

Ανώτατο Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα

Σχολή: ΑΤΕΙ ΠΕΙΡΑΙΑ

Τμήμα: Ηλεκτρονικών Υπολογιστικών Συστημάτων

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ



Συστήματα ασαφούς λογικής

Σπουδάστρια: Κάλλα Γεωργία
A.M: 36722

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια: Βελώνη Αναστασία

ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ
ΤΕΙ ΠΕΙΡΑΙΑ

Ιανουάριος, 2014

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά όλους τους ανθρώπους οι οποίοι συνέβαλλαν στην ολοκλήρωση της παρούσας πτυχιακής εργασίας. Αρχικά, ευχαριστώ την επιβλέπουσα καθηγήτριά μου κα. Βελώνη Αναστασία για τις πολύτιμες συμβουλές και κατευθύνσεις της στην πληρέστερη κάλυψη του υπό εξέταση θέματος, την οικογένειά μου και ιδιαιτέρως την αδελφή μου Ελένη, για την αμέριστη συμπαράσταση που μου παρείχε σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου αλλά και τους εργαζομένους όλων των φορέων και βιβλιοθηκών στις οποίες απευθύνθηκα για τη συγκέντρωση του απαραίτητου βιβλιογραφικού υλικού.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι εξελίξεις σε επίπεδο τεχνολογίας σε συνδυασμό με την αύξηση των απαιτήσεων για ικανοποίηση των ανθρώπινων αναγκών, έχουν οδηγήσει και στη δημιουργία συστημάτων που όχι μόνο εξελίσσουν τη λειτουργία υπαρχόντων αλλά και στη δημιουργία νέων. Τα συγκεκριμένα συστήματα μπορούν να αφορούν την πρόγνωση, την ταξινόμηση, τον έλεγχο ή άλλες λειτουργίες.

Μια τέτοια χαρακτηριστική περίπτωση συστημάτων με εξαιρετικό ενδιαφέρον είναι τα συστήματα ασαφούς λογικής. Ο σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι να παραθέσει όλα τα αναγκαία βιβλιογραφικά στοιχεία ώστε να αποσαφηνιστεί πλήρως η έννοια της ασαφούς λογικής και ο τρόπος εφαρμογής της σε συστήματα.

Για την επίτευξη του συγκεκριμένου σκοπού η εργασία χωρίζεται σε δύο βασικά μέρη: στο θεωρητικό μέρος όπου παρουσιάζεται η βιβλιογραφική ανασκόπηση επί του θέματος και στο ερευνητικό όπου παρατίθενται εφαρμογές της ασαφούς λογικής. Ειδικότερα, το θεωρητικό μέρος απαρτίζεται από δύο (2) βασικά κεφάλαια. Στο πρώτο κεφάλαιο, αναλύεται η ασαφής λογική και τα επιμέρους στοιχεία που τη συγκροτούν. Συγκεκριμένα, θα αναλυθεί η έννοια της ασαφούς λογικής, οι μαθηματικές συναρτήσεις (τριγωνική, τραπεζοειδής και Gaussian) για την αναπαράσταση ασαφών συνόλων, οι πράξεις της, οι βασικές αρχές της, το σύνολο των στοιχείων που συνθέτουν ένα ασαφές σύνολο και η σχέση της με τα νευρωνικά δίκτυα. Στο δεύτερο κεφάλαιο, αναλύονται λεπτομερώς τα νευρωνικά δίκτυα. Ειδικότερα, προσεγγίζονται αρχικά τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα ενώ ιδιαίτερη ανάλυση χρίζουν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Ως προς τα ΤΝΔ, θα παρουσιαστούν στοιχεία όπως η έννοιά τους, οι ιδιότητές τους, οι κατηγορίες τους, ο τρόπος εκπαίδευσής τους αλλά και η τεχνολογία κατασκευής τους. Τέλος, στο ερευνητικό μέρος, όπου περιλαμβάνεται ένα (1) κεφάλαιο, θα αναλυθούν εφαρμογές συστημάτων ασαφούς λογικής όπως στη μετεωρολογία, σε μικροϋπολογιστές, στον κλιματισμό, στην κλινική ιατρική κλπ. απ' όπου θα καταστεί σαφής τόσο ο τρόπος λειτουργίας τους όσο και η σημασία της ασαφούς λογικής σε όλες τις πτυχές των ανθρώπινων δραστηριοτήτων.

Λέξεις Κλειδιά: Ασαφής, λογική, νευρωνικά, εφαρμογές, μεταβλητές.

ABSTRACT

Developments in terms of technology coupled with increasing demands for satisfaction of human needs , and have led to the creation of systems that not only evolve the existing functionality and creating new ones. These systems may relate to prognosis, classification, control or other functions .

A typical case of such systems is very interesting is the fuzzy logic systems. The purpose of this thesis is to list all the necessary bibliographic data to clarify fully the concept of fuzzy logic and mode of application systems.

To achieve this objective, the work is divided into two main parts: a theoretical part which presents the literature review on the subject and the research citing applications of fuzzy logic. In particular, the theoretical part is composed of two (2) main chapters. The first chapter analyzes the fuzzy logic and the elements that constitute it. Specifically, we analyze the concept of fuzzy logic, mathematical functions (triangular, trapezoidal and Gaussian) for the representation of fuzzy sets, operations, its basic principles, all the components of a fuzzy set and its relationship with neural networks. The second chapter analyzes in detail the neural networks. In particular, initially approximated biological neural networks and particular analysis anointed artificial neural networks. As regards the artificial neural networks will be presented as evidence their meaning, their properties, classes, methods and their training but the manufacturing technology. Finally, the research par , including one (1) chapter will analyze applications of fuzzy logic as in meteorology, in computers, air-conditioning, in clinical medicine, etc. from where it will become clear that the way they operate and the importance fuzzy logic in all aspects of human activity.

Keywords: Fuzzy, logic, neural, applications, variables

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	3
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	4
ABSTRACT	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ - ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ – ΣΧΗΜΑΤΩΝ - ΕΙΚΟΝΩΝ	9
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	13
A. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ	15
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ	16
1.1. Ασάφεια	16
1.2. Ασαφής λογική και θεωρία ασαφών συνόλων.....	16
1.3. Μαθηματικές συναρτήσεις (τριγωνική, τραπεζοειδής και Gaussian) για την αναπαράσταση ασαφών συνόλων	19
1.4. Ασαφής λογική και αναγνώριση προτύπων.....	21
1.4.1. Πράξεις θεωρίας συνόλων: Ένωση και τομή ασαφών συνόλων	22
1.4.2. Συμπλήρωμα ασαφούς συνόλου	23
1.4.3. Δομή των συνόλων των ασαφών υποσυνόλων του X.....	24
1.4.4. Εναλλακτικές σχέσεις του $P^*(X)$	25
1.4.5. Ασαφής κατάτμηση συνόλων και εφαρμογές της στην αναγνώριση προτύπων.....	26
1.4.6. Ασαφής ISODATA	27
1.5. Βασικές αρχές της ασαφούς λογικής	28
1.6. Το ασαφές σύνολο	32
1.6.1. Στοιχεία των ασαφών συνόλων.....	34
1.6.2. Γενικευμένα ασαφή σύνολα.....	38
1.6.3. Ασαφείς και κλασικές μεταβλητές.....	41
1.6.4. Η σημασία των ασαφών συνόλων στον σχηματισμό μιας ασαφούς μεταβλητής.....	46
1.6.5. Η αρχή επέκτασης (Zadeh)	47

1.7. Ο ασαφής κανόνας.....	48
1.7.1. Ασαφής συμπερασμός στοιχειώδους ασαφούς συστήματος ενός κανόνα....	50
1.7.2. Ασαφής συμπερασμός συστήματος με περισσότερους του ενός ασαφείς κανόνες.....	53
1.8. Η ασαφής εργαλειοθήκη του Matlab	55
1.9. Η ασαφής λογική σε σχέση με τα νευρωνικά δίκτυα	55

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....

2.1. Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα	57
2.1.1. Η προσέγγιση του νευρώνα.....	58
2.2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ).....	60
2.2.1. Η έννοια των νευρωνικών δικτύων	65
2.2.2. Ιστορική αναδρομή	66
2.3. Βασικές ιδιότητες των νευρωνικών δικτύων	68
2.4. Κοινά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων	69
2.5. Μετάδοση σημάτων στο νευρωνικό δίκτυο.....	70
2.6. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα	71
2.7. Οι κατηγορίες των ΤΝΔ.....	72
2.7.1. Νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης.....	73
2.7.2. Perceptron	74
2.7.3. Perceptron πολλών επιπέδων	76
2.8. Δυναμικά και ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ.....	79
2.9. Νευρωνικά δίκτυα βασισμένα στον ανταγωνισμό.....	80
2.9.1. Μοντελοποίηση.....	80
2.9.2. Δίκτυα Kohonen.....	80
2.10. Εκπαίδευση των ΤΝΔ	82
2.10.1. Κανόνας Δέλτα.....	87
2.10.2. Μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους (error backpropagation)	88
2.10.3. Το πρόβλημα της XOR	88
2.11. Έλεγχος απόδοσης των ΤΝΔ	90
2.12. Μειονεκτήματα και προβλήματα νευρωνικών δικτύων	90
2.13. Η τεχνολογία κατασκευής των ΤΝΔ.....	92

B. ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ	94
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ	95
3.1. Η εφαρμογή των συστημάτων ασαφούς λογικής.....	95
3.2. Εφαρμογές της ασαφούς λογικής στη μετεωρολογία	99
3.3. Εφαρμογή της ασαφούς λογικής σε μικροϋπολογιστές.....	104
3.4. Έλεγχος κλιματισμού με σύστημα ασαφούς λογικής	105
3.5. Αναγνώριση φωνής με νευρωνικά δίκτυα και ασαφή λογική	111
3.6. Η ασαφής λογική στην κλινική ιατρική.....	113
3.7. Έλεγχος γωνίας προσανατολισμού ενός δορυφόρου με ασαφείς ελεγκτές	116
3.8. Ασαφής ελεγκτής υδραγωγείου	144
3.9. Ασαφές σύστημα ελέγχου για παρκάρισμα ευφυούς αυτοκινήτου (smart car)..	147
3.10. Παραδείγματα εφαρμογών τεχνητών νευρωνικών δικτύων	152
3.10.1. Οικονομικές αναλύσεις και προβλέψεις	156
3.10.2. Επεξεργασία εικόνας.....	158
3.10.3. Ιατρικές εφαρμογές	159
3.10.4. Αναγνώριση χαρακτήρων	163
3.10.5. Διάγνωση.....	168
3.10.6. Σύστημα ασφαλείας	169
3.10.7. Αυτόματα συστήματα ελέγχου.....	170
 ΕΠΙΛΟΓΟΣ	 173
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	175

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ - ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ – ΣΧΗΜΑΤΩΝ - ΕΙΚΟΝΩΝ

Πίνακας 1: Ασαφή σύνολα ομίχλης - ακτινοβολίας	100
Πίνακας 2: Βαθμός ισχύος κανόνων.....	103
Πίνακας 3: Οριακές τιμές για κάθε μία από τις εξόδους του συστήματος των ασαφών συνόλων	103
Πίνακας 4: Αποτελέσματα με Backpropagation για ηχητικά σήματα ισπανικών λέξεων	111
Πίνακας 5: Κανόνες της βάσης του ελεγκτή FZ - PI.....	132
Πίνακας 6: Χαρακτηριστικά αποτελέσματα	136
Διάγραμμα 1: Λεκτική αναπαράσταση ταχύτητας – βεβαιότητας	33
Διάγραμμα 2: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με την υγρασία...	101
Διάγραμμα 3: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με τη διάδοση	101
Διάγραμμα 4: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με το ρυθμός εξάπλωσης της υγρασίας	101
Διάγραμμα 5: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με την ταχύτητα του ανέμου.....	102
Διάγραμμα 6: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με τις συνθήκες του ουρανού.....	102
Διάγραμμα 7: Συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου που συνδέονται με την πιθανότητα σχηματισμού ομίχλης.....	104
Διάγραμμα 8: Αποτέλεσμα σε πραγματικό χρόνο για την τρέχουσα θερμοκρασία συναρτήσει του χρόνου.....	105
Διάγραμμα 9: Βηματική απόκριση (υπερύψωση $M_p = 5,96\%$, χρόνος ανόδου $t_r = 1.65 \text{ sec}$).....	124
Διάγραμμα 10: Βηματική απόκριση (αύξηση κέρδους	125
Διάγραμμα 11: Βηματική απόκριση (μεταφορά μηδενικού του ελεγκτή).....	126
Διάγραμμα 12: Γεωμετρικός τόπος ριζών συστήματος	127
Διάγραμμα 13: Διάγραμμα Bode (εύρωστη ευστάθεια).....	128
Διάγραμμα 14: Λεκτικές τιμές του σφάλματος E, της μεταβολής του σφάλματος (dE) και της μεταβολής του σήματος ελέγχου.....	130

Διάγραμμα 15: Λεκτικές τιμές εξόδου του συστήματος (dU).....	131
Διάγραμμα 16: Έξοδος συστήματος.....	135
Διάγραμμα 17: Βηματικές αποκρίσεις.....	137
Διάγραμμα 18: Αποκρίσεις κανόνων.....	138
Διάγραμμα 19: Τρισδιάστατη απεικόνιση της εξόδου του ασαφούς ελεγκτή.....	140
Διάγραμμα 20: Απόκριση του FZ-PI.....	141
Διάγραμμα 21: Απόκριση του FZ-PI.....	143
Σχήμα 1: Διαφορά κλασσικού – ασαφούς συνόλου	19
Σχήμα 2: Μαθηματικές συναρτήσεις (α. τριγωνική, β. τραπεζοειδής και γ. gaussian) για την αναπαράσταση των ασαφών συνόλων	20
Σχήμα 3: Σύγκριση συνήθων στην πράξη ασαφών συνόλων (Α. τριγωνικού, Β.τραπεζοειδούς, Γ. καμπανοειδούς) που εκφράζουν την ίδια ασαφή έννοια	29
Σχήμα 4: Τέσσερα (4) διαφορετικά ασαφή σύνολα που εκφράζουν την ίδια ασαφή έννοια (χ περίπου 2).....	35
Σχήμα 5: Διαστημότητα ασαφές σύνολο.....	39
Σχήμα 6: Γραφική ερμηνεία του γενικευμένου «ασαφούς συνόλου τύπου 2».....	40
Σχήμα 7: Σύγκριση της μεταβλητής θερμοκρασίας (οCστην περιοχή [T1,T2] που εκφράζεται ως ασαφής μεταβλητή (ασαφής διαμέριση)	41
Σχήμα 8: Σύγκριση της μεταβλητής θερμοκρασίας (οCστην περιοχή [T1,T2] που εκφράζεται ως ασαφής μεταβλητή (κλασσική διαμέριση).....	44
Σχήμα 9: Αρχιτεκτονική ασαφούς κανόνα	48
Σχήμα 10: Δομή κανόνα του T-S.....	50
Σχήμα 11: Σύστημα πέδησης αυτοκινήτου με δύο εισόδους.....	51
Σχήμα 12: Διαμερισμός εισόδου «ταχύτητα» σε λεκτικούς όρους	51
Σχήμα 13: Διαμερισμός εξόδου «απόσταση» σε λεκτικούς όρους.....	52
Σχήμα 14: Διαμερισμός εξόδου «Δύναμη πέδησης» σε λεκτικούς όρους.....	52
Σχήμα 15: Γραφική παράσταση ασαφούς κανόνα.....	52
Σχήμα 16: Γραφική παράσταση ασαφούς συμπερασμού	53
Σχήμα 17: Ασαφές σύστημα κανόνων R1, R2, R3.....	54
Σχήμα 18: Διάγραμμα ροής ασαφούς συμπερασμού.....	54
Σχήμα 19: FIS Editor	55
Σχήμα 20: Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα	57
Σχήμα 21: Τυπικός νευρώνας	59

Σχήμα 22: ΤΝΔ 3-4-2 πρόσθιας τροφοδότησης με πλήρη διασύνδεση μεταξύ διαδοχικών επιπέδων	61
Σχήμα 23: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα	72
Σχήμα 24: Βασικό διάγραμμα ασαφούς ελεγκτή.....	106
Σχήμα 25: Βάση κανόνων μεταξύ U_t και T_{diff} όταν η T_d είναι η βέλτιστη.....	107
Σχήμα 26: Βάση κανόνων μεταξύ U_t και T_{diff} όταν η T_d είναι υψηλή.....	107
Σχήμα 27: Απόκριση σε $U_t = 250C$	108
Σχήμα 28: Ασαφές σύστημα ελέγχου ενός aircondition, με μια είσοδο την ασαφή μεταβλητή $X =$ (θερμοκρασία περιβάλλοντος αέρα) και τιμές τα ασαφή σύνολα $A_j =$ «κρύο – ζεστό – καυτό», και με μια έξοδο την ασαφή μεταβλητή $Y =$ (ταχύτητα του μοτέρ) με τιμές τα ασαφή σύνολα $B_j =$ «κλειστό – αργά – μέτρια – γρήγορα – στο μέγιστο»	110
Σχήμα 29: Σύστημα ασαφούς λογικής για τη ρύθμιση της αρτηριακής πίεσης (ΑΠ) σε shock	115
Σχήμα 30: Σύστημα ελέγχου της γωνίας προσανατολισμού ενός δορυφόρου	116
Σχήμα 31: Σύστημα ελέγχου με χρήση ασαφών ελεγκτών.....	116
Σχήμα 32: Λεκτικές μεταβλητές σφάλματος και μεταβολής του σφάλματος	119
Σχήμα 33: Λεκτικές μεταβλητές της μεταβολής του σήματος ελέγχου	119
Σχήμα 34: Προφίλ αναφοράς (α).....	122
Σχήμα 35: Προφίλ αναφοράς (β).....	122
Σχήμα 36: Ψηφιακή δομή ελεγκτής FZ - PI	128
Σχήμα 37: Μπλοκ FZ - PI Controler.....	133
Σχήμα 38: Μπλοκ συστήματος	134
Σχήμα 39: Σήμα αναφοράς	141
Σχήμα 40: Σήμα αναφοράς (είσοδος ράμπας)	142
Σχήμα 41: Ασαφής μεταβλητή - είσοδος x , με τρεις λεκτικές - ασαφείς τιμές τους Τριγωνικούς ασαφείς αριθμούς (TFN), $\{A1 =$ αρνητική $= (-10,-5,0)$, $A2 =$ κανονική $= (-5,0,5)$, $A3 =$ θετική $= (0,5,10)\}$ (άνω γράφημα), έξοδος - ασαφής μεταβλητή y με τρεις επίσης ασαφείς τιμές τους τριγωνικούς ασαφείς αριθμούς, $\{B1 =$ χαμηλή $= (0,25,50)$, $B2 =$ μέτρια $= (25,50,75)$, $B3 =$ υψηλή $= (50,75,100)$ (κάτω γράφημα) ...	145
Σχήμα 42: Η τιμή της εισόδου $x(t) = x(105) = 3$ ανήκει στο ασαφές σύνολο $A2$ σε βαθμό 0.4, στο ασαφές σύνολο $A3$ σε βαθμό 0.6, ενώ στο ασαφές σύνολο $A1$ σε βαθμό 0.0 (δηλαδή το $A1$, δεν συμμετέχει καθόλου). Άρα η τιμή της εισόδου $x(t) =$	

$x(105) = 3$ ανήκει σε μη - μηδενικό βαθμό μόνον στα A_2 και A_3 , οπότε ενεργοποιούνται μόνον οι ασαφείς κανόνες R_2 και R_3	146
Σχήμα 43: Διάγραμμα της προσομοίωσης για το παρκάρισμα ενός ευφυούς αυτοκινήτου, κάθετα στο σημείο $K(x_p, y_p) = (50,100)$ μιας επίπεδης αποβάθρας με διαστάσεις $(x,y) \in [0,100] \times [0,100]$	147
Σχήμα 44: Διάγραμμα των 2 εισόδων - ασαφών μεταβλητών x και φ , και της εξόδου – ασαφούς μεταβλητής θ , για τον ασαφή έλεγχο παρκαρίσματος αυτοκινήτου	149
Σχήμα 45: Πίνακας αποθηκευμένων ασαφών κανόνων του συστήματος (fuzzy associative memory - bank matrix).....	150
Σχήμα 46: Αποασαφοποιημένη τιμή b ασαφούς συνόλου B	152
Εικόνα 1: Ηχητικό σήμα λέξης «παράδειγμα» στα ισπανικά με θόρυβο (αριστερά) και χωρίς θόρυβο (δεξιά)	112
Εικόνα 2: Ηχητικό σήμα λέξης «επίπεδο» στα ισπανικά με θόρυβο (αριστερά) και χωρίς θόρυβο (δεξιά)	112

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ασαφής ή αόριστη λογική (fuzzy vague logic) έχει μια μεγάλη ιστορική πορεία τόσο στον τομέα των μαθηματικών όσο και στη φιλοσοφία. Η βασική της θεώρηση ξεκινά με τη διατύπωση ότι όλες οι καταστάσεις δεν είναι το ίδιο αληθείς ή ψευδείς ή δεν θεωρούνται από όλους στον ίδιο βαθμό αληθείς ή ψευδείς. Έτσι, πρακτικά, κάποια φαινόμενα στην ουσία εμφανίζονται πιο αληθή από κάποια άλλα και συνεπώς στην πραγματικότητα η αλήθεια δεν είναι πάντα απόλυτη αλλά συνήθως είναι ένα ασαφές και διαβαθμισμένο μέγεθος (Βλαχάβας, 2006).

Η παραπάνω διαπίστωση δεν αναιρεί παλαιότερους νόμους και αξιώματα της κλασικής δίτημης (Αριστοτέλειας) λογικής, η οποία βασίζεται στην έννοια της απόλυτης αλήθειας και πάνω στην οποία έχουν θεμελιωθεί όλα τα σύγχρονα μαθηματικά και κατ' ακολουθία όλες οι θετικές και τεχνολογικές επιστήμες (Θεοδώρου, 2012). Η έκφραση ασαφών και υποκειμενικών καταστάσεων και εννοιών απαιτήθηκε μια νέα μαθηματική θεώρηση και μια νέα άλγεβρα συνόλων που να την υπερβαίνει (Ρίζος, 1996).

Η ασαφής λογική με απλά λόγια, αποτελεί ουσιαστικά μία προσπάθεια έκφρασης της ανθρώπινης φυσικής γλώσσας με μαθηματικούς όρους (Ross, 1995). Με αυτόν τον τρόπο, οι λέξεις από τη μια πλευρά αντιστοιχίζονται σε ασαφή σύνολα σχηματίζοντας ασαφείς μεταβλητές, οι δε γλωσσικές προτάσεις αντιστοιχίζονται με ασαφείς κανόνες (Bandemer & Gottwald, 1996). Ακολούθως, οι ασαφείς κανόνες συνδυάζονται κατά τέτοιο τρόπο ώστε να σχηματιστούν τα ασαφή συστήματα, συστήματα τα οποία συγκεντρώνουν τους ασαφείς κανόνες που αντιστοιχίζουν γλωσσικές εισόδους σε γλωσσικές εξόδους ή αλλιώς είναι απεικονίσεις μεταξύ ασαφών - λεκτικών μεταβλητών. Τα ασαφή συστήματα είναι μια μαθηματική διαδικασία χρήσης γλωσσικών εννοιών για τον χειρισμό σύνθετων προβλημάτων (Μποζαπαλίδη, 2002).

Η ασαφής λογική έχει αξιοποιηθεί ώστε να δημιουργούνται τα ασαφή συστήματα ελέγχου. Τα συγκεκριμένα συστήματα προσφέρουν λύση σε προβλήματα για τα οποία δεν υπάρχει αντίστοιχο μαθηματικό μοντέλο που να εκφράζει τον τρόπο συνάρτησης της εξόδου από τις εισόδους του (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004). Έτσι τα ασαφή συστήματα εφαρμόζονται κυρίως σε δυναμικά μη - γραμμικά συστήματα

ελέγχου. Συνεπώς ένα ασαφές σύστημα ελέγχου είναι ένα σύστημα ελέγχου που βασίζεται στις αρχές της ασαφούς λογικής (Theodorou & Alevizos, 2006).

Η ασαφής λογική ωστόσο δεν αποτελεί τη μοναδική επιλογή. Αν και άλλες γνωστές διαδικασίες (νευρωνικά δίκτυα, γενετικοί αλγόριθμοι κλπ.) μπορούν να λειτουργήσουν παρόμοια με τα ασαφή συστήματα ελέγχου, εντούτοις η ασαφής λογική παρουσιάζει ένα συγκριτικό πλεονέκτημα: ότι διαχειρίζεται τη λύση του προβλήματος με όρους της φυσικής καθομιλουμένης γλώσσας και της κοινής λογικής (Yager & Zadeh, 1993). Μ' αυτόν τον τρόπο, οι εμπειρίες της κοινής λογικής και της ανθρώπινης νοημοσύνης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον σχεδιασμό ενός ασαφούς ελεγκτή (fuzzy controller) με κωδικοποίηση σύνθετων μηχανισμών ελέγχου από εμπειρογνώμονες (Theodorou et al, 2007).

Η ασαφής λογική (fuzzy logic) λοιπόν επιγραμματικά «είναι μια πλειότιμη επέκταση της κλασικής - παραδοσιακής Αριστοτέλειας δίτιμης λογικής, που εφοδιάζει με έναν αποτελεσματικό εννοιολογικό σκελετό, για την έκφραση λογικών - γλωσσικών εννοιών και για την αναπαράσταση γνώσης και πληροφοριών σε περιβάλλον αβεβαιότητας και ασάφειας» (Nguyen & Walker, 2000). Εκείνο το στοιχείο που ουσιαστικά τη διαφοροποιεί είναι η εξοικείωση με τη φυσική ανθρώπινη γλώσσα για καθημερινές αλλά και πιο σύνθετες εφαρμογές (Βλαχάβας, 2006).

Τα παραπάνω στοιχεία, σε συνδυασμό με το εξαιρετικό ενδιαφέρον του θέματος, έδωσαν και το έναυσμα πραγματοποίησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας με τίτλο «Συστήματα ασαφούς λογικής». Η παράθεση σημαντικών βιβλιογραφικών και αρθρογραφικών στοιχείων, θα συμβάλλουν στην πλήρη ανάπτυξη του θέματος αλλά και της κατανόησης από την πλευρά του αναγνώστη της σημασίας της ασαφούς λογικής τόσο σε καθημερινές όσο και σε επιστημονικές εφαρμογές.

**A. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ: ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ
ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ**

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ

1.1. Ασάφεια

Η ασάφεια (fuzziness) είναι μια έννοια που σχετίζεται με την ποσοτικοποίηση της ποιοτικής πληροφορίας και οφείλεται κυρίως σε μη ακριβή (imprecise) δεδομένα. Για η παράδειγμα, η φράση «Ο Νίκος είναι ψηλός» αν και δεν προσδιορίζει με ακρίβεια το ύψος του Νίκου, επιτρέπει να βγουν κάποια συμπεράσματα ή να ληφθούν ορισμένες αποφάσεις για θέματα που σχετίζονται με το ύψος του Νίκου. Το πρόβλημα σε τέτοιες περιπτώσεις δεν οφείλεται τόσο στις έννοιες που χρησιμοποιούνται όσο στην αντίληψη που έχει ο καθένας για τέτοιους λεκτικούς προσδιορισμούς ποσοτικών μεγεθών. Η ασάφεια δηλαδή είναι ένα εγγενές χαρακτηριστικό της γλώσσας. Αν και είναι δυνατό να αποδοθούν συγκεκριμένες τιμές σε λεκτικά προσδιορισμένα μεγέθη για να περιοριστεί η ασάφεια, αυτό οδηγεί πολλές φορές σε λάθος κρίσεις. Η ασαφής λογική και η θεωρία των ασαφών συνόλων παρέχουν ένα πλαίσιο χειρισμού της ασάφειας και ένα πλαίσιο συλλογιστικής βασισμένης στην ασάφεια (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

1.2. Ασαφής λογική και θεωρία ασαφών συνόλων

Η ασαφής λογική (fuzzy logic) είναι ένα υπερσύνολο της κλασικής λογικής, η οποία έχει επεκταθεί ώστε να μπορεί να χειριστεί τιμές αληθείας μεταξύ του «απολύτως αληθούς» και του «απολύτως ψευδούς». Έχει τις ρίζες της στη θεωρία των ασαφών συνόλων (fuzzy set theory) που προτάθηκε από τον Lofti Zadeh στη δεκαετία του '60. Βασική ιδέα της θεωρίας αυτής είναι ότι διαδικασία της μετατροπής διακριτών μεγεθών σε ασαφή (fuzzification) επιτρέπει τη γενίκευση μιας διακριτής (distinct) θεωρίας σε συνεχόμενη (continuous). Ένα ασαφές σύνολο (fuzzy set) ορίζεται ως ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών (Bandemer & Gottwald, 1996).

Για τα ασαφή σύνολα ορίζονται πράξεις και ισχύουν ιδιότητες ανάλογες με αυτές που ισχύουν στα κλασικά σύνολα. Ορισμένες από αυτές, όπως η ένωση (union) και η τομή (intersection) ορίζονται μέσω τελεστών που συμβολίζονται με «Λ» και «v»

αντίστοιχα. Οι τελεστές αυτοί μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή του μικρότερου και του μεγαλύτερου αντίστοιχα από δύο στοιχεία (π.χ. $2\wedge 3=2$, $2\vee 3=3$) ή από τα στοιχεία ενός συνόλου. Το σύμβολο του εκάστοτε τελεστή μπορεί να γραφεί και στην αρχή των στοιχείων του συνόλου (προθεματική γραφή - prefix notation).

Οι ασαφείς σχέσεις (fuzzy relations) είναι ασαφή σύνολα ορισμένα σε πεδία ορισμού ανώτερης διάστασης. Οι ασαφείς σχέσεις μπορεί να εκφραστούν με αναφορά όλων των ζευγών (τιμή, βαθμός συγγένειας), δηλαδή ζευγών της μορφής $[(x,y), u/t(x,y)]$. Ένας άλλος τρόπος αναπαράστασης, ιδιαίτερα χρήσιμος σε υπολογισμούς, είναι σε μορφή πίνακα. Οι ασαφείς σχέσεις μπορούν να συνδυαστούν μεταξύ τους μέσω της διαδικασίας της σύνθεσης (composition). Η σύνθεση είναι πολύ σημαντική διεργασία καθώς οι κανόνες της μορφής if - then αντιστοιχούν σε ασαφείς σχέσεις και το πρόβλημα της ασαφούς συλλογιστικής είναι μαθηματικά ισοδύναμο με τη σύνθεση. Οι περισσότερο γνωστές μέθοδοι σύνθεσης ασαφών σχέσεων είναι η σύνθεση max - min (max - min composition) και η σύνθεση max - product (max-product composition) (Cox, 1994).

Μια μεταβλητή της οποίας οι τιμές ορίζονται με ασαφή σύνολα ονομάζεται ασαφής μεταβλητή (fuzzy variable). Οι ασαφείς μεταβλητές μπορεί να χρησιμοποιηθούν σε ασαφείς κανόνες (fuzzy rules) και ασαφή συλλογιστική (fuzzy reasoning). Ο όρος ασαφής συλλογιστική (fuzzy reasoning) αφορά την εξαγωγή συμπερασμάτων (ενδεχομένως σε ασαφή μορφή) με χρήση ασαφών κανόνων. Στη γενική περίπτωση, η χρήση ασαφούς συλλογιστικής απαιτεί την ύπαρξη μιας ασαφούς λεκτικής περιγραφής του προβλήματος και περιλαμβάνει τα εξής τέσσερα (4) στάδια (Θεοδώρου, 2012):

- 1) Υπολογισμό της συνάρτησης συνεπαγωγής για κάθε εμπλεκόμενο κανόνα.
- 2) Παραγωγή επιμέρους αποτελεσμάτων μέσω κάποιας συλλογιστικής διαδικασίας.
- 3) Συνάθροιση των επιμέρους αποτελεσμάτων.
- 4) Αποσαφήνιση αποτελεσμάτων.

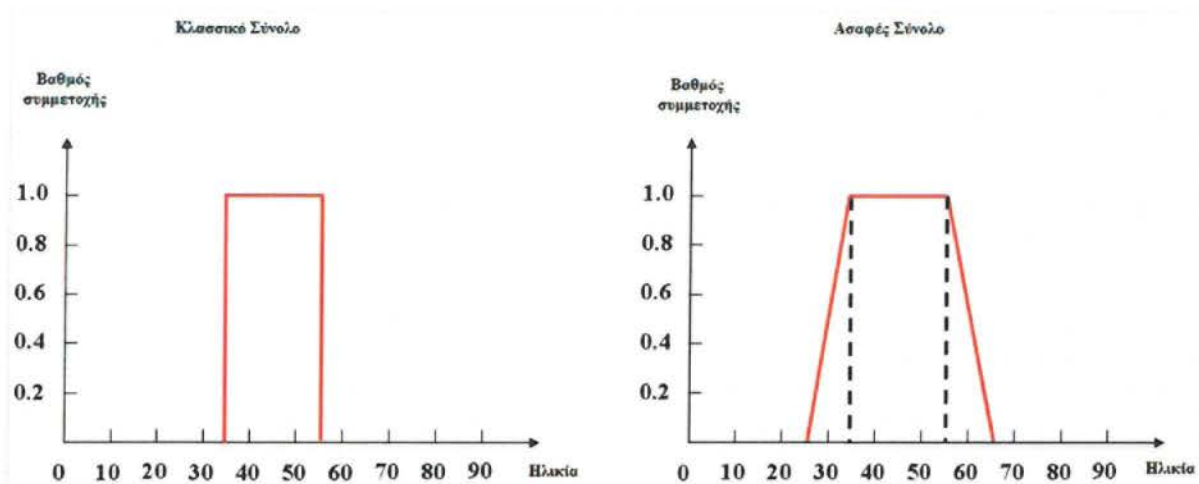
Η κατασκευή, για παράδειγμα, ενός συστήματος ελέγχου βασισμένου σε ασαφή λογική, προϋποθέτει καταρχήν πολύ καλή κατανόηση της διαδικασίας που πρόκειται να μοντελοποιηθεί. Το δυσκολότερο σημείο είναι η επιλογή των ασαφών μεταβλητών, των τιμών τους και των κανόνων με τους οποίους θα συνδυαστούν. Ο προσδιορισμός των διαφόρων συναρτήσεων' συγγένειας μπορεί πολλές φορές να γίνει

αυτόματα με χρήση νευρωνικών δικτύων. Άλλα σημεία που απαιτούν προσοχή είναι η επιλογή του κατάλληλου τελεστή συνεπαγωγής, της μεθόδου αποσαφήνισης, κτλ.

Ένα από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η σταθερότητα, δηλαδή η ικανότητα του να εμφανίζει καλή συμπεριφορά σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου. Συνήθως η σταθερότητα συμπεριλαμβάνεται σαν ασαφής μεταβλητή στην περιγραφή του συστήματος και σχετικοί κανόνες ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του συστήματος σε ακραίες καταστάσεις.

Τέλος, ένα άλλο στοιχείο που χαρακτηρίζει ένα σύστημα ασαφούς συλλογιστικής είναι η ποιότητα των αποτελεσμάτων που παρέχει. Δεδομένου ότι σε ένα τυπικό σύστημα ασαφούς συλλογιστικής περισσότεροι του ενός κανόνες συνεισφέρουν στο αποτέλεσμα του σταδίου της συνάθροισης, η μορφή της τελικής συνάρτησης συγγένειας δίνει, πολλές φορές, μία σαφή ένδειξη για την ποιότητα του συνολικού συστήματος.

Η έννοια της ασαφούς λογικής προέκυψε μετά από την ανάπτυξη της έννοιας του ασαφούς συνόλου του Zadeh το 1965. Τα ασαφή σύνολα χρησιμεύουν ως μέσο για την αναπαράσταση και χειρισμό των δεδομένων που δεν είναι ακριβή αλλά ασαφή (Carlsson et al, 2004; Roshandeh et al, 2009). Η ασαφής λογική επιτρέπει ενδιάμεσες τιμές που καθορίζουν συμβατικές αξιολογήσεις, όπως αληθές - ψευδές, ναι - όχι, υψηλή - χαμηλή κ.λπ. Για παράδειγμα, η έννοια της «μέσης ηλικίας» μπορεί να εκφράζεται ως ένα χρονικό διάστημα, π.χ. μεταξύ 35 ετών και 55 ετών χωρίς φυσικό σύνορο στην κλασική θεωρία. Το σχήμα 1 δείχνει ένα παράδειγμα της διαφοράς μεταξύ ενός κλασσικού συνόλου και ενός ασαφούς συνόλου (Θεοδώρου, 2012).



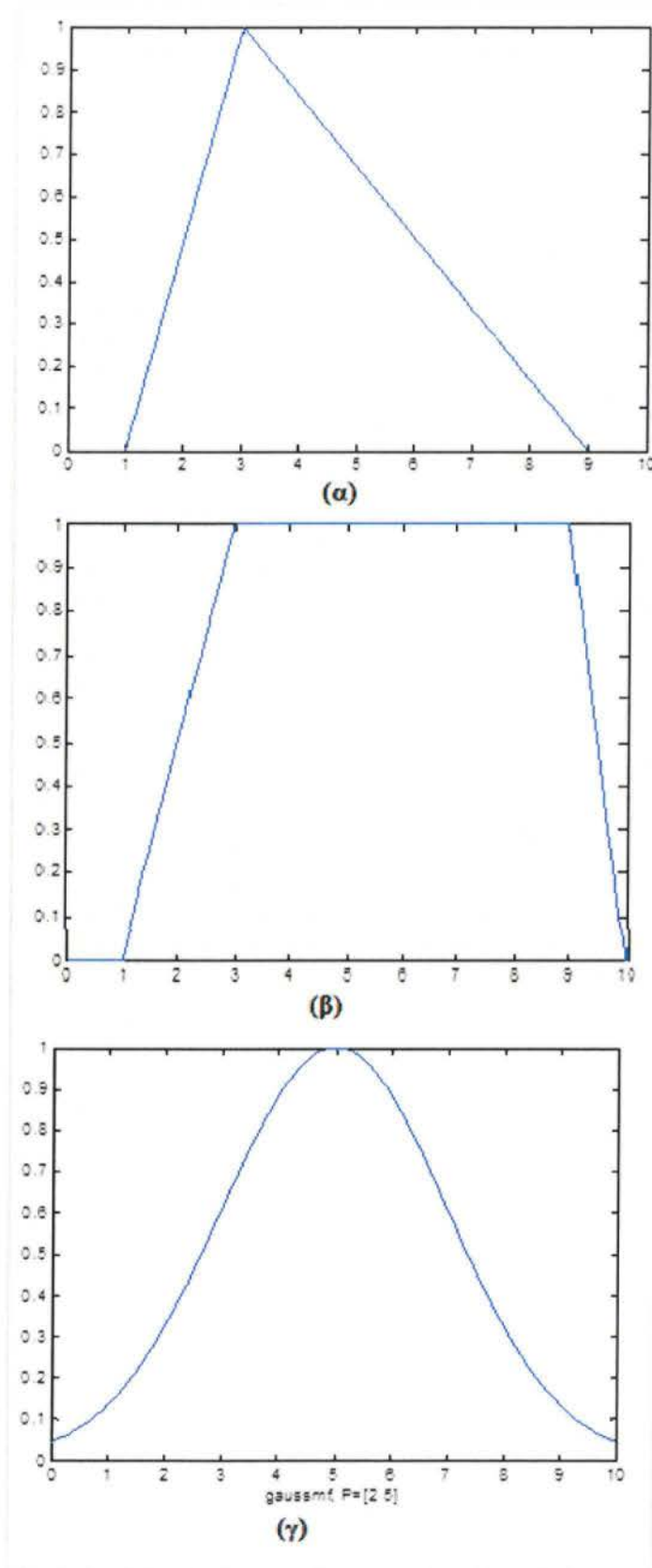
Σχήμα 1: Διαφορά κλασσικού – ασαφούς συνόλου

Πηγή: Hsieh et al, 2012

Εάν ο X άξονας αντιπροσωπεύει την ηλικία του ατόμου και ο Y άξονας αντιπροσωπεύει το βαθμό συμμετοχής σε ένα σύνολο, ένα κλασσικό σύνολο έχει ένα απότομο όριο γιατί ένα άτομο, είτε ανήκει στην «μέση ηλικία» είτε δεν ανήκει καθόλου. Σε αντίθεση, στο ασαφές σύνολο ορίζεται ένα εύρος τιμών για τα άτομα που ανήκουν στη μέση ηλικία. Πρόσφατα, η ασαφής λογική έχει εφαρμοστεί σε τομείς όπως η θεωρία ελέγχου, προκειμένου να αξιοποιηθεί η τεχνητή νοημοσύνη (Yen & Langari, 1998; Hsieh et al, 2012).

1.3. Μαθηματικές συναρτήσεις (τριγωνική, τραπεζοειδής και Gaussian) για την αναπαράσταση ασαφών συνόλων

Οι μαθηματικές συναρτήσεις για την αναπαράσταση ασαφών συνόλων μπορούν διαγραμματικά να απεικονιστούν μέσω διαφορετικών μορφών. Ωστόσο, οι σημαντικότερες εξ' αυτών είναι η τριγωνική, η τραπεζοειδής και η Gaussian. Στο σχήμα 2 που ακολουθεί, παρουσιάζονται οι τρεις (3) προαναφερθείσες μαθηματικές συναρτήσεις μέσω παραδείγματος για την αναπαράσταση των ασαφών συνόλων με τη χρήση ανάλογου κώδικα στο Matlab.



Σχήμα 2: Μαθηματικές συναρτήσεις (α. τριγωνική, β. τραπεζοειδής και γ. gaussian) για την αναπαράσταση των ασαφών συνόλων

Πηγή: Πήτας, 2012

1.4. Ασαφής λογική και αναγνώριση προτύπων

Έστω X ένα τυπικό σύνολο αντικειμένων, που το καλείται σύμπαν, του οποίου τα στοιχεία συμβολίζονται με x . Η σχέση του περιέχεσθε για ένα τοπικό υποσύνολο του A του X συχνά αναπαριστάται με την συνάρτηση $A_i(x)$ ως εξής (Πήτας, 1998):

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

όπου το $\{0,1\}$ λέγεται σύνολο εκτίμησης και αν - ν σημαίνει αν και μόνον αν. Εάν το σύνολο εκτίμησης επιτρέπεται να είναι το πραγματικό υποσύνολο $[0,1]$ τότε το A ονομάζεται ασαφές σύνολο, $A_i(x)$ είναι ο βαθμός (ποσοστό) του περιέχεσθε του x στο A . Όσο πιο κοντά στο 1 είναι η τιμή του $A_i(x)$ τόσο πιο πολύ το x ανήκει στο A . Το A είναι ένα υποσύνολο του X που δεν έχει σαφή όρια. Το A χαρακτηρίζεται πλήρως ως εξής:

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

Όταν το X είναι πεπερασμένο σύνολο, $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, ένα ασαφές σύνολο στο X εκφράζεται ως εξής:

$$A = A_i(x_1)/x_1 + \dots + A_i(x_N)/x_N$$

Όταν το X δεν είναι πεπερασμένο, γράφεται:

$$A = \int_X A_i(x)$$

Δύο ασαφή σύνολα λέγονται ίσα (συμβολισμός $A = B$) όταν:

$$\forall x \in X, A_i(x) = B_i(x)$$

Ένα ασαφές σύνολο είναι στην πραγματικότητα ένα υποσύνολο ενός κλασσικού συνόλου, όπως έδειξε ο Kaufmann. Αυτό που αποκαλείται σύμπαν δεν είναι ποτέ ασαφές. Το support ενός ασαφούς συνόλου A είναι το κανονικό υποσύνολο του X για το οποίο ισχύει:

$$\text{supp}A = \{x \in X, A_i(x) > 0\}, \text{ όπου } x \in X \text{ σημαίνει } x \text{ ανήκει στο } X$$

Τα στοιχεία x για τα οποία $A_i(x) = 1/2$ είναι τα σημεία περάσματος (crossover) του A . Το ύψος (height) του A είναι $\text{hgt}(A) = \sup_{x \in X} A_i(x)$, Το A λέγεται ότι έχει κανονικοποιηθεί, αν-ν $\exists x \in X, A_i(x) = 1$, αυτός ο ορισμός υποδηλώνει $\text{hgt}(A) = 1$. Το κενό σύνολο \emptyset ορίζεται ως, $\forall x \in X, A_\emptyset(x) = 0$, φυσικά $\forall x \in X, A_X(x) = 1$. Για παράδειγμα, $X = \mathbb{N} = \{\text{σύνολο θετικών αριθμών}\}$. Έστω $A = 0,1/7 + 0,5/8 + 0,8/9 + 1,0/10 + 0,8/11 + 0,5/12 + 0,1/13$ είναι ένα ασαφές σύνολο, τότε το A είναι ίσο με 10. $X = \mathbb{R} = \{\text{σύνολο πραγματικών αριθμών}\}$. Έστω:

$$A_i(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{1}{5}(x - 10) \right]^2}$$

τότε το A είναι ένα ασαφές σύνολο που είναι περίπου ίσο με 10 (Πήτας, 1998).

1.4.1. Πράξεις θεωρίας συνόλων: Ένωση και τομή ασαφών συνόλων

Οι βασικές πράξεις των ασαφών συνόλων είναι (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

- 1) Ένωση (union).
- 2) Τομή (intersection).
- 3) Συμπλήρωμα (complement).

Για την εφαρμογή των πράξεων μεταξύ ασαφών συνόλων, ορίζονται τρία (3) ασαφή σύνολα A, B, C με πεδίο ορισμού X και αντίστοιχες συναρτήσεις συμμετοχής $\mu_A(x), \mu_B(x), \mu_C(x)$. Η ένωση μεταξύ ασαφών συνόλων εκφράζεται από τη σχέση:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad \forall x \in X$$

Η τομή αντίστοιχα εκφράζεται από τη σχέση:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \forall x \in X$$

Και τέλος, το συμπλήρωμα ενός ασαφούς συνόλου από τη σχέση:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \forall x \in X$$

Μια σημαντική και συχνά επίσης χρησιμοποιούμενη ασαφής πράξη τόσο στη θεωρία όσο και στις εφαρμογές, είναι η προβολή μιας ασαφούς σχέσης (ή ενός ασαφούς συνόλου αφού το ασαφές σύνολο είναι μια ασαφής σχέση) επί ενός επιλεγμένου κλασικού υποχώρου όπου η ασαφής σχέση ορίζεται (Dubois & Prade, 1980; Kasprzyk, 1997; Klir & Yuan, 1995; Μποζαπαλίδη, 2002; Pedrycz, 1996). Έστω λοιπόν ένα ασαφές σύνολο $A(x_1, \dots, x_n)$ ως προς σύνολο αναφοράς το καρτεσιανό γινόμενο

$$X = \prod_{i \in I} X_i = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$$

και

$$H = X_{i_1} \times X_{i_2} \times \dots \times X_{i_m}, \text{ με } \{i_1, i_2, \dots, i_m\} \subseteq I = \{i\} = \{1, 2, \dots, n\}$$

ένας υπόχωρος του X , (συνήθως $H = \mathbb{R}^m$ είναι ένας διανυσματικός υπόχωρος του $X = \mathbb{R}^n$, $m < n$). Ονομάζεται προβολή (projection - shadow) του ασαφούς συνόλου $A(x_1, \dots, x_n)$ ή της ασαφούς σχέσης $A(x_1, \dots, x_n)$ στον κλασικό διαν. υπόχωρο $H = X_{i_1} \times X_{i_2} \times \dots \times X_{i_m}$.

1.4.2. Συμπλήρωμα ασαφούς συνόλου

Το συμπλήρωμα (complement) \bar{A} του A ορίζεται με την βοήθεια της $A_i(x)$ ως εξής:

$$\forall x \in X, \bar{A}_i(x) = 1 - A_i(x) = h(A_i(x))$$

Για το $\bar{A}_i(x)$ ισχύει (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

- 1) Το $\bar{A}_i(x)$ εξαρτάται μόνον από το $A_i(x)$.
- 2) $h(0) = 1$ και $h(1) = 0$.
- 3) Η $h(A_i(x))$ είναι συνεχής και αυστηρά φθίνουσα .
- 4) $h(h(A_i(x))) = A_i(x)$.

Οι παραπάνω σχέσεις δεν ορίζουν μοναδικά την h , ακόμα και αν προστεθεί η εξής σχέση $h(1/2) = 1/2$. Αλλά, αν $h(u) = 1-u$ τότε:

$$\forall x_1 \in X, \forall x_2 \in X, \text{ αν } A_i(x_1) + A_i(x_2) = 1, \text{ τότε } \bar{A}_i(x_1) + \bar{A}_i(x_2) = 1$$

$$\forall x_1 \in X, \forall x_2 \in X, \text{ αν } A_i(x_1) - A_i(x_2) = \bar{A}_i(x_1) - \bar{A}_i(x_2)$$

Παρόλα αυτά μπορεί να προκύψουν καταστάσεις όπου να μην είναι απαραίτητες οι δύο τελευταίες σχέσεις. Ορίζεται το λ - συμπλήρωμα (λ - complement) \bar{A}^λ του A :

$$\bar{A}^\lambda(x) = (1 - A_i(x)) / (1 + \lambda A_i(x)), \lambda \in]-1, \infty)$$

Όταν το A είναι κανονικό υποσύνολο του X , το ζεύγος (A, \bar{A}) αποτελεί μια διαμέριση του X , εκτός αν το $A = \emptyset$ ή $A = X$. Όταν το A είναι ασαφές, τότε το σύνολο (A, \bar{A}) λέγεται ασαφής διαμέριση (fuzzy partition), γενικότερα για m ασαφή σύνολα για τα οποία ισχύει $\forall x \in X$,

$$\sum_{i=1}^m A_i(x) = 1$$

Τα A_i σύνολα αποτελούν μια ασαφή διαμέριση του X (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004; Πήτας, 1998; Θεοδώρου, 2012).

1.4.3. Δομή των συνόλων των ασαφών υποσυνόλων του X

Έστω $P(X)$ το δυναμοσύνολο του X . Έστω $P^*(X)$ το σύνολο των ασαφών υποσυνόλων του X . Η δομή του μπορεί να εξαχθεί από την δομή του πραγματικού διαστήματος $[0,1]$. Για το $P^*(X)$ προκύπτουν οι εξής ιδιότητες:

- 1) $A \cup B = B \cup A$ και $A \cap B = A \cap B$

- 2) $A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$ και $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup C$
- 3) $A \cup A = A$ και $A \cap A = A$
- 4) $A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$ και $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$
- 5) $A \cap \emptyset = \emptyset$ και $A \cup X = X$
- 6) $A \cup \emptyset = A$ και $A \cap X = A$
- 7) $A \cup (A \cap B) = A$ και $A \cap (A \cup B) = A$

$$\overline{\overline{A}} = A$$

$$(\overline{A} \cup B) \cap (A \cup \overline{B}) = (\overline{A} \cap \overline{B}) \cup (A \cap B)$$

$$(\overline{A} \cap B) \cup (A \cap \overline{B}) = (\overline{A} \cup \overline{B}) \cap (A \cup B)$$

Οι μόνοι νόμοι των συνηθισμένων ασαφών συνόλων που πλέον δεν ισχύουν είναι:

$$A \cap \overline{A} \neq \emptyset, A \cup \overline{A} \neq X$$

Το ίδιο ισχύει και για το λ - συμπλήρωμα. Από την στιγμή που τα A και \overline{A} δεν έχουν σαφή σύνορα, πιθανών και να αλληλοκαλύπτονται. Αλλά η αλληλοκάλυψη περιορίζεται διότι $\forall A, \forall x, \min(A_i(x), \overline{A}_i(x)) \leq 1/2$. Για τον ίδιο λόγο και το $A \cup \overline{A}$ δεν καλύπτει πλήρως το X , αλλά $\max(A_i(x), \overline{A}_i(x)) \geq 1/2$ (Πήτας, 1998; Θεοδώρου, 2012).

1.4.4. Εναλλακτικές σχέσεις του $P^*(X)$

Υπάρχουν και άλλες σχέσεις που μπορούν να οριστούν για την τομή και την ένωση:

Τομή

$$\forall x \in X, A * B_i(x) = A_i(x) * B_i(x)$$

Ένωση

$$\forall x \in X, A + B_i(x) = A_i(x) + B_i(x) - A_i(x) * B_i(x), \text{ (στοχαστικό άθροισμα)}$$

Όταν στοχεύεται να δειχθεί ότι ένα στοιχείο x του X ανήκει σε ένα ασαφές σύνολο A , ίσως απαιτηθεί η συνάρτηση $A_i(x)$ να πάρει τιμή μεγαλύτερη από ένα όριο. Το σύνολο αυτό είναι το A_α , όπου $A_\alpha = \{x \in X, A_i(x) \geq \alpha\}$. Η συνάρτηση $A_i(x)$ ενός ασαφούς συνόλου A μπορεί να εκφραστεί με όρους της χαρακτηριστικής συνάρτησης της α -τομής:

$$A_i(x) = \sup_{\alpha \in]0,1]} \min(\alpha, A_i(x))$$

Μπορεί εύκολα να ελεγχθεί ότι ισχύουν οι ακόλουθες ιδιότητες (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004; Πήτας, 1998; Θεοδώρου, 2012):

$$(A \cup B)_\alpha = A_\alpha \cup B_\alpha, (A \cap B)_\alpha = A_\alpha \cap B_\alpha$$

1.4.5. Ασαφής κατάτμηση συνόλων και εφαρμογές της στην αναγνώριση προτύπων

Μια ασαφής διαμέριση είναι μια οικογένεια ασαφών συνόλων F_1, \dots, F_m του X τέτοιο ώστε:

$$\forall x \in X, \sum F_i(x) = 1$$

Σύμφωνα με τον Ruspini, το πρόβλημα της ασαφούς κατάτμησης μπορεί να ειπωθεί ως εξής: δοθέντος ενός πεπερασμένου συνόλου X και μίας θετικής, πραγματικών τιμών, συνάρτηση δ , η οποία ορίζεται στο X^2 , τέτοια ώστε να βρεθεί ασαφής διαμέριση F_1, \dots, F_m , όπου το m είναι γνωστό εκ των προτέρων, τέτοιο ώστε αντικείμενα που βρίσκονται πολύ κοντά με βάση την συνάρτηση δ να ανήκουν στην ίδια κλάση.

$$\forall x \in X, \delta(x,x) = 0$$

$$\forall x,y \in X, \delta(x,y) = \delta(y,x)$$

1.4.6. Ασαφής ISODATA

Σε μερικές περιπτώσεις δεν ενδιαφέρει μόνο να βρεθεί η διαμέριση ενός συνόλου στοιχείων αλλά και τα πιο αντιπροσωπευτικά από αυτά. Αυτό επιτυγχάνεται από τον αλγόριθμο ISODATA. Αυτός ο αλγόριθμος έχει βελτιωθεί ώστε να επιτρέπει την δημιουργία ασαφών συνόλων.

Έστω $F = (f_1, \dots, f_m)$, το $\text{conv}(f_i)$ υποδηλώνει το κυρτό κέλυφος (convex hull) του f_i . Τα υποσύνολα f_i λέγονται συμπαγή καλά διαχωριζόμενα (CWS) αν - ν για όλα τα i, j, k για τα οποία $j \neq k$, κάθε ζεύγος (x, y) με το x στο f_i και το y στο $\text{conv}(f_i)$ είναι κοντύτερα αν μετρηθούν με την μετρική $\|x-y\|$. Το X μπορεί να χωριστεί σε m ομάδες αν - ν $\beta(m, F) = (\min_1 \min_2 d(f_i, \text{conv}(f_i))) / \max_2 \text{diam}(f_i)$, όπου $\text{diam}A = \sup d(x, y)$ \min_1 ορίζεται για $1 \leq i \leq m$, \min_2 ορίζεται για $1 \leq j \leq m$ με $i \neq j$ και \max_1 ορίζεται στο $1 \leq i \leq m$. Τότε $\beta(m) = \max \beta(m, F) \geq 1$ είναι η συνάρτηση που χωρίζει το X σε m CWS ομάδες. Η εύρεση μιας F για $\beta(m) = \beta(m, F)$ είναι πολύ δύσκολο. Θεωρείται (Πήτας, 1998; Θεοδώρου, 2012):

$$J(F, u) = \sum_{i=1}^m \sum_{x \in F_i} d(x, u_i)^2$$

Όπου u είναι τα κέντρα των ομάδων, και το J έχει την εξής έννοια: είναι το μέσο ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα για τα F και u . Τότε το πρόβλημα γίνεται: να βρεθεί F^* και u^* για δοσμένο m τέτοιο $J(F^*, u^*) = \min \inf J(F, u)$. Το τοπικό ελάχιστο του J βρίσκεται ως εξής:

- 1) Επιλέγεται ένα F .
- 2) Υπολογίζονται τα κέντρα u_i .
- 3) Δημιουργείται μια νέα διαμέριση F^* ως εξής:

$$x \in F^*, \text{ αν - ν } d(x, u_i) = \min d(x, u_j)$$

Αν $F = F^*$ τέλος, αλλιώς τίθεται $F = F^*$ για συνέχεια. Για να αποφευχθούν οι όποιες δυσκολίες επιτρέπεται η είσοδος της ασαφούς λογικής στην όλη διαδικασία. Τότε ορίζεται:

$$J_w(F, u) = \sum_{i=1}^m \sum_{x \in X} [\mu_{F_i}(x)]^w d(x, u_i)^2 \quad \text{και} \quad \mu_{F_i}(x) \in [0, 1] \quad \mu \varepsilon \quad \sum_{i=1}^m \mu_{F_i}(x) = 1$$

Τότε το μ_F μπορεί να είναι τοπικό ελάχιστο αν - ν

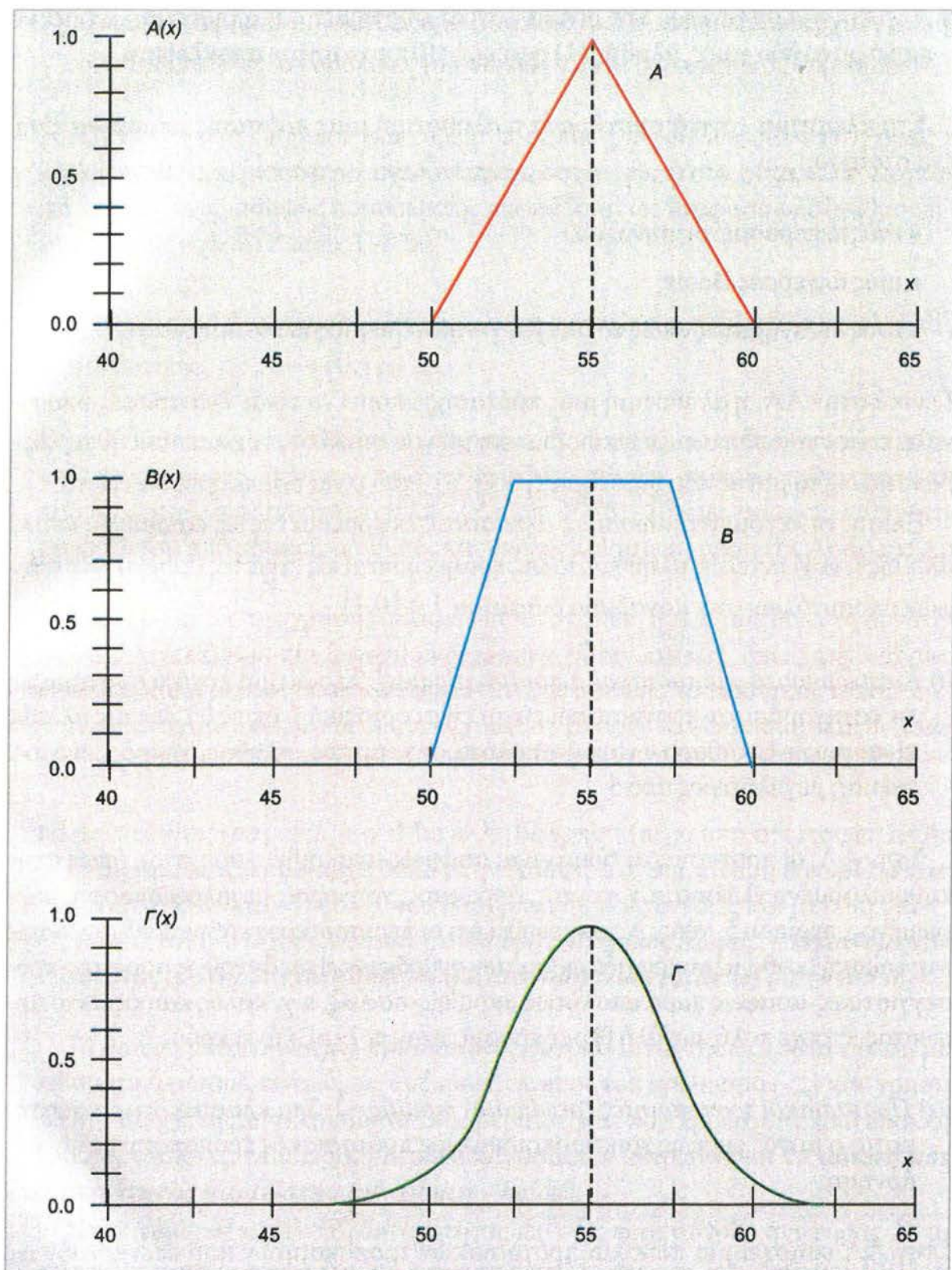
$$\mu_{F_i}(x) = \left\{ \sum_{j=1}^m \left(\frac{\|x - u_i\|^2}{\|x - u_j\|^2} \right)^{(w-1)^{-1}} \right\}^{-1}$$

$$u_i = \sum_{x \in X} [\mu_{F_i}(x)]^w x / \sum_{x \in X} [\mu_{F_i}(x)]$$

1.5. Βασικές αρχές της ασαφούς λογικής

Οι βασικές αρχές της ασαφούς λογικής συνοψίζονται επιγραμματικά στα εξής (Yager & Zadeh, 1993):

- 1) Στην Ασαφή Λογική, οτιδήποτε είναι διαβαθμισμένο.
- 2) Κάθε λογικό σύστημα μπορεί να ασαφοποιηθεί (fuzzification).
- 3) Κάθε ακριβής κατάσταση, στην ασαφή λογική θεωρείται ως οριακή περίπτωση μιας προσεγγιστικής κατάστασης.



Σχήμα 3: Σύγκριση συνήθων στην πράξη ασαφών συνόλων (Α. τριγωνικού, Β. τραπεζοειδούς, Γ. καμπανοειδούς) που εκφράζουν την ίδια ασαφή έννοια

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Η ασαφής λογική διαφέρει από την παραδοσιακή δίτιμη λογική τόσο στην ουσία όσο και στον τύπο. Μερικές από τις κύριες διαφορές τους συνοπτικά είναι (Dubois & Prade, 1980; Yager & Zadeh, 1993; Zadeh, 1997):

- 1) Αλήθεια ή αληθοτιμές. Στα δίτιμα λογικά συστήματα, η αληθοτιμή μπορεί να πάρει μόνο δύο τιμές, αληθής (1) ή ψευδής (0), το «τρίτο» αποκλείεται. Στα πλειότιμα λογικά συστήματα η αληθοτιμή μιας πρότασης μπορεί να είναι ένα στοιχείο: ενός πεπερασμένου συνόλου, μιας άλγεβρας Boole, ενός διαστήματος όπως το $[0,1]$, ή γενικότερα μιας πλειότιμης άλγεβρας. Γενικά στην ασαφή λογική, η αληθοτιμή μιας πρότασης μπορεί να είναι ένα ασαφές υποσύνολο ενός οποιουδήποτε μερικώς διατεταγμένου συνόλου, το οποίο συνήθως λαμβάνεται ως το μοναδιαίο διάστημα $([0, 1], <)$, που είναι ένα πλήρες δικτυωτό. Επίσης οι λεγόμενες γλωσσικές αληθοτιμές εκφραζόμενες ως «αληθής», «πολύ αληθής», «όχι εντελώς αληθής», κ.λπ., ερμηνεύονται ως ετικέτες (labels) των ασαφών υποσυνόλων στο μοναδιαίο διάστημα $I = [0, 1]$.
- 2) Κατηγορήματα - προτασιακοί τύποι (predicates). Στα δίτιμα λογικά συστήματα, τα κατηγορήματα - προτασιακοί τύποι είναι οριστικά ή σαφή – ξεκάθαρα – εναργή – απόλυτα. Στην ασαφή λογική, οι προτασιακοί τύποι είναι ασαφείς – ανακριβείς - αόριστοι, όπως στην καθομιλουμένη γλώσσα, π.χ. κοντός, άρρωστος, γρήγορος, μεγάλος. Ας σημειωθεί ότι οι περισσότερες καθημερινές φράσεις στη φυσική (καθομιλουμένη) γλώσσα των ανθρώπων είναι συνήθως αόριστες – προσεγγιστικές - ασαφείς παρά απολύτως ακριβείς - σαφείς, π.χ. καλός καιρός, λίγο άρρωστος, έτρεχε πολύ, μεγάλη θερμοκρασία, ήταν πολλοί, κάνει κρύο.
- 3) Προτασιακοί τροποποιητές (predicates modifiers). Στα κλασικά δίτιμα συστήματα, ο μόνος ευρέως χρησιμοποιούμενος προτασιακός τροποποιητής είναι η άρνηση. Στην ασαφή λογική υπάρχει μια ποικιλία προτασιακών τροποποιητών που επενεργούν ως αοριστολογικοί τροποποιητές (hedges-φράχτες), όπως π.χ. πολύ, περισσότερο, λιγότερο, εντελώς, μάλλον, υπερβολικά. Τέτοιοι προτασιακοί τροποποιητές παίζουν ουσιώδη ρόλο στη δημιουργία των τιμών μιας ασαφούς γλωσσικής μεταβλητής, π.χ. «πολύ νέος, μάλλον νέος, λίγο νέος, λιγότερο νέος», κ.λπ. (Zadeh, 1973).
- 4) Ποσοδείκτες (quantifiers): Στα κλασικά λογικά συστήματα υπάρχουν ακριβώς δύο ποσοδείκτες: ο καθολικός (universal - \forall) και ο υπαρξιακός (existential - \exists). Η ασαφής λογική επιδέχεται επιπλέον μια ευρεία ποικιλία ασαφών

ποσοδεικτών, όπως π.χ. λίγο, συνήθως, περισσότερο, σχεδόν πάντα, συχνά κ.λπ. Στην ασαφή λογική, ένας ασαφής ποσοδείκτης εκφράζεται ως ένας ασαφής αριθμός ή ως μια ασαφής σχέση (Zadeh, 1983^a).

- 5) Πιθανότητες. Στα κλασικά δίτιμα λογικά συστήματα, η πιθανότητα p είναι μια συνάρτηση, $p: A \rightarrow [0,1]$. Στην ΑΛ χρησιμοποιούνται γλωσσικές ή γενικότερα ασαφείς πιθανότητες, όπως π.χ. πολύ πιθανό, λίγο πιθανό, απίθανο, μεγάλη πιθανότητα, κ.λπ., (Zadeh, 1986). Τέτοιες ασαφείς πιθανότητες εκφράζονται από ασαφείς αριθμούς και υπολογίζονται με χρήση της ασαφούς αριθμητικής (Dubois & Prade, 1980; Kaufmann & Gupta, 1991). Εξάλλου εκτός της χρήσης ασαφών πιθανοτήτων, η Α.Λ. δίνει τη δυνατότητα να συσχετιστούν και ασαφή ενδεχόμενα (fuzzy events). Η πιθανότητα ενός ασαφούς ενδεχομένου μπορεί να είναι κλασικός ή ασαφής αριθμός (Zadeh, 1968).
- 6) Δυνατότητες (possibilities). Μια άλλη θεώρηση (πέρα από την ασαφή πιθανότητα) που παίζει κυρίαρχο ρόλο στην ασαφή λογική, είναι η θεωρία δυνατοτήτων (possibility theory) που βασίζεται σε νέες έννοιες και μεγέθη όπως, το ασαφές μέτρο (fuzzy measure), ο ασαφής μετρικός χώρος, η κατανομή δυνατότητας (possibility distribution) ή κατανομή πίστης (belief distribution), κ.λπ.

