

“ Review Of ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy
Inference Systems)”

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μιχάλης Ι. Αβαγιανός

Επιβλέπων : Καθ. Γ. Ατσαλάκης

Χανιά, Ιανουάριος 2012

Στον Ιγνάτιο και στη Δανάη

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης (Μ.Π.Δ.) του Πολυτεχνείου Κρήτης. Η εκκίνηση της διπλωματικής εργασίας τοποθετείται χρονικά τον Αύγουστο του 2011.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου Γ. Ατσαλάκη για την καθοδήγησή του κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ιανουάριος 2012

Μιχάλης Ι. Αβαγιανός

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	7
 2. ΝΕΥΡΟ-ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....	 9
2.1 Ασαφής Λογική.....	10
2.1.1 Συνάρτηση συμμετοχής.....	11
2.1.2 Ιδιότητες ασαφών συνόλων.....	12
2.1.3 Ασαφείς σχέσεις.....	13
2.1.4 Ασαφής συλλογιστική.....	14
2.2 Συστήματα Ασαφούς Συλλογιστικής (F.I.S.)... ..	15
2.2.1 Κανόνες αν-τότε (If-then rules).....	16
2.2.2 Ασαφή συστήματα τύπου Mamdani... ..	17
2.2.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής τύπου Sugeno.....	18
2.3 Νευρωνικά δίκτυα.....	19
2.3.1 Νευρωνική δομή.....	21
2.3.2 Τοπολογίες πολυστρωματικών δικτύων.....	23
2.3.3 Διαδικασία μάθησης.....	24
2.3.4 Αλγόριθμοι μάθησης ΤΝΔ.....	25
2.4 Νευρό-Ασαφή συστήματα.....	26
2.4.1 Προσαρμοστικά δίκτυα (Adaptive Networks).....	26
2.4.2 Αρχιτεκτονική προσαρμοστικών δικτύων.....	27
2.4.3 Καταμερισμός παραμέτρων στο δίκτυο.....	28

3. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ANFIS.....	29
3.1 Αρχιτεκτονική του ANFIS.....	29
3.2 Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (L.S.E.).....	31
3.3 Κανόνας Οπισθόδρομης Εκμάθησης (B.R.)	33
3.4 Υβριδικός Αλγόριθμος Εκπαίδευσης.....	35
3.5 Περιορισμοί του ANFIS.....	38
 4. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΤΩΝ ΑΡΘΡΩΝ.....	39
4.1 Επιστημονικό πεδίο και συγγραφείς.....	39
4.2 Μεταβλητές που χρησιμοποιούνται κατά άρθρο.....	51
4.3 Επεξεργασία και συχνότητα δεδομένων.....	63
4.4 Μοντέλα που συγκρίνονται με το ANFIS.....	71
4.5 Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης των μοντέλων	78
 5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	93
 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	95

Κεφάλαιο 1 : Εισαγωγή

Στην παρούσα εργασία εξετάζεται το ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems) καθώς κι οι εκατοντάδες χρήσεις του σε διάφορους τομείς της σύγχρονης ζωής του ανθρώπου. Γίνεται μια λεπτομερής σύγκριση, βασισμένη σε μια πλειάδα επιστημονικών άρθρων, ανάμεσα στο ANFIS κι άλλων νεύρο-ασαφών μοντέλων. Εξετάζεται επίσης πόσα δεδομένα χρησιμοποίησε η εκάστοτε συγγραφική ομάδα για την έρευνα της καθώς και με ποια συχνότητα έγινε η συλλογή τους. Τέλος γίνεται μια λεπτομερής καταγραφή των παραμέτρων/μεταβλητών που ορίστηκαν σε κάθε άρθρο όπως και των μέτρων που χρησιμοποιήθηκαν . Η ανασκόπηση των άρθρων γίνεται στο τέταρτο κεφάλαιο κι είναι ταξινομημένη σε πέντε πίνακες. Πριν όμως γίνει η παρουσίαση των πινάκων, γίνεται μια αναφορά σε γενικές πληροφορίες για τα νεύρο-ασαφή συστήματα.

Το δεύτερο κεφάλαιο της εργασίας επεξηγεί τι είναι τα νεύρο-ασαφή συστήματα, ξεκινώντας από την ασαφή λογική και τα νευρωνικά δίκτυα και καταλήγοντας στους ασαφείς νευρώνες και τα προσαρμοστικά δίκτυα (Adaptive networks). Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται το ANFIS, γίνεται εμπειριστατωμένη περιγραφή του μοντέλου και κατατοπίζεται ο αναγνώστης για το που αποσκοπεί η χρήση του. Γίνεται επίσης μια σύντομη αναφορά στους περιορισμούς του μοντέλου.

Ο σκοπός της εργασίας είναι να παρουσιάσει πως το ANFIS αντιμετωπίζει ένα πρόβλημα και ουσιαστικά πόσο πολύ έχει βοηθήσει η χρήση του συγκεκριμένου μοντέλου. Μετά και την μελέτη των πινάκων του τετάρτου κεφαλαίου βγαίνουν αρκετά πολύτιμα συμπεράσματα τα οποία και καταγράφονται στο πέμπτο και τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας. Παρακάτω περιγράφονται συνοπτικά τα βήματα της εκπαίδευσης αλλά και των προβλέψεων του ANFIS ώστε να γίνει κατανοητό πως αντιμετωπίζεται ένα πρόβλημα με τη χρήση του μοντέλου.

Ας υποτεθεί ότι απαιτείται η χρήση του ANFIS για την αντιμετώπιση ενός προβλήματος (παραδείγματα τέτοιων προβλημάτων θα παρουσιαστούν στα επόμενα κεφάλαια). Αρχικά ορίζεται ο επιθυμητός αριθμός και το είδος των εισόδων και των εξόδων. Στη συνέχεια δημιουργούνται τα κατάλληλα υποδείγματα εισόδων και επιθυμητών

εξόδων, που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου. Από κάθε χρονοσειρά, χρησιμοποιείται ένα σύνολο σημείων για την εκπαίδευση του συστήματος και ένα άλλο για τον έλεγχο της προβλεπτικής του ικανότητας.

Ακολουθώς δημιουργείται ένα ANFIS, με τη βοήθεια του fuzzy logic toolbox, το οποίο υπολογίζει τις καταλληλότερες παραμέτρους των συναρτήσεων συμμετοχής (MF parameters). Ορίζονται οι παράμετροι εκπαίδευσης και αφού ολοκληρωθεί η εκπαίδευση του συστήματος χρησιμοποιούνται τα δεδομένα ελέγχου για να αξιολογηθεί το μοντέλο. Σε κάθε περίπτωση, όταν γίνεται εκπαίδευση ενός μοντέλου, δοκιμάζονται αρκετοί συνδυασμοί παραμέτρων (MFs, epochs, step size), με σκοπό την επίτευξη μικρότερου σφάλματος.

Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης του μοντέλου, γίνεται η διενέργεια προβλέψεων εκτός δείγματος (test set). Δεδομένου ότι το μοντέλο έχει την ικανότητα να κάνει μια πρόβλεψη, χρησιμοποιώντας πραγματικές παρελθοντικές τιμές, προκύπτουν διαφορετικά σενάρια. Στο *πρώτο σενάριο* χρησιμοποιούνται οι τελευταίες παρατηρήσεις της χρονοσειράς για τη διενέργεια της πρώτης πρόβλεψης. Για τις επόμενες προβλέψεις χρησιμοποιούνται σαν είσοδοι, εφόσον αυτό είναι απαραίτητο, οι τιμές που έχουν ήδη προβλεφτεί. Αυτό το σενάριο θα δώσει ικανοποιητικές προβλέψεις εφόσον το σφάλμα που μετρήθηκε κατά την εκπαίδευση είναι μικρό. Σε περίπτωση που το σφάλμα είναι μεγάλο θα περάσει από πρόβλεψη σε πρόβλεψη και θα αυξάνεται εκθετικά με αποτέλεσμα σε κάποιο βήμα να αποκλίνει σημαντικά από τις σωστές προβλέψεις. Στο *δεύτερο σενάριο* εκπαιδεύεται το μοντέλο ανάλογα με τον αριθμό των προβλέψεων και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται γνωστές παρελθοντικές τιμές σαν είσοδο. Για την τελική επιλογή λαμβάνεται υπόψη τόσο το σφάλμα πρόβλεψης, όσο και η υπολογιστική ισχύς που απαιτείται για την εφαρμογή του κάθε σεναρίου. Τέλος αξιολογείται το ANFIS συγκρίνοντας τα αποτελέσματα του ως προς τα επιθυμητά αποτελέσματα της πρόβλεψης.

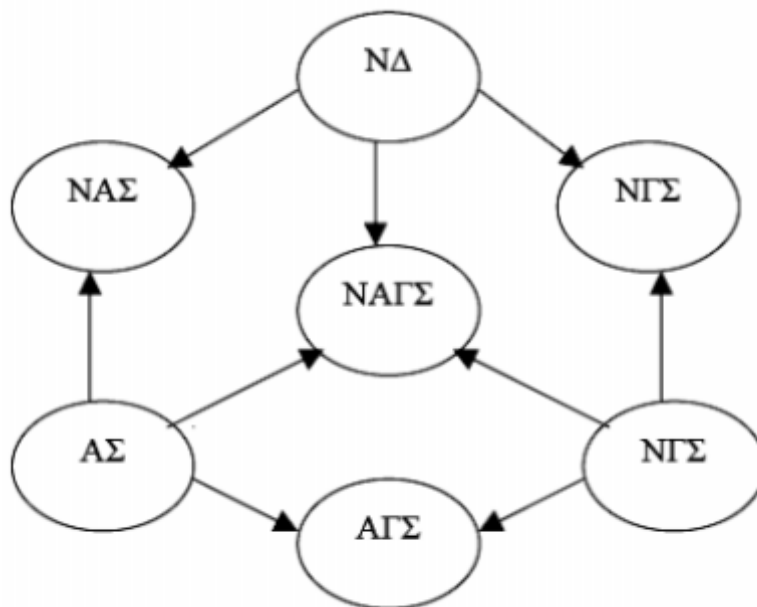
Στη συνέχεια της εργασίας παρουσιάζονται λεπτομερώς όλα αυτά που αναφέρθηκαν εν συντομία σε αυτό το εισαγωγικό κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 2 : Νεύρο-Ασαφή Συστήματα

Η Υπολογιστική Νοημοσύνη (ΥΝ) είναι η περιοχή της πληροφορικής, η οποία περιλαμβάνει υπολογισμούς και συλλογιστική υπό συνθήκες ανακρίβειας, αβεβαιότητας και μερικής αλήθειας και πετυχαίνει σταθερότητα και χαμηλό κόστος λύσεων. Τα τρία βασικά συστατικά πεδία της, Νευρωνικά Δίκτυα (ΝΔ), Ασαφής Συλλογιστική (ΑΣ) και Γεννητικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) έχουν το καθένα ιδιαίτερες ιδιότητες και πλεονεκτήματα.

- Τα ΝΔ επιτρέπουν στο σύστημα να μαθαίνει.
- Η ΑΣ επιτρέπει την εμφύτευση στο σύστημα εμπειρικής γνώσης.
- Οι ΓΑ καθιστούν το σύστημα ικανό να αυτο-βελτιώνεται.

Συνδυάζοντας τα συστατικά αυτά πεδία μπορούν να σχεδιαστούν και να κατασκευαστούν υβριδικά (μικτά) συστήματα ΥΝ ικανά να επιλύουν με υψηλή απόδοση πολύπλοκα πρακτικά προβλήματα. Τα υβριδικά συστήματα ΥΝ συνδυάζουν τις ιδιότητες καθενός πεδίου και παρακάμπτουν τους περιορισμούς ή τα μειονεκτήματά τους. Οι υβριδικές τεχνικές οδηγούν στην πραγματοποίηση ευφυών συστημάτων τα οποία βρίσκουν ποικίλες εφαρμογές. Οι τέσσερις δυνατοί συνδυασμοί των ΝΔ, ΑΣ και ΓΑ για την ανάπτυξη υβριδικών τεχνικών και συστημάτων ΥΝ φαίνονται στο σχήμα.



Συντομογραφίες σχήματος :

- ΝΑΣ: Νευρο-ασαφή συστήματα,
- ΝΓΣ: Νευρό-γενετικά συστήματα,
- ΑΓΣ: Ασαφο-γενετικά συστήματα,
- ΝΑΓΣ: Νευρο-ασαφο-γενετικά συστήματα
- ΑΣ: Ασαφής Συλλογιστική
- ΝΔ: Νευρωνικά Δίκτυα

Τα ΝΔ χρησιμοποιούνται στα ΝΑΣ για να μάθουν τις συναρτήσεις συμμετοχής ή να καθορίζουν τη δομή των ασαφών συστημάτων. Οι ΓΑ χρησιμοποιούνται στα ΑΓΣ για την αναζήτηση μιας βέλτιστης δομής και ακολούθως για τη ρύθμιση των παραμέτρων. Αντίστροφα, η ασαφής λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση της συμπεριφοράς των ΓΑ. Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται στα ΝΓΣ για την αυτοματοποίηση της σχεδίασης νευρωνικών δικτύων μέσω της γενετικής εκπαίδευσης ή μέσω της γενετικής επιλογής της τοπολογίας αυτών ή μέσω της βέλτιστης επιλογής των παραμέτρων μάθησης. Τέλος συνδυάζοντας κατά ποικίλους τρόπους τα ΝΔ, την ΑΣ και τους ΓΑ μπορούν να σχεδιαστούν νευρο-ασαφή-γενετικά συστήματα (ΝΑΓΣ) τα οποία ολοκληρώνουν τα πλεονεκτήματα και τις ιδιότητες όλων αυτών με στόχο τη βελτιστοποίηση της απόδοσης τους.

2.1 Ασαφής Λογική

Ο θεωρητικός φορέας για την υλοποίηση μιας μεγάλης κατηγορίας ευφυών συστημάτων είναι η *Ασαφής Λογική (Fuzzy Logic)*, που εισήχθη από τον Lotfi A.Zadeh του πανεπιστημίου της Καλιφόρνιας στο Berkley των ΗΠΑ στα μέσα της δεκαετίας του 1960. Η θεωρία των ασαφών συνόλων καθιερώθηκε σαν μια μέθοδος διαχείρισης της ανακρίβειας που αντιμετωπίζεται σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Η ανακρίβεια, ή η ασάφεια, είναι ο πυρήνας των ασαφών συνόλων και της ασαφούς λογικής. Τα ασαφή σύνολα ουσιαστικά αποτελούν μια γενίκευση των κλασικών συνόλων.

Τα λογικά παράδοξα και η αρχή της απροσδιοριστίας του Heisenberg συνέβαλαν στην ανάπτυξη της *πλειότιμης λογικής (multi-valued logic)* στη δεκαετία του 1920. Το επόμενο βήμα επέτρεψε βαθμούς αβεβαιότητας και θεωρούσε τους χαρακτηρισμούς αλήθειας και ψεύδους ως τις ακραίες τιμές ενός πεδίου μεταβολής της ασάφειας. Το 1937 ο μαθηματικός Max Black εφάρμοσε τη συνεχή λογική σε σύνολα στοιχείων και συμβόλων και ονόμασε τη δομή αυτή αβεβαιότητα. Το 1965, ο Zadeh στη θεμελιώδη δημοσίευσή του με τίτλο “Fuzzy Sets”, παρουσίασε τη θεωρία των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) χρησιμοποιώντας τον όρο Ασαφή Λογική και πρωτοστάτησε σε ένα νέο και σημαντικό κύμα επιστημονικής δραστηριότητας, που συνεχίζεται μέχρι σήμερα. Δεν ήταν λίγοι, όμως, και ειδικά στις ΗΠΑ, που αμφισβήτησαν τη θεωρία του Zadeh. Αντίθετα, η Κομφουκιανή Ιαπωνία έχει ενστερνιστεί τη θεωρία απόλυτα και η χρήση της αποδίδει τεράστια οικονομικά οφέλη.

Οι άνθρωποι σκέπτονται συνήθως όχι με όρους ακριβών συμβόλων και αριθμών αλλά με ασαφείς όρους. Αυτοί οι ασαφείς όροι προσδιορίζουν κατηγορίες όχι όμως απόλυτα διαχωρισμένα και σαφώς καθορισμένα σύνολα. Η μετάβαση από τη μια κατηγορία στην άλλη γίνεται σταδιακά, μεταβαίνοντας από καταστάσεις με περισσότερη ή λιγότερη συσχέτιση με την κατηγορία. Με βάση λοιπόν την πρακτική των ανθρώπων να χρησιμοποιούν ελαστικά σύνολα, ο Zadeh πρότεινε την ιδέα των ασαφών συνόλων.

Τα ασαφή σύνολα είναι συναρτήσεις που απεικονίζουν μια τιμή, η οποία μπορεί να είναι μέλος του συνόλου, σε έναν αριθμό από το 0 έως το 1. Ο αριθμός αυτός δηλώνει το βαθμό συσχέτισης της τιμής με το ασαφές σύνολο. Όταν ο βαθμός αυτός είναι 0 τότε αυτό υποδηλώνει ότι η τιμή δεν ανήκει στο σύνολο, ενώ όταν είναι 1 τότε αυτό σημαίνει ότι η τιμή αυτή αντιπροσωπεύει πλήρως το ασαφές σύνολο. Ο βαθμός αυτός καθορίζεται από τη συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου.

2.1.1 Συνάρτηση συμμετοχής

Ένα ασαφές σύνολο A ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών. Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται βαθμός αλήθειας,

συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Τέλος η συνάρτηση μ_A ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function).

Η διαφορά των ασαφών συνόλων συγκριτικά με την κλασσική θεωρία συνόλων είναι ότι στην κλασσική θεωρία συνόλων ισχύει $\mu_A(x) \in \{0,1\}$, δηλαδή το x είτε ανήκει στο A ($\mu_A(x)=1$) ή δεν ανήκει ($\mu_A(x)=0$). Άρα η ασαφής θεωρία συνόλων μεταπίπτει στην αντίστοιχη κλασσική, όταν οι δυνατές τιμές της συνάρτησης συμμετοχής είναι μόνο 0 ή 1.

Μπορεί να παρατηρηθεί ότι υποκειμενικοί παράγοντες ενυπάρχουν στα χαρακτηριστικά της δομής ενός ασαφούς συνόλου. Η μόνη προϋπόθεση που πρέπει να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι να βρίσκεται στο διάστημα τιμών $[0,1]$. Το σχήμα της επιλέγεται μεν αυθαίρετα αλλά και με τρόπο που να διασφαλίζει όσο είναι δυνατό την απλότητα.

Οι απλούστερες συναρτήσεις συμμετοχής είναι αυτές που σχηματίζονται από ευθείες γραμμές. Η απλούστερη από αυτές είναι η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής, που δεν είναι τίποτα άλλο από ένα τρίγωνο. Στην ίδια κατηγορία ανήκει και η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής. Αυτές οι δύο συναρτήσεις εξασφαλίζουν την απαίτηση για απλότητα.

2.1.2 Ιδιότητες ασαφών συνόλων

Έστω X ένα σύνολο αντικειμένων, του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με το γράμμα x . Η συμμετοχή σε ένα υποσύνολο A του συνόλου X είναι μια συνάρτηση συμμετοχής μ_A από το X στο διάστημα $[0,1]$. Το A είναι ένα ασαφές υποσύνολο του X , το οποίο όμως δεν έχει αυστηρά καθορισμένα σύνορα. Το μ_A είναι ο βαθμός συμμετοχής του στοιχείου x στο A . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι το μ_A τόσο πιο πολύ ανήκει το x στο A . Το σύνολο A μπορεί να προσδιοριστεί επομένως από το σύνολο των παρακάτω ζευγών:

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

- Κάθε ζευγάρι $(x, \mu_A(x))$ ονομάζεται **μονοσύνολο**.
- **Χώρος αναφοράς** του ασαφούς συνόλου A είναι το σύνολο των στοιχείων του X που έχουν μη μηδενικό βαθμό συμμετοχής στο A .

$$A = \{x \in X \mid \mu_A(x) > 0\}.$$

- Ασαφές **δυναμοσύνολο**, $F(x)$, του υπερσυνόλου αναφοράς X , ονομάζεται το σύνολο όλων των ασαφών υποσυνόλων του X .
- Ένα ασαφές σύνολο A που ορίζεται στο χώρο αναφοράς X , λέγεται **κανονικό** αν υπάρχει τουλάχιστο ένα στοιχείο x του X για το οποίο η συνάρτηση συμμετοχής να παίρνει τιμή ίση με τη μονάδα.
- Δύο ασαφή σύνολα A και B που ορίζονται στο χώρο αναφοράς X , λέγονται **ίσα** αν για κάθε στοιχείο x του X οι συναρτήσεις συμμετοχής των A και B είναι ίσες.

2.1.3 Ασαφείς σχέσεις

Οι ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations) είναι ασαφή σύνολα ορισμένα σε πεδία αναφοράς ανώτερης διάστασης (π.χ. $X \times X$, $X \times Y \times Z$ κλπ). Ποιοτικά, μια ασαφής σχέση R θα μπορούσε να είναι μια έκφραση της μορφής «είναι βαρύτερο από» και η οποία θα συνδέει τα στοιχεία δύο άλλων συνόλων:

$$R = \langle \langle x \text{ είναι βαρύτερο από } y \rangle \rangle \mid x \in X, y \in Y \text{ και } R \in X \times Y$$

Οι ασαφείς σχέσεις μπορεί να εκφραστούν με αναφορά όλων των ζευγών (τιμή, βαθμός συμμετοχής), δηλαδή ζευγών της μορφής $[(x, y), \mu_R(x, y)]$. Ένας άλλος τρόπος αναπαράστασης, ιδιαίτερα χρήσιμος σε υπολογισμούς είναι σε μορφή πίνακα.

Οι ασαφείς σχέσεις μπορούν να συνδυαστούν μεταξύ τους μέσω της διαδικασίας της σύνθεσης (composition). Αν για παράδειγμα συνδυαστεί η ασαφής σχέση $R_1(x, y)$ ορισμένη στο $X \times Y$ με την ασαφή σχέση $R_2(y, z)$ ορισμένη στο $Y \times Z$ τότε θα προκύψει μία ασαφής σχέση $R(x, z)$ η οποία θα ορίζεται στο σύνολο $X \times Z$ και θα συσχετίζει άμεσα στοιχεία των συνόλων X και Z . Βέβαια είναι απαραίτητο να προσδιοριστεί επακριβώς η συνάρτηση συμμετοχής $(,) R \mu x z$ της R με χρήση των συναρτήσεων συμμετοχής των R_1 και R_2 . Οι βασικές πράξεις που ορίζονται μεταξύ των ασαφών σχέσεων είναι η αντιστροφή και η σύνθεση.

- **Αντίστροφη** σχέση της $R(X,Y)$ είναι η ασαφής σχέση $R^{-1}(X,Y)$ με τύπο $R^{-1}(x, y) = R(y, x)$ για κάθε x που ανήκει στον X και κάθε y που ανήκει στον Y . Ο πίνακας συμμετοχής που παριστάνει την R^{-1} είναι ο ανάστροφος του R .
- Η **σύνθεση** είναι πολύ σημαντική διαδικασία καθώς οι κανόνες της μορφής if-then αντιστοιχούν σε ασαφείς σχέσεις και το πρόβλημα της ασαφούς συλλογιστικής είναι μαθηματικά ισοδύναμο με τη σύνθεση.

2.1.4 Ασαφής συλλογιστική

Η βάση στην οποία στηρίζεται η λήψη αποφάσεων είναι η παραγωγή συλλογιστικής. Η ασαφής λογική ασχολείται με την παραγωγή συλλογιστικής σε περιβάλλον αβεβαιότητας. Για το σκοπό αυτό, θεμελιώνεται η δομή και η μαθηματική αναπαράσταση ενός ασαφούς γεγονότος με τον ορισμό των ασαφών συνόλων και καθορίζεται ο τρόπος με τον οποίο συνδυάζονται τα γεγονότα για να παραχθούν λογικές προτάσεις ή σχέσεις και συνεπώς συμπεράσματα. Οι συλλογιστικοί τρόποι που κυρίως χρησιμοποιούνται είναι οι εξής:

- Ο **modus ponens** (MP) παράγει συμπεράσματα από ένα σύνολο υποθέσεων

σύμφωνα με το σχήμα:

$$(A \Rightarrow B) \wedge A \Rightarrow B$$

όπου A και B συγκεκριμένα γεγονότα.

Ο παραπάνω κανόνας ερμηνεύεται ως εξής: Αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και επιπλέον έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A , τότε το συμπέρασμα που παίρνουμε είναι ότι ισχύει και το B . Όμως σε περιβάλλον ασάφειας τα γεγονότα ισχύουν σε κάποιο βαθμό. Έτσι ο παραπάνω κανόνας πρέπει να τροποποιηθεί για να συμπεριλάβει και την ασάφεια. Καταλήγουμε με αυτό τον τρόπο στο γενικευμένο κανόνα **modus ponens** (generalized modus ponens) ο οποίος έχει την παρακάτω μορφή:

$$(A \Rightarrow B) \wedge A' \Rightarrow B'$$

- Αντίστοιχα ο γενικευμένος κανόνας **modus tolens** (generalized modus tolens) διατυπώνεται ως εξής:

$$(A \Rightarrow B) \wedge B' \Rightarrow A'$$

2.2 Συστήματα Ασαφούς Συλλογιστικής (Fuzzy Inference Systems)

Στις προηγούμενες παραγράφους μελετήθηκαν τα ασαφή σύνολα και η θεωρία τους. Τώρα θα εξεταστεί ο τρόπος που μπορούν να εφαρμοσθούν τα παραπάνω σε ένα σύστημα λήψης αποφάσεων.

