

**ΑΝΩΤΑΤΟ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ  
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ**

**ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

**NEURO-FUZZY SYSTEMS  
AND  
IRIS CLASSIFICATION**

Εργασία για το μάθημα  
**Ευφυή Συστήματα**

**Ζ' ΕΞΑΜΗΝΟ  
2005-2006**

**ΧΑΝΤΖΗΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ  
ΤΣΟΥΓΚΑΡΗΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ**

**ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ 18 ΝΟΕΜΒΡΙΟΥ 2005**

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

*“Όσο οι νόμοι των μαθηματικών ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα δεν είναι αξιόπιστοι. Ενώ, όσο είναι αξιόπιστοι, δεν ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα.”*

-Albert Einstein-

## Περιεχόμενα

<b>ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....</b>	<b>4.</b>
<b>1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....</b>	<b>5.</b>
<b>2 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....</b>	<b>6.</b>
<b>3 ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....</b>	<b>8.</b>
3.1 Γενικά.....	8.
3.2 Ασαφή Συνολα .....	9.
3.2.1 Χαρακτηριστικά των ασαφών συστημάτων.....	11.
3.2.2 Πραξεις μεταξύ ασαφών συνολών.....	12.
3.2.3 Τροποποιητές ασαφών μεταβλητών.....	13.
3.2.4 Τομές άλφα ( $\alpha$ -cuts).....	13.
3.3 Ο Ασαφής Κανονισμός .....	14.
3.3.1 Κανόνας Mamdani .....	15.
3.3.2 Κανόνας Sugeno και T-S-K.....	15.
3.3.2 Ασαφής εξαγωγή συμπερασμάτων.....	15.
3.4 Ομαδοποίηση δεδομένων (clustering).....	17.
3.5 Εκπαίδευση του συστήματος.....	19.
<b>4 ΝΕΥΡΟ – ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....</b>	<b>20.</b>
4.1 Γενικά .....	20.
4.2 Τύποι Νεύρο-Ασαφών Συστημάτων .....	21.
4.2.1 Το μοντέλο ANFIS.....	21.
<b>5 ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΟΥΣ ΜΟΝΤΕΛΟΥ .....</b>	<b>23.</b>
5.1 Προετοιμασία των δεδομένων .....	23.
5.2 Μέθοδος ANFIS και clustering.....	24.
5.3 Δημιουργία αρχικού FIS.....	25.
5.4 Εκπαίδευση του Συστήματος και Αξιολόγηση.....	26.
5.5 Αξιολόγηση εκπαιδευόμενου FIS .....	27.
5.4 Συμπεράσματα.....	29.
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>	<b>31.</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΚΩΔΙΚΑΣ.....</b>	<b>32.</b>

## ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παρούσα εργασία ευελπιστεί να παρέχει στον αναγνώστη της όλες τις βασικές αρχές και έννοιες ενός νεύρο-ασαφούς συστήματος. Αρχικά παρουσιάζεται μια μικρή περιγραφή σχετικά με τα νευρωνικά δίκτυα, στη συνέχεια ακολουθεί μια περιγραφή των βασικών εννοιών των ασαφών συστημάτων, και τέλος μια περιγραφή σχετικά με τα νεύρο-ασαφή συστήματα και το μοντέλο ANFIS. Τέλος, περιγράφεται λεπτομερώς η κατασκευή ενός νεύρο-ασαφούς κατηγοριοποιητή για την κατηγοριοποίηση μιας οικογένειας κρίνων (iris classification).

# 1

## Εισαγωγή

Ο άνθρωπος δεν είναι ούτε γρήγορος ούτε ακριβής στους υπολογισμούς του, όπως ένας σύγχρονος υπολογιστής. Σε πολλούς τομείς, όμως, η ανθρώπινη ικανότητα υπερτερεί κατά πολύ των ικανοτήτων ενός υπολογιστή. Για παράδειγμα, ο άνθρωπος αναγνωρίζει πολύ εύκολα αντικείμενα και κατανοεί τις σχέσεις μεταξύ τους μέσα στο φυσικό περιβάλλον έστω και αν αυτά είναι παραμορφωμένα ή δεν είναι εξολοκλήρου ορατά.

Η ικανότητα μάθησης μέσω της εμπειρίας συνεπώς είναι από τα κύρια χαρακτηριστικά της ανθρώπινης ευφυΐας. Η ανθρώπινη μνήμη έχει την ικανότητα να αποθηκεύει μεγάλη ποσότητα και ποικιλία γνώσης και να συσχετίζει πληροφορίες πολύ γρήγορα και χωρίς ιδιαίτερη προσπάθεια. Σε αντίθεση, ο υπολογιστής έχει την ικανότητα να απομνημονεύει τεράστιες ποσότητες πληροφοριών αλλά δυσκολεύεται να τις εκμεταλλευτεί.

Τα τελευταία χρόνια έχουν γίνει πολλές προσπάθειες, ανάπτυξης τεχνολογιών για την κατασκευή μηχανών που θα προσομοιώσουν την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, συνδυάζοντας έτσι την γρηγοράδα ενός υπολογιστή και τον τρόπο συσχετισμού πληροφοριών του ανθρώπου. Αρκετές από αυτές τις προσπάθειες είχαν ως κατάληξη τεχνολογίες όπως τα νευρωνικά-δίκτυα, τα ασαφή συστήματα, τους εξελεγκτικούς αλγόριθμους, και την τεχνίτη νοημοσύνη. Τεχνολογίες που απευθείας χρησιμοποιήθηκαν σε κατασκευή ανώτερων, ταχύτερων αλλά και φθηνότερων προϊόντων, καθώς και σε συστήματα αξιολόγησης προσωπικού, συστήματα στήριξης αποφάσεων κ.α.

# 2

## Νευρωνικά Δίκτυα

### 2.1 Γενικά

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο είναι ένα μοντέλο επεξεργασίας πληροφοριών, το οποίο έχει εμπνευστεί από τον τρόπο με τον οποίο επεξεργάζονται οι πληροφορίες από βιολογικά νευρικά συστήματα, όπως ο εγκέφαλος. Το βασικό στοιχείο αυτού του μοντέλου είναι η καινοτόμος δομή του συστήματος επεξεργασίας πληροφοριών. Συντίθενται από ένα μεγάλο αριθμό αλληλοσυνδεόμενων, ανεξάρτητων επεξεργαστών (νευρώνες), οι οποίοι εργάζονται ομαδικά για την επίλυση ενός συγκεκριμένου προβλήματος. Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως οι άνθρωποι, εκπαιδεύονται μέσω παραδειγμάτων και αναπτύσσονται για εξειδικευμένες εφαρμογές, μέσω μιας διαδικασίας μάθησης. Μερικές εφαρμογές τους περιλαμβάνουν την αναγνώριση πρότυπων (pattern recognition) και την ταξινόμηση δεδομένων, εργασίες οι οποίες είναι πολύ πολύπλοκες για να γίνουν από ανθρώπους ή από άλλες τεχνικές. Η μάθηση σε βιολογικά συστήματα περιλαμβάνει προσαρμογή των διασυνδέσεων που υπάρχουν μεταξύ των νευρώνων. Αυτό ισχύει και στα νευρωνικά δίκτυα.

Τα νευρωνικά δίκτυα συμπεριφέρονται σαν «μαύρα κουτιά» (black-box behavior) προς τους χρηστές τους – συνήθως είναι αδύνατη η εξαγωγή σαφούς γνώσης από αυτά. Έχουν δηλαδή τη δυνατότητα να επιλύσουν δύσκολα προβλήματα, αλλά δεν μας αποκαλύπτουν τον τρόπο.

Παρόμοια προβλήματα εμφανίζονται στην περίπτωση που θελήσουμε να χρησιμοποιήσουμε υπάρχουσα γνώση σχετικά με τη διασύνδεση μεταξύ των πρότυπων εισόδου και εξόδου. Δεν είναι δυνατή η ενσωμάτωση τέτοιας γνώσης στο δίκτυο προκειμένου να επιταχυνθεί ή να απλοποιηθεί η διαδικασία μάθησης – ένα νευρωνικό δίκτυο πάντα εκπαιδεύεται από την αρχή.

Τα δυνατά σημεία των νευρωνικών δικτύων είναι η δυνατότητα μάθησης από εκπαίδευση και διαμοιραζόμενη δομή, η οποία τους δίνει υψηλές δυνατότητες στην παράλληλη εκτέλεση υλικού ή λογισμικού. Το αδύνατο σημείο τους, είναι η ανικανότητα τους στην ενσωμάτωση ή να εξαγωγή γνώσης. Το πλήθος των νευρώνων και των διασυνδέσεων τους, αλλά και οι παράμετροι της διαδικασίας

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

μάθησης τους, συνήθως επιλέγονται από εμπειρία, ή βασίζονται σε κανόνες χειρισμού.

# 3

## Ασαφή Συστήματα

### 3.1 Γενικά

Ένα παράδειγμα ασαφούς λογικής είναι το εξής: Σε λίγο καιρό λήγει το έτος 2005. Ένα παράδειγμα το οποίο δεν είναι ασαφούς λογικής: Ένας άνθρωπος έχει ηλικία δεκαεπτά ετών, δυο μηνών, μιας εβδομάδας, δυο ημερών, πέντε ωρών, έξη λεπτών και είκοσι δευτερόλεπτων.

Το 1964, ο Δόκτωρ Lofty Zaneh εισήγαγε τον όρο «ασαφής» λογική. Παράδοξα, όπως αυτό του σωρού άμμου του Ευκλείδη: «Πόσοι κόκκοι άμμου αποτελούν ένα σωρό;», δεν μπορούσαν να απαντηθούν με λογική σωστού-λάθους. Αφού η παραδοσιακή λογική δεν μπορούσε να απαντήσει αυτές τις ερωτήσεις με ένα απλό «ναι» ή «όχι», χρησιμοποιούμε την ασαφή λογική.

Η κεντρική ιδέα των ασαφών συστημάτων είναι η επέκταση της κλασσικής δυτιμης μοντελοποίησης εννοιών και χαρακτηριστικών όπως για παράδειγμα *ψηλός*, *γρήγορος* και *ηλικιωμένος*, με μια αίσθηση βαθμιαίας αλήθειας. Αυτό σημαίνει ότι το πρόσωπο δεν εξετάζεται ως *ψηλός* ή *κοντός*, αλλά ως *ψηλός* σε κάποιο βαθμό μεταξύ 0 και 1.