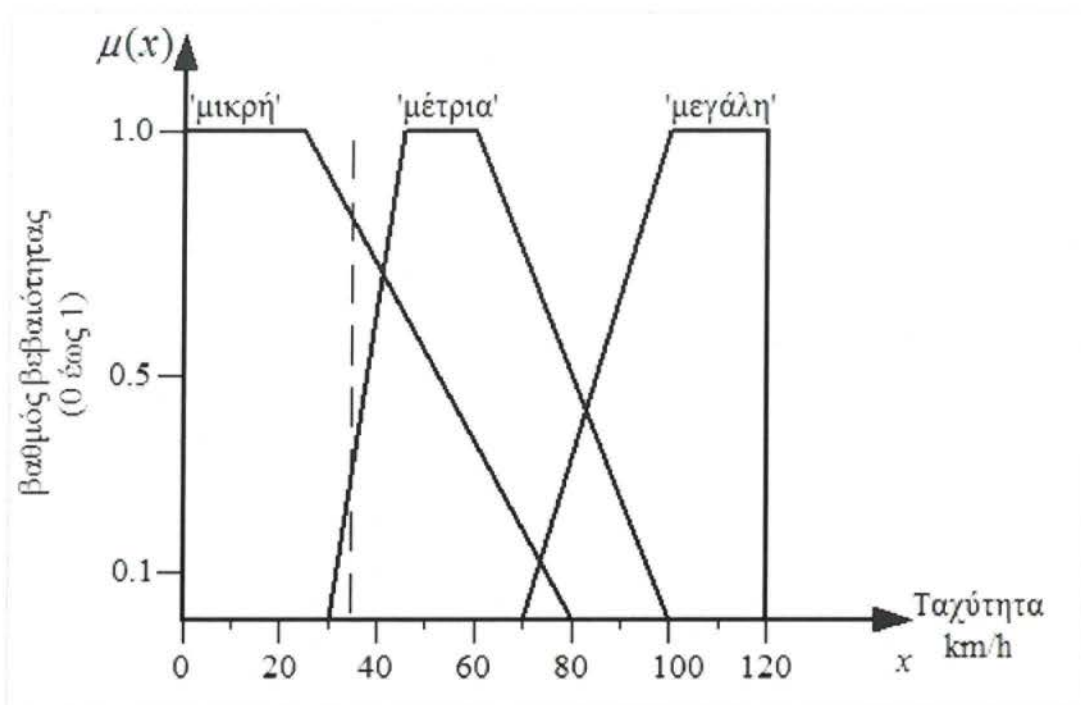
Τα ασαφή μέτρα είναι μη-προσθετικές συνολοσυναρτήσεις (σε αντίθεση με τα πιθανοτικά μέτρα), είναι όμως αύξουσες ως προς τον εγκλεισμό και χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση της αβεβαιότητας που προέρχεται από υποκειμενικές εκτιμήσεις. Μια ειδική περίπτωση ασαφών μέτρων είναι τα ασαφή μέτρα δυνατότητας και πίστης (possibility - belief). Η θεωρία δυνατοτήτων $\Pi(\bullet)$ έχει πολλές ομοιότητες με τη θεωρία πιθανοτήτων $P(\bullet)$, όπως $P(X) = 1 = \Pi(X)$, αλλά και σημαντικές διαφορές όπως $P(A) + P(A^C) = 1$, ενώ στις υποκειμενικές κρίσεις όμως μπορεί κάποιος να θεωρεί δυνατό ότι συνυπάρχουν τα ενδεχόμενα «Α συμβαίνει» και «Α δεν συμβαίνει» (Dubois & Prade, 1980, 1987; Klir & Yan, 1995; Nguyen & Walker, 2000; Wolkenhauer, 2001; Zadeh, 1997).

1.6. Το ασαφές σύνολο

Το ασαφές σύνολο αποτελεί τη βάση συγκρότησης της ασαφούς λογικής. Ο Zadeh ήταν ο πρώτος που ουσιαστικά παρατήρησε ότι στην παραδοσιακή περιγραφή ενός συστήματος μεταξύ ενός ορισμένου εύρους τιμών, ουσιαστικά απέκλειε πληροφορίες που θα μπορούσαν να περιλαμβάνονται στο μεσοδιάστημα δύο τιμών, ιδιαίτερα στις περιπτώσεις εκείνες που το εύρος τιμών ήταν ιδιαίτερα υψηλό. Ο αυστηρός τρόπος περιγραφής ενός συστήματος έθετε περιορισμούς που εστίαζαν σε δύο περιπτώσεις (Θεοδώρου, 2012):

- 1) Απώλεια πληροφορίας ιδιαίτερα σε οριακές καταστάσεις.
- 2) Μη απώλεια πληροφορίας.

Η αρχή της ασυμβατότητας που διατυπώθηκε από τον Zadeh ουσιαστικά εξέφρασε το συγκεκριμένο αδιέξοδο μεταξύ των δύο επιλογών. Κατά τον Zadeh (1973) «...καθώς η πολυπλοκότητα ενός συστήματος αυξάνεται, η ικανότητα για ακριβείς και ταυτόχρονα σημαντικές δηλώσεις που αφορούν τη συμπεριφορά του μειώνεται, και πέρα από ένα σημείο η ακρίβεια και η σημαντικότητα αποτελούν σχεδόν αμοιβαία αποκλειόμενα χαρακτηριστικά.». Μέσω των παρατηρήσεων του, ο Zadeh ουσιαστικά διαπίστωσε την αδυναμία απεικόνισης πληροφοριών στη βάση του δυαδικού συστήματος. Η πρότασή του αφορούσε την έκφραση ενός συνόλου με ένα διευρυμένο εύρος τιμών με τιμές μεταβλητών ταυτόχρονα σε πολλά υποσύνολα, στο κάθε ένα με ένα βαθμό συμμετοχής. Για παράδειγμα, θέτοντας ως μεταβλητή την ταχύτητα ενός αυτοκινήτου σε ένα αυτοκινητόδρομο με πεδίο ορισμού [0 km/h - 120 km/h] και προσπαθώντας να απεικονιστούν οι απαντήσεις του οδηγού αναφορικά με μεγέθη ταχύτητας και ποσοστού βεβαιότητας [βεβαιότητα ότι η ταχύτητα 15 km/h είναι μικρή - 100%, βεβαιότητα ότι η ταχύτητα 20 km/h είναι μικρή - 100%, βεβαιότητα ότι η ταχύτητα 40 km/h είναι μικρή - 90% είναι και λίγο μέτρια, βεβαιότητα ότι η ταχύτητα 60 km/h είναι μικρή - Λίγο 10 - 20% διότι τα 60 km/h ταχύτητας είμαι πιο βέβαιο ότι είναι μέτρια]. Η γραφική απεικόνιση της βεβαιότητας του οδηγού αναφορικά με τα μεγέθη της ταχύτητας με πεδίο ορισμού [0,1] παρουσιάζεται στο διάγραμμα 1 που ακολουθεί (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004; Riid & Rüstern, 2014).



Διάγραμμα 1: Λεκτική αναπαράσταση ταχύτητας – βεβαιότητας
 Πηγή: Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004

Με βάση το παραπάνω διάγραμμα, η ταχύτητα έχει επιμεριστεί σε λεκτικούς όρους χωρίς το στενό περιορισμό της αριθμητικής έκφρασης. Για παράδειγμα, για μια ταχύτητα 32 km/h εκφράζεται με βαθμό βεβαιότητας 0.8 ότι είναι μικρή. Ο συγκεκριμένος βαθμός βεβαιότητας καλείται βαθμός συμμετοχής $\mu(x)$ για μία τιμή x του ασαφούς συνόλου. Η τιμή των 32 km/h ονομάζεται «ασαφοποίηση» (fuzzyfication) της crisp τιμής. Η μορφή που μπορούν να λάβουν οι συναρτήσεις μπορεί να είναι τραπεζοειδής, τριγωνική, Γκαουσιανή γενικευμένη τραπεζοειδής. Ωστόσο, αυτό που θα πρέπει να σημειωθεί είναι το εύρος τιμών που μπορούν να λάβουν και είναι $[0,1]$ με κυρτότητα (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004).

1.6.1. Στοιχεία των ασαφών συνόλων

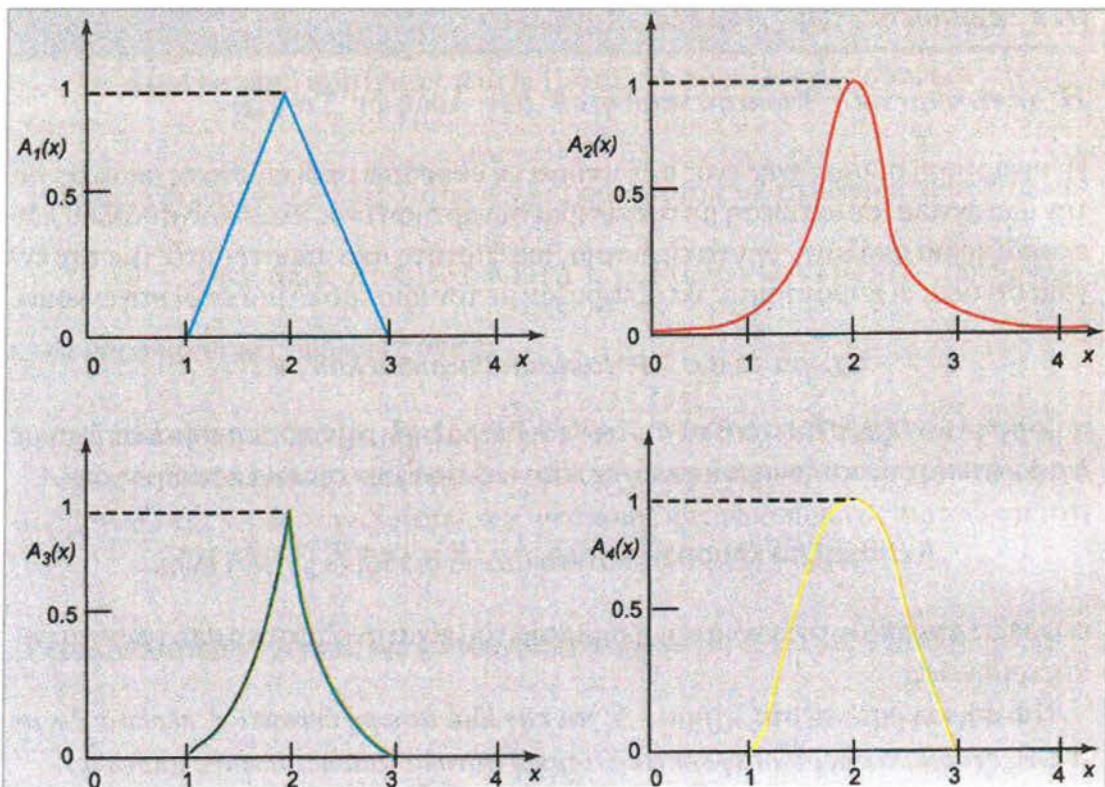
Η απεικόνιση διαγραμματικά ενός ασαφούς συνόλου συναντά πολλούς τρόπους. Το ασαφές σύνολο με πεδίο ορισμού X λαμβάνει διακριτές και πεπερασμένες τιμές x_1, x_2, \dots, x_n . Το ασαφές σύνολο αναπαρίσταται ως η ένωση των διατεταγμένων ζευγών $x_i / \mu(x_i) : i = 1, 2, \dots, n$ με $x_i \in X$ και $\mu(x_i) \in [0, 1]$ ο αντίστοιχος βαθμός συμμετοχής της τιμής x_i . Αν \underline{A} ορίζεται το ασαφές σύνολο τότε προκύπτει $\underline{A} = \{x_1 / \mu(x_1) + x_2 / \mu(x_2) + \dots + x_n / \mu(x_n)\}$. Στις περιπτώσεις εκείνες όπου το X είναι συνεχές και μη πεπερασμένο τότε προκύπτει $\underline{A} = \{\int \mu(x) / x\}$ ή $\mu(x)$. Εκείνο που θα πρέπει να σημειωθεί στη συγκεκριμένη συνάρτηση είναι ότι το σύμβολο «+» δεν εκφράζει την αριθμητική πρόσθεση και το σύμβολο «/» τη διαίρεση. Στην πρώτη περίπτωση εκφράζεται η ένωση και στη δεύτερη εκφράζεται ο διαχωρισμός ενός ζεύγους τιμών. Με το ολοκλήρωμα εκφράζεται η ένωση όλων των διατεταγμένων ζευγών όταν το X είναι συνεχές με τη $\mu(x)$ να καλείται συνάρτηση συμμετοχής. Η συνάρτηση $\mu(x)$ λαμβάνει πεδίο ορισμού που ονομάζεται υπερσύνολο αναφοράς του ασαφούς συνόλου. Κόρος (core) καλείται το υποσύνολο του πεδίου ορισμού της συνάρτησης συμμετοχής με τιμές ίσες προς τη μονάδα και συμβολίζεται με C . Οπότε (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

$$x \in C \subseteq U \Leftrightarrow \mu(x) = 1$$

Το πεδίο ορισμού του ασαφούς συνόλου καλείται πλάτος και αποτελεί μέτρο έκφρασης της ασάφειας (fuzziness) εκφράζοντας το βαθμό αβεβαιότητας. Η στήριξη (support) ενός ασαφούς συνόλου αποτελεί το υποσύνολο του πεδίου ορισμού του όπου η συνάρτηση $\mu(x)$ λαμβάνει τις μη μηδενικές τιμές. Με μαθηματικούς όρους (U διάστημα, S συμπλήρωμα), η $\mu(x)$ εκφράζεται ως εξής (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

$$x \in S \subseteq U \Leftrightarrow \mu(x) \neq 0$$

Η συνάρτηση συμμετοχής ενός ασαφούς συνόλου μπορεί να εκφράσει υποκειμενικές απόψεις για την ίδια έννοια, σε αντίθεση με τη δείκτρια συνάρτηση ενός κλασικού συνόλου που εκφράζει μια απόλυτη, οριστική έννοια, ανεξάρτητη από παρατηρητές (με την έννοια ότι όλοι οι παρατηρητές θα εξέφραζαν με τον ίδιο τρόπο μια απόλυτη έννοια) (Kacprzyk, 1997). Για παράδειγμα για το ασαφές σύνολο $A = \{\text{ακέραιοι περίπου ίσοι με } 2\}$, η μορφή του εξαρτάται από το «μάτι» του παρατηρητή, οπότε μπορεί να προκύπτουν διαφορετικές συναρτήσεις συμμετοχής που να εκφράζουν την ίδια ασαφή έννοια A . Αντίθετα, το κλασικό σύνολο $B = \{\chi \in \mathbb{Z} \mid 3 < \chi < 10\}$, εκφράζει μια απόλυτη έννοια και η σημασία του είναι ανεξάρτητη από υποκειμενικές ερμηνείες. Πιο συγκεκριμένα, στο σχήμα 4, για την ίδια ασαφή έννοια « χ περίπου 2», με $\chi \in \mathbb{R}$, προκύπτουν τέσσερα (4) διαφορετικά ασαφή σύνολα (υποκειμενικές απόψεις) (Nguyen & Walker, 2000).



Σχήμα 4: Τέσσερα (4) διαφορετικά ασαφή σύνολα που εκφράζουν την ίδια ασαφή έννοια (χ περίπου 2)

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Όμως παρά τις σημαντικές (υποκειμενικές) διαφορές τους, όπως φαίνονται στα γραφήματα των συναρτήσεων συμμετοχής τους, έχουν και αρκετά βασικά κοινά (αντικειμενικά) χαρακτηριστικά. Δηλαδή αναλυτικά, καθένα από αυτά τα ασαφή σύνολα, A_i ($i = 1,2,3,4$), εκφράζει με μια ιδιαίτερη μορφή, την ίδια γενική (ασαφή) έννοια « χ περίπου 2», με $\chi \in \mathbb{R}$, έχοντας όμως ταυτόχρονα τα εξής κοινά χαρακτηριστικά (Kaufmann & Gupta, 1991; Θεοδώρου, 2012; Riid & Rüstern, 2014):

- 1) $A_i(2) = 1$ και $A_i(\chi) < 1$, για κάθε $\chi \neq 2$, ($i = 1,2,3,4$).
- 2) A_i είναι συμμετρικό ως προς την ευθεία $\chi = 2$, δηλ. $A_i(2 + \chi) = A_i(2 - \chi)$, $\chi \in \mathbb{R}$.
- 3) $A_i(\chi)$ φθίνει από 1 μέχρι 0, με αύξουσα διαφορά $|2 - \chi|$.

Οι ιδιότητες αυτές είναι αναγκαίες για να εκφραστεί κατάλληλα η δοθείσα ασαφής έννοια « χ περίπου 2», με $\chi \in \mathbb{R}$, αλλά και οποιοδήποτε άλλο ασαφές σύνολο θέλει να εκφράσει την ίδια έννοια, πρέπει (γενικά) να έχει αυτές τις ιδιότητες. Επίσης οι τέσσερις αυτές συναρτήσεις συμμετοχής, είναι όμοιες στο ότι για χ εκτός του διαστήματος $[1,3]$, έχουν «βαθμό συμμετοχής» αμελητέο ή 0.

Η ομοιότητα όμως αυτή δεν είναι πάντα απαραίτητη για την έκφραση της ασαφούς έννοιας, αλλά συνήθως συνάγεται από τα συμφραζόμενα. Εξάλλου, συνήθως στις εφαρμογές δεν απαιτούνται εξειδικευμένα σχήματα για τις συναρτήσεις συμμετοχής των ασαφών συνόλων, αλλά αρκούν απλούστερα πρακτικά σχήματα. Τέλος αξ σημειωθεί ότι κάθε μια από τις ανωτέρω συναρτήσεις A_i ανήκει σε μια γενικότερη παραμετρική οικογένεια συναρτήσεων (Kosko, 1992; Θεοδώρου, 2012).

Συνεπώς η ερμηνεία της συνάρτησης $f : X \rightarrow [0, 1]$, ως ασαφούς συνόλου, δίνει τη δυνατότητα έκφρασης με μαθηματικά, αόριστες - προσεγγιστικές έννοιες που χρησιμοποιούνται συχνά και στην καθομιλουμένη γλώσσα. Όμως η έκφραση αυτή δεν εξαρτάται μόνο από την ίδια την έννοια αλλά και από τα συμφραζόμενα - το γενικό νοηματικό περιβάλλον (context), όπου αυτή χρησιμοποιείται. Άρα, η ίδια ασαφής έννοια μπορεί να εκφράζεται από πολλά και διαφορετικά ασαφή σύνολα και η επιλογή του κατάλληλου είναι υποκειμενική, αφού τα όρια ενός ασαφούς συνόλου είναι ασαφή και επομένως εξαρτώνται τελικά από την κρίση του παρατηρητή.

Αυτή όμως η ελαστικότητα ως προς την υποκειμενική επιλογή του α.σ. είναι πολύ χρήσιμη στις εφαρμογές, όπως στην ασαφή θεωρία ελέγχου (fuzzy control), στις ασαφείς αποφάσεις (fuzzy decision), κ.λπ.

Μια ασαφής σχέση R , μεταξύ δύο (κλασικών) συνόλων $X = \{x\}$ και $Y = \{y\}$, είναι ένα ασαφές σύνολο (ως προς σύμπαν το καρτεσιανό γινόμενο $X \times Y$), που ορίζεται ως εξής (Klir & Yuan, 1995; Μποζαπαλιδή, 2002; Nguyen & Walker, 2000):

$$R : (x,y) \in X \times Y, R(x,y) \in [0,1]$$

Επειδή η ασαφής σχέση ορίζεται στο καρτεσιανό γινόμενο δύο (κλασικών) συνόλων X και Y , γι' αυτό και λέγεται διμελής ασαφής σχέση (ή διδιάστατο ασαφές σύνολο). Γενικότερα, μια ασαφής σχέση ορίζεται στο καρτεσιανό γινόμενο n (κλασικών) συνόλων, δηλαδή στο $X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ και λέγεται n -μελής ασαφής σχέση.

Με αυτή την έννοια, ένα ασαφές σύνολο ως προς R είναι μια μονομελής ασαφής σχέση. Για παράδειγμα, έστω τα (κλασικά) σύνολα, $X = \{x_1, x_2\}$ και $Y = \{y_1, y_2\}$, όπου για απλούστευση θεωρούνται (Θεοδώρου, 2012):

$$X = \{x_1 = \text{άλογο}, x_2 = \text{γάιδαρος}\}$$

$$Y = \{y_1 = \text{μουλάρι}, y_2 = \text{αγελάδα}\}$$

Τότε μια ασαφής σχέση $R = \text{«ομοιότητα»}$ μπορεί να εκφραστεί πρακτικά, ως εξής:

$$R(x,y) = 0,8/(\text{αλ.}, \text{μου.}) + 0,4/(\text{αλ.}, \text{γελ.}) + 0,9/(\text{γαϊδ.}, \text{μουλ.}) + 0,2(\text{γαϊδ.}, \text{γελ.})$$

και μπορεί να ερμηνευτεί ως εξής: το άλογο και το μουλάρι είναι όμοια (κατά μια υποκειμενική άποψη) σε βαθμό 0.8, δηλαδή σε μεγάλο μέγεθος ομοιότητας, ενώ το άλογο και η γελάδα σε βαθμό 0.4, δηλ. σε μικρότερο μέγεθος ομοιότητας, κ.λπ. Γενικότερα, αν $(x, y) \in R^2$, τότε η ανωτέρω ασαφής σχέση (ή ασαφές σύνολο) R μπορεί να έχει μια γενικότερη συνάρτηση συμμετοχής (Kosko, 1997).

Συνεπώς η έννοια της ασαφούς σχέσης μπορεί να εκφράσει μια μερική (ανακριβή - υποκειμενική) αλληλοσυσχέτιση μεταξύ των στοιχείων κάποιων συνόλων, σε αντίθεση με την ακριβή και απόλυτη (απότομη) έκφραση μιας κλασικής μη - ασαφούς (non - fuzzy) σχέσης - όπου δύο οποιαδήποτε στοιχεία μπορεί να είναι είτε πλήρως συσχετισμένα είτε πλήρως μη συσχετισμένα. Στην ασαφή σχέση, υπάρχει μια ρεαλιστική διαβάθμιση της σχέσης, δηλαδή από 1 για στοιχεία ανήκοντα πλήρως στη σχέση, μέχρι 0 για μη - ανήκοντα στη σχέση, ενώ όλα τα υπόλοιπα στοιχεία μπορούν να πάρουν οποιαδήποτε ενδιάμεση τιμή (μεταξύ 0 και 1). Ας σημειωθεί επίσης ότι

μια ασαφής σχέση R (ως προς ένα πεπερασμένο σύνολο αναφοράς), μπορεί να παρασταθεί υπό (την πολύ χρήσιμη) μορφή ενός πίνακα (Μποζαπαλίδη, 2002; Θεοδώρου, 2012).

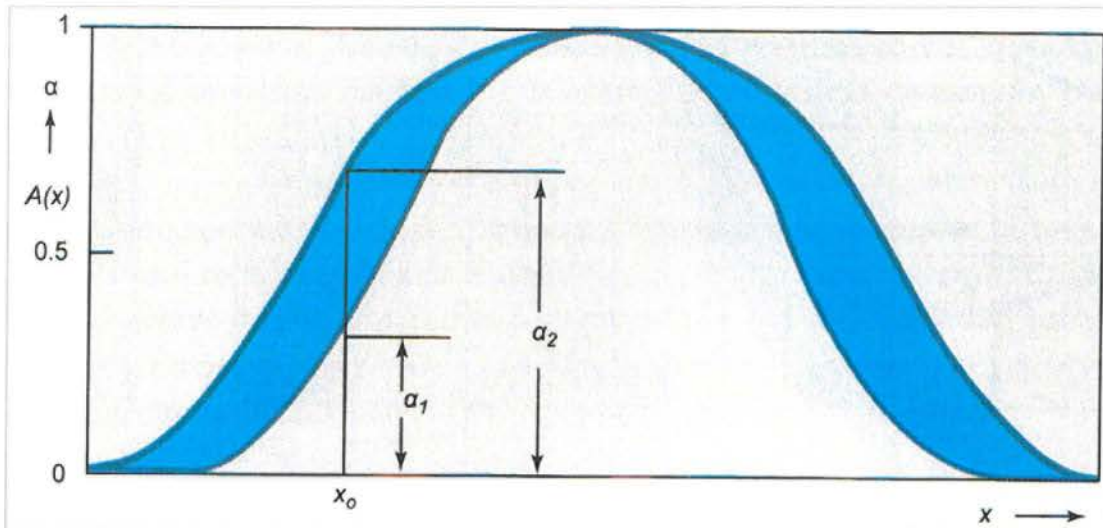
1.6.2. Γενικευμένα ασαφή σύνολα

Σε μερικές εφαρμογές των ασαφών συνόλων, χρειάζεται ενίοτε το πεδίο τιμών τους να είναι διάφορο του συνήθους $[0,1]$. Έτσι, αντί του απλούστερου διαστήματος $[0,1]$, μπορεί γενικεύοντας, να θεωρηθεί, $A : X \rightarrow L$, όπου L μπορεί γενικά να είναι ένα μερικώς διατεταγμένο (τουλάχιστον) σύνολο, ενώ συνήθως θεωρείται το L ως ένα πλήρες δικτυωτό – lattice (Klir, 2006; Riid & Rüstern, 2014).

Ο βασικός λόγος για τη γενίκευση των συνήθων ασαφών συνόλων, είναι ότι η συνάρτηση συμμετοχής τους στο $[0,1]$, είναι περισσότερο ακριβής από την αβεβαιότητα - ασάφεια που επιχειρείται να εκφραστεί, σε κάποιες εφαρμογές (Dubois, 1980).

Για παράδειγμα, μερικές ασαφείς έννοιες μπορούν να εκφραστούν από κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής μόνον προσεγγιστικά, αφού σε κάθε στοιχείο x του X η συμμετοχή του στο X μπορεί να θεωρηθεί όχι ως ένας αριθμός του $[0, 1]$ αλλά ως ένα υποδιάστημα του $[0,1]$, δηλαδή εκτιμάται (λόγω της αβεβαιότητας) ότι κυμαίνεται μεταξύ ενός ελάχιστου a_1 και μέγιστου a_2 ορίου, ήτοι κάθε x αντιστοιχίζεται σε ένα κλειστό υποδιάστημα $[a_1, a_2] \subset [0,1]$. Πιο συγκεκριμένα, τα κυριότερα γενικευμένα ασαφή σύνολα, είναι (Passino &, Yurkovich, 1998; Θεοδώρου, 2012):

- 1) Διαστημότιμα ασαφή σύνολα (interval - valued fuzzy sets) λέγονται αυτά που το πεδίο τιμών της συνάρτησης συμμετοχής τους δεν είναι το σύννητες $[0,1]$, αλλά είναι κλειστά υποδιαστήματα-υποσύνολα του $[0,1]$, δηλαδή είναι της μορφής, $A: x \in X \rightarrow A(x) = [a_1, a_2] \in P([0,1])$, όπου $P([0,1])$ είναι το δυναμοσύνολο του $[0,1]$.

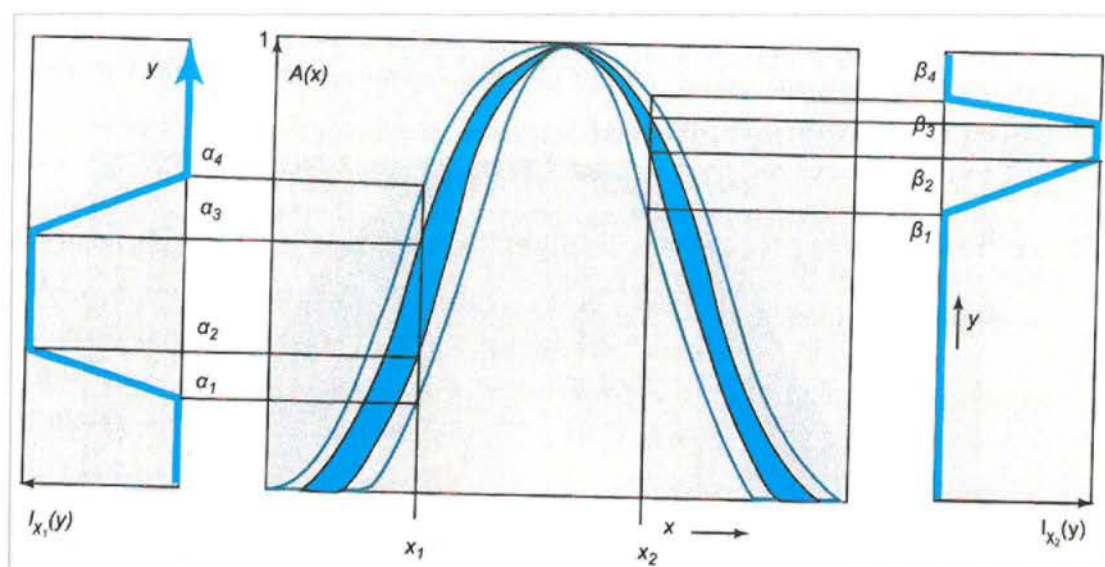


Σχήμα 5: Διαστημότιμο ασαφές σύνολο

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

- 2) Γενικευμένα ασαφή σύνολα τύπου 2 (fuzzy sets of type 2). Τα διαστημότιμα ασαφή σύνολα μπορούν ακόμη περισσότερο να γενικευθούν, θεωρώντας ότι τα όρια a_1, a_2 , είναι επίσης ασαφή. Οπότε, θεωρώντας κάθε διάστημα $[a_1, a_2] \subset [0,1]$ ως σύνηθες ασαφές σύνολο (ως προς σύνολο αναφοράς $[0,1]$), τότε το διάστημα $[[a_3, a_4], [a_5, a_6]]$ είναι ένα ασαφές διάστημα που λέγεται και ασαφές σύνολο τύπου 2 (fuzzy set of type 2). Δηλαδή τα ασαφή διαστήματα ή ασαφή σύνολα τύπου 2, έχουν συνάρτηση συμμετοχής $A: X \rightarrow F[0,1]$, όπου $F([0,1])$ είναι το σύνολο όλων των ασαφών συνόλων ως προς σύνολο αναφοράς το $[0,1]$, που λέγεται και ασαφές δυναμοσύνολο (fuzzy power set) του $[0,1]$.

Η έννοια του ασαφούς συνόλου τύπου 2, φαίνεται γραφικά στο σχήμα που ακολουθεί, όπου θεωρείται ότι οι συναρτήσεις συμμετοχής όλων των εμπλεκόμενων ασαφών διαστημάτων είναι τραπεζοειδούς σχήματος και συνεπώς καθένα από αυτά ορίζεται πλήρως από 4 αριθμούς. Δηλαδή για κάθε x , οι αριθμοί αυτοί παράγονται από 4 συναρτήσεις που στο παραπάνω σχήμα εκφράζονται από τις 4 κωδωνόσχημες καμπύλες. Ας σημειωθεί ότι τα ασαφή σύνολα τύπου 2, έχουν πολύ μεγάλη νοηματική και εκφραστική ισχύ, έχουν όμως παράλληλα και μεγαλύτερες υπολογιστικές απαιτήσεις και από τα διαστημότιμα ασαφή σύνολα, γι' αυτό και σπάνια μέχρι σήμερα χρησιμοποιούνται στις εφαρμογές (Pedrycz, 1996).



Σχήμα 6: Γραφική ερμηνεία του γενικευμένου «ασαφούς συνόλου τύπου 2»

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

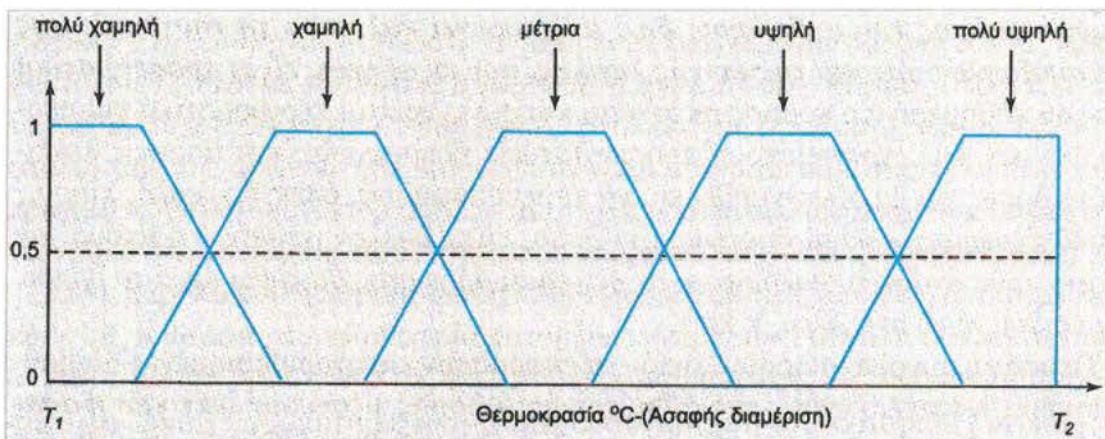
Κατά τον ίδιο τρόπο με τη δημιουργία των ασαφών συνόλων τύπου 2 (ή ασαφή διαστήματα), μπορούν να υπάρχουν ασαφή σύνολα τύπου 3 ή και ακόμη υψηλότερου τύπου, καθώς και διάφορα άλλα είδη γενικευμένων ασαφών συνόλων. Όμως είναι φανερό ότι μια τέτοια γενίκευση σε υψηλότερους τύπους ασαφών συνόλων, αυξάνει σχεδόν απαγορευτικά τις υπολογιστικές απαιτήσεις τους στις εφαρμογές.

Επίσης στη γενικότερη (σύμφωνα με τα προαναφερόμενα) περίπτωση ασαφών συνόλων, $A : X \rightarrow L$, όπου δηλαδή το πεδίο τιμών L της συνάρτησης συμμετοχής είναι οποιοδήποτε σύνολο που απαιτείται μόνο να είναι μερικώς διατεταγμένο (συνήθως πλήρες δικτυωτό), τα αποκαλούμενα και L - ασαφή σύνολα (Goghen, 1967), προφανώς εμπεριέχουν ως υποπεριπτώσεις τους προαναφερόμενους γενικευμένους τύπους ασαφών συνόλων.

Συμπερασματικά θα μπορούσε να λεχθεί ότι τα ασαφή σύνολα επιχειρούν να προσεγγίσουν τις συνήθεις λέξεις, τις λεκτικές έννοιες της καθημερινής φυσικής γλώσσας. Δηλαδή ότι η ασαφής λογική μέσω των ασαφών συνόλων και της ασαφούς συνολοθεωρίας, επιχειρεί να μιμηθεί (να προσομοιώσει) τη δομή και την εκφραστικότητα της φυσικής γλώσσας των ανθρώπων (Klir & Yuan, 1995; Θεοδώρου, 2012).

1.6.3. Ασαφείς και κλασικές μεταβλητές

Τα συνήθη κλασικά διαστήματα της δίτιμης παραδοσιακής λογικής, που παριστάνονται μέσω ενός ανώτερου και ενός κατώτερου αριθμητικού ορίου, όπου εμπερικλείεται η υποτιθέμενη ακριβής τιμή, δεν έχουν τη δυνατότητα να εκφράσουν συνορεύουσες μεταβατικές αβέβαιες καταστάσεις, αφού τα κλασικά διαστήματα διαμερίζονται πάντα μεταξύ τους με απόλυτα-ξεκάθαρα σύνορα, με συνέπεια να αγνοούνται και να χάνονται σημαντικότερες πληροφορίες και υπολογισμοί κατά τη μεταβατική συνύπαρξη των διαφόρων ασαφών καταστάσεων (Terano, 1992; Θεοδώρου, 2012).



Σχήμα 7: Σύγκριση της μεταβλητής θερμοκρασίας ($^{\circ}\text{C}$ στην περιοχή $[T_1, T_2]$ που εκφράζεται ως ασαφής μεταβλητή (ασαφής διαμέριση)

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Έτσι μια συνήθης κλασική διαμέριση (διαχωρισμός μετρήσεων μέσω κλασικών συνόλων), καταλήγει να εκφράζεται από «αυστηρά» κλειστά διαστήματα με ακριβώς διαχωρισμένα σύνορα μεταξύ των διαφόρων ασαφών καταστάσεων, παρά την αναπόφευκτα υπεισερχόμενη αβεβαιότητα σε μια τέτοια διαμέριση με ασαφή δεδομένα. Για παράδειγμα, στη στατιστική ηλικιακή διαμέριση των ανθρώπων δηλαδή όταν χωρίζεται η ηλικία των ανθρώπων σε κατηγορίες - κλάσεις, υπάρχουν συνήθως κλάσεις της μορφής $[21 - 30]$ και $[31 - 40]$, όπου, παρότι οι ηλικίες 30 και 31 ετών είναι γειτονικές και συγγενέστερες απ' ό,τι οι 22 και 30, εντούτοις διαμερίζονται κλασικά σε τελείως ξένες μεταξύ τους κατηγορίες. Και ενώ η αβεβαιότητα πραγματικά, φτάνει στο μέγιστο της στο σύνορο μεταξύ δύο διαφορετικών ασαφών καταστάσεων, όπου εκεί (γύρω από το σύνορο) κάθε μέτρηση πρέπει να αποδίδει την

ταυτόχρονη παρουσία (συνύπαρξη) και των δύο καταστάσεων, εντούτοις μέσω των παραδοσιακών συνόλων αυτή η αβεβαιότητα αγνοείται ακόμη και σ' αυτή την ακραία περίπτωση του μεγίστου της.

Τέτοιες αδυναμίες έκφρασης ασαφών δεδομένων και καταστάσεων από την κλασική δίτιμη λογική, καλύπτονται σήμερα βέλτιστα από την ασαφή λογική, μέσω αντίστοιχων κατάλληλων ασαφών εννοιών, όπως του ασαφούς αριθμού (fuzzy number), της ασαφούς μεταβλητής (fuzzy variable) ή της ασαφούς διαμέρισης (fuzzy partition) (Ross, 1995; Θεοδώρου, 2012).

Η ασαφής λογική σύμφωνα με τον θεμελιωτή της Lotfi Zadeh, μπορεί να θεωρηθεί ως μια γενίκευση της κλασικής λογικής, που δίνει έναν αποτελεσματικό εννοιολογικό σκελετό, για το χειρισμό προβλημάτων σε περιβάλλον αβεβαιότητας και ασάφειας. Πράγματι, η ανάπτυξη της ασαφούς λογικής οφείλεται κατά μεγάλο βαθμό στην ανάγκη μιας εννοιολογικής πλατφόρμας, μαθηματικά δομημένης έτσι ώστε να ανταποκρίνεται στην αβεβαιότητα των πραγματικών προβλημάτων και στη φυσική λεκτική ασάφεια (ανακρίβεια). Δηλαδή, η ασαφής λογική είναι ένα σύστημα λογικής που εφοδιάζει με τρόπους σκέπτεσθαι, που είναι μάλλον ασαφείς (προσεγγιστικοί) παρά ακριβείς, όπως φυσιολογικά συμβαίνει με την κοινή λογική και τη φυσική - καθημερινή γλώσσα, όπου κυρίως χρησιμοποιείται προσεγγιστική πληροφορία και ασαφής επικοινωνία, παρά ακριβής.

Η ασαφής συνολοθεωρία (που είναι τα μαθηματικά θεμέλια της ασαφούς λογικής), έχει δομηθεί έτσι ώστε να μπορεί να εκφράζει διάφορους τύπους αβεβαιότητας (ασάφεια, αοριστία, αμφιβολία ή ανακρίβεια), και εφοδιάζει με τα κατάλληλα μαθηματικά - τυπολογικά εργαλεία για την αντιμετώπιση και τον υπολογισμό της αβεβαιότητας που υπεισέρχεται συχνά σε πολλά προβλήματα του πραγματικού κόσμου (Theodorou & Alevizos, 2006).

Έτσι, παρόλο που η παραδοσιακή πληροφορική απαιτεί απόλυτη ακρίβεια για κάθε bit, η ασαφής συνολοθεωρία κατορθώνει να εισάγει σύνολα δεδομένων με αόριστα - ασαφή όρια, μέσω της γενικευμένης μαθηματικής έννοιας του ασαφούς συνόλου, όπου η χαρακτηριστική - δείκτρια συνάρτηση του κλασικού συνόλου A ως προς σύνολο αναφοράς X , δηλαδή $I_A : X \rightarrow \{0,1\}$, επεκτείνεται στη συνάρτηση συμμετοχής $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$ του ασαφούς συνόλου A .

Οπότε η πληροφορία μπορεί να εκφραστεί καλύτερα (με πιο φυσικό τρόπο) όταν χρησιμοποιούνται ασαφή σύνολα αντί κλασικών συνόλων, και πολλά προβλήματα

όπως μηχανικής (control systems) και θεωρία αποφάσεων (decision making), μπορούν να απλοποιηθούν μέσω των ασαφών συνόλων.

Το βασικό πλεονέκτημα του ασαφούς συνόλου έναντι του κλασικού συνόλου, επιγραμματικά είναι η ικανότητα του να ανέχεται, να αντέχει και να εκφράζει καλύτερα την ασάφεια και την υποκειμενικότητα που αναπόφευκτα υπεισέρχεται στις μεταβλητές και τις παραμέτρους κατά τις μετρήσεις και τις επεξεργασίες των διαφόρων συνήθως ασαφών, αβέβαιων, αόριστων, αμφίβολων ή ανακριβών, πραγματικών καταστάσεων.

Επίσης οι γλωσσικές ή λεκτικές μεταβλητές που οι τιμές τους εκφράζονται μέσω ασαφών συνόλων, είναι μια ουσιώδης έννοια για πολλές εφαρμογές της ασαφούς λογικής και συχνά χρησιμοποιούνται για να καλύψουν μια ασαφή περιοχή αριθμητικών τιμών (Theodorou et al, 2007; Θεοδώρου, 2012).

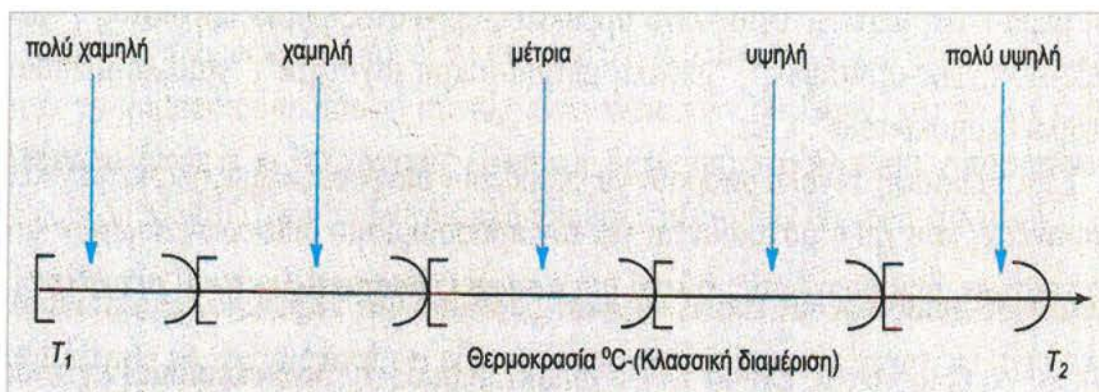
Η δυναμικότητα της ασαφούς λογικής, ως γενίκευση της δίτιμης λογικής, μπορεί να επηρεάσει σήμερα αισθητά, κάθε τομέα της επιστήμης και της τεχνολογίας. Ας σημειωθεί δε ότι με τον όρο Ασαφής Λογική, συνήθως υπονοείται και συμπεριλαμβάνεται κάθε σχετικό κλάδο, όπως, ασαφής συνολοθεωρία, ασαφής αριθμητική, ασαφής γραμμική άλγεβρα, ασαφής τοπολογία, ασαφής προγραμματισμός, ασαφής θεωρία ελέγχου, ασαφής στατιστική, ασαφής ιατρική διάγνωση, κ.λπ. Συμπερασματικά λοιπόν, η ασαφής λογική¹ «προσομοιάζει» βέλτιστα στον τρόπο σκέψης του ανθρώπου, δηλαδή αποτυπώνει καλύτερα τη νοοτροπία της φυσικής γλώσσας και της κοινής λογικής, που εκ φύσεως είναι προσεγγιστική (αφού καθημερινά ο κόσμος σκέφτεται και συνεννοείται περιφραστικά και υποκειμενικά, δηλαδή χρησιμοποιεί προσεγγιστικές πληροφορίες και ασαφείς λεκτικούς όρους για να συνεννοηθεί και να πάρει αποφάσεις) (Tigian et al, 2014).

Τα ασαφή σύνολα μπορούν λοιπόν να εκφράσουν κατηγοριοποιημένες - διαβαθμισμένες λεκτικές έννοιες της καθημερινής γλώσσας, μέσω των λεκτικών ή ασαφών μεταβλητών, («ψηλός - μέτριος - κοντός», «πλούσιος - φτωχός», «πολύ όμορφη - λίγο όμορφη», κ.ά.). Έτσι τα ασαφή σύνολα μπορούν να εκφράζουν διάφορες λέξεις - υποκειμενικές ερμηνείες, που χρησιμοποιούνται για τον

¹ Επειδή η ασαφής λογική είναι περισσότερο μια προσπάθεια προσέγγισης της «δομής» της φυσικής γλώσσας, και επειδή για την φυσική γλώσσα δεν έχει υπάρξει κάποια άλλη επιτυχής «τυπική προσέγγιση», είναι φυσιολογικό ότι δεν θα έπρεπε να αναμένει κανείς και από την «ασαφή λογική» ένα είδος τυπικής λογικής, κατά τα πρότυπα της κλασικής μαθηματικής λογικής. Εντούτοις τέτοια ανάπτυξη υπάρχει για την ασαφή λογική υπό την στενή έννοια.

προσδιορισμό διάφορων ασαφών καταστάσεων, δημιουργώντας τελικά μια ασαφή (γλωσσική - λεκτική) μεταβλητή.

Πιο συγκεκριμένα (σχήμα 8), ο χαρακτηρισμός της θερμοκρασίας (για παράδειγμα ενός κινητήρα) σε μια περιοχή $[T_1, T_2]$ μπορεί να εκφραστεί από μια ασαφή μεταβλητή, όπου οι διάφορες θερμοκρασιακές καταστάσεις είναι οι τιμές της ασαφούς μεταβλητής, δηλαδή είναι ασαφή σύνολα, (ως προς σύνολο αναφοράς $X = [T_1, T_2]$) που εκφράζουν τις ακόλουθες πέντε (5) γλωσσικές (ασαφείς) έννοιες: $\{A_i, i = 1, 2, 3, 4, 5\} = \{\text{πολύ χαμηλή} - \text{χαμηλή} - \text{μέτρια} - \text{υψηλή} - \text{πολύ υψηλή}\}$. Έτσι στο σχήμα και τα πέντε ασαφή σύνολα ορίζονται από συναρτήσεις συμμετοχής της μορφής $A_i = [T_1, T_2] = X \subset \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ που τα γραφήματά τους έχουν επιλεγεί με τραπεζοειδές σχήμα (Ragab & Emam, 1995; Θεοδώρου, 2012).



Σχήμα 8: Σύγκριση της μεταβλητής θερμοκρασίας ($^{\circ}\text{C}$ στην περιοχή $[T_1, T_2]$) που εκφράζεται ως ασαφής μεταβλητή (κλασική διαμέριση)

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Η σημαντικότητα των λεκτικών (ασαφών) μεταβλητών έγκειται στο ότι διευκολύνουν βαθμιαίες μεταβάσεις μεταξύ διαφορετικών ασαφών καταστάσεων, μέσω των οριακών επικαλύψεων (overlaps) και συνεπώς έχουν τη φυσική ικανότητα να εκφράζουν και να αποδίδουν καλύτερα την αβεβαιότητα ή την υποκειμενικότητα, συγκριτικά με τις κλασικές μεταβλητές που δεν έχουν προφανώς αυτή την ικανότητα. Και αυτό διότι, αν και ο προσδιορισμός των διάφορων καταστάσεων ενός (ασαφούς - αβέβαιου) φαινομένου, μέσω των παραδοσιακών συνόλων δεν είναι μαθηματικά λάθος, εντούτοις δεν είναι ρεαλιστικός - υπό την έννοια της μη αποδοχής της αβεβαιότητας και της ανακρίβειας των εκτιμήσεων ή των αναπόφευκτων λαθών των μετρήσεων.

Έτσι, οι διαδοχικά αβέβαιες καταστάσεις (πολύ χαμηλή θερμοκρασία, χαμηλή, μέτρια, κ.λπ.), εκλαμβάνονται από τα κλασικά σύνολα ως αυστηρά διαχωρισμένες καταστάσεις σε ένα συγκεκριμένο σημείο, μέσω ενός αυθαίρετου (ασπρόμαυρου) μαθηματικού. Εξάλλου αν για παράδειγμα μια ημέρα, θεωρείται συννεφιασμένη όταν ο ορίζοντας είναι πάνω από 30% νεφοσκεπής, τότε σύμφωνα με την δίτιμη - αριστοτέλεια (ασπρόμαυρη) λογική, όταν μια μέρα είναι 30,1% νεφοσκεπής θα θεωρείται συννεφιασμένη, ενώ όταν είναι 29,9% νεφοσκεπής τότε η μέρα θα αξιολογείται ως μη συννεφιασμένη, δηλαδή ηλιόλουστη, πράγμα προφανώς, καθόλου ρεαλιστικό.

Συμπερασματικά, οι ασαφείς μεταβλητές «συλλαμβάνουν» και αποδίδουν καλύτερα από τις κλασικές μεταβλητές, την αβεβαιότητα ή ασάφεια που εμπεριέχεται συχνά στα πειραματικά δεδομένα και συνεπώς είναι πιο συμβατές με την πραγματικότητα. Δηλαδή διαπιστώνεται σχετικά, το εξής ενδιαφέρον παράδοξο: δεδομένα που βασίζονται σε ασαφείς μεταβλητές προμηθεύουν με περισσότερη ακρίβεια ως προς τα πραγματικά φαινόμενα, απ' ότι δεδομένα που βασίζονται σε κλασικές μεταβλητές.

Ωστόσο, παρόλο που τα μαθηματικά που θεμελιώνονται πάνω στα ασαφή σύνολα έχουν μεγάλη εκφραστική ισχύ σε σχέση με τα μαθηματικά των κλασικών συνόλων, εντούτοις η χρησιμότητα των ασαφών συνόλων εξαρτάται καθοριστικά από την ικανότητα να κατασκευάζονται κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής για τις διάφορες ασαφείς έννοιες των εκάστοτε εφαρμογών. Αυτή η ικανότητα δημιουργίας κατάλληλων συναρτήσεων συμμετοχής (παρότι ήταν μάλλον αδύναμη στα πρώιμα στάδια της ασαφούς συνολοθεωρίας), σήμερα έχει ήδη αρκετά αναπτυχθεί σε διάφορα πεδία εφαρμογών. Ακόμη όμως και σήμερα και παρά την πληθώρα των ερευνητών που ασχολούνται παγκοσμίως πλέον με το πρόβλημα αυτό, η πλήρης λύση του φαίνεται ότι έχει πολύ δρόμο ακόμη να διανύσει (Θεοδώρου, 2012; Zimmerman, 2001; Tirian et al, 2014).

Επίσης το γράφημα - σχήμα των ασαφών συνόλων μπορεί να είναι γενικά για παράδειγμα μια κωδωνοειδής καμπύλη (Gauss), πρακτικά όμως τα ποσοτικοποιημένα ασαφή σύνολα λαμβάνονται συνήθως ως απλά συμμετρικά τρίγωνα ή τραπέζια επικεντρωμένα γύρω από κάποιες αντιπροσωπευτικές τιμές, περίπου 3 (ασαφής αριθμός), ή περίπου από 2 μέχρι 5 (ασαφές διάστημα). Τέλος στο κρίσιμο ερώτημα, πόση πρέπει να είναι η επικάλυψη (overlap) μεταξύ 2 γειτονικών ασαφών συνόλων στις διάφορες εφαρμογές, γενικός κανόνας δεν υπάρχει αλλά εξαρτάται συνήθως από τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του εκάστοτε προβλήματος εφαρμογής. Δηλαδή όσο

μεγαλύτερη είναι η επικάλυψη μεταξύ γειτονικών - διαδοχικών ασαφών συνόλων, τόσο περισσότερο συγχέεται η διάκριση μεταξύ των ασαφών αυτών συνόλων. Ενώ όσο μικρότερη είναι η επικάλυψη μεταξύ γειτονικών ασαφών συνόλων, τόσο περισσότερο μοιάζουν με δίτιμα - κλασικά σύνολα, αφού τότε παράγονται υπερβολικά «απότομα» μεταξύ τους σύνορα (overshoot - undershoot).

Προσδιορίζεται ωστόσο εμπειρικά (Kosko, 1992) ότι μια αξιόπιστη διαισθητικά επικάλυψη μεταξύ γειτονικών ασαφών συνόλων μιας ασαφούς μεταβλητής, πρέπει να είναι γενικά περίπου 25%. Αλλά και θεωρητικά μια ιδεώδης επικάλυψη μεταξύ των διαδοχικών τιμών μιας ασαφούς μεταβλητής συνήθως δημιουργείται μέσω μιας ασαφούς διαμερίσισης της ασαφούς μεταβλητής.

Πιο συγκεκριμένα, για την έννοια της ασαφούς διαμέρισης που παίζει σημαντικό ρόλο στη δημιουργία των λεκτικών τιμών των ασαφών μεταβλητών στον ασαφή έλεγχο, υπενθυμίζεται ότι η ασαφής διαμέριση (fuzzy partition) ενός κλασικού συνόλου X , λέγεται ένα σύνολο μη κενών ασαφών υποσυνόλων $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ (Dubois & Prade, 1980; Klir et al, 1995; Μποζαπαλίδη, 2002; Nguyen & Walker, 2002).

1.6.4. Η σημασία των ασαφών συνόλων στον σχηματισμό μιας ασαφούς μεταβλητής

Μια ασαφής έννοια, για παράδειγμα «μεγάλη θερμοκρασία», παριστάνεται μέσω ενός κατάλληλου ασαφούς συνόλου. Μέσω ποιου όμως ακριβώς ασαφούς συνόλου παριστάνεται μια ασαφής έννοια, εξαρτάται τόσο από το ασαφές φαινόμενο που περιγράφει όσο και από το περιβάλλον όπου αυτό αναφέρεται, πράγμα που έχει τελικά μεγάλη σημασία στις fuzzy εφαρμογές. Δηλαδή ο όρος «μεγάλη θερμοκρασία», άλλη έννοια έχει ανάλογα με την κάθε εποχή του έτους, όπως και τελείως άλλη έννοια έχει όταν αναφερόμαστε στη θερμοκρασία ενός πυρηνικού αντιδραστήρα. Έτσι αλλάζοντας έστω και λίγο τη μορφή ενός ασαφούς συνόλου αλλάζει και η σημασία του όρου. Για παράδειγμα, έστω ότι κάποιος ρυθμίζει τη λειτουργία ενός fuzzy κλιματιστικού (inverter) και παριστάνει την έννοια «κάνει ζέστη» σαν ένα τριγωνικό ασαφές σύνολο $A = (22,27,32)$, δηλαδή με κεντρική τιμή τους 27°C και με οριακές αποκλίσεις ± 5 . Αυτό σημαίνει ότι κατά την προσωπική

γνώμη αυτού που ρύθμιζε έτσι το κλιματιστικό, στους 27°C κάνει 100% ζέστη, στους 26°C και 28°C κάνει 80% ζέστη, ενώ στους 25°C και 29°C κάνει 60% ζέστη, κ.λπ. Για έναν άλλον όμως που θα το ρύθμιζε στους 26°C κάνει 100% ζέστη, μέσω ενός άλλου τριγωνικού ασαφούς συνόλου $B = (22,26,30)$, δηλαδή με κεντρική τιμή τους 26°C και με οριακές αποκλίσεις ± 4 , τότε κατ' αυτόν στους 26°C κάνει απόλυτη ζέστη, στους 25°C και 27°C κάνει 75% ζέστη, στους 24°C και 28°C κάνει 50% ζέστη, κ.λπ. (Θεοδώρου, 2012; Tirian et al, 2014).

1.6.5. Η αρχή επέκτασης (Zadeh)

Η αρχή της επέκτασης που εισήχθη από τον Zadeh (1965,1975), είναι μια γενική μέθοδος μέσω της οποίας κλασικές μαθηματικές θεωρίες μπορούν να ασαφοποιηθούν (fuzzification). Δηλαδή μέσω της αρχής επέκτασης μπορούν για παράδειγμα να επεκταθούν γνωστοί κλασικοί αλγόριθμοι, μέθοδοι ή μοντέλα με κλασικές μεταβλητές, σε αντίστοιχες έννοιες με ασαφείς μεταβλητές.

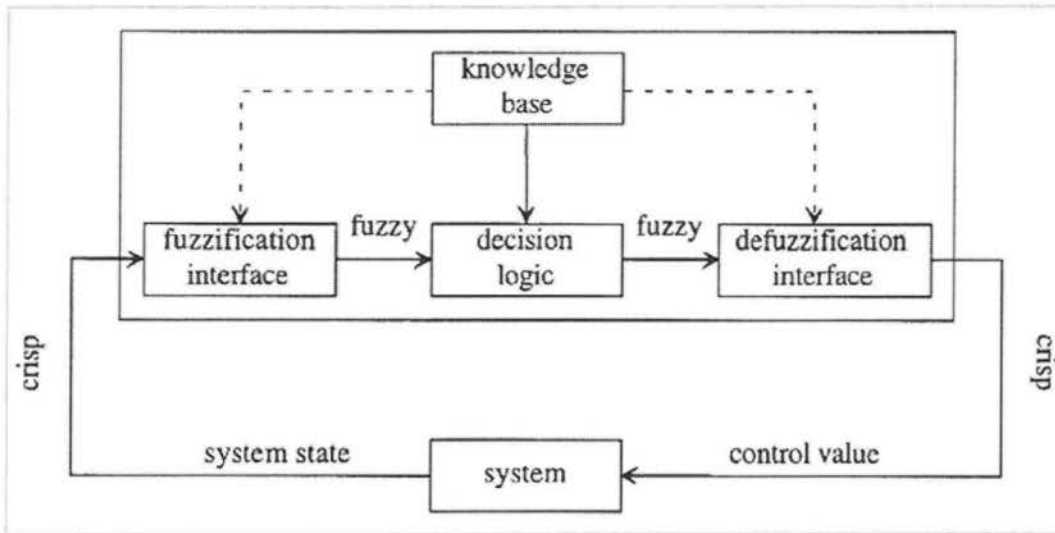
Έτσι όμως μπορεί κάποιος να θεωρήσει εσφαλμένα ότι υπάρχει κάποια γενική ευφυής διαδικασία ή γιγάντια συσκευή, που μετατρέπει κλασικά μοντέλα, αλγόριθμους, μεθόδους, κ.λπ., για χρήση με ασαφείς μεταβλητές. Δυστυχώς αν και αυτό μπορεί να ισχύει ως αρχή, η πρακτική της όμως εφαρμογή δεν είναι πάντα αποτελεσματική, όπως συμβαίνει σχεδόν με κάθε γενική μέθοδο. Δηλαδή, μπορεί κάποιος στην πράξη να επινοήσει ένα εξειδικευμένο ασαφές μοντέλο ή αλγόριθμο, αποτελεσματικότερο από το ασαφοποιημένο αντίστοιχο μοντέλο που βρίσκεται μέσω της αρχής επέκτασης. Εντούτοις, η αρχή επέκτασης είναι ένα εξαιρετικά σημαντικό εργαλείο - μέθοδος, που χρησιμεύει ως βασική αρχή για την ασαφοποίηση κλασικών μαθηματικών εννοιών.

Μια πρώτη μαθηματικοποιημένη μορφή της αρχής επέκτασης προτάθηκε καταρχήν από τον Zadeh το 1965, τροποποιήθηκε από τον ίδιο (1975) και από άλλους (Gaines - 1976, Jain, 1977 κ.ά.) και σήμερα έχει ως εξής (Klir, 2006; Sakawa, 1993; Μποζαπαλίδη, 2002):

$$f(\mu_A(x)) = \mu_B(y) = \max_{x \in X | y = f(x)} \mu_A(x)$$

1.7. Ο ασαφής κανόνας

Ο ασαφής κανόνας αποτελεί μέσο έκφρασης που πλησιάζει την ανθρώπινη γνώση. Μέσω των ασαφών συνόλων που εκφράζονται με λεκτικούς όρους ουσιαστικά αναπαρίσταται η γνώση που προκύπτει από το σύστημα.



Σχήμα 9: Αρχιτεκτονική ασαφούς κανόνα

Πηγή: Χαντζής & Τσούγκαρης, 2010

Τα βασικά τμήματα του ασαφούς κανόνα είναι το τμήμα της υπόθεσης (premise part) και το τμήμα απόδοσης ή απόφασης (consequent part). Ο απλός κανόνας λαμβάνει την ακόλουθη μορφή (Nguyen et al, 1995; Du & Zhang, 2008; Χαντζής & Τσούγκαρης, 2010):

If x is A then y is B

Το τμήμα «if x is A» αποτελεί το τμήμα της υπόθεσης (premise part) και το «then y is B» το τμήμα απόδοσης ή απόφασης (consequent part) με A και B τα ασαφή σύνολα. Το x εκφράζει την τιμή μιας μεταβλητής εισόδου, η οποία ασαφοποιείται (fuzzification) ενώ το y είναι η έξοδος του συστήματος που εκφράζει την απόφαση του κανόνα και παρέχεται από το μηχανισμό του συμπεράσματος (inference) σε ασαφή μορφή. Στη συνέχεια το ασαφές συμπέρασμα αποασαφοποιείται με το μηχανισμό της αποασαφοποίησης (defuzzification), και προκύπτει μια crisp τιμή που είναι το τελικό αριθμητικό συμπέρασμα που μπορεί να

χειριστεί η υπολογιστική μηχανή ή ένα αισθητήριο. Χαρακτηριστικοί τύποι ασαφών κανόνων είναι της μορφής (Yager & Zadeh, 1991; Du & Zhang, 2008):

If x is A then y is c

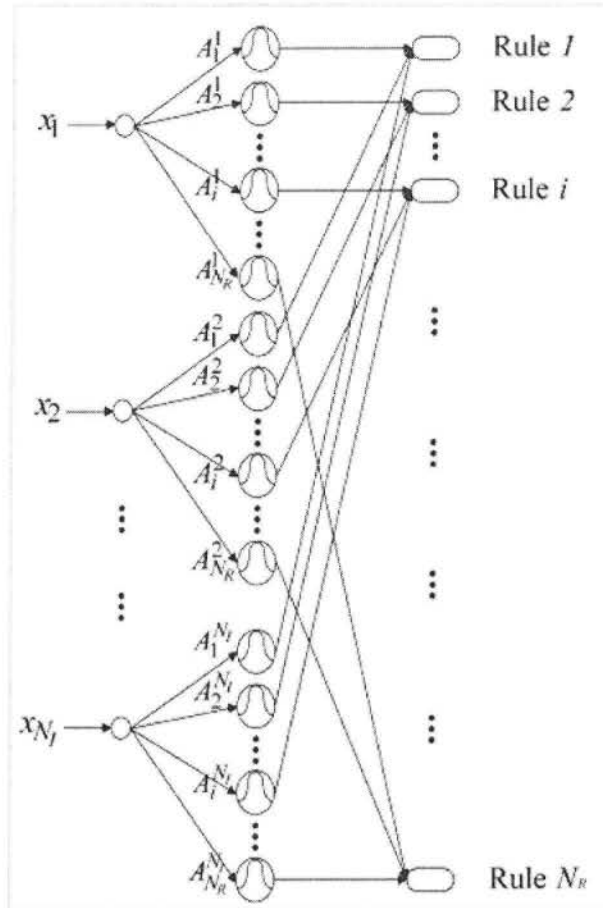
με το c να είναι αριθμός ή μπορεί να θεωρηθεί και crisp ασαφές σύνολο και

$$\text{If } x \text{ is } A \text{ then } y \text{ is } c_0 + c_1 x, \text{ όπου } c_0, c_1 \in \mathfrak{R}$$

Η πρώτη σχέση προτάθηκε από τους Sugeno - Takagi και η επέκτασή της από τους Takagi - Sugeno - Kang. Ο δεύτερος κανόνας αποτελεί εκ των βασικότερων στην ανάπτυξη ασαφών συστημάτων Για περισσότερες από μία εισόδους x_1, x_2, \dots, x_n λαμβάνει μορφές:

$$\text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2 \text{ and } \dots x_n \text{ is } A_n \text{ Then } y \text{ is } B$$

Το Takagi - Sugeno (T - S) μοντέλο είναι ένα σύστημα που περιγράφεται από την ασάφεια και IF - THEN κανόνες που μπορούν να αποδοθούν με γραμμική αναπαράσταση. Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι ικανό να προσεγγίζει μια ευρεία τάξη μη γραμμικών συστημάτων. Ως εκ τούτου, τα ασαφή μοντέλα T - S προσφέρουν πανίσχυρα εργαλεία μηχανικής για τη μοντελοποίηση και τον έλεγχο των πολύπλοκων δυναμικών συστημάτων (Zimmermann, 1996). Η συνεπαγωγή Takagi - Sugeno (T - S) εμφανίζει αρκετά στοιχεία ομοιότητας με τη συνεπαγωγή Mamdani. Η βασική διαφοροποίηση που εμφανίζει εστιάζει στις συναρτήσεις συμμετοχής της εξόδου. Στο μοντέλο Takagi - Sugeno (T - S) οι συναρτήσεις μεταφοράς εμφανίζουν γραμμικότητα ή σταθερότητα. Ο βασικός κανόνας σε ένα σύστημα που χρησιμοποιεί το μοντέλο Takagi - Sugeno (T - S) μηδενικής τάξης λαμβάνει την ακόλουθη μορφή: Αν το $x = A$ και $y = B$, τότε $z = k$, όπου A και B ασαφή σύνολα και k σταθερά. Η γενική μορφή που λαμβάνει ο κανόνας ασαφούς συστήματος Takagi - Sugeno (T - S) πρώτης τάξης έχει τη μορφή: Αν $x = A$ και $y = B$, τότε $z = p \cdot x + r$, με A και B ασαφή σύνολα και p,q και r σταθερά (Passino, 1997; Lee et al, 2014).



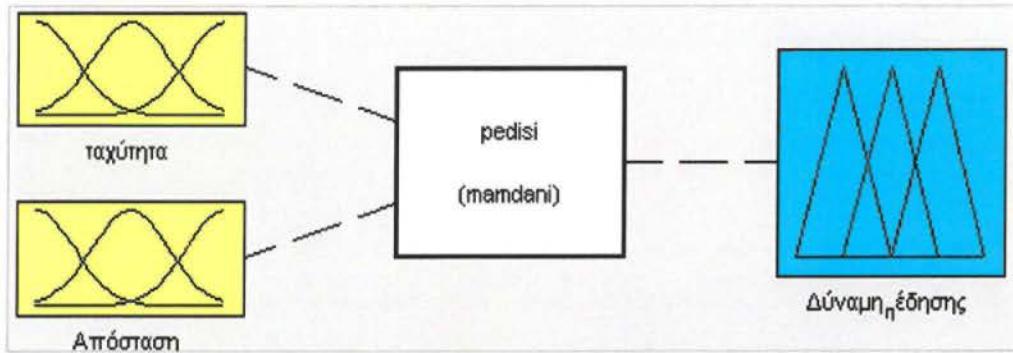
Σχήμα 10: Δομή κανόνα του T-S
 Πηγή: Du & Zhang, 2008

1.7.1. Ασαφής συμπερασμός στοιχειώδους ασαφούς συστήματος ενός κανόνα

Η λειτουργία του ασαφούς συστήματος ενός κανόνα ακολουθεί τρία συγκεκριμένα βήματα (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

- 1) Ασαφοποίηση.
- 2) Ασαφής συνεπαγωγή.
- 3) Αποασαφοποίηση.