Θα εξεταστεί ένα απλοϊκό και αρκετά σύνηθες παράδειγμα στη μελέτη της λήψης αποφάσεων και θα φανεί πως μπορεί να λυθεί με τη βοήθεια της ασαφούς λογικής. Συγκεκριμένα θα μελετηθεί το πρόβλημα του φιλοδώρηματος, πόσο δηλαδή είναι το φιλοδώρημα που πρέπει να δώσει ένας πελάτης σε ένα εστιατόριο. Οι παράμετροι του προβλήματος είναι η ποιότητα του φαγητού και η εξυπηρέτηση.

Είναι προφανές για παράδειγμα ότι αν το φαγητό είναι άριστης ποιότητας και η εξυπηρέτηση καλή τότε το φιλοδώρημα θα είναι υψηλό. Αντίστοιχα αν η ποιότητα της εξυπηρέτησης είναι χαμηλή και το φαγητό κακό τότε το φιλοδώρημα θα είναι χαμηλό. Τι γίνεται όμως αν υπάρχει μια ενδιάμεση κατάσταση, π.χ. μέτριο φαγητό και καλή εξυπηρέτηση. Επιπλέον παραπάνω έχουν αναφερθεί προσδιορισμοί όπως καλό και μέτριο που εμπεριέχουν κάποια ασάφεια.

Αν γίνει προσπάθεια να λυθεί το πρόβλημα γραμμικά θα πρέπει να οριστούν κάποιοι κανόνες για κάθε μια περίπτωση. Μέσω όμως της ασαφούς λογικής το πρόβλημα αυτό μπορεί να λυθεί ευκολότερα.

2.2.1 Κανόνες αν-τότε (If-then rules)

Τα ασαφή σύνολα και οι ασαφείς τελεστές είναι τα υποκείμενα και τα ρήματα του ασαφούς λογισμού. Οι προτάσεις if-then χρησιμοποιούνται για να σχηματίσουν τις συνθήκες εκείνες που συνιστούν την ασαφή λογική. Ένας απλός κανόνας if-then έχει τη μορφή:

If x is A then y is B

όπου A και B είναι οι γλωσσικές μεταβλητές που προσδιορίζονται από ασαφή σύνολα με χώρο αναφοράς X και Y αντίστοιχα. Το πρώτο κομμάτι του κανόνα 'if x is A' ονομάζεται *υπόθεση (antecedent ή premise)* ενώ το δεύτερο κομμάτι 'then y is B' ονομάζεται *συνέπεια ή συμπεράσμα (consequent ή conclusion)*. Ένα παράδειγμα ενός τέτοιου κανόνα μπορεί να είναι το εξής:

If service is *good* then tip is *average*

Η λέξη *good* αντιπροσωπεύεται από έναν αριθμό που κυμαίνεται ανάμεσα στο 0 και το 1. Έτσι η υπόθεση είναι μια μετάφραση που επιστρέφει μια τιμή από το 0 έως το 1. Από την άλλη μεριά η λέξη *average* αποτελεί ένα ασαφές σύνολο και έτσι η συνέπεια του κανόνα είναι μια συσχέτιση της εξόδου y στο ασαφές σύνολο B.

Στους κανόνες if-then η λέξη 'is' έχει διαφορετική έννοια ανάλογα με το αν εμφανίζεται στο πρώτο ή στο δεύτερο μέρος του κανόνα. Έτσι όταν εμφανίζεται στο πρώτο μέρος του κανόνα έχει την έννοια του ελέγχου ισότητας (δηλαδή την ίδια έννοια που δίνεται στο σύμβολο =). Αντίθετα όταν εμφανίζεται στο δεύτερο μέρος του κανόνα έχει την έννοια της καταχώρησης (δηλαδή την έννοια που δίνεται στο σύμβολο =). Ο παραπάνω κανόνας λοιπόν θα μπορούσε να γραφεί συμβολικά και ως εξής:

If service = = good then tip = average

Γενικά όμως ένας κανόνας από μόνος του δεν επαρκεί για τα περισσότερα πρακτικά προβλήματα. Αυτό που χρειάζεται είναι περισσότεροι του ενός κανόνες οι οποίοι να αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Η έξοδος κάθε κανόνα θα είναι ένα ασαφές σύνολο. Τα ασαφή σύνολα που προκύπτουν σα συνέπεια των κανόνων συγκεντρώνονται για να σχηματίσουν ένα ασαφές σύνολο εξόδου από το οποίο μέσω της διαδικασίας της αποσαφήνισης θα υπάρξει μια μοναδική τιμή.

2.2.2 Ασαφή συστήματα τύπου Mamdani

Η ασαφής συλλογιστική είναι η διαδικασία κατά την οποία σχηματίζεται η απεικόνιση από μια δεδομένη είσοδο σε μια έξοδο, χρησιμοποιώντας τις αρχές της ασαφούς λογικής. Η απεικόνιση αυτή θέτει τις βάσεις με τις οποίες μπορεί να ληφθεί μια απόφαση ή να διακριθούν πρότυπα (patterns). Η διαδικασία αυτή της ασαφούς συλλογιστικής περιλαμβάνει όλα εκείνα τα κομμάτια τα οποία αναφέρθηκαν προηγουμένως. Δηλαδή τις συναρτήσεις συμμετοχής, τους ασαφείς λογικούς τελεστές και τους κανόνες if-then. Υπάρχουν δύο είδη ασαφών συστημάτων παρεμβολής, τα τύπου-Mamdani και τα τύπου Sugeno. Οι διαφορές ανάμεσα στα δύο αυτά συστήματα έγκεινται κυρίως στον τρόπο με τον οποίο σχηματίζεται η έξοδος του συστήματος. Τα συστήματα Mamdani είναι αυτά που συναντώνται συχνότερα. Η μεθοδολογία των συστημάτων Mamdani εισήχθηκε το 1975 από τον Ebrahim Mamdani.

Εφαρμογές των FIS υπάρχουν σε τομείς όπως ο αυτόματος έλεγχος, η ταξινόμηση δεδομένων, η ανάλυση αποφάσεων, τα έμπειρα συστήματα και η όραση υπολογιστών. Ένα Ασαφές Σύστημα (Fuzzy System) αποτελείται από τις ακόλουθες δομικές μονάδες:

- Μία βάση ασαφών κανόνων της μορφής EAN - TOTE (Ασαφής Βάση Γνώσης)
- Μία ασαφή συλλογιστική μηχανή. Αυτή υλοποιεί την εξαγωγή συμπερασμάτων από τις εισόδους του συστήματος με βάση την ασαφή βάση γνώσης.
- Μία μονάδα ασαφοποίησης (ασαφοποιητική μονάδα διεπαφής), η οποία μετατρέπει τα δεδομένα εισόδου σε ασαφή σύνολα.
- Μία μονάδα αποασαφοποίησης (αποασαφοποιητική μονάδα διεπαφής), η οποία μετατρέπει τα ασαφή συμπεράσματα σε σαφώς καθορισμένη μορφή.

Ένα βασικό FIS μπορεί να πάρει είτε ασαφείς εισόδους, είτε σαφείς (συγκεκριμένες) με τη μορφή ασαφών singletons. Η έξοδος όμως που παράγει είναι πάντα ασαφή σύνολα. Μερικές φορές είναι αναγκαίο να υπάρχει σαφής έξοδος, ειδικά όταν το FIS χρησιμοποιείται σαν ελεγκτής. Τότε χρειάζεται μια μέθοδος αποασαφοποίησης, για να εξαχθεί ένα σαφές αποτέλεσμα που να αντιπροσωπεύει με τον καλύτερο τρόπο το ασαφές σύνολο.

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των συστημάτων ασαφούς λογικής είναι η παράλληλη εφαρμογή των κανόνων. Στα κλασσικά συστήματα δυαδικής λογικής υπάρχει χρήση διακοπών που ανοίγουν και κλείνουν ανάλογα με τις τιμές των εισόδων. Στα ασαφή συστήματα γίνεται ομαλή μετάβαση από περιοχή σε περιοχή ανάλογα με τις συνέπειες των κανόνων. Η διαδικασία της απεικόνισης των εισόδων στις εξόδους μέσα από ένα σύστημα ασαφούς λογικής ακολουθεί πέντε βήματα:

- *Ασαφοποίηση των εισόδων*
- *Εφαρμογή των ασαφών λογικών τελεστών στις προϋπόθεσης των κανόνων*
- *Καθορισμός των συνεπαγωγών των κανόνων*
- *Συγκέντρωση όλων των συνεπαγωγών όλων των κανόνων*
- *Αποσαφήνιση*

2.2.3 Συστήματα ασαφούς συλλογιστικής τύπου Sugeno

Το ασαφές μοντέλο Sugeno δημιουργήθηκε σε μια προσπάθεια να αναπτυχθεί μια συστηματική προσέγγιση στη γέννηση ασαφών κανόνων από ένα δεδομένο σύνολο δεδομένων εισόδου-εξόδου. Σε πολλές περιπτώσεις είναι περισσότερο αποτελεσματική η χρήση σημείων-αιχμών σαν συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου, από ένα συνεχές κατανεμημένο ασαφές σύνολο. Μια τέτοια αιχμή είναι γνωστή με τον αγγλικό όρο συνάρτηση συμμετοχής εξόδου singleton και θα μπορούσε να χαρακτηριστεί σαν προαποσαφοποιημένο ασαφές σύνολο. Η συνάρτηση συμμετοχής ενός singleton είναι $\mu_A(x)=1$.

Με αυτόν τον τρόπο εμπλουτίζεται η επάρκεια της διαδικασίας αποσαφοποίησης, διότι απλοποιούνται ιδιαιτέρως οι απαιτούμενοι υπολογισμοί σε σχέση με την πιο γενική μέθοδο Mamdani, στην οποία εντοπίζεται το κέντρο μάζας μια δισδιάστατης συνάρτησης. Αντί λοιπόν να βρεθεί το κέντρο μάζας, χρησιμοποιείται ο σταθμικός μέσος μερικών σημείων. Τα συστήματα τύπου Sugeno υποστηρίζουν αυτόν τον τύπο μοντέλου.

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

συστημάτων Sugeno είναι μόνο γραμμικές ή σταθερές. Ένας κανόνας σε ασαφές μοντέλο Sugeno έχει τη μορφή:

$$\text{If } x=A \text{ and } y=B, \text{ then } z=f(x, y)$$

όπου A,B είναι τα ασαφή σύνολα των προϋποθέσεων και το $z=f(x,y)$ είναι μια σαφής συνάρτηση στο χώρο των συμπερασμάτων. Συνήθως το $f(x,y)$ είναι ένα πολυώνυμο των μεταβλητών εισόδου x, y , αλλά μπορεί να είναι μια οποιαδήποτε συνάρτηση, αρκεί να μπορεί να περιγράψει κατάλληλα την έξοδο του μοντέλου, μέσα στην ασαφή περιοχή που ορίστηκε από τις προϋποθέσεις των κανόνων. Όταν το $f(x,y)$ είναι πολυώνυμο πρώτου βαθμού το FIS ονομάζεται ασαφές μοντέλο πρώτου βαθμού. Για παράδειγμα:

$$\text{If input-1}=x \text{ and input-2 }=y, \text{ then Output is } z = ax + by + c$$

Για ένα Sugeno μηδενικού βαθμού το επίπεδο εξόδου z είναι μια σταθερά ($a=b=0$) και μπορεί να θεωρηθεί και σαν μια ειδική περίπτωση Mamdani, στο οποίο το συμπέρασμα του κάθε κανόνα προσδιορίζεται από ένα ασαφές singleton (προαποσφαφοποιημένο συμπέρασμα). Η έξοδος ενός Sugeno μηδενικού βαθμού είναι μια ομαλή συνάρτηση των μεταβλητών εισόδων του, εφόσον οι γειτονικές συναρτήσεις συμμετοχής στις προϋποθέσεις έχουν αρκετή επικάλυψη.

Ο πιο εύκολος τρόπος να κατανοηθούν τα ασαφή συστήματα Sugeno πρώτου βαθμού, είναι να γίνει αντιληπτό πως ο κάθε κανόνας προσδιορίζει τη θέση ενός 'κινούμενου singleton'. Οι αιχμές δηλαδή των singleton της εξόδου μπορούν να κινηθούν με γραμμικό τρόπο στο χώρο εξόδου, ανάλογα με τις εισόδους.

2.3 Νευρωνικά δίκτυα

Η προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης και κατ' επέκταση των ευφυών συστημάτων αποτελεί θεμελιώδη προϋπόθεση της Υπολογιστικής Νοημοσύνης. Ο χώρος αυτός έχει μεγάλη εξέλιξη τις τελευταίες δεκαετίες με αποτέλεσμα να δημοσιευτούν πολλές εργασίες και να εμφανιστούν πολλές πρακτικές εφαρμογές.

Ο άνθρωπος δεν είναι γρήγορος ούτε ακριβής στους υπολογισμούς του, όπως ένας σύγχρονος υπολογιστής. Μάλιστα, ακριβώς το αντίθετο ισχύει και ο υπολογιστής είναι πολύ πιο ικανός να εκτελέσει πολύπλοκες πράξεις. Σε πολλούς τομείς όμως, η ανθρώπινη ικανότητα υπερτερεί κατά πολύ των ικανοτήτων ενός υπολογιστή. Για παράδειγμα, ο άνθρωπος αναγνωρίζει πολύ εύκολα αντικείμενα και κατανοεί τις σχέσεις μεταξύ τους μέσα στο φυσικό περιβάλλον έστω και αν αυτά είναι παραμορφωμένα ή δεν είναι εξ' ολοκλήρου ορατά.

Η ικανότητα μάθησης από εμπειρία είναι από τα κύρια χαρακτηριστικά της ανθρώπινης ευφυΐας. Η ανθρώπινη μνήμη έχει την ικανότητα να αποθηκεύει μεγάλη ποσότητα και ποικιλία γνώσης και να συσχετίζει πληροφορίες πολύ γρήγορα και χωρίς ιδιαίτερη προσπάθεια. Σε αντίθεση, ο υπολογιστής έχει την ικανότητα να αποθηκεύει τεράστιες ποσότητες πληροφοριών αλλά δυσκολεύεται να τις εκμεταλλευτεί. Μια εξήγηση για την ανωτερότητα της ανθρώπινης ικανότητας σε σχέση με αυτήν ενός υπολογιστικού συστήματος πιθανολογείται ότι είναι η έλλειψη κατάλληλου λογισμικού, γεγονός που εμποδίζει την αναπαραγωγή της ανθρώπινης ικανότητας με μηχανιστικές μεθόδους. Μια δεύτερη εξήγηση είναι το γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος και οι υπολογιστές λειτουργούν εντελώς διαφορετικά. Ο άνθρωπος είναι πιο έξυπνος από τον υπολογιστή επειδή ο εγκέφαλος χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική που είναι πολύ πιο κατάλληλη να αντιμετωπίσει τη φυσική επεξεργασία πληροφοριών. Ο εγκέφαλος είναι ένας ισχυρότατος υπολογιστής, που αποτελείται από έναν τεράστιο αριθμό (10¹⁰) στοιχείων ή νευρώνων, καθένας από τους οποίους επικοινωνεί με χιλιάδες άλλους. Από κάθε νευρώνα ξεκινούν χιλιάδες ίνες, οι οποίες συναντούν ίνες από άλλους νευρώνες σε σημεία που αποκαλούνται συνάψεις.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος χρησιμοποιεί δομή μαζικού παραλληλισμού (massively parallel) ή παράλληλης κατανεμημένης επεξεργασίας (parallel distributed). Είναι αξιοσημείωτο ότι η σύγχρονη πληροφορική δείχνει ιδιαίτερο ενδιαφέρον σε υπολογιστές με κατανεμημένη αρχιτεκτονική και η εφαρμογή των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) καλείται συνδεσμισμός (connectionism).

Οι νευρώνες ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι διατεταγμένοι κατά τρόπο ώστε πολλοί από αυτούς να επεξεργάζονται τις πληροφορίες ταυτόχρονα. Κάθε νευρώνας στέλνει σήματα διέγερσης (activation) ή αποδιέγερσης (deactivation) σε άλλους νευρώνες

και η κατάσταση ενεργοποίησης του εξαρτάται από τα σήματα που λαμβάνει από νευρώνες με τους οποίους συνδέεται. Άλλος όρος για τις συνδέσεις είναι ο βιολογικός όρος συνάψεις. Ο συνδυασμός μεγάλου αριθμού νευρώνων δίνει ένα πολύ ισχυρό επακόλουθο με μεγάλες δυνατότητες μάθησης και εξαγωγής συμπερασμάτων.

2.3.1 Νευρωνική δομή

Όπως έχει ήδη αναφερθεί και είναι γνωστό από τη βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας. Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται από το *σώμα*, που περιλαμβάνει τον *πυρήνα* του, τους *δενδρίτες*, μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον *άξονα* που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσής του με τους άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται *σύναψη*. Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρονίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητά των συνάψεων να μεταβάλλουν την αγωγιμότητά τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα του νευρώνα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα και στους άλλους νευρώνες.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι εμπνευσμένα από το βιολογικό νευρωνικό σύστημα. Τα στοιχεία που αποτελούν ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι οι νευρώνες οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους μέσω βαρών. Τα βάρη αυτά μπορούν να προσαρμόζονται κατά τη διαδικασία της μάθησης. Τα ΤΝΔ μπορούν να διαχωριστούν σε δύο βασικές κατηγορίες. Στην *πρώτη* βρίσκονται τα **στατικά νευρωνικά δίκτυα** τα οποία δεν περιέχουν στοιχεία με μνήμη αλλά μπορούν να έχουν ως εισόδους προηγούμενες τιμές των εισόδων και στη *δεύτερη* είναι τα **δυναμικά νευρωνικά δίκτυα** τα οποία διαθέτουν στοιχεία μνήμης και είναι κατάλληλα για την προτυποποίηση μη γραμμικών δυναμικών συστημάτων.

Τα ΤΝΔ αποτελούνται από κυκλώματα που περιέχουν κόμβους που αλληλοσυνδέονται με διάφορες αρχιτεκτονικές. Οι συντελεστές διασύνδεσης, ή συναπτικά βάρη (synaptic weights) του δικτύου, είναι αρχικά άγνωστα και στόχος της μάθησης είναι η συστηματική εύρεσή τους ελαχιστοποιώντας κάποιο μέτρο του σφάλματος μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου του δικτύου.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αναπτύχθηκαν ιδιαίτερα κατά τη δεκαετία του 80 και βρίσκουν σήμερα εφαρμογή σε πάρα πολλά προβλήματα. Μερικά από αυτά παρουσιάζονται παρακάτω:

- *Κατηγοριοποίηση προτύπων.* Το έργο της κατηγοριοποίησης έχει να κάνει με την κατάταξη σε κάποια κατηγορία ενός διανύσματος εισόδου που περιλαμβάνει δείγματα ενός πρωτογενούς ή επεξεργασμένου σήματος.
- *Διαμόρφωση συναθροίσεων (clustering).* Η διαδικασία αυτή μοιάζει με την προηγούμενη με τη μόνη διαφορά ότι στη διαμόρφωση συναθροίσεων δεν είναι εκ των προτέρων γνωστός ο αριθμός των κατηγοριών
- *Προσέγγιση συναρτήσεων.* Με δεδομένα ζεύγη εισόδων-εξόδων που είναι δείγματα από μια άγνωστη συνάρτηση $y = f(x)$ ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να προσεγγίσει αυτή τη συνάρτηση
- *Πρόβλεψη Χρονοσειρών.* Μέσω των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μπορούν να προβλεφθούν οι μελλοντικές τιμές ενός σήματος, δεδομένων των τιμών του σήματος σε χρονικές τιμές του παρελθόντος.
- *Βελτιστοποίηση.* Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται σε προβλήματα βελτιστοποίησης
- *Συσχετιστική Μνήμη.* Μέσω των τεχνητών νευρωνικών δικτύων μπορούν υλοποιηθούν συστήματα συσχετιστικής μνήμης, στα οποία η ανάκληση υλοποιείται μέσω παρουσίασης του περιεχόμενου της μνήμης
- *Αυτόματος έλεγχος.* Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εφαρμόζονται σε ευρεία κλίμακα σε συστήματα αυτομάτου ελέγχου, όπως π.χ. έλεγχο κίνησης μηχανών , έλεγχο ρομποτικών μελών κτλ

Τα βασικά πλεονεκτήματα των ΤΝΔ στην πρόβλεψη έναντι των κλασσικών στατιστικών τεχνικών που αναφέρθηκαν παραπάνω είναι ότι μπορούν να αναγνωρίσουν μη γραμμικές διαχωριστικές επιφάνειες ανάμεσα στις εισόδους και μπορούν ακόμα να λειτουργήσουν ικανοποιητικά με μη πλήρη δεδομένα. Επιπλέον τα νευρωνικά δίκτυα δεν προγραμματίζονται αλλά μαθαίνουν. Έτσι δε χρειάζεται να έχει κατανοηθεί πλήρως ένα πρόβλημα για να επιλυθεί μέσω των νευρωνικών δικτύων. Βέβαια πρέπει να σημειωθεί ότι

τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν μπορούν να δώσουν απάντηση στο πως έφτασαν σε ένα αποτέλεσμα, δεν είναι δηλαδή κατάλληλα για εξαγωγή συμπερασμάτων (extrapolation), αλλά μόνο για παρεμβολή (interpolation).

2.3.2 Τοπολογίες πολυστρωματικών δικτύων

Τα ΤΝΔ είναι συμπλέγματα νευρώνων που έχουν συναρτήσεις μεταφοράς και είναι δομημένα ιεραρχικά κατά στρώματα. Το χαμηλότερο ή πρώτο στρώμα περιέχει τους κόμβους της εισόδου και το υψηλότερο στρώμα περιέχει τους κόμβους που παράγουν τα αποτελέσματα (ή συμπεράσματα).

Οι νευρώνες ενός πολυστρωματικού δικτύου διατάσσονται σε στρώματα, στιβάδες ή επίπεδα (layers). Στα συνήθη πρότυπα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward neural networks) οι έξοδοι κάθε στρώματος συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος και η πληροφορία ρέει από τις εισόδους προς τις εξόδους του δικτύου. Τα ενδιάμεσα στρώματα ονομάζονται κρυφά (hidden layers) και δεν επικοινωνούν άμεσα με το περιβάλλον. Αν και θεωρητικά ένα ΤΝΔ μπορεί να έχει πολλά στρώματα, έχει αποδειχτεί ότι οποιαδήποτε σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων μπορεί να υλοποιηθεί με ένα μόνο κρυφό στρώμα.

Ανάλογα με τον τρόπο διασύνδεσης των επιπέδων και τρόπο που επικοινωνούν οι κόμβοι μεταξύ τους, προκύπτουν διάφορες αρχιτεκτονικές ΤΝΔ. Μια κατηγοριοποίηση είναι η εξής:

- *Δίκτυα τύπου Hopfield* όπου οι κόμβοι ενός επιπέδου επιδρούν με τους κόμβους του ιδίου, του αμέσως επόμενου ή και προηγούμενου επιπέδου.
- *Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward networks)*, στα οποία η πληροφορία μεταδίδεται από τα χαμηλότερα στα υψηλότερα στρώματα.
- *Δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback networks)*, στα οποία υπάρχει τουλάχιστον ένας κλειστός βρόχος.
- *Συμμετρικά αυτο-συσχετιστικά δίκτυα (symmetric auto-associative networks)* όπου τόσο οι συνδέσεις όσο και τα συναπτικά βάρη τους είναι συμμετρικά.

2.3.3 Διαδικασία μάθησης

Η ιδιότητα της προσαρμογής των ΝΔ σε μεταβαλλόμενους χώρους προβλημάτων σχετίζεται με την ικανότητα μάθησης τους. Η μάθηση είναι μια θεμελιακή ικανότητα των νευρωνικών δικτύων η οποία τους παρέχει την ικανότητα να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους με το πέρασμα του χρόνου. Ειδικότερα στα ΝΔ η μάθηση αναφέρεται στην διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ενημέρωσης των τιμών των συναπτικών βαρών. Έτσι ένα ΝΔ μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ανανέωσης των συναπτικών βαρών και κατωφλίων. Σε γενικές γραμμές μπορεί να λεχθεί ότι αλγόριθμος μάθησης είναι κάθε προκαθορισμένο σύνολο καλά ορισμένων κανόνων επίλυσης του προβλήματος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου. Κάθε αλγόριθμος μάθησης προσφέρει έναν άλλο τρόπο προσαρμογής των συναπτικών βαρών.

