



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ

ΣΥΓΧΡΟΝΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ ΕΛΕΓΧΟΥ ΣΤΗΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ



ΟΝΟΜΑ ΦΟΙΤΗΤΗ: ΣΧΙΖΑΣ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: ΑΒΡΑΑΜ ΧΑΤΖΟΠΟΥΛΟ

ΑΙΓΑΛΕΩ, ΝΟΕΜΒΡΙΟΣ 2020

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Σχίζας Παναγιώτης του Δημητρίου, φοιτητής του Τμήματος Μηχανικών Αυτοματισμού 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 απονεμίσει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται 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 Δηλών

Ημερομηνία



18/11/2020

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι η καταγραφή και η παρουσίαση των τεχνολογιών ελέγχου που χρησιμοποιούνται στη μονάδα επεξεργασίας-συστήματος ελέγχου των ρομπότ και γενικά στην ρομποτική. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση περιλαμβάνει παλαιότερες τεχνολογίες στο επιστημονικό πεδίο του ελέγχου, όπως ο ελεγκτής PID, όσο και τις τελευταίες τάσεις, όπως η «βαθιά μάθηση» (*Deep Learning*) ή η «μηχανική μάθηση» (*Machine Learning*). Κύριος στόχος αποτελεί η ενημέρωση του αναγνώστη σχετικά με τις νέες τεχνολογίες στην Ρομποτική, τον έλεγχο στην μονάδα επεξεργασίας, καθώς επίσης και τους τρόπους ελέγχου αυτών των συστημάτων. Έτσι, ξεκινώντας από το πρώτο κεφάλαιο, ο αναγνώστης θα έρθει σε επαφή με τα διάφορα είδη ρομπότ, θα γνωρίσει τις λειτουργίες τους, αλλά και μια ανασκόπηση της προσπάθειας του ανθρώπου για συνεχή βελτίωσή τους. Στο δεύτερο κεφάλαιο, παρουσιάζεται ο κλασικός έλεγχος συστημάτων, ο ελεγκτής PID και η εφαρμογή του στην Ρομποτική. Έπειτα, στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα και τον νευροασαφή έλεγχο. Τέλος, στο τέταρτο κεφάλαιο, αναλύεται η μηχανική μάθηση (*Machine Learning*) και η βαθιά μάθηση (*Deep Learning*), τομείς που τα τελευταία χρόνια έχουν μπει για τα καλά στη ζωή μας κι έχουν αποτελέσει σημείο ενδιαφέροντος για ολόένα και περισσότερο κόσμο όσον αφορά τη λειτουργία τους.

ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ

Ρομποτική, έλεγχος, μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, αυτοματισμός

ABSTRACT

The purpose of this paper is to record and present the control technologies used in the robot control processing-system unit and in Robotics in general. The bibliographical review includes older technologies in the scientific field of control, such as the PID controller, as well as the latest trends, such as “Deep Learning” or “Machine Learning”. The main objective is to inform the reader about new technologies in Robotics, control in the processing unit, as well as how to control these systems. Thus, starting from the first chapter, the reader will come into contact with the different types of robots, will know their functions, but also a review of man's effort to continuously improve them. The second chapter presents the classic system control, the PID controller and its application in Robotics. Then, in the third chapter there is an introduction to neural networks and neuro-vague control. Finally, in the fourth chapter, Machine learning and Deep learning are analyzed, areas that in recent years have entered our lives for good and have become a point of interest for more and more people in terms of their operation.

KEYWORDS

Robotics, control, machine learning, deep learning, automation

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	2
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	3
ΛΕΞΕΙΣ ΚΛΕΙΔΙΑ	3
ABSTRACT.....	4
KEYWORDS.....	4
ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ.....	5
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	8
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	8
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ ΚΑΙ ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ.....	9
ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ	10
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	11
ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	12
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 – ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ: ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΡΟΜΠΟΤ ...	13
1.1 Εισαγωγή.....	13
1.2 Νανορομπότ	18
1.3 Ρομπότ – σμήνη.....	18
1.4 Τα αυτόνομα σύγχρονα ρομπότ	19
1.5 Βιομηχανικά ρομπότ	20
1.6 Εκπαιδευτικά ρομπότ	21

1.7	Τα ρομπότ στο διάστημα.....	21
1.8	Τα ρομπότ με την επιστήμη των υπολογιστών	24
1.9	Ανθρωπομορφικά ρομπότ	27
1.10	Ρομπότ για στρατιωτική χρήση.....	28
1.11	Ρομποτική για τεχνητά άκρα.....	29
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – ΚΛΑΣΙΚΟΙ ΕΛΕΓΚΤΕΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΣΤΗΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ		30
2.1	Ιστορική Αναδρομή σε Αρχαία Ελληνικά Συστήματα Αυτομάτου Ελέγχου	30
2.2	Δομικά Διαγράμματα και Συναρτήσεις Μεταφοράς.....	31
2.3	Ευστάθεια των Συστημάτων Ελέγχου.....	34
2.4	Οι Ελεγκτές P, I, D και η Λειτουργία τους.....	35
2.4.1	Ο Ελεγκτής P.....	36
2.4.2	Ο Ελεγκτής I.....	36
2.4.3	Ο Ελεγκτής D	37
2.5	Ο Ελεγκτής PID και Μέθοδοι Σχεδιασμού	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 – ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗΣ ΕΛΕΓΧΟΣ		40
3.1	Εισαγωγή.....	40
3.2	Ορισμοί.....	41
3.3	Τύποι Νευρωνικών Δικτύων	43
3.4	Λειτουργία Νευρωνικών Δικτύων	47
3.5	Νευρωνικά Δίκτυα και Τρόπος Εκπαίδευσης.....	49
3.6	Κανόνες Ελέγχου Νευρωνικών δικτύων.....	50

3.7 Ανάλυση Νευρωνικού Ελέγχου Επεξεργασίας Εικόνας.....	51
3.8 Γενικεύσεις.....	53
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ	55
4.1 Εισαγωγή.....	62
4.2 Οι εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης.....	63
4.3 Κύριοι Τύποι Μηχανικής Μάθησης.....	64
4.3.1. Εποπτευόμενη Μάθηση	64
4.3.2 Μη Εποπτευόμενη Μάθηση	65
4.3.3 Ημι-εποπτευόμενη Μάθηση	65
4.4 Λειτουργία Εποπτευόμενης Μηχανικής Μάθησης.....	66
4.5 Μάθηση Ενίσχυσης.....	68
4.6 Βαθιά Μάθηση	69
4.7 Επιτυχία Βαθιάς Μάθησης.....	69
4.8 Το Μέλλον της Βαθιάς Μάθησης	71
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	72
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	73

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Πίνακας Zeigler-Nichols (πρώτη μέθοδος).....	39
Πίνακας 2: Πίνακας Zeigler-Nichols (δεύτερη μέθοδος)	39
Πίνακας 3: Μέθοδος Cohen-Coon.....	40

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Μηχανισμός των Αντικυθήρων	31
Εικόνα 2: Δομικό διάγραμμα απλού συστήματος	32
Εικόνα 3: Ανοιχτό σύστημα ελέγχου.....	33
Εικόνα 4: Κλειστό σύστημα ελέγχου.....	33
Εικόνα 5: Διάγραμμα λειτουργίας ελεγκτή PID	36
Εικόνα 6: Αρχιτεκτονική τεχνητού νευρωνικού δικτύου	42
Εικόνα 7: Εμπρόσθιο-τροφοδοτημένο νευρωνικό δίκτυο	43
Εικόνα 8: RBF Νευρωνικό Δίκτυο	44
Εικόνα 9: Νευρωνικό Δίκτυο Cohonen	45
Εικόνα 10: Το νευρωνικό δίκτυο RNN.....	45
Εικόνα 11: Το νευρωνικό δίκτυο CNN.....	46
Εικόνα 12: Το νευρωνικό δίκτυο MNN.....	47
Εικόνα 14: Παράδειγμα Εκπαίδευσης Νευρωνικού Δικτύου	50
Εικόνα 15: Δομή δεδομένων ασαφούς λογικής.....	53

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ ΚΑΙ ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ

ΑΠ: Αυτόματη Παραγωγή	GPS: General Problem Solver
ΒΕ: Βαθμός Ελευθερίας	GPU: Graphics Processing Units
ΗΠΑ: Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής	HST: Hubble Space Telescope
ABV: Alcohol by Volume	IBM: International Business Machines
AGI: Artificial General Intelligence	INS: Inertial Navigation Systems
AI: Artificial Intelligence	KUKA: Keller und Knappich Augsburg
ALPAC: Automatic Language Processing Advisory Committee	LT: Logic Theory
ANN: Artificial Neural Network	LSTM: Long short-term memory
ASIMO: Advanced Step in Innovative Mobility	MEMS: Microelectromechanical systems
BEAM: Biology, Electronics, Aesthetics and Mechanic	MIT: Massachusetts Institute of Technology
BIBO: Bounded Input - Bounded Output	MNN: Modular Neural Network
CAD: Computer-aided Design	MT: Machine Translation
CNN: Convolutional Neural Network	NASA: National Aeronautics and Space Administration
DARPA: Defense Advanced Research Projects Agency	P: Proportional
DOF: Degree of Freedom	PI: Proportional – Integral
DRDO: Defence Research and Development Organisation	PID: Proportional – Integral - Derivative
EURON: European Robotics Research Network	RBF: Radial Base Function
FGCS: Future Generation Computer Systems	RF-CNN: Convolutional Neural Network and Random Forest
FLC: Fuzzy Logic Control	RIA: Robotic Industries Association
GANs: Generative Adversarial Networks	RNN: Recurrent neural network
	SRI: Stanford Research Institute
	TPU: Tensor Processing Unit

ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ

Aerobots	Αερομπότ
Articulated Manipulator	Αρθρωτός Χειριστής
Back-spread	Ανατροφοδότηση
Cartesian Coordinate System	Καρτεσιανό Σύστημα Συντεταγμένων
Computer Vision	Ρομποτική Όραση
Deep Learning	Βαθιά Μάθηση
Degree of Freedom	Βαθμός Ελευθερίας
Derivative	Παραγωγικός
Integral	Ολοκληρωτικός
Kinematics	Κινηματική
Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
Mobile Robots	Κινητά ρομπότ
Open-source	Ανοιχτού Κώδικα
Orientation	Προσανατολισμός
Proportional	Αναλογικός
Servo	Κινητήρας που περιστρέφεται σε μια επιθυμητή ταχύτητα κάτω από μια εντολή
Stepper	Κινητήρας που κινείται με μια σειρά μικρών διακριτών βημάτων

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η παρούσα εργασία έχει τίτλο «Σύγχρονες τεχνολογίες ελέγχου στη Ρομποτική». Ειδικός στόχος της μελέτης είναι η παρουσίαση των τεχνολογιών ελέγχου που χρησιμοποιούνται στην ρομποτική και πιο συγκεκριμένα στη μονάδα επεξεργασίας-συστήματος ελέγχου των ρομπότ. Πιο συγκεκριμένα, η παρούσα έρευνα αποσκοπεί στον να εισάγει τον αναγνώστη στο επιστημονικό πεδίο του ελέγχου τέτοιων συστημάτων ξεκινώντας από τους κλασικούς αναλογικούς ελεγκτές, όπως οι ελεγκτές P (*Proportional controller*), PI (*Proportional - Integral*) και PID (*Proportional - Integral - Derivative*). Στη συνέχεια, η μελέτη επικεντρώνεται στην περιγραφή του ελέγχου μέσω των Νευρωνικών Δικτύων και του Νευροασαφούς Ελέγχου. Ειδικότερα, αναλύεται ο τρόπος εκπαίδευσης και λειτουργίας τους. Τέλος, γίνεται λόγος σε πιο σύγχρονες μεθόδους ελέγχου, όπως η μηχανική μάθηση (*Machine Learning*) και η βαθιά μάθηση (*Deep Learning*), τομείς που αποτελούν η εξέλιξη των Νευρωνικών Δικτύων, που έχουν μπει στην ζωή μας και πολλοί δεν γνωρίζουν πώς ακριβώς λειτουργούν.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την παρούσα έρευνα ενδεχομένως να προσφέρουν σημαντικές πληροφορίες σε φοιτητές και μελετητές του τεχνολογικού κλάδου, οι οποίοι αναζητούν μια περαιτέρω αποσαφήνιση των σύγχρονων τεχνολογιών ελέγχου στην Ρομποτική. Μέσω της συγκεκριμένης βιβλιογραφικής έρευνας, αποδεικνύεται πως οι νέες αυτές τεχνολογίες ελέγχου, εκτός από τον κλάδο της Ρομποτικής, θα συντελέσουν στο άμεσο μέλλον αναπόσπαστο κομμάτι και της καθημερινότητας όλων, αφού οι ελεγκτές που χρησιμοποιούνται στα Ρομποτικά Συστήματα συναντώνται και σε άλλες εφαρμογές.

ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

Η παρούσα πτυχιακή εργασία πραγματεύεται το θέμα «*Σύγχρονες Τεχνολογίες Ελέγχου στη Ρομποτική*». Θα παρουσιαστούν ορισμοί επιστημονικών εννοιών όπως, Ρομποτική, Κλασικός Αναλογικός Έλεγχος, Τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα, Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση και Βαθιά Μάθηση. Επιλέχθηκε το συγκεκριμένο θέμα, καθώς είναι μία έρευνα που ασχολείται από τις κλασικές αρχές του ελέγχου στη Ρομποτική έως και τις πιο σύγχρονες, έτσι ώστε ο αναγνώστης που ενδιαφέρεται για το συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο να μπορεί να συλλέξει πληροφορίες χωρίς να χρειαστεί να τις αναζητά σε πολλές πηγές ταυτόχρονα. Φυσικά, το συγκεκριμένο θέμα έχει αναπτυχθεί και παλαιότερα, όμως η συγκεκριμένη έρευνα βοηθά τον αναγνώστη να βρει αυτό που ψάχνει γύρω από τον έλεγχο στη Ρομποτική, με συγκεντρωμένα τα βασικά στοιχεία ελέγχου, αλλά και πιο σύγχρονα, σε μία εργασία, αφού άλλες μελέτες εστιάζουν σε πιο συγκεκριμένα προβλήματα ελέγχου Ρομποτικών διαδικασιών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 – ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ: ΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΡΟΜΠΟΤ

1.1 Εισαγωγή

Τα ρομπότ είναι ανοικτές κινηματικές αλυσίδες στερεών σωμάτων που ονομάζονται σύνδεσμοι (links), συνδεδεμένων σειριακά μέσω ανεξάρτητα κινούμενων αρθρώσεων (joints). Το ένα άκρο, η βάση του ρομπότ, είναι σταθερά στερεωμένο στο έδαφος, ενώ το άλλο άκρο, στο οποίο είναι συνήθως προσαρτημένο ένα εργαλείο (*tool*) ή ένα τελικό στοιχείο δράσης (end-effector), μπορεί να κινείται ελεύθερα στο χώρο και να ασκεί δυνάμεις ή/και ροπές σε αντικείμενα που χειρίζεται το ρομπότ κατά την εκτέλεση εργασιών. Κάθε ζεύγος συνδέσμου-άρθρωσης αποτελεί ένα βαθμό ελευθερίας (BE, *Degree of Freedom* - DOF). Ένας BE μπορεί να είναι περιστροφικός (δηλαδή να εκτελεί περιστροφή γύρω από έναν άξονα) ή γραμμικός-πρισματικός (δηλαδή να εκτελεί μετατόπιση κατά μήκος ενός άξονα). Σήμερα έχουν αναπτυχθεί διάφοροι τύποι υβριδικών μηχανισμών αρθρώσεων, όπως σφαιρικοί, κοχλιωτοί (δηλαδή, πρισματικοί και περιστροφικοί ταυτόχρονα), κ.ά.

Το πρόβλημα του ρομποτικού ελέγχου επικεντρώνεται στο σχεδιασμό ευσταθών (*stable*), σθεναρών (εύρωστων - *robust*) και υπολογιστικά αποδοτικών αλγορίθμων που συντονίζουν την κίνηση των αρθρώσεων και επιτρέπουν στο ρομπότ να ακολουθεί μία συγκεκριμένη τροχιά που περιγράφεται συνήθως σε ένα καρτεσιανό σύστημα συντεταγμένων (*cartesian coordinate system*). Το σταθερό αυτό σύστημα καλείται απόλυτο (*universal, global*) και ισοδοναμεί με ένα ακίνητο σύστημα αναφοράς στο οποίο αναφέρονται όλα τα αντικείμενα του χώρου καθώς και το ίδιο το ρομπότ.

Η κινηματική (*kinematics*) ασχολείται με τη βασική γεωμετρία των μηχανισμών. Εάν ένας αρθρωτός χειριστής (*articulated manipulator*) θεωρηθεί ως ένας μηχανισμός που παράγει μία θέση (*position*) και ένα προσανατολισμό (*orientation*), πρέπει να προσδιορισθούν οι σχέσεις μεταξύ αυτών των ποσοτήτων και των μετατοπίσεων των αρθρώσεων, δηλαδή των μετρήσιμων και ελέγξιμων μεταβλητών. Ως θέση νοείται η θέση του άκρου του μηχανισμού στο χώρο, ενώ ως προσανατολισμός νοείται η κατεύθυνση της προσέγγισης του τελευταίου συνδέσμου ή του τελικού στοιχείου δράσης. Η θέση και ο προσανατολισμός μαζί, συγκροτούν την έννοια της τοποθέτησης (*pose*). Ενώ η θέση είναι εύκολα αντιληπτή και σε χώρους μεγαλύτερης διάστασης, η

έννοια του προσανατολισμού, όπως και της περιστροφής, περιπλέκονται. Για το λόγο αυτό εξετάζονται πρώτα επίπεδοι μηχανισμοί. Σε δύο διαστάσεις, όπως θα δειχθεί και στη συνέχεια, απαιτούνται δύο ΒΕ για την παραγωγή οποιασδήποτε θέσης μέσα σε ένα δεδομένο χώρο εργασίας, ενώ για την επίτευξη του προσανατολισμού του τελευταίου συνδέσμου απαιτείται ένας ακόμη ΒΕ.

Καθώς οι κατασκευές έχουν αναπτυχθεί και γίνονται ολοένα και περισσότερο περίπλοκες, η ανάγκη για νέες και διευρυμένες δυνατότητες, ιδιαίτερα σε αυτοματοποιημένα συστήματα συναρμολόγησης, έχει καταστεί προφανής. Καθώς και τα εξαρτήματα γίνονται μικρότερα, όπως στην κατασκευή μικροτσιπ, μεγαλύτερη ακρίβεια σε όλη την κατασκευή, μεγαλύτερη ευελιξία και υψηλότερη απόδοση απαιτούνται για την απόκτηση ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος. Η χειροκίνητη συναρμολόγηση δεν αρκεί πλέον για ένα μεγάλο αριθμό από τις τρέχουσες απαιτήσεις του μεταποιητικού τομέα. Χωρίς βιομηχανικά ρομπότ, πολλές εργασίες κατασκευής, θα ήταν απλά αδύνατες, ή η απόδοσή τους θα είναι απαγορευτικά ακριβή.

Κατά τα πρώτα στάδια της ρομποτικής ανάπτυξης, η αυτοκινητοβιομηχανία ήταν η κύρια αγορά για τους κατασκευαστές ρομπότ. Στις αρχές της δεκαετίας του 1980, το 70% των παραγγελιών ρομπότ ήταν για χρήση στην αυτοκινητοβιομηχανία. Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, οι κατασκευαστές ρομπότ βελτίωσαν ταυτόχρονα την αξιοπιστία και την απόδοσή τους και προσπάθησαν να μειώσουν την εξάρτησή τους από την αυτοκινητοβιομηχανία, εστιάζοντας σε εξειδικευμένες αγορές. Με την επικέντρωση σε εφαρμογές εκτός των συγκολλήσεων, των βαφών και της διανομής, η ρομποτική βιομηχανία βρέθηκε σε θέση να αναπτύξει προϊόντα που θα μπορούσαν με επιτυχία να χειριστούν όχι μόνο τη συναρμολόγηση, αλλά και τα υλικά και την αφαίρεση υλικών. Οι συγκολλήσεις, που για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα ήταν η κύρια εφαρμογή της ρομποτικής, τελικά επισκιάστηκαν από το χειρισμό υλικών [1].

Ενώ η αυτοκινητοβιομηχανία παραμένει ο μεγαλύτερος χρήστης της ρομποτικής, οι άλλες βιομηχανίες αυξάνουν τη χρήση της ρομποτικής. Η ανάπτυξη των υλικών-χειρισμού ρομπότ ήταν μια σαφής ένδειξη ότι η βιομηχανία ρομποτικής είχε γίνει λιγότερο εξαρτημένη από την αυτοκινητοβιομηχανία. Επιπλέον, οι εφαρμογές μη-παραγωγής άρχισαν να καθίστανται βιώσιμες σε τομείς όπως η ασφάλεια, η υγειονομική περίθαλψη, ο καθαρισμός του περιβάλλοντος, και η υποθαλάσσια και διαστημική εξερεύνηση. Σύμφωνα με δημοσιεύματα από το Σύνδεσμο Βιομηχανιών

Ρομποτικής (RIA), βιομηχανίες όπως ημιαγωγών και ηλεκτρονικών, μετάλλων, πλαστικών και καουτσούκ, τροφίμων και καταναλωτικών αγαθών, επιστημών της ζωής και φαρμακευτικών προϊόντων, και αεροδιαστημικής έχουν βρει τρόπους με τους οποίους οι υπηρεσίες τους να μπορούν να ενισχυθούν και να βελτιωθούν μέσω της ρομποτικής [2].

Ορισμένοι κατασκευαστές έχουν, επίσης, βελτιώσει την ποιότητα των προϊόντων τους, με τη χρήση ρομπότ με ισχυρό εξοπλισμό ελέγχου μηχανικής όρασης ή συνδέοντας τα ρομπότ τους σε στατιστικά συστήματα ελέγχου διαδικασίας. Τα ρομπότ μπορούν να κινηθούν γρήγορα και ομαλά, χωρίς να επηρεάζεται η ακρίβεια. Οι τοποθετητές τύπου servo μπορούν να προγραμματιστούν για να χειριστούν περισσότερα από ένα μοντέλα στην ίδια γραμμή, κάτι ιδιαίτερα σημαντικό για πολλές επιχειρήσεις. Αυτή η δυνατότητα προγραμματισμού επιτρέπει επίσης στους χρήστες του να δημιουργήσουν συστήματα ξανά και ξανά για διαφορετικές εφαρμογές. Στις περισσότερες περιπτώσεις, η μετατροπή των ρομπότ από τη μία εφαρμογή στην άλλη μπορεί να ολοκληρωθεί σε ελάχιστο διάστημα, απαιτώντας μόνο αλλαγές στον προγραμματισμό. Τα οφέλη περιλαμβάνουν μειωμένες κεφαλαιουχικές δαπάνες (μια επιχείρηση δεν χρειάζεται να αγοράσει νέο εξοπλισμό για τις νέες αιτήσεις), καθώς και μειωμένες απαιτήσεις χώρου, χρόνου, εξόδων, και επενδύσεων για επαγγελματική εκπαίδευση [3].

Η ρομποτική τεχνολογία αναπτύχθηκε για πρώτη φορά στις Ηνωμένες Πολιτείες, αλλά και οι Ιάπωνες κατασκευαστές ήταν οι πρώτοι που συνδυάστηκαν πλήρως με την ιδέα της ρομποτικής. Οι παρατηρητές το θεωρούν αυτό ως ένα σημαντικό παράγοντα στην εμφάνιση της Ιαπωνίας ως παγκόσμιας δύναμης της παραγωγής. Σήμερα η Ιαπωνία δεν είναι μόνο ένας από τους κυριότερους χρήστες ρομποτικής, αλλά είναι επίσης ο κυρίαρχος κατασκευαστής των βιομηχανικών ρομπότ.

Η ρομποτική βιομηχανία έχει αυξηθεί κατά τον 21^ο αιώνα. Ο Σύνδεσμος Βιομηχανιών Ρομποτικής (RIA) αναφέρει ότι περίπου 178.000 βιομηχανικά ρομπότ είναι σε χρήση στις Ηνωμένες Πολιτείες από το 2008, πάνω από 82.000 σε σχέση με το 1998. Το 2007, οι κατασκευαστές της Βόρειας Αμερικής αγόρασαν σχεδόν 16.000 ρομπότ που αποτιμώνται σε πάνω από 1 δισεκατομμύρια δολάρια, αύξηση 24% σε σχέση με το προηγούμενο έτος. Οι βασικοί παράγοντες που καθορίζουν την τρέχουσα ανάπτυξη της ρομποτικής είναι η μαζική προσαρμογή των ηλεκτρονικών προϊόντων (ειδικά του εξοπλισμού επικοινωνιών), η σμίκρυνση των ηλεκτρονικών ειδών και των εσωτερικών

εξαρτημάτων τους, και η επαναπροσαρμογή της βιομηχανίας ημιαγωγών. Η βιομηχανία τροφίμων και ποτών είναι επίσης εν μέσω μιας έκρηξης δαπανών εξοπλισμού σε μια προσπάθεια να βελτιωθεί η λειτουργική αποδοτικότητα. Οι εγκαταστάσεις ρομπότ για εργασίες όπως συσκευασία, παλετοποίηση, και πλήρωση αναμένεται να δουν συνεχή ανάπτυξη. Επιπλέον, οι αυξήσεις αναμένονται και στις αγορές αεροδιαστημικής και συσκευών[1].

