Πολυτεχνείο Κρήτης

Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

Διπλωματική Εργασία

Θέμα: Φορολογική Πρόβλεψη Φυσικών Προσώπων με Νευροασαφή Λογική, Νευρωνικά Δίκτυα και Γενετικούς Αλγόριθμους

Γαργάλης Λεωνίδας

Α.Μ. 2005010087

Επιβλέπων Καθηγητής: Ατσαλάκης Γεώργιος

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστήριο Σημείωμα

Κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας έλαβα αμέριστη συμπαράσταση και βοήθεια από πολλούς διαφορετικούς ανθρώπους. Αρχικά η οικογένεια μου που με στήριξε κατά την διάρκεια των φοιτητικών χρόνων και δεν αμφισβήτησε τις δυνατότητες μου. Εν συνεχεία ο επιβλέπων καθηγητής Κύριος Γεώργιος Ατσαλάκης χάρις στις γνώσεις και την παρότρυνση του οποίου πραγματοποιήθηκε αυτή η μελέτη. Οι συμβουλές του υπήρξαν καθοριστικής σημασίας για εμένα τόσο σε επίπεδο καθηγητή όσο και σε επίπεδο συνεργάτη. Τέλος να ευχαριστήσω την Μ. που αποτελεί έμπνευσή, πηγή ενέργειας και είναι συνοδοιπόρος στο μονοπάτι της γνώσης και της έρευνας.

26 Απριλίου 2013

Γαργάλης Λεωνίδας

1. Εισαγωγή

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής μελέτης είναι να μελετήσει κατά πόσο ένα νευροασαφές δίκτυο ενδείκνυται για την φορολογική πρόβλεψη φυσικών προσώπων εστιάζοντας στην δημιουργία νέων εργαλείων που θα διευκολύνουν την φορολογική ελεγκτική διαδικασία, στην υποστήριξη των ελεγκτών αλλά και των ίδιων των φορολογούμενων. Θα μετρήσω την απόδοση του μοντέλου χρησιμοποιώντας πραγματικά δεδομένα από Έλληνες φορολογούμενους πολίτες.

Εν καιρώ οικονομικής ύφεσης και κρίσης η φορολογική πρόβλεψη αποτελεί δύσβατο αντικείμενο μελέτης. Ωστόσο η ανάγκη για πρόβλεψη των οικονομικών μεγεθών μοιάζει μεγαλύτερη από ποτέ την στιγμή που τα δύο κύρια χαρακτηριστικά της εγχώριας οικονομίας είναι η διαφθορά και η φοροδιαφυγή.

Η ολοένα αυξανόμενη χρήση των πληροφοριακών συστημάτων και των υπολογιστών έχει διευκολύνει την συγκέντρωση στοιχείων και πληροφοριών καθώς και στην εκτίμηση των πιο κρίσιμων από αυτά. Με την χρήση μοντέλων που βασίζονται στα νευρωνικά δίκτυα τους γενετικούς αλγόριθμους και την ασαφή λογική λαμβάνουμε έγκυρα αποτελέσματα και αξιόπιστες προβλέψεις. Η καλύτερη μέθοδος για την βελτίωση αυτών των προβλέψεων είναι η εξέλιξη των προγραμμάτων που χρησιμοποιούνται για φορολογικό έλεγχο ώστε να διαπιστώνονται τυχόν παρατυπίες ή αλλοιώσεις οικονομικών μεγεθών.

1.1 | Συλλογή και Έλεγχος Φορολογικών Δηλώσεων

Οι εφοριακοί και οι ελεγκτές χρειάζονται εργαλεία και μεθόδους που θα τους παρέχουν αντικειμενικές και έγκυρες πληροφορίες σχετικά με τα φυσικά πρόσωπα που υπόκεινται σε έλεγχο. Οι μελέτες των Willet και Page(1996)και του Lee(2002) υπογραμμίζουν την παραπάνω ανάγκη. Οι Willet και Page βρήκαν ότι οι ελεγκτές συχνά επιταχύνουν την αναλυτική εξέταση με παράτυπες μεθόδους. Ανέφεραν τρεις βασικές αιτίες για αυτό: 1)Πίεση λόγω του προϋπολογισμού (61%)2)ασήμαντη εργασία(41%) 3) βαρετή εργασία(30%). Μόνο το 22% των συμμετεχόντων απάντησε ότι δεν έχει υποκύψει στον πειρασμό να επιταχύνει τον έλεγχο με παράτυπα μέσα. Επιπρόσθετα στις αναφορές για παράβαση καθήκοντος από ελεγκτικό προσωπικό τα πρωτεία κατέχουν: με (54%) η απόρριψη φακέλων λόγω προβληματικών στοιχείων(ελλείψεις στη δήλωση), με (27%) ο έλεγχος λιγότερων φυσικών προσώπων από τα επίσημα αναφερόμενα και με (24%) ο έλεγχος περιπτώσεων με αμφισβητούμενα οικονομικά στοιχεία.

Ο Fischer (1996) κατηγοριοποίησε την βιβλιογραφία για τον φορολογικό έλεγχο σε τρία τμήματα. Πρώτα, ένα μεγάλο μέρος αυτής αναφέρεται στην λήψη αποφάσεων του ελεγκτή(Bonner & Walker 1994). Ένα δεύτερο τμήμα της βιβλιογραφίας επικεντρώνεται στην ανάπτυξη και εκτίμηση νέων φορολογικών μεθόδων αξιολόγησης, ελέγχου και πρόβλεψης. Ένα τρίτο μικρότερο τμήμα αφιερώνεται στις δημοσιεύσεις γύρω από νέες τεχνολογίες φορολόγησης και αναλυτικής εξέτασης. Η μελέτη μου εμπίπτει στην δεύτερη κατηγορία.

Οι διαφορές ανάμεσα στις οικονομίες των διάφορων χωρών και η μεγάλη ανάγκη για φορολογικό έλεγχο από την μία έχει δημιουργήσει φορολογικούς παράδεισους(προνόμια, φοροαπαλλαγές), από την άλλη κάποιους κανόνες και δομές στην κάθε χώρα. Αυτή η μελέτη περιορίζεται στα Ελληνικά δεδομένα και στο ισχύον φορολογικό πλαίσιο.

1.2 | Τεχνικές Φορολογικής Αναλυτικής Εξέτασης

Κατά καιρούς οικονομολόγοι, εφοριακοί και φοροτεχνικοί έχουν αναπτύξει πληθώρα διαδικασιών για να διευκολύνουν τον φορολογικό έλεγχο. Οι Blocher και Patterson (1996) αναγνώρισαν τρεις είδη τεχνικών φορολογικής αναλυτικής εξέτασης οι οποίες είναι: Ανάλυση με βάση τις τάσεις των μεγεθών, Αναλογική ανάλυση, και Ανάλυση βασισμένη στο χρησιμοποιούμενο μοντέλο. Οι Fraser, Hatherly και Lin, παρουσίασαν μια πιο εκτεταμένη κατηγοριοποίηση τεχνικών:

1)Μη ποσοτική ή επικριτική τεχνική (NQT Non Quantitative Technique)όπως το σκανάρισμα

2)Απλή Ποσοτική τεχνική(SQT Simple Quantitative Technique) όπως οι αναλογίες οι τάσεις και ο έλεγχος δεικτών

3)Ανώτερη ποσοτική τεχνική(AQT Advanced Quantitative Technique) για παράδειγμα η ανάλυση παλινδρόμησης. Οι παραπάνω τεχνικές διαφέρουν σημαντικά στην μεταξύ τους ικανότητα να αναγνωρίσουν πιθανές ανακρίβειες.

Η πρώτη κατηγορία των μη ποσοτικών τεχνικών, προϋποθέτει την κριτική ικανότητα και τις αντικειμενικές εκτιμήσεις του ελεγκτή, οι οποίες βασίζονται στην γνώση του πελάτη(φορολογούμενου) καθώς και στην πρωθύστερη εμπειρία του αναλυτή-ελεγκτή. Όσον αφορά την δεύτερη κατηγορία, η ανάλυση τάσεων αξιολογεί αν υπάρχει λειτουργική σχέση ανάμεσα στις μεταβλητές στο πέρασμα του χρόνου, ενώ η ανάλυση αναλογίας υποδεικνύει τις σχέσεις μεταξύ δύο ή περισσότερων μεταβλητών. Οι λόγοι και οι αναλογίες είναι εύκολο να υπολογιστούν και για αυτό συχνά αποτελούν δελεαστική τεχνική εντούτοις η ερμηνεία τους είναι προβληματική ιδίως όταν δύο η περισσότεροι δείκτες παρέχουν αντικρουόμενα μηνύματα. Στη Τρίτη και τελευταία κατηγορία οι αναμενόμενες τιμές καθορίζονται από δεδομένα τα οποία είναι μερικώς ή και τελείως ανεξάρτητα από το λογιστικό σύστημα πληροφοριών.

Είναι περιττό να αναφέρουμε πως υπάρχει ανάγκη για την ανάπτυξη καλύτερων μεθόδων και αναμφίβολα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να βοηθήσουν τους ελεγκτές στην φορολογική ανάλυση αλλά και να κάνουν πιο ακριβείς προβλέψεις. Αποτελούν στατιστικά μοντέλα τα οποία χτίζονται με την κατάλληλη ρύθμιση παραμέτρων και επομένως αποτελούν κατάλληλα εργαλεία επεξεργασίας δεδομένων. Βασικά τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται και μαθαίνουν από παραδείγματα και ύστερα γενικεύουν την γνώση σε νέες παρατηρήσεις. Επιπρόσθετα δεν μοιάζουν με τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές αφού έχουν την δυνατότητα να αναγνωρίζουν και να προσομοιώνουν μη γραμμικές σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα χωρίς προηγούμενη γνώση για τα χαρακτηριστικά και την κατανομή τους.

Ένα πολύ βασικό πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων είναι ότι μπορούν να προσφέρουν επιπρόσθετες πληροφορίες κατά την διαδικασία απόφασης. Με την χρήση των νευρωνικών δικτύων ο φορολογικός ελεγκτής μπορεί να βρει στοιχεία στα δεδομένα πιο γρήγορα και αποτελεσματικά.

1.3 | Τεχνολογία Πληροφοριών στον φορολογικό έλεγχο

Ο Toiviainen(1991)ανάπτυξε 4 στάδια τεχνολογίας πληροφοριών που χρησιμοποιούνται στον φορολογικό έλεγχο. Στο πρώτο στάδιο γίνεται χρήση τυποποιημένων υπολογιστικών εφαρμογών ενώ στο δεύτερο υιοθετείται και η χρήση κάποιων βάσεων δεδομένων, email και γραφικών. Στο τρίτο στάδιο χρησιμοποιούνται διαφορετικές βάσεις δεδομένων, ποικιλία υπολογιστικών λογιστικών εφαρμογών και ειδικό φορολογικό λογισμικό. Στο τέταρτο στάδιο, εκτός του εξειδικευμένου φορολογικού λογισμικού, γίνεται και χρήση λογισμικού λήψης αποφάσεων καθώς και έξυπνων συστημάτων. Τα νευρωνικά δίκτυα θα μπορούσαν να ενταχθούν στο τέταρτο στάδιο αλλά μάλλον εντάσσονται στο επόμενο. Σ αυτό το 5^{ο} στάδιο η χρήση προηγμένων υπολογιστικών εφαρμογών βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα, ασαφή λογική και γενετικούς αλγόριθμους οι οποίοι μπορούν να παράγουν πληροφορίες για συνεχή έλεγχο και παρακολούθηση.

Οι Glower και Romney (1998) είχαν μια εναλλακτική οπτική για την διαφοροποίηση των χρήσεων της τεχνολογίας πληροφοριών στον φορολογικό έλεγχο. Κατηγοριοποίησαν τα λογισμικά πακέτα σε 5 ομάδες ανάλογα με το φοροτεχνικό αντικείμενο: 1)εξόρυξη δεδομένων και ανάλυση 2)ανίχνευση απάτης 3) εσωτερική αξιολόγηση του ελέγχου 4) ηλεκτρονικός εμπορικός έλεγχος 5) συνεχής παρακολούθηση. Οι ίδιοι διαπίστωσαν πως ένα αρκετά μεγάλο ποσοστό φοροελεγκτικών δεν έχουν υιοθετήσει κάποιο από τα υποστηρικτικά εργαλεία που εξειδικεύονται στην φορολογική ανάλυση ενώ παράλληλα υποστήριξαν πως οι χρήση τέτοιου είδους λογισμικών είναι πιθανόν να γίνει ολοένα και πιο διαδεδομένη και να αποτελέσει καταλυτικό παράγοντα στην διαδικασία της φορολογικής εξέτασης.

1.4 | Σκοπός της Μελέτης

Η παρούσα εργασία εστιάζεται στην αξιολόγηση του νευροασαφούς δικτύου ANFIS ως εργαλείου για την φορολογική αναλυτική εξέταση κατά την διάρκεια του φορολογικού ελέγχου. Θα προγραμματίσω θα εκπαιδεύσω και θα ελέγξω το ANFIS για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Ο στόχος του νευροασαφούς συστήματος είναι να εξάγει μία πρόβλεψη (ποσοστιαία) για εκείνα τα φυσικά πρόσωπα τα οποία λόγω της οικονομικής κατάστασης και των στοιχείων που παρουσιάζονται στην φορολογική τους δήλωση έχουν την μεγαλύτερη πιθανότητα να περάσουν από αναλυτικό φορολογικό έλεγχο.

Συνεπώς ο σκοπός της διπλωματικής μελέτης μπορεί να κατατμηθεί στα παρακάτω ερωτήματα:

1) Πώς θα μοντελοποιηθεί το ANFIS με βάση τον φορολογικό έλεγχο;
2) Πώς θα κατασκευάσουμε το νευροασαφές δίκτυο ANFIS;
3) Ποια κριτήρια θα χρησιμοποιήσουμε ως παραμέτρους για την πρόβλεψη
4) Πώς θα αξιολογήσουμε το ANFIS;

Ολόκληρη η διαδικασία της μελέτης και της αξιολόγησης υλοποιήθηκε με πραγματικά δεδομένα από φορολογικές δηλώσεις φυσικών προσώπων.

2.Ερευνητική Προσέγγιση

Στη δική μου περίπτωση το σχετικό πρόβλημα είναι ο φόρτος εργασίας των ελεγκτών σε συνδυασμό με την ταχύτητα που οι οικονομικές εκθέσεις που έγιναν και ελέγχθηκαν, καθώς και τη μορφή των λογιστικών στοιχείων. Είναι προφανές ότι οι ελεγκτές χρειάζονται εργαλεία για να υποστηρίξουν το έργο τους σε αυτό το ραγδαία μεταβαλλόμενο επιχειρηματικό περιβάλλον. Επιπρόσθετα χρειάζονται εργαλεία τα οποία είτε απαγορεύουν την χειραγώγηση των λογιστικών στοιχείων είτε την καθιστούν πιο δύσκολη αποκαλύπτοντας τις ανακρίβειες στην απόδοση των δεδομένων.

Κύριο μέλημα μου αποτέλεσε η βαθιά κατανόηση του θέματος. Οι γνώσεις όσον αφορά τον τομέα εφαρμογής της συγκεκριμένης έρευνας επετεύχθησαν χάριν προηγούμενης ενασχόλησης με τα λογιστικά και την συνεργασία με λογιστικό γραφείο, καθώς και μέσα από βιβλιογραφία σχετικά με τον ΦΠΑ, την φορολογία ακινήτων και την φορολογία εισοδήματος. Η κατανόηση των νευρωνικών δικτύων και της ασαφούς λογικής έγινε δυνατή μέσω αντίστοιχης βιβλιογραφίας και κατά τον προγραμματισμό και ανάλυση του ANFIS.

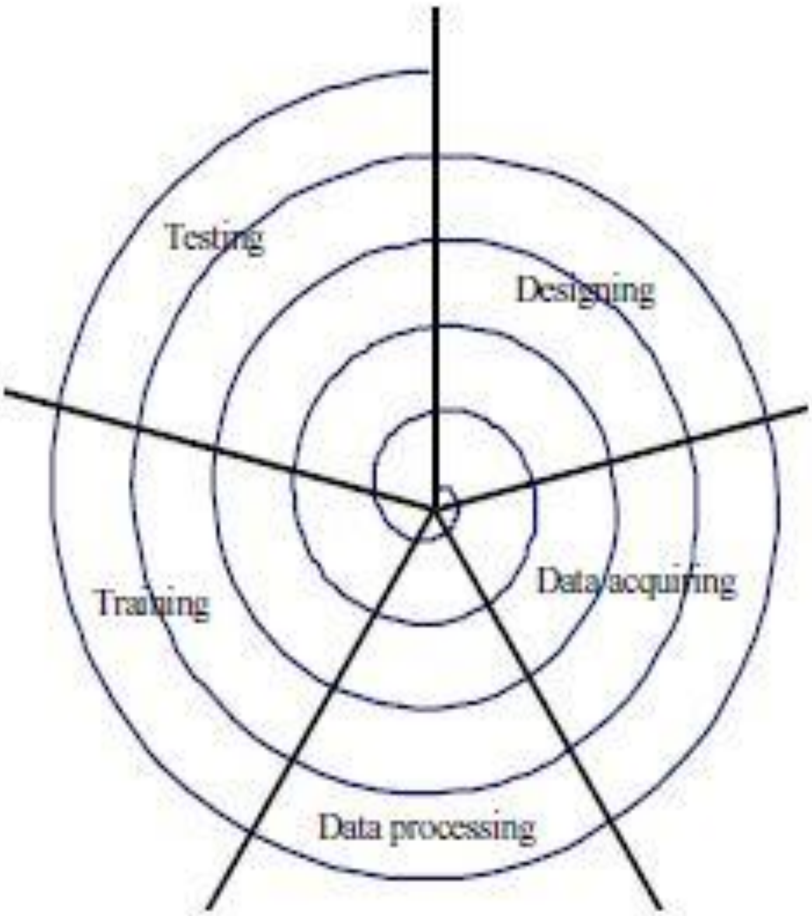
Η αρχική ιδέα ήταν η ανάπτυξη ενός καινοτόμου νευρωνικού δικτύου που θα επιλύει ένα πρόβλημα φορολογικού ελέγχου και θα προβλέπει με βάση πραγματικά λογιστικά στοιχεία ποια φυσικά πρόσωπα πρέπει να περάσουν από αναλυτική φορολογική εξέταση. Το νευρωνικό δίκτυο θα μάθει τις σχέσεις μεταξύ των λογιστικών μεγεθών και θα τις χρησιμοποιήσει για μελλοντικές προβλέψεις. Εάν η πρόβλεψη και η πραγματική τιμή βρίσκονται μέσα σε ένα προκαθορισμένο όριο, ο λογιστής και εφοριακός έχουν μια πρώτη ένδειξη για το ότι τα λογιστικά αυτά στοιχεία είναι σωστά. Επιπρόσθετα φάνηκε πως θα πρέπει να προ-επεξεργαστούμε τα λογιστικά στοιχεία προκειμένου να τα εισάγουμε και να χρησιμοποιηθούν στο μοντέλο μας.

Τα αποτελέσματα του μοντέλου πρόβλεψης ANFIS θα συγκριθούν με αποτελέσματα συμβατικών μεθόδων αναλυτικής εξέτασης και θα παρουσιαστούν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα του. Παράλληλα με βάση τα αποτελέσματα θα προκύψει ότι αυτού του είδους το νευροασασαφές δίκτυο μπορεί να προσφέρει συμπληρωματικές δυνατότητες στην αναλυτική φορολογική εξέταση με βάση τις εφαρμογές που χρησιμοποιούνται μέχρι σήμερα.

Η οικονομική συγκυρία καθιστά την ανάπτυξη τέτοιων εργαλείων βασική προϋπόθεση για την καταπολέμηση φαινομένων φοροδιαφυγής, ”μαγειρέματος στοιχείων” και φοροοφειλετών με υπέρογκα ποσά, φαινόμενα τα οποία διογκώθηκαν μέσα στα τελευταία χρόνια. Επιπρόσθετα θέλησα να αναγνωρίσω και να αναλύσω την θεωρητική συνεισφορά της μεθόδου ANFIS στον φορολογικό έλεγχο. Το μοντέλο πρόβλεψης δεν αντικαθιστά την επαγγελματική κρίση ενός εφοριακού ή ενός λογιστή ωστόσο μπορεί να συμβάλλει θετικά προσφέροντας μια εναλλακτική προσέγγιση στις ήδη υπάρχουσες φορολογικές διεργασίες και αναλύσεις.

Στις ενότητες που ακολουθούν, αναφέρω σταδιακά το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται προκειμένου να κατανοήσει κανείς την δομή και την λειτουργία του ANFIS. Προσεγγίζω την ασαφή λογική και τα νευρωνικά δίκτυα ως δύο αυτόνομες ενότητες και στην συνέχεια παρουσιάζω το μοντέλο πρόβλεψης που συνδυάζει και τα δύο.

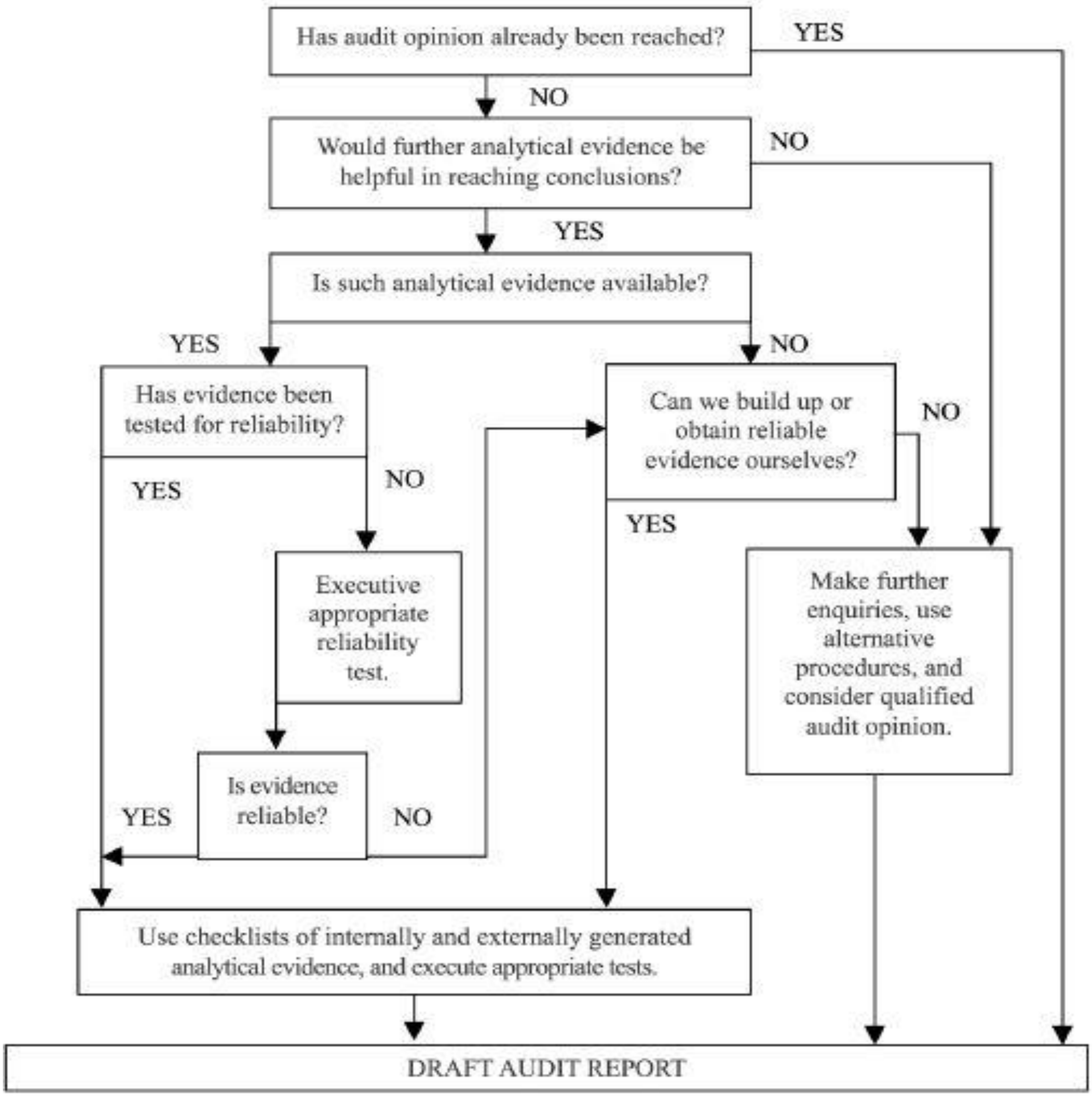
Το νευροασαφές δίκτυο ANFIS εξελίχθηκε και διαμορφώθηκε με βάση τα παρακάτω βήματα που αναπαρίστανται στο απλό μοντέλο σπείρας.



