

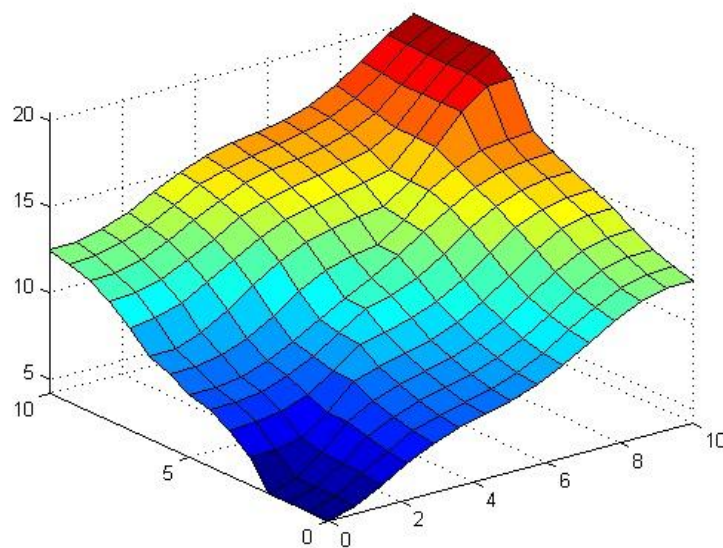


ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

“Εφαρμογή Ασαφούς Ελεγκτή σε Αυτόνομο Όχημα”



Δέσποινα Τσουντα

Επιβλέπων: Σταυρουλάκης Γεώργιος, Καθηγητής

Χανιά 2014

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Γεώργιο Σταυρουλάκη, καθηγητή του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης, Πολυτεχνείου Κρήτης και επιβλέποντα της παρούσας διπλωματικής για την καταλυτική συμβολή και υποστήριξη του καθ' όλη τη διάρκεια ενασχόλησης μου με το συγκεκριμένο θέμα.

Επίσης ένα μεγάλο ευχαριστώ για όλη τη συνεισφορά των φίλων μου και ειδικότερα του Δημήτρη.

Ένα μεγάλο και ιδιαίτερο ευχαριστώ στους γονείς μου, Χριστόδουλο και Γεωργία και στον αδελφό μου Γιάννη για την απεριόριστη στήριξη και βοήθεια τους ώστε να περατωθούν οι σπουδές μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύσσεται η θεωρία διάφορων τεχνικών ελέγχου, όπως του Ασαφούς Ελέγχου, των Νευρωνικών Δικτύων και του Νευροασαφούς Ελέγχου.

Επιπλέον, αναπτύσσεται εφαρμογή ασαφούς ελεγκτή σε αυτόνομο όχημα στο περιβάλλον Simulink, της Matlab. Στον ελεγκτή εισάγονται δεδομένα από τους αισθητήρες του οχήματος όπως ταχύτητα και αποστάσεις από αντικείμενα, επεξεργάζονται με ασαφή έλεγχο και καταλήγουν στους ενεργοποιητές (επιταχυντής, σύστημα φρεναρίσματος, σύστημα διεύθυνσης).

Οι μετρήσεις των αισθητήρων εισάγονται στη Matlab από πίνακες δεδομένων που εισάγει ο χρήστης πριν την έναρξη της προσομοίωσης. Γίνονται προσομοιώσεις με διαφορετικά δεδομένα εισόδου ώστε να εξεταστεί η συμπεριφορά του συστήματος σε πολλές καταστάσεις. Τα δεδομένα που εισάγονται καθώς και αυτά που εξάγονται από τον ελεγκτή παρασυστίζονται σε γραφικές παραστάσεις.

ΛΕΞΕΙΣ-ΚΛΕΙΔΙΑ

Ασαφή Συστήματα, Νευρωνικά Συστήματα, Νευροασαφή Συστήματα, Fuzzy Controller, Simulink Matlab, Fuzzy Toolbox Matlab.

ΣΥΝΤΟΜΕΥΣΕΙΣ

GUI : Graphical User Interface

FIS: Fuzzy Inference System

COG: Center Of Gravity

MOM : Mean Of Maxima

ΝΔ : Νευρωνικά Δίκτυα

TNΔ: Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

VLSI: Very Large Scale Intergration

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	6
Κεφάλαιο 2: Ασαφής Λογική.....	9
2.1 Η Αρχή της Ασαφούς Λογικής.....	9
2.2 Ασαφή Σύνολα.....	10
2.3 Οι τρεις θεμελιώδεις πράξεις των ασαφών συνόλων.....	12
2.4 Συναρτήσεις συμμετοχής.....	14
2.4.1 Συνάρτηση συμμετοχής Gauss.....	14
2.4.2 Τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής.....	15
2.4.3 Τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής.....	15
2.4.4 Generalized bell συνάρτηση συμμετοχής.....	16
2.5 Ασαφείς σχέσεις.....	16
2.5.1 Πράξεις μεταξύ ασαφών σχέσεων	16
2.5.2 Ασαφείς κανόνες	17
2.6 Ασαφής συλλογιστική.....	19
2.7 Ασαφή συστήματα.....	20
2.7.1 Ασαφοποίηση.....	20
2.7.2 Απο-ασαφοποίηση.....	21
2.8 Συστήματα Mamdani και Sugeno.....	22
Κεφάλαιο 3 Νευρωνικά Συστήματα.....	25
3.1 Νευρωνικά Δίκτυα.....	25
3.1.1 Βιολογική προσέγγιση.....	25
3.1.2 Από τη Βιολογία στην Τεχνολογία.....	26
3.1.3 Το μέγεθος ενός νευρωνικού δικτύου.....	28
3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	29
3.2.1 Η αρχή τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	29
3.2.2 Τα πρώτα μοντέλα ΤΝΔ.....	30
3.2.3 Οι εφαρμογές των ΤΝΔ.....	32
3.2.4 Τα υπέρ και τα κατά.....	32
3.3 Κατασκευή-Μοντέλου Νευρώνα.....	34
3.4 Τύποι Συναρτήσεων Ενεργοποίησης.....	35

3.5	Νευρωνικά Δίκτυα ως Κατευθυνόμενοι Γράφοι.....	37
3.6	Αρχιτεκτονικές Δικτύων.....	38
3.6.1	Μονοεπίπεδα προς τα Εμπρός Τροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα.....	38
3.6.2	Πολυεπίπεδα προς τα Εμπρός Τροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα.....	39
3.6.3	Αναδρομικά Δίκτυα.....	40
3.7	Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων.....	41
3.7.1	Εκπαίδευση Με Επίβλεψη.....	42
3.7.2	Εκπαίδευση Χωρίς Επίβλεψη.....	42
3.7.3	Εκπαίδευση Δύο Σταδίων.....	43
3.7.4	Προβλήματα Κατά Την Εκπαίδευση.....	43
Κεφάλαιο 4 Νευρο-Ασαφή Συστήματα.....		44
Κεφάλαιο 5 Σχεδίαση Ασαφούς Ελεγκτή.....		48
5.1	Ανάπτυξη συστήματος προσομοίωσης.....	48
5.2	Ανάπτυξη ασαφούς ελεγκτή.....	50
5.3	Δημιουργία κανόνων ελεγκτή.....	54
5.4	Προσομοιώσεις.....	55

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή


Ο υπολογιστής ίσως είναι η πιο περίπλοκη μηχανή που κατασκεύασε ο άνθρωπος μέχρι στιγμής με περιπλοκότητα τέτοια ώστε κάποιοι παρομοιάσαν τη λειτουργία του μ' εκείνη του ανθρώπινου εγκεφάλου, αφήνοντας στο τελευταίο ακόμη τα πρωτεία. Ωστόσο οι μελλοντολογικές υποθέσεις θέλουν τη μηχανή να ξεπερνά τον άνθρωπο με έννοιες όπως η τεχνητή νοημοσύνη, που συνδέεται με τον υπολογιστή, με αποτέλεσμα το ισχυρότερο προσόν του ανθρώπου, ο εγκέφαλός του, να υστερεί σε μέλλοντα χρόνο.



Εικόνα 1

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι η επιστημή που προσπαθεί να αποδώσει την ανθρώπινη ευφυΐα με διάφορα τεχνητά μέσα. Στόχος της είναι να φτάσει το ανθρώπινο επίπεδο που είναι υψηλό, χωρίς να το ξεπερνά, αφήνοντας εκτός ανθρώπινες αδυναμίες, τυχόν ελλείψεις ή αναξιπιστία που μπορεί να επιφέρει ένα ανθρώπινο εργασιακό περιβάλλον.

Η τεχνητή νοημοσύνη χωρίζεται στους παρακάτω 4 τομείς:

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗΚΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ		ΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ
		ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ
		ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ
		ΕΜΠΕΙΡΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ
		ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΜΕΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

Πίνακας 1

Στη παρούσα διπλωματική εργασία θα αναπτυχθούν ως θεωρητικό υπόβαθρο τρία από τα τέσσερα τμήματα της τεχνητής νοημοσύνης. Τα ασαφή συστήματα, τα νευρωνικά συστήματα και τα νευροασαφή συστήματα.



Εικόνα 2

Κεφάλαιο 2: Ασαφής Λογική

Η Ασαφής Λογική είναι μια επέκταση της κλασσικής λογικής, που μας εφοδιάζει με έναν αποτελεσματικό μαθηματικό σκελετό, για την έκφραση γλωσσικών εννοιών και για την παράσταση γνώσεων και πληροφοριών σε περιβάλλον ασάφιας και αβεβαιότητας. Πιο απλά, κατά μια έννοια η «Θεωρία των Ασαφών Συνόλων» μπορεί να θεωρηθεί ότι στοχεύει να μοντελοποιήσει την καθομιλουμένη γλώσσα και την κοινή λογική.

2.1 Η Αρχή της Ασαφούς Λογικής

Η κλασσική λογική θεμελιώθηκε από τους αρχαίους Έλληνες φιλόσοφους (Αριστοτέλης, Πυθαγόρας κτλ) και αποτελεί τη βάση της λεγόμενης δυτικής σκέψης και του δυτικού πολιτισμού. Σύμφωνα με την «Κλασσική Λογική», μια λογική πρόταση μπορεί να πάρει μόνον δύο τιμές. Είτε θα είναι αληθής είτε ψευδής, με τιμές 1 ή 0 αντίστοιχα, αποκλείοντας τρίτη λύση, η λεγόμενη «Δίτιμη Λογική».

Έτσι αν μια λογική πρόταση δεν είναι αληθής (ή άσπρη ή 1) τότε θα είναι αναγκαία ψευδής (ή μαύρη ή 0) και αν δεν είναι ψευδής τότε θα είναι αναγκαία αληθής. Η δίτιμη λογική επικράτησε στο δυτικό πολιτισμό, για δύο κυρίως λόγους. Πρώτον, γιατί απλουστεύει κατά πολύ τη συλλογιστική των προβλημάτων και δεύτερον, γιατί αποδίδει απόλυτη «βεβαιότητα» στην απόδειξη και αποδοχή της «αλήθειας». Αποδείχθηκαν όμως «ανθρωπολογικά» ανεπαρκείς για την ερμηνεία τόσο της φυσικής γλώσσας όσο και της συνήθως «έγχρωμης» και αβέβαιης πραγματικότητας που μας περιβάλλει και έτσι έχουμε δημιουργία πλειότιμων λογικών όπως η Ασαφής Λογική.

Η ασαφής λογική ικανοποίησε την ανάγκη μοντελοποίησης της φιλοσοφίας της φυσικής καθομιλουμένης γλώσσας και της φυσικής ασάφειας που διέπει την ανθρώπινη νοημοσύνη και συμπεριφορά, καθώς και η αναγκαιότητα για μια πιο ρεαλιστική θεώρηση της έννοιας της αβεβαιότητας. Παρόλο που οι ατέλειες της Δίτιμης Λογικής εντοπίστηκαν από την αρχή της διατύπωσης της, σύγχρονες επιστημονικές θεωρήσεις όπως η «Αρχή της Απροσδιοριστίας» του Werner Heisenberg και η «Θεωρία Σχετικότητας» του Albert Einstein ήταν τελικά αυτές που οδήγησαν αναπόφευκτα στην ανάπτυξη της Πλειότιμης Λογικής και τελικά στη δημιουργία της σύγχρονης Ασαφούς Λογικής. Παρόλο που στις αρχές του 20ου αιώνα διατυπώθηκαν λογικές αδυναμίες της Δίτιμης Λογικής για την έκφραση της ασάφειας της φυσικής γλώσσας και της ανθρώπινης νοημοσύνης και αναπτύχθηκαν διαφορα μοντέλα όπως, το μη-δίτιμο αλλά και το τρίτιμο λογικό σύστημα, τελικά το 1965 έχουμε ξεκάθαρη εμφάνιση της Ασαφούς Λογικής. Ο Lotfi Zadeh, μηχανικός και καθηγητής του πανεπιστημίου Berkeley της Καλιφόρνια, δημοσίευσε την εργασία του με τίτλο “Fuzzy Sets-Ασαφή Σύνολα”, όπου εισήγαγε για πρώτη φορά την έννοια του Ασαφούς Συνόλου και τον όρο fuzzy στη διεθνή βιβλιογραφία. Ο Lotfi Zadeh θεωρείται πως έθεσε τα θεμέλια της Ασαφούς Συνολοθεωρίας-Ασαφούς Λογικής, ανοίγοντας παράλληλα το δρόμο και για τις πρακτικές εφαρμογές της.

Τεχνολογικές εφαρμογές της Ασαφούς Λογικής βρίσκουν έδαφος σε δυναμικά μη-γραμμικά συστήματα ελέγχου, όπου πλέον τα συμβατικά μαθηματικά μοντέλα δεν ισχύουν.

Τα συστήματα ελέγχου που βασίζονται στη Ασαφή Λογική, συνήθως εξομοιώνουν καλύτερα την ανθρώπινη συμπεριφορά καθώς και τις φυσικές γλωσσικές έννοιες, επομένως, συχνά αναφέρονται ως ένα είδος συστημάτων με τεχνητής νοημοσύνης.

Ο Earl Cox διατύπωσε επτά προτάσεις για την ασαφή λογική που τη χαρακτηρίζουν και συγχρόνως τη διαφοροποιούν από τη θεωρία των πιθανοτήτων.

1. Η ασαφής λογική δεν είναι στην πραγματικότητα ανακριβής, δεν βεβηλώνει και δεν καταπατεί την κοινή λογική. Παράγει ξεκάθαρα αποτελέσματα. Η «κλασσική» δυαδική λογική είναι μία ειδική περίπτωση της.
2. Η ασαφής 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 σκιαγράφιση της μορφής ενός ασαφούς συνόλου είναι εύκολη και γρήγορη.
4. Τα ασαφή συστήματα είναι σταθερά και μπορούν να ελεγχθούν για την αξιοπιστία τους. Λόγω του ότι η ασαφής λογική έχει τη δυνατότητα να ανταπεξέλθει με όλους τους εμπλεκόμενους βαθμούς ελευθερίας, είναι πιο εύκολο να δημιουργηθούν 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 το δυναμικό προγραμματισμό, τα ασαφή συστήματα προσεγγίζουν διαφορετικά το πρόβλημα.
6. Η ασαφής λογική είναι κάτι παραπάνω από μια διαδικασία ελέγχου. Είναι επιπλέον ένας τρόπος να αναπαριστά και να αναλύει πληροφορίες ανεξάρτητα από συγκεκριμένες εφαρμογές.
7. Η ασαφής λογική είναι μία παραστατική και συλλογική διαδικασία ελέγχου. Δεν μπορεί να λύσει όλα τα προβλήματα, αλλά μας βοηθάει να μοντελοποιήσουμε ακόμα και δύσκολα προβλήματα.

2.2 Ασαφή Σύνολα

Έστω λοιπόν το σύνολο X και τυχαίο στοιχείο x . Τότε είναι προφανές ότι τότε ισχύει:

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

Τα μαθηματικά στηρίζονται κατά βάση στη συνολοθεωρία και αυτή σε ένα αξίωμα βασισμένο στη διχοτομία (ανήκει ή δεν ανήκει). Η κλασσική συνολοθεωρία όμως καταρρέει από τα θεμέλια της και τη θέση της παίρνει μία άλλη προσέγγιση, η θεωρία των ασαφών συνόλων που βασίζεται στην ιδέα ότι ένα στοιχείο δεν είναι απαραίτητο να καθοριστεί μονοσήμαντα αν ανήκει ή όχι σε ένα σύνολο, αλλά μπορεί να ανήκει στο σύνολο σε κάποιο βαθμό που προσδιορίζεται από μία συνάρτηση συμμετοχής μ , η οποία παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Έτσι, θεωρώντας ένα υπερσύνολο αναφοράς X , ένα ασαφές σύνολο A ορίζεται ως εξής :

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X, \mu_A(x) : X \rightarrow [0,1]\}$$

Όπου $\mu_A(x)$ μία συνάρτηση από το X στο $[0,1]$ η οποία ονομάζεται συνάρτηση συμμετοχής του ασαφούς υποσυνόλου. Βάσει του ορισμού αυτού, προκύπτει ότι ένα κλασσικό σύνολο μπορεί να θεωρηθεί ως μία ειδική περίπτωση ενός ασαφούς συνόλου στο οποίο η συνάρτηση συμμετοχής παίρνει μόνο τις τιμές $\{0,1\}$.

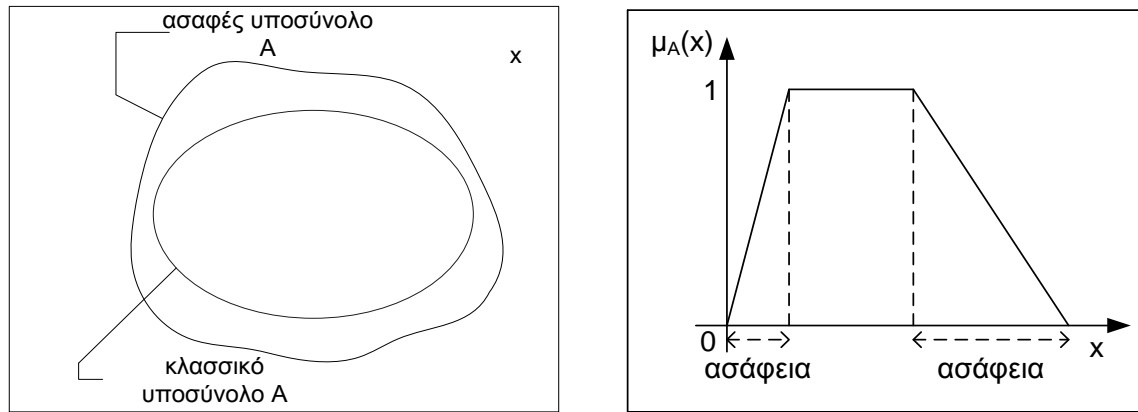
Εάν $A, B \subseteq X$, τότε :

- $A = B$, όταν και μόνο όταν $\mu_A(x) = \mu_B(x)$
- $A \subseteq B$, όταν και μόνο όταν $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$
- $A \subset B$, όταν και μόνο όταν $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ και υπάρχει $y \in X$ τέτοιο ώστε $\mu_A(y) < \mu_B(y)$

Μία οικογένεια ασαφών υποσυνόλων του X , ονομάζεται ασαφής διαμέριση $P_n(X)$ του X , τάξης n ($n \in \mathbb{N}$), και συμβολίζεται με $A_n = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ αν και μόνο αν:

$$A_i \neq A_j, \forall i, j \in N_n (i \neq j)$$

$$0 < \sum_{k=1}^m A_i(x_k) < m, \forall i \in N_n$$



Εικόνα 3: Γραφική απεικόνιση του ασαφούς συνόλου A και η αντίστοιχη συνάρτηση συμμετοχής του $\mu_A(x)$

2.3 Οι τρεις θεμελιώδεις πράξεις των ασαφών συνόλων

Κυρίαρχο ρόλο στην έννοια του ασαφούς συνόλου παίζει η συνάρτηση συμμετοχής πάνω στην οποία δομούνται οι τρεις θεμελιώδεις πράξεις των ασαφών συνόλων:

- Τομή :

$$C = A \cap B = \{(x, \mu_C(x)) \mid x \in X, \mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))\}$$

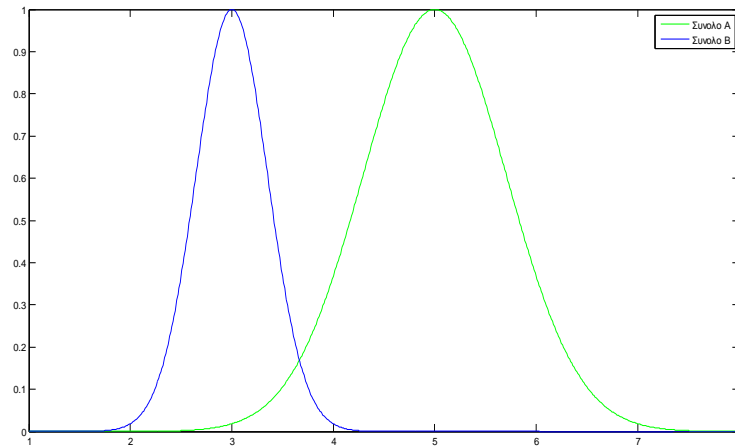
- Ένωση

$$C = A \cup B = \{(x, \mu_C(x)) \mid x \in X, \mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))\}$$

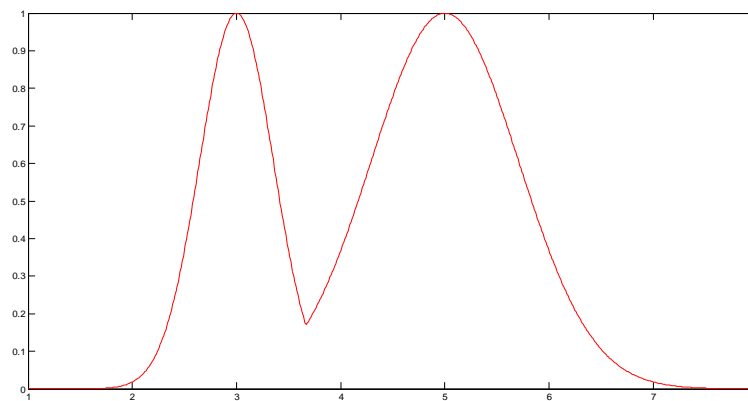
- Συμπλήρωμα :

$$A^c = \{(x, \mu_{A^c}(x)) \mid x \in X, \mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x)\}$$

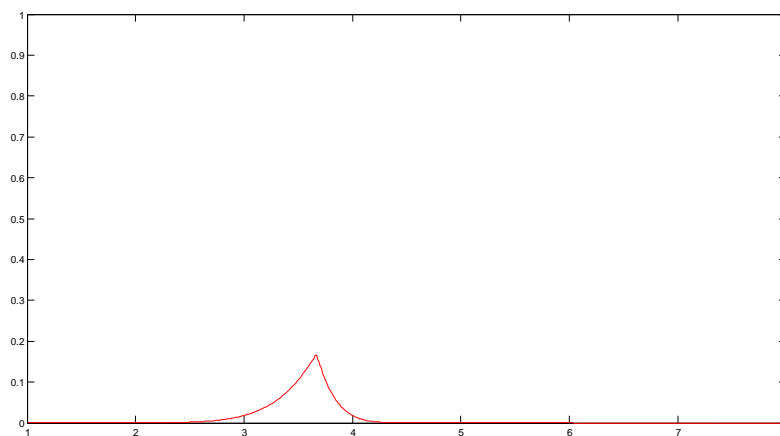
Παρακάτω φαίνονται σχηματικά οι 3 αυτές πράξεις:



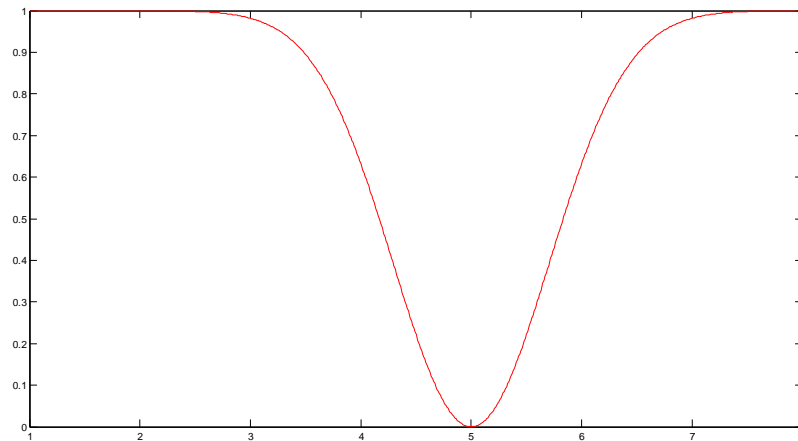
Γραφική πράσταση 1: Αναπαράσταση ασαφή συνόλων A, B



Γραφική πράσταση 2: Αναπαράσταση ένωσης των A, B



Γραφική πράσταση 3: Αναπαράσταση τομής των A, B



Γραφική πράσταση 4: Αναπαράσταση συμπληρώματος του A

Για τις πράξεις αυτές ισχύουν οι γνωστές, από τα κλασσικά σύνολα, ιδιότητες :

- De Morgan
- Αντιμετάθεση
- Προσεταιρισμός
- Επιμερισμός

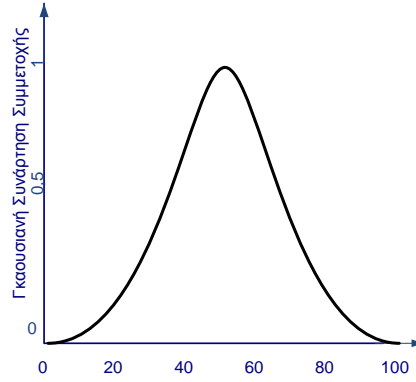
2.4 Συναρτήσεις συμμετοχής

Όπως έχει αναφερθεί στους παραπάνω ορισμούς, ένα ασαφές σύνολο περιγράφεται πλήρως από τη συνάρτηση συμμετοχής του. Αν και υπάρχουν άπειρες πιθανές μορφές της συνάρτησης αυτής, συχνότερα βλέπουμε να χρησιμοποιούνται οι εξής:

2.4.1 Συνάρτηση συμμετοχής Gauss

Η συνάρτηση συμμετοχής Gauss προσδιορίζεται από δύο παραμέτρους και δίνεται από τη σχέση :

$$\mu_{gauss}(x; c, \sigma) = e^{-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$$

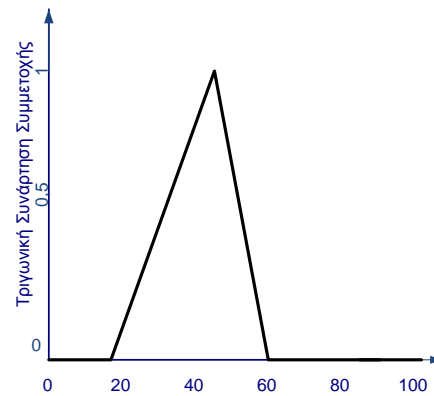


Γραφική πράσταση 5: Συνάρτηση συμμετοχής 1

2.4.2 Τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής

Η τριγωνική συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a,b,c\}$ και ορίζεται από τη σχέση:

$$\mu_{tri} = (x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

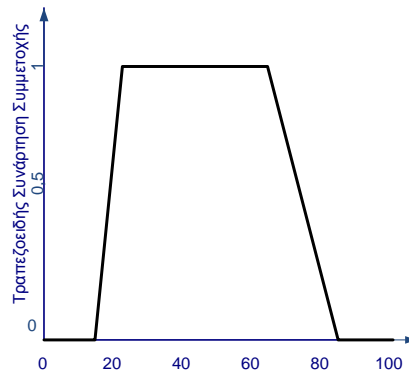


Γραφική πράσταση 6: Συνάρτηση συμμετοχής 2

2.4.3 Τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής

Η τραπεζοειδής συνάρτηση συμμετοχής προσδιορίζεται από τέσσερις παραμέτρους $\{a,b,c,d\}$, και δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{trap} = (x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

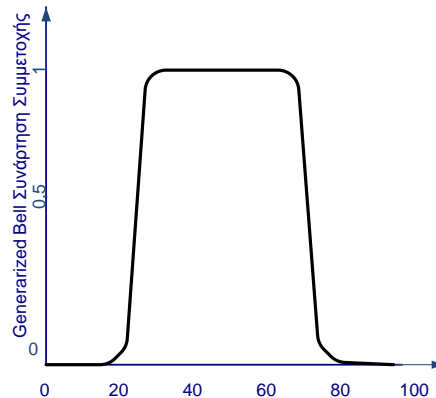


Γραφική πράσταση 7: Συνάρτηση συμμετοχής 3

2.4.4 Generalized bell συνάρτηση συμμετοχής

Η συνάρτηση συμμετοχής generalized bell προσδιορίζεται από τρεις παραμέτρους $\{a, b, c\}$, και δίνεται από τη σχέση:

$$\mu_{gbell}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}, b > 0$$



Γραφική πράσταση 8: Συνάρτηση συμμετοχής 4

2.5 Ασαφείς σχέσεις

Οι ασαφείς σχέσεις αποτελούν γενίκευση των συνήθων σχέσεων και μας δίνουν τη δυνατότητα να χειριστούμε προβλήματα στα οποία υπάρχει αβεβαιότητα ή αμφιβολία, όπως παραδείγματος χάριν «το x είναι περίπου ίσο με το y». Οι ασαφείς σχέσεις χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση ασαφών συνεπαγωγών και βρίσκουν

εφαρμογή σε όλες τις περιοχές ασαφούς συλλογιστικής, όπως αναγνώριση προτύπων, λήψη αποφάσεων, αυτόματος έλεγχος κλπ.

Έστω X και Y υπερσύνολα αναφοράς, τότε, με τον όρο «ασαφής σχέση R » εννοούμε ένα ασαφές σύνολο στο καρτεσιανό γινόμενο

$$X \times Y = \{(x, y) \mid x \in X, y \in Y\}$$

το οποίο σύνολο χαρακτηρίζεται από τη συνάρτηση συμμετοχής μ_R :

$$\mu_R: X \times Y \rightarrow [0,1]$$

Στην ειδική περίπτωση που $X = Y$ έχουμε μία ασαφή σχέση επί του X . Η συνάρτηση συμμετοχής $\mu_R(x, y)$ παριστάνει για κάθε ζεύγος (x, y) το βαθμό σύνδεσης ανάμεσα στα x και y .

2.5.1 Πράξεις μεταξύ ασαφών σχέσεων

Οι πράξεις μεταξύ ασαφών σχέσεων ορίζονται κατ' αναλογία με τις πράξεις των ασαφών συνόλων. Έτσι, για τις ασαφείς σχέσεις R_1 και R_2 στο $X \times Y$ έχουμε :

$$\text{Τομή } R_1 \cap R_2 : \quad \mu_{R_1 \cap R_2} = \min \{ \mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(x, y) \}$$

$$\text{Ένωση } R_1 \cup R_2 : \quad \mu_{R_1 \cup R_2} = \max \{ \mu_{R_1}(x, y), \mu_{R_2}(x, y) \}$$

$$\text{Συμπλήρωμα } R_1^c : \quad \mu_{R_1^c} = 1 - \mu_{R_1}(x, y)$$

$$\text{Έγκλειση } R_1 \subseteq R_2 : \quad \mu_{R_1}(x, y) \leq \mu_{R_2}(x, y)$$

2.5.2 Ασαφείς κανόνες

Ένας ασαφής κανόνας (συνεπαγωγή) : $A \Rightarrow B$

(με A και B τα ασαφή σύνολα)

$$A = \{(x_i, \mu_A(x_i)) \mid x_i \in X\} \text{ και } B = \{(y_j, \mu_B(y_j)) \mid y_j \in Y\}$$

μπορεί να παρασταθεί με μια ασαφή σχέση :

$$R = \{(x_i, y_j), \mu_R(x_i, y_j) \mid x_i \in X, y_j \in Y\}$$

Με το (i,j) στοιχείο της σχεσιακής μήτρας να υπολογίζεται με τη χρήση διάφορων κανόνων από τους οποίους οι πιο συνηθισμένοι από είναι :

- **Αριθμητικός κανόνας Zadeh :**

$$\mu_R(x_i, y_j) = \min \{1, 1 - \mu_A(x_i), \mu_B(y_j)\}$$

- **Κανόνας Mamdani :**

$$\mu_R(x_i, y_j) = \min (\mu_A(x_i), \mu_B(y_j))$$

- **Κανόνας μεγίστου (Zadeh) :**

$$\mu_R(x_i, y_j) = \max \{1 - \mu_A(x_i), \min (\mu_A(x_i), \mu_B(y_j))\}$$

Ο κανόνας ασαφούς συλλογιστικής max-min οφείλεται στον Zadeh και παρέχει έναν πολύ χρήσιμο τρόπο εξαγωγής συμπερασμάτων μέσα σε αβεβαιότητα. Η διατύπωσή του έχει ως εξής :

Δίνονται τα ασαφή σύνολα :

$$A = \{(x_i, \mu_A(x_i)) \mid x_i \in X\} \text{ και } B = \{(y_j, \mu_B(y_j)) \mid y_j \in Y\}$$

και μία ασαφής σχέση επί του $X \times Y$, δηλαδή :

$$R = \{(x_i, y_j), \mu_R(x_i, y_j) \mid x_i \in X, y_j \in Y\}$$

Τότε με δεδομένα τα A και R, το B δίνεται από τη σχέση :

$$B = A \circ R$$

όπου : $\mu_B(x) = \max \{\min (\mu_A(x), \mu_R(x, y))\}$ και το \circ συμβολίζει τον τελεστή σύνθεσης max-min .

Η σύνθεση max-min είναι ένα από τα πιο σημαντικά αποτελέσματα της ασαφούς συλλογιστικής γιατί παρέχει ένα μαθηματικό τρόπο υλοποίησης του γενικευμένου κανόνα του θέτειν (modus ponens).

2.6 Ασαφής συλλογιστική

Ορισμός:

Ασαφής συλλογιστική ονομάζεται η μεθοδολογία εξαγωγής ασαφών συμπερασμάτων.

Είναι γνωστό ότι η κλασσική λογική βασίζεται εξ'ολοκλήρου σε «λογικές ταυτολογίες». Οι κυριότερες από αυτές, στις οποίες ανάγονται όλες οι υπόλοιπες, είναι οι εξής :

- Modus Ponens: $\{A \wedge (A \Rightarrow B)\} \Rightarrow B$
(Κανόνας του θέτειν)

- Modus Tollens: $\{(A \Rightarrow B) \wedge \sim B\} \Rightarrow \sim A$
(Κανόνας του αναιρείν)

- Συλλογισμός : $\{(A \Rightarrow B) \wedge (B \Rightarrow C)\} \Rightarrow (A \Rightarrow C)$
(Αλυσίδα)

Οι κανόνες αυτοί αποτελούν τη βάση της κλασσικής λογικής. Στην περίπτωση όμως της ασαφούς λογικής, είναι δυνατόν μία υπόθεση να μην ταυτίζεται με την υπόθεση της συνεπαγωγής αλλά να της μοιάζει αρκετά. Στην περίπτωση αυτή δε μπορεί να εφαρμοστεί ο κανόνας του θέτειν (Modus Ponens). Προκύπτει λοιπόν η ανάγκη ο κανόνας να γενικευθεί , ώστε να βρίσκει εφαρμογή και όταν τα A, B είναι ασαφή σύνολα.

Ο τροποποιημένος (ασαφής) κανόνας που προκύπτει ονομάζεται **γενικευμένος τρόπος του θέτειν** (Generalized Modus Ponens) και έχει την ακόλουθη μορφή:

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

Ερμηνεία: αν το γεγονός A συνεπάγεται το γεγονός B και έχουμε ως υπόθεση ότι ισχύει το A σε κάποιο βαθμό, τότε θα ισχύει και το B σε κάποιο βαθμό. Ο βαθμός στον οποίο το B πληρείται, εξαρτάται από το βαθμό στον οποίο το A πληρείται και από το είδος της συνεπαγωγής που εφαρμόζουμε. Ο τροποποιημένος αυτός κανόνας μιμείται πολύ περισσότερο τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης από ότι ο κλασσικός, αφού λειτουργεί όχι μόνο κάτω από συνθήκες ταυτότητας, αλλά και κάτω από συνθήκες ομοιότητας. Το γεγονός αυτό έχει πολύ μεγάλη σημασία γιατί μειώνει δραστικά τον αριθμό κανόνων που επιβάλλεται να υπάρχει στη βάση γνώσης ενός ευφυούς συστήματος απόφασης ή ελέγχου.

Μια επέκταση του γενικευμένου κανόνα του θέτειν είναι η εξής :

- Συνεπαγωγή : R1 :

ΕΑΝ x_1 είναι A_1 ΚΑΙ ... ΚΑΙ x_n είναι $A_n \Rightarrow$ ΤΟΤΕ y είναι B

- Γεγονός :
 x_1 είναι A_1' ΚΑΙ ... ΚΑΙ x_n είναι A_n'
- Συμπέρασμα :
 y είναι B'

Όπου A_i , A_i' , B και B' είναι ασαφή σύνολα.

2.7 Ασαφή συστήματα

Η γενική αρχιτεκτονική των ασαφών συστημάτων εικονίζεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 1: Αρχιτεκτονική ασαφούς συστήματος

2.7.1 Ασαφοποίηση:

Ένας ασαφοποιητής υλοποιεί μία απεικόνιση από το σύνολο των πραγματικών τιμών εισόδου στο ασαφές σύνολο A του υπερσυνόλου αναφοράς X . Η απεικόνιση αυτή γίνεται με δύο τρόπους :

- **Μονότιμος ασαφοποιητής**

Στον μονότιμο ασαφοποιητή (singleton fuzzifier), το ασαφές σύνολο A έχει στήριγμα $\text{supp}A=x$, δηλαδή :

$$\mu_A(x') = \begin{cases} 1, & x' = x \\ 0, & x' \neq x \end{cases}$$

Αυτό σημαίνει μοναδιαία συνάρτηση συμμετοχής σε αυτό .

- **Μη μονότιμος ασαφοποιητής**

Σε αυτή την περίπτωση θεωρούμε ότι $\mu_A(x)=1$ και ότι το $\mu_A(x')$ μικραίνει όσο το x' απομακρύνεται από το x . Παράδειγμα :

$$\mu_A(x') = \exp\left[-\frac{(x'-x)^T(x'-x)}{\sigma^2}\right]$$

όπου σ^2 είναι μία παράμετρος που καθορίζει τη μορφή του $\mu_A(x')$. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχει τιμή του x που έχει τη μέγιστη συνάρτηση συμμετοχής (ίση με 1) στο ασαφές σύνολο A , αλλά όσο απομακρυνόμαστε από την τιμή αυτή, τόσο μειώνεται η τιμή της συνάρτησης συμμετοχής στο A . Στην πράξη χρησιμοποιείται συνήθως ο μονότιμος ασαφοποιητής, ενώ ο μη μονότιμος είναι καταλληλότερος όταν οι είσοδοι υπόκεινται σε θόρυβο.

2.7.2 Απο-ασαφοποίηση

Απο-ασαφοποίηση είναι η διαδικασία της μετατροπής ενός ασαφούς συνόλου σε μία τιμή w_0 η οποία είναι η έξοδος του συστήματος. Οι κυριότερες μέθοδοι απο-ασαφοποίησης είναι οι εξής :

- **Μέθοδος κέντρου βάρους**

Στη μέθοδο αυτή, η οποία είναι γνωστή ως μέθοδος *COG* (Center Of Gravity), η τιμή w_0 δίνεται από τη σχέση :

$$w_0 = \frac{\sum_i w_i \mu_B(w_i)}{\sum_i \mu_B(w_i)}$$

- **Μέθοδος μέσης τιμής μεγίστων**

Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή ως μέθοδος *MOM* (Mean Of Maxima) και στη μέθοδο αυτή το w_0 δίνεται από :

$$w_0 = \frac{\sum_i w_i}{m}$$

όπου w_j είναι η τιμή που αντιστοιχεί στο j μέγιστο της συνάρτησης συμμετοχής.

- **Μέθοδος του ύψους**

Η μέθοδος αυτή υπολογίζει το w_0 ως μία μέση τιμή με βάρη h_i των αντιπροσωπευτικών σημείων w_i του B.

$$w_0 = \frac{\sum_i w_i h_i}{\sum_i h_i}$$

Η επιλογή των αντιπροσωπευτικών σημείων w_i εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα και τη μορφή της συνάρτησης συμμετοχής.

2.8 Συστήματα Mamdani και Sugeno

Η ασαφής συλλογιστική είναι η διαδικασία κατά την οποία σχηματίζεται η απεικόνιση από μια δεδομένη είσοδο σε μια έξοδο, χρησιμοποιώντας τις αρχές της ασαφούς λογικής. Η απεικόνιση αυτή θέτει τις βάσεις με τις οποίες μπορεί να ληφθεί μια απόφαση ή να διακριθούν πρότυπα (patterns). Η διαδικασία αυτή της ασαφούς συλλογιστικής περιλαμβάνει τις συναρτήσεις συμμετοχής, τους ασαφείς λογικούς τελεστές και τους κανόνες. Υπάρχουν δύο είδη ασαφών συστημάτων παρεμβολής τα τύπου Mamdani και τα τύπου Sugeno. Οι διαφορές ανάμεσα στα δύο αυτά συστήματα έγκεινται κυρίως στον τρόπο με τον οποίο σχηματίζεται η έξοδος του συστήματος.

Τα συστήματα Mamdani είναι αυτά που συναντώνται συχνότερα. Η μεθοδολογία των συστημάτων Mamdani εισήχθηκε το 1975 από τον Ebrahim Mamdani.

Το παράδειγμα της παρούσας διπλωματικής που παρουσιάζεται αναλυτικά σε επόμενο κεφάλαιο βασίζεται στα συστήματα Mamdani.

Η μέθοδος αυτή, λειτουργεί ως εξής :

- Θεωρούμε μία ασαφή βάση γνώσης που έστω αποτελείται από 2 κανόνες και 2 εισόδους.

✚ Κανόνας 1 : ΕΑΝ x είναι A_1 ΚΑΙ y είναι B_1 ΤΟΤΕ z είναι C_1

✚ Κανόνας 2 : ΕΑΝ x είναι A_2 ΚΑΙ y είναι B_2 ΤΟΤΕ z είναι C_2

Όπου A_1, A_2, B_1, B_2, C_1 και C_2 είναι ασαφή σύνολα .

- Θεωρώντας ένα διάνυσμα εισόδου (x_0, y_0) , η διαδικασία συλλογισμού ακολουθεί τα εξής βήματα:

- Βήμα 1 : Υπολογίζουμε την δύναμη (προσαρμοστικότητα) κάθε κανόνα για το διάνυσμα εισόδου :

✚ Προσαρμοστικότητα κανόνα 1 : $\mu_1 = \min \{ \mu_{A_1}(x_0), \mu_{B_1}(y_0) \}$

✚ Προσαρμοστικότητα κανόνα 2 : $\mu_2 = \min \{ \mu_{A_2}(x_0), \mu_{B_2}(y_0) \}$

- Βήμα 2 : Εφαρμόζουμε την προσαρμοστικότητα που προκύπτει από το Βήμα 1 στα ασαφή σύνολα της εξόδου κάθε κανόνα για να λάβουμε το συμπέρασμα του κανόνα :

✚ Συμπέρασμα κανόνα 1 : $\mu_{C_1}(x_0) = \min \{ \mu_1, \mu_{C_1}(z) \} \forall z \in Z$

✚ Συμπέρασμα κανόνα 2 : $\mu_{C_2}(x_0) = \min \{ \mu_2, \mu_{C_2}(z) \} \forall z \in Z$

- Βήμα 3 : Συνδυάζουμε τα αποτελέσματα των κανόνων για να λάβουμε το συνολικό (τελικό) αποτέλεσμα .

Ολικό αποτέλεσμα : $\mu_C(z) = \min \{ \mu_{C_1}(z), \mu_{C_2}(z) \}$

Γενικεύοντας τα παραπάνω για m εισόδους και n κανόνες, ορίζουμε την προσαρμοστικότητα του i κανόνα ως εξής :

$$\mu_i = \min \{ \mu_{A_1^i}(x_1), \dots, \mu_{A_m^i}(x_m), \mu_{B^i}(y) \}$$

Όπου A_1^i, \dots, A_m^i είναι τα ασαφή σύνολα εισόδου και B_m^i το ασαφές σύνολο εξόδου του κανόνα i , ενώ το τελικό συμπέρασμα δίνεται από τη σχέση :

$$\mu_C(z) = \min \{ \mu_{C_1}(z), \mu_{C_2}(z), \dots, \mu_{C_n}(z) \}$$

Αντικαθιστώντας τον τελεστή \min με άλλους τελεστές, προκύπτουν διαφορετικοί μηχανισμοί συλλογισμού.

Η μέθοδος Sugeno που εισήχθηκε το 1985 παρουσιάζει ομοιότητες με τη μέθοδο των συστημάτων Mamdani στα 2 πρώτα βήματά της (ασαφοποίηση των εισόδων και εφαρμογή των τελεστών). Συγκεκριμένα είναι ακριβώς η ίδια μεθοδολογία. Η κύρια διαφορά ανάμεσα στα δύο συστήματα έγκειται στο ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής στην έξοδο των συστημάτων Sugeno είναι μόνο γραμμικές ή σταθερές.

Επιπλέον οσον αφορά τα συστήματα Sugeno ανώτερης τάξης μπορούμε να πούμε πως είναι εφικτά χωρίς να προσφέρουν σημαντικές βελτιώσεις προσθέτοντας όμως σημαντική πολυπλοκότητα.

Κεφάλαιο 3: Νευρωνικά Συστήματα

3.1 Νευρωνικά Δίκτυα

3.1.1 Βιολογική προσέγγιση

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι φτιαγμένος από ένα τεράστιο δίκτυο από υπολογιστικά στοιχεία που καλούνται νευρώνες με αισθητήριους δέκτες και επιδραστές. Ο μέσος ανθρώπινος εγκέφαλος ζυγίζει περίπου τρία κιλά ενώ ο όγκος που καταλαμβάνει υπολογίζεται στις 90 κυβικές ίντσες και περιέχει περίπου 100 δισεκατομμύρια κύτταρα ποικίλου είδους.

