



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Υλοποίηση αυτόνομου οχήματος με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και υπολογιστικού συστήματος χαμηλής κατανάλωσης

Χριστόδουλος Προβελέγγιος

A.M. 160001

Επιβλέποντες Καθηγητές:
Δρ. Εμμανουήλ Μιχαηλίδης
Δρ. Ιωάννης Βογιατζής, Καθηγητής

Διπλωματική εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα

ΑΙΓΑΛΕΩ, Σεπτέμβριος 2021

Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών
Χριστόδουλος Προβελέγγιος
© 2021 – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Υλοποίηση αυτόνομου οχήματος με χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης και υπολογιστικού συστήματος χαμηλής κατανάλωσης

Χριστόδουλος Προβελέγγιος

A.M. 160001

Επιβλέποντες Καθηγητές:
Δρ. Εμμανουήλ Μιχαηλίδης
Δρ. Ιωάννης Βογιατζής, Καθηγητής

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή

.....

Καθηγητής

Δρ. Ιωάννης Βογιατζής

.....

Καθηγητής

Δρ. Παναγιώτης Γιαννακόπουλος

.....

Δρ. Εμμανουήλ Μιχαηλίδης



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάστηκε

από τον

Χριστόδουλο Προβελέγγιο

A.M. 160001

τη Δευτέρα, 11 Οκτωβρίου 2021

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ/ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Προβελέγγιος Χριστόδουλος του Εμμανουήλ, με αριθμό μητρώου 160001 φοιτητής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής Μηχανικών του Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της πτυχιακής/διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Ο Δηλών



Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας δεν υποδηλοί την αποδοχή των γνώμων του συγγραφέα.
Κατά τη συγγραφή τηρήθηκαν οι αρχές της ακαδημαϊκής δεοντολογίας.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Φέρνοντας εις πέρας την παρούσα εργασία θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κύριο Μιχαηλίδη Εμμανουήλ για την καθοδήγηση και τις συμβουλές που μου παρείχε κατά τη διάρκεια εκπόνησης της.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω επίσης θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κύριο Βογιατζή Ιωάννη για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε δίδοντας μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με το θέμα της παρούσας εργασίας.

Χριστόδουλος Προβελέγγιος
Αθήνα, Σεπτέμβριος 2021

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων και οχημάτων φιλικότερων προς το περιβάλλον είναι αδιαμφισβήτητα ο οδηγός των τεχνολογικών εξελίξεων στον κόσμο της αυτοκίνησης την τελευταία δεκαετία. Η άνθηση που έχει γνωρίσει η τεχνολογία της αυτόνομης οδήγησης είναι απόρροια των μακροχρόνιων ερευνών οι οποίες δείχνουν ότι ο ανθρώπινος παράγοντας στην οδήγηση είναι η βασική αιτία μιας σειράς αλληλένδετων προβλημάτων που αντιμετωπίζει η σύγχρονη κοινωνία σήμερα. Για παράδειγμα, τα στατιστικά στοιχεία σχετικών μελετών δείχνουν πως τα τροχαία ατυχήματα στην συντριπτική πλειονότητα τους (>90%) οφείλονται σε ανθρώπινο λάθος. Επιπλέον, η κακή κυκλοφοριακή αγωγή των οδηγών συμβάλλει και στο συνεχώς αυξανόμενο πρόβλημα της κυκλοφοριακής συμφόρησης που αντιμετωπίζουν τα αστικά οδικά δίκτυα. Η κυκλοφοριακή συμφόρηση με τη σειρά της συμβάλλει στην αύξηση της ατμοσφαιρικής ρύπανσης και του κυκλοφοριακού θορύβου που παρατηρείται στα μεγάλα αστικά κέντρα. Μολονότι ελλιπής, η παραπάνω λίστα παραθέτει τα σημαντικότερα προβλήματα που προκαλεί η κακή οδηγική συμπεριφορά και τα οποία απειλούν άμεσα την υγεία και την ποιότητα ζωής των πολιτών. Ως εκ τούτου, για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων, φαίνεται να είναι πλέον μονόδρομος η ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων που εξαλείφουν το ανθρώπινο στοιχείο από την οδήγηση.