Γενικά υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι μάθησης στα ΝΔ, καθένας από τους οποίους παρουσιάζει πλεονεκτήματα αλλά και μειονεκτήματα. Τα προβλήματα μάθησης τα οποία επιλύουν οι αντίστοιχοι αλγόριθμοι εξαρτώνται και από το περιβάλλον στο οποίο εργάζεται κάθε ΝΔ. Έτσι διαφορετικά μοντέλα του περιβάλλοντος οδηγούν σε διαφορετικά μοντέλα εκπαίδευσης.

Επιβλεπόμενη Μάθηση: Παρατηρείται ότι στην επιβλεπόμενη μάθηση συνυπάρχουν δυο βασικές συνιστώσες, το σύστημα εκμάθησης και ο δάσκαλος. Το κύριο χαρακτηριστικό της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ύπαρξη του εξωτερικού δασκάλου ο οποίος με βάση την γνώση που είναι αποθηκευμένη σε αυτόν είναι σε θέση να διδάξει στο σύστημα μάθησης τις επιθυμητές εξόδους για το σύνολο εισόδων εκπαίδευσης.

Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση: Σε αυτό τον τύπο μάθησης δε χρησιμοποιείται εξωτερικός δάσκαλος ούτε μια βάση γνώσης για να επιβλέψει την εκπαίδευση του ΝΔ, το μόνο στοιχείο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση της εκπαίδευσης είναι τα διανύσματα εισόδου. Ένα σύστημα μη επιβλεπόμενης μάθησης εξελίσσεται με τέτοιο τρόπο ώστε να εξάγει χαρακτηριστικά ή κανονικότητες από τα παρουσιαζόμενα πρότυπα, χωρίς ωστόσο να έχει την πληροφορία για το ποιες έξοδοι ή ποιες κατηγορίες συσχετίζονται με τα χαρακτηριστικά εισόδου.

Ενισχυτική Μάθηση: Σε αυτή την περίπτωση το ΝΔ τροφοδοτείται και πάλι με δειγματικά πρότυπα εισόδου αλλά δεν τροφοδοτείται με τις επιθυμητές αποκρίσεις σε αυτές τις εισόδους. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται ένα συνολικό μέτρο της επάρκειας της προκύπτουσας απόκρισης το οποίο μπορεί να οδηγήσει το νευρωνικό δίκτυο στην επιθυμητή συμπεριφορά. Το μέτρο αυτό είναι γνωστό ως ενισχυτικό σήμα (reinforcement signal) και ανατροφοδοτείται στο ΝΔ έτσι ώστε να επιβραβεύσει τις ορθές συμπεριφορές και να τιμωρήσει τις λανθασμένες. Η ενισχυτική μάθηση διακρίνεται σε *συσχετιστική* και *μη συσχετιστική* ενισχυτική μάθηση. Στην πρώτη περίπτωση το περιβάλλον τροφοδοτεί πέρα από το ενισχυτικό σήμα και άλλες μορφές πληροφορίας από τις οποίες το ΝΔ πρέπει να αποτυπώσει μια απεικόνιση συσχέτισης αιτίου-αποτελέσματος. Στην δεύτερη περίπτωση η μόνη πληροφορία που δίδεται από το περιβάλλον είναι το ενισχυτικό σήμα και ο προορισμός του ΝΔ είναι να επιλέξει μια μοναδική βέλτιστη ενέργεια.

2.3.4 Αλγόριθμοι μάθησης ΤΝΔ

Στόχος των αλγορίθμων μάθησης είναι η συστηματική και ταχεία εύρεση των συναπτικών βαρών του δικτύου ώστε να ελαχιστοποιείται κάποιο μέτρο του σφάλματος μεταξύ των πραγματικών και των επιθυμητών εξόδων του δικτύου. Η δυνατότητα εφαρμογής των διαφόρων αλγορίθμων μάθησης που έχουν αναπτυχθεί, εξαρτάται από τον τύπο του ΤΝΔ και από την κατηγοριοποίηση των διαδικασιών μάθησης.

Παραδείγματα αλγορίθμων μάθησης χωρίς εποπτεία είναι ο αλγόριθμος του Hebb, η ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning), οι αυτο-οργανούμενοι χάρτες (self organizing maps) του Kohonen και η θεωρία του προσαρμοστικού συντονισμού (adaptive resonance theory) του Grossberg. Πολλές τοπολογίες ΤΝΔ, όπως τα δίκτυα Hopfield, Hamming και Boltzman επίσης χρησιμοποιούν παρόμοια μέθοδο μάθησης. Γενικά με την ικανότητά τους να υλοποιούν αυθαίρετες σχέσεις εισόδου-εξόδου, τα πρότυπα αυτά χρησιμοποιούνται ως συνδυαστικές μνήμες (associative memories) ή ταξινομητές προτύπων (classifiers).

Στην πράξη, στις περισσότερες εφαρμογές ΤΝΔ χρησιμοποιείται μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning), για την οποία υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι. Στον αλγόριθμο που βασίζεται στον κανόνα Δέλτα (Delta rule learning), η διαφορά μεταξύ πραγματικής και επιθυμητής εξόδου ελαχιστοποιείται μέσω μιας διαδικασίας ελαχίστων

τετραγώνων. Στον αλγόριθμο ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation) η μεταβολή των βαρών βασίζεται στον υπολογισμό της συνεισφοράς κάθε βάρους στο συνολικό σφάλμα. Στην ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning) οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται, κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του.

Τέλος, στην τυχαία μάθηση (random learning), οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.

2.4 Νευρό-Ασαφή συστήματα

Στην ενότητα αυτή εξετάζονται τα νευρο-ασαφή συστήματα. Η δομική μονάδα των συστημάτων αυτών είναι οι ασαφείς νευρώνες. Οι ασαφείς νευρώνες διακρίνονται σε νευρώνες συμμετοχής και σε λειτουργικούς νευρώνες. Υπάρχουν επίσης και οι συνθετικοί νευρώνες οι οποίοι είναι μια γενίκευση του κλασσικού νευρώνα, αφού η πράξη της φραγμένης άθροισης, η οποία εξασφαλίζεται από τη συνάρτηση ενεργοποίησης, είναι μια ειδική περίπτωση της φραγμένης ένωσης, ενώ το γινόμενο είναι μια ειδική περίπτωση της ασαφούς τομής.

2.4.1 Προσαρμοστικά δίκτυα (Adaptive Networks)

Προσαρμοστικό δίκτυο ονομάζεται το δίκτυο που αποτελείται από έναν αριθμό κόμβων, συνδεδεμένων μέσω κατευθυντικών συνδέσμων. Κάθε κόμβος αναπαριστά μια μονάδα επεξεργασίας. Οι σύνδεσμοι των κόμβων προσδιορίζουν την αιτιολογική σχέση (causal relationship) μεταξύ των συνδεδεμένων κόμβων. Προσαρμοστικός είναι ο κόμβος, όλος ή μέρος του, που οι έξοδοί του εξαρτώνται από προσαρμοζόμενες παραμέτρους που ανήκουν σε αυτόν. Οι κανόνες εκπαίδευσης προσδιορίζουν τον τρόπο με τον οποίο αυτές οι παράμετροι θα πρέπει να αλλάζουν ώστε να ελαχιστοποιείται το προκαθορισμένο μέτρο σφάλματος (error measure).

Τα προσαρμοστικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για ταυτοποίηση συστήματος. Σε κάθε περίπτωση στόχος μας είναι να βρούμε μια κατάλληλη αρχιτεκτονική για το δίκτυο και να θέσουμε ένα σύνολο παραμέτρων που μπορούν να μοντελοποιήσουν καλύτερα ένα

σύστημα-στόχο. Το σύστημα αυτό περιγράφεται από ένα σύνολο ζευγών δεδομένων εισόδου-εξόδου.

Ο βασικός κανόνας για την εύρεση ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι η απότομη φθίνουσα μέθοδος, στην οποία το βαθμωτό διάνυσμα προκύπτει από επιτυχείς επικλήσεις του κανόνα της αλυσίδας. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται και για την εύρεση του βαθμωτού διανύσματος σε ένα νευρωνικό δίκτυο πολλών επιπέδων κι ονομάζεται κανόνας οπισθοδρόμησης διάδοσης (back propagation learning rule).

Αξίζει να σημειωθεί πως για να γίνει ένα ασαφές σύστημα, προσαρμοστικό, θα πρέπει να είναι γνωστές οι παράγωγοι της Συνάρτησης Συμμετοχής ως προς το όρισμα εισόδου και τις παραμέτρους. Αυτές οι πληροφορίες από τις παραγώγους παίζουν σημαντικό ρόλο στη μάθηση και την προσαρμογή ενός ασαφούς συστήματος.

2.4.2 Αρχιτεκτονική προσαρμοστικών δικτύων

Όπως φανερώνει και η ονομασία, ένα προσαρμοστικό δίκτυο παρουσιάζει τέτοια δομή, ώστε η συνολική συμπεριφορά εισόδου-εξόδου να διαμορφώνεται από ένα σύνολο τροποποιήσιμων παραμέτρων. Πιο συγκεκριμένα ένα προσαρμοστικό δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο κόμβων συνδεδεμένων με προσανατολισμένους συνδέσμους. Κάθε κόμβος εκτελεί μια συγκεκριμένη λειτουργία στα εισερχόμενα σήματα, για να παράξει μια μονήρη έξοδο. Επιπλέον κάθε σύνδεσμος καθορίζει την κατεύθυνση ροής του σήματος μεταξύ των κόμβων. Συνήθως η συνάρτηση κόμβου είναι μια παραμετρική συνάρτηση με τροποποιήσιμες παραμέτρους. Αλλάζοντας τις παραμέτρους, μπορεί να αλλάξει η λειτουργία κόμβου καθώς και η συνολική συμπεριφορά του δικτύου. Οι σύνδεσμοι σε ένα προσαρμοστικό δίκτυο χρησιμοποιούνται μόνο για να προσδιορίσουν την κατεύθυνση του σήματος εξόδου. Γενικά δεν υπάρχουν βάρη ή παράμετροι σχετιζόμενοι με συνδέσμους.

Οι παράμετροι ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι καταναμεμημένοι στους κόμβους, έτσι κάθε κόμβος περιέχει ένα τοπικό σύνολο των παραμέτρων. Η ένωση αυτών των τοπικών συνόλων είναι το ολικό σύνολο παραμέτρων του δικτύου. Αν το σύνολο παραμέτρων ενός κόμβου δεν είναι κενό, τότε η λειτουργία του κόμβου εξαρτάται από τις τιμές των παραμέτρων. Αντιθέτως, αν ο κόμβος περιέχει κενό σύνολο παραμέτρων, τότε η λειτουργία του είναι καθορισμένη. Κάθε προσαρμοστικός κόμβος μπορεί να διασπαστεί σε ένα προκαθορισμένο κόμβο και ένα ή περισσότερους κόμβους παραμέτρων.

2.4.3 Καταμερισμός παραμέτρων στο δίκτυο

Τα προσαρμοστικά δίκτυα τοποθετούνται σε δύο κύριες κατηγορίες με βάση τον τύπο των διασυνδέσεων που εμφανίζουν: εμπροσθόδρομα δίκτυα (feedward) και επαναληπτικά. Ένα εμπροσθόδρομο προσαρμοστικό δίκτυο είναι στην πραγματικότητα μια στατική αντιστοίχιση μεταξύ των χωρών εισόδου και εξόδου. Αυτή η αντιστοιχία μπορεί να είναι μια απλή γραμμική ή μη γραμμική σχέση, εξαρτώμενη από την δομή του δικτύου (διάταξη κόμβων και συνδέσεων) και τη λειτουργία κάθε κόμβου. Για να κατασκευαστεί ένα προσαρμοστικό δίκτυο χρησιμοποιείται ένα σύνολο δεδομένων για εκπαίδευση και κάποιες διαδικασίες όπως οι κανόνες εκπαίδευσης ή οι προσαρμοστικοί αλγόριθμοι για την τροποποίηση των παραμέτρων με σκοπό τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου. Συνήθως η απόδοση ενός δικτύου μετριέται ως η διαφορά μεταξύ επιθυμητής και πραγματικής εξόδου, κάτω από τις ίδιες συνθήκες.

Μερικά παραδείγματα προσαρμοστικών δικτύων είναι:

- *Προσαρμοστικό Δίκτυο με έναν Γραμμικό Κόμβο*
- *Δίκτυο Perceptron*
- *Πολυεπίπεδο Perceptron*

Κεφάλαιο 3 : Περιγραφή του ANFIS

Ο αλγόριθμος ANFIS είναι από τους κυριότερους αλλά και τους πρώτους που εφαρμόστηκαν για την επίλυση προβλημάτων στο πεδίο των νευρο-ασαφών συστημάτων. Παρακάτω περιγράφεται το δίκτυο, υποθέτοντας ότι το πρόβλημα του οποίου προσπαθούμε να προσεγγίσουμε τη λύση, έχει δύο εισόδους (x,y) και μία έξοδο (z).

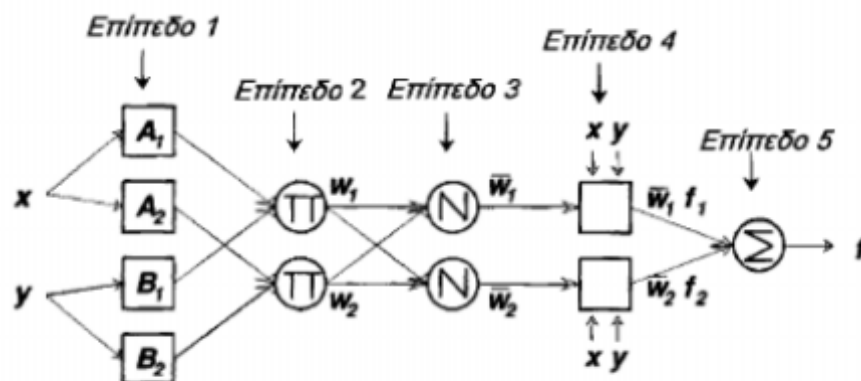
3.1 Αρχιτεκτονική του ANFIS

Υποθέτοντας ότι για ένα πρώτης τάξης μοντέλο Sugeno, μία τυπική βάση κανόνων (rule base) θα μπορούσε να είναι και η εξής:

Κανόνας 1: Εάν x είναι A_1 και y είναι B_1 τότε $f_1 = p_1 \times x + q_1 \times y + r_1$

Κανόνας 2: Εάν x είναι A_2 και y είναι B_2 τότε $f_2 = p_2 \times x + q_2 \times y + r_2$

Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται ο συλλογιστικός μηχανισμός (reasoning) για αυτό το μοντέλο Sugeno και η αντίστοιχη αρχιτεκτονική του ANFIS. Παρατηρείται ότι οι κόμβοι, ίδιου επιπέδου, έχουν παρόμοιες συναρτήσεις.



Παρακάτω παρουσιάζεται αναλυτικότερα η διεργασία που εκτελείται σε κάθε επίπεδο:

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

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

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

όπου x (ή y) η είσοδος στον κόμβο i , A_i (ή B_{i-2}) η γλωσσική μεταβλητή (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με αυτή τη συνάρτηση του κόμβου. Με άλλα λόγια, το $O_{1,i}$ είναι ο βαθμός συμμετοχής του A ($= A_1, A_2, B_1, B_2$) και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x (ή y) ικανοποιεί τον ποσοτικοποιητή A . Εδώ η συνάρτηση συμμετοχής για το A μπορεί να είναι οποιαδήποτε κατάλληλη παραμετρική συνάρτηση συμμετοχής.

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

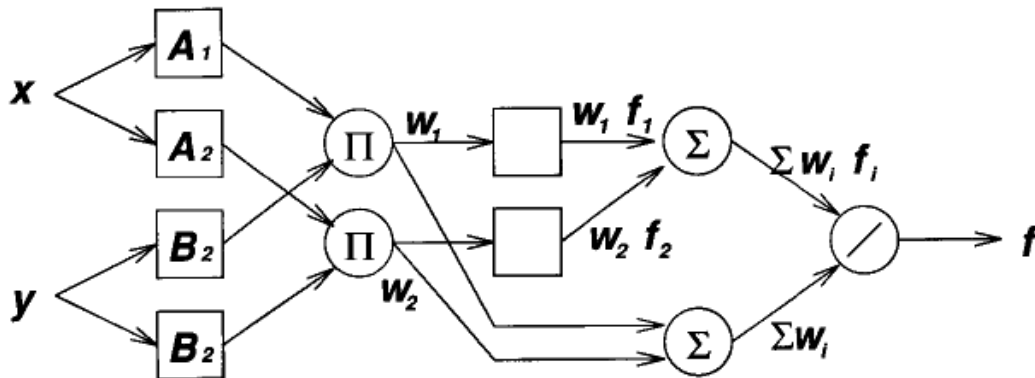
Επίπεδο 2: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός (fixed) κόμβος Π , του οποίου η έξοδος είναι το γινόμενο όλων των εισερχόμενων σημάτων.

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N . Ο i -ιστός κόμβος υπολογίζει τη συμμετοχή του βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i -οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων. Οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κανονικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths).

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμοστικός κόμβος με συνάρτηση κόμβου. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

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

Αυτό το προσαρμοστικό δίκτυο είναι λειτουργικά ισοδύναμο με το ασαφές μοντέλο Sugeno. Μπορούν να συνδυαστούν τα επίπεδα 3 και 4 για να δημιουργηθεί ένα ισοδύναμο δίκτυο με τέσσερα μόνο επίπεδα. Χρησιμοποιώντας το ίδιο δείγμα μπορεί να πραγματοποιηθεί η κανονικοποίηση των βαρών στο τελευταίο επίπεδο. Στο παρακάτω σχήμα απεικονίζεται ένα ANFIS τέτοιου τύπου. Σαν ακραία περίπτωση μπορεί να συρρικνωθεί όλο το δίκτυο, σε έναν μόνο προσαρμοστικό κόμβο με το ίδιο σύνολο παραμέτρων. Η ανάθεση συναρτήσεων στους κόμβους και η σύνθεση του δικτύου είναι αυθαίρετες. Κάθε κόμβος και κάθε επίπεδο πραγματοποιούν λειτουργίες που είναι σημαντικές και έχουν δυνατότητα να αποτελούνται από επιμέρους τμήματα.



Στο ANFIS μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί το μοντέλο Mamdani. Το Sugeno χρησιμοποιείται περισσότερο συχνά, μιας και διακρίνεται για την διαφάνεια και την αποτελεσματικότητά του.

3.2 Εκτιμητής ελαχίστων τετραγώνων (Least-Squares Estimator)

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

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

Η εξίσωση αυτή καλείται *συνάρτηση παλινδρόμησης*, και τα θ_i ονομάζονται *συντελεστές παλινδρόμησης*.

Για να προσδιοριστούν οι άγνωστες παράμετροι θ , συνήθως πρέπει να εκτελεστούν πειράματα για να βρεθεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από τα ζευγάρια δεδομένων $\{(u_i, y_i), i=1, \dots, m\}$ τα οποία αντιπροσωπεύουν τα επιθυμητά ζευγάρια εισόδου-εξόδου του συστήματος στόχου που θα μοντελοποιηθεί. Η αντικατάσταση κάθε ζευγαριού στοιχείων στην εξίσωση παράγει ένα σύνολο m γραμμικών εξισώσεων:

$$f_1(u_1)\theta_1 + f_2(u_1)\theta_2 + \dots + f_n(u_1)\theta_n = y_1$$

$$f_1(u_2)\theta_1 + f_2(u_2)\theta_2 + \dots + f_n(u_2)\theta_n = y_2$$

...

$$f_1(u_m)\theta_1 + f_2(u_m)\theta_2 + \dots + f_n(u_m)\theta_n = y_m$$

Οι προηγούμενες εξισώσεις μπορούν να γραφτούν συνοπτικά και σε μορφή πινάκων:

$\mathbf{A}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{y}$, όπου $\mathbf{A}$ είναι ένας $m \times n$ πίνακας (πίνακας σχεδιασμού)

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{u}_1) & \dots & f_n(\mathbf{u}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ f_1(\mathbf{u}_m) & \dots & f_n(\mathbf{u}_m) \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{\theta}$ είναι ένα $n \times 1$ διάνυσμα άγνωστων παραμέτρων και $\mathbf{y}$ είναι ένα $m \times 1$ διάνυσμα εξόδου

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}$$

Το μεγαλύτερο μέρος των υπολογισμών βασίζεται στους πίνακες $\mathbf{A}$ και $\mathbf{y}$. Για να προσδιοριστεί μεμονωμένα το άγνωστο διάνυσμα $\boldsymbol{\theta}$, είναι απαραίτητο να ισχύει $m \geq n$. Αν ο $\mathbf{A}$ είναι τετραγωνικός ($m = n$) και αντιστρέψιμος, τότε η εξίσωση μπορεί να λυθεί ως προς τον άγνωστο $\mathbf{x}$ και γίνεται:

$$\theta = A^{-1}y$$

Ο m είναι συνήθως μεγαλύτερος από τον n , που σημαίνει ότι υπάρχουν περισσότερα ζευγάρια στοιχείων από τις παραμέτρους. Σε αυτήν την περίπτωση, μια ακριβής λύση που να ικανοποιεί όλες τις m εξισώσεις δεν είναι πάντα δυνατή, δεδομένου ότι τα στοιχεία μπορεί να μολυνθούν από θόρυβο, ή το μοντέλο μπορεί να μην είναι κατάλληλο για την περιγραφή του συστήματος στόχου. Κατά συνέπεια η εξίσωση πρέπει να τροποποιηθεί με την ενσωμάτωση ενός διανύσματος λάθους e για να αποτελέσει το τυχαίο λάθος θορύβου ή το τυχαίο λάθος διαμόρφωσης ως εξής:

$$A\theta + e = y$$

Τώρα, αντί της εύρεσης της ακριβούς λύσης, πρέπει να βρεθεί το $\theta = \hat{\theta}$ που ελαχιστοποιεί το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος και ορίζεται ως:

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

όπου $e = y - A\theta$ είναι το διάνυσμα λάθους που παράγεται από μια συγκεκριμένη επιλογή του θ . Πρέπει να σημειωθεί ότι το $E(\theta)$ είναι σε τετραγωνική μορφή και έχει ένα μοναδικό ελάχιστο.

3.3 Κανόνας Οπισθόδρομης Εκμάθησης (Backpropagation Rule)

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται ένας βασικός κανόνας εκμάθησης για προσαρμοστικά δίκτυα, που είναι στην ουσία η πιο απλή μέθοδος βαθμωτής ελαχιστοποίησης. Το κεντρικό μέρος αυτού του κανόνα εκμάθησης αφορά στο πως επιλέγεται ένα διάνυσμα κλίσης στο οποίο κάθε στοιχείο ορίζεται ως η παράγωγος του μέτρου σφάλματος ως προς μια παράμετρο. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του κανόνα αλυσίδας, ενός βασικού τύπου για τη διαφοροποίηση σύνθετων συναρτήσεων. Η διαδικασία εύρεσης ενός διανύσματος κλίσης σε ένα δίκτυο αναφέρεται γενικά σαν *οπισθοδρόμηση (backpropagation)* επειδή το διάνυσμα κλίσης υπολογίζεται σε κατεύθυνση αντίθετη από τη ροή της εξόδου κάθε κόμβου. Μόλις επιλεγεί η κλίση, διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης και παλινδρόμησης βασισμένες στις παραγώγους είναι διαθέσιμες για την ενημέρωση των παραμέτρων. Ειδικότερα, εάν χρησιμοποιείται το

διάνυσμα κλίσης σε μια απλή μέθοδο βαθμωτής ελαχιστοποίησης, το προκύπτον παράδειγμα εκμάθησης αναφέρεται συχνά ως *κανόνας οπισθόδρομης εκμάθησης*.

Έστω ένα feed-forward προσαρμόσιμο δίκτυο. Στην αναπαράστασή του διακρίνονται L επίπεδα και το επίπεδο l (όπου $l = 0, 1, \dots, L; l = 0$ αντιπροσωπεύει το επίπεδο εισαγωγής) έχει $N(l)$ κόμβους. Τότε η έξοδος και η συνάρτηση του κόμβου i [$i = 1, \dots, N(l)$] στο επίπεδο l μπορούν να αναπαρασταθούν σαν $x_{l,i}$ και $f_{l,i}$, αντίστοιχα. Ας υποθεθεί ότι δεν υπάρχει καμία σύνδεση μεταξύ μη συνεχόμενων στρωμάτων. Δεδομένου ότι η έξοδος ενός κόμβου εξαρτάται από τα εισερχόμενα σήματα και το σύνολο παραμέτρων του κόμβου, προκύπτει η ακόλουθη γενική έκφραση για τη συνάρτηση των κόμβων $f_{l,i}$:

$$x_{l,i} = f_{l,i}(x_{l-1,1}, \dots, x_{l-1,N(l-1)}, \alpha, \beta, \gamma, \dots)$$

όπου α, β, γ κλπ. είναι οι παράμετροι αυτού του κόμβου.

