

Ευφυή Συστήματα Ελέγχου Βασιζόμενα στην Χρήση Δεδομένων: Σύγχρονες Εφαρμογές στον Τομέα της Μηχανικής

Βαγιωνάκης Δημήτριος Στυλιανός

Επιβλέπων καθηγητής
Ιψάκης Δημήτριος (Επ. Καθηγητής)

Χανιά, Ιούλιος 2021

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική πραγματεύεται την έννοια του «*Data Driven Control*», δηλαδή δια την ελληνική, του Ελέγχου καθοδηγούμενου από πειραματικά δεδομένα. Ουσιαστικά πρόκειται για την μετεξέλιξη της κλασσικής Θεωρίας Ελέγχου. Για αυτό αναφέρεται συχνά και ως Ευφυής Έλεγχος, λόγω της φύσης του, αλλά και λόγω του εκσυγχρονισμού που φέρνει στις κλασσικές πρακτικές που συναντώνται έως και σήμερα στον τομέα του Ελέγχου.

Από την δεκαετία του '60 και έπειτα, η θεωρία του Ελέγχου έχει κάνει αλματώδη βήματα εξέλιξης και προόδου. Τα βασικά της παρακλάδια, η αναγνώριση και η ταυτοποίηση του συστήματος (system identification), ο προσαρμοστικός έλεγχος (adaptive control), ο εύρωστος έλεγχος (robust control), ο βέλτιστος έλεγχος (optimal control), ο έλεγχος με στοιχεία μεταβλητότητας (variable structure control), και η θεωρία των στοχαστικών συστημάτων (stochastic system theory), έχουν χρησιμοποιηθεί σε τεράστιο βαθμό στον βιομηχανικό κλάδο, στην αεροδιαστημική, σε συστήματα ελέγχου κυκλοφορίας, αλλά και σε αναρίθμητες άλλες εφαρμογές. Παρ'όλα αυτά, το σύγχρονο τοπίο στον τομέα του Ελέγχου αφήνει συνεχώς νέα περιθώρια, για βελτίωση και εκσυγχρονισμό από θεωρητικής, αλλά και πρακτικής απόψεως. Μια τέτοια περίπτωση ουσιαστικής και ουσιώδους βελτίωσης στον τομέα αυτό, είναι και η καθιέρωση και ανάπτυξη του «*Data Driven Control*», και πιο συγκεκριμένα, του Ασαφούς Ελέγχου που τελείται με τη χρήση συστημάτων Ασαφούς λογικής, και του Νευρωνικού Ελέγχου, που τελείται με τη χρήση Νευρωνικών δικτύων.

Στο πρώτο κεφάλαιο, πραγματοποιείται μια συνοπτική αναφορά στη Θεωρία Ελέγχου γενικότερα, εισαγάγωντας παράλληλα τον αναγνώστη στην έννοια του Ευφυούς Ελέγχου. Στο κεφάλαιο που ακολουθεί, ο αναγνώστης γνωρίζει τις έννοιες της Ασαφούς λογικής, και των Νευρωνικών δικτύων, και πως μέσω αυτών, μπορεί να πραγματοποιηθεί έλεγχος συστημάτων, διαδικασιών αλλά και επίλυση δύσκολων προβλημάτων. Στα τρία τελευταία κεφάλαια, αναλύονται επιλεγμένες σύγχρονες πρακτικές εφαρμογές στον χώρο του Ασαφούς, του Νευρωνικού, αλλά και του Νευρο-Ασαφούς ελέγχου, του συνδυασμού των δύο μεθόδων αυτών. Τέλος, η διπλωματική κλείνει με τα κυριότερα συμπεράσματα καθώς και με μία κριτική ματιά στο μέλλον.

Abstract

The present thesis deals with the concept of Data Driven Control. Basically, Data Driven control is the evolution of Conventional control theory, and for this reason it is widely referenced as Intelligent control, due to its mathematical nature, and also due to the modernization that it brings to the conventional techniques and methods that exist up until this day, in the area of Control Theory and Applications.

Since 1960's, control theory has made immersive and predominant steps of progress. Its main subcategories, system identification, adaptive control, robust control, optimal control, variable structure control, and stochastic system theory have been thoroughly used on production systems, space engineering, traffic control systems, and many other practical applications. Nonetheless, there is always room for vast theoretical and practical improvement. A good example of such improvement is the development of Data Driven Control, and more specifically, the use of Fuzzy control theory through Fuzzy control systems, and Neural control theory through Neural networks.

In the first chapter, a summary of conventional control is presented, while introducing the reader to the concept of Intelligent control. In the next chapter, the reader encounters with the concepts of Fuzzy theory and Neural networks, and how these theories can lead to process control, and solve complex problems. In the last three chapters, novel practical applications are chosen to be presented, in the Fuzzy, Neural, and finally Neuro-Fuzzy control field. Last but not least, the thesis closes with a critical overview on how Intelligent Control can lead the future.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά, τον επιβλέποντα καθηγητή μου κύριο Δημήτριο Ιψάκη, για την αμέριστη υποστήριξη του, κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Η συνεχής συνδρομή του, σε συνδυασμό με την διαρκή όρεξη για διάθεση του για οποιαδήποτε βοήθεια, ήταν καθοριστική, για την ολοκλήρωση της εργασίας αυτής.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	2
Abstract	3
Ευχαριστίες	4
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή στα Συστήματα Ελέγχου	8
1.1 Η έννοια του Αυτομάτου Ελέγχου	8
1.2 Οι εφαρμογές του Αυτομάτου Ελέγχου, στη σύγχρονη εποχή.	9
1.3 Τα Συστήματα Ελέγχου, και ο τρόπος λειτουργίας τους	13
1.4 Η είσοδος του Ευφυούς Ελέγχου στο προσκήνιο	19
Κεφάλαιο 2: Ανασκόπηση βασικών τμημάτων του Ευφυούς Ελέγχου: Ασαφής Λογική / Νευρωνικά Δίκτυα.....	27
2.1 Εισαγωγή	27
2.2 Ο Ασαφής Έλεγχος.....	29
2.2.1 Σύντομη αναδρομή και μεθοδολογία για την Ασαφή Λογική.....	29
2.2.2 Τα Ασαφή Σύνολα	31
2.3 Ο Νευρωνικός Έλεγχος	48
2.3.1 Σύντομη Ιστορική Αναδρομή και Μεθοδολογία για τα Νευρωνικά Δίκτυα	48
2.3.2 Τα Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	51
2.3.3 Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	54
2.3.4 Το δίκτυο του αισθητήρα – <i>Perceptron</i>	60
2.3.5 Η Εκπαίδευση των Νευρωνικών Δικτύων	66
2.3.6 Ο Νευρωνικός Έλεγχος και ο ρόλος των Δεδομένων σε αυτόν	72
Κεφάλαιο 3: Σύγχρονες εφαρμογές του Ασαφούς ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών	77
3.1 Εισαγωγή	77
3.2 Μελέτη της Κυκλοφοριακής συμφόρησης	78
3.2.1 Περιγραφή Προβλήματος	78
3.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	79
3.3 Μελέτη και μέτρηση Θερμοκρασιακών συνθηκών.....	82
3.3.1 Περιγραφή του Προβλήματος.....	82
3.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.	84
3.4 Ανάθεση ανθρωπίνου δυναμικού σε παραγωγικές εργασίες.....	88

3.4.1 Περιγραφή Προβλήματος.....	88
3.4.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	89
3.5 Μελέτη κίνησης οχήματος και διατήρησης της ταχύτητας αυτού	91
3.5.1 Περιγραφή Προβλήματος	91
3.5.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.	92
Κεφάλαιο 4: Σύγχρονες εφαρμογές του Νευρωνικού Ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών	96
4.1 Εισαγωγή	96
4.2 Μελέτη του μήκους της κυκλοφοριακής ουράς.....	97
4.2.1 Περιγραφή του προβλήματος	97
4.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	98
4.3 Μελέτη Βελτιστοποίησης σε Εφοδιαστική Αλυσίδα.....	103
4.3.1 Περιγραφή του Προβλήματος	103
4.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	104
4.4 Μελέτη βελτίωσης ασύρματης υποβρύχιας επικοινωνίας ρομποτικού σμήνους	106
4.4.1 Περιγραφή προβλήματος.....	106
4.4.2 Μεθοδολογία και αποτελέσματα.....	107
4.5 Περιγραφή ρομποτικού ελέγχου για αποφυγή εμποδίων	111
4.5.1 Περιγραφή προβλήματος.....	111
4.5.2 Μεθοδολογία και αποτελέσματα.....	111
Κεφάλαιο 5: Σύγχρονες εφαρμογές του Νευρο-Ασαφούς Ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών	115
5.1 Εισαγωγή	115
5.2 Μελέτη αυτόνομης κίνησης ρομποτικού οχήματος	117
5.2.1 Περιγραφή του προβλήματος.	117
5.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.	117
5.3 Μελέτη ελέγχου του κλίματος σε εγκατάσταση θερμοκηπίου.....	122
5.3.1 Περιγραφή του προβλήματος	122
5.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	123
5.4 Μελέτη ελέγχου της ζήτησης κατανάλωσης φυσικού αερίου	125
5.4.1 Περιγραφή του προβλήματος	125
5.4.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.....	126

Συμπεράσματα – Μελλοντικά Βήματα	130
Βιβλιογραφία	135

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή στα Συστήματα Ελέγχου

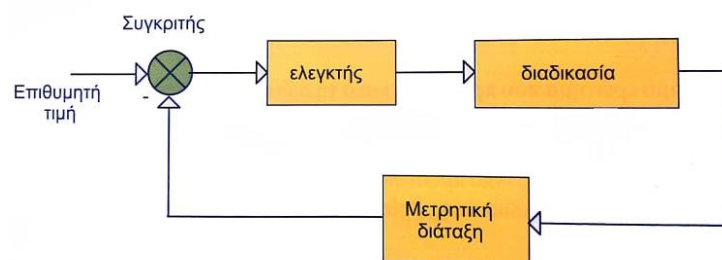
1.1 Η έννοια του Αυτομάτου Ελέγχου

Έλεγχος, είναι η διαδικασία κατά την οποία το σύστημα αναγκάζεται να λειτουργεί, με κάποιον επιθυμητό τρόπο. Το ελεγχόμενο σύστημα, ή αλλιώς εγκατάσταση (*plant*), είναι το σύστημα για το οποίο επιθυμείται να οριστεί επαρκώς η απόκριση του. Αυτό, επιτυγχάνεται μέσω του συστήματος ελέγχου.

Ένα σύστημα ελέγχου, σύμφωνα με τον *Mayr*, πρέπει να τηρεί τρία σημαντικά κριτήρια, ώστε να θεωρείται τέτοιο. Πρώτον, ο ρόλος του είναι να ακολουθεί εντολές. Πρέπει να διατηρεί την ελεγχόμενη μεταβλητή, κοντά στην επιθυμητή τιμή παρά τις εξωτερικές διαταραχές. Δεύτερον, να λειτουργεί σε κλειστό βρόχο με αρνητική ανατροφοδότηση. Τρίτον, να περιλαμβάνει ένα στοιχείο μέτρησης, και ένα συγκριτικό στοιχείο, ένα εκ των οποίων πρέπει να είναι ξεχωριστό σημείο του συστήματος.

Ακολουθώντας τον ορισμό του *Wiener*, για την ανατροφοδότηση, μια καθ'όλα σημαντική έννοια στην Θεωρία του Ελέγχου, (ίσως η σημαντικότερη), μπορεί κανείς να δει ότι είναι μια μέθοδος ελέγχου ενός συστήματος, μέσω της εισαγωγής σε αυτό, αποτελεσμάτων της παρελθούσας έκδοσης του.

Ένα θεμελιώδες σύστημα ελέγχου, στην δομική μορφή του, που περιέχει όλα τα παραπάνω στοιχεία, είναι το εξής:



Σχήμα 1.1: «Ένα τυπικό Σύστημα Ελέγχου.» [1]

Μια συχνή παραφιλολογία που αφορά τα Συστήματα Ελέγχου, είναι η σύγχυση των εννοιών του αυτοματισμού, και των συστημάτων αυτών. Δεν είναι όλες οι εφαρμογές αυτοματοποίησης, τέτοια συστήματα. Για παράδειγμα ένας ανελκυστήρας, κινείται με βάση ένα σύστημα ελέγχου (Σ.Ε.) που περιλαμβάνει τον κεντρικό του κινητήρα. Όμως οι πόρτες

του, πάρα την προφανή αυτοματοποίηση της λειτουργίας τους, δεν χρησιμοποιούν κάποιο τέτοιο σύστημα. Όσο καλύτερη αυτοματοποίηση θέλει κάποιος να επιτύχει, τόσο πιο μεγάλη πολυπλοκότητα θα έχει το εφαρμοσθέν ΣΕ, και επομένως αυξάνεται αναλόγως και η πιθανότητα αστοχίας αυτού [1].

1.2 Οι εφαρμογές του Αυτομάτου Ελέγχου στη σύγχρονη εποχή

Παρακάτω, παρατίθενται οι κυριότεροι τομείς εφαρμογής, του Αυτομάτου Ελέγχου, όπως έχουν διαμορφωθεί έως και τη σημερινή εποχή.

I. Ρομποτική

Τη σήμερον ημέρα, η βιομηχανική παραγωγή βασίζεται κατά πολύ μεγάλο μέρος, στην ρομποτική και στη χρήση αυτής για βελτίωση της απόδοσης της. Τα «ρομπότ» δηλαδή μηχανές με αισθητήρες, δυνατότητες επεξεργασίας αλλά και επενεργητές για την εκτέλεση εργασιών, έχουν αντικαταστήσει επαναληπτικές εργασίες τοποθέτησης, αλλά και συναρμολόγησης, σε γραμμές παραγωγής. Ο έλεγχος στην ρομποτική, επενεργείται σε τρία στάδια. Στο χαμηλότερο στάδιο, απαιτείται η ομαλή λειτουργία των κινητήρων τους, οι οποίοι θα κινούν δίχως ταλαντώσεις τα άκρα και τους βραχίονες τους. Στο επόμενο στάδιο, απαιτείται η εξάλειψη πιθανών συγκρούσεων, μεταξύ ρομπότ. Στο τρίτο και τελευταίο στάδιο, απαιτείται ή μάλλον προσδοκάται η εκτέλεση ευφυών λειτουργιών, από τα ρομπότ, δηλαδή απαιτούνται ιδιαίτερος σύνθετα και περίπλοκα συστήματα ελέγχου. Με λίγα λόγια, το πρώτο στάδιο αφορά την σταθερότητα του καθενός ρομπότ, το δεύτερο την γενικότερη κίνηση του στο χώρο και αλληλεπίδραση με άλλα, και το τρίτο την εξ'ιδίων ρύθμιση στόχων και προγραμματισμό [1],[2].

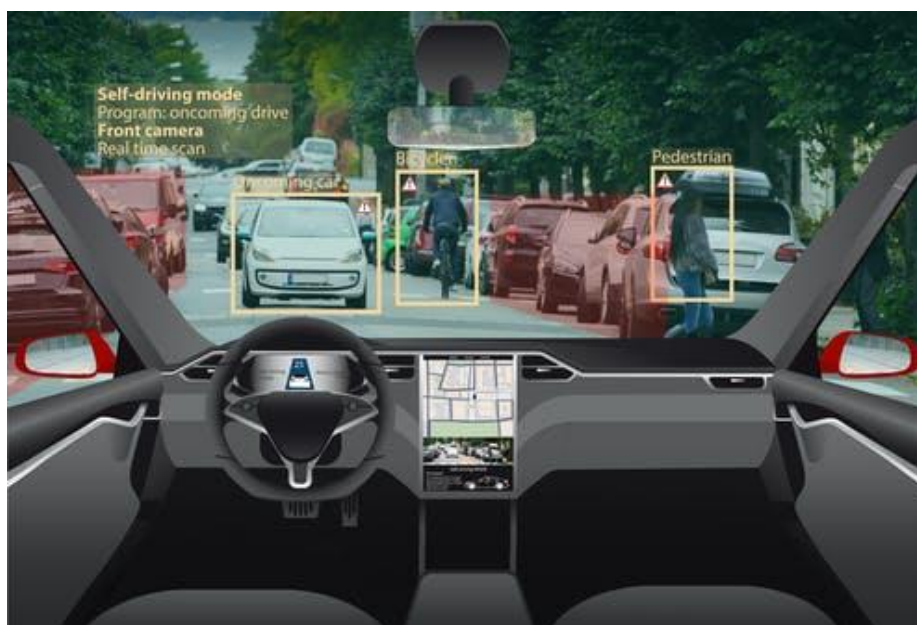


Σχήμα 1.2: «Μια ρομποτική γραμμή παραγωγής» [3]

II. Αυτοκινητοβιομηχανία

Ένας τομέας στον οποίο ο έλεγχος έχει γνωρίσει ιδιαίτερα ραγδαία ανάπτυξη, είναι η βιομηχανία των αυτοκινήτων οχημάτων. Τα ευρέως γνωστά συστήματα αυτόματης πέδησης (ABS), και ελέγχου ταχύτητας (*cruise control*), δεν είναι τίποτα άλλο παρά Συστήματα Αυτομάτου Ελέγχου. Το σύστημα ABS, μέσω ενός αισθητήρα αλλά και μιας ψηφιακής κάμερας, καταγράφουν συνεχώς την απόσταση του οχήματος από το προπορευόμενο του, και σε περίπτωση απότομου φρεναρίσματος του δευτέρου, βοηθάει στο να ακινητοποιηθεί το πρώτο εγκαίρως, αποφεύγοντας πιθανό ατύχημα. Το σύστημα *cruise control*, συμβάλλει στο να διατηρείται σταθερή ταχύτητα στην πορεία του οχήματος, δίχως να είναι απαραίτητη η συνεχής πίεση του πεταλιού του γκαζιού. Η ταχύτητα «αυτορυθμίζεται», μέσω ενός συστήματος ελέγχου [4].

Το μεγάλο στοίχημα όμως του Αυτομάτου Ελέγχου όσον αφορά την αυτοκινητοβιομηχανία, είναι η κατασκευή εντελώς αυτόνομων (από τον οδηγό), οχημάτων. Αυτού του είδους τα οχήματα, συνδυάζουν ένα πλήθος αισθητήρων όπως ραντάρ, σόναρ, GPS και από εκεί και πέρα, πολύ ανεπτυγμένα Συστήματα Ελέγχου συλλέγουν τα δεδομένα από αυτούς ώστε να αναγνωρίσουν και να διαμορφώσουν κατάλληλες διαδρομές, πιθανά εμπόδια, αλλά και προκύπτουσες πινακίδες κατεύθυνσης, ακινητοποίησης και προειδοποίησης. Πιο συγκεκριμένα, αυτή η τεχνολογία, περιλαμβάνει αυτόματη ενεργοποίηση πέδησης για αποφυγή συγκρούσεων, αυτόματη ρύθμιση ταχύτητας με βάση το προπορευόμενο όχημα και αυτόματη διατήρηση πορείας στο καθοριζόμενο δρομολόγιο που έχει επιλεγεί [1].



Σχήμα 1.3: «Το περιβάλλον ενός αυτόνομου οχήματος» [5]

III. Ανανεώσιμες Πηγές Ενέργειας

Η παγκόσμια παραγωγή ηλεκτρικής ενέργειας, ολοένα και περισσότερο, τείνει να καλυφθεί από τις ανανεώσιμες πηγές ενέργειας. Στην Ελλάδα, κύριοι εκπρόσωποι των ανανεώσιμων πηγών, είναι η αιολική, και η ηλιακή ενέργεια, μέσω φωτοβολταϊκών και ηλιοθερμικών σταθμών. Τα τελευταία χρόνια, έχει παρατηρηθεί ραγδαία αύξηση των φωτοβολταϊκών αλλά και αιολικών πάρκων, με τις ανεμογεννήτριες να φθάνουν πλέον σε τεράστιες τιμές ισχύος. Όσο αυξάνεται η ανάγκη για την αύξηση της ισχύος αυτών των μέσων εξοικονόμησης ενέργειας, ανάλογη είναι και η αύξηση της πολυπλοκότητας των συστημάτων ελέγχου των επιμέρους λειτουργιών που διατελούν οι ανεμογεννήτριες. Τα συγκεκριμένα συστήματα ελέγχου, χωρίζονται σε τέσσερις βασικές κατηγορίες, σύστημα ελέγχου κλίσης πτερυγίων (*pitch*), σύστημα ελέγχου γωνίας πύργου (*yaw*), σύστημα ελέγχου ηλεκτρογεννήτριας (*generator*), και σύστημα ελέγχου απαιτήσεων ηλεκτρικού δικτύου (*grid*). Τα τέσσερα αυτά βασικά υποσυστήματα συνδέονται υπό ένα κεντρικό σύστημα παρακολούθησης και συντονισμού, μέσω του οποίου παρακολουθούνται όλες οι παράμετροι λειτουργίας τόσο των μεμονωμένων ανεμογεννητριών, όσο και ολόκληρου του αιολικού πάρκου [1].



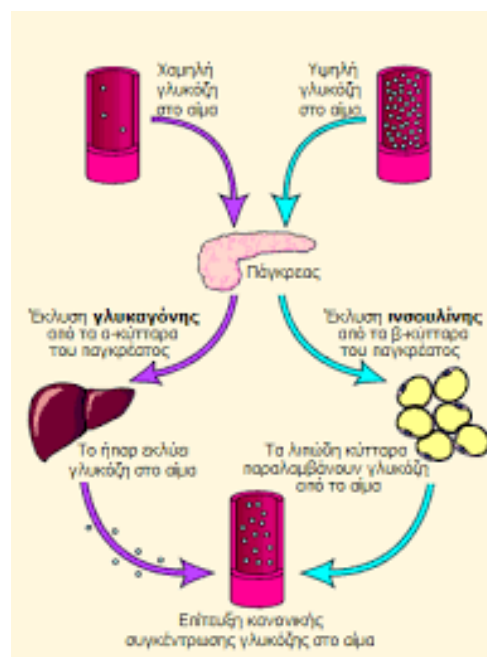
Σχήμα 1.4: «Εγκατάσταση ανεμογεννητριών»[6]

IV. Βιολογία

Ένας πολύ μεγάλος αριθμός βιολογικών συστημάτων είναι στην ουσία συστήματα αυτομάτου ελέγχου, με ανατροφοδότηση. Το εύρος αυτών των συστημάτων εκτείνεται από την κλίμακα των απλών μορίων και κυττάρων μέχρι ολόκληρους οργανισμούς και πλήρη

οικοσυστήματα. Ενδιαφέρον είναι ότι η επιστήμη των συστημάτων ελέγχου έχει δανειστεί κατά καιρούς ιδέες από το φυσικό κόσμο ενώ με τη σειρά της η ανάπτυξη της θεωρίας των συστημάτων έχει βοηθήσει, στην κατανόηση της λειτουργίας των φυσικών συστημάτων.

Στα έμβια όντα, η διαδικασία της ομοιόστασης, διατηρεί τη χημική, θερμική και βιολογική ισορροπία μέσω συστημάτων ανατροφοδότησης. Για παράδειγμα, το σύστημα ρύθμισης των επιπέδων της γλυκόζης στο αίμα, λειτουργεί μέσω της παραγωγής ινσουλίνης και γλυκαγόνης στο πάγκρεας. Αυτές οι ορμόνες λειτουργούν ως διαβιβαστές πληροφορίας, δηλαδή ως σήματα. Η γλυκόζη χρησιμοποιείται από τα κύτταρα για παραγωγή ενέργειας, και πρέπει να διατηρείται σε σταθερά επίπεδα, πιο συγκεκριμένα περίπου 90 mg ανά 100 ml αίματος. Όταν αυτό το επίπεδο πέφτει, το πάγκρεας εκκρίνει γλυκαγόνη, και το ήπαρ λαμβάνει την πληροφορία ότι πρέπει να παράγει περισσότερη γλυκόζη. Όταν αυτό το επίπεδο ανεβαίνει, εκκρίνεται ινσουλίνη, που σηματοδοτεί την μείωση των επιπέδων γλυκόζης μέσω της αποθήκευσης της στο ήπαρ [1].



Σχήμα 1.5: «Η ρυθμιστική λειτουργία του παγκρέατος»[7]

V. Καθημερινή Χρήση και Οικιακές Συσκευές

Εν τέλει, ένας χώρος όπου βρίθουν συστήματα ελέγχου, δεν είναι άλλος από ένα καθημερινό, απλό σπίτι. Παρά το γεγονός ότι είναι δυσδιάκριτα, πολλές οικιακές συσκευές βασίζονται εξ'ολοκλήρου στη θεωρία ελέγχου για τη σωστή λειτουργία τους. Επί της ουσίας, οι περισσότερες είναι βασικά συστήματα ελέγχου θερμοκρασίας και θερμότητας, όπως η κουζίνα, το ψυγείο και ο θερμοσίφωνας. Παλαιότερα αυτού του είδους οι συσκευές, ελεγχόντουσαν με την απλή λογική του "on-off". Όμως, έχουν επέλθει στον προσκήνιο οι αντιστροφείς (*inverters*), οι οποίοι επιτρέπουν τη συνεχή μεταβολή των στροφών των κινητήρων που οδηγεί στην ενεργειακή εξοικονόμηση αλλά και στην καλύτερη γενική ρύθμιση. Αντιστροφείς κατά κύριο λόγο χρησιμοποιούν τα κλιματιστικά, ενώ και τα ψυγεία

είναι συσκευές που υιοθετούν αυτήν την τεχνολογία. Γενικότερα ο αυτοματισμός είναι πλέον ένα, αν επιτραπεί η έκφραση, «αγαθό» απαραίτητο για κάθε οικία, και τα συστήματα ελέγχου και η λειτουργία τους στοχεύουν στην πλήρη αφομοίωση του, για διευκόλυνση αλλά και βελτίωση του βιοτικού επιπέδου [1].



Σχήμα 1.6: «Καθημερινές συσκευές οικιακής χρήσης[8]»

1.3 Τα Συστήματα Ελέγχου και ο τρόπος λειτουργίας τους

1.3.1 Η έννοια της Ανάδρασης

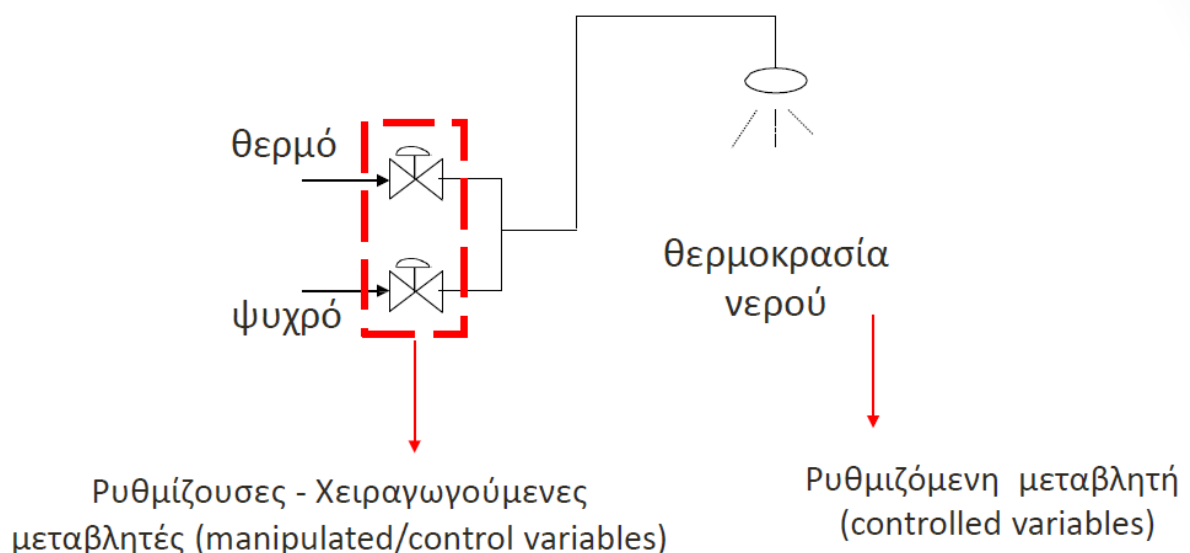
Γίνεται πλέον φανερό ότι τα Συστήματα Ελέγχου, είναι από τα πλέον σημαντικά εργαλεία, χωρίς ίχνος υπερβολής, διάρθρωσης πολλών πυλώνων της σημερινής τεχνολογίας σε ποικίλους τομείς, όπως αναφέρθηκε και στην προηγούμενη παράγραφο. Το εύλογο ερώτημα που προκύπτει όμως, είναι το τι πρακτικά είναι ένα Σύστημα Ελέγχου, πως λειτουργεί, ποια η δομή του.

Όπως έχει ήδη γίνει λόγος, μια άκρως σημαντική έννοια γύρω από την οποία τα Συστήματα Ελέγχου υφίστανται, είναι η έννοια της ανατροφοδότησης, ή ανάδρασης. Επί της ουσίας, η ανάδραση είναι η αλληλεπίδραση που έχει το Σύστημα Ελέγχου με το περιβάλλον του. Το Σύστημα Ελέγχου, δέχεται μεταβλητές εισόδου, από τις οποίες προκύπτουν μεταβλητές εξόδου. Αναλόγως τις μεταβλητές αυτές, το Σύστημα αναπροσαρμόζει τις μεταβλητές

εισόδου που δέχεται. Αυτή η διαδικασία, η οποία είναι και το θεμέλιο της Θεωρίας Ελέγχου, γίνεται κατανοητή από το κάτωθι απλό παράδειγμα.

Έστω ένα κοινό σύστημα θέρμανσης του νερού, για προσωπική χρήση. Η εγκατάσταση αυτή, δέχεται θερμό και ψυχρό νερό, και τα αναμειγνύει αναλόγως τις εκάστοτε ανάγκες. Οι ποσότητες του θερμού αλλά και του ψυχρού νερού, είναι οι μεταβλητές εισόδου. Η θερμοκρασία του εξερχόμενου νερού, είναι η μεταβλητή εξόδου. Πως όμως η θερμοκρασία του νερού, θα ρυθμιστεί ώστε να φτάσει τα επιθυμητά επίπεδα; Πρέπει να γίνει αντιληπτή, για παράδειγμα με την αίσθηση της αφής. Έτσι παρατηρείται μια διαδικασία, η οποία σε ένα πάρα πολύ απλό επίπεδο, είναι μια προσομοίωση ενός βασικού Συστήματος Ελέγχου. Μετράται η εξερχόμενη θερμοκρασία. Έπειτα ρυθμίζεται η ποσότητα του ψυχρού και του θερμού νερού. Επαναλαμβάνεται η μέτρηση της εξερχόμενης θερμοκρασίας, αλλά και η ρύθμιση/χειραγώγηση της ποσότητας του ψυχρού και του θερμού νερού. Εν τέλει, επιτυγχάνεται η επίτευξη της επιθυμητής θερμοκρασίας του νερού.

Μέσω αυτού του συνάμα απλού μα και αρκετά ουσιώδους παραδείγματος, γίνεται εν ολίγοις κατανοητή η έννοια της ανάδρασης. Όμως, πάλι με απλές αντιστοιχίες, μπορούν να γίνουν φανερές και άλλες βασικές έννοιες της Θεωρίας Ελέγχου. Υπάρχει άραγε καθυστέρηση στην επίτευξη της θερμοκρασίας; Δηλαδή είναι το σύστημα δυναμικό; Υπάρχουν διακοπές του δικτύου ύδρευσης; Δηλαδή υπάρχουν διαταραχές στο σύστημα; Επίσης παρατηρείται και ένας βρόχος στην όλη διαδικασία, μια λούπα, μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία, που όπως θα φανεί στη συνέχεια είναι και αυτό ένα πολύ σημαντικό γνώρισμα των Συστημάτων Ελέγχου [9].



Σχήμα 1.7: «Η ανάμειξη θερμού και ψυχρού νερού με χρήση μεταβλητών σε σύστημα με ανάδραση» [9]

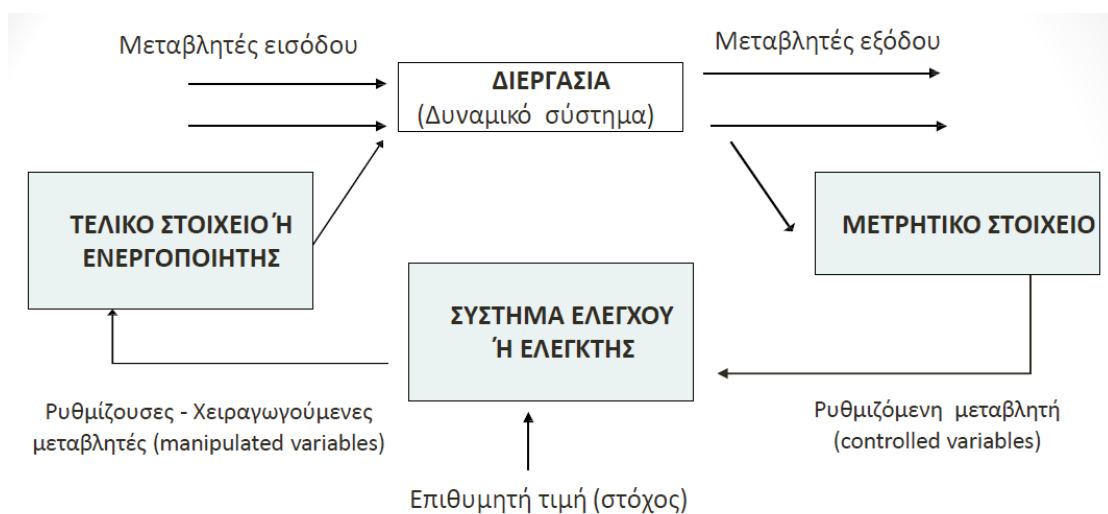
1.3.2 Τα βασικά τμήματα ενός Συστήματος Ελέγχου

Στο προηγούμενο παράδειγμα, ο λεγόμενος ελεγκτής του Συστήματος Ελέγχου, είναι το άτομο, το οποίο προσαρμόζει αναλόγως τις ποσότητες του νερού. Άλλο ένα καθημερινό παράδειγμα Συστήματος Ελέγχου, όπου πάλι ο ελεγκτής είναι ένα άτομο, είναι η ρύθμιση της ταχύτητας ενός αυτοκινήτου. Το γκάζι, το φρένο, ο απομονωτής, είναι οι μεταβλητές εισόδου, ή αλλιώς ρυθμίζουσες μεταβλητές. Η μεταβλητή εξόδου, είναι η ίδια η ταχύτητα του αυτοκινήτου, δηλαδή η ρυθμιζόμενη μεταβλητή. Ο ελεγκτής, αυτός ο οποίος θα προσαρμόσει τις ρυθμίζουσες μεταβλητές, ώστε να επιτύχει συγκεκριμένη ρυθμιζόμενη μεταβλητή, είναι το άτομο, ο οδηγός. Και σε αυτό το στοιχειώδες Σύστημα Ελέγχου, υπάρχουν διαταραχές, όπως εμπόδια, ολισθηροί δρόμοι, αστοχία ελαστικών.



Σχήμα 1.8: «Οι μεταβλητές στο Σύστημα Ελέγχου της ταχύτητας σε ένα όχημα» [9]

Γενικεύοντας λοιπόν, ένα πρότυπο Σύστημα Ελέγχου είναι το εξής:



Σχήμα 1.9: «Το θεμελιώδες Σύστημα Ελέγχου και τα συστατικά του μέρη» [9]

Στην γενικότερη Θεωρία Ελέγχου, ο κλασσικός συμβατικός ελεγκτής ο οποίος χρησιμοποιείται κατά βάση, είναι ο αναλογικό-ολοκληρωτικό-διαφορικός ελεγκτής, *PID*. Με βάση το παραπάνω, είναι δυνατόν να διακριθούν τα βασικά συστατικά μέρη, ενός τυπικού Συστήματος Ελέγχου. Αυτά είναι τα εξής:

α) Το φυσικό δυναμικό σύστημα: Με άλλα λόγια οι συσκευές ή/και διατάξεις τις οποίες επιθυμούμε να ρυθμίσουμε (π.χ., εναλλάκτης θερμότητας, εργαλειομηχανή, μηχανικό όχημα, ρομποτικός βραχίονας, σύστημα μάζας – ελατηρίου, κινητήρας συνεχούς ρεύματος, κλπ.)

β) Τα όργανα μέτρησης: Διάφορα όργανα για τη μέτρηση και την αξιολόγηση των μεταβλητών εξόδου. Για παράδειγμα θερμοζεύγη (για τη θερμοκρασία), διαφράγματα πίεσης (για τη μέτρηση της πίεσης ή της στάθμης υγρού), ταχύμετρο (για τη μέτρηση της περιστροφικής ταχύτητας), ταχύμετρο, ποτενσιόμετρο, κλπ.

γ) Τον αναλογικό/ψηφιακό ελεγκτή: Περιλαμβάνει επίσης τη λειτουργία του συγκριτικού στοιχείου. Είναι συνήθως μια αναλογική ή ψηφιακή διάταξη που προσδιορίζει το νόμο μεταβολής της ρυθμίζουσας μεταβλητής. Απαιτεί τον ορισμό της επιθυμητής τιμής (set point).

δ) Το τελικό στοιχείο ρύθμισης: Είναι η συσκευή / διάταξη (π.χ., αντλία, κινητήρας, θερμαντική σπείρα, ρυθμιστική βάνα) που δέχεται το σήμα του ελεγκτή και ανάλογα προσαρμόζει την τιμή της χειραγωγούμενης μεταβλητής.

ε) Διάφορους μετατροπείς και μεταφορείς σημάτων και πληροφοριών: Χρησιμοποιούνται για να μεταφέρουν το μετρούμενο σήμα από το όργανο μέτρησης στον ελεγκτή, το σήμα του ελεγκτή στο τελικό στοιχείο ρύθμισης, κλπ. Αυτές οι γραμμές μπορεί να είναι είτε πνευματικές (πεπιεσμένος αέρας ή υγρό) ή αναλογικές (ηλεκτρικές) [9].

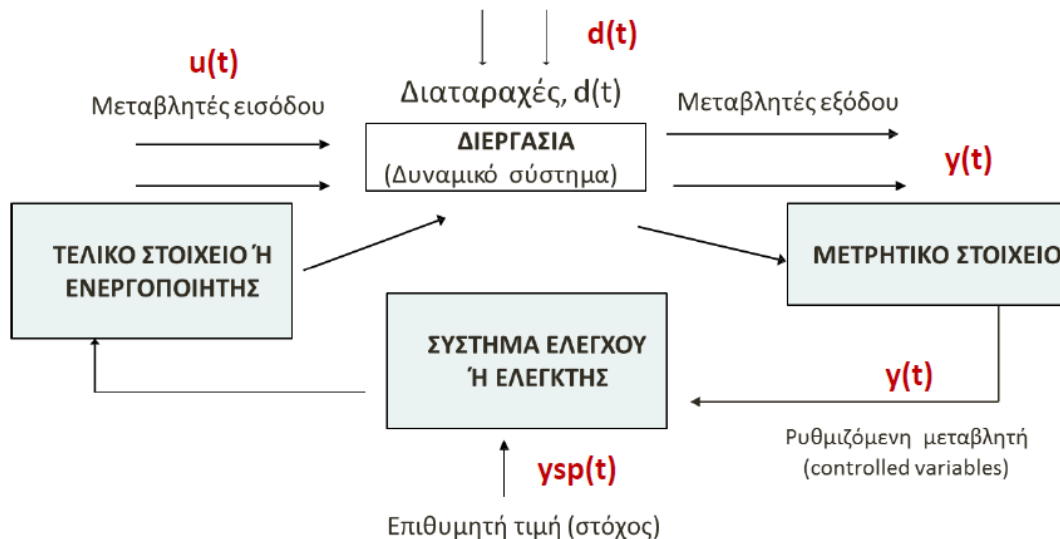
1.3.3 Οι μεταβλητές ενός Συστήματος Ελέγχου

Ο κύριος σκοπός του ελεγκτή, είναι να ελαχιστοποιήσει όσο το δυνατόν περισσότερο το σφάλμα, δηλαδή την διαφορά της μετρούμενης εξόδου από το σύστημα, με την επιθυμητή τιμή.

Γενικεύοντας και πάλι, με βάση τα παραπάνω, είναι εύκολο να παρατηρηθεί ότι για τη δημιουργία αλλά και την κατανόηση των Συστημάτων Ελέγχου, είναι απαραίτητη η επαρκής γνώση φυσικών (κίνηση ρευστών και στερεών, μεταφορά θερμότητας, θερμοδυναμική), μηχανικών (εξισώσεις κίνησης) και ηλεκτρολογικών συστημάτων (νόμοι *Kirchoff*), ώστε να μπορούν να αναπαρασταθούν σε ένα κατάλληλο Σύστημα Ελέγχου. Το ερώτημα όμως που προκύπτει, είναι με ποιον τρόπο θα μοντελοποιηθούν τα παραπάνω, και πως θα χρησιμοποιηθούν. Την απάντηση δίνουν για άλλη μια φορά τα μαθηματικά, τα οποία

μεταφράζουν την παραπάνω γνώση των φαινομένων σε μία ομάδα εξισώσεων (γραμμικών/μη γραμμικών, αλγεβρικών και διαφορικών/δυναμικών).

Προκύπτει επομένως η ανάγκη, στο παραπάνω σχήμα 1.9, να προστεθούν, οι κατάλληλες μεταβλητές, με βάση τις οποίες θα μοντελοποιηθούν και οι κατάλληλες εξισώσεις. Επομένως, παρουσιάζεται το κάτωθι σχήμα, με τις προστεθείσες μεταβλητές.



Σχήμα 1.10: « Τα κυριότερα τμήματα ενός Συστήματος Ελέγχου με ανάδραση» [9]

Αυτές οι μεταβλητές ταξινομούνται ως εξής:

Εισόδου (input variables): $u(t)$, $d(t)$ και $d'(t)$

- Μεταβλητές ελέγχου ή ρύθμισης, (*control variables*) ή χειριζόμενες/χειραγωγούμενες μεταβλητές (*manipulated variables*), $u(t)$. Οι τιμές τους καθορίζονται από ένα χειριστή ή από κάποιο νόμο ρύθμισης (π.χ., αναλογικό ή ψηφιακό ελεγκτή).
- Διαταραχές (*disturbances*): Οι τιμές τους καθορίζονται από τυχαίους παράγοντες και καταστάσεις (π.χ., η θερμοκρασία του περιβάλλοντος χώρου, κλπ.). Οι διαταραχές διακρίνονται σε μετρούμενες (*measured*), $d(t)$, και μη-μετρούμενες (*unmeasured*), $d'(t)$. Οι πρώτες μπορούν να μετρηθούν και συνεπώς να αξιολογηθούν.

Εξόδου (output variables): $y(t)$ και $z(t)$

- Οι μεταβλητές εξόδου φανερώνουν την επίδραση του συστήματος στο περιβάλλον και συνήθως χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του συστήματος.

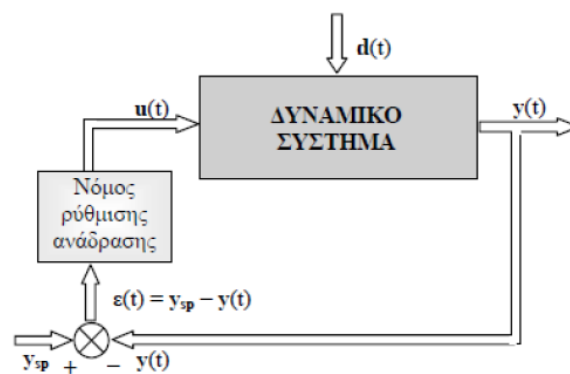
- Οι μεταβλητές αυτές διακρίνονται σε μετρούμενες μεταβλητές εξόδου (*measured output variables*), $y(t)$, εάν οι τιμές τους δύνανται άμεσα να μετρηθούν, μη-μετρούμενες μεταβλητές εξόδου (*unmeasured output variables*), $z(t)$, μεταβλητές που δεν δύνανται να μετρηθούν.

Κατάσταση (state variables): $x(t)$

- Οι μεταβλητές κατάστασης, $x(t)$, χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν τη δυναμική συμπεριφορά του συστήματος και ταυτίζονται με τις εξαρτημένες μεταβλητές του δυναμικού μοντέλου προσομοίωσης του συστήματος[9].

1.3.4 Η μαθηματική έννοια της Ανάδρασης

Σε προηγούμενο παράδειγμα, με την ανάμειξη του θερμού και του ψυχρού νερού, παρουσιάστηκε άλλη μια θεμελιώδης έννοια της Θεωρίας Ελέγχου, η ανάδραση. Πλέον από μαθηματική σκοπιά, η ανάδραση ως έννοια μπορεί να γίνει ακόμη πιο κατανοητή, και η ίδια αλλά και η εξέχουσα σημαντικότητα της. Με βάση το παρακάτω σχήμα 1.11 , μπορεί κάποιος να αποβεί σε ένα ιδιαιτέρως βασικό και θεμελιώδες συμπέρασμα.



Εικόνα 1.11: «Η ανάδραση μέσω των μεταβλητών του Συστήματος Ελέγχου» [9]

Στη ρύθμιση ανάδρασης η διορθωτική αλλαγή στις τιμές των μεταβλητών ελέγχου επιβάλλεται μετά την είσοδο και δράση των διαταραχών επί της διεργασίας που έχει ως αποτέλεσμα την απόκλιση των ρυθμιζόμενων μεταβλητών από τις επιθυμητές τους τιμές. Έτσι, ανάλογα με την τιμή (θετική ή αρνητική) του σφάλματος, $e(t)$, ο ελεγκτής υπολογίζει τις νέες τιμές των μεταβλητών ελέγχου, $u(t)$, που οδηγούν τις ρυθμιζόμενες μεταβλητές, $y(t)$, στις επιθυμητές τους τιμές, y_{sp} [9].

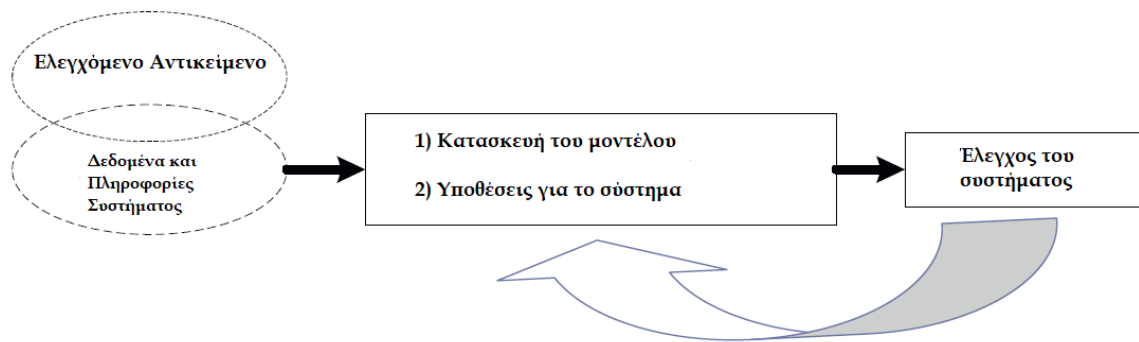
1.4 Η είσοδος του Ευφυούς Ελέγχου στο προσκήνιο

1.4.1 Οι δυσκολίες στην σύνθεση ενός Συστήματος Ελέγχου

Όπως έγινε φανερό, στο προηγούμενο υποκεφάλαιο και την παρουσίαση της λειτουργίας των τυπικών Συστημάτων Ελέγχου, που χρησιμοποιούν έναν *PID* ελεγκτή, για την εύρυθμη λειτουργία ενός καταλλήλου Συστήματος, είναι απαραίτητη η ύπαρξη ενός μαθηματικού μοντέλου, του οποίου οι εξισώσεις θα περιγράφουν τη λειτουργία του συστήματος, το οποίο είναι υπό εξέταση. Το σύνολο των μεθοδολογιών, οι οποίες χρησιμοποιούν μοντέλα για τον σχεδιασμό των συστημάτων ελέγχου, υπόκεινται στην γενικότερη θεωρία ελέγχου βασιζόμενη σε μοντέλο (*model based control*, *MBC* εν συντομία). Τα περισσότερα μοντέλα, κατασκευάζονται με βάση θεωρήματα των πρώτων αρχών. Αρχές θερμοδυναμικής, ρευστομηχανικής, ηλεκτρικών κυκλωμάτων και ούτω καθ'εξής. Όλα αυτά τα μοντέλα, είναι επί της ουσίας, προσεγγίσεις της ίδιας της πραγματικότητας. Άλλωστε, η ίδια η μηχανική, είναι η τέχνη της προσέγγισης [10].

Η ακρίβεια αυτού του μοντέλου, είναι μια συνιστώσα ανάλογη της προσπάθειας αλλά και του κόστους που απαιτείται, για τον σχεδιασμό του συστήματος ελέγχου. Μια επαρκής μοντελοποίηση, μπορεί να είναι δυσκολότερη, ακόμη και από αυτόν το σχεδιασμό, σε συστήματα των οποίων οι δυναμικές παράμετροι μεταβάλλονται πολύ γρήγορα, ή οι ίδιες του οι δομές αλλάζουν με το χρόνο, δηλαδή υπάρχουν ισχυρές μη γραμμικότητες[11]. Ολοένα και περισσότερες βιομηχανικές διαδικασίες, συστήματα αεροναυτιλίας, μέσα μαζικής μεταφοράς, γίνονται όλο και πιο σύνθετα, αλλά και περίπλοκα[12]. Για τέτοια συστήματα, το να δημιουργηθεί το μοντέλο με βάση τις πρώτες αρχές, είναι κάτι στην καλύτερη δύσκολο, και στην χειρότερη ακατόρθωτο.

Εάν το μαθηματικό δυναμικό μοντέλο ενός συστήματος, δεν είναι αρκετά ακριβές, ο ελεγκτής του συστήματος ελέγχου για τούτο το σύστημα, θα υπολειτουργεί σοβαρά. Η απόδοση του θα είναι κακή, ενώ το σύστημα κλειστού βρόχου θα χαρακτηρίζεται από μεγάλη αστάθεια. Η αρχιτεκτονική της θεωρίας ελέγχου βασιζόμενη σε μοντέλο (*MBC*) παρουσιάζεται παρακάτω, στην Εικόνα 1.12. Στο συγκεκριμένο διάγραμμα, γίνεται φανερό ότι αφ'ενός το ίδιο το μοντέλο του συστήματος, μαζί με τις υποθέσεις που γίνονται για την δημιουργία του, είναι το σημείο εκκίνησης για τον σχεδιασμό του ελεγκτή, αλλά φυσικά και ο ίδιος ο προορισμός. Το σημείο κλειδί, είναι η ύπαρξη ενός χάσματος μεταξύ του ελεγχόμενου συστήματος και του μοντέλου του συστήματος χρησιμοποιώντας κάποιες υποθέσεις, το οποίο κενό φαίνεται να σταματά να λαμβάνεται υπόψη στον σχεδιασμό του ελεγκτή και στην γενικότερη ανάλυση του συστήματος ελέγχου.



Σχήμα 1.12: «Η διαδικασία λειτουργίας ενός Συστήματος Ελέγχου»[11]

Για τον σχεδιασμό ενός μη γραμμικού συστήματος ελέγχου, υπάρχει μια πληθώρα μεθοδολογιών. Αυτές είναι η μέθοδος *Lyapunov*, η μέθοδος *back-stepping*, και η πλήρης γραμμικοποίηση του σήματος ανάδρασης. Παρ'όλα αυτά, όλες αυτές οι μέθοδοι εξαρτώνται από ένα ακριβές μοντέλο του συστήματος. Όπως προαναφέρθηκε και είναι γνωστό, ένα σύστημα δεν είναι δυνατόν να μοντελοποιηθεί στο έπακρον. Η δομή του μοντέλου του συστήματος, είναι μια παράμετρος πολύ σημαντική και για την λειτουργία του ελεγκτή, και έτσι η ακρίβεια της, και ως φυσικό επακόλουθο η ακρίβεια του ίδιου του μοντέλου, επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την απόδοση του συστήματος ελέγχου που σχεδιάζεται. Ανάμεσα στην θεωρία ελέγχου βασιζόμενη σε μοντέλο, και στην πρακτική εφαρμογή, μεσουρανεί και υφίσταται ένα διόλου ευκαταφρόνητο χάσμα, όπως προαναφέρθηκε, το οποίο δρα ως ένα μεγάλο εμπόδιο στην χρήση ικανών και πλήρως λειτουργικών ελεγκτών βασιζόμενων σε μοντέλα, αλλά και γενικά τη χρήση αυτής της θεωρίας για τον σχεδιασμό συστημάτων ελέγχου. Πέρα από τα παραπάνω, μια ποικιλία προβλημάτων μπορεί να προκύψει κατά την πρακτική εφαρμογή. Δεν είναι δυνατόν, να αποβεί κάποιος σε ένα αξιόπιστο συμπέρασμα, όταν το μοντέλο είναι μη διαθέσιμο, ή οι υποθέσεις που έγιναν για τη δημιουργία αυτού του μοντέλου, επί της ουσίας δεν ευσταθούν. Η θεωρία ελέγχου βασιζόμενη σε μοντέλο, ξεκινά, και τελειώνει με την μοντελοποίηση. Είναι ο βασικός πυλώνας της, και αν δεν είναι κραταιός, καταρρέει και η ίδια άμεσα.

Συμπερασματικά, είναι φανερό ότι με την ανάπτυξη της επιστήμης της πληροφορίας τα τελευταία χρόνια, πρακτικές διαδικασίες και λειτουργίες σε τομείς όπως η χημεία, η μεταλλουργία, η μηχανολογία, η ηλεκτρονική και τα *logistics* έχουν υποστεί ιδιαίτερα μεγάλες μεταβολές στον τρόπο που αυτές τελούνται. Αυτές οι βιομηχανίες έχουν τεχνολογίες παραγωγής και εξοπλισμούς σε μεγάλη κλίμακα, και οι διαδικασίες της παραγωγής έχουν γίνει πιο σύνθετες και περίπλοκες. Για αυτά τα προαναφερθέντα συστήματα, υπό το πρίσμα της θεωρίας ελέγχου που είναι φυσικά απαραίτητη, παρατηρείται ότι οι διαδικασίες μοντελοποίησης χρησιμοποιώντας τις πρώτες αρχές ή μέσω αναγνώρισης του συστήματος (*system identification*) έχουν γίνει πολύ πιο δύσκολες, χρονοβόρες, ή ακόμη ακατόρθωτες και αδύνατες. Για αυτόν το λόγο, η παραδοσιακή και συμβατική θεωρία ελέγχου που βασίζεται σε μοντέλο, πλέον δεν ευσταθεί ώστε να χρησιμοποιηθεί για προβλήματα και ανάλυση του ελέγχου, στους παραπάνω χώρους της επιστήμης και της βιομηχανίας [11].

1.4.2 Τα δεδομένα ως σημαντικό εργαλείο του Ελέγχου

Όμως, πολλές βιομηχανικές διαδικασίες μεταξύ αυτών και οι παραπάνω στις οποίες έγινε αναφορά, παράγουν ολοένα και περισσότερα δεδομένα τα οποία αποτελούνται από παρατηρήσεις και μετρήσεις του πραγματικού συστήματος, και περιέχουν πληροφορίες των διαδικασιών, όπως η γενικότερη λειτουργία τους, και ο εξοπλισμός που χρησιμοποιείται, μεταξύ άλλων[12]. Με τη χρήση αυτών των δεδομένων, *on-line* (κατά τον σχεδιασμό του συστήματος ελέγχου με μετρήσεις που γίνονται επί του παρόντος) αλλά και *off-line* (από παλαιότερες μετρήσεις και εκτός του σχεδιασμού του συστήματος ελέγχου), για τον άμεσο σχεδιασμό ελεγκτών, αλλά και τον προσδιορισμό της εκάστοτε κατάστασης του συστήματος ελέγχου, την αξιολόγηση της απόδοσης, την λήψη αποφάσεων, ακόμη και τη διάγνωση σφαλμάτων, τελείται ένα τεράστιο βήμα προς τα εμπρός, στην αντιμετώπιση των προβλημάτων της θεωρίας ελέγχου με μοντέλο, δηλαδή την έλλειψη ακριβέστερων μοντέλων συστημάτων. Για αυτό το λόγο, η καθιέρωση και η ανάπτυξη του ελέγχου βασιζόμενου σε δεδομένα (*Data Driven Control*, ή εν συντομία *DDC*), ή αλλιώς Ευφυούς Ελέγχου, είναι ένα πολύ σημαντικό τρέχον ζήτημα το οποίο απλώνεται σε όλο το φάσμα του Ελέγχου, τόσο στη γενικότερη θεωρία του όσο και στην πρακτική του εφαρμογή. Η θεωρία, αυτού του μη συμβατικού, Ευφυούς Ελέγχου, αντί να προσπαθήσει να μοντελοποιήσει το ελεγχόμενο σύστημα, ψάχνει ουσιαστικά ένα σύνολο λεκτικών προτάσεων και κανόνων, οι οποίες θα περιγράφουν τις ενέργειες ενός επιτυχημένου ελεγκτή(ανθρώπου), οι οποίοι κανόνες προκύπτουν έπειτα από την χρήση αυτών των πολύτιμων δεδομένων που αναφέρθηκαν πριν. Η έννοια της ευφυΐας, στον όρο του «Ευφυούς Ελέγχου», θα αναλυθεί διεξοδικά στη συνέχεια.

Ο στόχος ενός ευφυούς ελεγκτή, δηλαδή του ελεγκτή σε ένα σύστημα Ευφυούς Ελέγχου, είναι να λειτουργεί όπως ένας επιτυχημένος ανθρώπινος ελεγκτής, με τις ίδιες συνθήκες, τους ίδιους στόχους, αλλά χωρίς τα μειονεκτήματα του ανθρώπινου παράγοντα, όπως η κόπωση, ή οι υπολογιστικοί περιορισμοί. Το πλεονέκτημα ενός ανθρώπου, που ελέγχει μια διαδικασία, και κατ'επέκταση ένα σύστημα, είναι ότι μπορεί να αντιδράσει άμεσα σε μια απρόβλεπτη αλλαγή, να ανταπεξέλθει σε μια κατάσταση αβεβαιότητας που μπορεί να προκύψει. Ένας ορθά σχεδιασμένος ευφυής ελεγκτής, θα πρέπει να είναι ικανός, να δρα αντίστοιχα. Πρέπει να λειτουργεί με βάση κανόνες και συνθήκες, οι οποίες θα του επιτρέπουν, να μπορεί να αντιδρά σε περιβάλλον αβεβαιότητας. Αυτοί οι κανόνες, διαμορφώνονται μέσω της εξόρυξης των δεδομένων που υπάρχουν ή προκύπτουν. Αυτή η βάση γνώσης που δημιουργείται, μαζί με διάφορες μετρήσεις από την ελεγχόμενη διαδικασία, ως είσοδο εισέρχονται σε έναν μηχανισμό συμπερασμού, ο οποίος εξάγει με τη σειρά του συμπεράσματα, τα οποία ανατροφοδοτούνται στην ελεγχόμενη διαδικασία [13].

Υπάρχουν τρεις βασικοί ορισμοί, οι οποίοι προσπαθούν να σκιαγραφήσουν, τον ευφυή έλεγχο βασιζόμενο σε δεδομένα και μετρήσεις.

- **Ορισμός 1^{ος}** . Ο Έλεγχος βασιζόμενος σε δεδομένα, είναι η θεωρία του ελέγχου και οι μεθοδολογίες, στις οποίες ο ελεγκτής διαμορφώνεται άμεσα χρησιμοποιώντας

on-line ή *off-line* δεδομένα εισόδου και εξόδου του ελεγχόμενου συστήματος, ή γνώση από την επεξεργασία των δεδομένων, χωρίς να χρησιμοποιηθεί σαφής ή έμμεση πληροφορία του μαθηματικού μοντέλου της διαδικασίας, της οποίας η σταθερότητα, η σύγκλιση και η ευρωστία μπορεί να έχει εγγυημένα αξιόπιστα αποτελέσματα, μέσα από περίπλοκη μαθηματική ανάλυση, υπό κάποιες βέβαιες υποθέσεις.

- **Ορισμός 2^{ος}.** Ο σχεδιασμός ενός συστήματος ελέγχου βασιζόμενος σε δεδομένα, είναι η σύνθεση ενός ελεγκτή, χρησιμοποιώντας δεδομένα τα οποία μετρήθηκαν στο πραγματικό σύστημα που πρέπει και πρόκειται να ελεγχθεί, χωρίς τη χρήση παραμετρικών (ή μη) μοντέλων του συστήματος.
- **Ορισμός 3^{ος}.** Τα μετρήσιμα δεδομένα χρησιμοποιούνται άμεσα, για να ελαχιστοποιήσουν τον παράγοντα του ελέγχου, στην ανάλυση. Για να υπολογιστεί ο ελεγκτής, χρησιμοποιείται μόνον μια βελτιστοποίηση, οι παράμετροι της οποίας, είναι οι παράμετροι του ελεγκτή.

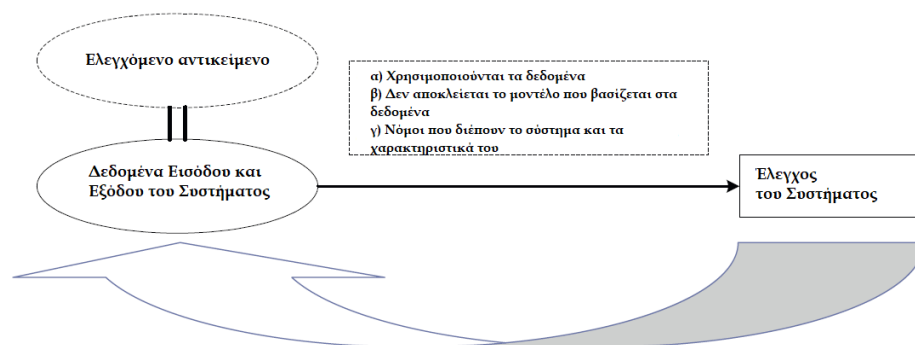
Με βάση αυτούς τους τρεις ορισμούς, είναι βέβαιο ότι μπορούν να εξαχθούν κάποια συμπεράσματα αλλά και διαπιστώσεις. Πρώτον, ο σχεδιασμός του ελεγκτή στον έλεγχο με βάση τα δεδομένα, εξαρτάται μόνο από τα μετρούμενα δεδομένα εισόδου και εξόδου του ελεγχόμενου συστήματος. Η αρχιτεκτονική αυτού του είδους των μεθοδολογιών, φαίνεται στο σχήμα 1.13. Τα χαρακτηριστικά αυτού του συστήματος, είναι ότι ο ελεγκτής αλλά και γενικότερα η όλη ανάλυση του συστήματος ελέγχου, πραγματοποιούνται μονάχα με βάση την μέτρηση των δεδομένων εισόδου και εξόδου του συστήματος κλειστού βρόχου. Το μοντέλο του συστήματος, παύει να υπάρχει και δεν είναι πλέον απαραίτητο για την επιτυχή ολοκλήρωση της διαδικασίας. Τα μετρούμενα δεδομένα αυτά, είναι το σημείο εκκίνησης για την αντιμετώπιση και την επίλυση των προβλημάτων ελέγχου αυτού του είδους, αλλά και το κριτήριο για την ποιότητα της απόδοσης του συστήματος ελέγχου.

Δεύτερον, στον πρώτο ορισμό, ο σχεδιασμός του ελεγκτή χρησιμοποιεί άμεσα τα δεδομένα εισόδου και εξόδου, χωρίς να περιλαμβάνει κάποια πληροφορία για την δυναμική ή τη δομή του ελεγχόμενου συστήματος. Στον δεύτερο ορισμό, ο σχεδιασμός του ελεγκτή βασιζόμενος σε δεδομένα, μπορεί να περιλαμβάνει την έμμεση χρήση πληροφοριών της δομής του ελεγχόμενου συστήματος. Στον τρίτο ορισμό, η δομή του ελεγκτή, είναι προκαθορισμένη, και περιλαμβάνεται μόνο μέθοδος με μία παραμετροποίηση του *off-line* ελεγκτή. Τέλος, τα σημαντικά ζητήματα στις πρακτικές εφαρμογές στα συστήματα ελέγχου είναι η σταθερότητα, η σύγκλιση και η ευρωστία. Αυτό ισχύει και για τα συστήματα ελέγχου με βάση τα δεδομένα. Όλες αυτές οι ανησυχίες, πρέπει να γίνουν αντιληπτές με κατάλληλο τρόπο για αυτά τα συστήματα, όταν αυτά χρησιμοποιούνται στην πράξη.

Εν κατακλείδι, οι τρεις παραπάνω ορισμοί, μπορούν να συνδυαστούν σε έναν πιο γενικό, τέταρτο ορισμό, που τους καλύπτει όλους, και είναι ο πιο ολοκληρωμένος, επεξηγηματικός, και πλήρης.

- **Ορισμός 4^{ος}** . Ο Έλεγχος βασιζόμενος σε δεδομένα και μετρήσεις, περιλαμβάνει όλες τις θεωρίες και μεθοδολογίες ελέγχου, στις οποίες ο ελεγκτής σχεδιάζεται χρησιμοποιώντας άμεσα *on-line* ή *off-line* δεδομένα εισόδου και εξόδου του ελεγχόμενου συστήματος, ή γνώση από την επεξεργασία δεδομένων αλλά όχι έμμεση πληροφορία από το μαθηματικό μοντέλο της ελεγχόμενης διαδικασίας, της οποίας η σταθερότητα, η σύγκλιση και η ευρωστία μπορεί να έχει εγγυημένα αξιόπιστα αποτελέσματα μέσα από ενδελεχή και απαιτητική μαθηματική ανάλυση υπό σίγουρες και βάσιμες υποθέσεις.