Η τεχνολογία της αυτόνομης οδήγησης έχει βασίσει σε μεγάλο βαθμό την πρόοδο της στις τεχνικές και μεθόδους της *Τεχνητής Νοημοσύνης* και ειδικότερα της *Βαθιάς (Μηχανικής) Μάθησης*. Εμπνευσμένοι από την αρχιτεκτονική των βιολογικών νευρωνικών δικτύων, οι αλγόριθμοι Βαθιάς Μάθησης μοντελοποιούν πολύπλοκες διαδικασίες με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων προκειμένου να «μάθουν» να αναγνωρίζουν πρότυπα μέσα σε δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις. Στην ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων, οι αλγόριθμοι της Βαθιάς Μάθησης επεξεργάζονται δεδομένα που συλλέγονται από τους αισθητήρες του οχήματος καθώς αυτό κινείται προκειμένου να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με την πλοήγηση του.

Η πολυπλοκότητα των λειτουργιών που μπορούν να μοντελοποιηθούν από τους αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης εξαρτάται από την υπολογιστική ισχύ της υποκείμενης πλατφόρμας που χρησιμοποιείται για την υλοποίηση τους. Ωστόσο, σε αντίθεση με άλλες εφαρμογές Μηχανικής Μάθησης, τα αυτόνομα οχήματα συνήθως σχεδιάζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να απαιτούν περιορισμένους πόρους για τη λειτουργία τους προκειμένου να μειώσουν το ενεργειακό τους αποτύπωμα και το κόστος υλοποίησης τους. Η μείωση των υπολογιστικών πόρων που απαιτεί η αυτόνομη οδήγηση αποτελεί μια σημαντική σχεδιαστική πρόκληση και σκοπός της παρούσας εργασίας ήταν η ανάπτυξη ενός συστήματος αυτόνομης οδήγησης με τη χρήση μιας ενεργειακά και υπολογιστικά αποδοτικής πλατφόρμας.

Το πρώτο μέρος αυτής της εργασίας, αρχικά πραγματοποιεί μια σύντομη ανασκόπηση της τεχνολογίας των αυτόνομων οχημάτων. Στη συνέχεια παρουσιάζεται η πλατφόρμα ανάπτυξης Raspberry Pi πάνω στην οποία υλοποιήθηκε το σύστημα αυτόνομης οδήγησης της εργασίας αυτής και εξετάζονται οι μέθοδοι Βαθιάς Μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του. Το δεύτερο μέρος της εργασίας, αρχικά περιγράφει το σύστημα αυτόνομης οδήγησης που αναπτύχθηκε και το πρωτότυπο όχημα που κατασκευάστηκε για την επαλήθευση της ορθής λειτουργίας του. Στη συνέχεια, εξετάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα από μια σειρά δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν με τη χρήση μιας δοκιμαστικής διαδρομής για την αξιολόγηση του πρωτοτύπου. Το όχημα ολοκλήρωσε επιτυχώς 10 και πλέον συνεχόμενους γύρους στη δοκιμαστική διαδρομή (δεξιόστροφα ή αριστερόστροφα). Διαπιστώθηκε ότι το όχημα μπορεί να κινείται αυτόνομα, χωρίς την ανάγκη εξωτερικής παρέμβασης, και είναι σε θέση να αντιδράει άμεσα σε απρόβλεπτα εμπόδια ελέγχοντας την ταχύτητα του. Το αποτέλεσμα αυτό επιβεβαιώνει ότι είναι εφικτή η ανάπτυξη υποσυστημάτων αυτόνομης οδήγησης με τη χρήση υπολογιστικών πλατφορμών χαμηλού κόστους και υποκινεί περαιτέρω την υιοθέτηση τους στην σχεδίαση οικονομικά προσιτών αυτόνομων οχημάτων.

