



**ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ &
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

«Προγραμματισμός Νευροασαφών Ελέγχων και η Σύνδεσή τους σε Ευφυή
Μηχανικά Συστήματα»

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θωμάς Κυριακάκης

ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ

Σταυρακάκης Γεώργιος (Επιβλέπων)

Ζερβάκης Μιχαήλ

Σταυρουλάκης Γεώργιος

ΧΑΝΙΑ ΙΟΥΛΙΟΣ 2020

Ευχαριστίες

Για την εκπόνηση της ακόλουθης διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Γιώργο Σταυρουλάκη, καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης, που δέχθηκε να αναλάβει την επίβλεψη της εργασίας μου και να με καθοδηγήσει για το συγκεκριμένο θέμα.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ και στον Δρ. Γιώργο Ταϊρίδη, μεταδιδακτορικό ερευνητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης και υπότροφο του Ιδρύματος Κρατικών Υποτροφιών (ΙΚΥ), που καθημερινά έδινε λύση στα προβλήματα που αντιμετώπισα(τα οποία δεν ήταν και λίγα).

Επίσης ευχαριστώ τον κ. Γιώργο Σταυρακάκη, καθηγητή του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών και τυπικά επιβλέποντα μου, που με σύστησε και με παρότρυνε να απευθυνθώ στον κ. Σταυρουλάκη για την υλοποίηση της διπλωματικής αυτής εργασίας. Ακόμα θα ήθελα να ευχαριστήσω και τον κ.Ζερβάκη που δέχτηκε να είναι στην επιτροπή της διπλωματικής μου εργασίας.

Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την αμέριστη και αδιάκοπη βοήθεια τους καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου, οι οποίες δεν θα ήταν εφικτές χωρίς εκείνους.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	5
ABSTRACT.....	6
1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1
2 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ ΚΑΙ ΜΟΡΦΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ.....	2
2.1 Ιστορική αναδρομή στην ασαφή λογική.....	2
2.2 Βασικές έννοιες και ιδιότητες ασαφών συνόλων	2
2.3 Κλασική Δίτιμη Λογική	4
2.4 Ευφυής έλεγχος.....	5
2.5 Διαφορές μεταξύ των διαφόρων τύπων ελέγχου	6
3 ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗΣ ΕΛΕΓΧΟΣ (ANFIS).....	9
3.1 Γενικά Στοιχεία	9
3.2 Επεξήγηση βασικών δομών	9
3.2.1 Νευρωνικό δίκτυο	9
3.2.2 Ιδιότητες νευρωνικών δικτύων	11
3.2.3 Τεχνητός νευρώνας	11
3.2.4 Μέθοδος Οπισθοδιάδοσης του σφάλματος (Backpropagation of errors)	13
3.2.5 Ο αλγόριθμος της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος	14
3.3 Προσαρμοστικά συστήματα νευρο - ασαφών συμπερασμάτων (ANFIS).....	15
3.3.1 Τι είναι το ANFIS.....	16
3.3.2 Περιγραφή αρχιτεκτονικής πενταεπίπεδης λειτουργίας του ANFIS.....	18
3.3.3 Περιορισμοί του ANFIS της Matlab	19
4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΕΥΦΥΗ ΜΗΧΑΝΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ.....	21
4.1 Μοντέλο δοκού	21

4.1.1 Γενική περιγραφή	21
4.1.2 Εξισώσεις κίνησης για τη δοκό	22
4.1.3 Διαμόρφωση πεπερασμένων στοιχείων	23
4.2 Πιεζοηλεκτρική πλάκα.....	24
4.2.1 Γενικά στοιχεία	24
4.2.2 Διαμόρφωση πεπερασμένων στοιχείων	25
4.2.3 Δυναμική κατασκευής	25
4.3 Μέθοδος αριθμητικής ολοκλήρωσης Houbolt (δοκός και πλάκα)	26
5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	27
5.1 Εφαρμογή MyANFIS και ρουτίνας ANFIS και δημιουργία mfs για δοκό	28
5.1.1 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) MyAnfis.....	28
5.1.2 Anfis Matlab Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs).....	29
5.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων ANFIS και MyANFIS για δοκό	30
5.3 Εφαρμογή MyANFIS και ρουτίνας ANFIS και δημιουργία συναρτήσεων συμμετοχής για πλάκα	33
5.3.1 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) MyAnfis	33
5.3.2 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) Anfis Matlab.....	34
5.4 Σύγκριση αποτελεσμάτων ANFIS και MyANFIS για πλάκα.....	35
6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΔΟΥΛΕΙΑ.....	38
7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	39
8 ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΟΔΗΓΙΩΝ.....	41
8.1 Χρήση του Anfis Matlab.....	41
8.2 Χρήση του MyAnfis.....	46

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι τεχνικές που παρουσιάζονται στην παρούσα εργασία είναι κατάλληλες για επίλυση τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών συστημάτων και μπορούν να εφαρμοστούν σε πλήθος διαφορετικών εφαρμογών, όπως για παράδειγμα, στον αντισεισμικό έλεγχο κατασκευών, στη μηχανική οχημάτων, στη ρομποτική, σε χρηματοοικονομικές εφαρμογές κλπ.

Στόχος της παρούσης εργασίας είναι η ανάπτυξη αξιόπιστου συστήματος νευροασαφούς ελέγχου (ANFIS) και η σύνδεσή του με μηχανικά συστήματα χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων.

Για την επίτευξη αυτού του στόχου, χρησιμοποιούνται δύο διαφορετικές υλοποιήσεις. Η πρώτη, αφορά κώδικα Matlab (MyANFIS), ο οποίος λειτουργεί ανεξάρτητα από την εργαλειοθήκη ασαφών συστημάτων (Fuzzy Toolbox). Άλλωστε, όπως γνωρίζουμε, η λειτουργία του ANFIS μέσω της εργαλειοθήκης ασαφών συστημάτων της Matlab που είναι η δεύτερη υλοποίηση δεν είναι αρκετά παραμετροποιήσιμη, αλλά λειτουργεί κατά κάποιον τρόπο σαν ένα «μαύρο» κουτί στο οποίο ο χρήστης δεν μπορεί να παρέμβει άμεσα και να αλλάξει διάφορες μεταβλητές.

Για τον έλεγχο της λειτουργίας και τη σύγκριση των δύο αυτών υλοποιήσεων μελετήθηκαν δύο είδη ευφύων μηχανικών συστημάτων με πιεζοηλεκτρικά υλικά. Μια κατασκευή δοκού και μια κατασκευή πλάκας. Η διακριτοποίηση έγινε με την μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων και η ολοκλήρωση των εξισώσεων κίνησης έγινε με χρήση της αριθμητικής μεθόδου Houbolt.

ABSTRACT

The techniques presented in this paper are suitable for solving both linear and nonlinear systems and can be applied to a number of different applications, such as anti-seismic construction testing, vehicle engineering, robotics, financial applications, etc.

The aim of this paper is to develop a reliable neurofuzzy control system (ANFIS) and to link it to mechanical systems using the finite element method.

To achieve this goal, two different implementations are used. The first, concerns the Matlab code (MyANFIS), which works independently of the Fuzzy Toolbox. After all, as we know, the operation of ANFIS through Matlab's obscure toolkit, which is the second implementation, is not quite configurable, but it does work in a way like a "black" box in which the user cannot intervene immediately and change various variables.

To control the operation and compare these two implementations, two types of intelligent mechanical systems with piezoelectric materials were studied. A beam construction and a slab construction. The identification was done using the finite element method and the completion of the motion equations was done using the Houbolt numerical method.

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα ευφυή μηχανικά συστήματα, τα οποία είναι εξοπλισμένα με αισθητήρες και διεγέρτες από πιεζοηλεκτρικά υλικά αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον μέσω κάποιου ενεργού μηχανισμού ελέγχου. Ωστόσο, λόγω ατελειών στο μηχανικό μοντέλο, αλλά και στα αισθητήρια όργανα, πάντα υπεισέρχεται στο σύστημα κάποιος βαθμός αβεβαιότητας. Ο κλασικός έλεγχος είναι ευαίσθητος στην ύπαρξη αβεβαιότητας, ωστόσο με μειωμένη απόδοση.

Η σχεδίαση κανόνων ελέγχου μη γραμμικής ανάδρασης με χρήση κλασικών μεθόδων είναι δύσκολο εγχείρημα. Ως εκ τούτου προτείνεται η χρήση τεχνικών ευφυούς ελέγχου, ο οποίος βασίζεται σε ασαφή ή υβριδικά νευροασαφή συστήματα συνεπαγωγής.

Οι τεχνικές που παρουσιάζονται στην παρούσα εργασία είναι κατάλληλες για επίλυση τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών συστημάτων και μπορούν να εφαρμοστούν σε πλήθος διαφορετικών εφαρμογών, όπως για παράδειγμα, στον αντισεισμικό έλεγχο κατασκευών, στη μηχανική οχημάτων, στη ρομποτική, σε χρηματοοικονομικές εφαρμογές κλπ.

Στόχος της παρούσης εργασίας ήταν η ανάπτυξη αξιόπιστου συστήματος ασαφούς ή νευροασαφούς ελέγχου και η σύνδεσή του με μηχανικά συστήματα χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των πεπερασμένων στοιχείων.

Η ρουτίνα *anfis* της εργαλειοθήκης ασαφών συστημάτων (*fuzzy toolbox*) της *matlab* μας παρέχει ελάχιστες δυνατότητες παραμετροποίησης και για το λόγο αυτό αναζητήθηκε μια πιο ανεξάρτητη λύση. Το πακέτο (*myanfis*) είναι πλήρως παραμετροποιήσιμο και παρέχει άμεση εμπλοκή και πλήρη επίβλεψη στο χειριστή. Το πακέτο αυτό δεν θα χρησιμοποιεί καμία μεταβλητή της εργαλειοθήκης του *fuzzy* και θα στηρίζεται πάνω στην πενταεπίπεδη λειτουργία των νευρωνικών δικτύων. Για να μπορέσουμε να αποδείξουμε τη λειτουργικότητα του *myanfis* σε σχέση με το *anfis* της *Matlab* θα το ενσωματώσουμε σε δύο υπάρχουσες κατασκευές που αναπτύχθηκαν στο εργαστήριο Υπολογιστικής Μηχανικής και Βελτιστοποίησης από την ομάδα του καθ. Γ. Σταυρουλάκη, τον μεταδιδάκτορα δρ. Γ. Ταιρίδη, κ.ά.. Τα μοντέλα αυτά αφορούν μία δοκό και μία πλάκα τα στοιχεία των οποίων θα αναλυθούν σε μικρό βαθμό σε αυτή την εργασία.

Ουσιαστικά, συγκρίναμε δύο υλοποιήσεις με τη χρήση δύο μηχανικών μοντέλων ευφυών κατασκευών που έχουν αναπτυχθεί και χρησιμοποιηθεί παλαιότερα και παρουσιάσαμε τις διαφορές των δύο πακέτων, της *Matlab* και του ανεξάρτητου (*MyAnfis*) πάνω σε μία δοκό και μία πλάκα.

2 ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ ΚΑΙ ΜΟΡΦΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ

2.1 Ιστορική αναδρομή στην ασαφή λογική

Η θεωρία των συνόλων αρχικά αναπτύχθηκε από τους Cantor και Dedekind τη δεκαετία του 1870. Σε αντίθεση με τις υπόλοιπες μαθηματικές θεωρίες της εποχής –που κυρίως εξέταζαν δομές- η συνολοθεωρία μελετά σύνολα.

Η θεωρία αυτή εξελίχθηκε, περίπου έναν αιώνα μετά, όταν το 1963 ο Lofti A. Zadeh του πανεπιστημίου Barkley της Καλιφόρνια, εφηύρε τη θεωρία των ασαφών συνόλων, παρουσιάζοντας την εργασία του “Fuzzy Sets” στο περιοδικό “Information and Control”. Κατά τη θεωρία αυτή, τα αντικείμενα γύρω μας ανήκουν σε διακριτοποιημένα σύνολα, τα οποία όμως έχουν διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής.

Δύο χρόνια αργότερα 1965, ο Zadeh θεμελίωσε την θεωρία των ασαφών συνόλων και της ασαφούς λογικής, η οποία όμως αμφισβητήθηκε, εξαιτίας των πρωτοποριακών ιδεών που περιείχε.

Οι υπολογιστές που βασίζονταν στην συμβατική λογική επειδή ήταν δομημένοι με βάση τη δίτιμη λογική του 0 και 1, αδυνατούσαν να επεξεργαστούν δεδομένα που εκφράζονταν στην λογική που ο Zadeh ήθελε να εισάγει. Έτσι, δημιούργησε την ασαφή λογική ώστε οι υπολογιστές να μπορούν να διαχειρίζονται γλωσσικές μεταβλητές, που προσεγγίζουν την πραγματικότητα.

Ο Ebrahim H. Mamdani, μηχανικός στο Queen Mary του Λονδίνου, δοκίμασε για πρώτη φορά, την δεκαετία του 1970, την ασαφή λογική για την δημιουργία σε μία ατμομηχανή ενός ελεγκτή.

2.2 Βασικές έννοιες και ιδιότητες ασαφών συνόλων

Παρά το γεγονός ότι η ονομασία ασαφής λογική, παρεπέμπει σε κάτι ανακριβές, αυτό δεν ισχύει. Στην πραγματικότητα επιχειρεί να μοντελοποιήσει καταστάσεις αβέβαιης και ελλιπούς πληροφορίας, ώστε να δοθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα στην επίλυση ενός ασαφούς προβλήματος.

Το παραπάνω μπορεί να γίνει κατανοητό με την παρουσίαση του ακόλουθου παραδείγματος. Έστω το ασαφές σύνολο “Κάθισμα”. Σε τι βαθμό ανήκουν σε αυτό τα ακόλουθα αντικείμενα: σκαμπό, καναπές, πέτρα, καρέκλα; Οι τιμές που μπορούν να λάβουν αυτά τα αντικείμενα θα είναι ένας αριθμός μεταξύ 0 και 1. Το 1 συμφωνεί απόλυτα με την έννοια του καθίσματος, ενώ το 0 καθόλου. Στην καρέκλα θα μπορούσαμε να δώσουμε εύκολα την τιμή 1. Αντίθετα, η πέτρα θα λάβει μια τιμή κοντά αλλά όχι ακριβώς 0, αφού κάποιος θα μπορούσε να καθίσει, πάνω σε μία πέτρα. Για την καλύτερη κατανόηση του παραδείγματος, μπορούμε να το μοντελοποιήσουμε με μαθηματικά. Το ασαφές σύνολο “Κάθισμα” = A ως προς το σύνολο αναφοράς X μπορεί να παρασταθεί μέσω της παρακάτω συνάρτησης συμμετοχής.

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1], \text{ με } \mu_A(x) = \alpha, \alpha \in [0,1]$$

Ο αριθμός $\mu_A(x)$ δηλώνει το βαθμό συμμετοχής του στοιχείου x (καρέκλα, καναπές, κλπ) στο ασαφές σύνολο A , δηλαδή σε ποιο βαθμό συμμετέχει-ανήκει ο καναπές, π.χ στο σύνολο κάθισμα.

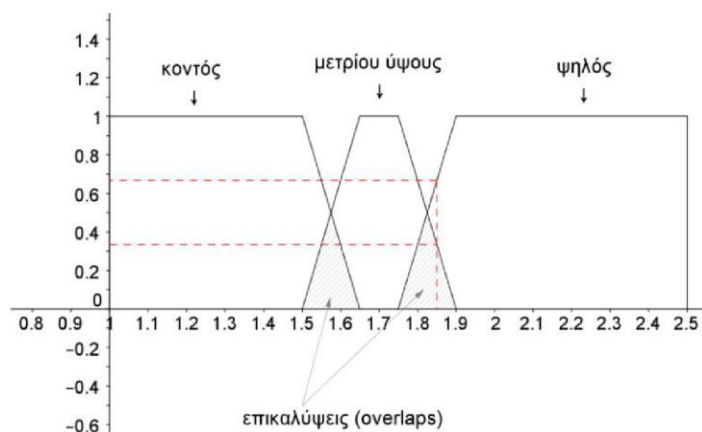
Οι πιθανές τιμές που μπορεί να πάρει το $\mu_A(x)$ είναι:

$\mu_A(x)=0$ για μηδενική συμμετοχή του στοιχείου στο σύνολο,

$\mu_A(x)=1$ για απόλυτη συμμετοχή του στοιχείου στο σύνολο,

$0 < \mu_A(x) < 1$ για μερική συμμετοχή του στοιχείου στο σύνολο, δηλαδή ότι μπορεί να ανήκει κατά κάποιον βαθμό-ποσοστό στο ασαφές σύνολο A .

Ένα ακόμα χαρακτηριστικό παράδειγμα, για την καλύτερη κατανόηση των ασαφών συνόλων είναι το ασαφές σύνολο "ύψος ανθρώπου". Θα μπορούσαμε να πούμε ότι ένας άνθρωπος ύψους 1,75 και άνω είναι ψηλός. Πράγματι είναι. Αλλά κάποιος ύψους 1,73 δεν είναι; Για την επίλυση του παραπάνω προβλήματος, θα παραστήσουμε τη λύση με ένα γράφημα που στον κατακόρυφο άξονα έχει τιμές 0-1 και δείχνει ποσοτικά το ύψος του, και στον οριζόντιο τις πιθανές τιμές ύψους ενός ανθρώπου πχ. 130cm-210cm. Οι γραφικές παραστάσεις που μας δίνουν το αποτέλεσμα στην ερώτηση "πόσο ψηλός είναι κάποιος;" για κάθε πιθανό ύψος, θα μπορούσαν να είναι όπως στο παρακάτω σχήμα ή και μιας άλλης μορφής.



Σχ. 2.2 Αναπαράσταση ασαφούς μεταβλητής σε γράφημα.

Σύμφωνα λοιπόν με την ασαφή λογική και το παραπάνω γράφημα (3.2) κάποιος με ύψος 1,85, είναι κατά 0,34% μετρίου ύψους και κατά 0,66% ψηλός. Συνεπώς παρατηρούμε, ότι η Ασαφής Λογική, εκφράζει την ασάφεια και την υποκειμενικότητα πάρα πολύ αποδοτικά και συγκεκριμένα. Συνοψίζοντας, κάθε στοιχείο του χώρου λαμβάνει μία τιμή από το εύρος $[0-1]$, η οποία φανερώνει το ποσοστό συμμετοχής του στοιχείου στο σύνολο. Αν π.χ. το στοιχείο πάρει την τιμή 0, έχει μηδενική συμμετοχή, ενώ η τιμή 1 υποδεικνύει απόλυτη συμμετοχή στο σύνολο. Αναλόγως μπορεί να πάρει και ενδιάμεσες τιμές. Αντίθετα στα κλασικά σύνολα ένα στοιχείο είτε δε λαμβάνει είτε λαμβάνει μέρος, δηλαδή μπορεί να πάρει μόνο τις τιμές 0,1 και συμμετέχει μόνο αν πάρει την τιμή 1.

Έστω ένα σύνολο X , το οποίο περιλαμβάνει όλα τα υπό αναφορά αντικείμενα x . Ασαφές σύνολο A είναι ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x))$ όπου $x \in X$ και $\mu_A(x) \in [0,1]$ και ονομάζεται βαθμός αληθείας (degree of truth).

Η μ_A ονομάζεται συνάρτηση συγγένειας ή συνάρτηση συμμετοχής (membership function).

Η τιμή $u(x)$ μας δείχνει κατά πόσο το x ανήκει στο σύνολο X .

Οι τιμές $u_A(x)$ προκύπτουν με υποκειμενικά κριτήρια και εκτιμήσεις, ή με στατιστικά δείγματα και προηγμένες μορφές εκμάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα.

Τέλος, σε ένα ασαφές σύνολο, ισχύουν όλοι οι τελεστές και οι ιδιότητες των κλασικών συνόλων, δηλαδή ισχύει η ισότητα, ανισότητα, τομή, ένωση, αντιμεταθετική ιδιότητα κλπ. Μοναδική εξαίρεση του κανόνα αποτελεί η αρχή του αποκλειόμενου μέσου, η οποία δεν ισχύει στα ασαφή σύνολα, καθώς ο αποκλεισμός ενός γεγονότος δε σημαίνει απαραίτητα ότι ισχύει το αντίθετο του.

2.3 Κλασική Δίτιμη Λογική

Η κλασική, δίτιμη Αριστοτέλεια λογική, μας είναι γνωστή από την αρχαιότητα. Τη θεμελίωσαν πρώτοι οι αρχαίοι Έλληνες φιλόσοφοι και δημιούργησε τη βάση της σκέψης του δυτικού πολιτισμού.

