



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΧΑΝΙΑ, ΕΛΛΑΔΑ

ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΕΡΓΟ-ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Προπτυχιακός Φοιτητής: Καλαμαράς Χρήστος

Αριθμός Μητρώου: 2006010063

Επιβλέπων: Λέκτορας Ατσαλάκης Γεώργιος





Πολυτεχνείο Κρήτης

Χανιά, Ελλάδα

Σχολή: Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Ερευνητικό Έργο-Πτυχιακή Εργασία

«Πρόβλεψη τιμών του ναυτιλιακού Βαλτικού Δείκτη Ξηρού Φορτίου (Baltic Dry Index), μέσω χρήσης προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος (Adaptive Neuro-Fuzzy System)»



Σεπτέμβριος 2013

Προπτυχιακός Φοιτητής: Καλαμαράς Χρήστος

Αριθμός Μητρώου: 2006010063

Επιβλέπων: Λέκτορας Ατσαλάκης Γεώργιος

Άδεια Διατριβής

Αυτό το προϊόν ερευνητικού έργου έχει παραδοθεί στο αρμόδιο τμήμα του Πολυτεχνείου Κρήτης και διέπεται από τους όρους και τις προϋποθέσεις που έχει συμφωνήσει ο φοιτητής με το τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης.

Το συγκεκριμένο υλικό μπορεί να χρησιμοποιηθεί εντός των κύκλων του Πολυτεχνείου με σκοπό την προώθηση της έρευνας και της διδασκαλίας. Η διατριβή αυτή δε θα δημοσιευτεί εκτός του Πολυτεχνείου και κάθε αθέτηση αυτών των όρων θα αντιμετωπιστεί με τις κατάλληλες ενέργειες από το ίδρυμα.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέπων της διατριβής αυτής, κύριο Ατσαλάκη Γεώργιο, λέκτορα στο τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, στην Οργάνωση και Διοίκηση στο Πολυτεχνείο Κρήτης. Η συμβολή του υπήρξε καθοριστική στην εξέλιξη αυτού του ερευνητικού έργου και συγκεκριμένα στη δημιουργία του αλγορίθμου για το προσαρμοστικό νευρωνασαφές σύστημα καθώς και στη δομή της εργασίας αυτής με καίριες παρατηρήσεις και κατευθύνσεις ανά τακτά χρονικά διαστήματα. Ακόμα θα ήθελα να ευχαριστήσω το Πολυτεχνείο Κρήτης για τους κωδικούς και τη δυνατότητα πρόσβασης που μου παρείχε σε επιστημονικά περιοδικά και σε ακαδημαϊκές βάσεις δεδομένων, όπου το κόστος συνδρομής είναι απαγορευτικό για έναν φοιτητή.

Περίληψη

Σε αυτή την ερευνητική διατριβή ο συγγραφέας επιδιώκει την πρόβλεψη των τιμών του ναυτιλιακού Βαλτικού δείκτη ξηρού φορτίου (Baltic Dry Index/BDI) μέσω της χρήσης ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς συστήματος (adaptive neuro-fuzzy system/ ANFIS). Ο βαλτικός δείκτης, όπως εξηγείται και στο έργο αυτό, είναι ο σημαντικότερος δείκτης στον τομέα της ναυτιλίας, ενός εξαιρετικά σημαντικού κλάδου τόσο για την Ελληνική όσο και για την παγκόσμια οικονομία. Οι κινήσεις του δείκτη αυτού φανερώνουν τις τάσεις και την κατάσταση του παγκόσμιου εμπορίου και αποτελούν οδηγό για τις επενδύσεις πλοιοκτητών, εμπόρων, ναυλωτών, κυβερνήσεων και γενικότερα κάθε ενδιαβαλλόμενου στο στίβο του εμπορίου.

Το σύστημα ANFIS επιλέχθηκε από μία πληθώρα μεθόδων πρόβλεψης, για τις δυνατότητες που παρέχει ο συνδυασμός ασαφούς λογικής και τεχνητών νευρωνικών δικτύων που δομούν κάθε αλγόριθμο ANFIS. Η σύγκριση των ενθαρρυντικών όπως προκύπτουν, αποτελεσμάτων με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης (αυτοπαλινδρόμηση και παλινδρόμηση κινούμενου μέσου) αποδεικνύουν την υπεροχή και τις εκπληκτικές δυνατότητες εξέλιξης των προσαρμοστικών νευρωνικών δικτύων.

Abstract

In the current research project, the author pursues to predict the Baltic Dry Index rates through the application of an adaptive neuro-fuzzy system (ANFIS). The Baltic Dry Index, as explained in this piece of work, is the most significant index for the maritime sector, being of extraordinary importance for Greek and global economy as well. The rates' fluctuations of the index reveal the trends and the situation of the global trade and they operate as a leader/guide for ship owners, traders, charters, governments' investments and generally for all the counterparties of the maritime community.

The ANFIS network was chosen among a plenty of other prediction methods, for the capabilities provided by the combination of fuzzy logic and the artificial neural networks both of which compose the ANFIS algorithm. The comparison of stimulating, as they accrued results with traditional prediction methods (Auto Regression model, Auto Regression moving average) proves the superiority and the future developments and capabilities of adaptive neuro-fuzzy systems.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1)	Ορισμός του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού Φορτίου και η σημασία του για τη ναυτιλία.....	16
1.2)	Η ανάγκη πρόβλεψης των τιμών του Δείκτη Ξηρού Φορτίου.....	17
1.3)	Η χρήση προσαρμοστικού νευρωνασαφούς δικτύου για την πρόβλεψη των τιμών του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού Φορτίου.....	18
1.4)	Δομή ερευνητικού έργου.....	19

Κεφάλαιο 2: Σκοπός και στόχοι ερευνητικού έργου

2)	Σκοπός και στόχοι ερευνητικού έργου.....	21
----	--	----

Κεφάλαιο 3: Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

3.1)	Ο Baltic Dry Index και η μέθοδος υπολογισμού του.....	22
3.2)	Μέθοδοι πρόβλεψης τιμών ναύλων στη αγορά ξηρού φορτίου.....	26

Κεφάλαιο 4: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

4.1)	Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	34
4.2)	Ορισμός.....	35
4.3)	Απομνημόνευση και Ειδίκευση.....	36
4.4)	Απόκτηση γνώσης μέσω της μάθησης.....	36
4.5)	Ένας τεχνητός νευρώνας.....	38
4.6)	Μονοστρωματικά Δίκτυα.....	40
4.7)	Πολυστρωματικά Δίκτυα.....	40
4.8)	Αρχιτεκτονική Νευρωνικών Δικτύων.....	43
4.9)	Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ως εργαλεία πρόβλεψης.....	45

Κεφάλαιο 5: Ασαφής Λογική

5.1) Η έννοια της ασαφούς λογικής.....	48
5.1.1) Πλεονεκτήματα Ασαφούς Λογικής.....	49
5.1.2) Μειονεκτήματα Ασαφούς Λογικής.....	49
5.2) Ασαφή Σύνολα.....	50
5.3) Ασαφής Κανόνας και Ασαφή Συστήματα.....	51
5.3.1) Ασαφή Συστήματα Συμπερασμού (Fuzzy Inference Systems-FIS).....	51
5.3.2) Ασαφείς Κανόνες.....	54
5.3.2.1) Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού Takagi-Sugeno-Kang (TSK)....	54

Κεφάλαιο 6: Προσαρμοστικό Νευρο-Ασαφές Σύστημα Εξαγωγής Συμπερασμάτων (Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System – ANFIS)

6.1) Εισαγωγή/Νευρωνασαφή Συστήματα.....	57
6.2) Δίκτυο ANFIS και νευρώνες.....	58
6.3) Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS.....	62
6.4) ANFIS και Matlab.....	68
6.5) Εκπαίδευση μοντέλου ANFIS.....	70
6.5.1) Διάδοση προς τα εμπρός (forward pass).....	71
6.5.2) Οπισθοδρόμηση για Πρώσο-Τροφοδοτούμενα Δίκτυα (backward pass).....	71
6.5.3) Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least Squares (LSE) Batch Algorithm).....	72
6.6) Υβριδικός Αλγόριθμος μοντέλου ANFIS.....	74
6.7) Περιορισμοί ενός μοντέλου ANFIS.....	77

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Αποτελέσματα από τη χρήση του μοντέλου ANFIS

7.1) Περιγραφή του Συστήματος Πρόβλεψης και η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε.....	78
7.2) Στάδιο Εκπαίδευσης.....	79
7.3) Διαμερισμός ειδόδων.....	81
7.4) Τρόπος λειτουργίας του ασαφούς κανόνα.....	89
7.5) Ασαφοποίηση και Απο-ασαφοποίηση.....	90
7.6) Έλεγχος συστήματος (system testing), Διατύπωση των κανόνων, Καθορισμός του τύπου της ασαφούς συνεπαγωγής (fuzzy implication).....	91
7.7) Αξιολόγηση του Προγράμματος Πρόβλεψης.....	94
7.8) Σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης.....	96

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8: Συμπεράσματα

8) Συμπεράσματα.....	98
----------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9: Βιβλιογραφία / Αναφορές

9) Βιβλιογραφία / Αναφορές	99
----------------------------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10: Παραρτήματα

10) Παραρτήματα.....	107
----------------------	-----

Λίστα Γραφημάτων

Γράφημα 1: Σχέση ανάπτυξης του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού φορτίου και ανάπτυξης του παγκόσμιου εμπορίου.....	16
Γράφημα 2: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά την ακμάζουσα χρονική περίοδο 2002-2008.....	23
Γράφημα 3: Μέσες τιμές χρονοναυλώσεων στο ναυτιλιακό τομές ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο Ιανουάριος 2006- Νοέμβριος 2009.....	24
Γράφημα 4: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο 2002-2012.....	24
Γράφημα 5: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο 2012-2013.....	25
Γράφημα 6: Μέσες τιμές χρονοναυλώσεων στο ναυτιλιακό τομές ξηρού φορτίου...25	
Γράφημα 7: Απλοποιημένη απεικόνιση τεσσάρων νευρώνων.....	35
Γράφημα 8: Αναπαράσταση του προβλήματος εκπαίδευση overfitting.....	37
Γράφημα 9: Ένας τεχνητός νευρώνας.....	39
Γράφημα 10: Παραδείγματα αρχιτεκτονικής πολυστρωματικών νευρωνικών δικτύων.....	41
Γράφημα 11: Δίκτυο Οπισθοδρόμησης (Back propagation Network).....	42
Γράφημα 12: Πολυστρωματικό ΝΔ πρώσο-τροφοδότησης (μερικώς διασυνδεδεμένο).....	43
Γράφημα 13: Πολυστρωματικό ΝΔ Ανατροφοδότησης.....	45
Γράφημα 14: Ημέρες που θεωρούμε ότι ανήκουν στο Σαββατοκύριακο κατά Boolean και ασαφή λογική.....	51
Γράφημα 15: Δομή του ασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων.....	52
Γράφημα 16: Σχηματικό διάγραμμα ενός ασαφούς συστήματος συμπερασμού (Fuzzy Inference System-FIS).....	53
Γράφημα 17: Ένα απλό σύστημα συμπερασμού.....	53
Γράφημα 18: Λειτουργία Ασαφούς Συστήματος TSK.....	55
Γράφημα 19: Σχηματική απεικόνιση συναρτήσεων συμμετοχής στο FIS τύπου Takagi-Sugeno-Kang.....	56

Γράφημα 20: Δίκτυο ANFIS.....	59
Γράφημα 21: Σχηματική αναπαράσταση της δομής ενός ANFIS μοντέλου για κάθε στρώμα.....	59
Γράφημα 22: Διάγραμμα Ροής της μεθόδου πρόβλεψης ενός μοντέλου ANFIS.....	61
Γράφημα 23: Γραφική αναπαράσταση της επίδρασης που έχει η αλλαγή των παραμέτρων a , b και c	63
Γράφημα 24: Προσαρμοστικό Νεύρο-ασαφές Σύστημα υιοθετεί το ασαφές σύστημα TSK. Γραφική παράσταση της διαδικασίας συμπερασμού βασισμένη στο TSK μοντέλο.....	66
Γράφημα 25: Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS, όπως αναπτύχθηκε από τον Jang το 1992.....	67
Γράφημα 26: Γενική αρχιτεκτονική ενός μοντέλου ANFIS.....	67
Γράφημα 27: ANFIS editor.....	68
Γράφημα 28: Σφάλμα εκπαίδευσης (Training Error).....	80
Γράφημα 29: Πραγματικές τιμές και τιμές μεθόδου πρόβλεψης ANFIS.....	80
Γράφημα 30: Σφάλματα Πρόβλεψης.....	81
Γράφημα 31: Αρχική Συνάρτηση Συμμετοχής (Initial Membership Function).....	83
Γράφημα 32: Τελική Συνάρτηση Συμμετοχής (Final Membership Function).....	84
Γράφημα 33: Η δομή του μοντέλου ANFIS το οποίο χρησιμοποιείται στο πρόβλημα.....	85
Γράφημα 34: Δεδομένα εκπαίδευσης σε γραφική παράσταση διασποράς 2-Δ (Training data as a scatter plot 2-D).....	86
Γράφημα 35: Δεδομένα εκπαίδευσης σε τρισδιάστατο γράφημα διασποράς (Training data as a scatter plot 3-D).....	87
Γράφημα 36: Στοιχεία/Δεδομένα Εκπαίδευσης (Training Data) ως διασπορά ανά άξονα.....	87
Γράφημα 37: Διακύμανση δεδομένων εκπαίδευσης.....	88
Γράφημα 38: Δομή του Μοντέλου ANFIS που χρησιμοποιήθηκε.....	89

Γράφημα 39: ANFIS Rule Viewer.....	92
Γράφημα 40: Επιφάνεια θέασης ANFIS (ANFIS Editor Surface Viewer).....	94
Γράφημα 41: Σύγκριση τιμών πρόβλεψης με εφαρμογή μεθόδου AR(Auto Regression) με πραγματικές τιμές.....	96
Γράφημα 42: Σύγκριση τιμών πρόβλεψης με εφαρμογή μεθόδου ARMA με πραγματικές τιμές.....	97

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Παραδείγματα ερευνών σύγκρισης σε επιδόσεις πρόβλεψης μεταξύ Νευρωνικών Δικτύων και Ανάλυσης Παλινδρόμησης.....	31
Πίνακας 2: Μορφές συναρτήσεων συμμετοχής.....	54
Πίνακας 3: Υπολογιστική πολυπλοκότητα του συστήματος ANFIS.....	65
Πίνακας 4: Τα δύο περάσματα στη διαδικασία εκπαίδευσης του αλγορίθμου σε ένα μοντέλο ANFIS.....	75
Πίνακας 5: Χαρακτηριστικά του ANFIS.....	90
Πίνακας 6: Δομή κανόνα ANFIS.....	93
Πίνακας 7: Μοντέλα πρόβλεψης και αντίστοιχα σφάλματα.....	97

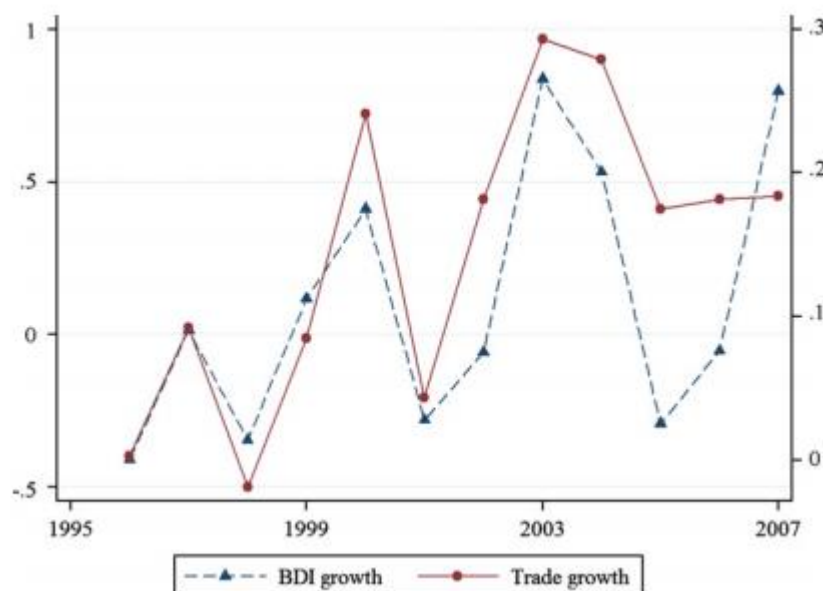
Λίστα Συντομογραφιών

- BDI:** Baltic Dry Index (Βαλτικός Δείκτης Ξηρού φορτίου)
- ANFIS:** Adaptive Neuro-Fuzzy System (Προσαρμοστικό Νευρο-ασαφές Σύστημα)
- ΤΝΔ:** Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
- ANN:** Artificial Neural Network
- ΝΔ:** Νευρωνικά Δίκτυα
- AR:** Auto-Regression (αυτοπαλινδρόμηση)
- ARMA:** Auto-Regression Moving Average (αυτοπαλινδρόμηση κινούμενου μέσου)
- BFI:** Baltic Freight Index
- VEC:** Vector Error Correction
- SVM:** Support Vector Machine
- BDTI:** Baltic Dirty Tanker Index
- VECM:** Vector Equilibrium Correction Models
- VLCCs:** Very Large Crude Oil Carries
- Dwt:** deadweight tone
- LFI:** Long-term Freight Index
- FIS:** Fuzzy Inference System (Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού-ΑΣΣ)
- TSK:** Takagi-Sugeno-Kang
- iMF:** Initial Membership function (Αρχική Συνάρτηση Συμμετοχής)
- fMF:** Final Membership function (Τελική Συνάρτηση Συμμετοχής)

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1) Ορισμός του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού Φορτίου και η σημασία του για τη ναυτιλία

Ο Βαλτικός Δείκτης Ξηρού Φορτίου (Baltic Dry Index-BDI) είναι ένας δείκτης ο οποίος λαμβάνει καθημερινά τιμές από το χρηματιστήριο Baltic Exchange με έδρα το Λονδίνο. Η Baltic Exchange αγορά έχει μακρά ιστορία. Ξεκίνησε το 1744 μέσω απλών καθημερινών συζητήσεων ανάμεσα σε εμπόρους και καπετάνιους πλοίων στην Βιρτζίνια και στην καφετέρια Baltick Coffee House στο Λονδίνο στην οδό Threadneedle Street. Το 1985 η Baltic Exchange λανσάρει το Βαλτικό Δείκτη Ξηρού φορτίου ως έναν γενικό δείκτη για τις τιμές θαλάσσιας μεταφορά ξηρών φορτίων και κυρίως για από ακατέργαστα προϊόντα όπως άνθρακας, σιτηρά, σιδηρομεταλλεύματα και χαλκός. Από την ίδρυσή του έχει γίνει ένα από τους πλέον πρώτιστους δείκτες για το κόστος θαλάσσιας μεταφοράς και αποτελεί βαρόμετρο για τον όγκο του παγκόσμιου εμπορίου και της δραστηριότητας του κατασκευαστικού τομέα. Η άμεση συσχέτιση των τάσεων των τιμών του Βαλτικού δείκτη με τη δραστηριότητα του παγκόσμιου εμπορίου φαίνεται στο γράφημα που ακολουθεί.



Γράφημα 1: Σχέση ανάπτυξης του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού φορτίου και ανάπτυξης του παγκόσμιου εμπορίου (Lin και Sim, 2013)

Περιέχει εξαιρετικά χρήσιμη πληροφορία σχετικά με το κόστος μεταφοράς (ναύλος) πρώτων υλών όπως σιδηρομετάλλευμα, άνθρακας, τσιμέντο, σιτηρά, μέσω θαλάσσης. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον για τον δείκτη δείχνουν οι επενδυτές και οι λοιποί συμβαλλόμενοι στο Ναυτιλιακό τομέα καθώς οι τιμές του αντανakλάσουν μια καθαρή εικόνα της παγκόσμιας ζήτησης για εμπορεύματα και πρώτες ύλες.

Το γεγονός πως ο BDI εστιάζει στις πρώτες ύλες είναι θεμελιώδους σημασίας για τη δημοτικότητα του καθώς η παγκόσμια ζήτηση τους, παρέχει μία ματιά για τη μελλοντική δραστηριότητα της οικουμενικής οικονομίας. Η γοητεία που ασκεί ο δείκτης στον επενδυτικό κόσμο σχετίζεται άμεσα και με το γεγονός ότι παίρνει τιμές πραγματικού χρόνου και δεν μπορεί να χειραγωγηθεί από επιτηδείους-κερδοσκόπους-κυβερνήσεις. Οδηγείται από τις ξεκάθαρες δυνάμεις της προσφοράς και ζήτησης. Η προσφορά αναφέρεται στη διαθεσιμότητα του tonnage, δηλαδή στην ύπαρξη διαθέσιμης χωρητικότητας για τη μεταφορά εμπορευμάτων και πρώτων υλών από εμπορικά πλοία ξηρού φορτίου. Η ζήτηση αφορά τις πρώτες ύλες για παραγωγή από ποικίλους αγοραστές.

1.2 Η ανάγκη πρόβλεψης των τιμών του Δείκτη Ξηρού Φορτίου

Η μαθηματική ανάλυση της συμπεριφοράς των τιμών που παίρνει ο δείκτης έχει άμεση σχέση με τις τιμές των ναύλων ξηρού φορτίου. Όπως αποδεικνύεται και στην πρόσφατη έρευνα των Hélyette και William (2012) οι παρούσες, τοπικές τιμές του δείκτη επηρεάζουν τις μελλοντικές κατευθύνσεις των τιμών των ναύλων στην ελεύθερη αγορά ξηρού φορτίου. Γεννάται λοιπόν η ανάγκη για πρόβλεψη των τιμών του Baltic Dry Index η οποία θα συνδράμει με τη σειρά της στην πρόβλεψη των τιμών των ναύλων από τα οποία εξαρτάται και καθορίζεται κάθε δραστηριότητα στο Ναυτιλιακό χώρο. Υψηλότερα ναύλα συνεπάγονται αύξηση ναυτιλιακών δραστηριοτήτων, ευκολία στη χορήγηση ιδιωτικής χρηματοδότησης, επενδύσεις καθώς και δημιουργία θέσεων εργασίας. Συμπερασματικά, μία αξιόπιστη μέθοδος πρόβλεψης των BDI τιμών είναι θεμελιώδης αρωγός για τον σχεδιασμό στρατηγικής τόσο των πλοιοκτητών όσο και κάθε άλλου συνδιαβαλλόμενου στον Ναυτιλιακό τομέα.

1.3 Η χρήση προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου για την πρόβλεψη των τιμών του Βαλτικού Ξηρού Δείκτη Ξηρού Φορτίου

Σκοπός του συγκεκριμένου ερευνητικού έργου είναι η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του Βαλτικού Ξηρού Δείκτη μέσω της χρήσης προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου. Η χρηματοπιστωτική κρίση στα μέσα του 2008 και οι καταστροφικές για την αγορά των ναύλων στη Ναυτιλία συνέπειές της, οδήγησαν τους αναλυτές του χώρου στην ανάπτυξη όσο το δυνατόν αξιόπιστων αλλά και περισσότερο εκλεπτυσμένων μεθόδων πρόβλεψης του BDI. Η γνώση της πορείας που πρόκειται να ακολουθήσει ο δείκτης στο εγγύς μέλλον, αποτελεί μεγάλο πλεονέκτημα τόσο για τους εφοπλιστές και τους ναυλωτές όσο και για τους περιφερειακούς αντισυμβαλλόμενους του ναυτιλιακού τομέα (χρηματοδότηση, ασφαλιστικές εταιρείες, λιμένες, ναυλομεσίτες, νομικά πρόσωπα). Έκαστος δύναται να αναπτύξει τη στρατηγική του σε μία βιώσιμη και όχι κερδοσκοπική βάση, συμβάλλοντας στη εξυγίανση και στην αύξηση της ελκυστικότητας του χώρου.

Ο συγγραφέας επιχειρεί μέσω της χρήσης προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου να φτάσει σε μία όσο το δυνατόν αξιόπιστη πρόβλεψη των τιμών του BDI, εξυπηρετώντας τις προαναφερθείσες ανάγκες. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ευρέως χρησιμοποιούμενα στον τομέα της λήψης και της υποστήριξης αποφάσεων, αλλά και στον τομέα των προβλέψεων (Li & Cheng, 2007) (Aliev, Fazlollahi, Aliev, & Guirimov, 2006) (Huang, 2001) (Chaudhuri, 2009) (Fdez-riverola, Corchado, & Torres, 2002). Έχουν γίνει εκτεταμένες εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη τιμών μετοχών, χρηματιστηριακών δεικτών, τιμών συναλλάγματος, εγγραφές σε πανεπιστημιακά ιδρύματα και άλλα (Huang, 2001) (Li & Cheng, 2007) (Κοσματοπούλος & Αρβανιτάκη, 2005) . Επίσης έχουν εκπονηθεί εργασίες με θέμα προβλέψεις με τη βοήθεια νευρωνικών δικτύων (Ατσαλάκης & Λαμπουράκης, 2009), (Ατσαλάκης & Μινουδάκη, 2007), (Ατσαλάκης & Σταματάκης, 2008).

Τα προσαρμοστικά νευρο-ασαφή δίκτυα χρησιμοποιούν διασυνδεδεμένα στοιχεία επεξεργασίας τα οποία διέπονται από αλγορίθμους που τους επιτρέπουν να μαθαίνουν από τα λάθη τους, να αναγνωρίζουν πρότυπα ανάμεσα σε πληροφορίες με θόρυβο καθώς και να λειτουργούν με ατελή πληροφορία (Dhar *et al.*, 2010). Στόχος της παρούσας εργασίας είναι να διερευνήσει την ικανότητα ενός προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς μοντέλου (ANFIS) στο να δώσει ακριβείς προβλέψεις για το πρόβλημα της πρόβλεψης των τιμών του Βαλτικού Δείκτη Χύδην Φορτίου, να συγκρίνει το συγκεκριμένο προσαρμοστικό νευρο-ασαφές δίκτυο με άλλες μεθόδους πρόβλεψης (μοντέλα χρονικής σειράς, μοντέλα αυτοπαλινδρόμησης) και συνάμα να προτείνει μια σύγχρονη και ακριβή μέθοδο για το πρόβλημα πρόβλεψης του BDI.

1.4 Δομή ερευνητικού έργου

Ο συγγραφέας του ερευνητικού έργου ακολουθεί μία απλή και ξεκάθαρη δομή στο κείμενο. Αρχικά, στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μία μικρής έκτασης αναφορά στη σημασία του Βαλτικού δείκτη ξηρού φορτίου για τη ναυτιλία και το παγκόσμιο εμπόριο και στην τάση που δημιουργήθηκε έπειτα από τη χρηματοπιστωτική κρίση του 2008 για ακριβείς προβλέψεις των πιθανών τάσεων του δείκτη. Η χρήση προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου καλύπτει πλήρως την επιδίωξη του ερευνητή για εφαρμογή μια σύγχρονης, πολύ-επίπεδης και αποτελεσματικής μεθόδου πρόβλεψης των τιμών του BDI.

Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφονται επιγραμματικά σκοπός και οι στόχοι του ερευνητικού έργου.

Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μία αναλυτική αναδρομή στην ακαδημαϊκή γνώση και έρευνα πάνω στον τομέα που μελετά ο συγγραφέας. Πιθανά κενά στον όγκο έρευνας αλλά και μελλοντικές ευκαιρίες εντοπίζονται μέσα από αυτό το κεφάλαιο.

Στο τέταρτο κεφάλαιο μελετάται το ένα από δομικά στοιχεία του ANFIS δικτύου που χρησιμοποιεί ο συγγραφέας, δηλαδή τα νευρωνικά δίκτυα και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η μελέτη αυτών γίνεται κυρίως σε θεωρητικό επίπεδο με τη χρήση, όπου είναι αναγκαίο, κατάλληλων μαθηματικών σχέσεων και γραφημάτων που συμβάλλουν στη βαθύτερη κατανόηση της λειτουργίας των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στην πρόβλεψη.

Στο πέμπτο κεφάλαιο μελετάται το δεύτερο δομικό στοιχείο του ANFIS δικτύου που χρησιμοποιεί ο συγγραφέας, δηλαδή της ασαφούς λογικής ο συγκερασμός με τα ΤΝΔ της οποίας δημιουργούν το δίκτυο ANFIS.

Στο έκτο κεφάλαιο περιγράφονται αναλυτικά οι αρχές, οι μαθηματικές σχέσεις, και η θεωρία που διέπουν τα μοντέλα ANFIS στη διαδικασία της πρόβλεψης. Πτυχές του μοντέλου που χρησιμοποιεί ο ερευνητής περιγράφονται λεπτομερώς.

Στο έβδομο κεφάλαιο γίνεται περιγραφή, επεξεργασία και αξιολόγηση αποτελεσμάτων, ενώ στο όγδοο κεφάλαιο βρίσκονται τα συμπεράσματα του συγγραφέα από την ερευνητική του προσπάθεια.

Κεφάλαιο 2: Σκοπός και στόχοι ερευνητικού έργου

2. Σκοπός και ερευνητικοί στόχοι του συγγραφέα

Η ερευνητική αυτή προσπάθεια επικεντρώνεται στην κατά το δυνατό, ακριβή και σύγχρονη πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του BDI με χρήση ενός μοντέλου ANFIS. Συγκεκριμένα:

Ερευνητικός στόχος 1: Ο ερευνητής επιχειρεί να εξηγήσει στον αναγνώστη γιατί είναι σημαντική η πρόβλεψη των μελλοντικών κινήσεων του BDI.

Ερευνητικός στόχος 2: Ο συγγραφέας μέσω της χρήσης προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου, επιχειρεί μία αξιόπιστη πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του Βαλτικού δείκτη χύδην φορτίου. Η εύρεση του καταλληλότερου αλγορίθμου, η χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Matlab και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων του δικτύου ANFIS υπήρξαν τα απαιτητικότερα ζητήματα του ερευνητικού έργου και καθόρισαν το παραγόμενο αποτέλεσμα.

Ερευνητικός στόχος 3: Σύγκριση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την επίτευξη του 2^{ου} ερευνητικού στόχου με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης [Auto-Regression (αυτοπαλινδρόμηση), ARMA: Auto-Regression Moving Average (αυτοπαλινδρόμηση κινούμενου μέσου)], συμπεράσματα και αξιολόγηση.

Κεφάλαιο 3: Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

3.1 Ο Baltic Dry Index και η μέθοδος υπολογισμού του

Η Βαλτική Αγορά (Baltic Exchange) είναι ένας φυσικός, ανεξάρτητος και κεντρικός οργανισμός που εδράζεται στο Λονδίνο και παρέχει την υπηρεσία της ανάπτυξης αντιπροσωπευτικών δεικτών για τις ναυτιλιακές αγορές ξηρού φορτίου. Αυτοί οι δείκτες αναπτύσσονται και έρχονται στη δημοσιότητα από μία ομάδα εξουσιοδοτημένων συνδιαβαλλόμενων στο ναυτιλιακό χώρο [Παράρτημα 1]. Τη στιγμή της γραφής του ερευνητικού αυτού έργου, υπάρχουν τέσσερις δείκτες ξηρού φορτίου οι οποίοι είναι: ο Baltic Exchange Capesize Index (BCI), ο Baltic Exchange Panamax Dry Index (BPI), ο Baltic Exchange Handysize Index (BHMI) καθώς και ο Baltic Dry Index (BDI). Η ονομασία τους έχει να κάνει με τη χωρητικότητα ξηρού φορτίου του πλοίου εκφρασμένη σε dwt (deadweight tons) [Παράρτημα 2]. Η φόρμουλα για τη δημιουργία του BDI είναι η ακόλουθη:

$$((\text{CapesizeTCavg} + \text{PanamaxTCavg} + \text{SupramaxTCavg} + \text{HandysizeTCavg}) / 4) * 0.113473601$$

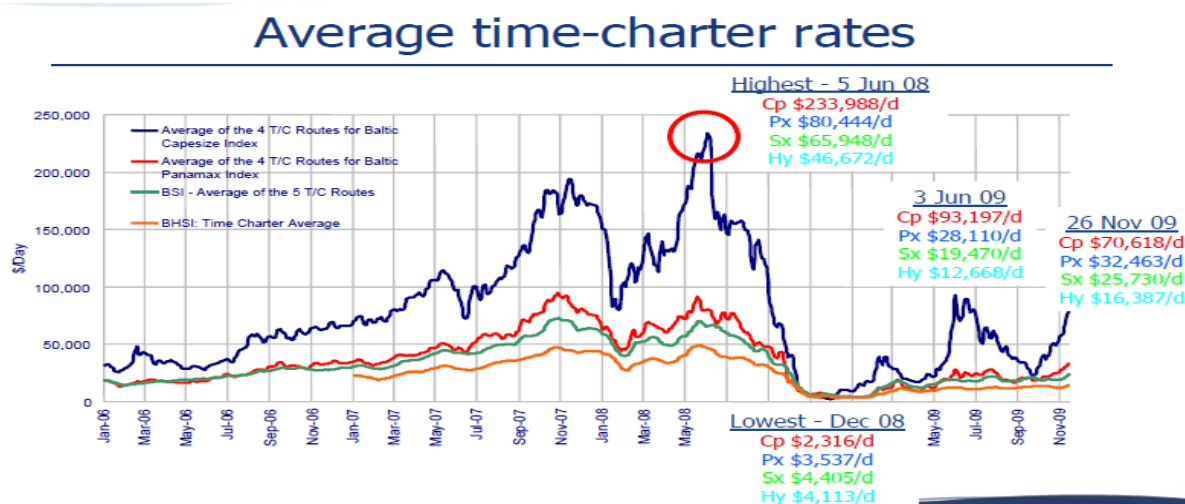
όπου TCavg = Time charter average, δηλαδή η μέση τιμή του ποσού για χρονοναύλωση πλοίου.

Οι τιμές του δείκτη ενημερώνονται πέντε (5) ημέρες την εβδομάδα και ανακοινώνονται είτε από την επίσημη ιστοσελίδα της Baltic Exchange, είτε από άλλες πηγές όπως το δίκτυο Bloomberg. Η ιστορία του BDI αρχίζει πίσω στις 4 Ιανουαρίου του 1985, όταν και η Baltic Exchange ξεκίνησε τη δημοσίευση του δείκτη των ναύλων καθημερινά, ο οποίος ήταν γνωστός ως Baltic Freight Index(BFI) [Παράρτημα 3],δηλαδή σε μία ελεύθερη μετάφραση « Βαλτικός Δείκτης Ναύλων» που ήταν και ο πρόγονος του BDI. Ο δείκτης BFI, αρχικά περιλάμβανε στοιχεία για μεταφορά φορτίων από 14.000 τόνους από λιπάσματα μέχρι 120.000 τόνους από γαιάνθρακα σε 13 θαλάσσιες διαδρομές. Οι χρονομισθώσεις δε λαμβάνονταν υπόψη. Από τότε μέχρι σήμερα, έχουν γίνει μεγάλες αλλαγές στα συστατικά και στη μέθοδο υπολογισμού του BDI. Αυτές οι αλλαγές αφορούν την επιλογή των θαλάσσιων διαδρομών, το μέγεθος και τον τύπο των φορτηγών πλοίων, τις τιμές των ναύλων και άλλα [Παράρτημα 4].