Σχήμα 2.1

3.Φορολογικός Έλεγχος και Αναλυτική Εξέταση

Ο ρόλος της αναλυτικής εξέτασης στον έλεγχο είναι η απόκτηση ελεγκτικών τεκμηρίων. Η αναλυτική εξέταση είναι ένας όρος για τα διάφορα είδη των αναλυτικών διαδικασιών. Διάφορες μέθοδοι ή τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν κατά την εκτέλεση των αναλυτικών διαδικασιών.
Το διάγραμμα δείχνει ότι η ύπαρξη διαθέσιμων αναλυτικών στοιχείων, καθώς και η δημιουργία ή η παροχή των αποδεικτικών στοιχείων από τον ελεγκτή μπορεί να ενσωματωθεί στην έκθεση. Η διαδικασία αυτή μπορεί να αναπαρασταθεί και με διάγραμμα ροής:



Σχήμα 3.1

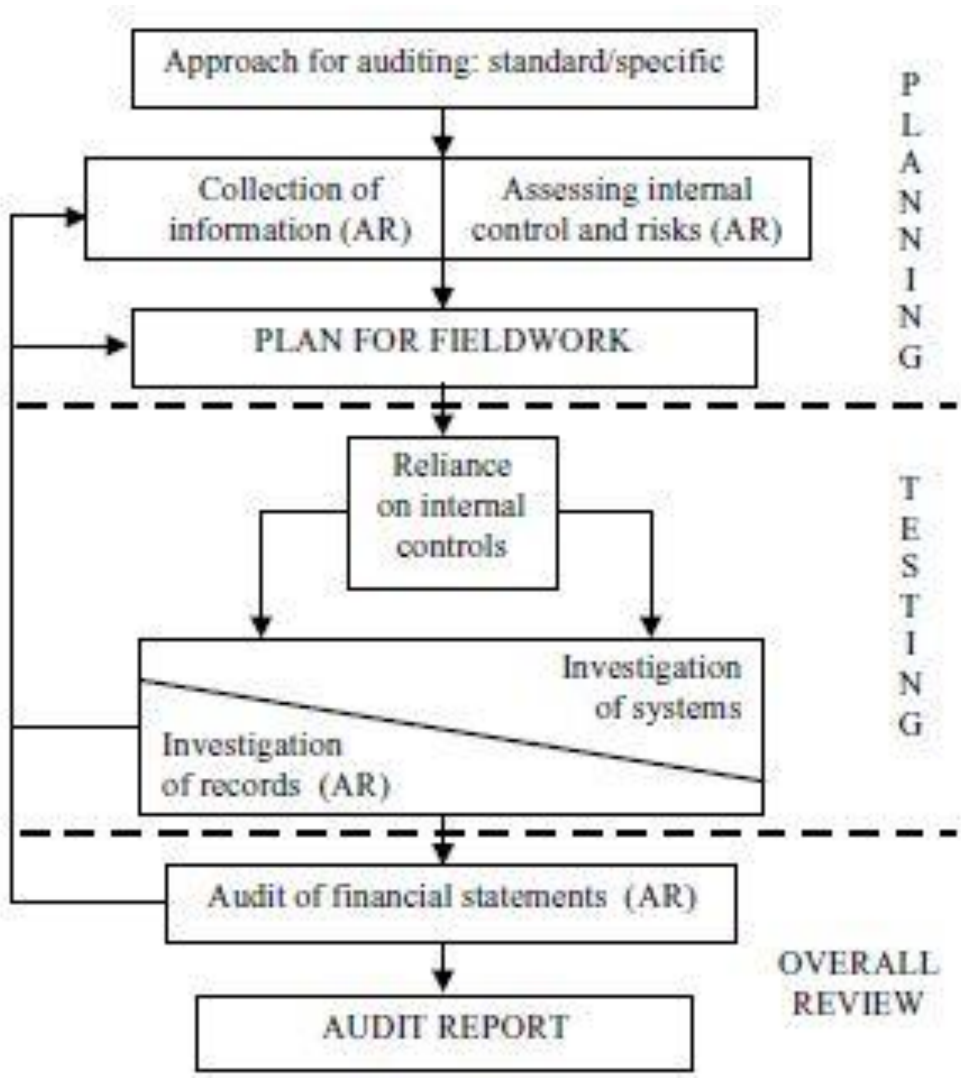
Στην πράξη, όπου είναι κατάλληλο και εφικτό, ο ελεγκτής θα κάνει χρήση και των δύο πηγών των στοιχείων. Το διάγραμμα ροής κάνει αναφορά σε "check-lists των εσωτερικά και εξωτερικά διαμορφούμενων αναλυτικών στοιχείων ». Οι όροι "Εσωτερικά" και "εξωτερικά" θα πρέπει να ληφθούν υπόψη για να αφορούν αντίστοιχα στοιχεία που δημιουργήθηκαν στο πλαίσιο του πελάτη και αυτά που ανεξάρτητα παράγονται από τον ελεγκτή.
Στον αναλυτικό φορολογικό έλεγχο χρησιμοποιούνται τόσο η σύγκριση με προηγούμενα δεδομένα όσο και σχέσεις για την εκτίμηση των λογιστικών δεδομένων. Ένα πολύ σημαντικό μέρος του ελέγχου είναι η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου ανάλυσης. Σύμφωνα με τον Arens(2003) υπάρχουν 4 τύποι αναλυτικής εξέτασης:

1) Σύγκριση των στοιχείων του πελάτη με δεδομένα προηγούμενης περιόδου
2) Σύγκριση των στοιχείων του πελάτη με τα προσδοκώμενα δεδομένα
3) Σύγκριση των στοιχείων του πελάτη με τα προσδοκώμενα από τον ελεγκτή δεδομένα
4) Σύγκριση των στοιχείων του πελάτη με μη οικονομοτεχνικά μεγέθη

Αυτές οι διαδικασίες διευκολύνονται από πολλά εργαλεία λογισμικού, τα οποία παρέχουν άμεσες διασυνδέσεις με τα στοιχεία των πελατών. Στην πράξη, ο ελεγκτής αποφασίζει ποια από τις διαθέσιμες αναλυτικές διαδικασίες είναι κατάλληλη για χρήση, εισάγει τα δεδομένα για τους υπολογισμούς, και αξιολογεί τα αποτελέσματα.

Οι μέθοδοι και οι τεχνικές που είναι ενσωματωμένες στις αναλυτικές διαδικασίες κυμαίνονται από απλές συγκρίσεις μέχρι πολύπλοκες αναλύσεις με τη χρήση προηγμένων στατιστικών τεχνικών (Woolf, 1994) καθώς και συστήματα που βασίζονται σε υπολογιστικά παραδείγματα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα. Ερευνητές του φορολογικού ελέγχου έχουν αναπτύξει και χρησιμοποιούν μια πληθώρα μοντέλων και τεχνικών για να υποστηρίξουν την ανάλυση. Οι Blocher και Patterson (1996)προσδιόρισαν τρεις τύπους τεχνικών: την ανάλυση των τάσεων, ανάλυση της αναλογίας, και με βάση το μοντέλο των διαδικασιών. Ο Fraser(1997) έχει παράσχει μια ελαφρώς ευρύτερη προοπτική ταξινόμησης για αυτές τις τεχνικές: μη ποσοτικών (NQT) όπως η σάρωση, η απλή ποσοτική (SQT), όπως η τάση, η αναλογία και προηγμένες ποσοτικά (AQT), όπως η παλινδρόμηση και η ανάλυση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Οι διαδικασίες αυτές διαφέρουν σημαντικά στην ικανότητά τους για τον εντοπισμό πιθανών ανακριβειών. Οι κριτικές τεχνικές αποτελούν υποκειμενικές αξιολογήσεις που βασίζονται στη γνώση των πελατών και την εμπειρία του παρελθόντος. Οι αναλύσεις τάσεων αξιολογούν κατά πόσον υπάρχει μια λειτουργική σχέση μεταξύ των μεταβλητών με την πάροδο του χρόνου. Η ανάλυση αναλογίας ενσωματώνει άμεσα τις αναμενόμενες σχέσεις μεταξύ δύο ή περισσότερων λογαριασμών.

Στο παρακάτω διάγραμμα απεικονίζονται τα στάδια του αναλυτικής εξέτασης:



Σχήμα 3.2

4. Ασαφής Λογική

4.1 | Ιστορία και ορισμός

Τον όρο «ασαφή λογική» (fuzzy logic) εισήγαγε το 1962 με άρθρο του ο Zadeh, ο οποίος αναφέρθηκε στην αναγκαιότητα δημιουργίας μίας μαθηματικής θεωρίας που θα επεξεργαζόταν ασαφείς-ανακριβείς έννοιες, οι οποίες δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν μέσω της θεωρίας των πιθανοτήτων. Η μαθηματική θεμελίωση της ασαφούς λογικής επιτεύχθηκε με τη διατύπωση της θεωρίας των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) από τον Zadeh (1965) λίγα χρόνια αργότερα. Η ασαφής λογική (fuzzy logic) αποτελεί ένα υπερσύνολο της κλασικής λογικής, την οποία επεκτείνει, προκειμένου να μπορεί να χειριστεί τιμές αληθείας μεταξύ του «απολύτως αληθούς» και του «απολύτως ψευδούς». Η ασαφής λογική κατά τον Zadeh αποτελεί «τη διαδικασία της μετατροπής διακριτών μεγεθών σε ασαφή (fuzzification) που επιτρέπει τη γενίκευση μιας διακριτής (distinct) θεωρίας σε συνεχή (continuous)».

Ασαφής Γνώση

Η ασάφεια (fuzziness) είναι μια έννοια που σχετίζεται με την ποσοτικοποίηση της πληροφορίας και οφείλεται κυρίως σε μη-ακριβή (imprecise) δεδομένα. Για παράδειγμα η φράση «Ο Νίκος είναι ψηλός», επιτρέπει να βγουν κάποια συμπεράσματα ή να ληφθούν ορισμένες αποφάσεις που σχετίζονται με το ύψος του Νίκου, παρά το γεγονός ότι δεν προσδιορίζει με ακρίβεια το ύψος του Νίκου. Το πρόβλημα σε αυτές τις περιπτώσεις δεν οφείλεται τόσο στις έννοιες που χρησιμοποιούνται, όσο στην αντίληψη που έχει ο καθένας για τέτοιους λεκτικούς προσδιορισμούς ποσοτικών μεγεθών. Κατά συνέπεια, η ασάφεια είναι ένα εγγενές χαρακτηριστικό της γλώσσας. Αν και είναι δυνατό να αποδοθούν συγκεκριμένες τιμές σε λεκτικά προσδιορισμένα μεγέθη για να περιοριστεί η ασάφεια, αυτό οδηγεί πολλές φορές σε λάθος κρίσεις.

Στο παράδειγμά μας, αν θεωρήσουμε ότι ψηλό είναι οποιοδήποτε άτομο έχει ύψος πάνω από 1.80 μέτρα, δεν είναι απόλυτα σωστό να βγει το συμπέρασμα ότι κάποιος άνθρωπος με ύψος 1.79 μέτρα δεν είναι ψηλός. Ένα άλλο παράδειγμα, το οποίο δίνει μια καλύτερη «αίσθηση» της ασάφειας, είναι το σύνολο των καρεκλών μέσα σε ένα δωμάτιο. Στην κλασική θεωρία συνόλων, ο προσδιορισμός των αντικειμένων που ανήκουν στο σύνολο «καρέκλα», μπορεί να γίνει απλά προσδιορίζοντας για κάθε αντικείμενο με «ναι» ή «όχι» αν είναι καρέκλα. Αν όμως ζητηθεί να προσδιοριστεί το σύνολο των αντικειμένων που μπορούν να «λειτουργήσουν» ως καρέκλα, τότε θα προκύψει ένα αρκετά διαφορετικό σύνολο, καθώς υπάρχουν πολλά αντικείμενα σε ένα δωμάτιο με αυτήν την ικανότητα, όπως ένας πάγκος, ένα γραφείο ή ακόμη και το πάτωμα. Ένα τέτοιο σύνολο αποτελεί ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) με την έννοια ότι δεν υπάρχουν αυστηρά κριτήρια που να καθορίζουν το κατά πόσο ένα αντικείμενο ανήκει σε αυτό το σύνολο ή δεν ανήκει. Η ασαφής λογική (fuzzy logic) και η θεωρία των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) παρέχουν ένα πλαίσιο χειρισμού της ασάφειας και ένα πλαίσιο συλλογιστικής βασισμένης στην ασάφεια.

4.2 | Θεωρία Ασαφών Συνόλων και Ασαφής Λογική

Το 1965 , ο *Zadeh* θεμελίωσε τη θεωρία των ασαφών συνόλων σα μια μέθοδο 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 κλασσικών συνόλων. Από τις αρχές της δεκαετίας του 1980 τα ασαφή σύνολα βρήκαν πολλές εφαρμογές , ιδίως σε συστήματα ελέγχου.

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.

4.3 | Συναρτήσεις συμμετοχής

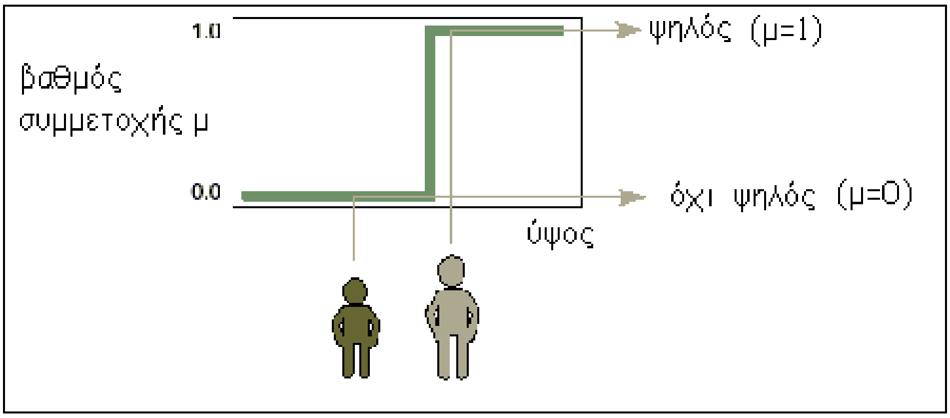
Ένα ασαφές σύνολο A ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών (x, $\mu_A(x)$, όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$). Το σύνολο X αποτελεί ένα ευρύτερο σύνολο αναφοράς (universe of discourse) που περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα στα οποία μπορεί να γίνει αναφορά. Η τιμή $\mu_A(x)$ λέγεται βαθμός αλήθειας , συμβολίζει το βαθμό συγγένειας του x στο A και παίρνει τιμές στο διάστημα [0,1]. Η συνάρτηση μ_A ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής (membership function), και ορίζεται ως εκείνη η μαθηματική εξίσωση η οποία καθορίζει τον βαθμό συμμετοχής ενός στοιχείου σε ένα ασαφές σύνολο. Στην πράξη η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να προέρχεται από:

- Υποκειμενικές εκτιμήσεις
- Προκαθορισμένες (ad hoc) και απλοποιημένες μορφές
- Συχνότητες εμφανίσεων και πιθανότητες
- Φυσικές μετρήσεις
- Διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής (π.χ. με νευρωνικά δίκτυα)

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.

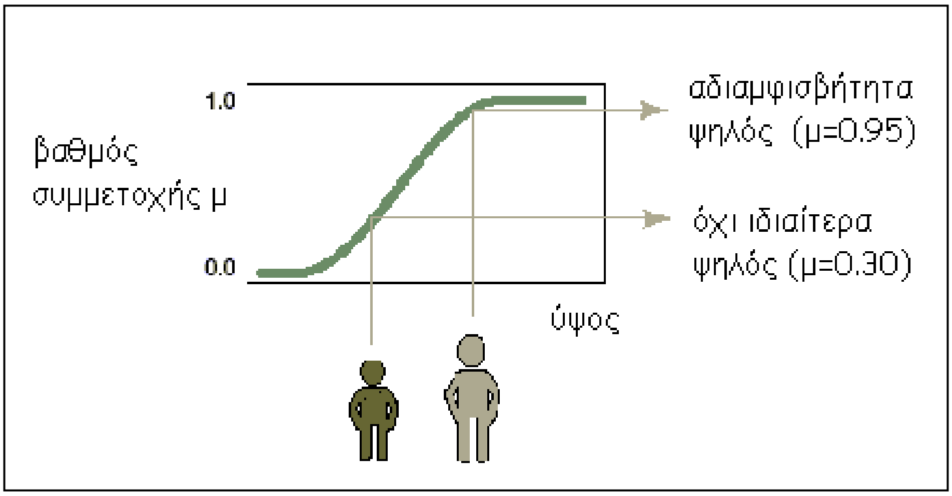
Παρακάτω αναπτύσσεται ένα παράδειγμα με το οποίο μπορεί να γίνει περισσότερο κατανοητή η έννοια της συνάρτησης συμμετοχής.

Ας υποθέσουμε ότι ο χώρος αναφοράς X είναι το σύνολο όλων των ανθρώπων. Ένα ασαφές υποσύνολο του χώρου αυτού είναι οι ψηλοί άνθρωποι. Τα πιθανά ύψη έστω ότι κυμαίνονται από 1.20 μέχρι 2.50 . Η λέξη ψηλός μπορεί να συσχετισθεί με μια καμπύλη η οποία δείχνει κατά πόσο ένας άνθρωπος είναι ψηλός ή όχι. Αν χρησιμοποιήσουμε τις αρχές των κλασσικών συνόλων τότε για να ορίσουμε το σύνολο των ψηλών ανθρώπων θα πρέπει να ορίσουμε μια συγκεκριμένη τιμή ύψους , η οποία θα διαχωρίζει τους ανθρώπους σε ψηλούς και κοντούς. Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι η τιμή αυτού του ύψους είναι 1.75m. τότε ένας άνθρωπος με ύψος 1.74 θα χαρακτηρίζεται κοντός ενώ ένας άνθρωπος με ύψος 1.76 θα χαρακτηρίζεται ψηλός. Ο παραπάνω διαχωρισμός φαίνεται παράλογος αφού έχουμε αντιστοιχήσει σε δύο ανθρώπους με αμελητέα διαφορά ύψους δύο αντίθετες μεταξύ τους έννοιες.



Σχήμα 4.1

Ένας άλλος τρόπος να ορίσουμε την έννοια ψηλός είναι μέσω μιας καμπύλης που έχει ομαλή διακύμανση και μεταβαίνει από την έννοια ψηλός στην έννοια κοντός. Αυτή η καμπύλη είναι η συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς συνόλου των ψηλών ανθρώπων. Με άλλα λόγια δεχόμαστε ότι όλοι οι άνθρωποι είναι σε κάποιο βαθμό ψηλοί άλλα δεν είναι όλοι στον ίδιο βαθμό ψηλοί.



Σχήμα 4.2

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι υποκειμενικοί παράγοντες ενυπάρχουν στα χαρακτηριστικά της δομής ενός ασαφούς συνόλου. Η μορφή δηλαδή της καμπύλης δεν μπορεί να είναι η ίδια όταν αναφερόμαστε σε ενήλικες και ανήλικες, σε γυναίκες και άντρες κλπ. Η μορφή επίσης της καμπύλης επιλέγεται αυθαίρετα σύμφωνα με την αντίληψη που έχει κάθε άνθρωπος για την έννοια ψηλός. Η μόνη προϋπόθεση που πρέπει να ικανοποιεί μια συνάρτηση συμμετοχής είναι να βρίσκεται στο διάστημα τιμών [0 1].

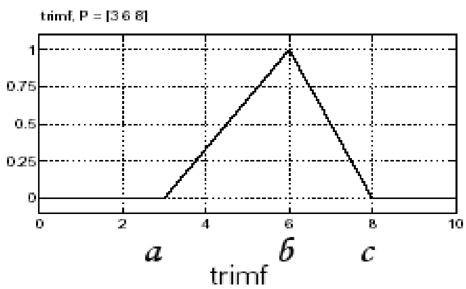
Το σχήμα της επιλέγεται μεν αυθαίρετα αλλά και με τρόπο που να διασφαλίζει όσο είναι δυνατό την απλότητα.

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.