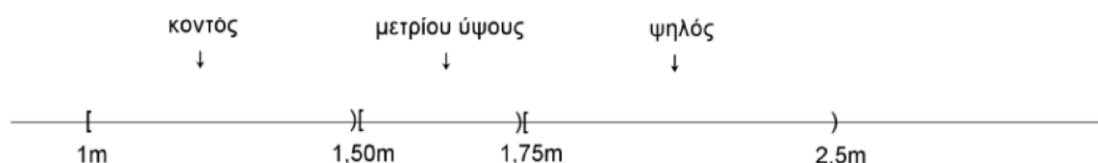
Κατά την κλασική λογική, μια πρόταση μπορεί να είναι είτε μόνο ψευδής, είτε μόνο αληθής. Δηλαδή, αν την αναγάγαμε σε ένα ψηφιακό σύστημα, δύναται να λάβει μόνο τις τιμές 0 και 1 για ψευδή και αληθή δήλωση αντίστοιχα, αποκλείοντας έτσι μια τρίτη λύση, δηλαδή ισχύει η "Αρχή της του Τρίτου Αποκλίσεως".

Κατά το συμβατικό ή κλασικό έλεγχο, η διεργασία και ο ελεγκτής περιγράφονται από γραμμικά μοντέλα διαφορικών εξισώσεων. Τα μοντέλα αυτά θεωρούνται γνωστά. Οι προδιαγραφές αποτελούνται από ένα σύνολο κριτηρίων, που αν πληρούνται, ο ελεγκτής θεωρείται επιτυχημένος. Τέτοια κριτήρια μπορεί να είναι η ταχύτητα, η θερμοκρασία και διάφορα άλλα μετρήσιμα μεγέθη.

Ανάγοντας τα παραπάνω σε μαθηματικά πρότυπα, η χαρακτηριστική συνάρτηση που μπορεί να παραστήσει ένα δίτιμο σύνολο A , ως προς το σύνολο αναφοράς X , είναι η παρακάτω.

$$I_A: X \rightarrow \{0,1\}, \text{ με } I_A(x) = 1, \text{ αν } x \in A \text{ και } I_A(x) = 0, \text{ αν } x \notin A$$

Για την καλύτερη κατανόηση, παραθέτουμε το παράδειγμα του ύψους του ανθρώπου, αλλά μελετώντας το με την κλασική λογική αυτή την φορά:



Σχ.2.3 Αναπαράσταση κλασικής λογικής σε γράφημα

Σύμφωνα με το σχήμα, η κλασική μεταβλητή ύψους μπορεί να πάρει 3 τιμές: κοντός, μέτριου ύψους, ψηλός. Όπως φαίνεται, ένας άνθρωπος που έχει ύψος 1,49m χαρακτηρίζεται ως κοντός, ενώ κάποιος με ύψος 1,50m χαρακτηρίζεται μετρίου ύψους, παρότι έχουν μόνο ένα εκατοστό διαφορά στο ύψος τους.

Μειονεκτήματα αυτής της μορφής ελέγχου είναι ότι οι κανόνες που την διέπουν είναι κυρίως εμπειρικοί και τα πρότυπα της προσεγγιστικά. Δεν μπορεί να ανταποκριθεί επαρκώς σε όλους εκείνους τους παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν τη διαδικασία, χρησιμοποιεί ποσοτικές περιγραφές και πολλές φορές όπως είδαμε και στο παραπάνω παράδειγμα είναι αναξιόπιστη και ανακριβής.

Η δίτιμη λογική, παρ'όλες τις ανακρίβειες και τα μειονεκτήματα που φαίνεται πως έχει, έγινε αρκετά δημοφιλής γιατί ήταν πολύ απλή στην σύλληψη της ιδέας της και έδινε πάντα ένα βέβαιο αποτέλεσμα. Υπάρχει φαινομενικά μία απάντηση για κάποια ερώτηση, και κάτι είναι είτε σωστό είτε λάθος. Επιπλέον, αν αποκλειστεί το ένα, τότε σίγουρα θα είναι το άλλο. Αποδίδει δηλαδή μια απόλυτη βεβαιότητα και απλότητα στα αποτελέσματα που λαμβάνουμε.

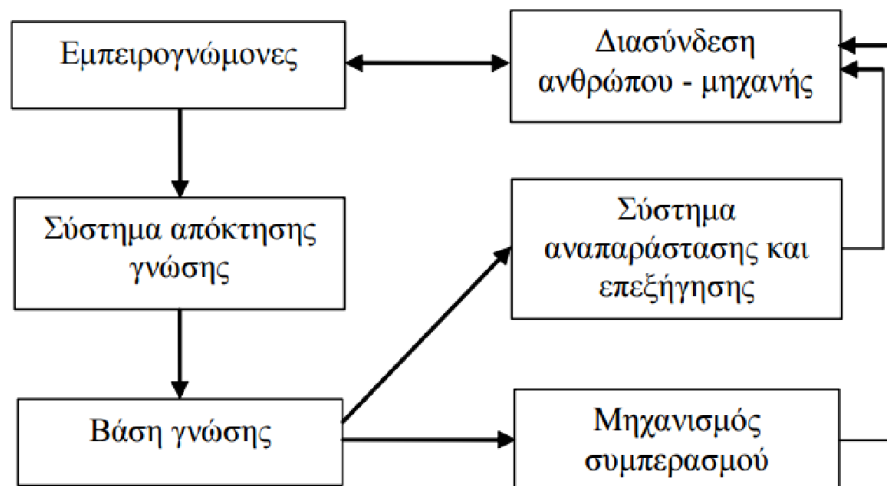
2.4 Ευφυής έλεγχος

Ο βασικός στόχος του ευφυούς ελέγχου, είναι να προσομοιώσει, όσο το δυνατόν καλύτερα, τον τρόπο σκέψης και τις αντιδράσεις του ανθρώπου για την εξεύρεση μιας λύσης σ' ένα πρόβλημα. Για να το πετύχει αυτό, πρέπει να συνδυάζει γνώσεις από ποικίλα επιστημονικά πεδία και διαφορετικούς τρόπους σκέψης, ώστε να μπορεί να δώσει τη βέλτιστη απόφαση κάθε φορά για την παραγωγική διαδικασία.

Για να σχεδιαστεί ένας ευφυής ελεγκτής, πρέπει πρώτα να μοντελοποιηθεί το πρόβλημα και να δημιουργηθούν κανόνες-αντιδράσεις, παρόμοιοι με τις αντιδράσεις που θα έκανε ένας άνθρωπος χειριστής στην κάθε μια περίπτωση. Για παράδειγμα στον ασαφή έλεγχο, υπάρχουν κάποιοι λεκτικοί κανόνες, οι οποίοι δημιουργούνται είτε με βάση τη διαίσθηση ή την κοινή λογική, είτε μέσω αυτοματοποιημένων τεχνικών βελτιστοποίησης (π.χ. γενετικών αλγορίθμων) και διαφόρων άλλων τεχνικών. Στην συνέχεια, οι κανόνες αποθηκεύονται σε μία βάση δεδομένων και χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή των συμπερασμάτων.

Στην περίπτωση των υβριδικών ελεγκτών, όπως για παράδειγμα οι νευροασαφείς ελεγκτές, οι κανόνες κωδικοποιούνται σε αριθμητική μορφή προκειμένου να δημιουργηθεί ένα δίκτυο από απλούς υπολογιστικούς κόμβους οι οποίοι είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους. Ένα δίκτυο αυτής της μορφής ονομάζεται τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, και προσπαθεί να μιμηθεί τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Το τελικό βήμα της διαδικασίας είναι η επιλογή και δημιουργία ενός μηχανισμού συμπερασμού, που στην είσοδο του λαμβάνει μετρήσεις και δεδομένα από την διαδικασία, στη συνέχεια αξιοποιεί τη βάση γνώσης που έχει δημιουργηθεί προηγουμένως και τελικά δίνει μια απάντηση στην έξοδο, που ανατροφοδοτείται στην διαδικασία του ελέγχου.



Σχ.2.4 Σχηματική απεικόνιση της διαδικασίας

Ο ευφυής έλεγχος συνήθως είναι χρήσιμος σε εφαρμογές μεγάλης κλίμακας, όπως π.χ. στην γραμμή παραγωγής ενός εργοστασίου. Ένας ευφυής ελεγκτής διέπεται από τέσσερις βασικές αρχές, που αν ισχύουν τότε θεωρείται πετυχημένος. Αυτές είναι η Ορθότητα, η Επεκτασιμότητα, η Ευρωστία, και η Επαναχρησιμότητα.

Συγκεκριμένα:

- Ορθότητα είναι η ικανότητα του να εκτελεί με ασφάλεια τις απαιτήσεις του συστήματος.
- Επεκτασιμότητα ορίζεται η ικανότητα του να προσαρμόζεται στα νέα δεδομένα που προκύπτουν, χωρίς να χρειαστεί να σχεδιαστεί εκ νέου.
- Ευρωστία είναι η δυνατότητα του να μπορεί να ανταπεξέλθει σε απρόβλεπτες συνθήκες, και να λάβει σωστές αποφάσεις.
- Επαναχρησιμότητα είναι η ιδιότητα της χρησιμοποίησης του ίδιου λογισμικού σε παρόμοιες εφαρμογές.

2.5 Διαφορές μεταξύ των διαφόρων τύπων ελέγχου

Το βασικό πλεονέκτημα των θεωριών κλασικού ελέγχου είναι η διαθεσιμότητα ισχυρών μαθηματικών-εργαλείων για το σχεδιασμό των ελεγκτών. Όμως, το γεγονός ότι υιοθετείται μια γραμμική ανατροφοδότηση, θεωρείται σοβαρό μειονέκτημα. Από την άλλη, ο μη γραμμικός έλεγχος, π.χ. ο ασαφής έλεγχος, είναι πιο ευέλικτος και πιο κατάλληλος για τον χειρισμό της μη γραμμικότητας. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η ανάδραση τέτοιων ελεγκτών είναι μη γραμμική και μπορεί να έχει διαφορετική ένταση σε διαφορετικούς τομείς λειτουργίας. Αυτό δεν είναι μόνο αναμενόμενο, αλλά και επιθυμητό, καθώς ένας μη γραμμικός ελεγκτής μπορεί να εξυπηρετήσει διαφορετικές ανάγκες, π.χ. ελαφρές ή πιο εκτεταμένες μετακινήσεις, με τις ίδιες αρχικές ρυθμίσεις.

Ειδικά για τα συστήματα ασαφών συμπερασμάτων, η παρουσία λεκτικών κανόνων μπορεί να συστηματοποιήσει την εμπειρία ενός προχωρημένου χρήστη ενός συστήματος ή μιας διαδικασίας και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατασκευή μη γραμμικών ελεγκτών. Η έξοδος ελέγχου θα μπορούσε να είναι μη γραμμική και περίπλοκη.

Ένας βασισμένος στην ασαφή λογική ελεγκτής, πρέπει να χαρακτηρίζεται μεταξύ άλλων, από ικανότητα λειτουργίας με πολλαπλούς στόχους και προσαρμοστικότητα σε διαφορετικά προβλήματα. Σημαντικό πλεονέκτημα του ασαφούς ελέγχου θεωρείται και η ανθεκτικότητα. Το μεγαλύτερο μειονέκτημά του θα μπορούσε να θεωρηθεί η απουσία ενός πλήρους μαθηματικού πλαισίου για την περιγραφή τέτοιων συστημάτων.

Ο ασαφής έλεγχος, στις μη γραμμικότητες που είναι απαραίτητες για τον έλεγχο, προσφέρει μια αποτελεσματική διεπαφή για τη μετάφραση της γνώσης ενός συστήματος.

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι ένα σύστημα μηχανικής εκμάθησης με εισόδους και εξόδους που βασίζονται σε βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Η διαδικασία της μάθησης βασίζεται σε ένα σύνολο παραδειγμάτων και μπορεί να είναι είτε με επίβλεψη είτε χωρίς επίβλεψη. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ευρέως στον έλεγχο. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι είναι πολύ ισχυρά στην επίλυση προβλημάτων μη γραμμικού ελέγχου υψηλής πολυπλοκότητας.

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για συστήματα ελέγχου αυτομάθησης. Οι νευρωνικοί ελεγκτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων ελέγχου όπου οι αναλυτικές μέθοδοι ενδέχεται να αποτύχουν. Τα χαρακτηριστικά του δικτύου μπορεί να είναι το αποτέλεσμα μιας διαδικασίας αυτομάθησης. Ο ελεγκτής εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο αναπαράστασης σφάλματος. Σε κάθε βήμα το δίκτυο ξεκινά από μια αρχική κατάσταση και τερματίζει σε τελική κατάσταση, ενώ ο στόχος ολόκληρης της διαδικασίας είναι η ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης σφάλματος μεταξύ των μετρημένων και των επιθυμητών τιμών.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα παρέχουν καλύτερες λύσεις σε ορισμένα προβλήματα, λόγω της δυνατότητάς τους για παραλληλισμό και μάθηση. Πιο συγκεκριμένα, η χρήση νευρωνικών δικτύων στον έλεγχο, θεωρείται ως ένα φυσικό βήμα στην εξέλιξη της μεθοδολογίας ελέγχου.

Ο συνδυασμός των ασαφών συστημάτων με τα νευρωνικά δίκτυα έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία ενός υβριδικού σχήματος, τον λεγόμενο νευροασαφή έλεγχο. Αυτός ο τύπος ελέγχου αναλύεται εκτενώς στο επόμενο κεφάλαιο.

Όλοι οι παραπάνω αναφερόμενοι ελεγκτές έχουν ένα πολύ ευρύ φάσμα εφαρμογών. Για παράδειγμα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στις κατασκευές για έλεγχο δομικής ακεραιότητας ή για ανίχνευση βλαβών, στη ρομποτική, στον τομέα των οχημάτων κλπ.

Χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο τριών στρωμάτων διάδοσης για την αναγνώριση της θέσης και της σοβαρότητας της αστοχίας.

3 ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗΣ ΕΛΕΓΧΟΣ (ANFIS)

3.1 Γενικά Στοιχεία

Η μηχανική μάθηση είναι ένα επιστημονικό πεδίο που περιλαμβάνει προσαρμοστικές μεθόδους, οι οποίες με τη σειρά τους επιτρέπουν την κατάρτιση των υπολογιστών με βάση την εμπειρία, τα παραδείγματα και την αναλογικότητα. Ένα βασικό χαρακτηριστικό αυτών των μεθόδων έγκειται στο γεγονός ότι οι μαθησιακές ικανότητες βελτιώνουν την απόδοση ενός συστήματος μηχανικής μάθησης με την πάροδο του χρόνου.

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) είναι μια προσέγγιση της μηχανικής μάθησης που προσπαθεί να προσομοιώσει τη λειτουργία του ανθρώπινου κεντρικού νευρικού συστήματος, δηλαδή των βιολογικών νευρικών δικτύων. Πρόκειται για ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων υπολογιστικών κόμβων (τεχνητοί νευρώνες), που είναι αλγόριθμοι υπολογιστικής νοημοσύνης.

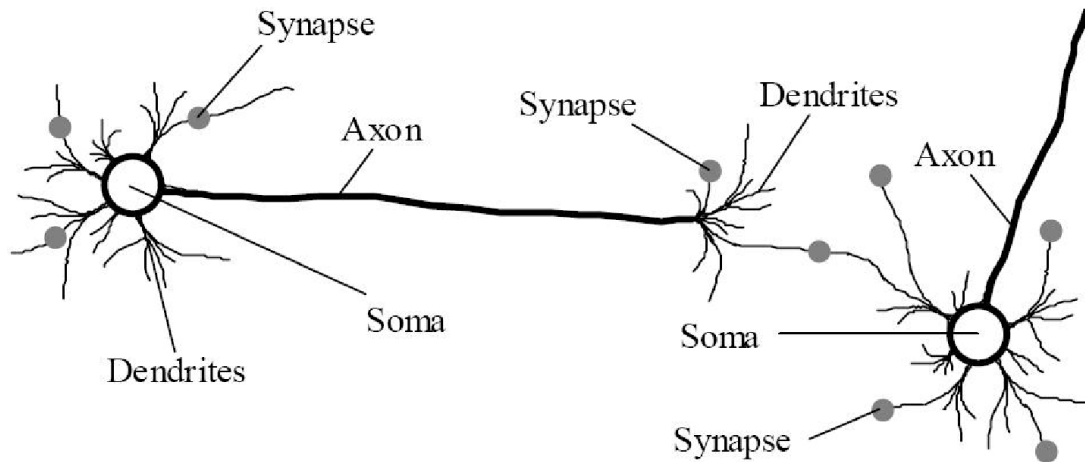
3.2 Επεξήγηση βασικών δομών

3.2.1 Νευρωνικό δίκτυο

Ένα βιολογικό νευρωνικό δίκτυο είναι ένα μοντέλο λογικής σκέψης που βασίζεται στον εγκέφαλο του ανθρώπου. Ο εγκέφαλός μας αποτελείται από ένα δίκτυο δισεκατομμυρίων νευρικών κυττάρων και αυτά τα κύτταρα έχουν 60 τρισεκατομμύρια συνδέσεις που ονομάζονται συνάψεις.

Το σώμα του κυττάρου (soma) είναι το δομικό στοιχείο ενός νευρωνικού δικτύου. Κάθε κύτταρο έχει μια απλή δομή, ωστόσο ο συνδυασμός ενός τεράστιου αριθμού κυττάρων παρέχει απίστευτη ανταγωνιστική δύναμη, επιτρέποντας την ταχεία επεξεργασία ερεθισμάτων από τον ανθρώπινο εγκέφαλο.

Σε ένα νευρωνικό δίκτυο, εκτός από το σώμα (soma) του κυττάρου υπάρχει επίσης ο άξονας, οι συνάψεις και οι δενδρίτες (βλ. Εικόνα).



Σχήμα 3.2.1 Μορφή νευρωνικού δικτύου

Ένας οποιοσδήποτε δεδομένος νευρώνας ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου είναι σε θέση να ανταποκρίνεται μόνο σε ένα ορισμένο υποσύνολο ερεθισμάτων που βρίσκονται εντός του δεκτικού πεδίου του, δηλαδή του αισθητήριου χώρου του. Αυτή η ιδιότητα των δικτύων ονομάζεται συντονισμός. Αυτό το βασικό χαρακτηριστικό των βιολογικών νευρωνικών δικτύων έχει εμπνεύσει το σχεδιασμό και τη διαμόρφωση τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Έτσι, το συγκριτικό πλεονέκτημα ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι το γεγονός ότι είναι επίσης ανοιχτό στην εκπαίδευση. Αυτή η διαδικασία, γνωστή ως μάθηση, εκπαιδεύει το δίκτυο προκειμένου να είναι σε θέση να επιλύει καλύτερα πολλά προβλήματα. Αυτό γίνεται μέσω μιας επαναλαμβανόμενης διαδικασίας όπου οι παράμετροι του δικτύου αυτορρυθμίζονται.

Μόλις εκπαιδευτεί, το δίκτυο λαμβάνει εισόδους από το περιβάλλον (ερεθίσματα) τις επεξεργάζεται και παρέχει μια έξοδο (απόφαση), η οποία αποστέλλεται είτε στο περιβάλλον είτε στον επόμενο νευρώνα, μέχρι την τελική επεξεργασία.

Εάν η εκπαίδευση γίνει σωστά, το δίκτυο θα είναι σε θέση να λύσει ακόμη και προβλήματα για τα οποία δεν έχει εκπαιδευτεί. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να είναι σε θέση να παράγει εξόδους ακόμη και για εισόδους που αγνοεί, κάτι που με τη σειρά του είναι ο στόχος. Αυτή η ιδιότητα ονομάζεται γενίκευση.

Το πρώτο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο σχεδιάστηκε από τους McCulloch και Pitts το 1942 (McCulloch & Pitts, 1942). Αυτή ήταν μια από τις πρώτες μελέτες συστημάτων υπολογιστών που βασίστηκαν στη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το 1957, ο Rosenblatt εισήγαγε την έννοια του νευρώνα Perceptron (Rosenblatt, 1957). Το 1986, οι Rumelhart, Hinton και Williams πρότειναν την οπισθοδρομική μέθοδο διάδοσης των σφαλμάτων, γνωστή απλώς ως μέθοδος οπίσθιας διάδοσης (Rumelhart, et al., 1986).

Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών από διαφορετικές επιστήμες. Μερικά από αυτά είναι έλεγχος συστημάτων, αναγνώριση προτύπων, έλεγχος χρηματιστηρίου, συντήρηση εξοπλισμού, διάφορες εφαρμογές ρομποτικής κ.λπ.

Τα κύρια πλεονεκτήματα αυτών των δικτύων σε σχέση με άλλες ευρετικές μεθόδους είναι μεταξύ άλλων, η ικανότητά τους να επιλύουν πολύ περίπλοκα προβλήματα, η ανοχή τους στην ύπαρξη θορύβου, καθώς και το γεγονός ότι δεν απαιτούν προηγούμενη γνώση του μοντέλου.

