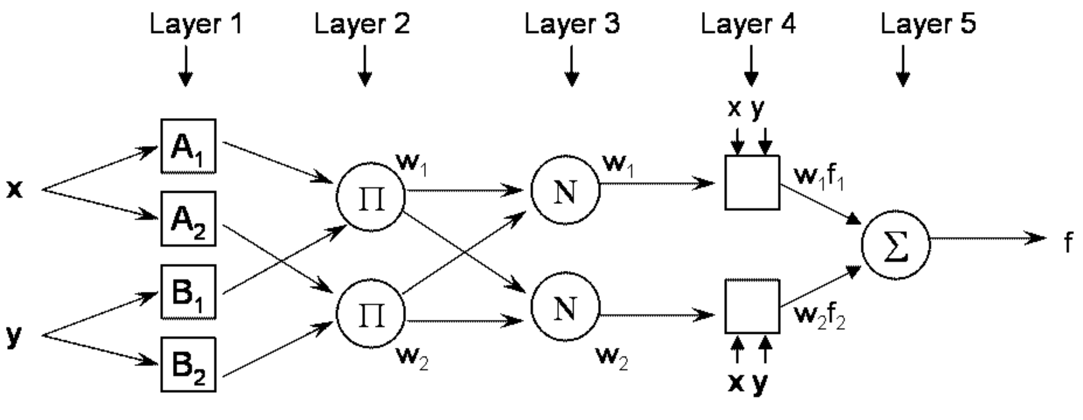
ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θέμα :

« Ανασκόπηση των προσαρμοστικών νεύρο-ασαφών μεθόδων (Review of Anfis) »



Συντάκτρια : Πουλή Ιωάννα

Επιβλέπων Καθηγητής : Ατσαλάκης Γεώργιος
Επιτροπή αξιολόγησης : Ατσαλάκης Γεώργιος, Σκιαδάς Χρήστος, Παπαδάκης Γεώργιος

Χανιά, 2011

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Από τη θέση αυτή επιθυμώ να ευχαριστήσω θερμά τον μέχρι πρότινος επιβλέποντα Καθηγητή του Πολυτεχνείου Κρήτης, Γεώργιο Ατσαλάκη για την συμβολή του και καθοδήγηση του στην εκπόνηση αυτής της εργασίας, καθώς και για την επιλογή του θέματος. Πρόκειται για έναν εξαίρετο απόκτημα-παράδειγμα του Πολυτεχνείου Κρήτης, με πολλές γνώσεις και δημοσιεύσεις στον Παγκόσμιο Τύπο.

Αισθάνομαι ακόμη την ανάγκη να ευχαριστήσω όσους από τους καθηγητές του Τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης υπήρξαν πρότυπο και παράδειγμα προς μίμηση τα χρόνια που αποτέλεσα μέρος του Πολυτεχνείου Κρήτης , όπως τον κύριο Μιχάλη Δούμπο και τον κύριο Σταυρουλάκη Γεώργιο.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες θα ήθελα να απευθύνω στην οικογένεια μου, τον πατέρα μου Φώτη, τη μητέρα μου Αντιγόνη ,και τον αδερφό μου Παρασκευά , για την ηθική , ψυχολογική , πνευματική και υλική υποστήριξή τους και κυρίως την υπομονή που επέδειξαν κατά τη διάρκεια της φοίτησης μου. Τους ευχαριστώ για τις αξίες που μου μετέδωσαν και για τον άνθρωπο που με έκαναν. Ελπίζω και εύχομαι να είναι περήφανοι για μένα, και υπόσχομαι να τους τιμάω πάντα.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ στους συμφοιτητές μου και τις συμφοιτήτριες μου ,που ήταν μαζί μου στα δύσκολα και στα εύκολα, στις χαρές και τις λύπες.

Και ένα τελευταίο και πολύ σημαντικό ,τεράστιο ευχαριστώ στους παιδικούς μου φίλους και φίλες από την ιδιαίτερη πατρίδα μου την Πάτρα, που έμειναν δίπλα μου σαν να μην έφυγα ποτέ.

Σας ευχαριστώ όλους από την καρδιά μου!

«Η επιστήμη πάντοτε κάνει λάθη.

Ποτέ δεν έλυσε ένα πρόβλημα, χωρίς να θέσει ένα άλλο.»

Τζορτζ Μπέρναρντ Σο

Περιεχόμενα

1.Προλόγος

1.1 Εισαγωγή- Σκοπός εργασίας

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας διερευνήθηκε η δυνατότητα χρήσης τεχνολογίας ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών. Μελετήθηκαν τα επιμέρους είδη μοντέλων που χρησιμοποιούνται εκάστοτε για διάφορες εφαρμογές και θα αναπτυχθούν στην συνέχεια. Σκοπός λοιπόν αυτής της εργασίας είναι η καταγραφή και η ανάλυση των νευρο-ασαφών συστημάτων ,καθώς και των εφαρμογών τους στη σύγχρονη ζωή.

Στην τελευταία δεκαετία η ασαφής λογική έχει εφαρμοστεί επιτυχημένα σε πολλούς διαφορετικούς τομείς της εφαρμοσμένης μηχανικής συμπεριλαμβανομένων του αυτόματου ελέγχου, προσδιορισμού συστημάτων, αναγνώριση σχεδίου, κατασκευαστικό σχέδιο, οικοδομική διαμόρφωση και πολλά περισσότερα.

Αυτό που κάνει την ασαφή λογική ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα είναι η δυνατότητά της να χειριστεί την παρουσιαζόμενη ανακρίβεια σε ένα σύστημα. Η ασαφής λογική γίνεται ένα ισχυρό εργαλείο για την επίλυση προβλημάτων όταν η ανθρώπινη εξειδικευμένη γνώση είναι διαθέσιμη.

Ακόμα πιο ελκυστική είναι η ιδέα της εκμετάλλευσης της ασαφούς θεωρίας στην καθοδηγούμενη εξαγωγή στοιχείων με εύκολα στην κατανόηση και απόδοση πρότυπα-μοντέλα.

Ο μαθηματικός Lofti Zadeh του Πανεπιστημίου της Καλιφόρνια ήταν ο πρώτος που ανέδειξε την ανάγκη των μαθηματικών των ασαφών ποσοτήτων (mathematics of fuzzy or cloudy quantities) στην εργασία με τίτλο «From Circuit Theory to System Theory». Η έννοια της ασαφούς λογικής γεννιέται το 1965, όταν ο Zadeh δημοσιεύει ένα πρωτοποριακό άρθρο με τίτλο 'Ασαφή συστήματα ' (Fuzzy Sets), προτείνοντας αυτού του είδους μαθηματικά και θέτοντας, με αυτό τον τρόπο, τις βάσεις για την παραπέρα εξέλιξή της.

Το 1972 ο Michio Sugeno, διαδέχεται τον Lotfi Zadeh, συμπληρώνοντας τη θεωρία του με τις έννοιες του 'Ασαφούς τρόπου σκέψης' και του 'Ασαφούς ολοκληρώματος'. Ιδιαίτερο βήμα, στην ιστορία της ασαφούς λογικής, γίνεται το 1974 όταν οι Mamdani και Assilian εφαρμόζουν τη θεωρία της ασάφειας για τον έλεγχο μιας ατμομηχανής, δημιουργώντας ένα σύστημα, το οποίο δεχόταν ανθρώπινες γνώσεις στρατηγικών ελέγχου εκφρασμένες λεκτικά και τις κωδικοποιούσε απευθείας ως προγράμματα που δρούσαν στο περιβάλλον. Από το 1980 και μετά, αρχίζει η παραγωγή σειράς μηχανών, ελεγχόμενες από ασαφή συστήματα(*fuzzy logic control*).

Η ύπαρξη της θεωρίας ασαφούς λογικής γίνεται ευρέως γνωστή, ενώ συγχρόνως εμπλουτίζεται το πεδίο της με νέες έννοιες. Η ασαφής θεωρία συνόλων -

fuzzy set theory -, ο ασαφής τρόπος σκέψης – *fuzzy reasoning* - και το σύστημα ασαφούς ελέγχου – *fuzzy logic control* -, είναι μερικά από αυτά. Τα πεδία εφαρμογής ασαφούς λογικής είναι πολλά. Κάθε εφαρμογή όμως θα πρέπει να στοχεύει στην βελτιστοποίηση της λειτουργίας του συστήματος. Εάν το αποτέλεσμα είναι κατώτερο του επιθυμητού, χρησιμοποιούνται συμβατικές μέθοδοι, βασιζόμενες σε μαθηματικές σχέσεις.

Γενικότερα, αυτή η ιδέα βασίζεται στο γεγονός ότι ορισμένα ασαφή συστήματα εμπεριέχουν την παγκόσμια προσεγγιστική διαδικασία. Για τα περισσότερο πεπλεγμένα συστήματα όπου υπάρχουν μερικά αριθμητικά στοιχεία και όπου μόνο διφορούμενες και ανακριβείς πληροφορίες μπορούν να είναι διαθέσιμες, ο ασαφής συλλογισμός παρέχει έναν τρόπο κατανόησης της συμπεριφοράς του συστήματος, επιτρέποντας μας να κάνουμε *παρεμβολές* έγγιστα ανάμεσα στις καταγεγραμμένες καταστάσεις εισόδου και εξόδου.

Πάραυτα, η ανακρίβεια στα ασαφή μοντέλα είναι γενικά αρκετά υψηλή, και αυτό αποτελεί ένα πρόβλημα. Ένα ακόμα θέμα που τίθεται είναι η διαφορά στον αριθμό των εισόδων που μπορούμε να δώσουμε στο σύστημα , με τον αριθμό των εξόδων, που είναι ένα(1). Ήτοι, σε ένα σύστημα μπορούμε να βάλουμε 9 εισόδους και θα έχουμε 1 έξοδο. Αυτό δυσκολεύει πολλές φορές την κατανόηση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν , με αποτέλεσμα να πρέπει να εκπαιδεύσουμε πάλι το σύστημα. Στα παρακάτω κεφάλαια θα γίνει μια ανάλυση σχετικά με την επίλυση αυτού του προβλήματος, καθώς και τα διαφορετικά μοντέλα που διαμορφώνονται στα ασαφή προβλήματα.

2. Θεωρία

Σε αυτό το κεφάλαιο θα προσπαθήσουμε να επεξηγήσουμε κάποιες βασικές έννοιες που θα μας βοηθήσουν παρακάτω.

Αρχικά θα αναλύσουμε λοιπόν συνοπτικά τρεις έννοιες, και αυτές είναι :

Η ερμηνεία της ασαφούς λογικής,
Η ερμηνεία του νευρωνικού δικτύου,
Και τέλος η ερμηνεία του όρου τεχνητή νοημοσύνη.

Και οι τρεις όροι είναι σχετικά πρόσφατα καταγεγραμμένοι. Η ανάπτυξη της τεχνολογίας αύξησε τις δυνατότητες των υπολογιστών, την ταχύτητα εκτέλεσης λειτουργιών , καθώς και το εύρος τους.

2.1 Θεωρία Ασαφούς Λογικής (fuzzy logic)

Η ιδέα της Ασαφούς Λογικής (Zadeh, 1965) αποτέλεσε πραγματική επανάσταση στη θεωρία της λογικής των μαθηματικών και κατ' επέκταση των σύγχρονων επιστημών και της τεχνολογίας, γιατί πράγματι υπερέβαινε τα εσκαμμένα και ξέφευγε από το μοντέλο που κυριαρχούσε εδώ και 2500 χρόνια, δηλαδή από το παραδοσιακό αριστοτέλειο ασπρόμαυρο μοντέλο του «0-1», «αληθές-ψευδές».

Δέκα χρόνια αργότερα άρχισε να προκαλεί το ενδιαφέρον των επιστημόνων και σταδιακά αναγνωρίσθηκε ευρέως από την επιστημονική κοινότητα, έχοντας ως κύρια εφαρμογή τον έλεγχο συστημάτων. Οι κύριοι λόγοι που συνέβαλαν στην αποδοχή των ασαφών συστημάτων ελέγχου σχετίζονταν με την ευκολία του σχεδιασμού τους και την απλότητα τους, καθώς και με την ικανότητα-ιδιότητα τους να ελέγχουν πολύπλοκες και συνεχώς μεταβαλλόμενες διαδικασίες.

Η βασική διαφορά των ασαφών μοντέλων από τα κλασικά εντοπίζεται στις πληροφορίες που επεξεργάζονται. Τα κλασσικά μοντέλα αποφεύγουν να χρησιμοποιούν ακαθόριστες, ανακριβείς και αβέβαιες πληροφορίες, καθώς κάτι τέτοιο θα οδηγούσε σε λήψη εσφαλμένων αποφάσεων. Αντίθετα, τα ασαφή μοντέλα, τα οποία δεν απαιτούν ακριβή αριθμητικά δεδομένα των μεταβλητών ελέγχου και των παραμέτρων του συστήματος, μπορούν να χρησιμοποιήσουν αυτού του είδους τις πληροφορίες.

Οι ελεγκτές που είναι σχεδιασμένοι με βάση την ασαφή λογική έχουν την έμφυτη ιδιότητα να χειρίζονται ασαφή στοιχεία και στοιχεία με θόρυβο. Βασίζονται στην ανθρώπινη ικανότητα να αντιλαμβάνεται την συμπεριφορά του συστήματος με ποιοτικούς κανόνες. Μέσω ενός συνόλου απλών *λεκτικών κανόνων (*linguistic rules*)*, η ασαφής λογική μπορεί να μοντελοποιήσει τη γνώση και την εμπειρία ενός πεπειραμένου χρήστη. Έτσι διαμορφώνεται ένα *σύστημα βασισμένο στη γνώση (*knowledge based system*)* το οποίο οδηγεί σε απλούστερα μοντέλα που είναι πιο εύχρηστα και πιο κοντά στη ανθρώπινη λογική. Με αυτό τον τρόπο γίνεται εφικτός ο έλεγχος συστημάτων ακόμα και σε συνθήκες λειτουργίας στις οποίες οι κλασικές μέθοδοι ελέγχου αποτυγχάνουν.

Η ασάφεια είναι ένα εγγενές χαρακτηριστικό της γλώσσας. Η ασαφής λογική (fuzzy logic) είναι ένα υπερσύνολο της κλασικής λογικής, η οποία έχει επεκταθεί ώστε να μπορεί να χειριστεί τιμές αληθείας μεταξύ του "απολύτως αληθούς" και του "απολύτως ψευδού".

Ένας βασικός όρος της ασαφούς λογικής είναι το ασαφές σύνολο (fuzzy set). Ένα ασαφές σύνολο είναι ένα σύνολο του οποίου τα όρια δεν είναι απόλυτα καθορισμένα και το οποίο περιέχει στοιχεία με διαφορετικούς βαθμούς-συναρτήσεις συμμετοχής.

Ασαφές Σύνολο (fuzzy set) Α είναι ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών (x, uA(x)) όπου x∈X και uA(x)∈[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 uA(x) λέγεται **βαθμός αληθείας** (degree of truth), συμβολίζει το βαθμό της συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα [0,1]. Η συνάρτηση u(A) ονομάζεται **συνάρτηση συγγένειας** ή **συνάρτηση συμμετοχής** (membership function) και στην πράξη μπορεί να προέρχεται από:

• *Υποκειμενικές εκτιμήσεις*

• *Προκαθορισμένες (ad hoc) και απλοποιημένες μορφές*

• *Συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες*

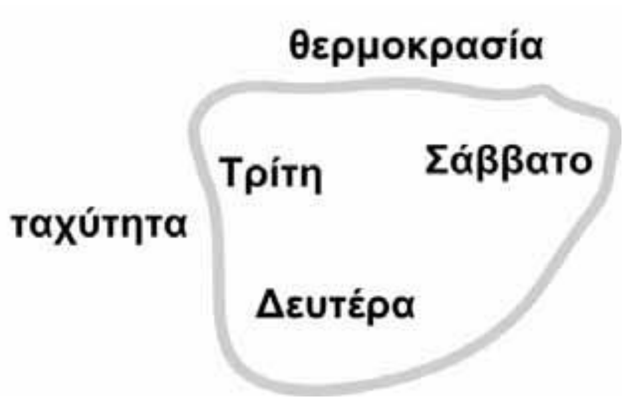
• *Φυσικές μετρήσεις*

• *Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (συνήθως με νευρωνικά δίκτυα)*

Η ασαφής θεωρία συνόλων μεταπίπτει στην αντίστοιχη κλασική, όταν οι δυνατές τιμές της συνάρτησης συγγένειας είναι μόνο 0 και 1. *Η ασαφής λογική λοιπόν, είναι μια μέθοδος που διευκολύνει την ανάλυση αβεβαιότητας των συστημάτων όπου η αβεβαιότητα προκύπτει λόγω αοριστίας ή ασάφεια λόγω της τυχαιότητας μόνο.*

Για να γίνει πιο κατανοητή η έννοια του ασαφούς συνόλου, θα περιγραφεί αρχικά η έννοια του κλασικού συνόλου (crisp set). Ένα κλασικό σύνολο περιλαμβάνει ή όχι ένα συγκεκριμένο στοιχείο.

Για παράδειγμα, το σύνολο «ημέρες της εβδομάδας», Σχ. 1.1, αδιαμφισβήτητα περιέχει τα στοιχεία Δευτέρα, Τρίτη και Σάββατο. Το ίδιο σύνολο αδιαμφισβήτητα δεν περιλαμβάνει τα στοιχεία ταχύτητα, θερμοκρασία κλπ. Ο παραπάνω ορισμός του συνόλου είναι σύμφωνος με την αριστοτελική λογική, η οποία υποστηρίζει ότι το X ανήκει είτε στο σύνολο «Α» είτε στο σύνολο «όχι Α».



Σχ. 1.1: Απεικόνιση του κλασικού συνόλου «ημέρες της εβδομάδας».

Στη συνέχεια, ας θεωρήσουμε το σύνολο «ημέρες του Σαββατοκύριακου». Το Σχ. 1.2 αποτελεί μια προσπάθεια ταξινόμησης των ημερών του Σαββατοκύριακου. Όλοι θα συμφωνήσουν ότι το Σάββατο και η Κυριακή ανήκουν σ' αυτό. Όσον αφορά στην Παρασκευή όμως; Οι περισσότεροι τη θεωρούμε μέρος του Σαββατοκύριακου, σύμφωνα με τη λογική όμως δε θα έπρεπε να την τοποθετήσουμε σε αυτό το σύνολο. Θα μπορούσαμε να τοποθετήσουμε την Παρασκευή στο όριο ανάμεσα στα σύνολα «ημέρες του Σαββατοκύριακου» και «όχι ημέρες του Σαββατοκύριακου», θεωρώντας την στοιχείο και των δύο συνόλων. Η λογική των κλασσικών συνόλων δε θα επέτρεπε μια τέτοια κατάσταση. Η ανθρώπινη εμπειρία όμως υποστηρίζει ότι το να κατατάσσουμε μια έννοια στο όριο μεταξύ δύο συνόλων αποτελεί μια καθημερινή πραγματικότητα. **Η ασαφής λογική είναι ουσιαστικά μια γενίκευση της δίτιμης (Boolean) λογικής.** Αν αντιστοιχήσουμε στο «αληθές» την αριθμητική τιμή “1” και στο «ψευδές» την τιμή “0”, μπορούμε να πούμε ότι η ασαφής λογική επιτρέπει και ενδιάμεσες τιμές όπως το ΄΄0.2΄΄ και το ΄΄0.8΄΄.

Σχήμα 1.2: Ταξινόμηση των ημερών του σαββατοκύριακου.

Ένα ασαφές σύνολο είναι στην πραγματικότητα ένα υποσύνολο ενός κλασσικού συνόλου, όπως έδειξε ο Kaufmann. Κρατάμε τον όρο ασαφές για λόγους ευκολίας. Ένα ασαφές σύνολο με ένα στοιχείο ονομάζεται Singleton.

$$\tilde{A} = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \ldots + \frac{\mu_A(x_N)}{x_N} \right\} = \left\{ \sum_{i=1}^{N} \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} \right\}$$

Όπου μ είναι ο βαθμός συμμετοχής (membership function) και το σύμβολο + δεν υποδηλώνει άθροισμα.

2.1.1. Πράξεις θεωρίας συνόλων

Ένωση και τομή ασαφών συνόλων

Η κλασσική ένωση και τομή των συνόλων μπορεί να επεκταθεί στα ασαφή σύνολα ως εξής:

$\forall x \epsilon X,\ A \cup B_\iota(x) = \max(A_\iota(x), B_\iota(x))$

$A \cap B_\iota(x) = \min(A_\iota(x), B_\iota(x))$

Η τιμή του $A_\iota(x)$ σε ένα συμπαγές, ασαφές σύνολο εξαρτάται από την τιμή του $A_\iota(x)$ στα βασικά ασαφή σύνολα από τα οποία αποτελείται και τίποτε άλλο:

$\forall x \epsilon X,\ A \cup B_\iota(x) = f(A_\iota(x), B_\iota(x))$

$A \cap B_\iota(x) = g(A_\iota(x), B_\iota(x))$

- Οι f και g είναι προσεταιριστικές, αντιμεταθετικές και επιμεριστικές.
- Οι f και g είναι συνεχής και μη φθίνουσες όσο αφορά τις παραμέτρους τους. Διαισθητικά το $A \cup B_\iota(x)$ ή το $A \cap B_\iota(x)$ δεν μπορεί να μειωθεί όταν το $A_\iota(x)$ ή το $B_\iota(x)$ αυξάνει. Μικρές αυξήσεις στα $A_\iota(x)$ ή $B_\iota(x)$ δεν μπορεί να προκαλέσουν μεγάλες αλλαγές στα $A \cup B_\iota(x)$ ή $A \cap B_\iota(x)$.
- Τα f(u,v) και g(u,v) είναι <u>αυστηρά αύξοντα</u>. Εάν ισχύει $A_\iota(x_1) = B_\iota(x_1) > A_\iota(x_2) = B_\iota(x_2)$, τότε προφανώς τα $A \cup B_\iota(x_1)$ ή $A \cap B_\iota(x_1)$ είναι μεγαλύτερα από τα $A \cup B_\iota(x_2)$ ή $A \cap B_\iota(x_2)$.
- Ισχύει: $\forall x \epsilon X,\ A \cup B_\iota(x) \geq \max(A_\iota(x), B_\iota(x))$

  $A \cap B_\iota(x) \leq \min(A_\iota(x), B_\iota(x))$

- Πλήρης συμμετοχή στα Α και Β σημαίνει πλήρης συμμετοχή στο $A \cap B$. Πλήρης έλλειψη από τα Α και Β σημαίνει πλήρη έλλειψη από το $A \cup B$:

  $g(1,1)=1, \quad f(0,0)=0.$

Συμπλήρωμα ασαφούς συνόλου

Το συμπλήρωμα (*complement*) $\bar{A}$ του Α ορίζεται με την βοήθεια της $A_\iota(x)$ ως εξής:

$\forall x \varepsilon X,\ \bar{A}_\iota(x) = 1 - A_\iota(x) = h(A_\iota(x))$

Για το $\bar{A}_\iota(x)$ ισχύει:

- Το $\bar{A}_\iota(x)$ εξαρτάται μόνον από το $A_\iota(x)$.
- $h(0)=1$ και $h(1)=0$.
- Η $h(A_\iota(x))$ είναι συνεχής και αυστηρά φθίνουσα .
- $h(h(A_\iota(x)))= A_\iota(x)$.

Οι παραπάνω σχέσεις δεν ορίζουν μοναδικά την **h**, ακόμα και αν προσθέσουμε την εξής σχέση $h(1/2)=1/2$. Αλλά, αν $h(u)=1-u$ τότε:

- $\forall x_1 \in X$, $\forall x_2 \in X$, αν $A_\iota(x_1)+ A_\iota(x_2)=1$, τότε $\bar{A}_\iota(x_1)+ \bar{A}_\iota(x_2)=1$
- $\forall x_1 \in X$, $\forall x_2 \in X$, αν $A_\iota(x_1)- A_\iota(x_2)= \bar{A}_\iota(x_1)- \bar{A}_\iota(x_2)$

Παρόλα αυτά μπορεί να προκύψουν καταστάσεις όπου να μην είναι απαραίτητες οι δύο τελευταίες σχέσεις. Ορίζουμε το λ-συμπλήρωμα (*λ- complement*) $\bar{A}^\lambda$ του A:

$$\bar{A}^\lambda{}_\iota(x)=(1- A_\iota(x))/(1+\lambda A_\iota(x)),\quad \lambda \in]-1, \infty)$$

Όταν το A είναι κανονικό υποσύνολο του X, το ζεύγος (A,Ā) αποτελεί μια διαμέριση του X, εκτός αν το A=Ø ή A=X. Όταν το A είναι ασαφές, τότε το σύνολο (A, Ā) λέγεται ασαφής διαμέριση (*fuzzy partition*), γενικότερα για m ασαφή σύνολα για τα οποία ισχύει $\forall x \in X$,

$\sum_{i=1}^{m} A_i(x) = 1$, τα A_i σύνολα αποτελούν μια ασαφή διαμέριση του X.

Δομή των συνόλων των ασαφών υποσυνόλων του X

Έστω P(*X*) το δυναμοσύνολο του X. Έστω P*(*X*) το σύνολο των ασαφών υποσυνόλων του X. Η δομή του μπορεί να εξαχθεί από την δομή του πραγματικού διαστήματος [0,1]. Για το P*(*X*) έχουμε τις εξής ιδιότητες:

(a) $A\cup B= B\cup A$ και $A\cap B=A\cap B$
(b) $A\cup(B\cup C)=(A\cup B)\cup C$ και $A\cap(B\cap C)=(A\cap B)\cap C$
(c) $A\cup A=A$ και $A\cap A=A$
(d) $A\cup(B\cap C)=(A\cup B)\cap(A\cup C)$ και $A\cap(B\cup C)=(A\cap B)\cup(A\cap C)$
(e) $A\cap\emptyset=\emptyset$ και $A\cup X=X$
(f) $A\cup\emptyset=A$ και $A\cap X=A$
(g) $A\cup(A\cap B)=A$ και $A\cap(A\cup B)=A$
(h) $\overline{(A\cap B)} = \overline{A}\cup\overline{B} \kappa\alpha\iota \overline{(A\cup B)} = \overline{A}\cap\overline{B}$

(i) $\bar{\bar{A}} = A$

(j) $\left(\bar{A} \cup B\right) \cap \left(A \cup \bar{B}\right) = \left(\bar{A} \cap \bar{B}\right) \cup \left(A \cap B\right)$

(k) $\left(\bar{A} \cap B\right) \cup \left(A \cap \bar{B}\right) = \left(\bar{A} \cup \bar{B}\right) \cap \left(A \cup B\right)$

Οι μόνοι νόμοι των συνηθισμένων ασαφών συνόλων που πλέον δεν ισχύουν είναι:

$A \cap \bar{A} \neq \emptyset$, $A \cup \bar{A} \neq X$

Το ίδιο ισχύει και για το λ-συμπλήρωμα. Από την στιγμή που τα A και Ā δεν έχουν σαφή σύνορα, πιθανόν και να αλληλοκαλύπτονται. Αλλά η αλληλοκάλυψη περιορίζεται διότι $\forall A$, $\forall x$, $\min(A_\iota(x),\bar{A}_\iota(x)) \leq ½$. Για τον ίδιο λόγο και το $A \cup \bar{A}$ δεν καλύπτει πλήρως το X, αλλά $\max(A_\iota(x),\bar{A}_\iota(x)) \geq ½$.

Εναλλακτικές σχέσεις του P(X)*

Υπάρχουν και άλλες σχέσεις που μπορούν να οριστούν για την τομή και την ένωση:

→ Τομή,

$\forall x \varepsilon X$, $A*B_\iota(x) = A_\iota(x)*B_\iota(x)$

→ Ένωση,

$\forall x \varepsilon X$, $A+B_\iota(x) = A_\iota(x) + B_\iota(x) - A_\iota(x)*B_\iota(x)$, (στοχαστικό άθροισμα)

Γ. Πράξεις στα ασαφή σύνολα (Zadeh)

Ένωση $\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \cup \mu_B(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$

Τομή $\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \cap \mu_B(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$

Συμπλήρωμα $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$

Σχήμα 1.4: Πράξεις στα ασαφή σύνολα

α-Τομές (a-cuts)

Όταν θέλουμε να δείξουμε ότι ένα στοιχείο x του X ανήκει σε ένα ασαφές σύνολο A, ίσως απαιτήσουμε η συνάρτηση $A_ι(x)$ να πάρει τιμή μεγαλύτερη από ένα όριο. Το σύνολο αυτό είναι το $A_α$, όπου $A_α = (xεX, A_ι(x) \geq a)$.

Η συνάρτηση $A_ι(x)$ ενός ασαφούς συνόλου A μπορεί να εκφραστεί με όρους της χαρακτηριστικής συνάρτησης της α-τομής:

$$A_i(x) = \sup_{a\in]0,1]} \min(a, A_i(x))$$

Μπορεί εύκολα να ελεγχθεί ότι ισχύουν οι ακόλουθες ιδιότητες:

$(A\cup B)_α = A_α \cup B_α$, $(A\cap B)_α = A_α \cap B_α$

Ασαφής κατάτμηση συνόλων και εφαρμογές της στην Αναγνώριση Προτύπων

Μια ασαφής διαμέριση είναι μια οικογένεια ασαφών συνόλων $F_1,\ldots,F_m$ του X τέτοια ώστε

$$\forall x \in X, \sum F_i(x) = 1$$

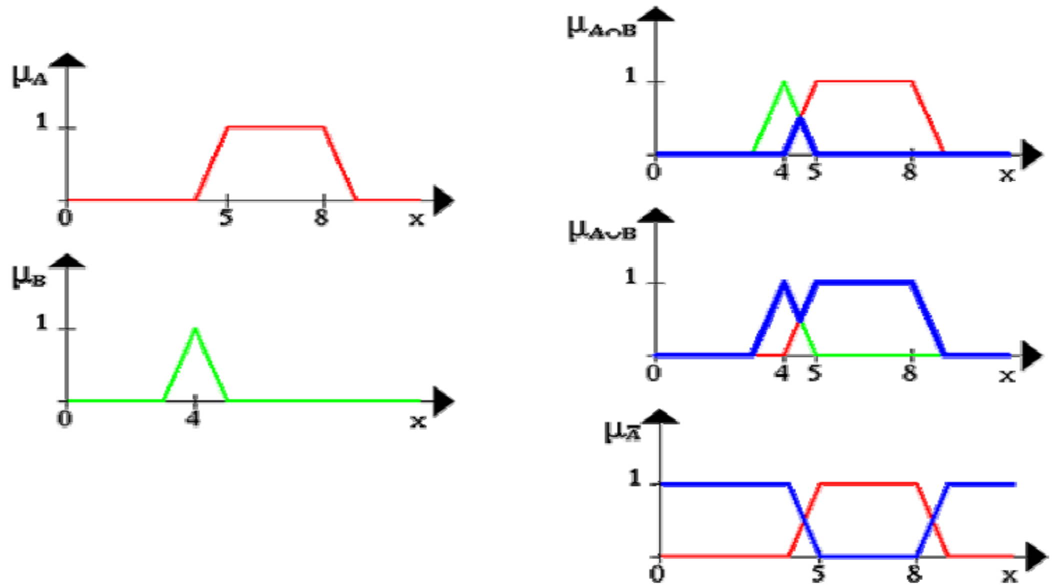
Σύμφωνα με τον Ruspini, το πρόβλημα της ασαφούς κατάτμησης μπορεί να ειπωθεί ως εξής:

Δοθέντος ενός πεπερασμένου συνόλου X και μίας θετικής, πραγματικών τιμών, συνάρτηση δ, η οποία ορίζεται στο X^2, τέτοια ώστε:

1. $\forall xεX$, $δ(x,x)=0$,
2. $\forall x,yεX$, $δ(x,y)=δ(y,x)$,

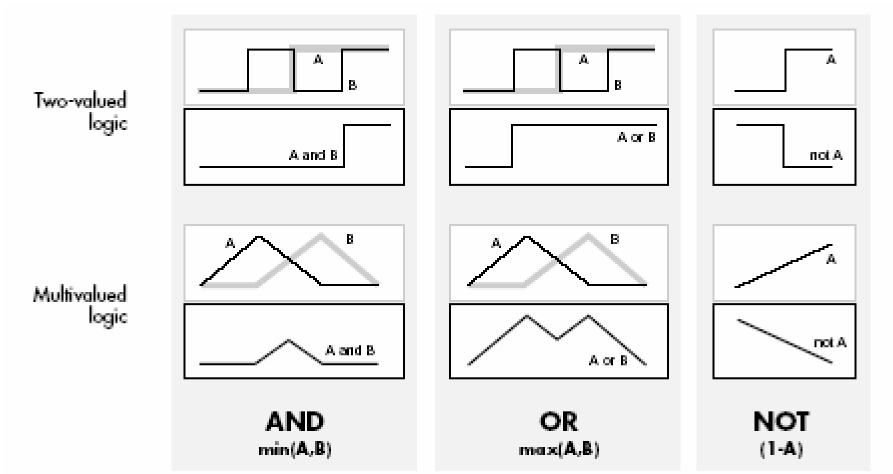
να βρεθεί ασαφής διαμέριση $F_1,\ldots,F_m$, όπου το m είναι γνωστό εκ τον προτέρων, τέτοιο ώστε αντικείμενα που βρίσκονται πολύ κοντά με βάση την συνάρτηση δ να ανήκουν στην ίδια κλάση.