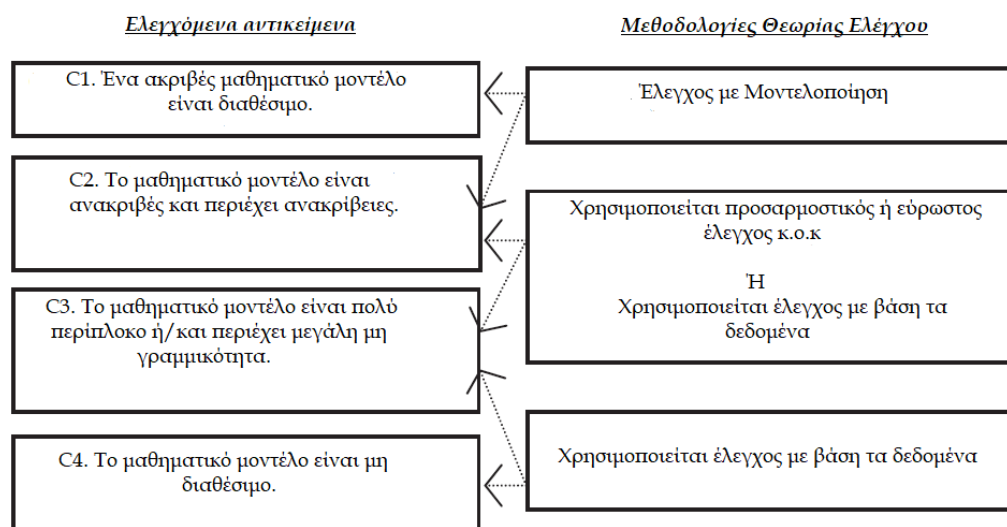
Τρία βασικά ζητήματα γίνονται αντιληπτά σε αυτόν τον ορισμό. Είναι η άμεση χρήση των δεδομένων εισόδου και εξόδου από τις μετρήσεις, η μοντελοποίηση, η οποία γίνεται από τα δεδομένα, και τέλος η εγγύηση των αποτελεσμάτων της θεωρητικής ανάλυσης. Απλούστερα, είναι μία μέθοδος που έχει μια αξεπέραστη αμεσότητα ανάμεσα στα δεδομένα και στον ελεγκτή. Με άλλα λόγια, τα δεδομένα, μιλούν από μόνα τους [11].



Σχήμα 1.13: «Τα δεδομένα ως σημαντικό εργαλείο στον Έλεγχο»[11]

1.4.3 Η διαφοροποίηση των Προβλημάτων Ελέγχου με βάση τη διαθεσιμότητα του μαθηματικού μοντέλου του Συστήματος (ή Διεργασίας)

Στο παρακάτω σχήμα 1.14, μπορεί κανείς να διακρίνει, μια κατηγοριοποίηση, των ελεγχόμενων αντικειμένων και συστημάτων που μπορούν να προκύψουν σε ένα τυπικό πρόβλημα ελέγχου. Γενικά μιλώντας, οι κατηγορίες *C1* και *C2* έχουν αναλυθεί σε ικανοποιητικό βαθμό από την συμβατική θεωρία ελέγχου που βασίζεται στην μοντελοποίηση. Για την *C1*, υπάρχουν αρκετές καλά μελετημένες προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση γραμμικών και μη γραμμικών συστημάτων όπως η μέθοδος *Lyapunov* , η μέθοδος *back-stepping* , και η γραμμικοποίηση του σήματος ανάδρασης.



Σχήμα 1.14: «Οι κατηγορίες των ελεγχόμενων αντικειμένων»[11]

Για την C2, και ο προσαρμοστικός αλλά και ο εύρωστος έλεγχος έχουν αναπτυχθεί σε ικανοποιητικό βαθμό, ώστε να δίνουν λύση σε προβλήματα τα οποία συμβαίνουν όταν η αβεβαιότητα μπορεί να παραμετροποιείται ή όταν το όριο του σφάλματος του μοντέλου δεν είναι πολύ μεγάλο και μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι γνωστό. Παρ'όλο που πολλά επαρκώς ανεπτυγμένα παρακλάδια του σύγχρονου ελέγχου έχουν διαμορφωθεί, ώστε να δίνουν έμφαση σε αυτές τις δύο κατηγορίες ελεγχόμενων αντικειμένων, υπάρχουν ακόμη πολλά προβλήματα τα οποία χρήζουν άμεσης επίλυσης.

Για την κατηγορία C3, αν το μοντέλο είναι υπερβολικά σύνθετο και περίπλοκο, και αποτελείται από εκατοντάδες ή ακόμη και χιλιάδες εξισώσεις και μεταβλητές κατάστασης, τότε δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον σχεδιασμό του ελεγκτή. Πολύ σύνθετα συστήματα που ανήκουν στην κατηγορία C3 μπορούν να επαναπροσδιοριστούν ως κατηγορίας C4. Ελεγκτές συστημάτων υψηλής τάξης, οι οποίοι είναι πολύ σύνθετοι, μπορεί να γίνουν πολύ δύσκολοι ή να απαιτούν μεγάλος κόστος για την εύρυθμη χρήση και λειτουργία τους. Η άμεση απόρριξη αυτών, είναι ότι θα προκύπτουν εύκολα, ιδιαιτέρως καταστροφικά σφάλματα.

Έτσι, για αυτού του είδους προβλημάτων ελέγχου συστημάτων, η μείωση της τάξης του μοντέλου είναι αναπόφευκτη. Συνήθως, τα μαθηματικά μοντέλα τα οποία είναι πολύ σύνθετα, δεν είναι κατάλληλα για τον σχεδιασμό του ελεγκτή λόγω των απαιτήσεων της ανάλυσης του συστήματος ελέγχου. Για την κατηγορία C4, δεν υπάρχουν μέχρι στιγμής γνωστές μέθοδοι με τις οποίες μπορούν να αναφερθούν αλλά και να επιλυθούν τα προβλήματα ελέγχου, επαρκώς, ουσιαστικά και με σιγουριά. Οι πρώτες δύο, προαναφερθείσες κατηγορίες, είναι επαρκώς και ικανοποιητικά μελετημένες, από την επιστημονική κοινότητα. Οι υπόλοιπες δύο, θα είναι τα ελεγχόμενα αντικείμενα, του ευφυούς ελέγχου με βάση τα δεδομένα, μιας και αυτά τα δεδομένα, των μετρήσεων εισόδου και εξόδου δηλαδή, είναι πάντοτε υπαρκτά και προσβάσιμα. Με άλλα λόγια, αν το μοντέλο

του συστήματος δεν είναι διαθέσιμο, ή περιέχει μεγάλες αβεβαιότητες, τότε θα πρέπει να ληφθεί υπόψη η μέθοδος της θεωρίας του ευφυούς ελέγχου με βάση τα δεδομένα [11].

1.4.4 Η Θεωρία του Ευφυούς Ελέγχου με Δεδομένα, ως πλαίσιο της ευρύτερης Θεωρίας Ελέγχου και Συστημάτων



Σχήμα 1.15: «Η αλληλοσυμπλήρωση των δύο επιμέρους Θεωριών Ελέγχου» [11]

Η Θεωρία του Ελέγχου, ως ευρύτερη έννοια, αποτελείται από δυο συνδεόμενες και αλληλοσυνεργαζόμενες υποέννοιες, αν επιτραπεί η έκφραση, την συμβατική θεωρία ελέγχου με βάση το μοντέλο, και τη μη συμβατική θεωρία του ευφυούς ελέγχου με βάση τα δεδομένα. Η πρώτη, μπορεί να επιλύει προβλήματα ελέγχου, στα οποία υπάρχουν αξιόπιστα μαθηματικά μοντέλα και οι αβεβαιότητες περιορίζονται σε ένα γνωστό και σχετικά μικρό και τετελεσμένο όριο. Με άλλα λόγια, εξετάζονται μόνο οι κατηγορίες $C1$ και $C2$, που εξετάστηκαν πριν. Ποιες είναι οι μέθοδοι που ακολουθούνται στις κατηγορίες $C3$ και $C4$; Η Θεωρία ευφυούς ελέγχου με βάση τα δεδομένα, είναι αναπόφευκτα η μόνη εναλλακτική επιλογή. Με βάση τις παρατηρήσεις αυτές, η τέλεια θεωρία ελέγχου πρέπει να περιέχει όλες τις μεθόδους που είναι ικανές να εξετάσουν όλες τις προαναφερθείσες κατηγορίες των ελεγχόμενων αντικειμένων/συστημάτων.

Τα δύο αυτά ξεχωριστά είδη ελέγχου, είναι και τα δύο βασικά μέρη της γενικότερης θεωρίας του ελέγχου, και ο πρωταρχικός στόχος θα πρέπει να είναι κοινός, δηλαδή να σχεδιαστεί ο ελεγκτής ο οποίος θα δέχεται το σήμα εξόδου του ελεγχόμενου συστήματος και θα το μεταβάλλει ώστε να προσεγγίζει το επιθυμητό σήμα ή γενικότερα να ικανοποιεί τον επιθυμητό στόχο. Η κύρια διαφορά μεταξύ των δύο ειδών, προφανώς είναι ότι, στον έναν η

διαδικασία γίνεται βασιζόμενη σε ένα μοντέλο, εφόσον υπάρχει ένα ικανό μοντέλο διαθέσιμο, και στον άλλον ότι η διαδικασία γίνεται βασιζόμενη στα δεδομένα, αφού δεν υπάρχει κάποιο μαθηματικό μοντέλο διαθέσιμο. Με βάση αυτήν την θεμελιώδη διαφορά, ο έλεγχος με βάση τα δεδομένα έχει κάποια επιπλέον χαρακτηριστικά:

- Ο ελεγκτής δεν περιλαμβάνει μέρη του, ή ολόκληρο το ελεγχόμενο σύστημα. Έτσι έχει ξεπεράσει και υπερπηδήσει την εξάρτηση του από αυτό.
- Τα συμπεράσματα για τη σταθερότητα και την ευρωστία δεν εξαρτώνται από την ακρίβεια του μοντέλου, εκτός βέβαια από τις πιο συγκεκριμένες μεθόδους που χρησιμοποιούν τις δυναμικές του συστήματος και τις δομικές του πληροφορίες, όπως ο προσαρμοστικός έλεγχος.
- Το πιο εξέχον χαρακτηριστικό του ελέγχου με βάση τα δεδομένα, είναι ότι το διαφορούμενο πρόβλημα των μη μοντελοποιήσιμων συστημάτων και της ευρωστίας στην παραδοσιακή θεωρία ελέγχου με μοντέλο, δεν υφίσταται, στο πλαίσιο του.

Εν κατακλείδι, η κύρια διαφορά μεταξύ των δύο θεωριών ελέγχου, υπόκειται στο εάν η δυναμική του μοντέλου του συστήματος εμπλέκεται στον σχεδιασμό του ελεγκτή. Αν εμπλέκεται, είναι σίγουρα έλεγχος με μοντελοποίηση, αν όχι, είναι ευφυής έλεγχος με δεδομένα. Από αυτήν την οπτική, μπορεί κάποιος να αποβεί στο συμπέρασμα ότι κάποιες από τις γνωστές σύγχρονες μεθόδους του ελέγχου, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, και ο ασαφής έλεγχος, είναι μέθοδοι ελέγχου με δεδομένα (όπως για παράδειγμα όταν το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται ως ελεγκτής για να προσεγγίσει τον αντίστροφο του συστήματος). Οι κυριότερες μέθοδοι πραγμάτωσης, όμως, του ευφυούς ελέγχου με βάση τα δεδομένα, θα αναλυθούν διεξοδικά στην συνέχεια [11].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Κεφάλαιο 2: Ανασκόπηση βασικών τμημάτων του Ευφυούς Ελέγχου: Ασαφής Λογική / Νευρωνικά Δίκτυα

2.1 Εισαγωγή

Όπως έγινε κατανοητό και στο κεφάλαιο που προηγήθηκε, ο ρόλος των δεδομένων στον Ευφυή έλεγχο, είναι καθοριστικός. Δίχως αυτά, δεν έχει νόημα η οποιαδήποτε άσκηση τέτοιου είδους ελέγχου. Τα δεδομένα, από αισθητήρες, ή μετρητικά όργανα, παίζουν μείζονα ρόλο, στην αντιμετώπιση των σύγχρονων προβλημάτων ελέγχου. Ένα ζήτημα όμως το οποίο δεν εξετάστηκε, είναι ο όρος «ευφυής», ο οποίος έχει αναφερθεί πολλάκις, αλλά και γενικά η έννοια της ευφυΐας, και πως συνδέεται αυτή με τον έλεγχο. Η έννοια της ευφυΐας και της νοημοσύνης, είναι μια έννοια δύσπεπτη. Δεν υπάρχει κάποιος κατ'εξοχήν ορισμός της ανθρώπινης νοημοσύνης, και της νοημένης συμπεριφοράς, ενώ συνεχίζει να παραμένει αναπάντητο για δεκαετίες ακόμη και σήμερα, μεταξύ ψυχολόγων, εκπαιδευτών, επιστημόνων υπολογιστών και μηχανικών, το ερώτημα του τι επί της ουσίας αποτελεί τη νοημοσύνη.

Η έννοια της ευφυΐας αλλά και η άμεση σύνδεση της με τον έλεγχο, μπορεί να γίνει αντιληπτή και κατανοητή, μέσα από την ανάλυση των επιμέρους εννοιών του ευφυούς ελέγχου, όπως οι ευφυείς ελεγκτές, αλλά και τα ευφυή συστήματα. Οι ευφυείς ελεγκτές, θα μπορούσαν να θεωρηθούν ως μηχανές οι οποίες μιμούνται ανθρώπινες πνευματικές λειτουργίες όπως η ικανότητα προσαρμογής, μάθησης, χειρισμού μεγάλου πλήθους δεδομένων, ώστε να ελεγχθούν επιτυχώς σύνθετες και περίπλοκες διαδικασίες. Ουσιαστικά, έτσι αποφαίνεται και ο πραγματικός λόγος του όρου «ευφυής», μιας και αυτές οι προαναφερθείσες λειτουργίες αποτελούν σημαντικά χαρακτηριστικά και γνωρίσματα της ανθρώπινης ευφυΐας και νοημοσύνης. Πολλές φορές, αντί του «ευφυούς ελέγχου», χρησιμοποιείται ο όρος «αυτόνομος έλεγχος», με τον οποίο επιθυμείται να τονιστεί ότι ο ευφυής ελεγκτής αποσκοπεί στο να επιτύχει τον μέγιστο δυνατό βαθμό αυτονομίας κατά την εκπλήρωση, ή ακόμη και τον καθορισμό των στόχων, και όχι τόσο οι «ευφυείς» μεθοδολογίες με τις οποίες επιτυγχάνονται αυτοί οι στόχοι.

Ένα ευφυές σύστημα, οφείλει να έχει την ικανότητα να δρα σε ένα αβέβαιο περιβάλλον, στο οποίο κάθε κατάλληλη δράση, είναι αυτή που ενισχύει την πιθανότητα επιτυχίας. Επιτυχία, είναι η επίτευξη των υποδεεστέρων στόχων, οι οποίοι συγκροτούν τον ευρύ και γενικό στόχο

του συστήματος. Ένα τεχνητό ευφυές σύστημα, θα πρέπει να εξομοιώνει λειτουργίες έμβιων όντων, και εν τέλει ανθρώπινες πνευματικές ικανότητες, ώστε να δρα κατάλληλα.

Η ευφυΐα στον έλεγχο, μπορεί να επιτευχθεί σε διάφορα επίπεδα. Κατά το ελάχιστο, η ευφυΐα περιλαμβάνει την ικανότητα να μπορεί να γίνει αντιληπτό το περιβάλλον, να ληφθούν αποφάσεις, και να ελεγχθούν οι εκάστοτε και συγκεκριμένες ενέργειες και διαδικασίες. Σε υψηλότερα επίπεδα ευφυΐας, περιλαμβάνεται η ικανότητα να μπορούν να αναγνωριστούν αντικείμενα και καταστάσεις, η ικανότητα αναπαράστασης γνώσης, αλλά και του σχεδιασμού για την μελλοντική πορεία του συστήματος. Η εξελιγμένη ευφυΐα, παρέχει τον χώρο ώστε το σύστημα να είναι σε θέση να αντιληφθεί και να κατανοήσει, να επιλέξει σοφά, και να δράσει επιτυχώς, υπό μια ποικιλία διαφόρων συνθηκών, έτσι ώστε να επιβιώσει και να ευημερήσει σε ένα περίπλοκο και συχνά εχθρικό περιβάλλον. Η ευφυΐα μπορεί να αναπτυχθεί και να εξελιχθεί, δια μέσω της αύξησης της υπολογιστικής της δύναμης, αλλά και μέσα από την συσσώρευση γνώσης που αφορά την αντίληψη της, την λήψη αποφάσεων, αλλά και την επιλογή της δράσης της, σε έναν σύνθετο και μεταβαλλόμενο κόσμο.

Συμπερασματικά, ο κλάδος του ευφυούς ελέγχου, περιλαμβάνει μεθοδολογίες, που προσπαθούν να μιμηθούν σημαντικά χαρακτηριστικά της ανθρώπινης νοημοσύνης, όπως την προσαρμοστικότητα, την μάθηση, την ικανότητα σχεδιασμού υπό μεγάλη αβεβαιότητα, αλλά και τον χειρισμό μεγάλου πλήθους δεδομένων. Πρόκειται για έναν διεπιστημονικό κλάδο, καθώς συνδυάζει αλλά και διευρύνει, θεωρίες και πεδία όπως την επιστήμη υπολογιστών, την επιχειρησιακή έρευνα, τα μαθηματικά, αλλά και την βιολογία, από την οποία αναζητά εμπνεύσεις και ιδέες. Οι μεθοδολογίες αυτού του κλάδου, έχουν πρακτική εφαρμογή στην ρομποτική, τον αυτοματισμό, την επικοινωνία, τον έλεγχο της κυκλοφορίας, μεταξύ άλλων [14].

Τα νευρωνικά δίκτυα και ο ασαφής έλεγχος, οι οποίες είναι και οι δύο μεθοδολογίες οι οποίες και θα αναλυθούν μετέπειτα στην παρούσα διπλωματική, συγκαταλέγονται στις μεθόδους πραγμάτωσης του ευφυούς ελέγχου χρησιμοποιώντας δεδομένα και μετρήσεις, μαζί με τους γενετικούς αλγόριθμους, τα υβριδικά συστήματα και ένα πλήθος άλλων μεθοδολογιών, το οποίο πλήθος εμπλουτίζεται συνεχώς με νέες θεωρίες και μεθοδολογίες, λόγω της νεωτεριστικής φύσης του ευφυούς ελέγχου. Πρέπει να διασαφηνιστεί, ότι ο ευφυής έλεγχος, δεν είναι παρά μονάχα ένας τίτλος ο οποίος είναι χρήσιμος κατά τη σημερινή εποχή. Με τον ίδιο τρόπο όπου ο σύγχρονος έλεγχος της δεκαετίας του '60, τώρα έχει γίνει ο συμβατικός ή παραδοσιακός έλεγχος, υπάρχει η πιθανότητα στο άμεσο μέλλον ο ευφυής έλεγχος να αποκαλείται, απλώς, έλεγχος. Το πιο σημαντικό ζήτημα δεν είναι η ορολογία που χρησιμοποιείται, αλλά οι ιδέες και οι μεθοδολογίες, και φυσικά το αν ο ευφυής έλεγχος θα μπορέσει να ικανοποιήσει τις ολοένα και αυξανόμενες ανάγκες, της τεχνοκρατούμενης κοινωνίας.[14]

2.2 Ο Ασαφής Έλεγχος

2.2.1 Σύντομη αναδρομή και μεθοδολογία για την Ασαφή Λογική

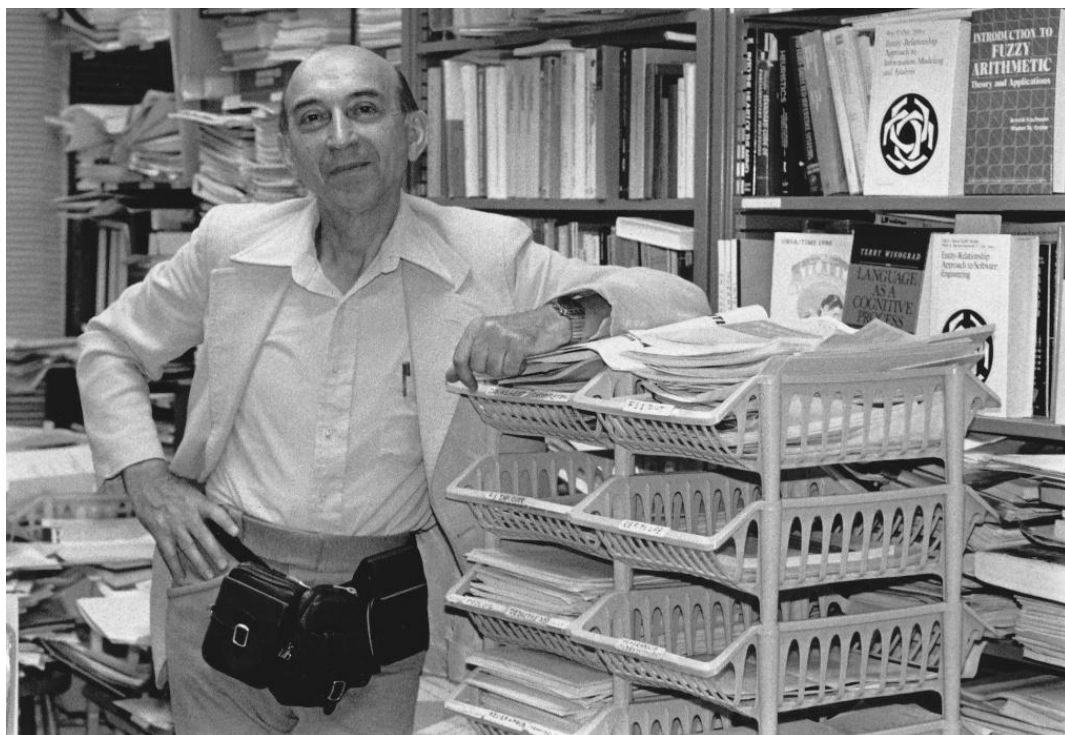
Πριν την δεκαετία του '60, και πριν διατυπωθεί η έννοια της «Ασαφούς Λογικής» από τον *Lotfi A. Zadeh*, ψήγματα της είχαν αναφερθεί, βασιζόμενα κυρίως στην ανεξερεύνητη έννοια της ασάφειας. Ο *Henri Poincare* τον 19ο αιώνα, χρησιμοποίησε πρώτος τα ασαφή μαθηματικά στο πλαίσιο της θεωρίας της οπτικής αντίληψης. Μετέπειτα, τις αρχές της δεκαετίας του '70, ο *Christopher Zeeman*, ανέφερε την ασαφή γεωμετρία, με περιορισμένες εφαρμογές, στον χώρο της κβαντικής θεωρίας. Ήταν όμως το 1965, όταν ο *Zadeh* του πανεπιστημίου *Berkeley* της Καλιφόρνια, ουσιαστικά εφήυρε την θεωρία των ασαφών συνόλων, η οποία διατυπώνει, ότι στον κόσμο, τα αντικείμενα ανήκουν σε διάφορα σύνολα, με διαφορετικούς βαθμούς συμμετοχής. Ο *Zadeh* ολοκλήρωσε τη δουλειά και την έρευνα πολλών επιστημόνων και μαθηματικών εκείνης της εποχής και το έργο του δέχθηκε πολύ μεγάλη αμφισβήτηση. Περίπου 10 χρόνια μετά, ο *Ebrahim H. Mamdani*, μηχανικός του *Queen's Mary University of London*, χρησιμοποίησε την ασαφή λογική για να αναπτύξει έναν ελεγκτή ατμομηχανής. Η επιτυχής λειτουργία αυτού του ελεγκτή, οδήγησε στο να αναγνωριστεί η ασαφής λογική ως ένα σημαντικότερο εργαλείο στον αυτόματο έλεγχο, μέχρι και σήμερα[13]. Παρ'όλα αυτά, ακόμη, κάποιοι αυστηροί και τυπικοί μαθηματικοί, χαρακτηρίζουν τα ασαφή σύνολα ως «κακά μαθηματικά».

Τα ασαφή σύνολα, τα οποία θα εξεταστούν ενδελεχώς στη συνέχεια, οδηγούν σε αποδοτικότερες λύσεις σε δύσκολα πρακτικά προβλήματα, τα οποία πέραν της δυσκολίας τους δεν εμπεριέχουν ακριβείς μαθηματικές περιγραφές, ή μοντέλα. Όπως είχε διατυπώσει ο *Zadeh*, «...καθώς η πολυπλοκότητα ενός συστήματος αυξάνει, η ικανότητα μας να προβαίνουμε σε ακριβείς και σημαντικές δηλώσεις, για τη συμπεριφορά του μειώνεται μέχρι που να φθάσουμε σε ένα κατώφλι-όριο(*threshold*), πέρα από το οποίο ακρίβεια και σημαντικότητα(ή σχετικότητα) καθίστανται σχεδόν αμοιβαία αποκλειόμενα χαρακτηριστικά.» Αυτό το ασυμβίβαστο, αντιμετωπίζεται από την ασαφή λογική. Μέσω αυτής, αναπαριστάται η συγκεκριμένη, αόριστη και μη ακριβής γνώση του ανθρώπου, η οποία δεν υποβοηθείται από κάποια μαθηματική αναπαράσταση. Για παράδειγμα, στον αυτόματο έλεγχο, μια εντολή από έναν χειριστή-μηχανικό θα μπορούσε να είναι «*Χαμήλωσε λίγο την θερμοκρασία στον θερμοστάτη.*» ή «*Η ταχύτητα του οχήματος είναι μικρή.*». Το ερώτημα που προκύπτει είναι πόσο είναι το λίγο, ή πόση είναι η μικρή ταχύτητα [15].

Επί της ουσίας, ο όρος ασάφεια, μόνον ασάφεια δεν υποδηλώνει. Εν αντιθέτως, είναι μια ιδιαίτερα ακριβής λογική, η οποία διαχειρίζεται έννοιες που δεν μπορούν να εκφραστούν ως απόλυτα αληθείς ή ψευδείς, αλλά μερικώς αληθείς, ή ψευδείς. Το πρόβλημα αλλά και η επίλυση του, μπορούν αποδοθούν σε όρους κατανοητούς στους ανθρώπινους χειριστές, έτσι ώστε η πείρα και η εμπειρία τους υπό τη μορφή δεδομένων να μπορεί να χρησιμοποιηθεί κατά τον σχεδιασμό του ελεγκτή [16]. Με την ασαφή λογική προσπαθούν να μοντελοποιηθούν δύο βασικές ανθρώπινες ικανότητες, η λήψη αποφάσεων υπό καθεστώς

αβεβαιότητας, και η εκτέλεση πολύπλοκων φυσικών και διανοητικών διεργασιών χωρίς να είναι απαραίτητες επίπονες πράξεις και υπολογισμοί, ή συνεχόμενες μετρήσεις. Είναι λογική πολύτιμη (*many-valued*), καθώς η τιμή αληθείας για κάποιο αντικείμενο, δεν είναι 0 (ψευδές) ή 1 (αληθές). Κυμαίνεται σε ένα φάσμα, έχοντας τη δυνατότητα να πάρει οποιαδήποτε τιμή μεταξύ του 0 και του 1 [17].

Ένα σύστημα ελέγχου, το οποίο χρησιμοποιεί την ασαφή λογική, δηλαδή ένα ασαφές σύστημα, μπορεί να αντικαταστήσει, να βοηθήσει, ή ακόμη και να επιβλέψει άλλα υπάρχοντα υποσυστήματα, μέσα στο γενικότερο πλαίσιο και το ευρύτερο σύστημα που υπόκειται σε αυτοματοποίηση. Η ασαφής λογική πήρε σάρκα και οστά ουσιαστικά 20 χρόνια αργότερα από την πρώτη αναφορά της, δηλαδή την δεκαετία του '80, κυρίως με εφαρμογές σε Ιαπωνικά οικιακά προϊόντα. Μετέπειτα, διάφορες εφαρμογές στον αυτοματισμό, κατέκλυσαν το πεδίο του ελέγχου και οδήγησαν σε μια «Ασαφή έκρηξη» (*fuzzy boom*), ιδιαίτερα στην Ευρώπη, την δεκαετία του '90. Με το πέρασμα των χρόνων, μαζί με την ήδη γνωστή βασική θεωρία, αναπτύχθηκαν και μέθοδοι ανάλυσης και σχεδιασμού, θεμελιώνοντας έτσι ουσιαστικά, την Ασαφή τεχνολογία. Ωθούμενη από την πρακτική εμπειρία, αλλά και την ακαδημαϊκή περιέργεια, η ασαφής λογική και τεχνολογία, μαζί με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, και τους γενετικούς αλγορίθμους, συνέστησαν τον ευρύτερο κλάδο της υπολογιστικής νοημοσύνης [18]. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται αναλυτικότερα, βασικές έννοιες της Ασαφούς Λογικής, όπως τα Ασαφή Σύνολα, αλλά και έννοιες που αγγίζουν το αντικείμενο που πραγματεύεται η διπλωματική, όπως οι Ασαφείς Ελεγκτές.



Σχήμα 2.1: «Ο εκλυτών πρωτοπόρος της Ασαφούς Λογικής, Lotfi A. Zadeh.» [19]

2.2.2 Τα Ασαφή Σύνολα

Η Ασαφής Λογική, χρησιμοποιείται όπως προαναφέρθηκε, για την αναπαράσταση της γνώσης, της εμπειρίας και πείρας του ελεγκτή, υπό τη μορφή δεδομένων, αλλά και κανόνων, όπως θα φανεί στη συνέχεια. Η χρήση της επίσης, αποσκοπεί στη δημιουργία μηχανισμών συμπερασμού, βασιζόμενη στην διαθέσιμη κωδικοποιημένη γνώση που υπάρχει (υπό τη μορφή δεδομένων), αλλά και τις τρέχουσες τιμές των διαφορετικών μεταβλητών των υπό έλεγχο διαδικασιών (μετρήσεων), ώστε να εξαχθούν, όπου αυτό κρίνεται απαραίτητο, εντολές και κανόνες ελέγχου του συστήματος.

Στην προσπάθεια προσδιορισμού, του βασικού συστατικού της Ασαφούς Λογικής, δηλαδή τα Ασαφή Σύνολα, θα μπορούσε κανείς να αποπειραθεί να ξεκινήσει, από την γενικότερη έννοια των συνόλων. Ένα κλασσικό σύνολο, αποτελείται από ένα πεπερασμένο ή ακόμη και άπειρο αριθμό στοιχείων. Όλα τα σύνολα υπό μελέτη, με τη σειρά τους ανήκουν σε ένα υπερσύνολο αναφοράς, όπως αυτό ονομάζεται. Τα στοιχεία του υπερσυνόλου, το οποίο περιέχει ένα υπό διερεύνηση σύνολο A , είτε ανήκουν σε αυτό, είτε όχι, με βάση και την *Boolean* συνάρτηση:

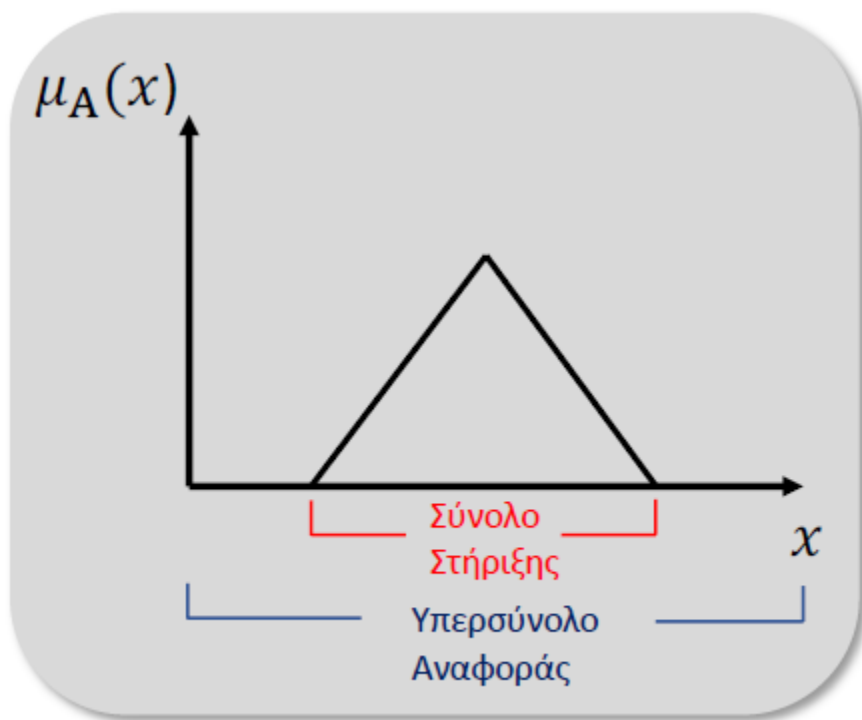
$$f_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{εάν } x \in A \\ 0 & \text{εάν } x \notin A \end{cases}$$

Παρόλα αυτά, τις περισσότερες φορές, τίποτε δεν είναι αυστηρά 0 ή 1 [15]. Έτσι, κρίνεται απαραίτητο να εισαχθεί στη θεωρία των συνόλων, η έννοια της ασάφειας. Η ασάφεια, ουσιαστικά, είναι ένα χαρακτηριστικό που ταυτίζεται με την ανθρώπινη γλώσσα και ομιλία. Όταν κάποιος για παράδειγμα, αναφέρει «Ο Ιωάννης είναι ψηλός», δεν είναι σαφές ποιο είναι το ύψος με το οποίο προσδιορίζει το αν είναι ψηλός ή όχι κάποιος. Όταν ένας ανθρώπινος χειριστής, αναφέρει «Χαμήλωσε λίγο την ταχύτητα περιστροφής του κινητήρα», δεν είναι σαφές τι μείωση επιζητά, με τη χρήση της λέξης «λίγο». Η ασάφεια στα παραπάνω πηγάζει από τη χρήση διαφόρων λεκτικών προσδιορισμών για μεγέθη και ποσότητες, (πχ ψηλός, λίγο, πολύ), αλλά και από την διαφορετική αντίληψη που έχει ο καθένας για αυτούς τους προσδιορισμούς [17].

Επιστρέφοντας στην συνάρτηση της *Boolean* Λογικής, εάν αυτή γενικευθεί ώστε να δέχεται όλες τις πιθανές τιμές στο διάστημα $[0,1]$, προκύπτει η εξής συνάρτηση :

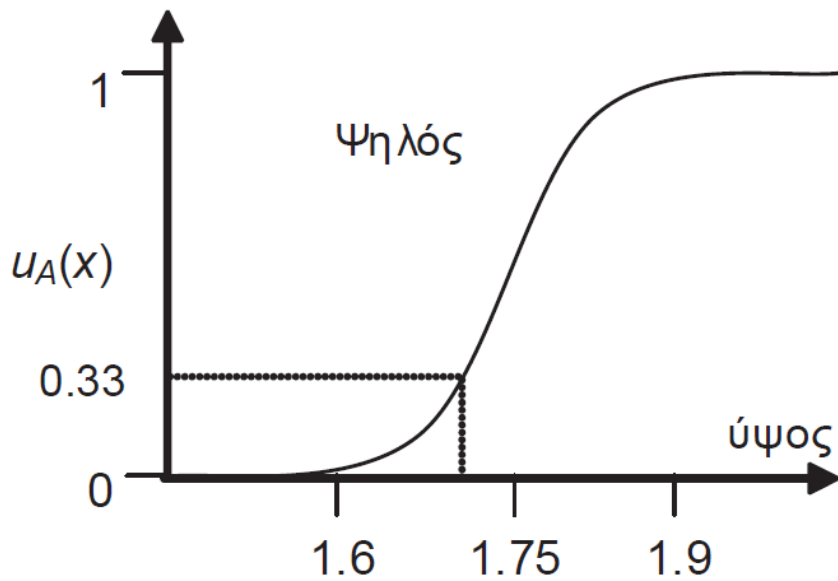
Αν X το υπερσύνολο αναφοράς που περιέχει τα στοιχεία x , τότε $X = x$. Ένα ασαφές σύνολο, διατυπώνεται ως εξής:

$$A = \int \{\mu_A(x)/x\} \text{ ή } A = \sum \{\mu_A(x)/x\} \text{ για } x \in X .$$



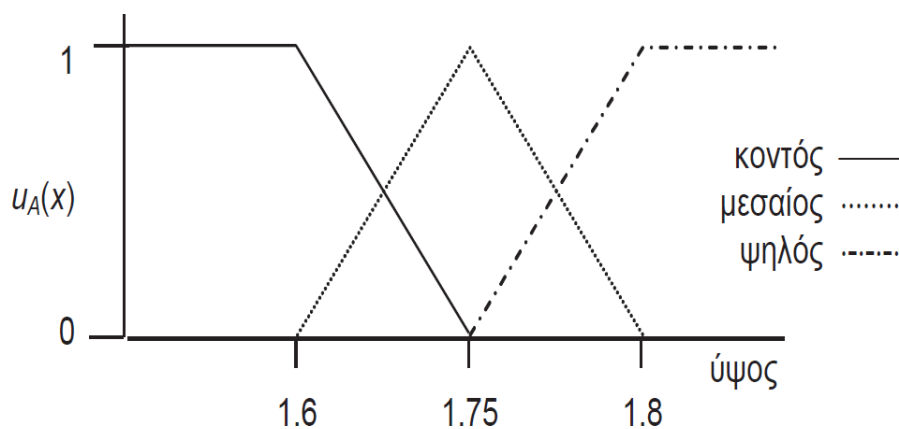
Σχήμα 2.2: «Η γραφική απεικόνιση ενός ασαφούς συνόλου» [15]

Όπου $\mu_A(x)$ (ή $u_A(x)$) είναι η λεγόμενη συνάρτηση συμμετοχής (ή βαθμός συγγένειας), η οποία δέχεται τιμές x και επιστρέφει τιμές ορισμένες στο $[0,1]$, δηλαδή $\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]$. Στο σχήμα 2.2 απεικονίζεται ένα ασαφές σύνολο A , το οποίο αν $\forall x \in A$, ισχύει $\mu_A(x) \neq 0$, ονομάζεται και σύνολο στήριξης [15]. Για να γίνει περισσότερο κατανοητή η έννοια αλλά και η χρήση της συνάρτησης συμμετοχής, θα δοθεί ένα απλό παράδειγμα. Έστω ένα ασαφές σύνολο, «Ψηλός». Θα πρέπει να προσδιοριστεί, σε τι βαθμό ανήκουν τα ακόλουθα αντικείμενα, στο σύνολο «Ψηλός»: $(1.90, 1.75, 1.60)$. Δίχως αμφιβολία, ένα άτομο με ύψος 1.90, χαρακτηρίζεται με περισσή σιγουριά και χωρίς καμία αβεβαιότητα ή ασάφεια, ως «ψηλός». Λιγότερο σίγουρο, να χαρακτηριστεί «ψηλός» ένα άτομο ύψους 1.75, και ακόμη λιγότερο (έως καθόλου) ένα άτομο ύψους 1.60. Επομένως, θα μπορούσε κάποιος να πει, ότι το αντικείμενο «1.90», ανήκει στο ασαφές σύνολο «Ψηλός», με τιμή συνάρτησης συμμετοχής, ή αλλιώς βαθμό συγγένειας, 1. Το ύψος, 1.75, επειδή δεν μπορεί να χαρακτηριστεί με σιγουριά ύψος ψηλού ατόμου, θα ανήκει σε αυτό το σύνολο με τιμή συνάρτησης συμμετοχής 0.33. Η τιμή για το ύψος 1.60, θα προσεγγίζει το μηδέν. Σε μορφή γραφικής παράστασης στο σχήμα 2.3, μπορεί κανείς να διαπιστώσει τα παραπάνω:



Σχήμα 2.3: «Η γραφική απεικόνιση του ασαφούς συνόλου “Ψηλός”»[17]

Με την ίδια ακριβώς λογική, που προκύπτει το Ασαφές σύνολο «Ψηλός», θα μπορούσαν να προκύψουν τα ασαφή σύνολα «Μεσαίος», και «Κοντός», όπως διαφαίνονται στο σχήμα 2.4.



Σχήμα 2.4: «Τα τρία ασαφή σύνολα “Κοντός”, “Μεσαίος”, “Ψηλός”.» [17]

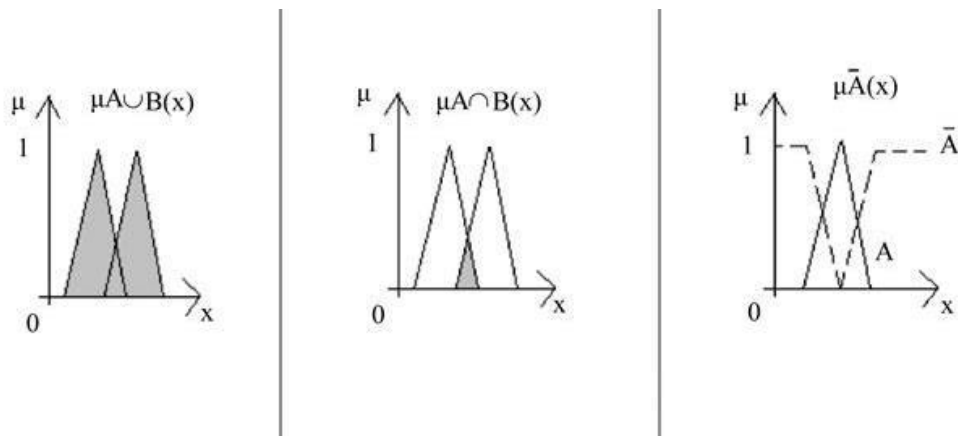
Επομένως, με βάση και το παραπάνω παράδειγμα, ουσιαστικά ένα ασαφές σύνολο είναι ένα σύνολο διατεταγμένων ζευγών $(x, \mu_A(x) \text{ ή } u_A(x))$, όπου η τιμή $\mu_A(x)$ δείχνει πόσο θεωρείται ότι το x , ανήκει στο ασαφές σύνολο υπό εξέταση, δηλαδή, για παράδειγμα πόσο το ύψος 1.75, θεωρείται ύψος ψηλού ατόμου.

Οι τιμές της συνάρτησης συμμετοχής για κάθε αντικείμενο, προκύπτουν είτε από υποκειμενικές εκτιμήσεις, μέσω προκαθορισμένων μορφών (παραδοχές *ad hoc* στον τομέα της Λογικής), με πιθανότητες μέσω δημοσκοπήσεων(πχ ερωτώνται 100 άτομα αν το ύψος

1.75 θεωρείται ύψος ψηλού ατόμου), με διαδικασίες μάθησης και προσαρμογής, λόγω της φύσης αυτών των δεδομένων, ή ακόμη από αισθητήρες και όργανα μέτρησης, στην περίπτωση του ελέγχου βασιζομένου σε δεδομένα.

Όσον αφορά τις πράξεις μεταξύ των ασαφών συνόλων, αν ορισθούν δύο ασαφή σύνολα A και B , σε ένα υπερσύνολο αναφοράς S , με συναρτήσεις συμμετοχής $\mu_A(x)$ και $\mu_B(x)$, θα ισχύουν τα ακόλουθα:

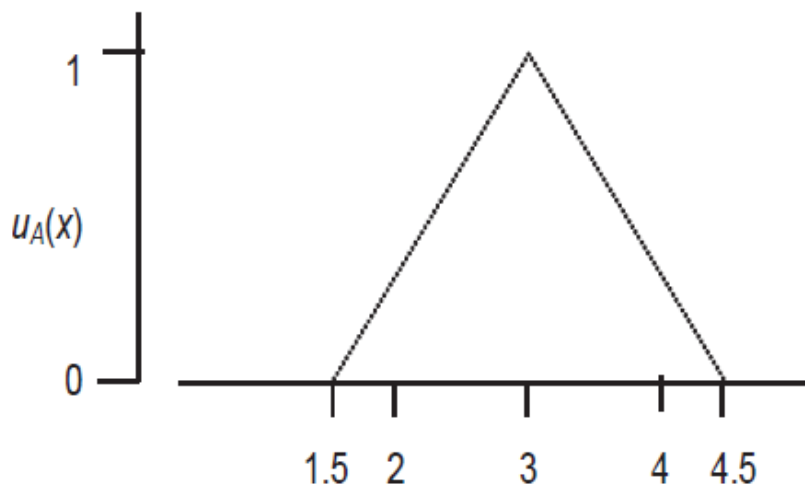
- **Ισότητα:** $A = B$ εάν $\mu_A(x) = \mu_B(x) \quad \forall x \in S$
- **Ένωση:** $A \cup B: \mu_A(x) \cup \mu_B(x) = V(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in S$, όπου V ο τελεστής μεγίστου του *Mamdani* ή ο τελεστής *probor* $\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) * \mu_B(x)$. Στην Ασαφή λογική όπως θα φανεί παρακάτω, η ένωση είναι το αντίστοιχο της διάζευξης *OR*.
- **Τομή:** $A \cap B: \mu_A(x) \cap \mu_B(x) = \Lambda(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in S$, όπου Λ είναι ο τελεστής ελαχίστου του *Mamdani* ή ο τελεστής γινομένου του *Larsen* $\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) * \mu_B(x)$. Στην Ασαφή λογική, η τομή είναι το αντίστοιχο της σύζευξης *AND*.
- **Συμπληρωματικότητα:** το συμπληρωματικό του A γράφεται \bar{A} , και έχει συνάρτηση συμμετοχής: $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$. Στην Ασαφή λογική, είναι το αντίστοιχο της σύζευξης *NOT*.
- **Λεκτικός μετατροπέας:** Είναι μια πράξη σε ένα ασαφές σύνολο, η οποία μετατρέπει την λεκτική έννοια αυτού του συνόλου. Για παράδειγμα ο λεκτικός μετατροπέας «ΠΟΛΥ», συμβολίζεται σε ένα ασαφές σύνολο B , ως B_2 και ορίζεται από την συνάρτηση συμμετοχής $\mu_{B_2}(x) = (\mu_B(x))^2$.



Σχήμα 2.5: «Η γραφική απεικόνιση των βασικών πράξεων των Ασαφών Συνόλων» [20]

Άμεση απόρριξη των Ασαφών συνόλων, είναι η μετουσίωση των Ασαφών μεταβλητών, δηλαδή των μεταβλητών των οποίων το πεδίο τιμών ορίζεται με Ασαφή Σύνολα. Στο προηγούμενο παράδειγμα με τα Ασαφή Σύνολα «Ψηλός, μεσαίος, κοντός», η ασαφής μεταβλητή είναι το ύψος, και οριζόταν στο $[0,2]$, και σε μέτρα. Αυτά τα ασαφή σύνολα, θα μπορούσαν να είναι το πεδίο τιμών της, ως λεκτικές ή ασαφείς τιμές. Κάτι τέτοιο γίνεται άκρως αντιληπτό στο σχήμα 2.4.

Εκτός των Ασαφών συνόλων και μεταβλητών, υπάρχουν και οι Ασαφείς αριθμοί. Για παράδειγμα, στο σχήμα 2.6 φαίνεται το «Ασαφές 3», το οποίο ως ασαφές σύνολο ακολουθεί την ίδια λογική, που παρουσιάσθηκε πριν. Οι μη ασαφείς, συγκεκριμένες τιμές, αναφέρονται στην διεθνή βιβλιογραφία ως «*crisp values*» [17][13].



Σχήμα 2.6: «Ασαφής αριθμός 3» [17]

Η χρησιμότητα των Ασαφών Συνόλων, αλλά και γενικότερα των Ασαφών μεταβλητών, αναδεικνύεται στη χρήση των Ασαφών προτάσεων. Μια ασαφής πρόταση, θέτει μια τιμή σε μια ασαφή μεταβλητή. Για παράδειγμα, και με βάση τα προηγούμενα, μια πρόταση θα ήταν: «Το ύψος του Ιωάννη είναι μεσαίο.» Η ασαφής μεταβλητή είναι το «ύψος», και το «μεσαίο» είναι η λεκτική τιμή της μεταβλητής «ύψος», η οποία ορίζεται μέσω ενός ασαφούς συνόλου. Η πεμπτούσια της Ασαφούς λογικής, που προκύπτει ουσιαστικά από τον συνδυασμό των Ασαφών Συνόλων, μεταβλητών, και προτάσεων, είναι οι Ασαφείς Κανόνες. Είναι εκφράσεις οι οποίες υπό διάφορες συνθήκες συσχετίζουν δύο, ή ακόμη και περισσότερες ασαφείς προτάσεις. Για παράδειγμα, ένας Ασαφής Κανόνας διατυπώνεται ως εξής :

« **AN** η πίεση είναι υψηλή, **TOTE** η ταχύτητα περιστροφής πρέπει να είναι χαμηλή.»

Ένα σύνολο τέτοιων κανόνων, είναι η βάση (*rule base*), για την επίλυση προβλημάτων μέσω μεθόδων που χρησιμοποιούν την Ασαφή συλλογιστική. Μια τέτοια βάση κανόνων, είναι το σημαντικότερο ίσως στοιχείο για την διεκπεραίωση του Ασαφούς Ελέγχου με δεδομένα, λόγω του ότι, δεν χρησιμοποιείται μαθηματικό μοντέλο, είτε λόγω ανυπαρξίας ή πολυπλοκότητας αυτού [17].

Ένα πολύ σημαντικό ερώτημα που προκύπτει είναι από πού μπορούν να αντληθούν, αυτοί οι κανόνες, ειδικά για προβλήματα ελέγχου. Ουσιαστικά, τέσσερις είναι οι κύριες μέθοδοι άντλησης των κανόνων αυτών [21]. Είναι:

- Μέσω της εμπειρίας και της γνώσης των ειδημόνων.
- Μάθηση από τις ενέργειες και τις δράσεις του χειριστή.
- Μέσω του Ασαφούς Μοντέλου της διαδικασίας.
- Μέσω Διαδικασιών μάθησης του ίδιου του ελεγκτή(*machine learning*).

Όσον αφορά την πρώτη μέθοδο, προκύπτει από την γενική φιλοσοφία των ευφυών μεθόδων. Λόγω της φύσης της Ασαφούς λογικής, αυτή ουσιαστικά δύναται να περιλάβει κάθε πρακτική ή θεωρητική μέθοδο απορρόφησης γνώσης. Ιδιαίτερα οι Ασαφείς κανόνες, δρουν μέσα σε ένα πλαίσιο που αντικατοπτρίζει την ανθρώπινη πνευματική λειτουργία και σκέψη, και έτσι είναι πολύ εύκολο για έναν ανθρώπινο χειριστή για παράδειγμα, να εφαρμόσει τις γνώσεις του στη διαμόρφωση αυτών. Παραδοσιακά, γνώση θα μπορούσε να αντληθεί με ειδικές ερωτήσεις σε ειδικούς, ή αναζήτηση των κατάλληλων εγχειριδίων. Παρομοίως και για την δεύτερη μέθοδο, η οποία αναφέρεται στην παραδοσιακή πρακτική μάθηση, και όχι στην σύγχρονη έννοια του *machine learning*. Με την παρακολούθηση ενός έμπειρου χειριστή, είναι δυνατή η καταγραφή των πράξεων του, και η διαμόρφωση αυτών σε κανόνες. Αυτή η έννοια αναφέρεται στην τελευταία μέθοδο, όπου χρησιμοποιούνται ελεγκτές οι οποίοι μαθαίνουν να δημιουργούν μόνοι τους, τους κανόνες στον Ασαφή έλεγχο. Για το τέλος έμεινε η τρίτη μέθοδος, η οποία αντλεί τους κανόνες μέσω ενός Ασαφούς Μοντέλου της διαδικασίας, όμως δεν ενδείκνυται, καθώς όπως έχει αναφερθεί πολλάκις δεν είναι επιθυμητή η οποιαδήποτε εμπλοκή μοντελοποίησης στη διαδικασία [21].

Για να περιγραφεί αναλυτικά ένας ασαφής κανόνας της μορφής «AN...ΤΟΤΕ...», χρησιμοποιείται μια ασαφής σχέση $R(x,y)$, η οποία ονομάζεται σχέση συνεπαγωγής, και έχει γενική μορφή:

$$R(x,y) \equiv u(x,y) = \varphi(u_A(x), u_B(y))$$

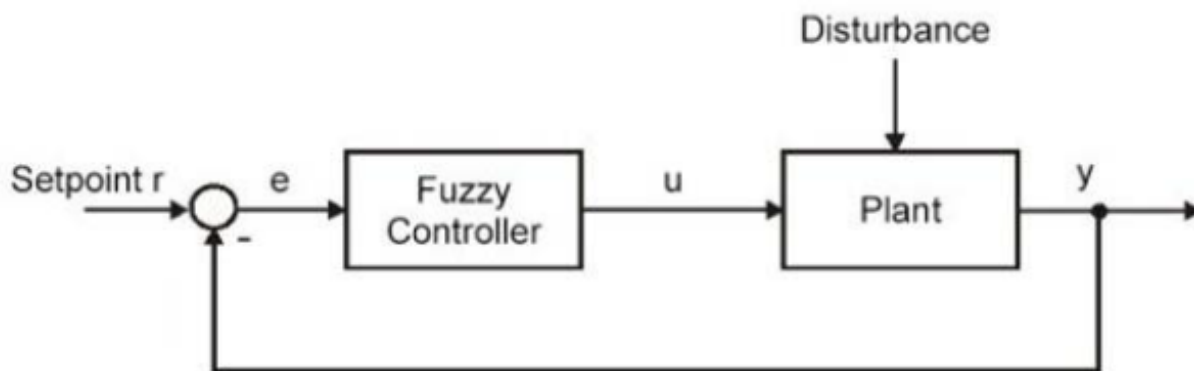
Το φ , είναι ο τελεστής συνεπαγωγής, ενώ τα $u_A(x)$, $u_B(y)$, είναι οι συναρτήσεις συμμετοχής για το AN και το ΤΟΤΕ αντίστοιχα μέρος του κανόνα. Ουσιαστικά η σχέση συνεπαγωγής προκύπτει συνδυάζοντας τις δυο συναρτήσεις συμμετοχής. Οι δυο ενδεδειγμένοι τρόποι αυτού του συνδυασμού, είναι μέσω των δύο προαναφερθέντων τελεστών:

- **Mamdani Minimum** : $\min(u_A(x), u_B(y))$
- **Larsen Product** : $u_A(x) * u_B(y)$

Κατά κύριο λόγο στη βιβλιογραφία αλλά και στην πράξη συναντάται ο τελεστής *Mamdani*. Το πώς χρησιμοποιείται η παραπάνω σχέση συνεπαγωγής, και εξάγεται συμπέρασμα από τον κανόνα, μέσω της εισόδου που δέχεται, θα αναλυθεί διεξοδικά στη συνέχεια [17].

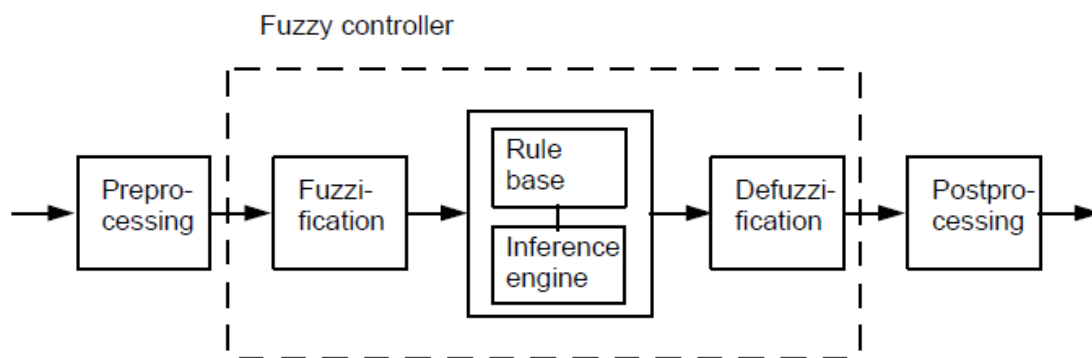
2.2.3 Ο Ασαφής Έλεγχος

Όπως έγινε αντιληπτό στην προηγούμενη υποενότητα, τα βασικά συστατικά στοιχεία της Ασαφούς Λογικής, είναι τα Ασαφή Σύνολα, οι Ασαφείς Μεταβλητές, οι οποίες ορίζονται με αυτά, και οι Ασαφείς Κανόνες, οι οποίοι δέχονται εισόδους, και εξάγουν συμπεράσματα ως εξόδους. Το ερώτημα που προκύπτει είναι, πως τα παραπάνω, θα χρησιμοποιηθούν ώστε να διενεργηθεί διαδικασία ελέγχου. Το σημαντικότερο κομμάτι του Ασαφούς Ελέγχου, δεν είναι άλλο από τον Ασαφή Ελεγκτή. Σε κάθε είδος ελέγχου, ο ελεγκτής πραγματοποιεί όλη την διαδικασία που απαιτείται, ώστε να ελεγχθεί το δοθέν σύστημα, ή η δοθείσα εγκατάσταση (*plant*). Για παράδειγμα, στον παραδοσιακό έλεγχο, ο ελεγκτής *PID* διαδραματίζει αυτόν τον ρόλο, είτε υπό ανάδραση, είτε υπό πρόσδραση. Επομένως, κρίνεται σοφό, να παρουσιαστεί η δομή ενός τυπικού Ασαφούς Ελεγκτή, στην απλή και ουσιαστική του μορφή (σχήμα 2.8). Η στοιχειώδης μορφολογία ενός συστήματος που εμπεριέχει έναν Ασαφή ελεγκτή, παρουσιάζεται στο σχήμα 2.7:



Σχήμα 2.7: «Η δομή ενός Ασαφούς συστήματος ελέγχου»[22]

Έστω λοιπόν, μια ασαφής λεκτική περιγραφή, ενός συστήματος. Με λίγα λόγια δηλαδή, έχουν ορισθεί οι ασαφείς μεταβλητές του συστήματος, οι λεκτικές τιμές των παραπάνω μεταβλητών, σε μορφή ασαφών συνόλων, και τέλος οι ασαφείς κανόνες AN...ΤΟΤΕ, οι οποίοι ουσιαστικά προσομοιώνουν την ομαλή λειτουργία αυτού του συστήματος. Ο κύκλος λειτουργίας του Ασαφούς ελεγκτή, ξεκινάει με την είσοδο των *crisp* τιμών, των παραμέτρων εισόδου. Υπενθυμίζεται, ότι *crisp* είναι οι μη ασαφείς τιμές, δηλαδή οι αριθμητικές. Αυτές προσκομίζονται συνήθως μέσω αισθητήρων και μετρητικών οργάνων. Φυσικά, πριν την είσοδο τους, θα πρέπει να καθοριστεί ποιες μεταβλητές παράμετροι θα χρησιμοποιηθούν ώστε να ελεγχθεί το σύστημα. Οι μεταβλητές αυτές, δεν ορίζονται μονάχα ως αριθμητικές, αλλά πρέπει να οριστεί επαρκώς και το ασαφές σύνολο τιμών τους, δηλαδή τα ασαφή σύνολα που θα τις διέπουν, αλλά και οι κατάλληλες συναρτήσεις συμμετοχής τους. Πολλές φορές χρησιμοποιούνται συναρτήσεις τραπεζοειδείς, τριγωνικές, ή ακόμη και *Gauss*, δηλαδή καμπανοειδείς. Έπειτα, αυτές οι τιμές, ασαφοποιούνται μέσω της Ασαφοποίησης (*Fuzzification*), δηλαδή μετατρέπονται σε λεκτικές τιμές με κάποια συγκεκριμένη τιμή συνάρτησης συμμετοχής. Για παράδειγμα η αριθμητική τιμή 15 m/s , μετατρέπεται σε «Χαμηλή (ταχύτητα)» (ασαφές σύνολο), με τιμή συνάρτησης συμμετοχής ή αλλιώς βαθμό συγγένειας, 0.65 . Οι ασαφοποιημένες τιμές αυτές, «πυροδοτούν» (*fire*) και ενεργοποιούν συγκεκριμένους κανόνες, οι οποίοι παράγουν εξόδους σε ασαφή μορφή. Αυτή η βάση κανόνων για το ελεγχθέν σύστημα, προκύπτει και διαμορφώνεται με βάση όλα όσα αναφέρθηκαν σε προηγούμενη υποενότητα. Επειδή μπορεί να πυροδοτηθούν παραπάνω από ένας κανόνες, και να προκύψουν αρκετές τιμές, τα αποτελέσματα αυτά συνδυάζονται σε ένα ολικό και τελικό συμπέρασμα-αποτέλεσμα, μέσω ενός Μηχανισμού Συμπερασμού (*Inference engine*). Αυτό το τελικό αποτέλεσμα, μετατρέπεται σε τιμή αριθμητική, μέσω της Αποασαφοποίησης (*Defuzzification*). Αυτή η έξοδος, είναι και η καθοριστική παράμετρος, για την λειτουργία του ελεγχθέντος συστήματος [17].

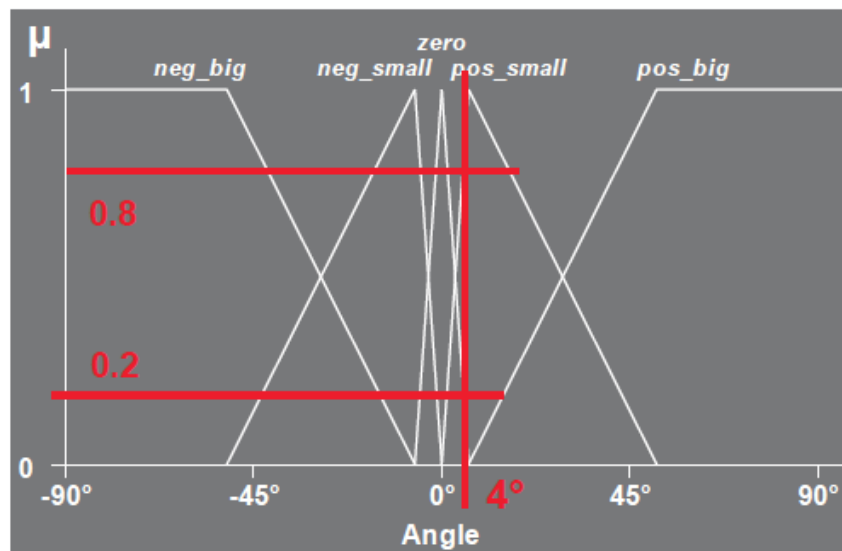
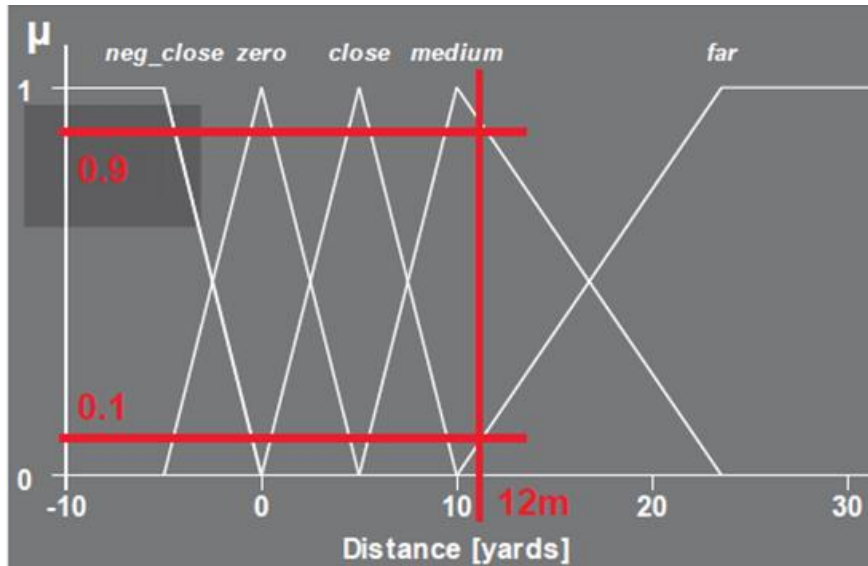


Σχήμα 2.8: «Η δομή ενός Ασαφούς ελεγκτή»[23]

Η λειτουργία ενός επιτυχημένου Ασαφούς Ελεγκτή, ξεκινά με την **προεπεξεργασία** (*preprocessing*) των αριθμητικών τιμών που δέχεται. Τα δεδομένα που εισέρχονται, θα πρέπει να κανονικοποιούνται, ή να προσαρμόζονται σε ένα συγκεκριμένο και σταθερό εύρος. Ο πιθανός θόρυβος θα πρέπει να απομακρύνεται κατά το δοκούν. Πολλές φορές θα πρέπει να υπόκεινται σε ολοκλήρωση ή παραγωγή, ή να χρησιμοποιούνται οι διακριτές αντίστοιχες τιμές τους. Επίσης μπορούν να συνδυαστούν κάποιες τιμές μαζί, ώστε να φανερωθούν σημαντικές για το σύστημα ενδείξεις, ή να εκμαιευθεί ο μέσος όρος κάποιων τιμών, έτσι ώστε να φανερωθούν πιθανές βραχυπρόθεσμες ή μακροπρόθεσμες τάσεις των δεδομένων. Αυτές τις λειτουργίες μεταξύ άλλων, θα πρέπει ο ελεγκτής να πραγματοποιήσει, σε ένα πρώιμο, αν επιτραπεί η έκφραση, προπαρασκευαστικό στάδιο [23].

