



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΣΤΗ ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ

ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΤΗ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΑ: ΤΟ
ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΟΥ ANFIS

ΔΗΜΗΤΡΗΣ ΛΑΖΑΡΟΥ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Υπεύθυνος

Πλαγιανάκος Βασίλης

Αν. Καθηγητής

Λαμία, έτος 2017

«Υπεύθυνη Δήλωση μη λογοκλοπής και ανάληψης προσωπικής ευθύνης»

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, και γνωρίζοντας τις συνέπειες της λογοκλοπής, δηλώνω υπεύθυνα και ενυπογράφως ότι η παρούσα εργασία με τίτλο «**ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΤΗ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΑ: ΤΟ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΟΥ ANFIS**» αποτελεί προϊόν αυστηρά προσωπικής εργασίας και όλες οι πηγές από τις οποίες χρησιμοποίησα δεδομένα, ιδέες, φράσεις, προτάσεις ή λέξεις, είτε επακριβώς (όπως υπάρχουν στο πρωτότυπο ή μεταφρασμένες) είτε με παράφραση, έχουν δηλωθεί κατάλληλα και ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής.

Ο ΔΗΛΩΝ

Ημερομηνία

Υπογραφή

Το Επιστημονικό Συμβούλιο του Γ.Ν. Λαμίας κατά την 14^η /22-12-2016 συνεδρίαση ομόφωνα συμφώνησε να χορηγηθεί άδεια που θα επιτρέπει την επεξεργασία δεδομένων από τη μονάδα τεχνητού νεφρού (MTN) του Γ.Ν. Λαμίας με σκοπό την επιστημονική έρευνα, εφόσον συντρέχουν οι νόμιμες προϋποθέσεις και τηρηθούν οι νόμιμες διαδικασίες.

Αριθμ.Πρωτ : Ε.Σ/746 /23-12-2016

**ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΤΗ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΑ: ΤΟ
ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΤΟΥ ANFIS**

Τριμελής Επιτροπή:

Βασίλης Πλαγιανάκος, Αναπληρωτής Καθηγητής (επιβλέπων)

Δημήτριος Ιακωβίδης, Αναπληρωτής Καθηγητής

Κωνσταντίνος Δελήμπασης, Επίκουρος Καθηγητής

Επιστημονικός Σύμβουλος:

Βασίλης Πλαγιανάκος, Αναπληρωτής Καθηγητής

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<i>Αντί προλόγου</i>	6
1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	7
2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ	10
2.1 Η κλασική θεωρία για τα ασαφή σύνολα.....	10
2.2 Διεύρυνση της θεωρίας για τα ασαφή σύνολα : οι γλωσσικές μεταβλητές	15
2.3 Εναλλακτική θεωρία για τα ασαφή σύνολα : η γεωμετρική αναπαράσταση	19
2.4 Ασαφής λογική : ασαφείς κανόνες εάν τότε (if then)	25
2.5 Το ιστορικό παράδειγμα ενός ασαφούς συστήματος που χρησιμοποιεί κανόνες για να οδηγηθεί σε ιατρικές αποφάσεις : το πείραμα του MYCIN	29
2.6 Εισαγωγή στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	30
2.7 Συνδυάζοντας τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και ασαφή συστήματα (η αναζήτηση μιας κοινής γλώσσας).....	33
2.8 Η ασαφής λογική και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο : πολλαπλές προσεγγίσεις.....	37
2.9 Η γένεση του ANFIS (adaptive neuro fuzzy inference system) και η παρουσία του στις ιατρικές μελέτες.....	39
3. ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΟ ΜΕΡΟΣ	41
3.1 Ασαφή συστήματα συμπερασμού AN-FIS (fuzzy inference systems)	41
3.2 ANFIS και URR (ρυθμός μείωσης της ουρίας κατά τη διάρκεια της αιμοκάθαρσης)	45
3.2.1.Εισαγωγή.....	45
3.2.2.Δεδομένα	46
3.2.3.Εκπαίδευση ANFIS.....	46
3.2.4.Εκτίμηση	51
3.2.5.Παρατηρήσεις	51
3.3 ANFIS για την εξατομικευμένη παρακολούθηση στην αιμοκάθαρση (ρυθμός μείωσης της ουρίας κατά τη διάρκεια της αιμοκάθαρσης).....	55
3.3.1.Εισαγωγή	55
3.3.2.Δεδομένα.....	56
3.3.3.Εκπαίδευση ANFIS.....	57
3.3.4.Παρατηρήσεις	57
3.4 ANFIS για την εξατομικευμένη παρακολούθηση στην αιμοκάθαρση με το μέγεθος Kt/V	60
3.4.1.Εισαγωγή	60

3.4.2. Δεδομένα.....	61
3.4.3. Εκπαίδευση ANFIS.....	62
3.4.4. Παρατηρήσεις	64
3.5 Παράλληλα συστήματα ANFIS για διαφορετικούς ασθενείς σε αιμοκάθαρση	65
3.5.1. Εισαγωγή	65
3.5.2. Δεδομένα.....	65
3.5.3. Εκπαίδευση ANFIS.....	66
3.5.4. Παρατηρήσεις	68
3.6 ANFIS και PCR.....	70
3.6.1. Εισαγωγή	70
3.6.2. Δεδομένα.....	70
3.6.3. Εκπαίδευση ANFIS.....	71
3.6.4. Παρατηρήσεις	73

4. ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ..... 76

4.1 Ανάλυση των αποτελεσμάτων που παράγει το ANFIS από την επεξεργασία νεφρολογικών δεδομένων	76
4.2 Επαλήθευση των συμπερασμάτων που παράγονται από το ANFIS: εναλλακτικοί τρόποι οργάνωσης για τα δεδομένα εισόδου	81
4.3 Συμπεράσματα από τη χρήση ANFIS σε νεφρολογικά δεδομένα στη σχετική βιβλιογραφία	84
4.4 Μια εναλλακτική υπόθεση για τα συμπεράσματα του ANFIS σε νεφρολογικά δεδομένα	86

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΑΙ ΠΗΓΕΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΜΕΛΕΤΗ 88

Αντί προλόγου

« Φτάνω τώρα στην καρδιά της ιστορίας μου, στο ανείπωτο, στο σημείο αυτό αρχίζει η απόγνωση του συγγραφέα. Κάθε γλώσσα είναι ένα αλφάβητο συμβόλων, η χρήση των οποίων προϋποθέτει για τους συνομιλητές ένα κοινό παρελθόν... Σε ανάλογες περιπτώσεις, οι μύστες δεν φείδονται αλληγοριών... ένας Πέρσης μιλάει για ένα πουλί που κατά κάποιον τρόπο είναι όλα τα πουλιά μαζί, ο Αλανός της Αίλλης, για μια σφαίρα, το κέντρο της οποίας είναι παντού και η περιφέρεια της πουθενά, ο Ιεζεκιήλ για έναν άγγελο με τέσσερα πρόσωπα, που κατευθύνονται ταυτόχρονα προς τη Δύση και την Ανατολή, προς το Βορρά και το Νότο. Μπορεί οι θεοί να μη μου αρνούνται το να επινοήσω κι εγώ μια ανάλογη εικόνα, αλλά τότε η αφήγηση μου θα ήταν μολυσμένη με τη λογοτεχνία, με πλαστότητα. Άλλωστε, το κεντρικό πρόβλημα παραμένει άλυτο, αναφέρομαι στην (μερική, έστω) απαρίθμηση των στοιχείων ενός άπειρου συνόλου... και δεν με εξέπληξε τίποτα τόσο όσο το γεγονός ότι ...καταλάμβαναν το ίδιο σημείο του χώρου, χωρίς να είναι διαφανείς και χωρίς να επικαλύπτονται. Ό,τι είδαν τα μάτια μου, υπήρξε ταυτόχρονο: ό,τι θα καταγράψω θα' ναι διαδοχικό, γιατί είναι η γλώσσα διαδοχική. Θα πω, όμως, λίγα πράγματα.» (Jorge Luis Borges, *O Aleph*¹)

“A fuzzy set is a class of objects without a precisely defined criterion of membership. Such a set is characterized by a membership (characteristic) function which assigns to each object a grade of membership ranging between zero and one... In particular, a separation theorem for convex fuzzy sets is proved without requiring that the fuzzy sets be disjoint.” (L. A. Zadeh, FUZZY SETS²)

“Kosko pictures the set of fuzzy sets as a Rubik's cube...The farther the set is from the corner, the more it resembles its own opposite. At the midpoint, the set equals its own opposite. That's where the world's classical paradoxes reside...Kosko calls this "the black hole of set theory, where a thing can be its own opposite." Here, for instance, you will find the proverbial cup that is half empty and half full, the Taoist concept of yin yang, the liar from Crete who said all Cretans are liars,” (S. Teitelbaum, MAKING EVERYTHING PERFECTLY FUZZY: Invoking Asian Thinking, USC's Bart Kosko Argues That the World Is Far More Ambiguous Than Aristotle Ever Imagined³)

¹ Ελληνική έκδοση σε μτφ. Β. Κυριακίδη: Χορχέ Λουίς Μπόρχες, “ΤΟ ΑΛΕΦ”, ΑΠΑΝΤΑ ΠΕΖΑ, σελ. 343, εκδόσεις ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΓΡΑΜΜΑΤΑ, 2005.

² L. A. Zadeh, “Fuzzy Sets,” 1964.

³ S. Teitelbaum, MAKING EVERYTHING PERFECTLY FUZZY: Invoking Asian Thinking, USC's Bart Kosko Argues That the World Is Far More Ambiguous Than Aristotle Ever Imagined, Los Angeles Times, April 01, 1990.

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ασαφής λογική (fuzzy logic) έχει διανύσει πλέον μισό αιώνα επιστημονικής παρουσίας. Το συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο έχει συμβάλει στη θεωρητική έρευνα, κυρίως στην επιστήμη των υπολογιστών και υποστηρίζει συστήματα ελέγχου τα οποία εφαρμόζονται σε αρκετούς τομείς της μηχανικής. Στη βιολογία και στην ιατρική, αντίθετα, η θεωρία των ασαφών συνόλων δεν καταγράφει την ίδια ερευνητική δυναμική, αλλά υπάρχει μια σχετική στασιμότητα για την οποία αναρωτιέται και ο ίδιος ο θεμελιωτής της θεωρίας των ασαφών συνόλων, Lotfi A. Zadeh, όταν περιγράφει τη σημασία που θα μπορούσαν να έχουν τα ασαφή σύνολα στη βιολογία και στην ιατρική: «*Why did it take so long for this to happen?*»⁴. Η υστέρηση αυτή είναι παράδοξη, αν λάβει κανείς υπόψιν του το γεγονός ότι η βιολογία ήταν παρούσα από την αρχή στη διατύπωση και θεωρητική ανάπτυξη των ασαφών συνόλων.

Το βασικό παράδειγμα που χρησιμοποιήθηκε από τον Zadeh για να εισάγει την έννοια των ασαφών συνόλων (το μακρινό 1964 και πολύ πριν τις σύγχρονες ταξινομήσεις του T. Cavalier-Smith) βασίζεται στη δυσκολία που προκύπτει, όταν ταξινομούνται οργανισμοί όπως τα βακτηρίδια και εισάγει την έννοια της ασάφειας στη βιολογία. Αν και επιστημονικά «μακρινό» το παράδειγμα είναι εξαιρετικά διδακτικό. Αν υπάρχουν δυο βασικές επιλογές ταξινόμησης, τα βακτήρια δεν μπορούν να ταξινομηθούν ως ζώα με τον ίδιο κατηγορηματικό τρόπο που συμβαίνει αυτό για τους σκύλους ή τα άλογα, αλλά ούτε μπορούν να αποκλειστούν ως κάτι διαφορετικό με την ίδια ευκολία που αποκλείονται από την κατηγορία των ζώων οι πέτρες και τα φυτά^{3, 5}. Η δυσκολία για το συγκεκριμένο ερώτημα ιστορικά ξεπεράστηκε. Παραμένει όμως η ανάγκη για την ανάπτυξη μιας μεθοδολογίας όπως τα ασαφή σύνολα, που θα υπερβαίνει χωρίς να καταργεί το κριτήριο του πότε κάτι ορίζεται ή δεν ορίζεται ακριβώς. Γενικά πολλές φορές η απουσία γραμμικότητας των φαινομένων στις βιολογικές επιστήμες καθιστά δύσκολη αν όχι μη ρεαλιστική τη μοντελοποίηση με τα κλασσικά σύνολα και το διαφορικό λογισμό. Οπότε το ερώτημα επανέρχεται: γιατί δεν χρησιμοποιούνται τα ασαφή συστήματα στην ιατρική και στη βιολογία;

Προκειμένου να ξετυλιχτεί το κουβάρι της απάντησης πρέπει κανείς να κοιτάξει προς την αλματώδη ανάπτυξη των πληροφοριακών συστημάτων. Στο βαθμό που βρίσκει χώρο η θεωρία της ασαφούς λογικής στην υπολογιστική επιστήμη θα αναβαθμίζεται και η σημασία της στη σύγχρονη ιατρική. Για παράδειγμα, τα τελευταία χρόνια αποδίδεται μεγαλύτερη προσοχή στην ιατρική έρευνα που χρησιμοποιεί ασαφή συστήματα, γιατί αναπτύχθηκαν συστήματα τεχνητής νοημοσύνης τα οποία υποστηρίζουν τη λήψη αποφάσεων με τη βοήθεια ασαφούς λογικής. Όμως τα

⁴ S. Barro and R. Marin, *Fuzzy Logic in Medicine*. New York, 2002.

⁵ L. A. Zadeh and ., "Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 90, no. 2, pp. 111–127, 1997.

συστήματα αυτά δεν είναι τόσο πρόσφατα. Αλλά ο συγκεκριμένος τομέας έρευνας όπως και σε πολλές άλλες περιπτώσεις δεν είχε ευθύγραμμη πορεία στη διάρκεια του χρόνου.

Στα μέσα της δεκαετίας του 1970 αναπτύχθηκε ένα πρωτοπόρο σύστημα που χρησιμοποιούσε την τεχνητή νοημοσύνη για να ληφθούν ιατρικές αποφάσεις, το MYCIN. Το πείραμα αφορούσε την παθολογία των λοιμώξεων και είχε αρκετές δυνατότητες: ήταν σε θέση να εντοπίσει μικρόβια, είχε τη δυνατότητα να συσχετίσει τα μικρόβια με μία λοίμωξη και τέλος μπορούσε να προχωρήσει σε θεραπευτικές προτάσεις με τα κατάλληλα αντιβιοτικά και στην κατάλληλη δοσολογία. Το πείραμα αυτό έχει θέση στην ιστορία των ασαφών συστημάτων, γιατί οι συντακτικοί κανόνες του συστήματος εμπειρεύσαν μια σχετική αβεβαιότητα. Η σχέση του MYCIN με την ασαφή λογική είναι προφανής από την αρχή έως το τέλος. Στην περιγραφή του πειράματος τονίζεται ότι αυτό δεν βασίζεται σε αυστηρά μαθηματικά, αλλά ότι αναμειγνύει την κλινική εμπειρία με τη φυσιολογία⁶. Η ασαφής λογική τροφοδοτεί τον πυρήνα του εγχειρήματος αλλά έχει διαφορετικό όνομα: παράγοντας βεβαιότητας. Τα αποτελέσματα ήταν ενθαρρυντικά σε απόδοση και προοπτική, αλλά αντιμετώπισαν δυο απροσπέλαστες δυσκολίες. Η πρώτη είχε να κάνει με την περιορισμένη τεχνολογία της εποχής ως προς τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές, που δεν επέτρεψε την εκτεταμένη χρήση της εφαρμογής. Η δεύτερη δυσκολία είναι διαχρονική, διότι η αυξημένη ηθική και νομική ευθύνη, που διέπουν την ιατρική πράξη, είναι σημαντικό πρόβλημα για το συγκεκριμένο τομέα έρευνας.

Το ιστορικό παράδειγμα του MYCIN κουβαλάει δύο βασικά κλειδιά για να ερμηνευτεί η δεδομένη καθυστέρηση στην εμφάνιση μιας «ασαφούς ιατρικής πληροφορικής». Το πρώτο είναι προφανές, διότι το εγχείρημα άρχισε και τελείωσε με εγγενείς δυσκολίες λόγω της τεχνολογικής ανεπάρκειας και των πολύπλοκων νομικών θεμάτων που ανέκυπταν. Το δεύτερο κλειδί βρίσκεται στην ίδια τη φύση της ιατρικής, η οποία έχει μια σχετική αβεβαιότητα, είτε αυτό αφορά τη διάγνωση, είτε τη θεραπεία. Αυτή η σχετική ανεκτικότητα είναι και ο λόγος που η ιατρική δεν μπόρεσε ποτέ να περιχαρακωθεί αυστηρά ως επιστήμη αλλά παραμένει και τέχνη. Παράλληλα για τον ίδιο λόγο οι θετικοί επιστήμονες δυσκολεύονται στην κατασκευή μαθηματικών ιατρικών μοντέλων, αν εξαιρέσει κανείς τη φυσιολογία.

Το ζητούμενο, λοιπόν, για να προχωρήσει η έρευνα είναι να υπάρξουν ιατρικές εφαρμογές που θα βασίζονται στην ασαφή λογική. Το βέβαιο είναι ότι στο γνωστικό πεδίο των ιατρικών ειδικοτήτων υπάρχει μεγάλο ποσοστό αβεβαιότητας. Υπάρχουν ανακρίβειες στις διαγνωστικές εξετάσεις, που συμπληρώνονται από ασάφειες στα φυσιολογικά όρια. Επίσης υπάρχουν πάντα τα κενά που προκύπτουν από τη λήψη του ιατρικού ιστορικού. Η όλη αβεβαιότητα ενισχύεται από το γεγονός ότι δεν είναι απαραίτητο να υπάρχει πάντα μία μόνο παθολογική κατάσταση, αλλά μπορεί παράλληλα να συνυπάρχουν και άλλες. Όλα αυτά επιβάλλουν την επίδειξη μιας κάποιας ανοχής, αν θέλουμε να διαχειριστούμε ιατρικές πληροφορίες.

⁶ E. H. Shortliffe and M. S. Blois, "Biomedical Informatics," 2014.

Μια ανεκτική και «εύκαμπτη» προσέγγιση στην ιατρική πληροφορία προσφέρει η ήπια υπολογιστική (soft computing- SC)⁷. Η ήπια υπολογιστική χρησιμοποιεί μια πληθώρα εργαλείων από την τεχνητή νοημοσύνη και συνδυάζει την ασαφή λογική, τα νευρωνικά δίκτυα και τους γενετικούς αλγόριθμους. Σημαντικό είναι ότι στο πλαίσιο του SC οι μέθοδοι λειτουργούν συνδυαστικά. Παράδειγμα ενός τέτοιου συνδυασμού μεθόδων είναι τα προσαρμοστικά νευρωνικά ασαφή συστήματα συμπερασμού ή Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS) όπως είναι ευρύτερα γνωστά. Τα συστήματα αυτά έχουν δύο σημαντικά χαρακτηριστικά. Πρώτον λειτουργούν σε ένα περιβάλλον που είναι φιλικό για το χρήστη. Δεύτερον τα συστήματα αυτά αν και είναι υβριδικά εισάγουν δεδομένα που υπακούν στην ασαφή λογική, οπότε είναι ένα καλό εργαλείο για τη μελέτη των ασαφών συνόλων στην ιατρική και πιο συγκεκριμένα στη νεφρολογία.

Η συγκεκριμένη εργασία έχει αφετηρία το αρχικό ερώτημα: «γιατί άργησε τόσο πολύ να συμβεί;» Απέναντι στο ερώτημα αυτό δίνονται διαδοχικές απαντήσεις καθώς αναπτύσσεται η ασαφής λογική για τη διατύπωση νεφρολογικών ερωτημάτων, μέσα από την εφαρμογή του ANFIS από την εργαλειοθήκη της Matlab⁸ σε νεφρολογικά δεδομένα.

Η εργασία αποτελείται από το πρώτο και εισαγωγικό μέρος και από τρία κύρια τμήματα. Το δεύτερο μέρος είναι θεωρητικό. Στο θεωρητικό τμήμα αναπτύσσονται συγκεκριμένα θέματα από την ασαφή λογική και τα νευρωνικά δίκτυα με την έμφαση να δίνεται στην κατανόηση. Τα θεωρητικά θέματα συνοδεύονται από ιατρικά παραδείγματα, με σκοπό κυρίως να εξοικειώσουν έναν επιστήμονα από το χώρο της υγείας με τη μεθοδολογία των νευρο-ασαφών συστημάτων, αλλά και με τη φιλοδοξία το εγχείρημα αυτό να λειτουργεί και vice versa.

Το τρίτο μέρος είναι το εργαστηριακό, όπου καταγράφεται η εκπαίδευση σε διάφορα συστήματα ANFIS με νεφρολογικά δεδομένα από αιμοκαθαιρόμενους ασθενείς. Ακολουθεί το τέταρτο και τελευταίο μέρος που συμπεριλαμβάνει τη συζήτηση και τα συμπεράσματα, τα οποία προκύπτουν από το εργαστηριακό μέρος. Στα συμπεράσματα προτείνεται ένας εναλλακτικός τρόπος με τον οποίο θα μπορούσαν να “διαβάζονται” τα νεφρολογικά δεδομένα, που ολοκληρώνει τις παρατηρήσεις, που προηγήθηκαν στο εργαστηριακό μέρος.

⁷ L. A. Zadeh, “Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing,” *ACM*, vol. 37, no. 3, 1994.

⁸ S. N. Sivanandam, S. Sumathi, and S. N. Deepa, *Introduction to fuzzy logic using MATLAB*. 2007.

2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

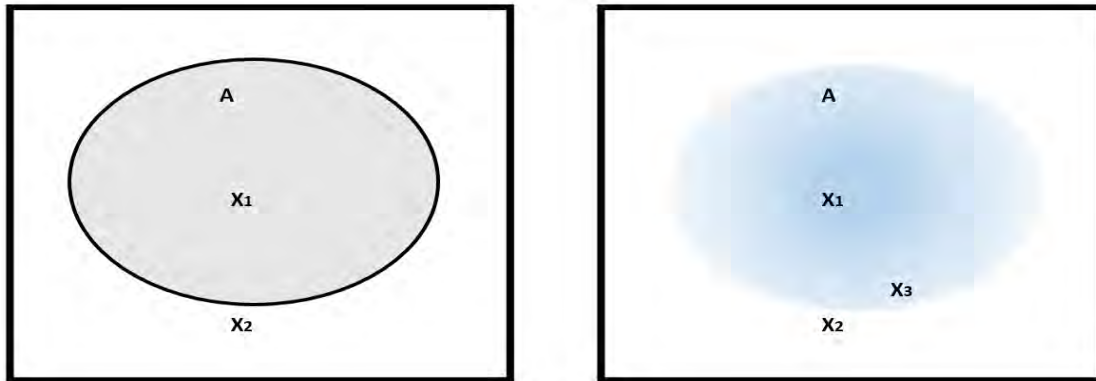
2.1 Η ΚΛΑΣΣΙΚΗ ΘΕΩΡΙΑ ΓΙΑ ΤΑ ΑΣΑΦΗ ΣΥΝΟΛΑ

Τα ασαφή σύνολα θεμελιώνονται στην ύπαρξη αντικειμένων που ανήκουν στο φυσικό κόσμο, αλλά δεν μπορούν να ανήκουν με τρόπο κατηγορηματικό σε κάποιο σύνολο, δηλαδή δεν έχουν σαφώς καθορισμένα κριτήρια για να ανήκουν ή να μην ανήκουν κάπου². Στα βιολογικά δεδομένα υπάρχουν αρκετές τέτοιες περιπτώσεις. Ένα παράδειγμα από το χώρο των νεφρολογικά σημαντικών βιολογικών μετρήσεων είναι η αρτηριακή πίεση (ΑΠ). Η ΑΠ είναι σημαντικό σύμπτωμα στη νεφρική νόσο και σημαντική παράμετρος παρακολούθησης στις μεθόδους υποκατάστασης, όπως η αιμοκάθαρση. Είναι επίσης ένας αριθμός που εκφράζεται σε mmHg. Μια συστολική αρτηριακή πίεση στα 120 mmHg είναι μια φυσιολογική τιμή. Μια τιμή 119 mmHg είναι μικρότερη από το 120 και ανήκει στο σύνολο των αριθμών που είναι μικρότεροι από το 120. Σίγουρα όμως κανείς δεν θα συνδυάσει το 119 με την υπόταση. Οπότε ποιο θα ήταν ένα σύνολο με αρτηριακές πιέσεις που θα είχε ιατρικό νόημα. Σίγουρα μια συστολική πίεση μικρότερη από 90 mmHg θα ανήκει σε ένα σύνολο με χαμηλές πιέσεις, αλλά με πόση σιγουριά θα κατηγοριοποιούσε κανείς μια μοναδική μέτρηση στα 100 mmHg;

Η περίπτωση μιας μέτρησης συστολικής ΑΠ στα 100 mmHg είναι αυτή μιας τιμής από ένα ασαφές σύνολο A που συμπεριλαμβάνει όλες τις μετρήσεις συστολικής ΑΠ, που θα μπορούσαν να χαρακτηριστούν λιγότερο ή περισσότερο φυσιολογικές. Το κατά πόσο μια μετρούμενη ΑΠ είναι φυσιολογική θα το ορίσει μια συνάρτηση συμμετοχής $f_A(x)$, που είναι ένας πραγματικός αριθμός στο εύρος $[0,1]$. Η τιμή $f_A(x)$ της πίεσης x εκφράζει το βαθμό συμμετοχής στο A , δηλαδή στις φυσιολογικές αρτηριακές πιέσεις. Όταν η $f_A(x)$ πλησιάζει στη μονάδα η τιμή x μεγιστοποιεί το βαθμό συμμετοχής στο A . Για παράδειγμα μια τιμή στο $x_1=120$ θα είχε $f_A(x)=1$, που θα σήμαινε ότι η αρτηριακή πίεση 120 ανήκει 100% στις φυσιολογικές τιμές. Σε ένα άλλο παράδειγμα μια τιμή στο $x_2=90$ θα είχε $f_A(x)=0$, που θα σήμαινε ότι η συστολική αρτηριακή πίεση 90 ανήκει 0% (δεν ανήκει) στις φυσιολογικές τιμές. Στις δυο αυτές ακραίες τιμές δεν υπάρχει διαφορά μεταξύ συνηθισμένων και ασαφών συνόλων. Προφανώς το ενδεχόμενο μιας μέτρησης $x_3=100$ θα είχε μεγαλύτερο ενδιαφέρον: ποια είναι η δεκαδική τιμή του $f_A(x)$ και το ανάλογο ποσοστό συμμετοχής της μέτρησης x_3 στο φυσιολογικό;

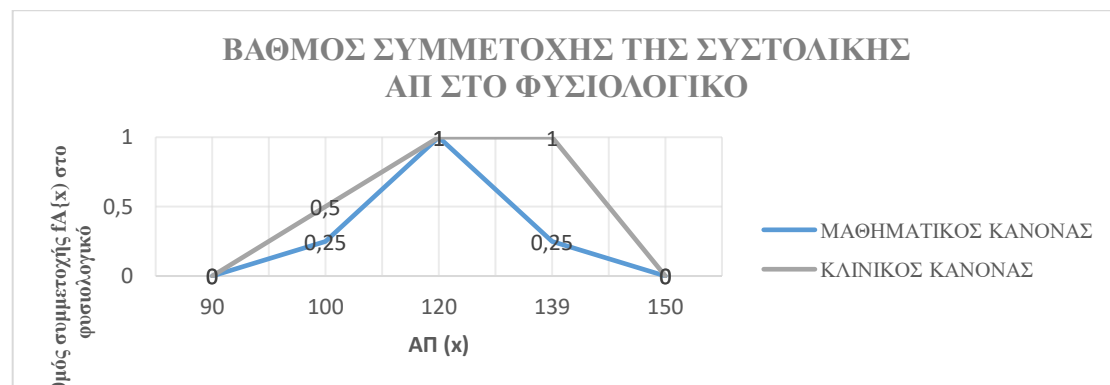
Για να γίνει εμφανέστερη η έννοια του ασαφούς συνόλου παρακάτω απεικονίζεται το σύνολο με τις φυσιολογικές συστολικές ΑΠ και οι τρεις μετρήσεις ($x_1=120$, $x_2=90$ και $x_3=100$) με δυο διαφορετικούς τρόπους. (Εικόνα 1) Στα αριστερά της εικόνας φαίνεται το κλασσικό σύνολο A με τις φυσιολογικές ΑΠ. Ένα στοιχείο x_1 ανήκει στο κλασσικό σύνολο A κατά 100% και ένα άλλο x_2 δεν ανήκει καθόλου. Στα δεξιά η κλασσική

αναπαράσταση του συνόλου A τροποποιείται για να ασαφοποιηθεί: Από τη διαβάθμιση του γαλάζιου χρώματος υπονοείται ο βαθμός συμμετοχής. Στο κέντρο το βαθύ γαλάζιο αντιπροσωπεύει τα στοιχεία x που ανήκουν στο σύνολο A 100%, όπως το x_1 ενώ το καθαρό λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει τα στοιχεία που δεν ανήκουν καθόλου, όπως το x_2 . Οι διαβαθμίσεις του γαλάζιου χρώματος αντιπροσωπεύουν όλους τους ενδιάμεσους βαθμούς συμμετοχής. Όσο πιο έντονο το χρώμα τόσο πιο κοντά στο 100% βρίσκεται ο βαθμός συμμετοχής, οπότε ένα σημείο x_3 στην περιφέρεια θα έχει μικρό βαθμό συμμετοχής στο σύνολο⁹.



Εικόνα 1. Δυο διαφορετικοί τρόποι να σχεδιαστεί ένα σύνολο με φυσιολογικές ΑΠ. Αριστερά βρίσκεται το κλασσικό σύνολο και δεξιά το ασαφές. Οι διαβαθμίσεις του γαλάζιου χρώματος αναπαριστούν τους διάφορους βαθμούς συμμετοχής από το βαθύ γαλάζιο : (100%), έως το λευκό : (0%).

Μία ενδιαφέρουσα επισήμανση στα παραπάνω θα ήταν ο τρόπος που θα οριστεί η τιμή $f_A(x)$ (πόσο % μια ΑΠ είναι φυσιολογική ΑΠ) για κάθε μετρούμενη τιμή x στο εύρος (150,90). Για την τιμή $x_3=100\text{mmHg}$ θα μπορούσαμε να είχαμε ένα $f_A(x)=0.25$ που μεταφράζεται ως ΑΠ φυσιολογική κατά 25%. Η τιμή προκύπτει από το πόσο απέχει αριθμητικά το 100 από το 120 και το 90. Αν και ο προηγούμενος τρόπος δεν είναι εντελώς αυθαίρετος, δεν προωθεί ιδιαίτερα την ιατρική σκέψη. Λειτουργώντας διαφορετικά μπορούμε να δεχτούμε για ΑΠ=100 μια τιμή $f_A(x)'=0.5$, που θα βασιζόταν απλά στην ιατρική εκτίμηση, ότι η πίεση αυτή θα μπορούσε εξίσου (50%) να είναι φυσιολογική ή όχι. (Εικόνα 2)

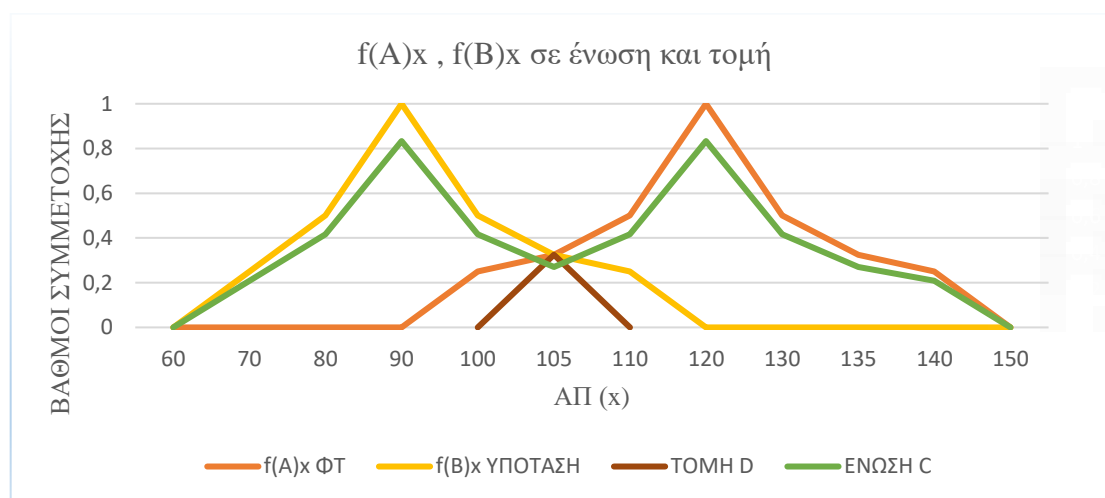


Εικόνα 2. Δυο διαφορετικοί τρόποι για να οριστεί αν μια ΑΠ είναι φυσιολογική ή όχι. 1. το 100 και το 140 ισαπέχουν από το 120 και συμμετέχουν κατά 25% στο φυσιολογικό (μαθηματικός κανόνας) 2. Στο 140 ένας ιατρός δε βλέπει διαφορά από το 120, ενώ για το 100 η βεβαιότητα του μετριάζεται, η εκτίμηση είναι θέμα ιατρού και περιστασης (κλινικός κανόνας).

⁹ F. Deroncourt, "Introduction to fuzzy logic control," MIT, 2013.

Προφανώς η δεύτερη περίπτωση είναι μια κατευθυνόμενη και εμπειρική οριοθέτηση ενός κλινικού κανόνα συμμετοχής και έχει τα θετικά και τα αρνητικά της. Στα θετικά βρίσκεται ότι κωδικοποιείται σε ένα ποσοστό η κλινική εμπειρία, γεγονός που είναι πλήρως σύμφωνο με την ασαφή λογική. Αρνητικό είναι ότι έχει μεγάλο βαθμό υποκειμενικότητας και έχει τον κίνδυνο να χρησιμοποιηθούν σε ένα πείραμα συμπεράσματα, που δεν ελέγχονται λόγω ιατρικής αυθεντίας. Παρόλα αυτά υπάρχουν κλινικές οδηγίες στην ιατρική και πιο συγκεκριμένα στη νεφρολογία που αρκούνται στο βάρος της γνώμης του ειδικού (clinical practice guidelines based on published evidence and expert opinion), απλά έχουν μικρότερη βαρύτητα και είναι οδηγίες που αποδέχεται μεγάλος αριθμός ειδικών. Για το θέμα αυτό υπάρχουν παρατηρήσεις και παρακάτω, αλλά μπορεί εύκολα κανείς να διακρίνει ένα σημαντικό πρόβλημα αυθαιρεσίας στον καθορισμό ενός βιολογικού και κατά επέκταση κλινικά σημαντικού βαθμού συμμετοχής.

Υπάρχουν δυο ακόμα σημεία που αξίζουν να μελετηθούν στο ίδιο παράδειγμα. Ας υποθέσουμε ότι εκτός από ένα σύνολο A με μετρήσεις που είναι περισσότερο ή λιγότερο φυσιολογικές έχουμε και ένα B με πιέσεις που είναι περισσότερο ή λιγότερο χαμηλές. Η κοινή γραφική αναπαράσταση των δυο αυτών συνόλων φαίνεται στην παρακάτω εικόνα. (Εικόνα 3) Το πρώτο σημείο που παρατηρείται είναι ότι έχουμε δυο ασαφή σύνολα που τέμνονται: ένα A με φυσιολογικές συστολικές ΑΠ και ένα δεύτερο B με χαμηλές.



Εικόνα 3. Δυο διαφορετικοί βαθμοί συμμετοχής για να οριστεί αν μια ΑΠ είναι φυσιολογική ή υπόταση 1, με πορτοκαλί $f(A)x$ το φυσιολογικό 2, με κίτρινο $f(B)x$ η υπόταση 3, με καφέ παρουσιάζεται η τομή και 4, με πράσινο η ένωση.

Μελετώντας το B σύνολο με τον τρόπο που μελετήθηκε το A, θα είχαμε μια σειρά μετρήσεων της συστολικής ΑΠ: x στο διάστημα $(120,60)$. Οπότε για τις δυο ακραίες τιμές $x=120$ και $x=60$ θα είχαμε την ίδια συνάρτηση συμμετοχής $f_B(x)=0$ που αντιστοιχεί σε 0% χαμηλή πίεση. Δηλαδή και οι δυο αυτές μετρήσεις δεν είναι χαμηλές (καθώς το 120 είναι φυσιολογική συστολική ΑΠ και το 60 μια πολύ χαμηλή συστολική πίεση-αψηλάφητη). Στην περίπτωση που είχαμε μια μέτρηση $x=90$ mmHg θα είχαμε τη χαρακτηριστική χαμηλή συστολική πίεση $f_B(x)=1$. Οι δυο συναρτήσεις συμμετοχής $f_A(x)$ για τη φυσιολογική ΑΠ και $f_B(x)$ για την υπόταση παρουσιάζουν είτε τομή, είτε ένωση με διαφορετικά νοήματα.

Η τομή των δυο ασαφών συνόλων A και B με αντίστοιχους βαθμούς συμμετοχής $f_A(x)$ και $f_B(x)$ θα είναι ένα νέο ασαφές σύνολο D για το οποίο θα ισχύει:

$$f_C(x) = \text{MIN} [f_A(x), f_B(x)], x \in X \text{ (καφέ χρώμα).}$$

Τέτοιες θα είναι οι περιπτώσεις τιμών ΑΠ που καταγράφονται ταυτόχρονα ως φυσιολογικές και υποτασικές. Μια διαφορετική διατύπωση θα ήταν επίσης ότι υπάρχουν μετρήσεις της αρτηριακής πίεσης, που δεν είναι ξεκάθαρα φυσιολογικές ή υπόταση. Κάποιες τιμές είναι περισσότερο φυσιολογικές και κάποιες άλλες περισσότερο υποτασικές. Για να βγει ένα τελικό συμπέρασμα χρειάζεται ακόμα ένα στοιχείο π.χ. μια δεύτερη μέτρηση.

Στη δεύτερη περίπτωση, η οποία φαίνεται να έχει δυσκολότερη εφαρμογή για την ίδια μεταβλητή, η ένωση δυο ασαφών συνόλων A και B με αντίστοιχους βαθμούς συμμετοχής $f_A(x)$ και $f_B(x)$ θα είναι ένα νέο ασαφές σύνολο C για το οποίο θα ισχύει:

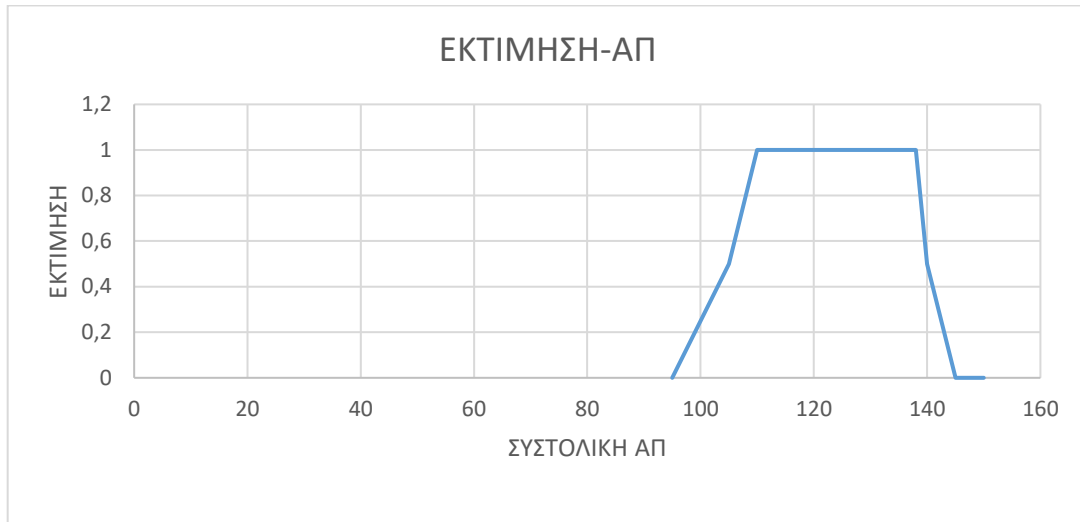
$$f_D(x) = \text{MAX} [f_A(x), f_B(x)], x \in X \text{ (πράσινο χρώμα).}$$

Στην περίπτωση αυτή όλες οι τιμές από τις μετρήσεις είναι μετρήσεις ΑΠ. Μια τέτοια περίπτωση θα μπορούσε να είναι η καταγραφή της ΑΠ ενός ανθρώπου με καλή γενικά ΑΠ, που εμφανίζει σποραδικά υποτασικά επεισόδια (π.χ. η καταγραφή της πίεσης ενός αιμοκαθαιρόμενου κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας).

Παράδειγμα 1: Ας υποθέσουμε ότι έχουμε καταγεγραμμένες μια σειρά από μετρήσεις συστολικής ΑΠ. Προκειμένου να φτιάξουμε ένα αντιπροσωπευτικό διάγραμμα όπως αυτό της εικόνας 1 προχωράμε σε μια εκτίμηση για κάθε μέτρηση και της αποδίδουμε μία τιμή από 0 έως 1 ανάλογα με το πόσο σίγουροι είμαστε για το αν η μετρούμενη ΑΠ είναι φυσιολογική ή όχι. Το 0 είναι 0% (άρνηση) και το 1 είναι 100% (πλήρη αποδοχή). Στην περίπτωση που υπάρχει αμφιβολία έχουμε ποσοστό 50% (0,5). Η ύπαρξη αμφιβολίας δημιουργεί περιβάλλον ασαφούς λογικής και η καταγραφή μας θα έχει ως εξής:

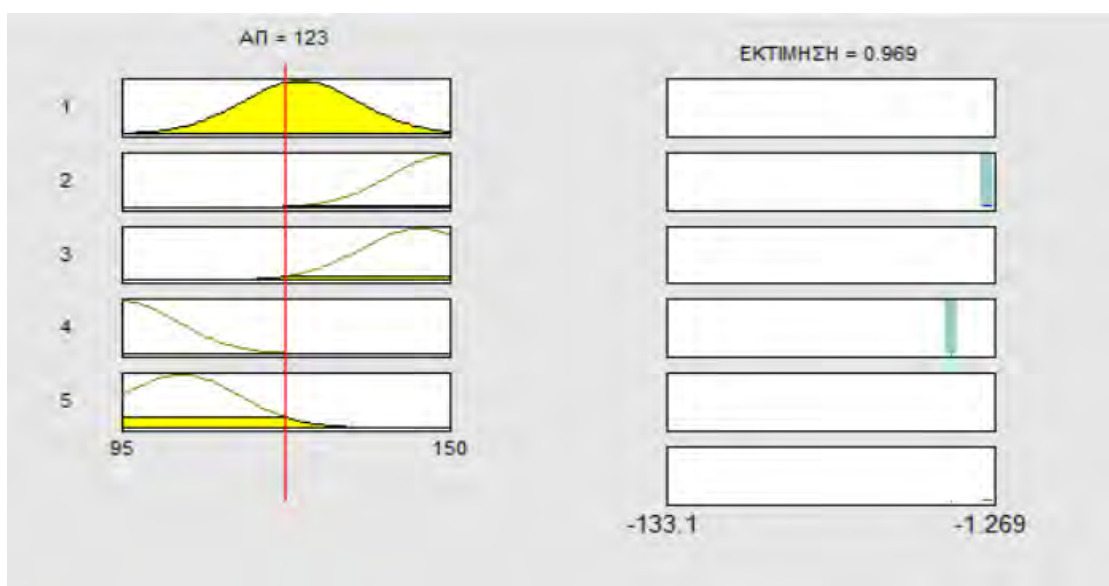
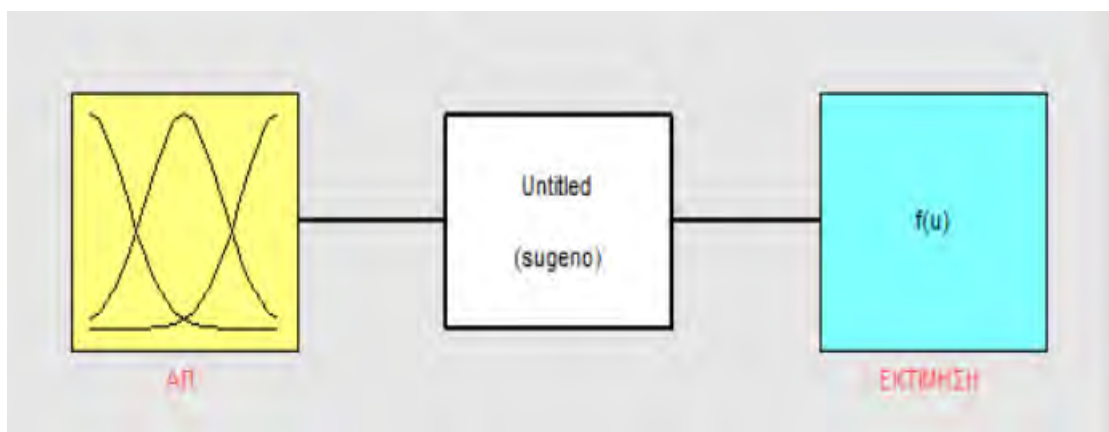
ΣΥΣΤΟΛΙΚΗ ΑΠ	ΕΚΤΙΜΗΣΗ
110	1
120	1
130	1
138	1
150	0
145	0
95	0
105	0,5
115	1
125	1
135	1
140	0,5
150	0

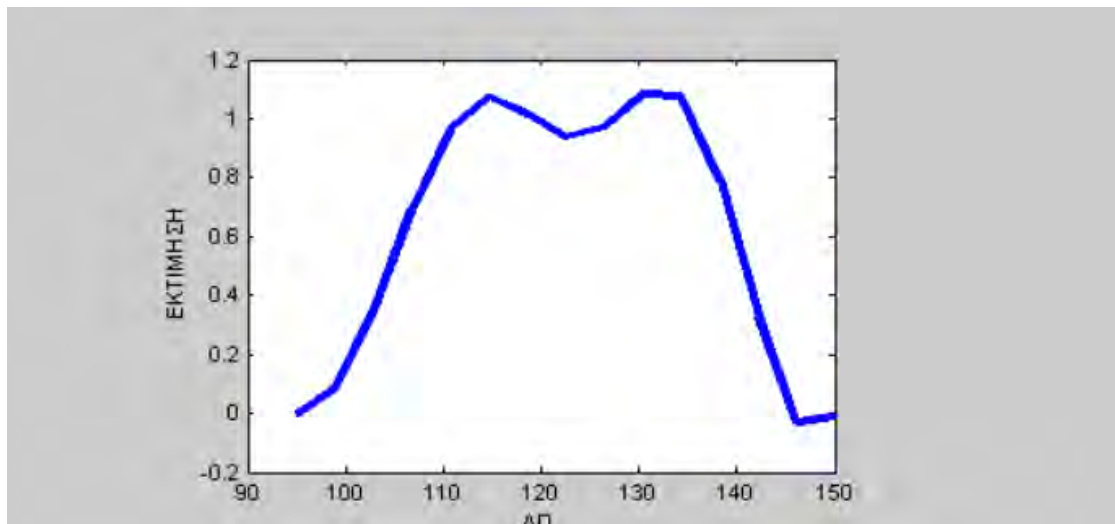
Ο παραπάνω πίνακας αποδίδει την εικόνα 4. Η απεικόνιση αυτή έχει προφανή ομοιότητα με τον κλινικό κανόνα της εικόνας 2, όπου ο κάθετος άξονας αντιπροσωπεύει το βαθμό συμμετοχής στο φυσιολογικό και ο οριζόντιος τις μετρήσεις της συστολικής ΑΠ.



Εικόνα 4. Ο κάθετος άξονας αντιπροσωπεύει το βαθμό συμμετοχής και ο οριζόντιος τις μετρήσεις της συστολικής ΑΠ. Η ομοιότητα με τον κλινικό κανόνα της εικόνας 2 είναι προφανής.

Στην περίπτωση που χρησιμοποιήσουμε τα δεδομένα αυτά για να εκπαιδεύσουμε ένα ANFIS, τότε το αποτέλεσμα θα ήταν αυτό της εικόνας 4 (οι ρυθμίσεις και ο τρόπος που απαντάει το ANFIS αναλύονται σε επόμενη ενότητα). Οι εικόνες 2,4,5 έχουν προφανείς





Εικόνα 5. Η εκπαίδευση από το σύστημα του ANFIS για την συστολική ΑΠ αποδίδει κανόνες με πολύ κοντινά αποτελέσματα με τον κλινικό κανόνα της εικόνας 2.

ομοιότητες. Με αυτό τον τρόπο ένα έξυπνο σύστημα εκπαιδεύτηκε να αποφασίζει πότε μια μέτρηση είναι σίγουρα φυσιολογική (1), σίγουρα παθολογική (0) και πότε δημιουργούνται αμφιβολίες.

