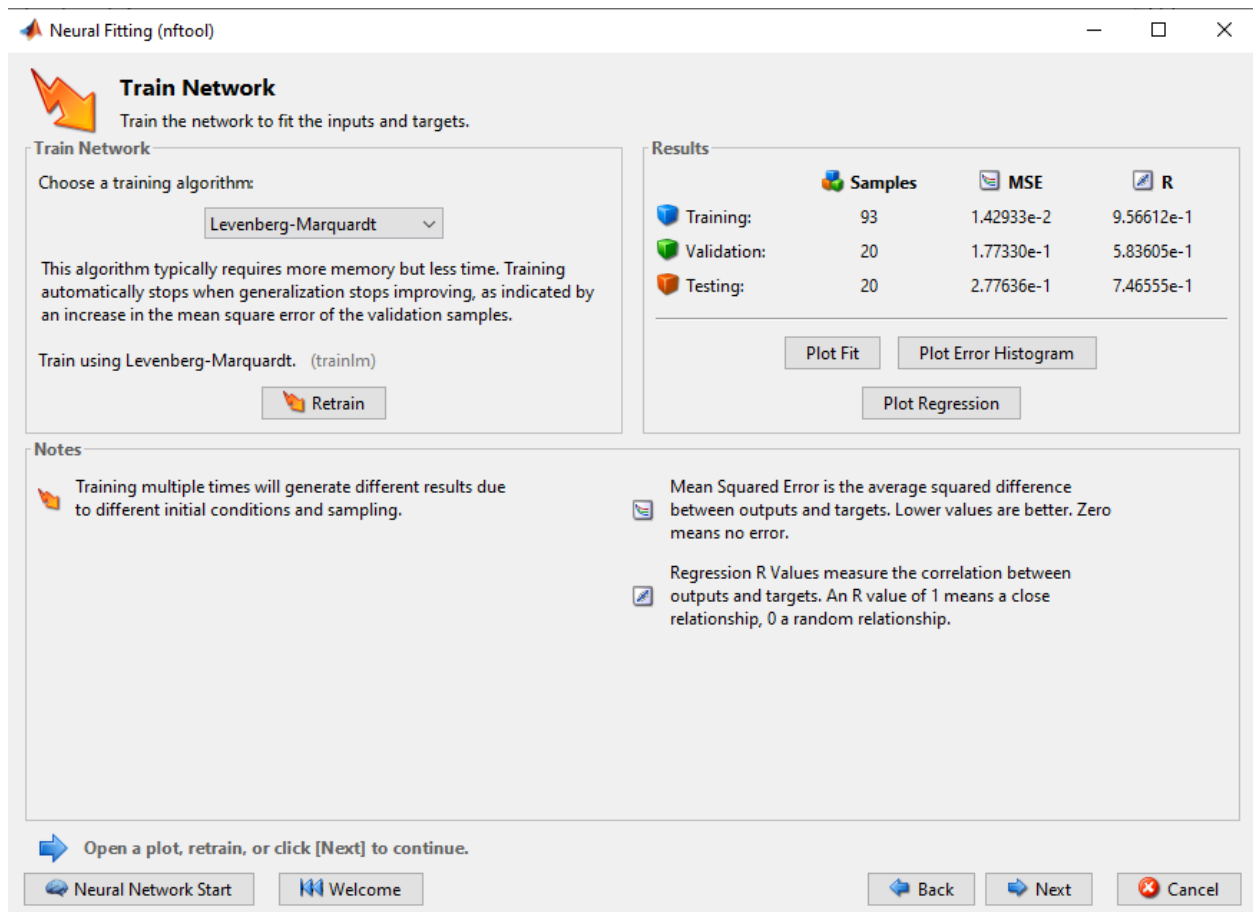
Πριν προχωρήσουμε, όμως στην επόμενη ενότητα στην οποία θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της εν λόγω έρευνας, οφείλουμε να διευκρινίσουμε, πρώτα, ορισμένες ενέργειες που έλαβαν χώρα πριν καταλήξουμε στο μοντέλο που απέδωσε καλύτερα. Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου απαιτήσε πολλές προσπάθειες έως ότου αποδώσει τα συγκεκριμένα αποτελέσματα, γεγονός απολύτως λογικό και αναμενόμενο εξαιτίας της φύσης του προβλήματος. Είναι σημαντικό λοιπόν να τονιστεί, ότι οι παράγοντες που μεταβλήθηκαν κατά τη διάρκεια των δοκιμών μέχρι να καταλήξουμε στις καλύτερες επιλογές ήταν ο αριθμός των κρυφών νευρώνων και τα ποσοστά των τριών δειγμάτων που δημιουργήθηκαν (training, validation, testing). Ακόμα όμως και όταν τα δύο μεγέθη αυτά έμεναν αμετάβλητα το νευρωνικό δίκτυο συνέχιζε να εκπαιδεύεται και με κάθε επανεκπαίδευση (Retrain), που γινόταν, άλλαζαν αυτομάτως τα συναπτικά βάρη και το bias, μεταβλητές τις οποίες αν και δεν μπορούμε να ελέγξουμε, η κάθε τους μεταβολή είχε ως απότοκο την εξαγωγή διαφορετικών

αποτελεσμάτων. Καθίσταται, λοιπόν, σαφές πως θα ήταν αδύνατο να παρουσιάσουμε όλες αυτές τις προσπάθειες και για αυτό το λόγο έγινε η επιλογή να παρουσιαστεί η καλύτερη δοκιμή στην οποία έχουν διαμορφωθεί με τον ορθότερο τρόπο όλες αυτές οι μεταβλητές και αυτή που αντανακλά περισσότερο τα επιδιωκόμενα, από την μελέτη, αποτελέσματα.

