



**«ΕΛΕΓΧΟΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕ  
ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ  
ΤΩΝ ΑΚΡΩΝ»**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Του φοιτητή:**

**ΚΑΖΗ ΗΛΙΑ**

**Επιβλέπων Καθηγητής: ΔΡΟΣΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ**

**ΠΕΙΡΑΙΑΣ, ΑΥΓΟΥΣΤΟΣ 2018**

# Πρόλογος

Η παρούσα πτυχιακή εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του Προγράμματος Μηχανικών Αυτοματισμού του Α.Ε.Ι. Πειραιά υπό την επίβλεψη του κ. Δρόσου Χρήστου. Θα ήθελα λοιπόν να ευχαριστήσω θερμά τον κύριο κ. Δρόσο Χρήστο, για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον αντικείμενο καθώς και για την αμέριστη συμπαράστασή του καθ' όλη την διάρκεια εκπόνησης.

25/8/2018

## ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/Η κάτωθι υπογεγραμμένος/η ΕΛΖΗΣ ΗΛΙΑΣ, του ΠΑΝΑΓΙΩΤΗ φοιτητής του Τμήματος ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε, ο οποίος φέρει και την ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα, σε περίπτωση που το Ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανάκαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού βμήνου από την ημερομηνία ανάθεσής της.

Ο Δηλώνων



Ημερομηνία

12-9-2018

# Περιεχόμενα

ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	2
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	4
<b>1 ΠΕΡΙΛΗΨΗ .....</b>	<b>6</b>
<b>2 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....</b>	<b>6</b>
<b>3 ΙΣΤΟΡΙΑ (ΡΟΜΠΟΤ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ &amp; ΒΡΑΧΙΟΝΕΣ).....</b>	<b>9</b>
<b>4 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ .....</b>	<b>20</b>
4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	20
4.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ .....	22
4.3 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΔΙΚΤΥΩΝ .....	23
4.4 ΜΟΝΤΕΛΟ MCCULLOCH – PITTS .....	26
4.4.1 Άλλα διαδεδομένα μοντέλα .....	28
4.5 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ .....	29
4.6 ΤΟ ΔΙΚΤΥΟ PERCEPTRON.....	30
4.6.1 Εκπαίδευση του Perceptron .....	34
4.7 Ο ΚΑΝΟΝΑΣ ADALINE .....	35
4.7.1 Κανόνας εκπαίδευσης ADALINE.....	36
4.8 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΟΥ ADALINE ΜΕ ΤΟΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟ PERCEPTRON.....	38
4.9 ΑΛΛΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ .....	38
<b>5 ΒΑΣΙΚΕΣ ΕΝΝΟΙΕΣ ΠΑΝΩ ΣΕ ΡΟΜΠΟΤΙΚΟΥΣ ΒΡΑΧΙΟΝΕΣ.....</b>	<b>41</b>
5.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	41
5.2 ΑΡΧΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ .....	42
5.3 ΜΕΘΟΔΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΙΝΗΣΗΣ .....	42
5.4 ΓΕΩΜΕΤΡΙΚΟΣ ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ .....	43
5.4.1 Τύπος μετάδοσης κίνησης .....	47
5.5 Η ΓΕΝΙΚΗ ΔΟΜΗ ΤΩΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ .....	48
5.5.1 Οι κινητήρες των αρθρώσεων.....	50

<b>6</b>	<b>ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΕΛΕΓΧΟΥ ΜΕ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....</b>	<b>55</b>
6.1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....	55
6.2	ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΕΛΕΓΧΟΥ .....	55
6.2.1	<i>Άμεσος ανάστροφος Νευρωνικός Έλεγχος .....</i>	<i>56</i>
6.3	ΣΕΙΡΙΑΚΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΕΛΕΓΚΤΗΣ.....	57
6.4	ΠΑΡΑΛΛΗΛΟΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΕΛΕΓΚΤΗΣ .....	58
6.4.1	<i>Παράλληλος Νευρωνικός Ελεγκτής με Νευρωνικό Προσομοιωτή.....</i>	<i>58</i>
6.4.2	<i>Παράλληλος Ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος.....</i>	<i>59</i>
<b>7</b>	<b>ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΟΝ ΕΛΕΓΧΟ ΓΡΑΜΜΩΝ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ</b>	<b>60</b>
7.1	ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΣΤΗΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ .....	60
7.2	ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΤΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ .....	61
7.2.1	<i>Ποιοτικός έλεγχος ξύλινων επιφανειών .....</i>	<i>61</i>
7.2.2	<i>Νευρωνικό δίκτυο σε μέτρηση βάρους προϊόντος .....</i>	<i>64</i>
7.2.3	<i>Βιομηχανική εφαρμογή: Μονάδα παστερίωσης.....</i>	<i>64</i>
7.2.4	<i>Έλεγχος φούρνων ΜΙΜΟ με τα νευρωνικά δίκτυα.....</i>	<i>65</i>
<b>8</b>	<b>ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΤΟ ΜΕΛΛΟΝ .....</b>	<b>67</b>
8.1	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΩΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ	68
8.2	ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ .....	69
<b>9</b>	<b>ΣΥΖΗΤΗΣΗ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ .....</b>	<b>71</b>
<b>10</b>	<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>	<b>73</b>
<b>11</b>	<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....</b>	<b>75</b>
11.1	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ. ....	75
11.2	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ. ....	75

# 1 Περίληψη

Νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων νευρώνων. Στην περίπτωση βιολογικών νευρώνων, πρόκειται για ένα τμήμα νευρικού ιστού. Στην περίπτωση τεχνητών νευρώνων, πρόκειται για ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα το οποίο εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης. Μιλάμε δηλαδή για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία δεν είναι τίποτα παραπάνω από απομιμήσεις των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και υλοποιούνται συνήθως χρησιμοποιώντας λογισμικό, αλλά δεν λείπουν και οι περιπτώσεις που προτιμάται η υλοποίηση με hardware.

Στην εργασία αυτή θα γίνει αναφορά στον βιολογικό νευρώνα και αναλύεται η λειτουργία του. Στόχος της ανάλυσης αυτής είναι να δούμε πως ορίζεται ο τεχνητός νευρώνας. Η χρήση των νευρώνων σε δίκτυα εξετάζεται με τη βοήθεια μαθηματικών μοντέλων. Το ελεγχόμενο σύστημα για τα νευρωνικά δίκτυα προέρχεται από τα ρομποτικά συστήματα και συγκεκριμένα από τον ρομποτικό βραχίονα.

## 2 Εισαγωγή

Η λέξη ρομπότ χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον Τσέχο συγγραφέα Karel Capek, σε ένα θεατρικό του έργο, προέρχεται από την τσέχικη λέξη “robota” που σημαίνει εξαναγκασμένη εργασία, ενώ τα ρομπότ συνέβαλαν τα μέγιστα στην τεράστια αύξηση παραγωγής τα προηγούμενα 50 χρόνια με περισσότερες από ένα εκατομμύριο ανά τον κόσμο βιομηχανικές μονάδες να τα χρησιμοποιούν σήμερα εκτεταμένα.

Ο Capek είχε προβλέψει την διάδοση των ρομπότ καθώς ζωγράφισε μια εικόνα από ανθρωπόμορφες μονάδες που κατασκευάστηκαν να υπηρετούν τους ανθρώπους. Αν και υπάρχουν αναφορές για κατασκευή στοιχειωδών ρομπότ στις αρχές του 20<sup>ου</sup> αιώνα, εντούτοις η βιομηχανική τους καριέρα άρχισε το 1954 με την εφεύρεση των βιομηχανικών ρομπότ, για να φτάσουμε στις μέρες μας που, εξαιτίας της ανάπτυξης της μηχανικής, της τεχνολογίας υλικών και της τεχνητής νοημοσύνης, έγιναν προσιτά και χρησιμοποιούνται σε πολλούς τομείς της βιομηχανίας αλλά και στον στρατό ακόμη και σε ακραία καιρικά φαινόμενα.

Στην αρχή της καριέρας τους τα ρομπότ δεν ήταν εξοπλισμένα με υπολογιστικές και αισθητήριες ικανότητες, οι πρώτοι υπολογιστές άλλωστε ήταν τεράστιοι, κάτι που γίνεται τα τελευταία χρόνια με τα ευφυή ρομποτικά συστήματα (intelligent robotic systems) να είναι εξοπλισμένα με αμέτρητους αισθητήρες για κάθε λογής μέτρηση και εργασία. Σε συνδυασμό με την εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης τα ρομποτικά συστήματα γίνονται αποδοτικότερα και ασφαλέστερα ακόμη και σε μεταβαλλόμενα ή και αβέβαια περιβάλλοντα.

Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την δημιουργία αυτόνομων ρομπότ τα οποία θα είναι ικανά να αντιλαμβάνονται τις όποιες αλλαγές διαδραματίζονται στον χώρο τους και να προσαρμόζουν τις κινήσεις, σε πυρηνικά ατυχήματα, σε φυσικές καταστροφές ακόμη και σε περιοχές πολέμου.

Η UNIMATE ήταν η πρώτη, μονοβραχίονη, προγραμματιζόμενη μονάδα που κατασκευάστηκε από τον μηχανικό George Devol. Αν και αγοράστηκε από την Αμερικανική βιομηχανία General Motors, οι πρώτοι που το χρησιμοποίησαν στις αυτοκινητοβιομηχανίες ήταν οι Ιάπωνες δίνοντάς τους σαφές προβάδισμα.

Ένα ρομπότ αποτελείται από πολλούς βραχίονες, βαθμοί ανεξαρτησίας, και αισθητήρες για κάθε περίπτωση και περίπτωση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να είναι εφάμιλλο του ανθρώπινου χεριού, σε λεπτότητα και ακρίβεια, και να αποτελεί πλέον περίπου το 10% του εργατικού δυναμικού της Ιαπωνικής, Ιταλικής και Γερμανικής αυτοκινητοβιομηχανίας αντικαθιστώντας το ανθρώπινο δυναμικό και ειδικά τους γηραιότερους.

Δεν είναι βέβαια λίγοι εκείνοι που υποστηρίζουν πως τα ρομποτικά συστήματα θα γίνουν πλήρως αυτόνομα με την τεχνολογία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, καθώς η αξιοποίησή τους φαντάζει να είναι η ιδανική βοήθεια για την επίτευξη του στόχου αυτού.

Τα προβλήματα ελέγχου που καλούνται να επιλύσουν τα ρομποτικά συστήματα είναι κυρίως μαθηματικής φύσης, που συνήθως δεν επιδέχονται μια και μοναδική λύση. Βοήθεια στο πρόβλημα αυτό έρχεται να δώσουν τα νευρωνικά δίκτυα που μειώνουν τον χρόνο επίλυσης, εξοικονομώντας έτσι πολύτιμο χρόνο αλλά και υπολογιστικούς πόρους, καθιστώντας τα έτσι πιο αποδοτικά.

Εφαρμόζονται στο στρατηγικό επίπεδο ελέγχου λύνοντας προβλήματα σχεδιασμού καθηκόντων και ευφυούς ελέγχου, δίνοντας έτσι την δυνατότητα να ανταπεξέλθονται σε μεταβαλλόμενα ή/και ασαφή περιβάλλοντα.

Αν και για την ώρα το επίπεδο των νευρωνικών δικτύων κρίνεται ανεπαρκές, η εισαγωγή τους στα ρομποτικά συστήματα δίνει μια ώθηση για την περαιτέρω εξέλιξή τους και αξιοποίησή τους.

Υπάρχουν πέντε βασικοί σχεδιασμοί όσον αφορά τα νευρωνικά δίκτυα:

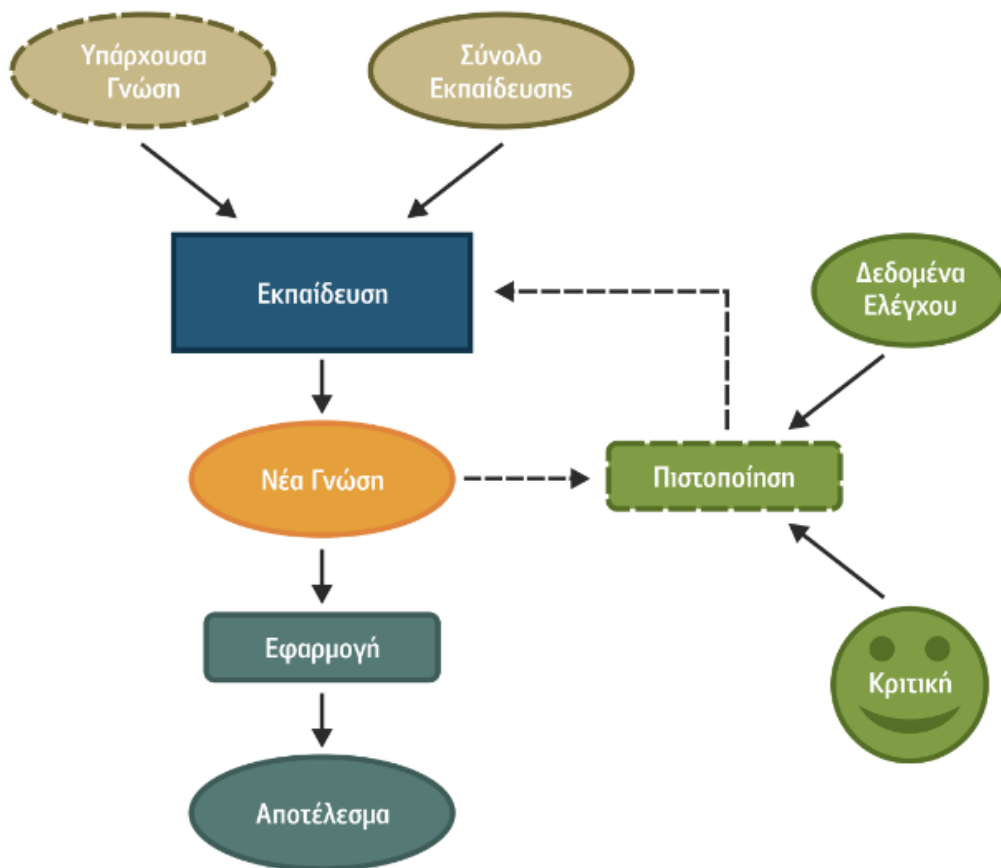
- ✓ Έλεγχος επιτήρησης
- ✓ Άμεσος ανάστροφος έλεγχος
- ✓ Νευρωνικός προσαρμοστικός έλεγχος

- ✓ Ανάστροφη διάδοση με το χρόνο
- ✓ Προσαρμοστικές Κριτικές Μέθοδοι

Στον έλεγχο επιτήρησης συντελείται η εκμάθηση του νευρωνικού δικτύου μέσω ενός συστήματος ανάδρασης που αυτοτροφοδοτείται μέχρι το επιθυμητό αποτέλεσμα. Αντίθετα στον άμεσο ανάστροφο έλεγχο υπάρχει προσπάθεια υπολογισμού του τελικού αποτελέσματος.

Στον νευρωνικό προσαρμοστικό έλεγχο, ο σχεδιασμός πραγματοποιεί ένα βήμα προόδου διατηρώντας την προηγούμενη γνώση, για μεγαλύτερη ευελιξία. Στην ανάστροφη διάδοση με το χρόνο προβλέπεται ένας βέλτιστος ρυθμιστής, καθώς δεν υπολογίζονται τα βάρη και ο προσδιορισμός μιας βέλτιστης ακολουθίας δράσεων ελέγχου, που αποτελεί το αντικείμενο του κλασικού βέλτιστου ελέγχου.

Τέλος οι προσαρμοστικές κριτικές μέθοδοι βασίζονται στην μέθοδο δυναμικού προγραμματισμού του Bellman, με κύριο στοιχείο την εκμάθηση με στο πέρασμα του χρόνου βελτιστοποιώντας τις μεθόδους λύσης.

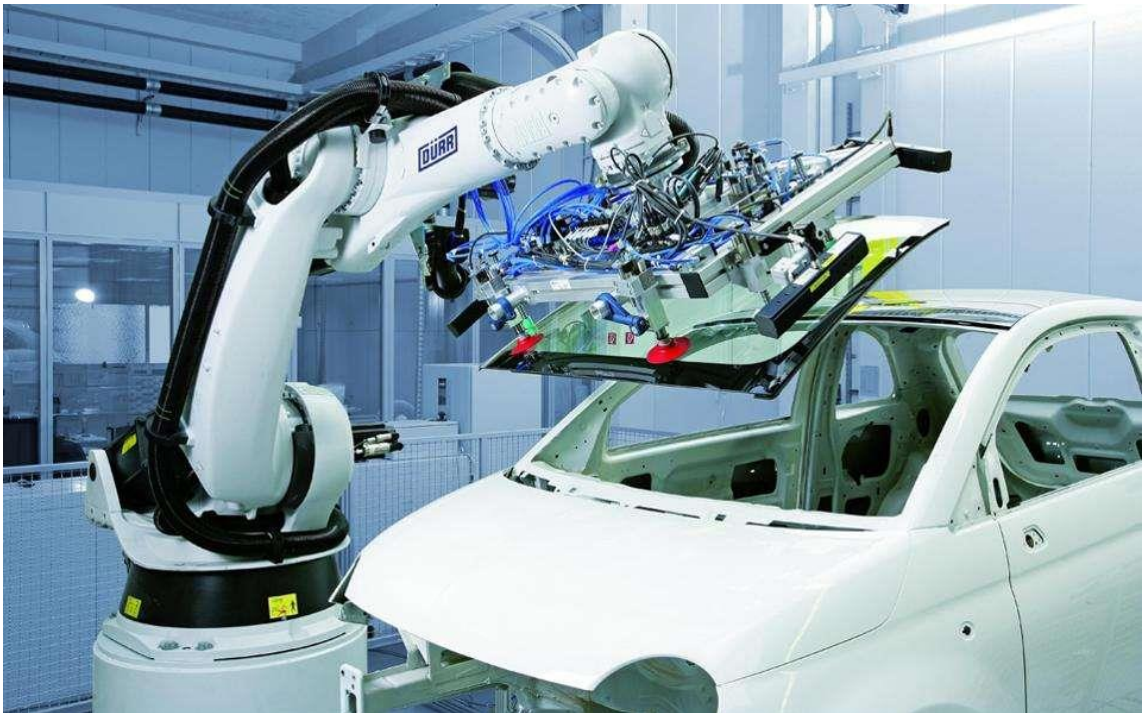


Εικόνα 1: Φάσεις μηχανικής μάθησης (Πηγή: [http://repfiles.kallipos.gr/html\\_books/93/04a-main.html](http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html) )



### 3 Ιστορία (ρομπότ νευρωνικά & βραχίονες)

Η τεχνογνωσία κατασκευής ρομπότ δεν είναι καινούρια. Για την εύρυθμη και απρόσκοπτη λειτουργία τους πέραν του υλικού χρειάζεται και το λογισμικό μέρος, που για την υλοποίησή του αξιοποιούνται συνήθως κομμάτια ανθρώπινης γνώσης και αντίληψης για κάποιο προκαθορισμένο προς επίλυση πρόβλημα οι οποίες τίθενται σε αλγοριθμική μορφή και καθοδηγούν έτσι τους υπολογισμούς σε πραγματικό χρόνο. Η πρακτική αυτή έχει αποδειχθεί επαρκής για βιομηχανικά ρομπότ τα οποία λειτουργούν σε ένα περιορισμένο περιβάλλον με αυστηρούς κανόνες.



Εικόνα 2:Βιομηχανικό ρομπότ – βραχίονας συναρμολόγησης αυτοκινήτου (Πηγή: <http://www.kathimerini.gr/877095/article/oikonomia/die8nhs-oikonomia/ligoteres-doyleies-kai-gia-ta-rompot-fernei-h-epivradynsh-ths-kinas> )

Εκτός από τα βιομηχανικά ρομπότ που εκτελούσαν μια, όσο σύνθετη και πολύπλοκη και να ήταν, εργασία έπρεπε να αναζητηθούν λύσεις ώστε να μπορούν να ανταπεξέρχονται

αυτόνομα και σε απρόβλεπτες καταστάσεις. Αυτό απαιτούσε σύνθετη επεξεργασία των νέων δεδομένων για ορθή εκτίμηση άγνωστων παραγόντων σε πραγματικό χρόνο. Οι παραδοσιακές πρακτικές και τεχνολογίες είχαν φτάσει στα όριά τους και έπρεπε να αναζητηθούν νέες καινοτόμες λύσεις.