Τα διαγράμματα που ακολουθούν παρουσιάζουν τις τιμές που λάμβανε ο BDI κατά την άκρως ακμάζουσα και κερδοφόρα για την ναυτιλία περίοδο από το 2002 μέχρι και το καλοκαίρι του 2008 καθώς και από τον χειμώνα του 2008 μέχρι και το καλοκαίρι του 2012 όπου τα αποτελέσματα είναι τουλάχιστον αποκαρδιωτικά. Παραθέτονται επίσης διαγράμματα που παρουσιάζουν τις τιμές των ναύλων ξηρού φορτίου σε δολάρια(\$)/ ημέρα κατά την ίδια χρονική περίοδο ώστε να γίνει κατανοητή στον αναγνώστη η άμεση σχέση των τιμών του Βαλτικού Δείκτη με τις τιμές των ναύλων ξηρού φορτίου.

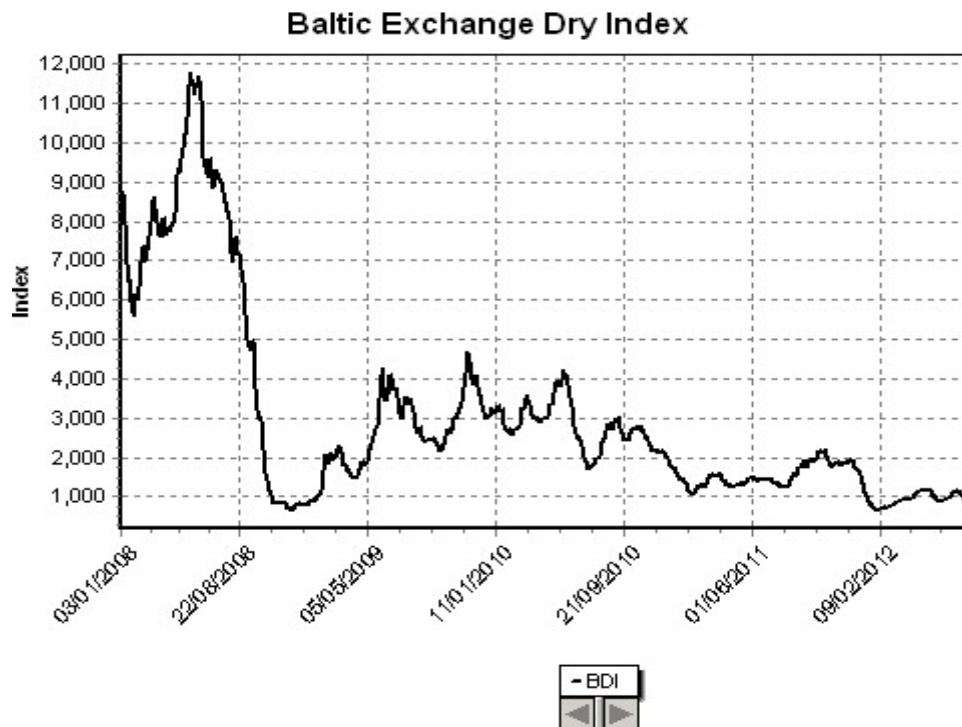
Όπως φαίνεται από τα διαγράμματα 1 και 2, το 2008 οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη εκτοξεύτηκαν φτάνοντας τις 11793 μονάδες στις 20 Μαΐου με τις τιμές των χρονοναυλώσεων να ξεπερνάνε τις 200,000 αμερικάνικα δολάρια (\$) την ημέρα ενώ στις 5 Δεκέμβρη του ίδιου χρόνου ο δείκτης κατέρρευσε στις 663 μονάδες με τις αντίστοιχες τιμές των χρονοναυλώσεων να κατακυλούν στα 2.300 US\$/ημέρα για τύπου πλοίου Capesize.

Γράφημα 2: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά την ακμάζουσα χρονική περίοδο 2002-2008 (TheBaltic Exchange, 2012)



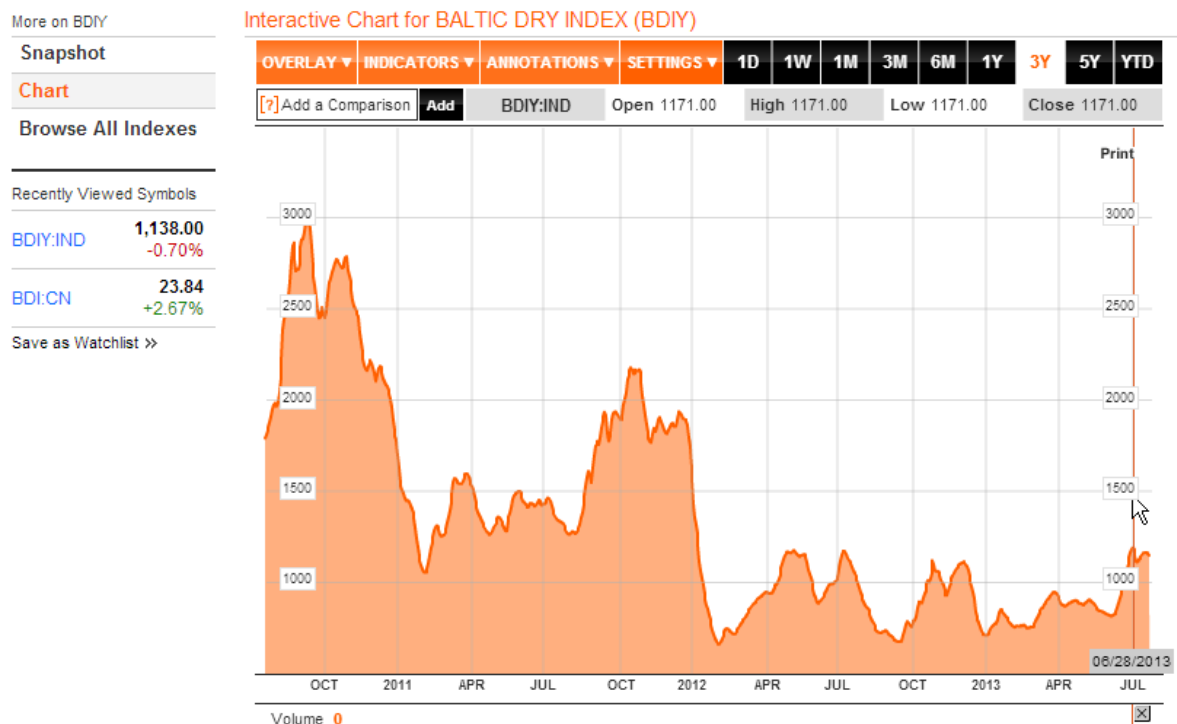
Γράφημα 3: Μέσες τιμές χρονοναυλώσεων στο ναυτιλιακό τομέας ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο Ιανουάριος 2006- Νοέμβριος 2009 (Clarkson's Securities Ltd, Δεκέμβριος 2009)

Οι τιμές του BDI εξακολουθούν να κυμαίνονται σε χαμηλά σε σχέση με τις αρχές του 2008 επίπεδο όπως φαίνεται και στα διαγράμματα 4 και 5. Τον Ιούλιο του 2013 ο BDI βρίσκεται στις 1.100 μονάδες, ενώ τα ναύλα στον τομέα του ξηρού φορτίου παραμένουν χαμηλά όπως δείχνει το διάγραμμα 6.

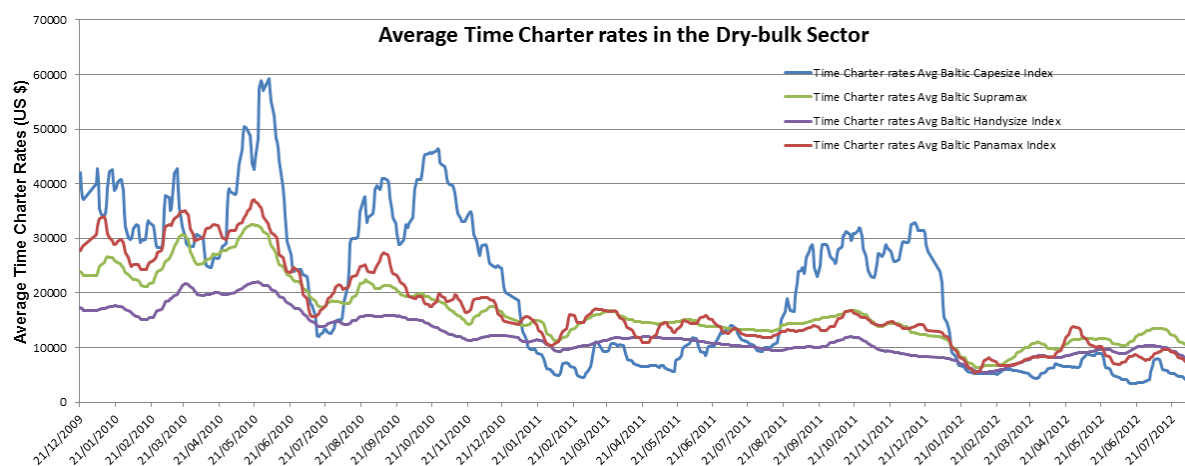


Copyright (c) 2012 Baltic Exchange Information Services Ltd

Γράφημα 4: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο 2002-2012 (The Baltic Exchange, 2012)



Γράφημα 5: Οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου κατά τη χρονική περίοδο 2012-2013 (Bloomberg, 2013)



Γράφημα 6: Μέσες τιμές χρονοναυλώσεων στο ναυτιλιακό τομέας ξηρού φορτίου (Συγγραφέας και Baltic Exchange, 2012)

3.2 Μέθοδοι πρόβλεψης τιμών ναύλων στη αγορά ξηρού φορτίου

Οι Duru *et al.* (2012) εφάρμοσαν την ασαφή DELPHI μέθοδο για προβλέψουν τιμές στα ναύλα ξηρού φορτίου. Πρότειναν την παραπάνω μέθοδο γιατί όπως απέδειξαν βελτιώνει την ακρίβεια στις προβλέψεις των ναύλων, αλλά και συνδυάζει τα πλεονεκτήματα απλών στατιστικών μεθόδων όπως η μέθοδος X 12 Autoregressive integrated average, ARIMA (Ολοκληρωμένα αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου) . Η προαναφερθείσα μέθοδος χρησιμοποιήθηκε, σε συνδυασμό με τη μέθοδο ασαφούς DELPHI από τους Duru, Bulut, and Yoshida (2010). Ωστόσο περιορισμοί στην μοντελοποίηση του προβλήματος πρόβλεψης των τιμών ναύλων για την αγορά ξηρού φορτίου, δεν απέδωσαν τους αναμενόμενους καρπούς. Η συγκεκριμένη υβριδική μέθοδος πρόβλεψης στηρίζεται σε ιστορικά στοιχεία και δεδομένα όπως και ο αλγόριθμος ασαφούς νευρωνικού δικτύου που θα χρησιμοποιήσει ο συγγραφέας για την πρόβλεψη των τιμών του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου.

Ο Duru (2010) χρησιμοποίησε ένα βελτιωμένο μοντέλο της μεθόδου πρόβλεψης FTS (Fuzzy Time Series), το οποίο ονομάζεται FILF (Fuzzy Integrated Logical Forecast Model). Το προαναφερθέν μοντέλο χρησιμοποιεί ιστορικά στοιχεία του BDI προκειμένου να προβλέψει την πορεία των τιμών ενώ η χρήση ενός αλγορίθμου/συνάρτησης αυτόματης διόρθωσης (Extended-FILF) μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια των σειρών αυτοσυσχέτισης.

Ο Cullinane (1992) επιχείρησε να προβλέψει τις μελλοντικές κινήσεις τιμών του ναυτιλιακού δείκτη BFI (Baltic Freight Index) αναπτύσσοντας ένα μοντέλο πρόβλεψης με χρήση της εφαρμογής Box-Jenkins με στοιχεία ανάλυσης χρονοσειράς. Το μοντέλο του Cullinane αφορούσε βραχυπρόθεσμες προβλέψεις του δείκτη και διευκόλυνε την κατανόηση της κερδοσκοπικής συμπεριφοράς των επενδυτών στην αγορά BIFFEX μελλοντικών συμφωνιών [Παράρτημα 3] για ναύλα ξηρού φορτίου .

Οι Zhongzhen *et.all* (2011) επιχείρησαν να προβλέψουν τις τιμές του δείκτη Baltic Panamax Index. Αρχικά χρησιμοποίησαν τη μέθοδο μετασχηματισμού κυματιδίων (wavelet transform) ώστε να μειώσουν το θόρυβο και την τυχαιότητα/διατάραξη των γεγονότων και στη συνέχεια εφάρμοσαν τη μέθοδο «Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης» (Support Vector Machine- SVM); οι δύο μέθοδοι σε συνδυασμό μπορούν να παρέχουν τιμές πρόβλεψης του δείκτη για έξι μήνες, παίρνοντας σαν στοιχεία τιμές του δείκτη για τους τελευταίους πέντε μήνες. Σύμφωνα μάλιστα με τους συγγραφείς, το μοντέλο που προτείνουν παρέχει πιο ακριβείς προβλέψεις από ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου ενώ μπορεί κάλλιστα να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη παρεμφερών ναυτιλιακών δεικτών όπως ο BDI.

Οι Veenstra και Franses (1997) προσπάθησαν να αναλύσουν και να προβλέψουν τιμές ναύλων καθώς και ναυτιλιακούς δείκτες αναπτύσσοντας ένα Vector-Autoregressive (VAR) μοντέλο (χρονοσειρά πολλών μεταβλητών). Οι ερευνητές εκμεταλλεύτηκαν τις σχέσεις συνολοκλήρωσης (Cointegration relation) των διαφορετικών μεταβλητών που μελετούσαν, καθιερώνοντας έτσι ένα VEC (Vector Error Correction) μοντέλο για να επιτύχουν αξιόπιστη πρόβλεψη. Ωστόσο η στοχαστικής φύσης κίνηση των τιμών ναύλων και ναυτιλιακών δεικτών δεν επέτρεψαν στους ερευνητές να παράγουν βελτιωμένης ακρίβειας προβλέψεις.

Οι Li και Parsons (1997) διεξήγαγαν μία συγκριτική έρευνα για τις επιδόσεις και την ακρίβεια πρόβλεψης μεταξύ νευρωνικών δικτύων και ενός κλασικού μοντέλου χρονοσειράς ARMA (Αυτοπαλινδρομικά μοντέλα κινούμενου μέσου όρου- Autoregressive Moving Average) για τιμές των ναύλων δεξαμενόπλοιων. Τα νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν και εκπαιδεύτηκαν ώστε να παράγουν στοιχεία πρόβλεψης από έναν έως εικοσιτέσσερις μήνες μπροστά. Τα στοιχεία των προαναφερθέντων προβλέψεων αποδείχτηκαν να είναι εύρωστα και αρκετά πιο αξιόπιστα από απλά μοντέλα πρόβλεψης χρονοσειράς, ειδικότερα για μακροπρόθεσμες προβλέψεις.

Οι Fan *et.al* (2012) διεξήγαγαν έρευνα στη πρόβλεψη του δείκτη BDTI (Baltic Dirty Tanker Index) στην αγορά πετρελαιοφόρων με την εφαρμογή της μεθόδου κυματίου νευρωνικού δικτύου (Wavelet Neural Networks). Συγκεκριμένα, το μοντέλο WNN που ανέπτυξαν οι ερευνητές, χρησιμοποιεί αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης που σε συνδυασμό με τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν εξαιρετικά αποτελεσματικά δεδομένα πρόβλεψης για μη γραμμικούς, μη σταθερούς ναυτιλιακούς δείκτες. Η εφαρμογή του WNN μοντέλου στο δείκτη BDTI είχε αισθητά καλύτερες επιδόσεις πρόβλεψης σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης όπως το μοντέλο ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Ωστόσο η ανωτερότητα των αποτελεσμάτων πρόβλεψης μεθόδων για μακροπρόθεσμες προβλέψεις όπως η ARIMA καθώς και VAR σε σύγκριση με μεθόδους VECM (Vector Equilibrium Correction Models) αποδείχτηκε από τους Batchelor *et.al* (2007) στην έρευνα που διεξήγαγαν για να προβλέψουν μακροπρόθεσμες και βραχυπρόθεσμες μελλοντικές τιμές ναύλων στη ναυτιλιακή διεθνή αγορά.

Οι Lyridis *et.al* (2004) χρησιμοποίησαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks- ANNs) σε μία ερευνητική προσπάθεια τους να προβλέψουν τα ναύλα στην ελεύθερη (όχι χρονομισθώσεις) αγορά των δεξαμενόπλοιων και συγκεκριμένα στην κατηγορία πλοίων VLCCs (Very Large Crude Oil Carriers – 300.000 dwt). Σε περιόδους μεγάλης μεταβλητότητας, όσον αφορά την ναυλαγορά των VLCCs δεξαμενόπλοιων, οι ερευνητές απέδειξαν πως η εφαρμογή ANN μοντέλων αποδίδει αρκετά αξιόπιστες μακροπρόθεσμες προβλέψεις όταν οι μεταβλητές εισόδου είναι σε διαφορεική μορφή, αποτελεί σημαντικό εργαλείο στη λήψη αποφάσεων ενώ επιτυγχάνει και σημαντική μείωση στη διακύμανση του σφάλματος.

Ο Voudris, A.V. (2006) πραγματοποίησε μελέτη για την πρόβλεψη ναύλων πλοίου τύπου Capesize 145.000 τόνων ωφέλιμου φορτίου μεταφοράς μεταλλεύματος για τη διαδρομή Tubarao-Rotterdam με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποίησαν γενετικούς αλγορίθμους και τα αποτελέσματα που προέκυψαν ήταν σχετικά ακριβή μέχρι και την πρόβλεψη 18 μήνες μπροστά. Εξάγεται το συμπέρασμα ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν μία ικανοποιητική προσέγγιση για την πρόβλεψη της αγοράς χύδην φορτίου όταν συνδυάζεται με αποδοτική μοντελοποίηση της αγοράς.

Οι Ung *et al.* (2005) χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθώς και την ασαφή θεωρία προκειμένου να προβλέψουν τους κινδύνους που διατρέχουν ένα καράβι κατά την είσοδο του σε ένα λιμάνι. Απέδειξαν πως η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου καθώς και η εισαγωγή ποικίλων μεταβλητών και παραμέτρων σχετικών με τον κίνδυνο που διατρέχει ένα πλοίο σε ένα λιμάνι βελτιώνουν την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων πρόβλεψης. Ακόμα, η χρήση αλγορίθμου ασαφούς λογικής και η εφαρμογή του σε νευρωνικού δικτύου κάνουν την διαδικασία πρόβλεψης λιγότερο απαιτητική σε πράξεις και υπολογιστική ισχύ (computing intensive). Αντίστοιχη έρευνα για την πρόβλεψη του συνολικού κινδύνου που αφορά απώλειες πλοίων ξηρού φορτίου, με χρήση τεχνητού νευρωνικού δικτύου διεξήγαγαν οι Buxton *et al.* (1997).

Οι Olatunji *et al.* (2011) πρότειναν μοντέλο τεχνητού νευρωνικού δικτύου, με χρήση ιστορικών στοιχείων μεγάλης χρονικής περιόδου- όπως ακριβώς και ο συγγραφέας της παρούσας ερευνητικής μελέτης- για την πρόβλεψη τιμών του δείκτη του χρηματιστηρίου αξιών της Σαουδικής Αραβίας.

Πολλοί ερευνητές μελέτησαν τις δυνατότητες πρόβλεψης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε χρηματιστηριακούς δείκτες. Οι Armano *et al.* (2004) χρησιμοποίησαν την υβριδική γενετική-νευρωνική αρχιτεκτονική για πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεικτών, ο Azof (1994), ο Gately (1996), οι Lin *et al.* (2002) όπως και οι Kim & Chun (1998) χρησιμοποίησαν νευρωνικά δίκτυα για πρόβλεψη δεικτών σε χρηματοπιστωτικές αγορές, οι Enke και Thawornwong (2005) όπως και οι Harvey *et al.* (2000) ερεύνησαν τη χρήση νευρωνικών δικτύων στις αποδόσεις μετοχών χρηματιστηριακών αγορών, οι Fernandez-Rodriguez *et al.* (2000) μελέτησαν την

κερδοφορία και τους τεχνικούς όρους εμπορίου με μεθόδους βασισμένες στη θεωρία και εφαρμογή των ANNs για την Ισπανική χρηματιστηριακή αγορά.

Η προσαρμοστική νευρο-ασαφής τεχνική(adaptive-network-based fuzzy interference system- ANFIS) χρησιμοποιήθηκε. από τους Alizadeh *et al.* (2011) για την πρόβλεψη τιμών του χρηματιστηριακού δείκτη της Τεχεράνης, από τους Cheng *et al.* (2009) για την πρόβλεψη του τιμών του δείκτη χρηματιστηρίου της Ταϊβάν, τους Boyacioglu και Avcı (2010) την πρόβλεψη τιμών του χρηματιστηριακού δείκτη της Κωνσταντινούπολης καθώς και από τους Svalina *et al.* (2013) για πρόβλεψη τιμών του δείκτη Crobex, της χρηματιστηριακής αγοράς του Ζάγκρεμπ στην Κροατία.

Οι Liu και Wang (2012) ανέπτυξαν ένα βελτιωμένο μοντέλο νευρωνικού δικτύου τύπου Legendre και μια τυχαία συνάρτηση χρόνου ισχύος (Legendre neural network & random time strength function- LNNRT) για να προβλέψουν της τιμές του δείκτη του χρηματιστηρίου αξιών της Σαγκάη (Shanghai Stock Exchange-SSE) χρησιμοποιώντας ιστορικά στοιχεία χρονικής περιόδου 10ετίας. Εφάρμοσαν επίσης το μοντέλο αυτό για πρόβλεψη των δεικτών DJI (Dow Jones Industrial Average Index) και IXIC (Nasdaq Composite Index)

Δίκτυα νευρο-ασαφούς λογικής (Adaptive Neural-Fuzzy Network- ANFN) χρησιμοποιήθηκαν από τους Ansari *et al.* (2010) για την πρόβλεψη τιμών του δείκτη χρηματιστηριακής αγοράς NASDAQ κατά το 2008 και 2009. Οι Hsieh *et al.* (2011) χρησιμοποίησαν κυματοειδείς μετασχηματισμούς και επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (wavelet transforms and recurrent neural network) για την πρόβλεψη τιμών δεικτών όπως ο DJIA(Dow Jones Industrial Average Index), ο Λονδρέζικος FTSE-100, ο Nikkei-225 στο Τόκιο και ο TAIEX(Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Index). Οι Zhai *et al.* (2010) χρησιμοποίησαν ένα υβριδικό νευρωνικό μοντέλο οπισθόδρομης διάδοσης (back propagation neural network- BPNN) με αλγόριθμο νευρωνασαφούς λογικής και το μηχανισμό υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machine-SVM) για πρόβλεψη χρηματιστηριακών δεικτών.

Οι Atsalakis & Valavanis (2009) χρησιμοποίησαν μια νευρο-ασαφή μέθοδο ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) για να προβλέψουν μελλοντικές κινήσεις τιμών μετοχών, και συγκεκριμένα τιμές επόμενης ημέρας, παίρνοντας σαν δεδομένα δείκτες τιμών του χρηματιστηρίου αξιών Αθηνών καθώς και της Νέας Υόρκης (New York Stock Exchange -NYSE). Απέδειξαν ότι όταν χρησιμοποιούνται ιστορικά στοιχεία ως είσοδοι σε νευρωνικά μοντέλα, πολύ αξιόπιστα αποτελέσματα είναι εφικτά στην πρόβλεψη τιμών δεικτών, αμφισβητώντας την θεωρία της «Αποτελεσματικής Αγοράς- Efficient Market Hypothesis (EMH)». Σύμφωνα με την τελευταία, η παρούσα τιμή μία μετοχής αντανακλά πλήρως κάθε διαθέσιμη πληροφορία, οποιαδήποτε χρονική στιγμή, ικανή να αφομοιωθεί από τους συνδιαβαλλόμενους του (Atsalakis and Valavanis, 2009).

Οι Duru *et al.* (2010, b) επιχείρησαν να προβλέψουν έναν ναυτιλιακό δείκτη τον οποίο ανέπτυξαν οι Duru και Yoshida και ονομάστηκε μακροπρόθεσμος δείκτης ναύλων (Long-term Freight Index- LFI). Ο LFI αποτελεί ένα συνδυασμένο δείκτη ναύλων για μεταφορά μέσω πλοίων ξηρού φορτίου. Οι ερευνητές απέδειξαν ότι ο Baltic Dry Index, ο οποίος συμπεριλαμβάνεται στον LFI δείκτη, και οι τιμές αγοράς ναύλων για ποικίλες διαδρομές και μεγέθη καραβιών έχουν πολύ μεγάλη συσχέτιση. Οι χρονοσειρές δύο μεταβλητών ασαφούς λογικής (Bivariate Fuzzy Long-term Time Series- BiFTS) που χρησιμοποίησαν οι ερευνητές για πρόβλεψη ναυτιλιακών δεικτών ξηρού φορτίου, δεν απέδωσαν την αναμενόμενη ακρίβεια αποτελεσμάτων εξαιτίας του της μη σταθερότητας και μη γραμμικότητας των συμβατικών χρονοσειρών καθώς και των μεγάλων κύκλων μνήμης στα δεδομένα του LFI δείκτη.

Οι Gosasang *et al.* (2011) χρησιμοποίησαν την τεχνική νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της διακίνησης εμπορευματοκιβωτίων (containers) στο λιμάνι της Μπανγκόκ στην Ταϊλάνδη. Οι ερευνητές συγκρίνουν τα παραδοσιακά γραμμικά μοντέλα προβλέψεων (χρονοσειρές παλινδρόμησης- Time Series regression, ARIMA, MA-moving average, εκθετική ομαλοποίηση) με τα νευρωνικά δίκτυα όπως φαίνεται και στον πίνακα που ακολουθεί.

Πίνακας 1: Παραδείγματα ερευνών σύγκρισης σε επιδόσεις πρόβλεψης μεταξύ Νευρωνικών Δικτύων και Ανάλυσης Παλινδρόμησης (Gosasang, Chandraprakaikul και Kiattisin, 2011)

Authors	Year	Titles	Methodology	Contributions to research
G.P. Zhang	2001	An Investigation of Neural Network for linear time-series forecasting	Neural Network, ARIMA	-Neural network outperforms than linear time-series model. -Input and hidden nodes can affect neural network modeling.
Abdel karim M. Baareh, Alaa F. Sheta and Khaled Al Khnaifes	2006	Forecasting River Flow in the USA: A Comparison between Auto-Regression and Neural Network Non-Parametric Models	Neural Network and Autoregression (AR)	-The artificial neural networks performed better than the AR model.
I.Pulido-Calvo, P.Montesinos, J.Roldan and F.Ruiz-Navarro	2007	Linear regression and neural approaches to water demand forecasting in irrigation districts with telemetry systems	Linear multiple regression and feedforward computational neural network (CNNs)	-CNNs performed better than the regressions when water demand and climatic variables were considered as input data.
Hsiao-Tien Pao	2008	A comparison of neural network and multiple regression analysis in modeling capital structure	Autoregressive integrated moving average (ARIMA) and multivariate vector autoregressive (VAR) models and neural networks (NN)	-ANN models have lowest RMSE values for in-sample and out-of sample forecasting. These indicate that the nonlinear ANN models generate a better fit and forecast of the panel data set than the regression model.
C.A. Mitea, C.K. Lee and Z.Wu	2009	A Comparison between Neural Networks and Traditional Forecasting Methods: A Case Study	Moving Average (MA), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Neural Network	-Neural Network more accuracy than MA and ARIMA.
G.B. Sahoo, S.G. Schladow and J.E.Reuter	2009	Forecasting stream water temperature using regression analysis, artificial neural network, and Chaotic non-linear dynamic models	Artificial Neural Network (ANN), Multiple regression analysis (MRA) and Chaotic non-linear dynamic algorithm (CNDA)	-Micro Genetic Algorithm and Back propagation neural network (uGA-4 BPNN) is the one of ANN method, is the highest prediction performance among all techniques.

N.M.A.Baker and I.M.Tahir	2009	Applying Multiple Linear Regression and Neural Network to Predict Bank	Multiple linear regression, MLP	-MLP is more accuracy than regression but more complex, while regression is quite simple.
R.Noori,A.Kha kpour, B.Omidvar and A.Farokhnia	2010	Comparison of ANN and principle component analysis multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistics	Multiple linear regression, MLP	-MLP model is the satisfactory predicting performance.
AK Dhamija and VK Bhalla	2010	Financial Time Series Forecasting: Comparison of Neural Networks and ARCH Models	Multi Layer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF) networks and ARCH, GARCH,	-Neural Networks performance is better (around 10-15% improvement) than conditional heteroscedasticity models like GARCH, GARCHM, EGARCH, GJR, IGARCH.

Οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν έναν δημοφιλή τύπο νευρωνικού δικτύου που ονομάζεται «Multilayer perceptron- MLP», τον σύγκριναν με τις μεθόδους πρόβλεψης RMSE-Root Mean Squared Error και MAE- Mean Absolute Error και απέδειξαν την ανωτερότητα των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων στην πρόβλεψη ροής εμπορευματοκιβωτίων στο λιμάνι της Μπανγκόκ.

Οι Zhong και Qiu (2010) συνδύασαν ένα γενετικό αλγόριθμο (genetic algorithms-GA) με ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο για την ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης του βαλτικού δείκτη rapamax (BCI) επιλέγοντας σαν είσοδο ιστορικά δεδομένα δεκαετίας του δείκτη. Η μελέτη αυτή στηρίχθηκε στην έρευνα του Zeng (2004) ο οποίος ανέπτυξε ένα νευρωνικό δίκτυο τύπου BP (Back Propagation) για εύρεση αποτελεσμάτων βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων προβλέψεων.

Όπως φαίνεται και από τα παραπάνω, η επιστημονική έρευνα σε θέματα πρόβλεψης για τις τιμές του BDI συγκεκριμένα, είναι αρκετά περιορισμένη ενώ οποιαδήποτε ερευνητική προσπάθεια δεν έχει γίνει για πρόβλεψη των τιμών του Βαλτικού δείκτη ξηρού φορτίου με εφαρμογή προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου. Ερευνητές του Πανεπιστημίου Dalian (DU Zhao-xi, LI Yang, JIN Zhi-hong και Ming Zhong) καθώς και του ναυτιλιακού Πανεπιστημίου της Σαγκάης (LI Zhenghong) στην Κίνα έχουν κάνει αξιόλογες προσπάθειες για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών του BDI με χρήση μεθόδου τεχνητών νευρωνικών δικτύων και άλλων παραδοσιακών μεθόδων πρόβλεψης. Ωστόσο παρά της συνεχείς προσπάθειες του ερευνητή, οι προαναφερθέντες ερευνητές δεν ανταποκρίθηκαν στο κάλεσμα για ανταλλαγή γνώσεων και ερευνητικού έργου.

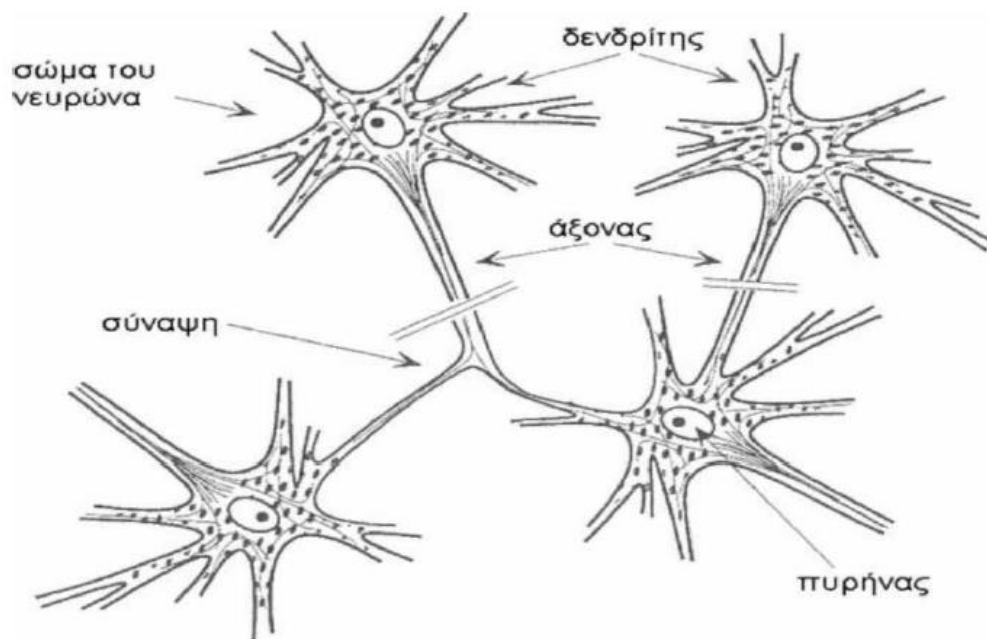
Ο συγγραφέας επιχειρεί λοιπόν να καλύψει το ερευνητικό κενό που υπάρχει στην πρόβλεψη του BDI μέσω της χρήσης προσαρμοστικού νευρο-ασαφούς δικτύου.

Κεφάλαιο 4.) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

4.1) Εισαγωγή στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Η προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης μέσω χρήσης μηχανών αποτελεί ένα σημαντικό ερέθισμα για την ερευνητική κοινότητα, οι προσπάθειες της οποίας συσσωρεύονται σε μία ερευνητική αρχή με σκοπό την ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης. Μέσω της ανάπτυξης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων οι επιστήμονες επιδιώκουν να χρησιμοποιήσουν τα νευρωνικά σύστημα και τον ανθρώπινο εγκέφαλο με στόχο τον σχεδιασμό τεχνητών συστημάτων με νοημοσύνη. Τα ΤΝΔ πηγάζουν από τη θέληση του ανθρώπου και τις προσπάθειες περίπου 100 χρόνων για κατανόηση του εγκεφάλου και της μίμησης της συμπεριφοράς του και η λειτουργία είναι τους εμπνευσμένη από τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι συνδεδεμένος μέσω νευρών με τα αισθητήρια του σώματος. Καθένας από τους 10^{11} νευρώνες του εγκεφάλου αρχικά συνοψίζει τα εισερχόμενα σήματα που φτάνουν στο κυτταρικό σώμα. Στη συνέχεια επεξεργάζονται και παράγουν σήματα. Οι ίνες των νευρώνων μετέπειτα μεταφέρουν τα παραγόμενα σήματα του κυτταρικού σώματος με τη μορφή ενός ηλεκτρικού παλμού/ώθησης κατά μήκων των νευρωνικών δικτύων. Το σχήμα που ακολουθεί παρουσιάζει μια απλή, τυπική δομή ενός βιολογικού νευρώνα. Ο νευρώνας αποτελείται από τρία κύρια μέρη. Το κυτταρικό σώμα (cell body), πολλές δένδροειδής αποφύσεις που ονομάζονται δένδριτες (dendrites) και τον άξονα.