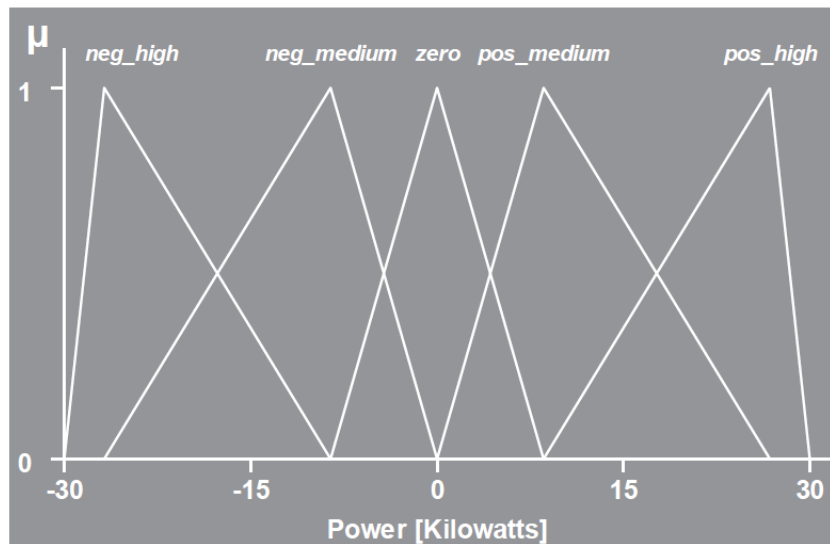
Η **ασαφοποίηση (fuzzification)** που ακολουθεί, είναι μια άκρως σημαντική διεργασία, καθώς μετατρέπει τις αριθμητικές (*crisp*) τιμές της εισόδου, σε ασαφείς τιμές, μιας και οι ασαφείς κανόνες που ακολουθούν βασίζονται ολοκληρωτικά μόνο σε λεκτικές τιμές και ασαφή σύνολα. Συχνά οι μεταβλητές εισόδου που ασαφοποιούνται είναι πρακτικά μεγέθη όπως η θερμοκρασία, η ταχύτητα, η τάση, αλλά πολλές φορές είναι και ποσότητες όπως σφάλματα διαφόρων ειδών. Η ασαφοποίηση, πραγματοποιείται άμεσα, μέσω των γραφικών απεικονίσεων των ήδη ορισμένων συναρτήσεων συμμετοχής για τα ασαφή σύνολα, των ορισμένων μεταβλητών. Να σημειωθεί εδώ, ότι κατά τον ορισμό των συναρτήσεων συμμετοχής, η ακρίβεια του ελέγχου αυξάνεται κατά την επιλογή συγκεκριμένων συναρτήσεων, ανάλογα το ελεγχθέν σύστημα φυσικά. Έτσι κρίνεται απαραίτητη η προσεκτική επιλογή των συναρτήσεων αυτών. Μια αριθμητική τιμή λοιπόν, ασαφοποιείται ως εξής : αν η τιμή για παράδειγμα είναι $x = 252 \text{ βαθμοί Kelvin}$, θα πρέπει κάποιος να συμβουλευτεί την γραφική απεικόνιση των ασαφών συνόλων, για την ασαφή μεταβλητή της θερμοκρασίας. Έστω ότι υπάρχουν τα ασαφή σύνολα «Χαμηλή», «Μεσαία», «Υψηλή». Τότε για παράδειγμα, η θερμοκρασία $x = 252 \text{ K}$, θα ήταν «Χαμηλή» με τιμή συνάρτησης συμμετοχής **0.90**, «Μεσαία» με τιμή συνάρτησης συμμετοχής **0.05**, και «Υψηλή» με μηδενική τιμή στη συνάρτηση αυτή. Η μέθοδος αυτή, αλλά και η γενικότερη λειτουργία του ελεγκτή, θα γίνει περισσότερο κατανοητή στο παράδειγμα που θα ακολουθήσει. Έστω ένα πρόβλημα ελέγχου, το οποίο έχει μεταβλητές εισόδου την «Απόσταση» με πεδίο τιμών τα ασαφή σύνολα *lfar*,

medium, close, zero, neg_close], τη «Γωνία» με [*pos_big, pos_small, zero, neg_small, neg_big*], και μεταβλητή εξόδου την «Ισχύ» με πεδίο τιμών το [*pos_high, pos_medium, zero, neg_medium, neg_high*] (σχήμα 2.11) . Έστω επίσης ότι ο ελεγκτής δέχεται ως εισόδους «Απόσταση» ίση με 12, και «Γωνία» ίση με 4.



Σχήματα 2.9 & 2.10: «Η ασαφопоίηση των εισόδων στο πρόβλημα» [17]

Επομένως, με βάση τα παραπάνω, η *Απόσταση* = 12 δίνει *far* σε βαθμό 0.1, και *medium* σε βαθμό 0.9 . Παρομοίως η *γωνία* = 4, δίνει *zero* σε βαθμό 0.2 , και *pos_small* σε βαθμό 0.8, όπως φαίνεται και στα σχήματα 2.9 και 2.10 .



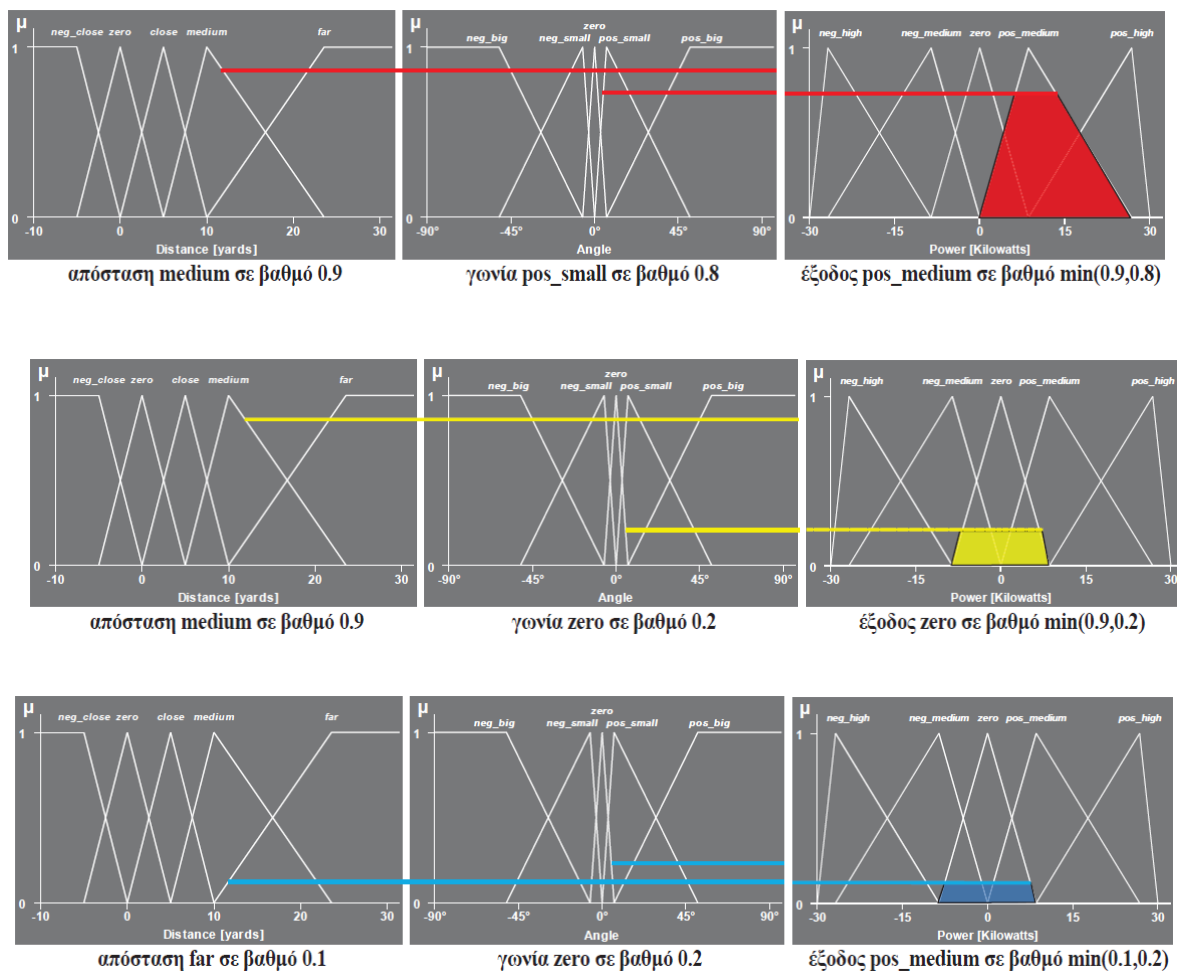
Σχήμα 2.11: «Η ασαφής αναπαράσταση της εξόδου» [17]

Έπειτα από την ασαφοποίηση στη διαδικασία του ασαφούς ελέγχου, έπεται η ενεργοποίηση του μηχανισμού Συμπερασμού (*Inference Engine*). Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό, πρόκειται για την εξαγωγή συμπεράσματος από τους κανόνες, με βάση τις εισόδους που έχουν δεχθεί. Για κάθε κανόνα, ο μηχανισμός συμπερασμού, αναζητά τις τιμές της συνάρτησης συμμετοχής, στο πρώτο μέρος του κανόνα (στο ΑΝ... μέρος). Επί της ουσίας, ο μηχανισμός αυτός αποτελείται από μια τριπλέτα επιμέρους διαδικασιών, την Συγκέντρωση (*Aggregation*), την Ενεργοποίηση (*Activation*), και τέλος τη Συσσώρευση (*Accumulation*). [23] Στη συγκέντρωση, υπολογίζεται ο Βαθμός της εκπλήρωσης, ή αλλιώς ή ενεργοποιητική ικανότητα της συνθήκης ενός κανόνα. Για παράδειγμα, στον κανόνα «Αν η ταχύτητα μικρή, τότε η πίεση χαμηλή», θα προκύψει μια τιμή συνάρτησης συμμετοχής μ_A , από το πρώτο σκέλος, από το στάδιο της ασαφοποίησης. Κατά την Συγκέντρωση, ουσιαστικά ορίζεται αυτή η τιμή ως ο βαθμός της εκπλήρωσης του κάθε κανόνα ξεχωριστά. Εάν το πρώτο σκέλος, περιέχει παραπάνω από μια λεκτική τιμή, με λίγα λόγια δηλαδή ο κανόνας δέχεται δύο εισόδους, πχ «Αν η ταχύτητα μικρή ΚΑΙ η τάση ισχυρή, τότε η πίεση χαμηλή», οι δύο τιμές των συναρτήσεων συμμετοχών που προκύπτουν από την ασαφοποίηση (για το «μικρή», και το «ισχυρή»), συνδυάζονται ανάλογα με το συνδετικό που τις ενώνει, και στην προκειμένη λόγω του ΚΑΙ, ο τελεστής θα είναι ο *min*. Σε αυτήν την περίπτωση, η Συγκέντρωση, είναι ο συνδυασμός των δύο αυτών τιμών. Εάν η βάση κανόνων, περιέχει μονάχα ένα κανόνα, τότε μπορεί κανείς να πει ότι η Συγκέντρωση ταυτίζεται με την Ασαφοποίηση. Συνεχίζοντας το προηγούμενο παράδειγμα, έστω ότι η βάση κανόνων είναι η εξής:

- *IF Distance = medium AND Angle = pos_small THEN Power = pos_medium*
- *IF Distance = medium AND Angle = zero THEN Power = zero*
- *IF Distance = far AND Angle = zero THEN Power = pos_medium*

Με βάση τα ασαφοποιημένα *input*, θα πυροδοτηθούν όλοι οι κανόνες. Μένει να υπολογιστεί ο βαθμός εκπλήρωσης του κάθε κανόνα. Για τον κάθε κανόνα, με βάση τα παραπάνω, οι βαθμοί εκπλήρωσης είναι 0.8, 0.2, και 0.1.

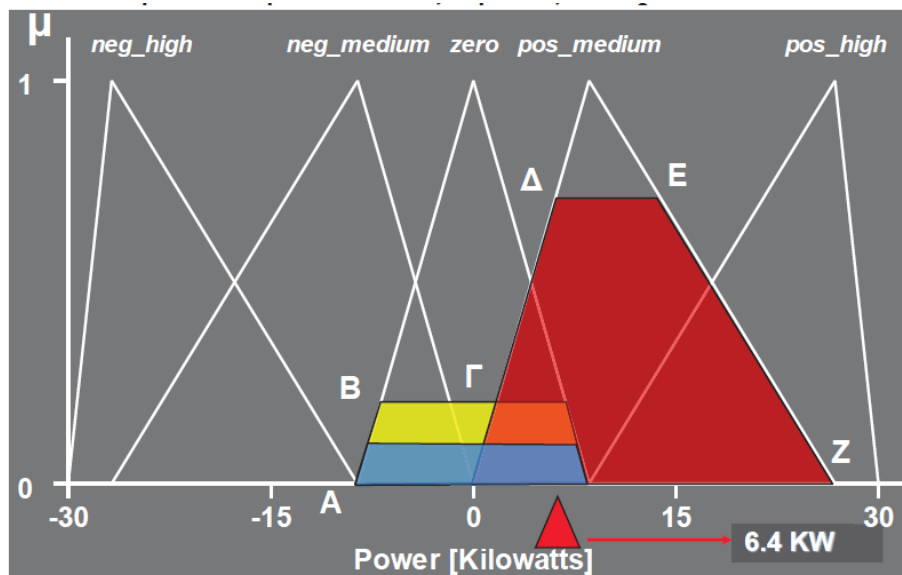
Στο στάδιο της ενεργοποίησης, κυριαρχεί ο τελεστής *minimum*. Εφόσον έχει οριστεί για κάθε κανόνα ο βαθμός εκπλήρωσης του, ορίζεται ως Ενεργοποίηση για κάθε κανόνα ξεχωριστά, ως το ελάχιστο (*minimum*), του βαθμού εκπλήρωσης του, και του Ασαφούς συνόλου που βρίσκεται στο δεύτερο σκέλος αυτού. Εν ολίγοις, το Ασαφές σύνολο στο συμπέρασμα του κανόνα, παίρνει την τιμή του βαθμού εκπλήρωσης του κανόνα αυτού, δηλαδή της Συγκέντρωσης του πρώτου σκέλους. Ουσιαστικά, ορίζεται σε αυτό το ασαφές σύνολο του δεύτερου σκέλους του κανόνα, μια τιμή συνάρτησης συμμετοχής ή ένας βαθμός συγγένειας. Στο παράδειγμα, αυτό φαίνεται γραφικά μέσω των σχημάτων 2.12, 2.13 και 2.14.



Σχήματα 2.12 & 2.13 & 2.14: «Η διαδικασία της ενεργοποίησης των κανόνων» [17]

Στο τελικό στάδιο της Συσώρευσης, πρέπει να συγκεντρωθούν και να συνδυαστούν όλοι οι κανόνες. Συνδυάζονται, όλες οι Ενεργοποιήσεις των κανόνων. Αν από δύο κανόνες, προκύψουν τα ίδια ασαφή σύνολα με διαφορετικές τιμές συνάρτησης συμμετοχής, για την μεταβλητή εξόδου, τότε επιλέγεται η μεγαλύτερη (με βάση τον τελεστή *max*). Το αποτέλεσμα που προκύπτει εν τέλει, είναι ένα σύνολο διαφορετικών ασαφών συνόλων, με

συγκεκριμένους βαθμούς συγγένειας. Για παράδειγμα, ένα πιθανό αποτέλεσμα ενός ελεγκτή, θα μπορούσε να είναι η πίεση να ήταν «Χαμηλή» με βαθμό συγγένειας 0.4 και «Μεσαία» με βαθμό συγγένειας 0.2. Μια πρώτη ερμηνεία αυτών, η οποία όμως είναι καθαρά εγκυκλοπαιδικού χαρακτήρα, και δεν έχει κάποια πρακτική χρησιμότητα, είναι ότι η μεγαλύτερη των προκυπτουσών τιμών συναρτήσεων συμμετοχής των ασαφών συνόλων, είναι ο βαθμός στον οποίο προτείνουν οι ειδικοί, ως έξοδο το εκάστοτε ασαφές σύνολο. Στο προηγούμενο παράδειγμα, οι ειδικοί θα πρότειναν σε βαθμό 4/10, η πίεση να είναι «Χαμηλή». Κάτι τέτοιο όμως, δεν έχει ουσιαστική εφαρμογή και χρησιμότητα [22]. Η συνολική έξοδος του συστήματος, γίνεται περισσότερο κατανοητή γραφικά, όπως φαίνεται και στο παράδειγμα που περιγράφεται σταδιακά, στο σχήμα 2.15. Η έξοδος δίνει διάφορους βαθμούς συγγένειας, για διάφορα ασαφή σύνολα του πεδίου τιμών της μεταβλητής εξόδου. Η πιο κοινή αναπαράσταση ασαφούς συνόλου γραφικά, είναι η τριγωνική. Έστω, ότι τα ασαφή αυτά σύνολα, περικλύπτονται με μια ευθεία γραμμή, η οποία διαπερνάει την τιμή της ενεργοποίησης του εκάστοτε κανόνα, από τον οποίο προέκυψαν ως έξοδοι. Θα αφαιρεθεί το τμήμα πάνω από την περικοπή, και το νέο προκύπτων υπολειπόμενο σχήμα, θα είναι ένα τραπέζιο. Αν τα αρχικά σχήματα της γραφικής απεικόνισης των συνόλων δεν ήταν τριγωνικά, θα προέκυπταν διαφορετικά σχήματα. Όλα τα υπολειπόμενα τραπέζια ενώνονται, και συνδυάζονται σε ένα σχήμα [20][23]. Το τελικό αποτέλεσμα σε αυτό το παράδειγμα, είναι το ασαφές σύνολο το οποίο περιγράφεται από τη συνάρτηση συμμετοχής που ορίζεται με την τεθλασμένη γραμμή $ABΓΔΕΖ$ [17], οι οποίες είναι οι κορυφές του τελικού σχήματος. Αυτό που ενδιαφέρει τον χειριστή δεν είναι η επιφάνεια που καλύπτει το σχήμα, αλλά η τεθλασμένη αυτή γραμμή. Ουσιαστικά έχει προκύψει ένα νέο ασαφές σύνολο.

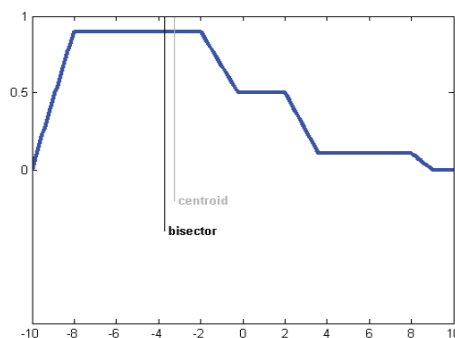


Σχήμα 2.15: «Το τελικό αποτέλεσμα με γραφική αναπαράσταση» [17]

Μετάπειτα, δράση λαμβάνει η Αποασαφοποίηση (*Defuzzification*). Ο Ασαφής ελεγκτής, παράγει έξοδο υπό τη μορφή λεκτικής τιμής, ή ασαφούς τιμής, ή συγκεκριμένα όπως έγινε

φανερό πριν, υπό τη μορφή τιμών συναρτήσεων συμμετοχής για τα ασαφή σύνολα του πεδίου τιμών της μεταβλητής εξόδου. Αυτές, θα πρέπει να μετατραπούν σε μια μη ασαφή αριθμητική τιμή, ώστε να είναι μετρήσιμο το αποτέλεσμα του ελέγχου. Οι γνωστές μέθοδοι περάτωσης της Αποασαφοποίησης είναι οι εξής:

- **Μέσω του κέντρου βάρους (Centre of Gravity):** Όπως αναφέρθηκε πριν, η γραφική απεικόνιση του αποτελέσματος του μηχανισμού συμπερασμού, είναι ίσως το χρησιμότερο εργαλείο, για την εξαγωγή του συμπεράσματος. Κατά την διεργασία του μηχανισμού συμπερασμού, προέκυψε ένα τελικό σχήμα, δηλαδή ένα ασαφές σύνολο το οποίο ορίζεται από μια συνάρτηση συμμετοχής. Αυτή η συνάρτηση συμμετοχής, περικλείει μια περιοχή. Υπολογίζεται το κέντρο βάρους αυτής της περιοχής, του οποίου η τετμημένη, είναι και η αποασαφοποιημένη έξοδος. Η υπολογιστική περιπλοκότητα της μεθόδου αυτή, είναι ιδιαιτέρως μεγάλη, αλλά συνήθως είναι η μέθοδος με την μεγαλύτερη αποδοχή. Η αποασαφοποίηση στο παραπάνω παράδειγμα, δίνει την μεταβλητή εξόδου «Ισχύ» ίση με 6.4 kW , και γραφικά απεικονίζεται στο σχήμα 2.16 .
- **Μέσω της διχοτόμου της περιοχής (Bisector of Area):** Παρομοίως με την άνω μέθοδο, η αποασαφοποιημένη έξοδος, είναι το σημείο που τέμνει στον άξονα x , η διχοτόμος που χωρίζει την περιοχή που περικλείεται κάτω από την τελική συνάρτηση συμμετοχής, σε δυο ίσα μέρη. Είναι μέθοδος η οποία θεωρείται αποτελεσματική, αλλά όχι τόσο όσο η αντίστοιχη του κέντρου βάρους.
- **Μέθοδος του μεγίστου:** Αυτή η μέθοδος αναφέρθηκε με έμμεσο τρόπο και στο στάδιο της ενεργοποίησης, ως η πρόταση των ειδικών, αν και εδώ προκύπτει και αριθμητική τιμή. Είναι η πιο απλή μέθοδος εκ των τριών, με την μικρότερη υπολογιστική περιπλοκότητα, αλλά με μεγάλη απώλεια δεδομένων λόγω του ότι είναι προσεγγιστική κατά μεγάλο βαθμό. Εδώ επιλέγεται ουσιαστικά, ως έξοδος η αριθμητική τιμή του x , που αντιστοιχεί στην μεγαλύτερη τιμή συνάρτησης συμμετοχής ενός συγκεκριμένου ασαφούς συνόλου. Εάν είναι παραπάνω από μία, επιλέγεται ο αριθμητικός μέσος όρος τους.



Σχήμα 2.16: «Η μέθοδος του κέντρου βάρους και της διχοτόμου γραφικά»[17]

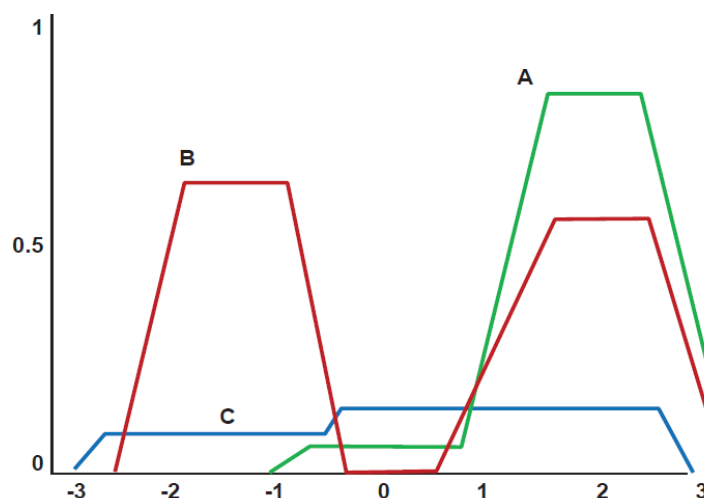
Το τελικό στάδιο της λειτουργίας του Ασαφούς ελεγκτή, είναι η τελική επεξεργασία (*Postprocessing*). Πολλές φορές απαιτείται η συμμόρφωση των μεταβλητών εξόδου υπό μια κλίμακα, για τις ανάγκες του υπολογιστικού προβλήματος. Για παράδειγμα, αν το πεδίο τιμών της εξόδου είναι το $[-1,1]$, για ένα πρόβλημα ηλεκτρολογικού χαρακτήρα με την έξοδο να μετράται σε volt, θα πρέπει το πεδίο τιμών να μετατραπεί σε $[-10,10]$ [23][20].

Η δομή που παρουσιάστηκε, είναι η ευρέως διαδεδομένη δομή του Ασαφούς ελεγκτή *Mamdani*. Πέρα από αυτήν, υπάρχει και η εκδοχή του ελεγκτή *Sugeno*. Η διαφοροποίηση, έγκειται στο γεγονός ότι αυτός ο ελεγκτής, απεικονίζει ασαφείς τιμές, σε πραγματικές συναρτήσεις, σε αντίθεση με τον ελεγκτή *Mamdani*, όπου απεικονίζονται ασαφείς τιμές σε αντίστοιχα ασαφείς, τιμές. Ένας τυπικός κανόνας που θα μπορούσε να συμπεριληφθεί σε έναν ελεγκτή *Sugeno*, είναι:

$$\text{«ΑΝ ταχύτητα = Χαμηλή ΚΑΙ πίεση = Υψηλή ΤΟΤΕ } y(x_1, x_2) = 3 * x_1 + 2 * x_2 \text{»}$$

Όπου x_1 η ταχύτητα, και x_2 η πίεση αντίστοιχα. Υπολογίζονται κανονικά όπως πριν οι βαθμοί εκπλήρωσης. Οι αριθμητικές τιμές εισόδου στην αρχή, εισάγονται στις εξισώσεις της εξόδου, αναλόγως τον κανόνα που πυροδοτούν. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας, δεν είναι ασαφές. Η ασάφεια υπόκειται στο γεγονός ότι ο κάθε κανόνας ξεχωριστά, θα έχει εξάγει διαφορετικό αποτέλεσμα, και ότι η ενεργοποίηση του κάθε κανόνα, θα είναι διαφορετική. Η τελική έξοδος, υπολογίζεται μέσω του σταθμισμένου όρου των επιμέρους αποτελεσμάτων των κανόνων, χρησιμοποιώντας ως βάρη στον αριθμητή τις ενεργοποιήσεις των κανόνων, και αθροίζοντας τα βάρη αυτά στον παρονομαστή [24].

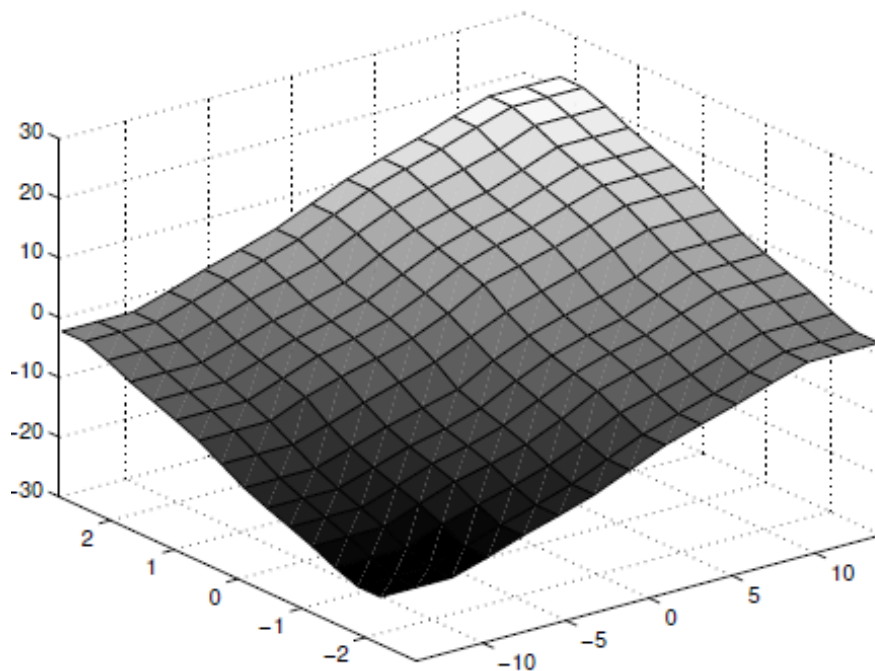
Όσον αφορά τη σταθερότητα και την ποιότητα ενός Ασαφούς Συστήματος Ελέγχου, προσδιορίζεται με βάση την συμπεριφορά του, σε ολόκληρο το φάσμα τιμών της εισόδου. Η ποιότητα αυτή, γίνεται αντιληπτή από την μορφή του τελικού αποτελέσματος του ελέγχου. Στο παρακάτω σχήμα 2.17 διακρίνονται τρεις ανεξάρτητες περιπτώσεις εξόδου.



Σχήμα 2.17: «Μελέτη της σταθερότητας μέσω τριών περιπτώσεων εξόδου» [17]

Στην έξοδο *A*, κυριαρχεί ένας κανόνας, καθώς έχει μια υψηλή κορυφή. Αυτό είναι ένα ιδιαίτερα επιθυμητό χαρακτηριστικό, το οποίο προσδίδει αξιοπιστία στο αποτέλεσμα. Στην έξοδο *B*, βλέπει κανείς δυο απομακρυσμένες μεταξύ τους, αλλά και υψηλές κορυφές. Αυτή η αντίφαση στην συμπεριφορά του ελεγκτή, υπόκειται πιθανώς σε αντιφατικούς κανόνες, οι οποίοι για παρεμφερές είσοδο, δίνουν διαφορετική έξοδο. Ενδεικνύεται η βελτίωση της βάσης των κανόνων. Στην έξοδο *C*, παρατηρούνται πλατιά και χαμηλά «πλατό», δηλαδή δεν υπάρχει κανόνας με ισχυρή ενεργοποίηση, που να παράγει εξίσου σίγουρη και ισχυρή έξοδο. Και πάλι ενδεικνύεται αναθεώρηση της βάσης των κανόνων [17].

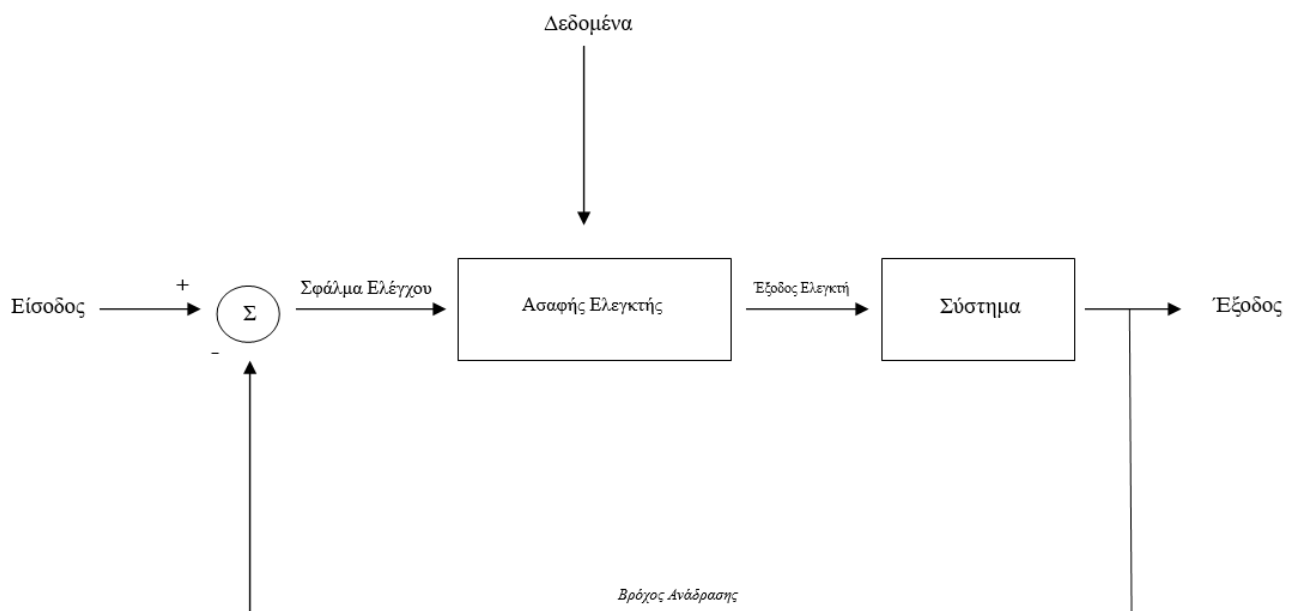
Τέλος, η χαρακτηριστική επιφάνεια, του ασαφούς ελεγκτή, ή αλλιώς επιφάνεια ελέγχου, είναι η γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης $y(x_1, x_2)$, όπου y η έξοδος, και x_1, x_2 οι είσοδοι της διαδικασίας. Μια τέτοια απεικόνιση, είναι δυνατή μονάχα σε πρόβλημα το οποίο είναι μέχρι και τριών διαστάσεων. Σε αυτό το γράφημα, έχουν διενεργηθεί η ασαφοποίηση, η ενεργοποίηση του μηχανισμού συμπερασμού, και η αποασαφοποίηση, για όλους τους δυνατούς συνδυασμούς των δύο μεταβλητών εισόδου, στα πεδία όπου αυτές ορίζονται. Στον κατακόρυφο άξονα στο σχήμα 2.18, βρίσκεται η έξοδος, και στους δύο οριζόντιους άξονες οι δυο είσοδοι. Μέσω της απεικόνισης αυτής, παρατηρείται η έλλειψη γραμμικότητας που διέπει τον ελεγκτή. Αυτή οφείλεται στη Βάση των κανόνων, λόγω της μη γραμμικής στρατηγικής ελέγχου που υιοθετείται, στον μηχανισμό συμπερασμού, λόγω των μη γραμμικών σχέσεων ΚΑΙ , Ή που επίσης υιοθετούνται, και τέλος στην Αποασαφοποίηση καθώς κάποιες μέθοδοι αυτής είναι μη γραμμικές [23][22].



Σχήμα 2.18: «Μια χαρακτηριστική επιφάνεια ελέγχου» [22]

2.2.4 Τα πλεονεκτήματα της Ασαφούς Λογικής

Η ασαφής λογική δίνει πρόσβαση σε μια διαφορετική προσέγγιση σε προβλήματα ελέγχου, υπό το πρίσμα της ευρείας χρήσης δεδομένων. Δίνει έμφαση σε αυτά, αλλά και στο πως πρακτικά πρέπει να δράσει ένας ελεγκτής, δίχως να μοντελοποιεί το σύστημα ή την εγκατάσταση. Απαιτούνται δεδομένα, τα οποία θα παρέχουν την εξειδικευμένη γνώση και εμπειρία, ώστε να διαμορφωθούν οι κανόνες, και να οριστούν τα απαιτούμενα ασαφή σύνολα. Η μείζων σημασία των δεδομένων, απεικονίζεται και στο σχήμα 2.19 . Εκεί φαίνεται η κλασική και γνωστή δομή ενός τυπικού συστήματος ελέγχου, στο οποίο όμως έχουν εισαχθεί ως βασικό συστατικό, τα δεδομένα, τα οποία εισάγονται στον Ασαφή Ελεγκτή. Η ασαφής λογική είναι μια εξαιρετικά χρήσιμη μέθοδος του Ελέγχου με δεδομένα και μετρήσεις, ειδικά σε περιπτώσεις που έχουν ήδη αναφερθεί, και όπου ο κλασσικός έλεγχος αποτυγχάνει, όπως σε περίπτωση έλλειψης ή περιπλοκότητας του μαθηματικού μοντέλου, ή όταν υπάρχουν υψηλές ελλείψεις γραμμικότητας, αλλά και φυσικά όταν υπάρχουν άπλετα δεδομένα που προσδιορίζουν και περιγράφουν τον τρόπο λειτουργίας του συστήματος υπό έλεγχο. Φυσικά, αυτή η μέθοδος δεν ενδείκνυται σε περιπτώσεις εκτός του φάσματος Ελέγχου υπό δεδομένα, όπως όταν οι συμβατικές προσεγγίσεις (όπως ο ελεγκτής *PID*), δίνει ήδη ικανοποιητικά αποτελέσματα, ή όταν το πρόβλημα είναι αδύνατον να λυθεί. Παρ'όλα αυτά, ο κλασσικός έλεγχος *PID*, παρά την εμφανή ευκολία στη χρήση του, αλλά και την ευρεία διάδοση του ως μεθοδολογία, λόγω του ότι ήταν από τις πρώτες μορφές περάτωσης ελέγχου, πολλές φορές είναι μη συμβατός με τα σύγχρονα προβλήματα, τα οποία επιζητούν σύνθετες και εξειδικευμένες λύσεις. Στην καλύτερη, είναι μη αποδοτικός, επιφέροντας ανεπαρκή αποτελέσματα.



Σχήμα 2.19: «Το δομικό διάγραμμα ενός Ασαφούς Συστήματος Ελέγχου»

Συνοψίζοντας, η ασαφής λογική είναι ιδιαίτερα εύκολη στην κατανόηση, με απλά και βατά «μαθηματικά», δίχως περίπλοκες και σύνθετες εξισώσεις. Επιτρέπει ευελιξία, καθώς είναι δυνατή η προσαρμογή της, σε πιθανές αλλαγές που μπορεί να πραγματοποιηθούν στο σύστημα, χωρίς να πρέπει ο ελεγκτής να κατασκευαστεί από την αρχή. Παρουσιάζει καλή ανοχή, σε περίπτωση έλλειψης ακρίβειας δεδομένων, μια έλλειψη η οποία είναι πολύ συχνή και συναντάται συχνά λόγω του μεγάλου όγκου αυτών. Μέσω της ασάφειας, μπορούν να μοντελοποιηθούν μη γραμμικές εξισώσεις, πολύπλοκες ή μη, και να δημιουργηθούν ασαφείς ελεγκτές για κάθε είδους σετ δεδομένων της μορφής «είσοδος-έξοδος». Ένα από τα σημαντικότερα όμως πλεονεκτήματα, το οποίο δεν γίνεται εύκολα αντιληπτό, είναι ότι έχει την ικανότητα να συνδυάζεται και με άλλες συμβατικές τεχνικές ελέγχου, όπως ο ελεγκτής *PID*. Είναι σε θέση να τον συμπληρώσει, να τον απλοποιήσει, ή ακόμη και να τον επιβλέψει. Σε σχέση με έναν τέτοιο ελεγκτή, ο αντίστοιχος ασαφής, επιτυγχάνει μεγαλύτερα επίπεδα ευρωστίας, αλλά και αποτελεσματικότητας, όντας λιγότερο κοστοβόρος [25].

Το εξέχον χαρακτηριστικό της Ασαφούς λογικής, δηλαδή το γεγονός ότι βασίζεται σε ποιοτικές περιγραφές, και σε λεκτικές δομές της φυσικής γλώσσας [17], είναι το σημείο κλειδί, για την ολοένα και αυξανόμενη της χρήση, υπό την σκοπιά του Ελέγχου με δεδομένα. Στον τομέα του Ελέγχου, το μέλλον ανήκει στον Έλεγχο με βάση τα δεδομένα, κάτι που οφείλεται σε αρκετά μεγάλο βαθμό, και στην Ασαφή λογική.

2.3 Ο Νευρωνικός Έλεγχος

2.3.1 Σύνοψη Ιστορική Αναδρομή και Μεθοδολογία για τα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (*neural networks/NN*), έκαναν την εμφάνισή τους στο επιστημονικό προσκήνιο, μόλις τις τελευταίες δεκαετίες. Το πεδίο αυτό, τα τελευταία χρόνια υπόκειται σε μεγάλη ανάπτυξη, καθώς ολοένα και περισσότεροι επιστήμονες από ολόκληρο το φάσμα της επιστήμης, καταπιάνονται με αυτό. Ιδιαίτερα σημαντικά επιτεύγματα έχουν επίσης σημειωθεί λόγω των νευρωνικών δικτύων, συμβάλλοντας στο να γίνουν ιδιαίτερως γνωστά ως αποτελεσματική μεθοδολογία επίλυσης προβλημάτων, ποικίλου χαρακτήρα. Ειδικοί και εμπειρογνώμονες στην περιοχή των νευρωνικών δικτύων, προέρχονται από έναν ευρύτερο επιστημονικό κύκλο, και από διάφορους τομείς όπως η Ιατρική, η Φυσική, η Χημεία, η επιστήμη των Μηχανικών, και η Ηλεκτρολογία. Έτσι μπορεί κανείς να αποβεί στο συμπέρασμα ότι για τη χρήση αυτών απαιτούνται πολυδιάστατες γνώσεις από τις διάφορες περιοχές της επιστήμης. Η λειτουργικότητα των νευρωνικών δικτύων, οφείλεται στο ότι βασίζονται εξ'ολοκλήρου στην βιολογική υπόσταση των οργανισμών, και πιο συγκεκριμένα, στο νευρικό σύστημα αυτών. Το σύστημα αυτό, είναι υπεύθυνο για μια ποικιλία διεργασιών, όπως η μνήμη ή η μάθηση, και αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα, από τα οποία το καθένα, είναι εξειδικευμένο στην εκτέλεση μίας διεργασίας. Κεντρική μονάδα, είναι ο

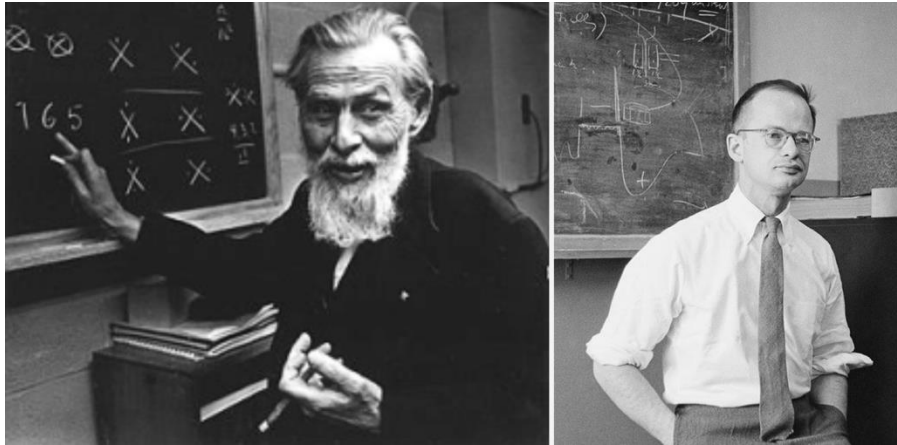
εγκέφαλος, ο οποίος και αυτός με τη σειρά του, αποτελείται από μια πλειάδα νευρωνικών δικτύων. Η μικρότερη δυνατή δομική μονάδα των δικτύων, είναι ο νευρώνας, καθ'αντιστοιχία με το άτομο για παράδειγμα, το οποίο είναι η μικρότερη δομική μονάδα της ύλης. Οι νευρώνες σε ένα νευρωνικό δίκτυο συνδέονται μεταξύ τους, και συνεχώς ανταλλάσσουν αλλά και επεξεργάζονται δεδομένα και πληροφορίες μέσω ηλεκτρικών σημάτων, επιτελώντας παράλληλα τις απαραίτητες λειτουργίες. Αυτά είναι τα λεγόμενα, βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.

Έχει προκύψει λοιπόν, μια νεοσύστατη επιστημονική περιοχή, η οποία χωρίς να έχει κάποια άλλη σχέση με την επιστήμη της βιολογίας πέρα από την αρχική σύλληψη της, επιφέρει εξαιρετικά αποδοτικές λύσεις σε δύσκολα προβλήματα, με τη βοήθεια των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Παρά τον μείζονα ρόλο των υπολογιστών κατά τη χρήση των νευρωνικών δικτύων, αυτά όντας ευφυή συστήματα, προσπαθώντας να συνδυάσουν την ανθρώπινη πνευματική λειτουργία του εγκεφάλου με την αντίστοιχη μαθηματική σχολή σκέψης, καλούνται να ξεπεράσουν κάποια λειτουργικούς περιορισμούς των υπολογιστών. Οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές, παρά την τεράστια ταχύτητα επεξεργασίας δεδομένων που τους χαρακτηρίζει, έχουν εντελώς διαφορετική αρχιτεκτονική από την αντίστοιχη ενός νευρικού συστήματος. Παρουσιάζεται έτσι η ανάγκη, ύπαρξης μοντέλων νευρωνικών δικτύων, τα οποία λειτουργούν ομοίως με τα αντίστοιχα βιολογικά, αλλά ξεπερνούν τα όποια εμπόδια τους θέτει το πλαίσιο της λειτουργίας των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Αυτά τα μοντέλα, είναι τα λεγόμενα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, η ευφυΐα ουσιαστικά ως έννοια περιλαμβάνει την προσομοίωση της ανθρώπινης συλλογιστικής και σκέψης. Τα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να μάθουν, να εκπαιδευτούν, να θυμούνται ή και να ξεχνούν, συνδυάζοντας όμως παράλληλα την ικανότητα επίλυσης περίπλοκων μαθηματικών εξισώσεων και ανάλυσης περίπλοκων μαθηματικών προβλημάτων[26]. Πρόκειται για ένα εξαιρετικά χρήσιμο εργαλείο, το οποίο έχει τη δυνατότητα να προγραμματίζεται, και να μαθαίνει μόνο του, ώστε να παρέχει τη λύση προβλημάτων, δίχως να είναι επιβεβλημένη η συνεχής παρουσία ενός ειδικού [27].

Η προϊστορία των νευρωνικών δικτύων, είναι μικρή λόγω του ότι είναι ουσιαστικά, ένας νεοσύστατος επιστημονικός κλάδος. Η απαρχή τους εντοπίζεται στην δεκαετία του 1980, καθώς συνέπεσε με την τεράστια ανάπτυξη του λογισμικού στον τομέα των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Το πρώτο ουσιαστικό μοντέλο νευρωνικού δικτύου, παρουσιάσθηκε από τους *McCulloch* (νευροφυσιολόγος) και *Pitts* (φοιτητής Μαθηματικής σχολής), το 1943. Οι πρωτοποριακές παρατηρήσεις και διαπιστώσεις των δύο, χρησιμοποιήθηκαν έπειτα από τον *J. Von Neumann* κατά τη διάρκεια του 1950, ως ένα πρότυπο αρχιτεκτονικής υπολογιστικών μηχανών. Εκείνη την εποχή, ξεκίνησε και η προσπάθεια περαιτέρω μελέτης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, παράλληλα με την αντίστοιχη προσπάθεια δημιουργίας των

αντίστοιχων τεχνητών δικτύων. Μια τέτοια προσπάθεια, έλαβε μέρος από τον *D.Hebb*, το 1949 μέσω της συγγραφής του βιβλίου «*The organization of behavior*», στο οποίο αποπειράται να αποκωδικοποιήσει τη λειτουργία ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου.



Σχήμα 2.20: «Οι πρωτοπόροι McCulloch & Pitts» [28]

Έπρεπε να περάσει κατά προσέγγιση μια δεκαετία, ώστε το 1957 ο *F. Rosenblatt* να παρουσιάσει το θεμελιώδες μοντέλο του αισθητήρα, «*Perceptron*». Το μοντέλο αυτό, προκάλεσε ενθουσιασμό στην επιστημονική κοινότητα, και έστρεψε τα φώτα πάνω στην ολοένα και αναδεικνυόμενη τεχνολογία των νευρωνικών δικτύων. Ο ενθουσιασμός αυτός καταλάγιασε σύντομα, καθώς έγινε αντιληπτό ότι τα μοντέλα της εποχής όπως το *Perceptron*, έπασχαν από πολλούς κατασκευαστικούς περιορισμούς. Παράλληλα με το μοντέλο του αισθητήρα, οι *Widrow* και *Hoff*, αναπτύσσουν τα μοντέλα *Adaline* και *Madaline*. Το 1969, οι *Minsky* και *Papert*, αναφέρουν και επισήμως αυτούς τους περιορισμούς, δίνοντας έτσι ώθηση στο γενικότερο συναίσθημα απογοήτευσης ενάντια στα νευρωνικά δίκτυα [27]. Για μια εικοσαετία ακόμη, δεν σημειώνεται ουσιαστική πρόοδος, καθώς αυτοί οι περιορισμοί αποθάρρυναν οποιαδήποτε δραστηριότητα ενασχόλησης με το πεδίο αυτό.



Σχήμα 2.21: «Ο F. Rosenblatt, επί τω έργω»[29]



Σχήμα 2.22: «Ο Dr J.Hopfield, σε διάλεξη του» [30]

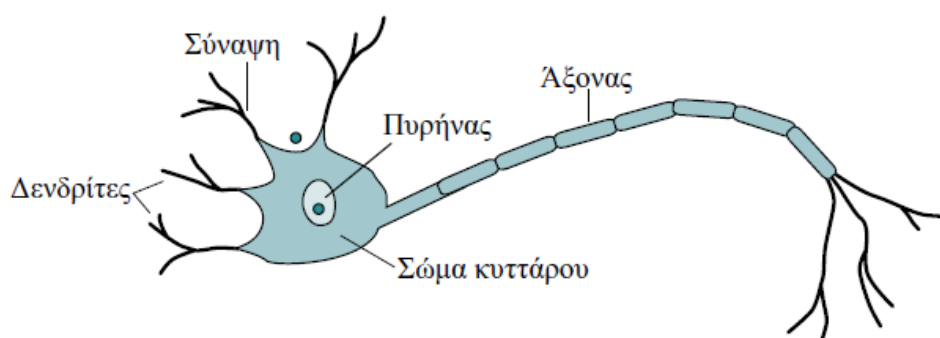
Η διέξοδος από αυτό το τέλμα, προήλθε από τον βιολόγο *J. Hopfield*, ο οποίος με ένα θεμελιώδες έργο το 1982, απέδειξε σε ένα αυστηρώς μαθηματικό πλαίσιο, πως ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποθηκευτικός χώρος δεδομένων. Ακολουθεί το εξίσου σημαντικό έργο των *McClelland* και *Rumelhart*, το «*Parallel Distributed Processing*», το οποίο χάραξε νέους ορίζοντες στον τομέα της εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων [26]. Από εκεί και έπειτα, ο τομέας των νευρωνικών δικτύων υφίσταται μια συνεχή πρόοδο και ανάπτυξη, από τη δεκαετία του 1980 έως και σήμερα. Η σημερινή εποχή, είναι μια μεταβατική περίοδος για τον τομέα αυτόν, καθώς συνεχώς προκύπτουν νέα δεδομένα και αναπτύσσονται εφαρμογές βασιζόμενες σε αυτά, που δίνουν λύσεις σε ολοένα και πιο σύνθετα προβλήματα [27]. Αναμφίβολα μπορεί κάποιος να πει ότι τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια τεχνολογία του παρόντος, η οποία όμως αναμένεται να κυριαρχήσει και στο άμεσο μέλλον.

2.3.2 Τα Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα

Το σημείο εκκίνησης της πραγματικής ενασχόλησης με τα νευρωνικά δίκτυα, από την ευρύτερη επιστημονική κοινότητα, εντοπίζεται στην ανακάλυψη των Βιολογικών Νευρωνικών δικτύων, τα οποία συγκροτούν το νευρικό σύστημα όλων των ζώντων οργανισμών. Το βασικό εργαλείο αυτού, είναι ο εγκέφαλος, ο οποίος λαμβάνει, επεξεργάζεται, και αποκρίνεται σε ερεθίσματα, τα οποία δέχεται ως μορφή δεδομένων μέσω αισθητηρίων. Τα αισθητήρια αυτά καταχωρούν καταστάσεις όπως η θερμοκρασία, ο ήχος, και κωδικοποιούνται σε σήματα, τα οποία καταφθάνουν στον εγκέφαλο [27]. Ένας εγκέφαλος, αποτελείται από κατά προσέγγιση 10^{10} νευρώνες, οι οποίοι είναι και η βασική μονάδα δόμησης του, όπως έχει ήδη αναφερθεί προηγουμένως. Οι νευρώνες είναι σε ολόκληρη την επικράτεια τους, διαφορετικοί μεταξύ

τους, καθώς δεν υπάρχει ούτε ένα πανομοιότυπο ζεύγος αυτών. Παρ'όλα αυτά, συνδέονται μεταξύ τους, μέσω των λεγόμενων συνάψεων. Ο αριθμός των συνάψεων σε ένα νευρώνα, προσεγγίζει κατά μέσο όρο τις 10^4 , φθάνοντας μέχρι και τις 20.000, σε κάποιους. Ένα πλήθος νευρώνων, με όλες τις διασυνδέσεις αυτών, αποτελεί ένα νευρωνικό δίκτυο. Συνολικά, όλα τα νευρωνικά δίκτυα σε έναν οργανισμό, συγκροτούν το *Κεντρικό Νευρικό Σύστημα*. Τα παραπάνω ιλιγγιώδη νούμερα, αναμφίβολα αντικατοπτρίζουν την περιπλοκότητα που διέπει αυτό το σύστημα, αλλά και την τεράστια δυνατότητα που αυτό φέρει.

Οι νευρώνες, παρά το γεγονός ότι αποτελούν ανθρώπινα κύτταρα, δεν φέρουν την ιδιότητα της αναπαραγωγής. Αντιθέτως οι συνάψεις, παρουσιάζουν μια δυναμική συμπεριφορά, καθώς συνεχώς καταστρέφονται παλιές και δημιουργούνται νέες, όταν ο εγκέφαλος μαθαίνει, αποκτά γνώση, και μελετά το περιβάλλον του ώστε να βγάλει συμπεράσματα από αυτό. Ο νευρώνας σε ένα δίκτυο, λαμβάνει τα σήματα ηλεκτρικής μορφής, τα οποία δέχεται από τους άλλους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται, τα επεξεργάζεται, και με τη σειρά του μεταφέρει το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες. Όπως προαναφέρθηκε, οι νευρώνες συνδέονται με τις συνάψεις. Πιο συγκεκριμένα, κάθε νευρώνας περιέχει έναν άξονα, ο οποίος καταλήγει σε διάφορες διακλαδώσεις, οι οποίες έρχονται σε επαφή με άλλους νευρώνες μέσω των λεγόμενων δενδριτών, και στους οποίους πραγματοποιούνται οι συνδέσεις, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.23. Οι συνάψεις είναι τα σημεία στα οποία ενώνονται οι διακλαδώσεις του άξονα ενός νευρώνα, με τους δενδρίτες ενός άλλου [31]. Μέσω ενός άξονα και των διακλαδώσεων του, μπορούν να σταλούν πολλά σήματα, σε διαφορετικούς νευρώνες. Οι δενδρίτες είναι οι πύλες εισόδου ενός νευρώνα, ενώ ο άξονας με τις διακλαδώσεις του, αποτελεί την πύλη εξόδου του.

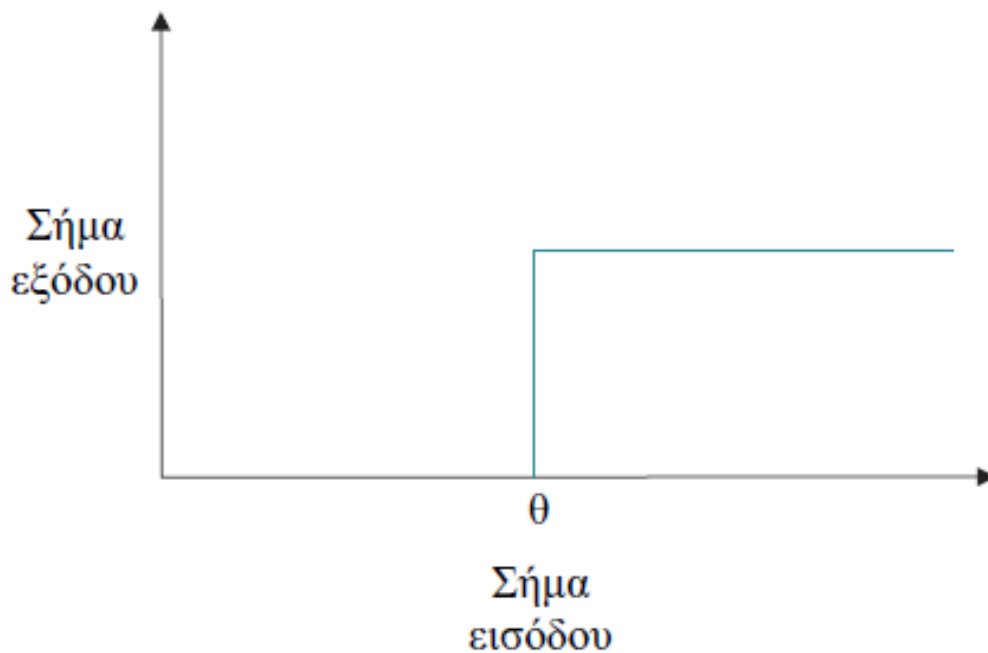


Σχήμα 2.23: «Η βιολογική δομή του νευρώνα» [26]

Ένας νευρώνας μπορεί να βρίσκεται είτε σε ενεργή, είτε σε μη ενεργή κατάσταση. Τα ηλεκτρικά σήματα που λαμβάνει ένας νευρώνας, αθροίζονται μέσω των δυναμικών τους. Εάν αυτό το άθροισμα προσεγγίζει, ή ξεπεράσει μια συγκεκριμένη τιμή-κατώφλι (θ), τότε ο νευρώνας θα βρεθεί σε ενεργή κατάσταση, και θα «πυροδοτήσει» ένα ηλεκτρικό σήμα, πάντοτε συγκεκριμένου μεγέθους, το οποίο εξαρτάται από τη σύναψη, και ονομάζεται

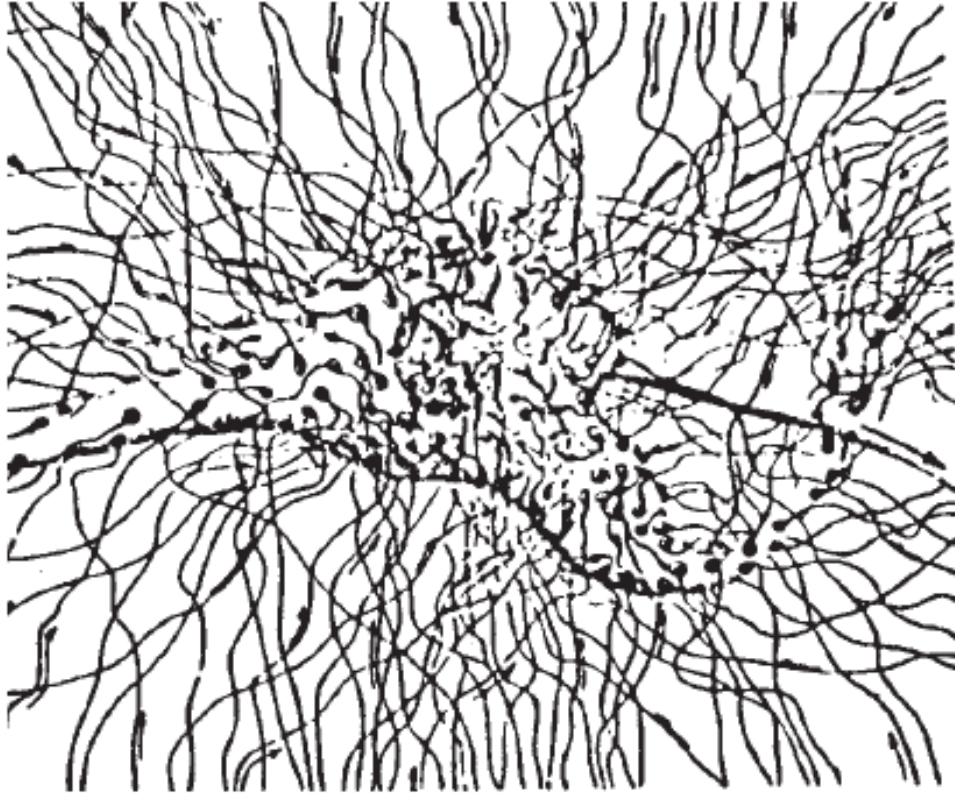
συναπτικό βάρος. Εάν το άθροισμα, δεν προσεγγίζει το κατώφλι, και είναι αρκετά μικρότερο αυτού, τότε ο νευρώνας θα βρεθεί σε μη ενεργή κατάσταση, και δεν θα «πυροδοτήσει» κάποιον παλμό. Το ηλεκτρικό σήμα που έχει φθάσει σε αυτόν τον νευρώνα, εξαφανίζεται. Η έκβαση του αποτελέσματος που θα καθορίσει την κατάσταση του νευρώνα, περιγράφεται από την συνάρτηση *Heaviside*. Η συνάρτηση αυτή αναδεικνύει και τον δυαδικό χαρακτήρα της λειτουργίας των νευρώνων:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > \theta \rightarrow \text{ο νευρώνας διεγείρεται και στέλνει παλμό.} \\ 0, & x < \theta \rightarrow \text{δεν συμβαίνει τίποτε.} \end{cases}$$



Σχήμα 2.24: «Η γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης Heaviside» [26]

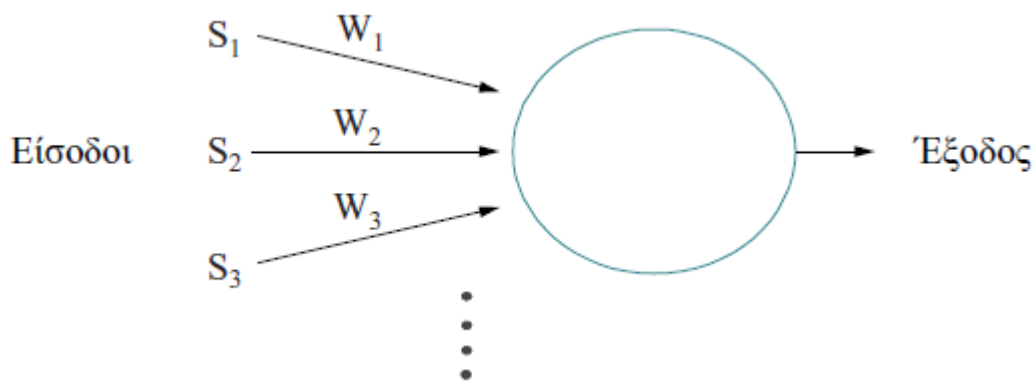
Το ερώτημα που προκύπτει, είναι ποιος ο βαθμός αντιστοιχίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία είναι ανθρώπινης σύλληψης. Ένα τεχνητό δίκτυο, δεν μπορεί να προσεγγίζει ένα αντίστοιχο βιολογικό, σε θέματα πολυπλοκότητας. Ο αριθμός των συνάψεων και των νευρώνων σε ένα βιολογικό δίκτυο, είναι τεράστιος, και σίγουρα δεν μπορεί να προσεγγισθεί από ένα τεχνητό δίκτυο. Είναι δυνατόν ένα τεχνητό δίκτυο να περιέχει ακόμη και χιλιάδες νευρώνες, νούμερο όμως το οποίο δεν πλησιάζει σε καμία περίπτωση την τάξη μεγέθους ενός βιολογικού δικτύου. Πέρα από την προφανή διαφορά στο πλήθος των νευρώνων και των συνάψεων, μεγάλη απόκλιση παρουσιάζεται και στην συνδεσμολογία που συναντάται στα δύο είδη των νευρωνικών δικτύων, δηλαδή στον τρόπο, και όχι μόνο στον αριθμό των συνδέσεων. Ένα υποτυπώδες τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο βασίζεται σε έναν υπολογιστή για παράδειγμα, μπορεί να φέρει τεράστιες ταχύτητες επεξεργασίας των δεδομένων, όμως και πάλι, αυτό δεν αρκεί για να αναπληρωθεί το χαμένο έδαφος [26].



Σχήμα 2.25: «Η πολυπλοκότητα ενός βιολογικού δικτύου, μέσα από τον αριθμό των συνάψεων του» [26]

2.3.3 Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Στην προηγούμενη υποενότητα έγινε αντιληπτός ο σημαντικότερος ρόλος των βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων, στη γενικότερη θεωρία του πεδίου αυτού. Όπως έχει προαναφερθεί, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, βασίζονται εξ'ολοκλήρου στα αντίστοιχα βιολογικά. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, αποτελείται και αυτό από νευρώνες. Οι νευρώνες έχουν πιθανές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθούν, αναλόγως τα εισερχόμενα σε αυτούς σήματα. Κάθε νευρώνας έχει μια μοναδική έξοδο, συνάρτηση των σημάτων εισόδου. Μπορεί να συνδέεται με πολλούς νευρώνες και φαινομενικά να αποστέλλει πολλές εξόδους, όμως όλες είναι πανομοιότυπες. Κάθε μεταφερόμενο σήμα που ταξιδεύει από τον έναν νευρώνα στον άλλον, συνδέεται με ένα βάρος w , το οποίο υποδηλώνει πόσο στενά συνδέονται οι δύο νευρώνες στους οποίους μεταφέρεται αυτό το σήμα. Όσο μεγαλύτερο είναι το w , τόσο σημαντικότερη η συνεισφορά εκείνου του σήματος για τη δομή του δικτύου, όσον αφορά τους δύο νευρώνες που συνδέει. Στο παρακάτω σχήμα, φαίνεται και η στοιχειώδης δομή, ενός απλού νευρωνικού δικτύου, το οποίο περιέχει έναν νευρώνα.