Ο στόχος των ασαφών συστημάτων είναι η μεταφορά της εμπειρίας ενός ειδικού στο επιθυμητό σύστημα. Ένας τρόπος μοντελοποίησης είναι η συλλογή και μεταγλώττιση της γνώσης του, σε γλωσσικούς κανόνες έλεγχου. Αυτοί οι κανόνες είναι της μορφής:

*ΑΝ ένα τραίνο είναι **κοντά** στο σταθμό και η ταχύτητα είναι **υψηλή**  
ΤΟΤΕ θα πρέπει να ασκήσουμε μεγάλη δύναμη στα φρένα.*

Οι γλωσσικοί όροι *κοντά* και *υψηλή* συμπλέκονται μεταξύ τους με συνδέσμους (connectives) και συνθέτουν κανόνες (rules). Από αυτούς οι όροι *κοντά* και *υψηλή* στο τμήμα της υπόθεσης (μέλος ΑΝ) του κανόνα, αντιπροσωπεύουν τις τιμές των μεταβλητών εισόδου. Ο όρος *μεγάλη* στο τμήμα της απόφασης (μέλος ΤΟΤΕ) περιγράφει την τιμή εξόδου η οποία είναι κατάλληλη για την περίπτωση αυτή. Οι όροι



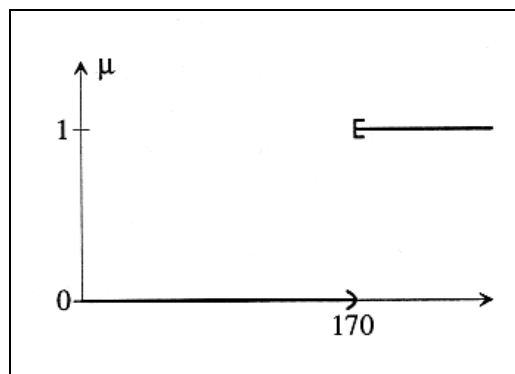
που επιλέχτηκαν για την περιγραφή των τιμών δεν σχετίζονται, γενικά, με μια αυστηρή (ή αλλιώς crisp) τιμή. Αλλά αντιπροσωπεύουν ένα σύνολο τιμών. Επιπρόσθετα, κάποια μέλη αυτού του συνόλου μπορεί να ανήκουν και σε όρους άλλων συνόλων. Γλωσσικοί όροι αυτού του τύπου αναπαριστούν απροσδιόριστες τιμές.

Ο ειδικός περιγράφει την γνώση του για μια διαδικασία με ένα σύνολο από κανόνες της παραπάνω μορφής. Αυτό το σύνολο των κανόνων πρέπει να καλύψει όλες τις σχετικές φάσεις του συστήματος, αλλά και τις ενέργειες που συνθέτουν το αποτελέσματα. Αν αυτές οι συνθήκες προκύψουν, τότε, με αυτή τη λογική, μπορεί να σχεδιαστεί ένας ασαφής ελεγκτής, χρησιμοποιώντας μια κατάλληλη μορφή αντιπροσώπευσης [Zadeh, 1972]. Το κύριο πλεονέκτημα του, βασισμένου σε κανόνες, μοντέλου σχεδίασης είναι ότι αποφεύγει μια χρονοβόρα και ίσως ανεπιτυχή διαδικασία μάθησης (σε αντίθεση με τους νευρωνικούς ελεγκτές).

Η βάση της αναπαράστασης των γλωσσικών κανόνων είναι η κεντρική ιδέα των ασαφών συνόλων τα οποία προτάθηκαν πρώτα από τον Zadeh.

### 3.2 Ασαφή Σύνολα

Θεωρούμε ένα σύνολο από αντικείμενα (πεδίο ορισμού) και θα ορίσουμε αντικείμενα τα οποία έχουν μια συγκεκριμένη ιδιότητα. Μπορούμε να ορίσουμε το κατάλληλο σύνολο αντικειμένων απευθείας με αυτό το χαρακτηριστικό



**Σχήμα 3-1** Το αυστηρό αριθμητικό σύνολο των πραγματικών αριθμών μεγαλύτερων ή ίσων με το 170.

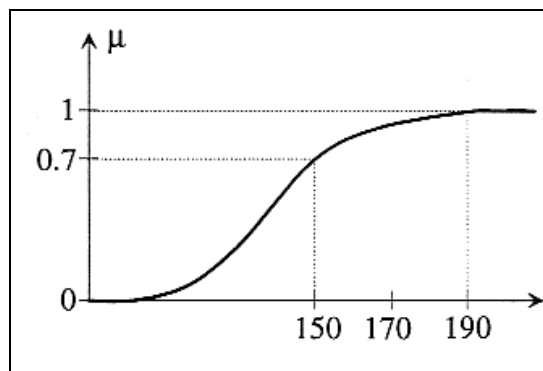
Στο σχήμα 3-1 η συνάρτηση  $\mu$  περιγράφει τους πραγματικούς αριθμούς μεγαλύτερους ή ίσους με το 170. Με αυτόν τον τρόπο, για παράδειγμα, το σύνολο του ύψους των ανθρώπων ο οποίοι είναι τουλάχιστον 170 cm μπορεί να αναπαρασταθούν. Αλλά εάν θελήσουμε να περιγράψουμε με τον όρο «ψηλός» έναν ενήλικο άντρα, τότε αυτή η συνάρτηση δεν είναι κατάλληλη για αυτή την αναπαράσταση. Σε αυτή την περίπτωση ο όρος ψηλός δεν περιγράφει ένα σωστά καθορισμένο υποσύνολο των πραγματικών αριθμών.

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

Οι άνθρωποι χρησιμοποιούν αόριστους όρους, όπως για παράδειγμα *γρήγορος*, *ψηλός*, *βαρύς*, ακόμα και αν δεν είναι σε θέση να πουν με απόλυτη βεβαιότητα για κάθε υπό εξέταση αντικείμενο, αν οι ιδιότητες αυτές εφαρμόζονται.

Είναι προφανές ότι η κάθε μέθοδος αναπαράστασης αυτών των όρων με ένα αυστηρά αριθμητικό (crisp) τρόπο, με μια συνάρτηση, ή με μια ιδιότητα η οποία μπορεί απλά να υποθέσει ότι οι τιμές είναι *αληθής* ή *ψευδής*, είναι ακατάλληλη. Εάν θέσουμε ένα αυστηρό όριο – όπως για την ιδιότητα ψηλός τα **170 cm** – θα έχουμε πάντα ανεπιθύμητη συμπεριφορά στην περιοχή μετάβασης, αφού σχεδόν όμοια αντικείμενα – όπως τα ύψη **1.69 cm** και **1.71 cm** – μεταχειρίζονται εντελώς διαφορετικά.

Στην θεωρία των ασαφών συνόλων προσπαθήσαμε να αποφύγουμε αυτού του είδους τις δυσκολίες γενικεύοντας τον δυαδικό τρόπο σκέψης στην αντίληψη της συμμετοχής, όπου ένα αντικείμενο είτε είναι στοιχείο ενός συνόλου, είτε όχι. Ορίζουμε ένα βαθμό συμμετοχής ο οποίος παίρνει τιμές μεταξύ **0** και **1**. Η τιμή **1** αντιπροσωπεύει την απόλυτη συμμετοχή του (αόριστου) συνόλου, ενώ η τιμή **0** σημαίνει ότι ένα αντικείμενο δεν ανήκει στο σύνολο καθόλου. Εξαιτίας των ενδιάμεσων βαθμών συμμετοχής, μπορεί να επιτευχθεί μια ομαλή μετάβαση από την ιδιότητα της συμμετοχής, σε ένα σύνολο, στην ιδιότητα της μη συμμετοχής, σε αυτό το σύνολο. Δηλαδή μπορούμε να καθορίσουμε για κάθε τιμή ύψους τον βαθμό με τον οποίο εκπληρώνει την έννοια *ψηλός*.



**Σχήμα 3-2** Μια συνάρτηση η οποία αντιπροσωπεύει τον αόριστο όρο *ψηλός*

Στο σχήμα **3-2** η συνάρτηση  $\mu$  περιγράφει τον αόριστο όρο *ψηλός* στην περίπτωση των ενήλικων αντρών για όλες τις τιμές ύψους του  $R$  (σύνολο πραγματικών αριθμών). Αυτή η συνάρτηση επιλέχτηκε υποκειμενικά και μόνο, και ίσως να διαφέρει με την αλλαγή περιεχομένου (π.χ. ενήλικες γυναίκες) ή με την αλλαγή «ειδικών» (π.χ. γιατρός, αθλητής του μπάσκετ, ράπτης).

Κάθε τιμή ύψους  $x$  σχετίζεται με ένα βαθμό συμμετοχής, π.χ. το ύψος 150 cm με βαθμό 0.7. Αυτό σημαίνει ότι το ύψος των 150 cm εκπληρώνει τον όρο *ψηλός* με

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

βαθμό 0.7 σε μια κλίμακα από 0 έως 1. Όσο πιο κοντά ο βαθμός συμμετοχής  $\mu_{\psi\phi\sigma}(x)$  είναι στο 1, τόσο περισσότερο το  $x$  ικανοποιεί τον όρο *ψηλός*.

Τα παραπάνω παραδείγματα προτείνουν μια διατύπωση δεδομένων με γλωσσικές περιγραφές όπως *υψηλή* ταχύτητα, *μικρά* λάθη, με την βοήθεια γενικευμένων συναρτήσεων. Οι γενικευμένες συναρτήσεις ιδιοτήτων μπορούν όχι μόνο να περιγράψουν συνηθισμένα σύνολα αλλά και αόριστα σύνολα (σύνολα με αόριστες τιμές) – τα αποκαλούμενα ασαφή σύνολα.

Η περιγραφή μιας μεταβλητής  $x$  με λεκτικούς όρους ονομάζεται διαμερισμός της μεταβλητής και η περιγραφή μιας αυστηρά αριθμητικής (crisp) τιμής με λεκτικούς όρους ονομάζεται «ασαφοποίηση» (fuzzyfication) της crisp τιμής.

**Ορισμός:** Ένα ασαφές σύνολο  $\mu$  του  $X$  είναι μια συνάρτηση του συνόλου  $X$  στο μοναδιαίο διάστημα:

$$\mu: x \rightarrow [0,1]$$

το σύνολο όλων των ασαφών συνόλων δηλώνεται ως  $F(X) = [0,1]^X$ .

Τα ασαφή σύνολα χρησιμοποιούνται για να αναπαραστήσουν αόριστα δεδομένα και έννοιες, υπό μια, κυρίως, διαισθητική οπτική γωνία. Εκτός από τις τιμές 0 και 1 δεν υπάρχει ακριβής αναπαράσταση των βαθμών συμμετοχής. Έτσι, είναι σχεδόν αδύνατη η διαφωνία ότι ένα αντικείμενο πρέπει να έχει βαθμό συμμετοχής 0.9 αντί για 0.89. Θα πρέπει να επισημάνουμε ότι υπάρχουν προσεγγίσεις που στοχεύουν στην σταθερή ερμηνεία των βαθμών συμμετοχής.

Το ασαφές σύνολο  $\mu$  του πεδίου τιμών  $X$  ορίζεται από τους βαθμούς συμμετοχής  $\mu(x) \in [0,1]$  για κάθε  $x \in X$ . Για ένα πεπερασμένο πεδίο τιμών η καταγραφή όλων των στοιχείων με τους βαθμούς συμμετοχής τους είναι εφικτή. Για μη πεπερασμένα πεδία τιμών αυτό είναι αδύνατον.

### 3.2.1 Χαρακτηριστικά των ασαφών συστημάτων

Το πεδίο ορισμού μιας συνάρτησης συμμετοχής  $\mu(x)$  ονομάζεται και ευρύτερο **σύνολο αναφοράς** (*universe of discourse*) του ασαφούς συνόλου.