Λέξεις Κλειδιά: μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα, επιβλεπόμενη μάθηση, αυτόνομη οδήγηση, αυτόνομο ρομποτικό όχημα, Raspberry Pi

ABSTRACT

The development of autonomous and environmentally-friendly vehicles is undoubtedly what drives the technological advancements in the automotive world over the last decade. The growth of autonomous driving technology is the result of multi-year research which shows that the human factor in driving is the root cause of a number of interrelated problems the modern society faces today. For instance, statistics of relevant studies show that the vast majority (> 90%) of road accidents are due to human error. Furthermore, the poor traffic education of the drivers contributes to the ever-deteriorating traffic congestion problem the urban road networks face. Traffic congestion, in turn, contributes to the increase in air pollution and traffic noise that is observed in large urban areas. Although the list is far from complete, it lists the most important problems poor driving behavior causes, and which directly threaten the citizens' health and quality of life. Therefore, to tackle these problems, the development of autonomous vehicles that eliminate the human element from driving seems to be the way forward.

Autonomous driving technology has largely based its progress on the techniques and methods of *Artificial Intelligence* and in particular that of *Deep (Machine) Learning*. Inspired by the architecture of biological neural networks, Deep Learning algorithms model complex processes using artificial neural networks to "learn" to recognize patterns in data and make predictions. In the development of autonomous vehicles, Deep Learning algorithms process data collected from the vehicle's sensors as it moves in order to make navigation decisions.

The complexity of the functions that can be modeled by the Machine Learning algorithms depends on the computing power of the underlying platform that is employed to implement them. Unlike other Machine Learning applications, however, autonomous vehicles are usually designed to require limited resources to operate in order to reduce their energy footprint and implementation cost. Reducing the computing resources required for autonomous driving

represents a major design challenge and the purpose of the present study was to develop an autonomous driving system using an energy- and computing-efficient platform.

The first part of the present work offers a brief overview of the technology of autonomous vehicles. Then, it presents the development platform Raspberry Pi upon which the autonomous driving system of this work is built and discusses the Deep Learning methods used for its development. The second part of this work details the autonomous driving system that has been developed and the vehicle prototype that has been built to validate the system. Then, it examines the experimental results from a series of tests performed to evaluate the prototype on a test track. The vehicle successfully completed more than 10 consecutive laps on the test track (clockwise or counterclockwise). It was found that the vehicle can move autonomously, without the need for external intervention, and can promptly react to unanticipated obstacles by controlling its speed. This result confirms that it is feasible to develop autonomous driving subsystems using low-cost computing platforms and further stimulates their adoption in the design of affordable autonomous vehicles.

Key Words: machine learning, deep learning, convolutional neural networks, supervised learning, autonomous driving, autonomous robotic vehicle, Raspberry Pi

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	IX
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	XI
ABSTRACT	XIII
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	XV
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΙΚΟΝΩΝ.....	XIX
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	XXI
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 – ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 ΕΠΙΠΕΔΑ ΑΥΤΟΝΟΜΙΑΣ.....	3
1.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΩΝ ΑΥΤΝΟΜΩΝ ΟΧΗΜΑΤΩΝ	5
1.3 ΒΑΣΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΤΟΥ ΑΥΤΟΝΟΜΟΥ ΟΧΗΜΑΤΟΣ	13
1.4 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΑ ΑΥΤΟΝΟΜΑ ΟΧΗΜΑΤΑ	19
1.5 ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	21
1.6 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – ΜΙΚΡΟΕΛΕΓΚΤΕΣ ΚΑΙ ΜΙΚΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΕΣ.....	25
2.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ.....	25
2.2 ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΜΙΚΡΟΕΛΕΓΚΤΩΝ-ΜΙΚΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΩΝ	28
2.3 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ RASPBERRY PI	29
2.3.1 Hardware του Raspberry Pi	30
2.3.2 Λογισμικό του Raspberry Pi.....	32