Αν και λιγότερο εξαρτημένη από την αυτοκινητοβιομηχανία, από ό, τι στο παρελθόν, η ρομποτική βιομηχανία εξακολουθεί να βρίσκει ευρύτερη εφαρμογή στην εν λόγω αγορά. Οι αγορές το 2013 ήταν ιδιαίτερα υψηλές στην αυτοκινητοβιομηχανία, με 100% αύξηση των παραγγελιών για ρομπότ σημειακής συγκόλλησης και μια αύξηση 38% στις επενδύσεις και τη ρομπότ διανομής. Ωστόσο, ωθούμενες από την ανάγκη για αυξημένη αποδοτικότητα παραγωγής, οι αυτοκινητοβιομηχανίες και οι βιομηχανίες που σχετίζονται με το αυτοκίνητο απομακρύνονται από την σκληρή αυτοματοποίηση υπέρ της ευέλικτης αυτοματοποίησης. Οι αναλυτές προβλέπουν μεγαλύτερη χρήση των ρομπότ για τη συναρμολόγηση, τα συστήματα βαφής, το τελικό κόσψιμο, και την μεταφορά των μερών στην αυτοκινητοβιομηχανία. Η ρεαλιστική προσομοίωση ρομπότ έχει σημαντικό αντίκτυπο στην ενσωμάτωση του σχεδιασμού και της μηχανικής των οχημάτων στην κατασκευή[4].

Ένας λόγος για την αυξημένη πρακτικότητα του ρομπότ είναι η διαθεσιμότητα για έλεγχο μηχανημάτων και συστημάτων μέσα από τους προσωπικούς υπολογιστές ή τους υπολογιστές laptop. Μερικές πρόοδοι στα καθοδηγούμενα από υπολογιστές συστήματα είναι ρομπότ με τη ικανότητα δυναμικής αίσθησης και δυνατότητες τρισδιάστατης ή δισδιάστατης όρασης. Η NASA χρησιμοποιεί εξελιγμένους ελεγκτές ρομπότ καθοδηγούμενους από υπολογιστή για το διαστημικό λεωφορείο Endeavor και το σκάφος προσγείωσης στον Άρη. Κάθε ένα από αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούν έλεγχο υπολογιστή κάποιου είδους, που κυμαίνονται από απλό μηχανήμα παρακολούθησης ως και ολόκληρη συλλογή δεδομένων σε μια ποικιλία μηχανημάτων και μέσων για την παρακολούθηση μέχρι και γαλαξιακό έλεγχο σε ένα μοναδικό, διαστημικό χώρο [5].

Για κάποιους, το μέλλον της ρομποτικής ποτέ δεν έδειχνε πιο λαμπρό. Ενώ τα ρομπότ είναι πλέον ένα προσάρτημα σε εργοστάσια, οι εμπειρογνώμονες ρομποτικής αναμένουν να δουν την ποικιλία τους να αυξάνεται. . Ο συγγραφέας της Θεωρίας της

Εφαρμοσμένης Ρομποτικής: Κινηματική, Δυναμική και Ελέγχος (2007) αναφέρει, «Τα ρομπότ είναι μηχανές των οποίων η περιοχή εφαρμογής διευρύνεται.». Άλλοι παρατηρητές είναι ακόμα πιο ενθουσιασμένοι, αναμένοντας τα ρομπότ να οδηγηθούν από το εργοστάσιο και σε άλλους τομείς της ζωής σχετικά σύντομα[6].

Η παραγωγή δίποδων ρομπότ που μιμούνται την ανθρώπινη κίνηση πραγματοποιείται σε όλο τον κόσμο. Το ρομπότ ASIMO (Advanced Step in Innovative Mobility) της Εταιρείας Honda Motors θεωρείται το πιο προηγμένο ανθρωποειδές ρομπότ στον κόσμο. Μπορεί να ανέβει σκάλες, να πηδήξει, να μιλήσει, να χορέψει, και ακόμη να επικοινωνεί και να αλληλεπιδρά μέσω της φωνής και των συστημάτων αναγνώρισης προσώπου. Η Honda σχεδιάζει να εισάγει στην αγορά ρομπότ ως συντρόφους υποβοηθούμενης διαβίωσης για άτομα με ειδικές ανάγκες ή ηλικιωμένους. Άλλα ρομπότ που μιμούνται την ανθρώπινη κίνηση έχουν δημιουργηθεί στο Πανεπιστήμιο Cornell, στο Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Μασαχουσέτης (MIT) και στο Πανεπιστήμιο της Τεχνολογίας Delft στην Ολλανδία[3].

Ο Stuart Brown αναφέρει ότι οι τεχνολογίες πλοήγησης όπως το παγκόσμιο σύστημα εντοπισμού θέσης (GPS) επιτρέπει σε βιομηχανικά ρομπότ να μετακινούνται στον κόσμο. Τα GPS σε συνδυασμό με τα συστήματα αδρανειακής πλοήγησης (INS) και την άνθηση στον τομέα των μικρό-ηλεκτρομηχανικών συστημάτων πυριτίου (MEMS) επηρεάζουν τη ρομποτική από απλές αυτοματοποιημένες μηχανές κουρέματος γκαζόν σε πολύπλοκα συστήματα ελέγχου αεροσκάφους. Η ρομποτική έχει φθάσει σε μικρο-επίπεδο με την εξερεύνηση ρομποτικών εντόμων νερού που είναι εξοπλισμένα με εμβιομηχανικούς αισθητήρες που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως περιβαλλοντικές οθόνες. Το τρέχον πρωτότυπο ζυγίζει λιγότερο από ένα γραμμάριο και αντλεί δύναμη από υπέρ-λεπτά ηλεκτρικά καλώδια. Μια προσιτή εναλλακτική λύση που εξοικονομεί χρόνο για τον εντοπισμό διαρροών αερίου έχει αναπτυχθεί σε ένα ερπυστριοφόρο ρομπότ ελέγχου σωλήνα, που είναι εξοπλισμένο με πολλαπλές αρθρώσεις και βιντεοκάμερες, πλοηγείται εύκολα σε απότομες στροφές και στενούς σωλήνες, ενώ προβάλλει εικόνες από το εσωτερικό του σωλήνα σε μια οθόνη. Σχέδια για το μέλλον περιλαμβάνουν έναν αισθητήρα που θα ανιχνεύει τη διάβρωση και τις ρωγμές στις σωληνώσεις που δεν εμφανίζονται στις εικόνες/βίντεο[2].

Τα ρομπότ έχουν ωριμάσει. Ενώ αρχικά είχαν χρησιμοποιηθεί για αρκετά απλές εργασίες, όπως συγκόλληση και βαφή αυτοκινήτων, αυτές οι μηχανές έχουν

αναπτυχθεί σημαντικά σε ικανότητες κατά την τελευταία δεκαετία, φθάνοντας πέρα από απλές εφαρμογές αυτοκινήτων. Η ρομποτική θα παραμείνει ζωτικής σημασίας στις επόμενες δεκαετίες λόγω της επέκτασης των επιστημονικών πεδίων και της αυξανόμενης ζήτησης για πιο προσιτές και πιο εξελιγμένες μεθόδους πραγματοποίησης κοινών εργασιών. Αν οι εμπειρογνώμονες και οι προγνώστες της ρομποτικής είναι σωστοί, οι άνθρωποι θα δουν σύντομα τα ρομπότ από το εργοστάσιο και παίρνουν τη θέση τους ανάμεσα στην κοινωνία, στην εκτέλεση των καθηκόντων που είχε κάποτε οραματιστεί η επιστημονική φαντασία.

1.2 Νανορομπότ

Η νανορομποτική είναι αναδυόμενος τομέας της τεχνολογίας για τη δημιουργία μηχανών ή ρομπότ των οποίων οι συνιστώσες είναι κοντά στη μικροσκοπική κλίμακα του νανομέτρου. Επίσης τα «νανορομπότ», είναι κατασκευασμένα από μοριακές μηχανές [7]. Μέχρι στιγμής, οι ερευνητές έχουν ως επί το πλείστον παράγει μόνο τμήματα αυτών των πολύπλοκων συστημάτων, όπως έδρανα, αισθητήρες, και συνθετικούς μοριακούς κινητήρες. Άλλα λειτουργούντα ρομπότ έχουν κατασκευαστεί σε συμμετοχές στο διαγωνισμό Robocup Nanobot [2]. Οι ερευνητές ελπίζουν επίσης να είναι σε θέση να δημιουργήσουν ολόκληρο ρομπότ τόσο μικρό όσο οι ιοί ή τα βακτήρια, τα οποία θα μπορούσαν να εκτελούν καθήκοντα σε μια μικροσκοπική κλίμακα. Πιθανές εφαρμογές περιλαμβάνουν μικρο χειρουργικές επεμβασεις (στο επίπεδο των μεμονωμένων κυττάρων), κατασκευές, όπλα και καθαρισμό.

1.3 Ρομπότ – σμήνη

Εμπνευόμενοι από τις αποικίες των εντόμων, όπως τα μυρμήγκια και οι μέλισσες, οι ερευνητές μοντελοποιούν τη συμπεριφορά των σμηνών, των χιλιάδων μικροσκοπικών ρομπότ που εκτελούν ένα χρήσιμο έργο, όπως η εξεύρεση κάτι κρυμμένου, τον καθαρισμό ή την κατασκοπεία [8]. Κάθε ρομπότ είναι αρκετά απλό, αλλά η προκύπτουσα συμπεριφορά του σμήνους είναι περίπλοκη. Το σύνολο των ρομπότ μπορούν να θεωρηθούν ως ένα ενιαίο καταναμημένο σύστημα, με την ίδια μορφή μιας αποικίας μυρμηγκιών που μπορεί να θεωρηθεί ένας υπερ-οργανισμός, και παρουσιάζουν πλήθος πληροφοριών. Τα μεγαλύτερα σμήνη μέχρι στιγμής που

δημιουργήθηκαν περιλαμβάνουν το σμήνος iRobot, το έργο των SRI και MobileRobots CentiBots και τα Open-source Micro-ρομποτικά σμήνη, τα οποία χρησιμοποιούνται για την έρευνα συλλογικών συμπεριφορών [5]. Λαμβάνοντας υπόψη ότι ένα μεγάλο ρομπότ ενδέχεται να αποτύχει και να καταστρέψει μια αποστολή, ένα σμήνος μπορεί να συνεχιστεί ακόμη και αν διάφορα ρομπότ αποτύχουν. Αυτό θα μπορούσε να τα καταστήσει ελκυστικά για τις αποστολές εξερεύνησης του διαστήματος, όπου η αποτυχία είναι συνήθως εξαιρετικά δαπανηρή [8].

1.4 Τα αυτόνομα σύγχρονα ρομπότ

Τα πρώτα ηλεκτρονικά αυτόνομα ρομπότ με πολύπλοκη συμπεριφορά δημιουργήθηκαν από τον William Grey Walter του Νευρολογικού Ινστιτούτου Burden στο Μπρίστολ της Αγγλίας το 1948 και το 1949 [4]. Ήθελε να αποδείξει ότι οι πλούσιες συνδέσεις ανάμεσα σε ένα μικρό αριθμό κυττάρων του εγκεφάλου θα μπορούσε να οδηγήσει σε πολύ περίπλοκες συμπεριφορές. Κατ' ουσίαν, ανέφερε ότι το μυστικό για το πώς ο εγκέφαλος δουλεύει θέτει την εξήγηση για το πώς είναι συνδεδεμένος. Τα πρώτα του ρομπότ, που ονομάστηκαν Elmer και Elsie, κατασκευάστηκαν μεταξύ 1948 και 1949 και συχνά περιγράφονται ως χελώνες, λόγω του σχήματος τους και του αργού ρυθμού κίνησης [9].

Ο Walter τόνισε τη σημασία της χρήσης σε καθαρά αναλογικά ηλεκτρονικά για την προσομοίωση διεργασιών του εγκεφάλου σε μια εποχή που οι σύγχρονοί του, όπως ο Alan Turing και ο John von Neumann στρέφονταν όλοι προς την κατεύθυνση ενόψει των ψυχικών διεργασιών όσον αφορά τον ψηφιακό υπολογισμό [10]. Το έργο του ενέπνευσε τις επόμενες γενιές των ερευνητών της ρομποτικής, όπως ο Rodney Brooks, ο Hans Moravec και ο Mark Tilden. Σύγχρονη ενσαρκώσεις των χελωνών του Walter μπορούν να βρεθούν με τη μορφή της ρομποτικής BEAM [11].

Το πρώτο ψηφιακό, και προγραμματιζόμενο ρομπότ εφευρέθηκε από τον George Devol το 1954 και τελικά ονομάστηκε Unimate. Αυτό έθεσε τελικά τα θεμέλια της σύγχρονης βιομηχανίας της ρομποτικής [11]. Ο Devol πούλησε το πρώτο Unimate για την General Motors το 1960, και εγκαταστάθηκε το 1961 σε ένα εργοστάσιο στο Trenton, New Jersey [12]. Ο Devol έλαβε δίπλωμα ευρεσιτεχνίας για το πρώτο ψηφιακά προγραμματιζόμενο ρομποτικό βραχίονα, που αποτελεί το θεμέλιο της σύγχρονης βιομηχανίας της ρομποτικής [13].

Το πρώτο ρομπότ παλετοποίησης εισήχθη το 1963 από την Fuji Yusoki Kogyo Company [14]. Το 1973, ένα ρομπότ με έξι ηλεκτρομηχανικά οδηγούμενους άξονες κατοχυρώθηκε με δίπλωμα ευρεσιτεχνίας από την ρομποτική KUKA στη Γερμανία, και ο προγραμματιζόμενος βραχίονας υπό καθολική χειραγώγηση εφευρέθηκε από τον Victor Scheinman το 1976 [2].

Τα εμπορικά και βιομηχανικά ρομπότ χρησιμοποιούνται σήμερα ευθέως για την εκτέλεση διαφόρων εργασιών με φθηνότερο κόστος ή με μεγαλύτερη ακρίβεια και αξιοπιστία από τους ανθρώπους [10]. Αυτά χρησιμοποιούνται επίσης για τις θέσεις εργασίας οι οποίες είναι πάρα πολύ ανθυγιεινές ή επικίνδυνες ώστε να είναι κατάλληλες για τους ανθρώπους. Τα ρομπότ χρησιμοποιούνται ευρέως στην κατασκευή, στη συναρμολόγηση και συσκευασία, στη μεταφορά και στην εξερεύνηση του διαστήματος, στην χειρουργική επέμβαση, στα όπλα, στην εργαστηριακή έρευνα, και στη μαζική παραγωγή καταναλωτικών και βιομηχανικών προϊόντων.

1.5 Βιομηχανικά ρομπότ

Τα βιομηχανικά ρομπότ συνήθως αποτελούνται από μια συνένωση βραχίονα (πολύ-συνδεδεμένο βραχίονα) και ένα άκρο-τελεστή που είναι συνδεδεμένο με μία σταθερή επιφάνεια.

Ο Διεθνής Οργανισμός Τυποποίησης δίνει έναν ορισμό για το χειρισμό βιομηχανικών ρομπότ στο πρότυπο ISO 8373:

«Ένας αυτόματα ελεγχόμενος, επαναπρογραμματιζόμενος, πολλαπλών χρήσεων, βραχίονας προγραμματιζόμενος σε τρεις ή περισσότερους άξονες, ο οποίος μπορεί να είναι είτε σταθερός στη θέση του ή κινητός για χρήση σε βιομηχανικές εφαρμογές αυτοματισμού» [15].

Ο ορισμός αυτός χρησιμοποιείται από τη Διεθνή Ομοσπονδία Ρομποτικής του Ευρωπαϊκού Δικτύου Ρομποτικής Έρευνας (EURON) και πολλές εθνικές επιτροπές τυποποίησης.

1.6 Εκπαιδευτικά ρομπότ

Τα ρομπότ χρησιμοποιούνται ως βοηθοί εκπαίδευσης για τους εκπαιδευτικούς. Από τη δεκαετία του 1980, τα ρομπότ, όπως οι χελώνες χρησιμοποιήθηκαν στα σχολεία και προγραμματίζονταν με τη χρήση της γλώσσας Logo [16].

Υπάρχουν κιτ ρομπότ όπως τα Lego Mindstorms, τα BIOLOID, τα Ollo από την ROBOTIS ή τα εκπαιδευτικά ρομπότ της BotBrain που μπορούν να βοηθήσουν τα παιδιά να μάθουν στοιχεία σχετικά με τα μαθηματικά, τη φυσική, τον προγραμματισμό, και την ηλεκτρονική. Η ρομποτική έχει επίσης εισαχθεί στη ζωή των μαθητών του δημοτικού και του γυμνασίου (ιδίως στα σχολεία των χωρών του εξωτερικού) με τη μορφή διαγωνισμών ρομπότ από την εταιρεία FIRST - για την έμπνευση και την αναγνώριση της Επιστήμης και Τεχνολογίας [3].

Υπήρξαν, επίσης, συσκευές που έμοιαζαν με ρομπότ, όπως ο διδακτικός υπολογιστής Leachim το 1974, και ο 2-XL το 1976, ένα διδακτικό παιχνίδι υπό την μορφή που βασιζόταν σε ένα κασετόφωνο που εφευρέθηκε από τον Michael J. Freeman.

1.7 Τα ρομπότ στο διάστημα

Το πρώτο ρομπότ στο διάστημα ήταν ένας μηχανοκίνητος μηχανικός βραχίονας εξοπλισμένος με ένα φτυάρι για το Surveyor 3, το οποίο προσγειώθηκε στο φεγγάρι στις 20 Απριλίου 1967. Ενεργώντας με σήματα που αποστέλλονται από τους μηχανικούς στη Γη, ο βραχίονας εκτεινόταν και το φτυάρι έσκαβε τέσσερα χαρακώματα στο σεληνιακό έδαφος, μέχρι 18 εκατοστά βάθος. Στη συνέχεια, τοποθετούνταν τα δείγματα μπροστά από μια φωτογραφική μηχανή για να τα δουν οι επιστήμονες στη Γη. Οι μετέπειτα αποστολές του Surveyor μετέφεραν εξειδικευμένα όργανα ανάλυσης για τον προσδιορισμό της χημικής σύνθεσης των δειγμάτων εδάφους [17].

Μετά τις επιτυχημένες ανθρώπινες μεταβάσεις στην Σελήνη, που ξεκίνησαν το 1969 με το Apollo 11, η NASA άρχισε να προετοιμάζεται για πιλοτικές αποστολές στον Άρη. Εισηγάγαν δύο διαστημικά σκάφη που ονομάζονταν Viking 1 και Viking 2, τα οποία προσγειώθηκαν στον Άρη το 1976, στις 20 Ιουλίου και στις 3 Σεπτεμβρίου, αντίστοιχα. Οι μηχανισμοί προσεδάφισης Viking μετέδωσαν εικόνες του γεμάτου βράχους, κατακόκκινου τοπίου του Άρη πίσω στη Γη για πρώτη φορά. Οι συσκευές

προσεδάφισης του Viking πραγματοποίησαν τρία βιολογικά πειράματα επί του σκάφους, καθώς φημιολογούνταν για καιρό η ύπαρξη ζωής στον Άρη. Όταν ο ρομποτικός βραχίονας του Viking 1 έβαλε ένα δείγμα από το έδαφος του Άρη σε έναν από τους πειραματικούς θαλάμους, παράχθηκε ένα υπερβολικό ποσό οξυγόνου, που αποτέλεσε μια πιθανή ένδειξη κάποιας μορφής ζωής φυτών στο έδαφος. Αλλά, προς απογοήτευση των επιστημόνων, όταν το ίδιο πείραμα πραγματοποιήθηκε με το Viking 2, δεν βρέθηκαν αντίστοιχα σημάδια ζωής. Το ερώτημα αν υπάρχει ζωή στον Άρη παραμένει αναπάντητο [2].

Ένα διαφορετικό είδος ρομπότ που ονομάζεται "aerobot" χρησιμοποιήθηκε από τους Σοβιετικούς και τους Γάλλους επιστήμονες ώστε να αναλύσουν την ατμόσφαιρα της Αφροδίτης, ως μέρος της αποστολής του Vega (σκάφος τύπου αερόστατου) το 1985. Δύο μπαλόνια επικαλυμένα με λεπτό υμένιο Teflon (*aerobots*) που έφεραν επιστημονικά όργανα περνούσαν μέσα από την πυκνή ατμόσφαιρα της Αφροδίτης για σαράντα οκτώ ώρες, ενώ οι ερευνητές κατέγραφαν τη θερμοκρασία, την πίεση, την κατακόρυφη ταχύτητα του ανέμου, και μετρήσεις ορατότητας. Ξεχωριστές ενότητες προσγείωσης έφεραν όργανα ανάλυσης για τον προσδιορισμό της σύνθεσης της ατμόσφαιρας και της επιφάνειας κατά την προσγείωση. Πιο προηγμένη τεχνολογία aerobot αναπτύχθηκε για το πείραμα Mars Aerobot, τεχνολογία της NASA, που είχε προγραμματιστεί για τον Απρίλιο του 2003 [9].

Το διαστημικό λεωφορείο αναπτύχθηκε ως ένα επαναχρησιμοποιήσιμο διαστημικό σκάφος για να αντικαταστήσει τα δαπανηρά οχήματα μιας μόνο χρήσης που σημάδεψαν την εποχή του Apollo. Σε δεύτερη αποστολή το Νοέμβριο του 1981, οι αστροναύτες πάνω στο διαστημικό λεωφορείο Columbia δοκίμασαν το σύστημα απομακρυσμένου χειρισμού, ένα ρομποτικό βραχίονα που βρίσκεται στον κόλπο του φορτίου. Το ρομπότ αυτό έχει μήκος 15 μέτρα και 38 εκατοστά σε διάμετρο και ζυγίζει 411 κιλά. Έχει ένα ώμο (επισυνάπτεται στο κόλπο φορτίου), μια ελαφριά κεραία που χρησιμεύει ως το άνω τμήμα του βραχίονα, μια άρθρωση αγκώνα, μια κάτω κεραία βραχίονα, έναν καρπό, και έναν «τελεστή» (ένα εργαλείο λαβής το οποίο χρησιμεύει ως χέρι) που μπορεί να τραβήξει ένα ωφέλιμο φορτίο. Επίσης, σχεδιάστηκε για να άρει ένα δορυφόρο βάρους μέχρι 29.500 κιλά (65.000 λίβρες) από το ωφέλιμο φορτίο του διαστημικού λεωφορείου και να το αφήσει στο διάστημα. Μπορεί επίσης να ανακτήσει τους ελαττωματικούς δορυφόρους σε τροχιά για να επισκευαστούν από τους

αστροναύτες. Ίσως το μεγαλύτερο επίτευγμά τους ήταν η ανάκτηση και η επισκευή του διαστημικού τηλεσκοπίου Hubble (HST), του οποίου το αρχικά ελαττωματικό πρωτεύον κάτοπτρο παρήγαγε θολές εικόνες. Αφού τραβήχτηκε από αυτά τα ρομπότ και επισκευάστηκε χρησιμοποιώντας διορθωτική οπτική το 1993, το HST άρχισε να παρέχει υψηλής ποιότητας φωτογραφίες, που οι αστρονόμοι ανέμεναν εδώ και καιρό [14].

