



2016

Πολυτεχνείο Κρήτης

— Τμήμα: Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

— Κατεύθυνση: Οργάνωση και Διοίκηση

— Θέμα Μεταπτυχιακής Διατριβής: Πρόβλεψη της βραχυχρόνιας τάσης των τιμών των μετοχών του ΧΑΑ με χρήση Νευρο-ασαφών Συστημάτων

Επιβλέπων καθηγητής: Ζοπουνίδης Κωνσταντίνος
Φοιτητής: Γεωργιακάκης Κωνσταντίνος

Εξεταστική επιτροπή

Ατσαλάκης Γεώργιος, Επίκουρος Π.Κ.

Ζοπουνίδης Κωνσταντίνος, Καθηγητής Π.Κ.

Τσαφάρakis Στέλιος, Επίκουρος Π.Κ.



Η παρούσα εργασία αφιερώνεται στην οικογένειά μου, στη μητέρα μου Χρυσή, στον πατέρα μου Βαρδή, στον αδερφό μου Γιώργο και στη γιαγιά μου Μαρία. Τους ευχαριστώ για την αγάπη και την αμέριστη υλική και ηθική υποστήριξη που μου έχουν προσφέρει όλα αυτά τα χρόνια.

Ευχαριστίες

Η εκπόνηση της παρούσας εργασίας πραγματοποιήθηκε στο πλαίσιο της ολοκλήρωσης του μεταπτυχιακού μου διπλώματος στο τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης. Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, τον επιβλέποντα Καθηγητή μου κ. Κωνσταντίνο Ζοπουνίδη, τον Επίκουρο Καθηγητή Τσαφαράκη Στέλιο και τον Επίκουρο Καθηγητή Ατσαλάκη Γιώργο για την ευκαιρία που μου δόθηκε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα και πεδίο όπως είναι η νευρο-ασαφής λογική καθώς και για τα σχόλια, τις παρατηρήσεις και τις υποδείξεις για την επιτυχή ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας.

Περίληψη	5
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....	6
Κεφάλαιο 2 Ανασκόπηση βιβλιογραφίας.....	12
Κεφάλαιο 3 Νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, νευρο-ασαφή συστήματα και σύστημα ANFIS.....	25
3.1 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	25
3.1.1 Ιστορικά στοιχεία	25
3.1.2 Βασικά στοιχεία και έννοιες ενός νευρωνικού δικτύου	27
3.2 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ.....	35
3.2.1 Ιστορικά στοιχεία	35
3.2.2 Βασικές έννοιες της ασαφούς λογικής.....	37
3.3 ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	47
3.3.1 Περιγραφή των νευρο-ασαφών συστημάτων.....	47
3.3.2 Το σύστημα ANFIS	50
3.3.2.1 Στάδια εκτέλεσης ANFIS	50
3.3.2.2 Αλγόριθμος εκπαίδευσης ANFIS	51
Κεφάλαιο 4 Εφαρμογή νευρο-ασαφών συστημάτων στις τιμές των μετοχών του ΧΑΑ.....	54
4.1 ΔΕΛΟΜΕΝΑ.....	54
4.2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ	55
4.3 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	59
4.3.1 Η αναλογία hit	59
4.3.2 Σύγκριση Roe με Buy and Hold.....	60
4.3.3 Στατιστικά μέτρα σφάλματος	63
Κεφάλαιο 5 Συμπεράσματα	65
Βιβλιογραφία	67

Περίληψη

Ένα πολύ σημαντικό εργαλείο στην φαρέτρα των υποψήφιων επενδυτών είναι τα μέσα πρόβλεψης της μελλοντικής τάσης των τιμών των μετοχών. Στην παρούσα εργασία εφαρμόζεται η μεθοδολογία ANFIS προκειμένου να προσεγγίσουμε τη μελλοντική αυτή τάση. Ο βασικός στόχος της εργασίας είναι η δημιουργία ενός νευρο-ασαφούς συστήματος το οποίο θα πραγματοποιεί εκτιμήσεις για τη μελλοντική τάση των τιμών των μετοχών και θα προτείνει στους επενδυτές από ένα σύνολο 261 μετοχών τις 5 μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης. Για την πραγματοποίηση της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν σαν τιμές εισόδου οι τιμές κλεισίματος 261 μετοχών από το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ) οι οποίες βασίστηκαν στην GAUS συνάρτηση συμμετοχής και αρκετά από τα διαθέσιμα δεδομένα προέρχονται έως και από το έτος 1986. Τα μέτρα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων τόσο στο σύνολο των μετοχών όσο και στις 5 προτεινόμενες μετοχές είναι το hit rate, το buy and hold και το roe και τα στατιστικά μέτρα σφάλματος όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το μέσο απόλυτο σφάλμα. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη συγκεκριμένη μελέτη είναι πολύ ικανοποιητικά αποδεικνύοντας την υψηλή προβλεπτική ικανότητα της συγκεκριμένης μεθοδολογίας και ακόμα με βάση την παρούσα μεθοδολογία αποδεικνύεται ότι είναι προτιμότερη η συνεχής αγοραπωλησία μετοχών εντός ενός διαστήματος 60 συνεδριάσεων από ότι η αγορά τους στην αρχή αυτής της περιόδου και η διακράτησή τους μέχρι την τελική πώλησή τους στο τέλος της περιόδου.

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια η έννοια του χρηματιστηρίου έχει έρθει αρκετές φορές στο προσκήνιο, ιδιαίτερα στην παρούσα περίοδο η οποία χαρακτηρίζεται από ένα ασταθές οικονομικό, πολιτικό και κοινωνικό περιβάλλον. Ο όρος χρηματιστήριο περιλαμβάνει τον τόπο πραγματοποίησης των συναλλαγών, τα πρόσωπα τα οποία παίρνουν μέρος σε αυτές τις συναλλαγές καθώς και τα προϊόντα τα οποία γίνονται αντικείμενο συναλλαγών. Ουσιαστικά τα χρηματιστήρια αποτελούν οργανωμένες αγορές αναγνωρισμένες από τα κράτη όπου οι ενδιαφερόμενοι συναλλάσσονται αξίες ή εμπορεύματα. Χαρακτηρίζονται από συναλλαγές οι οποίες αφορούν συγκεκριμένο τόπο, λειτουργούν βάσει συγκεκριμένων κανόνων και αφορούν τη διαπραγμάτευση και αγοραπωλησία αγαθών κάτω από όργανα τα οποία είναι υπεύθυνα για τη διοίκηση και την εποπτεία της αγοράς του χρηματιστηρίου.

Η σημασία και ο ρόλος των χρηματιστηρίων είναι πολύ σημαντικά καθώς παρέχουν στους ενδιαφερόμενους τη δυνατότητα να συναντώνται σε συγκεκριμένο τόπο και χρόνο για τη διενέργεια συναλλαγών, να καθορίζουν οι ίδιοι τις τιμές των υποκείμενων αγαθών βάσει προσφοράς και ζήτησης και να αντλούν κεφάλαιο από τη μία (επιχειρήσεις) και να επενδύουν το κεφάλαιο από την άλλη (επενδυτές-αποταμιευτές) αναζητώντας μεγαλύτερες αποδόσεις. Με βάση τα αγαθά που τίθενται σε συναλλαγή τα χρηματιστήρια διακρίνονται σε χρηματιστήρια αξιών, όπου στα συναλλασσόμενα είδη περιλαμβάνονται αξίες όπως μετοχές, κρατικά ομόλογα, ομολογιακά δάνεια κ.ά., και σε χρηματιστήρια εμπορευμάτων, χρηματιστήρια ναύλων κ.ά.

Η ιδέα και η φιλοσοφία των χρηματιστηρίων αξιών προέρχεται από τα χρόνια των Φοινίκων και των Αχαιών οι οποίοι συναλλάσσονταν εμπορεύματα σε διάφορα ιερά όπως των Δελφών και της Δήλου και σε πόλεις όπως ο Πειραιάς και η Κόρινθος. Σε αυτές τις τοποθεσίες οι έμποροι συναντώνταν και διενεργούσαν τις συναλλαγές τους. Όσον αφορά το διεθνές εμπόριο παρόμοιες συναλλαγές πραγματοποιούνταν και στην αρχαία Ρώμη ενώ αργότερα, στην εποχή του Μεσαίωνα, πραγματοποιούνταν εκτός από τις συναλλαγές εμπορευμάτων και συναλλαγές χρημάτων και συναλλαγματικών δηλαδή δανεισμός χρημάτων.

Κοντινότερες μορφές των σημερινών χρηματιστηρίων αποτελούν τα Ιταλικά λεγόμενα προξενεία στη Βενετία, στη Φλωρεντία κ.α. Ωστόσο το πιο κοντινό με βάση τα σημερινά δεδομένα χρηματιστήριο είναι αυτό της Αμβέρσας κατά το 1460 όπου οι συναλλαγές αφορούσαν τόσο εμπορεύματα όσο και αξίες. Στη συνέχεια έχουμε το χρηματιστήριο αξιών του Άμστερνταμ στο τέλος του 16^{ου} αιώνα. Το συγκεκριμένο χρηματιστήριο παρουσίασε σημαντική ανάπτυξη κατά το 17^ο αιώνα ενώ αναδείχθηκε διεθνώς κατά τον 18^ο αιώνα καθώς έπαιξε βασικό ρόλο στη σύναψη δανείων από διάφορα κράτη. Το χρηματιστήριο αξιών αναπτύσσεται στη Μεγάλη Βρετανία στα μέσα του 15^{ου} ενώ στα μέσα πρώτου και δεύτερου παγκοσμίου πολέμου κατέκτησε την πρώτη θέση παγκοσμίως λόγω του μεγάλου όγκου συναλλαγών. Στη Γαλλία το χρηματιστήριο αξιών παρουσίασε άνθηση στις αρχές του 18^{ου} αιώνα αν και το ξεκίνημά του βρίσκεται στα μέσα του 16^{ου} αιώνα με συναλλαγές τόσο εμπορευμάτων όσο και αξιών. Στη Γερμανία το χρηματιστήριο αρχίζει να αναπτύσσεται τον 16^ο αιώνα σε ορισμένες πόλεις και τον 17^ο αιώνα σε άλλες ενώ τον 19^ο αιώνα το Γερμανικό χρηματιστήριο πλησιάζει περισσότερο τη σύγχρονη μορφή του χρηματιστηρίου αξιών. Στην Ιταλία το χρηματιστήριο αρχίζει να λειτουργεί περί τα τέλη του 18^{ου} αιώνα στη Βενετία ενώ περίπου την ίδια περίοδο αρχίζει να λειτουργεί και το χρηματιστήριο αξιών στις ΗΠΑ, στη Wall Street της Νέας Υόρκης. Τέλος το 19^ο αιώνα δημιουργείται το Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ). Ενδεικτικά τα σημαντικότερα χρηματιστήρια αξιών του κόσμου με βάση τον όγκο συναλλαγών είναι αυτό της Νέας Υόρκης με δείκτη τιμών τον Dow Jones, του Τόκιο με δείκτη τιμών τον Nikkei AVG, του Λονδίνου με δείκτη τιμών τον Financial Times Stock Exchange 100, της Φρανκφούρτης με δείκτη τιμών των FAZ Aktien, της Ζυρίχης, του Παρισιού, των Βρυξελλών, του Μιλάνου και του Άμστερνταμ.

Χαρακτηριστικό στοιχείο των χρηματιστηρίων διεθνώς είναι οι διακυμάνσεις που παρουσιάζουν ως προς τις τιμές του Γενικού Δείκτη Τιμών και επομένως και των μετοχών που τον αποτελούν. Ιδιαίτερα σημαντικές είναι οι μεταβολές στις τιμές αυτές στη διάρκεια περιόδων ύφεσης όπως για παράδειγμα στη χρηματοπιστωτική κρίση του 1929 στις ΗΠΑ η οποία επηρέασε όλα τα χρηματιστήρια διεθνώς, στην Ελληνική χρηματιστηριακή κρίση του 1999, στην πρόσφατη χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 αλλά και σε άλλες παρόμοιες κρίσεις κατά το παρελθόν. Στόχος κάθε επενδυτή αποτελεί η εκτίμηση της τάσης των

μετοχών ιδιαίτερα σε περιόδους οικονομικής αστάθειας καθώς στις συγκεκριμένες περιόδους οι ανοδικές και οι καθοδικές πορείες των μετοχών παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη διακύμανση ως προς την τιμή τους. Μεγαλύτερη διακύμανση συνεπάγεται μεγαλύτερο κίνδυνο και επομένως μεγαλύτερα κέρδη καθώς ο κίνδυνος και η απόδοση είναι δύο μεγέθη τα οποία συσχετίζονται θετικά. Ωστόσο σύμφωνα με τη θεωρία της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς οι τρέχουσες αγοραίες τιμές είναι τιμές ισορροπίας για το εκάστοτε αξιόγραφο. Σύμφωνα με τη στατιστική αυτό σημαίνει ότι οι τιμές αυτές ακολουθούν έναν τυχαίο περίπατο και άρα δεν υπάρχει ντετερμινιστική τάση στην πορεία που ακολουθούν με αποτέλεσμα να μην είναι προβλέψιμη η μελλοντική τιμή τους. Υπάρχουν τρεις μορφές αποτελεσματικότητας με τις οποίες εμφανίζεται η αποτελεσματική κεφαλαιαγορά:

- υπόθεση αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή χαμηλής ισχύος
- υπόθεση αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή μέσης ισχύος
- υπόθεση αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή υψηλής ισχύος

Η υπόθεση αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή χαμηλής ισχύος περιλαμβάνει πληροφορίες που ενσωματώνονται στις χρηματιστηριακές τιμές των αξιογράφων. Η συγκεκριμένη μορφή υποστηρίζει ότι οι παρατηρούμενες τιμές των αξιογράφων δεν περιλαμβάνουν πληροφορίες σχετικά με την μελλοντική πορεία των τιμών των μετοχών, πληροφορίες οι οποίες θα μπορούσαν να ωφελήσουν κάποιον για να πραγματοποιήσει κέρδη από την αυξομείωση των τιμών των μετοχών.

Στην περίπτωση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή μέσης ισχύος σε κάθε χρονική στιγμή οι τιμές των αξιογράφων αντικατοπτρίζουν τις διαθέσιμες δημοσιευμένες πληροφορίες. Αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει χρονικό περιθώριο στο επενδυτικό κοινό να αντιδράσει σε μεταβολές των αξιών καθώς αυτές αναπροσαρμόζονται αυτόματα και δεν υπάρχει ενδεχόμενο κερδοσκοπίας.

Στην περίπτωση αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς σε μορφή υψηλής ισχύος περιλαμβάνεται πλέον μεγαλύτερο εύρος πληροφοριών όπου εκτός από τη δημόσια διαθέσιμη πληροφόρηση λαμβάνει χώρα και η ιδιωτική πληροφόρηση. Στη συγκεκριμένη περίπτωση σε κάθε χρονική στιγμή οι τιμές των αξιογράφων αντανακλούν τόσο τη δημόσια όσο και την ιδιωτική πληροφόρηση σχετικά με τα υπό εξέταση αξιόγραφα. Η

ουσία της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς είναι ότι οι οποιεσδήποτε αποκλίσεις των τιμών των αξιογράφων από τα επίπεδα ισορροπίας θα εξαλειφθούν άμεσα με αποτέλεσμα να μην υπάρχει περιθώριο κερδοσκοπίας.

Η υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς έχει δεχθεί αρκετές αμφισβητήσεις τόσο από άτομα της αγοράς όσο και από τον ακαδημαϊκό χώρο. Τα άτομα της αγοράς θεωρούν ότι στηριζόμενοι στη γνώση και στην εμπειρία στον τομέα των αγοραπωλησιών των αξιογράφων είναι εφικτή η πρόβλεψη των τιμών και άρα είναι δυνατή η αποκόμιση κέρδους. Αυτό είναι εφικτό μόνο εφόσον ορισμένη μερίδα του επενδυτικού κοινού διαθέτει τη γνώση και την εμπειρία καθώς αν όλοι διαθέτουν την ίδια πληροφόρηση τότε τα ενδεχόμενα κέρδη είναι μηδαμινά.

Όσον αφορά την ακαδημαϊκή κοινότητα προσπάθειες πρόβλεψης της τάσης των τιμών των μετοχών έχουν πραγματοποιηθεί κατά το παρελθόν από αρκετούς ερευνητές κάνοντας χρήση παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης όπως είναι τα μοντέλα κινητού μέσου (MA), τα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα (AR), τα αυτοπαλίνδρομα μοντέλα κινητού μέσου (ARMA) κ.ά. Πιο συγκεκριμένα ο Chang (2011) παρουσιάζει κάποιες εργασίες βασιζόμενες στη στατιστική ως εξής: Chen, Gou, Guo και Gao (2008); Hu και He (2007) και Ince και Trafalis (2008). Ακόμα οι Lu και Wu (2011) δηλώνουν ότι άλλες στατιστικές μέθοδοι για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών είναι οι παρακάτω: Chatfield (2001); Lawrence και λοιποί (2006); Huang και Tsai (2009); Kim (2003); Lu, Lee και Chiu (2009); Tay και Cao (2001); Tay και Cao (2003) και Thissen, van Brakel, de Weijer, Melssen και Buydens (2003). Ακόμα οι Chen και Liao (2014) αναφέρουν παρόμοιες εργασίες ως εξής: Abbasbandy και Shivanian (2010); Chen, Yang, Dong και Abraham (2005) και Haghighi και Markazi (2010). Ωστόσο οι παραπάνω έρευνες χρησιμοποιούν στατιστικά μοντέλα υιοθετώντας περιοριστικές υποθέσεις όπως είναι η γραμμικότητα στη συμπεριφορά των υπό εξέταση μεταβλητών κάτι το οποίο είναι αναληθές στην πραγματικότητα και μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Προκειμένου να καλυφθεί αυτό το κενό των γραμμικών υποδειγμάτων αναπτύχθηκαν πιο σύγχρονα υποδείγματα τα οποία ενσωματώνουν τη μη γραμμική συμπεριφορά των μεταβλητών προσεγγίζοντας με μεγαλύτερη ακρίβεια την πραγματικότητα. Αυτά τα υποδείγματα βασίζονται στη θεωρία των νευρωνικών δικτύων (ΝΔ) και της ασαφούς λογικής καθώς και στο συνδυασμό των

δύο αυτών μεθόδων για την επίτευξη ακόμα πιο εύστοχων εκτιμήσεων μη γραμμικών συμπεριφορών.

Ο σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η εφαρμογή νευρο-ασαφών συστημάτων και πιο συγκεκριμένα η εφαρμογή της μεθοδολογίας ANFIS προκειμένου να προσεγγίσουμε όσο το δυνατόν περισσότερο τη μελλοντική τάση των τιμών των μετοχών του Γενικού Δείκτη του ΧΑΑ υπερκερνώντας έτσι τις αδυναμίες του παρελθόντος κατά την εφαρμογή στατιστικών μοντέλων για παρόμοιους σκοπούς. Η εν λόγω μεθοδολογία χρησιμοποιεί το σύνολο των μετοχών του ΧΑΑ προκρίνοντας και προτείνοντας στον υποψήφιο επενδυτή από αυτό το σύνολο των 261 μετοχών τις 5 εκείνες μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης. Η παρούσα μεθοδολογία εφαρμόζεται σε δεδομένα τα οποία προέρχονται από το ΧΑΑ καθώς μας ενδιαφέρει να ελέγξουμε την προβλεπτική της ικανότητα στο εγχώριο χρηματιστήριο ωστόσο έχει πρακτική εφαρμογή και σε μεγάλα διεθνή χρηματιστήρια όπως για παράδειγμα στο χρηματιστήριο της Wall Street στη Νέα Υόρκη, στο χρηματιστήριο του Τόκιο, στο χρηματιστήριο του Λονδίνου κοκ.

Ουσιαστικά ο στόχος της εργασίας είναι η δημιουργία ενός νευρο-ασαφούς μοντέλου το οποίο μετά από την αξιολόγηση 261 μετοχών θα επιλέγει εκείνες τις 5 μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης. Οι συγκεκριμένες 5 μετοχές θα είναι εκείνες οι οποίες θα προτείνονται στους επενδυτές. Τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας αξιολογούνται με τη χρήση της αναλογίας hit, ενώ επίσης γίνεται μια σύγκριση των στρατηγικών roe και buy and hold προκειμένου να δείξουμε ποια στρατηγική επιφέρει τα περισσότερα κέρδη σε διάστημα 60 συνεδριάσεων. Τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας είναι αρκετά ικανοποιητικά καθώς υπάρχουν περιπτώσεις μετοχών όπου η αναλογία hit ξεπερνά το 50% ή και ακόμα το 60% παρέχοντας έτσι αρκετά ακριβείς εκτιμήσεις ενώ η στρατηγική roe αποδεικνύεται ως η πλέον κατάλληλη αφού σε αρκετές περιπτώσεις υπερτερεί της στρατηγικής buy and hold αποδίδοντας μεγαλύτερες αποδόσεις κέρδους, κέρδη έως και 50% ή ακόμα και 60% περισσότερα σε σχέση με τα κέρδη που θα προέκυπταν κατά την εφαρμογή της μεθόδου buy and hold. Η υπόλοιπη εργασία ακολουθεί την εξής δομή: στο κεφάλαιο 2 γίνεται μια ανασκόπηση σε σχετική βιβλιογραφία, στο κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η προτεινόμενη μεθοδολογία, στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται

τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας ενώ στο κεφάλαιο 5 περιλαμβάνονται τα συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 2 Ανασκόπηση βιβλιογραφίας

Η αβεβαιότητα αποτελεί βασικό χαρακτηριστικό κάθε χρηματιστηριακής αγοράς τόσο σε βραχυπρόθεσμο ορίζοντα όσο και μεσοπρόθεσμο και μακροπρόθεσμο όσον αφορά την εξέλιξη των τιμών των χρηματιστηριακών προϊόντων. Για αυτόν τον λόγο έχουν εκπονηθεί αρκετές μελέτες στην προσπάθεια προσέγγισης των μελλοντικών αξιών των αξιογράφων με στόχο τη μείωση της αβεβαιότητας η οποία περικλείεται στις αποδόσεις των χρηματιστηριακών προϊόντων.

Οι επενδυτές παρακολουθούν την τάση της χρηματιστηριακής αγοράς προκειμένου να κερδοσκοπήσουν αγοράζοντας τίτλους σε χαμηλές τιμές και πουλώντας τους σε υψηλές τιμές. Στην προσπάθειά τους όμως για κερδοσκοπία πρέπει να αντιμετωπίσουν την αβεβαιότητα της αγοράς. Δεν μπορούν να γνωρίζουν την απόδοση του τίτλου την επόμενη χρονική στιγμή και για αυτό το λόγο προβαίνουν σε εκτιμήσεις λαμβάνοντας υπόψη διάφορους παράγοντες οι οποίοι σχετίζονται με τον εν λόγω τίτλο και κάνοντας χρήση διάφορων μεθοδολογιών και μοντέλων.

Είναι δύσκολο επομένως να προβλέψει κανείς επακριβώς τις αξίες στη χρηματιστηριακή αγορά καθώς αυτή επηρεάζεται από διάφορους αστάθμητους παράγοντες όπως είναι οι πολιτικοί παράγοντες, παράγοντες αστάθειας στην οικονομία κλπ. Όπως αναφέρουν οι Tsai και Hsiao (2010) η βιβλιογραφία αναφέρει παράγοντες που επηρεάζουν τις αποδόσεις των αξιών όπως είναι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες, οι μακροοικονομικοί δείκτες κλπ. Ωστόσο κάθε μελέτη επιλέγει διαφορετικούς παράγοντες ως μεταβλητές επηρεασμού των τιμών των μετοχών σύμφωνα με τους Atsalakis και Valavanis (2009). Αυτό συμβαίνει διότι δεν είναι γνωστό ακριβώς ποιες είναι όλες εκείνες οι μεταβλητές που επηρεάζουν τις αποδόσεις των τίτλων και κάθε ερευνητής επιλέγει διαφορετικές μεταβλητές στη μεθοδολογία που χρησιμοποιεί. Εκτενής παρουσίαση των ερευνών που χρησιμοποιούν διαφορετικές μεταβλητές παρουσιάζουν οι Chen, Cheng και Teoh (2008), Atsalakis και Valavanis (2009) και Atsalakis και Valavanis (2013).

Επιπλέον, αντίστοιχα υπάρχουν διαφορετικές μεθοδολογίες στις οποίες μπορεί να βασιστεί κάποιος προκειμένου να εκτιμήσει τη μελλοντική αξία των χρηματιστηριακών προϊόντων. Σε γενικές γραμμές στη βιβλιογραφία διακρίνουμε 4 κατηγορίες μεθοδολογιών

πρόβλεψης της απόδοσης των αξιών των αξιογράφων, όπως αναφέρουν οι Fagner, Nobre και Zarate (2013):

- i. Θεμελιώδης Ανάλυση
- ii. Τεχνική Ανάλυση
- iii. Πρόβλεψη των χρονοσειρών με παραδοσιακές τεχνικές
- iv. Τεχνικές Μηχανικής Μάθησης

- Η Θεμελιώδης Ανάλυση αφορά μια μεθοδολογία η οποία βασίζεται σε οικονομικούς παράγοντες της αγοράς όπου με τη χρήση μαθηματικών, στατιστικής και οικονομικής θεωρίας γίνεται μια προσπάθεια πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών μιας μεταβλητής.
- Στην Τεχνική Ανάλυση οι ερευνητές προσπαθούν σχηματίσουν την τάση των μελλοντικών τιμών μιας μεταβλητής βασιζόμενοι σε διαγράμματα τα οποία προκύπτουν από παρελθούσες τιμές (Francis (1991); Frank & Norton (2008); Lima (2008); Matsura (2007)).
- Στη μεθοδολογία των Προβλέψεων με τη χρήση χρονοσειρών χρησιμοποιούνται ιστορικά δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται και γίνονται αντικείμενο επεξεργασίας από μοντέλα παλινδρόμησης προκειμένου να προσεγγίσουν τη συνάρτηση η οποία υπάρχει πίσω από τα δεδομένα.
- Στην περίπτωση των Τεχνικών Μηχανικής Μάθησης εφαρμόζονται μέθοδοι οι οποίες χρησιμοποιούν δείγματα δεδομένων προκειμένου να σχηματίσουν πρότυπα ώστε να προσεγγίσουν τη συνάρτηση που αντιπροσωπεύει καλύτερα τα υπό εξέταση δεδομένα όσον αφορά τη σχέση που υπάρχει ανάμεσα στις τιμές εισόδου και στην τιμή εξόδου την οποία προσπαθούμε να εκτιμήσουμε όπως περιγράφουν οι Fagner, Nobre και Zarate (2013).

Όπως αναφέρουν οι Fagner, Nobre και Zarate (2013) η μεθοδολογία των ΝΔ χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον White (1988) ο οποίος προσπάθησε να αναλύσει τις ημερήσιες αποδόσεις της μετοχής της IBM ώστε να αξιολογήσει την ισχύ της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς όπως αυτή προτάθηκε από τον Fama (1970). Αν και τα αποτελέσματα δεν ήταν πολύ ικανοποιητικά έθεσε τις βάσεις και κίνησε

το ενδιαφέρον για μεταγενέστερες μελέτες πάνω στον τομέα της πρόβλεψης των τιμών των μετοχών, μελέτες οι οποίες αποδείχθηκαν αρκετά εύστοχες και γενικότερα αξιόλογες. Επόμενες μελέτες όπως των Tsibouris και Zeidenberg (1995) προσπάθησαν εκ νέου να αξιολογήσουν την υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς κάνοντας χρήση 6 μετοχών από το χρηματιστήριο της Αμερικής δίνοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα. Επιπλέον μελέτες οι οποίες παρουσιάζουν τη χρήση ΝΔ στην πρόβλεψη των τιμών των μετοχών εξάγοντας προβλεπτικά αποτελέσματα καλύτερα από στατιστικές μεθόδους όπως είναι τα μοντέλα παλινδρόμησης και τα μοντέλα ARIMA έχουν ως εξής: Kolarik και Rudorfer (1994) και Refenes, Azema-Barac και Zapranis (1993). Ακόμα οι Skabar και Cloete (2002) χρησιμοποίησαν τη μέθοδο των ΝΔ ώστε να προσδιορίσουν τις κατάλληλες χρονικές στιγμές αγοράς και πώλησης χρηματοοικονομικών προϊόντων κάνοντας χρήση 4 χρηματοοικονομικών χρονοσειρών καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι κάποιες χρηματοοικονομικές σειρές δεν είναι τυχαίες αλλά υπάρχει περιθώριο πρόβλεψής τους.