Αυτό το τελευταίο χαρακτηριστικό καθιστά τα νευρωνικά δίκτυα ιδιαίτερα χρήσιμα σε συστήματα όπου υπάρχουν πειραματικές μετρήσεις, αλλά υπάρχει έλλειψη πληροφοριών σχετικά με το μοντέλο. Σε αυτήν την περίπτωση, αυτές οι πειραματικές μετρήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του δικτύου.

3.2.2 Ιδιότητες νευρωνικών δικτύων

- Μπορούν και εκπαιδεύονται, π.χ. ένα νευρωνικό μπορεί να εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει ένα «σήμα» στην είσοδο του.
- Μπορούν και γενικεύουν π.χ. μπορούν να εκπαιδευτούν ώστε να μάθουν κάποιους κανόνες. Το νευρωνικό μπορεί να γενικεύσει (μέσα σε κάποια όρια) τους κανόνες αυτούς όπως ακριβώς κάνει ο άνθρωπος.
- Έχουν ανοχή στο θόρυβο. Ως θόρυβος ορίζεται μια συνάρτηση (τυχαία ή γνωστή) ή οποία επηρεάζει την συνάρτηση (ή τις συναρτήσεις) με την οποία εργαζόμαστε και έχει ως αποτέλεσμα την αλλοίωσή της. Αν π.χ. το νευρωνικό εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει κάποια πρότυπα (π.χ. κάποια εικόνα), τότε αν παρουσιαστεί η εικόνα αυτή στην είσοδο του αλλοιωμένη (δηλαδή με θόρυβο), τότε το νευρωνικό θα την αναγνωρίζει και πάλι.
- Τα νευρωνικά δίκτυα ονομάζονται και «παγκόσμιοι προσεγγιστές» (universal approximators) γιατί μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνάρτηση (data fitting)

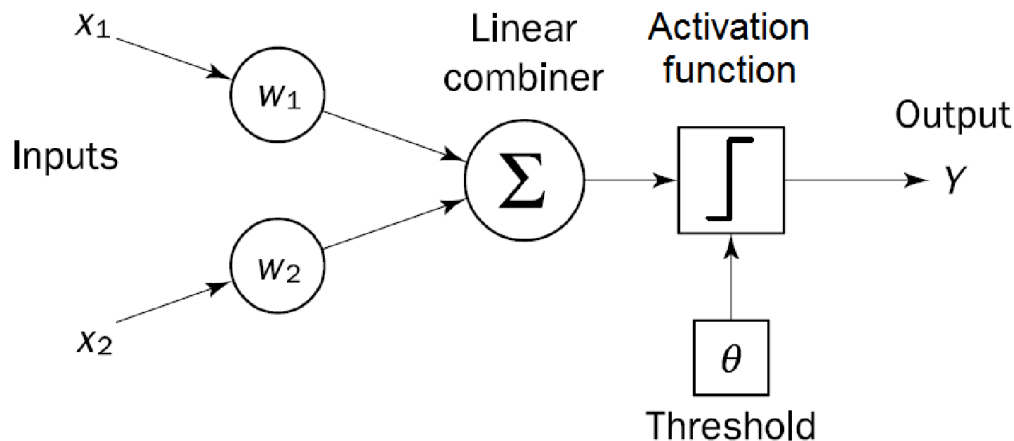
3.2.3 Τεχνητός νευρώνας

Οι τεχνητοί νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Στην πραγματικότητα είναι κόμβοι που λαμβάνουν εισόδους και παράγουν εξόδους. Οι εισοδοί μπορούν να ληφθούν από άλλους νευρώνες ή απευθείας από το περιβάλλον. Ομοίως, η έξοδος αποστέλλεται είτε στο εξωτερικό περιβάλλον είτε χρησιμοποιείται ως είσοδος σε άλλους νευρώνες δικτύου.

Οι τεχνητοί νευρώνες αποτελούνται από τα ακόλουθα πέντε στοιχεία (ο δείκτης i δείχνει το i -th στοιχείο εισόδου ή το συναπτικό βάρος)

1. Ένα σύνολο εισόδων, x_i

2. Ένα σύνολο συνοπτικών βαρών, w_i
3. Μια προκατάληψη, θ
4. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης, σ
5. Η έξοδος του νευρώνα, y ή O



Σχήμα 3.2.3 Μορφή τεχνητού νευρώνα

Γενικά, υπάρχουν τρεις διαφορετικοί τύποι νευρώνων: οι νευρώνες εισόδου, οι νευρώνες εξόδου και οι κρυμμένοι νευρώνες.

Οι νευρώνες εισόδου δεν είναι υπεύθυνοι για υπολογισμούς. Ο ρόλος τους είναι να εισάγουν τις εισόδους του δικτύου στους ενδιάμεσους (κρυμμένους) νευρώνες όπου πραγματοποιούνται οι υπολογισμοί.

Ο ρόλος των νευρώνων εξόδου είναι να εξάγουν τα τελικά αποτελέσματα (έξοδοι) του νευρικού δικτύου των ενδιάμεσων επιπέδων στο περιβάλλον.

Οι κρυμμένοι νευρώνες είναι υπεύθυνοι για τους υπολογισμούς. Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο συνοπτικό βάρος. Το άθροισμα των προϊόντων αυτών των πολλαπλασιασμών υπολογίζεται και στη συνέχεια εισάγεται στη λειτουργία ενεργοποίησης, η οποία υπολογίζεται σε κάθε κόμβο. Η τιμή της συνάρτησης είναι η έξοδος του κρυμμένου νευρώνα για τις δεδομένες εισόδους.

Από τη φύση τους, οι νευρώνες που βρίσκονται στα λεγόμενα κρυμμένα στρώματα έχουν τη δυνατότητα να «κρύβουν» την επιθυμητή παραγωγή τους. Για το λόγο αυτό, δεν μπορούν να εξαχθούν πληροφορίες από την αλληλεπίδραση μεταξύ εισόδων και εξόδων. Επιπλέον, δεν υπάρχει προφανής τρόπος να γνωρίζουμε ποιες θα μπορούσαν να είναι οι επιθυμητές τιμές των εξόδων των κρυφών νευρώνων.

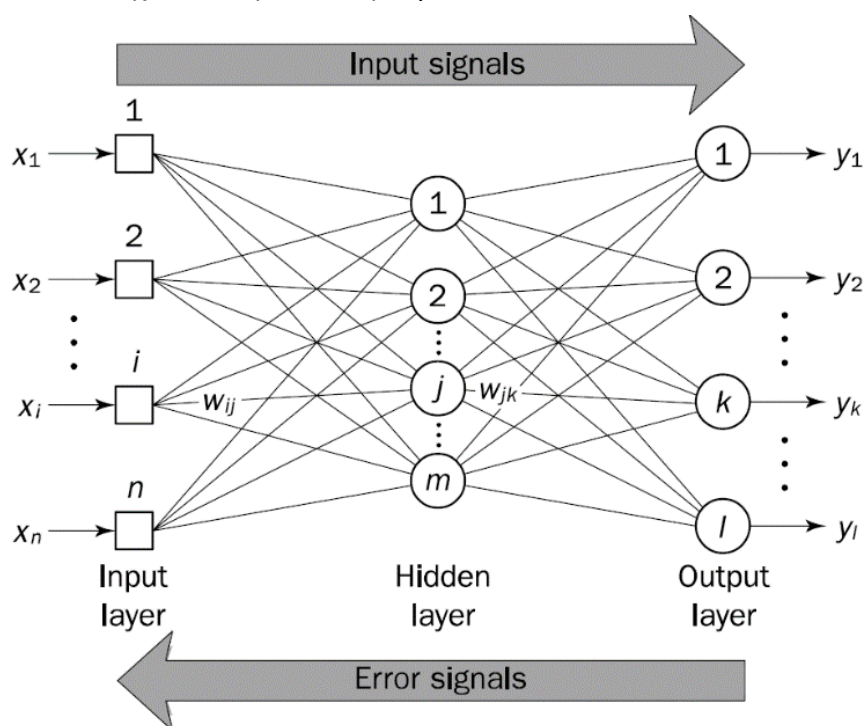
Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται για εκπαιδευτικούς ή εμπορικούς σκοπούς συνήθως περιλαμβάνουν τρία ή τέσσερα επίπεδα. Αυτό σημαίνει ότι θα

υπάρξουν ένα ή δύο κρυμμένα στρώματα εκ νέου. Κάθε στρώμα περιέχει από 10 έως 1000 νευρώνες.

3.2.4 Μέθοδος Οπισθοδιάδοσης του σφάλματος (Backpropagation of errors)

Η αντίστροφη μέθοδος διάδοσης των σφαλμάτων είναι μια κοινή μέθοδος εκπαίδευσης για πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή δίκτυα με πολλά επίπεδα. Πολύ συχνά, χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους, όπως ο απότομος αλγόριθμος κατεβάσμου.

Η μέθοδος υπολογίζει το παράγωγο της συνάρτησης σφάλματος λαμβάνοντας υπόψη όλα τα βάρη του δικτύου. Το υπολογισμένο παράγωγο τροφοδοτείται στη μέθοδο βελτιστοποίησης, η οποία με τη σειρά της το χρησιμοποιεί για να ενημερώσει τα βάρη προκειμένου να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα.



Σχήμα 3.2.4: Διαδικασία Backpropagation

Αυτή η μέθοδος απαιτεί γνώση των επιθυμητών εξόδων για κάθε είσοδο, προκειμένου να υπολογιστεί το παράγωγο του σφάλματος. Μια άλλη απαίτηση αυτής της μεθόδου είναι η διαφορετική διαθεσιμότητα της λειτουργίας ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται από τους νευρώνες.

Η εκπαιδευτική διαδικασία είναι παρόμοια με αυτή του perceptron. Ειδικότερα, επιλέγεται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, οι έξοδοι υπολογίζονται και εάν υπάρχει σφάλμα, τα βάρη προσαρμόζονται για να ελαχιστοποιηθεί αυτό το σφάλμα.

3.2.5 Ο αλγόριθμος της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος

Βήμα 1: Αρχικοποίηση

Ορίστε τυχαίες τιμές για τα αρχικά βάρη w_1, w_2, \dots, w_n και το bias θ κατανέμεται ομοιόμορφα σε στενό εύρος $(-2.4/F_i, 2.4/F_i)$.

όπου F_i είναι ο συνολικός αριθμός εισόδων νευρώνων.

Η αρχικοποίηση των βαρών γίνεται για κάθε νευρώνα.

Βήμα 2: Ενεργοποίηση

Ενεργοποιήστε τον νευρώνα εφαρμόζοντας εισόδους $x_1(p), x_2(p), \dots, x_n(p)$ και τις επιθυμητές εξόδους $y_{d,1}(p), y_{d,2}(p), \dots, y_{d,n}(p)$. Στην πρώτη επανάληψη $p = 1$:

α) Υπολογίστε τις πραγματικές εξόδους των νευρώνων του κρυφού στρώματος χρησιμοποιώντας την εξίσωση υπολογισμού εξόδου:

$$y_j(p) = f\left(\sum_{i=0}^N x_i(p) \cdot w_{ij}(p) - \theta_j\right)$$

όπου N είναι ο αριθμός εισόδων του νευρώνα j στο κρυφό στρώμα και f είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης (π.χ. λειτουργία σιγμοειδούς)

β) Υπολογίστε τις πραγματικές εξόδους των νευρώνων του επιπέδου εξόδου χρησιμοποιώντας την εξίσωση υπολογισμού εξόδου:

$$y_k(p) = f\left(\sum_{j=0}^M x_j(p) \cdot w_{jk}(p) - \theta_k\right)$$

όπου M είναι ο αριθμός εισόδων του νευρώνα k στο στρώμα εξόδου.

Βήμα 3: Υπολογισμός των συναπτικών βαρών

Ενημερώστε τις τιμές των βαρών στο δίκτυο που μεταδίδει το σφάλμα προς τα πίσω, δηλαδή από τους νευρώνες εξόδου προς τους νευρώνες του κρυμμένου στρώματος.

α) Υπολογίστε το παράγωγο του σφάλματος για τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου χρησιμοποιώντας τη σχέση:

$$\delta_k(p) = y_k(p) \cdot [1 - y_k(p)] \cdot e_k(p)$$

όπου $e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p)$

Υπολογίστε τη διόρθωση του βάρους:

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) \cdot \delta_k(p)$$

Ενημερώστε τα βάρη στους εξερχόμενους νευρώνες:

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

β) Υπολογίστε το παράγωγο του σφάλματος για τους νευρώνες του κρυμμένου στρώματος χρησιμοποιώντας την ακόλουθη εξίσωση:

$$\delta_j(p) = y_j(p) \cdot [1 - y_j(p)] \cdot \sum_{k=1}^L \delta_k(p) \cdot w_{jk}(p)$$

όπου L είναι ο αριθμός των νευρώνων του κρυμμένου στρώματος

Υπολογίστε τη διόρθωση του βάρους:

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \cdot x_i(p) \cdot \delta_j(p)$$

Ενημερώστε τα βάρη στους εξερχόμενους νευρώνες:

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p)$$

Βήμα 4: Επαναλήψεις

Αυξήστε τον αριθμό των επαναλήψεων κατά 1: $p=p+1$

Πηγαίνετε στο βήμα 2 και επαναλάβετε τη διαδικασία έως ότου ικανοποιηθεί το κριτήριο ανοχής σφαλμάτων.

3.3 Προσαρμοστικά συστήματα νευρο - ασαφών συμπερασμάτων (ANFIS)

Τα απλά ασαφή συστήματα είναι πολύ δημοφιλή σε διάφορους επιστημονικούς τομείς, όπως ο έλεγχος, η ρομποτική, κ.λπ. Η βασική δομή αυτών των συστημάτων βασίζεται σε λειτουργίες συμμετοχής για εισόδους και εξόδους, καθώς και ένα σύνολο λεκτικών κανόνων για την δημιουργία ενός συστήματος λήψης αποφάσεων. Οι συναρτήσεις μέλους πρέπει να επιλέγονται από εμπειρία ή αυθαίρετα και η δομή των κανόνων πρέπει να είναι προκαθορισμένη και να βασίζεται στην ερμηνεία του μοντέλου από τον χρήστη.

Τέτοια συστήματα είναι πολύ αποτελεσματικά όταν εφαρμόζονται στον έλεγχο. Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένοι κρίσιμοι περιορισμοί, όπως η απουσία ενός συστηματικού πλαισίου ή μιας μεθόδου μετασχηματισμού της ανθρώπινης εμπειρίας σε ένα σύνολο κανόνων if-then ή / και η έλλειψη μιας άθικτης μεθοδολογίας για τη λεπτή ρύθμιση των παραμέτρων των ασαφών ελεγκτών, και ιδίως των συναρτήσεων μελών.

Επιπλέον, είναι πολύ συχνή η εφαρμογή τεχνικών ασαφών συμπερασμάτων σε συστήματα για τα οποία υπάρχει ήδη ένα σύνολο δεδομένων εισόδου / εξόδου. Ο δομικός έλεγχος είναι μόνο μία εξέταση. Σε πολλές βιομηχανικές εφαρμογές, το μοντέλο είναι λίγο πολύ γνωστό, ή μια συλλογή μετρήσεων θα μπορούσε εύκολα να ληφθεί.

Στην πραγματικότητα, είναι μάλλον συχνό ότι όταν δημιουργείται ο μηχανισμός ελέγχου, ο σχεδιαστής ή ο μηχανικός δεν μπορεί να αποφασίσει τη μορφή και τα άλλα χαρακτηριστικά των λειτουργιών συμμετοχής ή τη συνοχή των κανόνων λαμβάνοντας υπόψη τα διαθέσιμα δεδομένα. Σε αυτήν την περίπτωση, τα προσαρμοστικά ασαφή συστήματα μπορούν να λύσουν το πρόβλημα.

3.3.1 Τι είναι το ANFIS

Το ANFIS είναι ένα από τα πιο δημοφιλή προσαρμοστικά ασαφή συστήματα, αν όχι το πιο δημοφιλές. Μια διεξοδική μελέτη της προσαρμοστικότητας των ασαφών συστημάτων, ειδικά στον έλεγχο, καθώς και στις ιδιότητες σταθερότητάς τους, μπορεί να βρεθεί σε κλασικές μονογραφίες ως «Προσαρμοσμένα ασαφή συστήματα και έλεγχος: Ανάλυση σχεδιασμού και σταθερότητας» (Wang, 1994).

Ο πρόδρομος των προσαρμοστικών συστημάτων fuzzy με βάση το δίκτυο ήταν ένα ασαφές σύστημα που μοντελοποιήθηκε χρησιμοποιώντας γενικευμένα νευρωνικά δίκτυα (GNN) και έναν αλγόριθμο φίλτρου Kalman για την ελαχιστοποίηση του τετραγώνου σφάλματος (Jang, 1991). Σε αυτήν την προσέγγιση, δημιουργήθηκε ένα ασαφές σύστημα συμπερασμάτων με παραμέτρους που θα μπορούσαν να ενημερωθούν. Από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης προέκυψε ότι το προτεινόμενο ασαφές σύστημα είναι σε θέση να τελειοποιήσει τις παραμέτρους του (π.χ. τις λειτουργίες συμμετοχής των εισόδων), καθώς και να ενσωματώσει προηγούμενες γνώσεις σχετικά με το αρχικό σύστημα.

Η αρχιτεκτονική του ANFIS βασίζεται σε ένα σύστημα ασαφών συμπερασμάτων το οποίο με τη σειρά του εφαρμόζεται στο πλαίσιο προσαρμοστικών νευρικών δικτύων και εισήχθη από τον Jyh-Shing R. Jang στο Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια το 1993. (Jang, 1993).

Το ANFIS αποτελείται από ασαφείς κανόνες που, σε αντίθεση με τα κλασικά ασαφή συστήματα, είναι τοπικές αντιστοιχίσεις αντί για παγκόσμιες (Jang & Sun, 1995). Αυτές

οι αντιστοιχίσεις διευκολύνουν την αρχή της ελάχιστης διαταραχής, η οποία αναφέρει ότι η προσαρμογή δεν θα πρέπει μόνο να μειώσει το σφάλμα εξόδου για το τρέχον σχέδιο προπόνησης, αλλά και να ελαχιστοποιήσει τη διαταραχή στην εκ νέου ενίσχυση που έχει ήδη μάθει (Widrow & Lehr, 1990). Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό εάν εξεταστεί μια διαδικτυακή διαδικασία μάθησης. Μπορείτε να βρείτε συγκρίσεις με προσεγγίσεις νευρωνικών δικτύων (Jang, 1993).

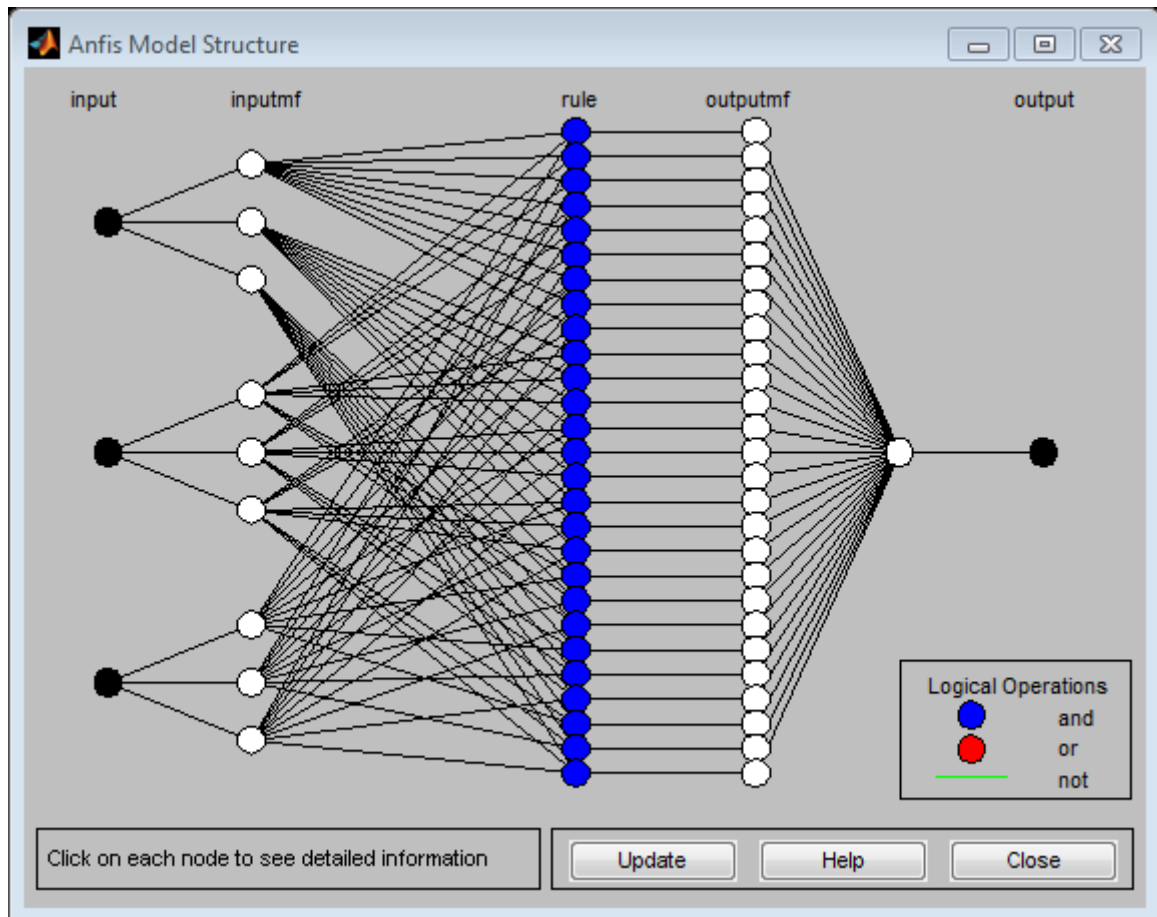
Η διαδικασία που πρέπει να ακολουθηθεί για τη δημιουργία ενός συστήματος ασαφών συμπερασμάτων ονομάζεται συνήθως ασαφής μοντελοποίηση. Από την άλλη πλευρά, η νευρο-ασαφής μοντελοποίηση αναφέρεται στον τρόπο εφαρμογής διαφόρων τεχνικών μάθησης που αναπτύχθηκαν στη βιβλιογραφία του νευρωνικού δικτύου σε συστήματα ασαφών συμπερασμάτων. Τα νευρωνικά δίκτυα οπίσθιας διάδοσης χρησιμοποιούνται ως επί το πλείστον για τον προσδιορισμό των παραμέτρων ενός προσαρμοστικού συστήματος ασαφών συμπερασμάτων.

