

ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ
ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ



ΠΡΟΒΛΕΨΗ ΠΩΛΗΣΕΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΟ-
ΑΣΑΦΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ

Επιβλέπων καθηγητής : Σκιαδάς Χρήστος
Επιμέλεια : Παναγάκης Νικόλαος

ΧΑΝΙΑ 2006

ΕΥΧΑΡΙΣΤΗΡΙΟ ΣΗΜΕΙΩΜΑ

Ο Μέγας Αλέξανδρος κάποτε είπε : «Το ζείν, το οφείλω στους γονείς μου. Το ευ ζείν το οφείλω στο δάσκαλό μου.», αναφερόμενος φυσικά στον δάσκαλό του και μεγάλο φιλόσοφο τη αρχαιότητας, Αριστοτέλη.

Αντιπαρερχόμενος το προαναφερθέν ρητό, θα ήθελα να ευχαριστήσω και να αφιερώσω την παρούσα διπλωματική μου εργασία, στην οικογένειά μου, τους γονείς μου και τον αδερφό μου όπως και στην πνευματική μου μητέρα Σαλβαρά Παναγιώτα για την στήριξη και την βοήθεια που μου προσέφεραν καθόλη τη διάρκεια της ζωής μου όπως επίσης και κατά το διάστημα φοίτησης μου στο Πολυτεχνείο Κρήτης.

Ακολουθώς θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Σκιαδά Χρήστο για την ευκαιρία που μου έδωσε να εκπονήσω την παρούσα διπλωματική εργασία με τον άνωθεν τίτλο και το ανάλογο περιεχόμενο, τον κ. Ατσαλάκη Γεώργιο, ΕΕΔΙΠ ΙΙ του Πολυτεχνείου Κρήτης με την συνδρομή του οποίου κατέστη εφικτή η ολοκλήρωση της παρούσης χάρη στην άριστη και απρόσκοπτη συνεργασία που είχαμε όπως και τον κ.Σιψά Κωνσταντίνο, χημικό μηχανικό και διευθυντή του εργοστασίου της BAYER HELLAS A.E. στην Θήβα Βοιωτίας, ο οποίος και μου χορήγησε τα απαιτούμενα για αυτήν την εργασία δεδομένα.

Νικόλαος Ε. Παναγάκης

Χανιά, Σεπτέμβριος 2006.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ^ο : Περιγραφή των μοντέλων.....	6
1.1 Μέθοδοι νευρο-ασαφών τεχνικών.....	6
1.2 Ασαφής Λογική.....	14
1.3 ANFIS.....	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ^ο :Ανάλυση του μοντέλου ANFIS.....	28
2.1 Εισαγωγή.....	28
2.2 Περιγραφή του μοντέλου.....	29
2.3 Αρχιτεκτονική του ANFIS.....	33
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ^ο	
3.1 Περιγραφή του μοντέλου.....	43
3.2 Αποτελέσματα της έρευνας.....	51
3.3 Συμπεράσματα.....	53
3.4 Πίνακες και Διαγράμματα.....	54
Παράρτημα.....	62
Βιβλιογραφία.....	79

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Αντικειμενικός σκοπός μίας επιχείρησης και συγκεκριμένα ενός εργοστασίου είναι το κέρδος και πιο συγκεκριμένα η μεγιστοποίησή του. Για το σκοπό αυτό λοιπόν οι διευθυντές παραγωγής των εργοστασίων και οι γενικοί διευθυντές πρέπει να κανονίζουν την παραγωγή σύμφωνα με τη ζήτηση του εκάστοτε προϊόντος. Σε περίπτωση που δεν τη λάβουν υπόψη τους, αυτόματα αυτό θα σημαίνει είτε μείωση κερδών για την επιχείρηση είτε ακόμη και ζημία.

Για τους λόγους αυτούς έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές με στόχο την πρόβλεψη των πωλήσεων και των διαδικασιών επηρεασμού των αγορών και ακολούθως εφαρμοστεί κατά τη διάρκεια των δεκαετιών που παρήλθαν. Η υιοθέτηση αποτελεσματικών τεχνικών πρόβλεψης μπορεί να αποδειχθεί ένα σημαντικό εργαλείο στην εκ των προτέρων πρόβλεψη των κινήσεων των ανταγωνιστικών αγορών, γεγονός που μπορεί να καθορίσει την επιτυχία ή αποτυχία μίας επιχειρηματικής δραστηριότητας. Αυτό το παγκόσμιο φαινόμενο κάνει τον εργοστασιακό προγραμματισμό κατά την τρέχουσα χρονική στιγμή εξαιρετικά απαραίτητο καθώς μπορεί κάποιος να κάνει τον κατάλληλο προϋπολογισμό στο εργοστάσιό του ή την επιχείρησή του, γεγονός μείζονος σημασίας. Όσο πιο επιτυχημένη είναι η πρόβλεψή του, τόσο πιο αποτελεσματικός και επιτυχημένος θα είναι ο προϋπολογισμός του με αποτέλεσμα να καταφέρει να μεγιστοποιήσει τα κέρδη του ή να αποφύγει την παραγωγή προϊόντων που δεν πρόκειται να απορροφηθούν από την αγορά. Οι περισσότερες διαδικασίες στον επιχειρηματικό τομέα είναι δυναμικές και μη-γραμμικές, γεγονός που σημαίνει πως δεν μπορούν να προσεγγιστούν με συμβατικές τεχνικές.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιχειρούμε να χρησιμοποιήσουμε μία εναλλακτική τεχνική η οποία βασίζεται στην τεχνική του προγραμματισμού σε ηλεκτρονικό υπολογιστή με το λογισμικό της MATLAB και συγκεκριμένα στην πρόβλεψη των καθημερινών πωλήσεων ενός συγκεκριμένου προϊόντος χρησιμοποιώντας τις πωλήσεις προηγούμενων ημερών και το ANFIS, το οποίο αποτελεί χαρακτηριστικό δείγμα των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής.

Στα κεφάλαια που ακολουθούν εμπεριέχονται τα εξής θέματα και οι ανάλογες για το καθένα αναλύσεις :

1^ο Κεφάλαιο : Αναφορά στη βιβλιογραφία και στις μεθόδους που έχουν χρησιμοποιηθεί για πρόβλεψη με χρήση νευρο-ασαφών τεχνικών, στην Ασαφή Λογική καθώς και στο μοντέλο του ANFIS,

2^ο Κεφάλαιο : Γενική αναφορά στο ANFIS, εισαγωγή, περιγραφή και αρχιτεκτονική του μοντέλου του ANFIS,

3^ο Κεφάλαιο : Περιγραφή του μοντέλου, αποτελέσματα της έρευνας, συμπεράσματα, πίνακες, διαγράμματα.

Τέλος στο παράρτημα παρατίθενται οι πίνακες και τα διαγράμματα των αποτελεσμάτων της έρευνας που πραγματοποιήσαμε καθώς και ο κώδικας του προγράμματος.

1.1 ΜΕΘΟΔΟΙ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ

Πρόσφατες έρευνες έδειξαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν μία τεχνική πρόβλεψης η οποία είναι ανώτερη από όλες τις υπάρχουσες τεχνικές και μεθόδους όπως τις εκτιμήσεις συναίνεσης, τις στατιστικές μοντελοποιήσεις και την προσομοίωση [Milam, 1998]. Ο [Moody, 1993] παρουσίασε εμπειρικά αποτελέσματα για να προβλέψει το δείκτη της βιομηχανικής παραγωγής στις Ηνωμένες Πολιτείες και υποστήριξε ότι η βέλτιστη απόδοση μπορεί να επιτευχθεί χρησιμοποιώντας εξελιγμένα μοντέλα νευρωνικών δικτύων αντί συμβατικών γραμμικών μεθόδων χρονοσειρών. Οι [Dilli and Wang, 2002] παρουσίασαν μία εφαρμογή του μοντέλου ARIMA για να προβλέψουν το επίπεδο παραγωγής της κατασκευαστικής βιομηχανίας το 2003 και εφήρμοσαν τα νευρωνικά δίκτυα για το σκοπό αυτό.

Το άρθρο των Ajith Abraham και Baikunth Nath αξιολογεί τη χρήση δύο δημοφιλών τεχνικών προγραμματισμού σε υπολογιστή και της συμβατικής στατιστικής προσέγγισης βασισμένων στο αυτοανάδρομο – ενσωματωμένο μοντέλο κινούμενου μέσου όρου των Box-Jenkins (ARIMA) για να προβλέψει την ζήτηση ηλεκτρικής ενέργειας στην πολιτεία της Βικτόριας. Έως το 1996, η βικτοριανή ανταλλαγή ισχύος (VPX) το σώμα αρμόδιο για τις ασφαλείς διαδικασίες του συστήματος ισχύος, παρήγαγε τις προβλέψεις ζήτησης ηλεκτρικής ενέργειας βασισμένες στις προβλέψεις του καιρού και τα ιστορικά πρότυπα ζήτησης [1,2]. Αυτό άλλαξε δεδομένου ότι το έγγραφό τους ερεύνησε δύο μοντέλα πρόβλεψης προγραμματισμού σε υπολογιστή και μια δημοφιλή στατιστική τεχνική πρόβλεψης βασισμένη στο μοντέλο Box-Jenkins ARIMA [3] για την πρόβλεψη 96 ημί-ωριαίων (2 ημέρες μπροστά) απαιτήσεων για την ηλεκτρική ενέργεια, και σύγκρινε την απόδοσή τους με προβλέψεις που χρησιμοποιούνται από την VPX. Οι τεχνικές προγραμματισμού σε ηλεκτρονικό υπολογιστή ήταν ένα εξελισσόμενο ασαφές νευρικό δίκτυο (EFuNN) [4] και ένα πρόσωτροφοδοτούμενο τεχνητό νευρικό δίκτυο (ANN) εκπαιδευμένα χρησιμοποιώντας τον συζευγμένο σταθμισμένης κλίσης αλγόριθμο και αυτόν της οπισθοδρόμησης. Ο τελευταίος είναι ένας από τους διασημότερους εκπαιδευόμενους αλγορίθμους για πολυστρωματικές εισόδους.

Άλλες προσεγγίσεις περιλαμβάνουν τα συνδεδετικά μοντέλα [5] τα οποία χρησιμοποιούν μερικές από τις δημοφιλείς τεχνικές προγραμματισμού σε υπολογιστή συμπεριλαμβανομένων των μεθόδων

νευροπρογραμματισμού [6], νευρο-ασαφούς προγραμματισμού [7], εξελικτικών αλγορίθμων και διαφόρων υβριδικών τεχνικών.

Γενικά τα Τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) είχαν ως σκοπό να μιμηθούν τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρώνων στον ανθρώπινο εγκέφαλο και το νευρικό σύστημα [6]. Στο συζευγμένο αλγόριθμο κλίσης (CGA), μια αναζήτηση εκτελείται κατά μήκος των συζευγμένων κατευθύνσεων, η οποία παράγει γενικά πιο γρήγηρη σύγκλιση από τις πιο απότομες κατευθύνσεις καθόδου. Ο Moller [8] εισήγαγε τον σταθμισμένης κλίσης συζευγμένο αλγόριθμο (SCGA) ως τρόπο να αποφύγει την περίπλοκη διαδικασία αναζήτησης γραμμών συμβατικού CGA. Αυτοί με τη σειρά τους καθορίζουν ένα νευρο-ασαφές σύστημα [7] ως συνδυασμό ANN και ασαφούς συστήματος συμπεράσματος (FIS) [9] με τέτοιο τρόπο ώστε οι εκπαιδευόμενοι αλγόριθμοι του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν τις παραμέτρους του FIS(Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού) [10] και χρησιμοποιημένου ενός EfuNN το οποίο εφαρμόζει ένα FIS τύπου Mamdani [11] έτσι ώστε όλοι οι κόμβοι να δημιουργούνται κατά τη διάρκεια της εκμάθησης.

Στο [13], Cheng-Jian Lin και Yong-Ji Xu πρότειναν ένα αυτό-προσαρμοζόμενο νευρωνικό ασαφές δίκτυο βασισμένο στην ομαδική συμβιοτική μέθοδο εξέλιξης (SANFN-GSE). Χρησιμοποίησαν τα προβλήματα χρονοσειρών για να αξιολογήσουν το προτεινόμενο μοντέλο SANFN-GSE. Η ιδέα του θέματος πρόβλεψης έχει εξερευνηθεί εκτενώς για πολλά έτη υπό τον τίτλο της ανάλυσης χρονοσειρών [19.16.14]. Παραδοσιακά, η πρόβλεψη είναι βασισμένη στο στατιστικό μοντέλο που είναι είτε γραμμικό είτε μη-γραμμικό [17]. Πρόσφατα, υπήρξαν διάφορες έρευνες που χρησιμοποιούσαν βασισμένο στην εξέλιξη νευρο-ασαφές δίκτυο για την πρόβλεψη της χρονοσειράς [18.20.15]. Αυτοί οι ερευνητές έχουν συζητήσει ότι το παράδειγμα δικτύων είναι ένα πολύ χρήσιμο μοντέλο για την πρόβλεψη των προβλημάτων χρονοσειράς και είναι ειδικά για την πρόβλεψη της μη γραμμικής χρονοσειράς. Για αυτό, στο έγγραφό τους χρησιμοποίησαν τα αριθμητικά παραδείγματα χρονοσειράς (ένα-βήμα-μπροστά πρόβλεψη, χαοτική Mackey-Glass χρονοσειρά, και αριθμός πρόβλεψης ηλιακής κηλίδας), για να αξιολογήσουν το προτεινόμενο μοντέλο SANFN-GSE.

Ο λόγος είναι ότι τα νευρο-ασαφή δίκτυα συνδυάζουν τη σημασιολογική διαφάνεια των βασισμένων στους κανόνες ασαφών συστημάτων με την ικανότητα εκμάθησης των νευρικών δικτύων. Το βασικό πλεονέκτημα του νευρο-ασαφούς δικτύου είναι ότι η φύση του μαύρου κιβωτίου του παραδείγματος των νευρωνικών δικτύων επιλύεται, δεδομένου ότι η διασυνδεδετική δομή ενός νευρο-ασαφούς δικτύου

καθορίζει ουσιαστικά τους if-then κανόνες. Επιπλέον, ένα νευρο-ασαφές δίκτυο μπορεί να ρυθμίσει τις παραμέτρους των ασαφών κανόνων χρησιμοποιώντας τους βασισμένους βασισμένους σε νευρωνικά δίκτυα αλγορίθμους εκμάθησης. Διάφορες προσεγγίσεις που χρησιμοποιούνται για να παραγάγουν τους ασαφείς IF-THEN κανόνες από τα αριθμητικά στοιχεία έχουν προταθεί[21.22.23.24.25.26].

Αυτές οι μέθοδοι αναπτύχθηκαν για την εποπτευμένη εκμάθηση δηλαδή η επιθυμητή έξοδος δίνεται σαφώς για κάθε πρότυπο εισόδου προκειμένου να καθοδηγηθεί η εκμάθηση του δικτύου. Η κατάρτιση της παραμέτρου είναι το πρόβλημα στο σχεδιασμό ενός νευρο-ασαφούς συστήματος. Για να λύσει αυτό το πρόβλημα, η οπισθοδρόμηση (BP) χρησιμοποιείται ευρέως. Είναι μια ισχυρή τεχνική κατάρτισης που μπορεί να εφαρμοστεί στα δίκτυα με μια πρόσω δομή. Δεδομένου ότι η πιο απότομη τεχνική καθόδου χρησιμοποιείται στην εκμάθηση της οπισθοδρόμησης για να ελαχιστοποιήσει τη λειτουργία σφάλματος, οι αλγόριθμοι δεν μπορούν να φθάσουν στα τοπικά ελάχιστα πολύ γρήγορα και να βρουν ποτέ το ολικό βέλτιστο. Επιπρόσθετα, η απόδοση της οπισθοδρομικής κατάρτισης εξαρτάται από τις αρχικές τιμές της παραμέτρου του συστήματος, και για τις διαφορετικές τοπολογίες δικτύων κάποιος πρέπει να παραγάγει τις νέες μαθηματικές εκφράσεις για κάθε στρώμα δικτύων. Εξετάζοντας τα προαναφερθέντα μειονεκτήματα, κάποιος μπορεί να βρεθεί αντιμέτωπος με τις υποβέλτιστες αποδόσεις, ακόμη και για μια κατάλληλη νευρο-ασαφή τοπολογία δικτύων. Ως εκ τούτου, οι τεχνικές οι οποίες είναι ικανές να εκπαιδεύσουν τις παραμέτρους συστημάτων και να επιτύχουν ένα ολικό βέλτιστο βελτιστοποιώντας τη γενική δομή είναι απαραίτητες. Από αυτή την άποψη, οι γενετικοί αλγόριθμοι (GAs) εμφανίζονται να είναι καλύτεροι υποψήφιοι από τον αλγόριθμο οπισθοδρόμησης και από διάφορες προσεγγίσεις βασισμένες στους γενετικούς αλγόριθμους οι οποίες έχουν εμφανιστεί στη βιβλιογραφία [27.28.29.30]. Ο Karr [29] χρησιμοποίησε ένα γενετικό αλγόριθμο (GA) για να παραγάγει τις συναρτήσεις συμμετοχής για ένα ασαφές σύστημα. Στην εργασία του Karr, ένας χρήστης πρέπει να δηλώσει ένα πλήρες σύνολο κανόνων και να χρησιμοποιήσει έπειτα ένα GA για να σχεδιάσει μόνο τις λειτουργίες ιδιότητας μέλους. Στο [27], μια μέθοδος ασαφούς σχεδίου ελεγκτών που χρησιμοποίησε GA για να βρεί τις συναρτήσεις συμμετοχής και το σύνολο των κανόνων ταυτόχρονα προτάθηκε. Στα [29] και [27], το διάστημα εισόδου χωρίστηκε σε ένα δίκτυο. Ο αριθμός ασαφών κανόνων (δηλ., το μήκος κάθε χρωμοσώματος στον GA) αυξήθηκε εκθετικά καθώς η διάσταση του διαστήματος εισόδου αυξήθηκε. Επίσης στο [27], ένας GA χρησιμοποιήθηκε για να συντονίσει τις επακόλουθες παραμέτρους των ασαφών κανόνων τύπου TSK [3], καθώς επίσης και

τις συναρτήσεις συμμετοχής στα σημεία προϋπόθεσης. Ο Juang [28] πρότεινε ένα επαναλαμβανόμενο ασαφές δίκτυο τύπου TSK με έναν γενετικό αλγόριθμο για τα προβλήματα ελέγχου.

Σε αυτό το τμήμα, το γενικό νευρο-ασαφές δίκτυο εισάγεται. Ένα νευρο-ασαφές δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο ασαφών IF-THEN κανόνων που περιγράφουν τη σχέση –χαρτογράφησης εξόδου εισόδου του δικτύου. Τα προηγούμενα των ασαφών κανόνων χωρίζουν το διάστημα εισόδου σε διάφορα γλωσσικά σύνολα όρου ενώ το επακόλουθο συστατικό μπορεί να επιλεχτεί ως ασαφής λειτουργία ισχίων μελών (μοντέλο Mamdani) [32], μια αξία singleton [33,34], ή μία λειτουργία ενός γραμμικού συνδυασμού μεταβλητών εισόδου (μοντέλο TSK) [31]. Κανένα θέμα που ο τύπος νευροασαφών δικτύων επιλέγεται, διαφορετικά διαδοχικά συστατικά οδηγούν στους διαφορετικούς τύπους ασαφών μοντέλων.

Όταν το φειδωλό SANFN-GSE καθιερώνεται, διάφοροι ασαφείς κανόνες και κατά προσέγγιση εκτιμήσεις των αντίστοιχων παραμέτρων, όπως τα μέσα και οι αποκλίσεις, που περιγράφουν τους όρους ασαφών συνόλων στα προηγούμενα μέρη πρέπει να εξαχθούν από τα δεδομένα ζευγάρια –κατάρτισης εξόδου εισόδου. Κατά συνέπεια, η επιλογή της συγκέντρωσης της τεχνικής στα νευρο-ασαφή δίκτυα είναι μια σημαντική απόφαση. Αυτό οφείλεται στη χρήση των *τιμηματικά-βασισμένων* τεχνικών συγκέντρωσης, όπως το συγκεχυμένο C - μέσα (FCM) [35], γραμμική κβαντοποίηση διανυσμάτων (LVQ) [39], ασαφές Kohonen τμηματοποίηση (FKP), και ψευδο FKP [36], για να εκτελέσει την ανάλυση τομέων. Εντούτοις, τέτοιες τεχνικές συγκέντρωσης απαιτούν την *προγενέστερη* γνώση όπως ο αριθμός τομέων παρόντων σε ένα σύνολο στοιχείων. Για να λύσουν το ανωτέρω πρόβλημα, οι σε απευθείας σύνδεση-βασισμένες τεχνικές τομέων προτάθηκαν [37,38]. Αλλά ακόμα υπάρχει ένα πρόβλημα με αυτές τις μεθόδους δηλαδή, μόνο οι μέθοδοι συγκέντρωσης [37,38] θεωρούν το ολικές παραλλαγές του μέσου όρου και της απόκλισης σε όλες τις διαστάσεις των δεδομένων εισόδου. Αυτό συμβαίνει είναι επειδή οι αριθμοί τομέων αυξάνονται γρήγορα. Σε αυτό το έγγραφο, χρησιμοποιήθηκε ένας αλγόριθμος αυτο-συγκεντρωτικός αλγόριθμος (SCA) για να χωρίσουμε το διάστημα εισόδου και για να δημιουργήσουμε τους ασαφείς κανόνες. Το προτεινόμενο SCA είναι μια σε απευθείας σύνδεση και εκ διαμέτρου σε απόσταση-βασισμένη στην μέθοδο συγκέντρωσης που είναι αντίθετη από τις παραδοσιακές τεχνικές συγκέντρωσης [36.39.35.37.38]. Η τάση των παραδοσιακών τεχνικών συγκέντρωσης είναι να εξεταστούν οι συνολικές παραλλαγές σε όλες τις διαστάσεις των δεδομένων εισόδου που θα αναγκάσουν τους τομείς να επεκταθούν πάρα πολύ γρήγορα. Σύμφωνα

με τα προαναφερθέντα προβλήματα, η προτεινόμενη μέθοδος SCA εξέτασε την παραλλαγή κάθε διάστασης για τα δεδομένα εισόδου. Το βασικό πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου είναι ότι το SCA είναι ένας αλγόριθμος ενός-περάσματος που υπολογίζει δυναμικά τον αριθμό τομέων σε ένα σύνολο στοιχείων και βρίσκει τα παρόντα μέσα τους στο διάστημα των δεδομένων εισόδου. Για τον ανωτέρω λόγο, το SCA μπορεί να συγκεντρώσει το διάστημα εισόδου γρήγορα.