2.2 ΔΙΕΥΡΥΝΣΗ ΤΗΣ ΘΕΩΡΙΑΣ ΓΙΑ ΤΑ ΑΣΑΦΗ ΣΥΝΟΛΑ : ΟΙ ΓΛΩΣΣΙΚΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ

Σύμφωνα με την προηγούμενη παρουσίαση για τα ασαφή σύνολα μια μέτρηση της συστολικής ΑΠ στα 120mmHg, ισοδυναμεί με μια φυσιολογική συστολική ΑΠ. Η μαθηματική λοιπόν έκφραση 120 αντιστοιχεί στη γλωσσική έκφραση φυσιολογικό (linguistic variable). Αυτός ο τρόπος επικοινωνίας είναι αρκετά συχνός και κοινότυπος στην ιατρική : δεν θα ήταν παράξενο για παράδειγμα ένας ιατρός να μας πληροφορήσει ότι η ΑΠ και ο ρυθμός της καρδιάς μας είναι φυσιολογικά. Αυτός ο τρόπος επικοινωνίας με έναν ριζοσπαστικά συμπυκνωμένο τρόπο δίνει σαφείς πληροφορίες, δίχως την αυστηρότητα των αριθμητικών μετρήσεων και η πληροφορία ότι η ΑΠ είναι φυσιολογική είναι αρκετά πιο σημαντική όταν προέρχεται από κάποιον ειδικό, από την απλή αριθμητική τιμή μιας μέτρησης π.χ. από το πιεσόμετρο σε ένα φαρμακείο. Αυτό οφείλεται στην κρίση (απόφαση), που εδράζει στην ιατρική γνώση. Με αυτόν τον τρόπο έχουμε μια αυστηρά μαθηματική γνώση (μια αριθμητική μέτρηση της ΑΠ), η οποία όμως είναι λιγότερο έγκυρη από τη διαβεβαίωση ενός ειδικού ότι δεν υπάρχει πρόβλημα (ασαφής διατύπωση).

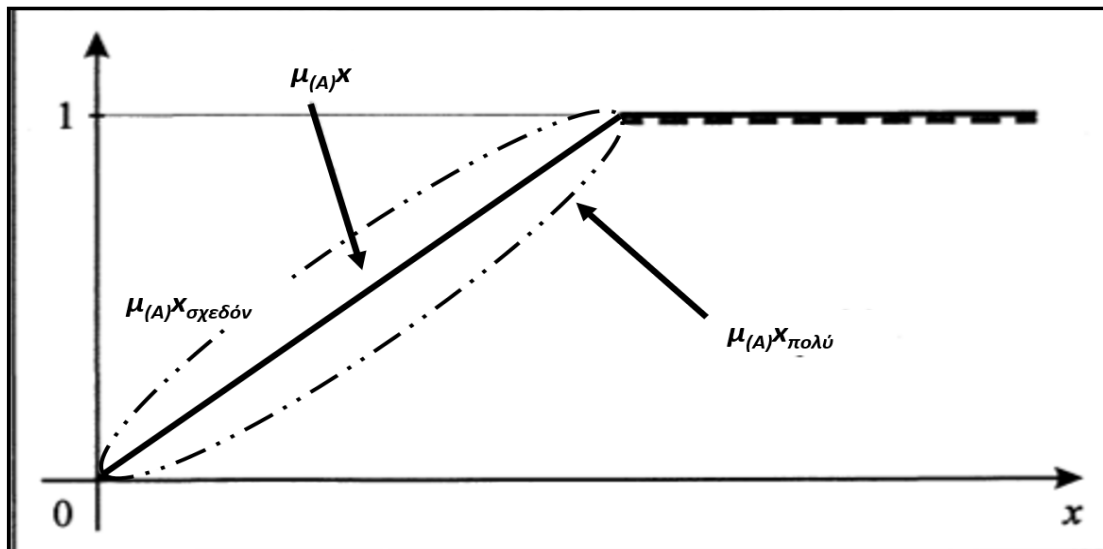
Στην εικόνα 5 απεικονίζεται μια περίπτωση γλωσσικής μεταβλητής. Η συστολική πίεση είναι ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΗ σίγουρα όταν κυμαίνεται μεταξύ 110-135 mmHg και μπορεί να επιβεβαιωθεί ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΗ για κάποιες άλλες μετρήσεις (100-110,135-145). Στην περίπτωση αυτή ορίζεται λεκτικά ένα ασαφές σύνολο.

Μια διαφορετική περίπτωση είναι μια γλωσσική μεταβλητή να ορίζει έναν βαθμό συμμετοχής (υποσύνολο) ανάμεσα σε άλλους, που χαρακτηρίζουν ένα συγκεκριμένο

ασαφές σύνολο. Για παράδειγμα υπάρχει η *χαμηλή* ΑΠ, η *πολύ χαμηλή* ΑΠ και η *ελάχιστη ή σχεδόν χαμηλή* ΑΠ. Όλοι οι προηγούμενοι προσδιορισμοί περιγράφουν τον ασαφή χαρακτηρισμό ΧΑΜΗΛΗ ΑΠ. Τα ασαφή υποσύνολα συνδέονται με το ασαφές στο οποίο ανήκουν με τους εξής τρόπους^{2,10,11}:

1. Αν θεωρήσουμε A το ασαφές σύνολο στο οποίο συμμετέχουν οι μετρήσεις της αρτηριακής πίεσης x ως ΧΑΜΗΛΗ ΑΠ τότε για το υποσύνολο *χαμηλή* ΑΠ θα ισχύει: "ΠΟΛΥ" $A = A * A = A^2$ και αν $\mu_{(A)}x$ ο βαθμός συμμετοχής του ασαφούς συνόλου A , τότε για το "ΠΟΛΥ" A θα ισχύει $\mu_{(A)}x_{\text{πολύ}} = \mu_{(A)}x^*$
 $\mu_{(A)}x = \mu_{(A)}^2 x$. Η προηγούμενη μαθηματική πρόταση θα έχει ως αποτέλεσμα τη μεταβολή της αναπαράστασης στο βαθμό συμμετοχής όπως αυτή φαίνεται στην εικόνα 6.
2. Αν για το ίδιο ασαφές σύνολο A , προσδιορίσουμε το υποσύνολο *σχεδόν χαμηλή* ΑΠ τότε όπως προηγουμένως θα ισχύει: $\Sigma\chi\epsilon\lambda\iota\omicron\nu A = \sqrt{A}$ και $\mu_{(A)}x_{\text{σχεδόν}} = \sqrt{\mu_{(A)}x}$ με αναπαράσταση όπως αυτή που φαίνεται στην Εικόνα 6.

Οι γλωσσικές εκφράσεις που περιγράφουν τα δεδομένα στα ασαφή συστήματα υπερέχουν από τις αντίστοιχες μαθηματικές στην κατανόηση, στο βαθμό που κάποιος έχει εξοικειωθεί με αυτές. Αυτό οφείλεται στο ότι τα φυσικά φαινόμενα και κυρίως τα βιολογικά έχουν ασαφή φύση, αλλά και στο γεγονός ότι οι γλωσσικές διατυπώσεις είναι πιο κοντά στη διανοητική ρουτίνα του ανθρώπινου εγκεφάλου.



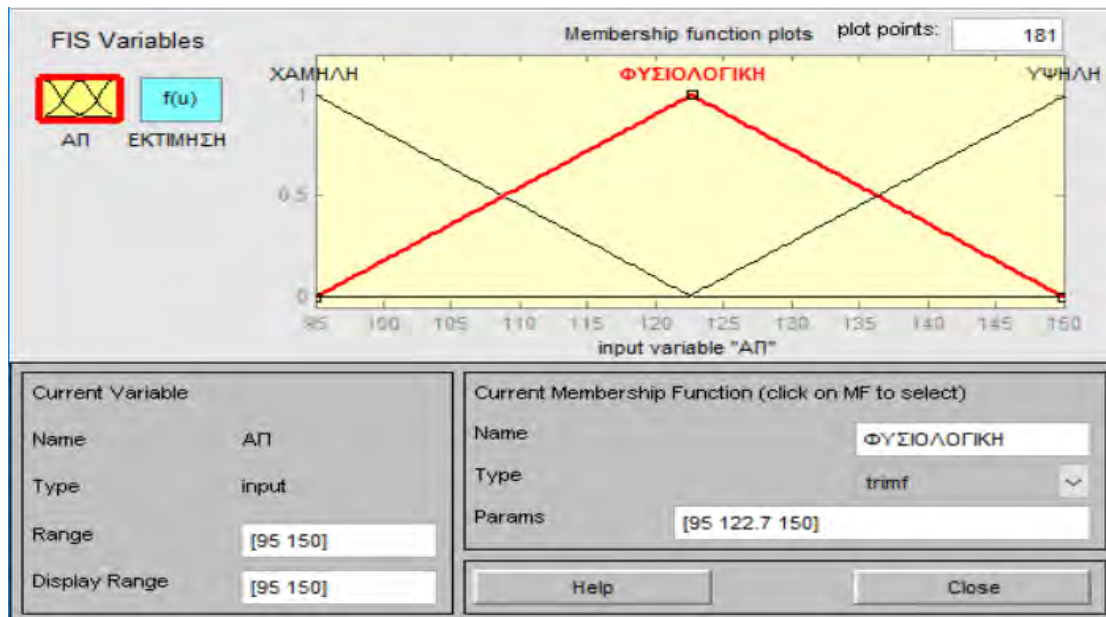
Εικόνα 6. Μεταβολή της αναπαράστασης στο βαθμό συμμετοχής από $\mu_{(A)}x$ σε $\mu_{(A)}x_{\text{πολύ}}$ ή σε $\mu_{(A)}x_{\text{σχεδόν}}$.

Παράδειγμα 2: Για να γίνει καλύτερα αντιληπτή η συνάφεια του βαθμού ασάφειας και της δύναμης της πληροφορίας θα ανατρέξουμε στο ANFIS του παραδείγματος 1. Τα δεδομένα είναι μια σειρά από μετρήσεις της συστολικής ΑΠ που αντιστοιχούν σε μια

¹⁰ N. K. Kasabov, *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. 1996.

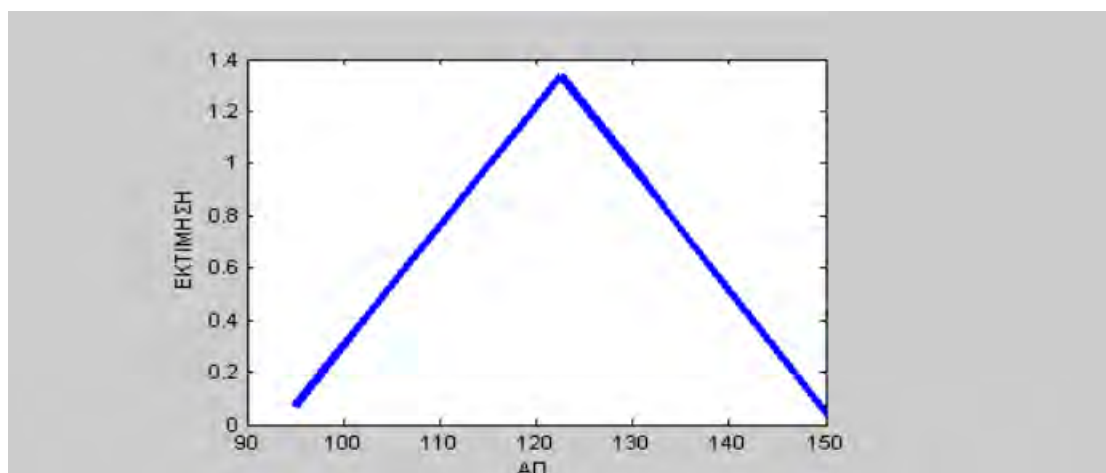
¹¹ D. P. D. Teodorović and K. Vukadinović, "Chapter 1. Basic Definitions of the Fuzzy Sets Theory 1.1.," in *Traffic Control and Transport Planning: A Fuzzy Sets and Neural Networks Approach*, Springer Netherlands, 1998.

ιατρική εκτίμηση της κατάστασης του μετρούμενου υποκειμένου. Με την εργαλειοθήκη του ANFIS μια πρώτη επεξεργασία θα ήταν αυτή που παρουσιάζεται στην Εικόνα 7.



Εικόνα 7. Η εκπαίδευση στο σύστημα του ANFIS αρχίζει με τον ορισμό τριών γλωσσικών μεταβλητών: χαμηλή ΑΠ, φυσιολογική ΑΠ και υψηλή ΑΠ.

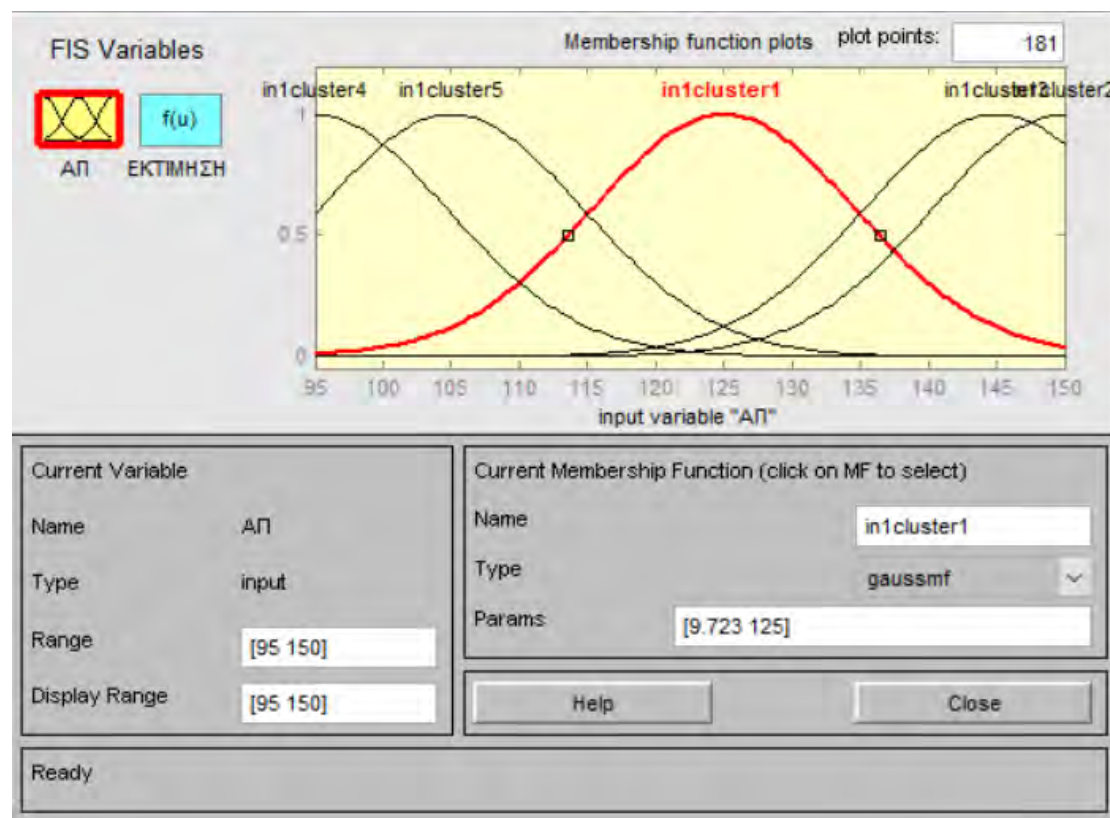
Για τις διάφορες μετρήσεις από το 95 έως το 150mm Hg τέθηκαν 3 διαφορετικοί βαθμοί συμμετοχής για τη συστολική ΑΠ (χαμηλή ΑΠ, φυσιολογική ΑΠ και υψηλή ΑΠ). Οι βαθμοί συμμετοχής απλώνονται τριγωνικά σε όλες τις τιμές που μπορούν να μετρηθούν μεταξύ 95 και 150. Με μια γρήγορη ματιά γίνεται φανερό ότι για να χτιστούν οι βαθμοί συμμετοχής κρατήθηκε μια χαρακτηριστική τιμή με βαθμό 100% (στη χαμηλή ΑΠ το 95, στη φυσιολογική το 122,5, στο υψηλή ΑΠ το 150). Αν και γλωσσικές οι μεταβλητές είναι αρκετά μαθηματικοποιημένες. Μετά το τέλος της εκπαίδευσης το σύστημα θα εκτιμάει από 0 έως 1 το βαθμό στον οποίο είναι φυσιολογική μια συστολική ΑΠ, όπως αυτό φαίνεται στην Εικόνα 8.



Εικόνα 8. Η εκπαίδευση από το σύστημα του ANFIS αποδίδει πολύ κοντινά αποτελέσματα με το μαθηματικό κανόνα.

Το αποτέλεσμα θυμίζει το μαθηματικό κανόνα της εικόνας 1. Αυτό που μας λέει το σύστημα είναι ότι «καταλαβαίνει» ως φυσιολογική μια μέτρηση μεταξύ 116 και 130 mmHg με μέγιστη «φυσιολογικότητα» στα 123 mmHg. Μια τέτοια εκτίμηση με έντονο αριθμητικό χαρακτήρα είναι μακριά από την ιατρική εκτίμηση του αρχικού πίνακα (εμφανίζει 18% λάθος εκπαίδευσης, όπως πληροφορεί το σύστημα του ANFIS, που κάνει τις συγκρίσεις.)

Αν αλλάξει η θεώρηση των δεδομένων μπορούμε να θεωρήσουμε διαφορετικά τον κάθε βαθμό συμμετοχής για τις διάφορες μετρήσεις. Στην περίπτωση αυτή έχουμε πέντε γλωσσικές μεταβλητές :τρεις είναι οι πιο προφανείς, 1-φυσιολογική ΑΠ, 2-υψηλή ΑΠ, 4-χαμηλή ΑΠ. Τι θα μπορούσε να πει κανείς για την μεταβλητή 5 ;Θα μπορούσε να είναι μια γυναίκα που συνήθως παρουσιάζει χαμηλές πιέσεις (φυσιολογικά χαμηλή συστολική ΑΠ);Αντίστοιχα ο βαθμός συμμετοχής 3 θα μπορούσε να αντιστοιχεί σε έναν σχετικά ρυθμισμένο υπερτασικό ασθενή. Καθώς η φυσική γλώσσα αποτυπώνει τα δεδομένα απομακρυνόμαστε από τα μαθηματικά μοντέλα και πλησιάζουμε μια εύκαμπτη (soft) λογική. Το ANFIS συμπεριφέρεται στα δεδομένα υπό αυτή τη λογική με τον τρόπο που φαίνεται στην εικόνα 9.



Εικόνα 9. Η εκπαίδευση στο σύστημα του ANFIS αρχίζει με τον ορισμό πέντε γλωσσικών μεταβλητών. Η διατύπωση αυτή είναι ασαφέστερη από την προηγούμενη.

Παρακολουθώντας την κόκκινη γραμμή μπορούμε να τη θεωρήσουμε ως ένα ασαφές σύνολο (αυτό των φυσιολογικών τιμών). Και με αυτό τον τρόπο υπάρχει μια τιμή στα 125 που είναι δεσμευτική γιατί είναι 100% φυσιολογική και δεν έχει άλλες πληροφορίες. Όμως στην μέτρηση 115 το κόκκινο σύνολο ανήκει 50%,όπως και στην μέτρηση 135. Σε αυτά τα σημεία δεν υπάρχει συμπέρασμα γιατί υπάρχει μέγιστη ασάφεια άρα αυτές οι

μετρήσεις είναι και δεν είναι φυσιολογικές με βεβαιότητα. Προχωρώντας το ANFIS με την παραπάνω ανάλυση αποδίδει το συμπέρασμα της εικόνας 5 που συναντήσαμε και στο παράδειγμα 1.

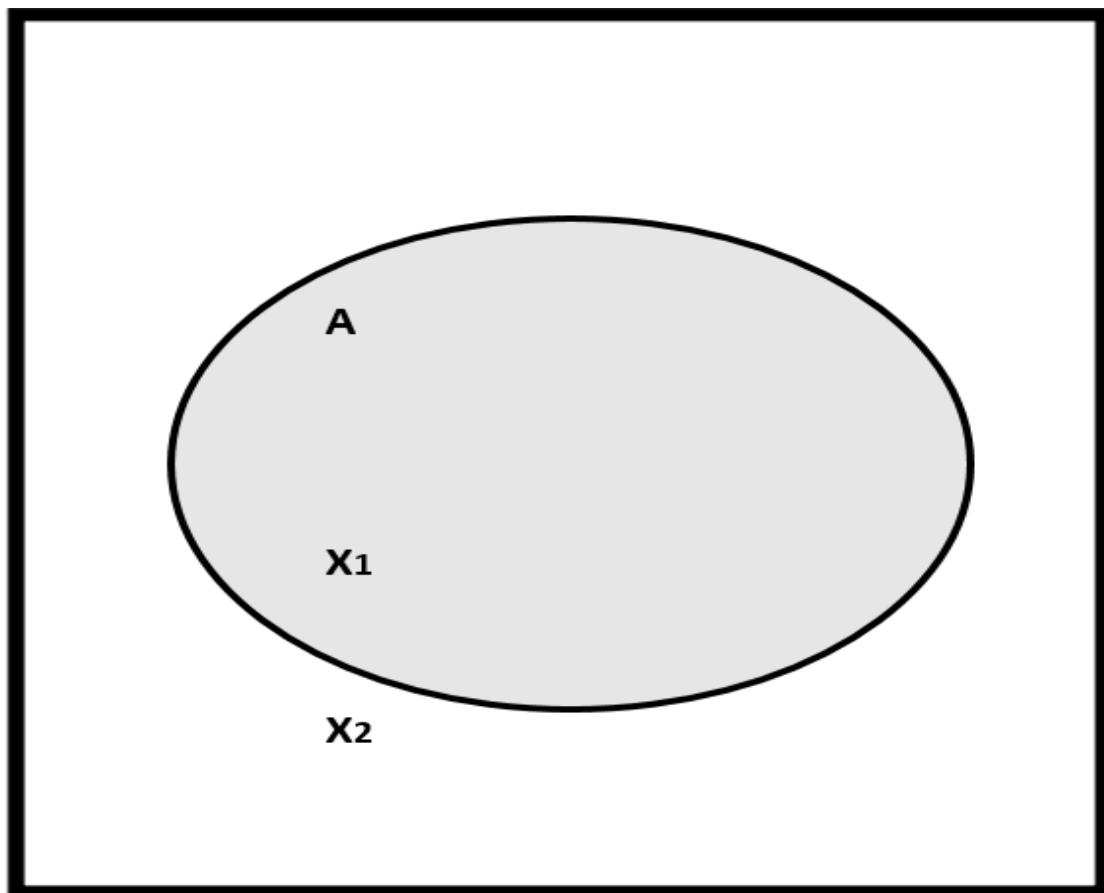
Στην εικόνα 5 υπάρχει το ασαφές σύνολο που συμπεριλαμβάνει τις φυσιολογικές τιμές. Με αυτό τον τρόπο η μέτρηση 105 είναι 55% φυσιολογική, το 110 είναι 80%, το 140 είναι 50% κ.ο.κ. Μια τέτοια θεώρηση της φυσιολογικής συστολικής ΑΠ υπολογίζεται από το ANFIS ότι απέχει 0,003 από την αρχική ιατρική εκτίμηση.

2.3 ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΗ ΘΕΩΡΙΑ ΓΙΑ ΤΑ ΑΣΑΦΗ ΣΥΝΟΛΑ : Η ΓΕΩΜΕΤΡΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ

Στην κλασική θεωρία των συνόλων, ένα στοιχείο x ανήκει (κατά 100%) ή δεν ανήκει (κατά 0%) σε ένα κλασικό σύνολο A . Αν εκφραστεί αυτή η ιδιότητα μέσα από την έννοια της συνάρτησης συμμετοχής $\mu_A(x)$ ισχύει ότι:

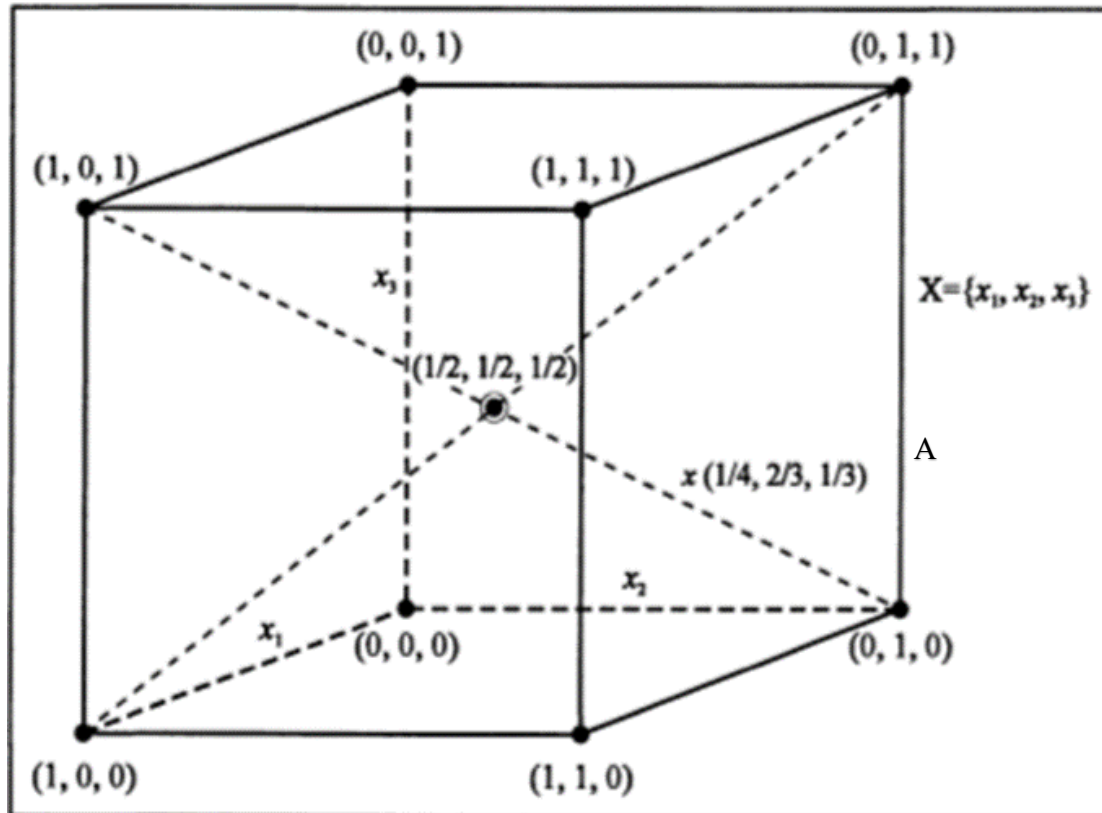
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{αν } x \in A \\ 0, & \text{αν } x \notin A \end{cases}$$

Αν θεωρήσουμε x_1 με $\mu_A(x) = 1$ και x_2 με $\mu_A(x) = 0$ για το σύνολο A , τότε κατά τα γνωστά προκύπτει η αναπαράσταση της Εικόνας 10.



Εικόνα 10 . Η αναπαράσταση ενός κλασικού συνόλου A . Το στοιχείο x_1 ανήκει στο A , ενώ το x_2 όχι.

Μια σημαντική προσπάθεια για τη σχηματοποίηση ενός ασαφούς συνόλου έχει γίνει από το 1992 από τον Kosko ⁴. Στην προσέγγιση αυτή το ασαφές σύνολο αναπαρίσταται με τη βοήθεια ενός υπερκύβου (hypercube), με σκοπό την καλύτερη προοπτική και κατανόηση της θεωρίας των ασαφών συνόλων. Για το συγκεκριμένο σχήμα ένα ασαφές σύνολο A είναι ένα σημείο, έτσι για παράδειγμα για τρεις μεταβλητές x_1, x_2, x_3 προκύπτει ένας κύβος (Εικόνα 11).



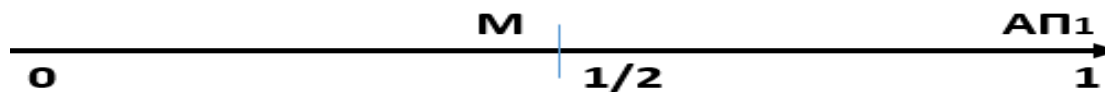
Εικόνα 11 . Ο κύβος του Kosko.

Οι ακμές του συγκεκριμένου κύβου είναι σαφείς αριθμητικές τιμές. Το σημείο $(0,1,0)$ αναπαριστά ένα κλασσικό σύνολο A όπου η x_2 παρουσιάζει $\mu_A(x) = 1$, ενώ x_1, x_3 παρουσιάζουν $\mu_A(x) = 0$ ή με άλλα λόγια δημιουργείται ένα υποσύνολο $\{x_2\}$. Με την ίδια λογική προκύπτουν και οι υπόλοιπες ακμές του κύβου : το υποσύνολο $\{x_1, x_3\}$ στο σημείο $(1,0,1)$, το υποσύνολο $\{x_3\}$ στο σημείο $(0,0,1)$ κ.ο.κ. Δυο ειδικές ακμές είναι το σημείο $(0,0,0)$ που δεν περιέχει καμία μεταβλητή και το σημείο $(1,1,1)$ που αντιστοιχεί στο σύνολο και των τριών μεταβλητών. Επίσης σημειώνονται οι διαγώνιες του κύβου.

Το βασικό ερώτημα που προκύπτει από το σχεδιασμό του κύβου Kosko είναι ότι αν οι ακμές του κύβου αποτελούν κλασσικά σύνολα, όπου μια μεταβλητή ανήκει ή δεν ανήκει τότε τι βρίσκεται στο εσωτερικό του κύβου ; Η απάντηση είναι ότι στο εσωτερικό του κύβου απλώνονται τα ασαφή σύνολα. Έτσι το σημείο $(1/4, 2/3, 1/3)$ στην εικόνα 11 αναπαριστά ένα ασαφές σύνολο όπου ο βαθμός συμμετοχής του x_1 είναι $1/4$, του x_2 είναι $2/3$ και του x_3 είναι $1/3$. Ξεχωριστό είναι το σημείο τομής των διαγώνιων, το κέντρο $(1/2, 1/2, 1/2)$ του κύβου.

Στο κέντρο του κύβου κάθε μία από τις τρεις μεταβλητές x_1 , x_2 , x_3 ανήκουν κατά $1/2$ και παράλληλα δεν ανήκουν κατά το $1/2$. Το παράδοξο του κέντρου όπου κάθε στοιχείο ανήκει και δεν ανήκει στο ίδιο ποσοστό είναι ένα σημείο μέγιστης ασάφειας. Κατά αυτόν τον τρόπο έχουμε μια αναπαράσταση όπου υπάρχουν έξι σημεία όσες και οι ακμές του υπερκύβου που καταλαμβάνονται από κλασσικά σύνολα και έναν υπόλοιπο χώρο ασάφειας (γεμάτο με ασαφή σύνολα). Στο κέντρο του κύβου βρίσκεται το σημείο μέγιστης ασάφειας όπου κάθε σημείο ανήκει και δεν ανήκει στο ίδιο ποσοστό. Διαισθητικά πάνω στις διαγώνιους παρατηρούνται σημεία-ασαφή σύνολα που έχουν αυξημένη ασάφεια όσο πλησιάζουν στο κέντρο και μειωμένη ασάφεια όσο απομακρύνονται από αυτό.

Για να γίνει πιο εύκολα αντιληπτό ο υπερκύβος του Kosko μπορεί να εξεταστεί μια απλοποιημένη εκδοχή μιας διάστασης (Εικόνα 12).

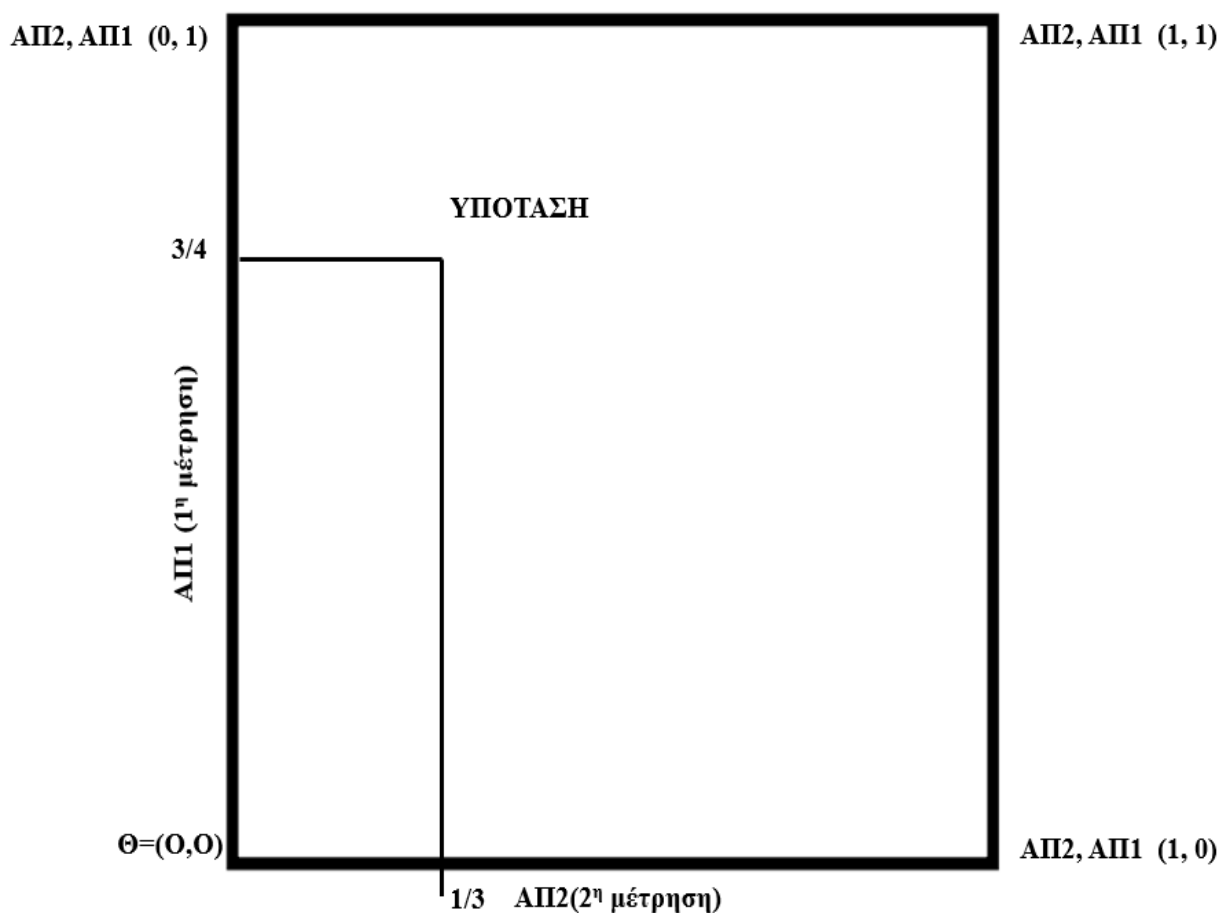


Εικόνα 12. Απλοποιημένος κύβος του Kosko μιας διάστασης. Η μεταβλητή που απεικονίζεται είναι μια τιμή μέτρησης της συστολικής ΑΠ. Το M είναι το ασαφές μέσο και όχι κατά ανάγκη το αριθμητικό τέτοιο.

Αν θεωρήσουμε ότι πρόκειται για μία μέτρηση συστολικής ΑΠ, που στο καταληκτικό σημείο (1) έχει 100% την τιμή π.χ. 120 mmHg αντιστοιχεί σε ένα ξεκάθαρο σημείο μιας φυσιολογικής τιμής. Επίσης ξεκάθαρο σημείο είναι το (0). Στα ενδιάμεσα σημεία με φορά προς την απόλυτη βεβαιότητα συναντώνται μια σειρά από σημεία-ασαφή σύνολα όπου η μέτρηση ανήκει κατά κάποιο ποσοστό (ίσο με το βαθμό συμμετοχής). Αν φανταστούμε το σημείο $1/2$, αυτό αναπαριστά ένα σημείο όπου η τιμή της ΑΠ ανήκει κατά 50% στο σύνολο προς το (1), που είναι οι φυσιολογικές πιέσεις. Ταυτόχρονα ανήκει κατά 50% στο σύνολο με φορά προς το (0). Ένα τέτοιο σύνολο θα μπορούσε να είναι η πρώτη μέτρηση μιας σειράς χαμηλών πιέσεων (υπόταση). Στο κέντρο M όπου η βεβαιότητα είναι ίση με την αβεβαιότητα (50-50) δεν υπάρχει οριστικό συμπέρασμα. Η αριθμητική τιμή για το M δεν είναι το 55 γιατί μια συστολική ΑΠ=55mmHg είναι καθαρή υπόταση και μάλιστα πολύ έντονη υπόταση. Η αριθμητική τιμή για το M, πιο πιθανό είναι να είναι κάτι κοντά στα 90mmHg.

Σημαντικό είναι ότι με την παραπάνω περιγραφή, οι βαθμοί συμμετοχής παύουν να είναι απαραίτητοι ως τέτοιοι στην περιγραφή των συνόλων. Ουσιαστικά μια άλλη διατύπωση του σχήματος θα ήταν ότι ο χαρακτηριστικός βαθμός συμμετοχής της ΑΠ(1) είναι το φυσιολογικό με τιμή 1, για τιμή 110 mmHg, αλλά είναι $\frac{1}{2}$ φυσιολογική ΑΠ και $\frac{1}{2}$ υπόταση για μια τιμή στο σημείο Μ (που αριθμητικά δεν είναι το $\frac{1}{2} \times 110 = 55$, αλλά το ασαφές αντίστοιχο δηλαδή μια αμφιλεγόμενη τιμή όπως το 90).

Μια εξίσου διαφωτιστική περίπτωση είναι η περιγραφή ένας απλοποιημένου υπερκύβου Kosko δύο διαστάσεων ¹² (Εικόνα 13).

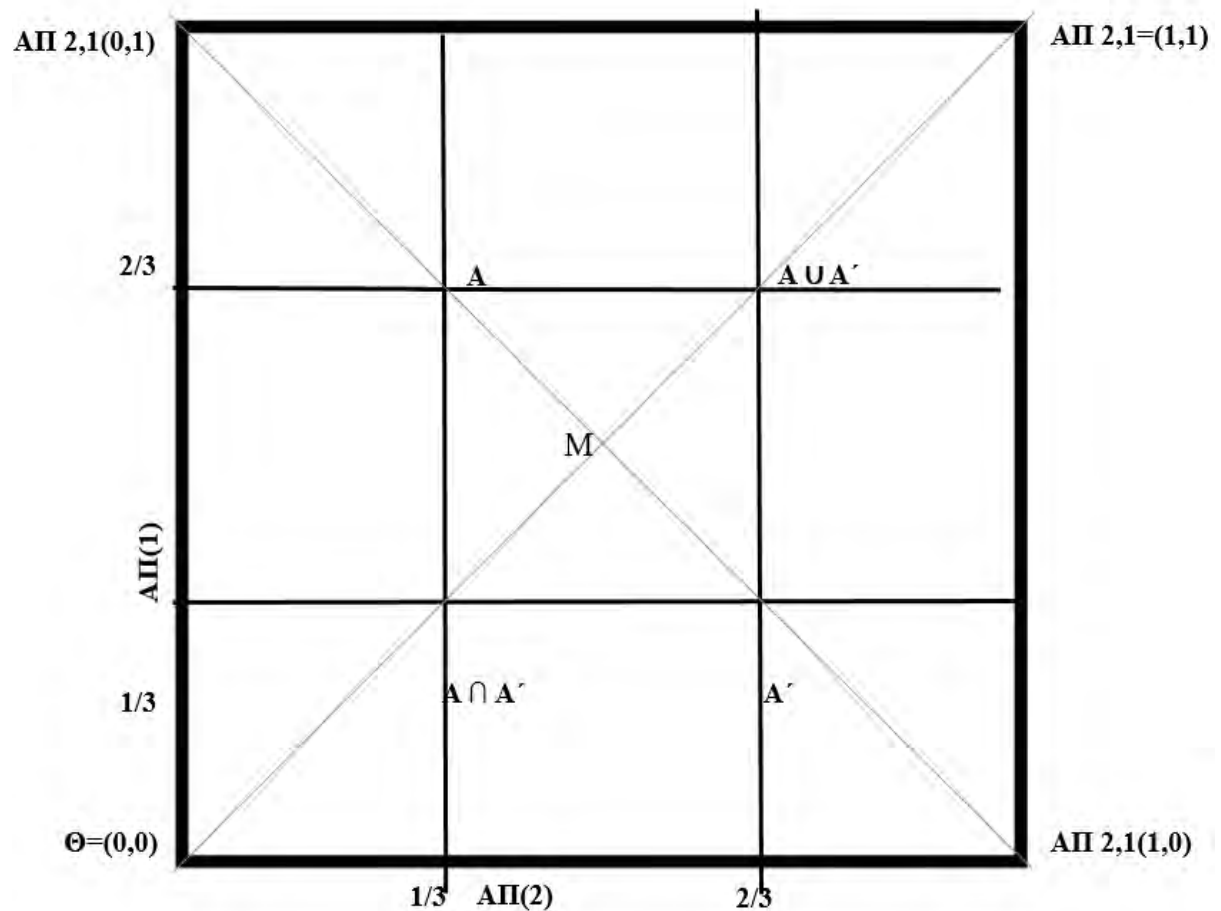


Εικόνα 13. Γεωμετρική απεικόνιση του ασαφούς συνόλου Α ως σημείου σε ένα καρτεσιανό επίπεδο, Στο Α ανήκει κατά $\frac{3}{4}$ η μεταβλητή ΑΠ(1) και κατά $\frac{1}{3}$ η μεταβλητή ΑΠ(2). Οι κλασματικές τιμές $\frac{1}{3}$ και $\frac{3}{4}$ αντιστοιχούν στους βαθμούς συμμετοχής.

Στην απεικόνιση αυτή παριστάνεται η περίπτωση ενός ατόμου με χαμηλές γενικά πιέσεις. Εμφανίζεται χαρακτηριστικό σημείο, που αντιστοιχεί σε ένα ασαφές σύνολο, που ονομάζεται ΥΠΟΤΑΣΗ. Ουσιαστικά έγιναν δυο μετρήσεις ΑΠ, την πρώτη φορά το αποτέλεσμα για τη συστολική πίεση ήταν ΑΠ(1)=105 mmHg και τη δεύτερη φορά ΑΠ(2)=95 mmHg. Με βάση την κλινική εμπειρία στην πρώτη μέτρηση υποπτευθήκαμε

¹² B. Kosko, "Fuzziness vs. probability," *International Journal of General Systems*, vol. 17, no. 2–3. pp. 211–240, 1990.

υπόταση (φυσιολογική με βεβαιότητα $3/4$) και τη δεύτερη φορά το επιβεβαιώσαμε (φυσιολογική κατά $1/3$). Οι κλασματικές τιμές $1/3$ και $3/4$ αντιστοιχούν στους βαθμούς συμμετοχής: η ΑΠ(1) είναι κατά $1/4$ ένδειξη υπότασης και η ΑΠ(2) είναι κατά $2/3$ εκτιμωμένη υπόταση. Οι αριθμητικές τιμές δεν έχουν αντιστοιχία, δηλαδή το σημείο $1/3$ της ΑΠ(2) μπορεί να είναι διαφορετικό από το σημείο $1/3$ του άξονα ΑΠ(1). Στις τέσσερις γωνίες έχουμε τα σημεία της κλασσικής λογικής : Το σημείο Θ είναι η περίπτωση που δεν γνωρίζουμε τίποτα για την ΑΠ, το σημείο ΑΠ(2) ΑΠ(1) $(0, 1)$ είναι αυτό που βρεθήκαμε όταν είχαμε μετρήσει την ΑΠ μόνο την πρώτη φορά, το σημείο ΑΠ(2) ΑΠ(1) $(1, 0)$ είναι εκείνη η κατάσταση που θα είμασταν αν δεν είχαμε καταγράψει την πρώτη φορά και βγάzaμε συμπέρασμα μόνο από τη δεύτερη μέτρηση και τέλος το σημείο ΑΠ $(1,1)$ είναι εκείνο που οι μετρήσεις ταυτίζονται. Προφανώς μια τρίτη μέτρηση ΑΠ(3) θα μας παρέπεμπε σε έναν κύβο κ.ο.κ.



Εικόνα 14. Γεωμετρική απεικόνιση του ασαφούς συνόλου A , του συμπληρωματικού του A' καθώς και των σημείων τομής και ένωσης. Επίσης παριστάνεται και το κεντρικό σημείο M , που στην ασαφή λογική έχει παράδοξες ιδιότητες.

Στην Εικόνα 14 έχουν συμπληρωθεί κάποια σημεία σε σχέση με την Εικόνα 11. Στο κέντρο του τετραγώνου θα βρίσκεται ένα σημείο M που θα αντιστοιχεί σε ένα σύνολο που δεν είναι το A (άρα δεν είναι το σημείο της υπότασης) και στο οποίο θα εμφανίζεται ΑΠ 50% ως υπόταση και 50% ως φυσιολογική, είτε είναι η πρώτη μέτρηση είτε η δεύτερη. Πρόκειται για ένα σημείο μέγιστης ασάφειας άρα και μέγιστων αριθμητικών δυνατοτήτων. Το σημείο αυτό εμφανίζει και μια σειρά από παράξενες ιδιότητες. Λόγω

της κατά $1/2$ συμμετοχής των στοιχείων του θα ισχύει ότι ως σύνολο M είναι ίσο με το συμπληρωματικό του M' ($M + M' = 1$). Επίσης για τον ίδιο λόγο θα ισχύει: $M = M \cup M' = M \cap M' = M'$

Στην περίπτωση αυτή δεν μπορούμε να αποφασίσουμε αν η μετρούμενη πίεση έχει νόημα ή δεν έχει και δεν αποδίδουμε γλωσσικό προσδιορισμό γιατί δεν υπάρχει ένας μοναδικός τέτοιος (παράδοξο του κέντρου).

Στην ίδια εικόνα έχουν συμπληρωθεί εκτός από το σημείο $A (1/3, 2/3)$ και τα σημεία $A' (2/3, 1/3)$, τα σημεία $A \cup A' (2/3, 2/3)$ και $A \cap A' (1/3, 1/3)$. Το \bar{A} είναι το συμπληρωματικό του A . Θα μπορούσαμε να εξηγήσουμε το A ως υπόταση και το \bar{A} ως φυσιολογική ΑΠ, αν υποθέσουμε ότι τη δεύτερη φορά έχουμε διαφορετική βεβαιότητα και ότι οι αριθμητικές τιμές των δυο αξόνων είναι διαφορετικές. Προκύπτει σημείο τομής $A \cap A' (1/3, 1/3)$ που δεν είναι το μηδενικό των κλασσικών συνόλων. Δηλαδή υπάρχει ένα σημείο που και οι δυο μετρήσεις αν και διαφορετικές ως αριθμοί εμφανίζουν την ίδια αξία για την κλινική κατάσταση. Επίσης υπάρχει σημείο ένωσης που δεν ταυτίζεται με το κλασσικό $(1, 1)$. Δηλαδή δυο διαφορετικές μετρήσεις ΑΠ επιβεβαιώνουν και οι δυο τη φυσιολογικότητα (αλλά δεν επιβεβαιώνει η μια την άλλη γιατί είναι διαφορετικές αριθμητικά). Αυτή η εκτροπή από τη θεωρία των κλασσικών συνόλων οφείλεται στην ασαφή λογική. Αν αντιλαμβανόμασταν τα τέσσερα αυτά νέα σημεία να κινούνται ταυτόχρονα και στην ίδια διεύθυνση πάνω στις διαγώνιους τότε θα υπήρχαν δυο περιπτώσεις:

α) Τα σημεία πλησιάζουν ταυτόχρονα στο κέντρο. Η ασάφεια αυξάνει και οι μετρήσεις της αρτηριακής πίεσης είναι αμφίσημες και πολυδύναμες (μπορούν να οδηγήσουν σε πολλά συμπεράσματα)

β) Τα σημεία απομακρύνονται προς τα άκρα. Στις γωνίες θα ισχύει $A \cup A' = \text{ΑΠ}$ και $A \cap A' = 0$, δηλαδή ισχύει ότι και στην κλασσική θεωρία των συνόλων. Όσο πλησιάζουμε στα άκρα πλησιάζουμε σε μια απλή αριθμητική τιμή. Καθώς ουσιαστικά στα άκρα στερούμαστε τουλάχιστον της μιας από τις δύο μετρήσεις, στερούμαστε πληροφορίας και καταπέφτει η εκτίμηση μας. Η προηγούμενη παρατήρηση έχει το εξής νόημα: για να είμαστε σίγουροι για την υπόταση χρειαζόμαστε δυο μετρήσεις, διότι μια μέτρηση έστω και αρκετά χαμηλή δεν μας παρέχει τη βεβαιότητα της εκτίμησης. Η δεύτερη μέτρηση είναι σημαντικότερη από την πρώτη.

Η ασάφεια λοιπόν που προκύπτει από τις επαναλαμβανόμενες μετρήσεις παρέχουν την πληροφορία, όπως οι λήψεις από διαφορετικές γωνίες μας δίνουν μια καλύτερη εικόνα.

Συμπερασματικά λοιπόν ο όρος ασαφής λογική δεν εκφράζει τη μειωμένη αξία μιας μη καθαρής γνώσης. Η ασαφής λογική αναφέρεται σε μια έγκυρη γνώμη, που όμως εμπεριέχει μια πραγματικότητα πολλών αριθμητικών δυνατοτήτων. Θα μπορούσαμε λοιπόν να μιλάμε για μια πολυδύναμη λογική και για πολυδύναμα σύνολα, που δεν διχοτομούν τα αντικείμενα. Η πολυδύναμη αυτή ασάφεια διαφεύγει από τις απαντήσεις του τύπου ναι ή όχι, 1 ή 0, άσπρο ή μαύρο¹³.

