

ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΠΕΙΡΑΙΑ



Τ.Ε.Ι ΠΕΙΡΑΙΑ

**ΕΛΕΓΧΟΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ
ΜΕ
ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**

ΡΙΤΣΑΤΟΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

**Επιβλέπων Καθηγητής:
Δημήτριος Κάντζος**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ**

ΑΠΡΙΛΙΟΣ 2014

ΤΜΗΜΑ ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ

Π. Ραλλη & Θηβών 250, 12244 Αιγάλειο , Αθήνα – Ελλάδα Τηλ. 210-5381488

Περίληψη

Τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν ένα παράδειγμα ότι η φύση αποτελεί πηγή έμπνευσης για την τεχνολογία. Στην εργασία αυτή, αρχικά, βλέπουμε πως η βιολογία δανείζει την έννοια του νευρώνα στην τεχνολογία. Επίσης αναφέρεται περιληπτικά τι είναι ο βιολογικός νευρώνας και αναλύεται μαθηματικώς η λειτουργία του. Μέσω της ανάλυσης αυτής, σε τεχνολογικό επίπεδο πλέον, βλέπουμε πως ορίζεται ο τεχνητός νευρώνας. Η χρήση των νευρώνων σε δίκτυα εξετάζεται με τη βοήθεια μαθηματικών μοντέλων. Θα δούμε την τυπική δομή ενός νευρωνικού δικτύου, την τοπολογία των νευρώνων σε στρώματα, καθώς και τη δομή δικτύων πολλών στρωμάτων.

Το ελεγχόμενο σύστημα για τα νευρωνικά δίκτυα προέρχεται από τα ρομποτικά συστήματα και συγκεκριμένα είναι ο ρομποτικός βραχίονας. Θα εστιάσουμε, αρχικά, στις ρομποτικές διατάξεις οι οποίες αναλύονται σύμφωνα με την αρχή λειτουργίας τους, τη μέθοδο ελέγχου κίνησης, τον τύπο μετάδοσης κίνησης και το γεωμετρικό σχεδιασμό τους. Στη συνέχεια, στη μαθηματική εξέταση των ρομποτικών συστημάτων θα αναπτυχθεί η κινηματική ανάλυση αλλά και η δυναμική ανάλυση των ρομποτικών βραχιόνων με τη βοήθεια των εξισώσεων Lagrange.

Ο νευρωνικός έλεγχος υλοποιείται με τη βοήθεια των νευρωνικών ελεγκτών. Εξετάζονται τα είδη του νευρωνικού ελέγχου (έμμεσος, άμεσος) καθώς και πως κατατάσσονται οι νευρωνικοί ελεγκτές σε σειριακούς και παράλληλους. Εξετάζεται η αναγνώριση του δυναμικού ρομποτικού μοντέλου με νευρωνικά δίκτυα και αναλύονται οι μέθοδοί του (σε σχέση με την είσοδο-έξοδο, τον χώρο κατάστασης και τον χώρο εργασίας).

Η ρομποτική είναι ένας μεγάλος κλάδος της βιομηχανίας στον οποίο εφαρμόζεται ο νευρωνικός έλεγχος. Εκτός όμως από την ρομποτική ο νευρωνικός έλεγχος έχει πολλές ακόμα εφαρμογές κυρίως στην παραγωγική διαδικασία. Τα παραδείγματα που αναφέρονται στην εργασία είναι ένα σύστημα ποιοτικού ελέγχου ξύλινων επιφανειών, μια μονάδα παστεριώσης, μια ευφυής μονάδα CNC, ένας φούρνος που ελέγχεται από νευρωνικό δίκτυο, μια μονάδα μέτρησης βάρους προϊόντος και τέλος, μία μονάδα κονιοποιημένου κάρβουνου. Ολοκληρώνοντας, γίνεται μια αναφορά σε σύγχρονες τάσεις χρήσης νευρωνικών δικτύων και σε πιθανές μελλοντικές εφαρμογές τους σε διάφορους τομείς.

Περιεχόμενα

ΕΙΣΑΓΩΓΗ	5	
ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΡΩΤΟ:		
Νευρωνικά δίκτυα		
1.1	Εισαγωγή	9
1.2	Ο Νευρώνας	10
1.3	Λειτουργία του νευρώνα	11
1.4	Το μοντέλο Mc Culloch – Pitts	11
1.4.1	Άλλα διαδεδομένα μοντέλα	13
1.5	Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων	14
1.6	Το δίκτυο Perceptron	15
1.6.1	Εκπαίδευση του Perceptron	18
1.6.2	Κανόνας εκπαίδευσης Perceptron	18
1.7	Κανόνας Adaline	20
1.7.1	Κανόνας εκπαίδευσης Adaline	21
1.8	Σύγκριση Adaline με τον αλγόριθμο Perceptron	22
1.9	Μοντέλο Perceptron πολλών στρωμάτων	22
1.9.1	Δυνατότητες δικτύων Perceptron πολλών στρωμάτων	25
1.9.2	Ανάκληση σε ένα δίκτυο MLP	27
1.9.3	Εκπαίδευση σε ένα δίκτυο MLP	28
1.10	Δίκτυα συναρτήσεων βάσης ακτινικού τύπου (RBF)	28
1.10.1	Συναρτήσεις ακτινικού τύπου	29
1.10.2	Δίκτυα RBF	29
1.10.3	Ανάκληση δικτύου RBF	30
1.10.4	Αλγόριθμος ανάκλησης σε δίκτυο RBF	30
1.11	Τυπική δομή νευρωνικού	31
1.12	Εξελικτικοί αλγόριθμοι	32
1.12.1	Εξελικτικοί αλγόριθμοι στα νευρωνικά δίκτυα	33
1.13	Εξέλιξη βαρών διασύνδεσης	34
1.14	Εξέλιξη αρχιτεκτονικής	35
1.15	Νευροεξέλιξη αυξανόμενων τοπολογιών	36
ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΔΕΥΤΕΡΟ:		
Βασικές έννοιες πάνω σε ρομποτικούς βραχίονες		
2.1	Ταξινόμηση ρομποτικών συστημάτων	40
2.1.1	Αρχή λειτουργίας	40
2.1.2	Μέθοδος ελέγχου κίνησης	41
2.1.3	Γεωμετρικός σχεδιασμός	41
2.1.4	Τύπος μετάδοσης κίνησης	45
2.2	Η γενική δομή των ρομποτικών συστημάτων	46
2.2.1	Οι κινητήρες των αρθρώσεων	47

2.2.2	Ο ελεγκτής και το λογισμικό παραγωγής της κίνησης	52
2.2.3	Το ηλεκτρονικό σύστημα της κίνησης	52
2.2.4	Εξωτερικές διασυνδέσεις και αισθητήρες	54
2.2.5	Κριτήρια κινηματικής απόδοσης ρομπότ	55
2.3	Ευθεία κινηματική ανάλυση	56
2.3.1	Αντίστροφη κινηματική ανάλυση ρομπότ	58
2.3.2	Σχηματισμός των εξισώσεων αντίστροφης κινηματικής	60
2.4	Δυναμική ανάλυση των ρομπότ	61
2.4.1	Εξίσωση Lagrange	61
2.4.2	Ρομποτικό δυναμικό μοντέλο Lagrange	63
2.4.3	Ιεραρχική δομή ρομποτικών συστημάτων ελέγχου	65
2.5	Αυτόματος έλεγχος μιας απλής άρθρωσης	66
2.5.1	Συνάρτηση μεταφοράς μιας άρθρωσης	67
2.5.2	Βασικός βρόχος ελέγχου θέσης μιας άρθρωσης	69

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΡΙΤΟ:

Ανάπτυξη ελέγχου με νευρωνικά δίκτυα

3.1	Νευρωνικοί ελεγκτές	72
3.2	Ταξινόμηση των νευρωνικών συστημάτων ελέγχου	72
3.2.1	Άμεσος ανάστροφος νευρωνικός έλεγχος	73
3.2.2	Έμμεσος προσαρμοστικός νευρωνικός έλεγχος	74
3.2.3	Γενικό σχήμα νευρωνικού ελέγχου	74
3.3	Σειριακός νευρωνικός ελεγκτής	75
3.4	Παράλληλος νευρωνικός ελεγκτής	78
3.4.1	Παράλληλος νευρωνικός ελεγκτής με νευρωνικό προσωμοιωτή	79
3.4.2	Παράλληλος ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος	80
3.5	Αυτοσυντονιζόμενος ελεγκτής τριών όρων PID με νευρωνικό δίκτυο	81
3.6	Αναστροφή κινηματική με νευρωνικά δίκτυα	85
3.6.1	Διατύπωση του προβλήματος	85
3.6.2	Μεθοδολογία των νευρωνικών δικτύων	86
3.7	Αναγνώριση ρομποτικής δυναμικής	90
3.7.1	Αναγνώριση με νευρωνικά δίκτυα	90
3.8	Αναγνώριση του δυναμικού ρομποτικού μοντέλου με νευρωνικά δίκτυα	91
3.8.1	Μέθοδος μοντέλου εισόδου-εξόδου	92
3.8.2	Μέθοδος μοντέλου χώρου κατάστασης	92
3.8.3	Μέθοδος μοντέλου στο χώρο εργασίας	92
3.9	Νευρωνικός έλεγχος ρομποτικών συστημάτων	93
3.9.1	Νευρωνικός έλεγχος ρομπότ με ανατροφοδότηση εξόδου	93
3.10	Ελεγκτές ρομποτικών βραχιόνων	96
3.11	Το μοντέλο του ρομποτικού βραχίονα	97
3.12	Οι κλασσικές στρατηγικές ελέγχου	98

3.13	Προσαρμοστικός έλεγχος ρομποτικού βραχίονα	100
3.14	Νευρωνικοί ελεγκτές	102

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΤΕΤΑΡΤΟ:

Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στον έλεγχο γραμμών παραγωγής

4.1	Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στη βιομηχανία	105
4.2	Παραδείγματα βιομηχανικών εφαρμογών	106
4.2.1	Ποιοτικός έλεγχος ξύλινων επιφανειών	106
4.2.2	Νευρωνικό δίκτυο σε μέτρηση βάρους προϊόντος	109
4.2.3	Βιομηχανική εφαρμογή: Μονάδα παστεριώσης	110
4.2.4	Έλεγχος φούρνων MIMO με τα νευρωνικά δίκτυα	113
4.2.5	Ευφυή μονάδα CNC	117
4.2.6	Εφαρμογή σε βιομηχανική διεργασία μεγάλης κλίμακας	121
4.2.7	Σύστημα πρόβλεψης σφαλμάτων με νευρωνικά δίκτυα σε διεργασία χύτευσης σιδήρου	122

ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΠΕΜΠΤΟ:

Προοπτικές για το μέλλον

5.1	Τάσεις και μελλοντικές εφαρμογές	127
5.2	Χαρακτηριστικά μελλοντικών ρομποτικών συστημάτων και εφαρμογών	129
5.3	Μελλοντικές εφαρμογές	133

ΕΠΙΛΟΓΟΣ –ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	136
-------------------------------	-----

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Περιεχόμενα Πινάκων

	Κεφ. / σελ.
Πίνακας 1.1	1 / 23
Πίνακας 4.1	4 / 106
Πίνακας 4.2	4 / 106

Περιεχόμενα Σχημάτων

	Κεφ. /	σελ.		Κεφ. /	σελ.
Σχήμα 1.1	1 /	10	Σχήμα 3.7	3 /	75
Σχήμα 1.2	1 /	11	Σχήμα 3.8	3 /	75
Σχήμα 1.3	1 /	12	Σχήμα 3.9	3 /	77
Σχήμα 1.4	1 /	15	Σχήμα 3.10	3 /	77
Σχήμα 1.5	1 /	17	Σχήμα 3.11	3 /	77
Σχήμα 1.6	1 /	17	Σχήμα 3.12	3 /	78
Σχήμα 1.7	1 /	23	Σχήμα 3.13	3 /	78
Σχήμα 1.8	1 /	24	Σχήμα 3.14	3 /	79
Σχήμα 1.9	1 /	25	Σχήμα 3.15	3 /	80
Σχήμα 1.10	1 /	26	Σχήμα 3.16	3 /	82
Σχήμα 1.11	1 /	28	Σχήμα 3.17	3 /	82
Σχήμα 1.12	1 /	29	Σχήμα 3.18	3 /	84
Σχήμα 1.13	1 /	30	Σχήμα 3.19	3 /	88
Σχήμα 1.14	1 /	31	Σχήμα 3.20	3 /	88
Σχήμα 1.15	1 /	33	Σχήμα 3.21	3 /	89
Σχήμα 1.16	1 /	33	Σχήμα 3.22	3 /	89
Σχήμα 1.17	1 /	35	Σχήμα 3.23	3 /	90
Σχήμα 1.18	1 /	37	Σχήμα 3.24	3 /	93
Σχήμα 1.19	1 /	38	Σχήμα 3.25	3 /	96
Σχήμα 1.20	1 /	38	Σχήμα 3.26	3 /	97
Σχήμα 2.1	2 /	44	Σχήμα 3.27	3 /	99
Σχήμα 2.2	2 /	45	Σχήμα 3.28	3 /	99
Σχήμα 2.3	2 /	47	Σχήμα 3.29	3 /	102
Σχήμα 2.4	2 /	48	Σχήμα 4.1	4 /	107
Σχήμα 2.5	2 /	49	Σχήμα 4.2	4 /	108
Σχήμα 2.6	2 /	51	Σχήμα 4.3	4 /	108
Σχήμα 2.7	2 /	53	Σχήμα 4.4	4 /	109
Σχήμα 2.8	2 /	56	Σχήμα 4.5	4 /	111
Σχήμα 2.9	2 /	57	Σχήμα 4.6	4 /	113
Σχήμα 2.10	2 /	59	Σχήμα 4.7	4 /	115
Σχήμα 2.11	2 /	63	Σχήμα 4.8	4 /	116
Σχήμα 2.12	2 /	66	Σχήμα 4.9	4 /	117
Σχήμα 2.13	2 /	67	Σχήμα 4.10	4 /	118
Σχήμα 2.14	2 /	68	Σχήμα 4.11	4 /	119
Σχήμα 2.15	2 /	70	Σχήμα 4.12	4 /	121
Σχήμα 2.16	2 /	71	Σχήμα 4.13	4 /	123
Σχήμα 3.1	3 /	72	Σχήμα 4.14	4 /	123
Σχήμα 3.2	3 /	73	Σχήμα 4.15	4 /	124
Σχήμα 3.3	3 /	73	Σχήμα 4.16	4 /	125
Σχήμα 3.4	3 /	73	Σχήμα 4.17	4 /	125
Σχήμα 3.5	3 /	74			
Σχήμα 3.6	3 /	75			

Εισαγωγή

Τα ρομπότ έπαιξαν εξέχοντα ρόλο στη βιομηχανία τα προηγούμενα 50 χρόνια και περίπου ένα εκατομμύριο ανά τον κόσμο βιομηχανικές μονάδες τα χρησιμοποιούν σήμερα εκτεταμένα.

Ο όρος ρομπότ πρώτο-χρησιμοποιήθηκε σε ένα θεατρικό έργο του Τσέχου συγγραφέα Karel Capek και προέρχεται από την τσέχικη λέξη “robota” που σημαίνει εξαναγκασμένη εργασία. Ο Capek προέβλεψε την εξάπλωση αυτή των ρομπότ καθώς ζωγράφησε μια εικόνα από ανθρωπόμορφες μονάδες που κατασκευάστηκαν να υπηρετούν την ανθρωπότητα. Τουλάχιστον δυο στοιχειώδη ρομπότ κατασκευάστηκαν στη δεκαετία του 1920 και 1930. Όμως η εμπορική χρήση των ρομπότ ξεκίνησε με την εφεύρεση μη ανθρωπόμορφων τύπων βιομηχανικών ρομπότ το 1954. Στη σημερινή εποχή, με την ανάπτυξη στους τομείς της μηχατρονικής, της τεχνολογίας υλικών και της τεχνητής νοημοσύνης, αρκετά από αυτά τα ανθρωπόμορφα ρομπότ αρχίζουν να γίνονται προσιτά στη βιομηχανία, στα σπίτια και ακόμα και σε επικίνδυνα περιβάλλοντα για πρόληψη και αντιμετώπιση κινδύνων.

Από το τέλος της δεκαετίας του '60 παρουσιάζεται μια αλματώδη ανάπτυξη στον τομέα της ρομποτικής. Τα ρομποτικά συστήματα στην αρχή δεν διέθεταν υπολογιστικές και αισθητήριες ικανότητες. Στη συνέχεια υιοθετήθηκαν τεχνικές με περιορισμένες ικανότητες υπολογισμού, προγραμματισμού και ανάδρασης και τα ρομπότ διαθέτουν μια μεγάλη ποικιλία αισθητήρων. Σήμερα τα ευφυή ρομποτικά συστήματα (intelligent robotic systems), είναι εξοπλισμένα με πλήθος ισχυρότατων αισθητηρίων οργάνων, και με τεχνικές προσαρμογής στο χώρο εργασίας τους. Ο συνδυασμός τεχνικών αυτομάτου ελέγχου και μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης, εξασφαλίζει την αποδοτικότερη λειτουργία σε μεταβαλλόμενα ή και αβέβαια περιβάλλοντα. Ο απώτερος στόχος είναι εμφανής: Αυτόνομα ρομπότ. Ρομπότ, που μπορούν να αντιληφθούν τις αλλαγές στο χώρο εργασίας τους, να κινούνται όταν και όπου χρειάζεται, να προσαρμόζονται σε ποικίλες συνθήκες και καταστάσεις και να ικανοποιούν τις υψηλές απαιτήσεις των κατασκευαστών τους.

Η αυξανόμενη ζήτηση των ρομπότ σε βιομηχανικές και εμπορικές δραστηριότητες έχει δώσει σημαντική ώθηση στη ρομποτική τεχνολογία. Σε πολλές περιπτώσεις είναι αναγκαία η ύπαρξη και χρησιμοποίηση αυτόνομων ρομπότ. Σε καταστάσεις πόλεμου, σε συνθήκες έντονης μόλυνσης του περιβάλλοντος χώρου, στην εξερεύνηση του διαστήματος ή του βυθού της θάλασσας, η παρουσία τέτοιων συστημάτων θα έφερνε ανακούφιση στον ανήσυχο άνθρωπο. Δυστυχώς όμως τέτοια αυτόνομα ρομποτικά συστήματα δεν είναι ούτε εμπορικά διαθέσιμα ούτε συναντώνται σε προχωρημένο πειραματικό στάδιο.

Το 2004 σημειώθηκε η 50^η επέτειο της κατασκευής του πρώτου βιομηχανικού ρομπότ από τον μηχανικό George Devol. Μαζί με το συνεργάτη του ξεκίνησαν να φτιάχνουν και να πουλάνε μια μονοβραχίονη προγραμματιζόμενη μονάδα που την ονόμασαν UNIMATE. Ο συνεργάτης του Devol οραματίστηκε τις ρομποτικές αυτές συσκευές σαν βοηθητικές στη λειτουργία του εργοστασίου και σαν μια βοήθεια στον απλό εργάτη. Η General Motors ήταν η πρώτη που αγόρασε το UNIMATE το 1961 αλλά για διάφορους οικονομικούς και κοινωνικούς λόγους οι Ιάπωνες ήταν αυτοί που πρώτοι χρησιμοποίησαν ρομπότ στην αυτοκινητοβιομηχανία. Το 1978 η General Motors εγκατέστησε μια γραμμή συναρμολόγησης χρησιμοποιώντας ένα PUMA (programmable

universal machine for assembly) και έτσι τα ρομπότ ξεκίνησαν να εφαρμόζονται στην Αμερικάνικη βιομηχανία.

Ένα τυπικό βιομηχανικό ρομπότ περιλαμβάνει ένα ισχυρό, πολλαπλών αρθρώσεων μηχανικό βραχίονα, το οποίο είναι σχεδόν τόσο ευέλικτο όσο και το ανθρώπινο χέρι και μπορεί να προγραμματιστεί να φέρει εις πέρας και να χειριστεί αντικείμενα μικρά ή μεγάλα. Η Ιαπωνία είναι μπροστά στη χρησιμοποίηση τέτοιου είδους ρομποτικών εργατών, οι οποίες είναι περίπου ένα εκατομμύριο ανά τον κόσμο και συνεχώς αυξάνονται. Αυτή η αύξηση του αριθμού των ρομπότ ήταν αναμενόμενη και μόνο αν λάβουμε υπ' όψη μας το οικονομικό κίνητρο καθώς το κόστος των ανθρώπων εργατών αυξάνεται ενώ το κόστος ενός ρομποτικού εργάτη συνεχώς μειώνεται. Τα ρομπότ αποτελούν το 10% του εργατικού δυναμικού της Ιαπωνικής, Ιταλικής και Γερμανικής αυτοκινητοβιομηχανίας αντικαθιστώντας το ανθρώπινο δυναμικό και ειδικά τους γηραιότερους.

Πολλοί ερευνητές υποστηρίζουν ότι η πραγματική αυτονομία των ρομποτικών συστημάτων θα επιτευχθεί με την κατάλληλη χρήση και αξιοποίηση της τεχνολογίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα φαίνονται κατάλληλα για προβλήματα στα οποία πιο συμβατικές υπολογιστικές προσεγγίσεις δεν είναι αποτελεσματικές. Τα νευρωνικά δίκτυα από μόνα τους μπορούν να εισάγουν επαναστατικές προοπτικές και προσεγγίσεις σε πολλά θέματα της τεχνολογίας γενικότερα και ειδικότερα στο ρομποτικό έλεγχο.

Νευρωνικά δίκτυα στο ρομποτικό έλεγχο

Στον τομέα του ρομποτικού ελέγχου, η έρευνα αλλά και η εφαρμογή της τεχνολογίας των νευρωνικών δικτύων έδωσε ενθαρρυντικά αποτελέσματα και περισσότερες υποσχέσεις για το μέλλον.

Η ειδική χρησιμότητα που φαίνεται να έχουν τα νευρωνικά δίκτυα στο ρομποτικό έλεγχο έχει να κάνει κυρίως με το χαρακτήρα των προβλημάτων που εντοπίζονται σε αυτόν. Πιο συγκεκριμένα, τα περισσότερα θέματα του ελέγχου των ρομπότ διατυπώνονται με μαθηματικά προβλήματα των οποίων η λύση δεν είναι μοναδική. Ο ειδικός ρόλος των νευρωνικών δικτύων στην προκειμένη περίπτωση είναι ότι μειώνουν σημαντικά το υπολογιστικό κόστος και μπορούν να επιλύσουν πολύ αποδοτικά τέτοιου είδους προβλήματα. Εφαρμόζονται στο στρατηγικό επίπεδο ελέγχου, όπου επιλύουν κυρίως προβλήματα σχεδιασμού καθηκόντων και ευφυούς ελέγχου. Ειδικά στο σχεδιασμό καθηκόντων, στο μέλλον είναι δυνατόν τα νευρωνικά δίκτυα να προσδώσουν την ευφυΐα που χρειάζεται το σύστημα προκειμένου να ανταποκριθεί σε αβεβαιότητες ενός μεταβαλλόμενου ή ασαφούς περιβάλλοντος. Στο τακτικό επίπεδο ελέγχου, αντιμετωπίζουν κυρίως προβλήματα σχεδιασμού τροχιάς. Τέλος στο εκτελεστικό επίπεδο ελέγχου, η εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων αφορά στον έλεγχο θέσης και τροχιάς. Επειδή, για την ώρα όμως, ο έλεγχος με νευρωνικά δίκτυα έχει αποδειχθεί μη ακριβής, χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με κλασικούς ρυθμιστές. Ακόμα κι έτσι όμως, η εισαγωγή των νευρωνικών δικτύων στον τομέα έχει μειώσει εμφανώς το τεράστιο υπολογιστικό φόρτο που απαιτεί αυτό το επίπεδο.

Σε όλα τα προαναφερόμενα επίπεδα, τα προβλήματα ελέγχου που προκύπτουν, μπορούν να διατυπωθούν σαν προβλήματα βελτιστοποίησης και συσχέτισης μορφών. Π.χ. σε ένα αυτόνομο ρομπότ, ο σχεδιασμός τροχιάς αποτελεί πρόβλημα βελτιστοποίησης, ενώ ο

έλεγχος κινητήρων μέσω αισθητήρων αποτελεί πρόβλημα συσχέτισης μορφών. Όπως είναι φανερό το πρόβλημα της συσχέτισης των μορφών είναι υποσύνολο του πρωτογενούς προβλήματος της αναγνώρισης προτύπων. Το πρόβλημα της βελτιστοποίησης επιλύεται με την επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου έτσι ώστε η σύγκλισή του να εξασφαλίζει ταυτόχρονα τη βελτιστοποίηση κάποιου κριτηρίου.

Επίπεδο Σχεδιασμού

Σύμφωνα με τη θεωρία των νευρωνικών δικτύων υπάρχουν πέντε βασικοί σχεδιασμοί νευρωνικού ελέγχου, που ανάλογα με την περίπτωση αποδίδουν καλύτερα ή χειρότερα.

- **Έλεγχος επιτήρησης:** Σύμφωνα με αυτόν, το νευρωνικό δίκτυο διδάσκεται ζεύγη εισόδων-εξόδων, με στόχο την προσομοίωση ενός επιθυμητού μοντέλου. Οι εισοδοί του δικτύου κατά τη διάρκεια της μάθησης αντιστοιχίζονται σε συγκεκριμένες «επιθυμητές» εξόδους που παράγονται από έναν εξωτερικό δάσκαλο. Ουσιαστικά δηλαδή, το δίκτυο μαθαίνει την απεικόνιση εισόδου-εξόδου που συνεπάγεται το όλο σύστημα μέσω ενός συνόλου παραδειγμάτων που αποτελούν και την ιδανική κατάσταση λειτουργίας του δικτύου μας.
- **Άμεσος ανάστροφος έλεγχος:** Αυτός είναι ένας σχεδιασμός που έχει προταθεί από τον Miller. Αυτό το μοντέλο προβλέπει την εκπαίδευση του δικτύου στο ανάστροφο κινηματικό μοντέλο του συστήματος με στόχο να κάνει το σύστημα να ακολουθήσει μια επιθυμητή τροχιά.
- **Νευρωνικός προσαρμοστικός έλεγχος:** Ο σχεδιασμός αυτός έχει το χαρακτηριστικό ότι πραγματοποιεί μια επέκταση από τον κλασικό έλεγχο στο νευρωνικό, διατηρώντας την προηγούμενη γνώση. Στα πλαίσια του σχεδιασμού αυτού οι κλασικοί προσαρμοστικοί ρυθμιστές αντικαθίστανται από νευρωνικά δίκτυα. Το αποτέλεσμα αυτής της επέκτασης είναι φυσικά μεγαλύτερη ευελιξία, σθεναρότητα και το βασικότερο η αντιμετώπιση μη γραμμικότητας.
- **Ανάστροφη διάδοση με το χρόνο:** Με αυτόν ασχολήθηκαν οι Jordan και Kawato. Σύμφωνα με αυτόν προβλέπεται ένας βέλτιστος ρυθμιστής. Ο βασικός στόχος είναι ο προσδιορισμός των βέλτιστων παραμέτρων του συστήματος ή των βαρών, ενώ αγνοείται ο προσδιορισμός μιας βέλτιστης ακολουθίας δράσεων ελέγχου, που αποτελεί το αντικείμενο του κλασικού βέλτιστου ελέγχου. Ωστόσο οι προσπάθειες των δυο προαναφερόμενων έδειξαν ότι και οι δύο στόχοι μπορούν να επιτευχθούν ταυτόχρονα. Ο Jordan έλυσε ένα πρόβλημα παρακολούθησης τροχιάς, όπου η ανάστροφη δυναμική δε λειτουργεί. Ο Kawato μετά από ένα σθεναρό προκαταρκτικό στάδιο αναγνώρισης συστήματος μέσω νευρωνικών δικτύων, πέτυχε σχεδιασμό τροχιάς και παρακολούθηση τροχιάς ταυτόχρονα.
- **Προσαρμοστικές Κριτικές Μέθοδοι:** Αυτή είναι μια οικογένεια μεθόδων που βασίζονται στην προσέγγιση της μεθόδου δυναμικού προγραμματισμού του Bellman. Το ιδιαίτερο αυτών των μεθόδων, είναι η χρησιμοποίηση μάθησης που ενισχύεται με το χρόνο, με την οποία τα προβλήματα σχεδιασμού και βελτιστοποίησης λύνονται ταυτόχρονα.

Επίπεδο Εκτέλεσης

Στο επίπεδο εκτέλεσης, η εισαγωγή των νευρωνικών δικτύων επιφέρει μεγάλες βελτιώσεις σε ότι αφορά την αποδοτικότητα και ευελιξία του νόμου ελέγχου. Οι κλασικοί προσαρμοστικοί ρυθμιστές σ' αυτό το επίπεδο χρειάζονται δεδομένα απο αισθητήρια όργανα και ανάλογη ευρετική πληροφορία. Πέρα από αυτό έχουν σημαντικά περιορισμένες δυνατότητες προσαρμογής σε φραγμένο χρόνο (real time). Οι βελτιώσεις που υπεισέρχονται από την υιοθέτηση του σχεδιασμού με νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ σημαντικές. Κατ' αρχήν, η μάθηση είναι μια σχετικά απλή διαδικασία, αφού το δίκτυο διδάσκεται ζεύγη εισόδου –εξόδου και αγνοεί σχεδιαστικές λεπτομέρειες. Έτσι ο έλεγχος εμφανίζεται πολύ πιο ευέλικτος. Πέρα απ' αυτό, το νευρωνικό δίκτυο διαθέτει μεγάλες δυνατότητες συσχέτισης, παρεμβολής και γενίκευσης. Συνεπώς ο νευρωνικός ρυθμιστής είναι ικανός να αντισταθμίσει μεγάλες περιοχές αβεβαιότητας του ρομπότ. Επίσης στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων με μη εποπτευόμενη μάθηση, ο ρυθμιστής προσαρμόζεται συνεχώς σε μεταβολές του συστήματος και μάλιστα ορισμένες φορές σε φραγμένο χρόνο, πράγμα που επιτρέπει πολύ μεγάλη σθεναρότητα του νόμου ελέγχου, αλλά και σχεδιαστική απλότητα και δυναμικότητα. Τέλος, ο νευρωνικός έλεγχος παρέχει τη δυνατότητα της βελτιστοποίησης μιας ήδη διδαγμένης κίνησης αφού το δίκτυο «δοκιμάζει» εναλλακτικές ταχύτερες ίσως κινήσεις.

Ο τύπος των νευρωνικών δικτύων που χρησιμοποιούνται κατά κανόνα στο νευρωνικό έλεγχο είναι το multilayer perceptron και το δίκτυο Hopfield. Το δίκτυο Hopfield είναι ένα δίκτυο που έχει το πολύ μεγάλο πλεονέκτημα ότι η μάθηση του είναι μη εποπτευόμενη. Δηλαδή, εκπαιδεύεται κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του. Εξ' αιτίας αυτού του γεγονότος έχει τη σημαντική δυνατότητα να ασκεί δυναμικά προσαρμοστικό έλεγχο και ίσως σε real time. Το μειονέκτημά του είναι ότι η συνδεσμολογία του είναι σύνθετη με αποτέλεσμα να επιβαρύνει τον υπολογιστικό φόρτο του συστήματος. Επιπλέον, η σύγκλιση του δεν είναι πάντα εξασφαλισμένη, ειδικά όταν έχουμε ένα μεταβαλλόμενο σύστημα του οποίου ο ρυθμός μεταβολής είναι συγκρίσιμος αν όχι μεγαλύτερος του ρυθμού μάθησης του δικτύου. Συνεπώς η χρησιμοποίηση του Hopfield έχει πολύ θετικά αποτελέσματα αλλά και μεγάλο ρίσκο. Γι αυτό είναι προτιμότερη σε χρονικά μη μεταβαλλόμενα συστήματα η χρήση πιο «συμβατικών» δικτύων όπως είναι το multilayer perceptron.

Κεφάλαιο 1

Νευρωνικά Δίκτυα

1.1 Εισαγωγή

Η έρευνα σχετικά με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι εμπνευσμένη από τη δομή και τη λειτουργία του εγκεφάλου. Βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου είναι οι νευρώνες, δηλαδή τα νευρικά κύτταρα τα οποία δημιουργούν ένα πυκνό δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ τους. Κίνητρο για τη μελέτη του νευρώνα και των νευρωνικών δικτύων είναι η ελπίδα ανακάλυψης ενός νέου υπολογιστικού μοντέλου βασισμένου σε μια δικτυακή δομή παρόμοια με αυτή του εγκεφάλου. Αυτή η καινούργια υπολογιστική πλατφόρμα –γνωστή ως *Connectionist Model*– θα είναι πιο κατάλληλη για ανάπτυξη ευφυών αλγορίθμων και γενικότερα διαδικασιών σχετιζόμενων με τη νοημοσύνη, όπως η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, η ομαδοποίηση προτύπων, κλπ.[1]

Τα συνήθη Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) χρησιμοποιούν πολύ απλοποιημένα μοντέλα νευρώνων τέτοια ώστε να διατηρούν μόνο τα πολύ αδρά χαρακτηριστικά των λεπτομερών μοντέλων που χρησιμοποιούνται στη νευρολογία. Θα έλεγε κανείς ότι τα συνήθη τεχνητά νευρωνικά μοντέλα έχουν ελάχιστη σχέση με τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα. Ωστόσο πιστεύεται ότι οι λεπτομέρειες δεν έχουν ιδιαίτερη σημασία στην κατανόηση της ευφυούς συμπεριφοράς των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων. Ακόμη και αυτά τα απλά μοντέλα νευρώνων μπορούν να δημιουργήσουν ιδιαίτερος ενδιαφέροντα δίκτυα αρκεί να πληρούν δυο βασικά χαρακτηριστικά:

- Οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης – ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων.[1]
- Το δίκτυο να αποτελείται από μεγάλο πλήθος νευρώνων ώστε να επιτυγχάνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας.[1]

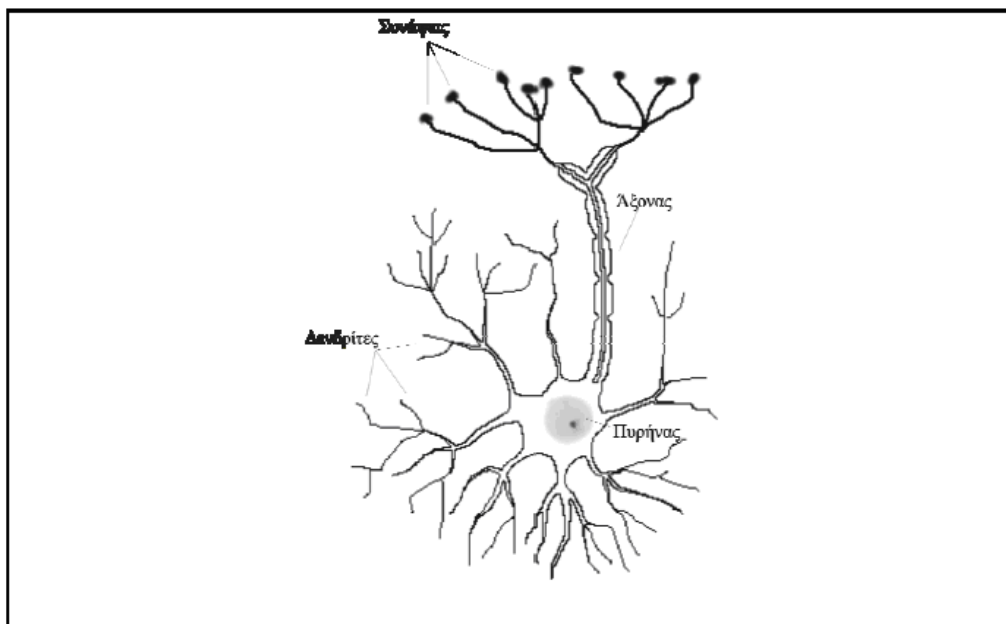
Η πρόκληση που αντιμετωπίζει η θεωρία των ΤΝΔ είναι η εύρεση κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης των δικτύων και ανάκλησης της πληροφορίας που αυτά περιέχουν έτσι ώστε να προσομοιάζονται ευφυείς διαδικασίες όπως αυτές που αναφέρθηκαν παραπάνω. Για την επίτευξη του στόχου αυτού απαιτείται ο ορισμός του κατάλληλου περιβάλλοντος εκπαίδευσης, π.χ. αν το δίκτυο θα εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή με τη χρήση κάποιων δεδομένων οδηγών-δασκάλων, ή αν το δίκτυο θα αφήνεται μόνο του να αυτο-οργανωθεί και με ποιο συγκεκριμένο κριτήριο και στόχο.

1.2 Ο ΝΕΥΡΩΝΑΣ

Το νευρικό κύτταρο ή **νευρώνας** όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα είναι το βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου τόσο στον άνθρωπο όσο και στα ζώα. Ο νευρώνας είναι ένα μεγάλο σε μέγεθος κύτταρο το οποίο, ανατομικά, αποτελείται από τα εξής τμήματα: (α) το σώμα, (β) τους δένδριτες, (γ) τον άξονα, και (δ) τις *συνάψεις* που συνδέουν τις διακλαδώσεις του άξονα με τους δένδριτες άλλων νευρώνων δημιουργώντας έτσι ένα *νευρωνικό δίκτυο*. [4]

Λειτουργικά, τα τμήματα του νευρώνα παίζουν διαφορετικούς ρόλους:

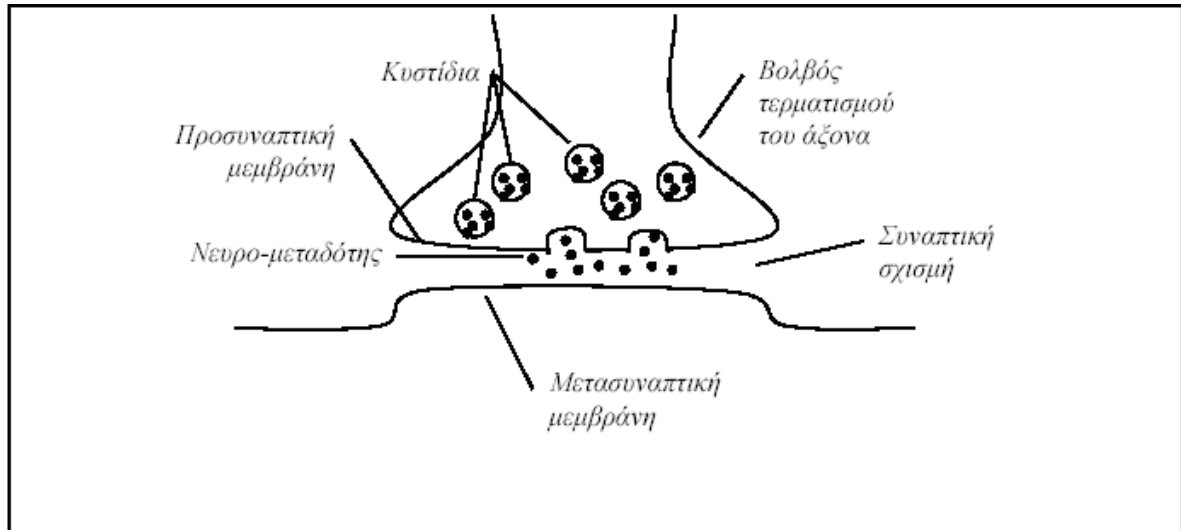
- Οι **δένδριτες** είναι οι πύλες εισόδου του νευρώνα. Δέχονται ηλεκτρικά σήματα από άλλους νευρώνες.



Σχήμα 1.1: Ο νευρώνας [1]

- Ο άξονας είναι πύλη εξόδου του νευρώνα. Μοιάζει με μια μακρόστενη κλωστή που μερικές φορές έχει μήκος μερικά χιλιοστά και άλλες φορές ξεπερνάει το 1m. Ο άξονας στέλνει σήματα προς άλλους νευρώνες υπό μορφή ηλεκτρικών παλμών σταθερού πλάτους αλλά μεταβλητής συχνότητας.
- Οι συνάψεις είναι σημεία μεταξύ διακλαδώσεων του άξονα ενός νευρώνα και των δένδριτων με άλλους νευρώνες. Είναι φούσκες με ηλεκτροχημικό υλικό – ιόντα, κυρίως του Νατρίου και του Καλίου (Na^+ , K^+). Το υλικό αυτό μεταδίδει την ηλεκτρική δραστηριότητα του άξονα – αποστολέα στους δένδριτες – παραλήπτες. Το πλάτος της σύναψης, η απόστασή της από τον δένδριτη και η πυκνότητα του ηλεκτροχημικού υλικού επηρεάζουν την ευκολία με την οποία η ηλεκτρική δραστηριότητα μεταδίδεται από τον άξονα στον δένδριτη. Το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται τελικά στο δένδριτη λέγεται **συναπτικό βάρος**. Οι συνάψεις χωρίζονται σε **ενισχυτικές (excitatory)** και σε **ανασταλτικές (inhibitory)** ανάλογα με το αν φορτίο που εκλύεται από τη σύναψη ερεθίζει το

νευρώνα προς το να παράγει παλμούς με μεγαλύτερη συχνότητα ή αντίθετα αν τον καταστέλλει εμποδίζοντάς τον να παράγει παλμούς. Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε το διάγραμμα ανατομίας μιας σύναψης.[4]



Σχήμα 1.2: Σχηματικό διάγραμμα ανατομίας σύναψης[1]

1.3 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΑ

Στους βιολογικούς νευρώνες, φορέας πληροφορίας είναι οι ηλεκτρικοί παλμοί που ταξιδεύουν στον άξονα του κάθε νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των παραληπτών νευρώνων. Κάθε νευρώνας Α συλλέγει όλο το ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται από κάθε σύναψη στους δενδρίτες του ζυγίζοντας το εισερχόμενο φορτίο με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος. Έτσι όσο πιο ισχυρή είναι η συναπτική ζεύξη τόσο πιο πολύ έντονα συμμετέχει το συγκεκριμένο φορτίο εισόδου στο συνολικό άθροισμα. Αν το άθροισμα του φορτίου ξεπερνάει κάποιο κατώφλι τότε ο άξονας του Α αρχίζει να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς με μεγάλη συχνότητα οπότε λέμε ότι ο νευρώνας πυροβολεί (fires). Αν όμως το φορτίο δεν περνάει το συγκεκριμένο αυτό όριο τότε ο νευρώνας παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής. Κάθε παλμός έχει ένα συγκεκριμένο χρονικό πλάτος t_p και μετά από κάθε παλμό ο νευρώνας χρειάζεται ένα ελάχιστο χρόνο ανάπαυσης t_r . Έτσι ο μέγιστος ρυθμός των παλμών δεν ξεπερνάει το όριο

$$\text{Firing frequency} < 1/(t_p + t_r) \quad (1.1)$$

Τελικά οι παλμοί που παράγονται ταξιδεύουν κατά μήκος του άξονα και τροφοδοτούν τους άλλους νευρώνες με τους οποίους συνδέεται ο Α.[1]

1.4 ΤΟ ΜΟΝΤΕΛΟ McCulloch - Pitts

Τη δεκαετία του 1940 υπήρξε μια εντονότατη δραστηριότητα προς την κατεύθυνση της μελέτης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και της μαθηματικής μοντελοποίησής τους. Πρωτοπόροι στον τομέα αυτό είναι οι Αμερικανοί επιστήμονες Mc Culloch και Pitts που περιέγραψαν ένα απλό μοντέλο της ηλεκτρικής δραστηριότητας του νευρώνα. Η κατάσταση του νευρώνα περιγράφεται από ένα δυαδικό αριθμό y

$y = 0 \rightarrow$ ο νευρώνας είναι αδρανής (δεν πυροβολεί)
 $y = 1 \rightarrow$ ο νευρώνας πυροβολεί στη μέγιστη συχνότητα[2]

Οι συνάψεις περιγράφονται από τα συνοπτικά βάρη (synaptic weights) w_i που είναι πραγματικοί αριθμοί, θετικοί για τις ενισχυτικές συνάψεις και αρνητικοί για τις ανασταλτικές συνάψεις. Αν x_1, x_2, \dots, x_n είναι οι είσοδοι του νευρώνα τότε το άθροισμα u του φορτίου που δέχεται ο νευρώνας είναι

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (1.2)$$

Αν το άθροισμα u είναι μεγαλύτερο από το κατώφλι (threshold) θ τότε ο νευρώνας πυροβολεί, διαφορετικά παραμένει αδρανής. Χρησιμοποιώντας μαθηματικά γράφουμε

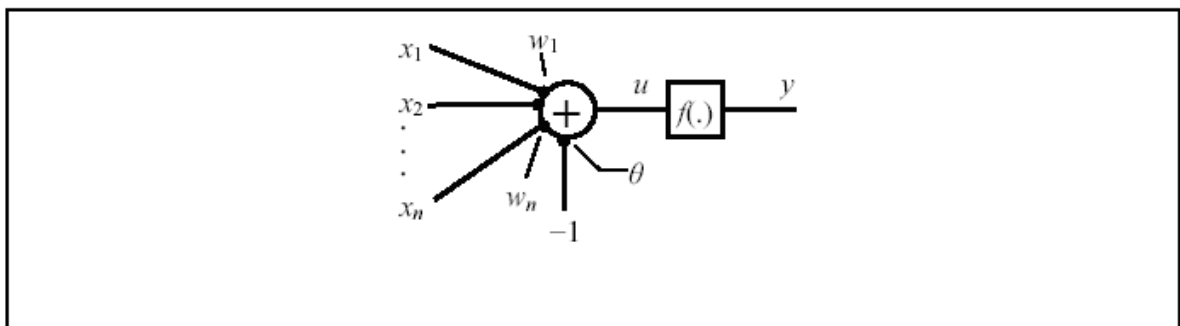
$$y = f(u - \theta) \quad (1.3)$$

Όπου η συνάρτηση $f(\cdot)$ είναι η λεγόμενη «βηματική συνάρτηση»[2]

Βηματική συνάρτηση 0/1 (step function 0/1):

$$f(u) = \begin{cases} 0, & \text{αν } u \leq 0 \\ 1, & \text{αν } u > 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

Σχηματικά το παραπάνω μαθηματικό μοντέλο παριστάνεται από ένα αθροιστή ακολουθούμενο από από ένα μη γραμμικό μετασχηματιστή f , όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 1.3: Το μοντέλο McCulloch και Pitts για το νευρώνα[2]

Το κατώφλι θ είναι ένας πραγματικός αριθμός (θετικός ή αρνητικός) όπως άλλωστε και τα συνοπτικά βάρη w_1, w_2, \dots, w_n . Κατ' αυτή την έννοια το κατώφλι θ μπορεί να θεωρηθεί ως ένα επί πλέον συναπτικό βάρος συνδεδεμένο με μια σταθερή είσοδο x_0 η οποία έχει πάντα την τιμή -1 . Έτσι αν θεωρήσουμε $w_0 = \theta$ και $x_0 = -1$ μπορούμε να γράψουμε.

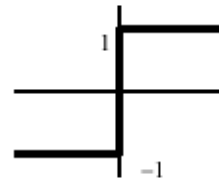
$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (1.5)$$

1.4.1 ΑΛΛΑ ΔΙΑΔΕΔΟΜΕΝΑ ΜΟΝΤΕΛΑ

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές μοντελοποιήσεις του νευρώνα που αποκλίνουν από το απλό μοντέλο McCulloch-Pitts. Η πιο σημαντική διαφορά είναι στη μορφή της μη γραμμικής συνάρτησης $f(\cdot)$ που χρησιμοποιείται στην έξοδο. Η συνάρτηση αυτή που καλείται και συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα (neuron activation function)[2] μπορεί να πάρει εναλλακτικά τις παρακάτω μορφές:

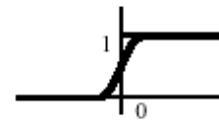
- Βηματική -1/1 (step function -1/1):

$$\begin{aligned} f(u) &= -1 \quad \text{αν } u \leq 0 \\ f(u) &= 1 \quad \text{αν } u > 0 \end{aligned} \quad (1.6)$$



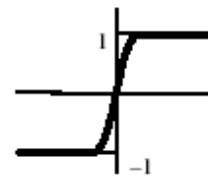
- Σιγμοειδής (sigmoid):

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (1.7)$$



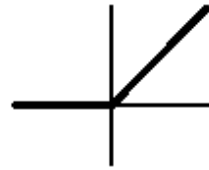
- Υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent):

$$f(u) = \tanh(u) = \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}} \quad (1.8)$$



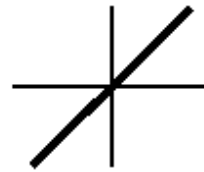
- Συνάρτηση Ράμπας (Ramp Function)

$$\begin{aligned} f(u) &= 0 \quad \text{αν } u \leq 0 \\ f(u) &= u \quad \text{αν } u > 0 \end{aligned} \quad (1.9)$$



- Γραμμική (Linear)

$$f(u) = u \quad (1.10)$$



1.5 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες και σε κάθε νευρώνα αντιστοιχούν περίπου κατά μέσο όρο 1000 συνάψεις (δηλαδή έχουμε ένα σύνολο 100 τρισεκατομμυρίων συνάψεων).

Η τρομερή πολυπλοκότητα του εγκεφάλου τον καθιστά ικανό να εκτελεί με επιτυχία διάφορες λειτουργίες που συλλογικά αποτελούν αυτό που αποκαλούμε νοημοσύνη. Τέτοιες λειτουργίες είναι:

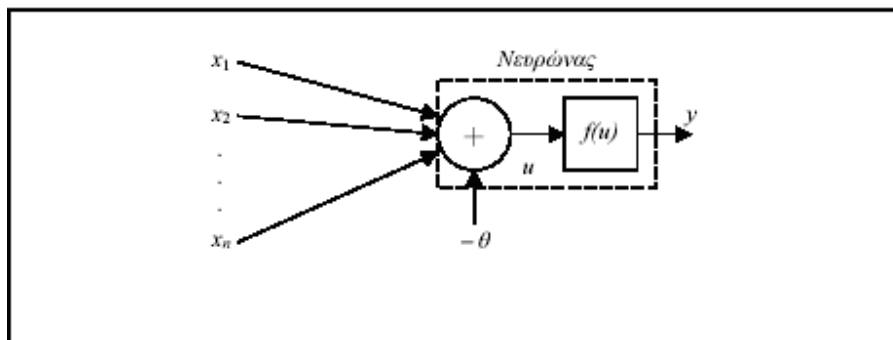
- Η αναγνώριση εικόνων (προσώπων, αντικειμένων, κτλ)
- Η μνήμη
- Η αναγνώριση φωνής, η κατανόηση και η παραγωγή της γλώσσας
- Η αυτόνομη πλοήγηση στο χώρο
- Η λήψη αποφάσεων
- Η κατάσταση στρατηγικής και η επιλογή της καλύτερης με βάση διάφορα κριτήρια κόστους
- Η λογική, η ανάπτυξη επιχειρημάτων, η συνεπαγωγή
- Η μάθηση και η αυτοπροσαρμογή σε νέο περιβάλλον και σε νέες καταστάσεις[1]

Το τελευταίο αντικείμενο, δηλαδή η μάθηση, είναι ίσως ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά του εγκεφάλου και γενικά των βιολογικών νευρωνικών δικτύων (πρέπει να σημειωθεί ότι ικανότητα μάθησης δεν έχουν μόνο οι άνθρωποι αλλά και τα ζώα). Ο λόγος που η μάθηση θεωρείται το κλειδί της νοημοσύνης είναι το γεγονός ότι οι περισσότερες από τις υπόλοιπες λειτουργίες που περιγράψαμε παραπάνω μαθαίνονται κατά τη διάρκεια βίου, και συνήθως κατά την παιδική και πρώιμη ηλικία και δεν προκύπτουν εκ γενετής.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μοντέλα που μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Το αντικείμενο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι η ανάπτυξη και η μελέτη μαθηματικών αλγορίθμων που μιμούνται την αρχιτεκτονική και το πρότυπο των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.

1.6 ΤΟ ΔΙΚΤΥΟ PERCEPTRON

Το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να σχεδιαστεί και να μελετηθεί είναι ένα δίκτυο που αποτελείται από ένα νευρώνα. Η λέξη δίκτυο στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιείται καταχρηστικά αφού δεν υπάρχουν περισσότεροι του ενός νευρώνες για να συνδεθούν μαζί τους. Οι μόνες συνδέσεις που υπάρχουν είναι αυτές μεταξύ των εισόδων x_1, x_2, \dots, x_n και του νευρώνα, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 1.4: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα [4]

Στο μοντέλο Perceptron ο όπως και μοναδικός νευρώνας υλοποιεί την παρακάτω συνάρτηση μεταφοράς:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \quad (1.11)$$

$$y = f(u) \quad (1.12)$$

Η συνάρτηση μεταφοράς απεικονίζει το διάνυσμα εισόδου $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ στην έξοδο y . Σε συντομία μπορεί να γραφεί

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (1.13)$$

Οι παράμετροι w_1, w_2, \dots, w_n είναι τα συναπτικά βάρη του νευρώνα ενώ η παράμετρος θ λέγεται κατώφλι ενεργοποίησης. Ο όρος όπως εξηγείται όπως το γεγονός ότι η διέγερση u του νευρώνα η οποία προκύπτει όπως το περιβάλλον (δηλ. όπως όπως εισόδους) είναι θετική αν το άθροισμα $\sum_{i=1}^n w_i x_i$ ξεπεράσει το όριο θ :

$$u > 0 \quad \text{αν} \quad \sum_{i=1}^n w_i x_i > \theta \quad (1.14a)$$

$$u = 0 \quad \text{αν} \quad \sum_{i=1}^n wixi = \theta \quad (1.14b)$$

$$u < 0 \quad \text{αν} \quad \sum_{i=1}^n wixi < \theta \quad (1.14c)$$

Με τον τρόπο αυτό λέμε όπως το θ είναι κατώφλι πάνω όπως το οποίο ενεργοποιείται ο νευρώνας.[15]

Η συνάρτηση ενεργοποίησης $f(\cdot)$ τροφοδοτείται όπως τη διέγερση u και δίνει την έξοδο y του νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι μη γραμμική και ιδιαίτερα στο Perceptron παίρνει μια όπως όπως παρακάτω μορφές.

$$f(u) = \begin{cases} 1, & \text{αν } u > 0 \\ 0, & \text{αν } u \leq 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

$$f(u) = \begin{cases} 1, & \text{αν } u > 0 \\ -1, & \text{αν } u \leq 0 \end{cases} \quad (1.6)$$

Η έξοδος y λοιπόν είναι όπως δυαδικός αριθμός είτε με την κλασική μορφή (0/1) είτε με τη λεγόμενη διπολική μορφή (1/-1). Η επιλογή ωστόσο μεταξύ κλασικής και διπολικής μορφής είναι ήσσονος σημασίας. Οι παράμετροι που ουσιαστικά ρυθμίζουν τη συμπεριφορά του νευρώνα είναι το διάνυσμα των συναπτικών βαρών $w = [w_1, w_2, \dots, W_n]^T$ και το κατώφλι θ . Το μοντέλο όπως αρχικής εξίσωσης μπορεί να απλοποιηθεί αν το κατώφλι θ θεωρηθεί ως ένα επιπλέον συναπτικό βάρος (έστω w_0) το οποίο πολλαπλασιάζεται με μια σταθερή είσοδο $x_0 = -1$ οπότε μπορούμε να γράψουμε:

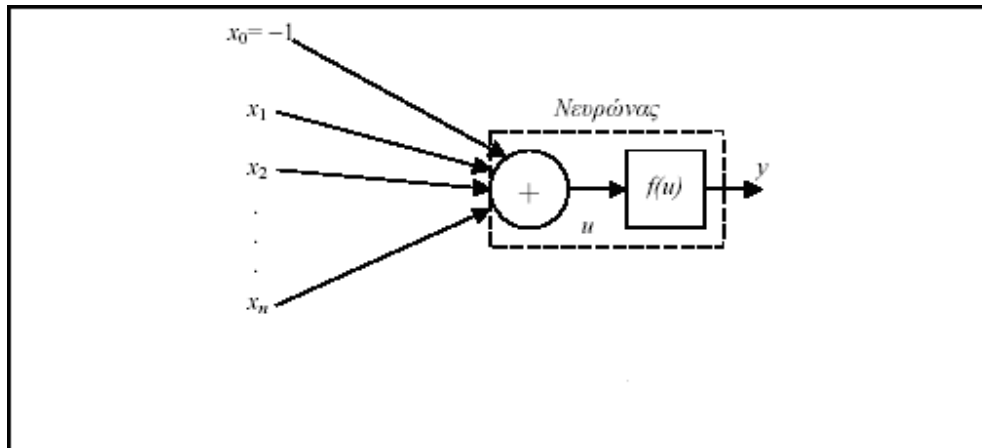
$$u = \sum_{i=1}^n wixi + w_0x_0 \quad (1.15)$$

ή πιο απλά αν ο δείκτης του αθροίσματος i πηγαίνει όπως 0 έως n :

$$u = \sum_{i=1}^n wixi \quad (1.16)$$

Κατά τον τρόπο αυτό εισάγουμε μια επιπλέον είσοδο x_0 με σταθερή τιμή -1 και επομένως είναι σαν να αυξάνουμε τη διάσταση του διανύσματος εισόδου κατά 1. Συνήθως προτιμάμε να χρησιμοποιούμε την τελευταία εξίσωση διότι όπως οι παράμετροι είναι ομογενοποιημένες στο ίδιο (επαυξημένο) διάνυσμα παραμέτρων $w = [w_1, w_2, \dots, W_n]^T$ και το κατώφλι ενεργοποίησης αντιμετωπίζεται το ίδιο όπως στα συναπτικά βάρη. Η τελευταία αυτή εξίσωση αποτελεί το εσωτερικό γινόμενο των διανυσμάτων w και x οπότε μπορούμε να γράψουμε $u = w^T x$. [15]

Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε το απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα όπου το κατώφλι θ αντιμετωπίζεται σαν ένα ακόμα συναπτικό βάρος το οποίο πολλαπλασιάζεται με την έξτρα είσοδο $x_0 = -1$.



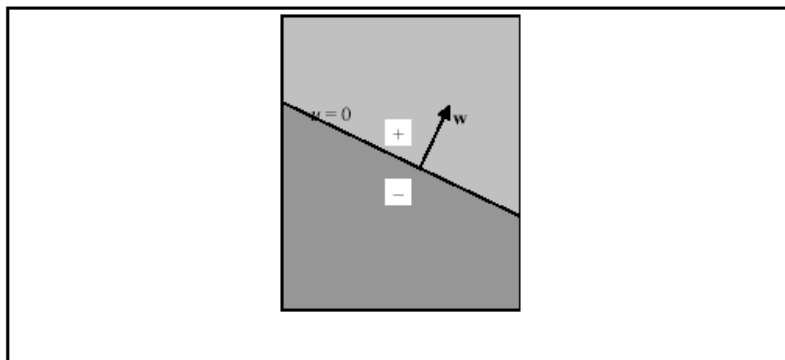
Σχήμα 1.5: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα όπου το κατώφλι θ αποτελεί συναπτικό βάρος [4]

Η μορφή της συνάρτησης μεταφοράς, δηλαδή η τιμή του y ως συνάρτηση του x , εξαρτάται από την τιμή της διέγερσης u και φυσικά από την επιλογή της συνάρτησης f . Έστω για παράδειγμα ότι χρησιμοποιείται η δυαδική συνάρτηση (0/1). Τότε $y=1$ αν $u > 0$ και $y=0$ αν $u \leq 0$. Η εξίσωση

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta = 0 \quad (1.17)$$

αντιστοιχεί σε ένα υπέρ-επίπεδο στο χώρο n διαστάσεων (\mathcal{R}). Τα σημεία x που αντιστοιχούν σε θετικές τιμές $u > 0$ βρίσκονται από τη μια πλευρά του υπέρ-επιπέδου ενώ τα σημεία x που αντιστοιχούν σε αρνητικές τιμές $u < 0$ βρίσκονται στην απέναντι πλευρά του υπέρ-επιπέδου. Τα σημεία x που αντιστοιχούν σε $u = 0$ βρίσκονται πάνω στο υπέρ-επίπεδο. Με άλλα λόγια το υπέρ-επίπεδο $u = 0$ χωρίζει το χώρο (\mathcal{R}) σε δύο μέρη: στο ένα έχουμε $y=1$ και στο άλλο $y=0$.

Την κατάσταση που προκύπτει μπορούμε να την οπτικοποιήσουμε καλύτερα στις δυο διαστάσεις. Στο χώρο \mathcal{R}^2 η εξίσωση $u = w_1 x_1 + w_2 x_2 - \theta = 0$ ορίζει μια ευθεία η οποία είναι κάθετη στο διάνυσμα των συναπτικών βαρών $w = [w_1, w_2]^T$. Η ευθεία αυτή χωρίζει το επίπεδο σε δυο τμήματα: (α) αυτό προς την κατεύθυνση του w περιέχει τα σημεία x για τα οποία $u > 0$ (και άρα $y=1$) και (β) αυτό προς την αντίθετη κατεύθυνση προς το w που περιέχει τα σημεία x για τα οποία $u < 0$ (και άρα $y=0$). Κατάσταση των διανυσμάτων στο χώρο αντικατοπτρίζεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 1.6: Κατάσταση διανυσμάτων στο χώρο [7]

1.6.1 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ Perceptron

Το ζητούμενο σε ένα νευρωνικό δίκτυο όπως είναι το perceptron είναι η αυτόματη εκμάθηση των παραμέτρων του συστήματος ώστε να επιτυγχάνεται ο επιθυμητός στόχος: στη συγκεκριμένη περίπτωση η εύρεση της διαχωριστικής γραμμής. Υποθέτουμε ότι δεν υπάρχει κάποια εξωτερική «αυθεντία» η οποία να γνωρίζει τις ορθές παραμέτρους για τη λύση του προβλήματος. Ωστόσο το δίκτυο εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή υπάρχει ένας δάσκαλος που μας δίνει την τιμή στόχου $d^{(p)}$ για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης p . Το δίκτυο μαθαίνει προσαρμόζοντας τις παραμέτρους w_0, w_1, \dots, w_n λαμβάνοντας υπ' όψη του τα επαυξημένα πρότυπα εκπαίδευσης $x^{(1)}, \dots, x^{(p)}$ και τους στόχους $d^{(1)}, \dots, d^{(p)}$ των προτύπων αυτών χρησιμοποιώντας κάποιον επαναληπτικό αλγόριθμο.

1.6.2 ΚΑΝΟΝΑΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ Perceptron

Ο κλασικός κανόνας εκπαίδευσης του Perceptron είναι γνωστός και ως κανόνας σταθερής αύξησης (fixed increment rule). Ο κανόνας Perceptron τροποποιεί το διάνυσμα των συναπτικών βαρών $w = [w_0, w_1, \dots, w_n]$ μόνο όταν υπάρχει σφάλμα ταξινόμησης, δηλαδή όταν ο στόχος $d^{(p)}$ διαφέρει από την έξοδο του δικτύου $y^{(p)}$ για το πρότυπο p . Η εκπαίδευση του w γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε το πρότυπο που ταξινομήθηκε τώρα εσφαλμένα, την επόμενη φορά είτε θα ταξινομηθεί σωστά είτε θα πλησιάζει περισσότερο να ταξινομηθεί σωστά. [15] Πράγματι αν ορίσουμε $u^{(p)} = w(k)^T x^{(p)}$ τη διέγερση του νευρώνα για το πρότυπο εισόδου p κατά την k επανάληψη (iteration) του αλγορίθμου, τότε για την $k+1$ επανάληψη θα έχουμε:

$$\begin{aligned} u_{k+1}^{(p)} &= w(k+1)^T x^{(p)} \\ &= w(k)^T x^{(p)} + \beta(d^{(p)} - y^{(p)})x^{(p)T} x^{(p)} \quad (1.18) [15] \\ &= u_k^{(p)} + \beta(d^{(p)} - y^{(p)}) \|x^{(p)}\|^2 \end{aligned}$$

Υπάρχουν δυο ειδών εσφαλμένες ταξινομήσεις κατά τις οποίες γίνεται η εκπαίδευση των βαρών:

1. Αν $d^{(p)} = 1$ και $y^{(p)} = f(u_k^{(p)}) = 0$ οπότε $u_k^{(p)} \leq 0$ έχουμε $\beta > 0$ (1.19)
 $(d^{(p)} - y^{(p)}) = 1 > 0$, και $\|x^{(p)}\|^2 > 0$, άρα $\beta(d^{(p)} - y^{(p)}) \|x^{(p)}\|^2 > 0$ και επομένως σύμφωνα με τον προηγούμενο τύπο θα είναι: $u_{k+1}^{(p)} > u_k^{(p)}$. [15]
2. Αν $d^{(p)} = 0$ και $y^{(p)} = f(u_k^{(p)}) = 1$ οπότε $u_k^{(p)} > 0$ έχουμε $\beta > 0$ (1.20)
 $(d^{(p)} - y^{(p)}) = -1 < 0$ και $\|x^{(p)}\|^2 > 0$, άρα $\beta(d^{(p)} - y^{(p)}) \|x^{(p)}\|^2 < 0$ και σύμφωνα με την παραπάνω σχέση: $u_{k+1}^{(p)} < u_k^{(p)}$. [15]

Και στις δύο παραπάνω περιπτώσεις η διέγερση $u^{(p)}$ βελτιώνεται ακολουθώντας το δάσκαλο $d^{(p)}$: Αν $d^{(p)} = 1$ τότε η διέγερση αυξάνεται φέρνοντάς μας πιο κοντά στο επιθυμητό $y^{(p)} = 1$, ενώ αν $d^{(p)} = 0$ τότε η διέγερση μειώνεται φέρνοντάς μας πιο κοντά στο

επιθυμητό $y^{(p)} = 0$. Τα ίδια φυσικά αποτελέσματα θα προέκυπταν αν χρησιμοποιούσαμε τις διπολικές τιμές 1/-1 για τους στόχους και την έξοδο αντί για τις κλασικές δυαδικές τιμές 1/0. Ο αλγόριθμος σύμφωνα με τον οποίο γίνεται η εκπαίδευση του δικτύου Perceptron περιγράφεται παρακάτω:

Είσοδοι:

- Τα επαυξημένα πρότυπα εισόδου $\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(p)}$
- Οι στόχοι $d^{(1)}, \dots, d^{(p)}$. Οι τιμές των στόχων είναι δυαδικές και αντιστοιχούν στην επιθυμητή έξοδο του νευρώνα για κάθε πρότυπο εισόδου.

Έξοδος:

- Τα εκπαιδευμένα συνοπτικά βάρη w_0, w_1, \dots, w_n

Αλγόριθμος:

Αρχικοποίησε το επαυξημένο διάνυσμα παραμέτρων σε τυχαίες τιμές $\mathbf{w}(0)$

Δώσε μια μικρή, θετική και σταθερή τιμή στην παράμετρο βήματος εκπαίδευσης β (καλείται συχνά επίσης **ρυθμός εκπαίδευσης – learning rate**) [15]

Τα πρότυπα εισάγονται με τη σειρά στο νευρώνα και όταν εξαντληθούν επαναλαμβάνονται πάλι από την αρχή με την ίδια σειρά. Μια κυκλική επανάληψη όλων των προτύπων καλείται **εποχή (epoch)**.