Μετά από δύο δεκαετίες συζήτησης σχετικά με την ανάγκη διερεύνησης του πλησιέστερου της Γης πλανήτη στο ηλιακό σύστημα, το Mars Pathfinder προσγειώθηκε στον κόκκινο πλανήτη στις 4 Ιουλίου του 1997, και παρουσίασε ένα ρομποτικό τηλεχειριζόμενο όχημα με έξι τροχούς που ονομαζόταν Sojourner ώστε να εξερευνήσει την περιοχή. Με ύψος μόλις 30 εκατοστά και μοιάζοντας με ένα κυλιόμενο πίνακα με επίπεδους ηλιακούς συλλέκτες που έβλεπαν προς τον ουρανό για να απορροφούν την ενέργεια από τον ήλιο, το Sojourner περιηγούταν σε μικρές αποστάσεις για να λάβει εικόνες από ενδιαφέροντα πετρώματα. Χρησιμοποιούσε δύο στερεοσκοπικές κάμερες που τοποθετήθηκαν στο μπροστινό μέρος του για να βλέπουν το έδαφος σε τρεις διαστάσεις, όπως συμβαίνει και με τον άνθρωπο με τα ελαφρώς διαχωρισμένα στερεοσκοπικά μάτια. Μια ακτίνα λέιζερ συνεχώς σάρωνε την περιοχή ακριβώς μπροστά από το Sojourner, ώστε να αποφευχθούν συγκρούσεις με αντικείμενα, που θα είχε αποτέλεσμα να καταστραφούν οι κάμερες. Το Sojourner ανέλυσε τη χημική σύνθεση δεκαπέντε βράχων χρησιμοποιώντας φασματομέτρο ακτίνων X άλφα πρωτονίων. Η NASA σχεδιάζε να προσγειωθεί ένα ζευγάρι προηγμένων ρόβερ στον Άρη το 2003 [4].

Οι μηχανικοί έχουν αρχίσει να σκέφτονται τα ρομπότ σε μια πιο ανθρώπινη κλίμακα και πάλι. Δεδομένου ότι το διαστημικό λεωφορείο και ο Διεθνής Διαστημικός Σταθμός έχουν σχεδιαστεί σε ανθρώπινη κλίμακα, το να υπάρχουν ρομπότ κατασκευασμένα με την ίδια κλίμακα θα είναι επωφελές για την εργασία στα διαστημικά σκάφη. Η NASA ανέπτυξε το Robonaut, ένα ανθρωποειδές ρομπότ αστροναύτη περίπου στο μέγεθος ενός ανθρώπου αστροναύτη, με το κεφάλι τοποθετημένο σε ένα κορμό, ένα πρωτόγονο ηλεκτρονικό εγκέφαλο που του επιτρέπει να λαμβάνει αποφάσεις σχετικά με το έργο του, τέσσερις κάμερες για μάτια, μια μύτη με ένα υπέρυθρο θερμόμετρο για να μετρά τη θερμοκρασία ενός αντικειμένου, δύο σκέλη που περιέχουν 150 αισθητήρες καθένα, και δύο χέρια πέντε δαχτύλων για επιδέξιο χειρισμό των αντικειμένων. Λειτουργεί από

μόνο του ή σε συνδυασμό με αστροναύτες σε διαστημικές περιηγήσεις για την κατασκευή ή την επισκευή του εξοπλισμού [3].

Οι μηχανικοί ρομποτικής εργάζονται, επίσης, σε project βοηθού δορυφόρου, που είναι μια σφαίρα μεγέθους μπάλας τένις που βρίσκεται κοντά σε έναν αστροναύτη σε ένα διαστημόπλοιο, παρακολουθώντας το περιβάλλον για το οξυγόνο και το μονοξείδιο του άνθρακα, τις συγκεντρώσεις, την ανάπτυξη των βακτηρίων, και τη θερμοκρασία του αέρα και την πίεση. Παρέχει επιπλέον δυνατότητες ήχου και βίντεο, δίνοντας στον αστροναύτη παραπάνω επίβλεψη [8].

1.8 Τα ρομπότ με την επιστήμη των υπολογιστών

Η παραδοσιακή ρομαντική απεικόνιση του ρομπότ είναι σαν μια ανθρωπόμορφη, αυτόνομη οντότητα που διαθέτει ευφυΐα και περπατά και μιλά με τρόπο που μιμείται την ανθρώπινη συμπεριφορά. Η αλήθεια δεν είναι τόσο λαμπερή. Τα ρομπότ είναι ηλεκτρομηχανικά μηχανήματα που σπάνια μοιάζουν με την ανθρώπινη μορφή. Αντ' αυτού, η συντριπτική πλειοψηφία των ρομπότ είναι συχνά συνδεδεμένη με ένα σημείο και αποτελούνται από ένα μόνο εύκαμπτο βραχίονα.

Ο σκοπός της ρομποτικής τεχνολογίας είναι ουσιαστικά να πραγματοποιήσει επαναλαμβανόμενες, δυνητικά επικίνδυνες χειρωνακτικές δραστηριότητες που απαιτούν σωματική προσπάθεια, έτσι ώστε οι άνθρωποι να απαλλαγούν από τα καθήκοντα αυτά. Παραδείγματα αυτού του τύπου των εργασιών περιλαμβάνουν την εργασία σε μια γραμμή συναρμολόγησης της παραγωγής στην βιομηχανία, το χειρισμό επικίνδυνων υλικών, και ενασχόληση με επικίνδυνα περιβάλλοντα, όπως υπόγεια ορυχεία, υποβρύχια εργοτάξια, και εργοστάσια με εκρηκτικές ύλες. Επίσης, τα βιομηχανικά ρομπότ μπορούν να προγραμματιστούν να λειτουργούν είκοσι τέσσερις ώρες την ημέρα για να μεγιστοποιήσουν την παραγωγικότητα σε περιβάλλοντα κατασκευών, κάτι που οι εργαζόμενοι δεν ήταν ποτέ σε θέση να κάνουν [18].

Τα συμβατικά ρομπότ έχουν μια βάση η οποία είναι συνήθως στερεωμένη στο δάπεδο, αλλά μπορεί επίσης να συνδέεται με μια ράγα ή έναν ασφάλινο σκελετό (πλατφόρμα), που επιτρέπει την κίνηση ολισθήσεως. Ένας βραχίονας που ονομάζεται χειριστής, ο οποίος είναι ευέλικτος και είναι ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά του ρομπότ, είναι συνδεδεμένος με τη βάση. Στην άκρη του βραχίονα είναι μια επισυναπτόμενη συσκευή που ονομάζεται άκρο-τελεστής. Αυτό είναι το σημείο τοποθέτησης για εναλλάξιμες

λαβές ή εργαλεία. Ο βραχίονας κινείται με τη χρήση είτε υδραυλικών είτε πνευματικών ενεργοποιητών, ή εργαλείων, διασυνδέσεων, και καλώδια που οδηγούνται από ηλεκτρικούς κινητήρες. Οι κινητήρες που χρησιμοποιούνται είναι συνήθως τύπου stepper ή servo. Οι servo κινητήρες περιστρέφονται σε μια επιθυμητή ταχύτητα κάτω από μια εντολή, ενώ οι stepper κινητήρες περιστρέφονται με δεδομένη γωνιακή μετατόπιση (σε βήματα ορισμένου αριθμού βαθμών) πριν από τη διακοπή. Με τον τρόπο αυτό, η ελεγχόμενη κίνηση του βραχίονα μπορεί να επηρεαστεί σε μια περιοχική γνωστή ως χώρος εργασίας ή συγκροτήματος λειτουργίας [5].

Ανάλογα με τον αριθμό των άκρων και το είδος και τον αριθμό των αρθρώσεων που έχει ο βραχίονας, το ρομπότ θα περιγραφεί ως έχοντας έναν ορισμένο αριθμό βαθμών ελευθερίας κινήσεων. Αυτό δείχνει την επιδεξιότητα με την οποία το ρομπότ μπορεί να λειτουργήσει χρησιμοποιώντας εργαλεία και συσκευές. Ένα τυπικό ρομπότ μέτριας πολυπλοκότητας έχει τρεις βαθμούς ελευθερίας συμπεριλαμβανομένων της μεταφορικής κίνησης και ενός περιστρεφόμενου καρπού στο άκρο-τελεστή. Ο όρος «ωφέλιμο φορτίο» χρησιμοποιείται για να αναφερθεί στη μάζα που το ρομπότ είναι ικανό να ανυψώσει στο άκρο τελεστή. Ένα ωφέλιμο φορτίο πάνω από 100 χιλιόγραμμα, δεν είναι ασυνήθιστο, και τα φορτία που είναι πέρα από τις ικανότητες των περισσότερων εργατών δεν αποτελούν πρόβλημα για ένα κατάλληλα δομημένο ρομπότ. Εκτός από το χειρισμό μαζικών ωφέλιμων φορτίων, κάποια εξειδικευμένα ρομπότ είναι σε θέση να συνεργαστούν με υψηλό βαθμό ακρίβειας, με πολλά από αυτά να έχουν ακρίβεια τοποθέτησης ενός χιλιοστού [9].

Ένας άλλος τύπος ρομπότ είναι τα κινητά ρομπότ. Αυτά προσφέρουν χαρακτηριστικά που είναι ασυνήθιστα σε τυποποιημένα βιομηχανικά ρομπότ που χρησιμοποιούνται στις γραμμές παραγωγής. Αντ' αυτού, τα κινητά ρομπότ συχνά μετακινούνται με τροχούς ή ερπύστριες και διαθέτουν εξοπλισμό τηλεμετρίας, όπως κάμερες, μικρόφωνα, και αισθητήρες άλλων τύπων. Η πληροφορία που συλλέγουν κατόπιν κωδικοποιείται και μεταδίδεται σε έναν απομακρυσμένο σταθμό υποδοχής όπου οι ανθρώπινοι φορείς ερμηνεύουν την πληροφορία και καθοδηγούν το κινητό ρομπότ. Τα κινητά ρομπότ χρησιμοποιούνται συχνά για να χειριστούν επικίνδυνα εμπορεύματα, όπως εκρηκτικά, αλλά ίσως το καλύτερο παράδειγμα αυτού του τύπου ρομπότ ήταν το rover Sojourner του Mars Pathfinder στην αποστολή του 1997, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως. Αυτό το μικρό ρομπότ απέδειξε ότι ήταν δυνατό να καθοδηγηθεί

αξιόπιστα και με ακρίβεια ένα μικρό ρομποτικό όχημα ανεξαρτήτως της τεράστιας απόστασης μεταξύ της Γης και του Άρη [19].

Πέρα από την ενέργεια που απαιτείται για την κίνηση του ρομπότ, γενικά χρησιμοποιείται ένα σύστημα ηλεκτρονικού υπολογιστή για να ελέγξει τις ενέργειές του. Το σύστημα λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο τόσο για το χειρισμό των κινήσεων του ρομπότ όσο και για να παρακολουθεί τις δράσεις του και για να εξασφαλίσει ότι συμμορφώνεται με τις οδηγίες. Τα σήματα εντολών που αποστέλλονται στους κινητήρες για να κινηθεί, και οι ειδικές συσκευές ανίχνευσης που ονομάζονται μετατροπείς, χρησιμοποιούνται για να μετρηθεί η ποσότητα της πραγματικής κίνησης. Εάν η πραγματική κίνηση δεν αντιστοιχεί στη ζητούμενη κίνηση, τότε το σύστημα του υπολογιστή ειδοποιείται και προβαίνει σε περαιτέρω προσαρμογές. Αυτή η συνεχής μέτρηση των δραστηριοτήτων του ρομπότ ονομάζεται ανατροφοδότηση και είναι υψίστης σημασίας για τη διασφάλιση του ακριβούς έλεγχου των κινήσεων του. Η τρισδιάστατη γεωμετρία είναι η κύρια μαθηματική προσέγγιση που χρησιμοποιείται για να καθορίσει τη δυναμική των ρομπότ [8].

Συχνά, ένας αρκετά μικρός υπολογιστής είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση των κινήσεων ενός ρομπότ. Ωστόσο, σε μεγάλες εγκαταστάσεις που περιέχουν πολλά ρομπότ, είναι επίσης απαραίτητο να συντονιστούν οι συλλογικές ενέργειες τους αποτελεσματικά. Αυτό σημαίνει ότι οι υπόλοιποι υπολογιστές θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν σε εποπτικό ρόλο. Το εποπτικό σύστημα του υπολογιστή λειτουργεί σε ένα πιο αφηρημένο επίπεδο, εξασφαλίζοντας ότι οι συνολικές διαδικασίες παραγωγής μπορούν να πραγματοποιηθούν αποτελεσματικά. Μεταβιβάζει εντολές στους μεμονωμένους υπολογιστές που συνδέονται με τα ρομπότ, αφήνοντας τους να πραγματοποιούν τις λεπτομέρειες της κάθε ανατεθειμένης εργασίας. Ως παράδειγμα, ο εποπτικός υπολογιστής θα μπορούσε να λάβει ένα σχέδιο computer-aided design (CAD), ενός σύνθετου συγκροτήματος και να διαχωρίσει τα διάφορα μέρη από το σχέδιο, για την κατασκευή τους από μια ομάδα από μεμονωμένα ρομπότ. Τα ρομπότ μπορούν να φορτωθούν με νέα εργαλεία ώστε να καλύψουν αυτά τα νέα καθήκοντα και στη συνέχεια ο εποπτικός υπολογιστής μπορεί να αποστείλει τις συντεταγμένες τους υπολογιστές και διάφορες εντολές για τη λήψη, τη μετακίνηση, την κοπή, την συμπίεση ή ό, τι άλλο απαιτείται, άμεσα από τα σχέδια CAD [15].

Το μέλλον προσφέρει μια εξαιρετική ευκαιρία για την ρομποτική τεχνολογία. Διάφοροι τομείς της έρευνας κάνουν σιγά σιγά σημαντικά βήματα προς το να ακολουθήσουν το ρεύμα. Το όραμα της τεχνητής νοημοσύνης και των ρομπότ προσθέτει σε αυτά, νέα χαρακτηριστικά κάθε έτος. Προτείνεται επίσης ότι τα μικροσκοπικά ρομπότ θα μπορούσαν να αναπτυχθούν χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα των εξελίξεων στη νανοτεχνολογία, επεκτείνοντας το σημερινό ρόλο τους στην ιατρική επιστήμη, όπου ήδη βοηθούν στην εκτέλεση χειρουργικών επεμβάσεων [20].

1.9 Ανθρωπομορφικά ρομπότ

Πολλά ρομπότ είναι ανθρωπόμορφα. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι φαίνονται, και λειτουργούν όπως ο άνθρωπος. Οι επιστήμονες και οι μηχανικοί συχνά σχεδιάζουν ρομπότ να μοιάζουν με ανθρώπους ή άλλα ζώα. Η κατασκευή μηχανών που λειτουργούν αυτόνομα είναι δύσκολο έργο, και έτσι οι ερευνητές ξεκινούν με τα ζώα και τους ανθρώπους ως μοντέλα, επειδή αποτελούν υποδείγματα των μηχανισμών εργασίας.

Το πρώτο ρομπότ βραχίονας κατασκευάστηκε για να λειτουργεί σαν ένα χέρι. Το πρώτο κινητό ρομπότ είχε μια κεφαλή ανθρώπινου τύπου. Τα περισσότερα ρομπότ με πόδια βαδίζουν με άκρα που έχουν αντιγραφεί από θηλαστικά, έντομα, ή σαύρες. Πολλοί αισθητήρες είναι σχεδιασμένοι να χρησιμοποιούν τις ίδιες αισθήσεις που οι άνθρωποι χρησιμοποιούν, όπως η όραση μέσω καμερών και υπολογιστών επιτρέπει στα ρομπότ να βλέπουν. Κεραίες και διακόπτες επαφής επιτρέπουν στο ρομπότ να αισθάνονται, και οι ερευνητές ακόμα εργάζονται στις ηλεκτρονικές συσκευές που θα επιτρέψουν στα ρομπότ να έχουν την αίσθηση της όσφρησης [10].

Ωστόσο, τα ρομπότ δεν πρέπει να είναι ανθρωπόμορφα. Καθώς οι μηχανικοί σχεδιάζουν ρομπότ από το μηδέν, μπορούν να τα προσαρμόσουν για οποιαδήποτε δουλειά χρειάζονται. Έτσι, ένα ρομπότ καθαρισμού σωλήνων θα μπορούσε να έχει σφιγκτήρες που του επιτρέπουν να ανιχνεύσουν το εσωτερικό ενός σωλήνα. Πολλά ρομπότ έχουν αισθητήρες φάσματος που τους επιτρέπει να μετρήσουν την ακριβή απόσταση μεταξύ ενός αντικειμένου και κάποιου άλλου.

1.10 Ρομπότ για στρατιωτική χρήση

Η ρομποτική τεχνολογία παίζει σημαντικό ρόλο στον στρατό και ιδιαιτέρως στις Ηνωμένες Πολιτείες. Οι τρέχουσες εκτιμήσεις ανεβάζουν τον αριθμό των ρομπότ στο έδαφος του Αφγανιστάν σε πάνω από 2.000. Αυτά τα ρομπότ εξυπηρετούν διάφορους σκοπούς και συχνά είναι το κλειδί για την επιτυχία πολλών στρατιωτικών αποστολών. Επί του παρόντος, ο στρατός των Ηνωμένων Πολιτειών χρησιμοποιεί δέκα διαφορετικούς τύπους ρομπότ για μάχη. Δύο από τα πιο διάσημα αυτά ρομπότ είναι:

- **General Atomics MQ-1 Predator**

Το MQ-1 Predator τέθηκε για πρώτη φορά σε λειτουργία το 1995 από την Κεντρική Υπηρεσία Πληροφοριών και την Πολεμική Αεροπορία των Ηνωμένων Πολιτειών. Ήταν τα πρώτα ρομπότ που είχαν την αρμοδιότητα να πετούν πάνω από το εχθρικό έδαφος για αποστολές αναγνώρισης, αλλά αργότερα αναβαθμίστηκαν προκειμένου να καλύπτουν την μεταφορά πυραύλων. Αυτός ο τύπος drone έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορα μέρη της Ανατολικής Ευρώπης, της Μέσης Ανατολής και σε βόρειες περιοχές της Αφρικής [3].

- **DRDO Daksh**

Το Daksh είναι ένα τηλεχειριζόμενο ρομπότ που χρησιμοποιείται κυρίως για την ανακάλυψη ή την καταστροφή βομβών. Αυτό το ρομπότ έχει μια απλοϊκή σχεδίαση, αλλά οι δυνατότητές του είναι απίστευτες. Μπορεί να παράγει ακτινογραφίες ύποπτων αντικειμένων, να ανοίξει κλειδαριές με όπλο και ακόμη να εκτονώσει μια βόμβα. Το ρομπότ αποτελείται επίσης από τρεις άξονες που το καθιστούν ικανή να ανεβαίνει σκάλες για να φτάσει στο στόχο του.

Μια από τις σημαντικότερες συνεισφορές της ρομποτικής είναι η ικανότητα χρήσης της σε σκηνές εγκλήματος και σε πεδία βομβαρδισμών. Παρέχουν τα ρομπότ αυτά το απίστευτο όφελος της διαφύλαξης αμέτρητων ζωών. Αυτό το είδος εξοπλισμού είναι απαραίτητο στις στρατιωτικές και αστυνομικές δυνάμεις. Επιπλέον, τα ρομπότ σε σκηνές εγκλήματος βοηθούν επίσης στην συγκέντρωση πληροφοριών. Λέγοντας αυτό, εννοούνται τα ρομπότ που μπορούν να εντοπίσουν τις πληροφορίες που υπερβαίνουν

τις αισθήσεις μας. Σε πιο προηγμένο τεχνολογικό επίπεδο, τα ρομπότ διαθέτουν ακτίνες χ, υπέρυθρες ακτίνες και σόναρ [4].

1.11 Ρομποτική για τεχνητά άκρα

Οι περισσότεροι από τους ρομποτικούς βραχίονες που χρησιμοποιούνται σήμερα από ορισμένα ακρωτηριασμένα άτομα είναι περιορισμένης πρακτικότητας, καθώς έχουν μόνο δύο έως τρεις βαθμούς ελευθερίας, επιτρέποντας στο χρήστη να κάνει μια απλή κίνηση κάθε φορά. Ελέγχονται με συνειδητή προσπάθεια, που σημαίνει ότι ο χρήστης δεν μπορεί να κάνει τίποτε άλλο, ενώ κινείται το άκρο.

Μια νέα γενιά πολύ πιο εξελιγμένων και σύνθετων προσθετικών βραχιόνων, που χρηματοδοτήθηκε στις Ηνωμένες Πολιτείες από την Υπηρεσία Project Εξελιγμένης Έρευνας (DARPA), μπορεί να είναι διαθέσιμοι μέσα στα επόμενα πέντε έως 10 χρόνια. Δύο διαφορετικά πρωτότυπα που κινούνται με την επιδεξιότητα ενός φυσικού άκρου και μπορούν να ελέγχονται μόνο διαισθητικά, δηλαδή με ηλεκτρικά σήματα που στέλνονται απευθείας από τον εγκέφαλο, αρχίζουν τώρα να δοκιμάζονται κλινικά σε ανθρώπους [2].

Τα πρώτα αποτελέσματα σε μία από αυτές τις μελέτες, τις πρώτες δηλαδή δοκιμές ενός παράλυτου ανθρώπου στον έλεγχο ενός ρομποτικού βραχίονα με πολλούς βαθμούς ελευθερίας, παρουσιάστηκε στο συνέδριο της Εταιρείας Νευροεπιστημών το Νοέμβριο του 2010.

Τα νέα σχέδια έχουν περίπου 20 βαθμούς ανεξαρτησίας στην κίνηση, ένα σημαντικό άλμα όσον αφορά την υπάρχουσα τεχνολογία, και μπορούν να λειτουργούν με μια ποικιλία διεπαφών. Μια συσκευή, που αναπτύχθηκε από την εταιρεία DEKA Research & Development, μπορεί να ελεγχθεί χρησιμοποιώντας ένα σύστημα μοχλών σε ένα παπούτσι [1].

Σε μια περισσότερο επεμβατική, αλλά και πιο διαισθητική προσέγγιση, οι ακρωτηριασμένοι υποβάλλονται σε χειρουργική επέμβαση για να μετακινηθούν τα υπόλοιπα νεύρα από τα άκρα που έχουν χάσει, με την βοήθεια των μυών του στήθους. Η σκέψη της κίνησης του βραχίονα, προκαλεί συσπάσεις στους μύες του στήθους, το οποίο με τη σειρά του κινεί το πρόσθετο μέλος. Αλλά αυτή η προσέγγιση λειτουργεί μόνο σε εκείνους με αρκετά υπολειπόμενη χωρητικότητα νεύρων, και αυτό παρέχει ένα περιορισμένο επίπεδο ελέγχου. Για να επωφεληθούν πλήρως από την δεξιοτεχνία

αυτών των προσθετικών μελών, και να τα κάνουν να λειτουργήσουν σαν ένα πραγματικό χέρι, οι επιστήμονες θέλουν να τα ελέγχουν με τα σήματα του εγκεφάλου [5].

Περιορισμένος έλεγχος των νευρωνικών εμφυτευμάτων σε σοβαρά παράλυτους ασθενείς ήταν σε εξέλιξη τα τελευταία πέντε χρόνια. Σε περίπου πέντε άτομα έχουν εμφυτευθεί τσιπ μέχρι σήμερα, και έχουν τη δυνατότητα να τα ελέγχουν σε μια οθόνη υπολογιστή, να οδηγούν μια αναπηρική πολυθρόνα, και ακόμη να ανοίξουν ή να κλείσουν μια πένσα με ένα πολύ απλό ρομποτικό βραχίονα. Πιο εκτεταμένες δοκιμές σε πιθήκους στους οποίους εμφυτεύθηκε τσιπ, δείχνει ότι τα ζώα μπορούν να μάθουν να ελέγχουν ένα σχετικά απλό προσθετικό χέρι με ένα χρήσιμο τρόπο, χρησιμοποιώντας το για να αρπάξει και να φάει ένα κομμάτι φαγητού [1].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 - ΚΛΑΣΙΚΟΙ ΕΛΕΓΚΤΕΣ ΣΤΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ ΚΑΙ ΣΤΗΝ ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ

2.1 Ιστορική Αναδρομή σε Αρχαία Ελληνικά Συστήματα Αυτομάτου Ελέγχου

Τα Συστήματα Ελέγχου, ενώ υπάρχει η εντύπωση πως δημιουργήθηκαν τα τελευταία χρόνια, η πραγματικότητα είναι πως συναντώνται και στην αρχαιότητα. Μάλιστα, στην αρχαιότητα απέδιδαν τον όρο *''Κυβερνητική''* σε τέτοια συστήματα. Το πιο γνωστό παράδειγμα είναι ο *''Μηχανισμός των Αντικυθήρων''*, όπου θεωρείται ο υπολογιστής της Αρχαιότητας. Πιο συγκεκριμένα, ο μηχανισμός αυτός βρέθηκε από σφουγγαράδες σε βάθος 40 μέτρων το 1900 μ.Χ και κατά τον Price όπου μελέτησε ιδιαίτερα τον μηχανισμό αυτόν, τον περιγράφει ως εξής:

«Ο μηχανισμός μπορεί να αναγνωριστεί σαν ένας ημερολογιακός, ηλιακός και σεληνιακός υπολογιστικός μηχανισμός, που ακολουθεί την παράδοση που άρχισε με την σχεδίαση συσκευών πλανηταριακού χαρακτήρα από τον Αρχιμήδη. Το πιο εντυπωσιακό ίσως γνώρισμα του μηχανισμού είναι ότι περιέχει την εξαιρετικά ιδιοφυή συσκευή ενός διαφορικούσυνδυασμού οδοντωτών τροχών για τον υπολογισμό της διαφοράς μεταξύ δύο περιστροφών» [21].