Η κατανόηση των παραπάνω φάσεων είναι εφικτή μέσω της εφαρμογής τους σε ένα παράδειγμα. Συγκεκριμένα, θεωρείται ότι σχεδιάζεται η κατασκευή ενός ευφυούς συστήματος πέδησης αυτοκινήτου που ο οδηγός έχει αποκτήσει από την εμπειρία του θέτοντας δύο εισόδους: $x_1 = u$ (ταχύτητα αυτοκινήτου) και $x_2 = d$ (απόσταση από το εμπόδιο).



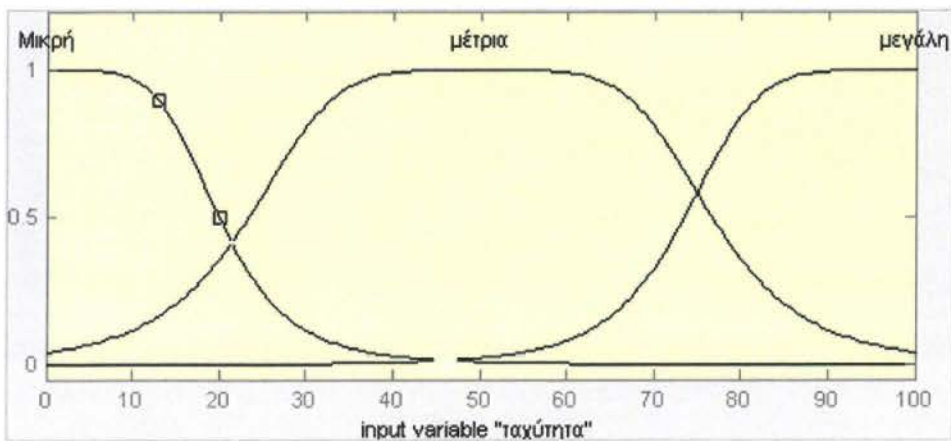
Σχήμα 11: Σύστημα πέδησης αυτοκινήτου με δύο εισόδους
 Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

Η έξοδος του κανόνα $y = F$ (δύναμη πέδησης στο φρένο). Ο κανόνας που διατυπώνεται είναι:

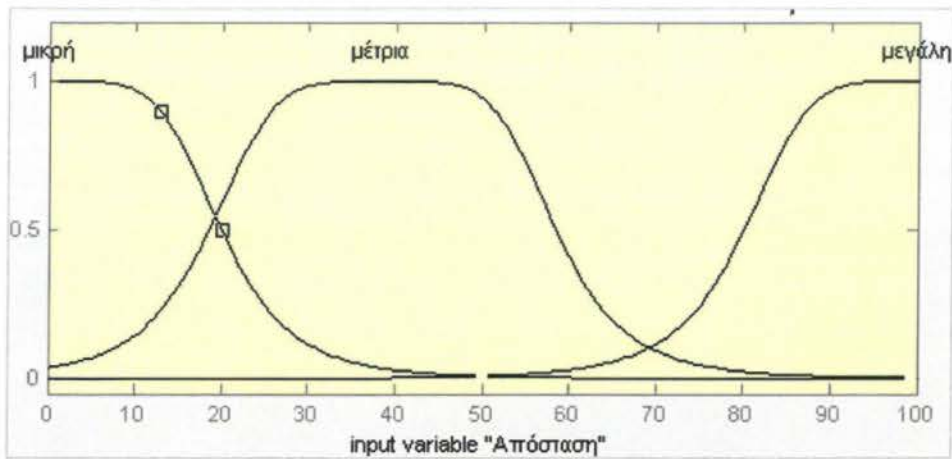
«IF ταχύτητα **μεγάλη** και απόσταση **μικρή** THEN δύναμη πέδησης **μεγάλη**»

Τα βήματα που ακολουθούνται για το σχεδιασμό του ελεγκτή είναι:

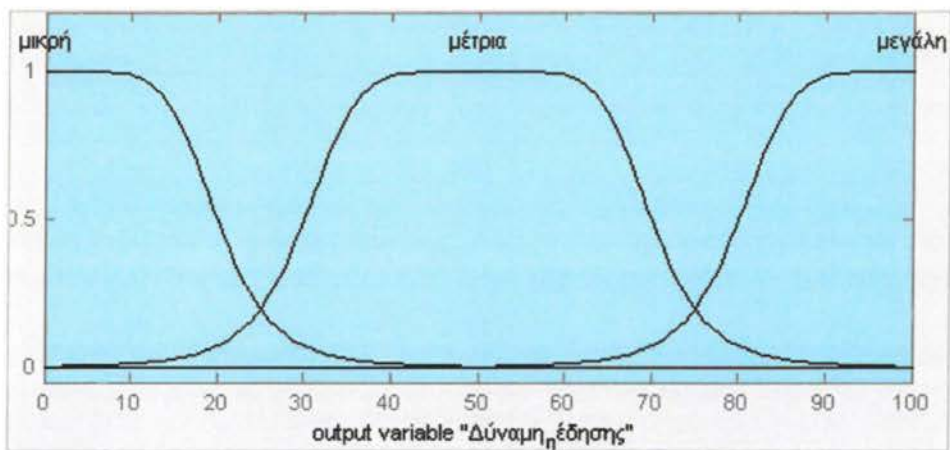
- 1) Λεκτικός διαμερισμός εισόδων (σχήματα 12, 13, 14).



Σχήμα 12: Διαμερισμός εισόδου «ταχύτητα» σε λεκτικούς όρους
 Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)



Σχήμα 13: Διαμερισμός εξόδου «απόσταση» σε λεκτικούς όρους
 Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)



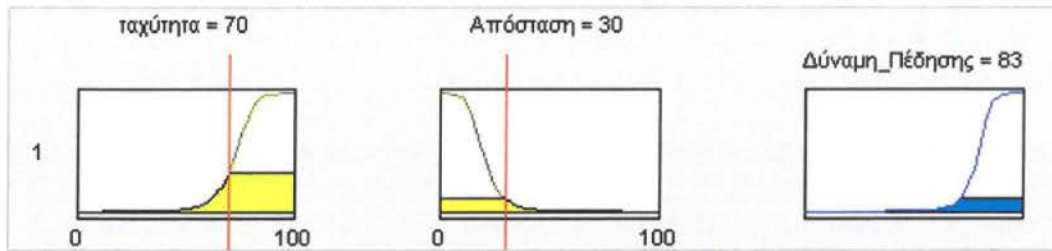
Σχήμα 14: Διαμερισμός εξόδου «Δύναμη πέδησης» σε λεκτικούς όρους
 Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

2) Διατύπωση των κανόνων (σχήμα).



Σχήμα 15: Γραφική παράσταση ασαφούς κανόνα
 Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

3) Καθορισμός τύπου της ασαφούς συνεπαγωγής.



Σχήμα 16: Γραφική παράσταση ασαφούς συμπερασμού

Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

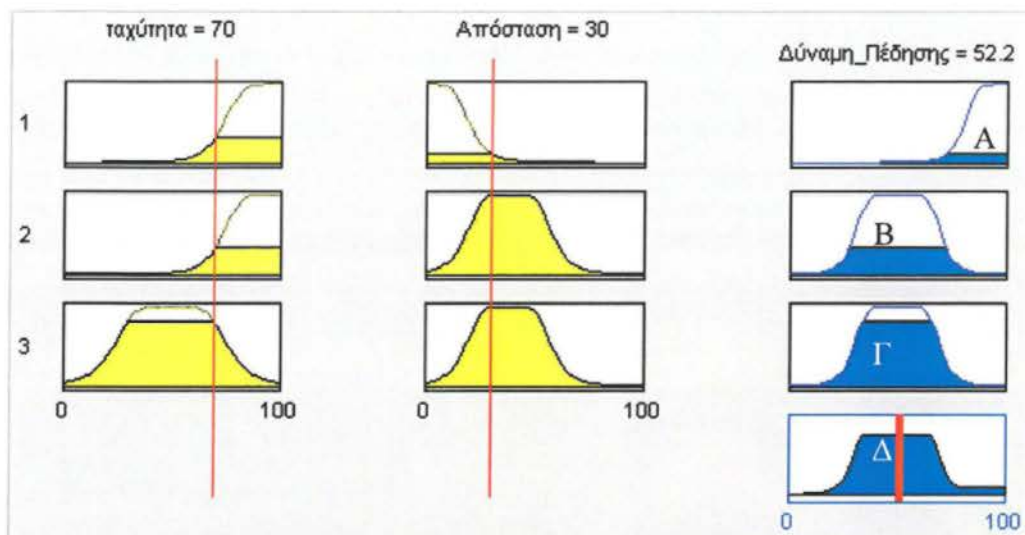
- 4) Μέθοδος αποασαφοποίησης. Διαδικασία αντίθετη της ασαφοποίησης με διαφορετικές μεθόδους όπως αποασαφοποίηση κεντρικής τιμής, μέσου όρου των μεγίστων και άθροισης των μεγίστων.

1.7.2. Ασαφής συμπερασμός συστήματος με περισσότερους του ενός ασαφείς κανόνες

Στην πλειονότητα των ασαφών συστημάτων περισσότεροι του ενός κανόνες. Στο παράδειγμα της πέδησης μπορούν να προστεθούν κανόνες που θα αποτελέσουν τη βάση των κανόνων. Η διατύπωση των λεκτικών κανόνων μπορεί να περιλαμβάνει τις εξής διατυπώσεις (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004):

- R^1 : Αν ταχύτητα μεγάλη και απόσταση μικρή τότε δύναμη πέδησης μεγάλη
 R^2 : Αν ταχύτητα μεγάλη και απόσταση μέτρια τότε δύναμη πέδησης μέτρια
 R^3 : Αν ταχύτητα μέτρια και απόσταση μέτρια τότε δύναμη πέδησης μέτρια

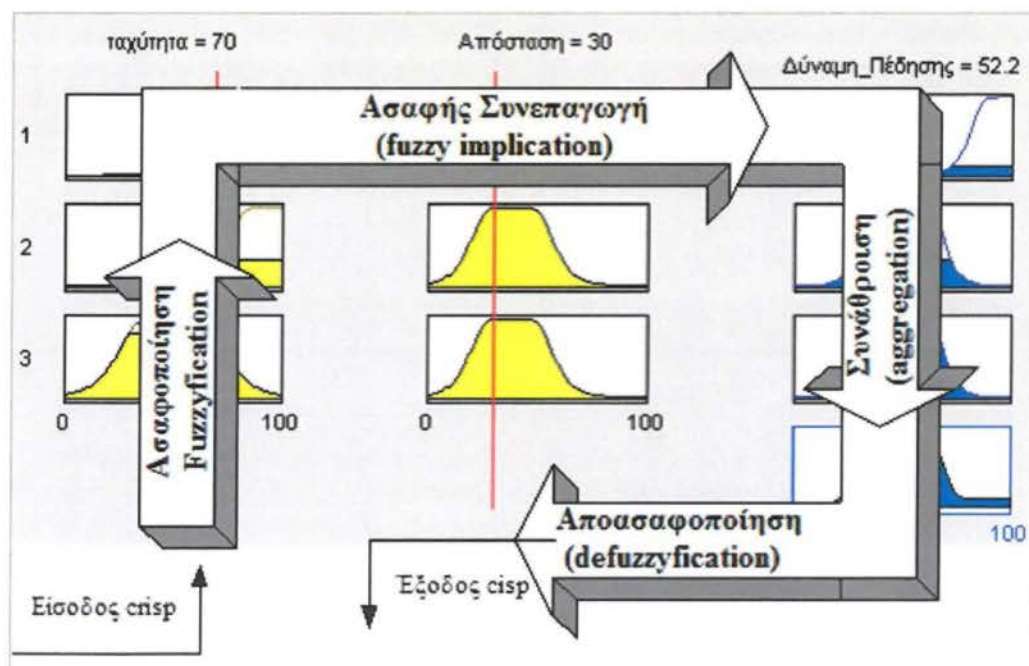
Ο σχεδιασμός του συστήματος ακολουθεί τα βήματα της περίπτωσης του ενός κανόνα (λεκτικός διαμερισμός εισόδων, διατύπωση των κανόνων, καθορισμός του τύπου της ασαφούς συνεπαγωγής, αποασαφοποίηση). Ωστόσο, διαφοροποίηση παρουσιάζεται μεταξύ 3^{ου} και 4^{ου} βήματος με την ασαφή συνάθροιση των κανόνων. Η σχηματική απεικόνιση των παραπάνω κανόνων παρουσιάζεται στο σχήμα 17.



Σχήμα 17: Ασαφές σύστημα κανόνων R^1, R^2, R^3

Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

Βάσει των δεδομένων του παραπάνω σχήματος, παρατηρείται ότι οι κανόνες ενεργοποιούνται και κάθε ένας προτείνει το δικό του ασαφές συμπέρασμα. Στη συνέχεια το ασαφές αυτό σύνολο αποασαφοποιείται με το μηχανισμό του ασαφούς συμπερασμού να παριστάνεται γραφικά ως εξής:

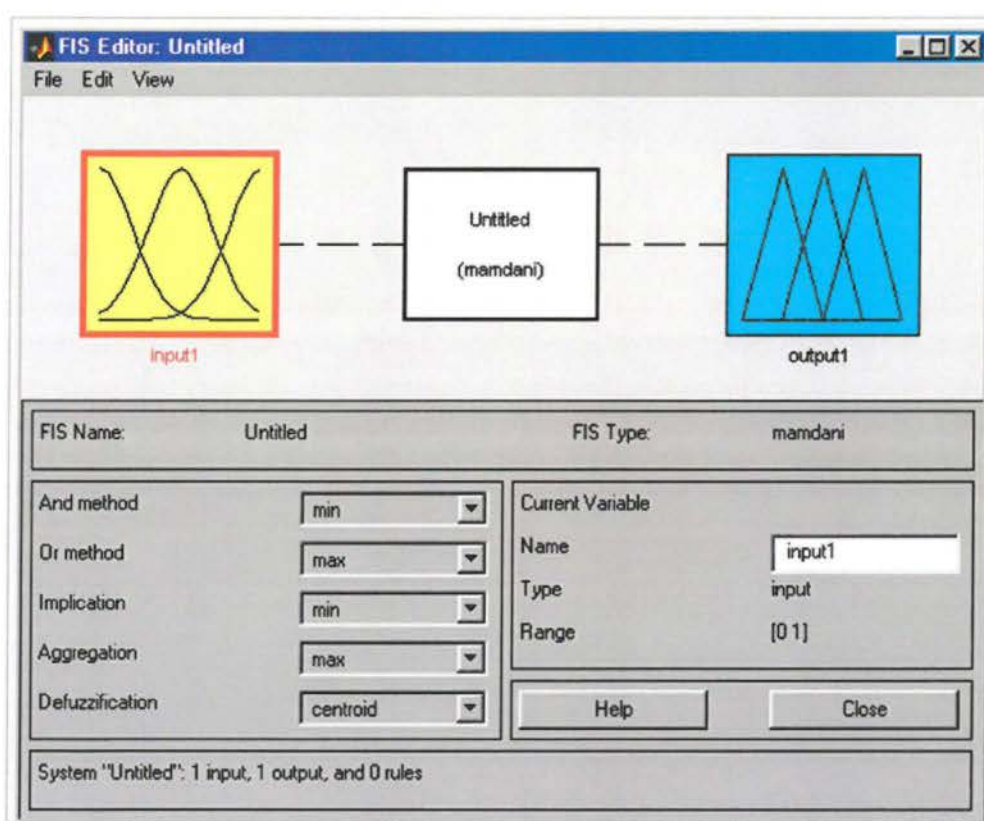


Σχήμα 18: Διάγραμμα ροής ασαφούς συμπερασμού

Πηγή: (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004)

1.8. Η ασαφής εργαλειοθήκη του Matlab

Εκτός από τις δυνατότητες επεξεργασίας των όποιων δεδομένων, μέσω του Matlab παρέχονται μια σειρά εργαλειακών μεταξύ των οποίων περιλαμβάνεται και εκείνη της ασαφούς λογικής (fuzzy toolbox) που προσφέρει δυνατότητα σχεδιασμού ασαφών συστημάτων. Η ανταπόκριση του συστήματος πραγματοποιείται μέσω του FIS Editor (Fuzzy Inference System Editor) του σχήματος και το οποίο επιτρέπει τη δημιουργία του ασαφούς συστήματος με προκαθορισμένο τύπο τον Mamdani (Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004).



Σχήμα 19: FIS Editor

Πηγή: Παπαδάκης & Αδαμίδης, 2004

1.9. Η ασαφής λογική σε σχέση με τα νευρωνικά δίκτυα

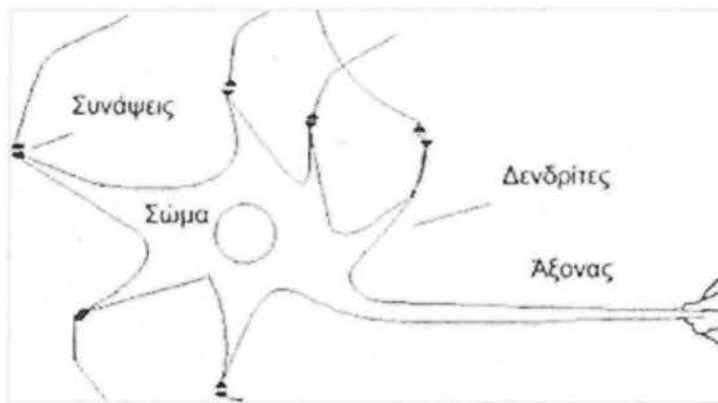
Η ιδέα της ασαφούς λογικής είναι η προσέγγιση ανθρώπινης λήψης αποφάσεων με χρήση φυσικών όρων γλώσσας αντί ποσοτικών. Η ασαφής λογική είναι παρόμοια με τα νευρωνικά δίκτυα και μπορεί κανείς να δημιουργήσει συμπεριφορά συστημάτων

και τις δύο μεθοδολογίες. Σε μια ευρεία έννοια , η ασαφής λογική αναφέρεται σε ασαφή σύνολα ενώ με τη στενή έννοια είναι ένα λογικό σύστημα που έχει ως στόχο να «επισημοποιήσει» τη συλλογιστική προσέγγιση. Τα νευρωνικά δίκτυα, ωστόσο, λειτουργούν με έναν τρόπο παρόμοιο του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό άκρως διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας (νευρώνες) που «εργάζονται» παράλληλα για την επίλυση ενός συγκεκριμένου προβλήματος . Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν από τα παραδείγματα και δεν μπορούν να προγραμματιστούν να εκτελούν μια συγκεκριμένη εργασία. Τα νευρωνικά δίκτυα αντλούν στοιχεία από δεδομένα και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση τάσεων. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια μορφή πολλαπλών συστημάτων του υπολογιστή, με απλά στοιχεία επεξεργασίας, υψηλό βαθμό διασύνδεσης, απλά βαθμωτά μηνύματα και προσαρμοστική αλληλεπίδραση μεταξύ των στοιχείων (Bih, 2006).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

2.1. Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα

Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλο του. Όπως είναι γνωστό από τη βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας (neuron).



Σχήμα 20: Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα
Πηγή: Βλαχάβας, 2006

Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας (Σχήμα) αποτελείται από το σώμα (body) που αποτελεί τον πυρήνα του, τους δενδρίτες (dendrites) μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον άξονα (axon) που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσης του με άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζονται σύναψη (synapse). Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλουν την αγωγιμότητά τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα των νευρώνων μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1.000

άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο καταλήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων. Δεδομένου ότι κάθε τέτοια σύνδεση περιλαμβάνει και μία σύναψη, προκύπτει ότι υπάρχουν περίπου 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις οι οποίες και επηρεάζουν τη λειτουργία του εγκεφάλου. Είναι προφανές ότι κάθε προσπάθεια να αντιγραφεί η δομή και η λειτουργία του εγκεφάλου σε τέτοια κλίμακα είναι αδύνατη. Στην πραγματικότητα, τα μοντέλα τα οποία κατασκευάζονται περιλαμβάνουν μερικές χιλιάδες τεχνητούς νευρώνες, έχουν το πολύ ένα εκατομμύριο τεχνητές συνάψεις και παρουσιάζουν πολύ περιορισμένη λειτουργικότητα.

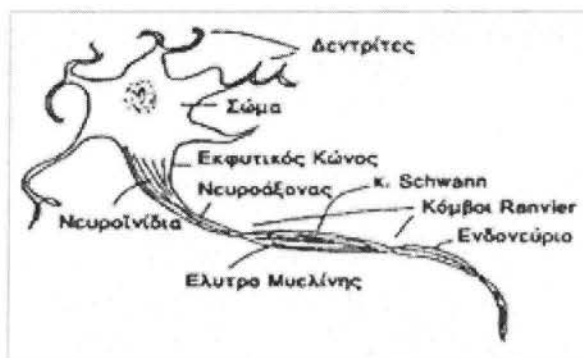
Αν και ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου (msec), εντούτοις ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις, εκπληκτικά γρήγορα. Κατά μία άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει είναι διαμοιρασμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται δηλαδή για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

2.1.1. Η προσέγγιση του νευρώνα

Το νευρικό κύτταρο ή νευρώνας, είναι η δομική και λειτουργική μονάδα του νευρικού συστήματος. Ο νευρώνας είναι ένας εξειδικευμένος τύπος κυττάρου, που αποτελεί τη βασική μονάδα των συστημάτων επεξεργασίας πληροφοριών που απαρτίζουν το νευρικό σύστημα. Έτσι, σε αναλογία με τους Ηλεκτρονικούς Υπολογιστές (Η/Υ), οι νευρώνες αποτελούν το σύνολο των στοιχείων μνήμης, λογικών κυκλωμάτων και εντολών λειτουργίας του εγκεφάλου.

Το βασικότερο χαρακτηριστικό του νευρώνα είναι η ερεθιστότητα του, δηλαδή, η ικανότητα του να αντιδρά σε διάφορα εξωτερικά ερεθίσματα (ηλεκτρομαγνητικά, θερμικά, μηχανικά, χημικά κλπ.). Αυτή η αντίδραση έχει την μορφή ηλεκτροχημικής διαταραχής της μεμβράνης που μεταδίδεται, από το σημείο ερεθισμού στην επιφάνεια του νευρώνα, προς τις τελικές απολήξεις του (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Σήμερα είναι γνωστό ότι η επεξεργασία των πληροφοριών στο επίπεδο του νευρώνα γίνεται με μετάβαση από ταλάντωση σε παλμό και αντίστροφα. Το μοντέλο του «τυπικού» νευρώνα (σχήμα 21), προέκυψε από τη σύνθεση δεδομένων που υπάρχουν για τους πραγματικούς νευρώνες.



Σχήμα 21: Τυπικός νευρώνας
Πηγή: Βλαχάβας, 2006

Στην πραγματικότητα υπάρχει μεγάλη ποικιλία νευρώνων, όμως λίγα είναι τα ιδιαίτερα ποιοτικά ή ποσοτικά χαρακτηριστικά που τους ξεχωρίζουν από τα άλλα κύτταρα. Σήμερα, ο τυπικός νευρώνας εξακολουθεί να αποτελεί την βάση κάθε προσπάθειας περιγραφής του νευρικού συστήματος, επειδή είναι ένα καταρχήν ορθό, δυναμικό, και επεκτάσιμο μοντέλο της νευρωνικής λειτουργίας. Ο τυπικός νευρώνας αποτελείται από το σώμα ή περικάρυο, που περιέχει τον πυρήνα και τα συστήματα σύνθεσης των πρωτεϊνών του κυττάρου. Από το σώμα εκφύονται (Ρίζος, 1996):

- 1) Οι δεντρίτες
- 2) Ο νευροάξονας.

Όταν ο νευροάξονας εκφύεται κατευθείαν από το σώμα, το αρχικό παχύτερο τμήμα του, ονομάζεται εκφυτικός κώνος. Ο εκφυτικός κώνος είναι ιδιαίτερα χαρακτηριστικός στους κινητικούς νευρώνες του νωτιαίου μυελού και αποτελεί το πιο ευερέθιστο τμήμα της κυτταρικής τους μεμβράνης. Ωστόσο, στις περισσότερες περιπτώσεις, είναι δύσκολο να γίνει σαφής διαχωρισμός του νευροάξονα από τις άλλες αποφυάδες. Επομένως η θέση του σώματος δεν παίζει ρόλο στην διαχείριση των πληροφοριών διαμέσου του νευρώνα και η επιφάνεια του μπορεί να θεωρηθεί ως τμήμα της δεντριτικής ζώνης ή ακόμη και να έχει τα χαρακτηριστικά του νευροάξονα.

Οι νευρώνες αποτελούν το 10% του συνολικού αριθμού των εγκεφαλικών κυττάρων, ενώ η τεράστια πλειοψηφία είναι τα νευρογλοιακά κύτταρα. Τα νευρογλοιακά κύτταρα βρίσκονται πολύ κοντά στους νευρώνες και συχνά χαρακτηρίζονται ως δορυφορικά κύτταρα (satellite cells).

Συνήθως οι νευροάξονες περιβάλλονται από ένα ή δυο έλυτρα. Το πρώτο από αυτά είναι το έλυτρο του Schwann, που αποτελείται από τα ομώνυμα κύτταρα, ενώ το δεύτερο είναι το έλυτρο της μυελίνης που αποτελεί ένα διαφοροποιημένο και εξειδικευμένο μέρος του ελύτρου του Schwann και σχηματίζεται από την πολλαπλή περιέλιξη της κυτταρικής μεμβράνης των κυττάρων του Schwann γύρω από τον νευροάξονα. Οι νευροάξονες που δεν καλύπτονται από έλυτρο μυελίνης ονομάζονται αμύελοι σε αντίθεση με τους εμύελους. Τέλος μια νευρική οδός μπορεί να συμμετάσχει στη λειτουργία του νευρικού συστήματος μόνο μετά την ολοκλήρωση της μυελίνωσης της. Η μυελίνωση των νευροαξόνων είναι ένα φαινόμενο που δεν εμφανίζεται ταυτόχρονα σε όλο το νευρικό σύστημα (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

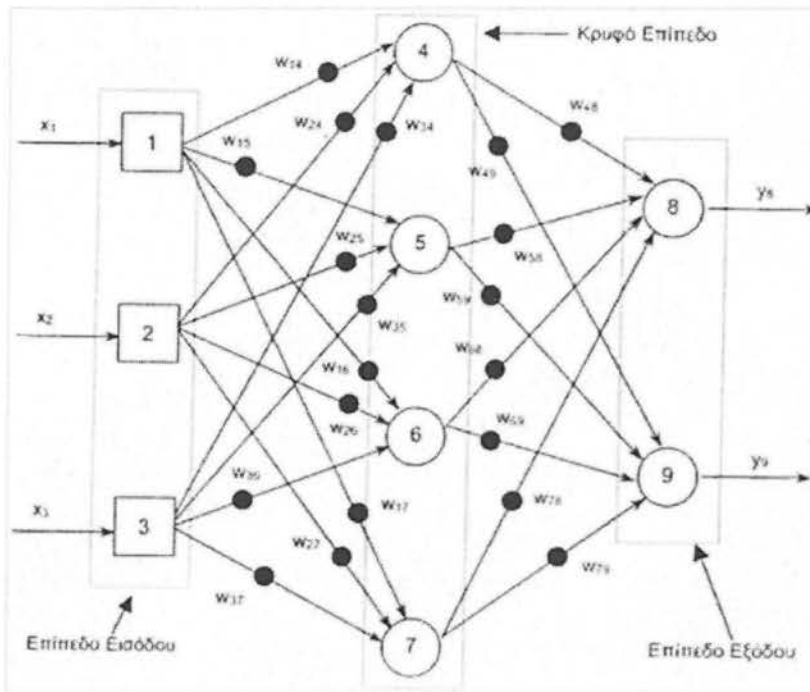
2.2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια ιδιαίτερη προσέγγιση στη δημιουργία συστημάτων με νοημοσύνη καθώς αποφεύγουν να αναπαραστήσουν ρητά τη γνώση και να υιοθετήσουν ειδικά σχεδιασμένους αλγόριθμους αναζήτησης. Αντίθετα, βασίζονται σε βιολογικά πρότυπα καθώς χρησιμοποιούν δομές και διαδικασίες που μιμούνται τις αντίστοιχες του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Τα τεχνητό, νευρωνικό, δίκτυο, (artificial neural networks) ή πιο απλά ΤΝΔ, είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένοι σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers) (Σχήμα). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Τα στοιχεία του δηλαδή δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, γιατί δεν εκτελούν κάποιο υπολογισμό (δεν έχουν βάρη εισόδου ούτε συνάρτηση ενεργοποίησης). Στη συνέχεια, μπορεί να ακολουθούν προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφό, επίπεδα (hidden

layers), ενώ στο τέλος υπάρχει το επίπεδο εξόδου (output layer) (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Μια διαδεδομένη συντομογραφία για πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα η οποία βασίζεται στη δομή τους, είναι η $(p, m_1, m_2, \dots, m_q, n)$, όπου p ο αριθμός των εισόδων, q ο αριθμός των κρυφών επιπέδων, m_i ο αριθμός νευρώνων του κρυφού επιπέδου i και n ο αριθμός των εξόδων. Για παράδειγμα, βάσει των παραπάνω, το ΤΝΔ στο σχήμα 22 είναι 3-4-2.



Σχήμα 22: ΤΝΔ 3-4-2 πρόσθιας τροφοδότησης με πλήρη διασύνδεση μεταξύ διαδοχικών επιπέδων
 Πηγή: Βλαχάβας, 2006

Οι νευρώνες στα ΤΝΔ μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι. Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους υπόλοιπους νευρώνες. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected). Μία συνήθης περίπτωση μερικής διασύνδεσης είναι αυτή στην οποία οι νευρώνες ενός επιπέδου είναι πλήρως διασυνδεδεμένοι με αυτούς του επόμενου επιπέδου (Σχήμα). Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλαδή η ροή πληροφορίας είναι πρόσθια κατεύθυνσης) τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με πρόσθια τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην

περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων ίδιου επιπέδου, τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent).

Στο σχήμα παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ενός ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης. Η συμπεριφορά του νευρώνα 5 κατά τη λειτουργία του δικτύου είναι η ακόλουθη: ο νευρώνας 5 δέχεται τρία σήματα εισόδου από τους τρεις νευρώνες (1, 2 και 3) του επιπέδου εισόδου. Τα σήματα αυτά τροποποιούνται από τα βάρη w_{15} , w_{25} και w_{35} και αθροίζονται από τον αθροιστή του νευρώνα 5. Στη συνέχεια, το συνολικό σήμα από τον αθροιστή δέχεται τη δράση της συνάρτησης ενεργοποίησης του νευρώνα 5 και το αποτέλεσμα στέλνεται στους νευρώνες 8 και 9. Με εξαίρεση τους νευρώνες του επιπέδου εισόδου (1,2, και 3), οι οποίοι απλά προωθούν την είσοδο στο επόμενο επίπεδο, η λειτουργία των υπολοίπων νευρώνων είναι παρόμοια. Άρα, το ΤΝΔ στο σχήμα, δέχεται τα σήματα εισόδου x_1 , x_2 και x_3 (διάνυσμα εισόδου) και μετά από εσωτερική επεξεργασία παράγει στην έξοδο τα σήματα y_8 και y_9 (διάνυσμα εξόδου).

Στην περίπτωση νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση η παραπάνω περιγραφή διαφοροποιείται καθώς ο υπολογισμός των διαφόρων μεγεθών γίνεται σε δύο επαναλαμβανόμενα στάδια. Στο πρώτο στάδιο υπολογίζονται τα μεγέθη που αφορούν συνδέσεις πρόσθιας τροφοδότησης και στο δεύτερο γίνονται οι υπολογισμοί για τις συνδέσεις ανατροφοδότησης. Αν και σε ορισμένες περιπτώσεις τα δίκτυα με ανατροφοδότηση είναι πολύ χρήσιμα, στην πλειοψηφία των εφαρμογών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks ή με σύντμηση neural nets) αποτελούν μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες, καθόσον έχουν γίνει γνωστά και έχουν αναπτυχθεί σε διεθνές επίπεδο μόνο κατά τις τελευταίες δεκαετίες. Εντούτοις, η περιοχή αυτή έχει δει μια μεγάλη άνθηση, η οποία διαφαίνεται από την μεγάλη ανάπτυξη που έχει παρατηρηθεί, από τον αριθμό των επιστημόνων που ασχολούνται με αυτά τα θέματα και βέβαια από τα πολύ σημαντικά επιτεύγματα που έχουν συμβάλλει στο να γίνουν τα νευρωνικά δίκτυα γνωστά σε ένα ευρύτερο κύκλο. Αποτελούν επομένως ένα θέμα με μεγάλο ενδιαφέρον στις τεχνολογικές επιστήμες. Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται και εμπνέονται από το νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών (και φυσικά του ανθρώπου), αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς. Ουσιαστικά δημιουργήθηκε μία νέα περιοχή η οποία έχει αποκοπεί τελείως από την βιολογία και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα

χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η φιλοσοφία τους όμως είναι διαφορετική από τον τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι κλασικοί υπολογιστές. Η λειτουργία τους προσπαθεί να συνδυάσει τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Έτσι στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε τέτοιες ιδέες όπως ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται, θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή κτλ., πράγματα που μέχρι τώρα τα αποδίδονταν μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια μπορούν και χρησιμοποιούν επί πλέον και περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση (Ρίζος, 1996).

Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό είναι ότι οι επιστήμονες στην περιοχή των νευρωνικών δικτύων προέρχονται σχεδόν από όλες τις περιοχές των φυσικών επιστημών, όπως την ιατρική, την επιστήμη μηχανικών, τη φυσική, τη χημεία, τα μαθηματικά, την επιστήμη υπολογιστών, την ηλεκτρολογία κτλ. Αυτό δείχνει ότι για την ανάπτυξη τους απαιτούνται ταυτόχρονα γνώσεις και θέματα από πολλές περιοχές, ενώ το ίδιο ισχύει και για τις τεχνικές και τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται. Έτσι καταλαβαίνει κανείς ότι τα νευρωνικά δίκτυα δίνουν μια νέα πρόκληση στις επιστήμες, καθόσον οι νέες γνώσεις που απαιτούνται είναι από τις πιο χρήσιμες στον άνθρωπο, τόσο για την ζωή και την ιατρική όσο και για την τεχνολογία. Καμία άλλη επιστήμη σήμερα δεν συνδυάζει με τόσο άμεσο τρόπο γνώσεις που προέρχονται από τόσο διαφορετικές περιοχές (Βλαχάβας, 2006).

Η έμπνευση για τα νευρωνικά δίκτυα, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ξεκινά από την βιολογία. Οι ζώντες οργανισμοί, από τους πιο απλούς μέχρι τον άνθρωπο, έχουν ένα νευρικό σύστημα το οποίο είναι υπεύθυνο για μια πλειάδα από διεργασίες, όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη κτλ. Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι, οπωσδήποτε, ο εγκέφαλος, ο οποίος επίσης αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, που λέγονται νευρώνες ή νευρώνια (neurons). Ο νευρώνας είναι η πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου, όπως το άτομο είναι η πιο μικρή μονάδα της ύλης. Οι νευρώνες συνεχώς και ασταμάτητα επεξεργάζονται πληροφορίες, παίρνοντας και στέλνοντας ηλεκτρικά σήματα σε άλλους νευρώνες. Προκύπτει λοιπόν ότι οι πρώτες γνώσεις για τα νευρωνικά δίκτυα προέρχονται από την βιολογία και την ιατρική. Οι έννοιες αυτές, παρόλο ότι ακούγονται απλές, εν τούτοις δεν έχουν εξηγηθεί σχεδόν καθόλου μέχρι

σήμερα από τους επιστήμονες. Έτσι, λοιπόν, τα νευρωνικά δίκτυα των ζώτων οργανισμών ονομάζονται βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.

Οι διεργασίες που επιτελούνται από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα στους ζώντες οργανισμούς είναι πολύ περίπλοκες αλλά και τόσο χρήσιμες στην καθημερινή ζωή του ανθρώπου. Μερικές από αυτές είναι εργασίες ρουτίνας, τις οποίες ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί με ελάχιστη ή μηδαμινή προσπάθεια, όπως η αναγνώριση μιας εικόνας. Το ερώτημα που προκύπτει λοιπόν είναι: μπορούν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές να κάνουν αυτά που κάνει το ανθρώπινο μυαλό; Η απάντηση είναι γνωστή: πολλά από τα πιο απλά πράγματα, όπως η αναγνώριση φωνής ή εικόνας που το μυαλό κάνει πολύ εύκολα, οι υπολογιστές δεν μπορούν εύκολα να τα κάνουν με επιτυχία. Και βέβαια αυτό δεν οφείλεται στην έλλειψη ταχύτητας, καθώς οι υπολογιστές είναι χιλιάδες φορές γρηγορότεροι από το μυαλό. Ο λόγος είναι ότι η δομή των υπολογιστών είναι πάρα πολύ διαφορετική από την δομή του εγκεφάλου.

Το επόμενο λογικό ερώτημα είναι: θα μπορούσε να κατασκευαστεί ένας υπολογιστής με τέτοια εσωτερική δομή που να μοιάζει με την δομή του εγκεφάλου και έτσι να επιτύχει αυτά που θέλει; Αυτό έχει οδηγήσει στο να γίνουν κάποιες πρώτες σκέψεις μήπως είναι δυνατόν να δημιουργηθούν κάποια πρότυπα (μοντέλα) του νευρωνικού συστήματος του ανθρώπου, τα οποία θα περιέχουν όλα τα χαρακτηριστικά που είναι γνωστά μέχρι σήμερα και τα οποία θα μπορούσαν από μόνα τους να επιτελέσουν τις εργασίες αυτές, με τον ίδιο τρόπο που γίνονται στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural nets, ANN). Η βασική τους διαφορά από τα βιολογικά δίκτυα είναι ότι τα δίκτυα αυτά παίρνουν γνώσεις (μαθαίνουν) με την εξάσκηση και την εμπειρία, όπως ακριβώς και οι άνθρωποι, αλλά διαφέρουν στο ότι δεν ακολουθούν ορισμένους προκαθορισμένους κανόνες, που είναι χαρακτηριστικό των υπολογιστών. Υπάρχει σήμερα ένας μεγάλος όγκος έρευνας στην περιοχή αυτή, καθώς και εδώ είναι προφανές πόσο χρήσιμο θα ήταν να μπορεί κάτι το άψυχο να επιτελεί εργασίες που μέχρι σήμερα μόνο ο άνθρωπος μπορούσε να κάνει, είτε αυτό είναι μια μηχανή είτε ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικού υπολογιστή. Τις τελευταίες λοιπόν δεκαετίες, στην προσπάθεια να απαντηθούν τα ερωτήματα αυτά, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν δει μεγάλη άνθηση και πρόοδο (Βλαχάβας, 2006).

2.2.1. Η έννοια των νευρωνικών δικτύων

Ένα ΤΝΔ είναι κάποιο υπολογιστικό σύστημα που εκτελεί ορισμένες τουλάχιστον από τις χαρακτηριστικές λειτουργίες των πραγματικών νευρωνικών δικτύων (ΠΝΔ). Μερικά από τα πλεονεκτήματα των ΤΝΔ είναι (Ρίζος, 1996; Βλαχάβας):

- 1) Παράλληλη επεξεργασία.
- 2) Μνήμη.
- 3) Ικανότητα εκμάθησης τυχαίων συναρτήσεων εισόδου εξόδου.
- 4) Ικανότητα προσαρμογής.
- 5) Απλές υπολογιστικές μονάδες (ΤΝ).

Ένα ΤΝΔ αποτελείται από τεχνητούς νευρώνες (ΤΝ) που αποτελούν την υπολογιστική μηχανή του και είναι οργανωμένοι σε επάλληλα στρώματα (επίπεδα, layers). Συνήθως υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου (με ή χωρίς υπολογιστικές ικανότητες όπου εισάγεται το εκπαιδευτικό διάνυσμα εισόδου ή το διάνυσμα ελέγχου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα όπου γίνεται η (μη) γραμμική επεξεργασία των πληροφοριών και, τέλος, ένα επίπεδο εξόδου που, συνήθως, διαθέτει υπολογιστική ικανότητα και μεταφέρει τα αποτελέσματα στον έξω κόσμο. Ο αριθμός των ΤΝ μπορεί να κυμαίνεται από μερικές ΤΝ έως μερικές χιλιάδες ΤΝ.

Συνήθως όλοι οι ΤΝ υλοποιούν την ίδια συνάρτηση μεταφοράς, χωρίς αυτό να είναι δεσμευτικό. Η σύνδεση των ΤΝ υλοποιείται με «βάρη» που σταθμίζουν την έξοδο κάθε ΤΝ. Η συνδεσμολογία καθώς και η συνάρτηση μεταφοράς που υλοποιεί κάθε ΤΝ μπορεί να ποικίλλει. Ακόμη εφαρμόζεται κάποιος αλγόριθμος εκπαίδευσης ο οποίος τροποποιεί τις τιμές των βαρών, έτσι ώστε το ΤΝΔ να υλοποιήσει την επιθυμητή απεικόνιση των διανυσμάτων εισόδου στα διανύσματα εξόδου. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά στοιχειοθετούν ένα μοντέλο ΤΝΔ (paradigm). Μερικά γνωστά μοντέλα ΤΝΔ είναι του Hopfield, του Kohonen, το backpropagation, το counterpropagation και το ART (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ορισμένα μοντέλα ΤΝΔ ομοιάζουν σημαντικά με τα ΠΝΔ, όμως κανένα δεν προσομοιώνει όλες τις λειτουργίες των ΠΝΔ. Άλλωστε πολλές λειτουργίες των ΠΝΔ δεν είναι σαφώς γνωστές. Τέλος σε ορισμένα ΤΝΔ ο κατασκευαστής τους δίνει κάποιες ικανότητες οι οποίες δεν απαντώνται καθόλου στα ΠΝΔ.

2.2.2. Ιστορική αναδρομή

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι σχετικά μία νέα περιοχή, δεν υπάρχει ουσιαστικά μεγάλη προϊστορία, όπως σε άλλες παραδοσιακές επιστήμες. Ξεκίνησε σε διεθνές επίπεδο μόλις κατά τις τελευταίες δεκαετίες, αλλά η μεγάλη ώθηση σ' αυτά δόθηκε μετά το 1980. Σ' αυτό βοήθησε τόσο η τεράστια ανάπτυξη του υλικού/λογισμικού των Η/Υ όσο και η ανάπτυξη νέων αλγορίθμων εκπαίδευσης.

Η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων πέρασε από πολλές φάσεις και εξελίξεις. Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Σε μία πρώτη εργασία τους οι ερευνητές αυτοί παρουσίασαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μία συλλογή ενός μεγάλου αριθμού νευρώνων και έδειξαν πώς θα μπορούσαν να λειτουργούν οι νευρώνες με τις διασυνδέσεις τους. Αυτή θεωρείται ιστορικά ότι είναι η πρώτη εικόνα ενός νευρωνικού δικτύου. Μάλιστα οι συγγραφείς θεώρησαν ότι οι νευρώνες και οι συνδέσεις τους είναι ένα πρότυπο, ανάλογο ενός ηλεκτρικού κυκλώματος. Ο McCulloch ήταν νευροφυσιολόγος και ο Pitts ένας 18χρονος πρωτοετής φοιτητής των Μαθηματικών (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Οι ίδιοι συγγραφείς προχώρησαν το 1947 σε πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέστερα πρότυπα. Ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει δύο μόνον καταστάσεις. Μπορεί να δέχεται πολλές εισόδους αλλά δίνει μία μόνον έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι απολήξεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι δύο καταστάσεις του νευρώνα είναι ότι είτε πυροδοτεί ή βρίσκεται σε ηρεμία. Η ροή της πληροφορίας μέσα στον νευρώνα ελέγχεται από πύλες, οι οποίες επίσης είναι διεγερτικές ή ανασταλτικές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, στέλνει ένα παλμό. Οι λειτουργίες αυτές πάντα γίνονται σε διακριτό χρόνο και υποτίθεται ότι όλοι οι νευρώνες αποκρίνονται ταυτόχρονα, δηλαδή το σύστημα δρα συγχρονισμένα. Η κατάσταση ενός νευρώνα σε χρόνο $t + 1$ εξαρτάται από την κατάσταση του σε χρόνο t και από τις εισόδους που εισέρχονται στην χρονική αυτή στιγμή.

Τα δίκτυα McCulloch - Pitts προσπαθούν να εξηγήσουν για πρώτη φορά πως δουλεύει η μνήμη. Θεωρούν ότι ένας πιθανός μηχανισμός μνήμης μπορεί να είναι η

ύπαρξη κλειστών διαδρομών του σήματος μέσα στο δίκτυο. Αν δεν υπάρχει καμία τέτοια διαδρομή και χωρίς νέο εξερχόμενο σήμα, τότε το δίκτυο θα μείνει μόνιμα σε κατάσταση ηρεμίας. Έτσι, μια ίνα ενώνει την έξοδο ενός κυττάρου με το σημείο εισόδου στο ίδιο κύτταρο, δημιουργώντας έναν μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Μόλις πυροδοτεί ένα τέτοιο κύτταρο θα συνεχίσει να πυροδοτεί μέχρι να έλθει σήμα από ανασταλτική ίνα. Καθόλη τη διάρκεια της λειτουργίας αποστέλλονται παλμοί στην πύλη των κυττάρων και μεταδίδεται το σήμα και η πληροφορία. Αυτός ο κύκλος του σήματος θα μπορούσε να θεωρηθεί ως μία πρώτη ιδέα για ένα μηχανισμό μνήμης.

Οι εργασίες αυτές πιθανόν να χάνονταν στην βιβλιογραφία αν δεν τις χρησιμοποιούσε λίγα χρόνια αργότερα ο J. von Neumann ως παράδειγμα για υπολογιστικές μηχανές την δεκαετία που διαδόθηκε ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, δηλαδή τη δεκαετία του πενήντα. Τότε έγιναν και οι πρώτες προσπάθειες να αντληθούν πληροφορίες από τα βιολογικά δίκτυα και να δημιουργηθούν τα πρώτα τεχνητά δίκτυα (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ένα άλλο έργο της πρώτης αυτής εποχής που αφήνει ακόμα και σήμερα την επιρροή του είναι το βιβλίο του D. Hebb «The organisation of behavior» (1949), το οποίο εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb. Το μοντέλο του Tebb έχει ως κεντρική ιδέα τις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή τους νευρώνες. Έφτασε στα συμπεράσματα αυτά μετά από σωρεία πειραμάτων νευροφυσιολογίας. Ο κανόνας αυτός λέγει ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις νευρωνικές του συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται.

Μετά την πρόοδο σε τόσα πολλά σημεία που παρουσιάστηκε ιδιαίτερα την δεκαετία του 1980, τα τελευταία δέκα χρόνια παρατηρήθηκε ότι αρχίζουν να εμφανίζονται πολλά σημεία που δείχνουν ότι η περιοχή των νευρωνικών δικτύων έχει πλέον ωριμάσει και αναπτυχθεί σε ένα ανεξάρτητο πεδίο της επιστήμης με δικά του στοιχεία, δικό του χαρακτήρα σαφώς καθορισμένο και τέλος με μεγάλο αριθμό επιστημόνων που ασχολούνται αποκλειστικά τώρα με την νέα αυτή περιοχή.

Από το 1985 και μετά αρχίζουν τα πρώτα συνέδρια που είναι αφιερωμένα αποκλειστικά σε νευρωνικά δίκτυα, από την American Physical Society και από την IEEE. Παρακολουθούνται από περισσότερους από χίλιους συνέδρους. Ταυτόχρονα δημιουργούνται ειδικές επαγγελματικές εταιρίες νευρωνικών δικτύων με χιλιάδες

μέλη, όπως η International Neural Network Society με τρεις πόλους: Αμερική, Ευρώπη και Ιαπωνία.

Πολύ σημαντικό είναι επίσης το γεγονός ότι τα τελευταία δεκαπέντε χρόνια δημιουργήθηκαν και οι πρώτες εμπορικές εταιρίες οι οποίες ασχολούνται αποκλειστικά με νευρωνικά δίκτυα. Βρίσκονται σχεδόν όλες στις ΗΠΑ, συνήθως έχουν μικρό αριθμό εργαζομένων και παράγουν εξειδικευμένα προγράμματα για την λύση συγκεκριμένων προβλημάτων. Μερικά από αυτά έχουν επιτυχία, αλλά διαφαίνεται με το πέρασμα του χρόνου ότι οι αρχικές προσδοκίες για ραγδαία αύξηση των εμπορικών εφαρμογών δεν επαληθεύονται. Έχουν φθάσει πλέον σε ένα σταθερό επίπεδο ανάπτυξης, ενώ η ετήσια αύξηση είναι μικρή.

Σχεδόν όλα τα εμπορικά προϊόντα που χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα μπορούν να βρεθούν σήμερα στο internet. Εκτός του ότι ο ενδιαφερόμενος μπορεί άμεσα να εξετάσει και να αγοράσει το προϊόν, πολλές φορές του δίνεται η ευκαιρία να το κατεβάσει δοκιμαστικά και για λίγες μέρες να το χρησιμοποιήσει δωρεάν ή να κατεβάσει ένα πρόγραμμα επίδειξης (demo version) και να το δοκιμάσει στον υπολογιστή του (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

2.3. Βασικές ιδιότητες των νευρωνικών δικτύων

Υπάρχουν τέσσερις ιδιότητες που είναι άρρηκτα συνδεδεμένες με τα ΤΝΔ (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996):

- 1) Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- 2) Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory) και ως μνήμη συσχέτισης (associative memory).
- 3) Η μεγάλη τους ανοχή σε σφάλματα (fault - tolerant).
- 4) Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).

Αν και τα ΤΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.

Ο χαρακτηρισμός των ΤΝΔ ως κατανεμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η κωδικοποίηση που δημιουργούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της

συνδεσμολογίας τους. Για τον ίδιο λόγο τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται και ως μνήμες συσχέτισης. Μια μνήμη συσχέτισης δεν αποθηκεύει πληροφορία με τον παραδοσιακό τρόπο αλλά μέσω κατάλληλων συσχετίσεων που δημιουργεί από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η ανάκληση της πληροφορίας γίνεται με βάση το περιεχόμενο και όχι τη διεύθυνση, όπως δηλαδή συμβαίνει και με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Η παραπάνω οργάνωση κάνει ορισμένα είδη ΤΝΔ να είναι πολύ ανεκτικά σε μικρές αλλαγές στα σήματα εισόδου, δηλαδή είναι σε θέση να παράγουν τη σωστή έξοδο ακόμη κι αν τα δεδομένα εισόδου είναι λίγο διαφορετικά (για παράδειγμα, λόγω θορύβου) ή και ελλιπή.

Τα ΤΝΔ, όπως και τα βιολογικά, έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά τη λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω «δομικών αστοχιών» είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεστραμμένων συνδέσεων.

Τέλος, τα ΤΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΤΝΔ εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μία συγκεκριμένη κατάσταση. Οι τελευταίες δύο ιδιότητες κάνουν τα ΤΝΔ ιδανικά για χρήση σε αυτοματισμούς που θα λειτουργήσουν σε αντίξοες συνθήκες όπως για παράδειγμα σε διαστημικές αποστολές, σε χώρους με ραδιενέργεια και σε πεδία μάχης (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

2.4. Κοινά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων

Όλα τα δίκτυα έχουν το κοινό χαρακτηριστικό ότι δημιουργούνται και αποτελούνται από απλές μονάδες λειτουργίας, τον γνωστό πλέον νευρώνα. Οι νευρώνες έχουν μία συγκεκριμένη διάταξη που οδηγεί σε μία δομή, η οποία ποικίλει στους διάφορους τύπους δικτύων. Όμως, όλοι οι τύποι έχουν το κοινό χαρακτηριστικό ότι δέχονται σήματα στην είσοδο τους, τα οποία τα πολλαπλασιάζουν επί το αντίστοιχο βάρος, βρίσκουν το άθροισμα όλων των γινομένων και ακολούθως μεταβιβάζουν το άθροισμα αυτό σε μία ειδική συνάρτηση

η οποία παράγει την έξοδο από τον κάθε νευρώνα. Η τιμή αυτή της εξόδου ακολούθως προωθείται στους υπόλοιπους νευρώνες.

Οι νευρώνες έχουν μία συγκεκριμένη διάταξη, που συνήθως είναι κατανεμημένη σε επίπεδα. Μερικά πρότυπα έχουν ένα μόνο επίπεδο, ενώ άλλα αποτελούνται από πολλά επίπεδα. Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων επίσης ποικίλουν, από το ένα άκρο όπου μπορεί να υπάρχει πλήρης συνδεσμολογία, όπου κάθε μονάδα είναι συνδεδεμένη με κάθε άλλη μονάδα, στο άλλο άκρο που κάθε νευρώνας έχει μόνο μία σύνδεση με τον γειτονικό του νευρώνα, ή ακόμα και ενδιάμεσες περιπτώσεις όπου έχουμε τυχαίες συνδέσεις μεταξύ μερικών μόνο νευρώνων. Οι συνδέσεις μπορεί να έχουν κανόνες ότι πρέπει να μεταδίδουν το σήμα μόνο κατά την μπροστινή φορά ή μπορεί να έχουν μηχανισμό ανάδρασης, οπότε η έξοδος ενός νευρώνα μπορεί να γίνεται είσοδος σε άλλους νευρώνες, να μεταδίδουν το σήμα μόνο σε διπλανούς νευρώνες ή ακόμα να παίρνουν και τυχαίο σήμα.

Οι συναρτήσεις που υπολογίζουν την έξοδο σε κάθε νευρώνα επίσης ποικίλουν, αν και δεν υπάρχουν πολλοί τύποι που να έχουν όλες τις επιθυμητές ιδιότητες, παρά μόνο 3 - 4 κατηγορίες. Οι κανόνες εκπαίδευσης επίσης είναι διαφορετικοί, από πολύ απλοί ως αρκετά περίπλοκοι. Ο χρόνος εκπαίδευσης είναι άλλη μία παράμετρος με τα ίδια χαρακτηριστικά, καθώς επίσης και το επίπεδο εμπιστοσύνης που αναμένεται να έχει η λύση του προβλήματος (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

2.5. Μετάδοση σημάτων στο νευρωνικό δίκτυο

Η διαδικασία της μετάδοσης των σημάτων στο νευρωνικό δίκτυο πραγματοποιείται μετά από άθροισή τους ώστε να προκύψει το σήμα που θα διαδοθεί στους υπόλοιπους νευρώνες. Η συγκεκριμένη διαδικασία είναι γενική αλλά δεν σημαίνει ότι δεν μεταβάλλεται κατά περίπτωση. Οι τρόποι με τους οποίους γίνεται η μετάδοση των σημάτων είναι αρκετοί με το δυαδικό να ξεχωρίζει (McCord & Illingworth, 1991).

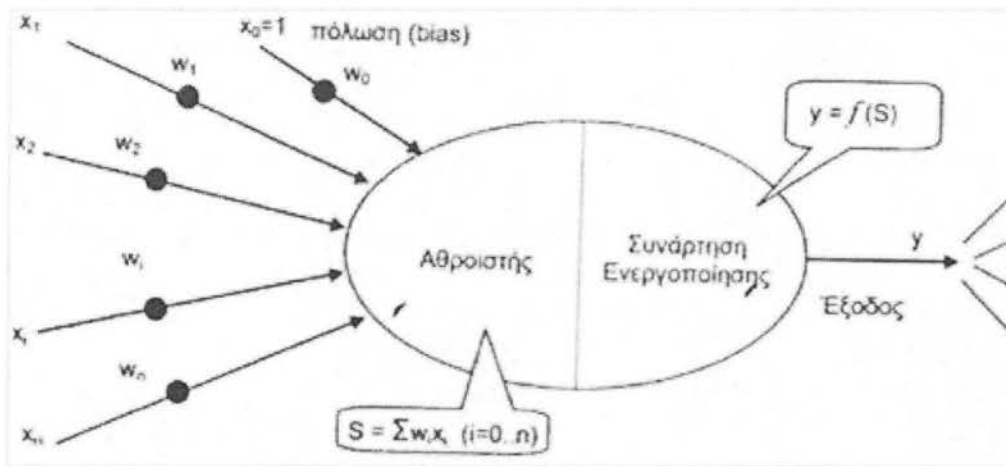
Στην περίπτωση του δυαδικού τρόπου, ο νευρώνας μπορεί να βρεθεί στην κατάσταση της αδράνειας ή της ενέργειας. Η κατάσταση ενεργοποίησης του νευρώνα εξαρτάται από την ποσότητα των δεδομένων η οποία συγκρίνεται με μια κατώτερη τιμή κατωφλιού (σταθερή) η οποία ουσιαστικά αποτελεί τη βάση ενεργοποίησης του νευρώνα. Στο δυαδικό τρόπο, η ενεργοποίηση της $f(x)$ λαμβάνει τιμή 1 όταν είναι ενεργοποιημένος και 0 όταν είναι αδρανής (Hopfield, 1982).

Με έναν διαφορετικό τρόπο ενεργοποίησης και μετάδοσης των σημάτων, δεν υπάρχει χαρακτηριστική τιμή κατωφλίου με την οποία γίνεται η σύγκριση. Η μετάδοση του σήματος γίνεται με την συνάρτηση $f(x)$, η οποία λαμβάνει μια ειδική μορφή (σιγμοειδής). Χρησιμοποιούνται οι τιμές εισόδου και βαρών και υπολογίζεται αριθμητικά η $f(x)$. Το κοινό χαρακτηριστικό τους είναι η απουσία γραμμικότητας γεγονός αναγκαίο στα νευρωνικά δίκτυα καθώς σε αντίθετη περίπτωση η έξοδος θα ήταν ευθέως ανάλογη με την είσοδο (Αργυράκης, 2001).

2.6. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου μπορεί να αντιστοιχιστούν άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους w (weight) ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος του ρόλου της σύναψης στο βιολογικό νευρώνα. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης.

Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον αθροιστή (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου παράγοντας την ποσότητα S και τη συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function), ένα είδος φίλτρου το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου γ , σε συνάρτηση με την ποσότητα S και την τιμή κατωφλίου της συνάρτησης ενεργοποίησης. Διευκρινίζεται ότι η μοναδικότητα της εξόδου του νευρώνα έχει να κάνει με την τιμή εξόδου και όχι με το πόσες γραμμές - έξοδοι υπάρχουν στο δεξιό μέρος (σχήμα 23). Μπορεί δηλαδή ένας νευρώνας να έχει πολλές εξόδους, αλλά όλες θα έχουν την ίδια τιμή (Βλαχάβας, 2006).



Σχήμα 23: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα
Πηγή: Βλαχάβας, 2006

Μερικές φορές θεωρούμε ότι, εκτός από τα εισερχόμενα σήματα και τα αντίστοιχα βάρη, ο νευρώνας έχει και κάποιο βάρος, το οποίο ονομάζεται πόλωση (bias) ή παράγοντας προδιάθεσης του νευρώνα. Η μόνη διαφορά αυτού του βάρους από τα υπόλοιπα συνίσταται στο ότι επιδρά συνεχώς σε μία τιμή εισόδου $X_0 = 1$. Ο όρος αυτός δεν θα πρέπει να αποδίδεται στο εσωτερικό του νευρώνα. Πρόκειται για ένα εξωτερικό ερέθισμα το οποίο προστίθεται μαζί με τα υπόλοιπα εισερχόμενα σήματα. Μερικές φορές χρησιμοποιείται για να καθοριστεί έμμεσα και δυναμικά η θέση της συνάρτησης ενεργοποίησης στο καρτεσιανό επίπεδο $x-y$ (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

2.7. Οι κατηγορίες των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ μπορούν να χωριστούν σε δύο γενικές κατηγορίες (Ρίζος, 1996):

- 1) Τα στατικά όπως είναι το BP και το RBF που η έξοδος του είναι κάποια συνάρτηση μόνον του τρέχοντος διανύσματος εισόδου.
- 2) Τα δυναμικά όπως είναι το Hopfield που περιγράφονται από εξισώσεις διαφορών ή ακόμη και διαφορικές εξισώσεις.

Τα στατικά ΤΝΔ υλοποιούν συναρτήσεις της μορφής $y = f(x)$ όπου το x είναι πραγματικός αριθμός και η συνάρτηση y λαμβάνει συνήθως τιμές στο διάστημα $[0,1]$ ή ακόμη μπορεί να είναι και πραγματικός αριθμός. Οι χώροι των x και y είναι πολυδιάστατοι και με διαφορετική διάσταση ο καθένας. Τα στατικά ΤΝΔ μπορούν να

χρησιμοποιηθούν στην αναγνώριση προτύπων, προσέγγιση συναρτήσεων κλπ. Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά των στατικών ΤΝΔ που εξετάζονται στα επόμενα είναι (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001):

- 1) Το μοντέλο του ΤΝΔ.
- 2) Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης και η πολυπλοκότητα του.
- 3) Η ικανότητα γενίκευσης.
- 4) Οι εφαρμογές του.

2.7.1. Νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης

Τα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) είναι η πιο απλή μορφή νευρωνικών δικτύων και το όνομα τους οφείλεται στο ότι η ροή πληροφορίας μέσα στο δίκτυο είναι μονής κατεύθυνσης. Σε αυτά υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα, κρυφά επίπεδα. Δύο είναι τα θέματα τα οποία ανακύπτουν στην υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων του τύπου αυτού. Το πρώτο αφορά στη μάθηση, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο το δίκτυο εκπαιδεύεται για να έχει την επιθυμητή συμπεριφορά. Στα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης χρησιμοποιούνται μέθοδοι μάθησης με επίβλεψη. Το δεύτερο θέμα αφορά στην τοπολογία του δικτύου, δηλαδή το πόσα κρυφά επίπεδα θα έχει το δίκτυο, από πόσους νευρώνες θα αποτελείται το κάθε επίπεδο καθώς και πώς θα συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, δεν υπάρχει κανόνας για τον προσδιορισμό αυτών των μεγεθών. Για τον προσδιορισμό του αριθμού των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου το πρόβλημα είναι σχετικά ευκολότερο καθώς τα δεδομένα του προβλήματος μπορούν να βοηθήσουν. Εάν λόγου χάρη πρέπει να αναγνωριστούν τα ψηφία 0 ως 9 σε γραπτή απεικόνιση και η αναπαράστασή τους γίνει με μήτρα 6×4 εικονοστοιχείων (pixels), τότε χρειάζονται $6 \times 4 = 24$ νευρώνες εισόδου, με δυνατές τιμές εισόδου 0 και 1. Αν χρησιμοποιηθεί κωδικοποίηση 4-bit για τα δέκα ψηφία 0 ως 9, τότε χρειάζονται τέσσερις νευρώνες στο επίπεδο εξόδου. Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθούν δέκα νευρώνες στο επίπεδο εξόδου και να κωδικοποιηθεί, για παράδειγμα, το ψηφίο 1 με το διάνυσμα εξόδου (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0), το ψηφίο 2 με το διάνυσμα εξόδου (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0), κ.ο.κ. Τέτοιου είδους προσεγγίσεις, η αντιστοίχιση δηλαδή μιας

κατηγορίας σε ένα νευρώνα εξόδου, είναι περισσότερο δημοφιλείς όταν ο αριθμός των κατηγοριών είναι γνωστός (Βλαχάβας, 2006).

Πρέπει να τονιστεί εδώ, ότι η χρήση ενός μόνο νευρώνα εξόδου για αντιμετώπιση προβλημάτων κατηγοριοποίησης στα οποία οι κατηγορίες δεν έχουν κάποια σειρά (unordered categories) πρέπει να αποφεύγεται, καθώς μπορεί να προκύψουν τελείως λανθασμένα αποτελέσματα. Υποδείξεις σαν τις παραπάνω, δεν υπάρχουν όμως για τα κρυφά επίπεδα. Ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σχετίζεται με πολύπλοκο τρόπο με παραμέτρους όπως τον αριθμό των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου, τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης και την ύπαρξη ή όχι θορύβου σε αυτά, την πολυπλοκότητα της συνάρτησης ή της κατηγοριοποίησης που καλείται να μάθει το ΤΝΔ, τις συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης και άλλες (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ευτυχώς, ανάλογα με το πρόβλημα, υπάρχουν εμπειρικοί κανόνες που βάζουν κάποια όρια στην αρχιτεκτονική του δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί. Για παράδειγμα, ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σε προβλήματα κατηγοριοποίησης είναι καλό να είναι μικρότερος από τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης ώστε να αποφευχθούν φαινόμενα απομνημόνευσης, η αποκλειστική συσχέτιση δηλαδή ενός κρυφού νευρώνα με ένα διάνυσμα εκπαίδευσης. Γενικά, αποτελεί κοινή παραδοχή ότι απαιτούνται αρκετές δοκιμές και πειραματισμοί μέχρις ότου βρεθεί μία καλή δομή δικτύου για δεδομένο πρόβλημα.

Κανόνας δεν υπάρχει επίσης και για τη συνδεσμολογία μεταξύ των νευρώνων, αν και η μέθοδος εκπαίδευσης θέτει περιορισμούς σε αυτή. Στην πράξη, αρκετά συνηθισμένη είναι η περίπτωση όπου κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Είναι προφανές ότι ο αριθμός των συνδέσεων μπορεί να είναι αρκετά μεγάλος, με την ακραία περίπτωση του μέγιστου αριθμού συνδέσεων για δίκτυο N νευρώνων να φτάνει τις $N(N-1)$ συνδέσεις με κατεύθυνση (ή $N(N-1)/2$ αν αγνοηθεί η κατεύθυνση των συνδέσεων (Βλαχάβας, 2006).

2.7.2. Perceptron

Το perceptron είναι μια απλή τοπολογία δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης χωρίς κρυφά επίπεδα και αποτελεί ιστορικά μια πρώτη προσέγγιση τεχνητών νευρωνικών

δικτύων. Προτάθηκε το 1958 από τον Rosenblatt ως ένας μηχανισμός που μπορεί να εκπαιδευτεί στην κατηγοριοποίηση προτύπων και σε διάφορες παραλλαγές, πιο απλές ή πιο σύνθετες, εξακολουθεί να υφίσταται ως σήμερα (De Lozzo et al, 2013).

Η πιο απλή μορφή perceptron είναι το στοιχειώδες perceptron (elementary perceptron), το οποίο περιλαμβάνει έναν και μοναδικό τεχνητό νευρώνα και ο οποίος χρησιμοποιεί ως συνάρτηση ενεργοποίησης τη βηματική συνάρτηση. Η μάθηση στο στοιχειώδες perception είναι καθοδηγούμενη από το σφάλμα (error driven) και συνίσταται στον υπολογισμό κατάλληλων τιμών βαρών w_i έτσι ώστε δεδομένου ενός δυαδικού διανύσματος εισόδου (που αποτελείται δηλαδή από 0 και 1) να παραχθεί η επιθυμητή έξοδος t . Πρόκειται δηλαδή για μια απλή μορφή μάθησης με επίβλεψη. Οι αρχικές τιμές για τα βάρη ορίζονται τυχαία, συνήθως στο διάστημα 0 μέχρι 1, ενώ ο αλγόριθμος μεταβολής των βαρών (αλγόριθμος μάθησης perceptron) έχει ως εξής (μέχρις ότου ικανοποιηθεί η συνθήκη τερματισμού της εκπαίδευσης) (Βλαχάβας, 2006; Altunkaynak, 2014):

- 1) Για κάθε ζευγάρι εισόδου x και επιθυμητής εξόδου t από το σύνολο εκπαίδευσης
- 2) Υπολόγισε την έξοδο y .
- 3) Εάν $y = t$ τότε δε γίνεται καμία μεταβολή στα βάρη.
- 4) Εάν $y \neq t$ τότε μετέβαλε τα βάρη των ενεργών γραμμών εισόδου (αυτών που έχουν σήμα $\neq 0$) κατά την ποσότητα $\Delta w = d \cdot (t - y) \cdot x$ έτσι ώστε το y να πλησιάσει το t .