Η μαθηματική έκφραση της τριγωνικής συνάρτησης συμμετοχής είναι η εξής:

$$\boxed{A = \begin{cases} 0,\ x \leq a \\ \dfrac{(x-a)}{(b-a)},\ x \in (a,b) \\ \dfrac{(c-x)}{(c-b)},\ x \in (b,c) \\ 0,\ x \geq c \end{cases}}$$

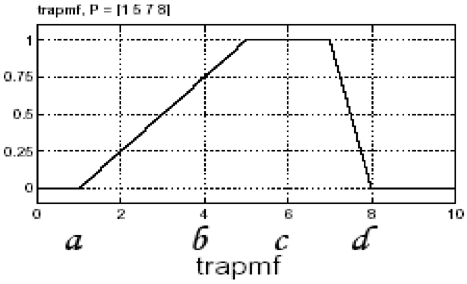
Και σχηματικά αναπαριστάται :



Σχήμα 4.3

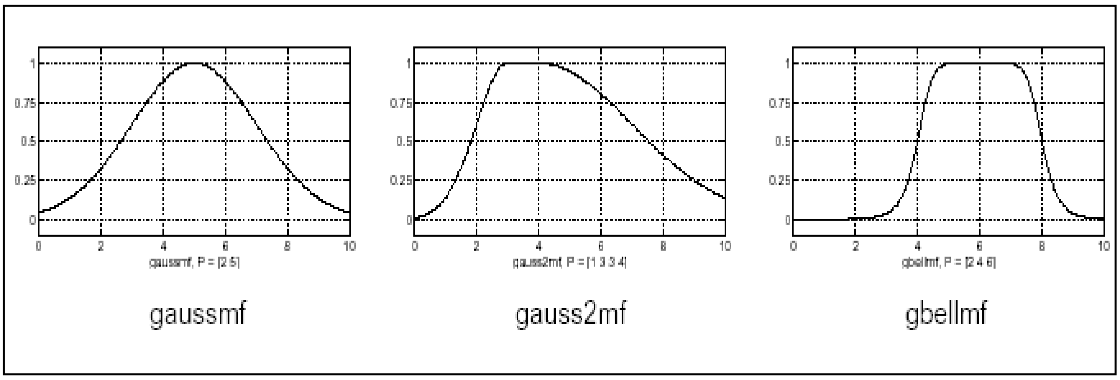
Παρακάτω δίδεται η μαθηματική έκφραση και η απεικόνιση της τραπεζοειδούς συνάρτησης συμμετοχής:

$$\boxed{A = \begin{cases} 0,\ x \leq a \\ \dfrac{(x-a)}{(b-a)},\ x \in (a,b) \\ 1,\ x \in (b,c) \\ \dfrac{(d-x)}{(d-c)},\ x \in (c,d) \end{cases}}$$



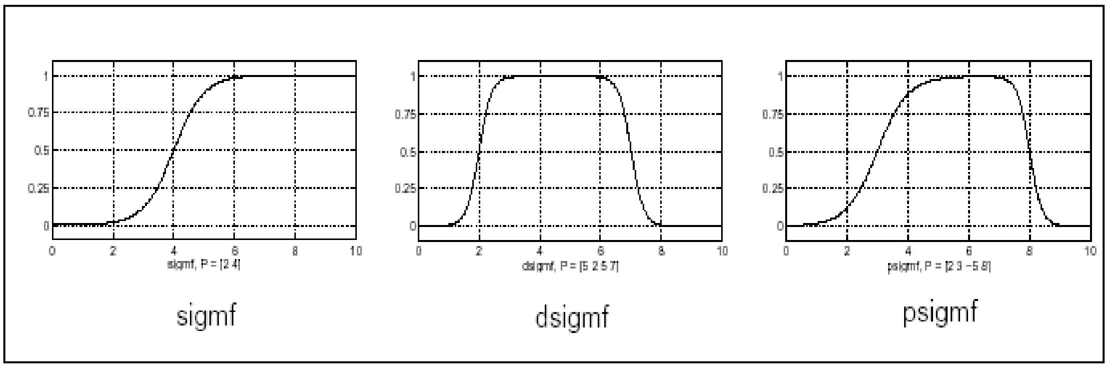
Σχήμα 4.4

Δύο συναρτήσεις συμμετοχής που είναι δομημένες πάνω στη μορφή της κατανομής Gauss είναι μια απλή γκαουσιανή και μια σύνθεση δύο διαφορετικών γκαουσιανών. Η γενικευμένη συνάρτηση συμμετοχής με μορφή καμπάνας έχει τρεις παραμέτρους , μια παραπάνω από την γκαουσιανή. Η γκαουσιανή και η καμπάνα μπορούν να χρησιμοποιούνται συχνά στα ασαφή σύνολα λόγο της ομαλότητάς τους. Έχουν δε το πλεονέκτημα να διατηρούν μη μηδενικές τιμές σε όλα τα σημεία.



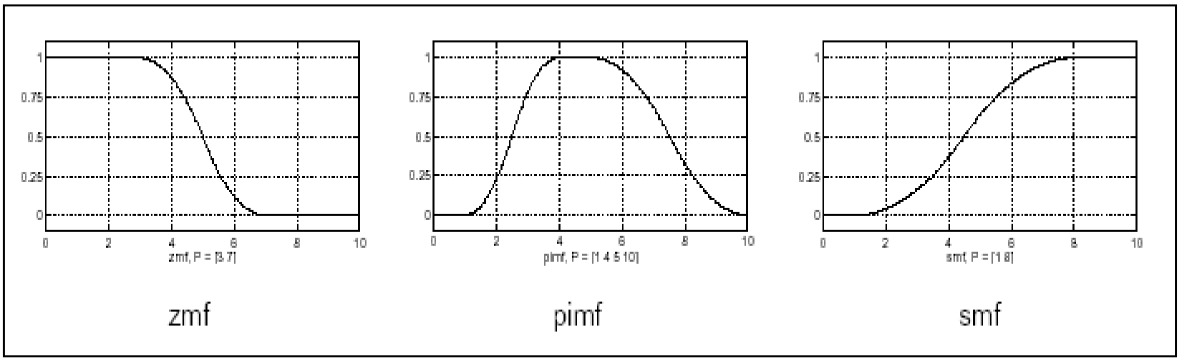
Σχήμα 4.5

Παρά το γεγονός ότι η γκαουσιανή συνάρτηση συμμετοχής και η συνάρτηση καμπάνας επιτυγχάνουν ομαλή διακύμανση δε μπορούν ωστόσο να ορίσουν ασύμμετρες συναρτήσεις συμμετοχής που είναι χρήσιμες σε πολλά πρακτικά προβλήματα. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιείται η σιγμοειδής συνάρτηση συμμετοχής η οποία είναι ασύμμετρη και ανοικτή είτε προς τα δεξιά είτε προς τα αριστερά. Κλειστές συναρτήσεις συμμετοχής αυτού του τύπου μπορούν να παραχθούν αν συνθέσουμε δύο σιγμοειδείς. Έτσι προκύπτει η διαφορά μεταξύ δύο σιγμοειδών και το άθροισμα τους.



Σχήμα 4.6

Επίσης υπάρχουν πολλές πολυωνυμικές καμπύλες που τις χρησιμοποιούμε σα συναρτήσεις συμμετοχής. Τρεις από αυτές είναι η Z η S και η Π οι οποίες έχουν ονομασθεί έτσι εξαιτίας του σχήματός τους. Η Z είναι μια ασύμμετρη πολυωνυμική καμπύλη που είναι ανοικτή στα αριστερά, η S είναι η κατοπτρική της Z και η Π είναι μια ασύμμετρη κλειστή καμπύλη σχήματος Π.



Σχήμα 4.7

Για να συνοψιστούν οι ιδιότητες της ασαφούς λογικής, εισήχθησαν από τον Earl Cox επτά προτάσεις που τη χαρακτηρίζουν και συγχρόνως την διαφοροποιούν από τη θεωρία των πιθανοτήτων.

1. Η ασαφή λογική δεν είναι ασαφή. Δεν είναι στην πραγματικότητα ανακριβής, δεν βεβηλώνει και δεν καταπατεί την κοινή λογική. Παράγει ξεκάθαρα αποτελέσματα. Η «κλασσική» δυαδική λογική είναι μία ειδική περίπτωσή της.

2. Η ασαφή λογική διαφέρει από την πιθανότητα. Με την πιθανότητα προσπαθούμε να καθορίσουμε όλες τις δυνατές εκβάσεις κάποιου προβλήματος, ενώ με την ασαφή λογική προσπαθούμε να καθορίσουμε το κατά πόσο είναι σωστό ένα γεγονός. Γι'αυτό και η ασάφεια εκφράζεται συχνά ως αμφιβολία και όχι σαν ανακρίβεια.
3. Η σχεδίαση των ασαφών συνόλων είναι εύκολη. Τα ασαφή σύνολα αντανακλούν στην πραγματικότητα τον τρόπο που σκέφτονται οι άνθρωποι. Συνήθως η κατά προσέγγιση σκιαγράφηση της μορφής ενός ασαφούς συνόλου είναι εύκολη και γρήγορη.
4. Τα ασαφή συστήματα είναι σταθερά και μπορουν να ελεγχτούν για την αξιοπιστία τους. Λόγω του ότι η ασαφή λογική έχει τη δυνατότητα να ανταπεξέρθει με όλους τους εμπλεκόμενους βαθμούς ελευθερίας, είναι πιο εύκολο να δημιουργήσεις ασαφή σύνολα και να κατασκευάσεις ένα ασαφές σύστημα παρά να φτιάξεις ένα συμβατικό, βασισμένο στη γνώση σύστημα.
5. Τα ασαφή συστήματα δεν είναι νευρωνικά δίκτυα. Ένα ασαφές σύστημα προσπαθεί να βρει την τομή, την ένωση και το συμπλήρωμα των ασαφών μεταβλητών ελέγχου. Παρόλο που αυτό είναι ανάλογο με τα νευρωνικά δίκτυα και τον δυναμικό προγραμματισμό, τα ασαφή συστήματα προσεγγίζουν διαφορετικά το πρόβλημα.
6. Η ασαφή λογική είναι κάτι παραπάνω απο μια διαδικασία ελέγχου. Είναι επιπλέον ένας τρόπος να αναπαριστά και να αναλύει πληροφορίες ανεξάρτητα απο συγκεκριμένες εφαρμογές.
7. Η ασαφή λογική είναι μία παραστατική και συλλογική διαδικασία ελέγχου. Δεν μπορεί να λύσει όλα τα προβλήματα, αλλά μας βοηθάει να μοντελοποιήσουμε ακόμα και δυσεπίλυτα προβλήματα.

4.4 | Εφαρμογές της ασαφούς λογικής

Η ασαφή λογική αποτελεί σήμερα μια αναγνωρισμένη επιστημονική θεωρία, κυρίως πρακτικού χαρακτήρα, με προσανατολισμό στην επίλυση ή τουλάχιστον στην επίτευξη καλύτερων λύσεων από αυτές των υπόλοιπων επιστημών, ικανή για την αντιμετώπιση προβλημάτων με υψηλό βαθμό αβεβαιότητας. Η θεωρία, η τεχνολογία και οι εφαρμογές της ασαφούς λογικής έχουν σημειώσει τα τελευταία χρόνια ταχύτατη ανάπτυξη και έχουν καταστεί αξιόπιστο και εύχρηστο εργαλείο σε πολλές επιστημονικές και ερευνητικές περιοχές. Για παράδειγμα πολλές οικιακές συσκευές χρησιμοποιούν την ασαφή λογική. Μερικές απ’αυτές είναι τα πλυντήρια πιάτων ή ρούχων που από μόνα τους έχουν τη δυνατότητα να καθορίζουν την κατάλληλη ποσότητα απορρυπαντικού που πρέπει να χρησιμοποιήσουν καθώς και την σωστή πίεση νερού που απαιτείται, ώστε να καθαρίζουν αποτελεσματικά και με ασφάλεια.

Εκτός από τις οικιακές συσκευές, ασαφή λογική χρησιμοποιούν τα αντικλεπτικά συστήματα, οι ελεγκτές αυτοκίνητων μηχανών, τα υπόγεια συστήματα τρένων, τα αναπτυσσόμενα συστήματα έγχρωμων φίλμ, τα μετεωρολογικά συστήματα, τα συστήματα απόφασης, ακόμη και οι αυτόματης εστίασης κάμερες. Τέλος, ασαφή λογική χρησιμοποιείτε στην ιατρική για τις διάφορες διαγνώσεις καθώς και για την πρόβλεψη κληρονομικών χαρακτηριστικών.

Είναι φανερό ότι η μελλοντική επερχόμενη εξέλιξη της ασαφούς λογικής, θα είναι τεράστια και θα καταλήξει να είναι αναπόσπαστο κομμάτι της επιστήμης και της τεχνολογίας. Παρόλα αυτά όμως, θα χρειαστεί να ερευνηθούν πολλά κρίσιμα σημεία και θα πρέπει να βρεθούν λύσεις σε πολλά προβλήματα.

Μερικές μελλοντικές εφαρμογές της όπως προβλέφθηκαν από τον καθηγητή *Bart Kosko* του πανεπιστημίου της Νότιας Καλιφόρνιας, είναι οι εξής:

- Ρομπότ με ανθρώπινη συμπεριφορά
- Υπολογιστές που θα κατανοούν και θα ανταποκρίνονται στην ανθρώπινη γλώσσα
- Μηχανές που θα γράφουν μυθιστορήματα και πλήρη σενάρια ταινιών με προεπιλεγμένο θέμα και ύφος

- Μόρια που θα περιπλανιούνται στο αίμα και θα σκοτώνουν τα καρκινοειδή κύτταρα καθυστερώντας έτσι την θανατηφόρα πορεία τους.

Γενικότερα, η ασαφή λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συστήματα υψηλού επιπέδου αυτόματου έλεγχου (αναγνώριση ήχου και εικόνας, αυτόματο σχέδιο, ανάκτηση δεδομένων, ανάλυση ρίσκου, βάση δεδομένων, ανίχνευση σφάλματος), στην ιατρική (ιατρική διάγνωση, ρομπότ νοσοκόμους, τεχνητά μέλη), στο πεδίο των επιχειρήσεων (συστήματα διοίκησης και απόφασης, μάρκετινκ, σύμβουλος επιχειρήσεων και επένδυσης, αυτοματοποίηση γραφείου), στις ανθρωπιστικές και κοινωνικές επιστήμες όπως τη ψυχολογία, στην δημόσια παιδεία και εκπαίδευση, στα θέματα που αφορούν τη τάξη και την ασφάλεια μιας κοινωνίας, καθώς και σε άλλες ειδικές επιστήμες όπως η σεισμολογία και η γεωργική μετεωρολογία.

Η ασαφής λογική δε μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε αδύνατα προβλήματα. Μπορεί αυτό να ακούγεται λογικό και προφανές αλλά συχνά, λόγω της τυχαιότητας που χαρακτηρίζει την ασαφή λογική , οι άνθρωποι πιστεύουν πως μπορεί να χρησιμοποιηθεί παντού.

Επίσης μια φανερή αδυναμία της ασαφούς λογικής είναι ότι τα αποτελέσματά της δεν είναι πάντα σωστά ακριβώς επειδή παρουσιάζονται ως εικασίες. Αντίθετα αυτά της «κλασσικής» λογικής μπορούν να είναι πλήρως αξιόπιστα. Τέλος, υπάρχει ο φόβος να συγχύσει κανείς την ασαφή λογική με την θεωρία των πιθανοτήτων.

Οι οπαδοί της «κλασσικής» λογικής πιστεύουν πως η ασαφή λογική δεν έχει καμία χρησιμότητα. Υποστηρίζουν οτι η «γκρίζα» περιοχή μεταξύ του 0 και του 1 είναι ανακριβής σε αντίθεση με το πραγματικό 1 ή 0.

Είναι δύσκολο να υπάρξει αντιδικία για συγκεκριμένες θεωρίες αν αυτές δεν είναι πλήρως αποδεκτές από την επιστημονική κοινότητα. Χρειάζεται ανοικτό μυαλό και πάνω απ όλα διάθεση για να τις αποδεκτεί κανείς.

5. Γενετικοί Αλγόριθμοι

5.1 | Ιστορία και ορισμός

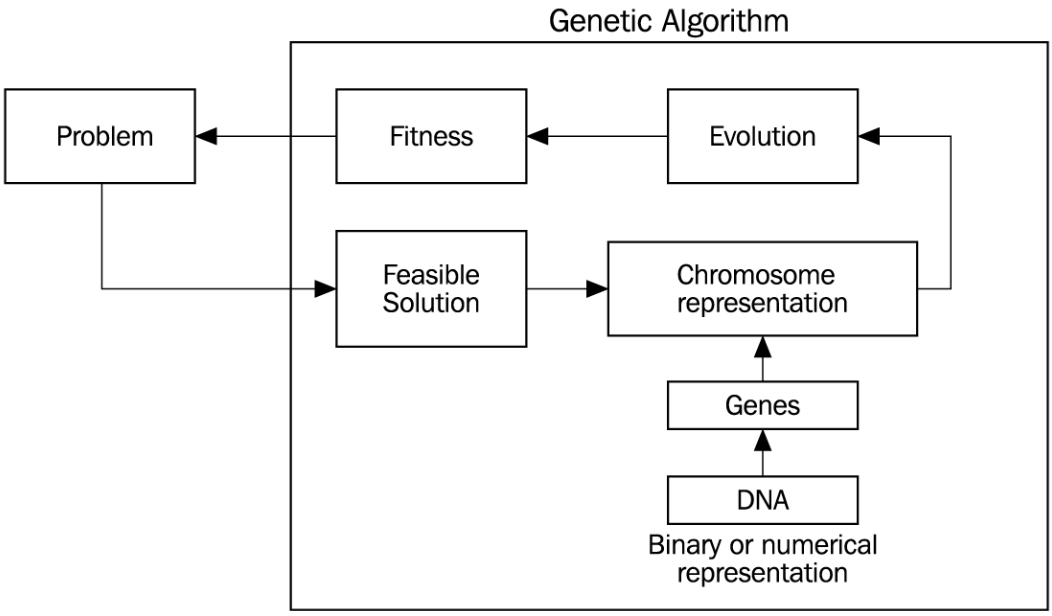
Οι γενετικοί αλγόριθμοι ανήκουν στο κλάδο της επιστήμης υπολογιστών και αποτελούν μια μέθοδο αναζήτησης βέλτιστων λύσεων σε συστήματα που μπορούν να περιγραφούν ως μαθηματικό πρόβλημα. Είναι χρήσιμοι σε προβλήματα που περιέχουν πολλές παραμέτρους/διαστάσεις και δεν υπάρχει αναλυτική μέθοδος που να μπορεί να βρει το βέλτιστο συνδυασμό τιμών για τις μεταβλητές ώστε το υπό εξέταση σύστημα να αντιδρά με όσο το δυνατόν με το θεμιτό τρόπο. Είναι μια τεχνική προγραμματισμού που εισήγαγε στα τέλη της δεκαετίας του 1960 ο Τζον Χόλαντ, ερευνητής του Ινστιτούτου της Σάντα Φε (ΗΠΑ). Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους Γ.Α από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων / λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι ένα πεπερασμένο σύνολο οδηγιών για την εκπλήρωση ενός έργου, το οποίο δεδομένης μιας αρχικής κατάστασης θα οδηγήσει σε μια αναγνωρίσιμη τελική κατάσταση, και το οποίο προσπαθεί να μιμηθεί την διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι προσπαθούν να βρουν τη λύση ενός προβλήματος με το να προσομοιώνουν την εξέλιξη ενός πληθυσμού «λύσεων» του προβλήματος.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι μια από τις βάσεις των Προγραμμάτων Τεχνητής Ζωής. Συγκεκριμένα, επιχειρεί να αναπαράξει στους υπολογιστές τους μηχανισμούς της βιολογικής εξέλιξης με τον ίδιο τρόπο που η τεχνητή νοημοσύνη επιχειρεί να αναπαραστήσει και να μιμηθεί τις διαδικασίες της γνώσης. Τα προγράμματα εξελίσσονται μέχρι να φτάσουν, μέσω μεταλλάξεων, διασταυρώσεων και φυσικής επιλογής, σε μια αποτελεσματική φόρμουλα η οποία θα εκτελεί με τον καλύτερο δυνατό τρόπο μια συγκεκριμένη εργασία.

5.2 | Ανάλυση Λειτουργίας

Ο τρόπος λειτουργίας των Γενετικών Αλγορίθμων είναι εμπνευσμένος από την βιολογία. Χρησιμοποιεί την ιδέα της εξέλιξης μέσω γενετικής μετάλλαξης, φυσικής επιλογής και διασταύρωσης.

Στην πράξη ο αλγόριθμος ξεκινά μ' ένα σύνολο λύσεων – ονομάζονται γονιδιώματα, δανειζόμενες το όνομά τους από τη βιολογία- οι οποίες συνιστούν τον "πληθυσμό". Κατόπιν ζητείται από τον υπολογιστή να δημιουργήσει μια σειρά τυχαίων ανασυνδυασμών και μεταλλάξεων των "γονιδιωμάτων". Οι πιο ικανές λύσεις για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα συνεχίζουν να εξελίσσονται και ανασυνδυάζονται τυχαία, μέχρις ότου "επιβιώσουν" οι καλύτερες. Συνήθως, όσο περισσότερες γενιές περνούν τόσο καλύτερες λύσεις βρίσκονται, μπορεί όμως ο αλγόριθμος να βρεθεί σε σημείο του πεδίου των λύσεων από όπου και δεν μπορεί να προχωρήσει λόγο του ότι βρίσκεται σε τοπικό μέγιστο. Για το λόγο αυτό έχουν υπάρχουν διαφορετικές εκδοχές του αλγόριθμου ανάλογα με τη μορφή του προβλήματος.



Σχήμα 5.1

5.3 | Υλοποίηση του Αλγορίθμου

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίησή τους. Οι τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος πρέπει να κωδικοποιούνται με τρόπο ώστε να αναπαρασταθούν από μια μεταβλητή που περιέχει σειρά χαρακτήρων ή δυαδικών ψηφίων (0/1). Αυτή η μεταβλητή μιμείται το γενετικό κώδικα (γωνιδίωμα) που υπάρχει στους ζωντανούς οργανισμούς. Αρχικά, ο Γενετικός Αλγόριθμος παράγει πολλαπλά αντίγραφα της μεταβλητής / γενετικού κώδικα, συνήθως με τυχαίες τιμές, δημιουργώντας ένα πληθυσμό λύσεων. Κάθε λύση (τιμές για τις παραμέτρους του συστήματος) δοκιμάζεται για το πόσο κοντά φέρνει την αντίδραση του συστήματος στην επιθυμητή, μέσω μιας συνάρτησης που δίνει το μέτρο ικανότητας της λύσης και η οποία ονομάζεται συνάρτηση ικανότητας (Σ.Ι). Οι λύσεις που βρίσκονται πιο κοντά στην επιθυμητή, σε σχέση με τις άλλες, σύμφωνα με το μέτρο που μας δίνει η Σ.Ι, αναπαράγονται στην επόμενη γενιά λύσεων και λαμβάνουν μια τυχαία μετάλλαξη. Επαναλαμβάνοντας αυτή τη διαδικασία για αρκετές γενιές, οι τυχαίες μεταλλάξεις σε συνδυασμό με την επιβίωση και αναπαραγωγή των γονιδιωμάτων / λύσεων που πλησιάζουν καλύτερα το επιθυμητό αποτέλεσμα θα παράγουν ένα γονίδιο/λύση που θα περιέχει τις τιμές για τις παραμέτρους που ικανοποιούν όσο καλύτερα γίνεται την Συνάρτηση Ικανότητας.

5.4 | Εκδοχές και Χαρακτηριστικά

Υπάρχουν διάφορες εκδοχές της παραπάνω διαδικασίας για τους γενετικούς αλγόριθμους από τις οποίες κάποιες περιλαμβάνουν και τη διασταύρωση (ζευγάρωμα) γονιδίων/λύσεων ώστε ο αλγόριθμος να φτάσει στο αποτέλεσμα πιο γρήγορα. Καθώς υπάρχει το στοχαστικό (τυχαίο) συστατικό της μετάλλαξης και ζευγαρώματος, κάθε εκτέλεση του Γ.Α μπορεί να συγκλίνει σε διαφορετική λύση και σε διαφορετικό χρόνο. Η απόδοση του Γ.Α εξαρτάται επί το πλείστον από την συνάρτηση ικανότητας και συγκεκριμένα από το κατά πόσο το μέτρο της περιγράφει την βέλτιστη λύση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν επιλύουν το πρόβλημα με αναλυτικό/ μαθηματικό τρόπο αλλά με βιολογικό. Συνεπώς έχουν μεγαλύτερη ενδογενή ευελιξία και ελευθερία να επιλέγουν μια επιθυμητή βέλτιστη λύση σύμφωνα με τις προδιαγραφές του προβλήματος. Ουσιαστικά οι γενετικό αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης (heuristics) που προσπαθούν να αναζητήσουν την λύση του προβλήματος που τους αναθέτεται.