Υποθέτοντας ότι το δοσμένο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης έχει P καταχωρήσεις, μπορεί να οριστεί ένα μέτρο σφάλματος για την p -οστή $1 \leq p \leq P$ καταχώρηση των δεδομένων εκπαίδευσης σαν το άθροισμα των τετραγωνικών σφαλμάτων:

$$E_p = \sum_{k=1}^{N(l)} (d_k - x_{L,k})^2$$

όπου d_k είναι το k -οστό συστατικό του p -οστού επιθυμητού διανύσματος εξόδου και $x_{L,k}$ είναι το k -οστό συστατικό του πραγματικού διανύσματος εξόδου που παράγεται με την παρουσίαση του p -οστού διανύσματος εισόδου στο δίκτυο. Προφανώς, όταν το E_p είναι ίσο με το μηδέν, το δίκτυο είναι ικανό να αναπαράγει ακριβώς το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου στο p -οστό ζευγάρι δεδομένων εκπαίδευσης. Ο στόχος εδώ είναι να ελαχιστοποιηθεί ένα συνολικό μέτρο σφάλματος, που ορίζεται ως:

$$E = \sum_{p=1}^P E_p$$

Επιπλέον, το E_p εξαρτάται μόνο από τους κόμβους εξόδου.

Για να χρησιμοποιηθεί η βαθμωτή ελαχιστοποίηση ώστε να ελαχιστοποιηθεί το μέτρο σφάλματος, πρέπει πρώτα να βρεθεί το διάνυσμα κλίσης. Πριν υπολογιστεί το διάνυσμα κλίσης, πρέπει να παρατηρηθούν οι ακόλουθες αιτιώδεις σχέσεις:



όπου τα βέλη ($\Rightarrow$) δείχνουν τις αιτιώδεις σχέσεις. Δηλαδή, μια μικρή αλλαγή σε μια παράμετρο α θα επηρεάσει την έξοδο του κόμβου που περιέχει το α . Αυτό με τη σειρά του θα επηρεάσει την έξοδο του τελευταίου επιπέδου και συνεπώς το μέτρο σφάλματος. Η βασική αρχή στον υπολογισμό του διανύσματος κλίσης είναι να περαστούν μια σειρά από πληροφορίες παραγώγων ξεκινώντας από το επίπεδο εξόδου και πηγαίνοντας ανάποδα από επίπεδο σε επίπεδο έως ότου καταλήξει η διαδικασία στο επίπεδο εισόδου.

3.4 Υβριδικός Αλγόριθμος Εκπαίδευσης

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

Η έξοδος ενός προσαρμοστικού δικτύου είναι γραμμική σε μερικές από τις παραμέτρους του δικτύου. Έτσι μπορούν να προσδιοριστούν αυτές οι γραμμικές παράμετροι με τη γραμμική μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων που περιγράφηκε παραπάνω. Από την αρχιτεκτονική δομή του ANFIS παρατηρούμε ότι οι τιμές των παραμέτρων από τις προϋποθέσεις είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες), η ολική έξοδος μπορεί να εκφραστεί σαν ο γραμμικός συνδυασμός των παραμέτρων από τα συμπεράσματα. Σε σύμβολα, η έξοδος f γράφεται:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2$$

$$= \bar{w}_1(p_1x + q_1y + r_1) + \bar{w}_2(p_2x + q_2y + r_2)$$

$$= (\bar{w}_1x)p_1 + (\bar{w}_1y)q_1 + (\bar{w}_1)r_1 + (\bar{w}_2x)p_2 + (\bar{w}_2y)q_2 + (\bar{w}_2)r_2$$

Η οποία είναι γραμμική στις παραμέτρους των συμπερασμάτων p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 , και

r_2 . Έστω ότι :

- S =σύνολο όλων των παραμέτρων
- S_1 = σύνολο των (μη γραμμικών) παραμέτρων από τις προϋποθέσεις
- S_2 =σύνολο των (γραμμικών) παραμέτρων από τα συμπεράσματα

Το προσαρμοστικό δίκτυο έχει μία έξοδο που αναπαριστάται ως $O = F(i, S)$

όπου i είναι το διάνυσμα των μεταβλητών εισόδου, S είναι το σύνολο των παραμέτρων, και F είναι η συνολική συνάρτηση που εφαρμόζεται από το προσαρμοστικό δίκτυο.

$$S = S_1 \oplus S_2$$

Οι $H(\cdot)$ και $F(\cdot)$ είναι η ταυτοτικές συναρτήσεις και η συνάρτηση του FIS αντίστοιχως στην εξίσωση η $H \circ F$ είναι γραμμική στα στοιχεία του S_2 , τότε εφαρμόζοντας την H στην εξίσωση προκύπτει ότι $H(o) = H \circ F(Bi, S)$. Το $\oplus$ αντιπροσωπεύει την άμεση άθροιση (direct sum).

Η $H(\cdot)$ είναι η ταυτοτική συνάρτηση και η $F(\cdot, \cdot)$ είναι η συνάρτηση του συστήματος ασαφούς συμπερασμού αντίστοιχα. Κατά συνέπεια, ο υβριδικός αλγόριθμος μάθησης που αναπτύχθηκε παραπάνω μπορεί να εφαρμοστεί άμεσα. Αναλυτικότερα, όπως συμβαίνει και στα νευρωνικά δίκτυα, θα ξεχωρίσουν δύο φάσεις στη διαδικασία εκπαίδευσης:

- Πέρασμα προς τα εμπρός (forward pass): Στη φάση αυτή το σήμα εισόδου διαδίδεται από το επίπεδο 1 μέχρι το επίπεδο 4 και οι παράμετροι (p_i, q_i, r_i) $i = 1, 2$ εκτιμούνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.
- Πέρασμα προς τα πίσω (backward pass): Στη φάση αυτή έχοντας μία ένδειξη του λάθους πραγματοποιείται μία διόρθωση κατά μία ποσότητα που ορίζεται από τη μέθοδο της βαθμωτής κατάβασης (Gradient Descent), των μεταβλητών a_i, b_i, c_i

Το ANFIS διασπά το σύνολο των παραμέτρων του σε δύο υποσύνολα, εκ των οποίων το ένα αποτελεί γραμμικό σύνολο παραμέτρων και, επομένως, είναι δυνατόν να εκπαιδευτεί με γραμμικούς αλγόριθμους, όπως η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squared). Οι γραμμικοί αλγόριθμοι μάθησης επιτυγχάνουν συνολικά ελάχιστα (global minimums) της συνάρτησης κόστους στο χώρο των παραμέτρων τους και είναι αποδοτικοί από πλευράς απαιτούμενου υπολογιστικού χρόνου. Το δεύτερο υποσύνολο παραμέτρων εκπαιδεύεται με αλγόριθμους που μπορούν να δημιουργήσουν μη-γραμμικές απεικονίσεις, όπως η βαθμωτή κατάβαση (gradient descent). Οι αλγόριθμοι αυτοί είναι απαιτητικοί από πλευράς απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης και δεν υπάρχει εγγύηση για την πραγματοποίηση του συνολικού ελαχίστου της συνάρτησης κόστους στον χώρο των παραμέτρων τους. Ο αλγόριθμος μάθησης του ANFIS συνδυάζει περάσματα προς τα εμπρός και προς τα πίσω. Στο πέρασμα εμπρός γίνεται η μάθηση του συνόλου των γραμμικών παραμέτρων και στο πέρασμα προς τα πίσω γίνεται η προσαρμογή των μη-γραμμικών αντίστοιχα.

Το πλεονέκτημα της μεθόδου έγκειται στο γεγονός της ύπαρξης τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων, που την καθιστά ταχύτερη από τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα. Οι παράμετροι των συμπερασμάτων που ευρίσκονται με αυτόν τον τρόπο, είναι βέλτιστες υπό την προϋπόθεση ότι οι παράμετροι των προϋποθέσεων είναι προκαθορισμένες (αμετάβλητες). Αναλόγως, η υβριδική προσέγγιση συγκλίνει πολύ γρηγορότερα μιας και μειώνει τις διαστάσεις του διαστήματος αναζήτησης της αρχικής καθαρής μεθόδου οπισθόδρομης διάδοσης.

Οι νεύρο-προσαρμοστικές τεχνικές είναι αρκετά απλές. Έτσι παρέχεται μια μέθοδος ώστε το ασαφές μοντέλο να εκπαιδευτεί με τις πληροφορίες που του δίνει το σύνολο των δεδομένων, ώστε να υπολογιστούν οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής με σκοπό την εύρεση του καλύτερου τρόπου ώστε να επιτρέπει στο σύστημα εξαγωγής συμπερασμάτων να ανιχνεύει τα δεδομένα εισόδου/εξόδου. Η μέθοδος αυτή είναι παρόμοια με αυτή των νευρωνικών δικτύων.

Η προσαρμογή των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής από ένα ANFIS γίνεται με αλγόριθμους εκμάθησης είτε μόνο back propagation είτε με έναν υβριδικό αλγόριθμο, συνδυασμό back propagation και μεθόδου ελαχίστων τετραγώνων.

Ο υπολογισμός των παραμέτρων αυτών, που αλλάζουν κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκμάθησης, διευκολύνεται από ένα βαθμωτό διάνυσμα που δείχνει πόσο καλά το FIS μοντελοποιεί τα δεδομένα εισόδου/εξόδου για το εν λόγω σύνολο παραμέτρων. Μόλις αποκτηθεί το βαθμωτό διάνυσμα μπορεί να εφαρμοστεί κάποιος από τους πολλούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης σ' αυτές τις παραμέτρους, ούτως ώστε να μειωθεί το μέγεθος του σφάλματος (συνήθως το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ πραγματικών και επιθυμητών τιμών).

3.5 Περιορισμοί του ANFIS

Οι κυριότεροι περιορισμοί του ANFIS που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία είναι:

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

Κεφάλαιο 4 : Ανασκόπηση Των Άρθρων

Πίνακας 4.1 : Επιστημονικό πεδίο και συγγραφείς

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
A combined adaptive network and fuzzy inference system (ANFIS) approach for overcurrent relay system	Geethanjali, M. (2006)
A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design	Buragohain, M. (2006)
Adaptive network-based fuzzy inference system for prediction of surface roughness in end milling process using hybrid Taguchi-genetic learning algorithm	Wen-Hsien Ho (2008)
Adaptive neuro-fuzzy inference system based automatic generation control	Hosseini, S.H. (2006)
Adaptive neuro-fuzzy inference system employing wavelet coefficients for detection of ophthalmic arterial disorders	Elif Derya Ubeyli (2007)
Airbag controller designed by adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS)	Yi-Jen Mon (2007)
An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment	Ying-Ming Wang (2007)
An adaptive neuro-fuzzy system for efficient implementations	Echanobe, J. (2006)
An intelligent diagnosis system based on principle component analysis and ANFIS for the heart valve diseases	Avci, E. (2008)
Application of an adaptive neural fuzzy inference system to thermal comfort and group technology problems	Naadimuthu, G. (2007)
Application of MR damper in structural control using ANFIS method	Zhi Q. Gu (2007)
Comparison of wavelet families for texture classification by using wavelet packet entropy adaptive network based fuzzy inference system	Engin Avci (2007)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Comparison of wavelet-SVM and wavelet-adaptive network based fuzzy inference system for texture classification	Ibrahim Turkoglu (2007)
Determination of dielectric properties of insulator materials by means of ANFIS: A comparative study	Melih Inal (2008)
Fault diagnosis of induction motor based on decision trees and adaptive neuro-fuzzy inference	Van Tung Tran (2008)
Modelling a ground-coupled heat pump system using adaptive neuro-fuzzy inference systems	Hikmet Esen (2007)
Predicting performance of a ground-source heat pump system using fuzzy weighted pre-processing-based ANFIS	Hikmet Esen (2008)
Prediction of laser solid freeform fabrication using neuro-fuzzy method	Masoud Alimardani (2007)
Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system	C. Shu (2007)
The reevaluate statistical results of quality of life in patients with cerebrovascular disease using adaptive network-based fuzzy inference system	Mahmut Tokmakc (2008)
Timing of resources exploration in the behavior of firm – Innovative approach and empirical simulation	Hsiu Fen Tsai (2008)
Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads	Li-Chih Ying (2007)
Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification	Abdulkadir Sengur (2008)
Adaptive fuzzy model identification to predict the heat transfer coefficient in pool boiling of distilled water	Mihir K. Das (2007)
Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy assessments for ground-coupled heat pump system	Hikmet Esen (2008)
Comparison of neuro-fuzzy systems for classification of transcranial Doppler signals with their chaotic invariant measures	Ali Ozturk (2008)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Comparison of polynomial and neural fuzzy models as applied to the ethanolamine pulping of vine shoots	L. Jimenez (2007)
Formulation and fuzzy modeling of emulsion stability and viscosity of a gum–protein emulsifier in a model mayonnaise system	Mahmoud Abu Ghoush (2007)
Fuzzy controller training using particle swarm optimization for nonlinear system control	Cihan Karakuzu (2007)
Nonlinear modeling of a SOFC stack based on ANFIS identification	Xiao-Juan Wu (2008)
Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy ANFIS approach	Leocundo Aguilar (2003)
Rule-base derivation for intensive care ventilator control using ANFIS	H.F. Kwok (2003)
Applied CAD and ANFIS to the Chinese Braille display optimization	Fung-Huei Yeh (2003)
Design of ANFIS networks using hybrid genetic and SVD methods for the modelling of explosive cutting process	N. Nariman-Zadeh (2004)
A new method for impulsive noise suppression from highly distorted images by using Anfis	Erkan Be-sdok (2004)
ANFIS unfolded in time for multivariate time series forecasting	Lakhmi Jain (2004)
The prediction of wafer surface non-uniformity using FEM and ANFIS in the chemical mechanical polishing process	Ship-Peng Lo (2005)
Optimisation of fishing predictions by means of artificial neural networks, anfis, functional networks and remote sensing images	Alfonso Iglesias Nuno (2005)
Using Anfis with circular polygons for impulsive noise suppression from highly distorted images	E. Besdok (2005)
Quality Assurance of 4D-CT using a programmable motorized phantom	L.Simon (2005)
A fuzzy filter for improving the quality of the signal in adaptive-network-based fuzzy inference systems (ANFIS)	C. Riverol (2009)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Training ANFIS as an identifier with intelligent hybrid stable learning algorithm based on particle swarm optimization and extended Kalman filter	Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)
Hydraulic plant generation forecasting in Colombian power market using ANFIS	Julián Moreno (2009)
Study on coalface stray current safety early warning based on ANFIS	Wang Chong-lin (2009)
Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches and stability analysis of training methods	Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)
An adaptive fusion algorithm based on ANFIS for radar/infrared system	Q. Yuan (2009)
An intelligent diagnosis system based on principle component analysis and ANFIS	Engin Avci (2009)
Modeling and control of V/f controlled induction motor using genetic-ANFIS algorithm	Seydi Vakkas Ustun (2009)
Hybrid intelligent scenario generator for business strategic planning by using ANFIS	Sorousha Moayer (2009)
Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models - with a case study in solar radiation estimation	A. Moghaddamnia (2009)
Fusion ANFIS models based on multi-stock volatility causality for TAIEX forecasting	Ching-Hsue Cheng (2009)
An ANFIS-based approach for predicting the bed load for moderately sized rivers	H. Md. Azamathulla (2009)
An expert system for the humidity and temperature control in HVAC systems using ANFIS and optimization with Fuzzy Modeling Approach	Servet Soyguder (2009)
Batch type local search-based adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with self-feedbacks for time-series prediction	Catherine Vairappan (2009)
Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network	Roohollah Noori (2009)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
An expert system for predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by using ANFIS	Hossien Riahi-Madvar (2009)
Prediction of the heat transfer rate of a single layer wire-on-tube type heat exchanger using ANFIS	Mohsen Hayati (2009)
Quantitative structure–activity relationship study of serotonin receptor inhibitors using modified ant colony algorithm and adaptive neuro-fuzzy interference system (ANFIS)	M. Jalali-Heravi (2009)
An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM	Sami Ekici (2009)
Performance prediction of a proton exchange membrane fuel cell using the ANFIS model	Yasemin Vural (2009)
Effects of phase vector and history extension on prediction power of adaptive-network based fuzzy inference system (ANFIS) model for a real scale anaerobic wastewater treatment plant operating under unsteady state	Altınay Perendeci (2009)
Prediction of the strength and elasticity modulus of gypsum using multiple regression, ANN, and ANFIS models	Gurkan Yuksek (2009)
An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange	Melek Acar Boyacioglu (2010)
Fault diagnosis of the polypropylene production process (UNIPOL PP) using ANFIS	C.K. Lau (2010)
Modeling and simulation of combinational CMOS logic circuits by ANFIS	Mohsen Hayati (2010)
Developing operating rules for reservoirs considering the water quality issues: Application of ANFIS-based surrogate models	Foad Soltani (2010)
An intelligent diagnosis system for diabetes on Linear Discriminant Analysis and Adaptive Network Based Fuzzy Inference System: LDA-ANFIS	Esin Dogantekin (2010)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models	Jafar Sobhani (2010)
Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using fusion of SVM (support vector machine) and ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) classifiers	Karim Salahshoor (2010)
MIA-QSAR coupled to principal component analysis-adaptive neuro-fuzzy inference systems (PCA-ANFIS) for the modeling of the anti-HIV reverse transcriptase activities of TIBO derivatives	Mohammad Goodarzi (2010)
Medical diagnosis of rheumatoid arthritis disease from right and left hand Ulnar artery Doppler signals using adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) and MUSIC method	Ali Osman Ozkan (2010)
Prediction of critical heat flux using ANFIS	Salman Zaferanlouei (2010)
QSPR prediction of flash point of esters by means of GFA and ANFIS	Aboozar Khajeh (2010)
Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall-runoff modeling	Amin Talei (2010)
Characteristics forecasting of hydraulic valve based on grey correlation and ANFIS	Zhen-Yuan Ji (2010)
Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration	Roohollah Noori (2010)
ANN and ANFIS models for performance evaluation of a vertical ground source heat pump system	Mustafa Inalli (2010)
Process control strategies for a steel making furnace using ANN with Bayesian regularization and ANFIS	Anupam Das (2010)
Mixture of ANFIS systems for CPU load prediction in metacomputing environment	Kadda Beghdad Bey (2010)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning	Zhiyong Tan (2011)
Dynamic control model of BOF steelmaking process based on ANFIS and robust relevance vector machine	Min Han (2011)
Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS	Betul Bektas Ekici (2011)
ANFIS-based modelling for photovoltaic power supply system: A case study	Adel Mellit (2011)
A hybrid ANFIS model based on AR and volatility for TAIEX forecasting	Jing-Rong Chang (2011)
Performance evaluation of a copper omega type Coriolis mass flow sensor with an aid of ANFIS tool	Pravin P. Patil (2011)
A novel approach to develop the control of Telbot using ANFIS for nuclear hotcells	Pezhman Lali (2011)
Modeling customer satisfaction for new product development using a PSO-based ANFIS approach	H.M. Jiang (2011)
An approach based on ANFIS input selection and modeling for supplier selection problem	Ali Fuat Guneri (2011)
An ANFIS-based model for predicting adquacy of vancomycin regimen using improved genetic algorithm	Wen-Hsien Ho (2011)
ANFIS-based approach for predicting Sediment Transport in Clean Sewer	H. Md. Azamathulla (2011)
Experiments and ANFIS modelling for the biodegradation of penicillin-G wastewater using anaerobic hybrid reactor	P. Mullai (2011)
Modeling of heat transfer and fluid flow characteristics of helicoidal double-pipe heat exchangers using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)	M. Mehrabi (2011)
Performance prediction of a specific wear rate in epoxy nanocomposites with various composition content of polytetrafluoroethylen (PTFE), graphite, short carbon fibers (CF) and nano-TiO2 using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)	Ali Haghighat Mesbahi (2011)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Prediction total specific pore volume of geopolymers produced from waste ashes by ANFIS	Gholamreza Khalaj (2011)
Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models	Mansour Talebizadeh (2011)
A hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering	Mu-Yen Chen (2011)
ANFIS approach for SSSC controller design for the improvement of transient stability performance	Swasti R. Khuntia (2011)
Comparing ANFIS and SEM in linear and nonlinear forecasting of new product development performance	Yung-Ching Ho (2011)
BPSO-MLR and ANFIS based modeling of lower flammability limit	Mehdi Bagheri (2011)
Evaluating the efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in wave height prediction	Iman Malekmohamadi (2011)
Modeling ductile to brittle transition temperature of functionally graded steels by ANFIS	Ali Nazari (2011)
Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils	Oguz Kaynar (2011)
Modeling of dimmable High Power LED illumination distribution using ANFIS on the isolated area	Ismail Kiyak (2011)
Efficient impulse noise detection method with ANFIS for accurate image restoration	Ilke Turkmen (2011)
Estimation of wind speed profile using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)	M. Mohandes (2011)
Interpolation of missing wind data based on ANFIS	Zhiling Yang (2011)
Modeling the free convection heat transfer in a partitioned cavity using ANFIS	Sajjad Mahmoudinezhad (2011)
ANFIS based knee angle prediction: An approach to design speed adaptive contra lateral controlled AK prosthesis	Deepak Joshi (2011)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
ANFIS based sensor fault detection for continuous stirred tank reactor	U. Sabura Banu (2011)
An adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) for detection of bruises on Chinese bayberry (<i>Myrica rubra</i>) based on fractal dimension and RGB intensity color	Hong Zheng (2011)
An effectiveness model for an indirect evaporative cooling (IEC) system: Comparison of artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and fuzzy inference system (FIS) approach	T. Ravi Kiran (2011)
Application of ANFIS for analytical modeling of JIC of functionally graded steels	Ali Nazari (2011)
An ANFIS model for the prediction of flow stress of Ti600 alloy during hot deformation process	Yuanfei Han (2011)
Application of an expert system based on Genetic Algorithm–Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (GA–ANFIS) in QSAR of cathepsin K inhibitors	Mohsen Shahlaei (2011)
Comparison of ANFIS and NN models—With a study in critical buckling load estimation	Mahmut Bilgehan (2011)
Predicting optimum cure time of rubber compounds by means of ANFIS	Veli Deniz (2011)
Identification of sympathetic and parasympathetic nerves function in cardiovascular regulation using ANFIS approximation	Chandrasekhar Nataraj (2011)
Thermal conductivity prediction of foods by Neural Network and Fuzzy (ANFIS) modeling techniques	Mohammad Shafiur Rahman (2011)
A hybrid PSO–ANFIS approach for short-term wind power prediction in Portugal	H.M.I. Pousinho (2011)
Developing an integrated model for the evaluation and selection of six sigma projects based on ANFIS and fuzzy goal programming	Abbas Saghaei (2011)
Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach	Rajesh Singh (2012)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Simulation study for automatic generation control of a multi-area power system by ANFIS approach	Swasti R. Khuntia (2012)
Hydraulic head interpolation using ANFIS—model selection and sensitivity analysis	Bedri Kurtulus (2012)
ANFIS and statistical based approach to prediction the peak pressure load of concrete pipes including glass fiber	Servet Yildiz (2012)
Experimental investigations and ANFIS prediction of water absorption of geopolymers produced by waste ashes	Ali Nazari (2012)
Prediction of the concrete compressive strength by means of core testing using GMDH-type neural network and ANFIS models	Rahmat Madandoust (2012)
ANN and ANFIS performance prediction models for hydraulic impact hammers	Melih Iphar (2012)
Some applications of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) in geotechnical engineering	Ali Firat Cabalar (2012)
A new approach for time series prediction using ensembles of ANFIS models	Patricia Melin (2012)
Genetic algorithm based support vector machine regression in predicting wave transmission of horizontally interlaced multi-layer moored floating pipe breakwater	S.G. Patil (2012)
Procedure for the semi-automatic detection of gastro-oesophageal reflux patterns in intraluminal impedance measurements in infants	M. Trachterna (1999)
Adaptive neuro-fuzzy inference system for volt/var control in distribution systems	G. Ramakrishna (1999)
Monopulse amplitude direction-finding using neuro-fuzzy approach	Eli Bokshtein (2000)
A hybrid neuro-fuzzy static var compensator stabilizer for power system damping improvement in the presence of load parameters uncertainty	K. Ellithy (2000)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series	A. Sfetsos (2000)
A comparative study of soft-computing methodologies in identification of robotic manipulators	M. Onder Efe (2000)
Application of a system for the automatic generation of fuzzy neural networks	Jun Liao (2000)
Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques	A. H. Coonick (2000)
Comparisons of neural network models on material removal rate in electrical discharge machining	Kuo-Ming Tsai (2001)
Predictions on surface finish in electrical discharge machining based upon neural network models	Pei-Jen Wang (2001)
Modeling and fabrication of optical interference rugate filters	D.A. Linkens (2001)
Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling element bearing fault diagnosis	J. Altmann (2001)
Recognition of gestures in Arabic sign language using neuro-fuzzy systems	Omar Al-Jarrah (2001)
Accurate modeling and prediction of surface roughness by computer vision in turning operations using an adaptive neuro fuzzy inference system	Kuang-Chyi Lee (2002)
Tuning of PID controllers for unstable processes based on gain and phase margin specifications: a fuzzy neural approach	Ching-Hung Lee (2002)
Fuzzy logic model of Langmuir probe discharge data	Byungwhan Kim (2002)
Training fuzzy systems with the extended Kalman filter	Dan Simon (2002)
Neuro-Fuzzy and Genetic Algorithm in Multiple Response Optimization	Chi Bin Cheng (2002)
Automatic detection of distorted plethysmogram pulses in neonates and paediatric patients using an adaptive-network-based fuzzy inference system	Azzam Fouad George Taktak (2002)