$epoch = 0$

Για κάθε εποχή μέχρι να ικανοποιηθεί η τερματική συνθήκη

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Για κάθε πρότυπο } p = 1, \dots, P \\ \left\{ \begin{array}{l} u^{(p)} = \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}^{(p)} \\ y^{(p)} = f(u^{(p)}) \\ \text{Αν } y^{(p)} \neq d^{(p)} \text{ τότε} \\ \text{Εκπαίδευσε τα βάρη σύμφωνα με τον τύπο:} \\ \mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \beta(d^{(p)} - y^{(p)})\mathbf{x}^{(p)} \quad (1.21) \end{array} \right. \end{array} \right.$$

$epoch = epoch + 1$

Τερμάτισε αν

- Δεν έγινε καμία αλλαγή βαρών στην εποχή αυτή
- ή
- Έχει συμπληρωθεί ο μέγιστος αριθμός εποχών

}[15]

Αποδεικνύεται ότι το μοντέλο Perceptron εφοδιασμένο με τον παραπάνω αλγόριθμο, συγκλίνει σε μια λύση η οποία ταξινομεί σωστά όλα τα πρότυπα αρκεί να υπάρχει μια τέτοια λύση η οποία ταξινομεί σωστά όλα τα πρότυπα αρκεί να υπάρχει μια τέτοια λύση, αρκεί με άλλα λόγια το πρόβλημα να είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Αυτό λέει και το παρακάτω θεώρημα το οποίο αποτελεί σύγκλιση του κανόνα Perceptron και αναφέρει το εξής: Ο κανόνας Perceptron συγκλίνει σε πεπερασμένο αριθμό επαναλήψεων αν το πρόβλημα είναι γραμμικά διαχωρίσιμο.

1.7 Ο ΚΑΝΟΝΑΣ ADALINE

Ο όρος ADALINE προέρχεται από τα αρχικά των λέξεων Adaptive Linear Element (Αυτοπροσαρμοζόμενο Γραμμικό Στοιχείο). Εισήχθη από τον Widrow για να περιγράψει ένα απλοποιημένο μοντέλο του νευρώνα όπου εκλείπει τελείως η μη γραμμική συνάρτηση f . Έτσι ο γραμμικός νευρώνας περιγράφεται από την ακόλουθη σχέση:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \quad (1.11)$$

Αν θεωρήσουμε όπως και προηγούμενα το κατώφλι θ σαν ένα ακόμη συναπτικό βάρος w_0 , και ορίσουμε την έξτρα είσοδο $x_0 = -1$ τότε μπορούμε να γράψουμε:

$$u = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (1.2)$$

ή

$$u = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$$

όπου $\mathbf{w} = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_n]^T$, $\mathbf{x} = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ είναι τα επαυξημένα διανύσματα βαρών και εισόδων αντίστοιχα.

Η διαφορά σε σχέση με τον κλασικό νευρώνα των McCulloth-Pitts είναι ότι τώρα η έξοδος παίρνει συνεχείς τιμές από $-\infty$ έως $+\infty$ και όχι διακριτές τιμές 0/1 ή -1/1. Αυτό σημαίνει ότι και οι στόχοι $d^{(p)}$ μπορεί (χωρίς να είναι υποχρεωτικό) να παίρνουν τιμές από το σύνολο των πραγματικών αριθμών \mathfrak{R} . Το πρόβλημα είναι πως οι τιμές των στόχων δεν είναι προφανείς αν δεν προέρχονται από ένα διακριτό σύνολο. Δηλαδή τίθεται το ερώτημα, ποια ακριβώς τιμή θα δώσουμε στο στόχο $d^{(p)}$ για το συγκεκριμένο πρότυπο εισόδου p ; Επειδή η απάντηση δεν είναι προφανής καταλήγουμε συνήθως να δίνουμε τετριμμένες τιμές $d = 0$ (ή -1) για το ένα μέλος του συνόλου και $d = 1$ για το άλλο.

Αν επιθυμούμε να χρησιμοποιήσουμε το δίκτυο Adaline για να διαχωρίσουμε δυο κλάσεις A και B, ένα δεύτερο πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπίσουμε είναι να ορίσουμε πότε η έξοδος u μπορεί να πάρει άπειρες τιμές. Το πρόβλημα αντιμετωπίζεται εύκολα αν υποθέσουμε ότι όλες οι τιμές $u > 0$ ενδεικνύουν την κλάση A και όλες οι τιμές $u \leq 0$ ενδεικνύουν την κλάση B. Στην περίπτωση αυτή προφανώς όλοι οι στόχοι για τα πρότυπα της πρώτης κλάσης θα έχουν τιμές $d > 0$ και όλοι οι στόχοι για τη δεύτερη κλάση θα έχουν τιμές $d \leq 0$. [10]

Ας υποθέσουμε κατ' αρχάς ότι έχουμε πεπερασμένο πλήθος P προτύπων εισόδου και φυσικά ισάριθμο πλήθος στόχων. Έχοντας κανονίσει όλα τα παραπάνω το μόνο που απομένει είναι να βρούμε ένα κατάλληλο κριτήριο για την επίτευξη στόχων. Προφανώς επιθυμούμε $u^{(p)} = d^{(p)}$ για κάθε πρότυπο p είτε αυτό ανήκει στην κλάση A είτε ανήκει στην κλάση B. Προκύπτει έτσι ένα σύστημα με P εξισώσεις και $n+1$ αγνώστους. Στην περίπτωση αυτή αναζητούμε μια προσεγγιστική λύση χρησιμοποιώντας κάποιο κριτήριο που μας δείχνει πόσο κοντά είναι οι τιμές εξόδου με τις επιθυμητές τιμές, συνολικά για όλα τα πρότυπα, καθώς δεν αρκεί να ικανοποιήσουμε απλά ένα πρότυπο. Ένα τέτοιο κριτήριο είναι το τετραγωνικό σφάλμα:

$$J = \sum_{p=1}^P (d^{(p)} - u^{(p)})^2 = \sum_{p=1}^P (d^{(p)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(p)})^2 \quad (1.22)$$

Προφανώς αν $u^{(p)} = d^{(p)}$ για όλα τα πρότυπα $p = 1, 2, \dots, P$ τότε $J = 0$, δηλαδή το τετραγωνικό σφάλμα παίρνει την ελάχιστη τιμή του. Εμείς αναζητάμε την ελαχιστοποίηση του J επιλέγοντας το κατάλληλο διάνυσμα βαρών \mathbf{w} . [10]

Βέβαια μια καλύτερη και διαφορετική προσέγγιση θα μπορούσε να είναι χρησιμοποιώντας τη θεωρία των στοχαστικών αλγορίθμων. Για το σκοπό αυτό θα θεωρήσουμε τα διανύσματα εισόδου \mathbf{x} και τους στόχους d ως τυχαίες μεταβλητές και θα υποθέσουμε ότι υπάρχουν άπειρα τέτοια διανύσματα εισόδου και ισάριθμοι στόχοι. Θα χρησιμοποιήσουμε μια σχέση που ορίζεται ως μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

$$J_{MSE} = E\{(\mathbf{x}^T \mathbf{w} - d)^2\} \quad (1.23)$$

Το J_{MSE} δικαιολογεί την ονομασία του καθώς είναι η μέση τιμή του τετραγωνικού σφάλματος $(\mathbf{x}^T \mathbf{w} - d)^2$.

Σύμφωνα με τη θεωρία των στοχαστικών προσεγγίσεων οδηγούμαστε στον ακόλουθο αναδρομικό αλγόριθμο εκπαίδευσης ο οποίος είναι γνωστός ως LMS (Least Mean Squares)

$$\Delta \mathbf{w}(k) = \beta(k) \mathbf{x}^{(k)} [d^{(k)} - \mathbf{x}^{(k)T} \mathbf{w}(k)] \quad (1.24)$$

ή ισοδύναμα

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \beta(k) \mathbf{x}^{(k)} \delta(k) \\ \delta(k) &= d^{(k)} - \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}^{(k)} = d^{(k)} - u^{(k)} \end{aligned} \quad (1.25)$$

Η τελευταία εξίσωση ονομάζεται κανόνας δέλτα ή κανόνας ADALINE ή κανόνας Widrow-Hoff από τα ονόματα αυτών που τον εισήγαγαν.

Παρατηρούμε ότι το βήμα εκπαίδευσης $\beta(k)$ είναι συνάρτηση του k . Όπως σε κάθε στοχαστικό αλγόριθμο έτσι κι εδώ το βήμα πρέπει να τείνει στο μηδέν καθώς προχωρούν οι επαναλήψεις του αλγορίθμου. Επί πλέον το άθροισμα $\sum_{k=0}^{\infty} \beta(k)$ πρέπει να μην είναι

πεπερασμένο. Για παράδειγμα το $\beta(k)$ δεν πρέπει να τείνει στο μηδέν. [10]

Στην πράξη ο αλγόριθμος ADALINE εξομοιώνεται στον υπολογιστή με πεπερασμένο αριθμό επαναλήψεων και φυσικά τα πρότυπα εισόδου έχουν επίσης πεπερασμένο πλήθος. Συνήθως το β δεν τείνει στο μηδέν αλλά σε κάποια μικρή τιμή. Αν το πλήθος των προτύπων είναι μικρό τότε τα χρησιμοποιούμε ξανά και ξανά με κυκλική επανάληψη έτσι ώστε να δημιουργήσουμε τεχνητά μια ακολουθία με άπειρο μήκος. Όπως και στον αλγόριθμο Perceptron μια επανάληψη όλων των προτύπων λέγεται εποχή. Ενώ κατά την εκπαίδευση του ADALINE δε χρησιμοποιείται η μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης κατά την ανάκληση του δικτύου μπορούμε να την χρησιμοποιήσουμε λαμβάνοντας την έξοδο $y = f(u)$ η οποία παίρνει δυαδικές τιμές (0/1 ή -1/1)

1.7.1 ΚΑΝΟΝΑΣ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ADALINE

Είσοδοι:

- Τα επαυξημένα πρότυπα εισόδου $\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(P)}$
- Οι στόχοι $d^{(1)}, \dots, d^{(P)}$. Οι τιμές των στόχων είναι πραγματικοί αριθμοί

Έξοδος:

- Τα εκπαιδευμένα συναπτικά βάρη w_0, w_1, \dots, w_n

Αλγόριθμος

Αρχικοποίησε το επαυξημένο διάνυσμα $\mathbf{w}(0)$ σε τυχαίες τιμές

Όρισε ένα όριο ε για το σφάλμα εκπαίδευσης

Δώσε μια μικρή, θετική τιμή στην παράμετρο βήματος εκπαίδευσης β

Τα πρότυπα εισάγονται με τη σειρά στο νευρώνα και όταν εξαντληθούν επαναλαμβάνονται πάλι απο την αρχή με την ίδια σειρά.

$epoch = 0$

Για κάθε εποχή μέχρι να ικανοποιηθεί η τερματική συνθήκη

{

Για κάθε πρότυπο $p = 1, \dots, P$

{

$$u^{(p)} = \mathbf{w}(k)^T \mathbf{x}^{(p)} \quad (1.26)$$

Εκπαίδευσε τα βάρη σύμφωνα με τον τύπο:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \beta(d^{(p)} - u^{(p)})\mathbf{x}^{(p)} \quad (1.27)$$

}

$epoch = epoch + 1$

Τερμάτισε αν

a. Το σφάλμα $J = \sum_{p=1}^P (d^{(p)} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}^{(p)})^2 \quad (1.28)$ είναι μικρότερο απο το όριο ε

ή

b. Έχει συμπληρωθεί ο μέγιστος αριθμός εποχών [10]

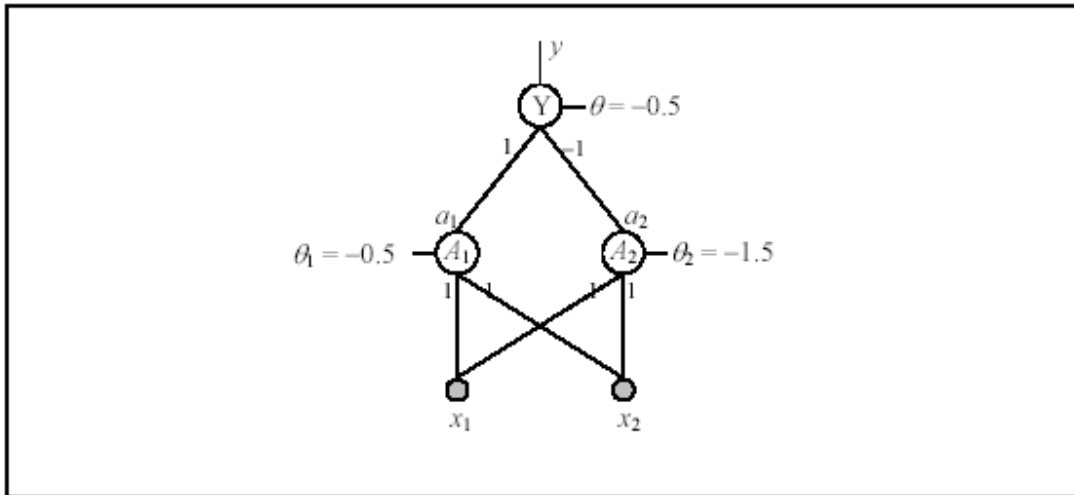
1.8 Σύγκριση του ADALINE με τον αλγόριθμο PERCEPTRON

Παρατηρούμε ότι έχουμε να κάνουμε με δυο αλγόριθμους της ίδιας φιλοσοφίας: και οι δύο είναι αυτοπροσαρμοστικοί. Πλεονέκτημα του αλγορίθμου ADALINE-LMS είναι ότι συγκλίνει, καθώς $k \rightarrow \infty$, σε κάποιο διάνυσμα \mathbf{w}^* ακόμη και αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Κάτι τέτοιο δεν συμβαίνει με τον αλγόριθμο PERCEPTRON. Αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο τότε ο αλγόριθμος Perceptron ταλαντεύεται χωρίς να συγκλίνει πουθενά. Βασικό μειονέκτημα του ADALINE-LMS είναι ότι δεν εγγυάται το διαχωρισμό των κλάσεων όταν το πρόβλημα είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Στην περίπτωση αυτή υπάρχει κάποιο σύνολο στόχων $\{d^{(0)}, d^{(1)}, \dots, d^{(P)}\}$ που οδηγεί τον αλγόριθμο ADALINE στο διαχωρισμό των κλάσεων, όμως το σύνολο αυτό είναι άγνωστο. Γενικότερα υπάρχει ένα πρόβλημα στην επιλογή των στόχων καθώς αυτοί είναι πλέον πραγματικοί αριθμοί. Στον αλγόριθμο Perceptron τέτοιο πρόβλημα δεν υφίσταται καθώς οι στόχοι είναι δυαδικοί (0/1 ή -1/1) και η επιλογή του στόχου είναι απλή και εξαρτάται μόνο απο την κλάση στην οποία ανήκει το πρότυπο.

1.9 Μοντέλο Perceptron πολλών στρωμάτων (Multi Layer Perceptron – MLP)

Οι δυνατότητες αναπαράστασης διαχωριστικών επιφανειών είναι περιορισμένες στο δίκτυο Perceptron καθώς με ένα νευρώνα το δίκτυο μπορεί να αναπαραστήσει μόνο επίπεδες επιφάνειες. Ο περιορισμός αυτός αίρεται με τη χρησιμοποίηση περισσότερων του ενός νευρώνων. Στο παρακάτω σχήμα παρίσταται ένα δίκτυο τριών νευρώνων οι οποίοι χρησιμοποιούν τη βηματική συνάρτηση 0/1 η οποία ορίζεται κατά τα γνωστά ως εξής:

$$f(u) = 0 \text{ αν } u < 0 \text{ και } f(u) = 1 \text{ αν } u \geq 0 \quad (1.4)$$



Σχήμα 1.7: Υλοποίηση XOR από δίκτυο Perceptron δυο στρώματων [8]

Το δίκτυο του παραπάνω σχήματος αποτελείται από δυο στρώματα:

1. Το **στρώμα εξόδου** που αποτελείται από το νευρώνα Y με έξοδο y .
2. Το **κρυφό στρώμα** που αποτελείται από τους νευρώνες A_1 με έξοδο a_1 και A_2 με έξοδο a_2 .

Το στρώμα των εισόδων x_1, x_2 , δεν υπολογίζεται ως στρώμα νευρώνων καθώς οι κόμβοι εισόδου δεν λειτουργούν ως νευρώνες αλλά απλώς μεταδίδουν τις τιμές x_1, x_2 , στο επόμενο στρώμα.

Στο παραπάνω σχήμα φαίνονται οι τιμές των συναπτικών βαρών καθώς επίσης και οι τιμές των κατωφλίων $\theta_1, \theta_2, \theta$, των νευρώνων A_1, A_2 και Y αντίστοιχα. Με τις συγκεκριμένες τιμές το δίκτυο υλοποιεί την πύλη XOR:

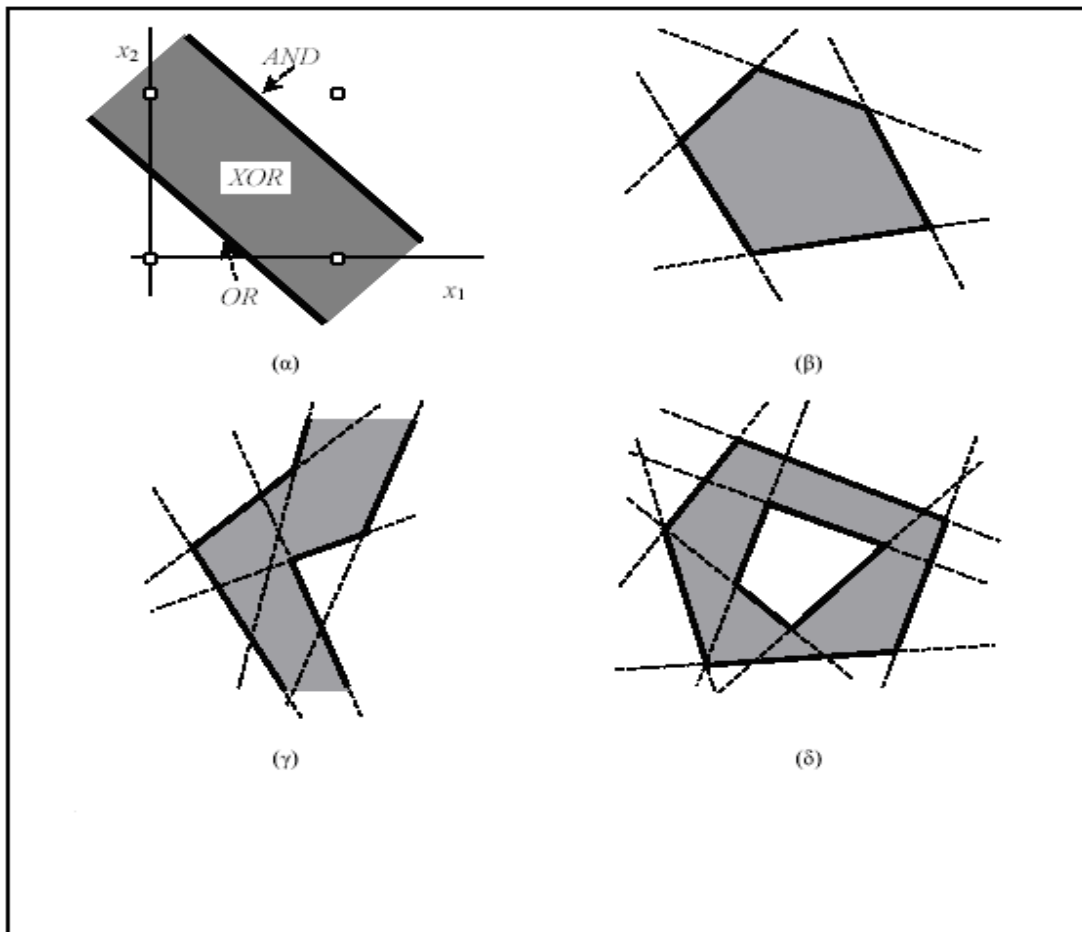
$$y = \text{XOR}(x_1, x_2) \quad (1.29)$$

Αυτό γίνεται φανερό και στον παρακάτω πίνακα που υπολογίζονται οι τιμές των νευρώνων για τα τέσσερα πρότυπα εισόδου $[0,0], [0,1], [1,0], [1,1]$. Πρέπει να πούμε ότι η συνάρτηση XOR είναι η πιο χαρακτηριστική που μπορεί να υλοποιηθεί από το δίκτυο Perceptron. [10]

x_1	x_2	$a_1 = f(x_1 + x_2 - 0.5)$	$a_2 = f(x_1 + x_2 - 1.5)$	$y = f(a_1 - a_2 - 0.5)$
0	0	0	0	0
0	1	1	0	1
1	0	1	0	1
1	1	1	1	0

Πίνακας 1.1: Το δίκτυο του Σχήματος 1.1 υλοποιεί τη συνάρτηση XOR. F = η βηματική συνάρτηση [8]

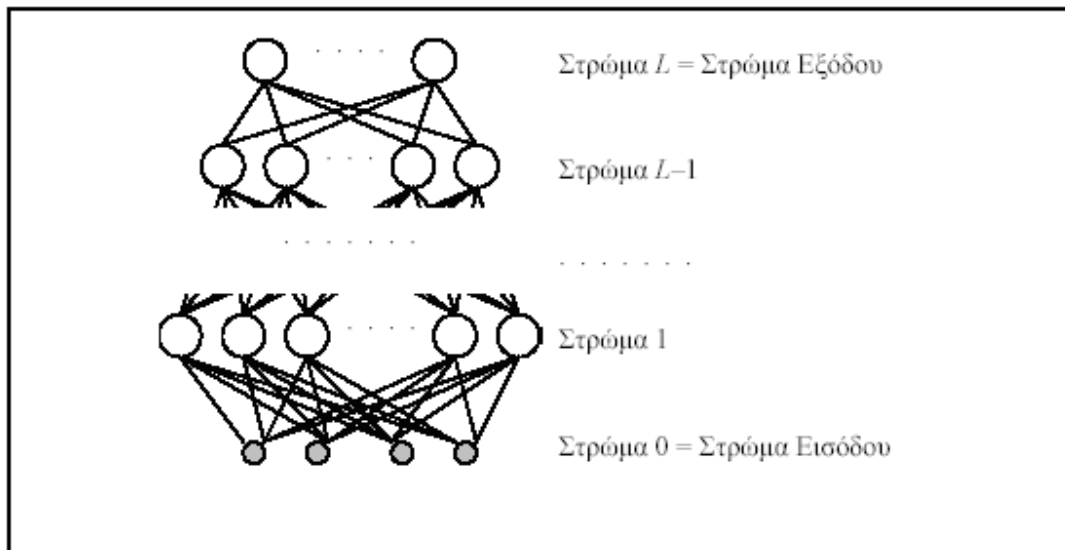
Όπως τον παραπάνω πίνακα είναι εμφανές ότι ο νευρώνας A_1 υλοποιεί την πύλη OR, ο νευρώνας A_2 υλοποιεί την πύλη AND ενώ ο νευρώνας Y παίρνει τη διαφορά αυτών των δύο και έτσι υλοποιεί την πύλη XOR. Όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα (Σχ.12^α)



Σχήμα 1.8: Σχεδιασμός διαφορετικών περιοχών με τη χρησιμοποίηση πολλών νευρώνων [8]

ο κάθε νευρώνας του κρυφού στρώματος υλοποιεί και μια διαφορετική διαχωριστική ευθεία. Το στρώμα εξόδου, που στη συγκεκριμένη περίπτωση αποτελείται μόνο από το νευρώνα Y , έρχεται να συνδυάσει τις εξόδους του κρυφού στρώματος για να δώσει το επιθυμητό αποτέλεσμα, δηλαδή μια διαγώνια λωρίδα που διαχωρίζεται από το background για να μας δώσει τη συνάρτηση XOR. Αν χρησιμοποιούσαμε περισσότερους κρυφούς νευρώνες θα μπορούσαμε να ορίσουμε περισσότερες διαχωριστικές ευθείες. Ο συνδυασμός αυτών μπορεί να μας δώσει μια μεγάλη ποικιλία περιοχών που θα μπορούσαμε να διαχωρίσουμε στην έξοδο (Σχ.12β,γ,δ).[10]

Δίκτυα τέτοιου τύπου όπως τα παραπάνω καλούνται **δίκτυα Perceptron Πολλών Στρωμάτων (Multi Layer Perceptron – MLP)**. Η γενική αρχιτεκτονική ενός δικτύου MLP με L στρώματα φαίνεται στο παρακάτω σχήμα (Σχ.13)



Σχήμα 1.9: Γενική τοπολογία δικτύου Perceptron L στρωμάτων [8]

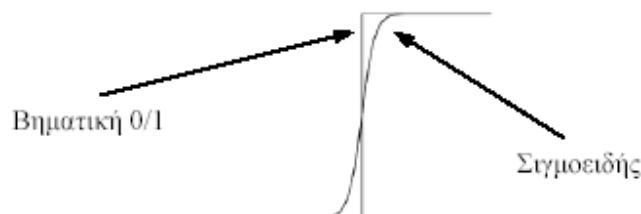
Το χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι οι νευρώνες του οποιουδήποτε στρώματος l τροφοδοτούν αποκλειστικά τους νευρώνες του επόμενου στρώματος $l+1$ και τροφοδοτούνται αποκλειστικά από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος $l-1$.

1.9.1 Δυνατότητες Δικτύων Perceptron Πολλών Στρωμάτων

Τα δίκτυα Perceptron πολλών στρωμάτων (MLP) όπου οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη βηματική συνάρτηση 0/1 ή -1/1 μπορούν όπως είδαμε, να υλοποιήσουν συναρτήσεις που δεν μπορεί να υλοποιήσει το απλό δίκτυο Perceptron. Ωστόσο η χρήση της βηματικής συνάρτησης δεν προτιμάται. Ο λόγος είναι ότι οι περισσότεροι κανόνες εκπαίδευσης βασίζονται σε μεθόδους βελτιστοποίησης όπως π.χ. η μέθοδος της κατάβασης δυναμικού, οι οποίες χρησιμοποιούν παραγώγους, ενώ η βηματική συνάρτηση δεν είναι παραγωγίσιμη. Αυτή είναι μια τεχνική δυσκολία η οποία παρ' όλα αυτά ξεπερνιέται με τη χρήση της **σιγμοειδούς συνάρτησης**:

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (1.7) [8]$$

Αυτή η συνάρτηση είναι παραγωγίσιμη και πρακτικά μοιάζει πολύ με τη βηματική 0/1 όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα.



Για τους παραπάνω λόγους το ενδιαφέρον της μελέτης δικτύων Perceptron πολλών στρωμάτων μονοπωλείται από τα δίκτυα των οποίων οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη

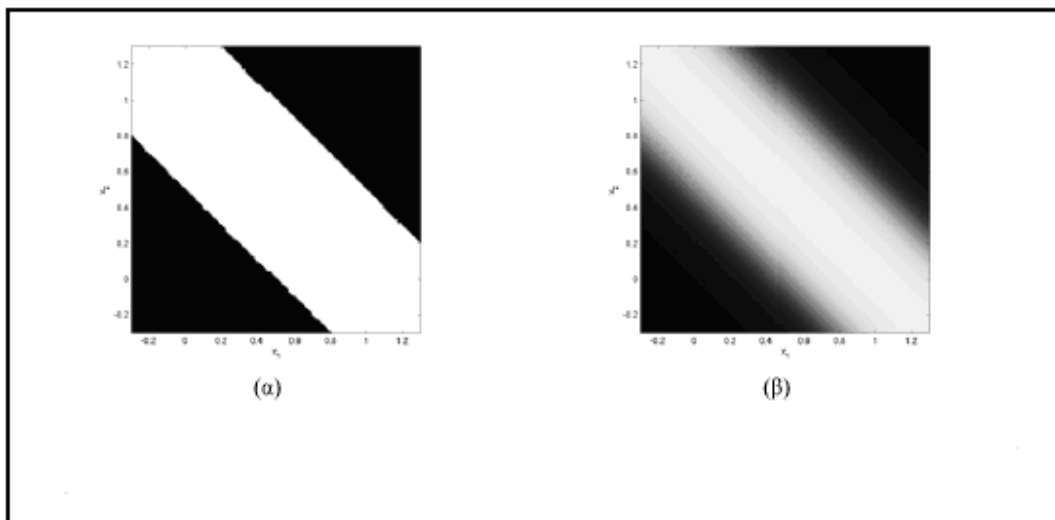
σιγμοειδή συνάρτηση. Μια άλλη συνάρτηση που χρησιμοποιείται εναλλακτικά και μοιάζει με τη βηματική συνάρτηση $-1/1$ είναι η λεγόμενη **υπερβολική εφαπτομένη**:

$$\tanh(u) = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}} \quad (1.8)$$

Η υπερβολική αυτή συνάρτηση είναι παραγωγίσιμη και έχει σχέση με τη σιγμοειδή συνάρτηση:

$$\tanh(u) = 2f(2u) - 1 \quad (1.30)$$

Η χρήση των «μαλακών» συναρτήσεων κατωφλίωσης όπως η σιγμοειδής συνάρτηση ή η υπερβολική εφαπτομένη δημιουργεί ομαλές επιφάνειες χωρίς απότομες μεταβολές στην τιμή y της εξόδου του δικτύου. Στο παρακάτω σχήμα (Σχ.14) οπτικοποιήσαμε την έξοδο y του δικτύου του σχήματος 11 όταν οι νευρώνες ενσωματώνουν την βηματική συνάρτηση 0/1 (Σχ.14α) και όταν ενσωματώνουν τη σιγμοειδή συνάρτηση (Σχ.14β). Έτσι γίνεται ορατή η διαφορά μεταξύ των δυο περιπτώσεων. Στις εικόνες αυτές το λευκό αντιστοιχεί στην τιμή $y = 1$, το μαύρο αντιστοιχεί στην τιμή $y = 0$, ενώ το γκρι χρώμα αντιστοιχεί στις ενδιάμεσες τιμές μεταξύ 0 και 1. Στην περίπτωση της βηματικής συνάρτησης δεν υπάρχουν ενδιάμεσες τιμές οπότε η εικόνα είναι τελείως ασπρόμαυρη, ενώ στην περίπτωση της σιγμοειδούς συνάρτησης, η μετάβαση από το άσπρο στο μαύρο γίνεται ομαλά χωρίς απότομες ακμές.



Σχήμα 1.10: Οπτικοποίηση εξόδου XOR σχηματισμένη από νευρωνικά [8]

Τα δίκτυα Perceptron πολλών στρωμάτων που ενσωματώνουν τη σιγμοειδή συνάρτηση αποδεικνύεται ότι έχουν πολλές δυνατότητες αναπαράστασης συναρτήσεων. Το βασικό αποτέλεσμα αναφέρεται σε ένα θεώρημα το οποίο ουσιαστικά λέει ότι δίκτυα αυτής της μορφής μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε ομαλή συνάρτηση, όσο κοντά επιθυμούμε. Για το λόγο αυτό τα δίκτυα αυτά καλούνται και «**Universal Approximators**».[8] Το εντυπωσιακό είναι ότι αρκεί να χρησιμοποιηθούν μόλις δυο στρώματα νευρώνων (εκτός από το στρώμα εισόδου).

1.9.2 Ανάκληση σε ένα δίκτυο MLP

Το βασικό χαρακτηριστικό σε ένα δίκτυο Perceptron πολλών στρωμάτων είναι ότι κάθε στρώμα l τροφοδοτείται από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος $l-1$ και μόνο από αυτούς. Για λόγους ευκολίας καλούμε το στρώμα εισόδου, μηδενικό στρώμα οπότε ο κανόνας γενικεύεται και για το πρώτο στρώμα, δηλαδή το πρώτο στρώμα τροφοδοτείται αποκλειστικά από το μηδενικό στρώμα.

Ονομάζουμε

- L το πλήθος των στρωμάτων του δικτύου, εκτός από το στρώμα εισόδου το οποίο θεωρείται το μηδενικό στρώμα
- $N(0), N(1), \dots, N(L)$ το πλήθος των νευρώνων των στρωμάτων $0, 1, \dots, L$. Άρα $N(0)$ είναι το πλήθος των εισόδων και $N(L)$ είναι το πλήθος των εξόδων.
- $a_i(l)$ τις ενεργοποιήσεις των νευρώνων του στρώματος l .
- $w_{ij}(l)$ το συναπτικό βάρος που συνδέει το νευρώνα $a_j(l-1)$ του στρώματος $l-1$ με το νευρώνα $a_i(l)$ του στρώματος l .
- $w_{i0}(l)$ το κατώφλι του νευρώνα $a_i(l)$ του στρώματος l .
- $x_i = a_i(0)$ στις εισόδους του δικτύου
- $y_i = a_i(L)$ τις εξόδους του δικτύου [12]

Αλγόριθμος Ανάκλησης σε ένα δίκτυο MLP

Είσοδοι:

$$a_1(0) = x_1, a_2(0) = x_2, \dots, a_{N(0)} = x_{N(0)}$$

/* 0 = στρώμα εισόδου, L = στρώμα εξόδου */

Εξοδοι:

$$y_1 = a_1(L), y_2 = a_2(L), \dots, y_{N(L)}(L) = x_{N(L)}(L)$$

Μέθοδος:

Για κάθε στρώμα $l = 1, \dots, L$ {

Για κάθε νευρώνα $i = 1, \dots, N(l)$ {

$$a_i(l) = f \left(\sum_{j=1}^{N(l-1)} w_{ij}(l) a_j(l-1) + w_{i0}(l) \right) \quad (1.31)$$

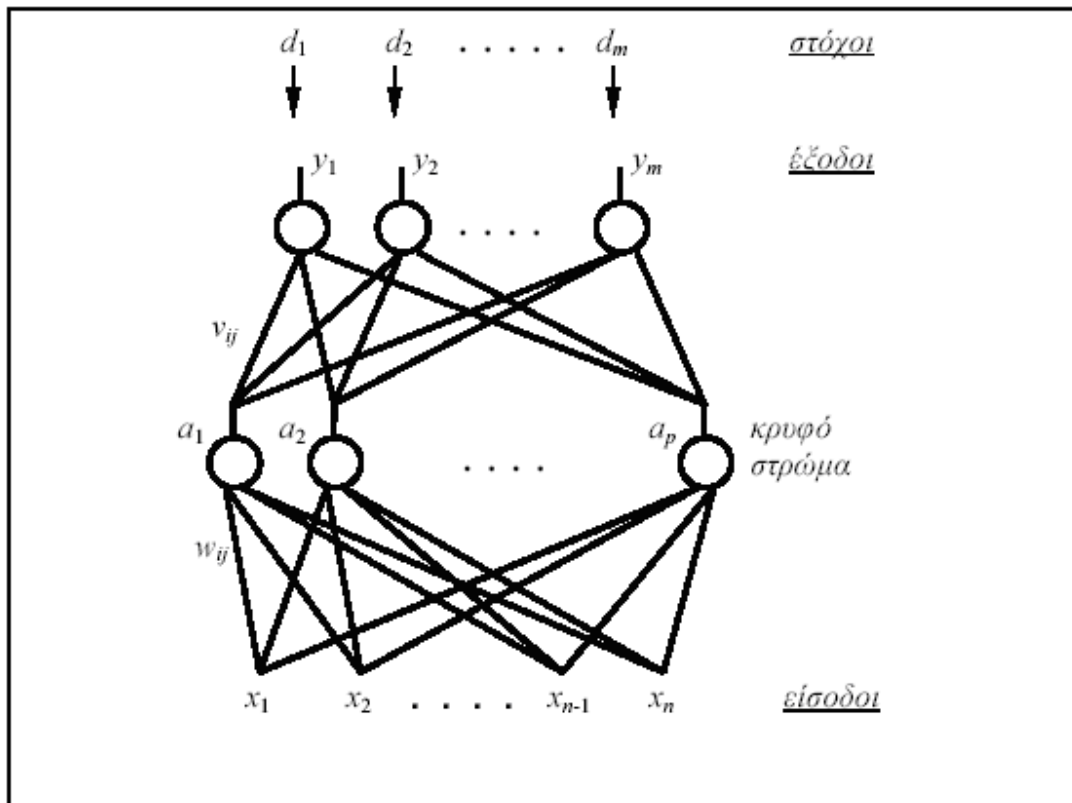
}

}

Ανάκληση είναι η διαδικασία υπολογισμού των τιμών όλων των νευρώνων του δικτύου με δεδομένες τις τιμές των εισόδων $x_1, x_2, \dots, x_{N(0)}$. Σύμφωνα με τα παραπάνω, οι ενεργοποιήσεις των νευρώνων για οποιοδήποτε στρώμα $l = 1, \dots, L$ δίνονται από τη σχέση:

$$a(l) = f \left(\sum_{j=1}^{N(l-1)} w_{ij}(l) a_j(l-1) + w_{i0}(l) \right) \quad (1.32)$$

Αυτός είναι και ο τύπος ενεργοποίησης ενός κλασικού νευρώνα. Όπως δείχνει η παραπάνω σχέση, ο νευρώνας i του στρώματος l έχει εισόδους τις ενεργοποιήσεις $a_j(l-1)$ των νευρώνων από το στρώμα $l-1$ και κατώφλι την τιμή $w_{i0}(l)$. [12]



Σχήμα 1.11: Δίκτυο δύο στρωμάτων: στρώμα εισόδου(μηδενικό στρώμα), κρυφό στρώμα(πρώτο στρώμα),στρώμα εξόδου(δεύτερο στρώμα)[8]

Κατά την ανάκληση επίσης δίνονται οι τιμές x_i των εισόδων του δικτύου οπότε με βάση επίσης εισόδους υπολογίζουμε πρώτα επίσης ενεργοποιήσεις των νευρώνων του στρώματος 1, κατόπιν με βάση αυτές υπολογίζουμε επίσης ενεργοποιήσεις του στρώματος 2, έπειτα με βάση αυτές υπολογίζουν επίσης ενεργοποιήσεις του στρώματος 3, κοκ.

1.9.3 Εκπαίδευση σε ένα δίκτυο MLP

Η εκπαίδευση επίσης δικτύου πολλών στρωμάτων είναι η διαδικασία ρύθμισης των συναπτικών βαρών του ώστε να ικανοποιείται κάποιο κριτήριο καταλληλότητας. Επίσης άλλωστε είναι και ο στόχος επίσης εκπαίδευσης σε οποιοδήποτε νευρωνικό δίκτυο επίσης π.χ. σε ένα απλό Perceptron. Αυτό που κάνει την εκπαίδευση επίσης δικτύου MLP πολύ πιο ενδιαφέρουσα είναι η ιδιότητα του «Universal Approximator».[12] Αυτή λέει με απλά λόγια πως αν έχουμε το κατάλληλο σε μέγεθος δίκτυο μπορούμε να το εκπαιδεύσουμε να μάθει οποιαδήποτε συνάρτηση εμείς επιθυμούμε με οποιαδήποτε ποιότητα προσέγγισης εμείς επιθυμούμε. Το απλό δίκτυο Perceptron μπορεί να υλοποιήσει μόνο ευθείες επιφάνειες. Αυτό αιτιολογεί και τη δημοτικότητα των αλγόριθμων εκπαίδευσης των MLP.

1.10 Δίκτυα Συναρτήσεων Βάσης Ακτινικού Τύπου (RBF)

Είδαμε παραπάνω ότι οποιαδήποτε συνεχής συνάρτηση μπορεί να γραφτεί σαν γραμμικός συνδυασμός συναρτήσεων σιγμοειδούς τύπου. Αυτό είναι και το προτέρημα των δικτύων MLP που έδωσε ιδιαίτερη ώθηση και ενδιαφέρον για μελέτη.

Υπάρχουν ωστόσο και επίσης πιθανές βάσεις του χώρου των συνεχών συναρτήσεων. Μια επίσης αυτές είναι και το σύνολο των συναρτήσεων ακτινικού τύπου (Radial Basis Functions – RBF). Το ενδιαφέρον για τα δίκτυα RBF είναι εξίσου μεγάλο επίσης και για τα δίκτυα MLP. Υπάρχουν ωστόσο διαφορές μεταξύ των δικτύων RBF και MLP επίσης οποίες θα δούμε παρακάτω.

1.10.1 Συναρτήσεις Ακτινικού Τύπου

Μια συνάρτηση $f(\mathbf{x})$ λέγεται συνάρτηση ακτινικού τύπου (radial function) αν σχετίζεται με κάποιο διάνυσμα \mathbf{c} το οποίο καλούμε κέντρο (**center** ή **centroid**) και η τιμή επίσης συνάρτησης εξαρτάται μόνο επίσης την απόσταση του \mathbf{x} επίσης το κέντρο

$$f(\mathbf{x}) = f(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|) \quad (1.33)$$

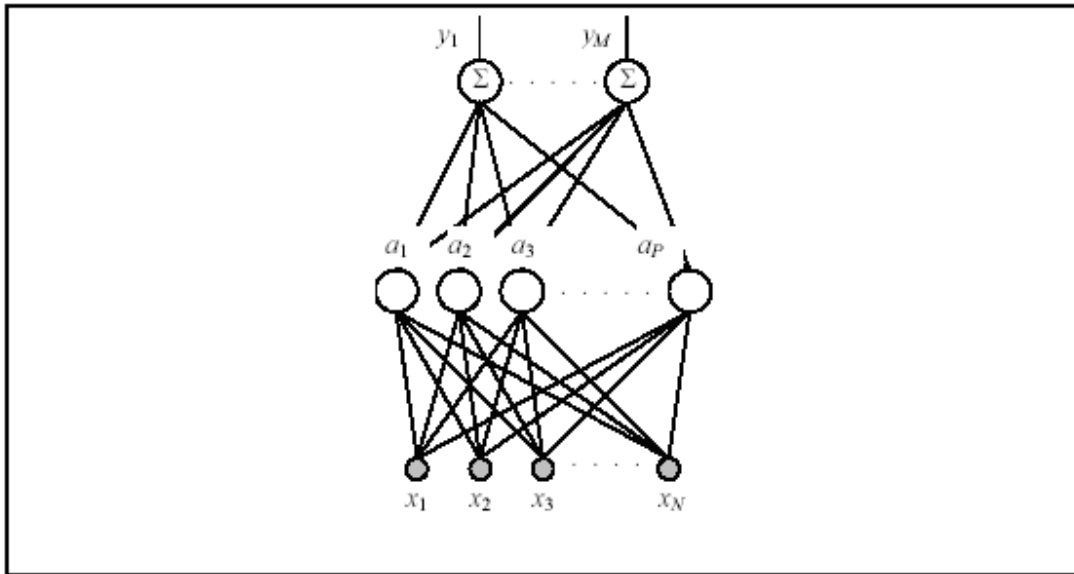
Για ένα κύκλο με κέντρο \mathbf{c} και ακτίνα $r = \|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|$ η τιμή επίσης f είναι σταθερή. Το εύρος επίσης συνάρτησης σ είναι επίσης μια παράμετρος που ρυθμίζεται. Παραδείγματα συναρτήσεων ακτινικού τύπου παρατηρούμε παρακάτω (Σχ17) με πιο κλασικό παράδειγμα τη συνάρτηση Gauss που χρησιμοποιούμε ευρύτατα.



Σχήμα 1.12: Παραδείγματα συναρτήσεων ακτινικού τύπου [5]

1.10.2 Δίκτυα RBF

Τα δίκτυα RBF είναι δυο στρωμάτων (χωρίς να υπολογίζουμε το στρώμα εισόδου). Η αιτία δεν είναι ότι απαγορεύεται η χρήση περισσότερων στρωμάτων αλλά ότι δεν υπάρχει ικανοποιητικός αλγόριθμος εκπαίδευσης για τρία και περισσότερα στρώματα, ενώ όπως θα δούμε παρακάτω τα δύο στρώματα αρκούν για να προσεγγίσουμε οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση. Ένα τυπικό δίκτυο RBF φαίνεται στο σχήμα παρακάτω (Σχ18)



Σχήμα 1.13: Ένα τυπικό δίκτυο RBF [8]

1.10.3 Ανάκληση δικτύου RBF

Η ανάκληση σε ένα δίκτυο RBF είναι εντελώς όμοια με ένα δίκτυο MLP. Αλλάζει απλώς ο τύπος της συνάρτησης ενεργοποίησης f η οποία τώρα είναι ακτινικού τύπου και όχι σιγμοειδής. Τα πράγματα είναι απλούστερα καθώς μιλάμε αποκλειστικά για δίκτυα δυο στρωμάτων όπου το κρυφό στρώμα περιέχει τη συνάρτηση f ενώ το στρώμα εξόδου είναι γραμμικό.

1.10.4 Αλγόριθμος ανάκλησης σε δίκτυο RBF

Είσοδοι:

Διάνυσμα εισόδου $\mathbf{x} = [\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_n]^T$

Πλήθος νευρώνων: στρώμα εισόδου = n , κρυφό στρώμα = q , στρώμα εξόδου = m

Κάθε κρυφός νευρώνας έχει το δικό του κέντρο \mathbf{c}_i και εύρος συνάρτησης σ_i

Εξοδοι:

y_1, y_2, \dots, y_m

Μέθοδος:

Για κάθε κρυφό νευρώνα $i = 1, \dots, q$ {

$$a_i = f(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|, \sigma_i) \quad (1.34)$$

}

Για κάθε νευρώνα εξόδου $i = 1, \dots, m$ {

$$y_i = \sum_{j=1}^q w_{ij} a_j + w_{i0} \quad (1.35)$$

}

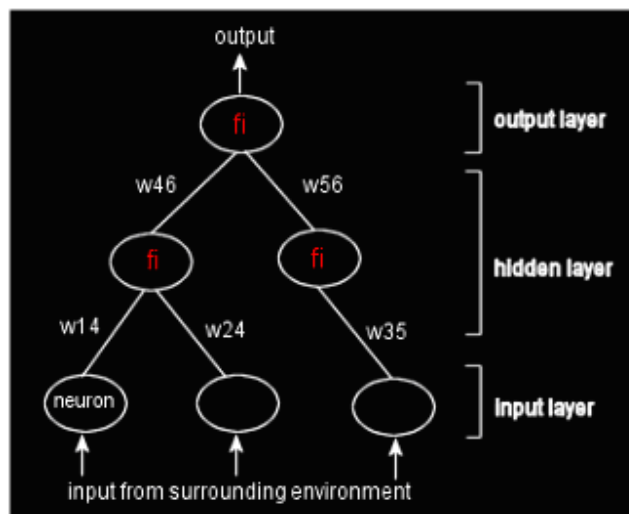
Παρατηρούμε ότι κάθε νευρώνας του κρυφού στρώματος έχει και το δικό του κέντρο \mathbf{c}_i και εύρος συνάρτησης σ_i αλλά δεν υπάρχουν συναπτικά βάρη μεταξύ εισόδων και κρυφού στρώματος. Συναπτικά βάρη υπάρχουν μόνο μεταξύ κρυφού στρώματος και στρώματος εξόδου.

Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι σαφές ότι έχει τη δομή δικτύου. Ωστόσο το ερώτημα είναι κατά πόσο το δίκτυο αυτό είναι νευρωνικό. Πρέπει να αναφέρουμε ότι τα δίκτυα τα οποία χαρακτηρίζονται ως νευρωνικά όπως π.χ. το Perceptron είναι απλώς προσεγγίσεις των πραγματικών νευρωνικών δικτύων. Μάλιστα οι προσεγγίσεις αυτές διαφέρουν πολύ από την πραγματικότητα καθώς η λογική «άθροισε-και-κατωφλίωσε» είναι στατική και αγνοεί τη δυναμική συμπεριφορά των στατικών νευρώνων. Έτσι μπορεί κανείς να ισχυριστεί ότι τα δίκτυα RBF αποτελούν μια εναλλακτική πρόταση μοντελοποίησης των νευρωνικών δικτύων. Αποδεικνύεται ότι οι συναρτήσεις ακτινικού τύπου είναι βάση του χώρου των συνεχών συναρτήσεων και επομένως μπορούμε να προσεγγίσουμε οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση, με οποιοδήποτε βαθμό πιστότητας επιθυμούμε, αν θέσουμε ικανό πλήθος νευρώνων στο κρυφό στρώμα.[13]

Καθώς τόσο τα δίκτυα RBF όσο και τα δίκτυα MLP είναι παγκόσμιοι προσεγγιστές, μπορούμε να προσεγγίσουμε το ένα είδος δικτύου χρησιμοποιώντας το άλλο και αντίστροφα. Έχει αποδειχθεί για παράδειγμα ότι τα δίκτυα MLP μπορούν να θεωρηθούν ως δίκτυα RBF με ακανόνιστες συναρτήσεις ακτινικής βάσης. Επίσης έχει αποδειχθεί η ισοδυναμία μεταξύ δικτύων RBF και μηχανών ασαφούς λογικής. Αυτό που πρέπει να αποτελέσει κριτήριο για να αποφασίσουμε πιο δίκτυο θα χρησιμοποιήσουμε σε ένα πρόβλημα είναι η ποιότητα προσέγγισης που δίνει το κάθε μοντέλο για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων και με πεπερασμένο πλήθος νευρώνων.

1.11 Τυπική δομή νευρωνικού δικτύου

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου και ένα ή περισσότερα στρώματα. Καμία συνάρτηση μεταφοράς δεν χρησιμοποιείται στο στρώμα εισόδου και άμεσα οι εισοδοί μεταφέρονται σαν έξοδοι από το στρώμα αυτό. Το στρώμα εισόδου λειτουργεί σαν ένα βιολογικό αισθητήριο σύστημα, ανιχνεύοντας πληροφορίες από τον περιβάλλοντα χώρο. Οι ενεργοποιήσεις ανιχνεύονται από τα επόμενα στρώματα και τροφοδοτούν το ένα το άλλο έως ότου φτάσουν στο τελικό στρώμα εξόδου. Αυτού του είδους η δομή του νευρωνικού δικτύου ονομάζεται προσοτροφοδοτούμενο δίκτυο (feedforward network) – η έξοδος από το ένα επίπεδο πάει στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Μπορούμε επίσης να έχουμε αναδραστικό δίκτυο (feedback network), κοινώς καλούμενο ως επαναλαμβανόμενο δίκτυο. Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο είναι το παρακάτω.



Σχήμα 1.14: Τυπικό Νευρωνικό Δίκτυο [16]

Η μάθηση σε ένα νευρωνικό δίκτυο επιτυγχάνεται αλλάζοντας τα βάρη σύνδεσης επαναληπτικά ώστε το δίκτυο να εκπαιδευτεί σε συγκεκριμένες διαδικασίες. Γενικά αναμιγνύει την ελαχιστοποίηση κάποιων συναρτήσεων σφάλματος – ως πούμε το ελάχιστο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου – υπό την επίβλεψη του εκπαιδευτή. Αυτό ονομάζεται επιβλεπόμενη εκπαίδευση. Παρόλα αυτά, σε μερικές περιπτώσεις, η ακριβής επιθυμητή έξοδος δεν είναι γνωστή. Σε αυτές τις περιπτώσεις χρησιμοποιείται ενισχυμένη εκμάθηση η οποία βασίζεται στο γεγονός του κατά πόσο η πραγματική έξοδος είναι σωστή ή όχι. Η εκμάθηση χωρίς επίβλεψη προσπαθεί να βρει συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων όταν δεν υπάρχει καμία πληροφορία για την ορθότητα της εξόδου. Ο κανόνας που ακολουθείται για τον εκσυγχρονισμό των βαρών – the learning rule- [13] καθορίζει το πόσο καλά συγκλίνει το δίκτυο στην ευνοϊκότερη συνθήκη.

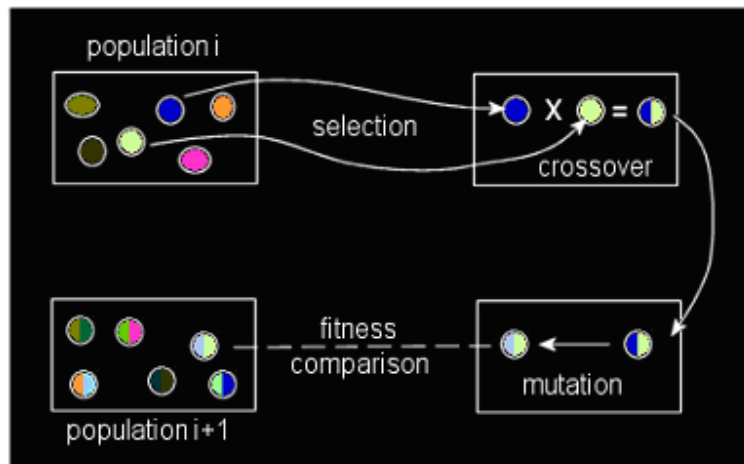
1.12 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι αναφέρονται σε μια κατηγορία αλγορίθμων που βασίζεται σε πιθανή προσαρμογή, εμπνευσμένη από τις αρχές της φυσικής εξέλιξης. Ακολουθούν μια στοχαστική ερευνητική στρατηγική σε ένα πληθυσμό των ατόμων, καθένα από αυτούς αποτελεί και μια πιθανή λύση του προβλήματος. Έχουν ταξινομηθεί ευρέως σε τρεις κύριες φόρμες – εξελικτικές στρατηγικές, γενετικοί αλγόριθμοι και εξελικτικός προγραμματισμός.

Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι ξεκινούν με μια τυχαία σειρά από δοκιμαστικές λύσεις. Κάθε μια από αυτές είναι προσδιορισμένη με μια επιθυμητή τιμή ανάλογα με το πόσο καλά ταιριάζει στη λύση. Για παράδειγμα, μας δίδεται μια συνάρτηση να αυξάνει, η τιμή της ίδιας της συνάρτησης μπορεί να αποδοθεί σαν σταθερός όρος που ταιριάζει στο ζητούμενο. Σε περίπτωση νευρωνικού δικτύου, που χρειάζεται να ελαχιστοποιήσουμε το τετράγωνο του σφάλματος, το ανάστροφο της ίδιας τιμής μπορεί να χρησιμοποιηθεί για αποτίμηση.

Καμιά φορά όλο το σύνολο των τιμών είναι προσδιορισμένα σαν επιθυμητές τιμές, γι αυτό υπάρχει μια διαδικασία διαλογής όπου οι κοντινότερες προς την επιθυμητή τιμή διαλέγονται για να προχωρήσουν στο επόμενο στάδιο της διαδικασίας.

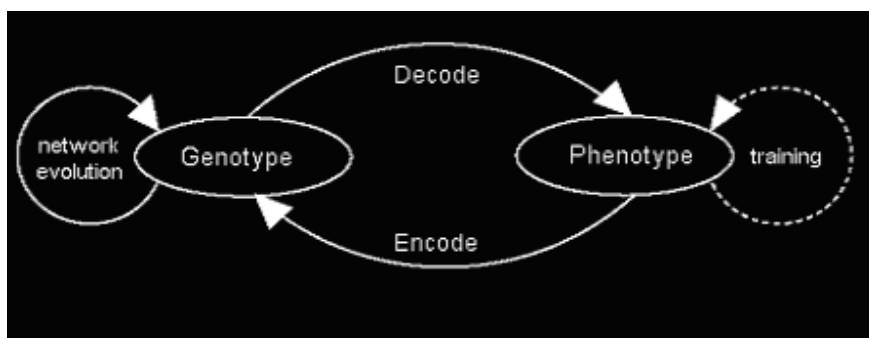
Κάθε μια από τις επιλεγμένες τιμές υποβάλλονται σε ανασυνδυασμό και μεταβολή για να καταλήξουν σε νέες μονάδες. Οι μεγαλύτερης απόκλισης τιμές από την επιθυμητή αποβάλλονται ενώ οι υπόλοιπες συνεχίζουν να περιλαμβάνονται στον πληθυσμό των επιθυμητών τιμών. Ο μέσος όρος της συμβατότητας του πληθυσμού των τιμών αναμένεται να αυξηθεί ύστερα από πολλές αναπαραγωγές τιμών και τελικά συγκλίνουν στο βέλτιστη επιθυμητή τιμή. Η παραπάνω διαδικασία αναπαρίσταται στο παρακάτω σχηματικό διάγραμμα.



Σχήμα 1.15: Γενετικές Διαδικασίες [17]

1.12.1 Εξελικτικοί Αλγόριθμοι για Νευρωνικά Δίκτυα

Οι εφαρμογές των εξελικτικών αλγόριθμων στα νευρωνικά δίκτυα επικεντρώνεται περισσότερο στην εύρεση κατάλληλης δικτυακής τοπολογίας και μετέπειτα στην εκπαίδευση του δικτύου. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να εντοπίσουν γρήγορα περιοχές με υψηλής ποιότητας λύσεις όταν το πεδίο ορισμού είναι πολύ μεγάλο και περίπλοκο. Αυτό είναι πολύ σημαντικό στο σχεδιασμό και την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων όπου το ερευνητικό εύρος είναι άπειρο, πολυδιάστατο και πολυεκφραστικό. Η εξέλιξη των βαρών διασύνδεσης εισάγει μια προσαρμόσιμη και σφαιρική προσέγγιση στην εκπαίδευση. Διαφορετικής φιλοσοφίας σε τεχνικές εκπαίδευσης, back propagation, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι βασίζονται σε τεχνικές αναζήτησης μέσω πιθανοτήτων, παρόλα αυτά το διάστημα αναζήτησης τους είναι μεγαλύτερο και μπορούν να εγυνηθούν ότι καλύτερες λύσεις δημιουργούνται από γενιά σε γενιά. Ευνοϊκότερες αρχιτεκτονικές δικτύων μπορούν να αναμιχθούν για να ταιριάζουν σε μια εφαρμογή. Η αναπαράσταση και οι χειρισμοί αναζήτησης που χρησιμοποιούνται στους εξελικτικούς αλγόριθμους είναι τα δύο πιο βασικά σημεία στην εξέλιξη της αρχιτεκτονικής. Έχει αποδειχθεί ότι οι εξελικτικοί αλγόριθμοι που βασίζονται στην διασταύρωση των τεχνικών δεν αποδίδουν τόσο καλά στην αναζήτηση κατάλληλων δικτυακών τοπολογιών. [13]



Σχήμα 1.16: Εξελικτικός Σχεδιασμός Νευρωνικού Δικτύου [17]

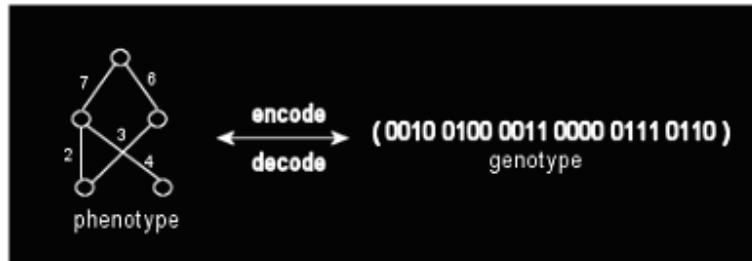
Είναι επίσης πιθανό να εξελιχθούν ταυτόχρονα η δομή και τα βάρη ενός νευρωνικού δικτύου. Παρόλα αυτά, αυτό που συνήθως γίνεται είναι να εξελίσσεται το δίκτυο αρχικά και στη συνέχεια να υποβάλλεται σε ένα καθορισμένο αριθμό βημάτων εκπαίδευσης. Διαφορετικά τυχαία αρχικά βάρη δημιουργούν διαφορετικά αποτελέσματα εκπαίδευσης. Διαφορετικοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης συνεπάγονται διαφορετικά εκπαιδευτικά αποτελέσματα στο ίδιο σύνολο αρχικών βαρών. Ο άλλος τρόπος είναι να εκπαιδευτεί τμηματικά το δίκτυο πριν εφαρμοστεί σε αυτό οποιαδήποτε γενετική λειτουργία. Η αυτόνομη μεταβολή περιλαμβάνει ένα μικρό επίπεδο εκπαίδευσης και στη συνέχεια η τελική εκπαίδευση γίνεται μόλις έχει αποφασισθεί η δομή του δικτύου.

1.13 Εξέλιξη των Βαρών Διασύνδεσης

Εκπαιδύοντας μια καθορισμένη τοπολογία δικτύου για να αναγνωρίσουμε το σκοπό της, γενικά σημαίνει να καθορίσουμε ένα ευνοϊκό σύνολο βαρών διασύνδεσης. Αυτό σχηματίζεται ως η ελαχιστοποίηση μερικών συναρτήσεων σφάλματος του δικτύου, χρησιμοποιώντας το σύνολο πληροφοριών εκπαίδευσης, αλλάζοντας επαναληπτικά τα βάρη. Το τετράγωνο του σφάλματος μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής τιμής της εξόδου υπολογίζεται από το μέσο όρο των εξόδων, που αποδίδεται σαν μια καλή εκτίμηση της διαμόρφωσης του δικτύου ανταποκρινόμενη στη συγκεκριμένη είσοδο.

Ένα από τα βασικότερα πλεονεκτήματα χρησιμοποίησης εξελικτικών αλγόριθμων για βελτιστοποίηση των συναρτήσεων είναι η ικανότητα του να ανιχνεύει μέσα από το γενικό ερευνητικό πεδίο ταυτόχρονα αντί να αυτοπεριορίζεται σε πεδία βαθμωτών μεταβολών. Οι αλγόριθμοι είναι προδιατεθειμένοι να περιορίζονται σε ένα τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης, ειδικά όταν η συνάρτηση είναι πολύπλευρη ή μη αναστρέψιμη. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι λειτουργούν με ένα πλήθος από δοκιμαστικές λύσεις και για αυτό το λόγο η μόνη πληροφορία που χρειάζονται είναι ένα είδος σχηματικής αποτίμησης για να ελέγξουν την ορθότητα των λύσεων. Απορρίπτουν συνεχώς τις μη αρμόζουσες λύσεις και επιτρέπουν μόνο στις αποδεκτές να συνεχίσουν στα επόμενα στάδια.

Κάθε εξελικτικός αλγόριθμος απαιτεί μια συνεπή παρουσίαση των παραμέτρων της συνάρτησης. Οι γενετικοί χειριστές (διασταύρωση και μεταβολή) στη συνέχεια αναλαμβάνουν να αποφασίσουν τη συνύπαρξη με τη σχηματική αναπαράσταση. Η αναπαράσταση της εκπαίδευσης μπορεί να διαφέρει από το ένα σχήμα στο άλλο και είναι πολύ πιθανό ότι οι χειριστές μπορεί να διακόπτουν τα γονίδια σε μια συγκεκριμένη παρουσίαση, πράγμα που σημαίνει ότι δεν αφήνουν τις πληροφορίες να συνεχίσουν στα επόμενα γονίδια. Αυτό μπορεί να γίνει όταν οι πληροφορίες που αναφέρονται σε κάποια λειτουργική μονάδα διασκορπίζονται στο γονίδιο. Σπάζοντας το γονίδιο τυχαία σε δυο τμήματα και ανταλλάσσοντας ένα από αυτά με ένα άλλο γονίδιο, θα διασκορπιστούν οι πληροφορίες αυτές. Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε μια ψηφιακή παρουσίαση των βαρών διασύνδεσης. [13]



Σχήμα 1.17: Δυαδική αναπαράσταση βαρών διασύνδεσης [17]

Η κωδικοποίηση –παρουσίαση γονότυπου- των βαρών σε ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να γίνει με δύο τρόπους – ψηφιακά και δίνοντας πραγματικές αξίες. Σε κάθε μια από τις δυο αυτές περιπτώσεις, είναι απλώς μια αλληλουχία των δικτυακών βαρών σε μια γραμμή. Στη δυαδική μορφή κάθε βάρος σύνδεσης αναπαρίσταται από bit μιας γραμμής συγκεκριμένου μήκους. Αυτές οι γραμμές συνδέονται αλυσιδωτά να δημιουργήσουν αυτό που ονομάζεται χρωμόσωμα. Κάθε χρωμόσωμα δρα σε ξεχωριστό μέρος του συνόλου το οποίο στη συνέχεια προτείνεται στους γενετικούς χειριστές. Αυτού του είδους η αναπαράσταση είναι απλή και άμεση αλλά μπορεί να έχει αποτέλεσμα μόνο σε πολύ μεγάλα χρωμοσώματα έχοντας αρνητικά αποτελέσματα στην εξέλιξη. Μια άλλη επιλογή είναι με κάποιο τρόπο να χρησιμοποιηθούν πραγματικές αξίες στα χρωμοσώματα και να σχεδιαστούν οι γενετικές λειτουργίες που θα αναφέρονται στα χρωμοσώματα αυτά.

1.14 Εξέλιξη της Αρχιτεκτονικής

Η απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη δομή του. Η αλληλεπίδραση μεταξύ των ανόμοιων κόμβων του δικτύου καθορίζεται μόνο μέσω της δομής του δικτύου. Η δομή ενός νευρωνικού δικτύου δεν είναι μοναδική για ένα πρόβλημα και μπορούν να υπάρξουν πολλοί τρόποι σχεδιασμού της δομής που να ανταποκρίνεται σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα. Επίσης ανάλογα με το πρόβλημα, είναι απαραίτητο να υπάρχουν περισσότερα από ένα κρυμμένα επίπεδα, προσοτροφοδοτούμενων ή ανατροφοδοτούμενων συνδέσεων, ή σε μερικές περιπτώσεις, άμεση σύνδεση μεταξύ εισόδου και εξόδου. Γι αυτό το λόγο επιλέγοντας το μέγεθος του δικτύου είναι επίσης μια σημαντική διαδικασία. Πολύ μικρό δίκτυο θα το απέκλειε από την εκμάθηση της επιθυμητής εισόδου στη χαρτογράφηση της εξόδου. Αντίθετα ένα πολύ μεγάλο δίκτυο θα αποτύχαινε να ταιριάζει τις εισόδους κατάλληλα με τις προηγούμενες με αποτέλεσμα να χάνει στη γενική του ικανότητα.

Ο καθορισμός της καταλληλότερης δικτυακής τοπολογίας ήταν πάντα ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα. Μπορεί να θεωρηθεί ακόμα και αδύνατο να αποδειχθεί ότι μια συγκεκριμένη δομή δικτύου είναι η καταλληλότερη. Τις περισσότερες φορές η δομή του δικτύου καθορίζεται μέσα από δοκιμές και διόρθωση των λαθών. Διαφορετικοί συνδυασμοί κόμβων και συνδέσεων δοκιμάζονται ώστε να πάρουμε την καλύτερη δυνατή απόκριση εντός ορίων. Τέτοιες μέθοδοι βασίζονται σε ολική απόδοση του δικτύου, έτσι μέρη του δικτύου που συμβάλλουν θετικά είναι δύσκολο να αναγνωριστούν. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι βοηθούν πολύ στην περίπτωση αυτή, με τη φυσική τους σύνθεση ανταλλαγής πληροφοριών. Το εύρος κι εδώ είναι αρκετά μεγάλο, παρόμοιες αρχιτεκτονικές μπορεί να έχουν αρκετά διαφορετική απόδοση ενώ

διαφορετικές αρχιτεκτονικές μπορεί να έχουν περίπου ίδια απόδοση. Αυτό κάνει τους εξελικτικούς αλγόριθμους καλύτερη λύση αντικρούοντας τους αλγόριθμους οι οποίοι ξεκινούν με ένα μεγάλο δίκτυο και στη συνέχεια ελαττώνουν τα επίπεδα, τους κόμβους ή τις συνδέσεις όταν είναι απαραίτητο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Η παρουσίαση του γονότυπου μιας νευρωνικής αρχιτεκτονικής είναι κρίσιμη για τη σχεδίαση ενός τεχνητού νευρωνικού συστήματος. Μέσα από μελέτες καταλήγουμε στην καταλληλότερη από τις δομές που είναι αντιπροσωπευτικότερη για αυτό, οι ασήμαντες δομές αποκλείονται, οι γενετικοί χειριστές αποδίδουν αποτελεσματικότερα, και η αναπαράσταση δεν αυξάνεται σε αναλογία με το δίκτυο. Ιδανικά, η αναπαράσταση θα έπρεπε ενδεχομένως να καλύπτει όλες τις χρήσιμες δομές δικτύων και να αποφεύγει τους ακατάλληλους δικτυακούς γονότυπους. Επίσης το σχήμα περιορίζει και τη διαδικασία αποκωδικοποίησης. Για παράδειγμα, ένα νευρωνικό δίκτυο που απαιτεί επαναλαμβανόμενη δομή θα έπρεπε να έχει μια εκφραστική απεικόνιση ικανή ώστε να περιγράφει επαναλαμβανόμενα δίκτυα. Επίσης ο μηχανισμός αποκωδικοποίησης θα έπρεπε να είναι ικανός να διαβάζει την απεικόνιση αυτή και να τη μετατρέπει σε ένα κατάλληλο επαναλαμβανόμενο δίκτυο.