Γράφημα 7: Απλοποιημένη απεικόνιση τεσσάρων νευρώνων (Ζερβουδάκης, 2008)

4.2) Ορισμός

Ο πιο ολοκληρωμένος, περιγραφικός και ακριβής ορισμός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων έχει δοθεί από την Laurene Fausett (1994) και αναφέρει ότι: «Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι ένα σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών το οποίο φέρει πολλά κοινά χαρακτηριστικά στον τρόπο λειτουργίας του με ένα βιολογικό νευρωνικό δίκτυο. Τα ΤΝΔ έχουν αναπτυχθεί ως γενικευμένα μαθηματικά μοντέλα που προσπορούν την ανθρώπινη νόηση και την νεύρο-βιολογία του ανθρώπου, και βασίζονται στην υπόθεση ότι:

- 1.) Η επεξεργασία πληροφοριών λαμβάνει χώρα σε πολλά απλά στοιχεία που ονομάζονται νευρώνες.
- 2.) Τα σήματα μεταφέρονται ανάμεσα στους νευρώνες μέσω συνδετικών δεσμών.
- 3.) Κάθε συνδετικός δεσμός έχει συγκεκριμένο και συσχετισμένο βάρος, το οποίο σε ένα τυπικό νευρωνικό ιστό πολλαπλασιάζει το μεταδιδόμενο σήμα.
- 4.) Κάθε νευρώνας εφαρμόζει μια συνάρτηση ενεργοποίησης (συνήθως μη γραμμική) για την επεξεργασία των εισερχόμενων δεδομένων (άθροισμα σημάτων με συγκεκριμένη βαρύτητα) με σκοπό τον καθορισμό του εξερχόμενου σήματος».

4.3) Απομνημόνευση και Γενίκευση

Για να μπορέσουν τα προαναφερθέντα συστήματα να προσομοιώσουν την συμπεριφορά νοημοσύνης, θα πρέπει να εμπεριέχουν τα απαραίτητα χαρακτηριστικά της μνήμης, να μαθαίνουν δηλαδή ώστε να θυμούνται καθώς και της γενίκευσης, να είναι ικανά δηλαδή να σχηματίζουν γενικές αρχές και συμπεράσματα από συγκεκριμένα λεπτομερή στοιχεία ή εμπειρίες. Η μνήμη που είναι προϋπόθεση για την μάθηση επιτυγχάνεται μέσω της αποθήκευσης δεδομένων είτε μέσω της αναγνώρισης των ιδεών που προκύπτουν από τα εισερχόμενα δεδομένα και την απομνημόνευση των γενικών κανόνων που τα διέπουν.

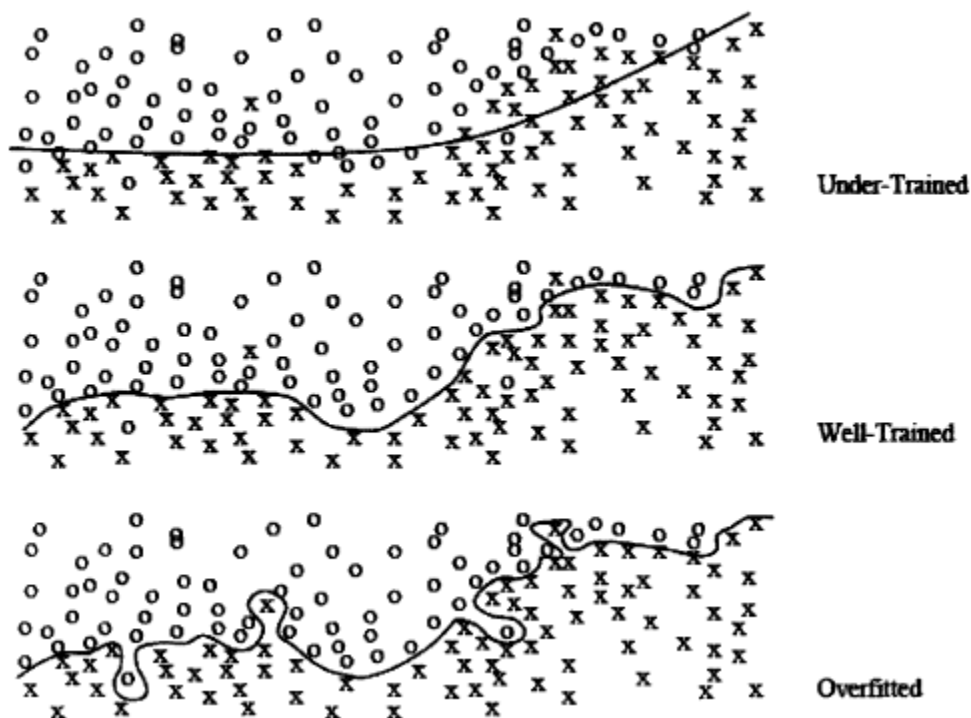
Η γενίκευση επιτρέπει στο σύστημα να κάνει πρόβλεψη βασιζόμενο σε άγνωστα δεδομένα. Παρόλη τη λογική ασυνέπεια της προαναφερθείσας προσέγγισης, η διαδικασία εξαγωγής συμπερασμάτων γενικεύοντας συγκεκριμένα δείγματα δεδομένων, παρατηρείται ευρέως στον ανθρώπινο τρόπο μάθησης. Η γενίκευση επίσης δεν απαιτεί την αποθήκευση μεγάλου όγκου δεδομένων. Το σύστημα χρειάζεται να θυμάται ποια χαρακτηριστικά είναι μέρος του δείγματος, γεγονός που μειώνει δραματικά το μέγεθος της απαιτούμενης μνήμης.

4.4) Απόκτηση γνώσης μέσω της μάθησης

Μία σημαντική ιδιότητα των ΤΔΝ είναι ότι μπορούν να μάθουν το επιθυμητό αποτέλεσμα μέσα από μία ομάδα δεδομένων και παραδειγμάτων, γεγονός που τα διαφοροποιεί σε σύγκριση με τα ποικίλα υπολογιστικά συστήματα όπου οι αλγόριθμοι και οι κανόνες χρησιμοποιούνται απλά για αποθήκευση της γνώσης. Υπάρχουν δύο βασικά παραδείγματα μάθησης, η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη.

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι μία διαδικασία όπου τόσο η πληροφορία για το περιβάλλον όσο και η επιθυμητή αντίδραση του συστήματος είναι δεδομένη. Είναι ανάλογη με την ανθρώπινη μάθηση όπου ένας καθηγητής ξέρει όλες τις απαντήσεις. Στα ΤΝΔ η επιβλεπόμενη μάθηση είναι μια διαδικασία απομνημόνευσης ζευγών διανυσμάτων. Το διάνυσμα εισόδου και το επιθυμητό εξαγόμενο διάνυσμα είναι γνωστά.

Μία παραλλαγή της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning), όπου το αποτέλεσμα, η έξοδος του συστήματος, δεν είναι γνωστή. Η απάντηση από τον νοητό δάσκαλο έχει να κάνει με το αν το αποτέλεσμα είναι σωστό ή λάθος. Σε αυτή τη μέθοδο είναι συχνά δύσκολο να προσδιοριστεί πότε πρέπει να τερματιστεί η διαδικασία εκπαίδευσης. Ένα δίκτυο με μικρό σφάλμα (διαφορά μεταξύ υπολογισμένων και επιθυμητών αποτελεσμάτων) δεν εκπροσωπεί απαραίτητα μία καλή επίδοση/απόδοση του συστήματος. Το πρόβλημα αυτό ονομάζεται overfitting.



Γράφημα 8: Αναπαράσταση του προβλήματος εκπαίδευση overfitting (Vourdis, 2006)

Αν η διαδικασία εκπαίδευσης προχωρήσει πολύ, το δίκτυο θεωρείται μεροληπτικό απέναντι στην εκπαίδευση δεδομένων και η ικανότητα γενίκευσης του δικτύου μειώνεται. Από την άλλη, αν η διαδικασία σταματήσει πολύ νωρίς η απόφαση είναι πρόχειρη. Οι προαναφερθείσες περιπτώσεις αναπαριστώνται γραφικά στο ανωτέρω γράφημα.

Η χωρίς επίβλεψη μάθηση λειτουργεί αποκλειστικά στα διανύσματα εισόδου και τα διανύσματα εξόδου δεν είναι προσδιορισμένα. Αυτή η μέθοδος μπορεί να παρομοιαστεί με τη διαδικασία της κατηγοριοποίησης, η οποία λαμβάνει χώρα σε πολλά τέτοια μοντέλα σύμφωνα με την απόσταση των διανυσμάτων εισόδου. Σε ένα τέτοιο τύπο μάθησης είναι πολύ σημαντικό να αναλύεται αν η ομαδοποίηση που γίνεται από το δίκτυο είναι ο σωστός τρόπος για την ομαδοποίηση των δεδομένων για το δεδομένο πρόβλημα.

Τα ΤΝΔ χωρίζονται σε δυο κατηγορίες:

- Στα στατικά δίκτυα τα οποία δεν έχουν στοιχεία με μνήμη αλλά μπορούν να έχουν ως εισόδους προηγούμενες τιμές εισόδων.
- Στα δυναμικά δίκτυα με στοιχεία μνήμης που είναι κατάλληλα για την πραγματοποίηση δυναμικών συστημάτων.

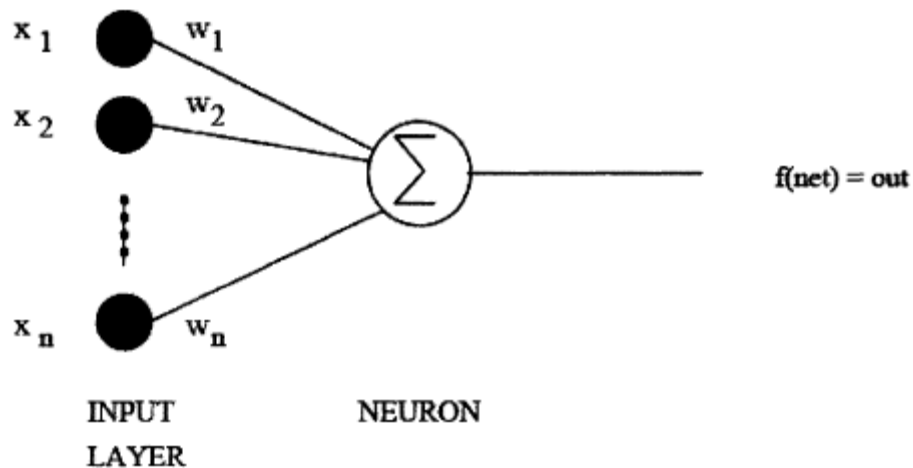
4.5) Ένας τεχνητός νευρώνας

Ο τεχνητός νευρώνας που παρουσιάζεται στο παρακάτω γράφημα είναι μια πολύ απλή μονάδα επεξεργασίας. Ο νευρώνας έχει έναν δεδομένο αριθμό εισερχόμενων τιμών n και κάθε είσοδος συνδέεται με τον νευρώνα μέσω ενός σταθμισμένου συνδέσμου w_i . Ο νευρώνας αθροίζει τα εισαγόμενα δεδομένα σύμφωνα με την

εξίσωση $\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i$ ή εκφράζεται ως διάνυσμα από τη σχέση $\vec{x}^T \cdot \vec{w}$. Για τον υπολογισμό του αποτελέσματος εφαρμόζεται μία συνάρτηση ενεργοποίησης f . Η συνάρτηση είναι είτε μία απλή συνάρτηση αναφοράς είτε μία συνεχής μη γραμμική συνάρτηση. Δύο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι οι εξής:

$$f_c(net) = \frac{1}{1 - e^{-net}}$$

$$f_T(net) = \begin{cases} 1 & \text{if } a > \theta \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$



Γράφημα 9: Ένας τεχνητός νευρώνας (Vourdis, 2006)

Ο τεχνητός νευρώνας είναι ένα αφηρημένο μοντέλο ενός βιολογικού νευρώνα. Η δύναμη ενός συνδέσμου κωδικοποιείται από τα βάρη του μεταβλητών, η ένταση του εισερχόμενου σήματος μοντελοποιείται μέσω της χρήσης ενός πραγματικού αριθμού αντί αθροίσματος προσωρινών «ακίδων» (spikes) ενώ ο τεχνητός νευρώνας λειτουργεί σε διακριτά βήματα χρόνου. Τα δεδομένα διαβάζονται και επεξεργάζονται την ίδια στιγμή.

Οι περισσότερες μέθοδοι εκπαίδευσης ενός νευρώνα στηρίζονται στην ιδέα της αλλαγής των βαρών προς τη κατεύθυνση της μείωσης της διαφοράς μεταξύ των υπολογισμένων και των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Παραδείγματα τέτοιων κανόνων είναι ο κανόνας μάθησης Perceptron, ο κανόνας μάθησης Widrow-Hoff και η μέθοδος βαθμωτής καθόδου (Gradient descent Learning Rule).

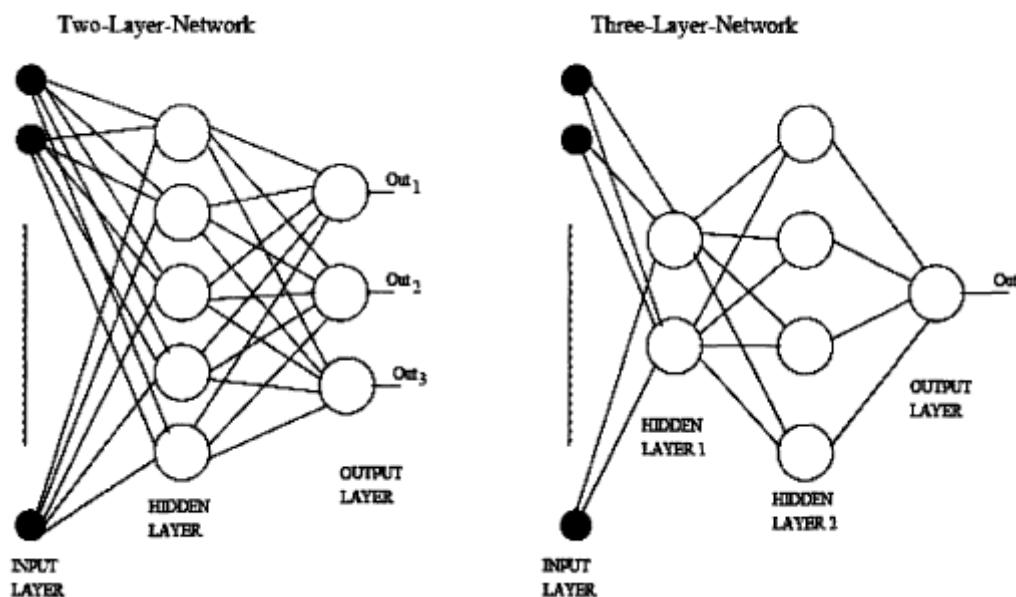
Το σταθμισμένο άθροισμα των βαρών ενεργοποιεί μία συνάρτηση μεταφοράς η οποία είναι συνήθως μη γραμμική. Μια συνήθης μορφή της συνάρτησης μεταφοράς είναι η μορφή με το χαρακτήρα της λογικής μονάδος κατωφλιού (Threshold logic unit TLU). Οπότε και η έξοδος σκανδαλίζεται όταν η τιμή του σταθμισμένου βάρους υπερβεί την τιμή πόλωσης (bias) β

4.6) Μονοστρωματικά Δίκτυα

Ένα μονοστρωματικό δίκτυο είναι μία απλή δομή αποτελούμενη από m νευρώνες καθένας από τους οποίους έχει n εισαγόμενα δεδομένα. Το σύστημα εκτελεί μία χαρτογράφηση από το χώρο εισερχόμενων μεταβλητών n διαστάσεων έως το χώρο m διαστάσεων των εξερχόμενων αποτελεσμάτων. Η εκπαίδευση του δικτύου γίνεται με τον ίδιο αλγόριθμο που χρησιμοποιείται για έναν χωριστό νευρώνα. Αυτού του είδους το δίκτυο χρησιμοποιείται ευρέως σε γραμμικά διαχωρίσιμα μοντέλα, αλλά όπως ακριβώς και ένας νευρώνας, ένα μονοστρωματικό δίκτυο δεν είναι ικανό να ταξινομήσει μη γραμμικά διαχωρίσιμα σύνολα δεδομένων. Ένας τρόπος αντιμετώπισης αυτής της αδυναμίας είναι η χρήση δικτύων πολυστρωματικής αρχιτεκτονικής.

4.7) Πολυστρωματικά Δίκτυα

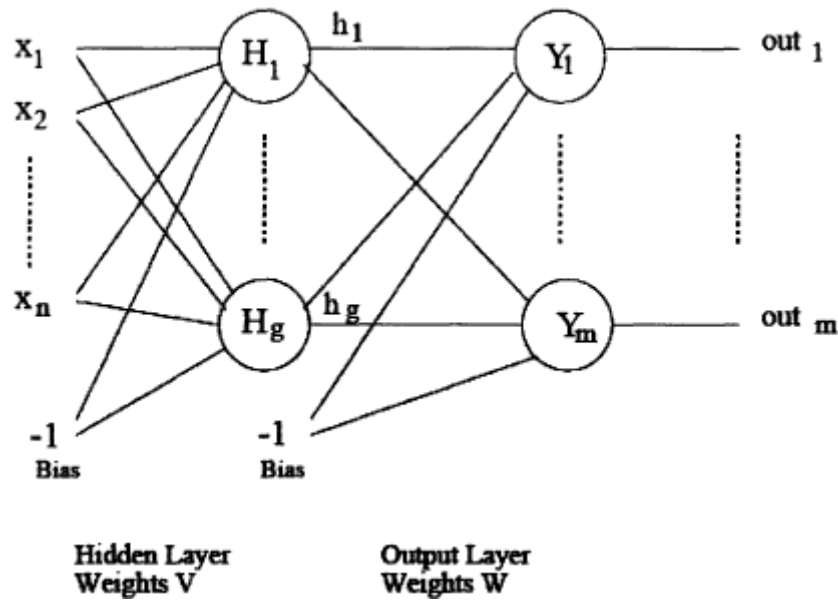
Τα πολυστρωματικά δίκτυα έλυσαν το πρόβλημα της ταξινόμησης για μη γραμμικά δεδομένα χρησιμοποιώντας κρυμμένα επίπεδα, των οποίων οι νευρώνες δεν συνδέονται απευθείας με το εξερχόμενο αποτέλεσμα. Γεωμετρικά μπορούν να ερμηνευτούν ως υπέρ-επίπεδα που ενισχύουν τις δυνατότητες διαχωρισμού του δικτύου. Μία τυπική αρχιτεκτονική πολυστρωματικών δικτύων παρουσιάζεται παρακάτω:



Γράφημα 10: Παραδείγματα αρχιτεκτονικής πολυστρωματικών νευρωνικών δικτύων (Vourdis, 2006)

Ο αλγόριθμος οπισθοδρόμησης (back propagation) χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση τέτοιων δικτύων. Η βασική ιδέα είναι να παρουσιαστεί το διάνυσμα εισόδου στο δίκτυο και στη συνέχεια να υπολογιστεί με έμπροσθεν κατεύθυνση το εξαγόμενο αποτέλεσμα κάθε στρώματος και στη συνέχεια το τελικό εξαγόμενο αποτέλεσμα του δικτύου. Για το στρώμα εξόδου οι επιθυμητές αξίες είναι γνωστές και τα βάρη μπορούν να προσαρμοστούν με τον ίδιο τρόπο που χρησιμοποιείται στα μονοστρωματικά δίκτυα. Στην περίπτωση του αλγορίθμου οπισθοδρόμησης η εκπαίδευση βασίζεται στον κανόνα βαθμωτής καθόδου (gradient decent rule).

Για τον υπολογισμό των αλλαγών στα βάρη στα κρυμμένα στρώματα, το σφάλμα στο επίπεδο εξόδου οπισθοδρομείται σε αυτά. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε δείγμα δεδομένων εκπαίδευσης. Ένας κύκλος εκπαίδευσης ονομάζεται εποχή. Ο αναγκαίος αριθμός των εποχών που απαιτείται για την εκπαίδευση των δικτύων, εξαρτάται από ποικίλες παραμέτρους και ιδιαίτερα από το σφάλμα που υπολογίζεται στο επίπεδο εξόδου. Η εφαρμοζόμενη αρχιτεκτονική παρουσιάζεται γραφικά παρακάτω.



Γράφημα 11: Δίκτυο Οπισθοδρόμησης (Back propagation Network) (Vourdis, 2006)

Το διάνυσμα εισόδου έχει n διαστάσεις, το διάνυσμα εξόδου έχει m διαστάσεις, η πόλωση (σταθερά χρησιμοποιημένα δεδομένα εισόδου) είναι -1 , υπάρχει ένα κρυμμένο στρώμα με g νευρώνες. Ο πίνακας V περιέχει τα βάρη των νευρώνων στο κρυμμένο στρώμα και ο πίνακας W καθορίζει τα βάρη των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου. Η παράμετρος εκπαίδευσης είναι η και το momentum (ορμή/φόρα) είναι α . Η μονοπολική συνάρτηση ενεργοποίησης και η παράγωγός της δίνεται ως:

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

$$f'(net) = \frac{e^{-\lambda \cdot net}}{(1 + e^{-\lambda \cdot net})^2}$$

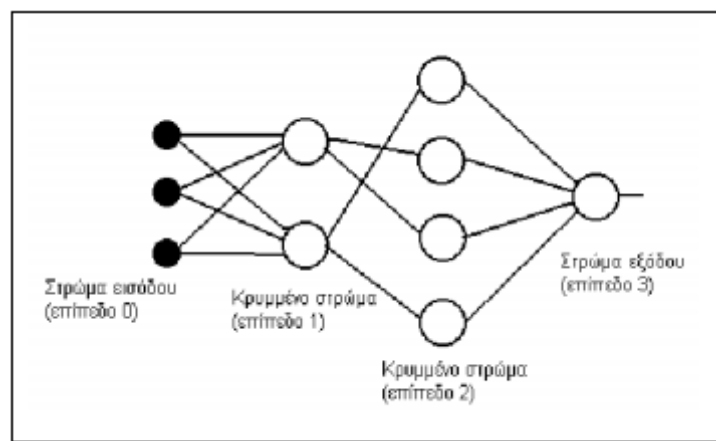
Η εκπαίδευση σταματάει όταν το σφάλμα είναι ικανοποιητικά μικρό.

4.8) Αρχιτεκτονική Νευρωνικών Δικτύων

Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων αφορά την τοπολογική διάταξη αλλά και την μεθοδολογία δόμησης πολλαπλών νευρωνίων. Τα χαρακτηριστικά που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός ΝΔ είναι το πλήθος των στρωμάτων (layers) και οι συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες. Ένα επιπρόσθετο χαρακτηριστικό το οποίο σχετίζεται με άμεσο τρόπο με τον τρόπο δόμησης των νευρωνίων είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

ΝΔ Πρώσο-τροφοδότησης:

Τα νευρωνικά δίκτυα πρώσο-τροφοδότησης αποτελούνται από νευρώνια οργανωμένα σε στρώματα. Περιλαμβάνουν ένα στρώμα εισόδου από κόμβους πηγής (source nodes) το οποίο προβάλλεται πάνω σε ένα στρώμα νευρωνίων εξόδου (output nodes) αλλά όχι αντίστροφα. Το ΝΔ αυτό καλείται νευρωνικό δίκτυο πρώσο-τροφοδότησης ενός μοναδικού στρώματος, όπου το μοναδικό στρώμα είναι το στρώμα νευρωνίων εξόδου. Στην γενική περίπτωση, ένα ΝΔ πρώσο-τροφοδότησης περιέχει ένα ή περισσότερα κρυμμένα-ενδιάμεσα στρώματα των οποίων οι υπολογιστικοί κόμβοι (hidden nodes) παρεμβαίνουν μεταξύ των εξωτερικών εισόδων και των εξόδων του νευρωνικού δικτύου.

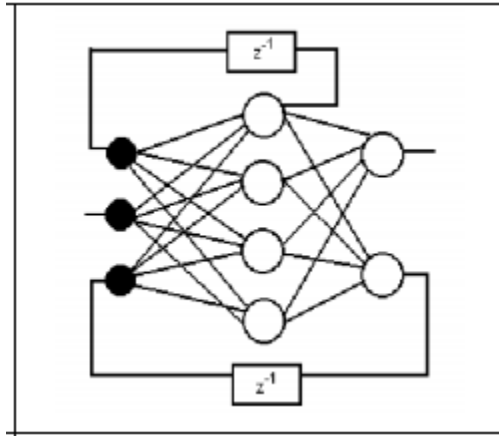


Γράφημα 12: Πολυστρωματικό ΝΔ πρώσο-τροφοδότησης (μερικώς διασυνδεδεμένο)
(Κούρους, 2012)

Στα δίκτυα αυτά, τα οποία ονομάζονται πολυστρωματικά ΝΔ πρώσο-τροφοδότησης τα στοιχεία του διανύσματος εισόδου στους κόμβους εισόδου εισέρχονται στο πρώτο κρυμμένο στρώμα υπολογιστικών κόμβων. Ομοίως, οι έξοδοι του πρώτου κρυμμένου στρώματος εισέρχονται, ως είσοδοι πλέον, στους κόμβους του δεύτερου κρυμμένου στρώματος. Αυτή η διαδικασία συνεχίζει μέχρι το τελικό στρώμα κόμβων, οι οποίοι δίνουν την συνολική απόκριση στα πρότυπα εισόδου. Τέλος αξίζει να σημειωθεί ότι ένα νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται πλήρως διασυνδεδεμένο εάν κάθε κόμβος οποιουδήποτε στρώματος συνδέεται με όλους τους κόμβους του γειτονικού προς τα εμπρός στρώματος. Εάν αυτό δεν ισχύει, δηλαδή εάν λείπουν μια ή περισσότερες συνοπτικές συνδέσεις τότε το νευρωνικό δίκτυο καλείται ΝΔ μερικά διασυνδεδεμένο.

ΝΔ Ανατροφοδότησης:

Εάν ένα ΝΔ περιέχει τουλάχιστον ένα βρόχο ανατροφοδότησης ο οποίος ανακυκλώνει πληροφορία μέσω του ιδίου ή προηγούμενων στρωμάτων, τότε το ΝΔ καλείται αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο. Εάν το ΝΔ είναι ευσταθές, πιθανόν να ταλαντωθεί για κάποιο χρονικό διάστημα προτού φθάσει σε μια σταθερή κατάσταση στην οποία οι ενεργοποιήσεις των νευρώνων θα σταματήσουν να αλλάζουν με αποτέλεσμα να παραχθεί μια σταθερή έξοδος. Διαφορετικά, εάν το ΝΔ είναι ασταθές οι ταλαντώσεις θα συνεχίσουν αδιάκοπα. Συνεπώς η εκπαίδευση του εν λόγω αναδρομικού ΝΔ σκοπό έχει την εύρεση των συνοπτικών βαρών που του επιτρέπουν να σταθεροποιηθεί στις επιθυμητές τιμές εξόδου.



Γράφημα 13: Πολυστρωματικό ΝΔ Ανατροφοδότησης (Κούρους, 2012)

4.9) Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ως εργαλεία πρόβλεψης

Η χρήση ΤΝΔ ως εργαλεία πρόβλεψης, παρουσιάζει πλεονεκτήματα όπως και μειονεκτήματα σε σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Το δίκτυο εκπαιδεύεται βασιζόμενο σε ιστορικά δεδομένα χρησιμοποιώντας χρονοσειρές ως δεδομένα εισόδου και παρέχοντας ως αποτέλεσμα την επιθυμητή πρόβλεψη χρονοσειράς. Με απλά λόγια, προσπαθεί να εντοπίζει τη σημασία/σπουδαιότητα ορισμένων ιστορικών τιμών με σκοπό την προσέγγιση μελλοντικών τιμών, μέσω της υποστήριξης μη γραμμικών συναρτήσεων.

Ακόμα ΤΝΔ είναι μη γραμμικά. Η πρόβλεψη αποτελούσε ανέκαθεν περιοχή εφαρμογής της γραμμικής στατιστικής. Οι παραδοσιακές προσεγγίσεις στην πρόγνωση χρονοσειρών (time series), όπως οι μέθοδοι Box-Jenkins και ARMA, προϋποθέτουν ότι οι υπό μελέτη χρονοσειρές προέρχονταν από γραμμικές διαδικασίες. Τα γραμμικά μοντέλα έχουν το πλεονέκτημα της κατανόησης και ανάλυσής τους με κάθε λεπτομέρεια καθώς και τη δυνατότητα εύκολης εξήγησης και υλοποίησης. Ωστόσο, μπορεί να αποδειχθούν εντελώς ακατάλληλα εάν ο υποκείμενος μηχανισμός είναι μη γραμμικός. Είναι παράλογη η εκ των προτέρων υπόθεση ότι οι συγκεκριμένες χρονοσειρές παράγονται από γραμμικές διαδικασίες.

Στην πραγματικότητα, τα σύγχρονα συστήματα και ιδιαίτερα τα μακροοικονομικά είναι κατά πλειοψηφία μη γραμμικά. Ωστόσο αυτά τα μη γραμμικά μοντέλα αντιμετωπίζουν κάποιους περιορισμούς υπό την έννοια ότι είναι αναγκαίο να υποθεθεί μια ρητή σχέση για τα υπό μελέτη δεδομένα, όταν ελάχιστη γνώση του υποκείμενου νόμου είναι διαθέσιμη. Στην πραγματικότητα, η διαμόρφωση ενός μη γραμμικού μοντέλου για ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων αποτελεί ένα πολύ δύσκολο εγχείρημα, εφόσον υπάρχουν πολλά πιθανά μη γραμμικά πρότυπα και ένα προκαθορισμένο μη γραμμικό μοντέλο μπορεί να αποδειχθεί μη αρκετά γενικό για την σύλληψη όλων των σημαντικών χαρακτηριστικών. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, που αποτελούν μη γραμμικές, οδηγούμενες από τα δεδομένα, προσεγγίσεις σε αντίθεση με τα παραπάνω μη γραμμικά μοντέλα, είναι ικανά για την εκτέλεση μη γραμμικής μοντελοποίησης χωρίς να απαιτούν *a priori* γνώση σχετικά με τη σχέση των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Συνεπώς συνιστούν ένα πιο γενικό και ευέλικτο εργαλείο μοντελοποίησης για την διεξαγωγή προβλέψεων

Πλεονεκτήματα ΤΝΔ:

Η κατασκευή ενός ΤΝΔ πρόβλεψης είναι μία αυτόματη διαδικασία. Το δίκτυο εφοδιάζεται με μία καταλλήλως προσαρμοσμένη βάση δεδομένων και εκπαιδεύεται μόνη της χρησιμοποιώντας ηλεκτρονικό υπολογιστή. Ο χρήστης καθορίζει μόνο τις απαραίτητες παραμέτρους του δικτύου. Ακόμα ένα ΤΝΔ είναι ικανό να μην επηρεάζεται από στοιχεία της βάσης δεδομένων, που σε άλλη μέθοδο πρόβλεψης θα οδηγούσαν σε παραπλανητικές προβλέψεις. Για παράδειγμα, μία έκτακτη συμπεριφορά όπου μία από τις χρονοσειρές παρουσιάστηκε στο παρελθόν, ελάχιστα θα επηρεάσει την εκπαίδευση του δικτύου λόγω της μη γραμμικής επεξεργασίας δεδομένων.

Μειονεκτήματα ΤΝΔ:

Τα νευρωνικά δίκτυα υστερούν στον καθορισμό του κατάλληλου μεγέθους και της βέλτιστης μορφής του νευρωνικού ιστού. Η απαιτούμενη βάση δεδομένων για ένα επαρκώς εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά μεγάλη σε σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης. Επίσης είναι εξαιρετικά δύσκολο να αναλυθούν οι λόγοι για τυχόν παραπλανητικές προβλέψεις. Οι σχέσεις στους τελεστές βαρύτητας στην είσοδο και έξοδο δεδομένων αλλάζουν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Επίσης η χρήση του εκπαιδευμένου συστήματος για την παραγωγή ορθού αποτελέσματος χρησιμοποιώντας τους τελεστές βαρύτητας είναι μία πολύπλοκη διαδικασία στην κατανόηση της. Ο χειρισμός των εκπαιδευόμενων παραμέτρων για εκπαίδευση και σύγκλιση είναι ένα εξαιρετικά δύσκολο έργο καθώς βασίζεται στις αρχές των δικτύων Geman [5] όπου η υπερεκτίμηση ή η υποτίμηση δεν είναι δυνατές. Επίσης τα νευρωνικά δίκτυα είναι κοστοβόρα στην εφαρμογή τους όσον αφορά το hardware υπολογιστικό κομμάτι.

Κεφάλαιο 5: Ασαφής Λογική

5.1) Η έννοια της ασαφούς λογικής

Η ασαφής λογική (fuzzy logic) είναι μια επέκταση της κλασσικής αριστοτέλειας λογικής. Μια πρόταση μπορεί να είναι αληθής "με κάποιο βαθμό αληθείας", και όχι απλά αληθής ή ψευδής (Λέλου, 2011). Με απλά λόγια, η ασαφής λογική λέει ότι τα πράγματα συχνά δεν είναι «άσπρο-μαύρο» αλλά «αποχρώσεις του γκρι». Η ιδέα αυτή απετέλεσε επανάσταση στη θεωρία της λογικής, γιατί ξέφυγε από το μοντέλο που κυριαρχούσε εδώ και 2500 χρόνια, δηλαδή το μοντέλο του «0-1», «αληθές-ψευδές» (Λέκου, 2011). Στηρίζεται στη θεωρία των ασαφών συνόλων που θεμελιώθηκε από τον L. A. Zadeh το 1965.

Σύμφωνα με τη Ραουζαίου (2008) «Πίσω από τη θεωρία αυτή, που είναι γνωστή και ως «ασαφής λογική», βρίσκεται η ίδια η ανθρώπινη συμπεριφορά, καθώς η «ασάφεια» είναι μια πολύ συνηθισμένη έννοια που εμπεριέχεται σε πολλές ανθρώπινες δραστηριότητες, αλλά και στην περιγραφή πολλών εννοιών και ποσοτήτων.». Τα συστήματα απόφασης ή ελέγχου που λειτουργούν σε ένα περιβάλλον αβεβαιότητας και στηρίζονται στη θεωρία της ασαφούς λογικής, λέγονται ασαφή συστήματα και έχουν βρει ποικίλες εφαρμογές.

Ουσιαστικά αυτή η σχετικά νέα θεωρία χρησιμοποιεί την έννοια του βαθμού συμμετοχής/αλήθειας (degrees of membership/truth) και όχι τον κάθετο διαχωρισμό αλήθεια-ψεύδος και ασχολείται με την ασάφεια (fuziness) της γνώσης (θεωρία δυνατοτήτων), όχι με την τυχαιότητά της (randomness) (θεωρία πιθανοτήτων) (Λέκου, 2011).

5.1.1) Πλεονεκτήματα Ασαφούς Λογικής

Η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί ακρίβεια της πληροφορίας (Ατσαλάκης, 2006).

Εννοιολογικά, ο ασαφής κανόνας είναι ένας μηχανισμός αναπαράστασης της γνώσης, ο οποίος προσιδιάζει στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης. Τα ασαφή συστήματα μπορούν να λειτουργούν σε περιβάλλον ασάφειας και αβεβαιότητας και δίνουν αποτελέσματα που έχουν νόημα για τον άνθρωπο. Πλησιάζουν δηλαδή την ανθρώπινη λογική.

Είναι ιδανικό εργαλείο για την λήψη αποφάσεων. Χαρακτηριστικό πλεονέκτημα της ασαφούς λογικής είναι ότι μπορεί και λειτουργεί, αλλά και αναλύει, συστήματα τα οποία είναι αρκετά πολύπλοκα.