5.5 | Εφαρμογές Γενετικών Αλγόριθμων

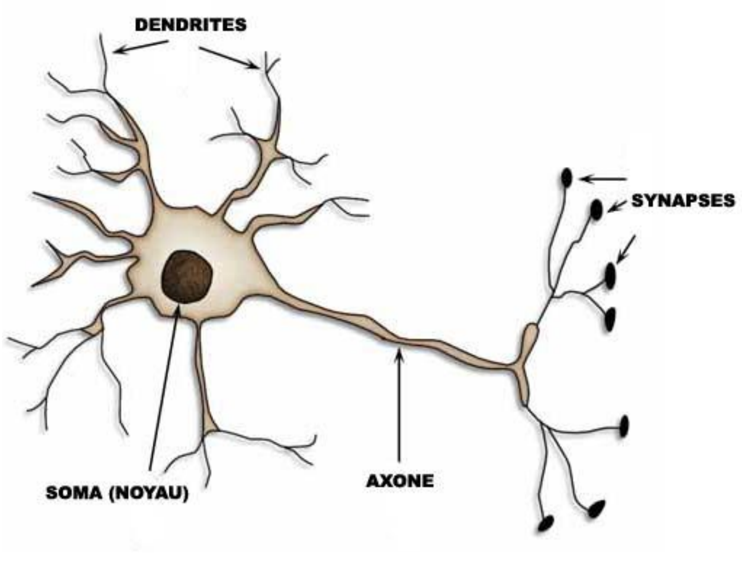
Οι πιθανές εφαρμογές είναι πολλές:

- η καλύτερη δυνατή οργάνωση του ωραρίου ενός σχολείου
- η μελέτη της βέλτιστης κατανομής ενός δικτύου από πλατφόρμες πετρελαίου
- η δημιουργία υπολογιστών που θα βελτιώνουν τον τρόπο λειτουργίας τους "μαθαίνοντας" από την εμπειρία τους
- εξερεύνηση των δυναμικών βιολογικών διαδικασιών, και της θεωρίας της εξέλιξης.
- βελτιστοποίηση προγραμματισμού παραγωγής
- τεχνολογία και μηχανολογικός σχεδιασμός
- σε συνδυασμό με νευρωνικά δίκτυα για καλύτερη μάθηση και πρόβλεψη
- ρομποτική

6. **Νευρωνικά Δίκτυα**

6.1 | Ιστορία και ορισμός

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ανήκουν στον τομέα της Μη Συμβολικής Τεχνητής Νοημοσύνης (non symbolic AI), η οποία προσομοιώνει βιολογικές διαδικασίες, όπως τη λειτουργία του εγκεφάλου ή τη διαδικασία εξέλιξης των ειδών, και η οποία διαφέρει από τη Συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη (symbolic AI), που προσομοιώνει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπου, χρησιμοποιώντας ως δομικές μονάδες τα σύμβολα (ένα σύμβολο μπορεί να αναπαριστά μια έννοια ή μια σχέση ανάμεσα σε έννοιες). Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλό του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας. Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται από το σώμα, που συνιστά τον πυρήνα του, τους δενδρίτες, μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου), και τον άξονα, που αποτελεί την έξοδο 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 ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που εμφανίζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλλουν την αγωγιμότητά τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και, εφόσον το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλιού, το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες.



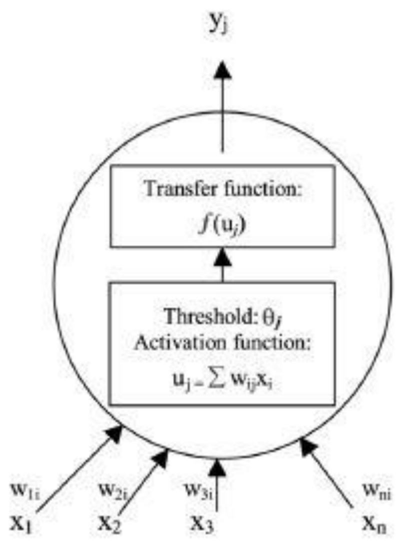
Σχήμα 6.1

Ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις εκπληκτικά γρήγορα παρά το ότι ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου. Κατά μια άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει είναι διαμερισμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται, δηλαδή, για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά διαμορφώνουν το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

6.2 | Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) αποτελεί το πρωταρχικό συστατικό στοιχείο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου x0, x1,…,xn, τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου σταθμίζεται με κάποιο βάρος wi (weight), ο ρόλος του οποίου είναι αντίστοιχος με εκείνον της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης. Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη:

1. Τον αθροιστή (sum), ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα *iSw= Σ με 1...i= και
2. Τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλίου (activation ή threshold ή transformation function), που αποτελεί ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου y, σε συνάρτηση με την ποσότητα S. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει το μοντέλο τεχνητού νευρώνα.

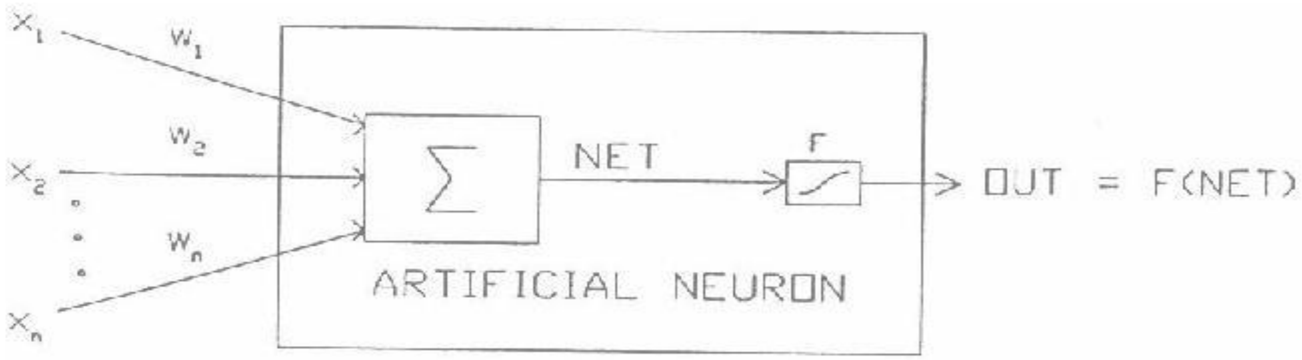


Σχήμα 6.2

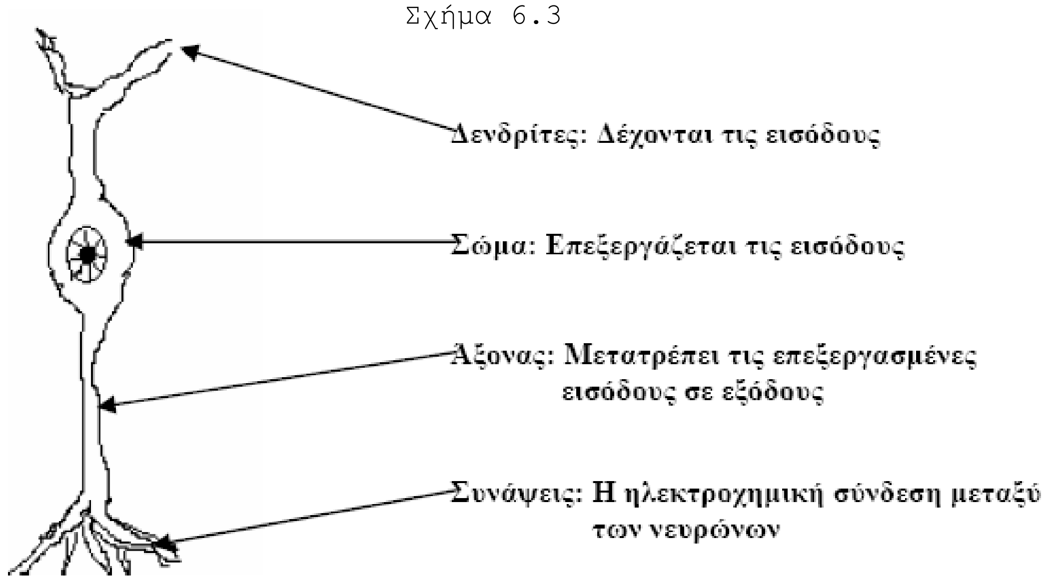
Συγκεκριμένα, ένα σύνολο από εισόδους (inputs), που έχουν ονομαστεί χ1,χ2,....,χn, εφαρμόζονται στο τεχνητό νευρώνιο. Τα δεδομένα εισόδου που συλλογικά αντιστοιχούν στις συντεταγμένες ενός διανύσματος X, παρομοιάζονται σαν τα σήματα που περνάνε διαμέσου των συνάψεων των βιολογικών νευρώνων. Κάθε σήμα πολλαπλασιάζεται από το συσχετιζόμενο βάρος w1,w2,..., wn πριν εφαρμοστεί στο αθροιστικό τμήμα, που συμβολίζεται με το ελληνικό γράμμα Σ. Το κάθε βάρος αντιστοιχεί στην «δύναμη» μιας σύνδεσης των βιολογικών νευρώνων. Το σύνολο των βαρών αντιστοιχεί στις συντεταγμένες ενός διανύσματος W. Το αθροιστικό τμήμα, που στην περίπτωση του βιολογικού νευρωνίου είναι το σήμα του κυττάρου, προσθέτει όλα τα δεδομένα εισόδου που έχουν πολλαπλασιαστεί με τα αλγεβρικά βάρη και παράγει μια τιμή εξόδου που καλείται NET. Αυτή η διαδικασία με την μορφή ενός μαθηματικού τύπου μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$NET=X*W$$

$$NET=X_1W_1+X_2W_2+\ldots+X_nW_n$$



Σχήμα 6.3

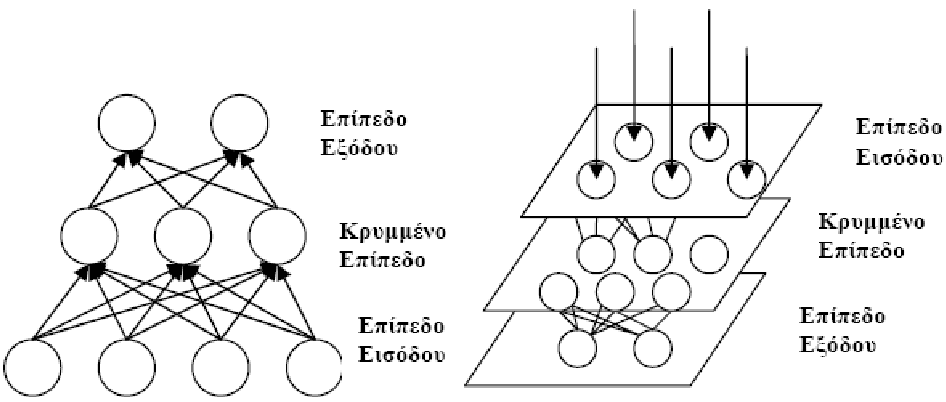


Σχήμα 6.4

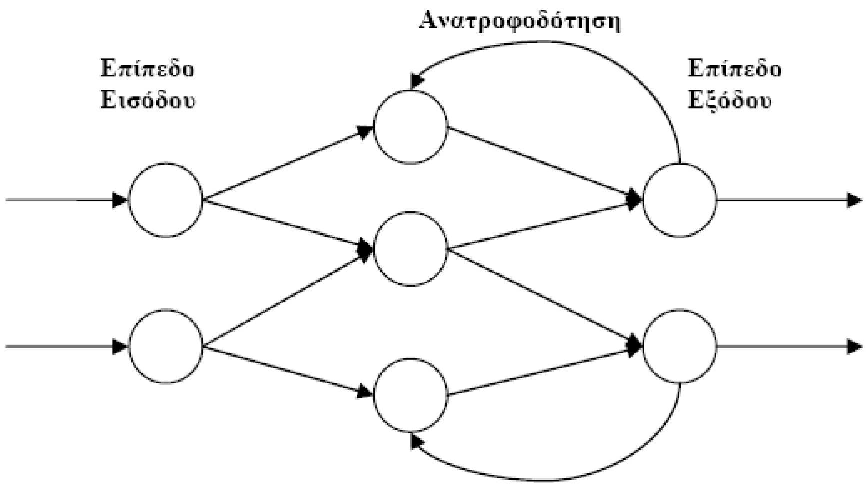
6.3 | Τύποι Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) ή πιο απλά ΤΝΔ, χαρακτηρίζονται ως συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή των δεδομένων. Τα στοιχεία, που συνιστούν το επίπεδο εισόδου, δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, καθώς δεν εκτελούν κάποιον υπολογισμό (δεν έχουν ούτε βάρη εισόδου, ούτε συναρτήσεις ενεργοποίησης). Στη συνέχεια μπορούν να υπάρχουν, προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers). Τέλος ακολουθεί ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Οι νευρώνες των διάφορων στρωμάτων μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι. Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected).

Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι μιας κατεύθυνσης) τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με απλή (ή πρόσθια) τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων του ίδιου επιπέδου, τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent). Ο τύπος του δικτύου με ανατροφοδότηση διαφέρει από τον τύπο της απλούς τροφοδότησης στο ότι περιλαμβάνει ένα βρόχο ανάδρασης, όπου κάθε νευρώνας τροφοδοτεί το σήμα της εξόδου του στις εισόδους όλων των άλλων νευρώνων.



Σχήμα 6.5



Σχήμα 6.6

6.4 | Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα

Οι υπάρχουσες τεχνικές ασαφούς συμπερασμού παρουσιάζουν τις παρακάτω δυσκολίες:

- Την έλλειψη μιας ακριβούς μεθόδου καθορισμού των συναρτήσεων συμμετοχής.
- Την έλλειψη δυνατότητας μάθησης ή προσαρμοστικότητας στις ασαφείς διαδικασίες.

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται στην προσαρμογή των συναρτήσεων συμμετοχής ασαφών συστημάτων που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα ελέγχου. Μολονότι η ασαφής λογική χαρακτηρίζεται από την ικανότητα εφαρμογής έμπειρης γνώσης μέσω ασαφών κανόνων, ο χρόνος σχεδιασμού και προσαρμογής των λεκτικών τιμών (ασαφών συνόλων) σε ένα πρόβλημα είναι τις περισσότερες φορές απαγορευτικός, ιδιαίτερα όσον αφορά σε διαδικασίες δοκιμής και σφάλματος (trial and error). Επιπλέον, ο συντονισμός των συναρτήσεων συμμετοχής καθίσταται μια περίπλοκη διαδικασία, καθώς υποθέτει τον έμπειρο καθορισμό ενός μεγάλου αριθμού παραμέτρων. Οι τεχνικές νευρωνικών δικτύων μέσα από τις διαδικασίες μάθησης επιτρέπουν την αυτοματοποίηση του σχεδιασμού ασαφών συστημάτων, βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητά τους και μειώνοντας σημαντικά τον υπολογιστικό χρόνο.

Η βασική δομή των ασαφών νευρωνικών δικτύων αποτελεί μια άμεση απεικόνιση ενός ασαφούς συστήματος πάνω στη δομή ενός νευρωνικού δικτύου (συνήθως δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης), με κατάλληλες συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων των επιπέδων, που ακολουθούν τη μορφή των ασαφών κανόνων if-then. Στη συνέχεια το παραγόμενο νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ως προς τις παραμέτρους του ασαφούς συστήματος με βάση ένα σύνολο αριθμητικών δεδομένων, χρησιμοποιώντας είτε μάθηση υπό επίβλεψη, είτε ενισχυτική μάθηση. Έτσι κατασκευάζονται προσαρμοστικοί ασαφείς ελεγκτές κατάλληλοι για ένα δεδομένο πρόβλημα.

Η εμπειρία του ειδικού ενσωματώνεται στο ασαφές νευρωνικό δίκτυο μέσω της ασαφούς λογικής με σκοπό να μειωθούν οι μεγάλες απαιτήσεις σε σύνολα δεδομένων εκμάθησης που θα απαιτούσε από μόνο του το ΤΝΔ. Τα ΤΝΔ κάνουν σημείο-προς-σημείο αντιστοίχηση των σημείων του χώρου των δεδομένων εισόδου με τα σημεία του χώρου δεδομένων εξόδου. Τα σημεία των δεδομένων ελέγχου θα πρέπει να είναι κατάλληλα κατανεμημένα και αρκετά περιεκτικά σε πληροφορίες στην περίπτωση προσδιορισμού μιας συνεχούς πολυμεταβλητής συνάρτησης που θα χρησιμοποιηθεί από το δίκτυο. Από την άλλη πλευρά τα ασαφή δίκτυα δεν κάνουν αντιστοίχηση σημείο-προς-σημείο (point-to-point mapping), αλλά σύνολο-προς-σύνολο (set-to-set mapping). Αυτό επιτυγχάνεται με την προσθήκη σημείου-προς-σύνολο (point-to-set) (ασαφοποίηση) και συνόλου-προς-σημείο (set-to-point) (αποασαφοποίηση) μετατροπής των εισόδων και εξόδων αντίστοιχα. Η πρώτη μετατροπή αποτελεί ουσιαστικά την ασαφοποίηση των δεδομένων εισόδου και έπειτα η δεύτερη μετατροπή συμβάλλει στην αποασαφοποίηση τους κατά την έξοδο. Ο αριθμός των κανόνων αντιστοίχησης μειώνεται σημαντικά με αυτόν τον τρόπο, με αποτέλεσμα να μειώνεται και η απαιτούμενη πληροφορία για την εκκίνηση του συστήματος. Όπως έχουμε σημειώσει και σε άλλα κομμάτια της εργασίας, η θεωρία των ασαφών συνόλων ομοιάζει με τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης και οργάνωσης της γνώσης και για αυτόν το λόγο τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα παρέχουν έναν κατάλληλο μηχανισμό απόκτησης γνώσης και ένα φιλικό για τον άνθρωπο (αλλά και για τους υπολογιστές) τρόπο χειρισμού τους.

Τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα τελικά διεξάγουν μια σημείο-προς-σημείο αντιστοίχηση, αλλά με διαφορετικό τρόπο από τα νευρωνικά δίκτυα. Αποτελείται από τρία κύρια στάδια. Πρώτα μετατρέπουν τα δεδομένα εισόδου σε μια συνάρτηση συμμετοχής ασαφούς συνόλου. Στο επόμενο στάδιο διεξάγεται η διαδικασία της ασαφούς συλλογιστικής, ή με άλλα λόγια χρησιμοποιείται η ασαφής μνήμη συσχέτισης (fuzzy associative memory) για το συσχετισμό των ασαφών συνόλων της εισόδου με τα κατάλληλα ασαφή σύνολα της εξόδου. Στο τελευταίο στάδιο οι συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών εξόδων μετατρέπονται σε αριθμητικές εξόδους μέσα από τη διαδικασία της αποσαφοποίησης. Η λειτουργία των ασαφών νευρωνικών δικτύων είναι τέτοια που επιτρέπει την απόκτηση, αναπαράσταση και χρησιμοποίηση της γνώσης του ειδικού σε ένα αντικείμενο και αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε εφαρμογές, όπως των προσαρμοστικών συστημάτων ελέγχου, όπου δεν μπορούν να προσδιοριστούν οι ακριβείς συναρτήσεις ενεργοποίησης του συστήματος και όπου τα σύνολα δεδομένων εκμάθησης δεν είναι αρκετά.

Εκτός από τα προβλήματα ελέγχου, τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν και σε προβλήματα αναγνώρισης προτύπων. Η παραδοσιακή θεωρία συνόλων περιγράφει γεγονότα με απότομα όρια, τα οποία μπορούν να συμβούν ή να μη συμβούν. Τα παραδοσιακά-κλασικά σύνολα χρησιμοποιούν τη θεωρία πιθανοτήτων για να χαρακτηρίσουν την εμφάνιση ενός γεγονότος, υπολογίζοντας την πιθανότητα με την οποία ένα δοθέν γεγονός αναμένεται να συμβεί. Αντίθετα η θεωρία των ασαφών συνόλων επιτρέπει τον υπολογισμό ενός βαθμού μέτρησης της εμφάνισης ενός γεγονότος, ο οποίος αποδεικνύεται περισσότερο πληροφοριακός.

Η αναγνώριση προτύπων διαμερίζει ένα χώρο επιρροής σε διάφορες κατηγορίες (σύνολα) και στη συνέχεια απεικονίζει κάθε πρότυπο σε μια από τις κατηγορίες. Αντιστοιχίζοντας κάθε κατηγορία με τη μορφή ενός ασαφούς συνόλου και προσδιορίζοντας τη λειτουργία απεικόνισης υπό το πρίσμα μιας συνάρτησης συμμετοχής, δημιουργείται μια άμεση σχέση μεταξύ των ασαφών συνόλων και της αναγνώρισης προτύπων. Έτσι οι κατηγορίες των προτύπων θεωρούνται ως ασαφή σύνολα, όπου ένα πρότυπο ανήκει σε κάθε μία από τις κατηγορίες με έναν κατάλληλο βαθμό συμμετοχής.

Η σχέση μεταξύ κατηγοριών προτύπων και ασαφών συνόλων παρουσιάστηκε από τους Bellman et al. (1966), οι οποίοι όρισαν την ασαφή ταξινόμηση προτύπων. Αργότερα παρουσιάστηκε η ιδέα αντικατάστασης των απότομων ορίων απόφασης του νευρωνικού δικτύου perceptron με όρια απόφασης ασαφών υπερεπιπέδων. Στην βιβλιογραφία καταγράφονται διάφοροι τύποι συνδυασμών ασαφών συστημάτων και νευρωνικών δικτύων, οι οποίοι κατασκευάζουν αποτελεσματικούς ταξινομητές προτύπων, εκμεταλλευόμενοι τα συγκεκριμένα πλεονεκτήματα που προσφέρει η συνεργεία των δύο τεχνικών. Τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα ταξινόμησης προσπαθούν να διαμορφώσουν κατάλληλα τα όρια των κατηγοριών προτύπων με μάθηση των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής.

Τα συστήματα που βασίζονται στην ασαφή λογική και αυτά που βασίζονται στα ΤΝΔ έχουν αντιθετικές απαιτήσεις κατά την εφαρμογή τους. Για παράδειγμα τα ασαφή συστήματα είναι κατάλληλα όταν υπάρχει αρκετή γνώση ειδικού για την εξεταζόμενη διαδικασία, ενώ τα συστήματα ΤΝΔ είναι χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν αρκετά ή μετρήσιμα δεδομένα για την εξεταζόμενη διαδικασία. Και οι δύο προσεγγίσεις κατασκευάζουν μη-γραμμικά συστήματα βασισμένα πάνω σε φραγμένες συνεχείς μεταβλητές, με τη διαφορά ότι η μεταχείριση των νευρωνικών συστημάτων γίνεται με τρόπο αριθμητικό-ποσοτικό, ενώ η μεταχείριση των ασαφών συστημάτων γίνεται με τρόπο συμβολικό-ποιοτικό. Τα ασαφή συστήματα όμως παρουσιάζουν τόσο συμβολικά, όσο και αριθμητικά, χαρακτηριστικά, καθώς οι συναρτήσεις συμμετοχής επιτρέπουν την αριθμητική επεξεργασία των λεκτικών μεταβλητών που μεταχειρίζονται.

Κατά συνέπεια, η σύνθεση νευρωνικών και ασαφών συστημάτων οδηγεί σε μια νέα κατάσταση, όπου το ασαφές σύστημα παρέχει ένα ισχυρό υπόβαθρο για την αναπαράσταση της γνώσης των ειδικών, ενώ τα ΤΝΔ παρέχουν ικανότητες μάθησης και είναι εξαιρετικά κατάλληλα για υπολογιστικά αποτελεσματικές εφαρμογές μέσω Η/Υ. Η σημασία της σύνθεσης αυτής εξάγεται και από τις διαφορές των ξεχωριστών αυτών συστημάτων, καθώς τα ΤΝΔ δεν παρέχουν ένα ισχυρό πλαίσιο για αναπαράσταση γνώσης, ενώ οι ελεγκτές ασαφούς λογικής δεν διακρίνονται για την ικανότητα αυτόματης μάθησης.