Έμπνευση για την εύρεση επίλυσης των προβλημάτων αυτών είναι οι διεργασίες που τελούνται στον φυσικό κόσμο. Οι βιολογικοί οργανισμοί, μέσα από την διαδικασία της εξέλιξης, έχουν μεταμορφωθεί σε μηχανισμούς υψηλών γνωστικών ικανοτήτων και αποτελούν πρότυπα προς κατανόηση και αναπαραγωγή. Άλλωστε ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί πρώτης τάξης παράδειγμα προς μίμηση για την κατασκευή προηγμένων ρομποτικών ελεγκτών. Αρκετοί νευροεπιστήμονες συνεργάζονται με συναδέλφους της ρομποτικής για ανταλλαγή ερευνητικών αποτελεσμάτων για την περαιτέρω εξέλιξή τους.

Οι κύριες επιρροές των νευροεπιστημών στην κατασκευή αυτόνομων ρομπότ είναι δύο:

- ✓ Η περιγραφή του εγκεφάλου ως ενός γιγάντιου δικτύου νευρώνων, οι οποίοι λειτουργούν ως πολύ απλές μονάδες μαζικά παράλληλου υπολογισμού
- ✓ Η περιγραφή του ως ενός συνόλου αλληλεπιδρώντων, αυτοτελών τμημάτων.

Ενώ αλληλοσυνδέονται καθώς η ρομποτική παρέχει τεχνογνωσία για την μελέτη της λειτουργίας του εγκεφάλου.

Μια άλλη πηγή έμπνευσης αποτελεί η θεωρία του Δαρβίνου περί εξέλιξης των ειδών<sup>1</sup>, σύμφωνα με την οποία ένα βιολογικό είδος τείνει να συμβαδίζει με το περιβάλλον του, κάτι που χρησιμοποιείται ως γενική και αόριστη μέθοδος βελτιστοποίησης παραμέτρων σε ποικιλία πρακτικών προβλημάτων. Επόμενο λοιπόν ήταν η χρησιμοποίησή της ως μηχανισμός προσαρμογής, κυρίως μέσω τεχνητών νευρωνικών δικτύων, υπολογιστικών μοντέλων που αποτελούν τη βάση ορισμένων σύγχρονων ρομποτικών ελεγκτών.

Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται ήδη από το 1960 για να προσφέρει τις υπηρεσίες της, με την βοήθεια βέβαια κατάλληλων υψηλού επιπέδου αλγορίθμων, στα ρομπότ ώστε να κατασκευαστούν συστήματα υλικού και λογισμικού τα οποία αλληλοεπιδρούσαν με τον κόσμο.

---

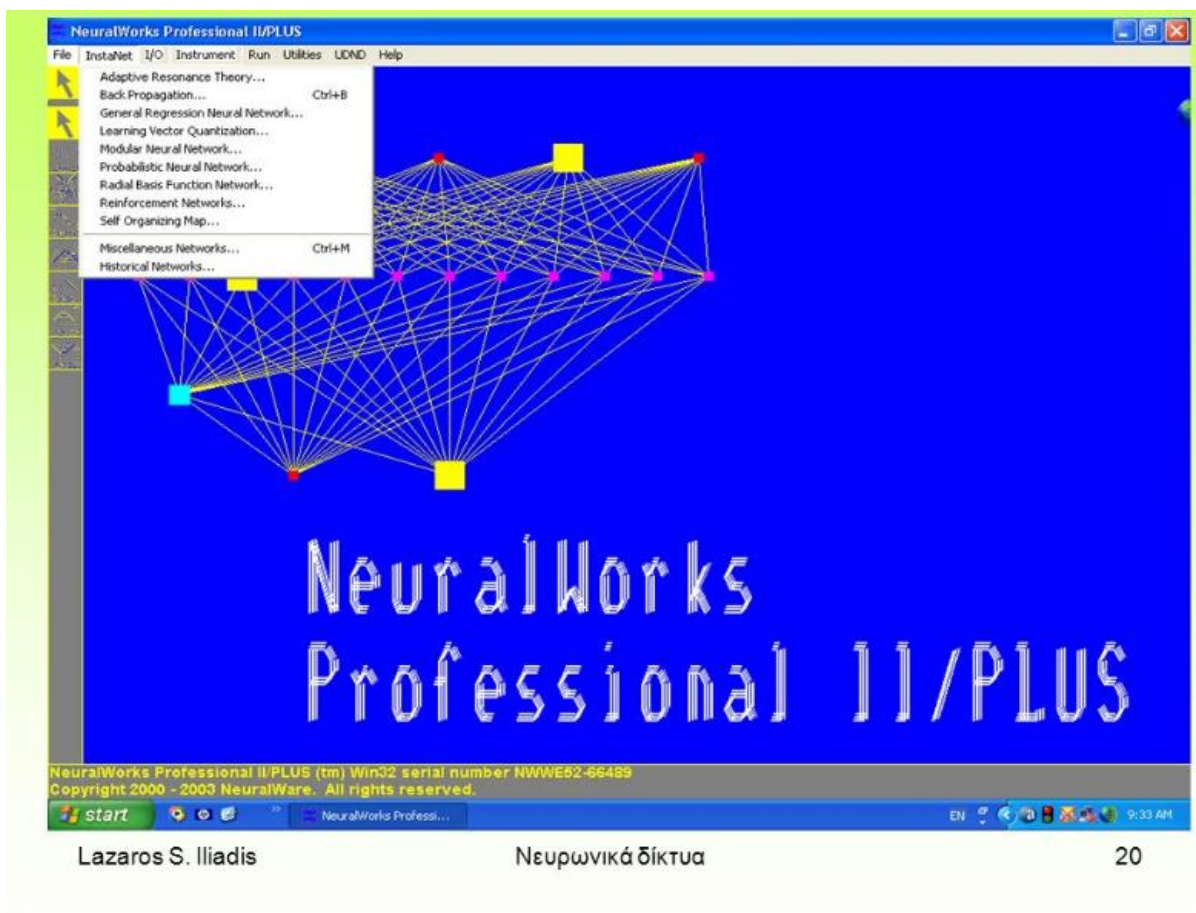
<sup>1</sup> [https://el.wikipedia.org/wiki/Κάρολος\\_Δαρβίνος](https://el.wikipedia.org/wiki/Κάρολος_Δαρβίνος)



Εικόνα 3: 1960 – “Beauregard” the Robot – Tom Graham (American) (Πηγή: <http://cyberneticzoo.com/robots/1960-beauregard-the-robot-tom-graham-american/> )

Παρόλες τις αρχικά θετικές εκτιμήσεις και προσδοκίες για την μετέπειτα εξέλιξη των ρομπότ, η πορεία τους ήταν δυσανάλογα οικτρή, καθώς υπήρχε αρκετά περιορισμένο πεδίο εφαρμογών και οι δυνατότητές του εξαρτιόνταν πλήρως από το σχεδιασμό του, που εξαιτίας της εμβρυακής τους κατάστασης, ήταν μηδενικές. Ακόμη και οι προσπάθειες προγραμματισμού τους την δεκαετία του 1970 αποδείχθηκαν αποτυχημένες, καθώς οι όποιες προσπάθειες κωδικοποίησης καθημερινών, αυτονόητων για τον άνθρωπο, υποθέσεων δεν επιτεύχθηκαν.

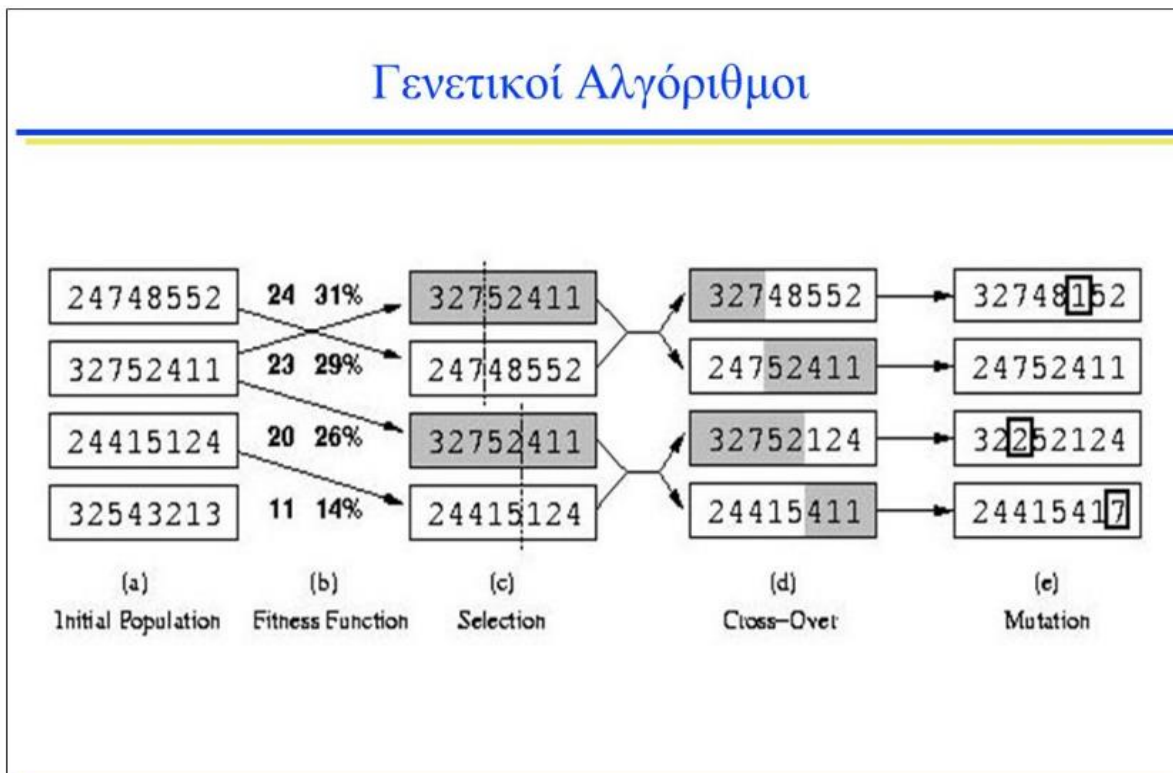
Το πλήρωμα του χρόνου φαίνεται πως ήρθε κατά τη δεκαετία του 1980 με την εμφάνιση των νευρωνικών δικτύων όπου οι υπολογισμοί εκτελούνται όχι από αλγορίθμους υψηλού επιπέδου αλλά από εξαιρετικά απλές μονάδες οι οποίες εκτελούν όλες την ίδια λιτή αριθμητική επεξεργασία και διασυνδέονται μαζικά μεταξύ τους. Η διαφορά έγκειται πως στα νευρωνικά δίκτυα πραγματοποιούνται παράλληλα πολλές εργασίες με αποτέλεσμα τον κατακερματισμό των εργασιών για εξοικονόμηση χρόνου και υπολογιστικής ισχύς. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τον ταχύτερο προγραμματισμό και εκμάθηση, ώστε μετά από μία περίοδο μάθησης, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ικανό να απεικονίζει ορθά εισόδους σε εξόδους, ακόμα και αν οι εισόδοι περιέχουν θόρυβο.



Εικόνα 4: Κατακερματισμός εργασίας με νευρωνικά δίκτυα (Πηγή: <http://slideplayer.gr/slide/7018453/>)

Ένας ακόμα λόγος που συνετέλεσε στην έκρηξη αυτήν ήταν εμφάνιση του εξελικτικού υπολογισμού, που βοήθησε αφάνταστα σε προβλήματα βελτιστοποίησης συναρτήσεων. Κύρια ιδέα του είναι η επαναληπτική διαδικασία εύρεσης πιθανών λύσεων για ένα πρόβλημα μέσω πολλαπλών παράλληλων αναζητήσεων μεταξύ πιθανόν λύσεων. Η διαφορά από άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι ότι οι υποψήφιας λύσεις αλληλοεπιδρούν και

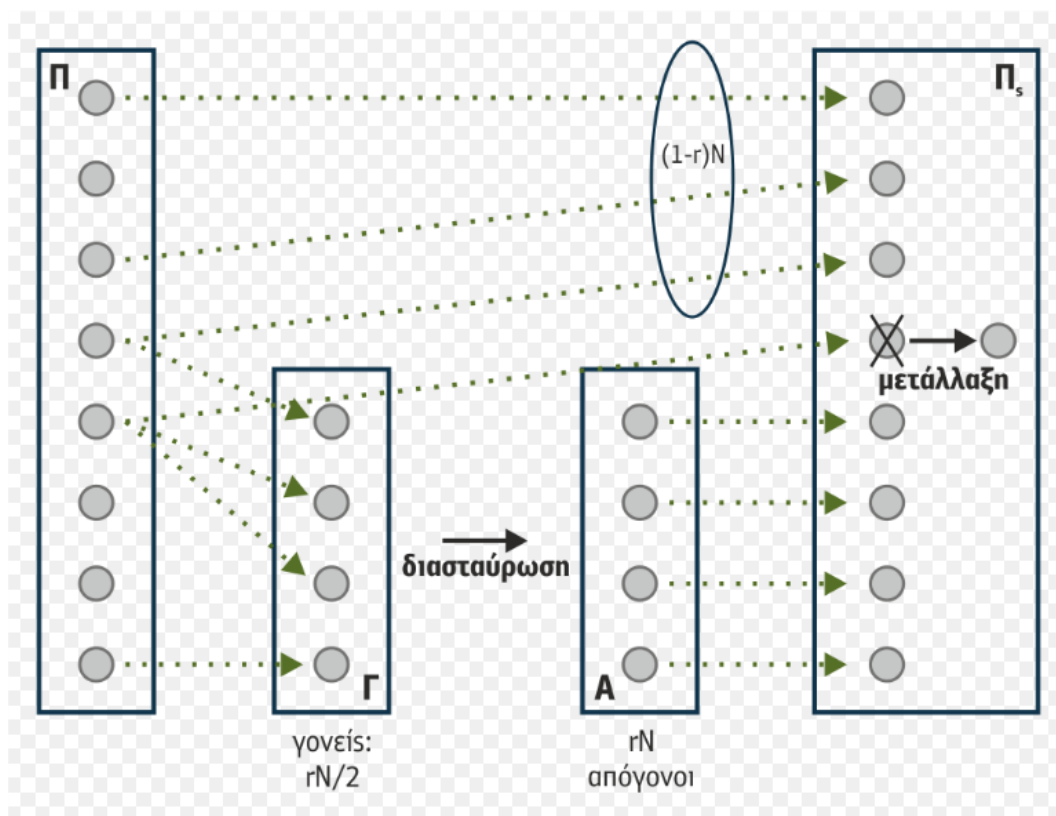
αλληλοεπηρεάζονται μέχρι να βρεθεί η βέλτιστη λύση. Όταν αυτή η αλληλεπίδραση συμβαίνει με βάση τις αρχές της βιολογικής εξέλιξης των ειδών τότε αναφερόμαστε σε εξελικτικούς αλγόριθμους, ενώ όταν αναζητούμε την βέλτιστη επίλυση προβλημάτων συνήθως χρησιμοποιείται γενετικός αλγόριθμος.



Εικόνα 5: Γενετικοί αλγόριθμοι (Πηγή: <http://slideplayer.gr/slide/5168242/> )

Στους γενετικούς αλγόριθμους δημιουργούνται  $N$  υποψήφιες λύσεις για το εκάστοτε πρόβλημα (πληθυσμός  $P_n$ ), το οποίο επιλέγεται τυχαία και επομένως τα περισσότερα μέλη του είναι άκυρα ή μη βέλτιστα ως λύσεις. Αυτές οι υποψήφιες λύσεις βαθμολογούνται διαρκώς κατά πόσο κοντά είναι στην εξεύρεση λύσης. Επομένως σχηματίζονται  $N/2$  ζεύγη υποψηφίων («γονέων»), από τον αρχικό πληθυσμό, δίνοντας μεγαλύτερη προτεραιότητα στις πιο θετικά βαθμολογημένες λύσεις, όπου κάθε υποψήφιος μπορεί να συμμετέχει σε περισσότερα από ένα ζεύγη. Τα μέλη κάθε ζεύγους συνδυάζονται με διασταύρωση μεταξύ τους και το αποτέλεσμα είναι δύο νέες υποψήφιες λύσεις («απόγονοι»). Ο νέος πληθυσμός  $P_{n+1}$  αποτελείται από το σύνολο αυτών των απογόνων. Υπάρχουν περιπτώσεις που οι απόγονοι συνυπάρχουν με μέλη του αμέσως προηγούμενου πληθυσμού  $n$  (μερική ανανέωση). Ο αριθμός των μελών  $N$  παραμένει πάντα σταθερός σε κάθε «γενιά».

Υπάρχει και το «χάσμα γενεών» που αναφέρεται στο ποσοστό των υποψηφίων που αντικαθίσταται από απογόνους. Όταν υπάρχει πλήρη ανανέωση είναι 100%, ενώ στη μερική ανανέωση η πιθανότητα αντικατάστασης μίας λύσης της γενιάς  $n$  από απόγονο της γενιάς  $n+1$  είναι αντιστρόφως ανάλογη της ακαταλληλότητας της. Αυτό επαναλαμβάνεται μέχρι τον τερματισμό, δηλαδή η εύρεση της βέλτιστης λύσης από τη συνάρτηση ακαταλληλότητας ή ο μέσος όρος των λύσεων του τρέχοντος πληθυσμού να τείνει να συγκλίνει σε μία (ή μικρές παραλλαγές μίας). Αυτή η μέθοδος προσπαθεί να μιμηθεί την γενετική διαφοροποίηση της φυσικής επιλογής αλλά ουσιαστικά η επιλογή γίνεται μέσω της συνάρτησης ακαταλληλότητας.



Εικόνα 6: Γονείς & απόγονοι (Πηγή: [http://repfiles.kallipos.gr/html\\_books/93/04a-main.html](http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html) )

Η κάθε πιθανή λύση στους γενετικούς αλγορίθμους συμβολίζεται ως μία συμβολοσειρά (π.χ. δυαδική). Έτσι αν οι πιθανές λύσεις αποτελούνται από ένα σύνολο υποψηφίων τιμών για κάποιες μεταβλητές, τότε θα αναπαρασταθεί με την ακολουθία των δυαδικών εκφράσεων αυτών των τιμών. Αυτή η ακολουθία, δηλαδή κάθε υποψήφια λύση, καλείται χρωμόσωμα. Η συνάρτηση αυτή πρέπει να αντικατοπτρίζει την αντικειμενική αξία κάθε λύσης.

Υπάρχει μια «δεξαμενή ζευγαρώματος» από που πραγματοποιείται η επιλογή γονέων για τη δημιουργία  $N/2$  ζευγών σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου. Το μέγεθος της δεξαμενής αυτής είναι μικρότερο (σε περίπτωση μερικής ανανέωσης) ή ίσο (σε περίπτωση πλήρους ανανέωσης) του αρχικού πληθυσμού, με πιθανότητα επιλογής ανάλογη της καταλληλότητάς τους. Η επιλογή ρουλέτας είναι ένα δείγμα τέτοιου αλγορίθμου.

```

1:  Εύρεση αθροίσματος S των τιμών αξιολόγησης όλων των υποψηφίων
    του πληθυσμού n
2:  C = Κεφαλή(n); K = 0; Κεφαλή(n+1) = NULL;
3:  Επιλογή ενός τυχαίου αριθμού v στο διάστημα [0,S]
4:  Όσο (C != NULL)
5:  {      K = K + Καταλληλότητα(C);
6:          Αν  $K \geq v$  τότε
7:          {      insert(C,n+1);
8:                  Αν μήκος(n+1) < N τότε goto 2 αλλιώς return n+1;
9:          }
10:         C = C → next;
11:  }
```

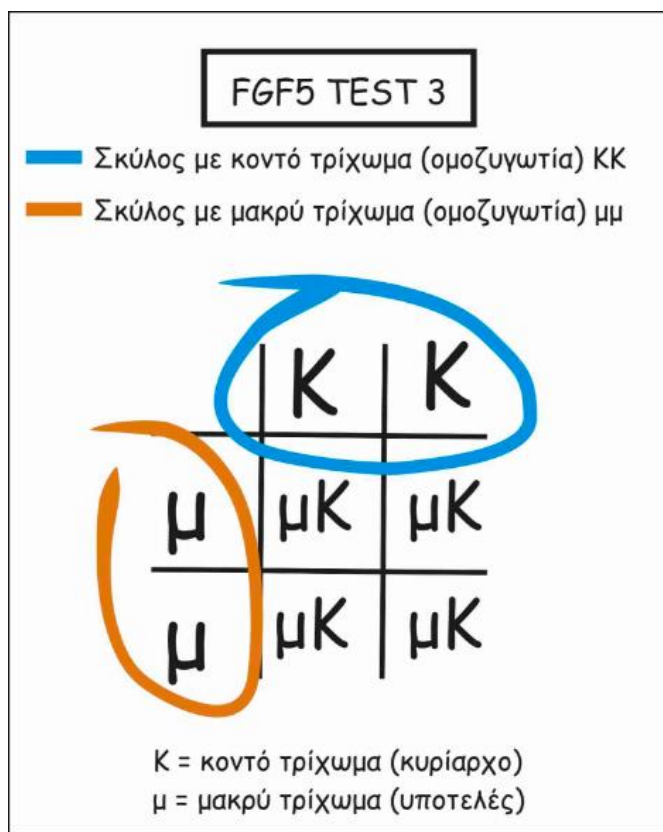
Εικόνα 7: Επιλογή ρουλέτας





Βασική ιδέα του παραπάνω αλγορίθμου είναι πως οι καταλληλότερες υποψήφιας λύσεις είναι πιθανότερο να επιλεγούν, ενώ μπορούν να επιλεγούν παραπάνω από μια φορές. Εναλλακτική προσέγγιση είναι η επιλογή αναλογικής ακαταλληλότητας, όπου η πιθανότητα επιλογής ενός χρωμοσώματος είναι ευθέως ανάλογη της ακαταλληλότητας του και αντιστρόφως ανάλογη του αθροίσματος των τιμών ακαταλληλότητας όλων των άλλων υποψηφίων. Μία ακόμη μέθοδος είναι η επιλογή τουρνουά (tournament selection), στην οποία τα καταλληλότερα χρωμοσώματα επιλέγονται με πιθανότητα  $p$  και τα λιγότερο κατάλληλα με πιθανότητα  $1-p$ , για μεγαλύτερη ποικιλία στη δεξαμενή ζευγαρώματος. Όποια μέθοδος και αν ακολουθηθεί τα μέλη της δεξαμενής ζευγαρώνουν ανά δύο με τυχαίο τρόπο και αναπαράγονται. Η αναπαραγωγή, η παρασκευή απογόνων, βασίζεται σε δύο διαδικασίες («τελεστές») βιολογικής έμπνευσης: τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη.