Αργότερα, ένας νέος υβριδικός αλγόριθμος εκμάθησης προτάθηκε. Κατ' αρχάς, ένα σχέδιο εκμάθησης δομών χρησιμοποιήθηκε στον αλγόριθμο για να καθορίσει τον κατάλληλο διαστημικό χωρισμό εισόδου και για να βρεί το μέσο όρο και την απόκλιση κάθε τομέα. Με την προτεινόμενη μέθοδο αλγορίθμου μονής-συγκέντρωσης (SCA), ένας εύκαμπτος χωρισμός του διαστήματος εισόδου επετεύχθει. Ο αριθμός κανόνων ήταν σχετικά μικρός έναντι του χωρίσματος δικτύου. Δεύτερον, ένας εποπτευμένος εξελικτικός αλγόριθμος εκμάθησης αποκαλούμενος (GSE) προτάθηκε για να ρυθμίσει τις παραμέτρους για τα επιθυμητά αποτελέσματα. Στη μέθοδο GSE, υπάρχουν διάφορες ομάδες στον πληθυσμό. Κάθε ομάδα αντιπροσωπεύει ένα σύνολο των χρωμοσωμάτων που ανήκουν σε έναν τομέα και τα οποία υπολογίζονται από SCA. Τα πλεονεκτήματα του προτεινόμενου μοντέλου SANFN-GSE συνοψίζονται ως εξής: (1) η προτεινόμενη μέθοδος SCA μπορεί on-line να συγκεντρώσει τα χωρίσματα εισόδου και να εξετάσει την παραλλαγή κάθε διάστασης για τα δεδομένα εισόδου (2) η μέθοδος GSE χρησιμοποίησε τον ομαδικά-βασισμένο στο πληθυσμό για να αξιολογήσει το ασαφή κανόνα τοπικά (3) η αρχική και μεταλλακτική αξία παρήχθη σύμφωνα με κάθε μία των τομέων, γεγονός που σημαίνει ότι υπολογίζοντας την απόκλιση από το SCA (4) το μοντέλο SANFN-GSE συγκλίνει γρηγορότερα από τις υπάρχουσες μεθόδους εξέλιξης. Στις προσομοιώσεις μας, το προτεινόμενο μοντέλο SANFN-GSE μπορεί να λάβει ένα μικρότερο σφάλμα RMS και μια γρηγορότερη σύγκλιση από αυτή που συναντιέται για τα προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών.

Στο [40], μια υπολογιστική προσέγγιση τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιείται για να ερευνήσει το πρόβλημα των εσωτερικών αλλαγών κατάστασης σε εξαρτώμενες από το χρόνο διαδικασίες περιγεγραμμένες από τις ετερογενείς, πολλών μεταβλητών χρονοσειρές με τα ανακριβή στοιχεία και ελλειπίες τιμές. Τέτοιες διαδικασίες προσεγγίζονται από τις συλλογές των χρονικών εξαρτώμενων μη γραμμικών αυτοανάδρομων μοντέλων που αντιπροσωπεύονται από ένα ειδικό είδος νευρο-ασαφούς δικτύου. Το δίκτυο και η υψηλή ρυθμοαπόδοση που υπολογίζουν τις πρότυπες διαδικασίες μεταλλείας βασισμένες στα νευρο-ασαφή δίκτυα και τους γενετικούς αλγορίθμους,

παράγουν: (1) συλλογές των μοντέλων που αποτελούνται από τα σύνολα όρων χρονικών καθυστερήσεων από τη χρονοσειρά, και (2) λειτουργίες πρόβλεψης που αντιπροσωπεύονται από τα νευρο-ασαφή δίκτυα. Η σύνθεση των μοντέλων και των ικανοτήτων πρόβλεψής τους, επιτρέπει τον προσδιορισμό των αλλαγών στην εσωτερική δομή της διαδικασίας. Αυτές οι αλλαγές συνδέονται με την εναλλαγή των σταθερών και παροδικών κρατών, ζώνες με την ανώμαλη συμπεριφορά, την αστάθεια, και άλλες καταστάσεις. Αυτή η προσέγγιση είναι γενική, και η ευαισθησία της για την ανίχνευση των λεπτών αλλαγών της κατάστασης αποκαλύπτεται από τα πειράματα προσομοίωσης. Η δυνατότητά της στη μελέτη των σύνθετων διαδικασιών στις γήινες επιστήμες και την αστροφυσική είναι διευκρινισμένη με τις εφαρμογές που χρησιμοποιούν παλαιοκλιματικά στοιχεία όπως και τα ηλιακά στοιχεία. Η εφαρμογή της προτεινόμενης προσέγγισης στην ανίχνευση των αλλαγών των έγκαιρων εξαρτώμενων διαδικασιών μέσω της πρότυπης ανακάλυψης, επέτρεψε την ανίχνευση των περιοχών εκθέτοντας τη διαφορική συμπεριφορά από την άποψη των συνόλων προηγούμενων τιμών της διαδικασίας, και την ποιότητα των σχετικών μοντέλων πρόβλεψής τους. Η χρήση των υπολογιστικών εργαλείων νοημοσύνης σε ένα υπολογιστικό περιβάλλον δικτύου αποδείχθηκε πολύ αποτελεσματική για την πρότυπη που εφαρμόστηκε στα σύνθετα προβλήματα της ανίχνευσης, όπως και εκείνους που μελετήθηκαν από τη γη και τις πλανητικές επιστήμες. Η διαδικασία ανίχνευσης οδήγησε σε καλά μοντέλα πρόβλεψης, όπως εμφανίζονται στην περίπτωση κηλίδων-αριθμών. Ειδικότερα, τα αποτελέσματα που επιτυγχάνονται για παλαιοθερμοκρασιακές τιμές και τα ηλιακά στοιχεία δραστηριότητας προτείνουν μια σχέση μεταξύ των δύο διαδικασιών από την άποψη των αλλαγών της κατάστασης που παρατηρείται.

Στο [41], υπήρξε μια παρουσίαση της πρόβλεψης φορτίων που είναι ένα πολύ κρίσιμο ζήτημα για το λειτουργικό προγραμματισμό των συστημάτων ηλεκτρικής ενέργειας, ειδικά για απομονωμένα. Το βραχυπρόθεσμο φορτίο που προβλέπει (STLF) στοχεύει στην πρόβλεψη των ηλεκτρικών φορτίων για μια περίοδο λεπτών, ωρών, ημερών, ή εβδομάδων. STLF παίζει έναν σημαντικό ρόλο σε πραγματικό χρονικό έλεγχο για τις λειτουργίες ασφάλειας ενός συστήματος διαχείρισης της ενέργειας.

Πολλές τεχνικές έχουν προταθεί κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών σχετικά με STLF [42]. Οι παραδοσιακές τεχνικές που εφαρμόζονται σε STLF περιλαμβάνουν το φιλτράρισμα Kalman, τη μέθοδο Box-Jenkins, τα μοντέλα οπισθοδρόμησης, το αυτοανάδρομο μοντέλο (AR) και τις φασματικές τεχνικές επέκτασης [42.43].

Τα μοντέλα χρονοσειρών διαμορφώνουν εμπρ την υπερβολική παλινδρόμηση των ιστορικών στοιχείων για την εκτίμηση των μελλοντικών ωριαίων φορτίων. Ένα μειονέκτημα αυτού του τύπου μοντέλων είναι ότι η τάση φορτίων θεωρείται ως στάσιμες και καιρικές πληροφορίες ή οποιαδήποτε παράγοντες που συμβάλλουν στον επηρεασμό δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν πλήρως. Τα μοντέλα οπισθοδρόμησης αναλύουν τη σχέση μεταξύ των φορτίων και άλλων ισχυρών παραγόντων, όπως αυτά των καιρικών συνθηκών και καταναλωτών. Το βασικό μειονέκτημα αυτού του είδους μοντέλων είναι ότι απαιτούνται σύνθετες τεχνικές και υπολογιστικές προσπάθειες για να παράγουν τα εύλογα ακριβή αποτελέσματα [44.45.46.47.48].

Τεράστιο ενδιαφέρον έχει παρατηρηθεί τα τελευταία χρόνια στην εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στις βιομηχανικές διαδικασίες. Το ουσιαστικό τους προτέρημα είναι ότι δεν απαιτείται κανένα σύνθετο μαθηματικός συσχετισμός μεταξύ των εισόδων και των αποτελεσμάτων. Τα στοιχεία πολλών ετών δεν είναι επίσης απαραίτητα. Το αποτέλεσμα στην απόδοση της τεχνητής νοημοσύνης στα πλαίσια των λάθος καθορισμένων διαδικασιών έχει οδηγήσει στην επιτυχή εφαρμογή της στις διαδικασίες πρόβλεψης φορτίων. Κατά συνέπεια, η αναγνώριση προτύπων [49], τα έμπειρα συστήματα [50,51] και τα νευρωνικά δίκτυα [52,53,54,55,56,57,58,59] προτείνονται για πρόβλεψη ηλεκτρικών φορτίων. Οι βασισμένες μέθοδοι έμπειρων συστημάτων συλλαμβάνουν την ειδική γνώση σε μία αντιληπτή από το σύστημα βάση δεδομένων, η οποία χρησιμοποιείται έπειτα για την πρόβλεψη του μελλοντικού φορτίου. Αυτά τα μοντέλα εκμεταλλεύονται τη γνώση των ανθρώπινων εμπειρογνομόνων για την ανάπτυξη των κανόνων, μετασχηματίζοντας την ειδική γνώση σε ένα σύνολο μαθηματικών κανόνων, γεγονός που είναι συχνά μια εξαιρετικά δύσκολη εργασία. Τα τεχνητά νευρωνικά μοντέλα δικτύων (ANN) είναι τα δημοφιλέστερα για τις εφαρμογές πρόβλεψης φορτίων. Το πλεονέκτημα τους σε σχέση με τα στατιστικά μοντέλα βρίσκεται στη δυνατότητά τους να διαμορφώσουν ένα δύσκολο πρόβλημα πολλών μεταβλητών χωρίς παραγωγή των σύνθετων υποθέσεων εξάρτησης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου [52,54,56,58,59]. Επιπλέον, τα ANN εξάγουν την υπονοούμενη μη γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου με την εκμάθηση από τα στοιχεία κατάρτισης. Μία εναλλακτική τεχνική για το φορτίο που προβλέπει χρησιμοποιώντας τα επαναλαμβανόμενα υψηλά νευρωνικά δίκτυα κατάταξης εξετάζεται μέσα στα [54,58]. Αυτός ο τύπος νευρωνικού δικτύου είναι προορισμένος, θεωρητικά, για να προσεγγίσει επακριβώς

οποιαδήποτε μη γραμμική λειτουργία, με το εκθετικό σφάλμα να τείνει στο μηδέν.

Στο [60] δημιουργήθηκε ένα ευφυές σύστημα πρόβλεψης πωλήσεων με τον συγκερασμό τεχνητών νευρωνικών δικτύων και νευρο-ασαφών δικτύων με ασαφή περιορισμό βαρών.

1.2 Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1962 με άρθρο του ο L.A. Zadeh, ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργάζεται ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με τη θεωρία των πιθανοτήτων [Zadeh, (1962)].

Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται βαθμός αληθείας (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Τέλος η συνάρτηση μ_A ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (συγγένειας) (membership function). Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασική θεωρία συνόλων είναι ότι στη δεύτερη ισχύει $\mu_A(x) \in \{0,1\}$, δηλαδή το x είτε ανήκει στο A [$\mu_A(x)=1$] ή δεν ανήκει [$\mu_A(x)=0$].

Το ασαφές σύνολο ορίζεται ως:

$$\rightarrow A = \sum_{x_i \in X} \mu_A(x_i) / x_i \quad ,$$

Όταν X είναι ένα σύνολο διακριτών αντικειμένων

$$\rightarrow A = \int_X \mu_A(x) / x \quad ,$$

Όταν το X είναι ένα συνεχές διάστημα (συνήθως το \mathbb{R}^+)

Για τα ασαφή σύνολα ορίζονται πράξεις και ισχύουν ιδιότητες ανάλογες με αυτές που ισχύουν στα κλασικά σύνολα. Ορισμένες από αυτές, όπως η ένωση και η τομή ορίζονται μέσω των τελεστών \min και \max που συμβολίζονται με \square και \square αντίστοιχα. Οι τελεστές αυτοί μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή του μικρότερου και του μεγαλύτερου αντίστοιχα από δύο στοιχεία (π.χ. $3 \square 4 = 3$, $3 \square 4 = 4$) ή από τα στοιχεία ενός συνόλου. Το σύμβολο του εκάστοτε τελεστή μπορεί να γραφεί και στην αρχή των στοιχείων του συνόλου (προθεματική γραφή) ως εξής:

$$\mu = \wedge(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n) = \bigwedge_{k=1}^n (\mu_k)$$

Παρακάτω θα παρουσιάσουμε ορισμένες μορφές μονοδιάστατων παραμετρικών συναρτήσεων συμμετοχής, δηλαδή συναρτήσεων συμμετοχής με μία μοναδική είσοδο (input).

➤ **Triangular MFs** (συναρτήσεις συμμετοχής τριγωνικής μορφής)

Μια τριγωνικής μορφής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a,b,c\}$ ως ακολούθως:

$$\text{trimf}(x;a,b,c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

Οι παράμετροι $\{a,b,c\}$ (όπου $a < b < c$) καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τριών γωνιών της συγκεκριμένης τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής.

➤ **Trapezoidal MFs:**

Η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τέσσερις παραμέτρους $\{a,b,c,d\}$ ως ακολούθως

$$\text{trapmf}(x;a,b,c,d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

Οι παράμετροι $\{a,b,c,d\}$ με $a < b < c < d$ καθορίζουν τις συντεταγμένες x των τεσσάρων γωνιών της συγκεκριμένης τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής.

➤ **Gaussian MFs:**

Μια Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους $\{c,\sigma\}$

$$\text{gaussmf}(x;c,\sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$$

Η Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται επακριβώς από δύο παραμέτρους $\{c,\sigma\}$. Το c αναπαριστά το κέντρο της, και το σ το πλάτος της. Στο παρακάτω διάγραμμα (c) έχουμε την $\text{Gaussian}(x;50,20)$

➤ **Generalized bell MFs:**

Η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a,b,c\}$, όπου η παράμετρος b είναι συνήθως θετική.

$$\text{gbellmf}(x;a,b,c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}}$$

➤ Sigmoidal MF

Η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται ως ακολούθως:

$$\text{sigmf}(x; a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}}$$

Το a ρυθμίζει την κλίση στο crossover point $x=c$. Ανάλογα με την τιμή που θα πάρει το a η σιγμοειδής MF είναι open left, open right και επομένως είναι κατάλληλη να χρησιμοποιηθεί στην αναπαράσταση εννοιών όπως «πολύ μεγάλο» ή «πολύ αρνητικό». Σιγμοειδείς συναρτήσεις αυτής της μορφής χρησιμοποιούνται ευρύτατα ως συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation function) των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

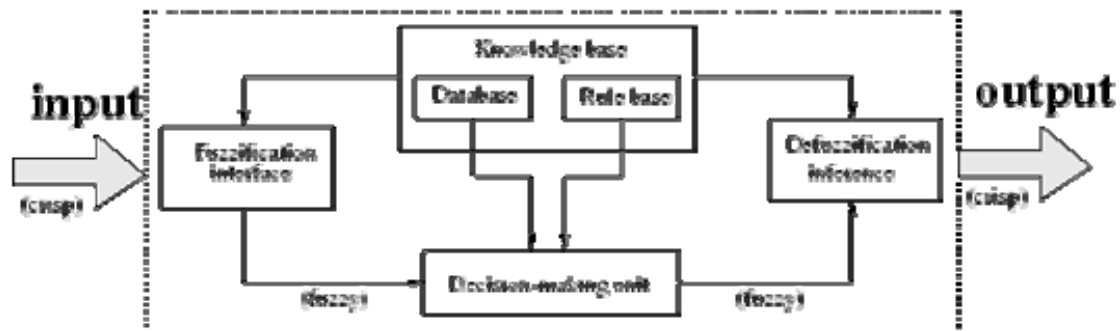
Ένας *ασαφής κανόνας* είναι μία υπό συνθήκη έκφραση που συσχετίζει δύο ή περισσότερες ασαφείς προτάσεις. Στην πιο απλή εκδοχή, ένας ασαφής κανόνας έχει τη μορφή:

If x is A then y is B

Σε έναν ασαφή κανόνα της μορφής if-then το τμήμα if του κανόνα είναι η υπόθεση (antecedent, premise), ενώ το τμήμα then είναι η απόδοση (consequence) του κανόνα.

Μια βάση ασαφών κανόνων αποτελείται από ένα σύνολο ασαφών κανόνων της μορφής if-then που χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν ένα σύστημα. Ο μηχανισμός εξαγωγής συμπερασμάτων ενός συνόλου ασαφών κανόνων καλείται *ασαφής συλλογιστική* (fuzzy reasoning) ή *προσεγγιστική συλλογιστική* (approximate reasoning).

Ένα *σύστημα ασαφούς συμπερασμού* (fuzzy inference system) είναι μια δομή υπολογισμού που βασίζεται στη θεωρία των ασαφών συνόλων, στους ασαφείς κανόνες if-then και στην ασαφή συλλογιστική. Έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε διάφορα πεδία, όπως στον αυτόματο έλεγχο, στην ταξινόμηση δεδομένων, τη λήψη αποφάσεων και στα έμπειρα συστήματα. Ένα σύστημα ασαφούς συμπερασμού είναι γνωστό επίσης και ως “fuzzy rule based system”, “fuzzy expert system”, “fuzzy logic controller”, “fuzzy model” και απλά “fuzzy model”. Ένα σύστημα για συλλογιστική με βάση την ασαφή λογική περιγράφεται, στην γενική του μορφή από το παρακάτω διάγραμμα



Σχήμα 1: Σύστημα Ασαφούς Συμπερασμού (fuzzy inference system)

Βάση γνώσης (knowledge base): Αποτελείται από τη βάση κανόνων και τη βάση δεδομένων.

Βάση κανόνων (rule base): Περιέχει την κωδικοποίηση ενός αριθμού ασαφών κανόνων (fuzzy rules) της μορφής if-then.

Βάση δεδομένων (database): Ορίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής (membership functions) των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται στους ασαφείς κανόνες.

Μονάδα λήψης αποφάσεων (decision making unit): Χρησιμοποιεί τους κανόνες και τις συναρτήσεις συμμετοχής, προκειμένου να υλοποιήσει ευέλικτα τη λειτουργία της εξαγωγής συμπερασμάτων.

Επαγωγή Ασαφοποίησης (fuzzification inference): Μετασχηματίζει τα δεδομένα εισόδου σε βαθμούς ταιριάσματος-συγγένειας με τιμές λεκτικών μεταβλητών (linguistic variables).

Επαγωγή Αποασαφοποίησης (defuzzification inference): Μετασχηματίζει τα ασαφή σύνολα (fuzzy sets) που επιστέφονται σαν αποτελέσματα του μηχανισμού επεξεργασίας σε τιμές εξόδου, βαθμωτές (scalar) ή διανυσματικές (vector).

Η κατασκευή ενός συστήματος (π.χ. ελέγχου) βασισμένου σε ασαφή λογική, προϋποθέτει καταρχήν πολύ καλή κατανόηση της διαδικασίας που πρόκειται να μοντελοποιηθεί. Το δυσκολότερο σημείο είναι η επιλογή των ασαφών μεταβλητών, των τιμών τους και των κανόνων με τους οποίους θα συνδυαστούν. Ο προσδιορισμός των διαφόρων συναρτήσεων συμμετοχής συνήθως γίνεται αυτόματα με τη χρήση νευρωνικών δικτύων. Άλλα σημεία που απαιτούν προσοχή είναι η επιλογή κατάλληλου τελεστή συνεπαγωγής, της μεθόδου αποσαφήνισης, κλπ. Ένα από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η σταθερότητα, δηλαδή η ικανότητά του να εμφανίζει καλή συμπεριφορά σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου. Συνήθως η σταθερότητα συμπεριλαμβάνεται σαν ασαφής μεταβλητή στην

περιγραφή του συστήματος και σχετικοί κανόνες ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του συστήματος

Χαρακτηριστικά των Neuro-Fuzzy συστημάτων

Τα βασικά χαρακτηριστικά των neurofuzzy συστημάτων συνοψίζονται στα ακόλουθα:

1. Κατασκευή *ευέλικτου, μη-τυπικού* μοντέλου για τα δεδομένα εκπαίδευσης με την μορφή ασαφών κανόνων (*fuzzy rules*).
2. Χρησιμοποίηση *a priori γνώσης* για το πρόβλημα.
3. Η αρχική γνώση μπορεί εύκολα να *προσαρμοστεί* βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης με νευρωνικούς αλγορίθμους μάθησης.
4. Η γνώση είναι *άμεσα προσπελάσιμη* με την μορφή κανόνων (*rules*).
Οι κανόνες είναι της μορφής

if <συνθήκες (conditions) > then <αποτελέσματα (consequents)>.

5. Ο τρόπος διατύπωσης των κανόνων είναι πολύ κοντά στην κοινή ανθρώπινη λογική και συνεπώς η δυνατότητα των ασαφών συστημάτων για παροχή επεξηγήσεων (*explanations*) του τρόπου εξαγωγής ενός συμπεράσματος είναι εξαιρετικά αποτελεσματική.