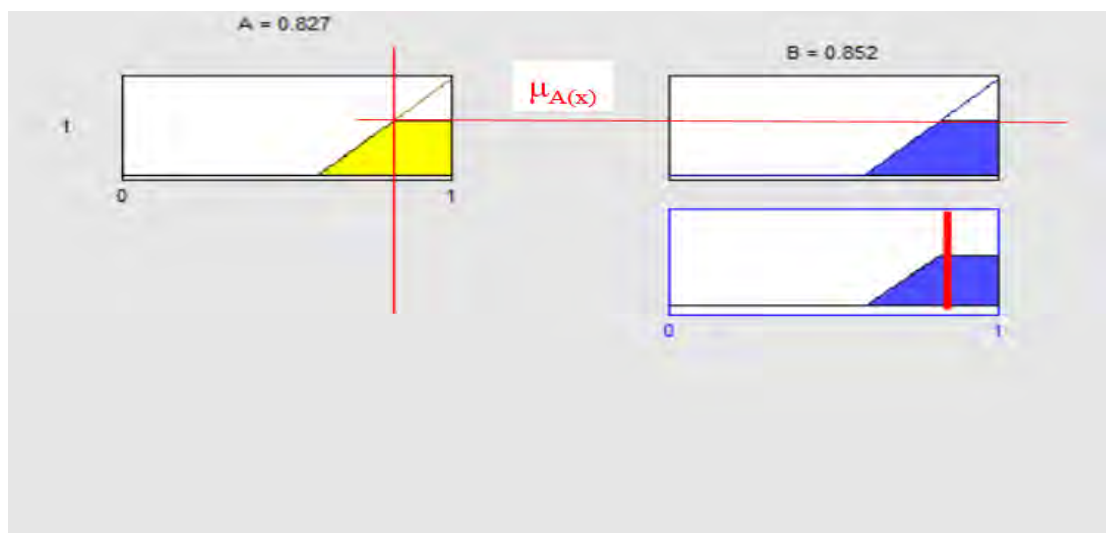
¹³ Ε. Ανευλαβής, "Η ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ ΣΤΗΝ ΚΛΙΝΙΚΗ ΙΑΤΡΙΚΗ," *Arch. Hell. Med.*, vol. 18, no. 4, pp. 401–414, 2001.

2.4 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ : ΑΣΑΦΕΙΣ ΚΑΝΟΝΕΣ ΕΑΝ ΤΟΤΕ (IF THEN)

Η κλασική λογική βασίζεται στην απόλυτη διάκριση της αληθούς από την ψευδή δήλωση. Αν για παράδειγμα είναι γνωστό ότι το η δήλωση A είναι αληθής και ισχύει ο κανόνας *εάν A τότε B* , θα πρέπει και η δήλωση B να είναι αληθής. Τώρα αν έχουμε μία μέτρηση x , που ανήκει για κάποιο λόγο στο A και αφού ισχύει ο κανόνας *εάν A τότε B* , η μέτρηση x θα ανήκει και στο B . Αφού πρόκειται για κλασσικά σύνολα το "ανήκει" μεταφράζεται σε ένα βαθμό συμμετοχής ίσο με τη μονάδα (100%). Οπότε μια λίγο διαφορετική διατύπωση θα ήταν *εάν το x ανήκει οπωσδήποτε (100%) στο A , τότε σίγουρα (100%) ανήκει οπωσδήποτε (100%) στο B* .

Ένας τέτοιος τρόπος επικοινωνίας δεν είναι πολύ συνηθισμένος. Στην ανθρώπινη επικοινωνία συνηθίζεται οι κανόνες που βγάζουν τα συμπεράσματα να είναι περισσότερο ευένδοτοι, αν και εξίσου αληθινοί. Τέτοιους κανόνες υποστηρίζει η ασαφής λογική, που είναι μια γενίκευση της κλασσικής λογικής δηλαδή την προσπερνάει χωρίς να την καταργεί.

Ένας ασαφής κανόνας αποτελείται από δύο βασικά μέρη α) το τμήμα υπόθεσης (premise part) και β) το τμήμα απόδοσης η απόφασης (consequent part). Το τμήμα *εάν A* είναι το η υπόθεση και το τμήμα *τότε B* είναι η απόφαση η συμπεράσμα. Στο βαθμό λοιπόν που μπορεί να διατυπωθεί με ασάφεια ο κανόνας *εάν A τότε B* ($A \rightarrow B$), θα είχαμε μια διατύπωση: «*εάν για κάποιο λόγο το x ανήκει στο A σε ποσοστό $\mu_{A(x)}$ και $A \rightarrow B$, τότε με κάποιο τρόπο το x ανήκει στο σύνολο B το πολύ σε ποσοστό $\mu_{A(x)}$* ». Προφανώς αν $\mu_{A(x)} = 1(100\%)$, έχουμε την υποπερίπτωση ενός κλασσικού κανόνα (διατύπωση συμπεράσματος με κανόνα Mamdani¹⁴- Εικόνα 15).

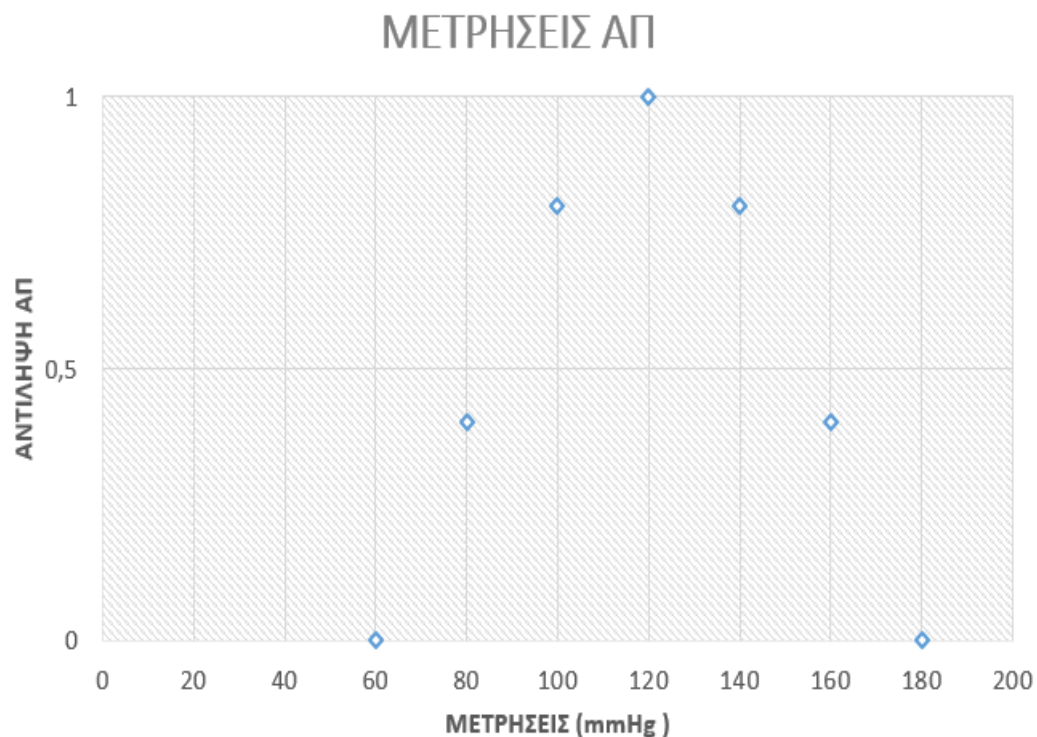


Εικόνα 15. Διατύπωση συμπεράσματος με κανόνα Mamdani: «*εάν για κάποιο λόγο το x ανήκει στο A σε ποσοστό $\mu_{A(x)}$ και $A \rightarrow B$, τότε με κάποιο τρόπο το x ανήκει στο σύνολο B το πολύ σε ποσοστό $\mu_{A(x)}$* »

¹⁴ E. H. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *Int. J. Man. Mach. Stud.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 1975.

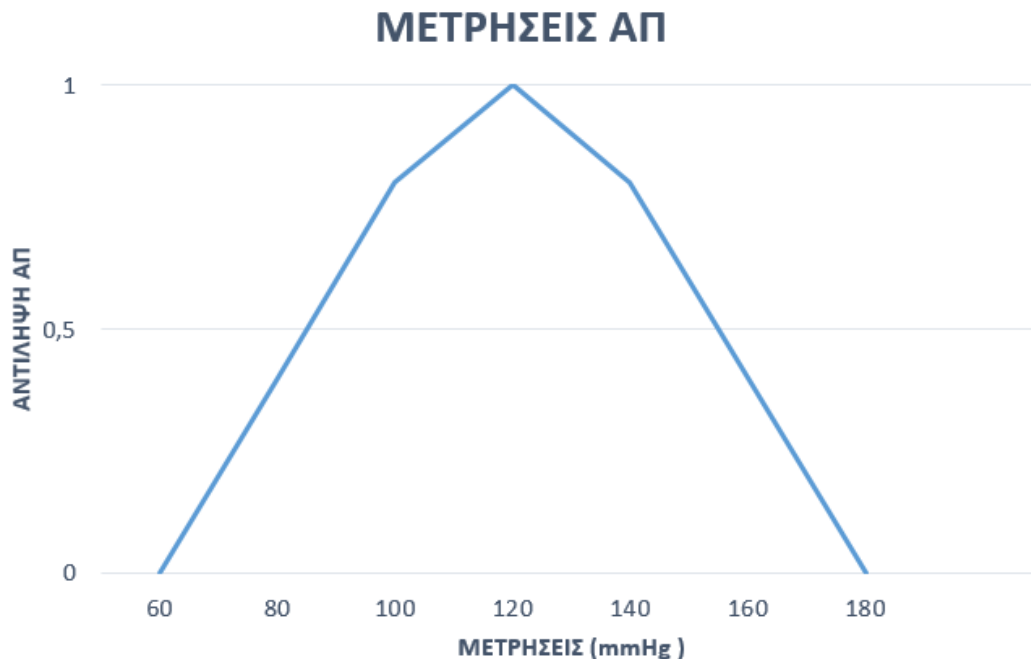
Η ασαφής λογική λειτουργεί συγκροτώντας ασαφή συστήματα, δηλαδή σύνολα από κανόνες (rules), που έχουν ένα υποθετικό μέρος (*Εάν ισχύει ...*) και ένα συμπερασματικό μέρος (*τότε ισχύει ...*). Η συγγένεια, που έχει ένα τέτοιο γενικό σχήμα με τον τρόπο που επικοινωνούν και σκέφτονται οι άνθρωποι είναι παραπάνω από εμφανής. Το ζήτημα είναι άλλο: Υπάρχει ανάγκη να αναπτυχθεί ένα τέτοιο σύστημα για να επεκτείνει τις δυνατότητες της επιστήμης των υπολογιστών; ή πόσο αναγκαία είναι η ανάπτυξη των ασαφών συνόλων, σε μια υπολογιστική επιστήμη που χρησιμοποιεί λέξεις (the methodology of computing with words)¹⁵;

Ένας καλός τρόπος για να γίνει αντιληπτή η λειτουργία ενός κανόνα είναι να επεξεργαστούμε μια συγκεκριμένη έννοια. Για μια ακόμα φορά θα χρησιμοποιήσουμε την ΑΠ. Έστω ότι γίνονται διαδοχικές μετρήσεις της συστολικής ΑΠ και καταγράφονται σε έναν άξονα x. (Εικόνα 7) Οι μετρήσεις αυτές αποτελούν τα δεδομένα που σε πρώτη φάση θα χρησιμοποιηθούν για να συγκροτηθεί το υποθετικό κομμάτι του κανόνα : Εάν η ΑΠ μετρηθεί (60,80,100,120...), τότε το συμπέρασμα είναι ότι ... Προκειμένου να βγει το συμπέρασμα μπορεί να χρησιμοποιήσουμε μια αναλυτική μαθηματική φόρμουλα που συνδυάζει τις μετρήσεις με μια σειρά αριθμών, που θα αντιστοιχούν στην εκτίμηση της ΑΠ στον άξονα y. Ο άξονας y είναι κανονικοποιημένος δηλαδή περιέχει αριθμούς, ώστε $y \in [0,1]$. (Εικόνα 16)



Εικόνα 16. Απεικόνιση μετρήσεων συστολικής ΑΠ σε γράφημα.. Στον άξονα των x τοποθετούνται οι μετρήσεις της ΑΠ σε mmHg : 60,80,100,120,140,160 180. Στον άξονα των y αναπαρίσταται η ιατρική αντίληψη των μετρήσεων, η οποία θα αποτελεί το συμπερασματικό τμήμα του κανόνα.

¹⁵ L. A. Zadeh and L. Fellow, "Fuzzy Logic = Computing with Words," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 103–111, 1996.

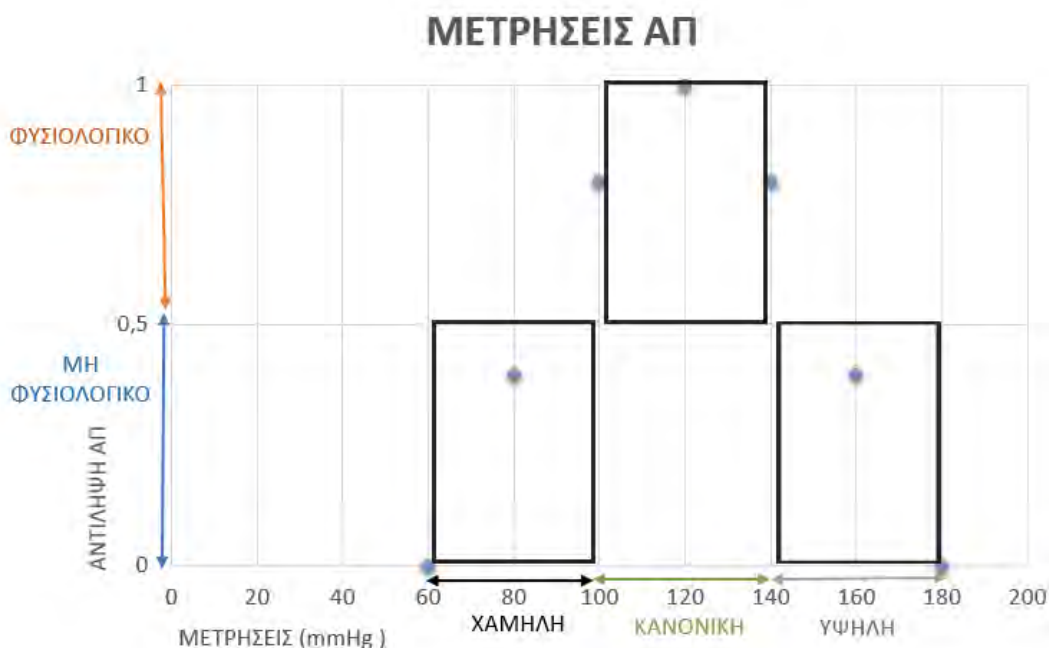


Εικόνα 17. Απεικόνιση μετρήσεων συστολικής ΑΠ σε γράφημα.. Στον άξονα των x τοποθετούνται οι μετρήσεις της ΑΠ σε mmHg : 60,80,100,120,140,160 180. Στον άξονα των y αναπαρίσταται η ιατρική αντίληψη των μετρήσεων, η οποία θα αποτελεί το συμπερασματικό τμήμα του κανόνα με τη μορφή αριθμών. Η μορφή που προκύπτει θυμίζει μια κλασσική συνάρτηση f .

Το παραπάνω γράφημα (Εικόνα 17) χρησιμοποιεί έναν αυστηρά αριθμητικό τρόπο (crisp) αναπαράστασης από όπου προκύπτουν δύο ζητήματα. Το πρώτο θέμα είναι ότι η συνεχής μορφή της συνάρτησης δεν ανταποκρίνεται στην πραγματικότητα των μετρήσεων. Δεν είναι πιθανό να έχουμε μια συνεχή σειρά από μετρήσεις του τύπου 120,119,118 κ.ο.κ. και δεύτερον ακόμα και αν τις έχουμε δεν μπορούμε να αποδώσουμε διαφορετική σημασία σε κάθε μια από αυτές. Πόσο διαφορετική είναι η διαγνωστική αξία μιας μέτρησης της συστολικής ΑΠ στα 118 ή στα 120 ή στα 121mmHg. Τα ζητήματα αυτά έχουν ήδη περιγραφεί από το Zadeh ως αδιέξοδα-ασυμβατότητας¹⁶. Σύμφωνα με τον ορισμό αυτής της αρχής όταν η πολυπλοκότητα σε ένα σύστημα αυξάνεται ,τότε η δυνατότητα για ταυτόχρονα ακριβείς και αξιοσημείωτες περιγραφές μειώνεται . Καθώς η πολυπλοκότητα αυξάνεται εμφανίζεται ένα οριακό σημείο πέρα από το οποίο η ακρίβεια και η σημαντικότητα σχεδόν πάντα αποκλείονται αμοιβαία .

Αντίθετα μπορούμε να προσπεράσουμε αυτές τις δυσκολίες με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής και των γλωσσικών όρων χαμηλή, κανονική και υψηλή για τις μετρήσεις της ΑΠ που θα οριστούν ως φυσιολογική ή μη φυσιολογικό ΑΠ. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργούμε μια λογική σειρά από κανόνες : Εάν η ΑΠ είναι χαμηλή Τότε η κατάσταση δεν είναι φυσιολογική, Εάν η ΑΠ είναι υψηλή Τότε η κατάσταση δεν είναι φυσιολογική και Εάν η ΑΠ είναι κανονική Τότε η κατάσταση είναι φυσιολογική.

¹⁶ L. A. Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, no. 1, 1973.



Εικόνα 18. Απεικόνιση μετρήσεων συστολικής ΑΠ με την βοήθεια ασαφών συνόλων, Οι κανόνες του συστήματος αναπαρίστανται με τη βοήθεια των μαύρων παραλληλογράμμων.

Η απεικόνιση (Εικόνα 18) των ασαφών κανόνων βοηθάει στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο πρόκειται να χειριστεί λεκτικούς όρους μια υπολογιστική μηχανή που χειρίζεται μόνο αριθμούς. Στην απλούστερη περίπτωση (της Εικόνας 17) για κάθε x (μέτρηση ΑΠ), προκύπτει μια τιμή y (αντίληψη ΑΠ) μέσω της συνάρτησης $f(x)$. Στη διαφορετική περίπτωση που χρησιμοποιηθούν οι ασαφείς όροι θα έχουμε τα εξής αποτελέσματα: Αν x ανήκει στις χαμηλές τιμές τότε το y είναι μη φυσιολογικό. Τώρα εφόσον ορίσουμε τα εξής: ΑΠ στην περιοχή ΧΑΜΗΛΗ \triangleq A (η χαμηλή μέτρηση ΑΠ είναι ίση εξορισμού με A) και εκτίμηση ΜΗ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΚΟ \triangleq B (η αντίληψη της ΑΠ είναι εξορισμού ίση με B), τότε ο κανόνας που προκύπτει αποτελεί το καρτεσιανό γινόμενο $A \times B \triangleq \int_{x \times y} \mu_A(x) \cap \mu_B(y) / (x, y)$ ¹⁷. Το ολοκλήρωμα συμβολίζει την ένωση όλων των διαταγμένων ζευγών x, y . Όταν τα πεδία ορισμού X, Y είναι συνεχή η παραπάνω ένωση ταυτίζεται με τις αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής $\mu_A(x)$ και $\mu_B(y)$ και καταλήγουμε: $A \times B = \mu_A(x) \times \mu_B(y)$

Η διαδικασία μετατροπής ενός συστήματος που υπακούει στην κλασική λογική σε ασαφές έχει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Βασικό μειονέκτημα είναι ότι η σιγουριά της τάξης του 100% στην αντιστοιχία μιας μέτρησης και της εκτίμησης είναι μια υποπερίπτωση του συστήματος, άρα δεν είναι δεδομένη. Όμως λύνονται δυο μεγάλα προβλήματα. Πρώτον δεν υπάρχει βιολογικό νόημα (αν η ΑΠ=120, τότε τι διαφορετικό είναι η 119, 118...). Δεύτερον θα έπρεπε να αναπαράγουμε μια κουραστική και σπάταλη σε υπολογιστική ισχύ φλυαρία κανόνων: Αν ΑΠ=120 τότε είναι φυσιολογική, αν ΑΠ=119 τότε είναι λίγο λιγότερο φυσιολογική κ.ο.κ.

¹⁷ D. Dubois and H. Prade, "What are fuzzy rules and how to use them," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 84, no. 2, pp. 169–185, 1996.

2.5 ΤΟ ΙΣΤΟΡΙΚΟ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΝΟΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙ ΚΑΝΟΝΕΣ ΓΙΑ ΝΑ ΟΔΗΓΗΘΕΙ ΣΕ ΙΑΤΡΙΚΕΣ ΑΠΟΦΑΣΕΙΣ : ΤΟ ΠΕΙΡΑΜΑ ΤΟΥ MYCIN

Οι κανόνες εξαγωγής συμπερασμάτων, που δομούνται με τον απλό τρόπο *εάν...τότε* χρησιμοποιούνται πολύ συχνά από τα συστήματα αυτόματης λήψης αποφάσεων. Στο παραπάνω κείμενο αναπτύχθηκε η έννοια ενός ασαφούς συστήματος συμπερασμού, το οποίο δεν είναι η μοναδική περίπτωση προσπέλασης σε τέτοιου είδους προβλήματα. Αντίστοιχη επεξεργασία προσφέρουν και άλλες μεθοδολογίες, όπως για παράδειγμα τα Μπεϋζιανά προγράμματα διάγνωσης¹⁸ (Bayesian diagnosis programs). Η αναφορά αυτή στον πλουραλισμό που υπάρχει στη μεθοδολογία που κάθε φορά μπορεί να υποστηρίζει κανόνες συμπερασμάτων έχει σημασία γιατί τέτοιοι κανόνες έχουν ήδη χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν, υλοποιώντας συστήματα λήψης αποφάσεων στην ιατρική¹⁹.

Το MYCIN χρησιμοποιούσε την τεχνητή νοημοσύνη με σκοπό να ταυτοποιήσει μικρόβια που προκαλούν σοβαρές λοιμώξεις και να προτείνει το κατάλληλο αντιβιοτικό στην κατάλληλη δοσολογία. Το όνομα του προγράμματος προήλθε από το συνεκτικό -μυκίνη που υπάρχει σε πολλά αντιβιοτικά (π.χ. ερυθρομυκίνη, κλαρυθρομυκίνη...). Στο αυθεντικό αρχικό πρόγραμμα αναπτύχθηκαν 200 κανόνες που είχαν ένα υποθετικό και ένα συμπερασματικό τμήμα. Για την καλύτερη αντίληψη του προγράμματος παρατίθενται σε φυσική γλώσσα τρεις τέτοιοι κανόνες :

ΚΑΝΟΝΑΣ 037 *εάν* : 1) Η ταυτότητα του οργανισμού δεν είναι γνωστή με βεβαιότητα, και 2) η χρώση του μικροοργανισμού είναι αρνητική κατά gram, και 3) το σχήμα του οργανισμού είναι ραβδωτό , και 4) είναι αερόβιο μικρόβιο *τότε* : υπάρχουν σημαντικά στοιχεία που υποστηρίζουν ότι ο οργανισμός ανήκει στα εντεροβακτηριοειδή.

ΚΑΝΟΝΑΣ 145 *εάν* : 1) η προτεινόμενη θεραπεία είναι μια από τις παρακάτω :κεφαλοθίνη, κλινδαμυκίνη, ερυθρομυκίνη, βανκομυκίνη, και 2) έχει διαγνωσθεί μηνιγγίτιδα στον ασθενή *τότε* : είναι οριστικό ότι η προτεινόμενη θεραπεία δεν είναι η ενδεδειγμένη για το μικρόβιο.

ΚΑΝΟΝΑΣ 60 *εάν* :ο οργανισμός έχει ταυτοποιηθεί ως βακτηριοειδές *τότε* : η προτεινόμενη θεραπεία είναι μια από τις παρακάτω: 1 - κλινδαμυκίνη (.99) 2 - χλωραμφενικόλη(.99) 3 - ερυθρομυκίνη (.57) 4 - τετρακυκλίνη (.28) 5 - καρβεσιλλίνη(.27)

Η κάθε κλινική παράμετρος που αποθηκεύεται στο MYCIN συνοδεύεται από έναν συντελεστή βεβαιότητάς (certainty factor-CF) . Ο συντελεστής αυτός αντανακλά την «πεποίθηση» του συστήματος ότι η συγκεκριμένη παράμετρος είναι αληθινή. Η ανάγκη για μια τέτοια συγκεκριμένη τυποποίηση υπαγορεύεται από τη φύση της ιατρικής διάγνωσης και της θεραπείας, που αφορούν την κλινική σημασία της διάγνωσης, την

¹⁸ X. Xie, Y. Liu, V. Perkovic, X. Li, T. Ninomiya, W. Hou, N. Zhao, L. Liu, J. Lv, H. Zhang, and H. Wang, "Renin-Angiotensin System Inhibitors and Kidney and Cardiovascular Outcomes in Patients With CKD: A Bayesian Network Meta-analysis of Randomized Clinical Trials," *Am. J. Kidney Dis.*, 2015.

¹⁹ B.G. Buchanan and E.H. Shortliffe., "Rule Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project." Reading, MA: Addison-Wesley, 1984.

αποτελεσματικότητα της θεραπείας και την ίδια τη διάγνωση. Ο συντελεστής CF είναι ένας αριθμός μεταξύ -1 and +1 που χαρακτηρίζει τον βαθμό εμπιστοσύνης σε μια υπόθεση. Ένας θετικός CF αντιστοιχεί σε μια υπόθεση που έχει ισχύ και όσο μεγαλύτερος παρουσιάζεται τόσο μεγαλύτερη είναι η εμπιστοσύνη στην υπόθεση που συνοδεύει. Στην ακραία περίπτωση που $CF = 1$, η υπόθεση είναι κατηγορηματικά σωστή, ενώ αν $CF = -1$ η υπόθεση είναι κατηγορηματικά λανθασμένη και όλες οι ενδιάμεσες τιμές του CF συνοδεύουν υποθετικά τμήματα από κανόνες που ισχύουν μερικά. Στην οριακή τιμή $CF = 0$, δεν υπάρχουν στοιχεία που να υποστηρίζουν ή να απορρίπτουν την αλήθεια της υπόθεσης. Ουσιαστικά το σύστημα βασίζεται σε μια ασάφεια, που αντί του βαθμού συμμετοχής στηρίζεται σε έναν βαθμό βεβαιότητας.

Στο πείραμα του MYCIN μπορούν λοιπόν οι κανόνες να διατυπώνονται με τη συνοδεία ενός συντελεστή βεβαιότητας (certainty factor-CF). Ο CF κυμαίνεται μεταξύ -1 και +1 και αναιρεί την αυστηρή αριθμητική φύση των συμπερασμάτων. Έτσι καταλήγουμε σε έναν ασαφή κανόνα (25) με δυο μέρη του τύπου *εάν X είναι A τότε Y είναι B* με $CF=a$, όπου a είναι μια αριθμητική τιμή για το συντελεστή βεβαιότητας π.χ. στον κανόνα 60 η κλινδαμυκίνη έχει $CF=0.99$.

Κλείνοντας λοιπόν συμπεραίνουμε ότι αν και υπάρχουν αρκετοί τρόποι για να υποστηριχτούν κανόνες λήψης ιατρικών αποφάσεων, εντούτοις η ασαφής λογική υπήρξε σημαντική μέθοδος τόσο ιστορικά (το ορόσημο του MYCIN) όσο και διαχρονικά²⁰. Σημαντικά παραδείγματα λήψης ιατρικών αποφάσεων με ασαφή συμπεράσματα είναι το AEP (auditory evoked potential) στην αναισθησιολογία, το CADIAG²¹ στην καρδιολογία, , το BCI- fuzzy ARTMAP στη νευρολογία και η χρήση ANFIS σε εντατικολογία, δερματολογία, καρδιολογία και νεφρολογία.

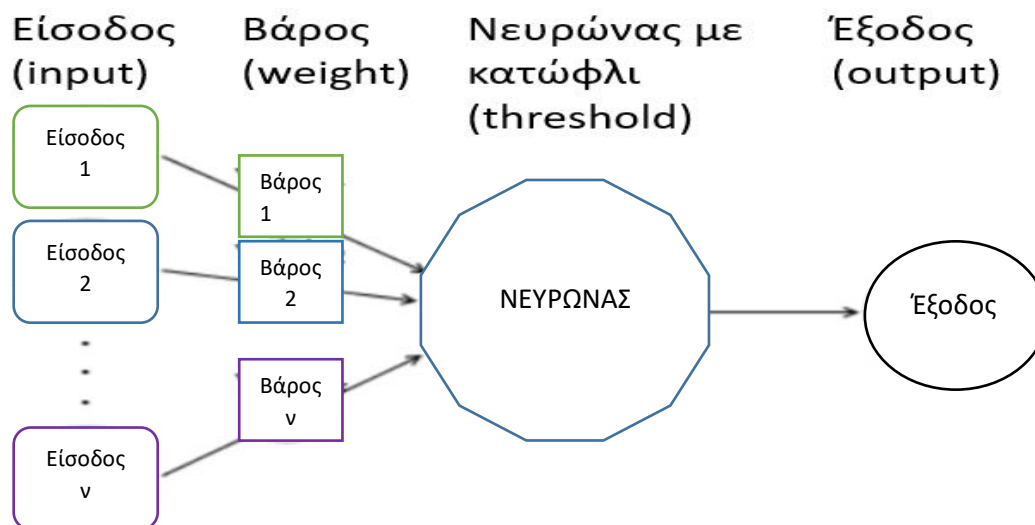
2.6 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Το 1943 δύο επιστήμονες οι Warren S. McCulloch και Walter Pitts από το χώρο των νευροεπιστημών και της πληροφορικής αντίστοιχα, δημοσίευσαν το «A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity» στο *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5:115-133. Στη συγκεκριμένη εργασία αναπτύσσεται η ιδέα ότι η σύνδεση μεταξύ των νευρικών κυττάρων του εγκεφάλου είναι η κινητήρια δύναμη της εξαιρετικά σύνθετης εγκεφαλικής λειτουργίας. Προχωρώντας ένα βήμα παραπέρα οι δύο αυτοί επιστήμονες περιέγραψαν ένα απλοποιημένο μοντέλο του νευρικού κυττάρου ή νευρώνα. Έκτοτε η περιγραφή των McCulloch και Pitts αποτελεί τον πολύ σημαντικό για την επιστήμη των υπολογιστών **MCP νευρώνα** (Εικόνα 19), που αποτελεί τη δομική μονάδα στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (**artificial neural network-ANN**)²².

²⁰ A. Yardimci, "Soft computing in medicine," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 9, no. 3, pp. 1029–1043, 2009.

²¹ K. Boegl, K. P. Adlassnig, Y. Hayashi, T. E. Rothenfluh, and H. Leitich, "Knowledge acquisition in the fuzzy knowledge representation framework of a medical consultation system," *Artif. Intell. Med.*, 2004.

²² Χ. Γούλας, "Σχεδιασμός και Ανάπτυξη Αλγορίθμου Συσταδοποίησης Μεγάλης Κλίμακας Δεδομένων," ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ, 2015.



Εικόνα 19. Απλοποιημένη αναπαράσταση ενός MCP νευρώνα.

Στο παραπάνω μοντέλο τόσο η είσοδος όσο και η έξοδος μπορούν να έχουν δύο μόνο τιμές 1 ή 0, είναι δηλαδή του τύπου όλα ή τίποτα²³. Τις τιμές της εισόδου πολλαπλασιάζει ένα βάρος είτε διεγερτικό-θετικό (1), είτε ανασταλτικό-αρνητικό (-1) διαμορφώνοντας ένα γινόμενο. Το άθροισμα των προηγούμενων γινομένων γίνεται μέσα στο νευρώνα, όπου ένα κατώφλι (εσωτερικό όριο) ορίζει ποιος συνδυασμός γινομένων θα βγει στην έξοδο ως 1, ενώ τα υπόλοιπα γινόμενα απορρίπτονται ως 0.

Μια πολύ απλή περιγραφή για το παραπάνω μοντέλο θα μπορούσε να είναι η εξής. Έστω ότι έχουμε καταγεγραμμένες οκτώ μετρήσεις συστολικής ΑΠ για 4 ασθενείς (δύο μετρήσεις για τον καθένα). Για κάθε μέτρηση έχουμε ορίσει το αν είναι φυσιολογική τιμή (1) ή όχι (0). Επίσης για λόγους απλότητας θεωρούμε ότι το βάρος είναι σταθερά διεγερτικό (1) και δεν θα εξετασθεί η περίπτωση που το βάρος είναι ανασταλτικό-αρνητικό (-1). Σε κάθε περίπτωση χρειαζόμαστε ένα νευρώνα που θα αποφασίζει αν έχουμε φυσιολογική συστολική ΑΠ ή όχι. Για να εκπαιδευτεί ο νευρώνας αυτός του παρέχουμε και μια σειρά από αποφάσεις-εξόδους. Στην απόφαση μας είμαστε αυστηροί και θεωρούμε φυσιολογικό το αποτέλεσμα των μετρήσεων μόνο αν και οι δύο μετρήσεις είναι φυσιολογικές (η περίπτωση της λειτουργίας AND στις εισόδους). Στην περίπτωση αυτή θα προκύψει ο παρακάτω πίνακας I :

Μετρήσεις	Είσοδοι/Ανεξάρτητες Μεταβλητές		Έξοδοι/Εξαρτημένες μεταβλητές
	1 ^η ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΠ	2 ^η ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΠ	ΑΠΟΦΑΣΗ
No 1	1	1	1
No 2	0	1	0
No 3	1	0	0
No 4	0	0	0

Πίνακας I. Μετρήσεις ΑΠ : 1 =φυσιολογική 0=μη φυσιολογική

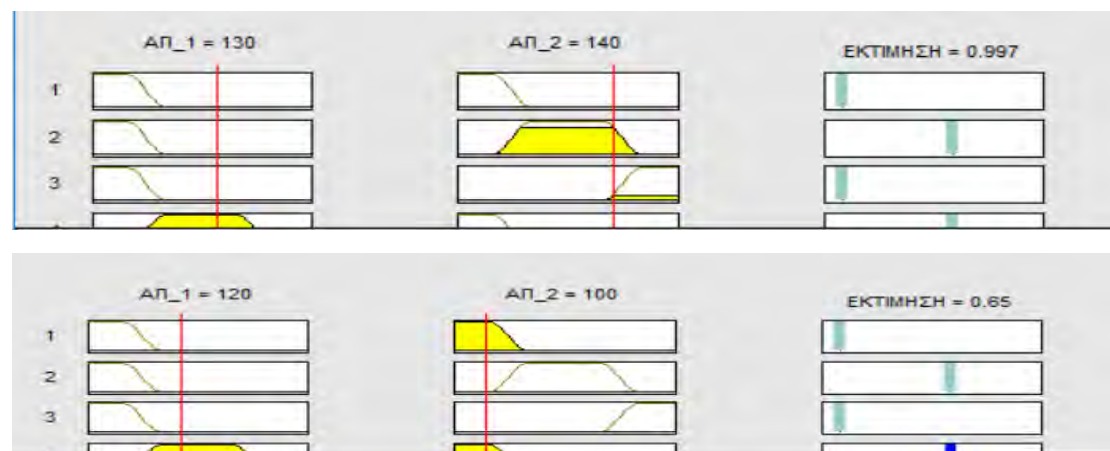
²³ Ι. Χατζηλάου, Δ. Κουπατσιάρης, and Γ. Τσεκούρας, "ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ," Σχολή Ναυτικών Δοκίμων, 2008.

Προκειμένου να προχωρήσουμε στην ολοκλήρωση της κατασκευής του νευρώνα πρέπει να οριστεί μια τιμή κατώφλιου (ένα εσωτερικό όριο) που θα διαχωρίζει τον ένα και μόνο φυσιολογικό ασθενή από τους υπόλοιπους. Εκτελώντας απλούς υπολογισμούς θα έχουμε με σταθερό βάρος το διεγερτικό (+1) : για τον Νο1:(1×1)+(1×1)=2,για τον Νο2:(0×1)+(1×1)=1,για τον Νο3:(1×1)+(0×1)=1 και για τον Νο 4:(0×1)+(0×1)=0. Συνεπώς αν τεθεί ένα κατώφλι K, ώστε $1 < K \leq 2$ απομονώνεται ο φυσιολογικός Νο1 και διαμορφώνεται ο παρακάτω πίνακας Π που κωδικοποιεί έναν πλήρη νευρώνα.

Μετρήσεις	Είσοδος 1 (βάρος:+1)	Είσοδος 2 (βάρος:+1)	Άθροισμα γινομένων (Σ)	Σχέση (Σ) με κατώφλι (K)	Έξοδος
ΑΣΘΕΝΕΙΣ	1 ^η ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΠ	2 ^η ΜΕΤΡΗΣΗ ΑΠ	1η×(+1)+ 2η×(+1)	(Σ) ?(K)	ΑΠΟΦΑΣΗ
Νο 1	1	1	2	(Σ) >(K)	1
Νο 2	0	1	1	(Σ) <(K)	0
Νο 3	1	0	1	(Σ) <(K)	0
Νο 4	0	0	0	(Σ) <(K)	0

Πίνακας Π .Ολοκλήρωση του νευρώνα- πίνακα Ι . Μετρήσεις ΑΠ : 1 =φυσιολογική 0=μη φυσιολογική.

Παράδειγμα 5: Ας υποθέσουμε ότι έχουμε καταγεγραμμένες μια σειρά από διπλές μετρήσεις συστολικής ΑΠ. Ακολουθώντας το παράδειγμα 5 που χρησιμοποιήθηκε για το νευρωνικό δίκτυο θέτουμε ως απαίτηση να υπάρχουν δυο μετρήσεις που θα είναι και οι δυο στα όρια του φυσιολογικού (από 110-130mmHg), ώστε να συμπεράνουμε ότι η ΑΠ είναι φυσιολογική. Τότε η εκτίμηση θα είναι 100% (θα είναι 1). Σε κάθε άλλη περίπτωση υπάρχει αμφιβολία που εκφράζεται με ένα ποσοστό μεταξύ 99-0% (0,99-0). Η ύπαρξη αμφιβολίας δημιουργεί περιβάλλον ασαφούς λογικής και η καταγραφή προχωράει με τη βοήθεια της εκπαίδευσης ενός ANFIS. Μέσα από τη λειτουργία των κανόνων πλέον είναι δυνατή η πρόβλεψη για διάφορα ζεύγη μετρήσεων ΑΠ. Στην εικόνα 11 έχουμε τα συμπεράσματα για το ζεύγος [130,140] και [120,100]. Στην πρώτη περίπτωση η συστολική ΑΠ είναι φυσιολογική με βεβαιότητα 99,7%, ενώ στη δεύτερη περίπτωση το ποσοστό 65% είναι περισσότερο δηλωτικό μιας αμφιβολίας. (Εικόνα 20)



Εικόνα 20. Μέσα από τη λειτουργία που απεικονίζει τους κανόνες (view rules), μπορούμε να προβλέπουμε έναν βαθμό συμμετοχής που υποστηρίζεται από δυο μετρήσεις. Τη λειτουργία του ANFIS υποστηρίζει νευρωνικό δίκτυο, όπως αυτό που αναπτύσσεται στο παραπάνω κείμενο.

2.7 ΣΥΝΔΥΑΖΟΝΤΑΣ ΤΑ ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΤΑ ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ (Η ΑΝΑΖΗΤΗΣΗ ΜΙΑΣ ΚΟΙΝΗΣ ΓΛΩΣΣΑΣ)

Ο συνδυασμός της ασαφούς λογικής με τα νευρωνικά δίκτυα αποτελεί μια εξέλιξη για την επιστήμη των υπολογιστών που την απελευθερώνει από τις αυστηρές (hard) μαθηματικές έννοιες. Ο τομέας αυτός συνηθίζεται να περιγράφεται στη διεθνή βιβλιογραφία ως *soft computing* ή SC (ήπια υπολογιστική). Βέβαια το εύρος του SC ξεπερνάει τις ανάγκες της συγκεκριμένης εργασίας. Όμως μια αδρή περιγραφή της συνδυασμένης λειτουργίας των ασαφών συστημάτων (FS) από τη μία και των νευρωνικών δικτύων (ANN) από την άλλη μεριά είναι απαραίτητη, ώστε να μην αντιμετωπίζεται η διαδικασία *a priori* ως μαύρο κουτί, που απλά δέχεται ασαφή στοιχεία από μια είσοδο για να βγάλει αποτελέσματα σε μια έξοδο

Για να γίνει καλύτερα κατανοητή η συνδυασμένη λειτουργία, ας υποθέσουμε ότι μια δεδομένη στιγμή εισάγονται δεδομένα σε ένα FS που ονομάζεται [A] και σε ένα ANN το [N]. Για να λειτουργήσουν παράλληλα (//) τα δυο συστήματα θα εκτελεστούν τα εξής τέσσερα βήματα ²⁴ :

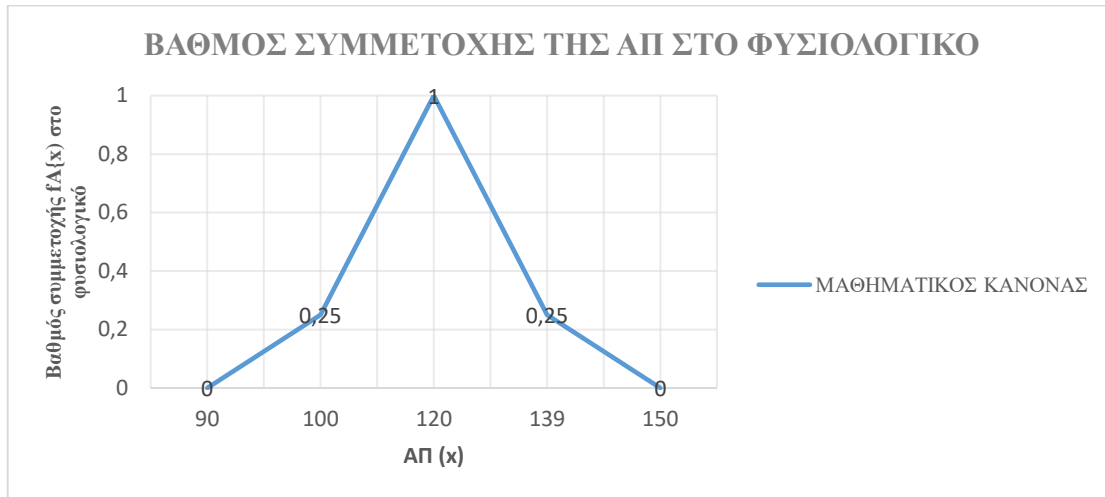
- 1^ο ΕΙΣΟΔΟΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΟ [A]//ΕΙΣΟΔΟΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΟ [N] ,
- 2^ο ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΝΟΝΩΝ ΣΤΟ [A]//ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΔΙΚΤΥΟΥ ΣΤΟ [N],
- 3^ο ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΗΣ ΣΤΟ [A]// ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ΣΤΟ [N],
- 4^ο ΑΦΑΙΡΕΣΗ ΜΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΩΝ ΚΑΝΟΝΩΝ ΣΤΟ [A]// ΑΦΑΙΡΕΣΗ ΜΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ ΣΤΟ [B].

Η διαφορά που υπάρχει στην εκτέλεση τέτοιων υβριδικών προγραμμάτων είναι ότι δεν έχουμε αυτόνομη ανάπτυξη του κάθε συστήματος ξεχωριστά , αλλά οτιδήποτε συμβαίνει στο επίπεδο του [A], μεταφράζεται στο επίπεδο του [N] και το αντίστροφο.

Παρατηρώντας τον παραπάνω παράλληλο βηματισμό διακρίνεται μια πρακτική δυσκολία στο πρώτο βήμα. Στο [A] η είσοδος των δεδομένων έχει τη μορφή της φυσικής γλώσσας. Για παράδειγμα έχω μια *φυσιολογική* ή μια *χαμηλή* αρτηριακή πίεση. Στο [N] χρειάζομαι μια αριθμητική τιμή για να λειτουργήσει ομαλά η εκπαίδευση, η οποία βέβαια δεν μπορεί να αναιρεί την *ασαφοποίηση*, άρα δεν θα είναι η πρωτογενής τιμή σε mmHg. Πρέπει να είναι κάτι άλλο.

Αυτός ο διαφορετικός αριθμός που θα υβριδοποιήσει το σύστημα διαφαίνεται στην απλοποιημένη εκδοχή της Εικόνας 2 (σελ.11) παρακάτω (Εικόνα 21).Ο κάθετος άξονας αριθμείται από 0 έως 1 και συμπεριλαμβάνει αριθμητικές τιμές που χαρακτηρίζουν το βαθμό συμμετοχής μιας μέτρησης στην έννοια του φυσιολογικού (A).

²⁴ Y. Lin and G. A. Cunningham, "A New Approach to Fuzzy-Neural System Modeling," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 190–198, 1995.



Εικόνα 21. Απλοποιημένη απεικόνιση της Εικόνας 2. Διατηρήθηκε μόνο η μαθηματική προσέγγιση στο βαθμό συμμετοχής

Στη μέτρηση 100 mmHg αντιστοιχεί βαθμός συμμετοχής $\mu(A)_{100} = \alpha_{100} = 0,25$. Προκύπτει λοιπόν ένα σύνολο τέτοιων αριθμών συμμετοχής α σε ένα ασαφές σύνολο A για το οποίο ισχύει :

$$A_\alpha = \{ x \in X : \mu(A) \geq \alpha \} \quad \forall \alpha \in [0,1]$$

Το A_α ονομάζεται σύνολο α -επιπέδου (α -level set or α -cut). Με αυτόν τον τρόπο ασαφή δεδομένα αποκτούν μια αριθμητική τιμή, που θα χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια από τα νευρωνικά δίκτυα. Αν εφαρμόσουμε λοιπόν στις πέντε μετρήσεις της εικόνας 19 (x : (90, 100, 120, 139, 150 mmHg)) έναν ασαφή κανόνα του τύπου εάν-τότε θα έχουμε την εξής σειρά :

Εάν το x είναι φυσιολογικό τότε το y είναι φυσιολογικό. Ο κανόνας αυτός για το νευρωνικό δίκτυο θα αποτελείται από δυο διανύσματα :

α. Διάνυσμα εισόδου : $(\mu(A)(0,0), \mu(A)(0,25), \mu(A)(1,0), \mu(A)(0,25), \mu(A)(0,0))$

β. Διάνυσμα εξόδου : $(\mu(B)(0,0), \mu(B)(0,25), \mu(B)(1,0), \mu(B)(0,25), \mu(B)(0,0))$.

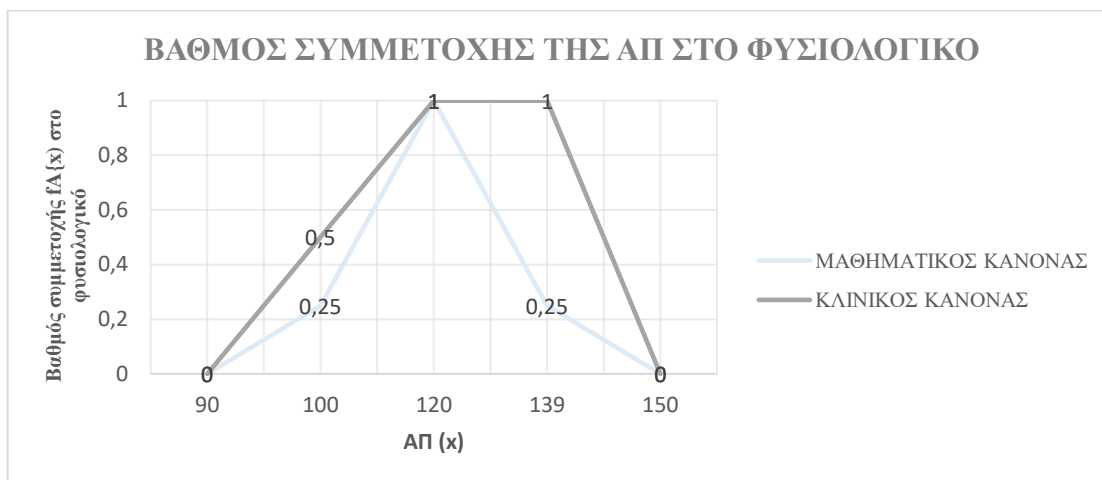
Το διάνυσμα εξόδου που προέκυψε από την παραπάνω διαδικασία θα συγκριθεί με μια δεδομένη τιμή που συμπεριλαμβάνεται στα δεδομένα εκπαίδευσης (data set), π.χ.:

γ. (Διάνυσμα εξόδου)' : $(\mu(B')(0,0), \mu(B')(0,5), \mu(B')(1,0), \mu(B')(1,0), \mu(B')(0,0))$

Αν προκύψει διαφορά με τη βοήθεια των αλγορίθμων εκπαίδευσης θα εκπαιδευτεί το δίκτυο, ώστε να διορθωθεί το διάνυσμα εισόδου, που αναπαριστά το βαθμό :

δ. (Διάνυσμα εισόδου)' : $(\mu(A')(0,0), \mu(A')(0,5), \mu(A')(1,0), \mu(A')(1,0), \mu(A')(0,0))$.

Μια τέτοια αλλαγή θα μπορούσε να μεταβάλλει την γραφική παράσταση στην Εικόνα 9, ώστε να παρουσιάζεται πλέον με την μορφή της Εικόνας 22. Ο παραπάνω τρόπος αποτελεί μια προσέγγιση ανάμεσα σε άλλες που επιτρέπει την υβριδική μάθηση. Υπάρχουν και άλλες εξίσου αποτελεσματικές προσεγγίσεις . Επίσης στην παραπάνω ανάλυση λείπει εντελώς οποιαδήποτε αναφορά στα συναπτικά βάρη που είναι η ψυχή των νευρωνικών δικτύων, τα οποία αναπτύσσονται σε άλλα σημεία της εργασίας.



Εικόνα 22. Απλοποιημένη απεικόνιση της Εικόνας 2. Διατηρήθηκε εμφανής μόνο η κλινική προσέγγιση στο βαθμό συμμετοχής. Την αλλαγή επέβαλε το data set του παραδείγματος.