Ένας ασαφές σύστημα μπορεί να δημιουργηθεί κατά τέτοιον τρόπο ώστε να εμπεριέχει τις "ειδικές γνώσεις" που απαιτούνται για την εκτίμηση ενός αντικειμένου. «Ουσιαστικά η "ειδική γνώση" κωδικοποιείται μέσα στο σύστημα ασαφούς λογικής. Για αυτό το λόγο τα ασαφή συστήματα λέγονται και «Έμπειρα συστήματα» (Expert systems).» (Κούρου, 2012).

5.1.2) Μειονεκτήματα Ασαφούς Λογικής

Τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία. Στις περιπτώσεις, όμως, που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται.

Επίσης, διάφορα ζητήματα «εμφανίζουν δυσκολίες, όπως ο ακριβής διαμερισμός του χώρου εισόδων και εξόδων ενός προβλήματος σε ασαφή σύνολα, οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και ο ακριβής αριθμός των ασαφών κανόνων, που έχουν ως αποτέλεσμα τον περιορισμό της σημαντικής ισχύος που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική.» (Ατσαλάκης, 2006).

5.2) Ασαφή Σύνολα

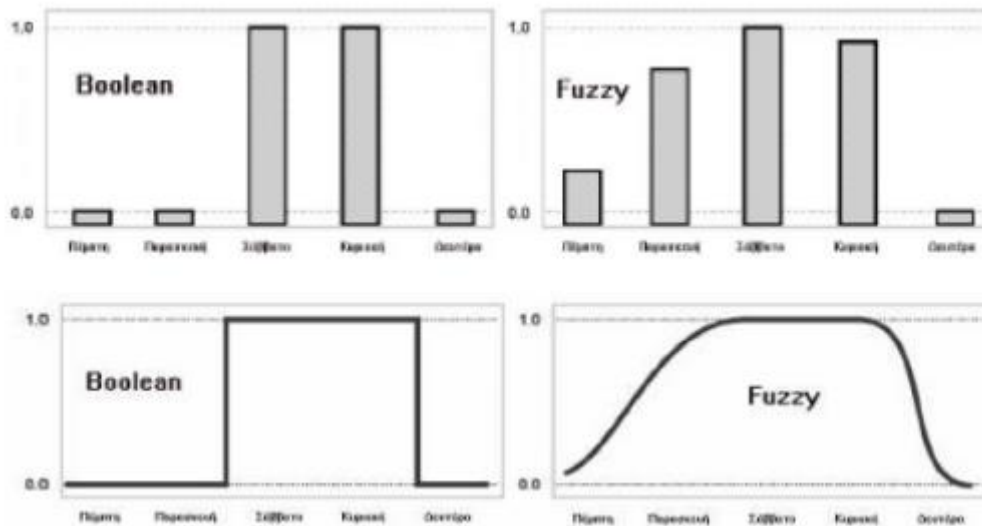
Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) A ορίζεται μέσω της λεγόμενης συνάρτησης συμμετοχής (membership function) $\mu_A(x)$ ως εξής:

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]$$
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{αν } x \text{ ολικά στο } A \\ 0 & \text{αν } x \text{ καθόλου στο } A \\ (0,1) & \text{αν } x \text{ μερικώς στο } A \end{cases}$$

Το $\mu_A(x)$ είναι ένας πραγματικός αριθμός ($0 \leq \mu_A(x) \leq 1$) που παριστάνει τον βαθμό στον οποίο το x είναι στοιχείο του A και ονομάζεται βαθμός συμμετοχής (degree of membership) ή βαθμός αλήθειας (degree of truth) ή τιμή συμμετοχής (membership value).

Για την καλύτερη κατανόηση μεταξύ της κλασικής και της ασαφούς λογικής, θα αναφερθεί το εξής παράδειγμα: Ας πάρουμε το σύνολο ημέρες του Σαββατοκύριακου. Όλοι συμφωνούν ότι οι ημέρες Σάββατο και Κυριακή ανήκουν στο σύνολο αυτό. Η Παρασκευή όμως; Η διαίσθηση μας λέει να την εντάξουμε στο σύνολο αυτό. Από την άλλη όμως η λογική μας λέει να μην την εντάξουμε. Θα μπορούσαμε την ημέρα αυτή να την εντάξουμε λοιπόν στα όρια του συνόλου «Ημέρες του σαββατοκύριακου» με το σύνολο «όχι ημέρες του σαββατοκύριακου», λαμβάνοντας την έτσι σαν στοιχείο και τον δυο συνόλων.

Στην Εικόνα 21 φαίνονται οι αληθές τιμές των ημερών που θεωρούμε ότι ανήκουν στο Σ/Κ, θεωρώντας ότι ο χρόνος παίρνει διακεκριμένες τιμές, πρώτα με Ναι-Όχι και μετά με απαντήσεις της Ασαφούς λογικής με ενδιάμεσες τιμές. Η ασαφής λογική αποτελεί στην ουσία μια διεύρυνση της Boolean λογικής. Αν αντιστοιχήσουμε στην κατάσταση αληθές την λογική τιμή 1 και στην κατάσταση ψευδές τη λογική τιμή 0 τότε η ασαφής λογική μας επιτρέπει την ύπαρξη ενδιάμεσων τιμών όπως 0.5, 0.8, 0.9. . Τώρα καθορίζουμε και το βαθμό στον οποίο κάθε στιγμή ανήκει το σαββατοκύριακο, αντί για ολόκληρη την ημέρα κάθε φορά.



Γράφημα 14: Ημέρες που θεωρούμε ότι ανήκουν στο Σαββατοκύριακο κατά Boolean και ασαφή λογική (Λέκκου, 2011)

5.3) Ασαφής Κανόνας και Ασαφή Συστήματα

Τα ασαφή σύνολα που εκφράζουν λεκτικούς όρους συνδυάζονται μεταξύ τους και δημιουργούν ασαφείς κανόνες που αναπαριστούν τη γνώση που έχουμε για το σύστημα. Σύμφωνα με τον Κούρου (2012) «Ένας ασαφής κανόνας αποτελείται από δύο βασικά μέρη:

- α) το τμήμα υπόθεσης (premise part) και
- β) το τμήμα απόδοσης ή απόφασης (consequent part)»

5.3.1) Ασαφή Συστήματα Συμπερασμού (Fuzzy Inference Systems- FIS)

Η γενική αρχιτεκτονική των ασαφών συστημάτων περιλαμβάνει τέσσερις μονάδες επεξεργασίας:

- Μία μονάδα Ασαφοποίησης (fuzzification) , η οποία μετατρέπει τα δεδομένα εισόδου σε ασαφή σύνολα.
- Μία βάση ασαφών κανόνων της μορφής EAN- TOTE (if-then) (Ασαφής βάση γνώσης-Knowledge Base).

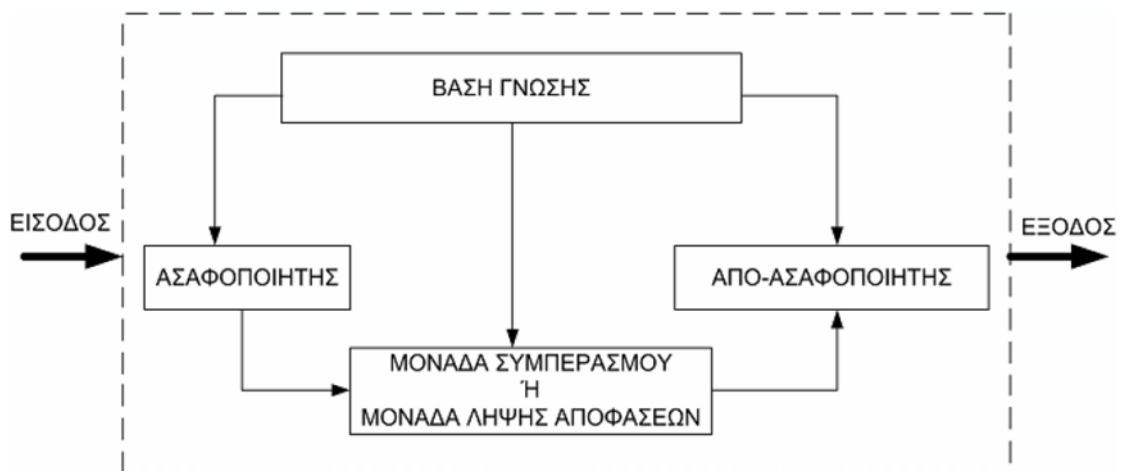
Στη βάση γνώσης βρίσκονται καταχωρημένοι με τη μορφή κώδικα οι κανόνες έλεγχου και τα ασαφή σύνολα, «η γνώση δηλαδή του συστήματος».

- Την Ασαφή συνεπαγωγή (fuzzy implication), η οποία είναι μία ασαφής συλλογιστική μηχανή που εξάγει τα ασαφή συμπεράσματα (Μονάδα λήψης αποφάσεων- Inference Unit).

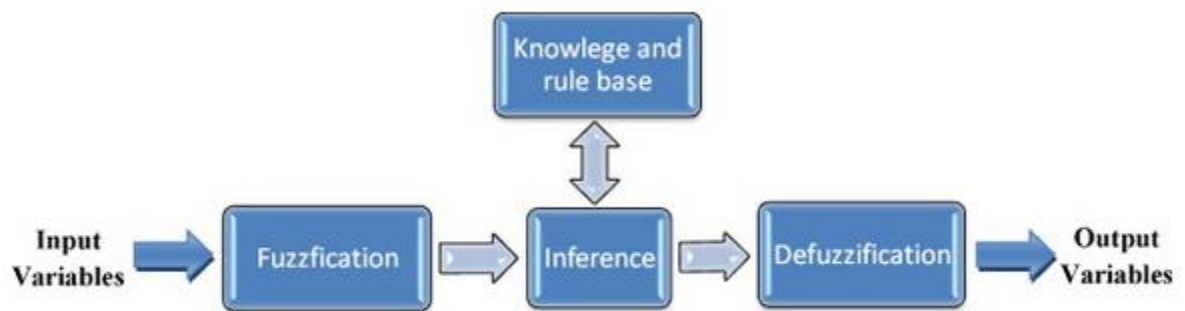
Η μονάδα λήψης αποφάσεων εκτελεί τους κανόνες παίρνοντας σαν είσοδο της ασαφοποιημένες εισόδους, παραδίδει το ασαφές αποτέλεσμα στον αποασαφοποιητή.

- Μία μονάδα Αποασαφοποίησης (defuzzyfication), η οποία μετατρέπει τα ασαφή συμπεράσματα σε σαφώς καθορισμένης μορφής.

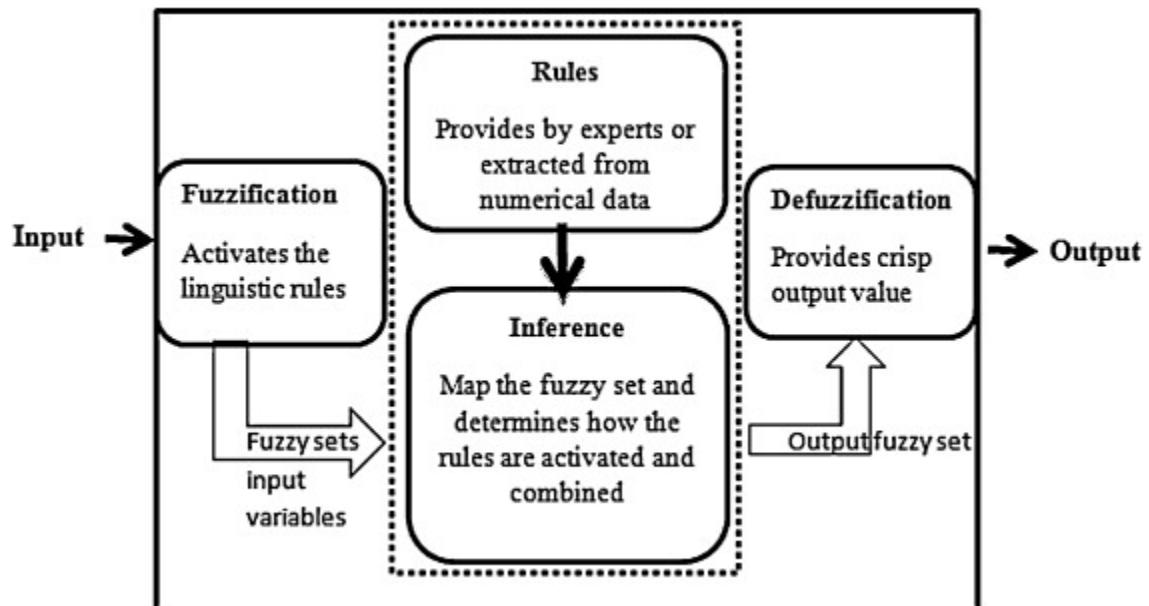
Τα προαναφερθέντα, παρουσιάζονται σχηματικά στα γραφήματα που ακολουθούν.



Γράφημα 15: Δομή του ασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπερασμάτων
(Ζερβουδάκης, 2008)



Γράφημα 16: Σχηματικό διάγραμμα ενός ασαφούς συστήματος συμπερασμού (Fuzzy Inference System-FIS) (Kiran και Rajput, 2011)



Γράφημα 17: Ένα απλό σύστημα συμπερασμού (Singh *et.al*, 2012)

Τεχνικές σε ΤΝΔ, ασαφή συστήματα συμπερασμού και ασαφή σύνολα έχουν συνδυαστεί ποικιλοτρόπως έχοντας ως αποτέλεσμα την ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης.

5.3.2) Ασαφείς Κανόνες

Οι συναρτήσεις συμμετοχής μπορεί να είναι τριγωνικές, τραπεζοειδείς, γενικευμένες τύπου καμπύλης Bell, Γκαουσιανές, συνδυασμός Γκαουσιανών, μορφής Π, η διαφορά μεταξύ δύο σιγμοειδών συναρτήσεων, και παράγωγο δύο σιγμοειδών συναρτήσεων σε μορφή και επιλέγονται με βάση την εφαρμογή τους.

Πίνακας 2: Μορφές συναρτήσεων συμμετοχής (Sadrmomtazi *et.al*, 2012)

Type	Formula
Triangular	$\max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right)$
Trapezoidal	$\max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right)$
Bell-shape	$\frac{1}{\left(1 + \left \frac{x-c}{a} \right ^{2b} \right)}$
Gaussian	$e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma}}$

Η ασαφής λογική έχει τη δικιά της λογική λειτουργία με τους όρους ΚΑΙ, Ή και ΕΙΤΕ. Κάθε μία από αυτές τις λειτουργίες έχει τον δικό της ορισμό βασισμένο στο είδος των τιμών που εισάγονται. Οι ασαφείς κανόνες είναι βασικοί παράγοντες της ασαφούς λογικής καθώς συνδέουν τα ασαφή σύνολα μεταξύ τους. Το σύστημα κανόνων EAN-TOTE που θα μελετηθεί στο σύστημα της παρούσας ερευνητικής εργασίας δηλώνει ότι « Αν ο πρόγονος του κανόνα ισχύει σε κάποιο βαθμό συμμετοχής, τότε μπορεί να συναχθεί το συμπέρασμα ότι το επακόλουθο θα ισχύει επίσης στον ίδιο βαθμό» (Talei *et.al*, 2010).

5.3.2.1) Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

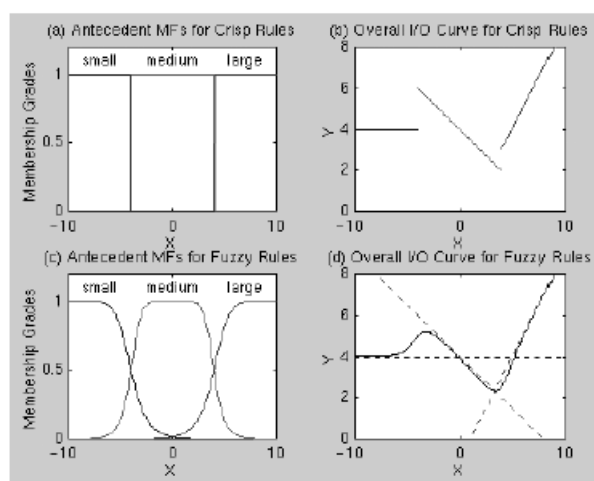
Το σύστημα κανόνων που χρησιμοποιείται για τα ασαφή συστήματα συμπερασμού χωρίζονται σε τέσσερις μεγάλες κατηγορίες: ασαφή σχεσιακά μοντέλα (fuzzy relational models), γλωσσικά μοντέλα, μοντέλα βασισμένα σε νευρωνικά δίκτυα και τέλος μοντέλα που ονομάζονται Takagi-Sugeno-Kang (TSK) (Takami and Sugeno, 1985), (Sugeno and Kang, 1988).

Τα τελευταία καθώς και τα ασαφή συστήματα συμπερασμού τύπου Mamdani είναι και τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα. Ο ερευνητής στη συγκεκριμένη προσπάθεια κάνει χρήση του τύπου TSK οπότε και θα μελετηθεί αναλυτικά.

Takagi-Sugeno (TS) Model

- Combines fuzzy sets in antecedents with **crisp** function in output:
- IF (x_1 is A) AND (x_2 is B) THEN $y = f(x_1, x_2)$

Συναρτήσεις με μη γραμμικές και ακανόνιστες εισόδους



IF X is *small*
THEN $Y_1=4$
IF X is *medium*
THEN $Y_2=-0.5X+4$
IF X is *large*
THEN $Y_3=X-1$

$$Y = \frac{\sum_{j=1}^n Y_j w_j}{\sum_{j=1}^n w_j}$$

Γράφημα 18: Λειτουργία Ασαφούς Συστήματος TSK (Bonissone, 2002)

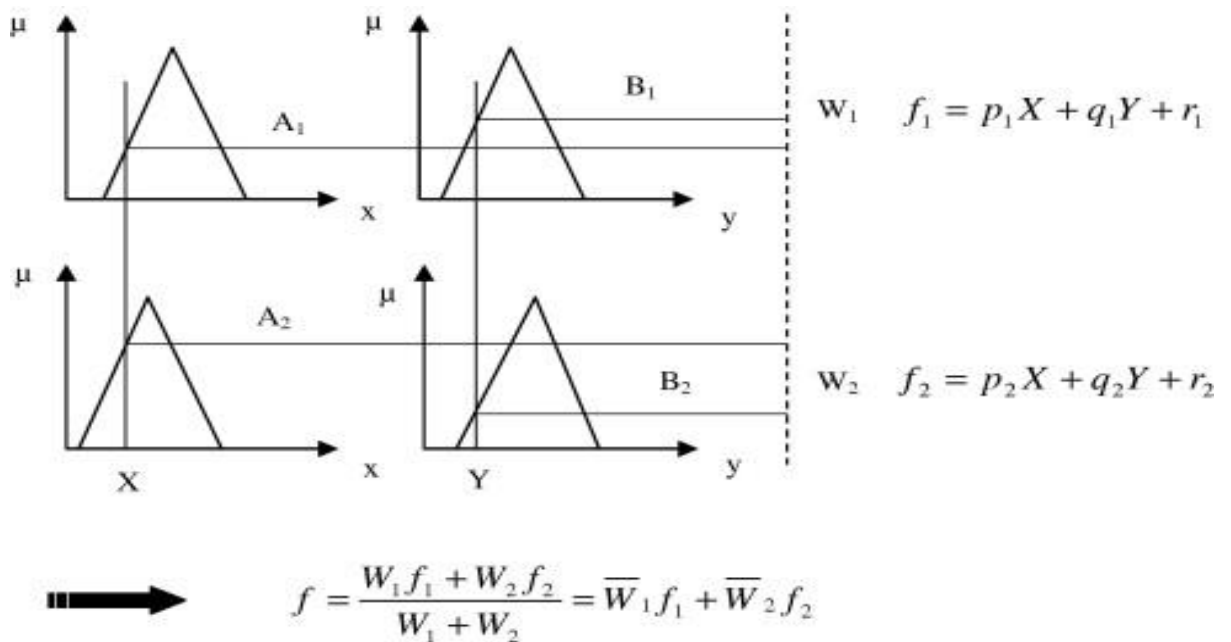
Ο τύπος Mamdani προϋποθέτει τόσο η παραδοχή (EAN) όσο και το συνακόλουθο μέρος (TOTE) του «AN-TOTE» κανόνα να είναι ασαφείς προτάσεις, ενώ η μέθοδος TSK προϋποθέτει η παραδοχή να είναι ασαφής πρόταση αλλά το συνακόλουθο να είναι μία μαθηματική συνάρτηση, συνήθως πολυώνυμο μηδενικού ή πρώτου βαθμού. Το TSK μοντέλο είναι αρκετά πιο απλό στην αναγνώρισή του καθώς χρειάζεται λιγότερους κανόνες και οι παράμετροι του μπορούν να υπολογιστούν από αριθμητικά δεδομένα χρησιμοποιώντας μεθόδους βελτιστοποίησης όπως ο αλγόριθμος των ελαχίστων τετραγώνων. Επίσης το TSK μοντέλο υπερέχει καθώς λειτουργεί τόσο με γραμμικές τεχνικές όσο και με προσαρμοστικές τεχνικές καθώς και με τεχνικές βελτιστοποίησης.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, ο ερευνητής κάνει χρήση του πιο ευρέως διαδεδομένου ασαφούς μοντέλου, αυτού δηλαδή του Takagi-Sugeno-Kang. Σε αυτό το μοντέλο, ο ασαφής κανόνας αποτελείται από έναν σταθμισμένο γραμμικό συνδυασμό μη γραμμικών ή ακανόνιστων δεδομένων και όχι από ένα ασαφές σύνολο. Ένας τυπικός κανόνας TSK διέπεται από την αρχή:

$$\text{IF } (x \text{ is } A_1) \text{ AND } (y \text{ is } B_1) \text{ THEN } (f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1)$$

$$\text{IF } (x \text{ is } A_2) \text{ AND } (y \text{ is } B_2) \text{ THEN } (f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2) ,$$

όπου A_1, A_2 , και B_1, B_2 είναι οι τιμές συμμετοχής των εισερχόμενων μεταβλητών x και y . Αντίστοιχα τα p_1, q_1, r_1 και p_2, q_2, r_2 είναι παράμετροι των συναρτήσεων f_1 και f_2 . Ένα τέτοιο σύστημα το οποίο παράγει αποτελέσματα από τη συνάρτηση f για τις μεταβλητές x και y από τριγωνικές συναρτήσεις συμμετοχής παρουσιάζεται στο παρακάτω γράφημα.



Γράφημα 19: Σχηματική απεικόνιση συναρτήσεων συμμετοχής στο FIS τύπου Takagi-Sugeno-Kang (Talei *et.al*, 2010)

Κεφάλαιο 6: Προσαρμοστικό Νευρο-Ασαφές Σύστημα Εξαγωγής Συμπερασμάτων (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System – ANFIS)

6.1) Εισαγωγή/Νευρωασαφή Συστήματα

Ο νευρο-ασαφής υβριδισμός έχει ως αποτέλεσμα ένα σύστημα υβριδικής νοημοσύνης το οποίο χρησιμοποιεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο και την ασαφή λογική. Συνδυάζει έτσι την εμπνευσμένη από τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης συλλογιστική των ασαφών συστημάτων συμπερασμού με την δομή μάθησης/εκπαίδευσης και σύνδεσης κόμβων/νευρώνων των νευρωνικών δικτύων. Σε αυτό τον συνδυασμό τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ώστε να εναρμονίσουν τις συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών συστημάτων ακόμα και για πολύπλοκα συστήματα. Κοινωνώντας τα βάρη του νευρωνικού ιστού χρησιμοποιώντας ασαφείς κανόνες, παρέχεται βαθιά κατανόηση και γνώση μέσα στον νευρωνικό ιστό, κάνοντας τη διαδικασία του σχεδιασμού ενός νευρωνικού δικτύου πιο εύκολη και αποτελεσματική. Οι μη γραμμικές συναρτήσεις συμμετοχής της νευρο-ασαφούς οπτικής, μειώνουν το πλήθος των απαιτούμενων κανόνων και εξοικονομούν μνήμη στο σύστημα, μειώνοντας έτσι το κόστος εφαρμογής. Τα νευρο-ασαφή υβριδικά συστήματα ενσωματώνουν το πλεονέκτημα των ασαφών συστημάτων για την αξιοποίηση, τον χειρισμό και την κατανόηση της ρητής γνώσης και την ιδιότητα των νευρωνικών δικτύων για την αξιοποίηση της υπονοούμενης γνώσης που αποκτάται μέσω της μάθησης/εκπαίδευσης.

Το μοντέλο ANFIS αποτελεί κομμάτι της ευρέως χρησιμοποιούμενης κατηγορίας των υβριδικών νευρο-ασαφών ελεγκτών. Στο μοντέλο εμπεριέχεται μια διαδικασία εκπαίδευσης όμοια με των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, η οποία δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί η πληροφορία από ένα σύνολο δεδομένων στη διαδικασία διαμόρφωσης των συναρτήσεων μεταφοράς ενός ασαφούς συστήματος.

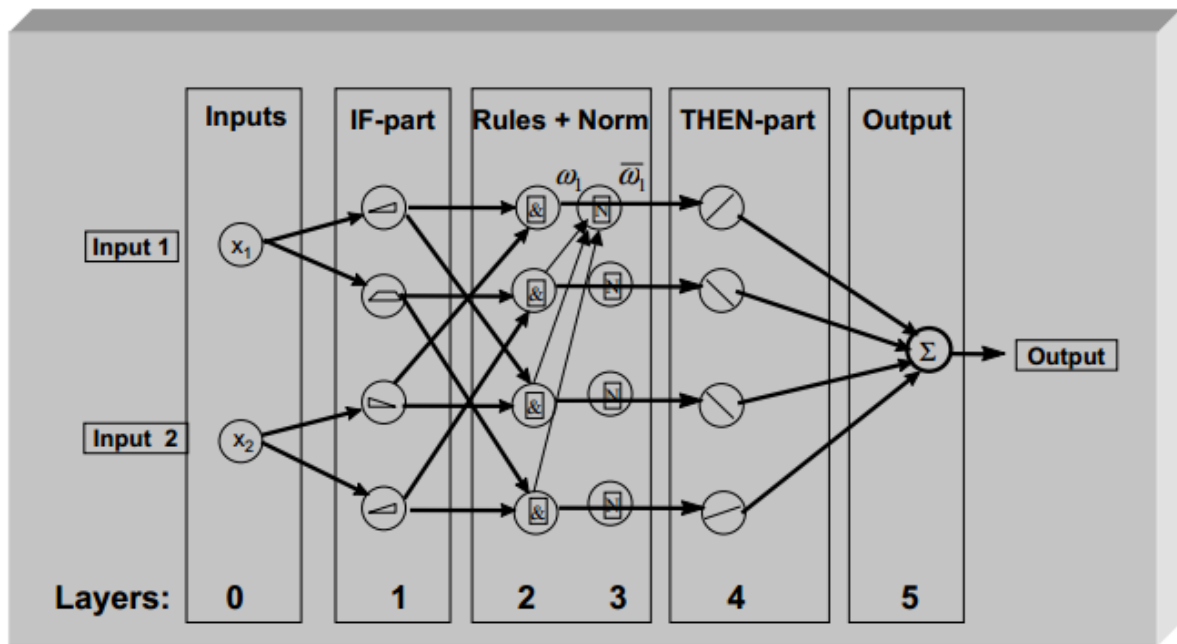
Το μοντέλο ANFIS βασίζεται κατά κύριο λόγο σε σύστημα τύπου Sugeno, αν και είναι δυνατό να γίνει χρήση και άλλων μοντέλων όπως πχ μοντέλο Mamdani. Κρίνεται απαραίτητο να αναφερθεί ότι το μοντέλο είναι αποδοτικό όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης αντιπροσωπεύουν ικανοποιητικά τα χαρακτηριστικά τα οποία πρόκειται να μοντελοποιήσουν, γεγονός που απαιτεί σχετικά μεγάλο μέγεθος δείγματος δεδομένων.

Παρακάτω θα αναλυθούν τα χαρακτηριστικά του ANFIS, η δομή του, αλλά και ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται (συνδυασμός αλγορίθμου οπισθόδρομης διάδοσης και μεθόδου εκτίμησης ελαχίστων τετραγώνων).

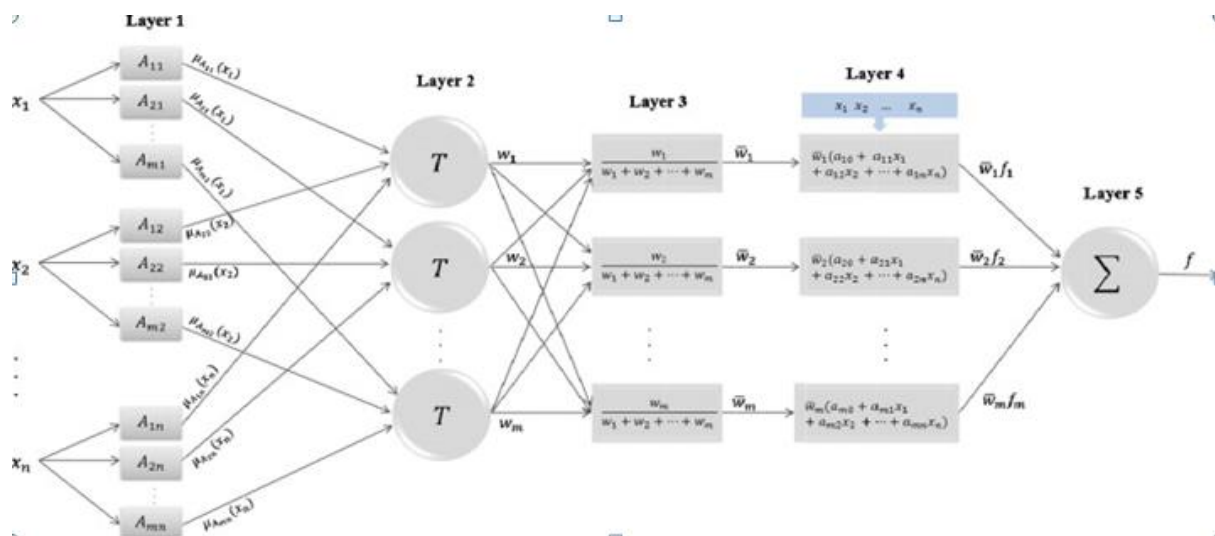
6.2) Δίκτυο ANFIS και νευρώνες

Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει τον συλλογιστικό μηχανισμό (reasoning) για το μοντέλο κατά Sugeno και την αντίστοιχη ισοδύναμη αρχιτεκτονική του ANFIS όπου οι κόμβοι του ίδιου επιπέδου έχουν παρόμοιες συναρτήσεις. Παρακάτω παρουσιάζεται πιο αναλυτικά η διεργασία που εκτελείται σε κάθε επίπεδο. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι οι νευρώνες σε αυτή την περίπτωση, έχουν διαφορετικές δομές όπως:

- Αξίες-Τιμές (συναρτήσεις συμμετοχής ορισμένες γενικευμένες συναρτήσεις τύπου Gauss)
- Κανόνες (διαφορίσιμες T-νόρμες [6])
- Κανονικοποίηση (αθροίσματα και αριθμητικές διαιρέσεις)
- Συναρτήσεις (γραμμικές παλινδρομήσεις και πολλαπλασιασμό με σταθμισμένα, κανονικοποιημένα βάρη)
- Αποτέλεσμα (αλγεβρικό άθροισμα)



Γράφημα 20: Δίκτυο ANFIS (Bonissone, 2002)



Γράφημα 21: Σχηματική αναπαράσταση της δομής ενός ANFIS μοντέλου για κάθε στρώμα (Mesbahi et.al, 2012)

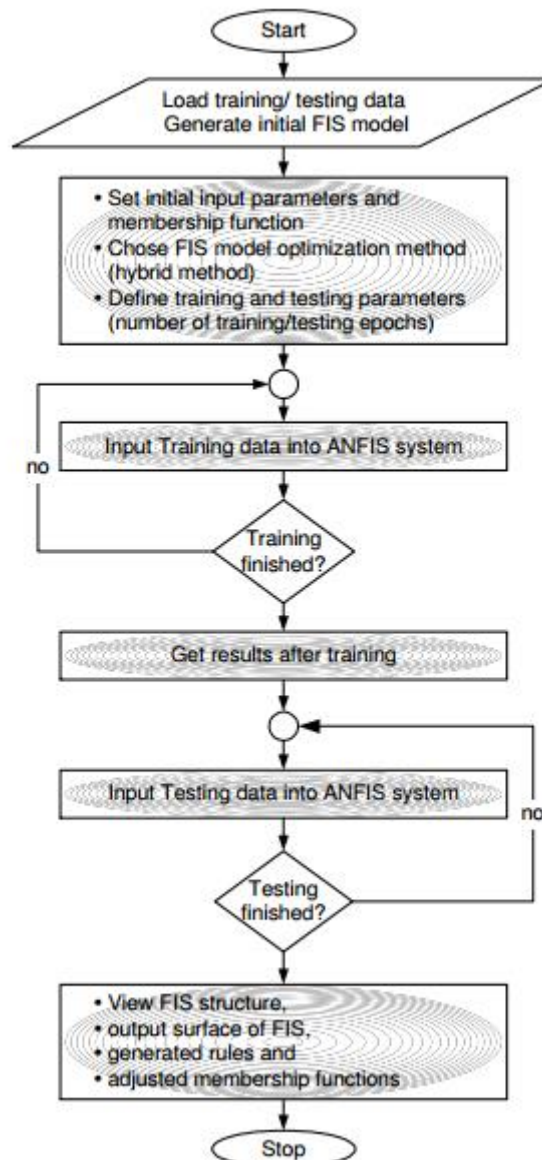
Ο αλγόριθμος ANFIS αναπτύχθηκε για πρώτη φορά το 1992 από τον J.-S. Roger Jang και ουσιαστικά δημιουργεί ένα δέντρο ασαφούς απόφασης ώστε να ταξινομήσει τα δεδομένα σε μοντέλα γραμμικής παλινδρόμησης της μορφής 2^n (ή γενικά p^n) με στόχο τη μείωση του αθροίσματος των τετραγωνισμένων σφαλμάτων. Συγκεκριμένα:

sum of squared errors (SSE):
$$SSE = \sum_j e_j^2$$

όπου:

- e_j το σφάλμα ανάμεσα στο επιθυμητό και το πραγματικό αποτέλεσμα
- p ο αριθμός των ασαφών διχοτομήσεων κάθε μεταβλητής
- n ο αριθμός των εισερχόμενων μεταβλητών.

Παρακάτω παρουσιάζεται γραφικά η γενική δομή ενός μοντέλου ANFIS μέσω του οποίου παράγονται αποτελέσματα πρόβλεψης. Όπως φαίνεται το μοντέλο αποκτά ένα σύνολο δεδομένων (ζευγάρια εισερχόμενων-εξερχόμενων δεδομένων) και τα χωρίζει σε σύνολα δεδομένων για εκπαίδευση και έλεγχο.