Όπως αναφέρει ο Chang (2011) τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη των τιμών μετοχών από τους Antonio, Claudio, Manuel και Nelson (1996) με ικανοποιητικά αποτελέσματα. Πιο συγκεκριμένα στην εργασία τους επιτυγχάνεται ποσοστό ακρίβειας 63.3% όσον αφορά το εύρος της αύξησης των τιμών των μετοχών στο χρηματιστήριο του San Diego και 74.7% όσον αφορά το εύρος των μειώσεων. Ακόμα οι Dutta και λοιποί (2006) έκαναν προβλέψεις στο χρηματιστήριο αξιών της Ινδίας με ικανοποιητικά αποτελέσματα με τη χρήση ΤΝΔ. Επίσης οι Zhu και λοιποί (2008) προέβλεψαν τους δείκτες από διαφορετικά χρηματιστήρια όπως NASDAQ, DJIA και STI με τη χρήση ΤΝΔ με καλά προβλεπτικά αποτελέσματα. Οι Asadi, Hadavandi, Mehmanpazir και Nakhostin (2012) αναφέρουν ότι οι Hadavandi, Shavandi και Ghanbari (2010) διεξήγαγαν μια μελέτη βασισμένη σε ασαφή συστήματα και ΤΝΔ προκειμένου να αναπτύξουν ένα σύστημα πρόβλεψης τιμών των μετοχών επιτυγχάνοντας καλύτερα αποτελέσματα από άλλες στατιστικές μεθόδους όπως τα ARIMA. Οι Chang και Liu (2008) χρησιμοποίησαν ασαφή συστήματα για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών επιτυγχάνοντας επίσης καλύτερα αποτελέσματα από άλλες μεθόδους όπως ΝΔ και παλινδρόμησης. Επίσης οι Esfahanipour και Aghamiri (2010) χρησιμοποίησαν νευρο-ασαφή συστήματα για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών εξάγοντας αποτελέσματα τα οποία είναι πολύ καλύτερα από άλλα μοντέλα. Οι Kamijo και Tanigawa (1990) και ο

Ahmadi (1990) χρησιμοποίησαν τεχνικές ΝΔ με σκοπό να προβλέψουν τις τιμές των μετοχών στο χρηματιστήριο. Παρόμοιες τεχνικές χρησιμοποίησαν οι Yoon και Swales (1991) ενώ οι Trippi και Desieno (1992) και Choi και λοιποί (1995) χρησιμοποίησαν ΤΝΔ προκειμένου να προβλέψουν μεταβολές στον δείκτη S&P 500. Επίσης ο McNelis (1996) χρησιμοποίησε τη μεθοδολογία των ΝΔ στο χρηματιστήριο της Χιλής για να προβλέψει τις αποδόσεις αξιογράφων στις Βραζιλιάνικες αγορές ενώ ακόμα οι Chen, Leung και Daouk (2003) χρησιμοποίησαν τεχνικές ΝΔ για να προβλέψουν τις αποδόσεις αξιογράφων στο χρηματιστήριο της Ταϊβάν. Οι Araújo και Ferreira (2013) αναφέρουν ότι παρόμοιες μελέτες έχουν γίνει τις τελευταίες δεκαετίες για τη μοντελοποίηση και εκτίμηση μη γραμμικών συμπεριφορών σχετικά με τις τιμές των αξιών των μετοχών χρησιμοποιώντας τα ΤΝΔ όπως είναι οι Myhre (1992); Crottel, Girard, Girard, Mangeas και Muller (1995); Zhang, Patuwo και Hu (1998); Khotanzad, Elragal, και Lu (2000); Sitte και Sitte (2002); Chen, Yang, Dong και Abraham (2004); Hocevar, Sirok και Blagojevic (2005); Preminger και Franck (2007); Araújo, Madeiro, Sousa, Pessoa και Ferreira (2006) και Hamzacebi (2008). Επίσης μελέτες που έχουν ασχοληθεί με την πρόβλεψη τιμών χρησιμοποιώντας ΤΝΔ είναι οι Clements και Hendry (1993); daSilva (2008); Ferreira, Vasconcelos και Adeodato (2008) και Hagan και Menhaj (1994).

Μεθοδολογίες βασισμένες στα ΝΔ για την εκτίμηση των τιμών των μετοχών περιγράφονται επιπλέον στα άρθρα των Yang, Dawson, Brown και Gell (2006); O'Connor και Madden (2006); Wilson, Paris, Ware και Jenkins (2002) και Shen, Guo, Wu και Wu (2011) ενώ χαρακτηριστικές είναι οι μελέτες των Atsalakis και Valavanis (2009) σχετικά με την πρόβλεψη τιμών στη χρηματιστηριακή αγορά. Ακόμα όπως αναφέρει στο άρθρο του ο Araújo (2010) χαρακτηριστικά παραδείγματα μεθοδολογιών τεχνητής νοημοσύνης και ειδικά ΤΝΔ που έχουν εφαρμοστεί για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών είναι των Hocevar, Sirok και Blagojevic (2005) και Zhang και Kline (2007) ενώ εξίσου αξιόλογες μελέτες τεχνητής νοημοσύνης σχετικά με την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών αποτελούν οι μελέτες των Araújo, Madeiro, Sousa, Pessoa και Ferreira (2006); Binner και λοιποί (2004) και Matilla-Garcva και Argóello (2005).

Επίσης ο Lu (2010) αναφέρει ότι κάποιες άλλες μελέτες που χρησιμοποίησαν ΤΝΔ για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών περιγράφονται από τους Atsalakis και Valavanis

(2009); Cao και Parry (2009); Chang, Liu, Lin, Fan και Ng (2009); Chavarnakul και Enke (2008); Enke και Thawornwong (2005); Hassan, Nath και Kirley (2007); Kim (2006); Tsang και λοιποί (2007); Vellido, Lisboa και Vaughan (1999) και Yudong και Lenan (2009). Ακόμα χαρακτηριστικές έρευνες που χρησιμοποιούν μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης με τη χρήση ΤΝΔ έχουν πραγματοποιηθεί από τους Avcı (2007); Egeli, Ozturan, και Badur (2003); Karaatlı, Gungor, Demir και Kalaycı (2005); Kim και Han (2000); Leigh, Purvis και Ragusa (2002); Olson και Mossman (2003); Takahashi, Tamada και Nagasaka (1998) και Yao, Chew και Poh (1999). Οι Yeh, Huang και Lee (2011) αναφέρουν ακόμα ότι η χρήση ΤΝΔ παρατηρείται σε έρευνες των Hansen και Nelson (1997); Kwon και Moon (2007); Qi και Zhang (2008); Oh, Pedrycz και Park (2006) και Zarandi, Rezaee, Turksen και Neshat (2009) ενώ η μέθοδος των ΤΝΔ παρουσιάζεται επίσης σε εργασία των Kimoto, Asakawa, Yoda και Takeoka (1990). Ακόμα επιπρόσθετες εργασίες σχετικές με την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών περιγράφουν οι Baba και Kozaki (1992); Baba, Inoue και Yanjun (2002); Gruditski και Osburn (1993); Kohara, Ishikawa, Fukuhara και Nakamura (1997); Kuo, Mahfoud και Mani (1996); Saad, Prokhorov και Wunsch (1996); Schoneburg (1990); Tan (1995); Wang και Leu (1996) και Yamashita, Hirasawa και Hu (2005). Ακόμα όπως αναφέρουν οι Liu, Yeh και Lee (2012) επιπρόσθετες εργασίες σχετικές με πρόβλεψη μελλοντικών τιμών βασισμένες σε ασαφή σύνολα έχουν πραγματοποιηθεί από τους Chen και Chen (2011) ενώ η χρήση ΤΝΔ παρουσιάζεται σε εργασίες των Yoon, Swales και Margavio (1993); Saad, Prokhorov, Donald και Wunsch (1998); Ghiassi και Saidane (2005); Kim και Shin (2007); Hsieh, Hsiao και Yeh (2011) και Khashei και Bijari (2011).

Σύμφωνα με τους Wang, Wang, Zhang και Guo (2011) επιπλέον εργασίες πρόβλεψης τιμών μετοχών με τη χρήση ΤΝΔ έχουν πραγματοποιηθεί από τους Armano, Marchesi και Murru (2005); Thawornwong και Enke (2004); Vellido, Lisboa και Meehan (1999) και Wang (2002a,b). Επίσης άλλες εργασίες σχετικές με πρόβλεψη τιμών με βάση τα ΤΝΔ εξετάζονται από τους Leung, Daouk και Chen (2000) ενώ ακόμα η χρήση ΤΝΔ όπως αναφέρει ο Chang (2011) παρουσιάζεται σε εργασίες των Desai και Bharati (2007) και Pino, Parreno, Gomez και Priore (2008). Οι Fagner, Nobre και Zarate (2013) αναφέρουν επίσης εργασίες σχετικές με ΤΝΔ από τους Faria και λοιπούς (2009); Kara και λοιπούς (2011); Cai, Lai και Lin (2013); Fagner, Zarate, Reis και Nobre (2011a,b);

Gonzalez, Crespo, Palacios, Iglesias και Berbis (2011); Tsai και Chiou (2009) και Yoo, Kim και Jan (2005).

Από την άλλη μεριά αρκετές είναι οι μελέτες που αφορούν την εκτίμηση μελλοντικών αξιών μετοχών με τη χρήση στατιστικών μοντέλων. Χαρακτηριστικές εργασίες πρόβλεψης μελλοντικών τιμών μετοχών έχουν πραγματοποιηθεί από τους Box, Jenkins και Reinsel (1994); Priestley (1988) και Rumelhart και McClelland (1987). Επίσης σημαντικές είναι οι εργασίες των Granger (1989) και Ginzburg και Horn (1994). Ακόμα όπως αναφέρουν οι Park και Shin (2013) άλλες εργασίες που χρησιμοποίησαν ανάλυση χρονοσειρών έχουν πραγματοποιηθεί από τους Amilon (2003) οι οποίοι πρότειναν μια μεθοδολογία πρόβλεψης τιμών στο χρηματιστήριο της Κίνας χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο GARCH. Επιπλέον εργασίες που έχουν διενεργηθεί στο παρελθόν σχετικά με την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών από τον τομέα της στατιστικής είναι με χρήση του αυτοπαλίνδρομου υποδείγματος AR, Champernowne (1948). Επίσης από τον τομέα της στατιστικής έχουν αναπτυχθεί μοντέλα όπως το αυτοπαλίνδρομο υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητας μοντέλο ARCH, Engle (1982) και το γενικό αυτοπαλίνδρομο υπό συνθήκη ετεροσκεδαστικότητας μοντέλο GARCH, Bollerslev (1986) ενώ όπως αναφέρουν οι Guresen, Kayakutlu και Daim (2011) επιπρόσθετες εργασίες που αφορούν στατιστικά μοντέλα είναι του Nelson (1991) ο οποίος πρότεινε το εκθετικό GARCH (EGARCH).

Ακόμα χαρακτηριστικές είναι οι εργασίες που χρησιμοποιούν το συνδυασμό των ΝΔ και της ασαφούς λογικής προκειμένου να χρησιμοποιήσουν μια νέα μεθοδολογία, τη μεθοδολογία ANFIS. Η μεθοδολογία ANFIS έχει χρησιμοποιηθεί τόσο για την πρόβλεψη των τιμών χρηματοοικονομικών προϊόντων όπως είναι οι μετοχές όσο και για προϊόντα που αφορούν την πραγματική παραγωγή της οικονομίας μιας χώρας. Στη συνέχεια παρουσιάζονται συνοπτικά κάποιες περιπτώσιολογικές μελέτες.

Η πρόβλεψη του ύψους των κυμάτων είναι πολλές φορές χρήσιμη σε εργασίες που αφορούν παράκτιες περιοχές. Χαρακτηριστικές μελέτες αποτελούν αυτές των Deo και λοιποί (2001); Agrawal και Deo (2002); Rao και Mandal (2005); Makarynskyy (2004) και Bazargan και λοιποί (2007) οι οποίοι χρησιμοποίησαν τη μεθοδολογία των ΤΝΔ ενώ οι Kazeminezhad και λοιποί (2005); Ozger και Sen (2007); Lin και Chang (2008) και

Mahjoobi και λοιποί (2008) χρησιμοποίησαν τη μεθοδολογία των ασαφών συστημάτων και του ANFIS για να λύσουν το ίδιο πρόβλημα. Επιπλέον μελέτες αφορούν αυτές των Balas και λοιποί (2004) στην Τουρκία και των Tsai και λοιποί (2002) στην Ταϊβάν.

Χαρακτηριστική είναι η μελέτη που αφορά την πρόβλεψη του ύψους των κυμάτων για την περίπτωση της Λίμνης Superior η οποία παρουσιάζεται από τους Malekmohamadi, Bazargan-Lari, Kerachian, Nikoo και Fallahnia (2011). Στα δεδομένα περιλαμβάνονται τιμές εισόδου που αφορούν τη μέση ταχύτητα ανέμου και μια τιμή εξόδου που αφορά το ύψος του κύματος για την περίοδο Μάρτιος 2005-Δεκέμβριος 2006 ενώ για την αξιολόγηση της απόδοσης της μεθοδολογίας ANFIS χρησιμοποιήθηκαν στατιστικά μέτρα όπως ο δείκτης διασποράς, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το μέσο σχετικό σφάλμα και ο συντελεστής συσχέτισης. Η εργασία συμπεραίνει ότι η μεθοδολογία ANFIS είναι αρκετά αποτελεσματική και μπορεί να μας δώσει έγκυρα αποτελέσματα σχετικά με την πρόβλεψη των τιμών του ύψους κύματος με βάση τις παρατηρούμενες τιμές της ταχύτητας του ανέμου.

Ο προσδιορισμός της σχέσης χρησιμοποιούμενων οικονομικών πόρων για την παραγωγή και του παραγόμενου σίτου αποτελεί σημαντικό παράγοντα στην επίτευξη ενός βέλτιστου συνδυασμού εισροών-εκροών σε μια μονάδα παραγωγής. Ενδιαφέρον παρουσιάζει η εργασία των Naderloo, Alimardani, Omid, Sarmadia, Javadikia, Torabi και Alimardani (2012). Τα δεδομένα αφορούν την περίοδο 2010-2011, σαν τιμές εισόδου χρησιμοποιήθηκαν οικονομικοί πόροι και σαν τιμή εξόδου το ύψος του παραγόμενου προϊόντος και συνολικά χρησιμοποιούνται 3 διαφορετικά μοντέλα ANFIS ενώ για την αξιολόγηση της απόδοσης της μεθοδολογίας ANFIS χρησιμοποιήθηκαν στατιστικά μέτρα όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το μέσο απόλυτο σφάλμα, το άθροισμα τετραγώνων σφαλμάτων και ο συντελεστής συσχέτισης. Τα αποτελέσματα για τα μοντέλα ANFIS1, ANFIS2 και ANFIS3 μας δίνουν τιμές για το R^2 ίσες με 0,996, 0,992 και 0,996 αντίστοιχα που σημαίνει πολύ καλή προσαρμογή των δεδομένων μας στο υπόδειγμα και άρα πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα.

Παραδείγματα χρήσης της μεθόδου ANFIS σε παρόμοιες περιπτώσεις έχουν ως εξής: Η μεθοδολογία ANFIS έχει χρησιμοποιηθεί από τους Akbarzadeh και λοιπούς (2009) για την εκτίμηση της διάβρωσης του εδάφους. Οι Krueger και λοιποί (2011) εφάρμοσαν

τη μεθοδολογία ANFIS για να μελετήσουν σύνθετα υποδείγματα κατανομής ρίζας υπό συνθήκες εδάφους. Επίσης η μεθοδολογία ANFIS έχει χρησιμοποιηθεί στην ανάλυση ευαισθησίας κατολίσθησης από τους Pradhan, Sezer, Gokceoglu και Buchroithner (2010) και τους Sezer, Pradhan και Gokceoglu (2011) ενώ η εν λόγω μεθοδολογία έχει χρησιμοποιηθεί ακόμα σε εφαρμογές γεωτεχνικής μηχανικής όπως περιγράφουν οι Cabalar, Cevik και Gokceoglu (2012). Επιπρόσθετα παραδείγματα εφαρμογής της μεθόδου ANFIS σε μελέτες μοντελοποίησης της στάθμης των νερών λίμνης αποτελούν αυτά των Nayak, Sudheer, Rangan, and Ramasastri (2004); Marce, Comerma, Garcia και Armengol (2004) και Aqil, Kita, Yano και Nishiyama (2007).

Στην εργασία των Talebizadeh και Moridnejad (2011) γίνεται μια προσπάθεια μοντελοποίησης της στάθμης των υδάτων. Τα δεδομένα έχουν συλλεχθεί σε μηνιαία βάση για τα έτη 1972-2000 από τους σταθμούς της περιοχής με τιμές εισόδου τις μεταβλητές μέση εισροή, εξάτμιση, κατακρήμνιση και επίπεδο νερού της λίμνης. Τα αποτελέσματα της μελέτης βασίζονται στη μεθοδολογία ANFIS για χρονικό ορίζοντα 1 μήνα, 3 μήνες και 6 μήνες μπροστά αντίστοιχα. Για την αξιολόγηση των μοντέλων πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκαν κριτήρια όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το R^2 . Η εργασία καταλήγει στο συμπέρασμα ότι με βάση τις τιμές εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν και για επίπεδο σημαντικότητας 5% το μοντέλο ANFIS μπορεί να κάνει αρκετά ακριβείς προβλέψεις ως προς τις μελλοντικές τιμές επιπέδου νερού στη λίμνη.

Η μεθοδολογία ANFIS έχει εφαρμοσθεί επίσης σε μελέτες που αφορούν τη χαμηλή και αποτελεσματική κατανάλωση της ενέργειας σε κτίρια. Μερικές από αυτές τις μελέτες είναι οι εξής: Chaiyapinunt, Phueakphongsuriya, Mongkornsaksit και Khomporn (2005); Dalamagkidis, Kolokotsa, Kalaitzakis και Stavrakakis (2007); Farhanieh και Sattari (2006); Han, Yang, Zhou, Zhang και Moschandreass (2009); Marks (1997); Ochoa και Capeluto (2009); Pederson, Stang και Ulseth (2008); Reppel και Edmonds (1998); Sayigh και Marafia (1998); Singh, Mahopatra και Atreya (2009) και Synnefa, Santamouris και Akbari (2007). Επιπρόσθετα, η μεθοδολογία ANFIS έχει χρησιμοποιηθεί σε αρκετές περιπτώσεις της μηχανικής όπως για παράδειγμα στην περίπτωση των Mellit, Kalogirou, Hontoria και Shaari (2009); Subasi, Yilmaz και Binici (2009); Alasha'ary και λοιποί (2009); Ying και Pan (2009); Das και Kishor (2009) και Jassar, Liao και Zhao (2009).

Στην εργασία των Ekici και Aksoy (2011) αναπτύσσεται ένα μοντέλο ANFIS για να προβλέψει τις ενεργειακές ανάγκες των κτιρίων. Τα δεδομένα προέρχονται από 225 δείγματα κτιρίων και αφορούν σε μηνιαία βάση τη μέση θερμοκρασία, τη μέση ταχύτητα του ανέμου και τη μέση ημερήσια ραδιενέργεια. Στα αποτελέσματα της εκτίμησης των αναγκών των κτιρίων σε ενέργεια μετά από σύγκριση των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών προκύπτει R^2 που προσεγγίζει τιμές της τάξης του 96,5% και 83,8% το οποίο συνεπάγεται πολύ καλή προσαρμογή των δεδομένων στο υπόδειγμα και πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα ενώ τα ποσοστά σφάλματος πρόβλεψης εκτείνονται στην πλειονότητα των περιπτώσεων μέχρι 10% ενώ σε μεμονωμένες περιπτώσεις το σφάλμα φτάνει το 19% και σε ακόμα λιγότερες περιπτώσεις το σφάλμα υπερβαίνει το 10%.

Η μελέτη των Khoshnevisan, Rafiee, Omid και Mousazadeh (2014) χρησιμοποιεί τη μεθοδολογία ANFIS προκειμένου να προβλέψει το παραγόμενο αγροτικό προϊόν με βάση τις χρησιμοποιούμενες οικονομικές εισροές. Η συγκεκριμένη μελέτη χρησιμοποιεί 3 μοντέλα ANFIS και συμπεραίνει ότι τα προβλεπτικά αποτελέσματα είναι πολύ ικανοποιητικά. Παρόμοιες μελέτες οι οποίες αφορούν προϊόντα όπως είναι το σιτάρι έχουν πραγματοποιηθεί από τους Singh, Singh, Pannu και Singh (1999); το σπορέλαιο Mousavi-Anval, Rafiee, Jafari και Mohammadi (2011); οι θερμοκηπιακές καλλιέργειες Heidari και Omid (2011); Hatirli, Ozkan και Fert (2006); Omid, Ghojabeige, Delshad και Ahmadi (2011); το δαμάσκηνο Tabatabaie, Rafiee, Keyhani και Ebrahimi (2013); η σόγια Mandal, Saha, Ghosh, Hati και Bandyopadhyay (2002) κλπ ενώ ακόμα οι Kisi και Shiri (2013) συνέκριναν τα μοντέλα TNΔ και ANFIS για την πρόβλεψη μακροχρόνιων μηνιαίων θερμοκρασιών αέρα. Επιπλέον άλλες μελέτες έχουν δείξει ότι υπάρχει μια θετική σχέση μεταξύ χρήσης ενέργειας και παραγωγικότητας (Safa, Samarasinghe και Mohssen (2011); Karkacier και Gokalp (2005) και Baruah και Bora (2008)).

Αρκετά σημαντική είναι η εργασία των Atsalakis, Skiadas και Braimis (2007) σύμφωνα με την οποία γίνεται μια προσπάθεια πρόβλεψης της τάσης της συναλλαγματικής ισοτιμίας. Η εν λόγω μελέτη βασίζεται σε ημερήσια δεδομένα συναλλαγματικών ισοτιμιών. Το ποσοστό ακριβούς πρόβλεψης φτάνει το 62,79% κάτι το οποίο είναι πολύ ικανοποιητικό καθώς υπερβαίνει το 50% το οποίο μπορεί να τεθεί σαν σημείο αναφοράς, σαν κατώτερο κατώφλι στην προσπάθεια πρόβλεψης μελλοντικών τιμών.

Ακόμα χαρακτηριστική είναι η εργασία των Ucenic και Atsalakis (2006) οι οποίοι χρησιμοποιούν τη μεθοδολογία ANFIS για την πρόβλεψη της μελλοντικής ζήτησης του ηλεκτρικού φορτίου. Αυτή η μελέτη γίνεται στο πλαίσιο της ορθολογικής χρήσης της ηλεκτρικής ενέργειας προκειμένου να αποφευχθεί η άσκοπη χρήση της και η επιβάρυνση του περιβάλλοντος. Τα αποτελέσματα της εργασίας αυτής συγκρίνονται με τα αντίστοιχα παραδοσιακών μεθόδων όπως είναι τα AR και ARMA και προκύπτει ότι η μεθοδολογία ANFIS μας δίνει ικανοποιητικότερα αποτελέσματα πρόβλεψης.

Μια ακόμη μελέτη η οποία αφορά την εφαρμογή της μεθόδου ANFIS είναι αυτή των Atsalakis και Ucenic (2008). Στη συγκεκριμένη μελέτη γίνεται προσπάθεια πρόβλεψης του δείκτη ανεργίας χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο ANFIS. Επιπλέον χρησιμοποιούνται στατιστικά μέτρα για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα. Η εργασία καταλήγει στο συμπέρασμα ότι το εν λόγω μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών και μπορεί να καλύψει ενδεχόμενες αδυναμίες άλλων μοντέλων πρόβλεψης.

Σε μια ακόμα μελέτη τους οι Atsalakis, Ucenic και Skiadas (2005) προσπαθούν να εκτιμήσουν το δείκτη κατασκευής του μη μεταλλικού τομέα της ελληνικής οικονομίας χρησιμοποιώντας τη μεθοδολογία ANFIS ενώ παράλληλα συγκρίνουν τα αποτελέσματα αυτά με τα αντίστοιχα παραδοσιακών μεθόδων όπως είναι το AR και το ARMA. Η εργασία συμπεραίνει ότι οι όποιες αδυναμίες των παραδοσιακών μεθόδων σχετικά με την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του δείκτη κατασκευής μπορεί να ξεπεραστούν με τη χρήση της μεθοδολογίας ANFIS.

Οι Atsalakis και Minoudaki (2007) χρησιμοποιούν τη μεθοδολογία ANFIS προκειμένου να εκτιμήσουν την ημερήσια ζήτηση για νερό άρδευσης ενώ στη συνέχεια χρησιμοποιούν δύο παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης όπως είναι τα μοντέλα AR και ARMA για λόγους συγκρισιμότητας. Η μελέτη αυτή επαληθεύει την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου ANFIS έναντι των παραδοσιακών μεθόδων και αυτό αποδεικνύεται από την εκτίμηση σφαλμάτων όπως είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το μέσο απόλυτο σφάλμα ενώ μόλις σε ένα μέτρο, το μέσο απόλυτο σφάλμα πρόβλεψης, το ANFIS παρουσιάζει μεγαλύτερο σφάλμα.

Οι Ucenic και Atsalakis (2009) προσπαθούν να προβλέψουν το δείκτη τιμών καταναλωτή συνδυάζοντας ΝΔ και ασαφή λογική καταλήγοντας έτσι σε ένα μοντέλο ANFIS. Το εν λόγω μοντέλο αξιολογείται χρησιμοποιώντας τρία στατιστικά μέτρα: ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος, μέσο απόλυτο σφάλμα και μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα ενώ η εργασία καταλήγει στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο ANFIS θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ώστε να καλύψει κάποια κενά παραδοσιακών μοντέλων σχετικά με την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών. Ωστόσο η εργασία προσθέτει ότι η εν λόγω μεθοδολογία θα μπορούσε να βελτιωθεί ακόμα περισσότερο αν είχαμε περισσότερες διαθέσιμες πληροφορίες.

Οι Atsalakis, Nezis, Matalliotakis, Ucenic και Skiadas (2008) προτείνουν μια μεθοδολογία ANFIS στην προσπάθειά τους να προβλέψουν τη θνησιμότητα σε ετήσια βάση ενώ χρησιμοποιούνται τα εξής μέτρα: ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος, μέσο απόλυτο σφάλμα και μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα για την αξιολόγηση του μοντέλου. Επιπλέον γίνεται μια σύγκριση της εν λόγω μεθοδολογίας με τις παραδοσιακές τεχνικές πρόβλεψης AR και ARMA και η εργασία κλείνει καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία ANFIS επιτυγχάνει καλύτερα προβλεπτικά αποτελέσματα από ότι οι παραδοσιακές μέθοδοι.

Οι Atsalakis, Frantzis και Zorounidis (2005) εφαρμόζουν τη μεθοδολογία ANFIS για να προβλέψουν την τάση της τιμής 25 διαφορετικών αγαθών τα οποία γίνονται αντικείμενα συναλλαγών διεθνώς. Η αποδοτικότητα του μοντέλου αξιολογείται χρησιμοποιώντας τη στατιστική hit rate με βάση την οποία προκύπτει η ανωτερότητα της στρατηγικής roe έναντι της buy and hold.