Η διασταύρωση είναι ένας τελεστής ο οποίος εφαρμόζεται σε δύο χρωμοσώματα και παράγει δύο απογόνους τους. Με τη διασταύρωση αντιγράφονται επιλεγμένα σύμβολα (έστω bit αν η αναπαράσταση των λύσεων είναι δυαδική) από κάθε γονέα με τρόπο ώστε το  $i$ -οστό bit του απογόνου να είναι το  $i$ -οστό bit ενός εκ των γονέων.



Εικόνα 8: Συνεισφορά γονέων στα χρωμοσώματα. Απλοποιημένο παράδειγμα. (Πηγή: <https://www.dogforum.gr/community/threads/Τι-βρίσκεται-στη-γενετική-δεξαμενή.31173/>)

Η συνεισφορά του κάθε γονέα αποφασίζεται με τη βοήθεια της μάσκας διασταύρωσης. Για να παραχθεί ο πρώτος απόγονος, κάθε bit που στη μάσκα είναι ένα λαμβάνεται από τον πρώτο γονέα και κάθε bit που στη μάσκα είναι μηδενικό λαμβάνεται από τον δεύτερο γονέα, ενώ αντίστροφη διαδικασία πραγματοποιείται στην κατασκευή του δεύτερου απογόνου.

Η αποδοτικότητα του γενετικού αλγορίθμου επηρεάζεται δύο προβλήματα:

- ✓ Την πρόωρη σύγκλιση, όπου ο πληθυσμός πολύ γρήγορα συγκλίνει σε μία τοπικά βέλτιστη λύση αντί να βρει την ολικά βέλτιστη
- ✓ Την αργή σύγκλιση, όπου μετά από μεγάλο πλήθος επαναλήψεων ο αλγόριθμος εξακολουθεί να μη συγκλίνει σε κάποια λύση.

## **Ρομποτική**

Τα ρομποτικά προϊόντα είναι σύνθεση υλικού (ρομπότ) και λογισμικού (ελεγκτής) με αλληλεπίδραση με τον φυσικό κόσμο, αν και ο πρωταρχικός τους στόχος ήταν η ακριβής εκτέλεση λεπτών χειρισμών με δυνατότητα αν δραστικής αυτορρύθμισης. [1]

Παρόλα αυτά η εξέλιξή τους, δηλαδή, η αυτονομία, η ενσωμάτωση εκλεπτυσμένων μηχανισμών σχεδιασμού ενεργειών οι οποίοι δεν απαιτούν ανθρώπινη επέμβαση, απαιτούσε πιο προηγμένες μεθόδους. Έτσι άρχισαν να εφαρμόζονται λύσεις τεχνητής νοημοσύνης για αναπαράσταση γνώσης, συλλογιστικές και σχεδιασμό ενεργειών, οι οποίες στηριζόταν σε προκαθορισμένα προγράμματα, με έτοιμα από τον προγραμματιστή δεδομένα / αξιώματα και μεθόδους τυπικού χειρισμού συμβόλων επί αυτών των δεδομένων, οπότε μπορούμε να πούμε πως τα ρομπότ της δεκαετίας του '70 διέθεταν πλέον εκ των προτέρων προγραμματισμένη γνώση για το περιβάλλον τους και δρούσαν με βάση αυτή χωρίς ίχνος πρωτοβουλίας.

Η εξέλιξη αυτή είχε ως αποτέλεσμα την κατασκευή πιο προηγμένων ρομποτικών συστημάτων, αλλά παρέμεινε το σημαντικότερο ίσως μειονέκτημα. Η γνώση που κατείχαν ήταν αποτέλεσμα προγραμματισμού χωρίς δυνατότητα, στοιχειώδους έστω, μάθησης. Χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι αυτοματοποιημένης εξαγωγής γνώσης και αυτόνομής λήψης αποφάσεων αλλά και πάλι ο ανθρώπινος παράγοντας λειτουργούσε ανασταλτικά καθώς προσδιόριζε επακριβώς την διαδικασία και τον στόχο της μάθησης, ενώ η προσαρμοστικότητα, η ευελιξία και η αυτονομία τους αν και ξεκάθαρα αυξημένες, συνέχιζαν να είναι σε εμβρυακό στάδιο. Οπότε η κύρια λειτουργία των ήταν οι γρήγορες μεν αλλά μονότονες διεργασίες εξαιτίας του στενού εύρους εφαρμογών.

Η μεγάλη αλλαγή συντελέστηκε στην δεκαετία του 1980 με την εμφάνιση της τεχνητής νοημοσύνης καθώς υπήρχε πλέον φυσική αλληλεπίδραση και αλληλεξάρτηση με το υλικό περιβάλλον. Το κίνημα αυτό υποστήριζε πως τα ρομπότ ήταν απαραίτητα για την εμφάνιση νοημόνων μηχανών, ενώ η υπολογιστική νοημοσύνη, αξιοποιώντας αριθμητικές μεθόδους και βιολογικά υποδείγματα, αύξανε την επιρροή της στον χώρο με νέα εργαλεία όπως οι εξελικτικοί αλγόριθμοι και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

# 4 Νευρωνικά δίκτυα

## 4.1 Εισαγωγή

Το έργο στο επιστημονικό πεδίο των τεχνητών νευρικών δικτύων βασίστηκε από τις απαρχές του, στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί τους υπολογισμούς με εντελώς διαφορετικό τρόπο από το συμβατικό ψηφιακό υπολογιστή. Ο εγκέφαλος είναι ένας εξαιρετικά πολύπλοκος, μη γραμμικός παράλληλος υπολογιστής. Έχει τη δυνατότητα να οργανώσει τα δομικά του στοιχεία, γνωστά ως νευρώνες με τρόπο ώστε να εκτελούν συγκεκριμένους υπολογισμούς (π.χ., αναγνώριση προτύπων, αντίληψη και έλεγχο της κίνησης) με ταχύτητα πολλαπλάσια από αυτή του γρηγορότερου ψηφιακού υπολογιστή που υπάρχει σήμερα. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η ανθρώπινη όραση, η οποία είναι μια διαδικασία επεξεργασίας πληροφοριών. Είναι ευθύνη του οπτικού συστήματος να μας παρέχει μια αναπαράσταση του περιβάλλοντός μας και, ακόμη πιο σημαντικό, να μας προμηθεύει με τις πληροφορίες που χρειαζόμαστε για να επικοινωνήσουμε μ' αυτό. Συγκεκριμένα, ο εγκέφαλος εκτελεί διαρκώς και ασταμάτητα εργασίες αναγνώρισης που βασίζονται στην αντίληψη όπως για παράδειγμα η αναγνώριση ενός οικείου προσώπου ή η αναγνώριση ομιλίας σε χρόνο περίπου 100-200 ms, την ίδια στιγμή που εργασίες πολύ μικρότερου βαθμού πολυπλοκότητας απαιτούν πολύ μεγαλύτερους χρόνους για να εκτελεστούν από έναν υπολογιστή.

Πώς τα καταφέρνει ο ανθρώπινος εγκέφαλος; Από την στιγμή της γέννησης, ο εγκέφαλος έχει ήδη σημαντική δομή και την δυνατότητα να κατασκευάζει δικούς τους κανόνες συμπεριφοράς, μέσω αυτού που αποκαλούμε συνήθως «εμπειρία». Η εμπειρία συσσωρεύεται με την πάροδο του χρόνου και μεγάλο μέρος της εξέλιξης του εγκεφάλου λαμβάνει χώρα κατά την διάρκεια των δύο πρώτων ετών από την γέννηση, αν και συνεχίζεται και σε μετέπειτα στάδια.

Έτσι η λειτουργία του εγκεφάλου έγινε και είναι πηγή έμπνευσης για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, με τους νευρώνες να αποτελούν το βασικό δομικό στοιχείο τους, ενώ κρυφός πόθος είναι η ανακάλυψη ενός νέου υπολογιστικού μοντέλου βασισμένου σε μια δικτυακή δομή παρόμοια με αυτή του εγκεφάλου, το οποίο θα έχει πολλές εφαρμογές σε πολλούς τομείς, όπως η νοημοσύνη, η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, η ομαδοποίηση προτύπων, κλπ.[2]

Αν και τα συνήθη Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) χρησιμοποιούν πολύ απλοποιημένα μοντέλα νευρώνων και οι ομοιότητες με τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα είναι ελάχιστες, αλλά ακόμη και αυτά έχουν την δυνατότητα δημιουργίας ενδιαφερόντων δικτύων με προϋπόθεση να πληρούν δυο βασικά χαρακτηριστικά:

- ✓ Οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης - ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων. [2]
- ✓ Το δίκτυο να αποτελείται από μεγάλο πλήθος νευρώνων ώστε να επιτυγχάνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας. [2]

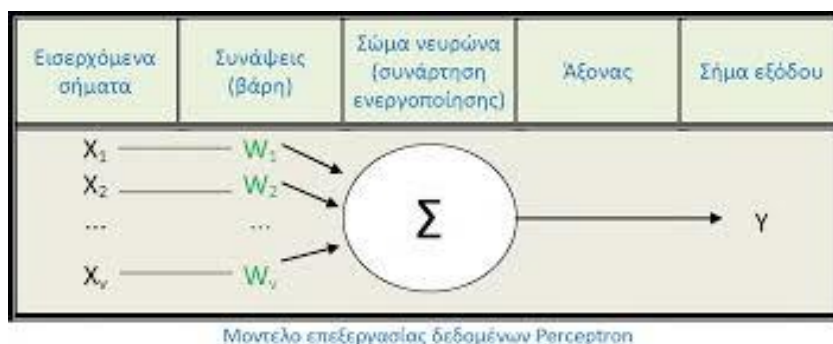
Η εύρεση όμως των κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης αποτελεί σημαντική πρόκληση για την θεωρία των ΤΝΔ. Για τον λόγο αυτό απαιτείται ο ορισμός του κατάλληλου περιβάλλοντος εκπαίδευσης, π. χ. αν το δίκτυο θα εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή με τη χρήση κάποιων δεδομένων οδηγών-δασκάλων, ή αν το δίκτυο θα αφήνεται μόνο του να αυτο-οργανωθεί και με ποιο συγκεκριμένο κριτήριο και στόχο.

Έτσι ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανεμημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση. Μοιάζει με τον ανθρώπινο εγκέφαλο σε δύο σημεία:

1. Το δίκτυο προσλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του, μιας διαδικασίας μάθησης.
2. Η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρωνων, που αποκαλείται σθναπτικό βάρος, χρησιμοποιείται για την αποθήκευση της γνώσης που αποκτιέται.

## 4.2 Μοντέλα Νευρώνων

Ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας, η οποία είναι θεμελιώδης για τη λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου. Η παρακάτω εικόνα παρουσιάζει το μοντέλο ενός νευρώνα που αποτελεί τη βάση για τη σχεδίαση μιας μεγάλης οικιγένειας νευρωνικών δικτύων.



Εικόνα 9: Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα.

Τα τρία βασικά στοιχεία αυτού του μοντέλου:

1. Ένα σύνολο συνάψεων ( ή διασυνδέσεων), κάθε μία εκ των οποίων χαρακτηρίζεται από το δικό της βάρος, ή δύναμη. Συγκεκριμένα ένα σήμα  $x_j$  στην είσοδο της σύναψης  $j$  που συνδέεται με τον νευρώνα  $k$  πολλαπλασιάζεται επι το συναπτικό βάρος  $w_{kj}$ .
2. Έναν αθροιστή για την άθροιση των σημάτων εισόδου, σταθμισμένων από τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα.
3. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τον περιορισμό του πλάτους του σήματος εξόδου ενός νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης αναφέρεται επίσης ως συνάρτηση περιορισμού, επειδή περιορίζει το επιτρεπτό πλάτος του σήματος εξόδου σε κάποια πεπερασμένη τιμή. Τυπικά το κανονισμένο εύρος τιμών πλάτους της εξόδου ενός νευρώνα γράφεται  $[0,1]$ , ή  $[-1,1]$ .

Το μοντέλο νευρώνα της εικόνας  $\chi\chi$  περιλαμβάνει επίσης μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη πόλωση, η οποία συμβολίζεται ως  $b_k$ . Η πόλωση  $b_k$  έχει ως αποτέλεσμα την

αύξηση ή μείωση της δικτυακής διέγερσης της συνάρτησης ενεργοποίησης, ανάλογα με το εάν είναι θετική ή αρνητική, αντίστοιχα.

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j$$

$$Y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

Όπου  $x_1, x_2, \dots, x_n$  είναι τα σήματα εισόδου,  $w_1, w_2, \dots, w_n$  είναι τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα  $k$   $u_k$  είναι η έξοδος του γραμμικού συνδυαστή που οφείλεται στα σήματα εισόδου  $b_k$  είναι η πόλωση  $\varphi()$  είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και  $Y_k$  είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα. Η χρήση της πόλωσης  $b_k$  έχει ως αποτέλεσμα την εφαρμογή ενός αφινικού μετασχηματισμού στην έξοδο  $u_k$  του γραμμικού συνδυαστή στο μοντέλο του.

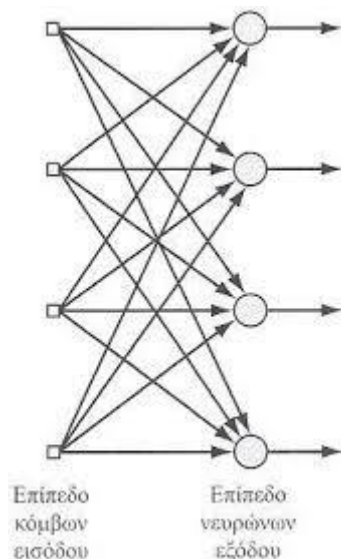
### 4.3 Αρχιτεκτονικές Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες ενός νευρωνικού δικτύου σχετίζεται στενά με τον αλγόριθμο μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Άρα μπορούμε να αντιμετωπίσουμε τους αλγόριθμους μάθησης (κανόνες) που χρησιμοποιούνται στη σχεδίαση νευρωνικών δικτύων ως δομημένους. Γενικά μπορούμε να αναγνωρίζουμε τρεις θεμελιωδώς διαφορετικές κατηγορίες αρχιτεκτονικών δικτύων:

#### 1. Ενός Επιπέδου Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης

Σε ένα νευρωνικό δίκτυο οι νευρώνες οργανώνονται σε μορφή επιπέδων. Στην απλούστερη δυνατή μορφή ενός δικτύου, έχουμε ένα επίπεδο εισόδου το οποίο συνδέεται απευθείας με ένα επίπεδο νευρώνων εξόδου αλλά όχι αντίστροφα. Με άλλα λόγια, αυτό το δίκτυο είναι τύπου πρόσθιας τροφοδότησης. Ένα τέτοιο νευρωνικό δίκτυο απεικονίζεται στην παρακάτω εικόνα τεσσάρων κόμβων σε αμφότερα τα επίπεδα εισόδου και εξόδου. Ένα τέτοιο δίκτυο αποκαλείται δίκτυο ενός επιπέδου, με το χαρακτηρισμό «ενός επιπέδου» να αναφέρεται στο

επίπεδο εξόδου των υπολογιστικών κόμβων. Το επίπεδο εισόδου δεν προσμετρείται επειδή δεν εκτελείται κανένας υπολογισμός σε αυτό.



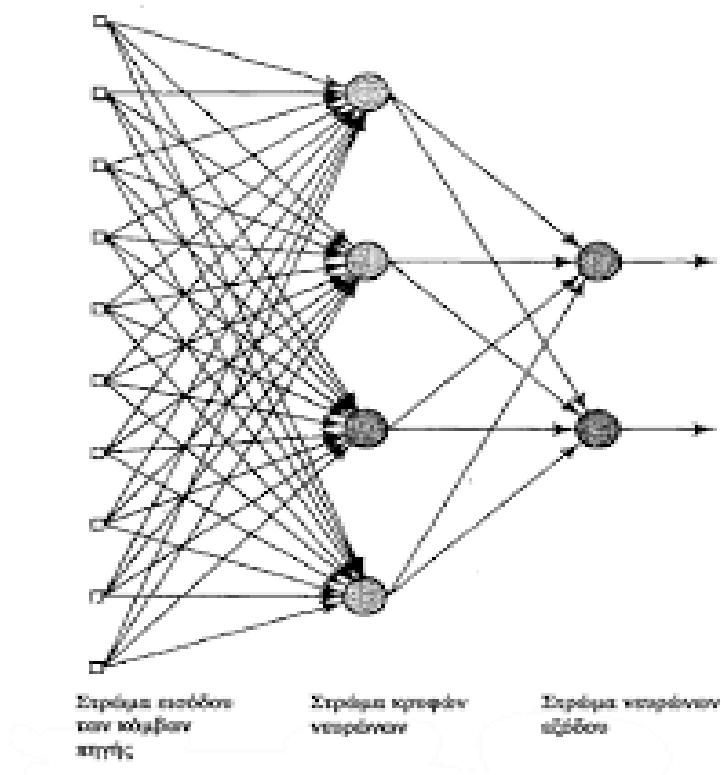
Εικόνα 10: Δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας με ένα μεμονωμένο επίπεδο νευρώνων.

## 2. Πολυεπίπεδα Δίκτυα Πρόσθιας Τροφοδότησης

Η δεύτερη κατηγορία νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης χαρακτηρίζεται από παρουσία ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων, των οποίων οι υπολογιστικοί κόμβοι αποκαλούνται κρυφοί νευρώνες ή κρυφές μονάδες, ο όρος «κρυφός» αναφέρεται στο γεγονός ότι αυτό το μέρος του νευρωνικού δικτύου δεν είναι άμεσα ορατό ούτε από την είσοδο, ούτε από την έξοδο του δικτύου. Η λειτουργία των κρυφών νευρώνων είναι να παρεμβαίνουν μεταξύ της εξωτερικά προερχόμενης εισόδου και της εξόδου του δικτύου με κάποιο χρήσιμο τρόπο.

Οι πηγαίοι κόμβοι στο επίπεδο εισόδου του δικτύου παρέχουν τα αντίστοιχα στοιχεία του προτύπου ενεργοποίησης, τα οποία συνιστούν τα σήματα εισόδου που εφαρμόζονται στους νευρώνες του δευτέρου επιπέδου. Τα σήματα εξόδου του δευτέρου επιπέδου χρησιμοποιούνται ως εισόδοι στο τρίτο επίπεδο και αυτό συνεχίζεται για όλα τα υπόλοιπα επίπεδα του δικτύου. Τυπικά, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο του δικτύου έχουν ως εισόδους τις εξόδους του προηγούμενου επιπέδου.