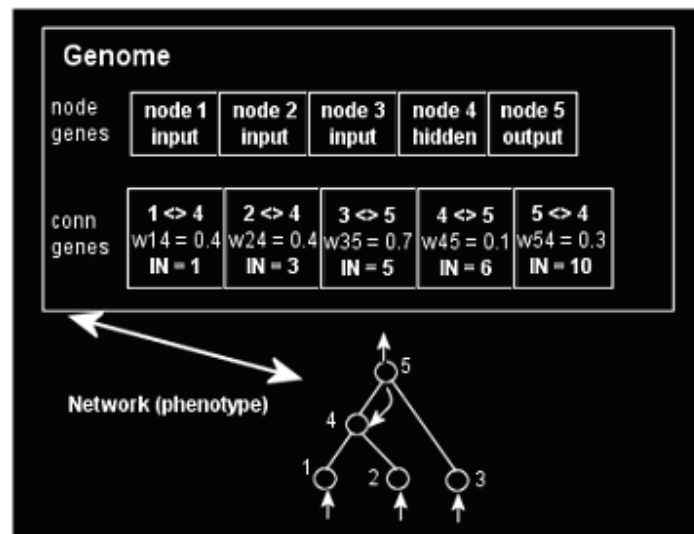
Χαμηλού επιπέδου ή άμεσης κωδικοποίησης τεχνικές καθορίζουν περισσότερο τις συνδέσεις. Έμμεσης κωδικοποίησης είναι περισσότερο σαν γραμματικοί κανόνες. Οι κανόνες αυτοί προτείνουν ένα περιβάλλον ελεύθερου γραφήματος γραμματική σύμφωνα με την οποία το δίκτυο μπορεί να παραχθεί. Οι άμεσοι κωδικοποιημένοι γονότυποι αυξάνονται πολύ γρήγορα σε μήκος μαζί με αναπτυσσόμενο δίκτυο. Γι αυτό το λόγο, το μέγιστο τοπολογικό διάστημα πρέπει να οριστεί από το χρήστη. Αυτό μπορεί να αποκλείσει την καταλληλότερη δομή, ή μπορεί να έχει αποτέλεσμα σε δίκτυα με ειδική συνδεσμολογία.

Η απόδοση της δομής ενός δικτύου δεν μπορεί να κριθεί παρά μόνο όταν αυτό εκπαιδευτεί. Συνήθως, το δίκτυο εκπαιδεύεται με ένα συγκεκριμένο αριθμό βημάτων και η απόδοση περιορίζεται σε ένα σύνολο δεδομένων αποτίμησης. Χρησιμοποιώντας διαφορετικά σύνολα δεδομένων για εκπαίδευση και αποτίμηση, τα δίκτυα με καλύτερες ικανότητες δείχνουν κάποια προτίμηση στην αποτίμηση.

Μια από τις μεγαλύτερες προκλήσεις ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων είναι να βρεθεί ένας καλός δρόμος διασταύρωσης ανόμοιων τοπολογιών. Οι συνηθισμένες γενετικές λειτουργίες αποτυγχάνουν να διατηρήσουν τις δομικές καινοτομίες σαν μέρος της εξελικτικής διαδικασίας. Μια μορφή διαφοροποίησης απαιτείται ώστε να συναγωνίζονται αρχικά σε ατομικό επίπεδο με την ίδια τους τη θέση και όχι με το σύνολο αρχικά. [13]

1.15 Νευροεξέλιξη Αυξανόμενων Τοπολογιών

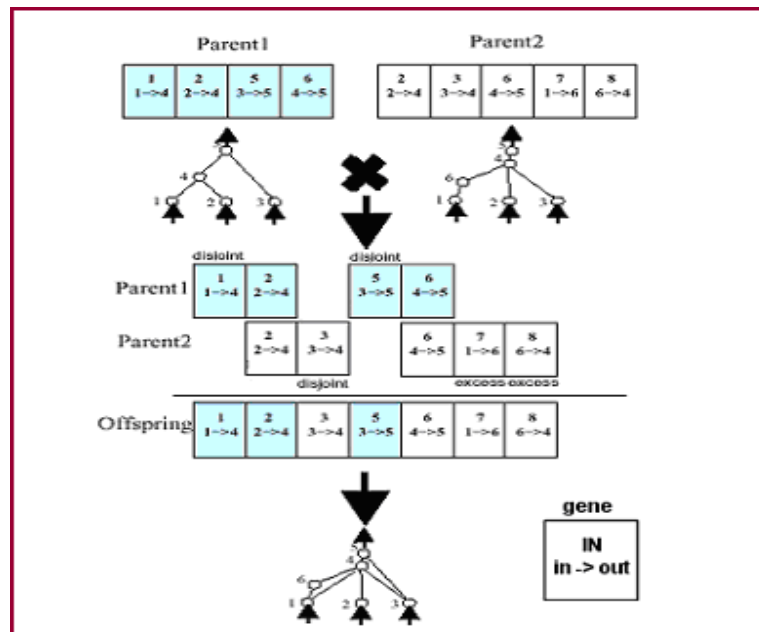
Ο γονότυπος σε μια τέτοιου είδους τοπολογία αποτελείται από αρκετούς συνδετικούς γόνους. Ένας συνδετικός γόνος αποτελεί πληροφορίες παρόμοιες με τους δυο κόμβους στο τέλος της σύνδεσης, τα βάρη και μια ειδική ταξινόμηση καλείται ο καινοτόμος αριθμός. Ξεχωριστά από τους συνδετικούς γόνους, τις πληροφορίες των διαφόρων επιπέδων (εισόδου, εξόδου ή των κρυμμένων) όσον αφορά τους κόμβους έχει οριστεί ένα κομμάτι από το γονιδίωμα. Στο παρακάτω σχήμα έχουμε μια αναπαράσταση από το γονιδίωμα σε ένα τέτοιο δίκτυο.



Σχήμα 1.18: Αναπαράσταση του γονιδίου στην τοπολογία αυτή [17]

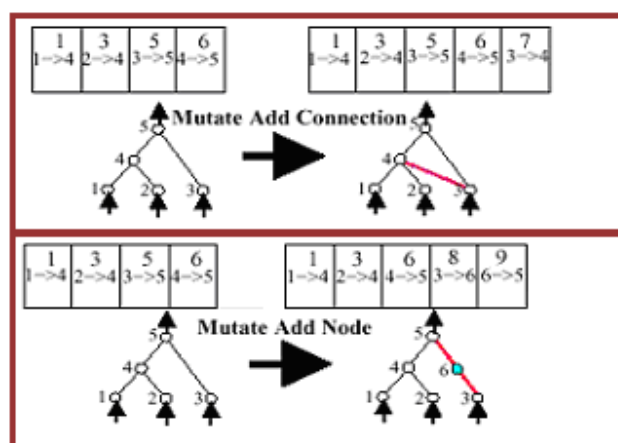
Μια προσπάθεια έχει γίνει να διατηρηθεί η καταγωγή του κάθε γονιδίου, έτσι ώστε γονίδια που δεν προέρχονται από τους ίδιους προγόνους να μην αναπτύσσονται εις βάρος των άλλων. Αυτό έχει επιτευχθεί προσδιορίζοντας ένα γενικό καινοτόμο αριθμό σε κάθε γονιδίωμα. Αυτός ο αριθμός αυξάνεται κάθε φορά που παρουσιάζεται ένα καινούριο γονίδιο. Πρέπει επίσης να δοθεί προσοχή στο ότι ο απόγονος κληρονομεί τον ίδιο καινοτόμο αριθμό σε κάθε γονίδιο. Αυτό συνεπάγεται ότι οι παλιότερες πληροφορίες που έχουν ανακτηθεί μέσα από γενιές να εμφανίζονται στη φάση εξέλιξης.

Ο καινοτόμος αριθμός βοηθά την τοπολογία στο να μετρά τα προβλήματα ανταγωνισμού μεταξύ βασικών αλλά διαφορετικών τοπολογιών. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας ανασυνδυασμού των γονιδίων, γονίδια με τον ίδιο καινοτόμο αριθμό αντιτίθενται το ένα στο άλλο. Αυτά με τους πιο ταιριαστούς γονιούς είναι οι κληρονόμοι. Γονίδια που δεν βρίσκουν ένα καινοτόμο αριθμό για να ταιριάξουν με τον άλλο γονιό περνούν στους απογόνους. Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε μια διασταύρωση της τοπολογίας.



Σχήμα 1.19: Διασταύρωση τοπολογίας [22]

Μεταβολή στην αρχιτεκτονική των νευρώνων μπορεί να συμβεί με δυο τρόπους – προσθέτοντας ένα γονίδιο σύνδεσης, ή προσθέτοντας κόμβο γονιδίων. Δυο μη συνδεδεμένοι κόμβοι μπορούν να συνδεθούν προσθέτοντας ένα νέο γονίδιο σύνδεσης στο γονιδίωμα. Επίσης, μια υπάρχουσα σύνδεση μπορεί να διασπαστεί στα δυο και ένας καινούριος κόμβος μπορεί να δημιουργηθεί μεταξύ τους. Η παλιά σύνδεση απενεργοποιείται και δυο νέα γονίδια συνδεσμολογίας προστίθενται. Οι καινούριοι κόμβοι και συνδέσεις μπορούν εύκολα να συμπεριληφθούν στη δομή χρησιμοποιώντας τη μεθοδολογία αυτή. Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε την μεταβολή στο δίκτυο.



Σχήμα 1.20: Μεταβολή στο Δίκτυο [22]

Η εκλογή των γόνων για να αποφασίζουν το είδος των τοπολογικών χαρακτηριστικών που έχουν μεταφερθεί στο αποτέλεσμα. Εάν έχουν γίνει τυχαίες επιλογές τότε είναι πιθανό ότι οι δομικές καινοτομίες έχουν χαθεί κατά την εκπαιδευτική διαδικασία. Το δίκτυο χειρίζεται το πρόβλημα αυτό χωρίζοντας το σύνολο σε είδη ανάλογα με τις τοπολογικές τους ομοιότητες και στη συνέχεια διαλέγοντας τα καλύτερα εκτελεστικά άτομα από κάθε είδος για να δημιουργήσουν το γόνο. Ο αριθμός των δημιουργουμένων γόνων εξαρτάται από τη συνολική κατάσταση όλων των ειδών σε συνδυασμό με τα υπόλοιπα είδη.

Το δίκτυο διαχωρίζει τον πληθυσμό σε δυο διαφορετικά είδη με κριτήριο τη μεταξύ τους συμβατότητα. Το κριτήριο αυτό απορρέει από τον αριθμό των εξαρθρωμένων και υπερβολικών γονιδίων μεταξύ δυο ατόμων. Εάν το κριτήριο απόστασης ενός ατόμου που έχει επιλεγεί τυχαία είναι μικρότερο από μια κατώτατη συγκεκριμένη τιμή, τότε και τα δύο άτομα κατατάσσονται στο ίδιο είδος. Μόλις ολοκληρωθεί η κατάταξη οι πραγματικές τιμές ρυθμίζονται με μείωση από τον αριθμό των ατόμων σε κάθε είδος. Ένα είδος αυξάνεται εάν ο μέσος όρος των ρυθμιζόμενων πραγματικών τιμών είναι μεγαλύτερος από τον μέσο όρο του συνόλου των τιμών, σε διαφορετική περίπτωση ελαττώνεται σε μέγεθος. Κάνοντας αυτό, το δίκτυο δεν επιτρέπει καμία συγκεκριμένη δομή να επικρατήσει στο σύνολο, αλλά παράλληλα επιτρέπει την ανάπτυξη για τη δημιουργία καλύτερων δομών.

Πρέπει να σημειωθεί ότι η ίδια χαρτογράφηση εισόδου – εξόδου μπορεί να υλοποιηθεί από διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων. Όταν δίδεται ένα πρόβλημα υπό συζήτηση, η τοπολογία για ένα νευρωνικό δίκτυο δεν είναι μοναδική. Η παρουσίαση του γονότυπου δυο διαφορετικών σε δομή νευρωνικών δικτύων θα είναι διαφορετική παρόλο που λειτουργικά μπορεί να είναι ίδια. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι δεν είναι σε θέση να ξεχωρίζουν τις συμμετρίες αυτές για αυτό και μια διασταύρωση σε μια τέτοια περίπτωση θα οδηγούσε σε μη εφαρμόσιμο αποτέλεσμα. Το εύρος ανίχνευσης αυξάνεται δραστικά και η αποδοτικότητα των χειριστών επηρεάζεται επίσης ελάχιστα. Πιο συχνά, σε δίκτυα που απαιτείται να γίνει εκμάθηση περισσότερων από μια εφαρμογών, υπάρχουν αλλαγές από μη συμβατούς ρόλους οι οποίοι συνδυάζονται σε συνήθη προβλήματα. Μια απλή λύση στην περίπτωση αυτή θα ήταν να περιοριστεί ο επιλογέας σε μικρότερα σύνολα.[13]

Κεφάλαιο 2

Βασικές έννοιες πάνω σε ρομποτικούς βραχίονες

2.1 Ταξινόμηση ρομποτικών συστημάτων

Για να επιτυγχάνεται η επιλογή του καταλληλότερου ρομπότ σε ένα σύνολο ρομποτικών συστημάτων με παρόμοιες ιδιότητες, σε μια συγκεκριμένη εφαρμογή, έγινε η ταξινόμηση των ρομποτικών συστημάτων. Για τον σκοπό αυτό υπάρχουν κατάλογοι ρομπότ σε υπολογιστή, μέσα από τους οποίους ο κάθε χρήστης μπορεί να κάνει την επιλογή ποιο εύκολη, χρησιμοποιώντας την ταξινόμηση τόσο στις προδιαγραφές όσο και λειτουργίες. Τα συστήματα που βοηθούν ώστε η επιλογή να είναι η ποιο κατάλληλη χρησιμοποιούν αρκετά από τα παρακάτω κριτήρια καθώς επίσης και τεχνικά ή οικονομικά κριτήρια. Τα κυριότερα κριτήρια που συναντάμε στην βιβλιογραφία αλλά και στην πράξη είναι: η αρχή λειτουργίας, η μέθοδος ελέγχου της κίνησης, ο γεωμετρικός σχηματισμός, η κατηγορία εφαρμογής ο τύπος παραγωγής και η μετάδοση της κίνησης.

Κάποιες από τις ταξινομήσεις συνεπάγονται από κάποιες άλλες με αποτέλεσμα να μην υπάρχει μια μοναδική ταξινόμηση που να περικλείει όλες τις περιπτώσεις. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται περισσότερες από μια κατηγορίες για μια πλήρη περιγραφή ενός ρομπότ. Η διαδικασία αυτή ξεκινάει με την αρχή λειτουργίας, ακολουθούμενη από την μέθοδο ελέγχου κίνησης και το γεωμετρικό σχηματισμό.

2.1.1 Αρχή λειτουργίας

Τα ρομπότ ως προς την αρχή λειτουργίας τους ταξινομούνται σε σταθερής στάσης και σε σερβοελεγχόμενα.

Ρομπότ Σταθερής Στάσης

Τα ρομπότ κατά την μετακίνηση τους έχουν τον έλεγχο μόνο των σημείων στάσης, αλλά δεν ελέγχουν τα ενδιάμεσα σημεία της τροχιάς που ακολουθούν. Ο κάθε άξονας έχει ένα προκαθορισμένο σταθερό μηχανικό όριο στο κάθε άκρο της έκτασης του και μπορεί να σταματάει μόνο στα όρια αυτά. Αυτού του τύπου τα ρομπότ χρησιμοποιούνται σε εξειδικευμένες εφαρμογές. [5]

Σερβοελεγχόμενα Ρομπότ

Αυτού του τύπου τα ρομπότ κινούνται με σερβομηχανισμούς, δηλαδή με κινητήρες οι οποίοι το σήμα κίνησης τους είναι συνάρτηση της διαφοράς μεταξύ της διατεταγμένης και της μετρούμενης θέσης και της ταχύτητας. Ένα ρομπότ σαν και αυτό έχει την δυνατότητα να κινείται μέσα από έναν πρακτικά άπειρο αριθμό σημείων κατά την εκτέλεση μιας προγραμματισμένης ακολουθίας. Το σύνολο αυτών των σημείων προκύπτει από τον συνδυασμό των αρθρώσεων που κατάφεραν να μετακινηθούν. [5]

2.1.2 Μέθοδος ελέγχου κίνησης

Σε σχέση με τη μέθοδο ελέγχου κίνησης ,τα ρομπότ ταξινομούνται σε ρομπότ σημείου-προς-σημείο (point-to-point) και ρομπότ συνεχούς τροχιάς (continuous path).

Ρομπότ Σημείου Προς Σημείο (point-to-point)

Με αυτή τη μέθοδο ελέγχου της κίνησης ,ένα ρομπότ προγραμματίζεται από το χρήστη ώστε να κινηθεί από μια θέση στην επόμενη .Οι ενδιάμεσες τροχιές μεταξύ των σημείων δεν μπορούν να προσδιορισθούν .Σε μια τέτοια ακολουθία κινήσεων ,το ρομπότ κινείται σε μια προσδιορισμένη θέση ,σταματάει και επαναλαμβάνεται .Η διαδρομή μεταξύ των διαδοχικών σημείων δηλαδή η τροχιά του ρομπότ και η ταχύτητα κατά τη μετακίνηση από τη μια θέση στην επόμενη δεν προγραμματίζεται , αλλά αποτελεί εσωτερική λειτουργία του ελεγκτή .

Στον τρόπο λειτουργίας σημείου-προς-σημείο ,ένα ρομπότ εκτελεί χρήσιμο έργο μόνο όταν όλοι οι άξονες είναι σε στάση στις επιθυμητές θέσεις του χώρου εργασίας . Οι περισσότερες εργασίες χειρισμού αντικειμένων και ορισμένες εργασίες χειρισμού εργαλείων εκτελούνται κατ' αυτόν τον τρόπο .Όλα τα ρομπότ σταθερής στάσης και ορισμένα σερβοελεγχόμενα ρομπότ λειτουργούν με τον τρόπο αυτόν .[5]

Ρομπότ συνεχούς Τροχιάς (continuous path)

Ο έλεγχος συνεχούς τροχιάς είναι ένας τύπος ρομποτικού ελέγχου κατά τον οποίο το ρομπότ επαναλαμβάνει την κίνηση μέσα από διδαγμένα σημεία σε μικρή απόσταση μεταξύ τους ,και τα οποία έχουν προγραμματισθεί σε μια σταθερή χρονική βάση κατά την διάρκεια της διδασκαλίας .Τα σημεία διδασκαλίας καταγράφονται από την μονάδα ελέγχου καθώς το ρομπότ οδηγείται μέσα από μια επιθυμητή τροχιά διαβάζοντας τους κωδικοποιητές των αρθρώσεων τη θέση δηλαδή που έχει ο κάθε άξονας σε σταθερή χρονική βάση .Την κίνηση αυτή προσπαθεί να επαναλάβει ένας αλγόριθμος επανάληψης .Ένας άλλος τρόπος για να επιτύχουμε έλεγχο συνεχούς τροχιάς είναι παρεμβάλλοντας μια επιθυμητή καμπύλη τροχιάς μεταξύ των διδαγμένων σημείων .[5]

Τα ρομπότ που λειτουργούν με τον τρόπο αυτό ,μπορούν να εκτελέσουν χρήσιμο έργο ενώ όλοι οι άξονες τους βρίσκονται σε ταυτόχρονη ,συντονισμένη κίνηση , προκειμένου το εργαλείο να διαπράξει την επιθυμητή τροχιά .Η τροχιά του βραχίονα προγραμματίζεται με άμεσο τρόπο ή ο ελεγκτής υπολογίζει τη διαδρομή μεταξύ διαδοχικών σημείων .Οι λειτουργίες συνεχούς τροχιάς μπορούν να εκτελεστούν μόνο από σερβοελεγχόμενα ρομπότ .

2.1.3 Γεωμετρικός σχεδιασμός

Στους περισσότερους ρομποτικούς βραχίονες ,οι τρεις πρώτες αρθρώσεις ,οι αρθρώσεις που βρίσκονται δηλαδή πιο κοντά στη ρομποτική βάση συνήθως χρησιμοποιούνται για την τοποθέτηση του άκρου του βραχίονα σε ένα σημείο στο χώρο ,ενώ οι τελευταίες αρθρώσεις σχηματίζουν τον καρπό ,ο οποίος είναι υπεύθυνος για τον προσανατολισμό του άκρου ή του τελικού στοιχείου δράσης .Ανάλογα με το σύστημα συντεταγμένων των τριών πρώτων βαθμών ελευθερίας τα ρομπότ ταξινομούνται σε καρτεσιανά ή ορθογωνικά ,κυλινδρικά ,σφαιρικά ή πολικά και αρθρωτά .Εξάλλου ,ανάλογα με την εμφάνιση τους τη γεωμετρία του συνολικού μηχανισμού ,τα ρομπότ μπορούν να χαρακτηρισθούν ως ανθρωπομορφικά ,SCARA , ή gantry.

Μια εναλλακτική μορφή γεωμετρικού σχηματισμού είναι τα παράλληλα ρομπότ τα οποία είναι κλειστές κινηματικές αλυσίδες και χρησιμοποιούνται σε εξειδικευμένες εφαρμογές. Μια άλλη ομάδα που παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον είναι τα ρομποτικά χέρια τα οποία θεωρούνται ρομποτικοί μηχανισμοί και η χρήση τους συναντάτε σε προηγμένους χειρισμούς αντικειμένων.

Υπάρχουν ακόμα και σύνθετα ρομποτικά συστήματα τα οποία δεν έχουν σταθερή βάση, αλλά μπορούν να κινούνται αυξάνοντας κατ' αυτόν τον τρόπο τον ωφέλιμο χώρο δράσης τους. Τα κινητά ρομπότ αποτελούν μια ξεχωριστή κατηγορία και συμπεριλαμβάνουν τα βαδίζοντα και τα κυλιόμενα.

Ορθογωνικά Ρομπότ (Rectangular Robots)

Τα ρομπότ αυτά κινούνται σε ευθείες γραμμές πάνω – κάτω και μέσα – έξω. Οι βαθμοί ελευθερίας του βραχίονα ορίζονται από το καρτεσιανό σύστημα των αξόνων. Τέτοιου είδους ρομπότ δεν διαθέτουν συνήθως ελεγχόμενη λογική για συντονισμένη κίνηση των αρθρώσεων. Ένα ορθογωνικό ρομπότ σχηματίζεται με τη συναρμολόγηση ενός οριζόντιου βραχίονα πάνω σε κάθετο άξονα ανύψωσης ο οποίος τοποθετείται σε γραμμική μεταφορική βάση, δημιουργώντας έτσι ένα ρομπότ X-Y-Z (σχήμα 2.1α)

Στα πλεονεκτήματα των καρτεσιανών ρομπότ ανήκουν η υψηλή διακριτική ικανότητα που έχουν και η μεγάλη ακρίβεια, η εύκολη αποφυγή εμποδίων καθώς και η πρόληψη συγκρούσεων. Τα ρομπότ αυτά δεν επηρεάζονται από το βάρος του φορτίου που μεταφέρουν και για αυτό δεν επιδρούν στην ακρίβεια αλλά και τον έλεγχο της κίνησης των αρθρώσεων.

Τα βασικότερα μειονεκτήματα των καρτεσιανών ρομπότ είναι το μεγάλο δομικό πλαίσιο που διαθέτουν, το οποίο απαιτεί μεγάλη επιφάνεια δαπέδου για την εγκατάσταση, ο συγκριτικά περιορισμένος χώρος εργασίας. Τα ρομπότ αυτά δύσκολα συνεργάζονται με άλλους ρομποτικούς βραχίονες σε κοινό χώρο εργασίας ενώ ο μηχανικός σχεδιασμός για τρεις γραμμικές κινήσεις είναι πολύ πολύπλοκος. [5]

Κυλινδρικά Ρομπότ (Cylindrical Robots)

Τα κυλινδρικά ρομπότ δομούνται γύρω από μια στήλη η οποία κινείται σύμφωνα με ένα κυλινδρικό σύστημα συντεταγμένων, στο οποίο η θέση κάθε σημείου προσδιορίζεται συναρτήσει της γωνίας περιστροφής της βάσης, της ακτινικής διάστασης και του ύψους από το επίπεδο αναφοράς. Ο χώρος εργασίας έχει κυλινδρική μορφή. Οι δυνατές κινήσεις αυτών των ρομπότ ονομάζονται έκταση και περιστροφή. Ένα κυλινδρικό ρομπότ σχηματίζεται από τη συναρμολόγηση ενός οριζόντιου βραχίονα με ένα κάθετο άξονα, τοποθετημένο πάνω σε μια περιστρεφόμενη βάση. Ο οριζόντιος βραχίονας μπορεί να κινείται μέσα-έξω ή πάνω – κάτω στον κάθετο άξονα και να περιστρέφεται δεξιά ή αριστερά γύρω από τον κάθετο άξονα. Με τον τρόπο αυτό οι κινήσεις των τριών κυρίων αξόνων καλύπτουν ένα κυλινδρικό τομέα (σχήμα 2.1β).

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα των κυλινδρικών ρομπότ είναι η πολύ μικρή εξάρτηση από τα φορτία βαρύτητας που δεν επηρεάζει την ακρίβεια του χειριστή και ο πιο εύκολος μηχανικός σχεδιασμός σε σχέση με τα καρτεσιανά ρομπότ. Τα μειονεκτήματα αυτών των ρομπότ είναι η περιορισμένη συμβατότητα συνεργασίας με άλλους χειριστές σε κοινό χώρο εργασίας και η μικρότερη ακρίβεια και ικανότητα σε σύγκριση με τα ορθογωνικά ρομπότ. [5]

Σφαιρικά Ρομπότ (Spherical Robots)

Τα σφαιρικά ρομπότ εργάζονται σε σφαιρικούς χώρους εργασίας ,έχουν δηλαδή την ικανότητα να κινούνται περιστροφικά ,να επεκτείνουν και να προσδίδουν κλίση στο βραχίονα τους .Τα ρομπότ αυτά είναι δηλαδή κυλινδρικά ρομπότ με προσθήκη στροφής του άκρου .Ένας τέτοιος σχηματισμός αποτελείται από ένα βραχίονα που κινείται μέσα-έξω μέσα στο εύρος προσέγγισης ,που χρησιμοποιεί όμως μια κάθετη περιστροφική κίνηση αντί για κάθετη ευθύγραμμη .Ο άξονας μπορεί να περιστρέφεται αριστερά –δεξιά γύρω από τον κάθετο περιστροφικό άξονα .Κατ' αυτόν τον τρόπο οι κινήσεις των κυρίων αξόνων σχηματίζουν ένα τμήμα σφαίρας σαν χώρος εργασίας όπως στο (σχήμα 2.1γ) . [5]

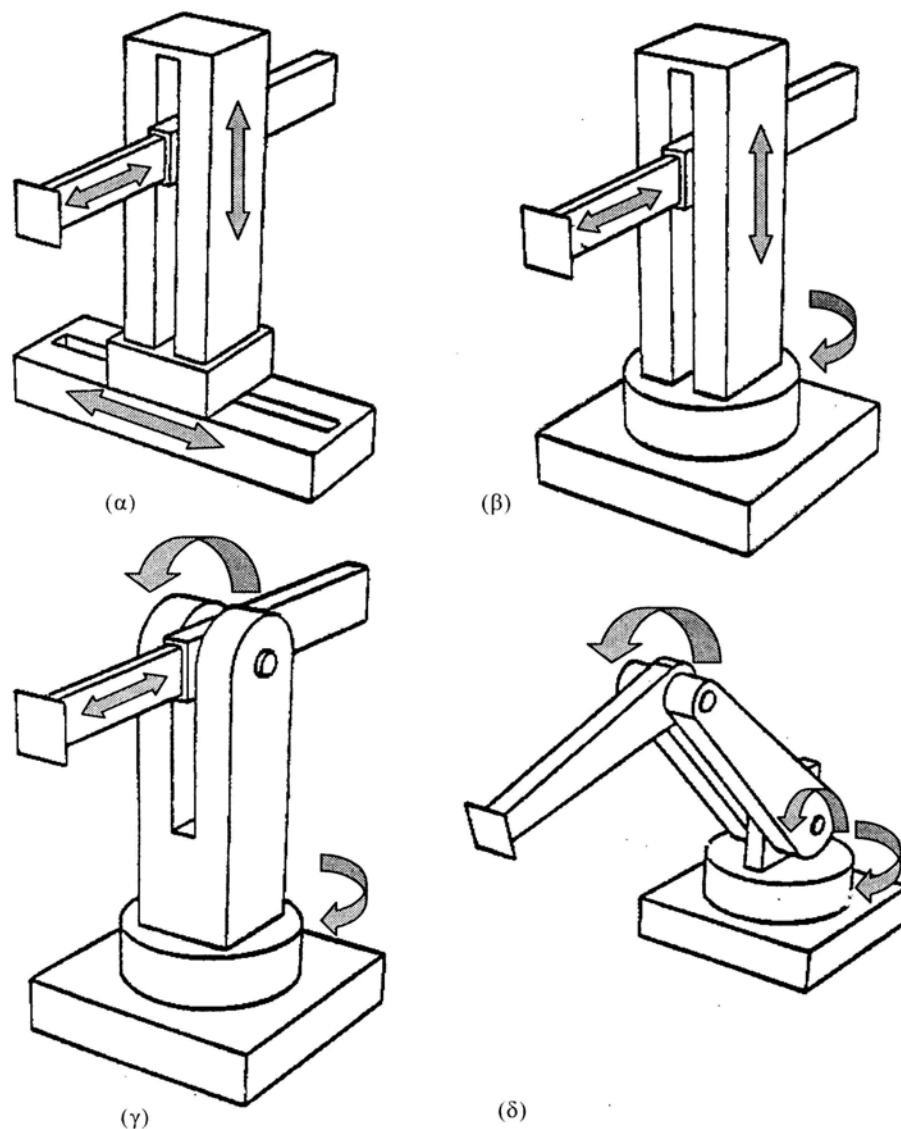
Ένα από τα πλεονεκτήματα των σφαιρικών ρομπότ είναι η μικρή πολυπλοκότητα της δομής τους και το σχετικά χαμηλό βάρος τους ,η δυνατότητα συνεργασίας τους με τα άλλα ρομπότ και εργαλειομηχανές σε κοινό χώρο εργασίας .Τα ρομπότ αυτά όμως έχουν ακόμα καλή διακριτική ικανότητα ,καθότι τα σφάλματα τοποθέτησης είναι κάθετα και απαιτείται μικρή διαδρομή των αρθρώσεων για την εκτέλεση πολλών κινήσεων .

Τα μειονεκτήματα που έχουν αυτά τα ρομπότ είναι η περιορισμένη δυνατότητα αποφυγής σύγκρουσης με εμπόδια .Το μεγάλο σφάλμα τοποθέτησης εξαιτίας των περιστροφικών κινήσεων ,το οποίο είναι ανάλογο της ακτίνας αλλά και ότι απαιτούνται μεγάλες και μεταβλητές ροπές στη δεύτερη και τρίτη άρθρωση προκαλούν προβλήματα εξισορρόπησης .

Αρθρωτά Ρομπότ

Τα αρθρωτά ρομπότ διαθέτουν μόνο περιστροφικές αρθρώσεις και εκτελούν κινήσεις όμοιες με τις κινήσεις ενός ανθρώπου .Για το λόγο αυτό ,τα ρομπότ που διαθέτουν τέτοια γεωμετρία στις τρεις πρώτες αρθρώσεις τους ,είναι γνωστά και ως ανθρωπομορφικά .Ένα αρθρωτό ρομπότ έχει περιστροφικές αρθρώσεις που ονομάζονται ώμος και αγκώνας τοποθετημένες σε μια βάση περιστρεφόμενη έτσι ώστε να παρέχονται τρεις κύριοι άξονες κίνησης (σχήμα 2.1δ) .

Τα κυριότερα πλεονεκτήματα των αρθρωτών ρομπότ είναι η ευελιξία προσέγγισης πάνω ή κάτω από ένα αντικείμενο και η συμβατότητα συνεργασίας με τα άλλα ρομπότ σε κοινό χώρο εργασίας .Τα βασικά μειονεκτήματα τους είναι η χαμηλή διακριτική ικανότητα και ακρίβεια ,με αποτέλεσμα να έχουμε μεγάλο σφάλμα τοποθέτησης ,περιορισμένη δυνατότητα αποφυγής εμποδίων ,μεγάλες ροπές αδράνειας και επιδράσεις φορτίων βαρύτητας που προκαλούν δυναμική αστάθεια καθώς και προβλήματα εξισορρόπησης εξαιτίας των μεγάλων και μεταβλητών ροπών στις αρθρώσεις .

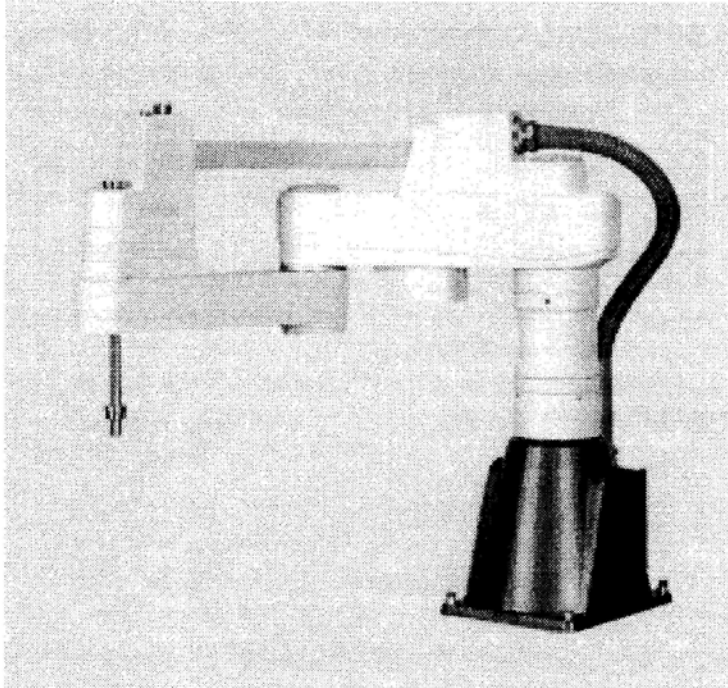


Σχήμα 2.1: Τύποι γεωμετρικών σχηματισμών ρομπότ : (α)καρτεσιανό ρομπότ , (β)κυλινδρικό ρομπότ , (γ)σφαιρικό ρομπότ ,(δ)αρθρωτό ρομπότ[5]

Ρομπότ Τύπου SCARA

Το ρομπότ τύπου SCARA είναι ένας ρομποτικός σχηματισμός οριζόντιας περιστροφής .Το μέγεθος του βραχίονα είναι όσο και το τραπέζι εργασίας σαρώνει μια περιοχή εξαρτημάτων και είναι ιδιαίτερα κατάλληλος για εργασίες ανάκτησης και τοποθέτησης μικρών αντικειμένων .

Ένα ρομπότ τύπου SCARA (σχήμα 2.2) είναι κατά βάση αρθρωτός βραχίονας με τέσσερις ή πέντε βαθμούς ελευθερίας και λειτουργεί σε ένα οριζόντιο επίπεδο .Έχει συνήθως δυο ή τρεις οριζόντιες σερβοελεγχόμενες αρθρώσεις και ένα κάθετο , σερβοελεγχόμενο ή μη άξονα .Διακόπτοντας την παροχή και χαλαρώνοντας μια ή περισσότερες από τις οριζόντιες αρθρώσεις ,η ρομποτική δομή μπορεί να συμμορφωθεί σε εξωτερικές δυνάμεις ,χωρίς ωστόσο να επηρεάζεται από τη βαρύτητα .Τα ρομπότ αυτά μπορούν να εκτελούν εργασίες εισαγωγής αντικειμένων πολύ αυστηρών ανοχών ,όταν δηλαδή ο βραχίονας κινείται από εξωτερικές δυνάμεις για να αντισταθμίσει μικρά σφάλματα τοποθέτησης . [5]



Σχήμα 2.2 : Ρομπότ τύπου SCARA[5]

2.1.4 Τύπος μετάδοσης κίνησης

Τα περισσότερα ρομπότ εργασιών ανάκτησης και τοποθέτησης λειτουργούν με αεροσυμπιεστές .Αυτό επιτρέπει την εκτέλεση απλών επαναληπτικών κινήσεων ,με ελάχιστο κόστος .Η έκταση ή συσπείρωση ενός μέλους του βραχίονα ή η περιστροφή μιας άρθρωσης πραγματοποιείται από απλά ή διπλά έμβολα αέρα .Τα απλά έμβολα είναι η φθηνότερη μέθοδος και έχει σχεδιαστεί ώστε να λειτουργούν και προς τις δυο κατευθύνσεις με τη βοήθεια ελατηρίου επιστροφής .

Τα πλεονεκτήματα των πνευματικών κινητήρων είναι:

- Ευκολία εγκατάστασης και συντήρησης .
- Χαμηλό κόστος λειτουργίας και συντήρησης .
- Διαθεσιμότητα συμπιεσμένου αέρα στην παραγωγική μονάδα .
- Μεγάλη ακρίβεια με μηχανικά όρια .
- Απλή λειτουργία ελεγκτή .
- Αξιοπιστία
- Μείωση πιθανότητας ηλεκτροπληξίας

Τα μειονεκτήματα τους είναι :

- Περιορισμός σε κινήσεις .
- Δυσκολία επαναπρογραμματισμού .
- Περιορισμένος αριθμός προγραμμάτων .
- Μη ελεγχόμενη κίνηση λόγω συστήματος ελέγχου ανοικτού βρόγχου .
- Χαμηλή ακρίβεια και επαναληψιμότητα που μειώνεται λόγω φθοράς των εξαρτημάτων
- Θόρυβος .
- Τοποθέτηση του ρομπότ εξαρτώμενη από τη δυνατότητα παροχής αέρα .

Υδραυλικοί ή Ηλεκτροϋδραυλικοί Κινητήρες

Τα ρομπότ που χρησιμοποιούν αυτού του τύπου τους κινητήρες αναφέρονται απλά ως υδραυλικά και είναι αρκετά ισχυρά και γρήγορα. Συνήθως ένας ηλεκτρικός κινητήρας, τριφασικού τυλίγματος χρησιμοποιείται για τη λειτουργία της υδραυλικής αντλίας και των υδραυλικών σερβοβαλβίδων. Παρά τις ηλεκτρικές απαιτήσεις η κινητήρια δύναμη παράγεται ολοκληρωτικά από έμβολα λαδιού τα οποία μεταβάλλουν τη θέση μιας άρθρωσης γραμμικά ή περιστροφικά. Οι συσκευές αυτές, στη συνέχεια είναι συνδεδεμένες με τους συνδέσμους ή τις αρθρώσεις του ρομπότ και παρέχουν την απαραίτητη δύναμη για μια συγκεκριμένη κίνηση. [5]

Ηλεκτρικοί Κινητήρες

Τα ρομπότ με κινητήρες αυτού του τύπου τροφοδοτούνται συνήθως από σερβοκινητήρες συνεχούς ρεύματος (DC), αν και ένας περιορισμένος αριθμός κατασκευαστών χρησιμοποιεί σερβοκινητήρες εναλλασσόμενου ρεύματος (AC), ή ακόμα και νηματικούς κινητήρες. Η ηλεκτρική παροχή είναι ίσως η πιο συχνή και από τους τρεις τύπους κινητήρων και ο σερβοκινητήρας συνεχούς ρεύματος είναι ο πιο κοινός τύπος ηλεκτρικού κινητήρα [5]

2.2 Η γενική δομή των ρομποτικών συστημάτων

Τα ρομπότ που αποτελούν την πλειοψηφία των βιομηχανικών ρομπότ σήμερα είναι ρομποτικοί χειριστές σειριακού τύπου. Τα ρομπότ αυτά είναι ανοικτές κινηματικές αλυσίδες στερεών σωμάτων που ονομάζονται σύνδεσμοι (links), συνδεδεμένων σειριακά μέσω ανεξάρτητα κινούμενων αρθρώσεων (joints). Το ένα άκρο, η βάση του ρομπότ είναι σταθερά στερεωμένο στο έδαφος, ενώ το άλλο άκρο στο οποίο είναι συνήθως προσαρτημένο ένα εργαλείο (tool) ή ένα τελικό στοιχείο δράσης (end-effector) μπορεί να κινείται ελεύθερα στο χώρο και να ασκεί δυνάμεις σε αντικείμενα που χειρίζεται το ρομπότ κατά την εκτέλεση των εργασιών. Κάθε ζεύγος συνδέσμου – άρθρωσης συγκροτεί ένα βαθμό ελευθερίας (Degree-Of-Freedom), ο οποίος μπορεί να είναι περιστροφικός να εκτελεί περιστροφή δηλαδή γύρω από ένα άξονα ή γραμμικός να εκτελεί δηλαδή μετατόπιση κατά μήκος ενός άξονα.

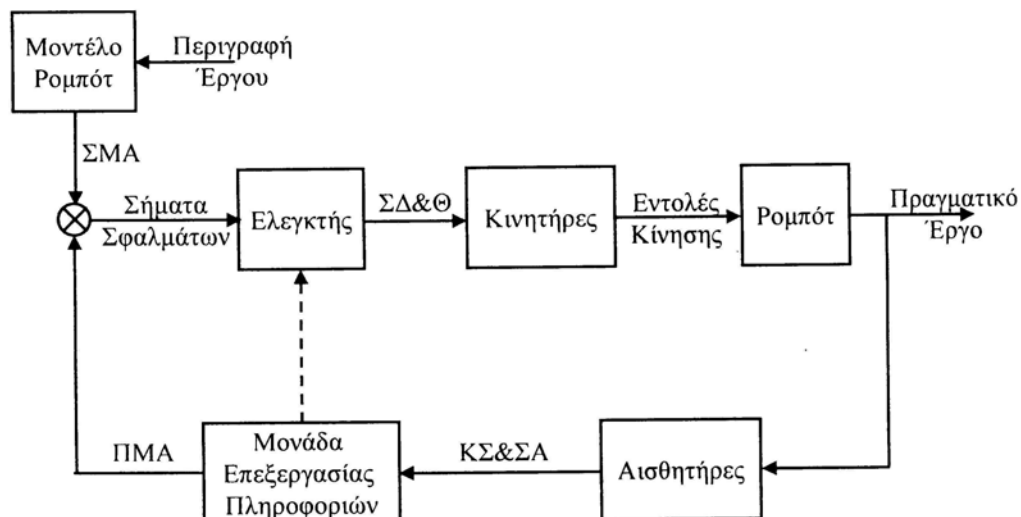
Το πρόβλημα του ρομποτικού ελέγχου επικεντρώνονται στο σχεδιασμό ευσταθών και σθεναρών αλγορίθμων που συντονίζουν την κίνηση των αρθρώσεων και επιτρέπουν στο ρομπότ να ακολουθεί μια συγκεκριμένη τροχιά που περιγράφεται συνήθως σε ένα καρτεσιανό σύστημα συντεταγμένων. Η λειτουργία ενός βιομηχανικού ρομπότ περιλαμβάνει την εκτέλεση των παρακάτω βασικών λειτουργιών: χειρισμός (manipulation), αίσθηση (sensing), επικοινωνία (communication), έλεγχο (control), και επεξεργασία ή λήψη αποφάσεων (processing or decision making). Οι τρεις πρώτες λειτουργίες εμπλέκουν αλληλεπίδραση μεταξύ του ρομπότ και του περιβάλλοντος του, ενώ οι υπόλοιπες δυο είναι εσωτερικές λειτουργίες του ρομπότ.

Οι συνιστώσες των σημερινών ρομποτικών συστημάτων είναι οι παρακάτω:

1. Το μηχανικό υποσύστημα ή σύστημα χειρισμού αποτελούμενο από το μηχανικό βραχίονα και το τελικό στοιχείο δράσης.
2. Το μηχανικό υποσύστημα κίνησης αποτελούμενο από τους κινητήρες των αρθρώσεων και το σύστημα μετάδοσης της κίνησης, το οποίο είναι υπεύθυνο για την κίνηση των αρθρώσεων και του τελικού στοιχείου δράσης.
3. Ο εκλεκτής (controller) με το λειτουργικό έλεγχο κίνησης και η μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας.

4. Το ηλεκτρονικό σύστημα κίνησης ,το οποίο αφορά την μεταφορά , αποκωδικοποίηση και εκτέλεση των εντολών του ελεγκτή από τους κινητήρες ,καθώς και την παρακολούθηση της εκτέλεσης των εντολών μετατόπισης μέσω των γωνιακών κωδικοποιητών
5. Οι εξωτερικοί αισθητήρες ,οι μετατροπείς και οι συσκευές διασύνδεσης που μπορούν να παρέχουν εξωτερικές πληροφορίες σχετικά με το περιβάλλον του ρομπότ .
6. Το σύστημα επικοινωνίας ανθρώπου μηχανής δηλαδή το περιβάλλον προγραμματισμού και χρήσης του ρομπότ ,όλες οι συσκευές με τα ανάλογα κυκλώματα καθώς και το λογισμικό ώστε να έχουμε επικοινωνία χρήστη με ρομπότ .

Οι εσωτερικοί και εξωτερικοί αισθητήρες παρέχουν στο σύστημα ελέγχου τα δεδομένα και τα στοιχεία ώστε να μπορεί να λειτουργήσει αποδοτικά ,ακόμα και υπό την επίδραση διαταραχών και αποτελούν το υποσύστημα αίσθησης .Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει το σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού ρομποτικού συστήματος (σχήμα 2.3) .



Σχήμα 2.3 : Συνιστώσες ρομποτικού συστήματος [6]

ΣΜΑ :Σύνθετες μεταβλητές αρθρώσεων (μετατοπίσεις και ροπές)

ΣΔ&Θ :Σήματα δύναμης και θέσης

ΚΣ&ΣΑ :Καρτεσιανά σήματα και σήματα αρθρώσεων

ΠΜΑ :Πραγματικές μεταβλητές αρθρώσεων (μετατοπίσεις και ροπές)

2.2.1 Οι κινητήρες των αρθρώσεων

Η κίνηση του χειριστή και κατ' επέκταση του ρομποτικού εργαλείου είναι αποτέλεσμα της συνδυασμένης κίνησης των αρθρώσεων ,οι οποίες οδηγούνται από κινητήρες .Οι κινητήρες των αρθρώσεων μπορεί να είναι ηλεκτρικοί ,υδραυλικοί ,ή πνευματικοί με πιο συνηθισμένο τύπο τον ηλεκτρικό ,συνήθως συνεχούς ρεύματος (DC) ή βηματικό .

Κινητήρες Συνεχούς Ρεύματος

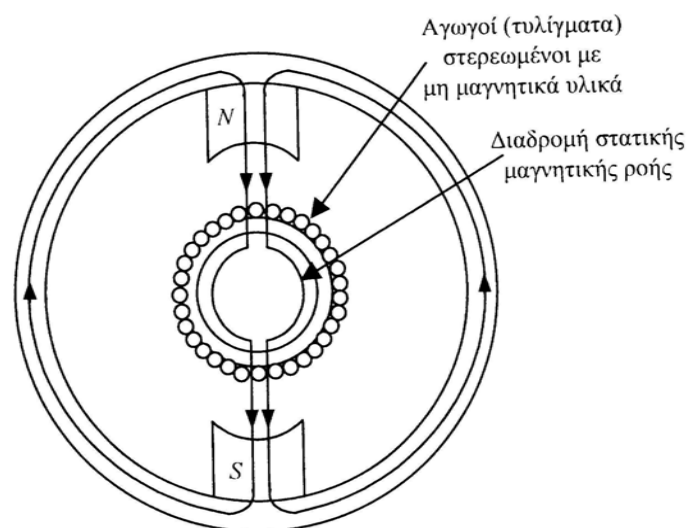
Η ηλεκτρικοί κινητήρες που χρησιμοποιούνται στα ρομπότ είναι κινητήρες ροπής ,συνεχούς ρεύματος (DC) και συνεχούς περιστροφής ,με μόνιμη μαγνήτιση και διέγερση οπλισμού .Τα πλεονεκτήματα αυτών των κινητήρων είναι ο υψηλός λόγος

ροπής –ισχύος ,ομαλή και χαμηλή ταχύτητα λειτουργίας καθώς και γραμμικά χαρακτηριστικά ροπής-ταχύτητας και μικρές χρονικές σταθερές . [5]

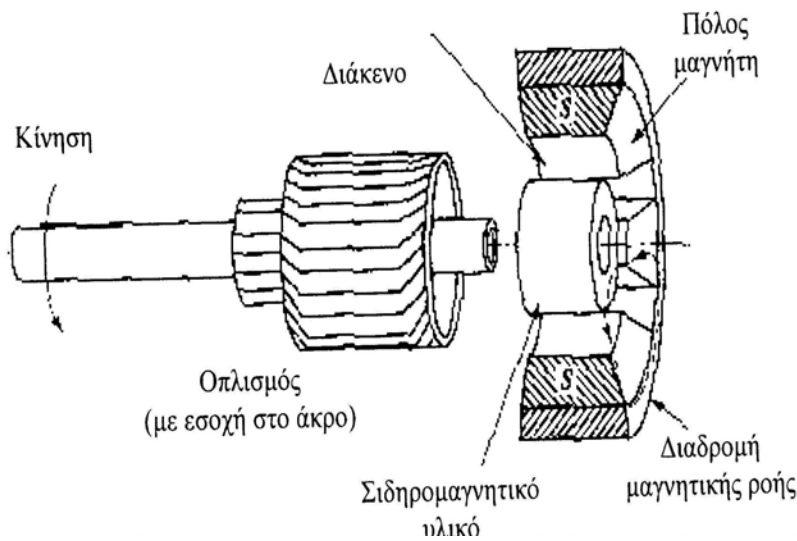
Ο κινητήρας συνεχούς ρεύματος είναι ουσιαστικά ένας μετατροπέας ροπής ,ο οποίος μετατρέπει ηλεκτρική ενέργεια σε μηχανική .Η ροπή που αναπτύσσεται στον άξονα του κινητήρα είναι ανάλογη προς τη ροή του μαγνητικού πεδίου και του ρεύματος οπλισμού .Όταν ο αγωγός κινείται σε ένα μαγνητικό πεδίο αναπτύσσεται μια τάση στα άκρα του .Η τάση αυτή είναι ανάλογη προς την ταχύτητα περιστροφής του κινητήριου άξονα και τείνει να αντιστέκεται στη ροπή του ρεύματος και ονομάζεται αντί-ηλεκτρεγερτική δύναμη του κινητήρα . [5]

Ο κινητήρας ροπής – συνεχούς ρεύματος αποτελείται από ένα στατικό και ένα περιστρεφόμενο τμήμα .Το τμήμα του κινητήρα που δεν περιστρέφεται ,ο στάτης , αποτελείται από ένα κέλυφος , ρουλεμάν και μόνιμους μαγνήτες ή ηλεκτρομαγνήτες . Οι μαγνήτες του στάτη δημιουργούν ένα μαγνητικό πεδίο γύρω από το κινούμενο τμήμα του κινητήρα το ρότορα .Ο ρότορας αποτελείται από τον άξονα και τα τυλίγματα ,στα οποία ρέει ρεύμα μέσω ψηκτρών για την τροφοδοσία του κινητήρα . Το ρεύμα οδηγείται στα τυλίγματα μέσω ψηκτρών οι οποίες κάνουν επαφή με το μεταγωγέα .Ο μεταγωγέας συνδέεται ηλεκτρικά με τα τυλίγματα με τρόπο τέτοιο ώστε να παράγεται ροπή πάντα κατά την επιθυμητή διεύθυνση .

Οι κινητήρες συνεχούς ρεύματος είναι σχεδιασμένοι έτσι ώστε να έχουν μικρή ροπή αδράνειας και πολύ μικρή επαγωγή οπλισμού .Η χαμηλή ροπή αδράνειας και η χαμηλή επαγωγή ,καθιστούν αυτούς τους κινητήρες την καλύτερη επιλογή για συστήματα ελέγχου υψηλής απόδοσης .Η ταχύτητα αυτού του κινητήρα ελέγχεται συνήθως από την τάση ή το ρεύμα του οπλισμού για σταθερή μαγνητική ροή . [5]



Σχήμα 2.4 : Εγκάρσια διατομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος ,κινητού πηνίου ,μόνιμης μαγνήτισης [5]



Σχήμα 4.5 : Επιμήκης τομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος ,κινητού πηνίου[5]

Ο άξονας του κινητήρα είναι συνήθως συνδεδεμένος με το φορτίο μέσω γραναζιών .Ο άξονας του συνδυασμού των γραναζιών που είναι απευθείας συνδεδεμένος με τον άξονα του κινητήρα συνήθως αναφέρεται ως πρωτεύον .Ο άξονας στην έξοδο των γραναζιών είναι η δευτερεύουσα πλευρά .

Τα πλεονεκτήματα των ηλεκτρικών κινητήρων είναι :

- Πολύ υψηλή ακρίβεια θέσης και επαναληψιμότητα .
- Παραμονή σε σταθερή θέση ακόμη και όταν διακοπεί η ισχύς .
- Απλή υλοποίηση ανάδρασης θέσης και ταχύτητας .
- Εύκολη σχεδίαση του συστήματος με γραμμική συμπεριφορά .
- Ικανότητα χρήσης και σε ειδικές περιβαλλοντικές συνθήκες .
- Ασφάλεια καλωδίου ισχύος
- Χαμηλό κόστος και θόρυβος .

Τα μειονεκτήματα τους είναι :

- Κατώτερος λόγος ισχύος προς βάρος έναντι των υδραυλικών .
- Χαμηλή ταχύτητα .
- Απαίτηση ψύξης του κινητήρα ,με παράλληλη αύξηση του μεγέθους του .
- Ιδιαίτερη εύκολη θέρμανση των βηματικών κινητήρων .
- Πολύ αργή απόκριση σε σύγκριση με όλους τους τύπους κινητήρων .
- Απαίτηση γραναζιών σε όλους τους κινητήρες για το ταίριασμα των μηχανικών φορτίων .
- Κατάληψη περισσότερου χώρου από έναν ηλεκτρικό κινητήρα σε σύγκριση με έναν υδραυλικό της ίδιας ισχύος . [5]

Βηματικοί Κινητήρες

Ένας βηματικός κινητήρας είναι μια ηλεκτρομηχανική συσκευή που δέχεται παλμικά ή λογικά σήματα σαν είσοδο ,και παράγει διακριτά επαναληπτικά βήματα στη γωνιακή θέση του άξονα σαν έξοδο .Η θέση αντιστοιχεί σε ένα από τα διακριτά επίπεδα που προκύπτουν από την κβάντιση του εύρους της γωνιακής θέσης .

Κατά την λειτουργία ενός βηματικού κινητήρα το περιστρεφόμενο τμήμα περιέχει ένα μόνιμο μαγνήτη ή ένα πηνίο ,ενώ το στατικό μέρος έχει πολλά πηνία ενωμένα κατά τέτοιο τρόπο ώστε δυο πηνία ευρισκόμενα διαμετρικά αντίθετα να είναι σειριακά συνδεδεμένα ,αλλά ηλεκτρικά απομονωμένα από τα άλλα ζεύγη .Το κινούμενο τμήμα παράγει ένα μαγνητικό πεδίο ,ενώ το ρεύμα μέσα από ένα ζεύγος σειριακά συνδεδεμένων πηνίων του στάτη εξαρτάται από ένα ηλεκτρικό διακόπτη και επομένως μια παλμική είσοδος .Όταν ενεργοποιείται ένα συγκεκριμένο ζεύγος πηνίων ,παράγεται ένα μαγνητικό πεδίο και το τύλιγμα του ρότορα περιστρέφεται σε μια γωνιακή θέση έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η μαγνητική ενέργεια που συσχετίζεται με τα μαγνητικά πεδία του κινούμενου πηνίου και του ζεύγους των στατικών πηνίων . [5]

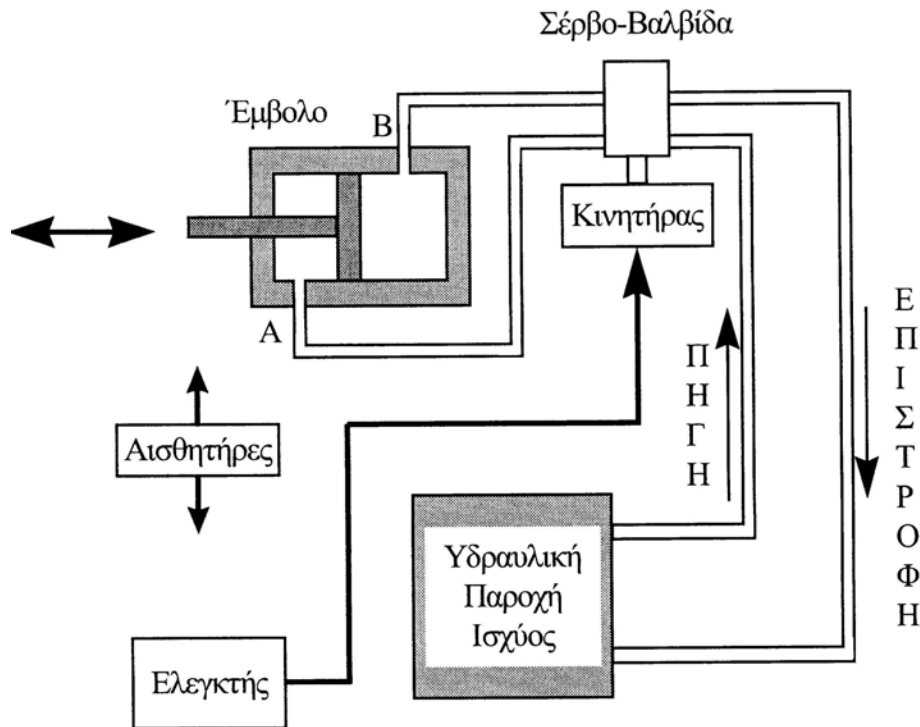
Η είσοδος σε ένα βηματικό κινητήρα συνήθως αποτελείται από μια ακολουθία παλμών σταθερού πλάτους πάνω σε διακριτά χρονικά διαστήματα .Η έξοδος εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά του συστήματος του βηματικού κινητήρα .Η βηματική απόκριση σε ένα παλμό πάνω σε ένα διάστημα δειγματοληψίας πρέπει να έχει σταθεροποιηθεί ,δηλαδή να έχουν εξαλειφθεί τα μεταβατικά φαινόμενα ,πριν εφαρμοσθεί ο επομένως παλμός .Αν αυτό δεν συμβεί μπορεί να προκύψουν σοβαρά προβλήματα .

Ένας βηματικός κινητήρας επομένως λειτουργεί σαν συσκευή τοποθέτησης ,της οποίας η είσοδο είναι ένας παλμός ή ένα ψηφιακό σήμα και η έξοδος είναι μια κβαντοποιημένη γωνιακή θέση του άξονα της άρθρωσης .Η ακρίβεια της γωνιακής θέσης εξαρτάται από τον αριθμό των διακριτών επιπέδων που δημιουργούνται από την κβαντοποίηση του εύρους γωνιακών θέσεων σε ίσα βήματα .

Οι βηματικοί κινητήρες παρέχονται από τον κατασκευαστή με ξεχωριστή μονάδα ελέγχου .Η είσοδος της ελέγχει την ισχύ στον βηματικό κινητήρα μέσω ηλεκτρονικών διακοπών .Για την μετατροπή του σήματος εισόδου του κινητήρα δεν χρειάζεται επιπλέον εξοπλισμός .Η διασύνδεση ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή και του κινητήρα είναι πολύ απλή. [5]

Υδραυλικοί κινητήρες

Οι ρομποτικοί χειριστές που κινούνται από υδραυλικούς κινητήρες χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές που απαιτούν μεγάλη ισχύ .Η λειτουργία ενός υδραυλικού κινητήρα οφείλεται στη ροή λαδιού με τη βοήθεια ενός εμβόλου .Η ροή αυτή μπορεί να αναλυθεί σε τρεις κύριες συνιστώσες : τη ροή προς τον κινητήρα ,τις διαρροές και την συμπίεστικότητα (compressibility) .Οι συνιστώσες αυτές καθορίζουν τη δυναμική συμπεριφορά του συστήματος ,η οποία εξαρτάται από την υδραυλική μετάδοση και το μηχανικό τμήμα .Το παρακάτω σχηματικό διάγραμμα της υδραυλικής μετάδοσης που απεικονίζεται στο (σχήμα 4.6) ,φαίνεται ο δρόμος της ροής ελαίου στον υδραυλικό κινητήρα .Το κύκλωμα υδραυλικής ροής είναι κλειστό και διατηρείται μέσο ενός συστήματος αναπλήρωσης του ελαίου .Κάτω από ορισμένες συνθήκες ,μπορεί να αποκτηθεί ένα γραμμικό μοντέλο για τη σχέση εισόδου/εξόδου . [5]



Σχήμα 4.6 : Ροή ελαίου σε υδραυλικό κινητήρα[5]

Τα χαρακτηριστικά ταχύτητας /διαδρομής των κινητήρων υδραυλικής μετάδοσης είναι τέτοια ώστε ο άξονας του κινητήρα περιστρέφεται με ταχύτητα ανάλογη της διαδρομής του εμβόλου .Η σχέση ταχύτητας –διαδρομής διατηρείται σε ένα μεγάλο εύρος μεταβολών του φορτίου .Η ταχύτητα του άξονα σε ένα υδραυλικό κινητήρα δεν μεταβάλλεται σημαντικά ακόμα και όταν η ροπή του φορτίου μεταβάλλεται σε μεγάλο εύρος .Η διατήρηση της διαδρομής του εμβόλου κατά τη διανομή μιας ροπής απαιτεί μια σημαντική ενίσχυση του σήματος εισόδου για το μηχανισμό μετακίνησης του εμβόλου .Η ενίσχυση αυτή μπορεί να επιτευχθεί ηλεκτρικά ή υδραυλικά .

Τα πλεονεκτήματα των κινητήρων αυτών :

- Ο υψηλότερος λόγος ισχύος προς το βάρος από κάθε τύπο μετάδοσης κίνησης .
- Υψηλή ταχύτητα και μηχανική απλότητα .
- Πολύ γρήγορη απόκριση .
- Δυνατότητα ανάδρασης θέσης και ταχύτητας .
- Αξιοπιστία και κατασκευαστική τυποποίηση .

Τα μειονεκτήματα τους είναι :

- Επικινδυνότητα λόγω κρουστικής πίεσης .
- Απαιτήση ιδιαίτερα καλού φιλτραρίσματος του λαδιού .
- Απαιτήση χρόνου προθέρμανσης σε ψυχρή εκκίνηση .
- Διαρροή λαδιού και κίνδυνος ανάφλεξης .
- Σημαντικός επηρεασμός της ακρίβειας από τις θερμοκρασιακές συνθήκες .
- Αργή κάμψη του ρομπότ όταν διακοπεί η παροχή ισχύος .
- Απαιτήση για μεγάλο χώρο εγκατάστασης και συντήρησης . [5]

2.2.2 Ο ελεγκτής και το λογισμικό παραγωγής της κίνησης

Ο σκοπός του ρομποτικού ελέγχου είναι η εκτέλεση και διατήρηση της κίνησης του ρομποτικού βραχίονα κατά μήκος μιας επιθυμητής τροχιάς ,μέσω της εφαρμογής κατάλληλων διορθωτικών ροπών στους κινητήρες των αρθρώσεων ώστε να εξαιρεθούν πιθανές αποκλίσεις του βραχίονα από την τροχιά .Η τροχιά μπορεί να είναι προδιαγεγραμμένη ή να προσδιορίζεται σε πραγματικό χρόνο από πληροφορίες που παίρνει από εξωτερικά αισθητήρια .

Το λογισμικό ελέγχου της κίνησης είναι υπεύθυνο για την παραγωγή ,το συντονισμό και την παρακολούθηση της κίνησης των αρθρώσεων του ρομπότ, έτσι ώστε να επιτευχθεί μια επιθυμητή κίνηση του ρομποτικού άκρου .Η βασική λειτουργία του είναι η τροφοδότηση των κυκλωμάτων των κινητήρων με κατάλληλες εισόδους ,ώστε το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και επιθυμητής τοποθέτησης του τελικού στοιχείου δράσης κατά την εκτέλεση μιας κίνησης να είναι πολύ μικρή .

Το λογισμικό ελέγχου της κίνησης επηρεάζει τη λειτουργία του ρομπότ . Ορισμένα ρομπότ είναι σχεδιασμένα να λειτουργούν με έλεγχο της κίνησης ως προς συντεταγμένες του απόλυτου συστήματος ή του χώρου εργασίας .Στον καρτεσιανό χώρο ,η επιθυμητή τροχιά μπορεί να είναι μια ευθεία γραμμή ή συνδυασμός ευθύγραμμων τμημάτων και συνήθως αναλύεται σε μια ακολουθία βραχύτερων τμημάτων .Τα ακραία σημεία των τμημάτων αυτών ονομάζονται σημεία προβολής . Το λογισμικό ελέγχου κίνησης στη συνέχεια μετατρέπει τις θέσεις του τελικού στοιχείου δράσης στα σημεία παρεμβολής σε θέσεις των αρθρώσεων χρησιμοποιώντας την αντίστροφη κινηματική λύση ή κάποια αριθμητική προσέγγιση προς αυτήν .Οι μετατοπίσεις των αρθρώσεων που προκύπτουν χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για τον υπολογισμό των τιμών των ρευμάτων οδήγησης των σερβομηχανισμών των αρθρώσεων .

Οι χρόνοι απόκρισης των σερβομηχανισμών προσαρμόζονται στο ρυθμό της δειγματοληψίας του ελεγκτή ώστε να έχουμε ομαλή και συνεχής κίνηση .Οι ταχύτητες και οι επιταχύνσεις ελέγχονται με μεταβολή της απόστασης μεταξύ των διαδοχικών σημείων παρεμβολής .

2.2.3 Το ηλεκτρονικό σύστημα της κίνησης

Το ηλεκτρονικό σύστημα αποτελείται από τα κυκλώματα πολυπλεξίας /αποπολυπλεξίας των σημάτων του ελεγκτή προς τα συστήματα ελέγχου ,κίνησης των αρθρώσεων ,τα κυκλώματα μετατροπής D/A ,τα κυκλώματα ενίσχυσης του αναλογικού σήματος για την οδήγηση των κινητήρων ,τους κωδικοποιητές και το κύκλωμα ελέγχου των αρθρώσεων /κινητήρων ,οι οποίοι μετρούν το σφάλμα θέσης ανατροφοδότησης του βρόγχου ελέγχου της άρθρωσης .

Ένας ψηφιακοαναλογικός μετατροπέας (D/A) χρησιμοποιείται για τη διασύνδεση μεταξύ του ψηφιακού υπολογιστή και της μονάδας που ελέγχεται από τον υπολογιστή . Η έξοδος του ψηφιακού υπολογιστή ή ενός μικροεπεξεργαστή έχει την μορφή παλμών και συνεπώς πρέπει να μετατραπεί σε αναλογικό πριν εφαρμοσθεί σε μια μονάδα όπως ένας κινητήρας .Στα ρομποτικά συστήματα ,τέτοιοι μετατροπείς χρησιμοποιούνται προκειμένου να μετατρέψουν την έξοδο του μικροεπεξεργαστή που παράγει και ελέγχει την κίνηση της ,σε κατάλληλα αναλογικά σήματα ρεύματος ,που στη συνέχεια ενισχύονται και οδηγούν τον κατάλληλο κινητήρα .