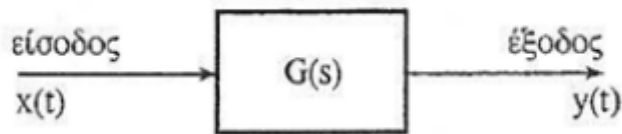
Εικόνα 1: Μηχανισμός των Αντικυθήρων: Προτότυπο (αριστερά), Λειτουργικό αντίγραφο (δεξιά). Πηγή: Εθνικό Αρχαιολογικό Μουσείο, Βικιπαίδεια

Ο *“Μηχανισμός των Αντικυθήρων”*, μπορούσε εν ολίγοις να διαχειριστεί και να μετρήσει τους 12 μήνες του χρόνου, την ετήσια κίνηση του Ήλιου, τις φάσεις της Σελήνης, τις ανατολές και τις δύσεις των πλανητών, καθώς επίσης και την διαφορά θέσης του Ήλιου και της Σελήνης, με έναν ειδικό διαφορικό στρεφόμενο δίσκο που του επέτρεπε αυτόν τον υπολογισμό

Υπήρχαν ακόμη και άλλοι πολύ σπουδαίοι αυτόματοι μηχανισμοί, πρόγονοι των σημερινών όπως ο *“Αυτόματος Βωμός”*, όπου ο βωμός έσβηνε αυτόματα την φωτιά με την χρήση θερμενόμενης διαστολής του αέρα, οι *“Αυτόματες πύλες ναού”*, ο *“Αυτόματος κερματοδέκτης”* και πολλά άλλα. Οι παραπάνω αυτοματίσμοι ανήκουν σε έναν αρχαίο μηχανικό, τον Ήρωνα τον Αλεξανδρινό, έναν εφευρέτη με πάνω από ογδόντα εφευρέσεις και αυτοματισμούς, όπου έχει βρεθεί και κείμενό του, που περιγράφει διάφορα αυτόματα μηχανήματα με προγραμματισμένες κινήσεις [22].

2.2 Δομικά Διαγράμματα και Συναρτήσεις Μεταφοράς

Πολύ σημαντικό ρόλο στα αυτόματα συστήματα παίζουν τα δομικά διαγράμματα. Πρόκειται για την σχηματική παράσταση των συστημάτων, όπου παρουσιάζονται αρκετές πληροφορίες, με αποτέλεσμα την εύκολη διαχείρισή τους, όπως φαίνεται παρακάτω.



Εικόνα 2: Δομικό διάγραμμα απλού συστήματος

Επομένως, για την σωστή περιγραφή ενός συστήματος χρειάζεται να υπάρχει σύστημα, είσοδος, έξοδος και φυσικά ο έλεγχος, τα οποία ορίζονται ως εξής:

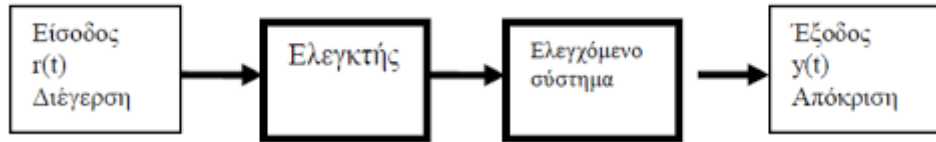
- **Σύστημα**: Ορίζεται το σύνολο των μηχανισμών στο περιβάλλον που συντελούν συγκεκριμένη ενέργεια.
- **Έλεγχος**: Ορίζεται η επίτευξη συγκεκριμένης συμπεριφοράς λειτουργίας συστήματος, στη βάση συγκεκριμένης ανάγκης.
- **Είσοδος**: Ορίζεται ως το σήμα εκείνο, το οποίο διεγείρει το σύστημα.
- **Έξοδος**: Ορίζεται ως το αποτέλεσμα της διαδικασίας της διέγερσης του συστήματος.

Επίσης, κατά την μελέτη των αυτόματων συστημάτων χρησιμοποιείται αρκετά η συνάρτηση μεταφοράς. Η συνάρτηση μεταφοράς είναι το πηλίκο της εξόδου ως προς την είσοδο. Βέβαια για να γίνει καλύτερη η μελέτη τους, από το πεδίο του χρόνου (t) τα συστήματα μεταβάλλονται στο μιγαδικό επίπεδο (s). Έτσι αν το σύστημα που εξετάζεται είναι το $G(s)$ με είσοδο $X(s)$ και έξοδο $Y(s)$, τότε η συνάρτηση μεταφοράς που περιγράφει την λειτουργία του συστήματος θα είναι:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{X(s)}$$

Όμως, στη θεωρία του ελέγχου, για να μπορεί το σύστημα να ελεγχθεί, θα πρέπει να υπάρχει και ένας κατάλληλος έλεγχος (ελεγκτής-αντισταθμιστής). Ανάλογα λοιπόν, τις ανάγκες του κάθε συστήματος χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες. Τα ανοιχτά συστήματα ελέγχου και τα κλειστά συστήματα ελέγχου.

- **Ανοιχτά συστήματα ελέγχου:** Ορίζονται αυτά, στα οποία ο ελεγκτής ορίζει την διαδικασία, με βάση το σήμα που θα πάρει από την είσοδο.



Εικόνα 3: Ανοιχτό σύστημα ελέγχου

Επομένως, σε ένα ανοιχτό σύστημα η διαδικασία εξαρτάται αποκλειστικά από το σήμα της εισόδου και λειτουργεί για συγκεκριμένο χρονικό προγραμματισμό. Έτσι, για ένα τέτοιο σύστημα με ελεγκτή $C(s)$ η συνάρτηση μεταφοράς που το περιγράφει είναι:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{X(s)C(s)}$$

- **Κλειστά συστήματα ελέγχου:** Ορίζονται αυτά, στα οποία ο ελεγκτής ορίζει την διαδικασία, με βάση το σήμα που θα πάρει από την έξοδο.



Εικόνα 4: Κλειστό σύστημα ελέγχου

Άρα, σε ένα κλειστό σύστημα η διεργασία εξαρτάται από την σύγκριση της επιθυμητής εισόδου και της προηγούμενης κατάστασης της εξόδου (ανάδραση), έτσι ώστε το σύστημα να ελέγχεται κατάλληλα από τον ελεγκτή και η τιμή της εξόδου να είναι όσο το δυνατόν ίδια με την επιθυμητή τιμή. Έτσι, η συνάρτηση μεταφοράς ενός κλειστού συστήματος μπορεί να περιγραφεί ως εξής:

$$G(s) = \frac{y(s)}{X(s)} = \frac{C(s)G(s)}{1 + C(s)G(s)}$$

2.3 Ευστάθεια των Συστημάτων Ελέγχου

Σύμφωνα με την Α. Βελώνη, «ένα σύστημα είναι ευσταθές, αν για πεπερασμένη είσοδο, η έξοδος του είναι επίσης πεπερασμένη. Αυτή η βασική αρχή είναι γνωστή ως **κριτήριο ευστάθειας πεπερασμένης είσοδου – πεπερασμένης εξόδου** (bounded input – bounded output stability - BIBO)».

Για να ελέγξουμε αν ένα σύστημα είναι ευσταθές, θα πρέπει να βρεθούν από την χαρακτηριστική εξίσωση της συνάρτησης μεταφοράς οι πόλοι του κλειστού συστήματος:

- Αν οι πόλοι βρίσκονται στο **αριστερό** μιγαδικό ημιεπίπεδο, το σύστημα είναι *ευσταθές*.
- Αν έστω κι ένας από τους πόλους βρίσκεται στο **δεξί** μιγαδικό ημιεπίπεδο, το σύστημα είναι *ασταθές*.
- Αν κάποιος από τους πόλους βρίσκεται πάνω στον φανταστικό άξονα **$j\omega$** , το σύστημα είναι οριακά *ευσταθές* [23].

Για να προσδιοριστεί η ευστάθεια του συστήματος υπάρχουν διάφορα αλγεβρικά κριτήρια:

i. Κριτήριο ευστάθειας του Routh (Routh's stability criterion - 1887)

«Το κριτήριο ευστάθειας του Routh προσδιορίζει τον αριθμό των πόλων της συνάρτησης μεταφοράς, που βρίσκονται στο δεξί μιγαδικό ημιεπίπεδο, οι οποίοι προκαλούν την αστάθεια του κλειστού συστήματος» [23].

ii. Κριτήριο ευστάθειας Hurwitz (Hurwitz stability criterion - 1895)

Το συγκεκριμένο κριτήριο προσδιορίζει την ύπαρξη πόλων αναφορικά με τη Χαρακτηριστική Εξίσωση στο δεξί ημιεπίπεδο ή επάνω στον άξονα $s = j\omega$. Ωστόσο, δεν προσδιορίζει το πλήθος των πόλων [23].

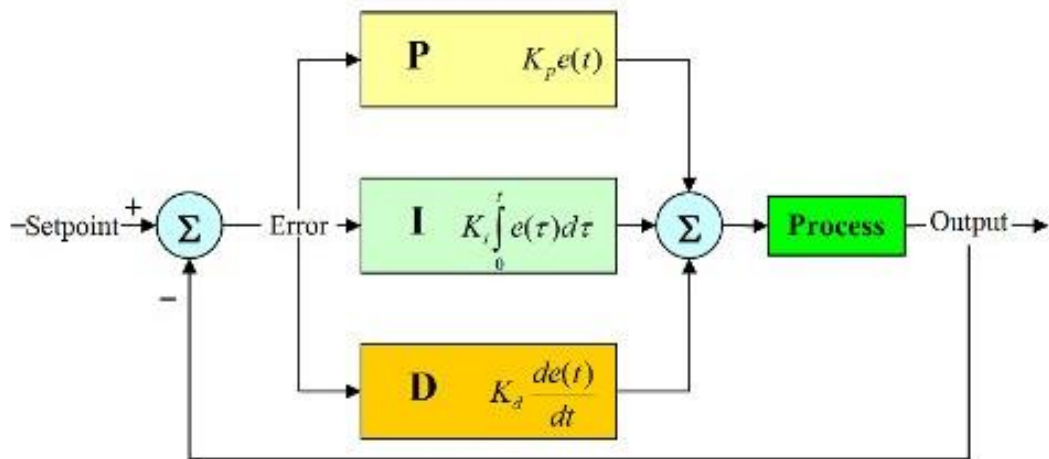
iii. Κριτήριο ευστάθειας Nyquist (Nyquist stability criterion - 1932)

Το εν λόγω κριτήριο στηρίζεται στη γραφική παράσταση της συνάρτησης μεταφοράς ανοικτού βρόχου, για ένα ειδικό κλειστό δρόμο στο πεδίο της μιγαδικής συχνότητας. Επίσης, δίνει πληροφορίες τόσο για την ευστάθεια των κλειστών συστημάτων όσο και για τη σχετική ευστάθειά τους. Ο ειδικός κλειστός δρόμος ονομάζεται **διάγραμμα Nyquist** και περικλείει όλο το δεξί ημιεπίπεδο [23].

2.4 Οι Ελεγκτές P, I, D και η Λειτουργία τους

Σε ένα σύστημα αυτομάτου ελέγχου πρέπει να ικανοποιούνται κάποιες παράμετροι έτσι ώστε να θεωρηθεί σωστή η σχεδιάσή του. Έτσι, το πιο σημαντικό είναι να βρεθεί ο σωστός ελεγκτής για το σύστημα και να παραμετροποιηθεί κατάλληλα. Στόχος της σωστής σχεδίασης του ελεγκτή είναι η συμπεριφορά της διαδικασίας και να μην παρεκτρέπει με βάση πάντα την επιθυμητή τιμή της εξόδου. Επομένως, ο ελεγκτής είναι υπεύθυνος για το σήμα ελέγχου που θα δώσει στο σύστημα.

Η επιλογή ενός κατάλληλου ελεγκτή εξαρτάται από το σύστημα που θα σχεδιάσουμε και από το τι τελικά θα χρειαστεί να έχουμε στην έξοδο σαν επιθυμητή απόκριση. Οπότε, ο ελεγκτής πρέπει ακόμα και σε διάφορες εξωτερικές μεταβολές που τυχόν δημιουργηθούν, να έχει μία ομαλή και εύρωστη επαναφορά στην επιθυμητή συμπεριφορά του συστήματος. Για να επιτευχθεί αυτό, χρησιμοποιούνται συνήθως οι ελεγκτές P (Proportional controller), I (Integral) και D (Derivative). Οι ελεγκτές αυτοί συναντώνται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών για έλεγχο βιομηχανικών διεργασιών. Περίπου το 95% των εργασιών κλειστού βρόχου του κλάδου βιομηχανικού αυτοματισμού χρησιμοποιούνται τέτοιοι ελεγκτές. Η συντομογραφία τους σημαίνει Αναλογικός (P) – Ολοκληρωτικός (I) – Παραγωγικός (D). Αυτοί οι τρεις ελεγκτές συνδυάζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να παράγουν ένα σήμα ελέγχου στο σύστημα. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίζεται η προηγούμενη κατάσταση της εξόδου και μέσω της ανάδρασης, στην αρχή του συστήματος, το επιστρεφέν σήμα συγκρίνεται με την επιθυμητή τιμή εισόδου. Έπειτα, το συγκρινόμενο σήμα περνάει στον ελεγκτή και με κατάλληλες μετατροπές που γίνονται, το ιδανικό σήμα από την έξοδο του ελεγκτή περνάει στο σύστημα και από εκεί προκύπτει η επιθυμητή απόκριση του συστήματος.



Εικόνα 5: Διάγραμμα λειτουργίας ελεγκτή PID

2.4.1 Ο Ελεγκτής P

Ο αναλογικός ελεγκτής ή ελεγκτής P δίνει έξοδο που είναι ανάλογη με το τρέχον σφάλμα $e(t)$. Συγκρίνει το επιθυμητό ή το καθορισμένο σημείο με την πραγματική τιμή ή την τιμή της διαδικασίας ανάδρασης. Το προκύπτον σφάλμα πολλαπλασιάζεται με την αναλογική σταθερά για να λάβουμε την τιμή της εξόδου. Εάν η τιμή σφάλματος είναι μηδέν, τότε η έξοδος ελεγκτή είναι μηδέν. Επίσης, δεν φτάνει ποτέ στην φάση σταθερής κατάστασης. Παρέχει σταθερή λειτουργία αλλά διατηρεί πάντα το σφάλμα σταθερής κατάστασης σε συστήματα από δεύτερη τάξη και πάνω. Η συνάρτηση του ελεγκτή P είναι:

$$G(s) = K_p$$

2.4.2 Ο Ελεγκτής I

Λόγω του περιορισμού του ελεγκτή P όπου υπάρχει πάντα μια μετατόπιση μεταξύ της μεταβλητής διαδικασίας και του σταθερού σημείου, απαιτείται ο ελεγκτής I, ο οποίος παρέχει τις απαραίτητες λειτουργίες για την εξάλειψη του σφάλματος σταθερής κατάστασης. Ενσωματώνει το σφάλμα για μια χρονική περίοδο έως ότου η τιμή σφάλματος να φτάσει στο μηδέν. Διατηρεί την τιμή στην τελική συσκευή ελέγχου στην οποία το σφάλμα γίνεται μηδέν. Η μαθηματική περιγραφή του ελεγκτή I είναι:

$$G(s) = \frac{K_i}{s}$$

Ο ολοκληρωτικός έλεγχος μειώνει την τιμή εξόδου του όταν λαμβάνει χώρα αρνητικό σφάλμα. Περιορίζει την ταχύτητα απόκρισης και επηρεάζει τη σταθερότητα του συστήματος. Η ταχύτητα της απόκρισης αυξάνεται μειώνοντας το κέρδος K_i .

Καθώς το κέρδος του ελεγκτή I μειώνεται, το σφάλμα σταθερής κατάστασης συνεχίζει επίσης να μειώνεται.

2.4.3 Ο Ελεγκτής D

Ο ελεγκτής I δεν έχει τη δυνατότητα να προβλέψει τη μελλοντική συμπεριφορά σφάλματος. Έτσι αντιδρά κανονικά μόλις αλλάξει το σταθερό σημείο. Ο ελεγκτής D ξεπερνά αυτό το πρόβλημα προβλέποντας την μελλοντική συμπεριφορά του σφάλματος. Η έξοδος του εξαρτάται από το ρυθμό αλλαγής σφάλματος σε σχέση με το χρόνο, πολλαπλασιαζόμενο με την σταθερά παραγώγου. Δίνει την έναρξη για την έξοδο αυξάνοντας έτσι την απόκριση του συστήματος. Η μαθηματική του έκφραση είναι:

$$G(s) = K_d s$$

Η απόκριση του ελεγκτή D είναι μεγαλύτερη και επίσης μειώνεται ο χρόνος της εξόδου. Βελτιώνει τη σταθερότητα του συστήματος αντισταθμίζοντας την καθυστέρηση φάσης που προκαλείται από τον ελεγκτή I. Τελικά, η αύξηση της παραγώγου του κέρδους αυξάνει την ταχύτητα απόκρισης.

2.5 Ο Ελεγκτής PID και Μέθοδοι Σχεδιασμού

Ο ελεγκτής PID αποτελείται από τρεις όρους, δηλαδή αναλογικό, ολοκληρωμένο και παράγωγο έλεγχο. Η συνδυασμένη λειτουργία αυτών των τριών ελεγκτών παρέχει την στρατηγική ελέγχου για τον έλεγχο της διαδικασίας. Ο ελεγκτής PID χειρίζεται τις μεταβλητές διεργασίας όπως πίεση, ταχύτητα, θερμοκρασία, ροή κ.λπ. Ορισμένες από τις εφαρμογές χρησιμοποιούν ελεγκτές PID σε διαδοχικά δίκτυα όπου χρησιμοποιούνται δύο ή περισσότεροι PID για τον έλεγχο.

Όσον αφορά στην δομή του ελεγκτή, αποτελείται από ένα μπλοκ PID που δίνει την έξοδο του στο μπλοκ επεξεργασίας. Η μονάδα αποτελείται από συσκευές τελικού ελέγχου όπως ενεργοποιητές, βαλβίδες ελέγχου και άλλες συσκευές για τον έλεγχο διαφόρων διαδικασιών.

Το σήμα ανατροφοδότησης από τη μονάδα επεξεργασίας συγκρίνεται με ένα σημείο ρύθμισης ή σήμα αναφοράς $u(t)$ και το αντίστοιχο σήμα σφάλματος $e(t)$ τροφοδοτείται στον αλγόριθμο PID. Σύμφωνα με τους αναλογικούς, ολοκληρωμένους και

παράγωγους υπολογισμούς ελέγχου στον αλγόριθμο, ο ελεγκτής παράγει συνδυασμένη απόκριση ή ελεγχόμενη έξοδο που εφαρμόζεται σε συσκευές ελέγχου εγκατάστασης. Στην σχεδίαση του PID ελεγκτή χρειάζεται να βρεθούν οι κατάλληλες παράμετροι για να μπορεί το σύστημα να έχει ιδανική συμπεριφορά, δηλαδή η έξοδος του συστήματος να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στην επιθυμητή τιμή. Πριν από τη λειτουργία του, ο ελεγκτής PID πρέπει να συντονιστεί ώστε να ταιριάζει με τη δυναμική της διαδικασίας που πρέπει να ελέγχεται.

Οι σχεδιαστές δίνουν τις προεπιλεγμένες τιμές για τους όρους P, I και D και ορισμένες φορές αυτές οι τιμές δεν μπορούν να δώσουν την επιθυμητή απόδοση και οδηγούν σε αστάθεια και αργές επιδόσεις ελέγχου. Αναπτύσσονται διάφοροι τύποι μεθόδων συντονισμού για το συντονισμό των ελεγκτών PID και απαιτούν μεγάλη προσοχή από τον χειριστή για την επιλογή των καλύτερων τιμών αναλογικών, ολοκληρωμένων και παράγωγων κερδών. Μερικές από αυτές τις μεθόδους είναι:

i. Πρώτη Μέθοδος Zeigler-Nichols

Η μέθοδος αυτή, εστιάζει στο πρόβλημα της μεταβάτικης απόκρισης του συστήματος και είναι εμπειρική. Δηλαδή, δεν χρειάζεται η λεπτομερής γνώση του συστήματος και στηρίζεται σε έναν βασικό πίνακα όπου για κάθε ελεγκτή που θα χρειαστεί να χρησιμοποιηθεί, υπάρχει η κατάλληλη μαθηματική σχέση που το περιγράφει με συνάρτηση μεταφοράς του ελεγκτή:

$$G(s) = 0.6D \frac{\left(s + \frac{1}{D}\right)^2}{s}$$

,όπου D=χρόνος υστέρησης και L=χρόνος αντίδρασης.

ΕΛΕΓΚΤΗΣ	K_p	K_i	K_d
P	L/D	0	0
PI	(0.9L)/D	3.33/D	0

PID	(1.2L)/D	0.5/D	0.5/D
-----	----------	-------	-------

Πίνακας 1: Πίνακας Zeigler-Nichols (πρώτη μέθοδος)

Η δεύτερη μέθοδος έρχεται να καλύψει την ανάγκη στην καλύτερη απόκριση κάποιων συστημάτων, όπου η έξοδος τους έχει αρκετές ταλαντώσεις, με συνέπεια την αστάθεια τους ως προς την επιθημητή συμπεριφορά. Με συνάρτηση μεταφοράς του ελεγκτή:

$$G(s) = 0.075K_{cr}T_{cr} \frac{\left(s + \frac{4}{T_{cr}}\right)^2}{s}$$

,με K_{cr} (κέρδος ταλάντωσης) και T_{cr} (περίοδος ταλάντωσης) ως νέοι παράμετροι ο νέος πίνακας έχει ως εξής:

ΕΛΕΓΚΤΗΣ	K_p	K_i	K_d
P	$0.5K_{cr}$	0	0
PI	$0.45K_{cr}$	$1.2/T_{cr}$	0
PID	$0.6K_{cr}$	$1.2/T_{cr}$	$0.125T_{cr}$

Πίνακας 2: Πίνακας Zeigler-Nichols (δεύτερη μέθοδος)

ii. Μέθοδος Cohen-Coon

Η μέθοδος αυτή έχει το πλεονέκτημα πως είναι σχετικά απλή, αφού στην ουσία βρίσκει την εφαπτομένη κάθε σημείου της απόκρισης (ανοιχτού βρόχου) σχηματίζοντας μικρές ευθείες γραμμές και η μαθηματική υλοποίηση στηρίζεται σε εύκολες πράξεις. Επίσης, επιτυγχάνεται και ελαχιστοποίηση του μόνιμου σφάλματος. Το μειονέκτημα είναι πως παραμένουν οι ταλαντώσεις στην απόκριση. Οι παράμετροι K_p , T_i , T_d με τ_d (χρόνος υστέρησης) και T (χρόνος αντίδρασης), υπολογίζονται από τους εξής τύπους:

$K_p = \frac{1}{K} \frac{T}{\tau_d} \left(\frac{4}{3} + \frac{\tau_d}{4T} \right)$	$T_i = Td \frac{32 + \frac{6\tau_d}{T}}{13 + \frac{8\tau_d}{T}}$	$T_d = \frac{4\tau_d}{11 + \frac{2\tau_d}{T}}$
---	--	--

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΝΕΥΡΟΑΣΑΦΗΣ ΕΛΕΓΧΟΣ

3.1 Εισαγωγή

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα πρόγραμμα υπολογιστή που λειτουργεί παρόμοια με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Ο στόχος των νευρωνικών δικτύων είναι να εκτελεί αυτές τις γνωστικές λειτουργίες που μπορεί να εκτελέσει ο εγκέφαλός μας, όπως η επίλυση προβλημάτων, η διδασκαλία κ.α.

Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο αναπτύχθηκε το 1943 από τον Warren McCulloch, έναν νευροφυσιολόγο από το Πανεπιστήμιο του Ιλλινόις και τον Walter Pitts, μαθηματικό από το Πανεπιστήμιο του Σικάγο. Ωστόσο, δεν κατάφεραν να δοκιμάσουν το πρώτο νευρωνικό δίκτυο καθώς η τεχνολογία τους δεν ήταν αρκετά προηγμένη για να έχει την ικανότητα να το τρέχει έτσι, το 1954 οι Belmont Farley και Wesley Clark, καθηγητές στο Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Μασαχουσέτης κατάφεραν να τρέξουν το πρώτο απλό νευρωνικό δίκτυο.