Σχήμα 2.26: «Νευρωνικό δίκτυο ενός νευρώνα» [26]

Τα σήματα που καταφθάνουν σε έναν νευρώνα, αθροίζονται, και υποβάλλονται σε μια διαδικασία, από την οποία προκύπτει μια έξοδος, ως σήμα που μεταφέρεται στους επόμενους νευρώνες. Αυτό ισχύει γενικά για κάθε νευρώνα, στα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα που μπορεί να συναντήσει κανείς. Η προαναφερθείσα διαδικασία όμως, μπορεί να διαφέρει. Ένας πρώτος τρόπος πραγματοποίησης αυτής της διαδικασίας, είναι ο δυαδικός, που αναφέρθηκε και στα Βιολογικά Νευρωνικά δίκτυα. Ο νευρώνας ορίζεται ως ενεργός ή αδρανής, αναλόγως το αν μια ποσότητα x που προκύπτει από το άθροισμα των εισερχόμενων σε αυτόν σημάτων, είναι μεγαλύτερη ή όχι από ένα προκαθορισμένο κατώφλι θ . Ακολουθεί η γνωστή πλέον συνάρτηση Heaviside:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > \theta \\ 0, & x < \theta \end{cases}$$

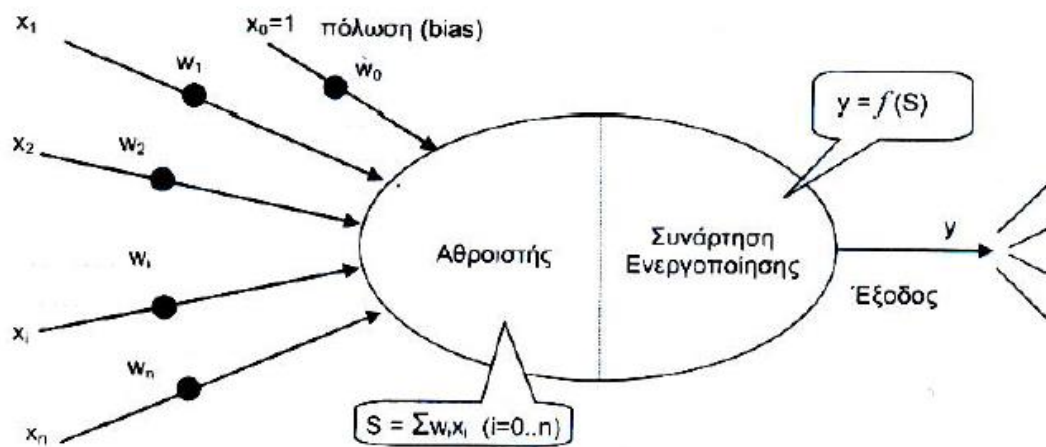
Στον δεύτερο τρόπο, δεν υπάρχει προκαθορισμένη τιμή κατωφλίου ώστε να γίνει κάποιου είδους σύγκριση. Το εισερχόμενο σήμα μεταδίδεται και πάλι μέσω μιας συνάρτησης $f(x)$, διαφορετικής μορφής από την προηγούμενη συνάρτηση *Heaviside*. Υπολογίζεται αριθμητικά, και χρησιμοποιούνται σε αυτόν τον υπολογισμό οι τιμές των εισόδων αλλά και των βαρών w . Για παράδειγμα, μια τέτοια συνάρτηση είναι η σιγμοειδής:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Πολλές συναρτήσεις θα μπορούσαν να διαδραματίσουν τον ρόλο αυτής της λεγόμενης συνάρτησης ενεργοποίησης ή μεταφοράς. Η μόνη προϋπόθεση είναι, ότι θα πρέπει να είναι μη γραμμικές, καθώς δεν πρέπει να υπάρχει ευθεία αναλογία μεταξύ του σήματος εισόδου και εξόδου.[26] Πέρα από τις παραπάνω, κοινή συνάρτηση ενεργοποίησης είναι και η βηματική με πεδίο τιμών τις τιμές $[-1, 1]$:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > \theta \\ -1, & x < \theta \end{cases}$$

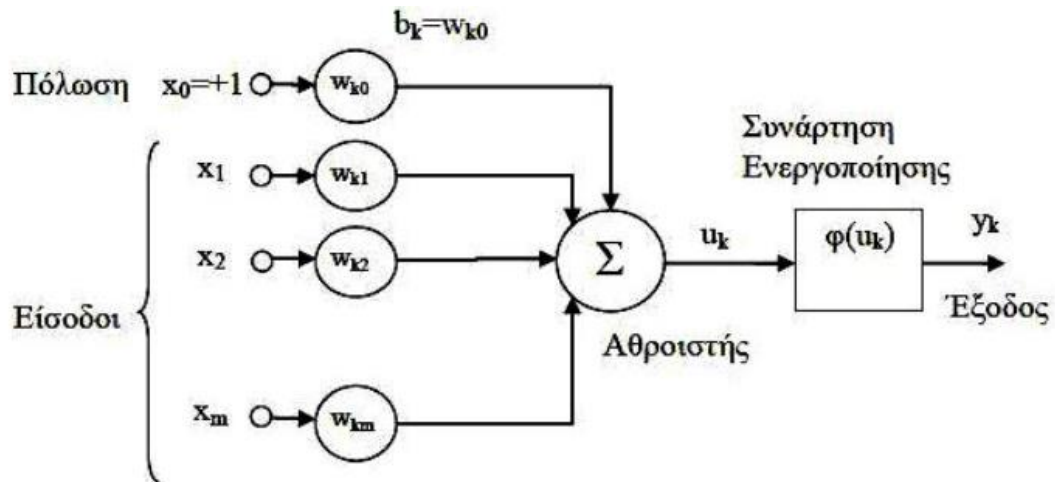
Υπό μαθηματική σκοπιά, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται σήματα εισόδου x_1, x_2, \dots, x_n , το καθένα από τα οποία πολλαπλασιάζεται με την τιμή του βάρους του νευρώνα w_i από τον οποίο προέρχεται, το οποίο είναι είτε θετικό, είτε αρνητικό. Το άθροισμα που αναφέρεται παραπάνω, είναι το άθροισμα των πολλαπλασιασμένων με τα βάρη σημάτων. Το σχήμα 2.26, με τις καινούριες αυτές πληροφορίες, ερμηνεύεται ως εξής, στο σχήμα 2.27:



Σχήμα 2.27: «Αναλυτικότερο διάγραμμα μονονευρωνικού δικτύου» [31]

Αναλυτικότερα, όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.27, αλλά και στο παρακάτω σχήμα 2.28, ένα απλό νευρωνικό δίκτυο ενός νευρώνα, αποτελείται από:

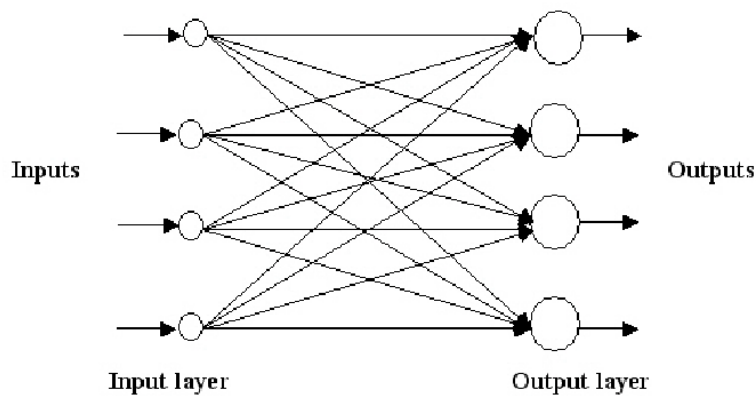
- Τις συνδέσεις ή συνάψεις, καθεμία από τις οποίες έχει το δικό της βάρος. Κάθε σήμα της μορφής x_j , στην είσοδο της σύναψης j , που συνδέεται με τον νευρώνα k , πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος $w_{k,j}$.
- Τον αθροιστή Σ , μέσω του οποίου αθροίζονται γραμμικά τα πολλαπλασιασμένα με τα βάρη, σήματα εισόδου.
- Την συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως τη συνάρτηση *Heaviside* που αναλύθηκε προηγουμένως, η οποία μετατρέπει το αποτέλεσμα του αθροιστή, και το κανονικοποιεί σε ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών, όπως το μοναδιαίο διάστημα $[0,1]$ [31].



Σχήμα 2.28: «Αναλυτικότερο διάγραμμα μονονευρωνικού δικτύου/2» [31]

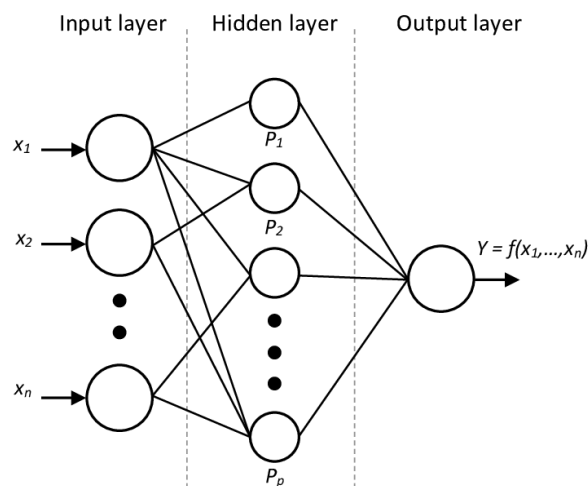
Τα παραπάνω νευρωνικά μοντέλα, περιλαμβάνουν επιπλέον, μια παράμετρο b_k . Αυτή η λεγόμενη πόλωση ή αλλιώς εσωτερικό βάρος (*bias*), χρησιμοποιείται για την περαιτέρω αύξηση ή μείωση της εισόδου της συνάρτησης ενεργοποίησης, αναλόγως το αν αυτή η είσοδος είναι θετική ή αρνητική. Δεν είναι απαραίτητο δομικό στοιχείο των νευρώνων, συναντάται όμως συχνά.

Πρακτικά, η αλληλεπίδραση δύο νευρώνων, ουσιαστικά αφορά είτε την υποκίνηση ενός νευρώνα από έναν άλλο, είτε την παρεμπόδιση του. Ένας νευρώνας, θα αποστείλει ένα σήμα, μόνο εάν υποκινείται αρκετά, δηλαδή εάν το εισερχόμενο σε αυτόν σήμα, είναι μεγαλύτερο από την τιμή κατωφλίου του. Το σήμα που θα αποστείλει, θα ληφθεί από όλους τους συνδεδεμένους με αυτόν νευρώνες. Ο νευρώνας, θα υποκινηθεί ευκολότερα, αν λάβει πολλαπλά σήματα, καθώς το σύνολο αυτών θα είναι πιθανότερο να ξεπερνάει την τιμή του κατωφλίου του. Η λειτουργία κάθε μεμονωμένου νευρώνα, στη θεωρία είναι εξαιρετικά απλή. Η περιπλοκότητα, έγκειται στην γενικότερη δομή του νευρωνικού δικτύου. Η δομή αυτή, είναι παρόμοια για τα περισσότερα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Κατά βάση, υπάρχουν οι νευρώνες εισόδου, οι νευρώνες εξόδου, και τα κρυφά επίπεδα των ενδιάμεσων νευρώνων. Έτσι, οι νευρώνες ομαδοποιούνται σε στρώματα ή επίπεδα (*layers*). Οι πληροφορίες και τα δεδομένα που αποδίδονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο, μεταφέρονται από επίπεδο σε επίπεδο, είτε κατευθείαν από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου, είτε διασχίζοντας και τα αλληπάλληλα ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα, αν αυτά υπάρχουν. Σε αυτά τα επίπεδα, συνήθως οι νευρώνες συνδέονται με όλους τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου. Τα κρυφά επίπεδα συναντώνται σε πάρα πολλά νευρωνικά δίκτυα, παρ'όλα αυτά δεν πρέπει να θεωρηθούν ως μέλος της βασικής δομής ενός νευρωνικού δικτύου, ή ο κανόνας σε αυτά, καθώς εξίσου πολλά νευρωνικά δίκτυα, έχουν μόνο επίπεδα εισόδου και εξόδου [27].



Σχήμα 2.29: «Δίκτυο ενός επιπέδου» [32]

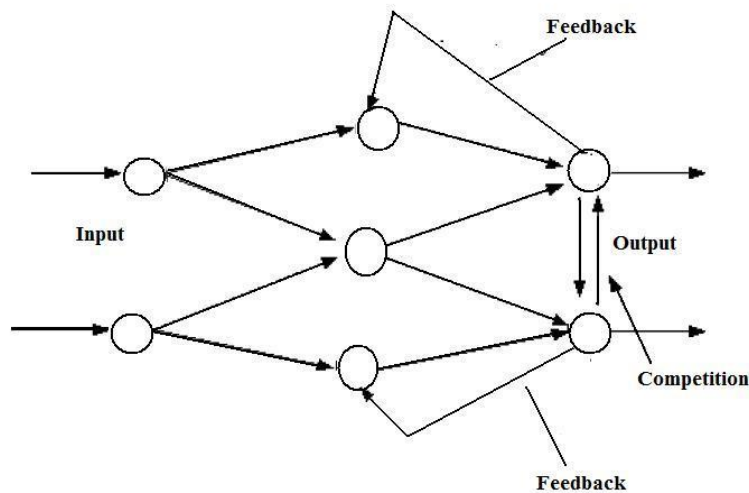
Τα νευρωνικά δίκτυα λοιπόν, διαφοροποιούνται και με βάση τον αριθμό των επιπέδων που περιέχουν. Τα μονοεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, περιέχουν ένα επίπεδο το οποίο περιλαμβάνει μια ομάδα διατεταγμένων νευρώνων. Στο σχήμα 2.29, οι νευρώνες αριστερά, χρησιμοποιούνται μονάχα για τον διαμερισμό των εισόδων, και έτσι δεν θεωρούνται ξεχωριστό επίπεδο, όπως το λειτουργικό επίπεδο στο οποίο βρίσκονται οι καθαρά υπολογιστικοί νευρώνες. Αν είναι επιθυμητή μεγαλύτερη υπολογιστική ικανότητα, η οποία όμως συνάδει και με περισσότερη πολυπλοκότητα, τότε προτιμούνται πολυεπίπεδα δίκτυα. Αποτελούνται από πολλαπλά μονοεπίπεδα δίκτυα, στα οποία η έξοδος του ενός, είναι η είσοδος του άλλου, όπως στο σχήμα 2.30.



Σχήμα 2.30: «Δίκτυο πολλαπλών επιπέδων» [33]

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι σύνδεσης των επιπέδων των νευρωνικών δικτύων. Μπορούν να είναι πλήρως συνδεδεμένα, δηλαδή κάθε νευρώνας σε ένα επίπεδο, συνδέεται με κάθε νευρώνα στο επόμενο επίπεδο, ή μερικώς, δηλαδή να μην υπάρχει αυτή η καθολική σύνδεση. Επίσης, μια δεύτερη διαφοροποίηση αφορά τις συνδέσεις των νευρώνων, τις προς τα εμπρός, και τις αμφίδρομες. Στις πρώτες, οι νευρώνες κάποιου επιπέδου αποστέλλουν την έξοδο τους στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου, χωρίς να λαμβάνουν κάποια είσοδο από αυτούς, όπως στο παραπάνω σχήμα 2.29. Στις αμφίδρομες συνδέσεις, όπως είναι

ευκόλως αντιληπτό, υπάρχει μια ανάδραση από το ένα επίπεδο στο άλλο, δηλαδή οι νευρώνες του δεύτερου επιπέδου, επιστρέφουν κάποιο σήμα σε νευρώνες του προηγούμενου τους επιπέδου [27][31]. Στο παρακάτω σχήμα 2.31, φαίνεται ένα τέτοιο δίκτυο, στο οποίο υπάρχει συνεχής ανάδραση και ανταγωνισμός μεταξύ δύο εξόδων, ώστε να προκύψει καλύτερο και ακριβέστερο αποτέλεσμα.



Σχήμα 2.31: «Δίκτυο ανάδρασης» [34]

Κλείνοντας την σύντομη μα πυκνή παρουσίαση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, θα ήταν τεράστια παράλειψη να μην γίνει αναφορά στην εκπαίδευση και στην δυνατότητα μάθησης τους, ίσως το σημαντικότερο στοιχείο της λειτουργίας τους. Ένας από τους καθοριστικούς λόγους ανάγκης της καθιέρωσης των νευρωνικών δικτύων, ως μεθοδολογία επίλυσης δύσκολων προβλημάτων, ήταν και είναι η δυνατότητα που έχουν, να εκπαιδεύονται, να μαθαίνουν και να προσαρμόζονται υπό συγκεκριμένες συνθήκες, και να επιλύουν προβλήματα, από μόνα τους, δίχως την παρουσία του ανθρωπίνου παράγοντα. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, δέχονται ένα σετ εισόδων υπό τη μορφή σημάτων, τα οποία έχουν κάποιες (συνήθως) δυαδικές τιμές. Αυτό το σετ αριθμών, αποτελεί ένα παράδειγμα. Για κάθε είδους πρόβλημα, είναι αναγκαία η ύπαρξη πολλών τέτοιων παραδειγμάτων. Σε κάθε παράδειγμα, ουσιαστικά αντιστοιχεί μια «σωστή απάντηση», μια συγκεκριμένη επίλυση και έξοδος με βάση αυτήν την είσοδο, ο λεγόμενος στόχος αυτού του παραδείγματος εισόδου. Αυτή η έξοδος μαζί με την είσοδο με βάση την οποία προέκυψε, ονομάζεται πρότυπο. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται, με την είσοδο πολλών προτύπων σε αυτό, τα οποία θα είναι παρόμοια ή αντιπροσωπευτικά με τη διαδικασία που πρέπει να μάθει το δίκτυο. Εν ολίγοις, εισέρχονται στο δίκτυο παραδείγματα εισόδων, για τα οποία είναι γνωστές οι εξοδοί, και οι επιθυμητοί στόχοι τους, δηλαδή ποια πρέπει να είναι η επίλυση του δικτύου με βάση το κάθε πρότυπο.

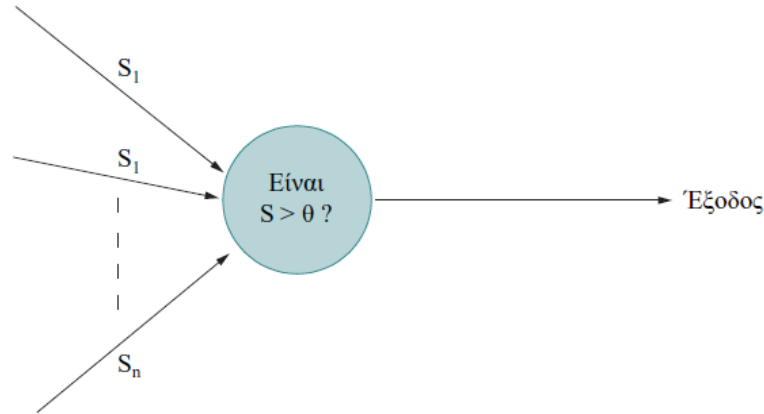
Όπως έχει αναφερθεί, το δίκτυο χρησιμοποιεί την συνάρτηση μεταφοράς ή ενεργοποίησης ώστε να μεταφέρει το σήμα σε όλη του την επικράτεια. Καθώς εκπαιδεύεται, αυτό που

αλλάζει είναι τα συναπτικά βάρη των συνδέσεων των νευρώνων, αναλόγως την μέθοδο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται. Το δίκτυο, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα που του έχουν δοθεί, μεταβάλλει τις τιμές των βαρών αυτών, ώστε να μπορέσει να αποβεί στο σωστό συμπέρασμα-στόχο. Αφ'ότου έχει επιτύχει τις σωστές τιμές των βαρών, θα είναι σε θέση να γενικεύσει και να επιλύει ανεξάρτητα, προβλήματα παρομοίου είδους, για τα οποία δεν έχει λάβει πληροφορίες ή συγκεκριμένα πρότυπα με συγκεκριμένους στόχους.

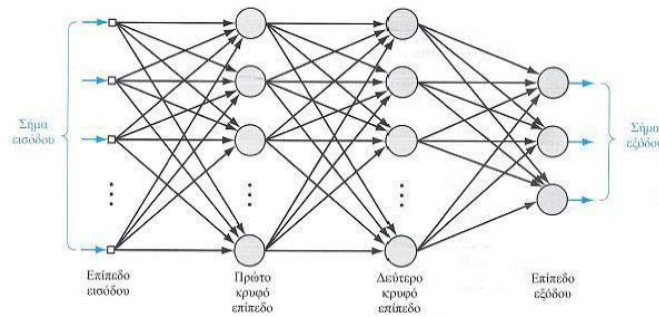
Οι μεταβολές των βαρών των συνδέσεων, γίνονται είτε με εποπτεία, είτε χωρίς εποπτεία. Κατά την εκπαίδευση με εποπτεία, δίνονται στο δίκτυο τα απαραίτητα πρότυπα και οι στόχοι. Αρχικώς τα βάρη λαμβάνουν τυχαίες τιμές, και κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, αυτές μεταβάλλονται αναλόγως το προκύπτον σφάλμα, δηλαδή την απόκλιση από τον επιθυμητό στόχο, το οποίο πρέπει να ελαχιστοποιηθεί. Το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει έπειτα από πολλούς κύκλους μεταβολών των τιμών των βαρών. Κατά την εκπαίδευση χωρίς εποπτεία, ή την αυτό-εποπτευόμενη εκπαίδευση, δεν δίνονται συγκεκριμένοι στόχοι, και δεν ελέγχεται η πορεία του σφάλματος κατά τη διάρκεια της διαδικασίας. Παρ'όλα αυτά όμως, χρησιμοποιείται ένας εσωτερικός μηχανισμός ελέγχου, κατά τον οποίο το δίκτυο προσπαθεί να ανακαλύψει μια κάποιου είδους κανονικότητα μεταξύ των σημάτων εισόδου, ώστε τα σήματα εξόδου, να παρουσιάσουν την ίδια κανονικότητα. Το δίκτυο ελέγχεται μόνο του, και διορθώνει το ίδιο, τα σφάλματά του. Είναι τρόπος λιγότερο διαδεδομένος, αλλά φοβερά χρήσιμος σε περιπτώσεις όπου υπάρχει έλλειψη σημαντικών δεδομένων. Η εκπαίδευση, όντας ένα από τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων, είναι δίχως αμφιβολία και το πιο πρωτοποριακό στοιχείο της λειτουργίας τους. Περισσότερες λεπτομέρειες όμως, για τον τρόπο εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων, θα παρουσιαστούν σε επόμενη υποενότητα [26].

2.3.4 Το δίκτυο του αισθητήρα – *Perceptron*

Τα περισσότερα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, που αναπτυσσόταν για πολλές δεκαετίες, είχαν ως πρότυπο το μοντέλο του Αισθητήρα, ή *Perceptron*. Μια σύλληψη του *F. Rosenblatt*, που έλαβε μέρος το 1958, όπου πλέον όμως με τις περαιτέρω ανακαλύψεις που έχουν συμβεί στη σημερινή εποχή, μοιάζει απλοϊκή. Ακόμη και σήμερα όμως, πολλά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, βασίζονται στον αισθητήρα, κι ας έχουν διαφορετικές δομές από αυτόν, είτε εξ'ίσου απλές, είτε περιπλοκότερες. Η απλούστερη μορφή του δικτύου αυτού, είναι ο στοιχειώδης αισθητήρας (*elementary perceptron*), όπως φαίνεται στο σχήμα 2.32 . Επιτελεί μια συγκεκριμένη μοναδική λειτουργία, και όπως είναι εμφανές αποτελείται από έναν νευρώνα. Φυσικά, υπάρχουν και πολυεπίπεδοι αισθητήρες όπως στο σχήμα 2.33, βασιζόμενοι στις αρχές των επιπέδων των νευρωνικών δικτύων που αναφέρθηκαν σε προηγούμενη υποενότητα.



Σχήμα 2.32: «Ο στοιχειώδης αισθητήρας» [26]

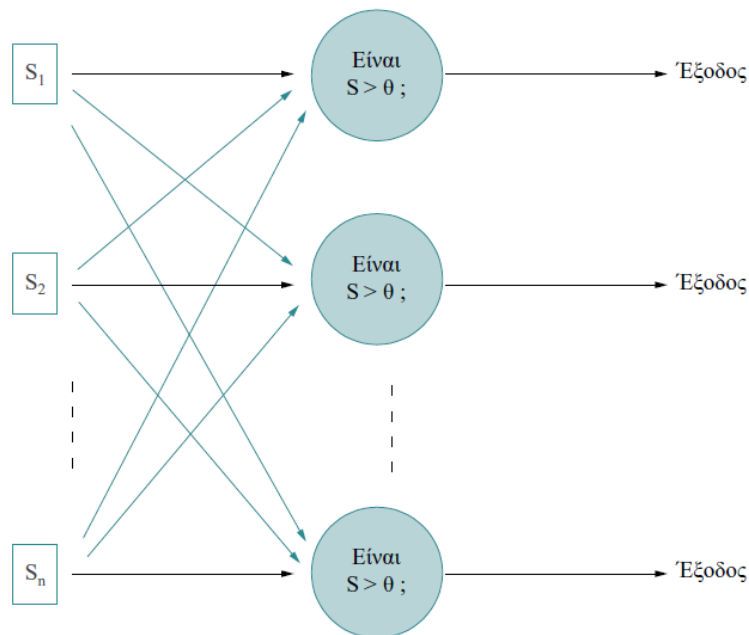


Σχήμα 2.33: «Ενδεικτικό παράδειγμα πολυεπίπεδου αισθητήρα» [31]

Ο στοιχειώδης αισθητήρας, ουσιαστικά αποτελεί το βασικό νευρωνικό δίκτυο του ενός νευρώνα, που έχει παρουσιαστεί. Δέχεται συγκεκριμένο αριθμό εισόδων s_1, s_2, s_3 κ.ό.κ, και παράγει μονάχα μια έξοδο. Μπορεί φαινομενικά οι έξοδοι να είναι πολλές, όμως παραμένουν ίδιες, και έχουν την ίδια τιμή. Η λειτουργία του στοιχειώδους αισθητήρα, είναι αυτή η οποία έχει περιγραφεί και στην προηγούμενη υποενότητα. Τα εισερχόμενα στον νευρώνα σήματα s_i συνδέονται με ένα βάρος w_i , το οποίο δείχνει την αλληλεπίδραση των δύο συνδεόμενων νευρώνων με το σήμα αυτό. Κάθε σήμα s_i πολλαπλασιάζεται με το βάρος w_i , και τα προκύπτοντα γινόμενα αθροίζονται, και προκύπτει ένα συνολικό σήμα με τιμή $S = \sum s_i w_i$. Στο σημείο αυτό, εμφανίζεται και το εσωτερικό βάρος b , το οποίο αθροίζεται στη συνολική τιμή του σήματος. Ουσιαστικά, το εσωτερικό βάρος πολλαπλασιάζεται και αυτό με ένα σήμα, το οποίο έχει θεωρηθεί ότι έχει τιμή ίση με 1.

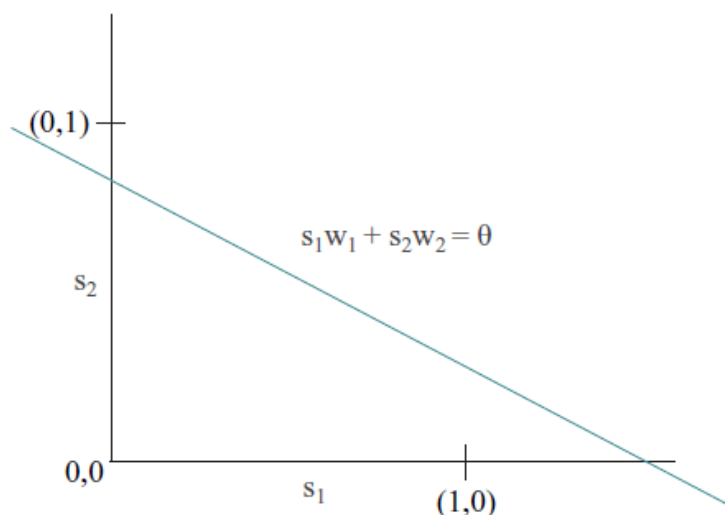
Έπειτα, ως γνωστόν, το άθροισμα S συγκρίνεται με το κατώφλι του νευρώνα θ , και με βάση τη συνάρτηση *Heaviside*, αποφασίζεται εάν ο αισθητήρας θα πυροδοτήσει ή όχι. Το σημείο κλειδί στην όλη λειτουργία του νευρώνα και γενικότερα του αισθητήρα, είναι η διαπίστωση ότι η κατάσταση του νευρώνα εξαρτάται από τα βάρη των συνδέσεων, τις εισόδους, και την τιμή του κατωφλίου. Παρακάτω, στο σχήμα 2.34, παρουσιάζεται ένας μονοεπίπεδος αισθητήρας, ο οποίος όμως έχει τρεις νευρώνες, και παράγει τρεις εξόδους. Η λειτουργία του είναι πανομοιότυπη με την αντίστοιχη του στοιχειώδους αισθητήρα, με την μοναδική

διαφορά να υπάγεται στον συνολικό αριθμό των νευρώνων και ως φυσικό επακόλουθο και των εξόδων.



Σχήμα 2.34: «Αισθητήρας ενός επιπέδου με πολλαπλές εξόδους» [26]

Η πρώτη ανάπτυξη του αισθητήρα, έφερε στο προσκήνιο συζητήσεις για την επίλυση προβλημάτων, τα οποία μέχρι και εκείνη την εποχή παρέμεναν άλυτα. Ένα τέτοιο πρόβλημα, για το οποίο η επιστημονική κοινότητα έψαχνε συγκεκριμένη υπολογιστική λύση, ήταν το πρόβλημα της αποκλειστικής διάζευξης ή αλλιώς το πρόβλημα της συνάρτησης *X-OR* (*exclusive-or*). Η συνάρτηση αυτή παράγει μια έξοδο, δεχόμενη δύο εισόδους. Δέχεται μονάχα δυαδικές τιμές, και εάν οι τιμές αυτές είναι ίδιες, η έξοδος είναι 0, ενώ εάν είναι διαφορετικές, είναι 1. Όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί εισόδων και αποτελεσμάτων, παρουσιάζονται στον πίνακα 2.1. Η προσπάθεια επίλυσης του προβλήματος αυτού με τον αισθητήρα, δεν απέδωσε τα αναμενόμενα. Στο πρόβλημα αυτό, ο αισθητήρας θα δεχθεί δύο εισόδους s_1 και s_2 . Για την παραγωγή της εξόδου του, θα πρέπει να συγκριθεί το άθροισμα $\sum_1^2 s_i w_i = s_1 w_1 + s_2 w_2$, με κάποιο κατώφλι θ . Δεν υπάρχει, γραμμική συνάρτηση της μορφής $s_1 w_1 + s_2 w_2 = \theta$, που να μπορεί να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις αυτού του προβλήματος, να διαχωρίσει επαρκώς τα ζευγάρια των εισόδων, ώστε να προκύψει το σωστό αποτέλεσμα με βάση τον πίνακα 2.1, αναλόγως το αν είναι ή όχι ίδιες οι τιμές τους. Η γραφική παράσταση της συνάρτησης αυτής, φαίνεται στο σχήμα 2.35.



Σχήμα 2.35: «Η γραφική απεικόνιση της συνάρτησης στο πρόβλημα XOR» [26]

s_1	s_2	Έξοδος
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

Πίνακας 2.1: «Οι συνδυασμοί εισόδων-εξόδων για το πρόβλημα XOR» [26]

Δεν υπάρχει κανένας συνδυασμός των βαρών w_1 και w_2 , που να παράγει σωστά τις τιμές του πίνακα 2.1, με βάση τη συνάρτηση αυτήν. Φαινομενικά, ζευγάρια με διαφορετικές τιμές εισόδων, θα πρέπει να ήταν πάνω από αυτήν την ευθεία, ώστε το $S > \theta$ και η έξοδος να είναι 1, ενώ ζευγάρια με τιμές εισόδων ίδιες, να είναι από πάνω της, ώστε το $S < \theta$, και η έξοδος να είναι 0. Έτσι, αυτή η συνάρτηση χαρακτηρίστηκε ως γραμμικά μη διαχωρίσιμη, και έγινε εμφανές ότι δεν μπορεί να αναπαρασταθεί με το δίκτυο του στοιχειώδους αισθητήρα. Γραμμικά διαχωρίσιμες συναρτήσεις επί της ουσίας, δεν υπάρχουν παρά ελάχιστες. Η πιθανότητα συνάντησης τέτοιων σε πρακτικό πρόβλημα, μειώνεται εκθετικά, όσο αυξάνονται και οι μεταβλητές αυτού.

Έτσι γίνεται πλέον πιο εμφανής από ποτέ, η ουσιαστική αδυναμία του αισθητήρα να λύσει τα γραμμικά μη διαχωρίσιμα, αλλά παράλληλα και απλά, προβλήματα. Η ικανότητα του αισθητήρα να επιλύει μονάχα γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα, κάποια από τα οποία είχαν ήδη επιλυθεί με απλούστερους τρόπους, αποθάρρυνε τους επιστήμονες, οι οποίοι σταμάτησαν την έρευνα επί αυτού, εκείνην την εποχή [26]. Αυτό το τέλμα με το οποίο ήρθαν αντιμέτωποι οι ειδήμονες της εποχής, ξεπεράστηκε με την καθιέρωση περιπλοκότερων δικτύων, των οποίων η κυριότερη δομική μονάδα ήταν ο αισθητήρας, αλλά κυρίως με την

καθιέρωση νέων μεθόδων εκπαίδευσης, οι οποίες επέτρεψαν να γίνουν αυτά τα πολύπλοκα και πολυσύνθετα δίκτυα, χρήσιμα, λειτουργικά και βιώσιμα. Οι γνωστότερες μέθοδοι εκπαίδευσης, στις οποίες συμπεριλαμβάνονται και αυτές στις οποίες έγινε τώρα αναφορά, θα αναλυθούν στην επόμενη υποενότητα, η οποία θα επικεντρωθεί στο σημαντικότερο ρόλο που τελεί η εκπαίδευση, στα νευρωνικά δίκτυα.

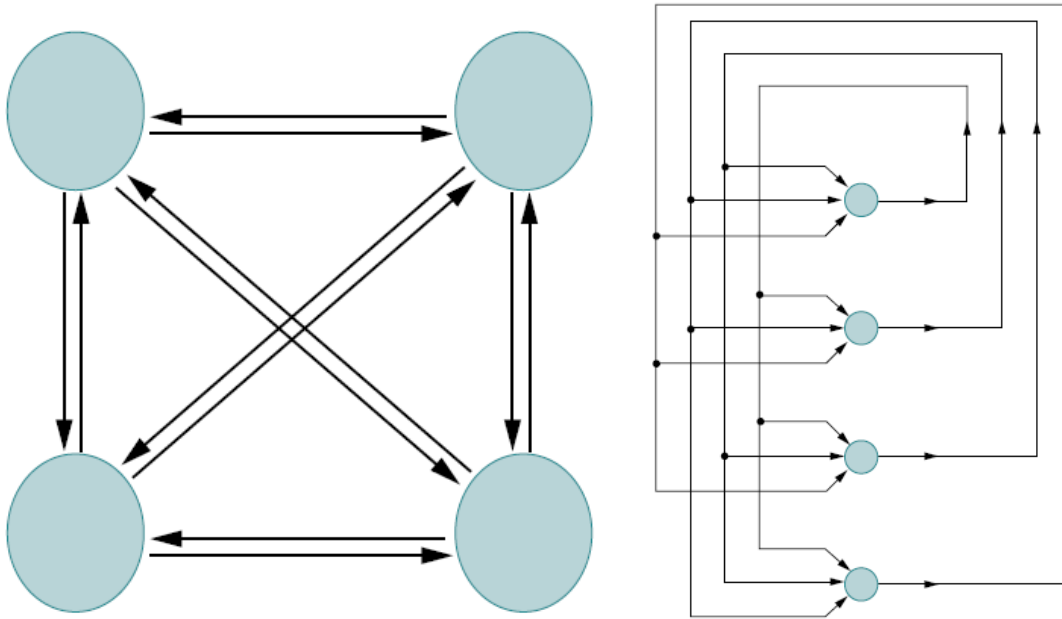
Ο αισθητήρας, είναι ένα στατικό νευρωνικό δίκτυο, και δεν περιέχει στοιχεία τα οποία είναι ικανά να αποθηκεύσουν πληροφορία. Δέχεται μόνο ως εισόδους, προηγούμενες τιμές αυτών. Είναι ένα νευρωνικό δίκτυο, το οποίο δεν λαμβάνει υπόψη τη διάσταση του χρόνου. Τα περιπλοκότερα δίκτυα που προέκυψαν, μετά τον αισθητήρα, εισήγαγαν στον τομέα αυτόν, την έννοια της μνήμης, και της δυναμικής συμπεριφοράς σε σχέση με το χρόνο. Τα δυναμικά αυτά νευρωνικά δίκτυα, περιέχουν κάποιου είδους χρονική πληροφορία, και είναι εξαιρετικά χρήσιμα στην μοντελοποίηση μη-γραμμικών συστημάτων, αλλά και τη σύνθεση λειτουργικών δυναμικών ελεγκτών, κατά τον νευρωνικό έλεγχο. Η συνάρτηση μεταφοράς f των σημάτων των δικτύων αυτών, μπορεί να περιέχει διαφορικές, ή εξισώσεις διαφορών. Το σήμα που θα δέχεται η συνάρτηση μεταφοράς, πλέον έχει τη μορφή:

$$u(t) = u(t-1) + \sum_{i=1}^{n+1} w_i s_i(t)$$

Όπου t , είναι ο διακριτός χρόνος, $u(t)$ το συνολικό εισερχόμενο σήμα στον μοναδιαίο νευρώνα τη στιγμή t , και $u(t-1)$ η τιμή αυτού την προηγούμενη χρονική στιγμή, η οποία και αποθηκεύεται [31]. Παρατηρείται ότι είναι παρόμοιας λογικής με τα στατικά δίκτυα, με την μόνη διαφορά να υπόκειται στην αποθήκευση της προηγούμενης χρονικά στιγμής. Και στα στατικά δίκτυα, η είσοδος της συνάρτησης μεταφοράς ή ενεργοποίησης είναι το άθροισμα των $w_i s_i$. Τα σημαντικότερα δυναμικά δίκτυα που αναπτύχθηκαν στην πορεία, παρουσιάζονται στη συνέχεια.

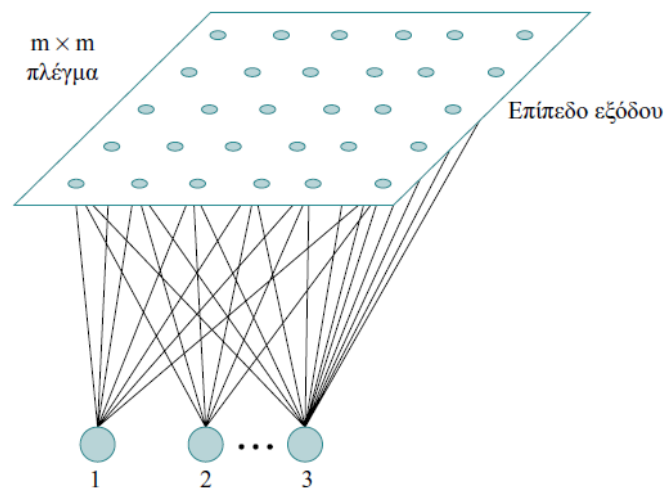
Περίπου μια εικοσαετία μετά το δίκτυο του αισθητήρα, το 1982, ο *J. Hopfield* παρουσιάζει μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων, τα ομώνυμα δίκτυα Hopfield. Δίκτυα εμφανώς πιο σύνθετα από τον αισθητήρα, των οποίων το κύριο γνώρισμα είναι ο μηχανισμός ανάδρασης που χρησιμοποιούν, ο οποίος έχει ήδη αναφερθεί ως χαρακτηριστικό αρκετών νευρωνικών δικτύων. Η έξοδος του καθένα νευρώνα στο δίκτυο αυτό, αποτελεί παράλληλα και είσοδο, για όλους τους υπόλοιπους νευρώνες. Ουσιαστικά, τα δίκτυα *Hopfield*, αποτελούνται από ένα επίπεδο, με πολλούς νευρώνες. Παρ'όλα αυτά, η έννοια του επιπέδου στα δίκτυα αυτά δεν έχει ουσιώδη εφαρμογή, καθώς δεν υπάρχει επίπεδο εισόδου, ή εξόδου. Οι νευρώνες αποτελούν στοιχειώδεις αισθητήρες, επομένως φέρουν και όλες τις ιδιότητες αυτών, και παράγουν ως έξοδο, ένα σήμα s_i προς όλες τους υπόλοιπους νευρώνες j . Οι καταστάσεις των νευρώνων, είναι δυαδικά ορισμένες, λαμβάνοντας τιμές είτε $[0,1]$, είτε $[-1,1]$. Η πλήρης κατάσταση του δικτύου, περιγράφεται από το διάνυσμα $s = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_n)$. Όπως γίνεται φανερό και στο σχήμα 2.36, όλοι οι νευρώνες συνδέονται με όλους τους

υπόλοιπους νευρώνες στο δίκτυο. Οι συνδέσεις για n νευρώνες, είναι στον αριθμό $n(n - 1)$. Ανάμεσα σε ένα ζεύγος νευρώνων, υπάρχουν συνδέσεις εκατέρωθεν, δηλαδή και προς τις δυο κατευθύνσεις, ενώ τα βάρη των συνδέσεων w_{ij} και w_{ji} , για τις συνδέσεις μεταξύ δύο νευρώνων i και j , είναι ίσα. Στο σχήμα 2.37, απεικονίζεται το δίκτυο του σχήματος 2.36, υπό μια διαφορετική οπτική, στην οποία γίνεται αντιληπτή και η λειτουργία της ανάδρασης.



Σχήμα 2.36 & 2.37: «Το δίκτυο Hopfield» [26]

Παράλληλα με το μοντέλο του δικτύου *Hopfield*, το 1984 προτείνεται από τον *Kohonen*, το επίσης ομώνυμο δίκτυο. Το δίκτυο αυτό, αποτελείται από δύο επίπεδα, με το πρώτο επίπεδο να αποτελεί αυτό της εισόδου. Το δεύτερο επίπεδο, έχει την μορφή πλέγματος, ικανό να πάρει οποιοσδήποτε διαστάσεις, όπως για παράδειγμα μια δισδιάστατη επιφάνεια με $m \times m$ νευρώνες. Η περίπλοκη δομή του δικτύου αυτού, φαίνεται σε ένα παράδειγμα στο σχήμα 2.38. Και εδώ, συναντάται πλήρης συνδεσμολογία, καθώς κάθε νευρώνας στο επίπεδο εισόδου, συνδέεται με κάθε νευρώνα στο δεύτερο επίπεδο του πλέγματος. Το σήμα στην είσοδο, περιγράφεται από ένα διάνυσμα n τιμών, όπου n το πλήθος των νευρώνων εισόδου. Το πρωτεύον χαρακτηριστικό των δικτύων *Kohonen*, είναι η ικανότητα αυτό-οργάνωσής τους, αλλά και η δυνατότητα τους να εκπαιδευτούν δίχως επίβλεψη [26].



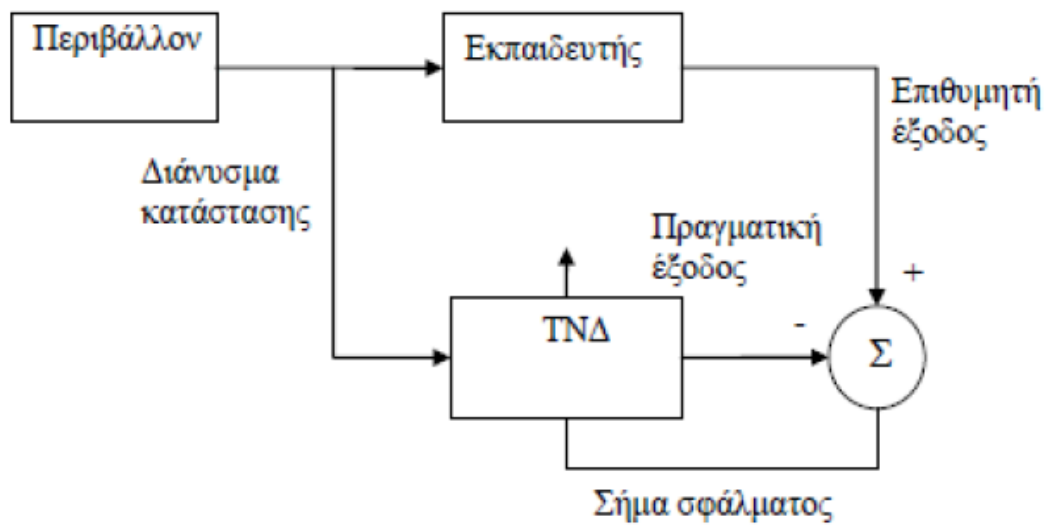
Σχήμα 2.38: «Το δίκτυο Kohonen» [26]

2.3.5 Η Εκπαίδευση των Νευρωνικών Δικτύων

Η ικανότητα εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου, και η δυνατότητα μάθησης αυτού, είναι όπως έχει ήδη αναφερθεί σε προηγούμενη υποενότητα, ένα από τα σημαντικότερα, αν όχι το σημαντικότερο, στοιχείο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Οποιαδήποτε λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, δεν μπορεί να περατωθεί επιτυχώς, αν πρώτα δεν έχει εκπαιδευτεί καταλλήλως, ώστε να επιλύσει το πρόβλημα που του έχει ανατεθεί. Νομοτελειακά, με την μάθηση (*learning*), ένα νευρωνικό δίκτυο τροποποιεί τις τιμές των βαρών του, ώστε να παράγει συγκεκριμένη έξοδο, με δεδομένη επίσης συγκεκριμένη είσοδο. Πραγματοποιείται μέσω κάποιων παραδειγμάτων ή προτύπων εκπαίδευσης, και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης, ο οποίος μέσω της επανάληψης αλλάζει τα βάρη και τα κατώφλια των νευρώνων ενός δικτύου, ώστε να μειωθεί στο εν δυνάμει ελάχιστον, το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου, δηλαδή του στόχου που του έχει τεθεί. Πρακτικά, το δίκτυο δέχεται ερεθίσματα από το περιβάλλον, μεταβάλλεται μέσω της αλλαγής των προαναφερθέντων παραμέτρων, και αντιδρά με τη σειρά του στο περιβάλλον λόγω αυτής της αλλαγής.

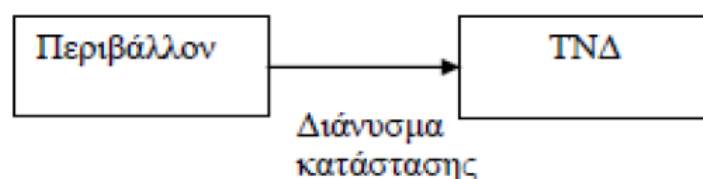
Η εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, διακρίνεται σε δύο βασικές κατηγορίες, την μάθηση με επίβλεψη, και την μάθηση δίχως επίβλεψη, για τις οποίες έχει ήδη γίνει μια πρώτη εισαγωγή. Κατά την μάθηση με επίβλεψη, το δίκτυο δέχεται παραδείγματα εισόδων, και των επιθυμητών στόχων για αυτά τα παραδείγματα (έξοδοι). Συνολικά, ένα ζευγάρι προκαθορισμένης εισόδου και εξόδου ονομάζεται πρότυπο. Αρχικά τα βάρη είναι τυχαία, και το δίκτυο θα παράγει έξοδο διαφορετική από την επιθυμητή, η οποία θα είναι εσφαλμένη. Το σφάλμα της εξόδου αυτής, χρησιμοποιείται μέσω ενός αλγορίθμου, για την αναπροσαρμογή των βαρών του δικτύου. Στο σχήμα 2.39, παρατηρείται και η γραφική απεικόνιση της διαδικασίας αυτής. Επί της ουσίας, πρόκειται για ένα σύστημα ανάδρασης, κλειστού βρόχου. Το σφάλμα που αναφέρεται, είναι το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ή το

άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων υπό τη μορφή συνάρτησης κόστους, των συναπτικών βαρών.



Σχήμα 2.39: «Μάθηση με επίβλεψη» [31]

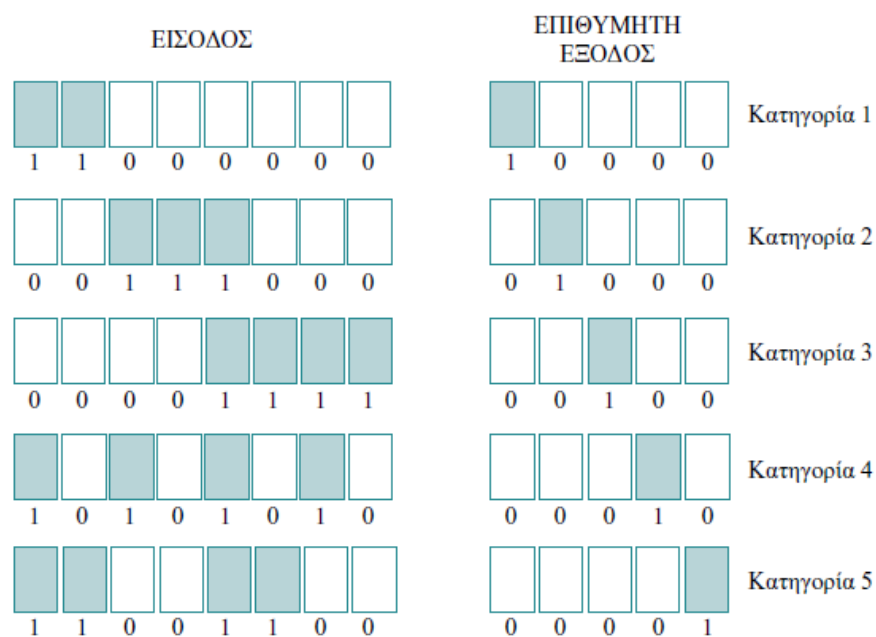
Κατά την μάθηση δίχως επίβλεψη, η απόκριση του δικτύου προς το περιβάλλον εξαρτάται από την ικανότητα του να αυτό-οργανώνεται μονάχα με βάση τις εισόδους-παραδείγματα που δέχεται, καθώς δεν δέχεται εξόδους ή στόχους. Η αναπροσαρμογή των βαρών, γίνεται με βάση μια εσωτερική αναζήτηση του δικτύου, το οποίο ψάχνει να βρει κάποιου είδους κανονικότητα στις εισόδους. Έτσι, εκπαιδεύεται ώστε οι έξοδοι που παράγει να έχουν χαρακτηριστικά παρόμοια με τις εισόδους. Η σχηματική αναπαράσταση της μάθησης χωρίς επίβλεψη, φαίνεται στο σχήμα 2.40. Η εκπαίδευση σταματά είτε όταν ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα (κατά την επίβλεψη), είτε όταν σταματήσουν τα βάρη να μεταβάλλονται (όταν δεν υπάρχει επίβλεψη) [31].



Σχήμα 2.40: «Μάθηση δίχως επίβλεψη» [31]

Στα περισσότερα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιείται η μέθοδος της εκπαίδευσης υπό επίβλεψη. Οι κύριοι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται, είναι οι αλγόριθμοι οπισθοδιάδοσης του λάθους, και ο κανόνας Δέλτα. Ο Κανόνας Δέλτα, ως εκπαιδευτική μέθοδος νευρωνικών δικτύων, χρησιμοποιείται μόνο σε απλούστερα δίκτυα, όπως αυτό του αισθητήρα, δίχως πολλούς νευρώνες και πολλαπλά επίπεδα. Ένα δίκτυο ενός επιπέδου, μπορεί να εκπαιδευθεί, μόνον εάν ισχύει το κριτήριο της γραμμικής διαχωρισιμότητας,

δηλαδή η συνάρτηση(όπως στο σχήμα 2.35) που αναπαριστάται από το δίκτυο αυτό, είναι γραμμικά διαχωρίσιμη. Ουσιαστικά, εδώ η εκπαίδευση αφορά μόνο τα βάρη w , και την αναζήτηση των σωστών τιμών για αυτά, ώστε να μπορούν να αναγνωριστούν τα πρότυπα για τα οποία θα εκπαιδευτεί. Το δίκτυο προτού εκπαιδευτεί, βρίσκεται σε μια τυχαία κατάσταση, δηλαδή με τυχαίες τιμές βαρών και κατωφλίου. Η εκπαίδευση ξεκινά με την εισαγωγή σε αυτό, προτύπων, δηλαδή ζευγών σημάτων εισόδου και εξόδου, μεταξύ των οποίων υπάρχει αυστηρή αντιστοιχία. Σε κάθε συγκεκριμένο σετ εισόδων, αντιστοιχεί μια συγκεκριμένη έξοδος. Ένα τέτοιο πρότυπο, φαίνεται και στο σχήμα 2.41.



Σχήμα 2.41: «Παράδειγμα προτύπων » [26]

Εκεί, παρουσιάζονται 5 πρότυπα εκπαίδευσης, για ένα δίκτυο με 8 νευρώνες στο επίπεδο εισόδου, και 5 νευρώνες στο επίπεδο εξόδου, το οποίο είναι και το βασικό επίπεδο επεξεργασίας. Σε κάθε είσοδο προτύπου στο δίκτυο, ακολουθείται η τετριμμένη διαδικασία, κατά την οποία το δίκτυο υπολογίζει την έξοδο με βάση την είσοδο αυτή. Δηλαδή υπολογίζεται το άθροισμα S , συγκρίνεται με το κατώφλι θ , και αναλόγως παράγεται η έξοδος από κάθε νευρώνα. Η τελική έξοδος, συγκρίνεται με την έξοδο του προτύπου, και το δίκτυο χρησιμοποιεί τη διαφορά αυτών για να αναπροσαρμόσει τις τιμές των βαρών. Η διόρθωση αυτή, γίνεται έτσι ώστε στην επόμενη επανάληψη να δοθεί έξοδος η οποία θα πλησιάζει περισσότερο την επιθυμητή ή αλλιώς τον στόχο. Το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου του Κανόνα Δέλτα, παρουσιάζεται παρακάτω στο σχήμα 2.42. Ο αλγόριθμος θα εκτελέσει πολλές επαναλήψεις εισαγωγής των προτύπων και διόρθωσης των βαρών, μέχρι να βρεθούν οι σωστές τιμές.

Στον αλγόριθμο αυτόν, εισάγεται έννοια της παραμέτρου δ , η οποία ορίζεται ως εξής:

$$\delta = t - o$$

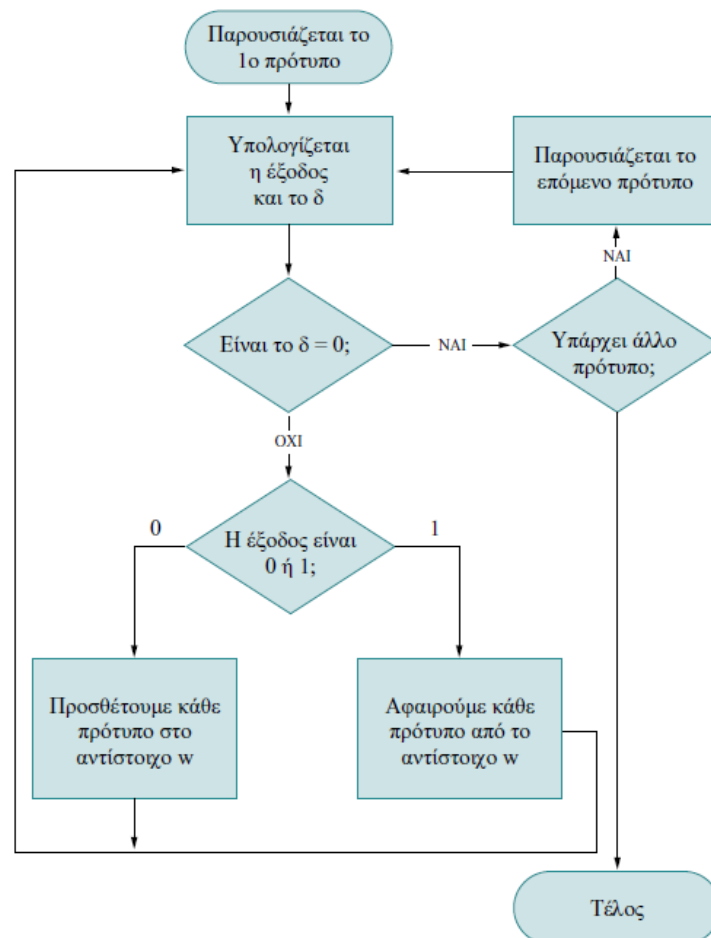
Όπου το t είναι ο στόχος, και το o η τρέχουσα έξοδος του κάθε νευρώνα. Εάν το $\delta = 0$, τότε η έξοδος είναι σωστή, και δεν υπάγεται σε κάποια διόρθωση. Εάν όχι, τότε τίθεται το ερώτημα αν η έξοδος είναι 0, ή 1. Εάν είναι 0, τότε το $\delta > 0$, και προστίθεται η τιμή κάθε εισόδου στο αντίστοιχο w . Εάν η έξοδος είναι 1, τότε το $\delta < 0$, και αφαιρείται η τιμή κάθε εισόδου από το αντίστοιχο w . Έπειτα, υπολογίζεται η ποσότητα Δ , όπου:

$$\Delta = \eta \delta x_i$$

Όπου x_i είναι η τιμή του σήματος εισόδου, και το η μια σταθερά η οποία υποδεικνύει τον ρυθμό εκπαίδευσης, και παίρνει τιμές στο $[0,1]$, και είναι παράμετρος αντιστρόφως ανάλογη με τον επιθυμητό χρόνο εκπαίδευσης. Έπειτα τα βάρη αναπροσαρμόζονται ως εξής:

$$w_i(n+1) = w_{i(n)} + \Delta_i$$

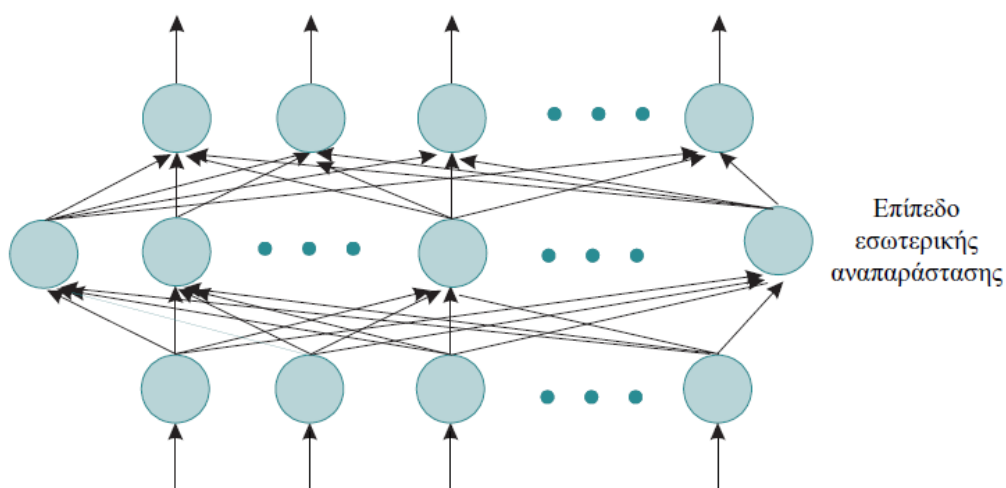
Δηλαδή υπολογίζεται το νέο βάρος, με βάση την προηγούμενη τιμή του, και τη διόρθωση Δ . Με τον κανόνα Δέλτα, ένα βάρος w_i μεταβάλλεται, μόνο αν το σήμα $x_i = 1$, αλλά δεν μεταβάλλεται αν το $x_i = 0$, γιατί τότε και η διόρθωση Δ θα είναι μηδενική. Κατά τον αλγόριθμο του Κανόνα Δέλτα, μπορεί να πραγματοποιηθούν ακόμη και χιλιάδες κύκλοι, έως ότου καταφέρει να αποτυπώσει σωστά τις τιμές των βαρών, για το εκάστοτε πρόβλημα.



Σχήμα 2.42: «Το διάγραμμα ροής του Κανόνα Δέλτα»[26]

Για τα πολυπλοκότερα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιείται η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους. Το μεγάλο πλεονέκτημα της, έναντι στον Κανόνα Δέλτα, είναι ότι μπορεί να μεταβάλλει καταλλήλως τις τιμές των βαρών σε νευρώνες ενδιάμεσων επιπέδων, οι οποίοι όμως δεν έχουν κάποιους στόχους, και ως απόρροια αυτού δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί ο Κανόνας Δέλτα όπως παρουσιάσθηκε πριν. Η λογική αυτού του αλγορίθμου εκπαίδευσης, δεν διαφέρει και πολύ από την μέθοδο οπισθοδιάδοσης του λάθους. Σε αυτήν, ξεκινώντας από τυχαία βάρη, ελέγχεται η ορθότητα των απαντήσεων του δικτύου μέσω του σφάλματος, και τα βάρη επανορθώνονται, έως ότου το σφάλμα αυτό γίνει μηδενικό.

Με την παρουσίαση της μεθόδου αυτής, αναδεικνύεται και η σημασία των κρυφών επιπέδων σε ένα πολυεπίπεδο νευρωνικό δίκτυο. Στο απλό μοντέλο του αισθητήρα, δεν υπάρχει εσωτερική αναπαράσταση του σήματος εισόδου, καθώς οι είσοδοι και οι έξοδοι στο δίκτυο, είναι ιδίου τύπου, και δεν απαιτείται κάποια κωδικοποίηση. Έτσι, ένα κατάλληλα εκπαιδευμένο δίκτυο, είναι ικανό να βρίσκει λύση και για άλλα προβλήματα με εισόδους και πρότυπα παρομοίου τύπου. Παράλληλα όμως, δημιουργείται και ένας περιορισμός στα προβλήματα που μπορούν να λυθούν με την μέθοδο αυτή. Έτσι για την επίλυση προβλημάτων, όπου οι διάφορες είσοδοι για τα διάφορα πρότυπα μπορεί να είναι διαφορετικές αναμεταξύ τους, προέκυψε η ανάγκη καθιέρωσης κρυφών επιπέδων ανάμεσα στα επίπεδα εισόδου και εξόδου, τα οποία δεν έχουν άμεση επαφή με το σήμα εισόδου, ή το σήμα εξόδου, όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.43 .



Σχήμα 2.43: «Νευρωνικό δίκτυο ενός κρυφού επιπέδου»[26]

Παρόλο που, όπως αναφέρθηκε και πριν, ακολουθείται η ίδια γνωστή λογική σε αυτήν την μέθοδο εκπαίδευσης, παρατηρείται μια θεμελιώδης διαφορά. Το άθροισμα πολλαπλασιασμένων σημάτων εισόδου με τα κατάλληλα βάρη σε κάθε νευρώνα, δεν

συγκρίνεται με κάποιο κατώφλι θ , αλλά και ούτε χρησιμοποιείται η δυαδική συνάρτηση *Heaviside*. Αντιθέτως, χρησιμοποιείται συνάρτηση σιγμοειδούς μορφής όπως η παρακάτω, με έξοδο o :

$$o = \frac{1}{1 + e^{-s}}$$

Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους, πραγματοποιείται σε ένα αυστηρώς μαθηματικό πλαίσιο, στο οποίο χρησιμοποιείται η μέθοδος ελαχιστοποίησης του σφάλματος, με την μέθοδο της πλέον απότομης καθόδου. Ουσιαστικά, ελαχιστοποιείται το τετράγωνο της διαφοράς μεταξύ του σήματος εξόδου και του στόχου του προβλήματος, για όλους τους νευρώνες στο επίπεδο εξόδου, και για όλα τα πρότυπα. Μαθηματικά, αυτό σημαίνει ότι η παράγωγος του σφάλματος ως προς κάθε βάρος w , είναι ανάλογη με την μεταβολή της τιμής του βάρους, αλλά με αρνητική σταθερά αναλογίας. Έτσι, το σφάλμα E_p , για το πρότυπο p , είναι:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2$$

Όπου t_{pj} και o_{pj} , είναι ο στόχος και η έξοδος του νευρώνα j στο πρότυπο p . Για την μεταβολή των βαρών στις γραμμικές μονάδες νευρώνων, χρησιμοποιείται μεμονωμένα ο Κανόνας Δέλτα. Έπειτα από μαθηματική ανάλυση, προκύπτει ότι:

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} x_{pi}$$

Η παραπάνω ποσότητα, είναι ανάλογη του $\Delta_p w_{ji}$ (υπό στην σταθερά η), δηλαδή της αλλαγής στο βάρος w που συνδέει τους νευρώνες i και j , μετά το πρότυπο p . Για τις μη γραμμικές μονάδες νευρώνων, η μαθηματική ανάλυση είναι περισσότερο περίπλοκη λόγω της φυσικής δυσκολίας που φέρει γενικά η ύπαρξη της μη γραμμικότητας. Σε αυτήν την περίπτωση, εφαρμόζεται ο κανόνας δέλτα όπως και πριν, και το w_{ji} , αλλάζει ως εξής:

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi}$$

Εν ολίγοις, το βάρος w που συνδέει τον νευρώνα i , με τον νευρώνα j , μεταβάλλεται αναλόγως το σφάλμα δ , και την έξοδο o του νευρώνα i . Το σήμα του σφάλματος, λόγω της

ύπαρξης μη γραμμικότητας, διαφέρει για το επίπεδο εξόδου, και για τα κρυφά επίπεδα. Για τα κρυφά επίπεδα είναι:

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

Ενώ για το επίπεδο εξόδου, είναι:

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj})f'_j(S_{pj})$$

Όπου $f'_j(S_{pj})$ είναι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης του νευρώνα j , για το πρότυπο p . Η διαφοροποίηση των δύο σημάτων σφάλματος υπόκειται στο γεγονός ότι στους ενδιάμεσους νευρώνες, δεν υπάρχει στόχος t_{pj} . Με k , συμβολίζονται οι νευρώνες των κρυφών επιπέδων [26].