Στον παραπάνω γενικό αλγόριθμο, η ποσότητα d που ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate), έχει συνήθως τιμή μεταξύ 0 και 1 και καθορίζει το ρυθμό μεταβολής των βαρών, ο οποίος μάλιστα λαμβάνει χώρα μόνο όταν η υπολογιζόμενη έξοδος y είναι διαφορετική από την επιθυμητή έξοδο t . Είναι φανερό ότι μόνο βάρη που επιδρούν σε σήμα εισόδου διάφορο του μηδενός θα υποστούν μεταβολή (εκπαίδευση), καθώς διαφορετικά θα είναι $x = 0$ άρα και $\Delta w = 0$. Από την άλλη, δεδομένου του $y \neq t$ του βήματος (3) του αλγόριθμου και των δυνατών τιμών 0 ή 1 των y και t , η σχέση μεταβολής των βαρών πρακτικά εκφυλίζεται σε $\Delta w = d \cdot x$ ή $\Delta w = -d \cdot x$. Να σημειωθεί εδώ ότι η σχέση μεταβολής των βαρών, στη γενική της μορφή, ισχύει και για την περίπτωση που οι τιμές εισόδου/εξόδου δεν είναι δυαδικές (0 ή 1) αλλά διπολικές (-1 ή 1) (Haykin & Γκαγκάτσιου, 2010).

Αποδεικνύεται ότι εάν υπάρχει ένα διάνυσμα βαρών w_1 που παράγει την επιθυμητή έξοδο για όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης, τότε ξεκινώντας από ένα τυχαίο διάνυσμα

βαρών W_0 και μετά από πεπερασμένο αριθμό βημάτων, ο αλγόριθμος perceptron θα συγκλίνει σε κάποιο διάνυσμα βαρών W , όχι απαραίτητα το W_1 , το οποίο επίσης θα παράγει την επιθυμητή έξοδο για όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης. Με άλλα λόγια, ο αλγόριθμος συγκλίνει για κάθε πρόβλημα που μπορεί να αναπαρασταθεί με perceptron. Η χαρακτηριστική ιδιότητα αυτής της κατηγορίας προβλημάτων ονομάζεται γραμμική διαχωρισιμότητα και αναπτύσσεται στην επόμενη ενότητα.

Με βάση το στοιχειώδες perceptron, είναι δυνατό να αναπτυχθούν περισσότερο προχωρημένα μοντέλα perceptron που αναγκαστικά θα περιέχουν περισσότερους του ενός νευρώνες. Ο μηχανισμός λειτουργίας τους όμως παραμένει ίδιος με αυτόν του στοιχειώδους perceptron (Ρίζος, 1996; De Lozzo et al, 2013).

2.7.3. Perceptron πολλών επιπέδων

Σε προηγούμενη ενότητα μελετήθηκε το perceptron του Rosenblatt, το οποίο είναι ουσιαστικά ένα νευρωνικό δίκτυο ενός επιπέδου. Εκεί, αναδείχθηκε ότι οι δυνατότητες αυτού του δικτύου περιορίζονται στην ταξινόμηση γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων. Για να αντιπαρέλθουν οι πρακτικοί περιορισμοί του perceptron και του αλγόριθμου LMS, θα αναλυθεί μια άλλη δομή νευρωνικού δικτύου, το perceptron πολλών επιπέδων. Οι τρεις ακόλουθες παρατηρήσεις υπογραμμίζουν τα βασικά χαρακτηριστικά των perceptron πολλών επιπέδων (Haykin & Γκαγκάτσιου, 2010):

- 1) Το μοντέλο κάθε νευρώνα στο δίκτυο περιλαμβάνει μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία είναι διαφορίσιμη.
- 2) Το δίκτυο περιέχει ένα ή περισσότερα επίπεδα τα οποία παραμένουν κρυφά (hidden) για τους κόμβους των επιπέδων εισόδου και εξόδου.
- 3) Το δίκτυο επιδεικνύει μεγάλη διασυνδεσιμότητα, ο βαθμός της οποίους καθορίζεται από τα συναπτικά βάρη του δικτύου.

Αυτά τα ίδια χαρακτηριστικά, ωστόσο, είναι επίσης υπεύθυνα για την ανεπάρκεια της γνώσης μας αναφορικά με τη συμπεριφορά του δικτύου. Πρώτον, η παρουσία μιας κατανεμημένης μορφής μη γραμμικότητας και η υψηλή διασυνδεσιμότητα του δικτύου καθιστούν τη θεωρητική ανάλυση ενός perceptron πολλών επιπέδων δύσκολη υπόθεση. Δεύτερον, η χρήση κρυφών νευρώνων καθιστά δυσκολότερη την κατανόηση και σχηματοποίηση της διαδικασίας μάθησης. Εμμέσως, η διαδικασία

μάθησης οφείλει να αποφασίσει ποια χαρακτηριστικά του προτύπου εισόδου θα πρέπει να αναπαρίσταται από τους κρυφούς νευρώνες. Έτσι, η διαδικασία μάθησης γίνεται πιο δύσκολη, επειδή η αναζήτηση πρέπει να διεξαχθεί σ' έναν πολύ μεγαλύτερο χώρο πιθανών λειτουργιών και πρέπει να κάνει μια επιλογή μεταξύ των εναλλακτικών αναπαραστάσεων του προτύπου εισόδου.

Μια δημοφιλής μέθοδος για την εκπαίδευση των perceptron πολλών επιπέδων είναι ο αλγόριθμος ΒΚ, ο οποίος περιλαμβάνει τον αλγόριθμο LMS σαν ειδική περίπτωση. Η εκπαίδευση λαμβάνει χώρα σε δύο φάσεις (Altunkaynak, 2014):

- 1) Στη φάση που εξελίσσεται προς τα εμπρός, τα συναπτικά βάρη του δικτύου είναι σταθερά και το σήμα εισόδου διαδίδεται διαμέσου του δικτύου, επίπεδο προς επίπεδο, μέχρι να φτάσει στην έξοδο. Συνεπώς, σ' αυτή τη φάση, οι αλλαγές περιορίζονται στα δυναμικά ενεργοποίησης και στις εξόδους των νευρώνων του δικτύου.
- 2) Στη φάση που εξελίσσεται προς τα πίσω, παράγεται ένα σήμα σφάλματος μέσω της σύγκρισης της εξόδου του δικτύου με μια επιθυμητή απόκριση. Το προκύπτον σήμα σφάλματος διαδίδεται διαμέσου του δικτύου, ξανά επίπεδο προς επίπεδο, αλλά αυτή τη φορά η διάδοση γίνεται με κατεύθυνση προς τα πίσω. Σ' αυτή τη δεύτερη φάση, γίνονται διαδοχικές προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του δικτύου. Ο υπολογισμός των προσαρμογών για το επίπεδο εξόδου είναι απλή υπόθεση, ενώ για τα κρυφά επίπεδα γίνεται πολύ πιο δύσκολος.

Η χρήση του όρου «back propagation» εμφανίζεται στο προσκήνιο μετά από το 1985, όταν ο όρος απέκτησε ευρεία απήχηση. Η ανάπτυξη του αλγόριθμου ΒΚ στα μέσα της δεκαετίας του '80 αποτέλεσε ένα ορόσημο στην εξέλιξη του κλάδου των νευρωνικών δικτύων διότι παρείχε μια υπολογιστική αποτελεσματική μέθοδο για την εκπαίδευση των perceptron πολλών επιπέδων, αίροντας τον έως τότε πεσιμισμό σχετικά με τις δυνατότητες μάθησης. Σ' ένα μέρος του perceptron πολλών επιπέδων, αναγνωρίζονται δύο είδη σημάτων (Βλαχάβας, 2006; Altunkaynak, 2014):

- 1) Λειτουργικά σήματα. Ένα λειτουργικό σήμα (function signal) είναι ένα σήμα εισόδου (ερέθισμα) το οποίο φτάνει στην είσοδο του δικτύου, διαδίδεται προς τα εμπρός (νευρώνα προς νευρώνα) σε όλο το δίκτυο και εμφανίζεται τελικά στην έξοδο του δικτύου, σαν σήμα εξόδου. Αποκαλείται ένα τέτοιο σήμα «λειτουργικό» για δύο λόγους: Πρώτον, υποτίθεται ότι εκτελεί μια χρήσιμη λειτουργία στην έξοδο του δικτύου. Δεύτερον, σε κάθε νευρώνα του δικτύου

διαμέσου του οποίου διέρχεται ένα λειτουργικό σήμα, το σήμα αυτό υπολογίζεται ως συνάρτηση των εισόδων και των σχετιζόμενων βαρών που εφαρμόζονται σ' αυτό το νευρώνα. Το λειτουργικό σήμα αποκαλείται επίσης σήμα εισόδου.

- 2) Σήματα σφάλματος. Ένα σήμα σφάλματος (error signal) προέρχεται από έναν νευρώνα εξόδου του δικτύου και διαδίδεται προς τα πίσω (επίπεδο προς επίπεδο) δια/ μέσου του δικτύου. Αποκαλείται «σήμα σφάλματος» επειδή ο υπολογισμός του από κάθε νευρώνα του δικτύου απαιτεί τη χρήση μιας εξαρτώμενης από το σφάλμα συνάρτησης, με τη μία ή την άλλη μορφή.

Οι νευρώνες εξόδου απαρτίζουν το επίπεδο εξόδου του δικτύου. Οι υπόλοιποι νευρώνες απαρτίζουν τα κρυφά επίπεδα του δικτύου. Έτσι, οι κρυφές μονάδες δεν αποτελούν μέρος ούτε της εξόδου, ούτε της εισόδου του δικτύου, σ' αυτό οφείλεται και ο χαρακτηρισμός τους ως «κρυφές». Το πρώτο κρυφό επίπεδο τροφοδοτείται από το επίπεδο εισόδου του δικτύου, το οποίο αποτελείται από αισθητηριακές μονάδες (πηγαίοι κόμβοι). Οι έξοδοι που παράγονται από το πρώτο κρυφό επίπεδο εφαρμόζονται στο επόμενο κρυφό επίπεδο. Η διαδικασία συνεχίζεται κατά τον ίδιο τρόπο για όλο το υπόλοιπο του δικτύου. Κάθε κρυφός νευρώνας ή νευρώνας εξόδου ενός perceptron πολλών επιπέδων σχεδιάζεται ώστε να εκτελεί δύο υπολογισμούς (Βλαχάβας, 2006; Altunkaynak, 2014):

- 1) Τον υπολογισμό του λειτουργικού σήματος που εμφανίζεται στην έξοδο κάθε νευρώνα, ο οποίος εκφράζεται ως μια συνεχής μη γραμμική συνάρτηση του σήματος εισόδου και των συναπτικών βαρών που σχετίζονται μ' αυτό το νευρώνα
- 2) Τον υπολογισμό μιας εκτίμησης του διανύσματος κλίσης (των κλίσεων της επιφάνειας σφάλματος σε σχέση με τα βάρη που είναι συνδεδεμένα στις εισόδους ενός νευρώνα), ο οποίος χρειάζεται για τη φάση που εξελίσσεται προς τα πίσω στο δίκτυο.

Οι κρυφοί νευρώνες δρουν ως ανιχνευτές χαρακτηριστικών (feature detectors) ως τέτοιοι, παίζουν κρίσιμο ρόλο στη λειτουργία ενός perceptron πολλών επιπέδων. Καθώς προχωρά η διαδικασία μάθησης, οι κρυφοί νευρώνες αρχίζουν σταδιακά να «ανακαλύπτουν» τα εξέχοντα χαρακτηριστικά - αυτά που χαρακτηρίζουν τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αυτό το κάνουν εκτελώντας ένα μη γραμμικό μετασχηματισμό στα δεδομένα εισόδου, σ' ένα νέο χώρο που αποκαλείται χώρος χαρακτηριστικών. Σ' αυτό το νέο χώρο, οι κλάσεις χαρακτηριστικών που ενδιαφέρουν

μια εργασία ταξινόμησης προτύπων, για παράδειγμα, μπορούν να ξεχωρίσουν από οτιδήποτε άλλο θα μπορούσε να υπάρχει στον αρχικό χώρο δεδομένων εισόδου. Ο σχηματισμός αυτού του χώρου χαρακτηριστικών μέσω της επιβλεπόμενης μάθησης είναι που διαφοροποιεί το perceptron πολλών επιπέδων από το perceptron του Rosenblatt (De Lozzo et al, 2013).

2.8. Δυναμικά και ανατροφοδοτούμενα ΤΝΔ

Τα δυναμικά (dynamic) ΤΝΔ διαθέτουν ως συνάρτηση μεταφοράς των τεχνητών νευρώνων τους μια εξίσωση διαφορών ή ακόμη και κάποια διαφορική εξίσωση. Πρόκειται για ιδιαίτερα χρήσιμα ΤΝΔ με σημαντικές εφαρμογές σε συστημάτων ελέγχου αεροπλάνων, πυραύλων, διαστημοπλοίων, ρομπότ κλπ. Τα δυναμικά ΤΝΔ μπορούν να διακριθούν σε αυτά που (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001):

- 1) Δεν διαθέτουν ανάδραση δυναμικών (feedforward dynamics).
- 2) Διαθέτουν ανατροφοδότηση εξόδου (output feedback).
- 3) Διαθέτουν ανατροφοδότηση καταστάσεων (state feedback).

Ένα από τα κυριότερα προβλήματα στην εφαρμογή ανατροφοδοτούμενων ΤΝΔ είναι η ανάπτυξη κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης. Συνήθως χρησιμοποιείται κάποιος αλγόριθμος βαθμιαίας μείωσης όπως είναι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του BP. Επειδή η έξοδος του ΤΝΔ σε κάθε χρονική στιγμή, είναι συνάρτηση προηγούμενων χρονικά εξόδων, πρέπει αντίστοιχα και η κλίση της συνάρτησης σφάλματος να είναι συνάρτηση παρελθουσών κλίσεων. Όπως γίνεται φανερό ένας τέτοιος αλγόριθμος εκπαίδευσης παρουσιάζει ιδιαίτερα αυξημένη πολυπλοκότητα.

Το αναφοτροδοτούμενο μοντέλο ΤΝΔ προτάθηκε από τον Narendra και αποτελεί έναν απλό τρόπο για να ενσωματωθεί κάποιο σύστημα ανατροφοδότησης εξόδου σε ένα ΤΝΔ, ανατροφοδοτώντας ορισμένες χρονικά καθυστερημένες εξόδους του ΤΝΔ στην είσοδό του. Κάποιο ΤΝΔ με ανάδραση καταστάσεων αποτελείται συνήθως από ένα μόνο επίπεδο τεχνητό νευρώνα. Στην γενική περίπτωση, η έξοδος κάθε τεχνητού νευρώνα ανατροφοδοτείται σε όλους τους άλλους τεχνητούς νευρώνες αλλά και στην δική του είσοδο. Επομένως η έξοδος κάθε τεχνητό νευρώνα μπορεί να είναι τμήμα του διανύσματος κατάστασης.

2.9. Νευρωνικά δίκτυα βασισμένα στον ανταγωνισμό

Η έννοια του ανταγωνισμού (competition) είναι σημαντική στα ΤΝΔ. Σύμφωνα με αυτή, οι νευρώνες πρέπει να είναι σε θέση να επηρεάσουν θετικά, ουδέτερα ή ακόμη και αρνητικά τους υπόλοιπους νευρώνες του δικτύου. Αυτή η δράση δημιουργεί ένα είδος ανταγωνισμού για το ποιος νευρώνας θα ανταποκριθεί περισσότερο. Στην απλούστερη περίπτωση, μπορεί να θεωρηθεί ότι μόνο ο νευρώνας με τη μεγαλύτερη έξοδο (νικητής) παράγει τελικά αποτέλεσμα (winner – takes - all - WTA) (Βλαχάβας, 2006).

2.9.1. Μοντελοποίηση

Προγραμματιστικά, το μοντέλο WTA είναι εύκολο να υλοποιηθεί. Κάποιος εξωτερικός κριτής (π.χ. πρόγραμμα) αποφασίζει για τον επικρατέστερο νευρώνα, συγκρίνοντας τις εξόδους τους. Βιολογικά όμως, αυτή η θεώρηση δε στέκει, καθώς δεν είναι δυνατό να υπάρχει τέτοιος εξωτερικός κριτής. Καλύτεροι τρόποι για μοντελοποίηση του ανταγωνισμού αποτελούν η παράπλευρη καταστολή (ή ενίσχυση) και ο ανταγωνισμός πόρων. Στην παράπλευρη καταστολή ή ενίσχυση (lateral inhibition ή excitation) η έξοδος κάθε νευρώνα επηρεάζει αρνητικά ή θετικά τους γειτονικούς μέσω αρνητικών ή θετικών βαρών. Στον ανταγωνισμό πόρων (resource competition) η έξοδος ενός νευρώνα κατανέμεται στους συνδεδεμένους στην έξοδο νευρώνες αναλογικά με τα βάρη των συνδέσεων και την έξοδο που αυτοί παράγουν. Το μοντέλο αυτό είναι βιολογικά αποδεκτό και επιπλέον μοντελοποιεί και το βιολογικό φαινόμενο της εξασθένησης (self decay) (Βλαχάβας, 2006).

2.9.2. Δίκτυα Kohonen

Ένα νευρωνικό δίκτυο Kohonen (αυτοοργανούμενη απεικόνιση χαρακτηριστικών – self - organizing feature map) αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων, οι οποίοι είναι τοποθετημένοι σε κάποια γεωμετρική τοπολογία όπως για παράδειγμα ευθεία, επίπεδο, σφαίρα, torus. Κάθε νευρώνας είναι συνδεδεμένος μέσω βαρών με την είσοδο που αποτελείται από k στοιχεία και λαμβάνει ένα πλήρες αντίγραφο του

διανύσματος εισόδου τροποποιημένου από τα βάρη. Μέσω εκπαίδευσης, τα δίκτυα Kohonen μαθαίνουν να αντιστοιχούν ένα σήμα που παρουσιάζεται στην είσοδο τους με ένα συγκεκριμένο νευρώνα στο επίπεδο εξόδου, άρα πραγματοποιούν κατηγοριοποίηση. Τα δίκτυα Kohonen αποτελούν μία από τις πιο χαρακτηριστικές περιπτώσεις δικτύου που χρησιμοποιεί μάθηση χωρίς επίβλεψη (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ένας νευρώνας του επιπέδου Kohonen επηρεάζει θετικά τους κοντινούς σε αυτόν νευρώνες (παράπλευρη διέγερση/ενίσχυση) και ουδέτερα ή και αρνητικά τους περισσότερο απομακρυσμένους. Αν το φαινόμενο αυτό εξεταστεί συνολικά, όταν το επίπεδο Kohonen τροφοδοτηθεί με ένα διάνυσμα εισόδου, δημιουργείται ένα είδος ανταγωνισμού για το ποιος νευρώνας θα ανταποκριθεί περισσότερο στην είσοδο. Κάθε νευρώνας προσπαθεί να ενισχύσει τη δική του έξοδο καθώς και την έξοδο των κοντινών του γειτόνων και να αποδυναμώσει την έξοδο των υπόλοιπων, απομακρυσμένων νευρώνων. Αυτή η δραστηριότητα δημιουργεί ταλαντώσεις μέσα στο δίκτυο αλλά τελικά η έξοδος σταθεροποιείται και ένας μοναδικός νευρώνας, αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση, ανακηρύσσεται νικητής και μεταδίδει ενδεχομένως το αποτέλεσμα του σε επόμενο επίπεδο, εφόσον υπάρχει τέτοιο. Η δράση των υπολοίπων νευρώνων καταστέλλεται πλήρως.

Μία προσέγγιση υλοποίησης τέτοιας συμπεριφοράς είναι να χρησιμοποιηθεί μια συνάρτηση μεγίστου για να προσδιοριστεί ο νευρώνας με τη μεγαλύτερη απόκριση στην είσοδο και στη συνέχεια να αποδοθεί έξοδος +1 σε αυτόν και μηδέν στους υπόλοιπους. Ο νευρώνας «νικητής» αναπαριστά με αυτόν τον τρόπο την κατηγορία στην οποία ανήκει το διάνυσμα εισόδου. Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ του διανύσματος εισόδου και του διανύσματος των βαρών για κάθε νευρώνα και τελικά να επιλεγεί ο νευρώνας με τη μεγαλύτερη τιμή σε αυτό το εσωτερικό γινόμενο. Μία τρίτη μέθοδος, ανακηρύσσει νικητή το νευρώνα για τον οποίο η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του διανύσματος βαρών και του διανύσματος εισόδου είναι η μικρότερη. Προφανώς, οι παραπάνω απλοποιημένες εκδοχές δεν αποτελούν υλοποίηση των παράπλευρων διεγέρσεων και καταστολών, αλλά δίνουν παρόμοια αποτελέσματα και υλοποιούνται εύκολα σε Η/Υ (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996).

2.10. Εκπαίδευση των ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ πραγματοποιούν δύο βασικές λειτουργίες: τη μάθηση και την ανάκληση. Μάθηση (learning) είναι η διαδικασία της τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επίσης και εκπαίδευση (training) του ΤΝΔ. Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών.

Ο γενικός τρόπος με τον οποίο γίνεται η τροποποίηση των βαρών ενός ΤΝΔ κατά την εκπαίδευση του, επιτρέπει τη διάκριση τριών ειδών μάθησης στα ΤΝΔ. Στη μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) δίνονται στο δίκτυο ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου και αυτό παράγει, με την τρέχουσα κατάσταση βαρών, μία έξοδο που αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή. Αυτή η διαφορά ονομάζεται σφάλμα (error) και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών. Στη βαθμολογημένη μάθηση (graded learning) η έξοδος χαρακτηρίζεται ως «καλή» ή «κακή» με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηρισμό. Τέλος, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αυτοοργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου καθώς δεν υπάρχουν αντίστοιχα διανύσματα εξόδου. Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΤΝΔ καλείται να μάθει. Στην πράξη, τα δίκτυα αυτής κατηγορίας καλούνται να μάθουν να κατηγοριοποιούν τα δεδομένα εισόδου (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Στις περισσότερες εφαρμογές ΤΝΔ χρησιμοποιείται μάθηση υπό επίβλεψη, για την οποία υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι. Στον αλγόριθμο που βασίζεται στον κανόνα Δέλτα (Delta rule learning), η διαφορά μεταξύ πραγματικής και επιθυμητής εξόδου ελαχιστοποιείται μέσω μιας διαδικασίας ελαχίστων τετραγώνων. Στον αλγόριθμο ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation) η μεταβολή των βαρών βασίζεται στον υπολογισμό της συνεισφοράς κάθε βάρους στο συνολικό σφάλμα. Στην ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning), οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται,

κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του. Τέλος, στην τυχαία μάθηση (random learning), οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.

Στα ΤΝΔ, όπως και σε άλλες μη γραμμικές μεθόδους πρόβλεψης, μπορεί να εμφανιστούν φαινόμενα υποπροσαρμογής ή ατελούς μάθησης (underfilling) ή υπερπροσαρμογής (overfitting). Ένα ΤΝΔ που δεν είναι αρκετά πολύπλοκο μπορεί να αποτύχει να μοντελοποιήσει επιτυχώς τα δεδομένα εκπαίδευσης οδηγώντας σε ατελή μάθηση. Αντίθετα, ένα πολύπλοκο ΤΝΔ ενδέχεται να μοντελοποιήσει υπερβολικά τα δεδομένα εκπαίδευσης καθώς και το θόρυβο που πιθανώς υπάρχει σε αυτά, με αποτέλεσμα να τα απομνημονεύσει. Στην περίπτωση αυτή το δίκτυο δίνει σωστή πρόβλεψη για τα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά παράγει τελείως λανθασμένες προβλέψεις για άλλα δεδομένα εισόδου. Φαινόμενα υπερπροσαρμογής ενδέχεται να εμφανιστούν σε ΤΝΔ πολλών επιπέδων, ακόμη κι αν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν περιέχουν θόρυβο (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Ο καλύτερος τρόπος περιορισμού των παραπάνω ακραίων καταστάσεων είναι η χρήση ικανοποιητικού αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης. Για ΤΝΔ με κρυφά επίπεδα που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα κατηγοριοποίησης (classification) με δεδομένα εκπαίδευσης που περιέχουν θόρυβο, καλό είναι να υπάρχουν τουλάχιστο 30 φορές περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης από τον αριθμό των βαρών του δικτύου. Αν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν περιέχουν θόρυβο ο παραπάνω αριθμός μπορεί να περιοριστεί σε τουλάχιστο 5 φορές. Προφανώς, η μείωση του αριθμού των βαρών του δικτύου ώστε να εξασφαλιστούν οι παραπάνω αναλογίες λόγω έλλειψης ικανοποιητικού αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης έχει επικρατήσει να ονομάζονται και πρότυπα εκπαίδευσης ή διανύσματα εκπαίδευσης. Ο συνηθέστερος τρόπος χρήσης των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σε κύκλους εκπαίδευσης. Στη διάρκεια κάθε κύκλου το δίκτυο δέχεται ως είσοδο, ένα - ένα, όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης, αθροίζει τη μεταβολή στην τιμή των βαρών που προκύπτει από κάθε διάνυσμα και αναπροσαρμόζει τα βάρη στο τέλος κάθε κύκλου, χρησιμοποιώντας τη συσσωρευμένη (accumulated) μεταβολή. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή και με το όνομα μάθηση δέσμης (batch learning). Εναλλακτικά, η αναπροσαρμογή των βαρών μπορεί να γίνεται μετά τη χρήση ενός από τα διανύσματα εκπαίδευσης, οπότε

προκύπτει επαυξητική μάθηση (incremental learning). Οι κύκλοι εκπαίδευσης ονομάζονται και εποχές (epochs) αν και ο όρος αυτός είναι περισσότερο συνδεδεμένος με τη μάθηση δέσμης, η οποία να σημειωθεί ότι δίνει γρηγορότερα αποτέλεσμα, αλλά έχει μεγαλύτερες απαιτήσεις μνήμης. Τέλος, δεν λείπουν και περιπτώσεις που χρησιμοποιείται συνδυασμός των δύο παραπάνω μεθόδων (Βλαχάβας, 2006).

Ανεξάρτητα από τον τρόπο που πραγματοποιείται, η εκπαίδευση συνήθως τερματίζεται όταν το κριτήριο ελέγχου της ποιότητας του δικτύου φτάσει σε κάποια επιθυμητή τιμή. Ως τέτοιο κριτήριο χρησιμοποιείται συνήθως το μέσο σφάλμα ή η μεταβολή του μέσου σφάλματος του συνόλου εκπαίδευσης, που και στις δύο περιπτώσεις πρέπει να περιοριστεί σε κάποια χαμηλή τιμή. Αν αυτό δεν καταστεί εφικτό, η εκπαίδευση μπορεί να τερματιστεί μετά από προεπιλεγμένο αριθμό κύκλων.

Ένα άλλο σημαντικό ζήτημα που σχετίζεται με την εκπαίδευση των ΤΝΔ είναι η κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου καθώς και η κωδικοποίηση στα δεδομένα εισόδου και εξόδου, που ενδεχομένως πρέπει να γίνουν. Η κανονικοποίηση στα δεδομένα εισόδου σχετίζεται κυρίως με τον τρόπο που αυτά θα συνδυαστούν στη συνέχεια από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης και επηρεάζει την ταχύτητα εκπαίδευσης αλλά και την ποιότητα της. Οι δύο πιο διαδεδομένοι μετασχηματισμοί για κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου δημιουργούν δεδομένα με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1, ή με εύρος τιμών 2 και κεντρική τιμή 0 (δηλαδή ελάχιστο -1 και μέγιστο 1) (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001).

Η κανονικοποίηση γίνεται όχι μόνο στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά και στα δεδομένα επικύρωσης (validation data) και εφαρμογής. Οι παράμετροι όμως της κανονικοποίησης προκύπτουν αυστηρά από τα δεδομένα εκπαίδευσης και χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την κανονικοποίηση των δεδομένων ελέγχου και εφαρμογής. Γενικά, η κανονικοποίηση πρέπει να γίνεται με προσοχή, καθώς ενδέχεται να οδηγήσει σε απώλεια πληροφορίας που μπορεί να αποβεί καταστροφική για την εκπαίδευση (Ρίζος, 1996).

Αν θεωρηθεί ότι τα διανύσματα εισόδου αποτελούνται από d μεταβλητές δηλαδή ο υπερχώρος των διανυσμάτων εισόδου έχει διάσταση d και κάθε μεταβλητή λαμβάνει N διακριτές τιμές, τότε το πρόβλημα της εκπαίδευσης στοιχειοθετείται από N διανύσματα εισόδου που λαμβάνουν N διακριτές τιμές. Με την εκπαίδευση το ΤΝΔ σχηματίζει υποθέσεις για το ποιον της υποκείμενης συναρτήσεως διανυσμάτων εισόδου/εξόδου. Τα εκπαιδευτικά διανύσματα εισόδου είναι τα «στοιχεία» που

βοηθούν στην ανακάλυψη της σωστής συναρτήσεως. Βέβαια όσο πιο μεγάλο είναι το μέγεθος του ΤΝΔ τόσο περισσότερες συναρτήσεις μπορεί να υλοποιήσει και επομένως αυξάνει η πιθανότητα η επιθυμητή συνάρτηση να βρίσκεται σε αυτό το σύνολο συναρτήσεων.

Αν υποθεθεί ότι το μέγεθος του ΤΝΔ είναι αρκετά μεγάλο ώστε να συμπεριλαμβάνει την επιθυμητή συνάρτηση, τότε μπορεί να θεωρηθεί ότι τα εκπαιδευτικά διανύσματα εισόδου δίνουν την δυνατότητα απόρριψης των ανεπιθύμητων συναρτήσεων. Όσο περισσότερα εκπαιδευτικά διανύσματα διατίθενται τόσο περισσότερες συναρτήσεις μπορούν να απορριφθούν. Αν όμως, το μέγεθος του ΤΝΔ δεν είναι αρκετά μεγάλο, τότε, το ΤΝΔ αναζητεί την συνάρτηση που ταιριάζει καλύτερα με την επιθυμητή.

Υπάρχει μια πληθώρα αλγορίθμων οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την «εκπαίδευση» των ΤΝΔ. Στην πράξη η εκπαίδευση κάποιου ΤΝΔ ισοδυναμεί με την ενδυνάμωση ή αποδυνάμωση των τιμών των βαρών, σύμφωνα με τους κανόνες που ορίζει ο αλγόριθμος εκπαίδευσης, μέχρι αυτά να λάβουν τις κατάλληλες τιμές. Οι μεθοδολογίες εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001):

- 1) Με εποπτεία από εξωτερική πηγή (supervised).
- 2) Χωρίς εποπτεία (unsupervised).
- 3) Με ανταγωνισμό των ΤΝ.

Κατά την εκπαίδευση με εποπτεία παρουσιάζονται στο ΤΝΔ ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - εξόδου και το ΤΝΔ προσπαθεί να κατασκευάσει μια σχέση (συνάρτηση) των διανυσμάτων όσο το δυνατόν πιστότερη. Πιο συγκεκριμένα, κάποιος αλγόριθμος καθοδήγησης από εξωτερική πηγή ακολουθεί μια επαναληπτική διαδικασία βήμα προς βήμα σύμφωνα με την οποία τροποποιούνται οι τιμές των βαρών που συνδέουν τους ΤΝ. Οι παράγοντες που επηρεάζουν την μεταβολή των βαρών είναι : (Ρίζος, 1996)

- 1) Οι τρέχουσες τιμές των βαρών.
- 2) Οι εισοδοί (σταθμισμένο άθροισμα) των ΤΝ.
- 3) Οι έξοδοι (δραστηριότητα) των ΤΝ.
- 4) Οι επιθυμητές έξοδοι.

Η επαναληπτική διαδικασία σταματάει όταν ελαχιστοποιηθεί κάποια συνάρτηση σφάλματος η οποία δίνει το μέτρο της διαφοράς της πραγματικής εξόδου από την επιθυμητή έξοδο του ΤΝΔ. Το βασικό μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι η

πιθανότητα παγίδευσης του ΤΝΔ σε κάποιο τοπικό ελάχιστο (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001).

Κατά την εκπαίδευση χωρίς εποπτεία παρουσιάζονται στο ΤΝΔ μόνον τα διανύσματα εισόδου τα οποία ταξινομούνται σε κατηγορίες ανάλογα με την σχετική ομοιότητα τους (αυτοργάνωση του ΤΝΔ). Πιο συγκεκριμένα κάποιος αλγόριθμος χωρίς εποπτεία πραγματοποιεί ψευδοτυχαίες μεταβολές των τιμών των βαρών. Από τις μεταβολές διατηρούνται μόνον αυτές που βελτιώνουν (ελαχιστοποιούν) την συνάρτηση σφάλματος. Η εφαρμογή κατάλληλης στρατηγικής για την επιλογή του μεγέθους των μεταβολών των τιμών των βαρών οδηγεί στην εύρεση του ολικού ελαχίστου της συνάρτησης σφάλματος. Το σημαντικότερο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ο μεγάλος χρόνος που απαιτείται για την εύρεση του ολικού ελαχίστου.

Κατά την εκπαίδευση με ανταγωνισμό οι ΤΝ συναγωνίζονται για το ποιος θα «μείνει ζωντανός». Στην απλούστερη περίπτωση απομένει δραστηριοποιημένος μόνον ο ΤΝ που έχει την μεγαλύτερη δραστηριοποίηση ενώ οι υπόλοιποι ΤΝ καταστέλλονται. Οι διάφορες μέθοδοι εκπαίδευσης μπορεί να χρησιμοποιηθούν σε συνδυασμό πχ. το κρυφό επίπεδο κάποιου ΤΝΔ να εκπαιδευτεί από αλγόριθμο χωρίς εποπτεία και το επίπεδο εξόδου να εκπαιδευτεί από αλγόριθμο με εποπτεία.

Πρέπει να υπογραμμιστεί ότι επειδή απαιτούνται πολλοί επαναληπτικοί υπολογισμοί για την εκπαίδευση των ΤΝΔ, συνήθως αυτή πραγματοποιείται σε νεκρό χρόνο (εκπαίδευση off line), πριν από την χρησιμοποίηση του ΤΝΔ για την λύση του προβλήματος εφαρμογής. Τέλος, το μέγεθος του ΤΝΔ είναι ανάλογο με την πολυπλοκότητα του προβλήματος το οποίο καλείται να επιλύσει, ενώ ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων πρέπει να είναι ανάλογος με τον αριθμό των βαρών.

Ως γενίκευση ορίζεται η ικανότητα του ΤΝΔ να αποδίδει εξίσου καλά με διανύσματα τα οποία δεν έχει γνωρίσει κατά την διαδικασία εκπαίδευσης. Οι παράγοντες που επηρεάζουν την ικανότητα γενίκευσης ενός ΤΝΔ είναι (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001):

- 1) Ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων και αν αυτά αναπαριστούν ικανοποιητικά τον υπερχώρο από τον οποίο προέρχονται. Γενικά όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων τόσο καλύτερη λύση μπορεί να βρεθεί.
- 2) Η πολυπλοκότητα του προβλήματος.
- 3) Το μέγεθος του ΤΝΔ.

Αν διατίθεται μεγάλος αριθμός εκπαιδευτικών διανυσμάτων μπορεί να χρησιμοποιηθεί ΤΝΔ σταθερού μεγέθους και εν συνεχεία να προσδιοριστεί ο αριθμός των εκπαιδευτικών διανυσμάτων που πρέπει να χρησιμοποιηθούν για την βέλτιστη ικανότητα γενίκευσης. Αν διατίθενται μικρός αριθμός εκπαιδευτικών διανυσμάτων πρέπει να προσδιοριστεί το μέγεθος του ΤΝΔ που βελτιστοποιεί την ικανότητα γενίκευσης.

2.10.1. Κανόνας Δέλτα

Ο κανόνας Δέλτα (Delta rule) που αναπτύχθηκε από τους Widrow και Hoff στις αρχές της δεκαετίας του '60, αποτελεί γενίκευση του αλγορίθμου εκπαίδευσης του perceptron καθώς η μάθηση είναι και εδώ καθοδηγούμενη από το σφάλμα. Ο κανόνας Δέλτα όμως, προκύπτει θεωρητικά από την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mean square error) των διανυσμάτων εκπαίδευσης και αποτελεί ένα μέτρο της απόστασης του δικτύου από την τελική επιθυμητή κατάσταση (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001).

Ο κανόνας Δέλτα ονομάζεται και κανόνας της επικλινούς καθόδου (gradient descent rule) εξαιτίας του ότι ακολουθεί την αρνητική κλίση της επιφάνειας σφάλματος, με κατεύθυνση προς το ελάχιστο της. Ταυτόχρονα, εξασφαλίζει και τον βέλτιστο τρόπο μετακίνησης του διανύσματος των βαρών προς το ιδανικό διάνυσμα. Η εκπαίδευση του δικτύου με τον κανόνα Δέλτα σταματά όταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι μικρότερο από κάποια επιθυμητή τιμή, διαφορετικά επαναλαμβάνεται, με ενδεχόμενη αλλαγή στη σειρά χρήσης των διανυσμάτων εκπαίδευσης.

Αν και ο αλγόριθμος Δέλτα αποτελεί βελτίωση εκείνου που εφαρμόζεται στο στοιχειώδες perceptron, δεν μπορεί να εφαρμοστεί αυτούσιος σε δίκτυα τα οποία έχουν κρυφά επίπεδα, επειδή δεν είναι γνωστή με ακρίβεια η επιθυμητή έξοδος σε κάθε νευρώνα του δικτύου. Αυτό είναι δυνατό μόνο για το επίπεδο εξόδου και όχι για τα κρυφά επίπεδα. Στην περίπτωση ΤΝΔ με κρυφά επίπεδα, η επιφάνεια σφάλματος έχει πολύπλοκη μορφή και περιλαμβάνει εν γένει τοπικά ελάχιστα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να απαιτούνται πιο πολύπλοκες τεχνικές, ώστε να μην «παγιδευτεί» η όλη διαδικασία σε τέτοιο τοπικό ελάχιστο (Βλαχάβας, 2006).

2.10.2. Μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους (error backpropagation)

Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους (error backpropagation) αξιοποιείται στην εκπαίδευση ενός πολυεπίπεδου δικτύου. Στην κεντρική ιδέα λειτουργίας του περιλαμβάνεται η διαδικασία μάθησης από τυχαίες μεταβλητές βαρών. Σε περίπτωση λαθών ακολουθεί διόρθωση ώστε να περιοριστούν, μια διαδικασία που μπορεί να επαναλαμβάνεται πολλές φορές μέχρι τα όρια λάθους να θεωρηθούν ανεκτά. Διαδικαστικά, στο πρώτο επίπεδο εισόδου εντάσσονται μια σειρά νευρώνων οι οποίοι πρακτικά μεταφέρουν το σήμα εισόδου. Στο επόμενο στάδιο, υπάρχουν μια σειρά επιπέδων τα οποία επεξεργάζονται το σήμα μεταφέροντας το στην έξοδο. Σε τελικό στάδιο, υπάρχει ένα επίπεδο εξόδου στο οποίο οι νευρώνες το μεταφέρουν από τα εσωτερικά επίπεδα στα εξωτερικά (Αργυράκης, 2001; Werbos, 1990; Rumelhart, 1986; Haykin & Γκαγκάτσιου, 2010).

Ο αριθμός των επιπέδων δεν είναι προκαθορισμένος αλλά μπορεί να διαμορφωθεί στη βάση επίλυσης του όποιου προβλήματος. Εκείνο το στοιχείο που είναι γενικό είναι η διασύνδεση των επιπέδων χωρίς και πάλι να υπάρχει κάποιος κανόνας διασύνδεσης. Σε κάθε περίπτωση, το ελάχιστο όριο είναι η σύνδεση νευρώνα του ενός επιπέδου με έναν τουλάχιστον νευρώνα άλλου επιπέδου. Σε μια ενδιάμεση κατάσταση, οι νευρώνες συνδέονται με περισσότερες της μιας συνδέσεων. Ο συγκεντρωτικός αριθμός συνδέσεων σε μια πλήρη συνδεσμολογία είναι αρκετά μεγάλος ενώ σε ένα πλήθος N νευρώνων ο αριθμός των συνδέσεων είναι $N(N-1)/2$ (Αργυράκης, 2001; Touretzky & Pomerleau, 1989; Rumelhart et al, 1988)

2.10.3. Το πρόβλημα της XOR

Στο perception ενός επιπέδου του Rosenblatt, δεν υπάρχουν κρυφοί νευρώνες. Κατά συνέπεια, δεν μπορεί να ταξινομή πρότυπα εισόδου τα οποία δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Ωστόσο, μη γραμμικά διαχωρίσιμα πρότυπα συναντώνται πολύ συχνά. Για παράδειγμα, μια τέτοια περίπτωση είναι το πρόβλημα της XOR, το οποίο μπορεί να θεωρηθεί ειδική περίπτωση ενός πιο γενικού προβλήματος. Συγκεκριμένα, του προβλήματος ταξινόμησης σημείων σε μοναδιαίο υπερκύβο. Κάθε σημείο στον υπερκύβο ανήκει είτε στην κλάση 0 είτε στην κλάση 1. Ωστόσο, στην ειδική περίπτωση του προβλήματος της XOR, χρειάζεται να εξεταστούν μόνο οι τέσσερις

γωνίες ενός μοναδιαίου τετραγώνου που αντιστοιχούν στα πρότυπα εισόδου (0,0), (0,1), (1,1) και (1,0), όπου μόνο ένα bit (δυαδικό ψηφίο) αλλάζει καθώς μεταβαίνει από τη μία γωνία στην επόμενη. Το πρώτο και το τρίτο πρότυπο εισόδου είναι στην κλάση 0, όπως υποδεικνύουν οι πράξεις $0 (+) 0 = 0$ και $1 (+) 1 = 0$ όπου το (+) συμβολίζει τον Boolean τελεστή της πράξης exclusive OR. Τα πρότυπα εισόδου (0,0) και (1,1) βρίσκονται σε αντίθετες του μοναδιαίου τετραγώνου, αλλά παράγουν πανομοιότυπη έξοδο, 0. Από την άλλη, τα πρότυπα εισόδου (0,1) και (1,0) είναι επίσης σε αντίθετες γωνίες του τετραγώνου, αλλά ανήκουν στην κλάση 1, όπως υποδεικνύουν οι $0 (+) 1 = 1$ και $1 (+) 0 = 1$.

Κατ' αρχήν, διαπιστώνεται ότι η χρήση ενός μεμονωμένου νευρώνα με δύο εισόδους έχει ως αποτέλεσμα μια ευθεία γραμμή για το όριο απόφασης στο χώρο εισόδου. Για όλα τα σημεία που βρίσκονται στη μια πλευρά αυτής της γραμμής, ο νευρώνας δίνει έξοδο 1, για όλα τα σημεία που βρίσκονται στην άλλη πλευρά της γραμμής, δίνει έξοδο 0. Η θέση και ο προσανατολισμός της γραμμής στο χώρο εισόδου καθορίζονται από τα συναπτικά βάρη του νευρώνα που συνδέεται στους κόμβους εισόδου και την πόλωση που εφαρμόζεται στο νευρώνα. Με τα πρότυπα εισόδου (0,0) και (1,1) να βρίσκονται σε αντίθετες γωνίες του μοναδιαίου τετραγώνου και αντίστοιχη τοποθέτηση για τα άλλα δύο πρότυπα εισόδου, (0,1) και (1,0), είναι σαφές ότι δεν μπορεί να δημιουργηθεί μια ευθεία γραμμή για ένα όριο απόφασης που να τοποθετεί τα (0,0) και (0,1) στη μία περιοχή του χώρου αποφάσεων και τα (0,1) και (1,0) στην άλλη περιοχή. Με άλλα λόγια, το perceptron ενός επιπέδου δεν μπορεί να λύσει το πρόβλημα της XOR. Ωστόσο, μπορεί να λυθεί το πρόβλημα της XOR χρησιμοποιώντας ένα κρυφό επίπεδο με δύο νευρώνες, Εδώ, πραγματοποιούνται οι ακόλουθες υποθέσεις (Maeda et al, 2007; Nitta, 2003; Hamey, 1998):

- 1) Κάθε νευρώνας αναπαρίσταται από ένα μοντέλο McCulloch - Pitts, το οποίο χρησιμοποιεί μια συνάρτηση κατωφλίου σαν συνάρτηση ενεργοποίησης του.
- 2) Τα bits 0 και 1 αναπαρίσταται από τις «στάθμες» 0 και +1, αντίστοιχα.

Η λειτουργία του νευρώνα εξόδου είναι να δημιουργεί ένα γραμμικό συνδυασμό των ορίων απόφασης που δημιουργούν οι δύο κρυφοί νευρώνες. Ο κάτω κρυφός νευρώνας έχει διεγερτική (θετική) σύνδεση με το νευρώνα εξόδου, ενώ ο πάνω κρυφός νευρώνας έχει ανασταλτική (αρνητική) σύνδεση με το νευρώνα εξόδου. Όταν αμφότεροι οι κρυφοί νευρώνες είναι ανενεργοί (off), πράγμα το οποίο συμβαίνει όταν το πρότυπο εισόδου είναι (0,0), ο νευρώνας εξόδου παραμένει ανενεργός. Όταν αμφότεροι οι κρυφοί νευρώνες είναι ενεργοί (on), πράγμα το οποίο συμβαίνει όταν το

πρότυπο εισόδου είναι (1,1), ο νευρώνας εξόδου απενεργοποιείται ξανά επειδή η ανασταλτική επίδραση του μεγαλύτερου αρνητικού βάρους που συνδέεται με τον πάνω κρυφό νευρώνα υπερσχύει έναντι της διεγερτικής επίδρασης του θετικού βάρους που συνδέεται με τον κάτω κρυφό νευρώνα. Όταν ο πάνω κρυφός νευρώνας είναι ανενεργός και ο κάτω κρυφός νευρώνας είναι ενεργός, πράγμα το οποίο συμβαίνει όταν το πρότυπο εισόδου είναι (0,1) ή (1,0), ο νευρώνας εξόδου ενεργοποιείται λόγω της διεγερτικής επίδρασης του θετικού βάρους που συνδέεται με τον κάτω κρυφό νευρώνα. Άρα, το δίκτυο λύνει πράγματι το πρόβλημα της XOR (Maeda et al, 2007; Nitta, 2003; Hamey, 1998).

2.11. Έλεγχος απόδοσης των ΤΝΔ

Ο έλεγχος της απόδοσης κάποιου ΤΝΔ μπορεί να γίνεται με κάποια συνάρτηση σφάλματος, είτε στο εκπαιδευτικό σύνολο διανυσμάτων, είτε σε «άγνωστο» σύνολο διανυσμάτων τα οποία δεν έχει δει προηγουμένως το ΤΝΔ. Για την πιστοποίηση των αποτελεσμάτων εφαρμόζονται διάφορες μέθοδοι όπως το «ανακάτωμα» των διανυσμάτων και ο τυχαίος διαχωρισμός των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου.

Αρκετό ενδιαφέρον για τον έλεγχο απόδοσης παρουσιάζουν η «ανάκληση» (recall) και η «ακρίβεια» (precision) ενός ΤΝΔ. Η ανάκληση ορίζεται ως ο λόγος του αριθμού των διανυσμάτων κάποιας κατηγορίας που ταξινομούνται σωστά από το ΤΝΔ, ως προς τον πραγματικό αριθμό των διανυσμάτων που ανήκουν σε αυτήν την κατηγορία. Η ακρίβεια ορίζεται ως ο λόγος του αριθμού των διανυσμάτων κάποιας κατηγορίας που ταξινομούνται σωστά από το ΤΝΔ, ως προς τον συνολικό αριθμό των διανυσμάτων που ταξινομούνται σε αυτή την κατηγορία (ορθά ή λανθασμένα) (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001).

2.12. Μειονεκτήματα και προβλήματα νευρωνικών δικτύων

Παρά την μεγάλη επιτυχία της μεθόδου της οποσθοδιάδοσης, εντούτοις υπάρχουν και περιπτώσεις που η μέθοδος αποτυγχάνει ή δεν δουλεύει άμεσα με επιτυχία. Σε τέτοιες περιπτώσεις συνήθως χρειάζεται να αλλαχθούν οι τιμές παραμέτρων, αρχικές συνθήκες κτλ., μέχρι να διορθωθεί το πρόβλημα.

Μερικές φορές ο χρόνος εκπαίδευσης είναι υπερβολικά μεγάλος. Χρειάζονται για παράδειγμα πολλά εκατομμύρια κύκλοι διόρθωσης μέχρις ότου το σύστημα συγκλίνει ή μπορεί και να μην συγκλίνει ποτέ. Σε τέτοιες περιπτώσεις πρέπει να αλλαχθεί το μέγεθος του βήματος. Αυτό συμβαίνει διότι τα βάρη μπορεί να πάρουν μεγάλες τιμές. Αυτό σημαίνει ότι πολλοί νευρώνες δίδουν μεγάλη τιμή εξόδου σε περιοχές όπου η παράγωγος της συνάρτησης εξόδου είναι πολύ μικρή. Καθόσον το σφάλμα που επιστρέφει από την έξοδο προς το κρυμμένο επίπεδο μέσα στο δίκτυο είναι ανάλογο της παραώγου αυτής, μπορεί τότε η διαδικασία εκπαίδευσης να «κωλύσει». Τότε μικραίνει το μέγεθος του βήματος, αλλά αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μεγαλώσει ο χρόνος εκπαίδευσης (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001; Ρίζος, 1996).

Ένα άλλο συχνό πρόβλημα είναι αυτό των τοπικών ελαχίστων. Η μέθοδος αυτή, χρησιμοποιεί την μαθηματική τεχνική της επικλινούς καθόδου. Το σφάλμα στην αρχή είναι μεγάλο αλλά σιγά - σιγά βρίσκει το ελάχιστο μέσα στον κύβο. Ακολουθείται η κλίση της επιφάνειας σφάλματος προς τα κάτω, μεταβάλλοντας συνεχώς τα βάρη μέχρι το σύστημα να φθάσει στο ελάχιστο. Το ελάχιστο αυτό όμως πρέπει να είναι το ολικό ελάχιστο. Η επιφάνεια μπορεί να έχει πολλά βουνά, λόφους, κοιλάδες, φαράγγια, χαράδρες κτλ. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχουν πολλά τοπικά ελάχιστα, που είναι ψηλότερα από το ολικό ελάχιστο και στα οποία μπορεί εύκολα να παγιδευτεί το δίκτυο στην προσπάθεια του να βρει το ολικό ελάχιστο. Επειδή το σύστημα θέλει να κινηθεί πάντα προς τα κάτω, αν πέσει σε ένα τοπικό ελάχιστο δεν έχει τρόπο να αποπαγιδευτεί μόνο του και να συνεχίσει τον δρόμο του, εκτός αν εκπαιδευτεί από την αρχή με νέα αρχικοποίηση. Συνήθως χρησιμοποιούνται στατιστικές μέθοδοι εκπαίδευσης, για να αποφεύγεται το πρόβλημα αυτό.

Το μέγεθος του βήματος επίσης παίζει σημαντικό ρόλο στην ταχύτητα εκμάθησης. Εάν είναι πολύ μικρό, τότε η εκπαίδευση αργεί υπερβολικά και πρέπει να αυξηθεί. Και εδώ η πιο σωστή και ιδανική λύση βρίσκεται με trial and error, δηλαδή με πολλαπλές δοκιμές μέχρις ότου βρεθεί η ιδανική τιμή.

Τέλος, θα πρέπει να τονιστεί ότι κατά την διαδρομή της εκπαίδευσης θα πρέπει να παρουσιαστούν όλα τα πρότυπα, με ένα από τους δύο τρόπους που αναφέρθηκε παραπάνω, και τα πρότυπα πρέπει να παραμείνουν σταθερά. Οι αλλαγές των βαρών θα πρέπει επίσης να γίνονται στο δίκτυο μετά την παρουσίαση όλων των προτύπων. Αν όμως το δίκτυο βρίσκεται σε ένα περιβάλλον το οποίο συνεχώς αλλάζει πρότυπα, τότε η εκπαίδευση του δικτύου δεν θα συγκλίνει ποτέ και το δίκτυο θα εκπαιδευτεί άσκοπα. Παρατηρείται λοιπόν στο σημείο αυτό ότι η μέθοδος αυτή δεν μιμείται τα

βιολογικά συστήματα, τα οποία έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν ακόμα και όταν αλλάζουν τα πρότυπα που παρουσιάζονται, με την ικανότητα που έχουν να τα ταξινομούν επιλεκτικά και να δίνουν διαφορετικό βάρος στα πρότυπα που τους παρουσιάζονται (Huang et al, 2013; Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001; Ρίζος, 1996).

2.13. Η τεχνολογία κατασκευής των ΤΝΔ

Κάποιο ΤΝΔ μπορεί να υλοποιηθεί με λογισμικό (software) ή να κατασκευαστεί απευθείας σε ολοκληρωμένο κύκλωμα πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκλήρωσης (π.χ. VLSI). Ο πιο προσιτός τρόπος για να κατασκευάσει κάποιος ένα ΤΝΔ είναι να χρησιμοποιήσει ως προγραμματιστικό εργαλείο οποιαδήποτε γλώσσα προγραμματισμού τέταρτης γενιάς η οποία υποστηρίζει πράξεις πινάκων (πχ. Pascal, C, C++). Ένα τέτοιο περιβάλλον διευκολύνει την ανάπτυξη επιτρέποντας την αλληλεπιδραστική επικοινωνία χρήστη και ΤΝΔ μέσα από κυλιόμενα μενού, τόσο κατά την φάση της ανάπτυξης, όσο και κατά την φάση του ελέγχου.

Η κατασκευή ΤΝΔ με τεχνολογία VLSI παρουσιάζει αυξημένο κόστος αλλά και ιδιαίτερο ενδιαφέρον, επειδή κατασκευάζοντας τις παράλληλες δομές των ΤΝΔ σε ΟΚ επιτυγχάνεται εξαιρετικά υψηλή ταχύτητα επεξεργασίας των πληροφοριών. Μερικά από τα χαρακτηριστικά που πρέπει να διαθέτει ένα ΤΝΔ που κατασκευάζεται σε ΟΚ είναι τα εξής (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001; Ρίζος, 1996; Huang et al, 2013):

- 1) Να επιτρέπει την δημιουργία διαφορετικών συνδεσμολογιών των ΤΝ έτσι ώστε να μπορεί το ΤΝΔ να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικές εφαρμογές.
- 2) Η απόδοση του πρέπει να είναι σταθερή και ανεξάρτητη από το μέγεθος του ΤΝΔ.
- 3) Το κόστος παραγωγής του πρέπει να είναι λογικό.

Μια άλλη τεχνολογία κατασκευής ΤΝΔ σε ΟΚ που παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα είναι η υλοποίησή τους σε αναλογικά ΟΚ. Η λειτουργία ενός αναλογικού ΟΚ δεν επηρεάζεται σημαντικά από την δυσλειτουργία ή ακόμη και την διακοπή λειτουργίας, κάποιων επιμέρους στοιχείων του ΟΚ, ενώ διαθέτει μεγάλη πυκνότητα εξαρτημάτων ανά μονάδα επιφάνειας και καταναλώνει σχετικά λίγη ενέργεια. Συγκριτικά πρέπει να αναφερθεί ότι η ενέργεια που καταναλώνεται για κάθε στοιχειώδη υπολογισμό με την υπάρχουσα τεχνολογία, είναι μεν τέσσερις τάξεις

μεγέθους μικρότερη από την αντίστοιχη ενεργειακή κατανάλωση κάποιας ψηφιακής υλοποίησης αλλά, παραμένει πέντε τάξεις μεγέθους μεγαλύτερη από την ενέργεια που καταναλώνει ο ανθρώπινος εγκέφαλος.

Τέλος μια άλλη τεχνολογία αιχμής για την κατασκευή ΤΝΔ η οποία υπόσχεται πολύ υψηλή ταχύτητα επεξεργασίας αλλά και επικοινωνίας των τεχνητών νευρώνων, είναι η κατασκευή ΤΝΔ με εξαρτήματα που κάνουν οπτική επεξεργασία των πληροφοριών. Οι τιμές των βαρών μπορούν να αποθηκευτούν μετά την εκπαίδευση σε ολογράμματα με πολύ υψηλή πυκνότητα αλλά ακόμη και να μεταβληθούν εκ των υστέρων κατά την διάρκεια λειτουργίας του ΤΝΔ, αν χρησιμοποιηθεί κάποιος φωτοδιαθλαστικός κρύσταλλος.

B. ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΑΣΑΦΟΥΣ ΛΟΓΙΚΗΣ

Η αξιολόγηση χρήσης τεχνολογίας ασαφούς λογικής αξιολόγηση είναι μια διαδικασία λήψης αποφάσεων λογική που μετατρέπει την ποσοτική γνώση σε ποιοτική ενώ μπορεί επίσης να είναι αντιμετωπίζεται ως πρόβλημα ταξινόμησης. Υφίστανται αλγόριθμοι σήμερα σχετικά με την εφαρμογή της ασαφούς λογικής στα νευρωνικά δίκτυα με ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Στον τομέα της ασαφούς λογικής υπάρχει μια ταχεία ανάπτυξης με αυξημένη αποτελεσματικότητα που δεν περιορίζεται μόνο σε παραδοσιακές μεθόδους αλλά και σε σύγχρονες στρατηγικές αξιολόγησης, συμπεριλαμβανομένης της χρήσης τεχνητής νοημοσύνης (Frank & Kiippen – Seliger, 1997). Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο, θα παρουσιαστούν ορισμένες εκ των σημαντικότερων εφαρμογών της ασαφούς λογικής σε διάφορα συστήματα, χωρίς να σημαίνει ότι το εύρος χρήσης της δεν υπάρχουν περιθώρια βελτιώσεων και αξιοποίησης σε περισσότερους τομείς της ανθρώπινης ζωής.

3.1. Η εφαρμογή των συστημάτων ασαφούς λογικής

Τα ασαφή προϊόντα χρησιμοποιούν fuzzy συστήματα στους μικροεπεξεργαστές τους, μέσω fuzzy πλακιδίων ολοκληρωμένων κυκλωμάτων - chips, που συνήθως μπορούν να αναπρογραμματιστούν. Η παγκοσμίως ηγέτιδα χώρα στο σχεδιασμό και την κατασκευή fuzzy προϊόντων είναι η Ιαπωνία που έχει ήδη κατοχυρώσει χιλιάδες fuzzy πατέντες, ενώ την ακολουθούν ομοειδείς γλωσσικά και πολιτισμικά χώρες όπως η Κίνα, Κορέα, Ταϊβάν, κ.λπ., δηλαδή χώρες με συμβολική (εικονογραφική) γλώσσα που προσομοιάζει στη φιλοσοφία της ασαφούς λογικής.

Πολλές από αυτές τις fuzzy εφαρμογές αναχαιτίζουν το πρόβλημα της έκρηξης των κανόνων χρησιμοποιώντας στην πράξη λίγες αλλά κατάλληλες εισόδους και εξόδους, ενώ συνήθως τα χρησιμοποιούμενα fuzzy συστήματα είναι μη - γραμμικά και από κλασική μαθηματική άποψη είναι model - free κατασκευές. Μεταξύ των πολυάριθμων fuzzy εφαρμογών που χρησιμοποιούνται σήμερα παγκοσμίως σε σύγχρονα εμπορικά και καταναλωτικά προϊόντα, τα πιο αξιοσημείωτα είναι τα εξής (Βλαχάβας, 2006; Αργυράκης, 2001; Ρίζος, 1996):

- 1) Η πλέον φημισμένη fuzzy εφαρμογή είναι το fuzzy σύστημα ελέγχου της Hitachi που χρησιμοποιείται στο υπόγειο μετρό της γιαπωνέζικης πόλης

Sendai, που τρέχει ήδη σε μια διαδρομή 13,6 χιλιομέτρων, με 16 σταθμούς. Η εταιρεία Hitachi έχει προγραμματίσει ασαφείς κανόνες σε ένα fuzzy Σύστημα ελέγχου, για να φρενάρει το μετρό, να το επιταχύνει ή να το επιβραδύνει, ανάλογα με τις πραγματικές συνθήκες, ως εξής: «If το τραίνο υπερβαίνει το όριο ταχύτητας, Then επιβράδυνση της ταχύτητας», «If το τραίνο μπαίνει σε φυλασόμενη περιοχή, Then ελαφρά επιβράδυνση της ταχύτητας», κ.λπ. Το fuzzy σύστημα ελέγχου φρενάρει με μεγαλύτερη ακρίβεια και ομαλότητα, δηλαδή αποδίδει μια ηπιότερη επιτάχυνση ή επιβράδυνση από ότι ο έλεγχος μέσω ανθρώπου-οδηγού ή μέσω ενός κλασικού συστήματος ελέγχου ενώ ταυτόχρονα εξοικονομεί και αρκετή ηλεκτρική ενέργεια (περίπου 25%). Από το 1980 η Hitachi έτρεξε πάνω από 300.000 προσομοιώσεις αυτού του fuzzy συστήματος και έκανε πάνω από 3.000 πραγματικά (αλλά κενά επιβατών) δρομολόγια, πριν η κυβέρνηση επιτρέψει το 1987 να αντικατασταθούν οι άνθρωποι - οδηγοί από το fuzzy σύστημα ελέγχου. Σήμερα το fuzzy σύστημα ελέγχου τρέχει το μετρό στις ώρες αιχμής, αφήνοντας τους ανθρώπους - οδηγούς του μετρό στις ώρες μη - αιχμής. απλά για να διατηρούν αυτοί τις οδηγικές επιδεξιότητες τους για ώρα έκτακτης ανάγκης.

- 2) Διάφορες γνωστές εμπορικές εταιρείες της Ιαπωνίας και της Κορέας κατασκευάζουν ήδη από χρόνια fuzzy πλυντήρια ρούχων. Ένα fuzzy (γλωσσικό) πλυντήριο κάνει καλύτερο πλύσιμο, από ότι ένα κλασικό (βουβό) πλυντήριο με σταθερές (δίτιμες) εντολές. Δηλαδή το fuzzy πλυντήριο διαβαθμίζει το πλύσιμο σε κάθε παρτίδα ρούχων και αλλάζει τον τρόπο πλυσίματος ανάλογα με την ακαθαρσία των ρούχων. Έτσι κάνει λιγότερη φθορά στα ρούχα κατά το πλύσιμο ή το ξέβγαλμα, αλλάζοντας αισθητήρα δεδομένων ανάλογα με τον χρόνο και τους κύκλους πλυσίματος. Κάποια fuzzy πλυντήρια χρησιμοποιούν έναν ειδικό αισθητήρα για να αλλάζουν τον βαθμό κίνησης ή τη θερμοκρασία του νερού. Κάποια άλλα fuzzy πλυντήρια ρίχνουν και φυσαλίδες στο ξέπλυμα, για να βοηθήσουν στη διάλυση της δύσκολης βρωμιάς αλλά και για απολύμανση. Τα απλούστερα fuzzy συστήματα πλυντηρίων αντιστοιχίζουν τον βαθμό διαφάνειας του νερού και του χρόνου μουσκέματος, στον χρόνο πλυσίματος. Δηλαδή έχουν δύο εισόδους - ασαφείς μεταβλητές, «τον βαθμό διαφάνειας του νερού» και «τον χρόνο μουσκέματος» (με αντίστοιχες ασαφείς τιμές, λίγο - μέτρια - πολύ διαφανές νερό, και μικρός - μέτριος - μεγάλος χρόνος μουσκέματος), και μια

έξοδο την ασαφή μεταβλητή «χρόνος πλυσίματος» (με ασαφείς τιμές, λίγο – μέτριο – περισσότερο - πολύ περισσότερο, κ.λπ., χρόνο πλυσίματος). Άλλα fuzzy πλυντήρια έχουν περισσότερους βαθμούς διαφάνειας του νερού ή και περισσότερους βαθμούς του χρόνου μουσκέματος. Οπότε σε κάθε δευτερόλεπτο, ο μικροεπεξεργαστής του fuzzy πλυντηρίου ενεργοποιεί (πυροδοτεί) περισσότερους fuzzy κανόνες. Οι fuzzy μηχανικοί τρέχουν εκ των προτέρων χιλιάδες εμπειρίες πλυντηρίων πριν ρυθμίσουν τις ασαφείς τιμές-fuzzy σύνολα, όπως λίγο- μέτρια - πολύ - κ.λπ., με συγκεκριμένα ασαφή σχήματα. Τέλος, κάποια fuzzy συστήματα χρησιμοποιούν νευρωνικά σχήματα ή στατιστικές βάσεις δεδομένων για να ρυθμίσουν τις κατάλληλες ασαφείς τιμές-fuzzy σύνολα.

- 3) Οι fuzzy φωτογραφικές μηχανές και οι fuzzy αυτόματες κάμερες (για την παρακολούθηση γεγονότων ή για τον έλεγχο τραπεζών, κτιρίων, δρόμων, κ.λπ.), αυτορυθμίζουν τη θέση των φακών ανάλογα με τη λήψη των εικόνων και την κίνηση των φωτογραφιών. Η πρώτη fuzzy φωτογραφική μηχανή ήταν η φορητή Canon -H800, στα 1990. Αυτοεστιάζονταν μέσω 13 fuzzy κανόνων, αισθητήρες μετρούν τη φωτεινότητα της εικόνας και μεγεθοποιούν την αλλαγή της φωτεινότητας σε έξι μέρη της εικόνας. Οι 13 κανόνες έχουν μνήμη μόνον 1.1 Kilobytes και μετατρέπουν τους 12 τύπους των δεδομένων του αισθητήρα σε νέες θέσεις των φακών. Η πρώτη fuzzy αυτόματη κάμερα ήταν η «Sanyo-Fisher, 8mm, FVC-880 model». Ρύθμιζε την αυτοεστίαση μέσω 9 μόνον fuzzy κανόνων. Οι κανόνες ρυθμίζουν τη θέση των φακών σύμφωνα με τη σχετική αντίθεση φωτεινότητας μεταξύ 6 περιοχών της εικόνας. Η κεντρική περιοχή της εικόνας «μετράει» περισσότερο από ότι οι περιθωριακές περιοχές της. Οι fuzzy κανόνες προσαρμόζουν τους φακούς της κάμερας σύμφωνα με τη σχετική αντίθεση φωτεινότητας μεταξύ των 6 περιοχών της εικόνας. Κάποιες περιοχές είναι πιο φωτεινές από κάποιες άλλες, είτε έχουν περίπου την ίδια φωτεινότητα. Η κάμερα Matsushita της Panasonic προσθέτει περισσότερους κανόνες για την αλλαγή μιας εικόνας. Οι fuzzy κανόνες διαβαθμίζουν και συγκρίνουν την κίνηση των εικόνων, δηλ. αν όλα τα σημεία μιας εικόνας κινούνται προς την ίδια κατεύθυνση τότε η κάμερα αυτοεστιάζεται στην κατεύθυνση αυτή. Το σύστημα συγκρίνει παλιές με νέες εικόνες και αυτορυθμίζει την εστίαση του.