Τομή, ένωση, συμπλήρωμα - γραφικά



Σχήμα 1.3:Τομή, ένωση συμπλήρωμα

Δυαδική λογική ⇔ ασαφής λογική



Σχήμα 1.4:Δυαδική λογική-Ασαφής Λογική

Παρατηρούμε δηλαδή ότι εφαρμόζονται κάποιοι κανόνες εάν-τότε,τους οποίους και αναλύουμε παρακάτω.

2.1.2Ασαφείς κανόνες IF-THEN rules

Είναι ένας τρόπος επεξεργασίας, και αποτελείται από :

ένα σύνολο συνθηκών (υποθέσεων) στην είσοδο(antecedent)
μία συνθήκη (δράση- απόφαση) στην έξοδο (consequent).

Η εύρεση των κανόνων συνδέεται με μεθόδους *ομαδοποίησης (clustering)*

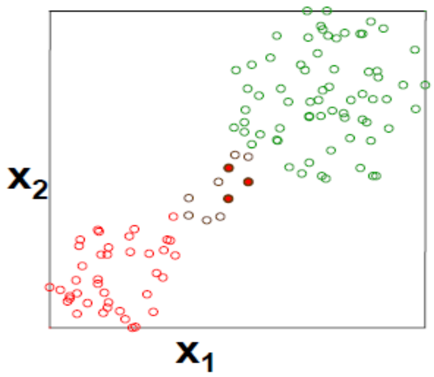
IF (x1, A1) *THEN* (y, B1)

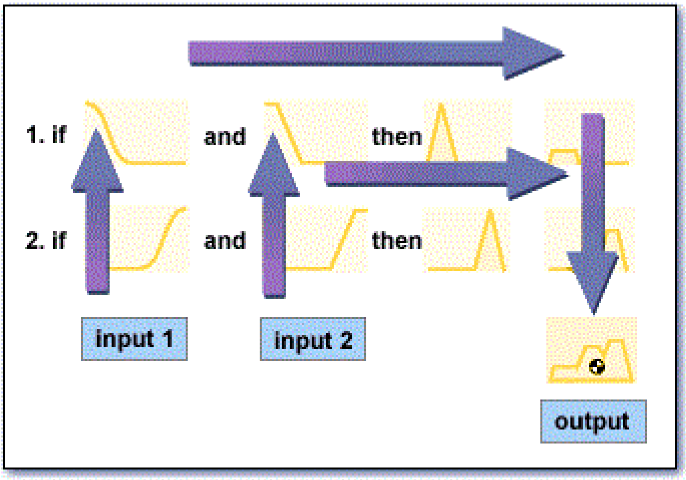
IF (x1, A11) *AND* (x2, A12) *THEN* (y, B2)

IF (x1, A21) *AND* (x2, A22) *THEN* (y, B3)

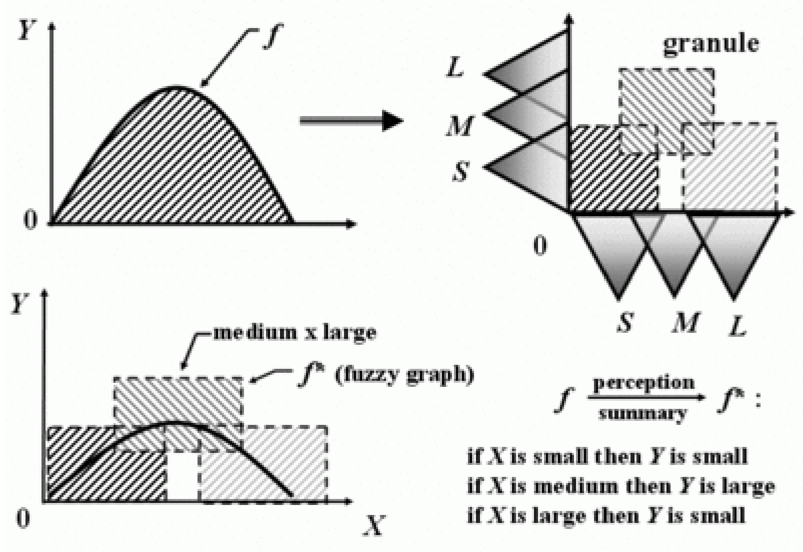
....

συνήθως: AND → minimum, OR → maximum.





Σχήμα 1.5: Απεικόνιση Διαγράμματος Ασαφούς Συμπερασμού



Σχήμα 1.6: Παράδειγμα κανόνων και γραφική απεικόνιση

2.2 Θεωρία νευρωνικού δικτύου (neural networks)

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks), ή απλώς νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks) είναι ένα μαθηματικό μοντέλο για την επεξεργασία πληροφορίας που προσεγγίζει την υπολογιστική και αναπαραστατική δυνατότητα μέσω συνάψεων(κανόνων). Το μοντέλο είναι εμπνευσμένο από τα βιοηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο ανάμεσα στους νευρώνες (νευρικά κύτταρα) και στις συνάψεις (σημεία επαφής των νευρικών απολήξεων).

Στο μαθηματικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπάρχουν κομβικά σημεία (nodes) στα οποία καταλήγουν συνδέσεις από άλλους κόμβους του δικτύου, στις οποίες συνήθως αποδίδεται κάποιο βάρος.

Πρακτικά, ένα νευρωνικό δίκτυο βελτιστοποιεί μία συνάρτηση, σύμφωνα με κάποιους περιορισμούς. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, ως μαθηματικό μοντέλο, προέκυψαν από τον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης. Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο από υπολογιστικούς κόμβους (νευρώνες, νευρώνια), συνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι εμπνευσμένο από το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), το οποίο προσπαθούν να προσομοιώσουν.

Οι **νευρώνες** είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων, οι *νευρώνες εισόδου* και οι *υπολογιστικοί νευρώνες*: Οι νευρώνες εισόδου δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συναπτικά βάρη και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτηση ενεργοποίησης.

Εάν x_{ki} είναι η i-οστή είσοδος του k νευρώνα, w_{ki}: το i-οστό συναπτικό βάρος του k νευρώνα και $\phi(\cdot)$ η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου, τότε η έξοδος y_k του k νευρώνα δίνεται από την εξίσωση:

$$y_k = \phi\left(\sum_{i=0}^{N} x_{ki} w_{ki}\right)$$

Στον k-οστό νευρώνα υπάρχει ένα συναπτικό βάρος w_{k0} με ιδιαίτερη σημασία, το οποίο καλείται **πόλωση** ή **κατώφλι** (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι *πάντα* η μονάδα, $x_{k0} = 1$. Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Η ιδέα προέκυψε από τα βιολογικά νευρικά κύτταρα.

2.2.1 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης φ(.), ορίζει την έξοδο ενός νευρώνα συναρτήσει του επιπέδου ενεργοποίησης της εισόδου. Έχουμε 3 βασικούς τύπους συναρτήσεων ενεργοποίησης.

1.Συνάρτηση Κατωφλιού ή Βηματική Συνάρτηση

Για αυτόν τον τύπο συνάρτησης ενεργοποίησης, έχουμε:

$$\phi(\upsilon) = \begin{cases} 1, \upsilon \geq 0 \\ 0, \upsilon < 0 \end{cases}$$

Επομένως η έξοδος ενός νευρώνα k, που έχει την παραπάνω συνάρτηση ενεργοποίησης, έχει τη μορφή:

$$y_k = \begin{cases} 1, \upsilon_k \geq 0 \\ 0, \upsilon_k < 0 \end{cases}$$

όπου υ_κ είναι το εσωτερικό επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα και δίνεται από τη σχέση:

$$\upsilon_k = \sum_{j=0}^{p} w_{kj} x_j - \vartheta_k$$

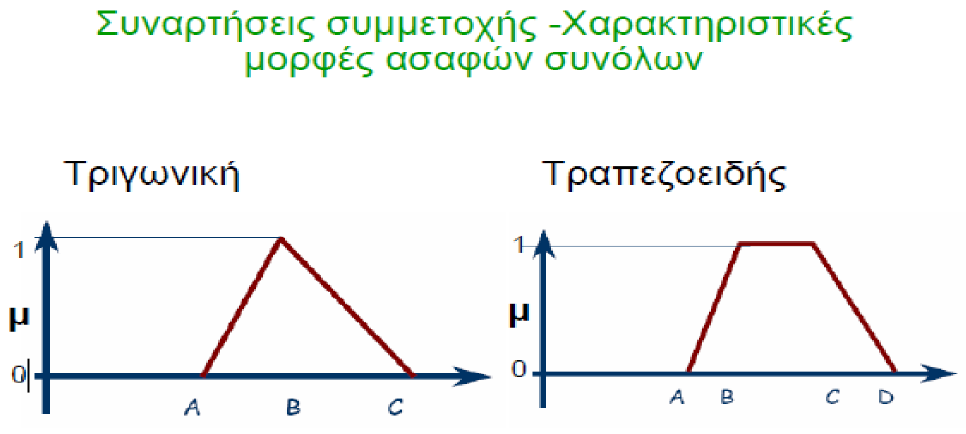
Η Βηματική Συνάρτηση δεν θεωρείται βολική ως συνάρτηση ενεργοποίησης στα ΤΝΔ (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα) και αυτό είναι εύκολο να το καταλάβουμε διότι σύμφωνα με την Μαθηματική Ανάλυση έχει το βασικό μειονέκτημα να είναι η παράγωγός της ίση με μηδέν . Για τον λόγο αυτό δημιουργήθηκε η ανάγκη να υπάρχουν συναρτήσεις ενεργοποίησης που το γράφημά τους να μοιάζει με την Βηματική αλλά ταυτόχρονα να είναι και βολικές στην Μαθηματική Ανάλυση, δηλαδή να είναι <u>συνεχείς</u> και <u>παραγωγίσιμες</u>. Τέτοια συνάρτηση είναι και η **σιγμοειδής.**

2.Τμηματικά Γραμμική Συνάρτηση.

Για την τμηματικά γραμμική συνάρτηση, που περιγράφεται στο σχήμα 2.3b, έχουμε:

$$\phi(\upsilon) = \begin{cases} 1, \upsilon \geq 1/2 \\ \upsilon, 1/2 > \upsilon > -1/2 \\ 0, \upsilon \leq 1/2 \end{cases}$$

Αυτή η μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να θεωρηθεί σαν μια προσέγγιση ενός μη-γραμμικού ενισχυτή.



Σχήμα 2.1: Συναρτήσεις συμμετοχής- χαρακτηριστικές μορφές

3. *Σιγμοειδής.*

Η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται συνήθως στα νευρωνικά δίκτυα καλείται σιγμοειδής συνάρτηση. Οι τυπικές σιγμοειδείς είναι δύο:

Λογιστική σιγμοειδής:

$$\phi(\upsilon) = \frac{1}{1+\exp(-\alpha\upsilon)}$$

Μεταβάλλοντας την παράμετρο *α* παίρνουμε διαφορετικές συναρτήσεις, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.3c πιο κάτω.

Οι προηγούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης κυμαίνονται από 0 ως +1. Αν θέλουμε συνάρτηση που να κυμαίνεται από -1 ως +1, επαναπροσδιορίζουμε την συνάρτηση κατωφλιού ως:

$$\phi(\upsilon)\begin{cases} 1, \upsilon > 0 \\ 0, \upsilon = 0 \\ -1, \upsilon < 0 \end{cases}$$

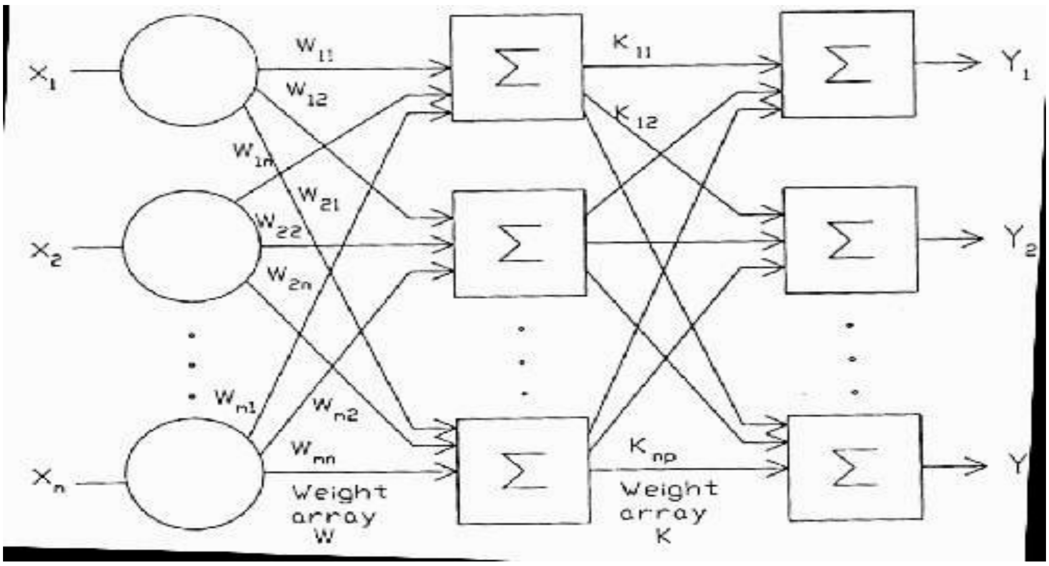
που ονομάζεται συνάρτηση *πρόσημου (signum) και* συμβολίζεται σαν sgn(.).

Υπερβολική εφαπτομένη:

$$\phi(x) = \tanh x$$

Τα μεγαλύτερα, περισσότερο πολύπλοκα δίκτυα, γενικά, προσφέρουν μεγαλύτερη ικανότητα υπολογισμών . Τα δίκτυα έχουν κατασκευαστεί με κάθε δυνατό τρόπο διάταξής τους , διατάσσοντας τα νευρώνια σε στρώματα που μιμούνται την στρωματική δομή των διάφορων τμημάτων του εγκεφάλου .

Τα πολύστρωμα δίκτυα , έχει αποδειχθεί , ότι έχουν ικανότητες πέρα από αυτές των μονόστρωμων δικτύων και στα πρόσφατα χρόνια αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι για να τα εκπαιδεύσουν. Τα πολύστρωμα δίκτυα μπορούν να σχηματιστούν από ομάδες μονόστρωμων δικτύων , η έξοδος ενός στρώματος αποτελεί την είσοδο του απομένουν στρώματος . Στο παρακάτω Σχήμα 2.2 φαίνετε ένα τέτοιο δίκτυο , όπου έχουν σχεδιαστεί όλες οι ενώσεις .



Σχήμα 2.2: Πολύστρωμο Νευρωνικό δίκτυο

Τα πολύστρωμα δίκτυα δεν παρέχουν αύξηση της υπολογιστικής δύναμης από ότι ένα μονόστρωμο δίκτυο εκτός και αν υπάρχει μια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης ανάμεσα στα στρώματα . Υπολογίζοντας την έξοδο από ένα στρώμα πρέπει να πολλαπλασιάσουμε το διάνυσμα (vector) εισόδου με τον πρώτο πίνακα βάρους και στην συνέχεια (αν δεν υπάρχει κάποια μη-γραμμική συνάρτηση ενεργοποιήσεις) το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με τον δεύτερο πίνακα βάρους .

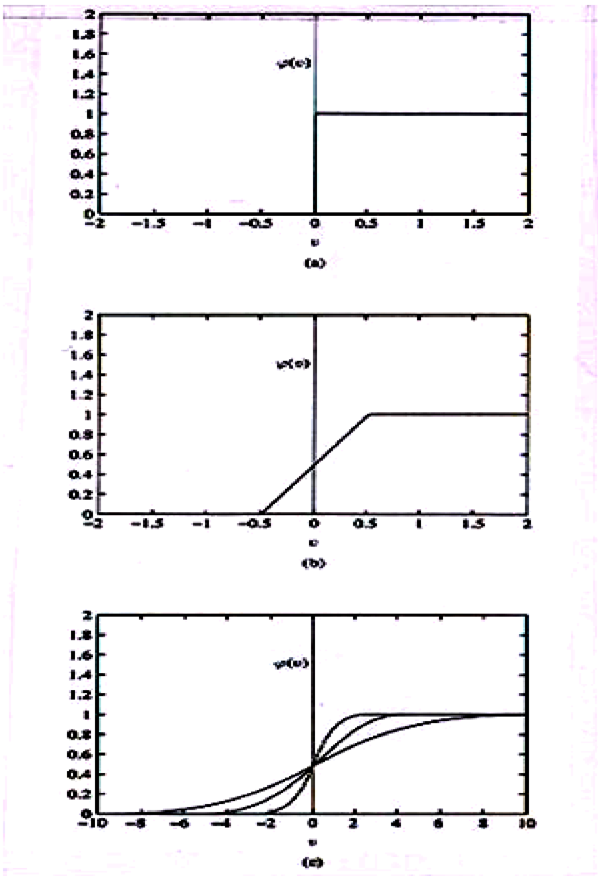
Αυτό μπορεί να εκφραστή ως εξής :

(X*W1)*W2

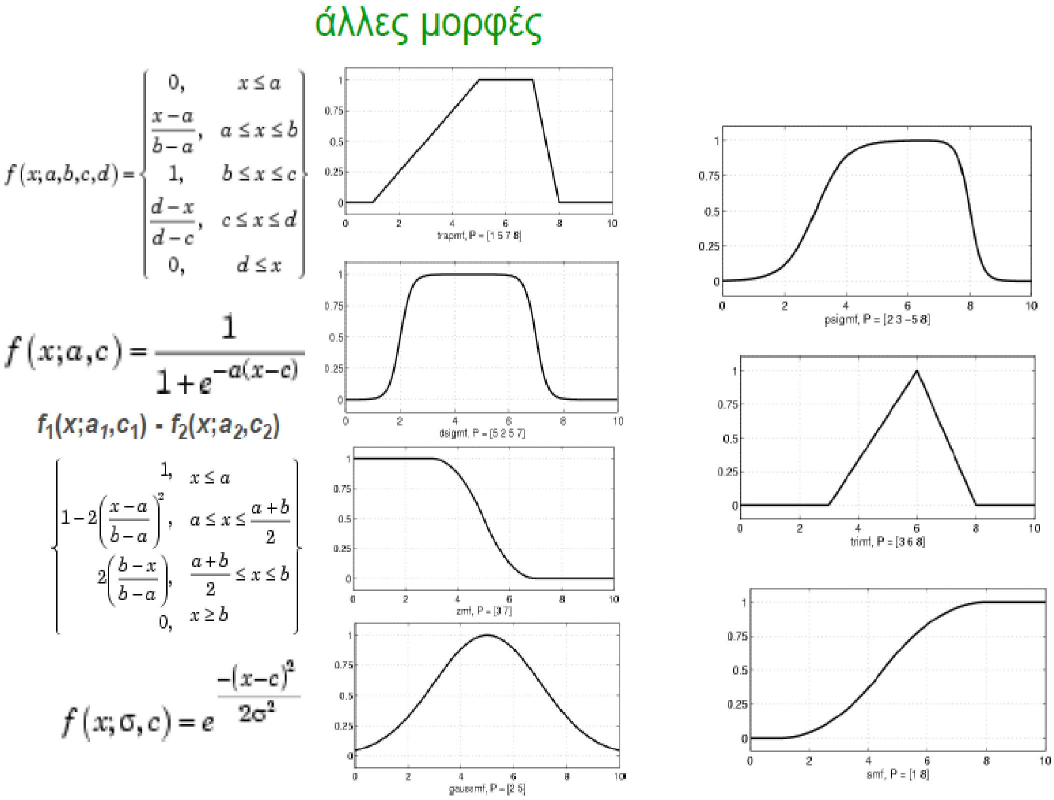
Η αντιμεταθετική ιδιότητα ισχύει στους πίνακες , έτσι :

X*(W1*W2)

Αυτό δείχνει ότι ένα δίκτυο με δυο στρώματα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα μονόστρωμο δίκτυο που έχει τον πίνακα βάρους του ίσο με τον γινόμενο τον δυο πινάκων των βαρών . Έτσι το κάθε πολύστρωμο δίκτυο μπορεί να αντικατασταθεί με το ισοδύναμο μονόστρωμο δίκτυο . Το μονόστρωμο δίκτυο έχει σοβαρούς περιορισμούς πάνω στην υπολογιστική του ικανότητα , έτσι οι μη-γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποιήσεις είναι ζωτικές για την επέκταση της ικανότητας των δικτύων πέρα από αυτήν των μονόστρωμων δικτύων .



Σχήμα 2.3: (α) Συνάρτηση κατωφλίου, (b) Τμηματικά γραμμική συνάρτηση, (c)Σιγμοειδής συνάρτηση.



Σχήμα 2.4: Άλλες μορφές συναρτήσεων συμμετοχής

Ο J.S.R. Jang (1993, 1995) σε ό, τι αφορά στις συναρτήσεις συμμετοχής όρισε τις εξής:

1. *Τριγωνική (triangular) :*

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

2. *Τραπεζοειδής (trapezoidal) :*

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

3. *Γκαουσσιανή (Gaussian) :*

$$gaussian(x;\sigma,c) = \exp\left\{-\left[\frac{x-c}{\sigma}\right]^2\right\}$$

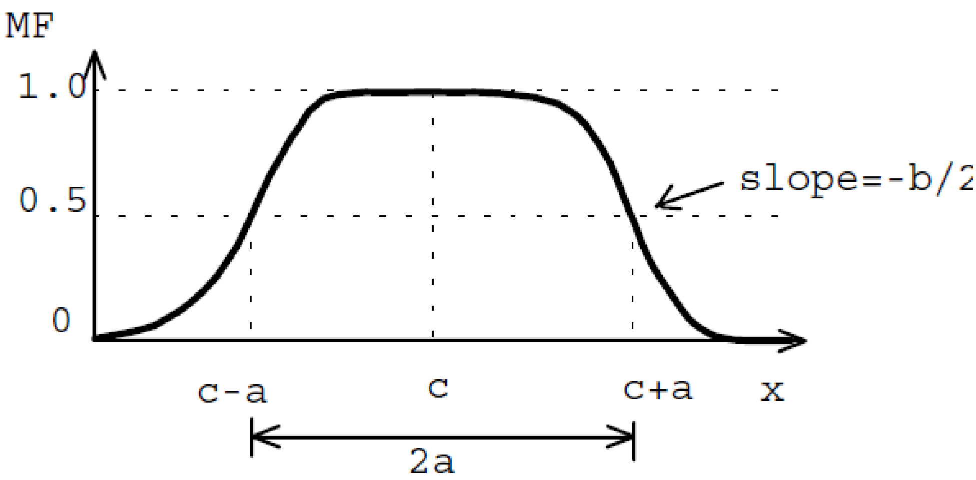
4. *Γενικευμένη Bell (Generalized Bell) :*

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

5. Σιγμοειδής (Sigmoidal):

$$sigmoid(x;a,b,c) = \frac{1}{1 + \exp[-a(x-c)]}$$

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται το νόημα των παραμέτρων στην γενικευμένη Bell συνάρτηση συμμετοχής.



Σχήμα 2.5 : Σημασία των παραμέτρων στην γενικευμένη Bell συνάρτηση

2.3 Ορισμός Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence)

Ο όρος τεχνητή νοημοσύνη (TN, εκ του Artificial Intelligence) αναφέρεται στον κλάδο της επιστήμης υπολογιστών ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που μιμούνται στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς τα οποία υπονοούν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κλπ. Ο Τζον Μακάρθι όρισε τον τομέα αυτόν ως «επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοούντων μηχανών».

Ένας άλλος ορισμός των Elaine Rich και Kevin Knight αναφέρει λοιπόν ότι Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ο κλάδος του πώς θα κατασκευαστούν υπολογιστές που θα κάνουν εργασίες οι οποίες εκτελούνταν κατά τρόπο αποτελεσματικότερο - τουλάχιστον προς στιγμήν- από τον ίδιο τον άνθρωπο. Στόχος της είναι να δημιουργηθεί μια μηχανή που θα είναι ενδεχομένως εξυπνότερη από εμάς . Είναι, όμως, κάτι τέτοιο αρκετό;

Την απάντηση δίνει ο Edward Fredkin : "Οι άνθρωποι είναι εντάξει . Χαίρομαι πού είμαι ένας από αυτούς. Σε γενικές γραμμές τους συμπαθώ, μα έλα πού' ναι μόνο ανθρώπινοι . Όχι ότι θα έπρεπε κανείς να παραπονιέται . Σίγουρα, οι άνθρωποι δεν είναι οι καλύτεροι ταφροεκσκαφείς στον κόσμο. Αυτοί είναι οι μηχανές . Και οι άνθρωποι δεν μπορούν να σηκώσουν όσα ένας γερανός . Ούτε μπορούν να πετάξουν δίχως αεροπλάνο . Ούτε πάλι μπορούν να κουβαλήσουν όσα ένα φορτηγό. Κι ούτε στενοχωριέμαι γι' αυτό. Κι όμως, υπήρχαν κάποτε άνθρωποι το αντικείμενο της δουλειάς των οποίων ήταν καθαρά σωματικής φύσης. Κι αν τότε απειλούνταν αυτοί επαγγελματικά , σήμερα νιώθουν επαπειλούμενοι όσοι έχουν να κάνουν με το διανοητικό μέρος μιας εργασίας. Ίσως οι φόβοι τους να είναι περιττοί. Εκείνο για το οποίο θα έπρεπε όλοι να ανησυχούμε είναι για το τι μπορούμε να κάνουμε μόνοι μας. Η πεποίθηση ότι πρέπει να είμαστε οι καλύτεροι στο σύμπαν είναι κάπως εξεζητημένη. Και αυτό γιατί σωματικά, τουλάχιστον, δεν είμαστε. Κακά τα ψέματα, θα ήμασταν πολύ ευτυχέστεροι εάν η θέση μας είχε κάποια όρια. Ίσως έτσι δε θα ανησυχούσαμε για το να μεταφέρουμε το φορτίο του σύμπαντος στους δικούς μας ώμους, όπως κάνουμε τώρα, θα μπορούσαμε να απολαμβάνουμε τη ζωή ως όντα ανθρώπινα, δίχως έγνοιες . Κι ίσως αυτό να είναι και το σημαντικότερο...".

Επιμένοντας λίγο παραπάνω στο θέμα της νοημοσύνης ,θα λέγαμε ότι έξι παράγοντες, χωριστά και όλοι μαζί, είναι τα στοιχεία που την συνιστούν τόσο στα ζώα και στον άνθρωπο, όσο και στις μηχανές:

α) η ικανότητα πρόσληψης δεδομένων,

β) η ταχύτητα επεξεργασίας των δεδομένων αυτών,

γ) η ταχύτητα επεξεργασίας τους

δ) η ευελιξία του λογισμικού

ε) η αποδοτικότητα του λογισμικού και

στ) η ποικιλία των προγραμμάτων.

Μπαίνοντας ,αύριο , στον πειρασμό να συγκρίνουμε ποιο στενά τον ηλεκτρονικό υπολογιστή και τον ανθρώπινο εγκέφαλο βλέπουμε πως δύο είναι τα βασικά προτερήματα του υπολογιστή: η μεγάλη ταχύτητα και η ορθή εκτέλεση της όποιας εργασίας αναλαμβάνει να διεκπεραιώσει. Το ανθρώπινο μυαλό όμως, υπερέχει σε πολλούς άλλους τομείς:

- ο υπολογιστής δεν σκέπτεται συνειδητά, σκέπτεται μηχανικά και σε καμία περίπτωση δημιουργικά. Λειτουργεί και αποφασίζει σύμφωνα με τις εντολές του προγράμματος.

- ο υπολογιστής δεν είναι ούτε δημιουργικός ούτε εφευρετικός. Δεν μπορεί να κάνει τίποτα από μόνος του και έξω από τις παραμέτρους του. Αν σκοντάψει κάπου, αδυνατεί να βρει τη λύση.

- ο υπολογιστής δεν έχει αισθήματα, δεν έχει ηθικές αξίες, ούτε διαίσθηση.

- σε τελική ανάλυση, ο υπολογιστής είναι επινόημα του ανθρώπου.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί σημείο τομής μεταξύ πολλών πεδίων όπως της επιστήμης υπολογιστών, της ψυχολογίας, της φιλοσοφίας, της νευρολογίας, της γλωσσολογίας και της επιστήμης μηχανικών, με στόχο τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία συλλογιστικής, μάθησης και προσαρμογής στο περιβάλλον, ενώ συνήθως εφαρμόζεται σε μηχανές ή υπολογιστές ειδικής κατασκευής. Διαιρείται στη **συμβολική τεχνητή νοημοσύνη**, η οποία επιχειρεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη αλγοριθμικά χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες υψηλού επιπέδου, και στην **υποσυμβολική τεχνητή νοημοσύνη**, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη ευφυΐα χρησιμοποιώντας στοιχειώδη αριθμητικά μοντέλα που συνθέτουν επαγωγικά νοήμονες συμπεριφορές με τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων δομικών συστατικών («συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη»), προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου («υπολογιστική νοημοσύνη»), ή αποτελούν εφαρμογή στατιστικών μεθοδολογιών σε προβλήματα Τεχνητής Νοημοσύνης.