2.3.3	Πλεονεκτήματα του Raspberry Pi	33
2.4	ΣΥΝΟΨΗ	34
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 – ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ		35
3.1	ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ.....	35
3.2	ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	36
3.3	ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....	41
3.3.1	Συνελικτικό Επίπεδο	43
3.3.2	Επίπεδο Συγκέντρωσης	46
3.4	ΣΥΝΟΨΗ	48
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΟΧΗΜΑΤΟΣ.....		49
4.1	ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΣ	49
4.1.1	Υπολογιστικό Σύστημα.....	51
4.1.2	Αισθητήρες	52
4.1.3	Όχημα.....	54
4.1.4	Τροφοδοσία.....	56
4.2	ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ.....	58
4.3	ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ – ΔΥΣΚΟΛΙΕΣ.....	60
4.3.1	Κατασκευή Οχήματος.....	60
4.3.2	Κίνηση Οχήματος	60
4.3.3	Λογισμικό	61
4.3.4	Μηχανική Μάθηση	62

4.4	ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ	66
4.5	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	69
4.6	ΣΥΝΟΨΗ	79
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 – ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ		81
5.1	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	81
5.2	ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ	82
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		85

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1: Επίπεδα αυτονομίας σύμφωνα με τον οργανισμό (SAE).....	5
Εικόνα 1.2: Το αυτόνομο όχημα Citroen DS [6].	6
Εικόνα 1.3: Το αυτόνομο ηλεκτρικό όχημα μαζικής μεταφοράς ParkShuttle [6].....	9
Εικόνα 1.4: Τα αυτόνομα οχήματα Spirit of Berlin (αριστερά) και MadeInGermany (δεξιά) [6].	10
Εικόνα 1.5: Το αυτόνομο όχημα Nissan Leaf [6].	11
Εικόνα 1.6: Βασικά συστήματα αυτόνομου οχήματος.	14
Εικόνα 1.7: Τρισδιάστατη αναπαράσταση περιβάλλοντος μέσω Lidar [9].	15
Εικόνα 1.8: Παράδειγμα ανίχνευσης και ταξινόμησης πολλαπλών αντικειμένων [11].	20
Εικόνα 2.1: Εξέλιξη μικροεπεξεργαστών, αύξηση τρανζίστορ ανά IC [16].	26
Εικόνα 3.1: Σύγκριση βιολογικού με τεχνητού νευρώνα [28].....	37
Εικόνα 3.2: Τεχνητός νευρώνας.....	38
Εικόνα 3.3: Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου με 3 κρυφά επίπεδα [28].	39
Εικόνα 3.4: Παράδειγμα μετατροπής εικόνας 3x3 σε 9x1 πίνακα [34].	41
Εικόνα 3.5: Παράδειγμα αρχιτεκτονικής ενός CNN [35].	43
Εικόνα 3.6: Παράδειγμα συνέλιξης.	44
Εικόνα 3.7: Παράδειγμα μεθόδων υποδειγματοληψίας Μεγίστου και Μέσου Όρου.....	47
Εικόνα 4.1: Εμπρός δεξιά όψη οχήματος.	50
Εικόνα 4.2: Πίσω αριστερή όψη οχήματος.	51
Εικόνα 4.3: Raspberry pi 4 model b 8GB [13].	52
Εικόνα 4.4: Aigoss Webcam 1080P Full HD.	53