Το υποσύνολο του πεδίου ορισμού  $X$  της συνάρτησης συμμετοχής για το οποίο το πεδίο τιμών λαμβάνει τιμές ίσες με τη μονάδα ονομάζεται '**κόρος**' (*core*) του ασαφούς συνόλου. Αν  $C$  είναι ο κόρος της  $\mu(x)$  τότε γράφουμε:

$$x \in C \subseteq X \Leftrightarrow \mu(x) = 1$$

**Πλάτος** ενός ασαφούς συνόλου ονομάζεται το εύρος του πεδίου ορισμού του και αποτελεί μέτρο της ασάφειας (*fuzziness*) του όρου που περιγράφει, η οποία εκφράζει το βαθμό αβεβαιότητας για το συγκεκριμένο όρο.

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

**Συμπλήρωμα** (support) ενός ασαφούς συνόλου είναι το υποσύνολο του πεδίου ορισμού του για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής λαμβάνει μη μηδενικές τιμές.

**Κανονικό ασαφές σύνολο** (*normal fuzzy set*) ονομάζεται το ασαφές σύνολο για το οποίο υπάρχει τουλάχιστον μία τιμή στο πεδίο ορισμού του με βαθμό συμμετοχής ίσο με τη μονάδα.

**Ύψος ασαφούς συνόλου** (*height*), ονομάζεται η μέγιστη τιμή της συνάρτησης συμμετοχής. Ένα κανονικό ασαφές σύνολο έχει ύψος 1 ενώ ένα ασαφές σύνολο με ύψος μικρότερο του 1 ονομάζεται *υποκανονικό*.

**Όρια ενός ασαφούς συνόλου** (*boundaries*) ονομάζονται τα σημεία του πεδίου ορισμού του για τα οποία ισχύει  $0 < \mu(x) < 1$ . Είναι δηλαδή όλα τα στοιχεία του συμπληρώματος του ασαφούς συνόλου τα οποία δεν είναι κόρος.

**Κυρτό ασαφές σύνολο** (*convex fuzzy set*) είναι το ασαφές σύνολο το οποίο έχει μονότονα αύξουσα ή μονότονα φθίνουσα συνάρτηση συμμετοχής.

### 3.2.2 Πράξεις μεταξύ ασαφών συνόλων

Οι βασικότερες πράξεις μεταξύ των ασαφών συνόλων είναι οι παρακάτω:

- Η ένωση (*union*)
- Η τομή (*intersection*)
- Το συμπλήρωμα (*complement*) ενός ασαφούς συνόλου
- 

Έστω τρία ασαφή σύνολα  $A, B, C$  που ορίζονται στο πεδίο ορισμού  $X$  με συναρτήσεις  $\mu_A(x), \mu_B(x), \mu_C(x)$ .

Η ένωση δύο ασαφών συνόλων  $A, B$  δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad \forall x \in X \quad (3-1)$$

Η τομή δύο ασαφών συνόλων  $A, B$  δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad \forall x \in X \quad (3-2)$$

Και το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου  $A$  δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X \quad (3-3)$$

### 3.2.3 Τροποποιήστε ασαφών συνόλων

Τα ασαφή σύνολα χρησιμοποιούνται ως εργαλείο για να εκφραστούν βασικοί όροι της φυσικής διαλέκτου. Για παράδειγμα, ασαφής μεταβλητή όπως το ύψος μπορεί να έχει λεκτικές τιμές τα ασαφή σύνολα «κοντός», «μέσος», «ψηλός».

Είναι δυνατόν από τα πρωταρχικά ασαφή σύνολα να παραχθούν σύνθετοι όροι με την χρήση τροποποιητών όπως φαίνεται παρακάτω:

“Πολύ νέος”	(very young)
“Πολύ νέος”	(very very young)
“Ελαφρώς νέος”	(slightly young)
“Νέος και κάτι”	(plus young)
“Νέος παρά κάτι”	(minus young)

Αν για παράδειγμα ένας λεκτικός όρος ‘Α’ έχει συνάρτηση συμμετοχής  $\mu_A(x)$  τότε οι συναρτήσεις συμμετοχής των αντιστοιχών όρων παράγονται ως εξής:

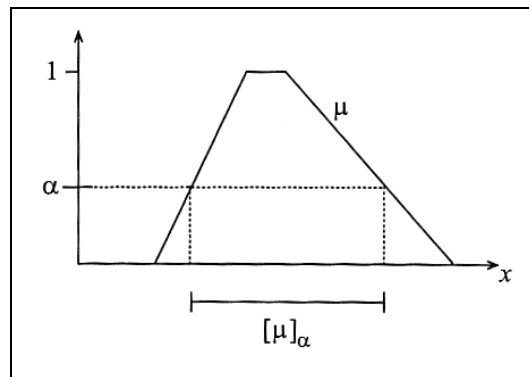
“Very A”:	$\mu_{very A}(x) = \mu_A^2(x)$
“Very Very A”:	$\mu_{very very A}(x) = \mu_A^4(x)$
“Plus A”:	$\mu_{plus A}(x) = \mu_A^{1.25}(x)$
“Minus A”:	$\mu_{minus A}(x) = \mu_A^{0.75}(x)$
“Slightly A”:	$\mu_{slightly A}(x) = \mu_A^2(x)$

### 3.2.4 Τομές άλφα (a-cuts)

Έστω το ασαφές σύνολο A με συνάρτηση συμμετοχής  $\mu_A(X)$ . Η τομή-α του ασαφούς συνόλου A είναι ένα νέο ασαφές σύνολο A' με συνάρτηση συμμετοχής

$$\mu_a(x) = \begin{cases} \mu_A(x) & , 0 \leq \mu_A(x) \leq \alpha \\ \alpha & , \alpha \leq \mu_A(x) \leq 1 \end{cases}$$

Από τα παραπάνω ισχύει ότι το α έχει ως πεδίο ορισμού το σύνολο [0,1]. Αν  $\alpha=1$  τότε το νέο ασαφές σύνολο είναι ίδιο με το αρχικό. Αν  $\alpha < 1$  τότε το ασαφές σύνολο που προκύπτει είναι υποκανονικό. Στο σχήμα 3-4 φαίνεται η γραφική παράσταση μια τομής άλφα του ασαφούς συνόλου μ.



Σχήμα 3-4  $\alpha$ -cut του ασαφούς συνόλου  $\mu$

### 3.3 Ο Ασαφής Κανόνας

Προκειμένου να αναπαρασταθεί η γνώση ενός ειδικού, η οποία πρέπει να ενσωματωθεί σε ένα ασαφές σύστημα, χρησιμοποιούνται τους ασαφείς κανόνες. Η λογική των κανόνων αυτών είναι κοντά στον ανθρώπινο τρόπο σκέψης. Τα ασαφή σύνολα που εκφράζουν λεκτικούς όρους συνδυάζονται μεταξύ τους και δημιουργούν ασαφείς κανόνες που αντιπροσωπεύουν τη γνώση που έχουμε για το σύστημα. Οι κανόνες αυτοί έχουν συνήθως μια μορφή παρόμοια με την παρακάτω:

**AN**  $x$  είναι χαμηλό και  $y$  είναι υψηλό, **TOTE**  $z$  είναι μέτριο (3-4)

όπου  $x$  και  $y$  είναι οι μεταβλητές εισόδου (όροι για γνωστές τιμές δεδομένων),  $z$  είναι η μεταβλητή εξόδου (ένας όρος του οποίου η τιμή δεδομένου πρόκειται να υπολογιστεί), **χαμηλό** είναι μια συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται από το  $x$ , **υψηλό** είναι μια συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται από το  $y$ , και **μέτριο** είναι η αντίστοιχη συνάρτησα συμμετοχής που ορίζεται από το  $z$ .

Κάθε κανόνας αποτελείται από δυο μέρη:

- Το τμήμα της **υπόθεσης** (antecedent ή premise), το οποίο είναι μια έκφραση ασαφούς λογικής που ορίζει το βαθμό με τον οποίο θα εφαρμοστεί ο κανόνας.
- Το τμήμα της **απόφασης** (consequent) το οποίο θέτει μια συνάρτηση συμμετοχής σε κάθε μια από τις μεταβλητές εξόδου.

Ένα τυπικό ασαφές σύστημα έχει περισσότερους από ένα κανόνες. Το σύνολο αυτών των κανόνων είναι γνωστό ως **βάση κανόνων** ή **βάση γνώσης** (knowledge base).

### 3.3.1 Κανόνας Mamdani

Ένας κανόνας μπορεί να πάρει και άλλες μορφές εκτός από αυτή της 3-4. Η απλούστερη μορφή είναι η εξής:

$$AN \ x \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A, \ TOTE \ y \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ B \quad (3-5)$$

Ο κανόνας αυτής της μορφής, του οποίου η έξοδος είναι ένα ασαφές σύνολο ονομάζεται κανόνας τύπου Mamdani (προς τιμή του Abraham Mamdani).

### 3.3.2 Κανόνες Sugeno και T-S-K

Άλλες μορφές του κανόνα 3-4 είναι ο κανόνας 3-6 ο οποίος προτάθηκε από τους Sugeno-Takagi και η επέκτασή του (3-7) από τους Takagi-Sugeno-Kang (T-S-K).

$$AN \ x \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A, \ TOTE \ y \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ c \quad (3-6)$$

όπου A είναι ασαφές σύνολο και y είναι αριθμός ή ένα crisp ασαφές σύνολο

$$AN \ to \ x \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A, \ TOTE \ to \ y \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ c_0 + c_1 x \quad (3-7)$$

όπου  $c_0, c_1 \in \mathbf{R}$  (σύνολο πραγματικών αριθμών).

Η λεκτική ερμηνεία της εξόδου του κανόνα Sugeno είναι ότι η έξοδος έχει μια σταθερή τιμή, ενώ η ερμηνεία του κανόνα T-S-K είναι ότι η έξοδος μεταβάλλεται με ρυθμό όσο ο ρυθμός μεταβολής της γραμμικής συνάρτησης εξόδου.

Για περισσότερες από μια εισόδους  $x_1, x_2, \dots, x_n$  οι κανόνες επεκτείνονται στις αντίστοιχες μορφές:

$$AN \ x_1 \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A_1 \ \kappa\alpha\iota \ x_2 \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A_2 \ \kappa\alpha\iota \ \dots \ x_n \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ A_n, \ TOTE \ y \ \acute{\epsilon}\iota\tau\alpha\iota \ B \quad (3-8)$$

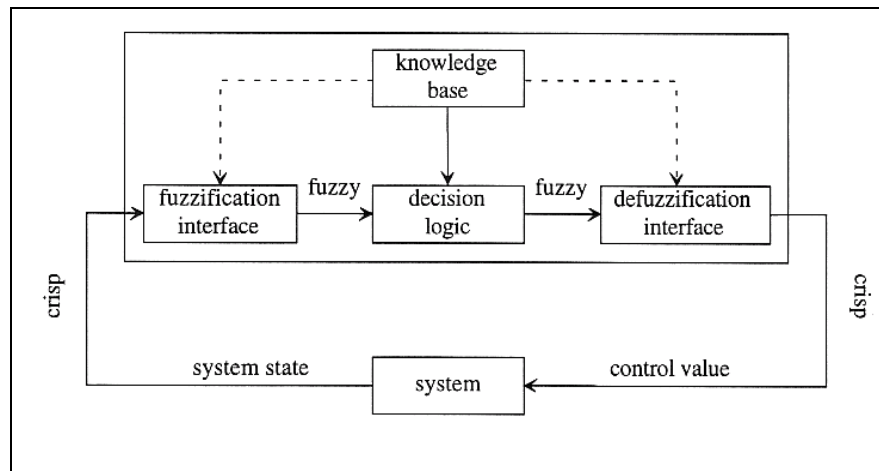
### 3.3.3 Ασαφής εξαγωγή συμπερασμάτων

Μετά τον ορισμό των κανόνων και των συναρτήσεων συμμετοχής είναι δυνατή, πλέον, η εφαρμογή αυτής της γνώσης σε συγκεκριμένες τιμές των μεταβλητών εισόδου προκειμένου να υπολογιστούν οι τιμές των μεταβλητών εξόδου. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται συμπερασμός (inference).