- 4) Πολλές σύγχρονες οικιακές συσκευές και αυτοκίνητα χρησιμοποιούν σήμερα fuzzy συστήματα ελέγχου, που έχουν συνήθως λίγους fuzzy κανόνες και αντιστοιχίζουν δεδομένα αισθητήρων σε διάφορες θέσεις ελέγχου. Μια fuzzy ηλεκτρική σκούπα χρησιμοποιεί μεταβολές της ροής της σκόνης για να κρίνει αν το πάτωμα είναι γυμνό ή έχει χαλί. Ένα παλλόμενο υπέρυθρο φως που εκπέμπεται από μια ειδική ηλεκτρονική δίοδο μετράει τη ροή της σκόνης. Ένας απλός μικροεπεξεργαστής (4 -bit) μετατρέπει τον βαθμό ροής της σκόνης σε δύναμη απορρόφησης. Η Ιαπωνική εταιρεία Mitsubishi και η Κορεάτικη Samsung αναφέρουν εξοικονόμηση ενέργειας 40% ως 100% με τις fuzzy ηλεκτρικές σκούπες ως προς τις αντίστοιχες non-fuzzy.
- 5) Οι εταιρείες Sanyo, Hitachi, Sharp και Toshiba έχουν κατασκευάσει fuzzy φούρνους μικροκυμάτων, όπου μέσω ενός συστήματος υπέρυθρου φωτός μετρούνται συνθήκες όπως η θερμοκρασία, η υγρασία και η αλλαγή στη μορφή των τροφίμων. Οι fuzzy κανόνες συνδέουν αυτές τις συνθήκες με το αν τα τρόφιμα είναι παγωμένα ή λιωμένα και πόσο καλά μαγειρεμένα είναι. Στη συνέχεια αυτές οι μετρήσεις συνδέονται με την ένταση και τον χρόνο μαγειρέματος, καθώς και με άλλες πράξεις ελέγχου όπως φύσημα ζεστού αέρα ή τον τρόπο ψησίματος.
- 6) Η Nissan έχει κατασκευάσει ένα fuzzy αντιολισθητικό σύστημα φρένων για αυτοκίνητα (ABS-Antiskid Braking System), καθώς και ένα fuzzy σύστημα ψεκαστήρα βενζίνης. Το fuzzy ABS επιχειρεί να φρενάρει ομαλά, όταν γίνεται ένα απότομο φρενάρισμα ή μια γρήγορη επιβράδυνση σε έκτακτες συνθήκες. Ο fuzzy βενζινοψεκαστής προσθέτει μια ροή βενζίνης σύμφωνα με τους fuzzy κανόνες ενός μικροεπεξεργαστή, ενώ αισθητήρες μετρούν τη θέση της βαλβίδας, του πολλαπλασιαστή πίεσης, τη θερμοκρασία του νερού και τις στροφές του αυτοκινήτου. Ένα δεύτερο σύνολο fuzzy κανόνων χρονόμετρα την ανάφλεξη μέσω των δεδομένων ενός αισθητήρα, ως προς τις στροφές του αυτοκινήτου, τη θερμοκρασία νερού, και την περιεκτικότητα οξυγόνου στο μίγμα.
- 7) Η Mitsubishi έχει αναπτύξει επιπλέον ένα περίφημο fuzzy σύστημα που μπορεί να ελέγχει ταυτόχρονα, την ανάρτηση, τη μετάδοση κίνησης, την οδήγηση, την έλξη και τον κλιματισμό ενός αυτοκινήτου.
- 8) Ο M. Sugeno του Τεχνολογικού Ινστιτούτου του Τόκιο έχει σχεδιάσει ένα από τα πιο σύνθετα fuzzy συστήματα. Χρησιμοποιεί fuzzy φωνητικές εντολές

όπως «up - πάνω», «land- γη» και «hover - ίπταμαι», για τον έλεγχο ενός fuzzy μη επανδρωμένου ελικοπτερου. Το πρώτο fuzzy μη επανδρωμένο ελικοπτερο είχε μήκος 3.58 μέτρα, βάρος 20 κιλών, και κινητήρα ενός μέτρου. Ένα σύνολο fuzzy κανόνων ελέγχει το ανυψωτικό έργο της πλοήγησης. Ένα δεύτερο σύνολο fuzzy κανόνων ελέγχει το έργο χαμηλώματος και σταθεροποίησης της πλοήγησης. Το παραπάνω fuzzy σύστημα ελέγχεται μέσω ενός μικροεπεξεργαστή (16-bit) της Omron.

- 9) Μέσω του ασαφούς ελέγχου μπορεί επίσης να γίνει διαχείριση διάφορων συστημάτων, όπου χρησιμοποιώντας βάσεις fuzzy δεδομένων δημιουργούνται κατάλληλα fuzzy συστήματα πληροφοριών. Η Omron χρησιμοποιεί ένα fuzzy σύστημα για να διαχειριστεί 5 ιατρικές βάσεις δεδομένων, σε ένα σύστημα διαχείρισης υγείας. Το fuzzy σύστημα χρησιμοποιεί περί τους 500 fuzzy κανόνες (που ο καθένας προκύπτει μέσα από τη διάγνωση 10.000 ασθενών), και ένα προσωπικό πλάνο υγείας βοηθά στην πρόβλεψη της νόσου και προσαρμόζει τον ασθενή, μειώνοντας το άγχος του. Επίσης η Hitachi χρησιμοποιεί 150 κανόνες για να διαχειριστεί χρηματιστηριακές ανταλλαγές και γιαπωνέζικα ομόλογα. Τέλος οι ασφάλειες Yamaichi χρησιμοποιούν εκατοντάδες fuzzy κανόνες για να διαχειριστούν τα ασφαλιστήρια. Οι κανόνες μοντελοποιούν τις ιδιωτικές εταιρείες και τους δείκτες της οικονομίας, καθώς και μεγάλες βιομηχανίες όπως υφαντουργίες, αυτοκινητοβιομηχανίες, ηλεκτρονικών προϊόντων, κ.λπ.

3.2. Εφαρμογές της ασαφούς λογικής στη μετεωρολογία

Οι περισσότεροι έμπειροι συντείνουν ότι η εμπειρία είναι το καλύτερο εργαλείο για την πρόβλεψη καιρικών φαινομένων όπως για παράδειγμα η ομίχλη. Με τις ταχέως εξελισσόμενες τεχνολογίες στον τομέα της μετεωρολογίας, είναι επιθυμητό να συγχωνευθεί η εμπειρία των μετεωρολόγων με αλγόριθμους που μπορούν να βοηθήσουν σε δύσκολες καταστάσεις προβλέψεων. Η πρόγνωση του καιρού αποτελεί μια χαρακτηριστική περίπτωση εφαρμογής της ασαφούς λογικής όπου δεν μπορούν να αποφευχθούν εύκολα οι όποιες δυσκολίες προκύπτουν. Μέχρι παλαιότερα, αξιοποιούνταν στατιστικά στοιχεία με περιθώρια σφαλμάτων (Penghu et al, 2014). Από την είσοδο ωστόσο της ασαφούς λογικής στη μετεωρολογία, οι προβλέψεις του

καιρού για μια περιοχή εμφανίζουν μεγαλύτερη ακρίβεια. Για την κατανόηση της συμβολής της ασαφούς λογικής παρουσιάζεται ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα. Ο πίνακας 1 δείχνει τις ασαφή σύνολα που χρησιμοποιούνται σε αυτό το παράδειγμα (Murtha, 1995).

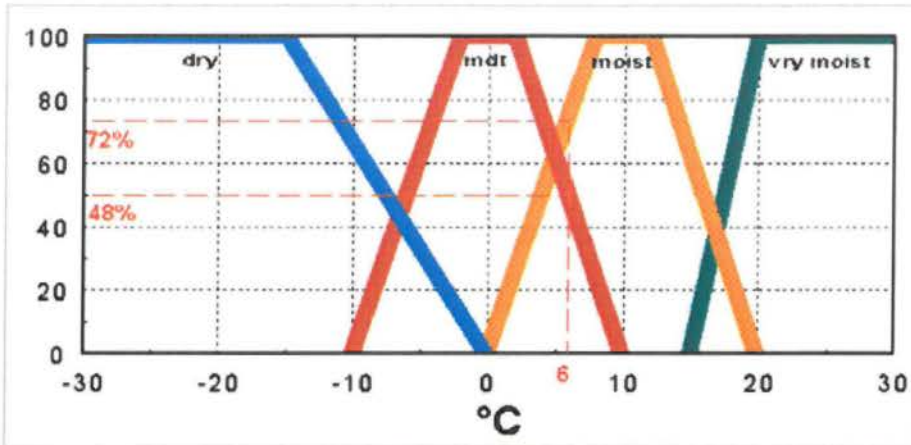
Υγρασία	Διάδοση	Ρυθμός εξάπλωσης υγρασίας	Άνεμος	Ουρανός
Ξηρός	Ακόρεστη	Ξηρός	Πολύ ελαφρύς	Συννεφιασμένος
Μέτριος	Κορεσμένη	Κορεσμός	Ιδανικός	Καθαρός
Υγρός	Πολύ κορεσμένη		Πολύ ισχυρός	
Πολύ υγρός				

Πίνακας 1: Ασαφή σύνολα ομίχλης - ακτινοβολίας

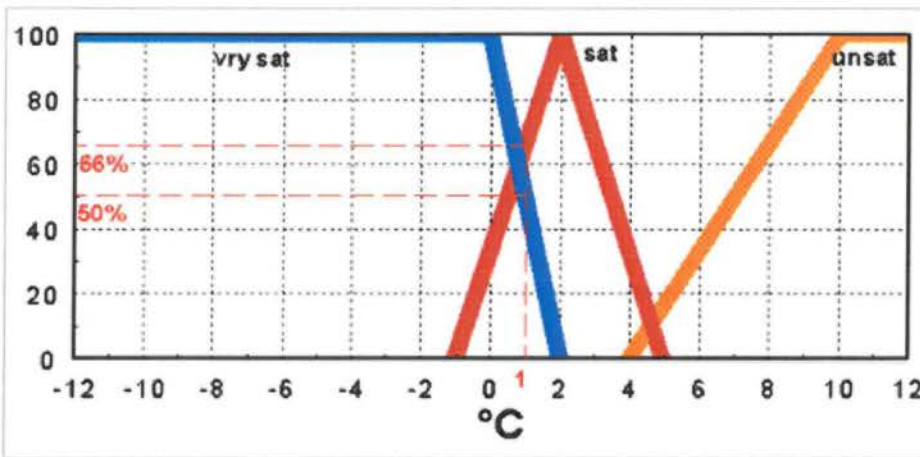
Πηγή: Murtha, 1995

Η ερμηνεία της ποιοτικής περιγραφή αυτών των ασαφών συνόλων και η φυσική επίδραση στην πιθανότητα εμφάνισης της ομίχλης πρέπει να είναι προφανής . Η τιμή υγρασίας κατηγοριοποιείται σε τέσσερα ασαφή σύνολα: ξηρός, μέτριος, υγρός, πολύ υγρός. Ομοίως, η διάδοσή της περιγράφεται ως ακόρεστη, κορεσμένη ή πολύ κορεσμένη. Ο ρυθμός μεταβολής της εξάπλωσης της υγρασίας (°C/ώρα) χαρακτηρίζεται μόνο από μία από δύο κατηγορίες: αν η ατμόσφαιρα είναι ξηρή (θετική τιμή) ή δείχνει τάση κορεσμού (αρνητικός ρυθμός) . Η επίδραση του ανέμου και κατόπιν η πιθανότητα σχηματισμού ομίχλης περιγράφεται είτε ως πολύ ισχυρή ή πολύ ελαφριά, τόσο σε δυσμενείς συνθήκες όσο και σε περιοχές που είναι ευνοϊκές οι συνθήκες για το σχηματισμό ομίχλης. Ομοίως, οι συνθήκες του ουρανού κατατάσσονται είτε σε συννεφιασμένος είτε σε καθαρός (Murtha, 1995; Penghu et al, 2014).

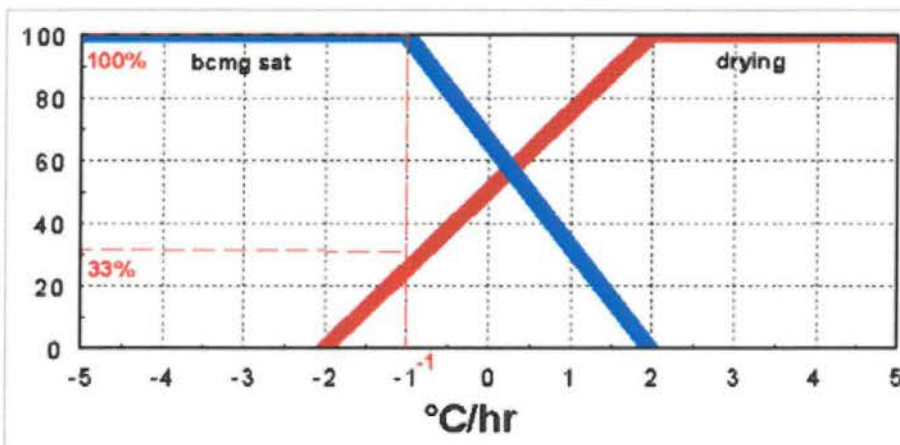
Ο καθορισμός των ασαφών συνόλων προέρχονται αποκλειστικά από την εμπειρία. Ένας προγραμματιστής ασαφούς συστήματος πρέπει να επιλέξει με σύνεση αυτές τις κατηγορίες ούτως ώστε οι έξοδοι να είναι. Αυτή είναι η κρίσιμη διαδικασία της ρύθμισης ή βαθμονόμησης του συστήματος. Τα ασαφή σύνολα ορίζονται από συναρτήσεις συμμετοχής οι οποίες ακολουθούν στα παρακάτω διαγράμματα.



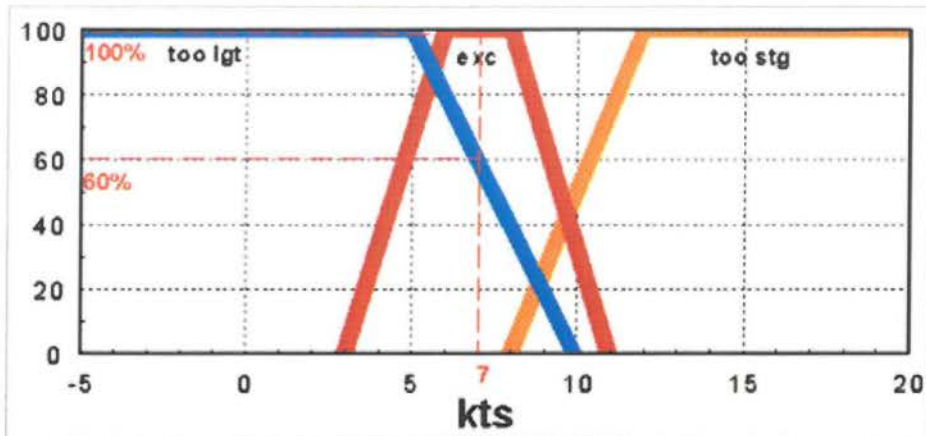
Διάγραμμα 2: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με την υγρασία
Πηγή: Murtha, 1995



Διάγραμμα 3: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με τη διάδοση
Πηγή: Murtha, 1995

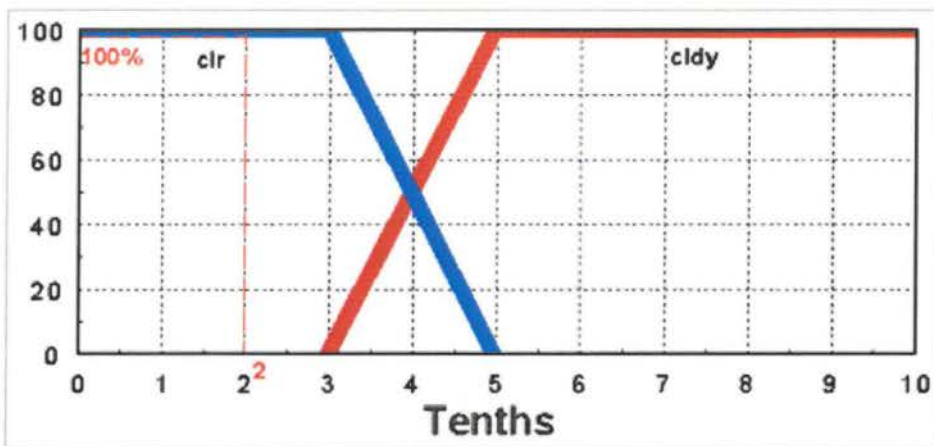


Διάγραμμα 4: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με το ρυθμός εξάπλωσης της υγρασίας
Πηγή: Murtha, 1995



Διάγραμμα 5: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με την ταχύτητα του ανέμου

Πηγή: Murtha, 1995



Διάγραμμα 6: Συναρτήσεις βαθμού συμμετοχής που σχετίζονται με τις συνθήκες του ουρανού

Πηγή: Murtha, 1995

Ο κανόνας που ακολουθείται στο παράδειγμα είναι:

«If (ξηρός & ακόρεστη & ξηρός & πολύ ελαφρύς & συννεφιασμένος) Then (χαμηλή πιθανότητα ομίχλης)»

Το πρώτο βήμα είναι να προσδιοριστεί ο βαθμός της συμμετοχής σε καθένα από τα ασαφή σύνολα για κάθε σύστημα εισόδου. Στο επόμενο στάδιο καθορίζεται ο βαθμός ισχύος κάθε κανόνα με τα στοιχεία που προκύπτουν να παρουσιάζονται στον πίνακα

2.

Κανόνας	Τιμή	Κανόνας	Τιμή
1	33	9	33
2	33	10	33
3	48	11	66
4	48	12	60
5	33	13	33
6	33	14	33
7	48	15	50
8	48	16	50

Πίνακας 2: Βαθμός ισχύος κανόνων

Πηγή: Murtha, 1995

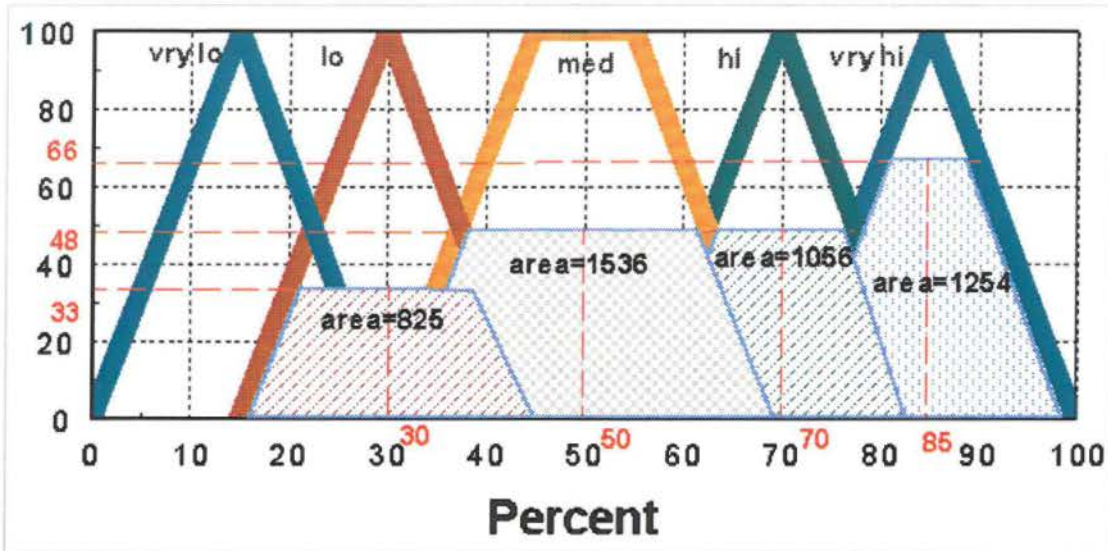
Το επόμενο βήμα είναι να προκύψει μια έξοδος του συστήματος, μια πιθανότητα σχηματισμού ομίχλης, από τους ισχύοντες κανόνες. Η τιμή της εξόδου καθορίζεται από το βαθμό ανταπόκρισης σε πραγματικά δεδομένα.

Πολύ χαμηλό	Χαμηλό	Μέτριο	Υψηλό	Πολύ υψηλό
0	33	48	48	66

Πίνακας 3: Οριακές τιμές για κάθε μία από τις εξόδους του συστήματος των ασαφών συνόλων

Πηγή: Murtha, 1995

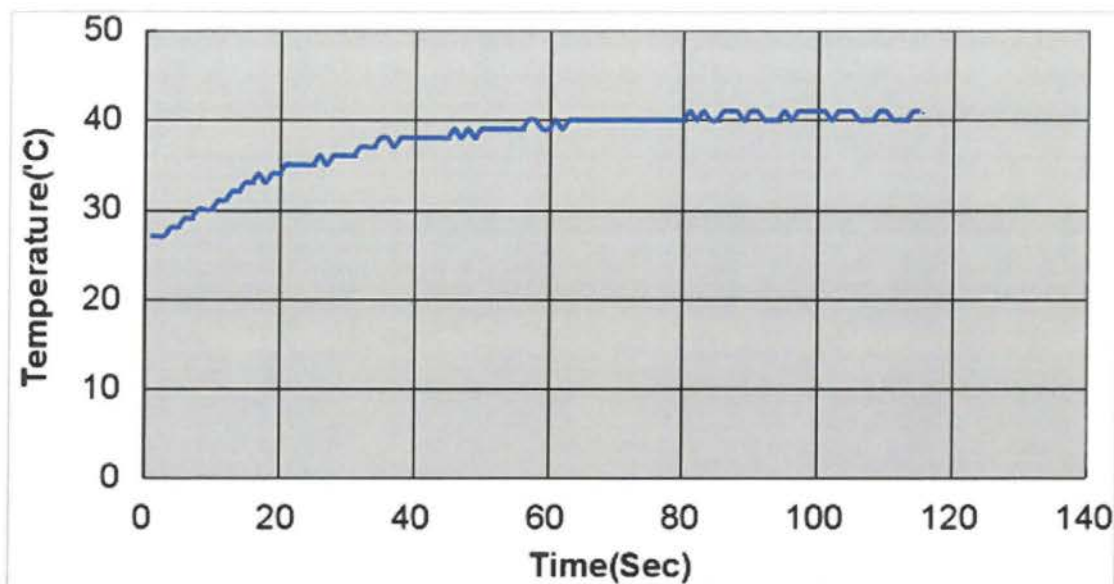
Όπως αναφέρεται στα παραπάνω διαγράμματα, και βάση των ορίων της κάθε μεταβλητή, το διάγραμμα 7 που προκύπτει από το σύστημα αναφορικά με την πιθανότητα εμφάνισης ομίχλης έχει ως εξής (Murtha, 1995; Penghu et al, 2014):



Διάγραμμα 7: Συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου που συνδέονται με την πιθανότητα σχηματισμού ομίχλης
 Πηγή: Murtha, 1995

3.3. Εφαρμογή της ασαφούς λογικής σε μικροϋπολογιστές

Η αξιοποίηση της ασαφούς λογικής σε μικροϋπολογιστές είναι σημαντική καθώς βοηθά στον έλεγχο της θερμοκρασίας σημείων (Driankow et al, 1996). Για την κατανόηση της σημασίας της ασαφούς λογικής, παρατίθεται ένα παράδειγμα όπου τίθεται όριο θερμοκρασίας οι 40°C και τρέχουσα θερμοκρασία 27°C. Ο μικροϋπολογιστής συλλέγει αρχικά τα δεδομένα σε πραγματικό χρόνο και δημιουργείται το γράφημα θερμοκρασίας συναρτήσεως του χρόνου (Nhivekarl et al, 2011).



Διάγραμμα 8: Αποτέλεσμα σε πραγματικό χρόνο για την τρέχουσα θερμοκρασία συναρτήσει του χρόνου

Πηγή: Nhivekar et al, 2011

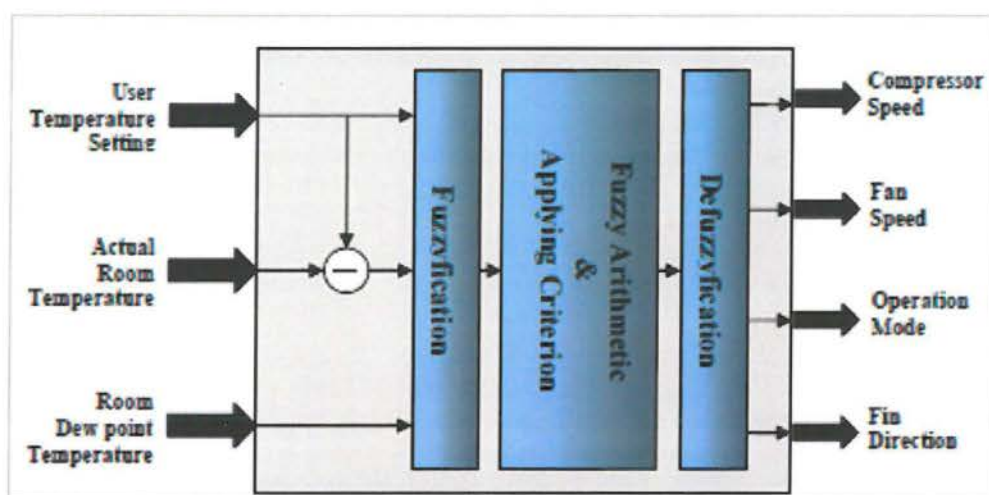
Στο γράφημα μπορεί να παρατηρηθεί ότι μετά από 58 δευτερόλεπτα, το σημείο ρύθμισης της θερμοκρασίας επιτυγχάνεται και μετά από 62 δευτερόλεπτα σταθεροποιείται σε επίπεδα $\pm 1^{\circ}\text{C}$. Μετά από αλληπάλληλους ελέγχους, το σύστημα σταθεροποιεί τα επίπεδα θερμοκρασίας στα όρια του $\pm 1^{\circ}\text{C}$, αποφεύγοντας μ' αυτόν τον τρόπο την υπερθέρμανση και την ομαλή λειτουργία του μικροεπεξεργαστή (Nhivekar1 et al, 2011).

3.4. Έλεγχος κλιματισμού με σύστημα ασαφούς λογικής

Η συμβολή της ασαφούς λογικής στη λειτουργία των κλιματιστικών εστιάζει στην προσαρμογή των επιπέδων υγρασίας και της θερμοκρασίας σε έναν χώρο. Επίσης οι πολύπλοκες αλληλεπιδράσεις μεταξύ προτιμήσεων του χρήστη, η πραγματική θερμοκρασία δωματίου και το επίπεδο υγρασίας είναι πολύ δύσκολο να διαμορφωθούν μαθηματικά. Η χρήση της ασαφούς λογικής αντιμετωπίζει τις περίπλοκες επιδράσεις όλων αυτών των παραμέτρων. Τα βέλτιστα όρια άνεσης περιλαμβάνουν μία θερμοκρασία 25°C και σημείο δρόσου τους 11°C , που χρησιμοποιούνται ως στόχοι. Ο κανόνας της ασαφούς λογικής που επιλέγεται κάθε φορά από το χρήστη εξαρτάται από τρεις μεταβλητές (Patanaik, 2007):

- 1) Προτίμηση θερμοκρασίας χρήστη ($18^{\circ}\text{C} - 30^{\circ}\text{C}$).
- 2) Πραγματική θερμοκρασία δωματίου.
- 3) Θερμοκρασία δωματίου στο σημείο δρόσου.

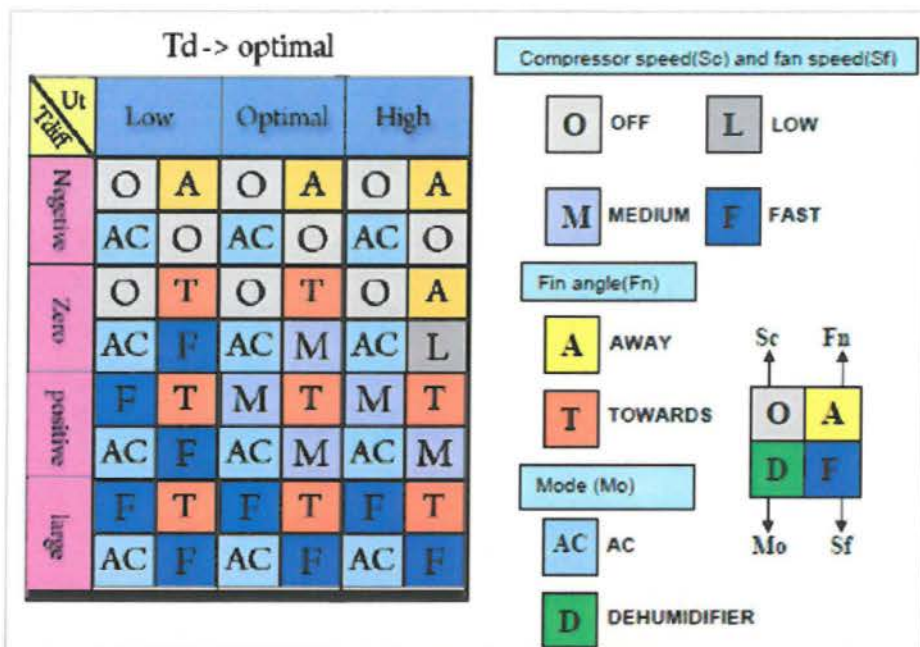
Η θερμοκρασία χρήστη αφαιρείται από την πραγματική θερμοκρασία δωματίου πριν από την αποστολή για ασαφοποίηση. Η ασαφής λογική καθορίζει επιμέρους παράγοντες λειτουργίας του κλιματιστικού όπως την ταχύτητα του συμπιεστή, του ανεμιστήρα, του τρόπου λειτουργίας.



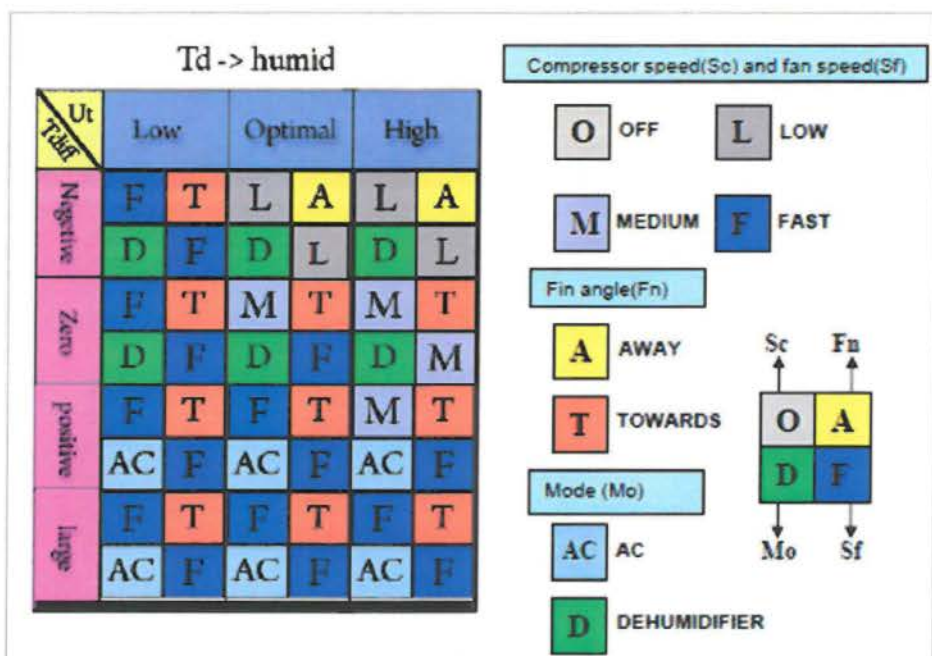
Σχήμα 24: Βασικό διάγραμμα ασαφούς ελεγκτή
 Πηγή: Patanaik, 2007

Η απόδοση του ελεγκτή βοηθά να λυθεί ένα πολύπλοκο πρόβλημα χωρίς να εμπλέκεται σε περίπλοκες σχέσεις μεταξύ των φυσικών μεταβλητών. Ειδικότερα, οι επιμέρους μεταβλητές για τη βάση κανόνων και τον τελικό έλεγχο υγρασίας και θερμοκρασίας είναι οι εξής:

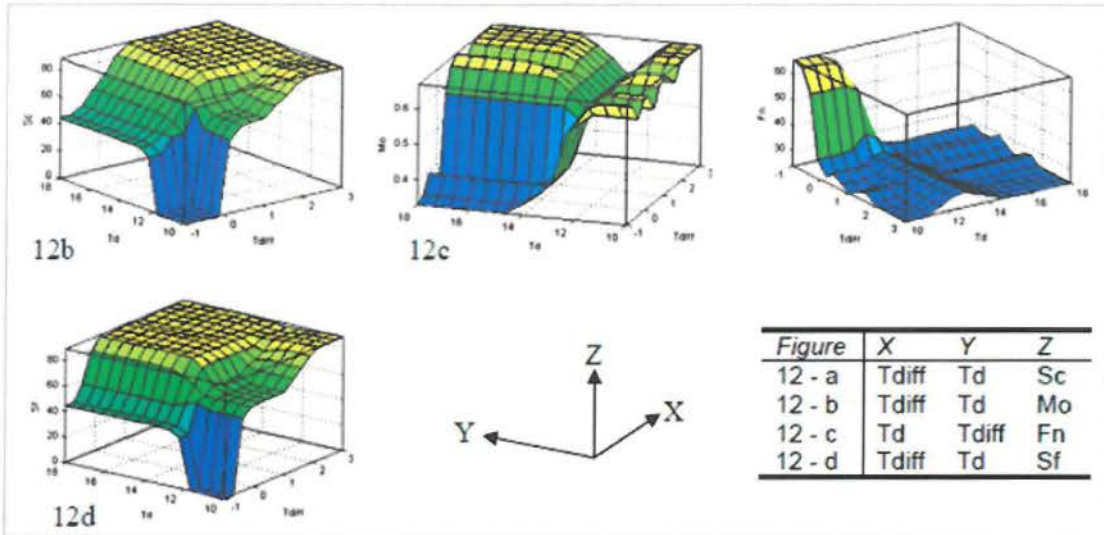
- 1) Θερμοκρασία χρήστη (User temperature preference, U_t).
- 2) Διαφορά θερμοκρασίας (Temperature difference, T_{diff}).
- 3) Σημείο δρόσου (Dew point, T_d).
- 4) Ταχύτητα συμπιεστή (Compressor speed, S_c).
- 5) Ταχύτητα ανεμιστήρα (Fan speed, S_f).
- 6) Τρόπος λειτουργίας (Mode of operation, M_o).



Σχήμα 25: Βάση κανόνων μεταξύ Ut και Tdiff όταν η Td είναι η βέλτιστη
 Πηγή: Patanaik, 2007



Σχήμα 26: Βάση κανόνων μεταξύ Ut και Tdiff όταν η Td είναι υψηλή
 Πηγή: Patanaik, 2007



Σχήμα 27: Απόκριση σε $U_t = 25^\circ\text{C}$

Πηγή: Patanaik, 2007

Ένα απλό ασαφές σύστημα που ελέγχει π.χ. την λειτουργία ενός aircondition μπορεί να θεωρηθεί ως μια απεικόνιση $F: A_j \in X \in \mathbb{R} \rightarrow B_j \in Y \in \mathbb{R}$, που το γράφημα της αποτελείται από αλληλοκαλυπτόμενα ορθογώνια (κανόνες, $A_j \times B_j$, $j = 1, \dots, 5$) και μπορεί σε ένα κατώτερο αριθμητικό επίπεδο να προσεγγίζει μια συνήθη συνάρτηση, $f: x \in X \in \mathbb{R} \rightarrow y \in Y \in \mathbb{R}$.

Ο οριζόντιος άξονας εκφράζει τη μοναδική είσοδο X (θερμοκρασία περιβάλλοντος αέρα), που είναι μια ασαφής - γλωσσική μεταβλητή που θεωρείται ότι λαμβάνει διαδοχικά πέντε επάλληλες τιμές - ασαφείς τριγωνικούς αριθμούς (Shaw, 1998; Navale & Nelson, 2010):

A_j : «κρύο = (... , 12, 17) – ψυχρό = (12, 17, 22) – κανονικό = (17, 22, 27) – ζεστό = (22, 27, 32) – καυτό = (27, 32, ...)», (σε βαθμούς Κελσίου)

Ο κατακόρυφος άξονας εκφράζει τη μοναδική έξοδο Y (ταχύτητα του μοτέρ), που επίσης είναι μια ασαφής - γλωσσική μεταβλητή που θεωρείται ότι λαμβάνει επίσης πέντε επάλληλες τιμές - ασαφείς τραπεζοειδείς αριθμούς (σε μονάδες ταχύτητας μοτέρ, στροφές ανά λεπτό-), ως εξής:

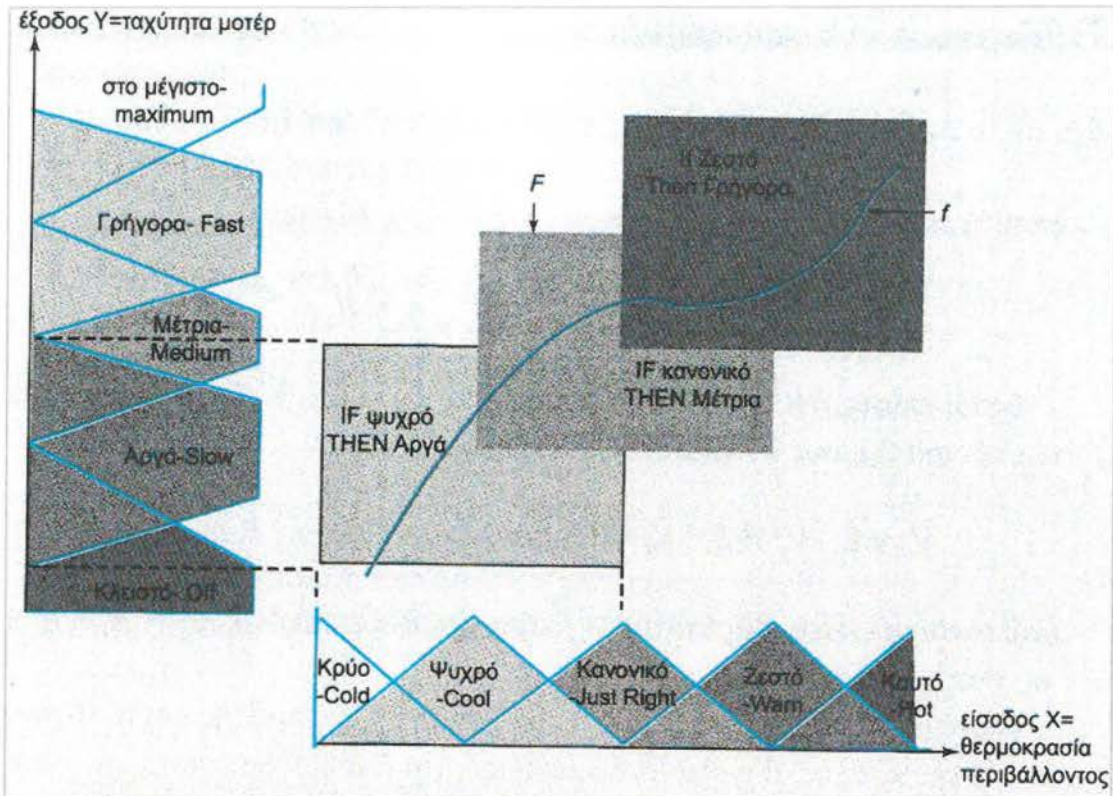
B_j : «κλειστό – αργά – μέτρια – γρήγορα - στο μέγιστο»

Έτσι προκύπτουν πέντε ασαφείς κανόνες:

- 1) Κανόνας 1: IF (θερμοκρασία, κρύο) THEN (ταχύτητα μοτέρ, κλειστό)
- 2) Κανόνας 2: IF (θερμοκρασία, ψυχρό) THEN (ταχύτητα μοτέρ, αργά)
- 3) Κανόνας 3: IF (θερμοκρασία, κανονικό) THEN (ταχύτητα μοτέρ, μέτρια)
- 4) Κανόνας 4: IF (θερμοκρασία, ζεστό) THEN (ταχύτητα μοτέρ, γρήγορα)
- 5) Κανόνας 5: IF (θερμοκρασία, καυτό) THEN (ταχύτητα μοτέρ, στο μέγιστο).

Πιο αναλυτικά η μαθηματική έκφραση του ασαφούς αυτού συστήματος είναι η απεικόνιση που αντιστοιχίζει ασαφή σύνολα A_j (του R) σε ασαφή σύνολα B_j (του R), ενώ σε ένα κατώτερο επίπεδο αντιστοιχίζονται παράλληλα αριθμοί $x \in R$ σε αριθμούς $y \in R$, δηλαδή $F: x \in A_j, x \in R \rightarrow F(x) = y \in B_j, y \in R$ όπου $A_j: x \in R \rightarrow A_j(x) \in [0,1]$ και $j = 1, \dots, m =$ είναι ο αριθμός κανόνων του συστήματος. Να υπολογιστεί η έξοδος y του ασαφούς συστήματος όταν κάποια χρονική στιγμή n είναι $x(n) = 24^\circ \text{C}$.

Όταν η θερμοκρασία είναι $x = 24^\circ \text{C}$, από τα δεδομένα «IF - μέρη» βρίσκεται ότι αντιστοιχεί σε 60% κανονικό και 40% ζεστό, δηλαδή $\mu_{\text{κανονικό}}(x = 24) = 0.6$ και $\mu_{\text{ζεστό}}(x = 24) = 0.4$. Τότε το σύστημα ενεργοποιεί μόνον τους ασαφείς κανόνες 3 και 4, που διαβαθμίζονται ανάλογα στα αντίστοιχα «Then - μέρη» αυτών δηλαδή κατά (60% μέτρια) και κατά (40% γρήγορα), ενώ η συνολοθεωρητική πρόσθεση τους δίνει ένα ασαφές σύνολο B (Shaw, 1998; Navale & Nelson, 2010).



Σχήμα 28: Ασαφές σύστημα ελέγχου ενός aircondition, με μια είσοδο την ασαφή μεταβλητή X = (θερμοκρασία περιβάλλοντος αέρα) και τιμές τα ασαφή σύνολα A_j = «κρύο – ζεστό – καυτό», και με μια έξοδο την ασαφή μεταβλητή Y = (ταχύτητα του μοτέρ) με τιμές τα ασαφή σύνολα B_j = «κλειστό – αργά – μέτρια – γρήγορα – στο μέγιστο»

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Τέλος αποασαφοποιείται η ένωση - άθροισμα $B = \{(60\% \text{ μέτρια}) + (40\% \text{ γρήγορα})\}$, δηλαδή υπολογίζεται το κέντρο βάρους b της επιφάνειας του B , που είναι και η ζητούμενη έξοδος του ασαφούς συστήματος. Έτσι για είσοδο $x = 24^\circ\text{C}$, βρίσκεται ως αντίστοιχη τελική έξοδος $y = F(x) = b$ έναν κλασικό αριθμό σε μονάδες ταχύτητας μοτέρ, έστω $y = F(x) = F(24) = 167$ (rpm - στροφές ανά λεπτό). Αυτή η διαδικασία βέβαια πρακτικά μπορεί να επαναλαμβάνεται μέσω ενός κατάλληλου ασαφούς ελεγκτή - μικροεπεξεργαστή (fuzzy microcontroller chip) πολλές φορές το δευτερόλεπτο. Έχει αποδειχτεί στις εφαρμογές ότι η χρήση ασαφών μικροελεγκτών έναντι των αντίστοιχων κλασικών μικροελεγκτών αποδίδει συνήθως εξοικονόμηση ενέργειας από 10% μέχρι 25%, πράγμα που οφείλεται κυρίως στην επικάλυψη (overlap) των συναφών - γειτονικών ασαφών τιμών μιας ασαφούς μεταβλητής (Θεοδώρου, 2012; Guu et al, 2001; Navale & Nelson, 2010).

3.5. Αναγνώριση φωνής με νευρωνικά δίκτυα και ασαφή λογική

Η αναγνώριση φωνής με νευρωνικά δίκτυα και ασαφή λογική αποτελεί πλέον μια πρακτική που γνωρίζει όλο και μεγαλύτερη εφαρμογή (Melin et al, 2003; Melin & Martinez, 2004; Melin et al, 2004). Η παράθεση ενός παραδείγματος βοηθά στην κατανόηση τόσο του ρόλου της όσο και τη συμβολή της στην απομάκρυνση θορύβου από τα σήματα. Στο παράδειγμα χρησιμοποιήθηκαν ηχητικά σήματα από 20 λέξεις στα ισπανικά ως δεδομένα εκπαίδευσης για ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα κρυφό στρώμα. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε ήταν ο Backpropagation με τα αποτελέσματα να παρουσιάζονται στον πίνακα 4.

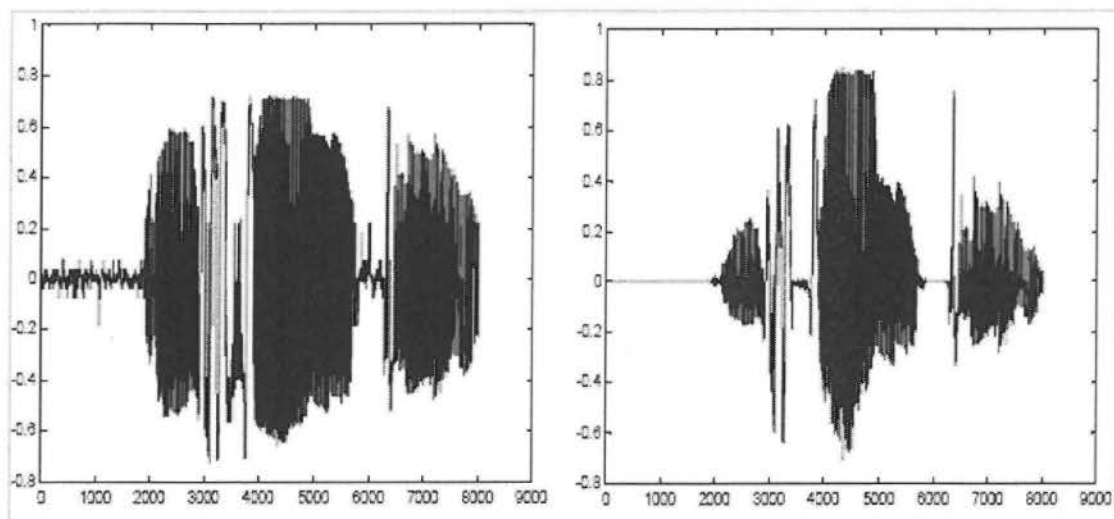
Stage	Time (min)	Num. of Words	No. Neurons	Words	
				Recognized	% Recognition
1a.	11	20	50	17	85%
2a.	04	20	50	19	95%
1a.	04	20	70	16	80%
2a.	04	20	70	16	80%
3a.	02	20	25	20	100%
1a.	04	20	25	18	90%
1a.	03	20	50	18	90%
2a.	04	20	70	20	100%
2a.	04	20	50	18	90%
1a.	07	20	100	19	95%
2a.	06	20	100	20	100%
1a.	09	20	50	10	50%
1a.	07	20	75	19	95%
1a.	07	20	50	19	95%
2a.	06	20	50	20	100%
1a.	29	20	50	16	80%
1a.	43	20	100	17	85%
2a.	10	20	40	16	80%
3a.	10	20	80	16	80%
1a.	45	20	50	11	55%
2 ^a	30	20	50	15	75%
3 ^a	35	20	70	16	80%

Πίνακας 4: Αποτελέσματα με Backpropagation για ηχητικά σήματα ισπανικών λέξεων

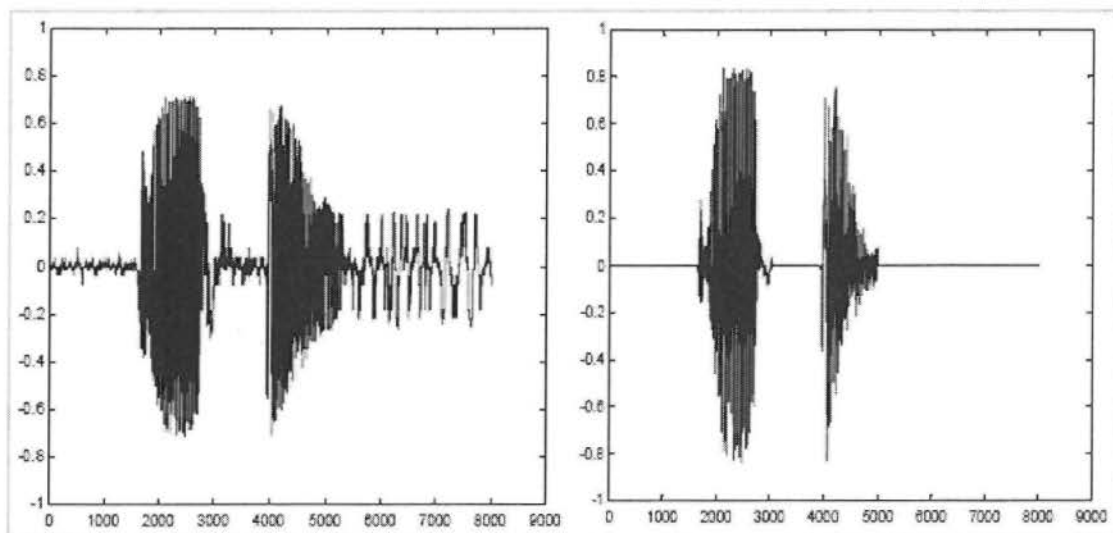
Πηγή: Melin et al, 2006

Παρακάτω περιγράφονται κάποια από τα αποτελέσματα της προσομοίωσης της προσέγγισης για την αναγνώριση ομιλητή χρήση νευρωνικών δικτύων. Πρώτα, στην

εικόνα 1 παρουσιάζεται το ηχητικό σήμα της λέξης «παράδειγμα» στα ισπανικά με θόρυβο και χωρίς θόρυβο. Στην εικόνα 2 αντίστοιχα, παρουσιάζεται η λέξη «επίπεδο» στα ισπανικά με θόρυβο και μέσω ταυτοποίησης χωρίς θόρυβο (Melin et al, 2006; Ren et al, 2014).



Εικόνα 1: Ηχητικό σήμα λέξης «παράδειγμα» στα ισπανικά με θόρυβο (αριστερά) και χωρίς θόρυβο (δεξιά)
Πηγή: Melin et al, 2006



Εικόνα 2: Ηχητικό σήμα λέξης «επίπεδο» στα ισπανικά με θόρυβο (αριστερά) και χωρίς θόρυβο (δεξιά)
Πηγή: Melin et al, 2006

Από τις παραπάνω εικόνες είναι σαφές ότι τα νευρωνικά δίκτυα και η ασαφής λογική μπορούν να είναι χρήσιμα στην αναγνώριση φωνής με ένα μικρό αριθμό λέξεων. Είναι προφανές ότι οι λέξεις, ακόμη και με θόρυβο μπορούν να

προσδιοριστούν, με ένα παραπλήσιο ποσοστό αναγνώρισης 92% (για το 20 λέξεις). Φυσικά, για ένα μεγαλύτερο σύνολο λέξεων το ποσοστό αναγνώρισης μειώνεται και επίσης αυξάνεται ο χρόνος υπολογισμού (Melin & Castillo, 2004; Ren et al, 2014).

3.6. Η ασαφής λογική στην κλινική ιατρική

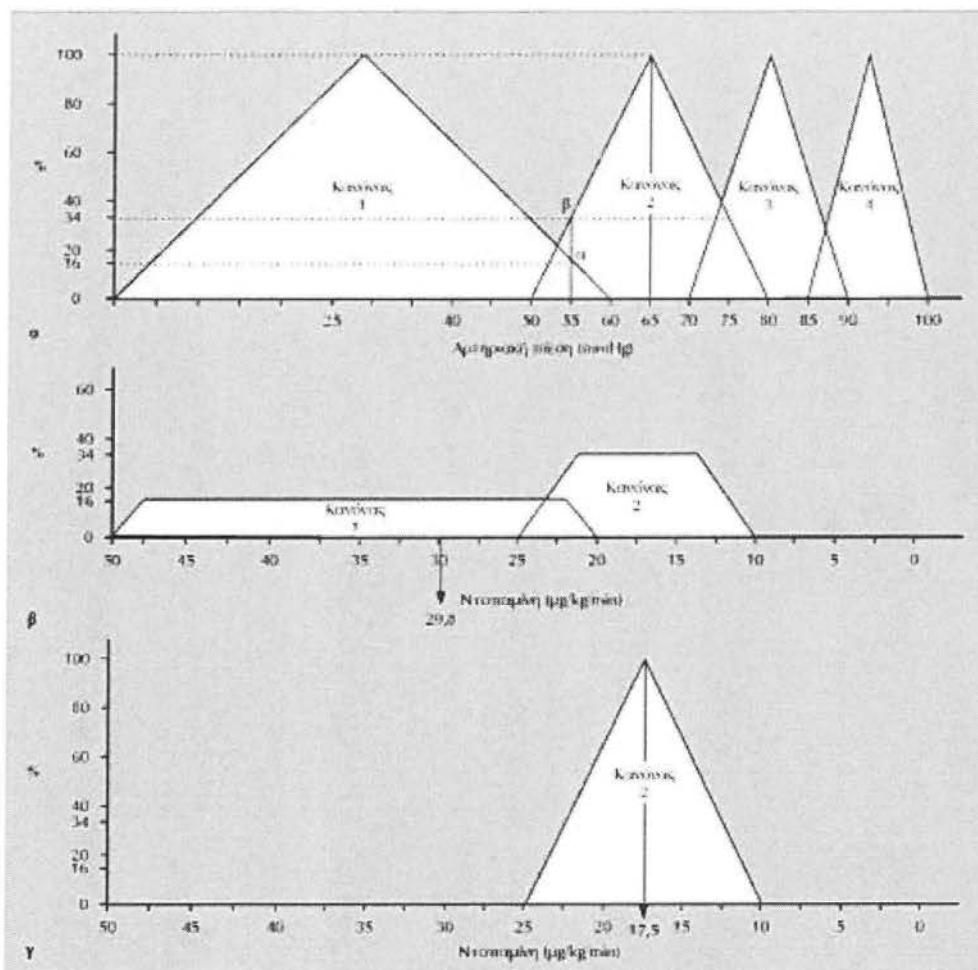
Η κλινική ιατρική αποτελεί έναν τομέα όπου εμφανίζονται αρκετά συχνά αλληλοσυγκρουόμενα δεδομένα, καταστάσεις, σύγχυση στην ερμηνεία δεδομένων. Οι ιατρικές αποφάσεις που λαμβάνονται και ο καθορισμός της θεραπείας βασίζεται εν πολλοίς στον κανόνα «Εάν.....Τότε» όπως για παράδειγμα εάν «Εάν η θερμοκρασία του ορθού είναι άνω των 38,2 °C, Τότε ο άρρωστος έχει πυρετό». Το συγκεκριμένο παράδειγμα αναδεικνύει την ουσία της κλινικής ιατρικής και τη στήριξή της σε ασαφείς κανόνες. Η χρήση της ασαφούς λογικής στην κλινική πράξη γίνεται πλήρως κατανοητή μέσω ενός παραδείγματος ασθενούς σε shock που χρειάζεται αγγειοσυσπαστικά για την υποστήριξη της αρτηριακής πίεσης. Η επιλογή της ντοπαμίνης κυμάνθηκε σε επίπεδα 2-50 $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$ ενώ ο βασικός στόχος είναι ο προσδιορισμός εκείνης της δοσολογίας ώστε η αρτηριακή πίεση να κυμαίνεται σε επίπεδα μεγαλύτερα των 90 mmHg και αποφυγή απότομων αυξομειώσεών της. Η δημιουργία του ασαφούς συστήματος ακολουθεί την παρακάτω διαδικασία (Ανευλαβής, 2001):

- 1) Επιλογή μεταβλητών. Η είσοδος συμβολίζεται με «x» και η έξοδος με «y». Ο ασαφής κανόνας που ορίζεται είναι «εάν x, τότε y». Η μεταβλητή y εκφράζει τη δοσολογία της ντοπαμίνης σε $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$ και η x τη μεταβολή της αρτηριακής πίεσης.
- 2) Ορισμός ασαφών συνόλων. Η μεταβλητή x λαμβάνει τις εξής τιμές: απροσδιόριστη (0 - 60 mmHg), πολύ χαμηλή (50 - 80 mmHg), χαμηλή (70 - 90 mmHg), ικανοποιητική (>85 mmHg). Αντίστοιχα για την y οι μεταβλητές ορίζονται ως εξής: μέγιστη δοσολογία (20 - 50 $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$), υψηλή (10 - 25 $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$), μέτρια (5 - 15 $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$) και χαμηλή (0 - 7,5 $\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$). Τα σύνολα αυτά, τα οποία έχουν τη μορφή ασαφών επιφανειών, τα απεικονίζουμε στον οριζόντιο άξονα X (εικ. 4).

3) Καταγραφή ασαφών κανόνων. Για κάθε υποσύνολο αρτηριακής πίεσης ορίζεται αντίστοιχο υποσύνολο ντοπαμίνης. Οι κανόνες ελέγχου της αρτηριακής πίεσης με δοσολογία ντοπαμίνης είναι:

- i. «Εάν αρτηριακή πίεση απροσδιόριστη, Τότε δοσολογία ντοπαμίνης μέγιστη».
- ii. «Εάν αρτηριακή πίεση πολύ χαμηλή, Τότε δοσολογία ντοπαμίνης υψηλή».
- iii. «Εάν αρτηριακή πίεση χαμηλή, Τότε δοσολογία ντοπαμίνης μέτρια».
- iv. «Εάν αρτηριακή πίεση ικανοποιητική, Τότε δοσολογία ντοπαμίνης χαμηλή».

Η σαφής οδηγία για τη δοσολογία της ντοπαμίνης, προκειμένου να επιτευχθεί ένα συγκεκριμένο ύψος της αρτηριακής πίεσης δεν είναι μια απλή διαδικασία. Η διαβάθμιση των προαναφερθέντων κανόνων παρουσιάζεται στο σχήμα 29 (Ανευλαβής, 2001).



Σχήμα 29: Σύστημα ασαφούς λογικής για τη ρύθμιση της αρτηριακής πίεσης (ΑΠ) σε shock

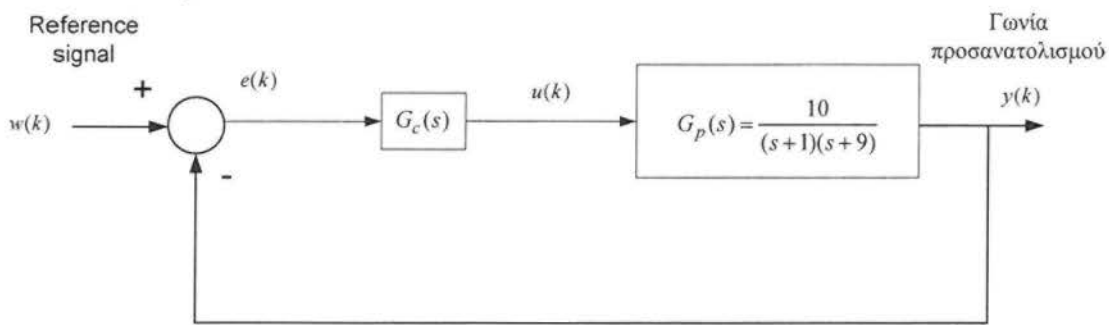
Πηγή: Ανευλαβής, 2001

Οι τριγωνικές επιφάνειες εκφράζουν τους κανόνες που διατυπώθηκαν ενώ η ενεργοποίηση των κανόνων είναι ταυτόχρονη κατά περίπτωση. Για παράδειγμα, για αρτηριακή πίεση 55 mmHg, αντιστοιχείται στο ασαφές σύνολο ως «απροσδιόριστη». Στο σημείο των 55 mmHg, τέμνονται τα τρίγωνα των κανόνων i και ii (ενεργοποίηση κατά 16% και 34% αντίστοιχα) και των iii και iv κατά 0%. Έτσι, ο κανόνας i ενεργοποιείται κατά 16% και ο κανόνας 2iικατά 34%. Η δοσολογία στην προκειμένη περίπτωση είναι 29,5 μg/kg/min. Για μέτρηση αρτηριακής πίεσης 65 mmHg, ο κανόνας ii ενεργοποιείται 100%, ενώ οι υπόλοιποι καθόλου κατά 0%. Επομένως, η δοσολογία ντοπαμίνης προσδιορίζεται σε 17,5 μg/kg/min. Τέλος, για μέτρηση πίεσης 90 mmHg, ενεργοποιείται ο κανόνας iv κατά 66% και οι υπόλοιποι κατά 0% με δοσολογία ντοπαμίνης 2,5 μg/kg/min. Με την ίδια διαδικασία, μπορεί να προσδιοριστεί η δοσολογία ντοπαμίνης για κάθε επίπεδο αρτηριακής πίεσης

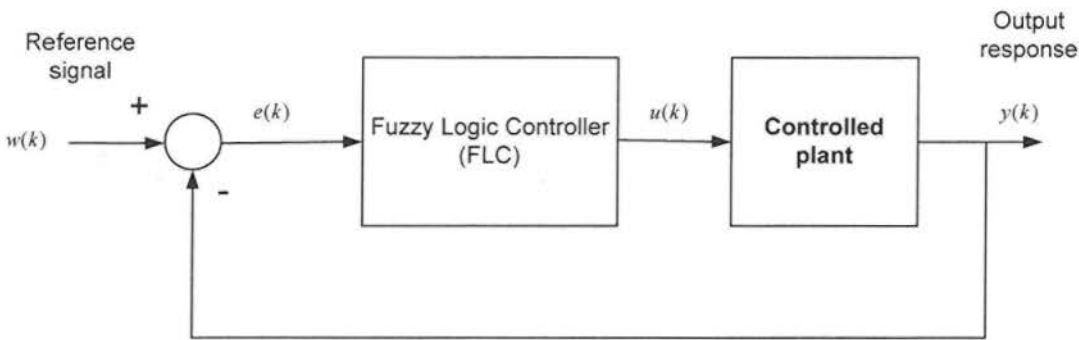
(Ανευλαβής, 2001).

3.7. Έλεγχος γωνίας προσανατολισμού ενός δορυφόρου με ασαφείς ελεγκτές

Στο σχήμα φαίνεται ένα σύστημα ελέγχου της γωνίας προσανατολισμού ενός δορυφόρου. Για να υπάρξει μηδενικό σφάλμα στην μόνιμη κατάσταση, επιλέγονται ελεγκτές με αναλογική - ολοκληρωτική δράση. Το σύστημα ελέγχου με χρήση ασαφών ελεγκτών φαίνεται στο σχήμα 31 (Βιττώριας, 2006).



Σχήμα 30: Σύστημα ελέγχου της γωνίας προσανατολισμού ενός δορυφόρου
Πηγή: Βιττώριας, 2006



Σχήμα 31: Σύστημα ελέγχου με χρήση ασαφών ελεγκτών
Πηγή: Βιττώριας, 2006

- $r(k)$ είναι το σήμα αναφοράς (Reference signal)
- $y(k)$ είναι η έξοδος του συστήματος
- $e(k)$ είναι το σφάλμα του σήματος αναφοράς σε σχέση με την έξοδο του συστήματος

- $e(k) = r(k) - y(k)$
- $u(k)$ είναι ο νόμος ελέγχου (έξοδος του ελεγκτή)

Θεωρείται ότι το σήμα αναφοράς της γωνίας προσανατολισμού κινείται στο διάστημα $[0, 60^\circ]$.

Σχεδίαση γραμμικού ελεγκτή

Για μηδενικό σφάλμα στη μόνιμη κατάσταση του ελέγχου ταχύτητα επιλέγεται ένας γραμμικός ελεγκτής PI της μορφής (Βιττώριας, 2006):

$$G_c(s) = K_p + \frac{K_I}{s} = \frac{K_p(s+c)}{s}, \quad c = \frac{K_I}{K_p}$$

Να προσδιορισθούν οι παράμετροι του γραμμικού ελεγκτή έτσι ώστε να πληρούνται οι παρακάτω προδιαγραφές (Βιττώριας, 2006):

- 1) Υπερύψωση για βηματική είσοδο μικρότερη από 10%.
- 2) Χρόνος ανόδου μικρότερος από 1.2 δευτερόλεπτα.

Για την σχεδίαση του γραμμικού ελεγκτή, ακολουθούνται οι αρχές του κλασικού αυτομάτου ελέγχου, χρησιμοποιώντας το πρόγραμμα control toolbox του MATLAB.

- 1) Τοποθετείται ο μηδενικός ελεγκτής ανάμεσα στους πόλους -1 και -9 του ελεγχόμενου συστήματος, σε μια θέση κοντά στον κυρίαρχο πόλο, δηλαδή στο -1.
- 2) Εισάγεται η συνάρτηση ανοιχτού βρόχου στο σύστημα, στη μορφή:

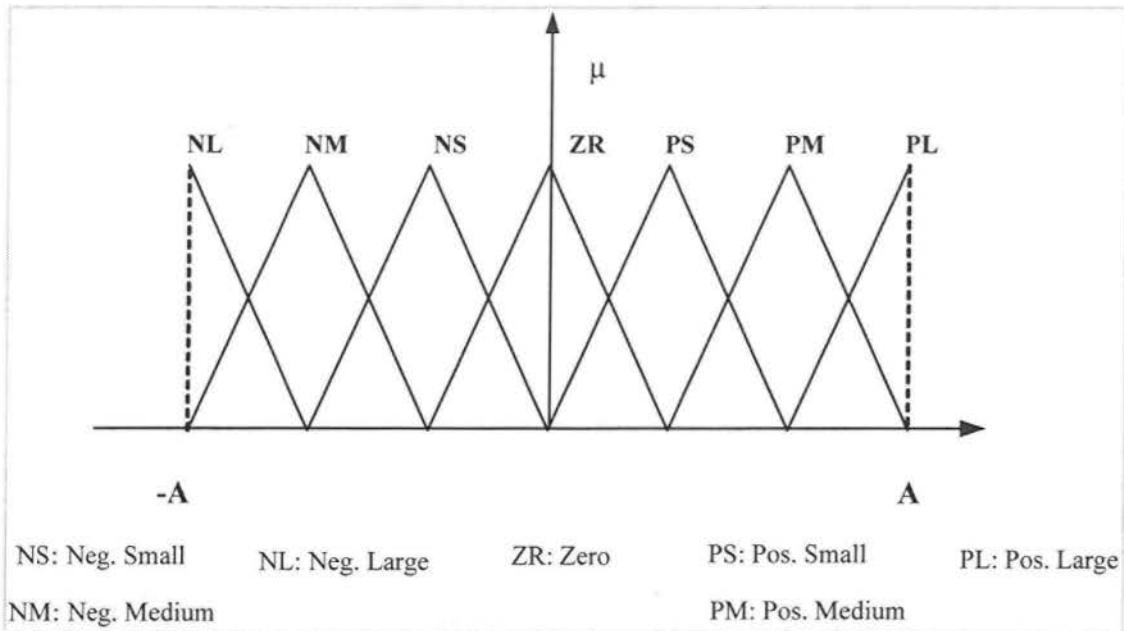
$$\frac{K(s+c)}{(s+1)(s+9)}$$

- 3) Δημιουργείται ο γεωμετρικός τόπος ριζών του συστήματος με το locus.
- 4) Επιλέγεται από το διάγραμμα του γεωμετρικού τόπου ένα κέρδος K , που να αντιστοιχεί σε θέσεις πόλων κλειστού βρόχου και συντελεστή απόσβεσης κατάλληλα για τις προδιαγραφές που έχουν τεθεί.