Το συγκεκριμένο κομμάτι της εργασίας εστιάζει πάνω στα ασαφή σύνολα και στον τρόπο που αναλύονται αν και όντως fuzzy με έναν αριθμητικό τρόπο. Πρακτικά έχοντας κατά νου ότι προκύπτουν αντίστοιχες τέτοιες λύσεις σε διάφορα σημεία ανάπτυξης των νευρο-ασαφών συστημάτων, γίνεται πιο κατανοητό το πως λειτουργεί ένα ασαφές σύστημα και παράλληλα μειώνεται σε εργαστηριακό επίπεδο ο χρόνος εκπαίδευσης.

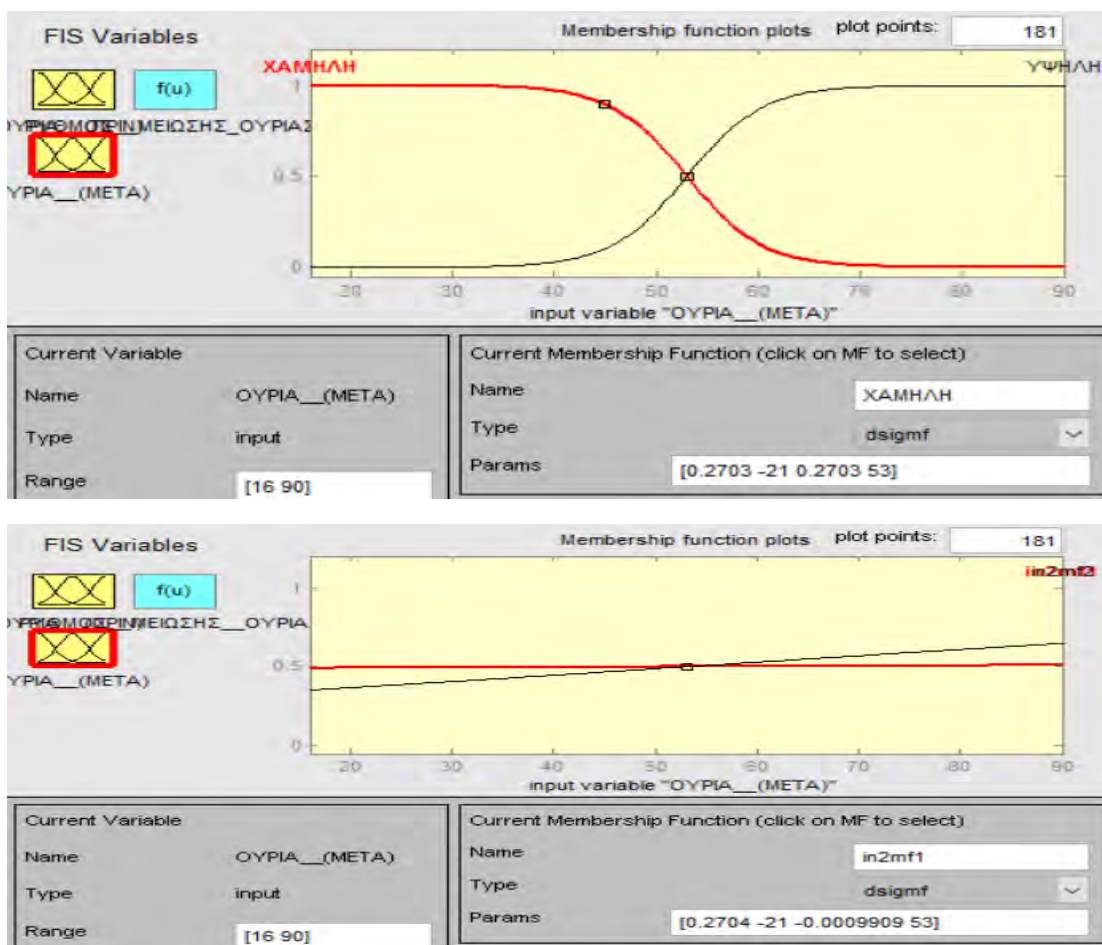
Παράδειγμα 6 : Στις μονάδες τεχνητού νεφρού δυο μετρήσεις της ουρίας στο αίμα χρησιμοποιούνται για να παρθούν αποφάσεις και για να σχεδιαστεί η στρατηγική της αιμοκάθαρσης σε κάθε νεφροπαθή. Λαμβάνουμε μια μέτρηση της ουρίας πριν συνδεθεί ο ασθενής στο μηχάνημα και μια μέτρηση της ουρίας στην αποσύνδεση. Έχει επικρατήσει η μέτρηση στη σύνδεση να ονομάζεται ουρία πριν την αιμοκάθαρση ή πιο απλά **ουρία (πριν)** και η μέτρηση στην αποσύνδεση **ουρία (μετά)**. Προφανώς ένας απλός υπολογισμός του ρυθμού μείωσης της ουρίας κατά τη συνεδρία αντιστοιχεί σε επαρκή ή μη επαρκή κάθαρση. Ένας τέτοιος λόγος (ουρία πριν-ουρία μετά)/(ουρία πριν) καλείται διεθνώς **URR** (Urea Reduction Rate) και χρησιμοποιείται για να διαχωρίσει την επαρκή από την ανεπαρκή αιμοκάθαρση με όριο αναφοράς το 65%. Ένα τμήμα της μηνιαίας καταγραφής για την κινητική της ουρίας φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

ΟΥΡΙΑ (ΠΡΙΝ)	ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ)	ΡΥΘΜΟΣ ΜΕΙΩΣΗΣ ΤΗΣ ΟΥΡΙΑΣ
159,00	61,00	<u>0,62</u>
101,00	33,00	<u>0,67</u>
152,00	84,00	<u>0,45</u>
140,00	59,00	<u>0,58</u>
152,00	42,00	<u>0,72</u>
131,00	51,00	<u>0,61</u>
132,00	50,00	<u>0,62</u>
142,00	48,00	<u>0,66</u>
92,00	29,00	<u>0,68</u>
136,00	35,00	<u>0,74</u>

218,00	90,00	0,59
130,00	37,00	0,72
98,00	25,00	0,74
133,00	42,00	0,68
91,00	16,00	0,82
144,00	53,00	0,63
135,00	32,00	0,76
209,00	83,00	0,60
151,00	55,00	0,64
137,00	35,00	0,74

Πίνακας III. Μηνιαίες μετρήσεις ουρίας πριν και μετά την αιμοκάθαρση καθώς και υπολογισμός του ρυθμού μείωσης.

Στη συνέχεια θα εκπαιδευσουμε ένα ANFIS με βάση τα συγκεκριμένα δεδομένα. Οι δύο εισόδους είναι η τιμή της ουρίας πριν την αιμοκάθαρση και η τιμή της ουρίας μετά το τέλος της συνεδρίας. Η έξοδος είναι ο υπολογισμένος ρυθμός μείωσης της ουρίας (URR). Αρχικά αποδίδεται στα δεδομένα ΟΥΡΙΑ (ΠΙΝ) και ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ) ένας τυποποιημένος βαθμός συμμετοχής μέσα από την εργαλειοθήκη. Μετά την εκπαίδευση τα διάνυσματα αλλάζουν και π.χ. το νέο διάνυσμα εισόδου ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ) είναι φανερά διαφορετικό. Ο λόγος είναι ότι η είσοδος προσαρμόστηκε στα δεδομένα της εξόδου. (Εικόνα 23)



Εικόνα 23. ANFIS για τον υπολογισμό του URR . Μετά την εκπαίδευση το νέο διάνυσμα εισόδου ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ) είναι φανερά διαφορετικό (κάτω). Ο λόγος είναι ότι η είσοδος προσαρμόστηκε στα δεδομένα της εξόδου (URR)

Η ομοιότητα με αυτό που συνέβη στην εικόνα 10 προκύπτει από την παρόμοια διεργασία του συστήματος. Στο παράδειγμα η αρχική προτυποποιημένη έκφραση της ουρίας μετά προϋπολογίζει βαθμό συμμετοχής=1 (100%) για μια πληθώρα μετρήσεων τόσο για το χαρακτηρισμό χαμηλό, όσο και για το χαρακτηρισμό υψηλό. Μετά την εκπαίδευση τα πραγματικά δεδομένα επαναπροσδιορίζουν τους βαθμούς συμμετοχής και πλέον βαθμός=1(100%) δεν υπάρχει.

2.8 Η ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ ΚΑΙ ΤΟ ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ : ΠΟΛΛΑΠΛΕΣ ΠΡΟΣΣΕΓΓΙΣΕΙΣ

Η δύναμη και η αποτελεσματικότητα ενός υβριδικού συστήματος προκύπτει από την παράλληλη, αλλά αλληλένδετη ανάπτυξη ενός ασαφούς συστήματος και ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Υπάρχουν δυο καλά περιγραφικά παραδείγματα που συλλαμβάνουν το νόημα της νευρο-ασαφούς συζυγίας, το ένα είναι δανεισμένο από την ιατρική και το άλλο από την πληροφορική. Η πρώτη προσέγγιση είναι να σκεφτεί κανείς μεταφορικά ότι το ασαφές σύστημα FS αντιστοιχεί στην ανθρώπινη ψυχολογία και το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ANN στη φυσιολογία²⁵. Ένα νευρικό κύτταρο με τις συνδέσεις του λειτουργεί προωθώντας μια ηλεκτρική εκκένωση. Μια τέτοια περιγραφή ανήκει στο χώρο της φυσιολογίας του νευρικού συστήματος. Ταυτόχρονα το αποτέλεσμα μιας σειράς από νευρικά σήματα για την ψυχολογία είναι μια σκέψη, μια δράση, ένα συναίσθημα κ.ο.κ. Μια δεύτερη εξίσου καλή μεταφορά είναι να σκεφτεί κανείς το σύνολο των απαραίτητων FS για ένα πείραμα ως το software ενός υπολογιστή και το σύνολο των ANN που εξυπηρετούν ως το hardware.

Μια περισσότερο μαθηματική προσέγγιση μεταξύ FS και ANN εδράζεται στη μαθηματική έκφραση για τον MCP νευρώνα που είναι η εξής²⁶ :

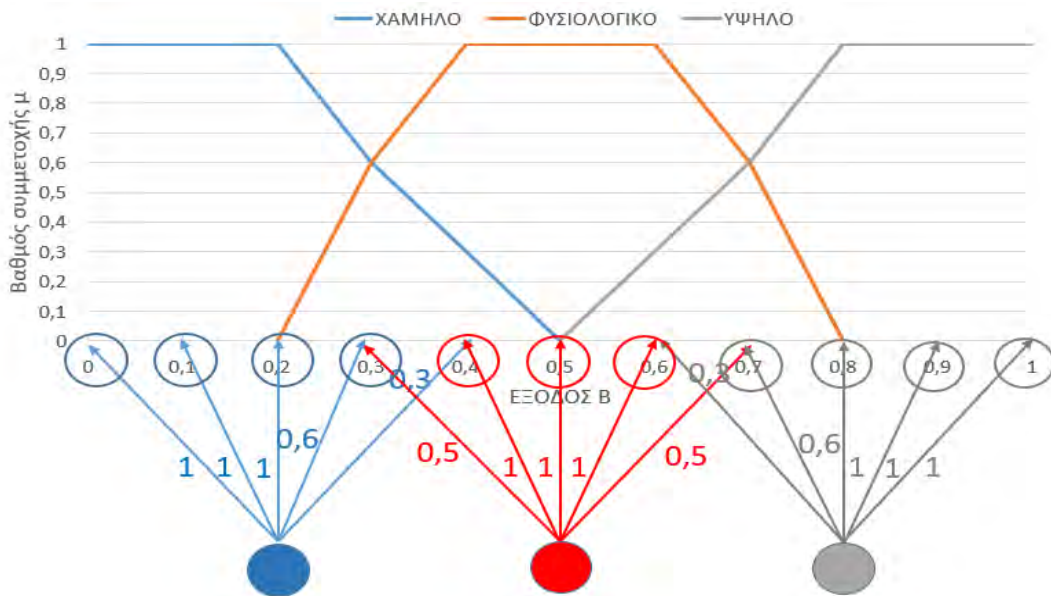
$$Ni = a[f(B_i, W_{i1} \times I_1, W_{i2} \times I_2 \dots W_{in} \times I_n)],$$

Όπου a είναι η συνάρτηση μεταφοράς του νευρώνα που μπορεί να είναι γραμμική, υπερβολή ή σιγμοειδής καμπύλη, f είναι η συνάρτηση που αποδίδει τη συνολική είσοδο και συνήθως λειτουργεί αθροιστικά, B_i είναι το κατώφλι και τα $W_{i1} \times I_1, W_{i2} \times I_2 \dots W_{in} \times I_n$ αντιστοιχούν σε γινόμενα από τις εισόδους με τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη. Αν η συνάρτηση a περιοριστεί στη γραμμική ή στη σιγμοειδή της μορφή τότε ο νευρώνας μπορεί να εκφράσει τη συνάρτηση συμμετοχής ενός ασαφούς συνόλου. Επίσης η συνάρτηση f μπορεί να ακολουθεί τη λογική της τομής ή της ένωσης στα ασαφή σύνολα όπως αυτή περιγράφεται παραπάνω. Τέλος οι γλωσσικές μεταβλητές αποκτούν μαθηματική μορφή ως $I_1, I_2 \dots I_n$ μέσω της συνάρτησης συμμετοχής και των συνόλων a-cut .

Μια διαφορετική προσέγγιση FS και ANN φαίνεται στην Εικόνα 24.

²⁵ A.Kandel and C. Langholz, "Hybrid architecture for intelligent systems", CRC Press, 1992.

²⁶ S. K. Halgamuge and M. Glesner, "Neural networks in designing fuzzy systems for real world applications," *Fuzzy Sets Syst.*, 1994.



Εικόνα 24. Απεικόνιση των εξόδων ενός υβριδικού συστήματος με τρεις βαθμούς συμμετοχής (χαμηλό, φυσιολογικό και υψηλό) και δυο σειρές νευρώνων. Η συνάρτηση f της εισόδου επιτρέπει το μεγαλύτερο από τα συναπτικά βάρη κάθε φορά. Με βάση αυτή την f ο 4^{ος} νευρώνας της πάνω σειράς από αριστερά (χωρίς γέμισμα) χρωματίζεται με γαλάζιο περίγραμμα και όχι με κόκκινο.

Στην περίπτωση αυτή στον οριζόντιο άξονα έχουμε μια σειρά από αριθμούς που είναι ασαφείς έξοδοι και κυμαίνονται μεταξύ 0 και 1.

Στον κάθετο άξονα βρίσκονται οι βαθμοί συμμετοχής. Υπάρχουν τρεις βαθμοί συμμετοχής : ο χαμηλός, ο φυσιολογικός και ο υψηλός. Το υβριδικό σύστημα συμπληρώνει ένα σύστημα δυο νευρώνων. Η πρώτη συμπαγής σειρά (κάτω) έχει τρεις νευρώνες έναν για κάθε βαθμό συμμετοχής. Κάθε ένας από αυτούς τους νευρώνες συνδέεται με τη σειρά του με μια δεύτερη σειρά νευρώνων με περίγραμμα (πάνω). Για κάθε σύναψη υπάρχει ένα βάρος, για παράδειγμα για το χαμηλό-γαλάζιο νευρώνα τα βάρη είναι 1,1,1,0.6,0.3 κ.ο.κ.. Λόγω του τρόπου που λειτουργεί η συνάρτηση εισόδου f του παραδείγματος για κάθε διεκδικούμενο πάνω-νευρώνα προκρίνεται η σύνδεση με το μεγαλύτερο βάρος.

Με αυτή τη λογική ο 4^{ος} από αριστερά επάνω νευρώνας ενεργοποιείται από το χαμηλό βαθμό συμμετοχής (γαλάζιο) με βάρος 0,6 και όχι από το φυσιολογικό (κόκκινο) με βάρος 0,5. Με αυτό τον τρόπο οι βαθμοί συμμετοχής χαμηλό και φυσιολογικό που είναι ασαφείς έννοιες είναι αλληλένδετοι με τα συναπτικά βάρη που είναι ιδιότητα των ANN.

Γενικά, τα ANN που συμμετέχουν σε υβριδικά συστήματα μάθησης βασίζονται σε παραλλαγές συνδέσεων με δομική μονάδα το νευρώνα των McCulloch και Pitt's. Υπάρχουν και άλλα παραδείγματα για να περιγράψουν τη σύνδεση ANN και FS. Υπάρχουν διαφορετικοί τύποι νευρώνων που χρησιμοποιούν τις συναρτήσεις συμμετοχής ως συναρτήσεις ενεργοποίησης, όπως και κάποιοι άλλοι που χρησιμοποιούν τις συναρτήσεις συμμετοχής για να συνδέονται μεταξύ τους. Ένα γνωστό εναλλακτικό παράδειγμα είναι ο ασαφής νευρώνας (fuzzy neuron -Yamakawa

1990). Ένας ασαφής νευρώνας έχει μια σειρά από χαρακτηριστικά, που τον διακρίνουν από έναν κλασσικό MCP νευρώνα :

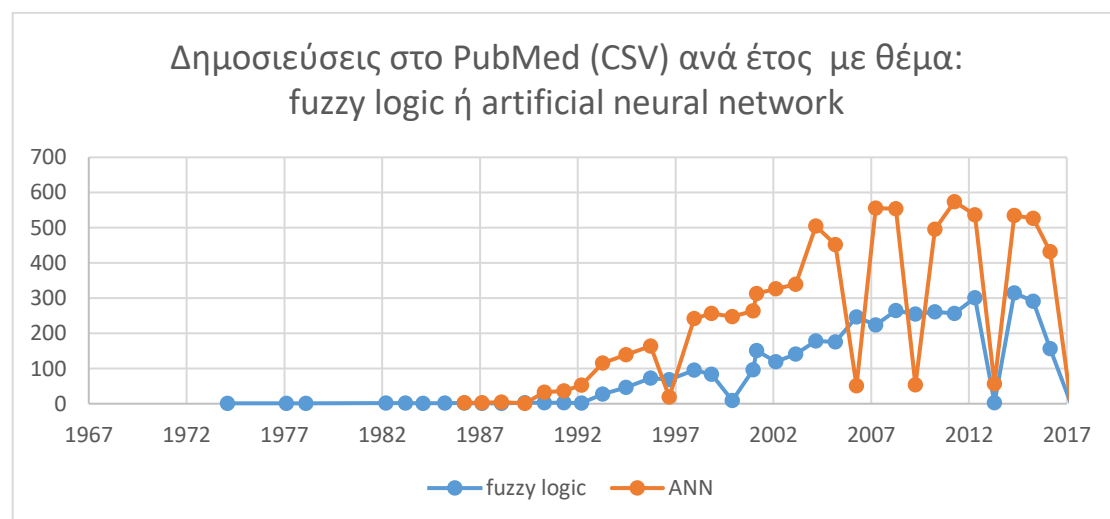
- Οι τιμές στην είσοδο x_1, x_2, \dots, x_n αντιπροσωπεύουν ασαφείς γλωσσικές μεταβλητές.
- Τα συναπτικά βάρη w_i έχουν αντικατασταθεί από συναρτήσεις μ_i , που αναφέρονται σε συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών μεταβλητών x_i : ($i = 1, 2, \dots, n$).
- Οι συνάψεις που είναι θετικές -διεγερμένες λειτουργούν με βάση την ασαφή ιδιότητα MIN (τομή συνόλων) και οι αρνητικές-ανασταλτικές συνάψεις λειτουργούν με ασαφή λογική που ακολουθείται από την λειτουργία MIN.
- Δεν υπάρχει οριοθετημένο κατώφλι και δεν υπάρχει διαδικασία μάθησης. Οι συναρτήσεις συμμετοχής, που συνδέονται με τα συναπτικά βάρη, είναι αμετάβλητες. Συμπερασματικά, τα συστήματα που βασίζονται στην ασαφή λογική είναι διαφορετικά από τα ANN, τόσο σε απαιτήσεις όσο και αποτελέσματα. Τα FS εξυπηρετούν κυρίως ειδικούς επιστήμονες και απαιτούν μικρό σχετικά όγκο στοιχείων. Τα ANN λειτουργούν κυρίως σαν μαύρα κουτιά και υπερέχουν αν υπάρχει μεγάλος όγκος από δεδομένα για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση τους. Η υπέρβαση της εγγενούς διαφοράς τους είναι η δύναμη τους : συμπληρώνεται η αυτόματη μάθηση των ANN από τη συμβολική αναπαράσταση της γνώσης από τα FS και συνδυάζονται λέξεις με αριθμούς. Μια τέτοια προσέγγιση έχουν και τα προσαρμοστικά νευρωνικά ασαφή συστήματα συμπερασμού, Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems (ANFIS), που χρησιμοποιούνται παρακάτω.

2.9 Η ΓΕΝΕΣΗ ΤΟΥ ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) ΚΑΙ Η ΠΑΡΟΥΣΙΑ ΤΟΥ ΣΤΙΣ ΙΑΤΡΙΚΕΣ ΜΕΛΕΤΕΣ.

Το ANFIS είναι ένα ακρωνύμιο για τα προσαρμοστικά νευρωνικά ασαφή συστήματα συμπερασμού (adaptive neuro-fuzzy inference system). Το σύστημα αυτό επιτρέπει την ταυτόχρονη επεξεργασία δεδομένων από συστήματα που εκφράζονται με ασαφή λογική και που εκπαιδεύονται από νευρωνικά δίκτυα. Στην κλασσική για την περίπτωση εργαλειοθήκη της MATLAB, η λειτουργία anfis χρησιμοποιεί ως πυρήνα ένα σύνολο από δεδομένα όπου συμπεριλαμβάνονται είσοδοι και έξοδοι για να κατασκευαστεί το (FIS) , δηλαδή ένα σύστημα ασαφούς συμπερασμού (fuzzy inference system). Αυτό σημαίνει ότι στο στάδιο της εκπαίδευσης του anfis απαιτείται ένας αριθμός μετρήσεων αρχικών συνθηκών να συνοδεύεται από τα αντίστοιχα αποτελέσματα. Το (FIS) αποτελείται από μια αρχική πρόταση για ασαφείς βαθμούς συμμετοχής, που με τη διαδικασία του συμπερασμού (modus ponens) τροποποιούνται σε μια τελική και μέγιστα αποδοτική πρόταση για την πρόβλεψη. Κατά κάποιον τρόπο είναι μια μέθοδος που μαθαίνει από τα λάθη της. Τη διαδικασία συμπερασμού (inference), που ως έννοια θα αναπτυχθεί και παρακάτω, υποστηρίζει ένα νευρωνικό δίκτυο που μαθαίνει είτε με τη βοήθεια του αλγόριθμου (BPA) της ανάστροφης (πίσω) διάδοσης του σφάλματος (back propagation algorithm), είτε με έναν υβριδικό αλγόριθμο, που συνυπολογίζει με τον (BPA) και με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Ο ANFIS γεννήθηκε από την ανάγκη να βρεθεί ένα εναλλακτικό μαθηματικό εργαλείο, που θα υποκαθιστούσε το διαφορικό λογισμό, σε επιστημονικά πεδία όπως η οικονομία και η βιολογία-οικολογία²⁷. Πρώτα αναπτύχθηκε το ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων από τους Tagaki, Sugeno και Kang. Στη συνέχεια η έρευνα πήρε δυο κατευθύνσεις, η πρώτη ήταν προσανατολισμένη στο να βρεθεί ένας αποδοτικός τρόπος αυτοματοποίησης της παραγωγής των ασαφών κανόνων και της βάσης δεδομένων και η δεύτερη συνιστώσα αφορούσε την ανεύρεση κατάλληλων αλγορίθμων μάθησης, που θα επέτρεπαν μια κάποια προσαρμοστικότητα στο βαθμό συμμετοχής. Αυτά τα δύο πεδία έρευνας ήρθαν να καλύψουν αρχικά το (GNN) νευρωνικό δίκτυο γενίκευσης (generalized neural network) και τα φίλτρα Kalman. Το GNN αποτελείται από προσαρμοστικούς κόμβους που εξαρτώνται από την πληροφορία που μεταδίδουν και από σταθερούς κόμβους που επιτελούν μια συγκεκριμένη πράξη. Η εξέλιξη της έρευνας οδήγησε στο κλασικό νευρωνικό δίκτυο πέντε επιπέδων του ANFIS²⁸.

Η χρονιά ορόσημο για το ANFIS είναι το 1993. Στο χώρο της ιατρικής οι πρώτες δημοσιεύσεις χρονολογούνται στο PubMed από το 1999 με συνολικά 219 δημοσιεύσεις, έως σήμερα. Σε καμιά περίπτωση ο αριθμός αυτός δεν είναι συγκρίσιμος με την έρευνα στα ANN και τα συστήματα που χρησιμοποιούν ασαφή λογική (Εικόνα 23). Αν όμως η ποιοτική και ποσοτική σύγκριση είναι δύσκολη, ενδεικτικά φαίνεται μια ροή εργασιών για το ANFIS που ακολουθεί τις τάσεις των μελετών στα ασαφή συστήματα. Σημαντικός αριθμός δημοσιεύσεων στην ασαφή λογική αναπτύσσει συστήματα που χρησιμοποιούν μεθόδους fuzzy clustering (1313 δημοσιεύσεις). Τέλος σημαντικό είναι ότι καταγράφοντας τις τάσεις της έρευνας μια από τις τελευταίες εργασίες πάνω στο ANFIS αφορά τη νεφρολογία²⁹



Εικόνα 25. Απεικόνιση των δημοσιεύσεων/έτος με θέμα την ασαφή λογική (fuzzy logic) ή τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN). Πηγή : CSV PubMed .

²⁷ J. Jang, "Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm.," *Proc. 9th Natl. Conf. Artif. Intell.*, vol. 91, pp. 762–767, 1991.

²⁸ J. S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.

²⁹ J. Norouzi, A. Yadollahpour, S. A. Mirbagheri, M. M. Mazdeh, and S. A. Hosseini, "Predicting Renal Failure Progression in Chronic Kidney Disease Using Integrated Intelligent Fuzzy Expert System," *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, 2016.

3. ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΟ ΜΕΡΟΣ

3.1. ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΟΥ AN-FIS (FUZZY INFERENCE SYSTEMS)

Τα ασαφή συστήματα συμπερασμού (FIS) ή ασαφή μοντέλα είναι ο πυρήνας που ενώνει τα δεδομένα, όταν αυτά εισάγονται στα ANFIS. Τα βασικά λειτουργικά κομμάτια του ANFIS είναι πέντε^{30,31,32,33,34}.

Αρχικά δημιουργείται μια βάση δεδομένων που αποτελείται από [1] μια σειρά από *Εάν-τότε* ασαφείς κανόνες και [2] ένα σύνολο από δεδομένα προς επεξεργασία. Τα δεδομένα αφορούν τόσο την είσοδο όσο και την έξοδο. Στη συνέχεια αναπτύσσεται μια διαδικασία που ενώνει [3] μια περιοχή εισόδου όπου μετατρέπονται τα αριθμητικά δεδομένα σε γλωσσικές (λεκτικές) μεταβλητές (fuzzification) και [4] μια περιοχή εξόδου που μετατρέπει τα ασαφή συμπεράσματα σε αριθμητικά δεδομένα. (defuzzification). Η βασική διαδικασία [5] είναι μια βήμα-βήμα άσκηση ασαφούς λογικής (πράξεις σε ασαφή σύνολα) πάνω στη βάση δεδομένων.

Αρχικά διαρθρώνεται ένα υποθετικό κομμάτι από τους βαθμούς συμμετοχής για κάθε γλωσσική μεταβλητή. Μετά γίνεται η σύνδεση AND μέσω πολλαπλασιασμού ή της πράξης min, ώστε να παραχθεί το βάρος (δύναμη) του κάθε κανόνα. Ακολουθεί η παραγωγή του συμπεράσματος ενός ασαφούς ή κλασσικού αριθμού (crisp) και τέλος γίνεται ασαφής συνάθροιση των συμπερασμάτων (Aggregation), για την αποασαφοποίηση.

Υπάρχουν τρεις διαφορετικοί τύποι δημιουργίας ασαφών συμπερασμάτων, που ακολουθούν τρεις διαφορετικούς τρόπους για τη βασική διαδικασία, όπως αυτή περιγράφεται παραπάνω. Στον ANFIS εφαρμόζεται ο τρίτος τύπος, ένα σύστημα Takagi και Sugeno. Στην περίπτωση αυτή η *έξοδος* κάθε κανόνα είναι μια γραμμική συνάρτηση των δεδομένων εισόδου και μιας σταθεράς. Το τελικό αποτέλεσμα είναι ένας σταθμισμένος μέσος όρος, όλων των *εξόδων*.

Παράδειγμα 7: Η αρχιτεκτονική που εφαρμόζεται στο νευρωνικό δίκτυο που συμπληρώνει τα ασαφή συμπεράσματα (AN-FIS) αποτελείται από 5 διαδοχικά επίπεδα (

³⁰ J. S. R. Jang and C. T. Sun, "Neuro-Fuzzy Modeling and Control," *Proc. IEEE*, 1995.

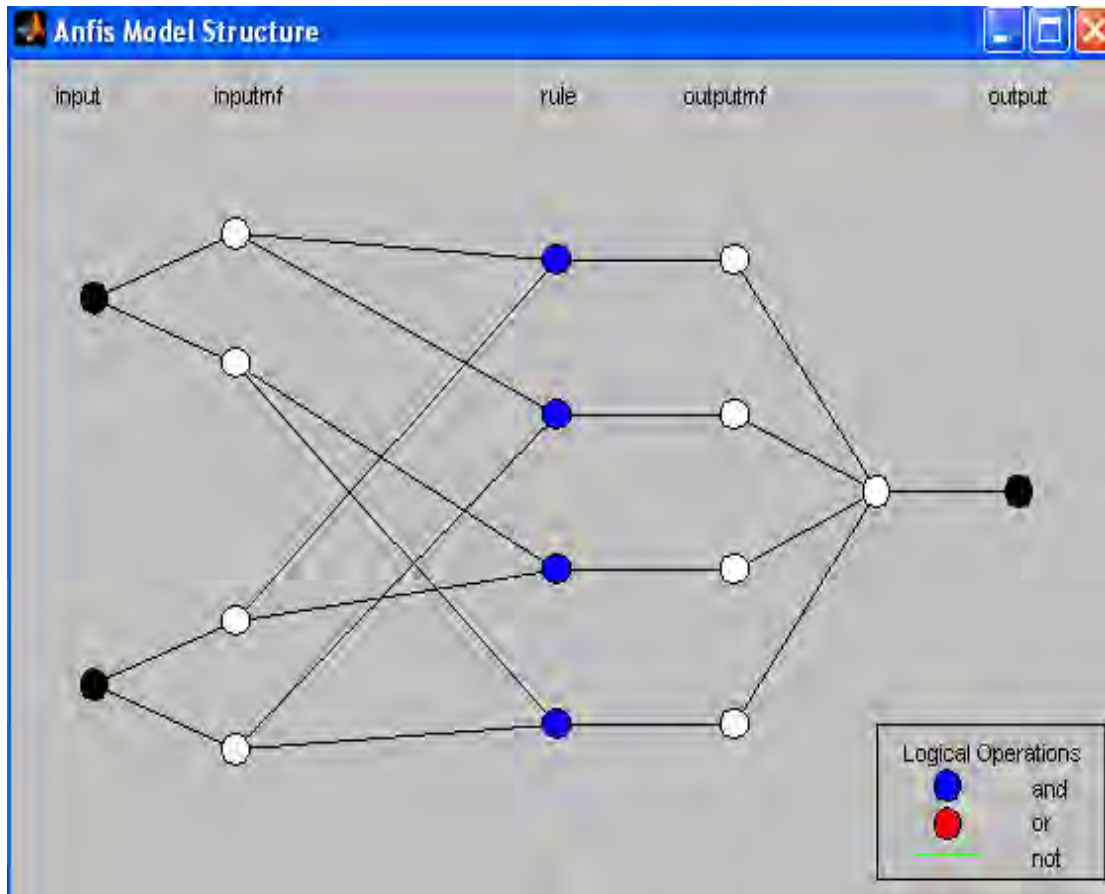
³¹ Ε. ΚΑΛΛΕΡΓΗΣ, "ΕΥΦΥΕΙΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ ΑΠΟΦΑΣΕΩΝ," ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ, 2003.

³² Σ. Παπαδάκης, "ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ Το νεύρο - ασαφές μοντέλο ANFIS Πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος με νεύρο - ασαφή συστήματα Παπαδάκης Στυλιανός Περίληψη," Πολυτεχνείο Κρήτης, 2014.

³³ Ι. Φίλιππας, "ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ," ΤΕΙ ΚΡΗΤΗΣ, 2010.

³⁴ Κ. Χαλούλος, "Έλεγχος Ισχύος Ασαφούς Λογικής σε Τηλεπικοινωνιακά Δίκτυα LMDS," Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2010.

layers) από κόμβους δύο ειδών. Το πρώτο είναι κόμβοι που προσαρμόζονται στα δεδομένα που εισέρχονται ($1^{ov}, 4^{ov}$) και το δεύτερο είδος είναι κόμβοι που δεν υπόκεινται σε διαδικασία μάθησης ($2^{ov}, 3^{ov}, 5^{ov}$), αλλά ουσιαστικά επιτελούν μαθηματικές πράξεις. Παρακάτω ακολουθεί ένα παράδειγμα δύο εισόδων (URR και ουρία (πριν)) στο ANFIS. Στον παρακάτω σχεδιασμό οι κόμβοι 2^{ov} και 3^{ov} επιπέδου συνυπάρχουν ως κανόνας (rule) ^{35,36}.



Εικόνα 26. Αρχιτεκτονική του ANFIS

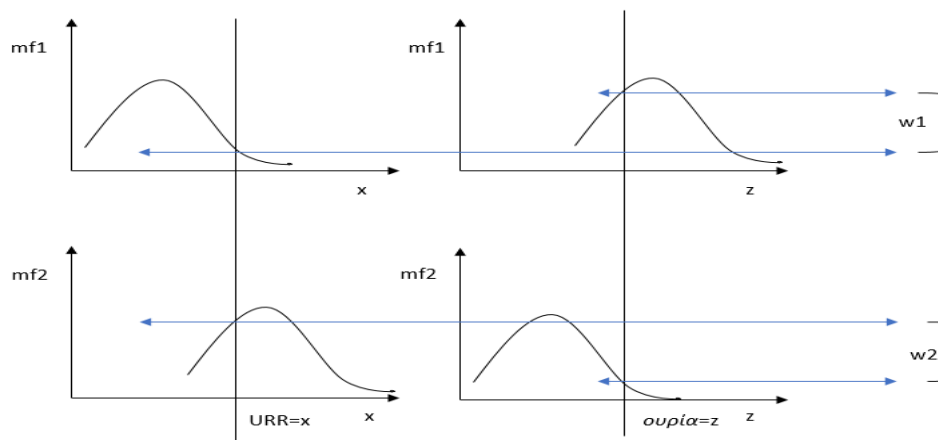
1^ο επίπεδο. Στους κόμβους αυτούς εισέρχονται διάφορες αριθμητικές τιμές ,που μετατρέπονται με τη βοήθεια κάποιας συνάρτησης συμμετοχής (στο παράδειγμα μας είναι δύο συναρτήσεις τύπου *trimf*). Άρα το κάθε URR =x μετατρέπεται σε *xmf1* και *xmf2* και η κάθε ουρία πριν= z μετατρέπεται σε *zmf1* και *zmf2* . Οι κόμβοι αυτοί προσαρμόζονται στην αριθμητική τιμή των x και z και αποτελούν το FIS συλλογισμό

2^ο επίπεδο. Στους κόμβους αυτούς πολλαπλασιάζονται οι mf μορφές των δεδομένων. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα θα είχαμε στον πρώτο κόμβο $xmf1 * zmf1 = w1$, στο δεύτερο κόμβο $xmf2 * zmf2 = w2$, στον τρίτο κόμβο $xmf1 * zmf2 = w3$, στον τέταρτο κόμβο $xmf2 * zmf1 = w4$. Τα αποτελέσματα αυτών των πολλαπλασιασμών-κόμβων είναι η ισχύς

³⁵ M. Ayoubi and R. Isermann, "Neuro-fuzzy systems for diagnosis," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 89, no. 3, pp. 289–307, 1997.

³⁶ J. J. Buckley and H. Yoichi, "Neural nets for fuzzy systems," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 71, no. 3, pp. 265–276, 1995.

ενεργοποίησης του κάθε κανόνα (*firing strength*), όπως σχεδιάζεται παρακάτω για $w1$ και $w2$.



Το επίπεδο αυτό δεν επιδέχεται ρυθμίσεις. Πρέπει επίσης να αναφερθεί ότι εκτός του γινομένου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιαδήποτε πράξη, που αντιστοιχεί στην πράξη and της ασαφούς λογικής.

3^ο επίπεδο. Οι κόμβοι αυτοί επίσης δεν επιδέχονται ρυθμίσεις. Τροποποιούν τις εξόδους του 2^{ου} επιπέδου μέσω κανονικοποίησης³⁷.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n (w_i)} \quad \text{για } i=1,2,3,4 \text{ και } n=4.$$

4^ο επίπεδο. Οι κόμβοι αυτού του επιπέδου υπόκεινται στη διαδικασία μάθησης. Ακολουθούν ένα ασαφές μοντέλο τύπου Sugeno³⁸ πρώτου βαθμού, ώστε η έξοδος = $p \cdot \text{είσοδος}_1 + q \cdot \text{είσοδος}_2 + \text{σταθερά}$. Οπότε για $i=1,2,3,4$

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

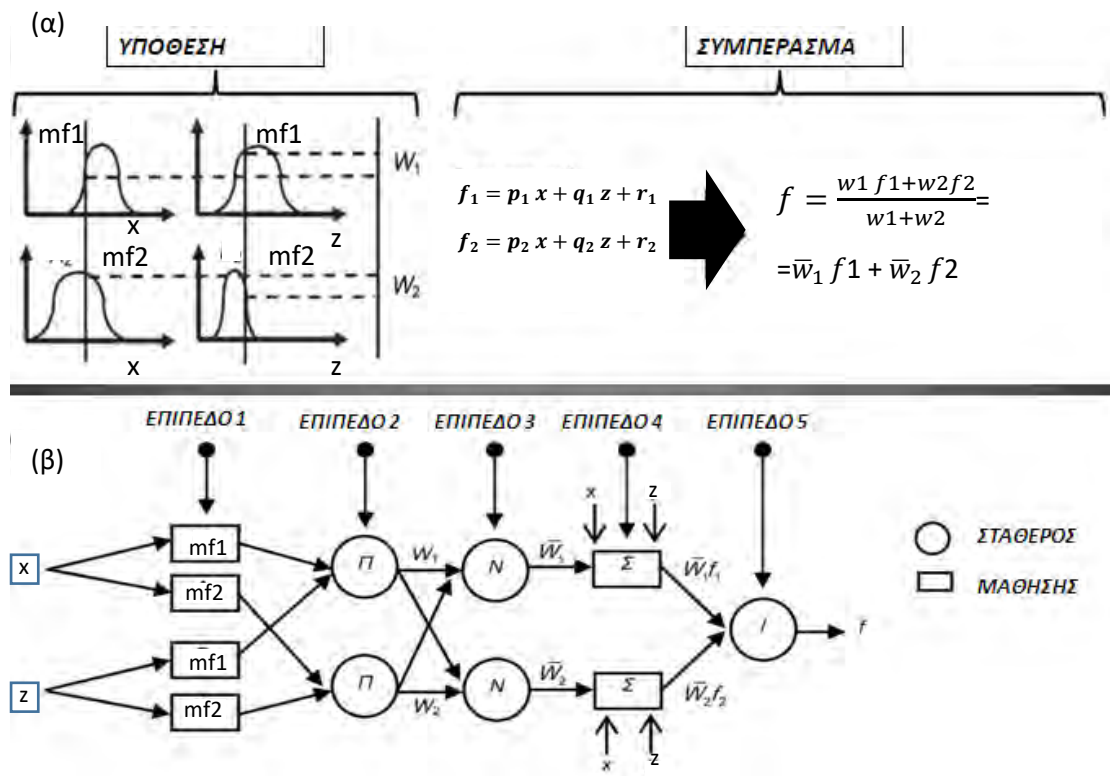
5^ο επίπεδο. Ο κόμβος αυτού του επιπέδου δίνει τη συνολική έξοδο και δεν προσαρμόζεται

$$\sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

³⁷ Q. Song and N. Kasabov, "TWRBF – Transductive RBF Neural Network with Weighted Data Normalization," New Zealand Foundation for Research, Science and Technology under.

³⁸ H. Zhang and D. Liu, "Identification of the Takagi-Sugeno Fuzzy Model 2.1," in *Fuzzy Modeling and Fuzzy Control*, 2006, pp. 33–76.

Μια σχεδιαστική περίληψη των παραπάνω για 2 αντί 4 κανόνες θα ήταν η εξής:



Εικόνα 27. Περίληψη του ANFIS για 2 κανόνες.

Ο αλγόριθμος που αναλαμβάνει να εκπαιδεύσει το συγκεκριμένο σύστημα εφαρμόζει υβριδική μάθηση. Η μέθοδος αυτή εκτελεί έναν αριθμό εποχών εκπαίδευσης, που τον καθορίζει ο χρήστης του ANFIS της MATLAB. Στην αρχή της διαδικασίας δίνονται αρχικές τυχαίες μικρές τιμές στα βάρη. Κάθε εποχή στη συνέχεια κάνει δύο περάσματα, ένα προς τα μπροστά (forward pass) και ένα προς τα πίσω (backward pass). Μια συνοπτική περιγραφή των δύο περασμάτων φαίνεται στον πίνακα.

	FORWARD PASS	BACKWARD PASS
PREMISE	FIXED	GRADIENT DESCENT
CONSEQUENT	LEAST-SQUARES ESTIMATOR	FIXED
SIGNALS	NODE OUTPUT	ERROR SIGNALS

Εικόνα 28. Ο υβριδικός αλγόριθμος συνδυάζει ένα πρόσθιο και ένα οπίσθιο πέρασμα. Κάθε πέρασμα έχει διαφορετικές παραμέτρους για την υπόθεση και το συμπέρασμα τις οποίες ρυθμίζει με διαφορετικό τρόπο (σήμα).

Στο εμπρός πέρασμα η μέθοδος των ελάχιστων τετραγώνων βελτιστοποιεί το συμπέρασμα του FIS με δεδομένη την υπόθεση. Προκύπτει μια σειρά από πραγματικά συμπεράσματα με βάση σταθερά βάρη, που διαφέρουν ως προς τα επιθυμητά συμπεράσματα (αρχικά output). Στο προς τα πίσω πέρασμα αφαιρούνται τα πραγματικά από τα επιθυμητά αποτελέσματα και δημιουργείται ένα σήμα λάθους. Το σήμα διαδίδεται προς τα πίσω και προσαρμόζει τα βάρη.

Στη MATLAB η αλλαγή μοιάζει κάπως έτσι:



Εικόνα 29. Η εκπαίδευση του συστήματος αναπροσαρμόζει τους βαθμούς συμμετοχής για το URR. Η έμφραση δίνεται στην περιοχή μεταξύ 0,65 και 0,7.

Μετά τη εκπαίδευση ο αλγόριθμος εστίασε την προσοχή του στις τιμές του URR μεταξύ του 65% και 70%.

3.2 ANFIS ΚΑΙ URR (ΡΥΘΜΟΣ ΜΕΙΩΣΗΣ ΤΗΣ ΟΥΡΙΑΣ ΚΑΤΑ ΤΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΗΣ ΑΙΜΟΚΑΘΑΡΣΗΣ)

3.2.1 Εισαγωγή

Στις μονάδες αιμοκάθαρσης είναι συνηθισμένη πρακτική να χρησιμοποιούνται δυο μετρήσεις της ουρίας στο αίμα για να σχεδιαστεί η στρατηγική της αιμοκάθαρσης σε κάθε νεφροπαθή: μια μέτρηση της ουρίας πριν συνδεθεί ο ασθενής στο μηχάνημα και μια μέτρηση της ουρίας στην αποσύνδεση. Έχει επικρατήσει η μέτρηση στη σύνδεση να ονομάζεται ουρία πριν την αιμοκάθαρση ή πιο απλά *ουρία (πριν)* και η μέτρηση στην αποσύνδεση *ουρία (μετά)*. Προφανώς ένας απλός υπολογισμός του ρυθμού μείωσης της ουρίας κατά τη συνεδρία αντιστοιχεί σε επαρκή ή μη επαρκή κάθαρση. Ένας τέτοιος λόγος (ουρία πριν-ουρία μετά)/(ουρία πριν) καλείται διεθνώς **URR** (Urea Reduction Rate) και χρησιμοποιείται για να διαχωρίσει την επαρκή από την ανεπαρκή αιμοκάθαρση με όριο αναφοράς το 65%.

Μέχρι το 2006 ήταν διεθνής οδηγία τουλάχιστον μια φορά το μήνα να μετρείται σε κάθε ασθενή ο ρυθμός μείωσης της ουρίας σε μια συνεδρία αιμοκάθαρσης, δηλαδή το URR. Οι οδηγίες έχουν δύο επισημάνσεις. Η πρώτη αναφέρθηκε ήδη και είναι ότι το URR πρέπει να είναι τουλάχιστον ίσο με 65%, ώστε ο ασθενής να έχει μια ελάχιστη

επαρκή κάθαρση. Η δεύτερη επισήμανση είναι ότι για να επιτύχουμε το 65% πρέπει να στοχεύουμε ψηλότερα, σε ένα URR μεγαλύτερο όπως το 70%. (*Hemodialysis Adequacy. Clinical Practice Guidelines and Clinical Practice Recommendations 2006 Updates*)

Ο μαθηματικός υπολογισμός είναι απλός και βασίζεται στον τύπο :

$$URR = \left(1 - \frac{ΟΥΡΙΑ-ΜΕΤΑ}{ΟΥΡΙΑ-ΠΡΙΝ}\right) \times 100 \quad (1)$$

Αν το σύστημα του ANFIS αντιληφθεί την απλή αυτή μαθηματική πράξη μέσα από μια σειρά n δεδομένων εισόδου (ουρία₁- πριν, ουρία₁- μετά),... (ουρία _{n} - πριν, ουρία _{n} - μετά) με την αντίστοιχη έξοδο (URR₁),...(URR _{n}), τότε θα μπορεί να προβλέπει την κάθαρση.

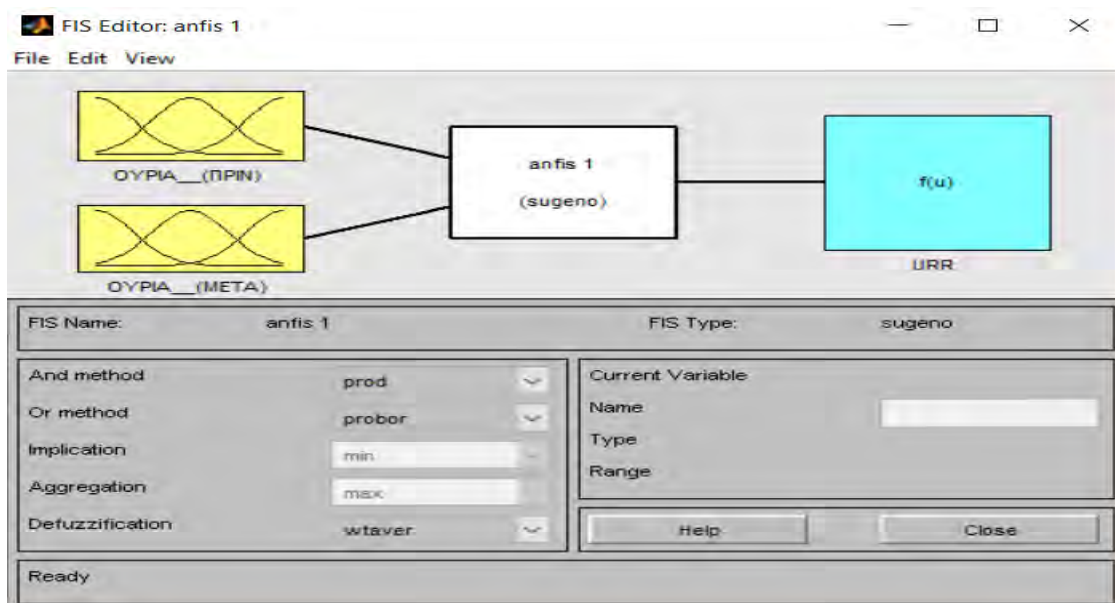
3.2.2 Δεδομένα

Η μελέτη χρησιμοποίησε στοιχεία από τη μονάδα τεχνητού νεφρού του Γ.Ν. Λαμίας. Οι μετρήσεις έγιναν στο εργαστήριο του νοσοκομείου και ο τρόπος συλλογής των δειγμάτων ακολουθούσε το ίδιο πρωτόκολλο. Λόγω αυτών των χαρακτηριστικών έχουν αποφευχθεί προβλήματα στην ετερογένεια από διαφορετικά μηχανήματα, αλλά και πιθανούς διαφορετικούς τρόπους συλλογής δειγμάτων αν και υπάρχει συγκεκριμένη διεθνής πρακτική. Οι μετρήσεις αφορούν 60 ασθενείς σε αιμοκάθαρση . Για αυτούς τους 60 ασθενείς υπάρχει τακτική μηνιαία παρακολούθηση με μετρήσεις : για την ουρία -πριν (σε mg/dL) και την ουρία -μετά (σε mg/dL) την αιμοκάθαρση καθώς και για τον ρυθμό που μειώνεται ουρία κατά την αιμοκάθαρση (URR). Χρησιμοποιήθηκαν οι μετρήσεις από τους τελευταίους πέντε μήνες του 2015.