Γράφημα 22: Διάγραμμα Ροής της μεθόδου πρόβλεψης ενός μοντέλου ANFIS (Cus *et.al*, 2006)

Τα δεδομένα εκπαίδευσης διαμορφώνουν ένα σύνολο διανυσμάτων δεδομένων, εισόδου και εξόδου. Η πληροφορία αυτή κανονικοποιείται ώστε να γίνει κατάλληλη σε μορφή για τη διαδικασία της εκπαίδευσης. Αυτό επιτυγχάνεται προσδίδοντας σε κάθε όρο μία αξία μεταξύ των τιμών 0 και 1 χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Max Min. Έπειτα τα κανονικοποιημένα δεδομένα χρησιμοποιούνται ως τιμές εισόδου και εξόδου για να εκπαιδεύσουν το μοντέλο ANFIS. Έτσι δημιουργούνται δύο διανύσματα για την εκπαίδευση του ANFIS: ένα διάνυσμα εισόδου και ένα διάνυσμα εξόδου.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται για να βρουν τις εισαγωγικές αρχικές παραμέτρους στις συναρτήσεις συμμετοχής. Οι προκύπτουσες παράμετροι υπολογίζονται από τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Στη συνέχεια υπολογίζεται ένα σφάλμα για κάθε ζεύγος δεδομένων. Αν το σφάλμα είναι μεγαλύτερο από μία συγκεκριμένη τιμή που έχει θέσει ο ερευνητής, οι εισαγωγικές αρχικές παράμετροι ενημερώνονται μέσω της χρήσης της μεθόδου βαθμωτής καθόδου (gradient decent method), όπως φαίνεται και στον πάνω πίνακα. Η διαδικασία τερματίζεται όταν το σφάλμα γίνει μικρότερο από την καθορισμένη τιμή. Τα βήματα εκπαίδευσης που αναπαριστώνται στον πίνακα, θα εξεταστούν αναλυτικά σε ακόλουθη ενότητα.

6.3) Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS

Τα πέντε στρώματα του αλγορίθμου ANFIS παρουσιάζονται αναλυτικά κάτω.

Επίπεδο 1: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμοστικός (adaptive) κόμβος με μια συνάρτηση κόμβου :

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), & \text{for } i &= 1, 2, \text{ or} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), & \text{for } i &= 3, 4, \end{aligned}$$

όπου x (ή y)

- η είσοδος στον κόμβο και A_i (or B_{i-2})
- η γλωσσική μεταβλητή (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου.

Με άλλα λόγια, το $O_{1,i}$, είναι ο βαθμός συμμετοχής του

$$A (= A_1, A_2, B_1 \text{ or } B_2)$$

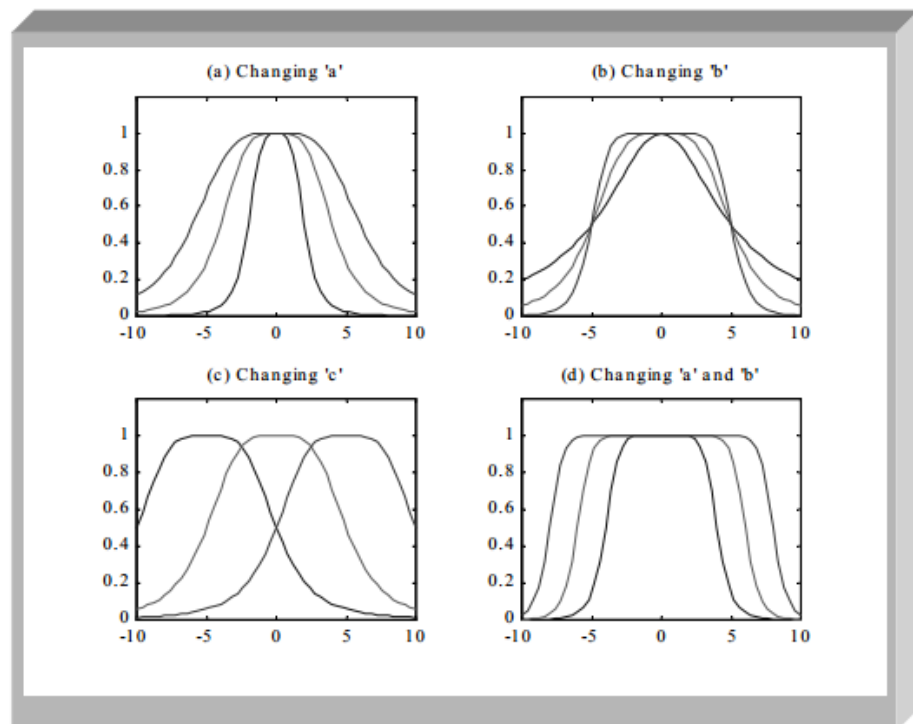
και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το A μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής όπως η καμπανοειδής για παράδειγμα :

$$\mu_A(x_1) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_1 - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$

Όπου $\{a_i, b_i, c_i\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για το ασαφές σύνολο A . Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως αρχικές παράμετροι (premise parameters).

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b}}$$



Γράφημα 23: Γραφική αναπαράσταση της επίδρασης που έχει η αλλαγή των παραμέτρων a , b και c (Bonisonne, 2002)

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π, του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x_1)\mu_{B_i}(x_2) \quad (\text{for } i=1,2)$$

Κάθε κόμβος-έξοδος αντιπροσωπεύει το βαθμό ενεργοποίησης ενός κανόνα (firing strength). Γενικά, οποιεσδήποτε άλλες T-norm (operators) που σημαίνουν τον ασαφή τελεστή AND μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν συνάρτηση κόμβων σε αυτό το επίπεδο.

Επίπεδο 3: Σε αυτό το στάδιο λαμβάνει χώρα η κανονικοποίηση των βαθμών ενεργοποίησης. Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Ν. Ο i-ιστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (\text{for } i=1,2)$$

Για ευκολία, οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Σε αυτό το στάδιο λαμβάνει χώρα η αξιολόγηση του δεξιού μέρους των πολυωνύμων. Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$$

όπου $\bar{w}_i$ είναι ο κανονικοποιημένος βαθμός ενεργοποίησης από το επίπεδο 3, και $\{p_i, q_i, r_i\}$ το σύνολο των παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Σ που υπολογίζει τη συνολική έξοδο σαν το ολικό άθροισμα όλων των εισερχόμενων σημάτων:

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

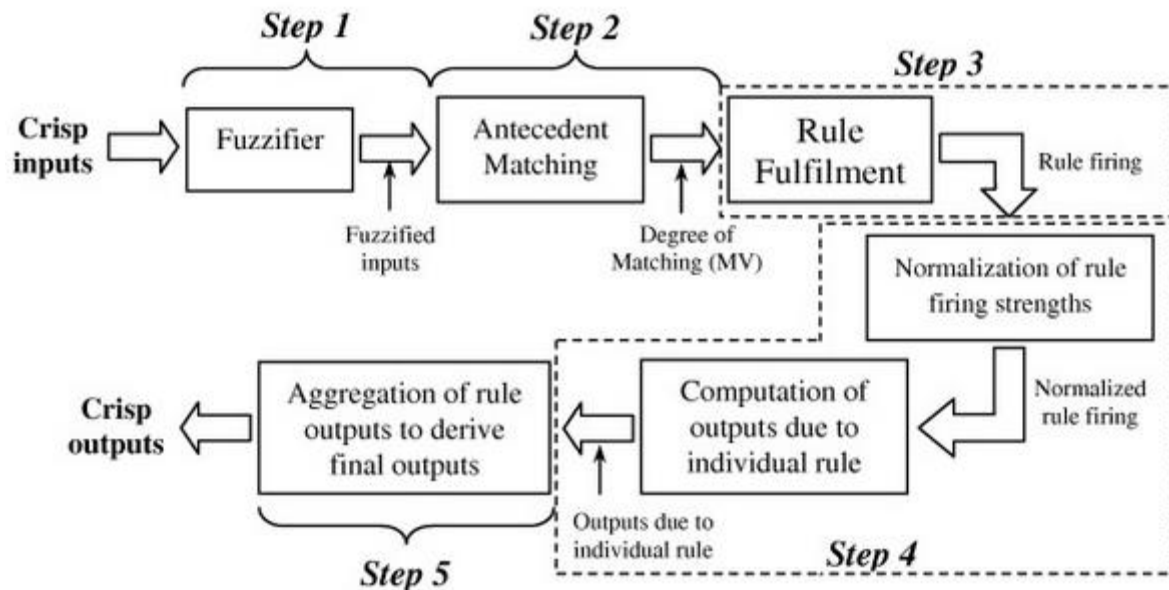
$$\begin{aligned} &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{w}_2 (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2) \\ &= (\bar{w}_1 x_1) p_1 + (\bar{w}_1 x_2) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x_1) p_2 + (\bar{w}_2 x_2) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \end{aligned}$$

Το αποτέλεσμα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των προκυπτουσών παραμέτρων όταν οι τιμές των εισαγωγικών παραμέτρων είναι δεδομένες. Μπορεί να παρατηρηθεί ότι η αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS έχει δύο προσαρμοστικά στρώματα: Τα στρώματα 1 και 4. Το στρώμα 1 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους (a_i, b_i, c_i) και (a_j, b_j, c_j) που σχετίζονται με τις συναρτήσεις συμμετοχή εισαγωγής. Το στρώμα 4 έχει τροποποιήσιμες παραμέτρους (p_{ij}, q_{ij}, r_{ij}) που ανήκουν στο πολυώνυμο πρώτου βαθμού.

Στον παρακάτω πίνακα φαίνονται αναλυτικά οι κόμβοι οι παράμετροι και οι βαθμοί των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται σε κάθε στρώμα του συστήματος ANFIS.

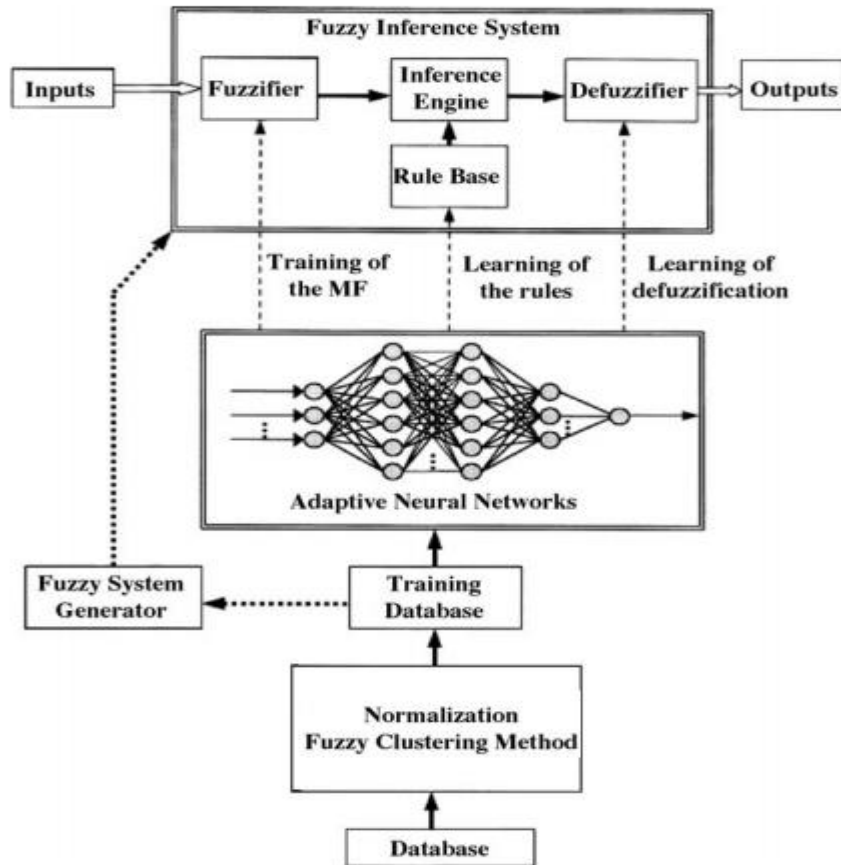
Πίνακας 3: Υπολογιστική πολυπλοκότητα του συστήματος ANFIS (Bonissone, 2012)

<u>Layer #</u>	<u>L-Type</u>	<u># Nodes</u>	<u># Param</u>
L0	Inputs	n	0
L1	Values	$(p \cdot n)$	$3 \cdot (p \cdot n) = S1 $
L2	Rules	p^n	0
L3	Normalize	p^n	0
L4	Lin. Funct.	p^n	$(n+1) \cdot p^n = S2 $
L5	Sum	1	0

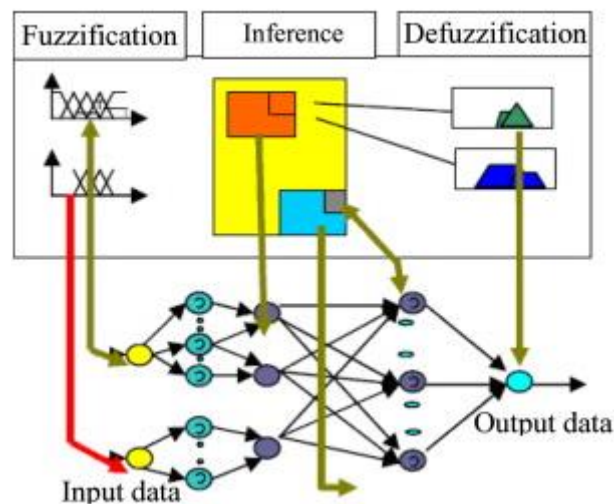


Γράφημα 24: Προσαρμοστικό Νεύρο-ασαφές Σύστημα υιοθετεί το ασαφές σύστημα TSK. Γραφική παράσταση της διαδικασίας συμπερασμού βασισμένη στο TSK μοντέλο (Tan *et.al*, 2011)

Η σχηματική αρχιτεκτονική του νευρο-ασαφούς μοντέλου παρουσιάζεται στα παρακάτω γραφήματα. Αποτελείται από πέντε κύρια συστατικά: τα εισερχόμενα δεδομένα, τα αποτελέσματα που προκύπτουν και τον προ-επεξεργαστή, μία γεννήτρια ασαφούς συστήματος, ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού, και ένα προσαρμοστικό νευρωνικό δίκτυο. Το ΑΣΣ είναι τύπου Sugeno και το προσαρμοστικό δίκτυο είναι το σύστημα ANFIS. Τα δεδομένα εισόδου και εξόδου επιλέγονται από τις μεταβλητές που περιγράφουν το σύστημα. Μία βάση δεδομένων που περιέχει την πληροφορία για τη λειτουργία/απόδοση του συστήματος, είναι ένα προαπαιτούμενο για την ανάπτυξη του μοντέλου. Η επαρκής και ακριβής πληροφορία της βάσης δεδομένων καθορίζει την ποιότητα της εκπαίδευσης της.



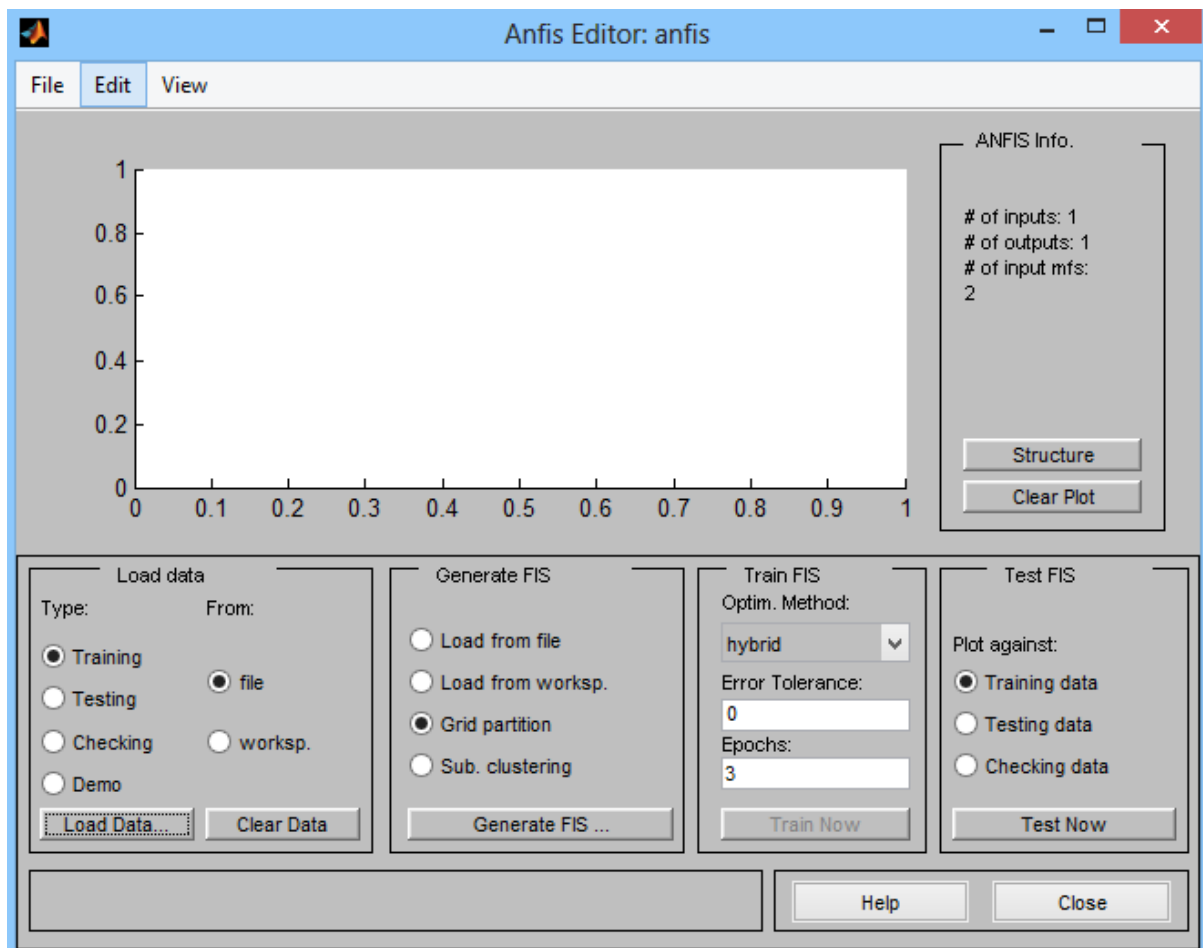
Γράφημα 25: Αρχιτεκτονική μοντέλου ANFIS, όπως αναπτύχθηκε από τον Jang το 1992 (Wanb *et.al*, 2011)



Γράφημα 26: Γενική αρχιτεκτονική ενός μοντέλου ANFIS (Bey και Benhammadi, 2010)

6.4) ANFIS και Matlab

Η γλώσσα προγραμματισμού Matlab, όπως έχει αποδειχτεί από τους Tay και Zhang (1999) ότι είναι η πλέον κατάλληλη για τον προγραμματισμό μοντέλων ANFIS, παρέχοντας συνάρτηση γέννησης ασαφών συστημάτων. Μέσω της εντολής «anfisedit» είναι δυνατή η γραφική αναπαράσταση των αποτελεσμάτων ενός ANFIS μοντέλου. Ο χρήστης μπορεί να χρησιμοποιήσει είτε το περιβάλλον γραμμής εντολών, είτε m-file προγράμματα για να εισάγει δεδομένα στον αλγόριθμο. Επίσης υπάρχουν συναρτήσεις που παράγουν, εκπαιδεύουν, ελέγχουν και χρησιμοποιούν αυτά τα συστήματα.



Γράφημα 27: ANFIS editor (Συγγραφέας μέσω χρήσης Matlab, 2013)

Τα βήματα που εφαρμόζονται σε ένα ANFIS σύστημα σε περιβάλλον λειτουργίας προγράμματος Matlab είναι τα ακόλουθα:

- Προετοιμασία
- Εκπαίδευση
- Έλεγχος
- Χρήση

Βήμα «Προετοιμασία»:

- Η εντολή «FIS = GENFIS1(DATA)» παράγει ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού τύπου Sugeno (Fuzzy Inference System-FIS) χρησιμοποιώντας δικτυωτό διαμελισμό στα δεδομένα (μη ομαδοποίηση).
- Το σύστημα FIS χρησιμοποιείται με σκοπό να παρέχει αρχικές συνθήκες για την μεταγενέστερη εκπαίδευση του μοντέλου ANFIS.
- Τα δεδομένα είναι ουσιαστικά ένα πίνακας με N+1 στήλες, όπου οι πρώτες N στήλες περιέχουν δεδομένα για κάθε εισερχόμενη παράμετρο στο FIS, ενώ η τελευταία στήλη περιέχει εξερχόμενα δεδομένα.
- Από προεπιλογή, η GENFIS1 εντολή χρησιμοποιεί δύο συναρτήσεις τύπου «gbellmf» (g bell membership function) για κάθε δεδομένο που εισάγεται.
- Κάθε κανόνας που προκύπτει, ένα μία συνάρτηση συμμετοχής ως έξοδος/αποτέλεσμα, η οποία είναι από προεπιλογή (by default) γραμμικού τύπου.
- Παρέχεται η δυνατότητα ακριβούς προσδιορισμού των παραμέτρων χρησιμοποιώντας την εντολή: «FIS = GENFIS1(DATA, NUMMFS, INPUTMF, OUTPUTMF)».
- Η εντολή «GENFIS2» παράγει ένα FIS σύστημα τύπου Sugeno χρησιμοποιώντας αφαιρετική ομαδοποίηση (subtractive clustering)
- Μέσω της «GENFIS2» εκμαιεύεται ένα σύνολο κανόνων οι οποίοι μοντελοποιούν τη συμπεριφορά των δεδομένων.
- Η μέθοδος εξαγωγής του κανόνα πρώτα καθορίζει τον αριθμό των κανόνων και των προγενέστερων συναρτήσεων συμμετοχής και έπειτα χρησιμοποιεί τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων για να καθορίσει τις εξισώσεις που προκύπτουν για κάθε κανόνα.

Βήμα «Εκπαίδευση»:

- Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο για να προσδιορίσει τις παραμέτρους συνάρτησης συμμετοχής, του τύπου Sugeno FIS σύστημα.
- Υπάρχουν ποικίλοι τρόπους χρήσης αυτής της συνάρτησης/λειτουργίας. Δύο παραδείγματα είναι τα ακόλουθα:
 - $[FIS, ERROR] = ANFIS(TRNDATA)$
 - $[FIS, ERROR] = ANFIS(TRNDATA, INITFIS)$

Βήμα «Χρήση»:

- Η εντολή «EVALFIS» αξιολογεί το FIS σύστημα.
- Η εντολή « $Y = EVALFIS(U, FIS)$ » προσομοιώνει το σύστημα FIS για δεδομένα εισόδου U και επιστρέφει το αποτέλεσμα Y.

6.5) Εκπαίδευση μοντέλου ANFIS

Το ασαφές σύστημα που προκύπτει από τη διαδικασία που είδαμε στα προηγούμενα παρέχει ένα αρχικό ασαφές μοντέλο για το οποίο έχουν καθοριστεί ο αριθμός των κανόνων και η αρχική τους θέση. Αν δημιουργήσουμε το ασαφές σύστημα με τον τρόπο αυτό και εισάγουμε τις τιμές εισόδου παρατηρήσουμε ότι μας δίνουν αποκλίσεις από τις επιθυμητές τιμές που μπορεί να είναι και μη αποδεκτές. Αν μετακινήσουμε λίγο τα ασαφή σύνολα στην είσοδο και την έξοδο θα δούμε ότι η κατάσταση μπορεί να βελτιωθεί. Η τελευταία φάση λοιπόν στο σχεδιασμό του συστήματος είναι ο ακριβής προσδιορισμός των παραμέτρων του, δηλαδή των κέντρων και των αποκλίσεων των ασαφών συνόλων ώστε να προσαρμοστεί όσο το δυνατόν πιο πιστά στις δοθείσες προδιαγραφές. Η προσαρμογή αυτή, που ονομάζεται εκπαίδευση του συστήματος, πραγματοποιείται με μεθόδους μη γραμμικής βελτιστοποίησης. Εξέχουσα θέση ανάμεσα σε αυτές κατέχουν οι γενετικοί αλγόριθμοι.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης του αλγορίθμου για την προαναφερθείσα αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS είναι να «ρυθμίσει» όλες τις τροποποιήσιμες παραμέτρους ώστε το αποτέλεσμα του ANFIS να «ταιριάζει» με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση ή η προσαρμογή των τροποποιήσιμων μεταβλητών είναι μία διαδικασία δύο βημάτων, η οποία είναι γνωστή ως υβριδικός αλγόριθμος εκπαίδευσης. Αυτός ο αλγόριθμος συνδυάζει τη μέθοδο βαθμωτής καθόδου με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων ώστε να ενημερώνει τις παραμέτρους του προσαρμοστικού δικτύου. Κάθε εποχή της υβριδικής διαδικασίας εκπαίδευσης αποτελείται από ένα εμπρόσθιο και ένα οπισθόδρομο πέρασμα.

Όπως είδαμε, οι παράμετροι του ANFIS που μπορούν να μεταβληθούν κατά τη μάθηση είναι οι παράμετροι των μη γραμμικών κόμβων του πρώτου στρώματος και οι παράμετροι των γραμμικών κόμβων του τετάρτου στρώματος. Αν S το σύνολο των παραμέτρων τότε: « $S = S_1 \cup S_2$ »,

όπου S_1 το σύνολο των μη γραμμικών και S_2 το σύνολο των γραμμικών παραμέτρων

Για την εκπαίδευση του δικτύου χρησιμοποιούμε έναν υβριδικό αλγόριθμο ο οποίος χωρίζεται σε δύο μέρη και χοντρικά λειτουργεί ως εξής:

6.5.1) Διάδοση προς τα εμπρός (forward pass)

Οι μη γραμμικές παράμετροι παραμένουν σταθερές και το δίκτυο παράγει εξόδους μέχρι το τέταρτο στρώμα όπου οι γραμμικές παράμετροι προσδιορίζονται από την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων

6.5.2) Οπισθοδρόμηση για Πρώσο-Τροφοδοτούμενα Δίκτυα (backward pass)

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει ένα βασικό κανόνα εκμάθησης για προσαρμόσιμα δίκτυα, που είναι στην ουσία η πιο απλή μέθοδος βαθμωτής ελαχιστοποίησης. Το κεντρικό μέρος αυτού του κανόνα εκμάθησης αφορά στο πως να επιλεγεί επαναληπτικά ένα διάνυσμα κλίσης στο οποίο κάθε στοιχείο ορίζεται ως η παράγωγος ενός μέτρου σφάλματος ως προς μια παράμετρο. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του κανόνα αλυσίδας, ενός βασικού τύπου για το διαφορισμό σύνθετων συναρτήσεων ο οποίος αναλύεται σε κάθε εγχειρίδιο μαθηματικών.

Η διαδικασία εύρεσης ενός διανύσματος κλίσης σε ένα δίκτυο αναφέρεται γενικά σαν οπισθοδρόμηση (backpropagation) επειδή το διάνυσμα κλίσης υπολογίζεται σε κατεύθυνση αντίθετη από τη ροή της εξόδου κάθε κόμβου. Μόλις επιλεγεί η κλίση, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης και παλινδρόμησης βασισμένες στις παραγώγους είναι διαθέσιμες για την ενημέρωση των παραμέτρων. Ειδικότερα, εάν χρησιμοποιείται το διάνυσμα κλίσης σε μια απλή μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, το προκύπτον παράδειγμα εκμάθησης αναφέρεται συχνά ως κανόνας οπισθοδρόμησης εκμάθησης.

Για κάθε παράμετρο α_i , η φόρμουλα που προκύπτει δίνεται από τον τύπο:

$$\Delta \alpha_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha_i}$$

όπου

$$\eta = \frac{\kappa}{\sqrt{\sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha_i} \right)^2}}$$

ο ρυθμός εκπαίδευσης, και κ το μέγεθος βήματος.

6.5.3) Εκτιμητής Ελαχίστων Τετραγώνων (Least Squares (LSE) Batch Algorithm)

Στο γενικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων, η έξοδος του γραμμικού μοντέλου y δίνεται από τη γραμμικά παραμετρικοποιημένη έκφραση:

$$y = \theta_1 f_1(u) + \theta_2 f_2(u) + \dots + \theta_n f_n(u)$$

όπου $u = [u_1, \dots, u_p]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου του μοντέλου, $f_1, \dots, f_n$ είναι η γνωστές συναρτήσεις του u και $\theta_1, \dots, \theta_n$ είναι άγνωστες παράμετροι που θα υπολογιστούν.

Η παραπάνω εξίσωση καλείται συνάρτηση παλινδρόμησης, και τα θ_i ονομάζονται συντελεστές παλινδρόμησης. Για να προσδιοριστούν οι άγνωστες παράμετροι θ_i , συνήθως πρέπει να εκτελεστούν πειράματα για να βρεθεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από τα ζευγάρια δεδομένων $\{(u_i, y_i), i = 1, \dots, m\}$ τα οποία αντιπροσωπεύουν τα επιθυμητά ζευγάρια εισόδου-εξόδου του συστήματος που θα μοντελοποιηθεί.

Πρέπει να βρεθεί το $\theta = \hat{\theta}$ που ελαχιστοποιεί το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος και ορίζεται ως:

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T e = (y - A\theta)^T (y - A\theta)$$

όπου $e = y - A\theta$ είναι το διάνυσμα λάθους που παράγεται από μια συγκεκριμένη επιλογή του θ .

Ο αλγόριθμος έχει ως εξής:

- Σύνολο παραμέτρων: $S = \{S_1 \cup S_2\}$ ΚΑΙ $\{S_1 \cap S_2 = \emptyset\}$
Αποτέλεσμα = $F(\bar{I}, S)$, όπου $\bar{I}$ εισερχόμενο διάνυσμα
Η (output) = $H \circ F(\bar{I}, S)$, όπου $H \circ F$ είναι γραμμικό στο S_2
- Για δεδομένες τιμές του S_1 , χρησιμοποιώντας δεδομένα εκπαίδευσης K , μπορούμε να μετατρέψουμε την παραπάνω στη μορφή $B = AX$, όπου το X περιέχει τα στοιχεία του S_2 .
- Αυτή η εξίσωση λύνεται ως εξής: $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$ όπου $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$ είναι μία ψευδό-αντιστροφή του A (εάν το $A^T A$ είναι δεν είναι μοναδικό).
- Το LSE ελαχιστοποιεί το σφάλμα $\|AX - B\|^2$ υπολογίζοντας κατά προσέγγιση το X μέσω X^* .
- Αντί να λυθεί απευθείας το $(A^T A)^{-1} A^T B = X^*$, λύνεται επαναληπτικά με αριθμητικές μεθόδους όπως φαίνεται παρακάτω:

$$\left. \begin{aligned} S_{i+1} &= S_i - \frac{S_i a_{(i+1)}^T a_{(i+1)}^T S_i}{1 + a_{(i+1)}^T S_i a_{(i+1)}}, \\ X_{i+1} &= X_i + S_{(i+1)} a_{(i+1)} (b_{(i+1)}^T - a_{(i+1)}^T X_i) \end{aligned} \right\} \text{for } i = 0, 1, \dots, K-1$$

όπου $X_0=0$, $S_0=\gamma I$ (όπου γ ένας μεγάλος αριθμός), $a_i^T=i^{\text{th}}$ γραμμή του πίνακα A , $b_i^T=i^{\text{th}}$ στοιχείο του διανύσματος B και $X^*=X_K$.

- Το σφάλμα E_k (για τη είσοδο k^{th} ($1 \leq k \leq K$) των δεδομένων εκπαίδευσης) είναι:

$$E_k = \sum_{i=1}^{N(L)} (d_i - x_{L,i})^2$$

Όπου $N(L)$ = ο αριθμός των κόμβων στο στρώμα L , $d_i=i^{\text{th}}$ στοιχείο του επιθυμητού διανύσματος εξόδου και $x_{L,i}=i^{\text{th}}$ στοιχείο του πραγματικό διανύσματος εξόδου.

- Το μέτρο ολικού σφάλματος E δίνεται από τον τύπο:

$$E = \sum_{k=1}^K E_k$$

6.6) Υβριδικός Αλγόριθμος μοντέλου ANFIS

Ο συγκεκριασμός των προαναφερθέντων παραμέτρων του ασαφούς συστήματος ελέγχου δημιουργείται, χρησιμοποιώντας

- μόνο του τον αλγόριθμο οπισθόδρομης διάδοσης (Back propagation algorithm),
- είτε σε συνδυασμό με τη μέθοδο των ελαχίστων τετράγωνων (υβριδικό μοντέλο). Δίνονται οι αρχικές τιμές των παραμέτρων και τα αποτελέσματα προκύπτουν μέσω της εφαρμογής της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων. Στη συνέχεια, με βάση τις παραμέτρους που προέκυψαν, μπορεί να υπολογιστεί το σφάλμα. Έπειτα ο αλγόριθμος οπισθόδρομης διάδοσης οδηγεί ξανά το σφάλμα στο επίπεδο εισόδου και οι παράμετροι ενημερώνονται μέσω της μεθόδου βαθμωτής κατάβασης (gradient descent method). Αυτό οδηγεί σε αλλαγή των συναρτήσεων συμμετοχής.

Στο οπισθόδρομο πέρασμα οι προκύπτουσες παράμετροι παραμένουν σταθεροί, τα σήματα σφάλματος διαδίδονται προς τα πίσω και οι παράμετροι εισαγωγής ενημερώνονται μέσω της μεθόδου βαθμωτής κατάβασης (gradient descent method). Η προαναφερθείσα τεχνική παρουσιάζεται και στον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 4: Τα δύο περάσματα στη διαδικασία εκπαίδευσης του αλγορίθμου σε ένα μοντέλο ANFIS. (Cruz, 2009)

	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least-squares estimator	Fixed
Signals	Node outputs	Error signals

	εμπροσθόδρομο πέρασμα	οπισθόδρομο πέρασμα
παράμετροι των προϋποθέσεων	Προκαθορισμένες (αμετάβλητες)	βαθμωτή φθίνουσα μέθοδος
παράμετροι των συμπερασμάτων	εκτιμητήρια ελαχίστων τετραγώνων	προκαθορισμένες (αμετάβλητες)
σήματα	έξοδοι των κόμβων	σήματα σφάλματος

Συγκεκριμένα με ένα σύνολο δεδομένων εισόδου/εξόδου, το ANFIS μοντέλο κατασκευάζει ένα ασαφές σύστημα λήψης αποφάσεων. Οι παράμετροι αυτού του συστήματος ενσωματώνονται με τις συναρτήσεις συμμετοχής και αλλάζουν κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης. Αυτές οι παράμετροι έχουν παρόμοια λειτουργία με τα βάρη στα νευρωνικά δίκτυα.

Το ANFIS δίκτυο διασπά το σύνολο των παραμέτρων του σε δύο υποσύνολα, εκ των οποίων το ένα αποτελεί γραμμικό σύνολο παραμέτρων και επομένως είναι δυνατόν να εκπαιδευτεί με γραμμικούς αλγόριθμους, όπως η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squared). Οι γραμμικοί αλγόριθμοι μάθησης επιτυγχάνουν συνολικά ελάχιστα (global minimums) της συνάρτησης κόστους στο χώρο των παραμέτρων τους και είναι αποδοτικοί από πλευράς απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου.

Το δεύτερο υποσύνολο παραμέτρων εκπαιδεύεται με αλγόριθμους που μπορούν να δημιουργήσουν μη-γραμμικές απεικονίσεις, όπως η βαθμωτή κατάβαση (gradient descent). Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι απαιτητικοί από πλευράς απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης και δεν υπάρχει εγγύηση για την πραγματοποίηση του συνολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους στον χώρο των παραμέτρων τους. Ο αλγόριθμος μάθησης του ANFIS συνδυάζει περάσματα προς τα εμπρός και προς τα πίσω. Στο έμπροσθεν πέρασμα γίνεται η μάθηση του συνόλου των γραμμικών παραμέτρων και στο πέρασμα προς τα πίσω γίνεται η προσαρμογή των μη γραμμικών παραμέτρων αντίστοιχα.