Συγκριτικά με τα νευρωνικά δίκτυα τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των neuro-fuzzy συστημάτων συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα.

Ιδιότητα	NEURO-FUZZY	NEURAL
Δυνατότητα επεξήγησης της διαδικασίας	<i>Πολύ καλή</i>	Περιορισμένη σε μοντέλα μόνο τοπικής προσέγγισης (π.χ. RBF)
Περιγραφή a-priori μοντέλου	<i>Άμεση περιγραφή a-priori μοντέλου</i>	Μόνο ορισμένα μοντέλα (π.χ. rule based neural nets), έχουν δυνατότητα εισαγωγή a priori πληροφορίας
<i>Ταχύτητα Εκπαίδευσης</i>	Αποτελεσματική Εκπαίδευση	Γενικά αργότερη εκπαίδευση από τα νευροασ
<i>Βέλτιστη Μάθηση από Παραδείγματα</i>	<i>Δεν έχει διατυπωθεί ακόμη θεωρία</i>	<i>Υπάρχει πλαίσιο βέλτιστης εκμετάλλευσης παραδειγμά</i>

Σύγκριση νευρωνικών δικτύων με neuro-fuzzy συστήματα.

a) Δομή αρχιτεκτονικής του ANFIS

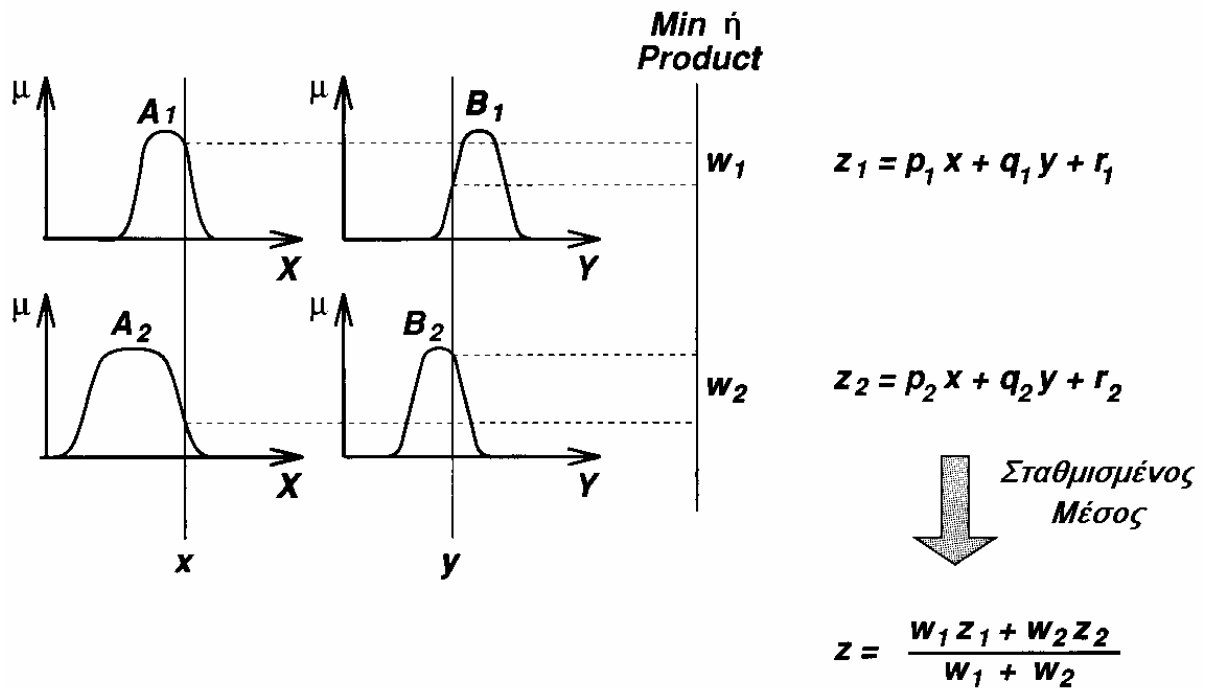
Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και ταυτόχρονα από τους πρώτους που εφαρμόστηκαν στο πεδίο της νευροασαφούς προσέγγισης προβλημάτων. Θα παρουσιάσουμε το δίκτυο υποθέτοντας ότι το πρόβλημα το οποίο έχουμε να αναλύσουμε έχει δύο εισόδους x και y και μία έξοδο z . Υποθέτοντας ότι έχουμε ένα πρώτης τάξης μοντέλο sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι και η εξής:

Rule 1: **If x is A_1 and y is B_1 then $f_1 = p_1 \times x + q_1 \times y + r_1$**

Rule 2: **If x is A_2 and y is B_2 then $f_2 = p_2 \times x + q_2 \times y + r_2$**

Το παρακάτω σχήμα δείχνει με απλό τρόπο τη διαδικασία συμπερασμού (inference procedure) του μοντέλου sugeno, στην περίπτωση όπου για t-operator έχουμε επιλέξει την τομή των δύο ασαφών συνόλων (A,B), οπότε $\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)]$.

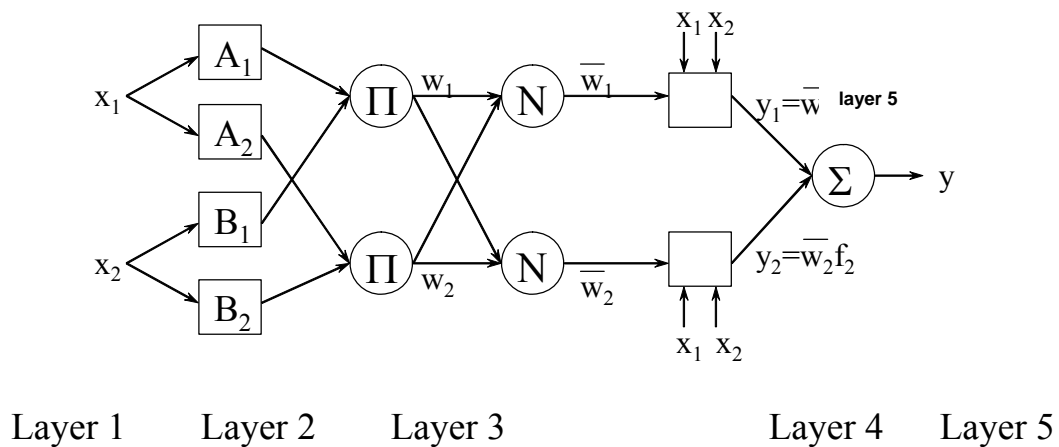
$$\begin{array}{c}
 f_1 = p_1 \times x + q_1 \times y + r_1 \\
 \downarrow \\
 f = \frac{w_1 \times f_1 + w_2 \times f_2}{w_1 + w_2} \\
 \uparrow \\
 f_2 = p_2 \times x + q_2 \times y + r_2
 \end{array}$$



Σχήμα 2: Ασαφής Συλλογιστική (fuzzy reasoning)

Όπως γίνεται φανερό, η έξοδος z του πρωτοβάθμιου μοντέλου Sugeno είναι ένας σταθμικός μέσος όρος.

Η αντίστοιχη αναπαράσταση του δικτύου ANFIS παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα:



Ο κάθε κόμβος και το κάθε επίπεδο του ANFIS έχει μία ιδιαίτερη χρήση, την οποία εξηγούμε παρακάτω.

Επίπεδο 1: Οι κόμβοι του πρώτου επιπέδου εμφανίζουν τη συμπεριφορά που χαρακτηρίζει τους νευρώνες των νευρωνικών δικτύων. Λειτουργούν ως συναρτήσεις μεταφοράς που παράγουν εξόδους της μορφής:

$$O_i^1(x) = \mu_{A_i}(x),$$

όπου x η είσοδος στον κόμβο i και A_i ο λεκτικός προσδιορισμός που σχετίζεται με τη λειτουργία του κόμβου. Με άλλα λόγια το O_i είναι η συνάρτηση συμμετοχής του A_i και προσδιορίζει τον βαθμό με τον οποίο το x ικανοποιεί το if τμήμα του κανόνα. Η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να πάρει διάφορες μορφές. Μία από αυτές είναι η καμπανοειδής (bell function) με μέγιστη τιμή ίση με το 1 και ελάχιστη ίση με το 0. Η generalized bell function είναι της μορφής

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - a_i}{c_i} \right)^2 \right]^{b_i}}$$

Η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a, b, c\}$, όπου η παράμετρος b είναι συνήθως θετική. Μία άλλη τέτοια συνάρτηση είναι η Γκαουσιανή.

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\left(\frac{x - a_i}{c_i} \right)^2},$$

Η Γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται επακριβώς από δύο παραμέτρους $\{c, \sigma\}$. Το c αναπαριστά το κέντρο της, και το σ το πλάτος της.

Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος στο επίπεδο αυτό είναι ένας πολλαπλασιαστής (για αυτό και συμβολίζεται με το γράμμα Π) και έχει ως ρόλο του την εκτέλεση του πολλαπλασιασμού των σημάτων εξόδου του πρώτου επιπέδου:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i=1,2$$

Η κάθε έξοδος αυτού του επιπέδου αντιστοιχεί στην ισχύ ενεργοποίησης (firing strength) του κάθε κανόνα. Πρέπει να αναφέρουμε ότι εκτός του γινομένου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιαδήποτε πράξη από τις αποδεκτές της ασαφούς λογικής που υλοποιούν την πράξη AND.

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος στο τρίτο επίπεδο επιτελεί με τη σειρά του τη λειτουργία που δεν επιδέχεται ρυθμίσεις. Ο i -κόμβος του επιπέδου υπολογίζει απλώς το πηλίκο της ισχύος του i -κανόνα ως προς το άθροισμα όλων των άλλων firing strengths που αντιστοιχούν στους υπόλοιπους κανόνες.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2.$$

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος i στο τέταρτο επίπεδο είναι ένας κόμβος ο οποίος υπόκειται στη διαδικασία μάθησης. Η διαδικασία που εκτελεί είναι η εξής:

$$O_i^4(x) = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

όπου \bar{w}_i είναι η έξοδος του επιπέδου 3 και οι μεταβλητές $\{p_i, q_i, r_i\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων, οι οποίες παράμετροι σε αυτό το επίπεδο υπόκεινται σε εκπαίδευση και θα αναφέρονται ως παράμετροι απόδοσης (consequent parameters).

Επίπεδο 5: Ο μοναδικός κόμβος που υπάρχει στο τελευταίο επίπεδο, είναι ένας κυκλικός κόμβος που συμβολίζεται με το γράμμα της πρόσθεσης Σ , και αποτελεί το επίπεδο εξόδου, αναλαμβάνει το καθήκον του υπολογισμού της εξόδου της μηχανής ασαφούς συμπερασμού μέσω της συνάθροισης όλων των εισερχόμενων σημάτων. Συγκεκριμένα έχουμε:

$$O_1^5(x) = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

Έστω ότι χρησιμοποιούμε όλες τις πιθανές παραμέτρους, των οποίων ο αριθμός είναι συνάρτηση τόσο του αριθμού των εισόδων, όσο και του αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής. Ο αριθμός όλων των κανόνων τότε θα εκφραστεί ως:

$$Rule_n = \prod_{i=1}^{In_n} M f_i$$

και αν $premispara_n$ (premise parameters) είναι ο αριθμός όλων των παραμέτρων που είναι απαραίτητες για τη συνάρτηση συμμετοχής, τότε ο αριθμός τους προσδιορίζεται ως

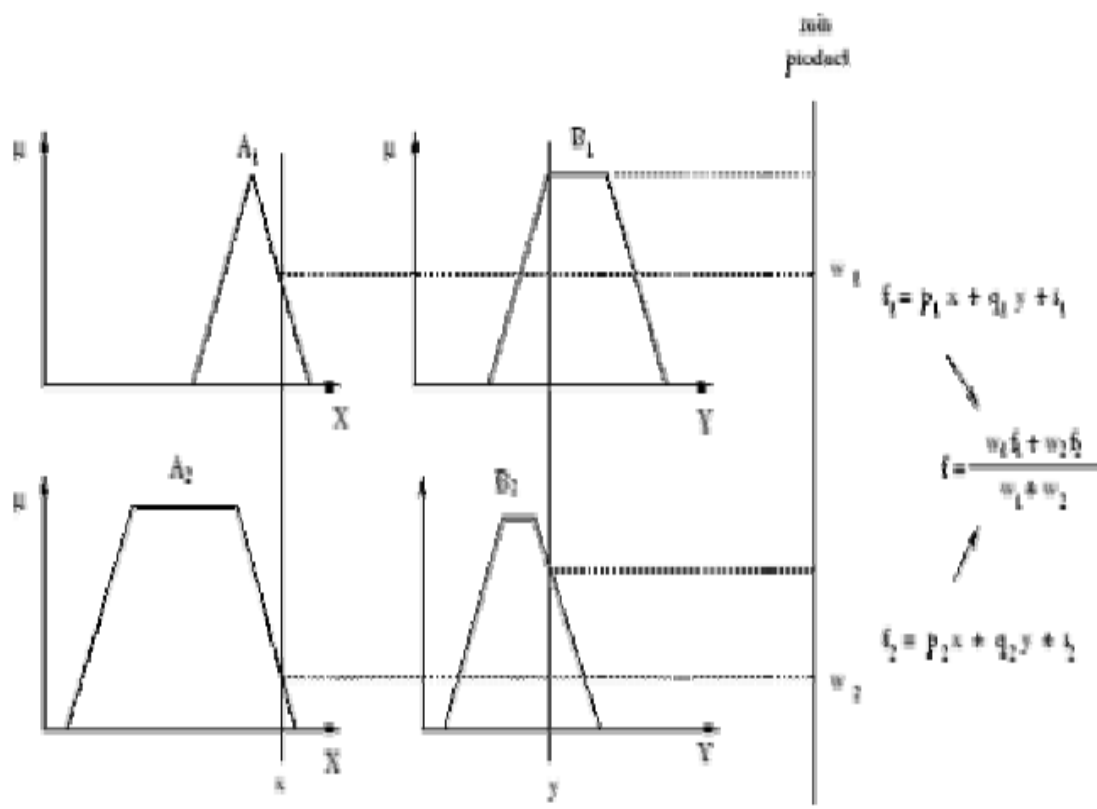
$$para_n = premispara_n \sum_{i=1}^{In_n} M f_i + Rule_n (In_n + 1),$$

1.3 ANFIS

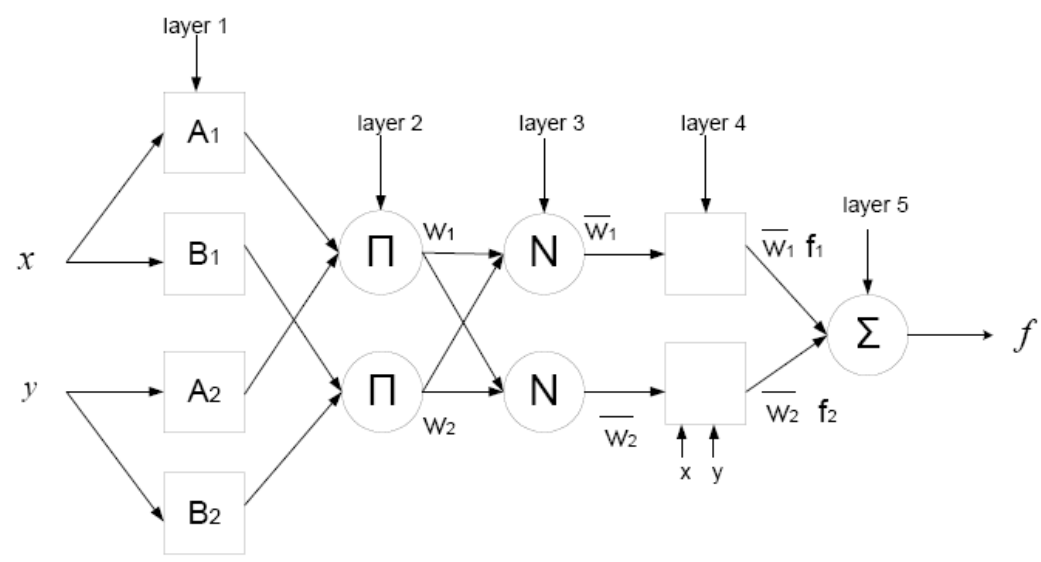
Ένα νευρο-ασαφές σύστημα ορίζεται ως ένας συνδυασμός τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN) και Ασαφούς Συστήματος Συμπερασμού (Fuzzy Inference System, FIS) κατά τέτοιο τρόπο ώστε ο αλγόριθμος εκμάθησης νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιείται για να καθορίσει τις παραμέτρους του FIS [1]. Το Προσαρμοστικό Νευροασαφές Σύστημα Συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS) είναι ένα σύστημα που ανήκει στην νευρο-ασαφή κατηγορία.

Λειτουργικά, δεν υπάρχει σχεδόν κανένας περιορισμός στις συναρτήσεις κόμβων ενός προσαρμόσιμου (adaptive) δικτύου εκτός από τμήματα που μπορούν να διαφοριστούν (piecewise differentiability). Δομικά, ο μόνος περιορισμός της διαμόρφωσης δικτύων είναι ότι πρέπει να είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης. Λόγω αυτού του μικρού περιορισμού, οι εφαρμογές του προσαρμόσιμου δικτύου είναι άμεσες και απέραντες σε διάφορους τομείς. Σε αυτό το τμήμα, προτείνουμε μια κατηγορία προσαρμόσιμων δικτύων, τα οποία είναι λειτουργικά ισοδύναμα με τα ασαφή συστήματα συμπερασμού.

Ο ασαφής μηχανισμός συμπερασμού παρουσιάζεται στο επόμενο σχήμα:



Σχήμα 1: Ασαφής μηχανισμός συμπερασμού



Σχήμα 2: Αρχιτεκτονική του ANFIS

Για ευκολία, υποθέτουμε ότι το ασαφές σύστημα συμπερασμού υπό εξέταση έχει δύο εισόδους x και y και μία έξοδο z . Υποθέτουμε ότι η βάση κανόνων περιέχει δύο ασαφείς κανόνες τύπου Takagi και Sugeno:

Κανόνας 1:

$$\text{Αν } x \text{ είναι } A_1 \text{ και } y \text{ είναι } B_1 \text{ τότε } f_1 = p_1 \cdot x + q_1 \cdot y + r_1$$

Κανόνας 2:

$$\text{Αν } x \text{ είναι } A_2 \text{ και } y \text{ είναι } B_2 \text{ τότε } f_2 = p_2 \cdot x + q_2 \cdot y + r_2$$

Η αρχιτεκτονική του ANFIS παρουσιάζεται στο σχήμα 2. Οι συναρτήσεις κόμβων στο ίδιο επίπεδο είναι της ίδιας οικογένειας συναρτήσεων όπως περιγράφουμε παρακάτω:

Επίπεδο 1 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_i^1(x) = \mu_{A_i}(x)$$

όπου x – η είσοδος στον κόμβο i
 - A_i η γλωσσική ταμπέλα (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου.

Με άλλα λόγια, το O_i είναι ο βαθμός συμμετοχής του A_i και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A_i . Συνήθως επιλέγεται το $\mu_{A_i}(x)$ σε σχήμα καμπάνας με το μέγιστο ίσο με 1 και το ελάχιστο ίσο με 0, όπως η γενικευμένη καμπανοειδής συνάρτηση.

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}}$$

ή η γκαουσιανή συνάρτηση

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2}$$

όπου a_i, b_i, c_i είναι το σύνολο παραμέτρων.

Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν, οι συναρτήσεις ποικίλλουν ανάλογα, παρουσιάζοντας έτσι διάφορες μορφές της συνάρτησης συμμετοχής για τη γλωσσική ταμπέλα. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως *αρχικοί παράμετροι (premise parameters) A_i* .

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:

Επίπεδο 3 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος Ν. Ο *i-οστός* κόμβος υπολογίζει το λόγο του βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του *i-οστού* κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1,2$$

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

Επίπεδο 4 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_1 * x + q_i * y + r_i)$$

όπου w_i - η έξοδος του επιπέδου 3

$\{p_i, q_i, r_i\}$ - το σύνολο 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:

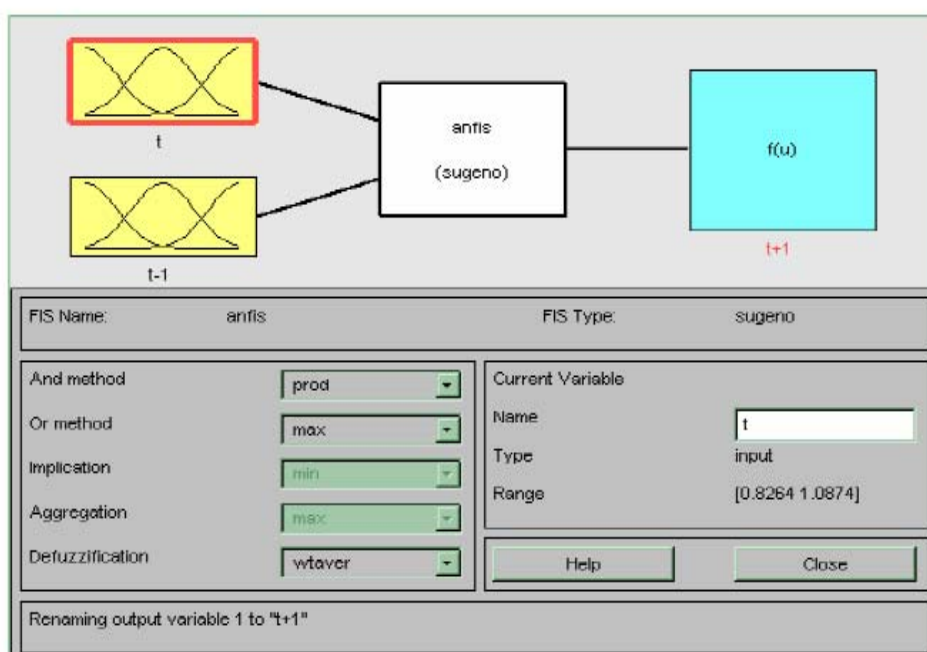
$$\text{overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i}$$

2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα ασχοληθούμε με την ανάλυση του μοντέλου ANFIS που χρησιμοποιήσαμε στην έρευνά μας. Αρχικά θα κάνουμε μια περιγραφή του μοντέλου και θα παρουσιάσουμε τη δομή του. Στη συνέχεια θα εξετάσουμε κάθε επίπεδο του μοντέλου ξεχωριστά και θα παρουσιάσουμε τι είδους υπολογισμοί γίνονται σε κάθε επίπεδο. Τέλος, θα παρουσιάσουμε ένα αριθμητικό παράδειγμα όπου θα φαίνονται αναλυτικά όλοι οι υπολογισμοί που πραγματοποιεί το ANFIS σε κάθε επίπεδο, έτσι ώστε να γίνει πλήρως κατανοητή η λειτουργία του μοντέλου.