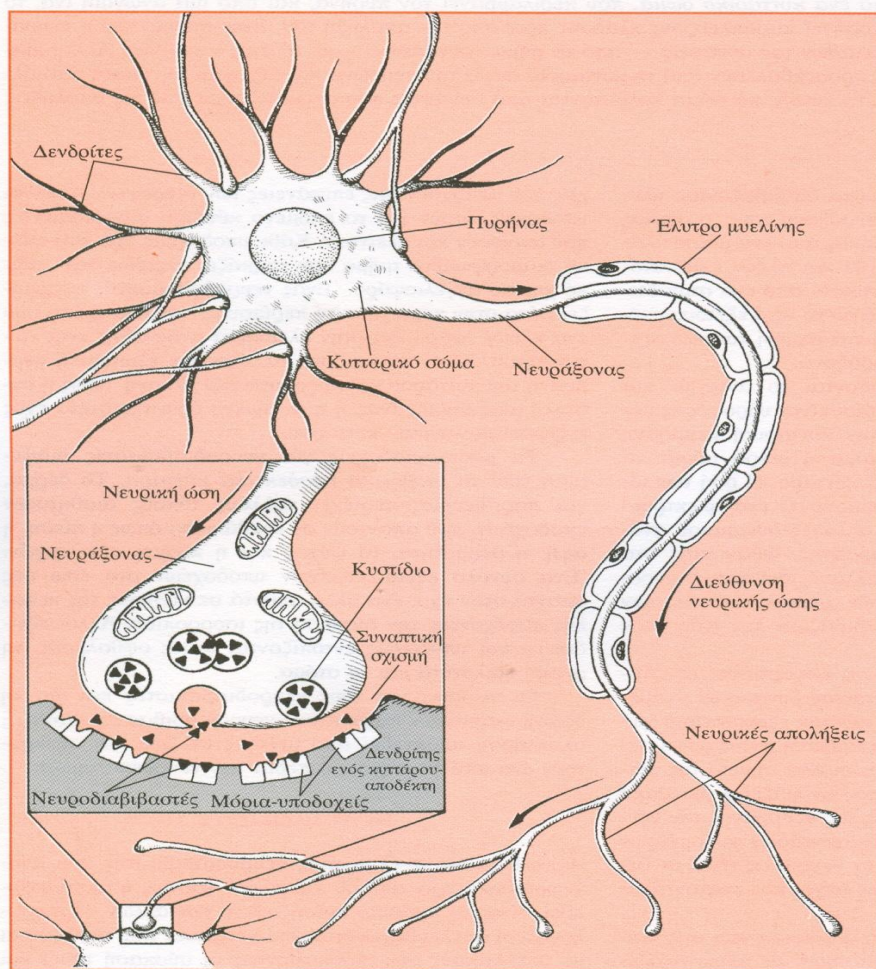
Ο νευρώνας είναι ένα ειδικό κύτταρο που μεταφέρει ένα ηλεκτρικό σήμα και ο αριθμός που πιστεύεται ότι περιέχει ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι 10 δισεκατομμύρια. Τα εναπομείναντα 90 δισεκατομμύρια κύτταρα ονομάζονται νεορογλοιακά ή κολλώδη κύτταρα, τα οποία λειτουργούν ως κύτταρα υποστήριξης των νευρώνων. Κάθε νευρώνας είναι περίπου το ένα εκατοστό του μεγέθους της τελείας που χρησιμοποιούμε ως σημείο στίξης. Οι νευρώνες αλληλεπιδρούν μέσω επαφών που ονομάζονται συνάψεις. Κάθε σύναψη καλύπτει ένα κενό περίπου ενός εκατομμυριοστού του πλάτους μιας ίντσας. Κατά μέσο όρο κάθε νευρώνας λαμβάνει σήματα μέσω χιλιάδων συνάψεων.

Ο εγκέφαλος οργανώνει τον τεράστιο αυτό αριθμό από νευρώνες σε ένα μαζικό παράλληλο περίπλοκο δίκτυο με ασθενή υπολογιστική ισχύ, όπου αυτοί οι νευρώνες αλληλεπιδρούν δυναμικά μεταξύ τους για να παράγουν ένα πανίσχυρο επεξεργαστή πληροφορίας. Τυπικώς οι νευρώνες είναι πέντε ως έξι τάξεις μεγέθους αργότεροι από τις λογικές πύλες πυριτίου. Προφανώς ο εξελιγμένος υπολογιστής εύκολα υπερτερεί του ανθρώπου στον προγραμματισμό στο κομμάτι που αφορά της ταχύτητας επαναληπτικών υπολογισμών. Ωστόσο η κατανόηση της ομιλίας σε πραγματικό χρόνο και η οπτική αντίληψη, τις οποίες ο άνθρωπος υλοποιεί χωρίς ιδιαίτερη δυσκολία, είναι ως τώρα πέρα από την ικανότητα των ψηφιακών υπολογιστών. Πολλές εργασίες είναι δύσκολες για τους σειριακούς ψηφιακούς υπολογιστές, είτε γιατί ο υπολογιστικός κόπος απαιτεί ταχύτητα και αποθήκευση, οι οποίες είναι μη πραγματοποιήσιμες με την παρούσα τεχνολογία, είτε λόγω της πιθανής κληρονομικής απείθειας κάποιων προβλημάτων, συμπεριλαμβανομένου της ολοκληρωμένης και ακριβούς συμβολικής περιγραφής τους.

Τα ανθρώπινα όντα, καθώς επίσης και πολλοί άλλοι ζωντανοί οργανισμοί, καταπιάνονται με πρακτικά προβλήματα σχεδόν άκοπα σε σχέση με ένα σειριακό ψηφιακό υπολογιστή.

Το κίνητρο για την έρευνα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι η πίστη ότι οι ανθρώπινες ικανότητες, που αφορούν στην οπτική αντίληψη του πραγματικού χρόνου, στην κατανόηση της ομιλίας, της επεξεργασίας αισθητηριακών πληροφοριών και στην προσαρμοστικότητα όπως επίσης και στην έξυπνη λήψη

αποφάσεων, προέρχονται από οργανωτικές και υπολογιστικές αρχές, επιδεικνύοντας το πολύπλοκο νευρωνικό δίκτυο του ανθρώπινου εγκεφάλου.



Εικόνα 4

3.1.2 Από τη Βιολογία στην Τεχνολογία

Η ικανότητα του ανθρώπινου εγκεφάλου να φτιάχνει από πολύ μικρή ηλικία κανόνες, να τους διορθώνει συνεχώς με την απόκτηση δηλαδή εμπειρίας καθώς και η δυνατότητά του για μαζική παράλληλη επεξεργασία δεδομένων, του δίνει πλεονέκτημα απέναντι στους σημερινούς σειριακούς υπολογιστές σε πολλά προβλήματα που απαιτούν λύση σε πραγματικό χρόνο. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος υπερσχύει λοιπόν λόγω της δυνατότητας εκπαίδευσης και η παράλληλη επεξεργασία των δεδομένων. Συνεπώς, η εξομοίωση του παράλληλου ανθρώπινου εγκεφάλου με τη χρήση σειριακών υπολογιστών, έχει πολλά να προσφέρει στην επίλυση καθημερινών προβλημάτων που με τις κλασσικές μεθόδους φαίνονται άλυτα.

Με τη βοήθεια της Βιολογίας, των Γνωστικών Επιστημών και της Νευροεπιστήμης προσπαθούμε να κατανοήσουμε όσο το δυνατόν καλύτερα τον ανθρώπινο εγκέφαλο για να χρησιμοποιήσουμε πολλά από αυτά τα στοιχεία του ώστε να φτιαχτεί ο

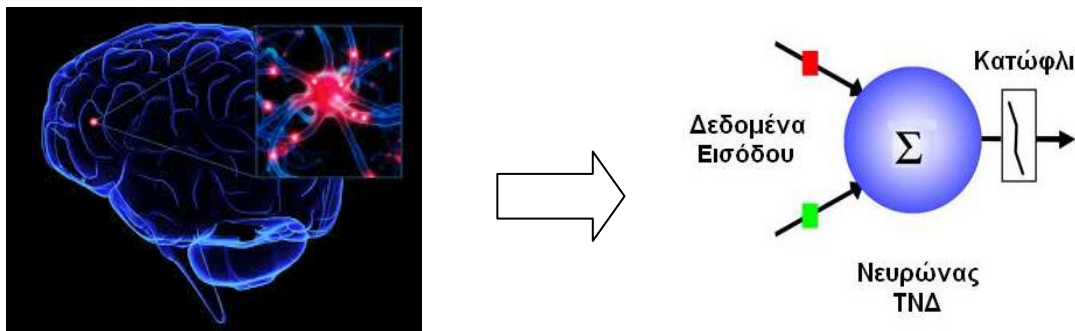
μελλοντικός παράλληλος υπολογιστής, που θα βασίζεται στην παράλληλη επεξεργασία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Η αρχή έγινε με το να μελετήσουν νευροβιολόγοι το πως λειτουργεί και συμπεριφέρεται ο ανθρώπινος εγκέφαλος, να εντοπίσουν τα χαρακτηριστικά διέγερσης- απόκρισης ενός απλού νευρώνα και τις διασυνδέσεις νευρώνων που σχηματίζουν είτε υποπεριοχές του εγκεφάλου ή μικρότερες υποδιαιρέσεις του νευρικού συστήματος.

Με τέτοια μοντέλα μπορούμε να κατανοήσουμε ποιες από τις ιδιότητες των νευρώνων φαίνονται σημαντικές για υψηλότερου επιπέδου λειτουργίες. Επίσης να προτείνουμε καλύτερους τρόπους για την απόσπαση ιδιοτήτων για πιθανή χρήση τους σε υψηλότερου επιπέδου μοντέλα. Ψυχολόγοι προσπάθησαν να καταλάβουν την λειτουργία του εγκεφάλου από τα γνωστικά και συμπεριφοριστικά επίπεδα.

Για να κατανοηθούν πλήρως οι εγκεφαλικές λειτουργίες σε σχέση με τις νευρωνικές δραστηριότητες, είναι αναγκαίο να μοντελοποιηθούν πολλαπλά επίπεδα του συστήματος εφοδιασμένα με δέκτες και επιδραστές, το φαινότυπο (γενετικά και περιβαντολογικά καθορισμένη

φυσική εμφάνιση) και το περιβάλλον στο οποίο τα μοντέλα αλληλεπιδρούν. Αυτή η προσέγγιση παραδειγματίστηκε από τη δουλειά του νομπελίστα Gerald Edelman και της σχολής του. Η προσέγγισή τους καλείται «Συνθετική Νευρωνική Μοντελοποίηση» και μοιάζει αρκετά με την νευροβιολογική προσέγγιση, ωστόσο υπερτερεί των υπολοίπων νευροβιολογικών μοντέλων. Ο μέγιστος στόχος της έρευνας στα νευρωνικά δίκτυα είναι η παροχή μιας γέφυρας μεταξύ των προηγούμενων προσεγγίσεων και η κατανόηση των λειτουργιών του ανθρώπινου εγκεφάλου και της νοημοσύνης διαμέσου μοντέλων δικτύων από νευρώνες.



Εικόνα 5

3.1.3 Το μέγεθος ενός νευρωνικού δικτύου

Ένα σημαντικό θέμα στα νευρωνικά δίκτυα είναι το μέγεθος, μαζί με την συνδεδεμένη κλιμακωτή ιδιότητα. Τα μικρά δίκτυα παραδείγματος χάριν έχουν εξαιρετικά περιορισμένες δυνατότητες. Γι' αυτό το λόγο, είναι επιθυμητή η διερεύνηση του τρόπου ανάλυσης και σύνθεσης μεγάλων νευρωνικών δικτύων, έτσι ώστε οποιαδήποτε ενδιαφέρουσα συμπεριφορά ή δυνατότητα να μπορεί να γίνει ορατή. Αυτό απαιτεί μαθηματική κατανόηση της δυναμικής συμπεριφοράς, της σύγκλισης, του χρόνου, του μεγέθους και των θεμάτων πολυπλοκότητας χώρου μεγάλων δικτύων. Τα μεγάλα δίκτυα όμως είναι σχετικά δύσκολο να αναλυθούν.

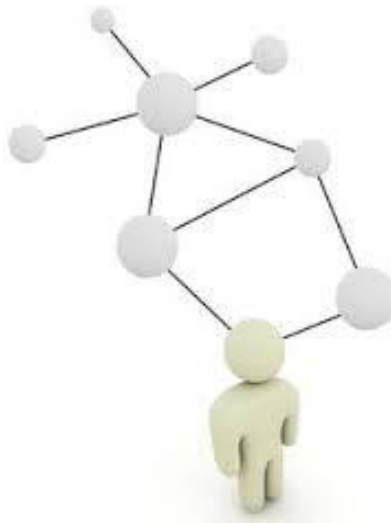
Η αντίληψη που έχει επικρατήσει είναι ότι για να κατανοηθεί κάτι περίπλοκο πρέπει να καθορίσει πότε μπορεί αυτό να αντιγραφεί πιστά με απλούστερα συστατικά, για να μπορεί μετά να μελετηθεί σε βάθος. Γι' αυτό το λόγο, η κερδισμένη γνώση που έχουμε κατακτήσει από μικρότερα δίκτυα είναι χρήσιμη για την κατανόηση μεγαλύτερων δικτύων. Αυτά τα μικρότερα δίκτυα μπορεί να είναι είτε προσεγγίσεις των μεγαλύτερων δικτύων είτε να υπηρετούν ως συνιστώσες μεγαλύτερα και πιο περίπλοκα δίκτυα.

Θα πρέπει να έχουμε σαν δεδομένο ότι μπορεί να υπάρχουν ποιοτικές αλλαγές συμπεριφοράς καθώς προχωράμε από μικρά απλά δίκτυα, σε πιο μεγάλα και περίπλοκα δίκτυα. Αυτές οι ποιοτικές αλλαγές μπορούν να αναγνωριστούν και να κατανοηθούν αν είναι δυνατή η ιχνηλάτηση της εξέλιξης από την προηγούμενη στην επόμενη κατηγορία.

Μέχρι στιγμής, ακόμη και οι αλγοριθμικές υλοποιήσεις των χαρακτηριστικών μικρών δικτύων είτε δεν είναι καλά κατανοητές είτε δεν είναι καλά ανεπτυγμένες. Γι' αυτό το λόγο, υψηλές αξιώσεις ή απλοϊκές γενικεύσεις που γίνονται από την χρήση μικρών απλών δικτύων χωρίς γνώση των ιδιοτήτων κλιμάκωσης και των περιορισμών, πρέπει να αντιμετωπίζονται με υποψία.

Θα πρέπει να εστιάσουμε σε μερικά χαρακτηριστικά ώστε να συγκεντρωθούν οι προσπάθειες για την προοπτική δημιουργίας υπολογιστικά χρήσιμων μηχανών και τα οποία είναι τα εξής:

- Να κερδιθούν εκτενείς μαθηματικές κατανοήσεις των υπάρχοντων νευρωνικών δικτύων και των αλγορίθμων τους συμπεριλαμβανομένου της δυναμικής, της σύγκλισης και των πολυπλοκοτήτων χώρου, μεγέθους και χρόνου.
- Να αναπτυχθούν πιο δυνατοί και γρηγορότεροι αλγόριθμοι για την εκπαίδευση των υπάρχοντων δικτύων.
- Να σχεδιαστούν νέα δίκτυα και συνοδευτικοί αλγόριθμοι με χρήσιμες δυνατότητες.
- Να αναπτυχθεί θεωρία πραγματοποίησης για την δημιουργία μεγάλων δικτύων χρησιμοποιώντας μικρά δίκτυα.
- Να σχεδιαστούν μεγάλα δίκτυα, αποτελούμενα από αραιά συνδεδεμένες συναρμολογήσεις από πυκνά συνδεδεμένα υποδίκτυα, που να επιτρέπουν σειριακή και ολοκληρωμένη επεξεργασία των εξόδων των υποδικτύων.
- Να αναζητηθούν μεγαλύτερες εφαρμογές, που να ταιριάζουν καλά με τα οργανωτικά και υπολογιστικά μοντέλα των νευρωνικών δικτύων, σε προβλήματα μηχανικής.



Εικόνα 6

3.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

3.2.1 Η αρχή τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Η ιστορία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων θεωρείται από πολλούς πως άρχισε το 1873, όταν ο ψυχολόγος Alexander Bain πρότεινε να μελετηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος σαν ένα δίκτυο που μεταδίδει σήματα. Οι επόμενες ενασχολήσεις φαίνεται να γίνονται στο τέλος του 19^{ου} αιώνα και στις αρχές του 20^{ου}. Η αρχή έγινε από τους επιστήμονες Hermann von Helmholtz, Ernst Mach και Ivan Pavlov, που προέρχονταν από διαφορετικούς επιστημονικούς κλάδους. Οι εργασίες με τις οποίες ασχολήθηκαν αφορούσαν γενικά τις διαδικασίες μάθησης, την εξαρτημένη θεωρία, γνωστικές θεωρίες αλλά δεν περιλαμβάνουν κάποιο συγκεκριμένο μαθηματικό μοντέλο.

Παρόλ'αυτά η νέα εποχή των ΤΝΔ ξεκίνησε με την πρωτοποριακή δουλειά των McCulloch και Pitts, ενός ψυχίατρου-νευρολόγου και ενός μαθηματικού αντιστοιχα, το 1943.

Επί 20 χρόνια εργαζόμενοι στην αναπαράσταση ενός γεγονότος στο νευρικό σύστημα, ήρθε στην επιφάνεια μια κοινότητα νευρωνικής μοντελοποίησης, η οποία ήταν ενεργή στο Πανεπιστήμιο του Chicago τουλάχιστον πέντε χρόνια πριν το 1943, κάτω από την ηγεσία του Rashensky.

Στην εργασία τους περιγράφουν μια λογική ανάλυση των νευρωνικών δικτύων που συνδιάστηκε με τις μελέτες της νευροφυσιολογίας και τη μαθηματική λογική. Το τυπικό μοντέλο νευρώνα που δημιούργησαν υποτέθηκε ότι ακολουθεί κατά πολύ τον κανόνα όλα ή τίποτα. Με έναν αριθμό τέτοιων μονάδων και με σωστά εφαρμοσμένες και συγχρονισμένες λειτουργίες, συναπτικές συνδέσεις, οι McCulloch και Pitts επέδειξαν ένα δίκτυο τόσο σχηματισμένο και ικανό να υπολογίσει οποιαδήποτε υπολογίσιμη συνάρτηση. Αυτό ήταν ένα πολύ σημαντικό αποτέλεσμα για αυτό θεωρήθηκε ότι γεννήθηκαν οι αρχές των νευρωνικών δικτύων και της τεχνητής νοημοσύνης. Η εργασία των McCulloch και Pitts μελετήθηκε ευρέως εκείνη την εποχή και μελετάται ακόμη και σήμερα.

Μπορεί να λεχθεί πως η σωτηρία της εργασίας από την καταχώρηση της στην όποια βιβλιοθήκη μυαλού σαν αναφορά, οφείλεται στον Von Neumann που την

χρησιμοποίησε εξιδανικευμένα στοιχεία, όπως τον διακόπτη καθυστέρησης που προήλθαν από τον νευρώνα McCulloch και Pitts για υπολογιστικές μηχανές την δεκαετία που διαδόθηκε ο ηλεκτρονικός υπολογιστής. Η θεωρία των McCulloch και Pitts για τα τυπικά νευρωνικά δίκτυα χαρακτηρίστηκε ως εξέχουσα στη δεύτερη από τις τέσσερις διαλέξεις που παραδόθηκαν από τον Von Neumann στο Πανεπιστήμιο του Illinois το 1949.

Πάρα πολλές δημοσιεύσεις βιβλίων αλλά και εργασίες σε πανεπιστήμια είχαν τις αναφορές τους στα νευρωνικά δίκτυα και την ανάπτυξη τους. Διάφορες απόψεις, σχέδια και εφαρμογές εφαρμόζονταν για άμεση συσχέτιση των βιολογικών νευρώνων και αντιδράσεων τους ώστε αυτό να αποτυπωθεί και στο τεχνητό κομμάτι.

Σημαντικότερες φυσιολογικές του κομματιού μπορούμε να πούμε πως ήταν οι McCulloch και Pitts που έθεσαν τις βάσεις καθώς και του Von Neumann που πήρε υλοποίησε ιδέες βασιζόμενος στους προαναφερθέντες αλλά και υπηρξε έμπνευση για επόμενα βήματα.

3.2.2 Τα πρώτα μοντέλα TNA

Ο Rosenblatt εργάστηκε πάνω στο perceptron, σχεδόν δύο δεκαετίες μετά την εξαιρετική δουλειά των McCulloch-Pitts. Το αναγνωρισμένο κατόρθωμα της δουλειά του ήταν το «Θεώρημα σύγκλισης του perceptron», η πρώτη απόδειξη για το οποίο περιγράφηκε από τον ίδιο. Ωστόσο αποδείξεις για το συγκεκριμένο θεώρημα παρουσιάστηκαν επίσης και από τον Novikoff.

Οι Widrow και Hoff εισήγαγαν τον αλγόριθμο των ελαχίστων μέσων τετραγώνων, ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για την διατύπωση γραμμικού προσαρμοστικού στοιχείου «Adaline» (διαφορά μεταξύ του perceptron και του Adaline εντοπίζεται στην διαδικασία εκπαίδευσης).

Ο Widrow μαζί με τους μαθητές του το 1962, πρότεινε τη δομή «Madaline» (multiple adaline), ένα από τα πρώιμα εκπαιδευόμενα νευρωνικά δίκτυα με επίπεδα με πολλαπλά προσαρμοστικά στοιχεία.

Το 1965, δημοσιεύτηκε το βιβλίο του Nilsson, «Learning Machines», μια καλογραμμένη έκθεση των γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων στις υπερεπιφάνειες.

Ενώ το 1967, ο Amari χρησιμοποίησε τη μέθοδο στοχαστικής κλίσης για προσαρμοστική ταξινόμηση προτύπων.

Οι Minsky και Papert, το 1969 στο βιβλίο τους, χρησιμοποίησαν μαθηματικό υπόβαθρο για να δείξουν ότι υπάρχουν θεμελιώδεις

όρια για το τι μπορούν να υπολογίσουν τα μονοεπίπεδα perceptron. Παρουσίασαν ότι δεν υπήρχε λόγος να υποθέσουν ότι κάποιοι από τους περιορισμούς των μονοεπίπεδων perceptron μπορούσαν να ξεπεραστούν στην πολυεπίπεδη έκδοση.

Ένα σημαντικό πρόβλημα που αντιμετωπίστηκε στον σχεδιασμό ενός πολυεπίπεδου perceptron είναι το πρόβλημα εκχώρησης πίστωσης (το πρόβλημα της απόδοσης αξιοπιστίας στους κρυφούς νευρώνες του δικτύου). Στο τέλος της δεκαετίας του '60, είχαν διατυπωθεί οι περισσότερες από τις αναγκαίες ιδέες και αρχές για την επίλυση του προβλήματος αυτού, όπως και πολλές από τις ιδέες που υπόκεινται στα αναδρομικά δίκτυα, τα λεγόμενα σήμερα δίκτυα Hopfield. Παρόλο που τα δίκτυα Hopfield μπορεί να μην είναι ρεαλιστικά μοντέλα για νευροβιολογικά συστήματα, η αρχή που ενσωματώνουν, εκείνη της αποθήκευσης πληροφορίας σε δυναμικά σταθερά δίκτυα είναι βαθιά εδραιωμένη. Την δεκαετία του '70, ο Von der Malsburg με τις εξομοιώσεις στον υπολογιστή έφερε μια σημαντική δραστηριότητα, τις

απεικονίσεις αυτοοργάνωσης, χρησιμοποιώντας ανταγωνιστική μάθηση και θεωρείται πως ήταν ίσως η πρώτη επίδειξη της αυτοοργάνωσης. Ενώ το 1976 οι Willshaw και Von der Malsburg δημοσίευσαν την πρώτη εργασία τους πάνω στην δομή των selforganizing maps.