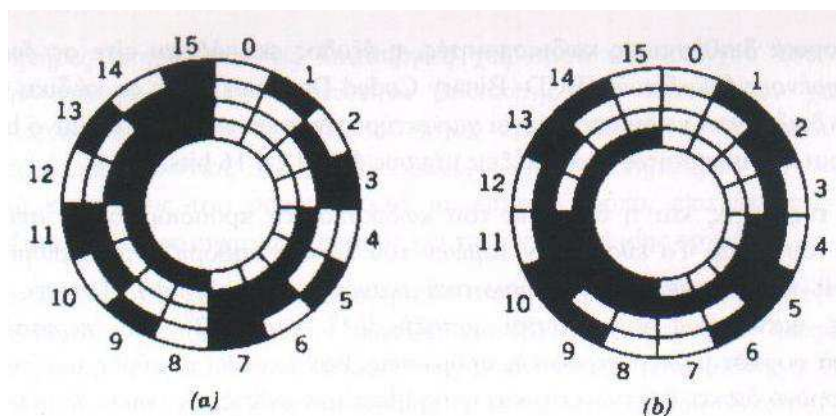
Πριν την τροφοδότηση στον υπολογιστή ,το αναλογικό σήμα πρέπει να υποστεί δειγματοληψία και να μετατραπεί σε ψηφιακό .Η δειγματοληψία επιτυγχάνεται με τη χρήση ενός διακόπτη ,ο οποίος θεωρείται ιδανικός ,δηλαδή ανοίγει και κλείνει στιγμιαία κατά τέτοιο τρόπο ,ώστε η έξοδος να αποτελείται από παλμούς των οποίων η επιφάνεια ισούται με την τιμή του σήματος κατά την στιγμή της δειγματοληψίας .

Η συσκευή που πραγματοποιεί την κβάντιση και παράγει το ψηφιακό σήμα , ονομάζεται αναλογικοψηφιακός μετατροπέας (A/D) .Αυτό επιτυγχάνεται από τη σύγκριση του άγνωστου αναλογικού δείγματος εισόδου με μια γνωστή τάση ,σε σχέση με την οποία λαμβάνεται η δυαδική αναπαράσταση .Μετά τον προσδιορισμό του πλησιέστερου επιπέδου κβάντισης της τάσης λαμβάνεται η αναπαράσταση του ψηφιακού σήματος .

Η θέση ενός άξονα άρθρωσης μπορεί να μετρηθεί με έναν κωδικοποιητή ή ένα ποτενσιόμετρο ,ενώ η ταχύτητα του με ένα ταχύμετρο .Οι συνιστώσες αυτές παρέχουν την αναγκαία πληροφορία για τις πραγματικές τιμές αυτών των μεγεθών των αρθρώσεων .Όταν χρησιμοποιούνται βρόχοι ανατροφοδότησης ,οι μετρήσεις συγκρίνονται με τις επιθυμητές τιμές και τα σφάλματα χρησιμεύουν για τον έλεγχο των κινητήρων ,έτσι ώστε οι έξοδοι τους να επιτύχουν ή να πλησιάσουν τις επιθυμητές τιμές .

Ένας γωνιακός κωδικοποιητής προσαρτημένος στον άξονα μιας άρθρωσης είναι ένας μετατροπέας ,του οποίου η έξοδος είναι μια σειρά παλμών που αντιπροσωπεύει τη σχετική θέση του άξονα ως προς μια αρχική θέση .Το βασικό στοιχείο ενός κωδικοποιητή είναι ένας δίσκος που μετατρέπει τη θέση του άξονα σε ένα δυαδικό αριθμό .

Στο παρακάτω (σχήμα 4.7) παρουσιάζεται η βασική αρχή που χρησιμοποιείται στην κωδικοποίηση της γωνίας του άξονα σε δυαδικό αριθμό .Κάθε τομέας του δίσκου χωρίζεται από δυο γωνιακές ακτίνες και αντιπροσωπεύει ένα δυαδικό αριθμό ,όπου η φωτεινή περιοχή αντιστοιχεί σε μηδέν και η σκοτεινή σε μονάδα .Το λιγότερο σημαντικό δυαδικό ψηφίο είναι το εξωτερικό ψηφίο ενός τομέα ενώ το πλέον σημαντικό δυαδικό ψηφίο είναι το εσωτερικό ψηφίο ενός τομέα .



Σχήμα 4.7 :Συνηθισμένα είδη κωδικοποιητών

Ένα ταχύμετρο είναι ένας μετατροπέας του οποίου η αναλογική τάση εξόδου είναι ευθέως ανάλογη της γωνιακής ταχύτητας του άξονα .Ένα τυπικό ταχύμετρο μπορεί να θεωρηθεί σαν μια DC γεννήτρια με σταθερό πεδίο διέγερσης ,ενώ χρησιμοποιούνται επίσης και ταχύμετρα AC .Ένα ταχύμετρο είναι συνηθισμένη συνιστώσα στο βρόχο ανάδρασης πολλών εφαρμογών και χρησιμοποιούνται για τη μείωση των ταλαντώσεων στην απόκριση του συστήματος . [5]

2.2.4 Εξωτερικές διασυνδέσεις και αισθητήρες

Το σύνολο των εξωτερικών διασυνδέσεων ενός ρομπότ αφορά τους εξωτερικούς αισθητήρες που χρησιμοποιούνται από το ρομπότ για την παρατήρηση του περιβάλλοντος και τις διασυνδέσεις επικοινωνίας δεδομένων μεταξύ του ρομπότ και άλλων μηχανών ή υπολογιστών .Οι συνιστώσες αυτές επηρεάζουν τις λειτουργίες αίσθησης ,εξωτερικών ελεγκτών /επικοινωνίας και ελέγχου ρομπότ .

Υπάρχουν δυο γενικές κατηγορίες εξωτερικών αισθητήρων για ρομποτικές εφαρμογές : (α) οι αισθητήρες επαφής και (β) οι αισθητήρες μη επαφής .Οι αισθητήρες επαφής παρέχουν κυρίως την αίσθηση της αφής μετρώντας την ασκούμενη πίεση ή δύναμη στις αρθρώσεις ή το τελικό στοιχείο δράσης .Ορισμένα ρομπότ χρησιμοποιούν τέτοιους αισθητήρες στα άκρα των δακτύλων τους προκειμένου να παρακολουθήσουν τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ του ρομποτικού χεριού και των αντικειμένων υπό μεταχείριση .Στην περίπτωση αυτή ,οι αισθητήρες ονομάζονται αφής και μετρούν την δύναμη ή και ροπή που το μηχανικό χέρι ασκεί σε ένα αντικείμενο .Τέτοια πληροφορία χρησιμοποιείται συνήθως για την σωστή συγκράτηση αντικειμένων ή στην ελεγχόμενη από αισθητήρες μετακίνηση αντικειμένων .Οι αισθητήρες αφής μπορούν να έχουν την μορφή μικρών πινάκων από αισθητήρια στοιχεία ,έτσι ώστε να μετρούν την κατανομή της πίεσης πάνω σε μια επίπεδη περιοχή μεγέθους μιας τετραγωνικής ίντσας .

Σε πολλές εργασίες οι δυνάμεις και οι ροπές που εξασκούνται από ένα ρομποτικό χειριστή πρέπει να διατηρούνται μέσα σε επιτρεπτά όρια .Αυτές οι τιμές μπορούν να μετρηθούν με τη βοήθεια αισθητήρων δύναμης /ροπής ,οι οποίοι θεωρούνται αισθητήρες επαφής .Οι μετρήσεις δύναμης και ροπής παρέχουν πληροφορίες σχετικά με την επαφή του τελικού στοιχείου δράσης και του περιβάλλοντος .Χρειάζονται για την λειτουργία του χειριστή ,ειδικά σε επιδέξιες εργασίες που απαιτούν ακριβή και λεπτομερή χειρισμό αντικειμένων .

Ο απλούστερος τύπος αισθητήρα δύναμης είναι ο μικροδιακόπτης .Εάν ανιχνευθεί επαφή ,τότε ενεργοποιείται κάποια δράση ,η οποία μπορεί να είναι ακόμη και παύση της λειτουργίας του χειριστή .Είναι επίσης δυνατόν ,η κίνηση του χειριστή να παύσει κατά τη διεύθυνση της παρατηρούμενης επαφής ,αλλά να συνεχιστεί σε άλλες κατευθύνσεις .

Για την μέτρηση δυνάμεων και ροπών χρησιμοποιούνται ελαστικά στοιχεία . Όταν οι διαστάσεις ενός τέτοιου στοιχείου μεταβληθούν εξαιτίας μιας εφαρμοζόμενης δύναμης ,παρατηρούνται μεταβολές σε κάποια φυσική ιδιότητα του στοιχείου .Αν το στοιχείο είναι ένα ελατήριο ,τότε η εφαρμογή της δύναμης έχει σαν αποτέλεσμα τη μεταβολή του μήκους του .Αν είναι μέτρηση τάσης από κατάλληλα επιλεγμένο υλικό ,τότε μεταβάλλεται η ηλεκτρική του αντίσταση .Οι μετρητές αυτοί είναι συνήθως κατασκευασμένοι από αγώγιμο υλικό προσαρτημένο στο αντικείμενο . Η παραμόρφωση του αντικειμένου έχει σαν αποτέλεσμα την έκταση του μετρητή , γεγονός που προκαλεί τη μεταβολή της ηλεκτρικής του αντίστασης ,ανάλογα με την εφαρμοζόμενη δύναμη .

Ένας τύπος αισθητήρων μη επαφής είναι οι ακουστικοί αισθητήρες .Αυτοί αποτελούνται κυρίως από ενεργά στοιχεία τα οποία προσδιορίζουν προσεγγιστικά την απόσταση από αντικείμενα . [5]

2.2.5 Κριτήρια κινηματικής απόδοσης ρομπότ

Οι κρίσιμοι παράμετροι απόδοσης ενός ρομπότ ,είναι η διακριτική ικανότητα ,η ακρίβεια και η επαναληψιμότητα ,οι οποίες ορίζονται ακολούθως : Διακριτή Ικανότητα είναι το μέρος της μικρότερης δυνατής μεταβολής στη μεταβλητή έξοδο μιας συσκευής .Ακρίβεια είναι ο βαθμός στον οποίο η πραγματική τοποθέτηση αντιστοιχεί στην επιθυμητή ή διατεταγμένη τοποθέτηση .Επαναληψιμότητα είναι το μέτρο της απόκλισης επαναλαμβανόμενων κινήσεων τοποθέτησης ,κάτω από τις ίδιες συνθήκες περιβάλλοντος φορτίου και εργασίας .

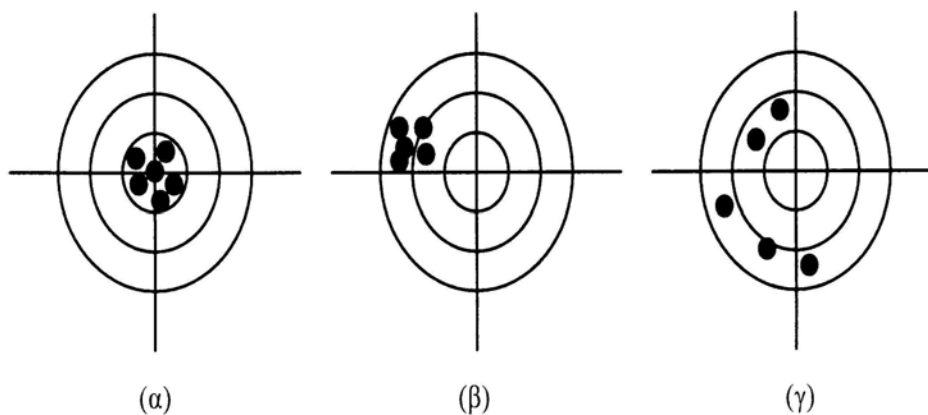
Η διακριτική ικανότητα του ρομπότ διακρίνεται σε διακριτική ικανότητα ελέγχου και σε χωρική διακριτική ικανότητα .Ως διακριτική ικανότητα ελέγχου του ρομπότ ορίζεται η μικρότερη μεταβολή που μπορεί να παράγει το ρομπότ μέσω κινήσεων των αρθρώσεων του ,και προσδιορίζεται από την ευαισθησία των εσωτερικών κωδικοποιητών .Ο έλεγχος αυτός πραγματοποιείται μέσω των εντολών του μετατροπέα των κινηματικών εντολών σε αναλογίες εντολών ρεύματος .Οι εντολές αυτές είναι δυαδικοί αριθμοί με μήκος ίσο με το μήκος της λέξης που μπορεί να αναπαραστήσει ο κωδικοποιητής .Κάθε τέτοιος αριθμός αναπαριστά τη Διακριτή θέση μιας άρθρωσης όπως προκύπτει από την ένδειξη του κωδικοποιητή .

Η χωρική διακριτική ικανότητα ορίζεται ως η μικρότερη μεταβολή κίνησης που μπορεί να επιτύχει ένας ρομποτικός χειριστής στο τελικό στοιχείο δράσης του .Το άθροισμα της διακριτικής ικανότητας ελέγχου και των ανακρίβειών της κίνησης που προέρχονται από την μηχανική κατάσταση και τη δυναμική αλληλεπίδραση του ρομπότ και του περιβάλλοντος του .Οι μηχανικές ανακρίβειες μπορεί να οφείλονται στη βαρύτητα ,σε ταλαντώσεις ,σε επιταχύνσεις ,σε παραμορφώσεις των συνδέσμων και σε πολλούς άλλους παράγοντες .Κατ' αυτόν τον τρόπο ,η ακρίβεια του ρομπότ επηρεάζεται επιπρόσθετα από τα αριθμητικά σφάλματα αποκοπής στρογγυλοποίησης ή και προσέγγισης τριγωνομετρικών και άλλων συναρτήσεων .

Η χωρική διακριτική ικανότητα καθορίζεται από τις συσκευές ανατροφοδότησης της τοποθέτησης ,που είναι στοιχεία του συστήματος ελέγχου του ρομπότ και μεταβάλλεται ανάλογα με τη θέση του .Στα αρθρωτά ρομπότ είναι συνήθως καλύτερη στα σημεία κοντά στη βάση του ρομπότ και χειροτερεύει κοντά στα εξωτερικά όρια του χώρου εργασίας. Συνεπώς η ακρίβεια είναι το ήμισυ της διακριτικής ικανότητας ελέγχου του ρομπότ .

Συχνά ,ένα ρομπότ διδάσκεται μια ακολουθία τοποθετήσεων από τον χειριστή μέσω του άκρου διδασκαλίας ,ενώ ταυτόχρονα καταγράφονται οι θέσεις των αρθρώσεων στις αντίστοιχες τοποθέτησης .Σε περίπτωση που αργότερα δοθεί η εντολή στο ρομπότ να επαναλάβει τη διδαγμένη κίνηση ή να τοποθετήσει το άκρο του σε διδαγμένες θέσεις ,τότε ως επαναληψιμότητα ορίζεται η ικανότητα ελέγχου και τις μηχανικές ανακρίβειες .Η επαναληψιμότητα επηρεάζεται μόνο από τη διακριτική ικανότητα ελέγχου και τις μηχανικές ανακρίβειες .Τόσο η επαναληψιμότητα όσο και η ακρίβεια εξαρτώνται από τη διακριτική ικανότητα , καθότι ο ελεγκτής πρέπει να χρησιμοποιήσει την πληροφορία θέσης από τις συσκευές ανατροφοδότησης για να προσδιορίσει εάν βρίσκεται στο προκαθορισμένο σημείο ή κατά μήκος της επιθυμητής τροχιάς .

Η ακρίβεια συνεπώς είναι ένα μέτρο του ποσό καλά ένα ρομπότ μετακινείται στην απόλυτη θέση και προσανατολισμό στις διδαγμένης τοποθέτησης κάθε φορά που του ζητείται ,ενώ η επαναληψιμότητα μετράει το ποσό καλά το ρομπότ επιστρέφει στη διδαγμένη θέση κάθε φορά .Η ακρίβεια είναι μέτρο της θεωρητικής τοποθέτησης ή τροχιάς ,ενώ η επαναληψιμότητα είναι μέτρο της σχετικής τοποθέτησης ή τροχιάς .Μερικές περιπτώσεις απόδοσης ενός ρομπότ ως προς την ακρίβεια και την επαναληψιμότητα του ,φαίνονται στο Σχήμα 2.8 .



Σχήμα 2.8 : (α)Καλή ακρίβεια και επαναληψιμότητα ,(β)Κακή ακρίβεια και καλή επαναληψιμότητα ,(γ)Κακή ακρίβεια και επαναληψιμότητα [5]

Όταν ένα ρομπότ ξεκινάει την λειτουργία του ,πραγματοποιεί τη βαθμονόμηση (calibration) ή αρχικοποίηση του (initialization) ,δηλαδή μετακινεί όλες τις αρθρώσεις του σε τέτοια θέση ώστε οι ενδείξεις σε όλους τους κωδικοποιητές να έχουν κάποια τιμή αναφοράς .Όταν δίνεται η εντολή μετακίνησης του ρομπότ σε μια συγκεκριμένη θέση ,επιλύονται από τον ελεγκτή οι αντίστροφες κινηματικές εξισώσεις και προσδιορίζονται οι απαραίτητες μετατοπίσεις κάθε άρθρωσης ,οι οποίες αντιστοιχούν σε μια συγκεκριμένη λέξη για κάθε κωδικοποιητή .Στη συνέχεια ο ελεγκτής παράγει τα κατάλληλα σήματα για τον κινητήρα κάθε άρθρωσης ώστε ο αντίστοιχος κωδικοποιητής να βρεθεί στη ζητούμενη θέση . [5]

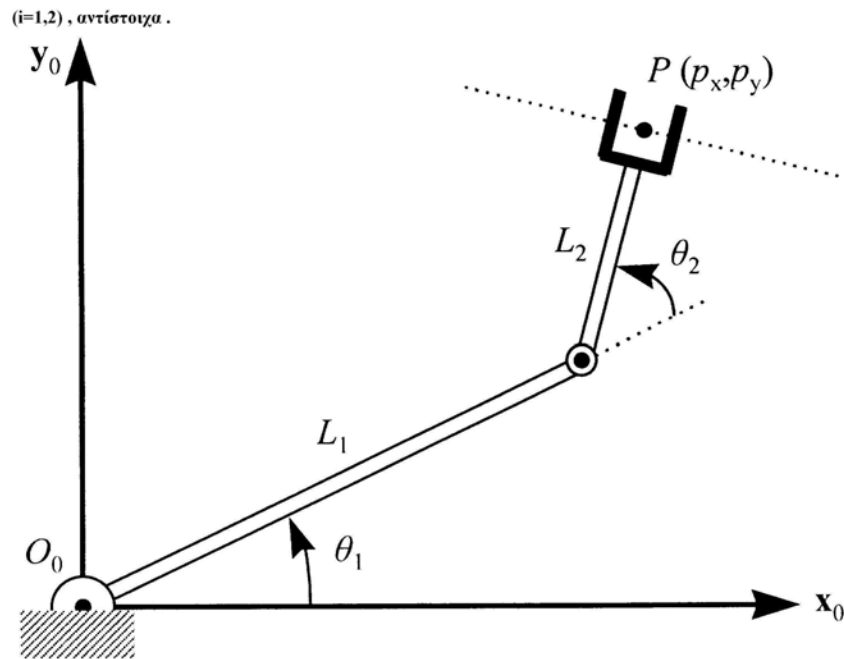
2.3 Ευθεία κινηματική ανάλυση

Η ευθεία κινηματική είναι ένα πρόβλημα που ασχολείται με την εύρεση της θέσης και του προσανατολισμού του εργαλείου του χειριστή ως προς το σταθερό σύστημα αναφοράς όταν οι συντεταγμένες είναι γνωστές των αρθρώσεων του ρομποτικού χειριστή .Από το παρακάτω σχήμα προκύπτουν οι σχέσεις που ορίζουν την ευθεία κινηματική λύση :

$$p_x = L_1 \cos \theta_1 + L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) = L_1 c_1 + L_2 c_{12} \quad (2.1)$$

$$p_y = L_1 \sin \theta_1 + L_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) = L_1 s_1 + L_2 s_{12} \quad (2.2)$$

όπου τα $\sin\theta_i$ και $\cos\theta_i$ συμβολίζουν το ημίτονο και το συνημίτονο μιας γωνιάς θ_i ($i=1,2$) ,αντίστοιχα .[6]



Σχήμα 4.9 : Επίπεδος χειριστής δυο βαθμών ελευθερίας[6]

Από την πλευρά της μηχανικής ελέγχου, το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό του μετασχηματισμού ευθείας κινηματικής είναι η υπολογιστική αποδοτικότητα του. Η γενική μέθοδος που ακολουθείται χρησιμοποιεί τη σύμβαση Denavit –Hartenberg για την ανάθεση συστημάτων συντεταγμένων σε κάθε άρθρωση, ώστε να είναι εφικτή η συσχέτιση μεταξύ των συστημάτων με τη χρήση ομογενών πινάκων μετασχηματισμού.

Η μετατόπιση της άρθρωσης i συμβολίζεται με q_i , όπου $q_i = \theta_i$ για περιστροφική άρθρωση και $q_i = d_i$ για πρισματική άρθρωση. Η θέση και ο προσανατολισμός του συνδέσμου i ως προς τον σύνδεσμο $i-1$ είναι συνάρτηση του q_i και ορίζεται από την 4×4 μήτρα μετασχηματισμού $A_i^{i-1} = A_i^{ενδ} A_{ενδ}^{i-1}$. * [6]

$$\text{Όπου : } A_i^{i-1} = A_i^{ενδ} A_{ενδ}^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Η κινηματική εξίσωση ενός βραχίονα μας δίνει τη θέση και τον προσανατολισμό του τελευταίου συνδέσμου ως προς το σύστημα των συντεταγμένων της βάσης και περιέχει τις μετατοπίσεις q_1, q_2, \dots, q_n όλων των αρθρώσεων. Η θέση και ο προσανατολισμός του τελικού συνδέσμου (δηλαδή του τελικού στοιχείου δράσης ή της αρπάγης) ως προς τη βάση καθορίζεται από το μετασχηματισμό:

$$\tau = A_1^0(q_1)A_2^1(q_2) \dots A_n^{n-1}(q_n)$$

Η παραπάνω σχέση καλείται κινηματική εξίσωση του ρομπότ και μας δίνει συναρτησιακή σχέση ανάμεσα στη θέση και στον προσανατολισμό του τελευταίου συνδέσμου και τις θέσεις /προσανατολισμούς όλων των συνδέσμων που περιέχει το ρομπότ. [6]

2.3.1 Αντίστροφη κινηματική ανάλυση ρομπότ

Το πρόβλημα της αναστροφής κινηματικής διατυπώνεται ως εξής : Ζητείται να βρεθούν οι τιμές των μεταβλητών των αρθρώσεων ,που επιτυγχάνουν μια δεδομένη επιθυμητή τοποθέτηση του ρομποτικού εργαλείου ως προς ένα σύστημα αναφοράς .Η επίλυση αυτού του προβλήματος αποτελείται από δυο κυρίως φάσεις :

- Αρχικά δημιουργούνται οι ομογενείς πίνακες μετασχηματισμού μεταξύ διαδοχικών συστημάτων σε συμβολική μορφή και υπολογίζεται ο συνολικός πίνακας που περιγράφει το σύστημα του εργαλείου ως προς το σύστημα βάσης .
- Ο πίνακας αυτός εξισώνεται με τον πίνακα μετασχηματισμού που περιγράφει την επιθυμητή τοποθέτηση του εργαλείου και γίνεται προσπάθεια επίλυσης του συστήματος που προκύπτει μη γραμμικών Εξισώσεων ως προς τις μεταβλητές των αρθρώσεων . [6]

Για να μπορέσει ένα ρομπότ να τοποθετήσει το εργαλείο του σε κάποια επιθυμητή θέση (p_x, p_y) του επιπέδου ,χρειάζεται να επιλυθεί το πρόβλημα αντιστροφής κινηματικής (inverse kinematics problem) ,δηλαδή να προσδιορισθούν εκείνες οι μεταβλητές (θ_1, θ_2) των αρθρώσεων ,οι οποίες θα φέρουν το εργαλείο στη θέση αυτή .Ο υπολογισμός της θέσης του άκρου δεδομένων των μεταβλητών των αρθρώσεων είναι σχεδόν πάντοτε σχετικά απλός .Ο υπολογισμός της αντιστροφής είναι δύσκολος και συχνά αδυνατεί για χειριστές με πολλούς συνδέσμους εκτός αν ο μηχανισμός έχει σχεδιαστεί κατάλληλα .Αυτό συμβαίνει γιατί οι κινηματικές εξισώσεις είναι κατά κύριο λόγο μη γραμμικές και επομένως μια λύση δεν είναι πάντοτε εύκολα προσδιορίσιμη ,ενώ ποτέ σχεδόν δεν είναι μοναδική .Για τον υπό εξέταση χειριστή προκύπτει ότι :

$$r^2 = p_x^2 + p_y^2 = L_1^2 + L_2^2 + 2L_1L_2c_2 \Rightarrow c_2 = \frac{p_x^2 + p_y^2 - L_1^2 - L_2^2}{2L_1L_2} = \sigma \quad (2.4)$$

και επομένως
$$s_2 = \pm\sqrt{1 - \sigma^2} \quad (2.5)$$

Άρα η γωνία θ_2 ,μπορεί να υπολογιστεί από την σχέση

$$\theta_2 = \text{ATAN2}(\pm\sqrt{1 - \sigma^2}, \sigma) \quad (2.6)$$

Η συνάρτηση ATAN εκφράζει την αντιστροφή εφαπτόμενη με δυο ορίσματα ,το πρώτο εκ των οποίων αντιστοιχεί στην τιμή του ημιτόνου της γωνιάς ,ενώ το δεύτερο στην τιμή του συνημίτονου .Έτσι είναι δυνατός ο μονοσήμαντος υπολογισμός της ζητούμενης γωνιάς ,καθώς γνωρίζουμε το τεταρτημόριο στο οποίο αυτή βρίσκεται . Αντίθετα ,η γνωστή συνάρτηση ATAN (\tan^{-1}) δίνει δυο λύσεις που διαφέρουν κατά 180° .Στο συγκεκριμένο πρόβλημα υπάρχουν δυο λύσεις για το θ_2 με ίσο πρόσημο και μέτρο . [6]

Το σύστημα των εξισώσεων ευθείας κινηματικής μπορεί να γράφει ως :

$$p_x = (L_1 + L_2c_2)c_1 + (-L_2c_2)s_1 \quad (2.7)$$

$$p_y = (L_2s_2)c_1 + (L_1 + L_2c_2)s_1 \quad (2.8)$$

Λύνοντας το παραπάνω σύστημα ως προς s_1 και c_1 έχουμε :

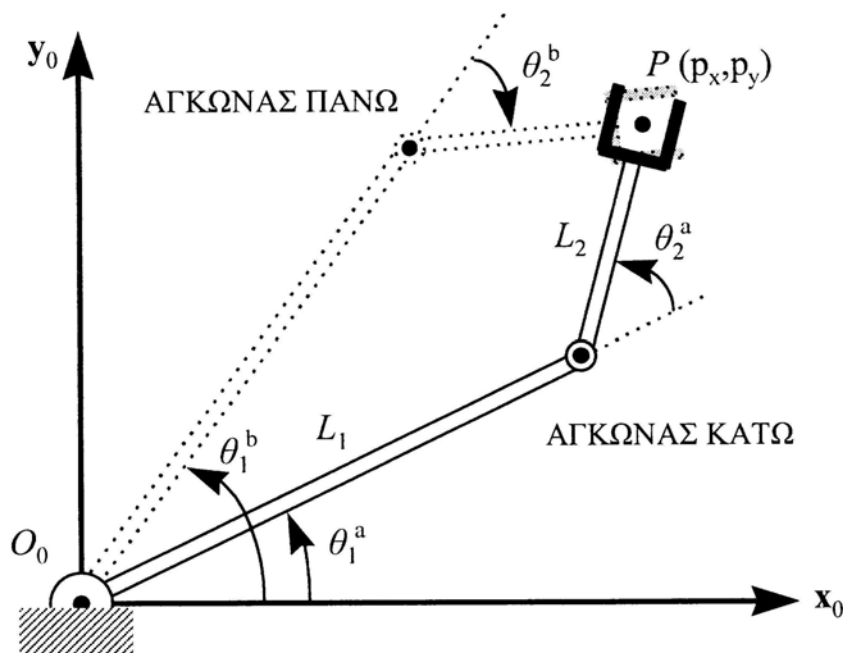
$$s_1 = p_x(-L_2s_2) + p_y(L_1 + L_2c_2) \quad (2.9)$$

$$c_1 = p_x(L_1 + L_2c_2) + p_y(L_2s_2) \quad (2.10)$$

και επομένως :

$$\theta_1 = \text{ATAN2}(-L_2s_2p_x + [L_1 + L_2c_2]p_y, L_2s_2p_y + [L_1 + L_2c_2]p_x) \quad (2.11)$$

Άρα ,για κάθε τιμή του θ_2 ,υπάρχει μια μόνο τιμή για το θ_1 .Οπότε στην γενική περίπτωση υπάρχουν δυο αντίστροφες κινηματικές λύσεις για τον επίπεδο χειριστή δυο συνδέσμων δηλαδή δυο ζεύγη (θ_1, θ_2) .Οι δυο αυτές λύσεις ονομάζονται λύση ΑΓΚΩΝΑΣ ΠΑΝΩ και λύση ΑΓΚΩΝΑΣ ΚΑΤΩ ,για τις οποίες ισχύει ότι $-180^0 < \theta_2 < 0^0$ και $0^0 < \theta_2 < 180^0$,αντίστοιχα .Οι περιορισμοί αυτοί περιγράφουν τις δυο περιοχές λύσεων αντιστροφής κινηματικής στο χώρο θ_1 - θ_2 των μεταβλητών των αρθρώσεων . Οι δυο λύσεις φαίνονται στο παρακάτω σχήμα 2.10 .



Σχήμα 2.10 : Αντίστροφη κινηματική λύση [6]

Εδώ θα πρέπει να τονιστεί ότι στις παραπάνω εξισώσεις πρέπει να ικανοποιείται η σχέση $|\sigma| \leq 1$,δηλαδή η απόλυτη τιμή του $\cos\theta_2$ να είναι μικρότερη της μονάδας .Εάν αυτό δεν συμβαίνει ,τότε δεν υπάρχει πραγματική λύση για το θ_2 ,και επομένως δεν υπάρχει αναστροφή κινηματική λύση .Αυτό θα συμβεί εάν :

$$r^2 > L^2 + L_2^2 + 2L_1L_2 \quad \text{ή} \quad r^2 < L_1^2 + L_2^2 - 2L_1L_2, \quad (2.12)$$

δηλαδή εάν $|r| > L_1 + L_2$ ή $|r| < |L_1 - L_2|$,αντίστοιχα .Αυτό σημαίνει ότι το σημείο που πρέπει να προσεγγισθεί βρίσκεται εκτός ορίων του χώρου εργασίας και συνεπώς το ρομπότ δεν μπορεί να το προσεγγίσει .

Αν $|\sigma|=1$,τότε $|r|=L_1 + L_2$ ή $|r|=|L_1 - L_2|$,δηλαδή το ζητούμενο σημείο βρίσκεται πάνω σε κάποια από τα όρια του χώρου εργασίας .Σε αυτή την περίπτωση υπάρχει μια μόνο λύση για το θ_2 και αυτή θα είναι η $\theta_2=0$ όταν το σημείο αυτό βρίσκεται στο εξωτερικό όριο του χώρου εργασίας και ο βραχίονας πλήρως εκτεταμένος ή η $\theta_2=180^0$ όταν το σημείο βρίσκεται στο εσωτερικό όριο του χώρου εργασίας και ο βραχίονας είναι πλήρως συνεπτυγμένος .Άρα, για σημεία που βρίσκονται επάνω στα όρια του χώρου εργασίας ,υπάρχει μια μόνο αντιστροφή κινηματική λύση .Η λύση αυτή αντιστοιχεί στο όριο μεταξύ των δυο αντίστροφων κινηματικών λύσεων . [6]

Τα σημεία εκείνα του χώρου λύσεων που βρίσκονται πάνω στο σύνορο των περιοχών λύσεων τις αντιστροφής κινηματικής ,και για τα οποία οι δυο αντίστροφες κινηματικές λύσεις συμπίπτουν ,ονομάζονται σημεία ιδιομορφίας ή μοναδιαία σημεία του χειριστή .Οι σχηματισμοί του χειριστή που αντιστοιχούν σε αυτές ονομάζονται ιδιόμορφοι σχηματισμοί .

Αν τα μήκη των συνδέσμων είναι ίσα ,ο χώρος εργασίας είναι συμπαγής κύκλος . Σε αυτή την περίπτωση το σημείο O_0 μπορεί να προσεγγιστεί με διάφορους τρόπους , γιατί ο βραχίονας είναι συσπειρωμένος ,το άκρο του μπορεί να είναι τοποθετημένο στο O_0 ανεξάρτητα με την τιμή της γωνιάς θ_1 . Επομένως ,το σημείο O_0 προσεγγίζεται μόνο σε ιδιόμορφο σχηματισμό .Το αντίστροφο κινηματικό πρόβλημα επομένως για τον επίπεδο χειριστή δυο συνδέσμων μπορεί να έχει δυο ,μια ή και καμία λύσεις ανάλογα με τη θέση του σημείου που πρέπει να προσεγγισθεί ή και άπειρες λύσεις ανάλογα με την γεωμετρία του ρομπότ . [6]

2.3.2 Σχηματισμός των εξισώσεων αντίστροφης κινηματικής

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα ρομποτικό βραχίονα με N βαθμούς ελευθερίας του οποίου οι μεταβλητές αρθρώσεων q_i , $i=1,2,\dots,N$ προσδιορίζουν το $N \times 1$ διάνυσμα $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_N)^T$,καθώς και τους ομογενείς πίνακες μετασχηματισμού $A_i(q_i)$.Η μεταβλητή q_i ισούται με τη γωνία θ_i εάν η άρθρωση είναι περιστροφική , ή με τη μετατοπιση r_i εάν η άρθρωση είναι γραμμική .Το διάνυσμα \mathbf{q} καθορίζει το χώρο σχηματισμών (configuration space) ή αλλιώς χώρο μεταβλητών των αρθρώσεων (joint coordinate space) του χειριστή .Ο συνολικός πίνακας μετασχηματισμού 0T_N περιγράφει το σύστημα του εργαλείου ως προς τη βάση του ρομπότ ισούται με :

$${}^0T_N = \prod_{i=1}^N A_i(q_i) = \begin{bmatrix} {}^0R_N & | & {}^0P_N \\ \hline 0^T & | & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11}(q_1, \dots, q_N) & \cdots & \cdots & g_{14}(q_1, \dots, q_N) \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ g_{31}(q_1, \dots, q_N) & \cdots & \cdots & q_{34}(q_1, \dots, q_N) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Ο 3×3 υποπίνακας 0R_N του 0T_N ,αποτελεί τον πίνακα προσανατολισμού του εργαλείου ως προς τη βάση ,ενώ η τελευταία στήλη του πίνακα 0T_N ,εκφράζει το 4×1 διάνυσμα θέσης 0P_N του εργαλείου ως προς τη βάση σε ομογενείς συντεταγμένες .Οι εκφράσεις για τα στοιχεία g_{ij} ($i=1,\dots,3$, $j=1,\dots,4$) του πίνακα ,που είναι γνωστές για κάθε γεωμετρία ρομπότ . [6]

Για την περιγραφή του προσανατολισμού επαρκούν τρεις παράμετροι και για τη θέση άλλες τρεις .Η τοποθέτηση συνεπώς του εργαλείου μπορεί να εκφραστεί από το 6×1 διάνυσμα \mathbf{x} ,που είναι μη γραμμική συνάρτηση του $N \times 1$ διανύσματος \mathbf{q} των μεταβλητών των αρθρώσεων :

$$\mathbf{X} = \mathbf{f}(\mathbf{q}) \quad (2.14)$$

Το αντίστροφο κινηματικό πρόβλημα μπορεί να εκφραστεί μαθηματικά ως το συναρτησιακό αντίστροφο της παραπάνω σχέσης :

$$\mathbf{q} = \mathbf{f}^{-1}(\mathbf{x}) \quad (2.15)$$

Αυτή η δ προς N απεικόνιση της τοποθέτησης του τελικού στοιχείου δράσης στο χώρο των μεταβλητών των αρθρώσεων ,εκφράζει το αποτέλεσμα της λύσης του αντίστροφου κινηματικού προβλήματος ,μπορεί ωστόσο να μην είναι ούτε μοναδική

ούτε αναλυτική .Η επιθυμητή τοποθέτηση \mathbf{x} του τελικού στοιχείου δράσης μπορεί να δοθεί είτε με διανυσματική μορφή όπως παραπάνω ,είτε ισοδύναμα με την μορφή ενός γνωστού πίνακα μετασχηματισμού ${}^0\mathbf{T}_N$:

$${}^0\mathbf{T}_N = \begin{bmatrix} n_x & s_x & a_x & p_x \\ n_y & s_y & a_y & p_y \\ n_z & s_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Εάν αυτός ο πίνακας εξισωθεί με τον πίνακα ${}^0\mathbf{T}_N$ σε συμβολική μορφή προκύπτει η παρακάτω εξίσωση πινάκων :

$$\begin{bmatrix} g_{11}(q_1, \dots, q_N) & \dots & \dots & g_{14}(q_1, \dots, q_N) \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ g_{31}(q_1, \dots, q_N) & \dots & \dots & g_{34}(q_1, \dots, q_N) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_x & s_x & a_x & p_x \\ n_y & s_y & a_y & p_y \\ n_z & s_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

η οποία δίνει ένα σύστημα δώδεκα μη γραμμικών ,τριγωνομετρικών εξισώσεων με N άγνωστους τις μεταβλητές q_1, q_2, \dots, q_N . Οι εξισώσεις αυτές δεν είναι μεταξύ τους ανεξάρτητες .Η λύση αυτών των εξισώσεων είναι δύσκολη επειδή περιέχουν όλες τις κινηματικές παραμέτρους και μεταβλητές του βραχίονα και είναι πολύπλοκες [6].

2.4 Δυναμική ανάλυση των ρομπότ

Η ρομποτική δυναμική ανάλυση ή μοντελοποίηση ασχολείται με τη διατύπωση των δυναμικών εξισώσεων κίνησης των ρομπότ .Οι εξισώσεις αυτές ενός χειριστή έχουν σχέση με τις αναπτυσσόμενες στις αρθρώσεις δυνάμεις /ροπές με τις μετατοπίσεις ,ταχύτητες και επιταχύνσεις των αρθρώσεων ,καθώς ο χειριστής κινείται προσπαθώντας να εκτελέσει κάποιο έργο .

Η γνώση των δυναμικών εξισώσεων είναι απαραίτητη για τον έλεγχο της κίνησης του χειριστή .Οι δυναμικές εξισώσεις είναι μη γραμμικές και συμπεριλαμβάνουν αδρανειακά φορτία ,αντιδράσεις σύζευξης μεταξύ αρθρώσεων και φορτία βαρύτητας .Επιπλέον ,οι δυνάμεις/ροπές εξαρτώνται από τις φυσικές παραμέτρους του χειριστή ,τη στιγμιαία θέση, ταχύτητα και επιτάχυνση των αρθρώσεων και το μεταφερόμενο φορτίο .Η μορφή των εξισώσεων αποκαλύπτει τις δυναμικές αλληλεξαρτήσεις μεταξύ των συνδέσμων του χειριστή και προβάλλει τα προβλήματα αδυναμίας προσδιορισμού ενός ακριβούς δυναμικού μοντέλου του ρομπότ .

2.4.1 Εξίσωση Lagrange

Ένα από τα πλεονεκτήματα τις εξίσωσης Lagrange είναι ότι μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιεσδήποτε μεταβλητές συντεταγμένων και όχι μόνο ορθογώνιες μεταβλητές ,αρκεί να μπορούν να περιγράψουν μονοσήμαντα τις θέσεις των κινούμενων σωμάτων .Οι μεταβλητές αυτές ονομάζονται γενικευμένες μεταβλητές .

Θεωρούμε ένα σύστημα σωματιδίων με n βαθμούς ελευθερίας που περιγράφεται από τις γενικευμένες μεταβλητές q_1, q_2, \dots, q_n .Το τρισδιάστατο διάνυσμα θέσης x_{μ}

ενός αυθαίρετου σωματιδίου P_μ του συστήματος μέσα σε ένα σύστημα συντεταγμένων $O_v x_v y_v z_v$ είναι :

$$\mathbf{x}_\mu = \mathbf{x}_\mu(q_1, q_2, \dots, q_n) \quad (2.18)$$

Αν m_μ είναι η μάζα του σωματιδίου P_μ και F_μ είναι η συνολική δυναμική που ασκείται στο σωματίδιο P_μ τότε η εξίσωση του Newton δίνει :

$$\mathbf{F}_\mu = m_\mu \ddot{\mathbf{x}}_\mu \quad (2.19)$$

Παίρνουμε το εσωτερικό γινόμενο του διανύσματος $\partial \mathbf{x}_\mu / \partial q_i$ με την εξίσωση (2.19) και αθροίζοντας ως προς όλα τα σωματίδια του συστήματος έχουμε :

$$\sum_\mu F_\mu^T \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} = \sum_\mu m_\mu \ddot{\mathbf{x}}_\mu \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (2.20)$$

Από την εξίσωση (2.18) βρίσκουμε ότι

$$\dot{\mathbf{x}}_\mu = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} \dot{q}_i + \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial t} \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial \dot{\mathbf{x}}_\mu}{\partial \dot{q}_i} = \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} \quad (2.22)$$

Συνεπώς η εξίσωση (2.20) γράφεται ως εξής

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial k}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial k}{\partial q_i} = Q_i \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (2.23)$$

όπου η κινητική ενέργεια k του συστήματος και η γενικευμένη δύναμη Q_i δίνονται από τις σχέσεις :

$$k = \sum_\mu \frac{1}{2} \dot{\mathbf{x}}_\mu^T \dot{\mathbf{x}}_\mu \quad \text{και} \quad Q_i = \sum_\mu F_\mu^T \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} \quad (2.24)$$

Χωρίζοντας την δύναμη F_μ σε δυο μέρη ,στη δύναμη $F_{\mu\alpha}$ που οφείλεται στη βαρύτητα και στη δύναμη $F_{\mu\beta}$ που οφείλεται σε όλα τα άλλα αίτια . [6] Η δύναμη $F_{\mu\alpha}$ μπορεί να εκφρασθεί μέσω μιας κατάλληλης συνάρτησης δυναμικής ενέργειας P ως

$$F_{\mu\alpha} = - \frac{\partial P}{\partial \mathbf{x}_\mu} \quad (2.25)$$

Έτσι ορίζοντας τη Λαγκρανζιανή συνάρτηση $L=K-P$ οι σχέσεις (2.23),(2.24),(2.25) δίνουν τελικά [6]

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial q_i} = Q_{i\beta} \quad (2.26)$$

όπου

$$Q_{i\beta} = \sum_\mu F_{\mu\beta}^T \frac{\partial \mathbf{x}_\mu}{\partial q_i} \quad (2.27)$$

Η σχέση (2.26) ονομάζεται εξίσωση Lagrange .Αν θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε τα K και P στη σχέση (2.26) τότε αυτή γίνεται

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial k}{\partial \dot{q}_i} \right) - \frac{\partial k}{\partial q_i} + \frac{\partial P}{\partial q_i} = Q_{i\beta} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (2.28)$$

Σημειώνουμε ότι οι εξισώσεις (2.26) και (2.28) μπορούν να παραχθούν και για ένα σύστημα στερεών σωμάτων με n βαθμούς ελευθερίας ,θεωρώντας τα στερεά σώματα ως συλλογές πολλών σωματιδίων απειροστής μάζας .Σε αυτή την περίπτωση η κινητική ενέργεια κάθε στερεού σώματος δίνεται από την σχέση :

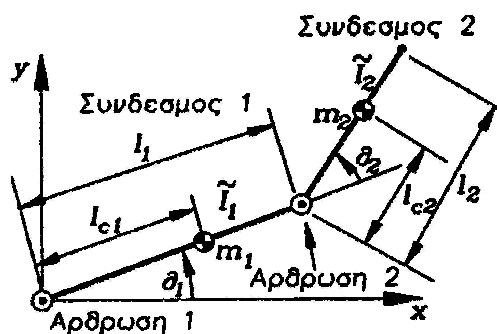
$$K = \frac{1}{2} \bar{m} \dot{s}^T \dot{s} + \frac{1}{2} \omega^T I \omega \quad (2.29)$$

όπου \dot{s} είναι η ταχύτητα μεταφοράς του κέντρου βάρους C, ω είναι η γωνιακή ταχύτητα , \bar{m} η μάζα και I είναι ο τανυστής αδράνειας του στερεού σώματος . [6]

2.4.2 Ρομποτικό δυναμικό μοντέλο Lagrange

Θεωρώντας ότι το ρομπότ είναι δυο συνδέσμων και κινείται στο επίπεδο xy όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα 2.11. Τα σύμβολα του σχήματος έχουν την ακόλουθη έννοια :

- θ_i : γωνία της άρθρωσης i
- m_i : μάζα του συνδέσμου i
- \tilde{I}_i : ροπή αδράνειας του συνδέσμου I ως προς τον άξονα που περνά από το κέντρο βάρους του και είναι παράλληλος προς τον άξονα z
- l_i : μήκος του συνδέσμου i
- l_{ci} : απόσταση μεταξύ της άρθρωσης i και του κέντρου βάρους του συνδέσμου i



Σχήμα 2.11 : Επίπεδο ρομπότ δυο βαθμών ελευθερίας .[6]

Υποθέτουμε ότι η πρώτη οδηγούσα ροπή μεταξύ βάσης και του συνδέσμου - 1, ενώ η δεύτερη οδηγούσα ροπή T_2 δρα μεταξύ των συνδέσμων 1 και 2 .Επίσης

θεωρούμε ότι η δύναμη βαρύτητας δρα κατά την αρνητική φορά του άξονα y . Έστω $q_1=\theta_1$, $q_2=\theta_2$ οι γενικευμένες συντεταγμένες, κ_i η κινητική ενέργεια και P_i η δυναμική ενέργεια του συνδέσμου i .

Για το σύνδεσμο 1 έχουμε

$$\kappa_1 = \frac{1}{2} m_1 l_{c1}^2 \dot{\theta}_1^2 + \frac{1}{2} \bar{I}_1 \dot{\theta}_1^2 \quad (2.30)$$

$$P_1 = m_1 g l_{c1} s_1 \quad (2.31)$$

όπου g είναι το μέτρο της επιτάχυνσης της βαρύτητας και $S_i = \sin \theta_i$ ($i=1,2$). (2.32)

Το κέντρο βάρους του συνδέσμου 2 βρίσκεται στη θέση $s_2 = [s_{2x} \ s_{2y}]^T$ (2.33) με

$$s_{2x} = l_1 C_1 + l_{c2} C_{12}, \quad s_{2y} = l_1 S_1 + l_{c2} S_{12} \quad (2.34)$$

όπου $C_i = \cos \theta_i$, $C_{ij} = \cos(\theta_i + \theta_j)$ και $S_{ij} = \sin(\theta_i + \theta_j)$. Συνεπώς, ισχύει

$$\dot{s}_2^T \dot{s}_2 = l_1^2 \dot{\theta}_1^2 + l_{c2}^2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 + 2l_1 l_{c2} C_2 (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) \quad (2.35)$$

Έτσι έχουμε από (2.30), (2.35)

$$\kappa_2 = \frac{1}{2} m_2 \dot{s}_2^T \dot{s}_2 + \frac{1}{2} \bar{I}_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 \quad (2.36)$$

$$P_2 = m_2 g (l_1 s_1 + l_{c2} s_{12}) \quad (2.37)$$

Η Λαγκρανζιανή του ρομπότ είναι $L = \kappa_1 + \kappa_2 - P_1 - P_2$, (2.38) οπότε η σχέση (2.26) εφαρμοζόμενη για $i=1,2$ δίνει τις εξισώσεις

$$D_{11} \ddot{\theta}_1 + D_{12} \ddot{\theta}_2 + h_{122} \dot{\theta}_2^2 + 2h_{112} \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + g_1 = \tau_1 \quad (2.39)$$

$$D_{21} \ddot{\theta}_1 + D_{22} \ddot{\theta}_2 + h_{211} \dot{\theta}_1^2 + g_2 = \tau_2 \quad (2.40)$$

όπου

$$D_{11} = m_1 l_{c1}^2 + \bar{I}_1 + m_2 (l_1^2 + l_{c2}^2 + 2l_1 l_{c2} C_2) + \bar{I}_2 \quad (2.41)$$

$$D_{12} = D_{21} = m_2 (l_{c2}^2 + l_1 l_{c2} C_2) + \bar{I}_2 \quad (2.42)$$

$$D_{22} = m_2 l_{c2}^2 + \bar{I}_2 \quad (2.43)$$

$$h_{122} = h_{112} = -h_{211} = -m_2 l_1 l_{c2} s_2 \quad (2.44)$$

$$g_1 = m_1 g l_{c1} C_1 + m_2 g (l_1 C_1 + l_{c2} C_{12}) \quad (2.45)$$

$$g_2 = m_2 g l_{c2} C_{12} \quad (2.46)$$

Ο συντελεστής D_{ii} ονομάζεται ενεργός αδράνεια της άρθρωσης i , ο D_{ij} ονομάζεται αδράνεια σύζευξης των αρθρώσεων i και j , ο συντελεστής h_{ijj} καλείται συντελεστής φυγόκεντρης δύναμης και ο συντελεστής h_{ijk} ($j \neq k$) ονομάζεται συντελεστής επιτάχυνσης Coriolis της άρθρωσης i που οφείλεται στις ταχύτητες των αρθρώσεων j και k . Οι όροι g_i ($i=1,2$) ποριστούν τις ροπές που οφείλονται στη βαρύτητα. [6]

Οι δυναμικές εξισώσεις (2.39) και (2.40) γράφονται σε συμπαγή μορφή

$$D(\theta) \ddot{\theta} + h(\theta, \dot{\theta}) + g(\theta) = \tau \quad (2.47)$$

όπου με $\text{col}[\cdot]$ συμβολίζεται διάνυσμα στήλης

$$D(\theta) = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} \\ D_{21} & D_{22} \end{bmatrix}, \quad (2.48) \quad g(\theta) = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

$$h(\theta, \dot{\theta}) = col \left[\sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \left(\frac{\partial D_{ij}}{\partial \theta_k} - \frac{1}{2} \frac{\partial D_{jk}}{\partial \theta_i} \right) \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \right] \quad (2.50)$$

Η μήτρα $D(\theta)$ καλείται μήτρα αδράνειας του ρομπότ σε συντεταγμένες αρθρώσεων. Ο όρος $D(\theta)\ddot{\theta}$ στη σχέση (2.47) είναι ο όρος αδρανειακής δύναμης, ο όρος $h(\theta, \dot{\theta})$ αντιπροσωπεύει τη φυγόκεντρη δύναμη και τη δύναμη Coriolis, και ο όρος $g(\theta)$ αντιπροσωπεύει τη δύναμη βαρύτητας.

Είναι εύκολο να επαληθεύσουμε ότι η κινητική ενέργεια $\kappa = \kappa_1 + \kappa_2$ του ρομπότ μπορεί να γράφει υπό την τετραγωνική διανυσματική μορφή :

$$\kappa = \frac{1}{2} \dot{\theta}^T D(\theta) \dot{\theta} \quad (2.51)$$

Σε μερικές περιπτώσεις που οι μάζες m_1 και m_2 των συνδέσμων θεωρηθούν συγκεντρωμένες στο τέλος κάθε συνδέσμου έχουμε $I_{c1} = I_1$ και $I_{c2} = I_2$. Σε αυτή τη περίπτωση έχουμε :

$$D_{11} = (m_1 + m_2)l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 C_2 \quad (2.52)$$

$$D_{12} = D_{21} = m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 C_2 \quad (2.53)$$

$$D_{22} = m_2 l_2 (l_2 + l_1) C_2 \quad (2.54)$$

$$h_{122} = h_{112} = -h_{211} = -m_2 l_1^2 S_2 \quad (2.55)$$

$$g_1 = (m_1 + m_2)g l_1 C_1 + m_2 g l_2 C_{12} \quad (2.56)$$

$$g_2 = m_2 g l_2 C_{12} \quad (2.57) \quad [6]$$

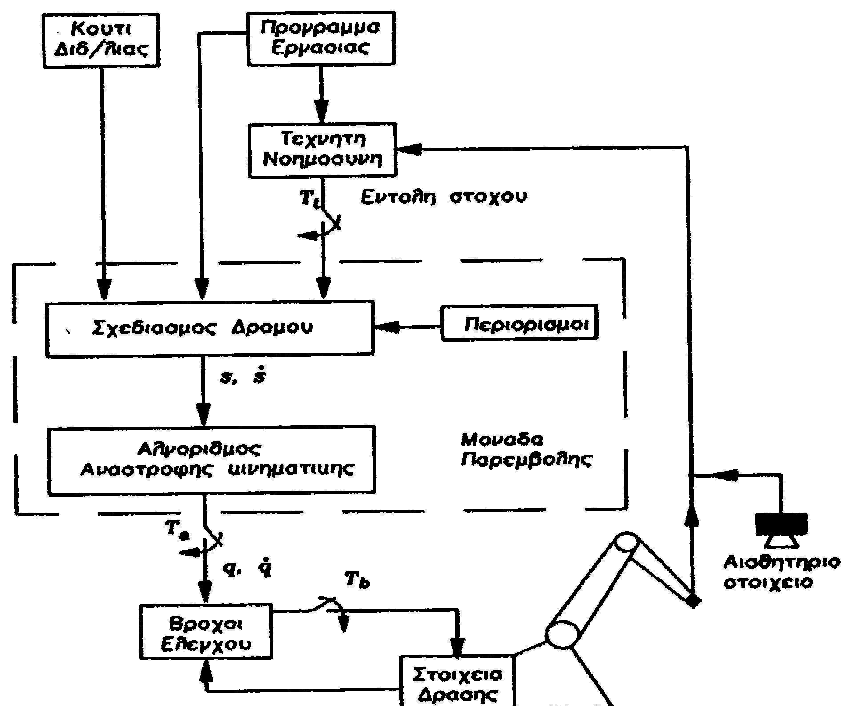
2.4.3 Ιεραρχική δομή ρομποτικών συστημάτων ελέγχου

Τα ρομποτικά συστήματα αυτόματου ελέγχου έχουν ιεραρχική οργάνωση, όπως δείχνει το (σχήμα 2.12). Στα ευφυή ρομπότ το σύστημα διαθέτει στο υψηλότερο επίπεδο έναν αλγόριθμο τεχνητής νοημοσύνης (TN) ο οποίος δέχεται τις πληροφορίες από αισθητήρια στοιχεία και το πρόγραμμα εργασίας. Ο αλγόριθμος TN υπολογίζει σε πραγματικό χρόνο ένα σημείο στόχου που αποτελείται από την επιθυμητή θέση και προσανατολισμό του τελικού στοιχείου δράσης και το τροφοδοτεί στη μονάδα σχεδιασμού δρόμου. Στα μη ευφυή ρομπότ, το σημείο στόχου λαμβάνεται απ' ευθείας από το πρόγραμμα.

Στο ενδιάμεσο ιεραρχικό επίπεδο υπάρχει η μονάδα παρεμβολής δρόμου που εκτελεί δυο εργασίες, τον σχεδιασμό του δρόμου (τροχιάς) και επίλυση του ανάστροφου κινηματικού προβλήματος. Ο αλγόριθμος σχεδιασμού δρόμου καθορίζει μια σειρά από ενδιάμεσα σημεία κατά μήκος της τροχιάς μεταξύ του παρόντος κέντρου της αρπάγης και του επιθυμητού κέντρου αυτής. Τα ενδιάμεσα αυτά σημεία πρέπει να βρίσκονται στο εσωτερικό της περιβάλλουσας του χώρου εργασίας του ρομπότ. Επίσης, το πέρασμα του ρομπότ από τα σημεία αυτά πρέπει να ικανοποιεί ορισμένους περιορισμούς ταχύτητας και επιτάχυνσης.

Η μονάδα παρεμβολής εφαρμόζει κάποιον αλγόριθμο ανάστροφης κινηματικής για να προσδιορίσει της επιθυμητές θέσεις \mathbf{q} και της ταχύτητας $\dot{\mathbf{q}}$ των άλλων αρθρώσεων οι οποίες στέλνονται στους βρόχους ελέγχου ως νέα σημεία εντολής.

Στο χαμηλότερο ιεραρχικό επίπεδο υπάρχουν οι βρόχοι ελέγχου των αρθρώσεων, οι οποίοι ελέγχουν την κίνηση των αντίστοιχων αξόνων. Τα τρία παραπάνω ιεραρχικά επίπεδα λειτουργούν σε τρεις διαφορετικές περιόδους δειγματοληψίας T_b , T_a και T_t που αντιστοιχούν στους βρόχους ελέγχου, τη μονάδα παρεμβολής τροχιάς και τον αλγόριθμο TN. Σε όλα τα ρομπότ ισχύει $T_b \leq T_a \leq T_t$. Στην πράξη γίνεται προσπάθεια να μειωθούν οι περίοδοι δειγματοληψίας όσο το δυνατόν περισσότερο. Μικρότερο T_b συνεπάγεται μικρότερα σφάλματα παρακολούθησης και μικρότερες υπερυψώσεις στις μεταβατικές αποκρίσεις. Μικρότερο T_a επιτρέπει την υποδιαίρεση της τροχιάς (δρόμου) σε μικρότερα τμήματα, πράγμα το οποίο οδηγεί σε καλύτερη παρακολούθηση της επιθυμητής τροχιάς και καλύτερη απόδοση στην περίπτωση που το ρομπότ πρόκειται να παρακολουθήσει χρονικά μεταβαλλόμενες τροχιές. Οι περίοδοι δειγματοληψίας περιορίζονται από το χρόνο εκτέλεσης των αλγορίθμων. Οι υπολογιστικοί αλγόριθμοι των τριών ιεραρχικών επιπέδων είναι σχεδόν ανεξάρτητοι και συνεπώς μπορούν να εκτελούνται σε παραλληλία από διαφορετικούς υπολογιστές. Με την χρήση παράλληλου υπολογισμού αφ' ενός μεν επιτρέπει τη λειτουργία με τις βραχύτερες δυνατές περιόδους δειγματοληψίας, αφ' ετέρου δε διευκολύνει την εισαγωγή τυχόν αλλαγών ή βελτιώσεων των υπολογιστικών προγραμμάτων κατά τη φάση ανάπτυξης του συστήματος. [6]



Σχήμα 2.12 : Ιεραρχική δομή ρομποτικού συστήματος ελέγχου [6]

2.5 Αυτόματος έλεγχος μιας απλής άρθρωσης

Ο σκοπός του αυτόματου ελέγχου είναι να εξασφαλίσει την ικανοποίηση από την τροχιά του ρομπότ επιθυμητών προδιαγραφών. Οι κλασικοί μέθοδοι ελέγχου των βιομηχανικών ρομπότ στηρίζονται στο μοντέλο της συνάρτησης μεταφοράς και σχεδιάζουν τον έλεγχο κάθε άρθρωσης ξεχωριστά. Προφανώς το μοντέλο της συνάρτησης μεταφοράς είναι ανεπαρκές για μοντελοποίηση της χρονικά μεταβαλλόμενης δυναμικής ενός ρομπότ και οδηγεί σε χαμηλότερες ταχύτητες απόκρισης και μικρές απόσβεσης των αρθρώσεων και του τελικού στοιχείου δράσης.

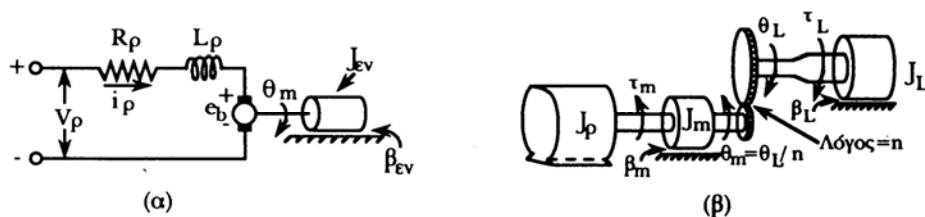
Γι' αυτό οι κλασικοί ρυθμιστές που βασίζονται σε αποζευγμένα μοντέλα συνάρτησης μεταφοράς των αρθρώσεων των ρομπότ είναι κατάλληλοι για περιορισμένο αριθμό εφαρμογών .

2.5.1 Συνάρτηση μεταφοράς μιας άρθρωσης

Τα βιομηχανικά ρομπότ οδηγούνται από ηλεκτρικούς ή υδραυλικούς κινητήρες . Εδώ θα δούμε την περίπτωση ηλεκτρικού κινητήρα συνεχούς ελεγχόμενου από το ρότορα . Ένας τέτοιος κινητήρας (σχήμα 2.13α) έχει τις εξής επιθυμητές ιδιότητες : υψηλό λόγο ροπής-ισχύος , ομαλή λειτουργία χαμηλής ταχύτητας , γραμμική χαρακτηριστική ροπής-ταχύτητας και μικρές σταθερές χρόνου . Ο άξονας του κινητήρα συνδέεται με το φορτίο μέσω οδοντωτών τροχών (σχήμα 2.13β) . Εάν r_m και r_L είναι οι ακτίνες των τροχών εισόδου και εξόδου , αντίστοιχα , τότε ισχύει

$$r_m \theta_m = r_L \theta_L \quad \text{ή} \quad N_m \theta_m = N_L \theta_L \quad (2.58)$$

όπου N_m και N_L είναι αντίστοιχα αριθμοί δοντιών που είναι ανάλογοι των ακτινών .



Σχήμα 2.13 : (α) Ισοδύναμο κύκλωμα κινητήρα συνεχούς ελεγχόμενου από το ρότορα .

(β) Ανάλυση οδοντωτών τροχών (ακτίνες r_m , r_L και αριθμοί δοντιών N_m, N_L) .[18]

Άρα ισχύει $\theta_L(t) = n \theta_m(t)$ (2.59) όπου $n = N_m / N_L < 1$ ο λόγος των οδοντωτών τροχών . Παραγωγίζοντας την (2.18) έχουμε :

$$\dot{\theta}_L(t) = n \dot{\theta}_m(t) \quad \text{και} \quad \ddot{\theta}_L(t) = n \ddot{\theta}_m(t) \quad (2.60)$$

Η ολική ροπή που αναπτύσσει ο κινητήρας ισούται με τις ροπές που καταναλώνονται σ' αυτόν και το φορτίο του στον άξονα του κινητήρα . Η ολική ροπή $T(t)$ που αναπτύσσεται στον άξονα του κινητήρα ισούται με :

$$\tau(t) = J_{ev} \ddot{\theta}_m(t) + \beta_{ev} \dot{\theta}_m(t) \quad (2.61)$$

οπού

$$J_{ev} = J_m + n^2 J_L \quad \text{και} \quad \beta_{ev} = \beta_m + n^2 \beta_L \quad (2.62)$$

είναι η ενεργός ροπή αδράνειας και ο ενεργός συντελεστής γραμμικής τριβής του συστήματος «κινητήρας και φορτίο» ως προς τον άξονα του κινητήρα .

Για να υπολογίσουμε την συνάρτηση μεταφοράς του συστήματος της ρομποτικής άρθρωσης έχουμε :

$$\tau(t) = \kappa_p i_p(t) \quad (2.63)$$

και

$$V_p(t) = R_p i_p(t) + L_p \frac{d}{dt} i_p(t) + \theta_b(t) \quad (2.64)$$

Όπου κ_p είναι η σταθερά του κινητήρα και e_d είναι η αντιηλεκτρική δύναμη του κινητήρα που είναι ανάλογη της γωνιακής ταχύτητας, δηλαδή :

$$e_b(t) = \kappa_b \dot{\theta}_m(t) \quad (2.65)$$

και κ_b μια σταθερά αναλογίας (Vsec/rad) .

Μετασχηματίζοντας κατά Laplace την σχέση (2.65) και λύνοντας ως προς $\bar{i}_p(s)$ έχουμε :

$$\bar{i}_p(s) = \frac{\bar{v}_p(s) - s\kappa_b \bar{\theta}_m(s)}{R_p + sL_p} \quad (2.66)$$

Ομοίως ,μετασχηματίζοντας την σχέση (2.61) κατά Laplace έχουμε :

$$\bar{T}(s) = s^2 J_{ev} \bar{\theta}_m(s) + s\beta_{ev} \bar{\theta}_m(s) \quad (2.67)$$

Μετασχηματίζοντας κατά Laplace την σχέση (2.63) και χρησιμοποιώντας και την σχέση (2.24) έχουμε ότι :

$$\bar{\tau}(s) = K_p \bar{i}_p(s) = K_p \frac{\bar{v}_p(s) - s\kappa_b \bar{\theta}_m(s)}{R_p + sL_p} \quad (2.68)$$

Εξισώνοντας τις σχέσεις (2.67) και (2.68) και λύνοντας ως προς $\bar{\theta}_m(s)/\bar{v}_p(s)$ βρίσκουμε την επιθυμητή συνάρτηση μεταφοράς :

$$\frac{\bar{\theta}_m(s)}{\bar{v}_p(s)} = \frac{K_p}{s \left[s^2 J_{ev} L_p + (L_p \beta_{ev} + R_p J_{ev})s + R_p \beta_{ev} + K_p K_b \right]} \quad (2.69)$$

Λόγω του ότι η ηλεκτρική σταθερά χρόνου του κινητήρα είναι πολύ μικρότερη της μηχανικής του σταθερά χρόνου ,μπορούμε να παραλείψουμε την επίδραση της αυτεπαγωγής L_p του ρότορα ,οπότε η σχέση (2.69) απλουστεύεται στην

$$\frac{\bar{\theta}_m(s)}{\bar{v}_p(s)} = \frac{K_p}{s(sR_p J_{ev} + R_p \beta_{ev} + K_p K_b)} = \frac{K}{s(sT_m + 1)} \quad (2.70)$$

όπου

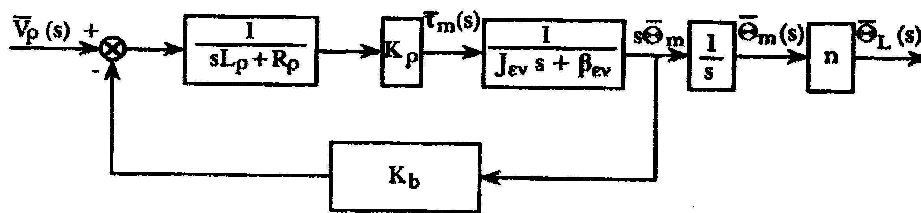
$$K = \frac{K_p}{R_p \beta_{ev} + K_p K_b} \quad (2.71) \text{ σταθερά ενίσχυσης του κινητήρα}$$

$$T_m = \frac{R_p J_{ev}}{R_p \beta_{ev} + K_p K_b} \quad (2.72) \text{ σταθερά χρόνου του κινητήρα}$$

Επειδή η έξοδος του συστήματος είναι η γωνία $\bar{\theta}_L(s)$ της άρθρωσης χρειαζόμαστε τη συνάρτηση μεταφοράς από την τάση $\bar{V}_\rho(s)$ στη γωνία $\bar{\theta}_L(s)$, η οποία βρίσκεται αν στη σχέση (2.70) εισάγουμε την σχέση (2.59) :

$$\frac{\bar{\theta}_L(s)}{\bar{V}_\rho(s)} = \frac{nK_\rho}{s(sR_\rho J_{\epsilon v} + R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b)} \quad (2.73)$$

Το χονδρικό διάγραμμα του συστήματος παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα 2.14. Θέτοντας σ' αυτό $L_\rho=0$ παίρνουμε το χονδρικό διάγραμμα της παραπάνω σχέσης . [6]



Σχήμα 2.14 : Συνάρτηση μεταφοράς (ανοικτού βρόχου) μιας απλής ρομποτικής άρθρωσης .[6]

2.5.2 Βασικός βρόχος ελέγχου θέσης μιας άρθρωσης

Σκοπός του ελέγχου θέσης είναι να οδηγήσει τον άξονα της άρθρωσης στη θέση εντολής που λαμβάνει από τη μονάδα σχεδιασμού τροχιάς .