Η διαδικασία εκμάθησης θα μπορούσε να είναι υβριδική, δηλ. Το προτεινόμενο μοντέλο ελέγχου μπορεί να κατασκευάσει μια χαρτογράφηση εισόδου-εξόδου βάσει τόσο της ανθρώπινης γνώσης, όπως σε ασαφή συστήματα, και κατάλληλα ζεύγη δεδομένων εισόδου / εξόδου. Ωστόσο, ακόμη και αν η ανθρώπινη εμπειρογνωμοσύνη δεν είναι διαθέσιμη, εξακολουθεί να είναι δυνατή η διαισθητική ρύθμιση των αρχικών παραμέτρων και η δημιουργία ασαφών κανόνων χρησιμοποιώντας μια διαδικασία εκμάθησης προκειμένου να προσεγγιστεί η επιθυμητή απόδοση.

Αυτό σημαίνει ότι, αντί να επιλέγονται αυθαίρετα οι παράμετροι του ελεγκτή (συναρτήσεις μελών, κανόνες κ.λπ.), μια αυτοματοποιημένη διαδικασία μπορεί να παρέχει εξατομικευμένες λειτουργίες συμμετοχής για τις ασαφείς μεταβλητές (εισόδους και εξόδους) με βάση τα δεδομένα του διαθέσιμου συστήματος. Επιπλέον, μπορεί να ληφθεί υπόψη ένα σύνολο κανόνων ή άλλων παραμέτρων του ελέγχου, και το πιο σημαντικό. ο ελεγκτής μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να είναι στιβαρός, δηλαδή ικανός να λειτουργεί υπό διαφορετικές συνθήκες.

Είναι κοινό γεγονός ότι ο ασαφής έλεγχος είναι μακράν η πιο επιτυχημένη εφαρμογή της ασαφούς θεωρίας. Ωστόσο, λόγω της προσαρμοστικής ικανότητας που παρέχει η τεχνική ANFIS, ο ασαφής έλεγχος γίνεται ακόμη πιο ισχυρός, στο βαθμό που θα μπορούσε να αντικαταστήσει τα νευρωνικά δίκτυα σε συστήματα ελέγχου.

Εν ολίγοις, το Adaptive Network based Fuzzy Inference System (ANFIS) είναι ένα από τα πρώτα υβριδικά νευρο-ασαφή συστήματα. Αναπαριστά ένα ασαφές σύστημα τύπου Sugeno σχεδιασμένο με μία ειδική αρχιτεκτονική νευρωνικού δικτύου 5 επιπέδων το οποίο έχει τη δυνατότητα να παρέχει τα θετικά στοιχεία και των 2 σε μοναδικό πλαίσιο. Το σύστημα επαγωγών ανταποκρίνεται σε ένα σύνολο κανόνων if-then οι οποίοι διαθέτουν ικανότητα εκμάθησης έτσι ώστε να ανταποκρίνεται σε μη-γραμμικές συναρτήσεις.



Σχήμα 3.3.1 Δημιουργία ενώσεων του Anfis της Matlab

3.3.2 Περιγραφή αρχιτεκτονικής πενταεπίπεδης λειτουργίας του ANFIS

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

$$O_{i1}(x) = \mu_{A_i}(x)$$

όπου: x – η είσοδος στον κόμβο i

A_i - γλωσσική ταμπέλα (small, large, κλπ.) που σχετίζεται με τη συνάρτηση του κόμβου.

Με άλλα λόγια, το O_{i1} είναι ο βαθμός συμμετοχής του A_i και καθορίζει το βαθμό στον οποίο η είσοδος x ικανοποιεί την A_i

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

Επίπεδο 3: Κάθε κόμβος σε αυτό το επίπεδο είναι ένας σταθερός κόμβος N . Ο i -στός κόμβος υπολογίζει το λόγο του βαθμού ενεργοποίησης (firing strength) του i -οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2$$

Οι έξοδοι αυτού του επιπέδου ονομάζονται κοινωνικοποιημένοι βαθμοί ενεργοποίησης (normalized firing strengths)

Επίπεδο 4: Κάθε κόμβος i σε αυτό το επίπεδο είναι ένας προσαρμόσιμος κόμβος με μία συνάρτηση κόμβου.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot f_i = \bar{w}_i \cdot x + q_i \cdot y + r_i$$

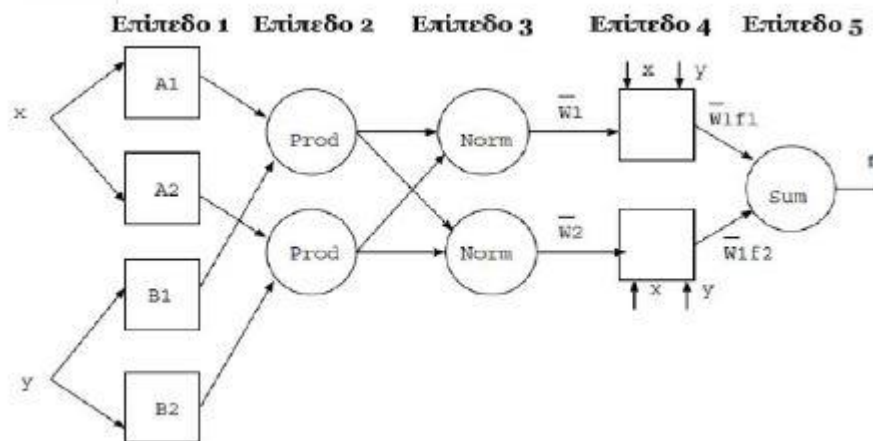
όπου:

- w_i - η έξοδος του επιπέδου 3
- $\{p_i, q_i, r_i\}$ - το σύνολο παραμέτρων. Οι παράμετροι σε αυτό το επίπεδο αναφέρονται ως επακόλουθοι (consequent parameters).

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

$$\text{overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i \cdot f_i = \frac{\sum_i w_i \cdot f_i}{\sum_i w_i}$$

Πρόκειται για ένα δικτύου με προσαρμοζόμενες παραμέτρους το οποίο είναι ισοδύναμο με σύστημα ασαφούς συλλογιστικής Sugeno.



Σχήμα 3.3.2 Σχήμα αναπαράστασης πενταεπίπεδης λειτουργίας

3.3.3 Περιορισμοί του ANFIS της Matlab

Οι κυριότεροι περιορισμοί του ANFIS της Matlab που αναφέρονται στην διεθνή βιβλιογραφία είναι:

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

- Δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί οποιαδήποτε συνάρτηση συμμετοχής, παρά μόνο προκαθορισμένες που επιβάλλουν οι ορισμοί του ANFIS.
- Ο κάθε κανόνας να είναι αυτοτελής.

Αν το μοντέλο του Ασαφούς Συμπερασμού (F.I.S.) που έχουμε δημιουργήσει δεν συνάδει με τους περιορισμούς αυτούς, τότε παρουσιάζεται σφάλμα. Επιπλέον δεν μπορεί να δεχθεί όλες τις προσαρμοσμένες επιλογές που επιτρέπουν τα ασαφή συμπεράσματα. Δηλαδή δεν μπορούμε να φτιάξουμε τις δικές μας συναρτήσεις μελών και άλλες ασαφείς συναρτήσεις. Μπορούμε μόνο να χρησιμοποιήσουμε αυτές που διαθέτει το πρόγραμμα.

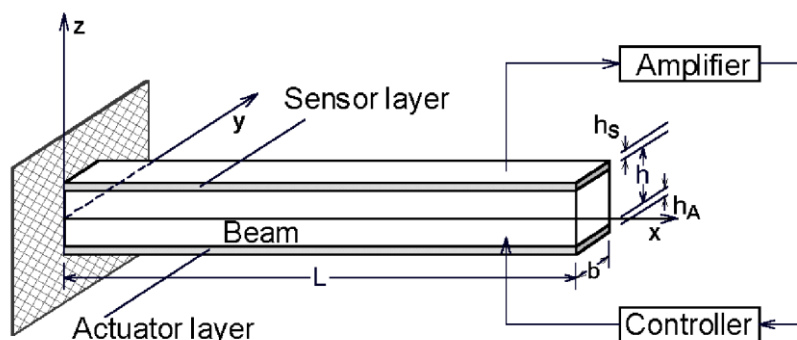
Για να ξεπεράσουμε κάποιους από τους περιορισμούς που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία αλλά και πιο πάνω μελετήσαμε ένα ανεξάρτητο πακέτο που αναπτύχθηκε από τον διδακτορικό ερευνητή Muhammet Balcilar (Balcilar, 2018). Το συγκεκριμένο πακέτο βασίζεται επίσης στην πενταεπίπεδη λειτουργία, όπως και το αντίστοιχο της Matlab, σύμφωνα με την εργασία (Jang, 1993). Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία θα χρησιμοποιήσουμε τις δυο διαφορετικές υλοποιήσεις του Anfis σε σύνθετες ευφυείς πιεζοηλεκτρικές κατασκευές δοκού και πλάκας.

4 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΕΥΦΥΗ ΜΗΧΑΝΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

4.1 Μοντέλο δοκού

4.1.1 Γενική περιγραφή

Θεωρείται μια ευφυής σύνθετη δοκός με συνδεδεμένους πιεζοηλεκτρικούς αισθητήρες και ενεργοποιητές. Δηλαδή, το μοντέλο αποτελείται από μια λεπτή ομοιόμορφη ελαστική δοκό με ορθογώνια διατομή με μήκος L , πλάτος b και πάχος h . Ένα ζεύγος πιεζοηλεκτρικών στρωμάτων με πάχος h_S και h_A συνδέεται συμμετρικά στην επάνω και κάτω επιφάνεια της δοκού που χρησιμεύει ως αισθητήρες και ενεργοποιητές, όπως φαίνεται στο σχήμα. Στο απλοποιημένο μοντέλο δοκού, οι πιεζοηλεκτρικοί αισθητήρες και ενεργοποιητές χρησιμοποιούνται για μετρήσεις και εφαρμογή δυνάμεων ελέγχου, αντίστοιχα.



Σχήμα 4.1.1 Μοντέλο δοκού

Οι διαμήκεις άξονες και το πάχος είναι κατά μήκος των κατευθύνσεων x και z . Το xy -επίπεδο επιλέγεται να είναι το επίπεδο που είναι το μεσαίο επίπεδο της δοκού. Κατά την ανάπτυξη αυτού του μοντέλου, το πιεζοηλεκτρικό έμπλαστρο θεωρείται ότι συνδέεται τέλεια με τη κατασκευή με μηδενικό πάχος κόλλας. Αυτό σημαίνει ότι οι μετατοπίσεις παραμένουν συνεχείς κατά μήκος της κατασκευής.

Υποτίθεται ότι οι γεωμετρικές παράμετροι της δοκού επιτρέπουν τη χρήση της προσέγγισης δοκού Timoshenko. Οι εξισώσεις πεδίου μετατόπισης για τη δοκό σε οποιοδήποτε σημείο έως το πάχος παρουσιάζονται από:

$$u_x(x, y, z, t) = z\psi(x, t), \quad u_y(x, y, z, t) = 0, \quad u_z(x, y, z, t) = w(x, t)$$

όπου t σημαίνει χρόνος, το w υποδηλώνει τις εγκάρσιες μετατοπίσεις του μεσαίου επιπέδου της δοκού και ψ είναι η περιστροφή του κανονικού προς τον άξονα x γύρω από τον άξονα y . Υποθέτοντας μια μικρή παραμόρφωση, η σχέση μετατόπισης τάσης μπορεί να εκφραστεί ως:

$$\varepsilon_x = z \frac{\partial \psi}{\partial x}, \quad \gamma_{xz} = \psi + \frac{\partial w}{\partial x}$$

Σημειώνεται ότι στη θεωρία Euler-Bernoulli η περιστροφή είναι το αρνητικό της κλίσης: $\psi = -\frac{\partial w}{\partial x}$, και έτσι η εγκάρσια διατμητική παραμόρφωση ισούται με μηδέν.

Οι σχέσεις τάσης-παραμόρφωσης για την έξυπνη δοκό δίδονται από τις συστατικές εξισώσεις, οι οποίες ξαναγράφονται εδώ για ευκολία:

$$\sigma_x = \tilde{Q}_{11}\varepsilon_x - \tilde{e}_{31}E_z, \quad \tau_{xz} = \tilde{Q}_{55}\gamma_{xz}, \quad D_z = \tilde{e}_{31}\varepsilon_x + \tilde{\xi}_{33}E_z$$

Η ελαστική δοκός πυρήνα θεωρείται μονωμένη και λαμβάνεται με ακύρωση των πιεζοηλεκτρικών σταθερών. Η ένταση ηλεκτρικού πεδίου E_z μπορεί να εκφραστεί ως:

$$E_z = \frac{V}{h_p}$$

όπου V είναι η εφαρμοζόμενη τάση κατά μήκος της κατεύθυνσης πάχους του ενεργοποιητή και h_p είναι το πάχος του στρώματος ενεργοποιητή.

4.1.2 Εξισώσεις κίνησης για τη δοκό

Οι εξισώσεις κίνησης για τη δοκό με επιφανειακά κολλημένα πιεζοηλεκτρικά επιθέματα, προέρχονται από την αρχή του Χάμιλτον:

$$\int_0^T (\delta T - \delta U + \delta W) dt = 0$$

Η συνολική ενέργεια καταπόνησης U και η κινητική ενέργεια T υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τις εκφράσεις:

$$U = \frac{1}{2} \int_0^L \int_A [\sigma_x \varepsilon_x + \tau_{xz} \gamma_{xz} - E_z D_z] dA dx, \quad T = \frac{1}{2} \int_0^L \int_A \rho [\dot{u}_x^2 + \dot{u}_z^2] dA dx$$

όπου dA είναι η περιοχή διατομής της δοκού.

Εάν η μόνη φόρτωση αποτελείται από ροπές που προκαλούνται από πιεζοηλεκτρικούς ενεργοποιητές και εφόσον η κατασκευή δεν έχει ζεύγος κάμψης-στρίψιμο, δW δίνεται ως:

$$\delta W = b \int_0^L M^A \delta \left(\frac{\partial \psi}{\partial x} \right) dx$$

όπου M^A είναι η ροπή ανά μονάδα μήκους που προκαλείται από τον ενεργοποιητή και εκφράζεται ως:

$$M^A = \int_{-\frac{h}{2}-h_A}^{-\frac{h}{2}} z \sigma_x^A dz = \int_{-\frac{h}{2}-h_A}^{-\frac{h}{2}} z Q_{11} d_{31} E_z^A dz$$

και

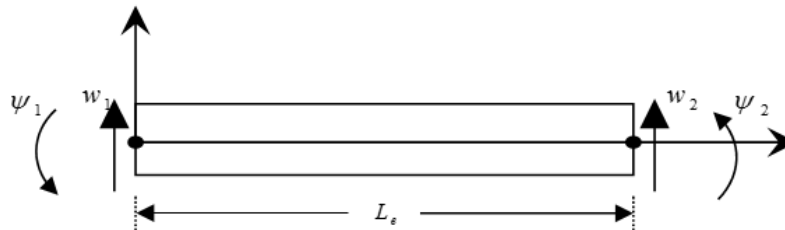
$$E_z^A = \frac{V_A}{h_A}$$

4.1.3 Διαμόρφωση πεπερασμένων στοιχείων

Χρησιμοποιούνται πεπερασμένα στοιχεία δύο κόμβων με δύο μηχανικούς βαθμούς ελευθερίας, w και ψ , ανά κόμβο (βλέπε σχήμα 4.1.3). Χρησιμοποιώντας τυπικές τεχνικές διακριτοποίησης,

$$\{u\} = \{w, \psi\}^T = [N]\{X\} = \left[[N_w] [N_\psi] \right]^T \{X\}$$

όπου $\{X\} = \{w_1, \psi_1, w_2, \psi_2\}^T$ and $[N_w], [N_\psi]$ είναι λειτουργίες γραμμικού σχήματος Lagrange.



Σχήμα 4.1.3: Μοντελοποίηση πεπερασμένων στοιχείων χρησιμοποιώντας τυπικές τεχνικές

Από την Αρχή του Χάμιλτον και τη συλλογή των κοινών συντελεστών και της συμβολής όλων των πεπερασμένων στοιχείων, η συνολική ακαμψία $[K_{uu}]$ και οι πίνακες μάζας $[M]$ της δοκού προέρχονται παρόμοια με την Αναφορά. (Hadjigeorgiou, et al., 2006), ενώ η γενικευμένη μετατόπιση $\{X(t)\}$ παρέχεται από τις ακόλουθες εξισώσεις:

$$[M]\{\ddot{X}\} + [K_{uu}]\{X\} = \{F_m\} + \{F_{el}\}$$

όπου $\{F_m\}$ είναι η συνολική μηχανική δύναμη και $\{F_{el}\} = -[K_{uf}] V$ είναι ο φορέας ηλεκτρικής δύναμης λόγω της ενεργοποίησης.

Αυτή η τελευταία εξίσωση αντιπροσωπεύει τις δυναμικές εξισώσεις κίνησης για μια μηχανική κατασκευή που περιλαμβάνει πιεζοηλεκτρική ακαμψία.

4.2 Πιεζοηλεκτρική πλάκα

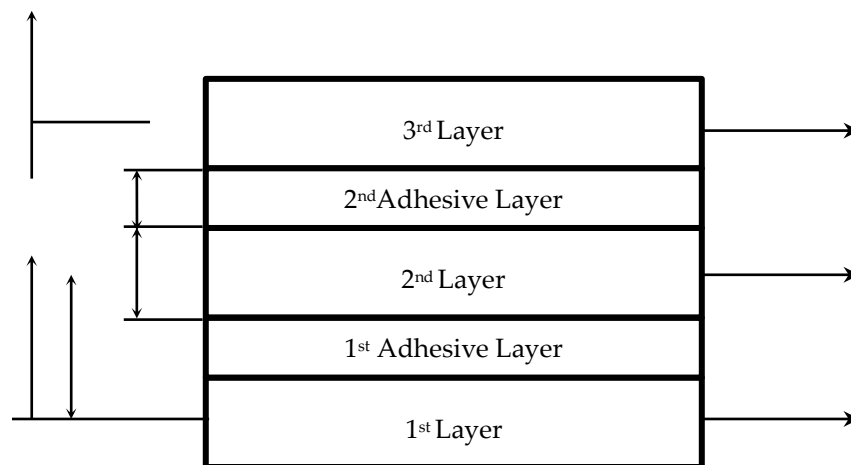
4.2.1 Γενικά στοιχεία

Ένα ακριβές και αποτελεσματικό μοντέλο πλάκας για τη διερεύνηση της δυναμικής των σύνθετων ευφύων κατασκευών παρουσιάζεται σε αυτήν την ενότητα με βάση μια στρωματομόρφη θεωρία λαμβάνοντας υπόψη την ευελιξία των συγκολλητικών στρώσεων.

Οι θεωρίες των στοιβάδων που χρησιμοποιούνται για την προσομοίωση της δυναμικής συμπεριφοράς των σύνθετων ευφύων κατασκευών είναι πολύ σημαντικές επειδή δίνουν μια πιο ακριβή μοντελοποίηση της δυναμικής συμπεριφοράς τους για περιπτώσεις μεγάλου πάχους που αποτελούνται από πολλές στρώσεις με διαφορετικές ιδιότητες ή / και αλληλουχία στοίβαξης. Επιπλέον, αυτές οι θεωρίες παρέχουν τη δυνατότητα να μελετηθούν προβλήματα αποκόλλησης των στρωμάτων σε ορισμένες περιοχές.