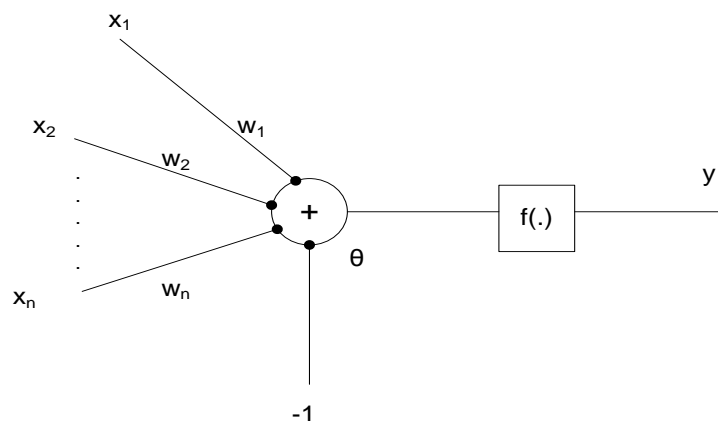
Πολλοί από τους ερευνητές, εκτός από εκείνους της ψυχολογίας και των νευροεπιστημών, εγκατέλειψαν την μελέτη του τομέα αυτού κατά τη διάρκεια της δεκαετίας το '70. ελάχιστοι από τους πρωτοπόρους έμειναν πιστοί στην μελετη τους στα νευρωνικά δίκτυα.

Έπρεπε να φτάσουμε στη δεκαετία 80 ώστε να βρούμε λύσεις αυτών των βασικών προβλημάτων. Στην δεκαετία του '80 έγιναν σημαντικές συνεισφορές στην θεωρία και τον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων σε πολλά μέτωπα, και εξαιτίας αυτού υπήρξε αναγέννηση του ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα.

Κατά τη διάρκεια του '80, εργαζόμενος στην εργασία του στην ανταγωνιστική μάθηση, ο Grossberg καθιέρωσε μια νέα αρχή αυτοοργάνωσης, γνωστή ως προσαρμοστική θεωρία συντονισμού. Στην εργασία αυτή βλέπουμε πως αν το πρότυπο εισόδου και το πρότυπο εκπαίδευσης από ανάδραση ταιριάζουν, τότε λαμβάνει χώρα μια δυναμική κατάσταση που ονομάζεται προσαρμοστικός συντονισμός.

Έχει επικρατήσει πως οι λόγοι της αργοπορίας αυτής, η οποία διήρκεσε πάνω από 10 χρόνια είναι οι εξής:

- Ένας λόγος ήταν ο τεχνολογικός. Τότε δεν είχαν προσωπικούς υπολογιστές ούτε άλλες τεχνολογίες που θα του επέτρεπαν πειραματισμούς. Οι όποιες ανακαλύψεις έγιναν, πήραν πολύ χρόνο και χρειάστηκαν πολλά άτομα για τη διεκπεραίωση τους.
- Ο άλλος λόγος ήταν κατά ένα μέρος ψυχολογικός και κατά ένα άλλο οικονομικός. Το οικονομικό κομμάτι για τους εμφανείς λόγους ενώ οι ψυχολογικοί λόγοι, για το γεγονός ότι οι αναφορές στα θέματα μέχρι εκείνη την εποχή δεν ενθάρρυναν όποιον ήθελε να ασχοληθεί.
- Επιπλέον, αναλογία μεταξύ των νευρωνικών δικτύων και της δικτυωτής ύφανσης ήταν πρόωρη.



Εικόνα 7

3.2.3 Οι εφαρμογές των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ βρίσκουν εφαρμογή σε: αναγνώριση προτύπων, υπολογισμό συναρτήσεων, βελτιστοποίηση, πρόβλεψη, αυτόματο έλεγχο και πολλά άλλα θέματα.

Μερικές από τις βασικές εφαρμογές των τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε διάφορους τομείς της επιστήμης και της τεχνολογίας. Οι περισσότερες από αυτές τις εφαρμογές έχουν ήδη υλοποιηθεί και πολλές από αυτές αποτελούν εμπορικά προϊόντα.

- **Αεροπλοΐα:** Δημιουργία αυτόματων πιλότων και προγραμμάτων προσομοίωσης πτήσης, συστήματα ελέγχου πτήσης, ανίχνευση ελαττωμάτων σε τμήματα των αεροπλάνων.
- **Βιολογία:** Βοήθεια στην κατανόηση του εγκεφάλου και άλλων συστημάτων.
- **Γεωλογία:** Ανάλυση πιθανότητας ύπαρξης πετρελαίου σε γεωλογικούς σχηματισμούς, ανάλυση πετρωμάτων σε ορυχεία, ανάλυση της μόλυνσης του περιβάλλοντος.
- **Επιχειρήσεις:** Αξιολόγηση υποψηφίων για κάποια θέση, βελτιστοποίηση του συστημάτων κράτησης θέσεων σε μεταφορικά μέσα, αναγνώριση γραφικού χαρακτήρα.
- **Ιατρική:** Ανάλυση ομιλίας για την κατασκευή ακουστικών βοηθημάτων, διάγνωση βάσει συμπτωμάτων, έλεγχος χειρουργείου, εξαγωγή συμπερασμάτων από ακτινογραφίες, ανάλυση καρδιογραφημάτων και εγκεφαλογραφημάτων, εντοπισμός καρκίνου σε κολονοσκοπήσεις και μαστογραφίες.
- **Κατασκευές:** Αυτόματος έλεγχος, έλεγχος γραμμής παραγωγής, έλεγχος ποιότητας, επιλογή τμημάτων κατά το στάδιο της συναρμολόγησης.
- **Οικονομία:** Υπολογισμός κινδύνου σε δάνεια και υποθήκες αναγνώριση πλαστογραφιών, μετάφραση χειρόγραφων εντύπων, εκτίμηση τιμών μετοχών και συναλλάγματος.
- **Περιβάλλον:** Πρόγνωση του καπνού, ανάλυση τάσεων και καπνικών συνθηκών.
- **Άμυνα:** Χειρισμός μη επανδρωμένων οχημάτων και αεροπλάνων, αναγνώριση σημάτων από radar, δημιουργία <<έξυπνων>> όπλων, αναγνώριση και σκόπευση στόχων, βελτιστοποίηση αξιοποίησης αποθεμάτων.

3.2.4 Τα υπέρ και τα κατά

Τα τεχνητά νευρωνικά έχουν τη δυνατότητά να επιλύουν δύσκολα και ενδιαφέροντα υπολογιστικά προβλήματα του πραγματικού κόσμου. Συγκεκριμένα, μπορούν να επεξεργαστούν προβλήματα μεγάλης οικονομικής σημασίας που δεν μπορούσαν να προσεγγιστούν προηγουμένως με κανένα πρακτικό τρόπο, μπορούν να επιλυθούν με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα λόγω των θετικών χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν.

Η χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων προσφέρει τις εξής πολύ χρήσιμες ιδιότητες και δυνατότητες:

- **Μη γραμμικότητα:** Οι νευρώνες γενικά είναι μη γραμμικοί, γιατί βασίζονται σε μη γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και κατά συνέπεια και το ΤΝΔ αφού αποτελείται από την σύνθεση πολλών νευρώνων.

- **Συσχέτιση εισόδου εξόδου:** Κατά την εκπαίδευση, παρουσιάζουμε στο ΤΝΔ πρότυπα εισόδου ή εκπαίδευσης για κωδικοποίηση του προβλήματος και τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους. Σκοπός είναι το ΤΝΔ να φτάσει σε μια τέτοια κατάσταση όπου για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης, η εξόδός του να ταυτίζεται με την επιθυμητή έξοδο. Έχουμε λοιπόν μια συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου, χωρίς όμως τη χρήση κάποιου προκαθορισμένου στατιστικού ή άλλου μοντέλου.
- **Προσαρμογή:** Τα ΤΝΔ έχουν την ικανότητα να μεταβάλλουν τα βάρη τους ανάλογα με το περιβάλλον τους, δηλαδή ανάλογα με τα πρότυπα εισόδου. Έτσι ένα ΤΝΔ είναι δυνατό να συνεχίσει να εκπαιδεύεται για να αντιμετωπίσει μια μικρή αλλαγή των προτύπων ή ακόμα και μη στατικά προβλήματα.
- **Απόκριση βασισμένη σε ενδείξεις:** Τα εκπαιδευμένα ΤΝΔ μπορούν όχι μόνο να ταξινομούν και να τοποθετούν τα πρότυπα εισόδου σε κλάσεις, αλλά επιπρόσθετα δίνουν και τον βαθμό εμπιστοσύνης αυτής της απόφασης. Μπορούν συνεπώς, να ταξινομήσουν και νέα, άγνωστα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης πρότυπα η με τη λεγόμενη ικανότητα τους, τη γενίκευση.
- **Συναφείς πληροφορίες:** Η γνώση αντιπροσωπεύεται από τη δομή και την κατάσταση του ΤΝΔ. Κάθε νευρώνας επηρεάζει και επηρεάζεται από όλους τους υπόλοιπους νευρώνες. Συνεπώς, συναφείς πληροφορίες αντιμετωπίζονται με φυσικό τρόπο.
- **Ανεκτικότητα σε σφάλματα:** Τα ΤΝΔ που έχουν υλοποιηθεί σε υλικό και έχουν την ιδιότητα της ανεκτικότητας σε σφάλματα. Για παράδειγμα, αν καταστραφεί ένας νευρώνας, το ΤΝΔ δεν θα αχρηστευθεί, αλλά θα συνεχίσει μετριάζοντας, ίσως, την απόδοση του.
- **Δυνατότητα VLSI υλοποίησης:** Η μαζικά παράλληλη φύση των ΤΝΔ, τα καθιστά ιδανικά για υλοποίηση σε υλικό με χρήση της τεχνολογίας ολοκλήρωσης πολύ μεγάλης κλίμακας με αποτέλεσμα τη σχετικά γρήγορη απόκριση του συστήματος και τη δυνατότητα χρήσης του σαν μέρος ενός μεγαλύτερου και πολύπλοκου συστήματος.
- **Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδιασμού:** Όλα τα μοντέλα ΤΝΔ μοιράζονται κάποιες βασικές αρχές, όπως την έννοια του νευρώνα, των συνδέσμων και της εκπαίδευσης, ώστε να είναι ευκολότερη διασπορά ιδεών μεταξύ των ερευνητών.
- **Βιολογική αναλογία:** Η κατασκευή των ΤΝΔ είναι εμπνευσμένη από τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Έτσι οι νευροβιολόγοι, συχνά, μελετούν τα ΤΝΔ για να καταλάβουν καλύτερα τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Επιπλέον, τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας βοηθούν στην περαιτέρω ανάπτυξη και των ΤΝΔ. Αυτός ο κύκλος τροφοδοτεί και τις δύο επιστήμες δίδοντας στα ΤΝΔ ιδιαίτερη ερευνητική αξία.

Οι επικριτές ωστόσο των νευρωνικών δικτύων, έχουν επικεντρώσει την προσοχή τους σε δυο σημεία ως αρνητικές παραμέτρους των ΤΝΔ και τα οποία είναι:

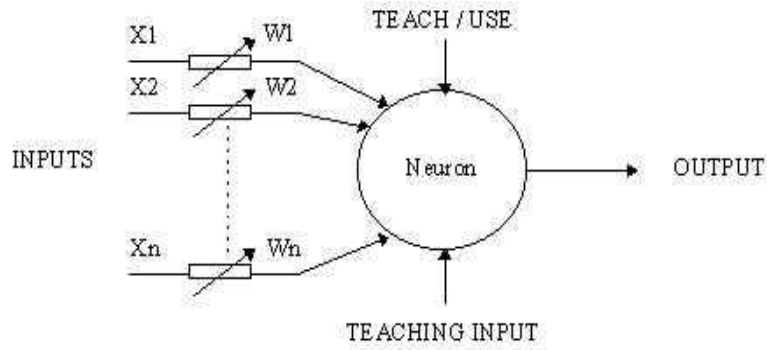
- **Πολύπλοκος σχεδιασμός:** Ο αυξημένος υπολογιστικός φόρτος που συχνά απαιτείται για την εκμάθηση ενός τέτοιου συστήματος, είναι απαγορευτικός για τη χρησιμοποίηση πολλών μεταβλητών εισόδου, καθώς ένα νευρωνικό δίκτυο απαιτεί συνήθως και μεγάλο αριθμό δεδομένων εκμάθησης.

- **Μειωμένη επεξήγηση:** Η αδυναμία επεξήγησης των αποτελεσμάτων του δικτύου, όσον αφορά την συμβολή των επιμέρους χαρακτηριστικών είναι ένα από τα θέματα που προβληματίσαν. Πολλές φορές το νευρωνικό δίκτυο χαρακτηρίζεται ως ένα «μαύρο κουτί», όπου κάποιες εισοδοί οδηγούν σε μια έξοδο χωρίς να υπάρχει κάποια εξήγηση της μεταξύ τους σχέσης.

3.3 Κατασκευή-Μοντέλου Νευρώνα

Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται μία δομή που αποτελείται από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων με συγκεκριμένη αρχιτεκτονική. Κάθε τεχνητός νευρώνας χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους και υλοποιεί τοπικά έναν απλό υπολογισμό. Κάθε σύνδεση μεταξύ δύο μονάδων χαρακτηρίζεται από μία τιμή. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν την γνώση που είναι αποθηκευμένη στο δίκτυο και αποδίδουν τη λειτουργικότητά του. Η έξοδος κάθε τεχνητού νευρώνα εξαρτάται από τον τύπο του, τη διασύνδεση με τις υπόλοιπες μονάδες και ίσως από τυχόν εξωτερικές εισόδους. Πέρα από μία πιθανή δεδομένη λειτουργική ικανότητα ενός δικτύου, συνήθως ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αναπτύσσει μία συνολική λειτουργικότητα μέσω μίας μορφής εκπαίδευσης. Τα βασικότερα στοιχεία των νευρωνικών μοντέλων που απεικονίζονται και στην εικόνα 8, είναι :

- Ένα σύνολο από συνάψεις ή συνδετικούς συνδέσμους, καθένας από τους οποίους χαρακτηρίζεται από ένα βάρος. Συγκεκριμένα, ένα σήμα x_j στην είσοδο της σύναψης j , συνδεδεμένη με τον νευρώνα k , πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{kj} . Είναι σημαντικό να σημειωθεί ο τρόπος με τον οποίο γράφονται οι υποδείκτες των συναπτικών βαρών w_{kj} . Ο πρώτος υποδείκτης αναφέρεται στον υπό εξέταση νευρώνα και ο δεύτερος υποδείκτης αναφέρεται στο τέλος της εισόδου της σύναψης στην οποία αναφέρεται το βάρος. Αντίθετα με μια σύναψη στον εγκέφαλο, το συναπτικό βάρος ενός τεχνητού νευρώνα μπορεί να βρίσκεται σε ένα πεδίο που περιέχει αρνητικές, καθώς επίσης και θετικές τιμές.
- Ένας αθροιστής για την άθροιση των σημάτων εισόδου, βεβαρυμένων από τις αντίστοιχες συνάψεις του νευρώνα.
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τον περιορισμό του πλάτους της εξόδου ενός νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης, επίσης, αναφέρεται ως συνάρτηση πολτοποίησης, επειδή περιορίζει το επιτρεπόμενο πλάτος του πεδίου του σήματος εξόδου σε κάποια πεπερασμένη τιμή. Τυπικώς, το κανονικοποιημένο πλάτος του πεδίου της εξόδου ενός νευρώνα γράφεται ως το κλειστό μοναδιαίο διάστημα $[0, 1]$ ή εναλλακτικά $[-1, 1]$.



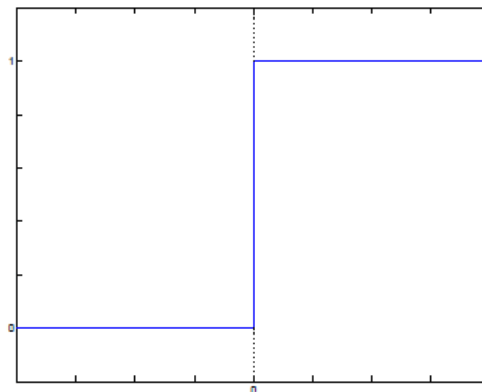
Εικόνα 8

3.4 Τύποι Συναρτήσεων Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, ορίζει την έξοδο ενός νευρώνα σε σχέση με το επηρεασμένο τοπικό πεδίο. Οι βασικοί τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης είναι τρεις και αναλύονται πιο κάτω συνοδευόμενοι από τις γραφικές παραστάσεις τους.

1. Συνάρτηση Κατωφλίου (αναφέρεται και ως Heaviside):

Σε αυτό το μοντέλο, η εξοδος ενός νευρώνα παίρνει την τιμή 1, αν το επηρεασμένο τοπικό πεδίο του νευρώνα είναι μη αρνητικό αλλιώς παίρνει την τιμή 0. Αυτός ο ισχυρισμός περιγράφει την ιδιότητα του «όλα ή τίποτα» του μοντέλου McCullochPitts.

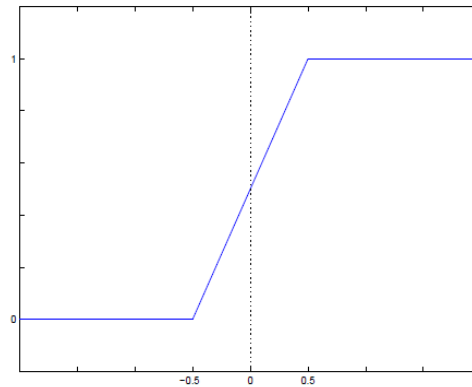


Γραφική πράσταση 9: Συνάρτηση κατωφλίου

2. Κατά Τμήματα Γραμμική Συνάρτηση:

Για την κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση, ο παράγοντας ενίσχυσης στην γραμμική περιοχή της δράσης υποτίθεται ότι είναι μοναδιαίος. Αυτός ο τύπος συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να θεωρηθεί ως μια προσέγγιση ενός μη γραμμικού ενισχυτή. Επιπλέον, έχουμε δύο περιπτώσεις μπορούν να θεωρηθούν ως ειδικές μορφές της κατά τμήματα γραμμικής συνάρτησης και οι οποίες είναι:

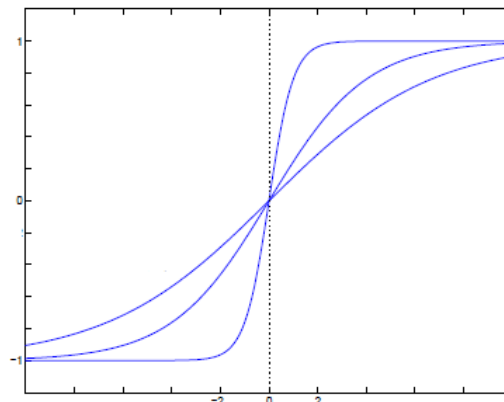
- Ένας γραμμικός συσχετιστής παρουσιάζεται αν η γραμμική περιοχή δράσης διατηρείται χωρίς να οδεύει σε κορεσμό.
- Η κατά τμήματα γραμμική συνάρτηση ελαττώνεται σε μια συνάρτηση κατωφλίου, αν ο παράγοντας ενίσχυσης της γραμμικής περιοχής γίνεται απείρως μεγάλος.



Γραφική πράσταση 10: Κατά τμήματα γραφική παράσταση

3. Σιγμοειδής Συνάρτηση

Η σιγμοειδής συνάρτηση, της οποίας το γράφημα έχει σχήμα S, είναι ο πιο κοινός τύπος συνάρτησης ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται ευρέως στην κατασκευή τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ορίζεται ως μία αυστηρά αύξουσα συνάρτηση, η οποία επιδεικνύει μια ισορροπία μεταξύ της μη γραμμικής και γραμμικής συμπεριφοράς. Μπορούμε να επιτύχουμε σιγμοειδείς συναρτήσεις με διαφορετικές κλίσεις, όπως παρουσιάζεται στη γραφική παράσταση 3. Στο όριο, όσο η παράμετρος κλίσης τείνει στο άπειρο, η σιγμοειδής συνάρτηση γίνεται απλώς μια συνάρτηση καταωφλιού. Ενώ μια συνάρτηση καταωφλιού λαμβάνει την τιμή 0 ή 1, μια σιγμοειδής συνάρτηση λαμβάνει ένα συνεχές πεδίο τιμών από 0 έως 1. Σημειώνεται, επίσης, ότι η σιγμοειδής συνάρτηση είναι διαφορίσιμη, ενώ η συνάρτηση καταωφλιού δεν είναι. Είναι επιθυμητό, μερικές φορές, να έχουμε το πεδίο της συνάρτησης ενεργοποίησης από το -1 στο $+1$, που στην περίπτωση αυτή, η συνάρτηση ενεργοποίησης λαμβάνει ένα αντισυμμετρικό τύπο σε σχέση με την αρχή των συντεταγμένων. Δηλαδή, η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μια περιττή συνάρτηση του επηρεασμένου τοπικού πεδίου. Για τύπο μιας σιγμοειδούς συνάρτησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης. Επιτρέποντας μια συνάρτηση σιγμοειδούς τύπου να λάβει αρνητικές τιμές, έχουμε αρκετά πλεονεκτήματα.



Γραφική πράσταση 11: Σιγμοειδής συνάρτηση

3.5 Νευρωνικά Δίκτυα ως Κατευθυνόμενοι Γράφοι

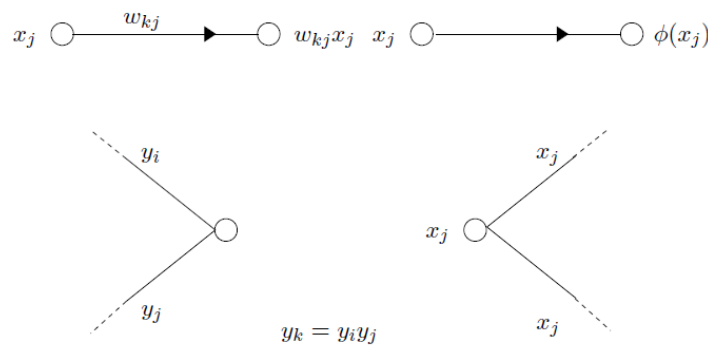
Οι γράφοι ροής σήματος αναπτύχθηκαν αρχικά από τον Mason για γραμμικά δίκτυα, συνοδευόμενα με ένα καλά ορισμένο σύνολο από κανόνες. Το γεγονός όμως της μη γραμμικότητας του μοντέλου ενός νευρώνα περιορίζει την εμβέλεια των εφαρμογών τους στα νευρωνικά δίκτυα. οι γράφοι ροής σήματος παρέχουν μια έξυπνη μέθοδο για την αναπαράσταση της ροής σημάτων μέσα σε ένα νευρωνικό δίκτυο.