Σε εργασία τους οι Atsalakis, Chnarogiannaki και Zorounidis (2013) εφαρμόζουν τη μεθοδολογία ANFIS προκειμένου να προβλέψουν τη ζήτηση του ελληνικού προϊόντος. Στη συγκεκριμένη εργασία γίνεται αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου ANFIS με τη χρήση στατιστικών μέτρων ενώ παράλληλα γίνεται μια σύγκριση της προβλεπτικής ικανότητας της παρούσας μεθοδολογίας με παραδοσιακές τεχνικές πρόβλεψης όπως είναι το AR και το ARMA από όπου προκύπτει ότι η μεθοδολογία ANFIS παράγει καλύτερα αποτελέσματα πρόβλεψης.

Χαρακτηριστική είναι η εργασία των Makridou, Atsalakis, Zorounidis και Andriosopoulos (2013) σχετικά με την πρόβλεψη της τιμής του χρυσού. Στη συγκεκριμένη

μελέτη επιχειρείται η πρόβλεψη της τιμής του χρυσού με τη χρήση της μεθόδου ANFIS. Επιπλέον στο συγκεκριμένο άρθρο γίνεται σύγκριση της μεθόδου ANFIS με τα ΝΔ αλλά και με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης όπως το AR, ARMA και σύμφωνα με στατιστικά μέτρα όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, η ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και αποδεικνύεται ότι το μοντέλο ANFIS μας δίνει καλύτερα προβλεπτικά αποτελέσματα. Επιπλέον γίνεται σύγκριση της στρατηγικής *for* με τη στρατηγική *buy and hold* και προκύπτει ότι η στρατηγική *for* υπερτερεί της *buy and hold* σε όρους κερδών περίπου κατά 200%.

Σε μια ακόμη εργασία ο Atsalakis (2014) χρησιμοποιεί μεθόδους νευρο-ασαφών συστημάτων προκειμένου να καλύψει τα κενά των ΝΔ στην πρόβλεψη τεχνολογιών ηλεκτρονικών αγορών. Η συγκεκριμένη μελέτη δείχνει ότι η εν λόγω μεθοδολογία δίνει καλύτερα αποτελέσματα ενώ ακόμα γίνεται μία σύγκριση της μεθοδολογίας ANFIS με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης όπως είναι το AR και ARMA χρησιμοποιώντας στατιστικά μέτρα όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, η ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα και αποδεικνύεται ότι η μεθοδολογία ANFIS υπερτερεί των παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης

Οι Atsalakis, Protopapadakis και Valavanis (2015) χρησιμοποιούν τη μεθοδολογία ANFIS για να προβλέψουν την τάση της τιμής των μετοχών της επόμενης μέρας σε περιόδους κρίσης όπως είναι η Μαύρη Δευτέρα του 1987, της πρόσφατης κρίσης του 2008 κ.ά. Στην εργασία χρησιμοποιούνται ως μέτρα αξιολόγησης της προβλεπτικής αποτελεσματικότητας της μεθόδου ANFIS το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, το μέσο απόλυτο σφάλμα, το *for* και το *buy and hold* και προκύπτει ότι η ανωτέρω μεθοδολογία αποδίδει αρκετά σε περιόδους κρίσεις ενώ ακόμα αναδεικνύει την ανωτερότητα της στρατηγικής *for* έναντι της *buy and hold*.

Σε μια άλλη εργασία τους οι Atsalakis, Frantzis και Zorounidis (2015) εφαρμόζουν τη μεθοδολογία ANFIS προκειμένου να υπολογίσουν τις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων πρόβλεψης εξαγωγής ενέργειας. Τα αποτελέσματα της εργασίας αποδεικνύουν ότι το εν λόγω μοντέλο είναι κατάλληλο για την πρόβλεψη εξαγωγών ενέργειας σε ωριαία βάση.

Ακόμα χαρακτηριστικές είναι οι εργασίες πρόβλεψης μελλοντικών τιμών με τη χρήση της μεθοδολογίας ANFIS από τους Atsalakis και Atsalaki (2013); Atsalakis και Psomatakis (2014); Atsalakis, Frantzis και Zopounidis (2014); Atsalakis (2014); Atsalakis, Ioannou και Zopounidis (2015) και Atsalakis (2016).

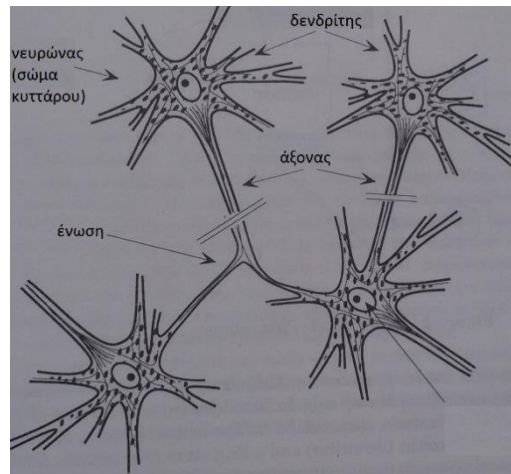
Κεφάλαιο 3 Νευρωνικά δίκτυα, ασαφής λογική, νευρο-ασαφή συστήματα και σύστημα ANFIS

3.1 Νευρωνικά δίκτυα

3.1.1 Ιστορικά στοιχεία

Η έρευνα των ΝΔ ξεκίνησε το 1940 και έχει τις βάσεις της στον τρόπο που λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Σύμφωνα με τη βιολογία, ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από νευρικά κύτταρα, τους νευρώνες. Μια χαρακτηριστική εικόνα νευρώνων δίδεται στη συνέχεια. Όπως φαίνεται στην εικόνα ένας νευρώνας αποτελείται από επιμέρους συστατικά όπως:

- το κυρίως σώμα
- τον άξονα
- τον δενδρίτη
- τις ενώσεις



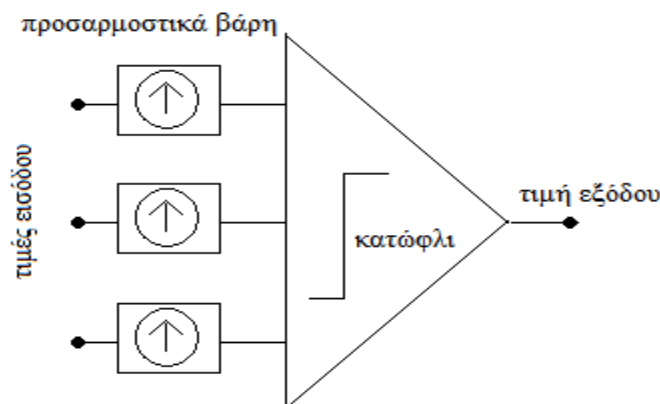
Εικόνα 1: Νευρικά κύτταρα

Το κυρίως σώμα αποτελεί τη βάση του νευρώνα. Οι νευρώνες επικοινωνούν μεταξύ τους στέλνοντας σήματα μέσω των αξόνων όπου ο κάθε άξονας ξεκινά από έναν δενδρίτη του κυττάρου. Οι διαφορετικοί νευρώνες ενώνονται μεταξύ τους μέσω των ενώσεων όπου

και “συναντώνται” οι άξονες των διαφορετικών κυττάρων και γίνεται η μεταφορά των σημάτων. Το 1943 οι Warren S. McCulloch και Walter Pitts (McCulloch και Pitts (1943)) παρουσίασαν ένα ενδεικτικό μοντέλο για το πως λειτουργεί ένας νευρώνας αναφέροντας τις εξής υποθέσεις:

- ένας νευρώνας είναι ένα στοιχείο το οποίο μπορεί να είναι είτε ενεργό είτε ανενεργό
- κάθε νευρώνας έχει ένα σταθερό κατώφλι
- ένας νευρώνας δέχεται εισροές από διεγερτικές ενώσεις του ίδιου βάρους
- ένας νευρώνας λαμβάνει επιπλέον εισροές από απαγορευτικές ενώσεις των οποίων οι επιδράσεις είναι απόλυτες: μια ενεργός ανασταλτική ένωση εμποδίζει την ενεργοποίηση του νευρώνα
- υπάρχει ένα ποσοστό χρόνου για την ολοκλήρωση της συναπτικής (ενωτικής) εισόδου. Αν δεν υπάρχει ενεργός ανασταλτική ένωση η διεγερτική είσοδος προστίθεται και ο νευρώνας γίνεται ενεργός αν το άθροισμα υπερβαίνει το κατώφλι.

Το υπόδειγμα αυτό είναι γνωστό ως ο νευρώνας McCulloch-Pitt. Στη συνέχεια παρατίθεται σχηματικά η λειτουργία ενός χαρακτηριστικού νευρώνα.



Εικόνα 2: Νευρώνας McCulloch-Pitts

Σύμφωνα με την επιστήμη της βιολογίας στον εγκεφαλικό φλοιό υπάρχουν περίπου 150000 νευρώνες ανά τετραγωνικό χιλιοστό επομένως, δεδομένου ότι η επιφάνεια του

φλοιού είναι περίπου 200000 τετραγωνικά χιλιοστά, υπάρχουν τουλάχιστον $3 \cdot 10^{10}$ νευρώνες και άρα περίπου 10^{15} ενώσεις. Το βασικό στοιχείο των νευρώνων και γενικά του εγκεφάλου είναι ότι έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν. Ο Donald O. Hebb είπε ότι “η διαδικασία εκμάθησης εντείνει την ένωση μεταξύ δύο νευρώνων αν ο προενωτικός και ο μεταενωτικός νευρώνας είναι ενεργοί ταυτόχρονα” (Hebb (1949)). Αυτή η επίταση έχει σαν αποτέλεσμα την αυξημένη αποτελεσματικότητα της μεταφοράς σημάτων. Αυτός ο μηχανισμός της ενωτικής πλαστικότητας είναι γνωστός ως κανόνας του Hebb και αποτελεί σήμερα, σε συνδυασμό με άλλους μηχανισμούς, τη βασική νευροβιολογική αρχή της μάθησης (Kandel και Hawkins (1992), Muller και λοιποί (1995), Shatz (1992)).

Το πρώτο τεχνητό ΝΔ αναπτύχθηκε τις δεκαετίες 1950 και 1960 και ήταν βασισμένο στον κανόνα του Hebb. Το αρχικό μοντέλο αναπτύχθηκε από τον Frank Rosenblatt το 1958 και έφερε την ονομασία perceptron όπου οι μονάδες επεξεργασίας του εν λόγω μοντέλου αντιστοιχούσαν στους νευρώνες που είχαν αναπτύξει οι McCulloch-Pitts. Όπως περιγράφεται παρακάτω οι ενώσεις αποτελούνται από διαφορετικά βάρη τα οποία μπορούν να αλλάξουν χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο.

3.1.2 Βασικά στοιχεία και έννοιες ενός νευρωνικού δικτύου

Το μοντέλο ενός ΝΔ αποτελείται από πολλαπλές τιμές εισόδου και μια τιμή εξόδου. Κάθε τιμή εισόδου έχει διαφορετική συνεισφορά στο μοντέλο, διαφορετικό βάρος, ενώ ο νευρώνας λαμβάνει υπόψη του όλες τις σταθμισμένες τιμές εισόδου εξάγοντας ένα άθροισμα με βάση το οποίο προκύπτει μια συνάρτηση ενεργοποίησης. Αναλόγως το μοντέλο που χρησιμοποιείται κάθε φορά οι τιμές εισόδου μπορεί να περνάνε από διαφορετικά στρώματα πριν καταλήξουν σε μια τιμή εξόδου.

Υπάρχουν ποικίλα υποδείγματα ΝΔ. Το μοντέλο όμως που χρησιμοποιείται στις περισσότερες περιπτώσεις (>90%) είναι το πολυεπίπεδο perceptron και για αυτό το λόγο η εργασία θα αναφερθεί εκτενώς στο συγκεκριμένο μοντέλο ΝΔ.

- Μονάδες επεξεργασίας

Οι νευρώνες ονομάζονται επίσης μονάδες επεξεργασίας. Οι μονάδες αυτές ουσιαστικά επεξεργάζονται τιμές τις οποίες δέχονται από τους υποδοχείς. Οι υποδοχείς του ΝΔ δέχονται τιμές από το περιβάλλον και στη συνέχεια τις στέλνουν στις μονάδες επεξεργασίας, όπου κάθε τιμή έχει διαφορετική βαρύτητα σε σχέση με τις υπόλοιπες, οι οποίες τις επεξεργάζονται και στη συνέχεια παράγουν μια τιμή εξόδου.

- Δομή δικτύου

Η δομή του δικτύου σχετίζεται με την έννοια του βάρους. Κάθε τιμή εισόδου καταλήγει στις μονάδες επεξεργασίας συνοδευόμενη από διαφορετική βαρύτητα. Το βάρος αυτό συμβολίζεται με W ή $W(u,u')$ όπου u και u' αντιπροσωπεύουν δύο διαφορετικές μονάδες επεξεργασίας. Σε αυτό το στάδιο διακρίνουμε τις εξής τρεις περιπτώσεις:

- $W(u,u')=0$
 - $W(u,u')<0$
 - $W(u,u')>0$
-
- Στην απλή περίπτωση όπου $W(u,u')=0$ αυτό σημαίνει ότι δεν υπάρχει σύνδεση μεταξύ των μονάδων u και u' . Το βάρος σε αυτήν την περίπτωση είναι 0.
 - Στην περίπτωση όπου $W(u,u')<0$ αυτό σημαίνει ότι υπάρχει μια σχέση ανάμεσα στις μονάδες u και u' η οποία είναι ανασταλτική/απαγορευτική.
 - Στην περίπτωση όπου $W(u,u')>0$ αυτό σημαίνει ότι υπάρχει μια σχέση ανάμεσα στις μονάδες u και u' η οποία είναι διεγερτική.

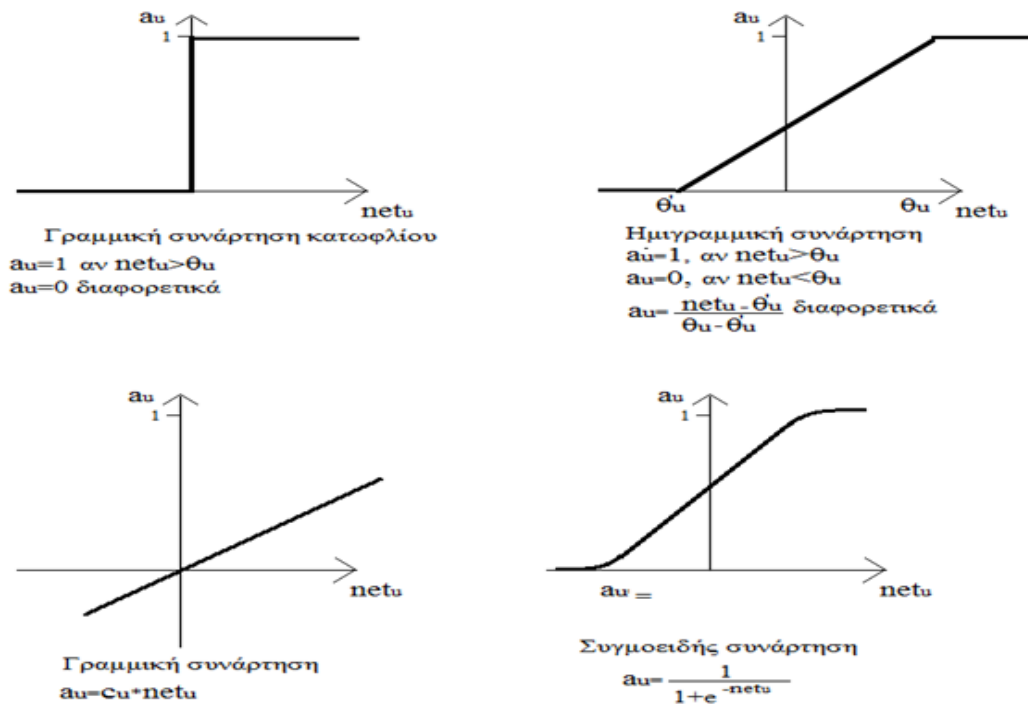
- Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Αν και είναι δυνατό κάθε μονάδα επεξεργασίας να έχει τη δική της συνάρτηση ενεργοποίησης συνήθως όλες οι μονάδες διαθέτουν την ίδια συνάρτηση. Ωστόσο είναι πιθανό κάθε στρώμα/επίπεδο μέσα στο δίκτυο να χρησιμοποιεί διαφορετική συνάρτηση και οι μονάδες που το αποτελούν να χρησιμοποιούν την ίδια συνάρτηση ενεργοποίησης.

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης ουσιαστικά προσδιορίζουν τον τρόπο με τον οποίο οι τιμές εισόδου γίνονται αντικείμενο επεξεργασίας από τις μονάδες επεξεργασίας. Σε όρους μαθηματικών μας δείχνει ουσιαστικά τον τρόπο με τον οποίο η μονάδα επεξεργασίας εξαρτάται από την τιμή εισόδου. Αυτή η εξάρτηση μπορεί να είναι γραμμικής ή μη γραμμικής φύσης. Ενδεικτικά στη συνέχεια παρουσιάζονται τέσσερις συχνά χρησιμοποιούμενες μονάδες επεξεργασίας:

- Γραμμική συνάρτηση κατωφλίου
- Ημιγραμμική συνάρτηση
- Γραμμική συνάρτηση
- Συγμοειδής συνάρτηση

Το είδος της συνάρτησης εξαρτάται κάθε φορά από τον τομέα εφαρμογής της. Στα πολυεπίπεδα ΝΔ συνήθως χρησιμοποιείται η συγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης.



Εικόνα 3: Συναρτήσεις ενεργοποίησης

- Συναρτήσεις εξόδου

Κάθε συνάρτηση εξόδου αντιστοιχεί σε μια συνάρτηση επεξεργασίας όπου η συνάρτηση εξόδου μετατρέπει την τιμή εισόδου που επεξεργάζεται η ανωτέρω συνάρτηση σε τιμή εξόδου.

- Συναρτήσεις διάδοσης

Κάθε μονάδα του δικτύου διαθέτει μια συνάρτηση διάδοσης η οποία είναι η συνάρτηση που χρησιμοποιεί κάθε μονάδα μέσω της οποίας δέχεται τα δεδομένα από την αμέσως προηγούμενη μονάδα επεξεργασίας ή από τους υποδοχείς αν αναφερόμαστε στην πρώτη μονάδα επεξεργασίας.

- Εξωτερικές συναρτήσεις εισόδου

Οι εξωτερικές συναρτήσεις εισόδου φέρνουν σε επαφή το δίκτυο με εξωτερικούς παράγοντες. Πρόκειται για τιμές οι οποίες δεν λαμβάνονται υπόψη σαν τιμές εισόδου και υπεισέρχονται στο δίκτυο μετά από την επεξεργασία των τιμών εισόδου από μια μονάδα επεξεργασίας και σε συνδυασμό με το αποτέλεσμα επεξεργασίας των τιμών εισόδου μας δίνει κάποια τιμή εξόδου. Πρόκειται για μια συνάρτηση η οποία αντιδρά στα δεδομένα του περιβάλλοντος αλλάζοντας τις συναρτήσεις των μονάδων επεξεργασίας ώστε να δώσει μια τιμή εξόδου.

- Διαδικασία εκμάθησης

Χαρακτηριστικό στοιχείο ενός ΝΔ είναι η διαδικασία εκμάθησης. Πρόκειται για μια διαδικασία κατά την οποία αναζητούνται βάρη με τα οποία σταθμίζονται οι τιμές εισόδου που δέχεται ένας νευρώνας. Η διαδικασία της εκμάθησης μπορεί να γίνει με δύο τρόπους:

- Εκμάθηση με επίβλεψη
- Εκμάθηση χωρίς επίβλεψη

Το είδος της διαδικασίας εκμάθησης που ακολουθείται εξαρτάται από το μοντέλο του ΝΔ που χρησιμοποιείται κάθε φορά ενώ για τη διαδικασία εκμάθησης απαιτείται

επίσης ένας αλγόριθμος ο οποίος εξαρτάται κάθε φορά επίσης από το εκάστοτε μοντέλο. Το πολυεπίπεδο perceptron χρησιμοποιεί τη διαδικασία εκμάθησης με επίβλεψη.

Η διαδικασία της εκμάθησης με επίβλεψη χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο, τον αλγόριθμο εκμάθησης. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος προσπαθεί να αλλάξει τα βάρη των τιμών εισόδου που εισέρχονται στο σύστημα του δικτύου προκειμένου να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα, τη διαφορά που προκύπτει ανάμεσα στην πραγματική τιμή εξόδου και την επιθυμητή τιμή στόχο για κάθε ζεύγος τιμών εισόδου-εξόδου. Σαν κριτήριο τερματισμού του αλγόριθμου τίθεται ένα συνολικό σφάλμα το οποίο είναι το άθροισμα των ατομικών σφαλμάτων, των σφαλμάτων που προκύπτουν μετά από κάθε επανάληψη του αλγόριθμου. Αυτό το συνολικό σφάλμα επανυπολογίζεται μετά από κάθε επανάληψη που διενεργεί ο αλγόριθμος.

Η επανάληψη αφορά μια γρήγορη “σάρωση” του προβλήματος εκμάθησης έτσι ώστε κάθε ζεύγος πρότυπο εισόδου-εξόδου να γίνει αντικείμενο επεξεργασίας μια φορά από το δίκτυο μέσω του αλγόριθμου εκμάθησης. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται “εποχή” λόγω του κύκλου/επανάληψης που εκτελεί και τερματίζει όταν το συνολικό σφάλμα προσεγγίζει το 0 ή όταν ο αλγόριθμος δεν μπορεί να καταλήξει σε μια λύση, όταν το πρόβλημα δεν έχει λύση, καθώς σε αυτήν την περίπτωση δεν έχει νόημα να συνεχίζει να τρέχει ο αλγόριθμος.

Πιο συγκεκριμένα η διαδικασία της εκμάθησης πραγματοποιείται με τη χρήση διάφορων αλγορίθμων οι οποίοι μετά από επαναληπτικές διαδικασίες αναπροσαρμόζουν κάθε φορά τα βάρη με τα οποία οι τιμές εισόδου εισέρχονται στη λειτουργία του συστήματος του ΝΔ. Αυτή η διαδικασία γίνεται προκειμένου η βαρύτητα των τιμών που εισάγονται στο σύστημα κάθε φορά να αναπροσαρμόζεται ώστε τελικά να εξαγάγεται η επιθυμητή τιμή εξόδου. Σε κάθε επανάληψη που πραγματοποιεί ο αλγόριθμος προκύπτουν διαφορετικά βάρη τα οποία εν τέλει θα μας δώσουν διαφορετική τιμή εξόδου η οποία είναι η πραγματική τιμή εξόδου. Αρχικά έχει οριστεί μια τιμή εξόδου-στόχου με την οποία θα πρέπει να συμφωνήσει η πραγματική τιμή. Σε διαφορετική περίπτωση ο αλγόριθμος τρέχει μια επιπλέον επανάληψη επανακαθορίζοντας τα βάρη των τιμών εισόδου και εξαγάγοντας μια νέα πραγματική τιμή εξόδου. Γίνεται πάλι σύγκριση των πραγματικών τιμών εξόδου με τις τιμές εξόδου-στόχου και σε περίπτωση ασυμφωνίας επαναλαμβάνεται η ίδια διαδικασία έως ότου οι δύο αυτές τιμές να συμφωνήσουν και ο αλγόριθμος να τερματίσει.

Ο όρος εκμάθηση αναφέρεται στην εύρεση εκείνων των βαρών μετά από μια επαναληπτική διαδικασία σε ένα δείγμα που θα μας δώσουν το επιθυμητό αποτέλεσμα. Πρόκειται για έναν “μαθηματικό” τρόπο εκμάθησης όπου ουσιαστικά προσπαθούμε να ελαχιστοποιήσουμε τη διαφορά ανάμεσα σε ένα επιθυμητό αποτέλεσμα και σε ένα αποτέλεσμα στόχο. Επομένως αναφερόμαστε σε μια διαδικασία εκμάθησης όπου “εκπαιδεύεται” ένα ΝΔ και ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται κατά τη διαδικασία της εκμάθησης ονομάζεται αλγόριθμος εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση ουσιαστικά είναι μια διαδικασία επανεκτίμησης των υπολογισμών των βαρών. Πρόκειται λοιπόν για ένα πρόβλημα εκμάθησης όπου η λύση του προβλήματος συνίσταται εν μέρει στην εύρεση των κατάλληλων βαρών. Ωστόσο η λύση δεν περιορίζεται μόνο στην εύρεση αυτών των βαρών αλλά επιδιώκει και να καταστήσει το ΝΔ ικανό να μπορεί να δημιουργεί υποδείγματα εξόδων κάθε φορά που εισάγονται νέες τιμές εισόδου. Οι τιμές εισόδου αναπαριστούν ουσιαστικά την πραγματικότητα, ένα υπόδειγμα της πραγματικότητας, αυτό που υπάρχει στο περιβάλλον και το ΝΔ αντιδρά στο περιβάλλον παράγοντας ένα αντίστοιχο υπόδειγμα.

Στη συνέχεια παρατίθενται τα βήματα που ακολουθεί ένας αλγόριθμος με επίβλεψη κατά την επίλυση ενός προβλήματος εκμάθησης ενός ΝΔ ενώ παρατίθενται επίσης κάποιοι συμβολισμοί για την ευκολότερη κατανόηση της περιγραφής του προβλήματος:

i ή $i^{(l)}$ πρότυπο εισόδου

o ή $o^{(l)}$ πρότυπο εξόδου

t ή $t^{(l)}$ πρότυπο εξόδου-στόχος

$e^{(l)}$ αξία σφάλματος

I ζεύγος πρότυπο εισόδου και εξόδου

L ένα σταθερό πρόβλημα εκμάθησης

ϵ πραγματικός αριθμός κοντά στο 0

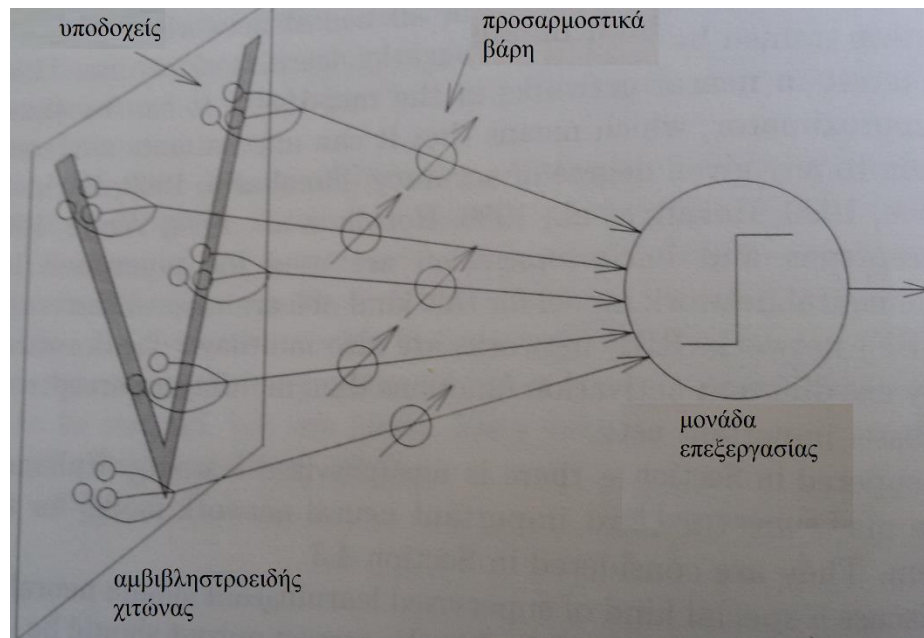
- 1) Επιλέγεται ένα ζεύγος πρότυπο τιμών εισόδου-τιμών εξόδου I για το εκάστοτε πρόβλημα εκμάθησης και παρουσιάζεται στο ΝΔ ένα πρότυπο εισόδου $i^{(l)}$.
- 2) Η τιμή εισόδου διαδίδεται μέσα στο δίκτυο έως ότου φτάσει το επίπεδο αδράνειας/μη λειτουργίας.
- 3) Μέσα από την προηγούμενη διαδικασία προκύπτει μια πραγματική τιμή εξόδου η οποία συγκρίνεται με την τιμή εξόδου στόχο και η διαφορά μεταξύ αυτών είναι το σφάλμα, όπου το σφάλμα είναι $e^{(l)} = e(o^{(l)}, t^{(l)})$ το οποίο σφάλμα προστίθεται στο ήδη

υπάρχον συνολικό σφάλμα E το οποίο έχει προκύψει αθροιστικά μετά από επαναλήψεις του αλγόριθμου.