Οι νεφροπαθείς που επιλέχθηκαν αιμοκαθαίρονται τρεις φορές την εβδομάδα, με τετράωρης διάρκειας συνεδρίες. Οι μετρήσεις της ουρίας αφορούν τη συνεδρία στη μέση της εβδομάδας (Τετάρτη ή Πέμπτη). Τα στοιχεία προήλθαν από νεφροπαθείς που χρησιμοποιούν την κλασσική αιμοκάθαρση και όχι κάποια άλλη μέθοδο. Τα φίλτρα είχαν τις ίδιες ιδιότητες ως προς τη διαπερατότητα ,αν και είχαν διαφορετικές επιφάνειες. Ο τύπος των μηχανημάτων ήταν GABRO AK 200 και οι αντλίες αίματος και διαλύματος ήταν στα 250-300 ml/min και 500ml/min αντίστοιχα. Γενικά έγινε μια προσπάθεια να μη διαφέρουν σημαντικά, όλοι αυτοί οι παραπάνω παράγοντες που επηρεάζουν τη συνταγογράφηση στην αιμοκάθαρση.

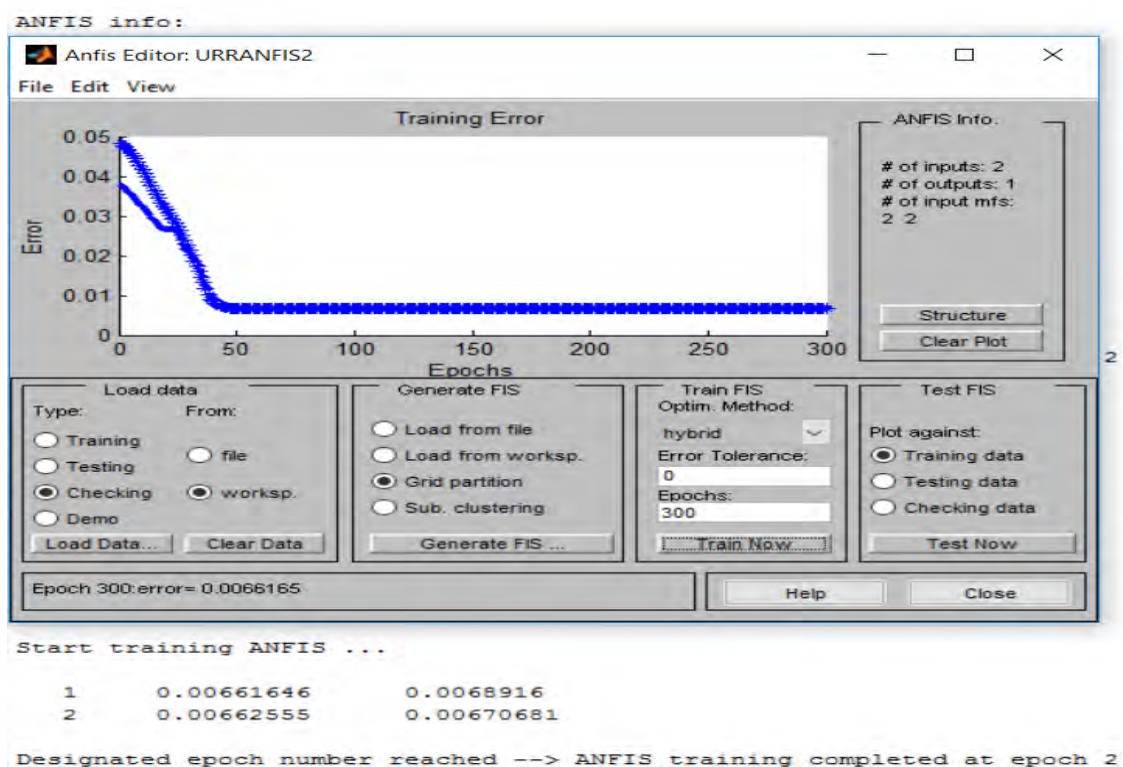
3.2.3 Εκπαίδευση ANFIS

Πρώτο βήμα είναι η εντολή anfisedit, που ορίζει τη λειτουργία του ANFIS στο περιβάλλον της Matlab. Το σύστημα δέχεται τρεις σειρές δεδομένων : δυο εισόδους για την ουρία πριν και μετά και μια έξοδο για το URR. Στη συνέχεια εισάγονται τα δεδομένα. Υπάρχει η δυνατότητα να υπάρχουν τρεις διαφορετικές ομάδες από δεδομένα, που επιτελούν τρεις διαφορετικές λειτουργίες. Μια πρώτη ομάδα θα είναι το υλικό, που θα εκπαιδεύσει (training) το σύστημα. Μια δεύτερη ομάδα που είναι αρκετά όμοια με την πρώτη θα επαληθεύει τα αποτελέσματα στην εκπαίδευση του συστήματος (testing) και θα προστατεύει το σύστημα από την υπερπροσαρμογή (overfitting). Με την υπερπροσαρμογή μια μηχανή μάθησης που έχει σχετικά λίγα δεδομένα και που μαθητεύει για μεγάλο χρονικό διάστημα, μπορεί να ελαχιστοποιήσει το λάθος



Εικόνα 31α. Ένα σύστημα ANFIS που συνδέει τις τιμές της ουρίας πριν και μετά την αιμοκάθαρση στην είσοδο με το URR στην έξοδο.

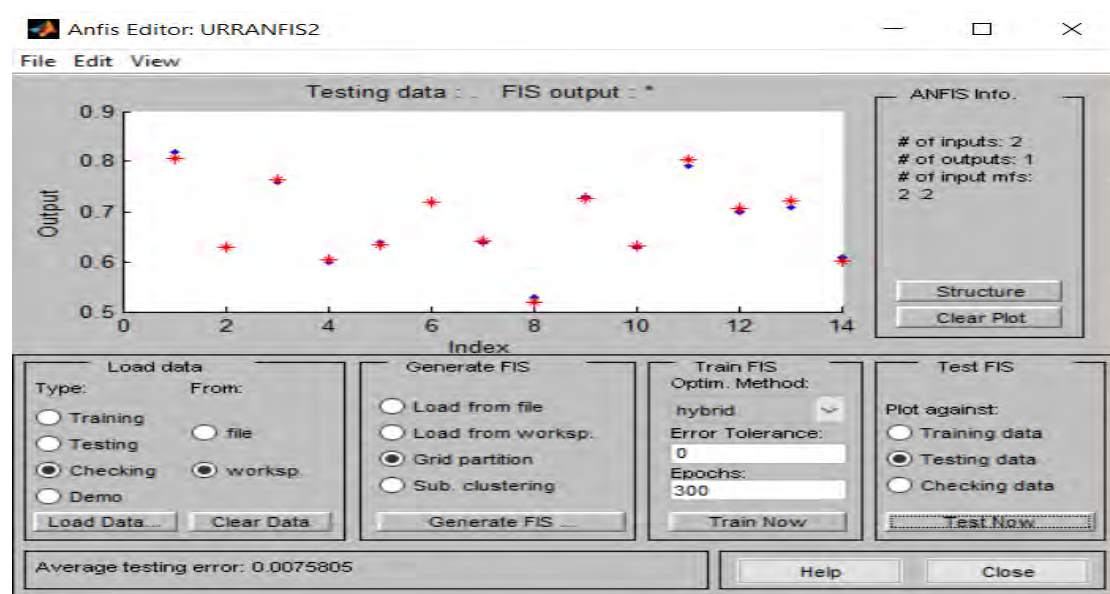
στην ταξινόμηση των δεδομένων εκπαίδευσης, χωρίς να έχει καταλάβει τις αιτιατές σχέσεις. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι μια τέτοια μηχανή τακτοποιεί μεν τα δεδομένα εκπαίδευσης με επιτυχία, αλλά αποτυγχάνει δε στην πρόβλεψη γιατί δεν μπορεί να διακρίνει τα σχετικά δεδομένα από τα άσχετα (θόρυβος). Στις περιπτώσεις αυτές το λάθος εκπαίδευσης αρχίζει να διαφέρει σημαντικά από το λάθος ελέγχου μετά τις πρώτες εποχές (περιόδους εκπαίδευσης).



Εικόνα 31β. Εκπαίδευση του ANFIS με τη βοήθεια των δυο συγγενών ομάδων δεδομένων (training data και checking data). Το λάθος εκπαίδευσης (error) προκύπτει από τη διαφορά μεταξύ της εξόδου που είναι δεδομένη (training data output) και της εξόδου που συμπεραίνει το FIS όταν επεξεργάζεται τα συγκεκριμένα δεδομένα εισόδου.

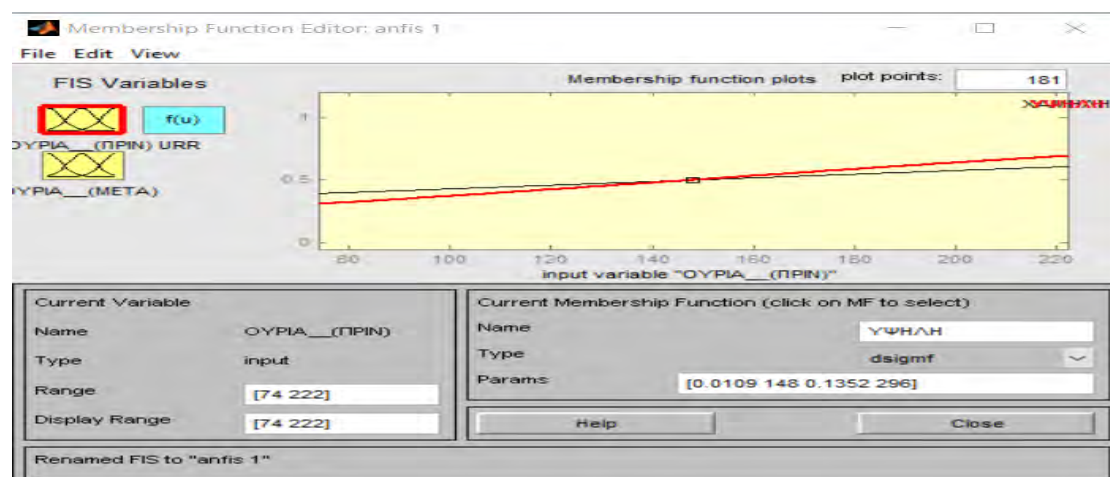
Η εικόνα 31β. ακολουθεί την εκπαίδευση του ANFIS με τη βοήθεια των δυο συγγενών ομάδων δεδομένων (training data και checking data). Το λάθος εκπαίδευσης (training error) προκύπτει από τη διαφορά μεταξύ της εξόδου που είναι δεδομένη (training data output) και της εξόδου που συμπεραίνει το FIS όταν επεξεργάζεται τα συγκεκριμένα δεδομένα εισόδου. Το λάθος στην εκπαίδευση καταγράφει τη ρίζα της μέσης τετραγωνικής απόκλισης ανά εποχή-περίοδο εκπαίδευσης και αποδίδει την αντίστοιχη καμπύλη. Το μέσο σφάλμα στην εκπαίδευση είναι της τάξης του 0,6%. Στα ίδια περίπου επίπεδα κυμαίνεται και το σφάλμα της επαλήθευσης (testing).

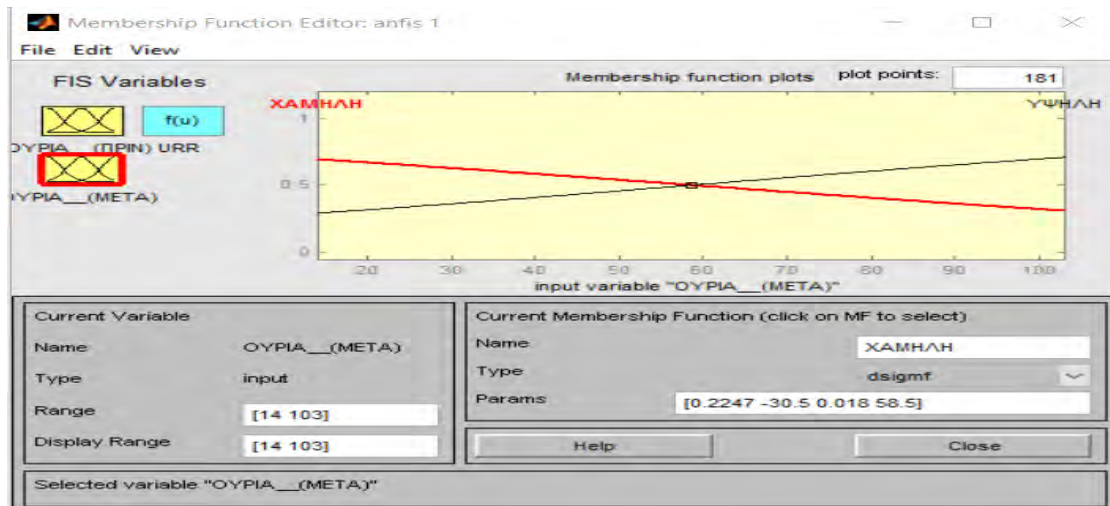
Η τρίτη ομάδα δεδομένων είναι σημεία ακραίας πρόβλεψης. Συγκεντρώνονται τα δεδομένα που διαφέρουν περισσότερο από αυτά που κάνουν την εκπαίδευση και δοκιμάζουν (checking) την εκπαίδευση του συστήματος (0,7%).



Εικόνα 32. Δοκιμασία του ANFIS με τα πλέον διαφορετικά δεδομένα.

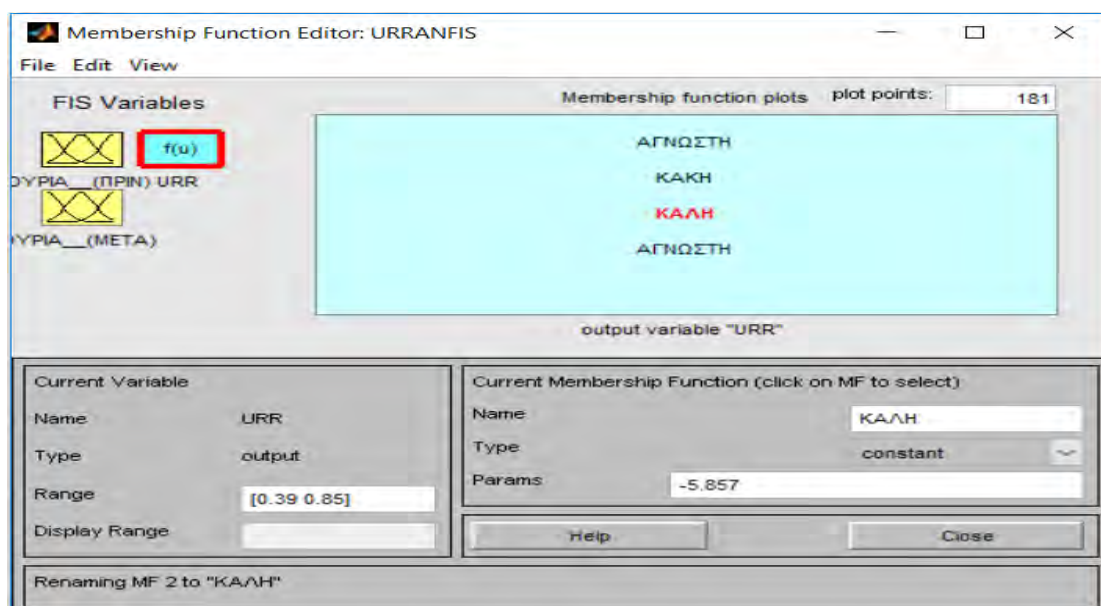
Μετά το τέλος στην εκπαίδευση του ANFIS, διαμορφώνονται οι συναρτήσεις συμμετοχής. Οι συναρτήσεις αυτές αρχικά υπολογίζονται από την ανάθεση των γλωσσικών μεταβλητών σε σιγμοειδείς συναρτήσεις, οι οποίες τελικά μετατρέπονται από το ANN. Η μορφή της αρχικής συνάρτησης επιλέγεται με κριτήριο την αποδοτικότητα της εκπαίδευσης.





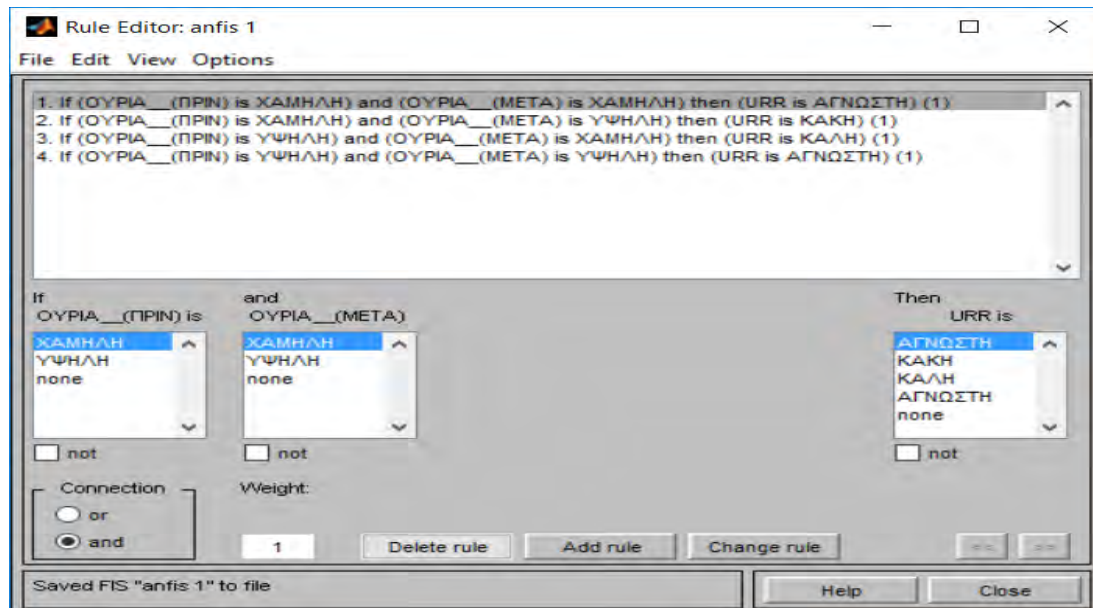
Εικόνα 33. Μεγάλη αλλοίωση στη σιγμοειδή μορφή: η είσοδος ουρία (πριν) αμβλύνεται ως διάκριση μεταξύ χαμηλής και υψηλής τιμή σε βαθμό ανατροπής.

Στην παραπάνω περίπτωση η αλλοίωση στη σιγμοειδή μορφή είναι μεγάλη. Ειδικά η είσοδος ουρία (πριν) αμβλύνεται ως διάκριση χαμηλή τιμή ή υψηλή τιμή σε βαθμό ανατροπής. Πλέον η διάκριση θα μπορούσε να είναι μεταξύ αυξανόμενης και λιγότερο αυξανόμενης ουρίας. Η οριζοντίωση και των δυο μεταβλητών έχει να κάνει με τη γραμμικότητα του μεγέθους του URR, όπως αυτό εκφράζεται από την εξίσωση (1). Οι αντίστοιχες έξοδοι είναι τέσσερις.



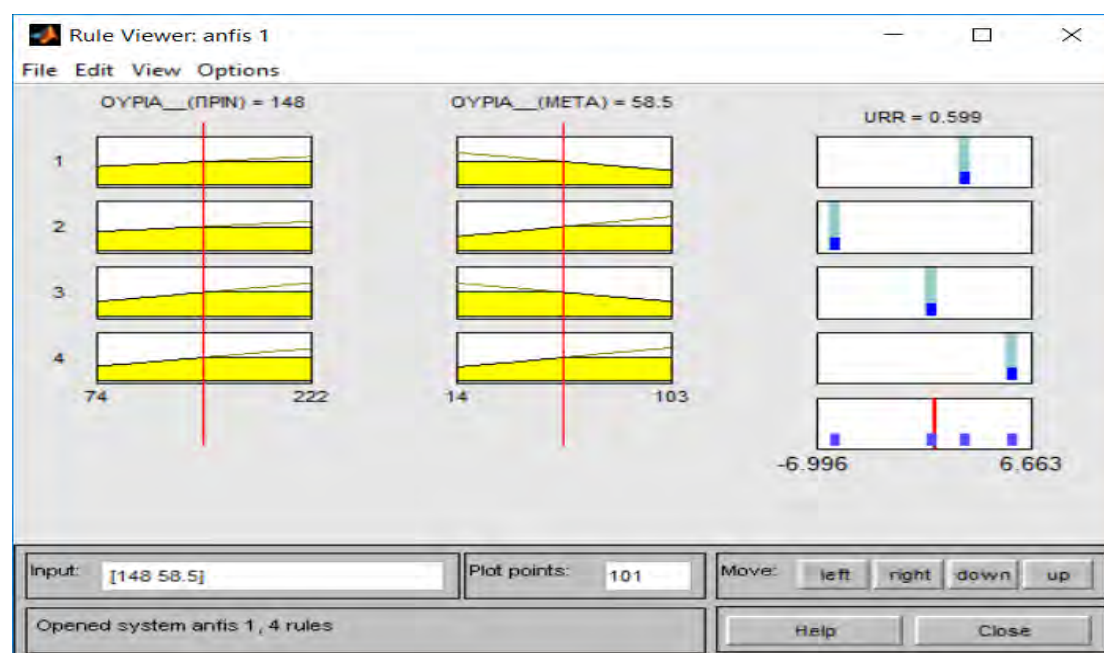
Εικόνα 34. Το URR στην έξοδο του συστήματος εκφρασμένο με γλωσσικές μεταβλητές. Οι δυο είναι διαισθητικά αναμενόμενες.

Δύο από τις εξόδους μπορούν να οριστούν διαισθητικά. Ένα καλό URR θα προκύπτει από μια αυξημένη ουρία (πριν) και μια μειωμένη (μετά), γιατί η απομείωση στην ουρία είναι μέγιστη. Στην ακριβώς αντίθετη περίπτωση, όταν δηλαδή προκύπτει αυξημένη ουρία (μετά) από μια μειωμένη (ή σχεδόν αυξανόμενη) τιμή (πριν) ορίζεται η κακή κάθαρση, γιατί η απομείωση είναι ελάχιστη. Οι άλλες δυο περιπτώσεις είναι πιο περίπλοκες.



Εικόνα 35. Οι κανόνες της εικόνας 34.

Οι κανόνες αποδίδουν καλύτερα την περιγραφή του FIS, τόσο στην αρχική (επάνω) διατύπωση όσο και στην τελική (κάτω) διαμόρφωση.



Εικόνα 36. Οι κανόνες της εικόνας 35 μετά την εκπαίδευση.

Ο 2^{ος} και ο 3^{ος} κανόνας είναι αντίστοιχα το προφανώς ανεπαρκές URR και το προφανώς αποδοτικό URR. Οι πιο περίπλοκοι (1^{ος} και 4^{ος}) κανόνες δίνουν επίσης καλά αποτελέσματα για το URR. Το συμπέρασμα είναι ότι μη αποδοτική κάθαρση αποδίδει de facto μόνο ένας κανόνας, αυτός που συνδυάζει τις λιγότερο αυξανόμενες τιμές ουρίας (πριν) με τις αυξημένες τιμές ουρίας (μετά).

Το ζευγάρι [148 58,5] επιβεβαιώνει την προβλεπτικότητα των κανόνων αφού η εξίσωση δίνει URR=0,6.

3.2.4 Εκτίμηση

Όταν ο ANFIS εκπαιδευτεί είναι πλέον σε θέση να προβλέψει. Στην περίπτωση αυτή δίνονται τα δεδομένα (ουρία-πριν, ουρία-μετά) της υπόθεσης (if) και το σύστημα παράγει το συμπέρασμα (then) που στην περίπτωση αυτή είναι η επάρκεια της κάθαρσης (URR). Για να δοκιμαστεί το σύστημα δίνονται για επεξεργασία έξι ζευγάρια μετρήσεων [ουρία-πριν, ουρία μετά], που αντιστοιχούν σε έξι διαφορετικά άτομα.

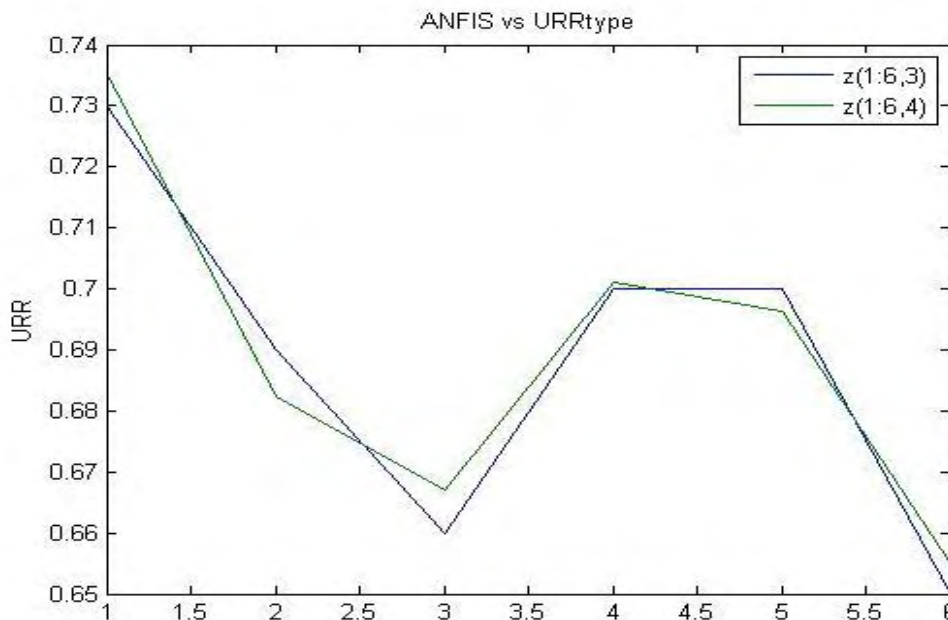
```
>> evalfis ([145,39;124,39;85,29;137,41;126,38;172,60;],fis)

ans =

    0.7354
    0.6824
    0.6670
    0.7012
    0.6964
    0.6550
```

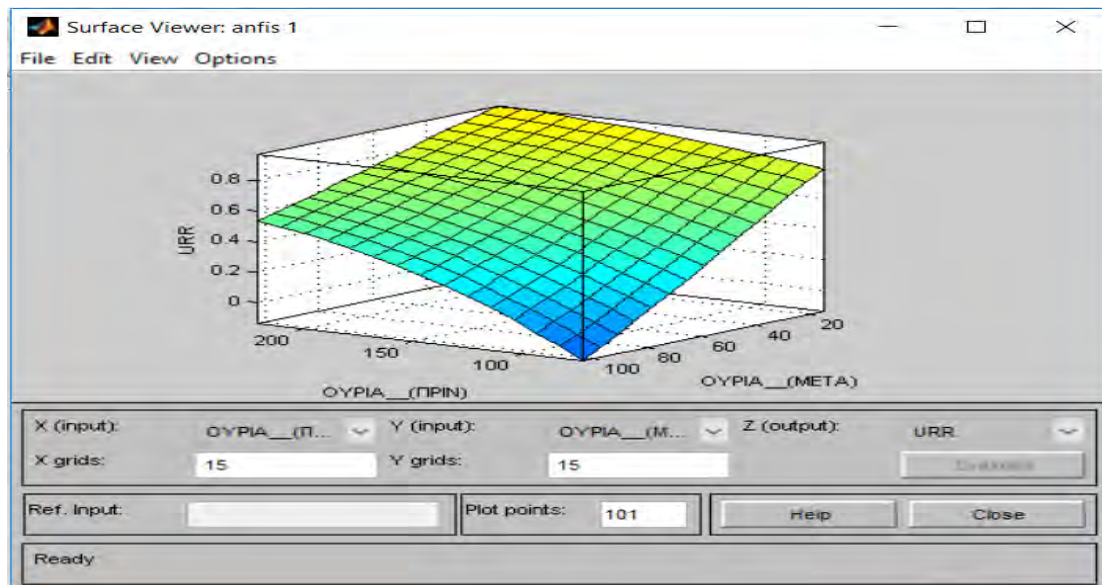
Εικόνα 37. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης, όπως προκύπτουν από την εντολή evalfis.

Οι απαντήσεις του συστήματος (πράσινο χρώμα) μπορούν στη συνέχεια να συγκριθούν με το URR που προκύπτει από τον τύπο (1) :0,73/0,69/0,66/0,70/0,70/0,65(γαλάζια γραμμή-Εικόνα 38).



Εικόνα 38. Οι απαντήσεις του συστήματος ANFIS (πράσινο χρώμα) συγκρίνονται με το URR που προκύπτει από τον τύπο (1) :0,73/0,69/0,66/0,70/0,70/0,65(γαλάζια γραμμή).

Μια συνολικότερη απεικόνιση με τα αποτελέσματα του ANFIS για το URR, ανάλογα των αρχικών δεδομένων είναι η παρακάτω (Εικόνα 39).



Εικόνα 39. Συσχέτιση των μεγεθών ουρία-πριν και ουρία-μετά με το αποτέλεσμα URR.

3.2.5 Παρατηρήσεις

- I. Αφού το URR δίνεται από την απλούστατη εξίσωση (1), πρακτικά η χρήση του ANFIS μοιάζει ασύμφορη.

Όμως το να βγάζεις συμπεράσματα από βιολογικά δεδομένα με ένα απλό κομπιουτεράκι έχει εξίσου πρακτικές δυσκολίες. Για παράδειγμα ας θεωρήσουμε ότι έχουμε το εξής ζευγάρι τιμών για τις ουρίες πριν και μετά [200 120]. Η εξίσωση (1) θα απαντήσει : **0,4** και το ANFIS εκτιμάει : evalfis ([200 120],fis)/Warning: Some input values are outside of the specified input range./> In evalfis at 76/ans = **0.4401**. Αν το ζευγάρι τιμών γίνει περισσότερο παράξενο [200 150] τότε για την (1) :**0,25** και για το ANFIS : Warning: Some input values are outside of the specified input range/ans = **0.6423** (!). Ο λόγος πίσω από το φαινομενικά παράδοξο σφάλμα εκτίμησης του ANFIS είναι πού απλός. Τα παραπάνω δεδομένα δεν υπάρχουν. Είναι προφανές ότι δεν υπάρχει ειδικός που θα πιστέψει εύκολα το πρώτο ζευγάρι και ακόμα περισσότερο, που έχει δει URR =25%, σε μονάδα αιμοκάθαρσης. Η ‘εκπαίδευση’ του συστήματος προστάτεψε τη βιολογική σημασία των δεδομένων.

- II. Το URR ιατρικά έχει τη θέση εκτίμησης για την επάρκεια της αιμοκάθαρσης. Αν εξαιρεθούν τα παραδείγματα στα οποία εμφανίζονται ακραίες τιμές, όπως συμβαίνει στην προηγούμενη παρατήρηση I, τι το διαφορετικό προκύπτει από τη σύγκριση του ANFIS και της εξίσωσης (1) ;

Στη διαδικασία της εκτέλεσης του anfis τέθηκαν διαισθητικά τέσσερις κανόνες. Στην περίπτωση που η απομείωση της ουρίας αναμένεται να είναι η μέγιστη (ΥΨΗΛΗ ΟΥΡΙΑ-ΠΡΙΝ→ΧΑΜΗΛΗ ΟΥΡΙΑ ΜΕΤΑ), είναι λογικό να αναμένουμε αποδοτική κάθαρση. Επίσης ξεκάθαρα είναι αναμενόμενη κακή κάθαρση για την ελάχιστη απομείωση της ουρίας (ΧΑΜΗΛΗ ΟΥΡΙΑ -ΠΡΙΝ→ΥΨΗΛΗ ΟΥΡΙΑ ΜΕΤΑ). Στις δυο διαφορετικές περιπτώσεις, όμως, που τα ζευγάρια τιμών είναι εξίσου υψηλές ή εξίσου χαμηλές τιμές τι μπορεί να αναμένουμε; Αν έχει σημασία μόνο η εξίσωση, τότε

το URR θα κυμαίνεται ανάλογα των αριθμητικών τιμών. Όμως οι κανόνες που αναπτύσσει το ANFIS βγάζουν διαφορετικά συμπεράσματα. Και στις δυο αυτές περιπτώσεις αντί για κυμαινόμενες τιμές η ασαφής έξοδος δίνει μόνο καλές (αποδοτικές) τιμές. Με άλλα λόγια μόνο οι ασθενείς με χαμηλή ουρία-πριν έχουν ποσοστά κακής κάθαρσης.

Για την καλύτερη απεικόνιση της παραπάνω διαπίστωσης επαναδιατυπώθηκε το σύστημα ANFIS, χρησιμοποιώντας αυτή τη φορά τριγωνικούς βαθμούς συμμετοχής. Με αυτό τον τρόπο γίνεται πιο εύκολη η παρακολούθηση της κατασκευής των κανόνων. Τρεις βαθμοί συμμετοχής για την ουρία- πριν (*χαμηλή, μέτρια, υψηλή*) θα συνδυαστούν με αντίστοιχους βαθμούς για την ουρία -μετά. Αν λοιπόν η ουρία-πριν είναι χαμηλή και η ουρία μετά είναι χαμηλή, τότε η κάθαρση αναμένεται στο 0,5 (1^{ος} κανόνας). Αν η ουρία-πριν είναι χαμηλή και η ουρία μετά είναι μέτρια, τότε η κάθαρση αναμένεται στο 0,5 (2^{ος} κανόνας)... Με αυτή τη διαδικασία διατυπώνεται ο FIS για τους εννέα κανόνες (Εικόνα 40):



Εικόνα 40. Διασθητική διαδικασία διατύπωσης των κανόνων του FIS.

Στη συνέχεια με τη βοήθεια της εκπαίδευσης οι κανόνες διορθώνονται:



Εικόνα 41. Η διατύπωση των κανόνων του FIS μετά την εκπαίδευση.

Ο 2^{ος} και ο 3^{ος} κανόνας που ορίζουν την έξοδο για ΧΑΜΗΛΗ (ΟΥΡΙΑ-ΠΙΝ), όταν δεν ακολουθείται από ΧΑΜΗΛΗ (ΟΥΡΙΑ-META) καθηλώθηκαν στα χαμηλά. Οι ασθενείς που έχουν αυξημένες τιμές ουρίας πριν τη συνεδρία συνήθως έχουν καλύτερη κάθαρση.

Η παρατήρηση αυτή δεν προκύπτει από την ανεξάρτητη εξίσωση (1) και έχει βιολογικό νόημα. Από τη στιγμή που η συνεδρία υποκαθιστά μόνο μερικά τη λειτουργία των νεφρών, μια φυσιολογική σε πρωτεΐνες δίαιτα θα έχει ως αποτέλεσμα ‘φυσιολογικά’ αυξημένα επίπεδα ουρίας για τους αιμοκαθαιρόμενους. Σε διαφορετική περίπτωση η ουρία είναι ψευδώς μειωμένη, από την καχεξία, που είναι χαρακτηριστικό γνώρισμα στην εξέλιξη της νεφρικής νόσου. Η μη αποδοτική κάθαρση, οδηγεί σε μειωμένη πρόσληψη σημαντικών ουσιών (protein-energy wasting syndrome). Αυτός ο φαύλος κύκλος καταλήγει για να ξαναρχίσει σε μια μειωμένη τιμή της ουρίας στο αίμα και αποτελεί σήμερα σημαντικό πεδίο έρευνας για τη νεφρολογία αρχής γενομένης από την MDRD μελέτη (The Modification of Diet in Renal Disease- 1989-93).

- III. Η μεταφορά των δεδομένων στον ANFIS της Matlab από καταγραφές που έχουν γίνει αρχικά στο Excel εγείρει την απορία : Δεν θα μπορούσε μια σχετικά απλή επεξεργασία από το στατιστικό πακέτο του Excel να είναι εξίσου ακριβής και διαφωτιστική;

Η εξίσωση (1) του URR αφήνει εύκολα την εντύπωση μιας μεταβλητής που εξαρτάται γραμμικά από τις εισόδους. Με τη βοήθεια του στατιστικού πακέτου για το Excel, μέσω της επεξεργασίας της παλινδρόμησης τα δεδομένα εκπαίδευσης (200 ζευγάρια) καταλήγουν στην εξής σχέση :

$$URR = 0,673881 + (0,002315 * ΟΥΡΙΑ(ΠΙΝ)) - (0,007 * ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ))$$

$$\text{Με } R^2 = 0,960$$

Για την καλύτερη σύγκριση των αντίστοιχων εκτιμήσεων τα αποτελέσματα της εξίσωσης (1), του ANFIS και της στατιστικής επεξεργασίας αποδίδονται στον παρακάτω πίνακα. Για το σφάλμα της κάθε μεθόδου χρησιμοποιήθηκε ο τύπος

$$\Sigma\Phi\Lambda\Lambda\text{ΜΑ} = \text{ΜΕΣΟΣ ΟΡΟΣ} \frac{|\Delta M\nu' - \Delta M\nu|}{\Delta M\nu'}$$

όπου $\Delta M\nu'$ το επιθυμητό αποτέλεσμα της εξίσωσης (1) και $\Delta M\nu$ το πραγματικό αποτέλεσμα των μοντέλων σε αντιστοιχία με την εξίσωση της γνωστής εργασίας των Tagaki και Sugeno. Για χάρη οικονομίας χώρου η σύγκριση έγινε σε 30 ζευγάρια τιμών.

ΟΥΡΙΑ (ΠΙΝ)	ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ)	URR (1)	URR (ANFIS)	URR (ΠΑΛ/ΣΗΣ)	ΣΦΑΛΜΑ ANFIS	ΣΦΑΛΜΑ ΠΑΛ/ΣΗΣ
124,00	39,00	0,69	0,6824	0,687941	0,011014	0,002984
85,00	29,00	0,66	0,667	0,667656	0,010606	0,0116
137,00	41,00	0,7	0,7012	0,704036	0,001714	0,005766
126,00	38,00	0,7	0,6964	0,699571	0,005143	0,000613
172,00	60,00	0,65	0,655	0,652061	0,007692	0,003171
104,00	29,00	0,72	0,7195	0,711641	0,000694	0,01161

139,00	37,00	0,73	0,7369	0,736666	0,009452	0,009132
123,00	43,00	0,65	0,6451	0,657626	0,007538	0,011732
128,00	27,00	0,79	0,7923	0,781201	0,002911	0,011138
122,00	25,00	0,8	0,797	0,781311	0,00375	0,023361
198,00	83,00	0,58	0,5802	0,551251	0,000345	0,049567
149,00	49,00	0,67	0,6727	0,675816	0,00403	0,008681
126,00	27,00	0,79	0,7883	0,776571	0,002152	0,016999
138,00	37,00	0,73	0,7346	0,734351	0,006301	0,00596
114,00	29,00	0,75	0,7445	0,734791	0,007333	0,020279
94,00	19,00	0,8	0,7965	0,758491	0,004375	0,051886
81,00	20,00	0,75	0,7586	0,721396	0,011467	0,038139
143,00	51,00	0,64	0,642	0,647926	0,003125	0,012384
99,00	28,00	0,72	0,7164	0,707066	0,005	0,017964
110,00	57,00	0,48	0,4709	0,529531	0,018958	0,10319
117,00	39,00	0,67	0,6619	0,671736	0,01209	0,002591
144,00	40,00	0,72	0,7257	0,727241	0,007917	0,010057
104,00	36,00	0,65	0,6502	0,662641	0,000308	0,019448
120,00	33,00	0,73	0,7236	0,720681	0,008767	0,012766
84,00	31,00	0,63	0,6412	0,651341	0,017778	0,033875
87,00	24,00	0,72	0,7282	0,707286	0,011389	0,017658
100,00	20,00	0,8	0,7985	0,765381	0,001875	0,043274
177,00	64,00	0,64	0,6419	0,635636	0,002969	0,006819
150,00	48,00	0,68	0,6823	0,685131	0,003382	0,007546
					<u>0,006582</u>	<u>0,019306</u>

Πίνακας IV. Το σφάλμα στη μέτρηση του URR με ANFIS είναι μικρότερο από αυτό της παλινδρόμησης.

Χωρίς να υπάρχει σαφής υπεροχή του ANFIS σε αυτή τη δοκιμασία είναι αξιοσημείωτη η ακρίβεια του με ότι αυτό σημαίνει για πιο πολύπλοκους υπολογισμούς με λιγότερα δεδομένα, όπως φαίνεται και στην παρακάτω εφαρμογή.

3.3. ANFIS ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΜΕΝΗ ΠΑΡΑΚΟΛΟΥΘΗΣΗ ΣΤΗΝ ΑΙΜΟΚΑΘΑΡΣΗ (ΡΥΘΜΟΣ ΜΕΙΩΣΗΣ ΤΗΣ ΟΥΡΙΑΣ ΚΑΤΑ ΤΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΤΗΣ ΑΙΜΟΚΑΘΑΡΣΗΣ)

3.3.1 Εισαγωγή

Μεγάλη σημασία στη νεφρολογία, όπως και γενικότερα στην ιατρική έχει η εξατομικευμένη παρακολούθηση και θεραπεία για κάθε ασθενή. Με την ίδια λογική γίνεται η συνταγογράφηση στην αιμοκάθαρση :

Ασθενής 75ετών και εντάχθηκε σε αιμοκάθαρση από το 2004, λόγω της εξέλιξης της χρόνιας νεφρικής νόσου, που προκλήθηκε από σακχαρώδη διαβήτη τύπου 2. Έκτοτε αιμοκαθαίρεται τρεις φορές την εβδομάδα, για τέσσερις ώρες κάθε φορά. Επιπλέον πάσχει από στεφανιαία νόσο, αρτηριακή υπέρταση και υπερλιπιδαιμία.

Η κατάσταση δεν έχει αλλάξει ιδιαίτερα το τελευταίο διάστημα, αλλά στις εξετάσεις του τελευταίου μήνα εμφανίζει μια παράδοξη αυξημένη τιμή ουρίας μετά τη συνεδρία. Οι τιμές είναι ουρία πριν: 105 mmHg και ουρία μετά: 55 mmHg. Το γεγονός αυτό δημιουργεί ανησυχία που απευθύνεται σαν ερώτημα στο θεράποντα νεφρολόγο. Μήπως η συνταγογράφηση της αιμοκάθαρσης πρέπει να αλλάξει;

3.3.2 Δεδομένα

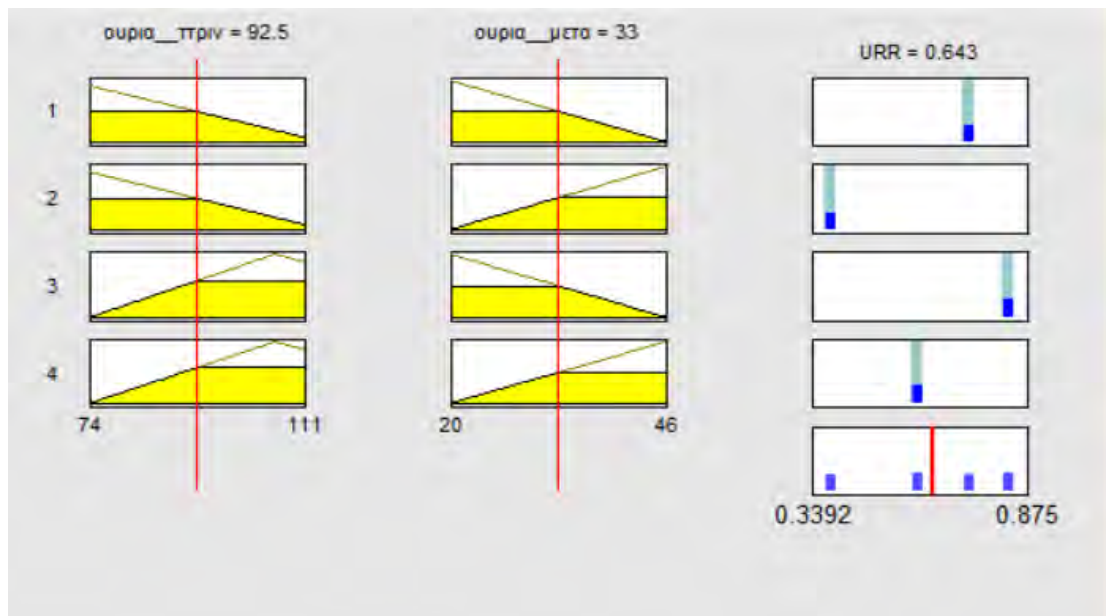
Σε μια μονάδα αιμοκάθαρσης υπάρχουν αρχεία, με αρκετά παλιές καταγραφές για τους περισσότερους νεφροπαθείς. Στη συγκεκριμένη περίπτωση υπήρχαν καταγεγραμμένες οι μετρήσεις της κάθαρσης από πολλά έτη. Για τους τελευταίους 31 μήνες τα αποτελέσματα ήταν τα εξής (πίνακας V) :

ΟΥΡΙΑ(ΠΡΙΝ)	ΟΥΡΙΑ(ΜΕΤΑ)	URR
97	30	0,690722
91	30	0,67033
110	30	0,727273
97	27	0,721649
96	29	0,697917
94	29	0,691489
92	24	0,73913
92	22	0,76087
92	30	0,673913
105	25	0,761905
81	20	0,753086
94	25	0,734043
76	21	0,723684
74	25	0,662162
90	29	0,677778
86	27	0,686047
84	28	0,666667
87	28	0,678161
90	34	0,622222
103	38	0,631068
89	30	0,662921
100	31	0,69
80	27	0,6625
82	28	0,658537
92	31	0,663043
111	46	0,585586
104	43	0,586538
80	33	0,5875
90	28	0,688889
77	26	0,662338
98	36	0,632653

Πίνακας V. Μετρήσεις συγκεκριμένου ασθενούς επί 31 μήνες.

3.3.3. Εκπαίδευση ANFIS

- Σε μια πρώτη προσέγγιση μπορεί να χρησιμοποιηθεί το ANFIS1, που χρησιμοποιήθηκε στο πρώτο εργαστηριακό μέρος και που εκπαιδεύτηκε με τιμές από ένα μεγάλο σύνολο ασθενών: $evalfis ([105\ 55], ANFIS1) = 0.484$. Μια τέτοια εκτίμηση είναι όντως ανησυχητική.
- Αν όμως εκπαιδευόταν ένα νέο ANFIS, με δεδομένα μόνο από τον/ την ασθενή τότε :



Εικόνα 42. Η διατύπωση των κανόνων του FIS2 μετά την εκπαίδευση.

Η εντολή $evalfis ([105\ 55], ANFIS2)$ θα αποδώσει το εξής αποτέλεσμα: *Warning: Some input values are outside of the specified input range. > In evalfis at 76 = 0,474.* Το «εξατομικευμένο» ANFIS2 προειδοποιεί για ασυνήθιστα δεδομένα και η μέτρηση είναι αμφισβητούμενη.

Η εξαιρετική προβλεπτική δεινότητα του ANFIS2 επιβεβαιώνεται από την σύγκριση με ένα μοντέλο παλινδρόμησης για τα ίδια δεδομένα. Η υπεροχή είναι αναμενόμενη για μικρό αριθμό διαθέσιμων δεδομένων. Για το ANFIS2 προκύπτει σφάλμα μέτρησης $9,7 \times 10^{-5}$, (όπως ορίστηκε στο πρώτο εργαστηριακό κομμάτι). Για το στατιστικό μοντέλο ισχύει :

$$URR = 0,71485 + (0,003418 * ΟΥΡΙΑ(ΠΡΙΝ)) - (0,01 * ΟΥΡΙΑ (ΜΕΤΑ))$$

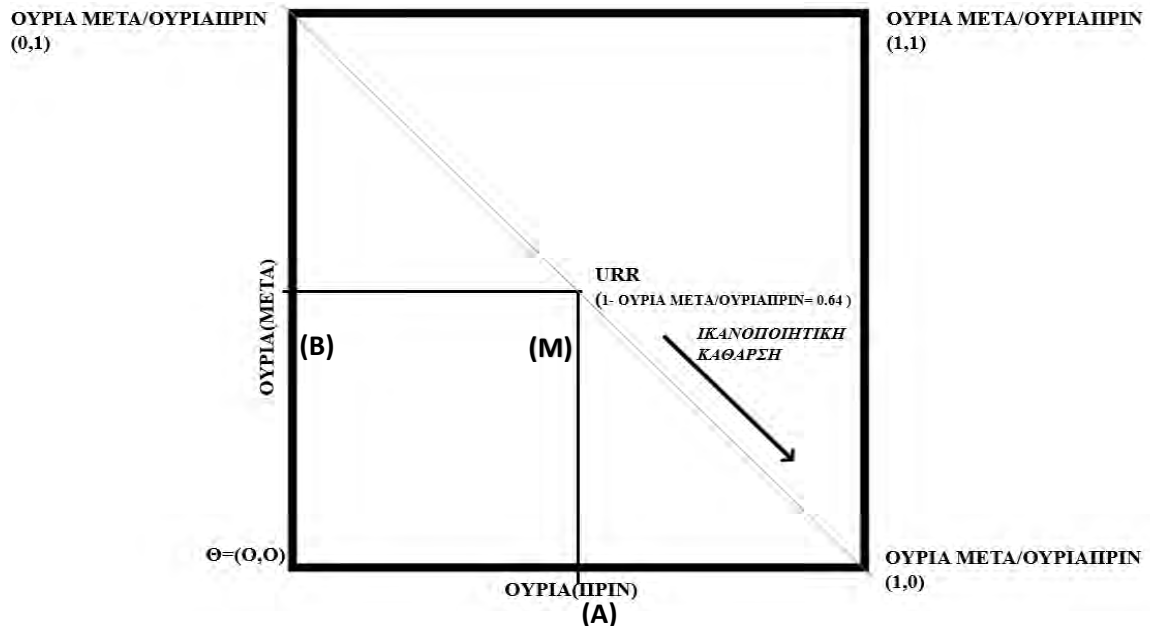
Με $R^2 = 0,989$, και σφάλμα μέτρησης 0,07.