Τα υβριδικά νευροασαφή συστήματα μπορούν να δημιουργηθούν με δύο τρόπους: Παρέχοντας σε ένα νευρωνικό δίκτυο την ικανότητα χειρισμού ασαφούς πληροφορίας (fuzzy-neural network FNN) και ενισχύοντας ένα ασαφές σύστημα με νευρωνικά δίκτυα, προκειμένου να βελτιωθούν ορισμένα χαρακτηριστικά, όπως είναι η ευελιξία, η ταχύτητα και η προσαρμοστικότητα (neural-fuzzy systems NFS). Σε ένα FNN οι είσοδοι και/ή τα βάρη των συνδέσεων και/ή οι έξοδοι του δικτύου αποτελούν ασαφή υποσύνολα ή ένα σύνολο από τιμές συμμετοχής σε ασαφή σύνολα. Για τη μοντελοποίηση αυτών των δικτύων χρησιμοποιούνται λεκτικές τιμές όπως «μικρό, μεσαίο, μεγάλο», ή ασαφείς αριθμοί. Νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούν ασαφείς νευρώνες χαρακτηρίζονται επίσης FNN, καθώς θεωρούνται ικανά να επεξεργαστούν ασαφείς πληροφορίες.

Ένα νευροασαφές σύστημα (NFS) από την άλλη πλευρά έχει ως σκοπό την πραγματοποίηση της διαδικασίας ασαφούς συλλογιστικής (fuzzy reasoning), όπου τα βάρη των συνδέσεων του δικτύου αντιστοιχούν στις παραμέτρους της ασαφούς συλλογιστικής. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους μάθησης της μορφής ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος (backpropagation) το NFS μπορεί να αναγνωρίσει ασαφείς κανόνες και να «μάθει» τις συναρτήσεις συμμετοχής της ασαφούς συλλογιστικής. Συγκεκριμένα το NFS θα πρέπει να είναι ικανό είτε να «μάθει» λεκτικούς κανόνες και/ή συναρτήσεις συμμετοχής, είτε να βελτιστοποιεί τους ήδη υπάρχοντες κανόνες ή τις συναρτήσεις συμμετοχών. Υπάρχουν τρεις περιπτώσεις:

1) το σύστημα ξεκινά χωρίς κανόνες και δημιουργεί νέους κανόνες μέχρι το πρόβλημα της μάθησης να επιλυθεί. Η δημιουργία ενός νέου κανόνα προκύπτει από ένα πρότυπο εκμάθησης που δεν καλύπτεται αρκετά από την τρέχουσα βάση κανόνων.
2) το σύστημα ξεκινά με όλους εκείνους τους κανόνες που μπορούν να δημιουργηθούν από το διαμερισμό των μεταβλητών και διαγράφοντας ανεπαρκείς κανόνες από την βάση κανόνων ανάλογα με την αξιολόγηση της επίδοσής τους.
3) το σύστημα ξεκινά με μια βάση κανόνων που αποτελείται από σταθερό αριθμό κανόνων. Κατά τη διαδικασία της εκμάθησης οι κανόνες αντικαθίστανται μέσω μιας διαδικασίας βελτιστοποίησης.

6.5 | Μάθηση παραδειγμάτων και Αλγορίθμου

Για να χρησιμοποιηθεί ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί. Η μάθηση είναι μια θεμελιακή ικανότητα των ΤΝΔ η οποία τους επιτρέπει να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους και να βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους με το πέρασμα του χρόνου. Η μάθηση είναι μια γενική έννοια της επιστήμης των συστημάτων και ορίζεται με ποικίλους τρόπους ανάλογα με το εκάστοτε πεδίο εφαρμογής. Στα ΤΝΔ, η μάθηση αναφέρεται στη διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης της τιμής των συναπτικών βαρών. Έτσι, ένα ΤΝΔ μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ανανέωσης (αλλαγής) των συναπτικών βαρών και κατωφλίων.

Αλγόριθμος μάθησης ή εκπαίδευσης είναι κάθε προκαθορισμένο σύνολο καλά ορισμένων κανόνων επίλυσης του προβλήματος μάθησης (ή εκπαίδευσης) του ΤΝΔ. Γενικά, υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης στα ΤΝΔ, καθένας από τους οποίους έχει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα, προσφέροντας έναν άλλο τρόπο προσαρμογής (επιλογής / ανανέωσης) των βαρών.

Σύμφωνα με τους Mendel και McClaren, με σημείο αναφοράς τα νευρωνικά δίκτυα:

Μάθηση είναι μια διαδικασία με την οποία προσαρμόζονται οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου μέσω μιας συνεχούς διαδικασίας διέγερσης από το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται το δίκτυο. Το είδος της μάθησης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιούνται οι αλλαγές των παραμέτρων.

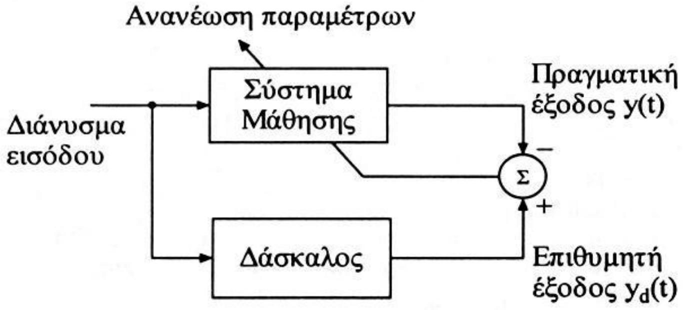
Ο ορισμός της διαδικασίας μάθησης υπονοεί την ακόλουθη σειρά βημάτων:

1. Το νευρωνικό δίκτυο διεγείρεται από ένα περιβάλλον.
2. Το νευρωνικό δίκτυο υφίσταται αλλαγές σαν συνέπεια αυτής της διέγερσης.
3. Το νευρωνικό δίκτυο απαντά με ένα καινούργιο τρόπο στο περιβάλλον, λόγω των αλλαγών που συνέβησαν στην εσωτερική του δομή.

Ένα άλλο θέμα το οποίο πρέπει να ληφθεί υπ’ όψη κατά τη σχεδίαση ΤΝΔ είναι το περιβάλλον στο οποίο εργάζεται κάθε δίκτυο. Έτσι, διαφορετικά μοντέλα του περιβάλλοντος οδηγούν σε διαφορετικά παραδείγματα μάθησης, δηλαδή την επιβλεπόμενη (ενεργή), την μη επιβλεπόμενη (αυτό-οργανούμενη) και την ενισχυτική μάθηση.

<u>Επιβλεπόμενη μάθηση</u>

Η δομή της επιβλεπόμενης ή ενεργού μάθησης (supervised / active learning) έχει τη γενική μορφή του Σχήματος 4.13 και περιλαμβάνει δυο κύριες συνιστώσες, το δάσκαλο και το σύστημα μάθησης.



Σχήμα 6.7

Δομή της επιβλεπόμενης μάθησης

Το κύριο χαρακτηριστικό της επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ύπαρξη του εξωτερικού δασκάλου ο οποίος με βάση τη γνώση και την εμπειρία του είναι ικανός να διδάξει στο σύστημα μάθησης (δηλαδή στο ΤΝΔ) τις επιθυμητές εξόδους (εξόδους στόχου) για ένα σύνολο εισόδων εκπαίδευσης. Όταν ο δάσκαλος και το ΤΝΔ λάβουν ένα διάνυσμα εισόδου εκπαίδευσης, ο δάσκαλος δίνει στο ΤΝΔ μια επιθυμητή έξοδο η οποία παριστά τη βέλτιστη ενέργεια (δράση) που πρέπει να κάνει το ΤΝΔ. Οι παράμετροι του δικτύου ανανεώνονται με βάση τόσο το διάνυσμα εκπαίδευσης όσο και το σήμα σφάλματος (δηλαδή της διαφοράς μεταξύ της πραγματικής απόκρισης $y(t)$ και της επιθυμητής απόκρισης $y_d(t)$ του δικτύου). Ορίζοντας μια τετραγωνική συνάρτηση κόστους:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} E\left[\left(y(t) - y_d(t)\right)^2\right]$$

όπου w είναι το διάνυσμα των προς επιλογή (ελεύθερων) παραμέτρων του συστήματος μάθησης (δηλαδή του ΤΝΔ), η ανανέωση / προσαρμογή των παραμέτρων παίρνει την μορφή του αλγόριθμου διόρθωσης σφάλματος που είδαμε στην προηγούμενη ενότητα. Η βήμα – προς – βήμα ανανέωση των παραμέτρων κάνει τελικά το ΤΝΔ μάθησης να μιμείται καλά τον δάσκαλο. Δυο περιπτώσεις αλγόριθμων επιβλεπόμενης μάθησης είναι ο αλγόριθμος Ελαχίστου Μέσου Τετραγώνου (Least Mean Square, LMS) και η γενίκευση του που είναι γνωστή ως Αλγόριθμος Ανάστροφης Διάδοσης (Back Propagation, BP) και θα μας απασχολήσει στα επόμενα.

Ενισχυτική μάθηση

Στον τύπο αυτό μάθησης, το ΤΝΔ τροφοδοτείται και πάλι με δειγματικά πρότυπα εισόδου αλλά δεν τροφοδοτείται με τις επιθυμητές αποκρίσεις σε αυτές τις εισόδους. Εδώ χρησιμοποιείται ένα συνολικό μέτρο της επάρκειας της προκύπτουσας απόκρισης (δείκτης συμπεριφοράς) το οποίο μπορεί να οδηγήσει το δίκτυο στην επιθυμητή συμπεριφορά. Το μέτρο αυτό είναι γνωστό ως ενισχυτικό σήμα (reinforcement signal) και ανατροφοδοτείται στο ΤΝΔ έτσι ώστε να επιβραβεύσει (reward) τις ορθές συμπεριφορές και να τιμωρήσει (penalize) τις λανθασμένες.

Η ενισχυτική μάθηση στηρίζεται στο νόμο του Thornlike που λέει ότι «Αν μια ενέργεια ενός συστήματος μάθησης ακολουθείται από μια ικανοποιητική κατάσταση ή συμπεριφορά, τότε η τάση του συστήματος αυτού να παράγει τη συγκεκριμένη ενέργεια ενισχύεται (ενδυναμώνεται). Διαφορετικά, η τάση του συστήματος να παράγει την ενέργεια αυτή εξασθενεί».

Συνοπτικά, η ενισχυτική μάθηση λειτουργεί ως εξής:

1. Το ΤΝΔ υπολογίζει τις εξόδους που παράγονται από την παρούσα είσοδο με τις παρούσες τιμές των βαρών.
2. Το σύστημα αξιολογεί την έξοδο και το ενισχυτικό σήμα τροφοδοτείται στο δίκτυο.
3. Τα βάρη ανανεώνονται με βάση το ενισχυτικό σήμα αυξάνοντας τις τιμές των βαρών που συνέβαλαν σε καλή συμπεριφορά ή μειώνοντας τις τιμές αυτών που προκάλεσαν κακή συμπεριφορά.
4. Το δίκτυο ψάχνει να βρει ένα σύνολο βαρών τα οποία τείνουν να αποφύγουν αρνητικά ενισχυτικά σήματα.

Η διαφορά ανάμεσα στην ενισχυτική και την επιβλεπόμενη μάθηση είναι ότι στην ενισχυτική μάθηση το σύστημα μάθησης βελτιώνεται χρησιμοποιώντας ένα κριτήριο συμπεριφοράς οι τιμές του οποίου δίνονται από το περιβάλλον, ενώ στην επιβλεπόμενη μάθηση το κριτήριο συμπεριφοράς (συνάρτηση τετραγωνικού σφάλματος) καθορίζεται εσωτερικά με βάση τις επιθυμητές αποκρίσεις (στόχους). Συνεπώς ένα σύστημα ενισχυτικής μάθησης μπορεί να θεωρηθεί ως ένα «σύστημα αξιολόγησης με ανατροφοδότηση».

<u>Μη επιβλεπόμενη μάθηση</u>

Στον τύπο αυτό μάθησης, που καλείται και αυτό-οργανούμενη μάθηση, δεν χρησιμοποιείται εξωτερικός δάσκαλος για να επιβλέψει την εκπαίδευση του ΤΝΔ. Το δίκτυο αντί να μάθει συγκεκριμένα παραδείγματα (ζεύγη) εισόδου-εξόδου, μαθαίνει ένα «ανεξάρτητο- καθηκόντων μέτρο» της ποιότητας της παράστασης. Οι προς επιλογή ελεύθερες παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται ώστε να βελτιστοποιηθεί το μέτρο αυτό. Πρακτικά το μόνο που χρειάζεται ένα ΤΝΔ μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι να συντονισθεί στις στατιστικές ομαλότητες των δεδομένων εισόδου και μετά να μπορέσει να δημιουργήσει εσωτερικές παραστάσεις για την κωδικοποίηση των ιδιοτήτων εισόδου και να παράγει αυτόματα νέες κατηγορίες.

6.6 | Ασαφή μοντέλα τύπου Sugeno

Η πιο γνωστή μεθολογία στα ασαφή συστήματα είναι αναμφισβήτητα η μέθοδος εξαγωγής συμπεράσματος του Mamdani. Στην παρούσα εργασία όμως χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο των Takaki-Sugeno-Kang, που προτάθηκε το 1985, με στόχο κυρίως την ανάπτυξη μιας μεθόδου παραγωγής ασαφών κανόνων από ένα δεδομένο σετ δεδομένων εισόδου-εξόδου, και αναφέρεται απλώς ως μέθοδος Sugeno ενώ τα μοντέλα που παράγονται αναφέρονται απλώς ως TSK μοντέλα. Είναι εν γένει παρόμοια με τη μέθοδο Mamdani, και ακριβώς ίδια στα στάδια της ασαφοποίησης των εισόδων καθώς και της εφαρμογής του ασαφούς τελεστή. Η βασική και ειδοποιός διαφορά ανάμεσα στα δύο μοντέλα είναι ότι στο μοντέλο του Sugeno οι συναρτήσεις συμμετοχής των εξόδων είναι είτε γραμμικές συναρτήσεις(πολυώνυμα) είτε σταθερές, πάντα λοιπόν σαφείς(crisp),-καθιστώντας τα μοντέλα αυτά μία μίξη ασαφούς και σαφούς συστήματος- ενώ στα μοντέλα Mamdani είναι ασαφείς(fuzzy)ακριβώς όπως και αυτές των εισόδων.

Ένας κανόνας(έστω ο ι-οστός) για ένα μοντέλο TSK με k εισόδους έχει ως εξής:

IF u1 is MF1
i AND u2 is MF2
i AND……..AND uk is MFk
i THEN z=f(u1,u2,….,uk)

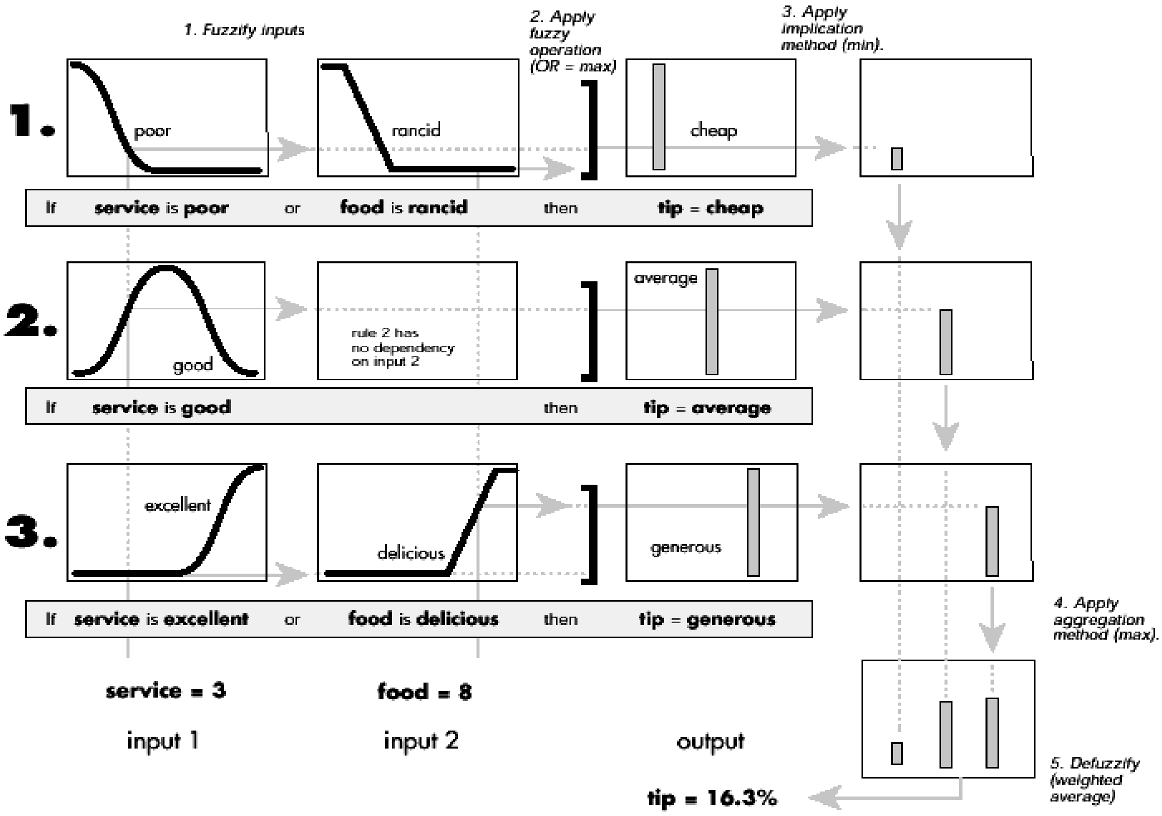
όπου τα MFj
i , για j=1…k είναι ασαφή σύνολα στο τμήμα υπόθεσης του κανόνα, ενώ
z=f(x,y) είναι μία σαφής συνάρτηση στο τμήμα απόδοσης.

Μοντέλα TSK μηδενικού βαθμού

Αν η συνάρτηση f(x,y) είναι ένα πολυώνυμο μηδενικού βαθμού, δηλαδή μία σταθερά, τότε έχουμε το TSK μοντέλο μηδενικού βαθμού. Ένας κλασικός κανόνας τέτοιας μορφής(για μοντέλο 2 εισόδων) είναι ο εξής:

If x is A and y is B then z = k

όπου τα A και B είναι ασαφή σύνολα στο τμήμα υπόθεσης του κανόνα, ενώ z = k είναι μία σταθερά στο τμήμα απόδοσης. Όταν η απόδοση ενός κανόνα είναι μία σταθερά όπως στην παραπάνω περίπτωση, βλέπουμε μία έντονη ομοιότητα με το μοντέλο του Mamdani, αφού ουσιαστικά πρόκειται για μια ειδική περίπτωση του τελευταίου, όπου δηλαδή το τμήμα απόδοσης κάθε κανόνα είναι ένα ασαφές Singleton(ή ένα προ-αποασαφοποιημένο τμήμα απόδοσης). Η μόνη διάκριση είναι το γεγονός ότι όλες οι συναρτήσεις συμμετοχής στο τμήμα απόδοσης είναι Singleton και το ότι η μέθοδος συμπερασμού max-min είναι δεδομένη και δεν μπορούμε να την αλλάξουμε. Στα μοντέλα TSK που θα δημιουργηθούν σε όλη την εργασία θα χρησιμοποιείται λοιπόν η μέθοδος max-min και για την υλοποίηση του AND μεταξύ των κανόνων ο τελεστής γινομένου(product), αν και είναι δυνατή και η χρήση του min. Τέλος η αποασαφοποίηση γίνεται με τη μέθοδο του weighted average. Η έξοδος ενός TSK μοντέλου μηδενικού βαθμού είναι μία ομαλή(smooth) συνάρτηση των μεταβλητών εισόδου αρκεί οι γειτονικές συναρτήσεις συμμετοχής στο τμήμα υπόθεσης να έχουν αρκετή επικάλυψη. Αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα για τα μοντέλα Mamdani ότι η επικάλυψη μεταξύ των συναρτήσεων συμμετοχής του τμήματος απόδοσης ενός τέτοιου μοντέλου δεν παίζει ουσιαστικό ρόλο στην ομαλότητα της τελικής συμπεριφοράς εισόδου-εξόδου ενώ όπως είπαμε το σημαντικό είναι να υπάρχει επικάλυψη στο τμήμα υπόθεσης. Το παρακάτω σχήμα(σχήμα 1.1) απεικονίζει ένα κλασικό παράδειγμα για τα ασαφή συστήματα, καταλλήλως τροποποιημένο για χρήση σαν ένα σύστημα Sugeno μηδενικού βαθμού. Οι δύο είσοδοι του μοντέλου είναι η εξυπηρέτηση(service) σε ένα εστιατόριο και η ποιότητα του φαγητού(food) και η έξοδος το φιλοδώρημα(tip).Βέβαια, εδώ οι κανόνες περιέχουν OR και όχι AND μεταξύ των κανόνων, και έτσι αντί για τον πολλαπλασιασμό εφαρμόζουμε τον τελεστή max για να βρούμε το βαθμό εκπλήρωσης του χώρου εισόδων συνολικά. Ευτυχώς τα πολύ απλά αυτά μοντέλα πολύ συχνά επαρκούν για τη μοντελοποίηση συστημάτων.



Σχήμα 6.8

Μοντέλα TSK πρώτου βαθμού

Το TSK μοντέλο πρώτου βαθμού στην πιο κλασική του μορφή(για 2 εισόδους) έχει κανόνες σαν τον παρακάτω:

If x is A and y is B then z=p*x+q*y+r

όπου A και B είναι ασαφή σύνολα στο τμήμα υπόθεσης, ενώ τα p,q και r, είναι όλα σταθερές. Ο πιο εύκολος τρόπος να κατανοήσουμε τη λειτουργία του συστήματος πρώτου βαθμού είναι να φανταστούμε πως ο κάθε κανόνας ορίζει τη θέση ενός κινούμενου singleton. Αυτό σημαίνει ότι τα singleton της εξόδου μπορούν να κινηθούν με έναν γραμμικό τρόπο στο χώρο των εξόδων, αναλόγως με το ποια είναι η είσοδος. Αυτό κάνει το συμβολισμό του συστήματος πολύ απλό και πρακτικό. Υπάρχουν και TSK μοντέλα υψηλότερης τάξης, τα οποία όμως παρουσιάζουν ιδαίτερα αυξημένη πολυπλοκότητα και δυσανάλογη –μικρή- βελτίωση στη συμπεριφορά του μοντέλου. Στην παρούσα εργασία θα χρησιμοποιηθούν τα μοντέλα TSK πρώτου βαθμού, αφού είναι και πρακτικά, μικρής πολυπλοκότητας, έχουν ιδιαίτερα καλή συμπεριφορά και βέβαια είναι αυτά που υποστηρίζονται από τις εντολές του MATLAB το οποίο χρησιμοποιείται.