Εάν $\epsilon(t) = \theta_L^d(t) - \theta_L(t)$ είναι το σφάλμα μεταξύ της επιθυμητής και πρακτικά λαμβανόμενης θέσης , τότε η τάση $\bar{V}_\rho(s)$ που εφαρμόζεται στον κινητήρα είναι

$$\bar{V}_\rho(s) = \frac{K_\theta}{n} \bar{\epsilon}(s) = \frac{K_\theta}{n} [\bar{\theta}_L^d(s) - \bar{\theta}_L(s)] \quad (2.74)$$

όπου K_θ είναι η ενίσχυση (απολαβή) της ανατροφοδότησης θέσης (Volt/rad) .

Έτσι με βάση τις σχέσεις (2.73) και (2.74) βρίσκουμε τη συνάρτηση μεταφοράς $G(s)$ ανοικτού βρόχου από το σφάλμα $\bar{\epsilon}(s)$ στη γωνία εξόδου $\bar{\theta}_L(s)$:

$$G(s) = \frac{\bar{\theta}_L(s)}{\bar{\epsilon}(s)} = \frac{K_\theta K_\rho}{s(sR_\rho J_{\epsilon v} + R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b)} \quad (2.75)$$

όπου η συνάρτηση μεταφοράς κλειστού βρόχου $H_{\kappa\lambda}(s) = \frac{\bar{\theta}_L(s)}{\bar{\theta}_L^d(s)}$ (2.76) είναι ίση με

$$H_{\kappa\lambda}(s) = \frac{G(s)}{1+G(s)} = \frac{K_\theta K_\rho}{s^2 R_\rho J_{\epsilon v} + s(R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b) + K_\theta K_b} = \frac{\frac{K_\theta K_b}{R_\rho J_{\epsilon v}}}{s^2 + \frac{R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b}{R_\rho J_{\epsilon v}} s + \frac{K_\theta K_b}{R_\rho J_{\epsilon v}}} \quad (2.77)$$

Βλέπουμε ότι το κλειστό σύστημα ελέγχου της άρθρωσης με ανατροφοδότηση θέσης είναι ένα δευτεροβάθμιο σύστημα που είναι πάντα ευσταθές εάν όλες οι παράμετροι είναι θετικές. Για να αυξήσουμε την απόσβεση και να μειώσουμε το μόνιμο σφάλμα εισάγουμε και έλεγχο ταχύτητας (δηλαδή προσθέτουμε στην σχέση (2.74) και έναν όρο ανάλογο της παραγώγου $\dot{\epsilon}(t) = \dot{\theta}_L^d(t) - \dot{\theta}_L(t)$ του σφάλματος), οπότε η $\bar{V}_\rho(s)$ γίνεται :

$$\bar{V}_\rho(s) = \frac{1}{n}(K_\theta + sK_v)\bar{\epsilon}(s) \quad (2.78)$$

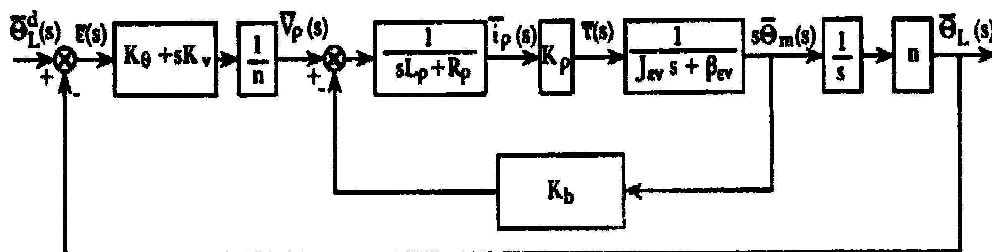
όπου K_v είναι η ενίσχυση του ελέγχου ταχύτητας. Για την υλοποίηση του ελέγχου που δείχνει η παραπάνω σχέση χρειαζόμαστε τη μέτρηση τόσο της θέσης $\theta_L(t)$ όσο και της ταχύτητας $\dot{\theta}_L(t)$ και επίσης τη γνώση τόσο του $\theta_L^d(t)$ όσο και του $\dot{\theta}_L^d(t)$. Το $\theta_L^d(t)$ παρέχεται από το σύστημα σχεδιασμού τροχιάς, το δε $\dot{\theta}_L^d(t)$ υπολογίζεται παραγωγίζοντας την πολυωνυμική έκφραση του $\theta_L^d(t)$. Έτσι η νέα συνάρτηση μεταφοράς ανοικτού βρόχου είναι

$$G_{PD}(s) = \frac{\bar{\theta}_L(s)}{\bar{\epsilon}(s)} = \frac{K_\rho(K_\theta + sK_v)}{s(sR_\rho J_{\rho_{EV}} + R_\rho \beta_{\rho_{EV}} + K_\rho K_b)} \quad (2.79)$$

και η νέα συνάρτηση μεταφοράς κλειστού βρόχου είναι

$$H_{PD}(s) = \frac{G_{PD}(s)}{1 + G_{PD}(s)} = \frac{K_\rho K_v s + K_\rho K_b}{s^2 R_\rho J_{\rho_{EV}} + s(R_\rho \beta_{\rho_{EV}} + K_\rho K_b + K_\rho K_v) + K_\rho K_\theta} \quad (2.80)$$

όπου ο δείκτης PD υποδηλώνει ότι έχουμε μεικτό έλεγχο θέσης και ταχύτητας. Το χονδρικό διάγραμμα του κλειστού συστήματος ελέγχου της ρομποτικής άρθρωσης που προκύπτει με την αντιστάθμιση θέσης και ταχύτητας εικονίζεται στο παρακάτω σχήμα 2.15. Η σχέση (2.80) παριστά ένα δευτεροβάθμιο σύστημα με ένα μηδενικό στη θέση $s = -K_\theta/K_v$ του αρνητικού πραγματικού άξονα. Ανάλογα με τη θέση του μηδενικού το σύστημα μπορεί να έχει μεγάλη υπερύψωση και μεγάλο χρόνο αποκατάστασης. [6]



Σχήμα 2.15 : Κλειστό σύστημα ελέγχου μιας ρομποτικής άρθρωσης με ανάλογο έλεγχο συν έλεγχο παραγώγου $(K_\theta + sK_v)\bar{\epsilon}(s)$ [6]

Σημειώνεται ότι το σύστημα αυτό υπόκειται και στην επίδραση μιας συνολικής διαταραχής $\bar{D}(s)$ που οφείλεται στη βαρύτητα, στη φυγόκεντρη δύναμη και τη δύναμη Coriolis που ασκούν οι άλλοι κινούμενοι σύνδεσμοι του ρομπότ. Έτσι η ροπή

$\bar{T}(s)$ που παράγει ο κινητήρας της άρθρωσης πρέπει να αντισταθμίζει τη ροπή διαταραχής $\bar{D}(s)$. Συνεπώς ισχύει :

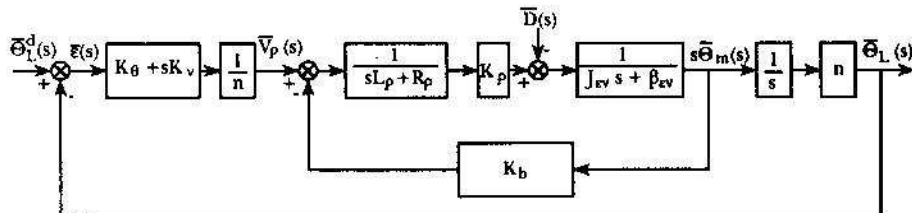
$$\bar{T}(s) = (s^2 J_{\epsilon v} + s\beta_{\epsilon v}) \bar{\theta}_m(s) + \bar{D}(s) \quad (2.81)$$

Το χονδρικό διάγραμμα του συστήματος με τη διαταραχή $\bar{D}(s)$ έχει όπως δείχνει το σχήμα 2.16. Από το σχήμα αυτό βλέπουμε ότι η συνάρτηση μεταφοράς από το σήμα $\bar{D}(s)$ στο $\bar{\theta}_L(s)$ είναι :

$$\frac{\bar{\theta}_L(s)}{\bar{D}(s)}_{\bar{\theta}_L^d(s)=0} = \frac{-nR_\rho}{s^2 R_\rho J_{\epsilon v} + s(R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b + K_\rho K_v) + K_\rho K_\theta} \quad (2.82)$$

Συνεπώς με βάση την αρχή της επαλληλίας έχουμε

$$\bar{\theta}_L(s) = \frac{K_\rho (K_\theta + sK_v) \bar{\theta}_L^d(s) - nR_\rho \bar{D}(s)}{s^2 R_\rho J_{\epsilon v} + s(R_\rho \beta_{\epsilon v} + K_\rho K_b + K_\rho K_v) + K_\rho K_\theta} \quad (2.83)$$



Σχήμα 2.16 : Κλειστό σύστημα ελέγχου ρομποτικής άρθρωσης που επηρεάζεται από την ροπή διαταραχής $\bar{D}(s)$ [6]

Κεφάλαιο 3°

Ανάπτυξη Ελέγχου με Νευρωνικά Δίκτυα

3.1 Νευρωνικοί ελεγκτές

Νευρωνικός έλεγχος είναι η χρήση ‘καλά ορισμένων’ νευρωνικών δικτύων για την παραγωγή επιθυμητών σημάτων ελέγχου. Συνήθως όταν μιλάμε για έλεγχο εννοούμε ότι υπάρχει κάποια μορφή ευφυΐας. Έτσι για παράδειγμα όταν σχεδιάζουμε ελεγκτή να οδηγήσει ένα φυσικό σύστημα ή χημική διεργασία στα επιθυμητά σημεία τοποθέτησης μπορούμε να πούμε ότι υπάρχει κάποια διαδικασία συλλογισμού την οποία πρέπει να ακολουθήσει ο ελεγκτής ώστε να επιτύχει το σκοπό του. Ένα βασικό χαρακτηριστικό των συστημάτων ελέγχου (ανατροφοδότησης) είναι ότι μπορούν να ‘σκέφτονται’ υπό την έννοια ότι μπορούν να αντικαταστήσουν, μέχρι κάποιο βαθμό, τις ανθρώπινες λειτουργίες και ενέργειες.

Τα νευρωνικά δίκτυα λόγω της ικανότητάς τους να μαθαίνουν να γενικεύουν από παραδείγματα μη γραμμικές απεικονίσεις και της μαζικής παραλληλίας τους έχουν αποδειχθεί ως ένα από τα καλύτερα εργαλεία επίλυσης πολύπλοκων μη γραμμικών προβλημάτων ελέγχου με ταχύτητα, πράγμα που οι παραδοσιακές μορφές ελέγχου ακόμα δεν μπορούν να επιτύχουν. Ίσως η πρώτη σημαντική συμβολή είναι αυτή των Widrow και Smith οι οποίοι έδειξαν ότι το δίκτυο τους ADALINE είναι ικανό να ισορροπήσει ένα ανάστροφο εκκρεμές στηριγμένο πάνω σε όχημα, αντιγράφοντας τον τρόπο με το οποίο το ελέγχει ο άνθρωπος.

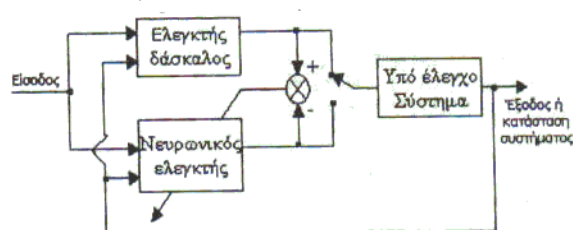
3.2 Ταξινόμηση των νευρωνικών συστημάτων ελέγχου

Η γενική ταξινόμηση των νευρωνικών ελεγκτών είναι όμοια με αυτή των νευρωνικών δικτύων.

- Νευρωνικός έλεγχος με επιβλεπόμενη εκμάθηση
- Νευρωνικός έλεγχος με μη επιβλεπόμενη εκμάθηση
- Νευρωνικός έλεγχος με ενισχυτική εκμάθηση

Οι πιο διαδεδομένοι τύποι νευρωνικού ελέγχου είναι ο έλεγχος με επιβλεπόμενη εκμάθηση και ο έλεγχος με ενισχυτική εκμάθηση. Εμείς θα ασχοληθούμε με έλεγχο με επιβλεπόμενη εκμάθηση.

Η δομή ενός συστήματος με επιβλεπόμενη εκμάθηση φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.

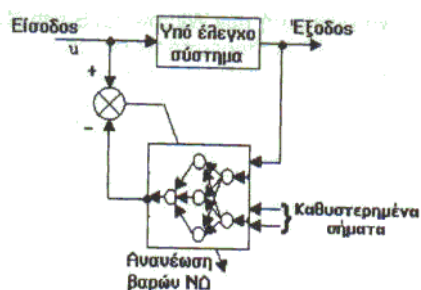


Σχήμα 3.1: Σύστημα με επιβλεπόμενη εκμάθηση [6]

Ο δάσκαλος εκπαιδεύει το νευρωνικό ελεγκτή παρουσιάζοντας σε αυτόν παραδείγματα σημάτων ελέγχου τα οποία μπορούν να ελέγξουν το σύστημα με επιτυχία. Ο δάσκαλος μπορεί να είναι είτε άνθρωπος (χειριστής) είτε ένας οποιοσδήποτε αυτόματος ελεγκτής (βασισμένος σε μοντέλο ή σε γνώση ελεγκτής, κλασσικός αλγόριθμος ελέγχου κτλ.) Το υπό έλεγχο σύστημα μπορεί να είναι γραμμικό ή μη γραμμικό με άγνωστη ή μερικώς γνωστή δυναμική. Οι καταστάσεις ή έξοδοι του συστήματος μετριοούνται και στέλνονται τόσο στο δάσκαλο όσο και νευρωνικό δίκτυο. Κατά τη διάρκεια ελέγχου του συστήματος από το δάσκαλο (δηλαδή κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του νευρωνικού ελεγκτή) τα σήματα ελέγχου και οι έξοδοι / καταστάσεις του συστήματος δειγματοληπτούνται και αποθηκεύονται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Μετά το τέλος της εκπαίδευσης ο νευρωνικός ελεγκτής αναλαμβάνει τον έλεγχο του συστήματος οπότε αποσυνδέεται ο δάσκαλος από το σύστημα (όπως φαίνεται και από το παραπάνω σχήμα). [6]

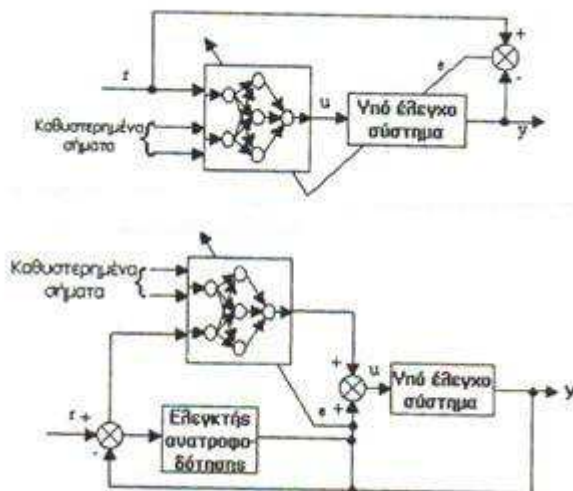
3.2.1 Άμεσος ανάστροφος Νευρωνικός Έλεγχος

Η πιο διαδεδομένη μορφή επιβλεπόμενου νευρωνικού ελέγχου είναι ο άμεσος ανάστροφος έλεγχος που έχει τη δομή του παρακάτω σχήματος.



Σχήμα 3.2: Άμεσος ανάστροφος έλεγχος[6]

Στον έλεγχο αυτό το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει την ανάστροφη δυναμική του συστήματος και συνεπώς παράγει την έξοδο του το κατάλληλο σήμα ελέγχου. Έτσι όταν το νευρωνικό δίκτυο μάθει επιτυχώς την ανάστροφη δυναμική του συστήματος χρησιμοποιείται άμεσα ως ελεγκτής αυτού. Δυο άλλες εύχρηστες μορφές ανάστροφου νευρωνικού ελέγχου εικονίζονται στα παρακάτω σχήματα.



Σχήμα 3.3 (πάνω): Εξειδικευμένη αρχιτεκτονική ανάστροφου νευρωνικού ελέγχου

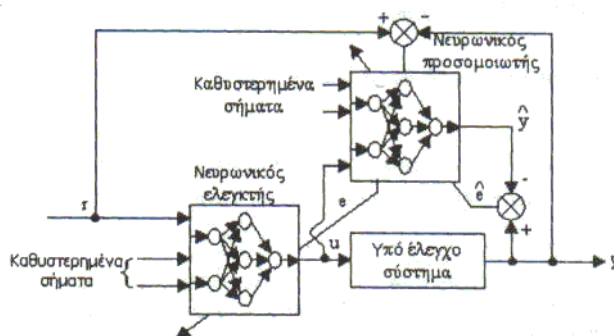
Σχήμα 3.4 (κάτω): Αρχιτεκτονική Kawato[6]

Στη δομή του Σχ.3.3 η οποία ονομάζεται ‘εξειδικευμένη’ αρχιτεκτονική ανάστροφου νευρωνικού ελέγχου, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ‘εν λειτουργία’ (on line) και το σφάλμα συμπεριφοράς e του κλειστού συστήματος διαδίδεται ανάστροφα σε κάθε δειγματοληπτική στιγμή. Αντίθετα στη δομή του Σχ.3.2 η εκμάθηση της ανάστροφης δυναμικής γίνεται εκτός λειτουργίας (off line) χρησιμοποιώντας δεδομένα από το ανοιχτό σύστημα.

Στην αρχιτεκτονική του Σχ.3.4 που είναι γνωστή και σαν αρχιτεκτονική του Kawato, το νευρωνικό δίκτυο συνδέεται παράλληλα με ένα κλασσικό ελεγκτή όπως στο Σχ.3.1 και το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ‘εν λειτουργία’ διαδίδοντας ανάστροφα το σφάλμα ανατροφοδότησης. Η σύγκλιση επιτυγχάνεται όταν το νευρωνικό δίκτυο μάθει την ανάστροφη δυναμική του συστήματος, οπότε και αναλαμβάνει τον έλεγχο του συστήματος (σε αντικατάσταση του κλασσικού ελεγκτή). Όμως επειδή η εκπαίδευση χρειάζεται την επανάληψη λειτουργίας ελέγχου μερικές εκατοντάδες χιλιάδες φορές, η μέθοδος αυτή με εκμάθηση του σφάλματος ανατροφοδότησης πρακτικά περιορίζεται σε ορισμένους τύπους συστημάτων λ.χ. ρομποτικά συστήματα και κινητήρες που είναι συστήματα ταχείας απόκρισης.

3.2.2 Έμμεσος προσαρμοστικός Νευρωνικός Έλεγχος

Στην αρχιτεκτονική του έμμεσου προσαρμοστικού νευρωνικού ελέγχου χρησιμοποιούνται δυο νευρωνικά δίκτυα όπως φαίνεται στο Σχ.3.5. Το πρώτο χρησιμοποιείται ως προσομοιωτής του συστήματος και το δεύτερο ως ελεγκτής. Το δίκτυο προσομοίωσης μπορεί να εκπαιδευτεί ‘εκτός λειτουργίας’ ή εντός λειτουργίας (on line) εισάγοντας τυχαίες εισόδους για την εκμάθηση της δυναμικής του συστήματος.



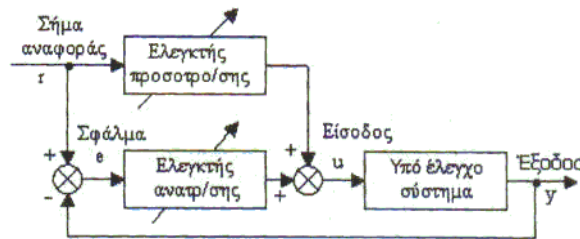
Σχήμα 3.5: Έμμεσος προσαρμοστικός νευρωνικός έλεγχος [6]

Ο τύπος αυτός ελέγχου επιτρέπει στο νευρωνικό δίκτυο να εκπαιδευτεί με μεγαλύτερη ακρίβεια γιατί το σφάλμα συμπεριφοράς μπορεί να διαδίδεται μέσω του προσομοιωτή σε κάθε δειγματοληπτική χρονική στιγμή. [6]

3.2.3 Γενικό σχήμα νευρωνικού ελέγχου

Στο σχήμα αυτό του νευρωνικού ελέγχου χρησιμοποιούνται δυο νευρωνικά δίκτυα. Το πρώτο χρησιμοποιείται ως ελεγκτής προσοτροφοδότησης και το δεύτερο ως ελεγκτής ανατροφοδότησης. Ο ελεγκτής προσοτροφοδότησης εξασφαλίζει γρήγορη απόκριση, ενώ ο ελεγκτής ανατροφοδότησης εξασφαλίζει την ευστάθεια του

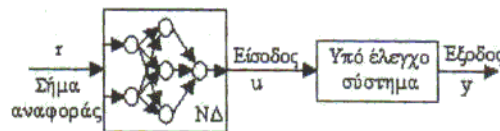
συνολικού κλειστού συστήματος. Η γενική δομή ενός νευρωνικού συστήματος με ελεγκτή προστροφοδότησης και ανατροφοδότησης δίδεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 3.6: Γενικό σχήμα νευρωνικού ελέγχου [6]

3.3 Σειριακός Νευρωνικός Ελεγκτής

Ο σειριακός νευρωνικός ελεγκτής εικονίζεται στο παρακάτω σχήμα και ανήκει στην κατηγορία του ‘άμεσου ανάστροφου ελέγχου’.



Σχήμα 3.7: Σειριακός νευρωνικός ελεγκτής [6]

Το νευρωνικό δίκτυο υλοποιεί την ανάστροφη δυναμική του συστήματος. Δηλαδή αν $f_p(u)$ είναι η απεικόνιση εισόδου – εξόδου του συστήματος:

$$y = f_p(u) \quad (3.1)$$

Τότε το νευρωνικό δίκτυο υλοποιεί την ανάστροφη απεικόνιση:

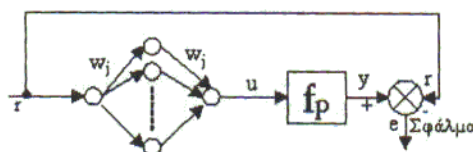
$$u = f_p^{-1}(y) \quad (3.2)$$

Συνεπώς εάν r είναι το σήμα ανατροφοδότησης, τότε η έξοδος του συστήματος είναι r , δηλαδή:

$$y = f_p(u) = f_p(f_p^{-1}(r)) = r \quad (3.3)$$

Όπου u είναι η είσοδος του συστήματος που προέρχεται από την έξοδο του νευρωνικού δικτύου.

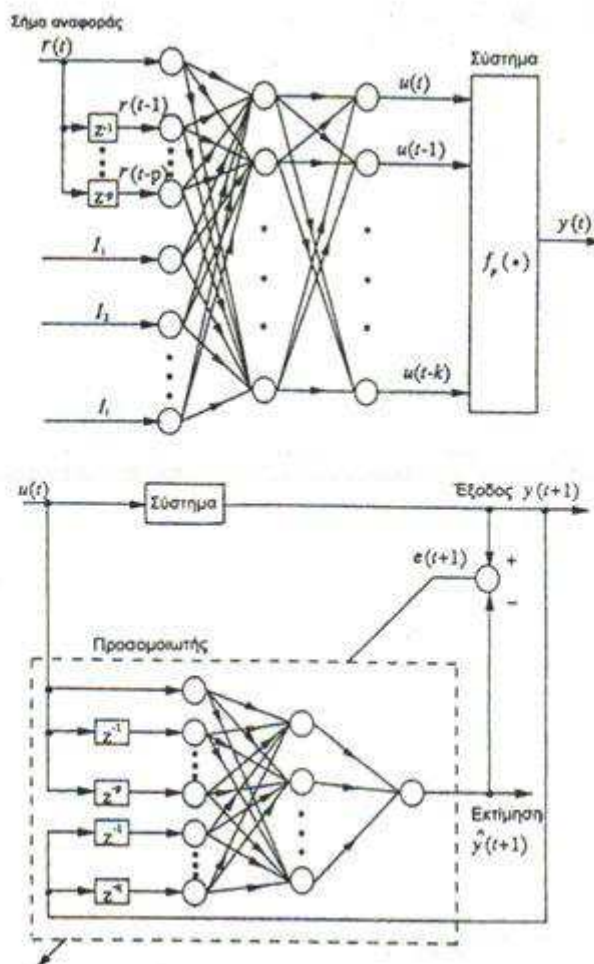
Ένας τρόπος υλοποίησης του σειριακού νευρωνικού δικτύου είναι με την εξειδικευμένη αρχιτεκτονική του σχ.3.3. Εδώ το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ώστε να ελαχιστοποιεί το τετραγωνικό σφάλμα. Όταν το σφάλμα γίνει σχεδόν μηδέν τότε το νευρωνικό δίκτυο προσεγγίζει την ανάστροφη δυναμική του συστήματος. Η απλούστερη εσωτερική δομή του νευρωνικού δικτύου περιέχει ένα νευρόνιο στο στρώμα εισόδου και ένα νευρόνιο στο στρώμα εξόδου όπως φαίνεται και στο παρακάτω σχήμα, όπου η είσοδος είναι το σήμα αναφοράς r και έξοδος το σήμα ελέγχου u .



Σχήμα 3.8: Απλούστερη εσωτερική δομή νευρωνικού δικτύου[6]

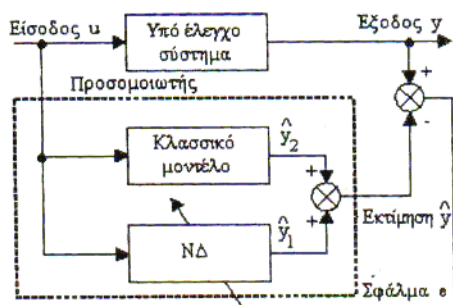
Η ανανέωση των βαρών w_{ij} του νευρωνικού δικτύου γίνεται έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το τετραγωνικό σφάλμα $E = (\frac{1}{2})e^2$ (3.4), όπου $e = r - y$ (3.5) και $y = f_p(u)$ (3.1). Ένα πρόβλημα στις πρακτικές εφαρμογές είναι ότι η απεικόνιση $f_p(u)$, που θεωρήσαμε, δεν είναι δυναμική αλλά στατική, ενώ στην πράξη η σχέση εισόδου – εξόδου των συστημάτων ελέγχου είναι δυναμική. Συνεπώς το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να τροφοδοτεί στο σύστημα και τιμές του σήματος ελέγχου του παρελθόντος, δηλαδή τις $u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-k)$ ανάλογα με το βαθμό του υπό έλεγχο συστήματος. Επίσης για να επιτύχουμε ταχύτερη σύγκλιση της μάθησης χρειάζεται να δίνουμε στο νευρωνικό δίκτυο μια πρόσθετη πληροφορία όπως φαίνεται και στο σχήμα 3.9 όπου I_1, I_2, \dots, I_L είναι τα σήματα που περιέχουν την πρόσθετη πληροφορία. Βεβαίως στο σχ.3.9 υποτίθεται ότι είναι γνωστοί οι βαθμοί p και q των σημάτων r και u . Εάν δεν είναι γνωστοί τότε χρησιμοποιούμε κάποιες εκτιμήσεις αυτών (προς τα επάνω).

Ένας άλλος τρόπος υλοποίησης σειριακού νευρωνικού ελεγκτή είναι με τη χρήση νευρωνικού προσομοιωτή όπως είδαμε στο σχ. 3.6. Τα καθυστερημένα σήματα χρειάζονται για την εκμάθηση της δυναμικής του συστήματος, η οποία έχει βαθμό p για την είσοδο και q για την έξοδο, όπως δείχνει λεπτομερώς το σχ. 3.10. Βέβαια για να επιταχυνθεί η σύγκλιση της εκμάθησης μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ως προσομοιωτή ένα άλλο μοντέλο (μαθηματικό ή φυσικό) του συστήματος εφόσον είναι διαθέσιμο σχ.3.11. Τότε το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει να προσαρμοστεί στο μοντέλο αυτό. Αν \hat{y}_1 είναι η έξοδος του νευρωνικού δικτύου και \hat{y}_2 η έξοδος του διατιθέμενου μοντέλου, τότε χρησιμοποιούμε το ημίαθροισμα τους ως προς την εκτιμώμενη τιμή \hat{y} της εξόδου y . [8]



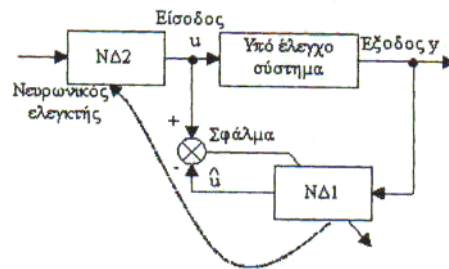
Σχήμα 3.9(πάνω): Γενικευμένη δομή του σειριακού νευρωνικού ελεγκτή
 Σχήμα 3.10(κάτω): Διαφορετικός τρόπος υλοποίησης νευρωνικού ελεγκτή[6]

Έστω e το σφάλμα μεταξύ y και \hat{y} , δηλαδή $e = y - \hat{y}$. Τότε, εάν $e \neq 0$ το νευρωνικό δίκτυο ανανεώνει τα βάρη του έτσι ώστε να μειώσει το σφάλμα e . Συνεπώς, ο προσομοιωτής αποτελείται από ένα κλασσικό και ένα νευρωνικό μοντέλο, αλλά μόνο το νευρωνικό μοντέλο μπορεί να προσαρμοστεί για να δώσει την επιθυμητή ακρίβεια.



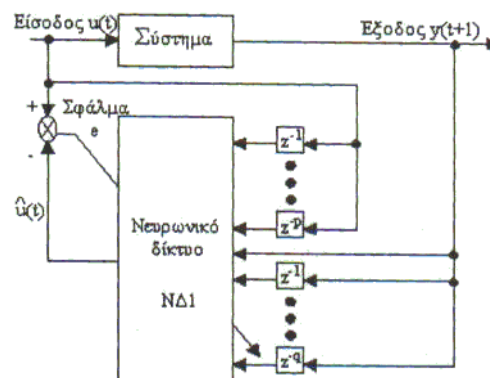
Σχήμα 3.11: Χρησιμοποίηση προσομοιωτή [6]

Μια άλλη δομή νευρωνικού ελέγχου ανάστροφης δυναμικής δίδεται στο παρακάτω σχήμα όπου το ΝΔ1 μαθαίνει την ανάστροφη δυναμική και το ΝΔ2 είναι αντίγραφο του ΝΔ1, αφού περατωθεί η εκπαίδευσή του.



Σχήμα 3.12: Άλλη δομή ελέγχου ανάστροφης δυναμικής[6]

Γενικά λοιπόν εάν ο βαθμός του συστήματος είναι p ως προς την είσοδο και q ως προς την έξοδο, τότε η δομή του ανάστροφου νευρωνικού ελέγχου έχει τη μορφή του παρακάτω σχήματος.



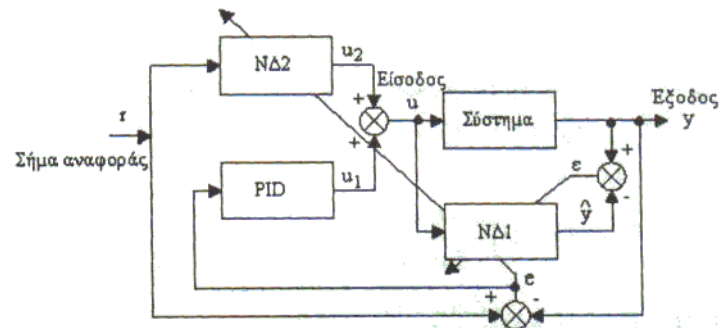
Σχήμα 3.13: Γενικευμένη μορφή ανάστροφου νευρωνικού ελέγχου [6]

3.4 Παράλληλος Νευρωνικός Ελεγκτής

Ο ‘παράλληλος νευρωνικός ελεγκτής’ δεν είναι παρά ο νευρωνικός ελεγκτής με επιβλεπόμενη εκμάθηση του σχ.3.1. Ένα άλλο παράδειγμα παράλληλου νευρωνικού ελεγκτή είναι ο ελεγκτής μάθησης ανατροφοδότησης – σφάλματος του σχ.3.4.

3.4.1 Παράλληλος Νευρωνικός Ελεγκτής με Νευρωνικό Προσομοιωτή

Η γενική δομή ενός ελεγκτή του τύπου αυτού δίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 3.14: Γενική δομή παράλληλου νευρωνικού ελεγκτή με νευρωνικό προσομοιωτή[6]

Το ΝΔ1 είναι ένας προσομοιωτής του υπό έλεγχο συστήματος ο οποίος δίνει μια εκτίμηση \hat{y} της εξόδου y του συστήματος. Το σήμα ελέγχου u_2 που δίνει στην έξοδο το ΝΔ2 χρησιμοποιείται για να διορθώσει το σήμα ελέγχου u_1 που παράγεται από τον κλασικό ελεγκτή, έτσι ώστε το σφάλμα μεταξύ του σήματος αναφοράς και της εξόδου του υπό έλεγχο συστήματος να ελαχιστοποιηθεί. Συνεπώς, το ΝΔ1 χρησιμοποιείται για να δώσει τον πίνακα του συστήματος τον οποίο χρειαζόμαστε για να βρούμε το σφάλμα στην έξοδο του ΝΔ2. Έστω $e = r - y$. Στόχος της εκπαίδευσης του ΝΔ2 είναι να ελαχιστοποιήσει τη συνάρτηση:

$$E = \left(\frac{1}{2}\right)(r - y)^2 \quad (3.6)[15]$$

Εάν χρησιμοποιήσουμε ένα ΝΔ με τρία στρώματα, του οποίου η έξοδος είναι $r_i(t)$ και η ολική έξοδος είναι $z_j(k)$ (όπου για απλότητα $i=1$ και $j=1$) και θεωρήσαμε ότι το σύστημα έχει μόνο μια μοναδιαία καθυστέρηση (δηλαδή καθυστέρηση μιας δειγματοληπτικής περιόδου), τότε έχουμε:

$$y(k+1) = f_p(u(k)) \quad (3.7)$$

με

$$u(k) = \frac{1}{2}[u_1(k) + u_2(k)] \quad (3.8) \quad \text{και} \quad u_2(k) = z(k) \quad (3.9)$$

Όπου για ευκολία ο δείκτης 1 στα $r_1(k)$ και $z_1(k)$ παραλείπεται. Ο κανόνας εκμάθησης είναι:

$$\Delta w_j(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_j} + \beta \Delta w_j(k), \Delta w_i(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_i} + \beta \Delta w_i(k) \quad (3.10)$$

Όπου γ και β είναι ο συντελεστής του ρυθμού εκμάθησης και ο συντελεστής του όρου ορμής, αντίστοιχα. Τα w_j και w_i συμβολίζουν τα ειδικά βάρη από το j νευρώνιο του κρυμμένου στρώματος στο νευρώνιο εξόδου και από το νευρώνιο εισόδου στο i νευρώνιο του κρυμμένου στρώματος αντίστοιχα. Επίσης έχουμε:

$$\Delta w_j = w_j^{neo} - w_j^{παλαιό}, \Delta w_i = w_i^{neo} - w_i^{παλαιό} \quad (3.11)$$

$$u = \sum_j w_j z_j + \theta, \delta = \frac{\partial E}{\partial v} \quad (3.12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_j} = \frac{\partial E}{\partial v} \cdot \frac{\partial v}{\partial w_j} = \delta \cdot z_j, z_j(t) = \sigma(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3.13)$$

Εδώ με βάση τις παραπάνω σχέσεις (3.10) και (3.12) υπολογίζεται ότι:

$$\delta = \frac{\partial E}{\partial v} = \frac{\partial E}{\partial y(k+1)} \cdot \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial v} = -\frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)] \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \left[\frac{\partial u_1(k)}{\partial v} + \frac{\partial u_2(k)}{\partial v} \right] =$$

$$-\frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)] \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} u_2(k) [1 - u_2(k)] \quad (3.14)$$

Όπου χρησιμοποιήσαμε ότι $\frac{\partial u_1}{\partial v} = 0$. Εάν θεωρήσουμε ότι η συνάρτηση ενεργοποίησης στο στρώμα εξόδου είναι η μοναδιαία απεικόνιση $f(v) = v$, τότε έχουμε:

$$\delta_\varepsilon = (r(k+1) - y(k+1)) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u_k} \quad (3.15)$$

Συνεπώς:

$$\Delta w_j(k+1) = -\gamma \cdot \delta_\varepsilon \cdot z_j + \beta \cdot \Delta w_j(k) \quad (3.16)$$

Όπου το δ_ε δίνεται από τη σχέση 15.80 στην περίπτωση της μοναδιαίας συνάρτησης ενεργοποίησης.

Εργαζόμενοι με τον ίδιο τρόπο για την ανανέωση των βαρών w_i από τον κόμβο εισόδου στους i κόμβους του κρυμμένου στρώματος, βρίσκουμε ότι:

$$\Delta w_i(k+1) = -\gamma \delta_i r(k) + \beta \Delta w_i(k) \quad (3.17)$$

Όπου

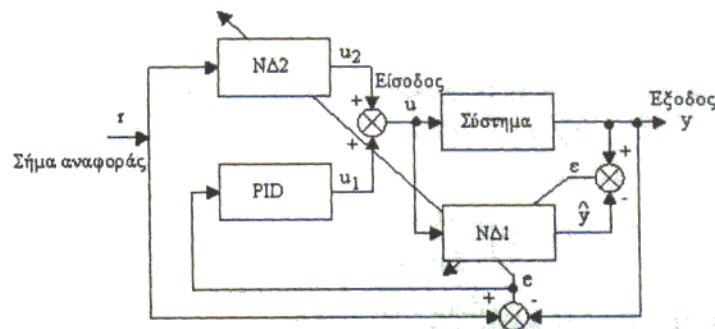
$$v_i = w_i r + \theta_i, z_i = \sigma(v_i) = \frac{1}{1 + e^{-v_i}}, \frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial v_i} \cdot \frac{\partial v_i}{\partial w_i} = \delta_i \cdot r(k) \quad (3.18)$$

$$\delta_i = \frac{\partial E}{\partial v_i} = \frac{\partial E}{\partial v} \cdot \frac{\partial v}{\partial z_i} \cdot \frac{\partial z_i}{\partial v_i} = \delta \cdot w_i \cdot \frac{\partial \sigma(v_i)}{\partial v_i} = \delta \cdot w_i \cdot z_i \cdot (1 - z_i)$$

(3.19) [15]

3.4.2 Παράλληλος Ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος

Στον ελεγκτή αυτόν ο οποίος εικονίζεται παρακάτω, το σφάλμα ανατροφοδότησης (δηλ. η έξοδος του ελεγκτή ανατροφοδότησης) ανατροφοδοτείται μέσω των νευρωνικών στρωμάτων σε χιλιάδες επαναλήψεις εκμάθησης μέχρι που να επιτευχθεί σύγκλιση. Τότε το νευρωνικό δίκτυο αναλαμβάνει τον έλεγχο ως κύριος ελεγκτής εξαλείφοντας την επίδραση του κλασσικού ελεγκτή. Εδώ θα περιγράψουμε μια διαμορφωμένη παραλλαγή του ελεγκτή αυτού ακολουθώντας τη δομή του σχ.3.15.



Σχήμα 3.15: Παράλληλος ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος [6]

Για την εκπαίδευση ελαχιστοποιούμε τη συνάρτηση σφάλματος $E = \frac{1}{2}(r - y)^2$. Το ΝΔ2 θεωρείται με τρία στρώματα και μοναδιαία συνάρτηση ενεργοποίησης στην έξοδο. Εφαρμόζοντας τον κανόνα της πιο απότομης κατάβασης στο στρώμα εξόδου έχουμε:

$$\Delta w_{kj}(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} + \beta \Delta w_{kj}(k) \quad (3.20)$$

Και στο κρυμμένο στρώμα :

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \beta \Delta w_{ji}(k) \quad (3.21)$$

Εδώ

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial v_k} \cdot \frac{\partial v_k}{\partial w_{kj}} \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_k} = \frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \left(\frac{\partial u}{\partial u_2} \frac{\partial u_2}{\partial v_k} + \frac{\partial u}{\partial u_1} \frac{\partial u_1}{\partial v_k} \right) = -(r - y) \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u_2}{\partial v_k} = -(r - y) \frac{\partial y}{\partial u} \quad (3.23)$$

Όπου u_1 και u_2 είναι τα σήματα ελέγχου που δίνουν ο κλαστικός και ο νευρωνικός ελεγκτής αντίστοιχα. Επίσης

$$u_2 = v_k = \sum_j w_{kj} z_j + \theta_k \quad \text{και} \quad u = u_1 + u_2 \quad (3.24)$$

Επομένως ορίζοντας $\delta_k = \frac{\partial E}{\partial v_k}$ και $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial v_j}$ έχουμε:

$$\Delta w_{kj}(k+1) = -\gamma \delta_k z_j + \beta \Delta w_{kj}(k) \quad (3.25)$$

με

$$\delta_k = e \frac{\partial y}{\partial u} = e \left| \frac{\partial y}{\partial u} \right| \operatorname{sgn} \left(\frac{\partial y}{\partial u} \right) \quad (3.26), \quad e = r - y$$

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\gamma \delta_j z_i + \beta \Delta w_{ji}(k) \quad (3.25)$$

$$\delta_j = w_{kj} \delta_k z_j (1 - z_j) \quad (3.27)$$

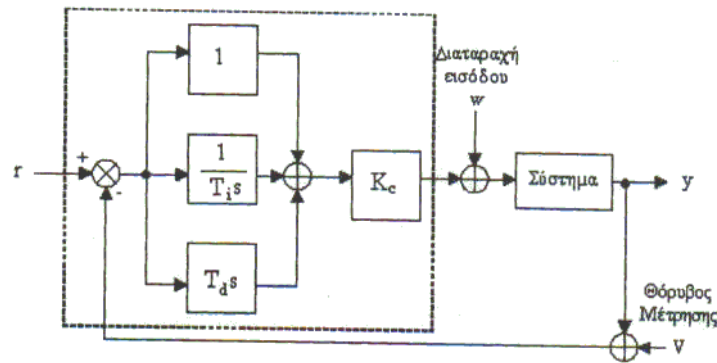
όπου

$$\operatorname{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{για } x \geq 0 \\ -1 & \text{για } x < 0 \end{cases} \quad (3.28)$$

και $z_j = \sigma(v_j)$ είναι η έξοδος του j νευρονίου στο κρυμμένο στρώμα. Ο αλγόριθμος αυτός απαιτεί τη διαθεσιμότητα της Ιακωβιανής $\frac{\partial y}{\partial u}$ του συστήματος.[15]

3.5 Αυτοσυντονιζόμενος Ελεγκτής τριών όρων PID με Νευρωνικό Δίκτυο

Στην παράγραφο αυτή θα παρουσιάσουμε ένα σχήμα αυτοσυντονιζόμενου ελέγχου στο οποίο θα χρησιμοποιείται ένα ΝΔ για τη ρύθμιση (συντονισμό / επιλογή) των παραμέτρων ενός κλαστικού ελεγκτή PID. Σημειώνεται ότι οι ελεγκτές PID είναι οι πιο δημοφιλείς στις πραγματικές βιομηχανικές εφαρμογές λόγω της απλότητας τους και της καλής τους συμπεριφοράς. Η δομή ενός ελεγκτή PID εικονίζεται στο παρακάτω σχήμα (σχ.3.16).



Σχήμα 3.16: Αυτοσυντονιζόμενος ελεγκτής τριών όρων PID με νευρωνικό δίκτυο[6]

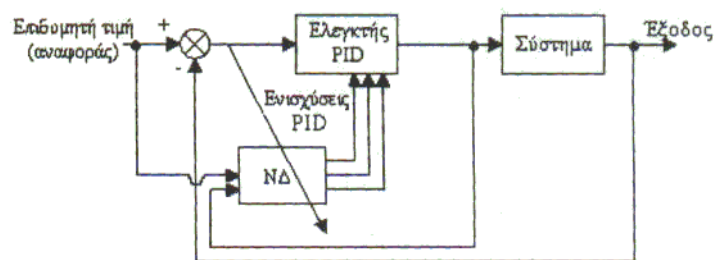
Το σήμα ελέγχου $u(t)$ που δίνεται στην έξοδο του ελεγκτή είναι:

$$u(t) = K_c \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (3.29)$$

Όπου K_c είναι η απολαβή του ανάλογου ελέγχου (P), T_i είναι η σταθερά του χρόνου ολοκλήρωσης (I) (χρόνος επανατοποθέτησης) και T_d είναι η σταθερά του χρόνου παραγωγίσισης (D). Η ανάλογη δράση P στηρίζεται στην παρούσα τιμή του σφάλματος, η δράση του ολοκληρώματος I βασίζεται στην ιστορία του σφάλματος και η δράση του παράγωγου D σχετίζεται με το μελλοντικό σφάλμα. Από την οπτική γωνία της εκτίμησης οι όροι, P, I και D αντιστοιχούν στο φιλτράρισμα (filtering), την εξομάλυνση (smoothing) και την πρόβλεψη (prediction), αντίστοιχα. Σε διακριτό χρόνο ο ελεγκτής PID γράφεται ως εξής:

$$u(k) = u(k-1) + K_p [e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + K_D [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (3.30)$$

Η δομή του αυτοσυντονιζόμενου νευρωνικού ελεγκτή έχει τη μορφή του παρακάτω σχήματος σχ.3.17.



Σχήμα 3.17: Αυτοσυντονιζόμενος νευρωνικός ελεγκτής[6]

Έτσι με βάση τη δομή αυτή, το σφάλμα $e(k)$ που χρησιμοποιείται από τον ελεγκτή σε διακριτό χρόνο είναι:

$$e(k) = r(k) - y(k)$$

Όπου $r(k)$ είναι η επιθυμητή τιμή της εξόδου του συστήματος (σημείο τοποθέτησης) και $y(k)$ είναι η πραγματική τιμή της εξόδου. Για την παραγωγή του αλγορίθμου συντονισμού των παραμέτρων του ελεγκτή PID θα ελαχιστοποιήσουμε το απλό κριτήριο:

$$E = \frac{1}{2} e^2(k+1)$$

χρησιμοποιώντας ένα νευρωνικό δίκτυο τριών στρώματων. Οι έξοδοι του νευρωνικού δικτύου είναι τρεις ήτοι τα K_P , K_I και K_D τα οποία συμβολίζουμε με z_1 , z_2 και z_3 αντίστοιχα. Ο κανόνας μάθησης στους κόμβους του στρώματος εξόδου είναι:

$$\Delta w_{mj}(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_{mj}} + \beta \Delta w_{mj}(k) \quad (3.10)$$

και στους κόμβους του κρυμμένου στρώματος είναι:

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\gamma \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \beta \Delta w_{ji}(k) \quad (3.10)$$

Εάν $z_m(k)$ είναι η έξοδος του m νευρονίου στο στρώμα εξόδου, τότε έχουμε:

$$z_m(k) = \sigma(v_m) = \frac{1}{1 + e^{-v_m}} \quad (3.31)$$

$$v_m = \sum_j w_{mj} z_j + \theta_m \quad (3.32)$$

$$\delta_m = \frac{\partial E}{\partial v_m} \quad (3.33)$$

Επειδή όμως οι τιμές των απολαβών K_P , K_I και K_D του ελεγκτή δεν περιορίζονται στο διάστημα $[0,1]$, ορίζουμε $z_m(k)$ ως:

$$z_m(k) = G \cdot \sigma(v_m)$$

Όπου G είναι μια πρόσθετη ενίσχυση την οποία μπορεί να μάθει το ΝΔ αυξάνοντας τους κόμβους στο κρυμμένο στρώμα. Εδώ για απλότητα θεωρούμε ότι $G=1$. Τότε, κατά τα γνωστά έχουμε:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{mj}} = \frac{\partial E}{\partial v_m} \cdot \frac{\partial v_m}{\partial w_{mj}} = \frac{\partial E}{\partial u_m} z_j \quad (3.34)$$

και

$$\delta_m = \frac{\partial E}{\partial v_m} = \frac{\partial E}{\partial y(k+1)} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial z_m(k)} \cdot \frac{\partial z_m(k)}{\partial v_m} \quad (3.35)$$

Αλλά

$$\frac{\partial E}{\partial y(k+1)} = \frac{\partial E}{\partial e(k+1)} \frac{\partial e(k+1)}{\partial y(k+1)} = -[r(k+1) - y(k+1)] = -e(k+1) \quad (3.36)$$

$$\frac{\partial z_m(k)}{\partial v_m} = \frac{d\sigma(u_m)}{dv_m} = z_m(k)[1 - z_m(k)] \quad (3.37)$$

και με βάση προηγούμενη σχέση (3.35),(3.36)

$$\frac{\partial u(k)}{\partial z_m(k)} = \begin{cases} e(k) - e(k-1), m=1 \\ e(k), m=2 \\ e(k) - 2e(k-1) + e(k-2), m=3 \end{cases} \quad (3.38)$$

$$\Delta w_{mj}(k+1) = -\gamma \delta_m z_j(k) + \beta \Delta w_{mj}(k) \quad (3.10)$$

όπου:

$$\delta_m = -e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} z_m(k) [1 - z_m(k)] \frac{\partial k}{\partial z_m(k)} \quad (3.39)$$

Για την ανανέωση των βαρών του κρυμμένου στρώματος έχουμε:

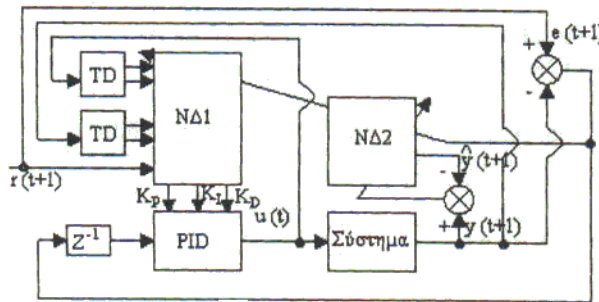
$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial v_k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial v_s} \frac{\partial v_s}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial v_j} = -\sum_s \delta_s w_{sj} \frac{d\sigma(v_j)}{dv_j} = -\sum_s \delta_s w_{sj} z_j (1 - z_j) \quad (3.40)$$

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\gamma \delta_j z_j + \beta \Delta w_{ji}(k) \quad (3.16)$$

με

$$\delta_j = \sum_s \delta_s w_{sj} z_j (1 - z_j) \quad (3.41)$$

Το ολικό διάγραμμα του αυτοσυντονιζόμενου νευρωνικού ελεγκτή PID με το νευρωνικό προσομοιωτή ΝΔ2 έχει τη μορφή του παρακάτω σχήματος, σχ.15,37.



Σχήμα 3.18: Ολικό διάγραμμα αυτοσυντονιζόμενου νευρωνικού ελεγκτή[6]

Ο αλγόριθμος αυτό-συντονισμού των παραμέτρων K_P , K_I και K_D του ελεγκτή PID είναι ο ακόλουθος:

Βήμα 1° :

Διαλέγουμε τις αρχικές τιμές για τα w_{kj} , w_{ji} , θ_k , θ_j , γ και β . Ξεκινάμε με $k=0$ και πηγαίνουμε στο βήμα 2.

Βήμα 2° :

Υπολογίζουμε τα $e(k+1)$ και δ_m με τις σχέσεις:

$$e(k+1) = r(k+1) - y(k+1) \quad (3.42)$$

$$\delta_m = -e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} z_m(k) [1 - z_m(k)] \frac{\partial u}{\partial z_m(k)}, m=1,2,3 \quad (3.43)$$

όπου

$$\frac{\partial u(k)}{\partial z_m(k)} = \begin{cases} e(k) - e(k-1), m=1 \\ e(k), m=2 \\ e(k) - 2e(k-1) + e(k-2), m=3 \end{cases} \quad (3.38)$$

Βήμα 3° :

$$\Delta w_{mj}(k+1) = -\gamma \delta_m z_j + \beta \Delta w_{mj}(k) \quad (3.16)$$

Βήμα 4° (Κρυμμένο στρώμα) :

Υπολογίζουμε το δ_j :

$$\delta_j = \sum_s \delta_s w_{sj} z_j (1 - z_j) \quad (3.44)$$

Βήμα 5° :

$$\Delta w_{ji}(k+1) = -\gamma \delta_j z_j + \beta \Delta w_{ji}(k) \quad (3.45)$$

Βήμα 6° :

Προχωράμε το k κατά 1:

$k \rightarrow k+1$

και πηγαίνουμε στο βήμα 2. Τερματίζουμε τον αλγόριθμο με βάση κάποιο κριτήριο τερματισμού (ακρίβειας ή μέγιστου αριθμού βημάτων).

3.6 Ανάστροφη κινηματική με Νευρωνικά δίκτυα

Θα μελετήσουμε τη χρήση νευρωνικών δικτύων για την επίλυση του ανάστροφου κινηματικού προβλήματος.

3.6.1 Διατύπωση του προβλήματος

Γενικά η ορθή ρομποτική κινηματική περιγράφεται από μια εξίσωση απεικόνισης της μορφής $T = A_1^0(q_1)A_2^1(q_2)\dots A_n^{n-1}(q_n)$ η οποία καλείται ορθή κινηματική εξίσωση του ρομπότ και μας δίνει τη συναρτησιακή σχέση ανάμεσα στη θέση και τον προσανατολισμό του τελευταίου συνδέσμου και τις θέσεις I προσανατολισμούς όλων των συνδέσμων που περιέχει το ρομπότ:

$$p(t) = f(q(t))$$

όπου \mathbf{q} το διάνυσμα των μεταβλητών των αρθρώσεων διάστασης m , \mathbf{q} είναι το διάνυσμα των συντεταγμένων του τελικού στοιχείου δράσης, και $\mathbf{f}(\cdot)$ είναι μια συνεχής μη γραμμική συνάρτηση.

Η $\mathbf{f}(\cdot)$ εξαρτάται από τις γνωστές κινηματικές του υπό μελέτη ρομπότ.

Από την άλλη πλευρά η ανάστροφη κινηματική περιγράφεται από την αντίστροφη απεικόνιση:

$$q(t) = f^{-1}(p(t)) \quad (3.46)$$

Ο ποιο άμεσος τρόπος για την επίλυση της προηγούμενης εξίσωσης, θα βασιζόταν στην επιδίωξη μιας λύσης σε κλειστή μορφή από την 17,27. Αυτό όμως είναι συχνά ανέφικτο λόγω της πολύπλοκης και ισχυρά μη γραμμικής φύσης της συνάρτησης \mathbf{f} . Μια άλλη μέθοδος για την επίλυση του προβλήματος, βασίζεται στη χρήση της γραμμικής σχέσης που συνδέει τις ταχύτητες των αρθρώσεων και τις καρτεσιανές ταχύτητες του τελικού στοιχείου δράσης.:

$$\dot{\mathbf{p}}(t) = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}(t) \quad (3.47)$$

Όπου $\mathbf{J}(\mathbf{q})$ είναι η $n \times m$ Ιακωβιανή μήτρα, η οποία στη γενική περίπτωση, μπορεί να είναι «ιδιόμορφη» (singular). Έτσι ο ρητός υπολογισμός των τιμών των αρθρώσεων μπορεί να αποφευχθεί, γεγονός το οποίο απλοποιεί την ανάλυση, αν και προϋποθέτει την αντίστροφη μιας μήτρας μεγάλης διάτασης. Είναι σημαντικό να τονίσουμε ότι η Ιακωβιανή μήτρα μεταβάλλεται συναρτησί των συντεταγμένων του τελικού στοιχείου δράσης και πρέπει να υπολογίζεται και να αντιστρέφεται σε κάθε βήμα. Για να υπολογιστούν οι τιμές των αρθρώσεων για μια δεδομένη θέση του τελικού στοιχείου δράσης, θα πρέπει πρώτα να υπολογιστούν οι ταχύτητες των αρθρώσεων. αυτό μπορεί να γίνει μέσω της εξίσωσης:

$$\dot{\mathbf{q}}(t) = \mathbf{J}^+(\mathbf{q}(t))\dot{\mathbf{r}}(t) + [\mathbf{I} - \mathbf{J}^+(\mathbf{q}(t))\mathbf{J}(\mathbf{q}(t))]\mathbf{k}(t) \quad (3.48)$$

όπου $\mathbf{J}^+(\mathbf{q}(t))$ είναι η ψευδοαντίστροφη της Ιακωβιανής μήτρας, \mathbf{I} είναι η μοναδιαία μήτρα, $\mathbf{k}(t)$ είναι ένα διάνυσμα διάστασης m με αυθαίρετες χρονικά μεταβαλλόμενες τιμές.

Για την επίλυση του ανάστροφου κινηματικού προβλήματος υπάρχουν πολλές κλασσικές μέθοδοι όπως:

- Η μέθοδος των αξόνων που αναλύει την ψευδο-αντίστροφη μήτρα \mathbf{J}^+ σε υπομήτρες
- Η επαυξημένη μέθοδος των αξόνων που υπολογίζει ευθέως την ταχύτητα των αρθρώσεων
- Η μέθοδος παραπομπής σε πίνακα που υπολογίζει την \mathbf{J}^+ εκτός λειτουργίας και την αποθηκεύει στη μνήμη
- Η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων που υπολογίζει απ' ευθείας τις ταχύτητες των αρθρώσεων χωρίς να υπολογίζει ρητά τη \mathbf{J}^+ , κτλ.. [15]

3.6.2 Η μεθοδολογία των Νευρωνικών Δικτύων

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί στην επίλυση του ανάστροφου κινηματικού προβλήματος κατά δυο κύριους τρόπους: α) ως μοντέλα προσέγγισης συναρτήσεων και β) ως συσχετιστικές μνήμες.

- **Προσέγγιση συνάρτησης:** Το νευρωνικό δίκτυο προσπαθεί να διαμορφώσει μια κατάλληλη απεικόνιση των εισόδων στις εξόδους, βασισμένο σε δεδομένα που επιτυγχάνονται από την επίλυση του ευθέως κινηματικού προβλήματος για τον υπό μελέτη βραχίονα.
- **Συσχετιστικές μνήμες:** Χρησιμοποιούνται γενικοί ή ειδικοί αναλυτικοί ή επαναληπτικοί αλγόριθμοι βελτιστοποίησης για να παράγουν απ' ευθείας ανάστροφα κινηματικά δεδομένα για το υπό μελέτη ρομπότ. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται υπό επίβλεψη για να αποθηκεύσει τα δεδομένα εκμάθησης και με βάση αυτά να γενικεύσει για τις περιπτώσεις πάνω στις οποίες δεν έχει ρητά εκπαιδευτεί. Στην περίπτωση αυτή το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για να αντικαταστήσει τους αντίστοιχους αλγόριθμους ώστε να επιτευχθεί επίδοση κατάλληλη για λειτουργία εντός-γραμμής (on-line). Το βασικό πλεονέκτημα των νευρωνικών δικτύων απέναντι στους αλγόριθμους αυτούς εντοπίζεται στην ταχύτητά τους, αφού εκείνοι είναι υπολογιστικά ακριβοί και έτσι ακατάλληλοι για εφαρμογές με απαιτήσεις πραγματικού χρόνου, ενώ τα νευρωνικά δίκτυα μετά το στάδιο της εκμάθησης παρουσιάζουν ταχύτερη απόκριση. Η πλειοψηφία των ερευνών που κάνουν χρήση νευρωνικών δικτύων ως συσχετιστικών μνημών για το πρόβλημα της ανάστροφης κινηματικής, βασίζεται στην Ιακωβιανή ή και την ψευδο-αντίστροφη της.

Για να εκπαιδεύσουμε ένα νευρωνικό ελεγκτή για την ορθή κινηματική, μπορούμε να παράγουμε συστηματικά ένα σύνολο από διανύσματα εισόδων (μεταβλητές των αρθρώσεων) και να τροφοδοτήσουμε το ευθύ μοντέλο, ώστε να επιτύχουμε ένα σύνολο από ζεύγη εισόδου-εξόδου το οποίο και χρησιμοποιούμε για την εκπαίδευση του δικτύου υπό επίβλεψη. Το σύνολο των εισόδων μπορεί να παραχθεί τυχαία ή να έχει μια ομοιόμορφη κατανομή σε ένα κατάλληλο διάστημα των πεδίων ορισμού των εισόδων. Διευκρινίζουμε ότι:

- είσοδοι για το ορθό πρόβλημα είναι οι τιμές των μεταβλητών των αρθρώσεων και έξοδοι η θέση και ο προσανατολισμός του τελικού στοιχείου δράσης.
- η απεικόνιση είναι «πολλά-προς-ένα» και δεν δημιουργεί ιδιαίτερα προβλήματα.

Για την εκμάθηση ανάστροφης απεικόνισης με χρήση νευρωνικών δικτύων θα μπορούσε, θεωρητικά, να χρησιμοποιηθεί το ίδιο σύνολο δεδομένων αντεστραμένο.

Τρία παραπέρα προβλήματα που προκύπτουν κατά τη νευρωνική εκμάθηση είναι τα ακόλουθα:

- Ανομοιογενής κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης
- Πολλαπλές λύσεις
- Ελαχιστοποίηση ενός παραπειστικού κριτηρίου σφάλματος

Παρακάτω ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των προβλημάτων αυτών

- **Ανομοιογενής κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης:**

Αφού τα δεδομένα εισόδου κατά την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου για το ανάστροφο κινηματικό πρόβλημα, είναι ουσιαστικά οι έξοδοι του ορθού κινηματικού μοντέλου, σχεδόν ποτέ δεν θα είναι ομοιόμορφα κατανεμημένα στο πεδίο ορισμού τους. Εξαιτίας του κριτηρίου σφάλματος που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της επίδοσής του δικτύου, το σφάλμα εξόδου του προκύπτοντος ανάστροφου συστήματος θα τείνει να είναι υψηλότερο για εισόδους που δεν αντιπροσωπεύονται επαρκώς μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης. Ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης που αποτελείται από ανομοιογενώς κατανεμημένα δεδομένα, ως προς το χώρο εισόδων, δρα ανασταλτικά στη χρήση εναλλακτικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών

δικτύων. Τα ευρέως διαδεδομένα και χρησιμοποιούμενα νευρωνικά δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης βασίζονται ένα σημαντικό μέρος της επίδοσης τους σε αυτήν ακριβώς την ομοιομορφία, αφού κάθε νευρόνιο του κρυμμένου στρώματος τους αντιστοιχίζεται σε ένα πρότυπο εισόδου ή σε μια ομάδα από γειτονικά τέτοια πρότυπα. Η συνολική έξοδος του συστήματος διαμορφώνεται χονδρικά, μέσω υπέρθεσης των σημείων που έχουν απομνημονευθεί. Το γεγονός αυτό καθιστά τα νευρωνικά δίκτυα αυτού του τύπου ευαίσθητα στην κατανομή των δεδομένων εισόδου. [15]

- **Πολλαπλές Λύσεις:**

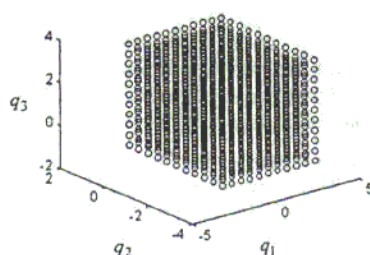
Ακόμη και μη πλεονάζοντες ρομποτικούς βραχίονες, δηλ. για ρομποτικούς βραχίονες με αριθμό μικρότερο ή ίσο με τη διάσταση του χώρου εργασίας τους, το ανάστροφο κινηματικό πρόβλημα δεν έχει πάντα μοναδική λύση. Αυτό σημαίνει ότι περισσότερα από ένα σύνολα τιμών των μεταβλητών των αρθρώσεων μπορούν να οδηγήσουν το τελικό στοιχείο δράσης σε ίδιες (ή πολύ κοντινές) καρτεσιανές συντεταγμένες. Έτσι αντιστρέφοντας τα ζεύγη εισόδων-εξόδων και τροφοδοτώντας τα στον αλγόριθμο εκμάθησης, το δίκτυο εκπαιδεύεται να αποκρίνεται στην ίδια (ή σε πολύ κοντινές) εισόδους με διαφορετικές εξόδους. [15]

- **Ελαχιστοποίηση παραπειστικού κριτηρίου σφάλματος**

Το νευρωνικό δίκτυο δέχεται στην είσοδο τις καρτεσιανές συντεταγμένες και παράγει στην έξοδο τις συντεταγμένες στο χώρο των αρθρώσεων. Έτσι κατά τη διάρκεια της επιβλεπόμενης εκπαίδευσης το σφάλμα που διαδίδεται θα είναι η απόκλιση της εξόδου δικτύου από τις επιθυμητές τιμές των αρθρώσεων. Αυτό όμως είναι παραπειστικό αφού ο βασικός στόχος είναι η σχεδίαση ενός συστήματος που να ελαχιστοποιεί το σφάλμα μεταξύ της εντολής στον καρτεσιανό χώρο και των καρτεσιανών συντεταγμένων στις οποίες αντιστοιχούν οι παραγόμενες τιμές των αρθρώσεων. Ορισμένες όμως φορές, ένα πολύ μικρό σφάλμα στις τιμές των αρθρώσεων μπορεί να οδηγήσει σε ένα δυσανάλογα μεγάλο σφάλμα στην τοποθέτηση του τελικού στοιχείου δράσης. Μπορούμε ισοδύναμα να πούμε ότι ένα σύστημα που εκπαιδεύεται με τον τρόπο αυτό αποτελεί, τελικά, ένα ανοιχτό σύστημα ελέγχου αναφορικά με τον καρτεσιανό χώρο. Με τον τρόπο αυτό, ακόμα και ένα σχετικά μεγάλης διάστασης δίκτυο τύπου perceptron πολλών στρωμάτων ειδικευμένο με τον αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος δεν είναι ικανό να μηδενίσει το σφάλμα. Αυτό δεν οφείλεται βέβαια στο ίδιο το δίκτυο, αφού χρησιμοποιώντας απ' ευθείας τις αναλυτικές εξισώσεις για το ανάστροφο πρόβλημα (όταν αυτές είναι διαθέσιμες), η εκπαίδευση μπορεί να φέρει πράγματι το σφάλμα κοντά μηδέν. Παρόλα αυτά, εάν καταφέρουμε να ελαχιστοποιήσουμε αυτό το παραπειστικό σφάλμα, μπορούμε να αναμένουμε ότι το δίκτυο που προκύπτει θα έχει αντίστοιχα καλή επίδοση, δηλαδή η εντολή και η πραγματική θέση του ρομπότ θα είναι ικανοποιητικά κοντά. [15]

- **Αντιμετώπιση προβλημάτων ανάστροφης κινηματικής**

A) Ένας τυπικός τρόπος παραγωγής δεδομένων εκπαίδευσης βασίζεται στη σάρωση των πεδίων ορισμού καθεμιάς από τις μεταβλητές των αρθρώσεων και τον υπολογισμό των αντίστοιχων καρτεσιανών συντεταγμένων στο σύστημα αναφοράς του τελικού στοιχείου δράσης με τη χρήση του ευθέως μοντέλου, δημιουργώντας έτσι ένα σύνολο ζευγών εισόδου-εξόδου. Τα σχήματα 3.19 και 3.20 περιέχουν τέτοια δεδομένα για περίπτωση ενός βραχίονα 3R. [15]

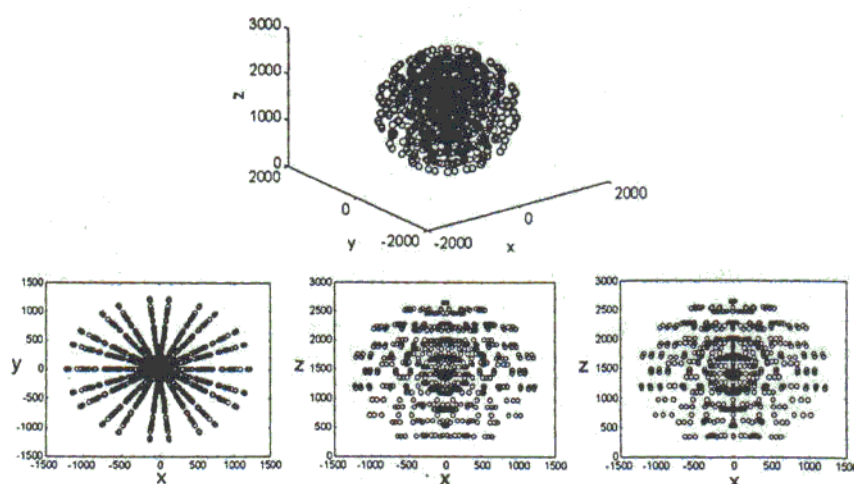


Σχήμα 3.19: Δεδομένα τρισδιάστατου μοντέλου [11]

Στην ιδανική περίπτωση, αυτό το σύνολο ζευγών εισόδου-εξόδου θα μπορούσε να αναστραφεί παρέχοντας τα απαραίτητα δεδομένα ανάστροφης κινηματικής σε έναν αλγόριθμο εκμάθησης υπό επίβλεψη. Αυτό όμως δεν είναι δυνατό για δυο βασικούς λόγους:

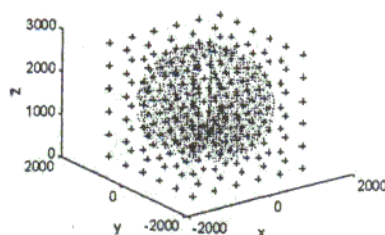
- Το σύνολο των δεδομένων αυτών περιέχει πολλαπλές λύσεις, δηλαδή ένα σημείο του χώρου εργασίας μπορεί να είναι προσίτιο με δυο ή και περισσότερες διατάξεις του βραχίονα.
- Η κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης στο πεδίο των εισόδων(μετά την αναστροφή εισόδων-εξόδων) δεν θα ήταν πλέον ομοιόμορφη όπως εκείνη του σχήματος 3.19 αλλά θα είχε κατανομή όμοια με αυτή του σχήματος 3.20. Το γεγονός αυτό επιδρά καθοριστικά τόσο στην ικανότητα γενίκευσης όσο και στην ίδια τη σύγκλιση του νευρωνικού δικτύου. Που θα εκπαιδευτεί με βάση τα δεδομένα αυτά.