3.3.4. Παρατηρήσεις

- I. Η χρήση του ANFIS για τα δεδομένα που αντιστοιχούν σε ένα συγκεκριμένο ασθενή, επιτυγχάνει μεγαλύτερη ακρίβεια από το γενικότερο ANFIS1. Αλλά και η ακρίβεια του ANFIS1 είναι αυξημένη. Επίσης το

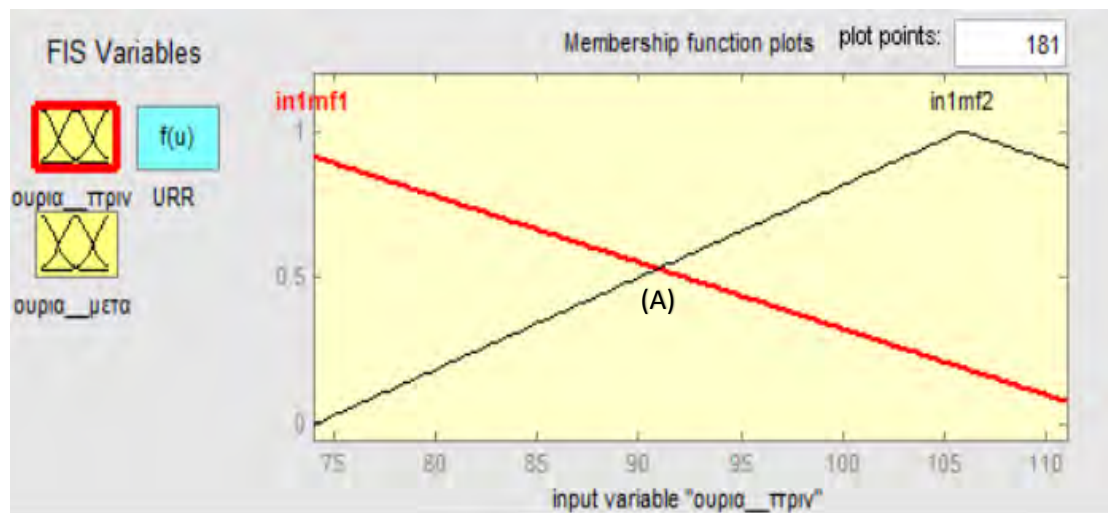
σύστημα είναι σε θέση να αντιλαμβάνεται ότι κάποιο δεδομένο δεν υπάρχει στο train data set, άρα είναι μια ασυνήθιστη μέτρηση. Μια τέτοια παρατήρηση θα ήταν πολύ πιο γρήγορη αν απλά συμβουλευόμασταν τις μηνιαίες καταγραφές για την ουρία μετά : τιμή > 46 δεν υπάρχει στους τελευταίους 31 μήνες.

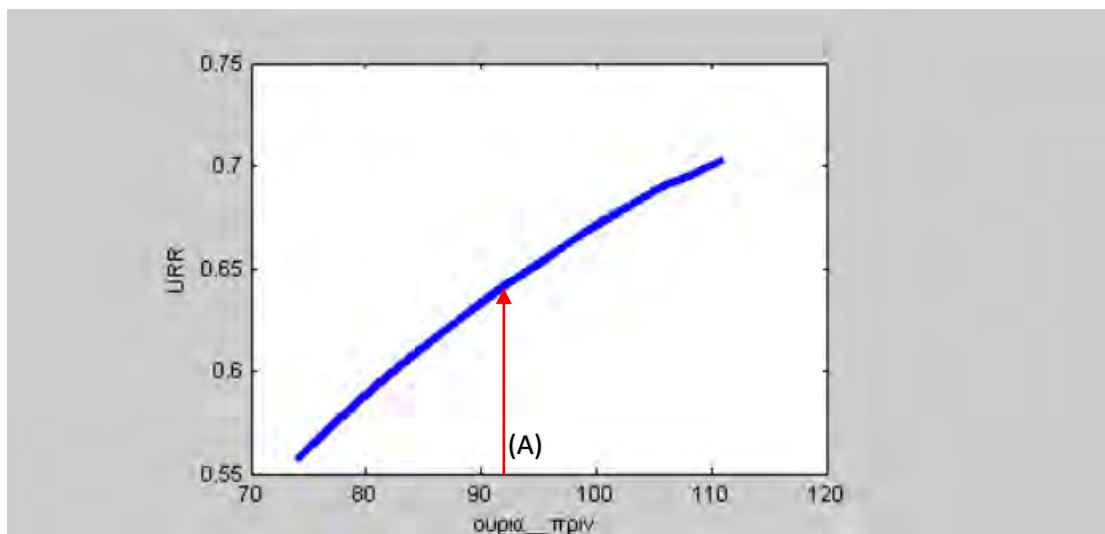
Μια καλύτερη οπτική στα δεδομένα του εξατομικευμένου ANFIS, μπορεί να δώσει η απλοποιημένη μορφή των δυο διαστάσεων για τον κύβο του Kosko.



Εικόνα 43. Δεδομένα του εξατομικευμένου ANFIS, με την απλοποιημένη μορφή δυο διαστάσεων για τον κύβο του Kosko

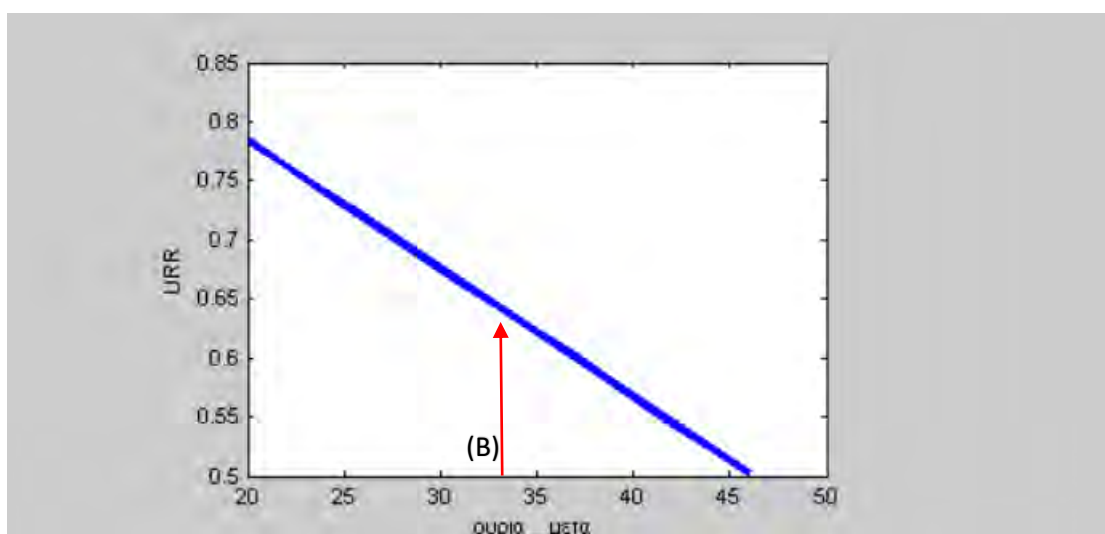
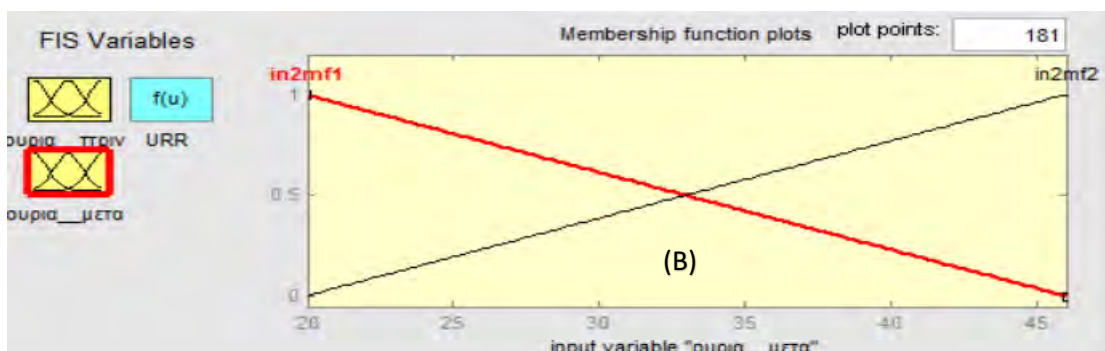
Στους δυο άξονες είναι κατανομημένες οι μετρήσεις για την ουρία-πριν και την ουρία μετά την αιμοκάθαρση. Η αρίθμηση από το 1 έως το 0 είναι κανονικοποιημένη και δεν έχει απευθείας σχέση με τις αριθμητικές τιμές. Έτσι στον άξονα ουρία-πριν το σημείο (A) που αντιστοιχεί στη μέση της πλευράς είναι το σημείο που ανήκει εξίσου στα ασαφή σύνολα χαμηλή και υψηλή ουρία, που όπως προκύπτει από την εκπαίδευση του ANFIS2 είναι η τιμή 92,5 mg/dl (Εικόνα 44).





Εικόνα 44. Στον άξονα ουρία-πριν το σημείο (A) που αντιστοιχεί στη μέση της πλευράς είναι το σημείο που ανήκει εξίσου στα ασαφή σύνολο χαμηλή και υψηλή ουρία, που όπως προκύπτει από την εκπαίδευση του ANFIS2 είναι η τιμή 92,5 mg/dl.

Ακριβώς το ίδιο ισχύει και για το σημείο (B) ουρίας μετά ίσης με 33 mg/dL, οπότε έχουμε τα παρακάτω αποτελέσματα.



Εικόνα 45. Στον άξονα ουρία-πριν το σημείο (A) που αντιστοιχεί στη μέση της πλευράς είναι το σημείο που ανήκει εξίσου στα ασαφή σύνολο χαμηλή και υψηλή ουρία, που όπως προκύπτει από την εκπαίδευση του ANFIS2 είναι η τιμή 33 mg/dl.

Επιστρέφοντας στον απλοποιημένο κύβο του Kosko παρατηρούμε ότι στο σημείο (M) που συναντάται το μέσο της πλευράς ουρία-μετά με το μέσο από την πλευρά ουρία-πριν είναι το κέντρο του τετραγώνου. Η σύνδεση είναι η κάθαρση όπως εκφράζεται από το URR. Η τιμή URR, που υπολογίζεται από το ασαφές σύστημα για τις δυο αυτές μεταβλητές είναι το ασαφές 0,50 που αριθμητικά αντιστοιχεί στο 0,64, τιμή οριακή για την ικανοποιητική κάθαρση του 0,65. Άρα επιβεβαιώνεται ότι το κέντρο είναι το σημείο μέγιστης ασάφειας, μια κάθαρση εξίσου καλή και κακή.

Ακολουθώντας τη διαγώνιο προς το σημείο (1, 0) ο URR αυξάνει πέραν του 0,65 και αποδίδει ικανοποιητικές καθάρσεις. Ταυτόχρονα η ουρία μετά είναι πλέον περισσότερο «χαμηλή» και η ουρία πριν περισσότερο «υψηλή». Άρα οι διατυπώσεις που παραλλάσει ο ασαφής συμπερασμός από τον κλασσικό είναι οι εξής:

- i. η κάθαρση είναι αποδοτική με URR μεγαλύτερο από 0.65 (κλασσικός ορισμός). Εφόσον η τιμή της ουρίας πριν είναι μεγαλύτερη από 92 mg/dL τότε αναμένεται καλύτερος URR. Στην περίπτωση που και η ουρία μετά είναι μικρότερη από 33 mg/dL τότε η κάθαρση είναι αποδοτική και χαρακτηρίζεται από τα πλέον αποδοτικά URR (ασαφής ορισμός).
- ii. Η τιμή της ουρίας μετά μεγαλώνει με τρόπο που ευνοεί την κάθαρση μέχρι την τιμή στα 106 mg/dl. Η τιμή αυτή είναι το σημείο (1) στην αντίστοιχη πλευρά.
- iii. Το ζευγάρι με τις τιμές ουρίας [105, 55], που προβλημάτισαν αρχικά με την καθαρά αριθμητική τους αξία αλλάζουν σημασία στα ασαφή σύνολα. Οι τιμές αυτές για το προφίλ ασθενούς και με δεδομένες την καλή κλινική κατάσταση και την αδιατάραχτη διαδικασία αιμοκάθαρσης, μάλλον αφορούν καλή κάθαρση και το 55 είναι ένα εργαστηριακό λάθος.

3.4. ANFIS ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΜΕΝΗ ΠΑΡΑΚΟΛΟΥΘΗΣΗ ΣΤΗΝ ΑΙΜΟΚΑΘΑΡΣΗ ΜΕ ΤΟ ΜΕΓΕΘΟΣ Kt/V

3.4.1. Εισαγωγή

Η χρήση του ANFIS για τα δεδομένα που αφορούν το URR έχει κλινική σημασία αλλά οι νεότερες οδηγίες βασίζονται στις μετρήσεις του Kt/V που εξαρτάται από περισσότερες παραμέτρους. Το Kt/V είναι μια παράμετρος που προσδιορίζει την κάθαρση της ουρίας (K), για μια συνεδρία εξωνεφρικής κάθαρσης χρόνου t και για το ολικό υδάτινο διαμέρισμα ενός ασθενούς όγκου V. Το Kt/V, όπως και το URR έχει όρια-στόχους προκειμένου να θεωρηθεί επαρκής μια συνεδρία τεχνητού νεφρού. Η στόχευση για το Kt/V (single pool) είναι 1.4, ώστε να επιτυγχάνεται ελάχιστο Kt/V :1.2 ανά συνεδρία αιμοκάθαρσης για προγράμματα που καταρτίζονται με τρεις συνεδρίες ανά εβδομάδα. (2015 KDOQI Hemodialysis Adequacy Guideline Update).

Ο μαθηματικός υπολογισμός γίνεται με αρκετούς τρόπους. Ένας κλασσικός τύπος είναι ο παρακάτω (Daugirdas):

$$\text{sp} \frac{Kt}{V} = -\ln\left(\frac{\text{ΟΥΡΙΑ-μετά}}{\text{ΟΥΡΙΑ-πριν}} - 0.03\right) + \left(4 - 3.5 \times \frac{\text{ΟΥΡΙΑ-μετά}}{\text{ΟΥΡΙΑ-πριν}}\right) \times \frac{UF}{\text{ΒΑΡΟΣ}} \quad (2)$$

3.4.2. Δεδομένα

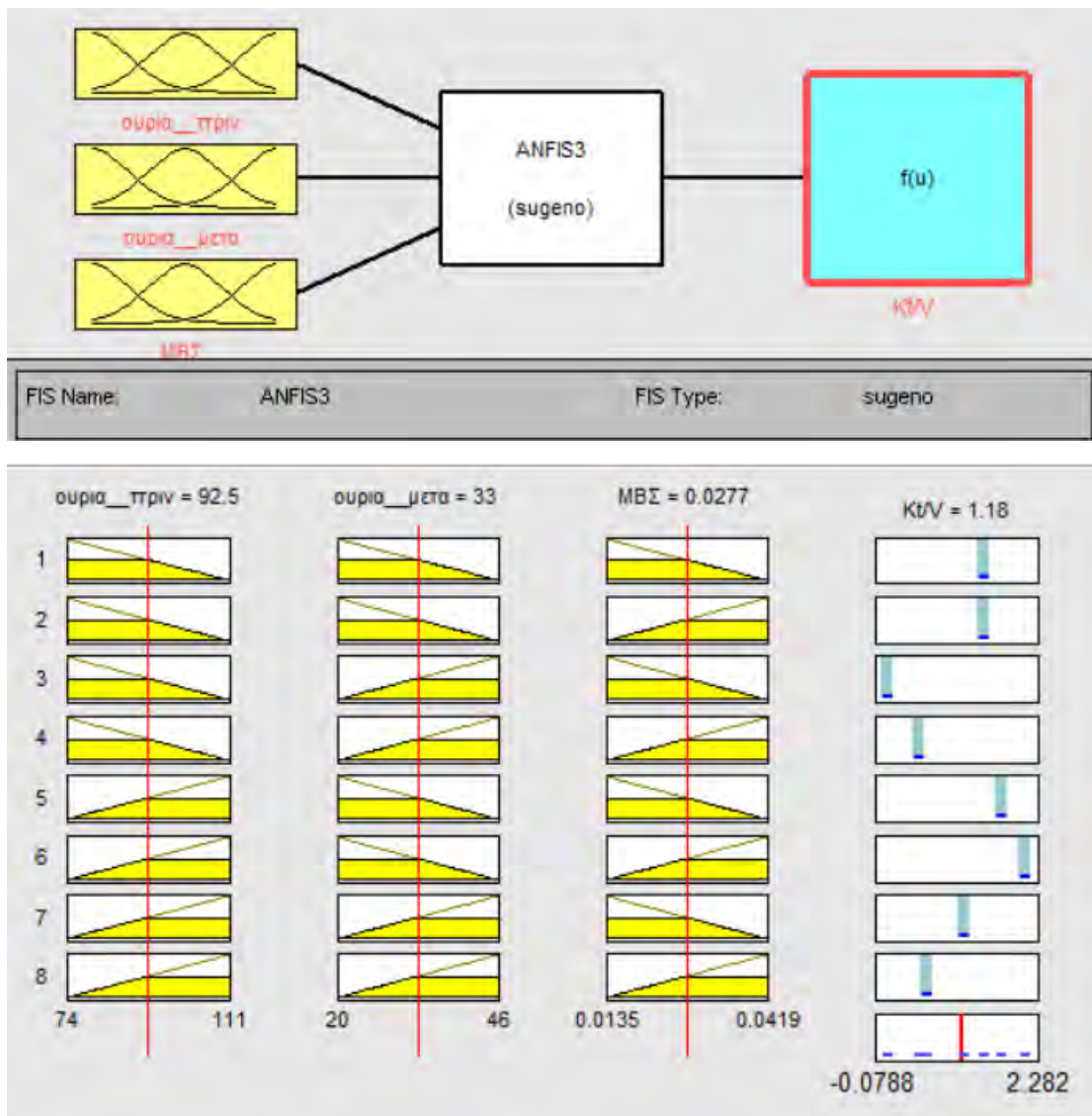
Εκτός από τις μηνιαίες καταγραφές της ουρίας και του URR, που χρησιμοποιήθηκαν στο δεύτερο εργαστηριακό μέρος, υπάρχουν και τρεις ακόμα παράμετροι. Η πρώτη είναι το βάρος του σώματος που είχε η αιμοκαθαιρόμενη μετά το τέλος της συνεδρίας τη συγκεκριμένη ημέρα, που έγιναν οι μετρήσεις. Το βάρος αυτό που καλείται 'ξηρό' ή 'ιδανικό' βάρος, είναι στόχος στην αιμοκάθαρση και εξασφαλίζει αιμοδυναμική σταθερότητα. Το UF (Ultra-Filtration) είναι η 'αφυδάτωση', που επιτεύχθηκε τη συγκεκριμένη μέρα με στόχο το 'ξηρό' βάρος. Τέλος καταγράφεται το Kt/V.

ΟΥΡΙΑ(ΠΡΙΝ)	ΟΥΡΙΑ(ΜΕΤΑ)	ΒΑΡΟΣ	UF	URR	Kt/V
97	30	63500	2200	0,690722	1,38
91	30	64500	2400	0,67033	1,31
110	30	64500	2700	0,727273	1,54
97	27	65000	2100	0,721649	1,49
96	29	65500	2300	0,697917	1,4
94	29	66000	2300	0,691489	1,38
92	24	66500	2300	0,73913	1,57
92	22	66500	2300	0,76087	1,67
92	30	66500	2300	0,673913	1,32
105	25	67000	1700	0,761905	1,65
81	20	67500	1400	0,753086	1,59
94	25	68000	2300	0,734043	1,55
76	21	68500	1400	0,723684	1,46
74	25	70000	1900	0,662162	1,25
90	29	72000	1900	0,677778	1,31
86	27	73000	1700	0,686047	1,33
84	28	73000	1900	0,666667	1,27
87	28	73000	1900	0,678161	1,31
90	34	73000	1700	0,622222	1,12
103	38	73500	1700	0,631068	1,14
89	30	73500	2000	0,662921	1,26
100	31	73500	1800	0,69	1,34
80	27	74000	1000	0,6625	1,18
82	28	74000	1300	0,658537	1,22
92	31	74000	1600	0,663043	1,24
111	46	74000	1800	0,585586	1,02
104	43	73500	2100	0,586538	1,03
80	33	74500	2500	0,5875	1,05
90	28	78000	2000	0,688889	1,34
77	26	78000	1800	0,662338	1,24
98	36	77000	1800	0,632653	1,15

Πίνακας VI. Μετρήσεις για το βάρος, την αφυδάτωση και το Kt/V (συμπληρωματικός πίνακας για τον ασθενή του πίνακα V).

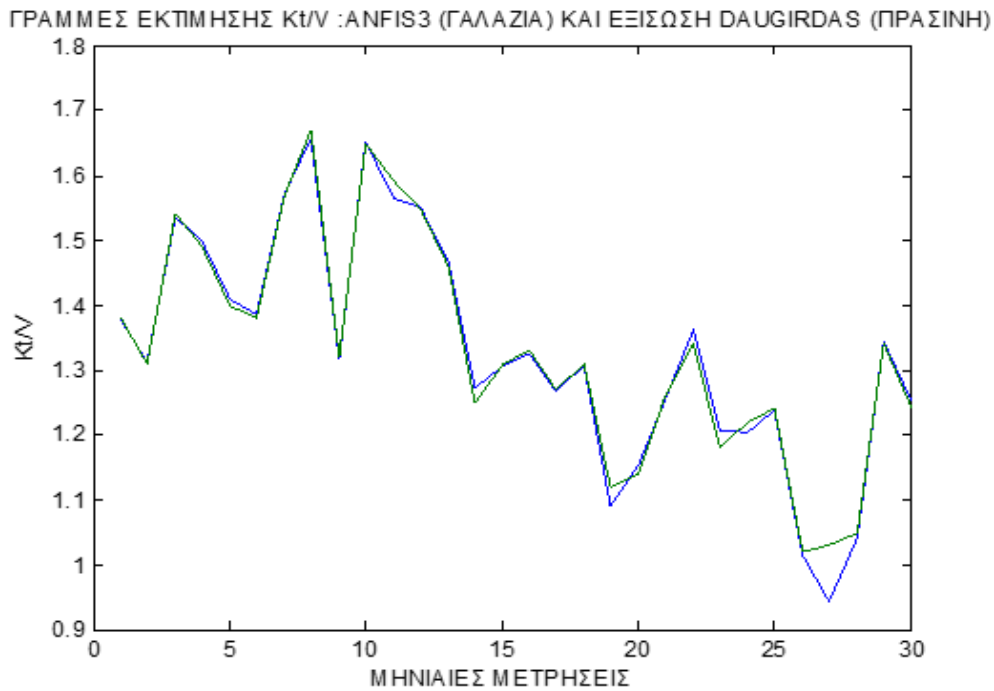
3.4.3. Εκπαίδευση ANFIS

Η εκπαίδευση του ANFIS για την εύρεση Kt/V , είναι δύσκολη λόγω του μικρού αριθμού των δεδομένων (31 μετρήσεις) σε σχέση με τις ανάγκες που έχει το σύστημα για παραμέτρους (4 εισόδοι και μία έξοδος), όπως φαίνεται και στον πίνακα με τα δεδομένα. Ένας τρόπος υπέρβασης θα ήταν να συμπτυχθούν οι μεταβλητές, ώστε να μειωθεί ο αριθμός από τις εισόδους. Το να προϋπολογιστεί το πηλίκο $UF/ΒΑΡΟΣ$ θα μπορούσε να είναι μια τέτοια προεργασία. Το πηλίκο αυτό αντιπροσωπεύει το ποσοστό της απώλειας βάρους σε μια συνεδρία, προς το σωματικό βάρος στο τέλος της (μεταβολή στο βάρος κατά τη συνεδρία: ΜΒΣ).



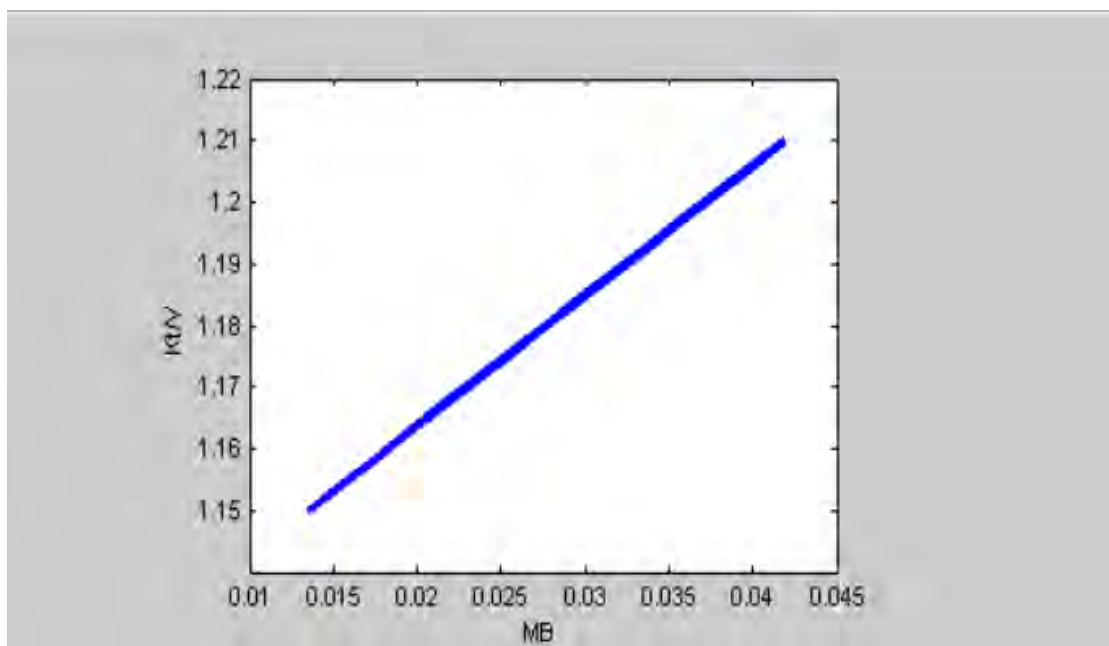
Εικόνα 46. Εκπαίδευση ANFIS με ουρία πριν, μετά και τη μείωση στο βάρος του σώματος για την εύρεση Kt/V .

Με αυτό τον τρόπο εκπαιδεύεται ένα σύστημα που αντί να έχει 4 εισόδους (ουρία-πριν, ουρία-μετά, βάρος σώματος και UF), έχει 3 λόγω της σύμπτυξης σωματικού βάρους και UF σε ένα πηλίκο. Η απόδοση του συστήματος είναι καλή με λάθος εκπαίδευσης 0,012 και λάθος εκτίμησης 0,03.



Εικόνα 47. Σύγκριση στις μηνιαίες μετρήσεις μεταξύ του ANFIS3 και την εξίσωση Daugirdas.

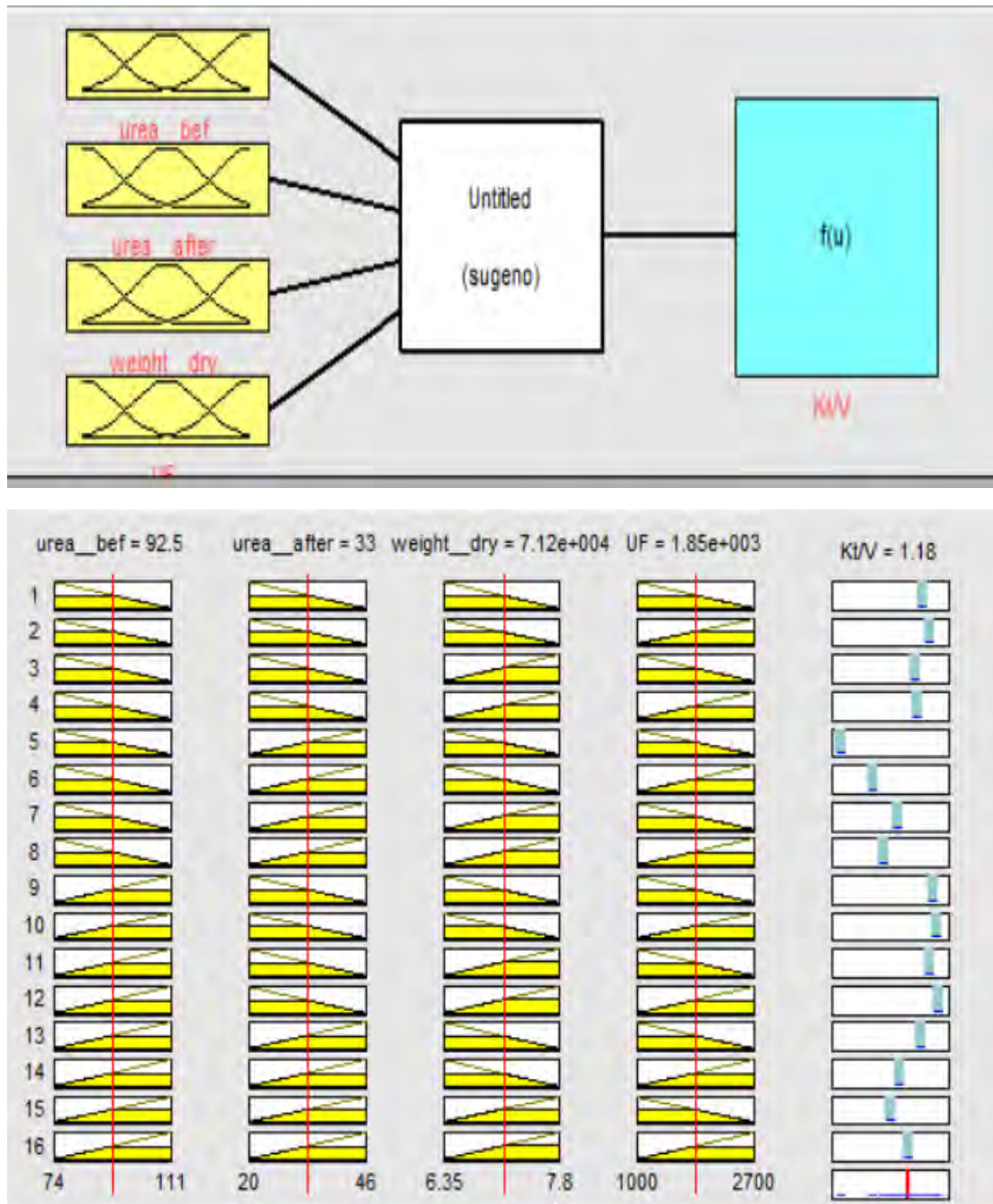
Η διαφορά στο εξατομικευμένο σύστημα ANFIS για το Kt/V είναι ότι υπάρχει μια παραπάνω είσοδος από το ANFIS για το URR στο δεύτερο εργαστηριακό μέρος. Η είσοδος αυτή είναι το πηλίκο $UF/ΒΑΡΟΣ$, το οποίο έχει κλινική σημασία και χρήση στην αιμοκάθαρση γιατί μια απώλεια έως 4% του σωματικού βάρους θεωρείται κατώφλι αιμοδυναμικής σταθερότητας. Στην περίπτωση του νέου συστήματος οι μετρήσεις της ουρίας επηρεάζουν την εκτίμηση του Kt/V με την ίδια συμπεριφορά που εμφάνιζαν και στη μέτρηση του URR στο ANFIS2. Το πηλίκο MBΣ εμφανίζει την παρακάτω συμπεριφορά.



Εικόνα 48. Σχέση μεταξύ της μείωσης στο σωματικό βάρος και το Kt/V.

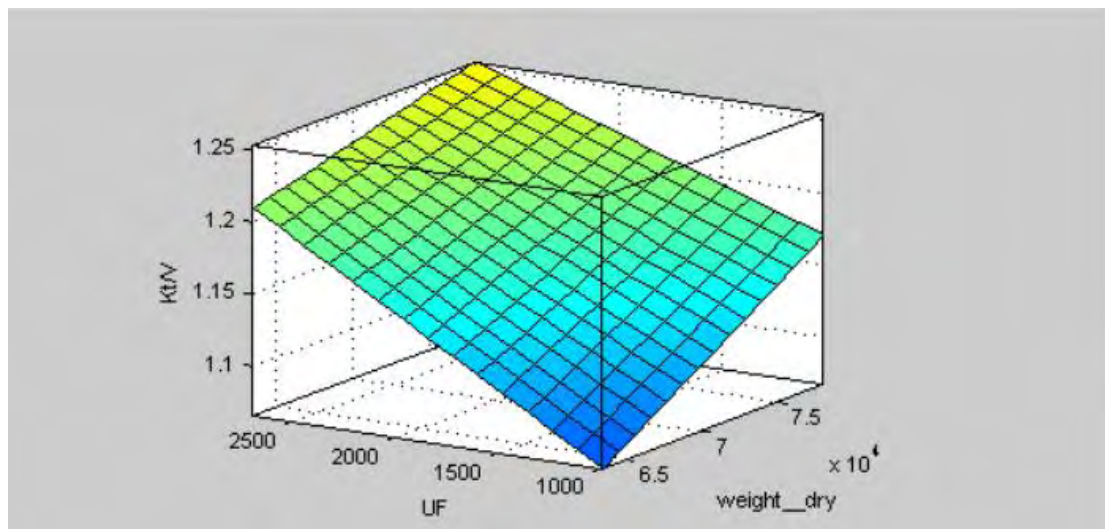
3.4.4. Παρατηρήσεις

- I. Η δυνατότητα του συστήματος να παράγει αποτελέσματα για το Kt/V , χωρίς την ανάγκη να προϋπολογιστεί το πηλίκο $UF/BAPOΣ$ υπολείπεται μόνο κατά εννιά μετρήσεις. Στην περίπτωση που αυτές προστεθούν, τότε το Kt/V υπολογίζεται ως εξής:



Εικόνα 49. Εκπαίδευση ANFIS με ουρία πριν, μετά, ξηρό βάρος σώματος και ρυθμό υπερδιήθησης για την εύρεση Kt/V .

Το σφάλμα εκπαίδευσης είναι 0.0064 και προκύπτουν τα παρακάτω αποτελέσματα, όσον αφορά τους κανόνες. Ο τρόπος που επηρεάζουν την έξοδο οι νέες εισοδοί 1) το ξηρό βάρος του σώματος και 2) η υπερδιήθηση, φαίνεται στην παρακάτω επιφάνεια.



Εικόνα 50. Η σχέση Kt/V με ρυθμό υπερδιήθησης UF και ξηρό βάρος (dry weight).

Το συμπέρασμα από τη συγκεκριμένη παρατήρηση είναι ότι η υπολογιστική δύναμη του συστήματος καταφέρνει να υπολογίσει το Kt/V κατευθείαν από τα δεδομένα. Η δυσκολία βρίσκεται στο να υπάρχουν οι ελάχιστες 40 καταγραφές που απαιτούνται. Επειδή οι μετρήσεις όλων των απαιτούμενων βιοχημικών παραμέτρων (και ειδικά της ουρίας μετά την αιμοκάθαρση) γίνονται συνήθως ανά μήνα, απαιτείται μια συνεχή καταγραφή σε βάθος χρόνου 3 ½ ετών. Τέτοιες σειρές με δεδομένα είναι σπάνιες λόγω της νοσηρότητας και της θνησιμότητας των ασθενών με ΧΝΑ τελικού σταδίου σε αιμοκάθαρση.

3.5. ΠΑΡΑΛΛΗΛΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ANFIS ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΟΥΣ ΑΣΘΕΝΕΙΣ ΣΕ ΑΙΜΟΚΑΘΑΡΣΗ

3.5.1. Εισαγωγή

Τα τμήματα 3 και 4 του εργαστηριακού μέρους βασίστηκαν στα δεδομένα από ένα συγκεκριμένο αιμοκαθαιρόμενο. Τα συμπεράσματα που αφορούν την υπολογιστική ικανότητα του ANFIS μπορούν προφανώς να γενικευτούν. Εντούτοις οι παρατηρήσεις που βασίστηκαν στην ασαφή λογική δεν είναι αυταπόδεικτα επαληθεύσιμες. Για να διερευνηθεί η δυνατότητα γενίκευσης των συμπερασμάτων από τις παρατηρήσεις, που προηγήθηκαν θα εκτελεστούν παράλληλα 3 διαφορετικά ANFIS για 3 διαφορετικούς ασθενείς σε αιμοκάθαρση.

3.5.2. Δεδομένα

Για την εκπαίδευση του κάθε συστήματος υπάρχουν διαθέσιμα τα στοιχεία : ουρία πριν (U1), ουρία μετά (U2) και URR από 3 αιμοκαθαιρόμενους (β, γ, δ.)

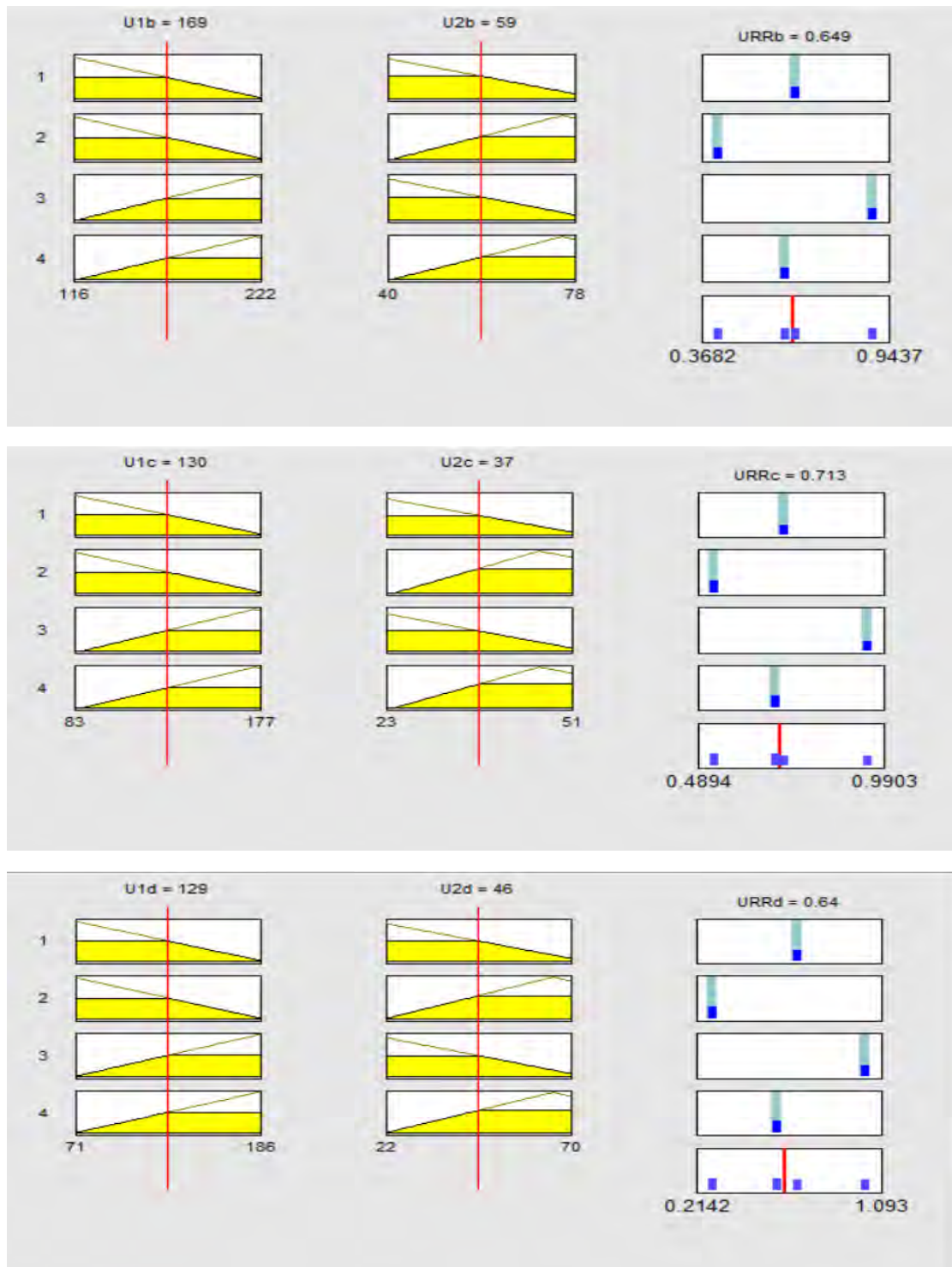
U1(β)	U2(β)	URR(β)	U1(γ)	U2(γ)	URR(γ)	U1(δ)	U2(δ)	URR(δ)
138	44	0,681159	105	25	0,761905	87	25	0,712644
172	55	0,680233	164	43	0,737805	91	27	0,703297
144	45	0,6875	128	34	0,734375	99	32	0,676768
146	49	0,664384	111	28	0,747748	71	23	0,676056
133	48	0,639098	153	44	0,712418	98	34	0,653061
152	55	0,638158	124	33	0,733871	107	57	0,46729
153	57	0,627451	162	40	0,753086	149	46	0,691275
134	51	0,619403	171	47	0,725146	125	39	0,688
156	51	0,673077	154	47	0,694805	73	24	0,671233
132	48	0,636364	92	31	0,663043	85	23	0,729412
147	49	0,666667	106	28	0,735849	94	27	0,712766
149	50	0,66443	148	41	0,722973	76	22	0,710526
159	53	0,666667	115	31	0,730435	85	29	0,658824
159	53	0,666667	139	36	0,741007	103	34	0,669903
135	48	0,644444	126	31	0,753968	112	33	0,705357
135	48	0,644444	83	23	0,722892	104	29	0,721154
121	41	0,661157	112	24	0,785714	110	33	0,7
172	55	0,680233	118	32	0,728814	125	40	0,68
159	58	0,63522	158	42	0,734177	122	39	0,680328
222	76	0,657658	162	39	0,759259	167	53	0,682635
198	66	0,666667	177	51	0,711864	148	45	0,695946
174	76	0,563218	119	36	0,697479	150	56	0,626667
196	63	0,678571	138	36	0,73913	153	70	0,542484
158	57	0,639241	164	38	0,768293	186	70	0,623656
116	40	0,655172	121	40	0,669421	181	64	0,646409
176	56	0,681818	128	32	0,75	197	79	0,598985
159	64	0,597484	146	41	0,719178	123	51	0,585366
205	66	0,678049	174	44	0,747126	125	61	0,512
159	49	0,691824	161	47	0,708075	140	59	0,578571
200	78	0,61	116	34	0,706897	152	63	0,585526
203	66	0,674877	154	43	0,720779	143	54	0,622378
209	71	0,660287				129	60	0,534884

Πίνακας VII. Εκπαίδευση τριών συστημάτων υπάρχουν διαθέσιμα τα στοιχεία : ουρία πριν (U1), ουρία μετά (U2) και URR από 3 αιμοκαθαιρόμενους (β , γ , δ).

3.5.3. Εκπαίδευση ANFIS

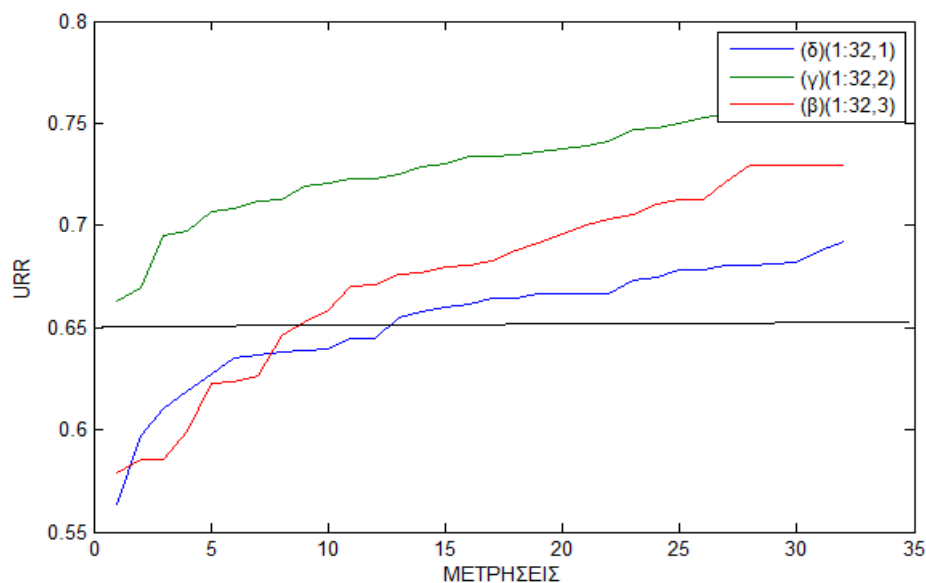
Εκπαιδεύονται 3 συστήματα, ένα για κάθε ασθενή (β), (γ) και (δ).

Οι κανόνες του ANFIS για τους ασθενείς (β) και (δ) είναι όμοιοι με αυτούς που ισχύουν για τον ασθενή (α), που αναπτύχθηκε στο εργαστηριακό μέρος 2. Στις τρεις αυτές περιπτώσεις (α), (β) και (δ) η μετάβαση στις εισόδους U1 και U2 από τον ένα βαθμό συμμετοχής στον άλλο συμπίπτει με μια τιμή URR μικρότερη από 0,65. Στις συγκεκριμένες περιπτώσεις το σημείο που εμφανίζει μέγιστη ασάφεια, συμπίπτει με το κατώφλι που διακρίνει την επαρκή από τη μη επαρκή κάθαρση.



Εικόνα 51. Εκπαίδευση ANFIS με ουρία πριν και μετά για την εύρεση URR στους τρεις ασθενείς (β), (γ) και (δ).

Οι κανόνες του ANFIS για τον ασθενή (γ) έχουν διαφορετικό αποτέλεσμα από τους υπόλοιπους. Το ANFIS-γ για τις τιμές της ουρίας U1 και U2 που είναι εξίσου χαμηλές και υψηλές, (130 37) υπολογίζει κατώφλι $URR=0,713$. Το κατώφλι αυτό είναι πολύ μεγαλύτερο από το 0,65 και είναι αποτέλεσμα των συνολικά υψηλότερων URR που αποδίδονται στην κάθαρση.



Εικόνα 52. Σύγκριση στην εκπαίδευση του ANFIS για την εύρεση URR στους τρεις ασθενείς (β), (γ) και (δ).

3.5.4. Παρατηρήσεις

- I. Η περίπτωση (γ) δημιουργεί κενά στον τρόπο που ερμηνεύονται τα αποτελέσματα του εξατομικευμένου ANFIS. Το URR 0,71 δεν αποτελεί όριο για την επάρκεια στην κάθαρση και είναι σαφώς θετική ένδειξη. Κατά επέκταση το ζευγάρι των τιμών της ουρίας πριν και μετά, τα οποία αντιστοιχούν στο 0,71, είναι μεν στα όρια των βαθμών συμμετοχής, δεν μπορούν όμως να ερμηνευτούν σαν κατώφλι αυξημένης ασάφειας.

Μια λογική εξήγηση για την περίπτωση (γ) είναι να θεωρηθούν οι τιμές (130 37) κατώφλι καλής θρέψης. Στην περίπτωση αυτή το ποσοστό της κάθαρσης θα ήταν «εικονικά» αυξημένο, λόγω μιας «εικονικά» μειωμένης ουρίας προ-αιμοκάθαρσης. Τέτοιες καταστάσεις δημιουργεί και συντηρεί η μειωμένη πρόσληψη πρωτεΐνης, που συνήθως είναι αποτέλεσμα ανεπαρκούς κάθαρσης. Για να προσεγγιστεί διαγνωστικά η μειωμένη πρόσληψη πρωτεΐνης σε έναν ασθενή, που βρίσκεται σε σταθερή κατάσταση οι νεφρολόγοι χρησιμοποιούν το ρυθμό πρωτεϊνικού καταβολισμού (protein catabolic rate -PCR). Η προτίμηση για τον υπολογισμό του PCR οφείλεται στην ιδιαίτερη προγνωστική αξία του συγκεκριμένου δείκτη στον υπολογισμό της θνησιμότητας στην αιμοκάθαρση.