- 4) Αν το εκάστοτε σφάλμα της κάθε επανάληψης $e^{(l)} = e(o^{(l)}, t^{(l)})$ είναι διάφορο του μηδενός τότε τα βάρη των τιμών εισόδου επαναπροσδιορίζονται προκειμένου να προκύψει μια μικρότερη αξία του σφάλματος.
- 5) Μετά από κάθε επανάληψη/εποχή γίνεται έλεγχος ώστε να διαπιστωθεί κατά πόσο το $E \leq \varepsilon$. Αν ισχύει τότε η διαδικασία εκμάθησης τερματίζεται. Αν όμως $E > \varepsilon$ τότε ελέγχεται κατά πόσο πληρείται ένα κριτήριο αποτυχίας. Αν ισχύει αυτό τότε η διαδικασία εκμάθησης έχει αποτύχει και σταματά. Διαφορετικά επαναλαμβάνεται η ίδια διαδικασία από το πρώτο βήμα.

- Το απλό perceptron

Όπως αναφέρθηκε, το αρχικό μοντέλο ΝΔ αναπτύχθηκε από τον Frank Rosenblatt το 1958 και έφερε την ονομασία perceptron. Στην επόμενη εικόνα παρατίθεται ένα χαρακτηριστικό υπόδειγμα του απλού perceptron.



Εικόνα 4 : Απλό perceptron

Στην περίπτωση του απλού perceptron το μοντέλο αποτελείται από ένα επίπεδο τιμών εισόδου, από ένα επίπεδο τιμών εξόδου και από ένα ενδιάμεσο επίπεδο το οποίο επεξεργάζεται τις τιμές εισόδου.

Πρόκειται για ένα σύστημα το οποίο στην αρχή διαθέτει κάποιους υποδοχείς, κάποιες εισόδους οι οποίες εισοδοι λαμβάνουν τις λεγόμενες τιμές εισόδου. Αυτές οι τιμές σταθμίζονται και προκύπτει ένα σταθμισμένο άθροισμα, ένα άθροισμα δηλαδή στο οποίο κάθε τιμή εισόδου έχει διαφορετική συμβολή. Αυτό το άθροισμα καταλήγει σε μια μονάδα επεξεργασίας η οποία θα εξαγάγει μια τιμή εξόδου. Ένα βασικό στοιχείο του perceptron είναι ότι αποτελεί ένα δίκτυο με ανατροφοδότηση μόνο από κάτω προς τα πάνω που σημαίνει ότι στέλνει τις τιμές που λαμβάνει από τους υποδοχείς προς τη μονάδα επεξεργασίας για να μας δώσει την τιμή εξόδου. Αυτό σημαίνει ότι δεν μπορεί να γίνει η αντίστροφη διαδικασία, από το τέλος στην αρχή.

- Το πολυεπίπεδο perceptron

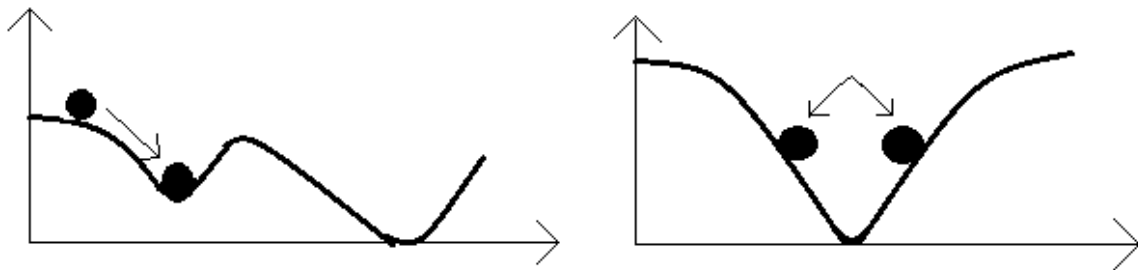
Το πολυεπίπεδο perceptron είναι ένα perceptron το οποίο διαθέτει ένα επίπεδο που δέχεται τις τιμές από το περιβάλλον, ένα επίπεδο εξόδου το οποίο εξαγάγει το αποτέλεσμα επεξεργασίας των τιμών εισόδου στο πρώτο επίπεδο και ένα ενδιάμεσο στάδιο όπου υπάρχουν ένα ή περισσότερα επίπεδα τα οποία περιέχουν μονάδες επεξεργασίας των δεδομένων που εισαγάγονται στο σύστημα από το επίπεδο εισόδου. Κάθε μονάδα επεξεργασίας στα ενδιάμεσα επίπεδα περιέχει μια συνάρτηση ενεργοποίησης η οποία δέχεται τα δεδομένα από το επίπεδο εισόδου η οποία συνάρτηση είναι μη γραμμική καθώς πρόκειται για ένα πολυεπίπεδο perceptron, διαφορετικά στην περίπτωση όπου η συνάρτηση ήταν γραμμική θα μπορούσαμε να αναπαραστήσουμε το πρόβλημα με ένα απλό perceptron.

Βασικό στοιχείο της διαδικασίας της εκμάθησης ενός ΝΔ αποτελεί η ανάστροφη οπισθοδρόμηση. Η ανάστροφη οπισθοδρόμηση είναι μια διαδικασία κατά την οποία το σφάλμα διανύει την ανάποδη πορεία που ακολούθησε αρχικά κατά τη διαδικασία δημιουργίας του. Καθώς “τρέχει” η διαδικασία επίλυσης του προβλήματος του ΝΔ δικτύου τελικά προκύπτει ένα σφάλμα το οποίο είναι η διαφορά της τιμής εξόδου στόχου από την πραγματική τιμή εξόδου. Αυτό το σφάλμα ουσιαστικά “τρέχει” προς τα πίσω, επιστρέφει στο αρχικό επίπεδο δημιουργίας του, στο πρώτο επίπεδο του ΝΔ, στο επίπεδο εισόδου.

Έτσι τα βάρη που έχουν δοθεί αναπροσαρμόζονται με βάση το κάθε σφάλμα ώστε να καταλήξουμε σε ένα σφάλμα, μετά από n επαναλήψεις, το οποίο προσεγγίζει το μηδέν. Η ανάστροφη οπισθοδρόμηση εκτελείται στα εξής δύο στάδια:

- 1) Στο πρώτο στάδιο εισαγάζεται μια τιμή εισόδου στο σύστημα, στο ΝΔ, η οποία κατά τη γνωστή διαδικασία γίνεται αντικείμενο επεξεργασίας και καταλήγει στο τελευταίο επίπεδο ώστε να προκύψει η πραγματική τιμή εξόδου.
- 2) Στο δεύτερο στάδιο προσδιορίζεται η αξία του σφάλματος ως η διαφορά της τιμής εξόδου στόχου από την πραγματική τιμή εξόδου. Στη συνέχεια υπολογίζονται οι νέες τιμές για τα βάρη κάθε μονάδας επεξεργασίας των προηγούμενων σταδίων και η αξία του σφάλματος “τρέχει” προς τα πίσω, “διαπερνώντας” όλες τις μονάδες επεξεργασίας των προηγούμενων σταδίων μέχρι να καταλήξει στο πρώτο επίπεδο επαναπροσδιορίζοντας κάθε φορά σε κάθε επίπεδο τα βάρη.

Ο στόχος της ανωτέρω διαδικασίας είναι να καταλήξουμε σε μια ελάχιστη τιμή σφάλματος, η οποία όμως θα αφορά ολικό ελάχιστο και όχι τοπικό.



Εικόνα 5: Τοπικό και ολικό ελάχιστο ανάστροφης οπισθοδρόμησης

3.2 Ασαφής λογική

3.2.1 Ιστορικά στοιχεία

“Η ασαφής λογική αφορά μια μεθοδολογία η οποία προσπαθεί να μοντελοποιήσει τους ανακριβείς τρόπους λογικής και τις διαδικασίες σκέψης χρησιμοποιώντας γλωσσικές μεταβλητές οι οποίες διαδραματίζουν ένα σημαντικό ρόλο στην ικανότητα του ανθρώπου να λαμβάνει ορθολογικές αποφάσεις σε ένα περιβάλλον αβεβαιότητας και ανακρίβειας”, όπως αναφέρουν οι Sankar και Sushmita (1999) στο βιβλίο τους με τίτλο Neuro-Fuzzy Pattern Recognition. Ο Zadeh (1983) αναφέρει ότι στην ασαφή λογική τα πάντα είναι θέμα

βαθμού συμμετοχής. Για παράδειγμα η έννοια της αλήθειας σε όρους ασαφούς λογικής μπορεί να έχει διαφορετικές διαβαθμίσεις καθώς κάτι μπορεί να μην είναι εντελώς αλήθεια αλλά να είναι σε ένα βαθμό αληθές. Επιπλέον κάτι μπορεί να είναι εν μέρει ωραίο ή να είναι μέχρι ένα βαθμό κακό κλπ. Ο Zadeh ουσιαστικά έχει αναπτύξει μια θεωρία βάσει της οποίας κάθε έννοια μπορεί να περιγραφεί μέσω της λογικής των ασαφών συνόλων. Δηλαδή κάθε έννοια δεν μπορεί να ανήκει εξολοκλήρου σε ένα σύνολο αλλά μέχρι ένα βαθμό. Πρόκειται για μια προσεγγιστική λογική η οποία προσπαθεί να “πλησιάσει” τον τρόπο που σκέφτεται ο ανθρώπινος εγκέφαλος χρησιμοποιώντας γλωσσικές μεταβλητές (Zadeh 1975) ώστε να μπορεί να διαχειριστεί διάφορα είδη δεδομένων και αβεβαιότητας.

Η ασαφής λογική γίνεται γνωστή για πρώτη φορά στην ακαδημαϊκή κοινότητα το 1965 από τον Lofti Zadeh, καθηγητή της Θεωρίας Συστημάτων από την Αμερική στο Πανεπιστήμιο Berkeley της Καλιφόρνια, ο οποίος δημοσίευσε για πρώτη φορά άρθρο σχετικό με την ασαφή λογική.

Αν και υπήρξαν αρκετές επικριτικές στάσεις απέναντι στη θεωρία της ασαφούς λογικής αντίστοιχα αρκετές ήταν οι πρακτικές εφαρμογές της συγκεκριμένης θεωρίας οι οποίες ήρθαν να αντικρούσουν τους επικριτές με τρανταχτά επιχειρήματα. Πιο συγκεκριμένα, το 1970 στο Πανεπιστήμιο Queen Mary στο Λονδίνο κατάφεραν να ελέγξουν μια γεννήτρια ατμού με τη χρήση ασαφούς λογικής, κάτι το οποίο δεν μπορούσε να γίνει στο παρελθόν με τη χρήση παραδοσιακών μεθόδων (Kandel (1982); Devi και Sarma (1986)). Άλλες εφαρμογές της εν λόγω θεωρίας αναφέρει ο Tong (1976). Η ασαφής λογική βρίσκει εφαρμογές και στην Ιαπωνία στον τομέα του ελέγχου της μηχανικής μετά το 1980. Οι πρώτες εφαρμογές συναντώνται το 1983 και 1987 στη διαχείριση νερού από ένα εργοστάσιο από την Fuji Electric και ένα σύστημα υπονόμου από την Hitachi αντίστοιχα. Πλέον η ασαφής λογική συναντάται σε εφαρμογές στον ευφυή έλεγχο και στην επεξεργασία δεδομένων, στις φωτογραφίες και στα βίντεο προκειμένου να ενσωματώσουν την εξειδίκευση του φωτογράφου στη διαδικασία καταγραφής εικόνας και βίντεο, καθώς η ουσιαστική λειτουργία της ασαφούς λογικής είναι να ενσωματώνει στον τρόπο λειτουργίας της την ειδίκευση, την τεχνική του εκάστοτε ανθρώπινου εγκεφάλου για κάθε ειδικότητα κάθε φορά (φωτογράφος, μηχανικός, ηλεκτρολόγος κλπ).

3.2.2 Βασικές έννοιες της ασαφούς λογικής

- Ασαφή Σύνολα

Η έννοια των ασαφών συνόλων αφορά σύνολα τα οποία αποτελούνται από ασαφή δεδομένα, δεδομένα τα οποία δεν μπορούν να ταξινομηθούν απόλυτα σε δύο κατηγορίες αλλά τους δίδεται ένας βαθμός συμμετοχής σε κάθε μία από αυτές τις κατηγορίες. Υποθέτουμε ότι διαθέτουμε ένα σύνολο από δεδομένα τα οποία θέλουμε να ξεχωρίσουμε μεταξύ τους αποδίδοντάς τους κάποια ιδιότητα. Θεωρούμε ότι διαθέτουμε τους αριθμούς 1-100, όπου το σύνολο των αριθμών συμβολίζεται με $S=\{1,100\}$ και ο στόχος του προβλήματος είναι η διάκριση των ζυγών αριθμών από τους περιττούς. Χρησιμοποιώντας τη χαρακτηριστική συνάρτηση του συνόλου S προκύπτει ότι:

$S: \{1, \dots, 100\} \rightarrow \{0,1\}$, όπου

$S(n)=1$ αν το n είναι ζυγός,

$S(n)=0$ αν το n δεν είναι ζυγός.

Η τιμή $S(n)=1$ υποδεικνύει ότι το n ανήκει στο σύνολο S ενώ το $S(n)=0$ υποδεικνύει ότι το n δεν περιλαμβάνεται στο S .

Με βάση τα παραπάνω γίνεται η εξής ανάλυση αναφορικά με τη μεταβλητή ύψος: Υποθέτουμε ότι διαθέτουμε ένα σύνολο ατόμων με διαφορετικό ύψος το οποίο εκτείνεται από 155 ως 190 εκατοστά και στόχος του προβλήματος είναι η διάκριση των ατόμων σε ψηλούς και κοντούς. Υιοθετούμε τα 170 εκατοστά ως το κατώφλι το οποίο διαχωρίζει τις δύο κατηγορίες ύψους. Το συγκεκριμένο σύνολο συμβολίζεται με $S=\{155,190\}$ και ζητούμε εκείνα τα ύψη που είναι τουλάχιστον 170 εκατοστά. Επομένως χρησιμοποιώντας τη χαρακτηριστική συνάρτηση του συνόλου S προκύπτει το εξής:

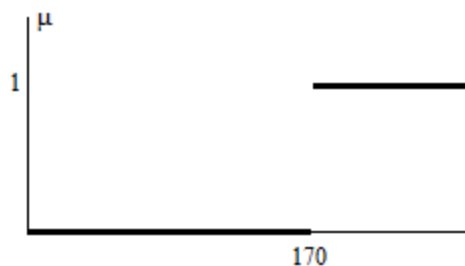
$S: \{155, \dots, 190\} \rightarrow \{0,1\}$, όπου

$S(n)=1$ αν το n είναι τουλάχιστον 170,

$S(n)=0$ αν το n είναι κάτω από 170.

Η τιμή $S(n)=1$ υποδεικνύει ότι το n ανήκει στο σύνολο S ενώ το $S(n)=0$ υποδεικνύει ότι το n δεν περιλαμβάνεται στο S .

Διαγραμματικά η χαρακτηριστική συνάρτηση έχει ως εξής:

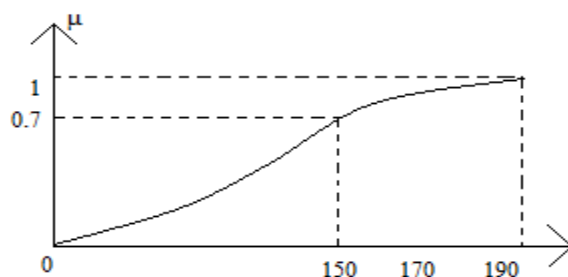


Εικόνα 6: Χαρακτηριστική συνάρτηση

Στο συγκεκριμένο διάγραμμα αναπαριστώνται τα ύψη που είναι τουλάχιστον 170 εκατοστά και τα ύψη που είναι κάτω από 170. Ωστόσο είναι ανακριβές να χαρακτηρίσουμε αυστηρά ένα άτομο ψηλό ή κοντό με βάση τη χαρακτηριστική συνάρτηση καθώς δεν ισχύει ότι ένα άτομο με ύψος 170 θεωρείται ψηλό ενώ ένα άτομο με ύψος 169 θεωρείται κοντό διότι διαφέρουν μόλις κατά ένα εκατοστό. Επομένως υπάρχει κάποιο πρόβλημα στις οριακές τιμές στο 170 το οποίο σημαίνει ότι δεν μπορούμε να είμαστε απόλυτοι αποφασίζοντας με βάση ένα δυαδικό σύστημα για το αν κάποιος είναι ψηλός ή κοντός. Σε αυτό το σημείο εισέρχεται η έννοια της γενικευμένης συνάρτησης συμμετοχής.

- Γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής

Στη γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής ορίζεται ο βαθμός στον οποίο ένα άτομο κατατάσσεται σε κάθε μία από τις ορισμένες κατηγορίες ενός προβλήματος και στην προκειμένη περίπτωση ο βαθμός στον οποίο ένα άτομο κατατάσσεται ως ψηλό ή κοντό. Στη συνέχεια παρατίθεται το αντίστοιχο διάγραμμα γενικευμένης συνάρτησης συμμετοχής.



Εικόνα 7: Γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής

Έχοντας θέσει ως όριο ύψους τα 170 εκατοστά για να ορίσουμε κάποιον ψηλό ή κοντό μπορούμε πλέον να πούμε ότι όλα τα άτομα είναι ψηλά ή κοντά σε ένα βαθμό. Αυτό σημαίνει ότι το άτομο με ύψος 155 είναι λιγότερο ψηλό σε σχέση με το άτομο με ύψος 175 και αποδίδουμε σε κάθε ένα από ένα ποσοστό συμμετοχής στον όρο “ψηλός” με εύρος τιμών 0-1. Για παράδειγμα το άτομο με ύψος 1,55 θα έχει ποσοστό συμμετοχής στα “ψηλά” άτομα 0,75, το άτομο με ύψος 1,75 θα έχει βαθμό συμμετοχής 0,8 ενώ το άτομο με ύψος 1,80 θα έχει βαθμό συμμετοχής 0,82 κλπ. Όσο πιο μεγάλο είναι το ποσοστό πλησιάζοντας το 1 τόσο περισσότερο ικανοποιεί την έννοια του ψηλού ατόμου.

- Ασαφής Έλεγχος

Η έννοια του ασαφούς ελέγχου αφορά τον έλεγχο δεδομένων τα οποία προέρχονται από ασαφή σύνολα. Για την καλύτερη κατανόηση της συγκεκριμένης έννοιας παρατίθεται το ακόλουθο παράδειγμα-πρόβλημα ελέγχου.

Δίδεται ένα πρόβλημα το οποίο αφορά τη διαχείριση ταχύτητας μιας ηλεκτρικής μηχανής. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα βασικό ρόλο διαδραματίζει η μεταβλητή “ταχύτητα” η οποία πρέπει να διατηρηθεί σταθερή. Αυτή η μεταβλητή ονομάζεται μεταβλητή κατάστασης ή μεταβλητή εισόδου (του ελεγκτή) και ο στόχος του προβλήματος είναι η διατήρηση της μεταβλητής εισόδου σε ένα σταθερό επίπεδο. Η μεταβλητή εισόδου επηρεάζεται από τη μεταβλητή εξόδου η οποία στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι η παροχή ρεύματος. Ακόμα υπάρχουν εξωγενείς παράγοντες που επηρεάζουν την ταχύτητα της μηχανής οι οποίοι, για την απλοποίηση του προβλήματος και χωρίς βλάβη της γενικότητας, δεν λαμβάνονται υπόψη. Η τιμή εξόδου του ελεγκτή εξαρτάται από την τιμή της μεταβλητής εισόδου και την αλλαγή της μεταβλητής εισόδου, την παράγωγό της ως προς τον χρόνο.

Υποθέτουμε ότι υπάρχει ένας ελεγκτής με τιμές εισόδου ένα διάνυσμα $\xi_1 \in X_1, \dots, \xi_n \in X_n$ και μια μεταβλητή εξόδου με $\eta \in Y$. Ο στόχος του προβλήματος είναι η επίλυσή του περιγράφοντας μια συνάρτηση ελέγχου $\psi: X_1 * \dots * X_n \rightarrow Y$. Αυτή η συνάρτηση ελέγχου ορίζει για κάθε σύνολο μεταβλητών εισόδου $(x_1, \dots, x_n) \in X_1 * \dots * X_n$ μια κατάλληλη τιμή εξόδου $y = \psi(x_1, \dots, x_n)$.

Αυτό που γνωρίζει το άτομο -ο ειδικός- που προσπαθεί να επιλύσει το πρόβλημα ελέγχου είναι διαθέσιμο σε αυτόν με τη μορφή συνόλου κανόνων, μιας βάσης κανόνων, η οποία διαθέτει k γλωσσικούς κανόνες ελέγχου R_1, R_2, \dots, R_k , της μορφής:

$R_r : \text{Αν } \xi_1 \text{ είναι } A_{j1,r}^{(1)} \text{ και } \dots \text{ και } \xi_n \text{ είναι } A_{jn,r}^{(n)} \text{ τότε η είναι } B_{ir} \text{ (} i=1, \dots, k \text{), όπου } A_{j1,r}^{(1)}, \dots, A_{jn,r}^{(n)} \text{ είναι γλωσσικοί όροι μεταβλητών εισόδου και εξόδου αντίστοιχα. Τα σύνολα } X_1, \dots, X_n \text{ και } Y \text{ χωρίζονται από τα ασαφή σύνολα } \mu_1^{(1)}, \dots, \mu_{p1}^{(1)}, \dots, \mu_1^{(n)}, \dots, \mu_{pn}^{(n)} \text{ και } v_1, \dots, v_q, \text{ αντίστοιχα ενώ τα ασαφή σύνολα χρησιμοποιούνται ώστε να αναπαραστήσουν τους γλωσσικούς όρους.}$

Οι ελεγκτές που λειτουργούν σε αυτήν την βάση ονομάζονται ασαφείς ελεγκτές και υπάρχουν διάφορα είδη ασαφών ελεγκτών όπως ο ελεγκτής Mandani, ο ελεγκτής Sugeno κλπ. ωστόσο η λεπτομερειακή περιγραφή των ελεγκτών δεν αποτελεί αντικείμενο της παρούσας εργασίας ενώ αναλυτική παρουσίαση των ελεγκτών περιγράφεται στην εργασία των Lee (1990a). Στη συνέχεια περιγράφεται η γενική αρχιτεκτονική των ασαφών ελεγκτών όπου βασικά συστατικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής των ασαφών ελεγκτών συνιστούν οι εξής παράγοντες:

- διεπαφή ασαφοποίησης
- λογική απόφασης
- διεπαφή αποασαφοποίησης
- σύστημα
- βάση γνώσης

Το πρώτο βήμα που γίνεται κατά την επεξεργασία των δεδομένων από ένα ασαφές σύστημα είναι η συλλογή των τιμών εισόδου από τη διεπαφή ασαφοποίησης. Αυτές τις τιμές τις χρησιμοποιεί η διεπαφή προκειμένου να μετασχηματίσει τις πραγματικές αξίες σε γλωσσικές αξίες ή σε ασαφή σύνολα.

Η βάση γνώσης περιέχει δύο στοιχεία:

- την βάση κανόνα και
- πληροφορίες σχετικά με τις περιοχές, τους γλωσσικούς όρους κλπ.

Η λογική απόφασης αντλεί πληροφορίες που αφορούν τη μεταβλητή εξόδου, όπου η μεταβλητή εξόδου εξαρτάται από τη μεταβλητή εισόδου και τέλος η διεπαφή αποασαφοποίησης χρησιμοποιεί αυτήν την πληροφορία για να καθορίσει μια σαφή αξία εξόδου.

- Γλωσσικές μεταβλητές

Η γλωσσική μεταβλητή είναι μια μεταβλητή η οποία προσπαθεί να μεταφράσει έναν πραγματικό αριθμό, μια ποσότητα, σε όρους γλωσσικούς. Αυτή η μεταβλητή χρησιμοποιείται προκειμένου να γίνει κατανοητή από το ασαφές σύστημα ώστε να μπορεί να την επεξεργαστεί. Χαρακτηριστικό παράδειγμα εφαρμογής μιας γλωσσικής μεταβλητής είναι η θερμοκρασία. Σε όρους πραγματικών αριθμών μπορούμε να προσδιορίσουμε τη θερμοκρασία λέγοντας ότι είναι πχ 12 βαθμοί Κελσίου, 20 βαθμοί Κελσίου, 30 βαθμοί Κελσίου, 40 βαθμοί Κελσίου κλπ. Οι παραπάνω θερμοκρασίες μπορούν να μεταφραστούν σε όρους γλωσσικούς ως εξής:

- χαμηλή θερμοκρασία
- κανονική θερμοκρασία
- υψηλή θερμοκρασία
- πολύ υψηλή θερμοκρασία

Μηχανισμός λειτουργίας της ασαφούς λογικής

Η ασαφής λογική προσπαθεί, έχοντας μετατρέψει κάποιους πραγματικούς αριθμητικούς όρους σε όρους ασαφούς λογικής, να εκτελέσει κάποιες λειτουργίες και να διενεργήσει “έξυπνο” έλεγχο ή επεξεργασία δεδομένων. Ουσιαστικά η ασαφής λογική βασίζεται σε κανόνες που χρησιμοποιεί ο άνθρωπος στην καθημερινότητά του και προσπαθεί να μετατρέψει αυτούς τους κανόνες σε όρους ασαφούς λογικής ώστε να μπορούν να υποστούν επεξεργασία από ένα ασαφές σύστημα. Με αυτόν τον τρόπο ένα σύστημα θα μπορεί αυτόματα να εκτελέσει λειτουργίες, για τις οποίες σε άλλη περίπτωση θα ήταν απαραίτητη η παρέμβαση του ανθρώπου, και να καταλήξει στη λύση ενός προβλήματος. Στη συνέχεια αναλύεται η τεχνολογία της ασαφούς λογικής η οποία βασίζεται σε κανόνες καθώς οι περισσότερες εφαρμογές ασαφούς λογικής βασίζονται σε

αυτήν την τεχνολογία. Για την καλύτερη κατανόηση της συγκεκριμένης τεχνολογίας παρουσιάζεται η ακόλουθη περιπτωσιολογική μελέτη.

Έλεγχος γερανού κιβωτίου

Οι γερανοί κιβωτίων χρησιμοποιούνται για τη μεταφορά φορτίων στα πλοία με τη χρήση καλωδίων όπου η κεφαλή του γερανού κινείται μπρος πίσω παράλληλα από το έδαφος για να μεταφέρει το κιβώτιο. Ωστόσο κατά τη διάρκεια φόρτωσης, μεταφοράς και εκφόρτωσης το φορτίο ταλαντώνεται κάτι το οποίο εμποδίζει την άμεση απόθεσή του στο σημείο εκφόρτωσης πάνω στο πλοίο. Για τη μεταφορά αυτή υπάρχουν δύο επιλογές:

1. Γρήγορη μεταφορά του φορτίου μέχρι το σημείο απόθεσης και όταν σταματήσει η ταλάντωση γίνεται η τοποθέτησή του στο πλοίο.
2. Σταδιακή μεταφορά του φορτίου μέχρι το σημείο απόθεσης και άμεση απόθεσή του.

Πλέον οι περισσότεροι γερανοί χρησιμοποιούν τον δεύτερο τρόπο μεταφοράς σύμφωνα με τον οποίο κάποιο άτομο ρυθμίζει την ταχύτητα με την οποία μεταφέρεται το φορτίο στον αέρα αλλά θα πρέπει να το κάνει έτσι ώστε να αναπληρωθεί ο χαμένος χρόνος που θα κερδιζόταν στην περίπτωση που εφαρμοζόταν ο πρώτος τρόπος. Ο χειρισμός του γερανού μπορεί να γίνει με δύο τρόπους:

1. Με φυσικό τρόπο (χειροκίνητος έλεγχος του γερανού).
2. Με τεχνητό τρόπο (αυτόματος έλεγχος του γερανού).