Στα ασαφή συστήματα, ο μηχανισμός συμπερασμού ορίζεται ως συνδυασμός των τεσσάρων παρακάτω υποεργασιών: **ασαφοποίηση** (fuzzyfication), **ασαφής**

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

**συνεπαγωγή** (fuzzy implication), **ασαφής συνάθροιση** (fuzzy aggregation ή composition) και **αποασαφοποίηση** (defuzzification).



**Σχήμα 3-6** Αρχιτεκτονική ενός ασαφούς κανόνα

Στο σχήμα **3-6** παρουσιάζεται η γενική αρχιτεκτονική ενός άσοφου κανόνα. Η **διαδικασία ασαφοποίησης** (fuzzification interface) συλλέγει τις εισόδους και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον κατάλληλο μετασχηματισμό των τιμών και την μετατροπή τους σε γλωσσικούς κανόνες ή ασαφή σύνολα. Συνήθως μόνο οι βαθμοί εκπλήρωσης των υποθέσεων των κανόνων, ανάλογα με τις τιμές εισόδου, ορίζονται από τη διαδικασία ασαφοποίησης. Η **βάση γνώσης** (knowledge base) περιέχει την βάση με τους κανόνες και πληροφορίες σχετικά με τους γλωσσικούς όρους κ.α. Το **τμήμα απόφασης** (decision logic) παράγει πληροφορίες σχετικά με τις μεταβλητές εξόδου, ανάλογα με τις μεταβλητές εισόδου. Σε αυτό το τμήμα εμπεριέχονται η ασαφής συνάθροιση και η ασαφής συνεπαγωγή. Η **διαδικασία αποασαφοποίησης** χρησιμοποιεί αυτές τις πληροφορίες για το καθορισμό της crisp τιμής εξόδου.

Στη διαδικασία ασαφοποίησης, οι συναρτήσεις συμμετοχής που ορίστηκαν από τις μεταβλητές εισόδου εφαρμόζονται στις πραγματικές τους τιμές, έτσι ώστε να καθοριστεί ο βαθμός αλήθειας κάθε τμήματος υπόθεσης των κανόνων. Στην περίπτωση που το τμήμα της υπόθεσης έχει μη μηδενικό βαθμό αλήθειας, τότε λέμε ότι ο κανόνας **ενεργοποιείται**. Για παράδειγμα:

Στην διαδικασία της ασαφής συνεπαγωγής, οι τιμές αλήθειας της υπόθεσης του κάθε κανόνα υπολογίζονται και εφαρμόζονται στο τμήμα απόφασης του κάθε κανόνα. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ένα ασαφές σύνολο να ανατίθεται σε κάθε τιμή εξόδου κάθε κανόνα.

Οι τελεστές **min** και **product** είναι δυο μέθοδοι συμπερασμού. Ο τελεστής min λαμβάνει το μικρότερο από τους βαθμούς συμμετοχής και παράγει το λεγόμενο



## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

βαθμό εκπλήρωσης (degree of fulfillment) του κανόνα. Ο τελεστής **product** υπολογίζει το βαθμό εκπλήρωσης του κανόνα ως το αριθμητικό γινόμενο των βαθμών συμμετοχής των ασαφопоιοιμένων τιμών.

Στη διαδικασία της ασαφής συνάθροισης, όλα τα ασαφή σύνολα τα οποία ανατέθηκαν σε κάθε μεταβλητή εισόδου, συνδυάζονται μεταξύ τους ώστε να σχηματίσουν ένα ασαφές σύνολο για κάθε μεταβλητή εξόδου.

Υπάρχουν δυο τελεστές συνάθροισης: ο τελεστής **max** και ο τελεστής **sum**. Στην περίπτωση του τελεστή **max**, ο συνδυασμός των ασαφών συνόλων της εξόδου, υπολογίζεται από τη λήψη του μέγιστου σημείου από όλα τα ασαφή σύνολα τα οποία ανατέθηκαν στην μεταβλητή εξόδου στην διαδικασία της συνεπαγωγής. Στην περίπτωση του τελεστή **sum**, ο συνδυασμός των ασαφών συνόλων της εξόδου, υπολογίζεται από τη λήψη του αθροίσματος από όλα τα ασαφή σύνολα τα οποία ανατέθηκαν στην μεταβλητή εξόδου στην διαδικασία της συνεπαγωγής. Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα τιμές αλήθειας μεγαλύτερες της μονάδας. Για το λόγο αυτό, ο τελεστής **sum** χρησιμοποιείται μόνο στην περίπτωση που θα ακολουθήσει μια διαδικασία αποασαφопоιοίησης, όπως η μέθοδος **centroid**, η οποία δεν θα παρουσιάσει προβλήματα.

Η διαδικασία της αποασαφопоιοίησης είναι αντίθετη αυτής της ασαφопоιοίησης. Δηλαδή, μετατρέπει ένα ασαφές σύνολο, σε μια αυστηρά αριθμητική (**crisp**) τιμή. Είναι δηλαδή μια διαδικασία απεικόνισης ενός ασαφές συνόλου σε ένα πραγματικό αριθμό. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι αποασαφопоιοίησης:

Η **αποασαφопоιοίηση κεντρικής τιμής** (**centroid defuzzification or center area**) σύμφωνα με την οποία υπολογίζεται το κέντρο βάρους της κατανομής του ασαφούς συνόλου.

Η **αποασαφопоιοίηση μέσου όρου των μέγιστων** (**mean of maxima**) σύμφωνα με την οποία υπολογίζεται ο μέσος όρος των μέγιστων τιμών του ασαφούς συνόλου της εξόδου.

Η **αποασαφопоίηση άθροισης των μέγιστων** (**sum of maxima**) κατά την οποία υπολογίζεται το άθροισμα των μέγιστων τιμών.

### 3.4 Ομαδοποίηση δεδομένων (**clustering**)

Η ομαδοποίηση δεδομένων είναι η διαδικασία του διαχωρισμού αντικειμένων (δηλαδή των δεδομένων) σε τάξεις ή αλλιώς σε **clusters**, έτσι ώστε τα αντικείμενα που βρίσκονται στην ίδια τάξη να είναι όσο το δυνατόν πιο όμοια, και τα αντικείμενα σε διαφορετικές κλάσεις να είναι όσο το δυνατόν πιο ανόμοια. Ανάλογα με τη φύση

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

των αντικειμένων και το σκοπό για τον οποίο χρησιμοποιείτε η ομαδοποίηση, διαφορετικές μέθοδοι μέτρησης της ομοιότητας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να τοποθετηθούν τα αντικείμενα σε τάξεις, όπου ο βαθμός ομοιότητας καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα σχηματιστούν τα clusters.

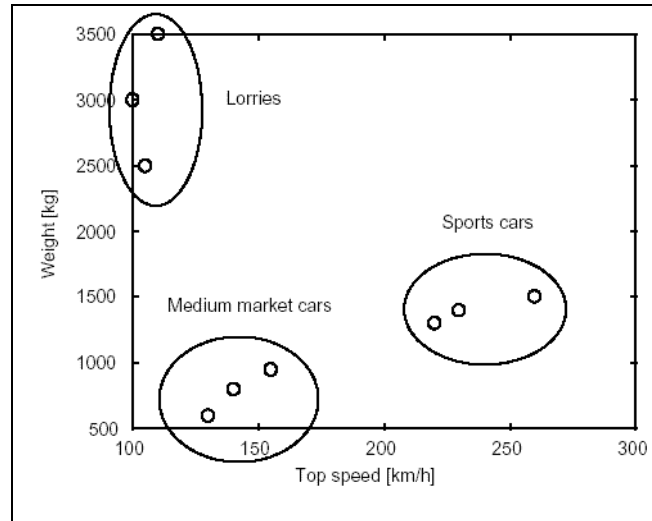
Στην περίπτωση της ασαφής ομαδοποίησης δεδομένων, τα αντικείμενα είναι δυνατό να ανήκουν σε περισσότερα από ένα cluster, και να σχετίζονται με κάθε αντικείμενο με ένα βαθμό συμμετοχής. Αυτοί οι βαθμοί υποδεικνύουν το μέγεθος της σχέσης μεταξύ τα αντικείμενα και το συγκεκριμένο cluster. Η ασαφής ομαδοποίηση είναι η διαδικασία κατά την οποία απονέμονται αυτοί οι βαθμοί συμμετοχής, και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για να ανατεθούν αντικείμενα (δεδομένα) σε ένα ή περισσότερα clusters. Αυτό βοηθά στην καλύτερη αναπαράσταση της συμπεριφοράς του συστήματος. Υπάρχουν διάφοροι μέθοδοι για ομαδοποίηση δεδομένων. Δύο από τους πιο γνωστούς είναι οι μέθοδοι **Fuzzy C-Means Clustering** και **Subtractive Clustering**.

Η μέθοδος *Fuzzy C-Means* είναι μια τεχνική ομαδοποίησης δεδομένων, κατά την οποία το κάθε δεδομένο ανήκει σε μια ομάδα (cluster) με κάποιο βαθμό συμμετοχής. Ο αριθμός των clusters είναι γνωστός από πριν. Η αρχική αυτή τοποθέτηση είναι πολύ πιθανόν να είναι λανθασμένη. Η μέθοδος ορίζει για κάθε δεδομένο ένα βαθμό συμμετοχής σε κάθε cluster και με μια επαναληπτική διαδικασία βελτιώνει τις θέσεις των κέντρων των clusters μέχρι να βρεθεί μια βέλτιστη λύση.