2.3.1. Ιστορική Εξέλιξη

Ακολουθούν οι πιο σπουδαίες στιγμές στην ιστορία της ΤΝ:

Χρόνος	**Εξέλιξη**
1950	Ο Άλαν Τούρινγκ περιγράφει τη δοκιμή Τούρινγκ, που επιδιώκει να εξετάσει την ικανότητα μιας μηχανής να συμμετάσχει απρόσκοπτα σε μια ανθρώπινη συνομιλία.
1951	Τα πρώτα προγράμματα ΤΝ γράφονται για τον υπολογιστή Ferranti Mark I στο Πανεπιστήμιο του Μάντσεστερ: ένα πρόγραμμα που παίζει ντάμα από

	τον Κρίστοφερ Στράκλι και ένα που παίζει σκάκι από τον Ντίτριχ Πρίνζ.
1956	Ο Τζον Μακάρθι πλάθει τον όρο «Τεχνητή Νοημοσύνη» ως κύριο θέμα της διάσκεψης του Ντάρτμουθ.
1958	Ο Τζον Μακάρθι εφευρίσκει τη γλώσσα προγραμματισμού Lisp.
1965	Ο Έντουαρτ Φάιγκενμπαουμ ξεκινά το Dendral, μια δεκαετή προσπάθεια ανάπτυξης λογισμικού που θα συμπεράνει τη μοριακή δομή οργανικών ενώσεων χρησιμοποιώντας ενδείξεις επιστημονικών οργάνων. Ήταν το πρώτο έμπειρο σύστημα (expert system).
1966	Ιδρύεται το Εργαστήριο Μηχανικής Νοημοσύνης στο Εδιμβούργο – το πρώτο από μια σημαντική σειρά εγκαταστάσεων που οργανώνονται από τον Ντόναλντ Μίτσι και άλλους.
1970	Αναπτύσσεται το Planner και χρησιμοποιείται στο SHRDLU, μια εντυπωσιακή επίδειξη αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπου και υπολογιστή.
1971	Ξεκινά η εργασία πάνω στο σύστημα αυτόματης απόδειξης θεωρημάτων Boyer-Moore στο Εδιμβούργο.
1972	Η γλώσσα προγραμματισμού Prolog αναπτύσσεται από τον Αλάν Κολμεροέρ.
1973	Ρομπότ συναρμολόγησης «Φρέντι» στο Εδιμβούργο: ένα ευπροσάρμοστο σύστημα συναρμολόγησης που ελέγχεται από υπολογιστές.
1974	Ο Τέντ Σόρτλιφ γράφει τη διατριβή του για το πρόγραμμα MYCIN (Στάνφορντ), το οποίο κατέδειξε μια πολύ πρακτική προσέγγιση στην ιατρική διάγνωση που βασίζεται σε κανόνες, ενώ λειτουργεί ακόμα και με παρουσία αβεβαιότητας. Αν και δανείστηκε από το DENDRAL, οι δικές του συνεισφορές επηρέασαν έντονα το μέλλον των έμπειρων συστημάτων, ένα μέλλον με πολλαπλές εμπορικές εφαρμογές.
1991	Η εφαρμογή σχεδίασης ενεργειών DART χρησιμοποιείται αποτελεσματικά στον Α' Πόλεμο του Κόλπου και ανταμείβει 30 χρόνια έρευνας στην ΤΝ του Αμερικανικού Στρατού.
1994	Ντίκμαννς και Ντάιμλερ-Μπενζ οδηγούν περισσότερο από 1000 km σε μια εθνική οδό του Παρισιού υπό συνθήκες βαρείας κυκλοφορίας και σε ταχύτητες ως και 130 km/ώρα. Επιδεικνύουν αυτόνομη οδήγηση σε ελεύθερες παρόδους, οδήγηση σε συνοδεία, αλλαγή παρόδων και αυτόματη προσπέραση άλλων οχημάτων.
1997	Ο υπολογιστής Deep Blue της IBM κερδίζει των παγκόσμιο πρωταθλητή σκακιού Γκάρι Κασπάροφ.
1998	Κυκλοφορεί ο Φέρμπι της Tiger Electronics και γίνεται η πρώτη επιτυχημένη εμφάνιση ΤΝ σε οικιακό περιβάλλον.
1999	Η Sony λανσάρει το AIBO, που είναι ένα από τα πρώτα αυτόνομα κατοικίδια ΤΝ.
2004	Η DARPA ξεκινά το πρόγραμμα DARPA Grand Challenge («Μεγάλη

Πρόκληση DARPA»), που προκαλεί τους συμμετέχοντες να δημιουργήσουν αυτόνομα οχήματα για ένα χρηματικό βραβείο.

2.4 Θεωρία Προσαρμοστικών Νευρο-Ασαφών Συστημάτων-ANFIS

Τα προσαρμοστικά νευρο-ασαφή συστήματα (ANFIS) που έχουν εξεταστεί αποτελούν ένα πρότυπο που χαρτογραφεί:

- τα εισαγόμενα χαρακτηριστικά σε συνάρτηση(βαθμούς) συμμετοχής εισόδου,

- τις συναρτήσεις(βαθμούς) συμμετοχής εισόδου σε κανόνες,

-τους κανόνες σε ένα σύνολο εξαγόμενων χαρακτηριστικών,

- τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά σε συναρτήσεις(βαθμούς) συμμετοχής εξόδου,

και

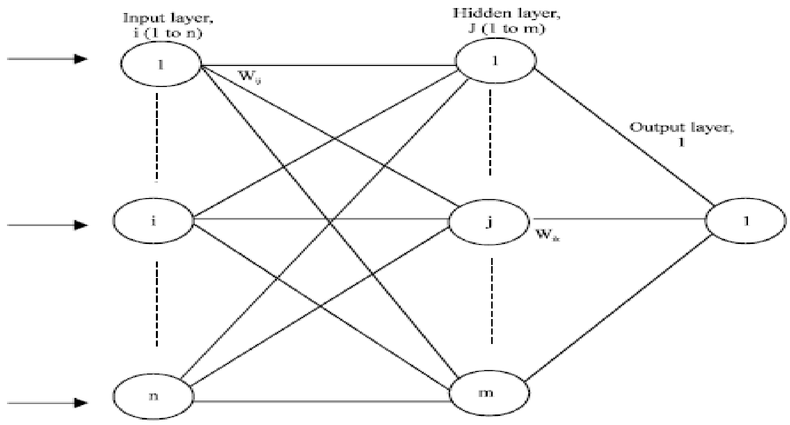
- τις συναρτήσεις(βαθμούς) συμμετοχής εξόδου σε μια μοναδική τιμή εξόδου , ή

μια απόφαση συσχετιζόμενη με την έξοδο.

Ουσιαστικά το προσαρμοστικό δίκτυο είναι ένα πολυεπίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (multi- layer feed-forward network), στο οποίο κάθε κόμβος εκτελεί μία συγκεκριμένη λειτουργία πάνω στα εισερχόμενα σήματα και πάνω στο σύνολο των παραμέτρων που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο. Οι κόμβοι συνδέονται μέσω κατευθυντήριων συνδέσμων (directional links).

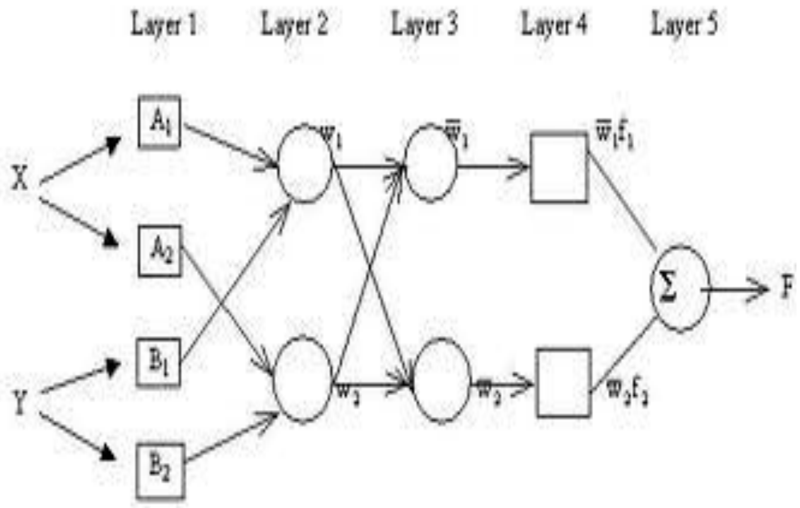
Μερικοί ή όλοι οι κόμβοι είναι προσαρμόσιμοι(adaptive) , κάτι το οποίο σημαίνει ότι το αποτέλεσμα καθενός από αυτούς τους κόμβους εξαρτάται από τις παραμέτρους που σχετίζονται με αυτόν τον κόμβο, και ο κανόνας μάθησης προσδιορίζει **πώς** αυτοί οι παράμετροι θα πρέπει να μεταβληθούν για την ελαχιστοποίηση ενός προκαθορισμένου μέτρου σφάλματος.

Το είδος της λειτουργίας του κάθε κόμβου μπορεί να ποικίλει από κόμβο σε κόμβο, και η επιλογή της λειτουργίας ενός κόμβου εξαρτάται από τη συνολική επεξεργασία πάνω στις εισόδους και την έξοδο που το προσαρμοστικό δίκτυο πρέπει να εκτελέσει. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι στο Σχήμα 2.4.1 που παρουσιάζει τη δομή αυτού του δικτύου, οι σύνδεσμοί του απλά υποδεικνύουν την κατεύθυνση της ροής των σημάτων ανάμεσα στους κόμβους, ενώ σταθμικά βάρη δεν σχετίζονται με τους συνδέσμους.

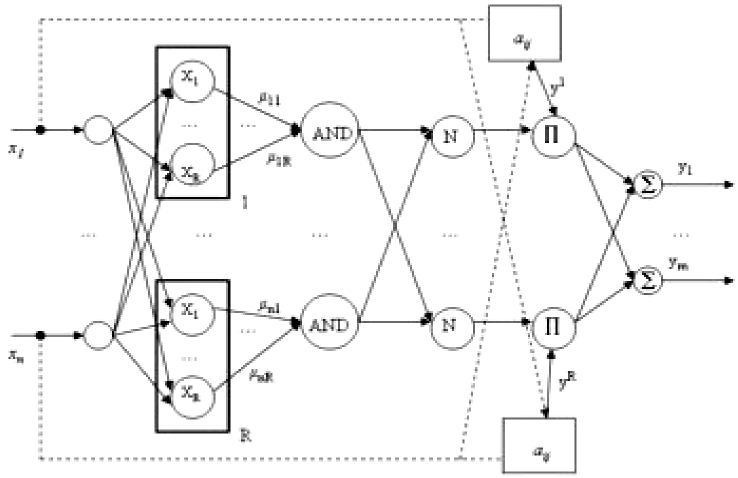


Σχήμα 2.4.1: Προσαρμοστικό δίκτυο

Το προσαρμοστικό δίκτυο του Jang χρησιμοποιεί για την απεικόνιση των διαφορετικών δυνατοτήτων προσαρμοστικότητας τόσο κυκλικούς όσο και τετράγωνους κόμβους στην αναπαράσταση του δικτύου. Ένας **τετράγωνος κόμβος περιλαμβάνει παραμέτρους προσαρμοστικών κόμβων** (adaptive node), ενώ ο **κυκλικός κόμβος δεν έχει καμία παράμετρο**-προκαθορισμένοι κόμβοι (fixed node). Το σύνολο των παραμέτρων ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι η ένωση των συνόλων των παραμέτρων του κάθε ενός προσαρμοστικού κόμβου. Οι παράμετροι αυτοί ενημερώνονται κατάλληλα, σύμφωνα με δοσμένα δεδομένα εκπαίδευσης και μία βαθμωτή διαδικασία μάθησης, προκειμένου να επιτευχθεί μία επιθυμητή αντιστοίχηση μεταξύ των δεδομένων εισόδου-εξόδου.



Σχήμα 2.4.2: Προσαρμοστικό δίκτυο Jang



Σχήμα 2.4.3: Προσαρμοστικό δίκτυο Jang

Το πρώτο στρώμα αποτελείται από μονάδες εισόδου και ονομάζεται στρώμα εισόδου. Αντίστοιχα το τελευταίο καλείται στρώμα εξόδου. Τα στρώματα μεταξύ της εισόδου και της εξόδου ονομάζονται κρυμμένα. Το δίκτυο που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος ANFIS **χρησιμοποιεί μάθηση με επιτήρηση** (supervised learning), δηλαδή το σετ δεδομένων εκπαίδευσης περιέχει ζεύγη εισόδων-εξόδου.

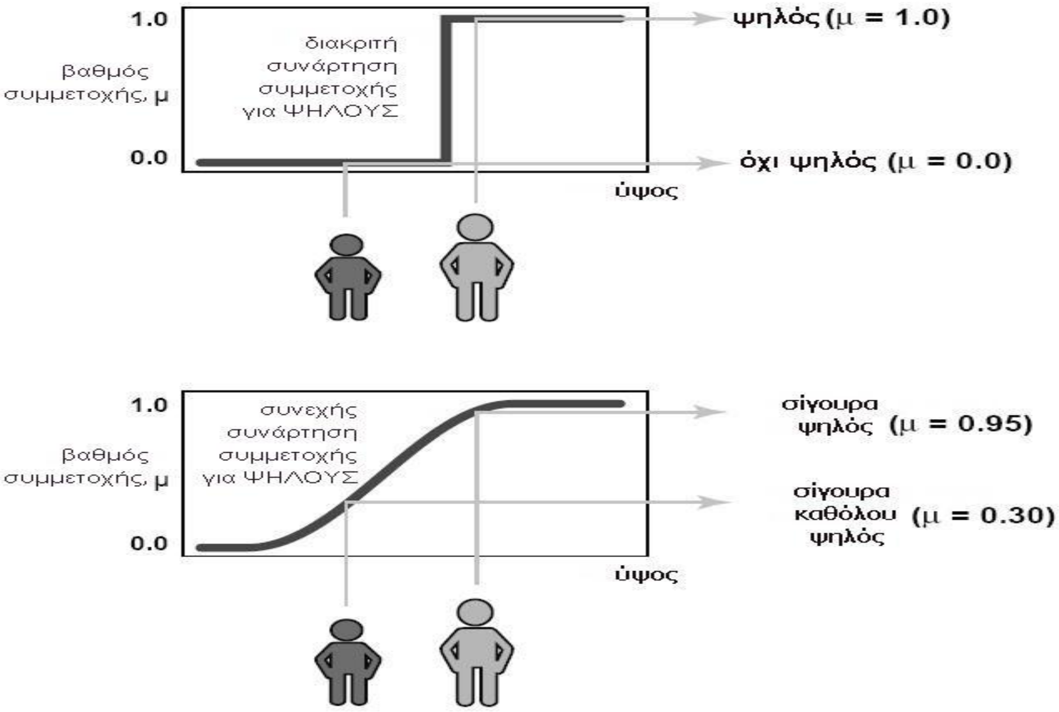
Σύμφωνα με την θεωρία, ένα δοθέν προσαρμοστικό δίκτυο, αποτελείται από L επίπεδα (layers) και το k-οστό επίπεδο έχει (*k*) κόμβους (nodes). Ο κόμβος μπορεί να συμβολιστεί στην i-οστή θέση του k-οστού επιπέδου με το ζεύγος (*k*, *i*) και την αντίστοιχη συνάρτηση ή έξοδο του κόμβου) με O^k_i. Από τη στιγμή που το αποτέλεσμα ενός κόμβου εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα και το σύνολο των παραμέτρων του, τότε:

$$O_i^k = O_i^k\,(O_1^{k-1},\ldots..,O_{\#(k-1)}^{k-1},a,b,c,\ldots\ldots)$$

όπου *a*, *b*, *c* κλπ. οι παράμετροι που αντιστοιχούν στο συγκεκριμένο κόμβο(node) .

Μια συνάρτηση (βαθμός) συμμετοχής, όπως είπαμε και πριν είναι μια καμπύλη που προσδιορίζει πώς κάθε σημείο στο χώρο εισόδου αντιστοιχίζεται σε μια τιμή συμμετοχής(βαθμό) μεταξύ 0 και 1.

Στον άξονα εξόδου (κάθετος y) αντιστοιχίζονται οι αριθμοί των βαθμών σχέσεων, μεταξύ 0 και 1. Η καμπύλη που είναι γνωστή και σαν συνάρτηση συμμετοχής , και συχνά συμβολίζεται με το ελληνικό γράμμα «μ» , προσδιορίζει την μετάβαση από το «λίγο τόσο» στο «πολύ τόσο». Παραδείγματος χάρη, αν αναφερόμαστε στο πόσο ψηλός είναι κάποιος, τότε προσδιορίζει τη μετάβαση από το «όχι τόσο ψηλός» στο «ψηλός». Καθώς όλοι οι άνθρωποι έχουν κάποιο ύψος, κάποιοι είναι πιο ψηλοί από κάποιους άλλους, ή σημαντικά λιγότερο ψηλοί από άλλους.



Σχήμα 2.4.4: Παράδειγμα συναρτήσεων συμμετοχής

Στο παραπάνω σχήμα βλέπουμε τις διακριτές και συνεχείς συναρτήσεις συμμετοχής για το προαναφερθέν παράδειγμα με το ύψος.

Η μόνη προϋπόθεση που πρέπει ουσιαστικά να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι ότι πρέπει να διακυμαίνεται μεταξύ 0 και 1. Η συνάρτηση αυτή καθ’ αυτή μπορεί να είναι μια αυθαίρετη καμπύλη της οποίας το σχήμα μπορούμε να προσαρμόσουμε όπως εμείς θέλουμε, σύμφωνα με τις ανάγκες για απλότητα, χρηστικότητα και επάρκεια.

Όλες οι συναρτήσεις αυτές παίρνουν τιμές στο διάστημα [0, 1] και εκφράζονται από τη σχέση:

$$\mu_{\mathrm{A}_f}\left(x\right)=\frac{1}{1+\left|\dfrac{x-c_i}{a_i}\right|^{b_i}},\ i=1,2,$$

όπου {a_i, b_i, c_i} είναι το σύνολο των υποθετικών παραμέτρων. Η συνάρτηση $\mu_{\mathrm{A}_i}\left(x\right)$ ή $\mu_{B_i}\left(x\right)$ είναι συνάρτηση bell, και η μορφή της ποικίλει ανάλογα με τις παραμέτρους αυτές για τις διάφορες λεκτικές ετικέτες. Με άλλα λόγια, αυτές οι παράμετροι χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν το σχήμα και τη θέση των συναρτήσεων συμμετοχής.

Ένα κλασικό σύνολο θα μπορούσε να εκφραστεί ως εξής :

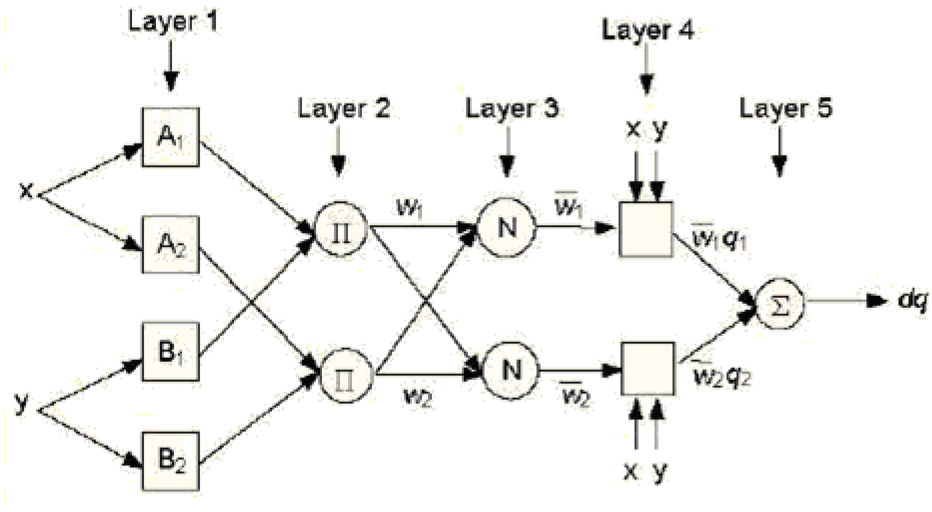
$$A = \{x \mid x > 6\}$$

Ένα ασαφές σύνολο είναι μια προέκταση ενός κλασικού. Αν δηλαδή X είναι το σύμπαν ομιλίας και τα στοιχεία του δηλώνονται με x, τότε ένα ασαφές σύνολο A στο X προσδιορίζεται σαν ένα σύνολο αντιστοιχισμένων ζευγών.

$$A=\{x, \mu_A(x) \mid x \in X\}$$

Όπου μ_A είναι η συνάρτηση (βαθμός) συμμετοχής του x στο A (συνάρτηση bell).

Η συνάρτηση συμμετοχής αντιστοιχίζει κάθε στοιχείο του X σε μια τιμή σχέσης μεταξύ 0 και 1. Συνήθως ο χώρος των δεδομένων X που εισάγουμε, αναφέρεται και σαν σύμπαν ομιλίας ή απλά σύμπαν και μπορεί να αποτελείται από διακριτά (ταξινομημένα ή μη) αντικείμενα ή από συνεχές διάστημα.



Σχήμα 2.4.5 Αρχιτεκτονική του ANFIS

Πιο συγκεκριμένα (σχήμα 2.4.6), οι τιμές των a_i και c_i μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή του πλάτους και του κέντρου των συναρτήσεων συμμετοχής. Η τιμή της παραμέτρου b_i συνήθως είναι μεγαλύτερη του 0 και οι τιμές των a_i και b_i ελέγχουν τις κλίσεις στο σημείο τομής. Οι τιμές των a_i, b_i και c_i μπορούν να καθοριστούν κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας του υβριδικού αλγόριθμου εκμάθησης.

Τα επίπεδα 2 και 3 έχουν σταθερούς κόμβους και δεν έχουν παραμέτρους. Οι κόμβοι αυτών των δύο επιπέδων έχουν τις επιγραφές Π και Ν αντίστοιχα(Σχήμα 2.4.5).

Οι κόμβοι του επιπέδου 2, που εφαρμόζουν τον πολλαπλασιασμό (ή την t-νόρμα) των ασαφών συνόλων, πολλαπλασιάζουν το εισερχόμενο σήμα με ένα παράγοντα κλίμακας και στέλνουν τις εξόδους στους κόμβους του επιπέδου 3. Οι έξοδοι των κόμβων (w_i) χρειάζονται στον υπολογισμό της επιρροής του κάθε κανόνα, και ορίζονται ως

$$w_i = \mu_{A_i}\left(x\right)\cdot \mu_{B_i}\left(x\right), \quad i=1,2.$$

Στο επίπεδο 3, κάθε κόμβος **κανονικοποιεί** την επιρροή του κάθε κανόνα. Οι έξοδοι του επιπέδου 3 τροφοδοτούν το επίπεδο 4. Κάθε κόμβος υπολογίζει το λόγο της επιρροής του κάθε κανόνα προς το άθροισμα όλων των επιρροών:

$$\bar{w}_i = \left(\frac{w_i}{\sum_i w_i}\right), \quad i=1,2.$$

Κάθε κόμβος στο επίπεδο 4 είναι ένας **προσαρμοστικός κόμβος** και δημιουργεί έναν απλό γραμμικό συνδυασμό των εισόδων του συστήματος και ενός συνόλου παραμέτρων με τις εξόδους του επιπέδου 3, και μετά υπολογίζει τη συνεισφορά του κάθε κανόνα προς τη συνολική έξοδο:

$$\bar{w}_i \cdot q_i = \bar{w}_i \cdot \left(f_i x + g_i y + h_i \right),$$

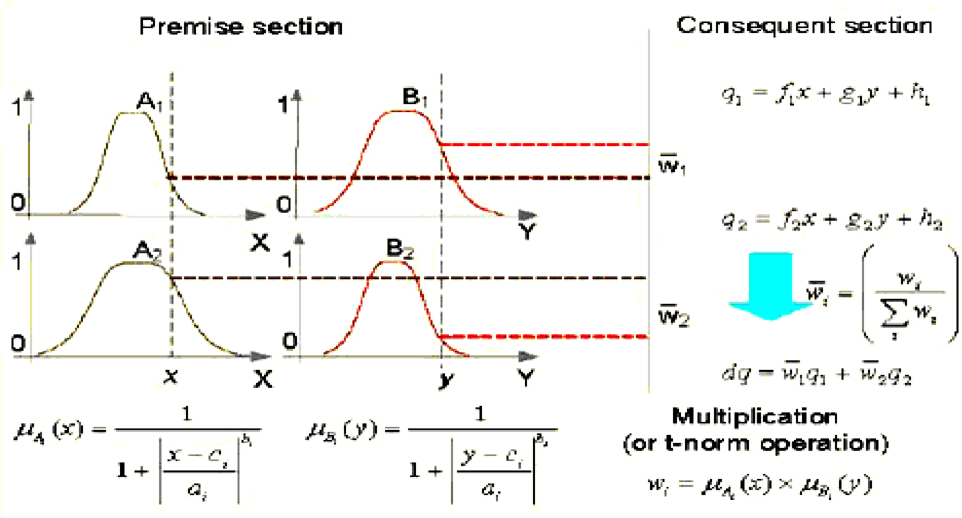
όπου το $\left\{ f_i, g_i, h_i \right\}$ είναι το σύνολο των παραμέτρων συμπεράσματος. Το q_i υποδηλώνει την έξοδο των κανόνων, και $\bar{w}_i$ είναι η έξοδος του επιπέδου 3. Οι τιμές των f_i, g_i, h_i μπορούν να υπολογιστούν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του συστήματος.

Στο επίπεδο 5, κάθε κόμβος είναι **σταθερός** και έχει την επιγραφή Σ. Σε αυτό το επίπεδο υπολογίζονται οι συνολικές έξοδοι αθροίζοντας όλα τα εισερχόμενα σήματα. Η έξοδος είναι το άθροισμα του βάρους των αποτελεσμάτων των κανόνων και εκφράζεται ως

$$dq = \sum_i \bar{w}_i q_i, \quad i=1,2.$$

Αυτά τα επίπεδα αντιπροσωπεύουν το ισοδύναμο των Takagi και Sugeno ασαφών εάν-τότε κανόνων. Το ANFIS ενοποιεί μία ασαφή μηχανή «συμπερασμού» με ένα προσαρμοστικό δίκτυο, το οποίο εκπαιδεύεται-μαθαίνει τη σχέση μεταξύ των εισόδων και των εξόδων.

Στην εικόνα 2.4.6 φαίνεται ότι δεδομένων των παραμέτρων υπόθεσης, η συνολική έξοδος dq μπορεί να εκφραστεί ως γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων συμπεράσματος.



Εικόνα 2.4.6: Τα σχήματα FIS και ANFIS

Έτσι η εξίσωση για το dq μπορεί να ξαναγραφεί ως εξής:

$$dq = \bar{w}_1 q_1 + \bar{w}_2 q_2 = \bar{w}_1 \left(f_1 x + g_1 y + h_1 \right) + \bar{w}_2 \left(f_2 x + g_2 y + h_2 \right).$$

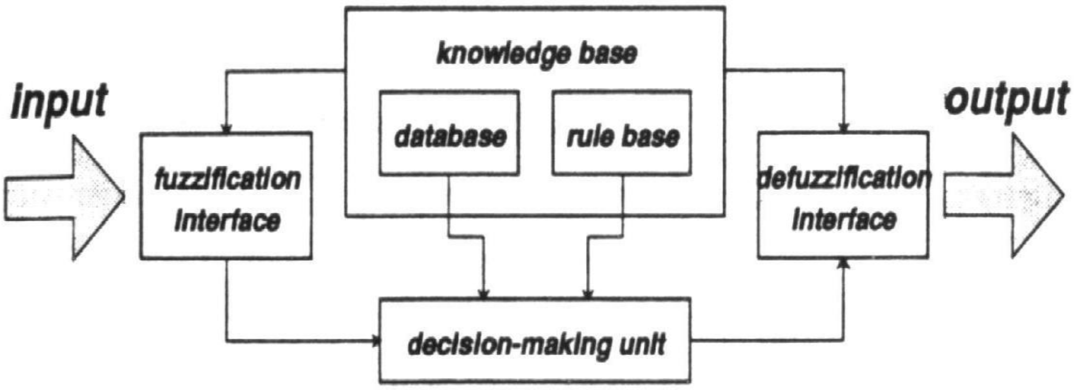
Είναι εμφανές ότι η εξίσωση αυτή είναι μία συνάρτηση γραφικών παραμέτρων και έτσι η γνωστή μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων μπορεί να εφαρμοστεί για να βρεθούν οι γραμμικές παράμετροι. Για να ξεπεραστούν τα μειονεκτήματα ενός προσαρμοστικού δικτύου, δηλαδή η **βραδύτητα** και **η τάση να εγκλωβίζεται σε τοπικά ελάχιστα**, το ANFIS χρησιμοποιεί **υβριδικούς κανόνες εκμάθησης**, οι οποίοι συνδυάζουν τη μέθοδο κλίσης με μία γραμμική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων με στόχο να αντικαταστήσουν την μέθοδο επικλινής καθόδου, και η νέα υβριδική μέθοδος εκμάθησης να εφαρμοστεί στα προσαρμοστικά δίκτυα.

Κάθε βήμα του υβριδικού κανόνα περιέχει ένα πέρασμα προς τα εμπρός, και ένα πέρασμα προς τα πίσω. Πιο συγκεκριμένα, οι παράμετροι χωρίζονται σε δύο υποσύνολα – την υποσχετική παράμετρο και την απορρέουσα.

Κατά το πέρασμα προς τα εμπρός, δεδομένα εισόδου προμηθεύονται σε κάθε κόμβο. Τα λειτουργικά σήματα προωθούνται για να υπολογιστεί σε κάθε κόμβο η έξοδος, για όλα τα βήματα – επίπεδα – μέχρι το επίπεδο 4. Από την άλλη, οι παράμετροι συμπεράσματος, δηλαδή οι f_i, g_i, h_i, βρίσκονται με την εκτίμηση των ελαχίστων τετραγώνων. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις καταχωρήσεις εκπαιδευτικών δεδομένων και έτσι υπολογίζεται το μέτρο του σφάλματος.

Κατά το πέρασμα προς τα πίσω, οι ρυθμοί των σφαλμάτων, που εξάγονται από το μέτρο του σφάλματος, διαδίδονται προς τα πίσω, δηλαδή από το τελικό στάδιο της εξόδου προς αυτό της εισόδου. Με αυτό τον τρόπο δύναται το σύστημα να ανανεώσει τις υποσχετικές παραμέτρους μέσω της επικλινής καθόδου, μετά από το προς τα πίσω πέρασμα.

Οι υβριδικοί κανόνες εκμάθησης επιτελούν ένα διπλό ρόλο που κάνει το σύστημα πιο αποδοτικό. Αρχικά **μειώνουν τη διάσταση του χώρου** αναζήτησης της επικλινούς καθόδου και έπειτα **επιταχύνουν τη σύγκλιση**. Με άλλα λόγια, μπορούν να επιταχύνουν την διαδικασία «εκπαίδευσης», και είναι με πιο ακριβή και αποδοτικά αποτελέσματα από το συμβατικό σχήμα επικλινούς καθόδου.



Σχήμα 2.4.3: Δομή ασαφών συστημάτων συμπερασμού
(Είσοδος-Ασαφοποίηση-Βάση Γνώσης-Μονάδα Δημιουργίας Αποφάσεων-Αποασαφοποίηση-Έξοδος)

2.4.1 Ασαφή Συστήματα Συμπερασμού

Τα ασαφή συστήματα συμπερασμού είναι επίσης γνωστά ως ασαφή συστήματα βασισμένα σε κανόνες, ασαφή μοντέλα, ασαφείς συσχετισμένες μνήμες (FAM), ή ασαφείς ελεγκτές όταν χρησιμοποιούνται ως τέτοιοι. Τα βασικά συστήματα συμπερασμού μπορούν να έχουν είτε σαφείς (fuzzy singletons) είτε ασαφείς εισόδους αλλά οι έξοδοι που παράγονται είναι συνήθως ασαφή σύνολα. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις, όπως στην περίπτωση κάποιου ελεγκτή, όπου η έξοδος θα πρέπει να είναι σαφής. Γι' αυτό πρέπει να χρησιμοποιηθεί μια μέθοδος αποασαφοποίησης που να αναπαριστά όσο το δυνατό καλύτερα το ασαφές σύνολο. Βασικά τα ασαφή συστήματα συμπερασμού, όπως φαίνονται και στο **Σχήμα 2.4.3,** αποτελούνται από πέντε λειτουργικά μέρη:

- Μια βάση κανόνων (rule base) που αποτελείται από ένα αριθμό *IF-THEN* κανόνων
- Μια βάση δεδομένων (database) που καθορίζει τις συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών συνόλων που χρησιμοποιούνται στους κανόνες
- Μια μονάδα εξαγωγής απόφασης-συμπεράσματος (decision-making unit) που εκτελεί τις λειτουργίες των κανόνων
- Ένα ασαφοποιητή (fuzzifier) που μετατρέπει τις σαφείς ή προσδιορισμένες εισόδους σε λεκτικές μεταβλητές
- Ένα αποασαφοποιητή (defuzzifier) που μετατρέπει τα ασαφή αποτελέσματα των συμπερασμάτων σε σαφείς εξόδους.