Επιστημονικό πεδίο στο οποίο αναφέρεται το άρθρο	Άρθρα
Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems	Rashmi Malhotra (2002)

**Πίνακας 4.2 : Μεταβλητές που χρησιμοποιούνται
κατά άρθρο**

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Geethanjali, M. (2006)	Load current, Operating time in milliseconds when Time Dial Setting varies from 4 to 20 for RSA 20 and from 4 to 10 for CRP9.
Buragohain, M. (2006)	Responses at high factor values, Responses at low factor values, Half the number of runs in the experiment.
Wen-Hsien Ho (2008)	Population size M, Crossover rate Pc, Mutation rate Pm, Number of generations.
Hosseini, S.H. (2006)	Weighting and inertia factors, Population size, Maximum number of iterations (max iter).
Elif Derya Ubeyli (2007)	Doppler ophthalmic ultrasound blood-flow signals.
Yi-Jen Mon (2007)	The displacement during a predetermined period, the total displacement, the number of times that the “jerk” exceeds a threshold value, the time interval between the first G signal exceeds the start value and the first jerk exceeds the threshold value.
Ying-Ming Wang (2007)	The safety risk rating (SRR), Functionality risk rating (FRR), Sustainability risk rating (SURR), Environment risk rating (ERR).
Echanobe, J. (2006)	Membership functions, Strength of the rules, Consequents.
Avci, E. (2008)	Doppler Ultrasound inputs for heart valve diseases : (Data acquisition, Filtering, White de-noising, Normalization). Average temperature, Average humidity, Thermal comfort votes (Highest, Lowest, Mean), Fuzzy measure of Thermal comfort (Mode, Spread).
Naadimuthu, G. (2007)	There are two sets of parameters: S1 and S2. S1 represents the fuzzy partitions used in the left-hand side of the rules, S2 represents the coefficients of the linear functions in the right-hand side of the rules. For the forward pass, S1 is unmodified and S2 is computed using a Least Squared Error (LSE) algorithm (off-line learning), for backward pass, S2 is unmodified and S1 is computed using a gradient descent algorithm (usually back-propagation).
Zhi Q. Gu (2007)	Parameters in WPEANFIS are p, r, q, s, ss, pp, u (linear output parameters) , Bi, Ci, Di, Ei, Fi (premise parameters), pi, qi, ri, si, ssi, ppi, ui (consequent parameters).
Engin Avci (2007)	
Ibrahim Turkoglu (2007)	The most optimum w and b parameters of optimal hyperplane are estimated with respect to a so the values of C and σ parameters were selected 1000 and 1 for this experimental studies, respectively.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Melih Inal (2008)	The parameters are chosen so as to adjust the membership functions to the input/output data in order to account for these types of variations in the data values and to reduce some error measures which are usually defined by the means squared difference between actual and desired outputs.
Van Tung Tran (2008)	All the modifiable parameters are tuned, namely premise parameters $\{a, c, c\}$ and consequent parameters $\{p_i, q_i, r_i\}$, to make the ANFIS output matches the training data. The least squares method can be easily used to identify the optimal values of these parameters.
Hikmet Esen (2007)	There are three modifiable parameters $\{a_i, b_i, c_i\}$, which are related to the input membership functions. These parameters are the so-called premise parameters. There are also three other modifiable parameters $\{p_i, q_i, r_i\}$, pertaining to the first order polynomial.
Hikmet Esen (2008)	Parts or all of the nodes are adaptive, which means each output of these nodes depends on the parameters pertaining to this node and the learning rule specifies how these parameters should be changed to minimize a prescribed error measure.
M. Alimardani (2007)	The Process parameters in LSFF are (Laser Motion device Powder feeder Material) Average power, Relative velocity, Powder feed rate, Substrate geometry, Spot size, Relative acceleration, Inert gas flow rate, Composition, Wave length, System accuracy, Nozzle specification, Powder size, Pulsed/CW, Powder stream profile, Surface tension, Beam profile, Metallurgical, thermo physical and optical properties, Laser pulse shaping
C. Shu (2007)	The function has two parameters c and r . As the values of the parameters change, the membership functions vary accordingly, thus exhibiting various forms of membership functions.
Mahmut Tokmakc (2008)	The major parameters which are determined for quality of life levels are chosen as physical functions, social functions, and mental changing of the person.
Hsiu Fen Tsai (2008)	The article is designed for exploring three free parameters C, e and r such that the computation time of quadratic programming (QP) is significantly reduced and achieved rapid convergence to the near-optimal solution. In the ASVR algorithm two scale factors v and t are predetermined and applied for calculating the free parameters e , where the vector X stands for an input vector.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Li-Chih Ying (2007)	From the architecture of the ANFIS, we know that if the premise parameters $\{a_i, b_i, c_i\}$ are fixed, the output f_{outi} of the whole system will be a linear combination of the consequent parameters $\{p_i, q_i, r_i\}$.
Abdulkadir Sengur (2008)	There are three modifiable parameters $\{a_i, b_i, c_i\}$, which are related to the input membership functions. These parameters are the so-called premise parameters.
Mihir K. Das (2007)	The consequent parameters are identified by the LSE method, while the antecedent partition obtained as a Cartesian product of univariate triangular membership functions is optimized by gradient-descent techniques.
Hikmet Esen (2008)	The p_i, q_i and r_i are the design parameters that are determined during the training process.
Ali Ozturk (2008)	The parameters in the set $\{p_i, q_i, r_i\}$ are referred as the consequent parameters.
L. Jimenez (2007)	Neural fuzzy models provide a physical interpretation of the parameters as these represent the average value of each property (dependent variable) under the conditions defined by the specific fuzzy rule.
M.A. Ghoush (2007)	Parameters of membership functions are referred to as premise or antecedent parameters.
Cihan Karakuzu (2007)	Variance parameters of the i th rule's input variables of the Gaussian membership function, respectively. p_i, q_i and r_i are the consequent parameters of the i th rule shows the inference mechanism of the first-order.
Xiao-Juan Wu (2008)	The parameters of the fuel cell are F C/mol 96485, R J/(mol K) 8.314, N 656, E V 1r K, mol/(s A) 3 0.996 10 K.
Leocundo Aguilar (2003)	T torque applied to rotor, μ moment of inertia of rotor and load, and A angular acceleration, in radians per second, k is the "spring constant" of the system, in torque units per radian, θ the angular position of rotor, in radians.
H.F. Kwok (2003)	FiO_2 is x_n , A_i, A_j, A_k are fuzzy sets and x_n is a constant.
Fung-Huei Yeh (2003)	r is the density, c is the specific heat, and k is the conductivity. h_1 and T_1 ; respectively indicate the heat transfer coefficient and the ambient temperature of air. L is the thickness of PCB. t is time, and T is the temperature parameter.
N. Nariman-Zadeh (2004)	E is the objective function given and is minimised through an evolutionary process by maximization the fitness, Φ .
Erkan Be-sdok (2004)	$p; q;$ and r denote the consequent parameters. The parameters of membership functions were obtained for each Delaunay triangle by training the Anfis structures with 10 epochs.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Lakhmi Jain (2004)	If there are two variables in the system namely x_1 and x_2 that can take two fuzzy linguistic values SMALL and LARGE, there exist four rules in the system whose antecedent parts are different.
Ship-Peng Lo (2005)	The elastic stiffness matrix, the nodal displacement vector and the nodal force vector.
Alfonso Iglesias Nuno (2005)	SST (Sea Surface Temperature), Warming up-Cooling down Tendency, Presence of a thermal front, considering its force, Chlorophyll concentration, Altimetric Anomaly.
E. Besdok (2005)	x, y denote the spatial coordinates of corner nodes of the related Delaunay triangle, and a, b and c denote the parameters of the fitted circular polygon (circumcircle).
L.Simon (2005)	a variable number N of images per slice, by changing the <i>cine interval</i> , (CI) (see equation). CI is the time delay between two consecutive reconstructed images.
C. Riverol (2009)	A_{ij} is a generalized bell fuzzy set defined by the parameters (a_j, b_j and c_j) with c as middle point, b as slope $= -b/2a$ and a as deviation. Every node, n , in this layer is fixed and determines a normalized firing strength b_j .
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	GD only: all parameters are updated by the GD, Gradient decent only and one pass of least square estimation: the least square estimation is applied only once at the very beginning to get the initial values of the conclusion parameters and then the gradient decent takes over to update all parameters, Gradient decent only and least square estimation: this is the Jang's proposed hybrid learning method.
Julián Moreno (2009)	Reservoir level, expected hydraulic contributions and expected weather conditions within a medium term horizon, signed contracts, expected pool price, among others.
Wang Chong-lin (2009)	As the insulation level is limited, some current (IS) will leak to the roadway floor and return to the subtraction substation through the pipeline; and some current (IZ) will go to workface through some medium such as the insulating splint and pipeline. There is also some current (IX) goes to workface by insulating terminal of contact line and metal false proof of the workface. IS, IZ and IX are all stray currents.
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	GD only: all parameters are updated by the GD. GD only and one pass of LSE: the LSE is applied only once at the very beginning to get the initial values of the conclusion parameters and then the GD takes over to update all parameters. Sequential LSE: using extended Kalman filter to update all parameters.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Q. Yuan (2009)	$r(k)$, $hr(k)$ and $ur(k)$, respectively, denote measurement distance, pitching angle and azimuth angle of radar. $hi(k)$, $ui(k)$, respectively, denote pitching angle and azimuth angle of infrared. $Vr(k)$, $Vi(k)$ are, respectively, zero-mean Gaussian measurement noises with covariance $Rr(k)$ and $Ri(k)$.
Engin Avci (2009)	Doppler Ultrasound inputs for heart valve diseases : (Data acquisition, Filtering, White de-noising, Normalization).
Seydi Vakkas Ustun (2009)	X is the input to node i , and A_i is the linguistic label (small, large, etc.) associated with this node function. In other words, O_j is the membership function of A_i and it specifies the degree to which the given x satisfies the quantifier A_i . $\{a_i, b_i, c_i\}$ is the parameter set that changes the shapes of the MF.
Sorousha Moayer (2009)	Market share, Relationship with suppliers (X_2), Strategic options (D), Assumed ANFIS weight.
A. Moghaddamnia (2009)	Premise parameters as nonlinear parameters that appear in the input membership functions. Consequent parameters as linear parameters that appear in the rules consequents (output weights). Rule structure that needs to be optimised to achieve a better linguistic interpretability.
Ching-Hsue Cheng (2009)	b is a positive constant defining the neighborhood which will have measurable reductions in potential. W is the first cluster center and P is its potential value.
H. Md. Azamathulla (2009)	Volumetric concentration, median sediment size (mm), dimensionless particle parameter, gravity acceleration, Manning's roughness, coefficient Q discharge, bed-load discharge.
Servet Soyguder (2009)	Hydraulic radius (m), water-surface slope, specific gravity of sediment, water-surface width (m), bed load (kg/s), flow depth (m)
Catherine Vairappan (2009)	Density of natural sediments, bed shear stress (kg/m ³), critical shear stress (kg/m ³), n kinematic viscosity, f transport parameter, j flow parameter
Roohollah Noori (2009)	W is the output of layer 3 and $\{p_i, q_i, r_i\}$ is the parameter set. Parameters in this layer are referred to as consequent parameters.
Hossien Riahi-Madvar (2009)	Every node in this layer is a fuzzy set and any output of any node in this layer corresponds to the membership degree of input variable in this fuzzy set.
Mohsen Hayati (2009)	The air passes through both the tubes and the wires. The air passes through the wires, whereas it passes along the tubes. The air passes through the tubes, whereas it passes along the wires.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
M. Jalali-Heravi (2009)	Fitness if variable i was selected by ant k in the current iteration. Fitness if variable i was not selected by ant k in the current iteration.
Sami Ekici (2009)	The new normalized multi-response array for m parameters and n experiment can be represented by matrix X . The eigenvalues and eigenvectors of matrix (R_{ij}) are calculated.
Yasemin Vural (2009)	a , b , and c are the parameters of the membership functions, also called as the premise parameters of the model, which are adjusted during the training stage.
Altınay Perendeci (2009)	Several neural fuzzy models with phase vector of production schedule of the factory and history extension from 5 to 10 days together were developed and evaluated using on-line and off-line system parameters.
Gurkan Yuksek (2009)	The parameter c is a constant representing the value of y when all the independent variables are 0. The standardized versions of the b coefficients are the beta weights, and the ratio of the beta coefficients is the ratio of the relative predictive power of the independent variables.
Melek Acar Boyacioglu (2010)	x and y are inputs to node i , and A and B are linguistic labels for inputs. In other words, O is the membership function of A and B . Usually $I(x)$ and $I(y)$ are chosen to be bell-shaped with maximum equal to 1 and minimum equal to 0.
C.K. Lau (2010)	The training process for an ANFIS for searching for optimum parameters can be assisted by a hybrid learning method which combines gradient descent and the least-squares method. The Fuzzy Logic Toolbox from Matlab is utilized to generate the ANFIS model in this research.
Mohsen Hayati (2010)	Gradient decent only: all parameters are updated by the gradient descent. Gradient decent only and one pass of least square estimation (LSE): the LSE is applied only once at the very beginning to get the initial values of the consequent parameters and then the gradient decent takes over to update all parameters. Gradient decent only and LSE: this is the hybrid learning. Sequential LSE: using extended Kalman filter to update all parameters.
Foad Soltani (2010)	M and Z can adopt any fuzzy membership function. For example, if the bell shaped membership function is employed. A , B , C are the parameters of the membership function, governing the bell shaped functions accordingly.
Esin Dogantekin (2010)	Diabetes data, Intelligent system, Pattern diagnosis, Confusion matrix
Jafar Sobhani (2010)	y , f , a and x are the dependent variable, linear or nonlinear function, constant coefficients and the dependent variables of the concerned problem respectively.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Karim Salahshoor (2010)	p, q and r are design parameters, referred to as consequent parameters, since they deal with the then-part of the fuzzy rule.
Mohammad Goodarzi (2010)	The input layer. It has n nodes where n is the number of inputs to the system. It is the fuzzification layer in which each node i in this layer is an adaptive node output defined.
Ali Osman Ozkan (2010)	f is the mean frequency of the Doppler spectrum, r is the frequency emitted by the transducer, p is the frequency of the returned echo, t is the flow velocity, h is the Doppler angle and c is the velocity of sound in blood
Salman Zaferanlouei (2010)	x is the input to node i, and A is the linguistic label (small, large, etc.) associated with this node function, and where l and g can adopt any fuzzy membership function.
Aboozar Khajeh (2010)	SSR is the sum of squares of regression, and SST is the total sum of squares. SSE is the sum of squares of errors, n is the number of data points from which the model is built, and p is the number of parameters in a regression model.
Amin Talei (2010)	Peak intensity, Average intensity, Total depth, Peak flow, Average flow, Total depth
Zhen-Yuan Ji (2010)	A, B, C, D, E, F are the parameters of the MFs, governing the bell-shaped functions. Parameters in this layer are referred to as premise parameters or antecedent parameters.
Roohollah Noori (2010)	Case study and data, Forward selection, Gamma test, Determining the uncertainty in forecasting
Mustafa Inalli (2010)	Coefficient of performance, cooling coefficient of performance, heating coefficient of performance, specific heat of air (kJ/kgK), specific heat of water–antifreeze solution (kJ/kgK), current of compressor (A)
Anupam Das (2010)	Current of water–antifreeze solution circulating pump (A), current of evaporator fan (A), one data point, mass flow rate of air (kg/s), mass flow rate of water–antifreeze solution (kg/s), number of independent data patterns
Kadda Beghdad Bey (2010)	Space cooling load (kW), space heating load (kW), heat rejected to the ground in the cooling mode (kW), heat extracted from the ground in the heating mode (kW),
Zhiyong Tan (2011)	Volumetric flow rate of air (m ³ /s), voltage of compressor (V), voltage of water–antifreeze solution circulating pump (V)
Min Han (2011)	Voltage of evaporator fan (V), voltage of condenser fan (V), power input to compressor (kW), power input to circulating pump (kW).
Betul Bektas Ekici (2011)	Power input to evaporator fan (kW), power input to condenser fan (kW) fraction of variance, target neural network output.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Adel Mellit (2011)	Outlet average water–antifreeze solution temperature of GHE, inlet average water–antifreeze solution temperature of GHE, average air temperature leaving condenser/evaporator unit, average air temperature entering condenser/evaporator unit
Jing-Rong Chang (2011)	Calculated neural network output, weighted sum of the input, density of air (kg/m ³), power factor
Pravin P. Patil (2011)	Tube material, Tube dimensions, Mass flow range, Vertical height of tube, Sensor location, Drive frequency, Fluid
Pezhman Lali (2011)	Increasing health factor for operation, Improving the quality of production, Improving the rate of production, Accident management by saving all tasks for a long term.
H.M. Jiang (2011)	A swarm is composed of m particles flying in the D-dimension in a certain speed. Every particle changes its position on the basis of considering its own historical best position and other particles historical best position.
Ali Fuat Guneri (2011)	After sales service, Amount of past business, Attitude communication system, Conflict resolution
Wen-Hsien Ho (2011)	Delivery, Desire for business, Ease of communication, Economy, Financial position
H. Md. Azamathulla (2011)	Flexibility and response to changes, Geographical location, Impression and skill
P. Mullai (2011)	Labor relations record, Management and organization, Operating controls, Packaging ability
M. Mehrabi (2011)	Performance history, Political stability, Price, Procedural compliance and discipline, Production facilities and capacity
Ali Haghighat Mesbahi (2011)	Quality, Reciprocal arrangements, Relationship closeness, Reputation and position in industry
Ali Nazari, Gholamreza Khalaj (2011)	Technical capability and technology, Terrorism, Training aids Warranties and claim policies
Mansour Talebizadeh (2011)	Quality, Cost, On-time delivery, Relationship closeness, Conflict resolution
Mu-Yen Chen (2011)	Limiting velocity, Dimensionless grain size, Hydraulic radius, Sediment size
Swasti R. Khuntia (2011)	Relative density of sediment in water, Overall friction factor, Clear water friction factor of the channel
Yung-Ching Ho (2011)	a, b, c are the parameters of the membership function or premise parameters. Every node in this layer is a fixed node labeled P, for which any other T-norm operator that performs the AND operator can be used.
Mehdi Bagheri (2011)	A Knowledge base, containing a number of fuzzy rules and the database, which defines the membership functions used in the fuzzy rules.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Iman Malekmohamadi (2011)	Sets, Number of inputs, Time steps used for calculating average wind speeds, Correlation coefficient
Ali Nazari (2011)	Original austenite, Original ferrite, Specimen studied, Single-phase bainite
Oguz Kaynar (2011)	Bainite specimen produced from the sample, Single phase martensite, Martensite specimen produced from the sample
Ismail Kiyak (2011)	Mean, Std. error of mean, Median, Mode, Std. deviation
Ilke Turkmen (2011)	Range, Minimum, Maximum, Sum
M. Mohandes (2011)	$i = 1, 2$ and $j = 3, 4$. x and y are the inputs. P or Q are the linguistic label. c and r are the mean and standard deviation of the membership function respectively which are also known as premise parameters.
Zhiling Yang (2011)	Hourly average wind speed, Hourly average wind direction, Correlation, difference of hourly average, wind speed
Sajjad Mahmoudinezhad (2011)	Every node in this layer is a fixed node and calculates the firing strength of a rule multiplication, Every node in this layer calculates the weight, which is normalized. The outputs of this layer are called normalized firing strengths.
Deepak Joshi (2011)	The output of this layer is compressed of a linear combination of the inputs multiplied by the normalized firing strength w . This layer is the simple summation of the outputs of layer 4
U. Sabura Banu (2011)	T and C are the temperature and concentration in the reactor respectively. F and T are the Input flow and temperature of the reactant, V the volume flow rate of the inlet reactants of the CSTR process.
Hong Zheng (2011)	F and T are the coolant flow and temperature. The important process outputs are C the concentration, T the temperature of the product and T coolant temperature.
T. Ravi Kiran (2011)	Maximum and minimum heat capacity rate, saturation specific heat, enthalpy of air entering and leaving IEC, mass flow rate of primary and secondary air
Ali Nazari (2011)	Number of transfer units of primary and secondary air, dry bulb temperature of air entering and leaving IEC, effective surface temperature,
Yuanfei Han (2011)	Cooling effectiveness of primary and secondary air, cooling effectiveness of IEC
Mohsen Shahlaei (2011)	Number of 5-membered rings, constitutional descriptors, Number of total quaternary, Functional group, petitjean shape index, Topological descriptor

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Mahmut Bilgehan (2011)	Average valence connectivity index, Path/walk3 Randic shape index, Structural information content(neighborhood symmetry of 3-order)
Veli Deniz (2011)	It has n nodes where n is the number of inputs to the system, which each node represents a membership function such as generalized bell (gbell) curve.
Chandrasekhar Nataraj (2011)	Case no, Age, Gender, HR range, HR mean, SBP range, SBP mean.
Mohammad Shafiur Rahman (2011)	Moisture content, Temperature, Apparent porosity, Thermal conductivity
H.M.I. Pousinho (2011)	No. of nodes, No. of parameter (linear and nonlinear), No. of vary data, No of fuzzy rules, No of training parameter, No. of validation parameter
Abbas Saghaei (2011)	The identification of potential projects, Project criteria, Project selection, Project assignment, Project completion.
Rajesh Singh (2012)	A and C is parameter set. Parameters in this layer are referred to as premise parameters. Every node in this layer is a circle node labeled whose output is product of all incoming inputs.
Swasti R. Khuntia (2012)	Nominal system frequency, subscript referring to area ($i = 1, 2, 3$), rated power of area, inertia constant of area.
Bedri Kurtulus (2012)	Synchronizing coefficient, governor speed regulation parameter, steam turbine reheat time constant, steam turbine time constant, speed governor time constant.
Servet Yildiz (2012)	Power system time constant, power system gain, steam turbine reheat, coefficient, area control error.
Ali Nazari (2012)	Frequency bias,electric governor derivative, proportional and integral gains, respectively water starting time.
Rahmat Madandoust (2012)	Area frequency response characteristics, hydrothermal system, Frequency deviation in area 2 due to disturbance in area 1.
Melih Iphar (2012)	Tunnel chainage, Recorded NBR, Predicted NBR by the regression model, Predicted NBR by ANN-based model, Predicted NBR by ANFIS-based model.
Ali Firat Cabalar (2012)	Image processing, pattern recognition and classification, management, economics and decision making for a long time.
Patricia Melin (2012)	(a) and (b) illustrates the reasoning mechanism and the corresponding ANFIS architecture, respectively. The operation of the nodes in the same layer of ANFIS are of the same family of functions.

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
S.G. Patil (2012)	Incident wave height, Wave period, Depth of water, Relative breakwater width, Diameter of pipes, Number of layers, Ratio of spacing to diameter of pipes.
M. Trachterna (1999)	No. of refluxes (after multiple visual evaluation), No. of refluxes (after detection of 'episodes of interest'), No. of events (after detection of 'episodes of interest'), Total no. of 'episodes of interest', Sensitivity, Positive prediction.
G. Ramakrishna (1999)	Number of input neurons, Number of hidden neurons, Number of output neurons, Total number of weights in the network, Total number of parameters, (biases, momentum and step-size).
Eli Bokshtein (2000)	The receiver sensitivity and dynamic range. The distance of the threat from the plane. The efficiency of the cables and antenna. Other environmental parameters.
K. Ellithy (2000)	Automatic voltage regulator model, Load model, Governor-turbine model, SVC model, Generator model.
A. Sfetsos (2000)	Box Jenkins approach, Feed-forward neural networks, Radial basis function network, hidden neurons, center position, width.
M. Onder Efe (2000)	Motor 1 rotor inertia, Arm 1 inertia, Motor 2 rotor inertia, Motor 2 stator inertia, Arm 2 inertia, Payload inertia.
Jun Liao (2000)	NI, NO, mf_type, in_term, out_term, w2, w3, w5, n2, n3, n4, in term, out term, w4, mf params.
A. H. Coonick (2000)	Hours, Number of points, Number of days, Training, Evaluation, Prediction.
Kuo-Ming Tsai (2001)	Hidden layer, Output layer, Error function, Back propagation, weight factor that defines a variety of alternative obkective functions between the two extremes corresponding in the learning rate.
Pei-Jen Wang (2001)	L is proportional to the gain which determines the steepest direction of the continuous function near net=0. Similarly, for the TANMLP model and the Error TANMLP model, continuous hyperbolic tangent functions are employed and defined.
D.A. Linkens (2001)	Power, pressure, temperature, nitrogen, microwave power, refractive index, growth rate.
J. Altmann (2001)	High-pass filtered signal, reconstruction of extracted wavelet packets, band-pass filter, reconstruction of extracted wavelet packet
Omar Al-Jarrah (2001)	Two parameters, C and D . Tuning the values of these parameters will vary the membership function, which means a change in the behavior of the FIS. Parameters in this layer are referred to as premise parameters.
Kuang-Chyi Lee (2002)	Test no. V(m/min), F(min/rev), D(mm), Ga(gray Stylus level) instrument

Άρθρα	Μεταβλητές εισόδου (Παράμετροι)
Ching-Hung Lee (2002)	W and G are the roots of($KI + KPs + KDs2$). For a given process and specifications can be solved for the PID controller parameters (KP; KI; KD) and crossover frequencies (wg, wp) numerically but not analytically because of the presence of the function.
Byungwhan Kim (2002)	Source power, Pressure, Position of chuck, flow rate, consequent parameters.
Dan Simon (2002)	The vector x thus consists of all of the fuzzy membership function parameters arranged in a linear array. The nonlinear system model to which the Kalman filter can be applied.
Chi Bin Cheng (2002)	The primary and secondary responses are optimized simultaneously by maximizing a compromised response. The degree of satisfaction of both the mean response and deviation are defined by fuzzy membership functions.
Azzam Fouad George Taktak (2002)	The values of t1 and t2 were averaged, and their means (mt1 ; mt2) and standard deviations (st1 ; st2) were calculated for each HR. The output of the fuzzy system was determined to be a constant (a) for valid pulses.
Rashmi Malhotra (2002)	The remaining vectors were considered as training data set. Thus, when testing the model, a new data set that is not presented in the training set is introduced to the system. If the test error is sufficiently small, this will indicate that the system can generalise and that the system did not memorise or over-fit the training data.