2.2 Περιγραφή του μοντέλου

Το μοντέλο μας αποτελείται από δύο εισόδους και μια έξοδο. Σαν εισόδους παίρνουμε την πώληση του προϊόντος μιας τυχαίας ημέρας (t) και την πώληση της ακριβώς προηγούμενης ημέρας ($t-1$), ενώ σαν έξοδο παίρνουμε την πρόβλεψη του ANFIS για την πώληση του προϊόντος της επόμενης από την τυχαία ημέρα ($t+1$). Η δομή του μοντέλου παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα:



Σχήμα 1: Δομή του μοντέλου

Από το σχήμα βλέπουμε ότι το ANFIS είναι τύπου Sugeno. Το ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno προτάθηκε από τους Tagaki, Sugeno και Kang σε μια προσπάθεια να αναπτύξουν μια συστηματική προσέγγιση που θα τους επιτρέψει την παραγωγή ασαφών κανόνων από ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου. Ένας τυπικός ασαφής κανόνας για ένα ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno έχει την ακόλουθη μορφή:

$$\text{αν } x \text{ είναι } A \text{ και } y \text{ είναι } B \text{ τότε } z = f(x,y)$$

όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στα αίτια (antecedent), ενώ το $z = f(x,y)$ είναι μια σαφή (crisp) συνάρτηση στο συμπέρασμα (consequent). Συνήθως το $f(x,y)$ είναι ένα πολυώνυμο των μεταβλητών εισόδου x και y , αλλά μπορεί να είναι οποιαδήποτε συναρτησιμότητα αρκεί να μπορεί να περιγράψει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου εντός της ασαφούς περιοχής που καθορίζεται από τα αίτια του κανόνα. Εμείς έχουμε ένα πρώτου βαθμού ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno το οποίο σημαίνει ότι το $f(x,y)$ είναι ένα πρώτου βαθμού πολυώνυμο. Στο μοντέλο μας ισχύουν οι παρακάτω κανόνες:

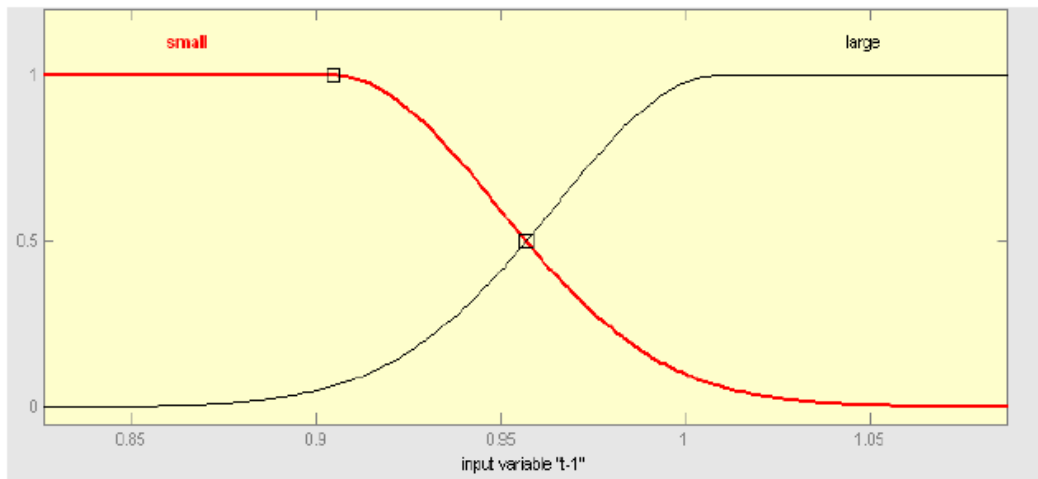
- Αν (t) είναι small και $(t-1)$ είναι small τότε $(t+1)$ είναι verysmall
- Αν (t) είναι small και $(t-1)$ είναι large τότε $(t+1)$ είναι small
- Αν (t) είναι large και $(t-1)$ είναι small τότε $(t+1)$ είναι large
- Αν (t) είναι large και $(t-1)$ είναι large τότε $(t+1)$ είναι very large

Θα δούμε πως χρησιμοποιεί το μοντέλο τους κανόνες και πως γίνονται οι υπολογισμοί στην ενότητα που θα αναφερθούμε στην αρχιτεκτονική του ANFIS.

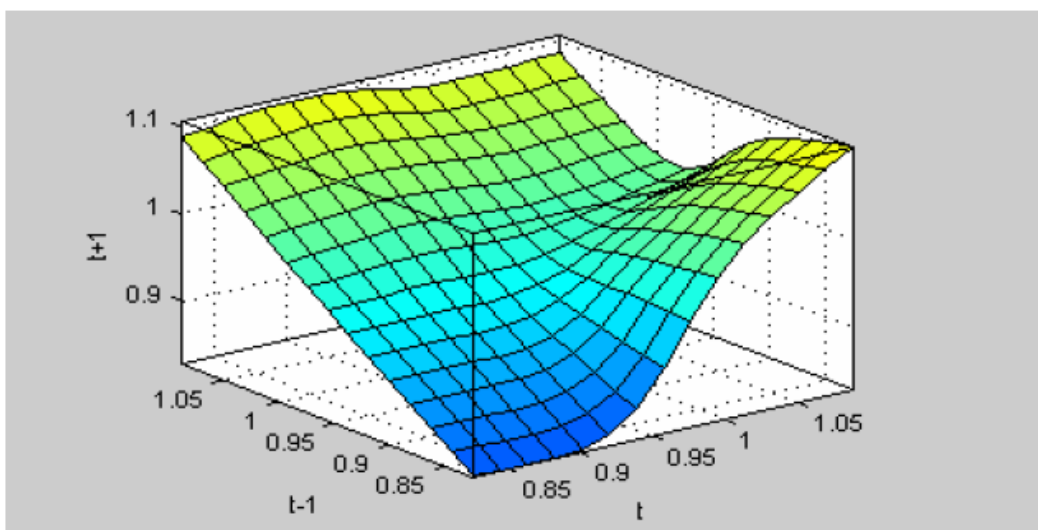
Οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων (t) και $(t-1)$ είναι οι ίδιες, αφού και οι δύο συναρτήσεις είναι τύπου gauss2mf. Η εξίσωση των συναρτήσεων τύπου gauss2mf είναι:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c_i}{a_i} \right)^2}$$

όπου τα a_i, b_i, c_i είναι το σύνολο των παραμέτρων. Στο σχήμα 2 μπορούμε να δούμε τη συνάρτηση συμμετοχής των εισόδων (t) και $(t-1)$, ενώ στο σχήμα 3 είναι η προκύπτουσα επιφάνεια εισόδου-εξόδου:



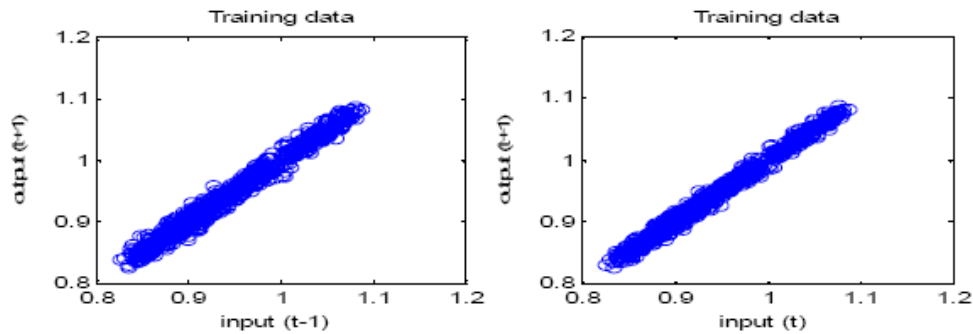
Σχήμα 2: Συνάρτηση συμμετοχής



Σχήμα 3: Συνολική επιφάνεια εισόδου-εξόδου

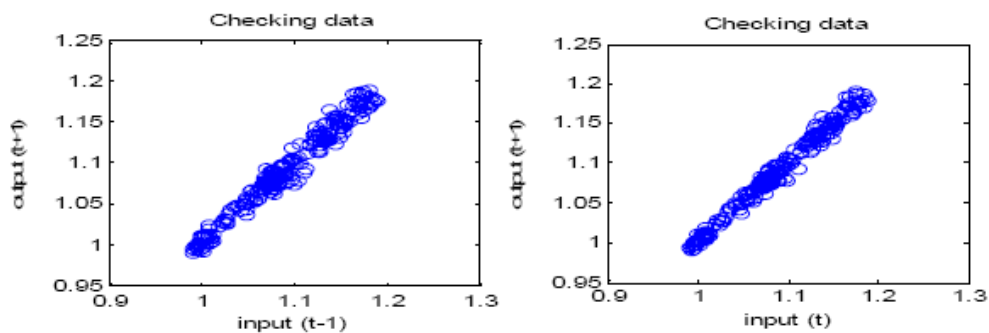
Στο σχήμα 3 έχουμε μια τρισδιάστατη επιφάνεια του ασαφούς μοντέλου. Όπως μπορούμε να δούμε η επιφάνεια είναι αρκετά ομαλή, πράγμα που σημαίνει ότι έχουμε πάρει ένα ικανοποιητικό αριθμό δεδομένων και έτσι τα αποτελέσματα που θα πάρουμε από τη χρήση του μοντέλου που κατασκευάσαμε θα είναι αρκετά καλά. Εντούτοις, αυτό δεν φαίνεται να συμβαίνει στη κάτω δεξιά γωνία. Αυτή η ανωμαλία μπορεί

να εξηγηθεί με την εξέταση των γραφημάτων διασποράς στα επόμενα σχήματα:



Σχήμα 4: Γραφήματα διασποράς δεδομένων εκπαίδευσης

Τα δεδομένα εκπαίδευσης εκτείνονται για $t-1$ από 0.8 έως 1.1.
Τα δεδομένα εκπαίδευσης εκτείνονται για t από 0.8 έως 1.1.



Σχήμα 5: Γραφήματα διασποράς δεδομένων ελέγχου

Τα δεδομένα ελέγχου εκτείνονται για $t-1$ από 0.95 έως 1.2.
Τα δεδομένα ελέγχου εκτείνονται για t από 0.95 έως 1.2.

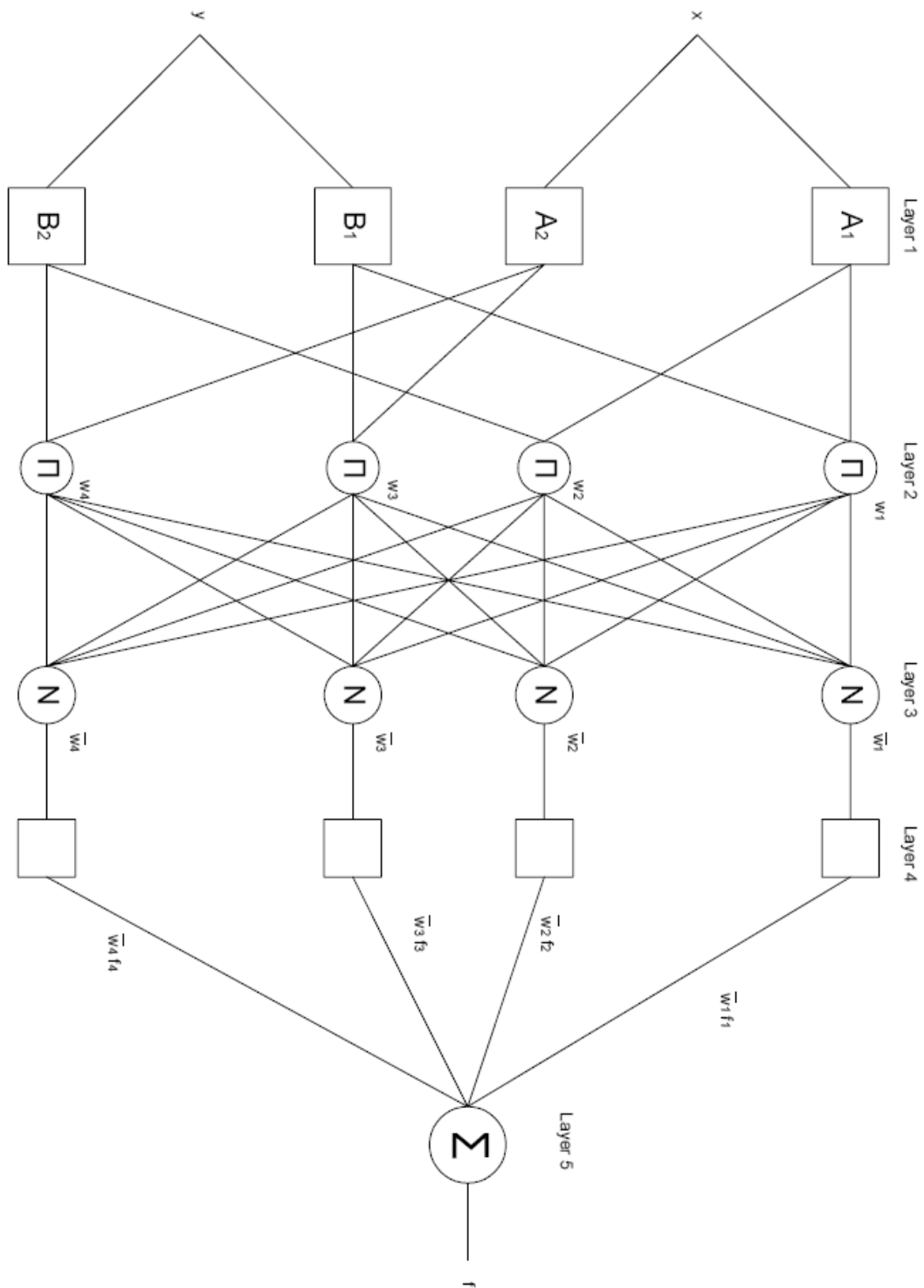
2.3 Αρχιτεκτονική του ANFIS

Σε αυτή την παράγραφο θα εξετάσουμε πως είναι δομημένο το μοντέλο ANFIS. Επίσης θα δούμε σε ποια επίπεδα χωρίζεται το μοντέλο και ποιοι υπολογισμοί γίνονται σε κάθε επίπεδο ούτως ώστε να πάρουμε το τελικό αποτέλεσμα.

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, το μοντέλο μας είναι ένα ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno πρώτου βαθμού το οποίο έχει δύο εισόδους και μία έξοδο. Επίσης, στο μοντέλο ισχύουν τέσσερις ασαφείς κανόνες οι οποίοι είναι οι εξής:

- Αν (t) είναι small και (t-1) είναι small τότε (t+1) είναι very small
- Αν (t) είναι small και (t-1) είναι large τότε (t+1) είναι small
- Αν (t) είναι large και (t-1) είναι small τότε (t+1) είναι large
- Αν (t) είναι large και (t-1) είναι large τότε (t+1) είναι very large

Λαμβάνοντας υπόψη τα στοιχεία που αναφέρθηκαν παραπάνω φαίνεται στη συνέχεια (Σχήμα 6) η αρχιτεκτονική του μοντέλου ANFIS. Ύστερα θα δούμε αναλυτικά τι συμβαίνει σε κάθε επίπεδο του μοντέλου και τέλος θα κάνουμε χρήση ενός παραδείγματος για την καλύτερη κατανόησή του. (Εδώ παρουσιάζουμε την έξοδο του *i*-οστού επιπέδου στο επίπεδο *l* σαν $O_{l,i}$.)



Σχήμα 6: Αρχιτεκτονική του ANFIS

Επίπεδο 1 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος (adaptive) κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \text{ για } i = 1,2 \text{ ή}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \text{ για } i = 3,4,$$

όπου x (ή y) – η είσοδος στον κόμβο i

A_i (ή 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 or B_2) και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής του A είναι τύπου Gaussian2:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c_i}{a_i} \right)^2}$$

όπου a_i, c_i είναι το σύνολο 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 *αρχικοί παράμετροι (premise parameters)*.

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:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_1}(x) * \mu_{B_1}(y), \text{ για } i = 1,2 \text{ και}$$

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ για } i = 3,4.$$

Επίπεδο 3 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N. Ο *i*-οστός κόμβος υπολογίζει το λόγο της βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του *i*-οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4}, \quad i=1,2,3,4.$$

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

Επίπεδο 4 Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x + q_i * y + r_i)$$

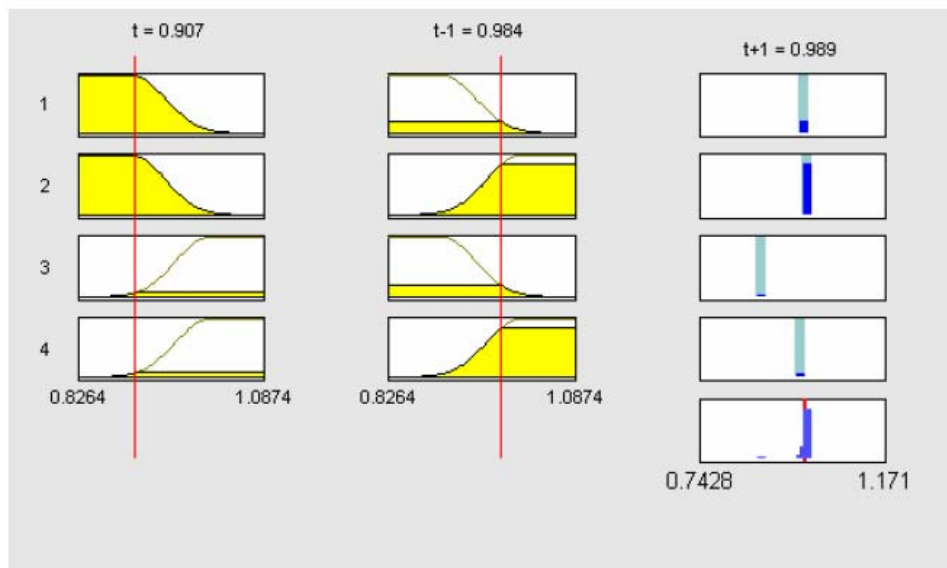
όπου w_i - η έξοδος του επιπέδου 3

$\{p_i, q_i, r_i\}$ - το σύνολο 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:

$$\text{overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i w_i * f_i}{\sum_i w_i}$$

Αφού αναλύσαμε κάθε επίπεδο ξεχωριστά θα προχωρήσουμε τώρα στην παρουσίαση ενός παραδείγματος. Στο επόμενο σχήμα βλέπουμε πως το μοντέλο ANFIS βρίσκει το αποτέλεσμα που προκύπτει για δύο τυχαίες τιμές *t* και *t*-1:



Σχήμα 7: Οι υπολογισμοί του ANFIS

Όπως βλέπουμε στο σχήμα αν $t = 0.907$ και $t-1 = 0.984$ τότε $t+1 = 0.989$. Ας δούμε τώρα πως βγαίνει αυτό το αποτέλεσμα.