Ο κάθε κανόνας λοιπόν έχει σαφή(crisp) έξοδο, και άρα η συνολική έξοδος ανακτάται με weighted average, αποφεύγοντας έτσι την ιδιαίτερα χρονοβόρα μέθοδο της αποασαφοποίησης που χρησιμοποιείται σε ένα μοντέλο Mamdani. Στην πράξη, μερικές φορές το weighted average αντικαθίσταται από τον τελεστή weigthed sum,

δηλαδή z=w1z1+w2z2 , αντί για

για ακόμη μεγαλύτερη μείωση του χρόνου που καταναλίσκεται για υπολογισμούς, κυρίως στην εκπαίδευση ενός συστήματος. Παρόλ’ αυτά, η απλούστευση αυτή μπορεί να οδηγήσει στην απώλεια των λεκτικών σημασιών των συναρτήσεων συμμετοχής, εκτός και αν το άθροισμα των βαθμών εκπλήρωσης, δηλαδή το åi i w είναι κοντά στη μονάδα. Πάντως επαναλαμβάνουμε ότι εμείς στα μοντέλα μας που δημιουργήσαμε θα κάνουμε χρήση του weighted average.

Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει ένα σύστημα TSK 1ου βαθμού που λειτουργεί με weighted average .

Συμπεράσματα-Παρατηρήσεις

Εξαιτίας της γραμμικής εξάρτησης του κάθε κανόνα από τις μεταβλητές εισόδου του συστήματος, η μέθοδος του Sugeno είναι ιδανική για δημιουργία συστήματος που θα λειτουργήσει ως παρεμβαλλόμενος(interpolating) επιτηρητής διαφόρων γραμμικών ελεγκτών, που θα εφαρμοστούν σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας ενός δυναμικού, μη γραμμικού συστήματος. Για παράδειγμα, η απόδοση ενός αεροσκάφους μπορεί να αλλάξει δραματικά με το ύψος και τον τιμή Mach. Οι γραμμικοί ελεγκτές, παρότι είναι πολύ εύκολο να υπολογιστούν και ταιριάζουν καλά σε κάθε δεδομένη κατάσταση πτήσης, πρέπει να ενημερώνονται πολύ συχνά και ομαλά για να ανταποκριθούν στην εναλλασόμενη κατάσταση του αεροσκάφους. Ένα σύστημα TSK ανταποκρίνεται τέλεια στην απαίτηση του να παρεμβάλλει ομαλά τα γραμμικά κέρδη που θα εφαρμόζονταν στο χώρο των εισόδων, σαν ένας φυσικός και αποδοτικός προγραμματιστής κερδών. Παρομοίως, ένα TSK σύστημα είναι ιδανικό για να μοντελοποιεί μη γραμμικά συστήματα, παρεμβάλλοντας πολλά γραμμικά μοντέλα.

Επειδή είναι ένα πιο πρακτικό αλλά και αποδοτικό σύστημα από αυτό του Mamdani, το TSK μοντέλο προσφέρεται για προσαρμοστικές τεχνικές κατασκευής ασαφών μοντέλων, οι οποίες χρησιμοποιούνται για να μεταβάλλουν τις συναρτήσεις συμμετοχής ώστε το σύστημα να μοντελοποιεί καλύτερα το σετ δεδομένων.

Συνοπτικά λοιπόν τα πλεονεκτήματα του TSK μοντέλου είναι τα εξής:

- Είναι υπολογιστικά απλό και σύντομο(αποφεύγει και την αποασαφοποίηση που εφαρμόζει η μέθοδος του Mamdani η οποία είναι χρονοβόρα)
- Δουλεύει καλά με γραμμικές τεχνικές, όπως για παράδειγμα τον έλεγχο με PID
- Δουλεύει καλά με προσαρμοστικές τεχνικές και τεχνικές βελτιστοποίησης
- Παρουσιάζει εγγυημένη συνέχεια στο χώρο εξόδων
- Δέχεται πολύ εύκολα μαθηματική ανάλυση
- Μπορεί να αναπαριστά και ποσοτική γνώση εκτός από ποιοτική

Βέβαια, το μοντέλο Mamdani παραμένει αυτό με την μεγαλύτερη αποδοχή και έχει το προσόν να βολεύει περισσότερο όταν πρόκειται για εισόδους από την ανθρώπινη ζωή, λόγω του ασαφούς τμήματος απόδοσης των κανόνων.

6.7 | Εφαρμογές Νευρωνικών Δικτύων

Η εξομοίωση των βιολογικών υπολογιστικών παραδειγμάτων που πραγματοποιείται μέσω των ΤΝΔ έχει πολύ καλά αποτελέσματα για πολλές κατηγορίες προβλημάτων. Μεταξύ αυτών είναι:

• η κατηγορία προβλημάτων αναγνώρισης (π.χ. αναγνώριση φωνής, εικόνας κλπ.)

• η κατηγορία των προβλημάτων ελέγχου των οποίων τα δεδομένα είναι ελλιπή, ασαφή και στοχαστικά.

•η κατηγορία των NP-πλήρων προβλημάτων, τα οποία περιλαμβάνουν προβλήματα δρομολόγησης, αναζήτησης κλπ.

Όλα αυτά τα προβλήματα χαρακτηρίζονται από τον πολυδιάστατο χώρο τους, την πολυπλοκότητά τους και τις άγνωστες συσχετίσεις μεταξύ των μεταβλητών τους. Επιπλέον τα ΤΝΔ προσφέρουν λύσεις κυρίως σε προβλήματα που σχετίζονται με τον ανθρώπινο παράγοντα (αναγνώριση ομιλίας, εικόνας, χειρόγραφου κειμένου κλπ.).Ακολουθούν μερικά παραδείγματα εφαρμογών:

• Επεξεργασία εικόνας και μηχανική όραση (π.χ. ταίριασμα εικόνας, προεπεξεργασία, κατάτμηση, ανάλυση, συμπίεση εικόνας και επεξεργασία χρονικά μεταβαλλόμενων εικόνων).

• Επεξεργασία σήματος (π.χ. ανάλυση και μορφολογία σεισμικού σήματος).

• Αναγνώριση προτύπων (π.χ. εξαγωγή χαρακτηριστικών, ανάλυση και κατηγοριοποίηση σήματος radar, αναγνώριση φωνής, κειμένου, χειρονομιών και πιστοποίηση ταυτότητας).

• Ιατρική (π.χ. ανάλυση ηλεκτροκαρδιογραφήματος, ιατρική διάγνωση και επεξεργασία ιατρικής εικόνας).

• Αμυντικά συστήματα (π.χ. υποβρύχια ανίχνευση ναρκών).

• Οικονομία (π.χ. ανάλυση αγοράς μετοχών, ασφάλεια συναλλαγών, εκτίμηση φερεγγυότητας δανειζόμενου πελάτη, εκτίμηση ακίνητης περιουσίας).

• Σχεδίαση, έλεγχος και αναζήτηση (π.χ. παράλληλη υλοποίηση NP-πλήρων προβλημάτων, αυτόματος έλεγχος, ρομποτική).

• Τεχνητή νοημοσύνη (π.χ. υλοποίηση έμπειρων συστημάτων).

• Δυναμικά εξελισσόμενα συστήματα, πρόβλεψη χρονοσειρών (π.χ. εκτίμηση κατάστασης συστήματος, ανίχνευση βλαβών και ανάκαμψη).

• Επικοινωνία ανθρώπου – υπολογιστή.

6.8 | Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα Νευρωνικών Δικτύων

Επειδή τα ΤΝΔ αποτελούν ένα σχετικά πρόσφατο μοντέλο υπολογισμού, θα πρέπει να πούμε ότι τα πλεονεκτήματα, μειονεκτήματα και η σχέση τους με τις κλασσικές μεθόδους υπολογισμού δεν είναι πλήρως ξεκαθαρισμένα. Οι προσδοκίες σε αυτόν τον τομέα είναι μεγάλες. Σε γενικές γραμμές τα ΤΝΔ είναι κατάλληλα να αντιμετωπίσουν συγκεκριμένες κατηγορίες προβλημάτων και ειδικότερα προβλήματα εκπαίδευσης που αντιμετωπίζονται με συσχέτιση προτύπων. Η αντίληψη ότι τα ΤΝΔ μπορούν να λύσουν όλα τα προβλήματα αυτόματης απόκτησης γνώσης είναι μη ρεαλιστική.

<u>Πλεονεκτήματα</u>

- Έμφυτος παραλληλισμός.
- Ανοχή σε βλάβες (λόγω του παραλληλισμού).
- Σχεδιασμένα να είναι προσαρμοζόμενα.
- Δεν υπάρχει η ανάγκη για χαρακτηρισμό του προβλήματος πέρα από το σύνολο των προτύπων εκπαίδευσης.

<u>Μειονεκτήματα</u>

-Δεν υπάρχουν σαφείς κανόνες για την ανάπτυξη ΤΝΔ για οποιαδήποτε εφαρμογή.

-Δεν υπάρχει γενικός τρόπος για την ερμηνεία της εσωτερικής λειτουργίας του δικτύου.

-Η εκπαίδευση μπορεί να είναι δύσκολη ή αδύνατη.

-Η ικανότητα γενίκευσης είναι δύσκολα προβλέψιμη.

6.9 | Υβριδικά Συστήματα Υπολογιστικής Νοημοσύνης

Στις προηγούμενες ενότητες αναφερθήκαμε σε δύο σημαντικά πεδία της υπολογιστικής νοημοσύνης. Κάθε ένα από αυτά παρουσιάζει συγκεκριμένες υπολογιστικές ιδιότητες, οι οποίες καθιστούν δυνατή την ευρεία διάδοσή τους σε μια μεγάλη ποικιλία προβλημάτων. Παρόλα αυτά, εμπεριέχουν μειονεκτήματα και περιορισμούς, τα οποία δεν επιτρέπουν την εφαρμογή τους σε ορισμένες περιπτώσεις. Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια πολύ ελκυστική μέθοδο αναγνώρισης προτύπων, αλλά δεν προσφέρονται για την εξήγηση της διαδικασίας της λήψης της απόφασης. Μπορούν να θεωρηθούν ως μαύρο κουτί (black box), όπου η εξαγωγή γνώσης από το εκπαιδευμένο δίκτυο είναι αρκετά δυσχερής. Όπως είναι φυσικό, θα θέλαμε να έχουμε πρόσβαση στο συλλογιστικό μηχανισμό των νευρωνικών δικτύων, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα ευκολότερης διαχείρισης και κατασκευής τους.

Από την άλλη πλευρά η επιβολή εξωτερικής γνώσης στη δομή ενός νευρωνικού δικτύου αναφορικά με ένα συγκεκριμένο πρόβλημα είναι αρκετά δύσκολη. Ένα ακόμα μειονέκτημα που εμφανίζουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι ότι γενικά δεν είμαστε σε θέση να γνωρίζουμε την ακριβή μορφή της αρχιτεκτονικής του δικτύου, και συνεπώς η δομή του καθορίζεται μόνο μέσα από πειραματικές διαδικασίες.

Η ασαφής λογική μπορεί να εξηγήσει τη συμπεριφορά της λειτουργίας ενός συστήματος χρησιμοποιώντας κανόνες, και έχει το μεγάλο πλεονέκτημα ότι δεν απαιτεί την ακρίβεια της πληροφορίας. Στις περιπτώσεις όμως που δεν υπάρχει διαθέσιμη εξωτερική γνώση, η δυνατότητα εφαρμογής των ασαφών συστημάτων περιορίζεται. Επίσης, διάφορα ζητήματα που εμφανίζουν δυσκολίες, είναι ο ακριβής διαμερισμός του χώρου εισόδων και εξόδων ενός προβλήματος σε ασαφή σύνολα, οι τιμές των παραμέτρων των συναρτήσεων συμμετοχής και ο ακριβής αριθμός των ασαφών κανόνων, με αποτέλεσμα τον περιορισμό των δυνατοτήτων εφαρμογής των ασαφών συστημάτων.

Τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα μπορούν να θεωρηθούν ως ισοδύναμες μέθοδοι, όσον αφορά τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε ένα ευρύ φάσμα προβλημάτων. Όλοι οι παραπάνω λόγοι οδήγησαν στην ανάπτυξη συνδυασμών μεθόδων των δύο ερευνητικών πεδίων με κύριο στόχο τον περιορισμό των παραπάνω μειονεκτημάτων. Τα υβριδικά συστήματα υπολογιστικής νοημοσύνης (hybrid computational intelligent systems) περιλαμβάνουν συνθέσεις των δύο παραπάνω μεθόδων.

Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν οι υβριδικές τεχνικές μπορούν να συνοψιστούν στα παρακάτω σημεία:

- Η δημιουργία καινούριων υπολογιστικών μοντέλων προσφέρει νέες δυνατότητες θεωρητικής εμβάθυνσης.
- Ανοίγονται καινούριοι ορίζοντες και διαστάσεις στον τομέα των εφαρμογών με τη δυνατότητα χρησιμοποίησης κάθε μεθόδου για την επίλυση διάφορων μορφών προβλημάτων της άλλης.
- Αυξάνονται οι δυνατότητες ως προς την ελευθερία σχεδιασμού και ανάπτυξη ευφυών τεχνικών, και παρέχονται εναλλακτικές λύσεις συμβάλλοντας στην πληρέστερη εξέταση των προβλημάτων.
- Παρέχεται δυνατότητα επίλυσης πολύπλοκών προβλημάτων, που με άλλες μεθόδους θα φαίνονταν ανεπίλυτα.
- Διευκολύνεται η χρήση και ενσωμάτωση μεθόδων από άλλες γνωστικές περιοχές.

Συνδυάζοντας τα νευρωνικά δίκτυα και τα ασαφή συστήματα δημιουργείται μια νέα οικογένεια υβριδικών τεχνικών, που είναι τα ασαφή νευρωνικά δίκτυα (neural-fuzzy networks), τα οποία μπορούν να εφαρμοστούν στην επίλυση προβλημάτων ασαφών συστημάτων.

7. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

7.1 | Βασικά στοιχεία ANFIS (Ορισμός και Αρχιτεκτονική)

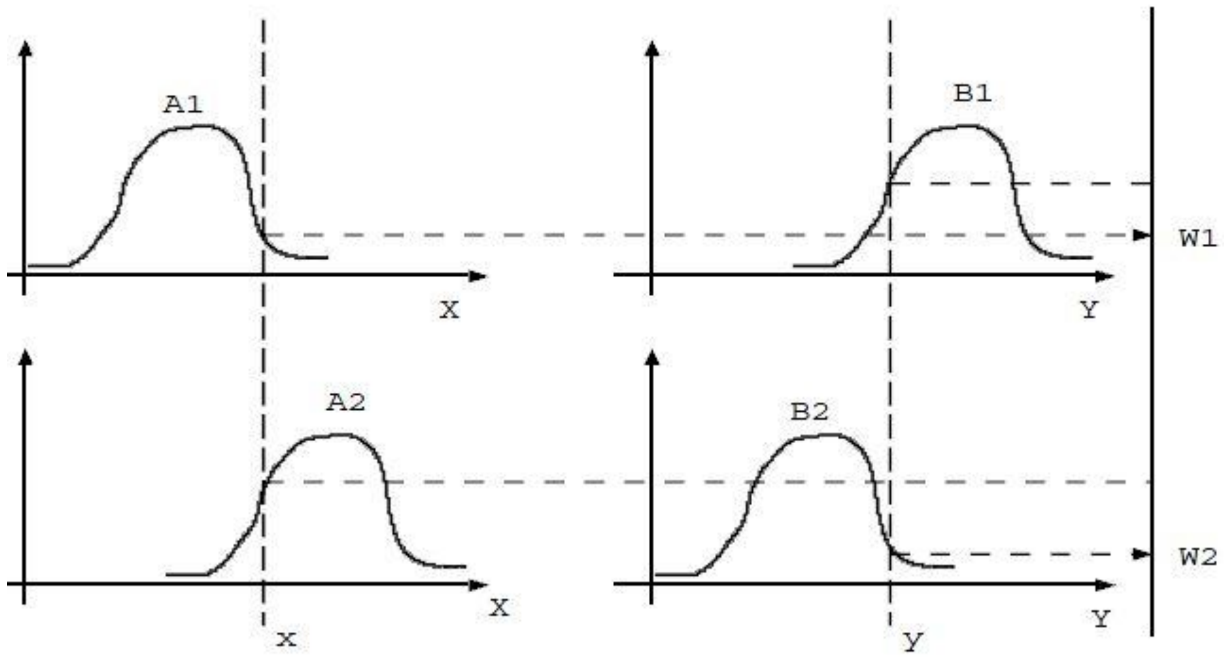
Το ANFIS αποτελεί ένα είδος νευρωνικού δικτύου που βασίζεται στο ασαφές σύστημα συμπερασμού των Takagi-Sugeno και χρησιμοποιεί υβριδικό αλγόριθμο μάθησης. Δεδομένου ότι ενσωματώνει νευρωνικά δίκτυα όσο και αρχές της ασαφής λογικής, έχει την δυνατότητα να αξιοποιεί τα πλεονεκτήματα και των δύο σε ένα ενιαίο πλαίσιο. Η αποδοτικότητα του ANFIS έχει δοκιμαστεί σε διαφορετικά προβλήματα και εφαρμογές και τα αποτελέσματα που δίνει μπορούν να συγκριθούν με τα αποτελέσματα που δίνουν συμβατικές στατιστικές μέθοδοι.

Το σύστημα λήψης απόφασής του βασίζεται σε κανόνες της μορφής IF A_THEN B και έχει μαθησιακή ικανότητα για να προσεγγίζει μη γραμμικές συναρτήσεις. Όπου A και B είναι ετικέτες ασαφών συνόλων που χαρακτηρίζονται από κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής/ενεργοποίησης.

Υποθέτω ότι το σύστημα ασαφούς συμπερασμού έχει δύο μεταβλητές εισόδου x και y και μία έξοδο z. Με βάση το μοντέλο δύο κανόνων του Sugeno έχω:

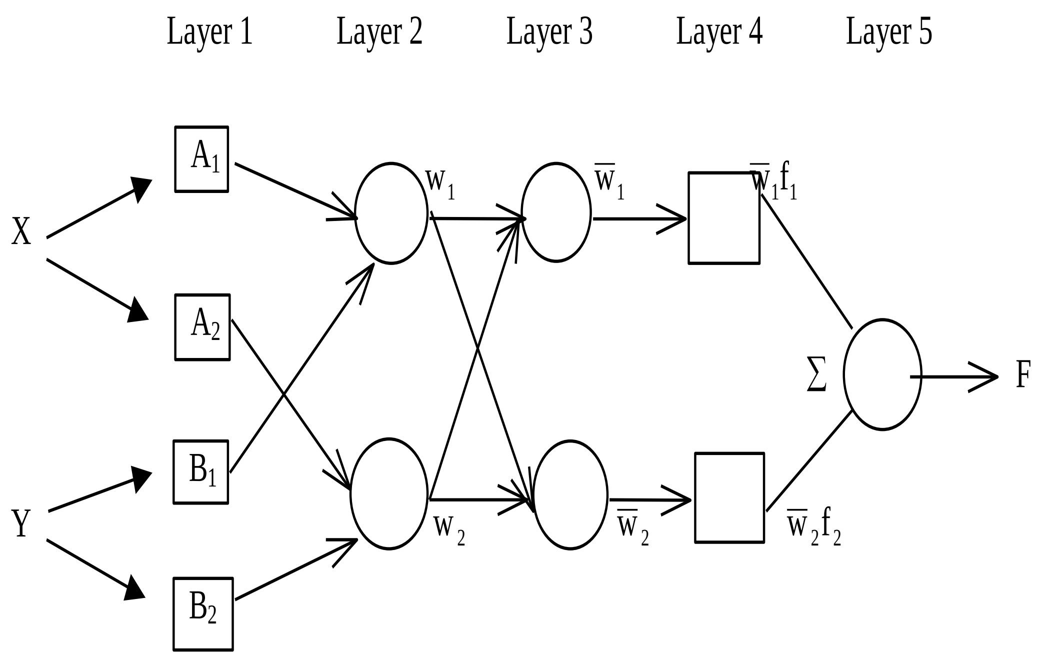
IF x is A1 and y is B1 THEN f1 = p1x+q1y+r1
IF x is A2 and y is B2 THEN f2 = p2x+q2y+r2

F = w1.f1+w2.f2/w1+w2

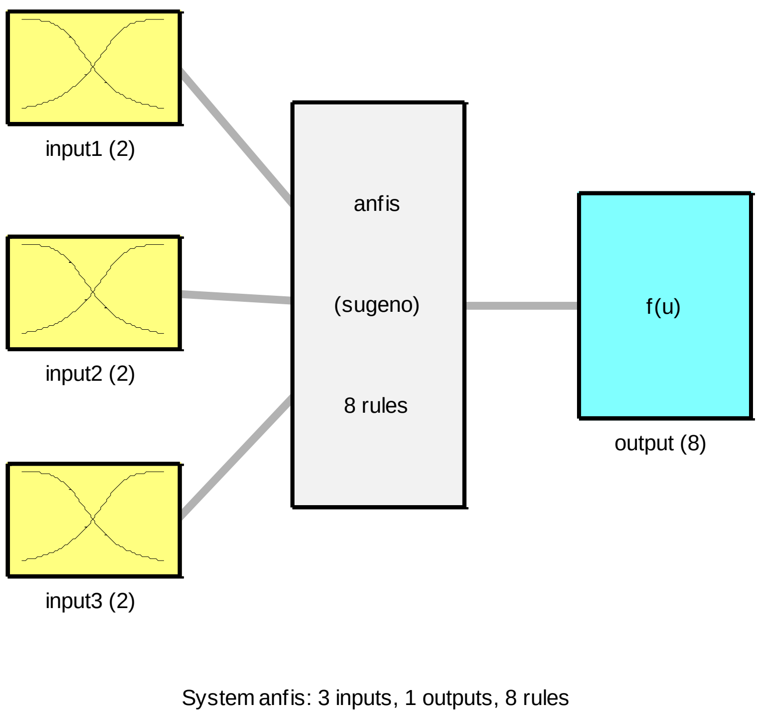


Σχήμα 7.1

Η αρχιτεκτονική του ANFIS για το συγκεκριμένο μοντέλο φαίνεται παρακάτω:



Σχήμα 7.2



Σχήμα 7.3

7.2 | Ανάλυση Λειτουργίας

Το ANFIS υλοποιεί ένα ασαφές σύστημα συμπερασμού τύπου Takagi-Sugeno και η δομή του είναι πέντε επιπέδων. Το πρώτο κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιείται για την ασαφοποίηση των μεταβλητών εισόδου, ενώ στο δεύτερο κρυμμένο επίπεδο χρησιμοποιούνται T-norm τελεστές για τον υπολογισμό της υπόθεσης του κανόνα. Το τρίτο κρυμμένο επίπεδο κανονικοποιεί την ισχύ των κανόνων, το τέταρτο κρυμμένο επίπεδο προσδιορίζει τις παραμέτρους του συμπεράσματος του κανόνα και το επίπεδο εξόδου υπολογίζει τη συνολική έξοδο ως τη συνάθροιση όλων των εισερχόμενων σημάτων. Το ANFIS χρησιμοποιεί τη μάθηση της ανάστροφης διάδοσης του σφάλματος (backpropagation learning) για τον προσδιορισμό των παραμέτρων των υποθέσεων των κανόνων και το ελάχιστο μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τον υπολογισμό των παραμέτρων των συμπερασμάτων των κανόνων.

Κάθε βήμα σε αυτήν τη διαδικασία εκμάθησης αποτελείται από δύο στάδια.