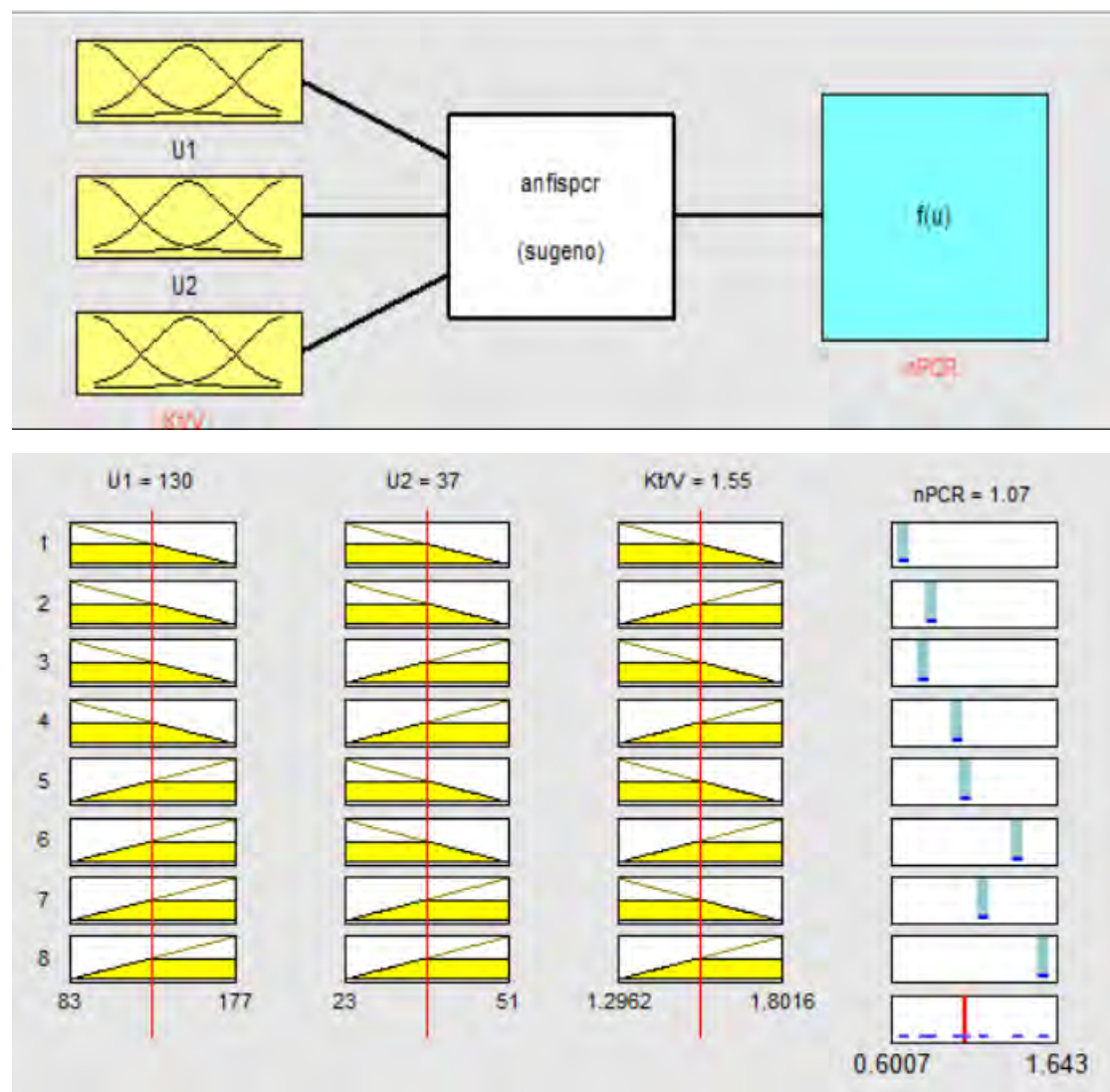
Το PCR καθορίζεται από την μέτρηση της ουρίας που εμφανίζεται (παράγεται) μεταξύ δυο διαδοχικών συνεδριών αιμοκάθαρσης (στην περίπτωση που δεν υπάρχει

οποιαδήποτε υπολειπόμενη νεφρική λειτουργία). Το PCR είναι μια μεταβλητή που σχετίζεται άμεσα με το Kt/V και μια απλή μαθηματική έκφραση του είναι η εξής :

$$nPCR = (0.0136 * \frac{Kt}{V} * (\frac{[ουρία-πριν + ουρία-μετά]}{2}) * 1/2,14) + 0.251$$

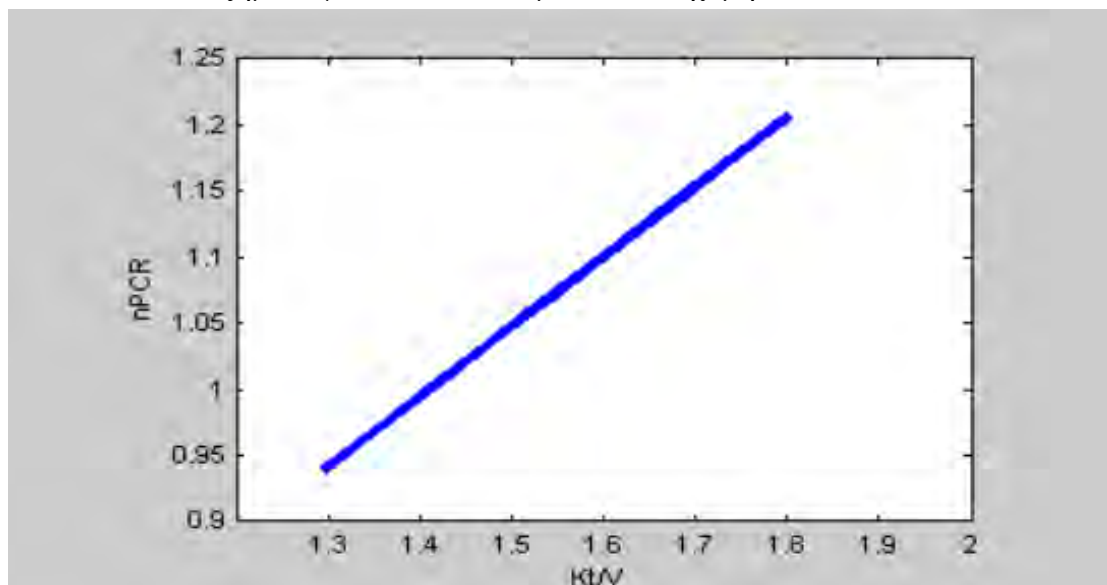
Η ερμηνεία του δείκτη είναι απλή. Αν είναι μεγαλύτερος από 1 g/k g/μέρα και ειδικά αν κυμαίνεται μεταξύ 1.0 και 1.4 g/k g/μέρα τότε σχετίζεται με χαμηλή θνησιμότητα (*National Cooperative Dialysis Study -NCDS*).

Προκειμένου να δοκιμαστεί η περίπτωση (γ) εκπαιδεύτηκε το παρακάτω σύστημα ANFIS με λάθος εκπαίδευσης 0.0003. Οι κανόνες του ANFIS φαίνονται παρακάτω. Το ζεύγος τιμών (130 37) αντιστοιχεί σε PCR περίπου 1, γεγονός που ταιριάζει με την προγνωστική αξία του δείκτη. (Εικόνα 52)



Εικόνα 53. Προκειμένου να δοκιμαστεί η περίπτωση (γ) εκπαιδεύτηκε σύστημα ANFIS με την ουρία πριν, μετά και το Kt/V με λάθος εκπαίδευσης 0.0003. Οι κανόνες του ANFIS φαίνονται παραπάνω. Το ζεύγος τιμών (130 37) αντιστοιχεί σε PCR περίπου 1, γεγονός που ταιριάζει με την προγνωστική αξία του δείκτη.

Το νόημα από τους παραπάνω κανόνες είναι ότι η αποδοτική κάθαρση για το συγκεκριμένο ασθενή μεταφράζεται σε Kt/V : 1,55 και PCR: 1,07. Η τιμή για το κατώφλι Kt/V : 1,55 είναι αυξημένη ως προς τη συνήθη 1,2, όπως και το κατώφλι για το URR είναι αυξημένο γιατί το PCR κυμαίνεται σε χαμηλά επίπεδα.



Εικόνα 54. Συσχέτιση των δυο δεικτών Kt/V και $nPCR$

3.6. ANFIS ΚΑΙ PCR

3.6.1. Εισαγωγή

Στο 4^ο εργαστηριακό μέρος αναδείχτηκε η σημασία του PCR για την κατανόηση της ασαφούς λογικής, που διέπει τις απαντήσεις του ANFIS σε εξατομικευμένα δεδομένα (ANFIS ανά ασθενή). Το μέγεθος PCR παράλληλα έχει σημαντική προγνωστική αξία. Αν υπήρχε τρόπος η ασαφής λογική να προβλέπει ένα PCR σε μια χρονική στιγμή t , χωρίς να υπάρχουν όλα τα στοιχεία της εξίσωσης, θα ήταν ένας νέος τρόπος πρόγνωσης της θνησιμότητας.

Στις μονάδες αιμοκάθαρσης είναι ρουτίνα να μετριέται η ουρία- μετά τη συνεδρία μια φορά μηνιαίως. Αυτό σημαίνει ότι σε μια οποιαδήποτε άλλη δεδομένη χρονική στιγμή t θα είναι διαθέσιμα τα στοιχεία από τον προηγούμενο μηνιαίο έλεγχο [$Kt/V(t-1)$, $PCR(t-1)$, $Urea(t-1)$...] όπως διαθέσιμη είναι οποιαδήποτε στιγμή η ουρία του ασθενούς [$Urea(t)$]. Εφόσον το μέγεθος PCR συμπεριφέρεται αρκετά καλά κατά την επεξεργασία του με τη βοήθεια του ANFIS, υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να είναι προβλέψιμο τη χρονική στιγμή t , με βάση α) τις προηγούμενες μετρήσεις από το μηνιαίο έλεγχο ($t-1$) και β) την πρόσβασιμη οποιαδήποτε στιγμή ουρία(t).

3.6.2. Δεδομένα

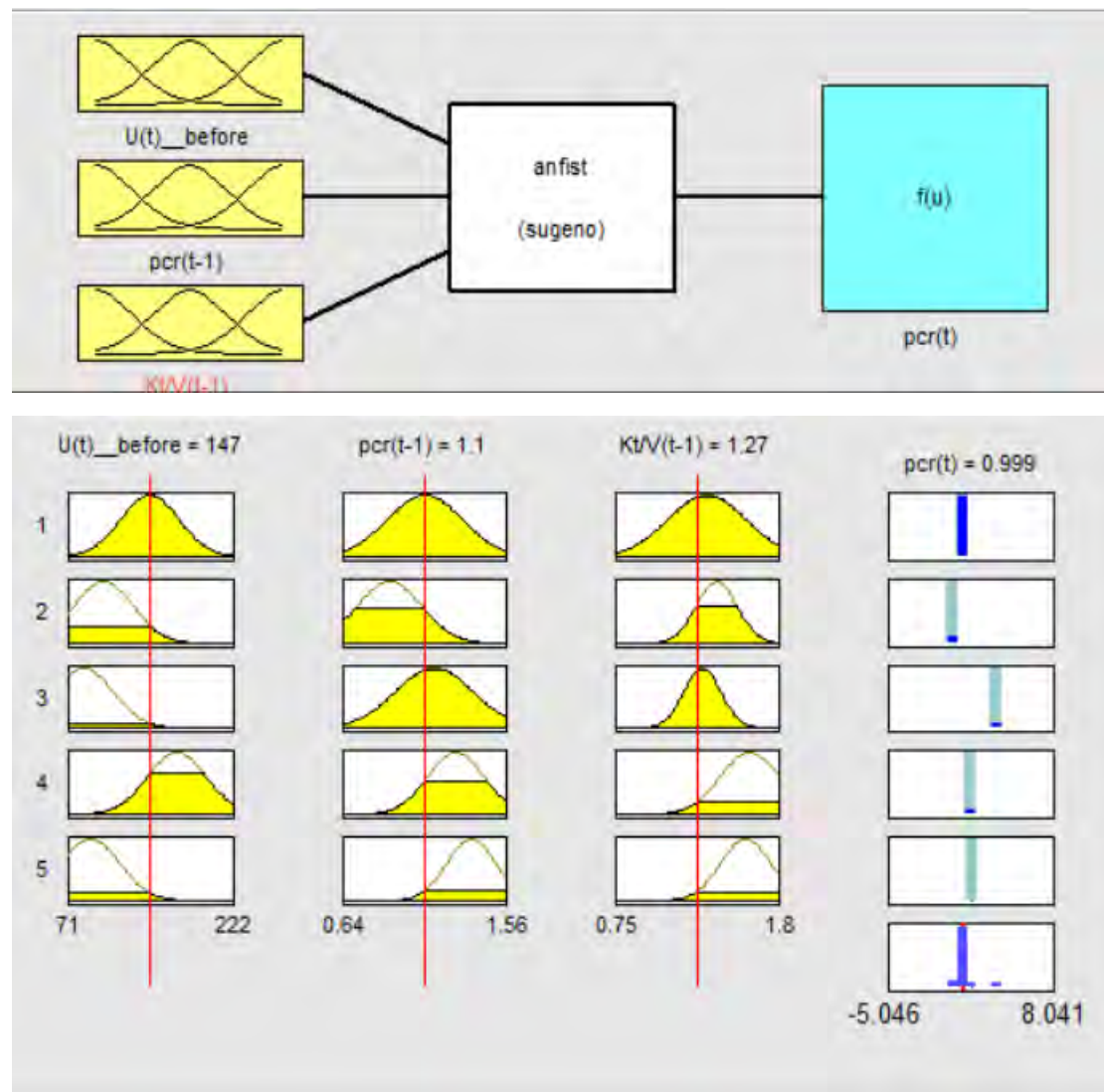
Για να καλυφθεί ο αριθμός από τις παραμέτρους, οι οποίες απαιτούνται για να εκπαιδευτεί το ANFIS ενώθηκαν σε μια δεξαμενή τα στοιχεία και από τους τέσσερεις ασθενείς που μελετήθηκαν στο εργαστηριακό μέρος. Με αυτόν τον τρόπο προέκυψαν

δύο διαφορετικές ομάδες δεδομένων: Η πρώτη ομάδα είχε τις καταγραφές από τις βασικές παραμέτρους κάθαρσης (Kt/V , PCR) του προηγούμενου μηνιαίου ελέγχου ($t-1$) και η δεύτερη ομάδα είχε την τιμή της ουρίας την τρέχουσα στιγμή (t) και τη ζητούμενη έξοδο PCR την τρέχουσα στιγμή (t) για την εκπαίδευση του συστήματος. Σκοπός είναι μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης το σύστημα να απαντάει με $PCR(t)$ για είσοδο τη σύγχρονη $Urea(t)$ και τα προηγθέντα $Kt/V(t-1)$, $PCR(t-1)$, $Urea(t-1)$.

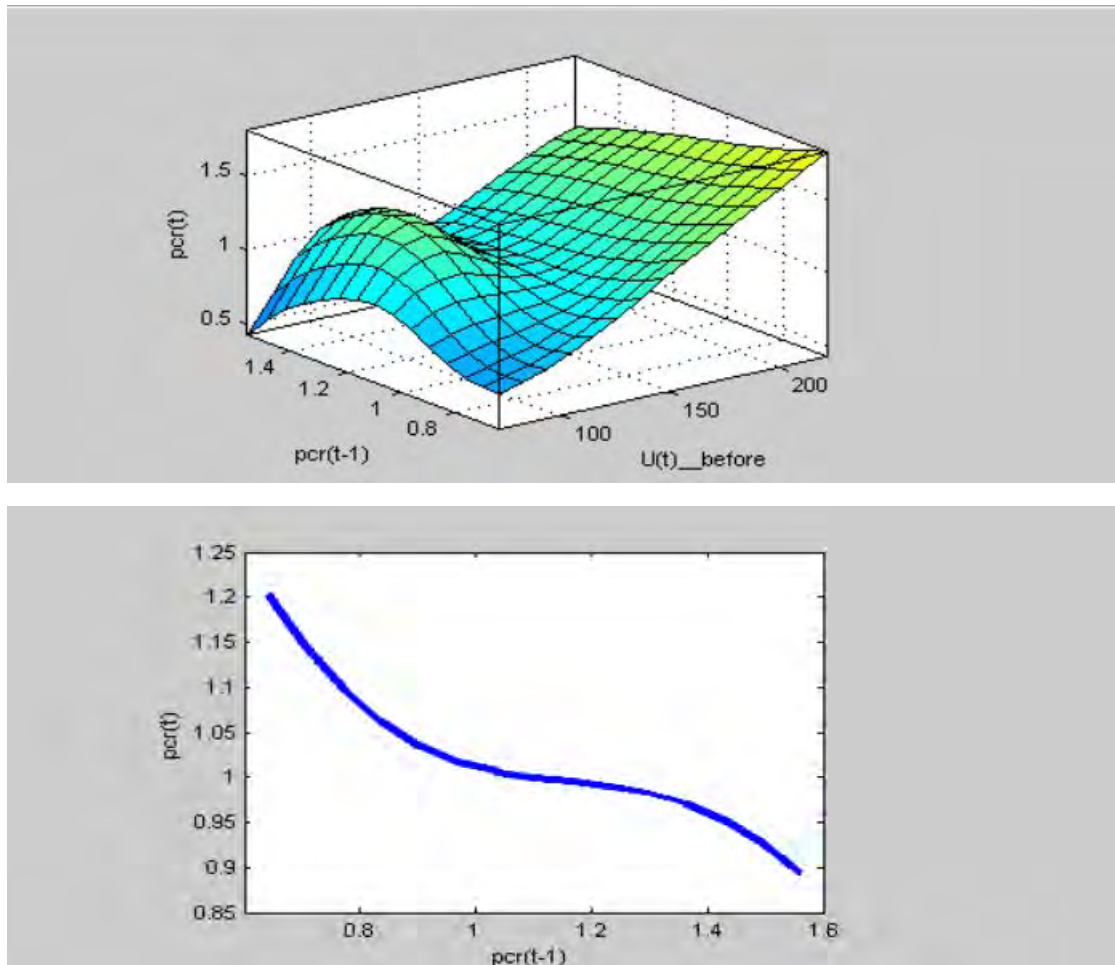
Τα στοιχεία για την επαλήθευση (testing) της προβλεπτικής ικανότητας του συστήματος, προήλθαν από τους ίδιους 4 ασθενείς. Αυτό σημαίνει ότι το ANFIS απαντάει για οποιοδήποτε αιμοκαθαίρομενο, εάν αυτός έχει συμπεριληφθεί στα δεδομένα της εκπαίδευσης.

3.6.3. Εκπαίδευση ANFIS

Οι ιδιότητες του συστήματος, κανόνες και η σχέση του προηγθέντος PCR με το επόμενο ήταν οι εξής :

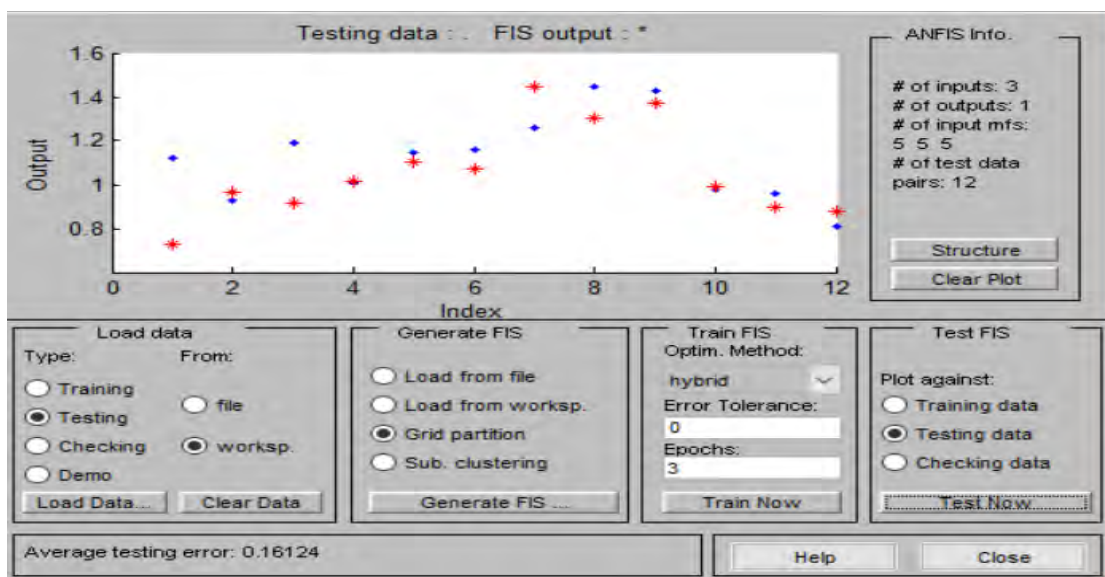


Εικόνα 55. Πρόβλεψη του PCR για τη δεδομένη στιγμή t με μέτρηση της ουρίας τη στιγμή t , όταν είναι γνωστές οι μετρήσεις RCR και Kt/V από την προηγούμενη στιγμή $t-1$.



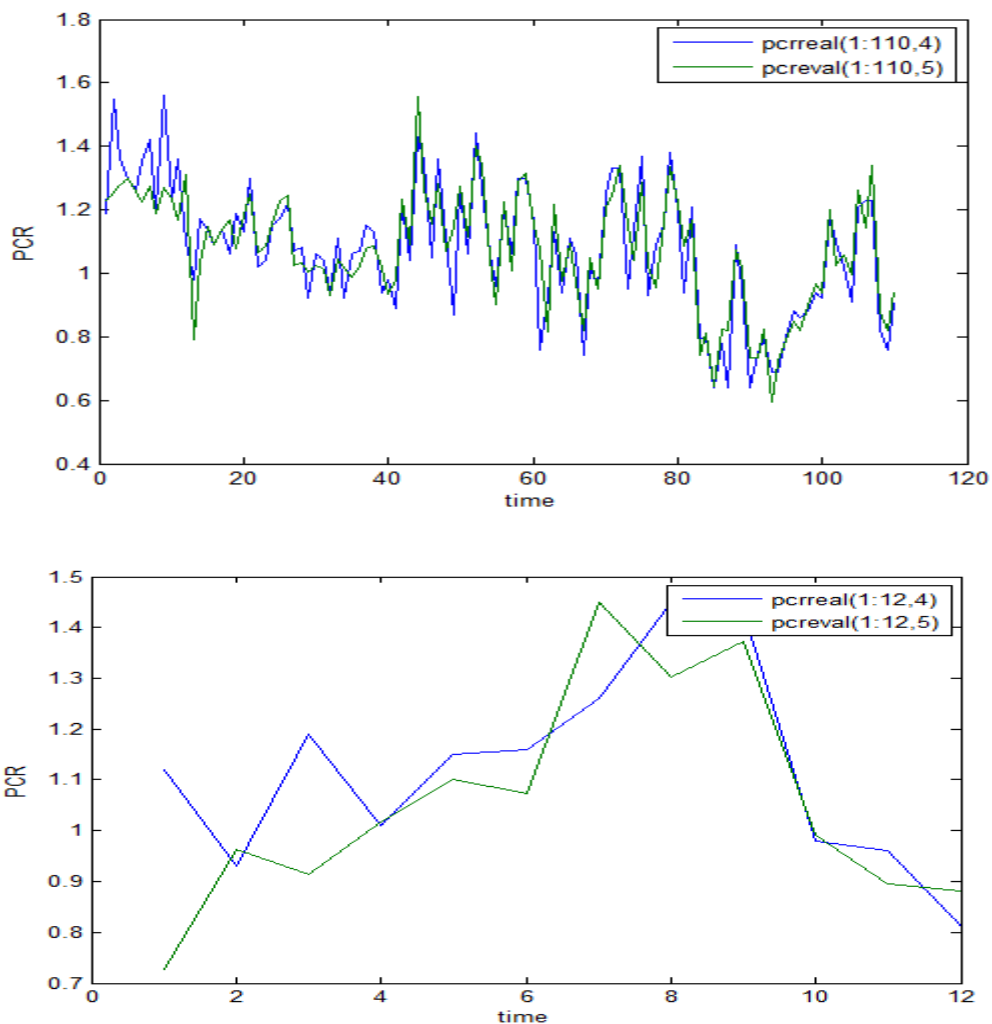
Εικόνα 56 . Σχέση του PCR για τη δεδομένη στιγμή t με την μέτρηση της ουρίας τη στιγμή t και το PCR από την προηγούμενη στιγμή $t-1$.

Τα λάθη στην εκπαίδευση και στην επαλήθευση ήταν 0,09 και 0,16. Τα Kt/V και PCR, που περιγράφουν την επάρκεια στην κάθαρση, παρουσιάζουν το κατώφλι κοντά στις τιμές (1,2 και 1) που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία.



Εικόνα 57 .Το λάθος στην επαλήθευση του PCR(t) ήταν 0,16.

Η διαφορά στην εκπαίδευση και στην επαλήθευση ανάμεσα στις αναμενόμενες και πραγματικές τιμές φαίνεται παρακάτω (Εικόνα 58):



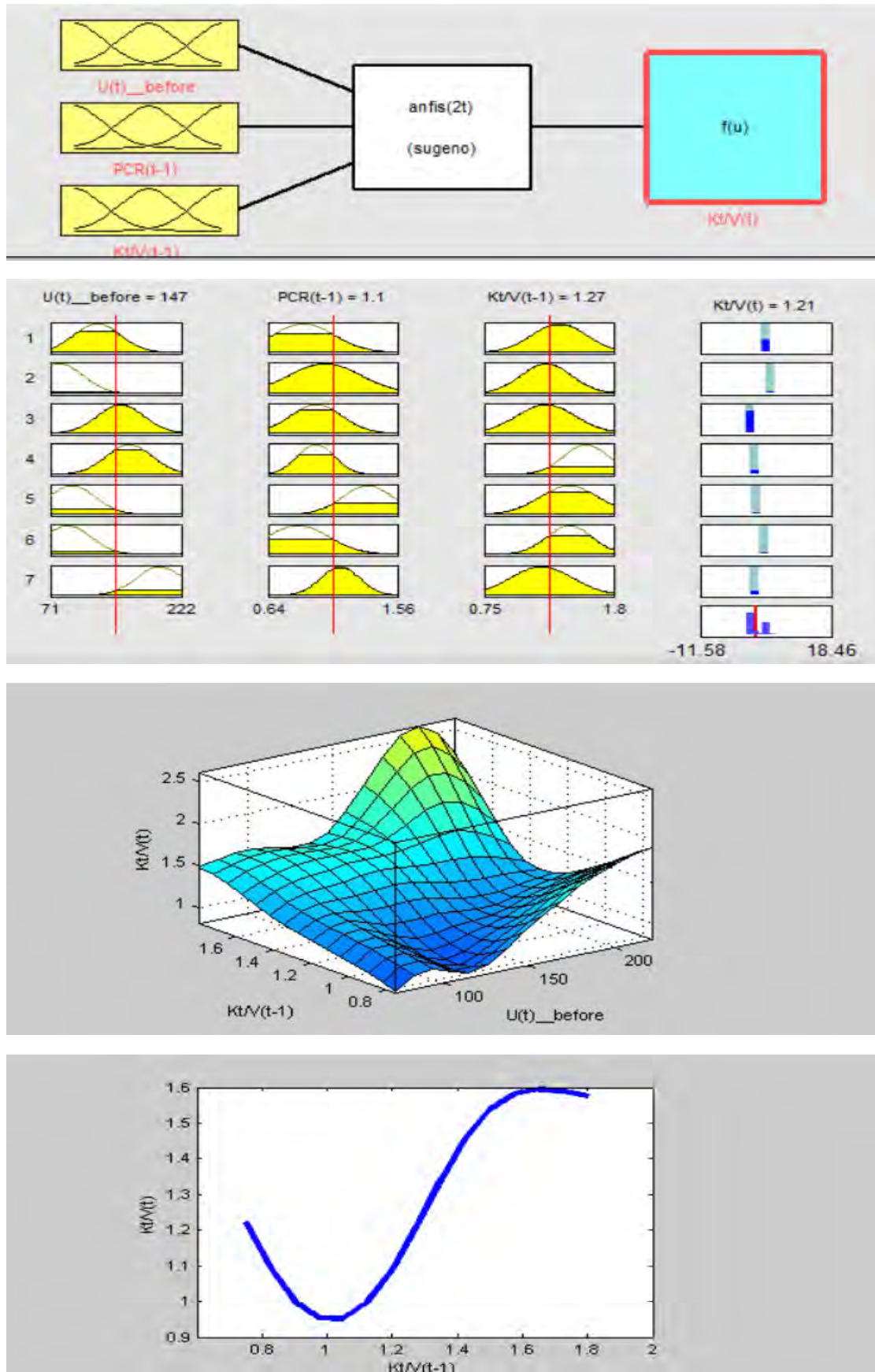
Εικόνα 58 .Η διαφορά στην επαλήθευση του PCR(t) (κάτω) ήταν μεγαλύτερη από αυτή στην εκπαίδευση.

Η παλινδρόμηση των δεδομένων αποδίδει $R^2 < 0.5$.

3.6.4. Παρατηρήσεις

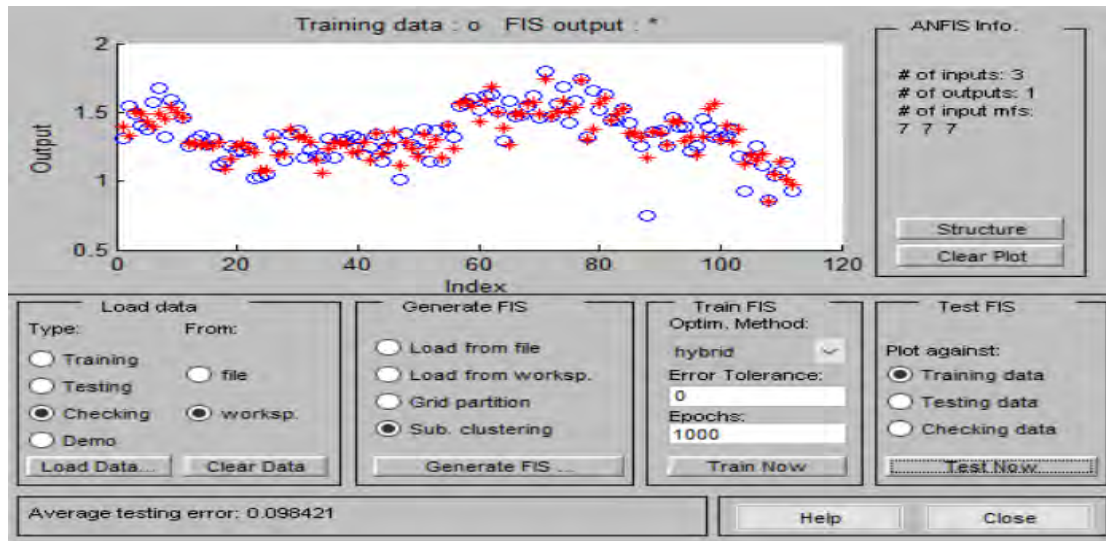
- I. Η περίπτωση του ANFIS που προβλέπει τα αποτελέσματα για το PCR θα μπορούσε να επαναληφθεί χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα και την ίδια μεθοδολογία για να προβλεφθεί το Kt/V.

Οι ιδιότητες του συστήματος, κανόνες και η σχέση του προηγμένου Kt/V με το επόμενο είναι οι εξής :



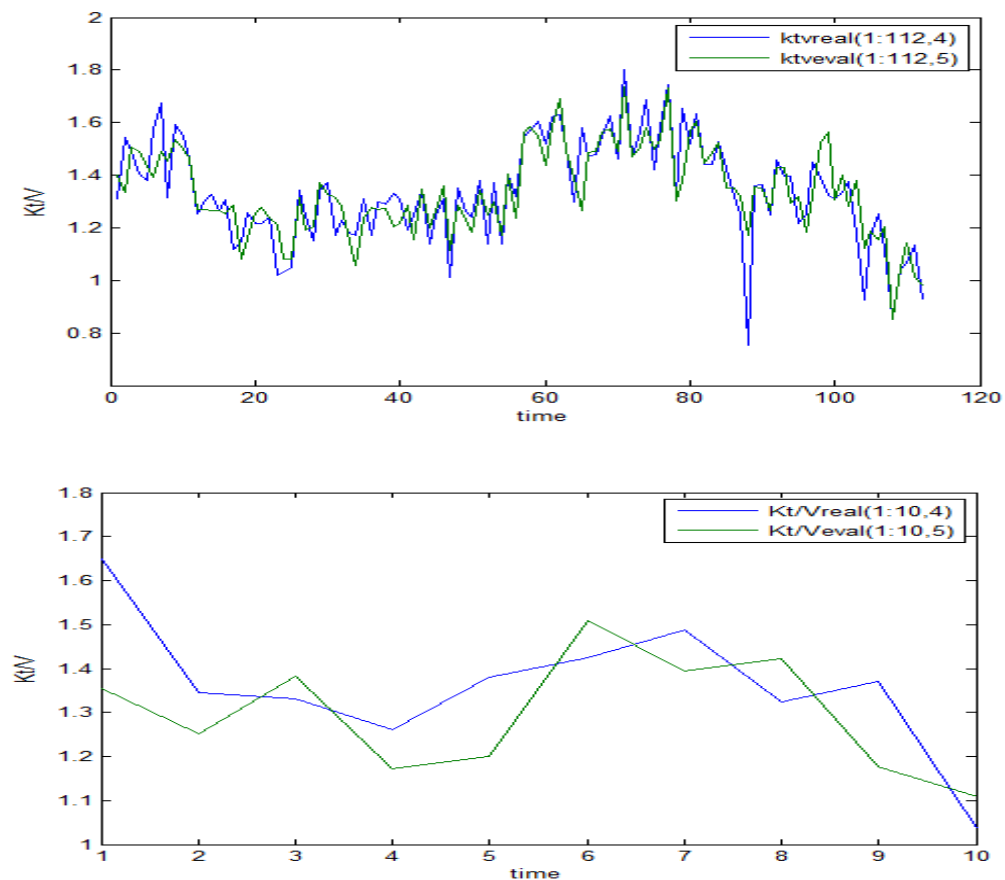
Εικόνα 59. Πρόβλεψη του Kt/V για τη δεδομένη στιγμή t με μέτρηση της ουρίας τη στιγμή t , όταν είναι γνωστές οι μετρήσεις PCR και Kt/V από την προηγούμενη στιγμή $t-1$.

Τα λάθη στην εκπαίδευση και στην επαλήθευση ήταν 0,098 και 0,144. Τα Kt/V και PCR, που περιγράφουν την επάρκεια στην κάθαρση, παρουσιάζουν το κατώφλι κοντά στις τιμές (1,2 και 1) όπως και στην περίπτωση του Kt/V.



Εικόνα 60 .Το λάθος στην επαλήθευση του (t) ήταν Kt/V 0,1.

Η διαφορά σε εκπαίδευση και επαλήθευση ανάμεσα σε αναμενόμενες και πραγματικές τιμές φαίνεται παρακάτω:



Εικόνα 61 .Η διαφορά στην επαλήθευση του Kt/V(t) (κάτω) ήταν μεγαλύτερη από αυτή στην εκπαίδευση.

4. ΣΥΖΗΤΗΣΗ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

4.1. ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΩΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ ΠΟΥ ΠΑΡΑΓΕΙ ΤΟ ANFIS ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Στο εργαστηριακό μέρος αναπτύχθηκαν συστήματα ANFIS για μια σειρά από παραμέτρους που χρησιμοποιούνται σε τακτική βάση για την παρακολούθηση των νεφρολογικών ασθενών σε αιμοκάθαρση. Οι μετρήσεις για την ουρία στο αίμα προγραμματίζονται κάθε μήνα και τα αποτελέσματα χρησιμοποιούνται για να υπολογιστεί η επάρκεια της κάθαρσης. Εκτός από τις βιοχημικές μετρήσεις της ουρίας σημασία αποδίδεται στο σωματικό βάρος και ειδικότερα στην απώλεια βάρους κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας αιμοκάθαρσης. Η απώλεια βάρους ανά συνεδρία αντιστοιχεί στην αφαίρεση των μη αποβαλλόμενων υγρών, λόγω νεφρικής ανεπάρκειας. Τις παραπάνω μετρήσεις συμπληρώνουν μαθηματικοί υπολογισμοί όπως ο ρυθμός μείωσης της ουρίας κατά την αιμοκάθαρση *URR*, το μέγεθος *Kt/V* και ο ρυθμός πρωτεϊνικού καταβολισμού *PCR*.

Τα μεγέθη που περιγράφονται παραπάνω είναι αριθμητικές τιμές, οι οποίες προκύπτουν είτε απευθείας από τον εργαστηριακό έλεγχο στο αίμα, είτε από μαθηματικούς τύπους. Για την παρακολούθηση των ασθενών αυτών έχουν τεθεί όρια που διαχωρίζουν το φυσιολογικό από το παθολογικό, τα οποία είναι διαφορετικά από αυτά που ισχύουν στον υγιή πληθυσμό. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η αιμοκάθαρση είναι θεραπεία υποκατάστασης της νεφρικής λειτουργίας και όχι οριστική λύση όπως είναι η μεταμόσχευση. Έτσι οι "φυσιολογικές" τιμές, οι οποίες ισχύουν για τον εργαστηριακό έλεγχο στην αιμοκάθαρση, προέκυψαν από την έρευνα πάνω σε αυτόν το συγκεκριμένο πληθυσμό.

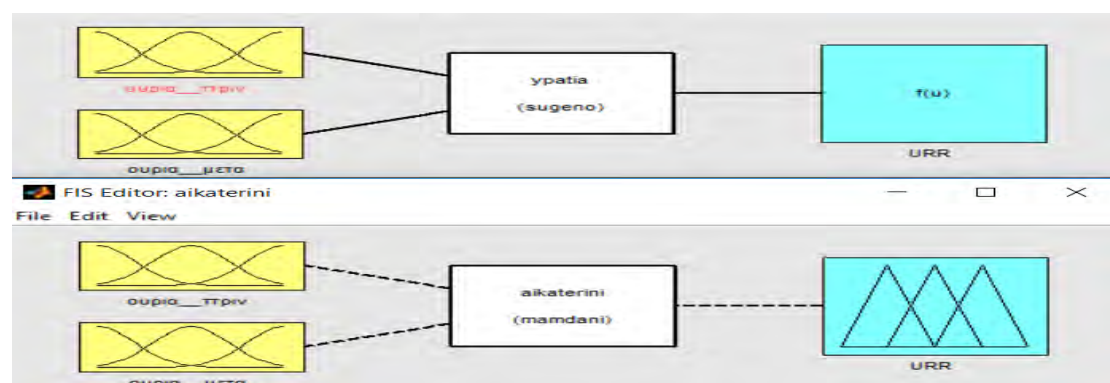
Ποια είναι λοιπόν η φυσιολογική τιμή της ουρίας στο αίμα για έναν αιμοκαθαιρόμενο; Δεν είναι αυτή που αναλογεί σε φυσιολογική νεφρική λειτουργία. Ένα *URR* κοντά στο 0,65 είναι εξίσου ασφαλές για όλους τους ασθενείς; Μια μετρούμενη τιμή για το *Kt/V* στο 1,2 είναι η ζητούμενη λύση; Και το μέγεθος του *PCR*, πώς συνδυάζεται με τα προηγούμενα; Τέτοια ερωτήματα στη συνήθη ιατρική πράξη δεν προκύπτουν με αυτό τον τρόπο γιατί η απόφαση για την επάρκεια της συνταγογραφούμενης αιμοκάθαρσης είναι κλινική και συνδυάζει αρκετές ενδείξεις: την εικόνα του ασθενή, τη θρέψη, διάφορες εξετάσεις και σίγουρα το καταγεγραμμένο ιστορικό. Σε αυτή τη διαδικασία υπεισέρχεται η χρησιμότητα του ANFIS για τα νεφρολογικά δεδομένα.

Σίγουρα το ANFIS αποδίδει καλά αποτελέσματα, όταν για παράδειγμα ζητείται το υπολογιζόμενο *Kt/V* με γνωστά τα δεδομένα που το ορίζουν. Οι εξισώσεις που καθορίζουν την κλασσική συνταγογράφηση είναι από απλές ως απλοϊκές και ακόμα και αν ήταν διαφορετικά, υπάρχουν έτοιμες υπολογιστικές μηχανές διαδικτυακά ή και

σε μεταφερόμενα κομπιουτεράκια για να υποστηρίξουν τους υπολογισμούς. Παρόλη όμως που διαφαίνεται γραμμικότητα στις μετρήσεις, αυτό δεν ισχύει. Τα δεδομένα, που αφορούν ένα συγκεκριμένο ασθενή, έχουν μια συγκεκριμένη συμπεριφορά και φαίνεται να ακολουθούν συγκεκριμένα προφίλ, όπως είναι αναμενόμενο για τις περισσότερες βιολογικές και ιατρικές μετρήσεις. Αυτή η αίσθηση ότι υπάρχουν πρότυπα τα οποία όμως δεν εκφράζονται εύκολα από τα κλασσικά μαθηματικά ανοίγουν την πόρτα στην ασαφή λογική. Βέβαια η μετάφραση του όρου fuzzy ως ασαφές δίνει μια παραπάνω έμφαση στην αποδοχή της αβεβαιότητας, αλλά κάτι τέτοιο δεν ισχύει στα αλήθεια : Η επιμονή του ANFIS να βγάζει συμπεράσματα με αναφορά σε συγκεκριμένες κάθε φορά τιμές ουρίας, ειδικά όταν τα δεδομένα αφορούν ένα συγκεκριμένο ασθενή, δεν μεταφράζεται ως αβεβαιότητα αλλά ως "κάτι ακόμα", ένα κρυμμένο νοήμα.

Επειδή το ANFIS λειτουργεί πάνω σε ένα Takagi–Sugeno ασαφές μοντέλο (TS Method) οι κανόνες συμπερασμού αποδίδουν σε κάθε κανόνα μια συγκεκριμένη αριθμητική τιμή^{39,40}, η οποία χαρακτηρίζει μια κινούμενη μοναδιαία συνάρτηση (moving singleton). Αυτή η ιδιαιτερότητα είναι σημαντική, όταν το σύστημα χρησιμοποιείται για να διαρθρώσει κατάλληλα διαφορετικά μηχανικά υποσυστήματα, που λειτουργούν μεν γραμμικά, αλλά καλούνται να ανταπεξέλθουν σε μη γραμμικές συνθήκες. Το πλεονέκτημα γίνεται μειονέκτημα, όταν πρέπει να αποδοθεί διαισθητικό νόημα σε βιολογικά δεδομένα. Έτσι λοιπόν μια πρόβλεψη του ANFIS για την κάθαρση της ουρίας, που θα προκύψει από ομαλές κατά τα άλλα συνεδρίες ενοείται από το TS μοντέλο. Αν όμως θέλουμε να είναι περισσότερο εμφανής η ασαφής λογική, που διέπει την κάθαρση, τότε πιο καλή λύση είναι το μοντέλο Mamdani.

Το μοντέλο Mamdani δεν υποστηρίζεται από το ANFIS. Όμως μπορεί σε ένα ήδη εκπαιδευμένο ANFIS να φανταστούμε το κινούμενο singleton σαν ένα τριγωνικό βαθμό συμμετοχής ελάχιστης βάσης. Μια τέτοια περίπτωση είναι η παρακάτω όπου επάνω στο FIS, που εκπαιδεύτηκε για τον ασθενή στο 2^ο εργαστηριακό μέρος χτίστηκε ένα μοντέλο Mamdani (Εικόνα 62).

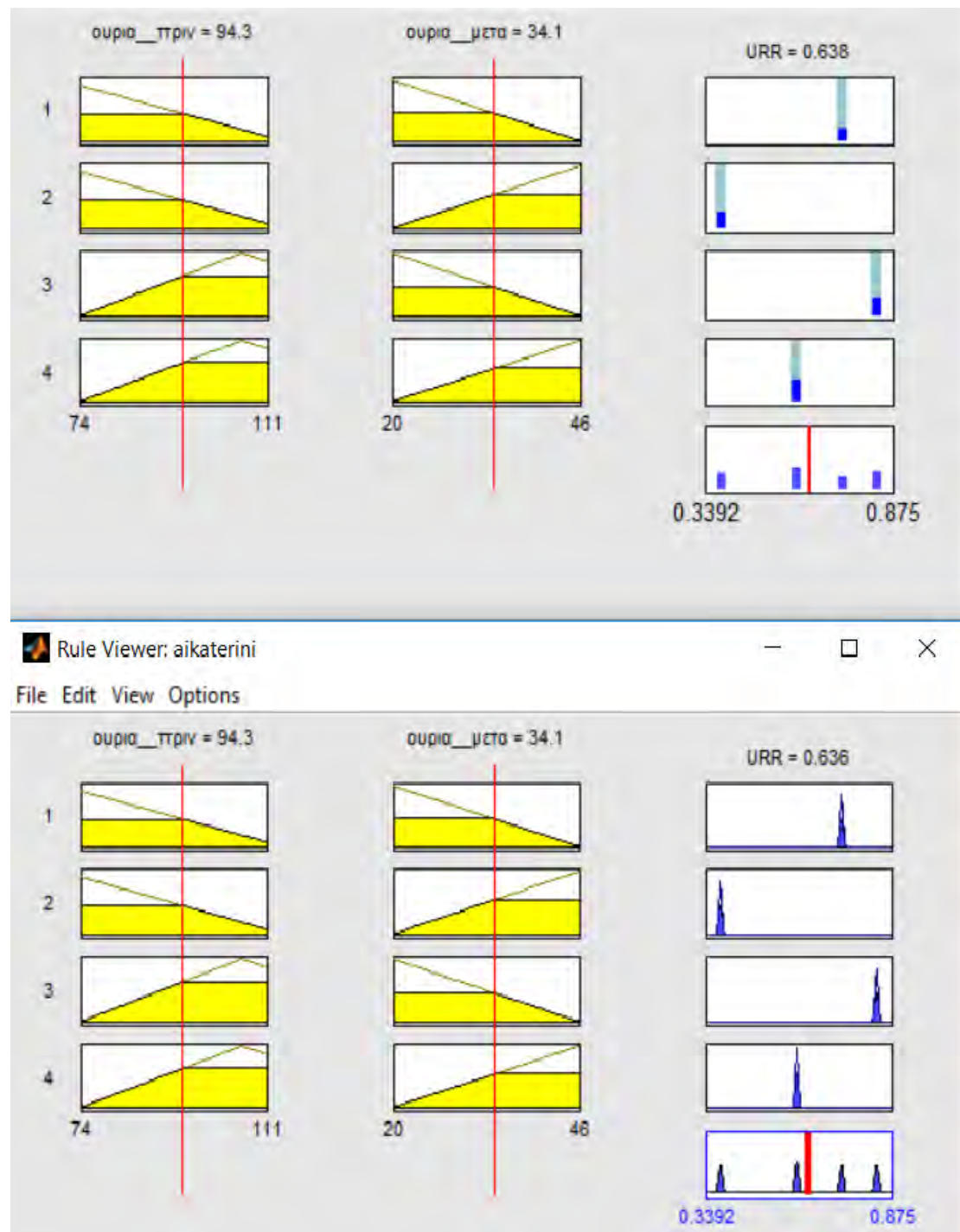


Εικόνα 62. Δημιουργία στη MATLAB ενός μοντέλου mamdani πάνω σε ένα εκπαιδευμένο sugeno με τροποποιήσεις στην έξοδο.

³⁹ T. Tagaki and M. Sugeno, "Fuzzy Identifications of Systems and its Applications to Modeling and Control," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-15, 1985.

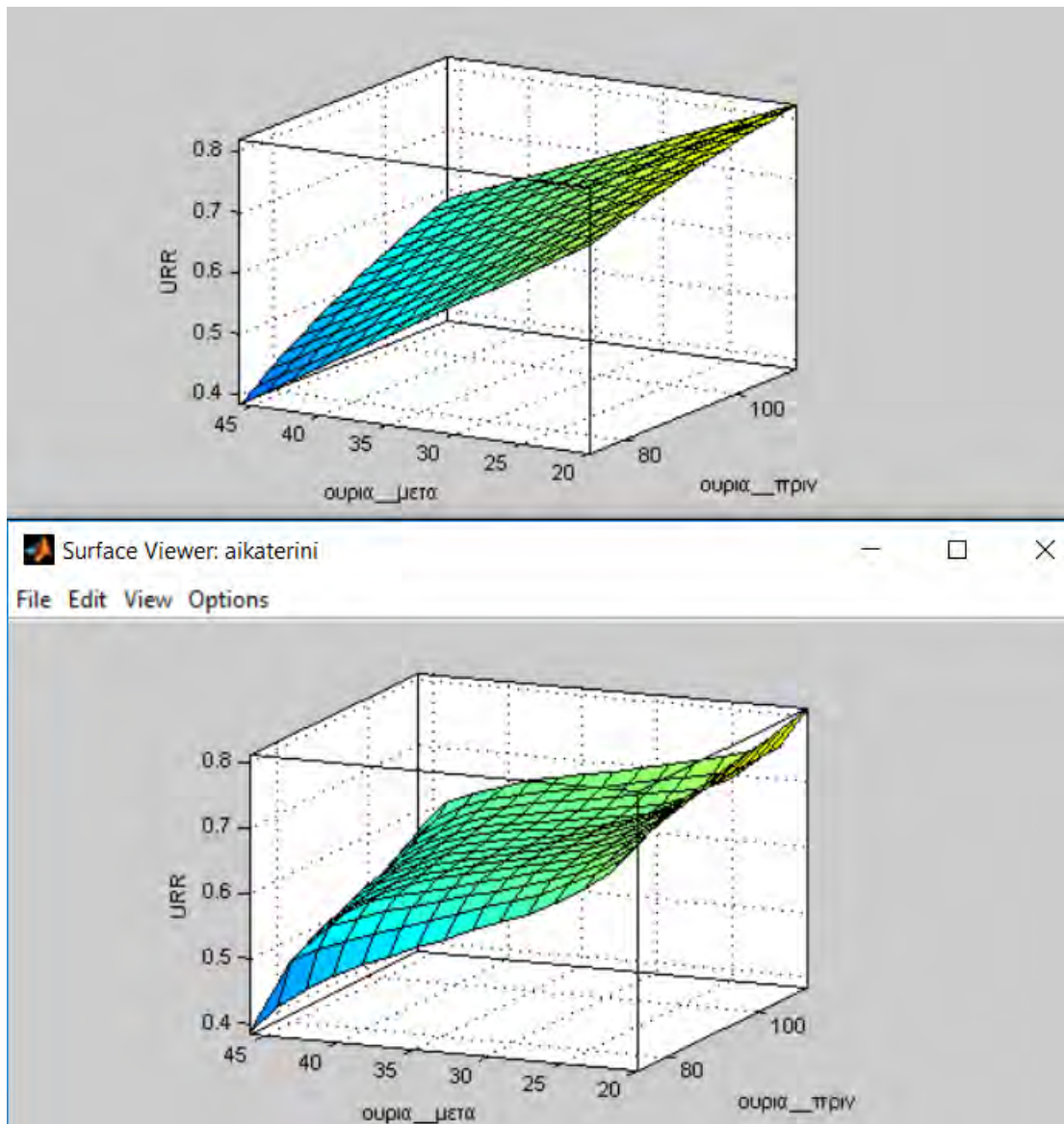
⁴⁰ A. Benzaouia and A. El Hajjaji, "Chapter 1. Advanced Takagi–Sugeno Fuzzy Systems," in *Advanced Takagi–Sugeno Fuzzy Systems*, vol. 8, 2014.