Επίπεδο 1 Εδώ χρησιμοποιούμε τη συνάρτηση συμμετοχής Gaussian2 για να υπολογίσουμε το $O_{l,i}$ για κάθε κόμβο. Το σύνολο παραμέτρων φαίνεται στον membership function editor και υπολογίζεται αυτόματα. Έτσι έχουμε:

$$[a_1, c_1, a_2, c_2] = [0.04433, 0.7481, 0.04433, 0.9047]$$

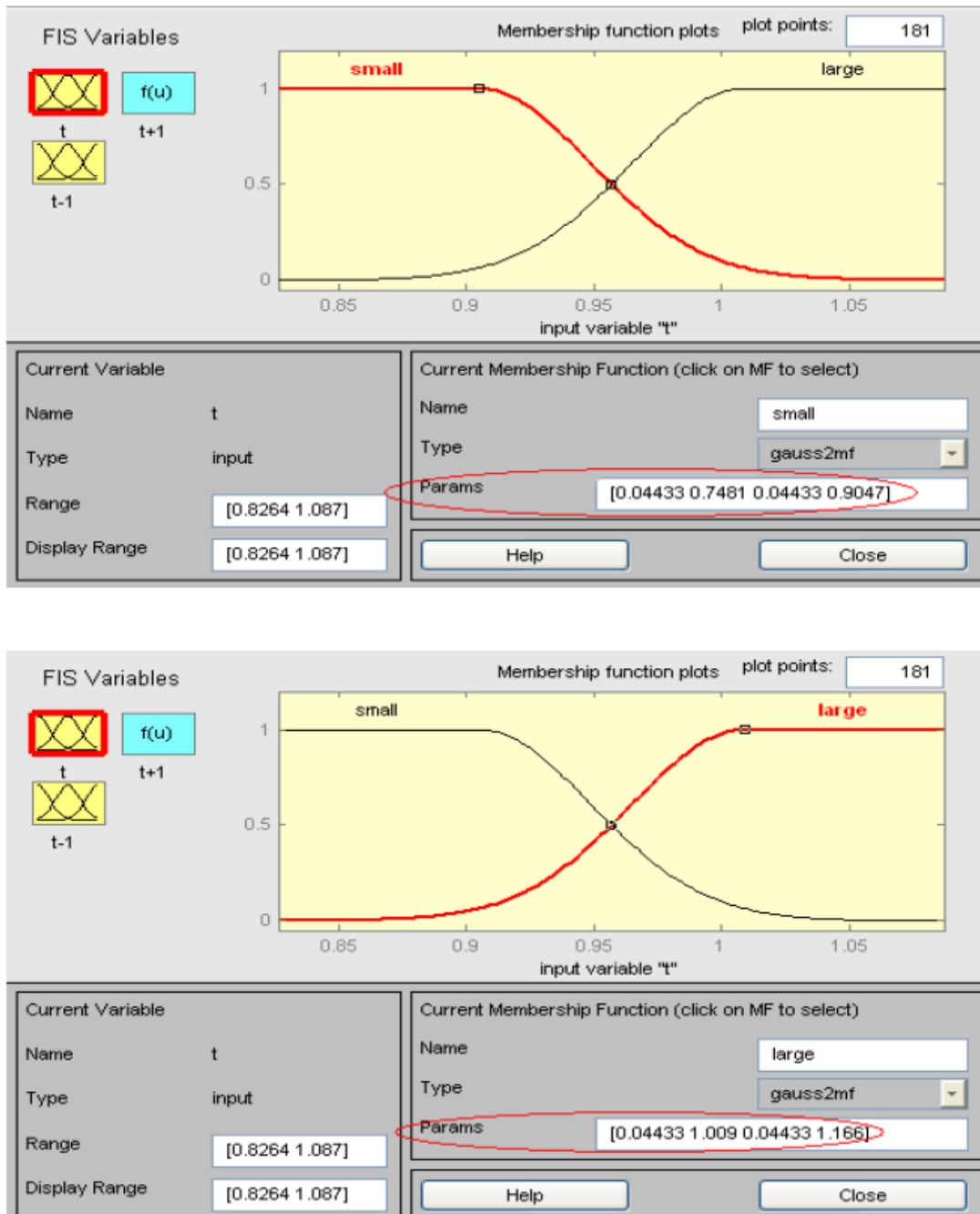
αν η γλωσσική μεταβλητή είναι small και

$$[a_1, c_1, a_2, c_2] = [0.04433, 0.1009, 0.04433, 1.166]$$

αν η γλωσσική μεταβλητή είναι large

όπου a_1, c_1 είναι για την αριστερή καμπύλη της συνάρτησης Gaussian2 και a_2, c_2 είναι για την δεξιά καμπύλη, a είναι το πλάτος της καμπύλης και c το κέντρο της καμπύλης. Επίσης, αφού και οι δύο είσοδοι είναι

ίδιου τύπου, το σύνολο παραμέτρων είναι το ίδιο και για τις δύο εισόδους.



Σχήμα 8: Membership function editor

Από το σχήμα 8 βλέπουμε ότι τα A_1 και B_1 είναι **small** και στη **δεξιά** καμπύλη, ενώ τα A_2 και B_2 είναι **large** και στην **αριστερή** καμπύλη. Αυτό σημαίνει ότι για τα A_1 και B_1 θα χρησιμοποιήσουμε το σύνολο παραμέτρων $[0.04433, 0.9047]$ και για τα A_2 και B_2 το σύνολο παραμέτρων $[0.04433, 1.009]$.

Τώρα χρησιμοποιώντας όλα αυτά και για $x = 0.907$ και $y = 0.984$ παίρνουμε:

$$O_{1,1} = \mu_{A_1}(x) = 0.999$$

$$O_{1,2} = \mu_{A_2}(x) = 0.701$$

$$O_{1,3} = \mu_{B_1}(y) = 0.202$$

$$O_{1,4} = \mu_{B_2}(y) = 0.853$$

Επίπεδο 2 Εδώ κάνουμε τους υπολογισμούς χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις που αναφέρθηκαν παραπάνω και έχουμε:

$$O_{2,1} = w_1 = \mu_{A_1}(x) * \mu_{B_1}(y) = 0.999 * 0.202 = 0.2016$$

$$O_{2,2} = w_2 = \mu_{A_1}(x) * \mu_{B_2}(y) = 0.999 * 0.853 = 0.8518$$

$$O_{2,3} = w_3 = \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_1}(y) = 0.701 * 0.202 = 0.0143$$

$$O_{2,4} = w_4 = \mu_{A_2}(x) * \mu_{B_2}(y) = 0.701 * 0.853 = 0.0604$$

Επίπεδο 3 Όπως και στο επίπεδο 2 εδώ κάνουμε τους υπολογισμούς χρησιμοποιώντας την εξίσωση που αναφέρθηκε παραπάνω:

$$O_{3,1} = \bar{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} = \frac{0.2016}{0.2016 + 0.8518 + 0.0143 + 0.0604} = 0.1787$$

$$O_{3,2} = \bar{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} = \frac{0.8518}{0.2016 + 0.8518 + 0.0143 + 0.0604} = 0.755$$

$$O_{3,3} = \bar{w}_3 = \frac{w_3}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} = \frac{0.0143}{0.2016 + 0.8518 + 0.0143 + 0.0604} = 0.0127$$

$$O_{3,4} = \bar{w}_4 = \frac{w_4}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} = \frac{0.0604}{0.2016 + 0.8518 + 0.0143 + 0.0604} = 0.0536$$

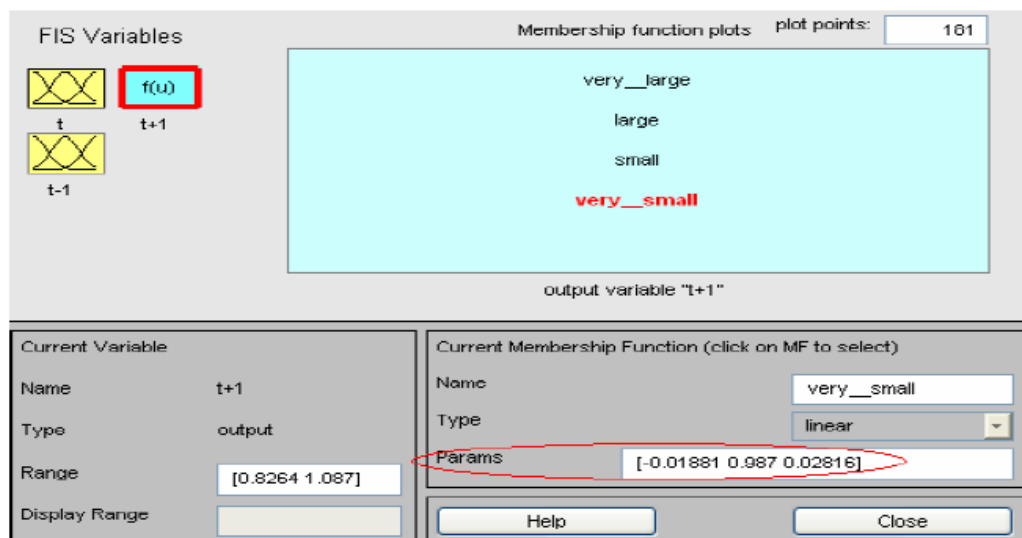
Επίπεδο 4 Για να μπορέσουμε να πραγματοποιήσουμε τους απαραίτητους υπολογισμούς σε αυτό το επίπεδο χρειαζόμαστε το σύνολο παραμέτρων για κάθε κόμβο. Αυτές οι παράμετροι φαίνονται στον membership function editor επιλέγοντας t+1 και είναι:

$[p_1, q_1, r_1] = [-0.01881, 0.987, 0.02816]$ αν η γλωσσική μεταβλητή είναι very small

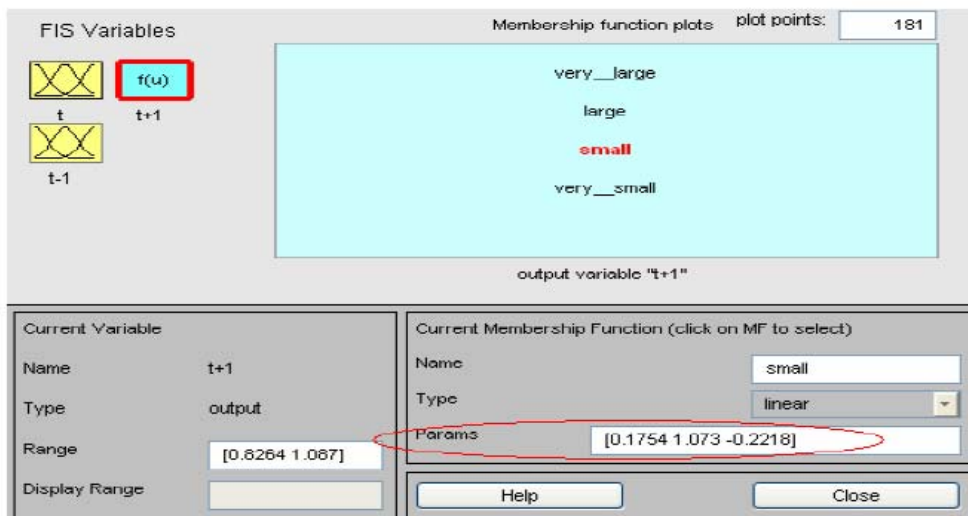
$[p_2, q_2, r_2] = [0.1754, 1.073, -0.2218]$ αν η γλωσσική μεταβλητή είναι small

$[p_3, q_3, r_3] = [0.9956, -0.2648, 0.2437]$ αν η γλωσσική μεταβλητή είναι large

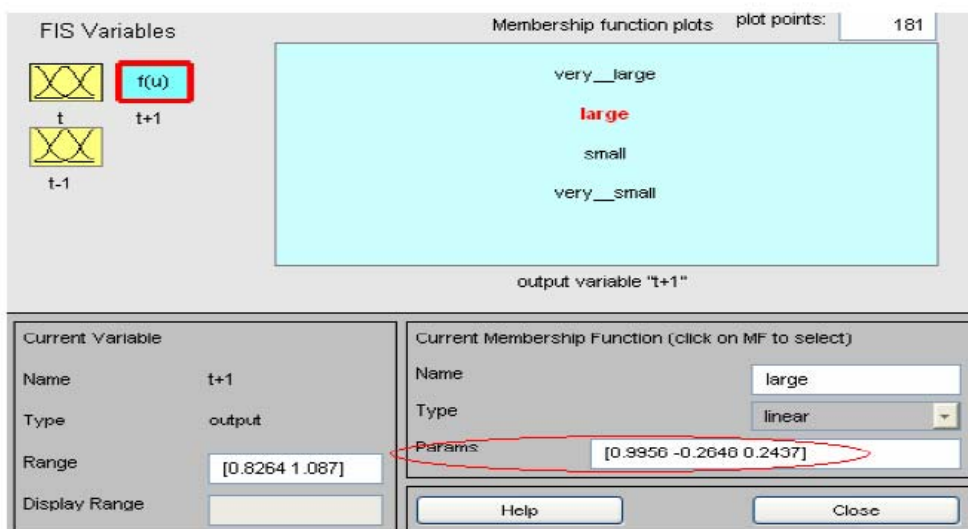
$[p_4, q_4, r_4] = [0.09453, 0.9042, 0.0006383]$ αν η γλωσσική μεταβλητή είναι very large



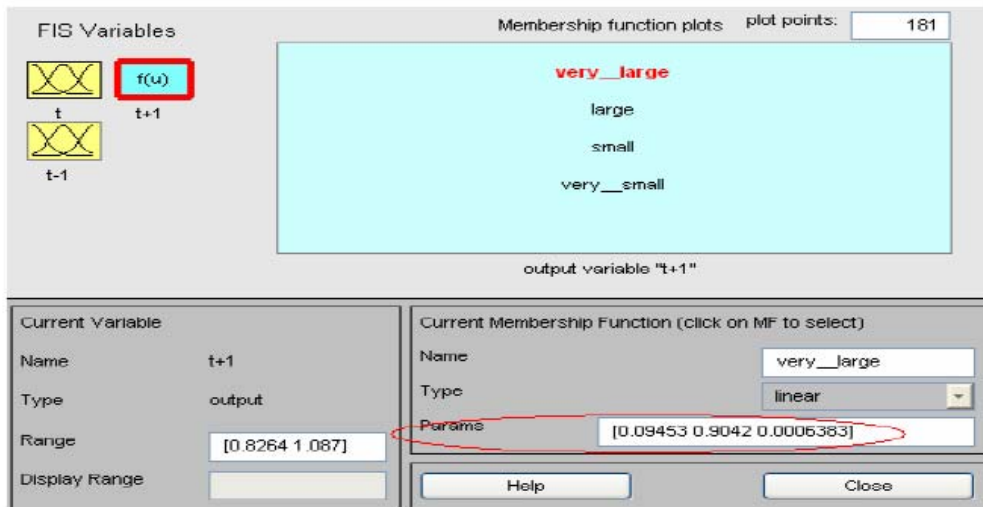
Σχήμα 9: Σύνολο παραμέτρων για very small



Σχήμα 10: Σύνολο παραμέτρων για small



Σχήμα 11: Σύνολο παραμέτρων για large



Σχήμα 12: Σύνολο παραμέτρων για very large

Χρησιμοποιώντας τα σύνολα παραμέτρων έχουμε :

$$O_{4,1} = \bar{w}_1(p_1 * x + q_1 * y + r_1) = 0.1787(-0.01881 * 0.907 + 0.987 * 0.984 - 0.02816) = 0.176$$

$$O_{4,2} = \bar{w}_2(p_2 * x + q_2 * y - r_2) = 0.755(0.1754 * 0.907 + 1.073 * 0.984 - 0.2218) = 0.75$$

$$O_{4,3} = \bar{w}_3(p_3 * x + q_3 * y - r_3) = 0.0127(0.9956 * 0.907 - 0.2648 * 0.984 + 0.2437) = 0.011$$

$$O_{4,4} = \bar{w}_4(p_4 * x + q_4 * y - r_4) = 0.0536(0.09453 * 0.907 - 0.9042 * 0.984 + 0.0006383) = 0.052$$

Επίπεδο 5 Στο τελευταίο αυτό επίπεδο αυτό βρίσκουμε την τιμή για t+1 χρησιμοποιώντας την εξίσωση που αναφέρθηκε στη θεωρία :

$$O_{5,1} = \sum_i \bar{w}_i * f_i = 0.176 + 0.75 + 0.011 + 0.052 = 0.989$$

3.1 Περιγραφή του μοντέλου

Σε αυτή τη μελέτη θα χρησιμοποιηθεί ένα Προσαρμοστικό Νευροασαφές σύστημα Συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference, ANFIS) μοντέλο για την πρόβλεψη των πωλήσεων του προϊόντος μία ημέρα μπροστά. Τα ασαφή συστήματα συμπερασμού (Fuzzy inference systems) που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα προτάθηκαν ώστε να μπορέσουμε να αποφύγουμε τα αδύναμα σημεία της ασαφούς λογικής. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα είναι ότι μπορούν να χρησιμοποιήσουν την ικανότητα εκμάθησης των νευρωνικών δικτύων και ότι μπορούν να αποφύγουν τον χρόνο ταιριάσματος κανόνων μιας μηχανής συμπεράσματος στο παραδοσιακό σύστημα ασαφούς λογικής. Το μοντέλο έχει δύο εισόδους και μια έξοδο και η τιμή πρόβλεψης δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$y(t + 1) = f(y(t), y(t - 1))$$

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται σε αυτό το μοντέλο αφορούν τις καθημερινές τιμές των πωλήσεων ενός συγκεκριμένου προϊόντος της εταιρείας BAYER HELLAS A.E. που παρουσιάζονται σαν χρονοσειρά. 382 καθημερινές παρατηρήσεις χρησιμοποιούνται, από τις οποίες οι πρώτες 298 παρατηρήσεις χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν το μοντέλο και οι 84 για να επαληθεύσουν το μοντέλο. Όπως μπορούμε να δούμε στο ακόλουθο σχήμα το μοντέλο δίνει πολύ χαμηλό σφάλμα εκπαίδευσης και ελέγχου ενώ το μέγεθος βήματος τέθηκε στο 0.1.

Πληροφορίες αναφορικά με το ANFIS	
Number of nodes(αριθμός κόμβων)	53
Number of linear parameters(αριθμός γραμμικών παραμέτρων)	48
Number of nonlinear parameters(αριθμός μη-γραμμικών παραμέτρων)	24
Total number of parameters(συνολικός αριθμός παραμέτρων)	72
Number of training data pairs(αριθμός εκπαιδευόμενων ζευγαριών δεδομένων)	298
Number of checking data pairs(αριθμός ελεγχόμενων ζευγαριών δεδομένων)	84
Number of fuzzy rules(αριθμός ασαφών κανόνων)	16
Name(όνομα)	anfis
Type(Τύπος ασαφούς μηχανισμού συμπερασμού)	sugeno
NumInputs(Αριθμός εισόδων)	2
InLabels	<ul style="list-style-type: none"> • input1 (ονομασία 1^{ης} εισόδου) • input2 (ονομασία 2^{ης} εισόδου)
NumOutputs(Αριθμός εξόδων)	1
OutLabels	Output(ονομασία εξόδου)
NumRules(αριθμός κανόνων)	16
AndMethod	product
OrMethod	max
ImpMethod	product
AggMethod	max
DefuzzMethod	wtaver
αριθμός κόμβων	53
συνολικός αριθμός παραμέτρων	72
αριθμός γραμμικών παραμέτρων	48
αριθμός μη-γραμμικών παραμέτρων	24

Πίνακας 1 : πληροφοριών για το ANFIS

1. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) then (output is out1mf1)
(1)

1. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.1) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.2) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.1) (1)

2. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) then (output is out1mf2)
(1)

2. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.1) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.2) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.2) (2)

3. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) then (output is out1mf3)
(1)

3. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.1) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.3) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.3) (3)

4. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf4) then (output is out1mf4)
(1)

4. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.1) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.4) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.4) (4)

5. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) then (output is out1mf5)
(1)

5. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.2) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.1) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.5) (5)

6. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) then (output is out1mf6)
(1)

6. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.2) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.2) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.6) (6)

7. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf3) then (output is out1mf7)
(1)

7. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.2) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.3) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.7) (7)

8. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf4) then (output is out1mf8)
(1)

8. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.2) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.4) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.8) (8)

9. If (input1 is in1mf3) and (input2 is in2mf1) then (output is out1mf9)
(1)

9. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.3) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.1) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.9) (9)

10. If (input1 is in1mf3) and (input2 is in2mf2) then (output is out1mf10)
(1)

10. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.3) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.2) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.10) (10)

11. If (input1 is in1mf3) and (input2 is in2mf3) then (output is out1mf11)
(1)

11. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.3) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.3) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.11) (11)

12. If (input1 is in1mf3) and (input2 is in2mf4) then (output is out1mf12)
(1)

12. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.3) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.4) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.12) (12)

13. If (input1 is in1mf4) and (input2 is in2mf1) then (output is out1mf13)
(1)

13. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.4) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.1) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.13) (13)

14. If (input1 is in1mf4) and (input2 is in2mf2) then (output is out1mf14)
(1)

14. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.4) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.2) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.14) (14)

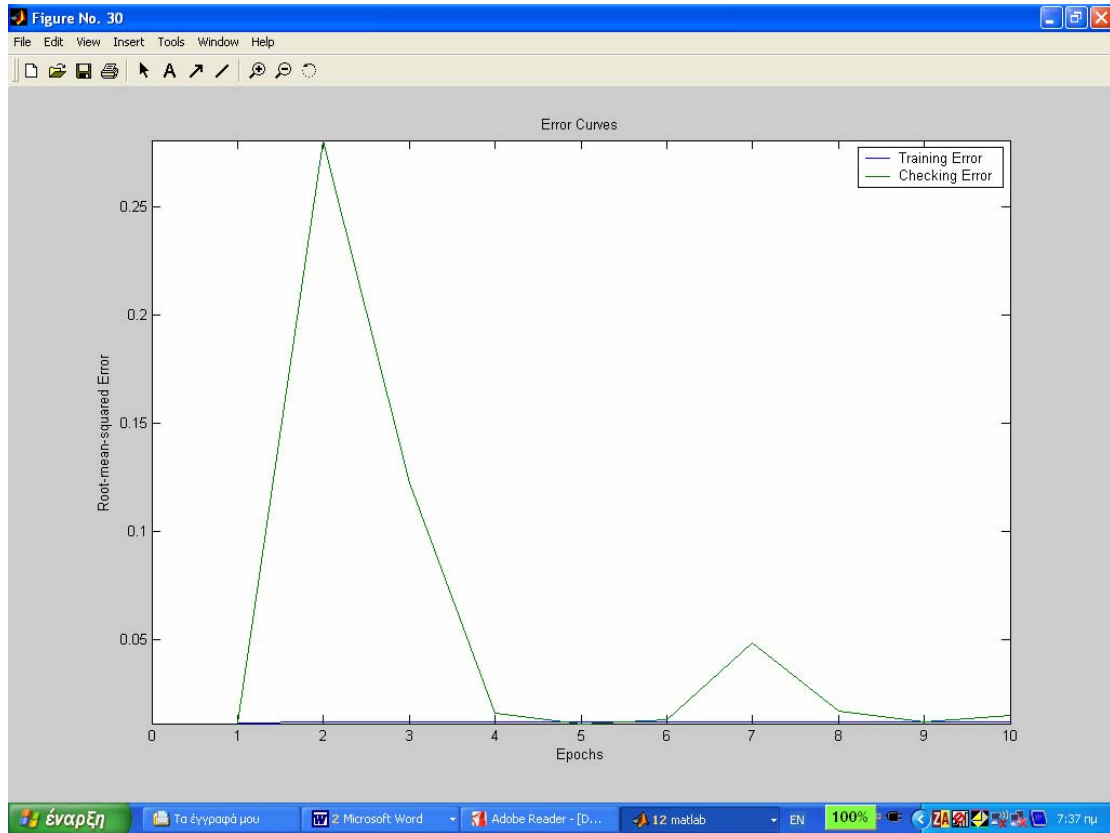
15. If (input1 is in1mf4) and (input2 is in2mf3) then (output is out1mf15)
(1)

15. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.4) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.3) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.15) (15)