Οι περισσότερες έρευνες για την περιοχή ασχολούνται με σύνθετες κατασκευές που είναι εύκαμπτες και λεπτές (δομές με λεπτά τοιχώματα). Σε αυτές τις περιπτώσεις, τα μοντέλα που λαμβάνουν υπόψη το συγκολλητικό στρώμα είναι πολύ σημαντικά, καθώς αυτό το στρώμα δεν είναι τόσο λεπτό σε σύγκριση με τα πιεζοηλεκτρικά και έτσι μπορεί να επηρεάσει τη μηχανική συμπεριφορά της πλάκας, με άμεσες συνέπειες στη διαδικασία ελέγχου.

Μια πολυστρωματική σύνθετη πλάκα συνδεδεμένη με πιεζοηλεκτρικά στρώματα αισθητήρα και ενεργοποιητή και συγκολλητικά στρώματα μεταξύ τους θεωρείται όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.2.1. Το μήκος, το πλάτος και το πάχος ολόκληρης της πλάκας δηλώνονται με L , b και h , αντίστοιχα. Όπως γίνεται εμφανές στις ακόλουθες ενότητες, η θεωρία μπορεί να χειριστεί πλάκες με αυθαίρετο αριθμό ενεργοποιητών, αισθητήρων και ελαστικών στρωμάτων, συμπεριλαμβανομένων των συγκολλητικών στρωμάτων μεταξύ τους.



Σχήμα 4.2.1: Μια σύνθετη πλάκα τριών στρωμάτων με συγκολλητικά υλικά

4.2.2 Διαμόρφωση πεπερασμένων στοιχείων

Η αρχή του Χάμιλτον χρησιμοποιείται για την εξαγωγή των εξισώσεων της πλάκας, δηλαδή

$$\int_0^T (\delta T - \delta U + \delta W) dt = 0$$

όπου το T είναι η συνολική κινητική ενέργεια, το U είναι η συνολική ενέργεια καταπόνησης και το W είναι η εργασία που γίνεται από τα φορτία.

Η συνολική κινητική ενέργεια και η συνολική ενέργεια καταπόνησης του συστήματος είναι το άθροισμα των αντίστοιχων ενεργειών των επιμέρους στρωμάτων.

Από την αρχή του Χάμιλτον που δίνεται στην Εξίσωση παραπάνω, ένα μοντέλο πεπερασμένων στοιχείων έχει αναπτυχθεί για τη συγκολλητική πλάκα τριών στρωμάτων. Τα στοιχεία είναι ορθογώνια και έχουν τέσσερις κόμβους σε κάθε στρώμα. Έτσι, ένα πεπερασμένο στοιχείο για μια πλάκα τριών στρωμάτων έχει $4 \times 3 = 12$ κόμβους με πέντε βαθμούς ελευθερίας σε κάθε κόμβο.

4.2.3 Δυναμική κατασκευής

Όπως έχει ήδη σημειωθεί στις προηγούμενες ενότητες, το παράγωγο σύνολο των εξισώσεων κίνησης του δυναμικού συστήματος, έχει τη μορφή:

$$M \cdot \ddot{u} + C \cdot \dot{u} + K \cdot u = P + Z$$

όπου το M είναι ο πίνακας μάζας, το C είναι ο πίνακας απόσβεσης, το K είναι ο πίνακας δυσκαμψίας, το P είναι ο φορέας φόρτωσης, το Z είναι ο φορέας δύναμης ελέγχου και με τα u , \dot{u} και \ddot{u} συμβολίζονται η μετατόπιση, η ταχύτητα και το επιτάχυνση αντίστοιχα.

Η μήτρα απόσβεσης C δίνεται με την έννοια της υπόθεσης Rayleigh από:

$$C = 0.01 \cdot (M + K)$$

Τέλος, η εξωτερική φόρτωση P δίνεται από:

$$P = P_0 \cdot \sin(\omega \cdot t)$$

όπου P_0 και ω είναι το πλάτος και η συχνότητα της διέγερσης αντίστοιχα.

4.3 Μέθοδος αριθμητικής ολοκλήρωσης Houbolt (δοκός και πλάκα)

Για την ολοκλήρωση των διαφορικών εξισώσεων κίνησης, επιλέχθηκε η μέθοδος αριθμητικής ολοκλήρωσης Houbolt. Οι παράγοντες Houbolt ορίστηκαν σε:

$$\beta = 0.25, \gamma = 0.5$$

Ο χρόνος ενοποίησης ορίστηκε σε 3 δευτερόλεπτα, ενώ το χρονικό βήμα Δt επιλέχθηκε ίσο με 0,01 δευτερόλεπτα.

Οι σταθερές ολοκλήρωσης δίνονται ως:

$$c_1 = \frac{1}{\beta \cdot (\Delta t)^2}, c_2 = \frac{1}{\beta \cdot \Delta t}, c_3 = \frac{1}{2\beta}, c_4 = \frac{\gamma}{\beta \cdot \Delta t}, c_5 = \frac{\gamma}{\beta}, c_6 = \Delta t \left(\frac{\gamma}{2\beta} - 1 \right)$$

Ο ελεγκτής επιστρέφει μια δύναμη ελέγχου $Z(t)$ σε κάθε χρονικό βήμα (t) της ολοκλήρωσης, λαμβάνοντας ως εισόδους την μετατόπιση u και την ταχύτητα \dot{u} . Η συνολική δύναμη, δηλαδή η δύναμη ελέγχου συν η εξωτερική φόρτιση, δίνουν τις τιμές μετατόπισης και ταχύτητας του επόμενου βήματος $(t + \Delta t)$.

Ο αλγόριθμος ολοκλήρωσης Houbolt σε ψευδοκώδικα μπορεί να γραφτεί ως εξής:

Βήμα 1: Αρχικοποίηση μεταβλητών $u, \dot{u}, \ddot{u}, F_m, M, C, K, \beta, \gamma, c_1, c_2, c_4, c_5, c_6$

Βήμα 2: Υπολογισμός ενδιάμεσου πίνακα F^* : $K^* = K + c_1 M + c_4 C$

Αντιστροφή του πίνακα K^* : $F^* = (K^*)^T$

Έναρξη βρόχου για t_0 μέχρι t_f

Βήμα 3: Υπολογισμός ενδιάμεσου πίνακα P^*

Υπολογισμός της διαφοράς φορτίων: $dF_m = F_m(t+1) - F_m(t)$

Υπολογισμός της διαφοράς της δύναμης ελέγχου z

Συγκέντρωση της ποσότητας dF_m : $dF_m = dF_m + z$

Υπολογισμός του πίνακα P^* χρησιμοποιώντας τον πίνακα μάζας M και τον πίνακα απόσβεσης C του συστήματος: $P^* = dF_m + M[c_2 \ddot{u}(t) + c_3 \dot{u}(t)] + C[c_5 \dot{u}(t) + c_6 \ddot{u}(t)]$

Βήμα 4: Υπολογισμός του βήματος απόκρισης du : $du = F^* P^*$

Βήμα 5: Λύση για το επόμενο βήμα $(t + \Delta t)$

Υπολογισμός επιτάχυνσης: $\ddot{u}(t+1) = \ddot{u}(t) + c_1 du - c_2 \dot{u}(t) - c_3 \ddot{u}(t)$

Υπολογισμός της ταχύτητας: $\dot{u}(t+1) = \dot{u}(t) + c_4 du - c_5 \dot{u}(t) - c_6 \ddot{u}(t)$

Υπολογισμός μετατόπισης: $u(t+1) = u(t) + du$

Τέλος for

Τέλος

5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Στο κεφάλαιο αυτό, θα παρουσιαστούν αναλυτικά τα αποτελέσματα που λάβαμε κατά την εκτέλεση των δύο υλοποιήσεων (MyANFIS και ANFIS), εφαρμόζοντας τις διάφορες παραμέτρους που λάβαμε υπόψιν μας. Πρωταρχικός στόχος είναι η σύγκριση της λειτουργίας του προγράμματος μας και η απόδειξη ότι λειτουργεί παραπλήσια με την ρουτίνα Anfis της Matlab. Παρουσιάζονται χωριστά για κάθε περίπτωση οι συναρτήσεις συμμετοχής, ενώ για καλύτερη κατανόηση των αποτελεσμάτων, τα αποτελεσμάτων για τη μετατόπιση, την ταχύτητα, την επιτάχυνση και τη δύναμη δίδονται σε κοινή εκτύπωση για τις δυο υλοποιήσεις. Αρχικά, αυτό θα γίνει για την δοκό και μετέπειτα για την κατασκευή της πλάκας.

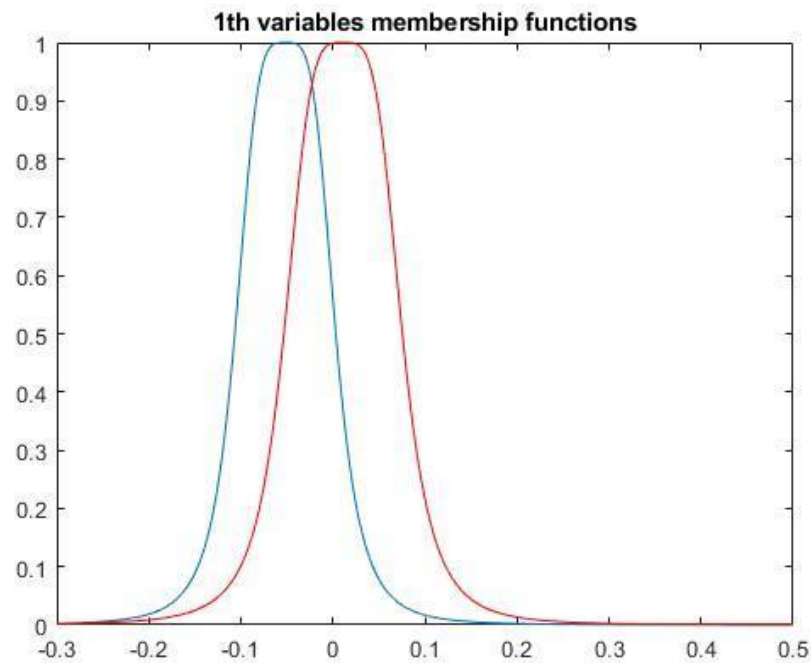
Για την εκπαίδευση των νευροασαφών συστημάτων και των δύο υλοποιήσεων απαιτήθηκε ένα σετ δεδομένων εκπαίδευσης-πειραμάτων. Για την εξαγωγή των δεδομένων αυτών έγινε προσομοίωση των δύο κατασκευών υπό αρμονική (ημιτονοειδή) φόρτιση χωρίς την παρουσία κάποιου μηχανισμού ελέγχου. Μετρήθηκαν η μετατόπιση, η ταχύτητα και η εξωτερική δύναμη που αποτέλεσαν τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου των νευροασαφών συστημάτων.

Σε κάθε περίπτωση οι συναρτήσεις συμμετοχής των εισόδων προκύπτουν με αυτόματο τρόπο κάνοντας κατηγοριοποίηση πάνω στα δεδομένα εκπαίδευσης.

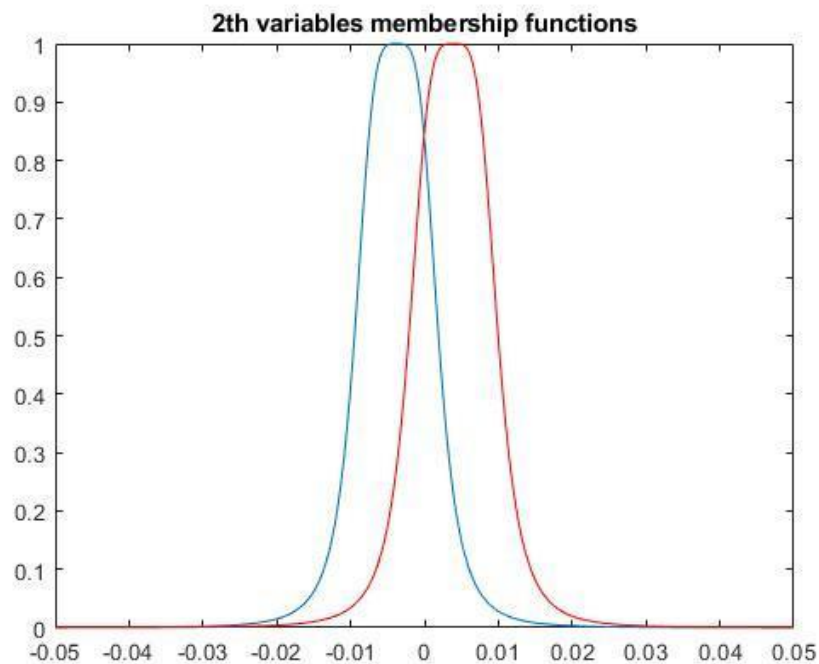
Ο στόχος της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, που ταυτόχρονα θα αποδείξει και την αποτελεσματικότητα των δύο προτεινόμενων υλοποιήσεων είναι ο ικανοποιητικός έλεγχος των ταλαντώσεων των υπό μελέτη κατασκευών για τα τρία μετρούμενα μεγέθη.

5.1 Εφαρμογή MyANFIS και ρουτίνας ANFIS και δημιουργία mfs για δοκό

5.1.1 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) MyAnfis

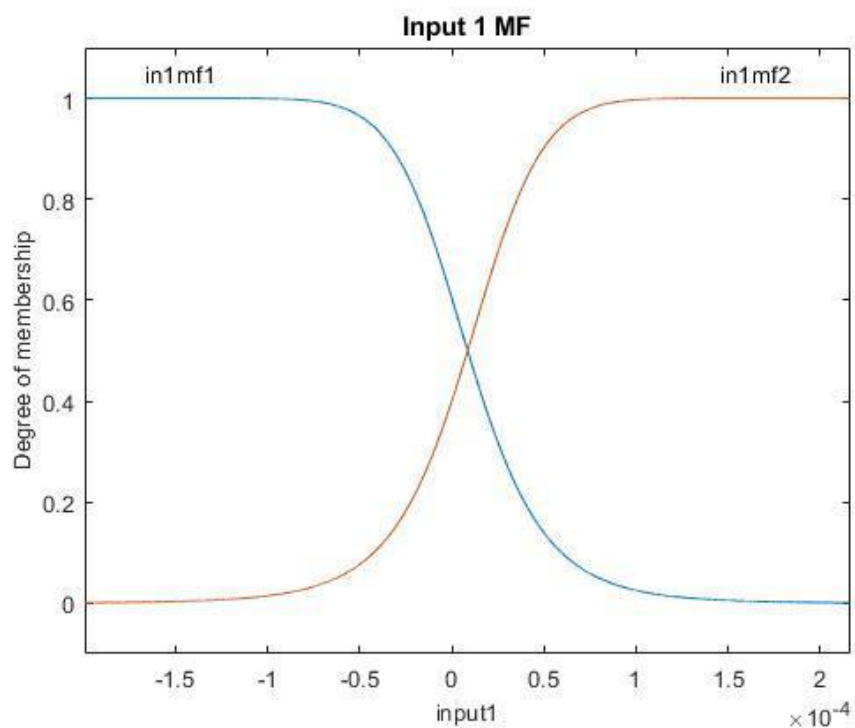


Σχήμα 5.1.1.1 MF για το input 1 του MyAnfis

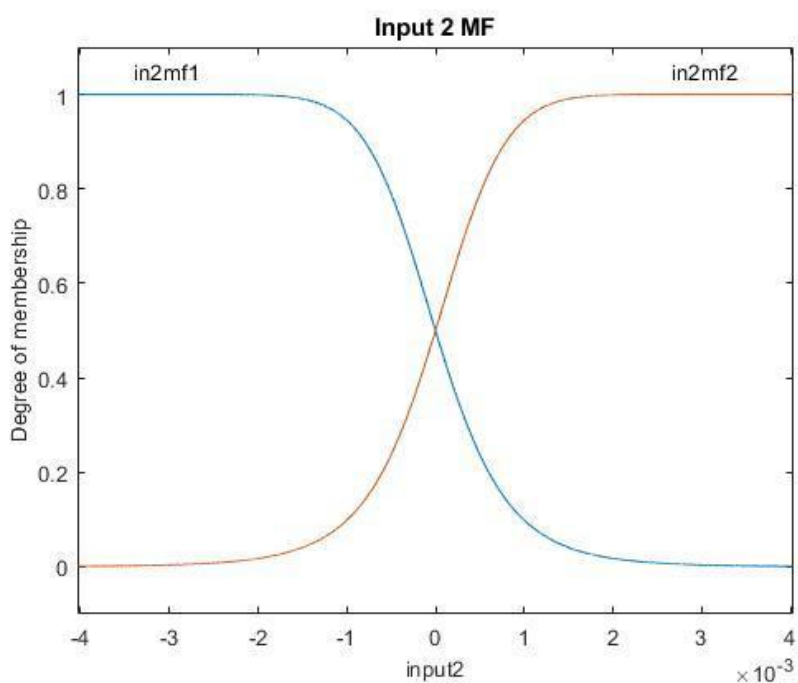


Σχήμα 5.1.1.2 MF για το input 2 του MyAnfis

5.1.2 Anfis Matlab Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs)



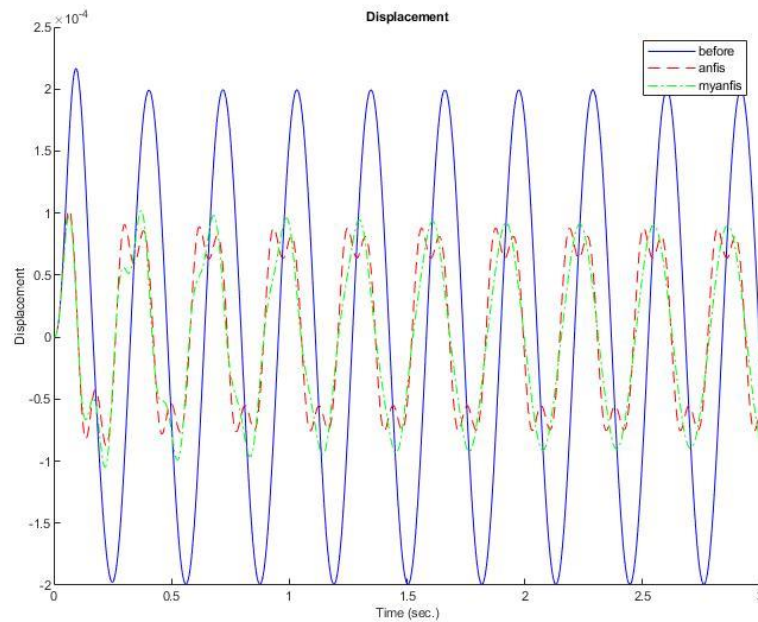
Σχήμα 5.1.2.1 MF του input 1 του Anfis της Matlab



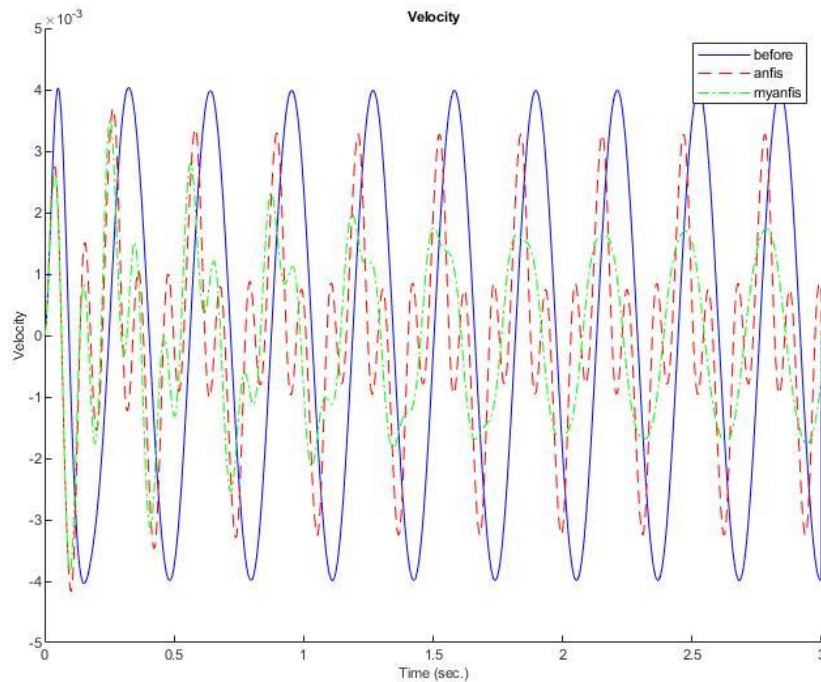
Σχήμα 5.1.2.2 MF του input 2 του Anfis της Matlab

5.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων ANFIS και ΜγANFIS για δοκό

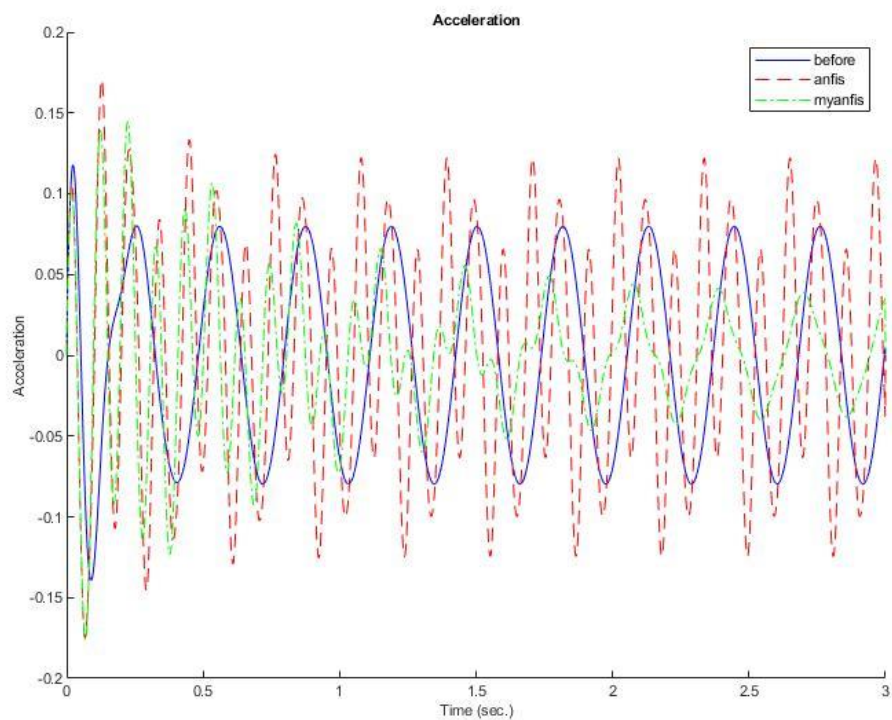
Στο τέλος συνδέσαμε το πρόγραμμα που δημιουργήσαμε με το μοντέλο που είχε δημιουργηθεί για να κάνουμε προβλέψεις και παραθέτουμε τα αποτελέσματα.