Η μέθοδος *Subtractive Clustering* χρησιμοποιεί ένα γρήγορο αλγόριθμο που μπορεί να διερευνήσει τον αριθμό των clusters και τη θέση των κέντρων τους. Συνεπώς, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση που δεν ξέρουμε πόσα clusters μπορούν να δημιουργηθούν σε ένα σύνολο δεδομένων

Ένα παράδειγμα ομαδοποίησης φαίνεται στο σχήμα **3-9**, όπου ανάλογα με τη μέγιστη ταχύτητα και το βάρος του οχήματος, δημιουργούνται 3 clusters:

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION



Σχήμα 3-9 Clusters οχημάτων

### 3.5 Εκπαίδευση του συστήματος

Η τελευταία φάση κατά το σχεδιασμό ενός συστήματος είναι ο ακριβής προσδιορισμός των παραμέτρων του, δηλαδή των κέντρων και των αποκλίσεων των ασαφών συνόλων, ώστε να προσαρμοστεί όσο το δυνατόν πιο πιστά στις προδιαγραφές. Η προσαρμογή αυτή αναφέρεται ως **εκπαίδευση του συστήματος** και πραγματοποιείται με μεθόδους μη γραμμικής βελτιστοποίησης.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, υπάρχει ο κίνδυνος εμφάνισης του φαινομένου της **υπερεκπαίδευσης** (overtraining). Κατά την υπερεκπαίδευση, το σύστημα προσεγγίζει ακριβώς τις δεδομένες προδιαγραφές για τις οποίες εκπαιδεύεται, αλλά υστερεί, σε μεγάλο βαθμό, σε ικανότητες **γενίκευσης** (generalization). Στην περίπτωση δηλαδή, που στην είσοδο του συστήματος, εμφανιστεί μια τιμή η οποία δεν ανήκει στα δεδομένα εκπαίδευσης, αυτό θα δώσει εντελώς λανθασμένη έξοδο. Όταν ένα σύστημα υπερεκπαιδευτεί, αποστηθίζει τα δεδομένα εκπαίδευσης και δεν μαθαίνει την δυναμική που διέπει τα δεδομένα, συνεπώς θα λειτουργεί πλέον ως μνήμη και άρα είναι άχρηστο.

Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται συνήθως διασπώντας το σύνολο εκπαίδευσης σε δυο υποσύνολα. Το σύστημα, θα εκπαιδευτεί χρησιμοποιώντας τα δεδομένα ενός συνόλου και η συμπεριφορά του θα ελεγχθεί και με τα δυο υποσύνολα. Ο στόχος είναι η προσαρμογή των παραμέτρων έτσι ώστε το σύστημα να προσεγγίζει ικανοποιητικά τα δεδομένα και των δυο συνόλων. Ένας Εμπειρικός κανόνας για την αποφυγή αυτού του φαινομένου, αναφέρει πως ο αριθμός των προσαρμοζόμενων παραμέτρων του συστήματος πρέπει να είναι το πολύ μισός από τον αριθμό των δεδομένων.

# 4

## Νεύρο-Ασαφή Συστήματα

### 4.1 Γενικά

Η βασική ιδέα στον συνδυασμό ασαφών συστημάτων και νευρωνικών δικτύων, είναι η σχεδίαση μιας αρχιτεκτονικής η οποία χρησιμοποιεί την επεξηγηματική αναπαράσταση της γνώσης ενός ασαφούς συστήματος, και την δυνατότητα μάθησης ενός νευρωνικού δικτύου, προκειμένου να βελτιστοποιήσει τις παραμέτρους του. Τα μειονεκτήματα των δυο προσεγγίσεων – η συμπεριφορά «μαύρου κουτιού» των νευρωνικών δικτύων, και το πρόβλημα εύρεσης του κατάλληλου βαθμού συμμετοχής, για τα ασαφή συστήματα – μπορούν έτσι να αποφευχθούν. Ένας συνδυασμός μπορεί να αποτελέσει ένα επεξηγηματικό μοντέλο το οποίο θα έχει τη δυνατότητα μάθησης, και θα χρησιμοποιεί εξειδικευμένη εμπειρία, χωρίς προηγούμενη γνώση. Συνεπώς, οι μέθοδοι νεύρο-ασάφειας είναι ειδικά κατάλληλες για εφαρμογές, όπου είναι επιθυμητή η αλληλεπίδραση του χρήστη με το μοντέλο, αλλά και η επεξήγηση του.

Ένα νεύρο-ασαφές σύστημα είναι ένας συνδυασμός νευρωνικών δικτύων και ασαφών συστημάτων, με τρόπο ώστε τα νευρωνικά δίκτυα, να χρησιμοποιηθούν για τον καθορισμό των παραμέτρων ενός ασαφούς συστήματος. Αυτό σημαίνει ότι ο κύριος σκοπός μιας νεύρο-ασαφούς προσέγγισης είναι η αυτόματη δημιουργία, ή βελτίωση, ενός ασαφούς συστήματος χρησιμοποιώντας τα μέσα των μεθόδων των νευρωνικών δικτύων. Ένα ακόμα πιο σημαντικό σημείο, είναι ότι το σύστημα θα πρέπει πάντα να μπορεί να εξηγηθεί με ασαφείς κανόνες AN-TOTE (if-then rules), διότι βασίζεται σε ένα ασαφές σύστημα το οποίο αντικατοπτρίζει αόριστη γνώση.

Ένα νεύρο-ασαφές σύστημα μπορεί κάθε στιγμή να χρησιμοποιηθεί ως οποιοδήποτε ασαφές σύστημα (δηλαδή πριν, κατά τη διάρκεια και μετά την εκπαίδευση του). Η νευρωνική μορφή του και η εκπαίδευση επηρεάζουν μόνο την έξοδο του συστήματος.

Η εκπαίδευση των νεύρο-ασαφών συστημάτων γίνεται χρησιμοποιώντας ζευγάρια δεδομένων εισόδου – εξόδου. Κατά την εκπαίδευση διαμορφώνονται οι κανόνες και οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής, έτσι ώστε εάν εισάγουμε δεδομένα εισόδου παρόμοια αλλά όχι ίδια, να μπορεί το σύστημα να παράγει μια

ανάλογη σωστή έξοδο. Ιδιαίτερη βαρύτητα θα πρέπει να δοθεί στην αποφυγή του φαινομένου της υπερεκπαίδευσης.

## 4.2 Τύποι νεύρο-ασαφών συστημάτων

Μπορούμε να διακρίνουμε δυο ειδών συνδυασμούς μεταξύ νευρωνικών δικτύων και ασαφών συστημάτων. Στην πρώτη περίπτωση τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα δουλεύουν ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Ο συνδυασμός βοηθά στον προσδιορισμό κάποιων παραμέτρων του ασαφούς συστήματος από το νευρωνικό δίκτυο, ή ένα αλγόριθμο μάθησης του νευρωνικού δικτύου. Ο προσδιορισμός αυτός μπορεί να γίνει είτε κατά τη διάρκεια χρήσης του συστήματος είτε όχι. Αυτός ο τύπος συνδυασμού ονομάζεται συνεργατικό **νεύρο-ασαφές σύστημα** (cooperative neuro-fuzzy system). Χρησιμοποιούμε αυτόν τον ορισμό επειδή το νευρωνικό δίκτυο συνεργάζεται με το ασαφές σύστημα για τον προσδιορισμό των καταλληλότερων παραμέτρων για αυτό.

Ο δεύτερος τύπος συνδυασμού ορίζει ένα μια ομογενή αρχιτεκτονική, συνήθως παρόμοια με την δομή ενός νευρωνικού δικτύου. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με την ερμηνεία ενός ασαφούς συστήματος ως ένα ειδικού τύπου νευρωνικό δίκτυο, ή με την υλοποίηση ενός ασαφούς συστήματος χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο. Ονομάζουμε αυτού του είδους τον συνδυασμό **υβριδικό νεύρο-ασαφές σύστημα** (hybrid neuro-fuzzy system). Χρησιμοποιούμε τον όρο «υβριδικό» διότι το σύστημα μπορεί να θεωρηθεί είτε νευρωνικό δίκτυο, είτε ασαφές σύστημα, παραμένοντας όμως ένα σύστημα το οποίο δεν μπορεί να διασπαστεί σε δυο ξεχωριστά υποσυστήματα. Στην λογοτεχνία ο όρος «υβριδικό» χρησιμοποιείται συνήθως όταν δυο διαφορετικές προσεγγίσεις λειτουργούν μαζί. Στην περίπτωση μας ο όρος αυτός χρησιμοποιείται διότι έχουμε «μια οντότητα του οποίου οι γονείς προέρχονται από διαφορετικούς κόσμους».

### 4.2.1 Το μοντέλο ANFIS

Ένα από τα πρώτα υβριδικά νεύρο-ασαφή συστήματα είναι το μοντέλο ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System) που προτάθηκε από τον Jang το 1991. Αναπαριστά ένα ασαφές σύστημα τύπου Sugeno σχεδιασμένο με μια ειδική αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου πέντε επιπέδων. Ένα παράδειγμα το μοντέλου ANIS παρουσιάζεται στο σχήμα 5.13 του 5<sup>ου</sup> κεφαλαίου.

Οι κανόνες του ANFIS, πρέπει να είναι γνωστοί εκ των πρότερων. Το ANFIS προσαρμόζει μόνο τις παραμέτρους, του τμήματος της υπόθεσης και της απόφασης,

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

των συναρτήσεων συμμετοχής. Για το λόγο αυτό οι κανόνες πρέπει να εξαχθούν από τα δεδομένα πιο πριν με κάποια άλλη μέθοδο (π.χ. με subtractive clustering).

Το δίκτυο του ANFIS στο πρώτο επίπεδο έχει τις εισόδους. Στο δεύτερο επίπεδο, κάθε κόμβος αναπαριστά μια συνάρτηση συμμετοχής εισόδου που ορίζει ένα λεκτικό όρο. Κάθε ένας από αυτούς τους κόμβους συνδέεται με την αντίστοιχη είσοδο και με τους κανόνες με τους οποίους σχετίζεται. Στο τρίτο επίπεδο, κάθε κόμβος αναπαριστά ένα κανόνα. Οι είσοδοι των κανόνων από το προηγούμενο επίπεδο είναι βαθμοί συμμετοχής και μέσω της ασαφούς συνεπαγωγής καθορίζεται ο βαθμός εκπλήρωσης κάθε κανόνα. Στο τέταρτο επίπεδο, κάθε κόμβος αναπαριστά μια συνάρτηση συμμετοχής εξόδου (μια γραμμική συνάρτηση αφού πρόκειται για σύστημα τύπου Sugeno). Τέλος στο πέμπτο επίπεδο, ο κόμβος εκτελεί την ασαφή συνάθροιση και δίνει το τελικό συμπέρασμα.

Το ANFIS εφαρμόζει ένα συνδυασμό της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων και της οπισθοδρομικής διάδοσης. Η οπισθοδρόμηση διάδοση χρησιμοποιείται προκειμένου να προσαρμοστούν οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής, ενώ η μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων για την προσαρμογή των συντελεστών της γραμμικής συνάρτησης.