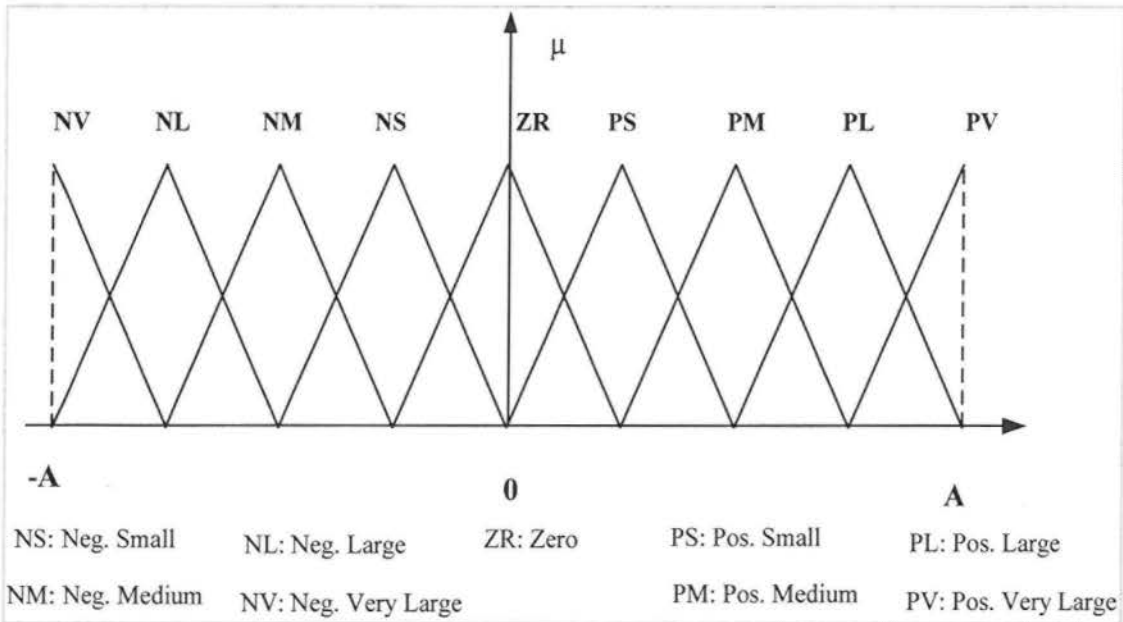
- 5) Υπολογίζεται η συνάρτηση κλειστού βρόχου (με μοναδιαία ανάδραση) του συστήματος, χρησιμοποιώντας για παράδειγμα την εντολή feedback (sys – open - loop, 1, -1).
- 6) Υπολογίζεται η βηματική απόκριση του συστήματος κλειστού βρόχου, χρησιμοποιώντας τις εντολές step (sys – closed - loop), lsim, plot κλπ.
- 7) Αν πληρούνται οι προδιαγραφές, η διαδικασία τερματίζεται. Σε αντίθετη περίπτωση, ακολουθείται μια διαδικασία δοκιμής και λάθους, επιλέγοντας μια άλλη τιμή κέρδους.
- 8) Για την βέλτιστη τιμή κέρδους K που επιλέχθηκε προηγουμένα, υπολογίζονται τα κέρδη K_p και K_I του γραμμικού ελεγκτή.

Σχεδίαση ασαφούς ελεγκτή (FLC)

- 1) Προκειμένου να υπάρχει μηδενικό σφάλμα μόνιμης κατάστασης για την ταχύτητα, επιλέγεται και πάλι ένας ασαφής ελεγκτής τύπου FZ-PI.
- 2) Η υλοποίηση του συστήματος κλειστού βρόχου θα γίνει σε διακριτό χρόνο με διάστημα δειγματοληψίας $T = 0.01\text{sec}$.
- 3) Η λεκτικές μεταβλητές του σφάλματος E περιγράφονται από επτά λεκτικές τιμές όπως φαίνεται στο σχήμα 32.
- 4) Η λεκτικές μεταβλητές της μεταβολής του σφάλματος \dot{E} περιγράφονται από επτά λεκτικές τιμές όπως φαίνεται στο σχήμα 32.
- 5) Η λεκτικές μεταβλητές της μεταβολής του σήματος ελέγχου \dot{U} περιγράφονται από εννιά λεκτικές τιμές όπως φαίνεται στο σχήμα 33.



Σχήμα 32: Λεκτικές μεταβλητές σφάλματος E και μεταβολής του σφάλματος \dot{E}
 Πηγή: Βιττώριας, 2006



Σχήμα 33: Λεκτικές μεταβλητές της μεταβολής του σήματος ελέγχου \dot{U}
 Πηγή: Βιττώριας, 2006

Το σήμα αναφοράς r μπορεί να κινείται οπουδήποτε στο διάστημα $[0, 50]$.

Χαρακτηριστικά του FLC

Τα χαρακτηριστικά του ασαφούς ελεγκτή είναι τα παρακάτω (Βιττώριας, 2006):

- 1) Ασαφοποιητής Singleton.
- 2) Το συνδετικό AND υλοποιείται με τον τελεστή `min`.
- 3) Η συνάρτηση συμπερασμού υλοποιείται με τον κανόνα Larsen.
- 4) Το συνδετικό ALSO υλοποιείται με τον τελεστή `max`.
- 5) Ο απο-ασαφοποιητής υλοποιείται με την τεχνική COA.

Ζητούμενα:

- Αρχικά να γίνει κλιμακοποίηση του σφάλματος και της μεταβολής του σφάλματος, έτσι ώστε τα κανονικοποιημένα μεγέθη να μεταβάλλονται στο διάστημα $[-1,1]$.
- Να διαμορφωθεί η βάση κανόνων του ασαφούς ελεγκτή, με βάση τους μετα-κανόνες σωστής λειτουργίας του συστήματος κλειστού βρόχου.
- Να γραφεί ένα πρόγραμμα σε περιβάλλον `matlab` που να υλοποιεί το σύστημα κλειστού βρόχου ασαφής ελεγκτής – κινητήρας.
 - Για την δημιουργία του ελεγκτή να χρησιμοποιηθούν οι εντολές του Fuzzy toolbox, `newfis`, `addmf`, `addvar`, `addrule`, `writefis`, `rule`, `readfis` και `evalfis`.
 - Σαν εναλλακτική λύση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί το περιβάλλον του Fuzzy editor. Το γραφικό αυτό περιβάλλον αυτό μας επιτρέπει να δημιουργήσουμε και να αποθηκεύσουμε ένα ασαφές μοντέλο (`name.fis` object).

Σενάριο 1

α) Σχεδίαση του ελεγκτή και αποκρίσεις

- Να ρυθμιστούν τα κέρδη κλιμακοποίησης ώστε η απόκριση κλειστού βρόχου για την μέγιστη βηματική διέγερση να έχει καλύτερα χαρακτηριστικά από αυτή του γραμμικού ελεγκτή, δηλαδή, υπερύψωση μικρότερη από 7% και χρόνο ανόδου μικρότερο από 0.6 sec.
- Σαν αρχικές τιμές των κερδών να θεωρηθούν αυτές που καθορίστηκαν για τον γραμμικό ελεγκτή στην προηγούμενη φάση της εργασίας.
- Να δειχθεί ποια είναι η επίδραση στην έξοδο του συστήματος που προκύπτει από την ρύθμιση των κερδών του ελεγκτή FZ-PI (K_e , a και K_1).
- Να δειχθεί η απόκριση του συστήματος και η διέγερση του συστήματος, σε σχέση με τις αποκρίσεις του γραμμικού ελεγκτή.

β) Λειτουργία της βάσης του ελεγκτή και συμπεράσματα

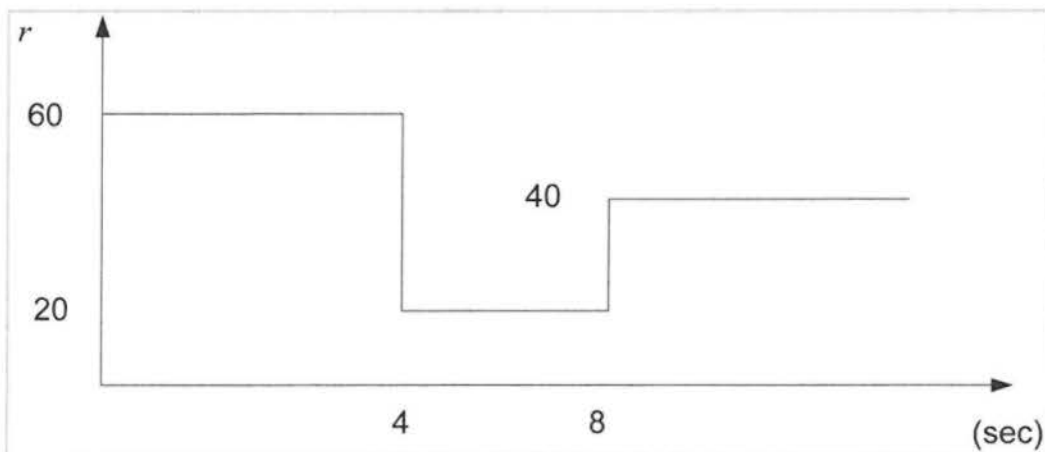
- Από την βάση που έχει διαμορφωθεί, να θεωρηθεί μια διέγερση όπου e is PM και Δe is ZR .
- Να δειχθεί γραφικά ποιοι κανόνες διεγείρονται και ποια επί μέρους συμπεράσματα προκύπτουν.
- Ποιο είναι τελικά το συνολικό συμπέρασμα που προκύπτει με βάση την μέθοδο αποασαφοποίησης που αντιστοιχεί.
- Να σχολιαστεί η απόκριση του ελεγκτή για την περίπτωση αυτή.

γ) Ερμηνεία του νόμου ελέγχου του FLC

- Να δημιουργηθεί η τρισδιάστατη επιφάνεια της εξόδου του ασαφούς ελεγκτή $\Delta u(k)$ σε σχέση με τις εισόδους του $e(k)$ και $\Delta e(k)$ (χρήση εντολής gensurf του matlab ή δημιουργία απεικόνισης με άλλο πρόγραμμα).
- Να ερμηνευτεί το σχήμα αυτό με βάση την μορφή των κανόνων του ελεγκτή.

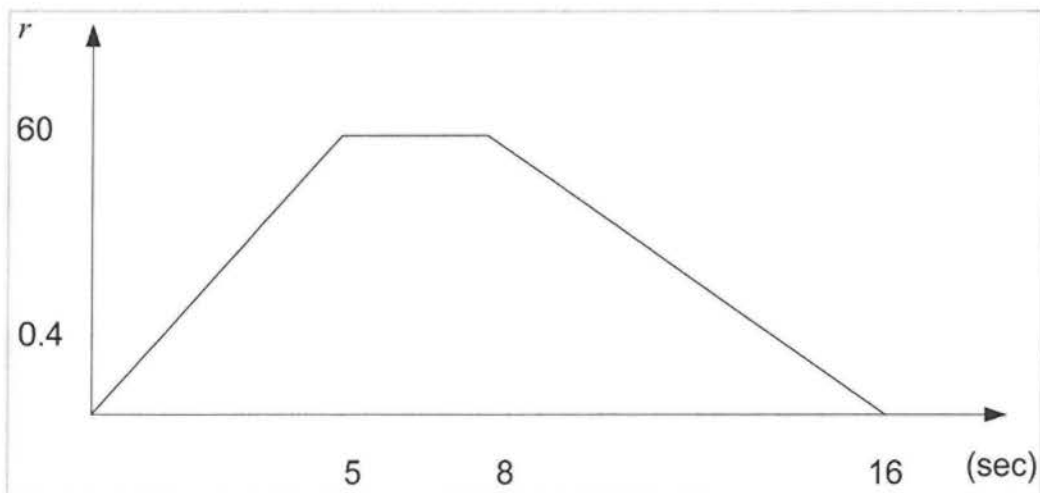
Σενάριο 2

- Στην συνέχεια, εξετάζονται δύο διαφορετικά προφίλ του σήματος αναφοράς, όπως φαίνονται στα σχήματα 34,35.
- Για τις παραμέτρους του ασαφούς ελεγκτή που έχουν επιλεγεί, να γίνει γραφική παράσταση της απόκρισης των στροφών του συστήματος κλειστού βρόχου για τα δύο διαφορετικά σενάρια του σήματος αναφοράς.
- Με βάση τις αποκρίσεις, να σχολιαστεί η ικανότητα του FLC να παρακολουθεί εισόδους ράμπας.



Σχήμα 34: Προφίλ αναφοράς (α)

Πηγή: Βιττώριας, 2006



Σχήμα 35: Προφίλ αναφοράς (β)

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Σχεδίαση γραμμικού ελεγκτή

Για την σχεδίαση του γραμμικού ελεγκτή χρησιμοποιείται το Control System Toolbox του MATLAB. Εκτός των εντολών που προτάθηκαν στην εκφώνηση της εργασίας χρησιμοποιήθηκε και το SISO Design Tool για τον γρήγορο σχεδιασμό του ελεγκτή. Αφού εισήχθησαν οι βασικές παράμετροι ακολουθήθηκε μια επαναληπτική διαδικασία για να επιτευχθεί το τελικό επιθυμητό αποτέλεσμα. Έτσι τα βήματα που υλοποιήθηκαν για τον σχεδιασμό του ελεγκτή είναι (Βιττώριας, 2006):

- 1) Δημιουργία της συνάρτησης μεταφοράς (εντολή tf) του υπο ελέγχου συστήματος (plant).

$$G_p(s) = \frac{10}{(s+1)(s+9)}$$

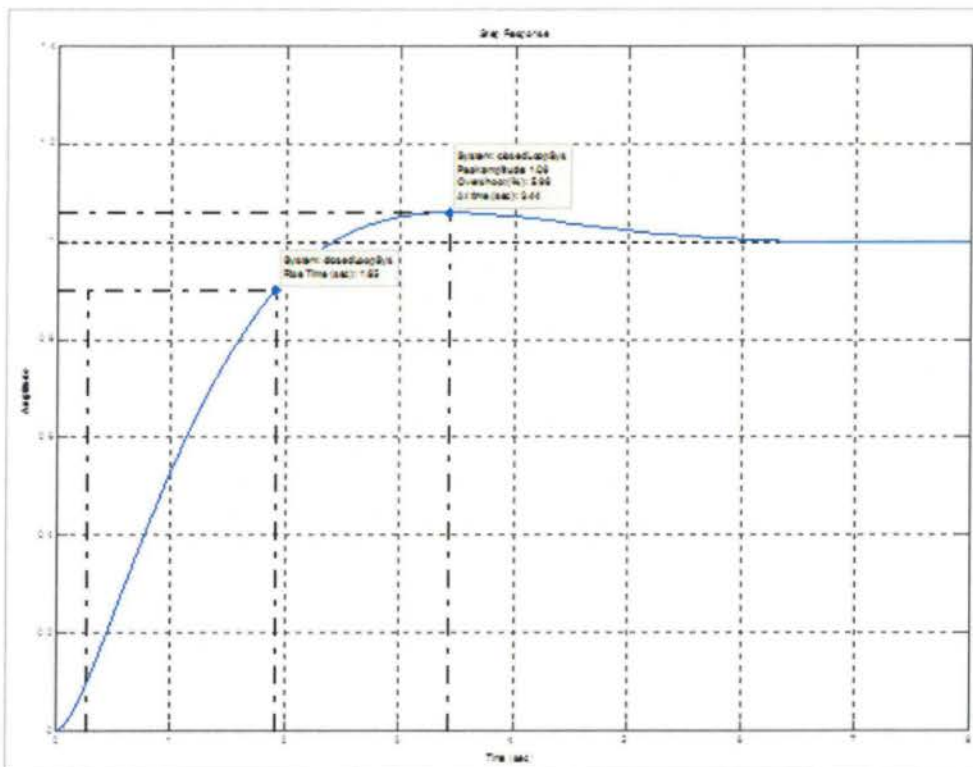
- 2) Δημιουργία της συνάρτησης μεταφοράς του ελεγκτή (controller).

$$G_c(s) = K_p + \frac{K_I}{s} = \frac{K_p(s+c)}{s}, \quad c = \frac{K_I}{K_p}$$

- 3) Δίνονται αρχικές τιμές στα K_p και c .
- 4) Το γινόμενο των συναρτήσεων μεταφοράς είναι η συνάρτηση ανοιχτού βρόχου (openLoop).
- 5) Με την εντολή feedback κατασκευάζεται το σύστημα κλειστού βρόχου.
- 6) Με τις εντολές rlocus και step σχεδιάζεται ο γεωμετρικός τόπος ριζών και η βηματική απόκριση του συστήματος. (στην rlocus δίνεται ως όρισμα η συνάρτηση ανοικτού βρόχου).
- 7) Από την βηματική απόκριση που σχεδιάστηκε πολύ εύκολα (δεξί κλικ) υπολογίζεται ο χρόνος ανόδου (rise time) και η υπερύψωση (overshoot) του συστήματος.
- 8) Με την εντολή sisotool δίνοντας ως όρισμα το υπο έλεγχο σύστημα και τον ελεγκτή ανοίγεται το εργαλείο SISO DESIGN TOOL του MATLAB για τον σχεδιασμό LTI SISO συστημάτων (Linear Time Invariant, Single Input-Single Output).

Πλέον η διαδικασία των δοκιμών (trial and error) γίνεται πολύ απλή. Αρχικά τοποθετήθηκε το μηδενικό κοντά στο -1 όπως ζητείται. Έτσι τοποθετήθηκε στο -2 ($c = 2$) και επιλέχθηκε κέρδος 1 ($K_i = 1$). Έτσι $K_p = 0.5$. Η βηματική απόκριση μπορεί να σχεδιαστεί είτε μέσω του Satellite2_PI.m αλλάζοντας τις παραμέτρους είτε πλέον απο το SISO Design Tool που δίνει και τα αποτελέσματα αμέσως. Για τις παραπάνω λοιπόν παραμέτρους μετρήθηκε (διάγραμμα 9) (Βιττώριας, 2006):

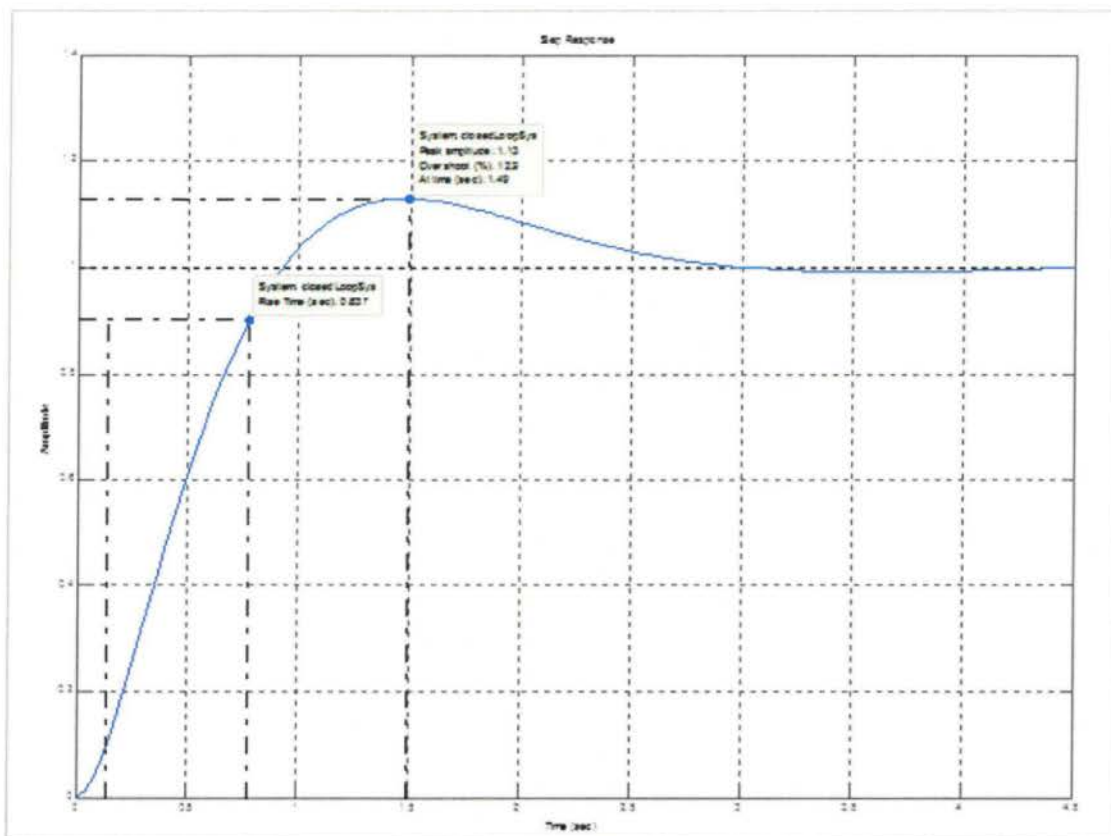
- 1) Υπερύψωση $M_p = 5,96\%$
- 2) Χρόνος ανόδου $t_r = 1.65$ sec.



Διάγραμμα 9: Βηματική απόκριση (υπερύψωση $M_p = 5,96\%$, χρόνος ανόδου $t_r = 1.65$ sec)

Πηγή: Βιττώριας, 2006

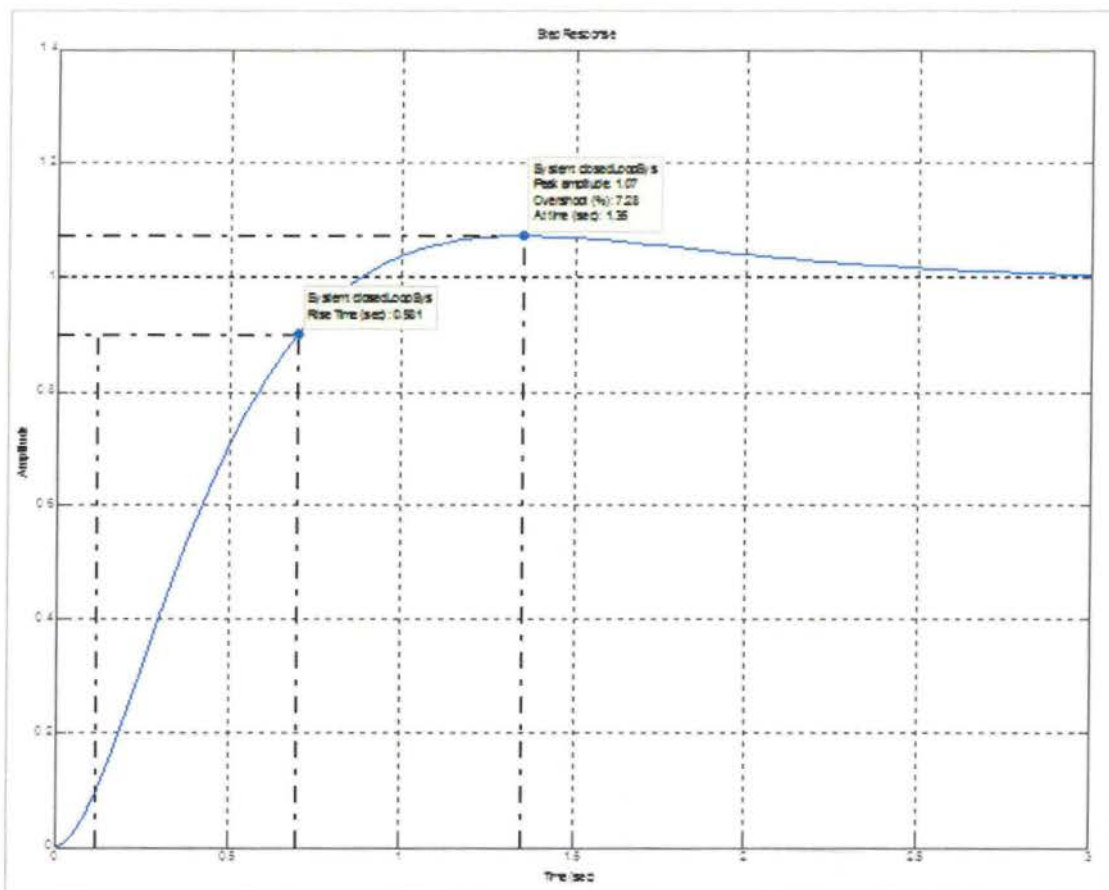
Παρατηρείται ότι το κριτήριο του χρόνου ανόδου δεν ικανοποιείται. Επειδή δεν υπάρχει επιθυμία να προστεθεί πόλος στον ελεγκτή, αυξάνεται απλά το κέρδος του (K_i επιλέγεται $K_i=3$). Το μηδενικό c διατηρείται στην ίδια θέση ($c = 2$) έτσι $K_p=1.5$. Τα αποτελέσματα φαίνονται στο διάγραμμα 10 (Βιττώριας, 2006).



Διάγραμμα 10: Βηματική απόκριση (αύξηση κέρδους)

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Παρατηρείται ότι τώρα ικανοποιείται το κριτήριο του χρόνου ανόδου (0.637sec) αλλά όχι αυτό της υπερύψωσης (12.9%). Για να μειωθεί η υπερύψωση μεταφέρεται ο μηδενικός του ελεγκτή πιο κοντά στον φανταστικό άξονα, πιο κοντά στο -1. Έτσι επιλέγεται: $c = 1.5$, $K_i = 3$, $K_p = 2$ με $\text{Gain} = 3$ και $\text{zero} = -2$. Η βηματική απόκριση φαίνεται στο διάγραμμα 11 (Βιττώριας, 2006).



Διάγραμμα 11: Βηματική απόκριση (μεταφορά μηδενικού του ελεγκτή)
Πηγή: Βιττώριας, 2006

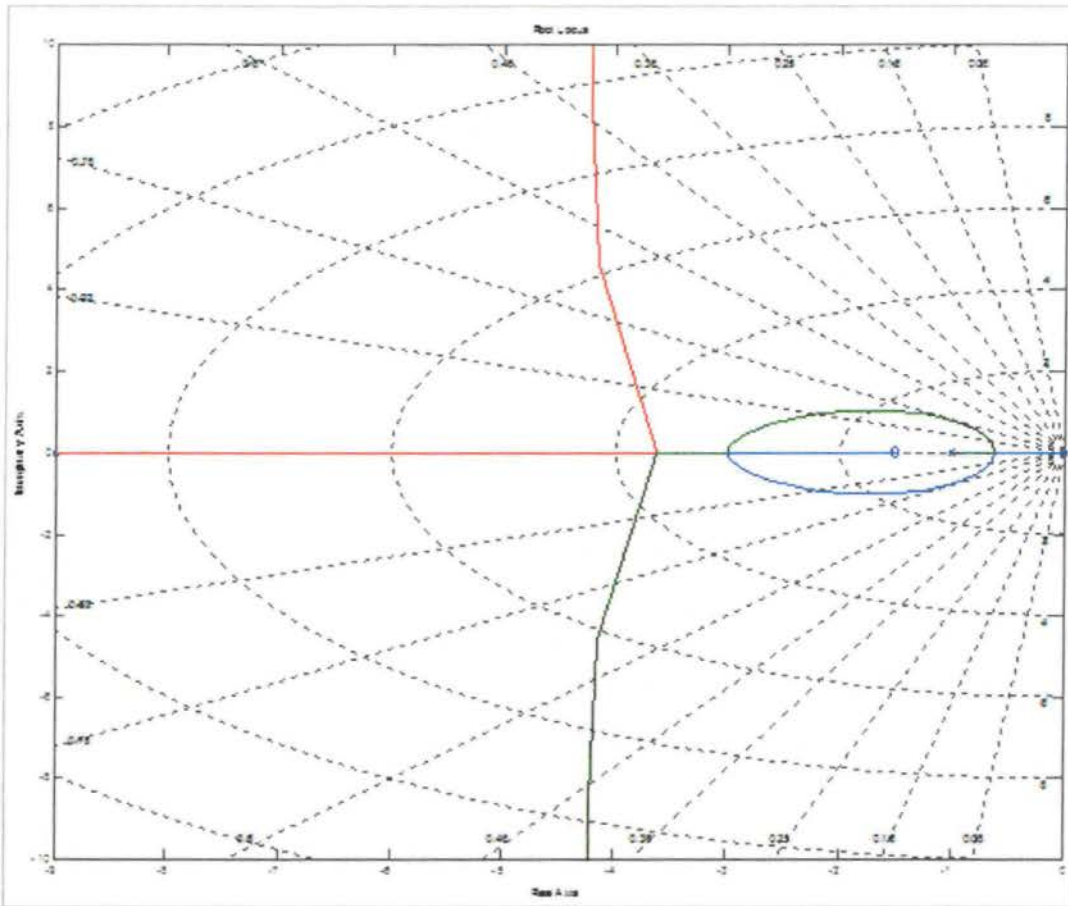
Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται το επιθυμητό αποτέλεσμα: RiseTime = 0,581sec, Overshoot = 7,28%. Έτσι ολοκληρώνεται η διαδικασία σχεδίασης του PI ελεγκτή ο οποίος τελικά είναι (Βιττώριας, 2006):

$$G_c(s) = K_p + \frac{K_I}{s} = \frac{K_p(s+c)}{s} = \frac{2(s+1.5)}{s}$$

ή σε μορφή χρονικών σταθερών όπως το παρουσιάζει το SISO Tool.

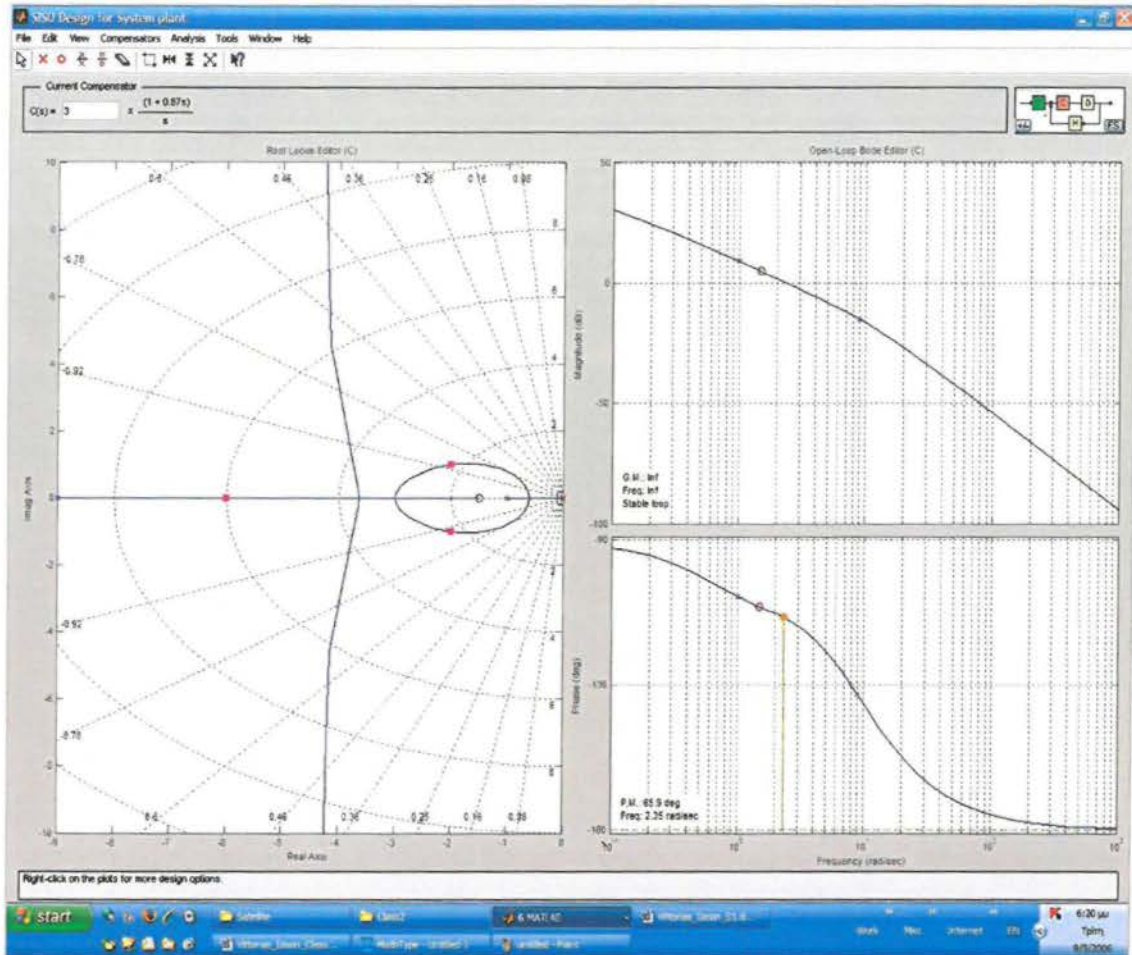
$$G_c(s) = 3 \cdot \frac{(1+0.67s)}{s}$$

Ο γεωμετρικός τόπος ριζών του συστήματος φαίνεται στο διάγραμμα 12.



Διάγραμμα 12: Γεωμετρικός τόπος ριζών συστήματος
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Παρατηρείται ότι για καμία τιμή του κέρδους K το σύστημα δεν περνά στο δεξιό ημιεπίπεδο. Έτσι υπάρχει άπειρο περιθώριο κέρδους. Επίσης από το SISO Tool και το διάγραμμα Bode είναι ορατό το περιθώριο φάσης στο 65.9° . Μπορεί λοιπόν να λεχθεί ότι το σύστημα έχει εύρωστη ευστάθεια (διάγραμμα 13).

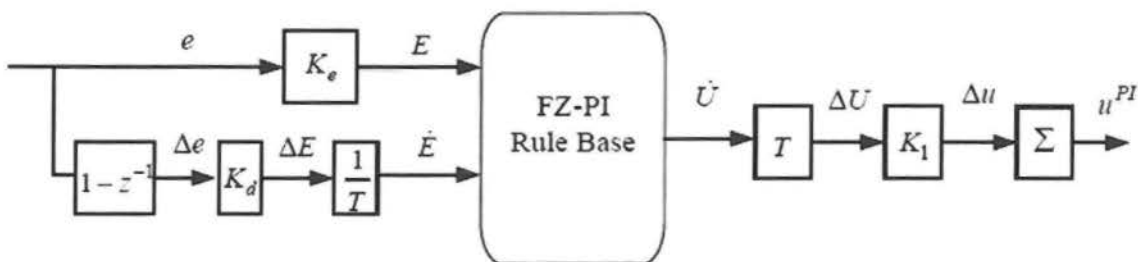


Διάγραμμα 13: Διάγραμμα Bode (εύρωστη ευστάθεια)

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Σχεδίαση ασαφούς ελεγκτή (FLC)

Για να επιτευχθεί μηδενικό σφάλμα θέσης επιλέγεται ο ελεγκτής FZ - PI. Η ψηφιακή δομή του φαίνεται στο παρακάτω σχήμα 36.



Σχήμα 36: Ψηφιακή δομή ελεγκτής FZ - PI

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Ο ασαφής ελεγκτής FZ - PI για κάθε χρονική στιγμή υλοποιεί μέσω της ασαφούς βάσης κανόνων μια σχέση ανάμεσα στο σφάλμα $e(k)$ και την μεταβολή του σφάλματος $\Delta e(k)=e(k)-e(k-1)$ από την μια μεριά και από την άλλη την μεταβολή του σήματος ελέγχου $\Delta u(k)=u(k)-u(k-1)$ (βηματικός νόμος ελέγχου). Η σχέση μεταξύ των εισόδων και της εξόδου είναι φυσικά μη γραμμική (Βιττώριας, 2006).

- 1) T είναι η συχνότητα δειγματοληψίας που επιλέγεται 0.01sec.
- 2) K_e , K_d , K_I είναι τα κέρδη των ενισχυτών που πρέπει να ρυθμιστούν για να πάρουμε την επιθυμητή απόκριση.

Ξεκινά η σχεδίαση της «καρδιάς» του ελεγκτή, το Fuzzy Inference System (Ασαφές Σύστημα Συμπερασμού) και κατά συνέπεια της ασαφούς βάσης κανόνων. Κανονικοποιούνται οι είσοδοι e και Δe από τις πραγματικές περιοχές λειτουργίας τους στο κανονικοποιημένο διάστημα $[-1,1]$. Συγκεκριμένα, το σήμα αναφοράς r μπορεί να κινείται οπουδήποτε στο διάστημα $[0,60]$. Άρα, για να γίνει η κανονικοποίηση διαιρείται με το 60. Αυτό φυσικά φαίνεται αν υπολογιστεί η μέγιστη και ελάχιστη τιμή του σφάλματος.

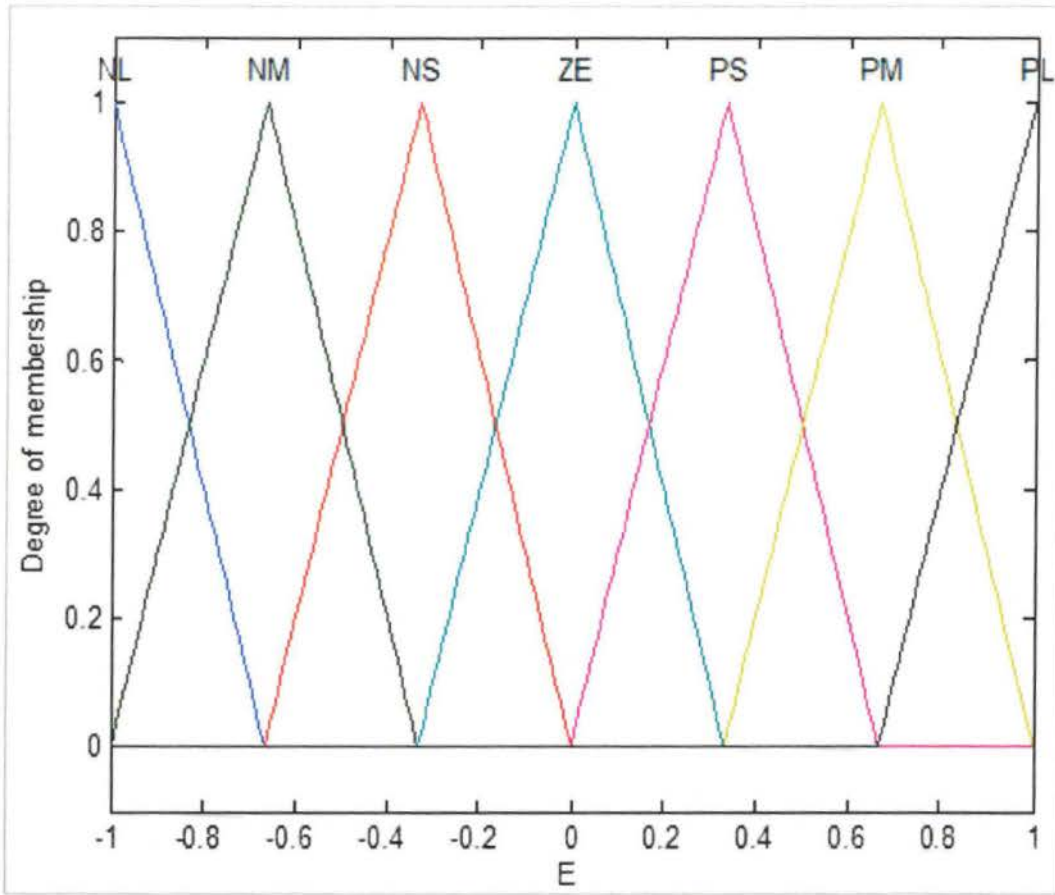
$$\triangleright e_{\max} = r_{\max} - y_{\min} = 60 - 0 = 60.$$

$$\triangleright e_{\min} = r_{\min} - y_{\max} = 0 - 60 = -60.$$

$$\triangleright e = [-60,60].$$

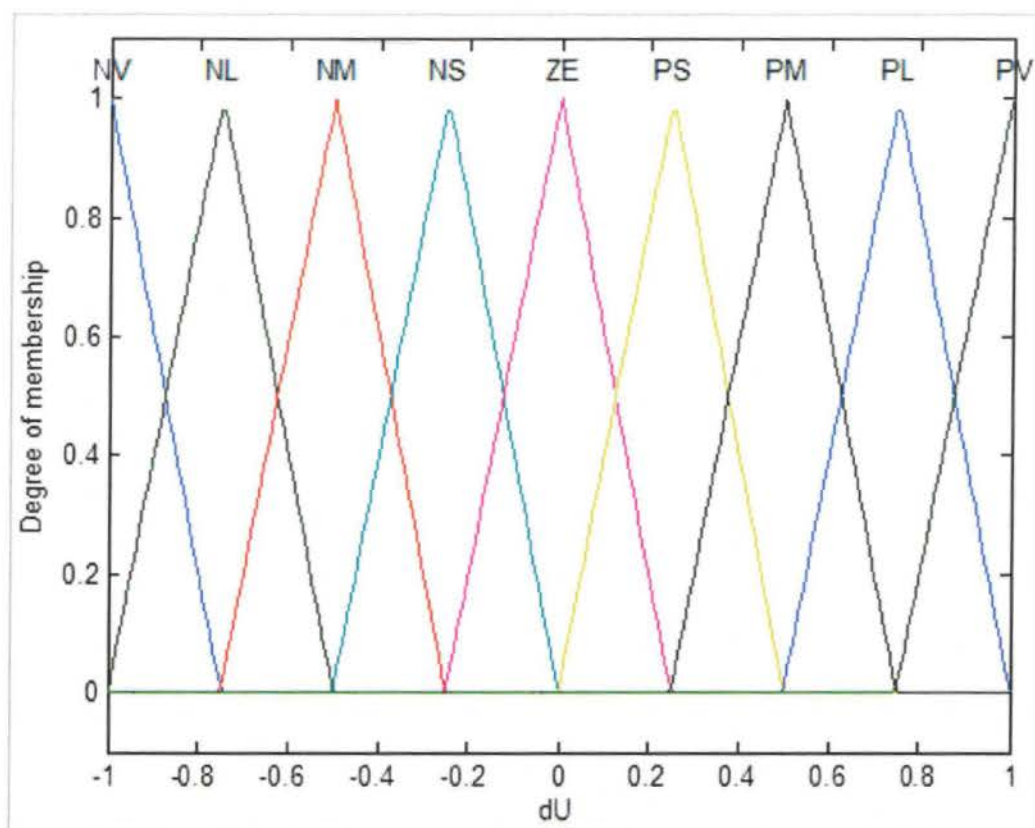
$$\triangleright \text{Κανονικοποιημένο } \bar{e} = [-1,1].$$

Οι λεκτικές μεταβλητές του σφάλματος E , της μεταβολής του σφάλματος \dot{E} (dE) και της μεταβολής του σήματος ελέγχου περιγράφονται από επτά (7) λεκτικές τιμές όπως φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα 14 (Βιττώριας, 2006).



Διάγραμμα 14: Λεκτικές τιμές του σφάλματος E, της μεταβολής του σφάλματος (dE) και της μεταβολής του σήματος ελέγχου
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Η έξοδος του συστήματος \bar{U} (dU) περιγράφεται από εννέα (9) λεκτικές τιμές όπως φαίνεται στο διάγραμμα 15.



Διάγραμμα 15: Λεκτικές τιμές εξόδου του συστήματος \bar{U} (dU)
 Πηγή: Βιττώριας, 2006

Με βάση τους μετακανόνες σωστής λειτουργίας συστήματος κλειστού βρόχου, οι κανόνες της βάσης του ελεγκτή FZ - PI δίνονται στον παρακάτω πίνακα 5:

	NL	NM	NS	ZR	PS	PM	PL
PL	ZR	PS	PM	PL	PV	PV	PV
PM	NS	ZR	PS	PM	PL	PV	PV
PS	NM	NS	ZR	PS	PM	PL	PV
ZR	NL	NM	NS	ZR	PS	PM	PL
NS	NV	NL	NM	NS	ZR	PS	PM
NM	NV	NV	NL	NM	NS	ZR	PS
NL	NV	NV	NV	NL	NM	NS	ZR

Πίνακας 5: Κανόνες της βάσης του ελεγκτή FZ - PI
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Τα χαρακτηριστικά του ασαφούς ελεγκτή είναι τα παρακάτω (Βιττώριας, 2006):

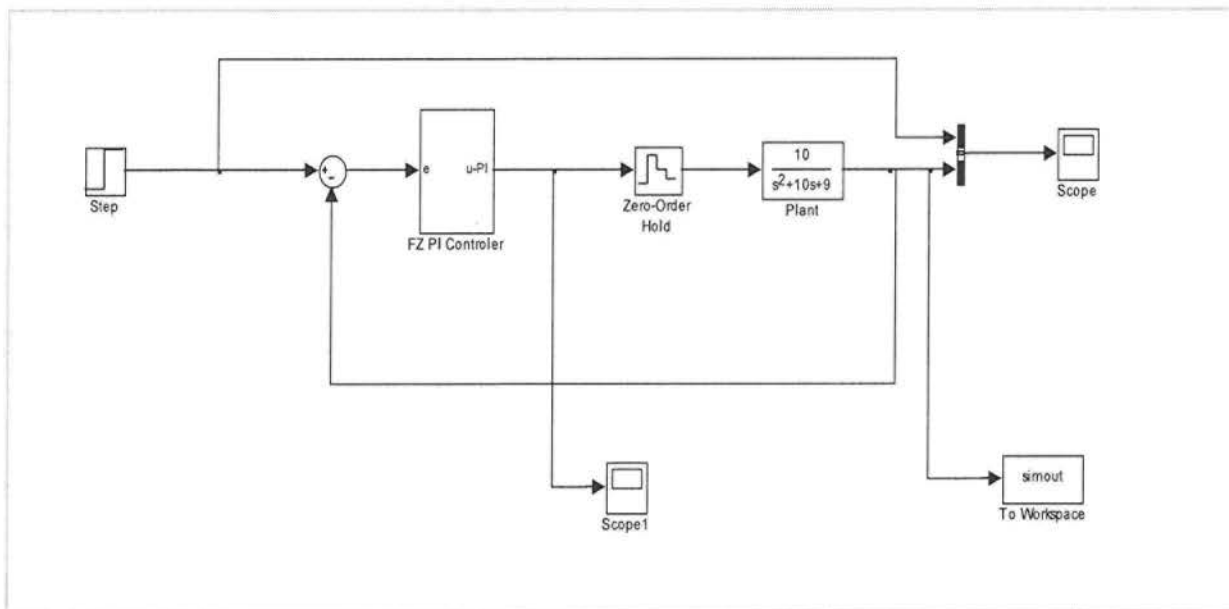
- 1) Ασαφοποιητής Singleton
- 2) Το συνδετικό AND υλοποιείται με τον τελεστή min
- 3) Η συνάρτηση συμπερασμού υλοποιείται με τον κανόνα Larsen.
- 4) Το συνδετικό ALSO υλοποιείται με τον τελεστή max.
- 5) Ο από-ασαφοποιητής υλοποιείται με την τεχνική COA.

Με βάση τα παραπάνω, υλοποιείται το ασαφές μοντέλο *Satellite2.fis* το οποίο υλοποιεί το σύστημα κλειστού βρόχου ασαφής ελεγκτής – δορυφόρος. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιείται το περιβάλλον του Fuzzy editor που διαθέτει το MATLAB. Το συγκεκριμένο εργαλείο παράγει τον απαραίτητο κώδικα για το μοντέλο .fis χωρίς την χρήση των εντολών `addmf`, `addvar`, `addrule` κλπ.

Σενάριο 1

α) Σχεδίαση του ελεγκτή και αποκρίσεις

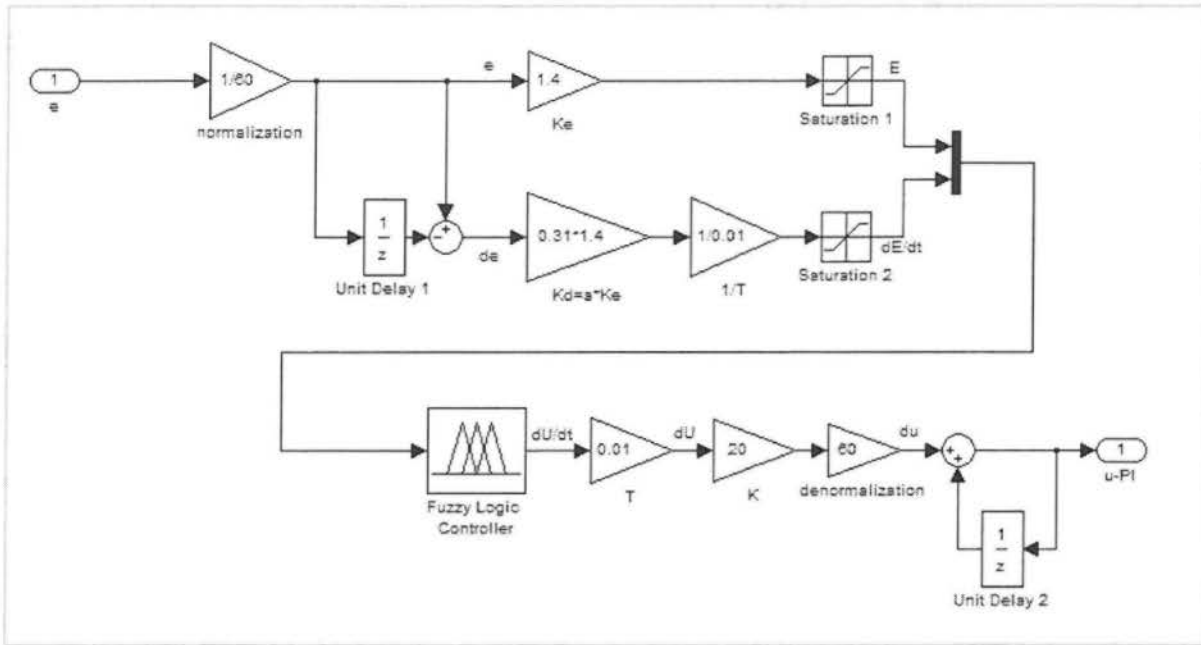
Με τη βοήθεια του Simulink και των μπλοκ του υλοποιείται το μοντέλο του συστήματος (*SatelliteControl_FZPI.mdl*) που φαίνεται στα παρακάτω σχήματα 37,38.



Σχήμα 37: Μπλοκ FZ - PI Controller

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Το μπλοκ FZ - PI Controller που φαίνεται στο παραπάνω διάγραμμα είναι το μπλοκ διάγραμμα του συστήματος που φαίνεται στο διάγραμμα 38.



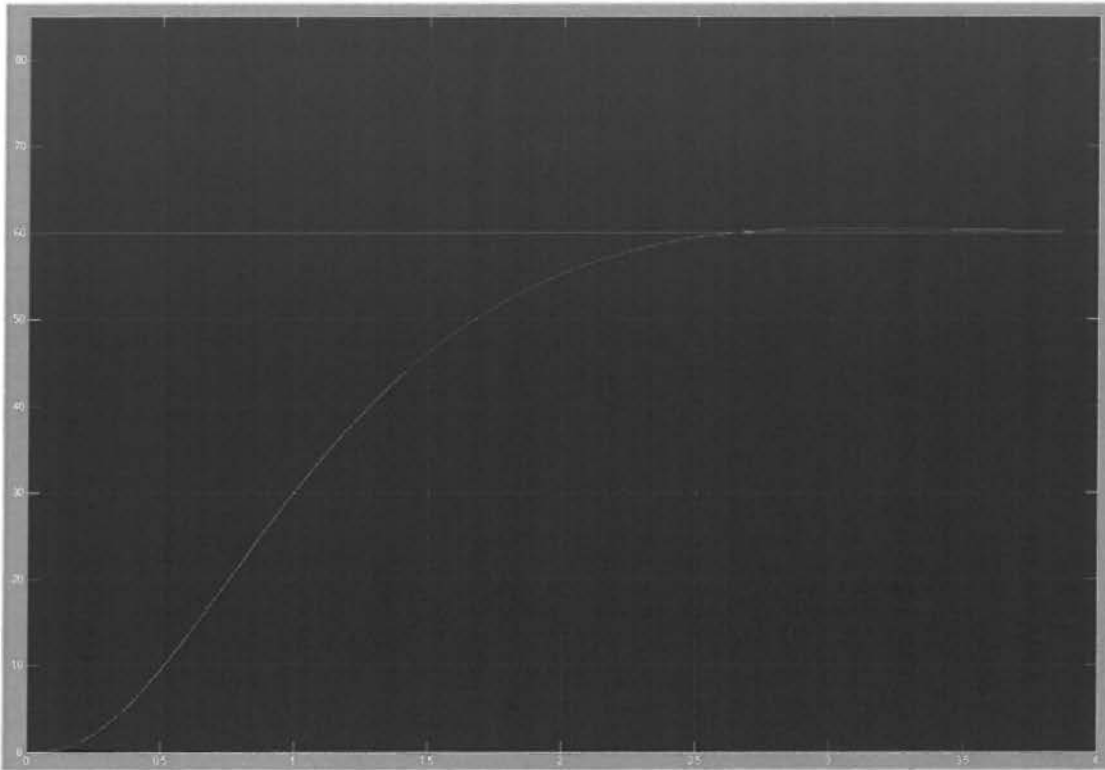
Σχήμα 38: Μπλοκ συστήματος
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Οι τιμές που φαίνονται στο παραπάνω σχήμα είναι αυτές που επιλέχθηκαν τελικά έπειτα από διαδοχικές προσομοιώσεις και ρυθμίσεις. Αρχικά όμως οι τιμές αυτές επιλέχθηκαν με βάση τον γραμμικό ελεγκτή που σχεδιάστηκε παραπάνω. Έτσι επιλέχθηκαν: $a = T_i = K_p / K_i = 0.666$ όπου K_p , K_i οι παράμετροι του γραμμικού ελεγκτή.

$$K_e = 1$$

$$K = \frac{K_p}{F\{aK_e\}} = \frac{2}{0.666 \cdot 1} = 3 \geq K_p$$

Η έξοδος του συστήματος φαίνεται στο διάγραμμα. Φυσικά το αποτέλεσμα αυτό δεν ικανοποιεί τις προδιαγραφές υπερύψωσης και χρόνου ανόδου που έχουν τεθεί (συγκεκριμένα εδώ δεν ικανοποιείται ο χρόνος ανόδου) έτσι θα εφαρμοστεί η μέθοδος της συγκριτικής ρύθμισης κερδών (Βιττώριας, 2006).



Διάγραμμα 16: Έξοδος συστήματος

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Θα ρυθμιστούν τα κέρδη κλιμακοποίησης ώστε η απόκριση κλειστού βρόχου για την μέγιστη βηματική διέγερση να έχει καλύτερα χαρακτηριστικά από αυτή του γραμμικού ελεγκτή. Οι προδιαγραφές που θα πρέπει να πληρούνται μετά τη ρύθμιση είναι (Βιττώριας, 2006):

- 1) Υπερύψωση μικρότερη από 7%, δηλαδή, $M_p < 0.07$.
- 2) Χρόνος ανόδου μικρότερος από 0.6 δευτερόλεπτα. Δηλαδή, $t_r < 0.6$.

Αρχικά αυξάνονται τα K_e / K για γρηγορότερη απόκριση. Έπειτα μικραίνει το α για ακόμα πιο γρήγορη απόκριση. Δίνεται προσοχή όμως ώστε οι τιμές που θα δοθούν να μην οδηγήσουν το σύστημα σε αστάθεια. Η διαδικασία αυτή γίνεται αρκετές φορές ωστόσο εδώ παρουσιάζονται μερικά χαρακτηριστικά αποτελέσματα στον παρακάτω πίνακα 6.

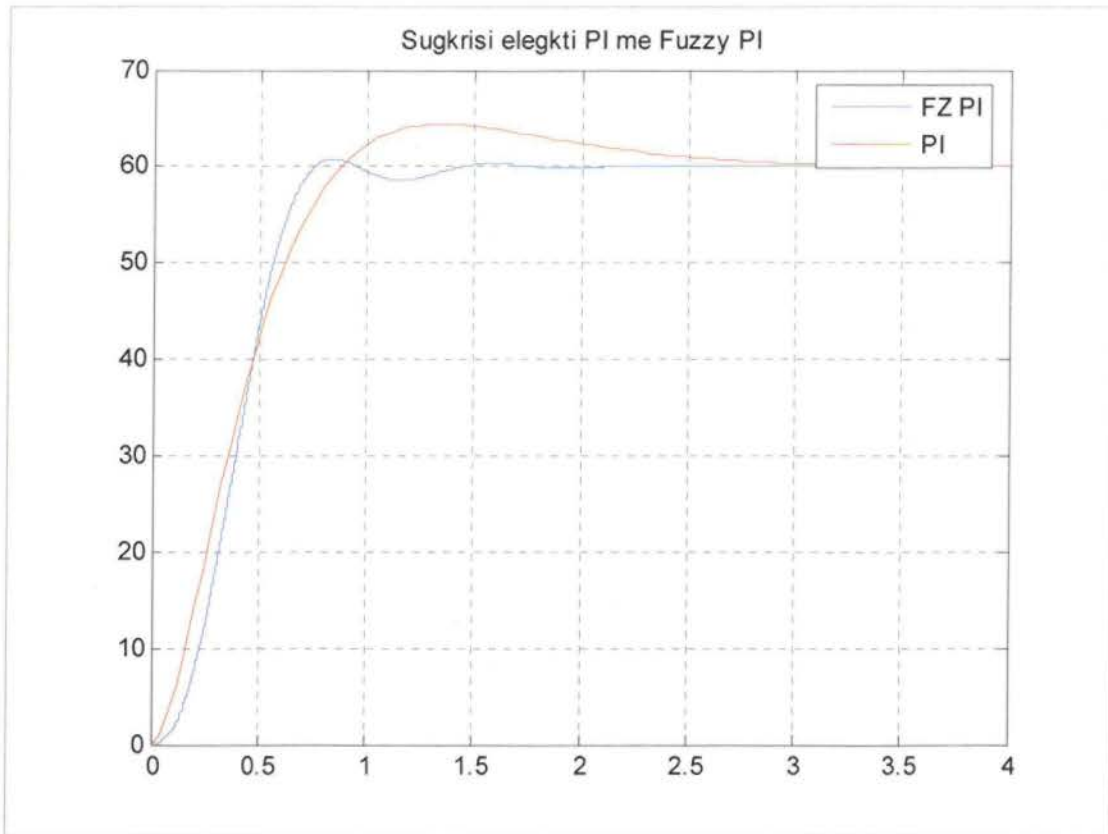
<i>FZ-PI</i>	K_e	K	α	Χρόνος Ανόδου	Ποσοστό Υπερύψωσης
Αρχικά	1	3	0.66	≈ 1.5 sec	0 %
Αλλαγή K_e / K	1.4	20	0.66	≈ 1 sec	0 %
Αλλαγή α	1.4	20	0.25	≈ 0.35 sec	≈ 13.3 %
Τελικά	1.4	20	0.31	0.43 sec	1.23 %

Πίνακας 6: Χαρακτηριστικά αποτελέσματα

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Από τον παραπάνω πίνακα, είναι φανερό ότι η αύξηση των K_e / K οδηγεί στην μείωση της υπερύψωσης και του χρόνου ανόδου. Από την άλλη, η μείωση του α οδηγεί στην μείωση του χρόνου ανόδου. Ταυτόχρονα όμως αυξάνει η υπερύψωση. Με το πρόγραμμα *Satellite2_FZPI.m* μπορεί να τρέξει η προσομοίωση μέσω Simulink του συστήματος και να εξαχθούν τα αποτελέσματα στο MATLAB ώστε να ακολουθήσει επεξεργασία. Έτσι με το πρόγραμμα αυτό υπολογίζονται οι τελικές τιμές χρόνου ανόδου και υπερύψωσης, $RiseTime = 0.4333$, $Overshoot = 1.2269$.

Με το πρόγραμμα *Compare_FZPI_PI.m* συγκρίνονται τα αποτελέσματα του γραμμικού και του ασαφούς ελεγκτή (καλώντας τα προγράμματα που υλοποιήθηκαν πριν και επεξεργάζοντας τα δεδομένα) και παρουσιάζονται οι βηματικές αποκρίσεις τους στο ίδιο διάγραμμα (Βιττώριας, 2006).



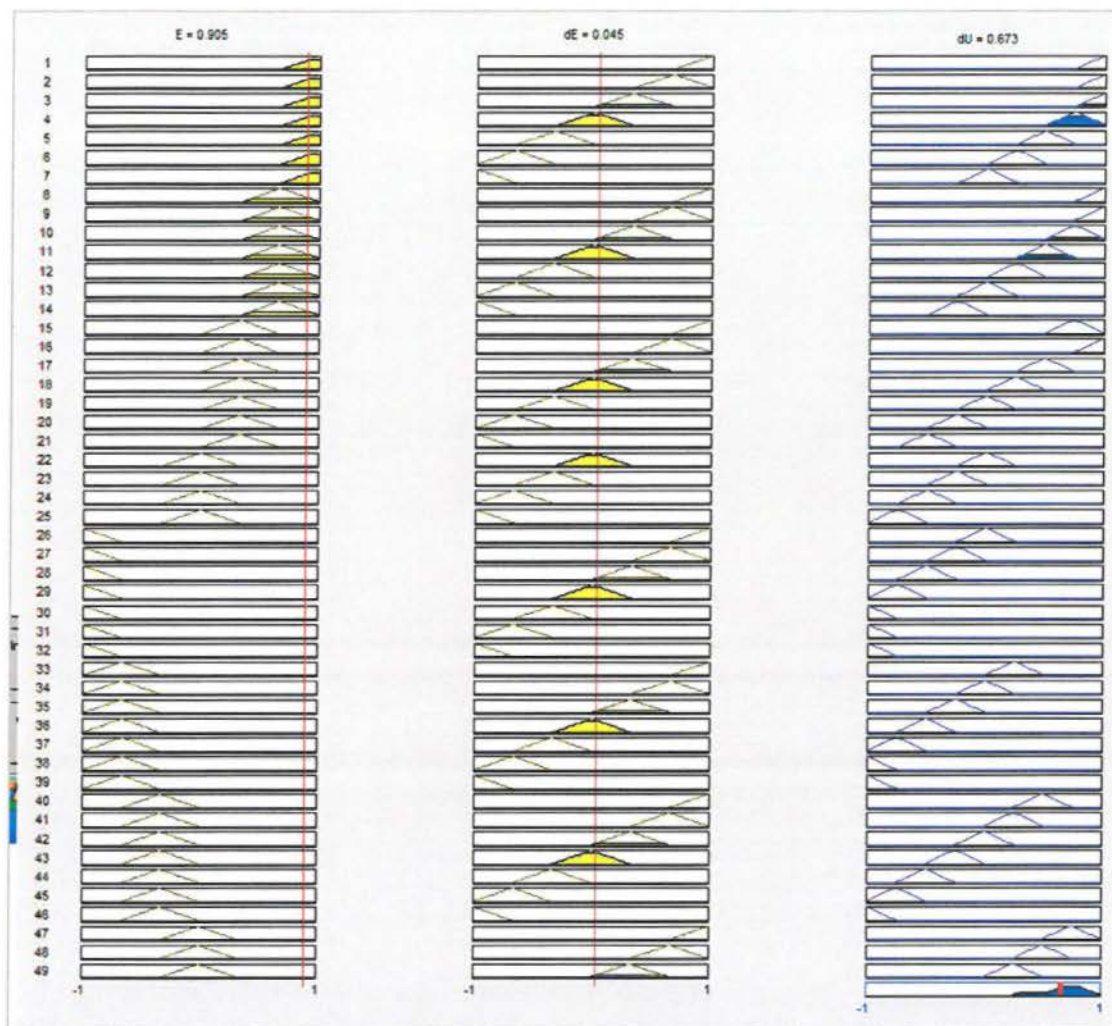
Διάγραμμα 17: Βηματικές αποκρίσεις
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Παρατηρείται φυσικά ότι ο ασαφής ελεγκτής που σχεδιάστηκε παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από τον καλά ρυθμισμένο γραμμικό ελεγκτή 2^{ης} τάξης που υλοποιήθηκε. Συγκεκριμένα έχει βελτιωθεί και ο χρόνος ανόδου αλλά κυρίως η υπερύψωση. Πιθανώς με μια περαιτέρω βελτίωση των κερδών των ενισχυτών του ασαφούς ελεγκτή να επιτυγχάνονταν ακόμα καλύτερα αποτελέσματα (Βιττώριας, 2006).

β) Λειτουργία της βάσης του ελεγκτή και συμπεράσματα

Έχει διαμορφωθεί το ασαφές σύστημα συμπερασμού (FIS) και φαίνονται οι αποκρίσεις αυτού (συμπεράσματα ΔU) διεγείροντας του με τις εισόδους (ϵ και $\Delta\epsilon$). Φυσικά μπορούν να υπολογιστούν τα συμπεράσματα αναλυτικά μέσω script στο Matlab αλλά εδώ λόγω μεγέθους του προβλήματος θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα μέσω του FIS Editor Viewer. Συγκεκριμένα διεγείρεται το σύστημα με εισόδους που ανήκουν στο σύνολο PM για το ϵ και ZR για το $\Delta\epsilon$.

Οι αποκρίσεις των κανόνων για $E = 0.905$ (PM) και $dE = 0.045$ (ZR) φαίνονται στο διάγραμμα 18. Επίσης φαίνεται και η τελική τιμή (crisp) που προκύπτει μετά τον αποσαφοποιητή ($dU = 0.673$ - PL).



Διάγραμμα 18: Αποκρίσεις κανόνων

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Παρατηρείται ότι διεγείρονται οι κανόνες για τους οποίους διεγείρονται και οι δύο είσοδοί τους (μιας και είναι υλοποιημένοι με AND). Οι υπόλοιποι κανόνες δεν διεγείρονται και επομένως δεν παρέχουν συμπέρασμα είτε γιατί έχουν $w_1^1 = 0$ είτε γιατί έχουν $w_2^2 = 0$ είτε και τα δύο ταυτόχρονα. Επίσης παρατηρείται ότι τα συμπεράσματα των κανόνων συντίθεται στο τέλος μέσω πράξης max και επιλέγεται το κέντρο της περιοχής (defuzzifier- Center Of Area). Μια ερμηνεία του αποτελέσματος είναι η εξής (Βιττώριας, 2006):

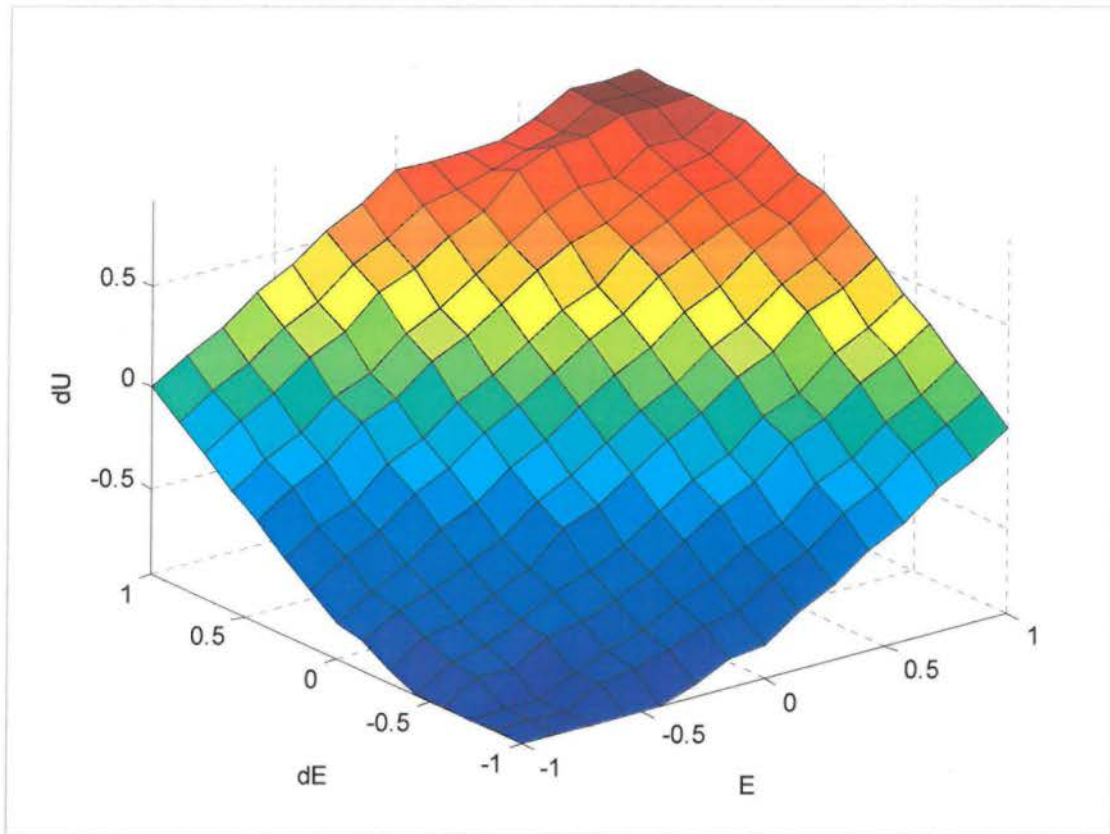
- $E = PM$. Το σύστημα έχει πολύ μεγάλο σφάλμα (αρκετά μακριά από την επιθυμητή τελική κατάσταση – σήμα αναφοράς). Επίσης το σφάλμα είναι θετικό πράγμα που σημαίνει ότι η έξοδος του συστήματος είναι μικρότερη της επιθυμητής τιμής και όχι μεγαλύτερη.
- $\Delta e = ZR$ Η μεταβολή του σφάλματός μας είναι σχεδόν μηδενική. Αυτό σε συνδυασμό με τα προηγούμενα σημαίνει ότι εκτός του ότι είμαστε πολύ μακριά από την επιθυμητή τιμή εξόδου του συστήματος, δεν μεταβαλλόμαστε και γρήγορα προς αυτή την τιμή.