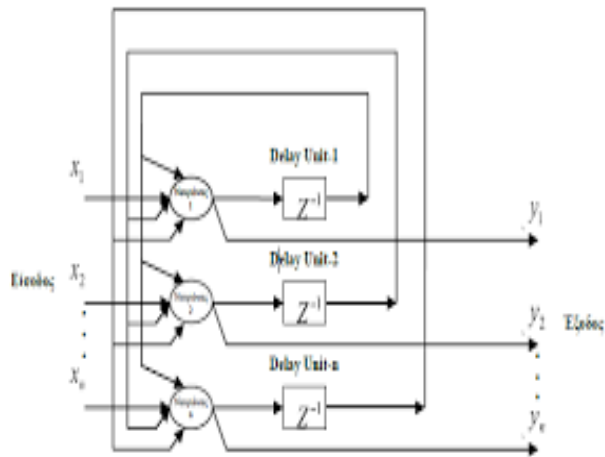




Εικόνα 11: Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. (10-4-2 επειδή έχει 10 πηγαίους κόμβους, 4 κρυφούς νευρώνες, 2 νευρώνες εξόδου)

### 3. Αναδρομικά Δίκτυα

Ένα αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο διαφέρει από ένα νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης στο ότι έχει τουλάχιστον ένα βρόχο ανάδρασης. Για παράδειγμα, ένα αναδρομικό δίκτυο μπορεί να αποτελείται από ένα μεμονωμένο επίπεδο νευρώνων, με κάθε νευρώνα να τροφοδοτεί το σήμα εξόδου του πίσω, στις εισόδους όλων των άλλων νευρώνων. Στην εικόνα χχ στη δομή που απεικονίζεται σε αυτό το σχήμα σεν υπάρχουν βρόχοι αυτο-ανάδρασης στο δίκτυο η αυτο-ανάδραση αναφέρεται σε μια κατάσταση όπου η έξοδος ενός νευρώνα επανατροφοδοτείται στην είσοδο του ίδιου νευρώνα. Το αναδρομικό δίκτυο της εικόνας δεν έχει κρυφούς νευρώνες.



Εικόνα 12: Αναδρομικό δίκτυο χωρίς βρόχους αυτό-ανάδρασης και κρυφούς νευρώνες.

## 4.4 Μοντέλο McCulloch – Pitts

Τη δεκαετία του 1940 υπήρξε ανεπτυγμένη δραστηριότητα μελέτης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και προσπάθειας μαθηματικής μοντελοποίησής τους. Σημαντικό έργο παρουσίασαν 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  $y$

$$y = 0 \quad \text{ο νευρώνας είναι αδρανής (δεν πυροβολεί)}$$

$$y = 1 \quad \text{ο νευρώνας πυροβολεί στη μέγιστη συχνότητα [3]}$$

Οι συνάψεις περιγράφονται από τα συνοπτικά βάρη (synaptic weights)  $W_j$  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:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Αν το άθροισμα  $u$  είναι μεγαλύτερο από το όριο (threshold)  $\theta$  τότε ο νευρώνας πυροβολεί, διαφορετικά παραμένει αδρανής:

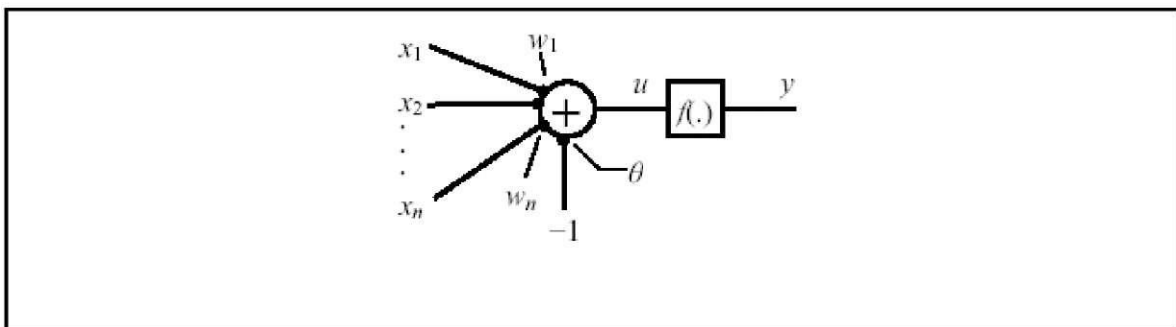
$$y = f(u - \theta)$$

Όπου η συνάρτηση  $f(\cdot)$  είναι η λεγόμενη «βηματική συνάρτηση»[3]

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

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

Σχηματικά το παραπάνω μαθηματικό μοντέλο παριστάνεται από ένα αθροιστή ακολουθούμενο από από ένα μη γραμμικό μετασχηματιστή  $f$ , όπως φαίνεται παρακάτω:



Εικόνα 13: Το μοντέλο McCulloch και Pitts για το νευρώνα[3]

Το όριο  $\theta$  είναι ένας πραγματικός αριθμός (θετικός ή αρνητικός) όπως και τα συνοπτικά βάρη  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , γι' αυτό θεωρούμε πως είναι συνδεδεμένο με μια σταθερή είσοδο  $x_0$  με τιμή  $-1$ . Έτσι αν θεωρήσουμε  $w_0 = \theta$  και  $x_0 = -1$  μπορούμε να γράψουμε.

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

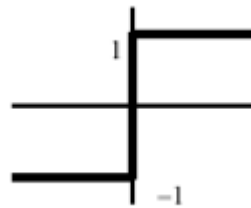
#### 4.4.1 Άλλα διαδεδομένα μοντέλα

Πέραν της μοντελοποίησης McCulloch-Pitts, έχουν προταθεί αρκετά άλλα μοντέλα με πιο σημαντική διαφορά την μορφή εξόδου της μη γραμμικής συνάρτησης  $f(\cdot)$ , που χρησιμοποιείται στην έξοδο. Η συνάρτηση αυτή που καλείται και συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα (neuron activation function)[3] μπορεί να πάρει εναλλακτικά τις παρακάτω μορφές:

Βηματική -1/1 (step function -1/1):

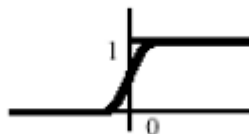
$$f(u) = -1 \text{ αν } u \leq 0$$

$$f(u) = 1 \text{ αν } u > 0$$



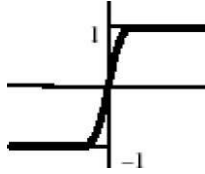
• Σιγμοειδής (sigmoid):

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



Υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent):

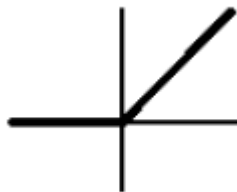
$$f(u) = \tanh(u) = \frac{(1 - e^{-u})}{(1 + e^{-u})}$$



Συνάρτηση Ράμπας (Ramp Function)

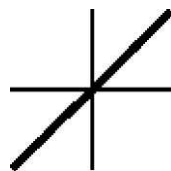
$$f(u) = 0 \text{ αν } u \leq 0$$

$$f(u) = u \text{ αν } u > 0$$



Γραμμική (Linear)

$$F(u)=u$$



## 4.5 Εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιέχει περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες, με 1000 συνάψεις περίπου κατά μέσο όρο 1000 (δηλαδή έχουμε ένα σύνολο 100 τρισεκατομμυρίων συνάψεων).

Ο εγκέφαλος είναι ικανός να εκτελεί με επιτυχία διάφορες λειτουργίες και αυτή η ικανότητα αποκαλείται 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[3]

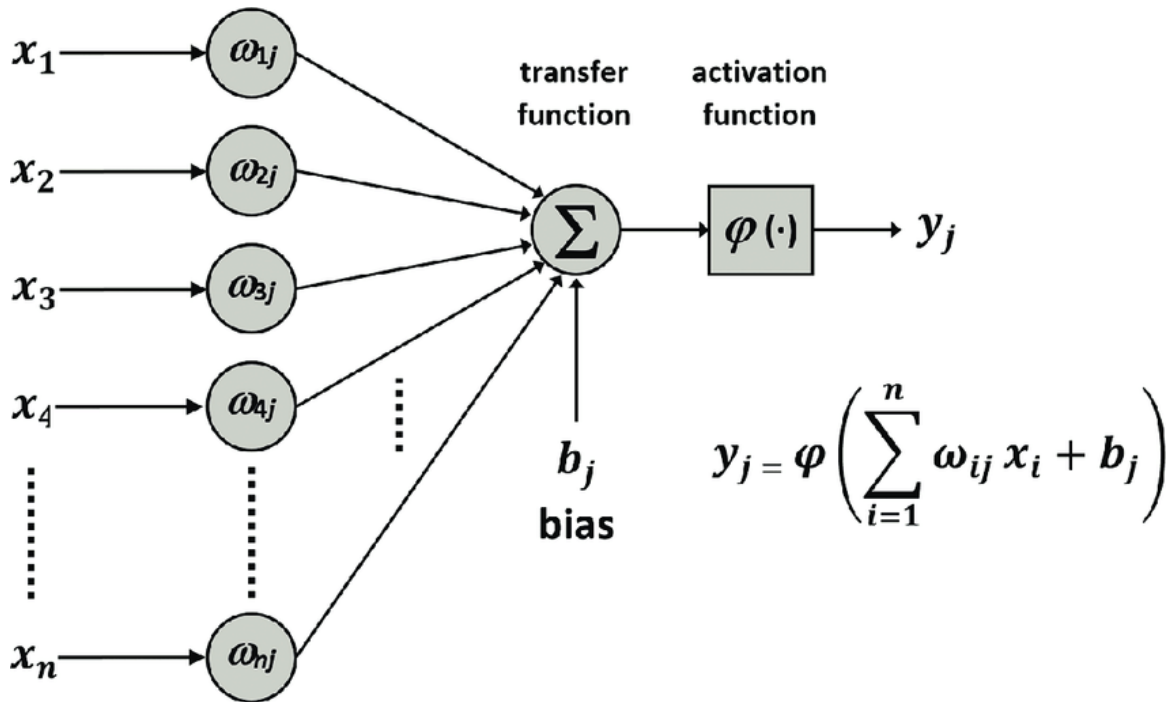
Η μάθηση είναι ίσως η σημαντικότερη λειτουργία που μπορεί να επιτελέσει ο εγκέφαλος, καθώς οι υπόλοιπες λειτουργίες μαθαίνονται στην πορεία, ενώ αυτή είναι έμφυτη, και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μοντέλα που μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Το αντικείμενο μελέτης και έρευνας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων αφορά την ανάπτυξη και την μελέτη μαθηματικών αλγορίθμων που μιμούνται την αρχιτεκτονική και το πρότυπο των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.

## 4.6 Το δίκτυο PERCEPTRON

Το perceptron («αισθητήρας») καταλαμβάνει μια ειδική θέση στην ιστορική εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων: ήταν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο που μπορούσε να περιγραφεί αλγοριθμικά. Η επινόηση του από έναν ψυχολόγο τον Rosenblatt, ενέπνευσε μηχανικούς, γυσικούς και μαθηματικούς ωθώντας τους να αφιερώσουν τις ερευνητικές τους προσπάθειες σε διαφορετικές απόψεις των νευρωνικών δικτύων στις δεκαετίες του '60 και '70.

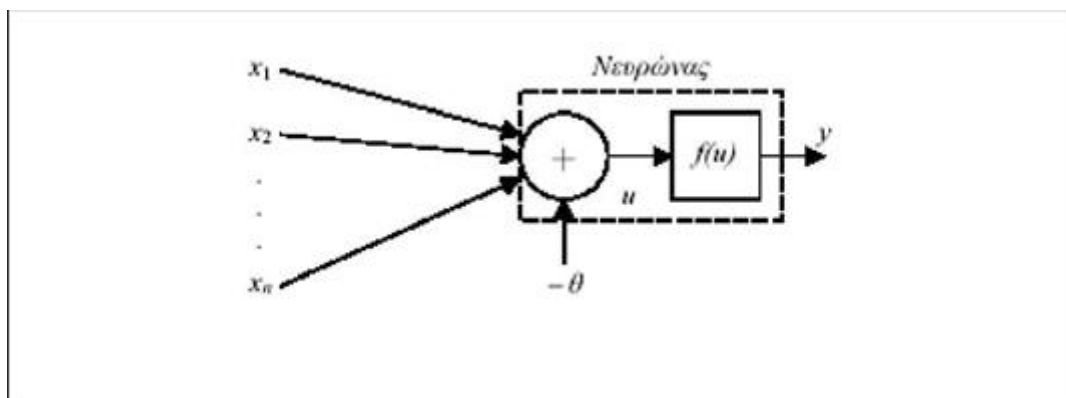
Το perceptron του Rosenblatt βασίζεται σε ένα μη γραμμικό νευρώνα – συγκεκριμένα στο μοντέλο ενός νευρώνα των McCulloch-Pitts. Αποτελείται από ένα φραμμικό συνδυαστή ο οποίος ακολουθείται από έναν απότομο περιοριστή ο οποίος εκτελεί τη συνάρτηση προσήμου. Ο κόμβος άθροισης του νευρωνικού μοντέλου

υπολογίζει ένα γραμμικό συνδυασμό των εισόδων που εφαρμόζονται στις συνάψεις του, και ενσωματώνει μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη «πόλωση».



Εικόνα 14: Γράφημα ροής σήματος του perceptron.

Το απλούστερο νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να υλοποιηθεί αποτελείται από ένα και μόνο νευρώνα. Δίκτυο βέβαια δεν μπορεί να θεωρηθεί καθώς οι μόνες συνδέσεις που μπορούν να πραγματοποιηθούν είναι αυτές μεταξύ των εισόδων  $x_1, x_2, \dots, x_n$  και του νευρώνα, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 15: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα [4]

Εξαιτίας του μοναδικού νευρώνα υλοποιείται η εξής συνάρτησης μεταφοράς:

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

Απλοποιημένα μπορεί να αποδοθεί ως:

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

Οι παράμετροι  $w_1, w_2, \dots, w_n$  είναι τα βάρη του νευρώνα ενώ η παράμετρος  $\theta$  ονομάζεται κατώφλι ενεργοποίησης[7].

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

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

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



Η έξοδος  $y$  λοιπόν είναι ένας δυαδικός αριθμός και απεικονίζεται είτε με την κλασική μορφή (0/1) είτε με την διπολική μορφή (1/-1), αν και η επιλογή εμφάνισης μεταξύ των δυο δεν έχει ιδιαίτερη σημασία γιατί οι παράμετροι ρύθμισης συμπεριφοράς είναι τα διάνυσμα των βαρών  $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  και το κατώφλι  $\theta$ .

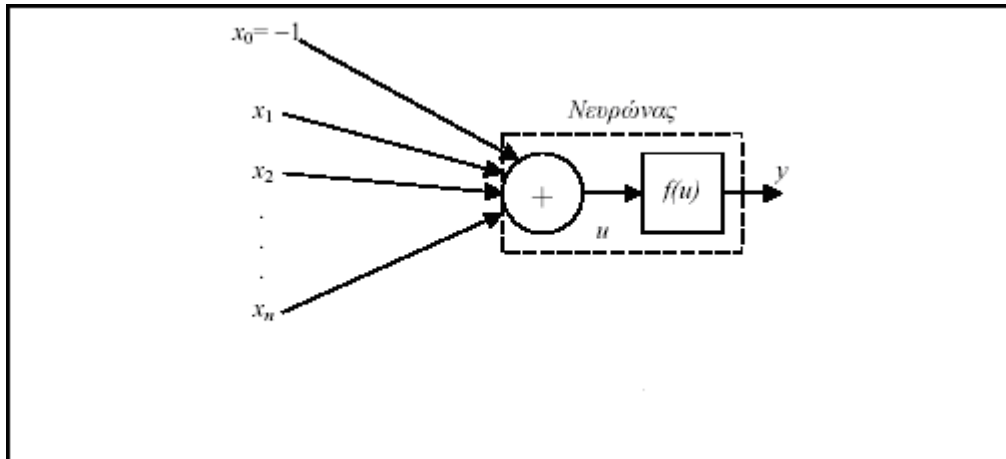
Αν το κατώφλι θεωρηθεί ένα επιπλέον βάρος,  $w_0$ , τότε η αρχική εξίσωση μπορεί να γραφεί ως:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 x_0$$

Ενώ όταν το άθροισμα  $I$  κυμαίνεται μεταξύ 0 και  $n$  απλοποιείται:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Στην εξίσωση αυτή αν προσθέσουμε μια ακόμη είσοδο με σταθερή τιμή -1, αυξάνεται η διάσταση εξόδου κατά 1, αν και προτιμάται η τελευταία εξίσωση εξαιτίας των ομογενοποιημένων παραμέτρων  $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  ακόμη και το κατώφλι. Η τελευταία αυτή εξίσωση αποτελεί το εσωτερικό γινόμενο των διανυσμάτων  $w$  και  $x$  οπότε μπορούμε να γράψουμε  $u = w^T x$ . [ 15].



Εικόνα 16: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα όπου το κατώφλι  $\theta$  αποτελεί συνοπτικό βάρος με τιμή  $-1$  [4]

#### 4.6.1 Εκπαίδευση του Perceptron

Η σημαντικότερη ίσως παράμετρος σε ένα νευρωνικό δίκτυο σαν είναι το perceptron είναι η αυτόματη εκμάθηση των παραμέτρων του συστήματος για την επίτευξη του επιθυμητού αποτελέσματος. Αν υποθέσουμε πως δεν υπάρχει κάποια εξωτερική βοήθεια για την επίλυση του προβλήματος, τότε το δίκτυο θα αναγκαστεί να μάθει, μέσω επίβλεψης. Στην περίπτωση αυτή δίδεται μια τιμή στόχου  $d(p)$  για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης  $p$  και το δίκτυο μαθαίνει προσαρμόζοντας τις παραμέτρους  $w_0, w_1, \dots, w_n$ , συνυπολογίζοντας όμως τα πρότυπα εκπαίδευσης  $x(1), \dots, x(P)$  και τους στόχους  $d(1), \dots, d(P)$  των προτύπων αυτών μέσω επαναληπτικού αλγόριθμου.

Ο συνηθέστερος κανόνας εκπαίδευσης του Perceptron αποκαλείται κανόνας σταθερής αύξησης (fixed increment rule). Ο κανόνας αυτός τροποποιεί το διάνυσμα των βαρών  $w = [w_0, w_1, \dots, w_n]$  μόνο σε περίπτωση λάθους ταξινόμησης, όταν δηλαδή ο στόχος  $d(p)$  διαφέρει από την έξοδο του δικτύου  $y(p)$  για το πρότυπο  $p$ , έτσι ώστε το  $w$  να ταξινομείται κάθε φορά σωστότερα [7].

Αν οριστεί  $u(p) = w(k)^T x(p)$  η διέγερση του νευρώνα, για πρότυπο εισόδου  $p$ ,  $k$  την επανάληψη (iteration) του αλγορίθμου, τότε για την  $k+1$  επανάληψη θα έχουμε:

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

Η εκπαίδευση των βαρών ακολουθεί συνήθως δυο ειδών εσφαλμένες ταξινομήσεις:

1)

Αν  $d^{(p)} = 1$  και  $y^{(p)} = f(u_k^{(p)}) = 0$  οπότε  $u_k^{(p)} \leq 0$  έχουμε  $\beta > 0$   
 $(d^{(p)} - y^{(p)}) = 1 > 0$ , και  $\|\mathbf{x}^{(p)}\|^2 > 0$ , άρα  $\beta(d^{(p)} - y^{(p)}) \|\mathbf{x}^{(p)}\|^2 > 0$   
 $u_{k+1}^{(p)} > u_k^{(p)}$ .