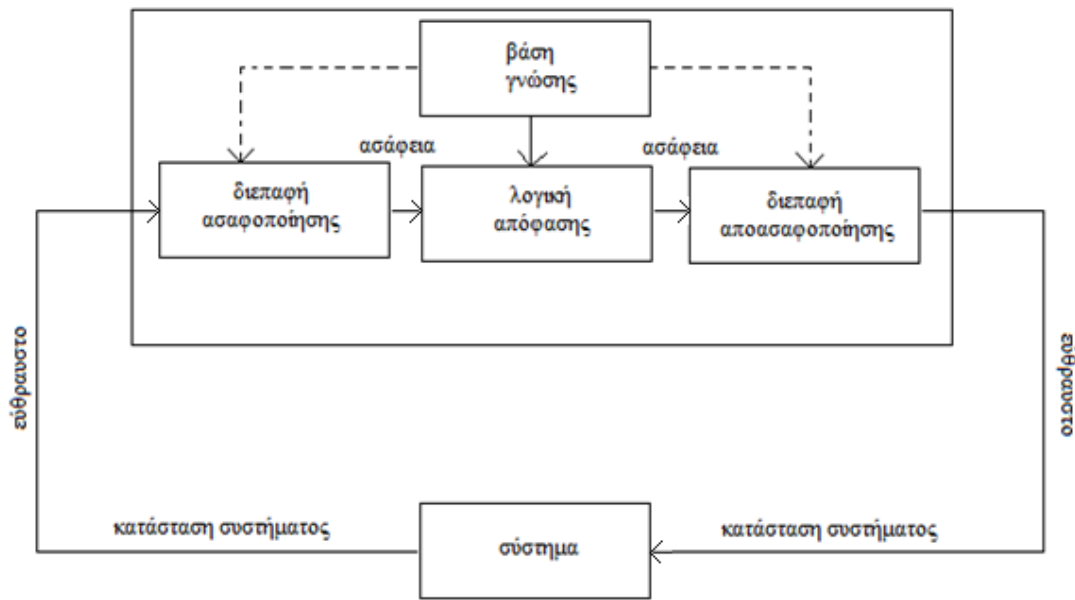
Στην περίπτωση του φυσικού τρόπου μεταφοράς η διαδικασία που ακολουθείται είναι η εξής:

Αρχικά ο χειριστής σηκώνει το φορτίο με τη χρήση του γερανού τροφοδοτώντας τον γερανό με μέτρια ηλεκτρική ενέργεια ώστε να εξετάσει που κυμαίνεται η ταλάντωση του φορτίου αρχικά. Ανάλογα με την ταλάντωση προσαρμόζει κάθε φορά την ηλεκτρική ενέργεια ώστε να φέρει το φορτίο στην κατάλληλη θέση σε σχέση με την “κεφαλή” (ακραίο σημείο) του γερανού. Πλησιάζοντας στο σημείο απόθεσης ο χειριστής προσαρμόζει κατάλληλα την ταχύτητα ώστε το φορτίο να φρενάρει κατά κάποιον τρόπο στο κατάλληλο σημείο πάνω από το οποίο θα αποτεθεί. Στη συνέχεια αυξάνεται η ενέργεια της μηχανής ώστε η κεφαλή του γερανού να είναι πάνω από τη θέση απόθεσης και η ταλάντωση να είναι μηδενική. Η ίδια διαδικασία μπορεί να γίνει αυτόματα με τη χρήση

της ασαφούς λογικής χρησιμοποιώντας γλωσσικές μεταβλητές με τη χρήση ενός αλγόριθμου της μορφής αν-τότε.

Στην περίπτωση του τεχνητού τρόπου μεταφοράς η διαδικασία που ακολουθείται είναι η εξής:

Αρχικά γίνεται έλεγχος δύο συνθηκών οι οποίες περιλαμβάνουν τις μεταβλητές “Απόσταση” και “Γωνία” όπου ελέγχεται η τιμή που λαμβάνουν αυτές οι μεταβλητές μέσα από 5 κανόνες αν-τότε. Στη συνέχεια παρατίθεται η λογική και η αρχιτεκτονική του ελεγκτή ασαφούς λογικής μέσα από 3 επιμέρους στάδια.



Εικόνα 8: Ελεγκτής ασαφούς λογικής

- Στο πρώτο στάδιο γίνεται η διαδικασία της ασαφοποίησης, η μετάφραση δηλαδή των πραγματικών τιμών των μεταβλητών (των τιμών εισόδου) όπως τις αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος σε όρους γλωσσικών μεταβλητών. Πιο

συγκεκριμένα οι τιμές που παίρνουν οι γλωσσικές μεταβλητές έχουν ως εξής:

- Απόσταση: πολύ μακριά, μακριά, μέτρια, κοντά, μηδέν
- Γωνία: θετ_μεγάλη, θετ_μικρή, μηδέν, αρν_μικρή, αρν_μεγ
- Ισχύς: θετ_μεγάλη, θετ_μέτρια, μηδέν, αρν_μέτρια, αρν_μεγάλη

Ενδεικτικά, όσον αφορά την απόσταση η αντίστοιχη μεταβλητή για μήκος 12 γιάρδων θα λαμβάνει την τιμή σε όρους γλωσσικής αξίας “ακόμα μέτρια, λίγο μακριά”.

- Στο δεύτερο στάδιο περιλαμβάνεται η έννοια του ασαφούς συμπεράσματος όπου αξιολογείται το σύνολο των κανόνων αν-τότε. Σε αυτό το στάδιο αναπτύσσονται οι εξής κανόνες αν-τότε με τη χρήση αλγόριθμου:

1. AN Απόσταση=μακριά ΚΑΙ Γωνία=μηδέν

TOTE Ισχύς=θετ_μέτρια

2α. AN Απόσταση=μακριά ΚΑΙ Γωνία=αρν_μικρή

TOTE Ισχύς=θετ_μεγάλη

2b. AN Απόσταση=μακριά ΚΑΙ Γωνία=αρν_μεγάλη

TOTE Ισχύς=αρν_μέτρια

3. AN Απόσταση=μέτρια ΚΑΙ Γωνία=αρν_μικρή

TOTE Ισχύς=αρν_μέτρια

4. AN Απόσταση=κοντά ΚΑΙ Γωνία=θετ_μικρή

TOTE Ισχύς=θετ_μέτρια

5. AN Απόσταση=μηδέν ΚΑΙ Γωνία=μηδέν

TOTE Ισχύς=μηδέν

Ενδεικτικά, το γλωσσικό αποτέλεσμα για την ισχύ θα μπορούσε να είναι “λίγο λιγότερο από το μέτριο”. Το στάδιο της αποασαφοποίησης μεταφράζει αυτό το αποτέλεσμα σε πραγματική αξία η οποία αναπαριστά τη ρύθμιση ισχύος της μηχανής σε κιλοβάτ.

Στο στάδιο του ασαφούς συμπεράσματος πραγματοποιούνται δύο πράξεις:

1. Συνάθροιση
2. Σύνθεση

1. Συνάθροιση

Στο στάδιο της συνάθροισης υπολογίζεται το τμήμα AN των κανόνων. Το κομμάτι AN του κανόνα 1 συνδυάζει τις συνθήκες “Απόσταση=μέτρια” και “Γωνία=θετ_μικρή”. Το κομμάτι AN ορίζει αν ο κανόνας είναι έγκυρος στην παρούσα κατάσταση ή όχι.

2. Σύνθεση

Στο στάδιο της σύνθεσης υπολογίζεται το τμήμα TOTE των κανόνων. Κάθε κανόνας ορίζει μια πράξη που αφορά το TOTE μέρος. Ο βαθμός στον οποίο η πράξη είναι έγκυρη δίνεται από την καταλληλότητα του κανόνα στην παρούσα κατάσταση. Αυτή η καταλληλότητα υπολογίζεται από τη συνάθροιση ως το επίπεδο αλήθειας του μέρους AN.

Σύμφωνα με τα παραπάνω ο κανόνας 1 καταλήγει στην πράξη “Ισχύς=θετ_μέτρια” στον βαθμό 0, ο κανόνας 2 καταλήγει στην πράξη “Ισχύς=μηδέν” στο βαθμό 0.2 και ο κανόνας 3 καταλήγει στην πράξη “Ισχύς=θετ_μέτρια” στον βαθμό 0.1. Και οι δύο κανόνες 1 και 3 καταλήγουν στην ίδια πράξη αλλά με διαφορετικό βαθμό αλήθειας και αυτά τα αποτελέσματα πρέπει να συνδυαστούν πριν από το βήμα της αποασαφοποίησης.

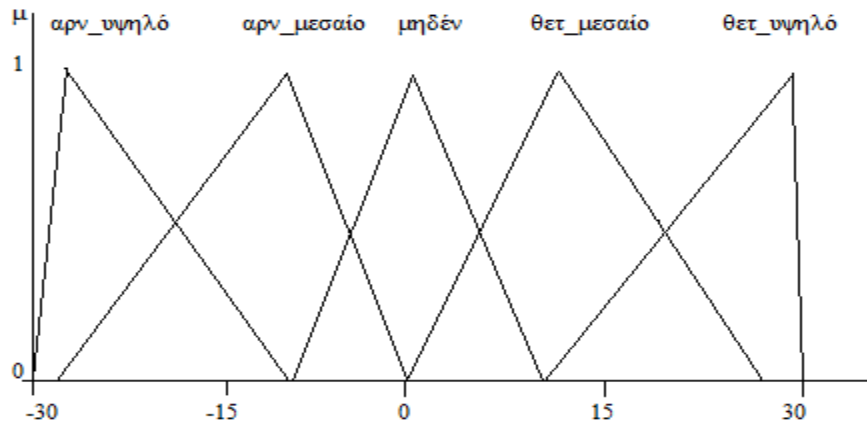
Το αποτέλεσμα του συμπεράσματος της ασαφούς λογικής για την ισχύ της γλωσσικής μεταβλητής έχει ως εξής:

θετ_μεγάλο	στο βαθμό του 0.0
θετ_μέτριο	στο βαθμό του 0.8
μηδέν	στο βαθμό του 0.2
αρν_μέτριο	στο βαθμό του 0.0
αρν_μεγάλο	στο βαθμό του 0.0

- Στο τρίτο στάδιο περιλαμβάνεται η αποασαφοποίηση με τη χρήση γλωσσικών μεταβλητών.

Στο τέλος του ασαφούς συμπεράσματος το αποτέλεσμα για την ισχύ δίνεται ως η αξία μιας γλωσσικής μεταβλητής. Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί το αποτέλεσμα ώστε

να ρυθμίσουμε την ισχύ της μηχανής πρέπει να μεταφραστεί σε πραγματική αξία. Αυτό το βήμα ονομάζεται αποασαφοποίηση. Η σχέση ανάμεσα στις γλωσσικές αξίες και τις αντίστοιχες πραγματικές αξίες δίνεται πάντα από τους ορισμούς.



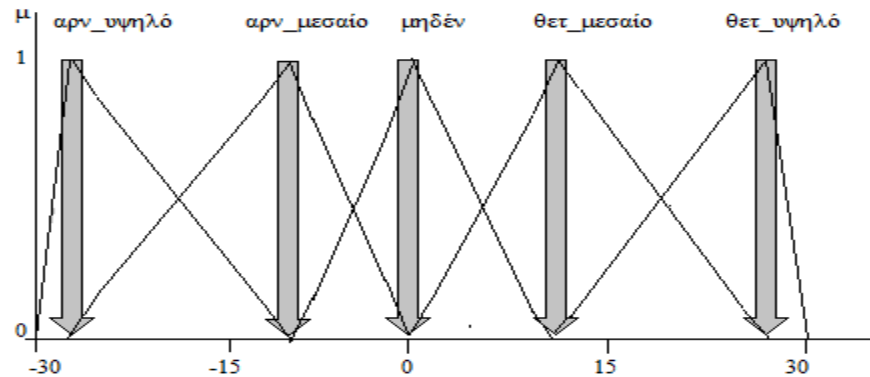
Εικόνα 9: Συναρτήσεις συμμετοχής της γλωσσικής μεταβλητής ισχύς

Η αποασαφοποίηση περιλαμβάνει δύο στάδια:

1. Υπολογισμός των τυπικών αξιών
2. Εύρεση του καλύτερου συμβιβασμού

1. Υπολογισμός των τυπικών αξιών

Για τον υπολογισμό των τυπικών αξιών υπολογίζεται το μέγιστο κάθε συνάρτησης συμμετοχής.



Εικόνα 10: Αποασαφοποίηση: Υπολογισμός τυπικών αξιών

2. Εύρεση του καλύτερου συμβιβασμού

Η εύρεση του καλύτερου συμβιβασμού αφορά την εύρεση της καλύτερης συμβιβαστικής διακριτής αξίας για τις γλωσσικές μεταβλητές.

3.3 Νευρο-ασαφή συστήματα

3.3.1 Περιγραφή των νευρο-ασαφών συστημάτων

Τα νευρο-ασαφή συστήματα είναι ένας συνδυασμός της μεθοδολογίας των ΝΔ και των ασαφών συστημάτων και έχουν σαν στόχο τη βελτιστοποίηση των ασαφών συστημάτων ή σε κάποιες περιπτώσεις τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης των δύο συστημάτων. Αρχικές σκέψεις για συνδυασμό των ΝΔ με τα ασαφή συστήματα είχαν γίνει από τους Brown και Harris (1994), Lin (1994) και Nie και Linkens (1995) και αφορούσαν εφαρμογές ασαφούς ελέγχου. Ωστόσο προκειμένου να συνδυαστούν τα δύο αυτά συστήματα θα πρέπει να πληρούνται κάποιες προϋποθέσεις. Πιο συγκεκριμένα είναι απαραίτητο να υπάρχουν αρκετά δεδομένα εκπαίδευσης ή μια διαδικασία αξιολόγησης ώστε να κατασκευάσουμε το πρόβλημα εκμάθησης. Επιπλέον θα πρέπει να ελέγξουμε αν πρέπει να τροποποιηθεί ένα υπάρχον ασαφές σύστημα ή αν πρέπει να καθοριστούν εξολοκλήρου νέα ασαφή σύνολα και ασαφείς κανόνες (Nauck και Kruse (1994a)). Εφόσον πληρούνται οι προϋποθέσεις αυτές πλέον το νευρο-ασαφές σύστημα επιδιώκει, μέσω της βελτιστοποίησης απόδοσης του υβριδικού συστήματος, να ερμηνεύσει τη βάση κανόνων ενός ασαφούς συστήματος σε όρους του ΝΔ. Αυτό συνεπάγεται ότι αν τα στοιχεία της

βάσης κανόνων είναι τα ασαφή σύνολα και οι τιμές εισόδου και εξόδου αντιπροσωπεύουν τους κανόνες τότε η ερμηνεία αυτών των στοιχείων σε όρους ΝΔ θα γίνει ως εξής:

ασαφή σύνολα → βάρη,

τιμές εισόδου → νευρώνες,

τιμές εξόδου → νευρώνες,

κανόνες → νευρώνες

Με αυτόν τον τρόπο ένα ασαφές σύνολο μπορεί να ιδωθεί σαν ένα είδος ΝΔ. Σε αυτήν την περίπτωση ο αλγόριθμος εκμάθησης τροποποιεί τη δομή και τις παραμέτρους δηλαδή συμπεριλαμβάνει ή απαλείφει τους νευρώνες και υιοθετεί τα βάρη. Πλέον οι αλλαγές που προκαλούνται από τη διαδικασία εκμάθησης ερμηνεύονται όχι μόνο από τη μεριά των ΝΔ αλλά και από τη μεριά των ασαφών συνόλων.

Η ταξινόμηση των νευρο-ασαφών συστημάτων γίνεται σε δύο κατηγορίες:

- συνεργατικά νευρο-ασαφή συστήματα
- υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα

Στην παρούσα εργασία γίνεται αναφορά στη δεύτερη κατηγορία νευρο-ασαφών συστημάτων καθώς σε αυτήν την κατηγορία υπάγεται το σύστημα ANFIS το οποίο εφαρμόζεται για την πρόβλεψη της βραχυχρόνιας τάσης των τιμών των μετοχών του Γενικού Δείκτη του ΧΑΑ.

Τα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα αφορούν δύο διαφορετικές μεθοδολογίες οι οποίες δρουν παράλληλα και δεν μπορούν να διαχωριστούν. Η ουσία των νευρο-ασαφών συστημάτων είναι η εύρεση κατάλληλων παραμέτρων για ένα ασαφές σύστημα με τη χρήση ΝΔ χρησιμοποιώντας κάποιον αλγόριθμο εκμάθησης. Αυτό γίνεται αναπαριστώντας τον αλγόριθμο με μια αρχιτεκτονική όμοια με αυτήν του ΝΔ. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται κάποιος αλγόριθμος ο οποίος θα εκπαιδεύσει το σύστημα. Ωστόσο οι συναρτήσεις που χρησιμοποιούν τα ασαφή συστήματα είναι τις περισσότερες φορές μη διαφορίσιμες ενώ ο αλγόριθμος στα ΝΔ χρησιμοποιεί διαφορίσιμες συναρτήσεις. Σε αυτήν την περίπτωση υπάρχουν δύο τρόποι αντιμετώπισης του προβλήματος:

1. Εφαρμογή διαφορίσιμων συναρτήσεων στα ασαφή συστήματα στη θέση των ΝΔ.
2. Εφαρμογή ενός αλγόριθμου ο οποίος δεν χρειάζεται διαφορίσιμες συναρτήσεις.

Χαρακτηριστικά παραδείγματα της δεύτερης λύσης αποτελούν τα μοντέλα NEFCON, NEFCLASS και NEFPROX ενώ μοντέλα που χρησιμοποιούν την πρώτη λύση είναι το ANFIS του Jang (1993) και το μοντέλο GARIC (Berenji και Khedkar (1992b)).

Όπως αναφέρθηκε ήδη τα νευρο-ασαφή μοντέλα διακρίνονται σε δύο κατηγορίες. Ωστόσο, και οι δύο κατηγορίες μοιράζονται κοινές ιδιότητες οι οποίες είναι οι εξής:

1. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα είναι ένα ασαφές σύστημα το οποίο χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο εκπαίδευσης από τα ΝΔ. Η διαδικασία εκπαίδευσης εξαρτάται από τα δεδομένα και δεν βασίζεται σε κάποια γνώση.
2. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα μπορεί να εκφραστεί με όρους ασαφών κανόνων.
3. Η διαδικασία εκμάθησης ενός νευρο-ασαφούς συστήματος λαμβάνει υπόψη τις σημασιολογικές ιδιότητες του εκάστοτε ασαφούς συστήματος.
4. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα προσεγγίζει μια ν-διάστατη συνάρτηση που οδηγείται εν μέρει από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Οι ασαφείς κανόνες μπορούν να ιδωθούν ως αβέβαια πρωτότυπα των δεδομένων εκπαίδευσης.
5. Ένα νευρο-ασαφές σύστημα μπορεί να ιδωθεί σαν ένα ειδικό μεταδραστικό ΝΔ τριών επιπέδων όπου στο πρώτο επίπεδο έχω τις μεταβλητές εισόδου, στο μεσαίο επίπεδο έχω τους ασαφείς κανόνες και στο τρίτο επίπεδο έχω τις μεταβλητές εξόδου, όπου τα ασαφή σύνολα κωδικοποιούνται ως ασαφή βάρη σύνδεσης.

Εν κατακλείδι, η νευρο-ασαφής μεθοδολογία χρησιμοποιείται για να αντλήσουμε ένα ασαφές σύστημα από τα δεδομένα ή για να το ενισχύσουμε μέσω της εκμάθησης από παραδείγματα. Με τη βελτιστοποίηση η οποία επιτυγχάνεται συνήθως το μοναδικό μέρος που αλλάζει είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής. Ο κανόνας βάσης συνήθως δεν τροποποιείται γιατί αυτό θα συνεπαγόταν είτε τη διαγραφή είτε την πρόσθεση νέων κανόνων όμως ο κανόνας βάσης αντικατοπτρίζει γνώση η οποία θεωρείται έγκυρη. Αν αλλάξει και ο κανόνας βάσης κατά τη διάρκεια της εκμάθησης αυτό σημαίνει ότι οι κανόνες που είναι διαθέσιμοι ως τώρα θα χρησιμοποιηθούν σαν προηγούμενη γνώση. Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης θα αναπτυσσόταν έτσι ένας εντελώς καινούριος κανόνας βάσης και άρα θα αφαιρούνταν προηγούμενη γνώση εντελώς από το ασαφές σύστημα. Επομένως, εφόσον δεν είναι επιθυμητό να αλλάξουμε τον κανόνα βάσης η κακή απόδοση του συστήματος θα οφείλεται σε ελλειμματικές συναρτήσεις συμμετοχής.

3.3.2 Το σύστημα ANFIS

3.3.2.1 Στάδια εκτέλεσης ANFIS

Το μοντέλο ANFIS αποτελεί ένα από τα πρώτα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα για την προσέγγιση συνάρτησης (Jang (1991); Jang (1992); Jang (1993)). Πρόκειται για μια αρχιτεκτονική ΝΔ 5 επιπέδων μεταδράσεως. Στο συγκεκριμένο σύστημα πρέπει να είναι γνωστή η βάση κανόνων εκ των προτέρων ενώ το ANFIS προσαρμόζει μόνο τις συναρτήσεις συμμετοχής των προγόνων και των απορρέοντων παραμέτρων. Ο κανόνας που χρησιμοποιεί μπορεί να υιοθετήσει μια ή και περισσότερες μεταβλητές εξόδου. Ωστόσο στη συγκεκριμένη εργασία, για λόγους απλοποίησης και χωρίς βλάβη της γενικότητας, γίνεται χρήση μόνο μιας μεταβλητής εξόδου. Επομένως παρουσιάζεται ένα σύστημα ANFIS το οποίο αποτελείται από η μονάδες εισόδου στο επίπεδο U_0 και τα ενδιάμεσα επίπεδα είναι τα U_1, U_2, \dots, U_5 . Το πρώτο επίπεδο δεν υιοθετείται από τον Jang ενώ τα επόμενα επίπεδα σύμφωνα με τον Jang έχουν τις εξής λειτουργικότητες (Jang, 1993):

Επίπεδο 1:

Κάθε μονάδα στο πρώτο επίπεδο αποθηκεύει τρεις παραμέτρους ώστε να ορίσει μια συνάρτηση συμμετοχής μορφής καμπάνας η οποία αναπαριστά έναν γλωσσικό όρο:

$$\mu_j^i(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c}{a}\right)^b}$$

όπου το x_i είναι μια μεταβλητή εισόδου. Κάθε μονάδα συνδέεται με μια μονάδα εισόδου και υπολογίζει το βαθμό συμμετοχής της αξίας της εισόδου που αποκτάται.

Επίπεδο 2:

Κάθε κανόνας αναπαριστάται από μια μονάδα στο U_2 . Κάθε μονάδα συνδέεται με τις μονάδες στο προηγούμενο επίπεδο οι οποίες προέρχονται από τους προγόνους του κανόνα. Οι εισροές σε μια μονάδα $R_r \in U_2$ είναι βαθμοί συμμετοχής που πολλαπλασιάζονται ώστε να καθορίσουν το βαθμό ικανοποίησης του κανόνα ο οποίος αναπαριστάται από το R_r .

Επίπεδο 3:

Για κάθε κανόνα R_r υπάρχει μια μονάδα η οποία υπολογίζει το σχετικό βαθμό

ικανοποίησής $\bar{r} = \frac{r_r}{\sum_{R_i \in U_2} r_i}$. Κάθε μονάδα συνδέεται με όλες τις μονάδες κανόνων στο U_2 .

Επίπεδο 4:

Οι μονάδες στο U_4 συνδέονται με όλες τις μονάδες εισόδου και ακριβώς με μια μονάδα στο U_3 . Κάθε μονάδα υπολογίζει την εκροή ενός κανόνα R_r η οποία ισούται με

$$o_r = \bar{r}_r * (a_o^{(r)} + a_1^{(r)} * x_1 + \dots + a_n^{(r)} * x_n)$$

Επίπεδο 5:

Μια μονάδα εξόδου υπολογίζει την τελική εκροή y αθροίζοντας όλες τις εκροές από το U_4 .

3.3.2.2 Αλγόριθμος εκπαίδευσης ANFIS

Το σύστημα ANFIS χρησιμοποιεί σαν αλγόριθμο έναν συνδυασμό της ανάστροφης ανάδρασης και των ελαχίστων τετραγώνων όπου κάθε αλγόριθμος έχει τη δική του χρηστικότητα.

Ο αλγόριθμος ανάστροφης ανάδρασης χρησιμεύει για την εκμάθηση προηγούμενων παραμέτρων, δηλαδή των συναρτήσεων συμμετοχής, και η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων χρησιμεύει για τον προσδιορισμό των συντελεστών των γραμμικών συνδυασμών των απορροιών των κανόνων. Η διαδικασία της εκμάθησης αποτελείται από δύο μέρη:

- Στο πρώτο μέρος το πρότυπο εισόδου μεταδίδεται και υπολογίζονται οι άριστες προκύπτουσες παράμετροι μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ελαχίστων τετραγώνων ενώ οι προηγούμενες παράμετροι θεωρούνται σταθερές για τον τωρινό κύκλο.
- Στο δεύτερο μέρος τα πρότυπα “διαδίδονται” ξανά και σε αυτήν την εποχή χρησιμοποιείται η ανάστροφη ανάδραση για να τροποποιήσει τις προηγούμενες

παραμέτρους ενώ οι ακόλουθες παράμετροι παραμένουν σταθερές και αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται.

Σύμφωνα με τον Jang ο αλγόριθμος εκπαίδευσης ακολουθεί τα εξής βήματα:

1. Διάδοση όλων των προτύπων από τα δεδομένα εκπαίδευσης και προσδιορισμός των ακόλουθων παραμέτρων με επαναληπτική διαδικασία της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Οι προηγούμενες παράμετροι παραμένουν σταθερές.
2. Διάδοση όλων των προτύπων ξανά και ενημέρωση των προηγούμενων παραμέτρων με ανάστροφη ανάδραση. Οι ακόλουθες παράμετροι παραμένουν σταθερές.
3. Αν το σφάλμα μειώθηκε σε τέσσερα διαδοχικά βήματα τότε αύξησε τον βαθμό εκμάθησης κατά 10%. Αν το σφάλμα είναι υποκείμενο σε διαδοχικούς συνδυασμούς αύξησης και μείωσης τότε μείωσε το βαθμό εκμάθησης κατά 10%.
4. Σταμάτα αν το σφάλμα είναι πολύ μικρό, διαφορετικά συνέχισε από το πρώτο βήμα.

Επίσης είναι δυνατό να εφαρμόσουμε άλλες τεχνικές για την εκμάθηση εκτός από αλγόριθμους που ανήκουν στα ΝΔ όπως αναφέρουν στην εργασία τους οι Jang και Mizutani (1996).

Το σύστημα ANFIS διαβεβαιώνει ότι κάθε γλωσσικός όρος αναπαριστάται από ένα μόνο ασαφές σύνολο. Όμως η διαδικασία εκμάθησης του ANFIS δεν παρέχει τα μέσα για να εφαρμόσουμε περιορισμούς που περιορίζουν το είδος των τροποποιήσεων που εφαρμόζονται στις συναρτήσεις συμμετοχής. Το αποτέλεσμα εκμάθησης μπορεί να είναι δύσκολο να ερμηνευτεί επειδή το ANFIS μπορεί να καταλάβει ασαφή συστήματα μόνο τύπου Sugeno. Επομένως το ANFIS είναι κατάλληλο μόνο για εφαρμογές όπου η ερμηνεία δεν είναι τόσο σημαντική όσο η απόδοση.