4.3.4 Αποτελέσματα Έρευνας Με Τη Χρήση Μοντέλου Νευρωνικών Δικτύων

Η διαμόρφωση όλων των παραγόντων με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε το δίκτυο νευρώνων που θα δημιουργηθεί να είναι όσο το δυνατόν καλύτερο δεν ήταν απλή διαδικασία και μέσα από αυτήν παρουσιάστηκαν ορισμένα γενικότερα φαινόμενα, τα οποία και πρέπει να αναφερθούν πριν την ανάλυση των αποτελεσμάτων. Πρώτιστα, η απόδοση του μοντέλου όσον αφορά τα τρία δείγματα εμφανίστηκε πολύ διαφορετική. Κοινό τόπο όλων των δοκιμών που διεξήχθησαν αποτέλεσε το γεγονός ότι το δείγμα εκπαίδευσης (training) απέδιδε πολύ καλύτερα αποτελέσματα από τα δείγματα επικύρωσης (validation) και ελέγχου (testing) και ανεξαρτήτως της αύξησης ή της μείωσης των κρυφών νευρώνων το φαινόμενο αυτό συνέχιζε να εμφανίζεται. Επίσης ο διαχωρισμός των ποσοστών των δεδομένων στα τρία δείγματα έγινε με μεγάλη δυσκολία, αλλά τελικά φάνηκε πως μία διαμόρφωση που έδινε είτε 70% στο training και από 15% σε validation και testing, είτε 60% στο training και από 20% σε validation και testing απέδιδε καλύτερα στις περισσότερες των περιπτώσεων. Τελειώνοντας αυτό τον γενικό σχολιασμό των αποτελεσμάτων, οφείλουμε να τονίσουμε ότι οι κρυφοί νευρώνες και η επιλογή του κατάλληλου αριθμού ήταν το μεγαλύτερο αίτιγμα στη δημιουργία του μοντέλου αυτού. Από τα δεδομένα όλων των δοκιμών φάνηκε πως το άριστο επίπεδο, εάν αυτό υπάρχει, βρίσκεται ανάμεσα στις 15 και 25 κρυφές μονάδες, καθώς στο εύρος αυτό παρατηρήθηκαν οι καλύτερες δοκιμές.

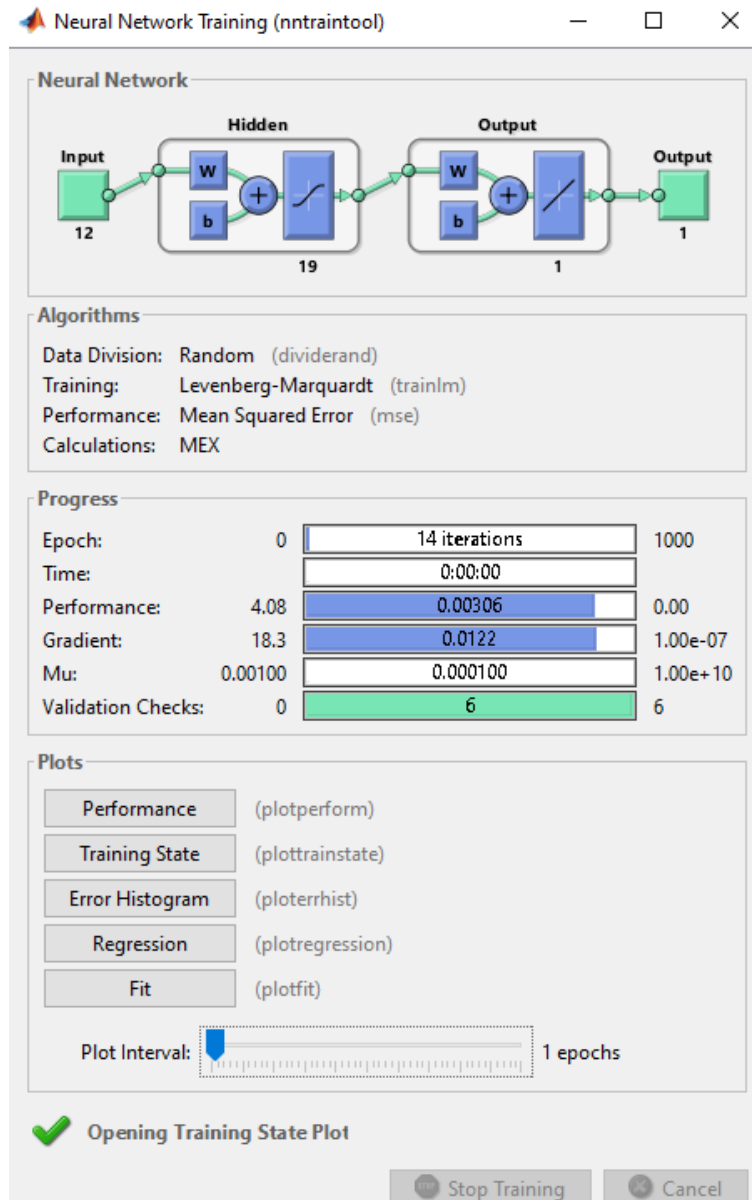
Συνεχίζοντας την διαδικασία έτσι όπως περιγράφηκε στην αμέσως προηγούμενη ενότητα και ακολουθώντας τα βήματα της εφαρμογής, μετά την εισαγωγή των δεδομένων, την επιλογή του ποσοστού αυτών που θα δεσμευθεί για την εκπαίδευση, την επικύρωση και τον έλεγχο και των καθορισμό των κρυφών νευρώνων, ακολουθεί η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Τα αποτελέσματα αυτής της εκπαίδευσης, εμφανίζονται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 7: Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου

Όπως φαίνεται από τις παρατηρήσεις (93-20-20) το δείγμα τελικά χωρίστηκε, όπως προτεινόταν και από την εφαρμογή, με μία αναλογία: 70% για training, 15% για validation και 15% για testing, με την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων να γίνεται μέσω του R και του MSE. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (mse), το οποίο όπως μας ενημερώνει και το matlab θέλουμε να είναι το μικρότερο δυνατό διαμορφώθηκε σε 0,0142933 για το training, 0,177330 για το validation και 0,277636 για το testing. Αυτή η αύξηση που παρατηρείται ανάμεσα στα δείγματα ήταν αναμενόμενη, καθώς όσο εισέρχονται στο σύστημα νέα δεδομένα με τα οποία το νευρωνικό δίκτυο δεν έχει εκπαιδευθεί, είναι λογικό να αυξάνεται και το σφάλμα. Παραταύτα, οι τιμές και των τριών σφαλμάτων παρέμειναν σε χαμηλά επίπεδα, όπως επιδιώκαμε, γεγονός που καταδεικνύει ότι στόχοι και έξοδοι βρίσκονται αρκετά κοντά μεταξύ τους. Για τα υπόλοιπα στοιχεία της καρτέλας αυτής που είναι το R, το οποίο δείχνει τη συσχέτιση μεταξύ των εξόδων και των στόχων, αλλά και τα Plot Error Histogram, Plot Regression και Plot Fit, θα αναφερθούμε εκτενέστερα στη συνέχεια, κατά την ανάλυση των παραγομένων γραφημάτων.

Με την επιλογή «Train» ή «Retrain» ανάλογα εάν είναι η πρώτη εκπαίδευση του συγκεκριμένου νευρωνικού δικτύου, εκτός της προηγούμενης καρτέλας εμφανίζεται και ένα ακόμη πλαίσιο διαλόγου, το οποίο απεικονίζεται παρακάτω:

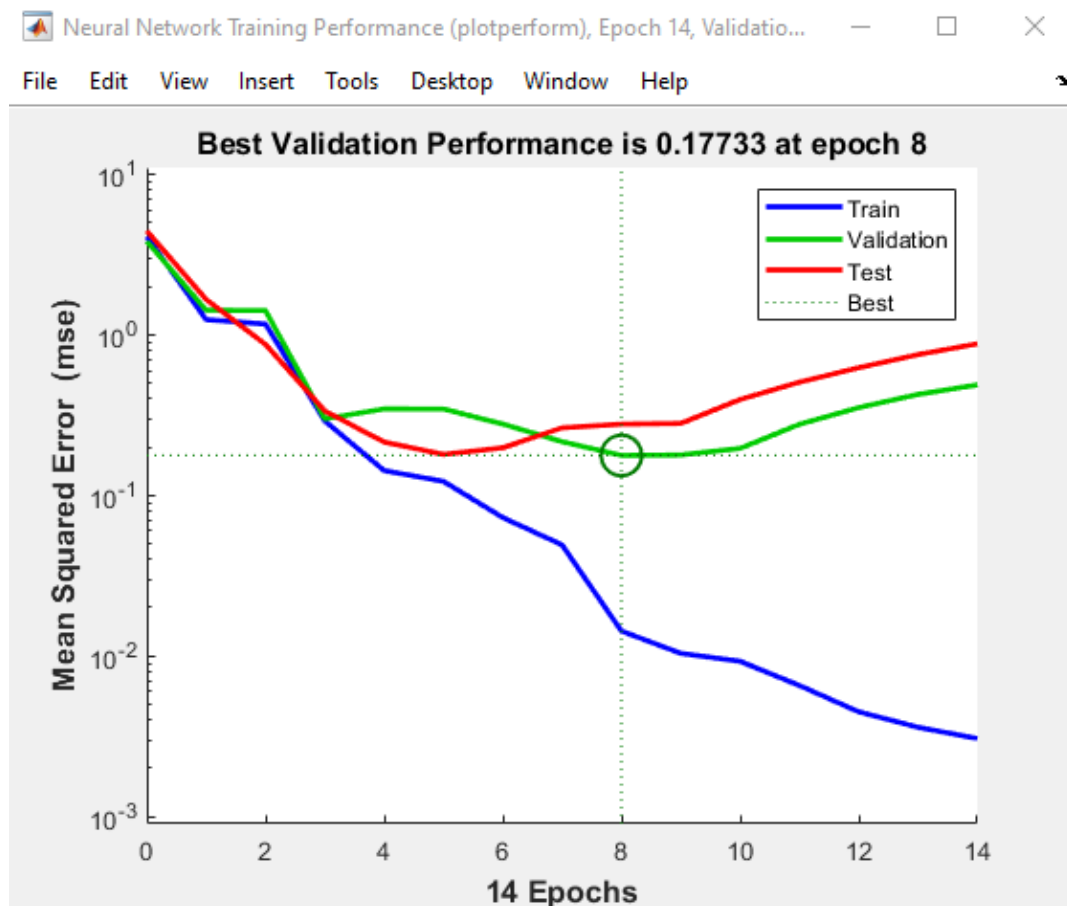


Εικόνα 8: Ανάλυση εκπαίδευσης

Σε αυτό το πλαίσιο διαλόγου εμφανίζεται μία πλειάδα χρήσιμων πληροφοριών, όπου ξεκινώντας από την κορυφή φαίνεται η τελική μορφή του νευρωνικού δικτύου με τα διάφορα στρώματα και τους νευρώνες στο καθένα από αυτά. Αν και το μέγεθος των στρωμάτων εισόδου και εξόδου μπορεί να ήταν συνεχώς τα ίδια, οι νευρώνες του κρυφού στρώματος άλλαξαν πολλές φορές και η καλύτερη επίδοση φάνηκε να επιτυγχάνεται με την επιλογή 19

κρυφών νευρώνων. Συνεχίζοντας την ανάγνωση της Εικόνας 8 παρατηρούμε τόσο τους αλγόριθμους που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του δείγματος όσο και διάφορα στοιχεία όπως οι επαναλήψεις που απαιτήθηκαν (14), ο χρόνος που διήρκεσε η διαδικασία, η απόδοση της αλλά και η ολοκλήρωση της εκπαίδευσης μετά από 6 επαναλήψεις όπου το σφάλμα επικύρωσης απέτυχε να μειωθεί, όριο προεπιλεγμένο από το matlab. Τα σημαντικότερα όμως δεδομένα τα λαμβάνουμε από τις επόμενες διαθέσιμες επιλογές οι οποίες περιλαμβάνουν και εκείνες που αναφέραμε στην Εικόνα 7 (Plot Error Histogram, Plot Regression και Plot Fit).