επομένως σύμφωνα με τον προηγούμενο τύπο θα είναι

2)

Αν  $d^{(p)} = 0$  και  $y^{(p)} = f(u_k^{(p)}) = 1$  οπότε  $u_k^{(p)} > 0$  έχουμε  $\beta > 0$   
 $(d^{(p)} - y^{(p)}) = -1 < 0$  και  $\|\mathbf{x}^{(p)}\|^2 > 0$ , άρα  $\beta(d^{(p)} - y^{(p)}) \|\mathbf{x}^{(p)}\|^2 < 0$

$$u_{k+1}^{(p)} < u_k^{(p)}$$

Οπότε

## 4.7 Ο κανόνας ADALINE

Ο όρος ADALINE πηγάζει από τα αρχικά των λέξεων Adaptive Linear Element (Αυτοπροσαρμοζόμενο Γραμμικό Στοιχείο) και περιγράφει ένα απλοποιημένο μοντέλο του νευρώνα με πλήρης έλλειψη της γραμμικής συνάρτησης  $f$  και περιγράφεται:

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta$$

Αν εφαρμόσουμε την ίδια τακτική με τον Perceptron, δηλαδή το κατώφλι  $\theta$  σαν ένα ακόμη βάρος  $w_0$ , και ορίσουμε την έξτρα είσοδο  $x_0 = -1$  τότε μπορούμε να γράψουμε:

$$u = \sum_{i=0}^n w_i x_i$$

ή

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

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

Υπάρχει η περίπτωση όπου απαιτείται ο διαχωρισμός δυο κλάσεων A και B. Ένα από τα προβλήματα που πρέπει να λυθούν είναι σε ποιες περιπτώσεις η έξοδος  $u$  μπορεί να πάρει άπειρες τιμές, κάτι που λύνεται εύκολα υποθέτοντας πως όλες οι τιμές  $u > 0$  ενδεικνύουν την κλάση A και όλες οι τιμές  $u < 0$  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  $d < 0$  [7].

Στην περίπτωση που υπάρχουν πεπερασμένες εισοδοί P και ισάριθμοι έξοδοι πρέπει να βρούμε το καταλληλότερο κριτήριο για την επίτευξης στόχων. Σαφώς μας ενδιαφέρει να ισχύει  $u(p) = d(p)$ . Δημιουργείται όμως ένα σύστημα P εξισώσεων με  $n+1$  αγνώστου, ενώ ο στόχος είναι η εύρεση μιας προσεγγιστικής λύσης με 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:

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

#### 4.7.1 Κανόνας εκπαίδευσης 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  $w(0)$  σε τυχαίες τιμές.

Όρισε ένα όριο  $\epsilon$  για το σφάλμα εκπαίδευσης.

Δώσε μια μικρή, θετική τιμή στην παράμετρο βήματος εκπαίδευσης  $\beta$ .

Τα πρότυπα εισάγονται με τη σειρά στο νευρώνα και όταν εξαντληθούν επαναλαμβάνονται πάλι από 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

$P$

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

Το σφάλμα είναι μικρότερο από το όριο  $\epsilon$

ή

Έχει συμπληρωθεί ο μέγιστος αριθμός εποχών [7]

## 4.8 Σύγκριση του ADALINE με τον αλγόριθμο PERCEPTRON

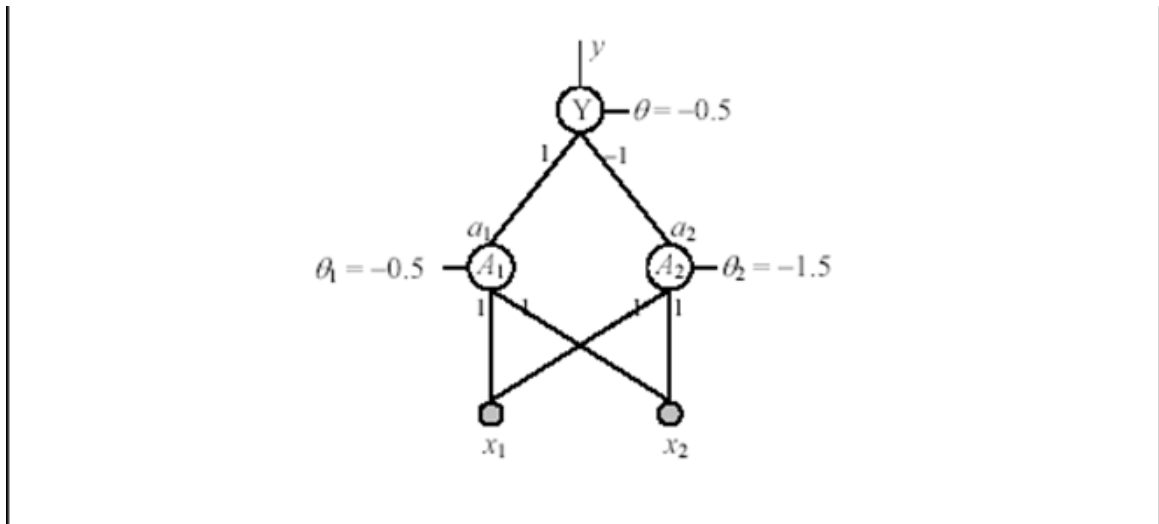
Το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι η δυνατότητα προσαρμοστικότητας που παρουσιάζουν. Ο αλγόριθμος ADALINE-LMS, σε αντίθεση με τον PERCEPTRON, συγκλίνει καθώς  $k \rightarrow \infty$ , σε κάποιο διάνυσμα  $w$  και χωρίς την ύπαρξη γραμμικού διαχωρισμού. Σε μη γραμμικά προβλήματα ο αλγόριθμος Perceptron ταλαντεύεται χωρίς να συγκλίνει ποθενά. Ο ADALINE-LMS παρουσιάζει ένα σημαντικό μειονέκτημα καθώς δεν εγγυάται το διαχωρισμό των κλάσεων σε προβλήματα με γραμμικό διαχωρισμό. Υπάρχει βέβαια 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 από την κλάση στην οποία ανήκει το πρότυπο.

## 4.9 Άλλοι αλγόριθμοι

Αν και αναφερθήκαμε επιγραμματικά σε δυο μόνο αλγορίθμους, υπάρχουν και αρκετοί άλλοι που θα ήταν τεχνικά και πρακτικά αδύνατο να παρουσιαστούν στην παρούσα εργασία.

Συνοπτικά θα αναφέρουμε κάποιους από αυτούς όπως το Μοντέλο Perceptron πολλών στρωμάτων (Multi Layer Perceptron - MLP) που είναι η μετεξέλιξη του απλού Perceptron και πλέον μπορεί να αναπαραστήσει δίκτυο νευρώνων σε πολλαπλά επίπεδα.

Βασική συνάρτηση:  $f(u) = 0$  αν  $u < 0$  και  $f(u) = 1$  αν  $u \geq 0$

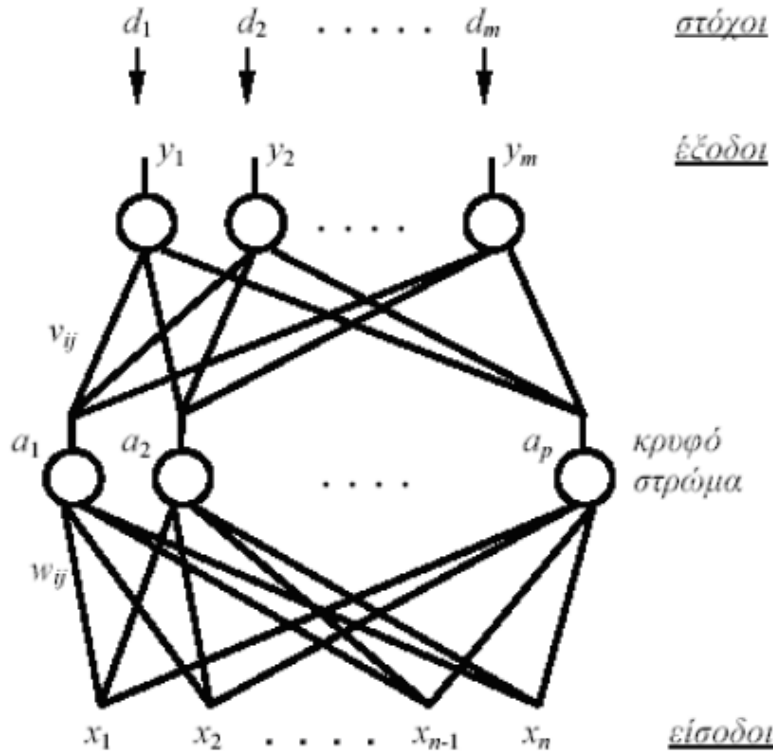


Εικόνα 17: Υλοποίηση XOR από δίκτυο Perceptron δυο στρώματων [7]

Όπως φαίνεται το δίκτυο αποτελείται από δυο στρώματα:

- ✓ Το στρώμα εξόδου που αποτελείται από το νευρώνα  $Y$  με έξοδο  $y$ .
- ✓ Το κρυφό στρώμα που αποτελείται από τους νευρώνες  $A_1$  με έξοδο  $a_1$  και  $A_2$  με έξοδο  $a_2$ .

Όπως είδαμε σε ένα δίκτυο Perceptron πολλών στρώματων το κάθε στρώμα νευρώνων 1 τροφοδοτείται μόνο από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος 1-1. Ο περιορισμός αυτό άρτε από ένα δίκτυο νευρώνων MLP.



Εικόνα 18: Δίκτυο δύο στρωμάτων: στρώμα εισόδου (μηδενικό στρώμα), κρυφό στρώμα(πρώτο στρώμα),στρώμα εξόδου (δεύτερο στρώμα) [7]

Πέραν αυτών υπάρχουν επίσης βάσεις στον χώρο των συνεχών συναρτήσεων όπως οι συναρτήσεις Ακτινικού Τύπου, που σχετίζεται με κάποιο διάνυσμα  $\mathbf{c}$  και τιμή συνάρτησης εξαρτώμενη από την απόσταση του  $\mathbf{x}$  από το κέντρο.

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





Εικόνα 19: Παραδείγματα συναρτήσεων ακτινικού τύπου [5]

# 5 Βασικές έννοιες πάνω σε ρομποτικούς βραχίονες

## 5.1 Εισαγωγή

Η ταξινόμηση και βαθμονόμηση των ρομπότ γίνεται στην προσπάθεια επιλογής του καταλληλότερου. Στην εποχή του διαδικτύου και της πληροφορίας όλες οι εταιρίες αναρτούν στην προσωπική τους σελίδα τιμοκαταλόγους αλλά και πλήρη εγχειρίδια χρήσης ώστε ο υποψήφιος αγοραστής να μπορεί να επιλέξει το καταλληλότερο για τον σκοπό που το χρειάζεται. Η βιβλιογραφία αναφέρει πως τα κυριότερα κριτήρια επιλογής είναι:

- ✓ Η αρχή λειτουργίας
- ✓ Η μέθοδος ελέγχου της κίνησης
- ✓ Ο γεωμετρικός σχηματισμός
- ✓ Η κατηγορία εφαρμογής
- ✓ Ο τύπος παραγωγής
- ✓ Η μετάδοση της κίνησης.

Βέβαια δεν υπάρχει μια μοναδική ταξινόμηση που να περικλείει όλες τις περιπτώσεις και γι' αυτό χρησιμοποιούνται περισσότερες από μια κατηγορίες για μια πλήρη περιγραφή ενός ρομπότ.

## 5.2 Αρχή Λειτουργίας

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

### Ρομπότ Σταθερής Στάσης

Στην περίπτωση αυτή τα ρομπότ κατά ελέγχουν μόνο τα σημεία στάσης και όχι τα ενδιάμεσα σημεία της τροχιάς που ακολουθούν. Ο κάθε άξονας κινείται σε προκαθορισμένη τροχιά, το κάθε άκρο μπορεί να σταματάει μόνο στα όρια αυτά και χρησιμοποιούνται σε εξειδικευμένες εφαρμογές.[5]

### Σερβοελεγχόμενα Ρομπότ

Τα ρομπότ αυτά χρησιμοποιούν σερβομηχανισμούς , που τους δίνουν πρακτικά την ελευθερία να μετακινηθούν σε άπειρα σημεία ενός προκαθορισμένου χώρου, ενώ το σύνολο αυτών των σημείων προκύπτει από τον συνδυασμό των αρθρώσεων που κατάφεραν να μετακινηθούν.[5]

## 5.3 Μέθοδος ελέγχου κίνησης

Εκτός της μεθόδου ελέγχου κίνησης, ταξινομούνται σε ρομπότ σημείου-προς-σημείο (point-to-point) και ρομπότ συνεχούς τροχιάς (continuous path).

### Ρομπότ Σημείου Προς Σημείο (point-to-point)

Στην συγκεκριμένη περίπτωση ο βραχίονας κινείται για να μεταβεί μεταξύ συγκεκριμένων σημείων, χωρίς να μπορεί να προσδιορισθούν τα ενδιάμεσα σημεία, και συνήθως επαναλαμβάνεται η διαδρομή αυτή, ενώ το ρομπότ πραγματοποιεί χρήσιμο έργο μόνο όταν είναι στην προκαθορισμένη θέση.

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)

Τα ρομπότ αυτά επαναλαμβάνουν την κίνηση μέσα από διδαγμένα σημεία και σε μικρή απόσταση μεταξύ τους. Τα σημεία αυτά έχουν προγραμματισθεί και τα σημεία διδασκαλίας καταγράφονται από την μονάδα ελέγχου. 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 αυτά παράγουν 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.

## 5.4 Γεωμετρικός σχεδιασμός

Οι αρθρώσεις που βρίσκονται 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 κατηγοριοποιούνται σε:

- ✓ Καρτεσιανά ή ορθογωνικά
- ✓ Κυλινδρικά
- ✓ Σφαιρικά ή πολικά
- ✓ Αρθρωτά

Επίσης ανάλογα με την εμφάνιση τους μπορούν να χαρακτηρισθούν ως:

- ✓ Ανθρωπομορφικά
- ✓ SCARA
- ✓ Gantry.

Σ' αυτά πρέπει να προστεθούν τα παράλληλα ρομπότ τα οποία είναι κλειστές κινηματικές αλυσίδες και χρησιμοποιούνται σε εξειδικευμένες εφαρμογές, τα ρομποτικά χέρια που είναι ρομποτικοί μηχανισμοί με χρήση σε προηγμένους χειρισμούς αντικειμένων και τα σύνθετα

ρομποτικά συστήματα που δεν έχουν σταθερή βάση, αυξάνοντας έτσι τον ωφέλιμο χώρο δράσης τους, τα οποία χωρίζονται σε:

- ✓ Βαδίζοντα
- ✓ Κυλιόμενα

### Ορθογωνικά Ρομπότ (Rectangular Robots )

Τα ρομπότ αυτά κινούνται σε ευθείες γραμμές πάνω - κάτω και μέσα - έξω. Και οι βαθμοί ελευθερίας βασίζονται στο καρτεσιανό σύστημα των αξόνων. Συνήθως δεν διαθέτουν και σχηματίζονται 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 (Εικ 17.α)

Στα θετικά τους είναι η υψηλή διακριτική ικανότητα, η μεγάλη ακρίβεια, η εύκολη αποφυγή εμποδίων, η πρόληψη συγκρούσεων και η δυνατότητα χειρισμού μεγάλου βάρους. Μειονεκτήματα είναι η απαίτηση μεγάλης επιφάνειας δαπέδου για την εγκατάσταση, ο περιορισμένος χώρος εργασίας και η δυσκολία συνεργασίας με άλλους βραχίονες. [5]

### Κυλινδρικά Ρομπότ (Cylindrical Robots)

Η διαφορά με τα προηγούμενα συστήματα έγκειται στην βάση του στην περίπτωση αυτή κινείται σφαιρικά στην βάση περιστροφής. Αποτελείται δηλαδή από ένα οριζόντιο βραχίονα και ένα κάθετο άξονα πάνω σε μια περιστρεφόμενη βάση, καλύπτοντας έτσι ένα κυλινδρικό τομέα (Εικ. 17 β).

Ίδια πλεονεκτήματα, μηδενική εξάρτηση από τα φορτία, και μειονεκτήματα, περιορισμένη συμβατότητα συνεργασίας, ενώ έχουν μικρότερη ακρίβεια και ικανότητα σε σύγκριση με τα ορθογωνικά ρομπότ . [5]

### Σφαιρικά Ρομπότ (Spherical Robots)

Τα σφαιρικά ρομπότ κινούνται περιστροφικά. Είναι σαν τα κυλινδρικά με προσθήκη στροφής του άκρου, με αποτέλεσμα οι κινήσεις των κυρίων αξόνων σχηματίζουν ένα τμήμα σφαίρας σαν χώρος εργασίας όπως στο (Εικ. 17γ) . [5]

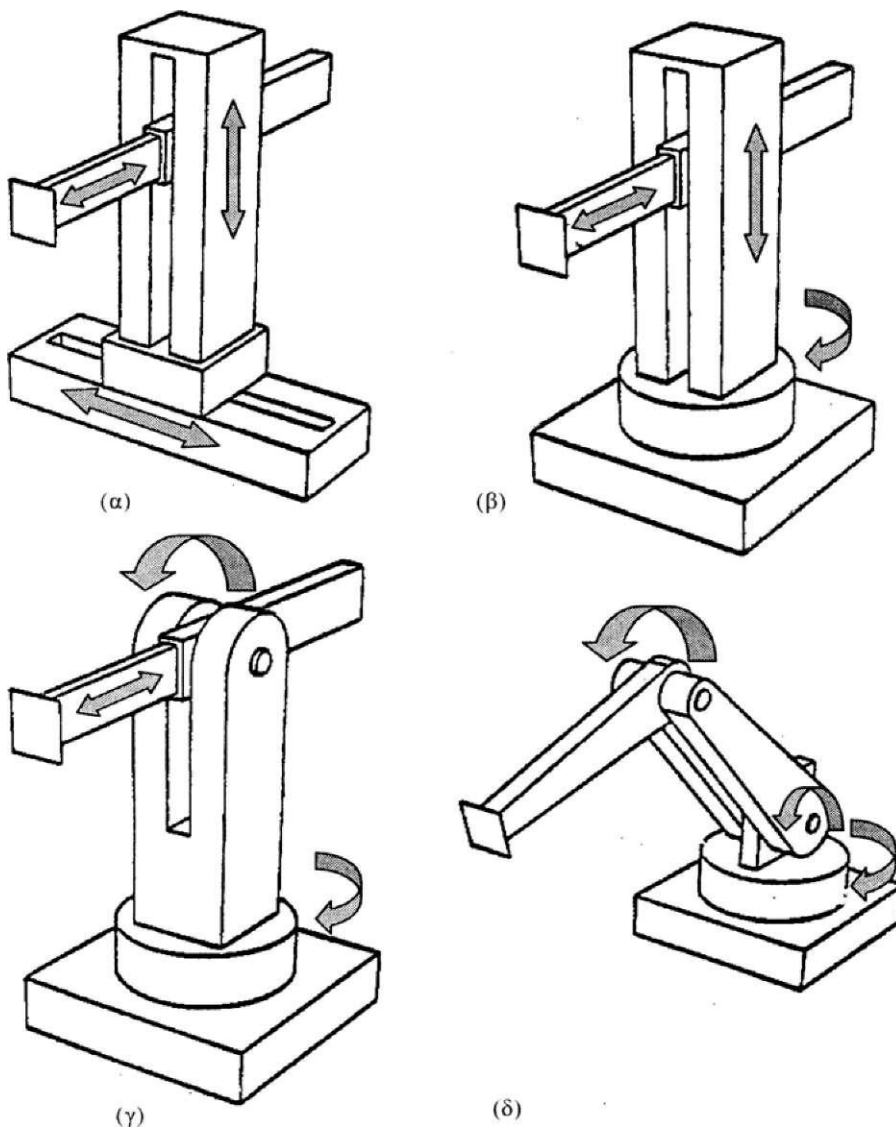
Έχουν μικρή πολυπλοκότητα δομής, σχετικά χαμηλό βάρος τους και η δυνατότητα συνεργασίας τους με τα άλλα ρομπότ και εργαλειομηχανές σε κοινό χώρο εργασίας.

Μειονεκτήματα είναι η περιορισμένη δυνατότητα αποφυγής σύγκρουσης με εμπόδια, το μεγάλο σφάλμα τοποθέτησης εξαιτίας των περιστροφικών κινήσεων, και ότι απαιτούνται μεγάλες και μεταβλητές ροπές στη δεύτερη και τρίτη άρθρωση προκαλούν προβλήματα εξισορρόπησης.

### Αρθρωτά Ρομπότ

Αποτελούνται μόνο από περιστροφικές αρθρώσεις και οι κινήσεις τους είναι όμοιες με τις κινήσεις ενός ανθρώπου, γι' αυτό αναφέρονται και ως ανθρωπομορφικά. Έχουν περιστροφικές αρθρώσεις σε μια βάση περιστρεφόμενη έτσι ώστε να παρέχονται τρεις κύριοι άξονες κίνησης (Εικ. 17δ).

Πλεονεκτήματα είναι η ευελιξία προσέγγισης ενός αντικειμένου και η συμβατότητα συνεργασίας, ενώ τα μειονεκτήματα τους είναι η χαμηλή ακρίβεια, η περιορισμένη δυνατότητα αποφυγής εμποδίων, οι μεγάλες ροπές αδράνειας και οι επιδράσεις φορτίων βαρύτητας.