Η έναρξη χρησιμοποιώντας προγενέστερη γνώση είναι ευκολότερη σε μοντέλα που χρησιμοποιούν ασαφή συστήματα τύπου Mandani και όχι ANFIS. Συνήθως είναι αδύνατο να προσδιορίσουμε έναν κανόνα της μορφής ενός κατάλληλου γραμμικού συνδυασμού. Άρα το ANFIS είναι κατάλληλο για προβλήματα όπου είναι πιθανό να προσδιορίσουμε ασαφείς καταστάσεις οι οποίες είναι έγκυρες για το εκάστοτε πρόβλημα. Αυτές οι ασαφείς καταστάσεις χρησιμοποιούνται στους προγόνους για τους κανόνες που αναπαριστώνται μέσα στο ANFIS. Δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει προγενέστερη γνώση των ακόλουθων

των κανόνων. Οι ακόλουθες παράμετροι μπορεί να αρχίζουν με τυχαίες αξίες και ο προσδιορισμός αφήνεται στη διαδικασία εκμάθησης.

Το ANFIS παρέχει ένα πλαίσιο ΝΔ για το ασαφές σύστημα Sugeno. Αυτό μπορεί να βοηθήσει να εφαρμόσουμε το σύστημα σε ένα περιβάλλον ΝΔ. Όμως ένα τέτοιο πλαίσιο δεν είναι κατάλληλο για την εφαρμογή του. Είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί μια εκμάθηση gradient descent απευθείας σε ένα ασαφές σύστημα Sugeno χωρίς να αναπαρασταθεί σε μια δομή δικτύου.

Κεφάλαιο 4 Εφαρμογή νευρο-ασαφών συστημάτων στις τιμές των μετοχών του ΧΑΑ

4.1 Δεδομένα

Η παρούσα μελέτη βασίζεται στις ημερήσιες τιμές κλεισίματος 261 μετοχών του Χρηματιστηρίου Αξιών Αθηνών (ΧΑΑ). Σαν τιμή εισόδου για κάθε μετοχή χρησιμοποιείται η τιμή κλεισίματος σε ημερήσια βάση σε βάθος χρόνου έως και 27 έτη περίπου στις περιπτώσεις μετοχών για τις οποίες διαθέτουμε τα περισσότερα στοιχεία. Ωστόσο το σύνολο των τιμών κλεισίματος για κάθε μετοχή ποικίλει λόγω της διαφορετικής χρονολογίας εισαγωγής των υπό εξέταση εταιρειών στον πίνακα του ΧΑΑ. Επομένως στην εργασία περιλαμβάνονται οι μετοχές εταιρειών που εισήχθησαν από 2/1/86 όπως είναι οι ΞΥΛΚ, ΠΑΠ, ΠΕΙΡ, ΠΕΤΖΚ, ΑΛΦΑ, ΒΙΟΧΚ (6868 παρατηρήσεις-τιμές κλεισίματος) μέχρι και 11/5/2009 όπως είναι η ΝΤΟΚΧΟ (137 παρατηρήσεις-τιμές κλεισίματος) ενώ οι παρατηρήσεις εκτείνονται μέχρι και το 2013. Με βάση τα διαθέσιμα δεδομένα ακολουθείται η εξής διαδικασία για τις τιμές κάθε μετοχής:

- Χρησιμοποιούνται οι τελευταίες 60 τιμές κλεισίματος (συνεδριάσεις) ώστε να πραγματοποιήσουμε προβλέψεις εκτός δείγματος. Επομένως διαθέτουμε δείγματα τα οποία εκτείνονται από 137 παρατηρήσεις έως και 6868 παρατηρήσεις ανάλογα με την υπό εξέταση μετοχή. Σε κάθε περίπτωση τα τελευταία 60 δείγματα χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα αξιολόγησης για να ελέγξουμε την απόδοση πρόβλεψης του μοντέλου ενώ όλα τα προηγούμενα δείγματα, τα οποία ποικίλουν σε αριθμό ανάλογα τη μετοχή κάθε φορά, λόγω διαθεσιμότητας των δεδομένων, χρησιμοποιούνται σαν δεδομένα εκπαίδευσης.
- Το μοντέλο περιλαμβάνει μια τιμή εισόδου (τιμή κλεισίματος των μετοχών) και μια τιμή εξόδου (προβλεπόμενη τιμή κλεισίματος την επόμενη μέρα).
- Χρησιμοποιείται η μέθοδος δοκιμής και λάθους για την επιλογή του είδους και του πλήθους των συναρτήσεων συμμετοχής ενώ ακόμη χρησιμοποιούνται ο αριθμός των εποχών και το βήμα μάθησης τα οποία είναι τα πιο κατάλληλα και μας δίνουν το μικρότερο σφάλμα. Ο αριθμός των εποχών ορίστηκε στο 300 καθώς είναι εκείνος ο οποίος μας δίνει το

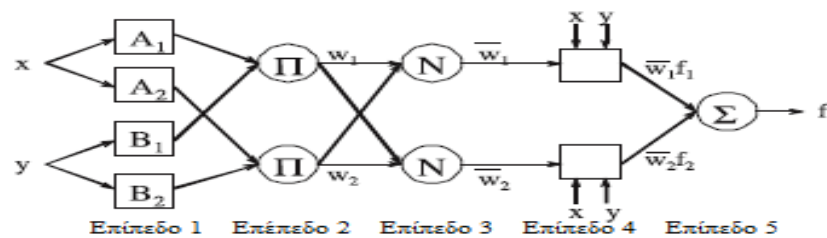
μικρότερο σφάλμα εκπαίδευσης ενώ χρησιμοποιήθηκαν δύο συναρτήσεις συμμετοχής σχήματος Gauss και το βήμα μάθησης ισούται με 0.1.

4.2 Μεθοδολογία

Χρησιμοποιώντας την κατάλληλη πληροφόρηση και τα κατάλληλα εργαλεία είναι εφικτή η πρόβλεψη της τάσης που χαρακτηρίζει την κίνηση των μετοχών είτε αυτή κινείται ανοδικά είτε καθοδικά. Η εν λόγω τάση μπορεί να εντοπιστεί προσεγγίζοντας τον τρόπο με τον οποίο ο άνθρωπος συμπεριφέρεται αναφορικά με την κίνηση της τιμής των μετοχών. Επομένως προκειμένου να προσεγγίσουμε τον τρόπο με τον οποίο κινείται η αγορά αρκεί να μπορέσουμε να προσεγγίσουμε τον τρόπο με τον οποίο δρουν τα άτομα που επεξεργάζονται τις πληροφορίες και τελικά πως λαμβάνουν αποφάσεις. Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι να προβλέψει την μελλοντική τάση του συνόλου των τιμών των μετοχών στο ΧΑΑ προκρίνοντας από το σύνολο αυτό τις 5 μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά σωστής πρόβλεψης χρησιμοποιώντας σαν τιμή εισόδου τις παρελθούσες τιμές κλεισίματος σε ημερήσια βάση προκειμένου να εξαγάγουμε σαν τιμή εξόδου την προβλεπόμενη τιμή τους, την τιμή κλεισίματος την επόμενη ημέρα.

Η συγκεκριμένη μεθοδολογία εφαρμόζεται σε δεδομένα τα οποία προέρχονται από το ΧΑΑ ωστόσο η προβλεπτική της ισχύ έχει αντίστοιχα πρακτική εφαρμογή και στα διεθνή χρηματιστήρια όπως στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης, του Τόκιο, του Λονδίνου κλπ.

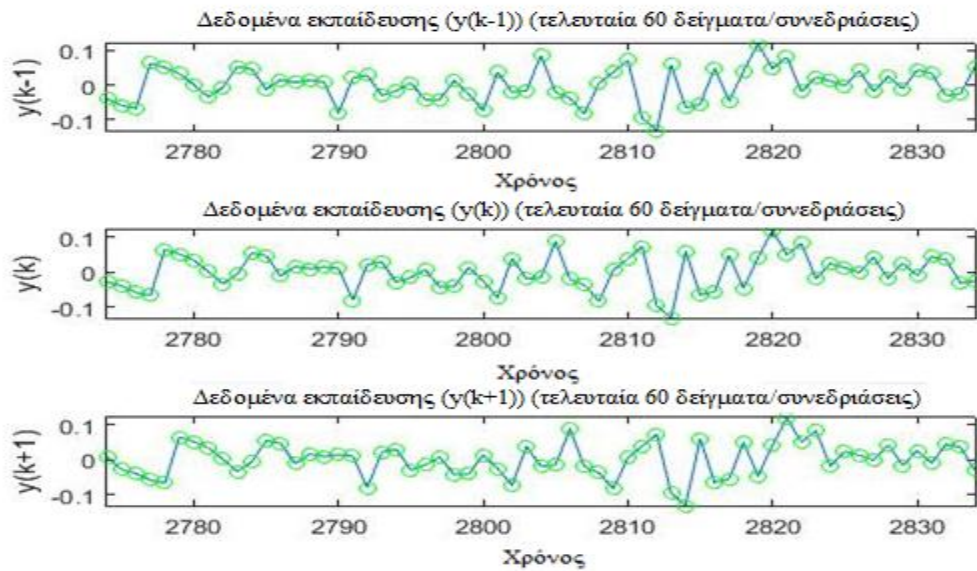
Η αρχιτεκτονική του ANFIS έχει ως εξής:



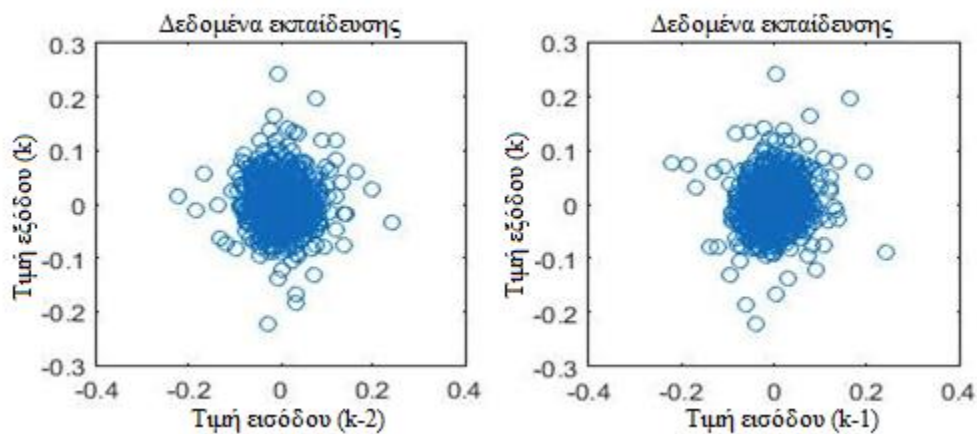
Εικόνα 11: Δομή δικτύου ANFIS

Στα επόμενα γραφήματα παρουσιάζονται ενδεικτικά τα αποτελέσματα για την μετοχή της ΔΕΗ καθώς είναι εκείνη η μετοχή για την οποία επιτυγχάνονται τα καλύτερα ποσοστά πρόβλεψης ως προς την τάση της μελλοντικής τιμής κλεισίματός της.

Το παρόν μοντέλο ANFIS προσπαθεί να προβλέψει την μελλοντική τάση των τιμών των μετοχών, την τιμή εξόδου στο συγκεκριμένο πρόβλημα, χρησιμοποιώντας σαν βάση, σαν τιμή εισόδου, την τιμή κλεισίματος των μετοχών την προηγούμενη χρονική περίοδο. Επίσης, όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη υποενότητα, τα δεδομένα αφορούν τις περιόδους από το 1986 ως το 2013 και αναφέρονται σε ημερήσιες τιμές. Τα συγκεκριμένα δεδομένα παρουσιάζονται στις ακόλουθες εικόνες.

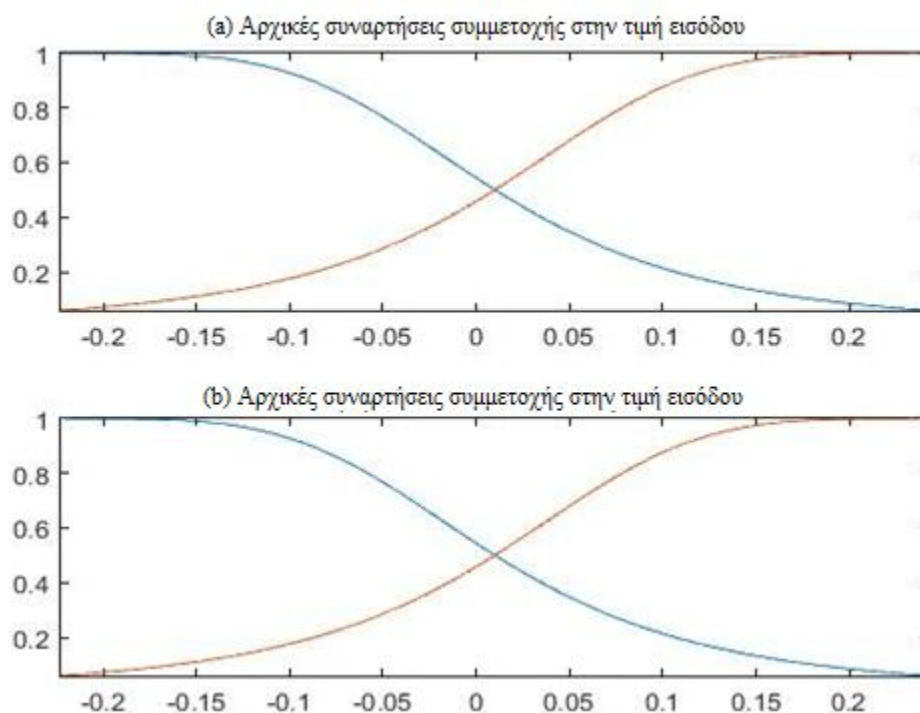


Διάγραμμα 1: Δεδομένα εκπαίδευσης για τις περιόδους $y(k-1)$, $y(k)$ και $y(k+1)$

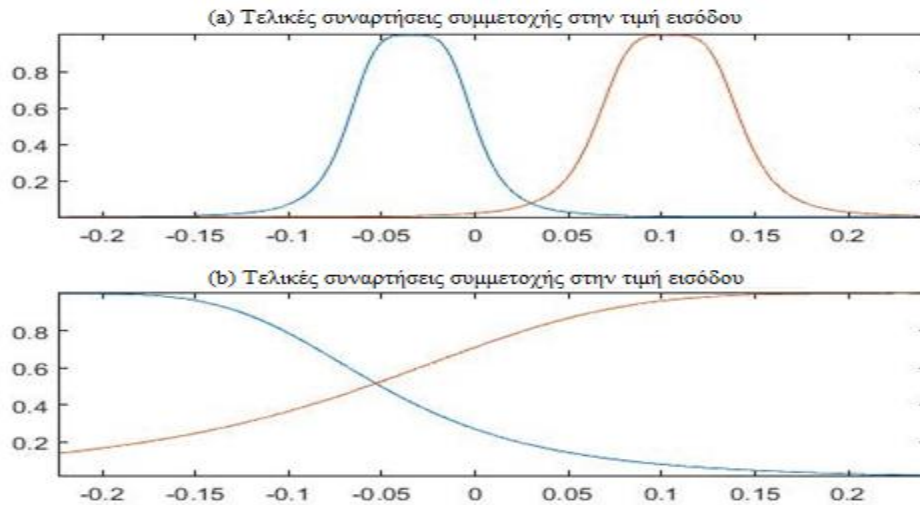


Διάγραμμα 2: Διδιάστατη απεικόνιση της διασποράς των δεδομένων

Επίσης στην επόμενη εικόνα παρουσιάζονται οι αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής πριν από την εκπαίδευση για τις τιμές εισόδου ενώ στην αμέσως επόμενη εικόνα παρουσιάζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής μετά την εκπαίδευση.

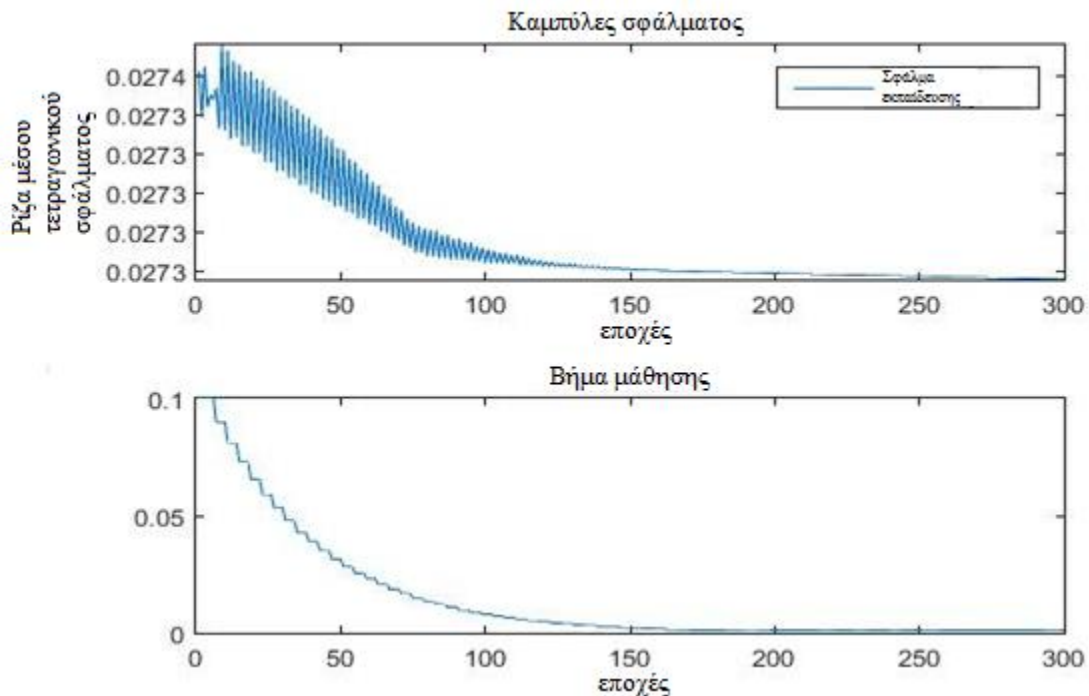


Διάγραμμα 3: Συναρτήσεις συμμετοχής του ANFIS πριν από την εκπαίδευση των δεδομένων



Διάγραμμα 4: Συναρτήσεις συμμετοχής μετά την εκπαίδευση του μοντέλου

Επιπλέον ο αριθμός των εποχών είναι 300 καθώς είναι αυτός ο οποίος μας δίνει τη μικρότερη ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος ενώ τόσο η εξέλιξη της ρίζας τετραγωνικού μέσου σφάλματος όσο και του μεγέθους βήματος παρουσιάζονται στις επόμενες εικόνες.



Διάγραμμα 5: Η εξέλιξη στη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE) και του βήματος μάθησης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου

4.3 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας βασίζονται στην Gauss συνάρτηση συμμετοχής. Τα υπό εκτίμηση σύνολα δεδομένων αφορούν τις τιμές κλεισίματος (τιμή εισόδου) των υπό εξέταση μετοχών για 60 συνεδριάσεις στο ΧΑΑ και περιλαμβάνουν σε μερικές περιπτώσεις δεδομένα ακόμα και από 2/1/1986 ως και 9/8/2013. Οι 5 μετοχές με τις καλύτερες αποδόσεις όσον αφορά την προβλεπτική ικανότητα της μεθοδολογίας μας είναι οι εξής:

- ΔΕΗ (ΔΕΗ)
- ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΠΕΤΡΕΛΑΙΑ (ΕΛΠΕ)
- ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΠΙΣΤΗ (ΕΥΠΙΚ)
- ΝΗΡΕΥΣ (NHP)
- ΟΤΕ (ΟΤΕ)

Όπως παρουσιάζεται στη συνέχεια, τα αποτελέσματα της εργασίας αξιολογούνται με βάση την αναλογία hit, τη σύγκριση ανάμεσα στις μεταβλητές roe και buy and hold (b&h) και με βάση τα στατιστικά μέτρα όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και το μέσο απόλυτο σφάλμα. Ο βασικός σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός νευρο-ασαφούς συστήματος όπως είναι το σύστημα ANFIS το οποίο θα εξετάζει και θα αξιολογεί τη δυνατότητα ακριβούς πρόβλεψης σε σύνολο 261 μετοχών και θα επιλέγει τις 5 μετοχές για τις οποίες η εφαρμογή της μεθοδολογίας θα δίνει την πιο ακριβή πρόβλεψη.

4.3.1 Η αναλογία hit

Βασικό κριτήριο στην επιλογή αγοράς-πώλησης μιας μετοχής αποτελεί η μεταβολή της κατεύθυνσης της τιμής της μετοχής κάτι το οποίο αξιολογείται με την αναλογία Hit, με $hit\ rate = h/n$ όπου στον αριθμητή βρίσκεται το πλήθος των σωστών προβλέψεων και στον παρονομαστή το πλήθος των συνολικών προβλέψεων. Το hit rate λοιπόν είναι ένα μέτρο βάσει του οποίου ο εκάστοτε ενδιαφερόμενος προσπαθεί να προβλέψει την τάση της αγοράς και να κινηθεί ανάλογα. Στην περίπτωση όπου προβλέψει μια ανοδική τάση

των τιμών των μετοχών θα κινηθεί αγοράζοντας μετοχές ώστε την επόμενη φορά που η προβλεπόμενη τάση των τιμών πρόκειται να κινηθεί πτωτικά ο υποψήφιος επενδυτής να κινηθεί πουλώντας τις μετοχές που διακρατεί. Στην προκειμένη περίπτωση το hit rate ισούται στο σύνολο των υπό εξέταση μετοχών (261) με 27,33% ενώ σε μεμονωμένες περιπτώσεις αυτό φτάνει το 58% (INKAT, ΜΙΓΡΕ,ΟΤΕ), 60%(ΑΛΜΥ), 63%(NHP) και 65%(ΔΕΗ).

Στη συνέχεια παρατίθενται οι 5 μετοχές με την υψηλότερη προβλεπτική ικανότητα σε όρους της μεταβλητής hit.

	ΔΕΗ	ΕΛΠΕ	ΕΥΠΙΚ	NHP	ΟΤΕ
Χρονική περίοδος πρόβλεψης	9/5/2013-1/8/2013	10/5/2013-2/8/2013	10/5/2013-2/8/2013	15/5/2013-7/8/2013	16/5/2013-8/8/2013
Αναλογία hit	65%	60%	58,33%	63,33%	58,33%
Μέσος όρος	61%				

Παρατηρούμε παραπάνω ότι το εύρος προβλεπτικής ικανότητας για τις 5 πιο εύστοχες εκτιμήσεις εκτείνεται από 58,33% ως 65% με τη μετοχή της ΔΕΗ να μας δίνει την πιο μεγάλη προβλεπτική ικανότητα με 65%, ποσοστό το οποίο είναι πάρα πολύ ικανοποιητικό αναφορικά με το 50% το οποίο θα μπορούσαμε να θέσουμε σαν σημείο αναφοράς, σαν κατώτερο κατώφλι.

4.3.2 Σύγκριση Roe με Buy and Hold

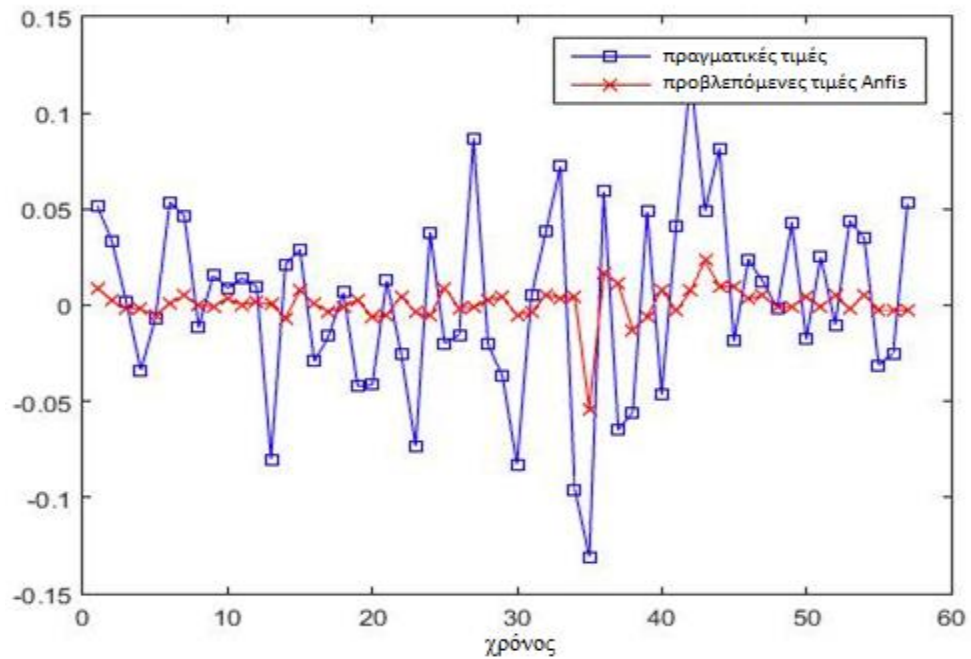
Ένα ακόμα χρήσιμο εργαλείο το οποίο μπορεί να διαθέτει ο εκάστοτε επενδυτής είναι το $Roe = \text{Net profit} / \text{Investment}$. Για να αξιοποιήσει τη συγκεκριμένη μεταβλητή θα πρέπει να τη συγκρίνει με τη μεταβλητή Buy and Hold η οποία, στην παρούσα εργασία, υπολογίζεται για διάστημα 60 συνεδριάσεων εκτός δείγματος. Ο βασικός στόχος της εργασίας είναι να προβλέψει την τάση των τιμών των μετοχών και να συγκρίνει τα δύο μέτρα προκειμένου να διαπιστωθεί αν συμφέρει να διακρατεί κανείς μετοχές και να τις πουλήσει στο τέλος μιας περιόδου 60 ημερών (ακολουθώντας κατ' αυτόν τον τρόπο την υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς) ή να προβαίνει σε αγοραπωλησίες κατά τη

διάρκεια αυτών των 60 ημερών προκειμένου ενδεχομένως να αποκομίσει περισσότερα κέρδη από ότι θα αποκόμιζε με βάση την στρατηγική b&h (αντιμαχόμενος με αυτόν τον τρόπο την υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς). Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της έρευνας κατά μέσο όρο στο σύνολο των μετοχών προκύπτει ότι η τιμή $roe = 7,3\%$ ενώ το $b\&h = -2,3\%$ και έτσι προκύπτει μια διαφορά $9,6\%$ προς όφελος του roe από όπου προκύπτει ότι $roe > b\&h$. Ακόμα υπάρχουν περιπτώσεις όπου η διαφορά τους μπορεί να φτάσει σε επίπεδα όπως ΑΛΦΑ (49,945,-11,7647), ΓΑΛΑΞ (22,3544, -30,2326), ΔΑΙΟΣ (32,9, -17,5) κλπ.

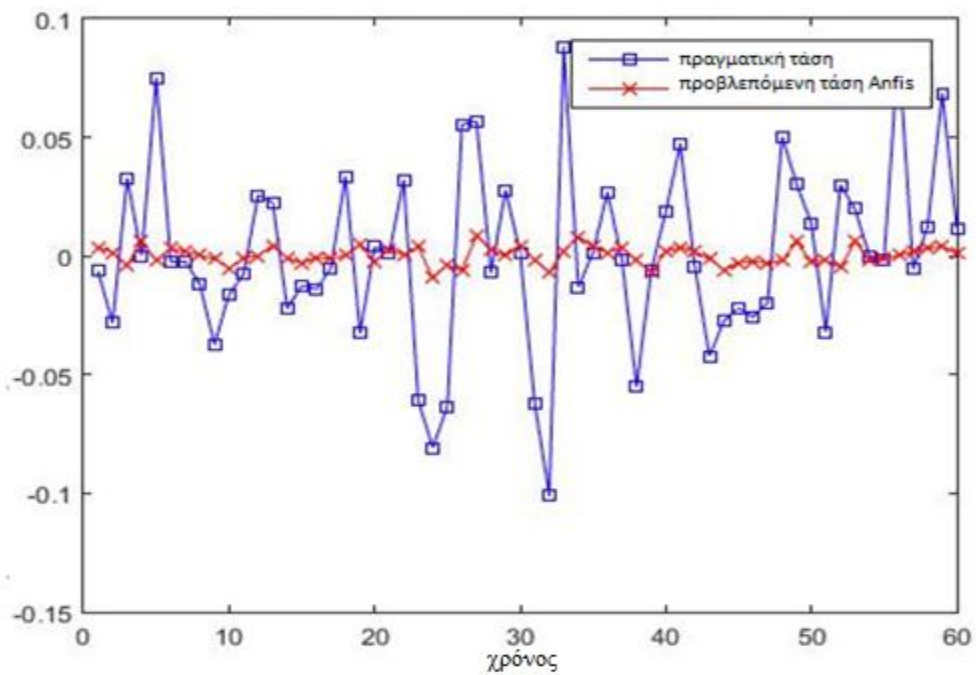
Στη συνέχεια παρατίθεται ένας πίνακας με τη σύγκριση των δύο ανωτέρω μέτρων όσον αφορά τις 5 μετοχές με την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα.