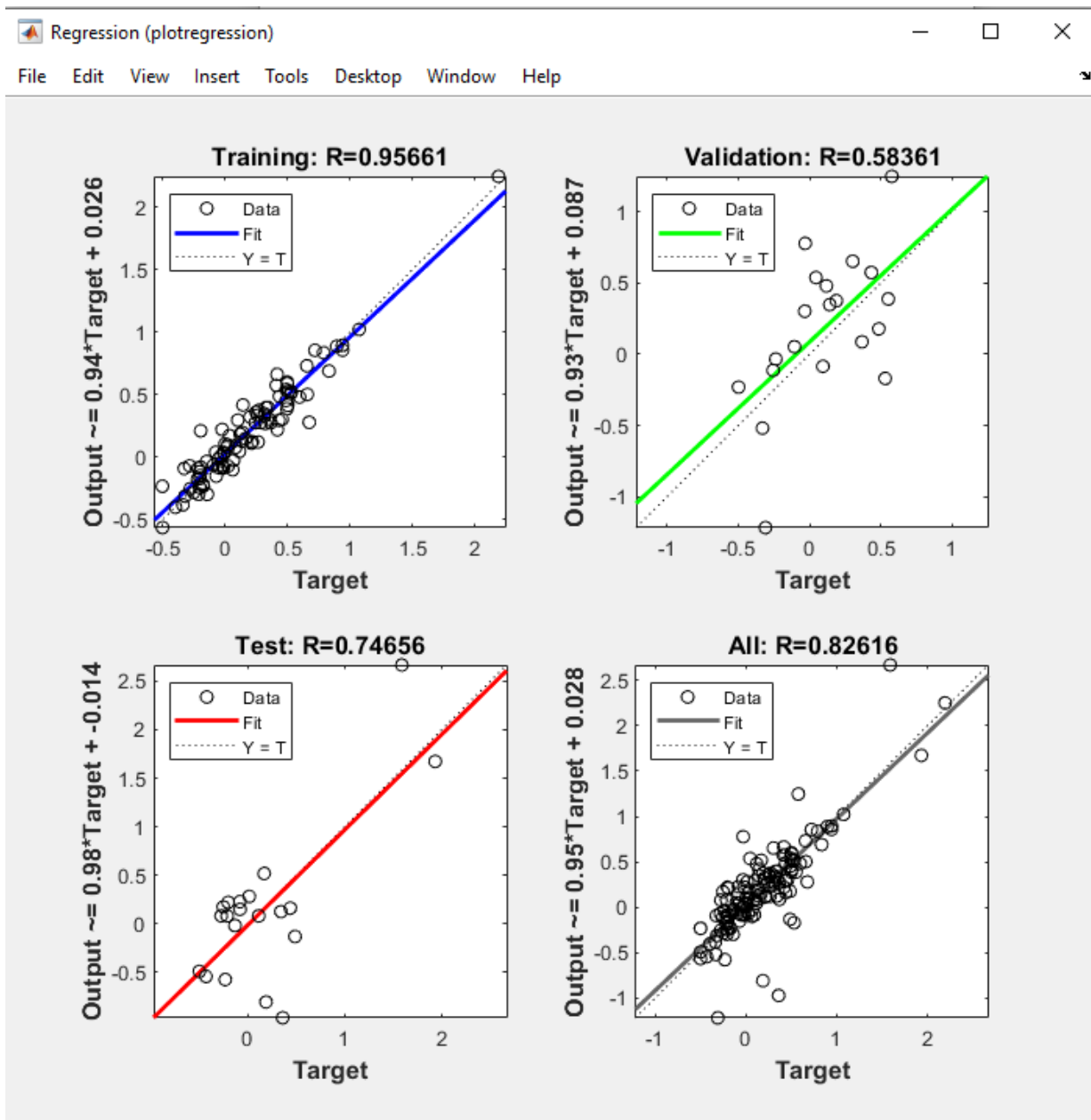
Διαλέγοντας, αρχικά το Plot Performance εμφανίζεται η απόδοση επικύρωσης του νευρωνικού δικτύου και οι διαφορές που παρουσιάστηκαν στην απόδοση της εκπαίδευσης και του ελέγχου.



Εικόνα 9: Plot Performance

Παρατηρούμαι, συνεπώς, στην ανωτέρω εικόνα πως απαιτήθηκαν 14 επαναλήψεις και το μικρότερο σφάλμα (mse) επικύρωσης επιτεύχθηκε στην όγδοη επανάληψη.

Διαλέγοντας, στη συνέχεια, το Plot Performance εμφανίζονται τα γραφήματα που δημιουργήθηκαν και στις τρεις φάσεις που έλαβαν χώρα.