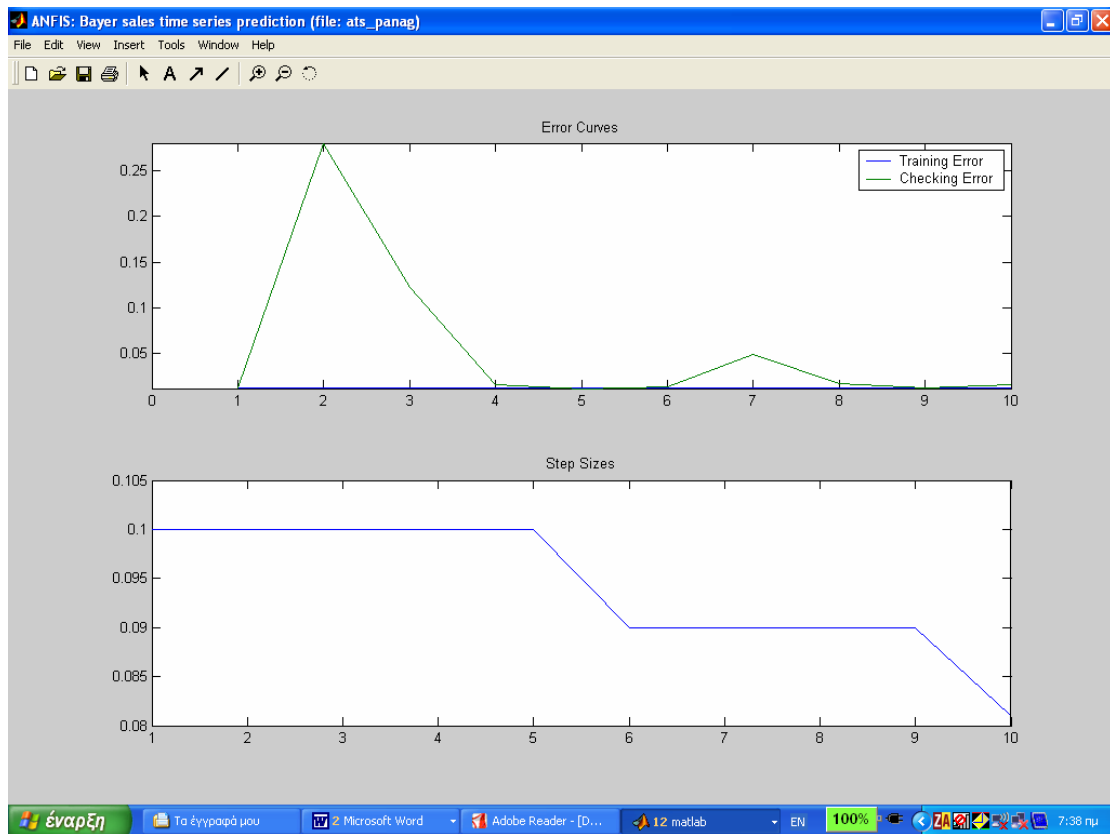
16. If (input1 is in1mf4) and (input2 is in2mf4) then (output is out1mf16)
(1)

16. Εάν(είσοδος1 είναι εισ1σ.μ.4) και (είσοδος2 είναι εισ2σ.μ.4) τότε
(έξοδος είναι εξ1σ.μ.16) (16)

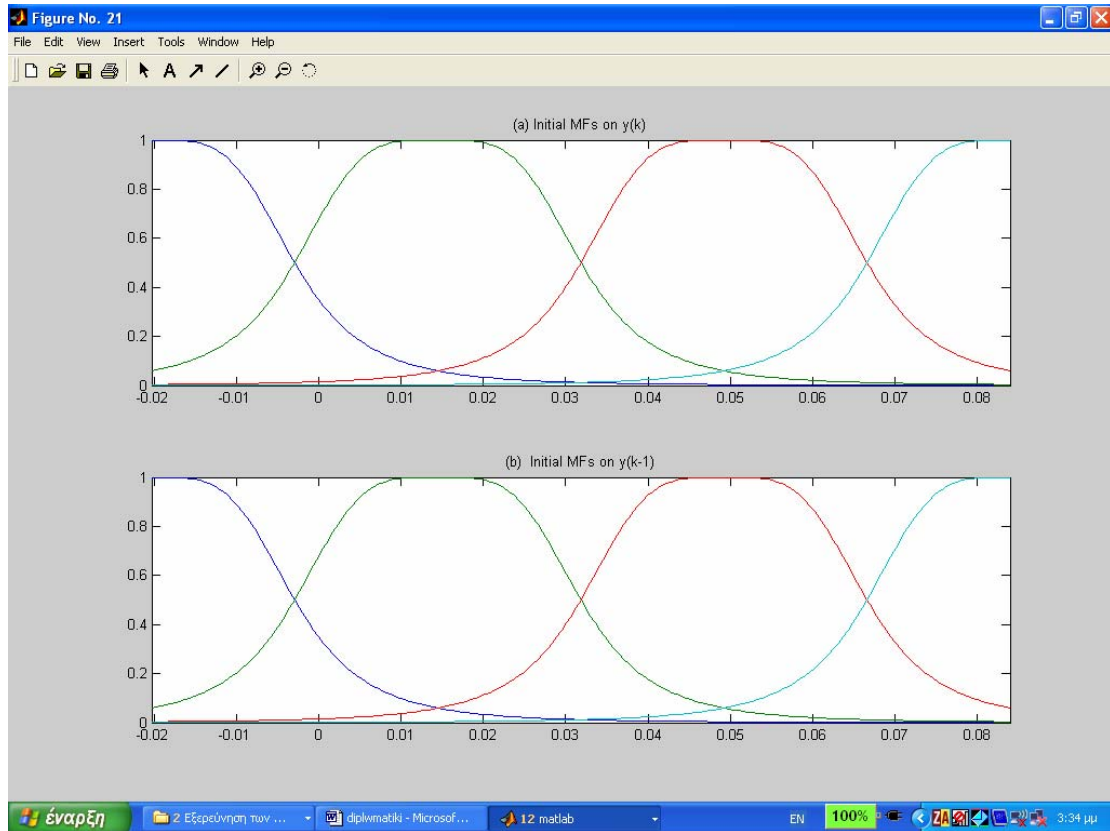
Ακολουθεί το:



Σχήμα 1 : σφάλμα εκπαίδευσης ελέγχου και εκπαίδευσης

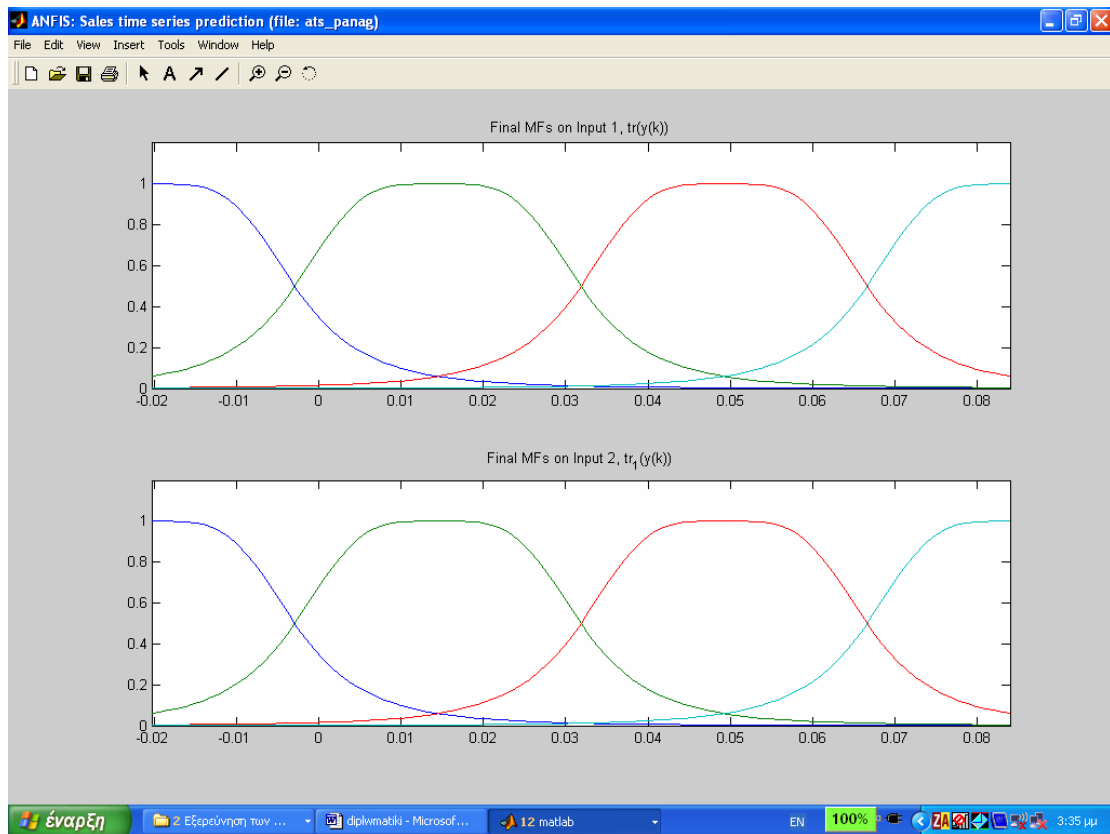


Σχήμα 2 : εκπαίδευσης ελέγχου και μεγέθους βήματος



Σχήμα 3 : Συναρτήσεις συμμετοχής για την gbellmf

Στο παραπάνω σχήμα παρατίθενται οι αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής οι οποίες είναι καμπανοειδείς, τύπου bell.



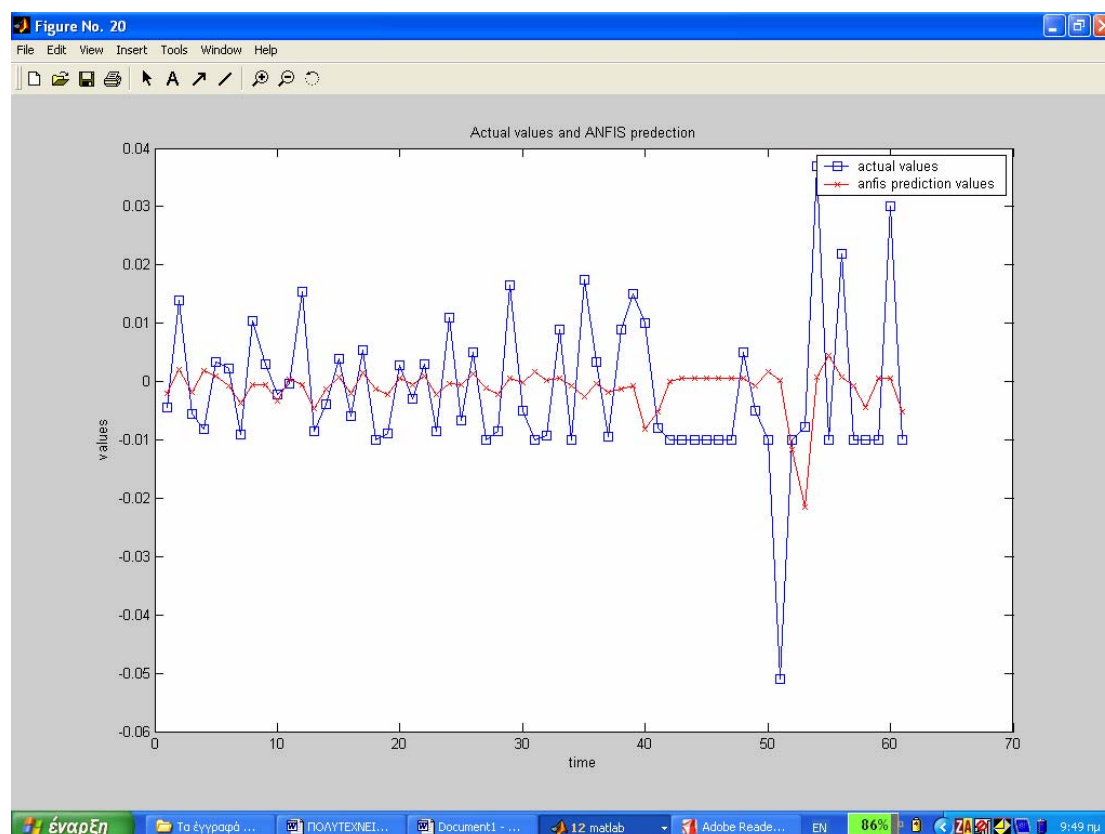
Σχήμα 4 : Τελικές συναρτήσεις συμμετοχής για την gbellmf

Σε αυτό το σημείο πρέπει να σημειώσουμε ότι έγινε χρήση 3 συναρτήσεων συμμετοχής, των gbellmf, gaussmf και gauss2mf.

3.2 Αποτελέσματα της έρευνας

Τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την έρευνα που κάναμε είναι ότι οι καλύτερες τιμές πρόβλεψης, αυτές δηλαδή με το μικρότερο RMSE(Root Mean Square Error) είναι αυτές που επιτυγχάνονται με τη χρήση των gbellmf για $n=5$ και gauss2mf για $n=6$. Για τη μεν πρώτη, το RMSE είναι 0.016 και αντίστοιχα για τη δεύτερη 0.0116.

Πρακτικά η πρόβλεψη του ANFIS έχει ως εξής :



Σχήμα 1 : Πραγματικές τιμές των πωλήσεων και τιμές πρόβλεψης του ANFIS

Στο Σχήμα 1 παρατηρούμε τις τιμές των πωλήσεων και τις τιμές πρόβλεψης του ANFIS. Είναι άμεσα αντιληπτό από το σχήμα αυτό ότι οι τιμές πρόβλεψης του ANFIS για την επόμενη μέρα από αυτές για τις οποίες του δίνουμε τα δεδομένα είναι κοντά στην πραγματική τιμή πώλησης του προϊόντος που θα πραγματοποιηθεί την επόμενη μέρα και ακολουθεί την γενικότερη πορεία της καμπύλης σε όλο το διάγραμμα.

Τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

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

3.3 Συμπεράσματα

Στο κεφάλαιο αυτό δείξαμε ότι η δυναμική των καθημερινών πωλήσεων ενός προϊόντος μπορεί να συλληφθεί από ένα σύστημα ANFIS και μπορεί να μας βοηθήσει για να προβλέψουμε τη βραχυπρόθεσμη τάση των πωλήσεων. Τα αποτελέσματα είναι πολύ ενθαρρυντικά και έχουν δείξει ότι το μοντέλο ANFIS αποδίδει καλύτερα από τις άλλες συμβατικές μεθόδους πρόβλεψης. Αυτό, με τη σειρά του, σημαίνει ότι το μοντέλο ANFIS μπορεί επιτυχώς να χρησιμοποιηθεί στον οικονομικό στρατηγικό προγραμματισμό, δεδομένου ότι η εφαρμογή των τεχνικών πρόβλεψης στις βιομηχανικές και εμπορικές αγορές έχει γίνει ένα βασικό μέρος στον οικονομικό στρατηγικό προγραμματισμό κατά τη διάρκεια των τελευταίων ετών. Σε αυτό το σημείο να επισημάνουμε ότι η πρόβλεψη έγινε με το λογισμικό της MATLAB και συγκεκριμένα με τη χρήση του ANFIS, Adaptive Neural Fuzzy Inference System (Προσαρμοστικό Νευροασαφές Σύστημα Συμπερασμού).

3.4 Πίνακες και Διαγράμματα

Στον παρακάτω πίνακα παρατίθενται τα αποτελέσματα για την καμπανοειδή συνάρτηση συμμετοχής, gbellmf. Παρατηρούμε ότι η μικρότερη τιμή του RMSE επιτυγχάνεται για mf_n ίσο με 5 και μάλιστα για εποχές 10, χωρίς να υπάρχει περαιτέρω μείωση του RMSE με την αύξηση των εποχών.

Τύπος συνάρτησης	Αριθμός εισόδων	mf_n=2		mf_n=3		mf_n=4		mf_n=5		mf_n=6		mf_n=7	
		epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE
gbellmf	2	10	0.0120	40	0.0122	10	0.0117	10	0.0116	10	0.0118	10	0.0134
gbellmf	2	100	0.0120	70	0.0120	20	0.0117	20	0.0116	20	0.0118	20	0.0134
gbellmf	2	200	0.0120	100	0.0124	100	0.0117	30	0.0116	30	0.0118	30	0.0134
gbellmf	2	300	0.0120	200	0.0119	200	0.0117	200	0.0116	200	0.0118	200	0.0134
gbellmf	2	400	0.0120	300	0.0118	300	0.0117	300	0.0116	300	0.0118	300	0.0134
gbellmf	2	500	0.0120	400	0.0119	400	0.0117	400	0.0116	400	0.0118	400	0.0134
gbellmf	2	600	0.0120	1500	0.0121	500	0.0117	500	0.0116	500	0.0118	500	0.0134
gbellmf	2	700	0.0120	1600	0.0121	900	0.0117	600	0.0116	600	0.0118	600	0.0134
gbellmf	2	800	0.0120	1700	0.0121	1000	0.0117	700	0.0116	700	0.0118	700	0.0134
gbellmf	2	900	0.0120	1800	0.0121	1100	0.0117	800	0.0116	800	0.0118	800	0.0134
gbellmf	2	1000	0.0120	1900	0.0121	1200	0.0117	900	0.0116	900	0.0118	900	0.0134
gbellmf	2	1100	0.0120	2000	0.0121	1300	0.0117	1000	0.0116	1000	0.0118	1000	0.0134
gbellmf	2	1200	0.0120			1400	0.0117	1100	0.0116	1100	0.0118	1100	0.0134
gbellmf	2	1300	0.0120			1500	0.0117	1200	0.0116	1200	0.0118	1200	0.0134
gbellmf	2	1400	0.0120			1600	0.0117	1300	0.0116	1300	0.0118	1300	0.0134
gbellmf	2	1500	0.0120			1700	0.0117	1400	0.0116	1400	0.0118	1400	0.0134
gbellmf	2	1600	0.0120			1800	0.0117	1500	0.0116	1500	0.0118	1500	0.0134
gbellmf	2	1700	0.0120			1900	0.0117	1600	0.0116	1600	0.0118	1600	0.0134
gbellmf	2	1800	0.0120			2000	0.0117	1700	0.0116	1700	0.0118	1700	0.0134
gbellmf	2	1900	0.0120					1800	0.0116	1800	0.0118	1800	0.0134
gbellmf	2	2000	0.0120					1900	0.0116	1900	0.0118	1900	0.0134
gbellmf	2							2000	0.0116	2000	0.0118	2000	0.0134

Πίνακας 1 : Αποτελέσματα του RMSE για την gbellmf με αριθμό εισόδων 2, εποχές από 10 έως 2000 και για mf_n από 2 έως 7.

Στον πίνακα 2 παρατίθενται τα αποτελέσματα για την γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής, gaussmf. Παρατηρούμε ότι η μικρότερη τιμή του RMSE επιτυγχάνεται τόσο για mf_n ίσο με 4, όσο και για mf_n ίσο με 5 και 6. Αυτό συμβαίνει εξαρχής από τις 10 εποχές και δεν υπάρχει περαιτέρω μείωση του RMSE παρά την αύξηση των εποχών έως τον αριθμό 2000.