Ορισμός ροής σήματος:

Ένας γράφος ροής σήματος είναι ένα δίκτυο από κατευθυνόμενους συνδέσμους (κλαδιά), οι οποίοι είναι διασυνδεδεμένοι σε σταθερά σημεία που ονομάζονται κόμβοι. Ένας τυπικός κόμβος j έχει ένα συνδεδεμένο σήμα κόμβου x_j . Ένας τυπικός κατευθυνόμενος σύνδεσμος ξεκινά από έναν κόμβο j και τερματίζει πάνω σε έναν κόμβο k . Έχει μια συνδεδεμένη συνάρτηση μεταφοράς ή εκπομπή, η οποία καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο το σήμα y_k στον κόμβο k εξαρτάται από το σήμα x_j στον κόμβο j .

Υπακούει σε τρεις βασικούς κανόνες και είναι οι εξής:

1. Ένα σήμα ρέει κατά μήκος ενός συνδέσμου μόνο κατά την κατεύθυνση που ορίζεται από το βέλος πάνω στο σύνδεσμο. Μπορούν να διακριθούν δύο διαφορετικοί τύποι :
 - ο Συναπτικοί σύνδεσμοι που καθορίζονται από μια γραμμική σχέση εισόδου-εξόδου.
 - ο Σύνδεσμοι ενεργοποίησης, που καθορίζονται γενικώς από μια μη γραμμική σχέση εισόδου-εξόδου.
2. Ένα σήμα κόμβου ισοδυναμεί με το αλγεβρικό άθροισμα όλων των σημάτων που εισέρχονται στον σχετικό κόμβο μέσω των εισερχόμενων συνδέσμων.
3. Το σήμα σε ένα κόμβο μεταδίδεται σε κάθε εξερχόμενο σύνδεσμο που προέρχεται από τον κόμβο αυτό, με την μετάδοση να είναι εξ' ολοκλήρου ανεξάρτητη από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης των εξερχόμενων συνδέσμων.



Εικόνα 9

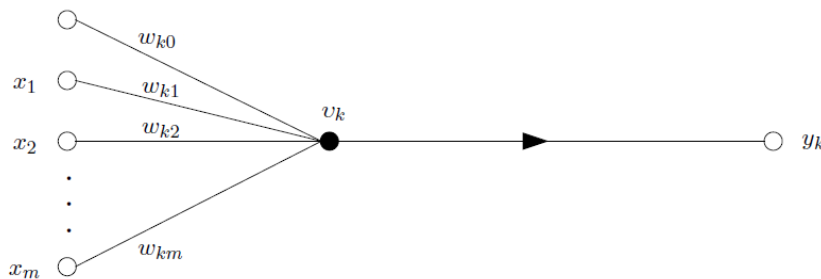
Μπορούμε συνεπώς να δώσουμε ένα νέο ορισμό για το νευρωνικό δίκτυο που υπακούει σε ροή γραφήματος.

Ορισμός νευρωνικού δικτύου ως κατευθυνόμενος γράφος:

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας κατευθυνόμενος γράφος αποτελούμενος από κόμβους με διασυνδεδεμένους συναπτικούς συνδέσμους και συνδέσμους ενεργοποίησης.

Χαρακτηρίζεται από τέσσερις ιδιότητες :

1. Κάθε νευρώνας αναπαριστάται από ένα σύνολο γραμμικών συναπτικών συνδέσμων, μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη μεροληψία, και ένα πιθανό μη γραμμικό σύνδεσμο ενεργοποίησης. Η μεροληψία αναπαριστάται από ένα συναπτικό σύνδεσμο συνδεδεμένο με μια σταθερή είσοδο με τιμή +1.
2. Οι συναπτικοί συνδέσμοι ενός νευρώνα βαρύνουν τα αντίστοιχα σήματα εισόδου.
3. Το βεβαρυνμένο άθροισμα των σημάτων εισόδου ορίζει το επηρεασμένο τοπικό πεδίο του υπό εξέταση νευρώνα.
4. Ο σύνδεσμος ενεργοποίησης συμπιέζει το επηρεασμένο τοπικό πεδίο του νευρώνα για να παράγει μια έξοδο.



Εικόνα 10

Ένας κατευθυνόμενος γράφος επηρεασμένος από το τοπικό του πεδίο ή από το σήμα εξόδου του, θεωρείται ολοκληρωμένος γιατί περιγράφει τη ροή σήματος από νευρώνα σε νευρώνα και τη ροή σήματος μέσα σε κάθε νευρώνα. Όταν περιοριζόμαστε στη ροή σήματος από νευρώνα σε νευρώνα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια απλοποιημένη μορφή αυτού του γράφου που παραλείπει τις λεπτομέρειες της ροής σήματος μέσα στους ανεξάρτητους νευρώνες. Ένας τέτοιος κατευθυνόμενος γράφος λέγεται ότι είναι μερικώς ολοκληρωμένος. Ένας μερικώς ολοκληρωμένος κατευθυνόμενος γράφος, αναφέρεται ως αρχιτεκτονικός γράφος.

Χαρακτηρίζεται ως ακολούθως:

1. Κόμβοι πηγές εφοδιάζουν με σήματα εισόδου τον γράφο.
2. Κάθε νευρώνας αναπαριστάται από ένα μονό κόμβο που καλείται υπολογιστικός κόμβος.
3. Οι σύνδεσμοι επικοινωνίας που διασυνδέουν την πηγή και τους υπολογιστικούς κόμβους του γράφου δεν έχουν βάρη. Παρέχουν μερικώς κατευθύνσεις ροής σήματος μέσα στον γράφο.

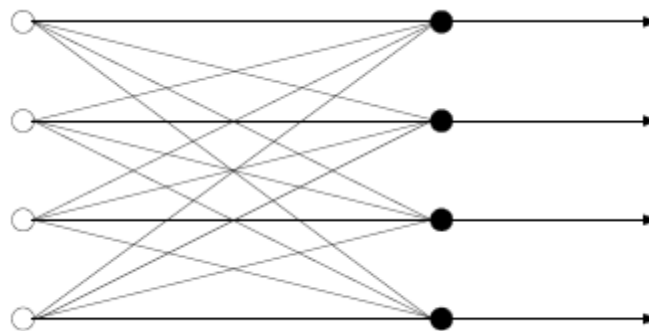
Οι τρεις γραφικές αναπαραστάσεις ενός νευρωνικού δικτύου είναι οι εξής:

1. Το διάγραμμα με κουτιά, που παρέχει μια λειτουργική περιγραφή του δικτύου.
2. Ο γράφος ροής σήματος, που παρέχει μια ολοκληρωμένη περιγραφή ροής σήματος μέσα στο δίκτυο.
3. Ο αρχιτεκτονικός γράφος, που περιγράφει τη διάταξη του δικτύου.

3.6 Αρχιτεκτονικές Δικτύων

3.6.1 Μονοεπίπεδα προς τα Εμπρός Τροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα

Σε ένα νευρωνικό δίκτυο με επίπεδα, οι νευρώνες οργανώνονται με τη μορφή επιπέδων. Στην απλούστερη μορφή ενός δικτύου με επίπεδα, έχουμε ένα επίπεδο εισόδου από κόμβους πηγής που προβάλλεται πάνω σε ένα επίπεδο εξόδου από νευρώνες (υπολογιστικοί κόμβοι). Το αντίστροφο όμως δεν ισχύει. Είναι δηλαδή, τροφοδοτούμενο προς τα εμπρός ή ακυκλικού τύπου. Ένα δίκτυο καλείται μονοεπίπεδο δίκτυο, όταν αναφέρεται στο επίπεδο εξόδου των υπολογιστικών κόμβων (νευρώνες) όταν δεν υπολογίζουμε το επίπεδο εισόδου των κόμβων πηγής γιατί δεν εκτελείται κανένας υπολογισμός εκεί. Ακολουθεί σχηματική αναπαράσταση.



Εικόνα 11

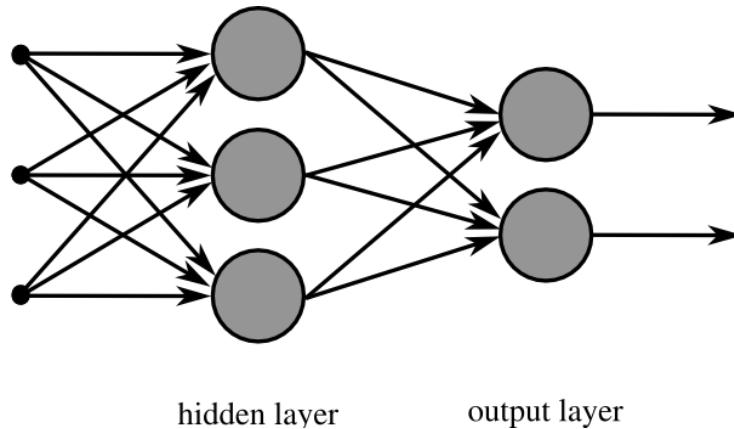
3.6.2 Πολυεπίπεδα προς τα Εμπρός Τροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα πολυεπίπεδα τροφοδοτούμενα προς τα εμπρός νευρωνικά δίκτυα μπορεί να περιέχουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα, των οποίων οι υπολογιστικοί κόμβοι καλούνται αντιστοίχως κρυφοί νευρώνες ή κρυφές μονάδες. Προσθέτοντας αυτά τα κρυφά επίπεδα, το δίκτυο θεωρείται αυτομάτως πιο ικανό να εξάγει στατιστικά υψηλότερης τάξης. Με μια μάλλον ασαφή έννοια το δίκτυο αποκτά μια ολική όψη παρά την τοπική του συνδετικότητα λόγω του επιπλέον συνόλου από συναπτικές συνδέσεις και την επιπλέον διάσταση των νευρωνικών αλληλεπιδράσεων.

Η ικανότητα των κρυφών νευρώνων να εξάγουν στατιστικά υψηλότερης τάξης είναι απαραίτητη και πολύτιμη όταν μιλάμε για μεγάλα επίπεδα εισόδου.

Οι κόμβοι πηγής, στο επίπεδο εισόδου του δικτύου παρέχουν τα αντίστοιχα στοιχεία του προτύπου ενεργοποίησης. Αποτελούν τα σήματα εισόδου που εφαρμόζονται στους νευρώνες στο δεύτερο επίπεδο του δικτύου που είναι ουσιαστικά το πρώτο κρυφό επίπεδο. Τα σήματα εξόδου του δεύτερου επιπέδου χρησιμοποιούνται ως είσοδοι για το τρίτο επίπεδο. Αυτό επαναλαμβάνεται για το υπόλοιπο δίκτυο. Τυπικώς, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο του δικτύου έχουν ως εισόδους τους τα σήματα εξόδου του προηγούμενου επιπέδου μόνο. Το σύνολο των σημάτων εξόδου των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου, στο τελικό επίπεδο δηλαδή, του δικτύου αποτελεί την συνολική απόκριση του δικτύου για το παρεχόμενο πρότυπο ενεργοποίησης από τους κόμβους πηγής στο επίπεδο εισόδου.

Ακολουθεί σχηματική αναπαράσταση.



Εικόνα 12

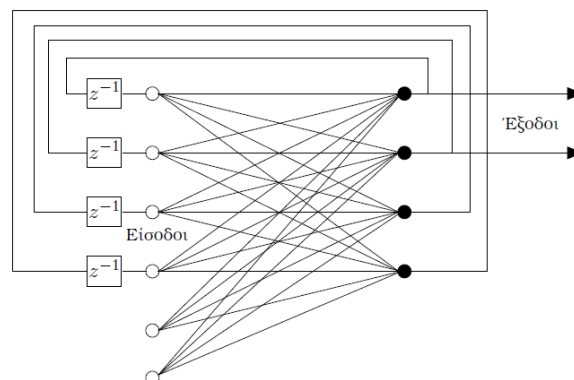
3.6.3 Αναδρομικά Δίκτυα

Ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο διαφέρει από ένα τροφοδοτούμενο προς τα εμπρός νευρωνικό δίκτυο λόγω ύπαρξης τουλάχιστον ενός βρόγχου ανάδρασης.

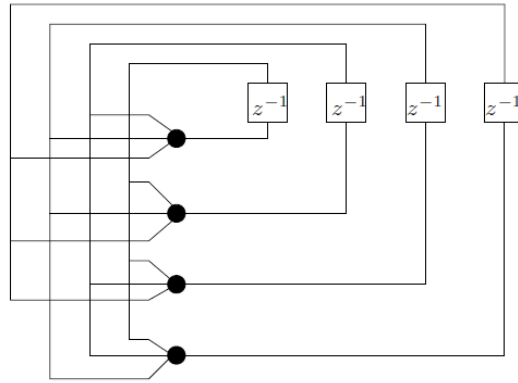
Ένα αναδρομικό δίκτυο μπορεί να αποτελείται από ένα μονό επίπεδο από νευρώνες με κάθε νευρώνα να τροφοδοτεί το σήμα εξόδου του πίσω στις εισόδους όλων των άλλων νευρώνων. Η αυτο-ανάδραση είναι η περίπτωση όπου η έξοδος ενός νευρώνα τροφοδοτείται πίσω στη δική του είσοδο.

Μπορεί όμως να έχει και κρυφούς νευρώνες αναδρομικών δικτύων με κρυφούς νευρώνες.

Τα αναδρομικά δίκτυα μπορεί να επηρεάζουν σε βάθος την ικανότητα εκπαίδευσης του δικτύου και την απόδοσή του. Οι βρόγχοι ανάδρασης περιπλέκουν τη χρησιμοποίηση συγκεκριμένων κλάδων που αποτελούνται από στοιχεία μονάδας καθυστέρησης και που έχουν ως αποτέλεσμα μια μη γραμμική δυναμική συμπεριφορά, υποθέτοντας ότι το νευρωνικό δίκτυο περιέχει μη γραμμικές μονάδες.



Εικόνα 13



Εικόνα 14

Οι εικόνες 15 και 16 αναπαριστούν αναδρομικά δίκτυα. Στο πρώτο αναδρομικό δίκτυο έχουμε κρυφούς νευρώνες ενώ το δεύτερο δεν περιέχει.

3.7 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Ιδιαίτερης σημασίας ιδιότητα ενός νευρωνικού δικτύου είναι η ικανότητα του να μαθαίνει από το περιβάλλον του και να βελτιώνει την απόδοσή του μέσω της εκπαίδευσης. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω αλληλεπιδραστικής διαδικασίας από ρυθμίσεις που εφαρμόζονται στα επίπεδα των βαρών και των μεροληψιών ώστε στην καλύτερη περίπτωση, το δίκτυο να γίνεται πιο γνωστικό για το περιβάλλον του μετά από κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Η βελτίωση στην απόδοση λαμβάνει χώρα πάνω στον χρόνο βάσει κάποιου προκαθορισμένου μέτρου.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης είναι θέμα διαφορετικής οπτικής γωνίας και γι αυτό η ευρεση ενός τελικού ορισμού για τον όρο «Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου» δυσκολεύει τρομερά.

Αν υποθέσουμε πως ο ορισμός που θα εκφραστεί υπακούει στα ακόλουθα :

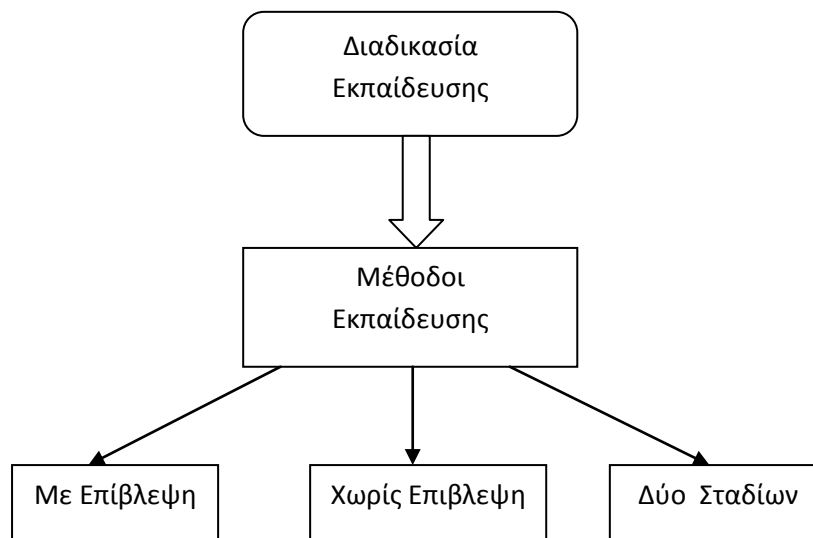
1. Το νευρωνικό δίκτυο διεγείρεται από ένα περιβάλλον.
2. Το νευρωνικό δίκτυο υφίσταται αλλαγές στις ελεύθερες παραμέτρους του ως αποτέλεσμα αυτής της διέγερσης.
3. Το νευρωνικό δίκτυο αποκρίνεται με ένα νέο τρόπο στο περιβάλλον λόγω των αλλαγών που έχουν συμβεί στην εσωτερική του δομή.

Τότε, έχουμε τον ορισμό εκφρασμένο όπως πιο κάτω.

Ορισμός Εκπαίδευσης Νευρωνικού Δικτύου:

Η εκπαίδευση είναι μια διαδικασία από την οποία οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου προσαρμόζονται μέσω μιας διαδικασίας διέγερσης από το περιβάλλον στο οποίο είναι εμπεδωμένο το δίκτυο. Ο τύπος της εκπαίδευσης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο λαμβάνει χώρα η αλλαγή της παραμέτρου.

Αφού δόθηκε ο ορισμός της εκπαίδευσης, δίδονται σχηματικά οι μέθοδοι με τις οποίες μπορεί να εκπαιδευτεί ένα νευρωνικό δίκτυο. Κάθε μέθοδος θα αναλυθεί πιο κάτω και θα δούμε πως επηρεάζει κάθε μια απ' αυτές το δίκτυο που εξετάζουμε κάθε φορά. Θα δούμε τις διαφορές και τα όποια κοινά στοιχεία μπορεί να εμφανίζουν.



Σχήμα 2

3.7.1 Εκπαίδευση Με Επίβλεψη

Η εκπαίδευση με επίβλεψη ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου γίνεται με την χρήση ενός συνόλου απεικόνισης εισόδου – εξόδου, το οποίο ονομάζουμε σύνολο εκπαίδευσης. Το σύνολο αυτό παρέχει στο δίκτυο πληροφορίες για τη συσχέτιση των εισόδων με τις εξόδους. Αυτή η πληροφορία αποθηκεύεται στις διάφορες συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες του δικτύου έτσι ώστε να υλοποιείται μια απεικόνιση από τα δεδομένα εισόδου στα δεδομένα εξόδου. Εκτός του συνόλου εκπαίδευσης χρησιμοποιείται κι άλλο ένα σύνολο απεικόνισης εισόδου – εξόδου, το σύνολο ελέγχου. Αυτό το σύνολο, εφαρμόζεται στο δίκτυο μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης, για να διαπιστωθεί η ικανότητα γενίκευσης του τεχνητού νευρωνικού δικτύου σε δεδομένα με τα οποία δεν έχει ήδη εκπαιδευτεί. Σκοπός της εκπαίδευσης με επίβλεψη είναι η σωστή πρόβλεψη της εξόδου όταν γνωρίζουμε την είσοδο. Δηλαδή, όταν εφαρμόζεται στο δίκτυο μία είσοδος, η πραγματική έξοδος να ισούται με την επιθυμητή.

3.7.2 Εκπαίδευση Χωρίς Επίβλεψη

Η εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου γίνεται με την χρήση δεδομένων εισόδου, τα οποία ονομάζουμε σύνολο εκπαίδευσης. Το σύνολο αυτό παρέχει στο δίκτυο πληροφορίες για τις ιδιότητες της εισόδου οι οποίες αποθηκεύονται στις διάφορες συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες του δικτύου. Σκοπός της εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι η ανακάλυψη κάποιων βασικών ιδιοτήτων και η αυτοοργάνωση των δεδομένων που εφαρμόζονται στην είσοδο του δικτύου.

3.7.3 Εκπαίδευση Δύο Σταδίων

Η εκπαίδευση δύο σταδίων είναι ο συνδυασμός των μεθόδων εκπαίδευσης που προαναφέρθηκαν και εκτελείται, όπως φανερώνει και το όνομά της, σε δύο στάδια. Κατά το πρώτο στάδιο, γίνεται εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη, η οποία ομαδοποιεί τα δεδομένα εισόδου. Κατά το δεύτερο στάδιο γίνεται εκπαίδευση με επίβλεψη, και έτσι δημιουργείται η συνάρτηση απεικόνισης εισόδου – εξόδου. Οι ομάδες του πρώτου σταδίου χρησιμεύουν για να αρχικοποιηθεί το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο κατά το δεύτερο στάδιο.

3.7.4 Προβλήματα Κατά Την Εκπαίδευση

Οι διαδικασίες εκπαίδευσης μπορεί να φαίνονται σωστές, εντούτοις μπορεί να έχουν αρκετά προβλήματα, που ακόμα δεν έχουν απαντηθεί επαρκώς. Συνήθως, οι απαντήσεις που μπορούμε να πάρουμε είναι εμπειρικές.

Έτσι, μπορούμε να δοκιμάζουμε κάποιες λογικές τιμές, τις οποίες θα πρέπει να μεταβάλλουμε ανάλογα με τα αποτελέσματα που θα παίρνουμε, μέχρις ότου αυτά είναι ικανοποιητικά για πιο σίγουρο τελικό αποτέλεσμα.

Κεφάλαιο 4: Νευρο-Ασαφή Συστήματα

Τα νευρο-ασαφή συστήματα είναι ένας σχετικά νέος κλάδος που έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια και συνδυάζει τα χαρακτηριστικά δύο τεχνολογιών, των νευρωνικών δικτύων και των ασαφών συστημάτων. Ο σκοπός ήταν η εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων της κάθε μίας, στοχεύοντας κυρίως στην υπολογιστική δύναμη των νευρωνικών δικτύων και στην υψηλού επιπέδου επικοινωνία με τον χρήστη που παρέχουν τα ασαφή συστήματα, μέσω των γλωσσικών μεταβλητών. Πιο συγκεκριμένα, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν πολύ μεγάλες δυνατότητες όσον αφορά στον χειρισμό μη επεξεργασμένων πολυδιάστατων δεδομένων. Το δύσκολο όμως είναι να μπει ο χρήστης στην λογική της λύσης ενός προβλήματος από ένα νευρωνικό δίκτυο.

Τα ασαφή συστήματα από την άλλη, λειτουργούν σε πιο υψηλό επίπεδο χρησιμοποιώντας κανόνες και ομαδοποιώντας τα δεδομένα ανάλογα με τις ιδιότητες που έχουν. Σαν αποτέλεσμα λοιπόν να είναι καταλληλότερα στο να επικοινωνούν με τον χρήστη ο οποίος μπορεί εύκολα να τους μεταβιβάσει τη γνώση που έχει για το όποιο πρόβλημα αλλά και να ελέγχει ανά πάσα στιγμή την λειτουργία τους. Δεν έχουν όμως την ικανότητα να μαθαίνουν από δεδομένα οπότε είναι δύσκολο να χρησιμοποιηθούν σε προβλήματα όπου ο χρήστης δεν ξέρει εκ των προτέρων την λύση υπό μορφή κανόνων.