2.3.6 Ο Νευρωνικός Έλεγχος και ο ρόλος των Δεδομένων σε αυτόν

Όπως έγινε προηγουμένως ιδιαίτερα φανερό, η εκπαίδευση είναι ίσως η σημαντικότερη παράμετρος η οποία καθιστά τα Νευρωνικά δίκτυα τρομερά χρήσιμα, ως μέθοδο επίλυσης δύσκολων προβλημάτων. Με την παρουσίαση της εκπαίδευσης, αναδεικνύεται όμως ο επίσης κομβικός, ρόλος των δεδομένων στα δίκτυα αυτά. Δίχως τα δεδομένα, δεν νοείται εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων, και φυσικά δίχως αυτήν, δεν υφίσταντο τα ίδια τα νευρωνικά δίκτυα. Έτσι μπορεί κανείς να αποβεί στο συμπέρασμα, ότι ο Νευρωνικός έλεγχος, δηλαδή ο έλεγχος με τη χρήση Νευρωνικών δικτύων για την περάτωση αυτού, είναι μια κατ'εξοχήν διαδικασία ελέγχου, που διεξάγεται απαραίτητως με τη χρήση δεδομένων. Υπάρχουν τρεις κύριες κατηγορίες δεδομένων τα οποία χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Αυτά είναι τα:

- **Δεδομένα Εκπαίδευσης:** Τα βασικά δεδομένα εκπαίδευσης, μέσω των οποίων πραγματοποιείται και το βασικό μέρος της μεταβολής των βαρών.
- **Δεδομένα Επαλήθευσης:** Αφορούν την παρακολούθηση του λεγόμενου σφάλματος επαλήθευσης, το οποίο διαφέρει σε σχέση με αυτό της εκπαίδευσης. Πρόκειται για το σφάλμα το οποίο προκύπτει όταν τα δεδομένα υπερπροσαρμόζονται, και στο δίκτυο προκύπτουν πολωμένα βάρη τα οποία εξειδικεύονται άθελα τους σε συγκεκριμένο πρόβλημα, αποκλίνοντας από την επιθυμητή προσαρμογή τους.

- **Δεδομένα Εφαρμογής:** Είναι τα μόνα δεδομένα που δεν χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση, και τη διαδικασία προσαρμογής των βαρών. Αφορούν τον έλεγχο επίδοσης του δικτύου, σε πρότυπα για τα οποία δεν έχει εκπαιδευτεί.

Τα δεδομένα, προτού εισέλθουν στο δίκτυο για την λήψη μιας απόφασης ή την επίλυση του δοθέντος προβλήματος, θα πρέπει να υποστούν μια επεξεργασία, ώστε να είναι κατά το μέγιστο αποδοτικά. Η διαδικασία προετοιμασίας των δεδομένων, είναι τρίπτυχη. Πρώτα καθορίζονται τα δεδομένα, έπειτα αυτά φιλτράρονται καταλλήλως, και τέλος υπόκεινται στη λεγόμενη προεπεξεργασία. Το πρώτο στάδιο, πολλές φορές θεωρείται και το σημαντικότερο, καθώς ουσιαστικά αφορά τον καθορισμό του ίδιου του προβλήματος, μέσω των μεταβλητών εισόδου και εξόδου που το χαρακτηρίζουν. Θα πρέπει να καθορισθεί ο βέλτιστος αριθμός και είδος των εισόδων, ώστε να αποκωδικοποιηθεί και η ισχύουσα σχέση εισόδου και εξόδου κατά την εκπαίδευση, δηλαδή η κατάταξη των βαρών των νευρώνων. Έτσι, με τον σωστό καθορισμό των βαρών, γίνεται και εμφανές ποιες είσοδοι είναι πραγματικά σημαντικές για το πρόβλημα, και ποιες δεν έχουν τόσο μεγάλη συνεισφορά στην επίλυση αυτού.

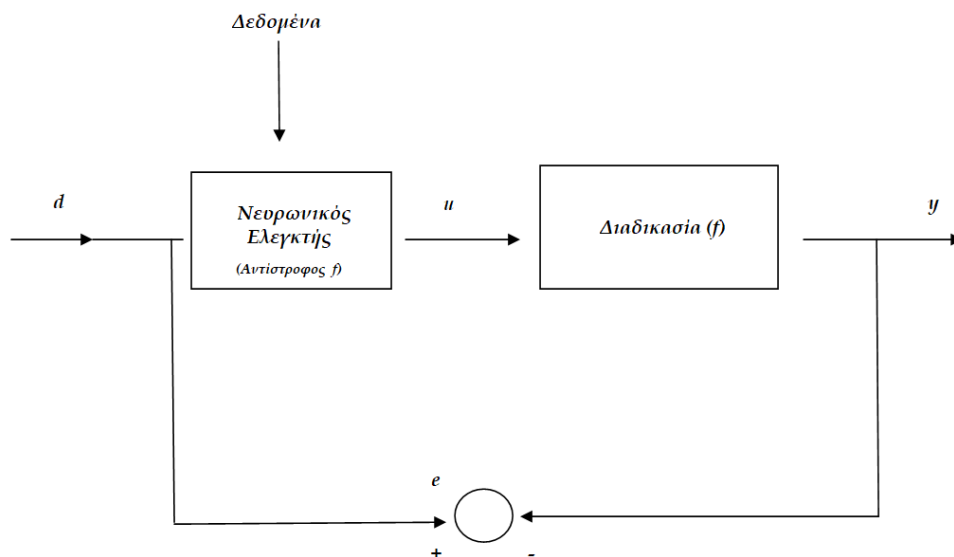
Αφ'ότου έχουν καθοριστεί επαρκώς τα δεδομένα, ακολουθεί το φιλτράρισμα, κατά το οποίο αναζητείται κάποια αποκλίνουσα συμπεριφορά στον γενικότερο όγκο των δεδομένων, ώστε να αποκλειστεί κάθε είδους θόρυβος από αυτά. Έπειτα, ακολουθεί το γνώριμο και στον Ασαφή Έλεγχο στάδιο της κανονικοποίησης, κατά το οποίο τα δεδομένα κανονικοποιούνται σε ένα πεδίο τιμών το οποίο είναι συνήθως το $[0,1]$.

Τα Νευρωνικά δίκτυα υπό την σκοπιά του τομέα του ελέγχου, χρησιμοποιούνται ως ελεγκτές, οι οποίοι ονομάζονται Νευρωνικοί Ελεγκτές. Η ικανότητα παράλληλης και ταυτόχρονης επεξεργασίας, η δυνατότητα μάθησης τους, η ποικιλία δεδομένων που μπορούν να δεχτούν (είτε αριθμητικά, είτε λεκτικά), η ικανότητα χειρισμού πολλών μεταβλητών, αλλά και προφανώς η δυνατότητα επίλυσης μη γραμμικών προβλημάτων, καθιστούν τα Νευρωνικά δίκτυα, ικανότατους ελεγκτές. Μπορούν είτε να λειτουργήσουν μόνοι τους, είτε να αναλάβουν ρυθμιστικό ρόλο άλλου συμβατικού ελεγκτή στο γενικότερο σύστημα ελέγχου. Ο συμβατικός αυτός ελεγκτής για παράδειγμα, θα μπορούσε να είναι ένας ελεγκτής *PID*. Πιο συγκεκριμένα, η δράση των Νευρωνικών Ελεγκτών, ξεκινά εκεί όπου σταματούν οι συμβατικοί ελεγκτές, και σε περιπτώσεις και προβλήματα όπου αυτοί αποτυγχάνουν. Η παρουσία υψηλής μη γραμμικότητας, ή η δυσκολία και περιπλοκότητα που φέρει το σύστημα ως προς την μοντελοποίηση του, μπορεί να καθιστά τους συμβατικούς ελεγκτές ανίκανους να δράσουν, παράλληλα όμως καθιστά τους αντίστοιχους Νευρωνικούς ελεγκτές, τους πλέον κατάλληλους για να δώσουν τη λύση στο πρόβλημα. Επιπλέον, η τρομερή προσαρμοστικότητα των Νευρωνικών ελεγκτών, στις φυσικές μεταβολές του συστήματος, τους δίνει την δυνατότητα να αντιμετωπίζουν επαρκώς την παρουσία οποιουδήποτε

θορύβου, και να επεξεργάζονται ταυτόχρονα περισσότερες πληροφορίες και δεδομένα που λαμβάνουν από αισθητήρες. Είναι δυνατόν, να λάβουν νέα γνώση και να μάθουν για πιθανές αλλαγές του συστήματος προς έλεγχο, διατηρώντας όμως την παλιά γνώση και εμπειρία. Μια ενδεχόμενη αύξηση των εισερχομένων δεδομένων, δεν μειώνει την ταχύτητα επεξεργασίας, μπορεί όμως να αυξήσει τον χρόνο εκπαίδευσης του δικτύου στον ελεγκτή.

Οι τρεις κυριότερες δομές ενός Νευρωνικού Συστήματος Ελέγχου, παρουσιάζονται παρακάτω:

- **Το αντίστροφο πρότυπο:** Είναι η απλούστερη αρχιτεκτονική ενός Νευρωνικού ελεγκτή. Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σε αυτήν την περίπτωση, γίνεται με πρότυπα γνωστών διεγέρσεων και αποκρίσεων της διαδικασίας που υποβάλλεται σε έλεγχο. Μέσω αυτών, το δίκτυο προσπαθεί να αναγνωρίσει την αντίστροφη σχέση f^{-1} , μεταξύ εισόδου και εξόδου, δηλαδή την αντίστροφο της συνάρτησης μεταφοράς του συστήματος. Ιδανικά, εάν παραχθεί η σωστή αντίστροφος, τότε η ολική σχέση εισόδου εξόδου του ανοιχτού αυτού συστήματος είναι η μονάδα. Στο σχήμα 2.44, φαίνεται και το διάγραμμα της αρχιτεκτονικής αυτής.

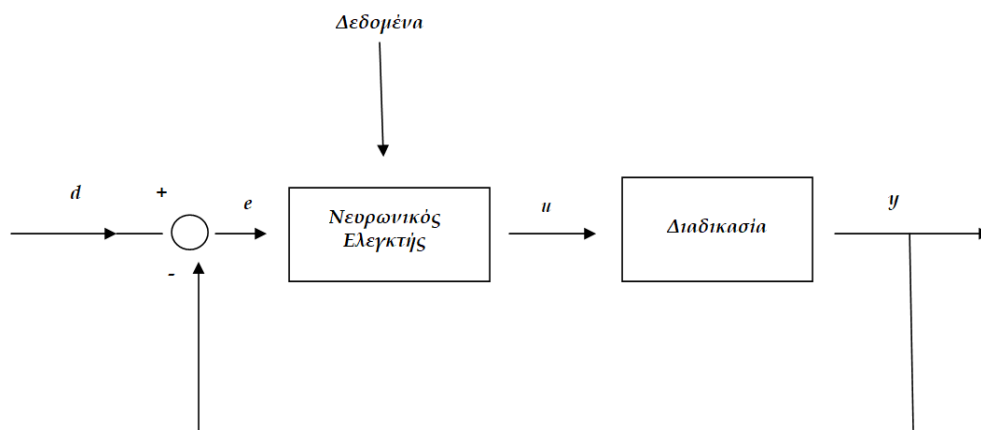


Σχήμα 2.44: «Το διάγραμμα του αντίστροφου προτύπου»

Το σύστημα δεν περιέχει κάποιον κλειστό βρόχο, καθώς είναι σύστημα πρόσδρασης. Το δίκτυο παράγει την αντίστροφο u , η οποία είναι και η είσοδος της Διαδικασίας, εφόσον θα ισχύει $y = f(u) \Rightarrow u = f^{-1}(y)$, όπου y και u , η έξοδος και είσοδος της

διαδικασίας αντίστοιχα, και f η συνάρτηση μεταφοράς. Το σφάλμα e , είναι η διαφορά της επιθυμητής εξόδου και της εξόδου της διαδικασίας. Χρησιμοποιείται για την προσαρμογή των παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου, ώστε να ελαχιστοποιηθεί το τετράγωνο της διαφοράς των δύο εξόδων. Πρακτικά, εισέρχεται στο δίκτυο η επιθυμητή έξοδος, παράγεται η αντίστοιχη επιθυμητή είσοδος, ώστε να εισέλθει στη διαδικασία και να παραχθεί εκ νέου η επιθυμητή έξοδος. Η χαμηλή ευρωστία και σθεναρότητα της αρχιτεκτονικής αυτής, δεν ευνοεί την πρακτική εφαρμογή της.

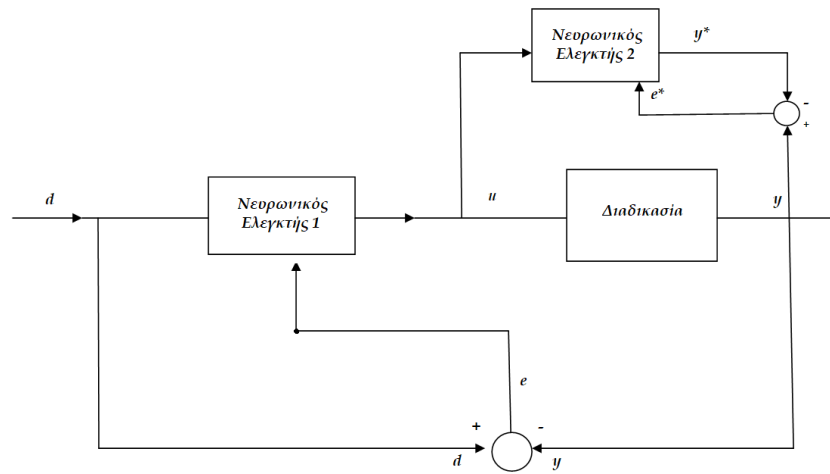
- **Μάθηση με ανατροφοδοτούμενο σφάλμα:** Σε αυτήν την περίπτωση, δημιουργείται κλειστός βρόχος και η έξοδος της διαδικασίας εισέρχεται ως είσοδος στο δίκτυο. Εξαιτίας της ανατροφοδότησης αυτής, η αρχιτεκτονική αυτή ξεπερνάει τα προβλήματα ευρωστίας της προηγούμενης μεθόδου. Το σήμα του σφάλματος e , εφαρμόζεται άμεσα στον ελεγκτή, για την προσαρμογή των διαφόρων παραμέτρων του, του οποίου ο στόχος είναι να παράγει κατάλληλες εισόδους στη διαδικασία, ώστε η έξοδος y να πλησιάζει την επιθυμητή έξοδο d . Παρακάτω φαίνεται η σχηματική αναπαράσταση των παραπάνω, στο σχήμα 2.45 :



Σχήμα 2.45: «Το διάγραμμα της μάθησης με ανατροφοδότηση»

- **Έμμεση μάθηση:** Είναι αρχιτεκτονική περιπλοκότερη από τις δύο προηγούμενες, καθώς εμπεριέχει δύο ξεχωριστά νευρωνικά δίκτυα. Το πρώτο, είναι ένας νευρωνικός ελεγκτής ο οποίος τροφοδοτεί τη διαδικασία, και το δεύτερο, εξομοιώνει τη δυναμική διαδικασία, μαθαίνοντας τη σχέση εισόδου-εξόδου και παριστάνοντας το ιδανικό μοντέλο της διαδικασίας αυτής. Τα σφάλματα σε αυτήν την περίπτωση είναι δύο, το e^* και το e . Το δεύτερο είναι το γνωστό πλέον σφάλμα διαφοράς επιθυμητής εξόδου και εξόδου της διαδικασίας. Το πρώτο, είναι το σφάλμα διαφοράς της εξόδου y^* , και της εξόδου y της διαδικασίας. Τα δύο αυτά σφάλματα χρησιμοποιούνται για τις

εκάστοτε εκπαιδεύσεις των δύο νευρωνικών δικτύων. Η σχηματική αναπαράσταση της έμμεσης μάθησης φαίνεται στο σχήμα 2.46 [31].



Σχήμα 2.46: «Το διάγραμμα της έμμεσης μάθησης»

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

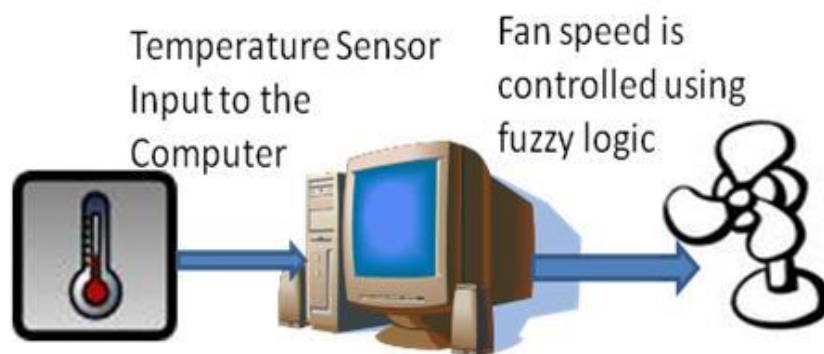
Κεφάλαιο 3: Σύγχρονες εφαρμογές του Ασαφούς ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών

3.1 Εισαγωγή

Στα προηγούμενα κεφάλαια, παρουσιάστηκαν οι βασικές μέθοδοι πραγμάτωσης του Ευφυούς Ελέγχου με τη χρήση δεδομένων, και πιο συγκεκριμένα αυτή που χρησιμοποιεί την Ασαφή λογική, δηλαδή τον Ασαφή έλεγχο, και αυτή που χρησιμοποιεί αντίστοιχα τα Νευρωνικά δίκτυα, δηλαδή τον Νευρωνικό έλεγχο. Η όλη ουσία όμως αυτών των δύο μεθόδων, εντοπίζεται στις πρακτικές εφαρμογές τους, και το πώς ουσιαστικά χρησιμοποιούνται για να επιλύσουν δύσκολα προβλήματα ελέγχου, όπου στα περισσότερα ο συμβατικός έλεγχος αποτυγχάνει.

Ειδικότερα, ο Ασαφής έλεγχος, χρησιμοποιείται εδώ και πολλές δεκαετίες, σε πολλαπλές εφαρμογές, κάποιες από τις οποίες είναι απλούστερες, ενώ άλλες περισσότερο σύνθετες. Η ευκολία που φέρει η χρήση του, παράλληλα με την ικανότητα του να αντιμετωπίζει περίπλοκες καταστάσεις που πρέπει να ελεγχθούν, τον καθιστά ιδιαίτερα δημοφιλή, σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Συναντάται σε εφαρμογές μικρής κλίμακας, όπως οικιακές συσκευές σαν το πλυντήριο, τον φούρνο μικροκυμάτων, και το ψυγείο, αλλά και σε εφαρμογές πολύ μεγαλύτερης κλίμακας, όπως στον κλιματισμό ενός διαστημικού λεωφορείου ή στον έλεγχο της αντλίας σε τεράστιες υδατοδεξαμενές [17].

Η καινοτομία που φέρει αυτή η μέθοδος, σε συνδυασμό με τον καθοριστικό ρόλο που διαδραματίζουν τα δεδομένα στο σήμερα, καθιστούν τον Ασαφή έλεγχο με δεδομένα, ένα από τα πιο σύγχρονα και συνάμα αποτελεσματικά εργαλεία στην φαρέτρα του τομέα του Ελέγχου και της αυτοματοποίησης. Στη συνέχεια, θα παρουσιαστούν ενδεικτικές σύγχρονες εφαρμογές της μεθόδου αυτής.



Σχήμα 3.1: «Ένα στοιχειώδες παράδειγμα εφαρμογής Ασαφούς ελέγχου» [35]

3.2 Μελέτη της Κυκλοφοριακής συμμόρφωσης

3.2.1 Περιγραφή Προβλήματος

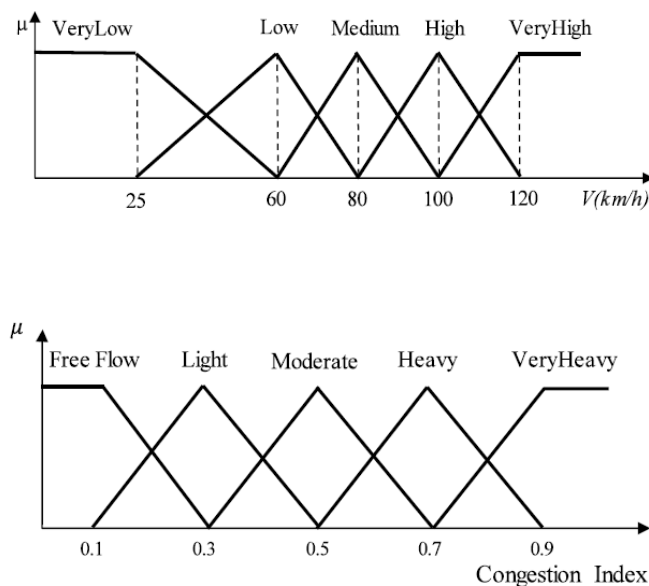
Η πρώτη εφαρμογή που θα παρουσιαστεί αφορά την μελέτη αλλά και την προσπάθεια ποσοτικοποίησης της κυκλοφοριακής συμμόρφωσης, από τους *Trinh Dinh Toan*, και *Y.D. Wong*, η οποία εκδόθηκε και κοινοποιήθηκε στις 3 Φεβρουαρίου του 2021. Πιο συγκεκριμένα, η μελέτη αυτή αφορά δρόμους ταχείας κυκλοφορίας, και χρησιμοποιεί κυρίως την ταχύτητα της κυκλοφοριακής ροής και την πυκνότητα της κυκλοφορίας, ως μεταβλητές, για την εξαγωγή του συμπεράσματος. Τα δεδομένα της παρούσας εφαρμογής, ανακτήθηκαν από μετρήσεις από τον αυτοκινητόδρομο υπ' αριθμόν 880 (*Interstate 880*), στην *North California*. Τα συμπεράσματα της μελέτης αυτής, υπεβλήθησαν σε σύγκριση με το «*Εγχειρίδιο Χωρητικότητας Αυτοκινητοδρόμων*», το οποίο νομοτελειακά καθορίζει το επίπεδο της κυκλοφοριακής συμμόρφωσης, βασιζόμενο μονάχα στην κυκλοφοριακή πυκνότητα. Έτσι, οι συγγραφείς, πέρα από τον Ασαφή έλεγχο με τις δυο προαναφερθείσες μεταβλητές εισόδου (ταχύτητα κυκλοφοριακής ροής, πυκνότητα κυκλοφορίας), πραγματοποίησαν και δύο ξεχωριστές περιπτώσεις ελέγχου, χρησιμοποιώντας μονάχα την μια από τις δυο μεταβλητές σε κάθε περίπτωση. Τα αποτελέσματα, ευνοούν τον Ασαφή έλεγχο με τις δύο μεταβλητές, καθώς αποδεικνύεται πιο ολοκληρωμένος, αλλά και ανταποκρίνεται καλύτερα στην έρευνα.

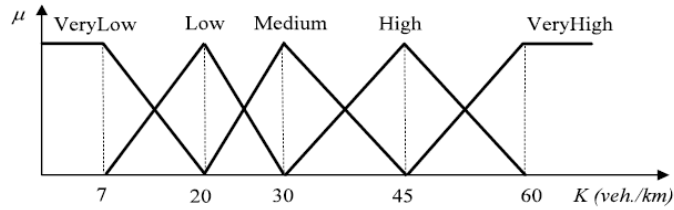
Η κυκλοφοριακή συμμόρφωση σε αυτοκινητόδρομο είναι ένα πρόβλημα παγκοσμίων διαστάσεων, καθώς στις περισσότερες σύγχρονες χώρες του πλανήτη, υπάρχουν μεγάλοι αυτοκινητόδρομοι, οι οποίοι συνδέουν τις διάφορες περιοχές των χωρών αυτών, και διευκολύνουν τις μεταφορές πάσης φύσης, είτε αυτές έχουν χαρακτήρα αναψυχής, είτε επαγγελματικό. Η κυκλοφοριακή συμμόρφωση, την οποία χαρακτηρίζει μια ασάφεια ως προς τον ορισμό της, μπορεί να περιγραφεί με μεταβλητές όπως η γενική ταχύτητα και πυκνότητα της κυκλοφοριακής ροής. Ακόμη, η κυκλοφοριακή συμμόρφωση είναι έννοια πολύπλευρη καθώς διαφοροποιείται ανάλογα με την ένταση της, την διάρκεια της, αλλά και την χωρική έκταση στην οποία αυτή υφίσταται. Η επιλογή κατάλληλων και ικανών μεταβλητών, είναι πολύ σημαντική ώστε να είναι αποδοτική η προσπάθεια καταμέτρησης αλλά και σταδιακής μείωσης της.

Όπως προαναφέρθηκε, τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με το «*Εγχειρίδιο Χωρητικότητας Αυτοκινητοδρόμων*», το οποίο έχει συνταχθεί από επαγγελματίες και ειδικούς μέλη του «*Συμβουλίου Έρευνας της Μεταφοράς*». Το εγχειρίδιο αυτό, χρησιμοποιώντας την κυκλοφοριακή πυκνότητα, διαχωρίζει την λειτουργικότητα ενός αυτοκινητοδρόμου ως προς την συμμόρφωση, σε 6 επίπεδα: *A*, *B*, *C*, *D*, *E*, και *F*, τα λεγόμενα «*Επίπεδα Υπηρεσιών*» (*Levels of Service*). Ακριβώς μετά το τρίτο επίπεδο *C*, έως και το *F*, οι αυτοκινητόδρομοι θεωρούνται ότι βρίσκονται υπό κυκλοφοριακή συμμόρφωση.

3.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα

Ο γενικότερος έλεγχος της κυκλοφορίας, είναι ένα πρόβλημα σύνθετο και με πολλαπλές μεταβλητές. Η μη ακριβής φύση του οφείλεται στα πολλές φορές ελλιπή δεδομένα, την συνεχή επεξεργασία πληροφοριών, αλλά και τον αστάθμητο παράγοντα της ανθρώπινης αντίληψης και σκέψης. Έτσι, η ασαφής λογική είναι μια μέθοδος που κρίνεται άκρως κατάλληλη, για την επίλυση τέτοιων προβλημάτων ελέγχου. Οι μεταβλητές εισόδου, όπως προαναφέρθηκε, είναι η κυκλοφοριακή ταχύτητα και πυκνότητα. Αυτές θα χρησιμοποιηθούν, έτσι ώστε να ποσοτικοποιηθεί και να καταμετρηθεί η κυκλοφοριακή συμφόρηση. Οι δύο αυτές μεταβλητές, αντικατοπτρίζουν την κινητικότητα των οχημάτων, και την ικανότητα να μεταβάλλουν τη θέση τους έχοντας χώρο για εναλλαγές, αντίστοιχα. Η μη γραμμική σχέση των δύο αυτών μεγεθών αλλά και η δυναμική φύση της κυκλοφοριακής ροής, δεν επιτρέπει τον επαρκή έλεγχο υπό ασαφή λογική χρησιμοποιώντας μονάχα μια από αυτές τις δύο μεταβλητές. Το παρόν πρόβλημα, ανήκει στην κατηγορία πολλαπλών εισόδων και μοναδικής εξόδου (*multiple input and single output – MISO*). Τα ασαφή σύνολα που θα ανήκουν στο πεδίο τιμών της ασαφούς μεταβλητής εξόδου «κυκλοφοριακή συμφόρηση» είναι τα εξής: «ελευθέρως ροής, ελαφριά, μέτρια, βαριά, πολύ βαριά» που θα αντιστοιχούν και σε διαφορετικό βαθμό κυκλοφοριακής συμφόρησης. Τα αντίστοιχα ασαφή σύνολα των πεδίων τιμών των μεταβλητών εισόδου «Πυκνότητα» και «Ταχύτητα» είναι τα: «Πολύ χαμηλή, Χαμηλή, Μέση, Υψηλή, Πολύ Υψηλή», και για τις δύο μεταβλητές. Σχηματικά, αυτά αναπαριστώνται μαζί με τους βαθμούς συνάρτησης συμμετοχής, στο σχήμα 3.2. Οι συναρτήσεις συμμετοχής, προέκυψαν με τη βοήθεια του «Εγχειριδίου Χωρητικότητας Αυτοκινητοδρόμων», και των διαφόρων «Επιπέδων Υπηρεσίας». Για παράδειγμα, η «Πολύ Χαμηλή» ταχύτητα, συνδέεται με το 6ο επίπεδο F , και καλύπτει το εύρος $[0,60] \text{ km/h}$. Όλες οι συναρτήσεις, είναι τριγωνοειδούς τύπου. Η διαδικασία που θα ακολουθηθεί είναι πανομοιότυπη με αυτήν που παρουσιάστηκε στο υποκεφάλαιο 2.3, όπου περιγράφηκε ο Ασαφής Έλεγχος.





Σχήμα 3.2: «Οι τριγωνικές συναρτήσεις των τριών ασαφών μεταβλητών»[36]

Οι ασαφείς κανόνες, 19 τον αριθμό, περιέχουν ο καθένας δύο ασαφείς προτάσεις. Στα πρώτα σκέλη, οι δύο εκφράσεις συνδέονται με τον τελεστή *KAI*, καθώς υπάρχουν δύο μεταβλητές εισόδου. Ο συγκεντρωτικός πίνακας των κανόνων φαίνεται στο σχήμα 3.3 . Ο πίνακας είναι κενός σε κάποια σημεία, καθώς κάποια ζεύγη τιμών επί της ουσίας δεν ευσταθούν, κυρίως σε περιπτώσεις όπου και η ταχύτητα αλλά και η πυκνότητα είναι υψηλή, κάτι που πρακτικά δεν υφίσταται.

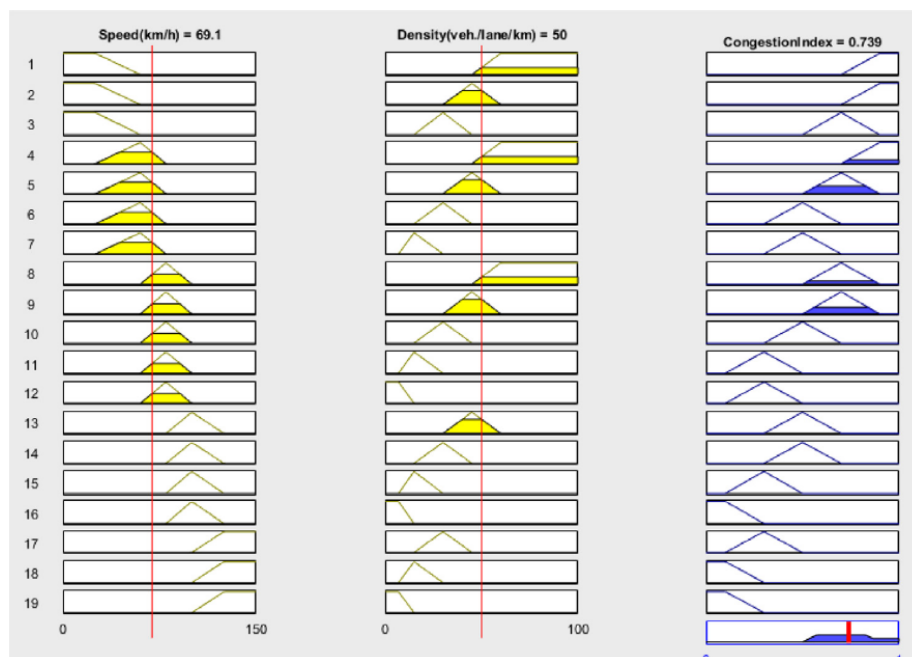
Rule decision matrix for congestion level.

		Density					
		Relation	VeryLow	Low	Medium	High	VeryHigh
Speed	VeryLow	–	–	H	VH	VH	
	Low	–	M	M	H	VH	
	Medium	L	L	M	H	H	
	High	FF	L	M	M	–	
	VeryHigh	FF	FF	L	–	–	

(FF: Free flow, L: Light congestion, M: Moderate congestion, H: Heavy congestion, VH: Very heavy congestion).

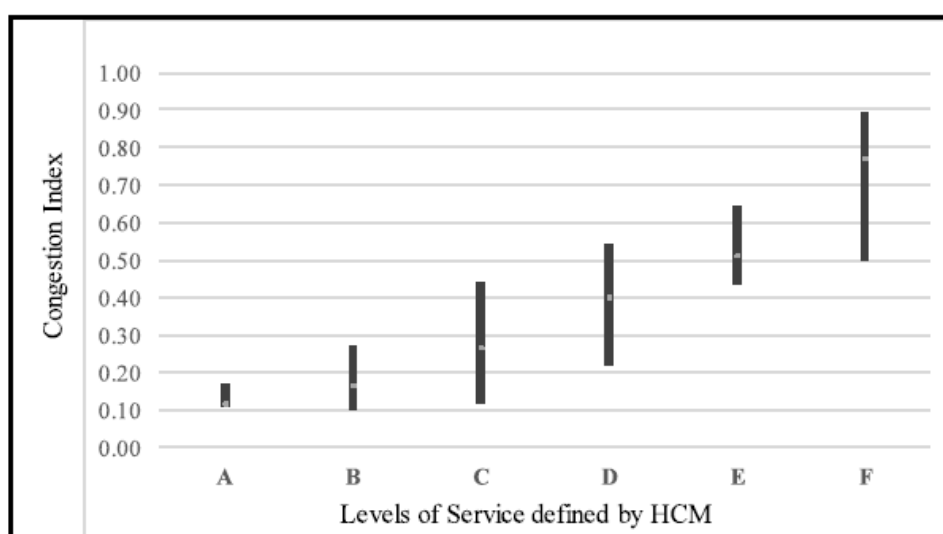
Σχήμα 3.3: «Το σύνολο των Ασαφών Κανόνων του προβλήματος.»[36]

Ακολουθούνται κατά το στάδιο της Ασαφοποίησης, τα επιμέρους στάδια της Συγκέντρωσης, της Ενεργοποίησης, και της Συσσώρευσης. Βρίσκονται οι ενεργοποιήσεις των κανόνων, οι οποίες αντιστοιχίζονται στα Ασαφή σύνολα των δευτέρων σκελών τους. Στην παρούσα εφαρμογή, για παράδειγμα, επιλέγεται ως είσοδος η τιμή ταχύτητας = 69.1 km/h και πυκνότητας = $50 \text{ όχημα/λωρίδα/χιλιόμετρο}$ (σχήμα 3.4). Εδώ γίνονται και φανερές οι μονάδες μέτρησης των μεταβλητών που θα χρησιμοποιηθούν, οι οποίες δεν είχαν αναφερθεί προηγουμένως. Με αυτές τις εισόδους, ενεργοποιούνται οι κανόνες 4,5,8,9. Έπειτα, χρησιμοποιείται η μέθοδος του Κέντρου Βάρους. Η μέθοδος αυτή, εξάγει την τιμή εξόδου $CI = 0.739$. Αυτή η τιμή επιπέδου κυκλοφοριακής συμφόρησης αντιστοιχεί σε «Βαριά» και «Πολύ Βαριά» συμφόρηση με βαθμούς συμμετοχής 0.805 και 0.195 αντίστοιχα.



Σχήμα 3.4: «Το στάδιο της Ασαφοποίησης για ένα τυχαίο ζευγάρι τιμών»[36]

Τα αποτελέσματα της διαδικασίας αυτής, για διάφορα ζεύγη τιμών των επιλεχθέντων μεταβλητών εισόδου, συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα «Επίπεδα Υπηρεσίας», τα οποία φαίνονται στο σχήμα 3.5. Με βάση αυτά αλλά και τα συμπεράσματα της διαδικασίας ελέγχου, η συμφόρηση «ελευθέρως ροής» αντιστοιχεί κυρίως στο επίπεδο A, και ελαφρώς στο επίπεδο B. Η «Ελαφριά» συμφόρηση, αντιστοιχεί κυρίως στο επίπεδο C, και λιγότερο στο B, το D και ελάχιστα στο E. Η «μέτρια» συμφόρηση αντιστοιχεί στο επίπεδο E, και λιγότερο στο F. Η «βαριά» συμφόρηση, αντιστοιχεί στο επίπεδο E και F, ενώ η «Πολύ Βαριά» συμφόρηση, αντιστοιχεί στο επίπεδο F αποκλειστικά.



Σχήμα 3.5: «Η αντιστοιχία των Επιπέδων Υπηρεσίας με τον δείκτη της κυκλοφοριακής συμφόρησης»[36]

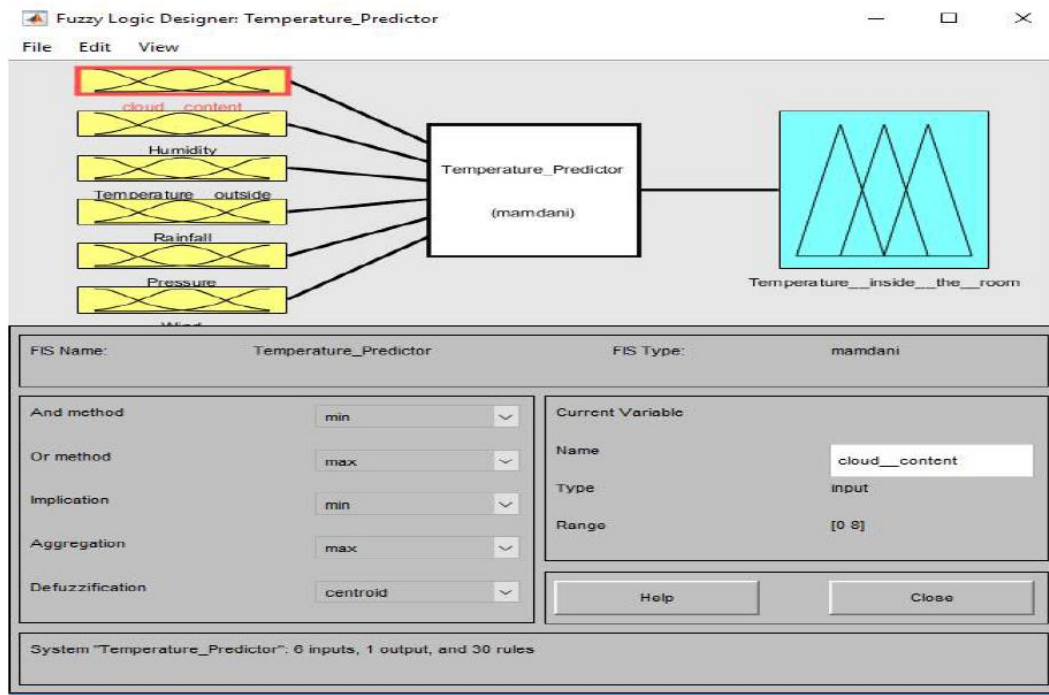
Έπειτα, επαναλήφθηκε η διαδικασία, αυτή τη φορά για μια μεταβλητή εισόδου, είτε την πυκνότητα, είτε την ταχύτητα, με τα πανομοιότυπα δεδομένα και τις ίδιες συναρτήσεις συμμετοχής. Η μόνη διαφορά υπόκειται στους ασαφείς κανόνες, οι οποίοι μειώθηκαν στους 5 σε κάθε περίπτωση. Οι τιμές εξόδου από κάθε ξεχωριστή περίπτωση, διαφέρουν σε μεγάλο βαθμό από αυτές της αρχικής διαδικασίας, ενώ μεταξύ τους δεν συμφωνούν και γενικότερα δεν ανταποκρίνονται στα «Επίπεδα Υπηρεσίας». Το χρήσιμο συμπέρασμα που εξάγεται είναι ότι η πλέον κατάλληλη μέθοδος για την ποσοτικοποίηση της κυκλοφοριακής συμφόρησης πρέπει να διενεργείται με (τουλάχιστον) δύο, επαρκώς ορισμένες μεταβλητές εισόδου και να μην είναι μονοδιάστατη, καθώς έτσι το αποτέλεσμα θα αποκλίνει από την πραγματικότητα.

Συμπερασματικά, οι *T.D. Toan* και *Y.D. Wong*, απέδειξαν ότι για το πολυδιάστατο και περίπλοκο πρόβλημα του ελέγχου της κυκλοφορίας, και πιο συγκεκριμένα για τον έλεγχο και την ποσοτικοποίηση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, ο Ασαφής Έλεγχος με δεδομένα είναι ένα καθοριστικά χρήσιμο εργαλείο, λόγω της φύσης του. Η εφαρμογή αυτή, η οποία είναι απλή στη λειτουργία της, απέδειξε ότι είναι άκρως αποδοτική. Φυσικά, με πιθανή αύξηση των κανόνων, των δεδομένων, ή ακόμη και των μεταβλητών, τα αποτελέσματα θα είναι ακόμη καλύτερα. Για ένα τέτοιο πρόβλημα ελέγχου, το οποίο απαιτεί πλήθος δεδομένων, αλλά και το οποίο βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην υποκειμενική ανθρώπινη αντίληψη, ο Ασαφής έλεγχος με δεδομένα, είναι το πλέον κατάλληλο μέσο, για την επίλυση του [36].

3.3 Μελέτη και μέτρηση Θερμοκρασιακών συνθηκών

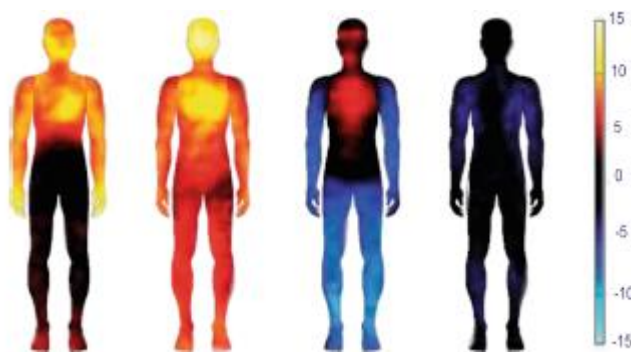
3.3.1 Περιγραφή του Προβλήματος.

Σε προβλήματα που αναζητούν τις κατάλληλες θερμοκρασιακές συνθήκες, λόγω της μη ακριβούς φύσης τους μιας και δεν υπάρχει κάποιο ακριβές μαθηματικό μοντέλο το οποίο μπορεί να περιγράψει την επιρροή της θερμοκρασίας στον ανθρώπινο παράγοντα, αλλά και σε προβλήματα που απλά απαιτείται η θερμοκρασιακή πρόβλεψη, τα οποία όμως κουβαλούν άπλετα δεδομένα προϋπαρχουσών θερμοκρασιακών καταστάσεων, ο Ασαφής έλεγχος με δεδομένα είναι ένα χρησιμότερο εργαλείο, για την επίλυση τους. Για παράδειγμα, στην εφαρμογή [37], από τους *Parmita Mondal*, και *Madhusree Mondal* του *Techno India College of Technology*, παρουσιάζεται μια προσπάθεια πρόβλεψης της θερμοκρασίας σε ένα δωμάτιο, με βάση τις εξής παραμέτρους: συγκέντρωση σύννεφων, υγρασία, εξωτερική θερμοκρασία, βροχόπτωση, πίεση, ένταση ανέμων. Στο σχήμα 3.6, φαίνεται η απεικόνιση του Ασαφούς ελέγχου στο περιβάλλον της *MATLAB*.



Σχήμα 3.6: «Ένας ασαφής ελεγκτής στο περιβάλλον της MATLAB»[37]

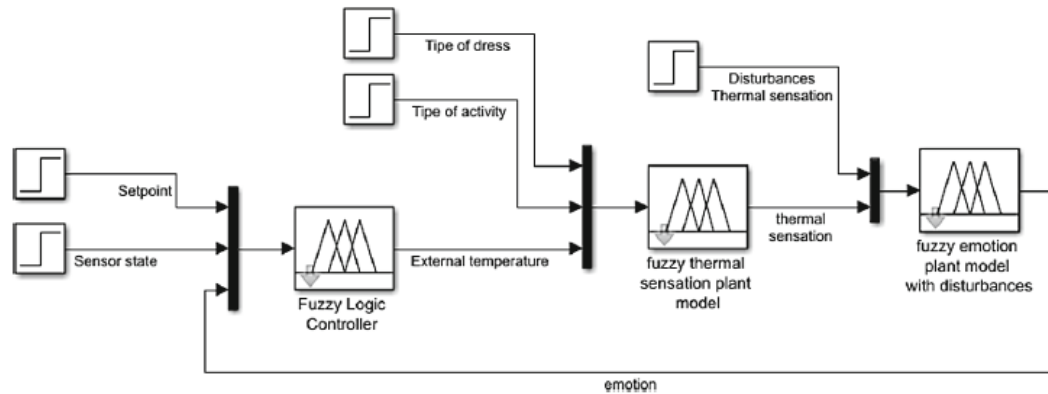
Ένα βήμα παραπάνω αποφάσισαν να κάνουν οι *Maria Sol Soria, Violeta Maldonado, Danilo Chavez, Kleber Patino* και *Oscar Camacho* από το Εθνικό Πολυτεχνείο του Εκουαδόρ της πόλης *Quito* [38], εμπλουτίζοντας τον θερμοκρασιακό έλεγχο μέσω της Ασαφούς λογικής, εισάγοντας την έννοια της άνεσης που προσφέρουν (ή όχι), οι θερμοκρασιακές συνθήκες στους φοιτητές σε μια αίθουσα, κατά τη διάρκεια του μαθήματος. Η θερμική άνεση, είναι ένας πολύ σημαντικός παράγοντας για την συγκέντρωση αλλά και την απόδοση του φοιτητή, κατά τη διάρκεια της παράδοσης του μαθήματος. Η ιδανική θερμοκρασία σε μια αίθουσα είναι ανάμεσα στους 20°C και τους 23.6°C . Το σημείο κλειδί στην μελέτη αυτή, είναι η εισαγωγή του συναισθηματικού παράγοντα, για τον κάθε φοιτητή. Δηλαδή, ενώ η εξωτερική θερμοκρασία επηρεάζει συναισθηματικά το άτομο, αυτή η συναισθηματική κατάσταση λειτουργεί και αμφίδρομα, καθώς αναλόγως αυτήν, αλλάζει και η θερμοκρασία του ίδιου του ατόμου, όπως φαίνεται και στο σχήμα 3.7. Σε αυτό φαίνονται τέσσερις συναισθηματικές καταστάσεις, και οι εσωτερικές αλλαγές θερμοκρασίας που προκαλούν: *Θυμός, Χαρά, Λύπη, Ουδετερότητα*.



Σχήμα 3.7: «Η θερμική επιρροή των διαφόρων συναισθημάτων καταστάσεων στον ανθρώπινο οργανισμό.»[38]

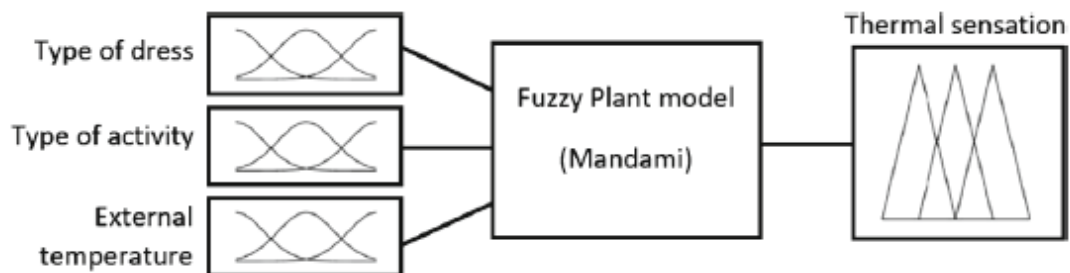
3.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα

Το γενικό σύστημα ελέγχου της εφαρμογής αυτής, στο οποίο εμπεριέχονται τρεις Ασαφείς ελεγκτές, παρουσιάζεται στο σχήμα 3.8. Για να γίνει κατανοητή η λειτουργία του βρόχου ελέγχου, η ανάλυση του θα ξεκινήσει από τον δεύτερο κατά σειρά ελεγκτή, ο οποίος εντοπίζει την θερμική επιρροή. Η δομή του ελεγκτή αυτού, φαίνεται στο σχήμα 3.9.

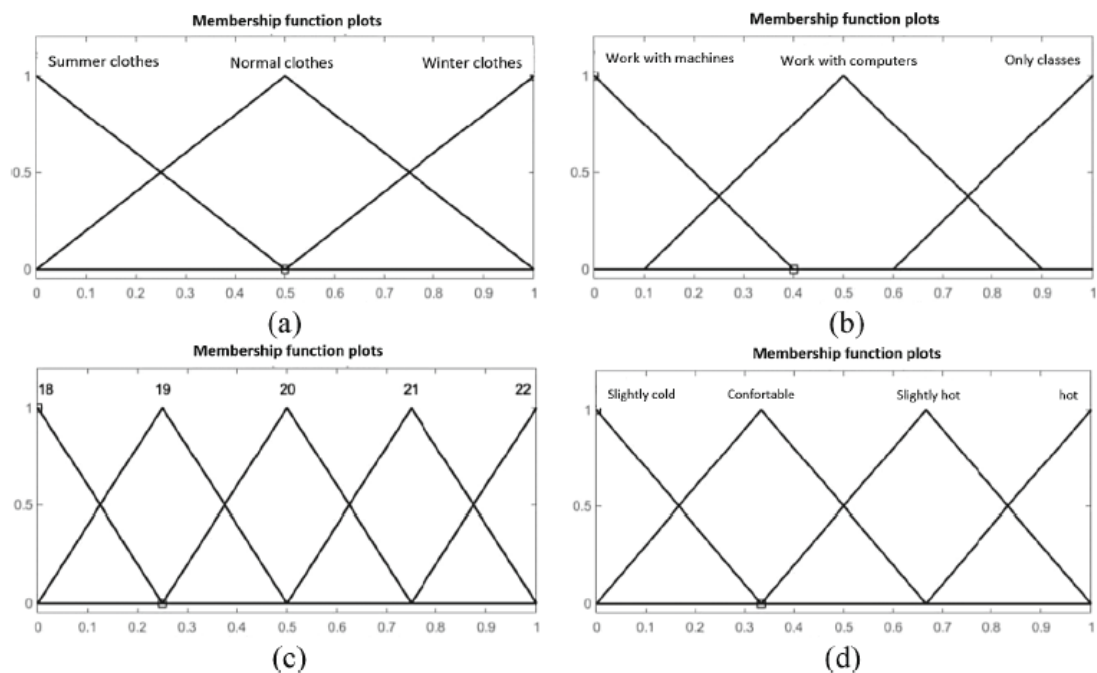


Σχήμα 3.8: «Το συνολικό Ασαφές σύστημα ελέγχου του προβλήματος»[38]

Δέχεται ως εισόδους, τρεις ασαφείς μεταβλητές: «Ένδυση», «Δραστηριότητα», και «Εξωτερική Θερμοκρασία». Η ασαφής μεταβλητή εξόδου, είναι η «Θερμική επιρροή». Τα ασαφή σύνολα που ορίζουν τις ασαφείς αυτές μεταβλητές, φαίνονται στο σχήμα 3.10. Η «Ένδυση» ταξινομείται σε «Καλοκαιρινά», «Κανονικά», και «Χειμερινά ρούχα», η «Δραστηριότητα» σε «Εργασία με μηχανήματα», «Εργασία με υπολογιστές», «Μάθημα Θεωρίας», η «Εξωτερική Θερμοκρασία» κατανέμεται στο φάσμα της ιδανικής θερμοκρασίας σε μια αίθουσα, δηλαδή στο $[18^{\circ}\text{C}, 22^{\circ}\text{C}]$, και τέλος η «Θερμική επιρροή» σε «Ελαφρύ κρύο», «Άνεση», «Ελαφριά ζέστη», «Πολλή ζέστη». Συγκεντρωτικά οι κανόνες του πρώτου ελεγκτή φαίνονται στο σχήμα 3.11. Ο ελεγκτής αυτός συνδέει τις εξωτερικές συνθήκες, με την θερμική επιρροή σε κάθε άτομο-φοιτητή.



Σχήμα 3.9: «Η δομή του πρώτου Ασαφούς ελεγκτή.»[38]



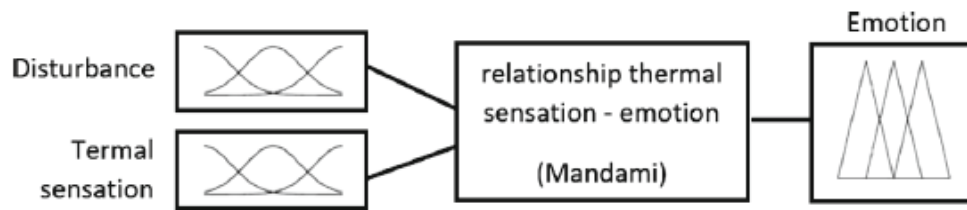
Σχήμα 3.10: «Οι ασαφείς μεταβλητές και τα ασαφή σύνολα που τις ορίζουν.»[38]

if	And	And	Then
Type of dress is	Type of activity is	External temperature is	Thermal sensation is
Summer clothes	A, B, C	18	Slightly cold
Normal clothes	A	18	Comfortable
Normal clothes	B, C	18	Slightly cold
Winter clothes	A, B	18	Comfortable
Winter clothes	C	18	Slightly cold
Summer clothes	A	19	Comfortable
Summer clothes	B, C	19	Slightly cold
Normal clothes	A	19	Comfortable
Normal clothes	A, C	19	Slightly cold
Winter clothes	A	19	Slightly hot
Winter clothes	A, C	19	Comfortable
Summer clothes	A, B, C	20	Comfortable

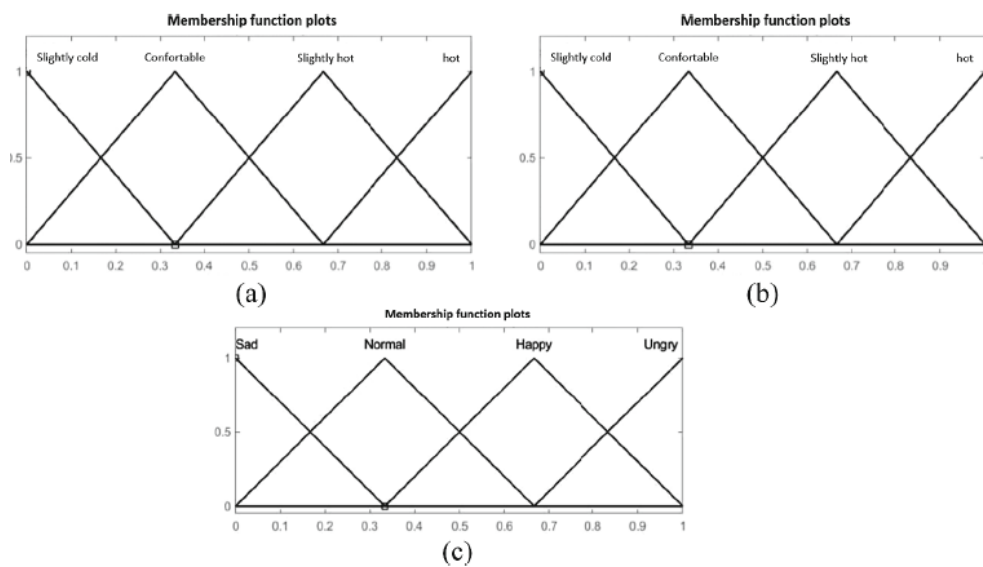
Σχήμα 3.11: «Το σύνολο των Ασαφών κανόνων του πρώτου ελεγκτή.»[38]

Ο επόμενος κατά σειρά ελεγκτής, θα συνδέσει την θερμική επιρροή, με την συναισθηματική κατάσταση που θα επιφέρει αυτή σε κάθε φοιτητή, όπως φαίνεται και στο σχήμα 3.12. Για την δημιουργία του ελεγκτή αυτού, ήταν απαραίτητα πειραματικά δεδομένα, στα οποία θα καταμετρούνται η εξωτερική θερμοκρασία, η εσωτερική θερμοκρασία του κάθε φοιτητή, η συναισθηματική του κατάσταση, η θερμική επιρροή σε αυτόν, η διάθεση του, αλλά και η ένδυση του. Με βάση τα δεδομένα αυτά, τα οποία συλλέχθηκαν από τους συγγραφείς, διαμορφώθηκαν οι συναρτήσεις συμμετοχής και οι κανόνες για τις μεταβλητές εισόδου και εξόδου του ελεγκτή αυτού. Οι ασαφείς μεταβλητές αυτές είναι η «Θερμική επιρροή», με ίδιο σύνολο τιμών όπως πριν, οι «Ενοχλήσεις» από εξωτερικό παράγοντα που έχουν πανομοιότυπο σύνολο τιμών με την «Θερμική επιρροή», και τέλος η μεταβλητή εξόδου «Συναίσθημα» η οποία υπολογίζεται από τις παραπάνω και κατανέμεται στα ασαφή σύνολα

«Στενοχώρια», «Ουδετερότητα», «Χαρά», «Θυμός». Τα παραπάνω, απεικονίζονται γραφικά στο σχήμα 3.13. Συγκεντρικώς οι ασαφείς κανόνες του ελεγκτή αυτού φαίνονται στο σχήμα 3.14.



Σχήμα 3.12: «Η δομή του δεύτερου Ασαφούς ελεγκτή»[38]

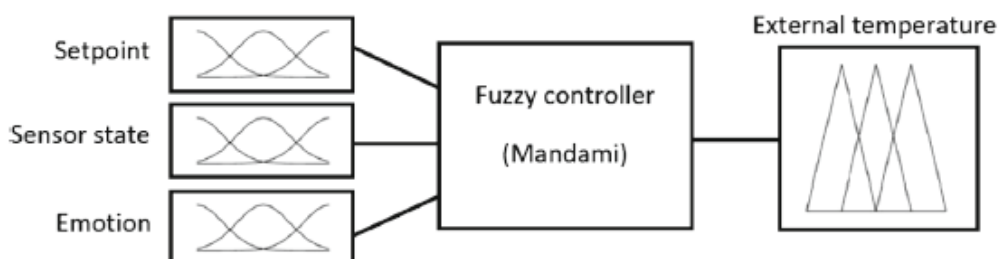


Σχήμα 3.13: «Οι Ασαφείς μεταβλητές και τα ασαφή σύνολα που τις ορίζουν.»[38]

if	And	Then
Thermal sensation is	Disturbances is	Emotion is
Slightly cold	Slightly cold, Comfortable	Sad
Slightly cold	Slightly hot	Normal
Slightly cold	Hot	Happy
Comfortable	Slightly cold	Sad
Comfortable	Comfortable	Normal
Comfortable	Slightly hot	Happy
Comfortable	Hot	Angry
Slightly hot	Slightly cold	Normal
Slightly hot	Comfortable	Happy
Slightly hot	Slightly hot, Hot	Angry
Hot	Slightly cold	Normal
Hot	Comfortable	Happy
Hot	Slightly hot, Hot	Angry

Σχήμα 3.14: «Το σύνολο των Ασαφών κανόνων για τον δεύτερο ελεγκτή.»[38]

Τέλος, ή μάλλον στην αρχή του βρόχου θεωρητικά, βρίσκεται ο γενικός Ασαφής ελεγκτής. Η δομή αυτού παρουσιάζεται στο σχήμα 3.15. Ο Ελεγκτής αυτός, δέχεται την ασαφή μεταβλητή «Συναίσθημα», η οποία είναι και η μεταβλητή ανάδρασης που δικαιολογεί την ύπαρξη βρόχου, μαζί με άλλες δύο μεταβλητές («Κατάσταση μετρητή», και «Επιθυμητό συναίσθημα»). Το «Επιθυμητό συναίσθημα», είναι μια ασαφής μεταβλητή με ένα μοναδικό ασαφές σύνολο που την ορίζει, την «Ουδετερότητα», καθώς αποδεδειγμένα αυτή είναι η ιδανική συναισθηματική κατάσταση για την βέλτιστη και ομαλή παρακολούθηση του μαθήματος. Η «Κατάσταση του μετρητή», η οποία θα είναι είτε “on” ή “off”, αφορά μια συσκευή εντοπισμού και αναγνώρισης προσώπου, η οποία θα αναγνωρίζει τις κινήσεις των προσώπων όλων των φοιτητών, προκειμένου να εξάγει ένα ολικό συμπέρασμα για την γενικότερη συναισθηματική κατάσταση των φοιτητών σε όλη την αίθουσα, και αν αυτή είναι κοινή για όλους. Η ασαφής μεταβλητή εξόδου του ελεγκτή, η «Εξωτερική Θερμοκρασία», θα υπολογίζεται με βάση την κατά κανόνα επιθυμητή θερμοκρασία με βάση τα συναισθήματα που εντοπίστηκαν, κατά την είσοδο. Το σύνολο των Ασαφών κανόνων του ελεγκτή αυτού παρουσιάζονται στο σχήμα 3.16.



Σχήμα 3.15: «Η δομή του κεντρικού Ασαφούς ελεγκτή.»[38]

if	and	and	Then
Setpoint is	Emotion is	Sensor state is	External temperature is
Normal	Sad	on	22
Normal	Normal	on	20
Normal	Happy	on	19
Normal	Angry	on	18
Normal	none	off	21

Σχήμα 3.16: «Το σύνολο των Ασαφών κανόνων για τον κεντρικό ελεγκτή.»[38]

Η μελέτη αυτή, συνδύασε δύο καθοριστικούς παράγοντες, την εξωτερική θερμοκρασία, και την συναισθηματική κατάσταση του φοιτητή, ώστε να εφαρμοστεί ένας αποδοτικός βρόχος ελέγχου, βασιζόμενος σε τρεις Ασαφείς ελεγκτές. Παρόλο που η εφαρμογή βασίζεται σε δεδομένα ενός Πανεπιστημίου σε μια συγκεκριμένη πόλη, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως οδηγός για περαιτέρω μελλοντική ανάλυση και έρευνα, ώστε να διευρυνθεί το εύρος ελέγχου και σε άλλες πόλεις, με διαφορετικές θερμοκρασιακές συνθήκες. Στην παρούσα εφαρμογή, βάρος δόθηκε περισσότερο στη δομή των ελεγκτών και στο πως συνδέονται

μεταξύ τους, παρά στην αυτήν καθ'αυτήν λειτουργία τους, όπως αυτή παρουσιάστηκε στην προηγούμενη εφαρμογή όπου αναλύθηκε η κυκλοφοριακή συμφόρηση. Και σε αυτήν την εφαρμογή, αναδείχθηκε ο σημαντικότερος ρόλος των δεδομένων, αλλά και η χρησιμότητα που φέρει η Ασαφής λογική, καθώς και η συμβολή της στην επίλυση προβλημάτων τα οποία δεν μπορούν να επιλυθούν με συμβατικούς τρόπους και μεθόδους [38].

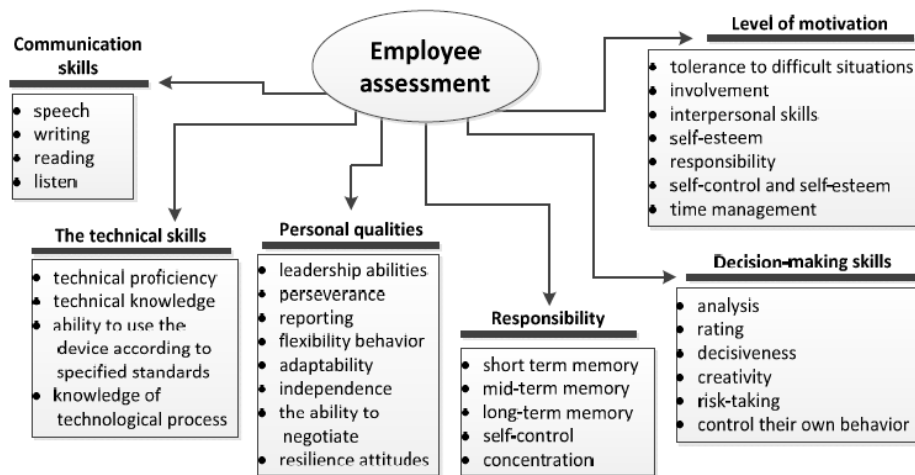
3.4 Ανάθεση ανθρωπίνου δυναμικού σε παραγωγικές εργασίες

3.4.1 Περιγραφή Προβλήματος.

Ξεφεύγοντας από τις διαδικασίες πρόβλεψης ή ποσοτικοποίησης ασαφών μεταβλητών και εννοιών, όπως είναι η θερμική άνεση, ή η κυκλοφοριακή συμφόρηση, θα παρουσιαστεί στη συνέχεια μια εφαρμογή-μελέτη, η οποία αφορά την αποδοτική ανάθεση του ανθρωπίνου δυναμικού στις κατάλληλες για αυτούς εκάστοτε παραγωγικές εργασίες σε μεγάλες βιομηχανίες, ανάλογα με τα γνωρίσματα και τις ικανότητες τους. Η αναφορά αυτή, συντάχθηκε από τους *Grzegorz Kłosowski, Arkadiusz Gola* και *Antoni Świć* του Πολυτεχνείου του Λιούμπλιν, στην Πολωνία, το 2016.

Τα σημερινά συστήματα παραγωγής, ορίζονται και χαρακτηρίζονται από υψηλής ευφυΐας πληροφοριακά και εφοδιαστικά συστήματα. Παρ'όλα αυτά, πάντοτε θα υπάρχει ο αστάθμητος ανθρώπινος παράγοντας, ο οποίος επηρεάζει καθοριστικά την απόδοση της παραγωγής, ειδικά σε περιπτώσεις όπου προτιμάται η εκτεταμένη χρήση ανθρωπίνου δυναμικού αντί των ιδιαίτερα ακριβών αυτοματοποιημένων μηχανών. Έτσι, κρίνεται απαραίτητο η όσο το δυνατόν αποδοτικότερη ανάθεση του κατάλληλου προσωπικού, στην κατάλληλη εργασία, για την βελτιστοποίηση του αποτελέσματος και της παραγωγής.