Τύπος συνάρτησης	Αριθμός εισόδων	mf_n=2		mf_n=3		mf_n=4		mf_n=5		mf_n=6		mf_n=7	
		epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE
gaussmf	2	10	0.0120	10	0.0119	10	0.0117	10	0.0117	10	0.0117	10	0.0136
gaussmf	2	30	0.0119	20	0.0119	20	0.0117	20	0.0117	20	0.0117	20	0.0136
gaussmf	2	100	0.0119	30	0.0119	30	0.0117	30	0.0117	30	0.0117	30	0.0136
gaussmf	2	200	0.0119	200	0.0119	200	0.0117	200	0.0117	200	0.0117	200	0.0136
gaussmf	2	300	0.0119	300	0.0119	300	0.0117	300	0.0117	300	0.0117	300	0.0136
gaussmf	2	400	0.0119	400	0.0119	400	0.0117	400	0.0117	400	0.0117	400	0.0136
gaussmf	2	500	0.0119	500	0.0119	500	0.0117	500	0.0117	500	0.0117	500	0.0136
gaussmf	2	600	0.0119	600	0.0119	600	0.0117	600	0.0117	600	0.0117	600	0.0136
gaussmf	2	700	0.0119	700	0.0119	700	0.0117	700	0.0117	700	0.0117	700	0.0136
gaussmf	2	800	0.0119	800	0.0119	800	0.0117	800	0.0117	800	0.0117	800	0.0136
gaussmf	2	900	0.0119	900	0.0119	900	0.0117	900	0.0117	900	0.0117	900	0.0136
gaussmf	2	1000	0.0119	1000	0.0119	1000	0.0117	1000	0.0117	1000	0.0117	1000	0.0136
gaussmf	2	1100	0.0119	1100	0.0119	1100	0.0117	1100	0.0117	1100	0.0117	1100	0.0136
gaussmf	2	1200	0.0119	1200	0.0119	1200	0.0117	1200	0.0117	1200	0.0117	1200	0.0136
gaussmf	2	1300	0.0119	1300	0.0119	1300	0.0117	1300	0.0117	1300	0.0117	1300	0.0136
gaussmf	2	1400	0.0119	1400	0.0119	1400	0.0117	1400	0.0117	1400	0.0117	1400	0.0136
gaussmf	2	1500	0.0119	1500	0.0119	1500	0.0117	1500	0.0117	1500	0.0117	1500	0.0136
gaussmf	2	1600	0.0119	1600	0.0119	1600	0.0117	1600	0.0117	1600	0.0117	1600	0.0136
gaussmf	2	1700	0.0119	1700	0.0119	1700	0.0117	1700	0.0117	1700	0.0117	1700	0.0136
gaussmf	2	1800	0.0119	1800	0.0119	1800	0.0117	1800	0.0117	1800	0.0117	1800	0.0136
gaussmf	2	1900	0.0119	1900	0.0119	1900	0.0117	1900	0.0117	1900	0.0117	1900	0.0136
gaussmf	2	2000	0.0119	2000	0.0119	2000	0.0117	2000	0.0117	2000	0.0117	2000	0.0136

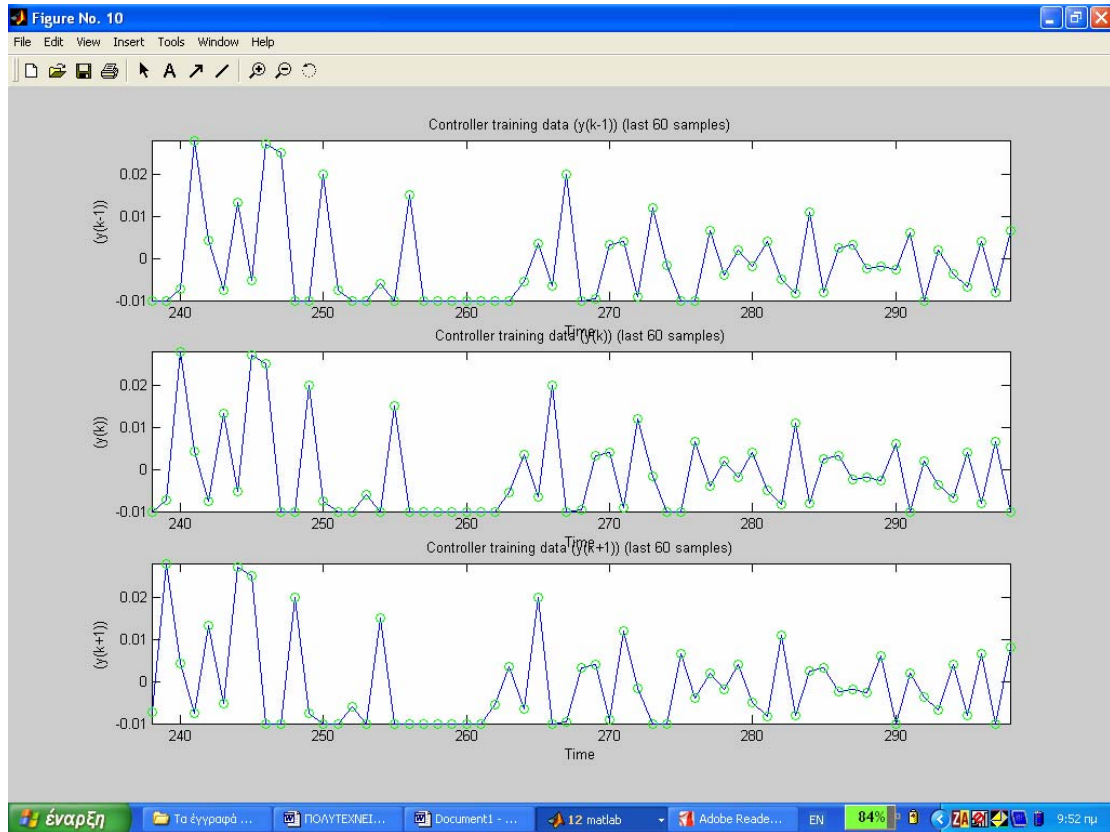
Πίνακας 2 : Αποτελέσματα του RMSE για την gaussmf με αριθμό εισόδων 2, εποχές από 10 έως 2000 και για mf_n από 2 έως 7.

Στον πίνακα 3 παρατίθενται τα αποτελέσματα για την γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής, gauss2mf. Παρατηρούμε ότι η μικρότερη τιμή του RMSE επιτυγχάνεται για mf_n ίσο με 6 και μάλιστα για εποχές 10, χωρίς να υπάρχει περαιτέρω μείωση του RMSE με την αύξηση των εποχών.

Τύπος συνάρτησης	Αριθμός εισόδων	mf_n=2		mf_n=3		mf_n=4		mf_n=5		mf_n=6		mf_n=7	
		epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE	epochs	RMSE
gauss2mf	2	10	0.0120	10	0.0118	10	0.0118	10	0.0117	10	0.0116	10	0.0132
gauss2mf	2	20	0.0120	20	0.0118	20	0.0118	20	0.0117	20	0.0116	20	0.0132
gauss2mf	2	30	0.0120	30	0.0118	30	0.0118	30	0.0117	30	0.0116	30	0.0132
gauss2mf	2	200	0.0120	200	0.0118	200	0.0118	200	0.0117	200	0.0116	200	0.0132
gauss2mf	2	300	0.0119	300	0.0118	300	0.0118	300	0.0117	300	0.0116	300	0.0132
gauss2mf	2	400	0.0119	400	0.0118	400	0.0118	400	0.0117	400	0.0116	400	0.0132
gauss2mf	2	500	0.0119	500	0.0118	500	0.0118	500	0.0117	500	0.0116	500	0.0132
gauss2mf	2	600	0.0119	600	0.0118	600	0.0118	600	0.0117	600	0.0116	600	0.0132
gauss2mf	2	700	0.0119	700	0.0118	700	0.0118	700	0.0117	700	0.0116	700	0.0132
gauss2mf	2	800	0.0119	800	0.0118	800	0.0118	800	0.0117	800	0.0116	800	0.0132
gauss2mf	2	900	0.0119	900	0.0118	900	0.0118	900	0.0117	900	0.0116	900	0.0132
gauss2mf	2	1000	0.0119	1000	0.0118	1000	0.0118	1000	0.0117	1000	0.0116	1000	0.0132
gauss2mf	2	1100	0.0119	1100	0.0118	1100	0.0118	1100	0.0117	1100	0.0116	1100	0.0132
gauss2mf	2	1200	0.0119	1200	0.0118	1200	0.0118	1200	0.0117	1200	0.0116	1200	0.0132
gauss2mf	2	1300	0.0119	1300	0.0118	1300	0.0118	1300	0.0117	1300	0.0116	1300	0.0132
gauss2mf	2	1400	0.0119	1400	0.0118	1400	0.0118	1400	0.0117	1400	0.0116	1400	0.0132
gauss2mf	2	1500	0.0119	1500	0.0118	1500	0.0118	1500	0.0117	1500	0.0116	1500	0.0132
gauss2mf	2	1600	0.0119	1600	0.0118	1600	0.0118	1600	0.0117	1600	0.0116	1600	0.0132
gauss2mf	2	1700	0.0119	1700	0.0118	1700	0.0118	1700	0.0117	1700	0.0116	1700	0.0132
gauss2mf	2	1800	0.0119	1800	0.0118	1800	0.0118	1800	0.0117	1800	0.0116	1800	0.0132
gauss2mf	2	1900	0.0119	1900	0.0118	1900	0.0118	1900	0.0117	1900	0.0116	1900	0.0132
gauss2mf	2	2000	0.0119	2000	0.0118	2000	0.0118	2000	0.0117	2000	0.0116	2000	0.0132

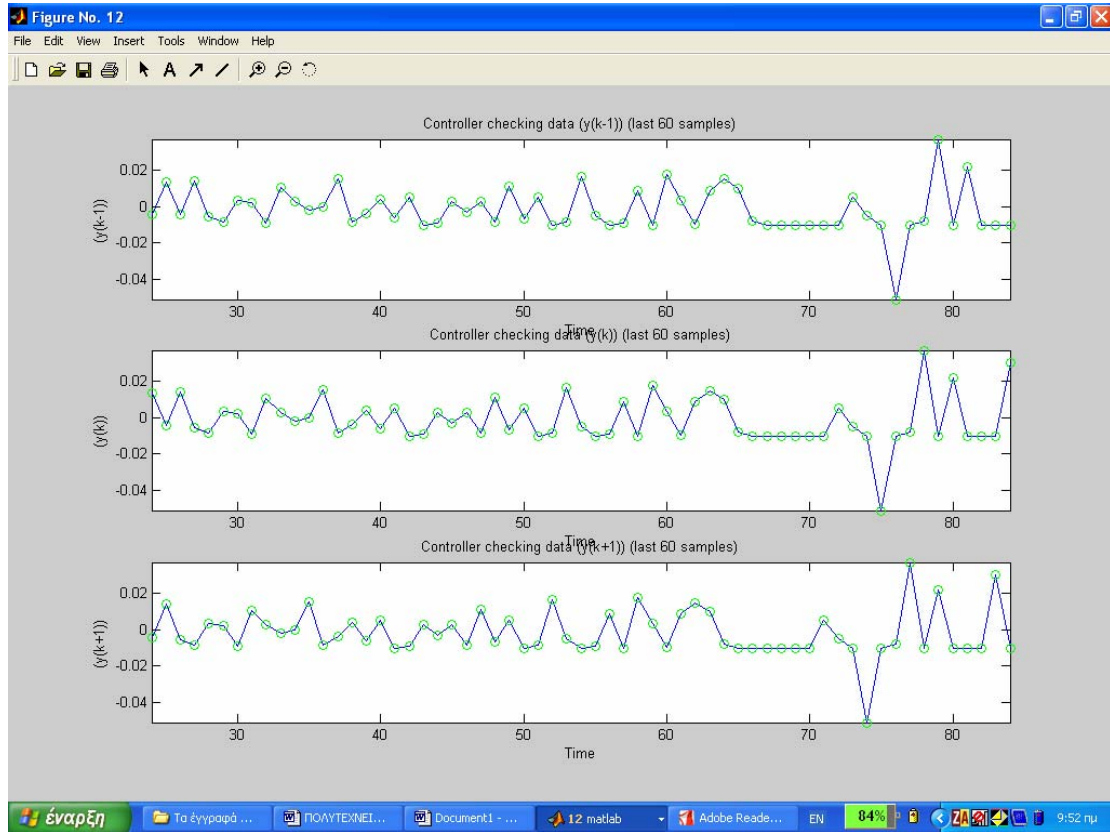
Πίνακας 3 : Αποτελέσματα του RMSE για την gauss2mf με αριθμό εισόδων 2, εποχές από 10 έως 2000 και για mf_n από 2 έως 7.

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η καμπύλη που ακολουθούν τα εκπαιδευόμενα δεδομένα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Βλέπουμε ότι εκτείνονται από -0.01 έως 0.03 και παρουσιάζεται η πορεία της καμπύλης των τελευταίων 60 τιμών των πωλήσεων για $y(k-1)$, $y(k)$ και $y(k+1)$.



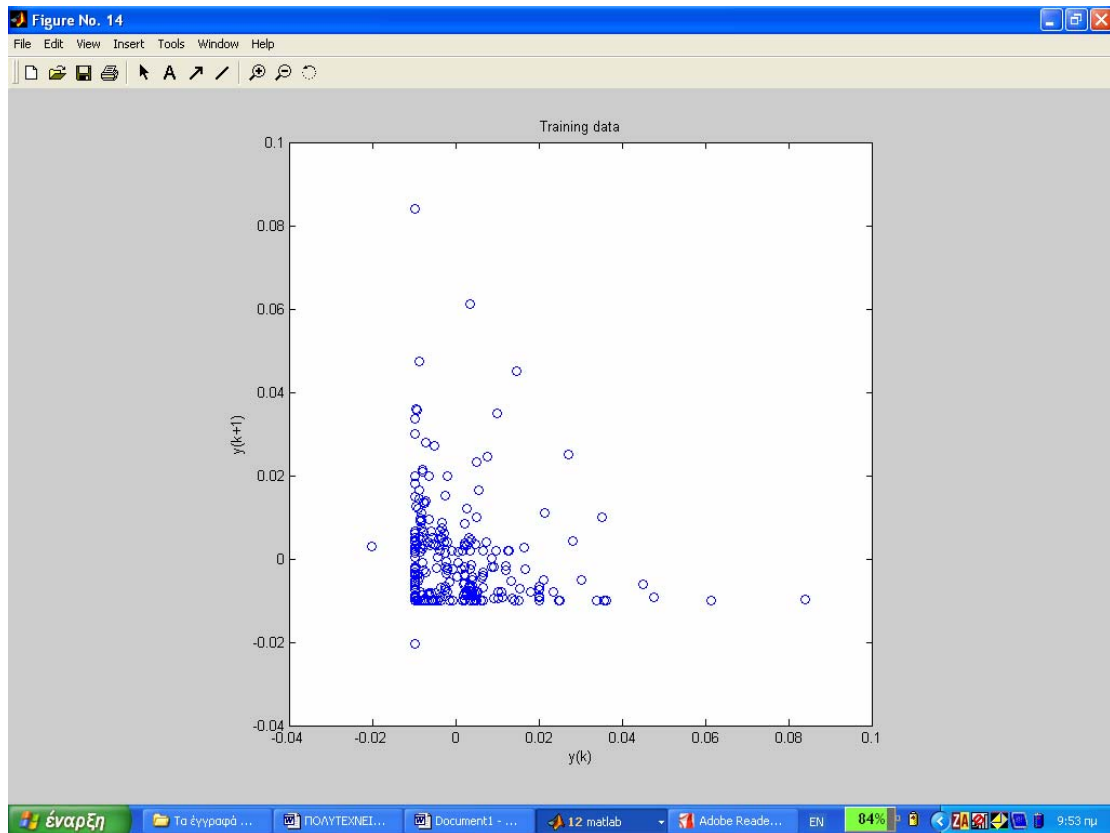
Διάγραμμα 1 : 60 τελευταίες τιμές των δεδομένων εκπαίδευσης

Στο Διάγραμμα 2 φαίνεται η καμπύλη που ακολουθούν τα δεδομένα ελέγχου κατά τη διάρκεια του ελέγχου. Βλέπουμε ότι εκτείνονται από -0.05 έως 0.03 και παρουσιάζεται η πορεία της καμπύλης των τελευταίων 60 τιμών των πωλήσεων για $y(k-1)$, $y(k)$ και $y(k+1)$.



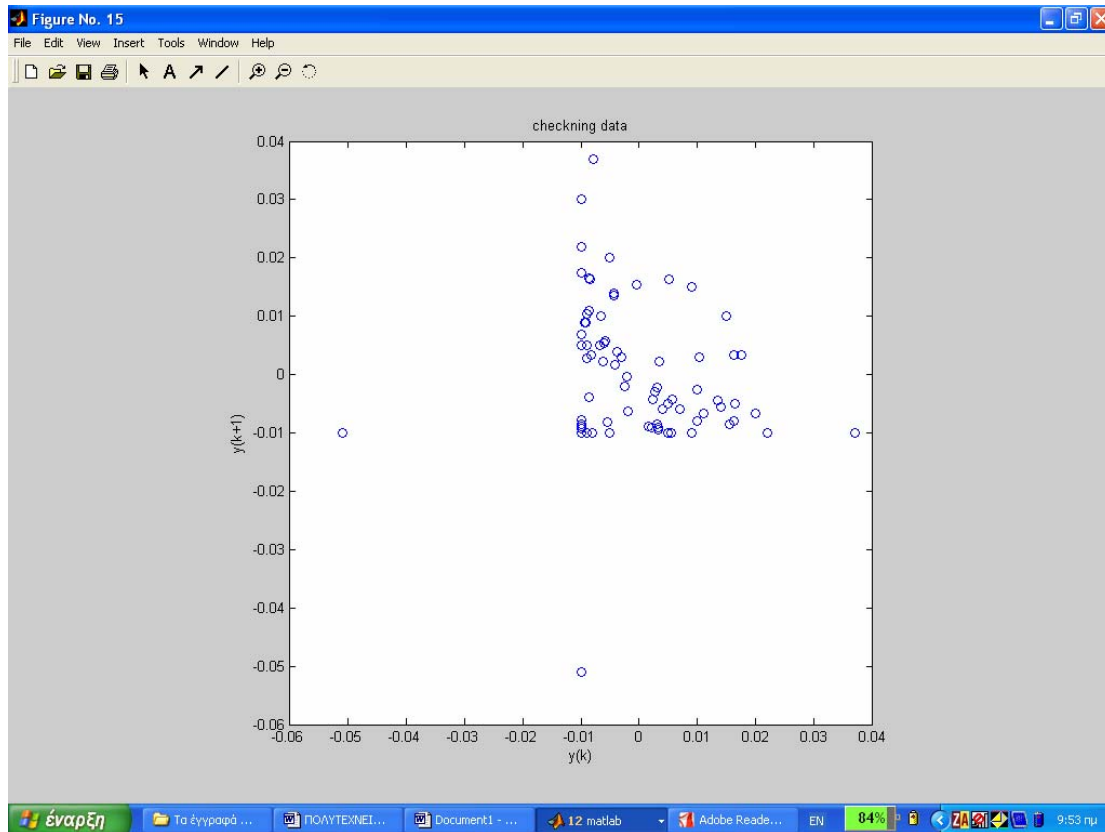
Διάγραμμα 2 : 60 τελευταίες τιμές των δεδομένων ελέγχου

Το Διάγραμμα 3 μας δείχνει τη θέση των δεδομένων εκπαίδευσης σύμφωνα με τις τιμές των πωλήσεων με άξονες x το $y(k)$ και άξονα των y το $y(k-1)$.



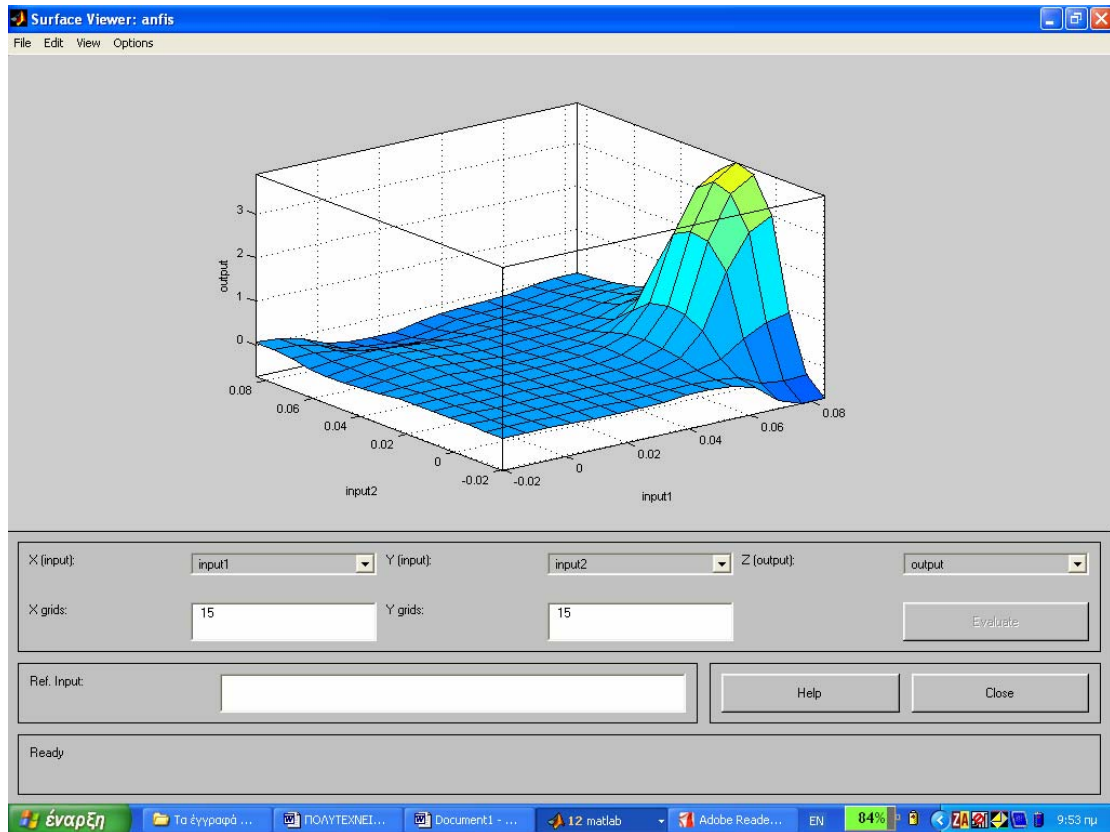
Διάγραμμα 3 : Τιμές δεδομένων εκπαίδευσης

Το Διάγραμμα 4 μας δείχνει τη θέση των δεδομένων ελέγχου σύμφωνα με τις τιμές των πωλήσεων με άξονες x το $y(k)$ και άξονα των y το $y(k-1)$.



Διάγραμμα 4 : Τιμές δεδομένων ελέγχου

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η επιφάνεια των δεδομένων εκπαίδευσης. Αυτό που είναι χαρακτηριστικό στο συγκεκριμένο διάγραμμα είναι η ανωμαλία που παρουσιάζει στο άνω δεξιό μέρος, ανωμαλία που οφείλεται στην έλλειψη δεδομένων εκπαίδευσης σε όλο το κρίσιμο διάστημα.