Η βάση κανόνων και η βάση δεδομένων αναφέρονται και ως βάση γνώσης (knowledge base).

Τα βήματα που εκτελούνται από το σύστημα εξαγωγής συμπεράσματος είναι:

1. Συγκρίνει τις μεταβλητές εισόδου με τις συναρτήσεις συμμετοχής στο υποθετικό μέρος (premise part) του κανόνα και αποκτούνται οι τιμές συμμετοχής της κάθε λεκτικής μεταβλητής.

2. Συνδυάζει μέσο ενός τελεστή (operator) την κάθε τιμή συμμετοχής με ένα βαθμό εκπλήρωσης (firing strength-weight) για κάθε κανόνα.

3. Ανάλογα με το βαθμό αυτό υπολογίζεται το συμπέρασμα (consequent) του κάθε κανόνα που μπορεί να είναι είτε σαφές είτε ασαφές.

4. Συναθροίζονται τα ικανά συμπεράσματα έτσι ώστε να εξαχθεί η σαφής έξοδος.

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφοροι τύποι ασαφών συστημάτων συμπερασμού. Με βάση αυτούς μπορούμε να ταξινομήσουμε τα συστήματα σε κάποιους τύπους. Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι οι διαφορές στα συστήματα αυτά προκύπτουν από τις ιδιαιτερότητες στο συμπερασματικό μέρος των κανόνων, τη μορφή δηλαδή των συναρτήσεων συμμετοχής, και έτσι έχουμε και τους διαφορετικούς τύπους αποασαφοποιητών.

2.4.2 Προγραμματισμός-περιβάλλον Matlab

Παραθέτουμε και ένα διάγραμμα ροής για τους υπολογισμούς σε ένα ANFIS μέσω του προγράμματος της MATLAB.

Αρχικοποίηση Ασαφούς Συστήματος
Χρήση των εντολών genfis1 ή genfis2

↓

Ορισμός παραμέτρων για εκπαίδευση
Σημαντικά είναι:
Αριθμός επαναλήψεων (εποχές)
Ανοχή σφάλματος (σφάλμα)

↓

Έναρξη διαδικασίας εκπαίδευσης
Χρήση εντολής anfis
Τέλος όταν επιτευχθεί η μέγιστη ανοχή σε σφάλμα

↓

Έλεγχος αξιοπιστίας με ανεξάρτητα δεδομένα

Στην ασαφή εργαλειοθήκη ελέγχου (fuzzy control toolbar) υπάρχει μια χρήσιμη εντολή αποκαλούμενη *anfis*. Αυτή παρέχει ένα σχέδιο βελτιστοποίησης ώστε να βρεθούν στο ασαφές σύστημα οι παράμετροι που εφαρμόζουν καλύτερα στα δεδομένα. στο εγχειρίδιο της εργαλειοθήκης εξηγείται ότι εφόσον οι περισσότεροι (όχι όλοι) αλγόριθμοι βελτιστοποίησης απαιτούν υπολογισμό της κλίσης (βαθμωτής μεταβολής), αυτό γίνεται με ένα νευρικό δίκτυο. Κατόπιν, σε γενικές γραμμές, οποιαδήποτε από τα σχέδια βελτιστοποίησης, για παράδειγμα εκείνα στην εργαλειοθήκη βελτιστοποίησης MATLAB, μπορούν να χρησιμοποιηθούν.

Οι εντολές GENFIS1 και ANFIS

Επειδή στο αρχικό ασαφές σύστημα δεν είναι ξεκάθαρο από την αρχή το πώς πρέπει να διατυπωθεί αυτό, δηλαδή, ο τύπος και ο αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής μέλους, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η εντολή *genfis*. Αυτή η εντολή θα κάνε ένα πέρασμα στα δεδομένα με έναν πρόχειρο τρόπο και θα βρει ένα καλό αρχικό σύστημα.

GENFIS1 Παράγει τον πίνακα του FIS χρησιμοποιώντας τη γενική μέθοδο

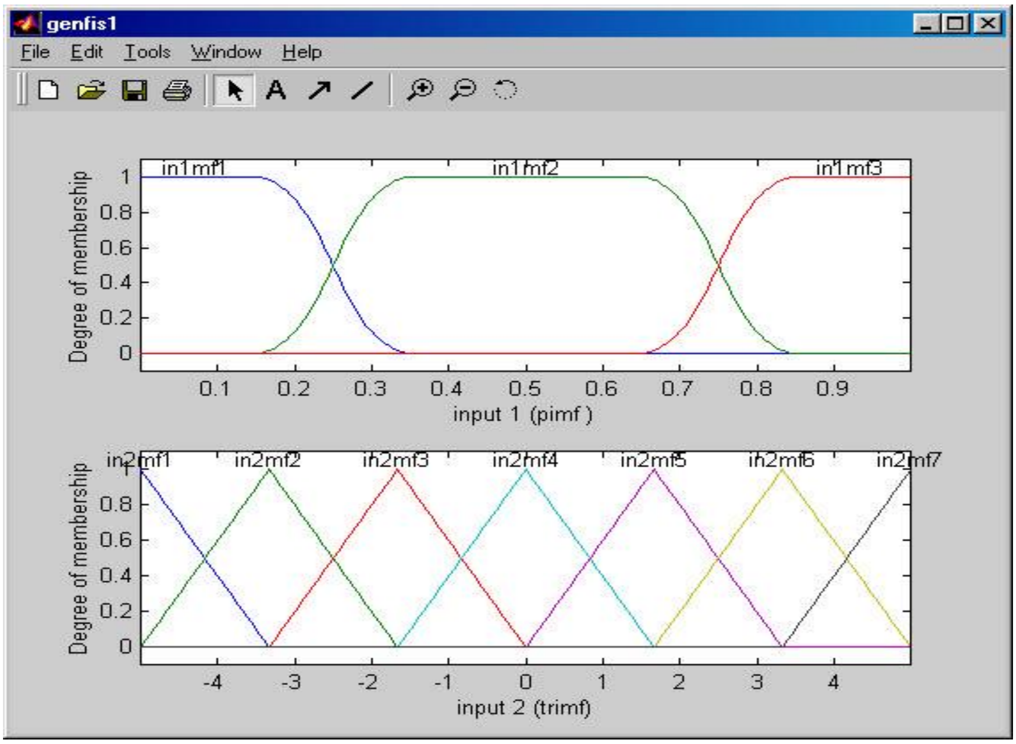
GENFIS1 (DATA, MF_N, IN_MF_TYPE) παράγει ένα πίνακα FIS από την εκπαίδευση των δεδομένων ***DATA***, με χρήση του στυλ διαχωρισμού του πλέγματος. Το ***MF_N*** είναι ένα διάνυσμα που διευκρινίζει τον αριθμού των συναρτήσεων συμμετοχής σε όλες τις εισόδους. Το ***IN_MF_TYPE*** είναι ένας παρατεταγμένος πίνακας όπου κάθε σειρά διευκρινίζει τον τύπο MF μιας μεταβλητής εισαγωγής.

Εάν ***MF_N*** είναι ένας αριθμός και/ή ***IN_MF_TYPE*** είναι μια μονή σειρά, τότε θα χρησιμοποιηθούν σε όλες τις εισόδους. Εδώ σημειώνουμε ότι ***MF_N*** και ***IN_MF_TYPE*** είναι πέρασμα άμεσα στο GENPARAM για την παραγωγή των ***MF*** παραμέτρων εισόδου.

Ο προεπιλεγμένος αριθμός των συναρτήσεων συμμετοχής για το ***MF_N*** είναι 2, ενώ ο προεπιλεγμένος τύπος για τις συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου είναι 'gbellmf'.

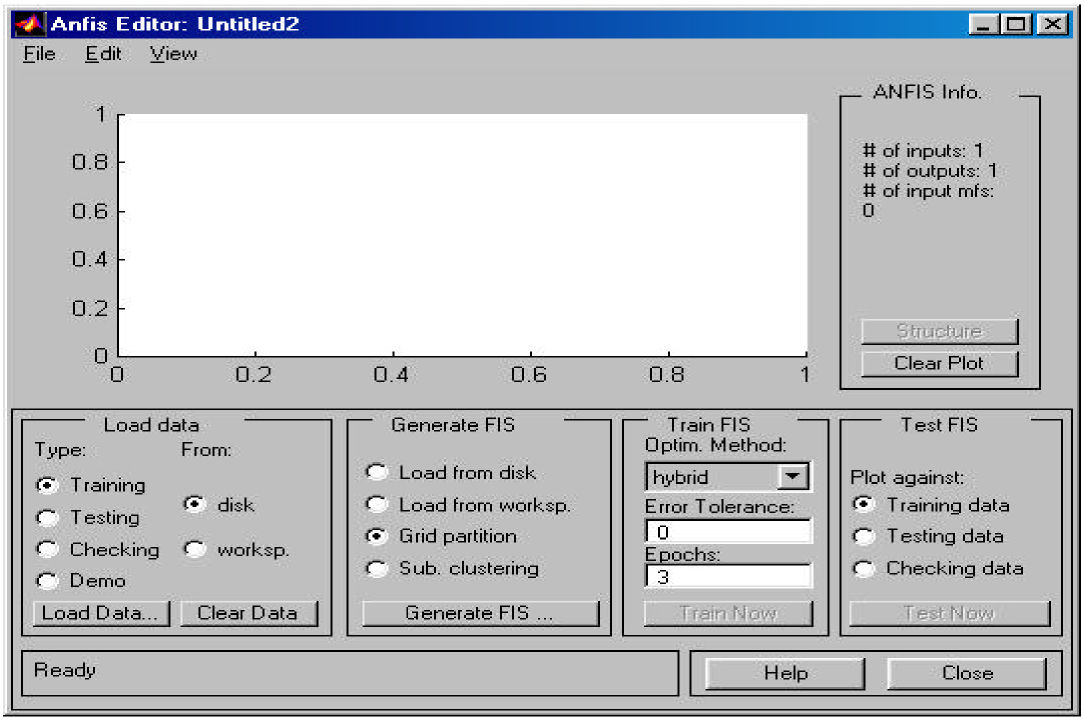
Για παράδειγμα :

```
% Generate random data
        NumData = 1000;
        data = [rand(NumData,1) 10*rand(NumData,1)-5 rand(NumData,1)];

% Specify number and type of membership functions
        NumMf = [3 7];
        MfType = str2mat('pimf', 'trimf');

% Use GENFIS1 to generate initial membership functions
        FisMatrix = genfis1(data, NumMf, MfType);

% Plot the membership functions
        figure('name', 'genfis1', 'numbertitle', 'off');
        NumInput = size(data, 2) - 1;
for i = 1:NumInput;
        subplot(NumInput, 1, i);
        plotmf(FisMatrix, 'input', i);
        xlabel(['input ' num2str(i) ' (' MfType(i, :) ')']);
end
```



Σχήμα 2.4.7: Γραφικά αποτελέσματα από το περιβάλλον της εφαρμογής.

Χρησιμοποιήσαμε δηλαδή την **genfis1** για να δημιουργήσουμε το **αρχικό σύστημα FIS** (fuzzy inference system). Χρησιμοποιήσαμε την **anfis** για να παραχθεί το καλύτερο **σύστημα FIS.** Η **Anfis** χρησιμοποιεί τα αποτελέσματα από την **genfis1** για να αρχίσει η βελτιστοποίηση. Μια άλλη μέθοδος είναι αυτή με την χρήση της Anfis GUI.



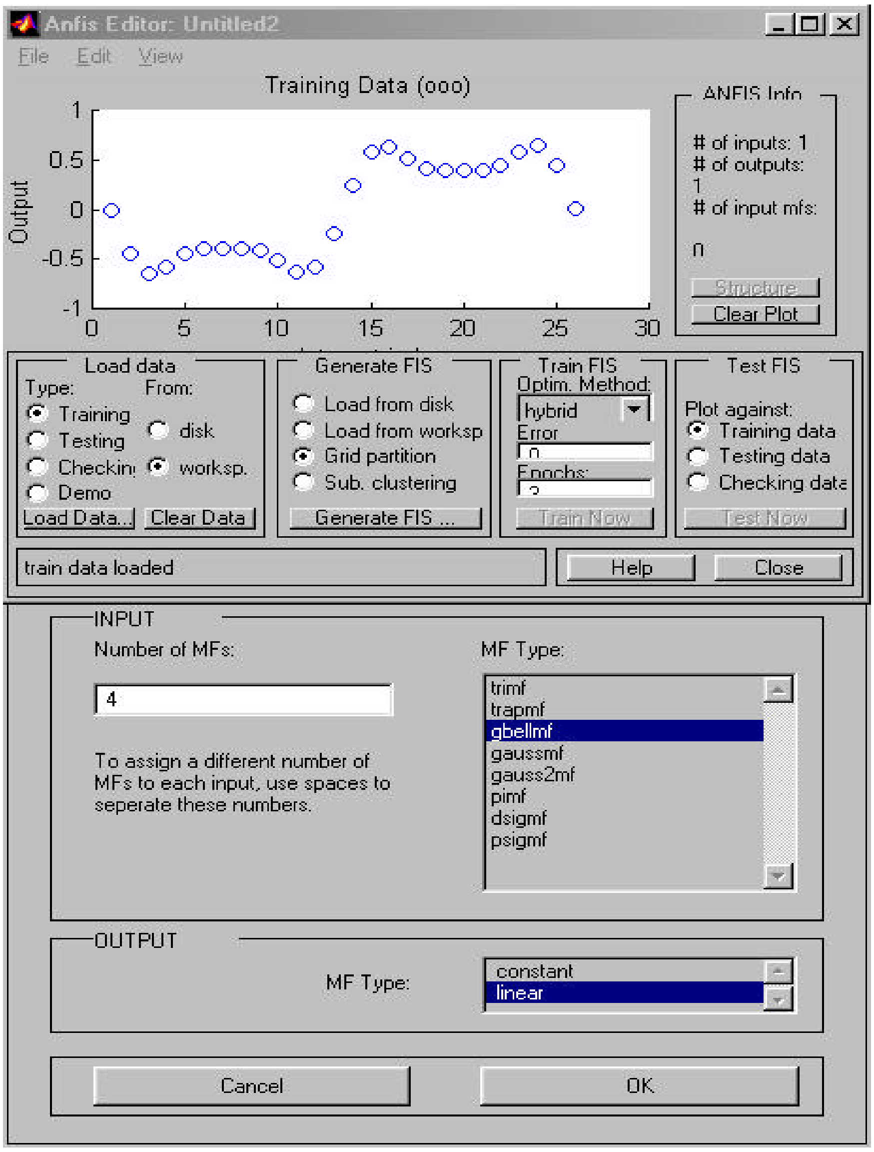
Σχήμα 2.4.8:Το περιβάλλον της εφαρμογής

Εδώ παρατηρούμε ότι το πρόγραμμα μας δίνει την δυνατότητα για τέσσερεις (4) κύριες λειτουργίες:

- Φόρτωση δεδομένων
- Γενικό FIS
- Εκπαίδευση FIS
- Δοκιμή FIS

Πιο αναλυτικά, σε ό,τι έχει να κάνει με την *φόρτωση δεδομένων* :
Εδώ μπορεί κάποιος να διαλέξει τον Τύπο των δεδομένων σύμφωνα με τον σκοπό: Training (εκπαιδευόμενα- προεπιλεγμένη επιλογή), Testing (δοκιμαζόμενα) , Checking(ελεγχόμενα) ή Demo (πρόγραμμα επίδειξης).

Αναφορικά με το *γενικό FIS:*
Από την στιγμή που θα φορτωθούν τα δεδομένα, ένα αρχικό ασαφές σύστημα μπορεί να δημιουργηθεί με την βοήθεια της Generate FIS.

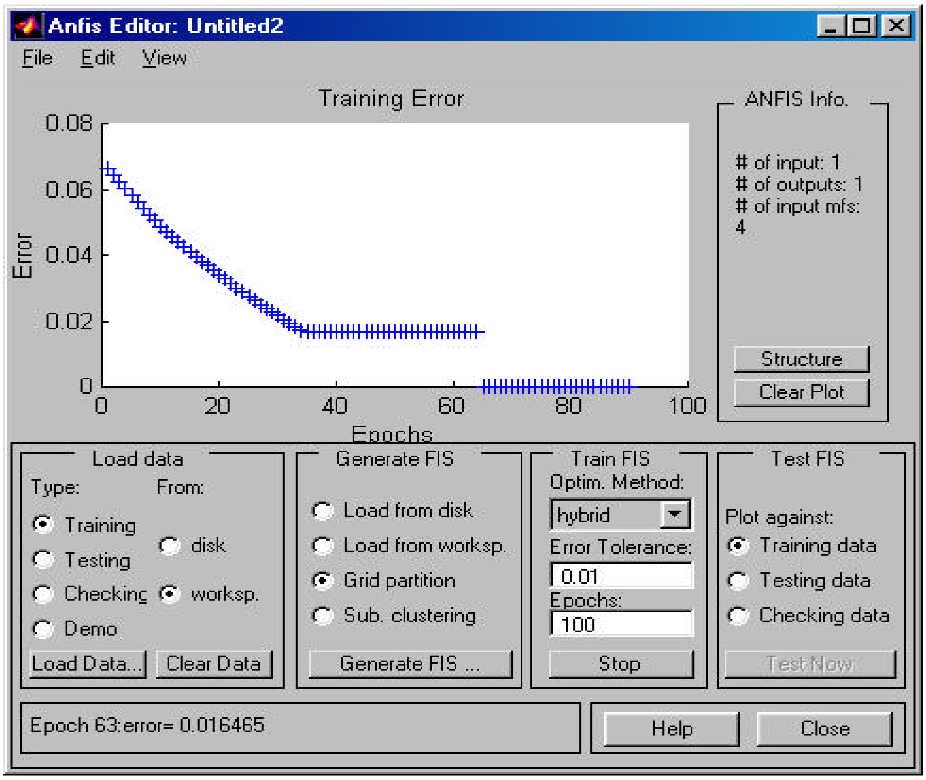


Σχήμα 2.4.9: Το περιβάλλον της εφαρμογής

Ως προεπιλεγμένη επιλογή εδώ είναι όπως φαίνεται κ στην παραπάνω «οθόνη» η gbellmf συνάρτηση συμμετοχής.

Σε ό,τι έχει να κάνει με την *εκπαίδευση του FIS:*

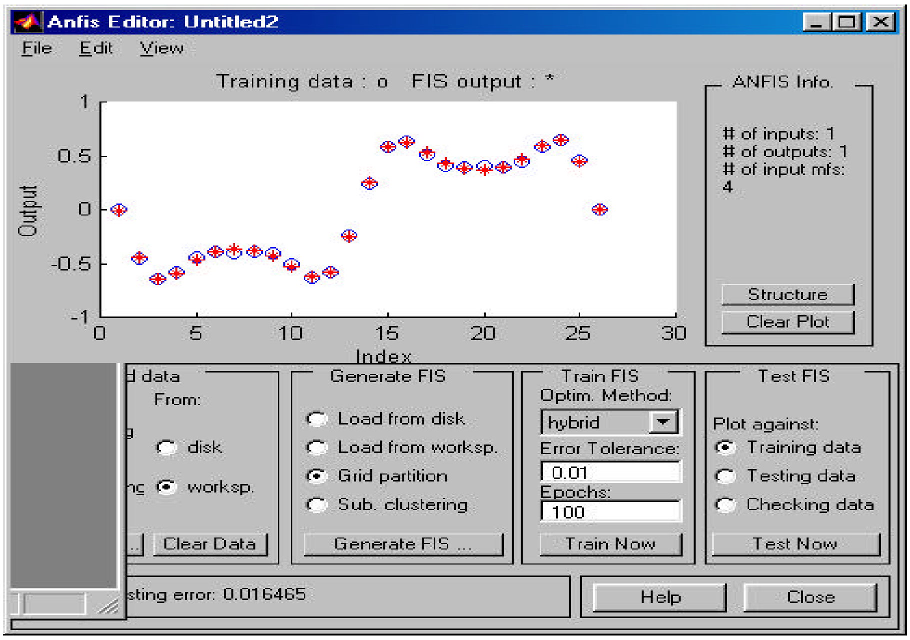
Οι κύριοι υπολογισμοί γίνονται στο τμήμα της εκπαίδευσης(training block), όπου και γίνεται χρήση του υβριδικού αλγόριθμου, με την ανοχή σε σφάλμα να είναι 0. Πρακτικά, δεν είναι δυνατόν να γίνει πλήρης προσαρμογή σε ένα μηδενικό σφάλμα, γι' αυτό το τροποποιούμε σε 0,01. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης μπορούμε να δούμε πώς εξελίσσεται ο αλγόριθμος της. Εδώ διακρίνονται οι εποχές, δηλαδή ο αριθμός των επαναλήψεων που πραγματοποιούνται. Από προεπιλογή, αυτός είναι τρία(3) , αλλά σχεδόν ποτέ δεν είναι αρκετός. Πολλές φορές μπορεί να χρειαστούν εκατοντάδες ή και χιλιάδες επαναλήψεις. Ακολουθεί η «οθόνη» από το Matlab:



Σχήμα 2.4.10:Η κατάσταση μπορεί να βελτιωθεί με την εισαγωγή περισσοτέρων συναρτήσεων συμμετοχής.

Για τον *έλεγχο των FIS*:

Εφόσον τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά, μπορούμε να ελέγξουμε την επίδοση των FIS σε σχέση με την εκπαίδευση, την δοκιμή ή έλεγχο των δεδομένων. Η προεπιλεγμένη εντολή είναι η εκπαίδευση των δεδομένων.



Σχήμα 2.4.11 : Το περιβάλλον της εφαρμογής

3.Συνεπαγωγή (inference)

Τα Συστήματα Ασαφούς Λογικής διαφοροποιούνται ανάλογα με τις μορφές που μπορεί να πάρει ένας κανόνας. Οι πιο γνωστές από αυτές τις μορφές είναι:

- ***Τύπου Mamdani*:** είναι η μορφή που αναφέρθηκε παραπάνω, δηλαδή "*If x is A then y is B*" , και ονομάστηκε έτσι προς τιμή του Ebrahim Mamdani, που ήταν ένας από τους πρώτους που εφάρμοσε την Ασαφή Λογική. Οι έξοδοι των κανόνων της μορφής αυτής είναι ασαφή σύνολα.
- ***Τύπου Sugeno – Takagi:*** είναι ένας κανόνας της μορφής "*If x is A then y is c*", όπου το c είναι αριθμός ή και ένα crisp ασαφές σύνολο.
- ***Τύπου Takagi - Sugeno – Kang ή T-S-K:*** είναι μία επέκταση του προηγούμενου κανόνα και αποτελεί έναν από τους κυριότερους τύπους ασαφούς κανόνα ο οποίος χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές ανάπτυξης ασαφών συστημάτων. Έχει τη μορφή "*If x is A then y is* $c_0 + c_1 x$", *όπου* $c_0, c_1 \in R$. Οι έξοδοι των κανόνων της μορφής αυτής είναι συναρτήσεις των εισόδων.
- ***Τύπου Sugeno- Yakusawa's:*** το μοντέλο αυτό στηρίζεται σε τεχνικές

αναγνώρισης προτύπων και έχει ορισμένα πλεονεκτήματα σε σχέση με το μοντέλο Takagi-Sugeno.

- ***Τύπου Tsukamoto:*** στα ασαφή μοντέλα Tsukamoto το συμπερασματικό μέρος του κάθε κανόνα αποτελείται ένα ασαφές σύνολο με μονότονες συναρτήσεις συμμετοχής.

Συνεπαγωγή είναι η διαδικασία που δίνει αριθμητικές τιμές στους ασαφείς κανόνες. Οι τεχνικές συνεπαγωγής περιλαμβάνουν και την συνολική εκτίμηση των κανόνων στην έξοδο. Μετά από μελέτη της βιβλιογραφίας και καταγραφή, προκύπτει ότι οι πλέον γνωστές τεχνικές είναι:

1. max-min (Mamdani) – διακριτές τιμές

2. max-product (Correlation product)- διακριτές τιμές

3. max-min (Mamdani) – ασαφές σύνολο

4. max-product (Correlation product)- ασαφές σύνολο

5. Sugeno

3.1. Max-Min (Mamdani)

3.1.1 Διακριτές Τιμές

Ο πιο διαδεδομένος τελεστής συνεπαγωγής στα ασαφή σύνολα είναι αυτός του Mamdani που ορίζεται από την ακόλουθη σχέση

$$\mu_R(x, y) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(y)\}.$$

Ένας από τους λόγους για την ευρεία διάδοσή του είναι ότι είναι γρήγορος υπολογιστικά.

Ας θεωρήσουμε τώρα τα διακριτά ασαφή σύνολα

$$A = 1/0+0.8/1+0.5/2 \text{ και } B = 0.2/0+0.8/1.$$

Τότε ο πίνακας αλήθειας της συνεπαγωγής $R : p \rightarrow q$ χρησιμοποιώντας τον τελεστή συνεπαγωγής του Mamdani είναι ο ακόλουθος

$R =$

$R : x\backslash y$	0	1
0	$min\{1, 0.2\}$	$min\{1, 0.8\}$
1	$min\{0.8, 0.2\}$	$min\{0.8, 0.8\}$
2	$min\{0.5, 0.2\}$	$min\{0.5, 0.8\}$

ή μετά από απλές πράξεις

$R =$

$R : x\backslash y$	0	1
0	0.2	0.8
1	0.2	0.8
2	0.2	0.5

Παρατηρούμε ότι ο πίνακας αλήθειας της συνεπαγωγής έχει στοιχεία κοντά στο ένα (αληθή) στις περιπτώσεις για τις οποίες φαίνεται να «μιλάει» ο κανόνας. Έτσι στο παραπάνω παράδειγμα το αίτιο του κανόνα ασχολείται κυρίως με τα στοιχεία 0 και 1 του X ενώ το συμπέρασμα με το 1. Γι αυτό και στον R οι αντίστοιχες θέσεις είναι κοντά στο 1.

Αν τώρα έχουμε n το πλήθος ασαφείς συνεπαγωγές

$R_1 : p_1 \rightarrow q_1$

...

$R_n : p_n \rightarrow q_n$

τότε εννοείτε ότι συνδέονται μεταξύ τους με το λεκτικό ***ή,*** δηλαδή ο συνολικός πίνακας αλήθειας προκύπτει από την *ένωση* των επιμέρους πινάκων με την προϋπόθεση πάντα ότι εμπλέκονται τα ίδια σύνολα κλασσικά σύνολα X και Y.

Έστω τώρα ότι στο τμήμα της υπόθεσης υπάρχουν παραπάνω από μία μεταβλητές δηλαδή έχουμε μια συνεπαγωγή της μορφής

R : ΑΝ x_1 είναι Α1 ΚΑΙ x_2 είναι Α2 ΤΟΤΕ y είναι B

όπου $x_1 \in X_1$, $x_2 \in X_2$, $y \in Y$. Τότε η σύνθετη υπόθεση *"ΑΝ x_1 είναι A_1 ΚΑΙ x_2 είναι A_2"* ερμηνεύεται ως ένα ασαφές σύνολο Α ορισμένο στο $X_1 \times X_2$ και με συνάρτηση συμμετοχής

$$\mu_A(x_1, x_2) = \mu_{A1}(x_1) \wedge \mu_{A2}(x_2)$$

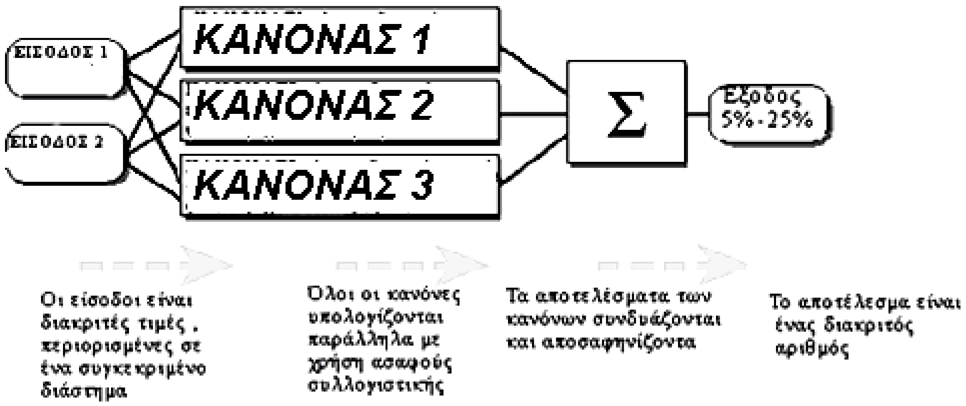
όπου ∧ ο τελεστής της τομής (Mamdani ή Larsen). Αν είχαμε το λεκτικό ***ή,*** τότε θα χρησιμοποιούσαμε τον τελεστή της ένωσης δηλαδή

$$\mu_A(x_1, x_2) = \mu_{A1}(x_1) \vee \mu_{A2}(x_2).$$

Τότε ο πίνακας αλήθειας της συνεπαγωγής υπολογίζεται από

$$\mu_R(x_1, x_2, y) = \mu_R(\mu_A(x_1, x_2), \mu_{B(y)}.$$

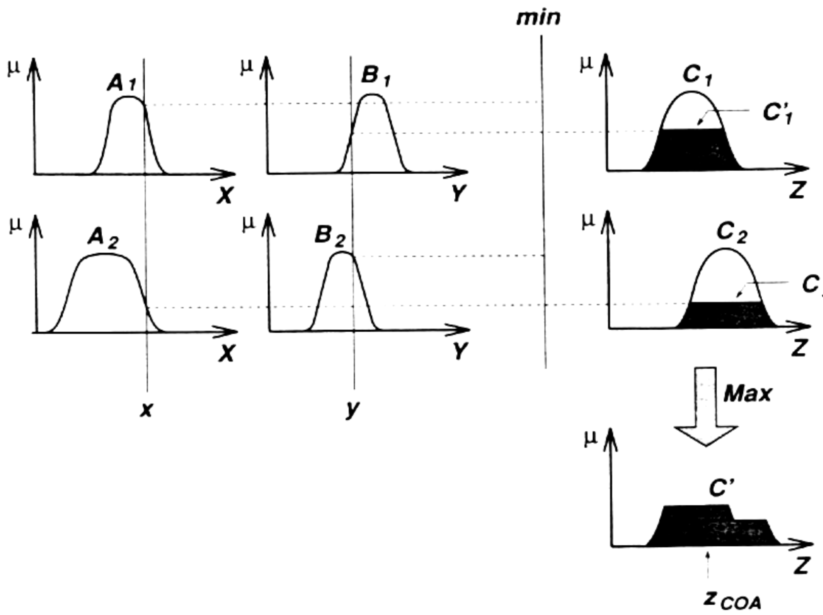
Στο παρακάτω σχήμα(3.1) βλέπουμε την δομή του μοντέλου Mamdani, το οποίο έχει δυο εισόδους και τρεις κανόνες.