B) Για τον αποτελεσματικό έλεγχο ενός βραχίονα, όταν σχεδιάζεται ένα μονοπάτι για το τελικό στοιχείο δράσης σε καρτεσιανές συντεταγμένες, θα πρέπει να είναι διαθέσιμες ανά πάσα στιγμή στο σχεδιαστή καθηκόντων όλες οι πιθανές λύσεις του ανάστροφου κινηματικού προβλήματος. Μια προφανής και όχι ιδιαίτερα ‘ακριβή’ προσέγγιση θα χρησιμοποιούσε ένα νευρωνικό δίκτυο ανά πιθανή διάταξη του ρομπότ. Έτσι στην περίπτωση του βραχίονα 3R, θα χρειαζόμασταν τέσσερα νευρωνικά υποσυστήματα για την ανάστροφη κινηματική. Λαμβάνοντας υπ’ όψη την κινηματική δομή του εκάστοτε ρομπότ, μπορούμε να διαχωρίσουμε τα δεδομένα που αντιστοιχούν σε διαφορετικές διατάξεις, περιορίζοντας επιλεκτικά τα πεδία τιμών των αρθρώσεων. Για παράδειγμα, ο βραχίονας 3R μπορεί να περιοριστεί στη ‘δεξιά και επάνω’ διάταξη επιβάλλοντας τους περιορισμούς $\theta_2 > -90^0$ και $\theta_3 > 90^0$.



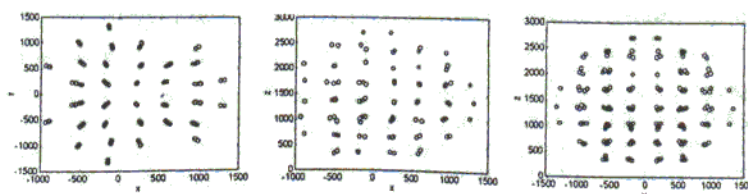
Σχήμα 3.20: Παρουσίαση δεδομένων στο χώρο [11]

Γ) Στην πράξη, είναι επιθυμητό οι είσοδοι των δεδομένων μάθησης (και όχι οι έξοδοι) να έχουν τη μορφή του σχ. 3.19. Εάν λοιπόν είναι διαθέσιμο το ευθύ μοντέλο του ρομπότ, μπορούμε να παράγουμε ένα μεγάλο αριθμό από δεδομένα εκπαίδευσης και από αυτά να επιλέξουμε ένα κατάλληλο υποσύνολο ώστε οι καρτεσιανές συντεταγμένες να έχουν την επιθυμητή κατανομή. Έτσι παράχθηκε ένας μεγάλος αριθμός δεδομένων για το ρομπότ 3R και ακολούθως ορίστηκε ένα νοητό πλέγμα στον καρτεσιανό χώρο όπως δείχνει το σχ. 3.21. Το πλέγμα αυτό αντιπροσωπεύει την επιθυμητή κατανομή των δεδομένων. Ακολούθως απομονώθηκαν τα δείγματα που βρίσκονται πλησιέστερα στους κόμβους του πλέγματος όπως δείχνει το σχ.3.22.



Σχήμα 3.21: Νοητό πλέγμα δεδομένων στο χώρο [11]

Είναι φανερό ότι η επιθυμητή κατανομή έχει επιτευχθεί με αυθαίρετη ελεγχόμενη ακρίβεια η οποία εξαρτάται αποκλειστικά από τον αριθμό των δεδομένων που παράγονται αρχικά και το κριτήριο ταιριάσματος που χρησιμοποιείται για να ταξινομήσει ένα δεδομένο σε κάποιον από τους κόμβους του νοητού πλέγματος. Από ένα σημείο και πέρα, αυστηρότερα κριτήρια ταιριάσματος και υψηλότεροι βαθμοί ομοιομορφίας δεν παρέχουν κανένα ουσιαστικό πλεονέκτημα.



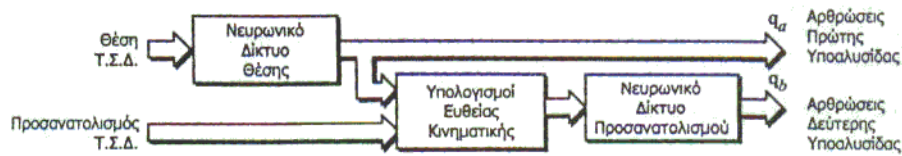
Σχήμα 3.22: Δείγματα δεδομένων που βρίσκονται πιο κοντά στους κόμβους[11]

Η χρήση νευρωνικών δικτύων ακτινικών συναρτήσεων βάσης, σε συνδυασμό με την παραπάνω μέθοδο παραγωγής δεδομένων ομοιόμορφης κατανομής έδωσε πολύ καλά αποτελέσματα. Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου ακτινικών συναρτήσεων βάσης εκτελείται σε δυο βασικά βήματα: (α) βήμα ταξινόμησης (ομαδοποίηση των δεδομένων για τον προσδιορισμό των κέντρων) και (β) βήμα εκμάθησης, όπου τα βάρη από από το στρώμα εισόδου στο στρώμα εξόδου εκπαιδεύονται με κάποιο κανόνα εκμάθησης.

Με την ομοιογενή κατανομή των δεδομένων που επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας το σχήμα πλέγματος που περιγράφηκε προηγουμένως, το στάδιο ταξινόμησης καθίσταται γρήγορο και ασφαλές.

Οι ρομποτικοί βραχίονες αποτελούνται συνήθως από δυο κινηματικές υπό-αλυσίδες. Η πρώτη ορίζει τη θέση του τελικού στοιχείου δράσης και η δεύτερη τον προσανατολισμό του. Για έναν τυπικό βραχίονα 6 βαθμών ελευθερίας αυτό σημαίνει ότι έχουμε δυο υπό-προβλήματα τριών βαθμών ελευθερίας το καθένα. Έτσι μπορούμε

να χρησιμοποιήσουμε δυο ανεξάρτητα νευρωνικά δίκτυα όπως δείχνει το παρακάτω σχήμα 3.23.



Σχήμα 3.23: Μπλοκ διάγραμμα ρομποτικού βραχίονα με δυο νευρωνικά δίκτυα ένα για τη θέση και ένα για προσανατολισμό

3.7 Αναγνώριση Ρομποτικής δυναμικής

Τα μη γραμμικά συστήματα, όπως είναι τα ρομπότ, περιγράφονται στο διακριτό χρόνο από δυο εξισώσεις της μορφής:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \quad (3.49) \text{ Εξίσωση κατάστασης}$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) \quad (3.50) \text{ Εξίσωση εξόδου}$$

όπου $\mathbf{x}(k) \in X \subset \mathcal{R}^n$ είναι το διάνυσμα κατάστασης του συστήματος, $\mathbf{u}(k) \in U \subset \mathcal{R}^r$ είναι το διάνυσμα εισόδων, $\mathbf{y}(k) \in Y \subset \mathcal{R}^m$ είναι το διάνυσμα εξόδων και $\mathbf{f}: \mathcal{R}^{n+r} \rightarrow \mathcal{R}^n$, $\mathbf{h}: \mathcal{R}^n \rightarrow \mathcal{R}^m$. Για ευκολία εδώ θεωρούμε ότι $r=1$ και $m=1$ δηλαδή μια είσοδος και μια έξοδος.

Το μοντέλο κατάστασης της εξίσωσης γράφεται σε μορφή εισόδου-εξόδου ως:

$$y(k+1) = F[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \quad (3.51)$$

σε μια περιοχή $\Omega \in X \times U$ της κατάστασης ισορροπίας. Η ύπαρξη της F επιτρέπει τη χρήση νευρωνικών δικτύων τα οποία έχουν την ιδιότητα της 'καθολικής προσέγγισης'.

Συνθήκες για ισχυρή τοπική παρατηρησιμότητα του μοντέλου (3.51) γύρω από την αρχή μπορούν να παραχθούν από την παρατηρησιμότητα του γραμμικοποιημένου συστήματος στην αρχή $(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = (\mathbf{0}, \mathbf{0})$:

$$\Delta \mathbf{x}(k+1) = (\mathbf{f}_{\mathbf{x}})_{(0,0)} \Delta \mathbf{x}(k) + (\mathbf{f}_{\mathbf{u}})_{(0,0)} \Delta \mathbf{u}(k) = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x}(k) + \mathbf{b} \Delta \mathbf{u}(k) \quad (3.52)$$

$$\Delta \mathbf{y}(k) = (\mathbf{h}_{\mathbf{x}})_0 \Delta \mathbf{x}(k) = \mathbf{C}^T \Delta \mathbf{x}(k) \quad (3.53)$$

$$\text{όπου } \mathbf{A} = (\mathbf{f}_{\mathbf{x}})_{(0,0)} = \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right)_{(0,0)}, \mathbf{b} = (\mathbf{f}_{\mathbf{u}})_{(0,0)} = \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{u}} \right)_{(0,0)} \quad (3.53)$$

$$\text{και } \mathbf{C}^T = (\mathbf{h}_{\mathbf{x}})_{(0)} = \left(\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right)_{(0)} \quad (3.54) \text{ είναι οι Ιακωβιανές μήτρες του συστήματος. [15]}$$

3.7.1 Αναγνώριση με νευρωνικά δίκτυα

Οι συναρτήσεις \mathbf{f} και \mathbf{h} μπορούν να προσεγγιστούν από δυο πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα κατάλληλης διάστασης το καθένα. Έτσι παίρνουμε:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}(k+1) &= \mathbf{N}\Delta_f \left(\hat{\mathbf{x}}(k), \mathbf{u}(k) \right) \\ \hat{\mathbf{y}}(k) &= \mathbf{N}\Delta_h \left(\hat{\mathbf{x}}(k) \right)\end{aligned}\quad (3.55)$$

Εάν είναι δυνατόν να προσδιοριστούν οι μελλοντικές έξοδοι του συστήματος ως συνάρτηση των παρατηρήσεων εισόδου-εξόδου του παρελθόντος, δηλαδή εάν υπάρχει ένας αριθμός d και μια συνεχής συνάρτηση:

$$\tilde{\mathbf{h}}: Y_d \times U_d \rightarrow Y$$

τέτοια ώστε το αναδρομικό μοντέλο εισόδου-εξόδου

$$y(k+1) = \tilde{h}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-d+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-d+1)] \quad (3.56)$$

να έχει την ίδια συμπεριφορά εισόδου-εξόδου με το αρχικό σύστημα (17,31), τότε η $\tilde{h}(\dots)$ μπορεί να υλοποιηθεί από ένα νευρωνικό δίκτυο μέσω απλής ανάστροφης διάδοσης, οπότε παίρνουμε το νευρωνικό μοντέλο:

$$y(k+1) = \mathbf{N}\Delta_h [y(k), y(k-1), \dots, y(k-d+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-d+1)] \quad (3.57)$$

Στην περίπτωση αυτή ισχύει το ακόλουθο πόρισμα:

Πόρισμα 1: Εάν το μη γραμμικό σύστημα (3.51) είναι τοπικά ισχυρά παρατηρήσιμο, τότε μπορεί να υλοποιηθεί από το ακόλουθο μοντέλο εισόδου-εξόδου:

$$y(k+1) = \tilde{h}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-d+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-d+1)] \quad (3.58)$$

Η εκπαίδευση του $\mathbf{N}\Delta$ είναι απλή. Σε κάθε χρονική στιγμή, τροφοδοτούνται στο $\mathbf{N}\Delta$ n τιμές της εισόδου και n τιμές της εξόδου του παρελθόντος (συνολικά $2n$ τιμές). Η έξοδος του $\mathbf{N}\Delta$ συγκρίνεται με την επόμενη μετρούμενη τιμή της εξόδου του συστήματος και δίνει το σφάλμα:

$$e(k+1) = y(k+1) - \mathbf{N}\Delta_h [Y_n(k-n+1), U_n(k-n+1)] \quad (3.59)$$

$$\text{όπου } Y_n(k-n+1) = \{y(k), y(k-1), \dots, u(k-n+1)\} \quad (3.60) \text{ και}$$

$$U_n(k-n+1) = \{u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)\}. \quad (3.61)$$

Τα βάρη του $\mathbf{N}\Delta$ προσαρμόζονται έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων $e(k+1)$ ως συνήθως. [15]

3.8 Αναγνώριση του δυναμικού ρομποτικού μοντέλου με $\mathbf{N}\Delta$

Θεωρούμε το δυναμικό ρομποτικό μοντέλο Lagrange που περιγράφεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\mathbf{D}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + \mathbf{g}(\theta) = \tau \quad (3.62)$$

όπου $\mathbf{D}(\theta)$ είναι η μήτρα αδράνειας (διάστασης όσες είναι οι αρθρώσεις), \mathbf{C} είναι μια μήτρα που περιέχει τους όρους Coriolis και φυγόκεντρης δύναμης, $\mathbf{g}(\theta)$ είναι ο όρος βαρύτητας και $\boldsymbol{\tau}$ είναι το διάνυσμα των δυνάμεων/ροπών που εξασκούνται στις αρθρώσεις.

3.8.1 Μέθοδος Μοντέλου εισόδου-εξόδου

Η πρώτη μέθοδος αναγνώρισης του δυναμικού μοντέλου (3.51) χρησιμοποιεί το μοντέλο εισόδου-εξόδου διακριτού χρόνου

$$y(k+1) = \tilde{h}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-d+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-d+1)] \quad (3.58)$$

όπου χρησιμοποιείται ένα νευρωνικό δίκτυο της παρακάτω μορφής

$$y(k+1) = \mathbf{N}\Delta_h[y(k), y(k-1), \dots, y(k-d+1); u(k), u(k-1), \dots, u(k-d+1)] \quad (3.57)$$

και η αναγνώριση γίνεται με εκμάθηση συνήθους ανάστροφης διάδοσης.

3.8.2 Μέθοδος μοντέλου χώρου κατάστασης

Στη μέθοδο αυτή χρειάζεται η δυναμική πληροφορία, δηλαδή μετρήσεις όχι μόνο της θέσης $\theta(t)$ αλλά και της ταχύτητας $\dot{\theta}(t)$ και της επιτάχυνσης $\ddot{\theta}(t)$, οι οποίες τροφοδοτούνται ως είσοδοι στο ΝΔ. Έτσι η προς αναγνώριση μη γραμμική συνάρτηση είναι:

$$\mathbf{N}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) = \mathbf{D}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + \mathbf{g}(\theta) \quad (3.63)$$

Το ΝΔ θα είναι συνάρτηση των θ , $\dot{\theta}$ και $\ddot{\theta}$. Επειδή όμως το $\ddot{\theta}$ δεν είναι εύκολα μετρήσιμο, αναγνωρίζουμε ξεχωριστά τις συναρτήσεις $\mathbf{D}(\theta)$, $\mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})$ και $\mathbf{g}(\theta)$ και όχι ολόκληρη τη συνάρτηση $\mathbf{N}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})$. Παρατηρούμε ότι τα $\mathbf{D}(\theta)$ και $\mathbf{g}(\theta)$ είναι διαφορίσιμες συναρτήσεις του θ μόνο. Συνεπώς μπορούν να αναγνωριστούν με στατικά νευρωνικά δίκτυα στα οποία είναι αρκετές μόνο οι είσοδοι $\theta(t)$.

3.8.3 Μέθοδος Μοντέλου στο χώρο εργασίας

Στη μέθοδο αυτή αναγνωρίζεται το ρομποτικό σύστημα απ' ευθείας στο χώρο εργασίας, δηλαδή στον καρτεσιανό χώρο (και όχι στο χώρο των μεταβλητών των αρθρώσεων). Το δυναμικό μοντέλο του ρομπότ (3.51) στο χώρο εργασίας είναι:

$$\mathbf{D}_x(\theta)\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}_x(\theta, \dot{\theta})\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{g}_x(\theta) = \mathbf{F} \quad (3.64)$$

με

$$\mathbf{D}_x(\theta) = (\mathbf{J}^{-1}(\theta))^T \mathbf{D}(\theta) \mathbf{J}^{-1}(\theta) \quad (3.65)$$

$$\mathbf{C}_x(\theta, \dot{\theta}) = (\mathbf{J}^{-1}(\theta))^T [\mathbf{C}(\theta, \dot{\theta}) - \mathbf{D}(\theta) \mathbf{J}^{-1}(\theta) \dot{\mathbf{J}}(\theta)] \mathbf{J}^{-1}(\theta) \quad (3.66)$$

$$\mathbf{g}_x(\theta) = (\mathbf{J}^{-1}(\theta))^T \mathbf{g}(\theta) \quad (3.67)$$

$$\mathbf{F}_x = (\mathbf{J}^{-1}(\theta))^T \boldsymbol{\tau} \quad (3.68)$$

όπου $\mathbf{J}(\theta)$ είναι η Ιακωβιανή μήτρα του συστήματος, η οποία εξαρτάται από τη διάταξη του ρομπότ και θεωρείται ομαλή (αντιστρέψιμη). Σημειώνεται ότι οι είσοδοι

στις μήτρες $\mathbf{D}_x(\theta), \mathbf{g}_x(\theta)$ και $\mathbf{C}_x(\theta, \dot{\theta})$ είναι ίδιες με τις εισόδους στις μήτρες $\mathbf{D}(\theta), \mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})$ και $\mathbf{g}(\theta)$ του χώρου των αρθρώσεων και συνεπώς τα ΝΔ που χρειάζονται για την αναγνώρισή τους είναι του ίδιου τύπου.

3.9 Νευρωνικός Έλεγχος Ρομποτικών Συστημάτων

Οι νευρωνικοί ελεγκτές που είδαμε παραπάνω, εφαρμόζονται άμεσα και στα ρομποτικά συστήματα με διαφορετικούς βαθμούς φυσικά υπολογιστικού κόστους και ακρίβειας ελέγχου. Παρακάτω θα δούμε νευρωνικό ρομποτικό ελεγκτή με ανατροφοδότηση εξόδου.

3.9.1 Νευρωνικός Έλεγχος Ρομπότ με ανατροφοδότηση εξόδου

Οι συνήθεις νευρωνικοί ελεγκτές (PID κτλ.) ρομποτικών συστημάτων βασίζονται σε μετρήσεις ολόκληρου του διανύσματος κατάστασης. Για τον έλεγχο πλήρους ανατροφοδότησης κατάστασης χρειάζεται η μέτρηση της θέσης και της ταχύτητας κάθε άρθρωσης. Η θέση μετράται με κωδικοποιητές ενώ η ταχύτητα με ταχύμετρα. Επειδή όμως οι μήτρες απολαβής του ελεγκτή περιορίζονται από την παρουσία θορύβου στις μετρήσεις ταχύτητας, μπορεί η δυναμική συμπεριφορά ελεγχόμενου ρομπότ να μην είναι ικανοποιητική. Για να εξαλείψουμε την ανάγκη της χρήσης ταχυμέτρων και την αριθμητική παραγωγή για τη λήψη της μη διαθέσιμης πληροφορίας για την ταχύτητα, μια λύση είναι η χρήση ενός παρατηρητή της ταχύτητας της άρθρωσης. Το σχήμα ελέγχου που συνδυάζεται με παρατηρητή κατάστασης και χρησιμοποιεί μόνο μετρήσεις του διανύσματος εξόδου, είναι γνωστό ως έλεγχος με ανατροφοδότηση εξόδου.

Ας θεωρήσουμε το τυπικό ρομποτικό μοντέλο Lagrange[15]

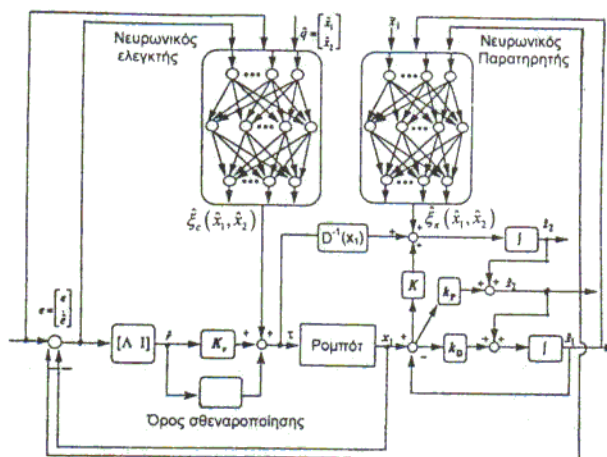
$$\mathbf{D}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + \mathbf{F}_{\tau p}\dot{\theta} + \mathbf{f}_{coulomb}(\dot{\theta}) + \mathbf{g}(\theta) = \tau(t) \quad (3.69) \quad (17,102)$$

στο οποίο συμπεριλάβαμε και την τριβή Coulomb..

Οι συναρτήσεις $\mathbf{D}(\theta)$ και $\mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})$ έχουν τις τυπικές ιδιότητες φραγής και λοξής συμμετρικότητας.

$$m_1\mathbf{I} \leq \mathbf{D}(\theta) \leq m_2\mathbf{I}, \quad \mathbf{x}^T(\dot{\mathbf{D}} - 2\mathbf{C})\mathbf{x} = 0 \quad (\forall \mathbf{x} \in \mathfrak{R}^n) \quad \text{και} \quad |\mathbf{C}(\theta, \dot{\theta})| \leq \beta_c \|\dot{\theta}\|.$$

Ο παρατηρητής της ταχύτητας των αρθρώσεων κατασκευάζεται με ΝΔ και συμμετέχει στο κλειστό σύστημα ελέγχου όπως δείχνει το παρακάτω σχήμα (σχ.3.24)



Σχήμα 3.24: Νευρωνικός παρατηρητής ταχύτητας αρθρώσεων[15]

Τα σφάλματα εκτίμησης των θέσεων και των ταχυτήτων των αρθρώσεων είναι:

$\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ και $\dot{\tilde{\theta}} = \dot{\theta} - \dot{\hat{\theta}}$. Ορίζοντας τις μεταβλητές κατάστασης του ρομπότ ως $\mathbf{x}_1 = \theta$ και $\mathbf{x}_2 = \dot{\theta}$ το ρομποτικό μοντέλο (3.69) γράφεται ως:

$$\dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{x}_2, \quad \dot{\mathbf{x}}_2 = \xi_{\pi}(x_1, x_2) + D^{-1}(\theta)\tau(t) \quad (3.70) \quad (17,103)$$

όπου

$$\xi_{\pi}(x_1, x_2) = -D^{-1}(x_1) \left[C(x_1, x_2)x_2 + F_{\tau p}x_2 + f_{coulomb}(x_2) + g(x_1) \right] \quad (3.71)(17,104)$$

και ο δείκτης π αναφέρεται στον παρατηρητή.

Στα επόμενα θα θεωρήσουμε ότι η μήτρα αδράνειας $\mathbf{D}(\theta)$ είναι γνωστή. Αβεβαιότητα υπάρχει τις όρους Coriolis (που είναι δύσκολο να υπολογιστούν) και τις όρους τριβής/Coulomb οι οποίοι έχουν πολύπλοκη μορφή.

Η μη γραμμική συνάρτηση $\xi_{\pi}(x_1, x_2)$ προσεγγίζεται από ένα νευρωνικό δίκτυο με 'ιδανικά βάρη' και ικανοποιητικό αριθμό κόμβων N_0 . Ήτοι:

$$\xi_{\pi}(x_1, x_2) = W_{\pi}^T \sigma_{\pi}(x_1, x_2) + \varepsilon_{\pi}(x_1, x_2) \quad (3.72)$$

με $\|\varepsilon_{\pi}(x_1, x_2)\| \leq \beta_{\varepsilon_{\pi}}$ και $\sigma_{\pi}(x_1, x_2) \in \mathcal{R}^{N_{\pi}}$. Η εκτίμηση $\hat{\xi}_{\pi}(x_1, x_2)$ του $\xi_{\pi}(x_1, x_2)$ δίνεται από τη σχέση:

$$\hat{\xi}_{\pi}(x_1, x_2) = \hat{W}_{\pi}^T \sigma_{\pi}(\hat{x}_1, \hat{x}_2) \quad (3.73)$$

όπου \hat{W}_{π} είναι η τρέχουσα τιμή του διανύσματος των βαρών δίνεται από τον αλγόριθμο εκμάθησης που χρησιμοποιείται. Ο νευρωνικός παρατηρητής κατάστασης έχει τη μορφή:

$$\dot{\hat{\mathbf{z}}}_1 = \hat{\mathbf{x}}_2 + k_D \tilde{\mathbf{x}}_1, \quad \tilde{\mathbf{x}}_1 = \hat{\mathbf{x}}_1 - \mathbf{x}_1 \quad (3.74)$$

$$\dot{\hat{\mathbf{z}}}_2 = \hat{\mathbf{W}}_{\pi}^T \sigma_{\pi}(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) + \mathbf{D}^{-1}(\hat{\mathbf{x}}_1)\tau(t) + \mathbf{K}\tilde{\mathbf{x}}_1 \quad (3.75)$$

με $K_D > 0$ και $\mathbf{K} = \mathbf{K}^T$. Οι εκτιμήσεις $\hat{\mathbf{x}}_1$ και $\hat{\mathbf{x}}_2$ των μεταβλητών κατάστασης του συστήματος ορίζονται ως:

$$\hat{\mathbf{x}}_1 = \hat{\mathbf{z}}_1, \quad \hat{\mathbf{x}}_2 = \hat{\mathbf{z}}_2 + k_p \tilde{\mathbf{x}}_1 \quad (3.76)$$

με $k_p > 0$. Έτσι οι εξισώσεις του παρατηρητή ως συνάρτηση των $\hat{\mathbf{x}}_1$ και $\hat{\mathbf{x}}_2$ γράφονται:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_1 = \hat{\mathbf{x}}_2 + k_D \tilde{\mathbf{x}}_1, \quad (3.77) \quad \dot{\hat{\mathbf{x}}}_2 = \hat{\mathbf{W}}_{\pi}^T \sigma_{\pi}(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) + \mathbf{D}^{-1}\tau(t) + \mathbf{K}\tilde{\mathbf{x}}_1 + k_p \dot{\tilde{\mathbf{x}}}_1 \quad (3.78)$$

(17.108)

$$\text{με } \tilde{\mathbf{x}}_i = \hat{\mathbf{x}}_i - \mathbf{x}_i \quad (i=1,2). \quad (3.79)$$

Ο παρατηρητής κατάστασης (3.78) χρειάζεται τα σφάλματα εκτίμησης $\tilde{\mathbf{x}}_1$ και $\tilde{\mathbf{x}}_2$ που δεν είναι διαθέσιμα. Οι εξισώσεις που περιγράφουν τη δυναμική συμπεριφορά τις βρίσκονται αν αφαιρέσουμε τις (3.78) από τις (3.70). Ήτοι:

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}}_1 = \tilde{\mathbf{x}}_2 - k_D \tilde{\mathbf{x}}_1 \quad (3.80)$$

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\mathbf{x}}}_2 &= \mathbf{W}_\pi^T \sigma_\pi(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) - \hat{\mathbf{W}}_\pi^T \sigma_\pi(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) - \mathbf{K} \tilde{\mathbf{x}}_1 - k_p \tilde{\mathbf{x}}_1 + \varepsilon_\pi(\mathbf{x}) = \\ &= \tilde{\mathbf{W}}_\pi^T \sigma_\pi(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) - \mathbf{K} \tilde{\mathbf{x}}_1 - k_p \tilde{\mathbf{x}}_1 + \varepsilon_\pi(\mathbf{x}) + \mathbf{w}_\pi(\tilde{\mathbf{x}}) \end{aligned} \quad (3.81)$$

(17,109^α)

όπου η διαταραχή $\mathbf{w}_\pi(\tilde{\mathbf{x}})$ δίνεται από τη σχέση

$$\mathbf{w}_\pi(\tilde{\mathbf{x}}) = \mathbf{W}_\pi^T \left[\sigma_\pi(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) - \sigma_\pi(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) \right] \quad (3.82) \quad (17,109\beta)$$

και είναι φραγμένη ($\|\mathbf{w}_\pi(\tilde{\mathbf{x}})\| \leq \beta_{w_\pi}$ με $\beta_{w_\pi} > 0$). Έτσι τελικά το δυναμικό μοντέλο εκτίμησης είναι:

$$\dot{\tilde{\mathbf{x}}}_1 = \tilde{\mathbf{x}}_2 - k_D \tilde{\mathbf{x}}_1, \quad \dot{\tilde{\mathbf{x}}}_2 = -k_p \tilde{\mathbf{x}}_2 - (\mathbf{K} - k_p k_D \mathbf{I}) \tilde{\mathbf{x}}_1 + \tilde{\mathbf{W}}_\pi^T \sigma_\pi(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) + \varepsilon_\pi(\mathbf{x}) + \mathbf{w}_\pi(\tilde{\mathbf{x}}) \quad (3.83)$$

Ο αλγόριθμος εκμάθησης του διανύσματος βαρών \mathbf{W}_π ο οποίος εξασφαλίζει την ευστάθεια του παρατηρητή είναι:

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_\pi = -k_D \mathbf{H}_\pi \sigma_\pi(\hat{\mathbf{x}}) \tilde{\mathbf{x}}_1^T - k_\pi \mathbf{H}_\pi \hat{\mathbf{W}}_\pi - k_\pi \mathbf{H}_\pi \|\tilde{\mathbf{x}}_1\| \hat{\mathbf{W}}_\pi \quad (3.84) \quad (17,111)$$

όπου \mathbf{H}_π είναι οποιαδήποτε σταθερός πίνακας ($\mathbf{H}_\pi = \mathbf{H}_\pi^T > 0$), k_π είναι μια αρκετά μεγάλη παράμετρος και k_p και \mathbf{K} (απολαβές του παρατηρητή) επιλέγονται έτσι ώστε:

$$k_p > \frac{k_D^2}{2} - \frac{N_0}{2} \quad \text{και} \quad \lambda_{\min}(\mathbf{K}) > \frac{(k_p^2 + N_0 k_D^2)}{2k_D} \quad (3.85)$$

όπου N_0 είναι ο αριθμός των κόμβων του νευρωνικού δικτύου. Στη συνέχεια εργαζόμενοι με τη συνάρτηση Lyapunov:

$$V_\pi(\zeta, t) = \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{K} \tilde{\mathbf{x}}_1 + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{x}}_2^T \tilde{\mathbf{x}}_2 + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}_\pi \mathbf{H}_\pi^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_\pi) \quad (3.86)$$

όπου $\zeta = [\tilde{\mathbf{x}}_1^T, \tilde{\mathbf{x}}_2^T, \tilde{\mathbf{W}}_\pi^T]^T$ (3.87) με τα $\tilde{\mathbf{x}}_1(t)$, $\tilde{\mathbf{x}}_2(t)$ και $\tilde{\mathbf{W}}_\pi(t)$ να είναι ομοιόμορφα φτιαγμένα. Ο ελεγκτής έχει τη συνηθισμένη νευρωνική μορφή :

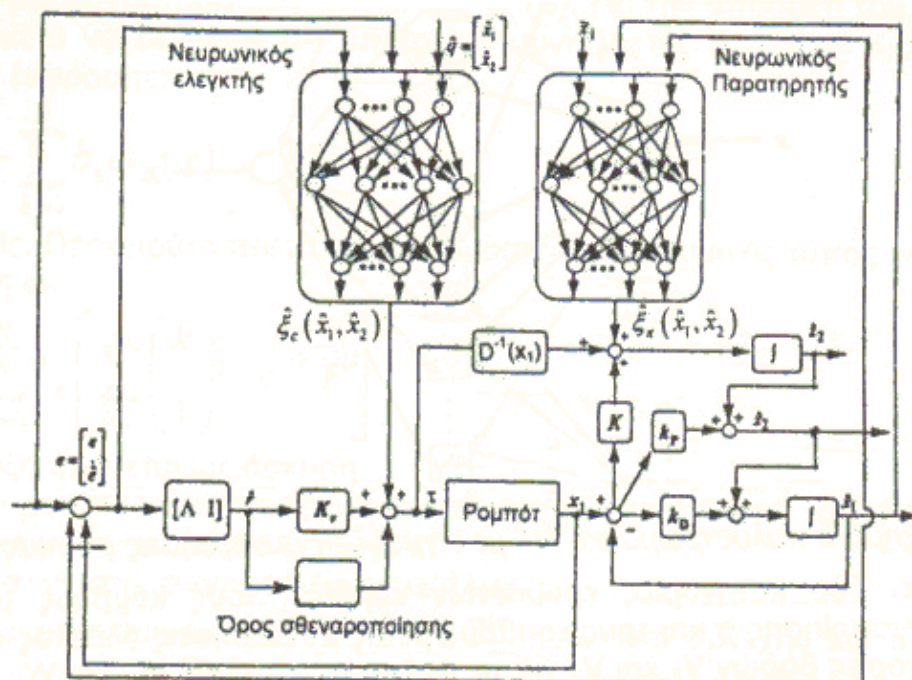
$$\tau = \mathbf{K} \mathbf{s} + \mathbf{f} + \mathbf{d} \quad \text{όπου} \quad \mathbf{K} = \mathbf{K}^T > 0 \quad (3.88)$$

$$\tau(t) = \hat{\mathbf{W}}_c^T \sigma_c(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2) + \mathbf{K}_v \hat{\mathbf{s}}(t) + \mathbf{d}(t) \quad (3.89)$$

όπου $\mathbf{d}(t)$ είναι ο όρος «σθεναροποίησης», $\hat{\mathbf{s}}(t)$ είναι ίσο με $\dot{\hat{\mathbf{s}}}(t) = \dot{\mathbf{e}}(t) + \Lambda \mathbf{e}(t)$ (3.90) ($\Lambda > 0$ Hurwiche) και $\hat{\mathbf{W}}_c^T \sigma_c(\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2)$ είναι η προσέγγιση που δίνει το νευρωνικό δίκτυο για τη συνάρτηση του ρομπότ:

$$\mathbf{F}_c(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \mathbf{D}(\mathbf{x}_1)(\ddot{\theta}_d + \ddot{\mathbf{x}} + \Lambda \dot{\mathbf{e}}) + \mathbf{C}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)(\dot{\theta}_d + \dot{\mathbf{x}}_2 + \Lambda \mathbf{e}) + \mathbf{F}_{\tau p} \mathbf{x}_2 + \mathbf{f}_{coulomb}(\mathbf{x}_2) + \mathbf{g}(\mathbf{x}_1) \quad (3.91)$$

με σφάλμα εκτίμησης $\varepsilon_c(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$. Το ολικό διάγραμμα του συστήματος με νευρωνικό ελεγκτή ανατροφοδότησης κατάστασης μέσω του παρατηρητή δίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 3.25: Ολικό διάγραμμα συστήματος με νευρωνικό ελεγκτή ανατροφοδότησης κατάστασης μέσω του παρατηρητή.[15]

3.10 Ελεγκτές ρομποτικών βραχιόνων

Οι συμβατικοί ελεγκτές ρομποτικών βραχιόνων βασίζονται σε ανεξάρτητα σχήματα ελέγχου στα οποία κάθε άρθρωση ελέγχεται ξεχωριστά από ένα απλό βρόχο με σερβοκινητήρα. Ένα τέτοιο κλασικό σχήμα ελέγχου (για παράδειγμα ένας ελεγκτής PD) είναι ανεπαρκής για κίνηση σε συγκεκριμένη τροχιά με ακρίβεια.

Η απαιτούμενη απόδοση για βιομηχανικές εφαρμογές απαιτεί την συμβολή της ολοκληρωμένης δυναμικής του ρομποτικού βραχίονα. Επιπλέον, σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου, τα αγνοούμενα μέρη της δυναμικής των ρομπότ, ή σφάλματα στις παραμέτρους του ρομποτικού βραχίονα μπορούν να προκαλέσουν την ανεπάρκεια του κλασικού αυτού ελέγχου. Μια εναλλακτική λύση στον έλεγχο με PD ελεγκτή είναι η τεχνική των υπολογισμένων ροπών. Η κλασική αυτή μέθοδος είναι στην ουσία μια μη γραμμική τεχνική που υπολογίζει τη δυναμική σύζευξη

μεταξύ των αρθρώσεων του ρομποτικού βραχίονα. Το μόνο μειονέκτημα είναι η ασάφεια του να είναι γνωστό το ακριβές δυναμικό μοντέλο. Η βασική ιδέα της

μεθόδου αυτής παραμένει σημαντική και είναι η βάση των δομών του νευρωνικού και προσαρμοστικού ελέγχου.

Ακόμη και σε καλοδομημένες βιομηχανικές εφαρμογές, οι χειριστές είναι το αντικείμενο της αβεβαιότητας της δομής, π.χ. η παράμετρος αβεβαιότητα σε σχέση με το άγνωστο φορτίο, ο συντελεστής τριβής κτλ. Όταν το δυναμικό μοντέλο του συστήματος δεν είναι γνωστό ή δεν είναι διαθέσιμο, τότε χρησιμοποιείται εκτιμώμενο μοντέλο. Αυτή είναι και η βασική ιδέα στις στρατηγικές προσαρμοστικού ελέγχου.

3.11 Το μοντέλο του Ρομποτικού Βραχίονα

Ο ρομποτικός βραχίονας αποτελείται από ένα σύνολο άκαμπτων μελών συνδεδεμένα σε σειρά με το ένα άκρο να βρίσκεται στερεωμένο στο έδαφος και το άλλο άκρο είναι ελεύθερο. Τα μέλη είναι συνδεδεμένα είτε με περιστροφικές είτε με πρισματικές αρθρώσεις και ένας μηχανισμός κίνησης σε κάθε άρθρωση. Η δυναμική εξίσωση ενός ρομποτικού βραχίονα n -αρθρώσεων είναι η παρακάτω:

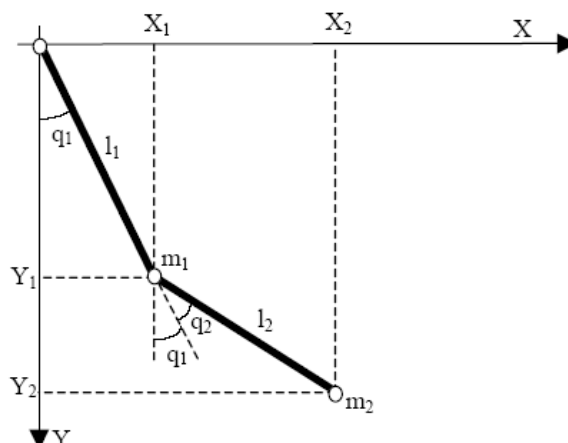
$$T = J(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) \quad (3.92)$$

όπου

- T είναι ένα $(n \times 1)$ διάνυσμα των ροπών αρθρώσεων
- $J(q)$ είναι ο $(n \times n)$ πίνακας της αδράνειας χειρισμού
- $V(q, \dot{q})$ είναι ένας $(n \times n)$ πίνακας που αντιπροσωπεύει τις φυγοκεντρικές επιδράσεις
- $G(q)$ είναι ένα $(n \times 1)$ διάνυσμα των δυνάμεων βαρύτητας
- q, \dot{q}, \ddot{q} είναι τα $(n \times 1)$ διανύσματα των αρθρώσεων θέσης, ταχύτητας και επιτάχυνσης, αντιστοίχως

Η παραπάνω εξίσωση αποτελεί μια σύζευξη από μη γραμμικές διαφορικές εξισώσεις, οι οποίες είναι αρκετά σύνθετες ακόμα και για απλούς ρομποτικούς βραχίονες.

Θα χρησιμοποιήσουμε το απλό μοντέλο ενός δυσδιάστατου ρομποτικού βραχίονα με δυο περιστρεφόμενες αρθρώσεις το οποίο φαίνεται και στο σχήμα παρακάτω:



Σχήμα 3.26: Μοντέλο ρομποτικού βραχίονα με δυο βαθμούς ελευθερίας[15]

Τα στοιχεία της παραπάνω δυναμικής εξίσωσης γι' αυτό το ρομποτικό βραχίονα με χρήση ηλεκτροκινητήρων είναι:

$$J(q) = \begin{bmatrix} l_1^2(m_1 + m_2) + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 c_2 + J_1 n_1^2 & m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 c_2 \\ m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 c_2 & m_2 l_2^2 + J_2 n_2^2 \end{bmatrix} \quad (3.93)$$

$$V(q, \dot{q}) = m_2 l_1 l_2 s_2 \begin{bmatrix} 0 & -(2q_1 + q_2) \\ q_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.94)$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2) g l_1 s_1 + m_2 g l_2 s_{12} \\ m_2 g l_2 s_{12} \end{bmatrix} \quad (3.95)$$

$$F(q) = \begin{bmatrix} v_1 q_1 + C_1 \text{sign}(q_1) \\ v_2 q_2 + C_2 \text{sign}(q_2) \end{bmatrix} \quad (3.96)$$

όπου

$$c_i = \cos(q_i); \quad s_i = \sin(q_i);$$

$$c_{12} = \cos(q_1 + q_2); \quad s_{12} = \sin(q_1 + q_2)$$

J_i = Η απόκλιση αδράνειας του ηλεκτροκινητήρα i .

n_i = Σταθερός όρος του μειωτήρα i

v_i = Η παχύρρευστη τριβή για την άρθρωση i

C_i = Η ηλεκτροστατική τριβή για την άρθρωση i [15]

3.12 Οι κλασσικές στρατηγικές Ελέγχου

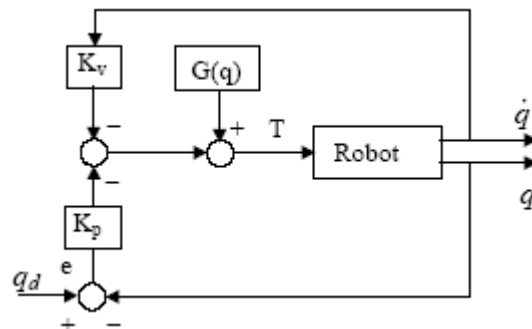
Ο συνηθισμένος PD ελεγκτής αποτελείται από αντιστάθμιση των φαινομένων βαρύτητας και από τον κλασσικό βρόχο ανατροφοδότησης. Η εξίσωση του PD ελεγκτή είναι η παρακάτω.

$$T = G(q) - K_p e - K_v \dot{q} \quad (3.97)$$

Όπου T είναι η συνολική ροπή κίνησης του ρομποτικού βραχίονα, K_v και K_p είναι οι $(n \times n)$ σταθεροί τετραγωνικοί πίνακες και το σφάλμα ορίζεται ως

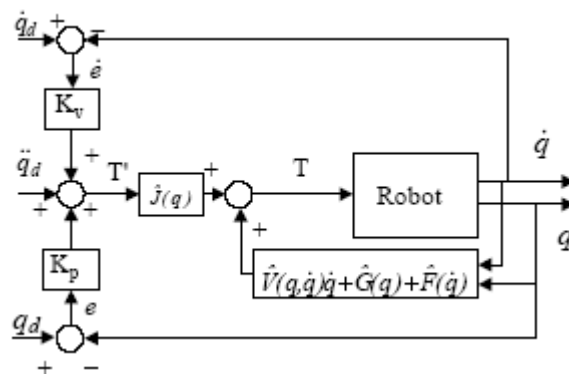
$$e = q_d - q \quad (3.98)$$

Το κλαστικό σχηματικό διάγραμμα του PD ελεγκτή για ρομποτικό βραχίονα είναι το παρακάτω:



Σχήμα 3.27: Διάγραμμα PD ελεγκτή για ρομποτικό βραχίονα [20]

Μια άλλη κλασική μέθοδος ελέγχου είναι η στρατηγική της υπολογιζόμενης ροπής. Ένας σχηματικός έλεγχος ο οποίος χρησιμοποιεί την υπολογιζόμενη ροπή βασίζεται στην άμεση γραμμικοποίηση των μη γραμμικών δυναμικών του ρομποτικού βραχίονα. Η στρατηγική αυτή ελέγχου φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Σχήμα 3.28: Στρατηγική ελέγχου χρησιμοποιώντας την υπολογιζόμενη ροπή [20]

Εάν το δυναμικό μοντέλο είναι ακριβές, οι δυναμικές διαταράξεις εξαλείφονται πλήρως. Η συνολική ροπή οδήγησης του ρομποτικού βραχίονα δίνεται από την παρακάτω εξίσωση.

$$T = \hat{J}(q)T' + \hat{V}(q, \dot{q})\dot{q} + \hat{G}(q) + \hat{F}(\dot{q}) \quad (3.99)$$

Όπου: $\hat{J}, \hat{V}, \hat{G}, \hat{F}$ είναι οι εκτιμώμενες τιμές των J, V, G, F αντίστοιχα και η T' ορίζεται ως:

$$T' = \dot{q}_d + K_v \dot{e} + K_p e \quad (3.100)$$

Η εξίσωση του κλειστού βρόχου θα είναι η παρακάτω

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = \hat{J}^{-1}(q) [\tilde{J}(q)\ddot{q} + \tilde{V}(q, \dot{q})\dot{q} + \tilde{G}(q) + \tilde{F}(\dot{q})] \quad (3.101)$$

όπου $\tilde{J} = J - \hat{J}$; $\tilde{V} = V - \hat{V}$; $\tilde{G} = G - \hat{G}$; $\tilde{F} = F - \hat{F}$ είναι τα σφάλματα που προκύπτουν από τη μοντελοποίηση.

Αν οι παράμετροι των χειριστών είναι γνωστοί, η εξίσωση του κλειστού βρόχου παίρνει την παρακάτω γραμμική μορφή:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0 \quad (3.102)$$

Η μέθοδος αυτή ελέγχου με την υπολογιζόμενη ροπή παρουσιάζει προβλήματα απόδοσης εξ' αιτίας της αξιοπιστίας σε ένα συγκεκριμένο δυναμικό μοντέλο. Οι δομές των ρομποτικών βραχιόνων έχουν να αντιμετωπίσουν την αβεβαιότητα στις δυναμικές παραμέτρους. Δυο τάξεις προσεγγίσεων έχουν μελετηθεί για να διατηρήσουν τις αποδόσεις στην παρουσία παραμετρικών αβεβαιοτήτων – το σθεναρό έλεγχο και τον προσαρμοστικό έλεγχο. Αν υλοποιηθεί μια στρατηγική προσαρμοστικού ελέγχου, σύμφωνα με τους κανόνες του προσαρμοστικού ελέγχου υπολογίζονται σε πραγματικό χρόνο οι πληροφορίες των παραμέτρων, γι αυτό το λόγο και οι προσαρμοστικοί ελεγκτές προσφέρουν καλές αποδόσεις απέναντι σε μεγάλες αποκλίσεις.

3.13 Προσαρμοστικός έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα

Η σύγχρονη προσέγγιση προσαρμοστικού ελέγχου συνίσταται στην αναμφίβολη εισαγωγή της γραμμικής παραμετροποίησης της δυναμικής του ρομπότ. Οι προσαρμοστικοί ελεγκτές μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις βασικές κατηγορίες: άμεσος, έμμεσος και σύνθετος.

Για τη δομή του ρομποτικού βραχίονα ένας άμεσος προσαρμοστικός ελεγκτής προτείνεται και είναι αυτός που θα ασχοληθούμε εδώ. Η προσαρμοστική μέθοδος ελέγχου βασίζεται στον έλεγχο της υπολογιζόμενης ροπής που χρησιμοποιείται. Ο προσαρμοστικός ελεγκτής είναι συγκροτημένος από έναν τροποποιούμενο ελεγκτή υπολογιζόμενης ροπής και τους κανόνες που διέπουν τον προσαρμοστικό έλεγχο.

Αν θεωρήσουμε ότι οι αβέβαιες παράμετροι είναι ο συντελεστής παχύρρευστης τριβής που σημειώνεται στις αρθρώσεις, ο συντελεστής ηλεκτροστατικής τριβής και η μάζα φόρτωσης. Γι αυτό έχουμε:

$$\theta = [m_p \quad v_1 \quad C_1 \quad v_2 \quad C_2]^T \quad (3.103)$$

Όπου θ είναι το διάνυσμα των αβέβαιων (άγνωστων) παραμέτρων.

Η δυναμική του ρομποτικού βραχίονα μπορεί να γραφεί :

$$T = J(q, \theta)\ddot{q} + V(q, \dot{q}, \theta)\dot{q} + G(q, \theta) + F(\dot{q}, \theta) \quad (3.104) \quad (1)$$

Μια γραμμική παραμετροποίηση της παραπάνω εξίσωσης είναι η παρακάτω:

$$J(q, \theta) \ddot{q} + V(q, \dot{q}, \theta) \dot{q} + G(q, \theta) + F(\dot{q}, \theta) = J_c(q) \ddot{q} + V_c(q, \dot{q}) \dot{q} + G_c(q) + F_c(\dot{q}) + R(q, \dot{q}, \ddot{q}) \theta \quad (3.105) \quad (2)$$

όπου $J_c(\cdot), V_c(\cdot), G_c(\cdot), F_c(\cdot)$ αντιπροσωπεύει τα γνωστά μέρη της δυναμικής και $R(q, \dot{q}, \ddot{q})$ είναι ο πίνακας ελάττωσης.

Ο σχεδιασμός του ελέγχου επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας στην (3.104) το διάνυσμα των εκτιμώμενων παραμέτρων. Η γραμμικοποίηση (3.105) μας επιτρέπει να αποκτήσουμε τη ροπή:

$$T = J(q, \hat{\theta}) \ddot{q} + V(q, \dot{q}, \hat{\theta}) \dot{q} + G(q, \hat{\theta}) + F(\dot{q}, \hat{\theta}) = J_c(q) \ddot{q} + V_c(q, \dot{q}) \dot{q} + G_c(q) + F_c(\dot{q}) + R(q, \dot{q}, \ddot{q}) \hat{\theta} \quad (3.106)$$

όπου $\hat{\theta}$ είναι το διάνυσμα των εκτιμώμενων παραμέτρων.

Από τις εξισώσεις (της προηγούμενης παραγράφου **Κλασσικές Στρατηγικές Ελέγχου**) η δυναμική του κλειστού βρόχου επιτυγχάνεται:

$$J(q, \hat{\theta})(\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e) = R(q, \dot{q}, \ddot{q}) \tilde{\theta} \quad (3.107)$$

με $\tilde{\theta} = \hat{\theta} - \theta$ το διάνυσμα σφάλματος της εκτιμώμενης παραμέτρου. Αν ο πίνακας της αδράνειας δεν είναι μοναδικός, μπορούμε να γράψουμε:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = J^{-1}(q, \hat{\theta}) R(q, \dot{q}, \ddot{q}) \tilde{\theta} \quad (3.108)$$

Η παραπάνω εξίσωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί αν χρησιμοποιείται η εξίσωση:

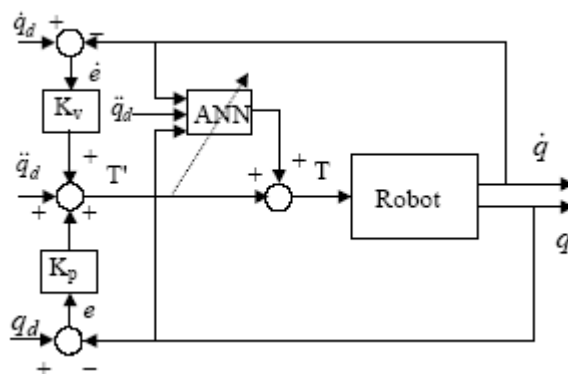
$$x^\Delta = \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix}^T \quad (3.109)$$

$$\dot{x} = A_m x + B_m J^{-1}(q, \hat{\theta}) R(q, \dot{q}, \ddot{q}) \tilde{\theta} \quad (3.110) \quad \text{όπου} \quad A_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix}, \quad B_m = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.111)$$

3.14 Νευρωνικοί Ελεγκτές

Το πλεονέκτημα της τεχνικής του νευρωνικού ελεγκτή για ρομποτικούς βραχίονες είναι το ότι μπορούμε να αποφύγουμε το πρόβλημα της μοντελοποίησης. Παρ' όλα αυτά οι εξισώσεις κίνησης είναι αρκετά περίπλοκες και μη γραμμικές για όλους τους ρομποτικούς βραχίονες, έχουν μερικές βασικές ιδιότητες, οι οποίες μπορούν να εκμεταλευτούν για να διευκολύνουν το σχεδιασμό του συστήματος ελέγχου.

Ένας γνωστός νευρωνικός ελεγκτής παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα. Το νευρωνικό μοντέλο χρησιμοποιείται για να αναπαράγει την ανάστροφη δυναμική κάθε άρθρωσης για μη γραμμική αντιστάθμιση του ρομποτικού βραχίονα.



Σχήμα 3.29: Νευρωνικός ελεγκτής αναπαραγωγής της ανάστροφης δυναμικής [20]

Οι είσοδοι ελέγχου των αρθρώσεων παράγονται από αναδραστικό έλεγχο με PD ελεγκτή και νευρωνικό ελεγκτή. Οι έξοδοι της ανάδρασης και οι νευρωνικοί ελεγκτές αθροίζονται για να επιτύχουν το συνολικό έλεγχο όλων των αρθρώσεων.

Ο ελεγκτής με ανάδραση βασίζεται στα σφάλματα μεταξύ των επιθυμητών καταστάσεων των αρθρώσεων και των πραγματικών καταστάσεων. Η έξοδος του νευρωνικού δικτύου είναι εκπαιδευμένη να ελαχιστοποιεί την τετραγωνική τιμή μιας συνάρτησης όταν χρησιμοποιείται ο ελεγκτής PD.

Η δυναμική εξίσωση ενός σταθερού ρομποτικού βραχίονα n-αρθρώσεων σε μορφή διανυσμάτων είναι:

$$T = J(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) = J(q)\ddot{q} + Q(q, \dot{q}) \quad (3.92)$$

Έχοντας μια καθορισμένη τροχιά σύμφωνα με τους όρους των μεταβλητών των

αρθρώσεων, ονομαστικά $(q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d)$ το επόμενο βήμα στο πρόβλημα ελέγχου είναι να υπολογιστούν οι απαιτούμενες ροπές των αρθρώσεων ώστε να επιτευχθεί η επιθυμητή τροχιά του ρομποτικού βραχίονα.

Η παραπάνω εξίσωση αντιπροσωπεύει την ανάστροφη δυναμική ενός ρομποτικού βραχίονα, στην οποία, δίνοντας ένα σύνολο μεταβλητών των αρθρώσεων

(q, \dot{q}, \ddot{q}) μπορούμε να πετύχουμε την απόκριση των ροπών που θα χρησιμοποιήσουμε για να οδηγήσουμε το μηχανισμό κίνησης. [15]

Από την προηγούμενη εξίσωση η άμεση δυναμική του ρομποτικού βραχίονα μπορεί να επιτευχθεί ως εξής:

$$J(q)\ddot{q} = T - Q(q, \dot{q}) \quad (3.112)$$

και στη συνέχεια

$$\ddot{q} = J^{-1}(q)T - J^{-1}(q)Q(q, \dot{q}) = R(q, \dot{q}, T) \quad (3.113)$$

Η εξίσωση αυτή αναφέρεται σε μη γραμμική χαρτογράφηση από την είσοδο του ρομποτικού βραχίονα (ροπή άρθρωσης T) στην έξοδό του (κίνηση αρθρώσεων). Η ανάστροφη δυναμική του ρομπότ στην περίπτωση αυτή μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$T = R^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \quad (3.114)$$

Όπου ο μετασχηματισμός R^{-1} είναι μη γραμμική χαρτογράφηση από το διάστημα συντεταγμένων των αρθρώσεων στο διάστημα των ροπών των αρθρώσεων.

Ο μη γραμμικός ανάστροφος μετασχηματισμός μπορεί να απλοποιηθεί σε n απλούστερους μετασχηματισμούς, δηλαδή:

$$T = R^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \begin{bmatrix} r_1^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \\ \dots \\ r_n^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \end{bmatrix} \quad (3.115)$$

όπου $r_i^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q})$ αντιπροσωπεύει τον ανάστροφο δυναμικό μετασχηματισμό των αποκρινόμενων αρθρώσεων.

Σε πρακτικό επίπεδο η δυναμική του ρομπότ δεν μπορεί να μοντελοποιηθεί απολύτως.

Ένα εκτιμώμενο μοντέλο \hat{R}^{-1} χρησιμοποιείται για να προβλέψει τις ανατροφοδοτούμενες ροπές και η ανάδραση με σερβομηχανισμό χρησιμοποιείται για να επιφέρει σταθερότητα στο ελεγχόμενο σύνολο.

Η δυναμική του συστήματος δεν είναι σταθερή στο χρόνο και υπόκεινται σε αλλαγές όπως αποκλίσεις στο φορτίο, μεταβολές στο συντελεστή τριβής των αρθρώσεων κτλ. Παρ' όλα αυτά ο εκτιμητής του μοντέλου \hat{R}^{-1} πρέπει να τροποποιηθεί ανάλογα ώστε να εξομαλύνει τις διαφορές αυτές. Για να επιτευχθεί αυτό, ένα προσαρμοστικό ή ένα στοιχείο εκμάθησης

χρησιμοποιείται συνήθως με τη δομή ελέγχου. Η αναπτυσσόμενη αρχιτεκτονική ελέγχου, R^{-1} μοντελοποιείται χρησιμοποιώντας τεχνικά νευρωνικά δίκτυα. Κάθε ένα r_i^{-1} μπορεί να μοντελοποιηθεί από ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο όπως το παρακάτω

$$T = R^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \begin{bmatrix} r_1^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \\ \dots \\ r_n^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_1(q, \dot{q}, \ddot{q}, W_1) \\ \dots \\ N_n(q, \dot{q}, \ddot{q}, W_n) \end{bmatrix} \quad (3.116)$$

όπου N_i είναι η έξοδος κάθε τεχνητού νευρωνικού μοντέλου που χρησιμοποιείται για αναγνώριση της μη γραμμικής χαρτογράφησης r_i^{-1} και W όροι που δηλώνουν το σύνολο των προσαρμοζόμενων βαρών του αποκρινόμενου νευρωνικού δικτύου.

Η ανάστροφη δυναμική δημιουργήθηκε ρυθμίζοντας τα σήματα εισόδου και εξόδου του ρομπότ και στη συνέχεια ρυθμίζοντας τα διανύσματα των βαρών χρησιμοποιώντας αλγόριθμο εκμάθησης. Ύστερα από το τέλος της εκμάθησης, η πραγματική τροχιά του ρομποτικού βραχίονα ακολούθησε ακριβώς την επιθυμητή τροχιά. Αλλά όταν η επιθυμητή τροχιά άλλαξε σε μια που δεν είχε χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου, το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής τροχιάς έγινε μεγάλο. Αυτό σημαίνει ότι το νευρωνικό δίκτυο είχε δημιουργήσει μια σχέση μεταξύ των δεδομένων εισόδου/εξόδου αλλά δεν είχε καμία επιτυχία στην εκμάθηση του μοντέλου ανάστροφης δυναμικής.

Υπάρχουν δυο πιθανότητες να αυξηθεί το διάνυσμα εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου: με (q_d, \dot{q}_d) ή με (e, \dot{e}) . Επιθυμούμε η εκμάθηση να μην εξαρτάται από την επιθυμητή τροχιά. Παρ' όλα αυτά, προτείνεται το νευρωνικό δίκτυο να εκπαιδεύεται με $(q, \dot{q}, \ddot{q}_d, e, \dot{e})$.

Για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου υπάρχουν δυο πιθανότητες: Εκτός λειτουργίας ή εντός λειτουργίας. Από την άποψη του ελέγχου σε πραγματικό χρόνο είναι προτιμότερο να εκπαιδεύεται το νευρωνικό δίκτυο εντός λειτουργίας. Αλλά από την άποψη των αρχικών βαρών και αποκλίσεων, συνθήκη σύγκλισης και σταθερότητας της εκμάθησης είναι προτιμότερο να εκπαιδεύεται το νευρωνικό δίκτυο εκτός λειτουργίας. Η απόδοση όσον αφορά το επίπεδο της τροχιάς αποδεικνύεται καλύτερη στην περίπτωση που το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε εκτός λειτουργίας και στη συνέχεια το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την απόδοση του ελεγκτή ανάδρασης PD.

Η πρώτη υλοποίηση αν η τεχνική αυτή χρησιμοποιούσε τον αλγόριθμο backpropagation για να αναβαθμίσει τα βάρη του νευρωνικού δικτύου και τις αποκλίσεις. Όμως οι τεχνικές σύγκλισης της μεθόδου αυτής είναι αργές. Για να επιταχυνθεί ο αλγόριθμος backpropagation χρησιμοποιούνται κάποιες τροποποιούμενες μεταβλητές σφάλματος του αλγόριθμου backpropagation οι οποίες βασίζονται σε διάφορες μεθόδους. [15]

Κεφάλαιο 4

Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στον έλεγχο γραμμών παραγωγής

4.1 Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στη βιομηχανία

Μέχρι τώρα πολλά διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων έχουν προταθεί σε μια ευρεία σειρά των εφαρμογών. Επίσης πολύ προσπάθεια έχει γίνει στην τοποθέτηση των θεωρητικών θεμελίων των νευρωνικών δικτύων και οι συνδέσεις μεταξύ των στατιστικών και νευρωνικών μεθοδολογιών. Πολλά μοντέλα νευρωνικών δικτύων, όπως τα multilayer perceptron (MLP) ή τα Principal component analysis (PCA) δίκτυα είναι παρόμοια ή ίδια με τις δημοφιλείς τεχνικές της στατιστικής. Υπάρχουν επίσης μερικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων π.χ. Self-Organizing που δεν έχουν κανένα ακριβές τυπικό στατιστικό αντίτιμο, αλλά είναι χρήσιμα μέσα στην ανάλυση στοιχείων. Ωστόσο τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να αντιμετωπίζονται ως στατιστικές συσκευές και να χρησιμοποιούνται ανάλογα.

Υπάρχουν τουλάχιστον οι ακόλουθες τέσσερις κύριες πλευρές που πρέπει να εξεταστούν σε οποιοδήποτε εφαρμογή νευρωνικών δικτύων:

1) Προετοιμασία των στοιχείων: Τα δεδομένα εκπαίδευσης πρέπει να περιέχουν όλες τις σχετικές πληροφορίες που χρειάζονται για την κατασκευή του σωστού μοντέλου νευρωνικών δικτύων για κάθε στόχο. Επίσης οποιαδήποτε γνώση σχετική με το πρόβλημα πρέπει να εξεταστεί.

2) Επιλογή του μοντέλου δικτύου: Το μοντέλο των νευρωνικών δικτύων επηρεάζει τα αποτελέσματα παίρνουμε. Η δυνατότητα γενίκευσης, είναι ένα μέτρο για το πόσο καλά αποδίδει το δίκτυο επάνω στο πρόβλημα μόλις η εκπαίδευση του ολοκληρωθεί, κρίνει το πόσο καλό είναι το δίκτυο των μοντέλο για πραγματικός στόχος. Υπάρχουν διάφοροι τύποι μοντέλων νευρωνικών δικτύων που μπορούν να διαιρεθούν στις ακόλουθες τρεις ευρείες κατηγορίες σύμφωνα με τις διαδικασίες εκμάθησής τους: επιβλέπον, ανεπίβλεπτος και μοντέλα ενίσχυσης.

3) Υπολογίζοντας τις παραμέτρους δηλ., που εκπαιδεύουν ένα δίκτυο για ένα δεδομένο πρόβλημα: Ο στόχος από μια διαδικασία εκμάθησης είναι να κατασκευαστεί ένας απαραίτητος μετασχηματισμός από το διάστημα εισαγωγής στο διάστημα παραγωγής του δικτύου. Οποιοσδήποτε μετασχηματισμός των εισόδων στις εξόδους που έχουν δοθεί είναι συναρτήσεως της διαδικασίας προσέγγισης του προβλήματος όπου οι δυσκολίες προέρχονται από μια κοινή προέλευση: Το μετρούμενο μέγεθος των αποτελεσμάτων εκπαίδευσης που εύκολα οδηγεί στις πολλαπλάσιες πιθανές λύσεις. Η διαταγή να επιτευχθούν χρήσιμα αποτελέσματα πρέπει να περιορίσει τις επιλέξιμες λύσεις σε ένα μικρότερο σύνολο. Η αντιμετώπιση των περιορισμών που επιβάλλονται από τα δεδομένα είναι ένα από τα κεντρικά σημεία στη μεθοδολογία των νευρωνικών δικτύων.