Εικόνα 10: Plot Regression

Στο πρώτο γράφημα που αφορά την φάση της εκπαίδευσης (training) παρατηρούμαι εξαιρετικά αποτελέσματα, καθώς η ευθεία που δημιουργείται από την παλινδρόμηση που συντελείται (μπλε γραμμή) περνάει σχεδόν πάνω από τη γραμμή των 45 μοιρών, που είναι άλλωστε και το ζητούμενο. Τα δεδομένα φαίνεται να συγκεντρώνονται πολύ κοντά σε αυτήν την καμπύλη και το R ισούται με 95,6%, στοιχεία που όλα μαζί σηματοδοτούν ότι το

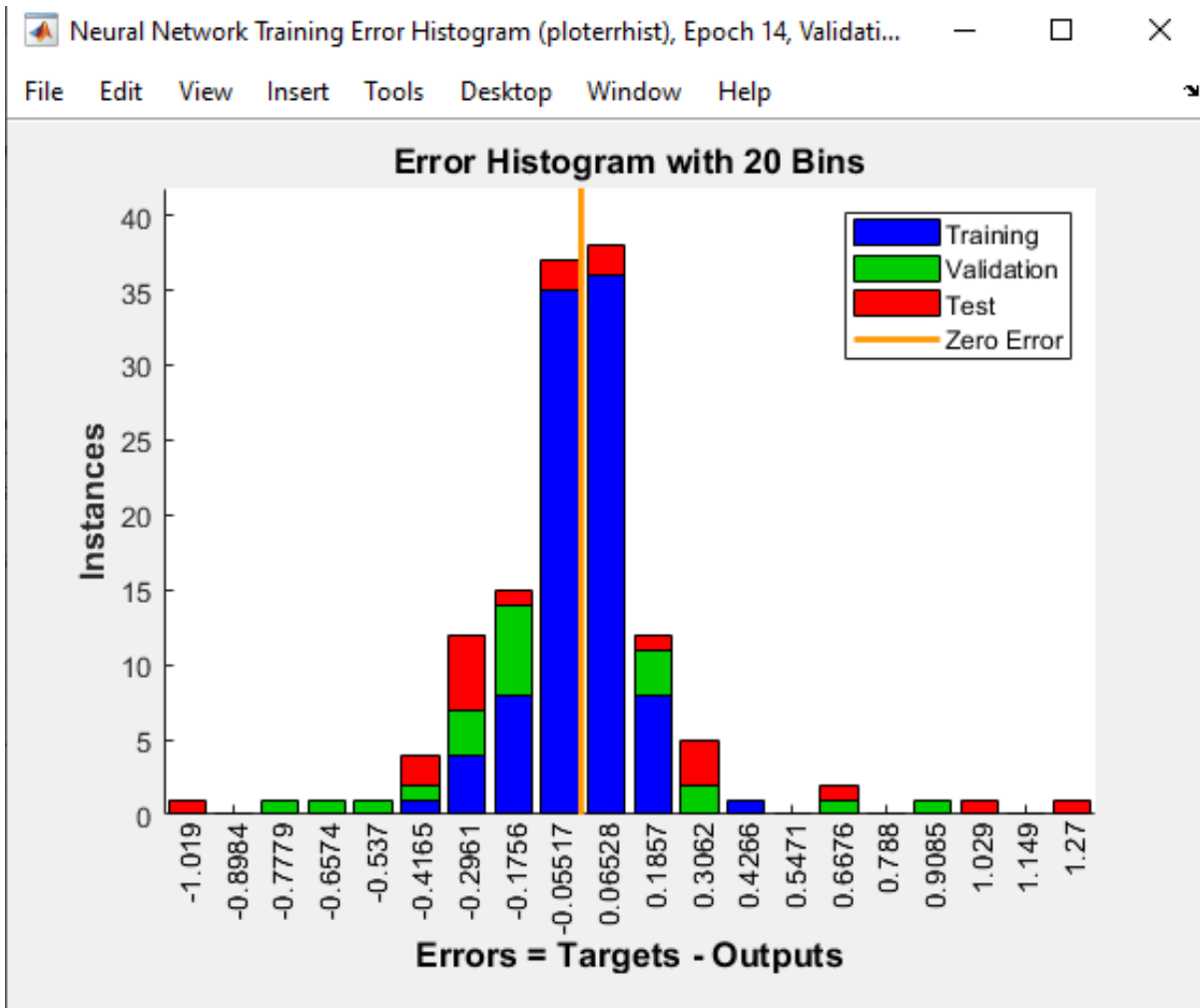
νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε αποτελεσματικά με τα δεδομένα που τροφοδοτήθηκε και είναι σε θέση να παράγει με εξαιρετικά μεγάλη ακρίβεια τις τιμές στόχους για το δείγμα εκπαίδευσης.

Το δεύτερο γράφημα περιγράφει τη φάση της επικύρωσης (validation), η οποία εμφάνισε και τα χειρότερα αποτελέσματα, αφού αν και πάλι η καμπύλη της παλινδρόμησης (πράσινη ευθεία) περνάει πολύ κοντά από την ευθεία των 45 μοιρών, όπου στόχοι και έξοδοι συμπίπτουν, τα δεδομένα αυτή τη φορά είναι περισσότερο διασκορπισμένα και το R ισούται με 58,3%, πράγμα που καθιστά σαφές ότι η προσπάθεια γενίκευσης που έγινε από το μοντέλο είχε σαφώς μικρότερη επιτυχία.

Το τρίτο γράφημα είναι αυτό του ελέγχου (testing) και δείχνει την απόδοση του νευρωνικού δικτύου όταν λαμβάνει εντελώς νέα δεδομένα. Εδώ παρατηρείται μία πολύ καλύτερη συμπεριφορά, καθώς η δημιουργηθείσα κόκκινη καμπύλη σχεδόν εφάπτεται στην γραμμή των 45 μοιρών και τα δεδομένα βρίσκονται και αυτά πολύ κοντά τους, εκτός κάποιων ακραίων τιμών, με το R να αγγίζει το 75%. Το δίκτυο, επομένως, που δημιουργήθηκε μπορεί πλέον να ερμηνεύει με ικανοποιητική επάρκεια και δεδομένα με τα οποία δεν έχει εκπαιδευθεί.

Τέλος το τέταρτο γράφημα παρουσιάζει μια γενική εικόνα και των τριών προηγούμενων γραφημάτων. Η γκρι ευθεία που δημιουργείται, όπως αναμένεται και σε αυτήν την περίπτωση, περνά αρκετά κοντά από την ευθεία των 45 μοιρών, τα δεδομένα είναι πάνω στις δύο αυτές ευθείες και το R είναι ίσο με το πολύ ικανοποιητικό 82,6%.