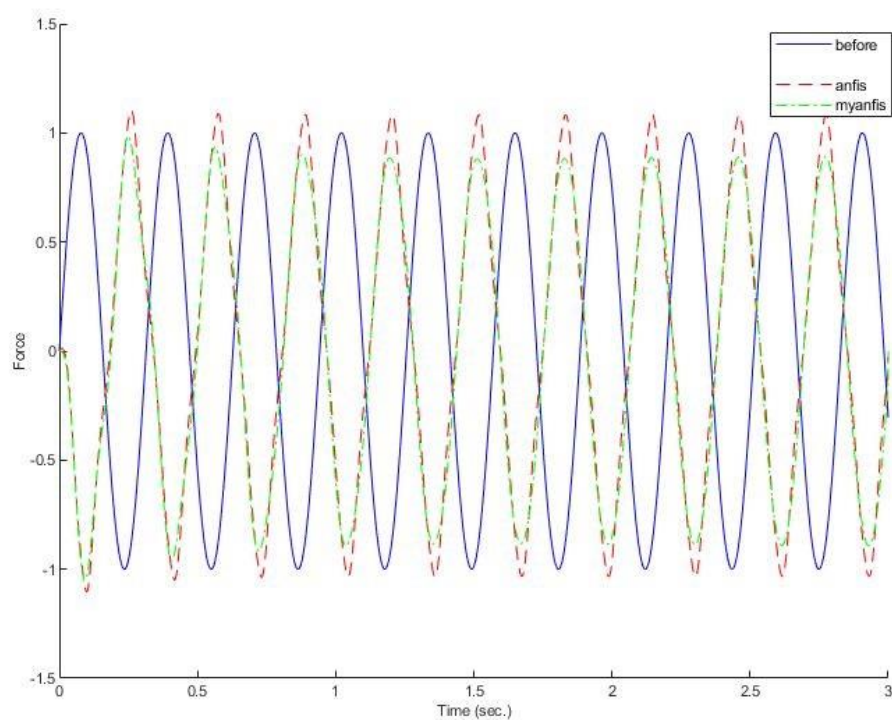
Σχήμα 5.2.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων για τη μετατόπιση



Σχήμα 5.2.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων για τη ταχύτητα



Σχήμα 5.2.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων για την επιτάχυνση

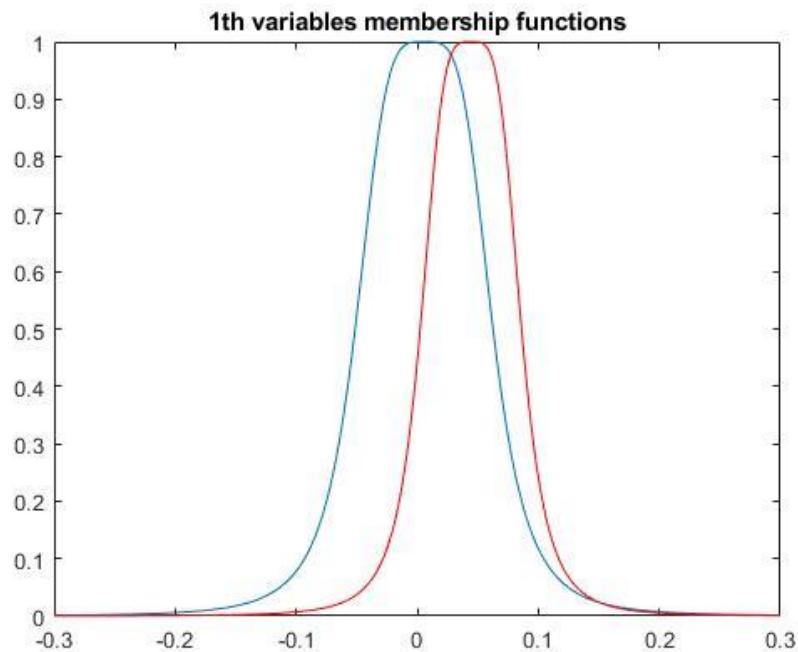


Σχήμα 5.2.4 Εξωτερική φόρτιση και δυνάμεις ελέγχου

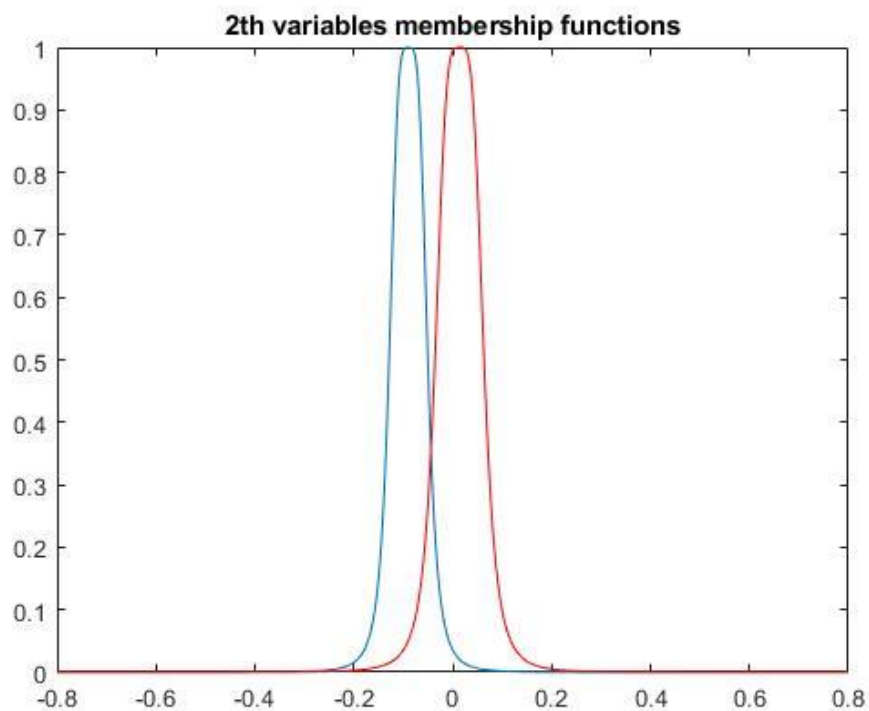
	Αριθμητικά αποτελέσματα για το μοντέλο της ευφυούς δοκού					
	Μετατόπιση		Ταχύτητα		Επιτάχυνση	
	<u>Anfis</u>	<u>MyAnfis</u>	<u>Anfis</u>	<u>MyAnfis</u>	<u>Anfis</u>	<u>MyAnfis</u>
max	0,0001024 6	0,0001020 2	0,0037000 0	0,0035000 0	0,1706000 0	0,1448000 0
min	- 0,0000876 7	- 0,0001049 6	- 0,0042000 0	- 0,0038000 0	- 0,1749000 0	- 0,1764000 0
Πλάτος	1,90130E- 04	2,06980E- 04	7,90000E- 03	7,30000E- 03	3,45500E- 01	3,21200E- 01
Βελτίωση Πλάτους	0,00001685		-0,00060000		-0,02430000	
Ποσοστό βελτίωσης	8,86%		-7,59%		-7,03%	

5.3 Εφαρμογή MyANFIS και ρουτίνας ANFIS και δημιουργία συναρτήσεων συμμετοχής για πλάκα

5.3.1 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) MyAnfis

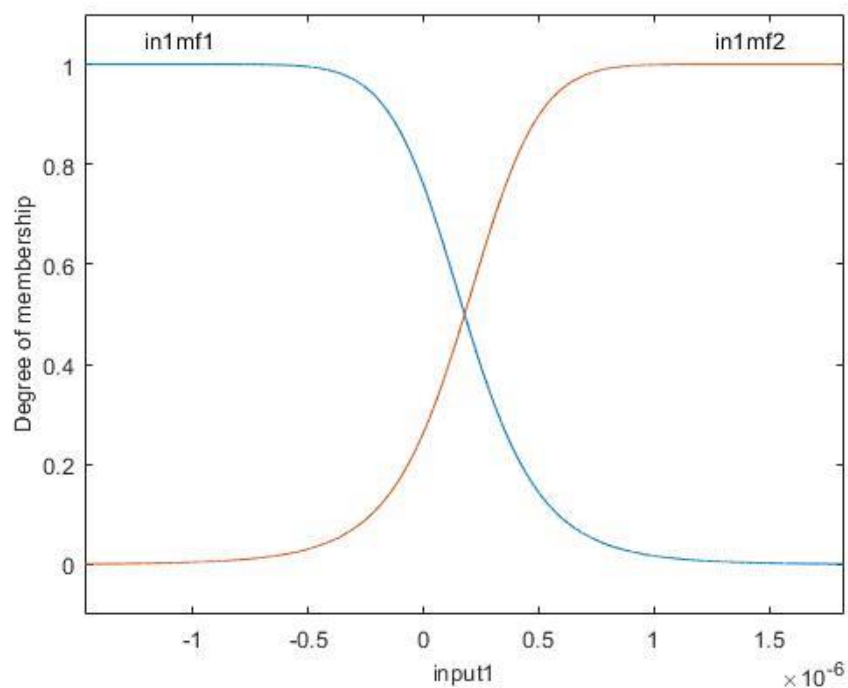


Σχήμα 5.3.1.1 MF για το input 1 του MyAnfis

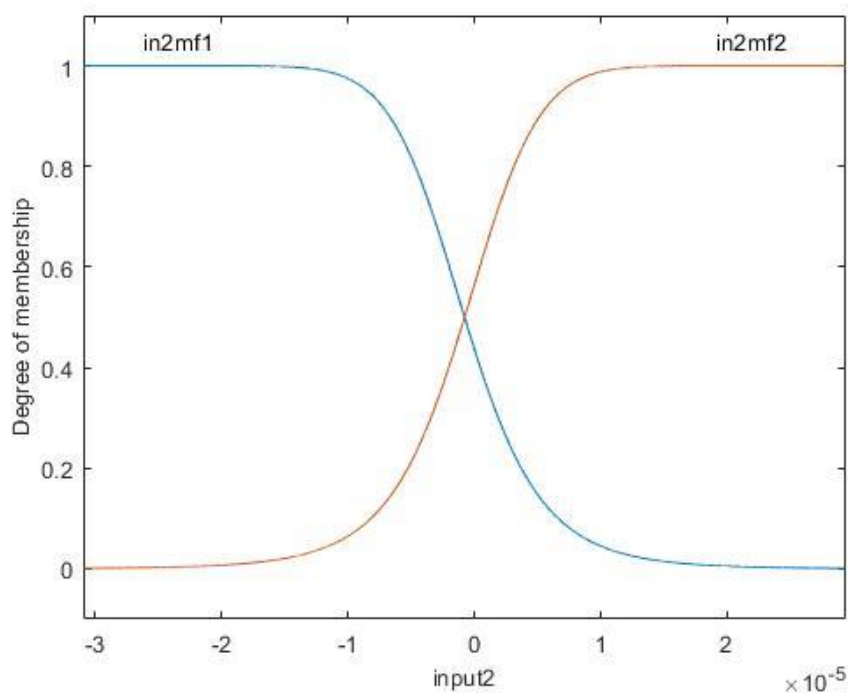


Σχήμα 5.3.1.2 MF για το input 2 του MyAnfis

5.3.2 Συναρτήσεις συμμετοχής (MFs) Anfis Matlab

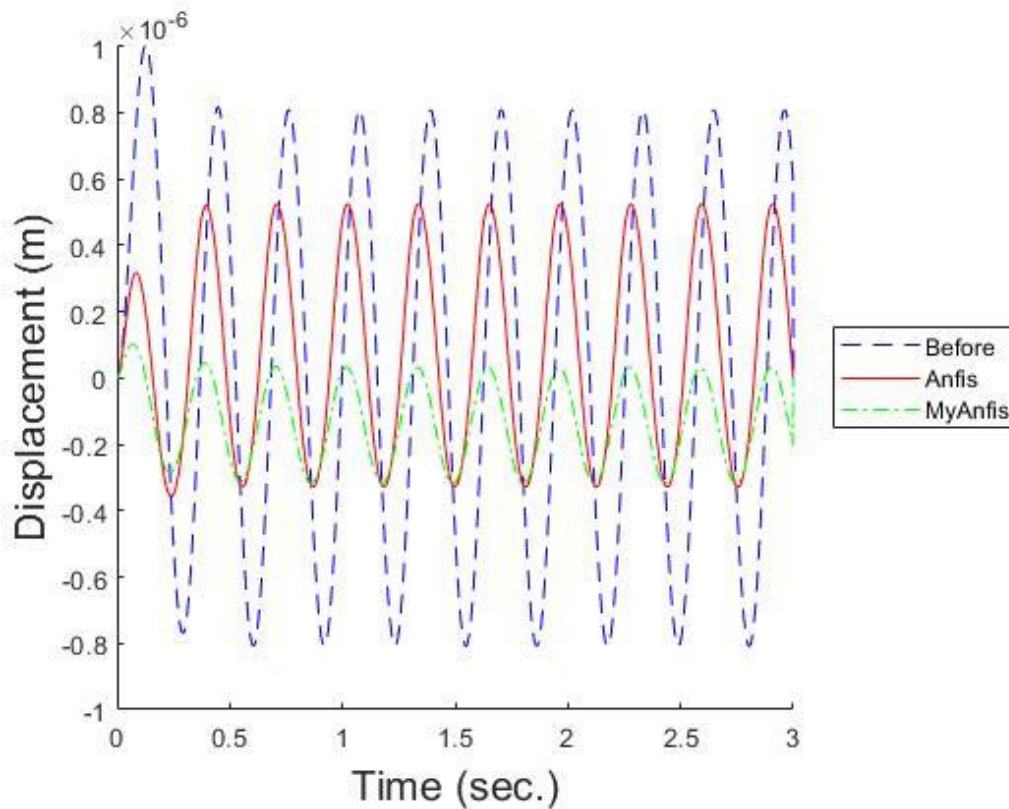


Σχήμα 5.3.2.1 MF του input 1 του Anfis της Matlab

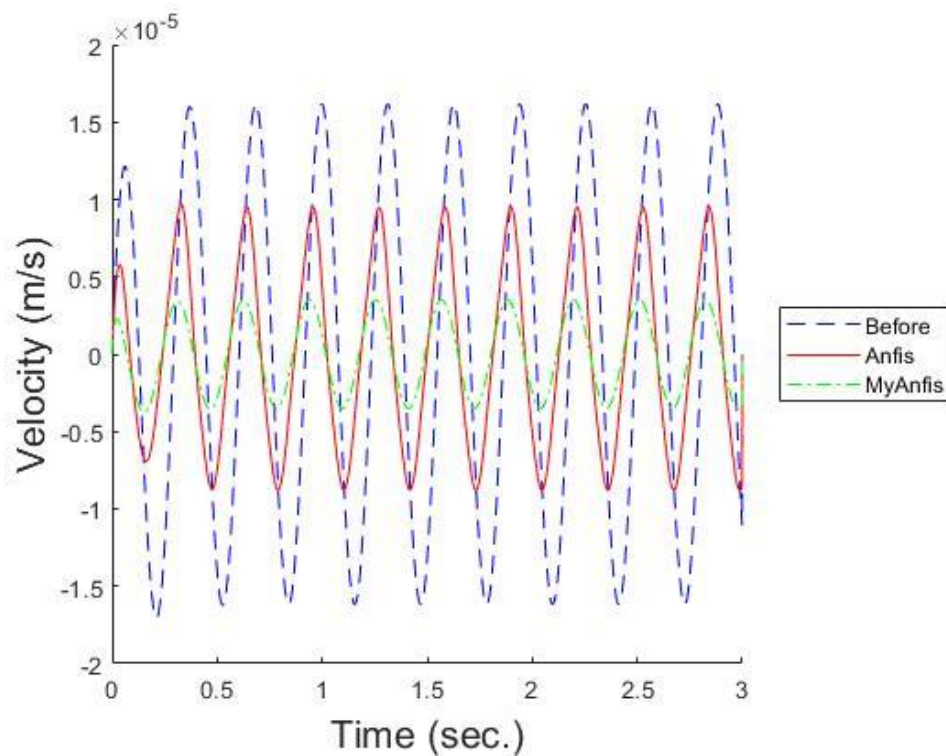


Σχήμα 5.3.2.2 MF του input 2 του Anfis της Matlab

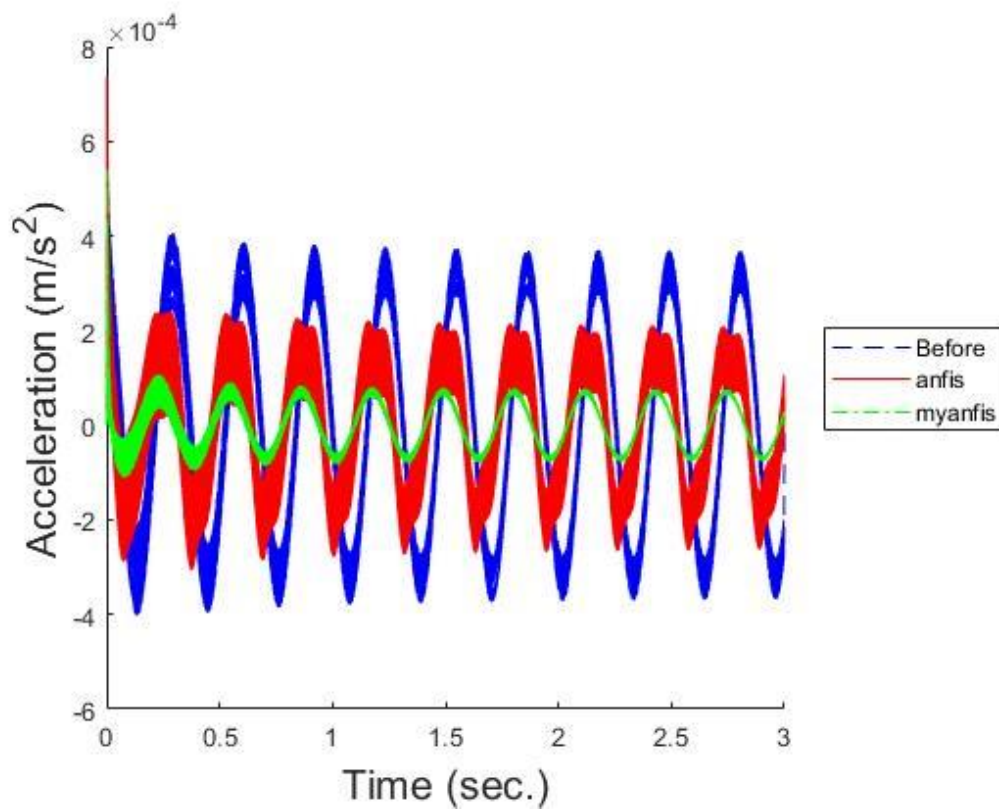
5.4 Σύγκριση αποτελεσμάτων ANFIS και MyANFIS για πλάκα