Η εφαρμογή αναφέρεται θεωρητικά, σε μια μεσαίου ή μεγάλου μεγέθους βιομηχανία, η οποία περιλαμβάνει διαφόρους σταθμούς εργασίας που αποτελούνται από μηχανές. Η διαδικασία που θα περιγραφεί, είναι διμερής. Αφορά την κατάλληλη ταξινόμηση του προσωπικού αναλόγως με τις ικανότητες και δυνατότητές του, αλλά και την σωστή ομαδοποίηση των σταθμών εργασίας και επομένως των εργασιών, αναλόγως με ποιες ικανότητες θα πρέπει να πληρούν οι χειριστές τους. Παρατηρείται έτσι, μια αμφίδρομη σχέση μεταξύ του ανθρωπίνου δυναμικού και των μηχανών. Η βέλτιστη σύνδεση, θα είναι του κατάλληλου χειριστή, με την κατάλληλη όμως μηχανή και για αυτόν και για τις ικανότητες του. Ο πλέον κατάλληλος τρόπος για αυτήν την μελέτη-σκιαγράφιση, είναι μέσω ερωτηματολογίων, ώστε να είναι όσο το δυνατόν πιο υποκειμενική η διαδικασία. Η διαδικασία αυτή της σκιαγράφισης ενός εργαζομένου, η οποία βασίζεται σε 6 βασικές αρχές, οι οποίες με τη σειρά τους κατανέμονται σε άλλες «υπο-αρχές», παρουσιάζεται στο σχήμα 3.17.

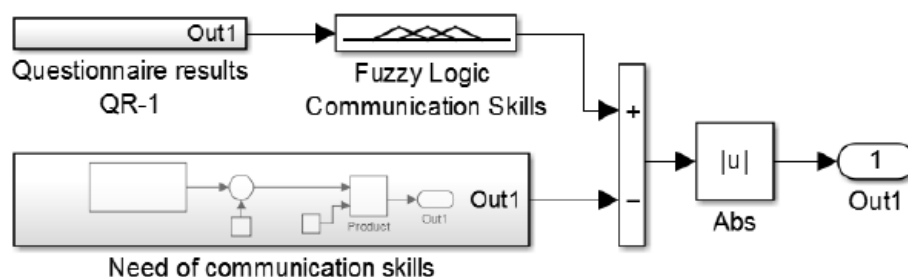


Σχήμα 3.17: «Οι 6 Βασικές αρχές – ποιοτικά χαρακτηριστικά ενός εργαζομένου»[39]

Κάθε βασική αρχή-χαρακτηριστικό, μπορεί να περιγραφεί σαν μια διαδικασία με διάφορες εισόδους, και μια μοναδική έξοδο. Οι εισόδοι είναι οι ποσοτικοποιημένες «υπο-αρχές» που αναφέρθηκαν πριν (πχ οι βαθμολογίες του εργαζομένου σε αυτές), και η έξοδος θα είναι η συνολική βαθμολογία στην αρχή αυτή.

3.4.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα

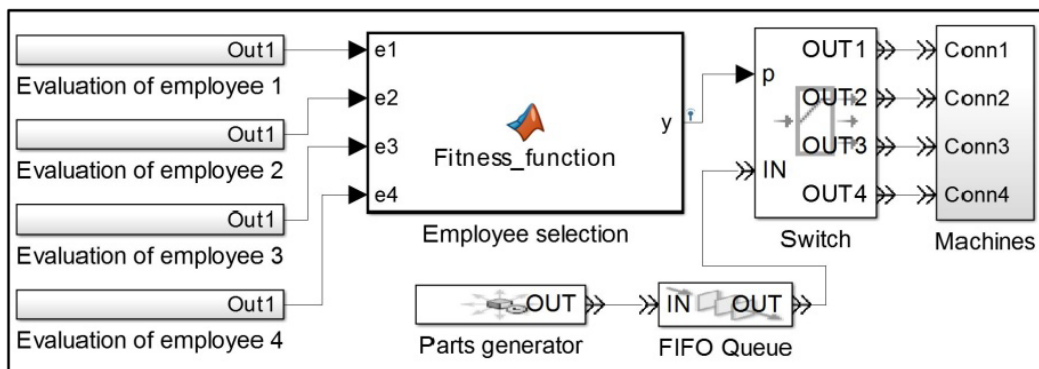
Στο παρόν παράδειγμα, κατασκευάζεται ένα νέο πληροφοριακό υποσύστημα, το οποίο θα είναι και το αρμόδιο ώστε να επιλέγει και να αναθέτει στους εργαζομένους τις κατάλληλες εργασίες. Ο ελεγκτής, πρώτα μετατρέπει τις ποσοτικοποιημένες βαθμολογίες των συγκεκριμένων υποχαρακτηριστικών του κάθε εργαζομένου, σε γενικότερες τιμές των ολικών ποιοτικών χαρακτηριστικών, και έπειτα, με αυτές τις τιμές ως είσοδο, βαθμολογεί έναν εργαζόμενο ως προς την εκάστοτε εργασία που εξετάζεται εκείνη τη στιγμή. Για παράδειγμα, στο σχήμα 3.18 φαίνεται ένα μέρος του πληροφοριακού συστήματος το οποίο αντιστοιχεί τα ποιοτικά χαρακτηριστικά γνώρισμα της «Επικοινωνίας» ενός εργαζομένου, στην εργασία η οποία εκφράζεται από την «Ανάγκη για Επικοινωνία», δηλαδή απαιτεί την επικοινωνία ως γνώρισμα για να περατωθεί.



Σχήμα 3.18: «Απεικόνιση του υποσυστήματος για το χαρακτηριστικό “Επικοινωνία”.»[39]

Τα συνολικά αποτελέσματα των ερωτηματολογίων υπόκεινται σε επεξεργασία σε πρώτη φάση από τον Ασαφή ελεγκτή. Πχ, για την «Επικοινωνία», στην οποία εμπεριέχονται ο

«Λόγος», η «Ικανότητα Γραπτής Επικοινωνίας», «Ικανότητα Ανάγνωσης», και «Ικανότητα Ακουστικής Επικοινωνίας», ανατέθηκαν σε αυτές τις αξίες ένας αριθμός από το 1 έως το 5, από τον ελεγκτή ο οποίος επεξεργάστηκε τις απαντήσεις των εργαζομένων στο ερωτηματολόγιο. Έπειτα, αυτές οι αξίες, μετατράπηκαν συνολικά από τον ελεγκτή, σε μια μοναδική τιμή πραγματικού αριθμού από το 0 έως το 1. Οι βαθμολογίες αυτές προέκυψαν από τους γνωστούς πλέον Ασαφείς Κανόνες, και τη χρήση κατατοπιστικών ερωτήσεων, μέσω ενός ξεχωριστού Ασαφούς ελεγκτή και ακολουθώντας τη γνωστή διαδικασία της Ασαφοποίησης, και της Αποασαφοποίησης. Έπειτα, συγκρίνονται οι δύο τιμές (βασικές βαθμολογίες) του εργαζομένου και της εργασίας, δηλαδή το πόσο καλός είναι ο εργαζόμενος πχ στην Επικοινωνία, και το πόσο πολύ χρειάζεται η εκάστοτε εργασία την «Επικοινωνία» ως γνώρισμα. Μέσω της απόκλισης μ των δυο αυτών τιμών, παρατηρείται και το πόσο ταυτίζονται, αλλά και το πόσο ταιριάζει ο κάθε εργαζόμενος με την εκάστοτε εργασία. Όσο πιο μικρή η απόκλιση αυτή για όλα τα χαρακτηριστικά, τόσο μεγαλύτερη η ταύτιση.



Σχήμα 3.19: «Το δομικό διάγραμμα του προβλήματος στην MATLAB.»[39]

Έτσι προκύπτουν 6 τιμές αποκλίσεων, μια για κάθε ποιοτικό χαρακτηριστικό γνώρισμα, για τον κάθε εργαζόμενο ως προς μια εργασία. Έπειτα, με βάση αυτές τις 6 τιμές, αποκλίσεων, προκύπτει μια μοναδική βαθμολογία για τον κάθε εργαζόμενο, για την εκάστοτε εργασία αναλόγως τις ανάγκες αυτής και τα γνωρίσματα του εργαζομένου. Το γενικό σχήμα της παραπάνω διαδικασίας, παρουσιάζεται γραφικά στο 3.19. Η *fitness_function*, έχει την αρμοδιότητα να αναθέτει τον κατάλληλο εργαζόμενο στην εκάστοτε εργασία, και συντάχθηκε στην *MATLAB*.

Συμπερασματικά, έγινε φανερό ότι η διαδικασία ανάθεσης εργαζομένων σε συγκεκριμένες εργασίες, λόγω του γεγονότος ότι αφορά ποιοτικά χαρακτηριστικά, καθιστά τον Ασαφή έλεγχο ιδιαίτερα χρήσιμο, καθώς ένας Ασαφής ελεγκτής είναι ικανός να ποσοτικοποιήσει αυτά τα ποιοτικά χαρακτηριστικά με επιτυχία. Στην παρούσα εφαρμογή, η ανάλυση επικεντρώθηκε στην διαφορετικότητα του προβλήματος και της φύσης του, δηλαδή των ποιοτικών μεταβλητών που αυτό περιέχει, αλλά και τον καθοριστικό ρόλο των δεδομένων που προήλθαν από ερωτηματολόγια, σε αντίθεση με τις προηγούμενες εφαρμογές, που δόθηκε βάση στην λειτουργία του ελεγκτή, ή τη δομή του γενικότερου Συστήματος ελέγχου [39].

3.5 Μελέτη κίνησης οχήματος και διατήρησης της ταχύτητας του

3.5.1 Περιγραφή Προβλήματος

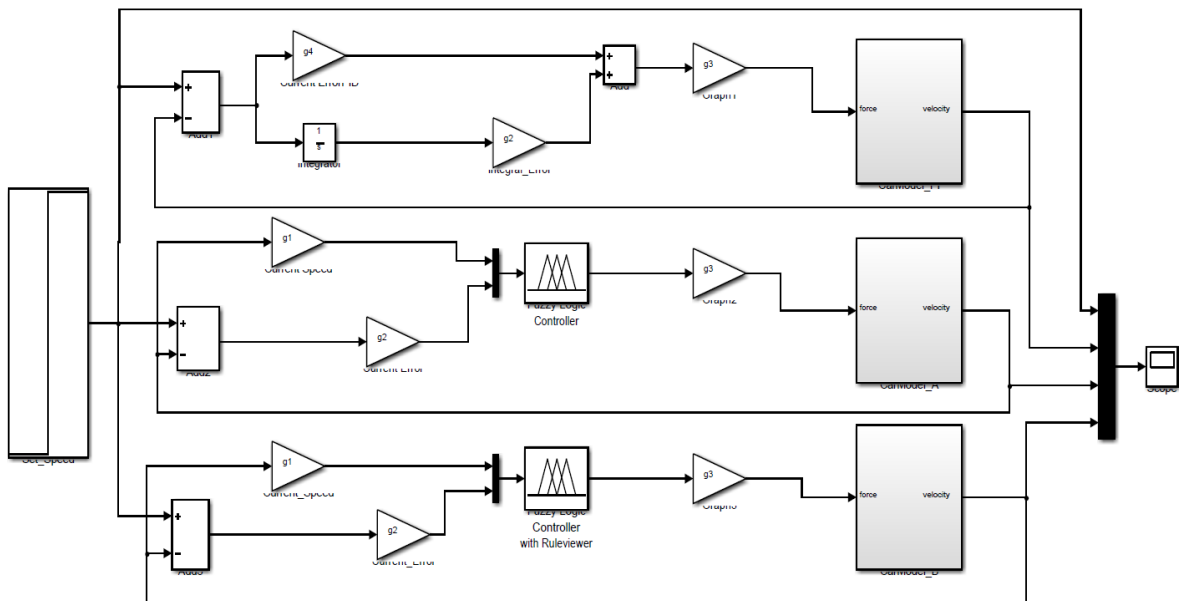
Στην εφαρμογή που ακολουθεί, η μελέτη αφορά τον έλεγχο και τη διατήρηση της ταχύτητας ενός μηχανοκίνητου οχήματος, στην μηχανή του οποίου θα εισέρχεται είτε δύναμη προς αύξηση της ταχύτητας (γκάζι), είτε δύναμη προς μείωση της (φρένο), και ακολούθως θα παράγεται η κατάλληλη επιτάχυνση. Η αναφορά στην οποία παρουσιάζεται η εφαρμογή είναι του *Linus Nchena*, του *Tomas Bata University* στο *Zlin*, της Τσεχίας, και δημοσιεύθηκε το 2020. Η ειδοποιός διαφορά σε σχέση με τις προηγούμενες εφαρμογές, πέρα από την προφανή αλλαγή στον τομέα του αντικειμένου, είναι ότι ο έλεγχος θα εκτελεστεί και με συμβατικό τρόπο, και πιο συγκεκριμένα με έναν ελεγκτή *PI*. Οι δύο ελεγκτές, θα τεθούν σε σύγκριση ώστε να αποφασιστεί ποιος είναι ο καταλληλότερος.

Η παρούσα εφαρμογή ουσιαστικά αφορά συγκεκριμένα την διατήρηση της ταχύτητας του μηχανοκίνητου οχήματος, αφ'ότου ο οδηγός έχει αποφασίσει για αυτήν. Η ταχύτητα έπειτα διατηρείται για ένα μικρό συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, έως ότου ο οδηγός αποφασίσει να την μεταβάλλει ξανά. Φυσικά, αυτό ενδείκνυται σε μεγάλους αυτοκινητόδρομους, ή γενικότερα σε δρόμους όπου επιτρέπεται η διαρκής κίνηση με συγκεκριμένη σταθερή ταχύτητα. Η ταχύτητα θα παραμένει σταθερή, ανεξαρτήτως της κλίσης του δρόμου, ή της μορφολογίας του εδάφους. Αναλόγως την μείωση ή την αύξηση της ταχύτητας, αυτή θα πρέπει να γίνεται από τον ελεγκτή ομαλά, και όχι απότομα.

Ουσιαστικά, αυτή η μέθοδος ανήκει στο φάσμα του «*cruise control*», μιας συλλογής μεθόδων οι οποίες διατηρούν την ταχύτητα του οχήματος ώστε μεταξύ άλλων, να ξεκουράζεται ο οδηγός, μειώνοντας δραματικά την πιθανότητα ατυχήματος. Ο οδηγός, ορίζει την επιθυμητή ταχύτητα, και η πραγματική ταχύτητα ορίζεται από τον ελεγκτή, βασιζόμενος στις περιβαλλοντικές συνθήκες που επικρατούν, όπως για παράδειγμα μια ανηφορική κλίση, ένας δύσβατος δρόμος, ή κάποιο μεγάλο βάρος μέσα στο όχημα. Έτσι, η πραγματική ταχύτητα προσαρμόζεται ανά τακτά διαστήματα ώστε να διορθωθεί και να προσεγγίζει την επιθυμητή. Ο ελεγκτής, καλείται να ορίζει ποιο το μέγεθος της δύναμης καλείται να επιτύχει την επιθυμητή ταχύτητα, καταγράφοντας συνεχώς την παρούσα ταχύτητα αλλά και τον ρυθμό αλλαγής της επιτάχυνσης, έως ότου η ταχύτητα να φτάσει την επιθυμητή τιμή. Αυτό επιτυγχάνεται με έναν βρόχο ελέγχου, ελέγχοντας τα μεγέθη των δυνάμεων που επενεργούν στο όχημα. Αυτές οι δυνάμεις θεωρούνται ότι είναι οι:

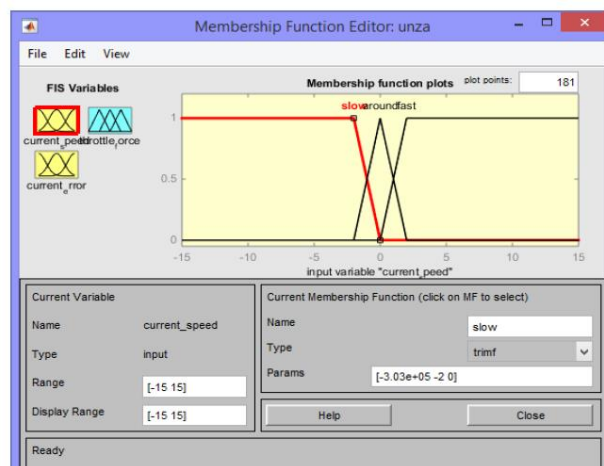
- Η δύναμη που προέρχεται από την αδράνεια (μάζα) του οχήματος.
- Η προς τα εμπρός δύναμη που παράγεται από τον κινητήρα του οχήματος.
- Οι αντίθετες στην προς τα εμπρός δύναμη που παράγονται από την αεροδυναμική.

3.5.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.

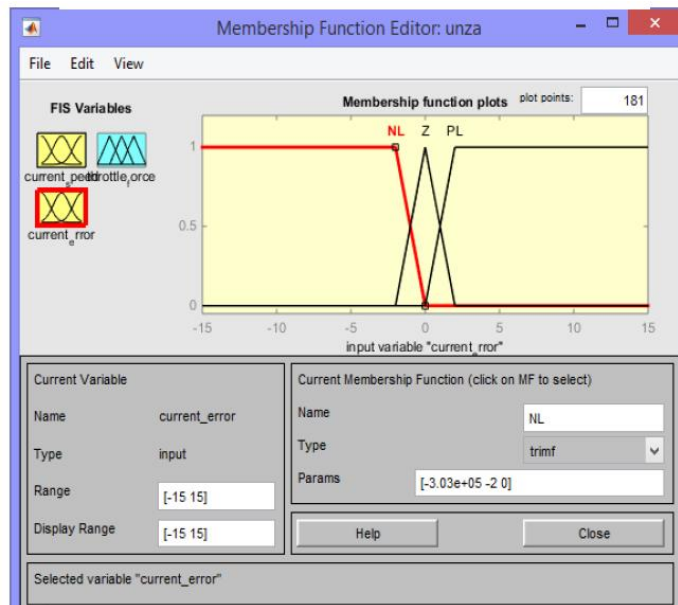


Σχήμα 3.20: «Το δομικό διάγραμμα του Συστήματος ελέγχου στην εφαρμογή»[40]

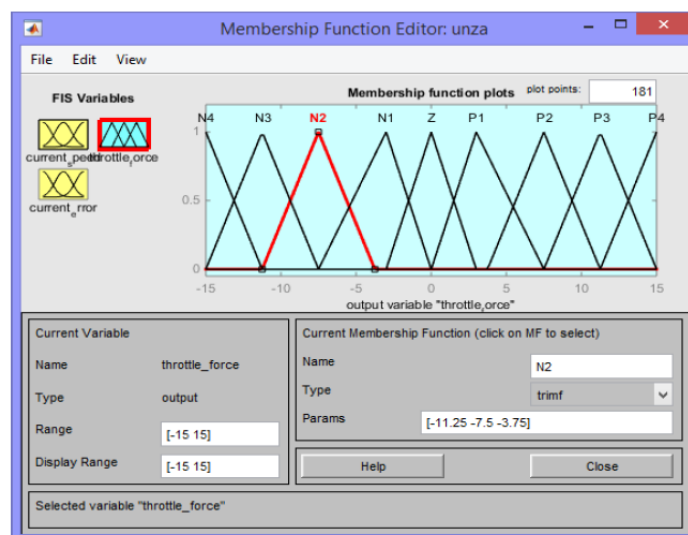
Στο παρόν πρόβλημα, θα χρησιμοποιηθούν τρεις ελεγκτές. Δύο πανομοιότυποι ασαφείς ελεγκτές, και ένας συμβατικός ελεγκτής *PI*. Η δομή αυτού του συστήματος ελέγχου, απεικονίζεται στο σχήμα 3.20. Τα δεδομένα του προβλήματος, καταγράφονται από διάφορους μετρητές, είτε ταχύτητας, είτε δυνάμεων. Οι ασαφείς μεταβλητές που χρησιμοποιούνται είναι το «Τρέχον σφάλμα ταχύτητας» (το οποίο προκύπτει από την διαφορά της επιθυμητής με την πραγματική ταχύτητα), και το «Απλό σφάλμα ταχύτητας», το οποίο προέρχεται από τον ρυθμό αλλαγής της ταχύτητας. Η ασαφής μεταβλητή εξόδου, είναι η ποσότητα δύναμης με την οποία επέρχεται είτε η αύξηση της ταχύτητας, είτε η μείωση της. Γραφικά, οι παραπάνω ασαφείς μεταβλητές και τα ασαφή σύνολα που τις ορίζουν απεικονίζονται στα σχήματα 3.21, 3.22 και 3.23. Οι ασαφείς κανόνες που διέπουν τους αντίστοιχους ελεγκτές, παρουσιάζονται στο σχήμα 3.24.



Σχήμα 3.21: «Η πρώτη ασαφής μεταβλητή εισόδου (απλό σφάλμα)»[40]



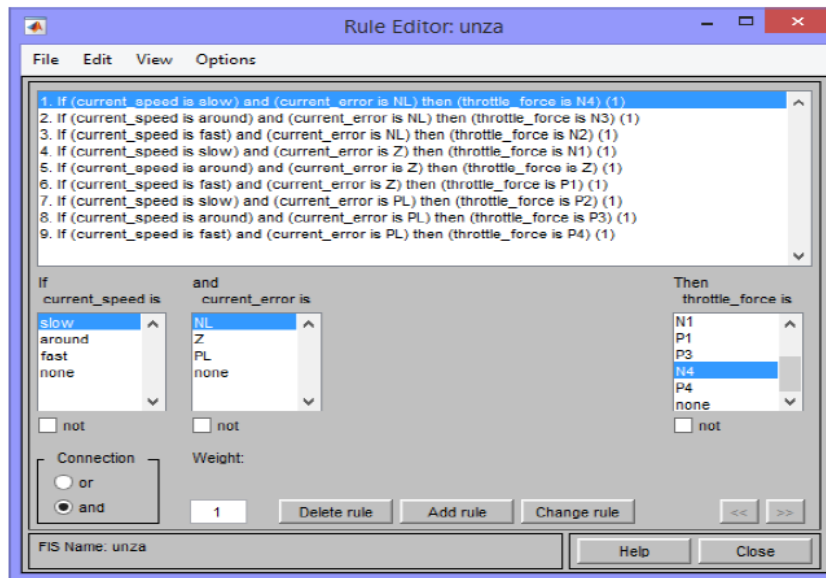
Σχήμα 3.22: «Η δεύτερη ασαφής μεταβλητή εισόδου (τρέχον σφάλμα)»[40]



Σχήμα 3.23: «Η ασαφής μεταβλητή εξόδου (μέγεθος δύναμης).»[40]

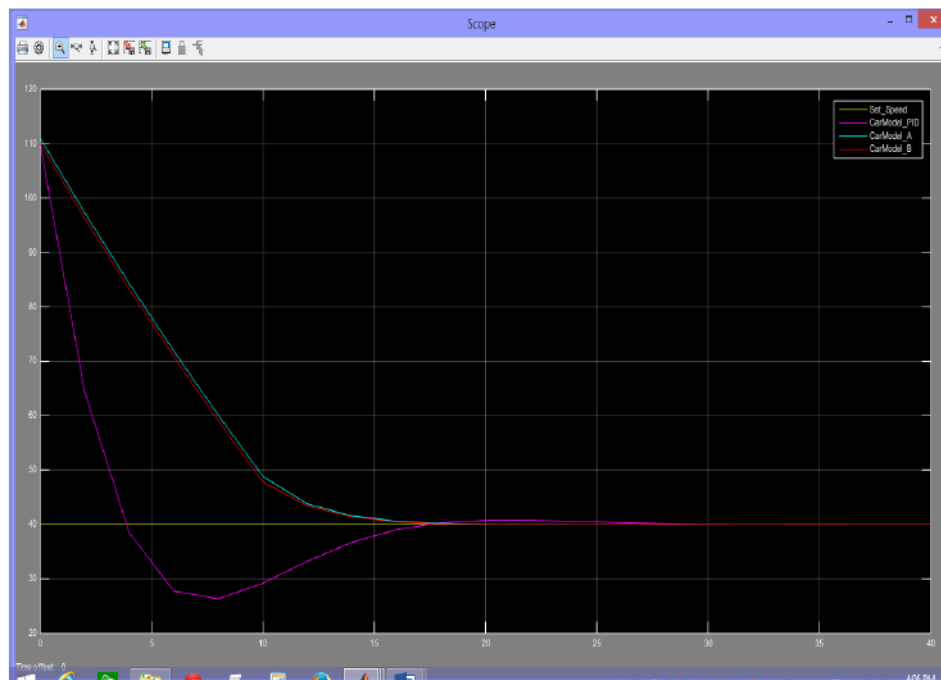
Το ενδιαφέρον της εφαρμογής αυτής είναι η δυνατότητα σύγκρισης με τον αντίστοιχο συμβατικό έλεγχο *PI*. Λόγω της απλότητας του προβλήματος, είναι δυνατόν να διενεργηθεί συμβατικός έλεγχος τέτοιου είδους. Παρ'όλο που το πρόβλημα νομοτελειακά δεν ανήκει στα κατ'εξοχήν προβλήματα τα οποία αντιμετωπίζονται κατευθείαν με τον Ασαφή έλεγχο με δεδομένα, καθώς είναι δυνατόν να βρεθεί το μαθηματικό μοντέλο, ενώ δεν υπάρχουν ούτε σοβαρές μη γραμμικότητες, τούτη η σύγκριση αποδεικνύει ότι ακόμη και για αυτού του είδους τα προβλήματα, ο Ασαφής έλεγχος επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα. Στα παρακάτω σχήματα 3.20 και 3.21, γίνεται πασιφανές ότι ο Ασαφής έλεγχος είναι αποδοτικότερος. Η αλλαγή της ταχύτητας στα μοντέλα *A* και *B*, δηλαδή στους δύο Ασαφείς ελεγκτές, γίνεται

πολύ πιο ομαλά, αλλά και ταυτόχρονα προσεγγίζει την επιθυμητή ταχύτητα σε μικρότερο χρονικό διάστημα, και κατά την μείωση της ταχύτητας, αλλά και κατά την αύξηση της.

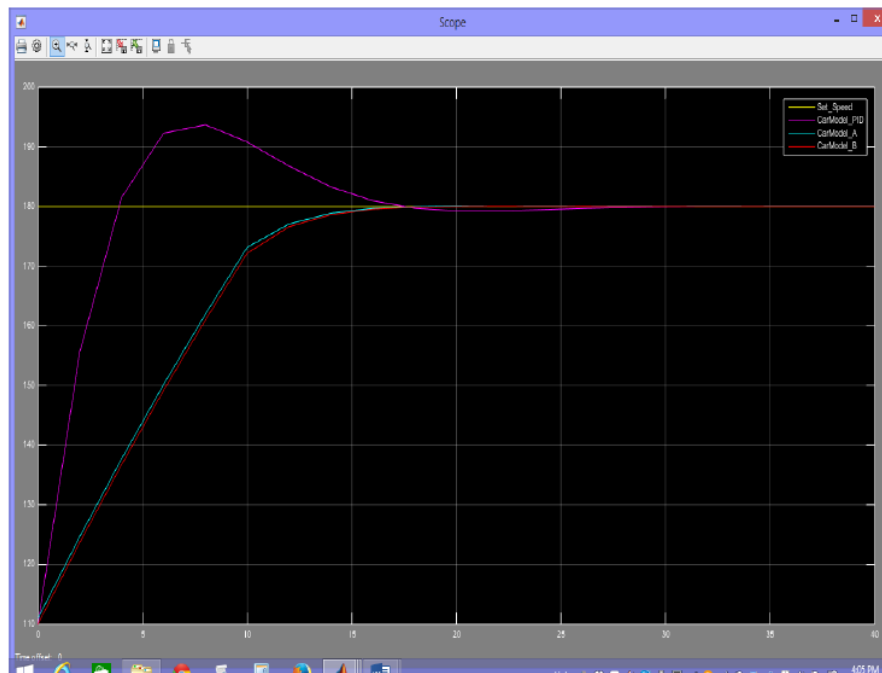


Σχήμα 3.24: «Το σύνολο των Ασαφών κανόνων του συστήματος.»[40]

Συμπερασματικά, παρά την φαινομενική απλότητα του προβλήματος, η οποία επιτρέπει να μην χρησιμοποιηθεί ο Ασαφής έλεγχος, γίνεται και πάλι ορατό ότι αυτός επιφέρει καλύτερα αποτελέσματα, δίχως να περιλαμβάνει περισσότερο υπολογιστικό κόπο. Η απλή αυτή εφαρμογή, καταφέρνει να αναδείξει με τον δικό της τρόπο, τα πολλαπλά οφέλη του Ασαφούς ελέγχου με δεδομένα [40].



Σχήμα 3.25: «Μείωση ταχύτητας με τον Ελεγκτή Α,Β και τον ελεγκτή PI.»[40]



Σχήμα 3.26: «Αύξηση ταχύτητας με τον Ελεγκτή A,B και τον ελεγκτή PI.»[40]

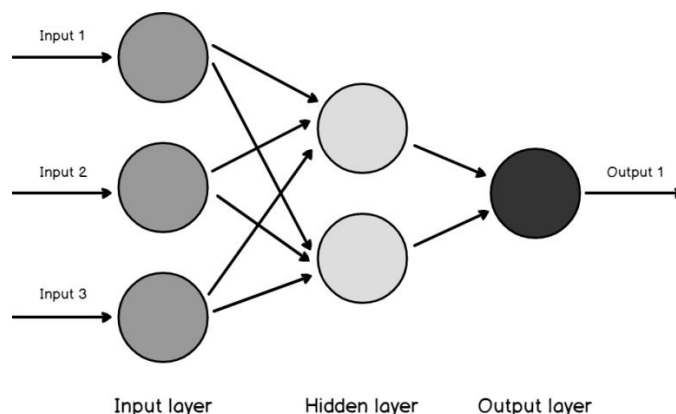
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Κεφάλαιο 4: Σύγχρονες εφαρμογές του Νευρωνικού Ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών

4.1 Εισαγωγή

Παρόμοιο μοτίβο με τον Ασαφή έλεγχο, ακολουθείται και στις πρακτικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων, με την διαφορά να υπάγεται στο γεγονός ότι λόγω της περιπλοκότητας της δομής και της λειτουργίας τους, δεν συναντώνται τόσο πολύ σε εφαρμογές μικρότερης κλίμακας. Η ευρεία χρήση των νευρωνικών δικτύων, ξεκίνησε με εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων, αριθμητικών μοτίβων, ή ακόμη και προσώπων (*facial recognition*). Με την ολοένα και μεγαλύτερη ανάπτυξη του τομέα αυτού, έγιναν μια από τις βασικότερες μεθόδους αντιμετώπισης προβλημάτων ελέγχου ή μη. Στην σημερινή εποχή, τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να επιτελέσουν οποιαδήποτε λειτουργία ελέγχου απαιτεί περίπλοκους υπολογισμούς, ενώ πάνω σε αυτά είναι δυνατόν να προσαρμοστούν τα περισσότερα προβλήματα ώστε να βρεθεί η βέλτιστη λύση.

Τα νευρωνικά δίκτυα εξ'ορισμού είναι ικανά να αντιμετωπίσουν οποιοδήποτε πρόβλημα, από τα θεωρητικά πιο απλά έως προβλήματα σύνθετων διαδικασιών, τα οποία παρέμεναν άλυτα για χρόνια. Η δυνατότητα τους να χρησιμοποιούν τα δεδομένα ώστε να εκπαιδεύονται επί του προβλήματος, τα καθιστούν σημαντικότερο εργαλείο ως προς την επίλυση τους. Η μεγάλη προσβασιμότητα που φέρει η δομή τους, επιτρέπει τον συνδυασμό τους με πλειάδες μεθόδων, όπως ο προσαρμοστικός έλεγχος, ή ακόμη και η Ασαφής Λογική μεταξύ άλλων. Ο συνδυασμός αυτών, βελτιστοποιεί τις μεθόδους αυτές, επιφέροντας ακόμη καλύτερη εφαρμογή τους αλλά και αποτελέσματα.



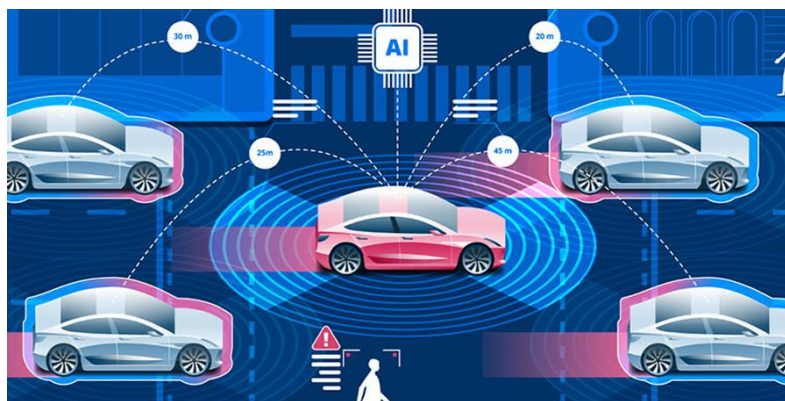
Σχήμα 4.1: «Ένα στοιχειώδες νευρωνικό δίκτυο» [41]

Στη συνέχεια, θα παρουσιαστούν ενδεικτικές σύγχρονες εφαρμογές του Νευρωνικού ελέγχου με δεδομένα, δίνοντας έμφαση όχι τόσο στο υπολογιστικό κομμάτι τους, αλλά στην πρακτικότητα και στο πως επί της ουσίας, εφαρμόζεται αυτός ο έλεγχος σε πραγματικά προβλήματα.

4.2 Μελέτη του μήκους της κυκλοφοριακής ουράς

4.2.1 Περιγραφή του προβλήματος

Η παρούσα εφαρμογή η οποία συντάχθηκε από τους *Azadeh Emami*, *Majid Sarvi* και *Saeed Asadi Bagloee* το 2019, έχει παρόμοιο χαρακτήρα με την εφαρμογή που μελετήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο και αφορούσε την μελέτη και ποσοτικοποίηση της κυκλοφοριακής συμφόρησης, χρησιμοποιώντας την ασαφή λογική. Σε αντίθεση με αυτήν, εδώ θα αναλυθεί μια συγκεκριμένη παράμετρος της κυκλοφορίας, και πιο συγκεκριμένα το μήκος της κυκλοφοριακής ουράς, στο πλαίσιο όμως των λεγόμενων Συνδεόμενων Οχημάτων (*connected vehicles – CV*). Το μήκος της κυκλοφοριακής ουράς, είναι μια σημαντικότερη παράμετρος η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί από προσαρμοστικούς ελεγκτές ελέγχου κυκλοφορίας, και παρ'όλη τη σημαντικότητα της, δεν είναι καθόλου εύκολο να ανακτηθεί ως μετρήσιμη ποσότητα. Τα Συνδεόμενα οχήματα (σχήμα 4.2) που αναφέρθηκαν, έχουν την ικανότητα επικοινωνίας ανά μεταξύ τους, ανταλλάσσοντας πληροφορίες όπως η ταχύτητα ή η θέση, αλλά και με την υποδομή στην οποία βρίσκονται, δηλαδή το κομμάτι του δρόμου το οποίο διασχίζουν. Το μεγαλύτερο μειονέκτημα των Συνδεόμενων Οχημάτων, είναι η πιθανότητα της αποτυχημένης επικοινωνίας. Οι συσκευές με τις οποίες είναι εξοπλισμένα τα οχήματα αυτά, έχουν περιορισμένο εύρος, και έτσι αν το μήκος της ουράς είναι μεγάλο, δεν έχουν όλα την δυνατότητα να επικοινωνήσουν μεταξύ τους. Συγκεκριμένα, οι συσκευές αυτές έχουν εύρος κατά προσέγγιση στα 300 m. Επιπροσθέτως, αν το πλήθος των οχημάτων είναι μεγάλο, τότε η συνεχής ανταλλαγή μεγάλου όγκου πληροφορίας καθιστά την αποτελεσματική επικοινωνία δύσκολη.

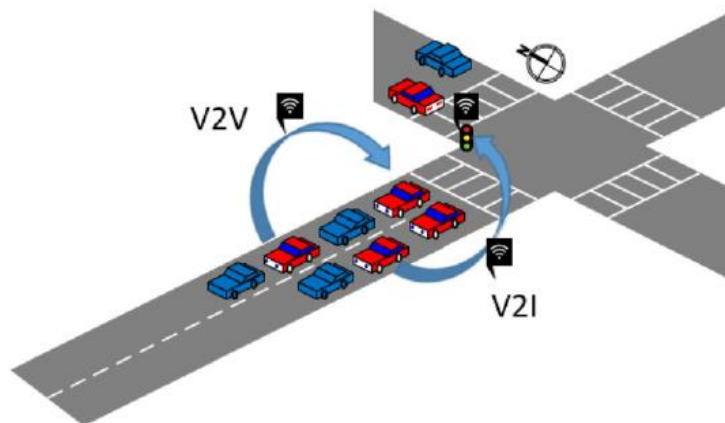


Σχήμα 4.2: «Connected Vehicles – Τα συνδεόμενα οχήματα.» [42]

Η καινοτομία που φέρει η εφαρμογή που θα παρουσιασθεί, δεν αφορά μόνο τη χρήση των νευρωνικών δικτύων για την επίλυση του προβλήματος αυτού. Εισάγεται και η λεγόμενη μέθοδος των «*k-leader CVs*», εν ελληνιστί τα «*k-ηγετικά οχήματα*». Εν ολίγοις, επιλέγονται *k* συγκεκριμένα οχήματα μέσω ενός αλγορίθμου που θα παρουσιαστεί στη συνέχεια, τα οποία συλλέγουν τα απαραίτητα δεδομένα από τα γειτονικά συνδεδεμένα (εντός του εύρους τους) οχήματα, και αυτά με τη σειρά τους μεταδίδουν την πληροφορία στην συσκευή επικοινωνίας της υποδομής της οποίας βρίσκονται, όπως για παράδειγμα έναν δρόμο ταχείας κυκλοφορίας. Με αυτήν την μέθοδο, κάθε συνδεδεμένο όχημα, από το πρώτο μέχρι το τελευταίο, θα μεταδώσει την απαραίτητη πληροφορία, ώστε να συλλεχθούν τα δεδομένα της κυκλοφοριακής ουράς. Το *k* στην ονομασία, πηγάζει από την δικλείδα ασφαλείας που περιέχει ο αλγόριθμος, σε περίπτωση που το πρώτο, ή το δεύτερο και ούτω καθεξής όχημα αποτύχει να επικοινωνήσει με την υποδομή. Σε αυτήν την περίπτωση, η υποδομή θα επικοινωνήσει με το *k*-οστό όχημα της ουράς, το οποίο θα είναι το πρώτο που θα επιτύχει την ανταλλαγή της πληροφορίας.

Στην μεθοδολογία του Νευρωνικού ελέγχου που θα αποτυπωθεί στη συνέχεια, δεν χρησιμοποιούνται παράμετροι της κυκλοφοριακής ροής ή των σηματοδοτών (όπως για παράδειγμα η διάρκεια του πράσινου φωτεινού σηματοδότη), παρά μονάχα δεδομένα που αντλούνται από τα συνδεδεμένα οχήματα. Το νευρωνικό δίκτυο, το οποίο θα χρησιμοποιήσει την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης για την εκπαίδευσή του, θα υπολογίζει το μήκος της κυκλοφοριακής ουράς, λαμβάνοντας δεδομένα από ένα συγκεκριμένο ποσοστό περιορισμένων οχημάτων. Ο δείκτης αυτός, ονομάζεται ρυθμός διείσδυσης, καθώς περιγράφει το κατά πόσο διεισδύει η μέθοδος στο σύνολο των συνδεδεμένων οχημάτων.

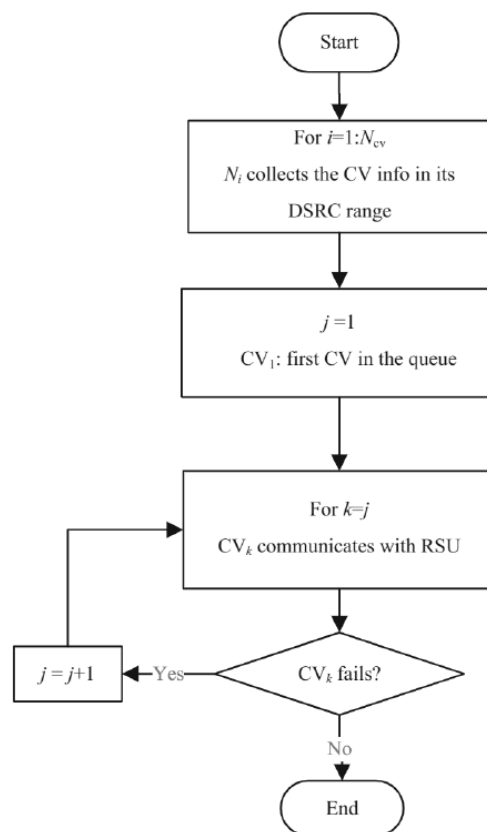
4.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα



Σχήμα 4.3: «Πρότυπο Συνδεδεμένων οχημάτων - Υποδομής» [43]

Στην παρούσα εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε το πρόγραμμα προσομοίωσης κυκλοφορίας *PTV Vissim*, για την εύρεση των απαιτήσεων για τον έλεγχο, δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμής του νευρωνικού δικτύου. Τα βασικά σενάρια προσομοίωσης στο πρόγραμμα, βασίζονται στο σχήμα 4.3. Τα κόκκινα οχήματα είναι αυτά που περιέχουν συσκευές

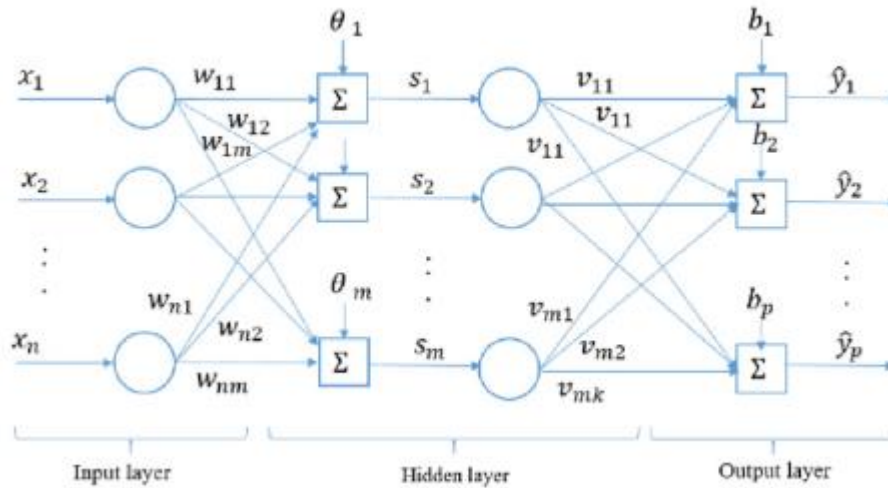
επικοινωνίας (είναι τα Συνδεόμενα). Οι πληροφορίες μεταδίδονται είτε μέσω Οχήματος – Οχήματος (*Vehicle to Vehicle – V2V*), είτε μέσω Οχήματος – Υποδομής (*Vehicle to Infrastructure – V2I*). Η πρωτοποριακή μέθοδος που αναφέρθηκε πριν, «*k-leader CVs*», όπως προαναφέρθηκε συμβάλλει στην αποδοτική επικοινωνία των οχημάτων με την υποδομή, καθώς σε κάθε κομμάτι του δρόμου επικοινωνεί μονάχα ένα «ηγετικό» όχημα, το οποίο θα έχει ήδη συλλέξει τα δεδομένα από τα γειτονικά συνδεόμενα οχήματα. Επίσης, μέσω αυτής, θα είναι δυνατόν να επικοινωνήσουν και όλα τα συνδεόμενα οχήματα, απ'όπου και αν βρίσκονται, ξεπερνώντας έτσι τον περιορισμό που θέτει το εύρος της συσκευής στην επικοινωνία. Ο αλγόριθμος της μεθόδου αυτής, φαίνεται στο σχήμα 4.4 . Οι όροι *DSRC* και *RSU*, αφορούν το εύρος της συσκευής επικοινωνίας, και την συσκευή επικοινωνίας της υποδομής, αντίστοιχα.



Σχήμα 4.4: «Ο αλγόριθμος εντοπισμού των *k*-οχημάτων.» [43]

Οι μεταβλητές εισόδου στο δίκτυο, θα είναι η μέση ταχύτητα, η επιτάχυνση/επιβράδυνση των Συνδεόμενων οχημάτων, η θέση του τελευταίου Συνδεόμενου οχήματος στην ουρά, και ο ρυθμός διεύθυνσης που έχει ήδη αναφερθεί, ο οποίος ουσιαστικά αφορά τον αριθμό των συνδεόμενων οχημάτων που θα χρησιμοποιηθούν στην επίλυση. Σε πρώτη φάση, θα πρέπει να συλλεχθούν τα δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής, έπειτα από δύο ώρες προσομοίωσης στο *PTV Vissim*. Το μοντέλο του νευρωνικού δικτύου, δημιουργήθηκε στη *MATLAB*. Η γενικότερη δομή του, φαίνεται στο σχήμα 4.5 . Είναι δίκτυο πρόσδρασης, και θα εκπαιδευτεί μέσω της οπισθοδιάδοσης. Εμπεριέχει τρία επίπεδα νευρώνων. Στο πρώτο επίπεδο, θα

περιέχονται 4 νευρώνες, επομένως το δίκτυο θα έχει 4 μεταβλητές εισόδου. Στο δεύτερο «κρυφό» επίπεδο θα βρίσκονται 10 νευρώνες, ενώ στο τρίτο και τελευταίο επίπεδο, θα περιέχεται ένας νευρώνας ο οποίος θα δίνει και την μεταβλητή εξόδου. Μέσω της συνάρτησης *TANSIG*, οι μεταβλητές εισόδου κανονικοποιούνται σε εύρος $[-1,1]$. Από το συνολικό πλήθος των δεδομένων, το 70% αυτών θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του δικτύου, και το υπόλοιπο 30% για την δοκιμή αυτού.



Σχήμα 4.5: «Η γενικότερη δομή του παρόντος δικτύου.» [43]

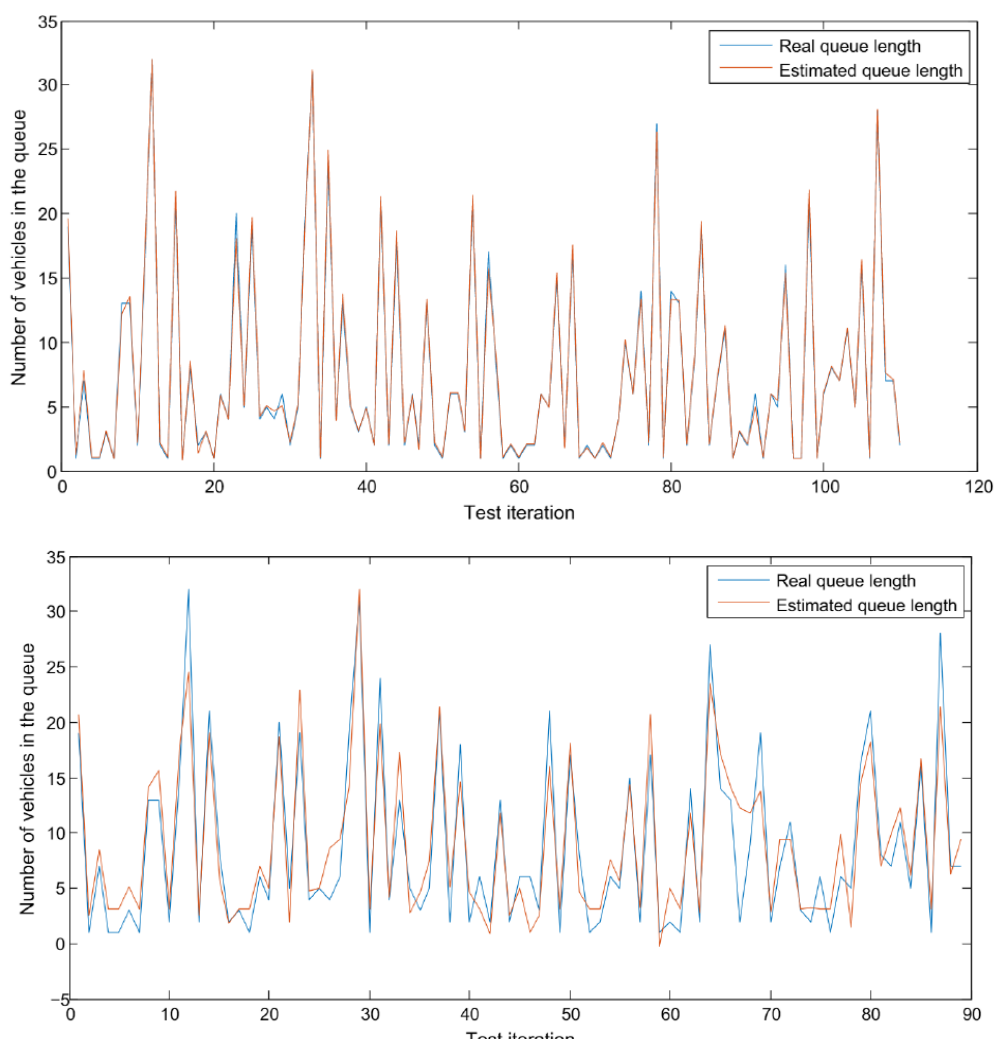
Για την βελτιστοποίηση της αποδοτικότητας του δικτύου, έγιναν δοκιμές με διαφορετικούς αριθμούς νευρώνων για το ενδιάμεσο κρυφό επίπεδο, με τυχαία κατανομή των βαρών κάθε φορά. Τα αποτελέσματα, απεικονίζονται στο σχήμα 4.6. Παρατηρείται ότι ο υπολογιστικός χρόνος αυξάνεται πολύ περισσότερο, σε σχέση με την αύξηση της ακρίβειας (δηλαδή την μείωση του σφάλματος της ρίζας της μέσης τετραγωνικής απόκλισης και της αύξησης του R^2), και έτσι δεν θα προτιμηθεί η περίπτωση των περισσότερων νευρώνων, αλλά μια ενδιάμεση, και πιο συγκεκριμένα αυτή των 10 νευρώνων.

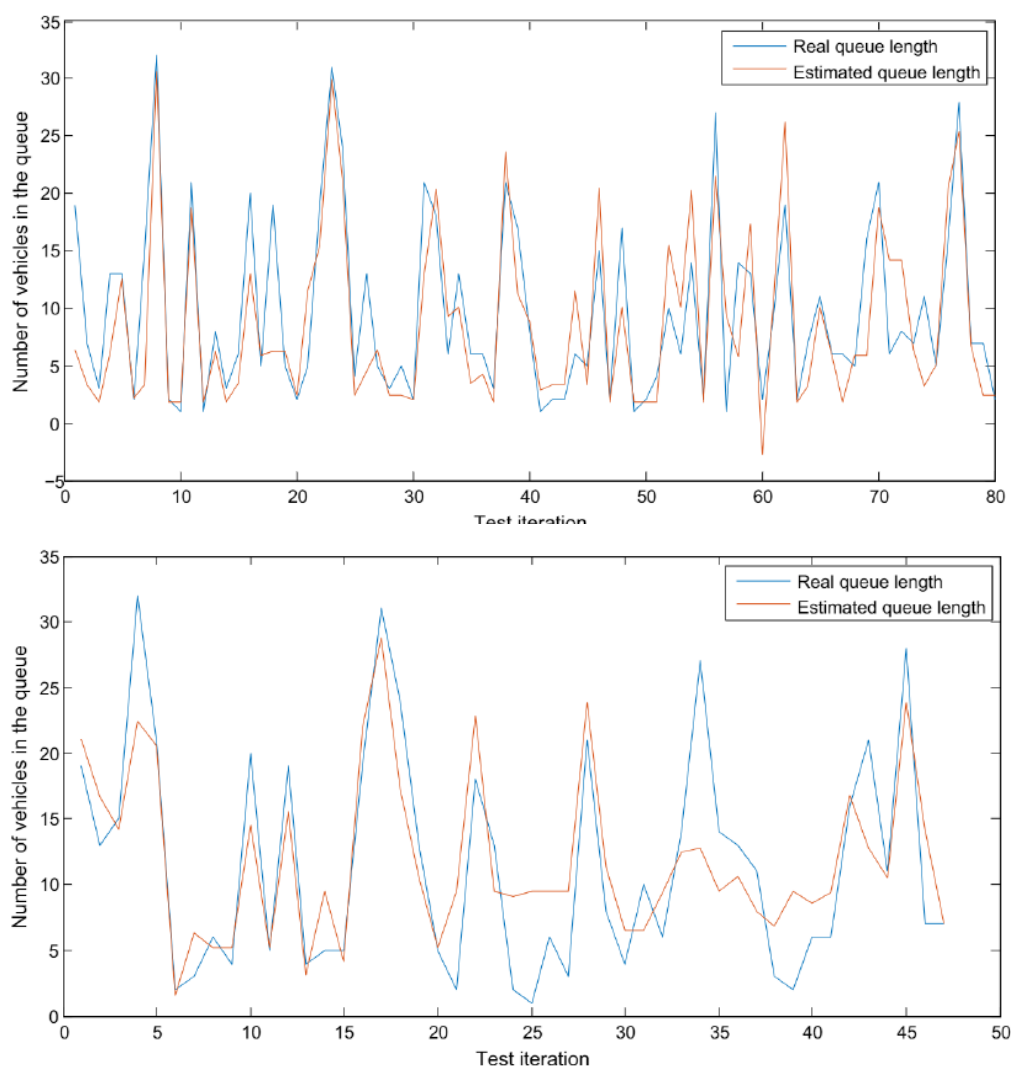
No. of neurons	RMSE	R^2	Computational time (s)
2	7.32	0.700	< 1.00
5	4.79	0.800	1.33
10	4.31	0.826	2.00
15	4.22	0.832	4.33
20	4.20	0.830	6.00
25	4.23	0.829	6.33
30	4.18	0.823	19.00

Σχήμα 4.6: «Τα αποτελέσματα των δοκιμών για διάφορους αριθμούς νευρώνων.» [43]

Τα αποτελέσματα της εφαρμογής αυτής κατά την φάση δοκιμής του νευρωνικού δικτύου αποτυπώνονται στα σχήματα που ακολουθούν. Τα σχήματα 4.7, 4.8, 4.9, και 4.10,

απεικονίζουν τα «πραγματικά»(εκ της προσομοίωσης) αλλά και αυτά που υπολογίστηκαν από την μέθοδο, μήκη της κυκλοφοριακής ουράς, για διαφορετικούς ρυθμούς διείσδυσης στα συνδεόμενα οχήματα (100, 50, 30, και 10%). Γίνεται ξεκάθαρη η σχέση του δείκτη αυτού με την απόδοση του νευρωνικού δικτύου όσον αφορά την πρόβλεψη, καθώς όσο αυτός μειώνεται, τόσο μειώνεται και η ακρίβεια αυτής, κάτι που είναι απολύτως λογικό, καθώς με την μείωση των Συνδεόμενων οχημάτων, μειώνονται και τα ακριβή δεδομένα. Βέβαια, ακόμη και με ρυθμό διείσδυσης ίσο με 10%, είναι δυνατή η στοιχειώδης πρόβλεψη του μήκους της κυκλοφοριακής ουράς, έστω και με αρκετή απόκλιση. Παράλληλα, ακόμη και στην περίπτωση του 100% ρυθμού διείσδυσης, παρατηρείται μια πολύ ελαφριά απόκλιση, κάτι που όμως δικαιολογείται, καθώς τα δεδομένα εκπαίδευσης διαφέρουν από τα αντίστοιχα της δοκιμής.



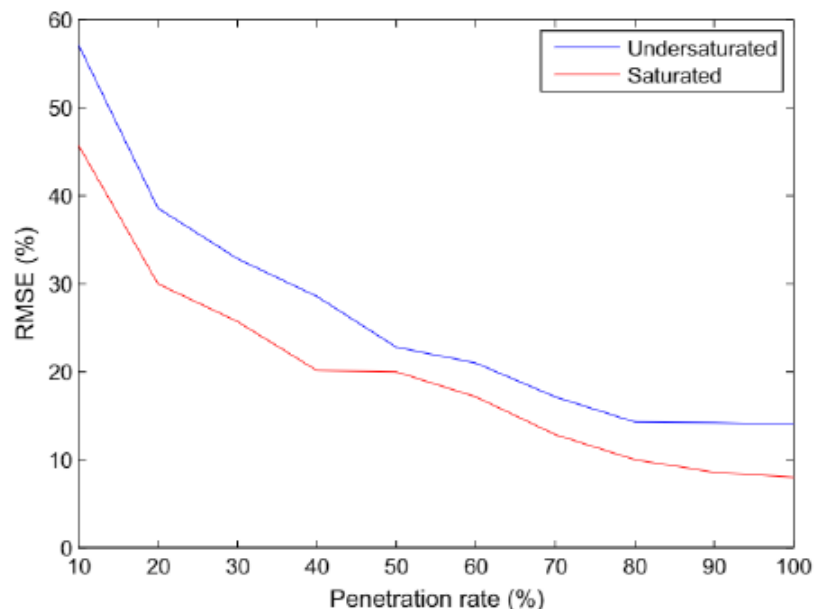


Σχήμα 4.7, 4.8, 4.9 & 4.10: «Αποτελέσματα και σύγκριση αυτών για διαφορετικούς ρυθμούς διείσδυσης.» [43]

Η επόμενη σύγκριση που έλαβε μέρος, αφορά συνθήκες έντονης ή μη κυκλοφοριακής συμφόρησης. Στο σχήμα 4.11, απεικονίζεται η ρίζα της μέσης τετραγωνικής απόκλισης ($RMSE$), του νευρωνικού μοντέλου, για διαφορετικούς ρυθμούς διείσδυσης σε συνθήκες ελαφριάς (*unsaturated*) και έντονης (*saturated*) κυκλοφοριακής συμφόρησης. Εκεί παρατηρείται, ότι για ρυθμό διείσδυσης άνω του 20%, η μέθοδος θα είναι αρκετά αποδοτική και στις δύο συνθήκες. Τα αποτελέσματα για συνθήκες έντονης κυκλοφοριακής συμφόρησης ασφαλώς είναι καλύτερα, καθώς υπάρχουν περισσότερα συνδεόμενα οχήματα, και επομένως μεγαλύτερη ακρίβεια δεδομένων.

Εν κατακλείδι, η εφαρμογή κρίνεται άκρως πετυχημένη, για αρκετούς λόγους. Καταφέρνει να αφομοιώσει πλήρως τον Νευρωνικό έλεγχο σε ένα μείζον πρόβλημα όπως αυτό του κυκλοφοριακού ελέγχου, εκφέροντας αξιόπιστα αποτελέσματα, σε περίπτωση έλλειψης δεδομένων (δηλαδή μικρού ρυθμού διείσδυσης) αλλά και σε περιπτώσεις ποικίλων συνθηκών κυκλοφοριακής συμφόρησης. Το γεγονός ότι δεν χρησιμοποιεί δεδομένα από διάφορες πηγές, αλλά μόνο από τα εκάστοτε συνδεόμενα οχήματα, όπως και το γεγονός ότι

βελτιστοποιεί τη συλλογή των δεδομένων αυτών, με την «*k-leader CVs*» μέθοδο, την καθιστά μια χρησιμότερη εφαρμογή και μελέτη, η οποία μπορεί να γίνει το έναυσμα για ακόμη ποιοτικότερη ανάλυση, αλλά και εξαγωγή συμπερασμάτων μετέπειτα στον τομέα αυτόν από άλλους ερευνητές [43].



Σχήμα 4.11: «Σύγκριση σφαλμάτων για διαφορετικούς βαθμούς διείσδυσης μεταξύ έντονης ή μη κυκλοφοριακής συμφόρησης.» [43]

4.3 Μελέτη Βελτιστοποίησης σε Εφοδιαστική Αλυσίδα

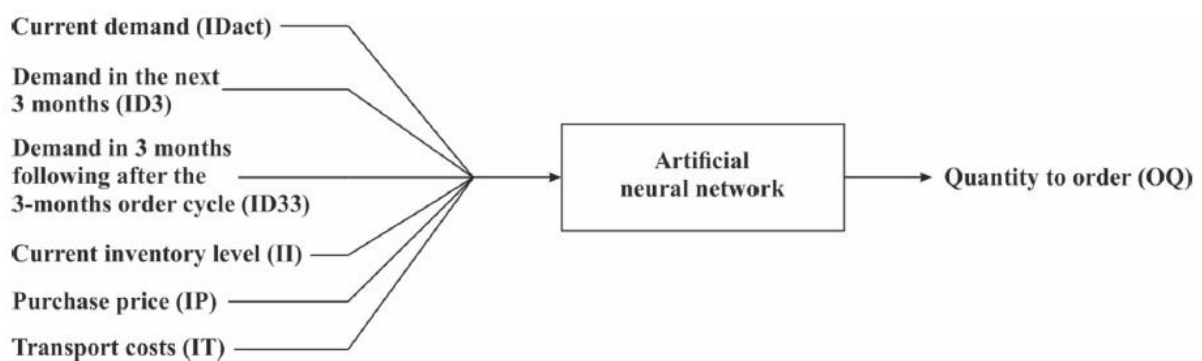
4.3.1 Περιγραφή του Προβλήματος

Η επόμενη κατά σειρά, μελέτη που θα παρουσιαστεί, συντάχθηκε από την *Tereza Šustrová*, το 2016, και αφορά έναν τομέα για τον οποίο γίνεται λόγος πρώτη φορά στην παρούσα αναφορά, αυτόν του προγραμματισμού μιας επιχείρησης, και πιο συγκεκριμένα της Εφοδιαστικής Αλυσίδας αυτής. Αυτοσκοπός, είναι η βελτιστοποίηση του επιπέδου αποθέματος, μέσω πρόβλεψης δια του νευρωνικού ελέγχου, ώστε να τονωθεί το ήδη υπάρχον σύστημα παραγγελιών μιας επιχείρησης. Μέσω ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, προβλέπεται το μέγεθος των παραγγελιών, έχοντας ως αποτέλεσμα τη βελτίωση του κύκλου των παραγγελιών, αυτής της επιχείρησης. Η διαχείριση του αποθέματος, είναι ένα σημαντικότερο πρόβλημα που αντιμετωπίζουν όλων των ειδών οι επιχειρήσεις, από τις πιο μικρές, έως τις μεγαλύτερες. Στην σύγχρονη εποχή, τα υψηλά κόστη κράτησης αποθέματος, σε συνδυασμό με την πιθανώς κακή παροχή υπηρεσίας και τα υψηλά κόστη έλλειψης, καθιστούν αναγκαία την εύρεση του καταλλήλου συστήματος διαχείρισης του

αποθέματος. Η παρούσα εφαρμογή πιο συγκεκριμένα, θα ασχοληθεί με το πρόβλημα της εύρεσης του καταλλήλου μεγέθους παρτίδων/παραγγελιών.

Επί της ουσίας, σκοπός της διαχείρισης αποθέματος είναι η παροχή μιας κατάλληλης μεθόδου για τη ρύθμιση του αποθέματος, κυρίως όσον αφορά τα διάφορα κόστη που το διέπουν. Παγκοσμίως, δεν υπάρχει κάποιο ιδανικό μοντέλο, το οποίο θα είναι πλήρως αποδοτικό για κάθε πιθανή κατάσταση. Μοντέλα όπως το *EOQ* (*Economic Order Quantity* – Οικονομική Ποσότητα Παραγγελίας), ή το *ELSP* (*Economic Lot Scheduling Problem* – Πρόβλημα Οικονομικού Σχεδιασμού Παρτίδων), σπανίως χρησιμοποιούνται αυτούσια και προσαρμόζονται κάθε φορά στην εκάστοτε περίπτωση, και στο εκάστοτε συγκεκριμένο πρόβλημα.