Σχήμα 3.1:Δομή μοντέλου Mamdani

Η πληροφορία οδεύει από τα αριστερά προς τα δεξιά και καταλήγει σε μία μοναδική έξοδο. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των συστημάτων ασαφούς λογικής είναι η παράλληλη εφαρμογή των κανόνων. Στα κλασσικά συστήματα δυαδικής λογικής έχουμε χρήση διακοπτών που ανοίγουν και κλείνουν ανάλογα με τις τιμές των εισόδων. Στα ασαφή συστήματα μεταβαίνουμε ομαλά από περιοχή σε περιοχή ανάλογα με τις συνέπειες των κανόνων. Η διαδικασία της απεικόνισης των εισόδων στις εξόδου μέσα από ένα σύστημα ασαφούς λογικής ακολουθεί πέντε βήματα:

I. Ασαφοποίηση των εισόδων
II. Εφαρμογή των ασαφών λογικών τελεστών στις προϋπόθεσης των κανόνων
III. Καθορισμός των συνεπαγωγών των κανόνων
IV. Συγκέντρωση όλων των συνεπαγωγών όλων των κανόνων
V. Αποσαφήνιση

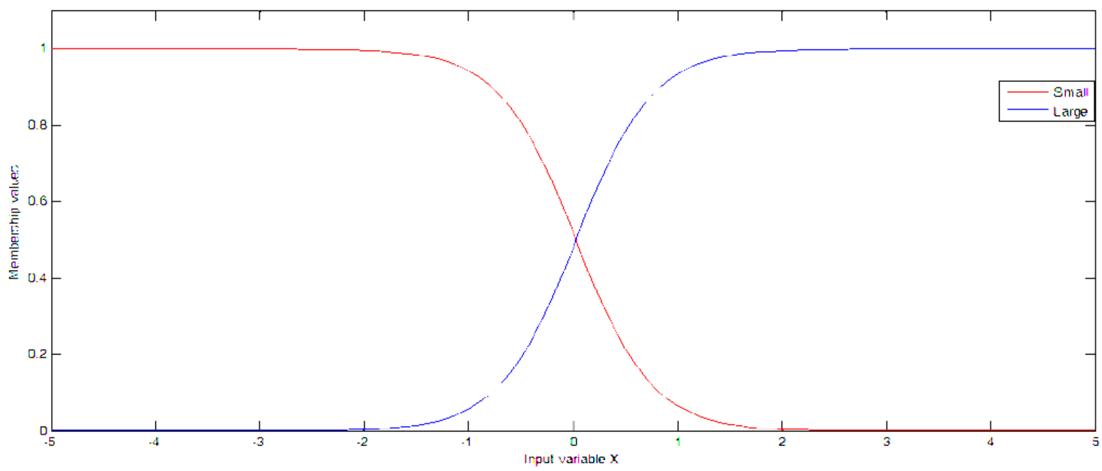


Σχήμα 3.1.1 : Ασαφές μοντέλο Mamdani με τον τελεστή min.

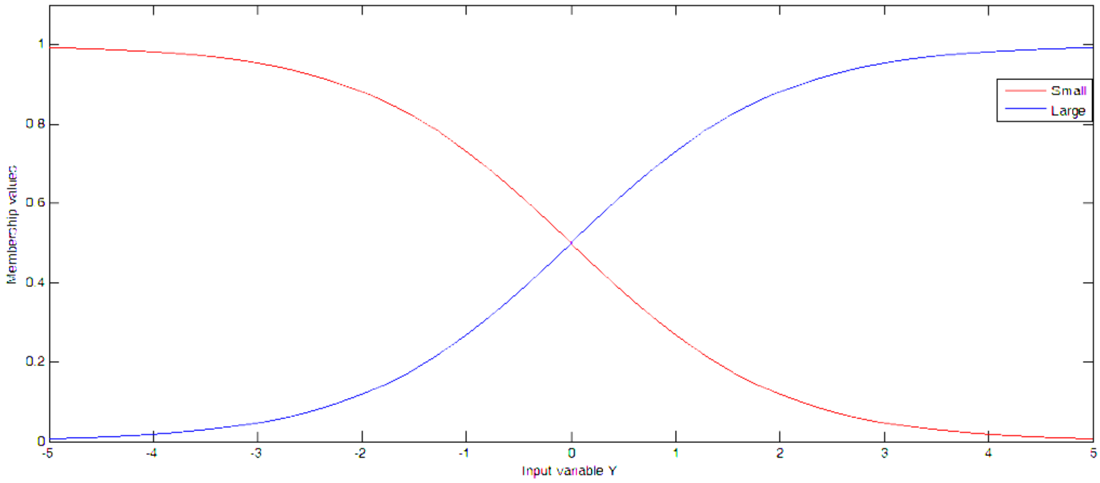
Μέθοδος αποσαφήνισης MAXIMUM

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφήνισης maximum, η διακριτή τιμή είναι αυτή που αντιστοιχεί στη μέγιστη τιμή συγγένειας του τελικού αποτελέσματος. Αν υπάρχουν περισσότερες από μία τέτοιες τιμές, τότε λαμβάνεται ανάλογα με την περίπτωση είτε ο μέσος όρος τους (average-of-maximum) ή η μέγιστη τιμή τους (maximum-of-maximum) ή η ελάχιστη τιμή τους (minimum-of-maximum).

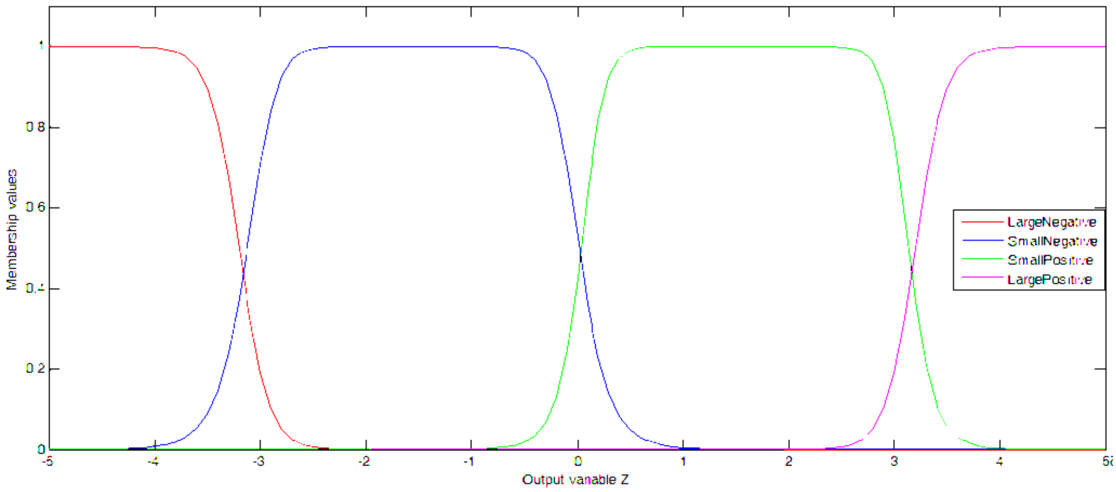
Στα Σχήματα 3.2 – 3.4 φαίνονται οι γραφικές παραστάσεις των συναρτήσεων συμμετοχής των ασαφών συνόλων που υπάρχουν στους ασαφείς κανόνες. Στο Σχήμα 3.5 φαίνεται η έξοδος του συστήματος. Έχει επιλεγεί ως τελεστής ένωσης ο *max*, ως τελεστής τομής ο *min*, ως τελεστής επαγωγής ο *min* και ως μέθοδος αποασαφοποίησης η *centroid*.



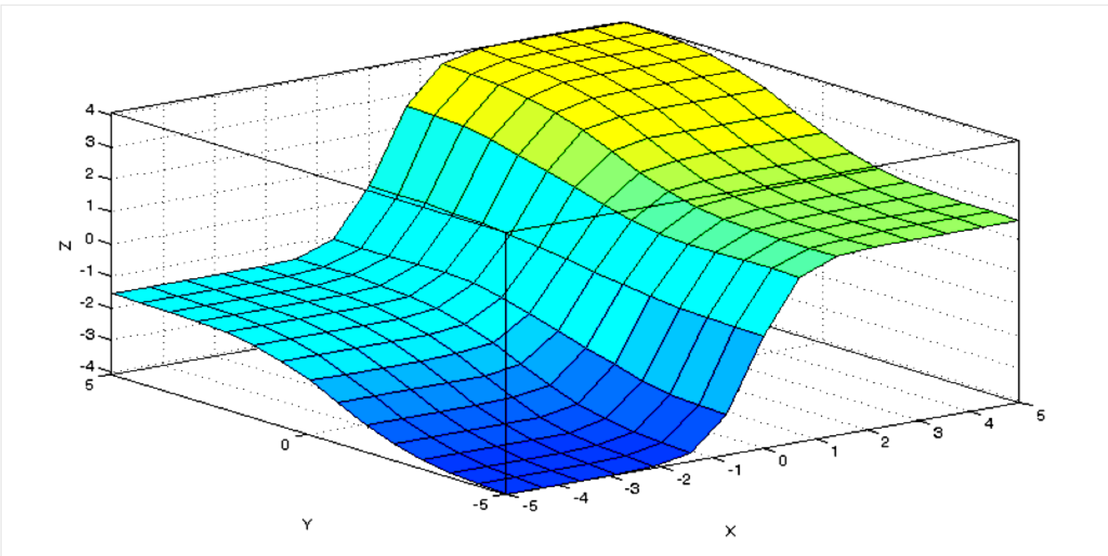
Σχήμα 3.2: Συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς μεταβλητής X.



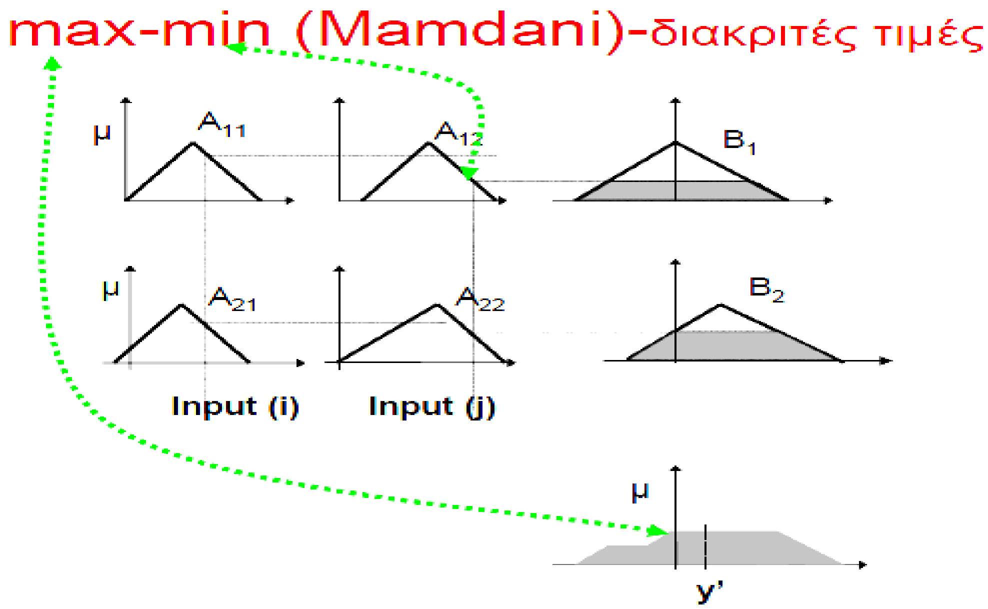
Σχήμα 3.3: Συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς μεταβλητής Υ.



Σχήμα 3.4 Συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς μεταβλητής Ζ.



Σχήμα 3.5: Η έξοδος του συστήματος Mamdani.



Σχήμα 3.6: Είσοδοι και έξοδοι του μοντέλου Mamdani max-min – διακριτές τιμές.

3.1.2 Ο συντελεστής σύνθεσης max-product

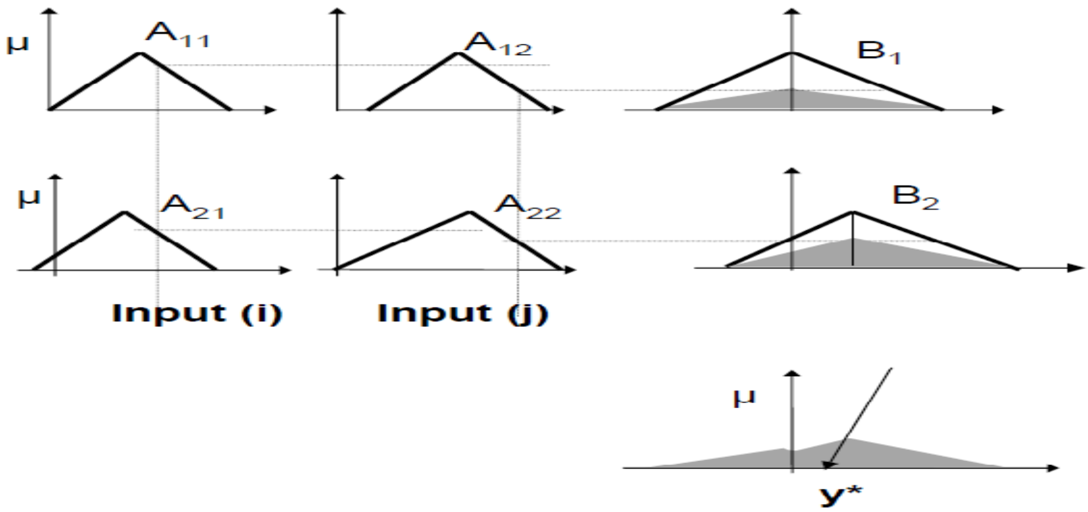
Η σύνθεση *max-product* μεταξύ των $R_1(X,Y)$ και $R_2(X,Y)$ είναι μια νέα ασαφής σχέση R στον χώρο X× Z της οποίας η συνάρτηση συμμετοχής ορίζεται ως ακολούθως:

$$\mu_R(x,z) = \max_{y \in Y}\left[\mu_{R_1}(x,y) \cdot \mu_{R_2}(y,z)\right] \ \forall x \in X, y \in Y, z \in Z$$

ή

$$\mu_R(x,z) = \bigvee_{y \in Y}\left[\mu_{R_1}(x,y) \cdot \mu_{R_2}(y,z)\right].$$

Ο τελεστής *Max* λαμβάνει το μεγαλύτερο από τους βαθμούς συμμετοχής και παράγει το λεγόμενο *βαθμό εκπλήρωσης* (*degree of fulfillment*) του κανόνα. Ο τελεστής του *γινομένου* υπολογίζει το βαθμό εκπλήρωσης του κανόνα ως το *αριθμητικό γινόμενο* των βαθμών συμμετοχής των ασαφοποιημένων τιμών.



Σχήμα 3.6: Είσοδοι max-product (correlation product)- διακριτές τιμές.

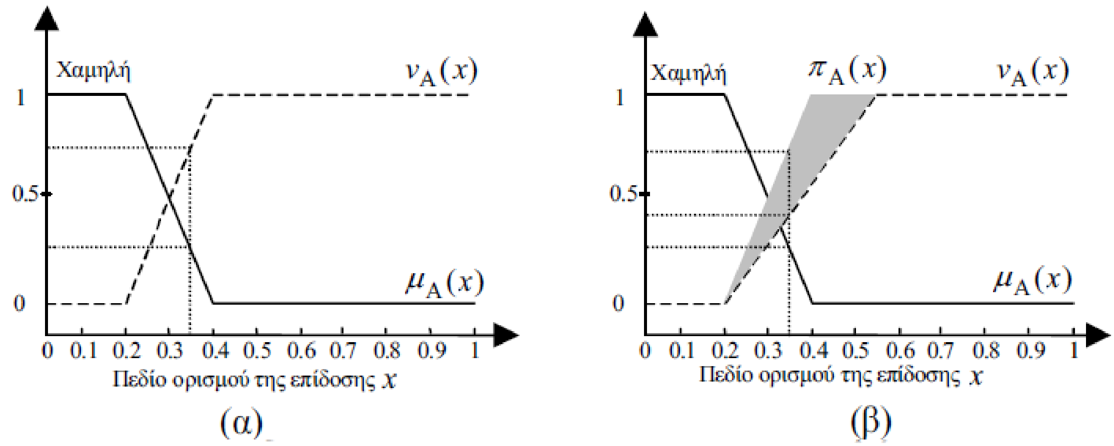
3.1.3 Ασαφή σύνολα

Τα FIS(Fuzzy Inference System) τύπου Mamdani είναι ασαφή συστήματα εξαγωγής συμπερασμάτων με βάση ένα σύνολο κανόνων τύπου IF/THEN της μορφής πχ. «IF η επίδοση στα μαθηματικά είναι *χαμηλή* THEN η συνολική βαθμολογία είναι *μέτρια*». Για την περιγραφή των ασαφών συνόλων (π.χ., χαμηλή και μέτρια), που συνθέτουν το περιεχόμενο των υπόψη κανόνων, χρησιμοποιούνται μόνο οι συναρτήσεις συμμετοχής . Στα IFS, ωστόσο, η περιγραφή των ασαφών συνόλων γίνεται πληρέστερα, λαμβάνοντας υπόψη τις συναρτήσεις συμμετοχής, μη συμμετοχής και το εύρος διστακτικότητας (περιθώριο σφάλματος).

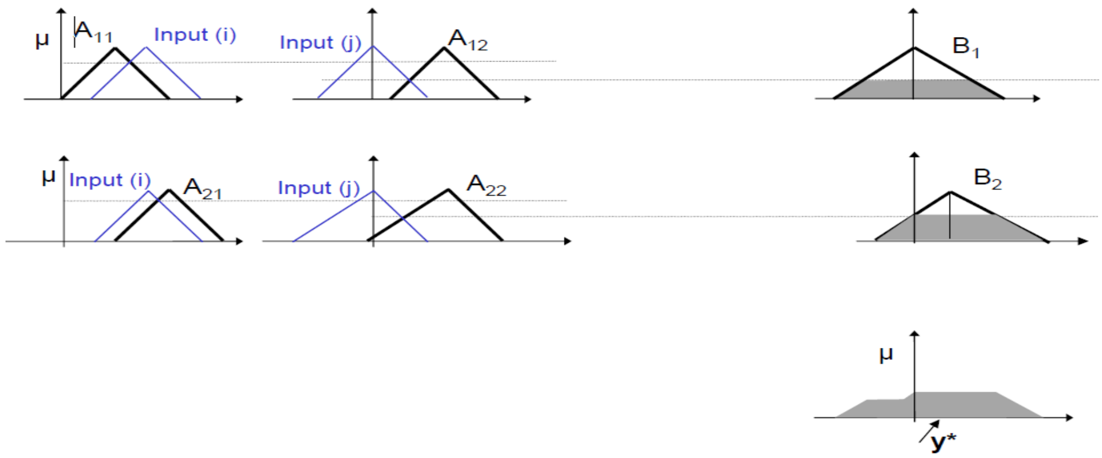
Ορίζοντας ως IFS την τελική έξοδο ενός διαισθητικού ασαφούς συστήματος τότε αυτή προκύπτει από το γραμμικό συνδυασμό δυο επιμέρους συστημάτων:

$$IFS = (1-\pi)\, FS_{\mu} + \pi\, FS_{\nu}$$

όπου, π το εμβαδόν της περιοχής που ορίζει το εύρος διστακτικότητας (βλ.π.χ., τη σκιασμένη περιοχή στο Σχήμα 3.7(β) όπου $\pi = 0.075$), FSμ η έξοδος του FIS με χρήση συναρτήσεων συμμετοχής και FSν η έξοδος του ιδίου FIS με χρήση των αντίστοιχων συναρτήσεων μη συμμετοχής για κάθε σύνολο. Από το συνδυασμό των σχέσεων είναι προφανές ότι όταν δεν υπάρχει διστακτικότητα, η προηγούμενη σχέση απλοποιείται σε FIS.



Σχήμα 3.7: Περιγραφή του διαισθητικού ασαφούς συνόλου «χαμηλή» στο πεδίο ορισμού της επίδοσης x, με απεικόνιση των συναρτήσεων συμμετοχής και μη συμμετοχής $\mu_A(x)$ και $\nu_A(x)$ αντίστοιχα, και, (α) χωρίς, και, (β) με εύρος διστακτικότητας $\pi_A(x)$.



Σχήμα 3.8: Max-min (Mamdani)- ασαφή σύνολα

3.1.4 Max product-Correlation Product – Ασαφή Σύνολα

Αν χρησιμοποιηθεί ο τελεστής **AND** τότε υπάρχουν *δύο περιπτώσεις*:

α) Αν ο AND χρησιμοποιείται ως ***min*** (***τελεστής ελαχίστου Mamdani***) τότε δίνεται ο μικρότερος αριθμός που εκφράζει την εκτίμηση του κανόνα, ενώ

β) αν χρησιμοποιείται ως ***prod*** (***τελεστής γινομένου Larsen***) τότε δίνεται ένας αριθμός που εκφράζει το γινόμενο της εκτίμησης του κανόνα.

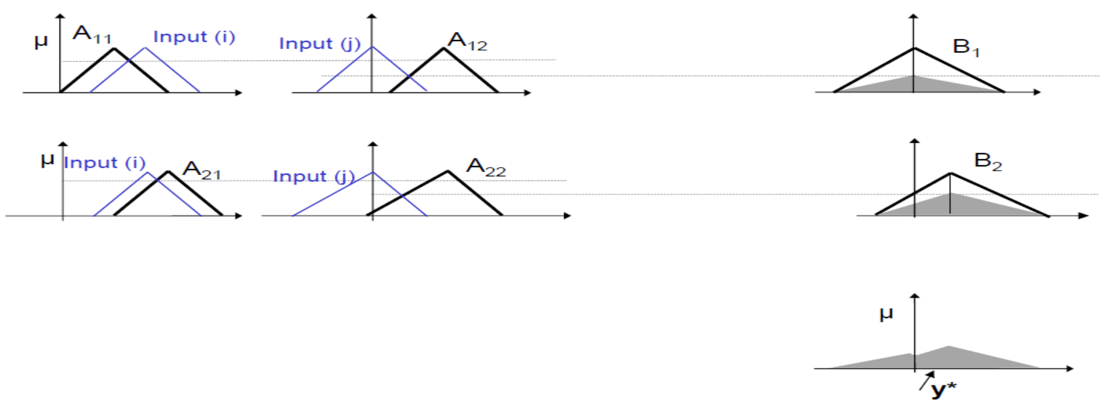
Επίσης αν χρησιμοποιηθεί ο τελεστής **OR** τότε υπάρχουν δύο περιπτώσεις:

α) Αν ο OR χρησιμοποιείται ως ***max*** (***τελεστής μεγίστου Mamdani***) τότε δίνεται ο μεγαλύτερος αριθμός της αποτίμησης του κανόνα, ενώ

β) αν χρησιμοποιείται ως ***probor*** $\mu_{A\cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x)\cdot\mu_B(x) \quad \forall\, x \in X$, τότε δίνεται ένας αριθμός που εκφράζει το αλγεβρικό άθροισμα της εκτίμησης του κανόνα.

Ο αριθμός αυτός εφαρμόζεται στη συνάρτηση συμμετοχής του συμπεράσματος (consequent) και η συνάρτηση συμμετοχής του συμπεράσματος παρουσιάζεται είτε με *ευθεία αποκοπή* (clipping) είτε με *διαβαθμισμένη αποκοπή* (scaling) στο επίπεδο της τιμής της υπόθεσης του κανόνα. Η μέθοδος που η συνάρτηση συμμετοχής του συμπεράσματος παρουσιάζεται με ευθεία αποκοπή ονομάζεται ***Συσχέτιση Ελαχίστου (Correlation Minimum)*** ενώ η μέθοδος που παρουσιάζεται με διαβαθμισμένη αποκοπή ονομάζεται ***Συσχέτιση Γινομένου (Correlation Product)***.

Η μέθοδος της **Συσχέτισης Ελαχίστου**(Correlation Minimum) προτιμάται για την απλότητα και τους γρήγορους μαθηματικούς της υπολογισμούς, παρόλο που παρουσιάζει απώλεια πληροφορίας εξαιτίας του ότι αποκόπτονται τα πάνω μέρη των συναρτήσεων συμμετοχής. Σε αντίθεση η μέθοδος της **Συσχέτισης Γινομένου *(Correlation Product)*** διατηρεί καλύτερα το σχήμα του ασαφούς συνόλου με αποτέλεσμα τη *μικρότερη απώλεια* πληροφορίας, καθώς η συνάρτηση συμμετοχής του συμπεράσματος του κανόνα προσαρμόζεται στον πολλαπλασιασμό των βαθμών συμμετοχής της τιμής των υποθέσεων του κανόνα.



Σχήμα 3.9: Max- product (Correlation product) – Ασαφή Σύνολα

3.2 Sugeno

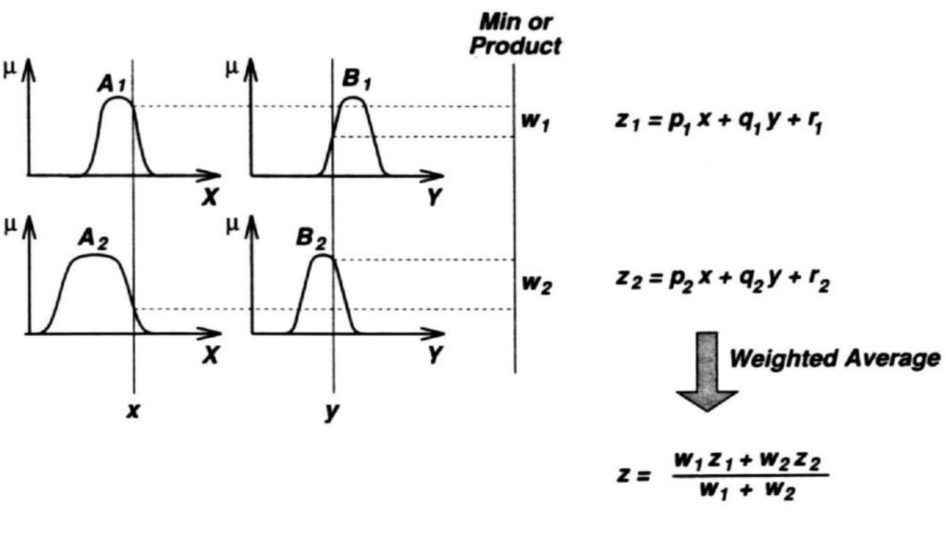
Παραπάνω ασχοληθήκαμε με τα συστήματα Mamdani που είναι και τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα. Ωστόσο υπάρχει και η μέθοδος Sugeno που εισήχθηκε το

1985 και έχει αρκετές ομοιότητες με τη μέθοδο των συστημάτων Mamdani. Για παράδειγμα τα 2 πρώτα βήματά της (ασαφοποίηση των εισόδων και εφαρμογή των τελεστών) είναι ακριβώς τα ίδια. Η κύρια διαφορά ανάμεσα στα δύο συστήματα έγκειται στο ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής στην έξοδο των συστημάτων Sugeno είναι μόνο γραμμικές ή σταθερές συναρτήσεις.

Τα μοντέλα αυτά, επίσης γνωστά και ως μοντέλα TSK, προτάθηκαν από τους Takagi, Sugeno και Kang έτσι ώστε να αναπτυχθεί μια συστηματική προσέγγιση που να δημιουργεί ασαφείς κανόνες από ένα δεδομένο σύνολο εισόδων-εξόδων. Ένας τυπικός ασαφής κανόνας του μοντέλου αυτού έχει τη μορφή:

IF x is A and y is B *THEN* z=f (x, y),

όπου A και B είναι τα ασαφή σύνολα και z=f(x,y) η σαφής συνάρτηση του συμπεράσματος. Συνήθως το f(x,y) είναι ένα πολυώνυμο και ανάλογα με το βαθμό του έχει και το μοντέλο τον ίδιο βαθμό. Το μοντέλο Sugeno μηδενικού βαθμού, μπορεί να χαρακτηριστεί και ως ένα μοντέλο Mamdani με ασαφή singleton για εξόδους αλλά και ως μια ειδική περίπτωση του μοντέλου Tsukamoto. Η έξοδος επίσης του μοντέλου αυτού είναι μια ομαλή συνάρτηση των μεταβλητών των εισόδων εφόσον οι συναρτήσεις συμμετοχής επικαλύπτονται. Στο **Σχήμα 3.2.1** φαίνεται η διαδικασία για ένα πρώτου βαθμού μοντέλο Sugeno. Η συνολική έξοδος όπως και στο μοντέλο Tsukamoto υπολογίζεται με τον τελεστή weighted average που αναφέρθηκε και προηγουμένως ενώ πρακτικά χρησιμοποιείται και ο τελεστής weighted sum (δηλαδή $z=w_1z_1+w_2z_2$) για να μειωθεί περαιτέρω η υπολογιστική πολυπλοκότητα.



Σχήμα 3.2.1: Το ασαφές μοντέλο Sugeno.

3.2.1 Takagi-Sugeno

Μια μορφή ασαφούς μοντέλου, είναι το μοντέλο *Takagi-Sugeno*, επίσης γνωστό και ως TSK ασαφές μοντέλο (TSK fuzzy model). Προτάθηκε από τους Takagi, Sugeno και Kang σε μια προσπάθεια διαμόρφωσης μιας συστηματικής προσέγγισης στη δημιουργία ασαφών κανόνων από ένα γνωστό εκ των προτέρων σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Ένας ασαφής κανόνας του μοντέλου TSK περιγράφεται από την παρακάτω μορφή:

IF x is A AND y is B THEN z=f(x,y)

όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στο τμήμα της υπόθεσης (premise part), ενώ το z=f(x,y) είναι μια σαφής συνάρτηση στο τμήμα του συμπεράσματος (consequent part). Συνήθως, το f(x,y) είναι ένα πολυώνυμο, αλλά μπορεί να είναι και οποιαδήποτε συνάρτηση που περιγράφει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου μέσα στην ασαφή περιοχή που καθορίζεται από το τμήμα της υπόθεσης του κανόνα. Όταν η f είναι μια σταθερά, τότε το μοντέλο TSK είναι μηδενικής τάξης (zero-order TSK fuzzy model), ενώ όταν η f(x,y) είναι ένα πολυώνυμο πρώτου βαθμού, το ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπεράσματος που προκύπτει ονομάζεται πρώτης τάξης (first-order TSK fuzzy model).