Οι δύο τεχνολογίες αλληλοσυμπληρώνονται, αφού η μία καλύπτει τα κενά της άλλης, ώστε να προκύψουν συστήματα ικανά να επιλύουν με υψηλή απόδοση πολύπλοκα πρακτικά προβλήματα. Όσον αφορά όμως τον τρόπο που θα συνδυαστούν για να επιτευχθεί το κατάλληλο αποτέλεσμα έχουν διατυπωθεί διάφορες μορφές και έχουν υλοποιηθεί διάφορα μοντέλα που κατηγοριοποιούνται ως εξής:

Νευρο-Ασαφή Συστήματα	Ασαφή Νευρωνικά Δίκτυα	Υβριδικά συστήματα
Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται ώστε να δώσουν ικανότητες μάθησης από δεδομένα σε ασαφή συστήματα.	Ανήκουν νευρωνικά δίκτυα στα οποία έχουν δοθεί ιδιότητες ασαφούς λογικής.	Περιλαμβάνει συστήματα τα οποία αποτελούνται από ολοκληρωμένα νευρωνικά και ασαφή συστήματα τα οποία συνεργάζονται μεταξύ τους.

Πίνακας 2

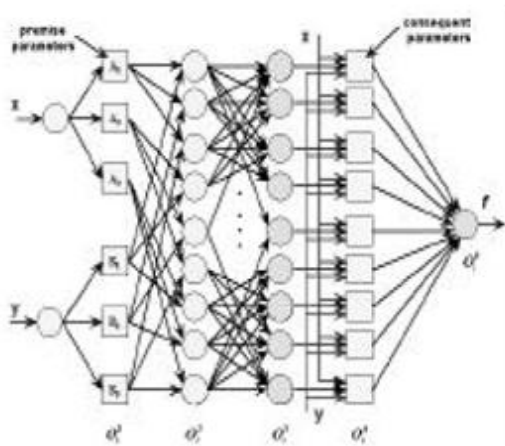
Αναλόγως των περιστάσεων επιλέγεται η σωστή προσέγγιση παρόλο που όλες οι παραπάνω προσεγγίσεις παρουσιάζουν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους.

Τα νευρο-ασαφή συστήματα εκτελούν ασαφή συλλογιστική χρησιμοποιώντας μάθηση με χρήση νευρωνικών δικτύων. Αυτό το καταφέρνουν συνδυάζοντας στη δομή τους τις δύο αυτές δυνατότητες. Αποτελούνται από διάφορους τύπους νευρώνων κι ο καθένας αντιστοιχεί σε κάποια λειτουργία των ασαφών συστημάτων σε αντίθεση με τα νευρωνικά δίκτυα όπου οι νευρώνες εκτελούν την ίδια λειτουργία. Τα δίκτυα αυτά σύμφωνα με τη δομή τους ανήκουν στην κατηγορία των νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης. Οι νευρώνες τους όπως αναφέρθηκε, στην

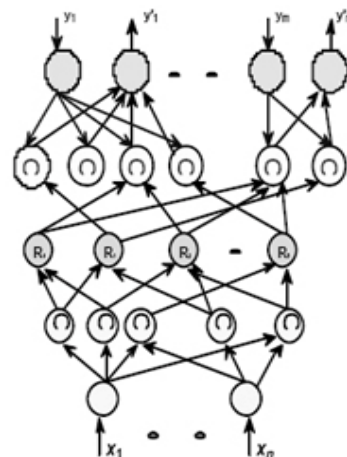
κανονική λειτουργία εκτελούν ασαφή συλλογιστική. Η δομή τους όμως επιτρέπει να χρησιμοποιήσουν αλγορίθμους μάθησης για την εκπαίδευσή τους και έχουμε δημιουργία ασαφών διαμερίσεων στους χώρους εισόδου και εξόδου όπως και οι ασαφείς κανόνες. Δεδομένου του ότι τόσο για τον κάθε κανόνα όσο και για την κάθε γλωσσική μεταβλητή αντιστοιχούν κάποιοι νευρώνες, η μάθηση μπορεί να χαρακτηριστεί δομική. Μετά την δομική όμως μπορεί να ακολουθήσει και παραμετρική μάθηση για να βελτιστοποιηθούν οι τιμές των διαφόρων παραμέτρων του δικτύου. Ανάλογα με το συγκεκριμένο μοντέλο μπορεί να γίνει μόνο το ένα από τα δύο στάδια μάθησης ή ακόμη και τα δύο.

Στον πιο κάτω πίνακα αναγράφονται τα βασικότερα νευρο-ασαφή συστήματα με αντίστοιχη σχηματική απεικόνιση:

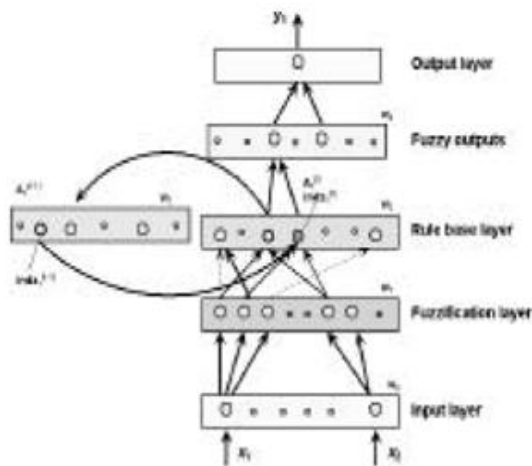
ΣΥΣΤΗΜΑ	ΣΧΗΜΑ
Anfis	Σχήμα 3
Falcon	Σχήμα 4
EfuNN	Σχήμα 5
SONFIN	Σχήμα 6
FINEST	Σχήμα 7
NEFCON	Σχήμα 8
FUN	Σχήμα 9
Garic	Σχήμα 10



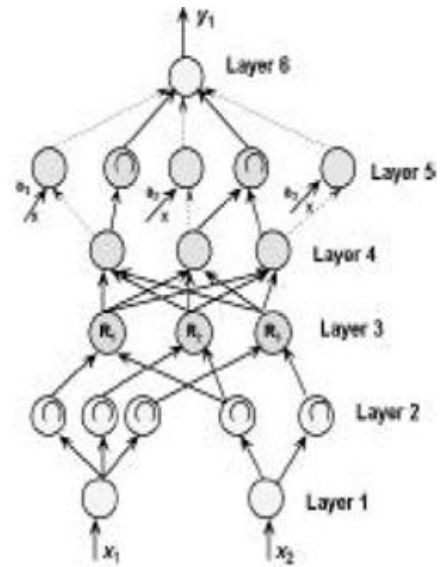
Σχήμα 3



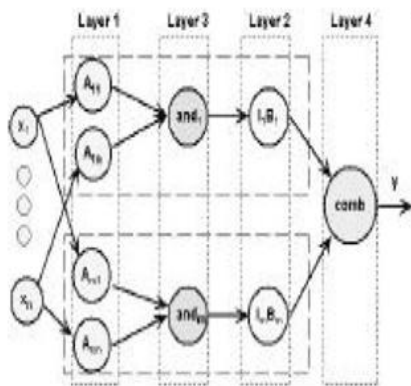
Σχήμα 4



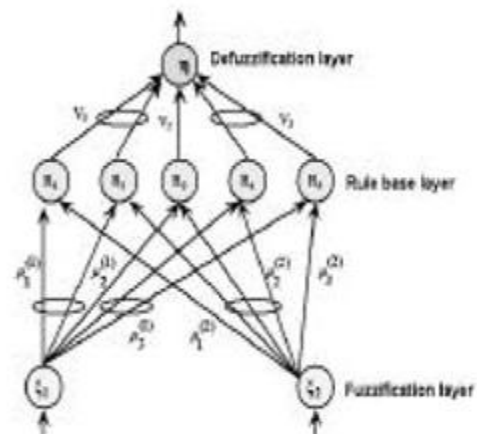
Σχήμα 5



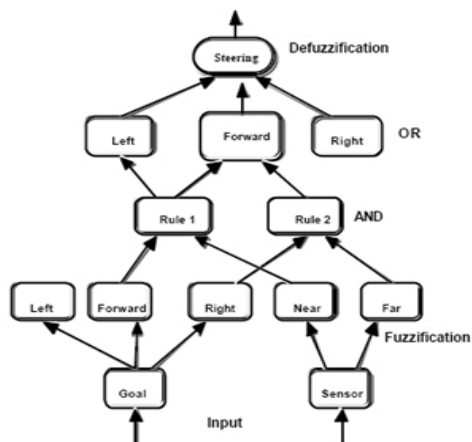
Σχήμα 6



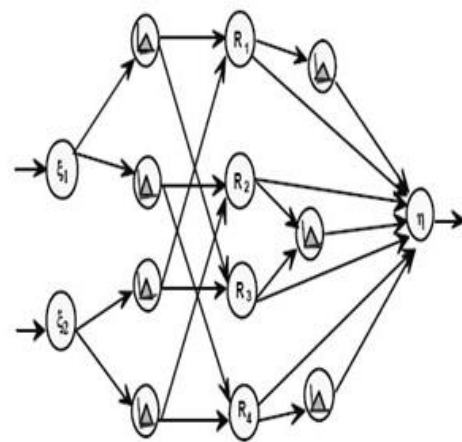
Σχήμα 7



Σχήμα 8



Σχήμα 9



Σχήμα 10

Κεφάλαιο 5: Σχεδίαση Ασαφούς Ελεγκτή

5.1 Ανάπτυξη Συστήματος Προσομοίωσης

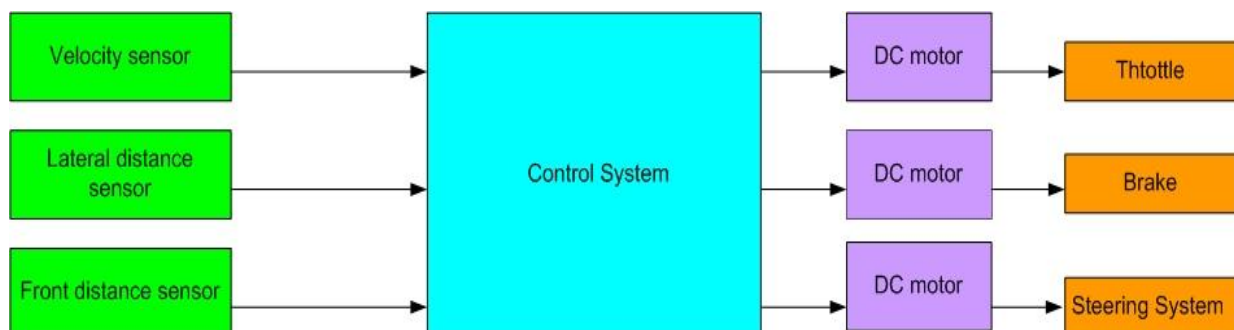
Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η ανάπτυξη ενός ασαφούς ελεγκτή στο περιβάλλον Simulink της Matlab.

Αρχικά σχεδιάστηκε στο περιβάλλον Simulink το σύστημα ελέγχου ενός αυτόνομου οχήματος. Το σύστημα ελέγχου αποτελείται από τους αισθητήρες, τον ελεγκτή και τους ενεργοποιητές. Συνήθως για ενεργοποιητές χρησιμοποιούνται DC κινητήρες οι οποίοι μεταδίδουν κίνηση στα απαιτούμενα συστήματα.

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή, υπάρχουν τρεις αισθητήρες. Ο αισθητήρας ταχύτητας, ένας αισθητήρας ο οποίος ανιχνεύει την απόσταση αντικειμένων μπροστά από το όχημα καθώς και ένας αισθητήρας ο οποίος ανιχνεύει τυχόν εμπόδια στις δυο πλευρές του οχήματος.

Οι ενεργοποιητές είναι τρεις DC κινητήρες οι οποίοι ελέγχουν τον επιταχυντή, το φρένο και το σύστημα διεύθυνσης. Η κίνηση των κινητήρων είναι ανάλογη με τη τάση που δέχονται.

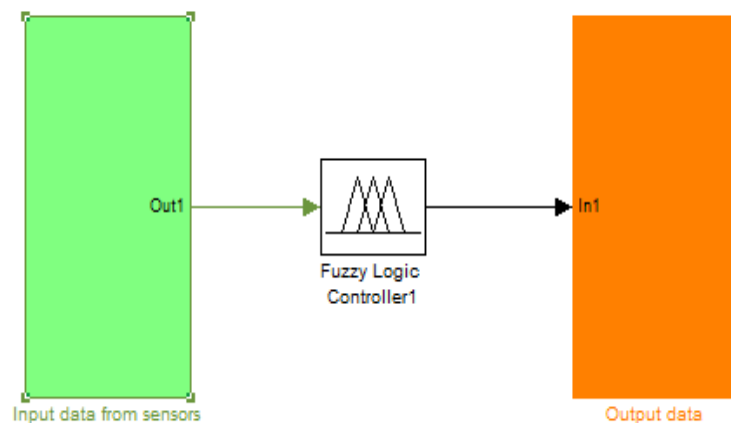
Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η αρχή λειτουργίας του συστήματος που υλοποιήθηκε.



Σχήμα 11

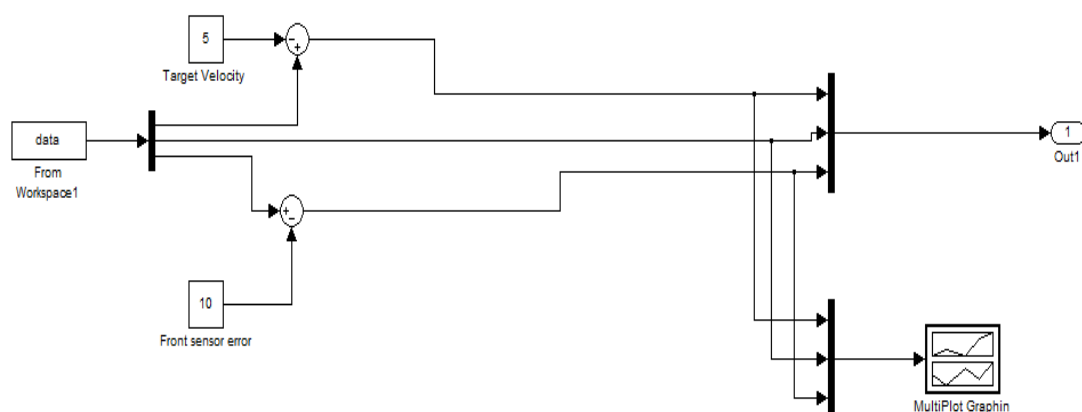
Τα δεδομένα που καταγράφουν οι αισθητήρες εισάγονται στο μοντέλο από το χρήστη πριν την έναρξη της προσομοίωσης. Τα στοιχεία περιέχονται σε αρχείο τύπου .mat. Στα παρακάτω σχήματα φαίνεται το σύστημα όπως υλοποιήθηκε στο Simulink.

Στη μέση του σχήματος διακρίνεται ο ασαφής ελεγκτής στον οποίο εισάγονται τα δεδομένα από το χρήστη και εξάγει τις κινήσεις που πρέπει να εκτελέσουν οι ενεργοποιητές.



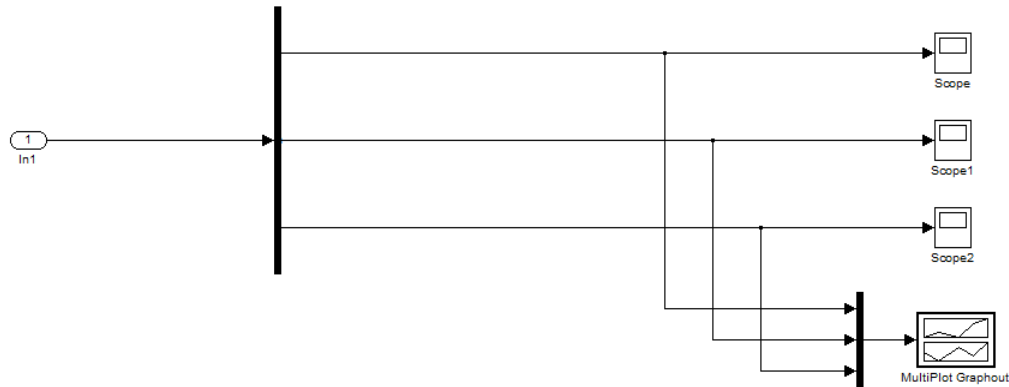
Σχήμα 12

Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται το εσωτερικό του “input data from sensors” της παραπάνω εικόνας. Τα δεδομένα εισάγονται από το αρχείο “data”. Στον ελεγκτή εισάγεται το σφάλμα ταχύτητας καθώς και το σφάλμα του αισθητήρα εύρεσης εμποδίων μπροστά από το όχημα. Για την εύρεση του σφάλματος, η επιθυμητή ταχύτητα (5 m/s) αφαιρείται από τις τιμές των ταχυτήτων που εισάγονται από το αρχείο. Η ίδια διαδικασία πραγματοποιείται και για τον αισθητήρα που υπολογίζει την μπροστινή απόσταση από το όχημα (επιθυμητή απόσταση 10m). Οι τιμές που εισάγονται για τις πλαϊνές αποστάσεις εισάγονται απευθείας στον ελεγκτή, χωρίς να υπολογίζεται το σφάλμα. Αυτή η υλοποίηση χρησιμεύει καθώς ανάλογα με το πρόσημο που έχει η κάθε τιμή ο ελεγκτής αντιλαμβάνεται αν το εμπόδιο βρίσκεται στη δεξιά ή στην αριστερή πλευρά του οχήματος.



Εικόνα 15

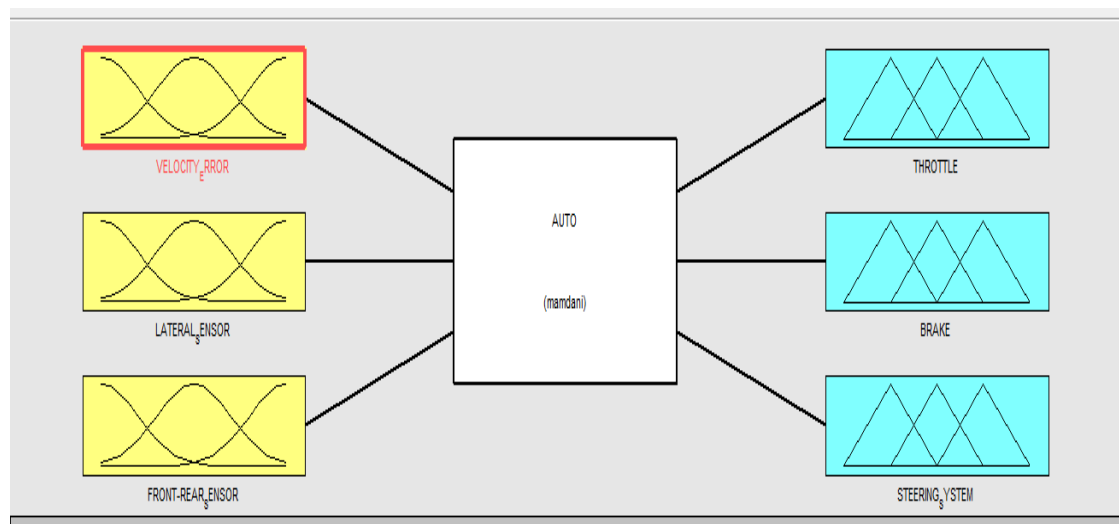
Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται το εσωτερικό του “output data” της εικόνας. Σε αυτή τη περιοχή απλώς απεικονίζονται με γραφικές παραστάσεις τα αποτελέσματα που εξάγονται από τον ελεγκτή.ⁱ



Εικόνα 16

5.2 Ανάπτυξη Ασαφούς Ελεγκτή

Η ανάπτυξη του ασαφούς ελεγκτή υλοποιήθηκε στο Fuzzy Logic Toolbox της Matlab. Στη παρακάτω εικόνα φαίνονται οι εισόδοι και οι έξοδοι του ελεγκτή. Οι εισόδοι είναι : Velocity_error, Lateral_sensor, Front_sensor ενώ οι έξοδοι είναι: Throttle, Brake, Steering_System.

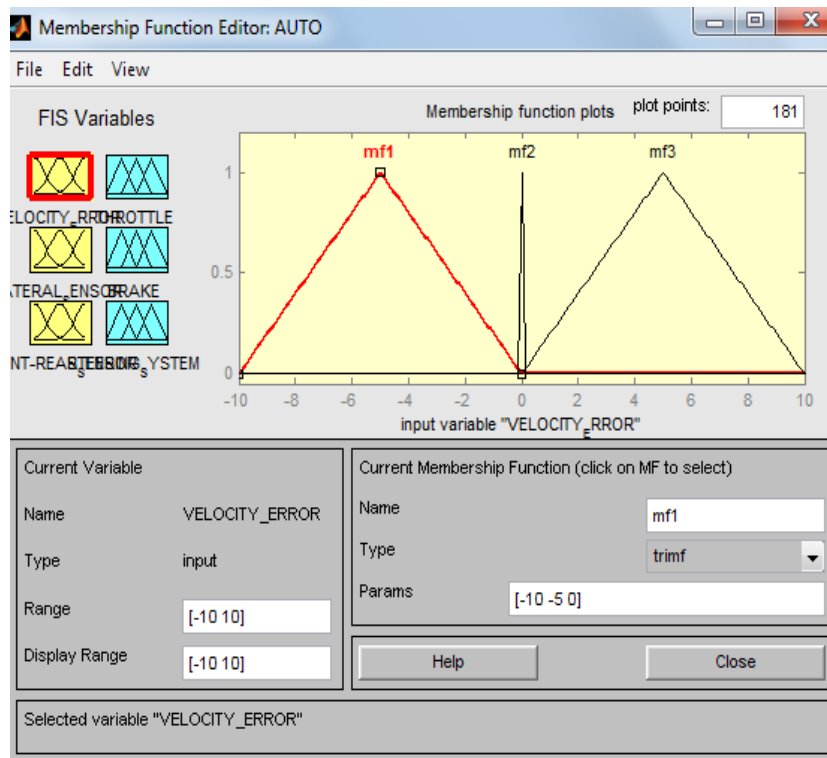


Εικόνα 17

Για τη κάθε μεταβλητή εισόδου και εξόδου σχεδιάστηκαν οι συναρτήσεις συμμετοχής της. Η μορφή των συναρτήσεων συμμετοχής που αναπτύχθηκαν είναι τριγωνική. Ο τύπος του ασαφούς συστήματος είναι Mandami, δηλαδή η έξοδος των κανόνων είναι ασαφείς τιμές που πρέπει να συνδυαστούν.

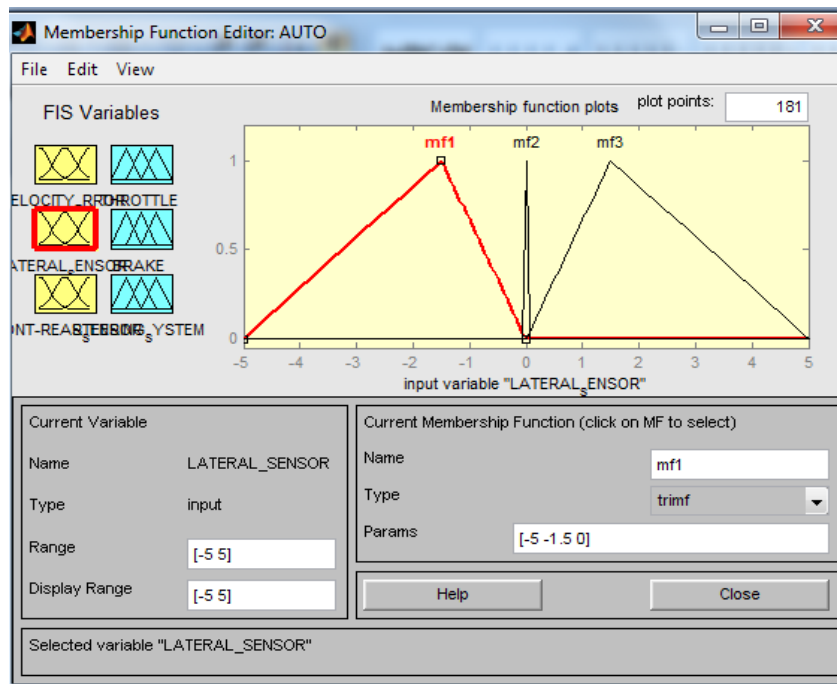
Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται οι συναρτήσεις συμμετοχής κάθε μεταβλητής. Οι μεταβλητές εισόδου αποτελούνται από τρεις συναρτήσεις συμμετοχής (mf1,mf2,mf3) η κάθε μια.