Εικόνα 4.5: Συνδεσμολογία αισθητήρα SRF05.	54
Εικόνα 4.6: 4WD Smart Robot Car Chassis Kit.	55
Εικόνα 4.7: Συνδεσμολογία Motor Driver LN298N.	56
Εικόνα 4.8: Aukey PB-Y23 20,000mAh.	57
Εικόνα 4.9: Κάτοψη οχήματος.	57
Εικόνα 4.10: Πίστα οδήγησης.	58
Εικόνα 4.11: Αρχιτεκτονική μοντέλου αυτόνομης οδήγησης από NVIDIA [40].	62
Εικόνα 4.12: Διάγραμμα απωλειών ανά εποχή.	71
Εικόνα 4.13: Σημείο εκκίνησης αυτόνομης οδήγησης.	72
Εικόνα 4.14: Φωτογραφίες 0 ως 3 από αυτόνομη οδήγηση.	73
Εικόνα 4.15: Φωτογραφίες 4 ως 7 από αυτόνομη οδήγηση.	73
Εικόνα 4.16: Φωτογραφίες 8 ως 11 από αυτόνομη οδήγηση.	74
Εικόνα 4.17: Φωτογραφίες 12 ως 15 από αυτόνομη οδήγηση.	74
Εικόνα 4.18: Φωτογραφίες 16 ως 19 από αυτόνομη οδήγηση.	75
Εικόνα 4.19: Φωτογραφίες 20 ως 21 από αυτόνομη οδήγηση.	75
Εικόνα 4.20: Συνθήκες υψηλού φωτισμού που επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.	76
Εικόνα 4.21: Συνθήκες χαμηλού φωτισμού που επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.	77
Εικόνα 4.22: Συνθήκες πολύ χαμηλού φωτισμού που δεν επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.	77
Εικόνα 4.23: Παράδειγμα ακινητοποίησης οχήματος σε εμπόδιο.	78

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 4.1: Εξαρτήματα οχήματος.....	49
Πίνακας 4.2: Αποτελέσματα εκπαίδευσης.....	70

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 – ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στις μέρες μας ζούμε σε μία εποχή ραγδαίας τεχνολογικής εξέλιξης η οποία επηρεάζει όλους τους τομείς της καθημερινής μας ζωής. Στην εποχή μας τα «έξυπνα» αυτοκίνητα με δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης δεν είναι ιδέα του μέλλοντος αλλά του παρόντος. Πρόκειται για μία από τις μεγαλύτερες καινοτομίες του 21^{ου} αιώνα όπου έχει προσελκύσει πολύ μεγάλο ενδιαφέρον τις τελευταίες δεκαετίες [1]. Ο όρος αυτόνομο όχημα αναφέρεται σε ένα όχημα το οποίο έχει τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται τον περιβάλλοντα χώρο και να καθορίζει την κίνηση του σε αυτόν χωρίς τον ανθρώπινο παράγοντα. Αυτό, επιτυγχάνεται μέσω της συλλογής πληροφοριών για τον περιβάλλοντα χώρο από ένα σύνολο αισθητήρων όπως κάμερες, λέιζερ και GPS οι οποίες επεξεργάζονται από το σύστημα του αυτόνομου οχήματος με σκοπό τη δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης [2].

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες έχει διεξαχθεί εντατική μελέτη και έρευνα με σκοπό την καθιέρωση των αυτόνομων οχημάτων στην καθημερινότητα μας. Το κύριο κίνητρο πίσω από αυτήν την πρόκληση και τον άτυπο αγώνα των αυτοκινητοβιομηχανιών είναι τα οφέλη των αυτόνομων οχημάτων. Παρακάτω ακολουθούν ορισμένα πλεονεκτήματα της ευρείας χρήσης τους [1, 3, 4]:

- **Μείωση των τροχαίων ατυχημάτων:** Ο ανθρώπινος παράγοντας κατά την οδήγηση εισάγει αβεβαιότητα λόγω λάθους ή απροσεξίας. Επίσης, η χρήση των αυτόνομων οχημάτων θα εξαλείψει το φαινόμενο της επικίνδυνης οδήγησης ή της μη τήρησης του Κώδικα Οδικής Κυκλοφορίας από τους οδηγούς.
- **Δυνατότητα μετακίνησης όλων των κοινωνικών ομάδων:** Με τα αυτόνομα οχήματα θα μπορούν να μετακινούνται άτομα ανεξαρτήτως την ηλικία όπως ηλικιωμένοι ή παιδιά, άτομα που δε γνωρίζουν να οδηγούν και άτομα με κάποια μορφή αναπηρίας.