Πίνακας 4.3 : Επεξεργασία και συχνότητα δεδομένων

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Geethanjali, M. (2006)	Yes	Daily : 5842 (1989-2004)
Buragohain, M. (2006)	Yes	Weekly : 592 (1980-1992)
Wen-Hsien Ho (2008)	Yes	Weekly : 48 (2003)
Hosseini, S.H. (2006)	No	Monthly : 12 (2006)
Elif Derya Ubeyli (2007)	Yes	Daily : 5765 (1990-2005)
Yi-Jen Mon (2007)	Yes	Daily : 1114 (1999-2002)
Ying-Ming Wang (2007)	Yes	Daily : 506 (2006-2007)
Echanobe, J. (2006)	Yes	Yearly (2002-2005)
Avci, E. (2008)	No	Weekly : 71 (2006-2007)
Naadimuthu, G. (2007)	No	Daily : 1000 (1995-1997)
Zhi Q. Gu (2007)	Yes	Daily : 3762 (1996-2006)
Engin Avci (2007)	Yes	Weekly : 27 (2005)
Ibrahim Turkoglu (2007)	No	Daily : 4678 (1994-2006)
Melih Inal (2008)	Yes	Yearly (2003-2005)
Van Tung Tran (2008)	Yes	Yearly (2004-2006)
Hikmet Esen (2007)	No	Monthly : 15 (2004-2005)
Hikmet Esen (2008)	No	Daily : 543 (2003-2004)
M. Alimardani (2007)	No	Yearly (2005-2007)
C. Shu (2007)	Yes	Yearly (2003-2006)
Mahmut Tokmakc (2008)	Yes	Daily : 342 (2007)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Hsiu Fen Tsai (2008)	Yes	Monthly : 12 (2007)
Li-Chih Ying (2007)	No	Weekly : 44 (2006)
Abdulkadir Sengur (2008)	Yes	Daily : 473 (2005-2006)
Mihir K. Das (2007)	No	Yearly (2003-2006)
Hikmet Esen (2008)	Yes	Yearly (2003-2006)
Ali Ozturk (2008)	No	Monthly : 23 (2004-2005)
L. Jimenez (2007)	Yes	Daily : 1423 (2003-2006)
M.A. Ghoush (2007)	Yes	Yearly (2002-2004)
Cihan Karakuzu (2007)	Yes	Daily : 865 (2002-2004)
Xiao-Juan Wu (2008)	No	Yearly (2000-2002)
Leocundo Aguilar (2003)	Yes	Weekly : 46 (2000-2001)
H.F. Kwok (2003)	Yes	Yearly : 124 (1996-2000)
Fung-Huei Yeh (2003)	Yes	Monthly : 12 (2002)
N. Nariman-Zadeh (2004)	Yes	Daily : 2017 (2001-2004)
Erkan Be-sdok (2004)	Yes	Yearly : 67 (2000-2003)
Lakhmi Jain (2004)	No	Weekly : 296 (1998-2002)
Ship-Peng Lo (2005)	Yes	Daily : 2132 (2001-2004)
Alfonso Iglesias Nuno (2005)	No	Yearly : 37 (2004)
E. Besdok (2005)	Yes	Monthly : 82 (2003-2004)
L.Simon (2005)	No	Yearly (2004)
C. Riverol (2009)	Yes	Yearly : 47 (2006-2008)
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	Yes	Monthly : 07 (2008)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Julián Moreno (2009)	Yes	Daily : 790 (2006-2009)
Wang Chong-lin (2009)	Yes	Monthly : 17 (2008)
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	No	Yearly : 34 (2006-2008)
Q. Yuan (2009)	No	Yearly : 27 (2004-2008)
Engin Avci (2009)	No	Weekly : 71 (2006-2007)
Seydi Vakkas Ustun (2009)	Yes	Weekly : 112 (2007-2008)
Sorousha Moayer (2009)	Yes	Monthly : 17 (2006-2007)
A. Moghaddamnia (2009)	No	Yearly : 12 (2008)
Ching-Hsue Cheng (2009)	Yes	Monthly : 33 (2006-2008)
H. Md. Azamathulla (2009)	Yes	Daily : 346 (2008-2009)
Servet Soyguder (2009)	No	Weekly : 120 (2006-2009)
Catherine Vairappan (2009)	Yes	Yearly : 12 (2008)
Roohollah Noori (2009)	Yes	Weekly : 1000 (2004-2008)
Hossien Riahi- Madvar (2009)	No	Daily : 568 (2007-2008)
Mohsen Hayati (2009)	No	Yearly : 44 (2009)
M. Jalali-Heravi (2009)	No	Monthly : 12 (2008)
Sami Ekici (2009)	Yes	Daily : 365 (2009)
Yasemin Vural (2009)	Yes	Weekly : 46 (2006-2009)
Altınay Perendeci (2009)	No	Monthly : 37 (2008-2009)
Gurkan Yuksek (2009)	Yes	Daily : 700 (2007-2009)
Melek Acar Boyacioglu (2010)	Yes	Daily : 437 (2008-2009)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
C.K. Lau (2010)	Yes	Daily : 178 (2009)
Mohsen Hayati (2010)	Yes	Weekly : 37 (2008)
Foad Soltani (2010)	Yes	Daily : 178 (2009)
Esin Dogantekin (2010)	No	Daily : 55 (2009)
Jafar Sobhani (2010)	Yes	Weekly : 14 (2009)
Karim Salahshoor (2010)	Yes	Monthly : 12 (2008-2009)
Mohammad Goodarzi (2010)	Yes	Daily : 865 (2007-2009)
Ali Osman Ozkan (2010)	Yes	Daily : 530 (2008-2009)
Salman Zaferanlouei (2010)	Yes	Monthly : 12 (2009)
Aboozar Khajeh (2010)	No	Yearly : 07 (2010)
Amin Talei (2010)	Yes	Per 15 Days : 10 (2009)
Zhen-Yuan Ji (2010)	No	Daily : 40 (2009)
Roohollah Noori (2010)	Yes	Monthly : 17 (2008-2009)
Mustafa Inalli (2010)	No	Daily : 15 (2009)
Anupam Das (2010)	Yes	Weekly : 37 (2008-2009)
Kadda Beghdad Bey (2010)	No	Daily : 128 (2009)
Zhiyong Tan (2011)	No	Monthly : 18 (2009-2010)
Min Han (2011)	Yes	Daily : 30 (2010)
Betul Bektas Ekici (2011)	Yes	Daily : 90 (2010)
Adel Mellit (2011)	Yes	Yearly : 10 (2010)
Jing-Rong Chang (2011)	Yes	Per 15 Days : 10 (2010)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Pravin P. Patil (2011)	No	Weekly : 35 (2009-2010)
Pezhman Lali (2011)	Yes	Daily : 435 (2009-2011)
H.M. Jiang (2011)	No	Weekly : 25 (2009-2010)
Ali Fuat Guneri (2011)	Yes	Daily : 100 (2010)
Wen-Hsien Ho (2011)	Yes	Weekly : 4 (2011)
H. Md. Azamathulla (2011)	Yes	Monthly : 10 (2009-2010)
P. Mullai (2011)	Yes	Daily : 15 (2011)
M. Mehrabi (2011)	Yes	Daily : 50 (2010-2011)
Ali Haghighat Mesbahi (2011)	No	Yearly : 15 (2009-2011)
Ali Nazari, Gholamreza Khalaj (2011)	Yes	Daily : 20 (2010-2011)
Mansour Talebizadeh (2011)	No	Weekly : 15 (2010)
Mu-Yen Chen (2011)	Yes	Daily : 300 (2010)
Swasti R. Khuntia (2011)	Yes	Monthly : 10 (2009-2010)
Yung-Ching Ho (2011)	Yes	Weekly : 36 (2008-2010)
Mehdi Bagheri (2011)	Yes	Daily : 10 (2010)
Iman Malekmohamadi (2011)	Yes	Daily : 100 (2010)
Ali Nazari (2011)	No	Monthly : 12 (2010)
Oguz Kaynar (2011)	Yes	Daily : 40 (2009-2010)
Ismail Kiyak (2011)	No	Weekly (2009-2011)
Ilke Turkmen (2011)	Yes	Monthly (2007-2010)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
M. Mohandes (2011)	Yes	Daily : 550 (2008-2009)
Zhiling Yang (2011)	Yes	Daily : 150 (2009-2010)
Sajjad Mahmoudinezhad (2011)	Yes	Weekly (2008-2011)
Deepak Joshi (2011)	Yes	Monthly : 12 (2010)
U. Sabura Banu (2011)	No	Daily : 300 (2009-2010)
Hong Zheng (2011)	Yes	Daily : 10 (2010)
T. Ravi Kiran (2011)	Yes	Daily : 150 (2009-2010)
Ali Nazari (2011)	Yes	Weekly : 10 (2010)
Yuanfei Han (2011)	No	Daily 20 (2009)
Mohsen Shahlaei (2011)	Yes	Monthly : 12 (2010)
Mahmut Bilgehan (2011)	Yes	Daily : 300 (2010)
Veli Deniz (2011)	No	Yearly : 10 (2006-2010)
Chandrasekhar Nataraj (2011)	Yes	Daily : 05 (2011)
Mohammad Shafiur Rahman (2011)	No	Monthly (2010-2011)
H.M.I. Pousinho (2011)	No	Daily (2010-2011)
Abbas Saghaei (2011)	No	Daily : 10 (2011)
Rajesh Singh (2012)	Yes	Daily : 30 (2011)
Swasti R. Khuntia (2012)	Yes	Weekly : 10 (2011)
Bedri Kurtulus (2012)	Yes	Daily : 50 (2011)
Servet Yildiz (2012)	Yes	Monthly : 10 (2011)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Ali Nazari (2012)	Yes	Daily : 20 (2011)
Rahmat Madandoust (2012)	No	Daily : 28 (2011)
Melih Iphar (2012)	No	Daily : 35 (2011)
Ali Firat Cabalar (2012)	No	Daily : 45 (2011)
Patricia Melin (2012)	Yes	Weekly : 16 (2011)
S.G. Patil (2012)	Yes	Daily : 37 (2011)
M. Trachterna (1999)	No	Daily : 200 (1997-1998)
G. Ramakrishna (1999)	Yes	Monthly : 10 (1998)
Eli Bokshtein (2000)	Yes	Weekly : 30 (1998-1999)
K. Ellithy (2000)	Yes	Yearly : 5 (1997-1999)
A. Sfetsos (2000)	Yes	Daily : 60 (1999-2000)
M. Onder Efe (2000)	No	Daily : 35 (2000)
Jun Liao (2000)	Yes	Daily : 100 (1998-1999)
A. H. Coonick (2000)	Yes	Weekly : 20 (1999)
Kuo-Ming Tsai (2001)	No	Monthly (2000)
Pei-Jen Wang (2001)	Yes	Weekly : 40 (1998-2000)
D.A. Linkens (2001)	Yes	Weekly : 10 (2000)
J. Altmann (2001)	No	Daily : 30 (2001)
Omar Al-Jarrah (2001)	Yes	Weekly : 17 (2000)
Kuang-Chyi Lee (2002)	No	Monthly : 10 (2000)
Ching-Hung Lee (2002)	No	Yearly : 15 (1999-2001)

Άρθρα	Επεξεργασία δεδομένων	Συχνότητα των δεδομένων
Byungwhan Kim (2002)	Yes	Daily : 20 (2002)
Dan Simon (2002)	Yes	Yearly : 50 (2000-2002)
Chi Bin Cheng (2002)	No	Daily : 26 (2002)
Azzam Fouad George Taktak (2002)	Yes	Daily : 34 (2001)
Rashmi Malhotra (2002)	No	Daily (2000-2002)

Πίνακας 4.4 : Μοντέλα που συγκρίνονται με το ANFIS

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
Geethanjali, M. (2006)	FOCRS	Analytical
Buragohain, M. (2006)	RMSE	Accuracy Model
Wen-Hsien Ho (2008)	HTGLA	Learning algorithm
Hosseini, S.H. (2006)	GRC	Real-time fault predictive diagnosis method
Elif Derya Ubeyli (2007)	-	-
Yi-Jen Mon (2007)	ISIC	Top-down method
Ying-Ming Wang (2007)	ANN	Mathematical and computational model
Echanobe, J. (2006)	MSE	Entropy analysis model
Avci, E. (2008)	PCA	Orthogonal transformation procedure
Naadimuthu, G. (2007)	RNN	Benchmark linear model
Zhi Q. Gu (2007)	LQG	Integral following controller model
Engin Avci (2007)	MRF	Texture analysis
Ibrahim Turkoglu (2007)	SVM	Statistical
Melih Inal (2008)	ANN, MLP	Mathematical and computational models
Van Tung Tran (2008)	CART	Predictive analytical model
Hikmet Esen (2007)	ANN	Mathematical and computational model
Hikmet Esen (2008)	FWP	Fuzzy weighted model
M. Alimardani (2007)	-	-
C. Shu (2007)	ANN	Mathematical and computational model
Mahmut Tokmakc (2008)	NLR	Nonlinear regression model
Hsiu Fen Tsai (2008)	NGARCH	Nonlinear generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model
Li-Chih Ying (2007)	ARMAX	Auto-regressive moving-average regression model
Abdulkadir Sengur (2008)	ASVR	Adaptive support vector regression model
Mihir K. Das (2007)	BPNN	Back-propagation neural network model

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
Hikmet Esen (2008)	ANN	Mathematical and computational model
Ali Ozturk (2008)	NEFCLASS	Special 3-layer feed-forward neural network model
L. Jimenez (2007)	MSE	Entropy analysis model
M.A. Ghoush (2007)	-	-
Cihan Karakuzu (2007)	Sugeno	Linear or constant output membership functions
Xiao-Juan Wu (2008)	ANN	Mathematical and computational model
Leocundo Aguilar (2003)	Mamdani	Resonant frequency
H.F. Kwok (2003)	Sugeno, Mamdani	Resonant frequency, Linear or constant output membership functions
Fung-Huei Yeh (2003)	CAD	Computer-aided design
N. Nariman-Zadeh (2004)	SVD	Singular value decomposition
Erkan Be-sdok (2004)	AIF	Noise removing filter
Lakhmi Jain (2004)	TSK	Back-propagation learning algorithmic model
Ship-Peng Lo (2005)	-	-
Alfonso Iglesias Nuno (2005)	RBF	Radial basis model
E. Besdok (2005)	CF	Circular polygons based model
L.Simon (2005)	-	-
C. Riverol (2009)	ANN	Mathematical and computational model
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	EKF	Training algorithm
Julián Moreno (2009)	ARIMA	Variable complex model
Wang Chong-lin (2009)	-	-
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	FFRLS	Forgetting factor recursive least square model
Q. Yuan (2009)	ASCE	Sensor confidence estimators model
Engin Avci (2009)	PCA	Orthogonal transformation procedure
Seydi Vakkas Ustun (2009)	PWM	Proportional integral model
Sorousha Moayer (2009)	ANN	Mathematical and computational model

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
A. Moghaddamnia (2009)	NNARX, LLR, MLP, Elman	Neural network auto-regressive
Ching-Hsue Cheng (2009)	ARMA	Predicting future values model
H. Md. Azamathulla (2009)	ANN	Mathematical and computational model
Servet Soyguder (2009)	ARIMA	Multiple regression
Catherine Vairappan (2009)	RNN	Benchmark linear model
Roohollah Noori (2009)	ANN, STA, RMSE	Mathematical and computational model, Neural network auto-regressive models
Hossien Riahi-Madvar (2009)	RMSE	Neural network auto-regressive models
Mohsen Hayati (2009)	ANN	Mathematical and computational model
M. Jalali-Heravi (2009)	QSAR	Quantitative structure
Sami Ekici (2009)	-	-
Yasemin Vural (2009)	CAPM	Logit
Altınay Perendeci (2009)	RMSE	Neural network auto-regressive models
Gurkan Yuksek (2009)	ANN	Mathematical and computational model
Melek Acar Boyacioglu (2010)	RMS	Neural network auto-regressive model
C.K. Lau (2010)	PCA	Principal component analysis
Mohsen Hayati (2010)	LSE	Multiple discriminant
Foad Soltani (2010)	HGA	Hybrid genetic algorithm
Esin Dogantekin (2010)	LDA	Linear Discriminant Analysis
Jafar Sobhani (2010)	NNT	Neural networks
Karim Salahshoor (2010)	SVM	Support vector model
Mohammad Goodarzi (2010)	GFA	Genetic function approximation
Ali Osman Ozkan (2010)	MUSIC	Multiple Signal Classification

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
Salman Zaferanlouei (2010)	ANN	Mathematical and computational model
Aboozar Khajeh (2010)	GFA	Genetic function approximation
Amin Talei (2010)	ARMAX, ANN, NFS	Auto-Regressive Moving Average with Exogenous Inputs, Neuro-Fuzzy Systems
Zhen-Yuan Ji (2010)	ANN	Mathematical and computational model
Roohollah Noori (2010)	ANN	Mathematical and computational model
Mustafa Inalli (2010)	ANN	Mathematical and computational model
Anupam Das (2010)	MPE	Mean Percentage Error model
Kadda Beghdad Bey (2010)	-	-
Zhiyong Tan (2011)	RL	Reinforcement learning
Min Han (2011)	RRVM	Robust relevance vector machine
Betul Bektas Ekici (2011)	-	-
Adel Mellit (2011)	PVPS, ANN	Photovoltaic power supply model, Mathematical and computational model
Jing-Rong Chang (2011)	RMSE	Root mean squared error
Pravin P. Patil (2011)	FIS, ANN	Fuzzy inference systems, Mathematical and computational model
Pezhman Lali (2011)	-	-
H.M. Jiang (2011)	LSE	Least square estimation
Ali Fuat Guneri (2011)	MLR	Multiple linear regression
Wen-Hsien Ho (2011)	HTGA	Hybrid Taguchi-genetic algorithm
H. Md. Azamathulla (2011)	RMSE	Predicted values and measured values model
P. Mullai (2011)	MF	Membership function
M. Mehrabi (2011)	RMSE	Predicted values and measured values model
Ali Haghighat Mesbahi (2011)	ANN, FIS	Mathematical and computational model, Fuzzy Inference System

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
Ali Nazari, Gholamreza Khalaj (2011)	MF	Membership functions
Mansour Talebizadeh (2011)	ANN	Mathematical and computational model
Mu-Yen Chen (2011)	PSO	Particle swarm optimization
Swasti R. Khuntia (2011)	ANN	Mathematical and computational model
Yung-Ching Ho (2011)	SEM	Structural equation modeling
Mehdi Bagheri (2011)	BPSO-MLR	Binary particle swarm optimization
Iman Malekmohamadi (2011)	SVM, BN, ANN,	Support Vector Machine, Bayesian Network, Artificial Neural Network
Ali Nazari (2011)	-	-
Oguz Kaynar (2011)	ANN, RBF, MLP	Mathematical and computational model, Fuzzy Inference System
Ismail Kiyak (2011)	-	-
Ilke Turkmen (2011)	NFDMF	Neuro-fuzzy detector based median filter
M. Mohandes (2011)	ANN	Mathematical and computational model
Zhiling Yang (2011)	RMSE	Neural network auto-regressive models
Sajjad Mahmoudinezhad (2011)	-	-
Deepak Joshi (2011)	RMSE	Neural network auto-regressive models
U. Sabura Banu (2011)	CSTR	Continuous Stirred Tank Reactor
Hong Zheng (2011)	MF	Membership functions
T. Ravi Kiran (2011)	ANN, FIS	Artificial neural networks, fuzzy inference system
Ali Nazari (2011)	ESR	Experimental process
Yuanfei Han (2011)	RMSE	Accuracy Model
Mohsen Shahlaei (2011)	QSAR	Quantitative structure–activity relationship
Mahmut Bilgehan (2011)	ANN	Artificial neural networks
Veli Deniz (2011)	ANN	Artificial neural networks

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
Chandrasekhar Nataraj (2011)	ECC	Equivalent cure concept
Mohammad Shafiur Rahman (2011)	ARX	Auto regressive with exogenous
H.M.I. Pousinho (2011)	Laguerre expansion	Escape-like model
Abbas Saghaei (2011)	AR-NFIS	Auto Regressive Neuro-Fuzzy Inference System
Rajesh Singh (2012)	NARX	Non auto regressive with exogenous
Swasti R. Khuntia (2012)	AGC	Automatic generation control
Bedri Kurtulus (2012)	MF	Membership functions
Servet Yildiz (2012)	MLR	Multiple Linear Regression
Ali Nazari (2012)	-	-
Rahmat Madandoust (2012)	SVD	Singular value decomposition
Melih Iphar (2012)	ANN	Artificial neural networks
Ali Firat Cabalar (2012)	-	-
Patricia Melin (2012)	RMSE	Root mean square error
S.G. Patil (2012)	ANN, SVM	Artificial neural networks, Support Vector Machine
M. Trachterna (1999)	-	-
G. Ramakrishna (1999)	ANN	Artificial neural networks
Eli Bokshtein (2000)	RMS	Root mean square
K. Ellithy (2000)	ANN	Artificial neural networks
A. Sfetsos (2000)	ARMA	Traditional linear model
M. Onder Efe (2000)	FNN	Feedforward neural networks
Jun Liao (2000)	FNNAGS	Fuzzy neural networks system for the automatic generation
A. H. Coonick (2000)	ARMA	Traditional linear model
Kuo-Ming Tsai (2001)	RBFN	Radial basis function networks
Pei-Jen Wang (2001)	TANMLP	Hyperbolic Tangent Sigmoid Multi- layered Perceptron

Άρθρα	Μοντέλο	Είδος Μοντέλου
D.A. Linkens (2001)	Sugeno	Linear or constant output membership functions
J. Altmann (2001)	DWPA	Discrete wavelet packet analysis
Omar Al-Jarrah (2001)	-	-
Kuang-Chyi Lee (2002)	FNN	Fuzzy neural network
Ching-Hung Lee (2002)	GPM	Given gain and phase margin
Byungwhan Kim (2002)	HICP	Hemispherical inductively coupled plasma
Dan Simon (2002)	-	-
Chi Bin Cheng (2002)	Sugeno	Linear or constant output membership functions
Azzam Fouad George Taktak (2002)	ROC	Receiver operating characteristics
Rashmi Malhotra (2002)	Sugeno	Linear or constant output membership functions

Πίνακας 4.5 : Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης των μοντέλων