Το μοντέλο ANFIS που μελετά ο ερευνητής χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης για να προσδιορίσει τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος τύπου Sugeno. Εφαρμόζει έναν συνδυασμό της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (least-squares) και της μεθόδου οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης (back-propagation gradient descent) για την εκπαίδευση παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής του FIS ώστε να μιμηθεί ένα δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το πλεονέκτημα της μεθόδου έγκειται στο γεγονός της ύπαρξης τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων, που την καθιστά ταχύτερη από τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα. Οι παράμετροι των συμπερασμάτων που ευρίσκονται με αυτόν τον τρόπο, είναι βέλτιστες υπό την προϋπόθεση ότι οι παράμετροι των προϋποθέσεων είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες). Αναλόγως, η υβριδική προσέγγιση συγκλίνει πολύ γρηγορότερα μιας και μειώνει τις διαστάσεις του διαστήματος αναζήτησης της αρχικής μεθόδου οπισθόδρομης διάδοσης.

Αυτός ο συγκερασμός επιτρέπει στο ασαφές σύστημα να μαθαίνει και να εκπαιδεύεται από τα ίδια τα δεδομένα που χρησιμοποιεί.

Το ANFIS συγκλίνει γρηγορότερα από τα συνηθισμένα νευρωνικά δίκτυα. Εκτός αυτού μπορούμε να εκφράσουμε με γλωσσικούς όρους τους ασαφείς κανόνες στους οποίους κατέληξε και χρησιμοποιεί για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Αυτό θυμίζουμε ότι δεν συμβαίνει με τα ΝΔ τα οποία έχουν τη λογική του μαύρου κουτιού και δεν μπορούμε να αποκωδικοποιήσουμε την πληροφορία που βρίσκεται κρυμμένη μέσα στα συνοπτικά βάρη.

6.7) Περιορισμοί ενός μοντέλου ANFIS

Οι κυριότεροι περιορισμοί των μοντέλων ANFIS που αναφέρονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι:

- Βασίζονται σε ένα FIS τύπου Sugeno.
- Έχουν μια έξοδο, που λαμβάνεται με τη μέθοδο αποσαφήνισης σταθμισμένου μέσου.
- Όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου πρέπει να είναι ίδιου τύπου, είτε γραμμικές είτε σταθερές.
- Δεν μπορεί να γίνεται κοινή χρήση κανόνων. Διαφορετικοί κανόνες δεν μπορούν να έχουν την ίδια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου.
- Πρέπει να υπάρχουν βάρη σε κάθε κανόνα.
- Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε συνάρτηση συμμετοχής, παρά μόνο προκαθορισμένοι τύποι συναρτήσεων που επιβάλλουν οι ορισμοί ενός μοντέλου ANFIS.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: Αποτελέσματα από τη χρήση του μοντέλου ANFIS

7.1) Περιγραφή του Συστήματος Πρόβλεψης και η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε

Σε αυτό το κομμάτι της εργασίας δημιουργήθηκε ο αλγόριθμος σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab, κάνοντας χρήση του fuzzy logic toolbox, το οποίο περιέχει όλα τα απαραίτητα εργαλεία για την ολοκληρωμένη ανάπτυξη και αναλυτική χρήση ενός Προσαρμοστικού Νεύρο-Ασαφούς Συστήματος Εξαγωγής Συμπεράσματος (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) για την πρόβλεψη των τιμών του Βαλτικού Δείκτη Ξηρού Φορτίου.

Ο αλγόριθμος δέχεται δεδομένα από μία χρονοσειρά που περιέχει τιμές κλεισίματος του Baltic Dry Index με βάση τις τιμές του παρελθόντος, και προβλέπει τις αναμενόμενες τιμές για το μέλλον. Η χρονοσειρά που χρησιμοποιήθηκε, περιέχει δεδομένα για συγκεκριμένες ημέρες λειτουργίας της Βαλτικής Αγοράς (Baltic Exchange) από τις 3 Ιανουαρίου 2000 έως και τις 26 Ιουνίου 2013. Τα προαναφερθέντα δεδομένα, θα πρέπει να σημειωθεί ότι αφορούν αυστηρά τιμές κλεισίματος του δείκτη. Οι αξιοπιστίες των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν από τον ερευνητή μπορεί να θεωρείται δεδομένη από τη στιγμή που πηγή της βάσης δεδομένων υπήρξε αυτή καθαυτή η Baltic Exchange, μέσω της δωρεάν συνδρομής για έναν χρόνο που παρείχε το Πανεπιστήμιο του Plymouth στον ερευνητή λόγω της φοίτησής του στο προαναφερθέν ίδρυμα το Σεπτέμβριο του 2011 έως την 23^η Αυγούστου του 2012.

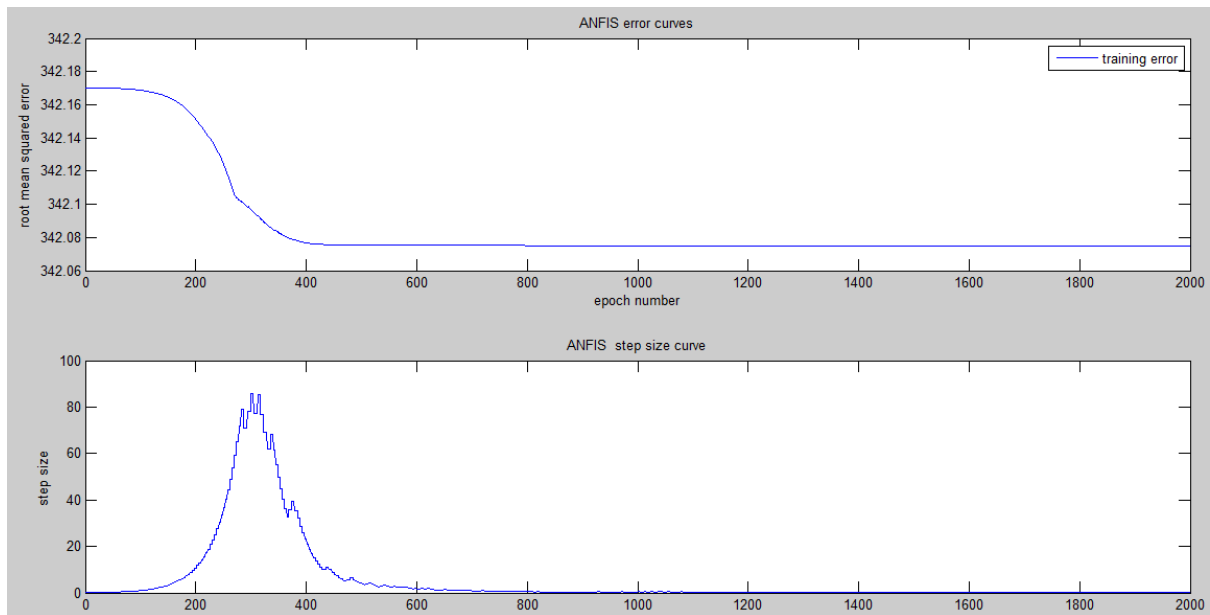
Από το σύνολο των 3521 διαφορετικών τιμών του δείκτη που συλλέχθηκε, το 80% χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου ενώ το υπόλοιπο 20% χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας του μοντέλου, δηλαδή πόσο αξιόπιστες ήταν οι προβλέψεις που μας έδωσε ο κώδικας μας.

Η διαδικασία έχει ως εξής. Αρχικά συλλέχθηκαν τα δεδομένα και δημιουργήθηκε ένα αρχείο excel στο οποίο περιέχονται αναλυτικά σε κάθε στήλη το έτος η ακριβής ημερομηνία στην οποία αναφέρεται η τιμή κλεισίματος του δείκτη, καθώς και η ακριβής τιμή κλεισίματος του δείκτη την αντίστοιχη συγκεκριμένη ημερομηνία. Έπειτα δημιουργήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab, με τη χρήση του fuzzy logic toolbox ένα ANFIS δίκτυο το οποίο υπολογίζει τις κατάλληλες παραμέτρους για της συναρτήσεις συμμετοχής (Membership Functions /MF parameters).

7.2) Στάδιο Εκπαίδευσης

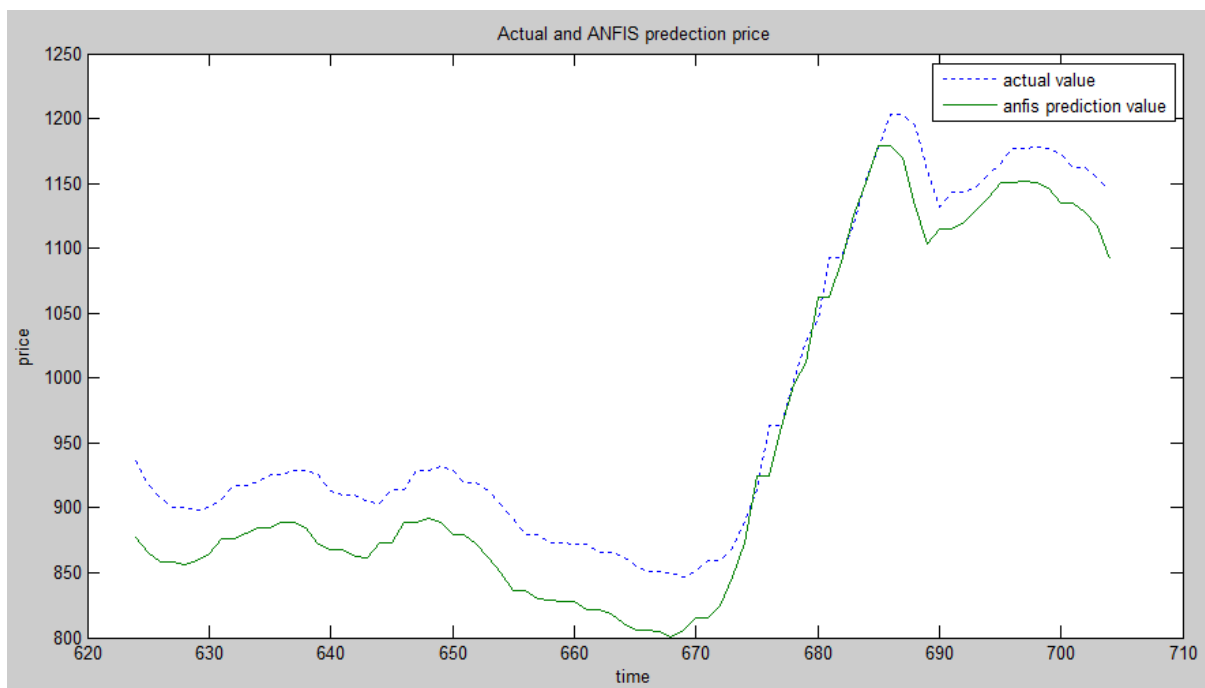
Ο δείκτης ξηρού φορτίου BDI, εκπαιδεύεται ώστε να παράγει προβλέψεις τιμών τύπου ενός βήματος μπροστά (one-step ahead forecasting). Το παρακάτω σχήμα περιέχει δύο ξεχωριστές γραφικές παραστάσεις, η πρώτη ονομάζεται « ANFIS error curves» και η δεύτερη ονομάζεται « ANFIS step sizes curves». Στην πρώτη γραφική παράσταση απεικονίζονται, το σφάλμα εκπαίδευσης και το σφάλμα ελέγχου, με τη μορφή της ρίζας του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (RMSE: Root Mean Square Error) συναρτήσει του αριθμού επαναλήψεων (epochs). Όπως φαίνεται η βάση δεδομένων που έχει εισαχθεί στο σύστημα εκπαιδεύεται για 2.000 εποχές. Αυτός ο αριθμός είναι επαρκής καθώς ο ελάχιστος έλεγχος σφάλματος λαμβάνει χώρα περίπου για 400-500 εποχές, όπως φαίνεται από το σχετικό γράφημα.

Στο δεύτερο γράφημα παρουσιάζεται για λόγους αναφοράς η καμπύλη του μεγέθους βήματος συναρτήσει του αριθμού των επαναλήψεων. Αυτό γίνεται για λόγους υπολογισμού, προσαρμογής του αρχικού μεγέθους βήματος στο βέλτιστο, με απλή παρατήρηση των ρυθμών αύξησης μείωσης από το σχήμα.



Γράφημα 28: Σφάλμα εκπαίδευσης (Training Error) (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

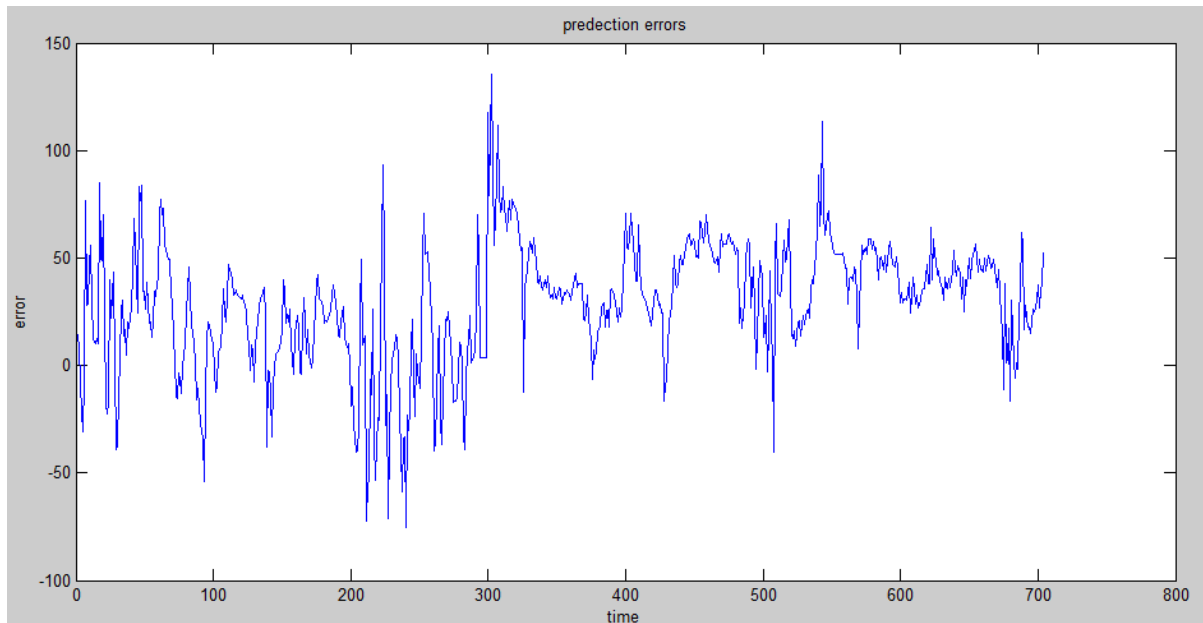
Στη συνέχεια ακολουθεί διάγραμμα σύγκρισης τιμών του BDI που προβλέφθηκαν από το μοντέλο ANFIS με της πραγματικές τιμές από τα ιστορικά δεδομένα .



Γράφημα 29: Πραγματικές τιμές και τιμές μεθόδου πρόβλεψης ANFIS (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

Είναι εμφανής η εξαιρετική επίδοση του μοντέλου ANFIS για την πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών του BDI σε σχέση με τις πραγματικές τιμές.

Από τη διαφορά των πραγματικών τιμών με τις τιμές της πρόβλεψης του μοντέλου, δημιουργείται το σφάλμα πρόβλεψης, αλλά και το παρακάτω διάγραμμα στο οποίο απεικονίζονται τα σφάλματα συναρτήσει των παρατηρήσεων.



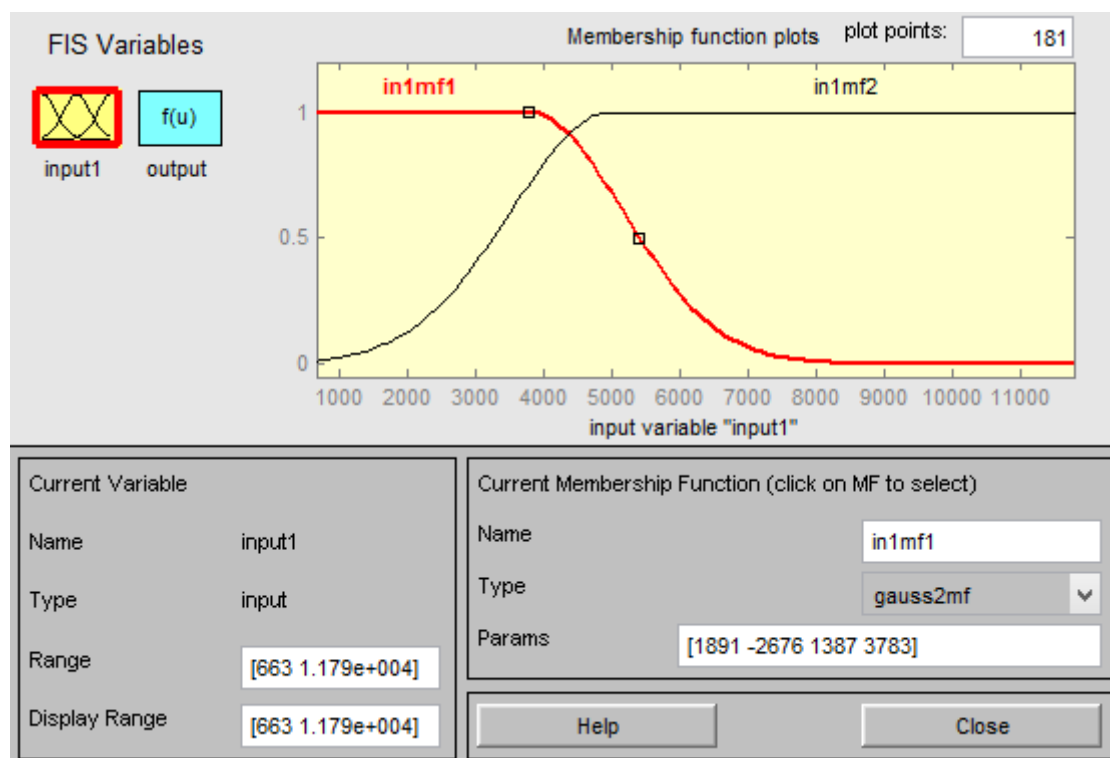
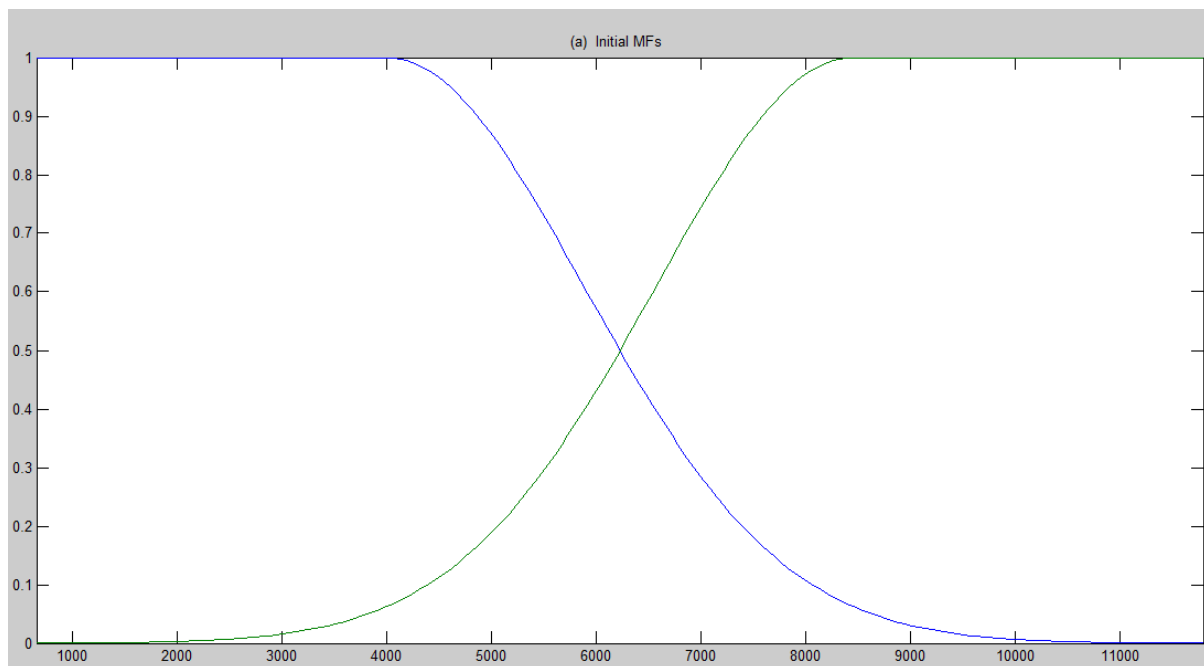
Γράφημα 30: Σφάλματα Πρόβλεψης (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

7.3) Διαμερισμός των εισόδων

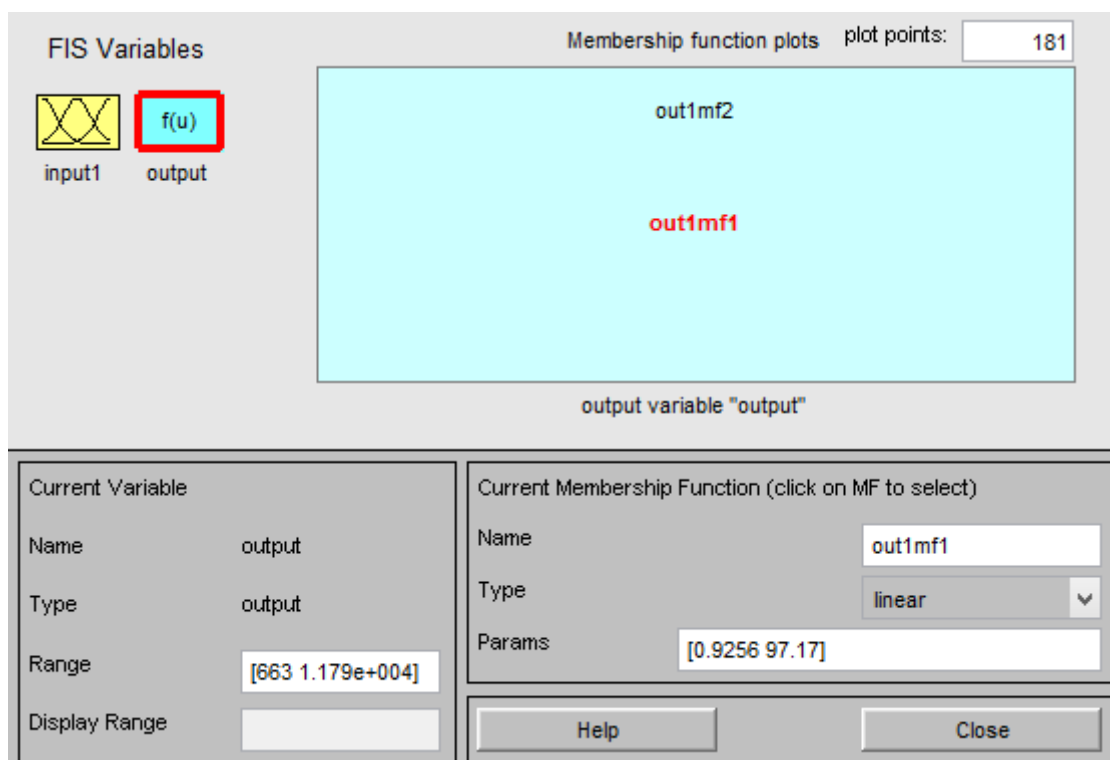
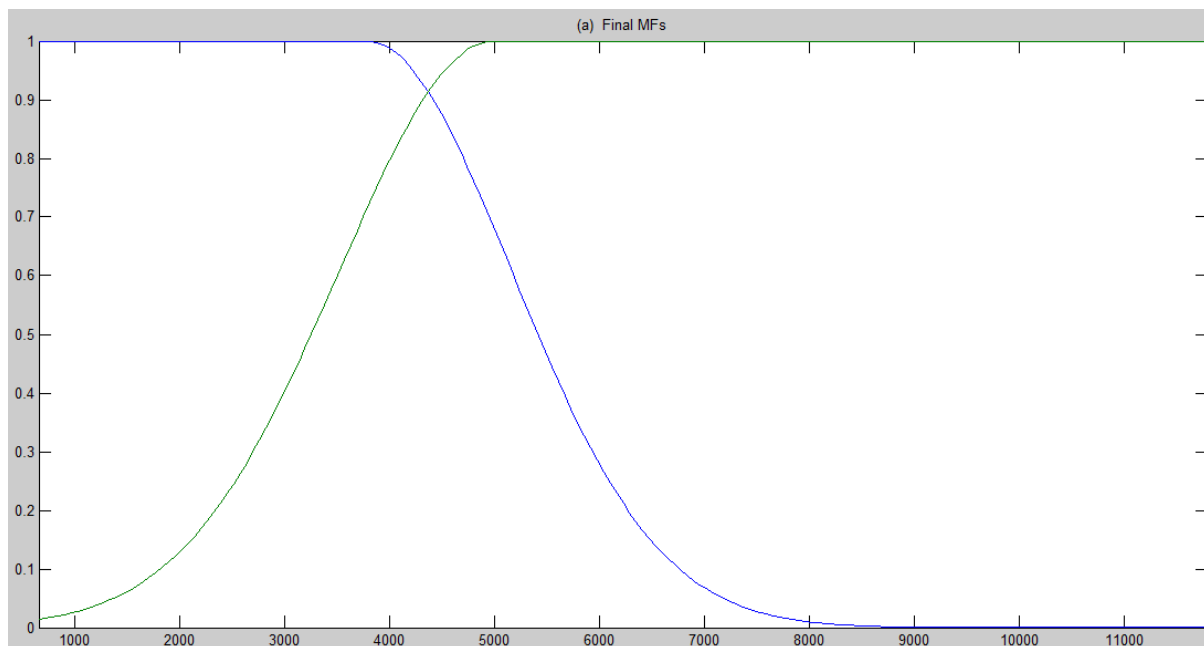
Αμέσως μετά ακολουθεί το διάγραμμα των αρχικών συναρτήσεων συμμετοχής οι οποίες προέκυψαν από την προσαρμογή των παραμέτρων που χρησιμοποίησε το μοντέλο ANFIS, αλλά και το διάγραμμα με τις τελικές συναρτήσεις συμμετοχής, οι οποίες προέκυψαν μετά από την εκπαίδευση του μοντέλου και την τελική προσαρμογή των παραμέτρων των οποίων έκανε χρήση το μοντέλο που δημιουργήθηκε.

Τα διαγράμματα έχουν τίτλο «initial MFs» και «final MFs» αντίστοιχα. Όπως φαίνεται και παρακάτω ένας συνδυασμός Γκαουσιανών-2 συναρτήσεων έχει επιλεχθεί ώστε να εκπαιδεύσει τα εισερχόμενα και εξερχόμενα δεδομένα. Το πιο σημαντικό βήμα στο μοντέλο είναι ο καθορισμός της ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής και των αντίστοιχων τιμών της. Γκαουσιανές και τύπου Μπελ συναρτήσεις είναι οι πιο δημοφιλείς επιλογές για τον καθορισμό των ασαφών συνόλων λόγω της ομαλότητας τους καθώς και της σύντομης σημειογραφίας τους. Και οι δύο προαναφερθέντες τύποι συναρτήσεων συμμετοχής έχουν τα πλεονεκτήματα του να είναι ομαλές και μη μηδενικές σε κάθε σημείο.

Η συνάρτηση τύπου Μπελ διαθέτει μία επιπλέον παράμετρο συγκριτικά με την Γκαουσιανή, ώστε να μπορεί να προσεγγίσει ένα μη ασαφές σύνολο όταν η ελεύθερη παράμετρος είναι ήδη προσαρμοσμένη για την εύρεση κάποιου αποτελέσματος (Singh *et.al*, 2012). Για αυτό τον λόγο μία συνάρτηση συμμετοχής τύπου Gauss-2 έχει επιλεχθεί για το συγκεκριμένο μοντέλο που αναπτύσσει ο ερευνητής. Επιπρόσθετα η επιλογή αυτή έγινε λόγω της ικανότητας της Γκαουσιανής συνάρτησης να μειώνει τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root Mean Square Error-RMSE).

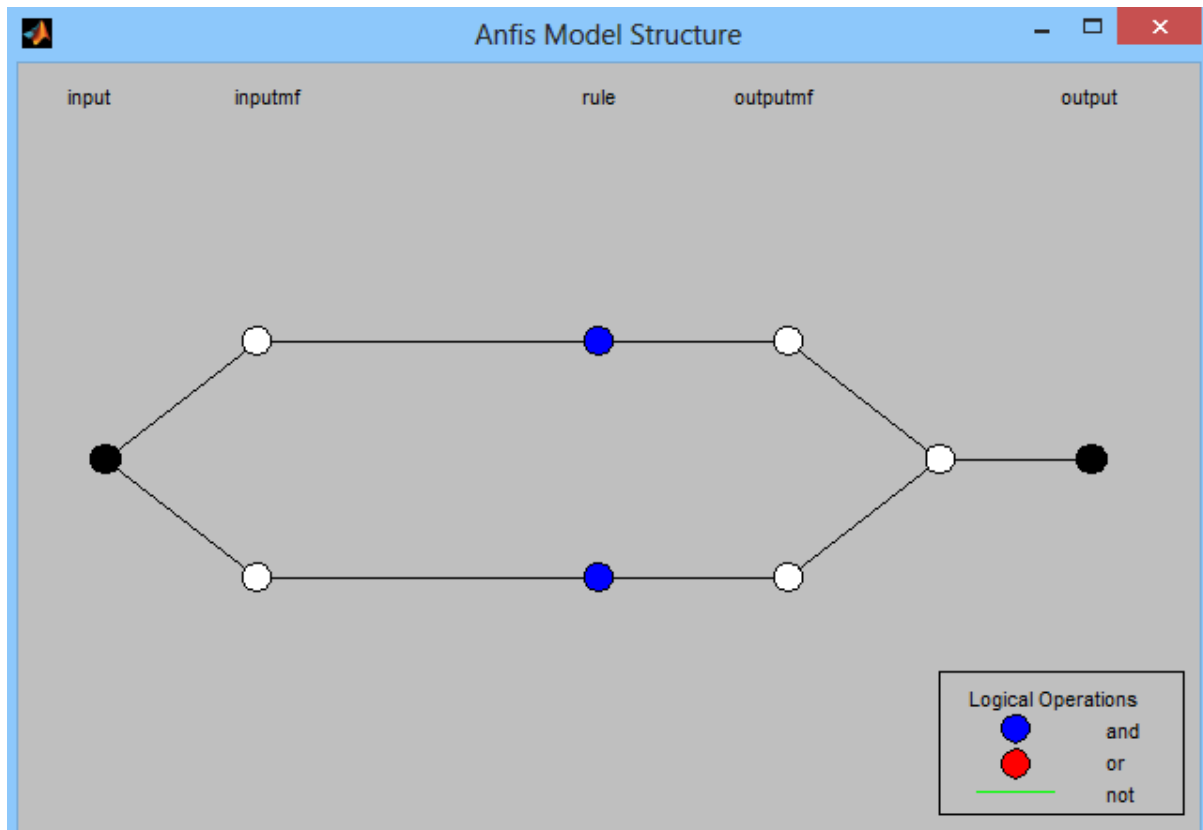


Γράφημα 31: Αρχική Συνάρτηση Συμμετοχής (Initial Membership Function)
(Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)



Γράφημα 32: Τελική Συνάρτηση Συμμετοχής (Final Membership Function)
(Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

Έπειτα από τον καθορισμό του αριθμού και του είδους των συναρτήσεων συμμετοχής, το μοντέλο ANFIS δομείται όπως ακριβώς παρουσιάζεται παρακάτω.



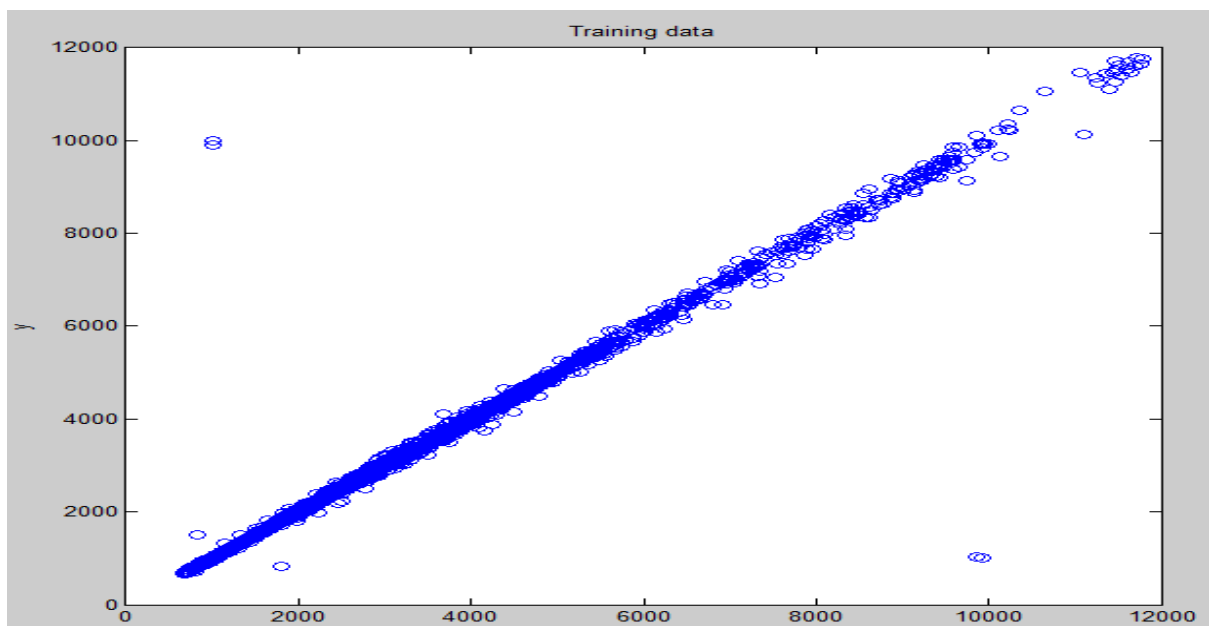
Γράφημα 33: Η δομή του μοντέλου ANFIS το οποίο χρησιμοποιείται στο πρόβλημα (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

Ακολουθούν τα γραφήματα διασποράς των δεδομένων εκπαίδευσης σε δυσδιάστατη και τρισδιάστατη μορφή, όπως και σε διασπορά ανά άξονα. Ο υβριδικός αλγόριθμος έχει εφαρμοστεί στη συνάρτηση συμμετοχής για κάθε εισερχόμενο δεδομένο. Το πλεονέκτημα του υβριδικού αλγορίθμου είναι ότι χρησιμοποιεί την οπισθόδρομη διάδοση για τις παραμέτρους που σχετίζονται με τις συναρτήσεις συμμετοχής στην είσοδο του συστήματος και τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων για τις παραμέτρους που σχετίζονται με τις συναρτήσεις στην έξοδο του συστήματος.