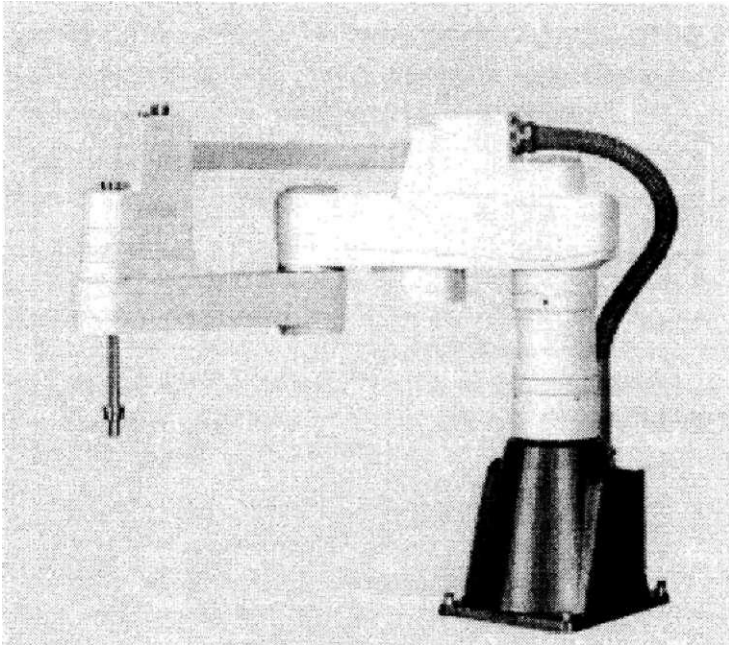


Εικόνα 20: Τύποι γεωμετρικών σχηματισμών ρομπότ : (α)καρτεσιανό ρομπότ , (β)κυλινδρικό ρομπότ , (γ)σφαιρικό ρομπότ ,(δ)αρθρωτό ρομπότ[5]

### Ρομπότ Τύπου SCARA

Κύριο γνώρισμά τους είναι ο ρομποτικός σχηματισμός οριζόντιας περιστροφής, με μικρό μέγεθος και κατάλληλο για εργασίες ανάκτησης και τοποθέτησης μικρών αντικειμένων .

Αποτελείται συνήθως από ένα αρθρωτό βραχίονα με τέσσερις ή πέντε βαθμούς ελευθερίας και λειτουργεί σε ένα οριζόντιο επίπεδο. [5]



Εικόνα 21: Ρομπότ τύπου SCARA[5]

#### 5.4.1 Τύπος μετάδοσης κίνησης

Τα περισσότερα ρομπότ βασίζονται στους αεροσυμπιεστές, καθώς είναι ιδανικό για επαναλαμβανόμενες κινήσεις με μικρό σχετικά κόστος και οι κινήσεις του βραχίονα, έκταση σπείρωση περιστροφή, πραγματοποιούνται με απλά ή διπλά έμβολα αέρα, με τα απλά έμβολα να αποτελούν την φθηνότερη λύση.

Όπως σχεδόν πάντα άλλωστε υπάρχουν πλεονεκτήματα των πνευματικών κινητήρων:

- ✓ 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

...και μειονεκτήματα :

- ✓ 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 αυτού του είδους αναφέρονται απλά ως υδραυλικά και είναι αρκετά ισχυρά και γρήγορα και αποτελείται από ένα ηλεκτρικό κινητήρα με τριφασικό τύλιγμα για την λειτουργία της υδραυλικής αντλίας και των υδραυλικών σερβοβαλβίδων. Αν και η ηλεκτρική κατανάλωση είναι τεράστια η ισχύς εξόδου παράγεται σχεδόν ολοκληρωτικά από τα έμβολα λαδιού, που συνδέονται με τους συνδέσμους ή τις αρθρώσεις του ρομπότ και παρέχουν την απαραίτητη δύναμη για μια συγκεκριμένη κίνηση . [5]

### Ηλεκτρικοί Κινητήρες

Αυτά τα ρομπότ έχουν συνήθως σερβοκινητήρες συνεχούς ρεύματος (DC) και σπάνια σερβοκινητήρες εναλλασσόμενου ρεύματος (AC), ή/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]

## **5.5 Η γενική δομή των ρομποτικών συστημάτων**

Τα συνηθέστερα ρομπότ σήμερα είναι ρομποτικοί χειριστές σειριακού τύπου, που είναι ανοικτές κινηματικές αλυσίδες στερεών σωμάτων που ονομάζονται σύνδεσμοι (links). Οι σύνδεσμοι, συνδέουν τις αρθρώσεις (joints), ενώ το ένα άκρο του ρομπότ βρίσκεται σε σταθερή βάση με το άλλο άκρο να είναι υπεύθυνο για την παραγωγή έργου μιας και έχει την δυνατότητα εφαρμογής διάφορων εργαλείων (tool) ή ένα τελικό στοιχείο δράσης (end-effector). Το ζεύγος σύνδεσμου -άρθρωσης αποτελεί ένα βαθμό ελευθερίας (Degree-Of- Freedom), με διάφορες δυνατότητες όπως να είναι περιστροφικός ή γραμμικός να εκτελεί δηλαδή μετατόπιση κατά μήκος ενός άξονα.

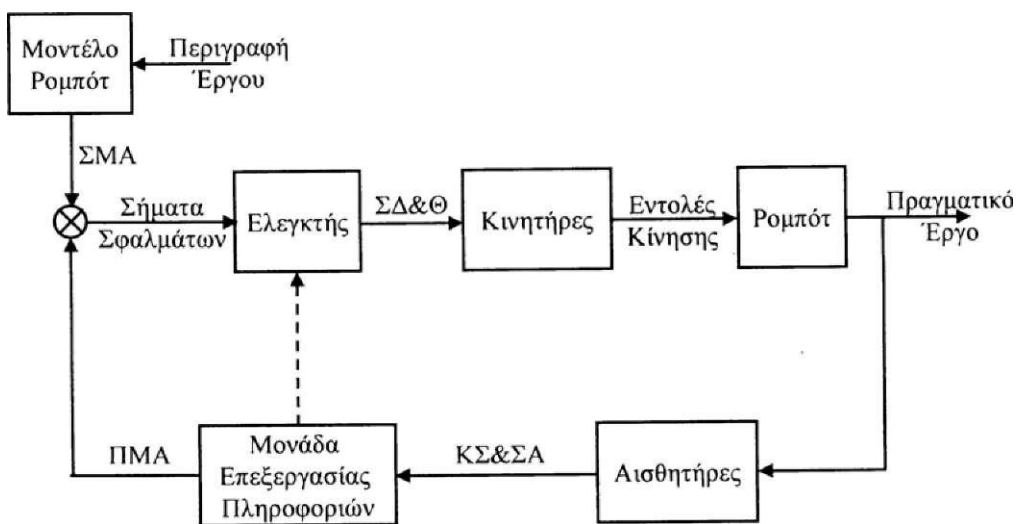


Το σημαντικότερο πρόβλημα του ρομποτικού ελέγχου είναι ο σχεδιασμός κατάλληλων αλγορίθμων που συντονίζουν την κίνηση των αρθρώσεων και επιτρέπουν στο ρομπότ να ακολουθεί μια συγκεκριμένη τροχιά.

Η λειτουργία ενός βιομηχανικού ρομπότ περιλαμβάνει τις βασικές λειτουργίες:

- ✓ Χειρισμός ( manipulation )
- ✓ Αίσθηση (sensing)
- ✓ Επικοινωνία (communication)
- ✓ Έλεγχο (control)
- ✓ Επεξεργασία ή λήψη αποφάσεων (processing or decision making)

Οι τρεις πρώτες απαιτούν αλληλεπίδραση μεταξύ του ρομπότ και του περιβάλλοντος του, ενώ οι υπόλοιπες αφορούν εσωτερικές λειτουργίες του ρομπότ.



Εικόνα 22: 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 )

### 5.5.1 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
- ✓ Πνευματικοί με πιο συνηθισμένο τύπο τον ηλεκτρικό, συνήθως συνεχούς ρεύματος (DC) ή βηματικό .

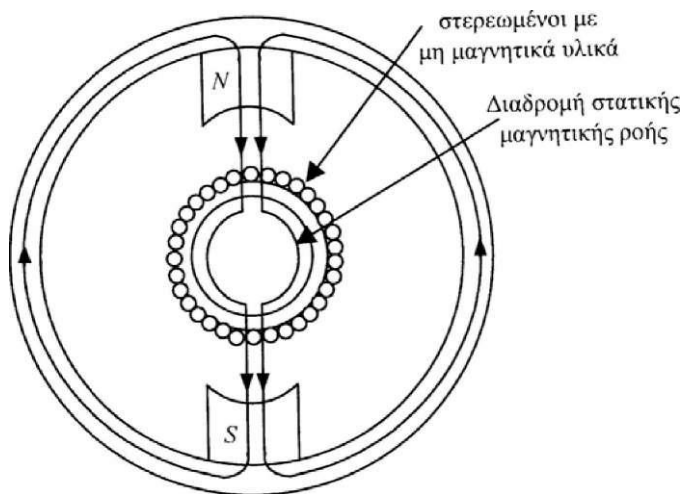
#### Κινητήρες Συνεχούς Ρεύματος

Η ηλεκτρικοί κινητήρες συνεχούς ρεύματος (DC) και περιστροφής φέρουν συνήθως μόνιμη μαγνήτιση και διέγερση οπλισμού. Παρουσιάζουν υψηλό λόγο ροπής -ισχύος, ομαλή και χαμηλή ταχύτητα λειτουργίας και επίσης γραμμικά χαρακτηριστικά ροπής-ταχύτητας με μικρές χρονικές σταθερές. [5]

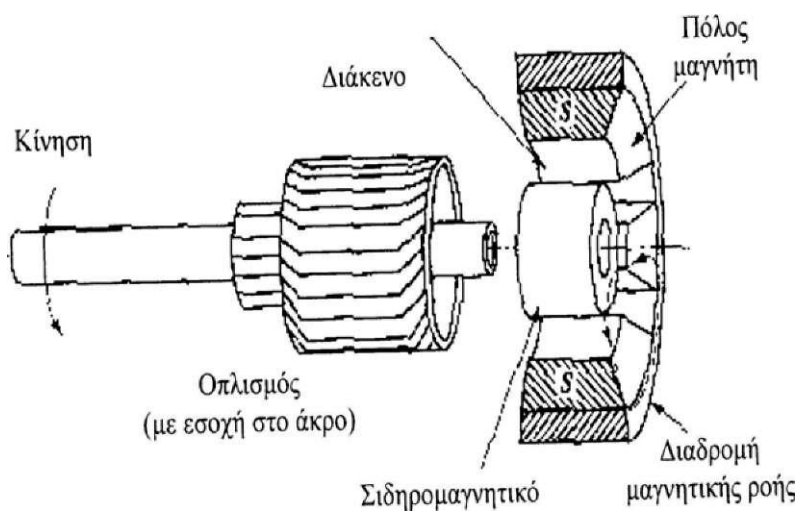
Ουσιαστικά μετατρέπει ηλεκτρική ενέργεια σε μηχανική, με ανάλογη προς τη ροή του μαγνητικού πεδίου και του ρεύματος οπλισμού. [5]

Αποτελείται από δυο τμήματα. Ένα σταθερό και ένα κινούμενο. Το σταθερό τμήμα αποτελείται από ένα κέλυφος, ρουλεμάν και μόνιμους μαγνήτες ή ηλεκτρομαγνήτες. Οι μαγνήτες δημιουργούν μαγνητικό πεδίο γύρω από το κινούμενο τμήμα του κινητήρα, τον ρότορα, που αυτός αποτελείται από τον άξονα και τα τυλίγματα, που τα διαπερνά ρεύμα. Το ρεύμα οδηγείται στον μεταγωγέα και αυτός συνδέεται ηλεκτρικά με τα τυλίγματα με τρόπο τέτοιο ώστε να παράγεται ροπή πάντα κατά την επιθυμητή διεύθυνση .

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



Εικόνα 23: Εγκάρσια διατομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος, κινητού πηνίου και μόνιμης μαγνήτισης [5]



Εικόνα 24: Επιμήκης τομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος, κινητού πηνίου [5]

Πλεονεκτήματα:

- ✓ 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.

#### Μειονεκτήματα:

- ✓ Κατώτερος λόγος ισχύος προς βάρος έναντι των υδραυλικών.
- ✓ Χαμηλή ταχύτητα.
- ✓ Απαιτήση 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.
- ✓ Απαιτήση 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

Ο βηματικός κινητήρας δέχεται παλμικά ή λογικά σήματα σαν είσοδο, και παράγει διακριτά επαναληπτικά βήματα στη γωνιακή θέση του άξονα σαν έξοδο.

Το κινητό τμήμα περιέχει ένα μόνιμο μαγνήτη ή ένα πηνίο, ενώ το στατικό μέρος έχει πολλά πηνία διαμετρικά αντίθετα. Το κινητό τμήμα δημιουργεί μαγνητικό πεδίο και όταν ενεργοποιείται ένα συγκεκριμένο ζεύγος πηνίων, δημιουργείται μαγνητικό πεδίο ώστε να ελαχιστοποιείται η μαγνητική ενέργεια που συσχετίζεται με τα μαγνητικά πεδία του κινούμενου πηνίου και του ζεύγους των στατικών πηνίων. [5]

Ο 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.

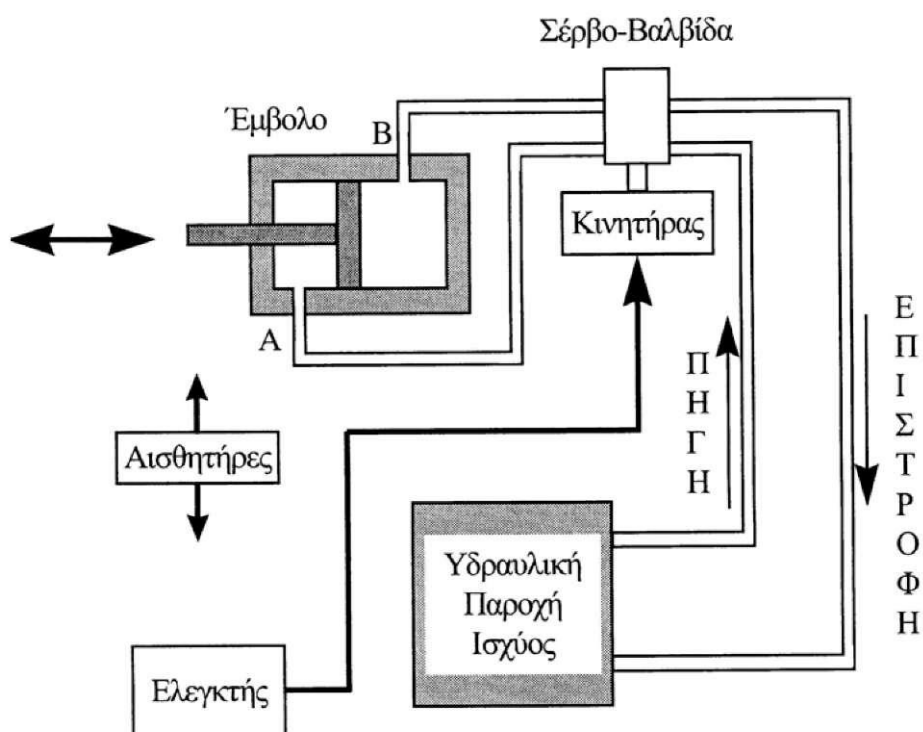
Οι βηματικοί κινητήρες παρέχονται από τον κατασκευαστή με ξεχωριστή μονάδα ελέγχου. Η είσοδος της ελέγχει την ισχύ στον βηματικό κινητήρα μέσω ηλεκτρονικών διακοπών. Για την μετατροπή του σήματος εισόδου του κινητήρα δεν χρειάζεται επιπλέον εξοπλισμός. Η διασύνδεση ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή και του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

## Υδραυλικοί κινητήρες

Χρησιμοποιούνται σε εφαρμογές που απαιτούν μεγάλη ισχύ, η λειτουργία τους βασίζεται στη ροή λαδιού με τη βοήθεια ενός εμβόλου και η ροή αυτή μπορεί να αναλυθεί σε τρεις κύριες συνιστώσες:

- ✓ Τη ροή προς τον κινητήρα
- ✓ Τις διαρροές
- ✓ Την συμπιεστότητα (compressibility)

Η συμπεριφορά του συστήματος καθορίζεται από τις συνιστώσες αυτές. Στο επόμενο σχήμα (Εικ.22) παρουσιάζεται το σχηματικό διάγραμμα της υδραυλικής μετάδοσης που φαίνεται ο δρόμος της ροής ελαίου στον υδραυλικό κινητήρα. Το κύκλωμα είναι κλειστό και διατηρείται μέσο ενός συστήματος αναπλήρωσης του ελαίου. [5]



Εικόνα 25: 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 .

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.

Μειονεκτήματα τους είναι :

- ✓ Επικινδυνότητα λόγω κρουστικής πίεσης.
- ✓ Απαίτηση ιδιαίτερα καλού φιλτραρίσματος του λαδιού.
- ✓ Απαίτηση 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.
- ✓ Απαίτηση για μεγάλο χώρο εγκατάστασης και συντήρησης. [5]

# 6 Ανάπτυξη ελέγχου με νευρωνικά δίκτυα

## 6.1 Εισαγωγή

Νευρωνικός έλεγχος ονομάζεται η χρήση 'καλά ορισμένων' νευρωνικών δικτύων για την παραγωγή επιθυμητών σημάτων ελέγχου, συνήθως με χρήση ευφυίας όπως π.χ. στον σχεδιασμό ενός ελεγκτή που θα καθοδηγήσει ένα φυσικό σύστημα ή χημική διεργασία στα επιθυμητά σημεία ώστε να έχουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Τα νευρωνικά δίκτυα εξαιτίας της μάθησης, εκπαιδεύονται και μαθαίνουν από παραδείγματα μη γραμμικές απεικονίσεις.

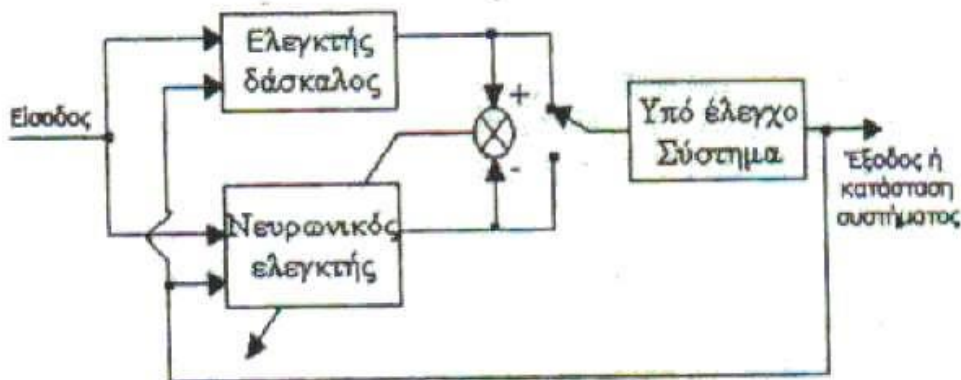
## 6.2 Ταξινόμηση των νευρωνικών συστημάτων ελέγχου

Οι νευρωνικοί ελεγκτές ταξινομούνται παρόμοια με τα νευρωνικά δίκτυα:

- ✓ Νευρωνικός έλεγχος με επιβλεπόμενη εκμάθηση: η οποία απαιτεί τη διαθεσιμότητα ενός στόχου ή μιας επιθυμητής απόκρισης για την υλοποίηση μιας συγκεκριμένης αντιστοίχισης εισόδου εξόδου, ελαχιστοποιώντας μια συνάρτηση κόστους.
- ✓ Νευρωνικός έλεγχος με μη επιβλεπόμενη εκμάθηση: η ηλοποίηση της οποίας βασίζεται στην παροχή ενός «ανεξάρτητου από την εργασία» μέτρου της ποιότητας της αναπαράστασης που απαιτείται να μάθει το δίκτυο με αυτο-οργανούμενο τρόπο.
- ✓ Νευρωνικός έλεγχος με ενισχυτική εκμάθηση: στην οποία η αντιστοίχιση εισόδου εξόδου εκτελείται μέσω της συνεχούς αλληλεπίδρασης ενός συστήματος μάθησης με το περιβάλλον του, έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται ένας βαθμωτός δείκτης απόδοσης.