Επιπλέον, ο αποτελεσματικός αριθμός των παραμέτρων των μοντέλων, δηλ. η πολυπλοκότητα των νευρωνικών δικτύων, πρέπει να ταιριάζει στην πολυπλοκότητα του προβλήματος και τον αριθμό των διαθέσιμων εκπαιδευτικών παραδειγμάτων. Εάν το δίκτυο είναι πάρα πολύ σύνθετο, θα

μάθει το σύνολο της εκπαίδευσης (low bias) αν και γενικεύοντας πολύ άσχημα (high variance). Ο έλεγχος της πολυπλοκότητας είναι επομένως μια ανάγκη για να εξασφαλιστεί μια καλύτερη γενίκευση. Είναι ένα ειδικό βασικό ζήτημα όταν το σύνολο της εκπαίδευσης είναι μικρό, θορυβώδες και ακόμα μερικώς ανακριβές. Οι πρακτικοί μέθοδοι για τον έλεγχο της πολυπλοκότητας των μοντέλων περιλαμβάνουν, π.χ., την πρόωρη-σταματημένη εκπαίδευση, τις επιτροπές των πρόωρων -σταματημένων δικτύων, την αποσύνθεση βάρους ή άλλες μεθόδους, και οι Bayesian τεχνικές για την επιλογή του κατάλληλου επίπεδου συστηματοποίησης, όπως το πλαίσιο στοιχείων.

4) Αξιολόγηση της απόδοσης του δικτύου: Ο γενικός τρόπος να καθορίσουμε πόσο καλά ένα δίκτυο έχει συλλάβει τη φύση μιας λειτουργίας είναι να επικυρωθεί το δίκτυο αυτό με πρόσθετα παραδείγματα δοκιμής που δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια των βημάτων εκμάθησης. Τα αποτελέσματα που επιτυγχάνονται με τα δείγματα δοκιμής μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως δείκτες της γενικής δυνατότητας του δικτύου. Ο στόχος πρέπει να καθορίσει το επίπεδο εμπιστοσύνης στην κατ' εκτίμηση γενίκευση των δυνατοτήτων του προτύπου. Για αυτόν τον στόχο μερικές χρήσιμες στατιστικές τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν, η τελική κρίση σχετικά με την επιτυχία της κατασκευής του προτύπου νευρωνικού δικτύου έρχεται σε λειτουργική χρήση.

4.2 Παραδείγματα των βιομηχανικών εφαρμογών

4.2.1 Ποιοτικός έλεγχος ξύλινων επιφανειών

Σε αυτό το τμήμα εξετάζουμε ένα σύστημα ποιοτικής επιθεώρησης για τις ξύλινες επιφάνειες που είναι κατά ένα μεγάλο μέρος βασισμένος στις νευρωνικές αρχές επεξεργασίας και πληροφοριών.

Έλεγχος, παρακολούθηση και διαμόρφωση	31%
Αναγνώριση, ανίχνευση και ταίριασμα σχεδίων	14%
Πρόγνωση και πρόβλεψη	14%
Επεξεργασία εικόνας	10%
Βελτιστοποίηση	4%
Επεξεργασία σήματος (π.χ ομιλία και γλώσσες)	3%
Γενικός	23%

Πίνακας 4.1: Τομείς εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων στην Ευρώπη.

Παραγωγή	39%
Επιχειρησιακές υπηρεσίες και μάρκετινγκ	19%
εργασίες, οικονομία και ασφάλεια	12%
Ιατρική, υγεία, φαρμακευτική	3 %
Μεταφορές	3 %
Χρησιμότητες και ενέργεια	3%
Χονδρικό και λιανικό εμπόριο	1%
Άλλοι	20%

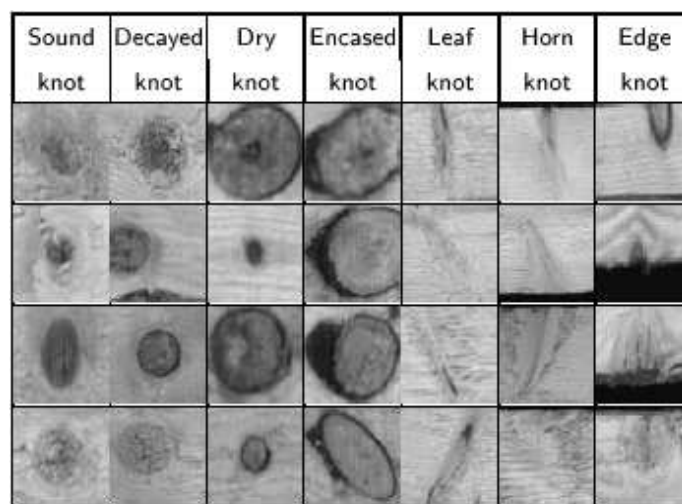
Πίνακας 4.2: Τομείς της βιομηχανίας με νευρωνικά δίκτυα στην Ευρώπη.

Σαν φυσικό υλικό το ξύλο έχει μια σημαντική διαφορά ανάμεσα σε κάθε είδος ,πράγμα που το κάνει ένα δύσκολο υλικό για την αυτόματη βαθμολόγηση. Σε γενικές γραμμές, η επιθεώρηση και η ποιοτική ταξινόμηση του ξύλου είναι απλή : η ποιοτική κατηγορία κάθε πίνακα εξαρτάται από τις ατέλειές και τη διανομή τους, όπως υπαγορεύεται από τα ποιοτικά πρότυπα. Εντούτοις ,η ευκρίνεια των ατελειών είναι με βάση τη βιολογική προέλευση, την εμφάνιση, ή την αιτία τους, έτσι ώστε η οπτική εμφάνιση των ατελειών στην ίδια κατηγορία έχουν ουσιαστική παραλλαγή. Τα φινλανδικά πρότυπα μόνο καθορίζουν 30 διαφορετικές κατηγορίες ατέλειας, όπως ο ήχος, η ξηρασία , και αποσυντεθειμένος κόμβοι, τσέπες ρητίνης, διασπάσεις, φλοιός, κ.λπ., κάθε ένας με διάφορους βαθμούς σοβαρότητας .

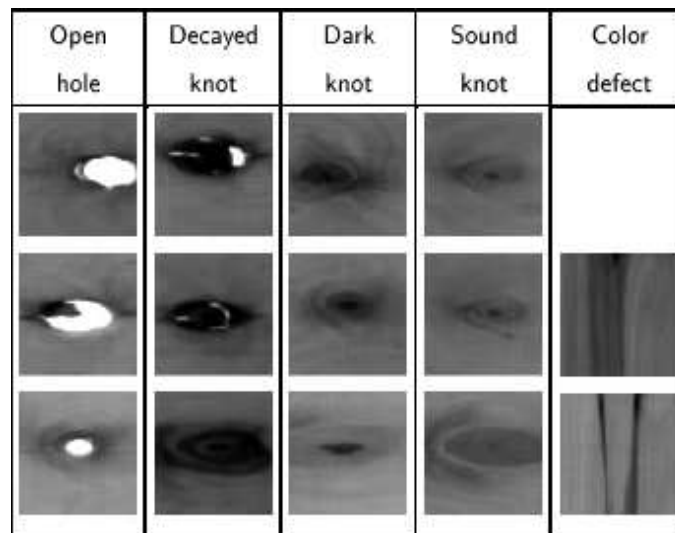
Το σχήμα 4.1 και 4.2 παρουσιάζουν παραδείγματα των ατελειών για αναγνώριση. Το (Σχήμα 4.1) παρουσιάζει κατηγορίες κόμβων στους κομψούς πίνακες (από τα εργαστηριακά πειράματα κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του συστήματος) και το (Σχήμα 4.2) παρουσιάζει πραγματικές εικόνες σε γραμμές παραγωγής των ατελειών στα φύλλα καπλαμάδων.

Μια σχηματική αναπαράσταση του συστήματος αναγνώρισης ατέλειας παρουσιάζεται στο (Σχήμα 4.3). Η σχετική πληροφορία από τις ατέλειες του ξύλου κωδικοποιούνται από το Gabor-filters και το self-organizing για την κατασκευή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων στο σύστημα σε πληροφορίες τοπικών ιστογραμμών .Πληροφορίες από το χρώμα ατέλειας είναι κωδικοποιημένες ως χρώμα ιστογράμματος, και τα σφαιρικά χαρακτηριστικά γνωρίσματα από την ατέλειες κωδικοποιούνται σαν λογαριθμικά παραδείγματα του χώρου φάσματος συχνότητας πέρα από την ατέλεια.Η προσέγγιση δίνει το ποσοστό αναγνώρισης των ρόζων στα ξύλα περίπου στο 85 % , παραγωγικό με ακρίβεια περίπου 90% στον τελικό διαχωρισμό ,ο οποίος είναι σαφώς καλύτερος από την διαλογή με χειρονακτικά μέσα που έχει απόδοση (περίπου 70-80 %).

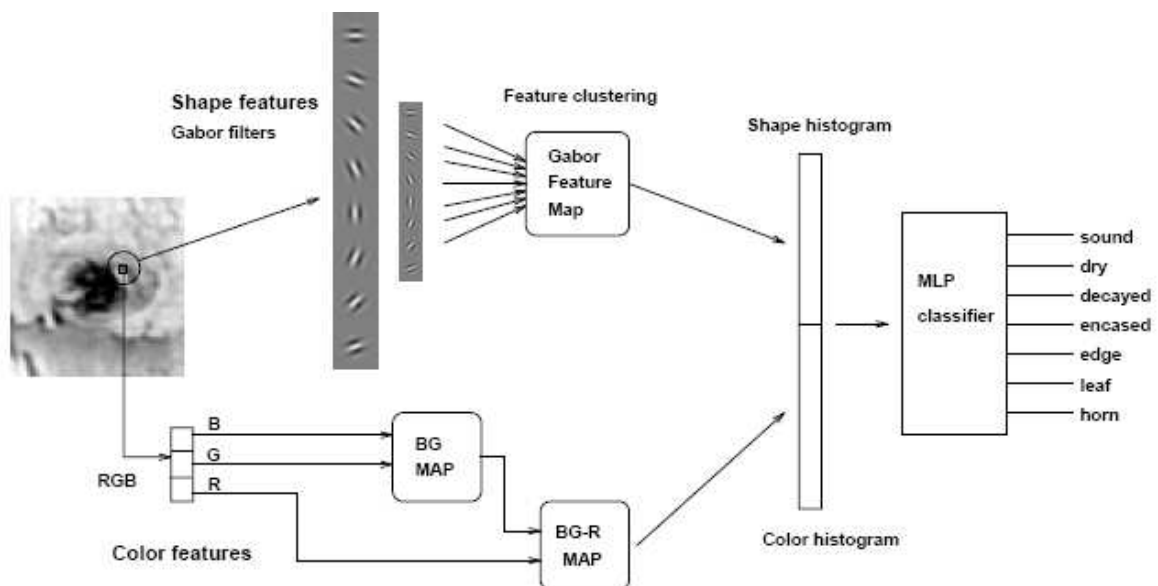
Με βάση αυτά τα αποτελέσματα, μια βιομηχανική μηχανή βασισμένη σε ένα σύστημα αυτόματης επιθεώρησης των επιφανειών των ξύλων έχει αναπτυχθεί από την Φινλανδική Mecano Group Ltd . Το σύστημα βασίζεται στην επεξεργασία σήματος, με την ικανότητα επεξεργασίας περίπου 70 από 2 μετρά φύλλων καπλαμάδων ανά λεπτό .Η ανάλυση της εικόνας είναι περίπου 1×1 mm ,και τα φύλλα μπορούν να περιέχουν πάνω από 20 ατέλειες κατά μέσον όρο.



Σχήμα 4.1: Παραδείγματα των διάφορων τύπων ρόζων σε ξύλα (εργαστηριακά πειράματα.) [4]



Σχήμα 4.2: Παραδείγματα των κατηγοριών ατέλειας στον καπλαμά (εικόνες γραμμών παραγωγής).[4]



Σχήμα 4.3: Ένα σχήμα του συστήματος ελέγχου ποιότητας βασισμένο στο χρώμα και την πληροφορία .[4]

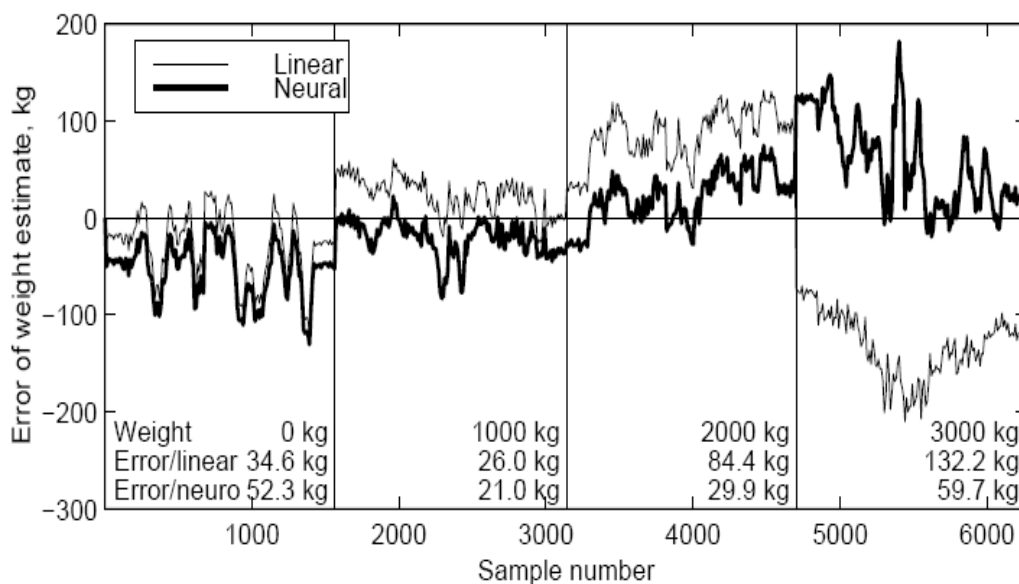
Συνοψίζοντας, τα πλεονεκτήματα της νευρωνικής επεξεργασία σε αυτήν την εφαρμογή είναι:

- Ευρωστία: Όλα τα στάδια της επεξεργασίας είναι κατάλληλα για τη γενική αναγνώριση των ατελειών .Τα χαρακτηριστικά δεν είναι χειροκίνητα για οποιοδήποτε ιδιαίτερο σύνολο στόχων κατηγοριών, και ο τελικός συντονισμός πραγματοποιείται με μη επιδοτούμενη self-organizing διαδικασία.
- Προσαρμοστικότητα: Το σύστημα μπορεί να εκπαιδευθεί εύκολα για οποιοσδήποτε κριτήρια ταξινόμησης (ποιοτικά πρότυπα) ή για αλλαγές στο περιβάλλον απεικόνισης ή στα είδη δέντρων. Παραδείγματος χάριν, εξάγοντας το σύστημα στη Βόρεια Αμερική απαιτούνται μόνο ελάχιστες αλλαγές, ακόμα κι αν τα δέντρα είναι πολύ μεγαλύτερα και διαφορετικά ή εμφάνιση των ατελειών θα απαιτούσε διαφορετική επιλογή με το χέρι .[4]

4.2.2 Νευρωνικό δίκτυο σε μέτρηση βάρους προϊόντος

Σε αυτό το τμήμα εξετάζουμε μια χαρακτηριστική εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων ως τμήμα ενός μεγαλύτερου συστήματος, όπου το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιείται ως δομική μονάδα για να λύσει ένα ξεχωριστό πρόβλημα κάποιου άλλου τμήματος.

Σε περίπτωση που η εφαρμογή είναι ένα σύστημα μέτρησης βάρους κατασκευασμένο από την Omni Weight Control Ltd, στη Φινλανδία. Η αρχή του συστήματος ακολουθεί: Αιτίες βάρους ή φορτίων πιέσεις στην ενισχυτική δομή και με μέτρηση των πιέσεων που το βάρος μπορεί να είναι υπολογισμένο. Οι πιέσεις μετριοούνται από μετρητές πίεσης υψηλής ανάλυσης οι οποίοι είναι ενωμένοι σε θέσεις της δομής και δέχονται το βάρος αμεσότερα. Βασικά το πρόβλημα εκτίμησης είναι γραμμικό, όπως το τέντωμα του μετάλλου εξαρτάται γραμμικά από τη δύναμη. Εντούτοις, διάφοροι παράγοντες καθιστούν το πρόβλημα στην πράξη μη γραμμικό. Το πλαίσιο εργασίας μπορεί να περιέχει τους μηχανισμούς μοχλών με σκοπό να διανείμουν το φορτίο ομοιόμορφα, όπως στα φορτηγά. Τα δυναμικά πράγματα και οι ελαστικές δονήσεις μπορεί να είναι ένα πρόβλημα, όπως παρουσιάζετε στις ζώνες μεταφορών ή την κίνηση των οχημάτων. Τα επίσης κινούμενα μέρη στο σύστημα μπορούν να αλλάξουν τη διανομή του βάρους.



Σχήμα 4.4: Εκτίμηση βάρους από τις πιέσεις στον ανυψωτή ακτινών με το γραμμικό και νευρωνικό πρότυπο. Η εικόνα παρουσιάζει λάθη εκτίμησης βάρους για τέσσερα διαφορετικά φορτία όταν η μεταφορά είναι μακριά από μια ακραία θέση σε μια άλλη. Το μέσο απόλυτο σφάλμα για την γραμμική εκτίμηση ήταν 69,3 kg και για την νευρωνική 40,7 kg. [4]

Στην παραγωγή, τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για αντιστάθμιση των μικρών μη γραμμικοτήτων. Η εικόνα 4.4 παρουσιάζει ένα παράδειγμα από έναν ανυψωτή ακτινών. Η γραμμική εκτίμηση βάρους δίνει τα λάθη όταν η μεταφορά κινείται, το οποίο μπορεί να είναι κάπως μειωμένο από την εκτίμηση του νευρωνικού δικτύου. Σε αυτήν την εφαρμογή το νευρωνικό δίκτυο δεν είναι ένα κρίσιμο μέρος γιατί η επιτυχία της εκτίμησης βάρους εξαρτάται κυρίως από τον προσδιορισμό θέσης των μετρητών πίεσης και το φιλτράρισμα των ακατέργαστων σημάτων μέτρησης. Ωστόσο, τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν μια ανέξοδη μέθοδο για τα αποτελέσματα, σε μερικές περιπτώσεις ώστε να φθάσει στην απαραίτητη ακρίβεια της εφαρμογής μέτρησης βάρους. [4]

4.2.3 Βιομηχανική εφαρμογή: Μονάδα παστερίωσης

Το σύστημα του νευρωνικού δικτύου

Μεταξύ των ουσιαστικών συστατικών στη λειτουργία του λειτουργικού εργαλείου ,οι αισθητήρες τοποθετούνται στο επίπεδο των διαφόρων μερών της βιομηχανικής διαδικασίας επιτρέπουν την σύνδεση για εξαγωγή πληροφοριών .Μια μονάδα κεντρικής επεξεργασίας των στοιχείων που αποσπώνε (ένα κομπιούτερ στο οποίο ο αλγόριθμος υπολογισμού και η βάση εκπαίδευσης αποθηκεύονται).Η διεπαφή προσαρμογής των πληροφοριών (μονάδα ψηφιακής αναλογικής μετατροπής) και μια διεπαφή επικοινωνίας μεταξύ του χρήστη και της μηχανής .Η πρωτοτυπία αυτής της αναζήτησης βρίσκεται στην εκμετάλλευση μιας μεθόδους ανάλυσης της αξιοπιστίας για την διάγνωση που περιέχει νευρωνικά δίκτυα .Στη φάση εκπαίδευσης των δικτύων το σύνολο των εισόδων χτίζονται αρχικά από το FMEA.

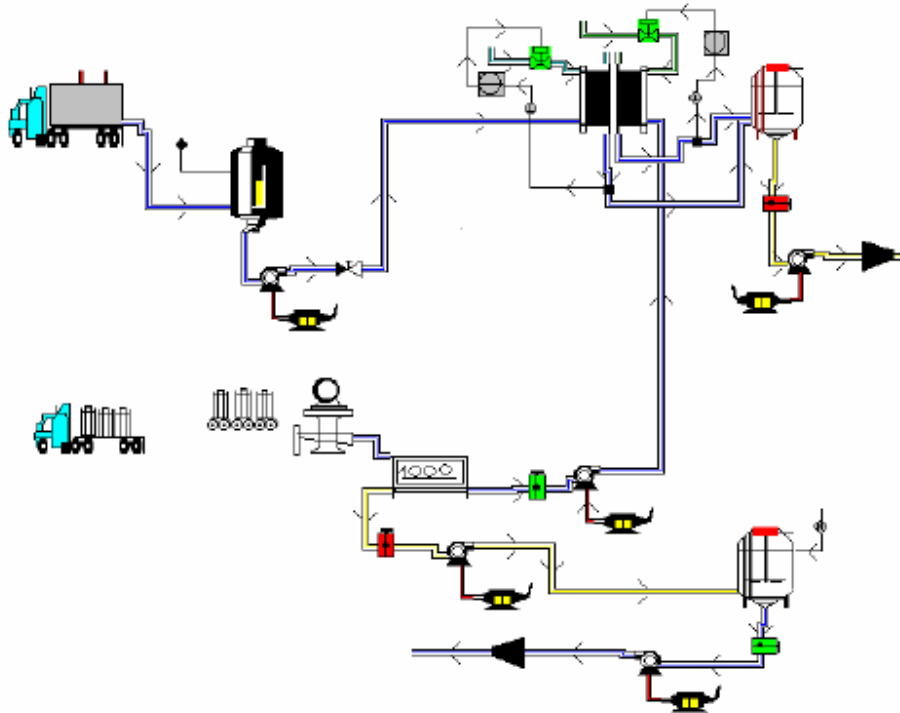
Περιγραφή της διαδικασίας

Η μελέτη μας αφορά το υποσύστημα που αντιστοιχεί στην ομάδα παστερίωσης που προορίζετε για γαλακτοκομικά προϊόντα (Σχήμα 4.5). Αποτελείτε κυρίως από ένα σύστημα ελέγχου ,το απόθεμα εξισορρόπησης (δεξαμενή σταθερού επιπέδου),μια συσκευή ανταλλαγής θερμότητας στους δίσκους που έχουν τέσσερα τμήματα ,δυο αντλίες των βαλβίδων και του σωλήνα της σύνδεσης κατά την διάρκεια της έναρξης ,το κύκλωμα πρέπει να ισορροπεί από την παροχή νερού. Όταν η θερμοκρασία της παστερίωσης επιτυγχάνετε στην έξοδο του τμήματος της θέρμανσης και η θερμοκρασία του τμήματος της ψύξης είναι 4-6 °C ,το προϊόν μπορεί να εισαχθεί μόλις η στάθμη του νερού είναι ελάχιστη στη δεξαμενή σε σταθερό επίπεδο .Το προϊόν που προέρχεται από τις δεξαμενές αποθήκευσης επιδιώκει στην δεξαμενή σταθερού επιπέδου να παρέχει στην συσκευή ανταλλαγής θερμότητας στους δίσκους κυκλοφορεί έτσι σε όλο το κύκλωμα ανάλογα με την λειτουργία της αντλίας M1.Η βαλβίδα V4 ωθείτε ώστε το γάλα να διασχίζει το τμήμα προθέρμανσης και έπειτα περνά στο τμήμα θέρμανσης για να φτάσει σε μια θερμοκρασία που κυμαίνεται μεταξύ 90 °C και 95 °C .Η θερμοκρασία εξασφαλίζεται από το κύκλωμα ζεστού νερού στο τμήμα θέρμανσης μέσω της αντλίας M2 το νερό είναι από τον ατμό που προέρχεται από την βαλβίδα V2.

Ο ρυθμιστής θερμοκρασίας TC πραγματοποιεί την ρύθμιση της βαλβίδας ρύθμισης του ατμού . Στην έξοδο της συσκευής ανταλλαγής θερμοκρασίας ,αν η θερμοκρασία πάει κάτω από την σταθερή τιμή (90 °C), η βαλβίδα επιστροφής V1 παίρνει εντολή από τον ελεγκτή θερμοκρασίας TSL να επιτρέψει την επιστροφή του προϊόντος προς επιφύλαξη της ισορροπίας .Η κυκλοφορία εκεί επανέρχεται μόλις η θερμοκρασία είναι στο επιτρεπτό περιθώριο μεταξύ (90 °C - 95 °C) .Μια προειδοποίηση υποδεικνύει στο χρήστη το πρόβλημα της θερμοκρασίας .

Το κύκλωμα πρέπει να ισορροπήσει με εισροή κρύου .Κατά συνέπια η θερμοκρασία στην έξοδο του τμήματος ψύξης (όπου κυκλοφορεί κρύο νερό) είναι ρυθμισμένη χειροκίνητα μέσω της βαλβίδας V3.Σε αυτή την φάση ένας ρυθμιστής από τον οποίο λαμβάνουμε την θερμοκρασία που βγαίνει το γάλα ,ο μεταδότης θα προχωρήσει στα εξής :Αν η θερμοκρασία του προϊόντος στη έξοδο είναι μικρότερη από 4 °C ,ο ελεγκτής της θερμοκρασίας της εξόδου θα ενεργοποιήσει την βαλβίδα V5 για την επιστροφή του γάλατος στην δεξαμενή εξισορρόπησης .Αν είναι μεγαλύτερη από 6 °C το προϊόν δεν δροσίζεται καλά και το γάλα θα διαβιβαστεί στην συσκευή εναλλαγής της ζεστής θερμοκρασίας σε μια ποιο δροσερή .Αν η θερμοκρασία του προϊόντος είναι στο όριο της παστερίωσης (4 °C - 6 °C) το γάλα οδηγείτε κατευθείαν στην έξοδο του συστήματος παστερίωσης .

Το προϊόν που βγαίνει οδηγείται προς τις γραμμές βελτίωσης. Ένα βολτόμετρο δείχνει την ποσότητα του προϊόντος που επεξεργάζεται.



Σχήμα 4.5 :Μονάδα παστερίωσης[4]

Σύστημα διάγνωσης

Πλαίσιο της χρήσης και του στόχου

Στο παρακάτω κείμενο θα προσπαθήσουμε να αναλύσουμε αρχικά το πλαίσιο στο οποίο πρέπει να ενσωματωθεί το σύστημα διάγνωσης όπως επίσης και η μέθοδος της ανάλυσης που χρησιμοποιείτε. Στη συνέχεια θα αναπτύξουμε τις πτυχές της μεθοδολογίας που καθιστά δυνατή την απάντηση σε κάθε ερώτηση για να εκμεταλλευτούμε την διαδικασία που μας ενδιαφέρει.

α) Πλαίσιο χρήσης

Για την πραγματοποίηση του συστήματος διάγνωσης των σφαλμάτων με νευρωνικά δίκτυα πρέπει να ληφθούν υπόψη μερικά προβλήματα που περιλαμβάνονται στην εκμετάλλευση, την διάγνωση και τις πιέσεις σχετικά με την διαδικασία και τους μελλοντικούς χρηστές. Το σύστημα διαγνώσεων που εφαρμόζεται στο μικροϋπολογιστή πρέπει να τοποθετηθεί στη διάθεση από το προσωπικό που είναι υπεύθυνο για την συντήρηση και μπορεί να είναι εγκαταστημένα στα λιβάδια ή μακριά από τον εξοπλισμό ελέγχου. Έτσι, τα συστήματα διάγνωσης μπορούν να λειτουργήσουν σε πραγματικό χρόνο και η λειτουργία του απαιτεί τη χρήση διαφόρων διαπαφών που επιτρέπουν την προσαρμογή και την επεξεργασία δεδομένων κατά δέσμες για να είναι ελεγχόμενη και η επικοινωνία ανθρώπου μηχανής.

β) Στόχος

Ο Στόχος στην πραγματοποίηση ενός συστήματος διάγνωσης προβληματικών διαδικασιών στα υπάρχοντα μέσα (όργανα μέτρησης ,εγχειρίδια επισκευής ,διαγράμματα καλωδίωσης κ.τ.λ) είναι να επιτρέψει μια αποτελεσματική βοήθεια στον προσδιορισμό των τρόπων αποτυχίας και των πιθανών αιτιών τους .

Το νευρωνικό σύστημα διάγνωσης χρησιμοποιείται σαν μέθοδος υποστήριξης και συμπληρώματος στο διαθέσιμο πείραμα για τα άτομα συντήρησης και τους χειριστές ελέγχου .Το διαμορφούμενο σύστημα είναι ανοικτό σε ένα απευθείας σύνδεση σύστημα διάγνωσης που εξασφαλίζει την αξιοπιστία της παραγωγής .Ο χειριστής ενημερώνετε από το σύστημα διάγνωσης όπως :ηλεκτρονικό ταχυδρομείο ή από ευδιάκριτους ή οπτικούς συναγερμούς κ.λ.π.

Πραγματοποίηση

Η πραγματοποίηση των νευρωνικών συστημάτων διάγνωσης περνάει από τα παρακάτω στάδια :

- Διαμόρφωση της βιομηχανικής διαδικασίας .
- Καθορισμός της αρχιτεκτονικής των νευρωνικών δικτύων .
- Επιλογή του υιοθετημένου αλγόριθμου .
- Δημιουργία της βάσης εκπαίδευσης αρχίζοντας από την ανάλυση του μοντέλου .
- Εκπαίδευση του συστήματος διάγνωσης .

Μεταξύ των ουσιαστικών συστατικών για την λειτουργία του λειτουργικού εργαλείου ,

- Οι αισθητήρες τοποθετούνται στο επίπεδο των διαφόρων μερών της βιομηχανικής διαδικασίας ,επιτρέποντας την απευθείας σύνδεση για την εξαγωγή πληροφοριών .
- Μια κεντρική μονάδα επεξεργασίας των αποσπασματικών δεδομένων (ένας υπολογιστής στον οποίο ο αλγόριθμος υπολογισμού και η βάση εκπαίδευσης που αποθηκεύονται)
- Μια διεπαφή προσαρμογής πληροφοριών (ψηφιακή – αναλογική μονάδα μετατροπής) και μια διεπαφή επικοινωνίας μεταξύ της μηχανής και του χρήστη .

α) Στρατηγική ανάπτυξης

Ο τομέας της αξιοπιστίας προσφέρει διάφορες μεθόδους που διευκολύνουν τη διάγνωση των βιομηχανικών συστημάτων .Εντούτοις, είναι σημαντικό να λάβουμε υπόψη μας τις απαιτήσεις στις οποίες το σύστημα διάγνωσης πρέπει να απάντηση για να εγγυηθεί την αποτελεσματικότητα των επιλογών μας. Η εκμετάλλευση της μεθόδου AMDE για την διάγνωση με νευρωνικά δίκτυα ήταν η καλύτερη .Στο βήμα κατάρτισης δικτύων, ολόκληρα τα διανύσματα εισαγωγής είναι κατασκευασμένα αρχίζοντας από το AMDEC.

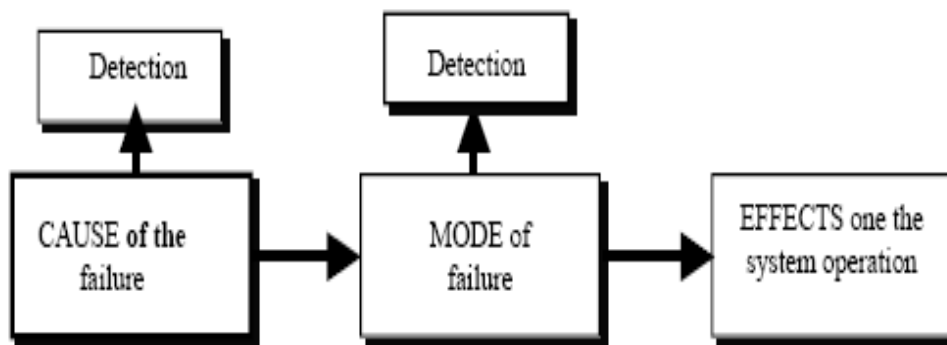
β) Η μέθοδος FMEA

Το FMEA είναι μια μέθοδος κρίσιμης ανάλυσης η οποία συνιστάται στον προσδιορισμό σε ένα επαγωγικό και συστηματικό τρόπο το ρίσκο των ανώμαλων διαδικασιών ενός συστήματος για να επιδιώξει έπειτα την προέλευση και τις συνέπειες .Γενικότερα επιτρέπει :

- Προσδιορισμός των μεθόδων αποτυχίας όλων των συστατικών ενός συστήματος
- Η πιθανή έρευνα σχετικά με τις αιτίες αποτυχίας ,για κάθε τρόπο αποτυχίας

- Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων στο σύστημα και το χρήστη για κάθε συνδυασμό αιτία – τρόπου αποτυχίας
- Η αναζήτηση των πιθανών ανιχνεύσεων για κάθε συνδυασμό αιτία – τρόπου της αποτυχίας

Το FMEA χρησιμοποιείτε πάντα για την μελέτη της διάγνωσης που προετοιμάστε στα πλαίσια της συνάρτησης των εγκαταστάσεων .Η διάγνωση χρησιμοποιεί τις συνδέσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων μιας αποτυχίας ,αντιλαμβάνεται σαν κακή λειτουργία του συστήματος και προκαλεί την προέλευση της αποτυχίας .Πραγματοποιείτε από την προσθήκη των δοκιμών ανίχνευσης (οπτικοί και ακουστικοί συναγερμοί ,μέτρηση σημάτων ,κ.τ.λ) διανεμημένος σε κάθε ένα συνδυασμό αιτία –τρόπος αποτυχίας .



Εικόνα 4.6: Μηχανισμός αποτυχίας[4]

Η πραγματοποίηση ενός FMEA απαιτεί αρχικά τον προσδιορισμό του επιπέδου αποσύνθεσης . Ένα σύστημα θα μπορούσε να αποτελέσει το αντικείμενο μιας ιεραρχίας αποσύνθεσης σε Ένα επίπεδο που είναι απαραίτητο .Το τελευταίο επίπεδο αντιστοιχεί γενικά στο τελευταίο συστατικό που αναπληρώνει το επίπεδο αποσύνθεσης και πρέπει να είναι συμβατό με την γνώση όλων των μεθόδων αποτυχίας και των αποτελεσμάτων των αναλύσεων που παρουσιάζονται στη συνέχεια με την μορφή πίνακα όπου στις στήλες τους συλλέγοντας τα κριτήρια που αναλύθηκαν . [4]

4.2.4 Έλεγχος φούρνων MIMO με τα νευρωνικά δίκτυα

Τα τελευταία χρόνια, έχουν υπάρξει διάφορα σχέδια εκμάθησης νευρωνικών ελεγκτών .Στη γενική προσέγγιση εκμάθησης Psaltis et al , ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύονται off - line παρόμοια με την αναγνώριση σχεδίων όπου τα σχέδια στόχων είναι οι εισαγωγές εγκαταστάσεων και τα σχέδια εισαγωγής . Αποτελούνται από την αντίστοιχη πραγματική παραγωγή εγκαταστάσεων και μερικά καθυστερημένα σήματα εγκαταστάσεων. Στην αναγνώριση σχεδίων, το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται για να απομνημονεύει και να υπενθυμίζει τα σχέδια, ενώ, στον έλεγχο είναι εκπαιδευμένο να μαθαίνει την σχέση των σχεδίων. Η σύγκλιση λαμβάνεται με την ελαχιστοποίηση του λάθους μεταξύ του σχεδίου στόχων και την έξοδο του νευρωνικού δικτύου κάτω από μια ορισμένη τιμή. Μόλις το δίκτυο μάθει το αντίστροφο μοντέλο των εγκαταστάσεων , διαμορφώνεται ως άμεσος ελεγκτής στις εγκαταστάσεις.

Αν και το αντίστροφο μοντέλο του νευρωνικού ελέγχου είναι παρόμοιο στην αρχιτεκτονική με ένα συμβατικό μοντέλο ελέγχου ανατροφοδότησης, η ιδιότητα του νευρωνικού ελεγκτή είναι κάπως

διαφορετική από αυτήν του συμβατικού ελεγκτή ανατροφοδότησης. Στην πραγματικότητα, ο νευρωνικός ελεγκτής έχει μια ιδιότητα παρόμοια με αυτήν ενός παραδοσιακού self-tuning προσαρμοστικού ελεγκτή. Στο απευθείας self-tuning σχέδιο ελέγχου, μια priori γνώση της δομής των μαθηματικών προτύπων και των παραμέτρων των εγκαταστάσεων απαιτούνται για να υπολογιστούν μέσω ενός σχεδίου εκτίμησης. Από τις εκτιμήσεις των παραμέτρων των εγκαταστάσεων, ο ρυθμιστής είναι σε θέση να παραγάγει το σωστό έλεγχο που εισάγεται μέσω ενός αντίστροφου μαθηματικού προτύπου στις εγκαταστάσεις.

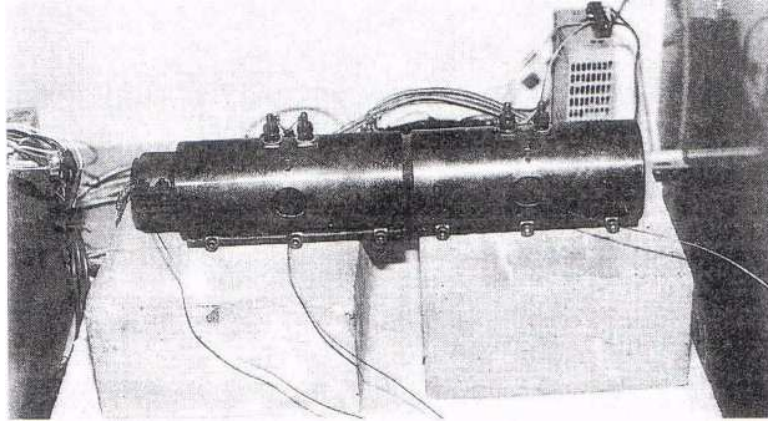
Το αντίστροφο μοντέλο προσέγγισης του νευρωνικού-ελέγχου είναι πιο δυνατό και απλούστερο από αυτή την άποψη, δεδομένου ότι δεν είναι απαραίτητο να παραχθεί το μαθηματικό μοντέλο των εγκαταστάσεων για την εφαρμογή. Η δυνατότητα του νευρωνικού δικτύου να μαθαίνει και να γενικεύει, βασίζεται στην συμπεριφορά εισόδου-εξόδου μιας διαδικασίας. Με τον τρόπο αυτό έχει ένα μεγαλύτερο πλεονέκτημα ώστε πολλά προβλήματα ελέγχου να μπορούν τώρα να λυθούν ευκολότερα και με λιγότερη προηγμένη γνώση των εγκαταστάσεων. Η χρήση της καμπύλης σε σχήμα C των ημιγραμμικών λειτουργιών στα κρυμμένα στρώματα των νευρικών δικτύων έχει κάνει με την επίλυση των ιδιαίτερα μη γραμμικών συστημάτων ελέγχου όπου πολλές παραδοσιακές προσαρμοστικές και συμβατικές τεχνικές ελέγχου δεν έχουν καμία λύση. Επί πλέον, ισχύει στις σύνθετες και λανθασμένες εγκαταστάσεις όταν η μαθηματική μοντελοποίηση είναι δύσκολη.

Ένα άλλο πλεονέκτημα στην χρήση των νευρωνικών δικτύων είναι ότι μπορεί να εκπαιδευθεί σε πραγματικό χρόνο για να βελτιωθεί περισσότερο η απόδοσή του. Στη βασική αντίστροφη προσέγγιση του μοντέλου, ο νευρωνικός ελεγκτής μπορεί να εκπαιδευθεί σε πραγματικό χρόνο με ελαχιστοποίηση του λάθους απόδοσης του συστήματος. Εντούτοις, με αυτή την αρχιτεκτονική, η ελαχιστοποίηση του λάθους στην απόδοση δεν ελαχιστοποιεί πραγματικά την παραγωγή λάθους του νευρωνικού –ελεγκτή στην έξοδο λόγω της θέσης των εγκαταστάσεων. Προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί το πραγματικό λάθος παραγωγής του νευρωνικού-ελεγκτή, απαιτείται η γνώση του σχεδίου Jacobian, όπως προτείνεται στο εξειδικευμένο σχέδιο εκμάθησης Psaltis et al, το οποίο θα ήταν αντιφατικό προς όφελος της προσέγγισης του νευρωνικού -ελέγχου που περιγραφικέ νωρίτερα. Σε μια μελέτη από τους Saerens και Soquet, τα στοιχεία του Jacobian μπορούν να προσεγγιστούν από τα σημάδια όταν είναι γνωστός ο προσανατολισμός στον οποίο οι παράμετροι ελέγχου επηρεάζουν τα αποτελέσματα των εγκαταστάσεων. Αυτή η προσέγγιση είναι αποδεκτή όταν οι εγκαταστάσεις που ελέγχονται είναι απλές και όταν φθάσει το σύστημα στο σταθερό κράτος.

Μια πιο ακριβή προσέγγιση για να εκπαιδευτεί ο νευρωνικός ελεγκτής σε πραγματικό χρόνο είναι η προσαρμογή της αρχιτεκτονικής ενός έμμεσου προσαρμοστικού σχεδίου ελέγχου όπου το πρότυπο προσδιορισμού αντικαθίσταται από ένα νευρωνικό δίκτυο. Στο σχέδιο του backpropagation – through – time το μοντέλο ενός νευρωνικού δικτύου εκπαιδεύεται αρχικά για να μιμηθεί τις εγκαταστάσεις. Σε αυτό το σχέδιο ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται αρχικά να εξομοιώσει την εγκατάσταση. Ο νευρωνικός εξομοιωτής χρησιμοποιείται ως μέσον στο backpropagate για να αποδώσει το λάθος αποκτώντας το ισοδύναμο λάθος στην έξοδο του νευρωνικού ελεγκτή. Αυτό το σχέδιο περιλαμβάνει την απευθείας σύνδεση πραγματοποίησης ενός αρχικά ανεκπαιδευτου νευρωνικού ελεγκτή με την εφαρμογή των τυχαίων εισόδων. Στη συνέχεια επαναλαμβάνει τον επιθυμητό κύκλο τροχιάς έως ότου ελαχιστοποιηθεί το λάθος της απόδοσης.

Σε αυτήν την εφαρμογή, η αρχιτεκτονική του νευρωνικού εξομοιωτή και του νευρωνικού ελεγκτή υιοθετείται για να ελέγξει έναν μικρογραφημένο MIMO βιομηχανικό φούρνο. Το σχήμα 4.7 επεξηγεί το φούρνο και το σχέδιο 4.8 παρουσιάζει σχηματική αναπαράστασή του διαγράμματος. Σε πραγματικό χρόνο δεν είναι πρακτικό να πραγματοποιηθεί και ο εξομοιωτής νευρωνικού δικτύου και ο νευρωνικός ελεγκτής σαν τέτοια διαδικασία με αργό χρόνο που ποικίλλει στη φύση. Είναι ιδιαίτερα μη πρακτικό να εφαρμοστούν οι τυχαίες εισοδοι κατά τη διάρκεια μιας μεγάλης περιόδου ή να επαναληφθεί ένας επιθυμητός κύκλος τροχιάς πέρα από χιλιάδες κύκλους. Κατά

συνέπεια, είναι απαραίτητο να εκπαιδευθούν τα μοντέλα των νευρωνικών δικτύων σε πραγματικό χρόνο αρχικά.



Εικόνα 4.7: Μια απεικόνιση του φούρνου.[4]

Η προσέγγιση αρχίζει με τη συνετή επιλογή των νευρωνικών δικτύων που εκπαιδεύονται σε πραγματικό χρόνο για να μάθουν το αντίστροφο και να διαβιβάσουν τα πρότυπα κάθε καναλιού του φούρνου. Τα σχέδια εκπαίδευσης λαμβάνονται από την συμπεριφορά εισόδου-εξόδου, χαρακτηριστικό κάθε καναλιού της διαδικασίας. Αυτά τα μοντέλα εξετάζονται έπειτα σε πραγματικό χρόνο και ο καλύτερος νευρωνικός ελεγκτής και το καλύτερο μοντέλο νευρωνικού εξομοιωτή επιλέγονται και διαμορφώνονται για να ελέγξουν τη διαδικασία της αρχιτεκτονικής όπως φαίνεται στην εικόνα 4.8 Ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα αυτής της διαμόρφωσης είναι ότι οι νευρωνικοί ελεγκτές και οι νευρωνικοί εξομοιωτές μπορούν να εκπαιδευθούν περαιτέρω σε απευθείας σύνδεση με τέτοιο τρόπο ώστε να προσαρμοστούν στο περιβάλλον και να βελτιωθεί η απόδοσή τους. Εντούτοις, σε αυτή την έρευνα, δεν υπάρχει καμία λεπτομερής ανάλυση που να γίνεται όσον αφορά την συμπεριφορά των νευρωνικών δικτύων.

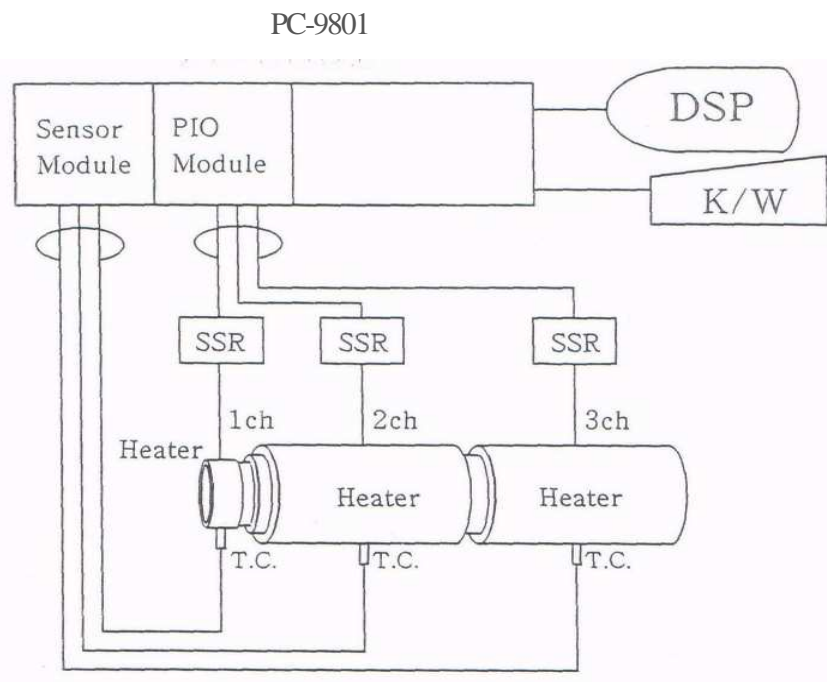
Ένας απλός τρόπος για να καταδειχθεί η αποτελεσματικότητα ενός πρόσφατα ανεπτυγμένου σχεδίου, είναι να γίνουν οι άμεσες συγκρίσεις παραγωγής με μερικά υπάρχοντα σχέδια ελέγχου. Ένα αυτορρυθμιζόμενο προσαρμοστικό σχέδιο ελέγχου βασισμένο στον αλγόριθμο Clarke και Gawthrop και στα σχέδια ενός συμβατικού PID ελέγχου αναπτύσσεται στον ίδιο φούρνο για λόγους σύγκρισης. Στα πειράματα, τα τρία σχέδια συγκρίνονται όσον αφορά τις αλλαγές του set-point, τις άγνωστες διαταραχές φορτίων, τις παραλλαγές παραμέτρου στη διαδικασία, και τον κορεσμό στα αποτελέσματα ελεγκτών. Τα πειράματα πραγματοποιούνται επίσης για να συγκρίνουν την απόδοση του συστήματος νευρωνικού ελέγχου χωρίς και με πραγματικό χρόνο εκμάθησης. Μια συνοπτική περιγραφή του συστήματος ελέγχου φούρνων δίνεται στο επόμενο τμήμα. Στο εξής τμήμα, η εφαρμογή του σχεδίου νευρωνικού ελέγχου στο φούρνο εξηγείται. [4]

Περιγραφή του συστήματος ελέγχου φούρνων

Το σύστημα ελέγχου φούρνων αναπτύσσεται από Omron Inc., Ιαπωνία, το οποίο αποτελείται από έναν κύλινδρο χαλκού τριών καναλιών (σχέδιο 4.7). Ο φούρνος είναι ένα μικρογραφημένο

μοντέλο για τη χρήση στην βιομηχανία πλαστικών καλουπιών όπου οι θερμοκρασίες που ελέγχονται στα τρία κανάλια είναι μεταξύ 100°C και 300°C. Αποτελείται από μια ενότητα αισθητήρων, ενός πίνακα διεπαφών παράλληλης εισόδου-εξόδου (PIO), έναν NEC PC- 9801F μικροϋπολογιστή, και έναν ενεργοποιητή. Το σχήμα 4.8 παρουσιάζει σχηματικό διάγραμμα του συστήματος ελέγχου θερμοκρασίας φούρνων. Οι ικανότητες των θερμαστρών είναι 280 Watt για το μικρότερο κύλινδρο που καλείται το κανάλι 1, και 1,2 κιλοβάτ για τους άλλους δύο κυλίνδρους, κανάλια 2 και 3. Αν και κάθε ένα από τα κανάλια μπορεί να ελεγχθεί ανεξάρτητα, η επίδραση της ροής θερμότητας από ένα κανάλι σε άλλο καθιστά τον έλεγχο μάλλον δύσκολο.

Η ενότητα των αισθητήρων περιλαμβάνει ένα θερμοηλεκτρικό ζεύγος τύπου K (TC12-4K) για τη μέτρηση της θερμοκρασίας παραγωγής των κυλίνδρων. Οι θερμοκρασίες στο πεδίο τιμών 0 °C σε 1.200 °C μπορούν να μετρηθούν και να μετατραπούν σε ψηφιακά δεδομένα με τη βοήθεια ενός αναλογικού σε ψηφιακό μετατροπέα 12-bit (AD6940) με μια ανάλυση 0,2 °C. Ο πίνακας διεπαφών PIO (PIO - 16/16) χρησιμοποιείται ως μέσο για την μεταφορά των ψηφιακών σημάτων μεταξύ του μικροϋπολογιστή και των εξωτερικών συσκευών και παρεμβάλλεται στην εκτεταμένη I/O slot του μικροϋπολογιστή. Στερεάς κατάστασης θυρίστορ (Omron G3n-220b) χρησιμοποιούνται για να ανάψουν και να σβήσουν οι θερμάστρες σύμφωνα με τα σήματα ελέγχου. Αυτά τα σήματα είναι παλμοί εύρους που διαμορφώνονται (PWM). Όταν το σήμα ελέγχου είναι 100%, η θερμάστρα είναι αναμμένη συνεχώς για 6 SEC. σε ένα διάστημα δειγματοληψίας. Το κύριο πρόγραμμα ελέγχου γράφεται χρησιμοποιώντας το Microsoft-C, ενώ η υπορουτίνα για να ενεργοποιήσει τις θερμάστρες γράφεται στην Assembly (Intel 8086).



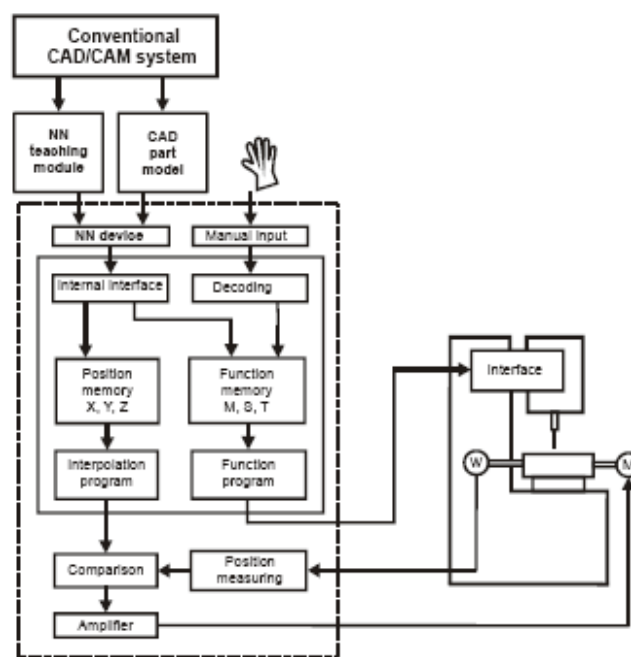
Σχήμα 4.8 :Σχηματικό διάγραμμα του συστήματος ελέγχου φούρνων[4]

4.2.5 Ευφυή μονάδα CNC

Μια από τις ήδη υπάρχουσες εφαρμογές και αυτή που θα δούμε ακριβώς παρακάτω είναι μια νέα μονάδα ελέγχου CNC για κέντρα βιομηχανίας με ικανότητα εκμάθησης και αυτόματης και ευφυούς γενίκευσης προγραμμάτων NC πάνω στις βάσεις ενός νευρωνικού δικτύου, το οποίο βρίσκεται μέσα σε μια μονάδα CNC σαν ειδική συσκευή. Η συσκευή εκτελεί ευφυώς και εντελώς αυτόματα τα κομμάτια προγραμμάτων του αριθμητικού ελέγχου (NC) μόνο σε βάσεις μοντελοποίησης 2D, 2.5D ή 3D του πρισματικού μέλους. Ανθρώπινη επέμβαση δεν είναι αναγκαία. Το νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιείται για λείανση, τρύπημα και παρόμοιες δραστηριότητες έχει μάθει να γενικεύει τα προγράμματα NC στη φάση εκμάθησης, το οποίο είναι κομμάτι φυσικά ενός ευφυούς συστήματος CAD\CAM.

INTELLIGENT CNC UNIT

Η νέα μονάδα ελέγχου CNC για τόννευση, τρύπημα και παρόμοιων δραστηριοτήτων φαίνεται παρακάτω (σχήμα 4.9). Έχει την ικανότητα της εκμάθησης και αυτόματης γενίκευσης των προγραμμάτων αριθμητικού ελέγχου (NC), πάνω στις βάσεις των νευρωνικών δικτύων.



Σχήμα 4.9: Διάγραμμα έξυπνης μονάδας αριθμητικού ελέγχου CNC[4]

Το νευρωνικό δίκτυο για τόννευση, φρεζάρισμα και παρόμοιες διεργασίες έχει εκπαιδευτεί να γενικεύει προγράμματα αριθμητικού ελέγχου (NC) σε συστήματα εκμάθησης. Το νευρωνικό δίκτυο δεν είναι συστατικό μέλος μιας μονάδας CNC και λειτουργεί ανεξάρτητα.

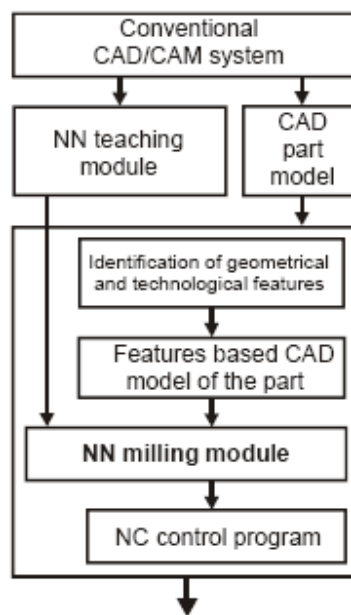
Η νέα μονάδα ελέγχου λειτουργεί εντελώς αυτόματα, χωρίς την παρέμβαση χειριστή, πάνω στις βάσεις μοντελοποίησης με προγράμματα CAD, γενικεύει κομμάτια προγραμμάτων αριθμητικού ελέγχου (NC) για διαφορετικά προϊόντα, που έχουν σχεδιαστεί για παραγωγή σε μονάδες CNC και για τα οποία δεν έχουν γίνει παλιότερα κομμάτια προγραμμάτων αριθμητικού ελέγχου.

Η μονάδα ελέγχου CNC αποτελείται από ένα τροποποιημένο μικρό-υπολογιστή ο οποίος περιλαμβάνει ρουτίνα για αποκωδικοποίηση και ρουτίνα για χειροκίνητη εισαγωγή δεδομένων, τα

οποία είναι περισσότερο τεχνολογικής φύσης (ρυθμός τροφοδότησης, ταχύτητα περιστροφής, άνοιγμα/κλείσιμο του ψυκτικού υγρού κτλ.). Ο υπολογιστής επίσης περιλαμβάνει και τη λειτουργία μεταφοράς δεδομένων από τη συσκευή του NN στη θέση μνήμης.[4]

Περιγραφή της συσκευής Νευρωνικού Δικτύου

Η συσκευή του Νευρωνικού Δικτύου φαίνεται παρακάτω (σχήμα 4.10) και αποτελείται



Σχήμα 4.10: Διάγραμμα λειτουργίας νευρωνικού δικτύου[4]

- Από μια ρουτίνα για αναγνώριση γεωμετρικών αλλά και τεχνολογικών χαρακτηριστικών από το σχέδιο CAD που έχει γίνει για το συγκεκριμένο κομμάτι
- Εισαγωγή στον υπολογιστή του μοντέλου του κομματιού, το οποίο περιλαμβάνει γεωμετρικά και τεχνολογικά χαρακτηριστικά
- Συσκευή Νευρωνικών Δικτύων για τόννευση, στην οποία έχει σχεδιαστεί για προγραμματισμό αριθμητικού ελέγχου (NC), τόννευση, φρεζάρισμα και παρόμοιων διεργασιών και
- Πρόγραμμα ελέγχου NC για το εξάρτημα, το οποίο έχει σταλεί να ελέγχει τη συσκευή, ως μοντέλο CAD του εξαρτήματος

Στη φάση της εκμάθησης, η συσκευή του Νευρωνικού δικτύου είναι σε άμεση επικοινωνία με τη ρουτίνα του νευρωνικού δικτύου, η οποία λαμβάνει δεδομένα από το σύστημα CAD/CAM το οποίο χρησιμοποιείται για τον προγραμματισμό εργαλειομηχανών NC/CNC. Το Νευρωνικό Δίκτυο αυτόματα γενικεύει τα προγράμματα NC για κάθε ξεχωριστό κομμάτι παραγωγής. Ύστερα από αυτή την ανακάλυψη η μονάδα ελέγχου CNC μπορεί να λάβει δεδομένα για διδασκαλία από το Νευρωνικό Δίκτυο από μια ειδική ρουτίνα εκμάθησης, η οποία δεν είναι το βασικό εξάρτημα της μονάδας ελέγχου. Σκοπός της ρουτίνας εκμάθησης είναι να διδάξει στο Νευρωνικό Δίκτυο τις αρχές και την τεχνολογία του προγραμματισμού αριθμητικού ελέγχου (NC) για όλους τους μηχανικούς χειρισμούς στις εργαλειομηχανές CNC, κυρίως τόννευση και φρεζάρισμα.[4]

Διαδικασία Χειρισμού

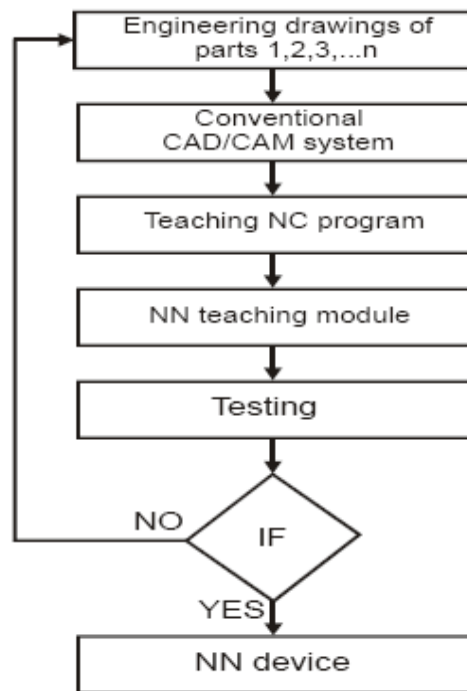
Στη ευφυή λειτουργία, η οποία είναι μια εντελώς αυτοματοποιημένη διαδικασία, η εργαλειομηχανή CNC λαμβάνει σχεδιαστικά δεδομένα του προϊόντος από τα συστήματα προγραμματισμού εργαλειομηχανών CAD/CAM. Το σχεδιαστικό αυτό μοντέλο στη συνέχεια μεταφέρεται στο Νευρωνικό Δίκτυο το οποίο, πρώτα απ' όλα, αναγνωρίζει τα γεωμετρικά και τεχνολογικά χαρακτηριστικά του σχεδίου του εξαρτήματος. Ύστερα από την αναγνώριση, τα σχεδιαστικά μοντέλα ταξινομούνται. Κατ' αυτό τον τρόπο το νέο σχέδιο του εξαρτήματος δημιουργείται ξανά, το οποίο βασίζεται τώρα στα ειδικά χαρακτηριστικά. Τέτοιου είδους μοντέλο στη συνέχεια μεταδίδεται στο Νευρωνικό Δίκτυο για τόννευση, το οποίο με βάση τα όσα έχει διδαχθεί, επιλέγει τις πιο κατάλληλες διεργασίες και κοπτικές παραμέτρους (ταχύτητα κοπής, συχνότητα τροφοδοσίας και βάθος κοπής) λαμβάνοντας φυσικά υπ' όψη τις επιλεγμένες συνθήκες (χρόνος μηχανής, ποιότητα επιφάνειας).

Η έξοδος από το Νευρωνικό Δίκτυο είναι το πρόγραμμα του αριθμητικού ελέγχου (NC) που χρειάζεται για το συγκεκριμένο αντικείμενο και περιλαμβάνει όλα τα γεωμετρικά δεδομένα για τη λειτουργία (linear G01 or circular G02/G03 etc.) και τις συντεταγμένες της τροχιάς κοπής. Επίσης, τεχνολογικά δεδομένα (ταχύτητα περιστροφής Sxxxx, βάθος κοπής) και εξωτερικά δεδομένα (π.χ. μηδενικό σημείο αναφοράς, φορά περιστροφής, αλλαγή κοπτικών εργαλείων κτλ.).

Στη συνέχεια τα δεδομένα μεταφέρονται σε ένα εσωτερικό περιβάλλον στο οποίο διαχωρίζονται τα δεδομένα του προγράμματος αριθμητικού ελέγχου (NC) σε δεδομένα που αφορούν τις συντεταγμένες και τους άξονες και σε αυτά που αφορούν κάποιες λειτουργίες όπως π.χ. η αλλαγή εργαλείου. Τα γεωμετρικά δεδομένα παρατηρούνται από το πρόγραμμα του αριθμητικού ελέγχου για κάθε κομμάτι ξεχωριστά και επεξεργάζεται στη μονάδα ελέγχου θέσης.

Φάση εκμάθησης Νευρωνικού Δικτύου

Στη λειτουργία εκμάθησης το NC σύστημα προγραμματισμού, το οποίο βασίζεται στις αρχές του Νευρωνικού Δικτύου, εισάγεται στη συσκευή του Νευρωνικού Δικτύου, διαμέσου του συστήματος εκμάθησης. Η μέθοδος διδασκαλίας της συσκευής Νευρωνικού Δικτύου βασίζεται σε μια ειδική συσκευή διδασκαλίας Νευρωνικού Δικτύου. Οι αρχές λειτουργίας της συσκευής αυτής παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 4.11).



Σχήμα 4.11 Λογικό διάγραμμα [4]

Στη φάση εκμάθησης, η συσκευή Νευρωνικού Δικτύου συνδέεται με τη ρουτίνα διδασκαλίας που σχεδιάστηκε για να καθοδηγεί το Νευρωνικό Δίκτυο. Η ρουτίνα διδασκαλίας παίρνει δεδομένα από σύστημα CAD/CAM που χρησιμοποιείται για προγραμματισμό εργαλειομηχανών NC/CNC.

Σύμφωνα με το σύστημα CAD/CAM η διδασκαλία προγραμμάτων αριθμητικού ελέγχου (NC) προετοιμάζεται για διαφορετικά εξαρτήματα, ορίζεται στη ρουτίνα μηχανικού σχεδιασμού και στέλνεται στη ρουτίνα διδασκαλίας. Στη ρουτίνα αποφάσεων η απόφαση λαμβάνεται σύμφωνα με την επιτυχία της εκμάθησης. Στην περίπτωση που η απόφαση είναι ΟΧΙ τότε επαναλαμβάνεται η διαδικασία της εκμάθησης. Αν κατά τα άλλα η συσκευή του Νευρωνικού Δικτύου έχει αποθηκευμένα πολλά πρότυπα τότε το γενικευμένο Νευρωνικό Δίκτυο στέλνεται στη συσκευή Νευρωνικού Δικτύου.

Το Νευρωνικό Δίκτυο που σχηματίζεται αποτελείται από 3 στρώματα. Το στρώμα εισόδου, το κρυφό στρώμα και το στρώμα εξόδου. Στο στρώμα εισόδου, το X-Y-Z ορίζει τα εμφανιζόμενα σημεία συντεταγμένων αντιπροσωπεύοντας τις τιμές των συντεταγμένων όπως αντιπροσωπεύονται από το σχέδιο CAD. Δια μέσου του κρυφού στρώματος οι συντεταγμένες μετατρέπονται και μεταφέρονται στο στρώμα εξόδου σε μια μορφή $X_i - Y_i - Z_i$ αντιπροσωπεύοντας τις συντεταγμένες της πορείας χάραξης. [4]

Βιομηχανική Εφαρμογή

Η συσκευή Νευρωνικού Δικτύου μπορεί να τοποθετηθεί σε οποιαδήποτε εργαλειομηχανή CNC. Όσον αφορά την εσωτερική επικοινωνία, χρησιμοποιείται παράλληλη μεταφορά δεδομένων. Εάν δεν είναι δυνατόν να προγραμματιστεί το Νευρωνικό Δίκτυο τότε πρέπει να συνδεθεί με το υπάρχον DNC, το οποίο υπάρχει σε οποιοδήποτε CNC. Η συσκευή εκμάθησης του

παράλληλων ελεγκτών μιας μόνο εξόδου. Στην πράξη γίνεται ο ίδιος αλγόριθμος νευρωνικού ελεγκτή και εκτελείται με διαφορετικά βάρη για κάθε έξοδο.

Οι νευρωνικοί ελεγκτές, όπως και οι ασαφείς ελεγκτές, είναι αυξητικοί, δηλαδή οι είσοδοι και οι εξοδοί τους είναι μεταβολές γύρω από τις ονομαστικές τους τιμές και συνεπώς οι εξοδοί των ελεγκτών πρέπει να αθροιστούν σε καταχωρητές. Προς αποφυγή μεγάλων μεταβολών στις μεταβλητές ελέγχου, στην πράξη οι διορθώσεις πρέπει να περιοριστούν, γεγονός που περιορίζει το χρόνο απόκρισης του ελεγκτή. Οι μεταβλητές εισόδου του ελεγκτή λαμβάνονται σε τακτά χρονικά διαστήματα και ο υπολογισμός των εξόδων κάθε 10 δευτερόλεπτα και εξομαλύνονται με φίλτρα πρώτου βαθμού ενώ ο ελεγκτής εκτελείται κάθε 60 δευτερόλεπτα.

Πρέπει να σημειωθεί ότι δυο παρόμοιοι ελεγκτές λειτουργούν επιτυχώς και συνεχώς από το 1992 και έχουν μειώσει το κόστος ενέργειας κατά 4-5%, αυξάνοντας παράλληλα την παραγωγή κατά 5%. Ο χρόνος απόσβεσης του ελεγκτή, το οποίο είναι αρκετά σημαντικό στη βιομηχανία, ήταν λιγότερο από μισός χρόνος.[4]

4.2.7 Σύστημα πρόβλεψης σφαλμάτων με νευρωνικά δίκτυα σε διεργασία χύτευσης σιδήρου

Στη συνεχή διεργασία χύτευσης σιδήρου, οι διακοπές στη λειτουργία είναι σοβαρό πρόβλημα και μπορούν να προκαλέσουν ακόμη και μεγάλης διάρκειας διακοπές στη γραμμή χύτευσης. Για το λόγο αυτό δημιουργήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο πρόβλεψης τέτοιου είδους διακοπών. Ένα πρωταρχικό φαινόμενο που να φανερώνει κάποιο σφάλμα και πιθανή διακοπή είναι η μικρή και μη φυσιολογική μεταβολή της θερμοκρασίας στα τοιχώματα του καλουπιού. Η ανάλυση των προτύπων έδειξε ότι πολλαπλά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αναγνωρίσουν τα χαρακτηριστικά που επιφέρουν τέτοιου είδους διακοπές. Επιβεβαιώθηκε ότι από μια εξομοίωση εκτός γραμμής, ότι το η απόδοση πρόβλεψης του συστήματος είναι πολύ καλύτερη από ένα συμβατικό σύστημα. Το σύστημα αυτό εφαρμόστηκε σε εργοστάσιο χύτευσης σιδήρου στην Ιαπωνία και είχε σαν αποτέλεσμα οι διακοπές στη γραμμή χύτευσης να μπορούν να προβλεφθούν με μια ακρίβεια που να αγγίζει το 100%.