Η κύρια έκκληση των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητά τους να μιμούνται τις δεξιότητες αναγνώρισης προτύπων του εγκεφάλου. Μεταξύ προσωπικών και εμπορικών εφαρμογών νευρωνικών δικτύων, έχουν χρησιμοποιηθεί για ένα ευρύ φάσμα πραγμάτων, όπως έχουν χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του αποτελέσματος των επενδυτικών αποφάσεων, μπορούν να βρουν μοτίβα σε χειρόγραφα κείμενα και μπορούν ακόμη και να σαρώσουν περιοχές εδάφους για ανωμαλίες που το κάνουν ικανό να βρίσκει πράγματα όπως νάρκες ξηράς ή βόμβες, όπως επίσης και σε εφαρμογές στην ρομποτική.

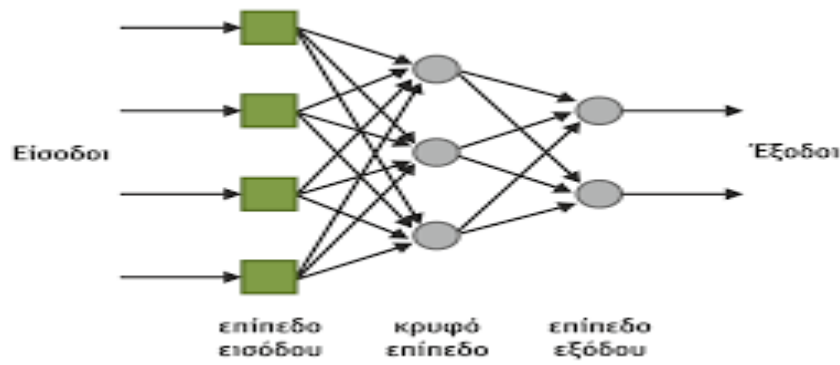
Ενώ οι μηχανικοί στην κοινότητα ελέγχων έχουν απασχοληθεί με την μετάβαση από παραδοσιακές και αναλογικές ηλεκτρονικές τεχνολογίες ελέγχου στα ψηφιακά συστήματα μηχανικού ελέγχου, που ενσωματώνουν υπολογιστές ανάλυσης και αλγόριθμους λήψης αποφάσεων, νέες τεχνολογίες υπολογιστών έχουν εμφανιστεί στον ορίζοντα που μπορεί να αλλάξουν τα πράγματα ακόμη περισσότερο. Οι παραδοσιακοί υπολογιστές έχουν αρχιτεκτονική von Neumann, η οποία βασίζεται σε διαδοχική επεξεργασία και εκτέλεση ρητών οδηγιών. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANNs), από την άλλη πλευρά, αποτελούνται από εξαιρετικά απλές μονάδες επεξεργασίας που

συνδυάζονται σε ένα μαζικά παράλληλο σύστημα ακολουθώντας απλές οδηγίες που βασίζονται στην αναγνώριση δεδομένων από εξωτερικές πηγές.

3.2 Ορισμοί

Το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (ANN) είναι, «μια διασυνδεδεμένη ομάδα τεχνητών νευρώνων» που χρησιμοποιεί ένα μαθηματικό ή ένα υπολογιστικό μοντέλο για την επεξεργασία πληροφοριών βάσει μιας προσέγγισης σύνδεσης κατά τον υπολογισμό. Στις περισσότερες περιπτώσεις, ένα ANN είναι ένα προσαρμοστικό σύστημα που αλλάζει τη δομή του με βάση εξωτερικές ή εσωτερικές πληροφορίες που ρέουν μέσω του δικτύου. Ακόμη πιο συγκεκριμένα, τα ANN μοντελοποιούν πολύπλοκες σχέσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων ή βρίσκουν μοτίβα σε δεδομένα, αντί να παράγουν αριθμητικά αποτελέσματα βάσει αριθμητικών εισόδων. Οι απλοί κόμβοι (που ονομάζονται διαφορετικά «νευρώνες», «στοιχεία επεξεργασίας» ή «μονάδες») συνδέονται μεταξύ τους για να σχηματίσουν ένα δίκτυο κόμβων. Η χρησιμότητά τους προκύπτει από την ικανότητά τους να ενσωματώνουν συμπερασματικούς αλγόριθμους που μεταβάλλουν τις δυνάμεις ή τα βάρη των συνδέσεων δικτύου για να παράγουν μια επιθυμητή ροή σήματος. Το πιο ενδιαφέρον είναι η δυνατότητα μάθησης, η οποία στην πράξη σημαίνει βελτιστοποίηση μιας συγκεκριμένης αξίας, που συχνά αποκαλείται «κόστος», που αντιπροσωπεύει την καταλληλότητα του αποτελέσματος, δεδομένου του πλαισίου του προβλήματος.

Για παράδειγμα, το κόστος στο κλασικό πρόβλημα πωλητή ταξιδιωτικών υπηρεσιών, είναι ο χρόνος που απαιτείται για να παραχθεί ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα της περιοχής πωλήσεων, κάνοντας στάσεις σε όλες τις απαιτούμενες τοποθεσίες και φτάνοντας στο σημείο εκκίνησης. Μια συντομότερη διαδρομή παρέχει την καλύτερη δυνατή λύση. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος, οι υπολογιστές Von Neumann πρέπει να προσδιορίσουν όλες τις πιθανές διαδρομές και, στη συνέχεια, να ακολουθήσουν ξεχωριστά κάθε διαδρομή με τη σειρά, προσθέτοντας τις καθυστερήσεις χρόνου για να προσδιορίσουν το άθροισμα αυτής της διαδρομής. Αφού υπολογιστούν τα σύνολα για όλες τις πιθανές διαδρομές, ο υπολογιστής επιλέγει απλά τη συντομότερη.



Εικόνα 6: Αρχιτεκτονική τεχνητού νευρωνικού δικτύου [24].

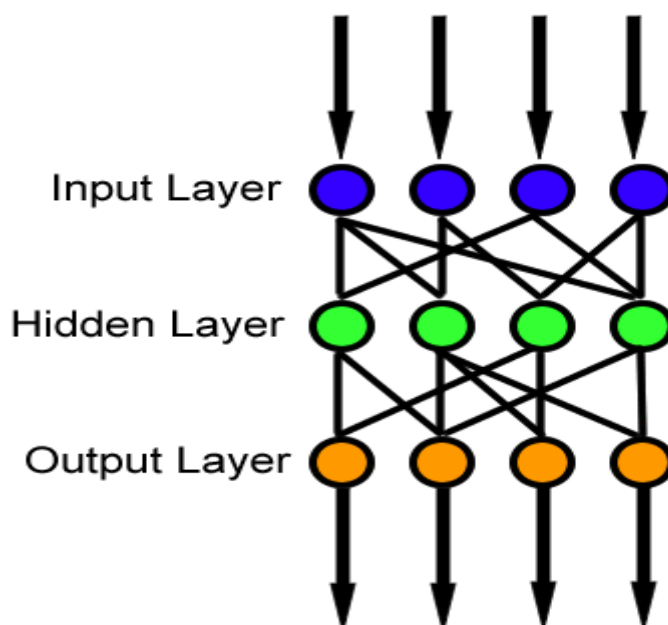
Τα ANN, από την άλλη πλευρά, εξετάζουν όλες τις διαδρομές παράλληλα για να βρουν μοτίβα που ελαχιστοποιούν το συνολικό χρόνο διαδρομής. Η εφαρμογή αυτών των μοτίβων ελαχιστοποιεί τη διαδρομή που προκύπτει. Η μάθηση συνίσταται στον καθορισμό των προτύπων για την παροχή στρατηγικών βέλτιστης διαδρομής.

Η ασαφής λογική προέρχεται από τη θεωρία των ασαφών συνόλων, η οποία ασχολείται με τη λογική που είναι προσεγγιστική και όχι ακριβής. Η ασαφής λογική αντιπροσωπεύει την ιδιότητα ενός μέλους σε αόριστα καθορισμένα σύνολα. Η ασαφής λογική μπορεί να λαμβάνει αποφάσεις βασισμένες σε ανακριβώς καθορισμένα, αλλά παρόλα αυτά, πολύ σημαντικά χαρακτηριστικά. Η ασαφής λογική επιτρέπει καθορισμένες τιμές συμμετοχής που κυμαίνονται (μεταξύ άλλων) μεταξύ 0 και 1, και ανακριβείς έννοιες όπως «ελαφρώς», «αρκετά» και «πολύ». Συγκεκριμένα, επιτρέπει τη μερική συμμετοχή σε ένα σύνολο.

Μια βασική εφαρμογή μπορεί να χαρακτηρίζει τις υποκατηγορίες μιας συνεχούς μεταβλητής. Για παράδειγμα, η μέτρηση θερμοκρασίας για τα φρένα μπορεί να έχει πολλές ξεχωριστές λειτουργίες μελών που καθορίζουν συγκεκριμένα εύρη θερμοκρασίας που απαιτούνται για τον σωστό έλεγχο των φρένων. Κάθε συνάρτηση χαρτογραφεί την ίδια τιμή θερμοκρασίας σε μια τιμή αλήθειας (true) στο εύρος 0 έως 1. Αυτές οι τιμές αλήθειας μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό του τρόπου ελέγχου των φρένων.

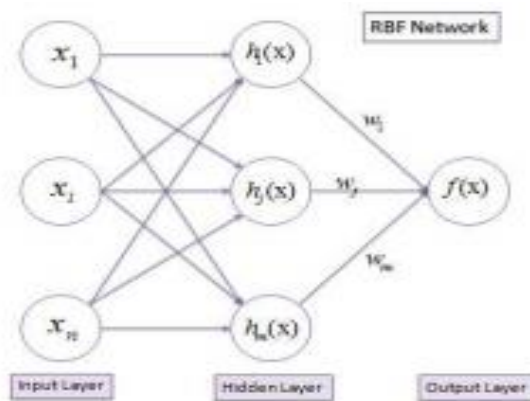
3.3 Τύποι Νευρωνικών Δικτύων

- **Εμπροσθιο-τροφοδοτημένο Νευρωνικό Δίκτυο (Feedforward Neural Network):**
Αυτό είναι ένα από τα πιο απλά νευρωνικά δίκτυα, όπου τα δεδομένα ή η είσοδος ταξιδεύουν μόνο προς μία κατεύθυνση. Τα δεδομένα περνούν μέσω των κόμβων εισόδου και εξέρχονται στους κόμβους εξόδου. Δεν υπάρχει αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης, οπότε, εάν το νευρωνικό δίκτυο εξάγει τη «λάθος» απάντηση, δεν υπάρχει τρόπος να διορθωθεί.



Εικόνα 7: Εμπροσθοτροφοδοτημένο νευρωνικό δίκτυο. Πηγή: Βικιπαίδεια

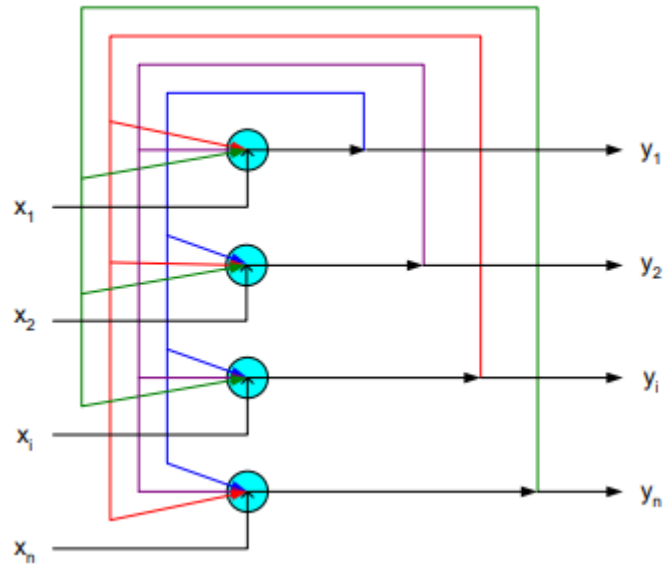
- **Νευρωνικό δίκτυο λειτουργίας ακτινικής βάσης (Radial Base Function Neural Network):** Οι λειτουργίες ακτινικής βάσης θεωρούν την απόσταση ενός σημείου σε σχέση με το κέντρο. Οι λειτουργίες RBF έχουν δύο επίπεδα, πρώτα όπου τα χαρακτηριστικά συνδυάζονται με τη λειτουργία ακτινικής βάσης στο εσωτερικό στρώμα και στη συνέχεια λαμβάνεται υπόψη η έξοδος αυτών των χαρακτηριστικών ενώ υπολογίζεται η ίδια έξοδος στην επόμενη λειτουργία.



Εικόνα 8: RBF Νευρωνικό Δίκτυο.¹

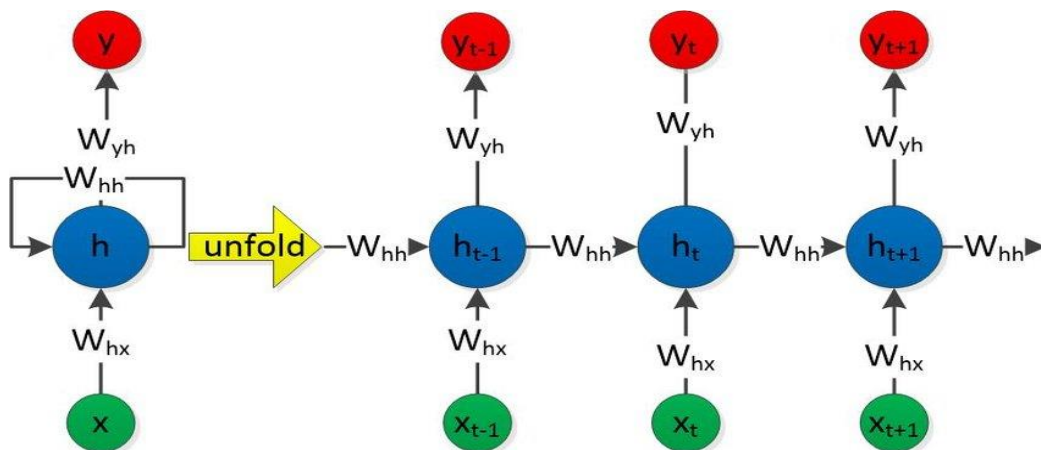
- Αυτο-οργανωτικό νευρωνικό δίκτυο Kohonen:** Ο στόχος ενός χάρτη Kohonen είναι να εισάγει διανύσματα αυθαίρετων διαστάσεων σε έναν διακριτό χάρτη φτιαγμένο από νευρώνες. Ο χάρτης πρέπει να εκπαιδευτεί για να δημιουργήσει τη δική του οργάνωση των δεδομένων εκπαίδευσης. Αποτελείται από μία ή δύο διαστάσεις. Κατά την προπόνηση, η τοποθεσία του χάρτη παραμένει σταθερή, αλλά, τα βάρη διαφέρουν ανάλογα με την τιμή. Η απόσταση μεταξύ του σημείου και των νευρώνων υπολογίζεται από την ευκλείδεια απόσταση, κερδίζει ο νευρώνας με τη μικρότερη απόσταση.

¹ Για περισσότερες πληροφορίες: <https://www.dit.uoi.gr/e-class/modules/document/file.php/249/%CE%94%CE%99%CE%91%CE%9B%CE%95%CE%9E%CE%95%CE%99%CE%A3/rbf.pdf>



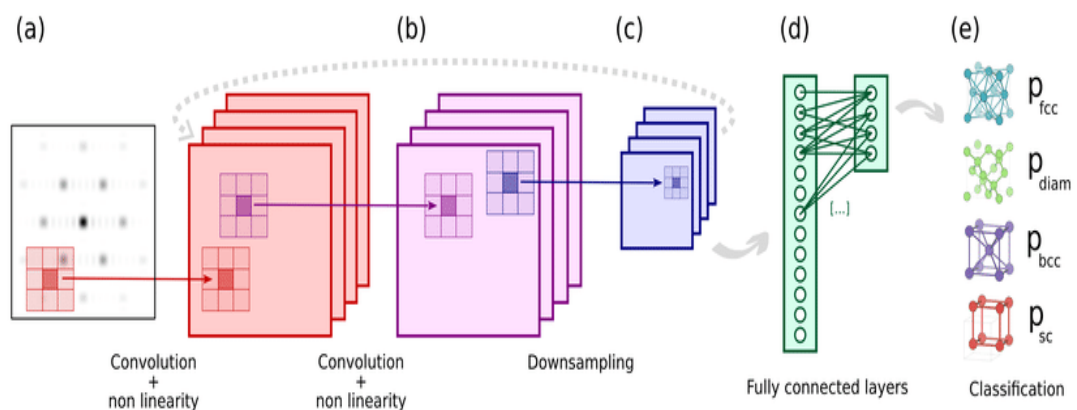
Εικόνα 9: Νευρωνικό Δίκτυο Cohonen [25].

- Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο (RNN):** Τα RNN λειτουργούν με βάση την αρχή της εξοικονόμησης της εξόδου ενός επιπέδου και τροφοδοσίας αυτού στην είσοδο για να βοηθήσουν στην πρόβλεψη του αποτελέσματος του επιπέδου. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιεί back-spread για να ελέγξει ξανά τη δουλειά του για να βεβαιωθεί ότι η παραγωγή του είναι σωστή το 99,9% του χρόνου.



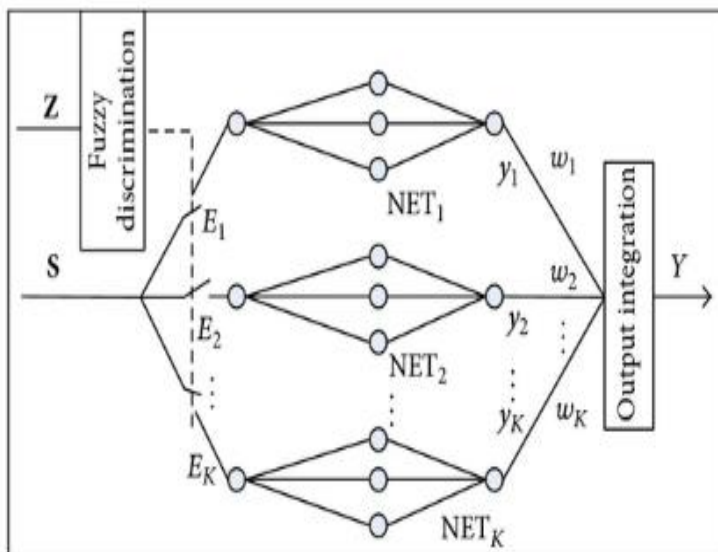
Εικόνα 10: Η αρχιτεκτονική του δικτύου RNN [26].

- **Convolutional Neural Network (CNN):** Τα CNN είναι παρόμοια με τα τροφοδοτικά νευρωνικά δίκτυα, όπου οι νευρώνες έχουν βάρη και μεροληψίες που μπορούν να μάθουν. Οι άνθρωποι το χρησιμοποιούν πολύ συχνά, το οποίο επεξεργάζεται σήμα και εικόνα σε συνδυασμό με το OpenCV (όραση υπολογιστή). Παρακάτω είναι μια αναπαράσταση ενός ConvNet, σε αυτό το δίκτυο, με τις δυνατότητες εισαγωγής να λαμβάνονται σε παρτίδες όπως ένα φίλτρο. Αυτό θα βοηθήσει το δίκτυο να θυμάται τις εικόνες σε μέρη και να μπορεί να υπολογίσει τις λειτουργίες.



Εικόνα 11: Το νευρωνικό δίκτυο CNN [27].

- **Modular Neural Network (MNN):** Τα MNNs είναι μια συλλογή διαφορετικών δικτύων που λειτουργούν ανεξάρτητα ενώ συμβάλλουν στην έξοδο. Κάθε δίκτυο έχει ένα σύνολο εισόδων που είναι μοναδικές σε σύγκριση με άλλα δίκτυα που κατασκευάζουν και εκτελούν δευτερεύουσες εργασίες. Το πλεονέκτημα των MNNs είναι ότι χωρίζουν την υπολογιστική διαδικασία σε μικρότερες διαδικασίες που μπορούν να κάνουν τη λειτουργία του υπολογιστή πιο εύκολη και πιο γρήγορη.



Εικόνα 12: Το νευρωνικό δίκτυο MNN [28].

Τα νευρωνικά δίκτυα βρίσκονται στο προσκήνιο της γνωστικής πληροφορικής. Αυτό σημαίνει ότι ένας υπολογιστής μπορεί μια μέρα να είναι πιο ισχυρός από τους εγκεφάλους μας. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται κυρίως στην υπολογιστική νοημοσύνη μόνο ή σε συνδυασμό με μια άλλες τεχνολογίες. Ωστόσο, τα συστήματα αυτά είναι διαφορετικά καθώς βασίζονται σε πολυεπίπεδη νευρωνικά δίκτυα και ισχύ, όπως η ικανότητα αναγνώρισης ομιλίας του Siri (ο βοηθός κινητής τηλεφωνίας της Apple). Σε συνδυασμό με την εκθετικά αυξανόμενη υπολογιστική ισχύ και τις τεράστιες ποσότητες μεγάλων δεδομένων, τα νευρωνικά δίκτυα επηρεάζουν την κατανομή της εργασίας μεταξύ ανθρώπων και μηχανών.

3.4 Λειτουργία Νευρωνικών Δικτύων

Φανταστείτε ένα νευρωνικό δίκτυο ως ένα μαύρο κουτί που λαμβάνει εισόδους όπως η απογραφή ενός αυτοκινούμενου αυτοκινήτου που τα επεξεργάζεται σε μία από τις πολλαπλές εξόδους, όπως τα χειριστήρια για το αυτοκίνητο. Το ίδιο το νευρωνικό δίκτυο έχει πολλές μικρές μονάδες που ονομάζονται νευρώνες, όπου αυτοί οι νευρώνες ομαδοποιούνται σε διάφορα στρώματα. Τα στρώματα είναι στήλες νευρώνων που συνδέονται μεταξύ τους μέσω άλλων νευρώνων.

Κάθε νευρώνας συνδέεται με έναν νευρώνα άλλου στρώματος μέσω συνδέσμων που ονομάζονται σταθμισμένες συνδέσεις. Οι σταθμισμένες συνδέσεις προσαρμόζονται σε έναν πραγματικό αριθμό που συνδέονται μαζί τους. Ένας νευρώνας παίρνει την τιμή ενός συνδεδεμένου νευρώνα (στο στρώμα τους) και τον πολλαπλασιάζει με το βάρος των συνδέσεών τους. Το άθροισμα όλων των συνδεδεμένων νευρώνων είναι η τιμή προκατάληψης των νευρώνων. Η τιμή προκατάληψης υπολογίζεται έπειτα, μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης, η οποία μεταμορφώνει μαθηματικά την τιμή και την εκχωρεί στον συνδεδεμένο νευρώνα στο παρακείμενο στρώμα. Αυτό διαδίδεται σε ολόκληρο το δίκτυο.

Ουσιαστικά, το δίκτυο είναι σαν ένα φίλτρο όπου μέσω όλων των μαθηματικών υπολογισμών, ο υπολογιστής μπορεί να βρει τη σωστή απάντηση. Αυτό ακριβώς κάνει το δίκτυο, η πραγματική πρόκληση είναι η εύρεση των σωστών βαρών (τιμή νευρώνα) προκειμένου να υπολογίσει σωστά τα αποτελέσματα. Η εύρεση των σωστών βαρών γίνεται μέσω της μηχανικής μάθησης, γι 'αυτό τα νευρωνικά δίκτυα είναι τόσο αλληλένδετα με την πρόοδο της τεχνητής νοημοσύνης.

Υπάρχουν στιγμές όπου το δίκτυο είναι λάθος και εμφανίζει λάθος απάντηση. Το δίκτυο είναι πάντα σε θέση να είναι σωστό επειδή αναζητά συγκεκριμένα χαρακτηριστικά για να δώσει μια απάντηση.

Ωστόσο, εάν ένα αντικείμενο μοιάζει με άλλο αντικείμενο, το δίκτυο θα μπορούσε να καταγράψει λάθος μια έξοδο, με αποτέλεσμα μια ψευδή απάντηση. Προκειμένου να αποφευχθεί αυτό, μπορούμε καταρχάς, να εξοπλίσουμε το δίκτυο με κάποιου είδους μηχανισμό ανάδρασης, γνωστό ως αλγόριθμο οπίσθιας διάδοσης. Αυτό επιτρέπει στο δίκτυο να προσαρμόζει τις συνδέσεις μέσω του δικτύου. Χρησιμοποιώντας αυτόν τον αλγόριθμο, το δίκτυο μπορεί να επιστρέψει και να ανατροφοδοτήσει το δίκτυό του για να βεβαιωθεί ότι όλες οι τιμές προκατάληψης είναι σωστές και ότι όλες οι συνδέσεις σταθμίζονται σωστά, έτσι ώστε ο προγραμματιστής να ξέρει ότι έχει προγραμματίσει σωστά την εφαρμογή του.