Κατά το πρώτο στάδιο τα πρότυπα εισόδου διαδίδονται και ακολουθείται μία επαναλαμβανόμενη διαδικασία υπολογισμού των ελαχίστων μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων για τον προσδιορισμό των βέλτιστων παραμέτρων των συμπερασμάτων των κανόνων, θεωρώντας στον εκάστοτε τρέχοντα κύκλο σταθερές τις παραμέτρους της υπόθεσης των κανόνων για ολόκληρο το σύνολο εκμάθησης.

Κατά το δεύτερο στάδιο τα πρότυπα διαδίδονται ξανά και χρησιμοποιείται η ανάστροφη διάδοση του σφάλματος για την τροποποίηση των παραμέτρων των υποθέσεων των κανόνων, καθώς οι παράμετροι των συμπερασμάτων παραμένουν σταθερές. Στη συνέχεια η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται.

1° Επίπεδο:

Η έξοδος του κάθε κόμβου είναι

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \qquad for\ i = 1,2$$

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

Επομένως το είναι ο βαθμός συμμετοχής για το x και το y.

Η συνάρτηση συμμετοχής μπορεί να είναι οποιαδήποτε αλλά για λόγους ευκολότερης αναπαράστασης επιλέγεται η κανονική κατανομή και η κωδωνοειδής καμπύλη η οποία δίνεται από τον τύπο:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

Όπου a_i, b_i, c_i είναι οι παράμετροι μάθησης. Καθώς οι τιμές αυτών των παραμέτρων αλλάζουν η κωδωνοειδής συνάρτηση μεταβάλλεται αντίστοιχα παρουσιάζοντας διαφορετικές μορφές στις συναρτήσεις συμμετοχής ενός ασαφούς συνόλου A. Οι παράμετροι σε αυτό το στάδιο αναφέρονται και ως παράμετροι παραδοχής.

2° Επίπεδο:

Σε αυτό το επίπεδο όλοι οι κόμβοι είναι σταθεροί και η έξοδος που δίνουν είναι αποτέλεσμα των εισερχόμενων σημάτων. Παράλληλα χρησιμοποιούνται T νόρμες ως συναρτήσεις των κόμβων.

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

3° Επίπεδο:

Κανονικοποιείται η ισχύς των κανόνων

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2}$$

4° Επίπεδο:

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i}(p_i x + q_i y + r_i)$$

5° Επίπεδο:

Σε αυτό το επίπεδο έχω μόνο έναν κόμβο ο οποίος μου δίνει την συνολική έξοδο

$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

Υπάρχει ένα μεγάλο εύρος από πιθανές προσεγγίσεις αλλά εμείς χρησιμοποιούμε τον υβριδικό γενετικό αλγόριθμο που ανέπτυξαν ο Jang, Sun και Mizutani (Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice Hall, 1997) ο οποίος χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό της μεθόδου ελάχιστων τετραγώνων(Least Square Errors) και της μεθόδου μέγιστης κατάβασης(gradient descent) για να προσαρμόσει τις παραμέτρους στο δίκτυο.

Η συνάρτηση του MATLAB 'anfis.m'

Όπως αναφέραμε ξανά, ο αλγόριθμος του ANFIS υλοποιείται από τη συνάρτηση anfis του MATLAB. Η συνάρτηση δίνει δυνατότητα στο χρήστη να επιλέξει το μοντέλο που θα εισαχθεί στον αλγόριθμο, προϋποθέτοντας λοιπόν ότι το έχει δημιουργήσει με κάποιο τρόπο από πριν. Στην περίπτωσή μας το δημιουργούμε και κατόπιν το εισάγουμε στο ANFIS.Επίσης ο χρήστης μπορεί να επιλέξει τον αριθμό εποχών εκπαίδευσης, το σφάλμα όπου θέλει να φτάσει, την αρχική τιμή του συντελεστή εκμάθησης, το βήμα εκμάθησης, καθώς και ένα συντελεστή αύξησης και έναν μείωσης αυτού, που θα κρίνουν και πόσο γρήγορα θα μάθει το δίκτυό μας. Το βήμα αυτό μειώνεται με πολλαπλασιασμό με το συντελεστή μείωσης εάν το σφάλμα υποστεί δύο φορές διαδοχικά το συνδυασμό μίας αύξησης και μίας μείωσης, και αυξάνεται με πολλαπλασιασμό με το συντελεστή αύξησης εάν το σφάλμα μειωθεί τέσσερις συνεχόμενες φορές. Τέλος, η συνάρτηση επιτρέπει στο χρήστη να επιλέξει εκτός από την υβριδική τεχνική εκπαίδευσης την BP, για όλες τις παραμέτρους ακόμα και τις γραμμικές, αλλά αυτό δε θα μας απασχολήσει εδώ, καθώς η υβριδική είναι η βασική μέθοδος με την οποία κτίστηκε ο αλγόριθμος και αυτή που του δίνει και τα μεγάλα του πλεονεκτήματα και είναι αυτή που αποκλειστικά χρησιμοποιήσαμε σε αυτή την εργασία.

Η υβριδική μέθοδος BP/LSE

Η μέθοδος BP εκτελεί έναν αριθμό εποχών εκπαίδευσης, ο οποίος καθορίζεται από το χρήστη του MATLAB. Στην αρχή της διαδικασίας δίνονται αρχικές τυχαίες μικρές τιμές στα βάρη. Κάθε εποχή στη συνέχεια περιλαμβάνει δύο περάσματα, ένα προς τα μπροστά(forward pass) και ένα προς τα πίσω(backward pass). Μια συνοπτική περιγραφή των δύο περασμάτων δίνεται στον παρακάτω πίνακα:

	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least-Squares Erstimator	Fixed
Signals	Node Outputs	Error Signals

Στο εμπρός πέρασμα:

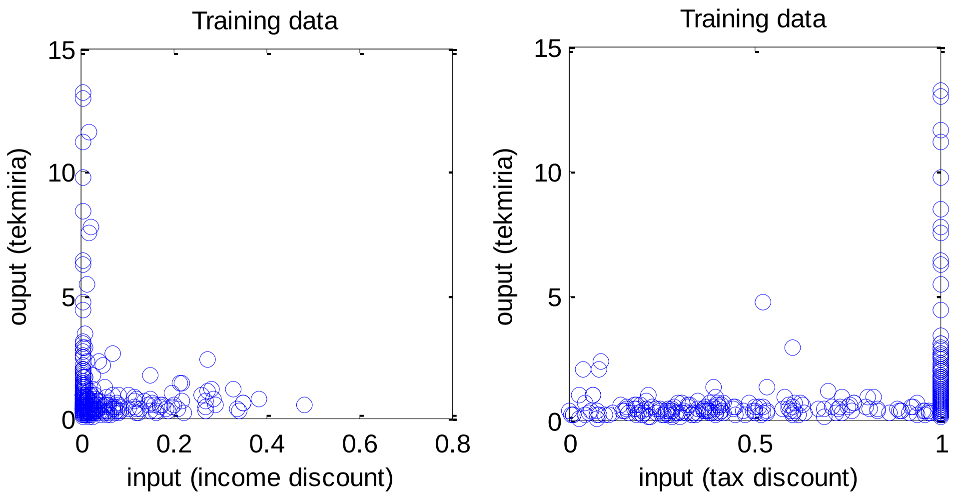
- Ένα διάνυσμα εισόδου (input vector) εφαρμόζεται στους νευρώνες εισόδου του δικτύου
- Η επίδραση του διαδίδεται μέσα στο δίκτυο από επίπεδο σε επίπεδο (layer by layer).
- Ένα σύνολο από εξόδους παράγεται ως η πραγματική απόκριση του δικτύου.
- Κατά τη διάρκεια του εμπρός περάσματος τα βάρη του δικτύου είναι σταθερά.

Κατά την πίσω διάδοση:

- Η πραγματική απόκριση του δικτύου αφαιρείται από τηνεπιθυμητή απόκριση για την παραγωγή ενός σήματος λάθους
- Το σήμα λάθους διαδίδεται προς τα πίσω στο δίκτυο.
- Τα βάρη προσαρμόζονται σε σύμφωνα με τον κανόνα διόρθωσης λάθους.

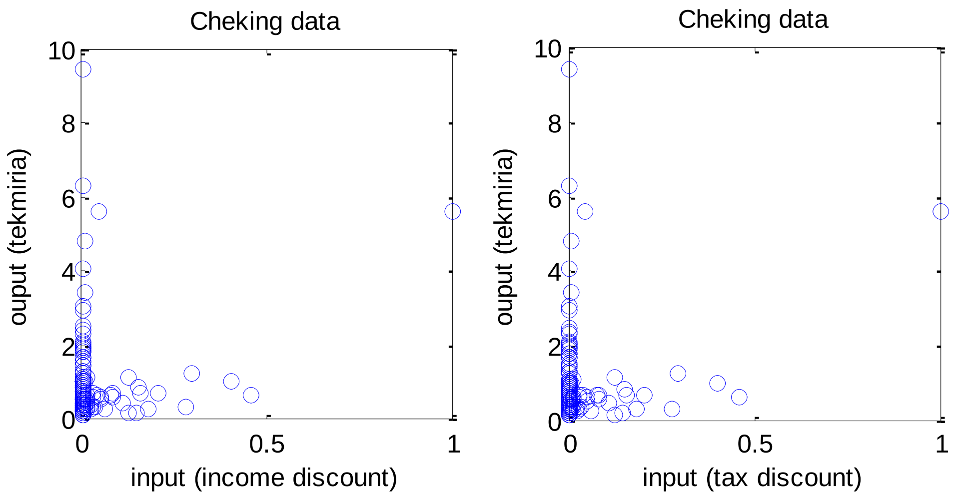
7.3 | Ανάλυση και εκτίμηση Αποτελεσμάτων

Δεδομένα εκπαίδευσης



Σχήμα 7.4

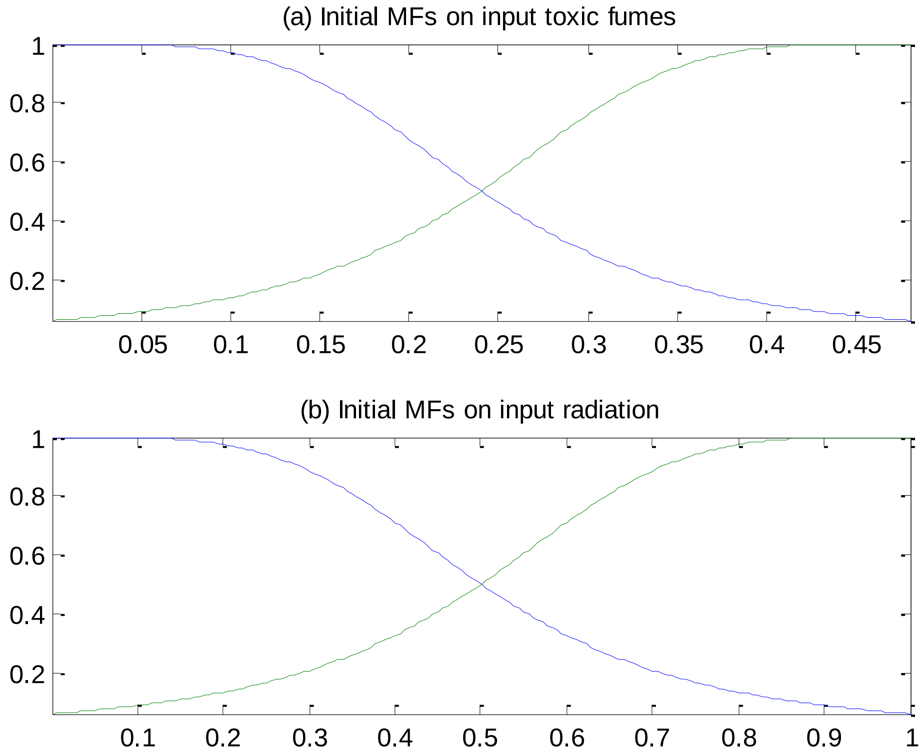
Δεδομένα ελέγχου



Σχήμα 7.5

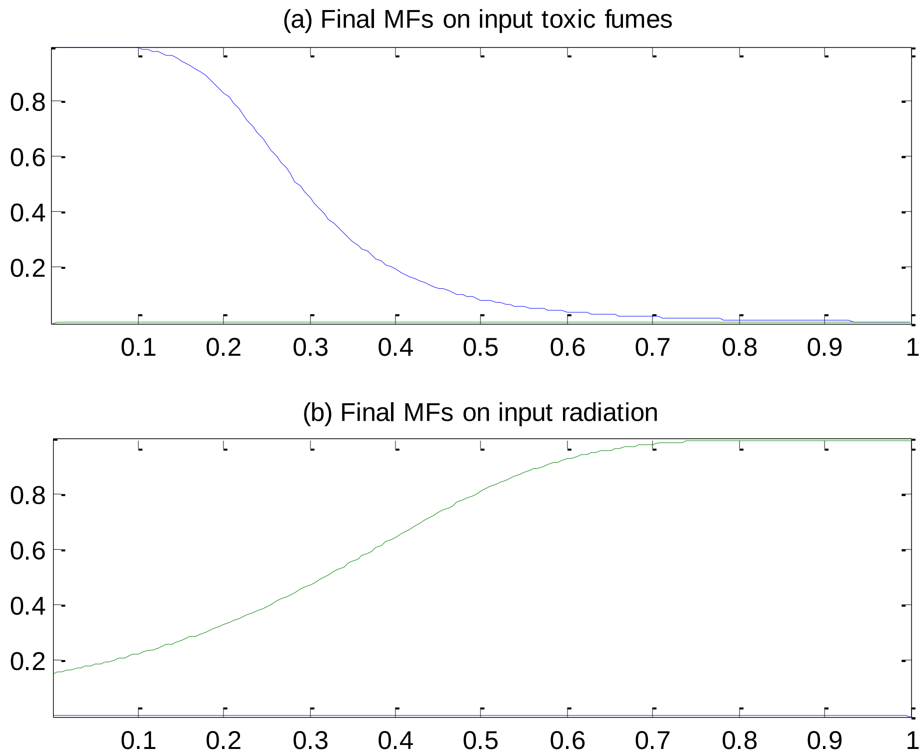
Κατά την διαδικασία εκπαίδευσης, το ANFIS ξεκινάει χρησιμοποιώντας κάποιες δεδομένες αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής και μέσω της διαδικασίας καταλήγει στις τελικές συναρτήσεις συμμετοχής, όπως και στους κανόνες και τις παραμέτρους που θα χρησιμοποιηθούν αργότερα για την πρόβλεψη. Οι αρχικές συναρτήσεις συμμετοχής φαίνονται στα παρακάτω γραφήματα:

Αρχικές Συναρτήσεις Συμμετοχής

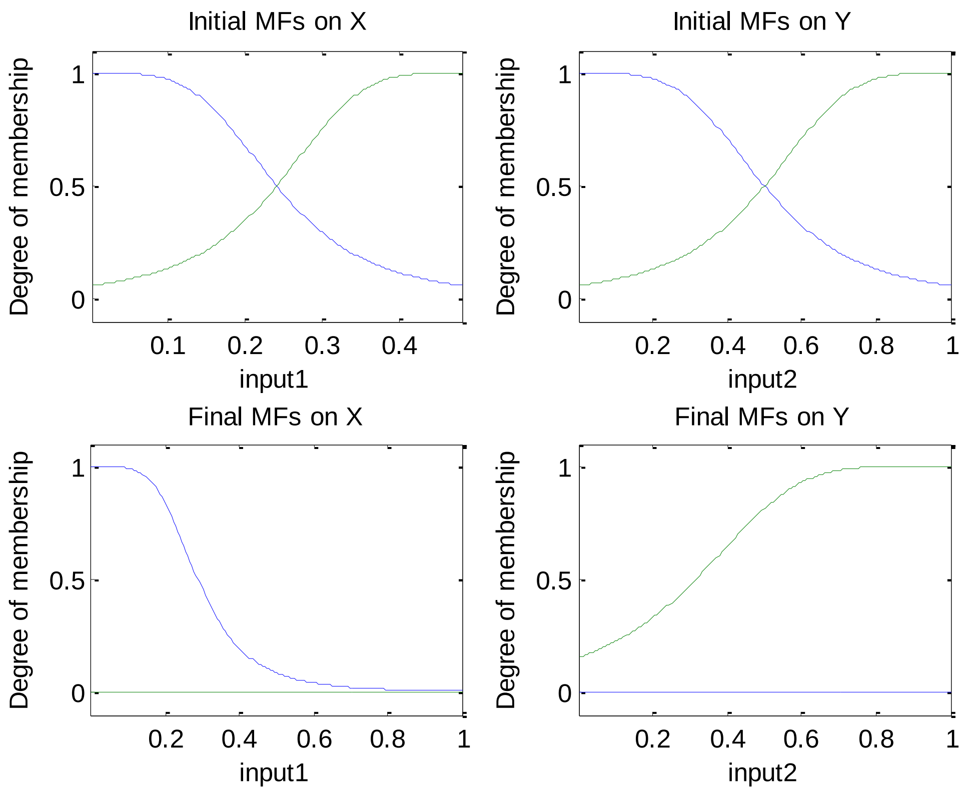


Σχήμα 7.6

Τελικές Συναρτήσεις Συμμετοχής

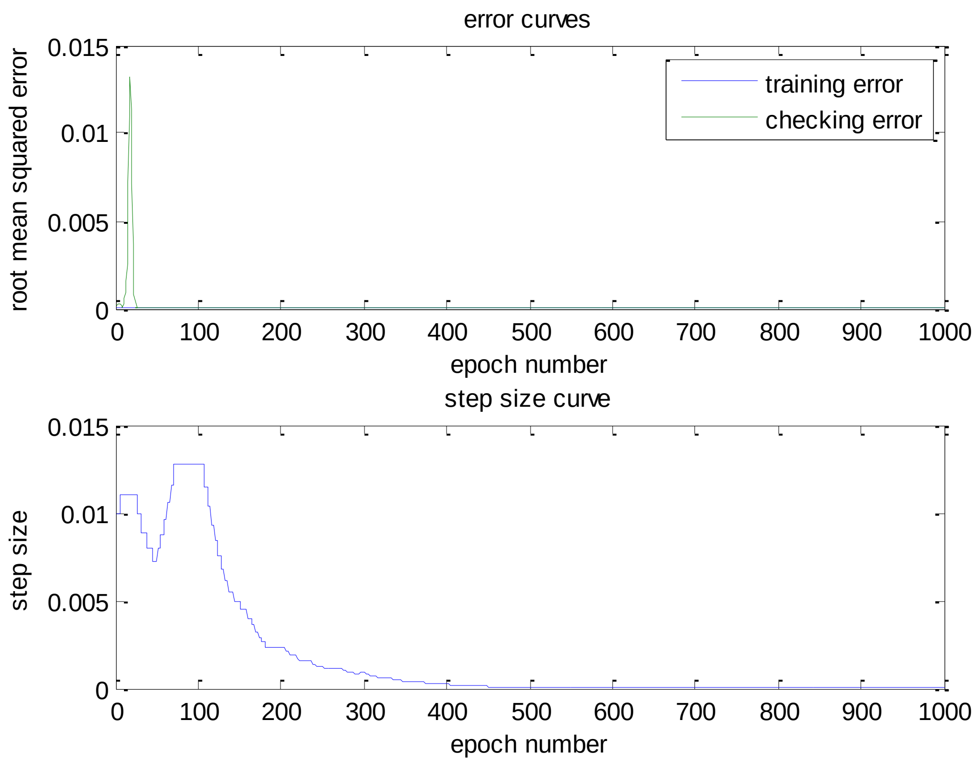


Σχήμα 7.7

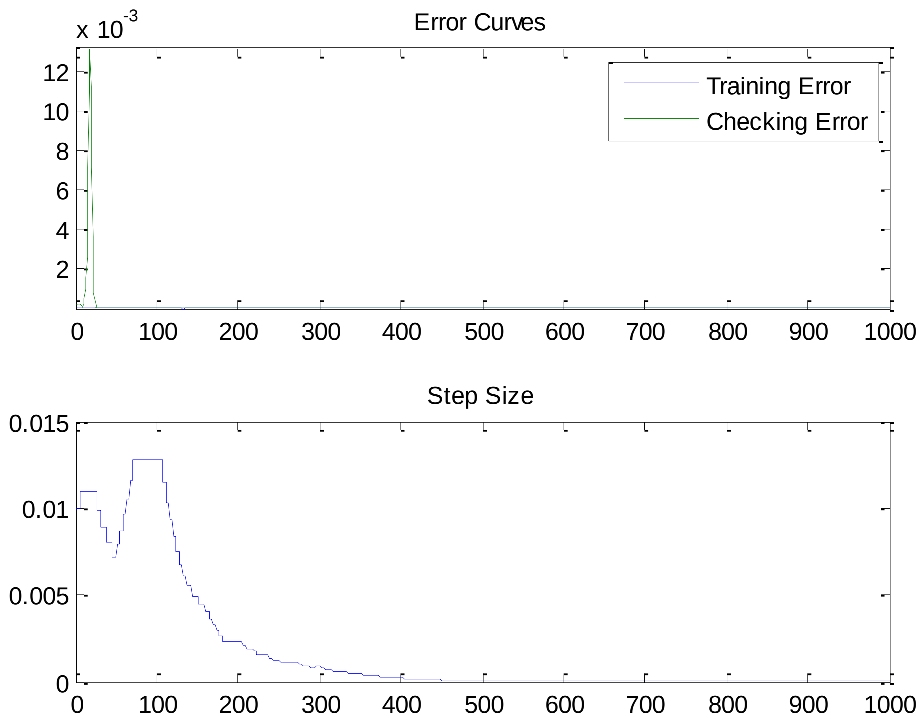


Σχήμα 7.8

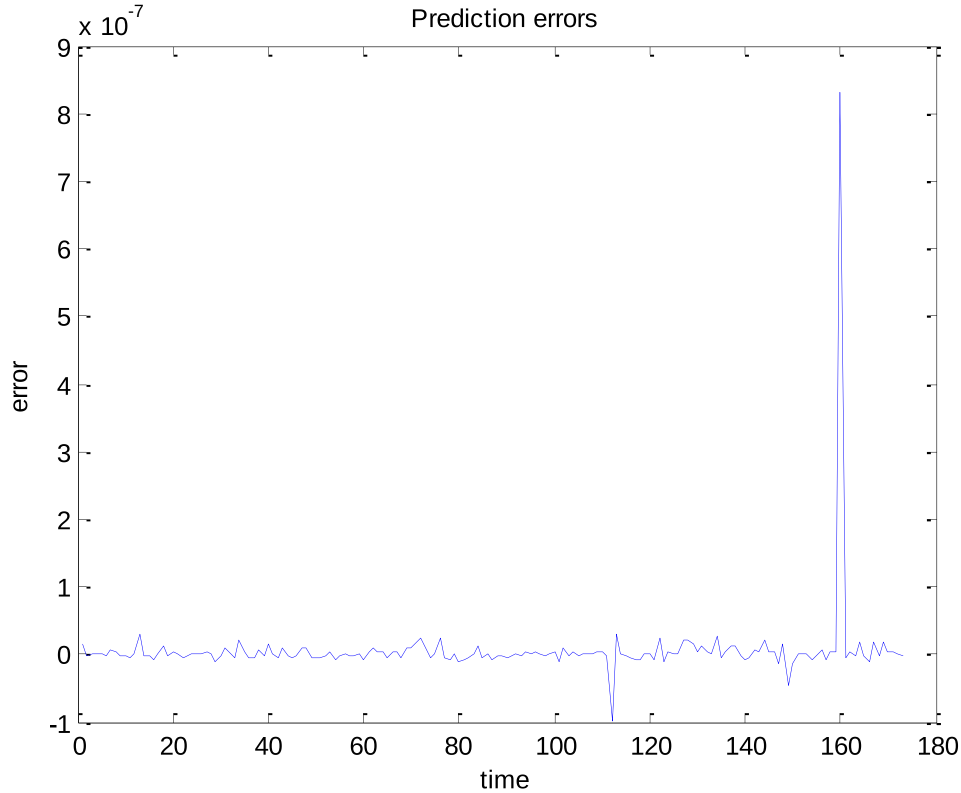
Εφόσον τώρα το νευροασαφές δίκτυο ANFIS είναι εκπαιδευμένο, είμαστε έτοιμοι να χρησιμοποιήσουμε το υπόλοιπο των δεδομένων σαν είσοδο για να κάνουμε την πρόβλεψη. Η εκτός δείγματος αυτή απόδοση της πρόβλεψης μπορεί να αξιολογηθεί χρησιμοποιώντας τα μεγέθη: μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ρίζα μέσου τετραγωνικού σφάλματος μέσο απόλυτο σφάλμα, μέσο απόλυτο ποσοστό λάθους καθώς και τις καμπύλες λαθών του ANFIS. Μερικά από τα παραπάνω μεγέθη φαίνονται στα παρακάτω γραφήματα.