Σε μια μεγάλη γραμμή χύτευσης σιδήρου, η συνεχής χύτευση είναι μια διεργασία η οποία απαιτεί και ανεπτυγμένη τεχνολογία και ανθρώπινη δεξιότητα. Από στιγμή σε στιγμή οι διακοπές μπορούν να αναπτυχθούν και η γραμμή χύτευσης μπορεί να αναγκαστεί να σταματήσει. Γι' αυτό, για να βελτιωθεί η κατάσταση, ερευνήθηκε μια νέα μέθοδος αναγνώρισης προτύπων.

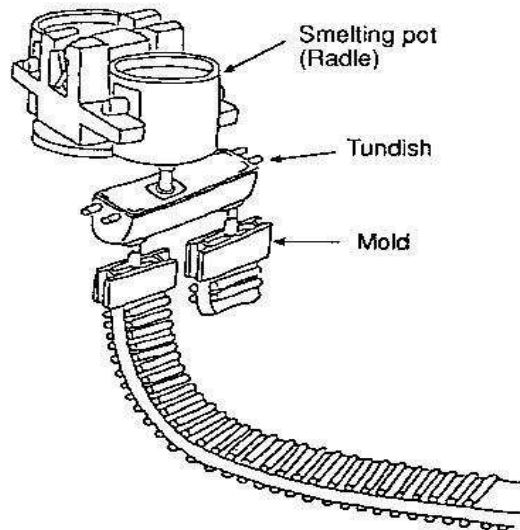
Ως πρωταρχικό φαινόμενο μιας διακοπής παρουσιάζεται η υψηλή και μη φυσιολογική μεταβολή της θερμοκρασίας στα τοιχώματα του καλουπιού. Η δυσλειτουργία μπορεί να εμφανιστεί ως η συνολική εικόνα των μεταβολών της θερμοκρασίας στο χρόνο. Για το λόγο αυτό δημιουργήθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο που να αναγνωρίζει τις μεταβολές σε πραγματικό χρόνο, ενός αισθητήρα θερμοκρασίας και ένα άλλο νευρωνικό δίκτυο που αναγνωρίζει τα πολλαπλά αυτά δίκτυα και αναγνωρίζει το κατάλληλο πρότυπο.

Συνεχή χύτευση και διακοπή

Σε ένα σύστημα συνεχούς χύτευσης, το λιωμένο σίδηρο ρίχνεται σε ένα καλούπι όπου ψύχεται και αποσύρεται συνεχόμενα. (Σχήμα 4.13)

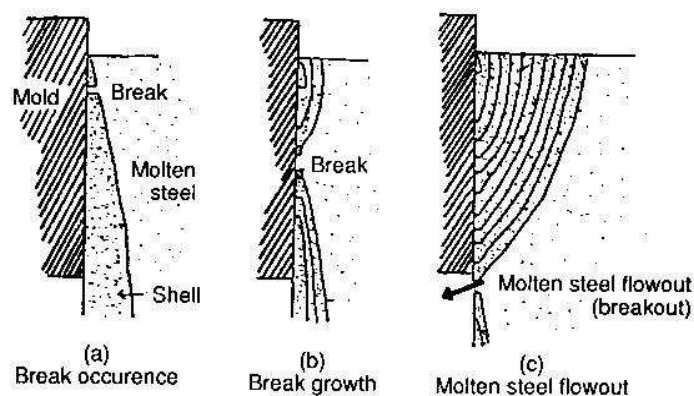
Εδώ το λιωμένο σίδηρο χύνεται από το δοχείο πυρώσεως δια μέσου της δεξαμενής λιωμένου μετάλλου, στο καλούπι. Μέσα στο καλούπι ψύχεται και βγαίνει από το κάτω μέρος καθώς

στερεοποιείται. Το σίδηρο στο εσωτερικό του είναι ακόμα σε παχύρρευστη κατάσταση αλλά εξωτερικά έχει δημιουργηθεί μια σκληρή κρούστα που καλείται όστρακο.



Σχήμα 4.13 : Γραμμή χύτευσης

Αν η εξωτερική αυτή κρούστα σπάσει λόγω μη κανονικής ψύξης μέσα στο καλούπι, το παχύρρευστο περιεχόμενο θα αρχίσει να τρέχει. Αυτή η μη κανονική διαρροή μπορεί να προξενήσει εκτεταμένο κάψιμο του εξοπλισμού και διακοπή της χύτευσης για μεγάλο χρονικό διάστημα. Αν το πρόβλημα μπορεί να προβλεφθεί, η έξοδος του σιδήρου από το καλούπι γίνεται με πιο αργό ρυθμό έτσι ώστε να διασφαλιστεί η επαρκής ψύξη και να αποφευχθεί το ράγισμα της κρούστας. Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε πως εμφανίζεται το ράγισμα στην κρούστα. (Σχήμα 4.14)

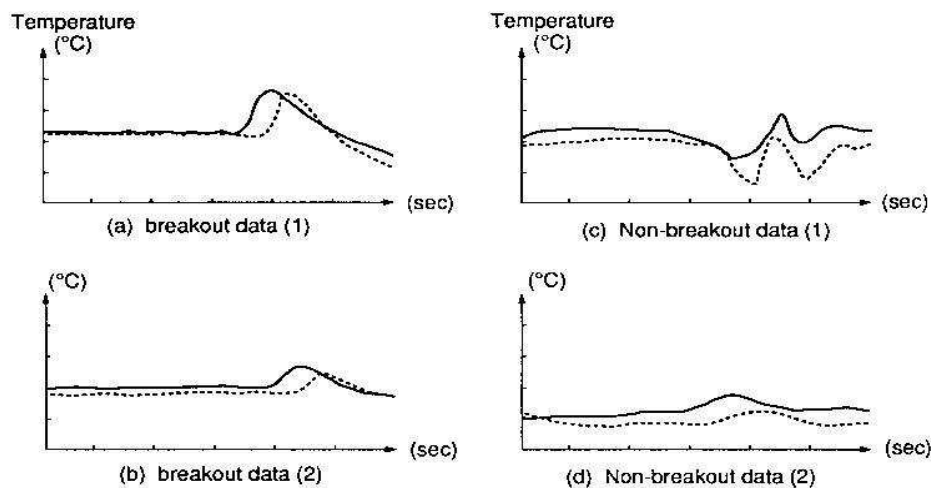


Σχήμα 4.14 : Εμφάνιση ραγίσματος

Αλλαγή θερμοκρασίας κατά την εμφάνιση ραγίσματος

Αν η εξωτερική κρούστα του σιδήρου που βγαίνει από το καλούπι σπάσει, το λιωμένο σίδηρο που βρίσκεται στο εσωτερικό ζεσταίνει τα τοιχώματα του καλουπιού και αυξάνεται η θερμοκρασία του. Η θερμοκρασία αυτή μπορεί να ρυθμιστεί τοποθετώντας θερμοζεύγη στα τοιχώματα του καλουπιού.

Αναλύοντας τις μεταβολές θερμοκρασίας όταν εμφανίζεται το ράγισμα στην κρούστα, παρατηρούνται δυο χαρακτηριστικά: **α)** Η αλλαγή θερμοκρασίας μόλις πριν από ένα ράγισμα δείχνει ένα συγκεκριμένο πρότυπο και **β)** Όταν αυτή η χαρακτηριστική θερμοκρασία αλλάξει, δημιουργεί ένα συγκεκριμένο σημείο. Μια παρόμοια αλλαγή λαμβάνει χώρα σε γειτονικά σημεία ύστερα από κάποια καθυστέρηση. Παρακάτω παρατηρούμε τα διαγράμματα θερμοκρασίας. Οι παχιές και οι διακεκομμένες γραμμές δείχνουν την αποκρινόμενη θερμοκρασία δυο γειτονικών θερμοζευγών όπου η κρούστα έχει ραγίσει. (Σχήμα 4.15)



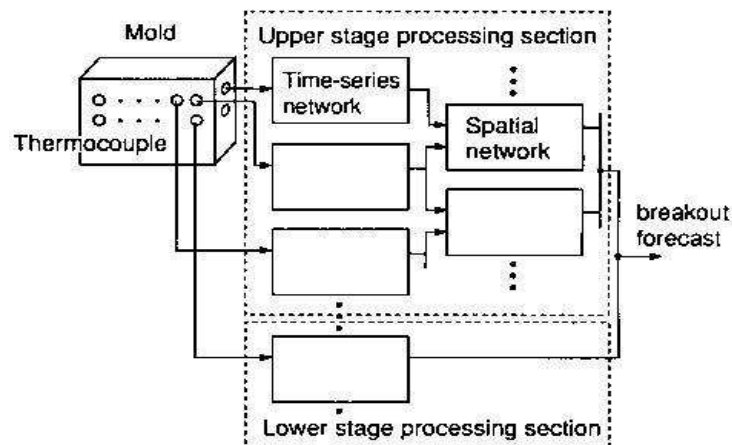
Σχήμα 4.15 : Μεταβολές θερμοκρασίας

Το Νευρωνικό Δίκτυο που χρησιμοποιείται

Το ράγισμα μπορεί να ανιχνευτεί ανιχνεύοντας της μεταβολές τη θερμοκρασίας που περιγράψαμε προηγουμένως. Συνεπώς και το νευρωνικό δίκτυο θα ανιχνεύει τα χαρακτηριστικά αυτά. Μελετήθηκε ο τρόπος ανίχνευσης των δυο αυτών χαρακτηριστικών χρησιμοποιώντας ξεχωριστό νευρωνικό δίκτυο για το καθένα. Με βάση την προσέγγιση αυτή, μπορεί να αναγνωριστεί η μεταβολή της θερμοκρασίας με κάθε ένα θερμοζεύγος πρώτα και στη συνέχεια να αναγνωριστεί ο συσχετισμός κάθε αποτελέσματος σαν χαρακτηριστικό του δεύτερου παράγοντα. Δημιουργήθηκε έτσι ένα νευρωνικό δίκτυο του οποίου η είσοδος είναι αποτέλεσμα του πρώτου χαρακτηριστικού και η αναγνώριση προτύπου γίνεται με βάση το δεύτερο χαρακτηριστικό.

Το νευρωνικό δίκτυο που ανιχνεύει της μεταβολές της θερμοκρασίας σε ένα θερμοζεύγος για το πρώτο χαρακτηριστικό, ονομάζεται πραγματικού χρόνου νευρωνικό δίκτυο. Αυτό που ανιχνεύει της μεταβολές της θερμοκρασίας του χώρου δίπλα από αυτό που αναφέρεται το πρώτο χαρακτηριστικό, ονομάζεται δίκτυο του χώρου. Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε τη διαμόρφωση του συστήματος. (Σχήμα 4.16) . Εδώ το πραγματικού χρόνου νευρωνικό δίκτυο αναφέρεται σε κάθε θερμοζεύγος του ανώτερου και κατώτερου στρώματος και το δίκτυο που

εξετάζει τη θερμοκρασία του χώρου αναφέρεται για κάθε ζεύγος γειτονικών θερμοζευγών του ανώτερου στρώματος.

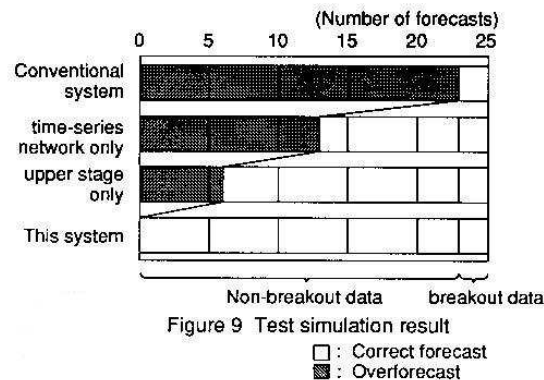


Σχήμα 4.16 : Διαμόρφωση συστήματος

Υπάρχουν αρκετά δίκτυα που ελέγχουν τη θερμοκρασία του χώρου, σε όλο το καλούπι και αυτό με τη μεγαλύτερη τιμή διαλέγεται από το λογισμικό να αντιπροσωπεύσει το ανώτερο στάδιο της διεργασίας. Μια προειδοποίηση για ραγίσμα δίνεται όταν η έξοδος και του ανώτερου και του κατώτερου επιπέδου διεργασίας εξάγουν τιμή μεγαλύτερη από 0,5, μέσα σε μια συγκεκριμένη χρονική καθυστέρηση μεταξύ των ανώτερων και κατώτερων θερμοζευγών.

Αποτελέσματα

Χρησιμοποιώντας τα νευρωνικά δίκτυα που προέκυψαν από τη διαδικασία εκμάθησης, προέκυψε ένα τεστ εξομοίωσης. Για τα δεδομένα εισόδου χρησιμοποιήθηκαν 25 δεδομένα συμπεριλαμβάνοντας και 2 ουσιαστικές περιπτώσεις ραγίσματος της κρούστας και 25 μη-ραγίσματα κρούστας τα οποία λανθασμένα αναγνωρίστηκαν ως ραγίσματα από το συμβατικό σύστημα. Όλα τα προηγούμενα δεν χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία εκμάθησης. Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης αυτής φαίνονται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 4.17).



Σχήμα 4.17 : Αποτελέσματα εξομοίωσης

Στο συμβατικό σύστημα παρατηρούμε ότι δεν υπάρχουν υπό-προβλεπόμενα σφάλματα και υπάρχουν και 23 υπέρ-προβλεπόμενα σφάλματα. Στο νευρωνικό δίκτυο δεν υπάρχουν σφάλματα ούτε από τη μια ούτε από την άλλη περίπτωση. Επίσης, η εξομοίωση που χρησιμοποίησε μόνο πραγματικού χρόνου νευρωνικό δίκτυο για τα ανώτερα στρώματα θερμοζευγών έδειξε 13 σφάλματα ενώ με τη χρησιμοποίηση μόνο των ανώτερων στρωμάτων του δικτύου, η εξομοίωση έδειξε 6 σφάλματα. Τα αποτελέσματα της εξομοίωσης δείχνουν την εγκυρότητα της δομής του νευρωνικού δικτύου.

Το νέο σύστημα επίσης έδειξε ότι τα ραγίσματα στην κρούστα μπορούν να ανιχνευθούν μεταξύ 3 και 14 δευτερολέπτων, ή 6,5 δευτερολέπτων, κατά μέσο όρο νωρίτερα από το συμβατικό σύστημα. Το νευρωνικό αυτό σύστημα εφαρμόστηκε στη γραμμή χύτευσης με πολύ θετικά αποτελέσματα. Βέβαια στην αρχή έδειξε πολλές υπέρ-προβλέψεις για το λόγο ότι τα δεδομένα που του είχαν εισαχθεί από την διαδικασία εκμάθησης ήταν περισσότερο μη φυσιολογικά δεδομένα για εξεζητημένες περιπτώσεις ραγισμάτων κρούστας και λίγα ήταν αυτά που ανταποκρίνονται σε φυσιολογικές λειτουργίες της γραμμής χύτευσης. Για το λόγο αυτό συλλέχθηκαν όλα τα δεδομένα σφάλματος που εντόπισε το νευρωνικό δίκτυο και στη συνέχεια προστέθηκαν σε αυτό μέσω της διαδικασίας εκμάθησης. Στη συνέχεια το νευρωνικό δίκτυο δοκιμάστηκε στην πραγματική παραγωγή και έδειξε τέλεια ανίχνευση των ραγισμάτων κρούστας. [4]

Κεφάλαιο 5

Προοπτικές για το μέλλον

5.1 Τάσεις και μελλοντικές εφαρμογές

Τα σημερινά ρομπότ αποτελούνται από διάφορες τεχνολογίες που ολοκληρώνονται σε μια μηχανή ικανή να διαχειρίζεται και να επιδρά σε αντικείμενα στο περιβάλλον της εργασίας .Η μηχανή αυτή είναι συνήθως μια μηχανική συσκευή που αποτελείται από ένα χειριστή και ένα τελικό στοιχείο δράσης .Τα σημερινά βιομηχανικά ρομπότ έχουν τους εξής λειτουργικούς περιορισμούς

- Μικρή ακρίβεια στη δυνατότητα μεταχείρισης και ευαισθησίας στις διακυμάνσεις φορτίου .
- Περιορισμένη ενσωμάτωση αισθητήρων .
- Απλές λειτουργίες ελέγχου που δεν προσαρμόζονται στις αλλαγές σε παραμέτρους και περιβάλλον .
- Πολύ περιορισμένη δυνατότητα λήψης αποφάσεων ανεξάρτητα από τον χρήστη .

Κατά την μελέτη της επίδρασης των χαρακτηριστικών στην αγορά στη νέα γενιά των βιομηχανικών ρομπότ ,είναι σημαντικό να μελετηθούν όχι μόνον οι σημερινές τάσεις αλλά και οι αναμενόμενες αλλαγές στις τάσεις της αγοράς κατά την επόμενη δεκαετία .Η ρομποτική είναι μια σχετικά νέα τεχνολογία και οι τάσεις της αγοράς της αναμένεται να μεταβληθούν δραστικά εξαιτίας της αύξησης της βάσης εμπειρίας στη ρομποτική και την πιο ευρεία αποδοχή των ρομπότ στη βιομηχανία .

Σήμερα ,οι περισσότερες βιομηχανικές εφαρμογές των ρομπότ είναι περιορισμένες είτε είναι επαναληπτικές εργασίες ή σε λειτουργίες οι οποίες κατά μεγάλο ποσοστό , δεν είναι ευαίσθητες σε ανοχές αντικειμένων ή διαδικασιών ,απαιτούν Μικρή ακρίβεια και Μικρή ή και καθόλου αλληλεπίδραση με τον υπόλοιπο εξοπλισμό .

Η κατανομή των τάσεων της ρομποτικής αγοράς κατά εφαρμογή είναι σημαντική για την εκτίμηση της ζήτησης σε δυνατότητες και απόδοση της επόμενης γενεάς ρομποτικών συστημάτων .Η μελέτη Delphi παρέχει μια ουσιαστική αποτίμηση και πρόβλεψη των τάσεων της ρομποτικής αγοράς και τεχνολογίας [SH85] .Μερικά από τα βασικά συμπεράσματα της μελέτης αυτής είναι τα ακόλουθα :

(α) Αν και το μερίδιο αγοράς των προηγμένων ρομποτικών εφαρμογών θα αυξηθεί , η διαχείριση υλικών θα παραμείνει το μεγαλύτερο τμήμα της αγοράς .

(β) Καθώς η εμπειρία πάνω στη ρομποτική θα αυξάνεται , πολλές βιομηχανίες θα αυξήσουν την χρήση ρομποτικής τεχνολογίας .

(γ) Η κατανόηση της ζήτησης της ρομποτικής αγοράς για κάθε βιομηχανικό κλάδο είναι σημαντική στην εκτίμηση των χαρακτηριστικών της μελλοντικής τεχνολογίας ρομπότ που αναπτύσσεται με στόχο την ανταπόκριση στη ζήτηση .

(δ) Η αυτοκινητοβιομηχανία είναι Σήμερα ο κύριος πελάτης βιομηχανικών ρομπότ . Αν και η απόλυτη ζήτηση σε αυτοκίνητα αναμένεται να παραμείνει στα ίδια επίπεδα κατά την επόμενη δεκαετία ,το σχετικό μερίδιο άλλων βιομηχανιών στη ρομποτική

αγορά αναμένεται να αυξηθεί σημαντικά .Άλλες σημαντικές αυξήσεις υποδεικνύονται για την μηχανουργική βιομηχανία , την αεροδιαστημική και την βιομηχανία μη μεταλλικών εξαρτημάτων .

(ε) Στον τομέα των υπηρεσιών τα ρομπότ αναμένεται να βρουν εφαρμογή με αυξημένη συχνότητα σε χώρους ή καταστάσεις που είναι μη προσπελάσιμοι ή επικίνδυνοι για τον άνθρωπο .Τέτοιες εφαρμογές περιλαμβάνουν τις εργασίες συντήρησης και διόρθωσης βλαβών πυρηνικών αντιδραστήρων ,εργασίες στο διάστημα εργασίες εξόρυξης ,εργασίες στο βυθό των ωκεανών ,αποστολές σε ατυχήματα ,και πολεμική υποστήριξη .

(στ) Στην ιατρική η ρομποτική τεχνολογία αναμένεται να έχει σημαντικές καινοτομικές εφαρμογές ,όπως η ανάπτυξη “ευφυών ” κινητών ρομποτικών συστημάτων και άλλων συσκευών υποστήριξης για άτομα με ειδικές ανάγκες ,η ανάπτυξη τεχνιτών ανθρώπινων άκρων ,και ακόμη η εκτέλεση χειρουργικών επεμβάσεων εξ’ αποστάσεως με την βοήθεια της τεχνολογίας της εικονικής πραγματικότητας .

Πράγματι ,τα τελευταία χρόνια οι εφαρμογές καθώς και οι χρήσεις ρομποτικών συστημάτων διαρκώς αυξάνονται .Κατά την τρέχουσα δεκαετία η αύξηση των πωλήσεων ρομπότ είναι της τάξης του 40%.

Ταυτόχρονα ,παρατηρείται ένας σημαντικός αριθμός τεχνολογικών αναπτύξεων και νέων προϊόντων .Αυτά περιλαμβάνουν την ανάπτυξη μικρότερων και ελαφρύτερων ρομπότ ,τη βελτίωση της ικανότητας ανύψωσης βάρους σε σχέση με το βάρος του ρομπότ ,καθώς και τη βελτίωση στην τεχνολογία των αρπαγών .Στην περιοχή των αισθητηρίων ,σημαντικές βελτιώσεις έχουν παρατηρηθεί στα συστήματα μηχανικής όρασης ,στα αισθητήρια αφής και στα χαμηλού κόστους αισθητήρια δύναμης .Εξάλλου, σημαντική πρόοδος έχει παρατηρηθεί στις ικανότητες ελέγχου και προγραμματισμού ρομπότ συμπεριλαμβανομένης και της χρήσης αρχών ιεραρχικού ελέγχου και προγραμματισμού εκτός λειτουργίας .Τέλος ,παρά την αύξηση των ρυθμών παραγωγής , οι τιμές των ρομπότ έχουν παραμείνει σχετικά σταθερές .

Οι τάσεις αυτές και οι αναμενόμενες εξελίξεις μπορούν μόνο να επιταχύνουν τη χρήση των ρομπότ για εφαρμογές κατασκευών και επεξεργασίας .Οι βελτιωμένες ικανότητες , κύριος στην τεχνολογία αισθητηρίων και ελέγχου ,σε συνδυασμό με το μειωμένο κόστος, πρέπει λογικά να καταστήσουν εφαρμογές που είναι δύσκολα πραγματοποιήσιμες σήμερα ,εφικτές και πολύ αποδοτικές οικονομικά στο μέλλον .

Καθώς οι πωλήσεις ρομπότ θα συνεχίσουν να αυξάνονται ,αναμένετε επίσης και μια μετατόπιση στα είδη των εφαρμογών .Αναμένετε ότι οι παραδοσιακές ρομποτικές εφαρμογές ,όπως η σημειακή ηλεκτροσυγκόλληση ,η διαχείριση υλικών και η βαφή ,θα περιορισθούν σε σχέση με το τρέχον μερίδιο της αγοράς ,ενώ άλλες εφαρμογές ,όπως η συναρμολόγηση και η μηχανουργική κατεργασία ,συναρμολόγηση και παρόμοιες χρήσεις ρομπότ ,εν γένει απαιτούν περισσότερο προηγμένο εξοπλισμό και διασύνδεση ,η σχετική επίδραση τους στις μελλοντικές βιομηχανικές λειτουργίες θα είναι όλο και πίο εμφανής .

Οι εφαρμογές των μελλοντικών ρομποτικών συστημάτων θα καθορίζονται σε μεγάλο βαθμό από τις δυνατότητες τους .Ένα μεγάλο τμήμα του μέλλοντος ανήκει στα “ευφυή ” ρομπότ .Ωστόσο ,θα εξακολουθήσει να υπάρχει ανάγκη και για “μη ευφυή ” ρομπότ .Ως μη ευφύες ρομπότ θεωρείτε αυτό που το οποίο έχει λίγους ή και καθόλου αισθητήρες , είναι προγραμματισμένο εκ των προτέρων να εκτελέσει ένα συγκεκριμένο έργο ,δεν έχει καθόλου ευφυΐα στη λήψη αποφάσεων ,και γενικά έχει περιορισμένη ή καθόλου κινητικότητα .Ως ευφύες ρομπότ μπορεί να περιγράψει αυτό το οποίο έχει προηγμένους αισθητήρες ,προηγμένες δυνατότητες επεξεργασίας σημάτων ,ευφυείς ικανότητες λήψης αποφάσεων και στη γενική περίπτωση κινητικότητα .

5.2 Χαρακτηριστικά μελλοντικών ρομποτικών συστημάτων και εφαρμογών

Τα χαρακτηριστικά της νέας γενιάς βιομηχανικών ρομπότ μπορούν να εξαχθούν από τους περιορισμούς της τρέχουσας τεχνολογίας ,τις τάσεις της αγοράς ,και την αναμενόμενη πρόοδο στις τεχνολογίες των συνιστωσών .Βελτιώσεις και στις πέντε βασικές λειτουργίες της μεταχείρισης ,αίσθησης ,επικοινωνίας ,ελέγχου και λήψης αποφάσεων αναμένονται στη μελλοντική ρομποτική τεχνολογία .Η πρόοδος σε όλες τις ομάδες συνιστωσών της ρομποτικής τεχνολογίας θα επηρεάσει τέτοιες βελτιώσεις .

Η επόμενη γενεά των μηχανικών χειριστών αναμένεται να είναι τμηματική ,απαρτιζόμενη από υποκατασκευές οι οποίες θα μπορούν εύκολα να συναρμολογηθούν σε μια ποικιλία ρομποτικών σχηματισμών .Επιπλέον ,τα μελλοντικά ρομποτικά συστήματα αναμένεται να ενσωματώσουν παράλληλες ρομποτικές αρχιτεκτονικές ή συστήματα χειριστών με πολλούς βραχίονες και συντονισμένες κινήσεις .Η χρήση συνεργαζόμενων συστημάτων πολλών βραχιόνων θα μειώσει τον χρόνο εκτέλεσης ενός έργου ,κάτι το οποίο είναι απαραίτητο σε πολλές εφαρμογές κατασκευών ,επισκευών ,συναρμολόγησης, κ.α .

Η ακρίβεια των διαθέσιμων χειριστών αναμένεται επίσης να βελτιωθεί σημαντικά ,παρέχοντας τη δυνατότητα στην επόμενη γενεά ρομποτικών συστημάτων να χρησιμοποιείται πλήρως στις ηλεκτρονικές εφαρμογές συναρμολόγησης ,επίβλεψης και ακριβούς κατεργασίας .Οι τρέχουσες κατασκευαστικές διαδικασίες στη βιομηχανία ημιαγωγών απαιτούν ρομποτικά συστήματα με ακρίβεια της τάξης των $\pm 0.00025\text{mm}$. Καθότι τα ρομποτικά συστήματα που καθοδηγούνται από αριθμητικά δεδομένα αναμένεται να χρησιμοποιηθούν ευρύτερα σε τέτοιες εφαρμογές ,απαιτούνται ακριβείς τοποθετήσεις αυτής της τάξης .Τέτοιες απαιτήσεις ακριβείας είναι πολύ φιλόδοξες και φαίνεται να βρίσκονται πέρα από τις αναμενόμενες δυνατότητες των ρομποτικών συστημάτων επόμενης γενεάς ,εκτός και αν εμφανισθεί κάποια επαναστατική τεχνολογία .

Μια εναλλακτική προσέγγιση σε τέτοιες κρίσιμες απαιτήσεις ακριβείας μπορεί να είναι η κατασκευή συσκευών εξαιρετικής τοποθέτησης στο άκρο του χειριστή ή η ενσωμάτωση συστημάτων όρασης για αίσθηση στο τελικό σημείο .Στις εφαρμογές ηλεκτρονικής συναρμολόγησης διαφόρων τμημάτων ,Ωστόσο ,ρομποτικά συστήματα καθοδηγούμενα από δεδομένα με ακρίβεια σε εύρος από $\pm 0.025\text{mm}$ έως $\pm 0.01\text{mm}$ είναι επαρκής .

Οι εφαρμογές επίβλεψης – εποπτείας εξάλλου ,θέτουν απαιτήσεις στην ακρίβεια των ρομποτικών συστημάτων παρόμοιες προς αυτές της ηλεκτρονικής βιομηχανίας .Οι απαιτήσεις σε εφαρμογές κατεργασιών ακριβείας ,επιπλέον ,επεκτείνονται όχι μόνον στην ακρίβεια του ρομπότ ,αλλά και στην δυνατότητα μεταφοράς φορτίου με τη συγκεκριμένη ακρίβεια .Θα χρειασθούν επίσης χειριστές οι οποίοι θα έχουν μικρή κάμψη υπό φορτίο και υψηλή σκληρότητα των συνδέσμων .Οι αναμενόμενες πρόοδοι στη γεωμετρία και δομή του χειριστή θα βελτιώσουν τα χαρακτηριστικά των ταλαντώσεων και την ακαμψία στα εξαρτήματα των εμπορικών ρομποτικών συστημάτων .Επιπλέον ,γενικοί μηχανισμοί σε επίπεδο αρθρώσεων ή εργαλείου ,όπως εργαλειοοδηγοί ,που θα βελτιώνουν τη σκληρότητα του ρομπότ αναμένεται να διατεθούν εμπορικά .

Τέτοιες απαιτήσεις επεξεργασίας αναμένεται να οδηγήσουν σε μελλοντικά ρομπότ που θα έχουν καταναμημένες λειτουργίες ελέγχου πολλών εργασιών .Η πρόοδος στη τεχνολογία VLSI αναμένεται να βελτιώσει τις υπολογιστικές δυνατότητες του λογισμικού ελέγχου της ρομποτικής κίνησης ,βελτιώνοντας ταυτόχρονα και τις δυνατότητες ελέγχου των έργων στα ρομποτικά συστήματα επόμενης γενεάς .[6]

Οι ουσιαστικές κατευθύνσεις που ακολουθούν οι νέες τεχνολογίες προσδιορίζονται από πολύπλοκη αλληλεπίδραση πολλών παραγόντων ,οι βασικότεροι των οποίων είναι η ανάπτυξη του υλικού και του λογισμικού ,η τεχνική και οικονομική υποστήριξη και η κοινωνική αποδοχή και ασφάλεια των ρομπότ .

Οι ουσιαστικές κατευθύνσεις που ακολουθούν οι νέες τεχνολογίες προσδιορίζονται από πολύπλοκη αλληλεπίδραση πολλών παραγόντων ,οι βασικότεροι των οποίων είναι η ανάπτυξη του υλικού και του λογισμικού ,η τεχνική και οικονομική υποστήριξη και η κοινωνική αποδοχή και ασφάλεια των ρομπότ .Αυτοί αναλύονται στη συνέχεια :

(α) Ανάπτυξη Υλικού

Τα βασικά χαρακτηριστικά της ανάπτυξης ρομποτικού υλικού εξαιτίας των τεχνολογικών εξελίξεων είναι :

1. Η ανάπτυξη ταχέων ,ισχυρών και φθηνών υπολογιστικών συστημάτων .Οι παράλληλες αρχιτεκτονικές σε υπολογιστές ,οι ταχύτεροι και ισχυρότεροι μικροεπεξεργαστές ,το μικρότερο μέγεθος και οι μειωμένες απαιτήσεις ισχύος θα χαρακτηρίσουν το μελλοντικό υπολογιστικό υλικό για εφαρμογές στη ρομποτική. Το πιο ισχυρό υλικό σε συνδυασμό με καλύτερο λογισμικό ,θα καταστήσει δυνατή την εισαγωγή περισσότερης ευφυΐας σε μικρότερο χώρο .Από την πλευρά των συστημάτων ,η επόμενη γενεά ρομπότ αναμένεται να είναι πιο αξιόπιστη ,να κοστίζει λιγότερο ,και να ενσωματώνει ολοκληρωμένες λειτουργίες συντήρησης και ασφαλείας ,καθώς και προγράμματα εκπαίδευσης .Επίσης ,οι τεχνικές δοκιμών απόδοσης αναμένεται να προτυποποιηθούν και να γίνουν ευρύτερα διαθέσιμες .
2. Η ανάπτυξη ρομποτικών βραχιόνων και κινητήρων τους .Το μηχανικό σύστημα του βραχίονα των σημερινών βιομηχανικών ρομπότ αποτελείται από ένα μηχανικό βραχίονα ή χειριστή και ένα χέρι ή τελικό στοιχείο δράσης .Υπάρχουν σημαντικές εξελίξεις στα υλικά κατασκευής ,στο βέλτιστο και καινοτόμο σχεδιασμό ,στην αποφυγή κατασκευαστών ατελειών ,στη μείωση των μηχανικών ταλαντώσεων ,κλπ .Η επόμενη γενεά των τελικών στοιχείων δράσης θα έχει ιδιότητες μεταξύ των οποίων η δυνατότητα ταχείας αλλαγής , η τμηματικότητα ,η επιδεξιότητα ,οι συσκευές προστασίας ρομπότ και εργαλείων ,και η ενσωμάτωση αισθητηρίων .Η γενική απαίτηση αλληλεπίδρασης με ένα μεγάλο εύρος αντικειμένων υποδεικνύει την ανάγκη για γενικά τελικά στοιχεία δράσης .Αν και υπάρχει το δυναμικό για την ανάπτυξη κάποτε ενός οικονομικού σχεδίου για γενική αρπάγη ενσωματωμένη στο ρομπότ ,η επόμενη γενεά τελικών στοιχείων δράσης θα δώσει έμφαση στις ιδιότητες εναλλαγών και αισθητηρίων .
3. Η ανάπτυξη αισθητηρίων .Οι οπτικοί αισθητήρες σήμερα Έχουν περισσότερη ικανότητα απ' ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ένα ρομποτικό σύστημα .Ωστόσο, οπτικοί αισθητήρες με υψηλότερη διακριτική ικανότητα αναπτύσσονται σήμερα από ένα αριθμό κατασκευαστών .Αναμένεται επίσης να διατεθούν στο εμπόριο μικρά φύλλα αισθητηρίων αφής τα οποία θα Έχουν κατάλληλο χρόνο απόκρισης και ευαισθησίας ώστε να χρησιμοποιηθούν στα άκρα ρομποτικών δακτύλων . Τέτοιου είδους δεδομένα μπορούν να βελτιώσουν τη λειτουργικότητα των μηχανικών χεριών κατά την αρπαγή και την ακριβή μεταχείριση αντικειμένων . Επίσης , η τεχνολογία αίσθησης της ολισθηρότητας αναμένεται να διατεθεί ευρέως και να χρησιμοποιηθεί σε ρομποτικά συστήματα σχεδιασμένα για τη διαχείριση επικίνδυνων υλικών ενώ ολοκληρωμένες συσκευές αίσθησης δύναμης θα διατεθούν επίσης ευρύτατα. Ακουστικοί αισθητήρες σε συνδυασμό με βελτιωμένες μεθόδους αναγνώρισης ομιλίας θα παρέχουν σε ρομπότ τη δυνατότητα να αντιλαμβάνονται την ανθρώπινη ομιλία .Αυτή και μόνο η επίτευξη θα αποτελέσει ένα επαναστατικό τρόπο

επικοινωνίας μεταξύ ρομπότ και μηχανών και θα ανοίξει νέες περιοχές δράσης που στοχεύουν στην εκμετάλλευση αυτής της δυνατότητας. Έχουν ακόμη αναπτυχθεί μικροαισθητήρια, τα οποία είναι ολοκληρωμένα κυκλώματα αισθητήρων που επεξεργάζονται πληροφορίες, ενώ σε ορισμένες περιπτώσεις προτείνουν και τρόπους δράσης. Σε σχέση με εξωτερικές συσκευές διασύνδεσης των ρομπότ, βελτιώσεις τόσο στους εξωτερικούς αισθητήρες όσο και στις δυνατότητες επικοινωνίας δεδομένων αναμένονται στα ρομποτικά συστήματα επόμενης γενιάς. Τέλος, στην επόμενη γενεά ρομποτικών συστημάτων, η ολοκλήρωση οπτικών αισθητήρων και ρομποτικού υλικού/λογισμικού θα επιτυγχάνεται με χαμηλό κόστος.

4. Η εξέλιξη των συσκευών διεπικοινωνίας των συνιστωσών ρομποτικών συστημάτων με υπολογιστή. Οι συσκευές διασύνδεσης στα μελλοντικά ρομποτικά συστήματα αναμένεται να υποστηρίζουν εξωτερικούς αισθητήρες, κινητήρες συνεργαζόμενους υπολογιστές, ελεγκτές και τοπικά υπολογιστικά δίκτυα, PLCs, σταθμούς CAD και άλλες μηχανές παραγωγής. Τυποποιημένα πρωτόκολλα επικοινωνίας και διασύνδεσης είναι ήδη διαθέσιμα για ρομποτικούς ελεγκτές και για τα προγραμματιστικά συστήματα των χρηστών τους. Τέτοιες διασυνδέσεις παρέχουν στο χρήστη την επιλογή ελέγχου της κίνησης με ένα κατάλληλο πρόγραμμα που έχει υλοποιηθεί εξωτερικά, παρά με ότι παρέχεται από τον κατασκευαστή στο ρομποτικό ελεγκτή. Η δυνατότητα αυτή ενδυναμώνει τη χρήση των ρομπότ σε κατασκευαστικά κελύφη υπό τον έλεγχο ενός κεντρικού υπολογιστή ή με τη χρήση ενός γενικευμένου λογισμικού σχεδιασμού ή λογισμικό εκτός λειτουργίας για τον προγραμματισμό του ρομπότ.
5. Η αυξημένη κινητικότητα των ρομπότ. Μια από τις αρχές που διέπουν τα ρομποτικά συστήματα είναι περιορισμένη ευελιξία στην κίνηση. Στις τρέχουσες εφαρμογές αυτό συνεπάγεται ένα σταθερό πλην ευέλικτο χώρο εργασίας μέσα στον οποίο μπορεί να κινηθεί το ρομπότ. Η προσθήκη της δυνατότητας για γενική κινητικότητα είναι το επόμενο λογικό βήμα στην ανάπτυξη περισσότερο χρήσιμων ρομποτικών συστημάτων και ανοίγει ένα νέο φάσμα ρομποτικών εφαρμογών. [6]

(β) Ανάπτυξη Λογιστικού

Η καρδιά κάθε υπολογιστικού συστήματος είναι το λογισμικό του. Καθώς γίνεται διαθέσιμο όλο και πιο προηγμένο υλικό, τίθενται νέες απαιτήσεις σε όσους αναπτύσσουν εργαλεία λογισμικού, γλώσσες προγραμματισμού και μεθόδους πλήρους εκμετάλλευσης των δυνατοτήτων του υλικού.

Οι μελλοντικές εφαρμογές της ρομποτικής εξαρτώνται άμεσα από το λογισμικό που παρέχει έλεγχο, επεξεργασία αισθητηρίων σημάτων, αναγνώριση προτύπων και ευφυή λήψη αποφάσεων. Επιπλέον, απαιτείται ένα αποδοτικό περιβάλλον ανάπτυξης και ολοκλήρωσης συνιστωσών λογισμικού ενός ρομποτικού συστήματος. Το περιβάλλον αυτό πρέπει να παρέχει τα εργαλεία ανάπτυξης λογισμικού, και εύκολη μεταφορά του λογισμικού σε πραγματικά ρομποτικά συστήματα. Επίσης, πρέπει να διασφαλίζεται η συμβατότητα και η μεταφερσιμότητα των προγραμμάτων, καθώς και η ανοικτή αρχιτεκτονική.

Στην περιοχή του λογισμικού ειδικών εφαρμογών, η αναγνώριση προτύπων και η κατανόηση ομιλίας είναι δύο περιοχές που αποτελούν πολλά υποσχόμενους τομείς βελτίωσης των ρομποτικών δυνατοτήτων. Βελτιωμένοι αλγόριθμοι σε συνδυασμό με ταχύτερο υλικό θα καταστήσουν δυνατή την πραγματοποίηση τέτοιων βελτιώσεων. Μία από τις πιο σημαντικές στενωπούς στην ανάπτυξη ευφυών ρομπότ είναι αυτή της επεξεργασίας εικόνας. Αισθητήρες όρασης με μεγάλη διακριτική ικανότητα και πολυφασματική απεικόνιση είναι ήδη διαθέσιμοι, ωστόσο δεν είναι ακόμη δυνατή η

επεξεργασία της πληροφορίας αυτής τόσο γρήγορα ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί στις περισσότερες εφαρμογές.

Εξάλλου, οι βελτιώσεις σε ψηφιακά υπολογιστικά συστήματα αναγνώρισης φωνής αναμένεται να οδηγήσουν σε χειριστές φωνητικά καθοδηγούμενους με απευθείας έλεγχο της ανθρώπινης φωνής. Τέτοια συστήματα αναμένεται να έχουν ένα ευρύτερο λεξιλόγιο ελέγχου κίνησης από τα υπάρχοντα συστήματα δημιουργίας φωνής και να είναι εμπορικά διαθέσιμα υπό τη μορφή ολοκληρωμένων ρομποτικών συστημάτων.

Το ευφυές λογισμικό είναι το νευραλγικό κέντρο της λειτουργίας ενός ευφυούς ρομπότ. Δέχεται επεξεργασμένη πληροφορία αισθητήρων, βάσεις δεδομένων και γνώσης και λαμβάνει αποφάσεις. Δυστυχώς, όλες οι διαθέσιμες ευφυείς γλώσσες προγραμματισμού εξαρτώνται ακόμη από κανόνες προγραμματισμού. Κατά συνέπεια, εξαρτάται από τη δομή του προγράμματος το εάν θα επιτευχθεί ή όχι πραγματική ευφυΐα. Καθώς όλο και περισσότερα πράγματα μαθαίνονται για τη γνώση, την αναπαράσταση της και τη χρήση της, αυτή η δυνατότητα μπορεί να παρασχεθεί στο ρομπότ μέσω καταλλήλων γλωσσών. Εφόσον οι περισσότερες ιδέες για τη γνώση και την ευφυΐα εκφράζονται μέσω της γλώσσας, η ανάπτυξη μεθόδων κατανόησης της φυσικής γλώσσας από υπολογιστές αναμένεται να διευκολύνει την παροχή παρόμοιων δυνατοτήτων σε ένα ρομποτικό σύστημα.

Στον τομέα της επικοινωνίας ανθρώπου-μηχανής, σημαντικές βελτιώσεις αναμένονται στα ρομποτικά συστήματα της επόμενης γενεάς. Η πολυπλοκότητα των ανθρώπινων εργασιών που απαιτούνται για τον προγραμματισμό και την παρατήρηση των ρομποτικών εφαρμογών θα μειωθεί σημαντικά. Οι βιομηχανικές απαιτήσεις για τη χρήση αυτοματισμών καθοδηγούμενων από δεδομένα σε συνδυασμό με την πρόοδο στην τεχνολογία CAD/CAM, οι γλώσσες προγραμματισμού των ρομπότ, και η τεχνητή νοημοσύνη, αναμένεται να οδηγήσουν στην παραγωγή συστημάτων προγραμματισμού εκτός γραμμής βασισμένων σε CAD και ολοκληρωμένων στο ρομπότ, σε γλώσσες προγραμματισμού σε επίπεδο έργου, και σε έμπειρους συμβούλους σχεδιασμού έργων.[6]

(γ) Τεχνική και Οικονομική Υποστήριξη

Ο κατάλογος των τομέων υποστήριξης στη ρομποτική περιλαμβάνει ένα μεγάλο ποσοστό όλων των περιοχών της ανθρώπινης δραστηριότητας. Προφανώς οι τεχνολογικοί τομείς συνεισφέρουν σημαντικά στη ρομποτική τεχνολογία. Ιδιαίτερης σημασίας είναι οι τομείς της μηχανικής, της επιστήμης των υπολογιστών και της έρευνας υλικών, με υποστήριξη από πολλές επιστήμες.

Στις μη τεχνολογικές περιοχές, η ρομποτική παρουσιάζει συνάφεια με τους τομείς εκπαίδευσης, ψυχολογίας και κοινωνιολογίας όσον αφορά τις έννοιες της εκμάθησης, της ευφυΐας και των όρων της κοινωνικής συμπεριφοράς για την ανάπτυξη χρήσιμων ρομπότ.

Τονίζεται όμως ότι η ανάπτυξη οποιουδήποτε σύνθετου τεχνολογικού συστήματος απαιτεί δέσμευση οικονομικής υποστήριξης η οποία επεκτείνεται πολύ περισσότερο από τα άμεσα οφέλη. Είναι θετικό ότι η ρομποτική, βασίζεται σε τεχνικές περιοχές οι οποίες ήδη έχουν ευρεία βάση σε άλλες εφαρμογές, ωστόσο, υφίσταται ακόμη η ανάγκη για την υποστήριξη της ολοκλήρωσης τέτοιων τεχνολογικών περιοχών σε λειτουργούντα ρομποτικά συστήματα.[6]

(δ) Κοινωνική Αποδοχή και Ασφάλεια

Ένα από τα προβλήματα που αντιμετωπίζονται εξαιτίας της εκτεταμένης ρομποτικής ανάπτυξης και εφαρμογής σήμερα, είναι ο φόβος της απώλειας εργασίας από ένα ρομπότ, όπως είχε κάποτε εκδηλωθεί και για τους προσωπικούς υπολογιστές. Όπως με τις περισσότερες τεχνολογικές εξελίξεις, πρέπει να αναμένεται ότι τα ρομπότ θα δημιουργήσουν ένα νέο σύνολο τύπων εργασιών, ενώ ταυτόχρονα θα αντικαταστήσουν τους ανθρώπους σε εργασίες οι οποίες ούτως ή άλλως δεν τους ταιριάζουν. Επιπλέον, όπως έχει ομολογηθεί από ανθρώπους της βιομηχανίας, η εισαγωγή ρομπότ στη γραμμή παραγωγής, οδήγησε σε αύξηση της παραγωγικότητας με επακόλουθο την ανάγκη νέων προσλήψεων προκειμένου να καλυφθεί η ζήτηση της αγοράς.

Τέλος, μία από τις πιο συχνές ανησυχίες που εκφράζονται σε σχέση με την κοινωνική αποδοχή και τις νέες εφαρμογές των ρομπότ είναι η ασφάλεια τους. Εάν όλα τα ρομπότ μπορούν να συμμορφωθούν με τους τρεις νόμους της ρομποτικής όπως διατυπώθηκαν από τον Ασίμωφ, τότε δεν πρόκειται να υπάρξει πρόβλημα.

Συμπερασματικά, η επόμενη γενεά ρομποτικών συστημάτων θα έχει τα ακόλουθα λειτουργικά χαρακτηριστικά [RF90]:

- Βελτιωμένες επιδόσεις διαχείρισης ως προς την ακρίβεια, την ικανότητα φόρτωσης, και τη σκληρότητα.
- Ολοκληρωμένες λειτουργίες αίσθησης και ελέγχου και προσαρμοστική συμπεριφορά υπό την επίδραση αισθητήριας πληροφορίας.
- Καλά οργανωμένη επικοινωνία δεδομένων και σημάτων ελέγχου με άλλες συσκευές, υπολογιστές, χρήστες, και τοπικά δίκτυα υπολογιστών.
- Βελτιωμένες, πιο σθεναρές (εύρωστες), και προσαρμοστικές ενέργειες ελέγχου.
- Ικανότητα σχεδιασμού και λήψης αποφάσεων βασισμένη στους αισθητήρες, την αλληλεπίδραση, και την εμπειρία.[6]

5.3 Μελλοντικές εφαρμογές

Στη συνέχεια ,παρατίθενται οι βασικότεροι τομείς εφαρμογών της ρομποτικής υπό το πρίσμα των μελλοντικών εξελίξεων .

(α) Βιομηχανία Ημιαγωγών

Διατίθενται σήμερα ρομπότ ,για εφαρμογές θαλαμών κενού .Στο εγγύς μέλλον είναι λογικό να αναμένεται ότι τα ρομπότ θα χρησιμοποιούνται εκτενώς σε λειτουργίες παρασκευής μικροκυκλωμάτων .Έχουν υψηλή ακρίβεια ,υψηλή επαναληπτικότητα , υψηλής κατάταξης καθαριότητας και μεγάλη αντίσταση στους κινδύνους των περισσότερων διαδικασιών παρασκευής μικροκυκλωμάτων .

(β) Κατασκευές ,Συναρμολόγηση και Επιθεώρηση

Οι λειτουργίες κατασκευών και συναρμολόγησης ήταν ανάμεσα στις πρώτες εφαρμογές ρομποτικής .Η περιοχή αυτή αναμένεται να συνεχίσει να αποτελεί περιοχή ευρείας εφαρμογής της ρομποτικής ,εκμεταλλευόμενη την αυξημένη ικανότητα των ρομπότ για κατασκευή ,συναρμολόγηση και Επιθεώρηση τελειωμένων προϊόντων

Η προσθήκη ευφυΐας και βελτιωμένης ικανότητας αναγνώρισης και ταύτισης προτύπων (pattern identification and matching) θα καταστήσει δυνατή την απόλυτη Επιθεώρηση κατασκευασμένων προϊόντων .Η υψηλότερη παραγωγικότητα και το μειωμένο κόστος θα διατηρήσουν ανταγωνιστική την κατασκευαστική βιομηχανία .[6]

(γ) Διαχείριση Υλικών

Πέραν της συνήθους διαχείρισης υλικών ,η οποία είναι τμήμα κάθε κατασκευαστικής διαδικασίας ,μια πολύ σημαντική εφαρμογή της ρομποτικής είναι η διαχείριση πακέτων και αλληλογραφίας που μεταφέρονται καθημερινά από το ένα σημείο στο άλλο μιας χώρας .Οι νυκτερινές υπηρεσίες διανομής διαχειρίζονται στις ΗΠΑ εκατομμύρια πακέτα κάθε νύκτα .Ένα μεγάλο τμήμα της ταξινόμησης και επαναδρομολόγησης αυτών των πακέτων γίνεται κυρίως από ανθρώπους .Ένα τυπικό ποσοστό σφάλματος είναι κοντά στο πέντε τοις εκατό .

Η εμπειρία υπαγορεύει έναν αριθμό ελέγχων που πραγματοποιούνται στη διαδικασία της μεταφοράς πακέτων .Τα ρομπότ μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτέλεση αρκετών εργασιών διαχείρισης πακέτων καθώς και για την παροχή ελέγχων εγκυρότητας. Η ευρεία χρήση των ρομπότ για τις λειτουργίες αυτές εξαρτάται από την ανάπτυξη βελτιωμένων μεθόδων επεξεργασίας εικόνων και αναγνώρισης προτύπων , καθώς και από τους σχεδιασμούς βελτιωμένης μεταχείρισης από ρομπότ .Η τοποθέτηση σε κιβώτια μεταφορών με σκοπό τη μεγιστοποίηση της πληρότητας ενός αεροσκάφους για μεταφορά πακέτων είναι επίσης μια ευφυής διαδικασία που οι άνθρωποι εκτελούν πολύ καλά .Ωστόσο ,ακόμη δεν είναι γνωστό πως πρέπει να προγραμματιστεί ένα ρομπότ για να το εκτελέσει από εξίσου καλά . [6]

(δ) Οικιακές Εφαρμογές

Η αποδοχή από τον άνθρωπο μιας νέας τεχνολογίας βοηθιέται πάντοτε από τη φιλική , φθηνή έκδοση της τεχνολογίας ,η οποία μπορεί να εκτελεί ένα απλό αλλά μη ελκυστικό έργο το οποίο αποτελεί κομμάτι της καθημερινής ζωής .Υπό αυτό το πρίσμα ,ένα ρομπότ καθαρισμού πατωμάτων θα ενισχύσει πολύ περισσότερο την αποδοχή της ρομποτικής από όλες τις άλλες ρομποτικές εφαρμογές μαζί .Ένα τέτοιο ρομπότ απαιτεί ιδιαίτερα εξελιγμένες ικανότητες αίσθησης ,αναγνώρισης προτύπων και ελέγχου ,και έχει ήδη αναπτυχθεί .[6]

(ε) Διαστημικές και Υποβρύχιες Εφαρμογές

Τα ρομπότ είναι ιδεώδη για Διαστημικές εφαρμογές .Συγκεκριμένα ,ένα ρομπότ με τους κατάλληλους αισθητήρες μπορεί να εκτελέσει αρκετά έργα τα οποία είναι ιδιαίτερα επικίνδυνα και ακριβά για να εκτελεστούν από τους ανθρώπους .Τα ρομπότ επισκευής δορυφορικών και διαστημικών κατασκευών παρέχουν μια επέκταση των ανθρώπινων δυνατοτήτων σε Διαστημικές εφαρμογές ,οι οποίες αναμένεται να είναι ιδιαίτερου ενδιαφέροντος για την μελλοντική εξερεύνηση του διαστήματος .Μη επανδρωμένα διαστημόπλοια εφοδιασμένα με ευφυή ρομπότ μπορούν να διεξάγουν πειράματα και να αντλήσουν γνώσεις όσον αφορά απομακρυσμένες και επικίνδυνες περιοχές του διαστήματος .

Στην ίδια λογική λειτουργίας εμπίπτουν και τα υποβρύχια ρομπότ ,τα οποία χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο για την εξερεύνηση του βυθού ,για τον εντοπισμό ναυαγίων ,για την πόντιση καλωδίων ,κ.α .[6]

(στ) Ιατρική

Η ακρίβεια και η ορθότητα των ρομποτικών χειριστών σε συνδυασμό με λογισμικό ευφυούς επεξεργασίας εικόνας θα καταστήσει τη χειρουργική μια ιδιαίτερα επακριβή τέχνη από ότι είναι σήμερα εφικτό .Αυτό βεβαίως δεν ενθαρρύνει την αντικατάσταση των χειρουργών ή άλλου ιατρικού προσωπικού από ρομπότ .Απλά ,το ρομπότ θα είναι ένας πολύτιμος βοηθός στη διανομή της ιατρικής φροντίδας .Η κοινωνική αποδοχή των ρομπότ ,θα είναι πιθανότατα αρκετά πιο γρήγορη εάν οι εφαρμογές στην Ιατρική έχουν τα αποτελέσματα που υπόσχονται .Ρομπότ που υποβοηθούν ιατρικές εγχειρήσεις βρίσκονται ήδη σήμερα σε χρήση .

Αξίζει τέλος να αναφερθούν επιγραμματικά ορισμένες πρόσφατες αναπτύξεις ρομποτικής τεχνολογίας στην Ιαπωνία .Αυτές είναι :

- Μηχανισμοί με Παράλληλους Βραχίονες : Είναι ρομπότ με βελτιωμένη ταχύτητα και ακρίβεια που δρουν συνεργατικά .
- Τεχνολογία Εικονικής Πραγματικότητας : Είναι συστήματα όπου οι κινήσεις ανθρώπων επαναλαμβάνονται και μαθαίνονται από ρομπότ ,ενώ η πληροφορία μεταξύ ανθρώπου και ρομπότ μεταδίδεται σε πραγματικό χρόνο .
- Μικρό-Ρομπότ Καλυμένο με Μικροφωτοκύτταρα : Είναι μικρά κινητά ρομπότ που έχουν αναπτυχθεί από τη Sanyo Electric Corp. Και που αντλούν ενέργεια από τον ήλιο ,ώστε να μην υπάρχει εξάρτηση από καλώδιο παροχής ισχύος . Αναμένεται να χρησιμοποιηθούν σε ιατρικές και εφαρμογές συντήρησης .
- Μουσικά Ρομπότ : Είναι πειραματικά ρομπότ με εξελιγμένα άκρα με δάκτυλα, τα οποία παίζουν Μουσικά όργανα .
- Ρομπότ Ιατρικών Χρήσεων : Τέτοια ρομπότ χρησιμοποιούνται ήδη σε υποβοήθηση εγχειρήσεων ,λαπαροσκόπηση ,κλπ .
- Αυτόματο Σύστημα Κατασκευής Σήραγγας : Είναι ρομπότ που χρησιμοποιούνται σε κατασκευαστικές εργασίες για αυτόματη επίχρηση και τοποθέτηση πλακιδίων μέσα σε σήραγγες .
- Ρομπότ Ψεκασμού Φυτοφαρμάκων : Είναι ρομπότ που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο εντομών σε μηλιές ,προστατεύοντας τους καλλιεργητές από τοξικά χημικά .
- Ρομπότ Ασφαλείας : Είναι ρομπότ εξοπλισμένα με καπνογόνα και φωτιά , έχουν ικανότητα αναγνώρισης του ανθρώπινου σώματος ,και διαθέτουν αισθητήρες για διαρροή νερού .Μετακινούνται αθόρυβα στα δωμάτια ,και ειδοποιούν φρουρούς σε περίπτωση εισβολέων ή ατυχημάτων .[6]

Επίλογος

Όμως στην περαιτέρω εξέλιξη των παραπάνω ήδη εξελιγμένων επιτευγμάτων έρχεται να προστεθεί και ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη. Η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι αποδεκτά το πιο συναρπαστικό κομμάτι στην ρομποτική. Είναι το κομμάτι εκείνο με τις περισσότερες αντιφάσεις απόψεων: Όλοι συμφωνούν ότι ένα ρομπότ μπορεί να δουλέψει σε γραμμή συναρμολόγησης αλλά δεν υπάρχει ομοφωνία για το αν κάποτε ένα ρομπότ μπορεί να γίνει ευφυές.

Όπως ο ίδιο ο όρος ρομπότ έτσι και η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι δύσκολο να ερμηνευτούν. Ουσιαστικά η Τεχνητή Νοημοσύνη θα αποτελούσε μια αναδημιουργία της διαδικασίας της ανθρώπινης σκέψης. Αυτό θα περιλάμβανε την ικανότητα να μαθαίνει για τα πάντα, την ικανότητα να αιτιολογεί, την ικανότητα να μιλάει και να συνδυάζει ιδέες. Παρόλα αυτά μέχρι στιγμής έχει σημειωθεί μεγάλη επιτυχία μόνο σε πιο περιορισμένες εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης. Έτσι οι σημερινές μηχανές με τεχνητή νοημοσύνη έχουν την ικανότητα να αναπαράγουν μόνο ορισμένα χαρακτηριστικά της διανοητικής ικανότητας.

Στα ρομπότ της εποχής αυτής, αν κάτι πάει στραβά, ο ανθρώπινος παράγοντας τροποποιεί τον κώδικα προγραμματισμού και τον ξαναφορτώνει στο ρομπότ ελπίζοντας ότι όλα θα πάνε καλά και θα δουλέψει κανονικά το σύστημα. Αυτό που επιθυμούν περισσότερο οι επιστήμονες είναι δημιουργήσουν ρομπότ περισσότερο ανεξάρτητα τα οποία να μπορούν να μεταβάλουν μόνα τους τον ίδιο τους τον προγραμματισμό.

Επιστήμονες και μηχανικοί έχουν κάνει αρκετές προσεγγίσεις στον έλεγχο ρομποτικών συστημάτων. Κατάφεραν να δημιουργήσουν ένα ρομπότ το οποίο κινείται και σχηματίζει χάρτες και άλλα είδη μοντέλων που χρησιμοποιούν την ακολουθία ενεργειών με μαθηματική ακρίβεια.

Η μελλοντική εκδοχή του ρομποτικού αυτού συστήματος είναι ένα σύστημα το οποίο θα έχει τη δυνατότητα να αναθεωρεί δεδομένα και πράξεις καθώς και να δημιουργεί καινούριους χάρτες σε περίπτωση που κάποιο εμπόδιο βρεθεί στο δρόμο του ρομποτικού συστήματος και διακόψει την κίνηση του. Επίσης για τη διασφάλιση του ίδιου του ρομπότ θα πρέπει να υπάρχουν αποθηκευμένα εναλλακτικά προγραμματισμένα σενάρια ώστε το ρομπότ να μπορεί να συνεχίσει την αποστολή του. Τα προγράμματα αυτά θα πρέπει να επιλεγούν μόνα τους από το ίδιο το ρομπότ σε περίπτωση που υπάρξουν τέτοιου είδους δυσκολίες.

Οι Η/Υ μπορούν ήδη να λύσουν προβλήματα τέτοιου είδους σε συγκεκριμένο βαθμό. Πρώτα το ρομπότ τεχνητής νοημοσύνης ελέγχει τα γεγονότα για μια κατάσταση, δια μέσου αισθητήρων ή με ανθρώπινη είσοδο των δεδομένων αυτών. Ο Η/Υ συγκρίνει τις πληροφορίες αυτές με τα αποθηκευμένα δεδομένα και βγάζει το ανάλογο συμπέρασμα στο τι σηματοδοτούν οι πληροφορίες, επιλέγοντας την ενέργεια που θα είναι πιο επιτυχημένη βασισμένη στις πληροφορίες που συλλέχθηκαν.

Κάποια σύγχρονα ρομπότ έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν σε περιορισμένο βαθμό. Στην εκμάθηση τα ρομπότ αναγνωρίζουν αν μια συγκεκριμένη ενέργεια (π.χ. κούνημα ποδιών με συγκεκριμένο τρόπο) επιφέρει επιθυμητό αποτέλεσμα. Το ρομπότ αποθηκεύει τις πληροφορίες αυτές και επιχειρεί την επιτυχή ενέργεια την επόμενη φορά που βρεθεί στην ίδια κατάσταση.

Κάποια ρομπότ μπορούν να αλληλεπιδρούν κοινωνικά. Η Kismet είναι ένα ρομπότ το οποίο αναγνωρίζει την ανθρώπινη γλώσσα του σώματος και τη χροιά της φωνής και αποκρίνεται κατάλληλα. Οι δημιουργοί του ρομπότ αυτού έστρεψαν το ενδιαφέρον τους στην αλληλεπίδραση μεταξύ ενήλικων και βρεφών, βασιζόμενοι στον τόνο της φωνής και στο οπτικό στοιχείο.

Η Kismet και άλλα ανθρωπόμορφα ρομπότ στο εργαστήριο τεχνητής νοημοσύνης του MIT χρησιμοποιούν μια ασύμβατη δομή ελέγχου. Αντί να κατευθύνεται κάθε ενέργεια χρησιμοποιώντας ένα κεντρικό Η/Υ, τα ρομπότ ελέγχουν τις κατώτερων επιπέδων ενέργειες με κατώτερου επιπέδου Η/Υ. Οι επιστήμονες υποστηρίζουν ότι αυτό είναι ορθότερο μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης.

Η προσοχή εστιάζεται κυρίως σε ανθρωπόμορφα ρομπότ γιατί είναι πιο προσιτά και στον απλό άνθρωπο. Έτσι γίνεται ευκολότερη η επικοινωνία ανθρώπου-μηχανής και ευνοείται πολύ ο τομέας εκπαίδευσής τους. Αυτό που αναμένεται είναι ένας κόσμος που θα συνυπάρχουν άνθρωπος και έξυπνες μηχανές. Έξυπνες μηχανές που θα χρησιμοποιηθούν σε μεγάλο εύρος εφαρμογών, από χειρονακτική εργασία σε διάφορους τομείς μέχρι και υπηρεσίες κοινωνικών ωφελειών. Έτσι τα ρομπότ θα ξεφύγουν από την αποκλειστικότητα της βιομηχανίας και θα αρχίσουν να αποτελούν κομμάτι της καθημερινότητας μας, τόσο στην εργασία μας όσο και μέσα στο ίδιο μας το σπίτι είτε ως μεμονωμένη συσκευή είτε ως οικιακή βοηθό. Επιπλέον προβλέπεται ανάπτυξη ενός είδους ρομπότ που ονομάζεται cyborg. Τα cyborgs είναι συνδυασμός μηχανής με ανθρώπινη σάρκα και ανθρώπινα μέλη, έχοντας ως απώτερο σκοπό τη μεταμόσχευση ανθρώπινου εγκεφάλου σε ρομπότ για μεγαλύτερη διάρκεια ζωής του ανθρώπινου είδους.

Η διαχωριστική δικλείδα μεταξύ επιστημονικής φαντασίας και επιστήμης ολοένα συρρικνώνεται. Στην πραγματικότητα η τεχνολογία αναπτύσσεται σε τόσο γρήγορους ρυθμούς σε σημείο που πολλοί άνθρωποι να αναρωτιούνται κατά πόσο η ασφάλεια μας θα συνεχίσει να υφίσταται όταν τα ευφυή ρομποτικά συστήματα αρχίσουν να αποκτούν συναισθήματα όμοια με τα ανθρώπινα όντα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Διαμαντάρας Κώστας , Τμήμα Πληροφορικής ΤΕΙ Θεσσαλονίκης , Σημειώσεις Μαθήματος Νευρωνικών Δικτύων
2. Ροβέρτος-Ε. Κίνγκ , Υπολογιστική Νοημοσύνη , Α' Έκδοση , Π. Τραυλός , Αθήνα 1998
3. Artificial Neural Networks, T. Kohonen, K. Makisara, O. Simula, J. Kangas
4. Σπύρος Γ. Τζαφέστας , Υπολογιστική Νοημοσύνη , Β' Τόμος: Εφαρμογές , Αθήνα 2002
5. Τζαφέστας ,Σπύρος Γ., Ρομποτική,Ανάλυση και Έλεγχος, Αθήνα 1994
6. Δ.Μ.Εμίρης , Δ.Ε.Κουλουριώτης, Ρομποτική, 2^η έκδοση, Αθήνα 2004
7. Sigeru Omatu,Marzuki Khalid and Rubiyah Yusof, Neuro-Control And Its Applications.
8. S.G. Tzafestas and G.G. Rigatos: Neural and Neurofuzzy FELA Adaptive Robot Control Using Feedforward and Counterpropagation Networks, J. Intell. and Robotic Syst., 23(2-4) (1998).
9. A.V. Topalov and S.G. Tzafestas: Fuzzy-Neural-Genetic Layered Multi-Agent Reactive Control of Robotic Soccer, In : Data Mining for Design and Manufacturing (D. Braha, ed.), Kluwer, Dordrecht / Boston, 417- 442 (2001).
10. K. Hornik: Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks, Neural Networks 4, 251-257 (1991).
11. S.W. Piche: Steepest Descent Algorithms for Neural Network Controllers and Filters, IEEE Control Systems Mag., 17-21 (1988).
12. R. M. Sanner, J. – J. Slotine: Gaussian Networks for Direct Adaptive Control, IEEE Trans. on Neural Networks, 3(6), 837-863 (1992).
13. H. O. Wang, K. Tanaka and M.F.Griffin : An Approach to Fuzzy Control of Nonlinear Systems : Stability and Design issues, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 4(1), 14-26, (1996).
14. K. J. Hunt et.al: Neural Networks for Control Systems – A Survey, Automatica, 26(6) 1083-1112 (1992).
15. E. B. Kosmatopoulos, M. M. Polycarpou and M.A. Christodoulou : High-Order Neural Network Structures for Identification of Dynamical Systems, IEEE Trans. On Neural Networks, 6(2), 442-431 (1995).

ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ

16. ecs.soton.ac.uk/
17. nn.cs.utexas.edu
18. www.cs.teilar.gr
19. <http://www.um.si/en/Pages/default.aspx>
20. www.roboticonline.com
21. news.com
22. www.nae.edu
23. www.stat.lanl.gov
24. <http://erudit.org/?lang=en>
25. <http://arxiv.org/abs/cs.CE/0410064>