Το τελευταίο παράθυρο που θα αναλύσουμε είναι αυτό που εμφανίζεται επιλέγοντας την εντολή Plot Error Histogram. Σε αυτό το γράφημα οι μπλε μπάρες αντιπροσωπεύουν τα σφάλματα των δεδομένων του δείγματος εκπαίδευσης, οι πράσινες εκείνα του δείγματος επικύρωσης και οι κόκκινες του δείγματος ελέγχου. Μέσω του διαγράμματος αυτού μπορούμε να ελέγξουμε για την ύπαρξη ακραίων τιμών και να παρατηρήσουμε την κατανομή τους αλλά και σε πιο από τα τρία δείγματα εντοπίστηκαν περισσότερο. Στην Εικόνα 11, λοιπόν, διαπιστώνεται αφενός ότι τα περισσότερα σφάλματα κινούνται μεταξύ του 0,4266 και του -0,4165 και αφορούν δεδομένα κυρίως του δείγματος εκπαίδευσης και αφετέρου οι μεγαλύτερες αποκλίσεις διαπιστώθηκαν πρώτα στο δείγμα επικύρωσης και στη συνέχεια στο δείγμα ελέγχου, γεγονός που εξηγεί, εν μέρει και τις χειρότερες επιδόσεις που παρατηρήθηκαν εκεί.



Εικόνα 11: Plot Error Histogram

Ολοκληρώνοντας την ανάλυση της Neural Network Fitting app, αφού αναλύθηκε και το στάδιο της εκπαίδευσης απομένουν κάποια διαδικαστικά βήματα, στα οποία η εφαρμογή μας προτρέπει να κάνουμε ορισμένες ενέργειες εάν θέλουμε ακόμα καλύτερα αποτελέσματα, όπως είναι η επανεκπαίδευση ή μεγέθυνση του δείγματος ή δοκιμή άλλου αριθμού κρυφών μονάδων. Συνεχίζοντας, δίνεται η δυνατότητα να εξάγουμε το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε σε ένα πρόχειρο στην περίπτωση που θέλει ο χρήστης να συντάξει τις εντολές μόνος του ή να αλλάξει κάποιες παραμέτρους αλλά και να αποθηκευτούν όλα τα αρχεία που δημιουργήθηκαν στο workspace του matlab για να μπορέσουν να χρησιμοποιηθούν σε μεταγενέστερη φάση.

4.3.5 Σύνοψη Και Ερμηνεία Αποτελεσμάτων

Με τη χρήση ενός νευρωνικού δικτύου εμπρόσθιας τροφοδότησης (feed forward neural network) προσπαθήσαμε να αποδείξουμε την ύπαρξη σχέσης μεταξύ χρηματοοικονομικών δεικτών και αποδόσεων μετοχών. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νευρωνικό δίκτυο, πράγματι, μετά την εκπαίδευση του μπορεί να αποδίδει με σχετικά μεγάλη ακρίβεια τα επιθυμητά αποτελέσματα και η σχέση αυτή όντως επιβεβαιώνεται σε πολύ μεγάλο βαθμό. Ωστόσο, με την εισαγωγή νέων δεδομένων, όπως φάνηκε, η ισχύς αυτής της ικανότητας των αριθμοδεικτών να επηρεάζουν την κίνηση των μελλοντικών αποδόσεων μειώνεται ως ένα βαθμό, θέτοντας ερωτηματικά για το βαθμό που μπορούν, εντέλει, να επηρεάσουν τις αποδόσεις αυτές στην πράξη. Μεγαλύτερη ανάλυση των παραγομένων αποτελεσμάτων αλλά και των μελλοντικών ερευνητικών προτάσεων για την επίτευξη ακόμα καλύτερων αποτελεσμάτων θα γίνει στην επόμενη ενότητα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Έχοντας, αρχικά, εξετάσει την υπάρχουσα βιβλιογραφία διαπιστώσαμε πως η σύνδεση αριθμοδεικτών και αποδόσεων μετοχών δεν είναι εύκολο να ερμηνευθεί. Οι διαφορετικές συνθήκες που παρατηρούνται σε κάθε έρευνα, όπως η χρηματιστηριακή αγορά που επιλέγεται, ο χρονικός ορίζοντας της μελέτης, οι αριθμοδείκτες που θα χρησιμοποιηθούν αλλά και το μοντέλο το οποίο θα επιλεγεί για την ανάλυση, έχουν ως αποτέλεσμα την εξαγωγή διαφορετικών, κάθε φορά, αποτελεσμάτων, δημιουργώντας αβεβαιότητα για την ύπαρξη της υπό εξέταση σχέσης. Στη συνέχεια, για την καλύτερη κατανόηση της σύνδεσης αυτής εισήχθησαν στη βιβλιογραφική μας επισκόπηση έρευνες που συνδυάζουν τη μελέτη της προβλεπτικής ικανότητας των χρηματοοικονομικών δεικτών με τις σύγχρονες τεχνολογίες και πιο συγκεκριμένα με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Σε αυτή την περίπτωση τα αποτελέσματα φάνηκαν σαφώς πιο ενθαρρυντικά, καθώς, αν και δεν μπόρεσε να δοθεί απάντηση στο ποιοι συγκεκριμένοι αριθμοδείκτες είναι καλύτερο να χρησιμοποιούνται, όλοι όσοι χρησιμοποιήθηκαν κατάφεραν να αποδώσουν, ως σύνολο, πολύ καλύτερα και να επιβεβαιώσουν σε σημαντικό βαθμό τη σχέση αριθμοδεικτών και κινήσεων τιμών μετοχών.