Σε αντίθεση με άλλα ασαφή μοντέλα που χρειάζονται απο-ασαφοποιητή προκειμένου να μετατρέψουν τα ασαφή συμπεράσματα σε σαφείς τιμές εξόδου, το TSK ασαφές μοντέλο χρησιμοποιεί τη μέθοδο του σταθμισμένου μέσου όρου (weighted average) που θα αναλυθεί στη συνέχεια, αποφεύγοντας έτσι τη χρονοβόρα διαδικασία της απο-ασαφοποίησης. Το γεγονός αυτό, καθιστά το ασαφές μοντέλο TSK ιδιαίτερα δημοφιλές για ασαφή μοντελοποίηση που βασίζεται σε δείγματα δεδομένων. Στο ασαφές μοντέλο Takagi-Sugeno, οι ασαφείς περιοχές παραμετροποιούνται και κάθε περιοχή συσχετίζεται με ένα γραμμικό υποσύστημα. Εξαιτίας του ασαφώς καθορισμένου τμήματος της υπόθεσης, ένα μη γραμμικό σύστημα μπορεί να αποτελέσει μια συλλογή από χαλαρά συνδεμένα γραμμικά μοντέλα. Σο TSK ασαφές μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, είναι πολλών εισόδων και μιας εξόδου (MISO multiple inputs single output) και έχει την ακόλουθη μορφή:

$$R_i \;:\; \text{IF } (x_1 \text{ is } N_{i1}) \text{ AND } \dots \text{ AND } (x_n \text{ is } N_{in})$$

$$\text{THEN } (y_i = \alpha_{i0} + \alpha_{i1}x_1 + \dots + \alpha_{in}x_n)$$

όπου **i**={1,R}

R_i υποδηλώνει τον i-οστό ασαφή κανόνα

R είναι το πλήθος των ασαφών κανόνων

x=$[x_1, x_2, \ldots, x_n]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου

$\mathbf{N_{ij}}$ είναι τα ασαφή σύνολα στο τμήμα της υπόθεσης

j={1,n}

$\mathbf{y}_i$ είναι η έξοδος του i-οστού γραμμικού υποσυστήματος

$\boldsymbol{\alpha}_{\mathbf{im}}$ είναι οι παράμετροι του i-οστού γραμμικού υποσυστήματος

m= {0, n}

Όταν η απόδοση ενός κανόνα είναι μία σταθερά όπως στην παραπάνω περίπτωση, βλέπουμε μία έντονη ομοιότητα με το μοντέλο του Mamdani, αφού ουσιαστικά πρόκειται για μια ειδική περίπτωση του τελευταίου, όπου δηλαδή το τμήμα απόδοσης κάθε κανόνα είναι ένα ασαφές Singleton (ή ένα προ-αποασαφοποιημένο τμήμα απόδοσης). Η μόνη διάκριση είναι το γεγονός ότι όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής στο τμήμα απόδοσης είναι Singleton και το ότι η μέθοδος συμπερασμού max-min είναι δεδομένη και δεν μπορούμε να την αλλάξουμε. Στα μοντέλα TSK χρησιμοποιείται λοιπόν η μέθοδος max-min και για την υλοποίηση του AND μεταξύ των κανόνων ο τελεστής γινομένου (product), αν και είναι δυνατή και η χρήση του min.

Τέλος, η αποασαφοποίηση γίνεται με τη μέθοδο του weighted average. Η έξοδος ενός TSK μοντέλου μηδενικού βαθμού είναι μία ομαλή (smooth) συνάρτηση των μεταβλητών εισόδου αρκεί οι γειτονικές συναρτήσεις συμμετοχής στο τμήμα υπόθεσης να έχουν αρκετή επικάλυψη. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα για τα μοντέλα Mamdani ότι η επικάλυψη μεταξύ των συναρτήσεων συμμετοχής του τμήματος απόδοσης ενός τέτοιου μοντέλου δεν παίζει ουσιαστικό ρόλο στην ομαλότητα της τελικής συμπεριφοράς εισόδου-εξόδου ενώ το σημαντικό είναι να υπάρχει επικάλυψη στο τμήμα υπόθεσης.

Στην περίπτωση του απλοποιημένου Sugeno-Takagi η έξοδος του κάθε κανόνα είναι όχι ασαφές σύνολο αλλά πραγματικός αριθμός, δηλαδή $C_1, C_2 \in R$. Τα επίπεδα ενεργοποίησης υπολογίζονται όπως και πριν δηλαδή

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \mu_{A_1}(x_0) \wedge \mu_{B_1}(y_0) \\ \alpha_1 &= \mu_{A_2}(x_0) \wedge \mu_{B_2}(y_0). \end{aligned}$$

Η συνολική έξοδος δίνεται από τον ακόλουθο τύπο $z_0 = \dfrac{\alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2}{\alpha_1 + \alpha_2}$ ή

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \alpha_i C_i}{\sum_{i=1}^{n} \alpha_i}.$$

Στην συνέχεια δίνεται ένα παράδειγμα μοντέλου ασαφούς λογικής *Sugeno* πρώτης τάξης. Το μοντέλο αποτελείται από τέσσερις κανόνες:

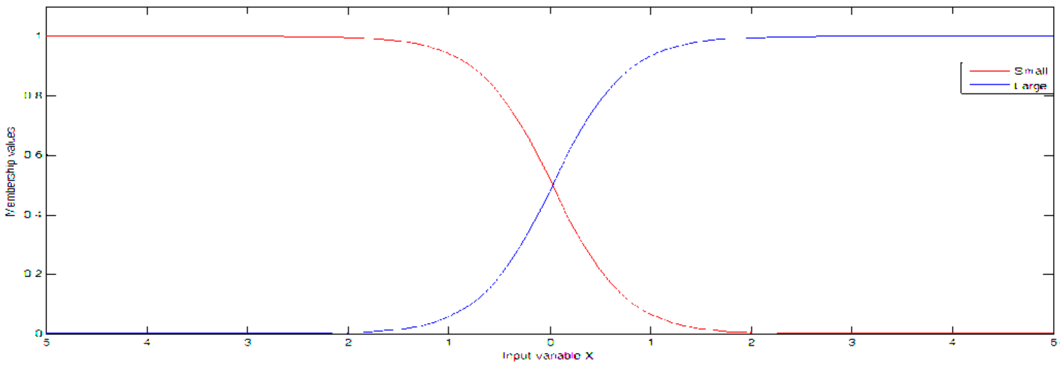
if X is Small AND Y is Small then Z=-X+Y+1,

if X is Small AND Y is Large then Z=-Y+3,

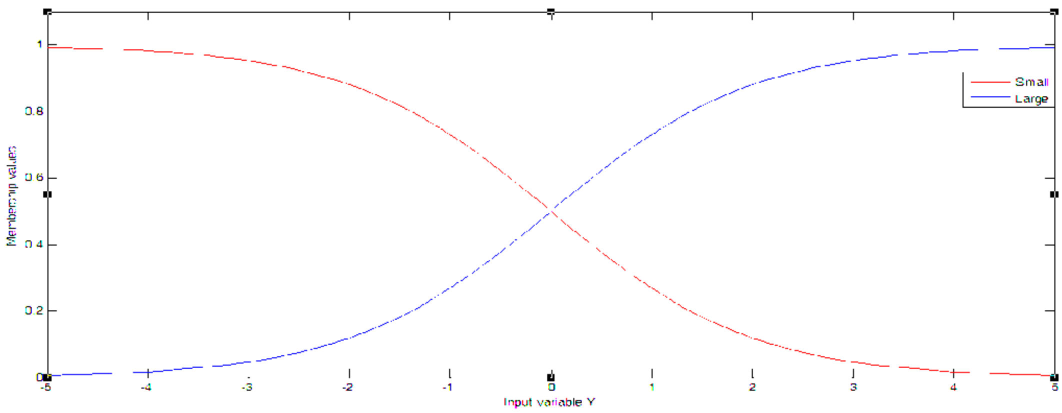
if X is Large AND Y is Small then Z=-X+3,

if X is Large AND Y is Large then Z=X+Y+2.

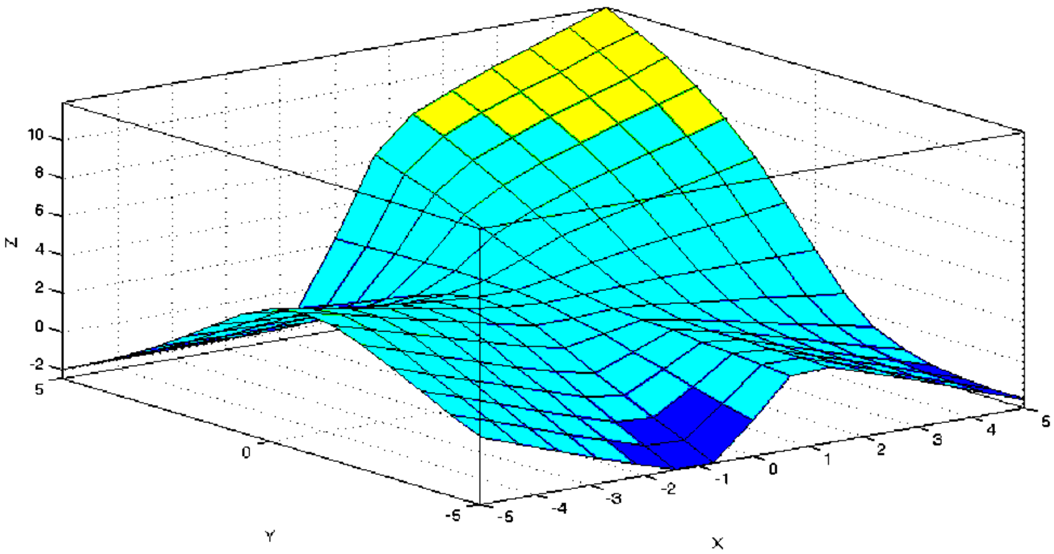
Στα Σχήματα 3.10.1 και 3.10.2 φαίνονται οι γραφικές παραστάσεις των συναρτήσεων συμμετοχής των ασαφών συνόλων που υπάρχουν στις συνθήκες των κανόνων. Στο Σχήμα 3.10.3 φαίνεται η έξοδος του συστήματος. Έχει επιλεγεί ως τελεστής ένωσης ο *max* και ως τελεστής τομής ο *min*. Φαίνεται ότι, η επιφάνεια αποτελείται από τέσσερα επίπεδα, καθένα από τα οποία προσδιορίζεται από την συνάρτηση εξόδου κάθε κανόνα.



Σχήμα 3.10.1: Συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς μεταβλητής X.



Σχήμα 3.10.2: Συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς μεταβλητής Y.



Σχήμα 3.10.3: Η έξοδος του συστήματος Sugeno.

Στο μοντέλο *Sugeno* η ασάφεια δεν μεταφέρεται από τις εισόδους στις εξόδους. Από την άλλη πλευρά, το μοντέλο *Sugeno* έχει μικρότερο υπολογιστικό κόστος σε σχέση με το *Mamdani*. Επίσης, είναι κατάλληλο όταν οι μεταβλητές εξόδου του συστήματος δεν είναι δυνατό να περιγραφούν ως ασαφή σύνολα ή όταν δεν υπάρχει εκ των προτέρων γνώση για αυτές. Στην δεύτερη περίπτωση, χρησιμοποιείται το μοντέλο *Sugeno* μηδενικής τάξης.

Επίπεδο πυροδότησης κανόνα (Firing Level)

Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 2.2.1, το μοντέλο Takagi-Sugeno χωρίζεται σε πολλαπλά γραμμικά μοντέλα. Σο επίπεδο πυροδότησης κάθε κανόνα, είναι ανάλογο του ποσοστού συνεισφοράς του αντίστοιχου γραμμικού μοντέλου στη συνολική έξοδο του μοντέλου Takagi-Sugeno.

Τα ασαφή σύνολα N_{ij} περιγράφονται από γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής, γεγονός που εγγυάται την μεγαλύτερη δυνατή γενίκευση:

$\mu_{ij} = e^{-a\left\| x_j - x_{ij}^* \right\|^2}$, όπου *i={1,R}* και *j={1,n}*, x_i^* είναι το εστιακό σημείο (focal point) στο τμήμα της υπόθεσης του i κανόνα $\alpha = \frac{4}{r^2}$ με r να είναι μια θετική σταθερά που καθορίζει τη διασπορά, δηλαδή το «εύρος» της συνάρτησης συμμετοχής και κατ' επέκταση τη ζώνη επιρροής του κανόνα. Πολύ μεγάλη τιμή για το r έχει σαν αποτέλεσμα τη δημιουργία λίγων κανόνων, ενώ πολύ μικρή τιμή έχει σαν αποτέλεσμα τη δημιουργία πολλών κανόνων. Για να προκύψει ομαλή αλληλοεπικάλυψη, συνιστάται η επιλογή της τιμής του r από τις παρακάτω σχέσεις:

$$r = 0.3\left|x^{\max} - x^{\min}\right| \quad \text{και} \quad r = 0.5\left|x^{\max} - x^{\min}\right|.$$

Το επίπεδο πυροδότησης (firing level) κάθε κανόνα i, προκύπτει από το καρτεσιανό γινόμενο (cartesian product) των αντίστοιχων ασαφών συνόλων για αυτόν τον κανόνα. Έτσι, το επίπεδο πυροδότησης του κανόνα i ορίζεται ως:

$$\tau_i = \mu_{i1}(x_1) \times \mu_{i2}(x_2) \times \ldots \times \mu_{in}(x_n) = \bigcap_{j=1}^{n} \mu_{ij}(x_j) \quad .$$

Έξοδος του μοντέλου Takagi-Sugeno

Σύμφωνα με τον ορισμό του μοντέλου Takagi-Sugeno που δόθηκε πιο πάνω yi είναι η έξοδος του κάθε κανόνα. Η συνολική έξοδος του μοντέλου προκύπτει λαμβάνοντας τον σταθμικό μέσο της συνεισφοράς κάθε επιμέρους κανόνα. Έτσι:

$$y = \sum_{i=1}^{R} \lambda_i(x)\, y_i = \sum_{i=1}^{R} \lambda_i(x)\, x_e^T \pi_i$$

, όπου:

$$\lambda_i = \frac{\tau_i}{\sum_{j=1}^{R} \tau_j}$$

είναι το κανονικοποιημένο επίπεδο πυροδότησης του κανόνα i,

y_i είναι η έξοδος του i-οστού γραμμικού μοντέλου,

$\pi_i = [a_{i0}\ a_{i1}\ a_{i2} \ldots a_{in}]^T$ είναι το διάνυσμα παραμέτρων του i-οστού γραμμικού μοντέλου, διάστασης (n + 1) ×1

i=[1,R]

$x = [x_1, x_2, \ldots x_n]^T$ είναι το διάνυσμα εισόδου

$$x_e = [1\ x^T]^T.$$

Διαμόρφωση του μοντέλου Takagi-Sugeno

Η διαδικασία της διαμόρφωσης του μοντέλου Takagi-Sugeno, μπορεί να χωριστεί σε δύο επιμέρους διεργασίες.

i) Εκμάθηση του τμήματος της υπόθεσης των κανόνων του μοντέλου, δηλαδή καθορισμός των εστιακών σημείων (focal points) των κανόνων, $(x_i^*, \quad i = [1, R])$ και του εύρους (r) των συναρτήσεων συμμετοχής.

ii) Εκμάθηση του τμήματος της απόδοσης των κανόνων, δηλαδή καθορισμός των παραμέτρων των γραμμικών υποσυστημάτων $(\alpha_{ij}, \acute{o}\pi o\upsilon \quad i = [1, R] \text{ και } \mathrm{j} = [0, \mathrm{n}])$.

Εκμάθηση του τμήματος της υπόθεσης

Ένα κεντρικό ζήτημα που αφορά την διαμόρφωση των κανόνων, είναι πως θα καθορισθούν τα ασαφή σύνολα Nij, i=1,…,R και j=1,…,n στο τμήμα της υπόθεσης. Το ζήτημα αυτό, σχετίζεται άμεσα με τον μερισμό του χώρου εισόδου-εξόδου (input-output space partition). Ο μερισμός του χώρου εισόδου-εξόδου και επομένως, η σωστή τοποθέτηση των ασαφών συνόλων στον χώρο, έχει πολύ μεγάλη επίδραση στην αποτελεσματική λειτουργία του ασαφούς συστήματος. Προς αυτήν την κατεύθυνση έχουν αναπτυχθεί στην βιβλιογραφία δύο μεγάλες κατηγορίες μεθόδων.

Σύμφωνα με την πρώτη κατηγορία, ο μερισμός του χώρου εισόδου-εξόδου γίνεται κατά βάση ευριστικά από τον ειδικό, με βάση την εμπειρία και τις γνώσεις του για την συμπεριφορά και λειτουργία του συστήματος. Αντίθετα, η δεύτερη κατηγορία περιλαμβάνει μια πλειάδα συστηματικών μεθόδων μερισμού του χώρου εισόδου-εξόδου. Οι μέθοδοι αυτοί στηρίζονται στην ασαφή ομαδοποίηση (fuzzy clustering), στους γενετικούς αλγόριθμους (genetic partition) ή σε άλλες τεχνικές.

Μερικές από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους για εκμάθηση των παραμέτρων του τμήματος της υπόθεσης, όταν όλα τα δεδομένα είναι διαθέσιμα πριν την έναρξη της διαδικασίας ομαδοποίησης, είναι η αφαιρετική διαδικασία ομαδοποίησης (subtractive clustering), ασαφών c-μέσων (fuzzy c-means) και η μέθοδος ομαδοποίησης Gustafson Kessel.

Η αφαιρετική διαδικασία ομαδοποίησης, η οποία αποτελεί μια βελτιωμένη έκδοση της προσέγγισης ομαδοποίησης βουνού (mountain clustering), χρησιμοποιεί τα δεδομένα ως πιθανά αρχικά κέντρα ομάδων (cluster centers). Η ικανότητα ενός σημείου να αποτελέσει το κέντρο μιας ομάδας, υπολογίζεται από το δυναμικό (potential) του. Το δυναμικό ενός σημείου, z_i, είναι ένα μέτρο της χωρικής εγγύτητας ανάμεσα σε αυτό και σε όλα τα άλλα σημεία. Σημειώνεται ότι κάθε δεδομένο εισόδου-εξόδου $\underline{z} = [\underline{x}^T; y]^T$ παριστάνεται με ένα σημείο στο χώρο. Έτσι το δυναμικό του υπολογίζεται ως εξής:

$$P_i = \frac{1}{TD}\sum_{j=1}^{TD} e^{-a\|z_i - z_j\|^2} \quad ; i= 1,...,TD ,$$

Όπου το P_i συμβολίζει το δυναμικό του i-οστού σημείου, TD ο αριθμός των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση (training data) , $\alpha = \frac{4}{r_a^2}$ με r_a μια θετική σταθερά που καλείται ακτίνα.

Η τιμή του δυναμικού είναι υψηλότερη για ένα σημείο που περιβάλλεται από ένα μεγάλο αριθμό κοντινών σε αυτό σημείων. Συνεπώς, είναι λογικό ένα τέτοιο σημείο να οριστεί ως κέντρο ομάδας. Στη συνέχεια, το δυναμικό όλων των υπολοίπων σημείων μειώνεται κατά μια ποσότητα ανάλογη του δυναμικού του σημείου που επιλέχθηκε ως κέντρο, και αντιστρόφως ανάλογη της απόστασης τους από αυτό το κέντρο. Το επόμενο κέντρο προκύπτει, επίσης, ως το σημείο με το υψηλότερο δυναμικό. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να μειωθεί το δυναμικό όλων των σημείων τόσο, ώστε να είναι μικρότερο από ένα συγκεκριμένο κατώφλι.

Εξελισσόμενα μοντέλα Takagi-Sugeno

Τα εξελισσόμενα μοντέλα Takagi-Sugeno, χρησιμοποιούν μεθόδους υποκινούμενες από τα δεδομένα για την δημιουργία της βάσης κανόνων τους, ενημερώνοντας διαρκώς τη δομή και τις παραμέτρους τους. Το σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου δεν είναι γνωστό εκ των προτέρων, αλλά εμπλουτίζεται συνεχώς καθώς προστίθενται νέα δεδομένα, επιβάλλοντας τη διαρκή προσαρμογή του μοντέλου, προκειμένου να συνεχίσει να περιγράφει σωστά το σύστημα. Κάποια από τα νέα δεδομένα επιβεβαιώνουν την πληροφορία που παρείχαν τα προηγούμενα, ενώ κάποια άλλα ενδέχεται να φέρουν νέα πληροφορία, γεγονός το οποίο θα μπορούσε να υποδηλώνει αλλαγή στις συνθήκες λειτουργίας του συστήματος, νέα στοιχεία για τη λειτουργία του, σφάλμα ή ενδεχόμενη βλάβη. Σα νέα δεδομένα μπορεί να φέρουν αρκετή πληροφορία ώστε να διαμορφώσουν ένα νέο κανόνα ή να τροποποιήσουν έναν ήδη υπάρχοντα κανόνα.

Ο προσδιορισμός της δομής του μοντέλου, περιλαμβάνει την εκτίμηση των εστιακών σημείων των κανόνων, δηλαδή των παραμέτρων του τμήματος της υπόθεσης, μέσω της ασαφούς ομαδοποίησης (fuzzy clustering). Για την εκμάθηση των παραμέτρων του τμήματος της υπόθεσης σε πραγματικό χρόνο, είναι απαραίτητη η χρήση μιας μεθόδου ομαδοποίησης, ικανής να λειτουργήσει υπό αυτές τις συνθήκες. Μια τέτοια μέθοδος που προτάθηκε από τον Plamen Angelov και είναι εμπνευσμένη από τον αλγόριθμο αφαιρετικής ομαδοποίησης (subtractive clustering algorithm). Για τον καθορισμό των εστιακών σημείων των κανόνων, η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί ένα αναδρομικά υπολογίσιμο μέγεθος, που αποτελεί κριτήριο για την χωρική εγγύτητα των δεδομένων και ονομάζεται δυναμικό της πληροφορίας (information potential).Σα εξελισσόμενα μοντέλα Takagi-Sugeno χρησιμοποιούν το δυναμικό κάθε νέου δείγματος/δεδομένου ως κριτήριο για την ενημέρωση της βάσης των κανόνων, εξασφαλίζοντας έτσι μεγαλύτερη γενίκευση των αλλαγών στη δομή.

Ο μηχανισμός της εξέλιξης είναι βασικά ο ακόλουθος:

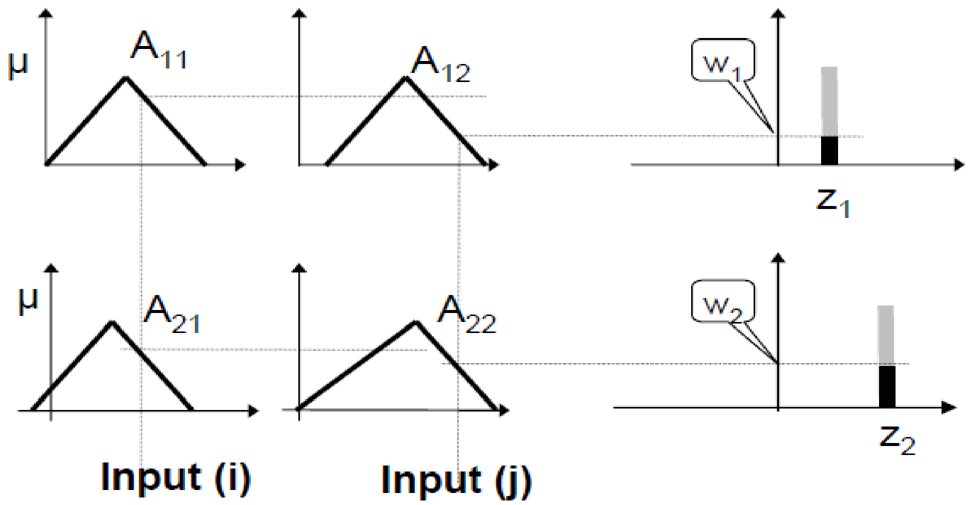
i) Εάν το δυναμικό της πληροφορίας ενός νέου δείγματος είναι αρκετά υψηλό ώστε να ικανοποιεί κάποια συνθήκη, τότε ένας νέος κανόνας δημιουργείται, με εστιακό σημείο το συγκεκριμένο σημείο. Η συνθήκη αυτή διαφοροποιείται ανάλογα με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιείται.

ii) Εάν το νέο εστιακό σημείο είναι πολύ κοντά σε ένα ήδη υπάρχοντα κανόνα, τότε ο παλαιότερος κανόνας αντικαθίσταται από το νέο.

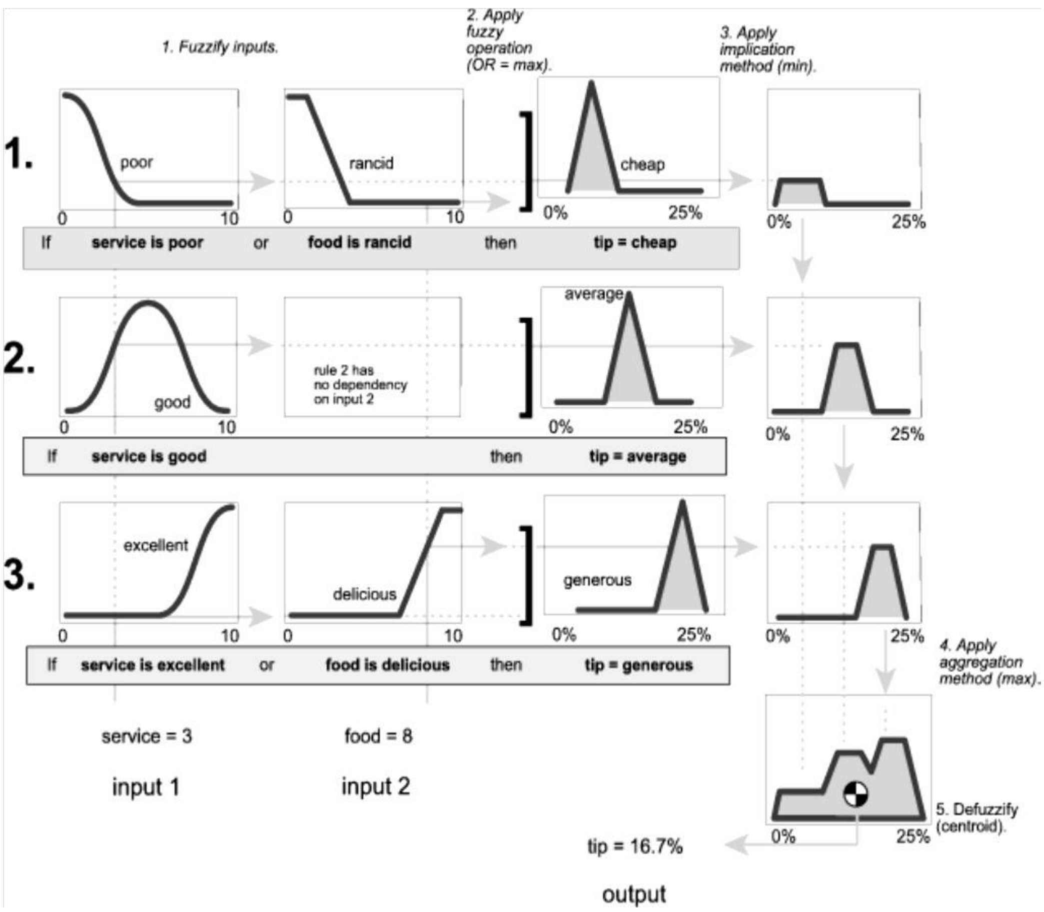
Καινούριος κανόνας δημιουργείται μόνο εφόσον υπάρχει σημαντική νέα πληροφορία παρούσα στα δεδομένα. Η εμφάνιση ενός νέου κανόνα, υποδηλώνει ότι υπάρχει μια περιοχή του χώρου δεδομένων που δεν καλύπτεται από τους κανόνες που έχουν δημιουργηθεί μέχρι στιγμής. Αυτή η περιοχή μπορεί να εκφράζει έναν νέο τρόπο λειτουργίας ή μια αντίδραση σε μία νέα διαταραχή.

Το πλεονέκτημα της χρήσης του δυναμικού της πληροφορίας ενός νέου δεδομένου, σε συνδυασμό με την απόσταση του από το κέντρο ενός συγκεκριμένου κανόνα, για την διαμόρφωση της βάσης των κανόνων, είναι ότι η χωρική πληροφορία και ιστορία δεν αγνοούνται, αλλά αποτελούν μέρος της απόφασης για πιθανή αναβάθμιση ή τροποποίηση της βάσης των κανόνων. Αυτό το ενδιαφέρον χαρακτηριστικό καθιστά την παραπάνω προσέγγιση ένα ιδιαίτερα χρήσιμο εργαλείο συσσώρευσης γνώσης.

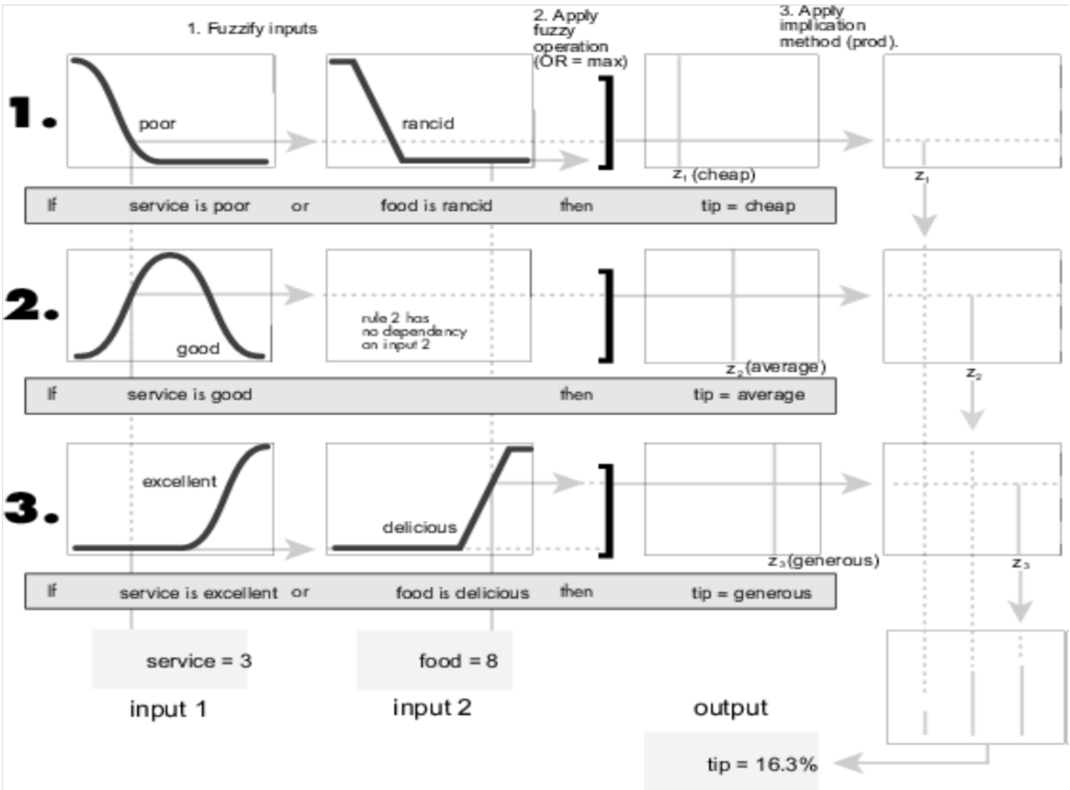
Με σταθερές παραμέτρους στο τμήμα της υπόθεσης, το μοντέλο Takagi-Sugeno μετατρέπεται σε ένα γραμμικό μοντέλο. Οι παράμετροι των γραμμικών μοντέλων (τμήμα απόδοσης ή συμπεράσματος) που συνδέονται με το τμήμα της υπόθεσης κάθε κανόνα, προκύπτουν από την εφαρμογή της αναδρομικής μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (Recursive least squares method, RLS) ή της σταθμικής αναδρομικής μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (weighted recursive least-squares method).