Προκειμένου να έρθουν κοντά τα δυο συστήματα έγιναν αλλαγές στην έξοδο των κανόνων και τη θέση των singleton πήραν στενά τρίγωνα (Εικόνα 63).



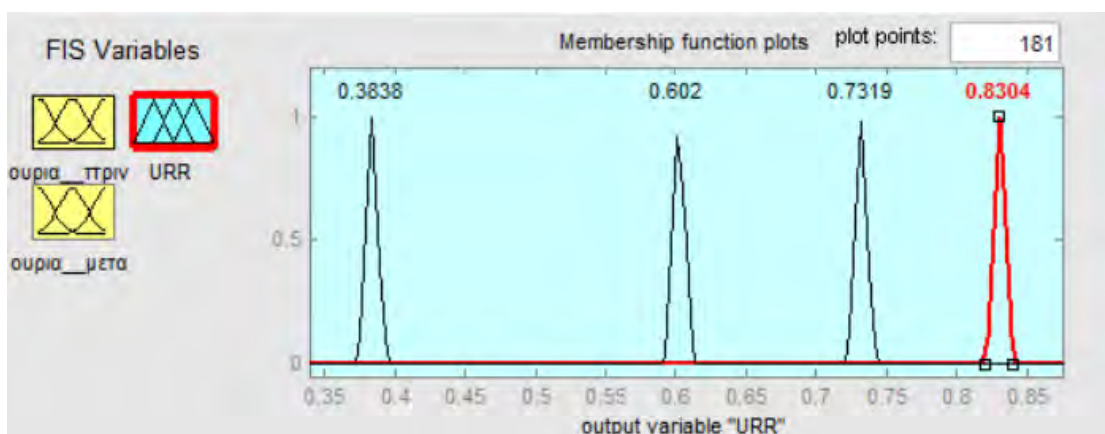
Εικόνα 63. Στο κάτω μοντέλο mamdani τροποποιήθηκαν τα αποτελέσματα στην έξοδο με εμφανή τρόπο, από ένα ήδη εκπαιδευμένο sugeno . Η τροποποιημένη έξοδος μοιάζει αρκετά με την αρχική.

Η ομοιότητα μεταξύ των δυο συστημάτων είναι προφανής αν και δεν είναι ακριβώς ίδια (Εικόνα 27). Εξάλλου ο σκοπός είναι να αναδειχθεί η διαισθητική φύση του ασαφούς συστήματος. Στο τροποποιημένο μοντέλο δεν μας ενδιαφέρει η ακρίβεια στην πρόβλεψη, αλλά η έμφαση στην ασαφή συσχέτιση της εισόδου με την έξοδο.



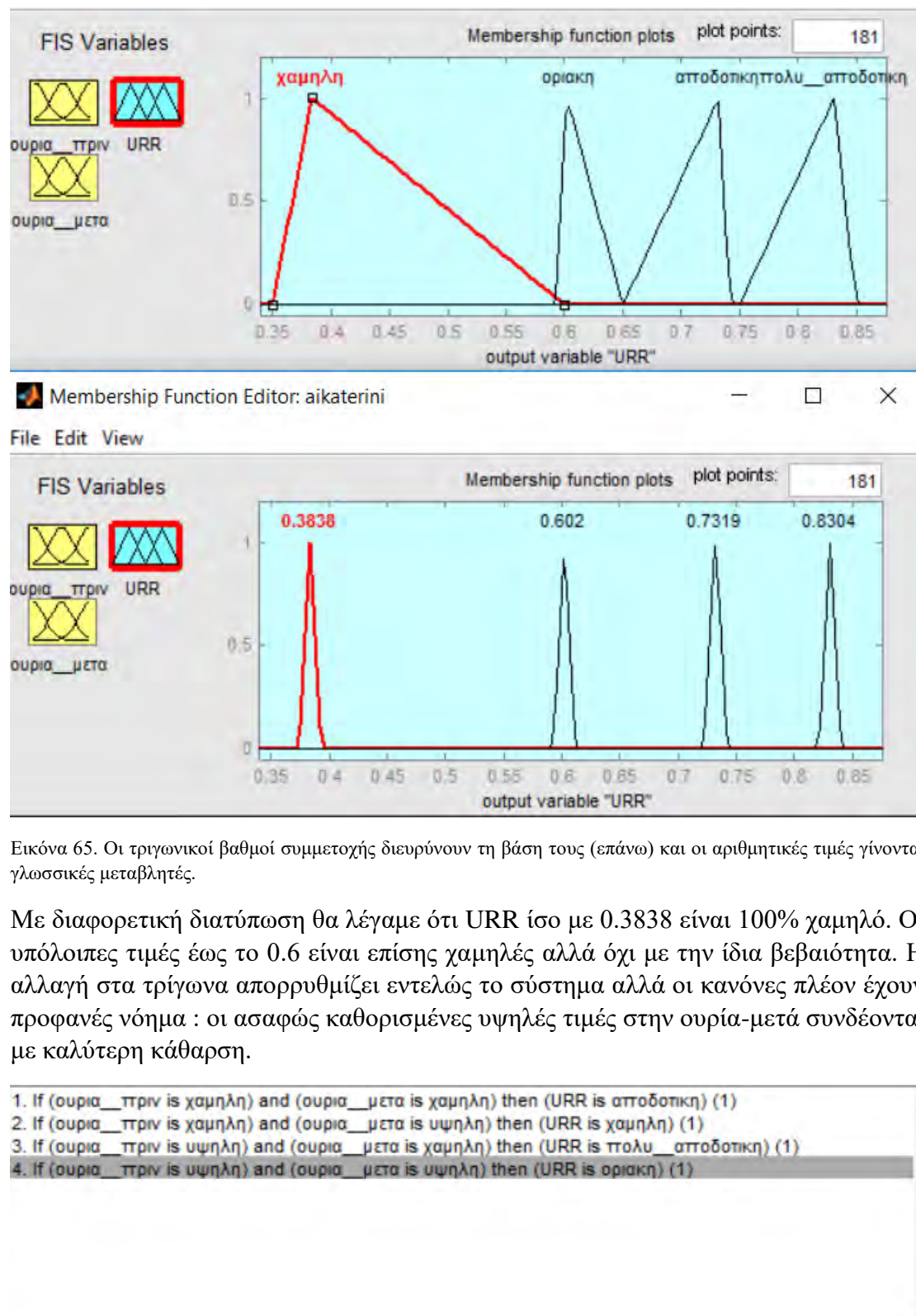
Εικόνα 64. Το τροποποιημένο μοντέλο (κάτω) δεν είναι πανομοιότυπο με το αρχικό (επάνω).

Από τη στιγμή που αλλάζει ο εκδότης του συστήματος (FIS Editor) τα αποτελέσματα για το URR οπτικοποιούνται καλύτερα (Εικόνα 64).



Εικόνα 64. Τα κινούμενα singletons ως τριγωνικοί βαθμοί συμμετοχής.

Με κάποια σχετική αυθαιρεσία οι στενοί τριγωνικοί βαθμοί του URR μπορούν να διορθωθούν, ώστε να καταλάβουν όλο το εύρος των τιμών με στόχο να αναδειχθεί ο λεκτικός ή γλωσσικός χαρακτήρας του ασαφούς συνόλου.



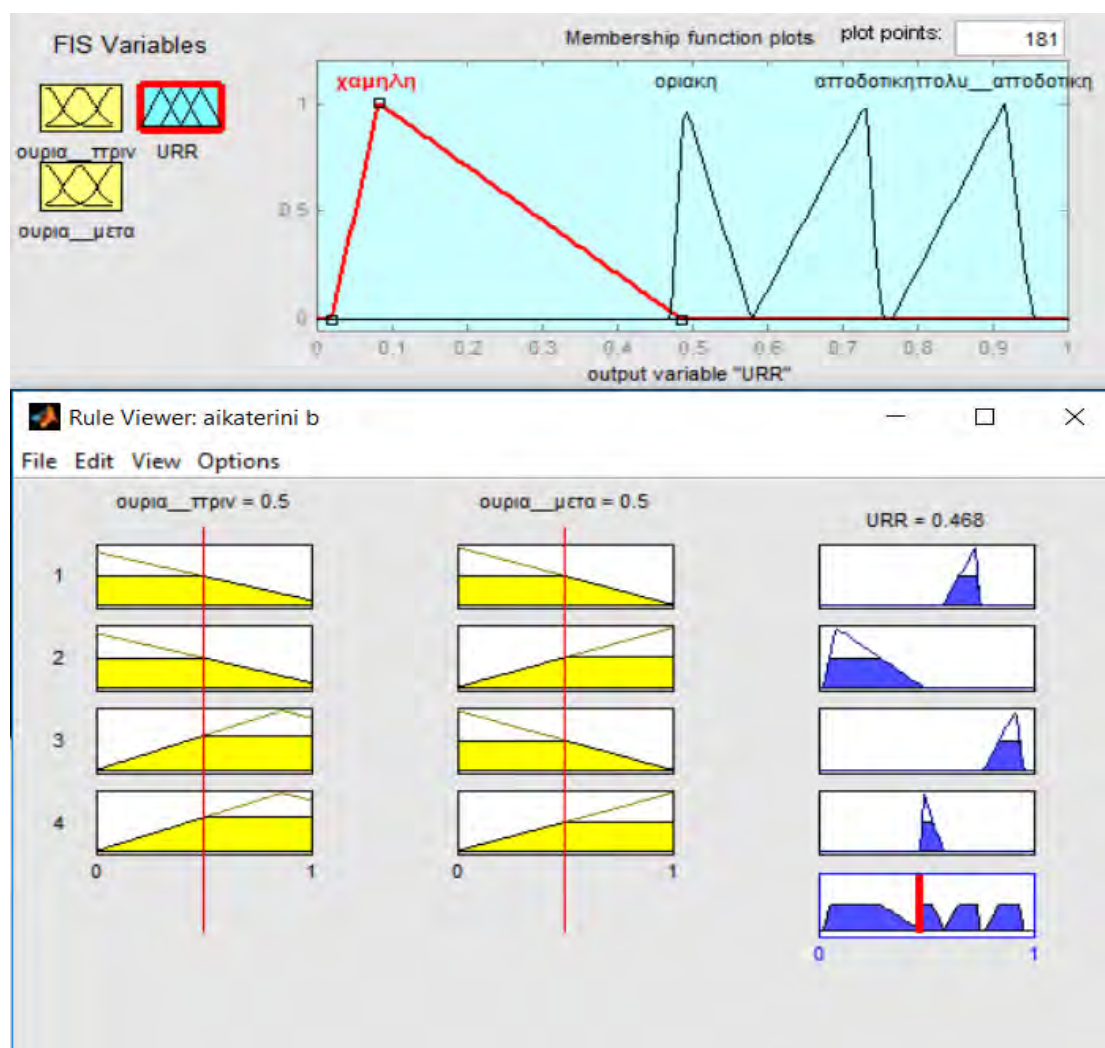
Εικόνα 65. Οι τριγωνικοί βαθμοί συμμετοχής διευρύνουν τη βάση τους (επάνω) και οι αριθμητικές τιμές γίνονται γλωσσικές μεταβλητές.

Με διαφορετική διατύπωση θα λέγαμε ότι URR ίσο με 0.3838 είναι 100% χαμηλό. Οι υπόλοιπες τιμές έως το 0.6 είναι επίσης χαμηλές αλλά όχι με την ίδια βεβαιότητα. Η αλλαγή στα τρίγωνα απορρυθμίζει εντελώς το σύστημα αλλά οι κανόνες πλέον έχουν προφανές νόημα : οι ασαφώς καθορισμένες υψηλές τιμές στην ουρία-μετά συνδέονται με καλύτερη κάθαρση.

Εικόνα 66. Οι τριγωνικοί βαθμοί συμμετοχής αν και ασαφείς, αποδίδουν καλύτερα το νόημα της πρότασης στους κανόνες .

4.2. ΕΠΑΛΗΘΕΥΣΗ ΤΩΝ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΩΝ ΠΟΥ ΠΑΡΑΓΟΝΤΑΙ ΑΠΟ ΤΟ ANFIS: ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΟΙ ΤΡΟΠΟΙ ΟΡΓΑΝΩΣΗΣ ΓΙΑ ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΣΟΔΟΥ

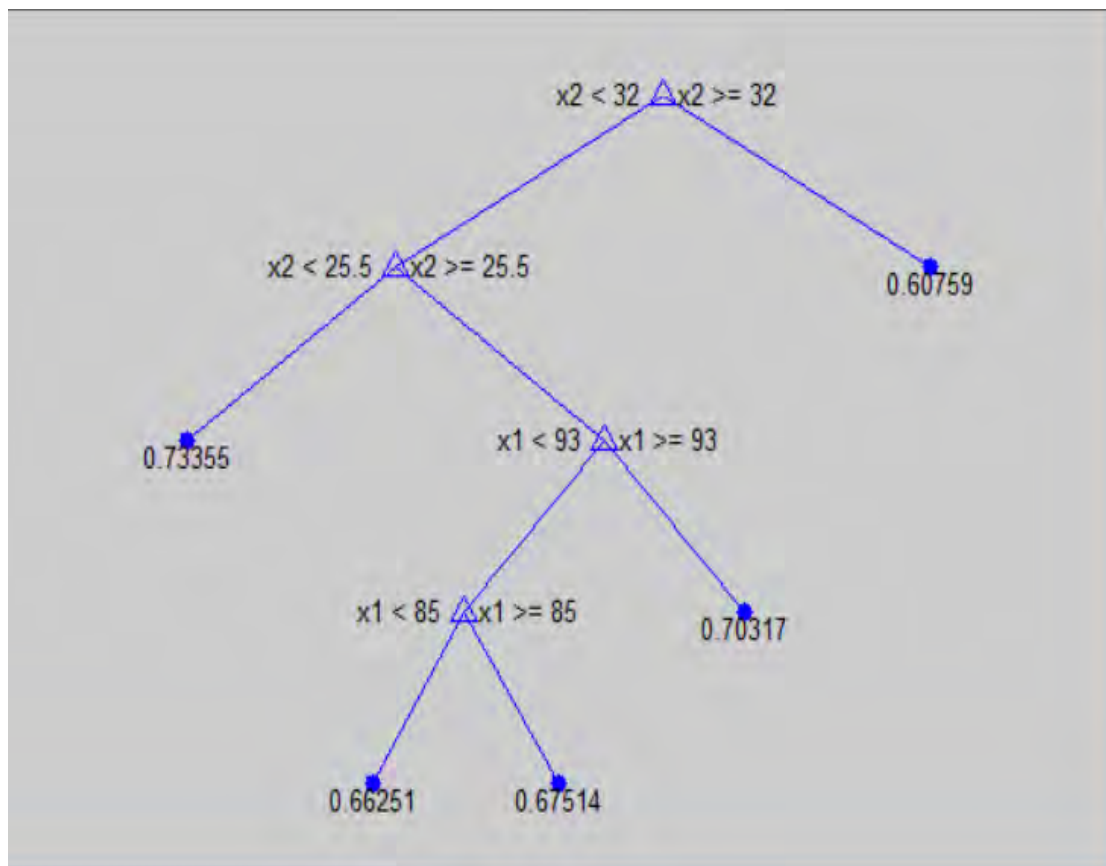
Η τροποποίηση στις εξόδους ενός FIS T-S για να κατασκευαστεί ένα αντίστοιχο FIS Mamdani, φέρνει στην επιφάνεια την ασάφεια του συστήματος. Με αυτό τον τρόπο διερευνείται ο ασαφής συμπερασμός (Fuzzy Inference), που οργανώνεται γύρω από συγκεκριμένες τιμές για τα δεδομένα εισόδου. Όταν οι αριθμοί (προϊόντα του T-S μοντέλου) μετατρέπονται σε τριγωνικούς βαθμούς συμμετοχής (προϊόντα του Mamdani μοντέλου) γίνεται παραπάνω από εμφανές ότι οι μεσαίες τιμές στην ουρία-πριν και στην ουρία-μετα, δημιουργούν μια διασταύρωση εξόδων. Με άλλα λόγια οι τιμές ουρίας στο 2^ο εργαστηριακό μέρος: 94.3 και 34.1, μπορεί να δηλώνουν ταυτόχρονα χαμηλές, οριακές, αποδοτικές ή και πολύ αποδοτικές καθάρσεις. Αν εκφραστούν οι αριθμητικές αυτές τιμές ως προς τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή μεταξύ του 0 και 1, τότε η κανονικοποίηση στα δεδομένα (Feature scaling) αναδεικνύει πλήρως τη "μέση" κατάσταση (Εικόνα 67).



Εικόνα 67. Οι αριθμητικές τιμές κανονικοποιήθηκαν μεταξύ 0 και 1. Η μέση κατάσταση του 0,5 σε εισόδους και εξόδους είναι εμφανής.

Βέβαια το αποτέλεσμα στην εικόνα 31 απέχει από τον ασαφή συμπερασμό, αν και ξεκίνησε από εκεί. Στη συγκεκριμένη μορφή το εκπαιδευμένο σύστημα μας προικοδότησε τις εισόδους και η δεδομένη γνώση του τι είναι μια καλή ή μια κακή κάθαρση καθορίζει τις γλωσσικές μεταβλητές στις εξόδους. Αυτή η διαδικασία ανάπτυξης των βαθμών συμμετοχής έχει έντονο διαισθητικό χαρακτήρα (Membership Value Assignments by Intuition).

Μια εναλλακτική πρόταση για να επαληθευθούν τα αποτελέσματα του ANFIS στην επεξεργασία των δεδομένων εισόδου είναι τα δυαδικά δέντρα αποφάσεων (binary decision tree). Η συγκεκριμένη μεθοδολογία είναι ιδιαίτερα αποδοτική στην χαρτογράφηση των εισόδων και των εξόδων. Τα δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (Classification and Regression Tree- CART) είναι από τους πρώτους τρόπους που περιγράφησαν για την οργάνωση των δεδομένων εισόδου σε ένα ANFIS, ως εναλλακτική λύση στο διαχωρισμό τύπου πλέγματος (grid partition)^{41, 42}. Με τη βοήθεια της Matlab [classregtree (X,y)] δημιουργήθηκε ένα δέντρο για τα δεδομένα του 2^{ου} εργαστηριακού μέρους, το οποίο αποδίδεται στην εικόνα 32. Οι τιμές (93, 32) βρίσκονται πολύ κοντά στο ζευγάρι (94.3, 34.1).

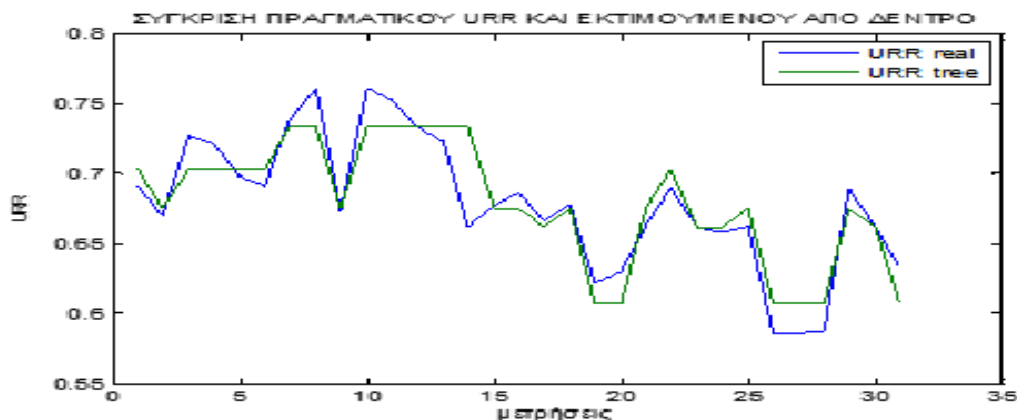


Εικόνα 68. Δέντρο παλινδρόμησης για τα δεδομένα του 2^{ου} εργαστηριακού μέρους. Όπου x1=ουρία-πριν και όπου x2=ουρία-μετά.

⁴¹ J. R. Jang, T. Mathworks, and P. P. Way, "Structure Determination in Fuzzy Modeling: A Fuzzy CART Approach," 1996.

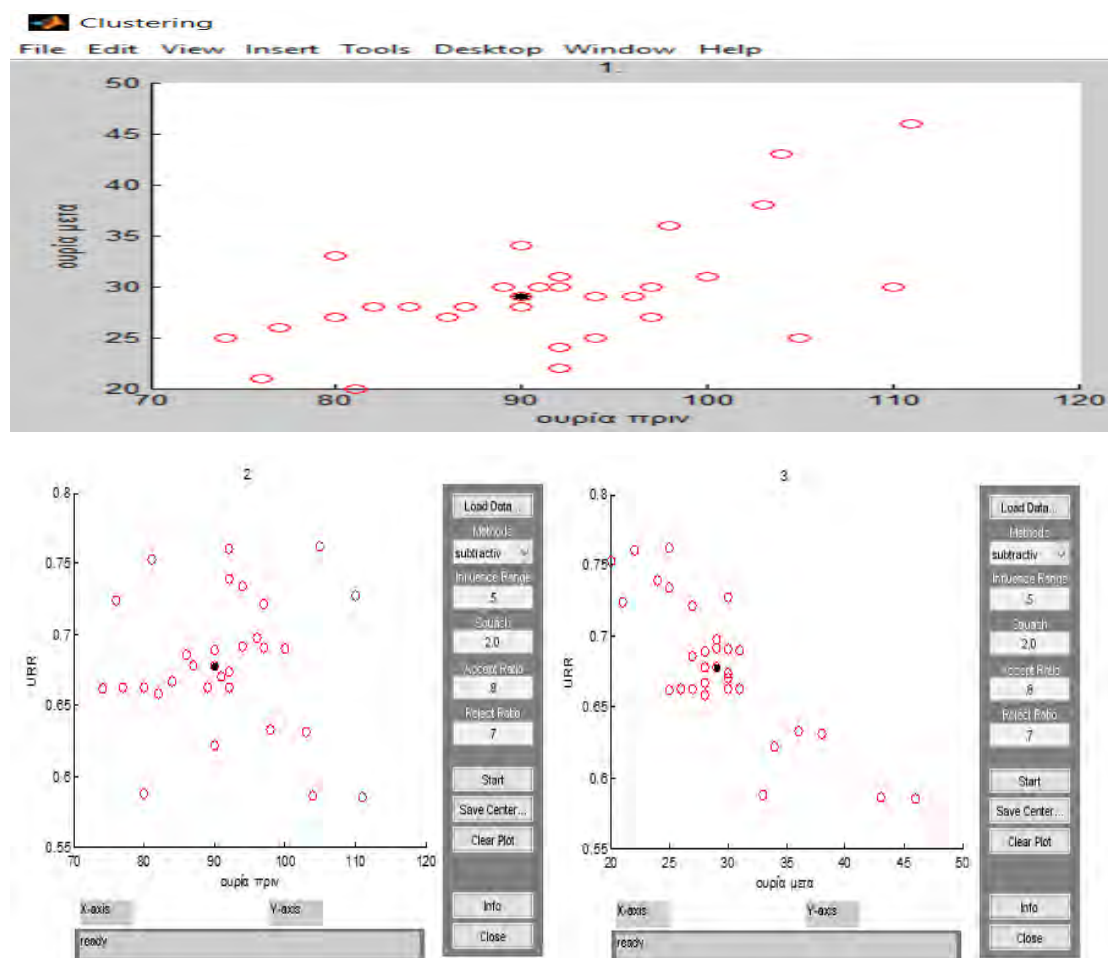
⁴² E. C. C. Tsang, X. Z. Wang, and D. S. Yeung, "Improving learning accuracy of fuzzy decision trees by hybrid\neural networks," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 8, no. 5, pp. 601–614, 2000.

Το συγκεκριμένο δέντρο έχει καλή προσαρμογή στα δεδομένα του συστήματος (Εικ.69).



Εικόνα 69. Σύγκριση του πραγματικού URR που αντιστοιχεί στο 2^ο εργαστηριακό μέρος και της πρόβλεψης ενός δέντρου παλινδρόμησης.

Μια δεύτερη εναλλακτική πρόταση στο διαχωρισμό πλέγματος είναι ο διαχωρισμός βάση συστάδων (ομοιότητας) με τον αλγόριθμο subtractive clustering. (Εικ.70)



Εικόνα 70. subtractive clustering στα δεδομένα του 2^{ου} εργαστηριακού μέρους.

Στην περίπτωση αυτή αναζητούνται πιθανά κέντρα συσταδοποίησης σε κάθε ένα από τα εξεταζόμενα δεδομένα. Μέσω της Matlab (findcluster) ρυθμίζεται ένα σύστημα που αναζητάει απομακρυσμένες και ισχυρές συστάδες. (squash Factor: 2.0, accept Ratio: 0.8, reject Ratio: 0.7). Τα αποτελέσματα είναι αρκετά όμοια με αυτά που προηγήθηκαν.

4.3. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ANFIS ΣΕ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΣΤΗ ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Στη συγκεκριμένη εργασία, η μελέτη του ANFIS κινείται σε δυο βασικές κατευθύνσεις. Η πρώτη κατεύθυνση αφορά την προβλεπτική ικανότητα του συστήματος, όπου το σύστημα ασαφούς συμπερασμού καλείται να προβλέψει μια σειρά από παραμέτρους με νεφρολογικό νόημα, όταν επεξεργάζεται δεδομένα-μετρήσεις από νεφροπαθείς. Στις περιπτώσεις αυτές αξιολογείται η αποτελεσματικότητα στην πρόβλεψη. Η δεύτερη κατεύθυνση αφορά την επεξεργασία των δεδομένων, τα οποία συγκροτούν το υποθετικό κομμάτι του συμπερασμού. Στις περιπτώσεις αυτές το ζητούμενο είναι η ανακάλυψη και η απόδοση βιολογικού νοήματος, το οποίο απορρέει από την ταξινόμηση για τα δεδομένα εισόδου, την οποία ταξινόμηση υπαγορεύει η ασαφής λογική.

Τίτλος	Συγγραφέας	Έτος	Μεθοδολογία	Αποτελέσματα
[1] “Cognitive Neuro-Fuzzy Expert System for Hypotension Control”	A. I. Agboizebeta	2012	Νεύρο-ασαφές Σύστημα	Διάγνωση υπότασης από συγκεκριμένα συμπτώματα
[2] “Diagnosis of renal failure disease using adaptive neuro-fuzzy inference system”	A. Akgundogdu et al	2010	ANFIS vs Support Vector Machine (SVM) vs Artificial Neural Networks (ANN)	Υπεροχή ANFIS στην πρόγνωση της Χρόνιας Νεφρικής Νόσου
[3] “Neuro-fuzzy system for post-dialysis urea rebound prediction”	A. T. Azar et al	2008	ANFIS	Πρόβλεψη εξισορροπημένης ουρίας.
[4] “A novel ANFIS application for prediction of post-dialysis blood urea concentration”	A. T. Azar	2013	ANFIS	Πρόβλεψη ουρίας μετά τη συνεδρία αιμοκάθαρσης.
[5] “Neuro-Fuzzy Technology for PTH Levels Neuro-Fuzzy Technology as a Predictor of	J.-S. Chiu et al	2007	CANFIS	Πρόβλεψη παραθυρεοειδούς ορμόνης (PTH) σε αιμοκαθαιρόμενους ασθενείς.

Parathyroid Hormone Level in Hemodialysis Patients”				
[6] “Hypertension Diagnosis: A Comparative Study using Fuzzy Expert System and Neuro Fuzzy System”	S. Das et al	2010	Νεύρο-ασαφές Σύστημα (Mamdani και ANN)	Πρόβλεψη σχετικού κινδύνου για υπέρταση.
[7] “Predicting intradialytic hypotension from experience, statistical models and artificial neural networks”	L. Gabutti et al	2005	ANN	Πρόβλεψη υποτασικών επεισοδίων κατά τη συνεδρία αιμοκάθαρσης.
[8] “Predicting Renal Failure Progression in Chronic Kidney Disease Using Integrated Intelligent Fuzzy Expert System”	J. Norouzi et al	2016	ANFIS	Πρόβλεψη της Χρόνιας Νεφρικής Νόσου από 6-18 μήνες (μέσω GFR)
[9] “The effects of the underlying disease and serum albumin on GFR prediction using the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)”	J. Nourozi et al	2014	ANFIS	Πρόβλεψη του ρυθμού σπειραματικής διήθησης (GFR) συναρτήσει της αλβουμίνης και της αιτίας της Χρόνιας Νεφρικής Νόσου.
[10] “A Novel Generic Higher-Order TSK Fuzzy Model for Prediction and Applications for Medical Decision Support,”	Q. Song, T et al	2003.	ANFIS (higher-order TSK fuzzy system)	Πρόβλεψη του ρυθμού σπειραματικής διήθησης (GFR)

Πίνακας VII. Διεθνής βιβλιογραφία με αντικείμενο το ANFIS στη νεφρολογία. Όλες οι εργασίες εξετάζουν την επιτυχία στην πρόβλεψη με εξαίρεση την [1] που επικεντρώνει στη δυνατότητα του ANFIS για λήψη αποφάσεων.

Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχει μια συγκεκριμένη τάση. Οι περισσότερες δημοσιευμένες εργασίες στοχεύουν στην ικανότητα που έχει το ANFIS να προβλέπει νεφρολογικές παραμέτρους. Στον πίνακα VII συμπεριλαμβάνονται όλες οι εργασίες που χρησιμοποιούν το ANFIS για την πρόβλεψη στη νεφρολογία. Διαφορετική κατεύθυνση έχει μόνο η εργασία [1] του A. I. Agboizebeta, που κατηγοριοποιεί τα διάφορα συμπτώματα της υπότασης με βάση την ένταση τους για να διαγνωστεί η

υπόταση. Με αυτόν τον τρόπο το ANFIS προσεγγίζεται περισσότερο ως πρόγραμμα υποβοήθησης στη λήψη ιατρικών αποφάσεων.

Σε καμία από τις εργασίες δεν αποδίδεται βιολογικό νόημα στην ταξινόμηση των δεδομένων εισόδου. Εξάλλου το ANFIS υπερέχει όταν καλείται να αποδώσει τις μαθηματικές σχέσεις μεταξύ των δεδομένων και υπολείπεται όταν διατυπώνει το νόημα της όποιας σχέσης (στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι το βιολογικό). Ένα καλό παράδειγμα για την προσήλωση στην πρόβλεψη βρίσκεται στην- αρκετά συγγενική προς το συγκεκριμένο πόνημα- εργασία του Α. Τ. Azar και συν. του 2008 για την εξισορροπημένη ουρία⁴³. Στη συγκεκριμένη μελέτη η ταξινόμηση της ουρίας πριν τη συνεδρία ακολούθησε την τετριμμένη διάκριση σε χαμηλή, μέση και υψηλή. Δηλαδή ακολουθείται ένας αρκετά γενικός κανόνας λογικής του 1/3: ένα μέγεθος έχει χαμηλές, μεσαίες και υψηλές τιμές. Με αυτό τον τρόπο μένει αναπάντητο το ερώτημα για το τί σημαίνει για ένα αιμοκαθαιρόμενο να έχει χαμηλή, μέτρια ή αυξημένη ουρία πριν τη συνεδρία. Το ANFIS λειτουργεί ως μαύρο κουτί και διεκπεραιώνει την πρόβλεψη.

4.4 ΜΙΑ ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΗ ΥΠΟΘΕΣΗ ΓΙΑ ΤΑ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΟΥ ANFIS ΣΕ ΝΕΦΡΟΛΟΓΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

«Στάθηκα. Μια μάζα δέντρων και μέσα της ένα δέντρο ήταν αλλιώς από τα άλλα, ή μάλλον ήταν κι αυτό όπως και τα άλλα, μα κάποιος λόγος θα πρέπει να υπήρχε για να μου τραβήξει έτσι την προσοχή. Το δέντρο αυτό, καλυμμένο από τα υπόλοιπα, ήταν μετά βίας ορατό μέσα στη συστάδα, κι εντούτοις μου τράβηξε την προσοχή, τι όμως ακριβώς, μια πυκνότητα ή ένα βάρος, ένα φορτίο, πέρασα από πλάι του με την αίσθηση πως προσπερνώ ένα δέντρο που ήταν "πολύ βαρύ", τρομερά "βαρύ"... Σταμάτησα, ξαναγύρισα πίσω... ήταν ένας άνθρωπος... κρεμασμένος...» (W. Gombrowicz, "KOSMOS"⁴⁴)

Το Σεπτέμβρη του 1945 η ασθενής 17 πέφτει σε ουραιμικό κώμα: πρόκειται για μια γυναίκα 67 ετών με χολοκυστίτιδα, που είναι ανουρική 8 ημέρες. Η ασθενής είναι σε κρίσιμη κατάσταση αλλά μετά από 11,5 ώρες αιμοκάθαρσης συνέρχεται. Ο πρωτοπόρος Willem Kolff σημειώνει ότι η εξωνεφρική κάθαρση είναι ευεργετική αν η ουρία στο αίμα υπερβεί τα 350 mg/dl, αφού είχε παρατηρήσει ότι ελλοχεύει υψηλός κίνδυνος αιφνίδιου θανάτου, αν η ουρία στο αίμα ξεπερνούσε τα 400 mg/dl.

Περίπου 50 χρόνια αργότερα το 1994 μια αρνητική έκπληξη περιμένει τους νεφρολόγους, οι οποίοι συνεχίζουν την παράδοση του Kolf και αναμένουν θετικά αποτελέσματα από δίαιτες που επιβάλλουν χαμηλή ποσότητα πρωτεΐνης. Η μελέτη

⁴³ Η εξισορροπημένη ουρία είναι η μέτρηση της ουρίας μετά την αιμοκάθαρση και μετά πάροδο ικανού χρόνου για την εξισορρόπηση της ουρίας σε όλα τους ιστούς του ανθρώπινου σώματος.

⁴⁴ Ελληνική έκδοση σε μτφ. Β. Αμανατίδη: Witord Gombrowicz, "κόσμος", εκδόσεις Νεφέλη, 2012 .

MDRD (Modification of Diet in Renal Disease), αποδεικνύει μετά από δεκαετή παρακολούθηση ότι όσοι ακολουθούν δίαιτες με πολύ χαμηλό ποσοστό σε πρωτεΐνη, έχουν διπλάσια θνησιμότητα από τους υπολοίπους, χωρίς να ευεργετούνται ούτε από την καθυστερημένη ένταξη στην αιμοκάθαρση, ούτε μεταγενέστερα. Αντίθετα η αλβουμίνη στο αίμα, ήταν ο κρυμμένος προγνωστικός δείκτης⁴⁵.

Όλα αυτά όταν το 1985, 10 έτη πριν τη μελέτη MDRD οι F. Gotch and J. Sargent⁴⁶, θεμελιώνουν τη συνταγογράφηση στην αιμοκάθαρση πάνω σε συγκεκριμένες τιμές στο Kt/V και PCR. Κεντρική ιδέα της εργασίας τους είναι ότι η ποσότητα της ουρίας στο αίμα αδυνατεί να προσφέρει μια οπτική της κάθαρσης διότι είναι το συνδυασμένο αποτέλεσμα της θρέψης και της κάθαρσης:
$$BUN = \frac{\theta P E \Psi H}{K A \theta A P S H} = f\left(\frac{P C R}{K t / V}\right)$$

Η “μηχανιστική” ανάλυση οδήγησε σε αντικρουόμενα συμπεράσματα: η αυξημένη ουρία δεν συνοδευόταν από αυξημένη τοξικότητα όπως αναμενόταν και η θνησιμότητα δεν ήταν σε συνεχή αναλογία με την πρωτεϊνική θρέψη και το επίπεδο κάθαρσης αν και υπήρχαν στατιστικώς σημαντικά στοιχεία που υποδείκνυαν το αντίθετο. Ταυτόχρονα τα δεδομένα κατανέμονταν γύρω από δυο ξεχωριστές συστάδες, που απείχαν ιδιαίτερα μεταξύ τους.

Το ANFIS είναι ένα σύστημα, το οποίο τείνει να αποκαθιστά τη σχέση ανάμεσα σε δεδομένα που δείχνουν ανεξάρτητα κυρίως λόγω μικρού δείγματος. Η ταξινόμηση των δεδομένων στο ANFIS, όπως φάνηκε στο εργαστηριακό μέρος, σχηματίζει δυο διαφορετικές ομάδες ανάλογα με το αν η ουρία είναι αυξημένη ή ελαττωμένη. Τέλος όπως επίσης φάνηκε στο εργαστηριακό μέρος οι δυο διαφορετικές ομάδες με ασθενείς με χαμηλή και υψηλή ουρία, εμφανίζουν σημαντική συσχέτιση με τα μεγέθη Kt/V και PCR και τα όρια τους. Μήπως λοιπόν αυτή η επαναλαμβανόμενη τιμή ουρίας που προκύπτει ως τομή για τα νεφρολογικά δεδομένα εισόδου στο ANFIS είναι το σημείο “0” στην κάθαρση και τη θρέψη ή αλλιώς « το δέντρο του κρεμασμένου » .

Το ερώτημα λοιπόν, που αναδεικνύεται και που θα είχε μελλοντικό ερευνητικό ενδιαφέρον είναι το κατά πόσον το ANFIS είναι κατάλληλη μεθοδολογία για να άρει το πέπλο της αβεβαιότητας πάνω από τις τιμές στην ουρία στο αίμα, ώστε να τις συσχετίσει άμεσα με την κάθαρση (Kt/V) και τη θρέψη (PCR). Μια τέτοια εξέλιξη θα μπορούσε να αντικαταστήσει τη συνταγογράφηση στην αιμοκάθαρση από τις εξισώσεις Kt/V και PCR από εξατομικευμένες και ενδεικτικές τιμές στην ουρία-πριν τη συνεδρία και την ουρία-μετά.

⁴⁵ W. F. Owen, “The Urea Reduction Ratio and Serum Albumin Concentration as Predictors of Mortality in Patients Undergoing Hemodialysis,” *N. Engl. J. Med.*, 1993.

⁴⁶ F. A. Gotch and J. A. Sargent, “A mechanistic analysis of the National Cooperative Dialysis Study (NCDS),” *Kidney Int.*, vol. 28, no. 3, pp. 526–534, 1985.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ ΚΑΙ ΠΗΓΕΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΜΕΛΕΤΗ

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

A. I. Agboizebeta, “Cognitive Neuro-Fuzzy Expert System for Hypotension Control,” *Comput. Eng. Intell. Syst.*, vol. 3, no. 6, pp. 21–32, 2012.

A. Akgundogdu, S. Kurt, N. Kilic, O. N. Ucan, and

N. Akalin, “Diagnosis of renal failure disease using adaptive neuro-fuzzy inference system,” *J. Med. Syst.*, vol. 34, no. 6, pp. 1003–1009, 2010.

M. Ayoubi and R. Isermann, “Neuro-fuzzy systems for diagnosis,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 89, no. 3, pp. 289–307, 1997.

A. T. Azar, A. H. Kandil, K. M. Wahba, A. M. Elgarhy, and W. A. Massoud, “Neuro-fuzzy system for post-dialysis urea rebound prediction,” *2008 Cairo Int. Biomed. Eng. Conf. CIBEC 2008*, pp. 4–8, 2008.

A. T. Azar, “A novel ANFIS application for prediction of post-dialysis blood urea concentration,” *Int. J. Intell. Syst. Technol. Appl.*, vol. 12, no. 2, p. 87, 2013.

R. Babu, “Neuro-Fuzzy Methods for Modeling and Identification,” pp. 1–6, 2002.

S. Barro and R. Marin, *Fuzzy Logic in Medicine*. New York, 2002.

A. Benzaouia and A. El Hajjaji, “Chapter 1. Advanced Takagi–Sugeno Fuzzy Systems,” in *Advanced Takagi–Sugeno Fuzzy Systems*, vol. 8, 2014.

J. J. Buckley and H. Yoichi, “Neural nets for fuzzy systems,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 71, no. 3, pp. 265–276, 1995.

J.-S. Chiu, C. Chen, Y. Lin, W. Huang, and J. Chiu, “Neuro-Fuzzy Technology for PTH Levels Neuro-Fuzzy Technology as a Predictor of Parathyroid Hormone Level in Hemodialysis Patients,” *Tohoku J. Exp. Med. Tohoku J. Exp. Med.*, vol. 211, no. 1, pp. 211–81, 2007.

S. Das and P. K. Ghosh, “Hypertension Diagnosis: A Comparative Study using Fuzzy Expert System and Neuro Fuzzy System,” no. 2005, 2010.

F. Deroncourt, “Introduction to fuzzy logic control,” MIT, 2013.

F. Deroncourt, “Introduction to fuzzy logic control,” in *Essentials of fuzzy modeling and control*, no. January, 2013, pp. 109–153

D. Dubois and H. Prade, “What are fuzzy rules and how to use them,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 84, no. 2, pp. 169–185, 1996

L. Gabutti, M. Machacek, C. Marone, and P. Ferrari, “Predicting intradialytic hypotension from experience, statistical models and artificial neural networks,” *J. Nephrol.*, vol. 18, no. 4, pp. 409–416, 2005.

F. A. Gotch and J. A. Sargent, “A mechanistic analysis of the National Cooperative Dialysis Study (NCDS),” *Kidney Int.*, vol. 28, no. 3, pp. 526–534, 1985.

S. K. Halgamuge and M. Glesner, “Neural networks in designing fuzzy systems for real world applications,” *Fuzzy Sets Syst.*, 1994.

J. Jang, “Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm,” *Proc. 9th Natl. Conf. Artif. Intell.*, vol. 91, pp. 762–767, 1991.

J. S. R. Jang, “ANFIS: Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.

J. S. R. Jang and C. T. Sun, “Neuro-Fuzzy Modeling and Control,” *Proc. IEEE*, 1995.

J. R. Jang, T. Mathworks, and P. P. Way, “Structure Determination in Fuzzy Modeling: A Fuzzy CART Approach,” 1996.

N. K. Kasabov, *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. 1996.

B. Kosko, “Fuzziness vs. probability,” *International Journal of General Systems*, vol. 17, no. 2–3, pp. 211–240, 1990.

Y. Lin and G. A. Cunningham, “A New Approach to Fuzzy-Neural System Modeling,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 190–198, 1995.

E. H. Mamdani and S. Assilian, “An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller,” *Int. J. Man. Mach. Stud.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 1975.

J. Norouzi, A. Yadollahpour, S. A. Mirbagheri, M. M. Mazdeh, and S. A. Hosseini, “Predicting Renal Failure Progression in Chronic Kidney Disease Using Integrated Intelligent Fuzzy Expert System,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2016, 2016.

J. Nourozi, M. M. Mazdeh, and S. A. Mirbagheri, “The effects of the underlying disease and serum albumin on GFR prediction using the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS),” *J. Heal. Manag. Informatics*, vol. 1, no. 3, pp. 4–8, 2014.

W. F. Owen, “The Urea Reduction Ratio and Serum Albumin Concentration as Predictors of Mortality in Patients Undergoing Hemodialysis,” *N. Engl. J. Med.*, 1993.

E. H. Shortliffe and M. S. Blois, “Biomedical Informatics,” 2014.

S. N. Sivanandam, S. Sumathi, and S. N. Deepa, *Introduction to fuzzy logic using MATLAB*. 2007.

Q. Song and N. Kasabov, “TWRBF – Transductive RBF Neural Network with Weighted Data Normalization,” New Zealand Foundation for Research, Science and Technology under.

Q. Song, T. Ma, and N. Kasabov, “A Novel Generic Higher-Order TSK Fuzzy Model for Prediction and Applications for Medical Decision Support,” *Eight Aust. New Zeal. Intell. Inf. Syst. Conf.*, pp. 241–245, 2003.

T. Tagaki and M. Sugeno, “Fuzzy Identifications of Systems and its Applications to Modeling and Control,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-15, 1985.

D. P. D. Teodorović and K. Vukadinović, “Chapter 1. Basic Definitions of the Fuzzy Sets Theory 1.1.,” in *Traffic Control and Transport Planning: A Fuzzy Sets and Neural Networks Approach*, Springer Netherlands, 1998.

E. C. C. Tsang, X. Z. Wang, and D. S. Yeung, “Improving learning accuracy of fuzzy decision trees by hybrid neural networks,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 8, no. 5, pp. 601–614, 2000.

X. Xie, Y. Liu, V. Perkovic, X. Li, T. Ninomiya, W. Hou, N. Zhao, L. Liu, J. Lv, H. Zhang, and H. Wang, “Renin-Angiotensin System Inhibitors and Kidney and Cardiovascular Outcomes in Patients With CKD: A Bayesian Network Meta-analysis of Randomized Clinical Trials,” *Am. J. Kidney Dis.*, 2015.

A. Yardimci, “Soft computing in medicine,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 9, no. 3, pp. 1029–1043, 2009.

L. A. Zadeh, “Fuzzy Sets,” 1964.

L. A. Zadeh, “Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes,” *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, no. 1, 1973.

L. A. Zadeh, “Fuzzy Logic, Neural Networks, and Soft Computing,” *ACM*, vol. 37, no. 3, 1994.

L. A. Zadeh and., “Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 90, no. 2, pp. 111–127, 1997.

L. A. Zadeh and L. Fellow, “Fuzzy Logic = Computing with Words,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 103–111, 1996.

H. Zhang and D. Liu, “Identification of the Takagi-Sugeno Fuzzy Model 2.1,” in *Fuzzy Modeling and Fuzzy Control*, 2006, pp. 33–76.

E. Ανευλαβής, “Η ασαφής λογική στην κλινική ιατρική” *Arch. Hell. Med.*, vol. 18, no. 4, pp. 401–414, 2001.

X. Γούλας, “διπλωματική εργασία: Σχεδιασμός και Ανάπτυξη Αλγορίθμου Συσταδοποίησης Μεγάλης Κλίμακας Δεδομένων,” Πανεπιστήμιο Πατρών, 2015.

E. Καλλέργης, “διπλωματική εργασία: Ευφυείς μέθοδοι υποστήριξης αποφάσεων,” Πολυτεχνείο Κρήτης, 2003.

Σ. Παπαδάκης, “διπλωματική εργασία: Το νεύρο - ασαφές μοντέλο ANFIS Πρόβλεψη τιμών συναλλάγματος με νεύρο - ασαφή συστήματα Παπαδάκης Στυλιανός Περίληψη,” Πολυτεχνείο Κρήτης, 2014.

Ι. Φίλιππας, “ διπλωματική εργασία: Μεθοδολογία νευρο-ασαφών μοντέλων,” ΤΕΙ Κρήτης, 2010.

Κ. Χαλούλος, “ διπλωματική εργασία : Έλεγχος Ισχύος Ασαφούς Λογικής σε Τηλεπικοινωνιακά Δίκτυα LMDS,” Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, 2010.

Ι. Χατζηλάου, Δ. Κουπατσιάρης, and Γ. Τσεκούρας, “ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ,” Σχολή Ναυτικών Δοκίμων, 2008.

ΠΗΓΕΣ ΓΙΑ ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΜΕΛΕΤΗ

K.-P. Adlassnig, “Correspondence Fuzzy Set Theory in Medical Diagnosis,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. smc-16, no. 2, pp. 260–265, 1986.

O. Castillo and P. Melin, “Hybrid intelligent systems for time series prediction using neural networks, fuzzy logic, and fractal theory,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, no. 6, pp. 1395–1408, 2002.

S. Chattopadhyay, “A neuro-fuzzy approach for the diagnosis of depression,” *Appl. Comput. Informatics*, 2014.

S. Gottwald, “Mathematical aspects of fuzzy sets and fuzzy logic: Some reflections after 40 years,” *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 156, no. 3, pp. 357–364, 2005.

C. M. Helgason and T. H. Jobe, “The fuzzy cube and causal efficacy: Representation of concomitant mechanisms in stroke,” *Neural Networks*, vol. 11, no. 3, pp. 549–555, 1998.

S. Horikawa, T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, “on fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back-propagation algorithm,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, pp. 801–806, 1992.

H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka, “Selecting Fuzzy If-Then Rules for Classification Problems Using Genetic Algorithms,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 3, pp. 260–270, 1995.

H. Ishibuchi, H. Tanaka, and H. Okada, “Interpolation of fuzzy if-then rules by neural networks,” *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 10, no. 1, pp. 3–27, 1994.

C.-T. Lin and C. J. Lee, “Neural-network-based fuzzy logic control and decision system,” *IEEE Trans. Comput.*, vol. 40, no. 12, pp. 1320–1336, 1991.

S. Mitra, Y. Hayashi, and S. Member, “Neuro – Fuzzy Rule Generation: Survey in,” *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 11, no. 3, pp. 748–768, 2000.

J. Neves, M. R. Martins, J. Vilhena, J. Neves, S. Gomes, A. Abelha, J. Machado, and H. Vicente, “A Soft Computing Approach to Kidney Diseases Evaluation,” *J. Med. Syst.*, vol. 39, no. 10, 2015.

M. Pratama, S. G. Anavatti, P. P. Angelov, and E. Lughofer, "PANFIS: A novel incremental learning machine," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, 2014.

W. W. Stead, J. R. Searle, H. E. Fessler, J. W. Smith, and E. H. Shortliffe, "Biomedical Informatics: Changing What Physicians Need to Know and How They Learn," *Acad. Med.*, vol. 86, no. April, 2011.

J. Vieira, F. M. Dias, and A. Mota, "Artificial neural networks and neuro-fuzzy systems for modelling and controlling real systems: A comparative study," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 17, no. 3, pp. 265–273, 2004.

X. Z. Wang and C. R. Dong, "Improving generalization of fuzzy IF-THEN rules by maximizing fuzzy entropy," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 17, no. 3, pp. 556–567, 2009.

L. A. Zadeh, "Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility*," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. Supplement, pp. 9–34, 1999.

L. A. Zadeh, T. Professor, and E. Sanchez, "The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 11, pp. 199–227, 1983.

L. A. Zadeh, "Is there a need for fuzzy logic?" *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 178, no. 13, pp. 2751–2779, 2008.