Συνηθέστεροι τύποι είναι ο έλεγχος με επιβλεπόμενη εκμάθηση και με ενισχυτική εκμάθηση.

Η βασική του δομή είναι:



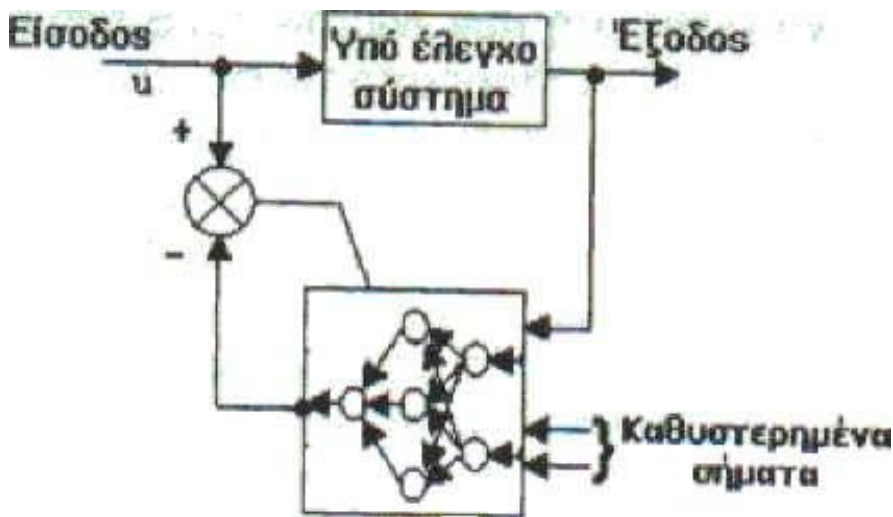
Εικόνα 26: Σύστημα με επιβλεπόμενη εκμάθηση [6]

Η εκπαίδευση αποτελείται από παραδείγματα, που τα παρουσιάζει ο εκπαιδευτής, σημάτων ελέγχου που ελέγχουν με επιτυχία το σύστημα. Το σύστημα που τίθεται προς έλεγχο μπορεί να είναι γραμμικό ή μη γραμμικό με άγνωστη ή μερικώς γνωστή δυναμική. Τα αποτελέσματα, καταστάσεις ή έξοδοι, στέλνονται τόσο στο δάσκαλο όσο και νευρωνικό δίκτυο, ενώ στην διάρκεια ελέγχου τα όποια αποτελέσματα και οι έξοδοι / καταστάσεις του συστήματος δειγματοληπτούνται και αποθηκεύονται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Με το πέρας της εκπαίδευσης ο νευρωνικός ελεγκτής αναλαμβάνει τον έλεγχο του συστήματος οπότε αποσυνδέεται ο δάσκαλος από το σύστημα. [6]

### 6.2.1 Άμεσος ανάστροφος Νευρωνικός Έλεγχος

Συνηθέστερος επιβλεπόμενος νευρωνικός έλεγχος είναι ο άμεσος ανάστροφος έλεγχος που έχει τη δομή του παρακάτω σχήματος:

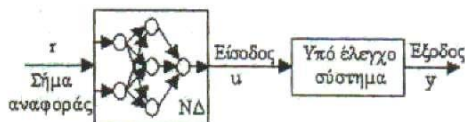




Εικόνα 27: Άμεσος ανάστροφος έλεγχος[6]

### 6.3 Σειριακός Νευρωνικός Ελεγκτής

Ο σειριακός νευρωνικός ελεγκτής ανήκει στην κατηγορία του άμεσου ανάστροφου ελέγχου.



Εικόνα 28: Σειριακός νευρωνικός ελεγκτής [6]

Από το παραπάνω σχήμα έχουμε την απεικόνιση εισόδου - εξόδου του συστήματος:

$$y = f_p(u)$$

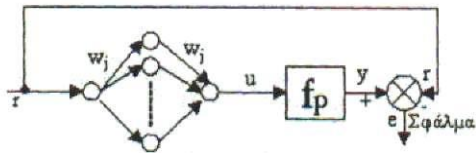
Οπότε έχουμε την ανάστροφη απεικόνιση:  $u = f_p^{-1}(y)$

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

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

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

Η υλοποίησή του φαίνεται στην εικόνα 26, όπου στο συγκεκριμένο παράδειγμα το νευρωνικό δίκτυο ελαχιστοποιεί το τετραγωνικό σφάλμα, και περιέχει ένα νευρόνιο στο στρώμα εισόδου και ένα νευρόνιο στο στρώμα εξόδου. Είσοδος είναι το σήμα αναφοράς  $r$  και έξοδος το σήμα ελέγχου  $u$ .



Εικόνα 29: Απλούστερη εσωτερική δομή νευρωνικού δικτύου [6]

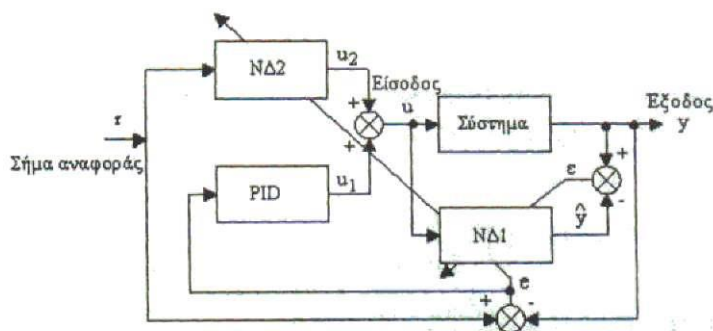
## 6.4 Παράλληλος Νευρωνικός Ελεγκτής

Η ουσιαστική διαφορά μεταξύ του νευρωνικού ελεγκτή και του παράλληλου νευρωνικού ελεγκτή είναι η δυνατότητα επιβλεπόμενης εκμάθησης του δεύτερου.

Υπάρχουν αρκετοί τύποι αυτού του ελεγκτή.

### 6.4.1 Παράλληλος Νευρωνικός Ελεγκτής με Νευρωνικό Προσομοιωτή

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



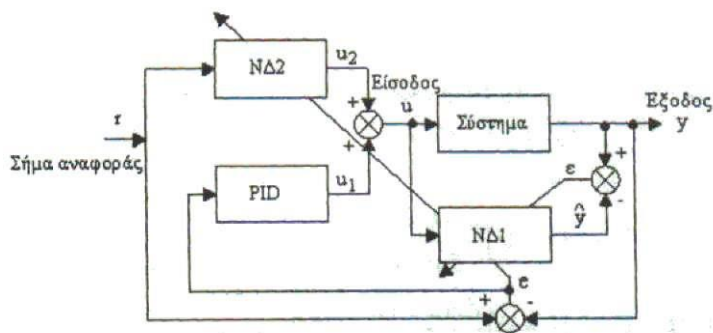
Εικόνα 30: Γενική δομή παράλληλου νευρωνικού ελεγκτή με νευρωνικό προσομοιωτή [6]

Η εξίσωσή του είναι:[7]

$$E = \left(\frac{1}{2}\right)(r - y)^2$$

### 6.4.2 Παράλληλος Ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος

Ο ελεγκτής αυτός ανατροφοδοτείται μέσω νευρωνικών στρωμάτων με αρκετές επαναλήψεις, όσες χρειαστεί βασικά, μέχρι την επίτευξη του επιθυμητού στόχου, και τότε ο ελεγκτής παίρνει τον κεντρικό έλεγχο εξαλείφοντας την επίδραση του κλασσικού ελεγκτή.



Εικόνα 31: Παράλληλος ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος [6]

# 7 Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στον έλεγχο γραμμών παραγωγής

## 7.1 Εφαρμογές νευρωνικών δικτύων στην βιομηχανία

Στην βιβλιογραφία έχουν προταθεί δεκάδες μοντέλα νευρωνικών δικτύων στα καθημερινά προβλήματα που υπάρχουν. Νευρωνικά δίκτυα όπως τα multilayer perceptron (MLP) ή/και τα Principal component analysis (PCA) μπορούν να παρομοιαστούν με τεχνικές στατιστικής, ενώ άλλα, όπως τα Self-Organizing, δεν μπορούν να αντιστοιχηθούν με κανένα τύπος στατιστικής. Γενικά όμως τα νευρωνικά δίκτυα πρέπει να αντιμετωπίζονται ως στατιστικές συσκευές και να χρησιμοποιούνται ανάλογα.

Τα παρακάτω τέσσερα, τουλάχιστον, στοιχεία πρέπει να αναλυθούν σε οποιοσδήποτε εφαρμογή νευρωνικών δικτύων:

- ✓ Προετοιμασία των στοιχείων. Τα δεδομένα εκπαίδευσης επιβάλλεται να είναι πλήρη για να υπάρξει σωστή κατασκευή του μοντέλου νευρωνικών δικτύων για κάθε στόχο, όπως επίσης πρέπει να συνυπολογιστεί οποιαδήποτε γνώση σχετική με το πρόβλημα.
- ✓ Επιλογή του μοντέλου δικτύου. Το σωστό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων που θα επιλεγεί επηρεάζει τα αποτελέσματα παίρνουμε. Η δυνατότητα γενίκευσης, μπορεί να αποδώσει μεν άλλα όχι πάντα τα μέγιστα. Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χωριστούν σε τρεις κατηγορίες:
  - Επιβλέπον
  - Ανεπίβλεπτος
  - Μοντέλα ενίσχυσης.
- ✓ Υπολογίζοντας τις παραμέτρους δηλ., που εκπαιδεύουν ένα δίκτυο για ένα δεδομένο πρόβλημα. Η κατασκευή του σωστού μετασχηματισμού – ελεγκτή, συμβάλλει στα μέγιστα για την καλλίτερη δυνατή έξοδο. Στην επιλογή και κατασκευή του σωστού ελεγκτή πρέπει να συνυπολογιστούν και οι όποιοι περιορισμοί υπάρχουν.

- ✓ Αξιολόγηση της απόδοσης του δικτύου. Επιπλέον παραδείγματα δοκιμής συμβάλουν στην γενική δοκιμή του δικτύου και την μελέτη αξιοπιστίας του και α αποτελέσματα αποτελούν δείκτες της γενικής δυνατότητας του δικτύου.

## 7.2 Παραδείγματα των βιομηχανικών εφαρμογών

### 7.2.1 Ποιοτικός έλεγχος ξύλινων επιφανειών

Στην περίπτωση αυτή τα νευρωνικά δίκτυα, με την βοήθεια των νευρωνικών αρχών επεξεργασίας της πληροφορίας, μπορούν να διαχωρίσουν την ξυλεία βάση της ποιότητάς της.

Πίνακας 1: Τομείς εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων στην Ευρώπη

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 2: Τομείς της βιομηχανίας με νευρωνικά δίκτυα στην Ευρώπη

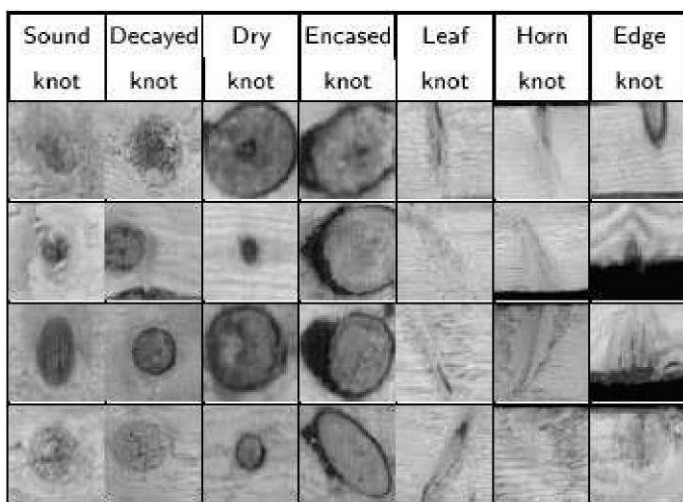
Παραγωγή	39%
Επιχειρησιακές υπηρεσίες και μάρκετινγκ Τραπεζικές	19%
εργασίες, οικονομία και ασφάλεια	12%
Ιατρική, υγεία, φαρμακευτική	3 %
Μεταφορές	3 %
Χρησιμότητες και ενέργεια	3%
Χονδρικό και λιανικό εμπόριο	1%

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

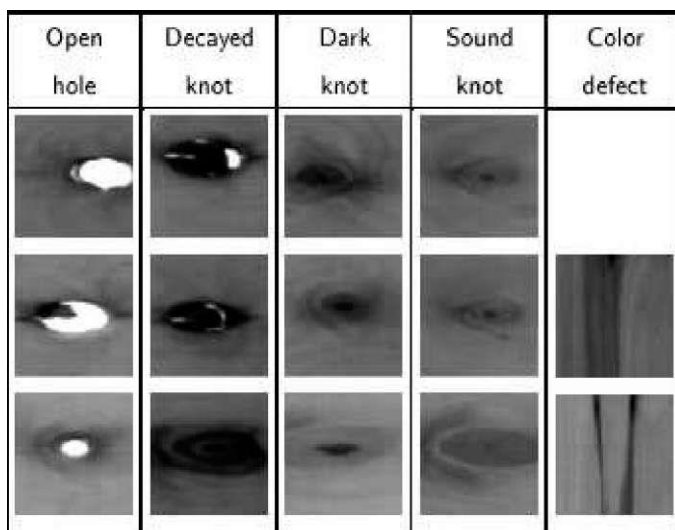
Το ξύλο μπορεί να παρουσιάσει άπειρες διαφορές μεταξύ κάθε είδους. Αυτό το καθιστά ιδιαίτερα δύσκολο στην αυτόματη βαθμολόγηση, ειδικά όταν αναφερόμαστε στο φινλανδικό πρότυπο, καθώς πρέπει να υπολογιστούν διαφορετικές κατηγορίες ατέλειας, όπως ο ήχος, η ξηρασία, και αποσυντεθειμένοι κόμβοι, τσέπες ρητίνης, διασπάσεις, φλοιός, κ.λπ., κάθε ένας με διάφορους βαθμούς σοβαρότητας.

Οι παρακάτω εικόνες, εικόνα 29 & 30, αποτελούν δυο χαρακτηριστικά παραδείγματα για αναγνώριση. Η εικόνα 29 εμφανίζει κατηγορίες κόμβων στους κομψούς πίνακες και η εικόνα 30 παρουσιάζει πραγματικές εικόνες σε γραμμές παραγωγής των ατελειών στα φύλλα καπλαμάδων.

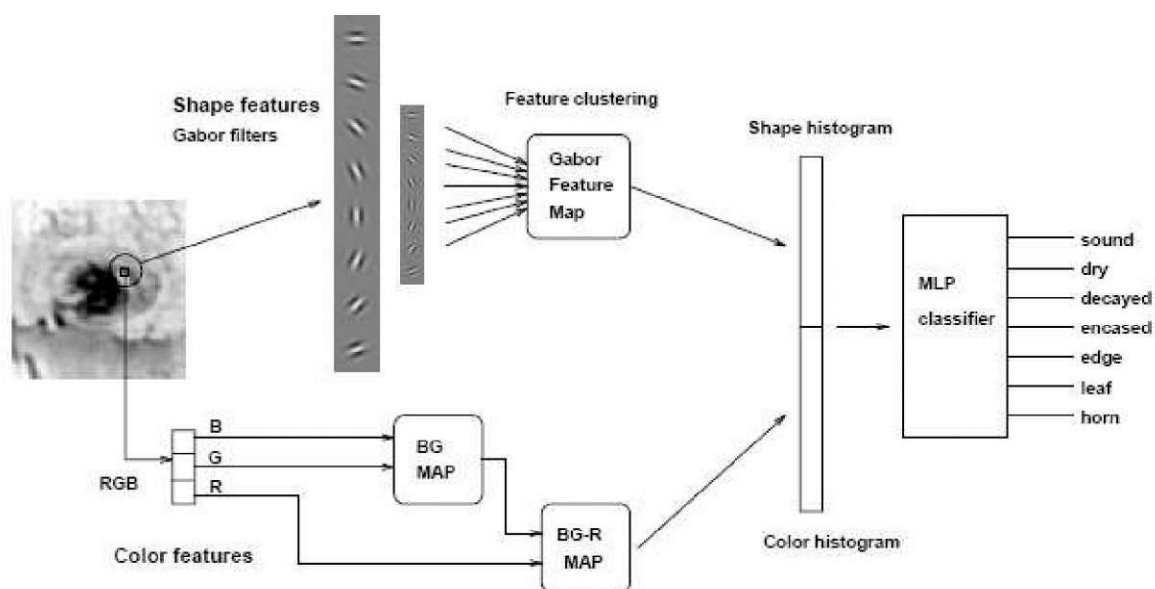
Η σχηματική αναπαράσταση του συστήματος αναγνώρισης ατέλειας παρουσιάζεται στην εικόνα 31. Η κωδικοποίηση των πληροφοριών έγινε από Gabor- filters και το self-organizing σε πληροφορίες τοπικών ιστογράμμων, ενώ οι ατέλειες κωδικοποιούνται σαν λογαριθμικά παραδείγματα του χώρου φάσματος συχνότητας πέρα από την ατέλεια, με υψηλά ποσοστά αναγνώρισης 85 % αναγνώριση ρόζων, περίπου 90% στον τελικό διαχωρισμό που είναι καλύτερος από την φυσική διαλογή (περίπου 70-80 %).



Εικόνα 32: Παραδείγματα των διάφορων τύπων ρόζων σε ξύλα (εργαστηριακά πειράματα.) [4]



Εικόνα 33: Παραδείγματα των κατηγοριών ατέλειας στον καπλαμά (εικόνες γραμμών παραγωγής.) [4]



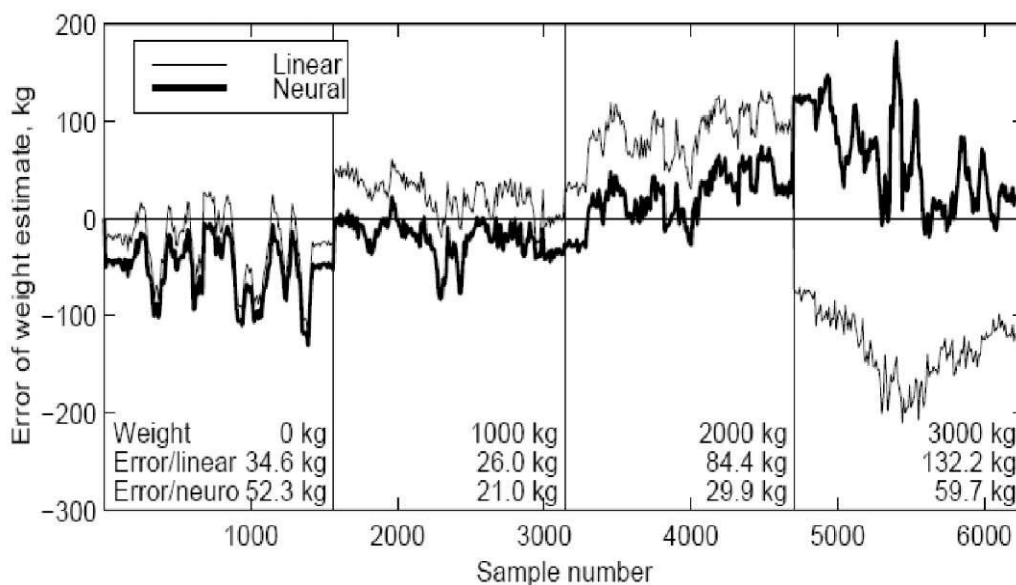
Εικόνα 34: Ένα σχήμα του συστήματος ελέγχου ποιότητας βασισμένο στο χρώμα και την πληροφορία. [4]

Σταχυολογώντας τα δυο κύρια πλεονεκτήματα της νευρωνικής επεξεργασία σε αυτήν την εφαρμογή είναι:

- ✓ Ευρωστία: σε όλα τα στάδια της επεξεργασίας υπάρχει γενική αναγνώριση ατελειών.
- ✓ Προσαρμοστικότητα: η δυνατότητα εκπαίδευσης είναι σχετικά εύκολη είτε αφορά τις αλλαγές στο περιβάλλον απεικόνισης είτε στα είδη δέντρων, όπως π.χ. η λειτουργία του συστήματος σε άλλες χώρες με εντελώς διαφορετική χλωρίδα. [4]

## 7.2.2 Νευρωνικό δίκτυο σε μέτρηση βάρους προϊόντος

Ακόμη μια εφαρμογή από φινλανδική εταιρία, Omni Weight Control Ltd, που μετρά βάρος αντικειμένων υπολογίζοντας τις πιέσεις που ασκούνται σε συγκεκριμένους αισθητήρες. Αποτελεί γραμμικό πρόβλημα αν και διάφοροι αστάθμητοι παράγοντες το καθιστούν στην πράξη μη γραμμικό, καθώς 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.