Τα βήματα για τη σχεδίαση και την εκπαίδευση ένα ασαφές μοντέλο τύπου TSK, μέσω της μεθόδου ANFIS, είναι τα εξής:

- 1) **Διαχωρισμός δεδομένων** σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου.
- 2) **Ομαδοποίηση δεδομένων σε ομάδες** (clusters) με κάποια μέθοδο για την δημιουργία του αρχικού FIS (*fuzzy inference system*).
- 3) **Δημιουργία αρχικού FIS.** Όπου συνήθως, σαν παραμέτρους παίρνει τα δεδομένα εισόδου και τα συγκρίνει με τις εξόδους, καθώς και τον αριθμό των cluster.
- 4) **Έλεγχος αρχικού FIS.** Ελέγχουμε το ποσοστό λάθους, εισάγοντας τα δεδομένα εκπαίδευσης-ελέγχου και συγκρίνοντας τα με τις εξόδους.
- 5) **Εκπαίδευση αρχικού FIS** μέσω της μεθόδου ANFIS, όπου ένα από τους παραμέτρους είναι το χρονικό διάστημα που θα εκπαιδευτή (epochs).
- 6) **Έλεγχος εκπαιδευμένου FIS.** Ελέγχουμε το ποσοστό λάθους του τελικού FIS, εισάγοντας τα δεδομένα εκπαίδευσης-ελέγχου και συγκρίνοντας τα με τις εξόδους.
- 7) **Συμπεράσματα.** Συγκρίνουμε τα ποσοστά λάθους πριν εκπαιδευτή και μετά, όπως επίσης, και τις εξόδους του εκπαιδευμένου νεύρο-ασαφές μοντέλου.

# 5

## Σχεδιασμός και εκπαίδευση Νεύρο-Ασαφούς μοντέλου

Μια εφαρμογή νέυρο-ασαφών συστημάτων είναι η κατάταξη δειγμάτων ενός αντικειμένου σε κατηγορίες. Το παράδειγμα, που ακολουθεί, ασχολείται με μία οικογένεια κρίνων (*IRIS*) που διαχωρίζεται σε τρεις κατηγορίες ανάλογα με το μήκος των πετάλων και σέπαλων καθώς και το πλάτος τους. Για την αυτόματη κατάταξη των κρίνων συλλέγονται 150 μετρήσεις στη μορφή:

A/A	Sepal-lenght	Petal-length	Sepal-width	Petal-width	Category
1	5	3.5	1.3	0.3	1
2	5.6	3	4.1	1.3	2
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.
150	6.8	3.2	5.9	2.3	3

Παράδειγμα συλλογής

Ακολουθεί η σχεδίαση και η εκπαίδευση ένα νέυρο-ασαφές μοντέλο τύπου TSK το οποίο θα λειτουργεί ως ταξινομητής (*classifier*). Οι πρώτες 75 θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του ταξινομητή και οι υπόλοιπες 75 για τον έλεγχο της ικανότητας ταξινόμησης του. Δείγμα θα περιλαμβάνει τέσσερις εισόδους (μήκος και πλάτος για πέταλα και σέπαλα).

### 5.1 Προετοιμασία των δεδομένων

Αρχικά χωρίζουμε τα δεδομένα μας σε **δεδομένα εκπαίδευσης** (*IrisTRAINdata*) και **δεδομένα ελέγχου** (*IrisCHECKdata*), για να ελέγξουμε αν το σύστημα εκπαιδευτικό σωστά. Για περισσότερη ευκολία ξαναχωρίζουμε τις δύο αυτές κατηγορίες σε:

- i) α) δεδομένα εκπαίδευσης εισόδου (*IrisTRAINdataINPUT*)  
β) δεδομένα εκπαίδευσης εξόδου (*IrisTRAINdataOUTPUT*)
- ii) α) δεδομένα ελέγχου εισόδου (*IrisCHECKdataINPUT*)  
β) δεδομένα ελέγχου εξόδου (*IrisCHECKdataOUTPUT*)

έτσι ώστε στην πορεία να μπορέσουμε να συγκρίνουμε τις εξόδους.

## 5.2 Μέθοδος ANFIS και Clustering

Η βασική ιδέα πίσω από τις τεχνικές εκμάθησης ενός νεύρο-ασαφές ελεγκτή είναι πολύ απλή. Αυτές οι τεχνικές προσφέρουν μεθόδους, για ασαφή μοντέλα, που έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν πληροφορίες από κάποια δεδομένα, με σκοπό να υπολογίζουν τους παραμέτρους των λειτουργιών, για την καλύτερη απόδοση του ελεγκτή. Μια τέτοια τεχνική είναι το **ANFIS** (*adaptive neuro-fuzzy inference system*).

Πριν, όμως, την εκπαίδευση του συστήματος με την τεχνική ANFIS θα πρέπει με κάποιο τρόπο να χωρίσουμε τα δεδομένα μας σε ομάδες (π.χ. μικρό μεσαίο μεγάλο κτλ) και στην συνέχεια να δημιουργήσουμε ένα αρχικό FIS (*fuzzy inference system*). Η καλύτερη μέθοδος ομαδοποίησης είναι η subtractive clustering, η οποία συνήθως χρησιμοποιείτε σε περιπτώσεις όπου δεν γνωρίζουμε πόσες **ομάδες** (*cluster*) θα πρέπει να δημιουργήσουμε. Η μέθοδος αυτή παίρνει σαν όρισμα μια ακτίνα και σύμφωνα με αυτήν, χωρίζει τα δεδομένα σε τόσα cluster ώστε να ομαδοποιηθούν όλα σε κύκλους με ακτίνα  $r$ . Στο παρακάτω σχήμα (5.1) βλέπουμε ενδεικτικά τα πλήθη των *cluster* που δημιουργούνται με ακτίνα από 0.1 έως 1.5.

Ακτίνα FIS	Clusters	Ακτίνα FIS	Clusters
0.1	60	1.0	3
0.2	17	1.1	3
0.3	9	1.2	3
0.4	6	1.3	2
0.5	4	1.4	2
0.6	4	1.5	2
0.7	4		
0.8	3		
0.9	3		

**Σχήμα 5.1** Πίνακας σχέσης μεταξύ ακτίνας και ομάδας

Είναι λογικό ότι θα αποκλείσουμε τις περιπτώσεις ακτίνας 0.1 και 0.2 για την αποφυγή προβλημάτων **υπερεκπαίδευσης** (*overtraining*). Επιπλέον θα αποκλείσουμε τις περιπτώσεις ακτίνας FIS, για τιμές από 1.3 και άνω, διότι 2 clusters θεωρούνται πολύ λίγα για την συγκεκριμένη εφαρμογή (*iris classification*).

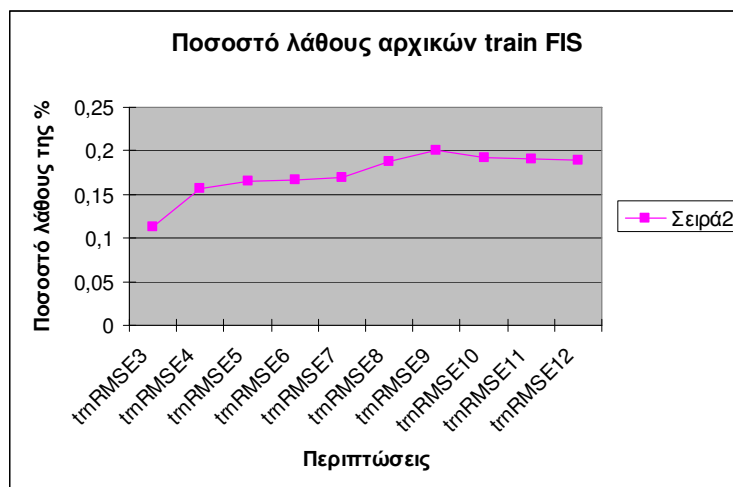


### 5.3 Δημιουργία αρχικού FIS

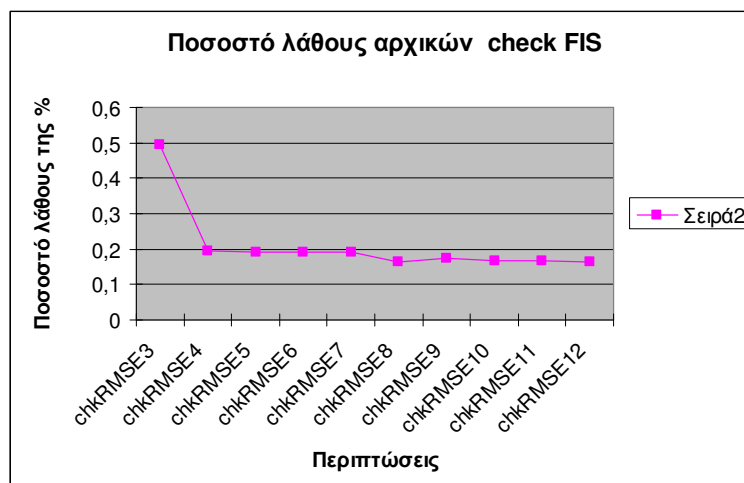
Δημιουργώντας τον αρχικό FIS (*fuzzy inference system*), αναλόγως την ακτίνα των  $n$  ομάδων που περνάμε σαν όρισμα, δημιουργούνται και  $n$  κανόνες π.χ.

με  $r = 0.2$  έχουμε **cluster** = 17 και άρα **rules** = 17

Για το σύστημα της περίπτωσης μας, επειδή δεν γνωρίζουμε το πλήθος των κανόνων που απαιτούνται, αναγκάζομαστε να δημιουργήσουμε όλους τους FIS, στη συνέχεια να τους ελέγξουμε και να τους αξιολογήσουμε, και τέλος να επικεντρωθούμε στους καλύτερους. Στο σχήμα 5.2 βλέπουμε την αξιολόγηση των FIS σε δεδομένα-εκπαίδευσης (trnRMSE – Root Mean Square Error), ενώ στο σχήμα 5.3 τα δεδομένα-ελέγχου (chkRMSE – Root Mean Square Error) με ποσοστά λάθους %.



Σχήμα 5.2



Σχήμα 5.3

Στο σχήμα 5.4 φαίνονται οι ακτίνες των περιπτώσεων που θα αποκλείσουμε, έτσι ώστε να επικεντρωθούμε στους καλύτερους FIS με το χαμηλότερο δυνατό ποσοστό λάθους.

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

Ακτίνα	Αιτία Αποκλεισμού
0.3	Μεγάλο check RMSE
0.9	Μεγάλο train RMSE
1.0	Μεγάλο train RMSE
1.1	Μεγάλο train RMSE
1.2	Μεγάλο train RMSE

**Σχήμα 5.4**

### **5.4 Εκπαίδευση Συστήματος και Αξιολόγηση**

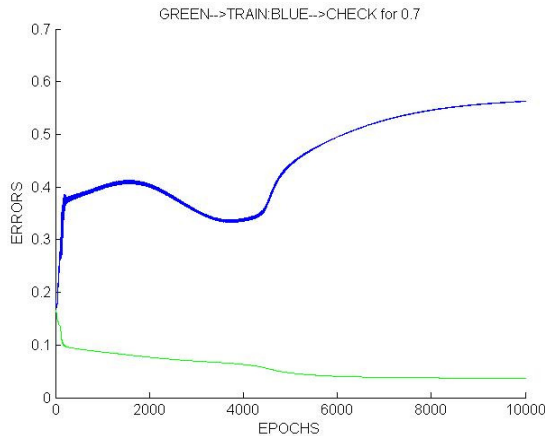
Μετά την επιλογή των 5 καλύτερων περιπτώσεων (από τις 10 αρχικές) οι οποίες κυμαίνονται σε παρόμοια ποσοστά λάθους, θα ακολουθήσει η εκπαίδευση των αρχικών FIS, μέσω της τεχνικής ANFIS, και ο πειραματισμός με παράμετρο τις **εποχές** (epochs), έτσι ώστε να επιλεγούν οι καλύτερες. Μετά από μια δοκιμαστική φάση και των 5 περιπτώσεων με πλήθος εποχών έως 10.000, γίνεται η επιλογή της μικρότερης τιμής ποσοστού λάθους για δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα ελέγχου. Στον πίνακα του σχήματος **5.5** φαίνεται το χαμηλότερο ποσοστό λάθους για κάθε τιμή της ακτίνας FIS, και την εποχή στην οποία συνέβη.