Κατά συνέπεια των δύο παραπάνω το σύστημα πρέπει να δώσει μια μεγάλη ώθηση προς τα πάνω ώστε να φτάσει γρηγορότερα την τελική τιμή και αυτό ακριβώς κάνει δίνοντας μια τελική τιμή που ανήκει κυρίως στο σύνολο PL. Κάποιος θα αναρωτιόταν γιατί το σύστημα αφού είναι σε αυτή την άσχημα σχετικά με την επιθυμητή κατάσταση θέση δεν δίνει την μέγιστη ώθηση προς αυτήν. Κάτι τέτοιο θα γινόταν αν το σύστημα ναί μεν είχε μεγάλο θετικό σφάλμα αλλά και μεγάλη ή σχετικά μεγάλη αρνητική τιμή μεταβολής του σφάλματος. Κάτι τέτοιο θα σήμαινε ότι το σύστημα έχει πολύ μεγάλο σφάλμα και οδεύει να το μεγαλώσει. Τότε θα έδινε την μέγιστη ώθηση προς τα πάνω ($dU = PV$) (Βιττώριας, 2006).

γ) Ερμηνεία του νόμου ελέγχου του FLC

Με το πρόγραμμα *Satellite2_FZPI.m* και την εντολή *gensurf* (με είσοδο το ασαφές σύστημα συμπερασμού) παράγεται η τρισδιάστατη απεικόνιση της εξόδου του ασαφούς ελεγκτή $\Delta u(k)$ συναρτήσει των εισόδων του $e(k)$ και $\Delta e(k)$ που φαίνεται στο διάγραμμα 19.

Η επιφάνεια αυτή στην ουσία απεικονίζει την δράση των διαφόρων κανόνων που απαρτίζουν την ασαφή βάση κανόνων και εξηγεί το σκεπτικό με βάση το οποίο δρα ο ασαφής ελεγκτής. Για παράδειγμα, αν $e(k) > 0$ και $\Delta e(k) < 0$ ή αν $e(k) < 0$ και $\Delta e(k) > 0$, τότε το σφάλμα κατευθύνεται στο μηδέν με ικανοποιητικό ρυθμό, άρα $\Delta e(k) = 0$. Αν πάλι $e(k) = 0$ και $\Delta e(k) = 0$, τότε το σύστημα βρίσκεται στην κατάσταση μόνιμης ισορροπίας και $\Delta e(k) = 0$. Τέλος, το $\Delta e(k)$ απομακρύνεται από το μηδέν όταν το σφάλμα δεν αυτοδιορθώνεται.

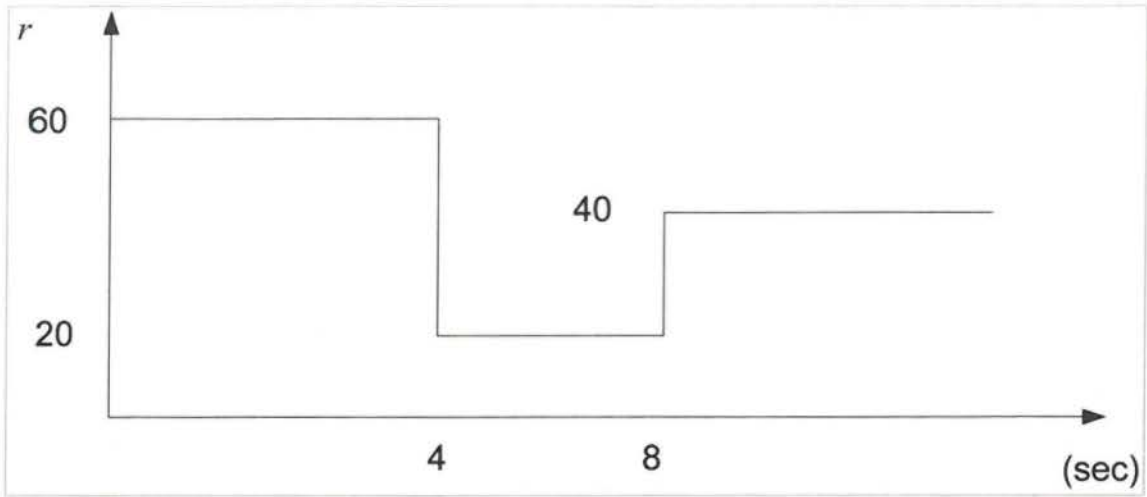


Διάγραμμα 19: Τρισδιάστατη απεικόνιση της εξόδου του ασαφούς ελεγκτή
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Παρατηρείται επίσης μια σχετική ομαλότητα της καμπύλης μας που είναι φυσικά συνέπεια των μεθόδων που ακολουθήθηκαν για την υλοποίηση της (Larsen, COA κλπ). Αν επιχειρηθεί για παράδειγμα να αλλαχθεί ο αποασαφοποιητής θα παρατηρηθούν περισσότερες ασυνέχειες (Βιττώριας, 2006).

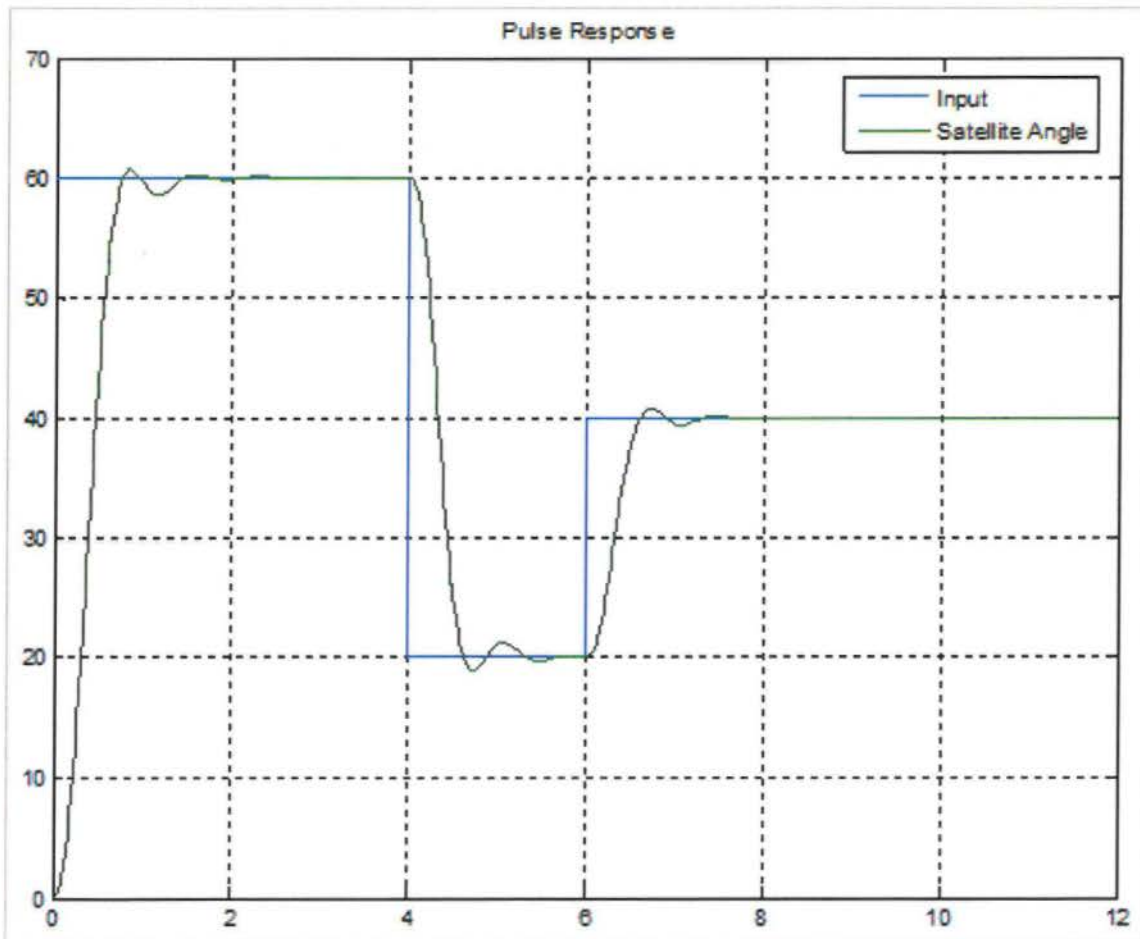
Σενάριο 2

Στη συνέχεια εξετάζονται δύο διαφορετικά προφίλ του σήματος αναφοράς. Αρχικά, εξετάζεται το παρακάτω σήμα αναφοράς:



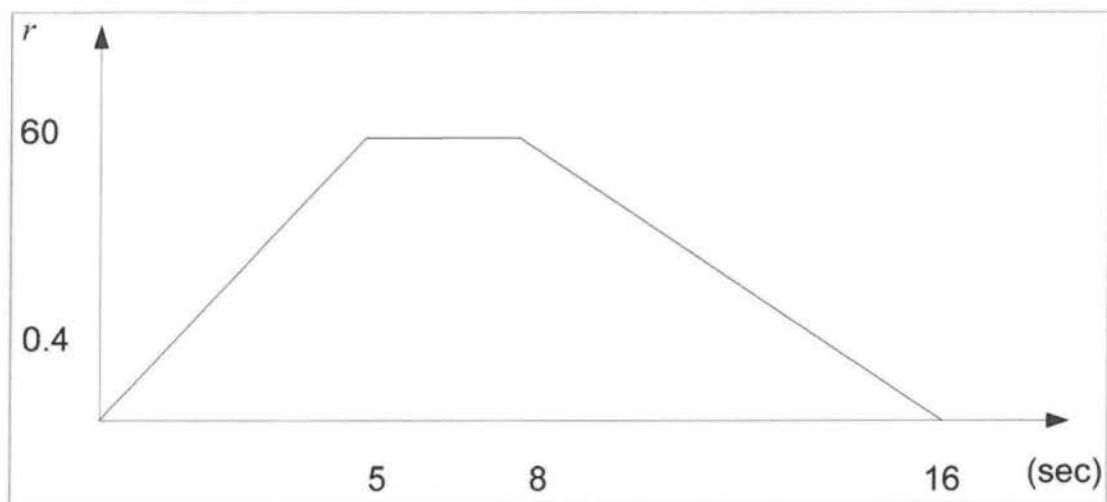
Σχήμα 39: Σήμα αναφοράς
Πηγή: Βιττώριας, 2006

Η απόκριση του FZ-PI για τις παραμέτρους του ασαφούς ελεγκτή που έχουν επιλεγεί φαίνεται στο διάγραμμα 20 (Βιττώριας, 2006).



Διάγραμμα 20: Απόκριση του FZ-PI
Πηγή: Βιττώριας, 2006

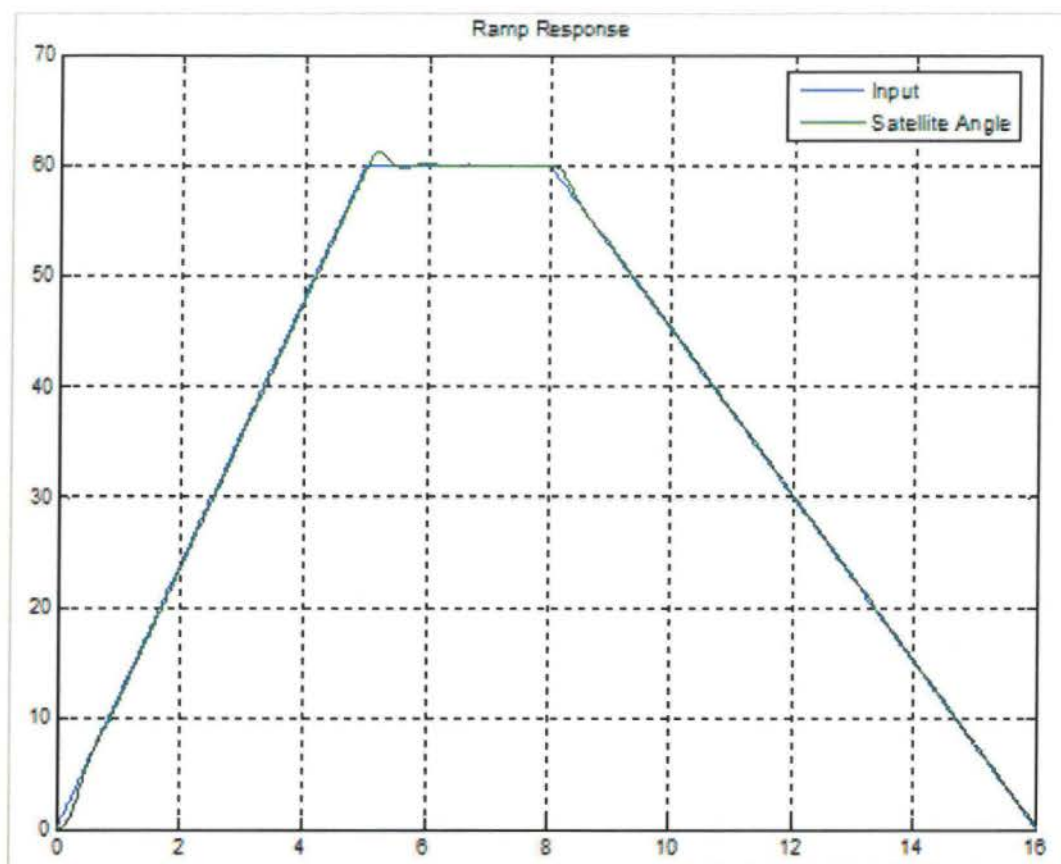
Έπειτα, εξετάζεται το παρακάτω σήμα αναφοράς (είσοδος ράμπας).



Σχήμα 40: Σήμα αναφοράς (είσοδος ράμπας)

Πηγή: Βιττόριας, 2006

Η απόκριση του FZ-PI για τις παραμέτρους του ασαφούς ελεγκτή που έχουν επιλεγεί φαίνεται στο διάγραμμα 21.



Διάγραμμα 21: Απόκριση του FZ-PI

Πηγή: Βιττώριας, 2006

Με βάση τις παραπάνω αποκρίσεις συμπεραίνεται ότι ο FLC παρακολουθεί πολύ πιο αποτελεσματικά εισόδους ράμπας παρά εισόδους σε μορφή παλμών. Αυτό συμβαίνει γιατί οι εισοδοί ράμπας δεν έχουν τόσο απότομες μεταβολές όσο οι εισοδοί παλμών.

3.8. Ασαφής ελεγκτής υδραγωγείου

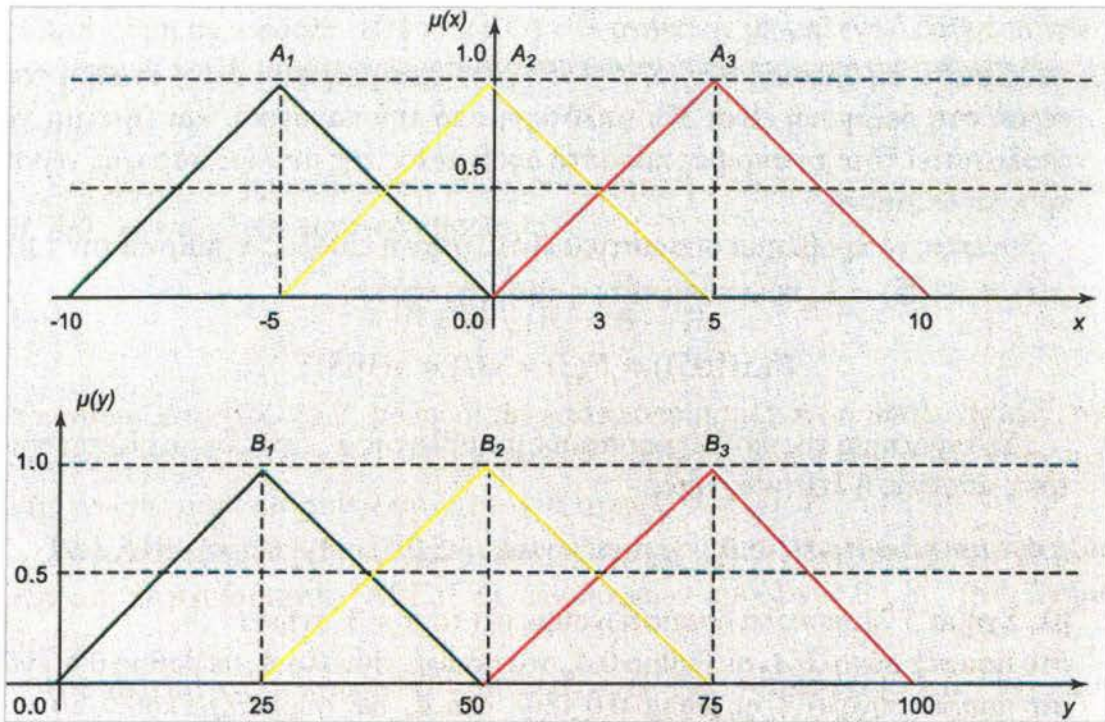
Έστω μια δεξαμενή ενός υδραγωγείου (αντλιοστάσιο) που για την ομαλή ύδρευση των καταναλωτών πρέπει να περιέχει όλο το 24ωρο μια συγκεκριμένη ποσότητα νερού, πράγμα που θεωρείται ότι συμβαίνει όταν η στάθμη του νερού δεν αποκλίνει περισσότερο από 10% γύρω από ένα συγκεκριμένο κανονικό επίπεδο πλήρωσης της δεξαμενής. Μια αντλία παροχής νερού προς τη δεξαμενή, ανοίγει την παροχή της από 0% έως 100%, ανάλογα με την εκάστοτε πληρότητα της δεξαμενής. Ζητείται να σχεδιαστεί ένα κατάλληλο ασαφές σύστημα ελέγχου που θα ρυθμίζει την ομαλή λειτουργία του αντλιοστασίου του υδραγωγείου. Εάν τη χρονική στιγμή $t = 105(\text{min})$, καταμετράται ότι η στάθμη του νερού στη δεξαμενή είναι 3% ψηλότερη από το κανονικό, να υπολογιστεί τότε το ακριβές ποσοστό ανοίγματος της αντλίας παροχής νερού προς τη δεξαμενή (Θεοδώρου, 2012; Terano et al, 1994).

Καταρχήν η επιλογή του κατάλληλου ασαφούς συστήματος ελέγχου στις πρακτικές εφαρμογές, δεν γίνεται όπως συνήθως ακολουθώντας πιστά την εφαρμογή μιας συγκεκριμένης μεθοδολογίας, αλλά κυρίως γίνεται μέσα από την προσεκτική εξέταση των ιδιαίτερων αναγκών και των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων του συγκεκριμένου κάθε φορά προβλήματος. Επίσης ένα ασαφές σύστημα ελέγχου συχνά βασίζεται σε μια βελτιωμένη επέκταση του αντίστοιχου κλασικού συστήματος ελέγχου. Επιπλέον στην πράξη συνήθως μπορεί να προκύψουν διάφορες εκδοχές - παραλλαγές (versions) του ίδιου ασαφούς συστήματος ελέγχου, μέχρι να προκύψει το βέλτιστο πρακτικά.

Έτσι ένα κατάλληλο σύστημα για τον έλεγχο της λειτουργίας των ιδιαίτερων αναγκών εδώ του προβλήματος του αντλιοστασίου του υδραγωγείου, βρίσκεται ότι είναι ένα απλό ασαφές σύστημα με μια είσοδο και μια έξοδο έτσι ώστε, η είσοδος x να εκφράζει το ποσοστό απόκλισης (από -10% έως 10%) από την κανονική στάθμη του επιπέδου πλήρωσης της δεξαμενής, και η έξοδος y να εκφράζει το ποσοστό παροχής (από 0% έως 100%) στη δεξαμενή από την αντλία (Θεοδώρου, 2012; Terano et al, 1994).

Θεωρείται ένα ασαφές σύστημα F , με μια είσοδο x (πληρότητα δεξαμενής) που παίρνει τρεις διαδοχικές ασαφείς τιμές $\{A_1 = \text{αρνητική}, A_2 = \text{κανονική}, A_3 = \text{θετική}\}$, ως προς σύνολο αναφοράς από -10% έως 10%, και μια έξοδο την ασαφή μεταβλητή y (παροχή αντλίας) με τρεις επίσης διαδοχικές ασαφείς - λεκτικές τιμές, $\{B_1 = \text{χαμηλή}, B_2 = \text{μέτρια}, B_3 = \text{υψηλή}\}$, ως προς σύνολο αναφοράς από 0% έως 100%. Δηλαδή η

τυπολογική έκφραση του ασαφούς συστήματος είναι η απεικόνιση, $F : x \in A_i, c X = [-10, 10] \rightarrow F(x) = y \in B_j, c Y = [0, 100], (i, j = 1, 2, 3)$.



Σχήμα 41: Ασαφής μεταβλητή - είσοδος x , με τρεις λεκτικές - ασαφείς τιμές τους Τριγωνικούς ασαφείς αριθμούς (TFN), $\{A_1 = \text{αρνητική} = (-10, -5, 0), A_2 = \text{κανονική} = (-5, 0, 5), A_3 = \text{θετική} = (0, 5, 10)\}$ (άνω γράφημα), έξοδος - ασαφής μεταβλητή y με τρεις επίσης ασαφείς τιμές τους τριγωνικούς ασαφείς αριθμούς, $\{B_1 = \text{χαμηλή} = (0, 25, 50), B_2 = \text{μέτρια} = (25, 50, 75), B_3 = \text{υψηλή} = (50, 75, 100)\}$ (κάτω γράφημα)
 Πηγή: Θεοδώρου, 2012

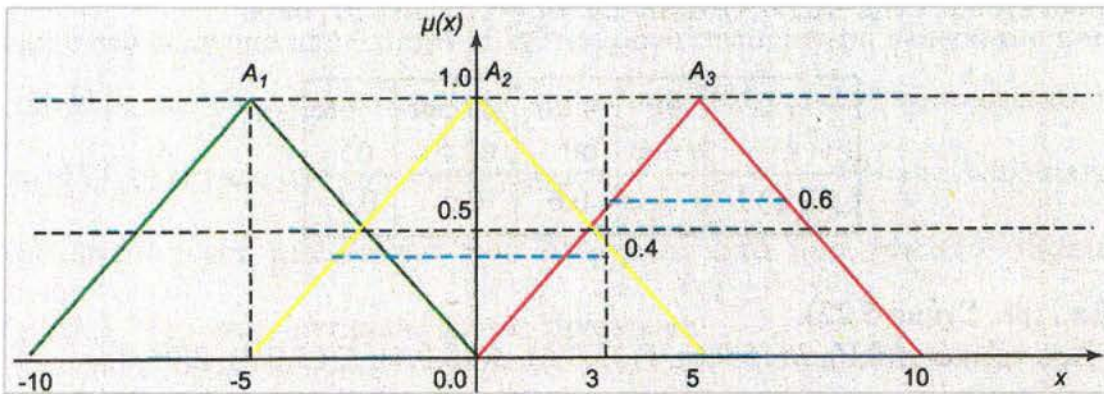
Προφανώς ανάλογα με τις ιδιαίτερες ανάγκες του προβλήματος, θα μπορούσε να ληφθούν εδώ αντί για 3 από 5 ασαφείς τιμές για την είσοδο x και την έξοδο y , είτε η είσοδος x να διαμεριστεί σε 6 ασαφείς τιμές και σε 4 ασαφείς τιμές η έξοδος y , κ.λπ. Εξάλλου μια μεταβλητή που συχνά επίσης συναντάται και στον ασαφή έλεγχο είναι η μεταβλητή «λάθος σήματος - error signab», που συνήθως εκφράζει την απόκλιση μεταξύ μιας μετρούμενης τιμής από μια επιθυμητή τιμή. Οι ασαφείς κανόνες (fuzzy rules) του συστήματος προσδιορίζονται (συνήθως ύστερα από γνωμάτευση ειδικών ή μετά από κατάλληλη στατιστική ανάλυση δεδομένων) ως εξής (Θεοδώρου, 2012; Terano et al, 1994):

R₁: IF « x είναι A_1 », THEN « y είναι B_3 »

R₂: IF « x είναι A_2 », THEN « y είναι B_2 »

R₃: IF «x είναι A₃», THEN «y είναι B₁»

Δίνεται ότι τη χρονική στιγμή $t = 105$ (min) καταμετράται ότι η στάθμη του νερού στη δεξαμενή είναι 3% ψηλότερη από την κανονική, και ζητείται να υπολογιστεί τότε το ακριβές ποσοστό ανοίγματος της αντλίας παροχής νερού προς τη δεξαμενή. Συνεπώς το πρόβλημα ουσιαστικά είναι όταν η είσοδος x παίρνει την τιμή $x(t) = x(105) = 3$, ποια θα είναι τότε η τιμή της εξόδου $F(x(105)) = F(3) = y(t) = y(105)$.



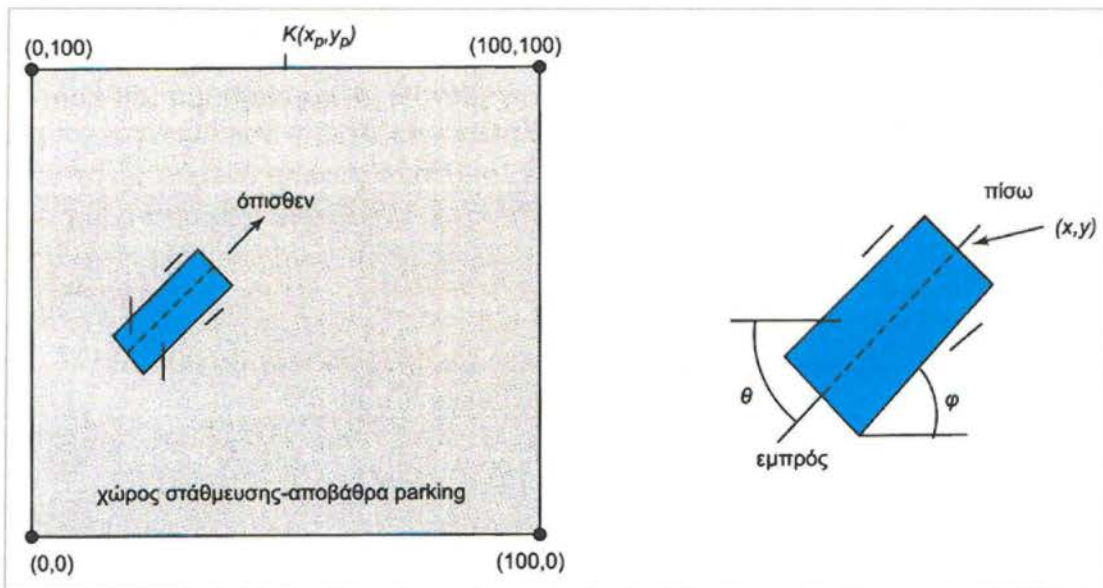
Σχήμα 42: Η τιμή της εισόδου $x(t) = x(105) = 3$ ανήκει στο ασαφές σύνολο A_2 σε βαθμό 0.4, στο ασαφές σύνολο A_3 σε βαθμό 0.6, ενώ στο ασαφές σύνολο A_1 σε βαθμό 0.0 (δηλαδή το A_1 , δεν συμμετέχει καθόλου). Άρα η τιμή της εισόδου $x(t) = x(105) = 3$ ανήκει σε μη - μηδενικό βαθμό μόνον στα A_2 και A_3 , οπότε ενεργοποιούνται μόνον οι ασαφείς κανόνες R_2 και R_3

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Στο γράφημα της εισόδου - ασαφούς μεταβλητής x , όπως διαμερίζεται στις τρεις ασαφείς ή λεκτικές τιμές, $\{A_1 = \text{αρνητική} = (-10, -5, 0), A_2 = \text{κανονική} = (-5, 0, 5), A_3 = \text{θετική} = (0, 5, 10)\}$, εύκολα διαπιστώνεται ότι το $x = 3$ ανήκει στο ασαφές σύνολο A_2 σε βαθμό 0.4, στο ασαφές σύνολο A_3 σε βαθμό 0.6, ενώ στο ασαφές σύνολο A_1 σε βαθμό 0.0 (δηλαδή στο A_1 δεν συμμετέχει καθόλου). Άρα η τιμή της εισόδου $x(t) = x(105) = 3$ ενεργοποιεί σε μη μηδενικό βαθμό μόνο τα A_2 και A_3 . Οπότε από τους ασαφείς κανόνες του συστήματος «ενεργοποιούνται» μόνον εκείνοι όπου συμμετέχουν τα A_2 και A_3 , δηλαδή οι R_2 και R_3 , και μάλιστα στον βαθμό που το $x = 3$ ανήκει σε αυτά (Θεοδώρου, 2012; Terano et al, 1994; Lubczonok & Murali, 2002).

3.9. Ασαφές σύστημα ελέγχου για παρκάρισμα ευφυούς αυτοκινήτου (smart car)

Έστω ένα (ευφύες) αυτοκίνητο που στοχεύεται να αυτοπαρκάρει σε έναν επίπεδο χώρο στάθμευσης (αποβάθρα parking), κινούμενο με την όπισθεν. Έστω ότι η αποβάθρα είναι διαστάσεων 100m x 100m, ενώ θεωρείται ότι (x, y) είναι το κέντρο του πίσω μέρους του αυτοκινήτου, φ είναι η γωνία που σχηματίζει ο άξονας του αυτοκινήτου με τον οριζόντιο άξονα, θ είναι η γωνία στροφής των εμπρόσθιων τροχών ως προς τον άξονα του αυτοκινήτου (ή αλλιώς η γωνία στροφής του τιμονιού από μια μηδενική θέση), και ότι το αυτοκίνητο κινείται με κάποια σταθερή ταχύτητα, με την όπισθεν, εντός της αποβάθρας (Θεοδώρου, 2012).



Σχήμα 43: Διάγραμμα της προσομοίωσης για το παρκάρισμα ενός ευφυούς αυτοκινήτου, κάθετα στο σημείο $K(x_p, y_p) = (50, 100)$ μιας επίπεδης αποβάθρας με διαστάσεις $(x, y) \in [0, 100] \times [0, 100]$

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Ζητείται να προσδιοριστεί κατάλληλος ασαφής ελεγκτής ο οποίος θα οδηγεί το αυτοκίνητο από οποιαδήποτε αρχική θέση προς το σημείο $K(x_p, y_p) = (50, 100)$ κάθετα της αποβάθρας.

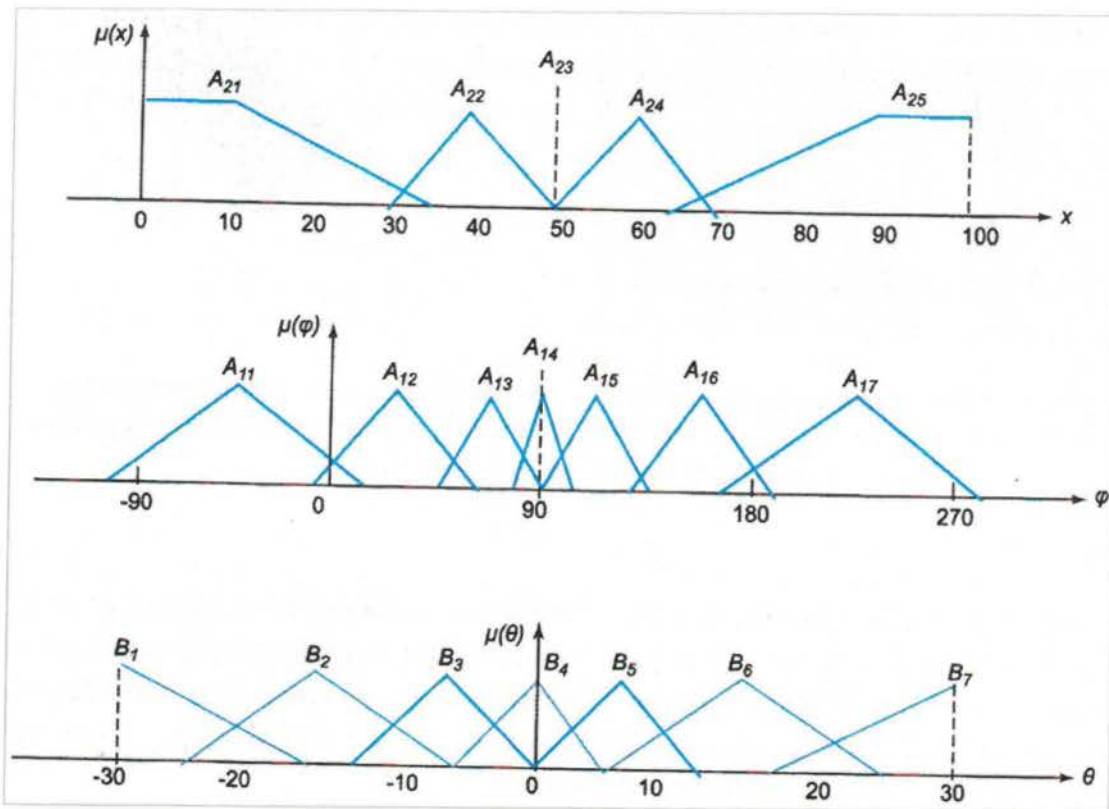
Καταρχήν πρέπει να προσδιοριστούν οι είσοδοι και οι έξοδοι του ασαφούς ελεγκτή. Προφανώς ο ζητούμενος ασαφής ελεγκτής πρέπει σε κάθε στιγμή να μπορεί να

ρυθμίζει τη γωνία θ του τιμονιού έτσι ώστε, το αυτοκίνητο από οποιαδήποτε αρχική θέση (χ, y) και με οποιαδήποτε γωνία φ να κατευθύνεται προς το σημείο $K(x_p, y_p) = (50, 100)$ κάθετα της αποβάθρας. Θεωρώντας χάριν απλούστευσης ότι το πλάτος y της αποβάθρας είναι αρκετά μεγάλο για την άνετη πλάγια κίνηση του αυτοκινήτου, περιορισμός υπάρχει μόνον στη συντεταγμένη x για τον προσδιορισμό του κέντρου (χ, y) του αυτοκινήτου. Συνεπώς απαιτούνται δύο είσοδοι στις μεταβλητές χ και φ , και μια έξοδο την μεταβλητή θ , με πεδίο ορισμού, αντίστοιχα (Θεοδώρου, 2012; Ming et al, 2000):

$$\begin{aligned} 0 &\leq \chi \leq 100 \\ -90 &\leq \varphi \leq 270 \\ 30 &\leq \theta \leq 30 \end{aligned}$$

Για την απλούστευση της υπολογιστικής διαδικασίας θεωρούνται διακριτές τιμές (discretization) για τις μεταβλητές, για παράδειγμα ανά 0.1 για χ , και ανά βαθμό για τις γωνίες φ και θ . Επίσης θεωρείται ότι θετικές τιμές της γωνίας θ αντιστοιχούν σε στροφή του τιμονιού σύμφωνα με την κίνηση των δεικτών του ρολογιού, ενώ αρνητικές τιμές της θ αντιστοιχούν σε αντίθετη με το ρολόι στροφή του τιμονιού. Ακολούθως ασαφοποιούνται οι μεταβλητές, δηλαδή διαχωρίζονται σε ασαφείς τιμές (συνήθως μετά από υπόδειξη ειδικών μηχανικών εμπειρογνομώνων).

Ο αριθμός των ασαφών τιμών που μπορεί να πάρει κάθε μεταβλητή, αλλά και το σχήμα κάθε ασαφούς τιμής (τριγωνικός ή τραπεζοειδής ασαφής αριθμός είτε καμπανοειδές ασαφές σύνολο), καθώς και η επικάλυψη μεταξύ των διαδοχικών ασαφών τιμών, παίζουν σημαντικότατο ρόλο στη συμπεριφορά του ασαφούς ελεγκτή και συνεπακόλουθα στο επιτυχημένο ή μη παρκάρισμα του φορτηγού (σχήμα 44).



Σχήμα 44: Διάγραμμα 2 εισόδων - ασαφών μεταβλητών x και φ , και της εξόδου - ασαφούς μεταβλητής θ , για τον ασαφή έλεγχο παρκαρίσματος αυτοκινήτου
 Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Έτσι σύμφωνα και με το παραπάνω σχήμα, οι δύο εισοδοί - γλωσσικές μεταβλητές x και φ , και η έξοδος - γλωσσική μεταβλητή θ , μπορούν να εκφράζονται γλωσσικά ως εξής:

Είσοδος 1η = Γωνία φ	Είσοδος 2η = Θέση x	Έξοδος = Γωνία θ
A_{11} =πολύ δεξιά	A_{21} =αριστερά	B_1 =πολύ αρνητική
A_{12} =μέτρια δεξιά	A_{22} =κεντροαριστερά	B_2 =μέτρια αρνητική
A_{13} =λίγο δεξιά	A_{23} =κέντρο	B_3 =λίγο αρνητική
A_{14} =κάθετα	A_{24} =κεντροδεξιά	B_4 =μηδενική
A_{15} =λίγο αριστερά	A_{25} =δεξιά	B_5 =λίγο θετική
A_{16} =μέτρια αριστερά		B_6 =μέτρια θετική
A_{17} =πολύ αριστερά		B_7 =πολύ θετική

Επίσης προσδιορίζεται (συνήθως ύστερα από υπόδειξη ειδικών μηχανικών εμπειρογνομώνων ή μετά από κατάλληλη στατιστική ανάλυση δεδομένων) ότι για το ζητούμενο ασαφές σύστημα ελέγχου (παρκάρισμα αυτοκινήτου σε επίπεδο χώρο στάθμευσης), ισχύει ο πίνακας των αποθηκευμένων ασαφών κανόνων του συστήματος (fuzzy associative memory - bank matrix) του σχήματος 45 (Θεοδώρου, 2012; Ming et al, 2000).

$\phi \backslash x$	A_{21}	A_{22}	A_{23}	A_{24}	A_{25}
A_{11}	¹ B_5	² B_6	³ B_6	⁴ B_7	⁵ B_7
A_{12}	B_3	B_5	B_6	B_7	¹⁰ B_7
A_{13}	B_2	B_3	B_5	¹⁴ B_6	B_7
A_{14}	B_2	B_2	¹⁸ B_4	B_6	B_6
A_{15}	²¹ B_1	B_2	B_3	B_5	B_6
A_{16}	B_1	²⁷ B_1	B_2	B_3	B_5
A_{17}	B_1	³² B_1	B_2	B_2	³⁵ B_5

Σχήμα 45: Πίνακας αποθηκευμένων ασαφών κανόνων του συστήματος (fuzzy associative memory - bank matrix)

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Από τον δοθέντα Πίνακα του συστήματος προκύπτουν 35 ασαφείς κανόνες R_1, R_2, \dots, R_{35} , που είναι ήδη αποθηκευμένοι στον fuzzy ελεγκτή και ελέγχουν τη λειτουργία του φορτηγού, ως εξής:

- R_1 : IF «φ είναι A_{11} και x είναι A_{21} », THEN «θ είναι B_5 »
- R_2 : IF «φ είναι A_{11} και x είναι A_{22} », THEN «θ είναι B_6 »
-
- R_{35} : IF «φ είναι A_{17} και x είναι A_{25} », THEN «θ είναι B_5 »

Έστω ότι το αυτοκίνητο βρίσκεται κάποια στιγμή στη θέση της αποβάθρας $(\phi, \chi) = (180,40)$, δηλαδή στη θέση όπου η γωνία που σχηματίζει ο άξονας του αυτοκινήτου

με τον οριζόντιο άξονα είναι $\varphi = 180$, και το κέντρο του πίσω μέρους του αυτοκινήτου έχει τετμημένη $x = 40$.

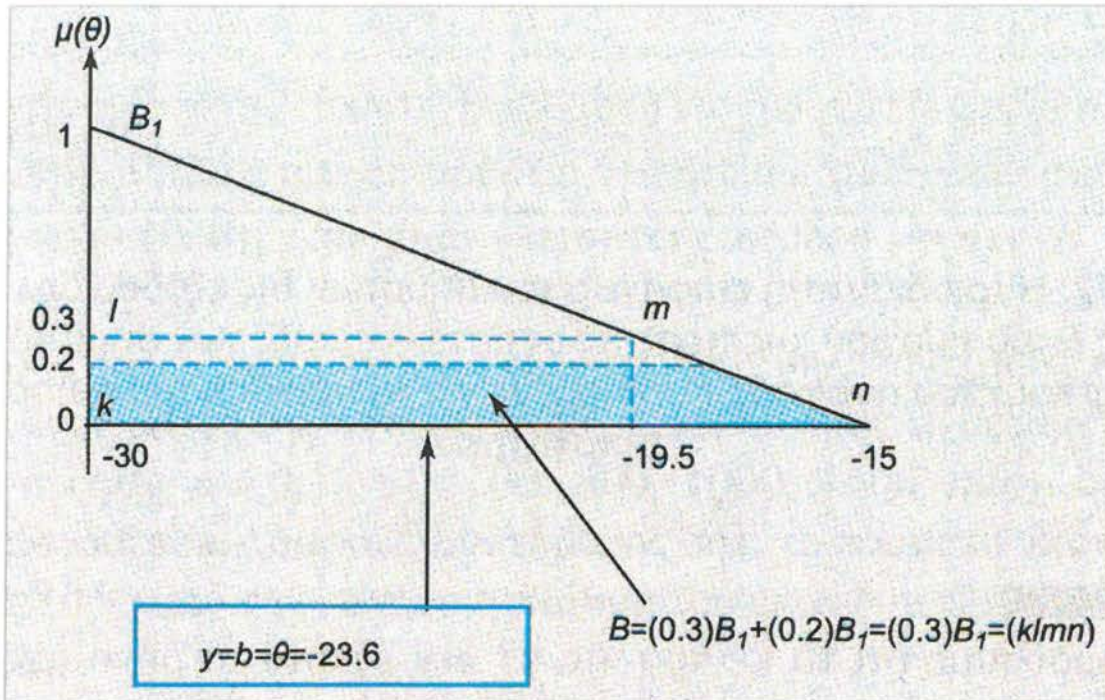
Τότε από το γράφημα της 1^{ης} εισόδου-ασαφούς μεταβλητής φ στο σχήμα, ενεργοποιούνται δύο ασαφή σύνολα «IF - μέρη», το A_{16} σε βαθμό έστω 0.3 και το A_{17} σε βαθμό 0.2. Όμοια από το γράφημα της 2^{ης} εισόδου – ασαφούς μεταβλητής στο ενεργοποιείται μόνον το A_{22} σε βαθμό 1.0. Οπότε τα ενεργοποιημένα κατ' αυτόν τον τρόπο «IF - μέρη» A_{16} , A_{17} και A_{22} , που αντιστοιχούν σύμφωνα με τον πίνακα του συστήματος στους ασαφείς κανόνες R_{27} και R_{32} , ενεργοποιούν τα αντίστοιχα «THEN -μέρη» αυτών των κανόνων, δηλαδή προκύπτουν οι αντίστοιχες έξοδοι - ασαφή σύνολα, ως εξής (Θεοδώρου, 2012; Ming et al, 2000):

R_{27} : IF « $\varphi = (0.3)A_{16}$ AND $x = (1.0)A_{22}$ », THEN « $y = (0.3)B_1$ », δηλαδή $\min(0.3A_{16}, 1.0A_{22}) \rightarrow 0.3B_1$

R_{32} : IF « $\varphi = (0.2)A_{17}$ AND $x = (1.0)A_{22}$ », THEN « $y = (0.2)B_1$ », δηλαδή $\min(0.2A_{17}, 1.0A_{22}) \rightarrow 0.2B_1$

Στη συνέχεια υπολογίζεται η συνολοθεωρητική ένωση – έξοδος - ασαφές σύνολο B , δηλαδή το συνολοθεωρητικό άθροισμα $B = (0.3)B_1 + (0.2)B_1 = (klmn)$ όπου βρίσκεται ότι (lm) είναι το ευθύγραμμο τμήμα $y = 0.3$ και (mn) είναι μέρος της ευθείας $\chi = (y/-15)-1$, με $m = (-19.5, 0.3)$ και $n = (-15, 0)$.

Τέλος, κάνοντας αποασαφοποίηση του $B = (0.3)B_1$ μέσω της μεθόδου «κέντρου βάρους», βρίσκεται η αριθμητική τιμή της εξόδου του εν λόγω ασαφούς ελεγκτή, δηλαδή η τελική γωνία $\theta = b$ που πρέπει να στρίψει το τιμόνι του αυτοκινήτου στις δεδομένες αρχικές συνθήκες των δύο εισόδων, $y = \theta = F(\varphi = 180, x = 40) = b =$ κέντρο βάρους $(B) = -23.56 \approx -23.6$.



Σχήμα 46: Αποασαφοποιημένη τιμή b ασαφούς συνόλου B

Πηγή: Θεοδώρου, 2012

Η παραπάνω βέβαια διαδικασία επαναλαμβάνεται με τις νέες αρχικές συνθήκες για κάθε χρονική στιγμή (συνήθως εκατοντάδες ή χιλιάδες φορές το δευτερόλεπτο), μέσω του μικροεπεξεργαστή του ασαφούς ελεγκτή, και μέχρι να παρκαριστεί το αυτοκίνητο στην προκαθορισμένη θέση του χώρου στάθμευσης. (Θεοδώρου, 2012)

3.10. Παραδείγματα εφαρμογών τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται είτε αυτόνομα είτε σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές ως εναλλακτικός τρόπος επίλυσης πολλών προβλημάτων. Τέτοια προβλήματα είναι (Medina, 2009; Martins – Bede et al, 2009; Lopez – Molina et al, 2009; Βλαχάβας, 2006):

- 1) Η βελτιστοποίηση διαδικασιών (optimisation).
- 2) Η αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).
- 3) Η επεξεργασία σήματος (signal processing).
- 4) Το προσαρμοστικό φιλτράρισμα (adaptive filtering).
- 5) Η συμπίεση δεδομένων (data compression).
- 6) Η αναγνώριση και επεξεργασία της ανθρώπινης φωνής.

- 7) Η επεξεργασία εικόνας.
- 8) Θεωρητικά και εφαρμοσμένα μαθηματικά. Οι «βάσεις» των υπολογιστών προέρχονται από καθαρά μαθηματικές έννοιες . Η ασαφής λογική έχει προκαλέσει ένα ανανεωμένο ενδιαφέρον σε ορισμένες παλιές θεωρίες. Πρόσφατη έρευνα αποδεικνύει το ρόλο των εργαλείων πληροφορικής, τόσο μεμονωμένα όσο και σε συνδυασμό για την εκτέλεση καθημερινών δραστηριοτήτων.
- 9) Επεξεργασία πολυμέσων. Λόγω της ισχυρής της μάθησης και της γνωστικής ικανότητας, η ασαφής λογική έχει βρει εφαρμογή σε επεξεργασία πολυμέσων συμπεριλαμβανομένης της ακολουθίας βίντεο, ανάκτησης εικόνας, ανάλυσης εικόνας εγγράφου. Οι αυξημένες δυνατότητες της ασαφούς λογικής να αναλύει εικόνες συνέβαλαν στη δημιουργία τομέων επεξεργασίας εικόνας με πολλές εμπορικές, βιομηχανικές και στρατιωτικές εφαρμογές.
- 10) Επιχειρήσεις και οικονομία. Η ασαφής λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ένα αβέβαιο οικονομικό περιβάλλον στην εκτίμηση εισροών. Υπάρχει μια πληθώρα εφαρμογών στις επιχειρήσεις και την οικονομία όπως μάρκετινγκ (ανάλυση αγοράς, στάση πελάτη, ποιότητα υπηρεσιών), ηλεκτρονικού επιχειρείν (αποφάσεις e - commerce, εξατομίκευση, ανάλυση κινδύνων) κλπ..

Το «Perceptron», το «Adaline» και «Brain State in a Box», είναι μερικά από τα πρώτα ΤΝΔ που αποτέλεσαν την ιστορική και επιστημονική βάση πάνω στην οποία στηρίχτηκαν οι έρευνες για την κατασκευή ΤΝΔ. Το «Perceptron προτάθηκε από τον Rosenblatt στα μέσα της δεκαετίας του '50 για να εξηγήσει την αναγνώριση προτύπων από το οπτικό σύστημα και θεωρήθηκε ως ένα λειτουργικό μοντέλο του αμφιβληστροειδή. Πρόκειται για ένα πολύ απλό ΤΝΔ που η βασική του ιδέα είναι η θεώρηση του αμφιβληστροειδή ως δισδιάστατης διάταξης φωτοαισθητηρίων. Τα φωτοαισθητήρια συνδέονται πλήρως ή τυχαία με αμετάβλητα βάρη w με ανιχνευτές χαρακτηριστικών (TN) που έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν κάποια συγκεκριμένα πρότυπα (Medina, 2009; Martins – Bede et al, 2009; Lopez – Molina et al, 2009; Βλαχάβας, 2006).

Η εκπαίδευση του Perceptron πραγματοποιείται με εποπτεία και με μεταβολή των βαρών του επιπέδου εξόδου. Οι βασικοί κανόνες του αλγόριθμου εκπαίδευσης είναι (Ρίζος, 1996):

- 1) Τα βάρη δεν μεταβάλλονται αν η έξοδος λάβει την επιθυμητή τιμή.

- 2) Αν η έξοδος είναι 0 ενώ θα έπρεπε να είναι 1, τότε αυξάνονται τα βάρη που αντιστοιχούν σε ενεργές εξόδους ανιχνευτών χαρακτηριστικών (μεγαλύτερες από το κατώφλι).
- 3) Αν η έξοδος είναι 1 ενώ θα έπρεπε να είναι 0, τότε ελαττώνονται τα βάρη που αντιστοιχούν σε ενεργές εξόδους ανιχνευτών χαρακτηριστικών (μεγαλύτερες από το κατώφλι).

Το μέγεθος της μεταβολής των βαρών μπορεί να είναι:

- 1) Σταθερό.
- 2) Μεταβλητό και ανάλογο με την διαφορά του σταθμισμένου αθροίσματος εισόδου από την επιθυμητή έξοδο.
- 3) Ίσο με το σταθμισμένο άθροισμα εισόδου.
- 4) Συνδυασμός κάποιας σταθερής τιμής και κάποιας μεταβλητής τιμής μεταβολής βάρους.

Αν το μέγεθος της μεταβολής είναι μεγάλο επιτυγχάνεται πιο γρήγορη σύγκλιση αλλά βέβαια αυξάνεται η αστάθεια. Ο Rosenblatt απέδειξε το λεγόμενο «Θεώρημα σύγκλισης του Perceptron» το οποίο λέει ότι: «αν δοθεί ένα διάνυσμα εισόδου και ένα αντίστοιχο διάνυσμα επιθυμητών εξόδων, τότε υπάρχει κάποιος τρόπος εκπαίδευσης του ΤΝΔ για να επιτευχθεί η επιθυμητή έξοδος, αν (και μόνον αν), υπάρχουν οι κατάλληλες τιμές για τα βάρη».

Η απόδειξη βασίζεται στο γεγονός ότι η διαδικασία εκπαίδευσης αντιστοιχεί με μια βαθμιαία μείωση στον χώρο των βαρών. Τέλος το θεώρημα δεν προσδιορίζει τον αριθμό των επαναλήψεων που απαιτούνται για να επιτευχθεί η σύγκλιση του ΤΝΔ.

Ο βασικός περιορισμός του Perceptron είναι η αδυναμία ταξινόμησης μη γραμμικά διαχωρίσιμων εισόδων. Αυτό σημαίνει, ότι για να ταξινομηθούν σωστά όλα τα διανύσματα που ανήκουν στον υπερχώρο των διανυσμάτων εισόδου και που ανήκουν σε κάποια κατηγορία ταξινόμησης, πρέπει να βρίσκονται στην ίδια «πλευρά» του υπερχώρου που διαχωρίζει τις κατηγορίες ταξινόμησης (Ρίζος, 1996).

Σε πραγματικά προβλήματα τις περισσότερες φορές οι εισοδοί δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες, όπως για παράδειγμα στο περίφημο πρόβλημα της λογικής συνάρτησης XOR. Η αδυναμία του Perceptron να επιλύσει τέτοια προβλήματα ώθησε ορισμένους ερευνητές στην πρόωρη καταδίκη του. Μεταξύ αυτών, οι Minsky και Papert απέδειξαν, ότι για την ταξινόμηση διαφόρων σχημάτων απαιτείται ένας πολύ μεγάλος αριθμός ανιχνευτών χαρακτηριστικών. Από τότε όμως έχουν παρουσιαστεί διάφορες παραλλαγές του Perceptron με τις οποίες μειώνεται, με χρήση επιλεκτικής

ανάδρασης, ο αριθμός των απαιτούμενων ανιχνευτών χαρακτηριστικών, καθώς και παραλλαγές όπου ανιχνευτές χαρακτηριστικών εξειδικευμένοι στην διαχείριση κάποιας περιοχής της εικόνας διασυνδέονται μεταξύ τους έτσι ώστε να σχηματίσουν πολλαπλά επίπεδα. Σήμερα παρά τα όποια μειονεκτήματα της αρχικής σχεδίασης του Perceptron, υπάρχουν ΤΝΔ που βασίζονται σε πολυεπίπεδα Perceptrons και χρησιμοποιούνται σε πολλές εφαρμογές όπως η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων και η τεχνητή όραση των ρομπότ (Medina, 2009; Martins – Bede et al, 2009; Lopez – Molina et al, 2009; Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Τα ΤΝΔ είναι ιδιαίτερα δημοφιλή σε προβλήματα που περιέχουν μη προβλέψιμες λειτουργίες και τα οποία δεν είναι πλήρως κατανοητά. Τέτοιου είδους προβλήματα υπάρχουν σε πολλές ανθρώπινες δραστηριότητες που σχετίζονται με κατηγοριοποίηση (classification), αναγνώριση (recognition/identification), αποτίμηση (assessment) και πρόβλεψη (forecasting/prediction). Πιο συγκεκριμένα (Ρίζος, 1996; Βλαχάβας, 2006):

- 1) Ιατρικός τομέας. Κατηγοριοποίηση ιατρικών εικόνων που προέρχονται από εξετάσεις υπέρηχων, ηλεκτροκαρδιογραφήματα, τεστ Παπανικολάου, κτλ. Τα ΤΝΔ καλούνται να κάνουν μια πρώτη διάγνωση, επιταχύνοντας σημαντικά τη χρονοβόρα διαδικασία ελέγχου των δεδομένων ιατρικών εξετάσεων από τους ιατρούς. Οι περιπτώσεις που κρίνονται ως ύποπτες, εξετάζονται στη συνέχεια από ιατρούς.
- 2) Τομέας άμυνας. Κατηγοριοποίηση εικόνων προερχόμενων από συσκευές όπως radar, sonar, κτλ.
- 3) Γεωργία. Έλεγχος καλλιεργειών σε συνδυασμό με δορυφορικά συστήματα τηλεεπισκόπησης.
- 4) Οικονομία/επιχειρήσεις. Κατηγοριοποίηση πελατών με βάση τις αγοραστικές τους συνήθειες.
- 5) Τραπεζικός τομέας. Γνησιότητα υπογραφής και τραπεζογραμματίων.
- 6) Πληροφορική και τηλεπικοινωνίες. Αναγνώριση ήχου, εικόνας και γραπτού κειμένου (χειρόγραφου ή τυπωμένου). Οι εφαρμογές οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων (optical character recognition - OCR) είναι από τις πιο διάσημες εφαρμογές ΤΝΔ.
- 7) Τομέας άμυνας. Παρακολούθηση στόχων.
- 8) Ασφάλεια. Εντοπισμός κίνησης (motion detection), ταύτιση δακτυλικών αποτυπωμάτων, ανάλυση εικόνας σε συστήματα επιτήρησης.

9) Μηχανολογία. Παρακολούθηση, επιθεώρηση και έλεγχος προϊόντων.

10) Μετεωρολογία. Πρόβλεψη καιρού.

Τα τελευταία χρόνια τα ΤΝΔ χρησιμοποιούνται σε συστήματα ελέγχου που βασίζονται στην ασαφή λογική (neurofuzzy systems) με κύριο ρόλο τον υπολογισμό της συνάρτησης συγγένειας. Πρέπει να τονισθεί ότι αν και ένα εκπαιδευμένο ΤΝΔ μπορεί να αναγνωρίσει δεδομένα τα οποία δεν έχει δει ποτέ του, αυτό δεν συμβαίνει στην περίπτωση που τα δεδομένα δεν ανήκουν στη ίδια κατηγορία προβλημάτων για την οποία έχει εκπαιδευτεί. Δεν υπάρχουν ΤΝΔ γενικού σκοπού τα οποία να μπορούν να αντιμετωπίζουν διάφορα ετερογενή προβλήματα. Υπάρχουν όμως προγραμματιστικά περιβάλλοντα τα οποία επιτρέπουν τη δόμηση ΤΝΔ για διάφορους σκοπούς. Αυτό είναι πολύ σημαντικό καθώς η απάντηση στο ερώτημα «ποιο είδος ΤΝΔ είναι κατάλληλο για δεδομένο πρόβλημα» δεν είναι ούτε εύκολη, ούτε μοναδική. Συνήθως κάθε πρόβλημα είναι ειδική περίπτωση και η αντιμετώπιση του με ΤΝΔ απαιτεί μελέτη και πειραματισμό (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996).

3.10.1. Οικονομικές αναλύσεις και προβλέψεις

Τα ΤΝΔ μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως εργαλεία για να πραγματοποιήσουν προβλέψεις οικονομικών μεγεθών. Πολλές γνωστές εταιρίες χρησιμοποιούν ΤΝΔ σε διάφορες οικονομικής φύσης διεργασίες. Για παράδειγμα το London Business School και το University College London δημιούργησαν ένα ερευνητικό κέντρο (Neuro Forecasting Centre) με αντικείμενο την ανάπτυξη συστημάτων λήψης αποφάσεων για οικονομικά θέματα που βασίζονται σε ΤΝΔ. Τέτοια οικονομικής φύσης θέματα είναι οι τιμές των μετοχών του χρηματιστηρίου, το συνάλλαγμα, οι ομολογίες και η διεθνής κεφαλαιαγορά. Οι επιστήμονες αυτού του κέντρου ισχυρίζονται ότι τα πρώτα αποτελέσματα από την εφαρμογή των ΤΝΔ στην εμπορία συναλλάγματος είναι άκρως ενθαρρυντικά.

Για να μπορέσει κάποιος να υλοποιήσει τέτοια συστήματα πρέπει αφενός να έχει εμπειρία σε οικονομικές στρατηγικές για να μπορεί να επιλέξει τους κατάλληλους οικονομικούς δείκτες που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του ΤΝΔ και αφετέρου εμπειρία στην ανάπτυξη και τον έλεγχο του ΤΝΔ. Το Neuro Forecasting Centre έχει κατασκευάσει ένα πειραματικό σύστημα το οποίο βασίζεται στις μηνιαίες τιμές κάποιων οικονομικών μεγεθών από επτά χώρες (επιτόκια, τιμές πετρελαίου,

τιμές πολύτιμων μετάλλων κλπ.). Για κάθε χώρα υπάρχει και ένα ΤΝΔ που εκπαιδεύτηκε με παρελθούσες τιμές αυτών των οικονομικών μεγεθών. Σκοπός του ΤΝΔ είναι να προβλέψει τις τιμές των ομολογιών σε αυτές τις χώρες με χρονικό ορίζοντα ενός μήνα. Τα ΤΝΔ αποτελούν τμήμα ενός συστήματος διαχείρισης χαρτοφυλακίου, το οποίο αναλαμβάνει την κατανομή των κεφαλαίων και επομένως την βέλτιστη απόδοση τους, σύμφωνα με τις προβλέψεις των ΤΝΔ. Η απόδοση αυτού του συστήματος μετρήθηκε και βρέθηκε ότι είναι 3,5 φορές μεγαλύτερη από τα συμβατικά συστήματα (Ρίζος, 1996).

Η εκτίμηση οικονομικών μεγεθών και η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών τους παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον. Κάποιο ΤΝΔ θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να προσεγγίσει τις μελλοντικές τιμές κάποιου οικονομικού μεγέθους χρησιμοποιώντας ως παραμέτρους εισόδου τις παρελθούσες γνωστές τιμές αυτού του οικονομικού μεγέθους (χρονοσειρά). Ορισμένα οικονομικά μεγέθη που παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι (Kumara et al, 2013; Kusan et al, 2010):

- 1) Οι τιμές των μετοχών.
- 2) Διάφοροι οικονομικοί δείκτες.
- 3) Οικονομικά στατιστικά στοιχεία.

Εκτός από τις παρελθούσες τιμές της ίδιας της χρονοσειράς για παράδειγμα κάποιας μετοχής, είναι πιθανό να επηρεάζουν τις μελλοντικές τιμές της και άλλοι εξωγενείς παράγοντες. Επομένως μπορεί να ληφθούν υπόψη (Ρίζος, 1996; Grossberg, 1987):

- 1) Ο όγκος των συναλλαγών, δηλαδή ο αριθμός των συναλλαγών σε κάποια συγκεκριμένη Χρονική περίοδο.
- 2) Το αγοραστικό ενδιαφέρον κατά την στιγμή του ανοίγματος του χρηματιστηρίου.
- 3) Η τυπική απόκλιση (μεταβλητότητα) της τιμής γύρω από κάποια μέση τιμή.

Ακόμη μπορεί να ληφθεί υπόψη το πολιτικό κλίμα, την διεθνή οικονομική συγκυρία, την ψυχολογική διάθεση των παικτών είτε των λίγων επαγγελματιών είτε των πολλών ερασιτεχνών, ανάλογα με τον επαγγελματισμό, τις γνώσεις τους, την εμπειρία τους και τις οικονομικές δυνατότητες τους. Αυτή η θεώρηση είναι ιδιαίτερα απλουστευτική, διότι υπεισέρχονται και άλλοι αστάθμητοι παράγοντες.

Συνοψίζοντας, θα πρέπει να εκτιμήσει κανείς την βαρύτητα των εξωγενών παραμέτρων και αν κρίνει ότι διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στην εξέλιξη των τιμών της χρονοσειράς την οποία θέλει να προβλέψει, μπορεί να χρησιμοποιήσει και

τις εξωγενείς παραμέτρους για την εκπαίδευση του ΤΝΔ, φυσικά μαζί με τις παρελθούσες τιμές της χρονοσειράς (Ρίζος, 1996).

Άλλη εφαρμογή είναι η κατασκευή ενός έμπειρου συστήματος βασισμένο σε ΤΝΔ το οποίο εκτιμάει την δανειοληπτική ικανότητα κάποιου τραπεζικού πελάτη. Τα δεδομένα με τα οποία εκπαιδεύεται το ΤΝΔ είναι (Samarjit et al, 2013):

- 1) Η κοινωνική κατάσταση του πελάτη.
- 2) Η οικονομική κατάσταση του πελάτη.
- 3) Τα περιουσιακά στοιχεία του πελάτη.

Το ΤΝΔ εκτιμάει τον κίνδυνο μη αποπληρωμής του δανείου και αποφασίζει για την χορήγηση του δανείου ή την απόρριψη της αίτησης του πελάτη (Medina, 2009; Martins – Bede et al, 2009).

3.10.2. Επεξεργασία εικόνας

Η επεξεργασία εικόνας είναι μια ιδιαίτερα χρήσιμη όσο και πολύπλοκη εργασία. Τα ΤΝΔ έχουν να προσφέρουν πολλά στην αυτοματοποίηση της επεξεργασίας εικόνας. Έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση μιας εικόνας χρησιμοποιώντας ως δεδομένα την πραγματική εικόνα, κάποιον μετασχηματισμό αυτής ή ορισμένα χαρακτηριστικά της εικόνας που λαμβάνονται με γνωστούς αλγόριθμους εξαγωγής χαρακτηριστικών. Η αναγνώριση κάποιου στόχου είναι μια πιθανή εφαρμογή όπου το ΤΝΔ διαχωρίζει διαφορετικές εικόνες - στόχους. Μια διαφορετική προσέγγιση είναι η ανεύρεση του στόχου που μπορεί να βρίσκεται σε διάφορες περιοχές της εικόνας (Baturonea & Sánchez – Solano, 2014).

Άλλη εφαρμογή είναι η συμπλήρωση των κατεστραμμένων από θόρυβο τμημάτων μιας εικόνας. Αυτό επιτυγχάνεται εκπαιδεύοντας το ΤΝΔ ως αυτοσυσχετιζόμενο δηλαδή το ΤΝΔ εκπαιδεύεται να παράγει στην έξοδο το ίδιο το διάνυσμα εισόδου (εικόνα). Στο κρυφό επίπεδο δημιουργείται μια κατανεμημένη εσωτερική αναπαράσταση της εικόνας. Έτσι όταν εισαχθεί η κατεστραμμένη εικόνα, στην έξοδο του ΤΝΔ λαμβάνουμε την ολοκληρωμένη εικόνα (χωρίς ωστόσο να είναι τέλεια). Ο οπτικός βιομηχανικός έλεγχος είναι μια άλλη σημαντική εφαρμογή όπου η διάγνωση κάποιου σφάλματος σε ένα εξάρτημα συνήθως γίνεται μετά από οπτικό έλεγχο (Ρίζος, 1996; Suga, 1990).

3.10.3. Ιατρικές εφαρμογές

Εδώ περιλαμβάνονται εξειδικευμένα ιατρικά τεστ όπου για παράδειγμα η παρουσία ή η απουσία κάποιας χημικής αντίδρασης διαφοροποιεί την ιατρική εικόνα δίνοντας θετικό ή αρνητικό αποτέλεσμα στο τεστ. Ο διαχωρισμός φυσιολογικών και παθολογικών κυττάρων που γίνεται από την εικόνα που λαμβάνεται με μικροσκόπιο, είναι μια άλλη εφαρμογή. Η αυτοματοποίηση αυτής της εργασίας είναι ιδιαίτερα δύσκολη διότι πρέπει να ληφθούν υπόψη μια σειρά από παραμέτρους όπως το σχήμα, το χρώμα, οι υποπεριοχές των κυττάρων κλπ.

Ως παράδειγμα θα εξεταστεί το κακόηθες μελάνωμα του δέρματος (Malignant Melanoma, MM), που είναι ο πιο επικίνδυνος τύπος καρκίνου του δέρματος. Το μελάνωμα μπορεί, αν διαγνωστεί έγκαιρα, να αντιμετωπιστεί επιτυχώς και να θεραπευτεί. Η διάγνωση είναι μια δύσκολη εργασία διότι τα ίδια χαρακτηριστικά με το μελάνωμα έχουν και άλλες παθήσεις του δέρματος. Για τον σκοπό αυτό, συνήθως, γίνεται βιοψία, με ότι αυτό συνεπάγεται (κόστος, νοσηρότητα) (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996).

Εναλλακτικά χρησιμοποιούνται έγχρωμες εικόνες του όγκου του δέρματος από τις οποίες ένα ΤΝΔ διακρίνει το μελάνωμα από τους τρεις καλοήθεις χρωματισμένους όγκους (dysplastic nevi, intradermal nevi, seborrheic keratoses). Τα χαρακτηριστικά διάκρισης βασίζονται στο σχήμα και το χρώμα του όγκου. Το MM πήρε το όνομα του από τα μελανοκύτταρα (melanocyte), κύτταρα από το οποίο ενδεχομένως προέρχεται. Τα μελανοκύτταρα είναι τα κύτταρα του δέρματος που παράγουν την χρωστική ουσία μελανίνη η οποία είναι ένα φυσικό φίλτρο των ακτινών του ηλίου. Τα χαρακτηριστικά του MM, όπως τα περιέγραψε ο Friedman είναι: Ασυμμετρία, ακανόνιστα, χρώμα και διάμετρος (Ρίζος, 1996; Kohonen, 1982).