Σχήμα 3.11 : Sugeno συνεπαγωγή - Παρατήρηση: Στη μέθοδο Sugeno ΔΕΝ απαιτείται διαδικασία αποσαφήνισης (defuzzification)



Σχήμα 3.12: Max-min (Mamdani) συνεπαγωγή – παράδειγμα

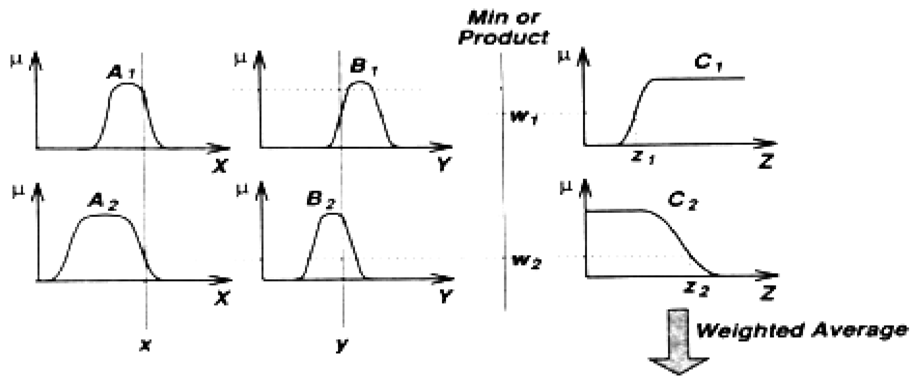


Σχήμα 3.13: Συνεπαγωγή “Sugeno” –παράδειγμα

3.3 Μοντέλο Tsukamoto

Το μοντέλο ασαφούς λογικής *Tsukamoto* έχει παρόμοια σύνταξη κανόνων με το μοντέλο *Mamdani*. Δηλαδή, τα τμήματα συνθηκών και ενεργειών ενός κανόνα αποτελούνται από ασαφείς προτάσεις. Όμως, υπάρχει ο περιορισμός ότι τα ασαφή σύνολα του τμήματος ενεργειών πρέπει να περιγράφονται από μονότονες συναρτήσεις συμμετοχής.

Στα ασαφή μοντέλα Tsukamoto το συμπερασματικό μέρος του κάθε κανόνα αποτελείται ένα ασαφές σύνολο με μονότονες συναρτήσεις συμμετοχής όπως φαίνεται στο **Σχήμα 3.3.1**. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η έξοδος (συμπέρασμα) του κάθε κανόνα να έχει μια σαφή τιμή που να προσδιορίζεται από το βαθμό εκπλήρωσης της. Η συνολική έξοδος υπολογίζεται ως ο σταθμισμένος μέσος όρος (weighted average) των συμπερασμάτων του κάθε κανόνα. Λόγω της ιδιαιτερότητας του μοντέλου αυτού, να έχει δηλαδή σαφείς εξόδους, αποφεύγεται η χρονοβόρα διαδικασία της αποασαφοποίησης. Παρόλα αυτά όμως το μοντέλο Tsukamoto δεν χρησιμοποιείται πολύ γιατί δεν είναι τόσο ξεκάθαρο όσο άλλα μοντέλα.



$$z = \frac{w_1 z_1 + w_2 z_2}{w_1 + w_2}$$

Σχήμα 3.3.1.: Ασαφές μοντέλο Tsukamoto.

Η διαδικασία ασαφούς εξαγωγής συμπερασμάτων έχει ως εξής:

¬ Ασαφοποίηση των εισόδων
¬ Υπολογισμός του βάρους κάθε κανόνα
¬ Υπολογισμός της εξόδου κάθε κανόνα για κάθε μεταβλητή στο τμήμα ενεργειών , με εύρεση της τιμής του στοιχείου του ασαφούς συνόλου που ο βαθμός συμμετοχής του ισούται με το βάρος του κανόνα
¬ Υπολογισμός της τελικής τιμής κάθε μεταβλητής στο τμήμα ενεργειών των κανόνων με χρήση του σταθμικού μέσου όρου ή του σταθμικού αθροίσματος.

Όπως προείπαμε κατά την εξαγωγή συμπερασμάτων σε ένα σύστημα ασαφούς λογικής τύπου Tsukamoto, αρχικά, υπολογίζεται το βάρος κάθε κανόνα. Στην συνέχεια, υπολογίζεται η τιμή των ασαφών μεταβλητών εξόδου των κανόνων. Η τιμή είναι αυτή που αντιστοιχεί στο βάρος του κανόνα για το κάθε ασαφές σύνολο. Η τελική τιμή για κάθε μεταβλητή εξόδου προκύπτει από τον σταθμικό μέσο όρο όλων των εξόδων της στο μοντέλο ασαφούς λογικής Tsukamoto, και ο υπολογισμός των βαρών των κανόνων γίνεται ακριβώς με τον ίδιο τρόπο, όπως και στο μοντέλο Mamdani.

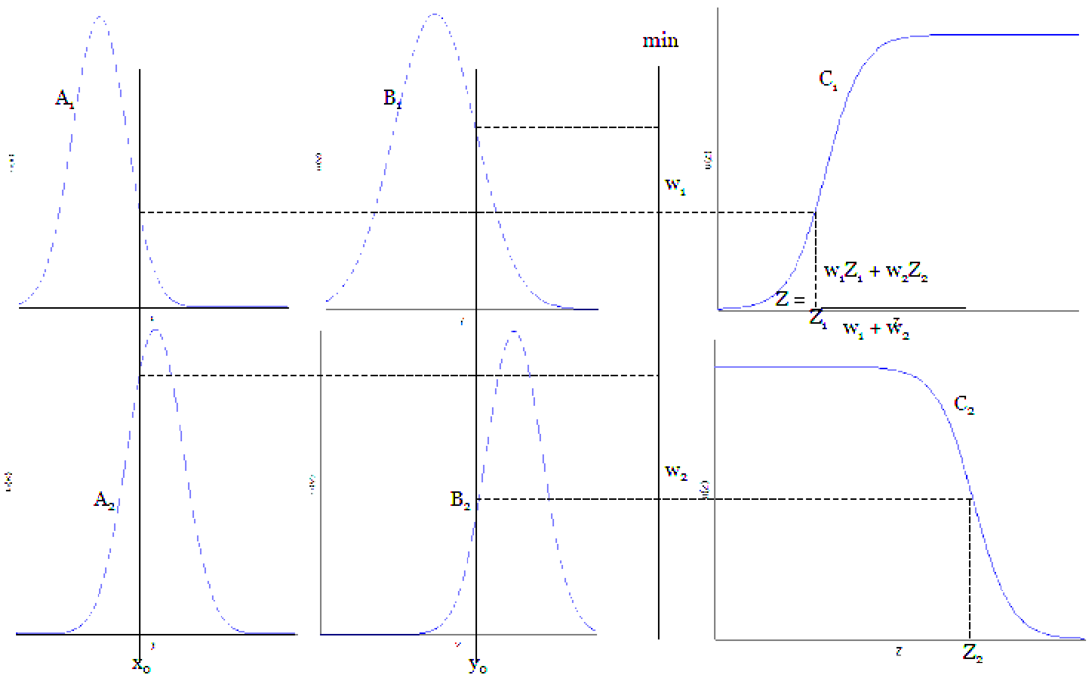
Στην συνέχεια, για κάθε κανόνα του οποίου το βάρος έχει μεταβληθεί, υπολογίζεται η νέα τιμή για τις παραμέτρους που υπάρχουν στο τμήμα ενεργειών του κανόνα. Συγκεκριμένα, έστω E μία παράμετρος και LV= $\{lv_1, lv_2, lv_k\}$ το σύνολο των ασαφών συνόλων που έχει οριστεί για αυτή την παράμετρο. Για την ενέργεια $E = lv_j$ σε ένα κανόνα, όπου $lv_j \in LV$, εκτελούνται τα εξής βήματα:

1. Υπολογίζεται η τιμή του στοιχείου του ασαφούς συνόλου lv_j που ο βαθμός συμμετοχής του ισούται με το βάρος του κανόνα. Η τιμή αυτή υπολογίζεται μέσω της αντίστροφης συνάρτησης της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς

συνόλου lv_j . Η τιμή αυτή αποτελεί την τιμή της παραμέτρου *E* για αυτόν τον κανόνα.

2. Το Βήμα 1 επαναλαμβάνεται για όλες τις ενέργειες που μεταβάλλουν την τιμή της παραμέτρου E στους υπόλοιπους κανόνες. Δηλαδή για όλες τις ενέργειες της μορφής $E = lv_i$, όπου $i \in [1, k]$, υπολογίζεται η τιμή της παραμέτρου, μέσω της αντίστροφης συνάρτησης της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου lv_i και του βάρους του κάθε κανόνα.
3. Με βάση τα Βήματα 1 και 2, για κάθε παράμετρο *E* στο τμήμα ενεργειών των κανόνων που έχει μεταβληθεί το βάρος τους, έχει υπολογιστεί ένα σύνολο τιμών $E = \{E_1, E_2, \ldots, E_k\}$. Η τελική τιμή της παραμέτρου *E* υπολογίζεται από την Εξίσωση $E = \frac{\sum_{i=1}^{k} w_i E_i}{\sum_{i=1}^{k} w_i}$ ή από την Εξίσωση $E = \sum_{i=1}^{k} w_i E_i$.

Το μοντέλο ασαφούς λογικής *Tsukamoto* δεν ακολουθεί την τυπική ασαφή συλλογιστική διαδικασία και έτσι μπορεί να δίνει διακριτές εξόδους. Το μοντέλο *Tsukamoto* δεν χρησιμοποιείται συχνά, επειδή δεν είναι τόσο διαφανές όσο τα άλλα δύο μοντέλα.



Σχήμα 3.3.2: Μοντέλο Tsukamoto – Παράδειγμα

3.4 Το μοντέλο Sugeno-Yakusawa's

Το μοντέλο αυτό στηρίζεται σε τεχνικές αναγνώρισης προτύπων και έχει ορισμένα πλεονεκτήματα σε σχέση με το μοντέλο Takagi-Sugeno: Το συμπερασματικό μέρος περιγράφεται με λεκτικές μεταβλητές πράγμα που καθιστά το μοντέλο διαισθητικά πιο πειστικό, και επομένως, μπορεί να υλοποιηθεί πιο εύκολα.

Οι κανόνες που το περιγράφουν είναι:

R^i: IF x_1 is A^i_1 and x_2 is A^i_2,…, and x_m is A^i_m THEN $y^i=B^i$

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^{c} w^i b^i}{\sum_{i=1}^{c} w^i}, \quad b^i = \frac{\int y B^i(y) dy}{\int B^i dy}, \quad w^i = MIN^m_{j=1} A^i_j(x_j)$$

όπου A^i_j και B^i ασαφής μεταβλητές.

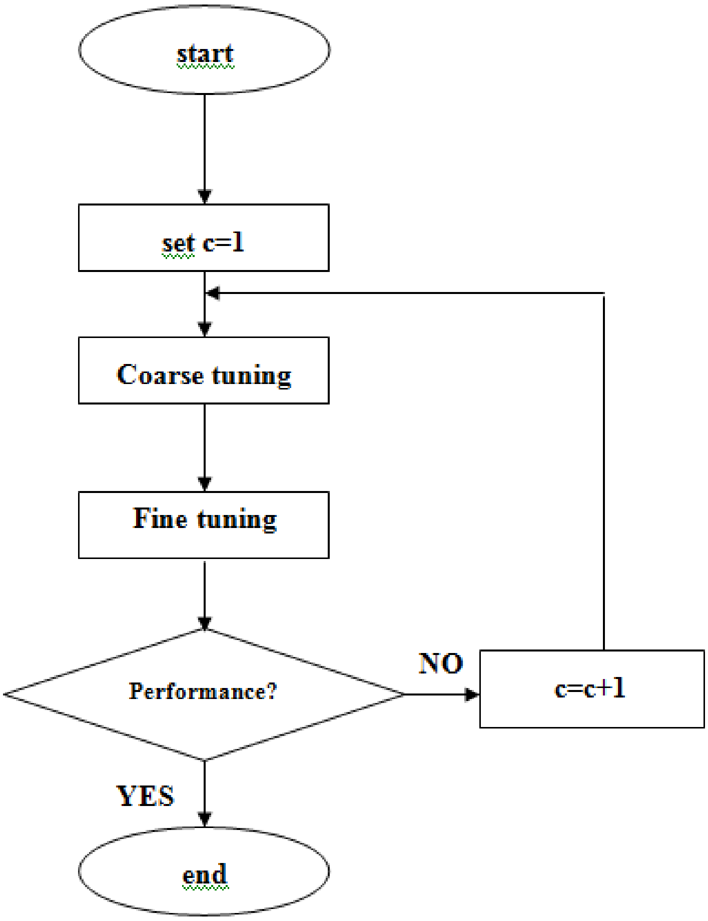
Στο μοντέλο αυτό οι παράμετροι υπολογίζονται με τον αλγόριθμο FCM. Λόγω όμως του ότι το συμπερασματικό μέρος αποτελείται από ασαφή singleton (ζεύγη της μορφής $[x,\mu_A(x)]$) χρειάζεται περισσότερους κανόνες για να παρασταθεί.

3.5 Το νέο μοντέλο

Δόθηκαν πιο πάνω τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των δύο μοντέλων (Takagi-Sugeno και Sugeno-Yakusawa's) και στη συνέχεια θα περιγραφεί ένα νέο μοντέλο που προσπαθεί να συνδυάσει τα πλεονεκτήματα των δύο.

Στο πρώτο μοντέλο που περιγράφηκε, η ταυτοποίηση των παραμέτρων στο συμπερασματικό μέρος εξαρτάται από αυτές στο υποθετικό. Γι' αυτό το λόγο η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται και περιλαμβάνει προβλήματα μη γραμμικότητας. Για να προσδιοριστούν οι συμπερασματικές παράμετροι πριν από τις υποθετικές πρέπει πρώτα να αποφασιστεί ποίοι κανόνες είναι υπεύθυνοι για κάθε δεδομένο. Αυτό μπορεί να γίνει με διάφορους αλγόριθμους ομαδοποίησης (clustering), όπως ο FCM, οι οποίοι όμως και πάλι δεν είναι κατάλληλοι για να αντιστοιχούν ένα υπέρ-επίπεδο (hyper-plane) σε κάθε κανόνα. Γι' αυτό χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος fuzzy C-regression model (FCRM-**Σχήμα 3.5.1.1**), μια τροποποιημένη έκδοση του FCM.

Ενώ ο FCM δημιουργεί ομάδες (clusters) υπέρ-σφαιροειδούς (hyper-spheres) σχήματος ο FCRM δημιουργεί υπέρ-επίπεδα. Ο FCM υπολογίζει την αναπαράσταση της κάθε ομάδας μέσω του κέντρου της κάθε ομάδας δεδομένων, δηλαδή της σφαίρας, ενώ ο FCRM το κάνει μέσο του αναδρομικού αλγόριθμου ελαχίστων τετραγώνων . Για το λόγο αυτό ο FCRM είναι κατάλληλος για να υπολογίζει ποια δεδομένα ελέγχει ο κάθε κανόνας και να εξάγει γραμμικές εξισώσεις που να το περιγράφουν καλά. Δυστυχώς όμως δεν είναι τόσο ακριβής για την τελική μοντελοποίηση γι' αυτό χρησιμοποιείται και μια άλλη διαδικασία που ονομάζεται fine tuning η οποία με μεθόδους που ονομάζονται gradient descent algorithms ρυθμίζει επακριβώς τις παραμέτρους.



Σχήμα 3.5.1.1: Στο πιο πάνω σχήμα φαίνεται η δομή του αλγόριθμου FCRM

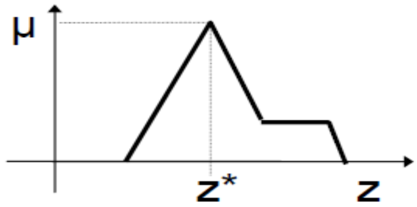
4. Αποσαφήνιση (defuzzification)

Η είσοδος για τη διαδικασία της αποσαφήνισης είναι το ασαφές σύνολο που προέκυψε από το προηγούμενο βήμα. Η έξοδος της αποσαφήνισης είναι ένας αριθμός. Η αποσαφήνιση είναι αναγκαία γιατί επιθυμούμε να έχουμε ως αποτέλεσμα έναν αριθμό που θα μας επιτρέψει να πάρουμε συγκεκριμένες αποφάσεις. Υπάρχουν πολλοί τρόποι για να γίνει η αποσαφήνιση. Ένας ιδιαίτερα δημοφιλής είναι ο υπολογισμός του κέντρου βάρους της περιοχής που περικλείεται από την καμπύλη της συνάρτησης συμμετοχής του ασαφούς συνόλου. Άλλες επίσης δημοφιλείς μέθοδοι είναι η μέση τιμή, η μέγιστη η μέγιστη θέση του μεγίστου και η ελάχιστη θέση του μεγίστου.

Μέθοδος αποσαφήνισης MAXIMUM

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφήνισης maximum, η διακριτή τιμή είναι αυτή που αντιστοιχεί στη μέγιστη τιμή συγγένειας του τελικού αποτελέσματος. Αν υπάρχουν περισσότερες από μία τέτοιες τιμές, τότε λαμβάνεται ανάλογα με την περίπτωση είτε ο μέσος όρος τους (average-of-maximum) ή η μέγιστη τιμή τους (maximum-of-maximum) ή η ελάχιστη τιμή τους (minimum-of-maximum).

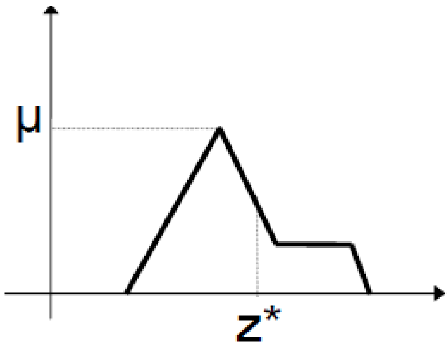
Maximum $\mu(z^*) \geq \mu(z)$ για κάθε z



Μέθοδος Cendroid

Σύμφωνα με τη μέθοδο αποσαφήνισης cendroid, η διακριτή τιμή είναι αυτή που προκύπτει από το κέντρο βάρους της τελικής συνάρτησης συμμετοχής για την ασαφή παράμετρο εξόδου. Το κέντρο βάρους μιας επιφάνειας που ορίζεται από μια συνάρτηση f(t) και τους καρτεσιανούς άξονες, βρίσκεται στη θέση t που ορίζεται από τη σχέση:

$$z^* = \frac{\int \mu(z) \cdot z \, dz}{\int \mu(z) \, dz}$$



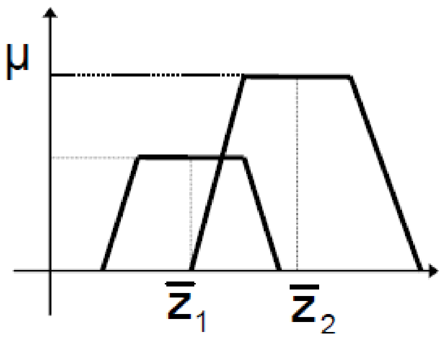
Στην περίπτωση διακριτού συνόλου αναφοράς, τα ολοκληρώματα στην παραπάνω σχέση αντικαθίστανται με διακριτό άθροισμα και γίνεται δειγματοληψία N σημείων στο σύνολο αναφοράς.

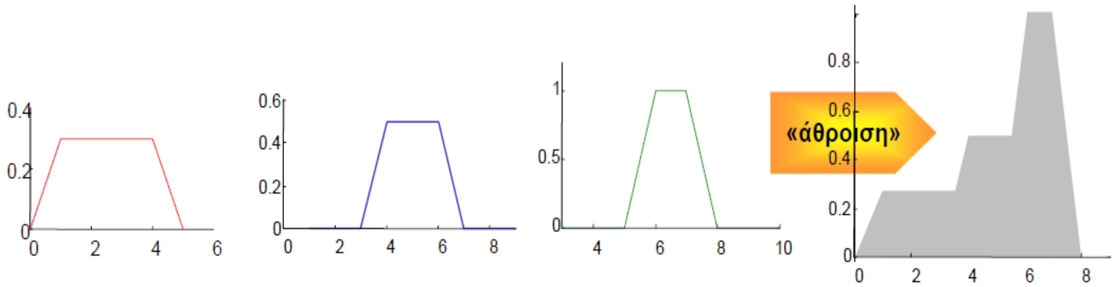
Ένα χαρακτηριστικό της μεθόδου αποσαφήνισης cendroid είναι ότι στην περίπτωση που έχει γίνει σύνθεση αποτελεσμάτων από επιμέρους κανόνες και υπάρχουν τυχόν αλληλοεπικαλυπτόμενες περιοχές, αυτές λαμβάνονται υπόψη μία μόνο φορά. Επίσης στην περίπτωση που η συνάρτηση συμμετοχής είναι παντού 0, το αποτέλεσμα της αποσαφήνισης ορίζεται κατά σύμβαση.

Μέθοδος Μέσης τιμής-των μεγίστων

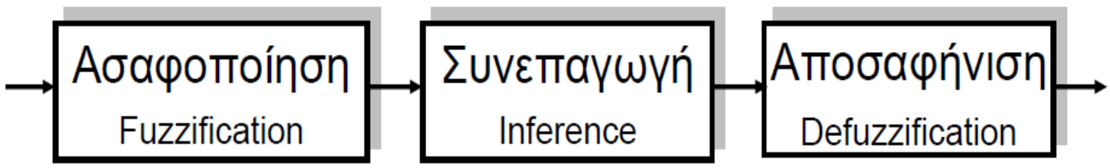
Η μέθοδος μέσης τιμής των μεγίστων εφαρμόζεται συνήθως σε συμμετρικά σύνολα. Στη μέθοδο αυτή που είναι γνωστή και ως **MOM** (Mean of Max) η τιμή του z* δίνεται από την σχέση :

$$z^* = \frac{\sum \mu(\bar{z}) \cdot \bar{z}}{\sum \mu(\bar{z})}$$





Σχήμα 3.4.1 : Παράδειγμα Αποσαφήνισης



Σχήμα 3.4.2 : Ασαφές Σύστημα : ΣΥΝΟΨΗ

5. Παρατηρήσεις - Συμπεράσματα

Το θέμα της παρούσας εργασίας ήταν η καταγραφή και ανασκόπηση των Νευρο-Ασαφών Προσαρμοστικών Συστημάτων Συμπερασμού- Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems. Για το σκοπό αυτό μελετήθηκαν πάνω από 250 άρθρα, δημοσιεύσεις και διατριβές που είχαν ως αντικείμενο τους τα συστήματα αυτά και τις εφαρμογές τους. Αν και η επιστήμη των Νευρο-Ασαφών Συστημάτων είναι σχετικά νέα, υπάρχει πλούσια βιβλιογραφία και υλικό.

Καθώς η θεωρία των ασαφών συστημάτων αναπτύσσεται, η έρευνα στα ασαφή μοντέλα που να περιγράφουν επιτυχώς ένα πραγματικό μη γραμμικό σύστημα επεκτείνεται και εφαρμόζεται συνεχώς. Γενικά, τα ασαφή μοντέλα έχουν τη δυνατότητα να περιγράφουν καλύτερα ένα δεδομένο σύστημα παρά τα γραμμικά μοντέλα, όπως επίσης να γίνονται και πιο κατανοητά. Οι περισσότερες μελέτες που αφορούν τα μοντέλα αυτά, στηρίζονται κυρίως σε τεχνικές αναγνώρισης προτύπων, στη θεωρία προγραμματισμού, στα ασαφή σύνολα και τα νευρωνικά δίκτυα.

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής αυτής εργασίας και έχοντας μια συνολική εικόνα των αποτελεσμάτων, μπορούμε να εξάγουμε κάποια σημαντικά συμπεράσματα τα οποία και θα παραθέσουμε στη συνέχεια.

Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι τα διαγράμματα συμμετοχής μπορούν να προσαρμοστούν στις απαιτήσεις μας πολύ εύκολα. Για παράδειγμα, αν επιθυμούμε να είμαστε αυστηροί ή ελαστικοί ως προς κάποια από τις λεκτικές περιοχές των μεταβλητών μας, μπορούμε να ορίσουμε τα αντίστοιχα όρια. Οι συναρτήσεις συμμετοχής είναι το σημαντικότερο εργαλείο της ασαφούς λογικής το οποίο μας δίνει την δυνατότητα να κατευθύνουμε την λύση του προβλήματος το οποίο καλούμαστε να λύσουμε.

Αξίζει επίσης να πούμε ότι η ασαφής λογική είναι κατάλληλη για την κατάταξη πολλών δεδομένων λαμβάνοντας υπόψη πολλαπλά χαρακτηριστικά τους. Η γρήγορη και ακριβής μάθηση, οι άριστες δυνατότητες εκπαίδευσης, η ευκολία στη σημασιολογική κατανόηση των ασαφών κανόνων που χρησιμοποιούν, και η δυνατότητα που παρέχουν να διαχειρίζονται τόσο δεδομένα όσο και γνώση για το πρόβλημα' είναι μόνο λίγα από τα χαρακτηριστικά τους που τα καθιστούν ιδανικά για εφαρμογή σε πληθώρα προβλημάτων. Συνεπώς, μπορεί να συγκριθεί με διάφορες πολυκριτήριες μεθόδους αξιολόγησης και να αναπαραχθούν κατάλληλα συμπεράσματα.

Έχουν προταθεί από την βιβλιογραφία διάφορα είδη μοντέλων, τα οποία διαφέρουν μεταξύ τους στην αρχιτεκτονική και στην ασαφή συλλογιστική πορεία που ακολουθούν. Αυτά είναι:

Mamdani:

Η διαδικασία του ασαφούς συμπερασμού του μοντέλου Mamdani εκτελείται αρχικά με την ασαφοποίηση των τιμών των εισόδων (fuzzyfication), την εκτίμηση των κανόνων (rule evaluation), την συνάθροιση (aggregation) των συμπερασμάτων των εξόδων και τέλος την από-ασαφοποίηση τους (defuzzification).

Sugeno:

Το ANFIS χρησιμοποιεί έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης για να προσδιορίσει τις παραμέτρους των ασαφών συστημάτων τύπου Sugeno. Εφαρμόζει έναν συνδυασμό της μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων (least-squares) και της μεθόδου οπισθόδρομης βαθμωτής ελαχιστοποίησης (backpropagation gradient descent) για την εκπαίδευση παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής τύπου FIS ώστε να μιμηθεί ένα δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

Takagi-Sugeno:

Τα μοντέλα Takagi-Sugeno, αποτελούν πια ένα ισχυρό εργαλείο της επιστήμης μηχανικών για την μοντελοποίηση σύνθετων συστημάτων. Παρέχουν αποτελεσματικές και υπολογιστικά ελκυστικές λύσεις σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων, παρουσιάζοντας μια πολλαπλή δομή μοντέλου, ικανή να προσεγγίσει μη γραμμικές δυναμικές, πολλαπλούς τρόπους λειτουργίας και σημαντικές μεταβολές στη δομή και τις παραμέτρους ενός συστήματος.

Tsukamoto:

Το μοντέλο ασαφούς λογικής *Tsukamoto* έχει παρόμοια σύνταξη κανόνων με το μοντέλο *Mamdani*. Δηλαδή, τα τμήματα συνθηκών και ενεργειών ενός κανόνα αποτελούνται από ασαφείς προτάσεις. Όμως, υπάρχει ο περιορισμός ότι τα ασαφή σύνολα του τμήματος ενεργειών πρέπει να περιγράφονται από μονότονες συναρτήσεις συμμετοχής.

Sugeno-Yakusawa:

Το μοντέλο αυτό στηρίζεται σε τεχνικές αναγνώρισης προτύπων και έχει ορισμένα πλεονεκτήματα σε σχέση με το μοντέλο Takagi-Sugeno: Το συμπερασματικό μέρος περιγράφεται με λεκτικές μεταβλητές πράγμα που καθιστά το μοντέλο διαισθητικά πιο πειστικό, και επομένως, μπορεί να υλοποιηθεί πιο εύκολα.

Όπως λοιπόν απέδειξαν οι Takagi και Sugeno, δοθέντος ενός σετ κανόνων με έτοιμο το τμήμα απόδοσης, η βελτιστοποίηση των παραμέτρων στο τμήμα απόδοσης με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης (training data), είναι ένα απλό γραμμικό πρόβλημα ελαχίστων τετραγώνων. Τέτοια προβλήματα μπορούν να λυθούν εύκολα και η λύση είναι πάντα ολικά βέλτιστη. Η βελτιστοποίηση αυτή λοιπόν δεν απαιτεί καμιά μη γραμμική διαδικασία και αυτό είναι ένα πολύ θετικό χαρακτηριστικό της όλης μεθόδου. Τα συστήματα που χρησιμοποιούν Sugeno μηχανισμό συμπερασμού είναι περισσότερο ακριβή αλλά απαιτούν περισσότερο υπολογιστικό χρόνο. Ενώ αυτά που χρησιμοποιούν Mamdani ερμηνεύονται περισσότερο και απαιτούν λιγότερο υπολογιστικό χρόνο αλλά έχουν λιγότερη ακρίβεια.

Στο σημείο αυτό θα κάνουμε μία αξιολόγηση του ANFIS, δίνοντας συνοπτικά τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά του:

· Πλεονεκτήματα του ANFIS

1. Χρησιμοποιώντας έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης, μπορεί να βελτιώσει κάποιους κανόνες που έχουν εξαχθεί από ειδικούς για να εξομοιώσουν τη συμπεριφορά εισόδου-εξόδου ενός πολύπλοκου συστήματος

2. Ελλείψει ανθρώπινης εμπειρίας και ειδικής γνώσης, μπορεί και πάλι να ορίσει «ενστικτωδώς» λογικές αρχικές συναρτήσεις μεταφοράς για να εκκινήσει τον αλγόριθμο εκμάθησης ώστε να παράξει ένα σετ από ασαφείς κανόνες που θα εξομοιώνουν τη συμπεριφορά ενός σετ δεδομένων, καλύπτοντας όλο το χώρο εισόδων κατάλληλα. Αυτό άλλωστε είναι και ένας λόγος που η μέθοδος συγκλίνει γρήγορα σε καλές τιμές των παραμέτρων της.

3. Χάρη στον υβριδικό αλγόριθμο εξασφαλίζει πολύ γρήγορη σύγκλιση, αφού η χρήση του RLSE μειώνει το χρόνο μάθησης περίπου κατά 10 φορές.

4. Δεν απαιτεί εκλογή του αριθμού των κρυμμένων κόμβων, αλλά αυτός εξαρτάται από τον αριθμό των διανυσμάτων εισόδου.

5. Δίνει πολλές επιλογές ως προς το είδος της συνάρτησης μεταφοράς που θα χρησιμοποιηθεί

6. Μπορεί να εξομοιώσει πολύ καλύτερα από κοινές γραμμικές μεθόδους, υψηλά μη γραμμικά συστήματα.

7. Οι παράμετροί του είναι σαφώς λιγότεροι εν γένει από εκείνες αντιστοίχων νευρωνικών δικτύων σε συσχέτιση καταρράκτη (cascade correlation).

· Μειονεκτήματα του ANFIS

1. Το ANFIS επιτρέπει την ύπαρξη μόνο μίας εξόδου, ως αποτέλεσμα της φύσης των ασαφών κανόνων που αναπαριστά. Έτσι, το ANFIS μπορεί μόνο να εφαρμοστεί σε διαδικασίες όπως η πρόγνωση μη γραμμικών συναρτήσεων όπου υπάρχει όμως μία και μόνη έξοδος.

2. Οι συναρτήσεις συμμετοχής που αναφέρονται σε κάθε κόμβο εισόδου ή εξόδου δεν μπορούν να αλλάξουν, παρά μόνο οι τιμές των κανόνων μπορούν. Έτσι, η πρωθύστερη εκλογή συναρτήσεων μεταφοράς καθίσταται ένα ζήτημα μεγάλης σημασίας για το ANFIS.

3. Δεν υπάρχουν εναλλακτικές τεχνικές βελτιστοποίησης εκτός της υβριδικής ή έστω της BP (*back propagation*) χωρίς το LSE *(least* square) . Η μέθοδος BP εκτελεί έναν αριθμό εποχών εκπαίδευσης, ο οποίος καθορίζεται από το χρήστη του MATLAB.