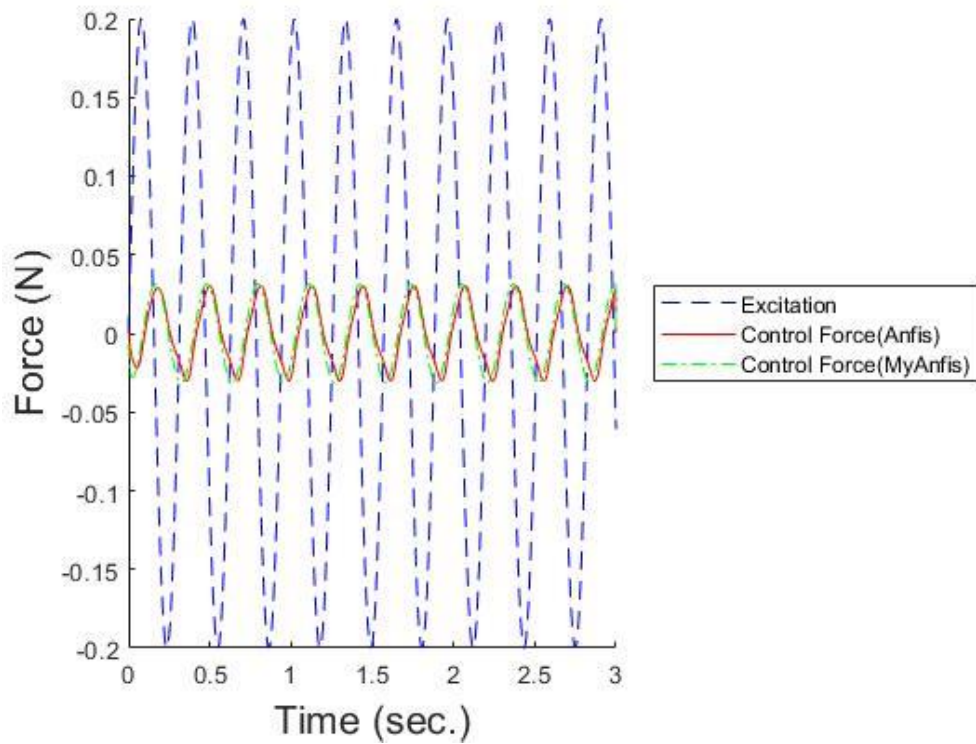
Σχήμα 5.4.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων για τη μετατόπιση



Σχήμα 5.4.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων για τη ταχύτητα



Σχήμα 5.4.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων για την επιτάχυνση



Σχήμα 5.4.4 Εξωτερική φόρτιση και δυνάμεις ελέγχου

	<u>Αριθμητικά αποτελέσματα για το μοντέλο της ευφυούς πλάκας</u>					
	Μετατόπιση			Ταχύτητα		Επιτάχυνση
	<i>Anfis</i>	<i>MyAnfis</i>		<i>Anfis</i>	<i>MyAnfis</i>	<i>Anfis</i> <i>MyAnfis</i>
max	0,0000005 2524	0,0000001 0370		0,0000097 0390	0,0000035 1000	0,0007371 0000 0,0005403 8000
min	- 0,0000003 5699	- 0,0000003 1907		- 0,0000087 8790	- 0,0000037 5300	- 0,0003063 3000 0,0001103 4000
Πλάτος	8,82230E- 07	4,22770E- 07		1,84918E- 05	7,26300E- 06	1,04343E- 03 6,50720E- 04
Διαφορά	-0,00000045946			-0,00001122880		-0,00039271000
Ποσοστό βελτίωσης	-52,08%			-60,72%		-37,64%

Πίνακας 5.4 Σύγκριση πλατών των διαφόρων μεταβλητών για την πλάκα

6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΔΟΥΛΕΙΑ

Όπως είδαμε από τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο και οι δύο υλοποιήσεις, δηλαδή το Anfis της Matlab και το MyAnfis, παρέχουν ικανοποιητική μείωση των ταλαντώσεων όσον αφορά στη μετατόπιση, την ταχύτητα και την επιτάχυνση και μάλιστα με δύναμη ελέγχου με πλάτος αισθητά μικρότερο από αυτό της εξωτερικής φόρτισης.

Σχετικά με τον έλεγχο της δοκού, παρατηρούμε ότι οι δύο υλοποιήσεις παρέχουν πολύ κοντινά αποτελέσματα, χωρίς να είναι ξεκάθαρο ποια από τις δύο μεθόδους υπερτερεί. Όσον αφορά, όμως, στην κατασκευή της πλάκας εκεί φαίνεται ότι για το ίδιο σετ δεδομένων και γενικά για τις ίδιες ρυθμίσεις ο ελεγκτής που προέκυψε από τη διαδικασία του MyAnfis δίνει ξεκάθαρα καλύτερα αποτελέσματα με πολύ σημαντική μείωση των ταλαντώσεων και στα τρία μεγέθη αναφοράς.

Μία άλλη παρατήρηση που προέκυψε από τις δοκιμές που έγιναν στο πλαίσιο της παρούσης διπλωματικής εργασίας έχει να κάνει με τον χρόνο που απαιτήθηκε για την ολοκλήρωση της διαδικασίας δημιουργίας του ελεγκτή από τις δύο υλοποιήσεις. Το MyAnfis αποδείχτηκε πολύ πιο αργό σε σχέση με την ρουτίνα Anfis της Matlab, ωστόσο οι δυνατότητες που δίνει σχετικά με την παραμετροποίηση του το καθιστούν μία πολύ καλή εναλλακτική.

Επίσης, από τα αριθμητικά αποτελέσματα παρατηρούμε ότι σε πολλές περιπτώσεις είχαμε βελτίωση του πλάτους της ταλάντωσης στο MyAnfis σε σχέση με το Anfis πράγμα που το καθιστά καλύτερη λύση σε πολλές μεταβλητές.

Μελλοντικά, και δεδομένου ότι το MyAnfis είναι ένα ανοιχτό πακέτο, θα μπορούσαν να γίνουν κάποιες διορθώσεις, βελτιώσεις και προσθήκες όσον αφορά στη δημιουργία των συναρτήσεων συμμετοχής, στην επίβλεψη της εκπαίδευσης, στη δημιουργία των κανόνων του νευροασαφούς συστήματος ελέγχου κλπ.

7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

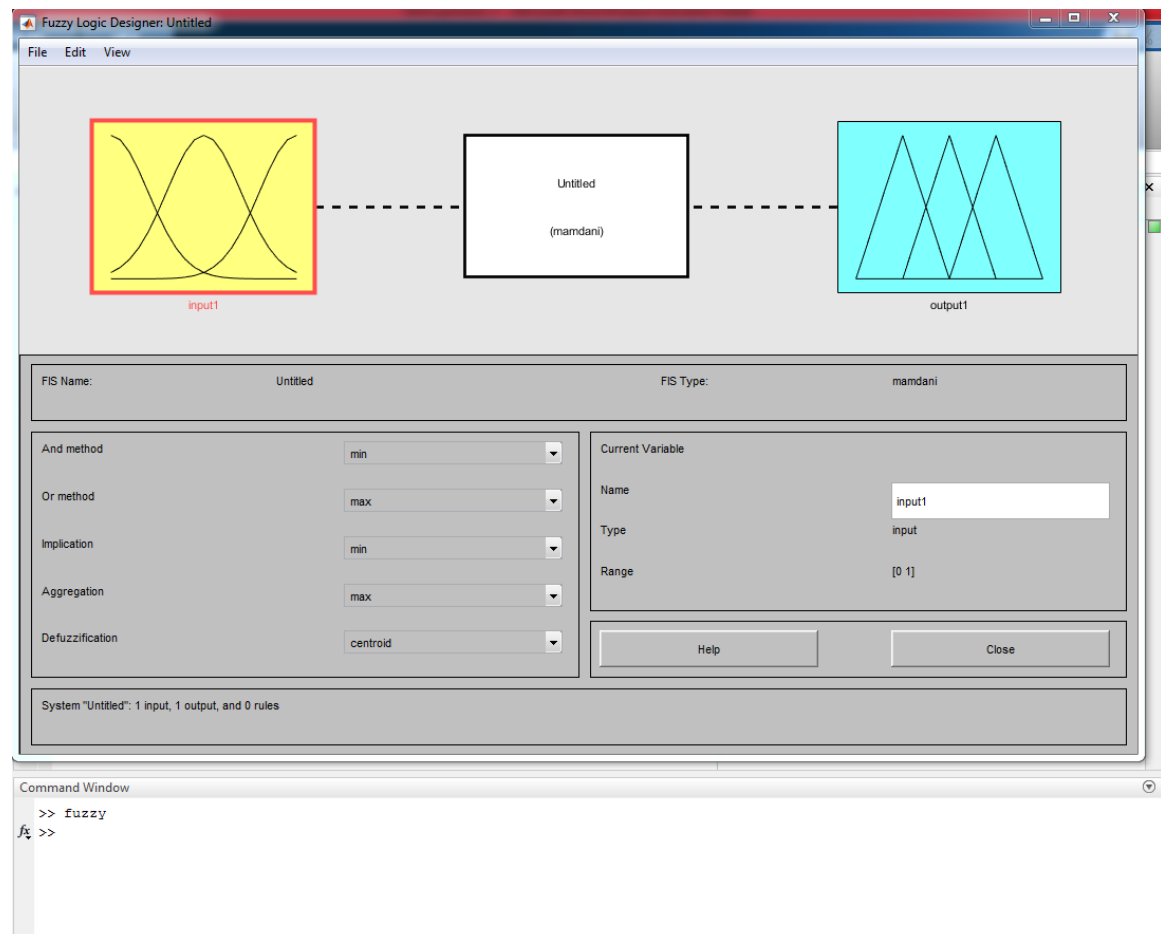
- Ταϊρίδης, Γ. Κ., 2016. Σχεδιασμός και βελτιστοποίηση κατασκευών με ευφυή έλεγχο. Χανιά: Πολυτεχνείο Κρήτης. <http://purl.tuc.gr/dl/dias/2E583D03-56E0-4CF7-BBFC-A7C5A339AB68>
- Jang, Jyh-Shing. (1993). ANFIS Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on. 23. 665 - 685. 10.1109/21.256541. https://www.researchgate.net/publication/3113825_ANFIS_Adaptive-Network-based_Fuzzy_Inference_System
- Παπαδόπουλος, Β., 2013. ΑΣΑΦΗ ΣΥΝΟΛΑ, Θεσσαλονίκη : Ζήτη. https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/5958/1/02_chapter_01.pdf
- Γεώργιος, Ταϊρίδης., 2009. Προσομοίωση ευφών συστημάτων με αισθητήρες διεγέρτες απο πιεζοηλεκτρικά υλικά. Συνδεσή με ευφυείς μεθόδους ελέγχου.. Χανιά: Πολυτεχνείο Κρήτης. <http://purl.tuc.gr/dl/dias/8A11FC4A-846C-45A0-B973-7FC5557BBBDA>
- Κόκκορας, Φ., 2011. Εισαγωγή στην Ασαφή Λογική. Θεσσαλία: ΤΕΙ Θεσσαλίας.<https://docplayer.gr/2517573-Asafis-logiki-eleghos.html>
- Tairidis G. K., Papachristou I., Katagas M. & Stavrulakis G. E., 2013. Neuro - fuzzy control of smart structures. Chania, s.n.
- Βολογιαννίδης Σταύρος, 2009. Ευφυής Έλεγχος, Θεωρία και Εφαρμογές,. ΣΕΡΡΕΣ:ΤΕΙ ΣΕΡΡΩΝ. <http://meleththrio.teicm.gr/xmlui/handle/123456789/42>
- Ioannis Papachristou, Salonikos Salonikidis, Georgios K. Tairidis and Georgios E. Stavrulakis, 30 june-2 july 2011. Adaptive fuzzy control of smart structures- ANFIS, 7th GRACM. Athens: International Congress on Computational Mechanics,. https://www.researchgate.net/publication/315735366_Adaptive_fuzzy_control_of_smart_structures_-_ANFIS
- Παπαδόπουλος Βασίλειος, ANFIS (Από την Θεωρία στην Πράξη), Διαλέξεις ΔΠΘ <https://docplayer.gr/9702595-Anfis-apo-tin-theoria-stin-praxi.html>
- muhammet balcilar (2018). Anfis-from-scratch (<https://github.com/muhammetbalcilar/Anfis-from-scratch>), GitHub.
- Χρήστος Τζιμόπουλος- Παπαδόπουλος Βασίλειος, Ασαφής λογική με εφαρμογές στις επιστήμες του μηχανικού, 2013 Εκδόσεις: Ζήτη
- Ορέστης Μήτρου-Κιντής Νευροασαφής έλεγχος αμφίπακτης πλάκας,2017 Πολυτεχνείο Κρήτης <http://purl.tuc.gr/dl/dias/85451219-E4BF-46AE-A432-FF1E654D8678>

- Παπαλαΐος, Η. Κ., 2013. Προσομοίωση και Έλεγχος Ευφύων Πιεζοηλεκτρικών Κατασκευών με χρήση Σύγχρονων Υπολογιστικών Συστημάτων. Χανιά: Πολυτεχνείο Κρήτης. <http://purl.tuc.gr/dl/dias/8C2D0409-1705-4CA1-9D7E-D715206A5B88>
- ΓΚΟΤΣΗΣ, Κ. ΠΑΣΧΑΛΗΣ, 2005. ΠΕΠΕΡΑΣΜΕΝΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ. σ.Ι.:ΖΗΤΗ.
- Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου Τεχνητή Νοημοσύνη Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας, 2011
- Ροβέρτος Κινγκ, Υπολογιστική Νοημοσύνη στον Έλεγχο συστημάτων Εκδόσεις ΤΡΑΥΛΟΣ, 1998
- Σταυρουλάκης, Γ., Μουράντοβα Κονταδάκη, Α., Σταυρουλάκη, Μ., 2015. Υπολογιστική μηχανική. [ηλεκτρ. βιβλ.] Αθήνα:Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών. Διαθέσιμο στο: <http://hdl.handle.net/11419/4557>

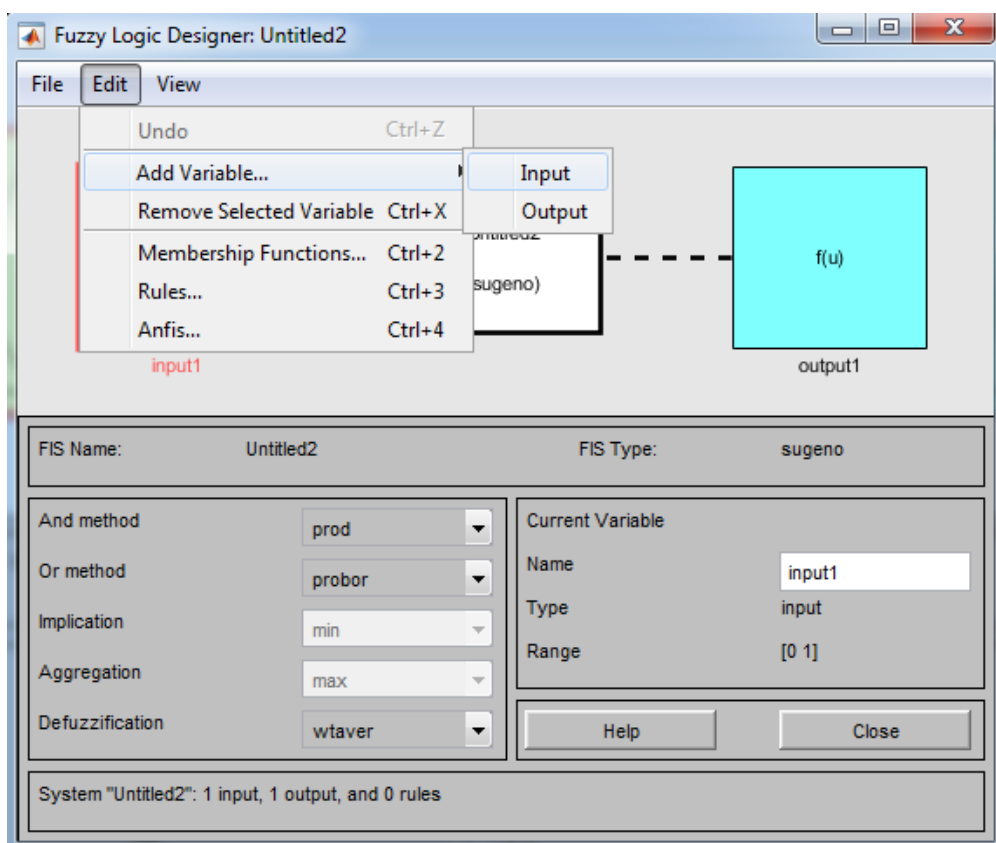
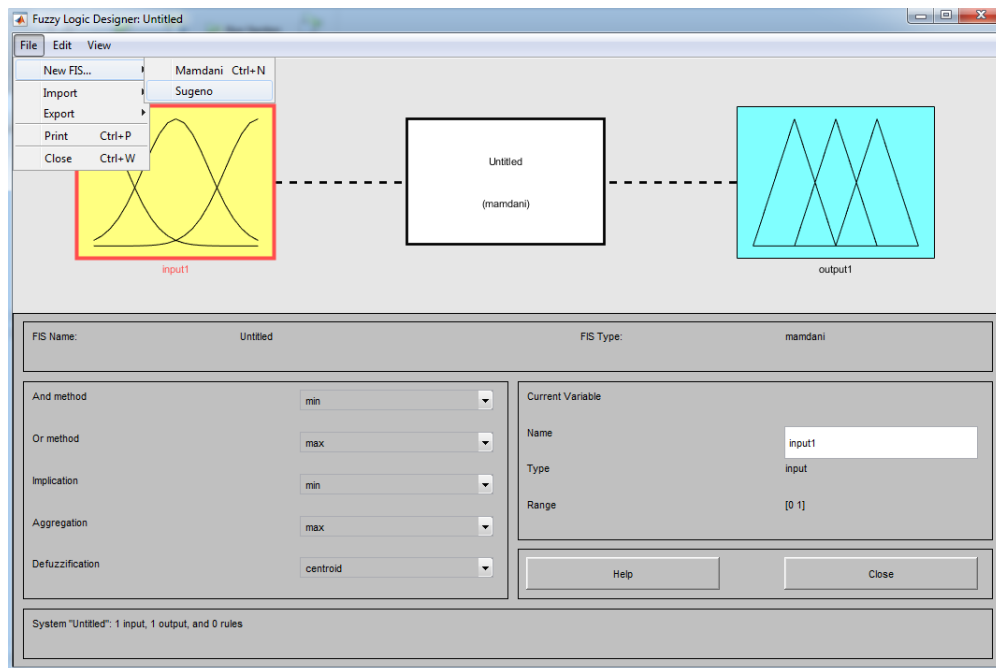
8 ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΟΔΗΓΙΩΝ

8.1 Χρήση του Anfis Matlab

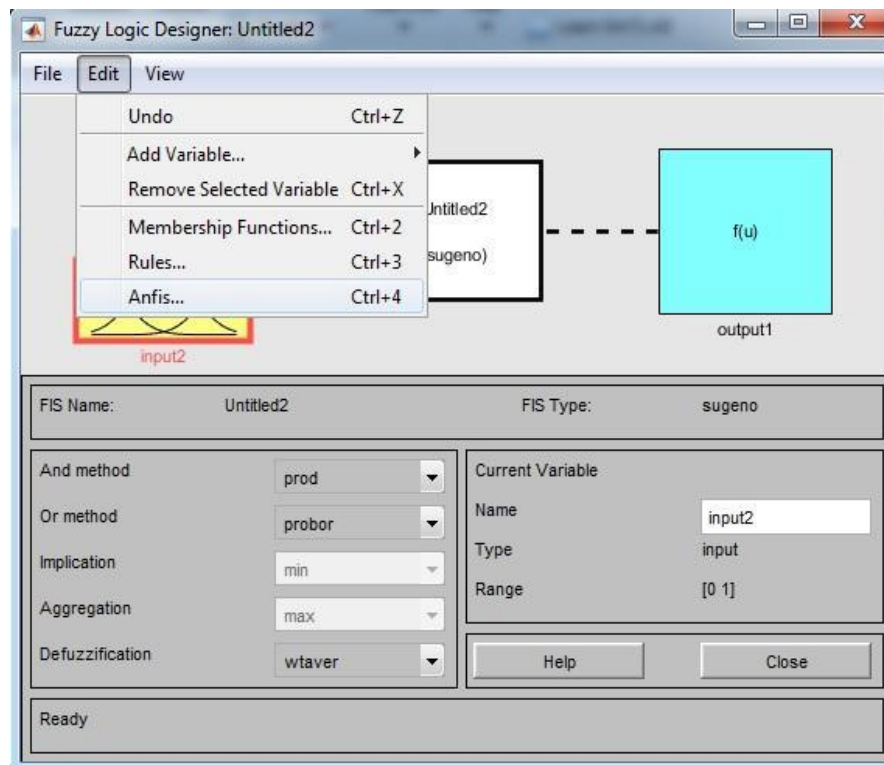
Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγράψουμε αναλυτικά τα βήματα του Anfis της Matlab. Αρχικά, ανοίγουμε το περιβάλλον του fuzzy toolbox της Matlab με την εντολή `<<fuzzy>>`.