Παρατηρώντας αυτά τα αποτελέσματα και διαπιστώνοντας τη σχετική έλλειψη μελέτης της ελληνικής χρηματιστηριακής αγοράς, σε σχέση με άλλες, η έρευνα που παρουσιάστηκε στην παρούσα εργασία είχε ως σκοπό τη μελέτη της περιγραφόμενης σχέσης εστιάζοντας στις μεγαλύτερες εισηγμένες ελληνικές εταιρίες και χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, άλλωστε, απεδείχθη από την βιβλιογραφία πως κατέληγαν σε καλύτερα συμπεράσματα σε όλες τις αγορές τις οποίες κλήθηκαν να αναλύσουν. Για να αποδείξουμε εάν παρατηρούνται τα ίδια συμπεράσματα και στην ελληνική πραγματικότητα μελετήθηκε η περίοδος από το 2012 έως το 2019 για τις 20 μεγαλύτερες σε κεφαλαιοποίηση ελληνικές εισηγμένες εταιρείες και χρησιμοποιήθηκαν 12 από τους πιο διαδεδομένους αριθμοδείκτες. Μετά, λοιπόν, την διαμόρφωση του δείγματος με τέτοιο τρόπο ούτως ώστε να μπορεί να τροφοδοτήσει το νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε αλλά και την εκπαίδευση αυτού με στόχο να παράγει τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα, η διερεύνηση της ελληνικής χρηματιστηριακής αγοράς παρουσίασε παρόμοια συμπεριφορά με εκείνες που μελετήθηκαν στη βιβλιογραφία. Το feed forward neural network, που δημιουργήσαμε, κατάφερε να ερμηνεύσει σχεδόν απόλυτα τις αποδόσεις των

μετοχών με βάση τους αριθμοδείκτες που χρησιμοποιήθηκαν σε περιβάλλον εκπαίδευσης. Παραταύτα η ακρίβεια αυτή μειώθηκε, ως ένα βαθμό, όταν κλήθηκε να προβλέψει τις αποδόσεις των μετοχών για τις οποίες δεν είχε εκπαιδευθεί, καταφέροντας όμως και πάλι να επιτύχει μια πολύ ικανοποιητική επίδοση.

Στο ερώτημα, συνεπώς, αν μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες στην πρόβλεψη των αποδόσεων των μετοχών, η ορθότερη απάντηση που θα μπορούσε να δοθεί είναι ναι, υπό κάποιες όμως προϋποθέσεις και περιορισμούς. Η άρση των εμποδίων αυτών αποτελεί και τις προτάσεις μας για τη μελλοντική διερεύνηση του εξεταζομένου ζητήματος. Καταρχήν, κατά την προσπάθεια απόδειξης της υπό διερεύνησης σχέσης κάναμε σημαντικές υποθέσεις οι οποίες επηρεάζουν ουσιωδώς τα αποτελέσματα. Η επιλογή των κρυφών νευρώνων αλλά και του διαχωρισμού του δείγματος σε δείγμα εκπαίδευσης, επικύρωσης και ελέγχου έγιναν με βάση τις δοκιμές που διεξήγαμε, καθώς δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη μέθοδος στη βιβλιογραφία που να πιστοποιεί ένα βέλτιστο τρόπο προσδιορισμού αυτών των χαρακτηριστικών του νευρωνικού δικτύου. Συνεπώς, η περαιτέρω διερεύνηση για την εύρεση του άριστου επιπέδου των μεταβλητών αυτών κρίνεται αναγκαία, αφού αν και δοκιμάστηκε μία τεράστια ποικιλία πιθανών συνδυασμών δεν μπορούμε να γνωρίζουμε με βεβαιότητα αν υπάρχουν ακόμα καλύτερες λύσεις. Εν συνεχεία, η βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου αποτελεί ένα ακόμα σημαντικό βήμα προς την κατεύθυνση αυτήν, με την μεγέθυνση του με ακόμα περισσότερες εταιρείες και για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, έτσι ώστε να μελετηθούν και οι κινήσεις των τιμών μικρότερων μετοχών αλλά και να παρατηρηθεί κατά πόσο θα επηρεαστούν εν τέλει τα αποτελέσματα από την μεγάλη πτώση που έλαβε χώρα στην κρίση του 2009-2010, να είναι εξαιρετικά χρήσιμη και να αποτελεί τη φυσική συνέχιση της παρούσας μελέτης. Τέλος, με την επίτευξη ακόμα υψηλότερης αποτελεσματικότητας θα καταστεί δυνατό να ακολουθηθεί και μία πιο σύνθετη μέθοδος που περιγράφεται στη βιβλιογραφία, στην οποία προβλέπεται ο διαχωρισμός των μετοχών σε χαρτοφυλάκια με βάση τις επιδόσεις τους και η εξέταση της συμπεριφοράς του κάθε χαρτοφυλακίου στο μοντέλο νευρωνικών δικτύων, στοχεύοντας σε μία ακόμα πιο εμπειρισταωμένη ανάλυση, για να καθοριστούν σαφέστερα εκείνα τα χαρακτηριστικά των μετοχών που επιτρέπουν καλύτερες προβλέψεις και με αυτό τον τρόπο να καταστεί ακόμα πιο εύκολη και αποτελεσματική η δημιουργία χαρτοφυλακίων για τα οποία θα μπορεί να γίνει μια σαφής πρόβλεψη της απόδοσης τους.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Alexakis, C., Patra, T. and Poshakwale, S. (2010), “*Predictability of stock returns using financial statement information: evidence on semi-strong efficiency of emerging Greek stock market*”, *Applied Financial Economics*, Vol. 20, Iss. 16, pp. 1321-1326

Angilella, S. and Morelli, D. (2019), “*Are the stock prices influenced by the publication of the annual financial statements? Evidence from the Dow Jones Industrial Average.*”, *Oper Res Int J*

Barnhart, S.W. and Giannetti, A. (2009), “*Negative earnings, positive earnings and stock return predictability: An empirical examination of market timing*”, *Journal of Empirical Finance*, Vol. 16, Iss. 1, pp. 70-86

Bing, Y., Hao, J. K. and Zhang, S. C. (2012), “*Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks*”, *Advanced Engineering Forum*, Vol. 6–7, pp. 1055–1060