Στη μεταβλητή Velocity_error με mf1 παριστάνεται η αρνητική τιμή της μεταβλητής (το όχημα έχει μικρότερη τιμή από τη τιμή στόχο), με mf2 όταν η τιμή της ταχύτητας ισούται με τη τιμή του στόχου και με mf3 όταν η τιμή της ταχύτητας είναι μεγαλύτερη της τιμής του στόχου.



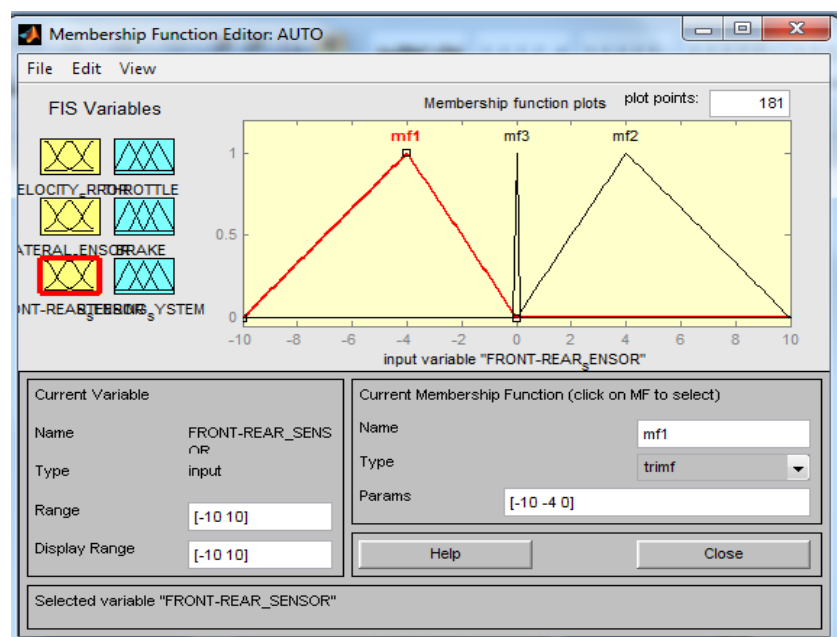
Εικόνα 18

Στη μεταβλητή Lateral_sensor η συνάρτηση mf1 ενεργοποιείται όταν υπάρχουν εμπόδια στην αριστερή πλευρά του οχήματος ενώ η mf3 όταν υπάρχουν εμπόδια στην δεξιά πλευρά του οχήματος. Η ενεργοποίηση της mf2 προϋποθέτει την απουσία εμποδίων και στις δυο πλευρές του οχήματος.



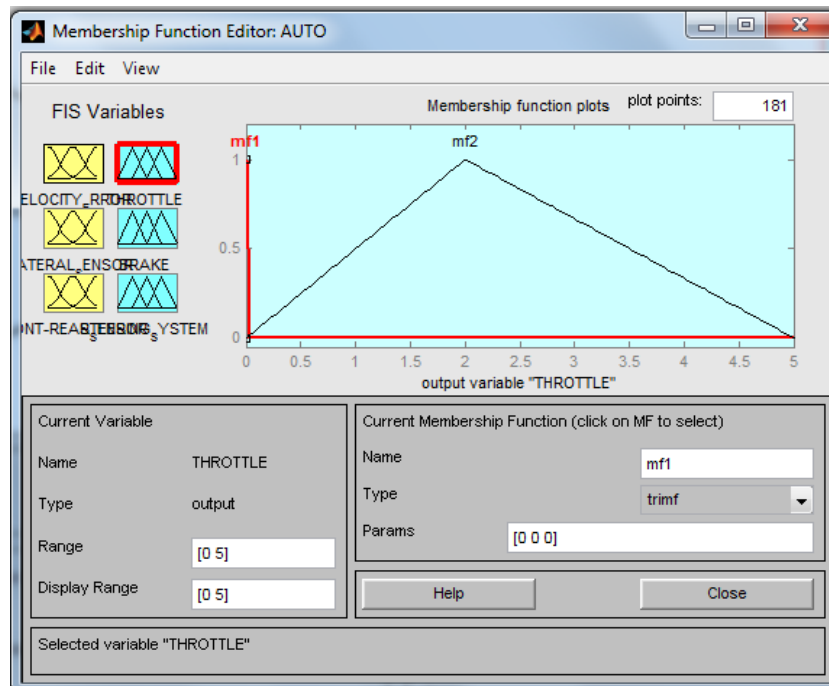
Εικόνα 19

Στη μεταβλητή Front_sensor η συνάρτηση mf1 ενεργοποιείται όταν υπάρχουν εμπόδια εμπρός από το όχημα σε απόσταση μικρότερη των 10m του ενώ η mf2 όταν τα εμπόδια είναι σε μεγαλύτερη των 10m απόσταση. Η ενεργοποίηση της mf3 πραγματοποιείται όταν η απόσταση είναι ακριβώς 10m (στις αποστάσεις μικρότερες ή ίσες των 10m το όχημα αρχίζει να υλοποιεί κινήσεις ώστε να αποφύγει τα εμπόδια). Η ύπαρξη της mf3 δεν είναι αναγκαία ωστόσο αποφασίστηκε να υλοποιηθεί καθώς βοηθάει στη σύνταξη των κανόνων.



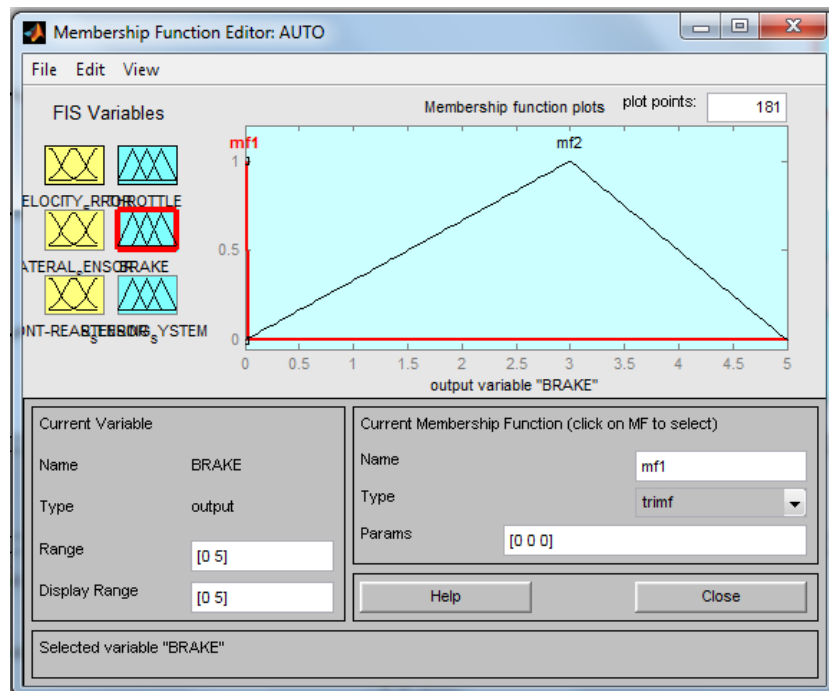
Εικόνα 20

Για τη μεταβλητή εξόδου Throttle δημιουργήθηκαν δυο συναρτήσεις συμμετοχής, τις mf1, mf2. Η mf1 ενεργοποιείται όταν δεν απαιτείται η ενεργοποίηση του επιταχυντή ενώ η mf2 όταν απαιτείται.



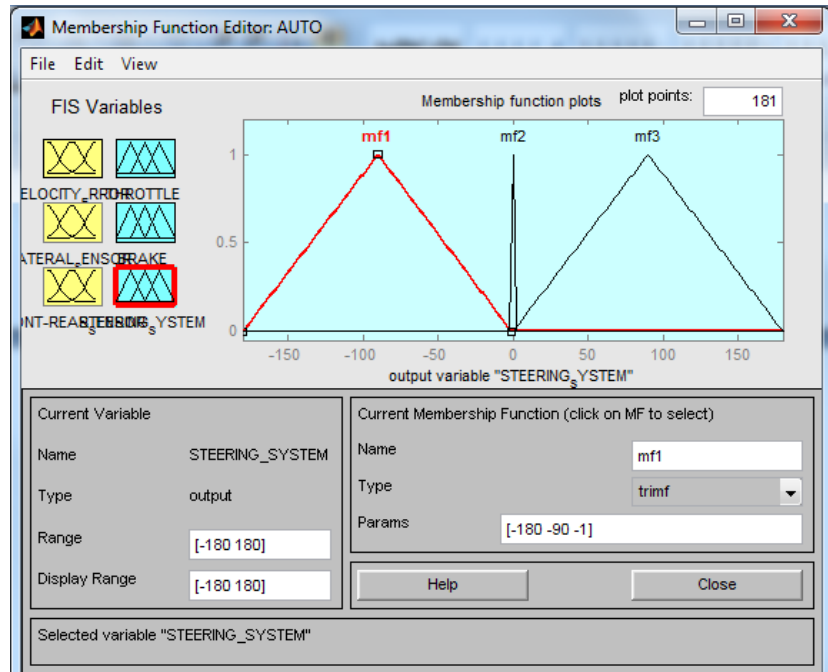
Εικόνα 21

Η μεταβλητή Brake επίσης αποτελείται από δυο συναρτήσεις συμμετοχής (mf1, mf2). Η mf1 ενεργοποιείται όταν δεν ενεργοποιείται το φρένο ενώ η mf2 στην αντίθετη περίπτωση.



Εικόνα 22

Η μεταβλητή *Steering_System* αποτελείται από τρεις συναρτήσεις συμμετοχής (*mf1*, *mf2*, *mf3*). Η *mf1* ενεργοποιείται όταν το όχημα πρέπει να στρίψει αριστερά ενώ η *mf3* όταν πρέπει να στρίψει δεξιά. Η *mf2* ενεργοποιείται όταν το όχημα πρέπει να κινηθεί σε ευθεία πορεία.

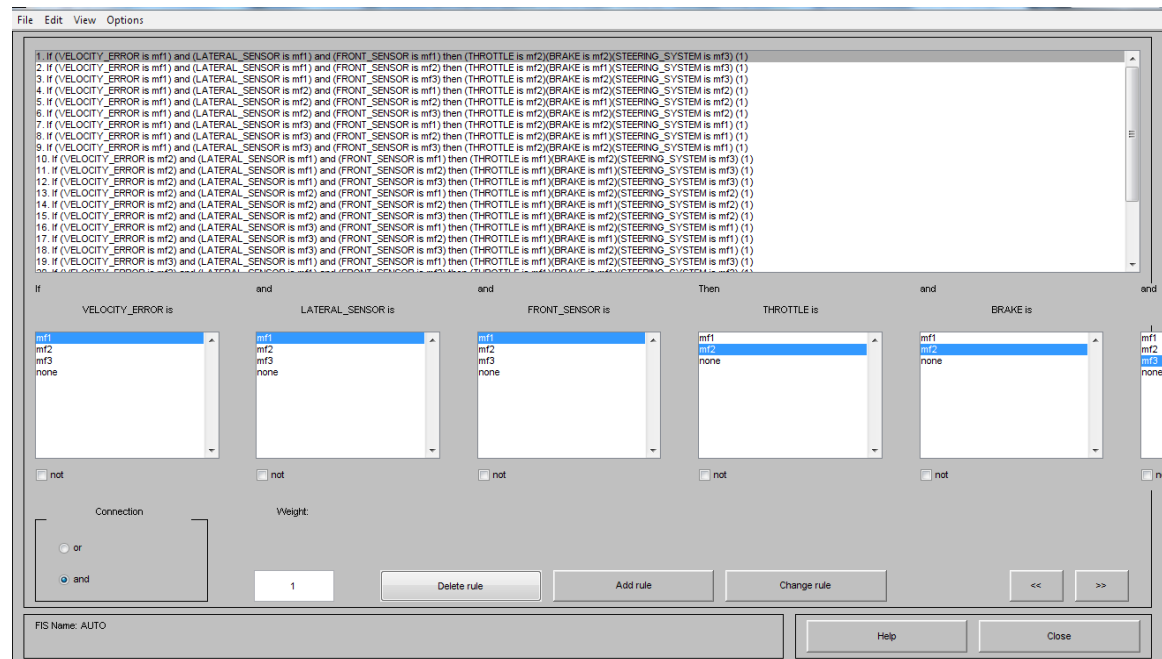


Εικόνα 23

5.3 Δημιουργία Κανόνων Ελεγκτή

Οι κανόνες που δημιουργήθηκαν είναι της μορφής :

AN *Velocity_error* ΕΙΝΑΙ *mf1* ΚΑΙ *Lateral_sensor* ΕΙΝΑΙ *mf2* ΚΑΙ *Front_sensor* ΕΙΝΑΙ *mf3* ΤΟΤΕ *Throttle* ΕΙΝΑΙ *mf2* ΚΑΙ *Brake* ΕΙΝΑΙ *mf1* ΚΑΙ *Steering_System* ΕΙΝΑΙ *mf2*.



Ο συνολικός αριθμός των κανόνων που δημιουργήθηκαν είναι 27.

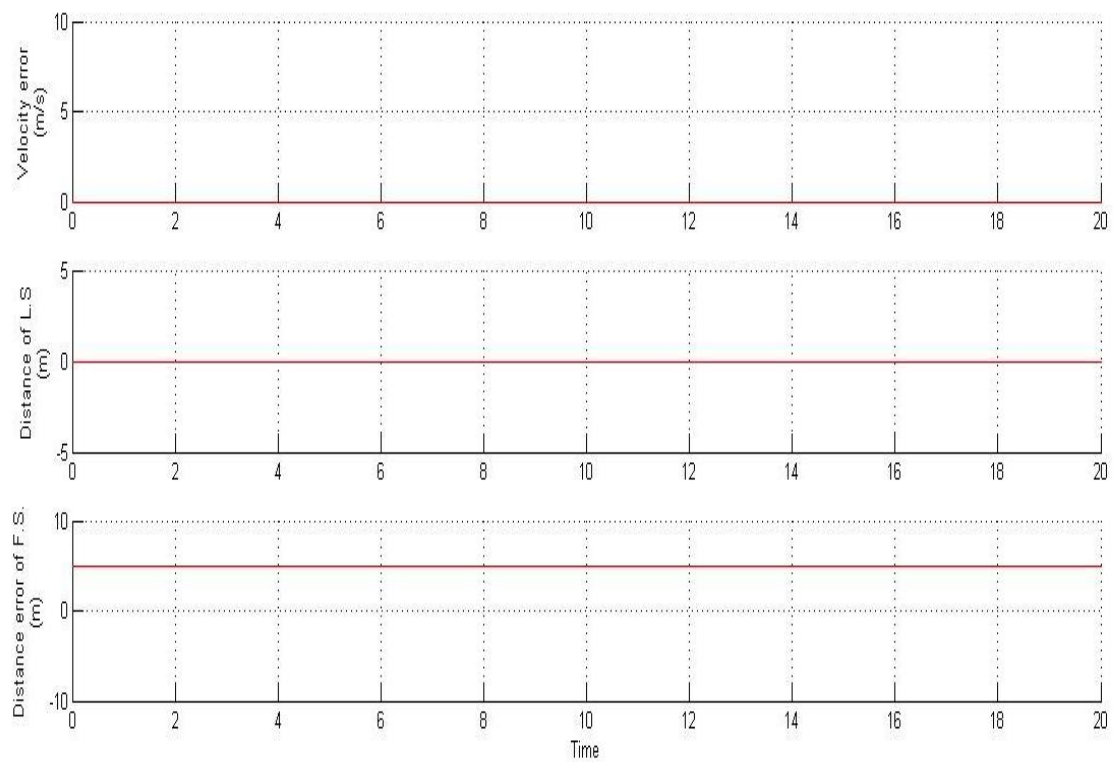
5.4 Προσομοιώσεις

Για την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με τη λειτουργία του ασαφούς ελεγκτή πραγματοποιήθηκαν ορισμένες προσομοιώσεις οι οποίες παρουσιάζονται και αναλύονται παρακάτω.

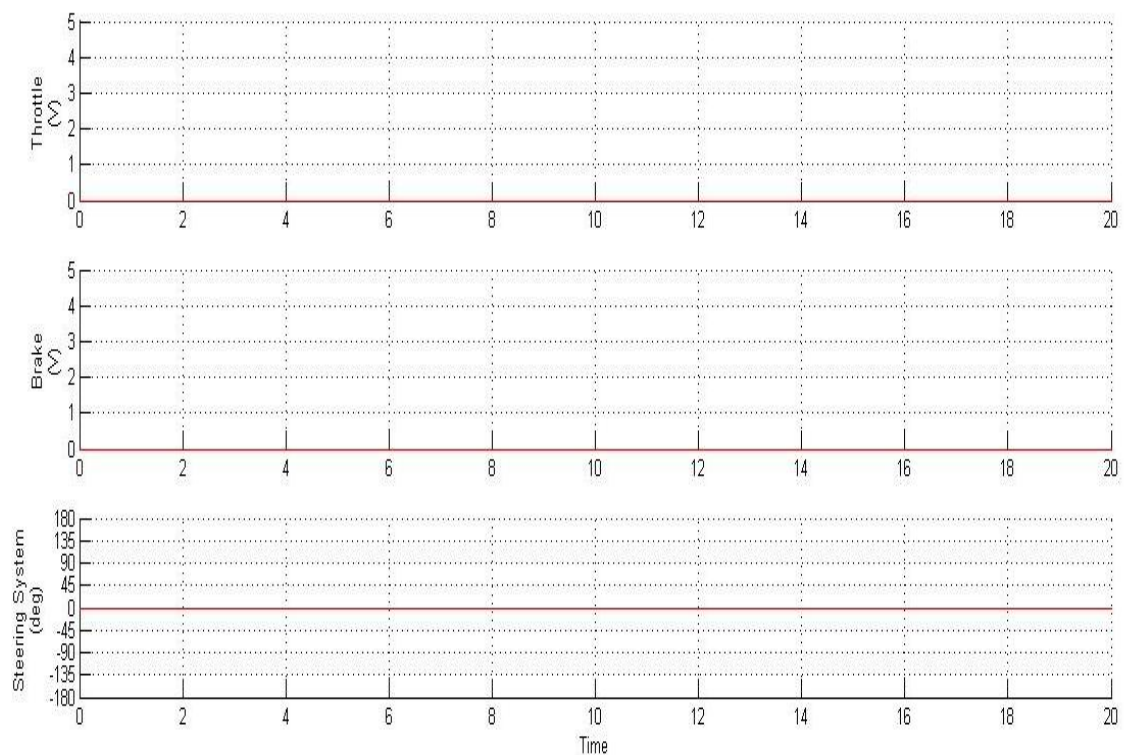
Προσομοίωση 1

Σε αυτή τη προσομοίωση τα δεδομένα εισόδου έχουν σταθερή τιμή όλες τις χρονικές στιγμές. Πιο συγκεκριμένα: velocity_error=0, distance of LS=0, Distance error of F.S.=0. Πρακτικά η εισαγωγή αυτών των δεδομένων σημαίνει ότι το όχημα κινείται με τη ταχύτητα που έχει οριστεί και δεν υπάρχουν εμπόδια στη δεξιά και αριστερή πλευρά του καθώς και μπροστά του.

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνεται ότι ο ελεγκτής αντιδρά όπως θα έπρεπε σύμφωνα με τους κανόνες που έχουμε εισάγει. Δεν δίνει εντολή σε κανένα κινητήρα να αλλάξει τη κατάσταση του.