Δεύτερον, μπορούμε να κάνουμε το νευρωνικό δίκτυο ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο, που περιλαμβάνει σήματα που προχωρούν και προς τις δύο κατευθύνσεις τόσο εντός όσο και μεταξύ των επιπέδων. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα (RNN) είναι συνήθως σχεδιασμένα για να αναγνωρίζουν τα

διαδοχικά χαρακτηριστικά των δεδομένων και να χρησιμοποιούν μοτίβα για να προβλέψουν το επόμενο πιθανό σενάριο.

3.5 Νευρωνικά Δίκτυα και Τρόπος Εκπαίδευσης

Τα νευρωνικά δίκτυα βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στη μηχανική εκμάθηση, και ενώ απλά μοντέλα όπως η γραμμική παλινδρόμηση που χρησιμοποιούνται μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την πραγματοποίηση προβλέψεων βάσει ενός μικρού αριθμού χαρακτηριστικών δεδομένων, τα νευρωνικά δίκτυα είναι χρήσιμα όταν ασχολούνται με μεγάλα σύνολα δεδομένων, έχοντας αναπτύξει πολλές δυνατότητες.

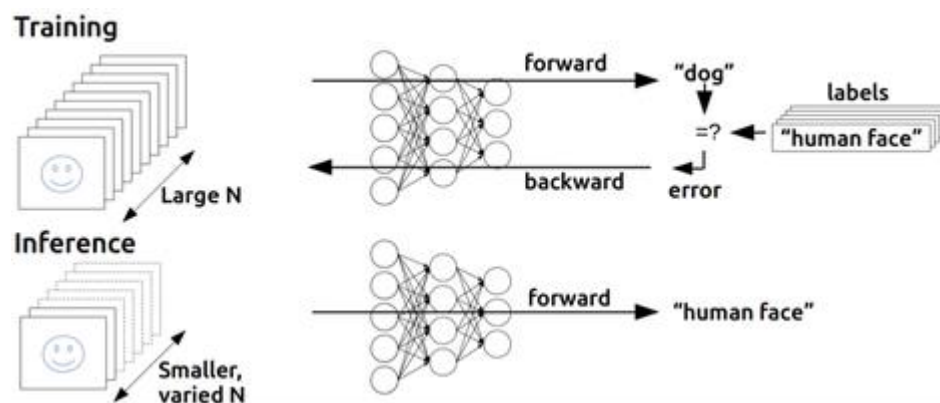
Τα νευρωνικά δίκτυα, των οποίων η δομή εμπνέεται από αυτή του εγκεφάλου, είναι διασυνδεδεμένα στρώματα αλγορίθμων, που ονομάζονται νευρώνες, τα οποία τροφοδοτούν δεδομένα μεταξύ τους, με την έξοδο του προηγούμενου στρώματος να είναι η είσοδος του επόμενου στρώματος.

Κάθε επίπεδο μπορεί να θεωρηθεί ότι αναγνωρίζει διαφορετικά χαρακτηριστικά των συνολικών δεδομένων. Για παράδειγμα, σκεφτείτε την χρήση μηχανικής εκμάθησης για την αναγνώριση χειρόγραφων αριθμών μεταξύ 0 και 9. Το πρώτο στρώμα στο νευρωνικό δίκτυο μπορεί να μετρήσει το χρώμα των μεμονωμένων εικονοστοιχείων στην εικόνα, το δεύτερο επίπεδο μπορεί να εντοπίσει σχήματα, όπως γραμμές και καμπύλες, το επόμενο επίπεδο θα μπορούσε να αναζητήσει μεγαλύτερα στοιχεία του γραπτού αριθμού - όπως, το στρογγυλεμένο βρόχο στη βάση του αριθμού 6. Αυτό συνεχίζει μέχρι το τελικό στρώμα, στο οποίο θα δώσει την πιθανότητα ότι ένα δεδομένο, είναι ένας αριθμός μεταξύ 0 και 9.

Το δίκτυο μαθαίνει πώς να αναγνωρίζει κάθε στοιχείο των αριθμών κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας, βαθμιαία τροποποιώντας τη σημασία των δεδομένων καθώς ρέει μεταξύ των επιπέδων του δικτύου. Αυτό είναι δυνατό λόγω του ότι κάθε συνδέσμος μεταξύ των στρωμάτων έχει ένα συνδεδεμένο βάρος, του οποίου η τιμή μπορεί να αυξηθεί ή να μειωθεί για να αλλάξει τη σημασία αυτού του συνδέσμου. Στο τέλος κάθε κύκλου προπόνησης, το σύστημα θα εξετάσει εάν η τελική έξοδος του νευρωνικού δικτύου πλησιάζει ή απομακρύνεται από αυτό που είναι επιθυμητό - για παράδειγμα, το δίκτυο βελτιώνεται ή χειροτερεύει στην αναγνώριση ενός χειρόγραφου αριθμού 6. Για να κλείσει το κενό μεταξύ της πραγματικής εξόδου και της επιθυμητής εξόδου, το σύστημα θα λειτουργήσει στη συνέχεια προς τα πίσω μέσω του νευρικού

δικτύου, αλλάζοντας τα βάρη που συνδέονται με όλους αυτούς τους συνδέσμους μεταξύ των επιπέδων, καθώς και μια σχετική τιμή που ονομάζεται προκατάληψη. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται οπίσθια διάδοση (*feed-backward*).

Τελικά, σε αυτή τη διαδικασία θα προκύψουν τιμές για τα βάρη και τις προκαταλήψεις, που θα επιτρέψουν στο δίκτυο να εκτελέσει αξιόπιστα μια επιθυμητή διεργασία.



Εικόνα 13: Παράδειγμα Εκπαίδευσης Νευρωνικού Δικτύου

3.6 Κανόνες Ελέγχου Νευρωνικών δικτύων

Τα ασαφή συστήματα και τα νευρωνικά δίκτυα έχουν προσελκύσει το ενδιαφέρον των ερευνητών σε διάφορους επιστημονικούς και μηχανικούς τομείς. Ο αριθμός και η ποικιλία εφαρμογών ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων έχουν αυξηθεί, όπως τα καταναλωτικά προϊόντα ή ο έλεγχος βιομηχανικών διεργασιών έως και στα ιατρικά όργανα, στα πληροφοριακά συστήματα, ακόμη και στην ανάλυση αποφάσεων. Η κύρια ιδέα του ελέγχου ασαφούς λογικής (FLC) είναι να οικοδομήσει ένα μοντέλο ελέγχου που είναι ικανό να ελέγχει το σύστημα χωρίς να σκέφτεται ως μαθηματικό μοντέλο. Ο προγραμματιστής καθορίζει τις ενέργειες ελέγχου με τη μορφή γλωσσικών κανόνων. Αυτοί οι κανόνες ελέγχου μεταφράζονται στο πλαίσιο της θεωρίας ασαφούς συνόλου, παρέχοντας μια λογική που μπορεί να προσομοιώσει τη συμπεριφορά του ειδικού ελέγχου. Η προδιαγραφή των καλών γλωσσικών κανόνων εξαρτάται από τη γνώση του προγραμματιστή, αλλά η μετάφραση αυτών των κανόνων σε ασαφές πλαίσιο συνόλου δεν είναι τυποποιημένη και πρέπει να γίνουν αυθαίρετες επιλογές που αφορούν, για παράδειγμα, τον τύπο των συναρτήσεων συμμετοχής. Η ποιότητα του ασαφούς λογικού ελεγκτή μπορεί να επηρεαστεί δραστικά από την επιλογή των συναρτήσεων συμμετοχής.

Τα νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν τη δυνατότητα επίλυσης του προβλήματος συντονισμού. Αν και ένα νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να μάθει από τα δεδομένα, το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο θεωρείται γενικά ως μαύρο κουτί. Ούτε είναι δυνατή η εξαγωγή δομικών πληροφοριών από το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο, ούτε μπορούμε να ενσωματώσουμε ειδικές πληροφορίες σε αυτό προκειμένου να απλοποιήσουμε τη διαδικασία μάθησης. Από την άλλη πλευρά, ένας ελεγκτής ασαφούς λογικής έχει σχεδιαστεί για να λειτουργεί με δομημένη γνώση και με τη μορφή κανόνων, έτσι σχεδόν όλα σε ένα ασαφές σύστημα παραμένουν εξαιρετικά διαφανή και εύκολα ερμηνεύσιμα. Ωστόσο, δεν υπάρχει επίσημο πλαίσιο για την επιλογή διαφόρων παραμέτρων σχεδιασμού και η βελτιστοποίηση αυτών των παραμέτρων γίνεται γενικά μέσω των δοκιμών και των σφαλμάτων. Ένας συνδυασμός νευρωνικών δικτύων και ασαφούς λογικής προσφέρει τη δυνατότητα επίλυσης προβλημάτων συντονισμού και σχεδιαστικών δυσκολιών μέσω της ασαφούς λογικής. Το δίκτυο που προκύπτει είναι πιο διαφανές και μπορεί εύκολα να αναγνωστεί με τη μορφή κανόνων. Αυτή η νέα προσέγγιση συνδυάζει τα καθιερωμένα πλεονεκτήματα και των δύο μεθόδων και αποφεύγει τα μειονεκτήματά τους.

3.7 Ανάλυση Νευρωνικού Ελέγχου Επεξεργασίας Εικόνας

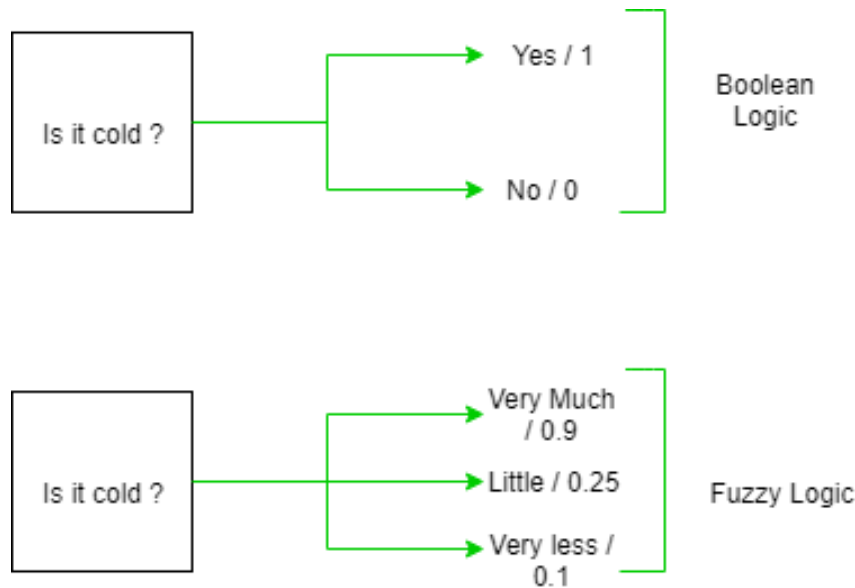
Ένα ANN που λαμβάνει αποφάσεις με βάση την ασαφή λογική μπορεί να δημιουργήσει ένα ισχυρό σύστημα ελέγχου. Αν θεωρηθεί ένας αλγόριθμος συμπερασμάτων με τρεις ασαφείς καταστάσεις (κρύο, ζεστό, χλιαρό), χρησιμοποιώντας τις τιμές αληθείας (0.8, 0.2, 0.0) αντίστοιχα ως εισόδους σε τρεις νευρώνες, τότε ο καθένας από τους οποίους αντιπροσωπεύει ένα από τα τρία σύνολα. Στη συνέχεια, κάθε νευρώνας θα εφαρμόζε μια συνάρτηση στην τιμή εισόδου του για να αποκτήσει μια τιμή εξόδου, η οποία στη συνέχεια θα αποτελούσε είσοδο για μια δεύτερη βαθμίδα νευρώνων κ.λπ.

Κάπως έτσι, ένας επεξεργαστής εικόνας νευρωνικού δικτύου, μπορεί να απαλλάξει εφαρμογές από πολλούς περιορισμούς όσον αφορά την απόκτηση βίντεο, τον φωτισμό και τις ρυθμίσεις υλικού. Αυτός ο βαθμός ελευθερίας είναι δυνατός, επειδή ένα νευρωνικό δίκτυο επιτρέπει να δημιουργήσουμε μια μηχανή με την βοήθεια της εκμάθησης παραδειγμάτων. Ως αποτέλεσμα, μπορεί να εκπαιδευτεί για την αναγνώριση λειτουργικών ή ελαττωματικών εξαρτημάτων υπό συνθήκες έντονου και σκοτεινού φωτισμού, τοποθετημένων σε διαφορετικούς προσανατολισμούς κ.λπ.,

συνθήκες τις οποίες το σύστημα γνωρίζει πώς να χειριστεί, εφαρμόζοντας κριτήρια βάσει αυτών των συνθηκών φωτισμού για να μπορέσει να κρίνει το περιεχόμενο της εικόνας. Επειδή το σύστημα αντιμετωπίζει τις συνθήκες φωτισμού ως ασαφείς έννοιες, η μηχανή συμπερασμάτων περιλαμβάνει γνωστές συνθήκες για να μπορέσει να αντιμετωπίσει τις νέες συνθήκες.

Όσο περισσότερα παραδείγματα μαθαίνει το σύστημα, τόσο πιο εξειδικευμένη γίνεται η μηχανή. Μπορεί να είναι αρκετά εύκολο να αυτοματοποιηθεί αυτή η μαθησιακή διαδικασία, δηλαδή η προ-ταξινόμηση τμημάτων σε σύνολα παρόμοιας κατηγορίας, για να μάθει να εντοπίζει ομοιότητες και διαφορές. Αυτές οι παρατηρούμενες ομοιότητες και διαφορές μπορούν στη συνέχεια να ενημερώσουν ένα ANN του οποίου στόχος είναι να ταξινομήσουν τα εισερχόμενα μέρη σε αυτές τις κατηγορίες. Το κλειδί για την επιτυχία είναι στο κόστος του εξοπλισμού, γιατί χρειάζεται ένας τεράστιος αριθμός εικόνων για την εκπαίδευση και την κατασκευή μιας ισχυρής μηχανής.

Ένας επεξεργαστής εικόνων νευρωνικού δικτύου είναι κατάλληλος για εφαρμογές όπου τα διαγνωστικά βασίζονται στην εμπειρία ενός χειριστή, παρά σε μοντέλα και αλγόριθμους. Ο επεξεργαστής μπορεί να δημιουργήσει μια μηχανή αναγνώρισης από απλούς σχολιασμούς εικόνας από έναν χειριστή και στη συνέχεια να εξαγάγει χαρακτηριστικά ή διανύσματα χαρακτηριστικών από τα αντικείμενα που εξετάζονται και να τα στείλει στο νευρωνικό δίκτυο. Τα διανύσματα χαρακτηριστικών που αφορούν οπτικά αντικείμενα μπορεί να είναι απλά όπως, οι τιμές των ακατέργαστων εικονοστοιχείων, ένα ιστόγραμμα ή οι κλίσεις κατά μήκος σχετικών αξόνων κ.α.



Εικόνα 14: Δομή δεδομένων ασαφούς λογικής

3.8 Γενικεύσεις

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ικανό να γενικεύσει και μπορεί να ταξινομήσει καταστάσεις που δεν έχει ξαναδεί ποτέ, συνδέοντάς τις με παρόμοιες καταστάσεις. Από την άλλη πλευρά, εάν μια μηχανή έχει την τάση να είναι υπερβολικά ελεύθερη και να γενικεύει καταστάσεις, μπορεί να διορθωθεί ανά πάσα στιγμή μαθαίνοντας αντίθετα παραδείγματα.

Από τη σκοπιά ενός νευρωνικού δικτύου, αυτή η λειτουργία συνίσταται στη μείωση των πεδίων επιρροής των υπαρχόντων νευρώνων για να φιλοξενήσει νέα παραδείγματα που έρχονται σε σύγκρουση με την υπάρχουσα χαρτογράφηση αποφάσεων.

Το κλειδί για την αποδοχή των ANN είναι η επίβλεψη και η προσαρμοστική μάθηση. Αυτό σημαίνει ότι μια ρομποτική συσκευή πρέπει να είναι ικανή να μάθει ένα αντικείμενο με ελάχιστη ή καθόλου παρέμβαση από έναν χειριστή. Τα ρομπότ του μέλλοντος, για παράδειγμα, μπορεί να έχουν τη δυνατότητα να μάθουν το πρόσωπο του παιδιού και να μαθαίνουν το όνομα του απλά ρωτώντας το. Η μη εποπτευόμενη μάθηση για ένα κινητό τηλέφωνο ενδέχεται να συνίσταται στην εκμάθηση του δακτυλικού αποτυπώματος του κατόχου του για πρώτη φορά. Ο έλεγχος ταυτότητας του κατόχου μπορεί επίσης να ενισχυθεί συνδυάζοντας πρόσωπο, δακτυλικό αποτύπωμα και αναγνώριση φωνής στην ίδια συσκευή.

Στο πλαίσιο της μη εποπτευόμενης μάθησης, η συσκευή πρέπει να δημιουργήσει τη δική της μηχανή αναγνώρισης που θα λειτουργεί καλύτερα για το λειτουργικό της περιβάλλον. Για παράδειγμα, ένα έξυπνο ρομπότ πρέπει να αναγνωρίσει τον ιδιοκτήτη της για πρώτη φορά, ανεξάρτητα από το χρώμα του δέρματος και των μαλλιών του, την τοποθεσία και την περίοδο του έτους.

Αρχικά, η μηχανή πρέπει να χρησιμοποιεί όλες τις τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών που γνωρίζει, να δημιουργήσει μια σειρά από υπο-μηχανές, καθεμία από τις οποίες προορίζεται για τον προσδιορισμό αντικειμένων της ίδιας κατηγορίας, αλλά βασίζεται στην παρατήρηση διαφορετικών χαρακτηριστικών (χρώμα, αντίθεση, πυκνότητα άκρων, κ.λπ.). Έτσι, ευρύτερη μηχανή μπορεί στη συνέχεια να αξιολογήσει τις υπο-μηχανές, επιλέγοντας αυτές που δίνουν την καλύτερη απόδοση ή και ακρίβεια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ

Λιγότερο από μια δεκαετία μετά το σπάσιμο της ναζιστικής μηχανής κρυπτογράφησης Enigma και βοηθώντας τις Συμμαχικές Δυνάμεις να κερδίσουν τον Δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο, ο μαθηματικός Άλαν Τούρινγκ άλλαξε την ιστορία για δεύτερη φορά με μια απλή ερώτηση: "Μπορούν οι μηχανές να σκεφτούν;"

Το έγγραφο του Turing "Computing Machinery and Intelligence" (1950), και το επόμενο Turing Test, καθιέρωσε τον θεμελιώδη στόχο και το όραμα της τεχνητής νοημοσύνης (*Artificial Intelligence*).

Στον πυρήνα της, η AI είναι ο κλάδος της επιστήμης των υπολογιστών που στοχεύει να απαντήσει καταφατικά στην ερώτηση του Turing. Είναι η προσπάθεια αναπαραγωγής ή προσομοίωσης ανθρώπινης νοημοσύνης σε μηχανές.

Ο εκτεταμένος στόχος της τεχνητής νοημοσύνης έχει δημιουργήσει πολλά ερωτήματα και συζητήσεις. Τόσο πολύ, που κανένας μοναδικός ορισμός του πεδίου δεν είναι καθολικά αποδεκτός.

Ο κύριος περιορισμός στον ορισμό της τεχνητής νοημοσύνης ως απλώς «οικοδόμησης έξυπνων μηχανών» είναι ότι δεν εξηγεί πραγματικά τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη. Τι κάνει όμως μια μηχανή έξυπνη;

Στο πρωτοποριακό εγχειρίδιό τους «Τεχνητή Νοημοσύνη: Μια Σύγχρονη Προσέγγιση», οι συγγραφείς Stuart Russell και Peter Norvig (2005) [29] προσεγγίζουν το ζήτημα επικεντρώνοντας το έργο τους γύρω από το θέμα των ευφυών πρακτόρων στις μηχανές. Έχοντας αυτό κατά νου, το AI είναι «η μελέτη παραγόντων που λαμβάνουν αντιλήψεις από το περιβάλλον και εκτελούν δράσεις».

Ο Norvig και ο Russell συνεχίζουν να εξερευνούν τέσσερις διαφορετικές προσεγγίσεις που έχουν ιστορικά ορίσει το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης:

- Ανθρώπινη σκέψη
- Λογική σκέψη
- Ανθρώπινη ενέργεια
- Λογική λειτουργία

Οι δύο πρώτες ιδέες αφορούν διαδικασίες σκέψης και συλλογιστικής, ενώ οι άλλες ασχολούνται με τη συμπεριφορά. Ο Norvig και ο Russell εστιάζουν ιδιαίτερα στους λογικούς πράκτορες που δρουν για να επιτύχουν το καλύτερο αποτέλεσμα, σημειώνοντας ότι «όλες οι δεξιότητες που απαιτούνται για το Turing Test επιτρέπουν επίσης σε έναν πράκτορα να ενεργεί ορθολογικά».

Ο Patrick Winston, καθηγητής τεχνητής νοημοσύνης και επιστήμης υπολογιστών της Ford στο MIT, ορίζει το AI ως «αλγόριθμους που ενεργοποιούνται από περιορισμούς, που εκτίθενται από αναπαραστάσεις, που υποστηρίζουν μοντέλα που στοχεύουν σε βρόχους που συνδέουν τη σκέψη, την αντίληψη και τη δράση».

Αν και αυτοί οι ορισμοί μπορεί να φαίνονται αφηρημένοι στο μέσο άτομο, βοηθούν στην εστίαση του πεδίου ως τομέα της επιστήμης των υπολογιστών και παρέχουν ένα σχέδιο για την έγχυση μηχανών και προγραμμάτων με μηχανική εκμάθηση και άλλα υποσύνολα τεχνητής νοημοσύνης.

Μιλώντας σε ένα πλήθος στο Japan AI Experience το 2017, ο Διευθύνων Σύμβουλος της DataRobot, Jeremy Achin, ξεκίνησε την ομιλία του προσφέροντας τον ακόλουθο ορισμό του πώς χρησιμοποιείται η AI σήμερα:

«Η AI είναι ένα σύστημα υπολογιστών ικανό να εκτελεί εργασίες που συνήθως απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη. Πολλά από αυτά τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης τροφοδοτούνται από μηχανική μάθηση, μερικά από αυτά τροφοδοτούνται από βαθιά μάθηση και μερικά από αυτά τροφοδοτούνται από πολύ βαρετά πράγματα όπως κανόνες».

Η τεχνητή νοημοσύνη εμπίπτει γενικά σε δύο ευρείες κατηγορίες:

- **Στενή Τεχνητή Νοημοσύνη (Narrow AI)**: Μερικές φορές αναφέρεται ως "Weak AI", αυτό το είδος τεχνητής νοημοσύνης λειτουργεί σε περιορισμένο πλαίσιο και είναι μια προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης. Η Narrow AI επικεντρώνεται συχνά στην εκτέλεση μιας εργασίας πολύ καλά και ενώ αυτά τα μηχανήματα μπορεί να φαίνονται έξυπνα, λειτουργούν υπό πολύ περισσότερους περιορισμούς και περιορισμούς από ότι ακόμη και η πιο βασική ανθρώπινη νοημοσύνη.
- **Γενική Τεχνητή νοημοσύνη (AGI)**: Το AGI, που μερικές φορές αναφέρεται ως "Strong AI", είναι το είδος της τεχνητής νοημοσύνης που βλέπουμε στις ταινίες,

όπως τα ρομπότ από το Star Trek: The Next Generation. Το AGI είναι μία μηχανή με γενική νοημοσύνη και, όπως και ένας άνθρωπος, μπορεί να εφαρμόσει αυτή τη νοημοσύνη για να λύσει οποιοδήποτε πρόβλημα.

Η στενή τεχνητή νοημοσύνη είναι γύρω μας και είναι εύκολα η πιο επιτυχημένη πραγματοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης μέχρι σήμερα. Με την εστίασή του στην εκτέλεση συγκεκριμένων εργασιών, η Narrow AI έχει βιώσει πολλές ανακαλύψεις την τελευταία δεκαετία που είχαν «σημαντικά κοινωνικά οφέλη και έχουν συμβάλει στην οικονομική ζωτικότητα του έθνους», σύμφωνα με την «Προετοιμασία για το Μέλλον της Τεχνητής Νοημοσύνης», Έκθεση του 2016 που εκδόθηκε από την κυβέρνηση Ομπάμα.