Ακτίνα FIS	trnERROR	epoch of min trnERROR	chkERROR	epoch of min trnERROR
<b>0.4</b>	0,11201	10000	0,16388	80
<b>0.5</b>	0,11703	9999	0,16665	107
<b>0.6</b>	0,11806	10000	0,17399	184
<b>0.7</b>	0,036759	10000	0,17062	29
<b>0.8</b>	0,12099	10000	0,1149	9997

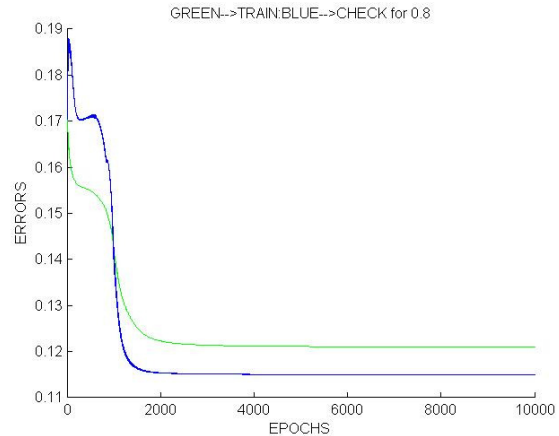
**Σχήμα 5.5** Πίνακας τιμών

Μεγαλύτερη βαρύτητα θα δώσουμε στην μικρότερη τιμή ποσοστού λάθους για τα δεδομένα έλεγχου, διότι με την μείωση αυτής τιμής στα δεδομένα εκπαίδευσης υπάρχει ο κίνδυνος υπερεκπαίδευσης του συστήματος. Αρκετά μεγάλο ενδιαφέρον έχει η περίπτωση για ακτίνα FIS 0.7 (σχήμα **5.6**), όπου το σύστημα παρουσιάζει συμπεριφορά υπερεκπαίδευσης, αλλά και η περίπτωση ακτίνας 0.8 (σχήμα **5.7**), όπου παρουσιάζεται το μικρότερο ποσοστό λάθους στα δεδομένα έλεγχου, αλλά μετά από μεγάλο πλήθος εποχών.

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

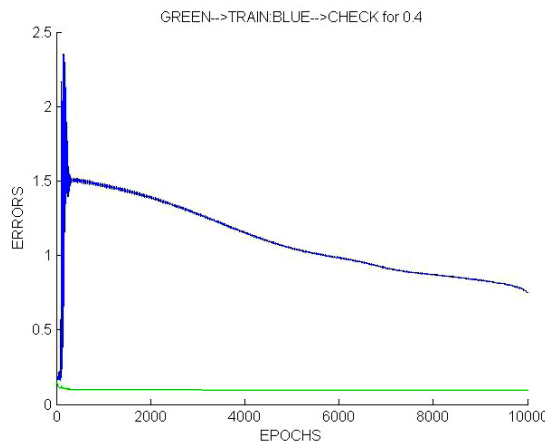


Σχήμα 5.6 Περίπτωση ακτίνας FIS με τιμή 0.7

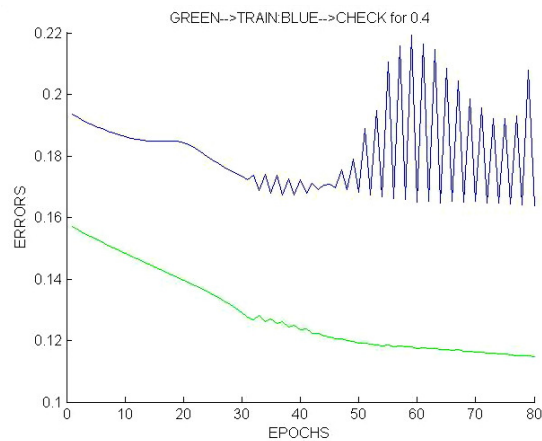


Σχήμα 5.7 Περίπτωση ακτίνας FIS με τιμή 0.8

Στον πίνακα του σχήματος 5.5 φαίνεται η περίπτωση για ακτίνα 0.4 όπου παρουσιάζεται το μικρότερο ποσοστό λάθους (και συνεπώς βέλτιστη λύση του συστήματος), για δεδομένα έλεγχου και δεδομένα εκπαίδευσης, μετά από **μικρό** πλήθος εποχών. Στα παρακάτω σχήματα (5.8 και 5.9) φαίνονται τα διαγράμματα για την περίπτωση ακτίνας 0.4 (συναρτήσεις (ποσοστού-λάθους, εποχής) ) μετά από 10.000 εποχές και μετά από 80 εποχές. Η περίπτωση 80 εποχών παρουσιάζει μέγιστο ενδιαφέρον διότι εκεί παρατηρείται το μικρότερο ποσοστό λάθους.



Σχήμα 5.8 Περίπτωση ακτίνας FIS με τιμή 0.4 και πλήθος εποχών 10.000



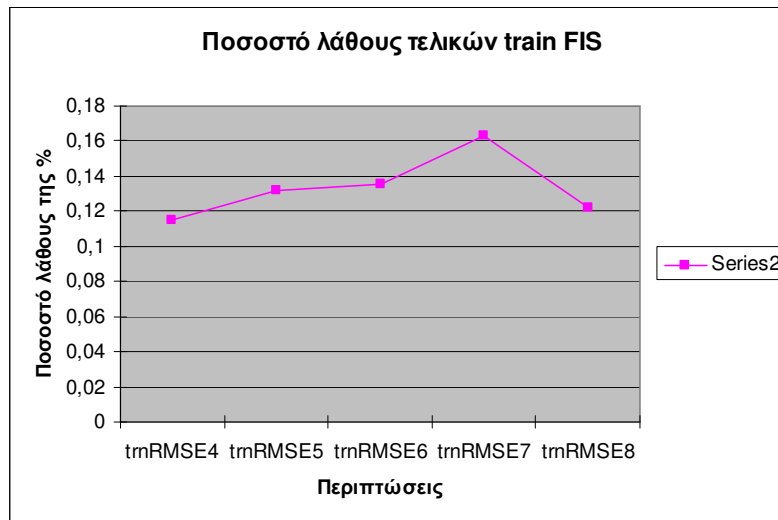
Σχήμα 5.9 Περίπτωση ακτίνας FIS με τιμή 0.4 και πλήθος εποχών 80

### 5.5 Αξιολόγηση εκπαιδευμένου FIS

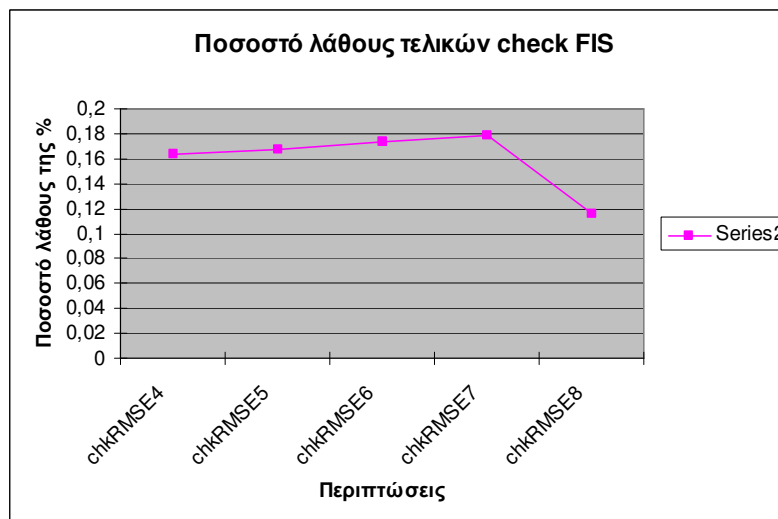
Μετά την εκπαίδευση των αρχικών FIS πρέπει να γίνει η επαναξιολόγηση των διαφορετικών περιπτώσεων ακτίνα FIS, προκειμένου να εξάγουμε τα τελικά συμπεράσματα. Παρατηρούμε ότι στους εκπαιδευμένους FIS, με ακτίνες 0.4 έως 0.8, τα ποσοστά λάθους σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα έλεγχου, έχουν μειωθεί

## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

αρκετά. Στα παρακάτω σχήματα (5.10, 5.11) παρουσιάζονται τα διαγράμματα ποσοστού λάθους τελικών FIS.



**Σχήμα 5.10**



**Σχήμα 5.11**

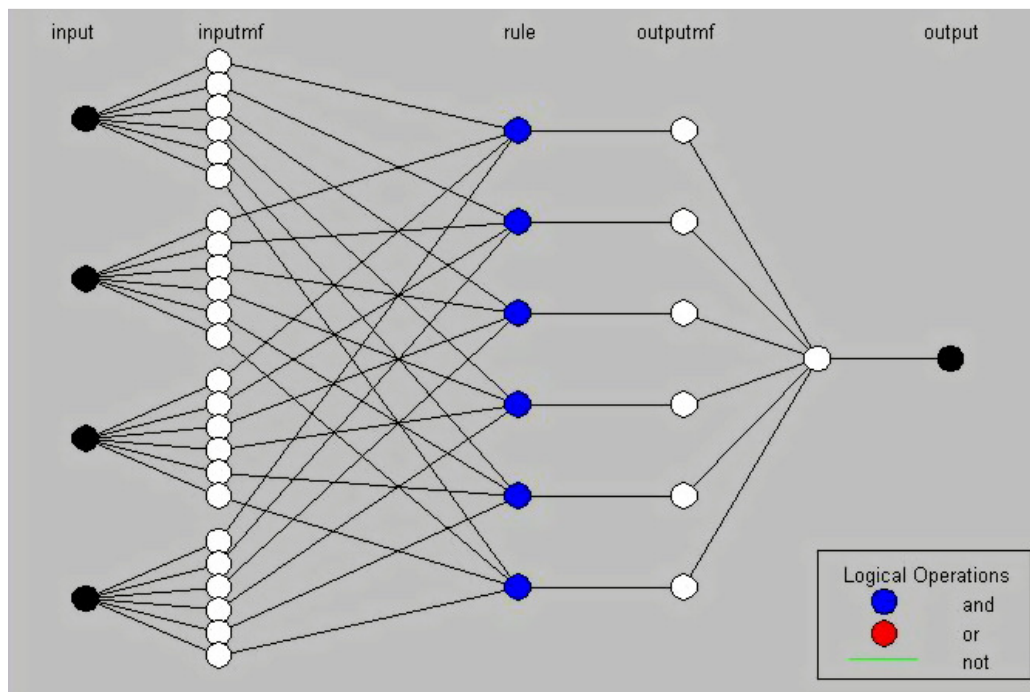
Στο σχήμα 5.12 παρουσιάζονται οι πραγματικές τιμές για κάθε ακτίνα FIS.