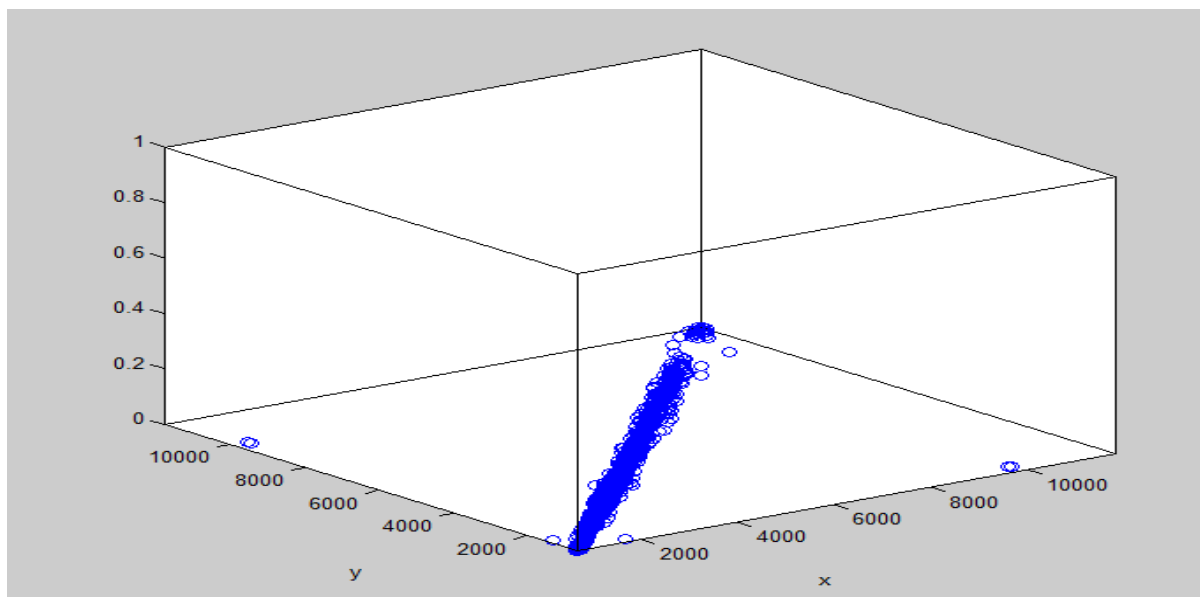
Η προ-επεξεργασία δεδομένων έχει σαν κύριο στόχο να εξασφαλίσει ότι η στατιστική κατανομή των τιμών για το δίκτυο των εισερχόμενων και εξερχόμενων παραμέτρων είναι περίπου ομοιόμορφη. Τα σύνολα δεδομένων συχνά κανονικοποιούνται, ώστε να έχουν μηδενική μέση τιμή και μοναδιαία διακύμανση. Κάθε εισερχόμενο δεδομένο

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

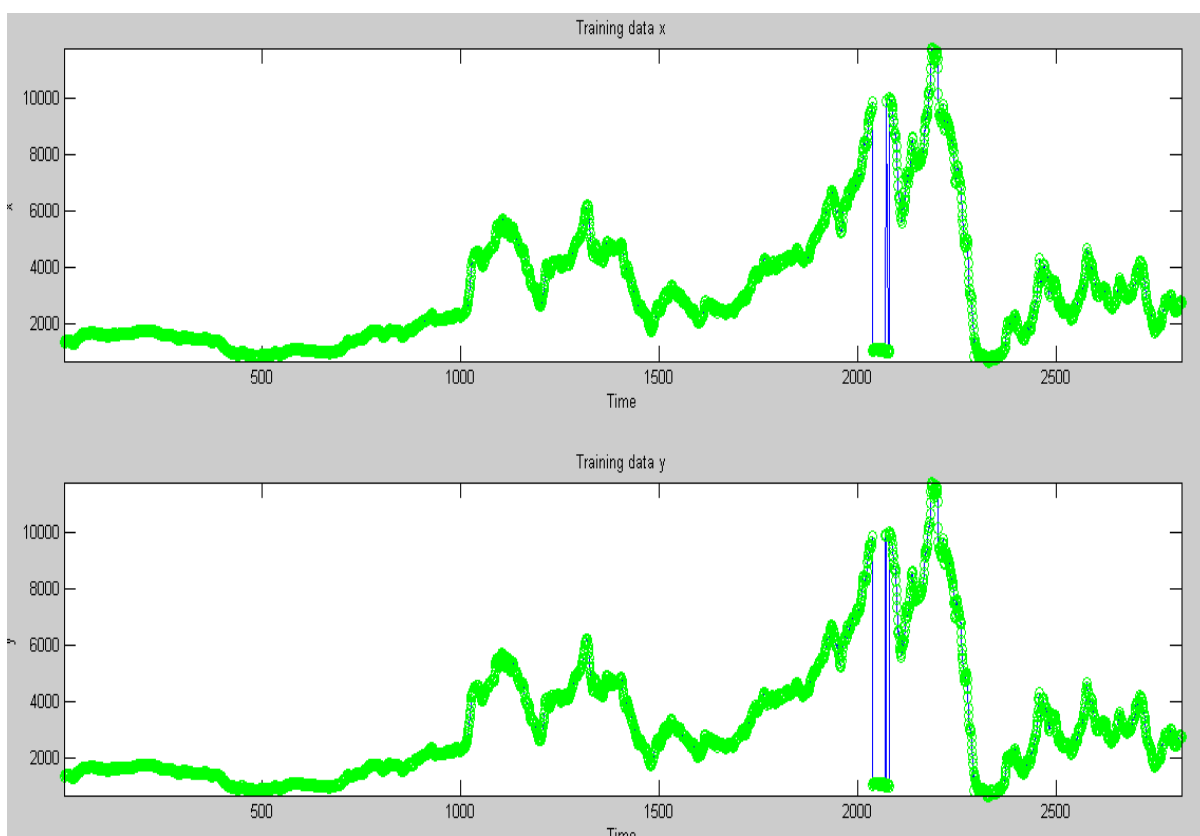
κανονικοποιείται χρησιμοποιώντας τη φόρμουλα $X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$, όπου X είναι τα δεδομένα που πρέπει να κανονικοποιηθούν, $X_{\max}$ και $X_{\min}$ είναι η μέγιστη και η ελάχιστη, αντίστοιχα, αξία των αρχικών δεδομένων. X_{norm} είναι η κανονικοποιημένη τιμή του X . Έπειτα και από την εφαρμογή των δύο κανόνων «ΕΑΝ-ΤΟΤΕ» προκύπτουν τα ακόλουθα διαγράμματα.



Γράφημα 34: Δεδομένα εκπαίδευσης σε γραφική παράσταση διασποράς 2-Δ (Training data as a scatter plot 2-D) (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

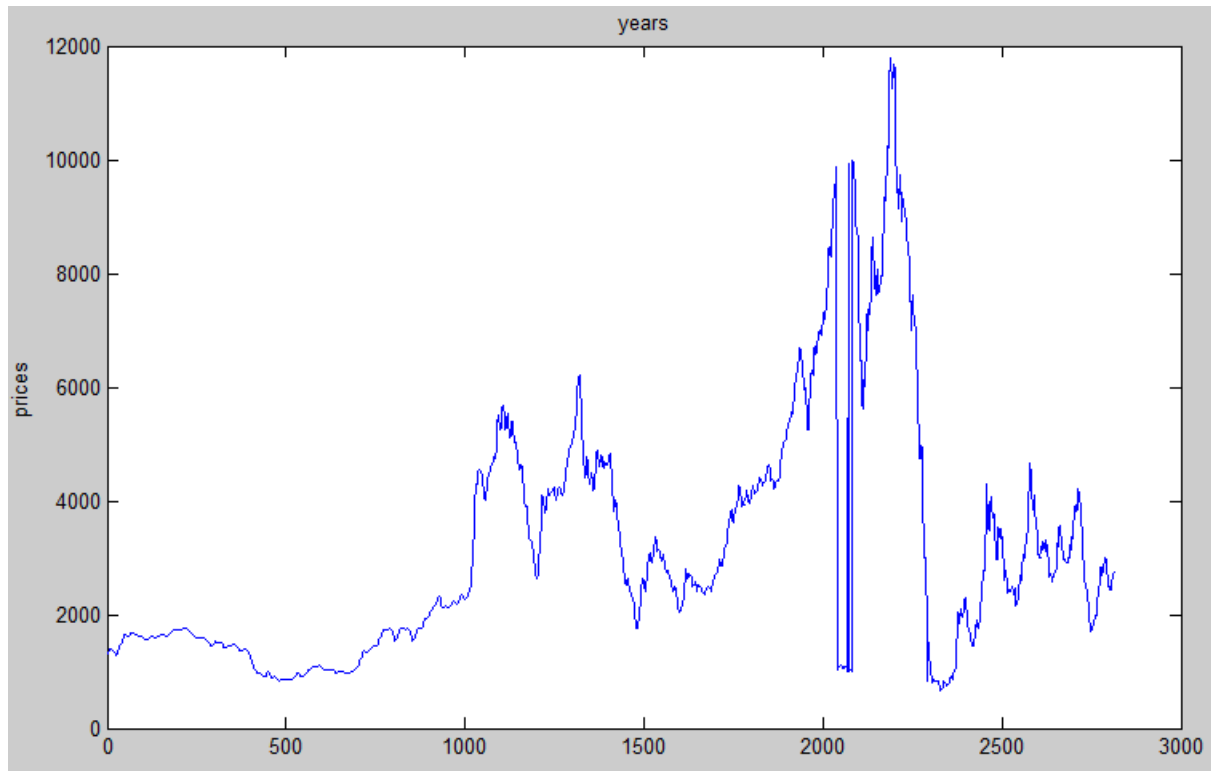


Γράφημα 35: Δεδομένα εκπαίδευσης σε τρισδιάστατο γράφημα διασποράς (Training data as a scatter plot 3-D) (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)



Γράφημα 36: Στοιχεία/Δεδομένα Εκπαίδευσης (Training Data) ως διασπορά ανά άξονα (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

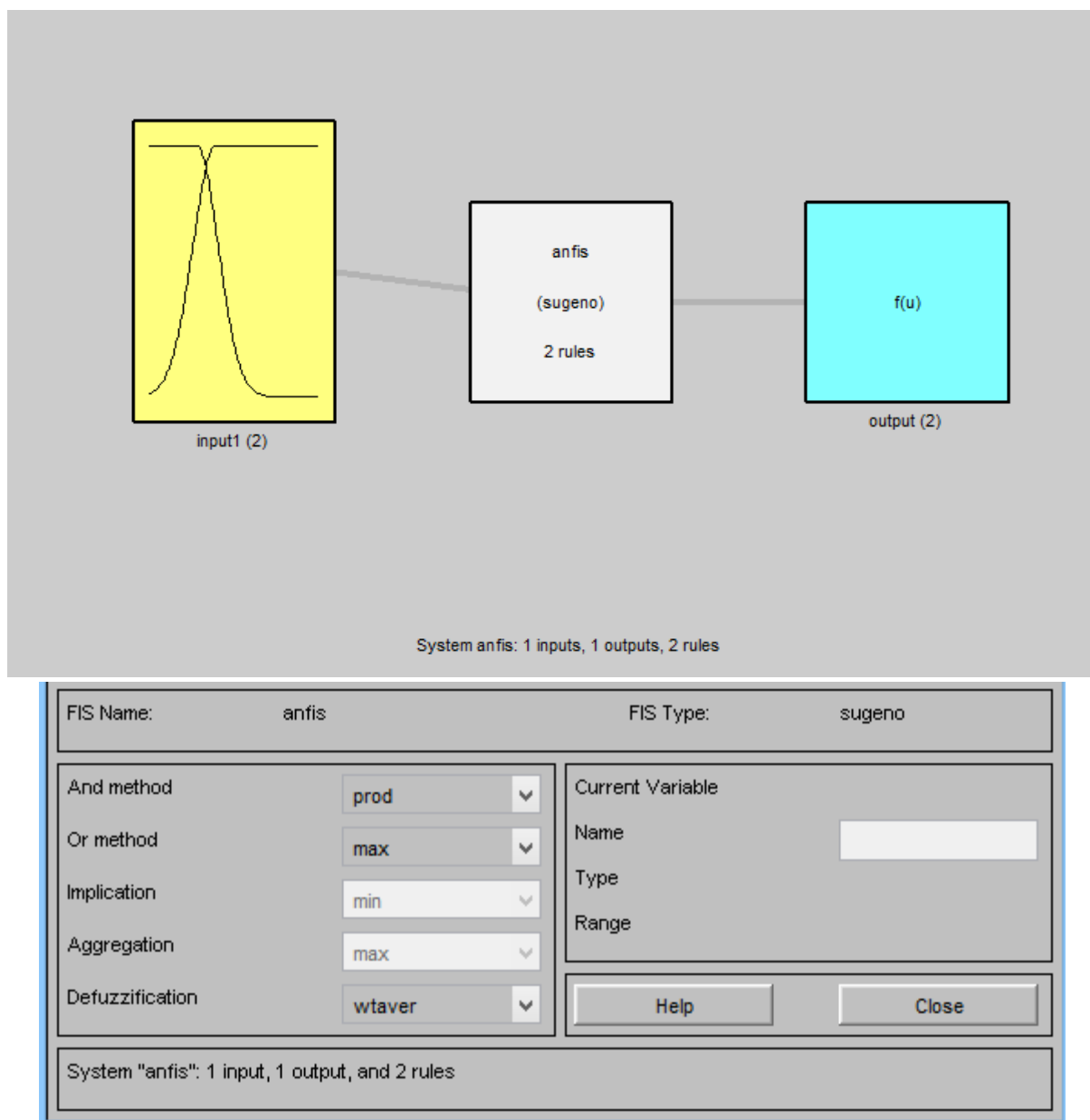
Στο επόμενο διάγραμμα φαίνεται η διακύμανση των δεδομένων εκπαίδευσης σαν συνάρτηση της κάθε ημέρας.



Γράφημα 37: Διακύμανση δεδομένων εκπαίδευσης (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

7.4) Τρόπος λειτουργίας του ασαφούς κανόνα

Στο διάγραμμα που ακολουθεί παρακάτω παρουσιάζεται η δομή του μοντέλου ANFIS το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την διεξαγωγή προβλέψεων. Διακρίνονται από τα αριστερά προς τα δεξιά η είσοδος με της συναρτήσεις συμμετοχής, ο μηχανισμός εξαγωγής συμπεράσματος, τύπου Sugeno, με δύο κανόνες και η έξοδος του συστήματος.



Γράφημα 38: Δομή του Μοντέλου ANFIS που χρησιμοποιήθηκε (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

Ένας τυπικός ασαφής κανόνας για ένα ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno έχει την ακόλουθη μορφή:

➤ αν x είναι A ή B τότε $z = f(x)$,

όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα για τις αρχικές παραμέτρους (antecedent), ενώ το $z = f(x)$ είναι μια σαφής (crisp) συνάρτηση στο συμπέρασμα (consequent).

Συνήθως το $f(x)$ είναι ένα πολυώνυμο της μεταβλητής εισόδου x , αλλά μπορεί να είναι οποιαδήποτε συνάρτηση αρκεί να κατάλληλη να περιγράψει την έξοδο του μοντέλου εντός της ασαφούς περιοχής που καθορίζεται από τα αίτια του κανόνα.

Εδώ εξετάζεται ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno το οποίο σημαίνει ότι το $f(x)$ είναι ένα α' βαθμού πολυώνυμο. Στο μοντέλο ισχύουν οι παρακάτω κανόνες:

1. .Αν x είναι low τότε $f_1 = p_1 * x + r_1$
2. 2.Αν x είναι high τότε $f_2 = p_2 * x + r_2$

7.5) Ασαφοποίηση και Απο-ασαφοποίηση

Το παρόν σύστημα, χρησιμοποιεί μηχανισμό συμπερασμού τύπου Sugeno. Στο σχήμα που ακολουθεί παρουσιάζονται συνοπτικά τα χαρακτηριστικά του μοντέλου ANFIS του οποίου γίνεται χρήση.

Πίνακας 5: Χαρακτηριστικά του ANFIS (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

```
Name      = anfis
Type       = sugeno
NumInputs  = 1
InLabels   =
            input1
NumOutputs = 1
OutLabels  =
            output
NumRules   = 2
AndMethod  = prod
OrMethod   = max
ImpMethod  = prod
AggMethod  = max
DefuzzMethod = wtaver
```

Η διαδικασία της αποασαφοποίησης είναι αντίθετη αυτής της ασαφοποίησης και παράγει μια αυστηρά αριθμητική τιμή (crisp τιμή) από ένα ασαφές σύνολο. Είναι δηλαδή μια απεικόνιση, η οποία απεικονίζει ένα σαφές σύνολο σε ένα πραγματικό αριθμό.

Στον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται στην παρούσα ερευνητική προσπάθεια, χρησιμοποιείται η μέθοδος αποασαφοποίησης, όπου δοθέντος ενός διανύσματος εισόδου, η k-στή συνιστώσα εξόδου του ασαφούς συστήματος εξάγεται με χρήση της μεθόδου αποασαφοποίησης του σταθμισμένου μέσου (weighted average defuzzification method).

$$y_k = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_j g_j^{(k)}}{\sum_{j=1}^n \mu_j}, \quad k = 1, \dots, r$$

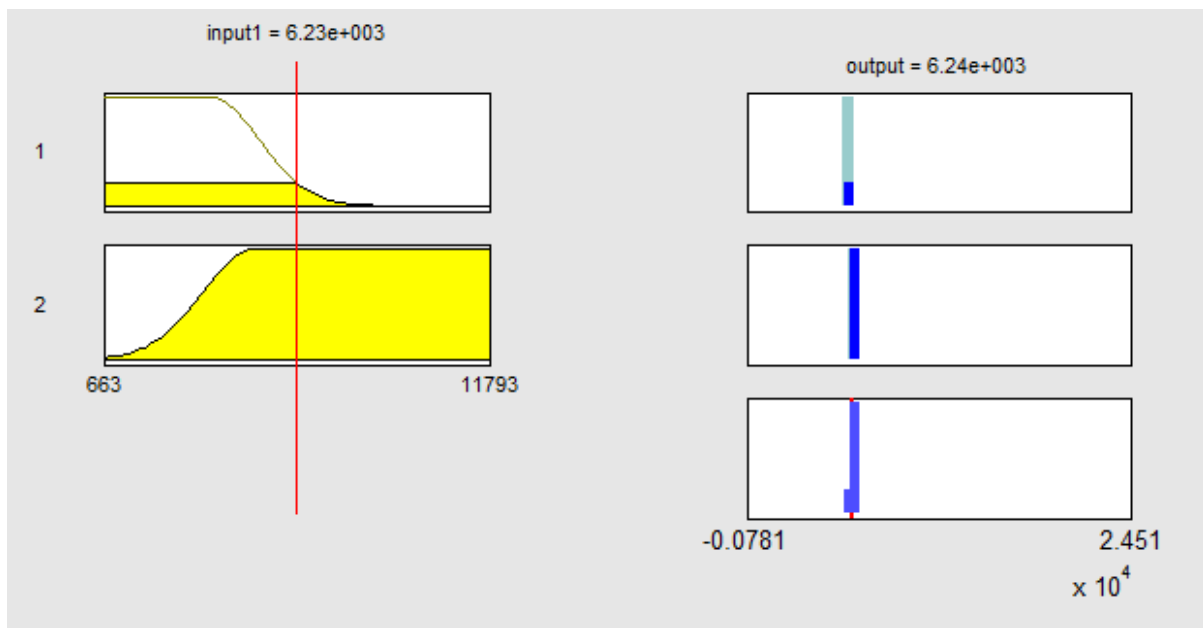
Υπενθυμίζεται για πολλοστή φορά ότι το ασαφές σύνολο το οποίο αποασαφοποιείται είναι η σκιασμένη περιοχή της εξόδου του κανόνα.

7.6) Έλεγχος συστήματος (system testing), Διατύπωση των κανόνων, Καθορισμός του τύπου της ασαφούς συνεπαγωγής (fuzzy implication)

Έχοντας διαμερίσει τις εισόδους και τις εξόδους, τα ασαφή σύνολα μπορούν να αποθηκευτούν στον υπολογιστή υπό μορφή συναρτήσεων. Ακολουθούν τα διαγράμματα με τίτλο ANFIS Rule Viewer και ANFIS Surface Viewer, τα οποία προκύπτουν από τον ANFIS Editor, ο οποίος εξάγεται από τη Matlab, με χρήση του Matlab fuzzy toolbox. Τα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζουν τη μορφή των κανόνων κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης, δηλαδή στην αρχή και στο τέλος της εκπαίδευσης, όπως και τη μορφή της εξόδου συναρτήσεως της εισόδου.

Από τα διαγράμματα φαίνεται καθαρά η αρχική και η τελική μορφή των κανόνων του μοντέλου, οι είσοδοι και οι αντίστοιχες έξοδοι, αλλά και η επιφάνεια που καλύπτει το μοντέλο κατά την διαδικασία εκπαίδευσης καθώς και η μορφή που παίρνουν οι αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής.

Αυτή η μορφή επιτρέπει σε αυτόν που αξιοποιεί τα δεδομένα του αλγορίθμου για να πάρει μια απόφαση (π.χ. σύναψη μακροχρόνιας χρονοναύλωσης-timecharter- για ένα πλοίο τύπου Capesize), να αλλάξει εύκολα τις αξίες των εισερχόμενων δεδομένων. Στο παρακάτω διάγραμμα οι δύο γραμμές είναι οι δύο κανόνες που έχουν χρησιμοποιηθεί, ενώ κάθε στήλη αναπαριστά μία μεταβλητή. Ο χρήστης του αλγορίθμου έχει τη δυνατότητα να αλλάξει την τιμή των εισερχόμενων μεταβλητών απλά μετακινώντας την κόκκινη γραμμή που φαίνεται παρακάτω. Τότε το σύστημα παράγει αυτόματα τις εξερχόμενες αξίες που αντιστοιχούν στις νέες τιμές εισόδου. Οι τιμές εξόδου αναπαριστώνται στην τελευταία δεξιά στήλη.



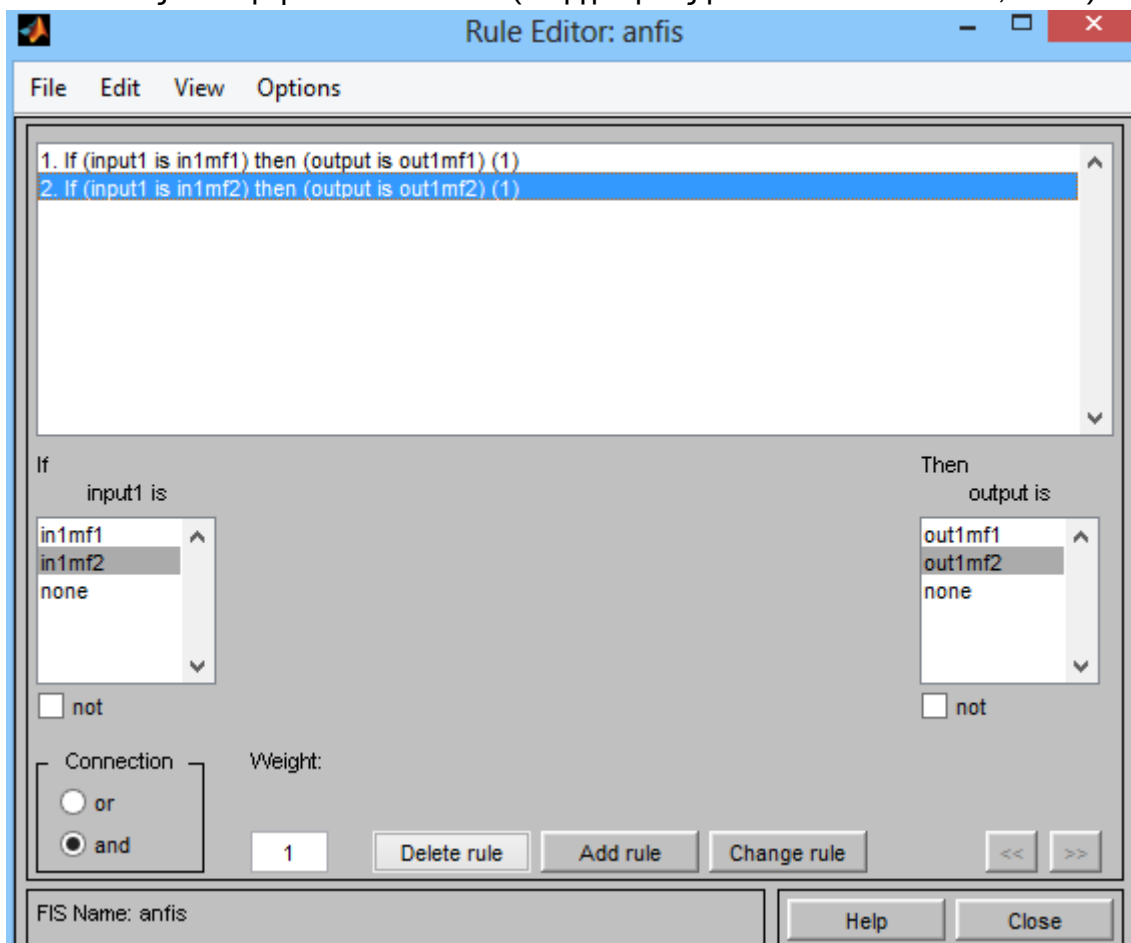
Γράφημα 39: ANFIS Rule Viewer (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

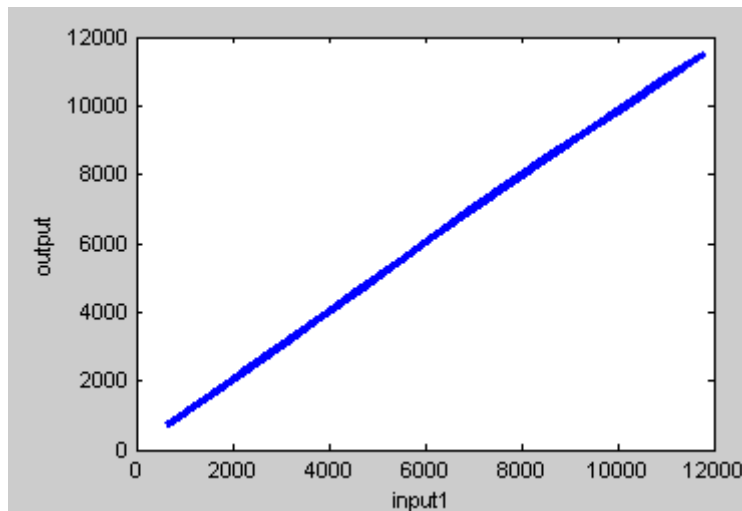
Παρατηρώντας το αποτέλεσμα του κανόνα βλέπουμε ότι αυτό εκφράζεται από ένα υποκανονικό ασαφές σύνολο. Το γεγονός ότι είναι υποκανονικό δεν μας πειράζει καθόλου. Το ερώτημα όμως είναι το πώς θα αξιοποιηθεί από το μηχανισμό που θα εξάγει την πρόβλεψη και θα τη χρησιμοποιήσει για μία μελλοντική επένδυση ή στρατηγική. Ο χρήστης του αποτελέσματος πρόβλεψης αντιλαμβάνεται μόνο σαφείς αριθμητικές τιμές και όχι ασαφείς όρους. Στο σημείο αυτό αναφέρεται το τελικό βήμα της σχεδίασης.

Ο υπολογισμός της κεντρικής τιμής της σκιασμένης επιφάνειας του ασαφούς συνόλου της εξόδου δίνει πραγματικούς αριθμούς. Αυτές είναι και οι τιμές του Βαλτικού Δείκτη ξηρού φορτίου, οι οποία θα δοθούν στο σύστημα πρόβλεψης τιμών.

Καθώς οι δύο συναρτήσεις συμμετοχής ανατίθενται σε κάθε είσοδο, το μοντέλο παρουσιάζει 2 ($2^{\text{Αριθμός Εισερχόμενων Μεταβλητών}}$) διαφορετικούς κανόνες για να παράξει αποτελέσματα. Όταν η δομή του κανόνα αναλυθεί, τα εξερχόμενα αποτελέσματα αυξάνονται παράλληλα με τα αποτελέσματα που έχουν αποκτηθεί από το στάδιο της επιλογής εισόδου. Αν οι λεκτικές αξίες «in» και «out» δοθούν στις συναρτήσεις συμμετοχής για κάθε είσοδο, τότε η δομή του κανόνα σχηματίζεται όπως ακολούθως.

Πίνακας 6: Δομή κανόνα ANFIS (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)





Γράφημα 40: Επιφάνεια θέασης ANFIS (ANFIS Editor Surface Viewer) (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

7.7) Αξιολόγηση του Προγράμματος Πρόβλεψης

Για την περαιτέρω αξιολόγηση του μοντέλου έγινε χρήση ακόμα δυο μοντέλων χρονικής σειράς, ενός μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης (Auto-Regression model, AR model) και ενός μοντέλου αυτοπαλινδρόμησης κινούμενου μέσου. (Auto-Regression Moving Average model, ARMA model), τα οποία κωδικοποιήθηκαν και αυτά σε γλώσσα προγραμματισμού Matlab. Για να γίνει η σύγκριση μεταξύ των τριών μοντέλων πρόβλεψης έγινε ο υπολογισμός των επιμέρους σφαλμάτων πρόβλεψης, δηλαδή υπολογίστηκε το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE, Mean Square Error), η ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, (RMSE Root Mean Square Error), το μέσο απόλυτο σφάλμα (MAE Mean Absolute Error), αλλά και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα (MAPE, Mean Absolute Percentage Error).

Ο αριθμητικός υπολογισμός των παραπάνω σφαλμάτων γίνεται με τη χρήση των παρακάτω μαθηματικών τύπων.

- Για το μέσο τετραγωνικό σφάλμα –Mean Square Error-(MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_t^2$$

- Για τη ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος-Root Mean Square Error-(RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}}$$

- Για το μέσο απόλυτο σφάλμα –Mean Absolute Error-(MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N |e_t|$$

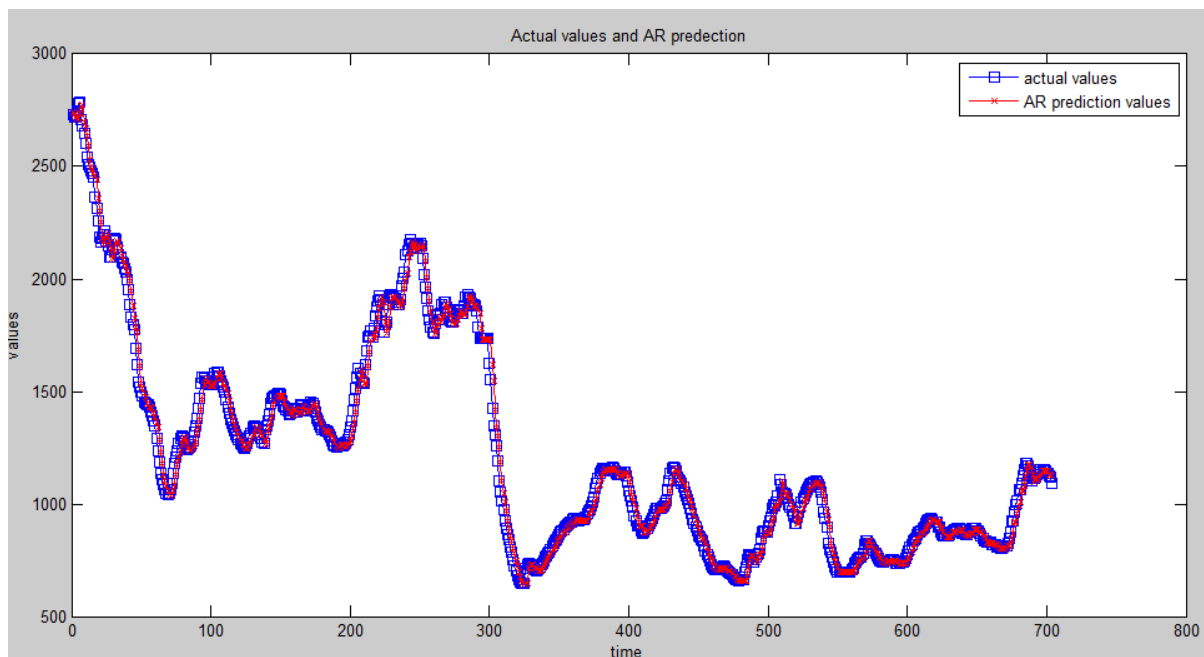
- Για το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα –Mean Absolute Percent Error-(MAPE):

$$MAPE = \frac{100}{N} \cdot \sum_{t=1}^N |e_t|$$
$$\cdot e_t = \frac{F_t - A_t}{A_t}$$

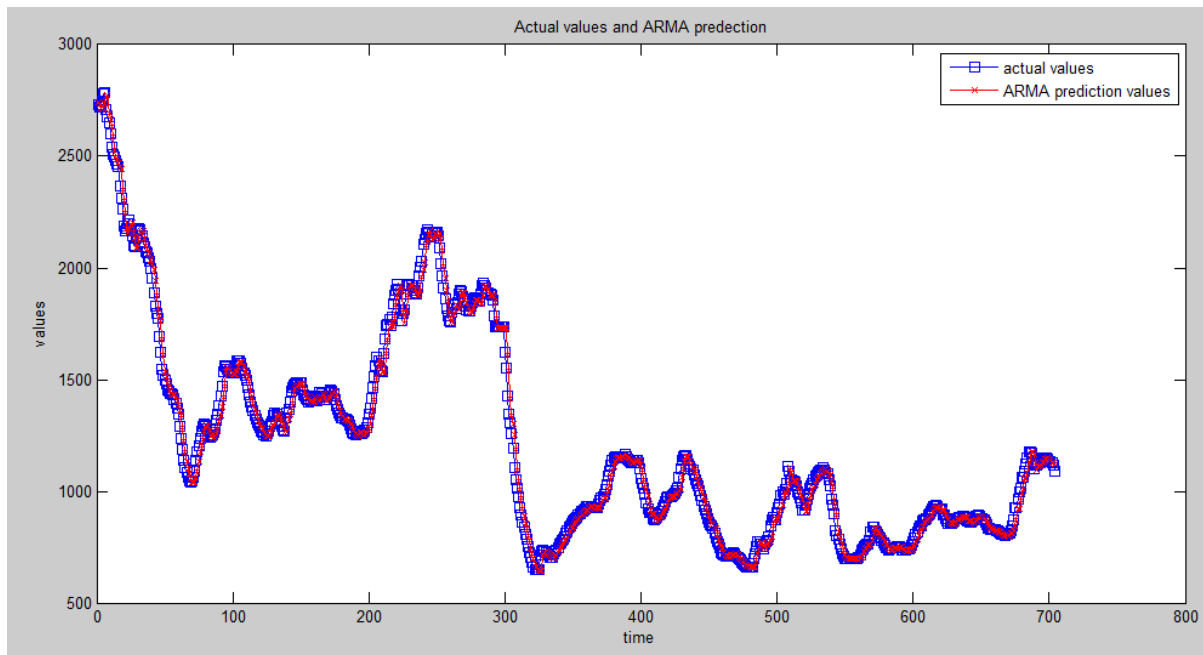
Όπου A_t , F_t πραγματικές τιμές.

7.8) Σύγκριση με άλλες μεθόδους πρόβλεψης

Για τη σύγκριση του μοντέλου με τις δύο προαναφερθείσες μεθόδους αλλά και για περεταίρω πληροφόρηση, ακολουθούν τα παρακάτω διαγράμματα τα οποία δείχνουν τη σύγκριση των αποτελεσμάτων των δύο άλλων μεθόδων (AR και ARMA) με τις πραγματικές τιμές (οι πραγματικές τιμές εδώ, όπως και στο ANFIS αποτελούνται από το 20% των δεδομένων τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση του μοντέλου).