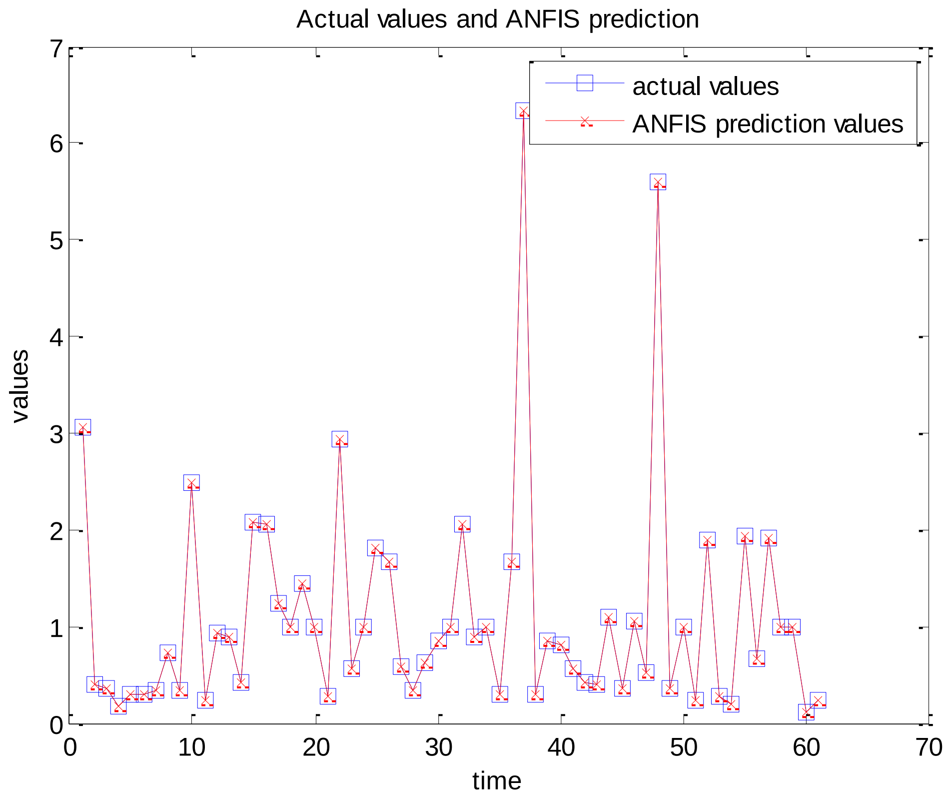
Σχήμα 7.9



Σχήμα 7.10



Σχήμα 7.11



Σχήμα 7.12

Πληροφορίες ANFIS

Αριθμός κόμβων: 34

Αριθμός γραμμικών παραμέτρων: 32

Αριθμός μη γραμμικών παραμέτρων: 18

Συνολικός αριθμός παραμέτρων: 50

Αριθμός δεδομένων εκπαίδευσης: 516

Αριθμός δεδομένων ελέγχου: 173

Αριθμός ασαφών κανόνων: 8

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες που χρησιμοποίησα για την μοντελοποίηση προέκυψαν μετά από μελέτη και δοκιμές και είναι οι εξής:

- Μειώσεις-Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα
- Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας
- Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα

Αυτοί οι 3 δείκτες αποτελούν τα input του ANFIS ενώ έχω ένα output που είναι η απόφαση ελέγχου.

Ασαφείς Κανόνες

1. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μικρό **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **then...**

2. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μικρό **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **then...**

3. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μεγάλο **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **then...**

4. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μεγάλο **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **then...**

5. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μικρό **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **then...**

6. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μικρό **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **then...**

7. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μεγάλο **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μικρό **then...**

8. **If** (Μειώσεις- Εκπτώσεις Εισοδήματος/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **and (**Μειώσεις φόρου/ Φόρος Κλίμακας**)** μεγάλο **and** (Γενικό Σύνολο Δαπανών Διαβίωσης/ Δηλωθέν Εισόδημα) μεγάλο **then...**

7.4 | Αξιολόγηση ANFIS

Πλεονεκτήματα

- Χρησιμοποιώντας έναν υβριδικό αλγόριθμο εκμάθησης, μπορεί να βελτιώσει κάποιους κανόνες που έχουν εξαχθεί από ειδικούς για να εξομοιώσουν τη συμπεριφορά εισόδου-εξόδου ενός πολύπλοκου συστήματος
- Ελλείψει ανθρώπινης εμπειρίας και ειδικών, μπορεί και πάλι να ορίσει 'ενστικτωδώς' λογικές αρχικές συναρτήσεις μεταφοράς για να εκκινήσει τον αλγόριθμο εκμάθησης ώστε να παράξει ένα σετ από ασαφείς κανόνες που θα εξομοιώνουν τη συμπεριφορά ενός σετ δεδομένων, καλύπτοντας όλο το χώρο εισόδων κατάλληλα. Αυτό άλλωστε είναι και ένας λόγος που η μέθοδος συγκλίνει γρήγορα σε καλές τιμές των παραμέτρων της.
- Χάρη στον υβριδικό αλγόριθμο εξασφαλίζει πολύ γρήγορη σύγκλιση, αφού η χρήση του RLSE μειώνει το χρόνο μάθησης περίπου κατά 10 φορές συγκριτικά με την σύγκλιση ενός τυπικού νευρωνικού δικτύου.
- Δεν απαιτεί εκλογή του αριθμού των κρυμμένων κόμβων, αλλά αυτός εξαρτάται από τον αριθμό των διανυσμάτων εισόδου.
- Δίνει πολλές επιλογές ως προς το είδος της συνάρτησης μεταφοράς που θα χρησιμοποιηθεί.
- Μπορεί να εξομοιώσει πολύ καλύτερα από κοινές γραμμικές μεθόδους, υψηλά μη γραμμικά συστήματα.
- Οι παράμετροί του είναι σαφώς λιγότεροι εν γένει από εκείνες αντιστοίχων νευρωνικών δικτύων σε συσχέτιση καταρράκτη(cascade correlation).
- Μικρότερο μέγεθος του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης
- Συμπαγές μοντέλο(μικρότερο, χρησιμοποιεί κανόνες και όχι ετικέτες)

Μειονεκτήματα

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

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

- Δεν υπάρχουν εναλλακτικές τεχνικές βελτιστοποίησης εκτός της υβριδικής ή έστω της BP χωρίς το LSE.

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

- Δημιουργία επιφανειακών ταλαντώσεων γύρω από σημεία που προκαλούνται από τον υψηλό αριθμό διαμερισμού

- Μεγάλη χωρική εκθετική πολυπλοκότητα

- οι τιμές του συντελεστή δεν είναι πάντα συνεπείς με βάση τις μονότονες σχέσεις

8. Συμπεράσματα

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

Από την έρευνα μας συμπεράναμε την μεγάλη σημασία των χρηματοοικονομικών δεικτών, μεγεθών που συνδέονται άμεσα με την αναλυτική εξέταση και κατανοήσαμε ότι η σωστή μελλοντική της πρόβλεψη μπορεί αφενός μεν να μας προφυλάξει από φορολογικά απρόοπτα, αφετέρου δε να μας αποφέρει και κέρδη(επιστροφή φόρου).

Μέσα από αυτήν την διπλωματική εργασία περπατήσαμε έστω και στα ρηχά νερά του μαγικού κόσμου της τεχνητής νοημοσύνης. Έναν κόσμο που γίνεται ολοένα και καλύτερος με την πρόοδο της τεχνολογίας και την δημιουργία νέων και εξελιγμένων μοντέλων πρόβλεψης. Είναι, κατά την ταπεινή μου γνώμη, εμφανές ότι η τεχνητή νοημοσύνη είναι ακόμα στα αρχικά στάδια της εξέλιξής της και ότι μελλοντικά έχει να δώσει ακόμα πάρα πολλά. Θεωρώ ότι η μελέτη και η πρόβλεψη του φορολογικού ελέγχου χρήζει και αξίζει περαιτέρω μελέτης μιας και ο χώρος της φορολογίας συνεχώς μεταβάλλεται και εξελίσσεται.

Το πιο εντυπωσιακό ίσως στοιχείο που προκύπτει από την εργασία μας είναι ότι το νευροασαφές δίκτυο ANFIS έχει απόλυτη 100% επιτυχία για σωστό σήμα πρόβλεψης. Κάτι τέτοιο φυσικά είναι πολύ χρήσιμο και πολύ αξιόλογο επίτευγμα μιας και μπορούμε θεωρητικά να προβλέψουμε με 100% ποσοστό επιτυχίας μελλοντικούς φορολογικούς ελέγχους.

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι ίσως η τέλεια χρηματοοικονομική πρόβλεψη να είναι αδύνατη μιας και ο χώρος της οικονομίας είναι χαοτικός και χαρακτηρίζεται όχι μόνο από τυχαιότητα αλλά και από τον ανθρώπινο παράγοντα. Όμως με σωστή μελέτη, με την εξέλιξη των υπαρχόντων μοντέλων πρόβλεψης, με την δημιουργία νέων πιο αποτελεσματικών αλλά και με σωστή χρήση τους μπορούμε να πάρουμε αξιόπιστες και χρήσιμες προβλέψεις.

9. Βιβλιογραφία

1. Alexander I. Galushkin, «Neural networks theory», Springer (2007)

2. Amelia A. Baldwin-Morgan "Integrating artificial intelligence into the accounting Curriculum" (***Accounting Education 4* (3)**, 217-229 (1995))

3. Anandarajan, M. and Anandarajan, A. (1999), "A comparison of machine learning techniques with a qualitative response model for auditors' going concern reporting", Expert Systems with Applications, Vol. 16, pp. 385-92.

4. Anders, U., Korn, O., 1999. Model selection in neural networks. Neural Networks 12, 309–333.

5. B. Curry, P.H. Morgan "Model selection in Neural Networks: Some difficulties" (European Journal of Operational Research 170 (2006) 567–577)

6. Barney, D. K., & Bjornson, C. (1997). "The neural network: a new tool fortax research." *Journal of Accounting and Finance Research*, *4* (1), 59–67

7. Barney, D. K., & Bjornson, C. (1997). Identifying significant model inputs with neural networks: a comparative study. *Journal of Accounting and Finance Research*, *4* (2), 50–59.

8. Barney, D. K., & Bjornson, C. (1997). The neural network: a new tool for tax research. *Journal of Accounting and Finance Research*, *4* (1), 59- 67.

9. Bedard, J. C., Mock, T., & Wright, A. (1999). Evidential planning in auditing: a review of the empirical research. *Journal of Accounting Literature, 18*, 96–142.

10. Bell, T., & Carcello, J. (2000). A decision aid for assessing the likelihood of fraudulent financial reporting. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 9(1), 169–178.

11. Brockett PL et al., 1994, A Neural Network Method for Obtaining an Early Warning of Insurer Insolvency, Journal of Risk and Insurance, September 1994, vol. 61, p. 402.

12. Calderon, T. G., & Cheh, J. J. (2002). A roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment. International Journal of Accounting Information Systems, 3(4), 203–236.

13. Calderon, T.G. and Cheh, J.J. (2002), "A road-map for future neural networks research in auditing and risk assessment", International Journal of Accounting Information Systems, Vol. 3 No. 4, pp. 203-36.

14. Carpenter, B., & Dirsmith, M. (1993). Sampling and the abstraction of knowledge in the auditing profession: an extended institutional theory perspective. *Accounting, Organizations and Society, 18*, 41–63.

15. Chris Bjornson, Douglas K. Barney, Identifying significant model inputs with neural networks Tax court determination of reasonable compensation.(Expert Systems with Applications 17 (1999) 13–19)

16. Coakley, J.R. and Brown, C.E. (1993), "Artificial neural networks applied to ratio analysis in the analytical review process", Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, Vol. 2, pp. 19-39

17. Coats PK, Fant LF, 1993, Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool, Financial Management, Autumn 1993, vol. 22, no. 3, p. 142 (14).

18. Coderre, G. D. (1999). Fraud detection. Using data analysis techniques to detect fraud. Global Audit Publications.

19. Curry, B., Morgan, P., 1997. Neural networks: A need for caution. OMEGA 25 (1), 123–133.

20. Curry, B., Morgan, P.H., Silver, M., 2002. Neural networks and non linear statistical methods: An application to modelling of price quality

relationships. Computers and Operations Research 29, 951-969

21. Curry, B., Peel, M.J., 1998. "Neural networks and business forecasting: An application to cross sectional audit fee data."(International Journal of Commerce and Management 8 (2),94-120)

22. Curry, B., Peel, M.J., 1998. Neural networks and business forecasting: An application to cross sectional audit fee data. International Journal of Commerce and Management 8 (2), 94-120.

23. D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley, New York, 1989

24. D. Triguerios and R.T. Taffler, Neural networks and empirical research in accounting, Working Paper, The City University Business School, London, 1995.

25. *David C. Yang and Miklos A. Vasarhelyi* "The Application of Expert Systems in Accounting"

26. Dirsmith, M., & McAllister, J. (1982). The organic versus the mechanistic audit. *Journal of Accounting, Auditing and Finance, 5*, 214-228.

27. Eija Koskivara "Artificial Neural Network in analytical auditing review." (Publications of the Turku School of economics and business)

28. Eija Koskivara "Artificial Neural networks in analytical review procedures" (Managerial Auditing Journal Vol. 19 Iss: 2 pp. 191 - 223), 2004

29. Eilifsen, A., Knechel, R., & Wallage, P. (2001). Application of the business risk audit model: a Weld study. *Accounting Horizons, 15*, 193-207.

30. Eining, M. M., Jones, D. R., & Loebbecke, J. K. (1997). Reliance on decision aids: an examination of auditors' assessment of management fraud. Auditing: A Journal of Practice and Theory, 16(2), 1-19.

31. Etheridg, H. L, Sriram, R.S, and Hsu, H.Y.K, "A Comparison of selected artifical neural networks that help Auditors evaluate client financial

viability" decision Sciences, vol.31, no2,2000,pp531-550.

32.Fanning, K.M. and Cogger, K.O. (1998), “Neural network detection of management fraud using published financial data”, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, Vol. 7 No. 1, pp.21-41.

33.Foltin, C., & Garceau, L. (1996). Beyond expert systems: neural networks in accounting. *National Public Accountant*, *41* (6), 26–33.

34.Fulton, C, and Garcau, l, "beyond expert system: neural networks in Accounting," national public accountant, vol. 41, no.6,1996, pp26-30.

35.Gary, G., McKee, T. and Mock, T., “The Future Impact of Expert Systems and Decision Suport Systems on Auditing”, Advances in Accounting, Vol. 9, pp. 249-73.

36.Glen L. Gray, Thomas E. McKee and Theodore J. Mock, “The Future Impact of Expert Systems and Decision Support Systems on Auditing”, ADVANCES IN ACCOUNTING, Vol. 9, pp. 249-274.

37.Gourieroux, C., ARCH Models and Financial Applications, New York: Springer-Verlag, 1997

38.Green, B. P., & Choi, J. H. (1997). Assessing the risk of management fraud through neural-network technology. Auditing: A Journal of Practice and Theory, 16(1), 14–28.

39.Henley, W. & Hand, D. (1996). A k-NN classifier for assessing consumer credit risk, *The Statistician*, No. 65, pp. 77-95

40.Higson, A. W. (1997). Developments in audit approaches: from audit efficiency to audit effectiveness. In M. Sherer & S. Turley (Eds.), *Current issues in auditing* (pp. 198–215). London: Paul Chapman Publishing

41.Hill, T, Marquez, l, O'Conner, m,. and Remus, w, "artificial neural network models for forecasting, and decision making," international journal of forecasting, vol.10. no,1,1994.pp5-15.

42. Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M., & Remus, W. (1994). Artificial neural network models for forecasting and decision making. *International Journal of Forecasting*, *June*, 5–15

43. "Integrating Neurocomputing and Auditing Expertise" Managerial Auditing Journal, Vol. 9 No. 3, 1994, pp. 20-26

44. J.Yaochu, Advanced Fuzzy Systems Design and Applications, Germany, Physica-Verlag Heidelberg 2003.

45. Knox J, Why Auditors Don't Find Fraud, Accountancy, Feb 1994, vol. 113, p. 128.

46. Koh, H. C., & Low, C. K. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. Managerial Auditing Journal, 19(3), 462–476.

47. Kotsiantis, E. Koumanakos, D. Tzelepis, and V. Tampakas "Financial Application of Neural Networks: Two Case Studies in Greece." (Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006)

48. Lenard, M. J., Alam, P., & Madey, G. R. (1995). The application of neural networks and a qualitative response model to the auditor's going concern uncertainty decision. ***Decision Sciences,*** 26(March/April), 209-227

49. Lenard, M. J., Pervaiz, A., & Madey, G. (1995). The application of neural networks and a qualitative response model to the auditor's going concern uncertainty decision. *Decision Sciences*, *26* (2), 209–228.

50. Leslie Richeson Winkler and Therese Grahn Massaad, "A Basic Introduction To Neural Networks For Accountants", Artificial Intelligence in Accounting and Auditing, Volume 2, 1995, pp. 131.

51. Levitan, A. S., & Knoblett, J. A. (1985). Indicators of exceptions to the going concern assumption. ***Auditing: A Journal of Practice*** & ***Theory,*** 5,26-39.

52. Lin, j.w, hwang, m, I, and backer j, d, "Afuzz neural network for assessing the risk of fraudulent financial Reporting". Managerial auditing journal Vol, 18.no. 8, 2003. pp 657-665.

53. Mary Jane Lenard, Pervaiz Alam, David Booth, An Analysis of Fuzzy Clustering and a Hybrid Model for the Auditor's Going Concern Assessment, *Derision Sciences Volume 31 Number 4 Fall 2000*

54. Moody, J.E., 1992. The effective number of parameters: An analysis of generalization and regularization in nonlinear learning systems, NIPS4, 847–854.

55. Morgan, P., Curry, B., Beynon, M., 1999. Comparing neural network approximations for different functional forms. Expert Systems 16, 2.

56. Nogler, G. E. (1995). The resolution of auditor going concern opinions. ***Auditing:A Journal of Practice*** & ***Theory,*** 14(Fall), 54-73.

57. Pamela Castellón González, Juan D. Velásquez "Characterization and Detection of Taxpayers with False Invoices using Data Mining Techniques" International Journal of Expert Systems with Applications 2012

58. Persons, O. (1995). Using financial statement data to identify factors associated with fraudulent financial reporting. Journal of Applied Business Research, 11(3), 38–46.

59. Ramamoorti, S., Bailey, A.D. Jr and Traver, R.O. (1999), "Risk assessment in internal auditing: a neural network approach", International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, Vol. 8 No. 3, pp. 159-80.

60. Rebecca C. Wu "Neural network models: Foundations and applications to an audit decision problem"(J.C. Baltzer AG, Science Publishers)

61. Reem Okab Hussein Taha "The Possibility of using Artificial Neural Networks in Auditing -Theoretical Analytical Paper"*(*European Journal of Economics,

Finance and Administrative Sciences ISSN 1450-2275 Issue 47, 2012)

62. Ref X Zarowin S, Thinking Computers, Journal of Accountancy, Nov. 1995, vol. 180, no. 5, p. 55(2).

63. Se-Hak Chun / Yoon-Joo Park, «A new hybrid data mining technique using a regression case based reasoning. Application to financial forecasting», Expert Systems with Applications vol. 31 pp. 329–336 (2006)

64. Siegel, P. H., A. de Korvin & K. Omer. (1993). The detection of irregularities by auditors: A rough set approach. *Indian Journal of Accounting*. June, 44-54.

65. Spathis, C. (2002). Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece. Managerial Auditing Journal, 17(4), 179–191.

66. Spathis, C., Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2002). Detecting falsified financial statements: a comparative study using multicriteria analysis and multivariate statistical techniques. The European Accounting Review, 11(3), 509–535.

67. Spathis, C., Doumpos, M., & Zopounidis, C. (2003). Using client performance measures to identify pre-engagement factors associated with qualified audit reports in Greece. The International Journal of Accounting, 38(3), 267–284.

68. Spiceland, J., Garzon, M., & George, C. (1995). Going concern audit decision outcomes:A fuzzy set approach. In P. H. Siegel, A. de Korvin, & K. Omer (Eds.), ***Applications of fuzzy sets and the theory of evidence to accounting***. Greenwich, CT JAI Press.

69. Summers, S. L., & Sweeney, J. T. (1998). Fraudulent misstated financial statements and insider trading: an empirical analysis. The Accounting Review, 73(1), 131–146.

70. T. Takagi, and M. Sugeno, Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control, IEEE T. Syst. Man Cyb., SMC-15(1), pp. 116-132, 1985

71.Tera¨svirta, T., Lin, C.F., Granger, C.W.J., 1993. The power of the neural network test. Journal of Time Series Analysis 14 (2), 209–220

72.Thomas, L. (2000). Survey of credit and behavioral scoring – forecasting financial risk of lending to consumers, *International Journal of Forecasting*, No. 16, pp. 149-172

73.***Tim*** *Macguire* "Neural Networks and the Auditor" (Computer Audit Update October 1997)

74.Trigueiros, D, and traffer, R. "Neural networks and Empirical Research, in accounting", accounting and Business research. Vol. 26, no, 4. pp 347-355.

75.Wiginton, J. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behaviour, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, No. 15, pp. 757-770

76.Wu, R.C-F. (1994),"Integrating neurocomputing and auditing expertise", Managerial Auditing Journal, Vol. 9 No. 3, pp. 20-6.

77.Y. Yoon, G. Swales and T. Margavio, A comparison of discriminant analysis versus artificial neural networks, Journal of the Operational Research Society 44(1993)pp. 51 – 60.

78.Zhang, G., Patuwo, B.E., Hu, M.Y., 1998. Forecasting with artificial neural networks. International Journal of Forecasting 14, 45–62.

79.Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης, «Βασικές αρχές και σύγχρονα θέματα του χρηματοοικονομικού μάνατζμεντ», Εκδόσεις Κλειδάριθμος (2003)

80.Μιχάλης Δούμπος / Κωνσταντίνος Ζοπουνίδης – «Πολυκριτήριες τεχνικές ταξινόμησης», Εκδόσεις Κλειδάριθμος (2001)

81.Μιχάλης Δούμπος, «Μαθηματικός Χρηματοοικονομικός Λογισμός», Σημειώσεις Μαθήματος (2006)