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Geethanjali, M. (2006)	Calculating operating time of the OC relay corresponding to the respective load current and TDS
Buragohain, M. (2006)	Random vectors of several oblong objects
Wen-Hsien Ho (2008)	Percentage of correctly classified negative or positive counts, Accumulative abnormal returns
Hosseini, S.H. (2006)	Distribution and autocorrelations of standardized returns
Elif Derya Ubeyli (2007)	Classification in classes of the OA Doppler signals
Yi-Jen Mon (2007)	ISIC is controlled to achieve correct identification of impact severity. For traditional control, all the impact severities are identified as moderate levels
Ying-Ming Wang (2007)	The interconnection pattern between different layers of neurons, the learning process for updating the weights of the interconnections and the activation function that converts a neuron's weighted input to its output activation
Echanobe, J. (2006)	Methods for Generic Function to calculate mean square error estimations in the chain ladder framework
Avci, E. (2008)	Find the empirical mean along each dimension, then place the calculated mean values into an empirical mean vector u of m dimensions. Subtract the empirical mean vector u from each column of the data matrix X , store mean-subtracted data in the $M \times N$ matrix B
Naadimuthu, G. (2007)	Recurrent multilayer perceptron consists of a series of cascaded subnetworks, each of which consists of multiple layers of nodes. Each of these subnetworks is entirely feed-forward except for the last layer, which can have feedback connections among itself
Zhi Q. Gu (2007)	Modified rescaled range statistic measure developed for long memory
Engin Avci (2007)	Experiments are conducted with monochrome Brodatz texture images, which are obtained from randomly selected (overlapping or non-overlapping) images
Ibrahim Turkoglu (2007)	Combination of parameter choices is checked using cross validation, and the parameters with best cross-validation accuracy are picked. The final model, which is used for testing and for classifying new data, is then trained on the whole training set using the selected measures
Melih Inal (2008)	Algorithms that reduce the multi-class task to several binary problems are applied through the multi-class MLP measure section.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Van Tung Tran (2008)	Coefficient, standard error, t-statistic, standard deviation of dependent variable
Hikmet Esen (2007)	The heat extraction, the heating coefficient, the performance of groundcoupled heat pump system
Hikmet Esen (2008)	Temperature measures are taken to make sure the compressor and circulating pump work. To set the room temperature below 24 degrees of C a condenser fan is used
M. Alimardani (2007)	Standard error of regression, laser solid freeform fabrication measures
C. Shu (2007)	Measures of correlation are used in learning systems and have been extended to a fuzzy environmend based on extension principle
Mahmut Tokmakc (2008)	Simulation study and the calculation of the measures of nonlinearity
Hsiu Fen Tsai (2008)	The measures consist of nonlinear time-varying conditional variances and Gaussian innovations.Its generally a mathematical formula
Li-Chih Ying (2007)	The process is repeated until the probability that the threshold index selects the minimum is sufficiently large
Abdulkadir Sengur (2008)	In the algorithm two scale factors v and t are predetermined and applied for calculating the free parameters e where the various measures stand for an input vector
Mihir K. Das (2007)	Arrange the input pattern in the following four input signals: the firm size $u_1(t)$, the return on total asset $u_2(t)$, the return on common equity $u_3(t)$, and the return on sales $u_4(t)$. Only an appropriate growth rate of long-term investment $y(t)$ is designed as output
Hikmet Esen (2008)	Measures of correlation are used in learning systems and have been extended to a fuzzy environmend based on extension principle
Ali Ozturk (2008)	The rule base was created by applying the samples in the training subset for 1000 epochs
L. Jimenez (2007)	Accumulative abnormal returns, additional measures lying at the cube vertices and side centres
M.A. Ghoush (2007)	ANFIS was used for predicting the output properties of mayonnaise system, several measures were used to achieve similar products
Cihan Karakuzu (2007)	The proposed method is superior to its classical derivative counterparts due to measures with derivative knowledge of highly complex mathematical computations
Xiao-Juan Wu (2008)	The electrolyte layer allows only oxide ions to pass through and at the anode-electrolyte interface, hydrogen molecules present in the fuel react with oxide ions to form water and release electrons

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Leocundo Aguilar (2003)	The algorithm converts the linguistic control, based on expert knowledge into an automatic control strategy
H.F. Kwok (2003)	A fuzzy inference system whose overall output is the weighted average of each rule's crisp output. The output membership functions are monotonic functions
Fung-Huei Yeh (2003)	In order to have ANFIS learn more correctly, enough sets of training data computed from the numerical model are needed. Placing the 23rd single Braille cell under the specific ambient temperature, the values of the demanded voltage and the coil resistance are inputted
N. Nariman-Zadeh (2004)	Singular value decomposition measures are used as a powerful numerical technique to determine optimally the linear coefficients embodied in the conclusion part of ANFIS model to deal with probable singularities
Erkan Be-sdok (2004)	A number of measures were realized in order to evaluate the performance of the proposed AIF in comparison with the highly approved filters for impulsive noise suppression. The experiments were carried out on the well-known test images
Lakhmi Jain (2004)	The number of time intervals is provided to the neuro-fuzzy system as an argument. These are computed by using Fuzzy-MAR algorithm
Ship-Peng Lo (2005)	Among the architecture, each input parameters membership function was divided into three regions, namely, the small, medium and large regions
Alfonso Iglesias Nuno (2005)	Competitive units, feedforward connections, input layer
E. Besdok (2005)	The triangulation phase was achieved by using the location coordinates of the uniformly distributed pixels, which are suspected to be corrupted pixels
L.Simon (2005)	A new measure was proposed, which uses an elliptical function instead of linear correlation. An artificial LED signal was constructed by adding the amplitudes of the tumor motion in all 3 directions quadratically
C. Riverol (2009)	In order to improve the quality of the signal in ANFIS, a simple fuzzy filter was created and incorporated in the layer 0 of the control structure of a wood dryer. The new ANFIS requires lower computational complexity and the results indicated that the new ANFIS gives satisfactory reduction of the noise to pilot plant scale

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	Using Lyapunov stability approach, a certain selection criterion for covarian cematrix of the Kalmanga in, acceleration rate. Also, the Lyapunov function provides identifier convergence. The combination of a derivative-based method with derivative free method makes a fast algorithm in comparison to derivative free method
Julián Moreno (2009)	The input variables were analyzed in more detail in order to discover significant relations with the ideal generation of a specific plant
Wang Chong-lin (2009)	The monitoring equipment measure was in the collection and processing performance to the relational parameters and pass the monitoring data to the computer in monitoring centre by the nearby monitoring substation
Mahdi Aliyari Shoorehdeli (2009)	In this study, the effective learning rates were obtained for pure GD based and common hybrid method based on GD and RLS
Q. Yuan (2009)	A decision was made to select one kind of suitable fusion algorithm to compute the overall fusion estimation
Engin Avci (2009)	Find the empirical mean along each dimension, then place the calculated mean values into an empirical mean vector u of m dimensions. Subtract the empirical mean vector u from each column of the data matrix X , store mean-subtracted data in the $M \times N$ matrix B
Seydi Vakkas Ustun (2009)	The experimental setup is worked for Ziegler-Nichols model and Genetic-ANFIS model. Therefore, the optimum PI coefficients are found by Ziegler-Nichols and Genetic-ANFIS models.
Sorousha Moayer (2009)	The developed methodology has the ability to learn and correct experts and also translate the linguistic experts' rules. Moreover, ANFIS combines the classical back propagation methods with the minimum least square methods to modify the fuzzy numbers for uncertain variables.
A. Moghaddamnia (2009)	The quantity of data required to construct are liable model was determined using the M-test, which has identified $M \frac{1}{4} 770$ as the sufficient data scenario.
Ching-Hsue Cheng (2009)	A new model, based on multi-stock volatility causality joined to the fusion ANFIS procedure, was proposed to forecast stock index problems in Taiwan. For subsequent research, datasets of other countries, such as China, Japan and Hong Kong were used, to further validate the proposed model.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
H. Md. Azamathulla (2009)	The study investigates the use of ANFIS technique as an alternative to more conventional bed-load predicting equations, based on measured field data of several Malaysian rivers. ANFIS is less time consuming and more flexible than ANN, by employing fuzzy rules and membership functions incorporating with real-world systems.
Servet Soyguder (2009)	The ANFIS results were given in the related tables. The simulation results have shown that the ANFIS can be used as an alternative prediction and control method for HVAC systems
Catherine Vairappan (2009)	A batch type of local search is used to train the proposed system because local search algorithm can be easily implemented and overcomes the weakness of backpropagation and genetic learning in terms of meticulous calculation and no guaranteed convergence.
Roohollah Noori (2009)	Due to important role of WG prediction in MSWMS, a proper model was developed using ANN and ANFIS models. In this study, first WG in Tehran province was predicted using ANN and ANFIS models.
Hossien Riahi-Madvar (2009)	Based on the results, none of these empirical equations have good results and show considerable errors in comparison with measured data.
Mohsen Hayati (2009)	The results obtained with the ANFIS model is also compared to an ANN model and it showed that ANFIS is more reliable for modeling of such nonlinear systems and has more accuracy and flexibility in comparison to ANN model.
M. Jalali-Heravi (2009)	The modified ACO-ANFIS has been testified to be an effective method for variable selection and developing model using the cross-validation techniques of leave-one-out, leave-multiple-out and also Y-randomization.
Sami Ekici (2009)	Normalisation, feature reduction and ANFIS tests were performed to predict the desired performances. As a result, this approach can greatly improved the process responses such as surface roughness and WLT in the wire electrical discharge machining process.
Yasemin Vural (2009)	This information were obtained either from real experiments or an explicit knowledge can be obtained from a human expert to be used to build the model. Alternatively, physical models can be coupled with the neuro-fuzzy models.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Altınay Perendeci (2009)	A model based on adaptive-network based fuzzy inference system was developed using available on-line and off-line operational input variables for a sugar factory anaerobic wastewater treatment plant under unsteady conditions for the prediction of the effluent COD.
Gurkan Yuksek (2009)	It is shown that the constructed ANFIS model exhibits a high performance for predicting UCS and E. The performance comparison also showed that the ANFIS is a good approach for minimizing the uncertainties in the rock engineering projects.
Melek Acar Boyacioglu (2010)	Soft computing techniques have been successfully applied to solve the problems of stock markets. In this study, the adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) is adopted to predict stock market return on the ISE National 100 Index.
C.K. Lau (2010)	The ANFIS classifiers can be easily developed from process historical data, eliminating the need of a detailed mathematical model, which can be difficult to obtain, especially for large-scale processes. The proposed scheme can provide an early warning of a pending failure upsetting the process.
Mohsen Hayati (2010)	The experimental data have been obtained from real hardware in order to train the ANFIS models. Various options have been followed for training the ANFIS model among which hybrid learning algorithm had minimum error.
Foad Soltani (2010)	The proposed model was applied to the 15-Khordad Reservoir in the central part of Iran. The results showed the significant value of using the new model in the reduction of the computational burden of the previously developed models while the optimal operating policies are almost the same.
Esin Dogantekin (2010)	Linear Discriminant Analysis (LDA) and Adaptive Network Based on Fuzzy Inference System (ANFIS) classifier was applied to the task of diagnosing diabetes. Then, the most accurate learning methods was evaluated. It is concluded that the LDA-ANFIS intelligent diagnosis system for diabetes obtains very promising results in classifying the possible diabetes patients.
Jafar Sobhani (2010)	Neural network model NNM6 trained by Levenberg–Marquardt back-propagation algorithm, with five and four PEs in the first and second HLs respectively, could predict the 28-CSNSC in a best manner and the minimum required epochs in comparison with the other neural network models.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Karim Salahshoor (2010)	A new FDD methodology has been proposed in this paper based on the fusion of two powerful FDD systems, implemented via an ANFIS and SVM classifiers. The proposed FDD system has been tailored and adapted for an industrial steam turbine system, faced with a set of 12 major faulty conditions together with its healthy operation.
Mohammad Goodarzi (2010)	The ANFIS procedure was capable of accurately correlating the inputs (PCA scores) with the bioactivities, increasing the predictive ability of MIA descriptors when using the well-known PLS and NPLS regression methods
Ali Osman Ozkan (2010)	In this study, several measures were developed such as an expert diagnostic system for the interpretation of the right and left hand Ulnar artery Doppler signals using MUSIC spectral analysis and ANFIS method.
Salman Zaferanlouei (2010)	ANFIS has proven to be an excellent function approximation tool. Architecture, training parameters of the ANFIS model and input data normalization have important roles in predicting CHF with high accuracy. The proposed ANN model is improved to avoid overfitting.
Aboozar Khajeh (2010)	The QSPR model of the flash point of some esters was successfully developed based on various molecular descriptors by using genetic function approximation (GFA) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) methods.
Amin Talei (2010)	The models that used the pruned sequential rainfall, nonsequential rainfall and the model which used the most recent discharge antecedent as the only input performed better compared to other models. In general however, models using only rainfall antecedents as inputs were found to be superior in long-term discharge forecasts while models which included.
Zhen-Yuan Ji (2010)	The calculation of correlation coefficient was a kind of quantitative analysis of the correlation degree among the factors. In this paper, grey correlation method is used to gain the key geometric elements affecting the synthesis characteristics of hydraulic valve.
Roohollah Noori (2010)	Input selection improves prediction capability of both ANN and ANFIS models. It reduces not only the output error, but also time of calculation due to having less input variables. Number of selected input variables using FS is seven out of twelve candidates while it is nine for GT. In general, FS based models are more proper than GT based models.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Mustafa Inalli (2010)	CGP algorithm provided worse results than that of the other algorithms. This situation can be seen from the related tables and graphics. The convergence of CGP was faster than that of the SCG.
Anupam Das (2010)	The second control strategy was based on limited sampling approach. The methodology involved the employment of a combination of ANFIS and MPE models.
Kadda Beghdad Bey (2010)	the proposed system was further investigated by incorporating other soft computing techniques and measures such as entropy fuzzy clustering.
Zhiyong Tan (2011)	The initial experimental results based on five US stocks are promising. On average, the total returns from the five stocks are able to beat the market by about 50 percentage points.
Min Han (2011)	A dynamic model based on ANFIS and robust relevance vector machine is presented to control the second blow period of BOF steelmaking process. Our main concern is to accurately calculate the volume of oxygen and the amount of coolant needed in the second blow.
Betul Bektas Ekici (2011)	Each of the inputs was assumed to have two membership functions. The outputs of the ANFIS model are annual heating and cooling energy requirements of the building samples. The outputs were compared with numerically calculated results with finite difference approach and it is seen that ANFIS is capable of predicting energy requirements.
Adel Mellit (2011)	The methodology that was followed offers the possibility to develop a new expert configuration of PVPS by implementing the soft computing ANFIS in Matlab and through a PC with data acquisition system.
Jing-Rong Chang (2011)	First, it was defined that each universe of discourse for variables according to the minimum and maximum values of each variable. Second, we partition the universe of discourse by subtractive clustering.
Pravin P. Patil (2011)	The result indicates that ANFIS has the capability to map the input–output relationship, i.e., predict the performance under different operational conditions depending on the availability of the experimental data.
Pezhman Lali (2011)	The main goal of this well done project was designing an ANFIS controller for Telbot for error less tracking. The main idea of using purposed controller was the high degree of nonlinearity character of the ANFIS controller. Our simulation showed the controller improves the error profiles For periodical tracking.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
H.M. Jiang (2011)	A customer satisfaction model of “comfortable-to-carry” for notebook computer design was generated based on the proposed approach to illustrate the method. An N-fold cross validation was conducted to evaluate the effective-ness of the approach.
Ali Fuat Guneri (2011)	Experts decided to incorporate a new criterion, the model loses efficiency because its method of producing results depends on application of historical data. If the company anticipates that the criteria structure will change in the future, the database structure should be constructed with consideration for these planned changes.
Wen-Hsien Ho (2011)	The proposed measure of HTGA-based ANFIS model can potentially be applied to medical decision support systems that advise on the need of adequacy of vancomycin regimen for the patients.
H. Md. Azamathulla (2011)	To overcome the complexity and uncertainty associated with bed load estimation, this study demonstrated that an ANFIS model could be applied for accurate prediction. The ANFIS model successfully predicted the bed load transport in storm sewers.
P. Mullai (2011)	The performance of the reactor in three different phases was ascertained by evaluating the scatter between the observed and simulated results by employing correlation coefficient.
M. Mehrabi (2011)	The system did not require clear, definite and a large sample data, it was a more appropriate method than classical modeling approaches. However, whatever the effective parameters are identified and applied better in the modeling, surely improved results will be obtained.
Ali Haghighat Mesbahi (2011)	The performance evaluation was compared and also ANFIS analysis on influence of each input on output was performed. In the present study, ANFIS is shown to have acceptable results. The following conclusions can be drawn from the present study.
Ali Nazari, Gholamreza Khalaj (2011)	To build the model, training and testing were conducted by using experimental results from 120 specimens. According to the input parameters in the ANFIS models, the pore volume of each specimen was predicted. The training and testing results in the ANFIS models showed a strong potential for predicting the total specific pore volume of the geopolymeric specimens in the considered range.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Mansour Talebizadeh (2011)	Several measures such as series of lake levels, the utilization of time series of three external variables, rainfall, evaporation, and inflow to the lake which are supposed to have the greatest impact on the water budget of the lake resulted in better forecasts.
Mu-Yen Chen (2011)	The optimization benefits and clustering techniques for PS-ANFIS are expected to be useful in the Chess dataset. The results also show that PSO-ANFIS and conventional ANFIS are not sufficiently able to handle larger feature sets or solve complex dimension problems.
Swasti R. Khuntia (2011)	It was observed that the proposed SSSC-based controller provides efficient damping to power system oscillations and greatly improves the system voltage profile.
Yung-Ching Ho (2011)	This study found that the quality of NPD processes has a nonlinear effect on NPD performance. The use of SEM to investigate this relationship may thus lead to an incomplete understanding of the NPD process/performance relationship. This indicates that use of SEM in other studies may not be optimal.
Mehdi Bagheri (2011)	Tentative interpretations can provide the basis for the discovery of underlying causal relationships between molecular structure and thermophysical behavior as expressed through molecular descriptors
Iman Malekmohamadi (2011)	In the line of critically analyzing the aforementioned techniques, it should be noted that wave fields are not only characterized by wave heights but also by wave periods and directions, which was not studied in this paper and could be investigated in future studies.
Ali Nazari (2011)	From the predicted results, the variations of CVN values vs. temperature were obtained and by data fitting the DBTT values derived for each specimen. These values are listed and as it is observed, there is a meaningful agreement between the experimental and predicted results.
Oguz Kaynar (2011)	The performance comparison showed that the soft computing system is a good tool for minimizing the uncertainties in the soil engineering projects.
Ismail Kiyak (2011)	As a ongoing further study, this ANFIS model will be used to produce optimal sized luminaire design by genetic algorithm and to develop the automatic and intelligent lighting control strategies to reduce the lighting energy consumption while maintaining a high level of lighting comfort.
Ilke Turkmen (2011)	The internal parameters of the NF system are determined by training. Training of the system can easily be realized by using artificial images generated in computer.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
M. Mohandes (2011)	No data filters were applied in this particular case because the averaging process neutralized the abnormalities.
Zhiling Yang (2011)	The method presented by this paper can process the missing data of wind speed and wind direction together, by which the measured wind data can be interpolated and prolonged, thus to provide a complete set of measured data for the site selection, design and power prediction of wind farms.
Sajjad Mahmoudinezhad (2011)	This method was used to gain relationship between two main parameters namely Rayleigh number, partition angle and an output variable, average Nusselt number of the heated wall.
Deepak Joshi (2011)	The work presented here achieved the same accuracy using only one measurement. Thus ANFIS can be a potential tool to predict the prosthetic knee angle from contra lateral limb.
U. Sabura Banu (2011)	The outputs of the observer are the three states: concentration, temperature and coolant temperature. The estimators are very accurate so that the deviation in the output is very low.
Hong Zheng (2011)	The FD value was determined by the box counting method of the ImageJ software. In addition, average RGB intensity values from fruit images were obtained using the color histogram tool.
T. Ravi Kiran (2011)	The model was trained and tested with analytical results obtained for a part of climatic conditions during the summer season of a typical meteorological year of Bhopal, India, using Engineering Equation Solver.
Ali Nazari (2011)	The performance of the acquired optimized network was examined by values. All of the obtained values showed that ANFIS is capable to predict the Vickers microhardness of FGSs very close to the experimental data. It has been found that ANFIS models will be valid within the ranges of variables.
Yuanfei Han (2011)	It can be concluded that the ANFIS model have the potential of being successfully trained to predict the flow stress of alloy during different deformation conditions.
Mohsen Shahlaei (2011)	The constructed model clearly reveals good correlations between the structure and inhibitory activity of studied compounds.
Mahmut Bilgehan (2011)	Despite the widespread application of nonlinear mathematical models, there is a lack of comparative studies of different models. Most research studies published so far only use a limited number of nonlinear models.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Veli Deniz (2011)	Consequently, increasing precision in the prediction of optimum cure time of rubber compounds with ANN and ANFIS and use of new computational techniques have important contributions for rubber and tire industry.
Chandrasekhar Nataraj (2011)	The calculations were based on the simulation results. The results of this calculation are listed. The results of this study is compared with the other related studies.
Mohammad Shafiur Rahman (2011)	The advantages of these artificial intelligence method over the regression method is evident in the result and when dealing with such wide range of data set.
H.M.I. Pousinho (2011)	The proposed approach is based on the combination of particle swarm optimization and adaptivenetwork- based fuzzy inference system. The application of the proposed approach to wind power prediction.
Abbas Saghaei (2011)	There have been developed some models for selecting projects in six sigma. But, where there is no complete knowledge about the hierarchy of assessment and the weights of criteria also where there are interrelations among criteria.
Rajesh Singh (2012)	The calculated performance indices were signifying that estimated results are very accurate and encouraging. The benefit of using ANFIS is that it combines advantages of artificial neural network and fuzzy logic with hybrid algorithm to deliver excellent modeling competency for complex.
Swasti R. Khuntia (2012)	High frequency deviation may lead to system collapse, this necessitates an accurate and fast acting controller to maintain the constant nominal system frequency The research work is intended to find the most suitable configurations of the ANFIS.
Bedri Kurtulus (2012)	The selection of the best model also allows a sensitivity analysis of the model to the type and number of membership functions. This analysis reveals that the model is very sensitive to the type and number of MF.
Servet Yildiz (2012)	While Developing ANFIS model, different learning algorithms with different epochs were experimented to define the model which has best potential estimation ability to predict experimental results.
Ali Nazari (2012)	The percentage of water absorption and pore volume of the specimens depends on the particle size distribution pattern of the ashes, time of oven curing and the time of room condition curing. The finer the ashes particle size results.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Rahmat Madandoust (2012)	The results obtained from the GMDH-type neural network and ANFIS model showed a high degree of coherency with the experimental results for both models considered.
Melih Iphar (2012)	Some potentially important variables such as the orientation of the hammer which may be defined as linguistically can also be included in the predictive models.
Ali Firat Cabalar (2012)	One of the objectives of this study was to develop a rule based modeling for the prediction of damping ratio and shear modulus of various sand–mica mixtures as a function of stress, mica content and strain using Neuro-Fuzzy approach.
Patricia Melin (2012)	The results obtained with the proposed architecture of ensembles of ANFIS have been good and positive in predicting time series (like the Mackey–Glass), as it has managed to minimize the prediction error of the time series against the results obtained by other researchers.
S.G. Patil (2012)	The proposed model optimizes SVMs and kernel parameters simultaneously. The performance of GA-SVMR models is compared with ANN and ANFIS models. The results obtained shows that GA-SVMR with b-spline kernel functions performs better than ANN and ANFIS models
M. Trachterna (1999)	The GOR has to start with a decrease of the impedance in the distal impedance channel. The reflux pattern has to be detected at least in the two most distal impedance channels. The decrease in impedance can be observed in higher situated channels corresponding to the height reached by the gastric contents.
G. Ramakrishna (1999)	To overcome the limitations, a ANFIS is proposed. The voltage regulator (tap-changing transformer) and the capacitor (var) problem are treated as two decoupled problems.
Eli Bokshtein (2000)	Unlike the linear estimation algorithm, the ANFIS-based solution is able to adapt to changes of parameters. Using reliable reference data from an external system as well as training solves the problem of system variations, even for considerable defects.
K. Ellithy (2000)	The proposed ANFIS was trained based on real-time measurements of load model parameters. The SVC stabilizer gains can be determined by the ANFIS, which makes the proposed SVC stabilizer relatively simple and suitable for practical implementation.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
A. Sfetsos (2000)	The comparison of various time series forecasting approaches on mean hourly wind speed data indicated the following significant points: the artificial intelligence based models that were used outperformed the respective linear ones and all non-linear models exhibited comparable RMS error.
M. Onder Efe (2000)	In the assessment level, the estimation performance, together with the training times are considered as the primary comparison measures. Numerous simulations are performed on a two degrees of freedom direct drive robotic manipulator model.
Jun Liao (2000)	In the stage off-line design, only the training data need to be provided in order to construct a process model. Users do not need to give the initial fuzzy partitions, membership functions or fuzzy logic rules.
A. H. Coonick (2000)	This time series has the distinct characteristics of a periodic cycle and discontinuities. The analysis revealed that these models outperform conventional approaches based on the forecasting of the clearness index and are able to capture the periodic nature of this series alongside stochastic variation of the process.
Kuo-Ming Tsai (2001)	The ANFIS-based deployment algorithm by opening other different crash data. From the test results, it reveals that the proposed deployment algorithm can possess good identification and control ability for different types of impact conditions.
Pei-Jen Wang (2001)	Logistic Sigmoid Multi-layered Perceptron. Hyperbolic Tangent Sigmoid Multi-layered Perceptron. Radial Basis Function Network. Fast Error Back-Propagation Multi-layered Perceptron with Hyperbolic Tangent Functions Hyperbolic Tangent Sigmoid Multi-layered Perceptron with Adaptive Learning Rate. Radial Basis Function Network with Adaptive Learning Rate.
D.A. Linkens (2001)	The measures were used to simulate the behavior of the process and to design the control algorithm for achieving the required response. The model also can be used to test the effect of extending the current refractive index range and different operating wavelengths.
J. Altmann (2001)	More modest improvements are achieved when compared to the best possible band-pass filter. Used in conjunction with AR spectral analysis, this technique provides enhanced diagnostic capabilities compared to standard approaches of demodulation for low-speed rolling-element bearing vibrations.