Μερικά παραδείγματα της Narrow AI περιλαμβάνουν:

- αναζήτηση Google
- Λογισμικό αναγνώρισης εικόνας
- Siri, Alexa και άλλοι προσωπικοί βοηθοί
- Αυτοκίνητα
- Watson της IBM

Μεγάλο μέρος του Narrow AI τροφοδοτείται από καινοτομίες στη μηχανική μάθηση και τη βαθιά μάθηση. Η κατανόηση της διαφοράς μεταξύ της τεχνητής νοημοσύνης, της μηχανικής μάθησης και της βαθιάς μάθησης μπορεί να προκαλέσει σύγχυση. Ο επιχειρηματικός Frank Chen παρέχει μια καλή επισκόπηση του τρόπου διάκρισης μεταξύ τους, σημειώνοντας:

«Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένα σύνολο αλγορίθμων και νοημοσύνης που προσπαθούν να μιμηθούν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση είναι μία από αυτές και η βαθιά μάθηση είναι μία από αυτές τις τεχνικές μηχανικής μάθησης».

Με απλά λόγια, η μηχανική εκμάθηση τροφοδοτεί δεδομένα υπολογιστή και χρησιμοποιεί στατιστικές τεχνικές για να τον βοηθήσει να «μάθει» πώς να βελτιωθεί προοδευτικά σε μια εργασία, χωρίς να έχει προγραμματιστεί ειδικά για αυτήν την εργασία, εξαλείφοντας την ανάγκη για εκατομμύρια γραμμές γραπτού κώδικα. Η μηχανική εκμάθηση αποτελείται τόσο από εποπτευόμενη μάθηση (χρησιμοποιώντας

σύνολα δεδομένων με ετικέτα) όσο και από μη εποπτευόμενη μάθηση (χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων χωρίς ετικέτα).

Η βαθιά μάθηση είναι ένας τύπος μηχανικής μάθησης που τρέχει εισόδους μέσω μιας βιολογικά εμπνευσμένης αρχιτεκτονικής νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα περιέχουν έναν αριθμό κρυφών επιπέδων μέσω των οποίων γίνεται επεξεργασία των δεδομένων, επιτρέποντας στο μηχάνημα να «εμβαθύνει» στη μάθησή του, πραγματοποιώντας συνδέσεις και στάθμιση σταθμών για τα καλύτερα αποτελέσματα.

Η δημιουργία μιας μηχανής με ευφυΐα ανθρώπινου επιπέδου που μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιαδήποτε εργασία είναι το Άγιο Δισκοπότηρο για πολλούς ερευνητές της τεχνητής νοημοσύνης, αλλά η αναζήτηση του AGI ήταν γεμάτη δυσκολία.

Η αναζήτηση ενός «καθολικού αλγορίθμου για μάθηση και δράση σε οποιοδήποτε περιβάλλον» [29] δεν είναι καινούρια, αλλά ο χρόνος δεν έχει διευκολύνει την ουσιαστική δημιουργία μιας μηχανής με ένα πλήρες σύνολο γνωστικών ικανοτήτων.

Η AGI υπήρξε εδώ και καιρό μυστική της δυστοπικής επιστημονικής φαντασίας, στην οποία τα πολύ έξυπνα ρομπότ ξεπερνούν την ανθρωπότητα, αλλά οι ειδικοί συμφωνούν ότι δεν είναι κάτι που πρέπει να ανησυχούμε.

Τα έξυπνα ρομπότ και τα τεχνητά όντα εμφανίστηκαν για πρώτη φορά στους αρχαίους ελληνικούς μύθους της Αρχαιότητας. Η ανάπτυξη του συλλογισμού από τον Αριστοτέλη και η χρήση της συλλογικής συλλογιστικής ήταν μια βασική στιγμή στην προσπάθεια της ανθρωπότητας να κατανοήσει τη δική της νοημοσύνη. Ενώ οι ρίζες είναι μεγάλες και βαθιές, η ιστορία της τεχνητής νοημοσύνης, όπως το σκεφτόμαστε σήμερα, διαρκεί λιγότερο από έναν αιώνα. Το παρακάτω είναι μια γρήγορη ματιά σε μερικά από τα πιο σημαντικά γεγονότα στο AI.

1943

Ο Warren McCullough και ο Walter Pitts δημοσιεύουν το «Ένας λογικός υπολογισμός των ιδεών που είναι έμμεσο στη νευρική δραστηριότητα». Η εργασία πρότεινε το πρώτο μαθηματικό μοντέλο για τη δημιουργία ενός νευρικού δικτύου.

1949

Στο βιβλίο του *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*, ο Donald Hebb προτείνει τη θεωρία ότι οι νευρικές οδοί δημιουργούνται από εμπειρίες και ότι οι συνδέσεις μεταξύ νευρώνων γίνονται ισχυρότερες όσο συχνότερα χρησιμοποιούνται. Η εκμάθηση Hebbian συνεχίζει να είναι ένα σημαντικό μοντέλο στην ΑΠ.

1950

Ο Alan Turing δημοσιεύει το «Υπολογιστικά μηχανήματα και νοημοσύνη», προτείνοντας αυτό που είναι τώρα γνωστό ως Turing Test, μια μέθοδο για τον προσδιορισμό εάν μια μηχανή είναι έξυπνη.

Οι προπτυχιακοί του Χάρβαρντ Marvin Minsky και Dean Edmonds κατασκευάζουν το SNARC, τον πρώτο υπολογιστή νευρωνικών δικτύων.

Ο Claude Shannon δημοσιεύει την εφημερίδα «Προγραμματισμός υπολογιστή για παιχνίδι σκακιού».

Ο Ισαάκ Ασίμοφ δημοσιεύει τους «Τρεις Νόμους της Ρομποτικής».

1952

Ο Arthur Samuel αναπτύσσει ένα πρόγραμμα αυτο-μάθησης για να παίζει πούλια.

1954

Το πείραμα αυτόματης μετάφρασης Georgetown-IBM μεταφράζει αυτόματα 60 προσεκτικά επιλεγμένες ρωσικές προτάσεις στα Αγγλικά.

1956

Η φράση τεχνητή νοημοσύνη επινοήθηκε στο "Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence". Με επικεφαλής τον John McCarthy, το συνέδριο, το οποίο καθόρισε το εύρος και τους στόχους της τεχνητής νοημοσύνης, θεωρείται ευρέως ότι είναι η γέννηση της τεχνητής νοημοσύνης όπως το γνωρίζουμε σήμερα.

Ο Άλλεν Νιούελ και ο Χέρμπερτ Σάμιον παρουσιάζουν το λογικό θεωρητικό (LT), το πρώτο πρόγραμμα συλλογιστικής.

1958

Ο John McCarthy αναπτύσσει τη γλώσσα προγραμματισμού AI Lisp και δημοσιεύει την εργασία «Προγράμματα με κοινή λογική». Το έγγραφο πρότεινε τον υποθετικό Advice Taker, ένα πλήρες σύστημα AI με την ικανότητα να μαθαίνει από την εμπειρία τόσο αποτελεσματικά όσο και οι άνθρωποι.

1959

Οι Allen Newell, Herbert Simon και J.C. Shaw αναπτύσσουν το General Problem Solver (GPS), ένα πρόγραμμα που έχει σχεδιαστεί για να μιμείται την ανθρώπινη επίλυση προβλημάτων.

Ο Herbert Gelernter αναπτύσσει το πρόγραμμα Geometry Theorem Prover.

Ο Arthur Samuel νομίζει τον όρο μηχανική εκμάθηση ενώ βρίσκεται στο IBM.

Οι John McCarthy και Marvin Minsky βρήκαν το Πρόγραμμα Τεχνητής Νοημοσύνης του MIT.

1963

Ο John McCarthy ξεκινά το εργαστήριο AI στο Στάνφορντ.

1966

Η έκθεση της Συμβουλευτικής Επιτροπής Αυτόματης Επεξεργασίας Γλωσσών (ALPAC) από την κυβέρνηση των ΗΠΑ αναφέρει λεπτομερώς την έλλειψη προόδου στην έρευνα μηχανικών μεταφράσεων, μια σημαντική πρωτοβουλία Ψυχρού Πολέμου με την υπόσχεση της αυτόματης και στιγμιαίας μετάφρασης των Ρωσικών. Η έκθεση ALPAC οδηγεί στην ακύρωση όλων των έργων MT που χρηματοδοτούνται από την κυβέρνηση.

1972

Δημιουργείται η λογική γλώσσα προγραμματισμού PROLOG.

1973

Η «Έκθεση Lighthill», που περιγράφει λεπτομερώς τις απογοητεύσεις στην έρευνα για την τεχνητή νοημοσύνη, κυκλοφορεί από τη βρετανική κυβέρνηση και οδηγεί σε σοβαρές περικοπές στη χρηματοδότηση έργων τεχνητής νοημοσύνης.

1974-1980

Η απογοήτευση με την πρόοδο της ανάπτυξης της τεχνητής νοημοσύνης οδηγεί σε σημαντικές περικοπές την Υπηρεσία Έρευνας Προηγμένων Αμυντικών Προγραμμάτων (DARPA) στις ακαδημαϊκές υποτροφίες. Σε συνδυασμό με την προηγούμενη έκθεση ALPAC και την προηγούμενη χρονιά «Έκθεση Lighthill», η χρηματοδότηση της τεχνητής νοημοσύνης αρχίζει και τελειώνει, όπως και οι ερευνητικοί πάγκοι. Αυτή η περίοδος είναι γνωστή ως "First AI Winter".

1980

Η Digital Equipment Corporations αναπτύσσει το R1, το πρώτο επιτυχημένο εμπορικό σύστημα ειδικών. Σχεδιασμένο για τη διαμόρφωση παραγγελιών για νέα συστήματα υπολογιστών, το R1 ξεκινά μια άνθηση των επενδύσεων σε εξειδικευμένα συστήματα που θα διαρκέσουν για μεγάλο μέρος της δεκαετίας, τερματίζοντας αποτελεσματικά τον πρώτο "AI Winter".

1982

Το Υπουργείο Διεθνούς Εμπορίου και Βιομηχανίας της Ιαπωνίας εγκαινιάζει το φιλόδοξο πρόγραμμα Πληροφοριακών Συστημάτων Πέμπτης Γενιάς. Ο στόχος του Future Generation Computer Systems (FGCS) είναι να αναπτύξει την απόδοση που μοιάζει με υπερυπολογιστή και μια πλατφόρμα για ανάπτυξη ΑΙ.

1983

Σε απάντηση στο FGCS της Ιαπωνίας, η αμερικανική κυβέρνηση εγκαινιάζει την Πρωτοβουλία Στρατηγικής Πληροφορικής για την παροχή έρευνας που χρηματοδοτείται από το DARPA στον τομέα της προηγμένης πληροφορικής και της τεχνητής νοημοσύνης.

1985

Οι εταιρείες ξοδεύουν περισσότερα από ένα δισεκατομμύριο δολάρια ετησίως σε συστήματα εμπειρογνομόνων και μια ολόκληρη βιομηχανία γνωστή ως αγορά μηχανών Lisp αναδύεται για να τα υποστηρίξει. Εταιρείες όπως η Symbolics και η Lisp Machines Inc. κατασκευάζουν εξειδικευμένους υπολογιστές για να λειτουργούν στη γλώσσα προγραμματισμού AI Lisp.

1987-1993

Καθώς η τεχνολογία των υπολογιστών βελτιώθηκε, εμφανίστηκαν φθηνότερες εναλλακτικές λύσεις και η αγορά μηχανών Lisp κατέρρευσε το 1987, εγκαινιάζοντας τον «Δεύτερο Χειμώνα ΑΙ». Κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου, τα εξειδικευμένα συστήματα αποδείχτηκαν πολύ ακριβά για τη συντήρηση και την ενημέρωσή τους, και τελικά δεν ευνοούν.

Η Ιαπωνία τερματίζει το έργο FGCS το 1992, αναφέροντας την αποτυχία επίτευξης των φιλόδοξων στόχων που περιγράφονται μια δεκαετία νωρίτερα.

Η DARPA τερματίζει την Πρωτοβουλία Στρατηγικής Πληροφορικής το 1993, αφού ξόδεψε σχεδόν 1 δισεκατομμύριο δολάρια και υπολείπεται των προσδοκιών.

1991

Οι δυνάμεις των ΗΠΑ αναπτύσσουν τη γλώσσα προγραμματισμού DART, ένα αυτοματοποιημένο εργαλείο προγραμματισμού και logistics.

1997

Το Deep Blue της IBM κερδίζει τον παγκόσμιο πρωταθλητή σκακιού Gary Kasparov.

2005

Το STANLEY, ένα αυτοκινούμενο αυτοκίνητο, κερδίζει το DARPA Grand Challenge.

Ο στρατός των ΗΠΑ αρχίζει να επενδύει σε αυτόνομα ρομπότ όπως το "Big Dog" της Boston Dynamic και το "PackBot" του iRobot.

2008

Η Google κάνει επιτεύγματα στην αναγνώριση ομιλίας και εισάγει τη δυνατότητα στο λογισμικό του iPhone.

2012

Ο Andrew Ng, ιδρυτής του έργου Deep Brain του Google Brain, τροφοδοτεί ένα νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας αλγόριθμους βαθιάς μάθησης, με 10 εκατομμύρια βίντεο YouTube ως εκπαιδευτικό σύνολο. Το νευρωνικό δίκτυο έμαθε να αναγνωρίζει μια γάτα χωρίς να ειπωθεί τι είναι μια γάτα, εισάγοντας μια εποχή ανακάλυψης για τα νευρωνικά δίκτυα και χρηματοδοτείται παραπάνω η έρευνα της βαθιάς μάθησης.

2014

Η Google κάνει το πρώτο αυτο-οδηγημένο αυτοκίνητο για να περάσει μια δοκιμασία οδηγικής κατάστασης.

2016

Το AlphaGo του Google DeepMind νικά τον παγκόσμιο πρωταθλητή στο παιχνίδι Go player, Lee Sedol. Η πολυπλοκότητα του αρχαίου κινεζικού παιχνιδιού θεωρήθηκε ως ένα μεγάλο εμπόδιο για την AI.

4.1 Εισαγωγή

Η μηχανική εκμάθηση επιτρέπει στους υπολογιστές να αντιμετωπίζουν εργασίες που έχουν πραγματοποιηθεί, μέχρι τώρα, μόνο από ανθρώπους. Από την οδήγηση αυτοκινήτων έως τη μετάφραση ομιλίας, η μηχανική μάθηση προκαλεί έκρηξη στις δυνατότητες της τεχνητής νοημοσύνης, βοηθώντας το λογισμικό να κατανοήσει τον ακατάστατο και απρόβλεπτο πραγματικό κόσμο.

Αλλά τι ακριβώς είναι η μηχανική μάθηση και τι καθιστά δυνατή την τρέχουσα άνθηση της μηχανικής μάθησης;

Σε πολύ υψηλό επίπεδο, η μηχανική μάθηση είναι η διαδικασία διδασκαλίας ενός συστήματος υπολογιστή πώς να κάνετε ακριβείς προβλέψεις όταν τροφοδοτούνται δεδομένα.

Αυτές οι προβλέψεις θα μπορούσαν να απαντήσουν εάν ένα κομμάτι φρούτου σε μια φωτογραφία είναι μια μπανάνα ή ένα μήλο, εντοπίζοντας τους ανθρώπους να

διασχίζουν το δρόμο μπροστά από ένα αυτοκινούμενο αυτοκίνητο, είτε η χρήση της λέξης βιβλίο σε μια πρόταση σχετίζεται με ένα χαρτόδετο βιβλίο ή μια κράτηση ξενοδοχείου, είτε ένα email είναι ανεπιθύμητο, είτε αναγνωρίζοντας την ομιλία αρκετά ακριβή για να δημιουργήσετε υπότιτλους για ένα βίντεο YouTube.

Η βασική διαφορά από το παραδοσιακό λογισμικό υπολογιστών είναι ότι ένας προγραμματιστής δεν έχει γράψει κώδικα που δίνει οδηγίες στο σύστημα πώς να πει τη διαφορά μεταξύ της μπανάνας και του μήλου.

Αντ' αυτού, ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης έχει διδαχθεί πώς να κάνει αξιόπιστη διάκριση μεταξύ των φρούτων εκπαιδύοντας σε μεγάλο αριθμό δεδομένων, σε αυτήν την περίπτωση πιθανώς ένας τεράστιος αριθμός εικόνων που φέρουν ετικέτα ότι περιέχει μπανάνα ή μήλο. Τα δεδομένα, και πολλά από αυτά, είναι το κλειδί για να καταστεί δυνατή η μηχανική μάθηση.

4.2 Οι εφαρμογές της Μηχανικής Μάθησης

Τα συστήματα μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται παντού και αποτελούν τον ακρογωνιαίο λίθο της σύγχρονης ρομποτικής και γενικά της σύγχρονης τεχνολογίας. Τα συστήματα μηχανικής εκμάθησης χρησιμοποιούνται για να προτείνουν ποιο προϊόν μπορεί να θέλετε να αγοράσετε στη συνέχεια στο Amazon ή βίντεο που θέλετε να παρακολουθήσετε στο Netflix.

Κάθε αναζήτηση Google χρησιμοποιεί πολλά συστήματα μηχανικής εκμάθησης, για να κατανοήσει τη γλώσσα στο ερώτημά σας έως την εξατομίκευση των αποτελεσμάτων. Για παράδειγμα, τα συστήματα αναγνώρισης ανεπιθύμητων μηνυμάτων του Gmail χρησιμοποιούν εκπαιδευμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης για να διατηρούν τα εισερχόμενά καθαρά από κακόβουλες ενέργειες.

Μία από τις πιο εμφανείς επιδείξεις της δύναμης της μηχανικής μάθησης είναι οι εικονικοί βοηθοί, όπως το Siri της Apple, το Alexa του Amazon, ο Βοηθός Google και η Microsoft Cortana.

Αλλά πέρα από αυτές τις πολύ ορατές δυνατότητες της μηχανικής μάθησης, τα συστήματα αρχίζουν να βρίσκουν χρήση σχεδόν σε κάθε κλάδο. Αυτές οι εκμεταλλεύσεις περιλαμβάνουν: όραμα υπολογιστή για αυτοκίνητα χωρίς οδηγό, drone και ρομπότ παράδοσης, αναγνώριση ομιλίας και γλώσσας και σύνθεση για chatbots και ρομπότ υπηρεσιών, αναγνώριση προσώπου για παρακολούθηση σε χώρες όπως η

Κίνα, βοηθώντας τους ακτινολόγους να βρουν όγκους σε ακτινογραφίες, βοηθώντας τους ερευνητές να εντοπίσουν γενετικές αλληλουχίες που σχετίζονται με ασθένειες και να εντοπίσουν μόρια που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε πιο αποτελεσματικά φάρμακα στην υγειονομική περίθαλψη ή επιτρέποντας προγνωστική συντήρηση σε υποδομές με ανάλυση δεδομένων αισθητηρίων IoT (Διαδίκτυο των πραγμάτων- Internet of things) ή στηρίζοντας το όραμα του υπολογιστή που καθιστά δυνατή την υπεραγορά Amazon Go χωρίς ταμείο ή ακόμα προσφέροντας ακριβή μετάφραση ομιλίας για διάφορες επαγγελματικές συναντήσεις.

4.3 Κύριοι Τύποι Μηχανικής Μάθησης

Η μηχανική μάθηση χωρίζεται γενικά σε τρεις κύριες κατηγορίες: την εποπτευόμενη μάθηση, την μη εποπτευόμενη μάθηση και την ημι-εποπτευόμενη μάθηση.

4.3.1. Εποπτευόμενη Μάθηση

Αυτή η προσέγγιση βασικά διδάσκει μηχανές. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης για εποπτευόμενη μάθηση, τα συστήματα εκτίθενται σε μεγάλες ποσότητες δεδομένων με ετικέτα, για παράδειγμα εικόνες χειρόγραφων αριθμών που επισημαίνονται για να υποδείξουν σε ποιον αριθμό αντιστοιχούν. Λαμβάνοντας επαρκή παραδείγματα, ένα εποπτευόμενο σύστημα μάθησης θα μάθαινε να αναγνωρίζει τις συστοιχίες pixel και σχημάτων που σχετίζονται με κάθε αριθμό και τελικά να μπορεί να αναγνωρίζει χειρόγραφους αριθμούς, ικανά να διακρίνουν αξιόπιστα μεταξύ των αριθμών 9 και 4 ή 6 και 8.

Ωστόσο, η κατάρτιση αυτών των συστημάτων απαιτεί συνήθως τεράστιες ποσότητες δεδομένων με ετικέτα, ενώ ορισμένα συστήματα πρέπει να εκτίθενται σε εκατομμύρια παραδείγματα για να κυριαρχήσουν μια εργασία.

Ως αποτέλεσμα, τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση αυτών των συστημάτων μπορεί να είναι τεράστια, με το Open Data Dataset της Google να έχει περίπου εννέα εκατομμύρια εικόνες, το αποθετήριο βίντεο με ετικέτα YouTube-8M που συνδέεται με επτά εκατομμύρια βίντεο με ετικέτα και το ImageNet, μία από τις πρώτες βάσεις δεδομένων αυτού του είδους, έχοντας περισσότερες από 14 εκατομμύρια κατηγοριοποιημένες εικόνες. Το μέγεθος του συνόλου των δεδομένων

κατάρτισης συνεχίζει να αυξάνεται, με το Facebook να ανακοινώνει πρόσφατα ότι είχε συγκεντρώσει 3,5 δισεκατομμύρια εικόνες διαθέσιμες στο κοινό στο Instagram, χρησιμοποιώντας ετικέτες (*hashtags*) που επισυνάπτονται σε κάθε εικόνα ως ετικέτες. Χρησιμοποιώντας ένα δισεκατομμύριο από αυτές τις φωτογραφίες για να εκπαιδεύσει ένα σύστημα αναγνώρισης εικόνας απέδωσε επίπεδα ακρίβειας ρεκόρ - 85,4 τοις εκατό - στο σημείο αναφοράς του ImageNet.

Η επίπονη διαδικασία επισήμανσης των συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση πραγματοποιείται συχνά χρησιμοποιώντας υπηρεσίες πλήρους εργασίας, όπως το Amazon Mechanical Turk, το οποίο παρέχει πρόσβαση σε μια μεγάλη ομάδα εργατικού δυναμικού χαμηλού κόστους σε όλο τον κόσμο. Για παράδειγμα, το ImageNet συγκέντρωσε πάνω από 50.000 άτομα, που προσλήφθηκαν κυρίως μέσω του Amazon Mechanical Turk. Ωστόσο, η προσέγγιση του Facebook για τη χρήση διαθέσιμων στο κοινό δεδομένων για την εκπαίδευση συστημάτων, θα μπορούσε να προσφέρει έναν εναλλακτικό τρόπο κατάρτισης συστημάτων χρησιμοποιώντας δισεκατομμύρια ισχυρά σύνολα δεδομένων χωρίς την επιβάρυνση της χειροκίνητης επισήμανσης.

4.3.2 Μη Εποπτευόμενη Μάθηση

Αντίθετα, υπάρχουν αλγόριθμοι μαθημάτων χωρίς επίβλεψη με προσδιορισμό μοτίβων στα δεδομένα, οι οποίοι προσπαθούν να εντοπίσουν ομοιότητες που χωρίζουν αυτά τα δεδομένα σε κατηγορίες.

Ένα παράδειγμα μπορεί να είναι η Airbnb να συγκεντρώνει σπίτια διαθέσιμα προς ενοικίαση ανά γειτονιά ή τις Ειδήσεις Google να συγκεντρώνουν ιστορίες για παρόμοια θέματα κάθε μέρα. Ο αλγόριθμος δεν έχει σχεδιαστεί για να ξεχωρίζει συγκεκριμένους τύπους δεδομένων, απλά αναζητά δεδομένα που μπορούν να ομαδοποιηθούν από τις ομοιότητές του ή για ανωμαλίες που ξεχωρίζουν.

4.3.3 Ημι-εποπτευόμενη Μάθηση

Η σημασία τεράστιων συνόλων δεδομένων με ετικέτα για την κατάρτιση συστημάτων μηχανικής μάθησης μπορεί να μειωθεί με την πάροδο του χρόνου, λόγω της αύξησης της ημι-εποπτευόμενης μάθησης.

Όπως υποδηλώνει το όνομα, η προσέγγιση συνδυάζει την εποπτευόμενη και μη εποπτευόμενη μάθηση. Η τεχνική βασίζεται στη χρήση μιας μικρής ποσότητας δεδομένων με ετικέτα και μιας μεγάλης ποσότητας δεδομένων χωρίς σήμανση για την εκπαίδευση συστημάτων. Τα επισημασμένα δεδομένα χρησιμοποιούνται για να εκπαιδεύσουν μερικώς ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης και στη συνέχεια αυτό το μερικώς εκπαιδευμένο μοντέλο χρησιμοποιείται για την επισήμανση των μη επισημασμένων δεδομένων, μια διαδικασία που ονομάζεται ψευδο-σήμανση. Το μοντέλο στη συνέχεια εκπαιδεύεται για το προκύπτον μείγμα των επισημασμένων και ψευδο-επισημασμένων δεδομένων.