Διάγραμμα 5 : Επιφάνεια δεδομένων εκπαίδευσης

Παράρτημα

ΚΩΔΙΚΑΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

```
close all
clear
clc
```

```
% load raw time series data
%load posostaxwrismidenika_new2.dat
%load posost.dat
%pososta=posostaxwrismidenika_new2(:,2)
%pososta=posost(:,2)
```

```
% data consist of daily changes on sales.
% we trying to forecast the demand of one step ahead (next day)
data=[-0.0100
-0.0020
-0.0080
-0.0010
0.001833
-0.0086
0.0027
-0.0086
-0.0100
-0.0100
-0.0023
-0.0007
-0.0100
-0.0037
-0.0100
-0.0066
```

-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.00500
-0.0100
0.00200
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.0005
0.001800
-0.0060
-0.0083
0.00910
-0.0094
-0.0100
-0.0100
0.0014
-0.0025
0.001466
-0.0100
-0.0089
0.04750
-0.0093
0.0357
-0.0100
-0.0100
0.0300
-0.0050
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.08400
-0.0098
0.00440
-0.0083
0.00728
0.0040
-0.0088
-0.0046
-0.0021

0.0200
-0.0092
-0.0100
0.00200
-0.0097
0.03600
-0.0100
-0.0100
0.0025
-0.0081
0.02100
-0.0050
0.0033
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0090
-0.0054
-0.0100
-0.0100
0.0060
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0050
0.0033
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.0337
-0.0100
0.00300
-0.0066
-0.0088
0.0145
0.0450
-0.0060
0.0066
-0.0070
-0.0100
-0.0040
0.0066

0.00200
-0.0100
-0.0100
0.00650
-0.0033
0.0050
0.0100
-0.0080
-0.0087
0.00900
-0.0020
0.00400
-0.0085
0.0016
0.00200
0.0033
0.00200
-0.0083
-0.0088
0.00537
0.0166
-0.0025
-0.0089
0.0164
0.0027
0.0120
-0.0028
0.0040
-0.0064
-0.0085
0.00977
0.0350
0.0100
-0.0096
0.0125
0.0020
-0.0041
0.00325
-0.0077
0.0063
-0.0045
0.0005
-0.0009

-0.0025
-0.0066
0.0095
0.0020
0.0038
-0.0043
-0.0100
-0.0086
-0.0079
0.01360
-0.0095
0.0127
0.0020
0.0085
-0.0020
-0.0023
-0.0036
0.00494
-0.0079
0.00336
-0.0080
0.00511
-0.0080
0.0213
0.0111
-0.0093
0.00359
0.0046
0.0036
-0.0015
-0.0056
0.0050
0.0233
-0.0078
-0.0026
0.0153
-0.0072
-0.0033
0.0075
0.0246
-0.0100
0.0200
-0.0090

-0.0100
0.01800
-0.0080
0.0025
0.0033
-0.0063
0.0033
0.0020
-0.0058
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.004150
-0.0100
-0.0203
0.00300
0.0050
-0.0100
-0.0100
-0.0092
-0.0036
-0.0100
-0.0100
-0.0033
0.0087
0.0002
-0.0042
0.004780
-0.0100
-0.0100
0.02000
-0.0066
-0.0081
-0.0100
0.0066
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0040
-0.0093
0.0035

0.0612
-0.0100
-0.0025
-0.0073
0.01400
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0073
0.0280
0.0042
-0.0075
0.0133
-0.0053
0.0271
0.0250
-0.0100
-0.0100
0.0200
-0.0075
-0.0100
-0.0100
-0.0060
-0.0100
0.01500
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0055
0.003500
-0.0066
0.0200
-0.0100
-0.0095
0.00320
0.00400
-0.0090
0.0120
-0.0016

-0.0100
-0.0100
0.0066
-0.0040
0.0020
-0.0020
0.00400
-0.0050
-0.0083
0.01100
-0.0080
0.0025
0.0033
-0.0025
-0.0020
-0.0028
0.00600
-0.0100
0.00200
-0.0037
-0.0068
0.00400
-0.0080
0.0066
-0.0100
0.00800
-0.0050
0.0200
-0.0066
0.0100
-0.0025
-0.0020
-0.0062
0.00225
-0.0042
0.0016
-0.0089
-0.0100
-0.0085
0.0163
0.0033
-0.0090
0.00504

0.0163
-0.0080
-0.0100
0.0069
-0.0059
0.00574
-0.0043
0.0135
-0.0044
0.0140
-0.0055
-0.0082
0.00337
0.00223
-0.0090
0.0104
0.00300
-0.0022
-0.0004
0.0155
-0.0086
-0.0038
0.00400
-0.0060
0.005400
-0.0100
-0.0089
0.0028
-0.0030
0.00300
-0.0086
0.01100
-0.0067
0.0050
-0.0100
-0.0086
0.01650
-0.0050
-0.0100
-0.0092
0.00900
-0.0100
0.0175

```
0.0033
-0.0094
0.00900
0.0150
0.0100
-0.0080
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.00500
-0.0050
-0.0100
-0.0510
-0.0100
-0.0078
0.0370
-0.0100
0.02200
-0.0100
-0.0100
-0.0100
0.0300
-0.0100]
```

```
pososta=data
```

```
x_min=min(pososta); % calculates the min value of input
x_max=max(pososta); % calculates the max value of input
x_r=range(pososta);% calculates the range of the input.
```

```
time = pososta;
ts = pososta;
```

```
ts_tr=ts(1:300) % training data
ts_ch=ts(301:end)% checking data
```

```
tr1=ts_tr; tr1(1)=[]; tr1(1)=[] % creation of 3th training coloum (t+1)
```



```
tr= ts_tr; tr(1)=[]; tr(length(tr))=[]; % creation of 2th training coloum (t)
tr_1=ts_tr; tr_1(length(tr_1))=[]; tr_1(length(tr_1))=[]; % creation of 1th
training coloum (t-1)
```

```
trn_data=[ tr_1 tr tr1]
t=1:length(tr1)
% prepare checking data
```

```
ch1=ts_ch; ch1(1)=[]; ch1(1)=[] % creation of 3th checking coloum
(t+1)
ch= ts_ch; ch(1)=[]; ch(length(ch))=[]; % creation of 2th checking
coloum (t)
ch_1=ts_ch; ch_1(length(ch_1))=[]; ch_1(length(ch_1))=[]; % creation
of 1th checking coloum (t-1)
```

```
chk_data=[ ch_1 ch ch1]
```

```
all_data=[trn_data;chk_data]
```

```
figure(10) % diagram of last 60 training data
subplot(311); plot(t(end-60:end), tr_1(end-60:end), '-', t(end-60:end),
tr_1(end-60:end), 'go');
xlabel('Time'); ylabel('(y(k-1))'); axis([-inf inf -inf inf]);
title('Controller training data (y(k-1)) (last 60 samples)')
```

```
subplot(312); plot(t(end-60:end), tr(end-60:end), '-', t(end-60:end), tr(end-
60:end), 'go');
xlabel('Time'); ylabel('(y(k))'); axis([-inf inf -inf inf]);
title('Controller training data (y(k)) (last 60 samples)')
```

```
subplot(313); plot(t(end-60:end), tr1(end-60:end), '-', t(end-60:end),
tr1(end-60:end), 'go');
xlabel('Time'); ylabel('(y(k+1))'); axis([-inf inf -inf inf]);
title('Controller training data (y(k+1)) (last 60 samples)')
```

```
t1=1:length(ch1)
figure(12)% diagram of last 60 checking data
subplot(311); plot(t1(end-60:end), ch_1(end-60:end), '-', t1(end-60:end),
ch_1(end-60:end), 'go');
```

```
xlabel('Time'); ylabel('(y(k-1))'); axis([-inf inf -inf inf]);  
title('Controller checking data (y(k-1)) (last 60 samples)')
```

```
subplot(312); plot(t1(end-60:end), ch(end-60:end), '-', t1(end-60:end),  
ch(end-60:end), 'go');  
xlabel('Time'); ylabel('(y(k))'); axis([-inf inf -inf inf]);  
title('Controller checking data (y(k)) (last 60 samples)')
```

```
subplot(313); plot(t1(end-60:end), ch1(end-60:end), '-', t1(end-60:end),  
ch1(end-60:end), 'go');  
xlabel('Time'); ylabel('(y(k+1))'); axis([-inf inf -inf inf]);  
title('Controller checking data (y(k+1)) (last 60 samples)')
```

```
%%%%%%%%%%PLOTING TRAINING DATA AS A SCATTER  
PLOT%%%%%%%%%%  
figure(14)  
plot (tr_1, tr, 'o')  
xlabel ('y(k)')  
ylabel('y(k+1)')  
title('Training data')  
axis equal; axis square
```

```
%%%%%%%%%%PLOTING CHECKING DATA AS A SCATTER  
PLOT%%%%%%%%%%  
figure(15)  
plot (ch_1, ch, 'o')  
xlabel ('y(k)')  
ylabel('y(k+1)')  
title('checkning data')  
axis equal; axis square
```

```
% generate FIS matrix
```

```
epoch_n=10;  
mf_n=4;  
ss = 0.1;  
mf_type='gbellmf'; %type of membership function
```

```

%mf_type='trimf'; %
%mf_type='gauss2mf'
%mf_type='gaussmf' %
%mf_type='smf' %
%mf_type='trapmf' %
%mf_type='zmf' %
%mf_type='pimf' % run problem

in_fismat = genfis1(trn_data, mf_n, mf_type);

% start training

[trn_out_fismat trn_error step_size chk_out_fismat chk_error] = ...
    anfis(trn_data, in_fismat, [epoch_n nan ss nan nan], [1,1,1,1],
chk_data);

figure('name', ...
    ['ANFIS: Bayer sales time series prediction (file: ' mfilename ')'],...
    'number', 'off');
subplot(211);
tmp = [trn_error chk_error];
plot(tmp);
title('Error Curves');
axis([0 epoch_n min(tmp(:)) max(tmp(:))]);
legend('Training Error', 'Checking Error');

subplot(212);
plot(step_size);
title('Step Sizes');

input=all_data(:,1:2)

anfis_output = evalfis(input, trn_out_fismat);

eval_data=all_data(:,3);

```

```

figure (20)
plot(eval_data(end-60:end), 'b-s'), hold, plot(anfis_output(end-60:end),'r-
x');
legend('actual values','anfis prediction values')
xlabel('time')
ylabel('values')
title('Actual values and ANFIS prediction')

```

```

figure (21)
ts2=1:length([all_data(:,3)])
diff = [all_data(:,3)]-anfis_output;
plot(ts2, diff);
axis([min(ts2) max(ts2) min(diff) max(diff)]);
title('Prediction Errors')

```

```

% initial membership functions
figure(21)
subplot(2,1,1)
[mfx, mfy]=plotmf(trn_out_fismat, 'input', 1);
plot(mfx, mfy);
title('(a) Initial MFs on y(k)')
axis([-inf inf 0 1]);

```

```

subplot(2,1,2)
[mfx, mfy]=plotmf(trn_out_fismat, 'input', 2);
plot(mfx, mfy);
title('(b) Initial MFs on y(k-1)')
axis([-inf inf 0 1]);

```

```

%final membership functions
figure('name', ...
    ['ANFIS: Sales time series prediction (file: ' mfilename ')'],...
    'number', 'off');
% plot final MF's
in_range = getfis(trn_out_fismat, 'inrange');
mf_type = getfis(trn_out_fismat, 'inmfypes');
mf_para = getfis(trn_out_fismat, 'inmfparams');
in_n = getfis(trn_out_fismat, 'numinputs');

```

```

in_mf_n = getfis(trn_out_fismat, 'NumInputMfs');
start = [0 cumsum(in_mf_n)] + 1;

subplot(211);
input_index = 1;
curr_in_range = in_range(input_index, :);
curr_mf_type = mf_type(start(input_index): ...
    start(input_index)+in_mf_n(input_index)-1, :);
curr_mf_para = mf_para(start(input_index): ...
    start(input_index)+in_mf_n(input_index)-1, :);
x = linspace(curr_in_range(1), curr_in_range(2), 101);
mf = evalmmf(x, curr_mf_para, curr_mf_type);
plot(x', mf);
axis([curr_in_range 0 1.2]);
title('Final MFs on Input 1, tr(y(k))');

subplot(212);
input_index = 2;
curr_in_range = in_range(input_index, :);
curr_mf_type = mf_type(start(input_index): ...
    start(input_index)+in_mf_n(input_index)-1, :);
curr_mf_para = mf_para(start(input_index): ...
    start(input_index)+in_mf_n(input_index)-1, :);
x = linspace(curr_in_range(1), curr_in_range(2), 101);
mf = evalmmf(x, curr_mf_para, curr_mf_type);
plot(x', mf);
axis([curr_in_range 0 1.2]);
title('Final MFs on Input 2, tr_1(y(k))');

figure(30);
plot(tmp);
title('Error Curves');
axis([0 epoch_n min(tmp(:)) max(tmp(:))]);
xlabel('Epochs');
ylabel('Root-mean-squared Error')
legend('Training Error', 'Checking Error');

showfis(trn_out_fismat)
surfview(trn_out_fismat)
showrule(trn_out_fismat)

```

```

mf_parameters=getfis(trn_out_fismat)
anfisedit(trn_out_fismat1)

%% calculates the Root Mean Squear Error (RMSE)
RMSE=norm(anfis_output-eval_data)/sqrt(size(eval_data,1))

% Mean Square Error (MSE)
MSE_anfis_c=(1/length(anfis_output))*norm(eval_data-anfis_output)^2

% Mean Absolute Error (MAE)
MAE_anfis_c=(1/length(eval_data-anfis_output))*sum(abs(eval_data-
anfis_output))

% Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
MAPE_anfis_c=(100/length(eval_data-
anfis_output))*sum(abs(anfis_output-eval_data)./abs(eval_data))

%end

```

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 1) The Victorian ESI Reforming the Victorian Electricity Supply Industry, Industry Review, 1995.
- 2) B. Nath, M. Nath, Using neural networks and statistical methods for forecasting electricity demand in Victoria.
- 3) G.E.P. Box, G.M. Jenkins, G.C. Reinsel, Time Series Analysis: Forecasting and Control, 3rd Edition, Prentice-Hall, Englewood, 1994.
- 4) N. Kasabov, Evolving fuzzy neural networks: algorithms, applications and biological motivation, in: T. Yamakawa, G. Matsumoto (Eds.), Methodologies for the Conception, Design and Application of Soft Computing, World Scientific, Singapore, 1998, pp. 271–274.
- 5) A. Abraham, B. Nath, Connectionist models for intelligent reactive power control, in: Proceedings of the Australasian MATLAB Users Conference, Melbourne, (<http://www.ceanet.com.au/mluserconf/papers.asp>), November 2000.
- 6) J.M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, PWS Pub Co, 1992.
- 7) A. Abraham, B. Nath, Designing optimal neuro-fuzzy systems for intelligent control, in: J.L. Wang (Ed.), Proceedings of the Sixth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, (ICARCV 2000), (CD ROM Proceeding, Paper Reference 429 — FP7.3 (I), December 2000.
- 8) A.F. Moller, A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning, Neural Networks 6 (1993) 525–533.
- 9) V. Cherkassky, in: O. Kayak, L.A. Zadeh, et al. (Eds.), Fuzzy Inference Systems: A Critical Review, Computational Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications, Springer, Berlin, 1998, pp. 177–197.
- 10) D. Nauk, F. Klawonn, R. Kruse, Foundations of Neuro-Fuzzy Systems, Wiley, New York, 1997.

- 11) E.H. Mamdani, S. Assilian, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, *Int. J. Man-Machine Stud.* 7 (1) (1975) 1–13.
- 12) Ajith Abraham, Baikunth Nath, A neuro-fuzzy approach for modelling electricity demand in Victoria, 2001 Elsevier Science B.V.
- 13) Cheng-Jian Lin*, Yong-Ji Xu, A self-adaptive neural fuzzy network with group-based symbiotic evolution and its prediction applications, 2001 Elsevier Science B.V.
- 14) H. Tong, *Non-linear Time Series: A Dynamical System Approach*, Oxford University Press, Oxford, 1990.
- 15) S.H. Ling, H. Frank, F. Leung, H.K. Lam, Y.-S. Lee, P.K.S. Tam, A novel genetic-algorithm-based neural network for short-term load forecasting, *IEEE Trans. Industrial Electron.* 50 (4) (2003) 793–799.
- 16) C.T. Lin, C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems: A Neural-fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, May 1996.
- 17) M. Li, K. Mehrotra, C. Mohan, S. Ranka, Sunspot numbers forecasting using neural networks, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Control*, vol. 1, September 1990, pp. 524–529.
- 18) N.K. Kasabov, Q. Song, DENFIS: Dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 10 (2) (2002) 144–154.
- 19) J.E. Box, G.M. Jenkins, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, Holden Day, 1970.
- 20) R.S. Cowder III, in: D. Touretzky, G. Hinton, T. Sejnowski (Eds.), *Predicting the Mackey-glass Time Series with Cascade-Correlation Learning*, 1990, pp. 117–123.
- 21) G. Castellano, A.M. Fanelli, C. Mencar, A neuro-fuzzy network to generate human-understandable knowledge from data, *Cognitive Systems Res. J.* 3 (2) (2002) 125–144.

- 22) J.H. Chiang, P.Y. Hao, A new kernel-based fuzzy clustering approach: support vector clustering with cell growing, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 11 (4) (2003) 518–527.
- 23) J.-S.R. Jang, ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Trans. Systems Man Cybern.* 23 (1993) 665–685.
- 24) N.K. Kasabov, Q. Song, DENFIS: Dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 10 (2) (2002) 144–154.
- 25) C.J. Lin, C.H. Chen, Nonlinear system control using compensatory neuro-fuzzy networks, *IEICE Trans. Fundamentals* E86-A (9) (2003) 2309–2316.
- 26) C.T. Lin, C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems: A Neural-fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, May 1996.
- 27) A. Homaifar, E. McCormick, Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 3 (9) (1995) 129–139.
- 28) C.F. Juang, A TSK-type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing by neural network and genetic algorithms, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 10 (2) (2002) 155–170.
- 29) C.L. Karr, Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm, in: *Proceedings of the Fourth Conference on Genetic Algorithms*, 1991, pp. 450–457.
- 30) M.A. Lee, H. Takagi, Integrating design stages of fuzzy systems using genetic algorithms, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, New York, vol. 1, April 1993, pp. 612–617.
- 31) G. Castellano, A.M. Fanelli, C. Mencar, A neuro-fuzzy network to generate human-understandable knowledge from data, *Cognitive Systems Res. J.* 3 (2) (2002) 125–144.

- 32) C.T. Lin, C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems: A Neural-fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, May 1996.
- 33) F.J. Lin, C.H. Lin, P.H. Shen, Self-constructing fuzzy neural network speed controller for permanent-magnet synchronous motor drive, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 9 (5) (2001) 751–759.
- 34) M. Segeno, On stability of fuzzy systems expressed by fuzzy rules with singleton consequents, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 7 (2) (1999) 201–224.
- 35) M.C. Hung, D.L. Yang, The efficient fuzzy c-means clustering technique, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining*, December 2001, pp. 225–232.
- 36) K.K. Ang, C. Quek, M. Pasquier, POPFNN-CRI(S): Pseudo outer product based fuzzy neural network using the compositional rule of inference and singleton fuzzifier, *IEEE Trans. Systems Man Cybern. B* 33 (6) (2003) 838–849.
- 37) N.K. Kasabov, Q. Song, DENFIS: Dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time-series prediction, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* 10 (2) (2002) 144–154.
- 38) W.L. Tung, C. Quek, GenSoFNN: A generic self-organizing fuzzy neural network, *IEEE Trans. Neural Networks* 13 (5) (2002) 1075–1086.
- 39) J. He, L. Liu, G. Palm, Speaker identification using hybrid LVQ-SLP networks, in: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, December 1995, pp. 2052–2055.
- 40) Time dependent neural network models for detecting changes of state in complex processes: Applications in earth sciences and astronomy, Julio J. Valde's , Graeme Bonham-Carter , 2006 Elsevier Ltd.
- 41) Short-term load forecasting based on artificial neural networks parallel implementation K. Kalaitzakis, G.S. Stavrakakis, E.M. Anagnostakis
- 42) IEEE Committee report, Load forecasting bibliography Phase I, *IEEE Trans. Power Appl. Syst.* 99 (1980) 53_ 58.

- 43) I. Moghram, S. Rahman, Analysis and evaluation of five shortterm load forecasting techniques, IEEE Trans. Power Syst. 4 (4) (1989) 1484_ 1491.
- 44) IEEE Committee report, Load forecasting bibliography Phase I, IEEE Trans. Power Appl. Syst. 99 (1980) 53_ 58.
- 45) I. Moghram, S. Rahman, Analysis and evaluation of five shortterm load forecasting techniques, IEEE Trans. Power Syst. 4 (4) (1989) 1484_ 1491.
- 46) S. Chen, E. Chng, Regularized orthogonal least squares algorithm for constructing radial basis function networks, Int. J. Control 64 (5) (1996) 829_ 837.
- 47) G. Irisarri, S. Widergren, On-Line load forecasting for energy control center applications, IEEE Trans. Power Appl. Syst. 101 (1) (1982) 71_ 78.
- 48) K. Jabbour, J.F.V. Riveros, D. Landsbergen, ALFA: automated load forecasting assistant, IEEE Trans. PWRS 3 (1988) 908_ 914.
- 49) J. Hertz, A. Krogh, R.G. Palmer, Introduction to Theory of Neural Computation, Addison-Wesley, 1991.
- 50) K.L. Ho, et al., Short-term load forecasting of Taiwan power system using a knowledge based expert system, IEEE Trans. Power Syst. 5 (4) (1990) 1214_ 1219.
- 51) S. Rahman, R. Bhatnagar, An expert system based algorithm for short-term load forecast, IEEE Trans. Power Syst. AS-101 (1982) 9.
- 52) K. Lee, Y. Cha, C. Ku, A study on neural networks for short-term load forecasting, Proc. ANNPS '91, Seattle, July (1991) 26_ 30.
- 53) C.N. Lu, H.T. Wu, S. Vemuri, Neural network based short-term load forecasting, IEEE Trans. Power Syst. 8 (1) (1993) 337_ 342.
- 54) G.N. Kariniotakis, E. Kosmatopoulos, G. Stavrakakis, Load forecasting using dynamic high-order neural networks, Proc. IEEE-NTUA Joint Int. Power Conf., Athens, Greece, 1993, pp. 801_ 805.

- 55) A. Bakirtzis, V. Petridis, S. Klartzis, A neural network short-term load forecasting model for the Greek power system, IEEE Trans. Power Syst. 11 (2) (1996) 858_ 863.
- 56) A. Papalexopoulos, S. How, T.M. Peng, An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS, IEEE Trans. Power Syst. 9 (4) (1994) 1956_ 1962.
- 57) Srinivasan, Dipti, Evolving artificial neural networks for shortterm load forecasting, Neurocomputing 23 (1998) 265_ 276.
- 58) G.N. Kariniotakis, G.S. Stavrakakis, E.F. Nogaret, Wind power forecasting using advanced neural networks models, IEEE Trans. Energy Convers. 11 (4) (1996) 762_ 767.
- 59) I. Drezga, S. Rahman, Short-term load forecasting with local ANN predictors, IEEE Trans. Power Syst. 14 (1999) 3.
- 60) R.J. Kuo, P. Wu, C.P. Wang, An intelligent sales forecasting system through integration of artificial neural networks and fuzzy neural networks with fuzzy weight elimination.