Επειδή τα φυσικά χαρακτηριστικά των τριών καλοηθών όγκων διαφέρουν ελάχιστα από αυτά του MM, για να επιτύχει μια αυτοματοποιημένη προσέγγιση στη διάγνωση του μελανώματος, πρέπει να χρησιμοποιηθούν πολλές διαφορετικές εικόνες. Έτσι, συγκεντρώθηκαν 326 ψηφιοποιημένες εικόνες εξογκωμάτων του δέρματος {136 μελανώματα, 47 dys. nevi, 87 idn, 56 sk.}, από όπου φάνηκε ότι υπάρχει μεγάλη συσχέτιση των δεικτών ασυμμετρίας και ακανόνιστων ορίων με την διάγνωση του μελανώματος. Ωστόσο, αυτοί οι δείκτες από μόνοι τους δεν επαρκούν για την ακριβή διάγνωση, διότι αρκετοί καλοήθεις όγκοι έχουν εξίσου υψηλές τιμές. Εκείνο που χρειάζεται είναι ένας κατάλληλος συνδυασμός παρόμοιων χαρακτηριστικών.

Στην συγκεκριμένη εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε το TNΔ BP. Ακόμη καθορίστηκαν 14 χαρακτηριστικά (12 για το χρώμα της εικόνας και από ένα για τους δείκτες ασυμμετρίας και ακανόνιστων ορίων) τα οποία θεωρήθηκε ότι μπορούν να ταξινομήσουν τις εικόνες στις κατηγορίες: MM ή καλοηθών όγκων. Με αυτά τα χαρακτηριστικά έγινε ανίχνευση του ορίου του όγκου στις εικόνες. Επειδή η αυτοματοποιημένη αναζήτηση των ορίων παρουσίαζε ποσοστό επιτυχίας 80%, τα όρια ανιχνεύονταν με το χέρι από δερματολόγους. Στην συνέχεια υπολογίζονταν οι δείκτες που σχετίζονται με κάθε χαρακτηριστικό. Όπως αναφέρθηκε τα περισσότερα μελανώματα έχουν ακανόνιστο σχήμα. Ακόμη βρέθηκε ότι το 88% των μελανωμάτων έχουν ποσοστό ασυμμετρίας μεγαλύτερο από 8% ενώ για τις κατηγορίες *idm*, *sk*, και *dys. nevi* το ποσοστό αυτό απαντάται στο 47%, 62%, και 55% των περιπτώσεων.

Ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά των εικόνων ήταν ο διαφοροποιημένος χρωματισμός (*variegated coloring VC*). Το VC ορίζεται από τους δερματολόγους ως ανάμιξη σοκολατί, καφέ κόκκινου και μαύρου χρώματος που δίνει στον όγκο διάφορους χρωματισμούς. Αυτή η ποικιλοχρωμία σημαίνει μεγάλες διαφορές στην αναλογία των «βασικών» χρωμάτων μιας εικόνας RGB [κόκκινο (R), πράσινο (G) και μπλε (B)]. Σκοπός είναι να μετρηθεί το χρώμα του όγκου σε σχέση με το χρώμα του δέρματος που τον περιβάλλει. Έτσι, τρία χαρακτηριστικά αποτελούν τις μεταβλητότητες των R, G και B συνιστωσών των εγχρώμων εικόνων και τρία χαρακτηριστικά αποτελούν τον σχετικό χρωματισμό των όγκων. Ακόμη, επειδή έχει αποδειχτεί ότι ο μετασχηματισμός της RGB εικόνας σε σφαιρικές συντεταγμένες (δίνει καλύτερη διάγνωση, συμπεριλήφθηκαν τρία χαρακτηριστικά για τις σφαιρικές συντεταγμένες και 3 χαρακτηριστικά για τις έγχρωμες συντεταγμένες.

Στο πρώτο πείραμα η διαμόρφωση του TNΔ περιλάμβανε 14 TN εισόδου, 7TN στο κρυφό επίπεδο και TN στο επίπεδο εξόδου. Σε αυτή την περίπτωση έγινε διάκριση μεταξύ των 4 κατηγοριών και απομακρύνθηκαν τα διανύσματα της κατηγορίας *dys.nevi*. Για την εκπαίδευση και τον έλεγχο των TNΔ χρησιμοποιήθηκαν 240 και 216 εικόνες αντίστοιχα. Από εδώ προέκυψε ότι η εξάλειψη των εικόνων *dys. nevi* διευκόλυνε την ταξινόμηση και περιορίσε τον αριθμό των λανθασμένων αρνητικών (τα μελανώματα που διαγνώστηκαν ως καλοήθεις όγκοι) (Ρίζος, 1996; Rizos & Anogianakis, 1991).

Στο δεύτερο πείραμα υπήρχαν 8 TN στο επίπεδο εισόδου, 4 TN στο κρυφό επίπεδο και TN στο επίπεδο εξόδου. Εδώ ο στόχος ήταν η εξέταση της επίδρασης των διαφόρων τύπων φωτογραφικού φιλμ που χρησιμοποιήθηκαν για την φωτογράφιση.

Έτσι, από τα 14 χαρακτηριστικά κρατήθηκαν μόνο τα 8, και συγκεκριμένα οι 3 μεταβλητότητες των R, G και B εγχρώμων εικόνων, τα 3 χαρακτηριστικά του σχετικού χρωματισμού των όγκων και οι δείκτες ασυμμετρίας και ακανόνιστων ορίων.

Έτσι προέκυψε ότι η χρήση των απόλυτων χαρακτηριστικών χρώματος (σφαιρικές συντεταγμένες και έγχρωμες συντεταγμένες) μείωσε σημαντικά τον αριθμό των λανθασμένων αρνητικών αλλά όχι ιδιαίτερα τον αριθμό των λανθασμένων θετικών. Ωστόσο, δεν είναι ξεκάθαρο εάν τα απόλυτα χαρακτηριστικά χρώματος, τα οποία βελτιώνουν την ακρίβεια ταξινόμησης, προέρχονται από τον χρωματισμό των όγκων ή αν προκύπτουν από την διαφορά της ισορροπίας χρωμάτων των διαφορετικών τύπων φιλμ.

Συμπερασματικά, μπορεί να λεχθεί ότι τα χαρακτηριστικά του χρώματος των όγκων παίζουν κύριο ρόλο στην διάγνωση, η ασυμμετρία των όγκων και η αταξία των ορίων τους είναι δύο σημαντικά χαρακτηριστικά για την διάκριση του MM από τις άλλες 3 κατηγορίες και οι απεικονίσεις του MM και των dys. nevi παρουσιάζουν αρκετές ομοιότητες και επομένως η εξέταση της κακοήθειας, απόντων των dys.nevi, οδηγεί σε καλύτερη διάγνωση (Gevins et al, 1988; Kelly et al, 1990).

Η ιατρική εικόνα, όπως είναι το MRI (Magnetic Resonance Imaging), το CT (Computed Tomography), το PET (Positron Emission Tomography) ή οι ακτίνες X, αποτελεί πολύτιμο διαγνωστικό εργαλείο στα χέρια του γιατρού. Επειδή η ποσοτική ανάλυση των εικόνων με χειρωνακτικές μεθόδους είναι ανέφικτη απαιτείται κάποιο είδος αυτοματοποίησης της ανάλυσης (Ρίζος, 1996; Hartmann, 1987).

Οι κλασσικοί ταξινομητές μέγιστης πιθανότητας (maximum likelihood classifiers, MLC), που χρησιμοποιούνται για τμηματοποίηση (segmentation), δεν λαμβάνουν υπόψη την πολυδιάστατη φύση των δεδομένων του MRI. Η τμηματοποίηση των εικόνων MRI μπορεί να γίνει με τεχνικές αναγνώρισης προτύπων με εποπτεία (Adelson et al, 1985). Συνήθως, ο χρήστης επιλέγει έναν μικρό αριθμό αντιπροσωπευτικών δειγμάτων για τις επιθυμητές κατηγορίες ιστών, το ΤΝΔ εκπαιδεύεται με αυτά τα σημεία και οι εικόνες ταξινομούνται. Στην συνέχεια ο χρήστης βλέπει τις ταξινομημένες εικόνες και επιλέγει τα σημεία που έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα. Αυτά τα σημεία προστίθενται στο σύνολο εκπαίδευσης, και το ΤΝΔ εκπαιδεύεται ξανά. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί μια ικανοποιητική τμηματοποίηση. Δυστυχώς η πλήρως αυτοματοποιημένη ανάλυση είναι ανέφικτη (Wildrow & Hoff, 1960).

Το πλεονέκτημα των ΤΝΔ, σε σχέση με τους ΜΛC, είναι ότι ,δεν βασίζονται στον υπολογισμό της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας, και επομένως δίνουν καλύτερα αποτελέσματα, όταν τα δεδομένα παρουσιάζουν μεγάλες αποκλίσεις. Οι εικόνες MRI που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και τον έλεγχο ήταν οι τυποποιημένες T1 (spin-lattice relaxation time), T2 (spin - spin relaxation time) και η πυκνότητα πρωτονίων PD (positron density) (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001).

Τα ΤΝΔ που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούνταν από ένα επίπεδο εισόδου, ένα ή δύο κρυφά επίπεδα (0-20 ΤΝ) και ένα επίπεδο εξόδου. Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε με τον BP (χωρίς παράγοντα ορμής και με ρυθμό εκπαίδευσης 1). Κάθε διάνυσμα εισόδου εκπροσωπούσε ένα pixel και αποτελούνταν από τις κανονικοποιημένες τιμές της έντασης του pixel (φωτεινότητας), μια για κάθε εικόνα που χρησιμοποιήθηκε (T1, T2, PD και CT). Ο αριθμός των ΤΝ του επιπέδου εξόδου ήταν ίσος με τον αριθμό των κατηγοριών των ιστών (7): φόντο, CSF, λευκή ουσία, φαιά ουσία, όγκος, κρανίο (οστό και μυελός των οστών) και τριχωτό της κεφαλής (λίπος και δέρμα). Μετά την εκπαίδευση οι πρότυπες εικόνες μπορεί να τμηματοποιηθούν και να κατασκευαστούν έγχρωμες εικόνες.

Η ποιότητα των τμηματοποιημένων εικόνων που κατασκευάστηκαν με ΤΝΔ ήταν σαφώς ανώτερη από αυτές που κατασκευάστηκαν με ΜΛC (εμφάνιζαν λιγότερο θόρυβο) και επιπλέον δεν επηρεάζονταν από την επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης (μικρό ή μεγάλο). Τέλος από τα πειράματα και τις σχετικές παρατηρήσεις διαπιστώθηκε ότι και οι τρεις εικόνες MRI ήταν χρήσιμες για την τμηματοποίηση των μαλακών ιστών, ενώ η εικόνα CT βοηθούσε στην τμηματοποίηση του οστού και βελτίωνε τον διαχωρισμό της λευκής από την φαιά ουσία (Ρίζος, 1996; Samarjit et al, 2013).

Η ευρωστία των ΤΝΔ έχει ιδιαίτερη σημασία επειδή δεν απαιτείται προσεκτική επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης από κάποιον χρήστη. Επίσης, η ικανότητα γενίκευσης των ΤΝΔ προσφέρει αποδεκτές τμηματοποιήσεις με μικρό σύνολο εκπαίδευσης, μια ιδιότητα σημαντική όταν η επιλογή μεγάλων συνόλων εκπαίδευσης είναι δύσκολη. Αυτή η ιδιότητα επέτρεψε την ανάπτυξη ενός προσαρμοζόμενου σχεδίου εκπαίδευσης των ΤΝΔ για την τμηματοποίηση του όγκου της εικόνας (volume).

Δυστυχώς ένας ταξινομητής εκπαιδευμένος να ξεχωρίζει την λευκή από την φαιά ουσία για παράδειγμα στην πρώτη εικόνα δεν δουλεύει εξίσου καλά όπως στην δέκατη εικόνα, επειδή οι περιοχές έντασης των δύο αυτών ιστών παρουσιάζουν

μεγάλη επικάλυψη σε διαδοχικές εικόνες. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος καθορίστηκαν «περιοχές ενδιαφέροντος» (regions of interest, ROI) σε κάποια εικόνα και το ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε με αυτές. Στην συνέχεια ταξινομήθηκε η αμέσως επάνω ή κάτω εικόνα χρησιμοποιώντας το εκπαιδευμένο ΤΝΔ. Όλα τα pixels που ταξινομήθηκαν στην ίδια κατηγορία και στις δύο εικόνες, επελέγησαν για να σχηματίσουν το σύνολο εκπαίδευσης της επάνω ή κάτω εικόνας. Τέλος, το ΤΝΔ επανεκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας το νέο σύνολο εκπαίδευσης.

Ακόμη έγινε σύγκριση των περιγραμμάτων των όγκων που σκιαγραφήθηκαν από ειδικούς, με αυτά που ανιχνεύθηκαν από το αυτοματοποιημένο σύστημα. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν 12 εικόνες από ασθενείς που είχαν όγκο στον εγκέφαλο (MRI και CT εικόνες). Οι ROI σχεδιάστηκαν σε μια εικόνα από κάθε ασθενή και οι ταξινομητές (ΤΝΔ και MLC) εκπαιδεύτηκαν με αυτές τις ROI, από ένας για κάθε ασθενή. Κάθε ROI περιλάμβανε pixels και από τις 7 κατηγορίες ταξινόμησης. Διαπιστώθηκε ότι τα περιγράμματα των όγκων που ελήφθησαν με το ΤΝΔ, ομοιάζαν περισσότερο με τις επιλογές των ειδικών, από ότι τα περιγράμματα των όγκων που ελήφθησαν με τον MLC.

Συμπερασματικά, η χρήση των ΤΝΔ είναι μια υποσχόμενη μέθοδος για την ταξινόμηση ιατρικών εικόνων. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα της είναι η αναισθησία στην επιλογή του συνόλου εκπαίδευσης, τόσο για την ταξινόμηση απλών όσο και για τη ταξινόμηση πολλαπλών εικόνων (Ρίζος, 1996).

3.10.4. Αναγνώριση χαρακτήρων

Οπτική αναγνώριση χαρακτήρων είναι η διαδικασία μετατροπής των χαρακτήρων μιας τυπωμένης σελίδας χαρτιού σε χαρακτήρες αναγνωρίσιμους από κάποιον Η/Υ. Ένα τυπωμένο κείμενο μπορεί να το αποθηκεύσει κανείς στον υπολογιστή του, πολύ απλά σαρώνοντας το με έναν σαρωτή (Scanner). Όμως εκείνο που πραγματικά χρειάζεται είναι η αποθήκευση του νοήματος του κειμένου και όχι μόνον η εικόνα του. Έτσι λοιπόν υπάρχει ανάγκη μετατροπής της εικόνας σε κείμενο (optical character recognition, OCR) ανεξάρτητα από το μέγεθος, την γραμματοσειρά, την θέση των χαρακτήρων κλπ.

Τα οφέλη από την ηλεκτρονική αποθήκευση των κειμένων είναι πολύ μεγάλα (μικρός όγκος των αποθηκευμένων κειμένων, ευκολία διαχείρισης, διάδοση,

αναπαραγωγή κλπ.). Παράδειγμα ενός συστήματος OCR με τεχνολογία ΤΝΔ είναι αυτό που κατασκεύασε η εταιρία Sharp για την αναγνώριση χαρακτήρων του ιαπωνικού αλφαβήτου (Iwata et al, 1990). Η συνήθης ιαπωνική γραφή περιλαμβάνει περίπου 3.000 χαρακτήρες (σε αντίθεση με την αγγλική γραφή που διαθέτει 100 χαρακτήρες), ενώ υπάρχουν αρκετές χιλιάδες χαρακτήρες που χρησιμοποιούνται πιο σπάνια. Οι ιαπωνικοί χαρακτήρες μπορεί να διακριθούν σε τέσσερις κατηγορίες (Ρίζος, 1996; Bounds D. et al, 1990; Singh et al, 2013):

- 1) Χαρακτήρες kanji που αποτελούν την μεγάλη πλειοψηφία του συνόλου των χαρακτήρων και έχουν πολύπλοκη μορφή με περισσότερα από 200 τμήματα ο καθένας.
- 2) Χαρακτήρες hiragana και katakana που είναι φωνητικά σύμβολα με απλούστερη μορφή.
- 3) Λατινογενείς χαρακτήρες.

Το σύστημα της Sharp αναγνωρίζει όλες τις κατηγορίες χαρακτήρων με ταχύτητα 200 χαρακτήρων το δευτερόλεπτο και ακρίβεια 99%. Η μεγάλη ταχύτητα αναγνώρισης οφείλεται στον εξαιρετικά γρήγορο Η/Υ που εκτελεί παράλληλη επεξεργασία των πληροφοριών. Η μεγάλη ακρίβεια της αναγνώρισης οφείλεται σε ΤΝΔ τύπου LVQ που αναλαμβάνουν να ρυθμίσουν τα όρια μεταξύ των κατηγοριών ταξινόμησης έτσι ώστε να περιοριστεί ο αριθμός των λανθασμένων ταξινομήσεων.

Πιο συγκεκριμένα η επεξεργασία στο σύστημα της Sharp γίνεται σε τρία στάδια. Στα δύο πρώτα στάδια τα ΤΝΔ διαβάζουν την εικόνα που αποτελείται από τμήματα των 16X16 pixels και ταξινομούν τους χαρακτήρες σε πιθανές κατηγορίες. Οι χαρακτήρες που παρουσιάζουν μεγάλη ομοιότητα πηγαίνουν για επεξεργασία στο τρίτο στάδιο που λειτουργεί με μικρότερες ομάδες χαρακτήρων. Εδώ τα ΤΝΔ επεξεργάζονται ένα τμήμα 32X32 pixels και επικεντρώνονται στα τμήματα της εικόνας που είναι γνωστά εκ των προτέρων ότι διαφέρουν από χαρακτήρα σε χαρακτήρα της ίδιας κατηγορίας. Ακόμη στο τρίτο στάδιο αναζητούνται χαρακτηριστικά που ενδεχομένως έχουν μετακινηθεί οριζόντια ή κάθετα. Έτσι εξασφαλίζεται η αναισθησία του συστήματος σε αλλαγές της γραμματοσειράς ή της ποιότητας εκτύπωσης (Eberhart et al, 1990; Kandel et al, 1998).

Για την εκπαίδευση των ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν 3.303 χαρακτήρες που ταξινομήθηκαν με στατιστικές μεθόδους σε 893 κατηγορίες. Στην συνέχεια εκπαιδεύτηκε ένα ΤΝΔ ανεξάρτητα για κάθε κατηγορία. Για κάθε ΤΝΔ αναπτύχθηκαν τοπικοί υποδοχείς (local receptive fields) που αντιστοιχούσαν σε

υποπεριοχές της κάθε εικόνας οι οποίες περιείχαν σημαντικές πληροφορίες (χαρακτηριστικά) για τον διαχωρισμό των χαρακτήρων της κατηγορίας. Η επιλογή των τοπικών υποδοχέων που χρησιμοποιήθηκαν στο τρίτο στάδιο έγινε αυτόματα κατά την εκπαίδευση των ΤΝΔ στο δεύτερο στάδιο, ανάλογα με την σημασία τους στην ταξινόμηση των χαρακτήρων της κατηγορίας. Ακόμη σε κάθε υποπεριοχή αναζητούνται τα επιθυμητά χαρακτηριστικά σε όλες τις πιθανές θέσεις. Αυτό επιτυγχάνεται με την ταυτόχρονη αναζήτηση από πανομοιότυπα ΤΝΔ σε όλες τις πιθανές θέσεις. Έτσι το ΤΝΔ μπορεί να αναγνωρίσει χαρακτηριστικά του χαρακτήρα που έχουν μετατοπιστεί. Οι χαρακτήρες που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση προέρχονταν από 13 γραμματοσειρές και η ακρίβεια ταξινόμησης τους ήταν 99,92%. Οι χαρακτήρες που χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο προέρχονταν από άλλες 13 γραμματοσειρές και η ακρίβεια ταξινόμησης τους ήταν 99,01%.

Μια άλλη εφαρμογή οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων είναι η αναγνώριση των ψηφίων του χειρόγραφου ταχυδρομικού κώδικα που υπάρχει επάνω στους ταχυδρομικούς φακέλους. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και έλεγχο προέρχονταν από ψηφιοποιημένες εικόνες ταχυδρομικών φακέλων που προωθήθηκαν σε κάποιο ταχυδρομικό γραφείο. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν 7.291 ψηφία για εκπαίδευση και 2007 ψηφία για έλεγχο των ΤΝΔ. Ως προεπεξεργασία οι εικόνες των ψηφίων υπέστησαν αλλαγή κλίμακας και περιστροφή ώστε να ταιριάζουν σε ένα παράθυρο 32X32pixels (Ρίζος, 1996; Palluat et al, 2006).

Για την αποδοτικότερη αναπαράσταση των ψηφίων κατασκευάστηκαν «χάρτες χαρακτηριστικών» (feature maps) για κάθε ένα ψηφίο με χρήση νευροβιολογικών μοντέλων. Το ΤΝΔ εκπαιδεύτηκε με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης BP και δέχεται ως διάνυσμα εισόδου κάποιο χάρτη χαρακτηριστικών και δίνει ως διάνυσμα εξόδου την κατηγορία του ψηφίου. Για να επιταχυνθεί η διαδικασία αναγνώρισης το ΤΝΔ υλοποιήθηκε σε ΟΚ.

Ένα επιπλέον στάδιο προεπεξεργασίας που υλοποιείται μέσα στο ΟΚ είναι η σκελετοποίηση των ψηφίων. Όπως είναι φανερό το πάχος γραμμής για κάθε ψηφίο μπορεί να είναι διαφορετικό. Επειδή είναι αρκετός ένας στοιχειώδης σκελετός από κάθε ψηφίο, τα επιπλέον χαρακτηριστικά που προκύπτουν από το πάχος γραμμής δεν είναι χρήσιμα για την δημιουργία των χαρτών χαρακτηριστικών. Το αδυνάτισμα κάθε ψηφίου γίνεται διαγράφοντας εκείνα τα pixels που δεν επηρεάζουν την συνέχεια της μορφής του ψηφίου. Πιο συγκεκριμένα συγκρίνεται σταδιακά η αρχική εικόνα του ψηφίου με κάθε ένα από 20 αποθηκευμένα πρότυπα μεγέθους 5X5 pixels. Κάθε ένα

από τα 20 πρότυπα ελέγχει μια συνθήκη για την διαγραφή του pixel. Σε όποια περιοχή της εικόνας βρεθεί αυτό το πρότυπο διαγράφεται το κεντρικό pixel (Cios et al, 1990).

Μετά την σκελετοποίηση των ψηφίων γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών της εικόνας που στηρίζεται σε νευροβιολογικά μοντέλα. Τέτοια χαρακτηριστικά είναι μικρές γραμμές, τόξα κλπ. Για την εύρεση των χαρακτηριστικών χρησιμοποιούνται 49 πρότυπα (templates) που έχουν μέγεθος 7X7 pixels. Έτσι για κάθε πρότυπο δημιουργείται ένας χάρτης χαρακτηριστικών και για κάθε 32X32 εικόνα ψηφίου 49 χάρτες χαρακτηριστικών. Επειδή αρκετά από τα πρότυπα ψάχνουν για το ίδιο χαρακτηριστικό με διαφορετικά μέγεθος, ο αριθμός των χαρτών χαρακτηριστικών ελαττώνεται σε w αν συνδυαστούν οι παρόμοιοι χάρτες. Τέλος κάθε χάρτης χαρακτηριστικών συμπιέζεται περαιτέρω σε μέγεθος 3X5 εφαρμόζοντας την λογική πράξη OR σε διπανά pixels.

Τέλος το διάνυσμα εκπαίδευσης ή ελέγχου που προκύπτει για κάθε εικόνα ψηφίου αποτελείται από $18 \times 3 \times 5 = 270$ bits. Στο κρυφό επίπεδο του TNΔ υπάρχουν 40 TN και στο επίπεδο εξόδου υπάρχουν 10 TN, ένας για κάθε κατηγορία ψηφίου. Μετά την εισαγωγή στο TNΔ του εκπαιδευτικού συνόλου διανυσμάτων για 15 φορές, η ικανότητα γενίκευσης στο σύνολο ελέγχου έφτασε το 94%. Ένα άλλο χρήσιμο μέτρο ελέγχου είναι ο αριθμός των διανυσμάτων ελέγχου που πρέπει να απορριφθούν ως αταξινόμητα για να επιτευχθεί στα υπόλοιπα σφάλμα ταξινόμησης για παράδειγμα 1%. Για τον χαρακτηρισμό κάποιου διανύσματος ελέγχου ως ταξινομήσιμο πρέπει (Ρίζος, 1996; Samarjit et al, 2013; Singh et al, 2013):

- 1) Η δραστηριοποίηση του περισσότερο ενεργοποιημένου TN του επιπέδου εξόδου να υπερβαίνει κάποιο κατώφλι.
- 2) Η δραστηριοποίηση του δεύτερου περισσότερο ενεργοποιημένου TN του επιπέδου εξόδου να μην υπερβαίνει κάποιο κατώφλι.
- 3) Η διαφορά των δύο προηγούμενων δραστηριοποιήσεων να υπερβαίνει κάποιο κατώφλι.

Αν κάποια από τις προηγούμενες συνθήκες δεν ισχύει τότε το ψηφίο θεωρείται αταξινόμητο. Στην προκειμένη περίπτωση το ποσοστό των αταξινόμητων ψηφίων ήταν 13%.

Μια άλλη προσέγγιση του ίδιου προβλήματος είναι η ψηφιοποίηση της εικόνας σε 16X16 pixels και η εκπαίδευση του TNΔ απευθείας με τα δεδομένα της εικόνας. Λόγω του τεράστιου μεγέθους TNΔ που απαιτείται εφαρμόζονται τεχνικές

διαμοιρασμού των βαρών και τοπικοί υποδοχείς που ψάχνουν για τα ίδια χαρακτηριστικά σε διαφορετικές περιοχές της εικόνας. Ακόμη υπάρχουν περιοχές της εικόνας όπου δεν γίνεται αναζήτηση ορισμένων χαρακτηριστικών. Αυτό σημαίνει ότι τα βάρη των TN του κρυφού επιπέδου που ανήκουν στον ίδιο χάρτη χαρακτηριστικών και έχουν τις ίδιες τιμές, δεν συνδέονται με όλους τους TN του επιπέδου εισόδου. Με αυτή την μέθοδο η ικανότητα γενίκευσης στο σύνολο ελέγχου έφτασε το 95% ενώ για σφάλμα ταξινόμησης 1% το ποσοστό των αταξινομητών ψηφίων ήταν 12%.

Μια άλλη εφαρμογή οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων αφορά την αναγνώριση των χαρακτήρων που τυπώνονται στο κάτω μέρος μιας επιταγής και προσδιορίζουν τον αριθμό του λογαριασμού. Οι χαρακτήρες αυτοί τυπώνονται με μαγνητικό μελάνι και οι τράπεζες διαθέτουν ειδικά συστήματα αναγνώρισης. Αυτά τα συστήματα αναγνώρισης μπορεί να χρησιμοποιηθούν και από επιχειρήσεις που δέχονται επιταγές στις συναλλαγές τους και επιθυμούν να ελέγξουν την αξιοπιστία της επιταγής. Το υψηλό κόστος και η χαμηλή σχετικά ακρίβεια αναγνώρισης (80% επιτυχία στο πρώτο πέρασμα της επιταγής από την συσκευή ανάγνωσης) λόγω της «κακοποίησης» των επιταγών, καθιστά αυτά τα συστήματα ακατάλληλα για συνήθη εμπορική χρήση.

Η εταιρία Verifone κατασκεύασε μια συσκευή αναγνώρισης μαγνητικά τυπωμένων χαρακτήρων, 225 που βασίζεται σε τεχνολογία TNA και είναι ιδιαίτερα μεγάλης ακρίβειας (99,6%) και χαμηλού κόστους. Ο πυρήνας του συστήματος αναγνώρισης είναι ένα OK 1-1000 κατά παραγγελία το οποίο σχεδιάστηκε και κατασκευάστηκε από την εταιρία Synaptics. Το 1-1000 που είναι κατασκευασμένο με αναλογική τεχνολογία CMOS VLSI, περιλαμβάνει μαζί με το TNA που κάνει την ταξινόμηση των μαγνητικά τυπωμένων χαρακτήρων, και έναν οπτικό αισθητήρα με ανάλυση 400 pixels ανά χαρακτήρα. Η ταχύτητα ταξινόμησης φτάνει τους 1.000 χαρακτήρες ανά δευτερόλεπτο, ενώ η κατανάλωση είναι μόνο 10 mW. Πρόκειται δηλαδή για μια υλοποίηση με συμβατική τεχνολογία, απλή και συμπαγή κατασκευή και επομένως χαμηλό κόστος (Ρίζος, 1996).

Στην πράξη, η επιταγή φωτίζεται από μια φωτοεκπέμπουσα δίοδο (LED) και με την βοήθεια ενός φακού η εικόνα της επιταγής προβάλλεται πάνω στον αμφιβληστροειδή. Ο ταξινομητής χαρακτήρων αποτελείται από δύο TNA. Το πρώτο TNA τροφοδοτείται με δεδομένα απευθείας από τον αμφιβληστροειδή και εντοπίζει την κατακόρυφη θέση του χαρακτήρα μέσα στην εικόνα, δίνοντας ως έξοδο μία από τις 40 αποδεκτές κατακόρυφες θέσεις. Μετά τον εντοπισμό του χαρακτήρα η εικόνα περνάει στο

δεύτερο ΤΝΔ το οποίο αναγνωρίζει τον χαρακτήρα. Αν ο πιο ενεργός από τους 14 ΤΝ του επιπέδου εξόδου (αναγνωρίζονται 14 διαφορετικοί χαρακτήρες) ξεπεράσει κάποια τιμή κατωφλίου, αυτό σημαίνει ότι αναγνωρίστηκε κάποιος χαρακτήρας. Ο κωδικός του χαρακτήρα που αναγνωρίστηκε περνάει σε έναν μικροελεγκτή που αναλαμβάνει την επικοινωνία με τον έξω κόσμο. Τα πλεονεκτήματα που συγκεντρώνει αυτό το σύστημα συνοψίζονται ως εξής (Ρίζος, 1996):

- 1) Δεν επηρεάζεται από τη φθορά της επιταγής, επειδή το σύστημα «βλέπει» τους χαρακτήρες ολόκληρους.
- 2) Δεν επηρεάζεται από την ταχύτητα εισαγωγής της επιταγής στον οπτικό αναγνώστη, επειδή το σύστημα ψάχνει συνεχώς για χαρακτήρες.
- 3) Είναι απλό στην χρήση του επειδή δεν χρειάζεται μηχανισμό προώθησης της επιταγής, εφόσον ο χρήστης την προωθεί με το χέρι χωρίς ιδιαίτερη δυσκολία.
- 4) Έχει ανταγωνιστικό κόστος επειδή το hardware που χρησιμοποιεί κατασκευάζεται μαζικά και με συμβατική τεχνολογία.

3.10.5. Διάγνωση

Ως διάγνωση μπορεί να οριστεί η αναγνώριση και ταυτοποίηση της αιτίας κάποιας κατάστασης όπως η ιατρική κατάσταση ενός ασθενούς, το πρόβλημα ενός μηχανήματος κλπ. Ο συνήθης τρόπος αυτοματοποιημένης διάγνωσης βασίζεται στην χρήση κάποιων κανόνων που κατασκευάζονται μετά από μελέτη του συστήματος και των πιθανών ανεπιθύμητων καταστάσεων βλαβών. Αυτή η εργασία είναι ιδιαίτερα επίπονη και προϋποθέτει βαθιά γνώση του υπό εξέταση συστήματος. Δυστυχώς αυτή η μέθοδος δεν μπορεί να συμπληρώσει τις όποιες ατέλειες (παραλείψεις). Αντίθετα τα ΤΝΔ μπορούν να συμπληρώσουν τα «χαμένα» τμήματα πληροφοριών, δηλαδή τις καταστάσεις σφάλματος που δεν έχουν προσδιοριστεί επακριβώς. Ακόμη δεν είναι απαραίτητη η εκ των προτέρων γνώση των κανόνων.

Παράδειγμα ιατρικής διάγνωσης αποτελεί ένα έμπειρο σύστημα σε συνδυασμό με ένα ΤΝΔ BP, το οποίο αναγνωρίζει δέκα διαφορετικές παθήσεις του δέρματος (διάγνωση εξόδου) στηριζόμενο σε δεκαοκτώ συμπτώματα και αποτελέσματα εξετάσεων (διάγνωση εισόδου) (Fukusima, 1988; Bhati & Gupta, 2013).

Άλλο παράδειγμα είναι η διάγνωση των προβλημάτων που μπορεί να προκύψουν σε έναν (προσομοιωμένο) στροβιλοκινητήρα ή πυραυλοκινητήρα. Το ΤΝΔ BP που

χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την περίπτωση αποτελούνταν από πολλά μικρότερα ΤΝΔ που το κάθε ένα ήταν εξειδικευμένο να αναγνωρίζει τα χαρακτηριστικά μιας βλάβης, την διάρκεια της βλάβης ή την σοβαρότητα της. Ως διάνυσμα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από αισθητήρες στο πεδίο του χρόνου. Το διάνυσμα εξόδου περιλάμβανε τον τύπο της βλάβης.

Παρόμοιο παράδειγμα είναι η διάγνωση των προβλημάτων ενός κινητήρα αυτοκινήτου. Σε αυτή την περίπτωση τα δεδομένα εισόδου προέρχονταν από αισθητήρες που αναπαριστούσαν 26 τύπους βλαβών στα μπουζί, τον εγχυτή καυσίμου, την πολλαπλή εξαγωγής κλπ. Για κάθε τύπο βλάβης χρησιμοποιήθηκαν 16 εκπαιδευτικά διανύσματα που ελήφθησαν από κινητήρες εν λειτουργία. Με τον ίδιο τρόπο ελήφθησαν τα διανύσματα για τον έλεγχο του εκπαιδευμένου ΤΝΔ. Το ποσοστό επιτυχούς αναγνώρισης των βλαβών ήταν 100% και μάλιστα γρηγορότερα από τον ειδικό τεχνικό (Ρίζος, 1996; Grossberg, 1976).

3.10.6. Σύστημα ασφαλείας

Η αναγνώριση των μοναδικών χαρακτηριστικών του ανθρώπινου σώματος μπορεί να βοηθήσει στην βελτίωση των μηχανισμών ασφαλείας τραπεζών, χώρων με περιορισμένη δυνατότητα πρόσβασης κλπ. Μερικά από αυτά τα χαρακτηριστικά είναι τα δακτυλικά αποτυπώματα, η ίριδα του ματιού, το πρόσωπο κλπ. Πιο συγκεκριμένα η αναγνώριση κάποιου ατόμου από την ίριδα του ματιού του παρουσιάζει μερικά σημαντικά πλεονεκτήματα όπως περισσότερες λεπτομέρειες, διαχρονική σταθερότητα των σχηματισμών και αδυναμία μεταβολής τους χωρίς την ταυτόχρονη καταστροφή της όρασης. Η εταιρία IRIS Scan Inc. έχει κατασκευάσει ένα σύστημα βασισμένο σε ΤΝΔ που αναγνωρίζει την ίριδα ενός ατόμου που βρίσκεται σε απόσταση 30 - 45 εκ. από την κάμερα, εξάγει τα χαρακτηριστικά της και τα συγκρίνει με χαρακτηριστικά που είναι αποθηκευμένα σε μια βάση δεδομένων. Η πιθανότητα λάθος αναγνώρισης του εργαστηριακού πρωτότυπου είναι 1/131.000. Η πιθανότητα θετικού ή αρνητικού λάθους αποδοχής μπορεί να ρυθμιστεί ανάλογα με την εφαρμογή (Βλαχάβας, 2006; Ρίζος, 1996; Αργυράκης, 2001; Fu, 1994).

Ένα άλλο σύστημα που χρησιμοποιείται για τον ίδιο σκοπό αναγνωρίζει το πρόσωπο κάποιου ατόμου. Μετά από την ψηφιοποίηση, την αλλαγή κλίμακας, περιστροφή και διόρθωση του φωτισμού, το προς εξέταση πρόσωπο αντικαθίσταται

από ένα σύνολο χαρακτηριστικών που τροφοδοτείται σε ένα πολυεπίπεδο ΤΝΔ. Το ΤΝΔ μπορεί να αποφασίσει σε δευτερόλεπτο εάν το πρόσωπο ταιριάζει σε κάποιο από τα 5.000 πρόσωπα στα οποία έχει εκπαιδευτεί να ανταποκρίνεται. Τέλος η πιθανότητα να αναγνωρίσει το ΤΝΔ λανθασμένα για παράδειγμα δίδυμα άτομα είναι υπαρκτή αλλά πολύ μικρότερη από αυτήν ενός ανθρώπου. Τέλος το επίπεδο αποδοχής ή απόρριψης ενός προσώπου μπορεί να ρυθμιστεί πχ. το ΤΝΔ αναγνωρίζει κάποιο πρόσωπο μόνον εάν έχει την ίδια έκφραση (Ρίζος, 1996; Minsky, 1969).

3.10.7. Αυτόματα συστήματα ελέγχου

Ο αυτόματος έλεγχος συστημάτων περιλαμβάνει απλά προβλήματα ελέγχου όπως η ισορρόπηση μιας ράβδου που βρίσκεται πάνω σε ένα κινούμενο όχημα, μέχρι πολύπλοκα προβλήματα ελέγχου όπως η κίνηση ενός αυτόνομου οχήματος ή ο έλεγχος στην παραγωγή ενός εργοστασίου.

Τα ΤΝΔ μπορεί να χρησιμοποιηθούν σε όλα τα επίπεδα ενός «έξυπνου» ιεραρχημένου συστήματος ελέγχου δίνοντας υψηλό βαθμό αυτονομίας στο ελεγχόμενο σύστημα. Έτσι είναι χρήσιμα στο κατώτερο επίπεδο εκτέλεσης, όπου οι συμβατικοί αλγόριθμοι ελέγχου υλοποιούνται με hardware ή software, λόγω της ικανότητας τους να προσεγγίζουν συναρτήσεις. Ακόμη είναι χρήσιμα στο επίπεδο συντονισμού και στο οργανωτικό επίπεδο όπου οι αποφάσεις βασίζονται σε αβέβαιες ή ημιτελείς πληροφορίες, λόγω της ικανότητας ταξινόμησης προτύπων και αποθήκευσης πληροφοριών (Ρίζος, 1996; Kauffman et al, 1987).

Κάποιο ΤΝΔ μπορεί να εκπαιδευτεί ως ελεγκτής ανοιχτού ή κλειστού βρόγχου. Συνήθως η επιθυμητή έξοδος του ΤΝΔ, δηλαδή, το σήμα ελέγχου του συστήματος, είναι άγνωστο και πρέπει να υπολογιστεί από την γνωστή επιθυμητή έξοδο του συστήματος. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται κάποιο μαθηματικό μοντέλο του συστήματος ή κάποιο μοντέλο ΤΝΔ του συστήματος ή κάποιο μοντέλο ΤΝΔ του αντίστροφου συστήματος, υποθέτοντας ότι υπάρχει ένα κατάλληλο ΤΝΔ.

Δυστυχώς, λόγω της μεγάλης μαθηματικής πολυπλοκότητας, είναι πολύ δύσκολο να αποδειχτεί η σταθερότητα κάποιου μη γραμμικού συστήματος που ελέγχεται από μη γραμμικό ΤΝΔ ελεγκτή. Ωστόσο, παρουσιάζονται συνεχώς θεωρητικές μελέτες που συνεισφέρουν στην καλύτερη κατανόηση αυτών των συστημάτων (Husain et al, 1989; Precup et al, 2014; Singh et al, 2013).

Σύστημα ΤΝΔ που υλοποιήθηκε από την Pavilion Technologies Inc. σε λογισμικό χρησιμοποιείται για τον έλεγχο και τον περιορισμό των αερίων αποβλήτων κάποιου εργοστασίου σύμφωνα με τις αυστηρότερες προδιαγραφές εκπομπών (Clean Air Act). Το ΤΝΔ προβλέπει τις εκπομπές του εργοστασίου χρησιμοποιώντας δεδομένα από τους εγκατεστημένους αισθητήρες. Πρέπει να σημειωθεί ότι το κόστος του συστήματος είναι λιγότερο από το μισό κόστος ενός συστήματος που θα παρακολουθούσε συνεχώς τις τιμές των εκπομπών.

Στην Ιαπωνία οι εταιρίες Fujishu και Nippon Steel ανέπτυξαν ένα σύστημα ελέγχου για την συνεχή χύτευση του χάλυβα. Σύμφωνα με αυτή την μέθοδο παραγωγής το λιωμένο μέταλλο χύνεται μέσα στο καλούπι και λόγω της διαφοράς θερμοκρασίας καλουπιού και μετάλλου το εξωτερικό τμήμα του μετάλλου στερεοποιείται γρηγορότερα από το εσωτερικό που παραμένει λιωμένο για περισσότερο χρονικό διάστημα. Από την άλλη άκρη το καλουπιού βγαίνει το στερεοποιημένο μέταλλο.

Η διαρραγή του υλικού μπορεί να συμβεί όταν το στερεοποιημένο υλικό κολλήσει στο τοίχωμα του καλουπιού. Το μέταλλο που κόλλησε κινείται προς την έξοδο του καλουπιού με μικρότερη ταχύτητα από το υπόλοιπο υλικό και όταν φτάσει στην έξοδο του καλουπιού από την τρύπα που δημιουργείται λόγω της ασυνέχειας του μανδύα πετάγεται λιωμένο μέταλλο οπότε πρέπει να σταματήσει η παραγωγή με επακόλουθο οικονομική ζημία και απώλεια χρόνου (Ρίζος, 1996; Garcia – Diaza et al, 2013).

Η πρόληψη της διαρραγής είναι εξαιρετικής σημασίας και μπορεί αποφευχθεί με κατάλληλο έλεγχο της θερμοκρασίας αν παρατηρήσουμε ότι η διαρραγή του μανδύα γίνεται αντιληπτή από την υψηλότερη θερμοκρασία που αναπτύσσεται στην επιφάνεια του καλουπιού και στην περιοχή της διαρραγής, λόγω της επαφής του καλουπιού με το λιωμένο μέταλλο. Αυτό ισοδυναμεί με την ανίχνευση μιας κινούμενης θερμικής κηλίδας. Ωστόσο πρέπει να σημειωθεί ότι όλες οι κηλίδες δεν ισοδυναμούν με διαρραγή. Η πραγματική διαρραγή έχει συγκεκριμένο θερμοκρασιακό προφίλ και κινείται με συγκεκριμένο τρόπο. Στην πραγματικότητα πρόκειται για ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπου σχήματος και της κίνησης του.

Το σύστημα που ανέπτυξαν οι δύο Ιαπωνικές εταιρίες αναγνωρίζει την διαρραγή με σχεδόν απόλυτη επιτυχία. Πιο συγκεκριμένα αποτελείται από δύο συστοιχίες ΤΝΔ BP που η μια αναγνωρίζει το σχήμα και η άλλη την κίνηση της διαρραγής. Τα διανύσματα εισόδου των ΤΝΔ προέρχονται από μετρήσεις θερμοκρασίας που λαμβάνονται από δύο σειρές αισθητήρων θερμοκρασίας (θερμοζεύγη). Η μια σειρά

είναι τοποθετημένη στην αρχή του καλουπιού και η άλλη στο τέλος του. Η δειγματοληψία επαναλαμβάνεται σε χρονικό διάστημα μερικών δευτερολέπτων.

Στο πρώτο στάδιο επεξεργασίας το σύστημα ψάχνει για κάποια χαρακτηριστική πτώση και αύξηση της θερμοκρασίας παρατηρώντας τις μεταβολές θερμοκρασίας σε όλα τα διαθέσιμα θερμοζεύγη. Κάθε ΤΝΔ έχει ως διάνυσμα εισόδου 10 διαδοχικές τιμές (διαφορές θερμοκρασίας) από ένα θερμοζεύγος. Η έξοδος του ΤΝΔ είναι ένα σήμα που εκπέμπεται εάν εμφανιστεί το θερμοκρασιακό προφίλ της διαρραγής στο συγκεκριμένο θερμοζεύγος (Ρίζος, 1996; Piliouguine et al, 2013).

Στο δεύτερο στάδιο επεξεργασίας το σύστημα συγκεντρώνει 6 διαδοχικά σήματα από διπλανά ΤΝΔ (θερμοζεύγη) της επάνω σειράς. Το διάνυσμα εισόδου κάθε ΤΝΔ αποτελείται από τις μεγαλύτερες τιμές της κάθε εξάδας (διδιάστατο διάνυσμα εισόδου). Η έξοδος του ΤΝΔ προσδιορίζει εάν διπλανά θερμοζεύγη αναγνώρισαν το θερμοκρασιακό προφίλ της διαρραγής. Επομένως ο αριθμός των ΤΝΔ του δεύτερου σταδίου επεξεργασίας εξαρτάται από τον αριθμό ζευγαριών θερμοζευγών. Τέλος το ΤΝΔ με την μεγαλύτερη τιμή εξόδου αντιπροσωπεύει τα θερμοζεύγη του επάνω τμήματος του καλουπιού.

Στο τρίτο στάδιο επεξεργασίας η προηγούμενη τιμή μαζί με τις αντίστοιχες του πρώτου σταδίου επεξεργασίας της κάτω σειράς αισθητήρων χρησιμοποιούνται για να γίνει η πρόβλεψη της ασυνέχειας του μετάλλου. Αν αυτές οι τιμές υπερβούν κάποια οριακή τιμή, τότε το σύστημα ελαττώνει την ταχύτητα εφέλκυσης του χάλυβα για να αποφευχθεί η διαρραγή. Πρέπει να σημειωθεί ότι σε αυτό το στάδιο δεν χρησιμοποιούνται ΤΝΔ.

Η εκπαίδευση όλων των ΤΝΔ έγινε με 34 διαφορετικά διανύσματα (θερμοκρασιακά προφίλ), 9 από τα οποία αντιστοιχούσαν σε διαρραγές ενώ ο έλεγχος απόδοσης έγινε με 27 διαφορετικά διανύσματα. Η αναγνώριση ήταν εξαιρετικά ικανοποιητική, εφόσον το σύστημα αναγνώρισε με σχεδόν απόλυτη επιτυχία τις διαρραγές και μάλιστα 6,5 δευτερόλεπτα ταχύτερα κατά μέσο όρο. Το σύστημα εγκαταστάθηκε στο εργοστάσιο παραγωγής χάλυβα της Nippon Steel το 1990 και μετά από μικρές διορθώσεις, η συνολική του απόδοση πλησιάζει το 100%. Κατά τον πρώτο χρόνο λειτουργίας του αναγνώρισε όλες τις διαρραγές και σήμανε μικρότερο αριθμό λανθασμένων συναγερμών από το προηγούμενο σύστημα (Ρίζος, 1996; Piliouguine et al, 2013).

ΕΠΙΛΟΓΟΣ

Τα συστήματα ασαφούς λογικής αξιοποιούνται εδώ και δεκαετίες από τη βιομηχανία με την εφαρμογή τους σε μηχανολογικά και υπολογιστικά συστήματα να έπεται. Από τις αρχές της δεκαετίας του 1990, οι περισσότερες εφαρμογές ασαφούς λογικής παρατηρήθηκαν σε συστήματα κατανομής ισχύος, διαχείρισης (project και σε συστήματα αποφάσεων για χρηματιστηριακές συναλλαγές και γενικά σε εφαρμογές που σχετίζονται με ηλεκτρονικές συναλλαγές.

Ειδικότερα, τα τελευταία χρόνια στο γνωστικό πεδίο των συστημάτων ασαφούς λογικής παρατηρείται μια εξαιρετικά υψηλή δραστηριότητα η οποία οφείλεται στην ενεργό συμμετοχή ερευνητών από πολλές επιστήμες. Νέες ιδέες, που προέρχονται από διαφορετικά γνωστικά πεδία, για την αρχιτεκτονική τους, νέοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης τους παρουσιάζονται πολύ συχνά. Ακόμη, παλιότεροι αλγόριθμοι τροποποιούνται, βελτιώνονται και χρησιμοποιούνται αποδοτικότερα μια που η υπολογιστική ισχύς πλέον είναι άφθονη. Αποτέλεσμα όλων των παραπάνω είναι η ασαφής λογική να εξελίσσεται διαρκώς δίνοντας λύση σε προβλήματα που δεν μπορούν να αντιμετωπιστούν ή είναι πολύπλοκότερη η λύση τους με άλλους τρόπους.

Τα συστήματα ασαφούς λογική ενσωματώνονται στην τεχνητή νοημοσύνη ώστε να συμβάλλουν στην ταχύτερη λήψη αποφάσεων, ελέγχου, διαχείρισης κλπ. Πριν την ενσωμάτωση, προϋπάρχει ο κατάλληλος σχεδιασμός και προγραμματισμός ο οποίος θα καθορίσει και τη γενικότερη συμπεριφορά του συστήματος. Πολλές φορές, μέσω της ασαφούς λογικής υλοποιούνται συστήματα τα οποία δεν θα μπορούσαν να υλοποιηθούν με συμβατικές τεχνικές. Πλέον, οι δυνατότητες της ασαφούς λογικής είναι τέτοιες ώστε να καθίσταται ικανή η επίλυση ή τουλάχιστον η επίτευξη καλύτερων λύσεων από αυτές των υπόλοιπων επιστημών με υψηλό βαθμό αβεβαιότητας.

Εκείνο το στοιχείο που χρίζει ιδιαίτερης αναφοράς σχετικά με την ασαφή λογική είναι η «συνεργασία» με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.). Ως προς τα ΤΝΔ, έγινε αντιληπτό ότι συνήθως οργανώνονται σε δύο ή περισσότερα επίπεδα. Τα επίπεδα αυτά μπορεί να συνδέονται μεταξύ τους με συνδέσεις μιας κατεύθυνσης (unidirectional) ή δυο κατευθύνσεων, (bidirectional) όπου η έξοδος επόμενων επιπέδων ανατροφοδοτείται σε κάποια από τα προηγούμενα επίπεδα. Η εκπαίδευση ενός ΤΝΔ αναφέρεται στην συστηματική μεταβολή των τιμών των βαρών που

συνδέουν τους τεχνητούς νευρώνες μεταξύ τους και οι οποίοι αποτελούν την μνήμη μακράς διάρκειας του ΤΝΔ όπου αποθηκεύεται η σχέση εισόδων - εξόδων. Άρα η προσαρμοστική ικανότητα που διαθέτει ένα ΤΝΔ οφείλεται στην δυνατότητα κατάλληλης μεταβολής αυτών των βαρών. Επομένως, το ίδιο, αρχιτεκτονικά, ΤΝΔ μπορεί να υλοποιήσει πολλές διαφορετικές συναρτήσεις εισόδων - εξόδων αν δοθούν διάφορες τιμές στα βάρη του.

Πλέον, η θεωρία, η τεχνολογία και οι εφαρμογές της ασαφούς λογικής έχουν σημειώσει τέτοια πρόοδο ώστε πλέον οι περισσότερες από τις καθημερινές λειτουργίες και των πιο απλών συσκευών να πραγματοποιούνται με τη συμβολή της ασαφούς λογικής. Εκτός αυτού, αναμένεται περαιτέρω εξέλιξη και αξιοποίηση της ασαφούς λογικής στη δημιουργία συστημάτων αποτελώντας μελλοντικά το βασικότερο και αναπόσπαστο κομμάτι της τεχνολογίας. Πέραν των γνωστών εφαρμογών της ασαφούς λογικής στη δημιουργία συστημάτων αυτόματου έλεγχου (ήχου, εικόνας, δεδομένων κ.ά.), σε διάφορους τομείς της ιατρικής, στον επιχειρηματικό τομέα συμβάλλοντας στη διοίκηση των επιχειρήσεων αλλά και τη λήψη ορθών αποφάσεων, σε θέματα ασφάλειας κλπ. αναμένεται αξιοποίησή σε εφαρμογές όπως η ρομποτική, η ιατρική, οι υπολογιστές κλπ.

Στα κεφάλαια της παρούσας εργασίας έγινε προσπάθεια να αναλυθούν στοιχεία των συστημάτων ασαφούς λογικής χωρίς βέβαια το θέμα να εξαντλείται. Ολοκληρώνοντας, από την ανάλυση των στοιχείων που συνθέτουν τα ασαφή συστήματα, τα πλεονεκτήματά τους αλλά και της αξιοποίησή τους σε εφαρμογές της ανθρώπινης ζωής, κατέστη σαφές ότι η ασαφής λογική και η εφαρμογή της σε συστήματα όλων των επιστημονικών τομέων και τεχνολογίας, τυγχάνει ιδιαίτερης αναγνώριση ενώ και το πεδίο εξέλιξης και αξιοποίησής τους είναι ευρύ με τεράστιες δυνατότητες.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Αργυράκης, Π., 2001. Νευρωνικά δίκτυα και εφαρμογές. Θεματική Ενότητα: Τεχνητή Νοημοσύνη – Εφαρμογές. Τόμος Β'. Πάτρα: Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο (Ε.Α.Π.).
2. Βιτωρίας, Ι., 2006. Ασαφή συστήματα: Εργασία satellite 2. Θεσσαλονίκη: Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Πολυτεχνική Σχολή, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Ηλεκτρονικής & Υπολογιστών.
3. Βλαχάβας, Ι., 2006. Τεχνητή νοημοσύνη. Θεσσαλονίκη: Γκιούρδας.
4. Θεοδώρου, Γ., 2012. Εισαγωγή στην ασαφή λογική. Θεσσαλονίκη: Τζιόλα.
5. Μποζαπαλίδη, Σ., 1998. Ασαφή σύνολα. Θεσσαλονίκη: Α.Π.Θ.
6. Παπαδάκης, Σ, Αδαμίδης, Π., 2004. Ασαφή συστήματα: Θεωρία και εργαστηριακές ασκήσεις. Θεσσαλονίκη: Τ.Ε.Ι. Θεσσαλονίκης, Τμήμα Πληροφορικής.
7. Πήτας, Ι., 2012. Εργαστηριακή άσκηση 4, Θέμα: Ασαφή λογική, Τμήμα Πληροφορικής & Τεχνολογίας Υπολογιστών
8. Ρίζος, Γ., 1996. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Αθήνα: Νέων Τεχνολογιών.
9. Χαντζής, Δ., Τσούγκαρης, Π., 2010. Νευροασαφή συστήματα και κατηγοριοποίηση κρίνων.
10. Adelson, E. et al, 1985. Spatiotemporal energy models for the perception of motion. *J Optical Society of America*, 2:284-299.
11. Altunkaynak, A., 2013. Prediction of significant wave height using geno-multilayer perceptron. *Ocean Engineering*, 58:144–153.
12. Bandemer, H., Gottwald, S., 1996. Fuzzy sets, fuzzy logic, fuzzy methods with applications. New York: John Wiley.
13. Bhati, P., Gupta, R., 2013. Robust fuzzy logic power system stabilizer based on evolution and learning. *Electrical Power and Energy Systems*, 53:357-366.
14. Bounds, D. et al, 1990. A comparison of neural network and other pattern recognition approaches. *Neural networks*, 3:583-591.
15. Broxa, P., Iluminada, B., Sánchez – Solano, S., 2014. Fuzzy logic - based embedded system for video de-interlacing. *Applied Soft Computing*, 14:338–346.

16. Carlsson, C., Fedrizzi, M., Fuller, R., 2004. Fuzzy logic in management. Netherlands: Kluwer Academy Publisher.
17. Cios, K., Chen, K., Langenderfer, R., 1990. Use of neural networks in detecting cardiac diseases from echocardiographic images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 9(3):58-60.
18. Cox, E., 1994. The fuzzy systems handbook: practitioner's guide to building, using, and maintaining fuzzy systems. New York: Academic Press.
19. De Lozzo, M., Klotz, P., Laurent, B., 2013. Multilayer perceptron for the learning of spatio-temporal dynamics - application in thermal engineering. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26:2270–2286.
20. Du, H., Zhang, N., 2008. Application of evolving Takagi – Sugeno fuzzy model to nonlinear system identification. *Applied Soft Computing*, 8:676–686.
21. Eberhart, R., Dobbins, R., Hutton, L., 1990. Performance metrics. In *Neural network PCTools*, Academic Press, 161-176.
22. Frank, P., Kiippen – Seliger, B., 1997. Fuzzy logic and neural network applications to fault diagnosis. *International Journal of Approximate Reasoning*, 16:67-88
23. Fu, L., 1994. *Neural networks in computer intelligence*. New Jersey: McGraw-Hill.
24. Fukushima, K., 1988. A neural network for visual pattern recognition. *IEEE Computer Mar.*, 65-75.
25. Garcia - Diaza, N., Lopez - Martinb, C., Chavoyac, A., 2013. A comparative study of two fuzzy logic models for software development effort estimation. *Procedia Technology*, 7:305-314.
26. Gevins, A. et al, 1988. Applications of neuraln - network (nn) signal processing in brain research. *IEEE trans on ASSP*, 36:1152-1161.
27. Grossberg, S., 1976. Adaptive pattern classification and universal recoding. *Biol cybernetics*, 23:121-134.
28. Grossberg, S., 1987. Cortical dynamics of three dimensional form, colour, and brightness perception. *Perception and psychophysics*, 41(2):87-116.
29. Guu, S., Chen, H., Pang, C., 2001. Convergence of products of fuzzy matrices. *Fuzzy Sets and Systems*, 121:203-207.
30. Hamey, L., 1998. XOR has no local minima: A case study in neural network error surface analysis. *Neural Networks*, 11:669–681.

31. Hartmann, G., 1987. Recognition of hierarchically encoded images by technical and biological systems. *Biol cyber*, 57:73-84.
32. Haykin, S., Γκαγκάτσιου, Ε., 2010. Νευρωνικά δίκτυα και μηχανική μάθηση. Αθήνα: Παπασωτηρίου.
33. Hopfield, J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79:2554.
34. Hsieh, T., Wang, T., Su, C., Lee, M., 2012. A fuzzy logic-based personalized learning system for supporting adaptive english learning. *Educational Technology & Society*, 15 (1): 273–288.
35. Huang, H., Huang, T., Chena, X., Qian, C., 2013. Exponential stabilization of delayed recurrent neural networks: A state estimation based approach. *Neural Networks*, 48:153–157.
36. Husain, M. et al, 1989. Surface interpolation in three dimensional structure from motion perception. *Neural comp*, 1:324-333.
37. Iwata, A., Nagasaka, Y., Suzumura, N., 1990. Data compression of the ECG using neural network for digital hotter monitor. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 9(3):53-57.
38. Kacprzyk, J., 1997. Multistage fuzzy control. England: John Wiley & Sons.
39. Kandel, A., Yan – Qing, Z., Marlow, H., 1998. On use of fuzzy logic technology in operating systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 99:241 251.
40. Kauffman, S. et al, 1987. Towards a general theory of adaptive walks on rugged landscapes. *J Theoretical Biology*, 128:11-45.
41. Kaufmann, A., Gupta, M., 1991. Introduction to fuzzy arithmetic. New York: Van Nostrand Reinhold Company.
42. Kelly, M. et al, 1990. Myoelectric signal analysis using neural networks. *IEEE EMB-M*, 9(1):61-64.
43. Knaf, H., Lang, P., Zeiser, S., 2003. Diagnosis aiding in Regulation Thermography using fuzzy logic. *Berichte des Fraunhofer ITWM*, 57.
44. Kohonen, T., 1982. Self - organised formation of topologically correct feature maps. *Biological cybernetics*, 43:59-69.
45. Kosko, B., 1992. Neural networks and fuzzy systems. New Jersey: Prentice Hall, Englewood Cliffs.

46. Kosko, B., 1997. Fuzzy engineering. New Jersey: Upper Saddle River, Prentice Hall.
47. Kumara, D., Singh, J., Singh, O., 2013. A fuzzy logic based decision support system for evaluation of suppliers in supply chain management practices. *Mathematical and Computer Modelling*, 58:1679–1695.
48. Kusan, H., Aytakin, O., Özdemir, I., 2010. The use of fuzzy logic in predicting house selling price. *Expert Systems with Applications*, 37:1808–1813.
49. Lee, D., Joo, Y., Tak, M., 2014. Local stability analysis of continuous - time Takagi–Sugeno fuzzy systems: A fuzzy Lyapunov function approach. *Information Sciences*, 257: 163–175.
50. Lopez - Molina, C., Barrenechea, E., Bustince, H. et al., 2009. Edge detection based on gravitational forces. In *Proc of IWANN'09*.
51. Lubczonok, P., Murali, V., 2002. On flags (chains) and fuzzy subspaces of vector spaces. *Fuzzy Sets and Systems*, 125:201-207.
52. Maeda, M., Suenaga, M., Miyajima, H., 2007. Qubit neuron according to quantum circuit for XOR problem. *Applied Mathematics and Computation*, 185:1015–1025.
53. Martins - Bede, F., Godo, L., Sandri, S. et al., 2009. Classification of schistosomiasis prevalence using fuzzy case-based reasoning. In *Proc of IWANN'09*.
54. McCord, N., Illingworth, W., 1991. A practical guide to Neural Nets. UK: Addison – Wesley.
55. Medina, J., 2009. Overcoming non - commutativity in multi - adjoint concept lattices. In *Proc of IWANN'09 (this issue)*.
56. Melin, P., Castillo, O., 2004. A new method for adaptive control of non-linear plants using type-2 fuzzy logic and neural networks. *International Journal of General Systems*, Taylor and Francis, 33:289-304.
57. Melin, P., Acosta, M., Felix, C., 2003. Pattern Recognition using fuzzy logic and neural networks. USA, *Proceedings of IC-AI'03*, 221-227.
58. Melin, P., Gonzalez, G., Martinez, G., 2004. Pattern recognition using modular neural networks and genetic algorithms. USA, *Proceedings of IC-AI'04*, 77-83.

59. Melin, P., Mancilla, A., Gonzalez, C., Bravo, D., 2004. Modular neural networks with fuzzy Sugeno integral response for face and fingerprint recognition. USA, Proceedings of IC-AI'04, 91-97.
60. Melin, P., Urias, J., Solano, D. et al., 2006. Voice recognition with neural networks, type -2 fuzzy logic and genetic algorithms. *Engineering Letters*, 13:2.
61. Ming, M., Friedman, M., Kandel, A., 2000. Duality in fuzzy linear systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 109:55-58.
62. Minsky, M., Papert, S., 1969. *Perceptrons* p1-20. MIT Press Cambridge MA.
63. Murtha, J., 1995. *Applications of fuzzy logic in operational meteorology*. Edmonton: Scientific Services
64. Navale, R., Nelson, R., 2010. Use of genetic algorithms to develop an adaptive fuzzy logic controller for a cooling coil. *Energy and Buildings*, 42:708–716.
65. Nguyen, H., Sugeno, M., Tong, R., Yager, R., 1995. *Theoretical aspects of fuzzy control*. New York: John Wiley.
66. Nhivekar, G., Nirmale, S., Mudholker, R., 2011. Implementation of fuzzy logic control algorithm in embedded microcomputers for dedicated application. *International Journal of Engineering, Science and Technology*, 3(4):276-283.
67. Nitta, T., 2003. Solving the XOR problem and the detection of symmetry using a single complex-valued neuron. *Neural Networks*, 16:1101–1105.
68. Palluat, N., Racoceanu, D., Zerhouni, N., 2006. A neuro-fuzzy monitoring system. Application to flexible production systems. *Computers in Industry*, 57:528–538.
69. Passino K., 1997. *Fuzzy control: Theory and applications*. Reading: Addison Wesley Longman.
70. Passino, K., Yurkovich, S., 1998. *Fuzzy control*. UK: Addison – Wesley.
71. Patanaik, A., 2007. *Fuzzy logic control of air conditioners*.
72. Pedrycz, W., 1996. *Fuzzy control and fuzzy systems*. UK: Research Studies Press.
73. Penghu, L., Yinguo, L., Qingyu, X., Yi, C., Yi, Z., 2014. Application of a hybrid quantized Elman neural network in short-term load forecasting. *Electrical Power and Energy Systems*, 55:749–759.

74. Piliouquine, M., Elizondo, D., Mora - López, L., Sidrach de Cardona, M., 2013. Multilayer perceptron applied to the estimation of the influence of the solar spectral distribution on thin - film photovoltaic modules. *Applied Energy*, 112:610–617.
75. Precup, R., Radu – Codrut, D., Petriu, E. et al., 2014. Novel Adaptive Charged System Search algorithm for optimal tuning of fuzzy controllers. *Expert Systems with Applications*, 41:1168–1175.
76. Qian, N. et al, 1988. Predicting the secondary structure of globular proteins using neural network models. *J of Molecular Biology*, 202:865-884.
77. Ragab, M., Ema, E., 1995. On the min - max composition of fuzzy matrices. *Fuzzy Sets and Systems*, 75:83-92.
78. Ren, Q., Balazinski, M., Baron, L. et al., 2014. Type - 2 fuzzy tool condition monitoring system based on acoustic emission in micromilling. *Information Sciences* 255:121–134.
79. Riid, A., Rüstern, E., 2014. Adaptability, interpretability and rule weights in fuzzy rule - based systems. *Information Sciences*, 257:301–312.
80. Rizos, G., Anogianakis, G., 1991. Application of artificial neural networks in life sciences. *Proc of the IV Int Symposium on Biomedical Engineering, Spain*, 488-489.
81. Roshandeh, A., Puan, O., Joshani, M., 2009. Data analysis application for variable message signs using fuzzy logic in Kuala Lumpur. *International Journal of Systems Applications, Engineering & Development*, 3(1):18-27.
82. Ross, T., 1995. *Fuzzy logic with engineering applications*. New Jersey: McGraw –Hill.
83. Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R., 1988. Learning representations by back propagating errors. *Nature*, 323:533.
84. Rumelhart, D., McClelland, J., 1986. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, MIT Press, Cambridge, Mass., 1,2.
85. Samarjit, K., Sujit, D., Ghosh, P., 2013. Article applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline. *Applied Soft Computing*.
86. Shaw, I., 1998. *Fuzzy control of industrial systems: Theory and applications*. Netherlands: Kluwer Academic Publishers.

87. Singh, S. et al., 2013. Real - life applications of fuzzy logic. *Advances in Fuzzy Systems*, Hindawi Publishing Corporation, 3.
88. Suga, N., 1990. Cortical computational maps for auditory imaging. *Neural networks*, 3:3-21.
89. Terano, T., Asai, K., Sugeno, M., 1992. *Fuzzy systems, theory and its applications*. Boston: Academic Press.
90. Terano, T., Asai, K., Sugeno, M., 1994. *Applied fuzzy systems*. Boston: Academic Press.
91. Theodorou, Y., Alevizos, P., 2006. The fuzzy eigenvalue problem of fuzzy correspondence analysis. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 9(1):115-137.
92. Theodorou, Y., Drossos, C., Alevizos, P., 2007. Correspondence analysis with fuzzy data: The fuzzy eigenvalue problem. *Fuzzy Sets and Systems*, 158:704-721.
93. Tirian, G., Filip, I., Proştean, G., 2014. Adaptive control system for continuous steel casting based on neural networks and fuzzy logic. *Neurocomputing*, 125:236–245.
94. Touretzky, D., Pomerleau, D., 1989. What is hidden in the hidden layers?, *Byte*, 14:227.
95. Werbos, P., 1990. Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, 78:1550.
96. Widrow, B., Hoff, M., 1960. Adaptive switching circuits. *IRE WESCON Convention Record*, 4:96-104.
97. Yager, R., Zadeh, L., 1991. *An introduction to fuzzy logic applications in intelligent systems*. Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
98. Yen, J., Langari, R., 1998. *Fuzzy logic: Intelligence, control, and information*. Englewood cliffs. New Jersey: Prentice - Hall.
99. Zadeh, L., 1973. Outline of a new approach to the analysis of complex systems. *IEEE Trans. on Sys., Man and Cyb.* 3.
100. Zhang, N., Du, H., 2008. Application of evolving Takagi – Sugeno fuzzy model to nonlinear system identification. *Applied Soft Computing*, 8:676-686.
101. Zimmerman, J., 2001. *Fuzzy set theory and its applications*. Boston: Kluwer Academic Publishers.

102. Zimmermann, H., 1996. Fuzzy set theory - and its applications. Netherlands:
Kluwer Academic Publishers.