Charles, A., Darné, O. and Kim, J. (2017), “*International Stock Return Predictability: Evidence from New Statistical Tests*”, *International Review of Financial Analysis*, Elsevier, 54, pp. 97-113

Di Persio, L. and Honchar, O. (2010), “*Artificial Neural Networks architectures for stock price prediction: comparisons and applications*”, *International Journal Of Circuits, Systems And Signal Processing*, Vol. 10, pp. 403-413

Faello, J. (2015) “*Understanding The Limitations Of Financial Ratios*”, *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, Vol. 19, No. 3, pp. 75-86

Huang, Y., Capretz, L.F. and Ho, D. (2019), “*Neural Network Models for Stock Selection Based on Fundamental Analysis*”, *IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp. 1-4

- Maciel, L.S. and Ballini, R. (2010), “*Neural Networks Applied To Stock Market Forecasting: An Empirical Analysis*”, *Journal of the Brazilian Neural Network Society*, Vol. 8, Iss. 1, pp. 3-22
- McMillan, D. and Wohar, M. (2013), “*UK stock market predictability: evidence of time variation*”, *Applied Financial Economics*, Vol. 23, Iss. 12, pp. 1043-1055
- McMillan D.G. (2018), “*Which Variables Predict and Forecast Stock Market Returns?, Predicting Stock Returns*”, pp. 77-101
- Muhammad, N. and Scrimgeour, F. (2014), “*Stock Returns and Fundamentals in the Australian Market*”, *Asian Journal of Finance & Accounting*, Vol. 6, No. 1, pp. 271-290
- Namdari, A. and Li, Z. S. (2018), “*Integrating Fundamental and Technical Analysis of Stock Market through Multi-layer Perception*”, *IEEE Technology and Engineering Management Conference (TEMSCON)*, Evanston, IL, pp. 1-6
- Uygur, O., Meric, G. and Meric, I. (2015), “*Which Firms Lose More Value in Stock Market Crashes?*”, *Journal of Financial Planning*, Vol. 28, Iss. 2, pp. 44-51
- Valkanas, P. and Lyroudi, K. (2018), “*Do Financial Ratios Affect Stock Returns in the Athens Stock Exchange?*”, *Economic Alternatives*, Iss. 4, pp. 497-516
- Vanstone, B. and Finnie, G. (2009), “*An empirical methodology for developing stock market trading systems using artificial neural networks*”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, Iss. 3, pp. 6668-6680
- Vanstone, B. J., Finnie, G. and Hahn, T. (2010), “*Stockmarket trading using fundamental variables and neural networks*”, *Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems*, Vol. 11, Iss. 1, pp. 41-47
- Wang, J., Meric, G., Liu, Z. and Meric, I. (2010), “*A Comparison of the Determinants of Stock Returns in the 1987 and 2008 Stock Market Meltdowns*”, *Banking & Finance Review*, Vol. 2, Iss. 1, pp. 15-26

Yildiz, B. and Yezegel, A. (2010), “*Fundamental Analysis With Artificial Neural Network*”, *The International Journal of Business and Finance Research*, Vol. 4, No.1, pp. 149-158

Τσουγκικά, Μ. (2009), “*Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές*”, *Μεταπτυχιακή Διατριβή, ΑΠΘ*

Διαδικτυακοί Τόποι

<https://towardsdatascience.com/weights-biases-and-backpropagation-bb9dfbb10f62>

<https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6>

<https://www.investopedia.com/financial-ratios-4689817>

<http://kelifos.physics.auth.gr/home.html>

<https://www.mathworks.com/help/deeplearning/gs/fit-data-with-a-neural-network.html>

<https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ug/improve-neural-network-generalization-and-avoid-overfitting.html>

<https://www.capital.gr/finance/allstocks>

<https://www.naftemporiki.gr/markets/athex-table>

<https://www.athexgroup.gr/el/web/guest/financial-statements-in-pdf-format>

<https://www.mytilineos.gr/el-gr/financial-results/download-files>

<http://www.gekterna.com/el/investor-relations/financial-information/financial-statements>

<https://www.terna-energy.com/enimerosi-ependyton/oikonomiki-pliροφοrisi/oikonomikes-katastasis/>

<https://ir.titan-cement.com/el/investor-information/financial-results>

<https://www.viohalco.com/653/el/>

https://www.cosmote.gr/cs/otegroup/gr/oikonomikes_katastaseis_omilou_ote_kai_ae.html

<https://ir.sarantis.gr/el/annual-reports/of-sarantis-group>

<https://ellaktor.com/finances/oikonomikes-katastaseis-omiloy-thygatrikon-thygatrikes-me-edra-ellada/>

<https://www.lamdadev.com/el/ενημέρωση-επενδυτών/παρουσιάσεις/οικονομικές-παρουσιάσεις.html>

<https://www.fourlis.gr/ir/financialreports/fourlis-holdings>

<https://www.help.gr/investor-relations/quarterly-results/financial-statements/financial-statements-group>

<https://www.eydap.gr/Investors/EconomicResults/>

<https://investors.opap.gr/el-GR/results-and-news/financial-statements/2020>

<https://www.moh.gr/enimerosi-ependyton/chrimatoikonomiki-pliροφοrisi/etisies-ikonomikes-ekthesis/>

<https://el.about.aegeanair.com/ependytes/financial-results/oikonomikes-katastaseis/>

<https://investors.coca-colacompany.com/financial-information/financial-results>

<https://www.admie.gr/i-etaireia/oikonomika-apotelesmata/omilos-admhe>

<https://www.dei.gr/el/i-dei/enimerwsi-ependutwn/etisies-endiameses-oikonomikes-katastaseis-dpxp>

<http://www.olp.gr/el/investor-information/economical-reports>

<https://corporate.e-jumbo.gr/enimerosi-ependyton/oikonomikes-katastaseis/omilou-mitrikis/etisies-oikonomikes-katastaseis/>