Ακτίνα FIS	old trnRMSE	new trnRMSE2	old chkRMSE	new chkRMSE2
0.3	0,11294	-	0,49374	-
0.4	0,15697	0,11467	0,19364	0,16388
0.5	0,16455	0,13220	0,19342	0,16688
0.6	0,16631	0,13506	0,19323	0,17399
0.7	0,16937	0,16319	0,19220	0,17864
0.8	0,18824	0,12233	0,16392	0,11535
0.9	0,20092	-	0,17328	-
1.0	0,19144	-	0,16698	-
1.1	0,19104	-	0,16718	-
1.2	0,18911	-	0,16399	-

**Σχήμα 5.12**

## 5.6 Συμπεράσματα

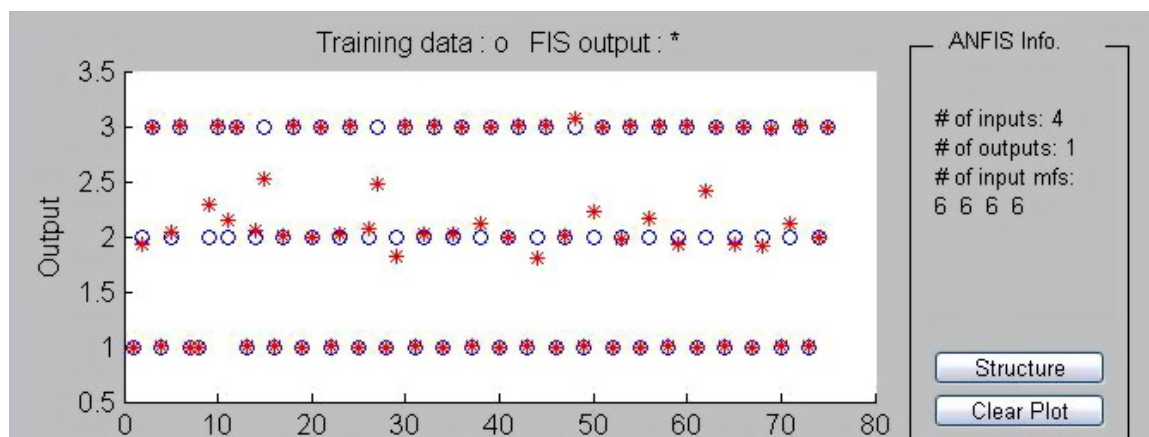
Για ακτίνα 0.4 παρουσιάστηκε το χαμηλότερο ποσοστό λάθους σε δεδομένα εκπαίδευσης και έλεγχου, σε ένα εκπαιδευμένο FIS με το μικρότερο πλήθος εποχών. Πριν την εκπαίδευση, το ποσοστό λάθους (trnRMSE), ήταν 0,15697 ενώ μετά την εκπαίδευση μειώθηκε στο 0,11467, δηλαδή παρουσίασε μείωση της τάξεως 27%. Επίσης το ποσοστό λάθους (chkRMSE) πριν την εκπαιδευτή ήταν 0,19364, ενώ μετά την εκπαίδευση μειώθηκε στο 0,16388, δηλαδή μείωση της τάξεως 15%. Συμπεραίνουμε ότι η καλύτερη λύση, στο σύστημα υπό εξέταση, είναι κοντά στην τιμή ακτίνας FIS 0.4. Οι παρακάτω εικόνες αφορούν την απεικόνιση του νεύρο-ασαφή ελεγκτή (σχήμα 5.13), για αυτή την τιμή ακτίνας.



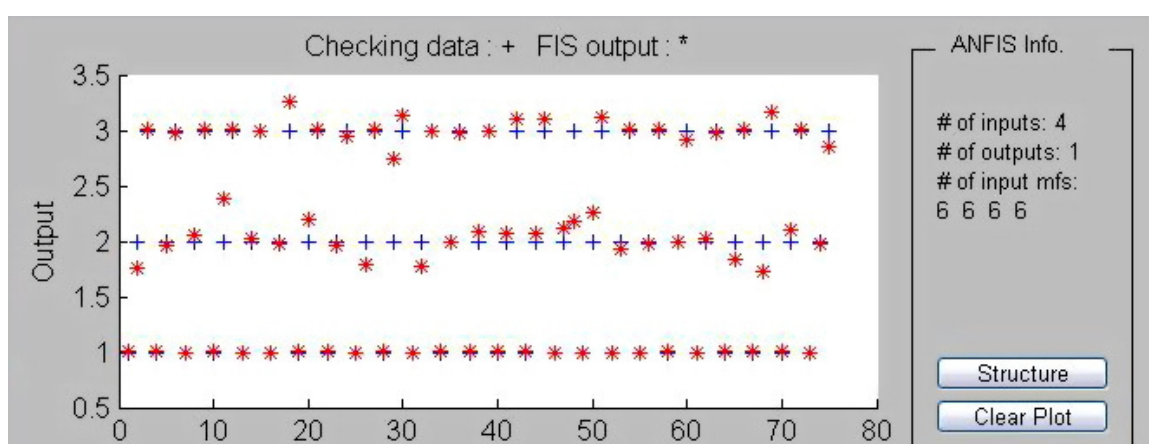
Σχήμα 5.13 FIS ακτίνα 0.4

Τα σχήματα 5.14 και 5.15 παρουσιάζουν τα αποτελέσματα για δεδομένα έλεγχου και δεδομένα εκπαίδευσης, μετά την εκπαίδευση όπως παράγονται από τον ANFIS editor του προγράμματος MATLAB.

# NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION



**Σχήμα 5.14** Αποτελέσματα Δεδομένων εκπαίδευσης



**Σχήμα 5.14** Αποτελέσματα Δεδομένων ελέγχου

## Βιβλιογραφία

- [1] Παπαδάκης Σ., Αδαμίδης Π. “Ασαφή Συστήματα”
- [2] Ροβέρτος, Κινγκ Ε. “Υπολογιστική Νοημοσύνη”, Π. Τραυλος 1998
- [3] Nauck D., Klawonn F., Kruse R., “Foundations of Neuro-Fuzzy Systems“, John Wiley & Sons, 1997
- [4] "FAQ: Fuzzy Logic and Fuzzy Expert Systems",  
<http://www.cs.cmu.edu/Groups/AI/html/faqs/ai/fuzzy/part1/faq.html>
- [5] "Fuzzy Logic Documentation",  
<http://documents.wolfram.com/applications/fuzzylogic/>
- [6] "A Brief History of Fuzzy Logic",  
<http://www.andrews.edu/~calkins/math/biograph/topfuzz.htm>
- [7] "Building Fuzzy Expert Systems", <http://members.aol.com/wsiler/>
- [8] "Neural Fuzzy Systems", <http://www.abo.fi/~rfuller/nfs.html>
- [9] Στεργίου Χ., Σιγανός Δ., "NEURAL NETWORKS"  
[http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise\\_96/journal/vol4/cs11/report.html](http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html)
- [10] "Neuro-Fuzzy Systems", <http://adiret.cs.uni-magdeburg.de/~nuernb/nfs/>
- [11] Matlab Fuzzy Logic Toolbox User's Guide version 2,  
<http://www.mathworks.com>

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ: ΚΩΔΙΚΑΣ

```
%Tsougaris Panajiotis & Xantzhs Dhmhtrios
load Iris00clear.pat.txt; %Fortoma arxeiou me dedomena

%xorismos dedomenon se pinakes, se check kai train
IrisTRAINdata = Iris00clear(1:75,:);
IrisCHECKdata = Iris00clear(76:end,:);

%xorismos dedomenon se Input kai Output
IrisTRAINdataINPUT = IrisTRAINdata(:,1:4);
IrisTRAINdataOUTPUT = IrisTRAINdata(:,5);
IrisCHECKdataINPUT = IrisCHECKdata(:,1:4);
IrisCHECKdataOUTPUT = IrisCHECKdata(:,5);

%ARXIKOS FIS
%Dimiourgia Arxikou FIS me aktina r = 0.4
fismat4 = genfis2(IrisTRAINdataINPUT,IrisTRAINdataOUTPUT,0.4);

%ELEGXOS ARXIKOU FIS(r = 0.4) GIA TRAIN-DATA
fuzout4 = evalfis(IrisTRAINdataINPUT,fismat4);
trnRMSE4 = norm (fuzout4-IrisTRAINdataOUTPUT)/sqrt(length(fuzout4));

%ELEGXOS ARXIKOU FIS(r = 0.4) GIA CHECK-DATA
chkfuzout4 = evalfis(IrisCHECKdataINPUT,fismat4);
chkRMSE4 = norm (chkfuzout4-IrisCHECKdataOUTPUT)/sqrt(length(chkfuzout4));

%EKPAIDEYSH ELENGTH gia epochs = 80 kai FIS(r = 0.4)
[fismat1,trnError,ss,fismat2,chkError] =...
    anfis(IrisTRAINdata, fismat4, [80],[], IrisCHECKdata);

%EKPAIDEYMENOS FIS

%ELEGXOS TELIKOY FIS(r = 0.4) GIA TRAIN-DATA
trnfuzout4 = evalfis(IrisTRAINdataINPUT,fismat2);
trnRMSE42 = norm (trnfuzout4-IrisTRAINdataOUTPUT)/sqrt(length(trnfuzout4));

%ELEGXOS TELIKOY FIS(r = 0.4) GIA CHECK-DATA
chkfuzout42 = evalfis(IrisCHECKdataINPUT,fismat2);
chkRMSE42 = norm (chkfuzout42-IrisCHECKdataOUTPUT)/sqrt(length(chkfuzout42));

%trnRMSE4 = min pososto lathous se train dedomena se mh ekpaideymeno FIS
%chkRMSE4 = min pososto lathous se check dedomena se mh ekpaideymeno FIS

%trnRMSE42 = min pososto lathous se train dedomena se ekpaideymeno FIS
%chkRMSE42 = min pososto lathous se check dedomena se ekpaideymeno FIS
%minTRAIN
%EYRESH EPOXHS MIKROTEROU POSOSTOU LATHOYS SE TRAIN DEDOMENA
posTRAIN = 1;
minTRAIN = trnError(1);
for i=1:80,
    if minTRAIN>trnError(i) minTRAIN = trnError(i);posTRAIN = i;
end
end
%EYRESH EPOXHS MIKROTEROU POSOSTOU LATHOYS SE CHECK DEDOMENA
posCHECK = 1;
minCHECK = chkError(1);
for i=1:80,
    if minCHECK>chkError(i) minCHECK = chkError(i);posCHECK = i;
end
end
```



## NEURO – FUZZY SYSTEMS AND IRIS CLASSIFICATION

```
end
%ENFANISH GRAFIKHS PARASTASHS POSOSTO LATHOUS ME TIS EPOXES
figure('name','ERRORS');
hold on;
title('GREEN-->TRAIN:BLUE-->CHECK for 0.4');
plot(trnError, 'g-');
plot(chkError, 'b-');
xlabel('EPOCHS');
ylabel('ERRORS');
hold off;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```