Γράφημα 41: Σύγκριση τιμών πρόβλεψης με εφαρμογή μεθόδου AR(Auto Regression) με πραγματικές τιμές (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)



Γράφημα 42: Σύγκριση τιμών πρόβλεψης με εφαρμογή μεθόδου ARMA με πραγματικές τιμές (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

Με τη βοήθεια του System Identification Toolbox της Matlab, μέσω της κωδικοποίησης των αντιστοίχων μαθηματικών τύπων εξάγονται για όλα τα μοντέλα πρόβλεψης (ANFIS ,AR,ARMA) τα αντίστοιχα σφάλματα και έτσι προκύπτει ο ακόλουθος πίνακας με τα επιμέρους σφάλματα για κάθε μοντέλο πρόβλεψης:

Πίνακας 7: Μοντέλα πρόβλεψης και αντίστοιχα σφάλματα (Συγγραφέας μέσω κώδικα Matlab, 2013)

	MSE	RMSE	MAE	MAPE
AR	2,065	45.4	32.8	2.7
ARMA	2,010	44.8	32.3	2.7
ANFIS	1,631,2	40.4	34.8	3.5

Από τον παραπάνω πίνακα είναι φανερό ότι το μοντέλο ANFIS που αναπτύχθηκε είναι πιο αξιόπιστο από τα άλλα μοντέλα πρόβλεψης αφού παρουσιάζει μικρότερα επιμέρους σφάλματα. Στην κατάταξη αξιοπιστίας έρχεται δεύτερο το μοντέλο ARMA αφού έχει το μικρότερο σε όλες τις κατηγορίες σφάλμα από τα δύο μοντέλα παλινδρόμησης. Επίσης κρίνεται απαραίτητο να αναφερθεί ότι και οι τρεις μέθοδοι είναι αρκετά αξιόπιστες μιας και παρουσιάζουν αρκετά μικρό σφάλμα.

Κεφάλαιο 8: Συμπεράσματα

Το νευρο-ασαφές μοντέλο το οποίο χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή προβλέψεων των τιμών του Βαλτικού δείκτη ξηρού φορτίου, είναι αρκετά ακριβές και έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Από τη χρήση του μοντέλου (ANFIS) επαληθεύεται η ικανότητα του στο να παρέχει ακριβείς προβλέψεις σε διάφορους τομείς.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στο να δώσουν προβλέψεις για αρκετά ζητήματα, με μοναδικές δυσκολίες την εκπαίδευση τους, η οποία είναι μια χρονοβόρα διαδικασία, αλλά και τη συγκέντρωση μεγάλου δείγματος δεδομένων, για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου. Από την άλλη όμως το μοντέλο έδωσε ακριβή αποτελέσματα με μοναδική είσοδο τα ιστορικά στοιχεία του δείκτη BDI, δεν απαιτούσε τη μέτρηση άλλων παραγόντων όπως όπως οι τιμές ναυλαγοράς κάθε περίοδο, οι τιμές των καυσίμων/ πετρελαίου που επηρεάζει κατά πολύ το κόστος θαλάσσιας μεταφοράς ή ο ρυθμός επενδύσεων σε νέα πλοία στα μεγάλα ναυπηγεία.

Βέβαια, όπως μπορεί να παρατηρήσει κανείς, το μέσο απόλυτο σφάλμα και το μέσο απόλυτο ποσοστιαίο σφάλμα για τη μέθοδο ANFIS είναι μεγαλύτερο συγκριτικά με τις προβλέψεις που παρείχαν τα μοντέλα πρόβλεψης AR και ARIMA. Το γεγονός αυτό δείχνει πως υπάρχουν σημαντικά περιθώρια βελτίωσης για το μοντέλο ANFIS. Ωστόσο το ANFIS δίκτυο δεν παύει να αποτελεί μια μοντέρνα και ακριβή μέθοδο πρόβλεψης, ενώ το έδαφος για ακαδημαϊκή μελέτη και ερευνητική προσπάθεια για τους δείκτες τιμών και εμπορευμάτων του ναυτιλιακού χώρου είναι πιο πρόσφορο από ποτέ.

Κεφάλαιο 9: Βιβλιογραφία / Αναφορές

Ατσαλάκης, Γ., & Λαμπουσάκης, Ι. (2009). Πρόβλεψη επιτοκίων με χρήση νευροασαφούς λογικής.

Ατσαλάκης, Γ., & Σταματάκης, Π. (2008, 1 17). Πρόβλεψη κατανάλωσης ηλεκτρικού φορτίου με νευρωνικά δίκτυα και γενετικούς αλγορίθμους.

Ατσαλάκης, Γ., & Μινουδάκη, Χ. (2007). Πρόβλεψη κατανάλωσης νερού στο Ν.Χανίων χρησιμοποιώντας το νεύρο-ασαφές σύστημα (ANFIS)..

Ατσαλάκης, Γ., & Τζωρτζάκης, Α. (2007). Πρόβλεψη Τιμών Ακινήτων με τη Χρήση ΝευρωνικώνΔικτύων και Γενετικών Αλγορίθμων.

Ατσαλάκης, Γ. (2006) *Νευρο-ασαφή συστήματα και τεχνική ανάλυση για την πρόβλεψη των τιμών των μετοχών* [online]. EpistimonikoMarketing. Available from: <http://www.epistimonikomarketing.gr/neuro-asafi-sustimata-kai-tehniki-analusi-gia-tin-problepsi-ton-timon-ton-metohon/> [Accessed 30 July 2013].

Ζερβουδάκης, Ι. (2008) *Πρόβλεψης της θερμοκρασίας για τη λήψη αποφάσεων μέσω εφαρμογής νευρο-ασαφούς μοντέλου ANFIS*. Διπλωματική Εργασία. Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης,Πολυτεχνείο Κρήτης.

Κούρους, Ν. (2012) *Δυναμικός Αρθρωτός Νευροασαφής Ταξινομητής*. Διπλωματική Εργασία. Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης. Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Ηλεκτρονικής & Υπολογιστών.

Κοσματόπουλος, Η., & Αρβανιτάκη, Α.-Δ. (2005).Μακροοικονομική πρόβλεψη με χρήση γραμμικών μοντέλων και τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Λέκου, Α. (2011) *Πρόβλεψη Εισαγόμενης Διασυνδεδεμένης Ενέργειας*. Ερευνητικό Έργο, Πολυτεχνείο Κρήτης, Μεταπτυχιακό Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Τομέας: Οργάνωση και Διοίκηση Επιχειρήσεων.

Ραουζαίου, Ν-Μ.Θ. (2008) *Διαχείριση Δομής Νευροασαφών Συστημάτων με Ανάλυση Ευαισθησίας*. Διπλωματική Εργασία. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Σχολή

Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών.

Aliev, R., Fazlollahi, b., Aliev, R., & Guirimov, B. (2006). *Lecture Notes in Computer Science Volume 4233*. Neural Information Processing . ICONIP. Hong Kong, October 3-6.

Alizadeh, M., Jolai, F., Aminnayeri, M., & Rada, R. (2012). Comparison of different input selection algorithms in neuro-fuzzy modelling. *Expert Systems with Applications*. **Vol.26**, no.2, 536–1544.

Ansari, T., Kumar, M., Shukla, A., & Tiwari, R. (2010). Sequential combination of statistics, econometrics and adaptive neural-fuzzy interface for stock market prediction. *Expert Systems with Applications*. **Vol.37**, no.7, 5116–5125.

Armano, G., Marchesi, M. και Murru, A. (2004) A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, **Vol.170**, no.12, 3-33.

Atsalakis, G.S. and Valavanis, K.P. (2009) Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Expert Systems with Applications*. **Vol.36**, no.7, 10696-10707.

Azoff, M.E. (1994) *Neural network time series forecasting of financial markets*. New York: Wiley.

Batchelor, R., Alizadeh, A. and Visvikis, I. (2007) Forecasting spot and forward prices in the international freight market. *International Journal of Forecasting*. **Vol.23**, no.1, 101-114.

Bey, K.B. and Benhammadi, F. (2010) Mixture of ANFIS systems for CPU load prediction in metacomputing environment. *Future Generation Computer Systems*. **Vol.26**, no.7, 1003-1011

Bloomberg (2013) *Interactive Chart for BALTIC DRY INDEX (BDIY)* [online]. New York City: Bloomberg. Available from:
<http://www.bloomberg.com/quote/BDIY:IND/chart> [Accessed 21st July 2013].

Bonissone, P.P. (2002) *Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems (ANFIS): Analysis and Applications*. Schenectady, NY USA. Available from:

<http://homepages.rpi.edu/~bonisp/fuzzy-course/99/L9/ANFIS.pdf>

Boyacioglu, M.A. και Avci, D. (2010) An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*. **Vol.37**, no.12, 7908-7912.

Buxton, I. L., Cuckson, B. R., & Thanopoulos, G. P. (1997) The assessment of ship susceptibility to loss or damage using classification society information. In: *Conference Proceedings of Marine Risk Assessment: A Better Way to Manage Your Business Part 2*, 109 (3), April 8-9 1997. London, England.

Chaudhuri, A., De, K. (2009). Time series forecasting using hybrid neuro-fuzzy regression model. *Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining and Granular Computing*. **Vol.5908**, 369-381.

Cheng, C.-H., Wei, L.-Y., & Chen, Y.-S. (2009). Fusion ANFIS models based on multistock volatility causality for TAIEX forecasting. *Neurocomputing*, **Vol.72**, no. 16-18 , 3462–3468.

Clarkson's Securities Ltd. (2009) Freight Market Fundamentals. In: *Dry Freight Derivatives Forum, Beijing, December 2009*. Beijing: Clarkson's Securities Ltd.

Cruz, A. (2009) *ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems*. Available from: <http://equipe.nce.ufrj.br/adriano/fuzzy/transparencias/anfis/anfis.pdf>

Cullinane, K. (1992) A short-term adaptive forecasting model for BIFFEX speculation: a Box-Jenkins approach. *Maritime Policy & Management: The flagship of international shipping and port research*. **Vol.19** no.2, 91-114.

Cus, F, Zuperl, U., Milfelner, M. and Mursec, B. (2006) *An adaptive neuro-fuzzy inference system for modelling of end-milling*. Available from: http://fs-server.uni-mb.si/si/inst/ips/labod/DATOTEKE/2.247_fullpaper.pdf

Dhar, S., Mukherjee, T. and Ghoshal, A. K. (2010) Performance Evaluation of Neural Network Approach in Financial Prediction: Evidence from Indian Market. In:

Proceedings of the International Conference on Communication and Computational Intelligence , Perundurai, Erode, T.N.,India, 2010. India: Kongu Engineering College

Duru, O., Bulut, E., Yoshida, S. (2012) A fuzzy extended DELPHI method for adjustment of statistical time series prediction: An empirical study on dry bulk freight market case. *Expert Systems with Applications*. **Vol.39**, 840-848.

Duru, O., Bulut, E., & Yoshida, S. (2010). Fuzzy extended group consensus of judgmental adjustments on statistical forecasts. In *Proceedings for the 2nd international conference on computer and automation engineering (ICCAE) 2010*. Singapore, February 26–28. doi:10.1109/ICCAE.2010.5451405

Duru, O., Bulut, E. & Yoshida, S. (2010, b) Bivariate Long Term Fuzzy Time Series Forecasting of Dry Cargo Freight Rates. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*. **Vol.26**, no.2, 205-223.

Duru, O. (2010) A fuzzy integrated logical forecasting model for dry bulk shipping index forecasting: An improved fuzzy time series approach. *Expert Systems with Applications*. **Vol.37**, no.3, 5372-5380.

Enke, D. and Thawornwong, S. (2005) The use of data mining and neural networks for forecasting stock market returns. *Expert Systems with Applications*. **Vol.29**, no. ,927–940.

Fan, S., Ji, T., Gordon, W. and Rickard, B. (2012) Forecasting Baltic Dirty Tanker Index by Applying Wavelet Neural Networks. *Journal of Transportation Technologies*. **Vol.** , no.3, 68-87

Fausett, L.V. (1994) *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. 1st ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall.

Fernandez-Rodriguez, F., Gonzalez-Martel, C. and Sosvilla-Rivebo, S. (2000) On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market. *Economics Letters*, **Vol.69**, 89–94.

Fdez-riverola, F., Corchado, J. M., & Torres, H. M. (2002). An automated hybrid CBR system for forecasting. *Advances in Case-Based Reasoning*. **Vol.2416**, 519-533.

Gately, E. (1996) *Neural networks for financial forecasting*. New York: Wiley.

- Gosasang, V., Chandraprakaikul, W. and Kiattisin, S. (2011) A Comparison of Traditional Neural Networks Forecasting Techniques for Container Throughput at Bangkok Port. *The Asian Journal of Shipping and Logistics*. **Vol.27**, no.3, 463-482.
- Harvey, C.R., Travens, K.E. and Costa, M.J. (2000) Forecasting emerging market returns using neural networks. *Emerging Markets Quarterly*. **Vol.4**, no.2, 43–55.
- Hélyette, G kai William, S. (2012) Shipping Markets and Freight Rates: An Analysis of the Baltic Dry Index. *Journal of Alternative Investments*. **Vol.15**, no.1, p.98-109.
- 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*. **VOL.11**, no.2, 2510–2525.
- Huarng, K. (2001). Heuristic models of fuzzy time series for forecasting. *Fuzzy sets and systems*. **Vol.123**, no.3, 369-386.
- Kim, H.S.and Chun, S.H. (1998) Graded forecasting using an array of bipolar predictions: Application of probabilistic neural networks to a stock market index. *International Journal of Forecasting*, **Vol.14**, 323–337.
- Kiran, T.R. and Rajput, S.P.S. (2011) An effectiveness model for an indirect evaporative cooling (IEC) system: Comparison of artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and fuzzy inference system (FIS) approach. *Appied Soft Computing*. **Vol.11**, no.4, 3525-3533.
- Li J., Parsons M. G. (1997) Forecasting tanker freight rate using neural networks. *Maritime Policy & Management*. **Vol.24**, no.1. 9–30.
- Li, S.-T., & Cheng, Y.-C. (2007). Determenistic fuzzy timme series for forecasting enrollments. *International Journal computers&mathematics with applications*. **Vol.53** no.12, 1904-1920.
- Lin, C.-S., Khan, H.-A., & Huang, C.-C. (2002). Can the Neuro Fuzzy Model Predict Stock Indexes Better than its Rivals? *Discussion Papers of University of Tokyo CIRJE-F-165*.

Lin, F. και Sim, N.C.S. (2013) Trade, income and the Baltic Dry Index. *European Economic Review*. **Vol.59**, 1-18

Lyridis, D.V., Zacharioudakis, P., Mitrou, P. and Mylonas, A. (2004) Forecasting Tanker Market Using Artificial Neural Networks. *Maritime Economics & Logistics*. **Vol.** , no.6, 93-108.

Liu, F και Wang, J. (2012) Fluctuation prediction of stock market index by Legendre neural network with random time strength function. *Neurocomputing*. **Vo.83**, 12-21.

Mesbahi, A.H., Semnani, D. and Khorasani, S.N. (2012) Performance prediction of a specific wear rate in epoxy nanocomposites with various composition content of polytetrafluoroethylene (PTFE), graphite, short carbon fibers (CF) and nano-TiO₂ using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Composites Part B: Engineering*. **Vol.43**, no.2, 549-558.

Olatunji, S. O., Al-Ahmadi, M. S., Elshafei, M., Fallatah, Y.A. (2011). Saudi Arabia stock prices forecasting using artificial neural networks. In: *4th International conference on the applications of digital information and web technologies, ICADIWT 2011*, [Article number 6041425], 81–86.

Sadrmomtazi, A., Sobhani, J. and Mirgozar, M.A. (2013) Modeling compressive strength of EPS lightweight concrete using regression, neural network and ANFIS. *Construction and Building Materials*. **Vol.42**, 205-216.

Singh, R., Kainthola, A. and Singh, T.N. (2012) Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach. *Applied Soft Computing*. **Vol.12**, no.1, 40-45

Sugeno, M. and Kang, G.T. (1988) Structure identification of fuzzy models. *Fuzzy Sets and Systems*. **Vol.28**, no.1, 15-33.

Svalina, I., Galzina, V. Lujic, R., και Simunovic, G. (2013) An adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) for the forecasting: The case of close price indices. *Expert Systems with Applications*. **Vol.40**, no.15, 6055-6063.

Takami, T. and Sugeno, M. (1985) Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. **Vol.15**, no.1. 116-132.

Talei, A., Chye Chua, L.H and Wong, T.S.W. (2010) Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall–runoff modelling. *Journal of Hydrology*. **Vol.391**, no.3-4, 248-263

Tan, Z., Quek C. and Cheng, P.Y.K. (2011) Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning. *Expert Systems with Applications*. **Vol.38**, no.5, 4741-4755.

Tay, J. and Zhang, X. (1999) Neural Fuzzy Modeling of Anaerobic Biological Wastewater Treatment Systems. *Journal of Environmental Engineering*. **Vol.125**, no.12, 1149-1159.

The Baltic Exchange. (2012) *FFA-FFA Volumes* [online].London: Baltic Exchange Information Services Ltd. Available from:
<http://www.balticexchange.com/default.asp?action=article&ID=5088> [Accessed 20th June 2012].

Ung, S.T., Williams, V., Bonsall, S. and Wang, J. (2005) Test case based risk predictions using artificial neural network. *Journal of Safety Research*. **Vol.37**, 245-260.

Veenstra, A. and Franses, P.H. (1997) A co-integrated approach to forecasting freight rates in the dry bulk shipping sector. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*. **Vol.31**, no.6, 447-458.

Voudris, A.V. (2006), *Analysis and forecast of the capesize bulk carriers shipping market using Artificial Neural Networks*. Thesis (S.M. in Ocean Systems Management. Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Mechanical Engineering.

Wanb, J., Huanga, M., Maa,Y., Guoa, W., Zhangc, H., Lia W, Sun,X. (2011) Prediction of effluent quality of a paper mill wastewater treatment using an adaptive network-based fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*. **Vol.11**, no.3, 3238–3246

Zadeh, L.A. (1965) Fuzzy sets. *Information and Control*. **Vol.8**, no.3, 338-353.

Zeng, Q. (2004) Application of neural network in forecasting BFI. *Journal of Dalian Maritime University*. **Vol.30**, no.3, 45-47.

Zhai, F., Wen, Q., Yang, Z., Song, Y., (2010). Hybrid forecasting model research onstock data mining. In: *NISS2010 – 4th International conference on new trends in information science and service science 2010*, [Article number 5488542], 630–633.

Zhong, M. and Qiu, F.(2010) A study of Forecasting for Baltic Capesize Index based on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm. Published in: *Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference on (Volume:6)*, 275-278.

Zhongzhen, Y., Lianjie, J. and Minghua, W. (2011) Forecasting Baltic Panamax Index with Support Vector Machine.*Journal of Transportation systems engineering and information technology*. **Vol.11**, no.3, 50-57.

Κεφάλαιο 10: Παραρτήματα

1.) Κατάλογος ονομάτων δυνδιαβαλόμενων στην Baltic

Exchange (Πηγή: The Baltic Exchange)

Baltic Exchange Capesize Index

Arrow Chartering (UK)

Banchero-Costa & C s.p.a

Barry Rogliano Salles

Chinica Shipbrokers Ltd

Clarksons

Fearnleys A/S

E A Gibson Shipbrokers

Howe Robinson & Co Ltd

Ifchor SA

I & S Shipping

LSS B

Neo Chartering Corporation

Simpson Spence & Young Ltd

Thurlestone Shipping Ltd

Baltic Exchange Panamax Index

Acropolis Chartering & Shipping Inc

Arrow Chartering (UK) Ltd

Banchero-Costa & C s.p.a

Chinica Shipbrokers Ltd

Clarksons

Fearnleys A/S

GFI Brokers Ltd

E A Gibson Shipbrokers Ltd

Hai Young Int

Howard Houlder (Dry Cargo) Ltd

Howe Robinson & Co Ltd

Icap Shipping Ltd

Ifchor SA

John F Dillon & Co

Lawrence (Chartering) International Ltd

LSS F

Maersk Broker

Baltic Exchange Handysize Index

Ausea Beijing

Braemar Shipbrokers

Barry Rogliano Salles

Clarksons

Clarksons Asia Pte Ltd (Singapore)

Doric Shipbrokers S.A

Howe Robinson & Co Ltd

HSBC Shipping Services

Lawrence (Chartering) International Ltd

Lightship Chartering A/S

P.C Li Shipbrokers Ltd

Rigel Shipping

Simpson Spence & Young Ltd

Vogemann

Yamamizu Shipping Co Ltd

Neo Chartering Corporation

Optima Chartering

Simpson Spence & Young Ltd

Thurlestone Shipping Ltd

Yamamizu Shipping Co Ltd

Baltic Exchange Supramax Index

ACM Shipping Ltd

Ausea Beijing

Barry Rogliano Salles

Clarksons

Howe Robinson & Co Ltd

HSBC Shipping Services

I & S Shipping

Icap Shipping Ltd

John F Dillon & Co

L Dens (Shipbrokers) Ltd

Lightship Chartering A/S

Maersk Broker UK

Rigel Shipping

Simpson Spence & Young Ltd

Yamamizu Shipping & Co Ltd

2.) Ονομασία/τύπος πλοίων μεταφοράς ξηρού φορτίου με βάση τη χωρητικότητά τους. (Πηγή: Ariston Shipping)

Ο παγκόσμιος στόλος πλοίων μεταφοράς ξηρού φορτίου διαιρείται σε 6 κύριες κατηγορίες ανάλογα με την χωρητικότητά του κάθε πλοίου. Οι 6 κατηγορίες είναι :

Very Large Ore Carriers (VLOC)

Πολύ μεγάλα πλοία μεταφοράς μεταλλευμάτων με χωρητικότητα πάνω από 200.000 dwt. Είναι ένας σχετικά νέος κλάδος με τα VLOCs να έχουν δημιουργηθεί για να εκμεταλλευτούν οικονομίες κλίμακας εξυπηρετώντας δρομολόγια μεταφοράς σιδηρομεταλλευμάτων μακρινών αποστάσεων.

Capesize

Έχουν χωρητικότητα από 110.000 έως 199.999 dwt. Μόνο τα μεγαλύτερα λιμάνια του κόσμου έχουν την υποδομή να φιλοξενήσουν πλοία αυτού του μεγέθους. Χρησιμοποιούνται κυρίως για την μεταφορά σιδηρομεταλλευμάτων ή άνθρακα και σε μικρότερο βαθμό δημητριακών προϊόντων σε δρομολόγια μακρινών αποστάσεων.

Post-Panamax

Είναι πλοία χωρητικότητας από 80.000 έως 109.999 dwt. Έχουν μικρότερο βύθισμα και μεγαλύτερο πλάτος από τα πλοία τύπου panamax με μεγαλύτερη ικανότητα μεταφοράς φορτίου. Είναι σχεδιασμένα για μεταφορά φορτίων υψηλών κυβικών σε λιμάνια με περιορισμένο βάθος αν και δεν έχουν τη δυνατότητα να διασχίσουν τη διώρυγα του Παναμά.

Panamax

Τα πλοία αυτού του τύπου έχουν χωρητικότητα από 60.000 έως 79.999 dwt. Μεταφέρουν άνθρακα, σιδηρομεταλλεύματα, σιτηρά και σε μικρότερο βαθμό προϊόντα χάλυβα, τσιμέντο και λιπάσματα. Μπορούν να διασχίσουν τη διώρυγα του Παναμά έχοντας το πλεονέκτημα σε σχέση με άλλου τύπου πλοία. Τα περισσότερα πλοία τύπου Panamax και Post-Panamax δεν διαθέτουν εξοπλισμό φορτοεκφόρτωσης και εξαρτώνται από τις εγκαταστάσεις των λιμανιών στα οποία δένουν. Υπάρχει ένα μικρός αριθμός πλοίων που φέρουν γερανούς και μπορούν να προσεγγίζουν λιμάνια με περιορισμένες φορτοεκφορτωτικές υποδομές.

Handymax/Supramax

Είναι πλοία που μπορούν να μεταφέρουν φορτία από 40.000 έως 59.999 dwt. Επιχειρούν σε ένα μεγάλο εύρος παγκόσμιων ναυτικών διαδρομών μεταφέροντας κυρίως σπόρους και minor bulks (λιπάσματα, ζάχαρη, τσιμέντο κ.α.). Στην κατηγορία Handymax ανήκει και η υποκατηγορία Supramax με πλοία από 50.000 έως 59.999

τόνους, τα οποία διαθέτουν εξοπλισμό φορτοεκφόρτωσης καθώς μεταφέρουν γερανούς και προσεγγίζουν σε χωρητικότητα τα πλοία τύπου Panamax.

Handysize

Τα πλοία αυτού του τύπου έχουν χωρητικότητα μέχρι 39.999 dwt. Μεταφέρουν κυρίως minor bulks και επιχειρούν σε τοπικές διαδρομές. Τα πλοία τύπου Handysize είναι ευέλικτα καθώς μπορούν να προσεγγίσουν λιμάνια με περιορισμούς στο βάθος και στο μήκος. Φέρουν εξοπλισμό φορτοεκφόρτωσης και μπορούν να προσεγγίζουν λιμάνια με περιορισμένες υποδομές.

3.) Ο δείκτης Baltic Freight Index(BFI) και η αγορά Baltic International Freight Futures Exchange (BIFFEX). (Πηγή:

Kalamaras, C. (2012) *Dry-Bulk Freight Derivatives Market after the Economic Crisis of 2008 since the first half of 2012*. Msc Thesis. Plymouth University Business School.)

Ο δείκτης BFI είχε το ρόλο ενός μηχανισμού συμφωνιών μελλοντικών συμβολαίων τα οποία θα διευθετούνταν στη νεοσύστατη αγορά Baltic International Freight Futures Exchange (BIFFEX). Το πρώτο χρημαστηριακό παράγωγο προϊόν στην ναυτιλιακή αγορά ξηρού φορτίου ήταν το BIFFEX συμβόλαιο το οποίο και συστάθηκε από την εδραζόμενη στο Λονδίνο αγορά London Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) τον Μάιο του 1985. Η συναλλαγές του συγκεκριμένου τύπου συμβολαίου γίνονταν στη Λορδézικη αγορά London Commodity Exchange και ο υποκείμενος τίτλος αξίας/κεφάλαιο ήταν ο δείκτης BFI.

Σε πολύ σύντομο χρονικό διάστημα κέρδισε παγκόσμια αναγνώριση και αποδοχή ως το πιο αξιόπιστο γενικό μέτρο της αγοράς των ναύλων για μεταφορά φορτίων. Ωστόσο τα συμβόλαια τύπου BIFFEX δεν απέφεραν τα αναμενόμενα αποτελέσματα όσο αφορά τις επιστροφές επενδύσεων σε συμβόλαια μελλοντικών συμφωνιών ναύλων. Η χαμηλές επιδόσεις της BIFFEX αγοράς καθώς και ανάπτυξη των Forward Freight Agreements (FFAs) από τη ναυλομεσιτική εταιρεία Clarksons το 1990 είχαν ως αποτέλεσμα τον τερματισμό του BIFFEX trading τον Απρίλιο του 2002. Την 1^η του Νοέμβρη του 1999, ο δείκτης BFI αντικαταστάθηκε από τον δείκτη BPI (Baltic Panamax Index) σαν το νέο εργαλείο διακανονισμού συμβολαίων στην BIFFEX αγορά.

4.) Επιλογή των θαλάσσιων διαδρομών, το μέγεθος και τον τύπο των φορτηγών πλοίων για τον υπολογισμό του BDI.

(Πηγή: Kalamaras, C. (2012) Dry-Bulk Freight Derivatives Market after the Economic Crisis of 2008 since the first half of 2012. Msc Thesis. Plymouth University Business School.)

Baltic Capesize Index (BCI) Composition, 2012				
Routes	Vessel size (dwt)	Cargo	Route Description	Weights
BCI				
C2	160,000	Iron Ore	Tubarao -Rotterdam	10%
C3	160,000	Iron Ore	Tubarao - Qingdao	15%
C4	150,000	Coal	Richards Bay- Rotterdam	5%
C5	160,000	Iron Ore	W Australia-Qingdao	15%
C7	150,000	Coal	Bolivar-Rotterdam	5%
C8_03	172,000	T/C	Delivery Gibraltar-Hamburg range Redelivery Gibraltar-Hamburg range	10%

C9_03	172,000	T/C	Delivery Amsterdam-Rotterdam-Antwerp (ARA) or passing Passero Redelivery China-Japan range	5%
C10_03	172,000	T/C	Delivery China-Japan range round voyage Redelivery China-Japan range	20%
C11_03	172,000	T/C	Delivery China-Japan range Redelivery Amsterdam-Rotterdam-Antwerp (ARA) or passing Passero	15%
C1	120,000	Coal	Hampton Roads excluding Baltimore/Rotterdam	0% Not reported since 31/03/2004
C6	120,000	Coal	Newcastle-Rotterdam	0% Not reported since 31/03/2004
C8	161,000	T/C	Delivery Gibraltar-Hamburg	0%

			range Redelivery Gibraltar-Hamburg range	Not reported since 24/12/2002
C9	161,000	T/C	Delivery Amsterdam-Rotterdam-Antwerp (ARA) or passing Passero Redelivery China-Japan	0% Not reported since 24/12/2002
C10	161,000	T/C	Delivery China-Japan range Redelivery China-Japan range	0% Not reported since 24/12/2002
C11	161,000	T/C	Delivery China-Japan range Redelivery Amsterdam-Rotterdam-Antwerp (ARA) or passing Passero	0% Not reported since 24/12/2002
C12	150,000	Coal	Gladstone-Rotterdam	0% Not reported since 01/06/2010

Baltic Panamax Index (BCI) Composition, 2012				
Routes	Vessel size (dwt)	Cargo	Route Description	Weights
BPI				
P1A_03	74,000	T/C	Transatlantic round voyage	25%
P2A_03	74,000	T/C	Skaw-Gibraltar range to Far East	25%
P3A_03	74,000	T/C	Japan-South Korea range to Pacific	25%
P3A-IV	74,000	Grain, Coal, Ore or Similar	Implied voyage Newcastle-Qingdao	-
P4_03	74,000	T/C	Far East to NOPAC South Korea Pass	25%
P1	55,000	Light Grain	US Gulf to Amsterdam, Rotterdam, Antwerp (ARA) region	0% Not reported since 22/12/2006

P1A	70,000	Grain, Coal, Ore or Similar	Transatlantic round voyage	0% Not reported since 24/12/2002
P2	54,000	Heavy Grain, Soya and Sorghum (HSS)	US Gulf to Japan	0% Not reported since 22/12/2006
P2A	70,000	Grain, Coal, Ore or Similar	Delivery Skaw- Gibraltar range, for a trip to the Far East Redelivery Taiwan-Japan range	0% Not reported since 24/12/2002
P3	54,000	Heavy Grain, Soya and Sorghum (HSS)	NOPAC to Japan	0% Not reported since 22/12/2006
P3A	70,000	Grain, Coal, Ore	Delivery and Redelivery Japan- South Korea/NOPAC round	0% Not

		or Similar	voyage.	reported since 24/12/2002
P4	70,000	Grain, Petroleum Coke or similar	Delivery Japan-South Korea range for a trip via US West Coast-British Columbia range, redelivery Skaw-Gibraltar range	0% Not reported since 24/12/2002

Baltic Supramax Index (BSI) Composition, 2012			
Routes	Vessel size (dwt)	Route Description	Weights
BSI			
S1A	52,000	Delivery Antwerp/Skaw range for a trip of 60/65 days Redelivery Singapore/Japan range including China	12.4%
S1B	52,000	Delivery passing Canakkale for a trip of 50/55 days Redelivery Singapore/Japan range including China	12.5%
S2	52,000	Delivery South Korea/Japan range for 1 Australian or	25%

		trans Pacific round voyage, for a 35/40 day trip, Redelivery South Korea/Japan range	
S3	52,000	Delivery South Korea/Japan range for a trip of 60/65 days Redelivery Gibraltar/Skaw range	25%
S4A	52,000	Far East to NOPAC South Korea Pass	25%
S4B	52,000	Delivery US Gulf for a trip about 30 days Redelivery Skaw – Passero range	12.5%
S5	52,000	Delivery Dakar/Douala range for a trip via East Coast South America of 60/65 days Redelivery Singapore/Japan range	0% No further information is provided by Baltic Exchange
S9	52,000	Delivery Dakar/Douala range for a trip via east coast South America of about 45 days Redelivery Skaw-Cape	0% No further information is provided by Baltic

		Passero range	Exchange
S4	52,000	Delivery Gibraltar/Skaw range for one trans-Atlantic round voyage of 45/50 days Redelivery Gibraltar/Skaw range	0% No further information is provided by Baltic Exchange

Baltic Exchange Supramax - Asia - August 2012

The routes below are reported in the Asian time zone and do not contribute to the BSI or Timecharter Average.

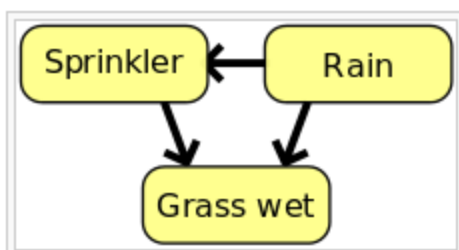
Routes	Vessel size (dwt)	Route Description	Weights
BES- Asia			
S7	52,000	Delivery Cape Comorin / Haldia range including Sri Lanka for a trip of 20/30 days Redelivery China	33.3%
S7IV	52,000	Implied Voyage Vizag- Qingdao	-
S8	52,000	South China via Indonesia- East Coast India	33.3%

S10	52,000	TRIAL-North China via Indo-South China	33.3%
S6	52,000	Japan-South Korea trip via Australia/India	0% No further information is provided by Baltic Exchange

5.) Μπεϊσιανά(Bayesian) Δίκτυα

Τα μπεϊσιανά δίκτυα, ή δίκτυα Μείες, ή μοντέλο Μείες ή πιθανολογικά κατευθυνόμενα άκυκλα γραφικά μοντέλα αποτελούν ένα τύπο στατιστικών μοντέλων (πιθανολογικά γραφικά μοντέλα) που αναπαριστούν μία ομάδα τυχαίων μεταβλητών και τις υποθετικές τους εξαρτήσεις μέσω ενός κατευθυνόμενου άκυκλου γραφήματος (DAG- Directed Acyclic Graph). Για παράδειγμα ένα Bayesian δίκτυο θα μπορούσε να αναπαριστά μία πιθανολογική σχέση μεταξύ μίας ασθένειας και τω συμπτωμάτων της. Με δεδομένο τα συμπτώματα, το δίκτυο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να υπολογίσει τις πιθανότητες για την ύπαρξη ποικίλων ασθενειών.

Το ακόλουθο Μπεϊσιανό δίκτυο δείχνει πως η βροχή επηρεάζει αν το ποτιστήρι θα είναι ανοιχτό, και πως μαζί η βροχή και το ποτιστήρι επηρεάζουν τα γρασίδι θα είναι βρεγμένο.



6.) Τ-Νόρμες

Στα μαθηματικά οι Τ- νόρμες (συντομογραφία του «Τριγωνικές Νόρμες) είναι ένα είδος δυαδικής λειτουργίας που χρησιμοποιείται ιδιαίτερος στην ασαφή λογική. Μία Τ-νόρμα γενικεύει μία τομή σε ένα πλέγμα ενώ χρησιμεύει και στη γενίκευση της λογικής που είναι βασική επιδίωξη των ασαφών συστημάτων συμπερασμού.