Η βιωσιμότητα της ημι-εποπτευόμενης μάθησης ενισχύθηκε πρόσφατα από τα Generative Adversarial Networks (GANs), συστήματα μηχανικής μάθησης που μπορούν να χρησιμοποιούν ετικέτες δεδομένων για τη δημιουργία εντελώς νέων δεδομένων, για παράδειγμα τη δημιουργία νέων εικόνων Pokemon από υπάρχουσες εικόνες, οι οποίες με τη σειρά τους μπορούν να χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης.

Αν η ημι-εποπτευόμενη μάθηση γίνει εξίσου αποτελεσματική με την εποπτευόμενη μάθηση, τότε η πρόσβαση σε τεράστιες ποσότητες υπολογιστικής δύναμης μπορεί να καταλήξει να είναι πιο σημαντική για την επιτυχή εκπαίδευση συστημάτων μηχανικής μάθησης από την πρόσβαση σε μεγάλα, επισημασμένα σύνολα δεδομένων.

Το ίδιο ισχύει και σε ρομποτικά συστήματα τα οποία εκπαιδεύονται για να μπορούν να ξεχωρίζουν σε γραμμές παραγωγής τα ακατάλληλα προϊόντα κι έτσι όσα δεν κάνουν να αποσύρονται από ειδικούς ρομποτικούς μηχανισμούς. Αυτή είναι μία διαδικασία που στηρίζεται στην ρομποτική όραση (*computer vision*).

4.4 Λειτουργία Εποπτευόμενης Μηχανικής Μάθησης

Όλα ξεκινούν με την κατάρτιση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης, μια μαθηματική συνάρτηση ικανή να τροποποιεί επανειλημμένα τον τρόπο λειτουργίας της έως ότου μπορεί να κάνει ακριβείς προβλέψεις όταν του δοθούν νέα δεδομένα.

Πριν ξεκινήσει η εκπαίδευση, πρέπει πρώτα να επιλέξουμε ποια δεδομένα θα συλλέξουμε και να αποφασίσουμε ποια χαρακτηριστικά των δεδομένων είναι σημαντικά.

Παρακάτω εξηγείται ένα εξαιρετικά απλοποιημένο παράδειγμα των χαρακτηριστικών δεδομένων που δίνονται από την Google, όπου ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται για να αναγνωρίζει τη διαφορά μεταξύ μύρας και κρασιού, με βάση δύο χαρακτηριστικά, το χρώμα των ποτών και τον αλκοολικό όγκο τους (ABV).

Κάθε ποτό επισημαίνεται ως μύρα ή κρασί και στη συνέχεια συλλέγονται τα σχετικά δεδομένα, χρησιμοποιώντας ένα φασματόμετρο για τη μέτρηση του χρώματος και του υδρόμετρου για τη μέτρηση της περιεκτικότητάς τους σε αλκοόλ.

Ένα σημαντικό σημείο που πρέπει να αναφερθεί είναι ότι τα δεδομένα πρέπει να είναι ισορροπημένα, σε αυτήν την περίπτωση να έχουν περίπου ίσο αριθμό παραδειγμάτων μύρας και κρασιού.

Τα δεδομένα που συγκεντρώθηκαν στη συνέχεια χωρίζονται, το μεγαλύτερο ποσοστό εκπαίδευσης, ως πούμε περίπου 70 τοις εκατό, και το μικρότερο ποσοστό για αξιολόγηση, το υπόλοιπο 30 τοις εκατό. Αυτά τα δεδομένα αξιολόγησης επιτρέπουν στο εκπαιδευμένο μοντέλο να δοκιμαστεί για να δει πόσο καλά είναι πιθανό να αποδώσει σε δεδομένα πραγματικού κόσμου.

Πριν ξεκινήσει η μάθηση, γενικά θα υπάρχει επίσης ένα βήμα προετοιμασίας δεδομένων, κατά τη διάρκεια του οποίου θα πραγματοποιούνται διεργασίες όπως η αντιγραφή, η ομαλοποίηση και η διόρθωση σφαλμάτων.

Το επόμενο βήμα θα είναι η επιλογή ενός κατάλληλου μοντέλου μηχανικής μάθησης από τη μεγάλη ποικιλία που διατίθεται. Καθένα έχει πλεονεκτήματα και αδυναμίες ανάλογα με τον τύπο των δεδομένων, για παράδειγμα μερικά είναι κατάλληλα για το χειρισμό εικόνων, μερικά για το κείμενο και μερικά για καθαρά αριθμητικά δεδομένα.

Έτσι, αφού τελειώσει την εκπαίδευση το συγκεκριμένο μοντέλο, θα είναι σε θέση να ξεχωρίζει ποτά με βάση τα δύο χαρακτηριστικά, σε ποσοστό που σπάνια θα κάνει λάθος. Επίσης, το μοντέλο αξιολογείται χρησιμοποιώντας τα υπόλοιπα δεδομένα που δεν χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, συμβάλλοντας στη μέτρηση της πραγματικής απόδοσής του.

Για περαιτέρω βελτίωση της απόδοσης, οι παράμετροι εκπαίδευσης μπορούν να συντονιστούν. Ένα παράδειγμα μπορεί να είναι η αλλαγή του βαθμού στον οποίο τα "βάρη" μεταβάλλονται σε κάθε βήμα της διαδικασίας προπόνησης.

Αυτό γίνεται σε κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης που περιέχει την αξία τόσο των δεδομένων εισαγωγής όσο και της επιθυμητής εξόδου. Μόλις το δίκτυο μπορεί να αποδώσει επαρκώς καλά σε πρόσθετες περιπτώσεις δοκιμών, μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιαδήποτε νέα παραδείγματα εκπαίδευσης. Στην εποπτευόμενη μάθηση υπάρχει ένα πλήρες σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης.

Για παράδειγμα, ερευνητές στο Πανεπιστήμιο της Βρετανικής Κολομβίας έχουν εκπαιδεύσει ένα νευρωνικό δίκτυο Feedforward με δεδομένα θερμοκρασίας και πίεσης από τον Ειρηνικό Ωκεανό για να προβλέψουν μελλοντικές εκρήξεις υποβρύχιου ηφαιστείου, καθώς η δυτική ακτή της Βόρειας Αμερικής συνορεύει με το "Ring of Fire" (περιοχή με συχνούς μεγάλους σεισμούς) και κινδυνεύει από ασυνήθιστα μεγάλα κύματα. Έκαναν το ίδιο πράγμα για τη Βόρεια Αμερική, αλλά για να είναι σε θέση να προβλέψουν μελλοντικά παγκόσμια καιρικά πρότυπα για την καταπολέμηση της κλιματικής αλλαγής.

4.5 Μάθηση Ενίσχυσης

Ένας τρόπος για να κατανοήσουμε τη μάθηση ενίσχυσης είναι να σκεφτούμε πώς κάποιος μπορεί να μάθει να παίζει ένα παλιό σχολικό παιχνίδι υπολογιστή για πρώτη φορά, όταν δεν είναι εξοικειωμένος με τους κανόνες ή πώς να ελέγχει το παιχνίδι. Ενώ μπορεί να είναι ένας αρχάριος, τελικά, εξετάζοντας τη σχέση μεταξύ των κουμπιών που πατούν, τι συμβαίνει στην οθόνη και της βαθμολογίας τους στο παιχνίδι, η απόδοσή του θα γίνει όλο και καλύτερη.

Ένα παράδειγμα εκμάθησης ενίσχυσης είναι το Deep Q-network της Google DeepMind, το οποίο έχει κερδίσει ανθρώπους σε ένα ευρύ φάσμα βιντεοπαιχνιδιών εποχής. Το σύστημα τροφοδοτεί εικονοστοιχεία από κάθε παιχνίδι και καθορίζει διάφορες πληροφορίες σχετικά με την κατάσταση του παιχνιδιού, όπως η απόσταση μεταξύ αντικειμένων στην οθόνη. Στη συνέχεια, εξετάζει πώς η κατάσταση του παιχνιδιού και οι ενέργειες που εκτελεί στο παιχνίδι σχετίζονται με το σκορ που επιτυγχάνει.

Κατά τη διαδικασία πολλών κύκλων του παιχνιδιού, τελικά το σύστημα δημιουργεί ένα μοντέλο του οποίου οι ενέργειες θα μεγιστοποιήσουν το σκορ και σε ποιες περιστάσεις, για παράδειγμα, στην περίπτωση ενός αθλητικού βιντεοπαιχνιδιού, όπου πρέπει να μετακινηθεί ο παίκτης για την αναχαίτιση της μπάλας.

4.6 Βαθιά Μάθηση

Ένα υποσύνολο της μηχανικής μάθησης είναι η βαθιά μάθηση, όπου τα νευρωνικά δίκτυα επεκτείνονται σε εκτεταμένα δίκτυα με τεράστιο αριθμό επιπέδων που εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας τεράστιες ποσότητες δεδομένων. Αυτά τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα έχουν τροφοδοτήσει το τρέχον άλμα προς τα εμπρός στην ικανότητα των υπολογιστών να εκτελούν εργασίες όπως η αναγνώριση ομιλίας και η όραση του υπολογιστή.

Υπάρχουν διάφοροι τύποι νευρωνικών δικτύων, με διαφορετικά πλεονεκτήματα και αδυναμίες. Τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα είναι ένας τύπος νευρωνικού δικτύου που ταιριάζει ιδιαίτερα στην επεξεργασία γλωσσών και την αναγνώριση ομιλίας, ενώ τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται συχνότερα στην αναγνώριση εικόνας. Ο σχεδιασμός των νευρωνικών δικτύων εξελίσσεται επίσης, με τους ερευνητές να επινοούν πρόσφατα έναν πιο αποτελεσματικό σχεδιασμό για έναν αποτελεσματικό τύπο τέτοιου νευρωνικού δικτύου που ονομάζεται μακροπρόθεσμη μνήμη (LSTM), επιτρέποντάς του να λειτουργεί αρκετά γρήγορα για να χρησιμοποιείται σε συστήματα κατ' απαίτηση όπως το Google Μεταφράζω.

Η τεχνική AI των εξελικτικών αλγορίθμων χρησιμοποιείται ακόμη και για τη βελτιστοποίηση των νευρωνικών δικτύων, χάρη σε μια διαδικασία που ονομάζεται νευρο-εξέλιξη. Η προσέγγιση παρουσιάστηκε πρόσφατα από την Uber AI Labs, η οποία κυκλοφόρησε εργασίες σχετικά με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων βαθιάς μάθησης για την ενίσχυση των μαθησιακών προβλημάτων.

4.7 Επιτυχία Βαθιάς Μάθησης

Ενώ η βαθιά μάθηση δεν είναι μια νέα τεχνική, το ενδιαφέρον στον τομέα έχει εκραγεί τα τελευταία χρόνια. Αυτή η αναζωπύρωση έρχεται στο πίσω μέρος μιας σειράς ανακαλύψεων, με τη βαθιά μάθηση να δημιουργεί νέα αρχεία για ακρίβεια, σε τομείς όπως η ομιλία και η αναγνώριση γλώσσας και η όραση του υπολογιστή.

Αυτό που κατέστησε δυνατή αυτή την επιτυχία είναι κυρίως δύο παράγοντες. Καταρχάς, ο τεράστιος όγκος εικόνων, ομιλίας, βίντεο και κειμένου που είναι προσβάσιμος από ερευνητές που θέλουν να εκπαιδεύσουν συστήματα βαθιάς μάθησης.

Αλλά ακόμη πιο σημαντική είναι η διαθεσιμότητα τεράστιων ποσοτήτων ισχύος παράλληλης επεξεργασίας, με ευγενική παραχώρηση των σύγχρονων μονάδων επεξεργασίας γραφικών (GPU), οι οποίες μπορούν να συνδεθούν μεταξύ τους σε ομάδες για να σχηματίσουν μονάδες παραγωγής βαθιάς μάθησης.

Σήμερα οποιοσδήποτε έχει σύνδεση στο Διαδίκτυο μπορεί να χρησιμοποιήσει αυτά τα συμπλέγματα για να εκπαιδεύσει μοντέλα βαθιάς μάθησης, μέσω υπηρεσιών cloud που παρέχονται από εταιρείες όπως η Amazon, η Google και η Microsoft.

Καθώς η χρήση της βαθιάς μάθησης έχει απογειωθεί, έτσι οι εταιρείες δημιουργούν τώρα εξειδικευμένο υλικό προσαρμοσμένο στην εκπαίδευση τέτοιων μοντέλων. Ένα παράδειγμα μιας από αυτές τις προσαρμοσμένες μάρκες είναι το Tensor Processing Unit (TPU) της Google, η τελευταία έκδοση της οποίας επιταχύνει τον ρυθμό με τον οποίο τα μοντέλα βαθιάς μάθησης έχουν κατασκευαστεί. Χρησιμοποιώντας τη βιβλιοθήκη λογισμικού TensorFlow της Google μπορούν να συμπεράνουν πληροφορίες από δεδομένα, καθώς και τον ρυθμό με τον οποίο μπορούν να εκπαιδευτούν.

Αυτά τα τσιπ δεν χρησιμοποιούνται μόνο για την εκπαίδευση μοντέλων για το Google DeepMind και το Google Brain, αλλά και για τα μοντέλα που υποστηρίζουν τη Μετάφραση Google και την αναγνώριση εικόνας στο Google Photo, καθώς και υπηρεσίες που επιτρέπουν στο κοινό να κατασκευάζει μοντέλα βαθιάς εκμάθησης χρησιμοποιώντας το TensorFlow Research Cloud της Google. Η δεύτερη γενιά αυτών των τσιπ παρουσιάστηκε σε ένα συνέδριο της Google, με μια σειρά από αυτά τα νέα TPU που μπορούν να εκπαιδεύσουν ένα μοντέλο βαθιάς εκμάθησης, για μετάφραση στο μισό χρόνο που θα χρειαζόταν μια σειρά από τις καλύτερες GPU. Επίσης, ανακοινώθηκαν πρόσφατα και τα TPU τρίτης γενιάς ικανά να επιταχύνουν ακόμη περισσότερο την εκπαίδευσή τους.

Καθώς το υλικό γίνεται όλο και πιο εξειδικευμένο και τα πλαίσια λογισμικού βαθιάς μάθησης βελτιώνονται, καθίσταται όλο και πιο συνηθισμένο να εκτελούνται τέτοια μοντέλα σε τηλέφωνα και υπολογιστές, και όχι σε κέντρα δεδομένων cloud. Το καλοκαίρι του 2018, η Google έκανε ένα βήμα προς την προσφορά της ίδιας ποιότητας αυτόματης μετάφρασης σε τηλέφωνα που είναι εκτός σύνδεσης με εκείνη που διατίθεται στο διαδίκτυο, ξεκινώντας την τοπική αυτόματη μετάφραση για 59 γλώσσες στην εφαρμογή Μετάφραση Google και για iOS και για Android.

4.8 Το Μέλλον της Βαθιάς Μάθησης

Έχει παρατηρηθεί πως η βαθιά μάθηση έχει πολλές εφαρμογές στα υπολογιστικά συστήματα, όπως επίσης και στην ρομποτική. Το πιο βασικό πρόβλημα στην εφαρμογή αλγορίθμων βαθιάς μάθησης στην ρομποτική είναι ότι απαιτούνται σύνθετες κινήσεις, άρα και σύνθετη επεξεργασία δεδομένων. Επομένως, και μεγάλη υπολογιστική δύναμη για τον έλεγχο της εκάστοτε διεργασίας.

Ο Valipour Sepher στην έρευνά του πάνω στην εκμάθηση ρομποτικών συστημάτων με την επίδραση ανθρώπου-ρομπότ (Human Robot Interface), παρατήρησε πως μπορεί να έχει σαν αποτέλεσμα μια πιο γρήγορη εκμάθηση. Πιο συγκεκριμένα, προσπάθησε να εισάγει σαν δεδομένα ανθρώπινες συνθήκες, δηλαδή να μάθει ο ίδιος ο άνθρωπος τα ρομπότ. Το πείραμα έγινε χρησιμοποιώντας είτε χειρονομίες, είτε ομιλία, είτε βίντεο σαν εισαγόμενα δεδομένα.

Έτσι, μία διαδικασία που χρειαζόταν να εισάγεις ατελείωτα δεδομένα σε μορφή αλγεβρικών πινάκων, κατάφεραν μέσω ειδικών επαναλαμβανόμενων συνελκτικών νευρώνων (RF-CNN), να κάνουν την εκπαίδευση τους πιο απλή. Επίσης, όλες οι δοκιμές έγιναν σε ειδικό προσομοιωμένο περιβάλλον και τα αποτελέσματά τους ήταν πολύ ενθαρρυντικά για το μέλλον στην ρομποτική.

Τέλος, με αυτό το παράδειγμα κατάφερε να αποδείξει, πως τα ρομποτικά συστήματα με την βοήθεια της βαθιάς μάθησης, δεν θα μπορούν απλά να ξεχωρίζουν κάποια αντικείμενα, αλλά θα μπορούν να έχουν μια κανονική αλληλεπίδραση στο χώρο και οι λειτουργίες που θα επεξεργάζονται στο μέλλον θα είναι πολύ πιο σύνθετες και ακριβείς από αυτές που βλέπουμε τώρα στην βιομηχανία [30].

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η μηχανική μάθηση, η βαθιά μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα αντιπροσωπεύουν απίστευτα συναρπαστικές και ισχυρές τεχνικές βασισμένες στη μηχανική μάθηση που χρησιμοποιούνται για την επίλυση πολλών πραγματικών προβλημάτων. Παρόλο που η ανθρώπινη συλλογιστική, το συμπέρασμα και η λήψη αποφάσεων από έναν υπολογιστή απέχουν πολύ, υπήρξαν αξιοσημείωτα οφέλη στην εφαρμογή αυτών των τεχνικών και συναφών αλγορίθμων.

Οι έννοιες που συζητούνται εδώ είναι τεχνικές και βασίζονται σε μαθηματικά, στατιστικές, θεωρία πιθανοτήτων, φυσική, επεξεργασία σήματος, επιστήμη υπολογιστών, ψυχολογία, γλωσσολογία και νευροεπιστήμη. Τεχνικές που χρειάζονται πολύ μαθηματική ανάλυση και λεπτομερή περιγραφή.

Ίσως μια μελλοντική βελτίωση της εργασίας, να είναι η περεταίρω επεξήγηση όλων αυτών των αλγορίθμων που συμβάλλουν στην ικανότητα των σύγχρονων ρομπότ, να βλέπουν, να αισθάνονται και να σκέφτονται σαν τον άνθρωπο. Ακόμη, ίσως η περεταίρω βελτίωση να έχει στόχο την λεπτομερή επεξήγηση των μαθηματικών μοντέλων, με ενδελεχή ανάλυση στην συλλογιστική της εκπαίδευσής τους.

Τούτου λεχθέντος, αυτό το άρθρο δεν προορίζεται να παρέχει μια τέτοια τεχνική επεξεργασία, αλλά μάλλον να εξηγήσει αυτές τις έννοιες σε επίπεδο που μπορεί να γίνει κατανοητό από τους περισσότερους μη επαγγελματίες και μπορεί επίσης να χρησιμεύσει ως αναφορά ή κριτική για τεχνικούς ανθρώπους.

Το πρωταρχικό κίνητρο και κινητήρια δύναμη για αυτούς τους τομείς μελέτης, και για την περαιτέρω ανάπτυξη αυτών των τεχνικών, είναι ότι οι λύσεις που απαιτούνται για την επίλυση ορισμένων προβλημάτων που είναι απίστευτα περίπλοκες, ίσως να μην είναι καλά κατανοητές, ούτε εύκολες να προσδιοριστούν. Επομένως, η απλή περιγραφή όλων αυτών των μοντέλων, είναι μια καλή αρχή και θέτει καλές βάσεις για την αναγνώριση και την εξοικίωση των παραπάνω μοντέλων σύγχρονων ελεγκτών.

Η μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε για την διευκόλυνση του αναγνώστη είναι από την σταδιακή εισαγωγή σε ορισμούς και παραδείγματα της ρομποτικής, έπειτα στον τρόπο λειτουργίας των κλασικών ελεγκτών στα συστήματα αυτομάτου ελέγχου και εν τέλει στις σύγχρονες μεθόδους τους.

Τέλος, σαν αποτέλεσμα αυτής της έρευνας, ο αναγνώστης θα μπορέσει να δει πλήθος διαφορετικών επιστημών να συνεργάζονται και πως στο σύντομο μέλλον ρομποτικές

διεργασίες που θεωρούσε ως επιστημονική φαντασία, θα είναι πλέον επιστημονική πραγματικότητα. Ακόμη, θα καταλάβει σε πόσους άλλους τομείς μπορούν αυτοί οι αλγόριθμοι να βρουν εφαρμογή, με στόχο πάντα την διευκόλυνση του ανθρώπου στην καθημερινότητα της ζωής του.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] S. P. L. Thrun, *Learning to Learn*, Springer Science + Business Media, LLC, 2012.
- [2] M. Mataric, *Βασικές Αρχές Ρομποτικής, Κλειδάριθμος*, 2010.
- [3] P. Corke, *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms in MATLAB*, Springer, 2011.
- [4] G. J. M. Dudek, *Computational Principles of Mobile Robotics*, Cambridge University Press, 2010.
- [5] L. V. L. Sciavicco, *Robotics: Modeling, Planning and Control*, Springer, 2009.
- [6] J. Craig, *Εισαγωγή στην Ρομποτική, Τζιόλα*, 2008.
- [7] Ζ. Δουλγέρη, *Ρομποτική: Κινηματική, Δυναμική και Έλεγχος Αρθρωτών Βραχιόνων, Κριτική*, 2007.
- [8] J. Angelo, *Robotics: A Reference Guide to the New Technology*, Libraries Unlimited, 2007.
- [9] M. Mataric, *The Robotics Primer*, MIT Press, 2007.
- [10] Α. Κανάραχος, *Μηχανισμοί και Ρομποτικά Συστήματα*, Παπασωτηρίου, 2001.
- [11] D. Hunt, *Robotics Handbook*, Industrial Press, 1983.
- [12] J. Wall, *Robotics*, Creative Teaching Press, 2003.

- [13] B. Sandler, *Robotics: Designing the Mechanisms for Automated Machinery*, Academic Press, 1999.
- [14] G. Giralt, *Η Ρομποτική, Τραυλός*, 1997.
- [15] Φ. Μ. Κουμπουλής, *Εισαγωγή στην Ρομποτική, Παπασωτηρίου*, 2002.
- [16] J. Fuller, *Robotics: Introduction, Programming and Projects*, Prentice Hall, 1999.
- [17] R. Arkin, *Behavior-based Robotics*, MIT Press, 1998.
- [18] B. K. O. Siciliano, *Springer Handbook of Robotics*, Springer, 2008.
- [19] S. Niku, *Introduction to Robotics*, John Wiley & Sons, 2010.
- [20] G. Bekey, *Robotics: State of the Art and Future Challenge*, Imperial College Pres, 2008.
- [21] D. D. S. Price, *Gears from the Greek*, Science History, 1974.
- [22] Δ. Β. Σ. Καλλιγερόπουλος, *Ιστορία της Τεχνολογίας και των Αυτομάτων, Σύγχρονη Εκδοτική*, 2005.
- [23] Α. Βελώνη, *Συστήματα Αυτομάτου Ελέγχου, Τζιόλα*, 2011.
- [24] Κ. Γεωργούλη, «*Τεχνητή Νοημοσύνη: Μια Εισαγωγική Προσέγγιση*,» ΣΕΑΒ, 2015.
- [25] Σ. Λυκοθανάσης, *Νευρωνικά Δίκτυα Hopfield και Kohonen*, Παναπιστήμιο Πατρών, 2007.
- [26] J. X. C. Z. L. X. Zheng, «*Electronic load Forecasting in Smart Grid Using LSTM and RNN*,» University of New York, 2017.
- [27] A. K. D. S. M. G. L. Ziletti, «*Insightful Classification of Crystal Structures Using Deep Learning*,» Nature Communications, 2017.
- [28] S. Z. R. Z. L. Wang, «*Forecasting Beijing Transportation Hub Area's Pedretian Flow Using MNN*,» Hindawi Publishing Corporation, 2015.

[29] S. N. P. Russel, Τεχνητή Νοημοσύνη, Μια Σύγχρονη Προσέγγιση, Κλειδάριθμος, 2005.

[30] S. Valipour, Deep Learning in Robotics, Univerity of Alberta, 2017.