	ΔΕΗ	ΕΛΠΕ	ΕΥΠΙΚ	NHP	ΟΤΕ
Χρονική περίοδος πρόβλεψης	9/5/2013-1/8/2013	10/5/2013-2/8/2013	10/5/2013-2/8/2013	15/5/2013-7/8/2013	16/5/2013-8/8/2013
ROE	51,93%	15,57%	8,92	14,25%	6,32%
B&H	0,77%	-8,92	-6,66	-28,9%	-6,18%
Διαφορά	51,16%	25,49%	15,58	43,15%	12,50%

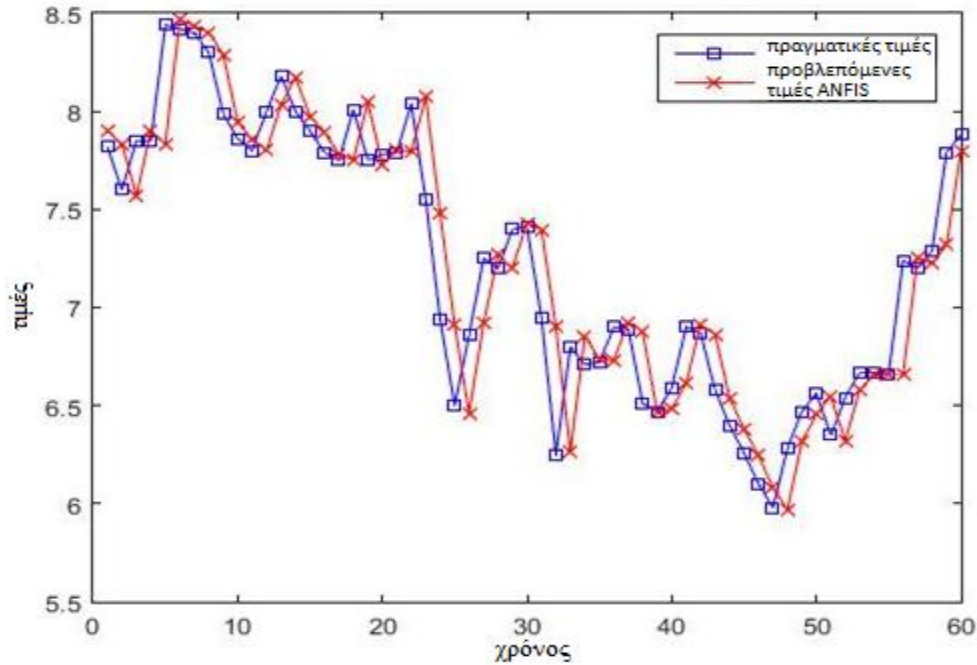
Στον ανωτέρω πίνακα παρατηρούμε ότι όσον αφορά τις 5 μετοχές με την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα οι αποκλίσεις roe από $b\&h$ εκτείνονται από $12,50\%$ ως $51,16\%$ με τη μεγαλύτερη διαφορά να εντοπίζεται στη μετοχή της ΔΕΗ. Παρατηρούμε επομένως ότι εφαρμόζοντας τη στρατηγική roe , αντιτιθέμενοι με βάση τη συγκεκριμένη μεταβλητή στην υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς, τα κέρδη που μπορούμε να αποκομίσουμε μέσα από την αγοραπωλησία μετοχών είναι αρκετά μεγαλύτερα από ότι αν εφαρμόζαμε τη στρατηγική $b\&h$ (ακολουθώντας έτσι την υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς). Στα ακόλουθα διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για τις περιόδους εκπαίδευσης (εντός δείγματος) αλλά και για τις περιόδους εφαρμογής των μέτρων για μελλοντική πρόβλεψη (εκτός δείγματος-60 τελευταία δείγματα). Τα διαγράμματα έχουν ως εξής:



Διάγραμμα 6: Πραγματικές τιμές και τιμές ANFIS εντός δείγματος



Διάγραμμα 7: Πραγματική τάση και τάση ANFIS εκτός δείγματος



Διάγραμμα 8: Πραγματικές τιμές και πρόβλεψη ANFIS εκτός δείγματος

Όπως παρουσιάζεται στα διαγράμματα τόσο εντός όσο και εκτός δείγματος οι προβλέψεις οι οποίες στηρίζονται στη μεθοδολογία ANFIS ακολουθούν σε πολύ ικανοποιητικό βαθμό τις πραγματικές τιμές των μετοχών το οποίο αποδεικνύει την πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα της συγκεκριμένης μεθοδολογίας.

4.3.3 Στατιστικά μέτρα σφάλματος

Στον πίνακα που ακολουθεί γίνεται μια παρουσίαση τριών βασικών στατιστικών μέτρων σχετικά με την αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των 5 προαναφερθέντων μετοχών.

- Μέσο τετραγωνικό σφάλμα: $MSE = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N e_t^2$
- Ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος: $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}}$
- Μέσο απόλυτο σφάλμα: $MAE = \frac{1}{N} * \sum_{t=1}^N |e_t|$

	ΔΕΗ	ΕΛΠΕ	ΕΥΠΙΚ	NHP	ΟΤΕ
Χρονική περίοδος πρόβλεψης	9/5/2013- 1/8/2013	10/5/2013- 2/8/2013	10/5/2013- 2/8/2013	15/5/2013- 7/8/2013	16/5/2013- 8/8/2013
MSE	0,0014	0,001	0,001	0,0011	0,0009
RMSE	0,037	0,0322	0,0314	0,0339	0,0307
MAE	0,0278	0,0254	0,0251	0,0261	0,0253

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα η μετοχή του ΟΤΕ μας δίνει τα μικρότερα σφάλματα αν και κατατάσσεται τέταρτη από άποψη ακρίβειας πρόβλεψης σύμφωνα με την αναλογία hit. Μια παρόμοια κατάσταση αντιμετωπίζουν σε εργασία τους οι Leung και λοιποί (2000).

Κεφάλαιο 5 Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία αναπτύχθηκε η μεθοδολογία ANFIS σε μια προσπάθεια να προβλέψουμε τη μελλοντική τάση των τιμών 261 μετοχών του ΧΑΑ επικεντρώνοντας την προσοχή μας στις 5 μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης. Ο στόχος της εργασίας είναι η εφαρμογή ενός νευρο-ασαφούς συστήματος σε σύνολο 261 μετοχών προκειμένου να αξιολογηθεί το ποσοστό ακριβούς πρόβλεψης για κάθε μετοχή και να προκριθούν οι 5 μετοχές με τα υψηλότερα ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία προτείνει την επένδυση σε αυτές τις 5 μετοχές οι οποίες παρουσιάζουν τα μεγαλύτερα ποσοστά αποτελεσματικής πρόβλεψης.

Σε αντίθεση με τις θέσεις της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς παρατηρούμε ότι όχι μόνο είναι δυνατή η πρόβλεψη αυτή αλλά μπορούμε επίσης να πραγματοποιήσουμε βραχυχρόνια κέρδη αξιοποιώντας την κατάλληλα. Όπως αναφέρει η υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς δεν είναι δυνατό να προβλέψουμε τις μελλοντικές τιμές των τιμών των μετοχών καθώς αυτές ακολουθούν έναν τυχαίο περίπατο. Ωστόσο η παρούσα εργασία έρχεται να αντικρούσει τις θέσεις της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς καθώς η εφαρμογή της μεθοδολογίας ANFIS καθιστά δυνατή την πρόβλεψη της μελλοντικής τάσης των τιμών των μετοχών με βάση ιστορικά δεδομένα με αρκετά ικανοποιητική ακρίβεια. Η κατάρριψη της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς αποδεικνύεται μέσα από την αξιολόγηση των μεταβλητών hit και τη σύγκριση των μεταβλητών goe και buy and hold. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρούμε ότι υπάρχουν περιπτώσεις μετοχών για τις οποίες η αναλογία hit ανέρχεται σε επίπεδα άνω του 50% με αποκορύφωμα την περίπτωση της ΔΕΗ όπου η εν λόγω μεταβλητή ανέρχεται στο 65% ενώ ο μέσος όρος των 5 μετοχών με την υψηλότερη τιμή hit ανέρχεται στο 61%, ένα επίπεδο αρκετά ικανοποιητικό. Επίσης εκτιμώνται οι στρατηγικές buy and hold και goe προκειμένου αυτές να συγκριθούν μεταξύ τους και μετά από την αξιολόγησή τους προκύπτει ότι η στρατηγική goe υπερτερεί της buy and hold, όπου ουσιαστικά η στρατηγική goe περιλαμβάνει τη στρατηγική πίσω από τη λογική της πρόβλεψης εφόσον η αγοραπωλησία γίνεται σε τακτά χρονικά διαστήματα και όχι μία φορά στο τέλος ενός διαστήματος που περιλαμβάνει τα επιμέρους διαστήματα. Από την άλλη η στρατηγική buy and hold ουσιαστικά αντικατοπτρίζει τη στρατηγική διακράτησης ενός αγαθού και πώλησής του μια φορά μακροχρόνια και όχι βραχυχρόνια

αγοραπωλησίας του σε τακτά χρονικά διαστήματα προτάσσοντας έτσι τη λογική πίσω από τη θεωρία της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς περί μη δυνατότητας πρόβλεψης των μελλοντικών τιμών των μετοχών. Παρατηρούμε ότι η διαφορά της τιμής της μεταβλητής roe από την τιμή της μεταβλητής $buy\ and\ hold$ για τις 5 μετοχές κυμαίνεται από 12,50% ως και 51,16% κάτι το οποίο αποδεικνύει την υπεροχή της στρατηγικής αγοραπωλησίας μετοχών με βάση τη στρατηγική roe έναντι της στρατηγικής $b\&h$ η οποία στρατηγική $b\&h$ ουσιαστικά προασπίζεται την υπόθεση της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς. Επιπρόσθετα έγινε αξιολόγηση των αναφερόμενων μετοχών με τα στατιστικά μέτρα μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος και μέσο απόλυτο σφάλμα. Σύμφωνα με τα παραπάνω προκύπτει λοιπόν ότι όχι μόνο μπορούμε να υπερκεράσουμε το εμπόδιο της υπόθεσης της αποτελεσματικής κεφαλαιαγοράς αλλά επίσης μπορούμε να πραγματοποιήσουμε περισσότερα κέρδη από αυτά που θα είχαμε αν εφαρμόζαμε τη στρατηγική που την προασπίζεται, δηλαδή τη στρατηγική $buy\ and\ hold$. Η παρούσα εργασία αφήνει περιθώριο για μελλοντική έρευνα στο κομμάτι της πρόβλεψης της μελλοντικής τάσης της τιμής των μετοχών. Πιο συγκεκριμένα θα μπορούσε να γίνει μελλοντική μελέτη ως προς την ακρίβεια πρόβλεψης της μελλοντικής τάσης των τιμών των μετοχών σε μια περίοδο μεταγενέστερης της οικονομικής κρίσης, αφότου η ελληνική οικονομία επανέλθει σε επίπεδα παρόμοια με εκείνα προ κρίσης προκειμένου να αξιολογήσουμε την αποδοτικότητα της μεθοδολογίας ANFIS σε μεταγενέστερο χρόνο από αυτόν της οικονομικής ύφεσης. Επιπρόσθετα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν τα ίδια δεδομένα εφαρμόζοντας παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους όπως είναι τα υποδείγματα AR και ARMA προκειμένου να γίνει μια σύγκριση ανάμεσα σε αυτές τις μεθόδους με τη μεθοδολογία ANFIS. Τέλος θα μπορούσε να γίνει πρόσθετη έρευνα για τις δυνατότητες ενίσχυσης της προβλεπτικής ικανότητας της μεθοδολογίας ANFIS καθώς και η εν λόγω μεθοδολογία αναπτύχθηκε προκειμένου να καλύψει τα κενά των μεθοδολογιών των ΝΔ και της ασαφούς λογικής και να ενισχύσει τις προβλεπτικές τους δυνατότητες. Επομένως με την ίδια λογική θα μπορούσαμε ενδεχομένως να συνδυάσουμε τη μεθοδολογία ANFIS με μια άλλη μεθοδολογία προκειμένου να βελτιώσουμε ακόμα περισσότερο την προβλεπτική ικανότητα της υφιστάμενης μεθοδολογίας.

Βιβλιογραφία

Abbasbandy, S. & Shivanian, E. (2010). Prediction of multiplicity of solutions of nonlinear boundary value problems: novel application of homotopy analysis method. *Communiation in Nonlinear Science Numerical Simulation*, 15(12), 3830–46.

Agrawal, J.D. & Deo, M.C. (2002). On-line wave prediction. *Marine Structures*, 15, 57–74.

Ahmadi, H. (1990). Testability of the arbitrage pricing theory by neural networks. *In Proceedings of the international joint conference on neural networks (IJCNN)*, (pp. 385–393). Washington DC.

Akbarzadeh, A., Mehrjardi, R.T., Rouhipour, H, Gorji, M. & Rahimi, H.G. (2009). Estimating of soil erosion covered with rolled erosion control systems using rainfall simulator (neuro-fuzzy and artificial neural network approaches)”. *Journal of Applied Science Research*, 5 (5), 505–514.

Aksoy, U. T. & Inallı, M. (2006). Impacts of some building passive design parameters on heating energy demand for a cold region. *Building and Environment*, 41, 1742–1754.

Alasha’ary, H., Moghtaderi, B., Page, A. & Sugo, H. (2009). A neuro-fuzzy model for prediction of the indoor temperature in typical Australian residential buildings. *Energy Buildings*, 41(7), 703–710.

Amilon, H. (2003). GARCH estimation and discrete stock prices: an application to low-priced Australian stocks. *Economics. Letters*, 81, 215–222.

Antonio, G. B., Claudio, O. U., Manuel, M. S. & Nelson, O. M. (1996). Stock market indices in Santiago de Chile: Forecasting using neural networks. *In Proceedings of the 1996 IEEE international conference on neural networks* (pp. 2172–2175). Washington,

DC: IEEE Press.

Aqil, M., Kita, I., Yano, A. & Nishiyama, S. (2007). Analysis and prediction of flow from local source in a river basin using a neuro-fuzzy modeling tool. *Journal of Hydrology*, 85(1), 215–223.

Araújo, R. d. A., Madeiro, F., Sousa, R. P., Pessoa, L. F. C. & Ferreira, T. A. E. (2006). An evolutionary morphological approach for financial time series forecasting. *In Proceedings of the IEEE Congress on evolutionary computation*. Vancouver, Canada.

Araújo, R. d. A. (2010). Hybrid intelligent methodology to design translation invariant morphological operators for Brazilian stock market prediction. *Neural Networks*, 23, 1238–1251.

Araújo, R. d. A. & Ferreira T.A.E. (2013). A Morphological-Rank-Linear evolutionary method for stock market prediction. *Information Sciences*, 237, 3–17.

Armano, G., Marchesi, M. & Murru, A. (2004b). A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, 170(1), 3–33.

Armano, G., Marchesi, M. & Murru, A. (2005). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38, 14346–14355.

Asadi, S., Hadavandi, E., Mehmanpazir, F. & Nakhostin, M. M. (2012). Hybridization of evolutionary Levenberg–Marquardt neural networks and data pre-processing for stock market prediction. *Knowledge-Based Systems*, 35, 245–258.

Atsalakis, G.S & Ucenic. C.I. (2005, May). Time series prediction of the Greek manufacturing index for the non-metallic minerals sector using a neuro-fuzzy approach (ANFIS). *In Conference international symposium on applied stochastic models and data analysis*, (p. 211), Brest, France.

Atsalakis, G., Skiadas, C. & Braimis I. (2007). Probability of trend prediction of exchange rate by neuro-fuzzy techniques. Recent advances in stochastic modeling and data analysis. London, *World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.*.

Atsalakis, G.S. & Minoudaki, C.I. (2007). “Daily irrigation water demand prediction using Adaptive Neuro-Fuzzy Inferences Systems (ANFIS)”. *Proc. Of the 3rd IASME/WSEAS Int. Conf. on Energy, Environment, Ecosystems and Sustainable Development*, July , Agios Nikolaos, Greece.

Atsalakis, G. S. & Ucenic, C.I. (2008). Soft Computing Methods in Forecasting of Economic Indices. Case Study: Forecasting of Greek Unemployment Rate Using an Artificial Neural Network with Fuzzy Inference System. *Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on MATHEMATICAL and COMPUTATIONAL METHODS in SCIENCE and ENGINEERING*.

Atsalakis, G., Skiadas, C., Nezis, D., Mataliotakis, G. & Ucenic, C. (2008). Mortality forecasting by neuro-fuzzy model. *XIIth International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis*. Compiegne, France.

Atsalakis, G., Skiadas, C., Nezis, D., Mataliotakis, G. & Ucenic, C. (2008). Mortality forecasting by neuro-fuzzy model. *XIIth International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis*. Compiegne, France.

Atsalakis, G.S. & Valavanis K.P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods. *Experts Systems with Applications*, 36, 5932–5941.

Atsalakis, G.S. & Valavanis, K.P. (2010b). Surveying stock market forecasting techniques – Part I: Conventional methods. *Journal of Computation Optimization in Economics and Finance*, 2(1).

Atsalakis, G.S. & Valavanis K.P. (2013). Surveying stock market forecasting techniques – Part I: Conventional methods. In Zopounidis C., *Computation Optimization in Economics and Finance Research Compendium*, p.p. 49-104, Nova Science Publishers, Inc, New York.

Atsalakis G., Chnarogiannaki E. & Zopounidis C. (2013). Tourism Demand Forecasting Based on a Neuro-fuzzy Model. *International Journal of Corporate Finance and Accounting (IJCFA)*.

Atsalakis, G. & Atsalaki I. (2013). A neuro fuzzy model for inflation forecasting. *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*, Vol 5 (2).12.

Atsalakis, G., Frantzis, D. & Zopounidis, C. (2014) Forecasting carbon emissions by ANFIS Accepted *Journal of Energy Markets*.

Atsalakis, G.S. (2014). New technology product demand forecasting by a Fuzzy Inference System. *Operational Research An International Journal*, Volume 14, Issue 2, pp 225-236.

Atsalakis, G. & Psomatakis, M. (2014). Stock market trend forecasting by technical analysis and hybrid genetically evolved neural network. *Journal of Computational Optimization in Economics and Finance*, Volume 6. Issue 3, pp 253-278.

Atsalakis, G.S. (2015). New technology in shopping: Forecasting electronically shopping by a neuro-fuzzy system, *Journal of Food Products Marketing*, DOI 10.1080/10454446.2014.1000445 (Springer –M).

Atsalakis, G., Ioannou, S. & Zopounidis, C. (2015). Computational intelligence for gas imports forecasting. *International Journal of Financial Engineering and Risk Management*, Vol 2, Issue 1, pp 17-29

Atsalakis, G., Protopapadakis, E. & Valavanis, K. (2015). Stock trend forecasting in turbulent market periods via neuro-fuzzy systems. *Operational Research: An International Journal*. DOI: 10.1007/s12351-015-0197-6.

Atsalakis, G., Frantzis, D. & Zopounidis, C. (2015). Commodities trend forecasting by a neuro-fuzzy controller. *Energy Systems* DOI: 10.1007/s12667-015-0154-8.

Atsalakis, G., Frantzis, D. & Zopounidis, C. (2015). Energy exports forecasting by a neuro-fuzzy controller. *Energy Systems* Volume 6, Issue 2, pp 249-267.

Atsalakis, G.S. (2016). Using computational intelligent to forecast carbon prices. *Journal of Applied Soft Computing*, Vol 43, pp 107-116.

Avci, E. (2007). Forecasting daily and sessional returns of the ISE-100 index with neural network models. *Journal of Dogus University*, 8(2), 128–142.

Azadeh, A., Saberi, M., Ghaderi, S., Gitiforouz, A. & Ebrahimipour, V. (2008). Improved estimation of electricity demand function by integration of fuzzy system and data mining approach. *Energy Conversion and Management*, 49, 2165–2177.

Baba, N. & Kozaki, M. (1992). An intelligent forecasting system of stock price using neural networks. *In Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, Baltimore, MD, USA, 371–377.

Balas, C.E., Koc, L. & Balas, L. (2004). Prediction of missing wave data by recurrent neuronets. *ASCE, Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 130, 256–265.

Baruah D.C. & Bora G.C. (2008). Energy demand forecast for mechanized agriculture in rural India. *Energy Policy*, 36(7), 2628–2636.

Basheer, I.A. & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and applications. *Journal of Microbiological Methods*, 43, 3–31.

Bazargan, H., Aminzadeh-Gohari, A., Bahai, H. & Bazargan, A. (2007). Neural networks based simulation of significant wave height. *In Proceedings of the International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, OMAE*. Vol.4, 401–409.

Berenji, H. R. & Khedkar P. (1992a). Fuzzy Rules for Guiding Reinforcement Learning. *In Int. Conf on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU)*, Majorca, 511-514.

Binner, J., Kendall, G. & Gazely, A. (2004). Evolving neural networks with evolutionary strategies: a new application to divisia money. *Advances in Econometrics*, 19, 127–143.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.

Box, G.E.P., Jenkins, G.M. & Reinsel G.C. (1994). Time Series Analysis: Forecasting and Control, *third ed.*, *Prentice Hall*, New Jersey.

Cabalar, A.F., Cevik, A. & Gokceoglu, C. (2012). Some applications of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) in geotechnical engineering, *Computers and Geotechnics*, 40, 14–33.

Cai, X., Lai, G. & Lin, X. (2013). Forecasting large scale conditional volatility and covariance using neural network on GPU. *The Journal of Supercomputing*, 63, 490–507.

Cao, Q. & Parry, M. E. (2009). Neural network earnings per share forecasting models: A comparison of backward propagation and the genetic algorithm. *Decision Support Systems*, 47(1), 32–41.

Chaiyapinunt, S., Phueakphongsuriya, B., Mongkornsaksit, K. & Khomporn, N. (2005). Performance rating of glass windows and glass windows with films in aspect of thermal comfort and heat transmission. *Energy and Buildings*, 37, 725–738.

Champernowne, D. G. (1948). Sampling theory applied to autoregressive schemes. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 10, 204–231.

Chang, P.-C. & Liu, C.-H. (2008). A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction. *Expert Systems with Application*, 34(1), 135–144.

Chang, P. C., Liu, C. H., Lin, J. L., Fan, C. Y. & Ng, C. S. P. (2009). A neural network with a case based dynamic window for stock trading prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6889–6898.

Chang, T.-S. (2011). A comparative study of artificial neural networks, and decision trees for digital game content stocks price prediction. *Expert Systems with Applications*, 38, 14846–14851.

Chavarnakul, T. & Enke, D. (2008). Intelligent technical analysis-based equivolume charting for stock trading using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1004–1017.

Chen, A., Leung, M. & Daouk, H. (2003). Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan stock index. *Computers and Operations Research*, 30, 901–923.

Chen Y.H., Yang B., Dong J.W. & Abraham A. (2005). Time-series forecasting using flexible neural tree model. *Information Sciences*. 174(3–4), 219–35.

Chen, F., Gou, C., Guo, X. & Gao, J. (2008). Prediction of stock markets by the

evolutionary mix-game model. *Physica A*, 387(14), 3594–3604.

Chen, T.-L., Cheng, C.-H. & Teoh H.-J. (2008). High-order fuzzy time-series based on multi-period adaptation model for forecasting stock markets. *Physica A*, 387, 876–888.

Chen, S.-M. & Chen, C.-D. (2011). TAIEX forecasting based on fuzzy time series and fuzzy variation groups. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 19(1), 1–12.

Chen, C.-H. & Liao, Y.-Y. (2014). Tribal particle swarm optimization for neurofuzzy inference systems and its prediction applications. *Communication in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 19, 914–929.

Clements, M.P. & Hendry, D.F. (1993). On the limitations of comparing mean square forecast errors. *Journal of Forecasting*, 12(8), 617–637.

Connor, N. O. & Madden, M.G. (2006). A neural network approach to predicting stock exchange movements using external factors. *Knowledge Based Systems*, 19 371–378.

Crottell, M., Girard, B., Girard, Y., Mangeas, M. & C.Muller (1995). Neural modeling for time series:a statistical stepwise method for weight elimination, *IEEE Transaction on Neural Networks*, 6(6) 1355–1364.

Dalamagkidis, K., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K. & Stavrakakis, G. S. (2007). Reinforcement learning for energy conservation and comfort in buildings. *Building and Environment*, 42, 2686–2698.

Das, M. K. & Kishor, N. (2009). Adaptive fuzzy model identification to predict the heat transfer coefficient in pool boiling of distilled water. *Expert System with Applications*, 36, 1142–1154.

Deo, M.C., Chaphekar, A.S., Jha, A. & Ravikant, K. (2001). Neural network for wave

forecasting. *Ocean Engineering*, 28, 889–898.

Desai, V. S. & Bharati, R. (2007). The efficacy of neural networks in predicting returns on stock and bond indices. *Decision Sciences*, 29(2), 405–423.

Dutta, G., Jha, P., Laha, A. K. & Mohan, N. (2006). Artificial neural network models for forecasting stock price index in the Bombay stock exchange. *Journal of Emerging Market Finance*, 5(3), 283–295.

Egeli, B., Ozturan, M. & Badur, B. (2003). Stock market prediction using artificial neural networks. *In Proceedings of the third Hawaii international conference on business*, Honolulu, Hawaii.

Ekici, B.B. & Aksoy, U.T. (2011). Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS, *Expert Systems with Applications*, 38, (2011) 5352–5358.

Engle, R.F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of UK inflation. *Econometrica*, 50, 987–1008.

Enke, D. & Thawornwong, S. (2005). The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Systems with Applications*, 29(4).

Esengun, K., Gunduz, O. & Erdal, G. (2007). Input–output energy analysis in dry apricot production of Turkey. *Energy Conversion and Management*, 48, 592–598.

Esfahanipour, A. & Aghamiri, W., (2010). Adapted neuro-fuzzy inference system on indirect approach TSK fuzzy rule base for stock market analysis. *Expert Systems with Applications*, 37, 4742–4748.

Fagner, O. A., Zarate, L. E., Reis, A., M. & Nobre, C. N. (2011a). Stock market predictions using artificial neural networks. *In IADIS Applied Computing*, Rio de

Janeiro, Brazil (pp. 517–521).

Fagner., O. A., Zarate, L. E., Reis, A. M. & Nobre, C. N. (2011b). The use of artificial neural networks in the analysis and prediction of stock prices. *In IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC)* (pp. 2151–2155).

Fagner, O. A., Nobre, C. N. & Zarate L. E. (2013). Applying Artificial Neural Networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index – Case study of PETR4. *Expert Systems with Applications*, 40, 7596–7606.

Fama, E. F. (1965). The behavior of stock market prices. *The Journal of Business*, 38, 34–105.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.

Farhanieh, B. & Sattari, S. (2006). Simulation of energy saving in Iranian Buildings using integrative modeling for insulation. *Renewable energy*, 31, 417–425.

Faria, E. L., Albuquerque, M. P., Gonzalez, J. L., Cavalcante, J. T. P. & Albuquerque, M. P. (2009). Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(10), 12506–12509.

Ferreira, T.A.E., Vasconcelos, G.C. & Adeodato, P.J.L. (2008). A new intelligent system methodology for time series forecasting with artificial neural networks. *In Neural Processing Letters*, vol.28, pp.113–129.