Άρθρα	Μέτρα που χρησιμοποιούνται
Omar Al-Jarrah (2001)	The work was accomplished by training a set of ANFIS models, each of which is dedicated for the recognition of a given gesture. Without the need for any gloves, an image for the gesture is acquired using a camera connected to a computer.
Kuang-Chyi Lee (2002)	Experimental results have shown that the proposed ANFIS based method outperforms the existing polynomial network-based method in terms of modeling and prediction accuracy.
Ching-Hung Lee (2002)	A simple method was also developed to estimate the stabilizing region of controller parameters and valid region for gain-phase margin specification. The ANFIS can still find suitable PID controller parameters that guarantee the stabilization even for unreasonable specifications.
Byungwhan Kim (2002)	Prediction performances of ANFIS were investigated as a function of training factors, including a type of membership function, number of function generation, and two learning factors. Depending on the type and number of membership function.
Dan Simon (2002)	The theoretical strength of the Kalman filter has led to its application in hundreds of technologies, and this paper demonstrates that fuzzy system optimization is yet another fruitful application of Kalman filtering.
Chi Bin Cheng (2002)	A derivative free optimization technique, namely, the genetic algorithm, to model and to solve a multiple nonlinear response system, whose function is approximately represented in the tabular form. The neuro-fuzzy network replaces the modeling or the usually used regression techniques, which cannot handle complicated nonlinear and approximately known systems.
Azzam Fouad George Taktak (2002)	Definition of membership functions is not easily achieved, as every membership function has several properties that can be modified or tuned, such as 'number of membership functions', 'support' and 'alpha-cut'.
Rashmi Malhotra (2002)	Due to the limited human capacity for processing information, it is very difficult to construct a comprehensive rule base if the number of linguistic variables is large. Defining the rule-consequent parameters is vital, however, manual optimisation is laborious and time consuming.

Κεφάλαιο 5 : Συμπεράσματα

Όπως αναφέρθηκε και στην εισαγωγή αυτού του συγγράμματος το ANFIS έχει εφαρμογές σε πάρα πολλούς τομείς. Μερικά από τα παραδείγματα που παρουσιάστηκαν σε αυτή την εργασία είναι : το σύστημα αερόσακων ενός αυτοκινήτου, ο υπολογισμός της ανθεκτικότητας μιας γέφυρας, διάφοροι τομείς της ιατρικής όπως περιπτώσεις καρδιακών βαλβίδων, η παρασκευή τροφίμων όπως η μαγιονέζα, η ανθεκτικότητα και η ασφάλεια ανελκυστήρων, διάφορα θέματα της οικονομίας όπως η πρόβλεψη ισοτιμιών κι άλλες πολλές χρήσεις.

Σε κάθε θέμα που εξετάστηκε, η εκάστοτε συγγραφική ομάδα προσπάθησε να κάνει συγκρίσεις με άλλα μοντέλα. Εξετάστηκε μια πλειάδα μοντέλων πέρα από το ANFIS με πιο χαρακτηριστικά παραδείγματα τα : ANN (Artificial neural networks), RMSE (Root mean square error), FNN (Feedforward neural networks), CSTR (Continuous Stirred Tank Reactor), RL (Reinforcement learning) και ARMAX (Auto-Regressive Moving Average with Exogenous Inputs). Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις οι συγγραφείς κατέληξαν ότι το ANFIS δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τα άλλα μοντέλα.

Στα περισσότερα άρθρα πραγματοποιήθηκε επεξεργασία των δεδομένων. Ωστόσο σε κάποιες περιπτώσεις έγινε απλά η συλλογή των δεδομένων κι η αξιολόγηση τους χωρίς να γίνει κάποια επεξεργασία. Η συλλογή των δεδομένων παρατηρήθηκε ότι γινόταν με τις ακόλουθες συχνότητες:

- Ημερησίως (Daily)
- Εβδομαδιαίως (Weekly)
- Ανά δεκαπενθήμερο (Per 15 Days)
- Μηνιαίως (Monthly)
- Ετησίως (Yearly)

Σε κάθε άρθρο από τα εκατόν πενήντα που εξετάστηκαν, ορίστηκαν κάποιες μεταβλητές εισόδου (παράμετροι). Αναλόγως λοιπόν με το ποιες είναι οι εκάστοτε ορισμένες μεταβλητές, γίνεται κι η σχετική έρευνα κι επεξεργασία ώστε να βγουν τα

συμπεράσματα που θέλει ο κάθε συγγραφέας. Για παράδειγμα στην περίπτωση των παθήσεων στην καρδιακή βαλβίδα οι παράμετροι που ορίστηκαν ήταν η ηλικία του ασθενούς, τα ευρήματα από το καρδιογράφημα, τα αποτελέσματα του υπέρηχου Doppler, και το αν είχε ο ασθενής ιστορικό ασθενειών της καρδιάς. Με το ίδιο σκεπτικό αποφασίστηκαν κι οι παράμετροι στα υπόλοιπα άρθρα.

Ομοίως σε όλα τα άρθρα γίνεται μια αναφορά στα μέτρα που χρησιμοποιήθηκαν από τους συγγραφείς κατά τη χρήση του μοντέλου. Για παράδειγμα στην περίπτωση της καρδιακής βαλβίδας που αναφέρθηκε και προηγουμένως, οι συγγραφείς τοποθέτησαν τα δεδομένα σε πίνακα $M \times N$ και με αυτό τον τρόπο γινόταν άμεση σύγκριση στις μετρήσεις του κάθε ασθενούς με τις φυσιολογικές μετρήσεις. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται εύκολη και γρήγορη η εκτίμηση για το αν τα αποτελέσματα είναι φυσιολογικά (εντός των ορίων που τέθηκαν στον πίνακα $M \times N$) ή μη φυσιολογικά.

Γενικά το ANFIS προσφέρει γρήγορα, ακριβή και εξαιρετικά αξιόπιστα αποτελέσματα όπως φάνηκε κι από τα προηγούμενα κεφάλαια αυτής της εργασίας. Παρατηρήθηκε ότι η εφαρμογή του νεύρο-ασαφούς μοντέλου στα περισσότερα άρθρα έγινε στο Matlab, με τη χρήση του fuzzy logic toolbox, το οποίο περιέχει όλα τα απαραίτητα εργαλεία για την ολοκληρωμένη ανάπτυξη και αναλυτική χρήση ενός Προσαρμοστικού Νεύρο- Ασαφούς Συστήματος Συμπερασμού (Adaptive Neural Fuzzy Inference, ANFIS). Επίσης ύστερα από λεπτομερή μελέτη στα άρθρα που εξετάστηκαν διαπιστώθηκε ότι σε κάθε περίπτωση θα πρέπει να εξασφαλίζεται η αύξηση του αριθμού των εισόδων, που μεταφράζεται σε αύξηση της πολυπλοκότητας του συστήματος, να επιφέρει ανάλογη μείωση του σφάλματος.

Τέλος, συνοψίζοντας όλα τα παραπάνω, γίνεται κατανοητό ότι ο κλάδος της υπολογιστικής νοσημοσύνης και των νεύρο-γενετικών συστημάτων προσφέρει μεγάλες δυνατότητες όσον αφορά στη βελτιστοποίηση των εφαρμογών στις οποίες χρησιμοποιείται. Σε κάθε εφαρμογή πρέπει να λαμβάνεται υπόψη η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου, καθώς και το είδος των δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Από τα αποτελέσματα των εφαρμογών διαπιστώνεται πως η προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου επηρεάζεται σε μικρότερο ή μεγαλύτερο βαθμό από τη φύση των δεδομένων.

Βιβλιογραφία

Επιστημονικά Άρθρα:

- [1] Geethanjali, M. A combined adaptive network and fuzzy inference system (ANFIS) approach for overcurrent relay system
- [2] Buragohain, M. A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design
- [3] Wen-Hsien Ho. Adaptive network-based fuzzy inference system for prediction of surface roughness in end milling process using hybrid Taguchi-genetic learning algorithm
- [4] Hosseini, S.H. Adaptive neuro-fuzzy inference system based automatic generation control
- [5] Elif Derya Ubeyli. Adaptive neuro-fuzzy inference system employing wavelet coefficients for detection of ophthalmic arterial disorders
- [6] Yi-Jen Mon. Airbag controller designed by adaptive-network-based fuzzy inference system (ANFIS)
- [7] Ying-Ming Wang. An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment
- [8] Echanobe, J. An adaptive neuro-fuzzy system for efficient implementations
- [9] Avci, E. An intelligent diagnosis system based on principle component analysis and ANFIS for the heart valve diseases
- [10] Naadimuthu, G. Application of an adaptive neural fuzzy inference system to thermal comfort and group technology problems
- [11] Zhi Q. Gu. Application of MR damper in structural control using ANFIS method
- [12] Engin Avci. Comparison of wavelet families for texture classification by using wavelet packet entropy adaptive network based fuzzy inference system
- [13] Ibrahim Turkoglu. Comparison of wavelet-SVM and wavelet-adaptive network based fuzzy inference system for texture classification
- [14] Melih Inal. Determination of dielectric properties of insulator materials by means of ANFIS: A comparative study

- [15] Van Tung Tran. Fault diagnosis of induction motor based on decision trees and adaptive neuro-fuzzy inference
- [16] Hikmet Esen. Modelling a ground-coupled heat pump system using adaptive neuro-fuzzy inference systems
- [17] Hikmet Esen. Predicting performance of a ground-source heat pump system using fuzzy weighted pre-processing-based ANFIS
- [18] Masoud Alimardani. Prediction of laser solid freeform fabrication using neuro-fuzzy method
- [19] C. Shu. Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system
- [20] Mahmut Tokmakc. The reevaluate statistical results of quality of life in patients with cerebrovascular disease using adaptive network-based fuzzy inference system
- [21] Hsiu Fen Tsai. Timing of resources exploration in the behavior of firm – Innovative approach and empirical simulation
- [22] Li-Chih Ying. Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads
- [23] Abdulkadir Sengur. Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification
- [24] Mihir K. Das. Adaptive fuzzy model identification to predict the heat transfer coefficient in pool boiling of distilled water
- [25] Hikmet Esen. Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy assessments for ground-coupled heat pump system
- [26] Ali Ozturk. Comparison of neuro-fuzzy systems for classification of transcranial Doppler signals with their chaotic invariant measures
- [27] L. Jimenez. Comparison of polynomial and neural fuzzy models as applied to the ethanolamine pulping of vine shoots
- [28] Mahmoud Abu Ghoush. Formulation and fuzzy modeling of emulsion stability and viscosity of a gum–protein emulsifier in a model mayonnaise system
- [29] Cihan Karakuzu. Fuzzy controller training using particle swarm optimization for nonlinear system control
- [30] Xiao-Juan Wu. Nonlinear modeling of a SOFC stack based on ANFIS identification

- [31] Leocundo Aguilar. Intelligent control of a stepping motor drive using a hybrid neuro-fuzzy ANFIS approach
- [32] H.F. Kwok. Rule-base derivation for intensive care ventilator control using ANFIS
- [33] Fung-Huei Yeh. Applied CAD and ANFIS to the Chinese Braille display optimization
- [34] N. Nariman-Zadeh. Design of ANFIS networks using hybrid genetic and SVD methods for the modelling of explosive cutting process
- [35] Erkan Be-sdok. A new method for impulsive noise suppression from highly distorted images by using Anfis
- [36] Lakhmi Jain. ANFIS unfolded in time for multivariate time series forecasting
- [37] Ship-Peng Lo. The prediction of wafer surface non-uniformity using FEM and ANFIS in the chemical mechanical polishing process
- [38] Alfonso Iglesias Nuno. Optimisation of fishing predictions by means of artificial neural networks, anfis, functional networks and remote sensing images
- [39] E. Besdok. Using Anfis with circular polygons for impulsive noise suppression from highly distorted images
- [40] L.Simon. Quality Assurance of 4D-CT using a programmable motorized phantom
- [41] C. Riverol. A fuzzy filter for improving the quality of the signal in adaptive-network-based fuzzy inference systems (ANFIS)
- [42] Mahdi Aliyari Shoorehdeli. Training ANFIS as an identifier with intelligent hybrid stable learning algorithm based on particle swarm optimization and extended Kalman filter
- [43] Julián Moreno. Hydraulic plant generation forecasting in Colombian power market using ANFIS
- [44] Wang Chong-lin. Study on coalface stray current safety early warning based on ANFIS
- [45] Mahdi Aliyari Shoorehdeli. Identification using ANFIS with intelligent hybrid stable learning algorithm approaches and stability analysis of training methods
- [46] Q. Yuan. An adaptive fusion algorithm based on ANFIS for radar/infrared system
- [47] Engin Avci. An intelligent diagnosis system based on principle component analysis and ANFIS
- [48] Seydi Vakkas Ustun. Modeling and control of V/f controlled induction motor using genetic-ANFIS algorithm

- [49] Sorousha Moayer. Hybrid intelligent scenario generator for business strategic planning by using ANFIS
- [50] A. Moghaddamnia. Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models - with a case study in solar radiation estimation
- [51] Ching-Hsue Cheng. Fusion ANFIS models based on multi-stock volatility causality for TAIEX forecasting
- [52] H. Md. Azamathulla. An ANFIS-based approach for predicting the bed load for moderately sized rivers
- [53] Servet Soyguder. An expert system for the humidity and temperature control in HVAC systems using ANFIS and optimization with Fuzzy Modeling Approach
- [54] Catherine Vairappan. Batch type local search-based adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with self-feedbacks for time-series prediction
- [55] Roohollah Noori. Results uncertainty of solid waste generation forecasting by hybrid of wavelet transform-ANFIS and wavelet transform-neural network
- [56] Hossien Riahi-Madvar. An expert system for predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams by using ANFIS
- [57] Mohsen Hayati. Prediction of the heat transfer rate of a single layer wire-on-tube type heat exchanger using ANFIS
- [58] M. Jalali-Heravi. Quantitative structure–activity relationship study of serotonin receptor inhibitors using modified ant colony algorithm and adaptive neuro-fuzzy interference system (ANFIS)
- [59] Sami Ekici. An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM
- [60] Yasemin Vural. Performance prediction of a proton exchange membrane fuel cell using the ANFIS model
- [61] Altınay Perendeci. Effects of phase vector and history extension on prediction power of adaptive-network based fuzzy inference system (ANFIS) model for a real scale anaerobic wastewater treatment plant operating under unsteady state
- [62] Gurkan Yuksek. Prediction of the strength and elasticity modulus of gypsum using multiple regression, ANN, and ANFIS models
- [63] Melek Acar Boyacioglu. An Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul Stock Exchange

- [64] C.K. Lau. Fault diagnosis of the polypropylene production process (UNIPOL PP) using ANFIS
- [65] Mohsen Hayati. Modeling and simulation of combinational CMOS logic circuits by ANFIS
- [66] Foad Soltani. Developing operating rules for reservoirs considering the water quality issues: Application of ANFIS-based surrogate models
- [67] Esin Dogantekin. An intelligent diagnosis system for diabetes on Linear Discriminant Analysis and Adaptive Network Based Fuzzy Inference System: LDA-ANFIS
- [68] Jafar Sobhani. Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models
- [69] Karim Salahshoor. Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using fusion of SVM (support vector machine) and ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) classifiers
- [70] Mohammad Goodarzi. MIA–QSAR coupled to principal component analysis-adaptive neuro-fuzzy inference systems (PCA–ANFIS) for the modeling of the anti-HIV reverse transcriptase activities of TIBO derivatives
- [71] Ali Osman Ozkan. Medical diagnosis of rheumatoid arthritis disease from right and left hand Ulnar artery Doppler signals using adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) and MUSIC method
- [72] Salman Zaferanlouei. Prediction of critical heat flux using ANFIS
- [73] Aboozar Khajeh. QSPR prediction of flash point of esters by means of GFA and ANFIS
- [74] Amin Talei. Evaluation of rainfall and discharge inputs used by Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems (ANFIS) in rainfall–runoff modeling
- [75] Zhen-Yuan Ji. Characteristics forecasting of hydraulic valve based on grey correlation and ANFIS
- [76] Roohollah Noori. Uncertainty analysis of developed ANN and ANFIS models in prediction of carbon monoxide daily concentration
- [77] Mustafa Inalli. ANN and ANFIS models for performance evaluation of a vertical ground source heat pump system
- [78] Anupam Das. Process control strategies for a steel making furnace using ANN with Bayesian regularization and ANFIS

- [79] Kadda Beghdad Bey. Mixture of ANFIS systems for CPU load prediction in metacomputing environment
- [80] Zhiyong Tan. Stock trading with cycles: A financial application of ANFIS and reinforcement learning
- [81] Min Han. Dynamic control model of BOF steelmaking process based on ANFIS and robust relevance vector machine
- [82] Betul Bektas Ekici. Prediction of building energy needs in early stage of design by using ANFIS
- [83] Adel Mellit. ANFIS-based modelling for photovoltaic power supply system: A case study
- [84] Jing-Rong Chang. A hybrid ANFIS model based on AR and volatility for TAIEX forecasting
- [85] Pravin P. Patil. Performance evaluation of a copper omega type Coriolis mass flow sensor with an aid of ANFIS tool
- [86] Pezhman Lali. A novel approach to develop the control of Telbot using ANFIS for nuclear hotcells
- [87] H.M. Jiang. Modeling customer satisfaction for new product development using a PSO-based ANFIS approach
- [88] Ali Fuat Guneri. An approach based on ANFIS input selection and modeling for supplier selection problem
- [89] Wen-Hsien Ho. An ANFIS-based model for predicting adequacy of vancomycin regimen using improved genetic algorithm
- [90] H. Md. Azamathulla. ANFIS-based approach for predicting Sediment Transport in Clean Sewer
- [91] P. Mullai. Experiments and ANFIS modelling for the biodegradation of penicillin-G wastewater using anaerobic hybrid reactor
- [92] M. Mehrabi. Modeling of heat transfer and fluid flow characteristics of helicoidal double-pipe heat exchangers using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
- [93] Ali Haghighat Mesbahi. Performance prediction of a specific wear rate in epoxy nanocomposites with various composition content of polytetrafluoroethylen (PTFE), graphite, short carbon fibers (CF) and nano-TiO₂ using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

- [94] Gholamreza Khalaj. Prediction total specific pore volume of geopolymers produced from waste ashes by ANFIS
- [95] Mansour Talebizadeh. Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models
- [96] Mu-Yen Chen. A hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering
- [97] Swasti R. Khuntia. ANFIS approach for SSSC controller design for the improvement of transient stability performance
- [98] Yung-Ching Ho. Comparing ANFIS and SEM in linear and nonlinear forecasting of new product development performance
- [99] Mehdi Bagheri. BPSO-MLR and ANFIS based modeling of lower flammability limit
- [100] Iman Malekmohamadi. Evaluating the efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in wave height prediction
- [101] Ali Nazari. Modeling ductile to brittle transition temperature of functionally graded steels by ANFIS
- [102] Oguz Kaynar. Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils
- [103] Ismail Kiyak. Modeling of dimmable High Power LED illumination distribution using ANFIS on the isolated area
- [104] Ilke Turkmen. Efficient impulse noise detection method with ANFIS for accurate image restoration
- [105] M. Mohandes. Estimation of wind speed profile using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)
- [106] Zhiling Yang. Interpolation of missing wind data based on ANFIS
- [107] Sajjad Mahmoudinezhad. Modeling the free convection heat transfer in a partitioned cavity using ANFIS
- [108] Deepak Joshi. ANFIS based knee angle prediction: An approach to design speed adaptive contra lateral controlled AK prosthesis
- [109] U. Sabura Banu. ANFIS based sensor fault detection for continuous stirred tank reactor

- [110] Hong Zheng. An adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) for detection of bruises on Chinese bayberry (*Myrica rubra*) based on fractal dimension and RGB intensity color
- [111] T. Ravi Kiran. An effectiveness model for an indirect evaporative cooling (IEC) system: Comparison of artificial neural networks (ANN), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and fuzzy inference system (FIS) approach
- [112] Ali Nazari. Application of ANFIS for analytical modeling of JIC of functionally graded steels
- [113] Yuanfei Han. An ANFIS model for the prediction of flow stress of Ti600 alloy during hot deformation process
- [114] Mohsen Shahlaei. Application of an expert system based on Genetic Algorithm–Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (GA–ANFIS) in QSAR of cathepsin K inhibitors
- [115] Mahmut Bilgehan. Comparison of ANFIS and NN models—With a study in critical buckling load estimation
- [116] Veli Deniz. Predicting optimum cure time of rubber compounds by means of ANFIS
- [117] Chandrasekhar Nataraj. Identification of sympathetic and parasympathetic nerves function in cardiovascular regulation using ANFIS approximation
- [118] Mohammad Shafiur Rahman. Thermal conductivity prediction of foods by Neural Network and Fuzzy (ANFIS) modeling techniques
- [119] H.M.I. Pousinho. A hybrid PSO–ANFIS approach for short-term wind power prediction in Portugal
- [120] Abbas Saghaei. Developing an integrated model for the evaluation and selection of six sigma projects based on ANFIS and fuzzy goal programming
- [121] Rajesh Singh. Estimation of elastic constant of rocks using an ANFIS approach
- [122] Swasti R. Khuntia. Simulation study for automatic generation control of a multi-area power system by ANFIS approach
- [123] Bedri Kurtulus. Hydraulic head interpolation using ANFIS—model selection and sensitivity analysis
- [124] Servet Yildiz. ANFIS and statistical based approach to prediction the peak pressure load of concrete pipes including glass fiber

- [125] Ali Nazari. Experimental investigations and ANFIS prediction of water absorption of geopolymers produced by waste ashes
- [126] Rahmat Madandoust. Prediction of the concrete compressive strength by means of core testing using GMDH-type neural network and ANFIS models
- [127] Melih Iphar. ANN and ANFIS performance prediction models for hydraulic impact hammers
- [128] Ali Firat Cabalar. Some applications of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) in geotechnical engineering
- [129] Patricia Melin. A new approach for time series prediction using ensembles of ANFIS models
- [130] S.G. Patil. Genetic algorithm based support vector machine regression in predicting wave transmission of horizontally interlaced multi-layer moored floating pipe breakwater
- [131] M. Trachterna. Procedure for the semi-automatic detection of gastro-oesophageal reflux patterns in intraluminal impedance measurements in infants
- [132] G. Ramakrishna. Adaptive neuro-fuzzy inference system for volt/var control in distribution systems
- [133] Eli Bokshtein. Monopulse amplitude direction-finding using neuro-fuzzy approach
- [134] K. Ellithy. A hybrid neuro-fuzzy static var compensator stabilizer for power system damping improvement in the presence of load parameters uncertainty
- [135] A. Sfetsos. A comparison of various forecasting techniques applied to mean hourly wind speed time series
- [136] M. Onder Efe. A comparative study of soft-computing methodologies in identification of robotic manipulators
- [137] Jun Liao. Application of a system for the automatic generation of fuzzy neural networks
- [138] A. H. Coonick. Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques
- [139] Kuo-Ming Tsai. Comparisons of neural network models on material removal rate in electrical discharge machining

- [140] Pei-Jen Wang. Predictions on surface finish in electrical discharge machining based upon neural network models
- [141] D.A. Linkens. Modeling and fabrication of optical interference rugate filters
- [142] J. Altmann. Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling element bearing fault diagnosis
- [143] Omar Al-Jarrah. Recognition of gestures in Arabic sign language using neuro-fuzzy systems
- [144] Kuang-Chyi Lee. Accurate modeling and prediction of surface roughness by computer vision in turning operations using an adaptive neuro fuzzy inference system
- [145] Ching-Hung Lee. Tuning of PID controllers for unstable processes based on gain and phase margin specifications: a fuzzy neural approach
- [146] Byungwhan Kim. Fuzzy logic model of Langmuir probe discharge data
- [147] Dan Simon. Training fuzzy systems with the extended Kalman filter
- [148] Chi Bin Cheng. Neuro-Fuzzy and Genetic Algorithm in Multiple Response Optimization
- [149] Azzam Fouad George Taktak. Automatic detection of distorted plethysmogram pulses in neonates and paediatric patients using an adaptive-network-based fuzzy inference system
- [150] Rashmi Malhotra. Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems

Άλλα συγγράμματα:

- [1] Μηνάς Περτσελάκης. «Μοντελοποίηση νεύρο-ασαφών συστημάτων γινομένου για εφαρμογές περιβαλλοντικής ευφυΐας» Διδακτορική διατριβή
- [2] Ευθύμιος Νικολάου. «Συγκριτική ανάλυση και εφαρμογή γραμμικών, μη-γραμμικών και νεύρο-ασαφών μεθόδων, για τη βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη παραγωγής ενέργειας από αιολικά πάρκα» Διπλωματική εργασία
- [3] Jimit Patel, Rishi Gianchandani. ANFIS Control for Robotic Manipulators: Adaptive Neuro Fuzzy Inference Systems for Intelligent Control

Διαδικτυακοί τόποι:

- [1] <http://www.fsu.gr/>
- [2] <http://en.wikipedia.org>
- [3] <http://www.mathworks.com>
- [4] <http://www.sciencedirect.com/>