4.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα



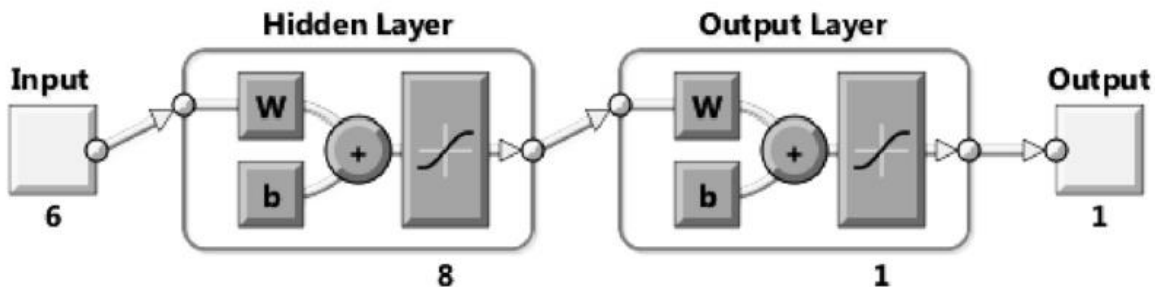
Σχήμα 4.12: «Οι μεταβλητές εισόδου/εξόδου του προβλήματος.» [44]

Ο κύριος σκοπός της παρούσας εφαρμογής, είναι η χρήση νευρωνικών δικτύων, υπό το πρίσμα του Νευρωνικού ελέγχου με δεδομένα, ώστε να σχεδιαστεί ο κύκλος παραγγελιών μιας επιχείρησης. Μέσω αυτών, θα βελτιστοποιείται το επίπεδο αποθέματος, και έτσι ως άμεση απόρροια αυτού, θα βελτιώνεται η αποθεματική διαχείριση και το σύστημα παραγγελιών. Όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.12, οι μεταβλητές εισόδου θα είναι η τρέχουσα ζήτηση, η ζήτηση στους επόμενους 3 μήνες, η ζήτηση στους επόμενους 3 μήνες έπειτα από αυτόν τον τρίμηνο κύκλο παραγγελιών, το τρέχον επίπεδο αποθέματος, οι τιμές αγοράς, και τα μεταφορικά κόστη. Η μεταβλητή εξόδου, είναι η ποσότητα της παραγγελίας. Όλα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αντλήθηκαν από πραγματική εταιρεία, από τον Ιανουάριο του 2009, έως και τον Δεκέμβριο του 2014. Το νευρωνικό μοντέλο του δικτύου, υλοποιήθηκε μέσω της *MATLAB*. Η διαδικασία είναι η τετριμμένη, δηλαδή ξεκινά με τη συλλογή των δεδομένων, συνεχίζει με τον καθορισμό των μεταβλητών εισόδου και εξόδου, και ολοκληρώνεται με τον σχεδιασμό, την εκπαίδευση και την επιβεβαίωση – δοκιμή του δικτύου.

IDact	0.44	0.41	0.67	0.67	0.66	0.65	0.32
ID3	0.27	0.09	0.45	0.50	0.89	0.31	0.48
ID33	0.13	0.65	0.06	0.61	0.61	0.72	0.64
II	0.15	0.01	0.01	0.08	0.10	0.09	0.21
IP	0.72	0.30	0.41	0.59	0.43	0.63	0.60
IT	0.24	0.75	0.43	0.63	0.24	0.64	0.62
OQ	0.043	0.171	0.336	0.426	0.674	0.997	0.342

Σχήμα 4.13: «Ενδεικτικό παράδειγμα συλλογής δεδομένων του προβλήματος.» [44]

Τα δεδομένα, υπεβλήθησαν σε κανονικοποίηση στο διάστημα $[0,1]$, ενώ ένα παράδειγμα συλλογής δεδομένων απεικονίζεται και στο σχήμα 4.13. Όλα τα συλλεχθέντα δεδομένα, χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης (κατά το 77%), και σε δεδομένα δοκιμής (κατά το 23%). Το δίκτυο πρόσδρασης, του οποίου η μορφή στο λογισμικό της *MATLAB* απεικονίζεται στο σχήμα 4.14, εκπαιδεύεται μέσω της οπισθοδιάδοσης με 24 στον αριθμό σετ δεδομένων, προσπαθώντας να επιτύχει όσο το δυνατόν υψηλότερο δείκτη R^2 . Έπειτα, δοκιμάζεται με τα υπόλοιπα 7 σετ δεδομένων, χρησιμοποιώντας όμως μόνο τις τιμές εισόδου, και προσπαθώντας να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα μεταξύ πραγματικής εξόδου (από τα σετ δεδομένων), και προκύπτουσας από το δίκτυο εξόδου (δηλαδή το σφάλμα τετραγωνικής απόκλισης *MSE – Mean squared error*). Οι νευρώνες του πρώτου επιπέδου είναι 6, αυτοί του ενδιάμεσου κρυφού επιπέδου είναι 8, και στο τελευταίο επίπεδο εξόδου εμπεριέχεται ένας μοναδικός νευρώνας.



Σχήμα 4.14: «Το δομικό διάγραμμα του Νευρωνικού Δικτύου του προβλήματος.» [44]

Για την βελτιστοποίηση της ίδιας της μεθόδου, τελέστηκαν αρκετές δοκιμές για τις δύο συναρτήσεις εκπαίδευσης της *MATLAB* (*TRAINGD* ή *TRAINSCG*), αλλά και για τις δύο συναρτήσεις μεταφοράς που παρέχονται από αυτήν (*TANSIG* ή *LOGSIG*), για διάφορους αριθμούς νευρώνων στο δίκτυο κάθε φορά. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στο σχήμα 4.15. Εκεί γίνεται πασιφανές, ότι η καλύτερη μέθοδος που μεγιστοποιεί και ελαχιστοποιεί αντίστοιχα το R^2 και το τετραγωνικό σφάλμα, είναι η περίπτωση του συνδυασμού των συναρτήσεων *TRAINGD* και *TANSIG*, με 8 νευρώνες. Έτσι, αιτιολογείται και η επιλογή που αναφέρθηκε προηγουμένως, στο τελικό δίκτυο.

TRAINGDX					TRAINSCG			
TANSIG								
Neurons	8	10	12	15	8	10	12	15
R2	0.990	0.920	0.970	0.910	0.980	0.950	0.920	0.950
MSE	0.023	0.030	0.029	0.075	0.050	0.040	0.032	0.035
LOGSIG								
R2	0.900	0.960	0.940	0.900	0.840	0.970	0.990	0.890
MSE	0.033	0.030	0.044	0.036	0.053	0.032	0.034	0.096

Σχήμα 4.15: «Σύγκριση αποτελεσμάτων για τις διαφορετικές συναρτήσεις εκπαίδευσης/μεταφοράς και για διαφόρους νευρώνες.» [44]

Συμπερασματικά, η παρούσα εφαρμογή ανέδειξε την χρήση των Νευρωνικών δικτύων σε ακόμη έναν τομέα, αυτόν των logistics και πιο συγκεκριμένα της Εφοδιαστικής αλυσίδας και της Αποθεματικής διαχείρισης, μιας επιχείρησης. Παρά την φαινομενική απλότητα της μεθόδου, αυτή καταφέρνει να επιλύσει ένα ιδιαίτερα περίπλοκο σύγχρονο πρόβλημα, το οποίο ταλανίζει πολλές επιχειρήσεις και οργανισμούς. Η δυσκολία της μεθόδου υπόκειται στην μορφοποίηση του προβλήματος και τις μεταβλητές του, και όχι τόσο στα δεδομένα, τα οποία σε αυτήν την περίπτωση είναι άπλετα, και σε πληθώρα. Η μέθοδος αυτή, είναι μόνο ένα πολύ μικρό κομμάτι, μιας ολόενα και αυξανόμενης προσπάθειας περαιτέρω χρήσης των Νευρωνικών δικτύων και του Νευρωνικού ελέγχου στον τομέα αυτόν, κάτι που δείχνει ότι στο μέλλον, όλο και περισσότερα προβλήματα ιδίου χαρακτήρα θα βρίσκουν λύση μέσω της μεθοδολογίας αυτής [44].

4.4 Μελέτη βελτίωσης ασύρματης υποβρύχιας επικοινωνίας ρομποτικού σμήνους

4.4.1 Περιγραφή προβλήματος

Η εφαρμογή που ακολουθεί, συντάχθηκε από τους *Marck P. Vicmudo* και *Elmer P. Dadios* του *De La Salle University*, στις Φιλιππίνες το 2015. Αναφέρεται στην βελτίωση και ουσιαστική σταθεροποίηση, της ασύρματης επικοινωνίας των ρομπότ ενός σμήνους, σε υποβρύχιας συνθήκες. Τα ρομπότ που ανήκουν στα λεγόμενα σμήνη, χρησιμοποιούνται στην ιχνηλάτηση του περιβάλλοντος χώρου, στη συλλογή δεδομένων, αλλά και σε αποστολές διάσωσης. Ουσιαστικά, πρόκειται για δίκτυα αισθητήρων, αποτελούμενα από έναν μεγάλο αριθμό αισθητήριων κόμβων, οι οποίοι επικοινωνούν μεταξύ τους. Έτσι, είναι πολύ σημαντική η διατήρηση των αρχικών τους θέσεων, για την επίτευξη του γενικού στόχου του δικτύου αυτού. Μέσω του νευρωνικού ελέγχου, το σμήνος θα προσαρμόζεται στο περιβάλλον του ώστε να μην διακόπτεται η επικοινωνία, και να μην χάνονται οι συνδέσεις μεταξύ των ρομπότ-μελών του.



Σχήμα 4.16: «Σμήνος ρομπότ σε υποβρύχια συνθήκες.» [45]

Παρόλο που στον τομέα της εναέριας ασύρματης επικοινωνίας, έχουν γίνει τεράστια βήματα προόδου, στον αντίστοιχο τομέα της υποβρύχιας, ακόμη караδοκούν και ταλαιπωρούν τους ειδικούς, πολλά προβλήματα και εμπόδια. Σε υποβρύχια συνθήκες, δεν είναι δυνατή η χρήση ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων για λόγους πρακτικότητας, και έτσι χρησιμοποιούνται ηχητικά κύματα, των οποίων όμως η ποιότητα μετάδοσης αλλοιώνεται σε μεγάλες αποστάσεις, λόγω ανακλάσεων. Παλαιότερα, ήταν κοινή τακτική η υποβρύχια επικοινωνία με ενσύρματο τρόπο, δηλαδή μέσω τεράστιων σε μήκος καλωδίων. Το επόμενο βήμα, το οποίο ξεπερνάει και το τέλμα που προέκυψε λόγω των μεγάλων αποστάσεων, ήταν η χρήση της ασύρματης επικοινωνίας, και πιο συγκεκριμένα αισθητήρων αλλά και παράλληλα οχημάτων για τη διευκόλυνση αυτής. Η εισαγωγή στον κλάδο αυτόν, των ρομπότ σε σμήνη, είναι καθοριστικής σημασίας. Τα σμήνη, ουσιαστικά είναι ομάδες απλούστερων ρομπότ που δρουν αυτοματοποιημένα, κινούνται σε συγκεκριμένη διάταξη (η οποία δεν πρέπει να αλλάζει), ώστε να καλύπτονται συγκεκριμένες περιοχές από αυτά. Τα τρία βασικά χαρακτηριστικά που καθιστούν τα σμήνη, ιδιαίτερα λειτουργικά και χρήσιμα, είναι η υψηλή ευρωστία που παρουσιάζουν ως σύστημα, η ευελιξία τους, και τέλος η εύκολη δυνατότητα κλιμάκωσης τους.

4.4.2 Μεθοδολογία και αποτελέσματα

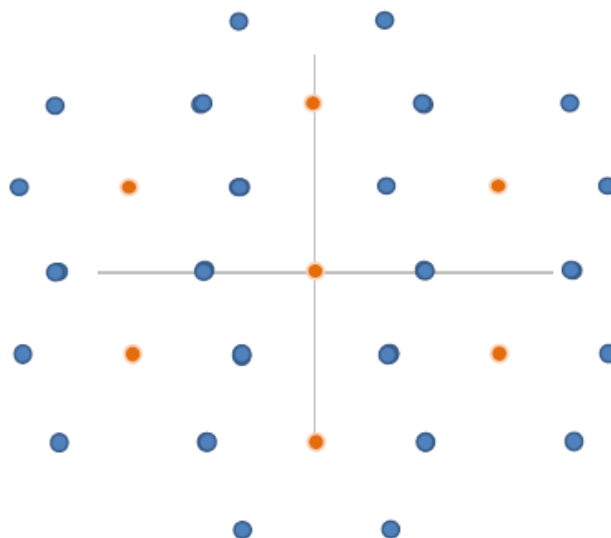
Το παρόν νευρωνικό δίκτυο δέχεται ως είσοδο, έναν πίνακα ο οποίος περιέχει τις τιμές του δείκτη $RSSI$, ενός ρομπότ R_i σε σχέση με τα γειτονικά σε αυτό, ρομπότ. Ο δείκτης αυτός, (ολογραφώς *Received Signal Strength Indicator* - $RSSI$), ποσοτικοποιεί την ποιότητα του σήματος που καταφθάνει σε ένα ρομπότ από ένα γειτονικό του, δηλαδή ερμηνεύει το πόσο καλή είναι η σύνδεση μεταξύ δύο ρομπότ. Ως έξοδο, παράγει ένα διάνυσμα της μορφής $[D_x, D_y]$, όπου D_x και D_y είναι οι συντεταγμένες κατά τις οποίες πρέπει να κινηθεί το ρομπότ, ώστε να διορθωθεί η θέση του. Τα δεδομένα εκπαίδευσης του δικτύου παράγονται,

τοποθετώντας σε τυχαίες θέσεις 6 ρομπότ γύρω από ένα, ομοιόμορφα κατανεμημένα, σχηματίζοντας έναν κύκλο.

	Robots A			Robots B			Robots C		
	RSSI	Location		RSSI	Location		RSSI	Location	
R_1	0.36	3.5	4.5	0.50	4.5	4.5	0.70	5.5	4.5
R_2	0.40	5	0	0.39	6	0	0.65	7	0
R_3	0.49	3.5	-4.5	0.35	4.5	-5	0.45	5.5	-4.5
R_4	0.60	-3.5	-4.5	0.44	-2.5	-5	0.29	-1.5	-4.5
R_5	0.57	-5	0	0.58	-4	0	0.31	-3	0
R_6	0.48	-3.5	4.5	0.65	-2.5	4.5	0.65	-1.5	4.5
R_{out}	-	0	0	-	1	0	-	2	0

Σχήμα 4.17: «Ενδεικτικό δείγμα των δεδομένων εκπαίδευσης.» [46]

Θεωρώντας ότι κάθε ρομπότ, διαθέτει μια συσκευή μέτρησης του δείκτη *RSSI* με κάθε γειτονικό του ρομπότ, προκύπτουν οι τιμές αυτές από τις τυχαίες θέσεις, όπως και οι αντίστοιχες τιμές για την αλλαγή θέσης του ρομπότ που πρέπει να πραγματοποιηθούν, στον άξονα *x* και στον άξονα *y*. Ένα δείγμα της συλλογής των δεδομένων, φαίνεται στο σχήμα 4.17. Οι κατηγορίες *Robot A*, *B*, και *C*, αναφέρονται σε ξεχωριστές ομάδες ρομπότ, και οι γραμμές R_1 έως R_6 , αναφέρονται στα 6 γειτονικά ρομπότ. Στην τελευταία σειρά R_{out} , βρίσκεται η επιθυμητή έξοδος, δηλαδή η θέση του ρομπότ που πρέπει να οριστεί με βάση τα παραπάνω δεδομένα. Γραφικά, οι θέσεις των ρομπότ και των γειτονικών τους στο διδιάστατο σύστημα αξόνων *x-y*, αποτυπώνονται στο σχήμα 4.18. Τα δεδομένα δοκιμής-επαλήθευσης του νευρωνικού δικτύου, ακολουθούν το ίδιο μοτίβο με τα αντίστοιχα της εκπαίδευσης, και ένα δείγμα αυτών παρουσιάζεται στο σχήμα 4.19.

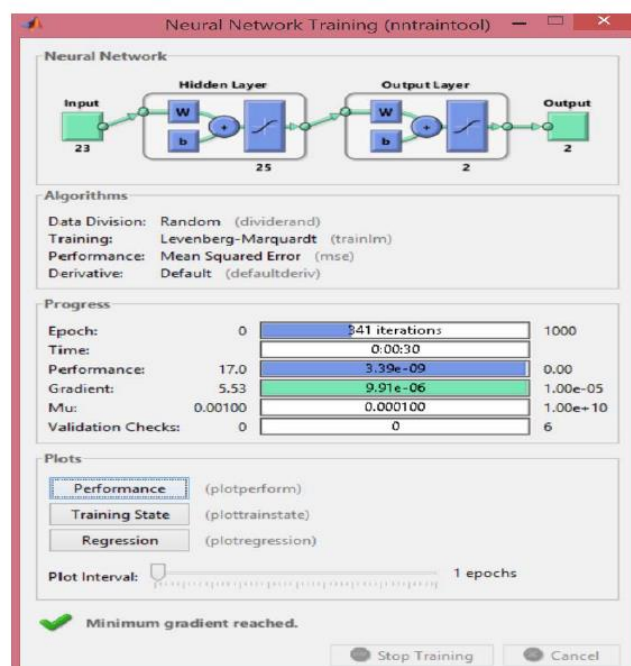


Σχήμα 4.18: «Γραφική απεικόνιση των δεδομένων εκπαίδευσης.» [46]

	Robots A			Robots B			Robots C		
	RSSI	Location		RSSI	Location		RSSI	Location	
R_1	0.45	2.5	4.5	0.50	1.5	4.5	0.36	3.5	1.5
R_2	0.61	4	0	0.50	3	0	0.40	5	-3
R_3	0.67	2.5	-4.5	0.50	1.5	-5	0.49	3.5	-7.5
R_4	0.47	-4.5	-4.5	0.50	-5.5	-5	0.60	-3.5	-7.5
R_5	0.33	-6	0	0.50	-7	0	0.57	-5	-3
R_6	0.30	-4.5	4.5	0.50	-5.5	4.5	0.48	-3.5	1.5
R_{out}	-	-1	0	-	-2	0	-	0	-3

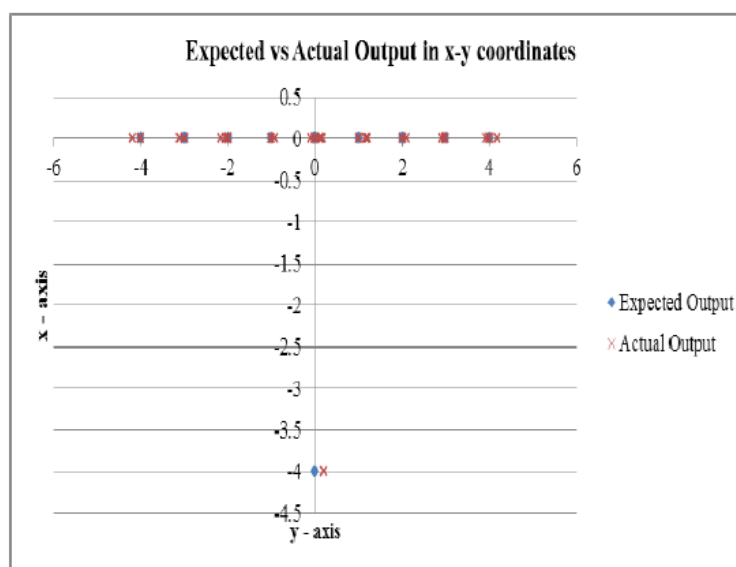
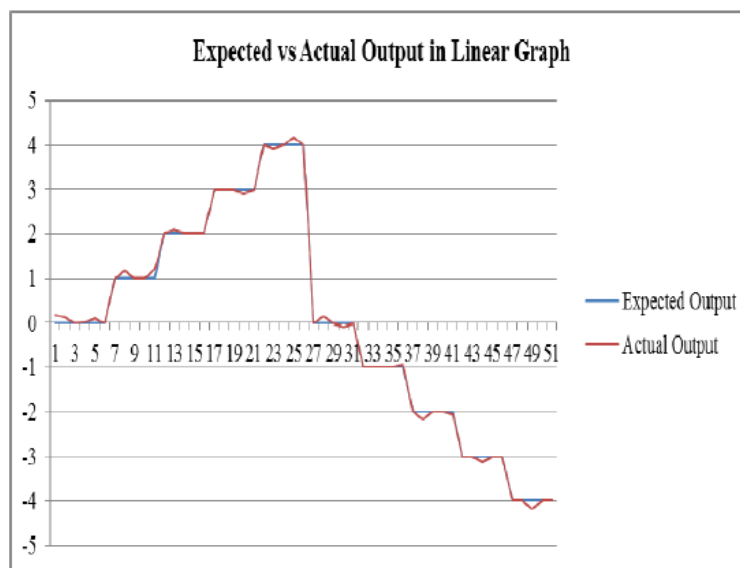
Σχήμα 4.19: «Ενδεικτικό δείγμα των δεδομένων δοκιμής-επαλήθευσης.» [46]

Το νευρωνικό δίκτυο, το οποίο αναπτύχθηκε στην *MATLAB*, χρησιμοποιεί 23 πίνακες εισόδου (δηλαδή 23 νευρώνες εισόδου), 25 νευρώνες σε ένα κρυφό ενδιάμεσο επίπεδο, και τέλος 2 μοναδιαίες εξόδους. Στους πίνακες εισόδου, εμπεριέχονται οι τιμές *RSSI* των γειτονικών στο εξεταζόμενο ρομπότ R_i , και οι έξοδοι είναι αντίστοιχα οι καινούριες του συντεταγμένες. Για την εκπαίδευση του δικτύου, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση *NNTOOL*, η οποία με τη σειρά της χρησιμοποιεί την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης. Ως συνάρτηση μεταφοράς, επιλέχθηκε η συνάρτηση *TANSIG*. Στο σχήμα 4.20, απεικονίζεται στο λογισμικό της *MATLAB*, το δίκτυο έπειτα από την εκπαίδευση.



Σχήμα 4.20: «Η μορφολογία και οι ιδιότητες του δικτύου μετά την εκπαίδευση.» [46]

Η εφαρμογή αυτή, εκ του αποτελέσματος κρίνεται επιτυχημένη. Η αναμένουσα έξοδος έχει απειροελάχιστη απόκλιση από την αντίστοιχη πραγματική, κάτι που απεικονίζεται στα σχήματα 4.21 και 4.22, όπου στο δεύτερο μάλιστα οι έξοδοι αποτυπώνονται στο σύστημα αξόνων x-y. Εν κατακλείδι, η παρούσα εφαρμογή, δίχως να εντρυφά ιδιαίτερα σε τομείς όπως η λειτουργία των αισθητήρων και η ασύρματη επικοινωνία, ή στις γενικές αρχές της ρομποτικής, καταφέρνει χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα και γενικότερα τον Νευρωνικό έλεγχο με δεδομένα, να καταλήξει σε μια δομημένη λύση σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, αυτό της επικοινωνίας των ρομπότ σμήνους σε υποβρύχιες συνθήκες. Το σημείο κλειδί, είναι η απαραίτητη ύπαρξη πληθώρας δεδομένων, τα οποία είναι καθοριστικά για να οδηγηθούν οι συγγραφείς στην επίλυση. Για άλλη μια φορά, αναδεικνύεται το τεράστιο εύρος εφαρμογών, στις οποίες βρίσκουν χρήση τα νευρωνικά δίκτυα, και μέσω των οποίων, αντιμετωπίζονται και επιλύονται πολλά σύγχρονα προβλήματα ελέγχου ή μη [46].



Σχήμα 4.21 & 4.22: «Παρουσίαση αποτελεσμάτων.» [46]

4.5 Περιγραφή ρομποτικού ελέγχου για αποφυγή εμποδίων

4.5.1 Περιγραφή προβλήματος

Παραμένοντας στον τομέα της ρομποτικής, αλλά ειδικεύοντας την ανάλυση αυτή τη φορά σε μια μελέτη μικρότερης κλίμακας, η επόμενη εφαρμογή που θα παρουσιαστεί συντάχθηκε από τους *Victor Andreev* και *Victoria Tarasova*, το 2019 και αφορά τον έλεγχο της ρομποτικής κίνησης ενός οχήματος, με σκοπό την αποφυγή εμποδίων που ενδέχεται να παρουσιαστούν και να εμφανιστούν μπροστά του, καθώς πορεύεται. Το ρομποτικό όχημα, είναι εξοπλισμένο με αισθητήρες υπερήχων, και ο έλεγχος θα πραγματοποιείται σε έναν μικρο-ελεγκτή *Arduino UNO* (σχήμα 4.23), ο οποίος θα είναι υπεύθυνος για την κίνηση του. Ο Νευρωνικός έλεγχος θα τελείται από το νευρωνικό δίκτυο, το οποίο θα δέχεται δεδομένα από τους αισθητήρες, και θα εξάγει τις κατάλληλες εξόδους στον ελεγκτή, για την διόρθωση της πορείας του οχήματος. Ο σκοπός της εφαρμογής είναι, να τεθεί το όχημα σε πλήρη αυτονομία, μέσω της διαδικασίας ελέγχου, σε οποιαδήποτε πορεία αυτό καλείται να ακολουθήσει.



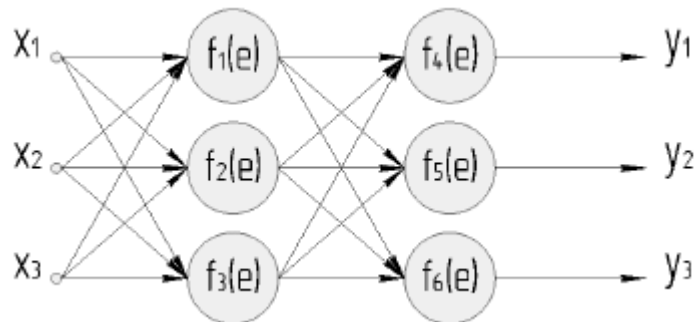
Σχήμα 4.23: «Ο μικρο-ελεγκτής Arduino.» [47]

4.5.2 Μεθοδολογία και αποτελέσματα

Η καινοτομία που εισάγει η παρούσα εφαρμογή, είναι ότι δεν υπάρχει μια κεντρική μονάδα ελέγχου, αλλά δύο, ένας μικρο-ελεγκτής υπεύθυνος για την εύρυθμη λειτουργία του νευρωνικού δικτύου, και ένας ο οποίος θα είναι υπεύθυνος για την λειτουργία της πλατφόρμας με τους ηλεκτρικούς κινητήρες (δηλαδή ουσιαστικά, την κίνηση του οχήματος). Αυτή η καινοτομία, μειώνει σημαντικά τον υπολογιστικό φόρτο, και αυξάνει εξίσου σημαντικά την ταχύτητα του ελέγχου. Τα δεδομένα εισόδου του δικτύου, είναι της μορφής (x_1, x_2, x_3) όπου αντίστοιχα x_1, x_2, x_3 είναι οι τιμές από τους τρεις αισθητήρες, που λαμβάνονται. Το σήμα εξόδου, το οποίο θα λάβει ως είσοδο ο δεύτερος ελεγκτής, είναι της

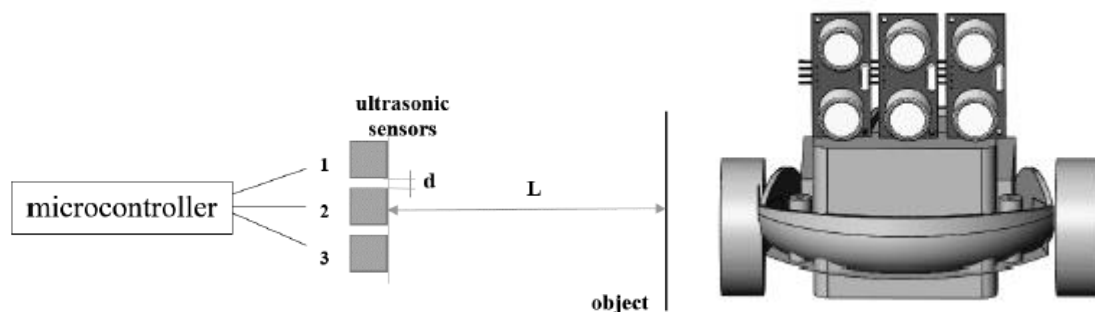
μορφής (y_1, y_2, y_3) , το οποίο εξαρτάται από τα δεδομένα του αισθητήρα, και μπορεί να πάρει τις εξής τιμές:

- $(1, 0, 0) \rightarrow$ Δεξιά στροφή.
- $(0, 1, 0) \rightarrow$ Ευθεία κίνηση.
- $(0, 0, 1) \rightarrow$ Αριστερή στροφή.



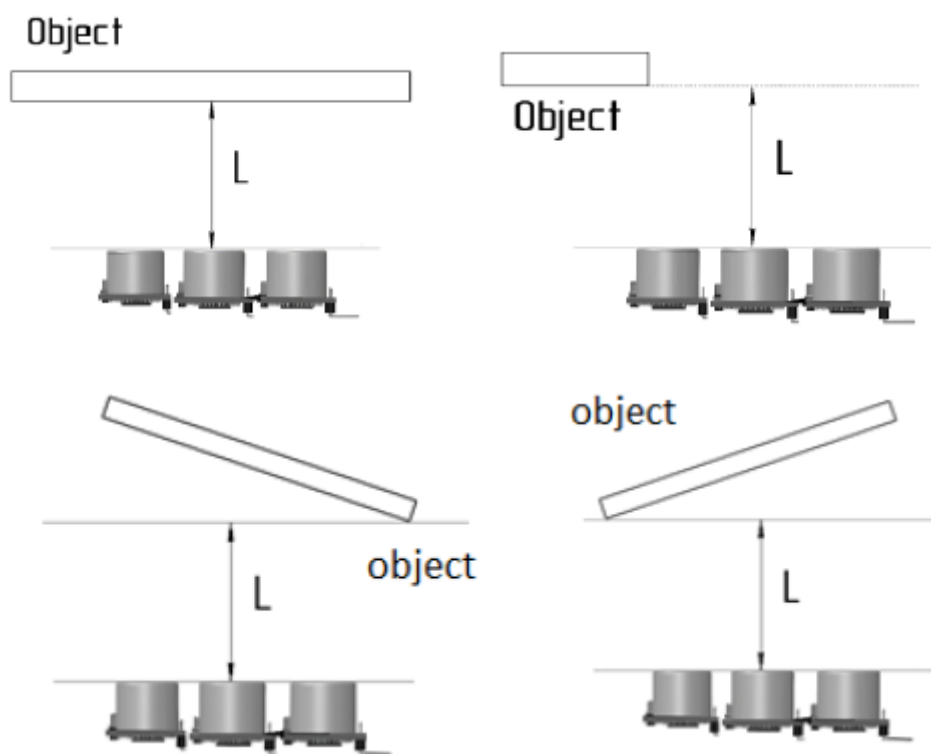
Σχήμα 4.24: «Η δομή του νευρωνικού δικτύου» [48]

Το δίκτυο εκπαιδεύτηκε με την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης. Ως συνάρτηση μεταφοράς, επιλέχθηκε η γνωστή σιγμοειδής συνάρτηση. Το δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα (εισόδου, ενδιάμεσο, εξόδου), με 3 νευρώνες το κάθε ένα. Η δομή του δικτύου, παρουσιάζεται στο σχήμα 4.24. Τα δεδομένα, προτού εισαχθούν στο δίκτυο, δεν κανονικοποιούνται, καθώς προέρχονται όλα από ιδίου τύπου αισθητήρες. Η συλλογή των δεδομένων, πραγματοποιήθηκε από τους συγγραφείς με ένα τεχνητό εμπόδιο, σε τυχαίες θέσεις, καταγράφοντας τις αποστάσεις του οχήματος από το εμπόδιο, και αναλύοντας παράλληλα την κίνηση που θα πρέπει να κάνει το όχημα, ώστε να το αποφύγει. Στα σχήματα 4.25 και 4.26, αποτυπώνεται η διαδικασία συλλογής των δεδομένων. Τα δεδομένα από τους αισθητήρες, συλλέγονται ανά περιόδους των 50 ms , έτσι ο έλεγχος διενεργείται συνεχώς και το όχημα εντοπίζει ακατάπαυστα πιθανά εμπόδια.



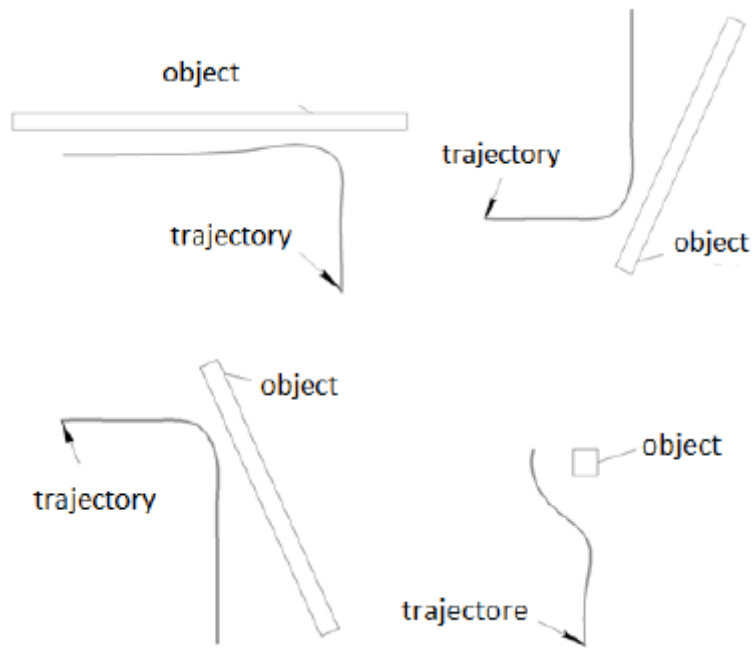
Σχήμα 4.25 & 4.26: «Η συλλογή των δεδομένων και η μορφολογία των αισθητήρων.» [48]

Ενδεικτικά παραδείγματα της διαδικασίας λήψης των απαραίτητων δεδομένων του προβλήματος, απεικονίζονται στα σχήματα 4.27, 4.28, 4.29, και 4.30. Σε κάθε περίπτωση από τις παραπάνω, το όχημα τοποθετείται σε απόσταση L από το τεχνητό εμπόδιο. Η απόσταση αυτή, αλλάζει μέσα σε ένα συγκεκριμένο εύρος, με συγκεκριμένο βήμα κάθε φορά. Για κάθε L , μέσα σε αυτό το εύρος, λαμβάνονται 50 μετρήσεις από τους αισθητήρες. Σε αυτές τις περιπτώσεις, το όχημα πρέπει να κάνει συγκεκριμένη κίνηση, όπως να στρίψει δεξιά, ή να συνεχίσει την ευθεία πορεία. Για παράδειγμα, στο σχήμα 4.27, λαμβάνονται 50 μετρήσεις για κάθε απόσταση ανάμεσα στο εύρος $[10, 18 \text{ cm}]$, η οποία αλλάζει με βήμα 4 cm τη φορά. Στις τιμές που θα λαμβάνει ο αισθητήρας σε αυτές τις περιπτώσεις, το όχημα θα πρέπει να στρίψει δεξιά. Επίσης, λαμβάνονται 50 μετρήσεις απόστασης στο εύρος $[20, 145 \text{ cm}]$ με βήμα 25 cm , και σε αυτές τις τιμές του αισθητήρα το όχημα θα πρέπει να συνεχίσει ευθεία.



Σχήμα 4.27, 4.28, 4.29 & 4.30: «Διαδικασία λήψης δεδομένων του προβλήματος.»[48]

Τα αποτελέσματα της εφαρμογής απεικονίζονται στα σχήματα 4.27, 4.28, 4.29, και 4.30. Εκεί γίνεται φανερό ότι σε κάποιες περιπτώσεις, όπως στο σχήμα 4.27, το όχημα πήγε πολύ κοντά στο εμπόδιο, προτού στρίψει και αλλάξει πορεία. Επίσης, στα σχήματα 4.28 και 4.29, υπάρχει η πιθανότητα εσφαλμένης στροφής του οχήματος, αναλόγως με το ποια είναι η επιθυμητή του πορεία. Πιθανή απόκλιση από την πρόβουσα πορεία όμως, διορθώνεται πολύ εύκολα με αλλαγή των δεδομένων εκπαίδευσης. Επί του παρόντος, τα δεδομένα είναι η αρχή και το τέλος του προβλήματος, και αυτά καθορίζουν την εύρυθμη ή όχι λειτουργία του δικτύου, αλλά και του οχήματος γενικότερα.



Σχήμα 4.31, 4.32, 4.33 & 4.34: «Δοκιμές του ελεγκτή.»[48]

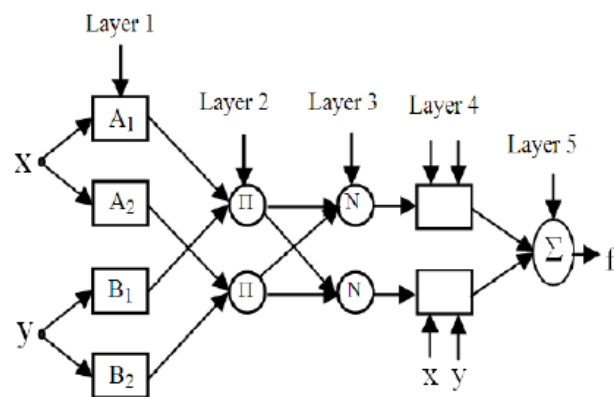
Συμπερασματικά, η εφαρμογή που αναλύθηκε, παρ'όλο που δεν καινοτομεί όσον αφορά το θέμα με το οποίο καταπιάνεται, δηλαδή την ρομποτική κίνηση εν μέσω εμποδίων, καταφέρνει να δώσει μια νέα πνοή στο γενικότερο πρόβλημα, με την πρωτοποριακή και έξυπνη χρήση των νευρωνικών δικτύων, και πιο συγκεκριμένα τον διαχωρισμό της διαδικασίας ελέγχου σε δύο κεντρικές μονάδες. Έτσι, μειώνεται αισθητά ο υπολογιστικός κόπος, ενώ παράλληλα ανοίγονται νέοι ορίζοντες, για την επίλυση περιπλοκότερων προβλημάτων, έχοντας ως βάση αυτό το πρότυπο ελέγχου [48].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Κεφάλαιο 5: Σύγχρονες εφαρμογές του Νευρο-Ασαφούς Ελέγχου με χρήση δεδομένων, μετρήσεων και καταγραφών

5.1 Εισαγωγή

Στα δύο προηγούμενα κεφάλαια, κατέστη εξαιρετικά σαφές, η τεράστια χρησιμότητα και λειτουργικότητα του Ασαφούς αλλά και του Νευρωνικού ελέγχου, υπό την σκοπιά της ανάλυσης εφαρμογών ποικίλου χαρακτήρα. Παρά την διαφορετικότητα αναμεταξύ τους, οι εφαρμογές αυτές αποτύπωσαν την σημασία των δύο αυτών μεθόδων ελέγχων με δεδομένα και μετρήσεις. Το ερώτημα που προκύπτει, είναι το κατά πόσο αυτές οι δύο μέθοδοι, μπορούν να λειτουργήσουν συνδυαστικά και συνεργατικά. Η φύση των νευρωνικών δικτύων, επιτρέπει την προσαρμογή τους, αλλά και τη χρήση τους σε συνδυασμό με άλλες υπολογιστικές μεθόδους ελέγχου ή μη. Η χρήση της δομής των δικτύων, και ως επί το πλείστον της ικανότητας εκπαίδευσής τους, με άλλες μεθόδους επίλυσης προβλημάτων, ανοίγει νέους ορίζοντες και μεταβάλλει άρδην προς το καλύτερο το τοπίο του ελέγχου. Μέσω της συγχώνευσης αυτής, προκύπτουν οι λεγόμενοι νευρο-ασαφείς ελεγκτές. Ο πιο δημοφιλής εξ' αυτών, είναι ο ελεγκτής *ANFIS*, το λεγόμενο προσαρμοστικό νευρο-ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπερασμού (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*).



Σχήμα 5.1: «Ένας τυπικός ελεγκτής τύπου ANFIS.» [49]

Αυτό το σύστημα ελέγχου, συνδυάζει τις δυνατότητες μάθησης των νευρωνικών δικτύων, με την ικανότητα εξαγωγής λογικού συμπεράσματος του Ασαφούς ελέγχου. Ουσιαστικά, μαθαίνει την συμπεριφορά ενός Ασαφούς συστήματος εξαγωγής συμπεράσματος (*Fuzzy Inference System – FIS*), και μέσω αυτής της γνώσης, προσαρμόζει και μεταβάλλει αναλόγως, τις παραμέτρους του συστήματος αυτού.[50] Το Ασαφές σύστημα συμπερασμού

που χρησιμοποιεί το *ANFIS*, είναι το μοντέλο *Sugeno*, που έχει αναφερθεί στο 2^ο Κεφάλαιο. Υπενθυμίζεται, ότι το μοντέλο αυτό, εξάγει μη ασαφείς (*crisp*) τιμές καθώς τα δεύτερα σκέλη των Ασαφών κανόνων είναι εξισώσεις, και όχι Ασαφή σύνολα. Για παράδειγμα, ένας τυπικός κανόνας τύπου *Sugeno* είναι:

ΕΑΝ x είναι «Υψηλό» ΚΑΙ y είναι «Χαμηλό», ΤΟΤΕ $f_1 = 3 * x + 2 * y$

Η συνολική έξοδος του μοντέλου *Sugeno*, είναι ο σταθμισμένος μέσος όλων των εξόδων των κανόνων, πολλαπλασιασμένων με τα βάρη των κανόνων αυτών. Κλείνοντας την σύντομη αυτή παρένθεση, στο σχήμα 5.1, απεικονίζεται η δομή ενός τυπικού συστήματος *ANFIS*. Όπως γίνεται φανερό, έχει αφομοιωθεί πλήρως η δομή των νευρωνικών δικτύων, και πιο συγκεκριμένα η χρήση νευρώνων-κόμβων, αλλά και ο διαχωρισμός τους σε επίπεδα.

Το *ANFIS*, αποτελείται από 5 επίπεδα νευρώνων. Εμπεριέχονται δύο είδη νευρώνων, οι προσαρμοστικοί (*adaptive*), και οι σταθεροί (*fixed*) νευρώνες. Στο πρώτο επίπεδο, οι συναρτήσεις των κόμβων, ουσιαστικά είναι οι συναρτήσεις συμμετοχών των Ασαφών συνόλων A , B και ούτω καθ'εξής, δηλαδή το κατά πόσο οι είσοδοι ικανοποιούν τα εκάστοτε σύνολα. Στο επόμενο επίπεδο, περιλαμβάνονται σταθεροί νευρώνες, των οποίων οι έξοδοι είναι τα γινόμενα όλων των εισερχομένων σε αυτούς σημάτων, ή αλλιώς οι βαθμοί ενεργοποίησης. Στο τρίτο επίπεδο, υπάρχουν σταθεροί επίσης νευρώνες τύπου N . Ο κάθε νευρώνας i στο επίπεδο αυτό, υπολογίζει το λόγο του βαθμού ενεργοποίησης του i -οστού κανόνα στο άθροισμα των βαθμών ενεργοποίησης όλων των κανόνων, δηλαδή τον κανονικοποιημένο βαθμό ενεργοποίησης. Στο επίπεδο που ακολουθεί, εμπεριέχονται προσαρμόσιμοι νευρώνες, των οποίων οι έξοδοι, είναι το γινόμενο των κανονικοποιημένων βαθμών ενεργοποίησης (από το προηγούμενο επίπεδο), με τις εκάστοτε εξισώσεις-εξόδους των κανόνων του τύπου *Sugeno*. Τέλος, το 5^ο επίπεδο, αποτελείται από έναν μοναδικό σταθερό νευρώνα, ο οποίος εξάγει το συνολικό άθροισμα όλων των εισερχομένων σε αυτόν σημάτων. Υπό μαθηματική σκοπιά, τα παραπάνω επίπεδα ερμηνεύονται ως εξής:

- Επίπεδο 1^ο : $O_{1,1} = \mu_{A_i}(x)$
 $O_{1,2} = \mu_{B_i}(y)$
 .
 .
- Επίπεδο 2^ο : $O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) \dots$
- Επίπεδο 3^ο : $O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + w_3 + \dots}$
- Επίπεδο 4^ο : $O_{4,i} = \bar{w}_i * f_i = \bar{w}_i * (p_i * x + q_i * y \dots)$
- Επίπεδο 5^ο : $O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i * f_i$

Οι παράμετροι του συστήματος *ANFIS* (τα βάρη, οι παράμετροι των εξισώσεων, οι συναρτήσεις συμμετοχής), προσδιορίζονται και επανεξετάζονται με την εκπαίδευση του δικτύου αυτού, μέσω της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων, ή της οπισθοδιάδοσης. Προτιμάται το μοντέλο *Sugeno* έναντι του μοντέλου *Mamdani* για το ασαφές σύστημα εξαγωγής συμπεράσματος, λόγω της υπολογιστικής φύσης του, και λόγω του ότι ταιριάζει περισσότερο με τις εξίσου υπολογιστικής φύσης ευκολίες που προσφέρει ένα νευρωνικό δίκτυο, και ο Νευρωνικός έλεγχος γενικότερα. Στην συνέχεια, θα παρουσιαστούν ενδεικτικές εφαρμογές της θεωρίας αυτής, στην πράξη [51].

5.2 Μελέτη αυτόνομης κίνησης ρομποτικού οχήματος

5.2.1 Περιγραφή του προβλήματος.

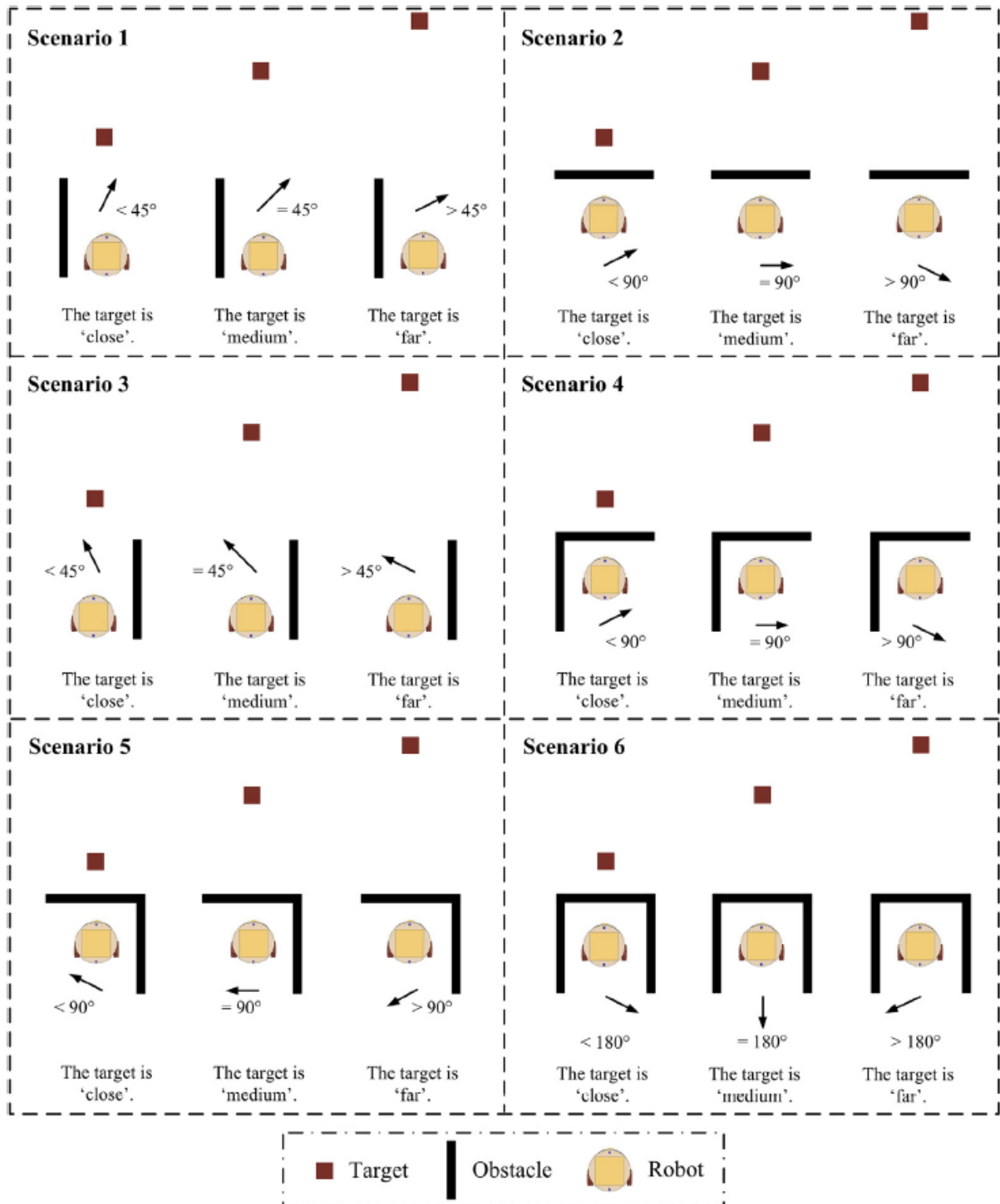
Στην τελευταία κατά σειρά εφαρμογή που αναλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, παρουσιάστηκε μια περίπτωση ρομποτικού ελέγχου, για τη διόρθωση της πορείας ενός οχήματος, μέσω της αποφυγής προκύπτοντων εμποδίων στην πορεία του. Η εφαρμογή που θα παρουσιαστεί στην συνέχεια, η οποία συντάχθηκε από τους *Mohammad Samadi Gharajeh, Hossein B. Jond* τον Φεβρουάριο του 2021, καταπιάνεται με το ίδιο θέμα, και μπορεί κάποιος να πει ότι είναι μια βελτιωμένη εκδοχή της προαναφερθείσας εφαρμογής. Ο έλεγχος τελείται μέσω τριών αισθητήρων υπερήχων, οι οποίοι καταμετρούν την απόσταση του οχήματος από το εκάστοτε εμπόδιο, και στη συνέχεια την τροφοδοτούν στον ελεγκτή *ANFIS*, ο οποίος υπολογίζει την κατάλληλη γωνία διεύθυνσης πορείας του ρομποτικού οχήματος.

Εάν εντοπιστεί εμπόδιο στο εύρος κίνησης του οχήματος, τότε ο ελεγκτής *ANFIS* αναλαμβάνει τον έλεγχο της πορείας του, με σκοπό την αποφυγή της σύγκρουσης. Οι αισθητήρες, καταμετρούν την εξ' αριστερών, εκ δεξιών, και μπροστινή απόσταση του οχήματος από το εμπόδιο, καθώς και τη σχετική απόσταση του οχήματος από τον προορισμό του, με σκοπό να υπολογιστεί η κατάλληλη γωνία διεύθυνσης πορείας. Όπως έγινε φανερό στην αντίστοιχη εφαρμογή που χρησιμοποίησε τον «απλό» Νευρωνικό έλεγχο για την αποφυγή των εμποδίων, υπήρχαν περιθώρια βελτίωσης της, και αύξησης της ακρίβειας και της αποτελεσματικότητας της. Με τη χρήση του ελεγκτή *ANFIS*, η εφαρμογή αυτή βελτιστοποιείται, καθώς εξαιτίας της συνδυαστικής χρήσης της Ασαφούς λογικής, το πρόβλημα γίνεται ευκολότερο και πιο προσβάσιμο, ενώ μεγαλώνει σημαντικά και το εύρος των δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν.

5.2.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα.

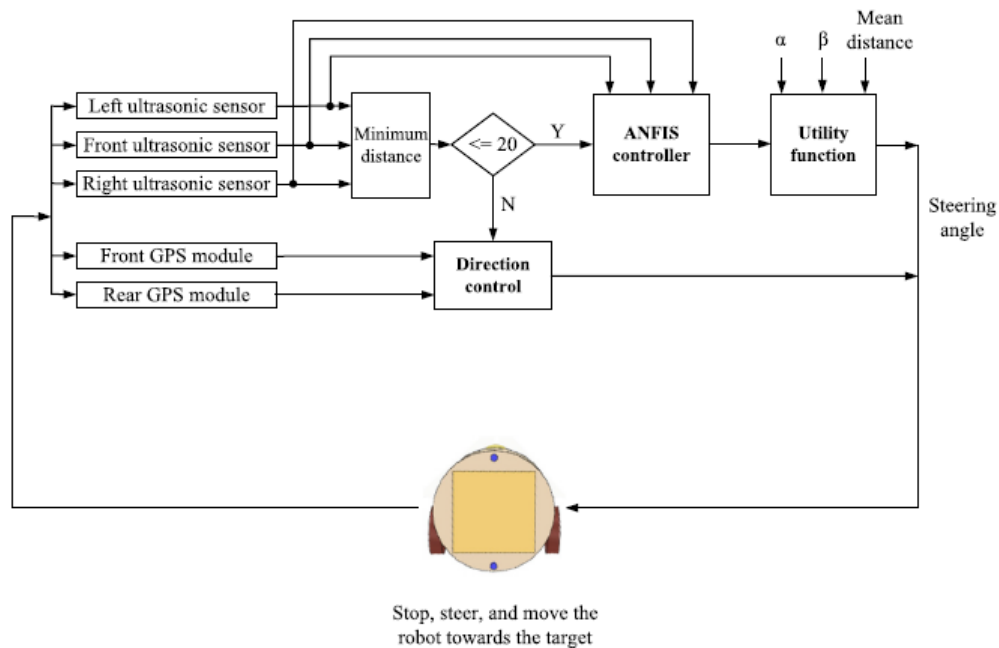
Ως βάση της επίλυσης του προβλήματος, δημιουργήθηκαν 6 περιπτώσεις-σενάρια καταστάσεων, ως προσομοιώσεις πιθανής συνάντησης του οχήματος με εμπόδιο. Το σταθερό εμπόδιο, μπορεί να είναι αριστερά, δεξιά, ή εμπρός του οχήματος. Ο προορισμός

που έχει τεθεί, μπορεί να είναι είτε «Κοντά», είτε σε «Μέση Απόσταση», είτε «Μακριά». Το όχημα, θα συμπεριφερθεί αναλόγως την κατάσταση στην οποία βρίσκεται, με βάση τις 6 αυτές περιπτώσεις. Για παράδειγμα, αν μόνο ο αριστερός αισθητήρας εντοπίσει ένα εμπόδιο, και ο προορισμός του οχήματος είναι σε «Μέση απόσταση», τότε σύμφωνα με την πρώτη περίπτωση στο σχήμα 5.2, το όχημα θα πραγματοποιήσει πορεία υπό γωνία 45° . Η γωνία πάντα ακολουθεί την φορά των δεικτών του ρολογιού.



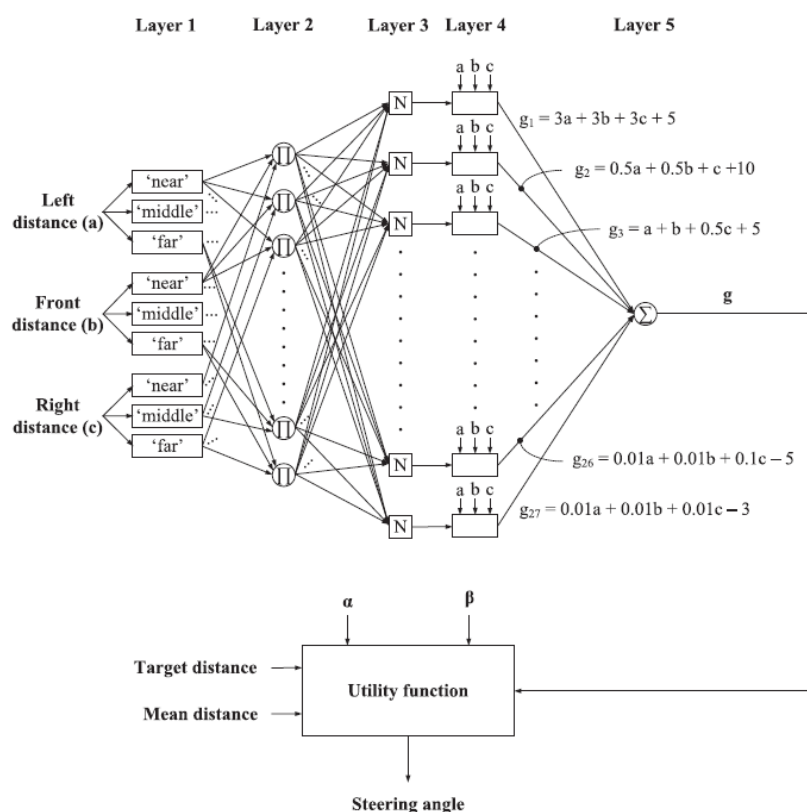
Σχήμα 5.2: «Οι 6 πιθανές καταστάσεις του προβλήματος.» [52]

Ο ελεγκτής *ANFIS* που θα χρησιμοποιηθεί, είναι μέρος ενός γενικότερου Αλγόριθμου κίνησης του οχήματος, και ουσιαστικά υπολογίζει μονάχα την γωνία πορείας του. Η σχετική κίνηση του οχήματος όσον αφορά τον προορισμό του, υπολογίζεται μέσω των γεωγραφικών συντεταγμένων του από ενσωματωμένο σύστημα *GPS*. Εάν $a = (R_x - T_x, R_y - T_y)$ και $\beta = (R_x - F_x, R_y - F_y)$, όπου (R_x, R_y) , (F_x, F_y) , (T_x, T_y) , είναι οι συντεταγμένες του πίσω συστήματος *GPS*, του μπροστινού συστήματος *GPS*, και του προορισμού αντίστοιχα, τότε η γωνία είναι ίση με $\delta = \cos^{-1}(\frac{a \cdot \beta}{|a||\beta|})$.

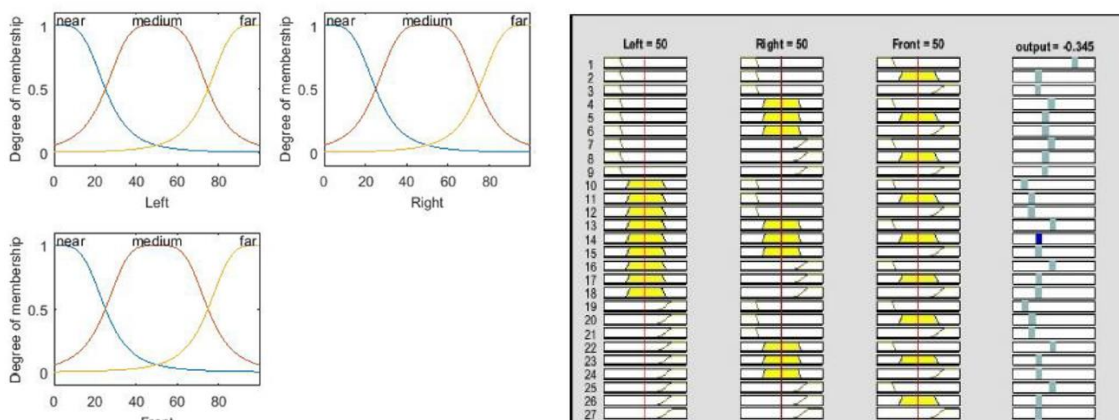


Σχήμα 5.3: «Το δομικό διάγραμμα του συστήματος ελέγχου του προβλήματος.» [52]

Όπως προαναφέρθηκε, η γωνία πορείας θα υπολογίζεται από τον ελεγκτή *ANFIS*. Πιο συγκεκριμένα, ο ελεγκτής θα δέχεται ως εισόδους τα a , b , c , δηλαδή τις τρεις αποστάσεις του οχήματος από το εμπόδιο, και θα παράγει μια έξοδο g . Η έξοδος αυτή, θα τροφοδοτείται σε μια ξεχωριστή συνάρτηση, η οποία θα προσαρμόζει την έξοδο βασιζόμενη στη θέση του προορισμού, ώστε να υπολογιστεί η τελική διεύθυνση της πορείας. Το δομικό διάγραμμα του γενικότερου συστήματος ελέγχου του προβλήματος, αποτυπώνεται στο σχήμα 5.3. Η δομή του ελεγκτή, απεικονίζεται στο σχήμα 5.4. Το πεδίο τιμών, των Ασαφών Συνόλων «Κοντά», «Μέση Απόσταση», και «Μακριά», είναι το $[0, 25, 50, 75, 100] \text{ cm}$. Οι συναρτήσεις συμμετοχής τους, διαμορφώθηκαν με βάση την καμπανοειδή συνάρτηση. Αυτές φαίνονται στο σχήμα 5.5. Όπως φαίνεται και από το διάγραμμα του ελεγκτή, διαμορφώθηκαν 27 Ασαφείς κανόνες, για την τέλεση της διαδικασίας. Οι κανόνες αυτοί στο λογισμικό της MATLAB, παρουσιάζονται στο σχήμα 5.6. Η εκπαίδευση του ελεγκτή έγινε σε δύο σκέλη. Οι παράμετροι των δευτέρων σκελών των κανόνων *Sugeno*, υπολογίστηκαν με βάση την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, ενώ στη συνέχεια με την μέθοδο της καθόδου με κλίση, υπολογίστηκαν οι παράμετροι των συναρτήσεων συμμετοχής. Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση, δημιουργήθηκαν με βάση τις περιπτώσεις του σχήματος 5.2, μέσω κώδικα στην γλώσσα προγραμματισμού *C++*.



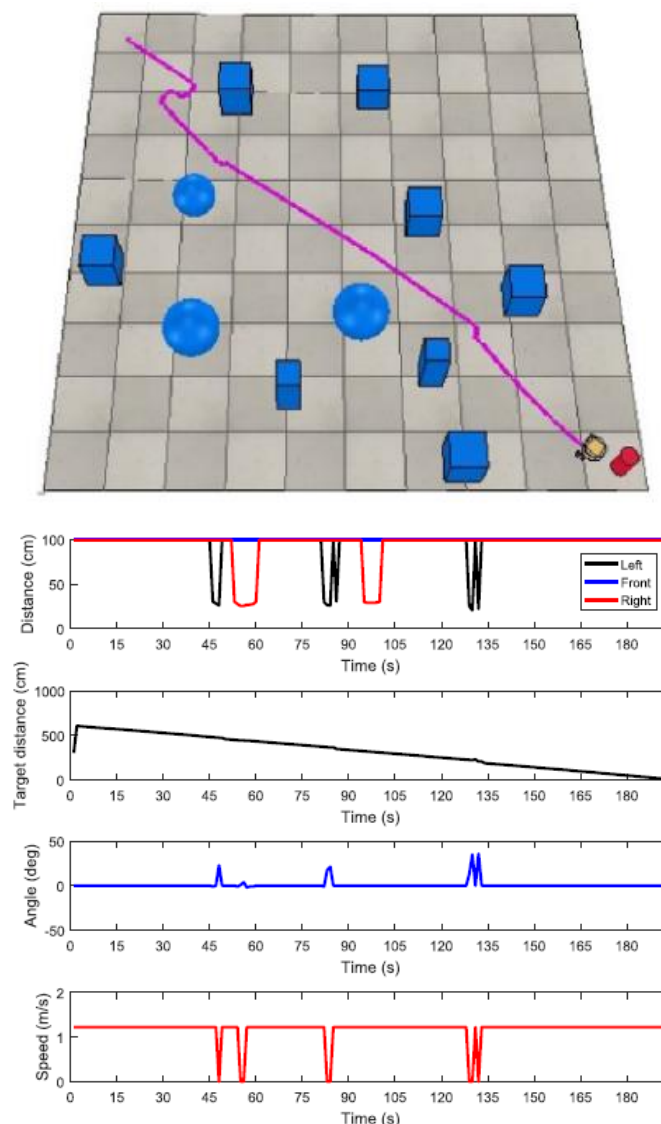
Σχήμα 5.4: «Το δομικό διάγραμμα του ελεγκτή.» [52]



Σχήμα 5.5 & 5.6: «Οι συναρτήσεις συμμετοχής και οι ασαφείς κανόνες στη MATLAB.» [52]

Το πρόβλημα προσομοιώθηκε στο πρόγραμμα *V-REP*, με όχημα που περιείχε δύο τροχούς όπισθεν του, έναν τροχό μπροστά, και δύο συστήματα *GPS*. Τα αποτελέσματα της εφαρμογής, είναι εξαιρετικά, όπως φαίνονται και στα σχήματα 5.7 και 5.8. Πιο συγκεκριμένα, στο σχήμα 5.7, φαίνεται ένα δείγμα της διαδικασίας προσομοίωσης, όπου ο προορισμός του οχήματος είναι «Μακριά», στον οποίο έφτασε συναντώντας διάφορα εμπόδια. Στο σχήμα 5.8, βλέπουμε την ομαλή και αναμενόμενη αλλαγή των διαφόρων παραμέτρων του προβλήματος. Οι διάφορες αποστάσεις στα εμπόδια που συναντά το

όχημα, μειώνονται άμεσα, η απόσταση του από τον προορισμό ελαχιστοποιείται σχεδόν γραμμικά, ενώ η γωνία διεύθυνσης και η ταχύτητα προσαρμόζονται και διορθώνονται συχνά, χωρίς όμως να υπάρχει συνεχής εναλλαγή τους. Η εφαρμογή κατόπιν αποτελέσματος κρίνεται άκρως πετυχημένη, ενώ συγκεκριμένα φαίνεται και η άμεση βελτίωση των ήδη καλών αποτελεσμάτων της αντίστοιχης εφαρμογής που τελέστηκε με Νευρωνικό έλεγχο. Εκεί, σίγουρα η μεθοδολογία θα μπορούσε να βελτιωθεί χωρίς κάποια παρέμβαση, όμως η είσοδος της Ασαφούς λογικής σίγουρα προσφέρει μια διαφορετική σκοπιά στο πρόβλημα, κάνοντας το πιο προσβάσιμο, όσον αφορά τον ανθρώπινο παράγοντα. Η χρήση ελεγκτή *ANFIS*, αποδεδειγμένα και επί του παρόντος, βελτιστοποιεί γενικότερα τον έλεγχο με δεδομένα, όπως φάνηκε με τις δύο αυτές εφαρμογές που παρουσιάστηκαν [52].