4. Το ANFIS με τη χρήση του υβριδικού αλγορίθμου περιορίζεται μόνο στη δημιουργία ή εκπαίδευση μοντέλων Takagi-Sugeno, για τα οποία βέβαια και δημιουργήθηκε. Βέβαια αν δε χρησιμοποιηθεί η RLSE(ελαχίστων τετραγώνων) μπορούμε να τον επεκτείνουμε και σε μοντέλα με ασαφείς συναρτήσεις μεταφοράς και στο τμήμα απόδοσης των κανόνων, όπως τα Mamdani, αλλά αυτό αίρει τα πλεονεκτήματα που εισάγει το ANFIS ως υβριδική μέθοδος και που ουσιαστικά το χαρακτηρίζουν.

Όπως γίνεται αντιληπτό, τα Προσαρμοστικά Νευρο-Ασαφή Συστήματα Συμπερασμού αποτελούν ένα σημαντικό εργαλείο για διάφορες εφαρμογές και κυρίως για την πρόβλεψη . Έχουν ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως την πρόβλεψη της ροής ενός ποταμού, την πρόβλεψη των τιμών μιας μετοχής, την πρόβλεψη της κατάληψης από χρήστες ενός δικτύου, τον σχεδιασμό ενός αυτομάτου πιλότου, και άλλες. Ήδη βρίσκουν εφαρμογή σε πολλές περιπτώσεις και στο μέλλον αναμένεται ακόμα μεγαλύτερη αποδοχή τους.

6. Βιβλιογραφία:

Δρ. Ευστράτιος Φ. Γεωργόπουλος, *Πλη31: «ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ-ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ», ΕΔΥ: «ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ»,* Ανοιχτό Πανεπιστήμιο

CHEN Jian-ya, LIU Yun-jie, WANG Zhen-kai1, *WPANFIS: combine fuzzy neural network with multiresolution for network traffic prediction LI Rui1 (□),* August 2010, 17(4): 88–93

Abdulkadir Sengur, *Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification*, Expert Systems with Applications 34 (2008) 2120–2128

P. Civicio˘glu, *Using neighborhood-pixels-information and ANFIS for impulsive noise suppression,* Int. J. Electron. Commun. (AEU) 61 (2007) 657 – 664

Fahri Ozkan, Turgut Kaya, *Using intelligent methods to predict air-demand ratio in venturi weirs*, Advances in Engineering Software 41 (2010) 1073–1079

Jehn-Shan Yeh, Ching-Hsue Cheng, *Using hierarchical soft computing method to discriminate microcyte anemia*, Expert Systems with Applications 29 (2005) 515–524

E. Be¸ sdok, P. Civicio˘glu, M. Alcı, *Using Anfis with circular polygons for impulsive noise suppression from highly distorted images*, Int. J. Electron. Commun. (AEU) 59 (2005) 213 – 221

Li-Chih Ying, Mei-Chiu Pan, *Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads*, Energy Conversion and Management 49 (2008) 205–211

Roohollah Noori, Gholamali Hoshyaripour, Khosro Ashrafi, Babak Nadjar Araabi, *Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration*, Atmospheric Environment 44 (2010) 476-482

Mansour Talebizadeh, Ali Moridnejad, *Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models*, (2010)

Tolga Yuksel, Abdullah Sezgin, *Two fault detection and isolation schemes for robot manipulators using soft computing techniques*, Applied Soft Computing 10 (2010) 125–134

Mahdi Aliyri Shoorehdeli, Mohammad Teshnehlab, Ali Khaki Sedigh, *Training ANFIS as an identifier with intelligent hybrid stable learning algorithm based on* *particles warm optimization and extended Kalman filter*, Fuzzy Sets and Systems 160 (2009) 922–948

Ship-Peng Lo, Yeou-Yih Lin, *The prediction of wafer surface non-uniformity using FEM and ANFIS in the chemical mechanical polishing process*, Journal of Materials Processing Technology 168 (2005) 250–257

I. Al-Hinti, M. Samhour, A. Al-Ghandoor, A. Sakhrie, *The effect of boost pressure on the performance characteristics of a diesel engine: A neuro-fuzzy approach*, Applied Energy 86 (2009) 113–121

Wang Chong-lin, Ma Cao-yuan, Liu Jian-hua, Li Guo-xin, Zhang Dong-liang, Tang Jiejie, *Study on coalface stray current safety early warning based on ANFIS*, Procedia Earth and Planetary Science 1 (2009) 1332–1336

Zhiyong Tan, Chai Quek, Philip Y.K. Cheng, *Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning*, (2010)

Δεμαρτίνος Κωνσταντίνος, Διπλωματική εργασία με θέμα : *«Ταχύς οπτικός έλεγχος κτιρίων με χρήση ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων»* , (2008)

H.F. Kwoka, D.A. Linkens, M. Mahfoufa, G.H. Mills', *Rule-base derivation for intensive care ventilator control using ANFIS*, Artificial Intelligence in Medicine 29 (2003) 185–201

R. Bakhtyar, A. Ghaheri, A. Yeganeh-Bakhtiary, T.E. Baldock, *Longshore sediment transport estimation using a fuzzy inference system*, Applied Ocean Research 30 (2008) 273-286

Roohollah Noori, Mohammad Ali Abdoli, Ashkan Farokhnia, Maryam Abbas, *Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 9991‑9999

Bao Rong Chang, *Resolving the forecasting problems of overshoot and volatility clustering using ANFIS coupling nonlinear heteroscedasticity with quantum tuning*, Fuzzy Sets and Systems 159 (2008) 3183–3200

C. Shu, T.B.M.J. Ouarda, *Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system*, Journal of Hydrology (2008) 349, 31– 43

M. Jalali-Heravi, M. Asadollahi-Baboli, *Quantitative structure–activity relationship study of serotonin (5-HT7) recepton inhibitors using modified ant colony algorithm* *and adaptive neuro-fuzzy interference system (ANFIS),* European Journal of Medicinal Chemistry 44 (2009) 1463–1470

Aboozar Khajeh, Hamid Modarress, *QSPR prediction of flash point of esters by means of GFA and ANFIS*, Journal of Hazardous Materials 179 (2010) 715–720

Anupam Das, J. Maiti, R.N. Banerjee, *Process control strategies for a steel making furnace using ANN with Bayesian regularization and ANFIS*, Expert Systems with Applications 37 (2010) 1075–1085

Is-ık Yilmaz, Gurkan Yuksek, *Prediction of the strength and elasticity modulus of gypsum using multiple regression, ANN, and ANFIS models*, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences 46 (2009) 803–810

Mohsen Hayati, Abbas Rezaei, Majid Seifi, *Prediction of the heat transfer rate of a single layer wire-on-tube type heat exchanger using ANFIS*, international journal of refrigeration 32(2009) 1914–1917

Razieh Khalifehzadeh, Saeed Forouzan, Hamed Arami, S.K. Sadrnezhaad, *Prediction of the effect of vacuum sintering conditions on porosity and hardness of porous NiTi shape memory alloy using ANFIS*, Computational Materials Science 40 (2007) 359–365

Jafar Sobhani, Meysam Najimi, Ali Reza Pourkhorshidi, Tayebeh Parhizkar, *Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models*, Construction and Building Materials 24 (2010) 709–718

Aboozar Khajeh, Hamid Modarress, *Prediction of solubility of gases in polystyrene by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Radial Basis Function Neural Network*, Expert Systems with Applications 37 (2010) 3070–3074

Yasin Varol ,Engin Avci, Ahmet Koca , Hakan F. Oztop , *Prediction of flow fields and temperature distributions due to natural convection in a triangular enclosure using Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Network (ANN)*, International Communications in Heat and Mass Transfer 34 (2007) 887–896

Altunay Perendeci. Sever Arslan, Serdar S. Celebi, Abdurrahman Tanyolac, *Prediction of effluent quality of an anaerobic treatment plant under unsteady state through ANFIS modeling with on-line input variables*, Chemical Engineering Journal 145 (2008) 78–85

Abdulhamit Subasi, Ahmet Serdar Yilmaz, Hanifi Binici, *Prediction of early heat of hydration of plain and blended cements using neuro-fuzzy modelling techniques*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 4940–4950

Salman Zaferanloue, Dariush Rostamifard, Saeed Setayeshi, *Prediction of critical heat flux using ANFIS*, Annals of Nuclear Energy 37 (2010) 813–821

Betul Bektas Ekici, U. Teoman Aksoy, *Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS*, (2010)

Servet Soyguder, Hasan Alli, *Predicting of fan speed for energy saving in HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 8631–8638

Mingzhen Wei, Baojun Bai, Andrew H. Sung, Qingzhong Liu, Jiachun Wang, Martha E. Cather, *Predicting injection profiles using ANFIS*, Information Sciences 177 (2007) 4445–4461

Ferhat Daldaban, Nurettin Ustkoyuncu, Kerim Guney, *Phase inductance estimation for switched reluctance motor using adaptive neuro-fuzzy inference system*, Energy Conversion and Management 47 (2006) 485–493

Yasemin Vural, Derek B. Ingham, Mohamed Pourkashanian, *Performance prediction of a proton exchange Membrane fuel cell using the ANFIS model*, international journal of hydrogen energy 34(2009) 9181–9187

Alfonso Iglesias Nuno, Bernardino Arcay, J.M. Cotos, J. Varela, *Optimization of fishing predictions by means of artificial neural networks, Anfis, functional networks and remote sensing images*, Expert Systems with Applications 29 (2005) 356–363

Buragohain, Chitralekha Mahanta, *A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design*, Mrinal Applied Soft Computing 8 (2008) 609–625

Xiao-Juan Wu, Xin-Jian Zhu, Guang-Yi Cao, Heng-Yong Tu, *Nonlinear modeling of a SOFC stack based on ANFIS identification*, Simulation Modelling Practice and Theory 16 (2008) 399–409

M.C. Nataraja, M.A.Jayaram and C.N.Ravikumar, *Prediction of Early Strength of Concrete: A Fuzzy Inference System Model* International Journal of Physical Sciences Vol. 1 (2), pp. 047-056, October, 2006

J. Sargolzaei, A. Kianifar, *Neuro–fuzzy modeling tools for estimation of torque in Savonius rotor wind turbine*, Advances in Engineering Software 41 (2010) 619–626

Van Tung Tran, Bo-Suk Yang, Andy Chit Chiow Tan, *Multi-step ahead direct prediction for the machine condition prognosis using regression trees and neuro-fuzzy systems*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 9378–9387

Ηλίας Μπραΐμης ,Ερευνητική εργασία με τίτλο*: Πρόβλεψη των σημείων αναστροφής της τάσης μετοχών με την χρήση του ANFIS και ενός νευρωνικού δικτύου βασιζόμενο σε γενετικούς αλγορίθμους*, Χανιά 2007

Eli Bokshtein, Doron Shmaltz, Ophir Herbst, Horst Bunke, Abraham Kandel, *Monopulse amplitude direction-finding using neuro-fuzzy approach*, Robotics and Autonomous Systems 33 (2000) 125–134

Rongrong Wang, Liang Qi, Xiaofeng Xie Qingqing Ding, Chunwen Li Chen Chi M. Ma, *Modeling of a 5-cell direct methanol fuel cell using adaptive-network-based fuzzy inference systems,* Journal of Power Sources 185 (2008) 1201–1208

Bedri Kurtulus, Moumtaz Razack, *Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy*, Journal of Hydrology 381 (2010) 101–111

Mohsen Hayati, Abbas Rezaei , Majid Seifi, Ali Naderi, *Modeling and simulation of combinational CMOS logic circuits by ANFIS*, Microelectronics Journal 41 (2010) 381–387

Seydi Vakkas Ustun, Metin Demirtas, *Modeling and control of V/f controlled induction motor using genetic-ANFIS algorithm*, Energy Conversion and Management 50 (2009) 786‑791

M.A. Denaı, F. Pali, A. Zeghbib, *Modeling and control of non-linear systems using soft computing techniques,* Applied Soft Computing 7 (2007) 728–738

Kadda Beghdad Bey, Farid Benhammadi, Aicha Mokhtari, Zahia Gessoum, *Mixture of ANFIS systems for CPU load prediction in metacomputing Environment*, Future Generation Computer Systems 26 (2010) 1003_1011

Mohammad Goodarz, Matheus P. Freitas, *MIA–QSAR coupled to principal component analysis-adaptive neuro-fuzzy inference systems (PCA–ANFIS) for the modeling of the anti-HIV reverse transcriptase activities of TIBO derivatives*, European Journal of Medicinal Chemistry 45 (2010) 1352–1358

A. Mellit, S.A. Kalogirou, S. Shaari, H. Salhi, A. Hadj Arab, *Methodology for predicting sequences of mean monthly clearness index and daily solar radiation data in remote areas: Application for sizing a stand-alone PV system,* Renewable Energy 33 (2008) 1570–1590

Ajith Abraham, *Meta-Learning Evolutionary Artificial Neural Networks,* 2008

Makridakis Spyros, Steven C. Wheelwright, and Rob J. Hyndman, *Principles of Forecasting Web Site*, Forecasting: Methods and Applications, Third edition. John Wiley and Sons, 1998

Leocundo Aguilar, Patricia Melin, Oscar Castillo, *Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy ANFIS approach*, Applied Soft Computing 3 (2003) 209–219

S.J. Mousavi, K. Ponnambalam, F.Karray, *Inferring operating rules for reservoir operations using fuzzy regression and ANFIS*, Fuzzy Sets and Systems 158 (2007) 1064 – 1082

Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Mohammad Teshnehlab, Ali Khaki Sedigh, M. Ahmadieh Khanesar, *Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches and stability analysis of training methods*, Applied Soft Computing 9 (2009) 833–850

Julián Moreno, *Hydraulic plant generation forecasting in Colombian power market using ANFIS*, Energy Economics 31 (2009) 450–455

Sorousha Moayer, Parisa A. Bahri, *Hybrid intelligent scenario generator for business strategic planning by using ANFIS*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 7729–7737

Fung-Huei Yeh, Huoy-Shyi Tsay, Shih-Hao Liang, *Human computer interface and optimized electro-mechanical design for Chinese Braille display*, Mechanism and Machine Theory 43 (2008) 1495–1518

Marjan Golob, Boris Tovornik, *Input-output modelling with decomposed neuro fuzzy ARX model*, 2007

S.M. Bateni, S.M. Borghei, D.-S. Jeng, Neural *network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 20 (2007) 401–414

Muhammad Aqil, Ichiro Kita , Akira Yano , Soichi Nishiyama, *A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff*, Journal of Hydrology (2007) 337, 22– 34

Forecasting airborne pollen concentration time series with neural and neuro-fuzzy models, Jose´ Luis Aznarte M., Jose´ Manuel Benıtez Sanchez, Diego Nieto Lugilde, Concepcio´n de Linares Fernandez, Consuelo Dıaz de la Guardia, Francisca Alba Sanchez, Expert Systems with Applications 32 (2007) 1218–1225

Ali Gulbag, Fevzullah Temurtas, *A study on quantitative classification of binary gas mixture using neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems*, Sensors and Actuators B 115 (2006) 252–262

Mahmut Firat, Mahmud Gungor, *River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system*, Mathematics and Computers in Simulation (2006)

Ying-Yi Hong, Chuan-Fang Lee, *A neuro-fuzzy price forecasting approach in deregulated electricity markets,* Electric Power Systems Research 73 (2005) 151–157

Y. Sazi Murat*, Comparison of fuzzy logic and artificial neural networks approaches in vehicle delay modeling*, Transportation Research Part C 14 (2006) 316–334

Ozgur Kisi, *Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique*, Journal of Hydrology (2006) 329, 636– 646
Y. Sazi Murat, *Comparison of fuzzy logic and artificial neural networks approaches in vehicle delay modeling,* Transportation Research Part C 14 (2006) 316–334

Ying-Yi Hong, Chuan-Fang Lee, *A neuro-fuzzy price forecasting approach in deregulated electricity markets,* Electric Power Systems Research 73 (2005) 151–157

Mahmut Firat, Mahmud Gungor, *River flow estimation using adaptive neuro fuzzy inference system*, Mathematics and Computers in Simulation (2006)

Ali Gulbag, Fevzullah Temurtas, *A study on quantitative classification of binary gas mixture using neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems*, Sensors and Actuators B 115 (2006) 252–262
Jose Luis Aznarte M, Jose Manuel Benıtez Sanchez, Diego Nieto Lugilde, Concepcion de Linares Fernandez, Consuelo Diaz de la Guardia, Francisca Alba Sanchez, *Forecasting airborne pollen concentration time series with neural and neuro-fuzzy models*, Expert Systems with Applications 32 (2007) 1218–1225

Muhammad Aqil, Ichiro Kita, Akira Yano, Soichi Nishiyama, *A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff*, Journal of Hydrology (2007) 337, 22– 34

S.M. Bateni, S.M. Borghei, D.-S. Jeng*, Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers*, Engineering Applications of Artificial Intelligence 20 (2007) 401–414

Marjan Golob, Boris Tovornik, *Input-output modelling with decomposed neuro fuzzy ARX model*, Neurocomputing (2007), doi:10.1016/j.neucom.2007.02.011

Fung-Huei Yeh, Huoy-Shyi Tsay, Shih-Hao Liang, *Human computer interface and optimized electro-mechanical design for Chinese Braille display*, Mechanism and Machine Theory 43 (2008) 1495–1518

Sorousha Moayer, Parisa A. Bahri, *Hybrid intelligent scenario generator for business strategic planning by using ANFIS*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 7729–7737

Julián Moreno, *Hydraulic plant generation forecasting in Colombian power market using ANFIS,* Energy Economics 31 (2009) 450–455

Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Mohammad Teshnehlab, Ali Khaki Sedigh, M. Ahmadieh Khanesar, *Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches and stability analysis of training methods*, Applied Soft Computing 9 (2009) 833–850

S.J. Mousavi, K. Ponnambalam, F. Karray, *Inferring operating rules for reservoir operations using fuzzy regression and ANFIS*, Fuzzy Sets and Systems 158 (2007) 1064 – 1082

Leocundo Aguilar, Patricia Melin, Oscar Castillo, *Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy ANFIS approach*, Applied Soft Computing 3 (2003) 209–219

Παρασκευή Ζαχαρία, Νίκος Ασπράγκαθος, *Νευρο-ασαφής κατευθυντής για το χειρισμό καμπύλων υφασμάτων με ρομπότ*, 1ο Πανελλήνιο Συνέδριο Ρομποτικής, ΤΕΕ, Αθήνα, 23-24 Φεβρουαρίου, 2009

Makridakis Spyros, Steven C. Wheelwright, Rob J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications,* Third edition. John Wiley and Sons, 1998

Ajith Abraham, *Meta-Learning Evolutionary Artificial Neural Networks*

A. Mellit, S.A. Kalogirou, S. Shaari, H. Salhi, A. Hadj Arab, *Methodology for predicting sequences of mean monthly clearness index and daily solar radiation data in remote areas: Application for sizing a stand-alone PV system,* Renewable Energy 33 (2008) 1570–1590

Mohammad Goodarzi, Matheus P.Freitas, *MIA–QSAR coupled to principal component analysis-adaptive neuro-fuzzy inference systems (PCA–ANFIS) for the* *modeling of the anti-HIV reverse transcriptase activities of TIBO derivatives*, European Journal of Medicinal Chemistry 45 (2010) 1352–1358

Kadda Beghdad Bey, Farid Benhammadi, Aicha Mokhtari, Zahia Gessoum, *Mixture of ANFIS systems for CPU load prediction in metacomputing Environment*, Future Generation Computer Systems 26 (2010) 1003-1011

M.A. DenaıF. Palis, A. Zeghbib, *Modeling and control of non-linear systems using soft computing techniques*, Applied Soft Computing 7 (2007) 728–738

Seydi Vakkas Ustun a1, Metin Demirtas, *Modeling and control of V/f controlled induction motor using genetic-ANFIS algorithm*, Energy Conversion and Management 50 (2009) 786–791

Mohsen Hayati, Abbas Rezaei, Majid Seifi, Ali Naderi, *Modeling and simulation of combinational CMOS logic circuits by ANFIS*, Microelectronics Journal 41 (2010) 381–387

Bedri Kurtulus, Moumtaz Razack, *Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy*, Journal of Hydrology 381 (2010) 101–111

Rongrong Wang, Liang Qi, Xiaofeng Xie, Qingqing Ding, Chunwen Li, Chen Chi M.Ma, *Modeling of a 5-cell direct methanol fuel cell using adaptive-network-based fuzzy inference systems*, Journal of Power Sources 185 (2008) 1201–1208

Eli Bokshtei, Doron Shmaltz, Ophir Herbst, Horst Bunke, Abraham Kandel, *Monopulse amplitude direction-finding using neuro-fuzzy approach*, Robotics and Autonomous Systems 33 (2000) 125–134

Ηλίας Μπραΐμης, *Πρόβλεψη των σημείων αναστροφής της τάσης μετοχών με την χρήση του ANFIS και ενός νευρωνικού δικτύου βασιζόμενο σε γενετικούς αλγορίθμους*, 2007

Van Tung Tran, Bo-Suk Yang, Andy Chit Chiow Tan, *Multi-step ahead direct prediction for the machine condition prognosis using regression trees and neuro-fuzzy systems*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 9378–9387

J. Sargolzaei, A. Kianifar, *Neuro–fuzzy modeling tools for estimation of torque in Savonius rotor wind turbine*, Advances in Engineering Software 41 (2010) 619–626

M.C. Nataraja, M.A.Jayaram and C.N.Ravikumar, *Prediction of Early Strength of Concrete: A Fuzzy Inference System Model*, International Journal of Physical Sciences Vol. 1 (2), pp. 047-056, October, 2006

Xiao-Juan Wu, Xin-Jian Zhu, Guang-Yi Cao, Heng-Yong Tu, *Nonlinear modeling of a SOFC stack based on ANFIS identification*, Simulation Modelling Practice and Theory 16 (2008) 399–409

Mrinal Buragohain, Chitralekha Mahanta, *A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design*, Applied Soft Computing 8 (2008) 609–625

Alfonso Iglesias Nuno, Bernardino Arcay, J.M. Cotos, J. Varela, *Optimization of fishing predictions by means of artificial neural networks, Anfis, functional networks and remote sensing images*, Expert Systems with Applications 29 (2005) 356–363

Yasemin Vural, Derek B. Ingham, Mohamed Pourkashanian*, Performance prediction of a proton exchange membrane fuel cell using the ANFIS model,* International Journal of hydrogen energy 34(2009) 9181 – 9187

Ferhat Daldaban, Nurettin Ustkoyuncu, Kerim Guney, *Phase inductance estimation for switched reluctance motor using adaptive neuro-fuzzy inference system*, Energy Conversion and Management 47 (2006) 485–493

Ατσαλάκης Γιώργος, Διδακτορική Διατριβή με θέμα : «*Σύστημα πρόβλεψης της βραχυχρόνιας τάσης της τιμής των μετοχών με χρήση νευρο-ασαφών μεθόδων»,* Σεπτέμβρης 2006

Mingzhen Wei, Baojun Bai, Andrew H. Sung, Qingzhong Liu, Jiachun Wang, Martha E. Cather, *Predicting injection profiles using ANFIS*, Information Sciences 177 (2007) 4445–4461

Servet Soyguder, Hassam Alli, *Predicting of fan speed for energy saving in HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 8631–8638

Betul Bektas Ekici, U. Teoman Aksoy, *Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS*, Expert Systems with Applications (2010)

Salman Zaferanlouei, Dariush Rostamifard, Saeed Setayeshi, *Prediction of critical heat flux using ANFIS*, Annals of Nuclear Energy 37 (2010) 813–821

Abdulhamit Subasi, Ahmet Serdar Yilmaz, Hanifi Binici, *Prediction of early heat of hydration of plain and blended cements using neuro-fuzzy modelling techniques*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 4940–4950

Altunay Perendeci, Sever Arslan, Serdar S. Celebi, Abdurrahman Tanyolac, *Prediction of effluent quality of an anaerobic treatment plant under unsteady state* *through ANFIS modeling with on-line input variables*, Chemical Engineering Journal 145 (2008) 78–85

Yasin Varol, Engin Avci, Ahmet Koca, Hakan F. Oztop, *Prediction of flow fields and temperature distributions due to natural convection in a triangular enclosure using Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Network (ANN)*, International Communications in Heat and Mass Transfer 34 (2007) 887–896

Aboozar Khajeh, Hamid Modarress, *Prediction of solubility of gases in polystyrene by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Radial Basis Function Neural Network*, Expert Systems with Applications 37 (2010) 3070–3074

Jafar Sobhani, Meysam Najimi, Ali Reza Pourkhorshidi, Tayebeh Parhizkar, *Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models*, Construction and Building Materials 24 (2010) 709–718

Razieh Khalifehzadeh, Saeed Forouzan, Hamed Arami, S.K. Sadrnezhaad, *Prediction of the effect of vacuum sintering conditions on porosity and hardness of porous NiTi shape memory alloy using ANFIS*, Computational Materials Science 40 (2007) 359–365

Mohsen Hayati, Abbas Rezaei, Majid Seifi, *Prediction of the heat transfer rate of a single layer wire-on-tube type heat exchanger using ANFIS*, International journal of refrigeration 32 (2009) 1914 – 1917

Is-ık Yilmaz, Gurkan Yuksek, *Prediction of the strength and elasticity modulus of gypsum using multiple regression, ANN, and ANFIS models*, International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences 46 (2009) 803–810

Anupam Das, J. Maiti, R.N. Banerjee, *Process control strategies for a steel making furnace using ANN with Bayesian regularization and ANFIS*, Expert Systems with Applications 37 (2010) 1075–1085

Aboozar Khajeh, Hamid Modarress, *QSPR prediction of flash point of esters by means of GFA and ANFIS*, Journal of Hazardous Materials 179 (2010) 715–720

M. Jalali-Heravi, M. Asadollahi-Baboli, *Quantitative structure–activity relationship study of serotonin (5-HT7) receptor inhibitors using modified ant colony algorithm and adaptive neuro-fuzzy interference system (ANFIS),* European Journal of Medicinal Chemistry 44 (2009) 1463–1470

C. Shu, T.B.M.J. Ouarda, *Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system*, Journal of Hydrology (2008) 349, 31– 43

Bao Rong Chang, *Resolving the forecasting problems of overshoot and volatility clustering using ANFIS coupling nonlinear heteroscedasticity with quantum tuning*, Fuzzy Sets and Systems 159 (2008) 3183‑3200

Roohollah Noori, Mohammad Ali Abdoli, Ashkan Farokhnia, Maryam Abbasi, *Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network*, Expert Systems with Applications 36 (2009) 9991–9999

R. Bakhtyar ,A. Ghaheri , A. Yeganeh-Bakhtiary, T.E. Baldock, *Longshore sediment transport estimation using a fuzzy inference system*, Applied Ocean Research 30 (2008) 273_286

H.F. Kwok, D.A. Linkens, M. Mahfouf, G.H. Mills, *Rule-base derivation for intensive care ventilator control using ANFIS*, Artificial Intelligence in Medicine 29 (2003) 185–201

Zhiyong Tan, Chai Quek, Philip Y.K. Cheng, *Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning*, Expert Systems with Applications (2010)

Wang Chong-lin, Ma Cao-yuan, Liu Jian-hua, Li Guo-xin, Zhang Dong-liang, Tang Jiejie, *Study on coalface stray current safety early warning based on ANFIS*, Procedia Earth and Planetary Science 1 (2009) 1332–1336

I. Al-Hinti, M. Samhouri, A. Al-Ghandoor, A. Sakhrieh, *The effect of boost pressure on the performance characteristics of a diesel engine: A neuro-fuzzy approach*, Applied Energy 86 (2009) 113–121

Ship-Peng Lo, Yeou-Yih Lin, *The prediction of wafer surface non-uniformity using FEM and ANFIS in the chemical mechanical polishing process*, Journal of Materials Processing Technology 168 (2005) 250–257

Ιωάννης Βλαχαβάς, Πέτρος Κεφάλας, Νικόλαος Βασιλειάδης, Φώτης Κόκκορας, Ηλίας Σακελλαρίου, *Τεχνητή Νοημοσύνη*, Γ΄Έκδοση

Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Mohammad Teshnehlab, Ali Khaki Sedigh, *Training ANFIS as an identifier with intelligent hybrid stable learning algorithm based on particle swarm optimization and extended Kalman filter*, Fuzzy Sets and Systems 160 (2009) 922–948

Tolga Yuksel, Abdullah Sezgin, *Two fault detection and isolation schemes for robot manipulators using soft computing techniques*, Applied Soft Computing 10 (2010) 125–134

Mansour Talebizadeh, Ali Moridnejad, *Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models*, Expert Systems with Applications (2010)

Roohollah Noori, Gholamali Hoshyaripour, Khosro Ashrafi, Babak Nadjar Araabi, *Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration*, Atmospheric Environment 44 (2010) 476-482

Li-Chih Ying, Mei-Chiu Pan, *Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads*, Energy Conversion and Management 49(2008)205–211

E. Besdok, P. Civicio˘glu, M. Alcı, *Using Anfis with circular polygons for impulsive noise suppression from highly distorted images*, Int. J. Electron. Commun. (AEU) 59 (2005) 213 – 221

Jehn-Shan Yeh, Ching-Hsue Cheng, *Using hierarchical soft computing method to discriminate microcyte anemia*, Expert Systems with Applications 29 (2005) 515–524

Fahri Ozkan, Turgut Kaya, *Using intelligent methods to predict air-demand ratio in venturi weirs*, Advances in Engineering Software 41 (2010) 1073–1079

P. Civicio˘glu, *Using neighborhood-pixels-information and ANFIS for impulsive noise suppression*, Int. J. Electron. Commun. (AEU) 61 (2007) 657 – 664

Abdulkadir Sengur, *Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification*, Expert Systems with Applications 34 (2008) 2120–2128

LI Rui, CHEN Jian-ya, LIU Yun-jie, WANG Zhen-kai, *WPANFIS: combine fuzzy neural network with multiresolution for network traffic prediction*, August 2010, 17(4): 88–93

7.Ιστοσελίδες:

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

http://egnatia.ee.auth.gr/~imatz/ann_chapter1.html

http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%89%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CF%8C_%CE%B4%CE%AF%CE%BA%CF%84%CF%85%CE%BF

http://www.authorstream.com/Presentation/aSGuest61281-475267-pres4/

http://class.eap.gr/LotusQuickr/pli31/Main.nsf/0/0852A1FD90FBB9FAC22571D200247F68/$file/%CE%95%CE%94%CE%A5_NNETS_082008.pdf

http://195.251.211.91/Courses/NeuralNetworks/Slides/Lecture8a.pdf

http://aima.uom.gr/Samples/AIMA_chapter01.pdf

http://cgi.di.uoa.gr/~ys02/siteAI2010/intro2spp.pdf

http://aibook.csd.auth.gr/include/TOC.pdf

http://lyk-vatheos.eyv.sch.gr/Ergasies/2009-2010/texnhth%20noymoshnh.htm

http://diocles.civil.duth.gr/links/home/periodiko/issue2/is02ar04.html

http://anadrasis.web.auth.gr/svol/lectures/intel.pdf

http://www.ee.duth.gr/files/xois2006.pdf

http://www.teleinfom.teiep.gr/eclass/claroline/document/goto/index.php?url=%2FDiafanies_Mathimaton%2FMathima_2_-_Asafis_Logiki.pdf&cidReq=YPOL_NOH

http://iridia.ulb.ac.be/~campatzis/dissertation.pdf

http://www.etpe.gr/files/proceedings/22/1234428821_5%20etpe%2032-40.pdf