Ghiassi, M. & Saidane, H. (2005). A dynamic architecture for artificial neural networks, *Neurocomputing*, 63, 397–413.

Ghorbani, R., Mondani, F., Amirmoradi, S., Feizi, H., Khorramdel, S., Teimouri, M., Sanjani, S., Anvarkhah, S. & H. Aghel (2011). A case study of energy use and economical analysis of irrigated and dryland wheat production systems, *Applied Energy*, 88, 283–288.

Ginzburg I. & Horn. D. (1994). Combined neural networks for time series analysis. *Adv. Neural Inform. Process. Syst.*, 6, 224–231.

Gonzalez, A. R., Crespo, A. G., Palacios, R. C., Iglesias, F. G. & Berbis, J. M. (2011). CAST: Using neural networks to improve trading systems based on technical analysis by means of the RSI financial indicator. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11489–11500.

Granger, C.W.J. (1989). Combining forecasts – twenty years later, *J. Forecast.*, 8, 167–173.

Gruduitski, G. & Osbum, L. (1993). Forecasting S&P and gold futures prices: an application of neural networks. *Journal of Futures Markets*, 6, 631–643.

Guresen, E., Kayakutlu, G. & Daim, T. U. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert Systems with Applications*, 38, 10389–10397.

Hadavandi, E., Shavandi, H. & Ghanbari, A. (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. *Knowledge Based Systems*, 23, 800–808.

Hagan, M. & Menhaj, M. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6) 989–993.

Haghighi H.S. & Markazi A.H.D (2010). Chaos prediction and control in MEMS

resonators. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 15(10), 3091–9.

Hamzacebi, C. (2008, December). Improving artificial neural networks performance inseasonal time series forecasting, *Information Sciences*, 178, (23) 4550–4559.

Hann, T.H. & Steurer, E. (1996). Much ado about nothing? Exchange rate forecasting: neural networks vs linear models using monthly and weekly data, *Neurocomputing*, 10, 323–339.

Hassan, M. R., Nath, B. & Kirley, M. (2007). A fusion model of HMM, ANN and GA for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, 33(1), 171–180.

Han, J., Yang, W., Zhou, J., Zhang, G. & Moschandreas, D. J. (2009). A comparative analysis of urban and rural residential thermal comfort under natural ventilation environment. *Energy and Buildings*, 41, 139–145.

Hansen, J. V. & Nelson, R. D. (1997). Neural networks and traditional time series methods: A synergistic combination in state economic forecasts. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(4), 863–873.

Hatirli SA, Ozkan B. & Fert C. (2006). Energy inputs and crop yield relationship in greenhouse tomato production. *Renewable Energy*, 31(4), 427–38.

Heidari M.D. & Omid M. (2011). Energy use patterns and econometric models of major greenhouse vegetable productions in Iran. *Energy*, 36 (1), 220–5.

Hocevar, M., Sirok, B. & Blagojevic, B. (2005). Prediction of cavitation vortex dynamics in the draft tube of a turbine using radial basis neural networks. *Neural Computing and Applications*, 14(3), 229–234.

Hsieh, D.A. (1991). Chaos and nonlinear dynamics: application to financial markets, *J. Finance*, 46, 1839–1877.

Hsieh, T.-J., Hsiao, H.-F. & Yeh, W.-C. (2011). Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks: an integrated system based on artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, 11 (2) 2510–2525.

Hu, C. & He, L. T. (2007). An application of interval methods to stock market forecasting. *Reliable Computing*, 13(5), 423–434.

Huang, K. & Yu, T.H.-K. (2006). The application of neural networks to forecast fuzzy time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 363(2), 481–491.

Huang, K.-H., Yu, T.H.-K. & Hsu Y.W. (2007). A multivariate heuristic model for fuzzy time-series forecasting, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 37(1) 836–846.

Huang, C. L. & Tsai, C. Y. (2009). A hybrid SOFM–SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36, 1529–1539.

Ince, H. & Trafalis, T. B. (2008). Short term forecasting with support vector machines and application to stock price prediction. *International Journal of General Systems*, 37(6), 677–687.

Jang, J.-S. R. (1991). Fuzzy Modelling Using Generalised Neural Networks and Kalman Filter Algorithm. In *Proc. Ninth National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-91)*, pp. 762-767.

Jang, J.-S. R. (1992). Self-learning Fuzzy Controller Based on Temporal Back-Propagation. *IEEE Trans. Neural Networks*, 3, 714-723.

Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23, 665-685.

Jang, J.S. R. & Mizutani, E. (1996). Levenberg-Marquardt Method for ANFIS Learning. *In Proc. Biennial Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS)*, 87-91. IEEE, Berkley, CA.

Jassar, S., Liao, Z. & Zhao, L. (2009). Adaptive neuro-fuzzy based inferential sensor model for estimating the average air temperature in space heating systems. *Building and environment*, 44, 1609–1616.

Kamijo, K. & Tanigawa, T. (1990, June). Stock price pattern recognition: A recurrent neural network approach. *In Proceedings of the international joint conference on neural networks (IJCNN)*, 215–221, Washington DC.

Kandel, A. (1982). Fuzzy Techniques in Pattern Recognition. New York: Wiley-Interscience, 1982.

Kara, Y., Boyacioglu, M. A. & Baykan, O. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 38(5), 5311–5319.

Karaatli, M., Gungor, I., Demir, Y. & Kalayci, S. (2005). Estimating stock market movements with neural network approach. *Journal of Balikesir University*, 2(1), 22–48.

Karkacier O. & Gokal G. Z. (2005). Input–output analysis of energy use in agriculture. *Energy Convers Manage*, 46(9), 1513–21.

Kazeminezhad, M.H., Shahidi, A.E. & Mousavi, S.J., (2005). Application of fuzzy inference system in the prediction of wave parameters. *Ocean Engineering*, 32, 1709–1725.

Khashei, M. & Bijari, M. (2011). A novel hybridization of artificial neural networks and Arima models for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, 11(2) 2664–2675.

Khoshnevisan, B., Rafiee, S., Omid, M. & Mousazadeh H. (2014). Development of an intelligent system based on ANFIS for predicting wheat grain yield on the basis of energy inputs, INFORMATION PROCESSING IN AGRICULTURE.

Khotanzad, A., Elragal, H. & Lu, T.-L. (2000, March). Combination of artificial neural-network forecasters for prediction of natural gas consumption. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(2), 464–473.

Kim, K. & Han, I. (2000). Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 19, 125–132.

Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55, 307–319.

Kim, H. J. & Shin, K. S. (2007). A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms for detecting temporal patterns in stock markets. *Applied Soft Computing*, 7(2), 569–576.

Kim, K. J. (2006). Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting. *Expert Systems with Applications*, 30(3), 519–526.

Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M. & Takeoka, M. (1990). Stock market prediction system with modular neural networks. *In Proceedings of the international joint conference on neural networks*, San Diego, California pp. 1–6.

Kisi, O. & Shiri J. (2013). Prediction of long-term monthly air temperature using

geographical inputs. *International Journal of Climatology*.
EAIIE <http://dx.doi.org/10.1002/joc.3676>.

Kohara, K., T. Ishikawa, Y. Fukuhara & Y. Nakamura (1997). Stock price prediction using prior knowledge and neural network. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 11–22.

Kolarik, T. & Rudorfer, G. (1994). Time series forecasting using neural networks. *In Proceedings of the international conference on APL: The language and its applications*, (pp. 86–94). New York, USA: ACM.

Krueger, E., Prior, S.A., Kurtener, D., Rogers, H.H. & Runion, G.B. (2011). Characterizing root distribution with adaptive neuro-fuzzy analysis, *International Agrophysics*, (25) 93–96.

Kuo, R.J., Chen, C.H. & Hwang, Y.C. (2001). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network, *Fuzzy Sets and Systems*, 118, 21–45.

Kwon, Y.-K. & Moon, B.-R. (2007). A hybrid neurogenetic approach for stock forecasting. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(3), 851–864.

Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M. & Onkal, D. (2006). Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25 years. *International Journal of Forecasting*, 22, 493–518.

Lee, C. C. (1990a). Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller, Part I. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 20:404-418.

Leigh, W., Purvis, R. & Ragusa, J. M. (2002). Forecasting the NYSE composite index with technical analysis, pattern recognizer, neural network, and genetic algorithm: A

case study in romantic decision support. *Decision Support Systems*, 32, 361–377.

Leung, M. T., Daouk, H. & Chen, A.-S. (2000). Forecasting stock indices: A comparison of classification and level estimation models. *International Journal of Forecasting*, 16, 173–190.

Lin, C. T. (1994). *Neural Fuzzy Control Systems with Structure and Parameter Learning*. World Scientific, Singapore.

Lin, L.C. & Chang, H.K., (2008). An adaptive neuro-fuzzy inference system for sea level prediction considering tide-generating forces and oceanic thermal expansion. *Terrestrial Atmospheric Oceanic Science*, 19, 163–172.

Liu, C.-F., Yeh, C.-Y. & Lee, S.-J. (2012). Application of type-2 neuro-fuzzy modeling in stock price prediction. *Applied Soft Computing*, 12, 1348–1358.

Lu, C. J., Lee, T. S. & Chiu, C. C. (2009). Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression. *Decision Support Systems*, 47, 115–125.

Lu C.-J. (2010). Integrating independent component analysis-based denoising scheme with neural network for stock price prediction. *Expert Systems with Applications*, 37, 7056–7064.

Lu, C.-J. & Wu, J.-Y. (2011). An efficient CMAC neural network for stock index forecasting. *Expert Systems with Applications*, 38, 15194–15201.

Mahfoud, S. & Mani, G. (1996). Financial forecasting using genetic algorithms. *Applied Artificial Intelligence*, 10, 543–565.

Mahjoobi, J., Shahidi, A.I. & Kazeminezhad, M.H., (2008). Hindcasting of wave

parameters using different soft computing methods. *Applied Ocean Research*, 30 (1), 28–36.

Makarynsky, O. (2004). Improving wave predictions with artificial neural networks. *Ocean Engineering*, 31, 709–724.

Makridou, G., Atsalakis, G., Zopounidis, C. & Andrianopoulos, K. (2013). 'Gold price forecasting with a neuro-fuzzy-based inference system', *Int. J. Financial Engineering and Risk Management*, Vol.1, No. 1, pp. 35-34.

Malekmohamadi, I., Bazargan-Lari M.R., Kerachian R., Nikoo, M. R. & Fallahnia M. (2011). Evaluating the efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in wave height prediction. *Ocean Engineering*, 38, 487–497.

Mandal KG, Saha KP, Ghosh PK, Hati KM & Bandyopadhyay KK (2002). Bioenergy and economic analysis of soybean-based crop production systems in central India. *Biomass Bioenergy*, 23(5), 337–45.

Marce, R., Comerma, M., Garcia, J. C. & Armengol, J. (2004). A neuro-fuzzy modeling tool to estimate fluvial nutrient loads in watersheds under time varying human impact. *Limnology and Oceanography: Methods*, 2, 342–355.

Marks, W. (1997). Multicriteria optimization of shape of energy-saving buildings. *Building and Environment*, 32, 331–339.

Matilla-Garcva, M. & Argóello, C. (2005). A hybrid approach based on neural networks and genetic algorithms to the study of profitability in the Spanish stock market. *Applied Economics Letters*, 12(5), 303–308.

McNelis, P. (1996). A neural network analysis of Brazilian stock prices: Tequila effects vs. pisco sour effects. *Journal of Emerging Markets*, 1, 29–44.

Mellit, A., Kalogirou, S. A., Hontoria, L. & Shaari, S. (2009). Artificial intelligence techniques for sizing photovoltaic systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13, 406–419.

Mostafa, M.M. (2010). Forecasting stock exchange movements using neural networks: Empirical evidence from Kuwait Mohamed, *Expert Systems with Applications*, 37, 6302–6309.

Mousavi-Avval S.H., Rafiee S., Jafari A. & Mohammadi A. (2011). Improving energy use efficiency of canola production using data envelopment analysis (DEA) approach. *Energy*, 36(5), 2765–72.

Myhre, T.C. (1992). Financial forecasting at Martin Marietta Energy Systems Inc., *The Journal of Business Forecasting Methods and Systems*, 11(1) 28–30. April.

Naderloo L., Alimardani R., Omid, M., Sarmadian F., Javadikia P., Torabi, M.Y. & Alimardani, F. (2012). Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs, *Measurement*, 45, 1406–1413.

Nauck, D. & Kruse, R. (1994a). Choosing Appropriate Neuro-Fuzzy Models. *In Proc. Second European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies (EUFIT94)*, pp. 552-557. Aachen.

Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M. & Ramasastri, K. S. (2004). A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291(1–2), 52–66.

Nelson, D. B. (1991). Conditional heterosdasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347–370.

Nie, J. & Linkens, D. A. (1995). Fuzzy-Neural Control. Principles, Algorithms and Applications. *Prentice Hall*, New York.

Ochoa, C. E. & Capeluto, I. G. (2009). Advice tool for early design stages of intelligent facades based on energy and visual comfort approach. *Energy and Buildings*, 41(5), 480–488.

Olson, D. & Mossman, C. (2003). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 453–465.

Oh, S.-K., Pedrycz, W. & Park, H.-S. (2006). Genetically optimized fuzzy polynomial neural networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 14(1), 125–144.

Omid M., Ghojabeige F., Delshad M & Ahmadi H. (2011). Energy use pattern and benchmarking of selected greenhouses in Iran using data envelopment analysis. *Energy Convers Manage*, 52(1), 153–62.

Ozger, M. & Sen, Z. (2007). Prediction of wave parameters by using fuzzy logic approach. *Ocean Engineering*, 34, 460–469.

Ozkan, B., Akcaoz, H. & C. Fert (2004). Energy input–output analysis in Turkish agriculture. *Renewable Energy*, 29, 39–51.

Park, K. & Shin H. (2013). Stock price prediction based on a complex interrelation network of economic factors, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26, 1550–1561.

Pederson, L., Stang, J. & Ulseth, R. (2008). Load prediction method for heat and electricity demand in buildings for the purpose of planning for mixed energy distribution systems. *Energy and Buildings*, 40, 1124–1134.

- Pino, R., Parreno, J., Gomez, A. & Priore, P. (2008). Forecasting next-day price of electricity in the Spanish energy market using artificial neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(1), 53–62.
- Pradhan, B., Sezer, E.A., Gokceoglu, C. & Buchroithner, M.F. (2010). Landslide susceptibility mapping by neuro-fuzzy approach in a landslide prone area: Cameron highland, Malaysia, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48, (12), 4164–4177.
- Preminger, A. & Franck, R. (2007, January–March). Forecasting exchange rates: Arobust regression approach. *International Journal of Forecasting*, 23(1), 71–84.
- Priestley, M.B. (1988). Non-Linear and Non-stationary Time Series Analysis, *Academic Press*.
- Qi, M. & Zhang, G. P. (2008). Trend timevseries modeling and forecasting with neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19(5), 808–816.
- Rao, S. & Mandal, S. (2005). Hindcasting of storm waves using neural networks. *Ocean Engineering*, 32, 667–684.
- Refenes, A. N., Azema-Barac, M. & Zapranis, A. D. (1993). Stock ranking: Neural networks vs multiple linear regression. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 3 (pp. 1419–1426). New York: IEEE Press.
- Reppel, J. & Edmonds, I. R. (1998). Angle-selective glazing for radiant heat control in buildings: Theory. *Solar Energy*, 62, 245–253.
- Rumelhart, D.E. & McClelland, J.L. (1987). Parallel Distributed Processing Explorations inthe Microstructure of Cognition, vols.1and 2,MIT Press.

Saad, E., Prokhorov, D. & Wunsch, D. (1996). Advanced neural-network training methods for low false alarm stock trend prediction, *In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*.

Saad, E.W., Prokhorov, D.V. & Wunsch, D.C. II (1998). Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probabilistic neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(6), 1456–1470.

Safa M., Samarasinghe S. & Mohssen M. (2011). A field study of energy consumption in wheat production in Canterbury, New Zealand. *Energy Convers Manage*, 52(7), 2526–32.

Sayigh, A. & Marafia, H. (1998). Thermal comfort and the development of bioclimatic concept in building design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2, 3–24.

Schoneburg, E. (1990). Stock price prediction using neural networks: a project report. *Neurocomputing* 2, 17–117.

Sezer, E.A., Pradhan, B. & Gokceoglu, C. (2011). Manifestation of an adaptive neuro-fuzzy model on landslide susceptibility mapping: Klang valley, Malaysia. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8208–8219.

Shen, W., Guo, X., Wu, C. & Wu, D. (2011). Forecasting stock indices using radial basis function neural networks optimized by artificial fish swarm algorithm. *Knowledge Based Systems*, 24, 378–385.

Silva, D.C.G. (2008, August). Time series forecasting with a non-linear model and the scatter search meta-heuristic. *Information Sciences*, 178(16), 3288–3299.

Singh, S., Singh, S., Mittal, J.P. & Pannu, C.J.S. (1998). Frontier energy use for the cultivation of wheat crop in Punjab. *Energy Conversation and Management*, 39, (5/6)

485–491.

Singh S., Singh S., Pannu C.J.S. & Singh J. (1999). Energy input and yield relations for wheat in different agro-climatic zones of the Punjab. *Applied Energy*, 63(4), 287–98.

Singh R., Kainthola A. & Singh T.N. (2012). Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach. *Applied Soft Computing*, 12(1), 40–5.

Sitte, R. & Sitte, J. (2002, May). Neural networks approach to the random walk dilemma offinancialtime series. *Applied Intelligence*, 16(3), 163–171.

Skabar, A. & Cloete, I. (2002). Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis. In *ACSC '02: Proceedings of the twenty-fifth Australasian conference on computer science* (pp. 241–249). Darlinghurst, Australia: Australian Computer Society, Inc..

Steiner, M. & Wittkemper, H. G. (1997). Portfolio optimization with a neural network implementation of the coherent market hypothesis. *European Journal of Operational Research*, 100(1), 27–40.

Subasi, A., Yilmaz, A. S. & Binici, H. (2009). Prediction of early heat of hydration of plain and blended cements using neuro-fuzzy modeling techniques. *Expert Systems with Applications*, 36, 4940–4950.

Synnefa, A., Santamouris, M. & Akbari, H. (2007). Estimating the effect of using cool coatings on energy loads and thermal comfort in residential buildings in various climatic conditions. *Energy and Buildings*, 39, 1167–1174.

Tabatabaie S.M.H., Rafiee S., Keyhani A. & Ebrahimi A. (2013). Energy and economic assessment of prune production in Tehran province of Iran. *Journal of Cleaner Production*, 39, 280–4.

Takahashi, T., Tamada, R. & Nagasaka, K. (1998). Multiple line-segments regression for stock prices and long-range forecasting system by neural networks. *In Proceedings of the 37th SICE annual conference*, (pp. 1127–1132).

Talebizadeh, M. & Moridnejad, A. (2012). Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models, *Expert Systems with Applications*, 38, 4126–4135.

Tan, H. (1995). Neural-network model for stock forecasting, M.S.E.E. thesis, Texas Tech University.

Tay, F. E. H. & Cao, L. (2001). Application of support vector machines in financial time series forecasting. *Omega*, 29, 309–317.

Tay, F. E. H. & Cao, L. J. (2003). Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 14, 1506–1518.

Thawornwong, S. & Enke, D. (2004). The adaptive selection of financial and economic variables for use with artificial neural networks. *Neurocomputing*, 56, 205–232.

Jeantheau, T. (2004). A link between complete models with stochastic volatility and ARCH models. *Finance and Stochastics*, 8, 111–131.

Thissen, U., van Brakel, R., de Weijer, A. P., Melssen, W. J. & Buydens, L. M. C. (2003). Using support vector machines for time series prediction. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 69, 35–49.

Trippi, R. R. & Desieno, D. (1992). Trading equity index futures with a neural network. *Journal of Portfolio Management*, 19, 27–33.

Tsai, C.P., Line, C. & Shen, J.N. (2002). Neural network for wave forecasting among multi-stations. *Ocean Engineering*, 29, 1683–1695.

Tsai, C. F. & Chiou, Y. J. (2009). Earnings management prediction: A pilot study of combining neural networks and decision trees. *Expert Systems with Applications*, 36, 7183–7191.

Tsai, C.-F. & Hsiao, Y.-C. (2010). Combining multiple feature selection methods for stock prediction: Union, intersection, and multi-intersection approaches. *Decision Support Systems*, 50, 258–269.

Tsang, P. M., Kwok, P., Choy, S. O., Kwan, R., Ng, S. C., Mak, J., et al. (2007). Design and implementation of NN5 for Hong Kong stock price forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(4), 453–461.

Tsibouris, G. & Zeidenberg, M. (1995). Testing the efficient markets hypothesis with gradient descent algorithms. In R A (Ed.). *Neural networks in the capital markets*. John Wiley and Sons.

Ucenic, C.I. & Atsalakis, G.S. (2006). *A Neuro-fuzzy Approach to Forecast the Electricity Demand. Proceedings of the 2006 IASME/WSEAS*. International Conference on Energy & Environmental Systems, Chalkida, Greece, May 8-10, (pp299-304).

Ucenic, C. I. & Atsalakis, G.S. (2009). Forecasting cpi using a neural network with fuzzy inference system. *The XIII International Conference Applied Stochastic Models and Data Analysis*, pp. 309–315.

Vellido, A., Lisboa, P. J. G. & Vaughan, J. (1999). Neural networks in business: A survey of applications (1992–1998). *Expert Systems with Applications*, 17, 51–70.

Vellido, A., Lisboa, P. J. G. & Meehan, K. (1999). Segmentation of the on-line shopping market using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 17, 303–314.

Wang, J.H. & Leu, J.Y. (1996). Stock trend prediction using ARIMA-based neural networks, *In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*.

Wang, Y. F. (2002a). Predicting stock price using fuzzy grey prediction system. *Expert System with Applications*, 22, 33–39.

Wang, Y. F. (2002b). Predicting stock price using fuzzy grey prediction system. *Expert Systems with Applications*, 22(1), 33–39.

Wang, Y.-F., Cheng, S. & Hsu, M.-H. (2010). Incorporating the Markov chain concept into fuzzy stochastic prediction of stock indexes. *Applied Soft Computing*, 10, 613–617.

Wang, J. Z., Wang, J.-J., Zhang, Z. G. & Guo S.- P. (2011). Forecasting stock indices with back propagation neural network. *Expert Systems with Applications*, 38, (11), 14346-14355.

White, H. (1988). Economic prediction using neural networks: The case of IBM daily stock returns. *IEEE International on Neural Networks*, 2, 451–458.

Wilson, I.D., Paris, S.D., Ware, J.A. & Jenkins, D.H. (2002). Residential property price time series forecasting with neural networks, *Knowledge Based Systems*, 15 335–341.

Yamashita, T., Hirasawa, K. & Jinglu, H. (2005). Application of multi-branch neural networks to stock market prediction, *In Proceedings of International Joint Conference on Neural networks*.

Yang, L., Dawson, C.W., Brown, M.R. & Gell, M. (2006). Neural network and GA approaches for dwelling fire occurrence prediction, *Knowledge Based Systems*, 19, 213–

Yao, J., Chew, L. T. & Poh, H. L. (1999). Neural networks for technical analysis: A study on KLCI. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 2(2), 221–241.

Yeh, C.-Y., Huang C.-W. & Lee S.-J. (2011). A multiple-kernel support vector regression approach for stock market price forecasting. *Expert Systems with Applications*, 38, 2177–2186.

Ying, L.-C. & Pan, M.-C. (2009). Using Adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity load. *Energy Conversion and Management*, 49, 205–211.

Yoo, P., Kim, M. & Jan, T. (2005). Financial forecasting: Advanced machine learning techniques in stock market analysis. *In Ninth international multitopic conference, IEEE INMIC* (pp. 1–7).

Yoon, Y. & Swales, G. (1991). Predicting stock price performance: A neural network approach. *In Proceedings of the 24th annual Hawaii international conference on systems sciences*, Honolulu, Hawaii (pp. 156–162).

Yoon, Y., Swales, G. & Margavio, T.M. (1993). A comparison of discriminant analysis versus artificial neural networks. *The Journal of the Operational Research Society*, 44, (1), 51–60.

Yudong, Z. & Lenan, W. (2009). Stock market prediction of S&P 500 via combination of improved BCO approach and BP neural network. *Expert Systems with Applications*, 36(5), 8849–8854.

Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning: Part 1, 2 and 3. *Information Sciences*, vol. 8, 8, 9, pp. 199-249, 301-357, 43-80.

Zadeh, L. A. (1983). The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 11, pp. 199-227.

Zarandi, M. H. F., Rezaee, B., Turksen, I. B. & Neshat, E. (2009). A type-2 fuzzy rulebased expert system model for stock price analysis. *Expert Systems with Application*, 36(1), 139–154.

Zhang, G., Patuwo, B. E. & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: the state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14, 35–62.

Zhang, G. P. & Kline, D. (2007). Quarterly time-series forecasting with neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(6), 1800–1814.

Zhu, X., Wang, H., Xu, L. & Li, H. (2008). Predicting stock index increments by neural networks: The role of trading volume under different horizons. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 3043–3054.

Βιβλία

Baba, N., Inoue, N. & Yanjun, Y. (2002). *Utilization of soft computing techniques for constructing reliable decision support systems for dealing stocks*. In Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks.

Brown M. & Harris C. (1994). *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. Prentice Hall, New York.

Chatfield, C. (2001). *Time-series forecasting*. New York, USA: Chapman & Hall, CRC.

Choi, J. H., Lee, M. K. & Rhee, M. W. (1995). *Trading S&P 500 stock index futures using a neural network*. In R. S. Freedman, editor. Proceedings of the 3rd annual international conference on artificial intelligence applications on Wall Street, June (pp. 63–72), New York.

Constantin von Altrock (1995). *Fuzzy Logic and Neurofuzzy applications explained*. Prentice Hall PTR.

Devi, B. B. & Sarma, V. V. S. (1986). *A fuzzy approximation scheme for sequential learning in pattern recognition*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 16, 668-679.

Francis, J. C. (1991). *Investments: Analysis and management* (5th ed.). Sao Paulo: McGraw- Hill Series in Finance.

Frank, R. & Norton, E. (2008). *Investimentos* (7th ed.). Sao Paulo: Cengage Learning.

Hebb D. O. (1949). *The Organisation of Behavior*. Wiley, New York.

Kandel, E. R. & Hawkins, R. D. (1992). *The biological basis of learning and individuality*. Scientific American, 267, (3), 78-86.

Lima, J. P. (2008). *Mercado de Capitais: Fundamentos e técnicas* (4th ed.). Sao Paulo: Editora Atlas.

Matsura, E. (2007). *Comprar ou vender? Como investir na bolsa utilizando análise gráfica* (6th ed.). Sao Paulo: Saraiva.

McCulloch, W. S. & Pitts (1943). *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, 115-133.

Miller, W. T., Sutton R. S. & Werbos P. J., (eds.) (1990). *Neural Networks for Control*. MIT Press, Cambridge, MA.

Rosenblatt, F. (1958). *The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*. Psychological Review, 63, 386-408.

Sankar, K. P. & Sushmita M. (1999). *Neuro-Fuzzy Pattern Recognition: Methods in Soft Computing*, Wiley Series on Intelligent Systems.

Shatz, C. J. (1992). *The Developing Brain*. Scientific American, 267, (9), 34-50.

Tong, R. M. (1976). *Analysis of Fuzzy Control Algorithms Using the Relation Matrix*. International Journal of Man-Machines Studies, 8, 679-686.

Weston, J. & Brigham, E. (1986). *Βασικές Αρχές της Χρηματοοικονομικής Διαχείρισης και Πολιτικής*, Εκδόσεις Παπαζήση.

Ελληνική βιβλιογραφία

Βιβλία

Θωμαδάκης Σ. και Ξανθάκης Μ. (2011). *Αγορές Χρήματος και Κεφαλαίου: Τραπεζική επιστήμη: Θεωρία και πράξη*, 2η έκδ. - Αθήνα : Σταμούλη Α.Ε.

Χολέβας Γ. Κ. (1995). *Τι πρέπει να γνωρίζουμε για το χρηματιστήριο*. Αθήνα Εκδόσεις Interbooks.