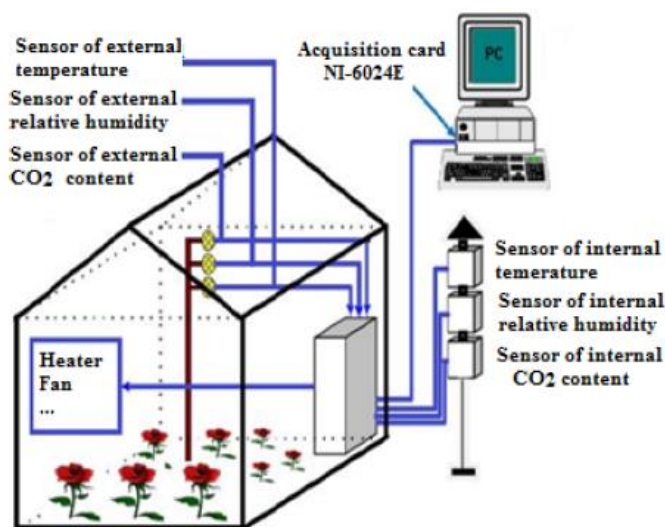


Σχήμα 5.7 & 5.8: «Η δοκιμαστική πορεία και τα αποτελέσματα της εφαρμογής.» [52]

5.3 Μελέτη ελέγχου του κλίματος σε εγκατάσταση θερμοκηπίου

5.3.1 Περιγραφή του προβλήματος

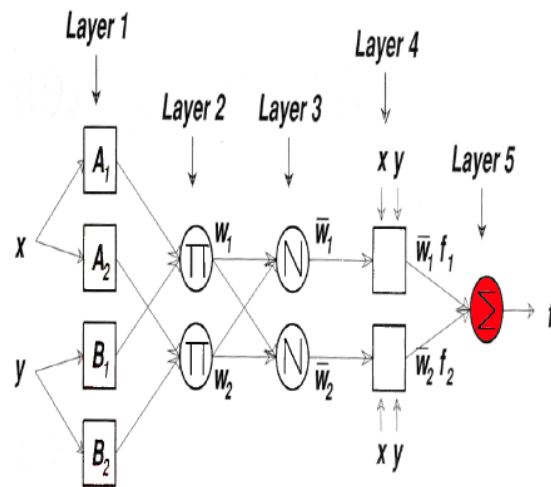
Η εφαρμογή που θα περιγραφεί στη συνέχεια, συντάχθηκε από τους *H. Oubehar, M.H. Archidi, A. Selmani, A. Lachhab, A. Ed-dahhak, B. Bouchikhi* το 2018, και αφορά τον έλεγχο των κλιματικών συνθηκών, σε ένα θερμοκήπιο. Πιο συγκεκριμένα, περιγράφεται ο σχεδιασμός ενός ελεγκτή *ANFIS*, ώστε να ελεγχθούν οι παράμετροι της θερμοκρασίας και της σχετικής υγρασίας, για την αποτελεσματική ανάπτυξη και ευμάρεια των καρπών που βρίσκονται σε αυτό. Οι εγκαταστάσεις θερμοκηπίων, ειδικά με την συνεχόμενη κλιματική αλλαγή στην οποία υποβάλλεται ο πλανήτης, έχουν γίνει εξαιρετικά χρήσιμες για την ανάπτυξη καρπών υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Ο έλεγχος μιας τέτοιας εγκατάστασης όμως, είναι εξαιρετικά δύσκολος καθώς η συμπεριφορά του συστήματος εξαρτάται από πολλές παραμέτρους, είτε από το εσωτερικό του, είτε από το εξωτερικό του περιβάλλον. Οι συμβατικές τεχνικές ελέγχου, δεν μπορούν να εφαρμοστούν στο παρόν πρόβλημα, καθώς τούτο το σύστημα χαρακτηρίζεται από υψηλές μη γραμμικότητες, δυναμικές συμπεριφορές, και επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από τις εξωτερικές κλιματικές παραμέτρους, όπως η εξωτερική θερμοκρασία και ο άνεμος.



Σχήμα 5.9: «Το δομικό διάγραμμα του θερμοκηπίου.» [53]

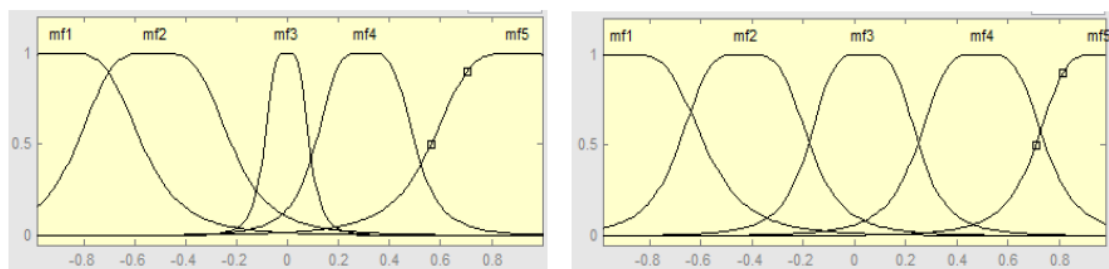
Το θερμοκήπιο που θα μελετηθεί, δημιουργήθηκε ηλεκτρονικά, και απεικονίζεται στο σχήμα 5.9. Οι κλιματικές παράμετροι, καταμετρούνται από διαφόρους αισθητήρες, εντός και εκτός της εγκατάστασης. Ο έλεγχος, διενεργείται από έναν προσωπικό υπολογιστή. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχει αισθητήρας μέτρησης εξωτερικής θερμοκρασίας, εξωτερικής σχετικής υγρασίας, μέτρησης της εξωτερικής ποσότητας του CO_2 , οι αντίστοιχοι εσωτερικοί αισθητήρες των παραπάνω, και τέλος ένα σύστημα θέρμανσης το οποίο θα μεταβάλλει τις εσωτερικές συνθήκες του θερμοκηπίου.

5.3.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα



Σχήμα 5.10: «Το δομικό διάγραμμα του ελεγκτή ANFIS» [53]

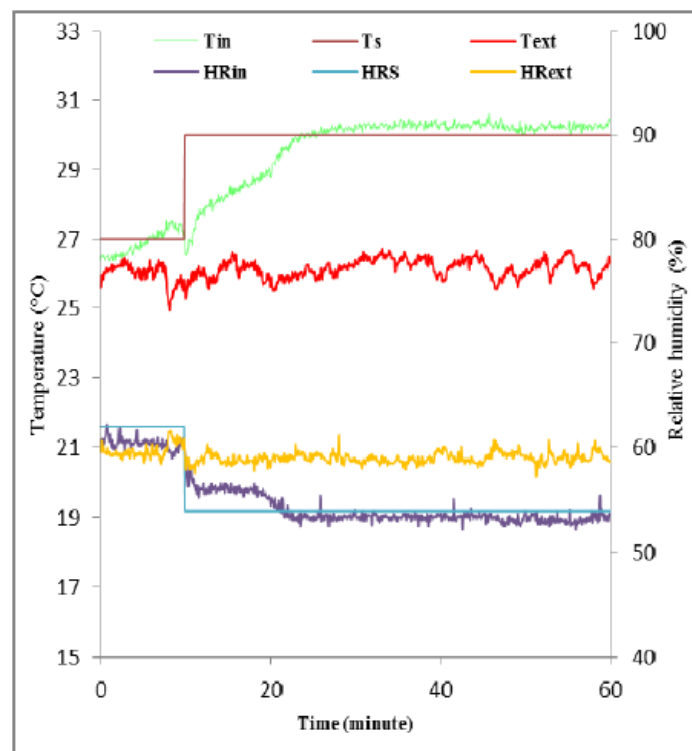
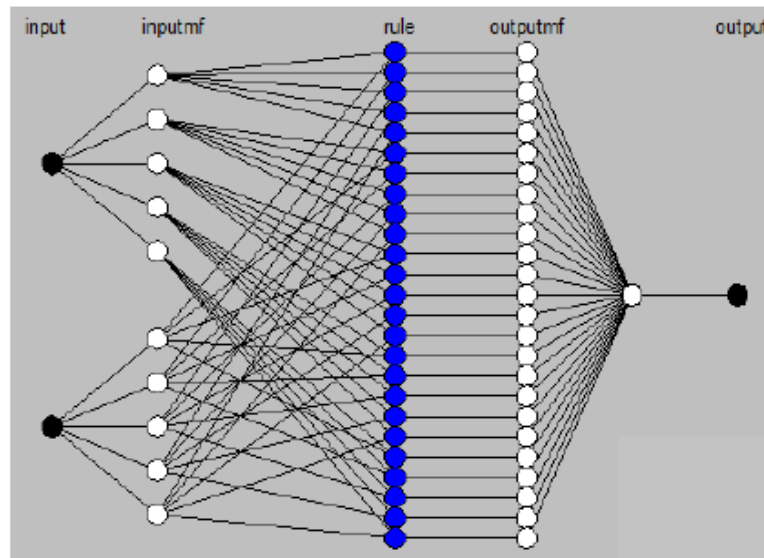
Η γενική δομή του ελεγκτή *ANFIS* που χρησιμοποιήθηκε στο πρόβλημα απεικονίζεται στο σχήμα 5.10. Στην αρχή αποκτούνται τα απαραίτητα δεδομένα του συστήματος, και έπειτα μετατρέπονται σε Ασαφή σύνολα μέσω των καταλλήλων συναρτήσεων συμμετοχής (σχήμα 5.11). Στην συγκεκριμένη περίπτωση, χρησιμοποιήθηκε η καμπανοειδούς τύπου συνάρτηση «*gbellmf*», στο λογισμικό της *MATLAB*. Στη συνέχεια, δημιουργείται το σύνολο των Ασαφών κανόνων, και το δίκτυο εκπαιδεύεται ώστε να επικαιροποιηθούν όλες οι παράμετροι, ενώ τέλος μέσω της αποασαφοποίησης εκμαιεύεται η αριθμητική τιμή και το αποτέλεσμα του ελέγχου. Το δομικό διάγραμμα του συστήματος ελέγχου παρουσιάζεται στο σχήμα 5.12. Ο ελεγκτής *ANFIS* χρησιμοποιείται για να διατηρείται η εσωτερική θερμοκρασία (T_{in}) και η εσωτερική σχετική υγρασία (RH_{in}), στις επιθυμητές τιμές αναφοράς T_s και RH_s αντίστοιχα. Αυτές μεταβάλλονται στην πράξη, από το σύστημα θέρμανσης του θερμοκηπίου, το οποίο περιέχει έναν ανεμιστήρα και ένα θερμαντικό σώμα.



Σχήμα 5.11: «Οι συναρτήσεις συμμετοχής των μεταβλητών εισόδου» [53]

Για την εκπαίδευση του δικτύου, χρησιμοποιήθηκε ένας υβριδικός αλγόριθμος, ο οποίος συνδύασε την μέθοδο της καθόδου με κλίση, και την αντίστοιχη των ελαχίστων τετραγώνων. Στα αποτελέσματα της εφαρμογής, που παρουσιάζονται στο σχήμα 5.13, παρατηρείται ότι η εσωτερική θερμοκρασία, ακολουθεί και προσεγγίζει άμεσα την επιθυμητή τιμή αναφοράς

της, ανεξαρτήτως της εξωτερικής θερμοκρασίας, γεγονός που αναδεικνύει την ενισχυμένη ευρωστία του συστήματος. Αντιστοίχως, το ίδιο ισχύει και για την εσωτερική υγρασία του θερμοκηπίου, η οποία προσεγγίζει άμεσα την επιθυμητή δίχως να επηρεάζεται από τον αντίστοιχο εξωτερικό δείκτη. Συμπερασματικά, παρά την δυσκολία του προβλήματος, αυτή η «απλή» σχετικά εφαρμογή, ανέδειξε την αποτελεσματικότητα του *ANFIS* ελεγκτή. Παρά την μικρή κλίμακα του προβλήματος, μέσω αυτής της εφαρμογής γίνεται έκδηλο ότι παρόμοιας μεθοδολογίας εφαρμογές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση αντίστοιχων, ακόμη πιο σύνθετων και μεγαλύτερης κλίμακας προβλημάτων, ίδιας φύσης [53].



Σχήμα 5.12&5.13: «Το δομικό διάγραμμα του ελεγκτή και τα αποτελέσματα της εφαρμογής.» [53]

5.4 Μελέτη ελέγχου της ζήτησης κατανάλωσης φυσικού αερίου

5.4.1 Περιγραφή του προβλήματος

Στην τρίτη κατά σειρά εφαρμογή που θα παρουσιαστεί σε αυτό το κεφάλαιο, η οποία συντάχθηκε από τους *Κωνσταντίνο Παπαγεωργίου, Ελπινίκη Παπαγεωργίου, Katarzyna Roczeta, Διονύσιο Μποχτή, και Γεώργιο Σταμούλη*, αναλύεται μια διαδικασία ελέγχου που έχει ως σκοπό την πρόβλεψη της ζήτησης της κατανάλωσης φυσικού αερίου, σε πόλεις της Ελλάδας, με βάση ιστορικά δεδομένα. Η δυνατότητα πρόβλεψης της ενεργειακής κατανάλωσης είναι μια άκρως σημαντική διαδικασία, άρρηκτα συνδεδεμένη με την οικονομία κάθε χώρας. Πιο συγκεκριμένα, επί του παρόντος, η αποτελεσματική πρόβλεψη της ζήτησης επιτρέπει τον σωστό σχεδιασμό και τη σωστή προετοιμασία για τον εφοδιασμό φυσικού αερίου, τη βελτιστοποίηση της χρήσης του, αλλά και γενικότερα τη σωστή κατάστρωση αποτελεσματικών στρατηγικών, στο πεδίο αυτό.



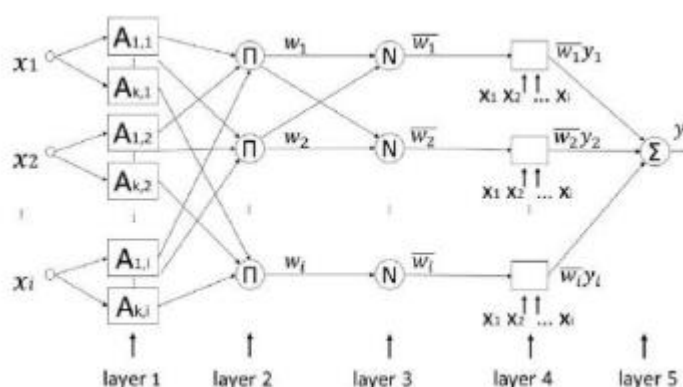
Σχήμα 5.14: «Δίκτυο διανομής φυσικού αερίου.» [54]

Συγκριτικά με άλλες πηγές ενέργειας, στο φυσικό αέριο παρατηρείται η μεγαλύτερη αύξηση της κατανάλωσης τα τελευταία χρόνια, εξαιτίας της δημοφιλίας του ως καθαρή πηγή ενέργειας, από περιβαλλοντικής άποψης. Καλύπτει το 1/5 της γενικότερης παγκόσμιας ενεργειακής ζήτησης, και χρησιμοποιείται άρδην σε τομείς όπως η βιομηχανική παραγωγή, η υγεία, η μεταφορά, αλλά και σε μικρότερης κλίμακας τομείς όπως στο πλαίσιο της οικιακής χρήσης. Έτσι, κρίνεται απαραίτητη η ανάγκη για εύρεση αποτελεσματικών μοντέλων πρόβλεψης της ζήτησης αυτού, ακόμη και σε ετήσια, μηνιαία, ή και καθημερινή βάση. Τα παραπάνω, βρίσκουν άμεση εφαρμογή και στην Ελλάδα, ειδικά τα τελευταία χρόνια. Συγκεκριμένα, κρίνεται άμεση η ανάγκη δυνατότητας πρόβλεψης της ζήτησης, ειδικότερα σε κατοικημένες περιοχές και σε περιπτώσεις υψηλής ζήτησης, στις οποίες το δίκτυο διανομής μπορεί να μην είναι αποτελεσματικό.

5.4.2 Μεθοδολογία και Αποτελέσματα

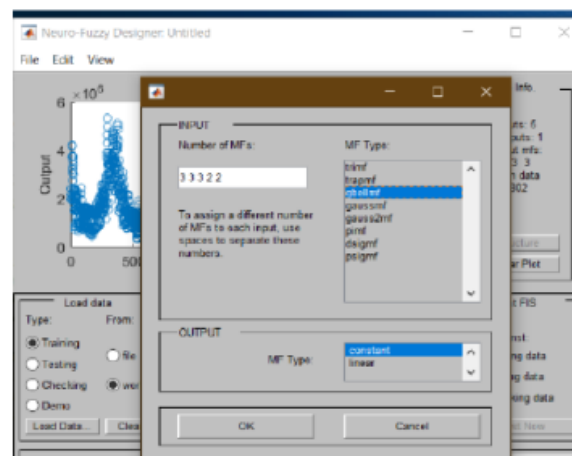
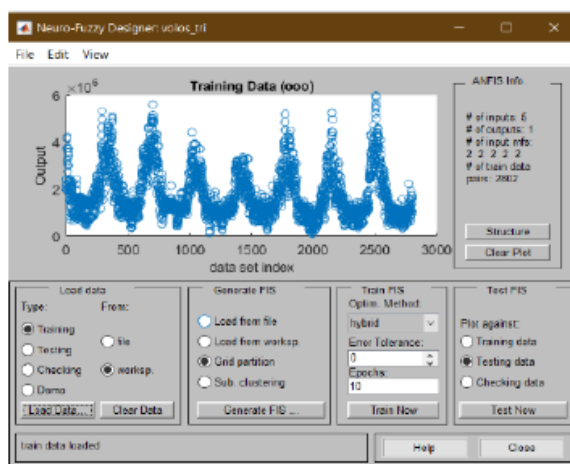
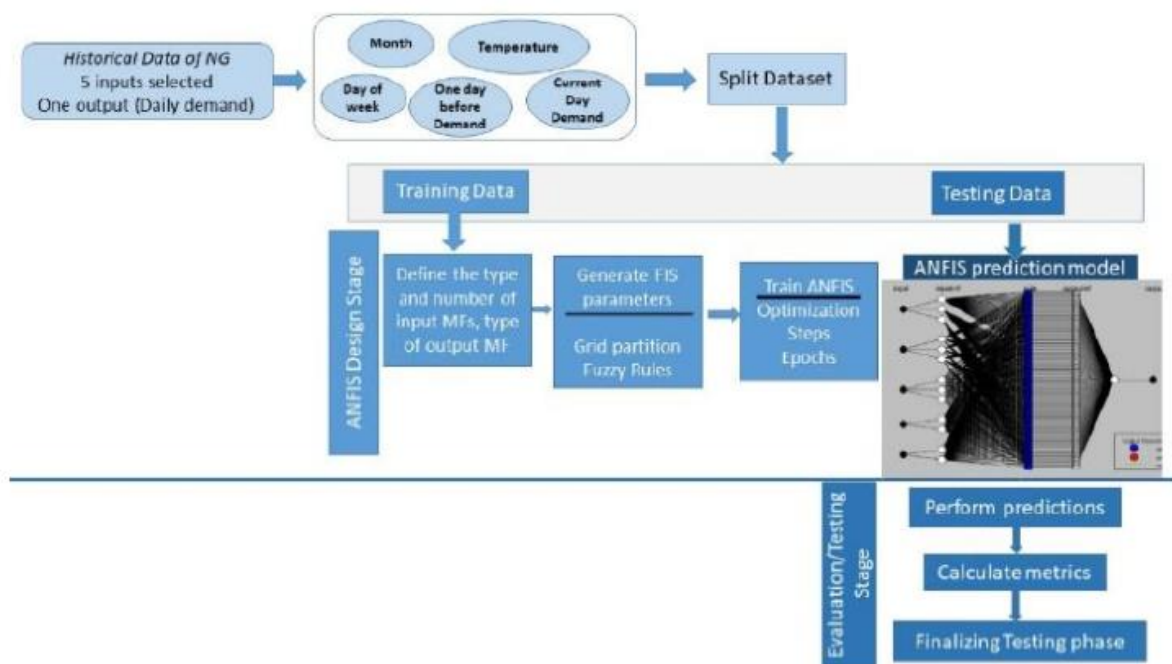
Τα δεδομένα του προβλήματος, αφορούν 10 μεγάλες Ελληνικές πόλεις (Αλεξανδρούπολη, Αθήνα, Δράμα, Καρδίτσα, Λάρισα, Μαρκόπουλο, Σέρρες, Θεσσαλονίκη, Τρίκαλα και Βόλο) και την ενεργειακή τους κατανάλωση σε φυσικό αέριο τα τελευταία 8 χρόνια. Το απαραίτητα αυτά δεδομένα, ελήφθησαν από τον Διαχειριστή Εθνικού Συστήματος Φυσικού Αερίου (ΔΕΣΦΑ). Τα δεδομένα αυτά, χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής, με τα δεδομένα δοκιμής να είναι ο τελευταίος χρόνος της κάθε πόλης, όσον αφορά τη ζήτηση. Μαζί με αυτά τα δεδομένα, συλλεχθήκαν και δεδομένα που αφορούν την ημερήσια θερμοκρασία της περιοχής σε βαθμούς Κελσίου, και δύο δείκτες μηνός και ημέρας. Έπειτα από επεξεργασία αλλά και κανονικοποίηση των απαραίτητων δεδομένων, οι μεταβλητές εισόδου που προέκυψαν με βάση τα δεδομένα αυτά, απεικονίζονται στο σχήμα 5.15. Ενδεικτικά, η δομή του ελεγκτή *ANFIS* που χρησιμοποιήθηκε φαίνεται στο σχήμα 5.16.

Type	Parameter	Unit
Input	Demand of a day before	MWh
Input	Current day demand	MWh
Input	Daily average temperature	Celsius degrees
Input	Month indicator	$K = 1/12, 2/12, \dots, 1$
Input	Day indicator	$l = 1/7, 2/7, \dots, 1$
Output	A day ahead NG demand	MWh



Σχήμα 5.15 & 5.16: «Οι μεταβλητές εισόδου και η δομή του ελεγκτή του προβλήματος.» [55]

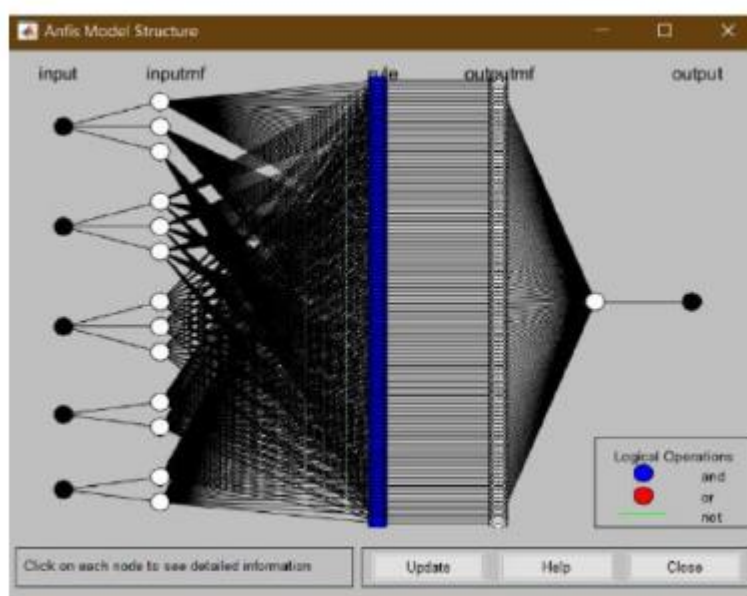
Για την ταξινόμηση των δεδομένων και την εύρεση των καταλλήλων συναρτήσεων συμμετοχής, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της Διχοτόμησης Πλέγματος. Στην παρούσα εφαρμογή, για την εύρεση του καταλληλότερου μοντέλου ελεγκτή *ANFIS*, έγιναν πολλές δοκιμές με διαφοροποιήσεις στον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχής, το είδος τους, το είδος της μεταβλητής εξόδου (σταθερή ή γραμμική συνάρτηση των εισόδων), την μέθοδο εκπαίδευσης, και τέλος τον αριθμό των δοκιμών του δικτύου (αριθμό των *epochs*). Τα παραπάνω, αποτυπώνονται σχηματικά στο 5.17. Οι δοκιμές και μεταβολές των παραπάνω παραμέτρων, απεικονίζονται στο λογισμικό της *MATLAB* στο σχήμα 5.18.



Σχήμα 5.17 & 5.18: «Η διαδικασία εύρεσης του καταλλήλου μοντέλου ελεγκτή.» [55]

Το δίκτυο *ANFIS* εκπαιδεύτηκε και εδώ με συνδυασμό των μεθόδων της οπισθοδιάδοσης (για τις συναρτήσεις συμμετοχής εισόδου), και των ελαχίστων τετραγώνων (για τις συναρτήσεις συμμετοχής εξόδου). Ένα μικρό δείγμα όλων των πραγματοποιηθέντων δοκιμών, φαίνεται στο σχήμα 5.19. Το τελικό δομικό διάγραμμα του ελεγκτή στο λογισμικό της *MATLAB*, παρουσιάζεται στο σχήμα 5.20. Εκεί φαίνεται και ο μεγάλος αριθμός των κόμβων-νευρώνων που περιέχει το σύστημα *ANFIS*.

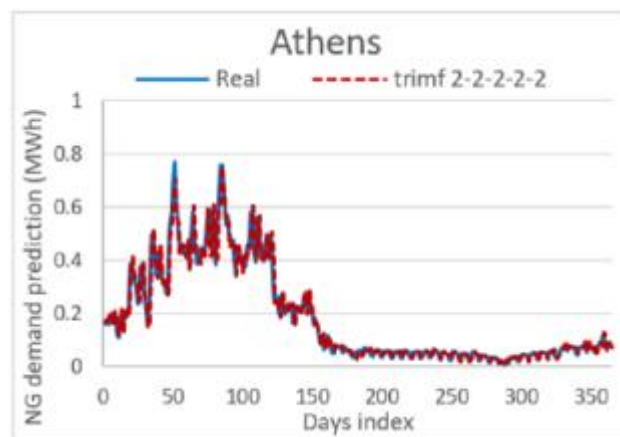
ANFIS Run	Type of Input MF	Number of MFs	Type of Output MF	Number of Epochs	Learning Method
1	trimf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
2	trapmf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
3	gbellmf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
4	Gaussmf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
5	Gauss2mf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
6	pimf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
7	dsigmf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
8	psigmf	2-2-2-2-2	Constant	10	Hybrid
9	trimf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
10	trapmf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
11	gbellmf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
12	Gaussmf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
13	Gauss2mf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
14	pimf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
15	dsigmf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
16	psigmf	2-2-3-3-3	Constant	10	Hybrid
17	trimf	3-3-3-2-2	Constant	10	Hybrid
18	trapmf	3-3-3-2-2	Constant	10	Hybrid
19	gbellmf	3-3-3-2-2	Constant	10	Hybrid
20	Gaussmf	3-3-3-2-2	Constant	10	Hybrid
21	trimf	3-3-3-3-3	Constant	10	hybrid
22	trimf	3-3-3-3-3	Constant	10	backpropa
23	trapmf	3-3-3-3-3	Constant	10	hybrid
24	trapmf	3-3-3-3-3	Constant	10	backpropa
25	gbellmf	3-3-3-3-3	Constant	10	hybrid



Σχήμα 5.19&5.20: «Δείγμα των πολλαπλών δοκιμών και η τελική μορφή του ελεγκτή.» [55]

Στη συνέχεια, ο ελεγκτής υποβλήθηκε σε δοκιμή με τα άγνωστα για αυτόν δεδομένα εκπαίδευσης, και η αποτελεσματικότητα του κρίθηκε με βάση 5 δείκτες σφαλμάτων, το τετραγωνικό σφάλμα (*MSE*), τη ρίζα τετραγωνικού σφάλματος (*RMSE*), το απόλυτο σφάλμα (*MAE*), το ποσοστό απόλυτου τετραγωνικού σφάλματος (*MAPE*), και τον συντελεστή προσδιορισμού (R^2). Τα καλύτερα αποτελέσματα, με βάση το μικρότερο *MAPE*, και έπειτα με βάση τα υπόλοιπα σφάλματα, παρουσιάζονται για κάθε πόλη, στο σχήμα 5.21. Με βάση τα αποτελέσματα αυτά, παρατηρείται ότι τα καλύτερα μοντέλα ελεγκτών *ANFIS*, προκύπτουν όταν χρησιμοποιούνται τριγωνοειδείς συναρτήσεις συμμετοχής, τρεις για κάθε μία από τις πρώτες τρεις μεταβλητές εισόδου, και δύο ή τρεις για κάθε μία από τις υπόλοιπες. Ενδεικτικά, για την πόλη της Αθήνας, στο σχήμα 5.22, παρουσιάζεται το γράφημα των δεδομένων δοκιμής, και των αντίστοιχων δοκιμαστικών αποτελεσμάτων του βέλτιστου ελεγκτή.

Title 1	Anfis Run	Type of Input MF	Number of MFs	Type of Output MF	Optimization	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R ²
Alexandroupoli	20	gaussmf	3-3-3-2-2	Constant	Hybrid	0.0023	0.0480	0.0341	10.1123	0.9659
Athens	17	trimf	3-3-3-2-2	Constant	Hybrid	0.0026	0.0511	0.0315	19.7972	0.9786
Drama	1	trimf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0026	0.0513	0.0361	6.2235	0.8975
Karditsa	1	trimf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0018	0.0421	0.0236	11.6196	0.9801
Larissa	20	gaussmf	3-3-3-2-2	Constant	Hybrid	0.0010	0.0314	0.0184	10.5236	0.9858
Markopoulo	1	trimf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0091	0.0956	0.0728	25.0887	0.6593
Serres	4	gaussmf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0008	0.0279	0.0185	11.2421	0.9831
Thessaloniki	20	gaussmf	3-3-3-2-2	Constant	Hybrid	0.0013	0.0363	0.0219	14.1944	0.9795
Trikala	4	gaussmf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0020	0.0450	0.0245	11.1412	0.9800
Volos	4	gaussmf	2-2-2-2-2	Constant	Hybrid	0.0021	0.0460	0.0314	13.1629	0.9563



Σχήμα 5.21&5.22: «Τα συνολικά αποτελέσματα και η δοκιμή του βέλτιστου ελεγκτή για την Αθήνα.» [55]

Συμπερασματικά, και αυτή η εφαρμογή κρίνεται άκρως επιτυχημένη και αποτελεσματική. Συγκεκριμένα, λόγω της δοκιμής πολλαπλών μοντέλων *ANFIS*, ήταν δυνατό να βρεθεί το βέλτιστο, και μάλιστα για κάθε πόλη ξεχωριστά, έχοντας έτσι εγγυημένα καλά αποτελέσματα, ενώ όλες οι επιλογές, από τον αριθμό των μεταβλητών, μέχρι τον αριθμό των συναρτήσεων συμμετοχών για κάθε μεταβλητή, έγιναν απόλυτα στοχευμένα και με πλήρη σαφήνεια. Για άλλη μια φορά, φάνηκε ότι με επαρκή δεδομένα, η μεθοδολογία *ANFIS* που συνδυάζει ιδανικά τον Νευρωνικό με τον Ασαφή έλεγχο, είναι ικανότατη στην πραγματοποίηση προβλέψεων και στον έλεγχο διαδικασιών, και ως άμεση απόρροια αυτών στην επίλυση δύσκολων και απαιτητικών σύγχρονων προβλημάτων [55].

Συμπεράσματα – Μελλοντικά Βήματα

Στο πρώτο κεφάλαιο της διπλωματικής εργασίας, αναλύθηκαν οι βασικές έννοιες του λεγόμενου Συμβατικού Ελέγχου, και πιο συγκεκριμένα του ελεγκτή *PID*. Γρήγορα όμως έγινε φανερό, η αδυναμία των μεθοδολογιών αυτής της κατηγορίας στο πεδίο Ελέγχου, να ανταπεξέλθει στις σύγχρονες απαιτήσεις και στα ολοένα και πιο περίπλοκα και σύνθετα προβλήματα που διέπουν τούτη την εποχή. Η αυξανόμενη δυσκολία επίλυσης των σύγχρονων προβλημάτων, η οποία οφείλεται στις υψηλές ελλείψεις γραμμικότητας, στην υψηλή δυναμικότητα των συστημάτων, αλλά και στην μεγάλη περιπλοκότητα των ίδιων των προβλημάτων των οποίων τα μοντέλα δεν είναι δυνατόν να εκμαιευτούν, καθιστά σε πολλές περιπτώσεις την συμβατική θεωρία Ελέγχου παρωχημένη και χωρίς κάποια ουσιαστική χρησιμότητα. Στο προσκήνιο εισέρχεται ο Ευφυής έλεγχος, του οποίου το εξέχον χαρακτηριστικό, ότι δηλαδή βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στα δεδομένα του προβλήματος όσον αφορά τους εξωτερικούς παράγοντες επίλυσης, είναι το σημείο κλειδί για την ανάπτυξη του γενικότερου πεδίου του Ελέγχου. Έτσι λοιπόν, στο τέλος του πρώτου κεφαλαίου, έγινε λόγος για τον Ευφυή Έλεγχο που βασίζεται σε δεδομένα και μετρήσεις, και γιατί αυτός είναι η επόμενη *state of the art* τεχνολογία, στο ευρύτερο χώρο του Ελέγχου.

Αυτή λοιπόν η κατηγορία Ελέγχου, ο Ευφυής, εκπροσωπείται κατά κύριο λόγο από δύο σχολές μεθοδολογιών: τον Ασαφή και τον Νευρωνικό Έλεγχο. Επιλέχθηκαν αυτές οι δύο τεχνικές προς ανάλυση, δηλαδή η Ασαφής Λογική και τα Νευρωνικά δίκτυα, καθώς είναι οι γνωστότερες, πιο διαδεδομένες, αλλά και οι πιο προσβάσιμες σε έναν αναγνώστη ο οποίος δεν είναι εξειδικευμένος με το αντικείμενο. Ξεκινώντας με την Ασαφή λογική, αναλύθηκαν εκτενώς αλλά περιεκτικά και συμπυκνωμένα, χωρίς περιττές πληροφορίες, όλες οι έννοιες που διέπουν τον Ασαφή έλεγχο, τα Ασαφή σύνολα, οι Ασαφείς ελεγκτές και τα Ασαφή συστήματα. Βάση δόθηκε στην πρακτικότητα της μεθόδου, και όχι τόσο στο μαθηματικό κομμάτι των υπολογισμών, για την αποφυγή της τριβής με δύσκολες και «προχωρημένες» μαθηματικές έννοιες. Το βασικότερο σημείο όμως, και αυτό που κάνει τον Ασαφή έλεγχο επί της ουσίας Ευφυή, είναι ο ρόλος που έχουν τα δεδομένα σε αυτόν. Τα δεδομένα, είναι το A και το Ω της μεθοδολογίας αυτής, καθώς με αυτά, δομούνται οι Ασαφείς Κανόνες, οι οποίοι είναι και η ραχοκοκαλιά της Ασαφούς τεχνολογίας. Τα συνεχή δεδομένα που δέχεται ο αντίστοιχος ελεγκτής, μέσω αισθητήρων ή μετρητικών οργάνων, του επιτρέπει όχι μόνο να διενεργήσει Ασαφή έλεγχο, αλλά να αναπροσαρμόζεται συνεχώς και να αυτοβελτιώνεται διαρκώς. Η Ασάφεια, παρά την αρνητική αίσθηση που αφήνει ως λέξη, ως έννοια κρύβει μια ιδιαίτερως απρόσμενη ακρίβεια, καθώς μπορεί επιτυχημένα, με επάρκεια δεδομένων, να επιλύσει περίπλοκα προβλήματα τα οποία διέπονται από μεγάλη δυναμικότητα και ύπαρξη μη γραμμικότητας. Σε συνδυασμό με τον μείζονα ρόλο των δεδομένων, σημαντικότερο ρόλο στον Ασαφή έλεγχο παίζει και το γεγονός ότι οι περισσότερες ενέργειες του ανθρώπινου χειριστή γίνονται μέσω γλωσσικών φράσεων και περιγραφών. Έτσι, του είναι ακόμη πιο εύκολο να καταστρώσει και να επιλύσει το πρόβλημα, αλλά και να εισάγει σε αυτό την υποκειμενικότητα, εμπειρία και πείρα του, δια των Ασαφών κανόνων. Μέσω απλών παραδειγμάτων, ο αναγνώστης είναι σε θέση να κατανοήσει την διαδικασία του Ασαφούς

Ελέγχου, αλλά και τη χρησιμότητα που αυτός φέρει, σε ακόμη πιο σύνθετα προβλήματα, όπως αυτά παρουσιάστηκαν σε μεταγενέστερο κεφάλαιο.

Τον Ασαφή έλεγχο, έρχεται να συμπληρώσει ο Νευρωνικός έλεγχος. Ο έλεγχος αυτός, ουσιαστικά έχει ως κύριο γνώρισμα, την υπολογιστική ικανότητα των Νευρωνικών δικτύων, σε αντίθεση με τους Ασαφείς ελεγκτές, των οποίων το κύριο πλεονέκτημα είναι η γλωσσική ερμηνεία των παραμέτρων αλλά και του ίδιου του προβλήματος. Τα Νευρωνικά δίκτυα, μια απίστευτα σύγχρονη τεχνολογία, η οποία δικαίως χαρακτηρίζεται ως το μέλλον στον τομέα του Ελέγχου και μη, πέρα από την προαναφερθείσα ισχυρή υπολογιστική ικανότητα που κατέχουν, το χαρακτηριστικό που τα κάνει να ξεχωρίζουν και τα καθιστά μια βασικότατη μεθοδολογία επίλυσης προβλημάτων είναι η δυνατότητα εκπαίδευσης και μάθησης τους. Σε δυναμικά και συνεχώς μεταβαλλόμενα προβλήματα, τα Νευρωνικά δίκτυα προσαρμόζονται διαρκώς, και είναι ικανά να δώσουν τη λύση, αναπροσαρμόζοντας συνεχώς τις παραμέτρους τους, ανάλογα με τις νέες ανάγκες του προβλήματος. Είναι κατεξοχήν μέθοδος επίλυσης μη γραμμικών προβλημάτων, τα οποία παρουσιάζουν υψηλές μη γραμμικότητες. Και πάλι, Νευρωνικά δίκτυα και ως επί το πλείστον Νευρωνικός έλεγχος, δεν υφίσταται δίχως επαρκή και κατάλληλα δεδομένα. Τα δεδομένα είναι αυτά, που σε πολύ μεγάλο βαθμό κρίνουν το αν θα είναι επιτυχημένη η προσπάθεια επίλυσης του προβλήματος ή ελέγχου της διαδικασίας. Λόγω της φύσης των δικτύων αυτών, μόνο με μια πληθώρα σωστών δεδομένων, μπορεί το δίκτυο να μάθει επαρκώς τη λειτουργία που πρέπει να τελέσει. Πιθανή έλλειψη δεδομένων, θα οδηγήσει και σε ελλιπή λύση.

Έπειτα από την παρουσίαση των δυο μεθοδολογιών διεκπαιρέωσης του Ευφυούς Ελέγχου με δεδομένα και μετρήσεις, επιλέχθηκε να παρουσιαστούν συγκεκριμένες εφαρμογές, ενδεικτικές των μεθόδων αυτών. Ξεκινώντας από το 3^ο Κεφάλαιο και τον Ασαφή Έλεγχο, οι 4 επιλεχθείσες εφαρμογές, αναδεικνύουν το εύρος της μεθοδολογίας αυτής, τόσο όσον αφορά τον τομέα και το πεδίο της κάθε εφαρμογής και του προβλήματος, αλλά και όσον αφορά την ειδική χρήση του Ασαφούς Ελεγκτή σε κάθε περίπτωση, και την ευελιξία του. Πιο συγκεκριμένα, στην [36], μελετάται η κυκλοφοριακή συμφόρηση υπό το πρίσμα δύο μεταβλητών που αφορούν την κυκλοφορία. Εδώ, με τη χρήση του Ασαφούς Ελεγκτή, ποσοτικοποιείται μια Ασαφής ποσότητα, αυτή της συμφόρησης. Η Ασάφεια της, έγκειται στο γεγονός ότι δεν υπάρχει ακριβής ορισμός για αυτήν, και έτσι δεν μπορεί να προσδιοριστεί άμεσα. Στην [38], μελετάται η θερμική επιρροή στην ψυχοσύνθεση ενός ατόμου, και πιο συγκεκριμένα των φοιτητών σε μια αίθουσα. Πέρα από την προφανή Ασάφεια που φέρουν οι έννοιες «θερμική επιρροή», «ψυχοσύνθεση», στην συγκεκριμένη εφαρμογή, αναδεικνύεται και η πολυδιάστατη χρήση της Ασαφούς Λογικής, καθώς χρησιμοποιούνται 3 στον αριθμό διαφορετικοί Ασαφείς Ελεγκτές, συνεργαζόμενοι ώστε να εξάγουν τα ο κατάλληλα αποτελέσματα. Βάση δίδεται στην ανάλυση της συνδεσμολογίας των Ελεγκτών, και στο πως δομείται το ολικό Σύστημα Ελέγχου, μέσα στο οποίο, οι 3 ελεγκτές λειτουργούν αρμονικά και αλληλοσυμπληρώνονται. Στην επόμενη κατά σειρά εφαρμογή [39], η οποία αφορά την ανάθεση του ανθρωπίνου δυναμικού στις κατάλληλες παραγωγικές εργασίες αναλόγως τα εξέχοντα ποιοτικά χαρακτηριστικά του κάθε ατόμου, ουσιαστικά παρουσιάζεται η επίλυση

ενός ιδιαίτερα θεωρητικού προβλήματος από την Ασαφή Λογική. Η βάση του προβλήματος αυτού, είναι εντελώς θεωρητική, και λόγω της φύσης του, δηλαδή της μεγάλης επιρροής της ανθρώπινης υποκειμενικότητας σε αυτό και της ύπαρξης των αποκλειστικά ποιοτικών μεταβλητών τουλάχιστον σε πρώτο επίπεδο, η Ασαφής Λογική είναι η ιδανική μεθοδολογία για την επίλυση του. Στην τελευταία κατά σειρά εφαρμογή [40], εξετάζεται ένα συχνό πρόβλημα που αντιμετωπίζει ο Έλεγχος και ειδικότερα ο Ευφυής, αυτό της κίνησης οχήματος υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Στην συγκεκριμένη εφαρμογή, επιθυμείται η διατήρηση σταθερής ταχύτητας του οχήματος. Το πρόβλημα σε πρώτη ανάγνωση θεωρείται απλό στη βάση του. Έτσι, είναι ένα πρόβλημα το οποίο μπορεί να επιλυθεί και από τον συμβατικό έλεγχο. Έτσι, οι Ασαφείς ελεγκτές που χρησιμοποιούνται, τίθενται σε σύγκριση με έναν ελεγκτή *PI*, αναδεικνύοντας έτσι, την ανωτερότητα της εξεταζόμενης μεθόδου σε σχέση με συμβατικές μεθόδους Ελέγχου, ακόμη και σε προβλήματα όπου είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν οι δεύτερες, σχετικώς αποτελεσματικά.

Ακολούθησε η ανάλυση αντιστοίχων εφαρμογών Νευρωνικού Ελέγχου, στο επόμενο κεφάλαιο. Το εύρος εφαρμογής του Νευρωνικού Ελέγχου, και των Νευρωνικών δικτύων γενικότερα, θεωρείται ότι είναι ακόμη μεγαλύτερο από το αντίστοιχο του Ασαφούς ελέγχου. Η πρώτη εφαρμογή [43] που αναλύθηκε, είναι παρόμοιας θεματολογίας με την αντίστοιχη πρώτη εφαρμογή του προηγούμενου κεφαλαίου, καθώς αφορά και πάλι την κυκλοφοριακή ανάλυση. Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως, μελετάται μονάχα το μήκος της κυκλοφοριακής ουράς, και υπό το πρίσμα μάλιστα των λεγόμενων Συνδεόμενων Οχημάτων. Εδώ, ουσιαστικά αναδεικνύεται η χρήση των δεδομένων, στα Νευρωνικά Δίκτυα. Δεδομένα, τα οποία ανταλλάσσονται μεταξύ των οχημάτων εκείνη την ώρα, και έτσι παραμένουν πάντοτε επικαιροποιημένα. Ο Νευρωνικός Ελεγκτής, δεν λαμβάνει κανένα άλλο εξωτερικό ερέθισμα, παρά μόνο αυτά τα δεδομένα, με τα οποία καταφέρνει να καταστρώσει μια αποτελεσματική επίλυση και διαδικασία ελέγχου. Το ίδιο συμβαίνει και στην εφαρμογή [46], η οποία αφορά την μελέτη της επικοινωνίας ρομποτικού σμήνους, και την διατήρηση της σωστής θέσης των μελών του, ώστε να διατηρείται σε υψηλά επίπεδα η ποιότητα της επικοινωνίας αυτής. Και πάλι, τα δεδομένα προέρχονται αποκλειστικά από τα ρομπότ μέλη, και αφορούν μονάχα τις σχετικές θέσεις μεταξύ τους. Και εδώ, γίνεται φανερό η τεράστια χρησιμότητα αλλά και επιρροή στο αποτέλεσμα της διαδικασίας που έχουν τα δεδομένα, και πόσο καθοριστικά είναι. Στην [44], όπου μελετάται η βελτιστοποίηση του επιπέδου Αποθέματος σε μια επιχείρηση, τα Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται σε έναν εντελώς διαφορετικό τομέα από το συνηθισμένο, αυτόν της Εφοδιαστικής αλυσίδας μιας επιχείρησης. Αναδεικνύεται έτσι όχι μόνο το εύρος των προβλημάτων στα οποία έχει εφαρμογή ο Νευρωνικός Έλεγχος, αλλά και οι ισχυρές υπολογιστικές του ικανότητες, καθώς το συγκεκριμένο είναι ένα πρόβλημα με πολλαπλές μεταβλητές εισόδου και επομένως αυξημένο υπολογιστικό φόρτο. Ως τελευταία εφαρμογή επιλέχθηκε να παρουσιαστεί η [48]. Πραγματεύεται τον έλεγχο της ρομποτικής κίνησης ενός οχήματος, προς αποφυγή των προκύπτοντων εμποδίων. Επιλέχθηκε ως τελευταία, καθώς συνοψίζει και ουσιαστικά συμπυκνώνει, την πεμπτούσια του Νευρωνικού Ελέγχου και των Νευρωνικών Δικτύων γενικότερα. Παρ'όλο που το πρόβλημα θεωρητικά είναι απλό, και δεν θεωρείται καινοτόμο, συνδυάζει ιδανικά και σε ένα ιδιαίτερος κατανοητό

πλαίσιο, την διαδικασία της επί τόπου συλλογής των δεδομένων, και τη διαδικασία της νευρωνικής/υπολογιστικής επεξεργασίας αυτών για την εξαγωγή του επιθυμητού αποτελέσματος.

Το γεγονός ότι αρκετά προβλήματα που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια, δύναται να λυθούν και με τις δύο βασικές μεθοδολογίες που αναλύθηκαν, εγείρει το ερώτημα αν αυτές μπορούν κάπως να συνδυαστούν ώστε η λύση να γίνει ακόμη πιο αποτελεσματική. Στο 5^ο και τελευταίο κεφάλαιο λοιπόν, παρουσιάστηκαν τα νευρο-ασαφή συστήματα *ANFIS*, τα οποία χρησιμοποιούν την νευρωνική δομή των δικτύων σε συνδυασμό με την ασαφή μηχανή συμπερασμού κατηγορίας *Sugeno*, ώστε να ενώσει ουσιαστικά δύο πεδία, και να εκμαιεύσει ακόμη καλύτερα αποτελέσματα. Συνδυάζονται αρμονικά η μερική Ασάφεια της μεθόδου *Sugeno*, η οποία καθιστά το πρόβλημα προσβάσιμο και κατανοητό στον ανθρώπινο χειριστή-ελεγκτή, και την τεράστια υπολογιστική ικανότητα των νευρωνικών δικτύων, η οποία θα εξασφαλίζει το επιθυμητό σωστό αποτέλεσμα. Το γεγονός ότι το πρόβλημα γίνεται ακόμη πιο προσβάσιμο, αναδεικνύεται και από την παρουσίαση της πρώτης εφαρμογής [52], η οποία είναι παρόμοιας θεματολογίας και σκοπού με την τελευταία εφαρμογή του 4^{ου} Κεφαλαίου [48]. Στην [52], και πάλι αναζητείται το κατάλληλο σύστημα ελέγχου για την αποφυγή εμποδίων ενός ρομποτικού οχήματος εξοπλισμένου με αισθητήρες. Εκ του αποτελέσματος κρίνεται ακόμη πιο αποδοτική από την ήδη αποτελεσματική [48], δείχνοντας έτσι και την πληρότητα της λειτουργίας των ελεγκτών *ANFIS*. Στην [53], όπου εξετάστηκε η διατήρηση συγκεκριμένων κλιματικών συνθηκών (θερμοκρασίας και υγρασίας), εντός μιας θερμοκηπιακής εγκατάστασης, παρά την σχετική μικρή κλίμακα του προβλήματος, φάνηκε και πάλι η τεράστια αποτελεσματικότητα των συστημάτων *ANFIS*, δίνοντας έτσι το έναυσμα για προσπάθεια επίλυσης προβλημάτων ίδιας λογικής, αλλά ακόμη μεγαλύτερης κλίμακας. Βέβαια, παρά την μικρή κλίμακα του προβλήματος, αυτό δεν παύει να θεωρείται περίπλοκο, καθώς συνδυάζει αρκετές διαδικασίες, όπως συνεχείς μετρήσεις παραμέτρων οι οποίες μεταβάλλονται διαρκώς, αλλά και διαδικασίες πραγμάτωσης των αλλαγών, δηλαδή αποτελεσματικού ελέγχου ενός συστήματος θέρμανσης. Στην τελευταία κατά σειρά εφαρμογή [55], μελετήθηκε μια εφαρμογή που έχει ως σκοπό την πρόβλεψη της ζήτησης της κατανάλωσης φυσικού αερίου, σε πόλεις της Ελλάδας, χρησιμοποιώντας ακριβή ιστορικά δεδομένα. Το γεγονός ότι δοκιμάστηκαν πολλά διαφορετικά μοντέλα ελεγκτών *ANFIS*, ώστε να βρεθεί το καλύτερο και αποτελεσματικότερο, καθιστά την εφαρμογή άκρως αποτελεσματική και με μια δίχως αμφιβολία πλήρη επίλυση.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, ο Ευφυής Έλεγχος και οι μέθοδοι πραγμάτωσης αυτού, είναι κυρίαρχες τεχνολογίες επί του παρόντος, οι οποίες όμως αναμένεται να γνωρίσουν ακόμη μεγαλύτερη άνθηση στο μέλλον. Το πεδίο των δεδομένων, τα οποία είναι και το σημαντικότερο δομικό στοιχείο των μεθοδολογιών αυτών, υφίστανται μια συνεχή και τεράστια ανάπτυξη, και ως άμεση απόρροια αυτού, αυτή η ανάπτυξη συμπαρασύρει και τον Ευφυή Έλεγχο που πραγματοποιείται και καθίσταται δυνατός μέσω αυτών. Οι ενδεικτικές εφαρμογές που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια, αναδεικνύουν το εύρος του

Ευφυούς Ελέγχου, ενώ παράλληλα φανερώνουν και τις τεράστιες δυνατότητες του, δίχως όμως η ανάλυση να εισέρχεται σε πολύπλοκα και πιο σύνθετα μονοπάτια. Έτσι, καθίσταται σαφές, ότι ακόμη και πιο δύσκολες και πολυσύνθετες εφαρμογές και ως επί το πλείστον προβλήματα, θα μπορούν να επιλυθούν μέσω αυτού, σε συνδυασμό με άλλες μορφές Ελέγχου. Δεν είναι καθόλου τυχαία η έντονη ενασχόληση της επιστημονικής κοινότητας με το πεδίο αυτό τα τελευταία χρόνια, καθώς είναι πλέον σίγουρο ότι ο Ευφυής Έλεγχος με δεδομένα, είναι ένα βασικότατο εργαλείο στη φαρέτρα των ειδικών, για την επίλυση φαινομενικά άλυτων προβλημάτων που ταλανίζουν τους επιστήμονες. Ο ισχυρισμός ότι «Το μέλλον ανήκει στα δεδομένα, και στον Ευφυή Έλεγχο που πραγματοποιείται μέσω αυτών», είναι ενδεικτικός της παρούσας, αλλά και της μελλοντικής κατάστασης, στον γενικότερο χώρο των προβλημάτων Ελέγχου.

Κύριος στόχος της διπλωματικής εργασίας, πέρα από την στοιχειώδη εξοικείωση με τις κύριες μεθόδους πραγμάτωσης του Ευφυούς Ελέγχου, ήταν και η συνειδητοποίηση του αναγνώστη, ότι οι μέθοδοι αυτές, αποτελούν το μέλλον στον τομέα του Ελέγχου. Είναι θέμα χρόνου η βελτίωση αυτών, και η βελτίωση γενικότερα των διαδικασιών Ελέγχου, ο οποίος με τη σειρά του θα βελτιώσει αισθητά, την ποιότητα του τεχνολογικού γίγνεσθαι. Ας είναι αυτή η διπλωματική εργασία για τον αναγνώστη, μια πρώτη γνωριμία με τον τομέα αυτόν, αλλά και μια αφορμή για περαιτέρω αναζήτηση και έρευνα.

Βιβλιογραφία

- [1] Α. Πουλιέζος, “Περί Συστημάτων Ελέγχου, Εισαγωγικό Εγχειρίδιο της Σύγχρονης Θεωρίας Συστημάτων Αυτομάτου Ελέγχου,” Εκδόσεις Τζιόλα.
- [2] Ε. Μ. Π. . Τζαφέστας, Κωνσταντίνος (Σχολή Ηλεκτρ. Μηχ/κών & Μηχ/κών Υπολ., “Ρομποτική Ι: Ανάλυση, Έλεγχος, Εργαστήριο Κινηματική/Στατική/Δυναμική Ανάλυση και Έλεγχος Ρομποτικών Χειριστών - PDF Free Download.” <https://docplayer.gr/3802942-Rompotiki-i-analysi-eleghos-ergastirio-kinimatiki-statiki-dynamiki-analysi-kai-eleghos-rompotikon-heiriston.html> (accessed Mar. 13, 2021).
- [3] “Image of Robotics-LS Leasing & Service | Individuelle Finanzierungslösungen für den Mittelstand.” <https://www.ls-leasing.de/> (accessed Jun. 05, 2021).
- [4] “Self-driving car - Wikipedia.” https://en.wikipedia.org/wiki/Self-driving_car (accessed Jun. 05, 2021).
- [5] “Image of Self-Driving Car-Who’s to blame when a self-driving car has an accident? » Stuff.” <https://stuff.co.za/2020/12/02/blame-self-driving-car-accident/> (accessed Jun. 05, 2021).
- [6] “Image of wind-ΕΛ.ΤΕΧ. ΑΝΕΜΟΣ: Αύξηση κατά 9,9% σημείωσε ο ενοποιημένος κύκλος εργασιών το 2017 | mononews.” <https://www.mononews.gr/business/eltech-anemos-afxisi-kata-99-simiose-o-enopiimenos-kiklos-ergasion-to-2017> (accessed Jun. 05, 2021).
- [7] “Image of Biology-ΗΠΑΡ: μεταβολική λειτουργία και ορμονικός έλεγχος - PDF ΔΩΡΕΑΝ Λήψη.” <https://docplayer.gr/49297345-lpar-metavoliki-leitoyrgia-kai-ormonikos-eleghos.html> (accessed Jun. 05, 2021).
- [8] “Image of fan -Professional Aircon Service | 4 For \$80.” <http://www.professionalairconservice.com/> (accessed Jun. 19, 2021).
- [9] Δ. Δ. Ιψάκης, “Συστήματα Ελέγχου Μάθημα 1ο,” 2019.
- [10] P. Tabuada, “Data-driven control,” Los Angeles, 2017.
- [11] Z. S. Hou and Z. Wang, “From model-based control to data-driven control: Survey, classification and perspective,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 235, pp. 3–35, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.ins.2012.07.014.
- [12] H. Zhongsheng and G. Huijun, “Data-Driven Control and Learning Systems,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 64, no. 5, May 2017, Accessed: Mar. 13, 2021. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7895273>.
- [13] Δ. Β. Σταύρος, “Ευφυής Έλεγχος, Θεωρία και Εφαρμογές,” 2009.
- [14] P. J. Antsaklis, “INTELLIGENT CONTROL.” Accessed: Mar. 27, 2021. [Online]. Available: <http://www.nd.edu/~pantaskl>.
- [15] Ε. Δοιτσιδης, “ΜΠΔ 431 - Μηχατρονική Διαλέξη 4: Ευφυής Έλεγχος.” Accessed: Mar. 23, 2021. [Online]. Available: https://www.eclass.tuc.gr/modules/document/file.php/MPD137/Διαλέξεις/Διάλεξη_4η/mechatronics_Lecture_4_v1.pdf.
- [16] “Fuzzy control system - Wikipedia.”

- https://en.wikipedia.org/wiki/Fuzzy_control_system (accessed Mar. 13, 2021).
- [17] F. Kokkoras, “Τεχνητή Νοημοσύνη - Ασαφής Λογική & Έλεγχος.”
 - [18] E. M. Petriu, “Fuzzy Systems for Control Applications.” Accessed: Mar. 13, 2021. [Online]. Available: <http://www.site.uottawa.ca/~petriu/>.
 - [19] “Lotfi Zadeh, Father of Mathematical ‘Fuzzy Logic,’ Dies at 96 - The New York Times.” <https://www.nytimes.com/2017/09/11/science/lotfi-zadeh-father-of-mathematical-fuzzy-logic-dies-at-96.html> (accessed Apr. 06, 2021).
 - [20] T Yuva Radha Krishna and Kishore Biswal, “Speed Control of Separately Excited DC Motor using Fuzzy Logic Controller,” 2015.
 - [21] L. Reznik, “Fuzzy Controllers,” Melbourne, 1997. Accessed: Mar. 13, 2021. [Online]. Available: http://research.iaun.ac.ir/pd/naghsh/pdfs/UploadFile_4810.pdf.
 - [22] J. Jaekel, R. Mikut, and G. Bretthauer, “Fuzzy Control Systems,” in *Control Systems, Robotics, and Automation*, Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS), 2004.
 - [23] J. Jantzen, “(PDF) Design of Fuzzy Controllers,” May 1998. Accessed: Mar. 13, 2021. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/228751652_Design_of_Fuzzy_Controllers.
 - [24] Ε. Δοιτσιδης, “ΜΠΔ 431-Μηχατρονική Διάλεξη 5: Ευφυής Έλεγχος-Ασαφής Λογική Πολυτεχνείο Κρήτης Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης.”
 - [25] “Fuzzy Logic - Control System - Tutorialspoint.” https://www.tutorialspoint.com/fuzzy_logic/fuzzy_logic_control_system.htm (accessed Mar. 13, 2021).
 - [26] Π. Αργυράκης, “Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές,” 2000.
 - [27] Ν. Ζώρης and Ν. Κατσινούλας, “Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές αυτών.”
 - [28] “Image of McCulloch and Pitts -Will AI Transcend Human Consciousness?” <https://www.linkedin.com/pulse/ai-transcend-human-consciousness-sandeep-ozarde> (accessed Apr. 20, 2021).
 - [29] “Image of Rosenblatt - Professor’s perceptron paved the way for AI – 60 years too soon | Cornell Chronicle.” <https://news.cornell.edu/stories/2019/09/professors-perceptron-paved-way-ai-60-years-too-soon> (accessed Apr. 20, 2021).
 - [30] “Image of Hopfield, John J.” <https://history.aip.org/phn/11501013.html> (accessed Apr. 20, 2021).
 - [31] Λ. Θεοδόση-Κοκκίνου, “Διπλωματική Εργασία ‘ Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτόματου Ελέγχου,” 2013.
 - [32] “Image of a single layer feed-forward neural network | Download Scientific Diagram.” https://www.researchgate.net/figure/A-single-layer-feed-forward-neural-network_fig1_228394623 (accessed Apr. 24, 2021).
 - [33] “Image of hidden layer - Architecture of a multilayer neural network with one hidden layer. | Download Scientific Diagram.” https://www.researchgate.net/figure/Architecture-of-a-multilayer-neural-network-with-one-hidden-layer-The-input-layer_fig3_270274130 (accessed Apr. 24, 2021).

- [34] "Image of Feedback Neural Network | Download Scientific Diagram." https://www.researchgate.net/figure/Feedback-Neural-Network_fig8_268363154 (accessed Apr. 24, 2021).
- [35] "Image of Introduction of Fuzzy Logic Application - How Does Fuzzy Logic Work: Architecture and Applications." <https://www.elprocus.com/fuzzy-logic-way-achieve-control-based-imprecise-inputs/> (accessed May 19, 2021).
- [36] T. D. Toan and Y. D. Wong, "Fuzzy logic-based methodology for quantification of traffic congestion," *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 570, May 2021, doi: 10.1016/j.physa.2021.125784.
- [37] P. Mondal and M. Mondal, "Temperature Control inside a Room Using Fuzzy Logic Method," *Int. J. Innov. Res. Sci.*, vol. 7, 2018, doi: 10.15680/IJIRSET.2018.0707013.
- [38] M. S. Soria, V. Maldonado, D. Chavez, K. Patiño, and O. Camacho, "Fuzzy Control of Temperature on SACI Based on the Emotion Recognition," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2021, vol. 1273 AISC, pp. 94–106, doi: 10.1007/978-3-030-59194-6_9.
- [39] G. Kłosowski, A. Gola, and A. Świć, "Application of fuzzy logic in assigning workers to production tasks," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2016, vol. 474, pp. 505–513, doi: 10.1007/978-3-319-40162-1_54.
- [40] L. Nchena, "Fuzzy Logic Application in Automation Control," in *2020 10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies, ACIT 2020 - Proceedings*, Sep. 2020, pp. 282–287, doi: 10.1109/ACIT49673.2020.9208862.
- [41] "Image of ANN for 4.1 -Implement Artificial Neural Networks (ANNs) in SQL Server." <https://www.sqlshack.com/implement-artificial-neural-networks-anns-in-sql-server/> (accessed May 28, 2021).
- [42] "Image of CVs - Telecom Review - Connected and autonomous cars: Balancing morality and regulation." <https://www.telecomreview.com/index.php/articles/reports-and-coverage/3985-connected-and-autonomous-cars-balancing-morality-and-regulation> (accessed Jun. 01, 2021).
- [43] A. Emami, M. Sarvi, and S. Asadi Bagloee, "A neural network algorithm for queue length estimation based on the concept of k-leader connected vehicles," *J. Mod. Transp.*, vol. 27, no. 4, pp. 341–354, Dec. 2019, doi: 10.1007/s40534-019-00200-y.
- [44] T. Sustrova, "A Suitable Artificial Intelligence Model for Inventory Level Optimization," *Trends Econ. Manag.*, vol. 10, no. 25, p. 48, May 2016, doi: 10.13164/trends.2016.25.48.
- [45] "Image of Robotic Swarm - CoCoRo: New video series tracks dev't of collective behaviour in autonomous underwater swarm | Robohub." <https://robohub.org/cocoro-new-video-series-tracks-devt-of-collective-behaviour-in-autonomous-underwater-swarm/> (accessed Jun. 04, 2021).
- [46] M. P. Vicmudo and E. P. Dadios, "Artificial neural network controller for maintaining underwater swarm robots' wireless connections," Jan. 2016, doi: 10.1109/HNICEM.2015.7393232.
- [47] "Image of Arduino - Arduino UNO R3 από τη Διερευνητική Μάθηση."

<https://www.why.gr/καταστημα/open-hardware/arduino/arduino-main-boards/arduino-uno-r3/> (accessed Jun. 04, 2021).

- [48] V. Andreev and V. Tarasova, "The mobile robot control for obstacle avoidance with an artificial neural network application," in *Annals of DAAAM and Proceedings of the International DAAAM Symposium*, 2019, vol. 30, no. 1, pp. 724–732, doi: 10.2507/30th.daaam.proceedings.099.
- [49] "Image of ANFIS - ANFIS structure with two inputs and two rules | Download Scientific Diagram." https://www.researchgate.net/figure/ANFIS-structure-with-two-inputs-and-two-rules_fig1_276279331 (accessed Jun. 14, 2021).
- [50] L. Cherroun, "Comparison between fuzzy, neural and neuro-fuzzy controllers for mobile robot path tracking," Aug. 2015, doi: 10.1109/CEIT.2015.7233166.
- [51] Γ. Σπυριδάκος, "Πρόβλεψη τιμής πετρελαίου χρησιμοποιώντας το νεύρο-ασαφές σύστημα (ANFIS) - Ιδρυματικό Αποθετήριο," Πολυτεχνείο Κρήτης, Χανιά, 2010.
- [52] M. Samadi Gharajeh and H. B. Jond, "An intelligent approach for autonomous mobile robots path planning based on adaptive neuro-fuzzy inference system," *Ain Shams Eng. J.*, May 2021, doi: 10.1016/j.asej.2021.05.005.
- [53] H. Oubehar, A. Selmani, A. Ed-Dahhak, M. H. Archidi, A. Lachhab, and B. Bouchikhi, "Design and real time implementation of ANFIS controller for greenhouse climate," Jan. 2019, doi: 10.1109/ICECOCS.2018.8610614.
- [54] "Image of Natural Gas-ΦΥΣΙΚΟ ΑΕΡΙΟ: Πότε ξεκινάνε τα έργα στην Καβάλα | Χρονόμετρο." <https://www.xronometro.com/fysiko-aerio-pote-ksekinane-ta-erga-stin-kavala/> (accessed Jun. 17, 2021).
- [55] K. Papageorgiou, E. I. Papageorgiou, K. Poczeta, D. Bochtis, and G. Stamoulis, "Forecasting of day-ahead natural gas consumption demand in Greece using adaptive neuro-fuzzy inference system," *Energies*, vol. 13, no. 9, May 2020, doi: 10.3390/en13092317.