Γραφική πράσταση 12: Δεδομένα εισόδου προσομοίωσης 1

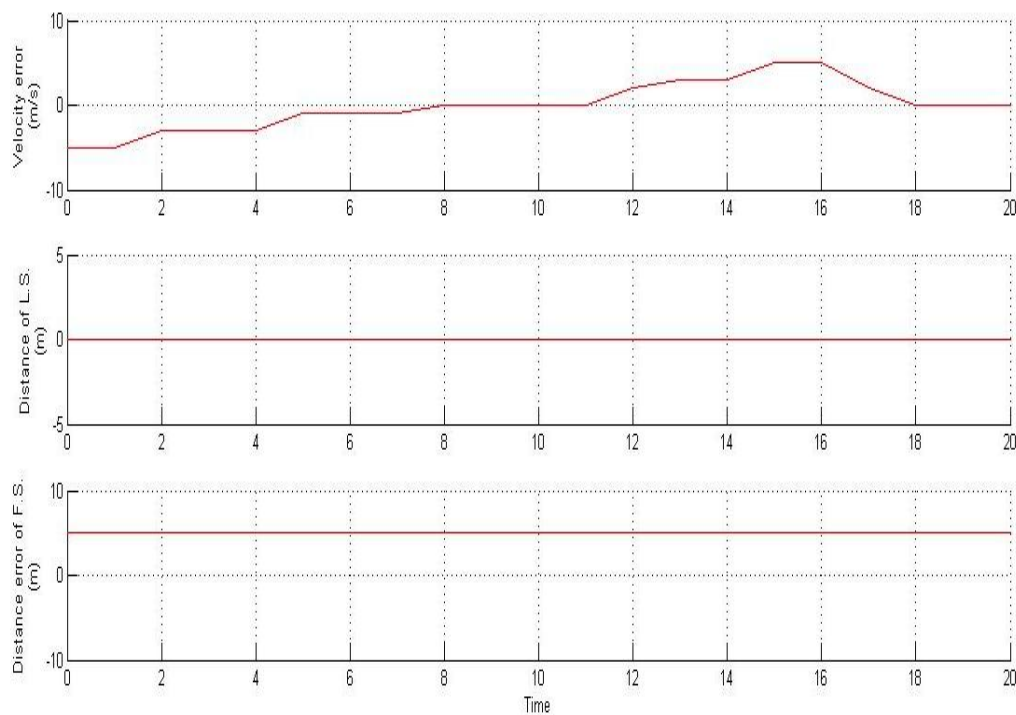


Γραφική πράσταση 13: Αποτελέσματα προσομοίωσης 1

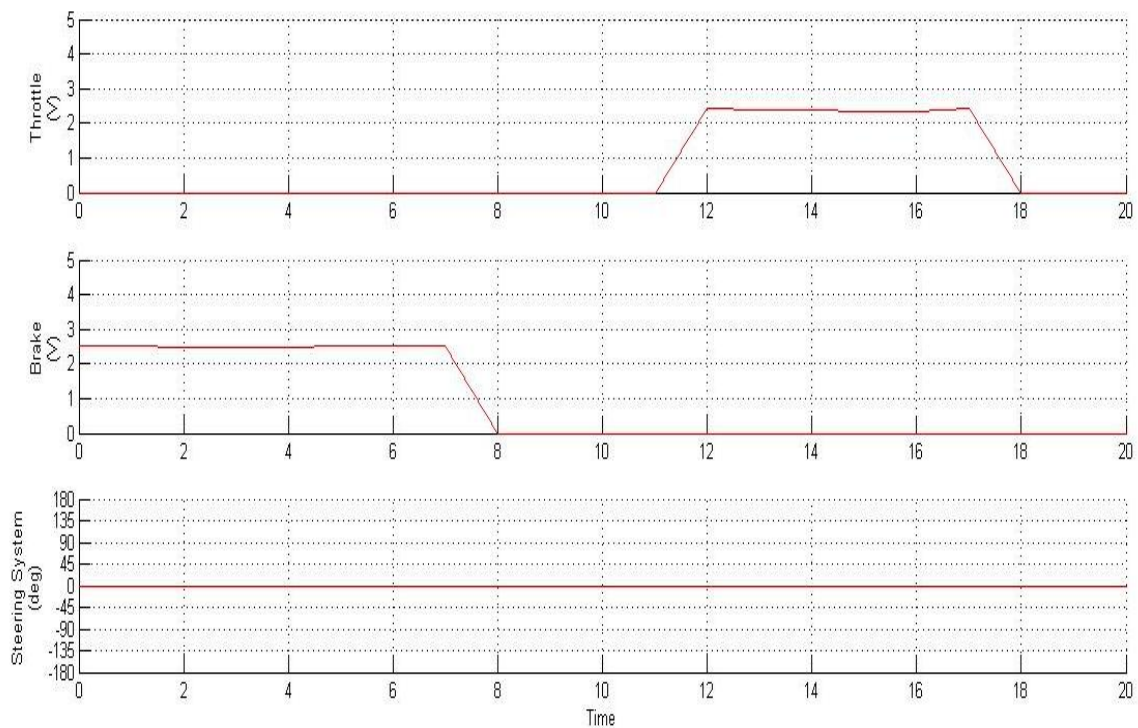
Προσομοίωση 2

Σε αυτή τη προσομοίωση τα δεδομένα εισόδου από τους αισθητήρες ανίχνευσης εμποδίων έχουν σταθερή τιμή (δεν ανιχνεύουν εμπόδια σε κοντινές αποστάσεις) ενώ το σφάλμα της ταχύτητας συνεχώς αλλάζει τιμή. Πρακτικά η εισαγωγή αυτών των δεδομένων σημαίνει ότι το όχημα κινείται με μεταβαλλόμενη ταχύτητα και δεν υπάρχουν εμπόδια σε καμία πλευρά του.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνεται ότι ο ελεγκτής αντιδρά έτσι ώστε να αλλάξει η ταχύτητα του οχήματος και να αποκτήσει την επιθυμητή τιμή. Πιο συγκεκριμένα, όταν το σφάλμα της ταχύτητας είναι αρνητικό, δηλαδή το όχημα έχει μεγαλύτερη τιμή από την επιθυμητή ο ελεγκτής δίνει εντολή στο κινητήρα του φρένου να ενεργοποιηθεί έτσι ώστε το όχημα να επιβραδύνει. Στη συνέχεια που η ταχύτητα είναι μικρότερη της επιθυμητής ο ελεγκτής δίνει εντολή στο κινητήρα του επιταχυντή.



Γραφική πράσταση 14: Δεδομένα εισόδου προσομοίωσης 2

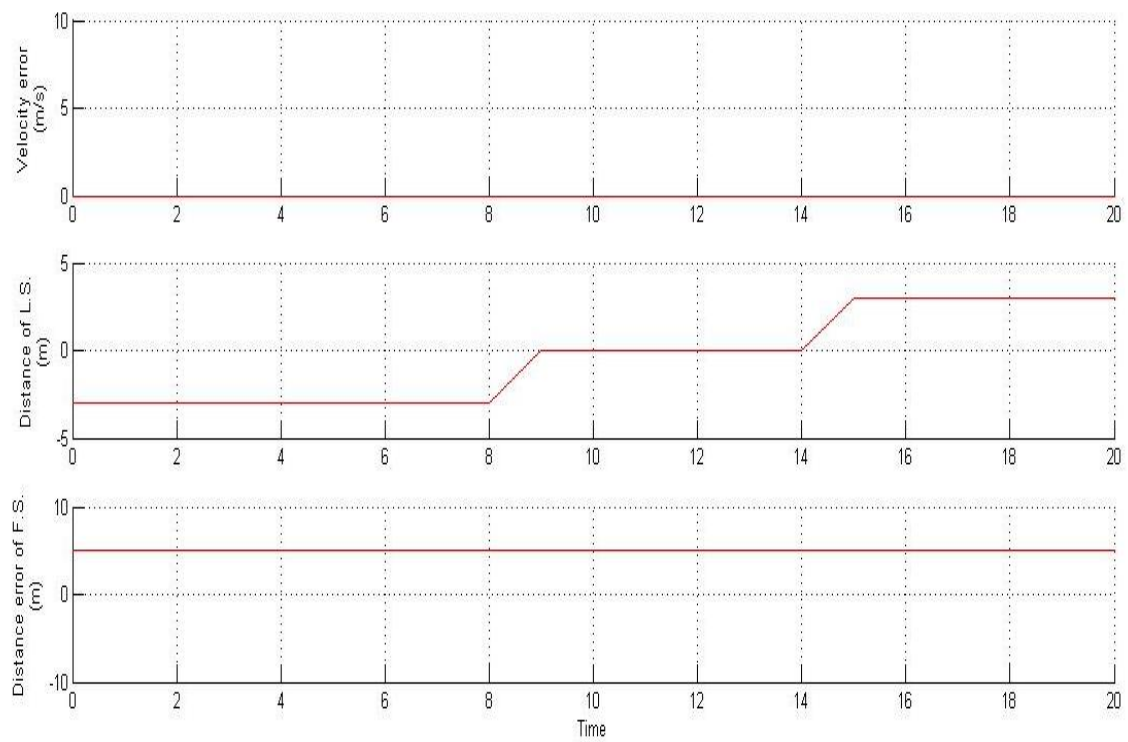


Γραφική πράσταση 15: Αποτελέσματα προσομοίωσης 2

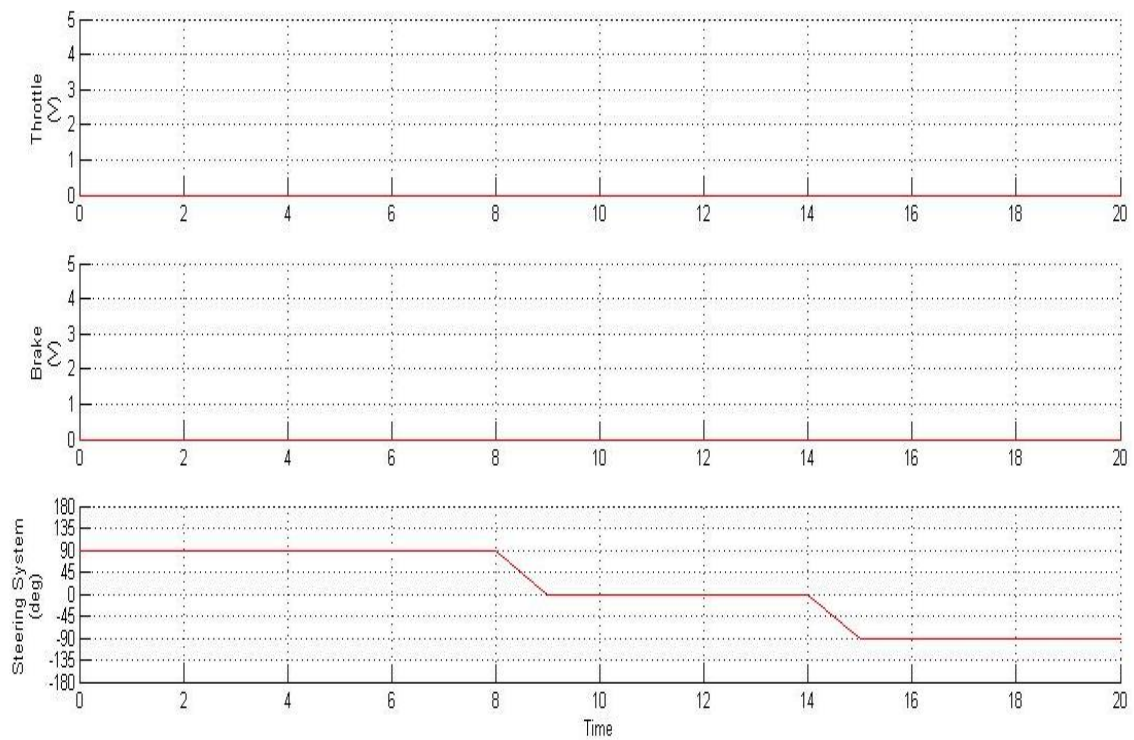
Προσομοίωση 3

Σε αυτή τη προσομοίωση από τα δεδομένα εισόδου μεταβάλλονται μόνο οι τιμές του πλευρικού αισθητήρα. Ο αισθητήρας εντοπίζει αρχικά εμπόδιο στην αριστερή πλευρά του οχήματος ενώ έπειτα εντοπίζει στη δεξιά πλευρά. Ο αισθητήρας εντοπισμού εμποδίων μπροστά από το όχημα δεν εντοπίζει κάποιο εμπόδιο ενώ η ταχύτητα του οχήματος παραμένει σταθερή και ίση με τη τιμή που έχει οριστεί.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνεται ότι ο ελεγκτής δίνει εντολή στο κινητήρα του συστήματος διεύθυνσης να αλλάξει τη κατεύθυνση του οχήματος. Πιο συγκεκριμένα, το όχημα από τη χρονική στιγμή 0 έως 8 στρίβει δεξιά ενώ από τη χρονική στιγμή 15 έως 20 στρίβει αριστερά.



Γραφική πράσταση 16: Δεδομένα εισόδου προσομοίωσης 3



Γραφική πράσταση 17: Αποτελέσματα προσομοίωσης 3

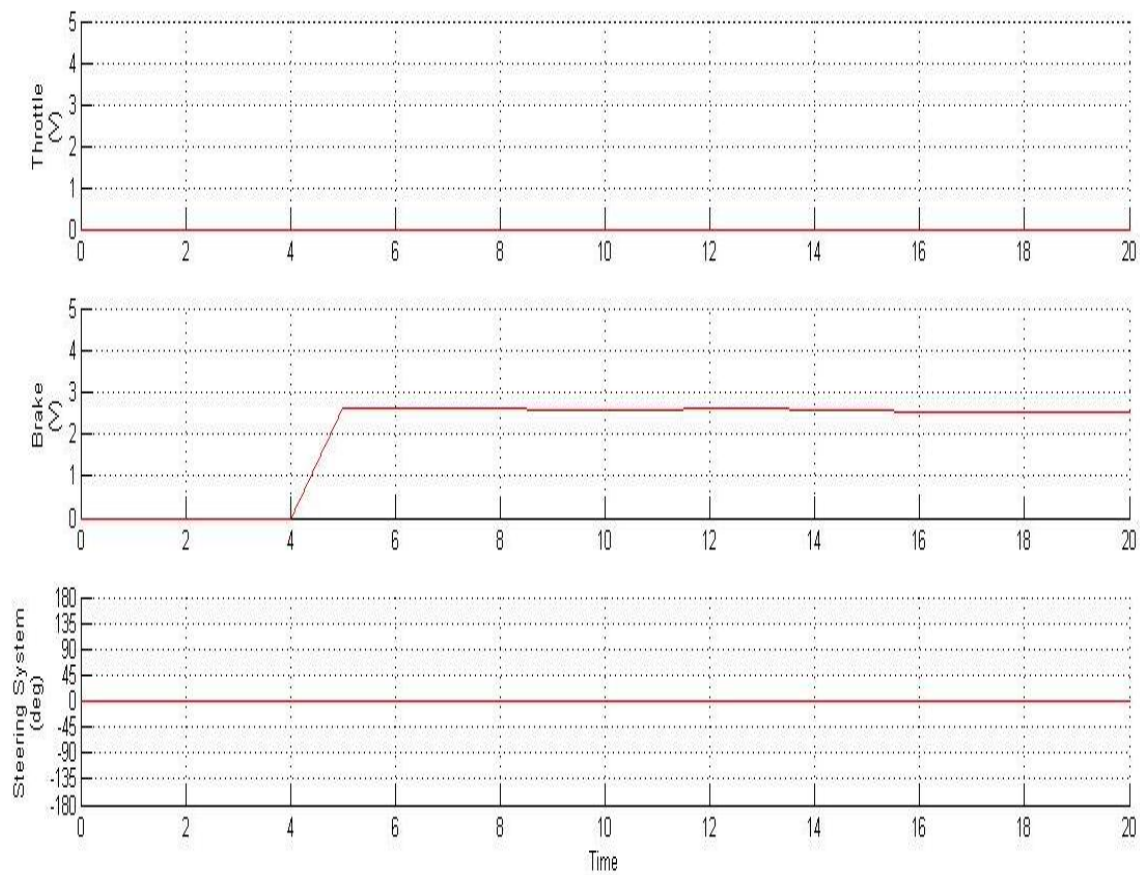
Προσομοίωση 4

Σε αυτή τη προσομοίωση από τα δεδομένα εισόδου μεταβάλλονται μόνο οι τιμές του αισθητήρα που εντοπίζει εμπόδια μπροστά από το όχημα. Από τη χρονική στιγμή 5 μέχρι τη χρονική στιγμή 20 ο αισθητήρας εντοπίζει εμπόδια σε διαφορετικές αποστάσεις.

Από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνεται ότι ο ελεγκτής δίνει εντολή στο κινητήρα του φρένου να ενεργοποιηθεί. Επίσης παρατηρείται ότι ανάλογα με την απόσταση που εντοπίζεται το εμπόδιο, ο ελεγκτής τροφοδοτεί με διαφορετική τάση το κινητήρα. Όσο πιο κοντά στο όχημα βρίσκεται το εμπόδιο τόσο μικρότερη είναι η τάση εξόδου του ελεγκτή.



Γραφική πράσταση 18: Δεδομένα εισόδου προσομοίωσης 4



Γραφική πράσταση 19: Αποτελέσματα προσομοίωσης 4

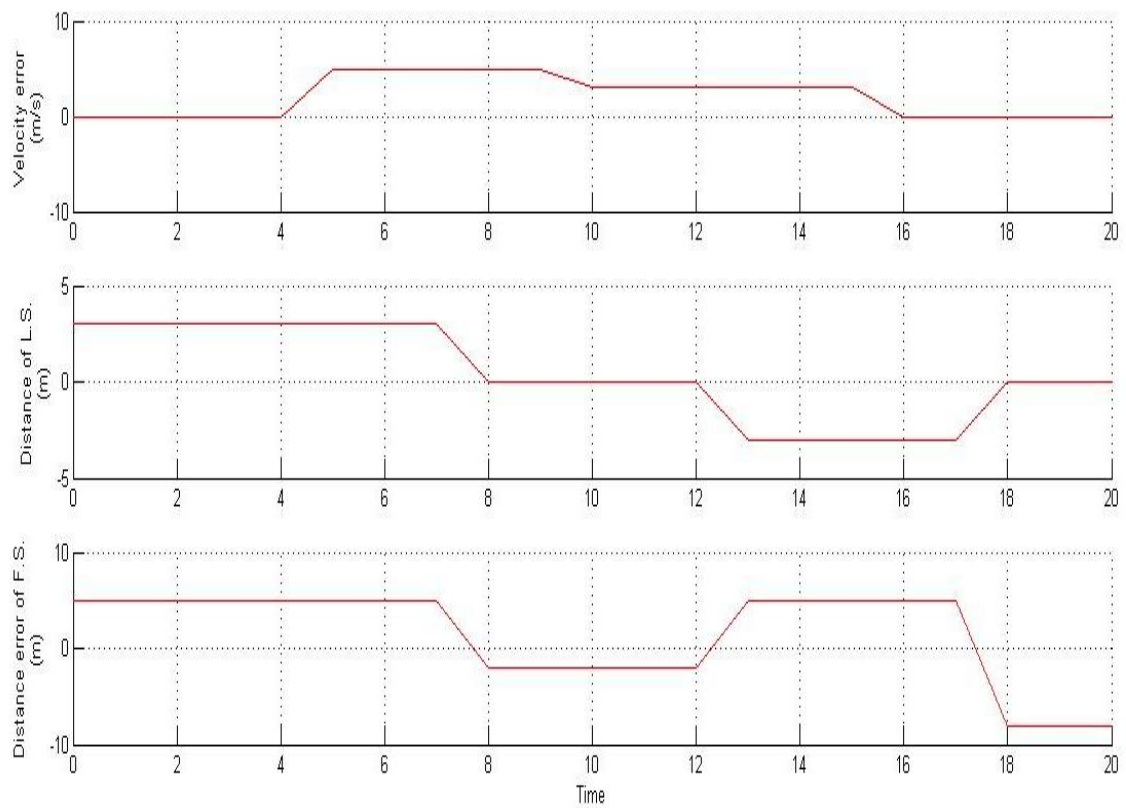
Προσομοίωση 5

Σε αυτή τη προσομοίωση όλα τα δεδομένα εισόδου μεταβάλλονται με το χρόνο.

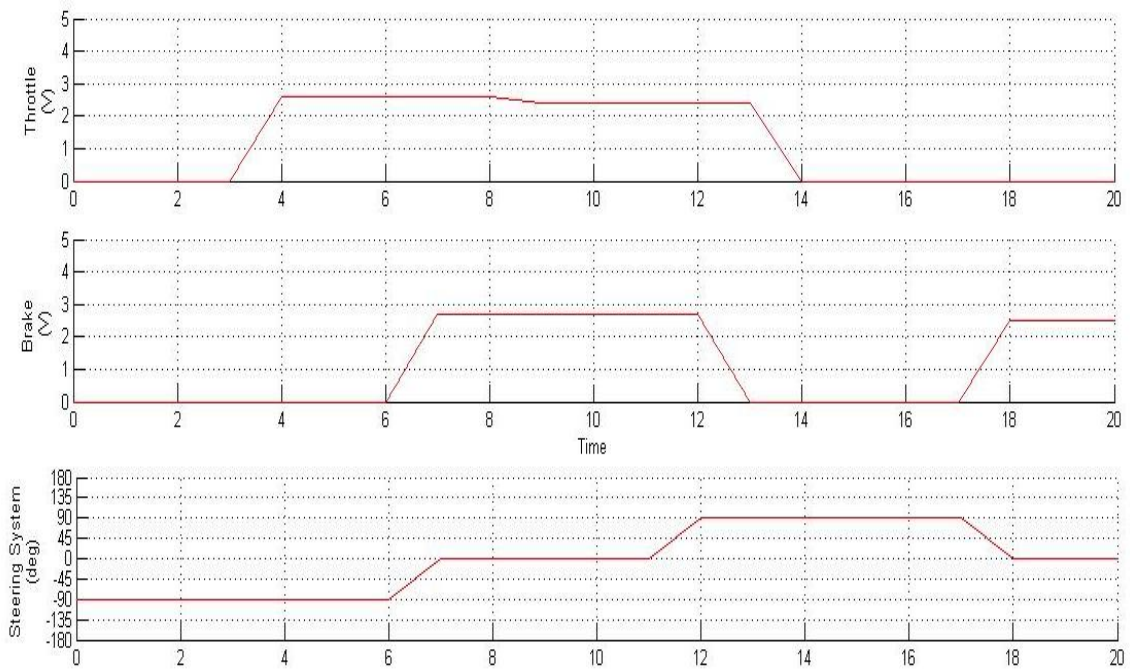
Το σφάλμα ταχύτητας είναι θετικό από τη χρονική στιγμή 4 μέχρι τη χρονική στιγμή 16, δηλαδή η ταχύτητα του οχήματος είναι μικρότερη από αυτή που έχει οριστεί. Ο ελεγκτής για να διορθώσει αυτό το σφάλμα ενεργοποιεί τον επιταχυντή του οχήματος αυτές τις χρονικές στιγμές.

Ο πλευρικός αισθητήρας εντοπίζει εμπόδια αριστερά του οχήματος τις χρονικές στιγμές 0 έως 8 ενώ εντοπίζει στα δεξιά του τις χρονικές στιγμές 13 έως 17. Όπως φαίνεται από το αντίστοιχο διάγραμμα ο ελεγκτής αντιδρά ορθά δίνοντας εντολή στο σύστημα διεύθυνσης να αλλάξει πορεία.

Ο αισθητήρας εντοπισμού εμποδίων μπροστά από το όχημα ενεργοποιείται τις χρονικές στιγμές 8 έως 12 και 18 έως 20. Τις αντίστοιχες χρονικές στιγμές ο ελεγκτής ενεργοποιεί το φρένο του οχήματος. Επίσης, όπως φαίνεται στα διαγράμματα, η τάση με την οποία τροφοδοτείται το φρένο από τον ελεγκτή είναι ανάλογη με την απόσταση που εντοπίζονται τα εμπόδια.



Γραφική πράσταση 20: Δεδομένα εισόδου προσομοίωσης 5



Γραφική πράσταση 21: Αποτελέσματα προσομοίωσης 5

Βιβλιογραφία

1. Π. Αργυράκης, Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, Πάτρα, 2001.
2. Κωνσταντίνος Διαμαντάρας, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Εκδόσεις Κλειδάριθμος, 2007.
3. Σπύρος Τζαφέστας, Υπολογιστική Νοημοσύνη, Τόμος Α: Μεθοδολογία, 2002.
4. Γεώργιος Σταυρουλάκης, Σημειώσεις μαθήματος, Εισαγωγή στην Μηχατρωνική, Χανιά 2008.
5. Ροβέρτος-Ε Κινγκ, Ευφυής Έλεγχος, Εκδόσεις Τζιόλα, 2004.
6. Lecture Notes Computational Intelligence, Umea University, Department of Computing Science, Sweden.
7. Eric A. Wan, Lecture Notes, Control Systems: Classical, Neural and Fuzzy, Oregon Graduate Institute, 1998.
8. Fuzzy Control, Kevin M. Passino-Department of Electrical Engineering, The Ohio State University, Stephen Yurkovich-Department of Electrical Engineering, The Ohio State University.
9. George J. Klir, Bo Yuan, Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems: selected papers by Lotfi Asker Zadeh , 1996 .
10. S. Haykin, NEURAL NETWORKS: A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, N.Y., 1994.
11. J.D. Cowan, Neural networks: The early days, Department of Mathematics, Committee on Neurobiology, and Brain Research Institute, The University of Chicago.
12. Fuzzy Logic Toolbox, User's Guide, version 2, The MathWorks.
13. Fuzzy Logic of Speed and Steering Control System for Three Dimensional Line Following of an Autonomous Vehicle:
<http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1004/1004.1675.pdf>
14. A Fuzzy Logic Controller for Autonomous Wheeled Vehicles:
http://digitalscholarship.unlv.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1035&context=me_fac_articles
15. Συνοπτικός οδηγός Matlab–Simulink:
http://pouliezos.dpem.tuc.gr/pdf/mat_sim_manual.pdf
16. Neural Networks:
http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html
17. The Net's Original Fuzzy Logic Archive, Since 1994:
<http://www.austinlinks.com/Fuzzy/>