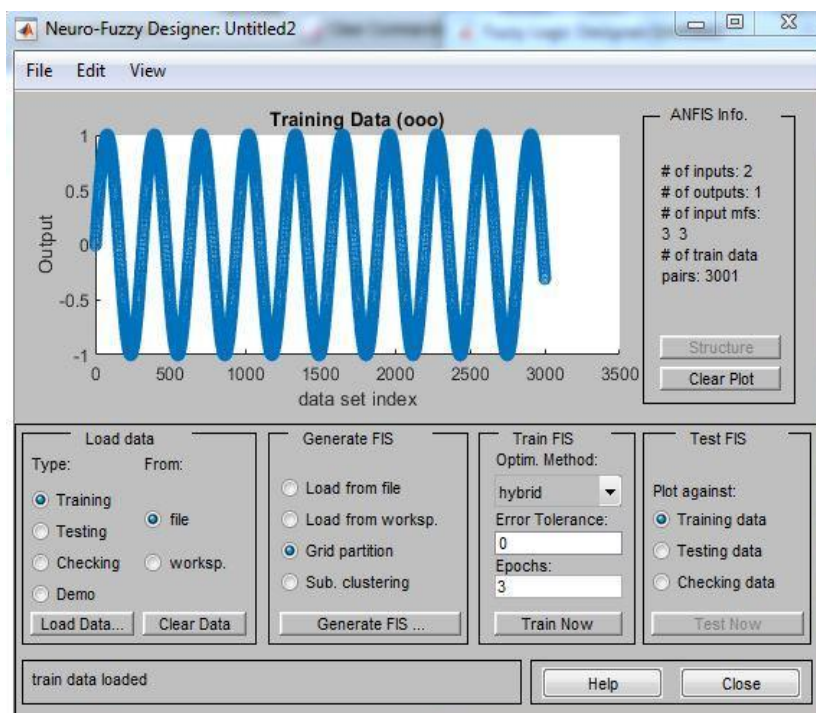
Έπειτα, δημιουργούμε έναν ελεγκτή τύπου Sugeno στον οποίο κατάχωρούμε μία εξτρα είσοδο διότι το σύστημα μας περιέχει δύο εισόδους και μία έξοδο.



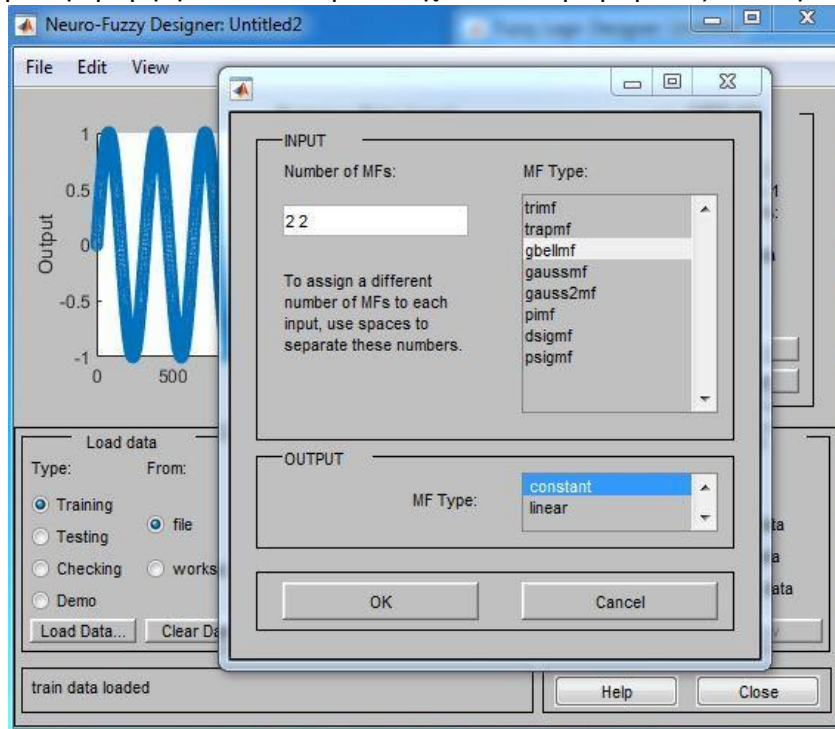
Στο επόμενο βήμα, ανοίγουμε το anfis από το Edit και εμφανίζεται ένα νέο παράθυρο με τις επιλογές του προγράμματος



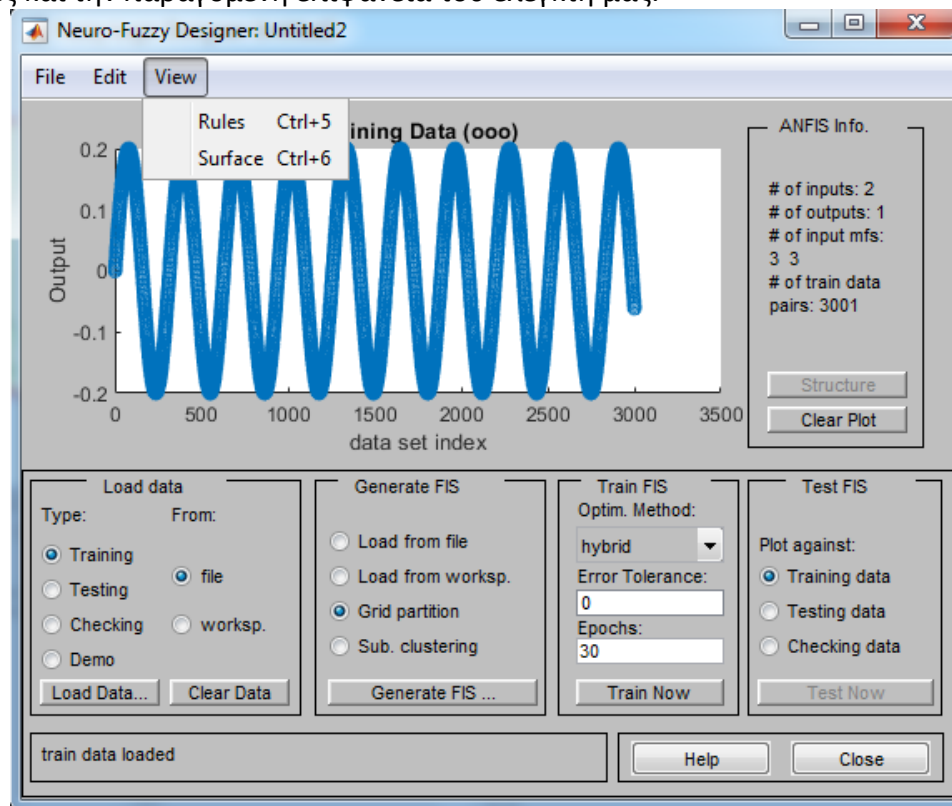
Μετάπειτα κάνουμε Load Data για φορτώσουμε τα δεδομένα (εισόδου-εξόδου) σύμφωνα με τις προδιαγραφές που θέλουμε να έχει ο ελεγκτής που θα δημιουργηθεί είτε από κάποιο αρχείο είτε από το workspace. Παράλληλα ορίζουμε την μέθοδο (υβριδική ή backpropagation) καθώς και τον αριθμό των επαναλήψεων (εποχών) και τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής

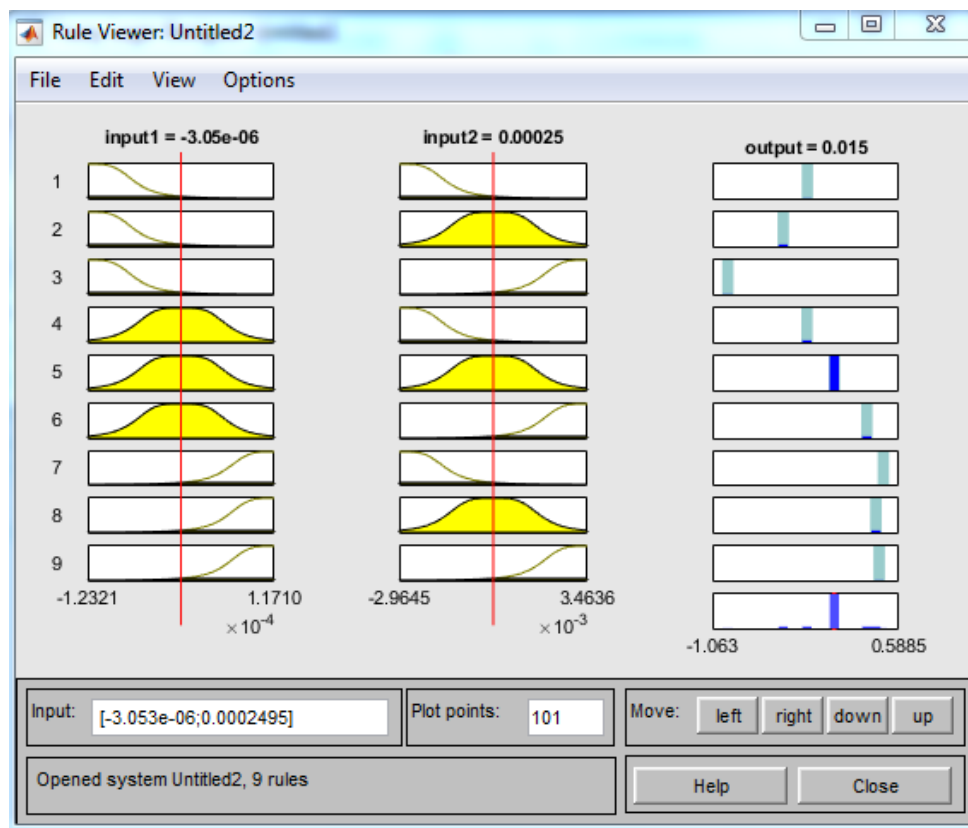
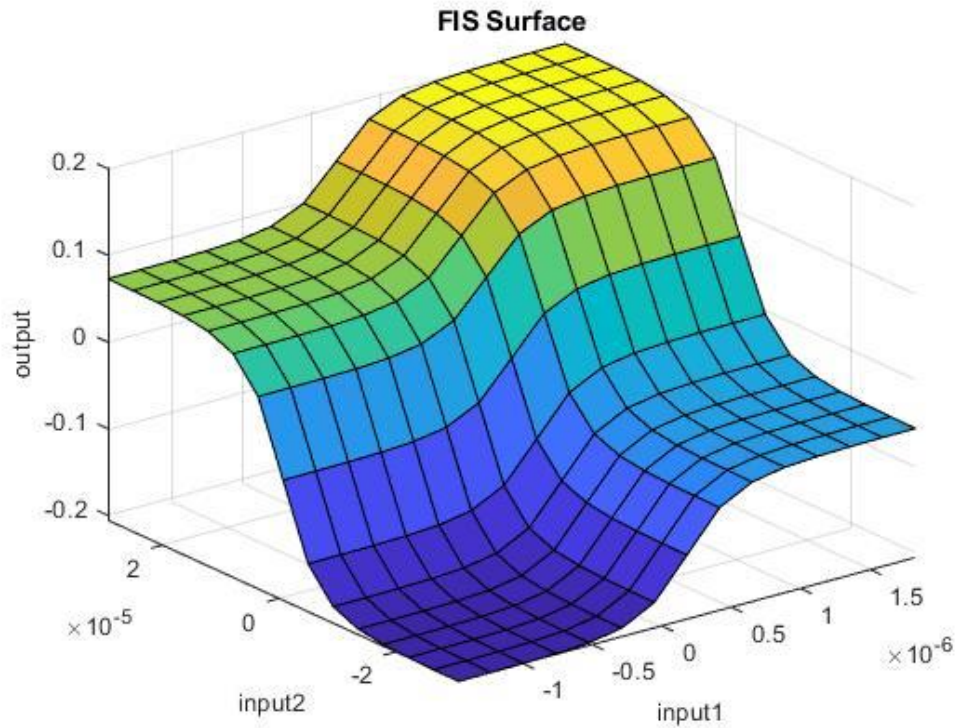


Ρυθμίζουμε την μορφή που θέλουμε να έχουν οι παραγόμενες από την Matlab Mfs



Παράλληλα από το Anfis της Matlab μπορούμε να δούμε και τους παραγόμενους κανόνες και την παραγόμενη επιφάνεια του ελεγκτή μας.





Μέσα στο myanfis καλούνται οι επιμέρους συναρτήσεις και γίνονται οι απαραίτητοι υπολογισμοί όπως περιγράψαμε στο κεφάλαιο της πενταεπίπεδης λειτουργίας με τον υπολογισμό του κάθε layer χωριστά και με τη βελτίωση του σφάλματος με τη μέθοδο backpropagation. Μέσα στο MyAnfis δημιουργείται ουσιαστικά ένα νευρωνικό δίκτυο στο οποίο βελτιώνονται τα βάρη και οι διάφορες παράμετροι όπου μπορούμε να παρέμβουμε και να τροποποιήσουμε σχετικά άμεσα, αλλά και να δούμε το αποτέλεσμα της σύνδεσης των διαφόρων κόμβων μεταξύ τους.

Αφού, τρέξει το MyAnfis και δημιουργηθεί το bestnet (δηλαδή το καλύτερο νευρωνικό δίκτυο), χρησιμοποιούμε τον τύπο της καμπάνας για να τυπώσουμε τα αποτελέσματα σε Plots προκειμένου να είναι παρουσιάσιμες οι συναρτήσεις συμμετοχής στον χρήστη

$$(1./((1+ABS((X-C)/A))^(2*B)));$$

Έπειτα, κάνουμε μία πρόβλεψη με το evalmyanfis το οποίο καλεί τα καλύτερα αποτελέσματα στα διάφορα Layers

```
function yhat=evalmyanfis(mynet,inputs)

ndata=size(inputs,1);
% calculate best nets output
for j=1:ndata
    mynet.nodes(1:mynet.ni)=inputs(j,:);
    mynet=calculate_output1(mynet);
    mynet=calculate_output2(mynet);
    mynet=calculate_output3(mynet);
    mynet=calculate_output4(mynet);
    mynet=calculate_output5(mynet);
    yhat(j,1)=mynet.nodes(end);
end
```

Όσο, είναι σε λειτουργία το κάθε επανάληψη (εποχή) βλέπουμε το σφάλμα κάθε στιγμή:

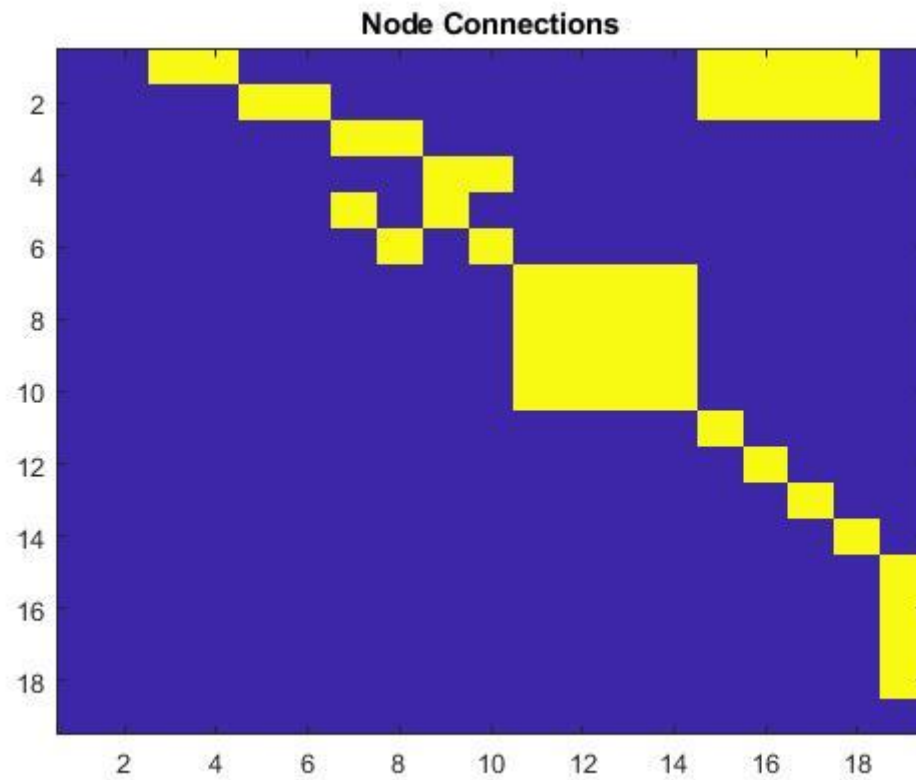
Command Window

```
1. rmse error : 0.0844409
2. rmse error : 0.02955
3. rmse error : 0.0410903
4. rmse error : 0.0323676
5. rmse error : 0.0301176
6. rmse error : 0.0333369
7. rmse error : 0.0317212
8. rmse error : 0.0319255
9. rmse error : 0.0317172
10. rmse error : 0.0317977
```

fx

Αφού τελειώσουν οι επαναλήψεις μπορούμε να τυπώσουμε τις συναρτήσεις συμμετοχής όπως δείξαμε πιο πάνω αλλά και τις συνδέσεις των κόμβων

```
figure;imagesc(bestnet.config)
title('Node Connections');
```



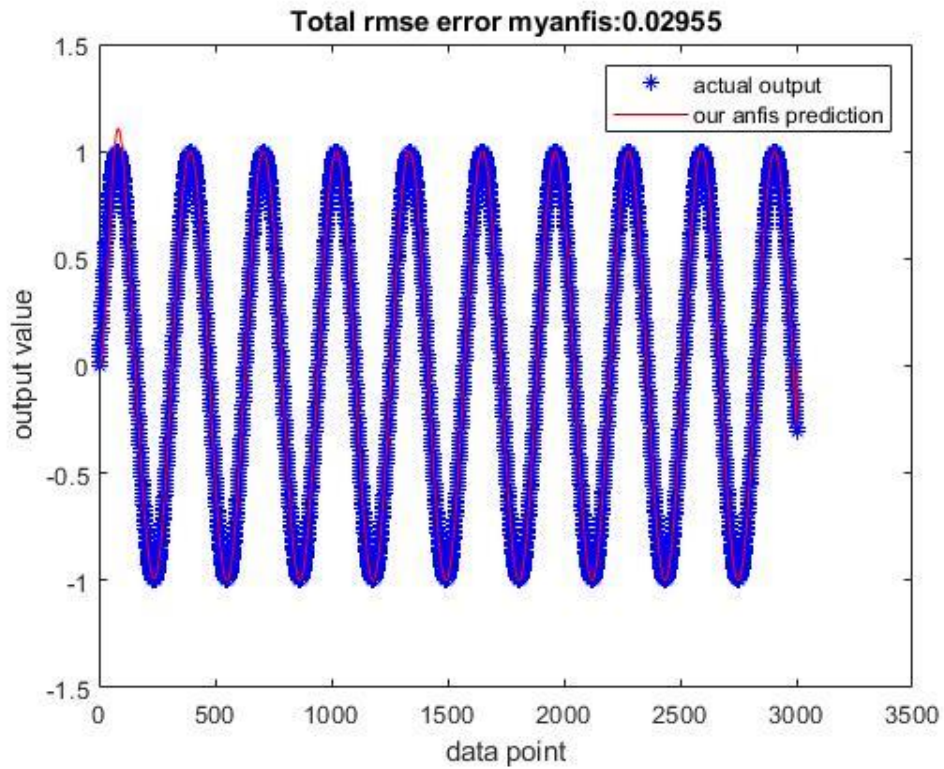
Το συνολικό σφάλμα του MyAnfis υπολογίζεται ως εξής:

```
% plot prediction plot

figure;
plot(data(:,end),'b*');
hold on;plot(y_myafis,'r-','Linewidth',0.5);
xlabel('data point');ylabel('output value');
legend({'actual output','our anfis prediction'});

% calculate rmse's
rmse1=sqrt(sum((y_myafis-data(:,end)).^2)/size(data,1));

msg=['Total rmse error myanfis:' num2str(rmse1)];
title(msg);
```

Αφού δημιουργηθεί ο ελεγκτής μας τον ενσωματώνουμε στο εκάστοτε ευφυές μηχανικό σύστημα καλώντας τον σε μία μεταβλητή:

```
out = evalmyanfis(bestnet,[u_f(dofcontrol,i) ud_f(dofcontrol,i)]);
```