Εικόνα 35: 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]

## 7.2.3 Βιομηχανική εφαρμογή: Μονάδα παστερίωσης

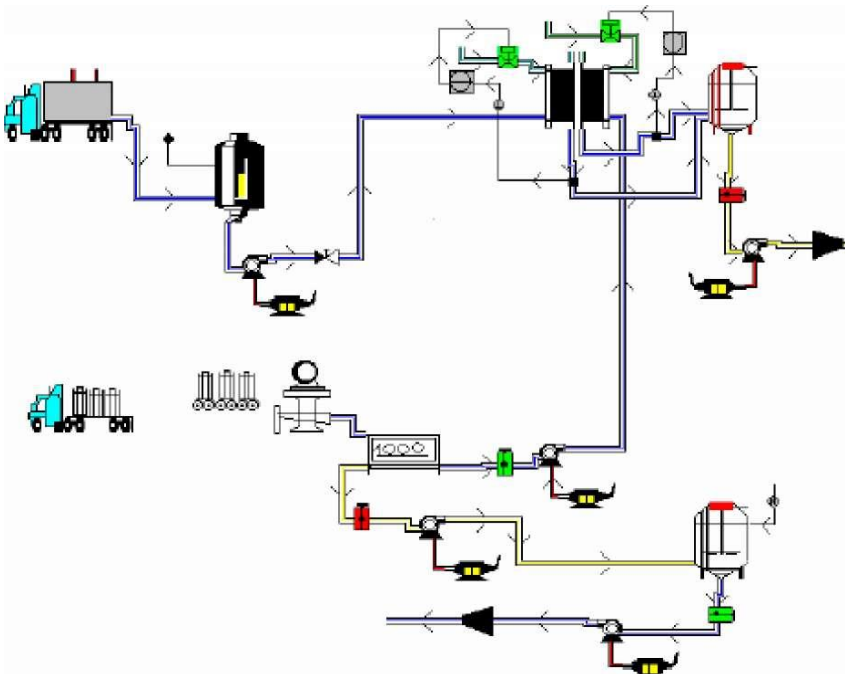
Στην περίπτωση αυτή αρκετοί και διαφορετικοί μεταξύ τους αισθητήρες τοποθετούνται σε όλα τα στάδια της βιομηχανικής διαδικασίας επιτρέπουν την σύνδεση για εξαγωγή πληροφοριών.



Υπάρχει ένας σέρβερ που συλλέγονται τα δεδομένα και το πρόγραμμα που ο τελικό χρήστη χειρίζεται και παρεμβαίνει όποτε είναι αναγκαίο (Εικ. 33)

Όταν η θερμοκρασία της παστερίωσης είναι σωστή στην έξοδο και η θερμοκρασία του τμήματος της ψύξης είναι 4-6 °C, το προϊόν μπορεί να εισαχθεί.

Οι ρυθμιστές θερμοκρασίας TC πραγματοποιούν ρύθμιση βαλβίδας ρύθμισης του ατμού ενώ μια σειρά άλλων αισθητήρων, όπως ελεγκτής θερμοκρασίας TSL, φροντίζουν για την εύρυθμη λειτουργία του κυκλώματος.



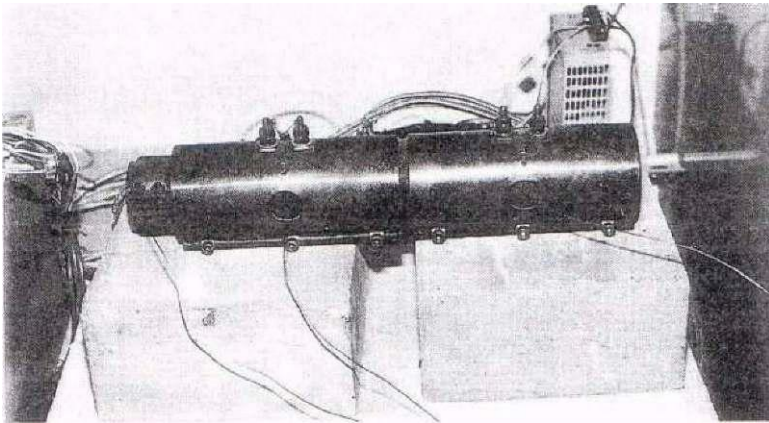
Εικόνα 36: Μονάδα παστερίωσης[4]

#### 7.2.4 Έλεγχος φούρνων MIMO με τα νευρωνικά δίκτυα

Τα τελευταία χρόνια, τα νευρωνικά δίκτυα αποκτούν ολοένα και περισσότερες εφαρμογές. Μια ακόμη εφαρμογή αποτελεί η χρήση του σε φούρνο. Όπως και στο προηγούμενο παράδειγμα με την εφαρμογή παστερίωσης, έτσι και δω μια σειρά αισθητήρων, όπως π.χ. θερμοκρασίας ή/και υγρασίας, συμβάλουν στην σωστή, αποτελεσματική και έξυπνη λειτουργία ενός βιομηχανικού, και

όχι μόνο, φούρνου όπου οι απαιτήσεις για γρήγορη, σωστή και αποτελεσματική εργασία είναι το ζητούμενο.

Το σύστημα ελέγχου φούρνων αποτελείται από έναν κύλινδρο χαλκού τριών καναλιών και ελέγχονται θερμοκρασίες στα τρία κανάλια είναι μεταξύ  $100^{\circ}\text{C}$  και  $300^{\circ}\text{C}$ .



Εικόνα 37: Μια απεικόνιση του φούρνου.[4]

## 8 Προοπτικές για το μέλλον

Η τεχνολογική έκρηξη που υπάρχει στις μέρες μας, βοήθησε τις εταιρίες να ολοκληρώσουν τα ρομπότ, ακόμη και αυτά με αυξημένες δυνατότητες, σε μια και μόνο μικρή κατασκευή. Παρόλες τις αυξημένες δυνατότητες που παρουσιάζουν, συνεχίζουν να έχουν αρκετούς περιορισμούς όπως:

- ✓ 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.

Βέβαια στις μέρες μας, και ειδικά όταν μιλάμε για σχεδιασμό, υλοποίηση και κατασκευή νέας γενιάς βιομηχανικών ρομπότ, πρέπει να δοθεί βάρος και να προβλεφθούν οι μελλοντικές ανάγκες, καθώς οι απαιτήσεις συνεχώς αυξάνονται, ενώ τα ρομπότ αναμένεται να διαδραματίσουν σημαίνοντα ρόλο στη βιομηχανία .

Τα σημερινά βιομηχανικά ρομπότ είναι περιορισμένα να εκτελούν γρήγορα και με ακρίβεια επαναλαμβανόμενες εργασίες με καθόλου ή έστω μηδενική αυτονομία.

Σε έρευνες που πραγματοποιήθηκαν αναδείχθηκαν μια σειρά προβλέψεων της τάσης της ρομποτικής αγοράς και τεχνολογίας:

- ✓ Θα αυξηθεί το μερίδιο αγοράς των προηγμένων ρομποτικών εφαρμογών αν και η διαχείριση υλικών θα συνεχίσει να παρουσιάζει προβλήματα.
- ✓ Θα αυξηθεί η χρήση τους ως αποτέλεσμα απόκτησης εμπειρίας
- ✓ Πρέπει να κατανοηθεί η ζήτηση της ρομποτικής αγοράς ως αναγκαίο χαρακτηριστικό της μελλοντικής τεχνολογίας ρομπότ.
- ✓ Σημαντικότερος πελάτης είναι οι αυτοκινητοβιομηχανίες, παρόλο που δεν προβλέπεται αύξηση πωλήσεων αυτοκινήτων.

- ✓ Σημαντικό μερίδιο θα αποκτήσει και η αεροναυπηγική
- ✓ Στις υπηρεσίες θα διαδραματίσει κυρίαρχο ρόλο ειδικά σε επαναλαμβανόμενες εργασίες, όπως σερβίρισμα ή/και σε μέρη επικίνδυνα και απροσπέλαστα για τον άνθρωπο όπως ηφαίστεια σεισμοί κλπ
- ✓ Ευρύ πεδίο εφαρμογής θα αποτελέσει και η Ιατρική τόσο στο χειρουργικό τομέα όσο στα ΑμεΑ με υποστηρικτικές τεχνολογίες.

Αυτό φαίνεται βέβαια και από την αύξηση πωλήσεων, που υπολογίζεται περίπου σε 40%, οι οποίες σε συνδυασμό με την πρόοδο της τεχνολογίας αλλά και των νέων υλικών οδηγούν τα ρομπότ σε ολοένα και περισσότερους τομείς εφαρμογής. Αν προστεθούν και οι αυξημένες λειτουργίες και δυνατότητες των αισθητήρων τότε μιλάμε για καθολική σχεδόν παρουσία τους στην καθημερινότητα.

## **8.1 Χαρακτηριστικά μελλοντικών ρομποτικών συστημάτων και εφαρμογών**

Η νέες τεχνολογίες και μόνο μπορεί να μπει φραγμός στις μελλοντικές δυνατότητες των ρομπότ, καθώς αναμένονται καταγιστικές εξελίξεις και στις πέντε βασικές λειτουργίες της μεταχείρισης ,αίσθησης ,επικοινωνίας ,ελέγχου και λήψης αποφάσεων.

Μια τάση που διαμορφώνεται είναι η τμηματική κατασκευή των επιμέρους τμημάτων που θα μπορούν να συναρμολογηθούν εύκολα και γρήγορα ενώ η αυξημένη συμβατότητα θα περιορίσει δραστικά το κόστος ανάπτυξης και κατασκευής.

Ένας ακόμη τομέας που αναμένεται να διαπρέψουν τα βιομηχανικά ρομπότ είναι οι ηλεκτρονικές και υψηλής τεχνολογίας όπως τα ηλεκτρονικά και οι επεξεργαστές. Ήδη οι απαιτήσεις, ειδικά στις φορητές συσκευές, έχουν επιφέρει σμίκρυνση της τεχνολογίας κατασκευής στα 8mm και έπεται συνέχεια, καθώς η πρόοδος στην 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]

Συμπερασματικά, η επόμενη γενεά ρομποτικών συστημάτων θα έχει τα ακόλουθα λειτουργικά χαρακτηριστικά:

- ✓ 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]

## 8.2 Μελλοντικές εφαρμογές

Στη συνέχεια ,παρατίθενται οι βασικότεροι τομείς εφαρμογών της ρομποτικής υπό το πρίσμα των μελλοντικών εξελίξεων .

### Βιομηχανία Ημιαγωγών

Διαθέτουν υψηλή ακρίβεια ,υψηλή επαναληπτικότητα, υψηλής κατάταξης καθαριότητας και μεγάλη αντίσταση στους κινδύνους των περισσότερων διαδικασιών παρασκευής μικροκυκλωμάτων.

### Κατασκευές , Συναρμολόγηση και Επιθεώρηση

Οι λειτουργίες κατασκευών και συναρμολόγησης ήταν ανάμεσα στις πρώτες εφαρμογές ρομποτικής και αναμένεται να συνεχίσει να αποτελεί περιοχή ευρείας εφαρμογής της ρομποτικής. [6]

### Διαχείριση Υλικών

Εκτός των συνηθισμένων ελέγχων υλικού θα μπορούσαν να βρουν εφαρμογή στα ταχυδρομεία ελαχιστοποιώντας έτσι τα όποια λάθη συμβαίνουν σε αυτά. [6]

### Οικιακές Εφαρμογές

Από τον καθαρισμό πατωμάτων μέχρι πλήρη διαπεραίωση οικιακών δουλειών φαίνεται πως τα ρομπότ θα βοηθήσουν ηλικιωμένους και ΑμεΑ. [6]

### Διαστημικές και Υποβρύχιες Εφαρμογές

Τα ρομπότ είναι ιδεώδη για Διαστημικές εφαρμογές, υποβρύχιες εξερευνήσεις σωστικές αποστολές και γενικά να έχουν πρόσβαση σε μέρη και καταστάσεις που δεν μπορεί να επιβιώσει άνθρωπος. [6]

### Ιατρική

Από τις σημαντικότερες εφαρμογές καθώς 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. [6]

## 9 Συζήτηση - Συμπεράσματα

Όλη αυτή, η καλώς εννοούμενη, εξέλιξη θα εκτιναχτεί με την χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης καθώς η εξέλιξής της θα δώσει την ώθηση που της αξίζει.

Όπως ο όρος ρομπότ, και αρκετοί ακόμη, είναι δύσκολο να ερμηνευθεί έτσι είναι και η Τεχνητή Νοημοσύνη. Θα μπορούσε η χρήση της να βοηθήσει τα ρομπότ να μαθαίνουν τα πάντα και για πάντα. Επειδή όμως βρίσκεται σε εμβρυακή οι σημερινές μηχανές με τεχνητή νοημοσύνη έχουν την ικανότητα να αναπαράγουν μόνο ορισμένα χαρακτηριστικά της διανοητικής ικανότητας.

Πρακτικά αυτό σημαίνει πως όταν εντοπιστεί ένα λάθος, πρέπει να επέμβει ο άνθρωπος-συντηρητής για να επιδιορθώσει την όποια βλάβη. Η υπερπήδηση του εμποδίου αυτού αποτελεί το άγιο δισκοπότηρο για τους μηχανικούς καθώς θα μπορούσαν τα ρομπότ να αυτοδιορθώνονται. Προς το παρόν οι επιστήμονες δημιούργησαν ρομπότ το οποίο κινείται και σχηματίζει χάρτες και άλλα είδη μοντέλων που χρησιμοποιούν την ακολουθία ενεργειών με μαθηματική ακρίβεια.

Στόχος βέβαια είναι η προσθήκη δυνατότητας αναθεώρησης των δεδομένων ώστε οι ακόλουθοι να μπορούν απρόσκοπτα να συνεχίσουν το έργο τους.

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.





# 10 Βιβλιογραφία

1. J. Johnston, “The Allure of Machinic Life”, MIT Press, 2008
2. Διαμαντάρας Κώστας , Τμήμα Πληροφορικής ΤΕΙ Θεσσαλονίκης , Σημειώσεις Μαθήματος Νευρωνικών Δικτύων
3. Ροβέρτος-Ε. Κίνγκ , Υπολογιστική Νοημοσύνη , Α' Έκδοση , Π. Τραυλός , Αθήνα 1998
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<sup>η</sup> έκδοση, Αθήνα 2004
7. 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).
8. K. Hornik: Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks, Neural Networks 4, 251-257 (1991).
9. 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).
10. Simon Haykin Neural Networks and Learning Machines, Third Edition



# 11 Παράρτημα

## 11.1 Κατάλογος πινάκων.

Πίνακας 1: Τομείς εφαρμογών των νευρωνικών δικτύων στην Ευρώπη .....	61
Πίνακας 2: Τομείς της βιομηχανίας με νευρωνικά δίκτυα στην Ευρώπη.....	61

## 11.2 Κατάλογος Εικόνων.

Εικόνα 1: Φάσεις μηχανικής μάθησης (Πηγή: <a href="http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html">http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html</a> ) .....	8
Εικόνα 2:Βιομηχανικό ρομπότ – βραχίονας συναρμολόγησης αυτοκινήτου (Πηγή: <a href="http://www.kathimerini.gr/877095/article/oikonomia/die8nhs-oikonomia/ligoteres-doyleies-kai-gia-ta-rompot-fernei-h-epivradynsh-ths-kina">http://www.kathimerini.gr/877095/article/oikonomia/die8nhs-oikonomia/ligoteres-doyleies-kai-gia-ta-rompot-fernei-h-epivradynsh-ths-kina</a> .)	9
Εικόνα 3: 1960 – “Beauregard” the Robot – Tom Graham (American) (Πηγή: <a href="http://cyberneticzoo.com/robots/1960-beauregard-the-robot-tom-graham-american/">http://cyberneticzoo.com/robots/1960-beauregard-the-robot-tom-graham-american/</a> ) .....	11
Εικόνα 4: Κατακερματισμός εργασίας με νευρωνικά δίκτυα (Πηγή: <a href="http://slideplayer.gr/slide/7018453/">http://slideplayer.gr/slide/7018453/</a> .....)	12
Εικόνα 5: Γενετικοί αλγόριθμοι (Πηγή: <a href="http://slideplayer.gr/slide/5168242/">http://slideplayer.gr/slide/5168242/</a> ) ....	13
Εικόνα 6: Γονείς & απόγονοι (Πηγή: <a href="http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html">http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html</a> ).....	14
Εικόνα 7: Επιλογή ρουλέτας.....	15

Εικόνα 8: Συνεισφορά γονέων στα χρωμοσώματα. Απλοποιημένο παράδειγμα. (Πηγή: <a href="https://www.dogforum.gr/community/threads/Τι-βρίσκεται-στη-γενετική-δεξαμενή.31173/">https://www.dogforum.gr/community/threads/Τι-βρίσκεται-στη-γενετική-δεξαμενή.31173/</a> ) .....	18
Εικόνα 9: Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα.....	22
Εικόνα 10: Δίκτυο πρόσθιας τροφοδοσίας με ένα μεμονωμένο επίπεδο νευρώνων.....	24
Εικόνα 11: Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου. (10-4-2 επειδή έχει 10 πηγαίους κόμβους, 4 κρυφούς νευρώνες, 2 νευρώνες εξόδου).....	25
Εικόνα 12: Αναδρομικό δίκτυο χωρίς βρόχους αυτό-ανάδρασης και κρυφούς νευρώνες.....	26
Εικόνα 13: Το μοντέλο McCulloch και Pitts για το νευρώνα[3] .....	27
Εικόνα 14: Γράφημα ροής σήματος του perceptron.....	31
Εικόνα 15: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα [4] .....	31
Εικόνα 16: Απλοποιημένο μοντέλο τεχνητού νευρώνα όπου το κατώφλι $\theta$ αποτελεί συνοπτικό βάρος με τιμή $-1$ [4].....	34
Εικόνα 17: Υλοποίηση XOR από δίκτυο Perceptron δυο στρωμάτων [7].....	39
Εικόνα 18: Δίκτυο δύο στρωμάτων: στρώμα εισόδου (μηδενικό στρώμα), κρυφό στρώμα(πρώτο στρώμα),στρώμα εξόδου (δεύτερο στρώμα) [7].....	40
Εικόνα 19: Παραδείγματα συναρτήσεων ακτινικού τύπου [5].....	41
Εικόνα 20: Τύποι γεωμετρικών σχηματισμών ρομπότ : (α)καρτεσιανό ρομπότ , (β)κυλινδρικό ρομπότ , (γ)σφαιρικό ρομπότ ,(δ)αρθρωτό ρομπότ[5] .....	46
Εικόνα 21: Ρομπότ τύπου SCARA[5].....	47
Εικόνα 22: Συνιστώσες ρομποτικού συστήματος [6] .....	49
Εικόνα 23: Εγκάρσια διατομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος, κινητού πηνίου και μόνιμης μαγνήτισης [5].....	51
Εικόνα 24: Επιμήκης τομή κινητήρα συνεχούς ρεύματος, κινητού πηνίου[5] ...	51
Εικόνα 25: Ροή ελαίου σε υδραυλικό κινητήρα[5].....	53
Εικόνα 26: Σύστημα με επιβλεπόμενη εκμάθηση [6] .....	56
Εικόνα 27: Άμεσος ανάστροφος έλεγχος[6] .....	57
Εικόνα 28: Σειριακός νευρωνικός ελεγκτής [6] .....	57

Εικόνα 29: Απλούστερη εσωτερική δομή νευρωνικού δικτύου [6] .....	58
Εικόνα 30: Γενική δομή παράλληλου νευρωνικού ελεγκτή με νευρωνικό προσομοιωτή [6] .....	58
Εικόνα 31: Παράλληλος ελεγκτής εκμάθησης ανατροφοδότησης σφάλματος [6] .....	59
Εικόνα 32: Παραδείγματα των διάφορων τύπων ρόζων σε ξύλα (εργαστηριακά πειράματα.) [4] .....	62
Εικόνα 33: Παραδείγματα των κατηγοριών ατέλειας στον καπλαμά (εικόνες γραμμών παραγωγής.) [4].....	63
Εικόνα 34: Ένα σχήμα του συστήματος ελέγχου ποιότητας βασισμένο στο χρώμα και την πληροφορία .[4] .....	63
Εικόνα 35: 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] .....	64
Εικόνα 36: Μονάδα παστερίωσης[4] .....	65
Εικόνα 37: Μια απεικόνιση του φούρνου.[4].....	66