- **Μείωση του στρες και αύξηση της παραγωγικότητας του επιβάτη:** Αυτή η νέα τεχνολογία θα επιτρέπει στον επιβάτη να ξεκουραστεί, να ψυχαγωγηθεί ή και να εργαστεί κατά τη διάρκεια της διαδρομής.
- **Μείωση της κυκλοφοριακής συμφόρησης:** Θα είναι δυνατή η κίνηση των οχημάτων σε κοντινότερες αποστάσεις μεταξύ τους με ασφάλεια αυξάνοντας τη χωρητικότητα της οδού. Επίσης, θα είναι εφικτή η επικοινωνία και η συνεργασία μεταξύ των οχημάτων με σκοπό την ομαλή ροή της κυκλοφορίας.

Πέραν από τα ενδεικτικά πλεονεκτήματα που αναφέρθηκαν παραπάνω, αυτή η νέα τεχνολογία αναδύει και μειονεκτήματα. Παρακάτω ακολουθούν ορισμένα μειονεκτήματα [3, 4]:

- **Αξιοπιστία του λογισμικού:** Από τη στιγμή που το όχημα θα είναι αυτόνομο, υπάρχει η πιθανότητα αστοχίας του λογισμικού που μπορεί να προκαλέσει κάποιο ατύχημα.
- **Αυξημένο κόστος κατασκευής οχημάτων:** Τα αυτόνομα οχήματα απαιτούν επιπλέον εξοπλισμό, που σημαίνει ότι η τιμή αγοράς θα είναι μεγαλύτερη.
- **Κόστος κατασκευής οδικών υποδομών:** Για να είναι λειτουργικά τα αυτόνομα οχήματα, θα πρέπει να υπάρχουν και οι κατάλληλες οδικές υποδομές με το ανάλογο κόστος σχεδιασμού, κατασκευής και συντήρησης.
- **Μείωση θέσεων εργασίας:** Με τα αυτόνομα οχήματα, οι θέσεις εργασίας που αφορούν επαγγελματίες οδηγούς όπως οδηγούς των μέσων μαζικής μεταφοράς προβλέπεται να μειωθούν.

Τα αυτόνομα οχήματα χρησιμοποιούνται ήδη σε αρκετές εξιδεικευμένες εφαρμογές. Για παράδειγμα, σε στρατιωτικές επιχειρήσεις και σε διαστημικές αποστολές με σκοπό την εξερεύνηση. Στο μέλλον, εκτός από καθημερινή χρήση προορίζονται να χρησιμοποιηθούν σε μία πληθώρα εφαρμογών όπως στα μέσα μαζικής μεταφοράς, σε εφαρμογές στη βιομηχανία για τη μεταφορά υλικών, σε γεωργικές εφαρμογές για την καλλιέργεια της γης, σε επικίνδυνες

εφαρμογές έκτακτης ανάγκης όπως τα πυροσβεστικά οχήματα, κ.α. Τα αυτόνομα οχήματα παρατηρούμε ότι στο μέλλον μπορούν να αυξήσουν την παραγωγικότητα σε διάφορους τομείς επειδή θα λειτουργούν όλο το εικοσιτετράωρο και ότι θα μειώσουν το κίνδυνο της παρουσίας ανθρώπινου παράγοντα σε καταστάσεις έκτακτης ανάγκης.

Αυτή η νέα τεχνολογία όμως δημιουργεί αρκετά νομικά ζητήματα που πρέπει να διευθετηθούν [5]. Για παράδειγμα, την έλλειψη νομικού πλαισίου για το ποιος φέρει την ευθύνη σε κάποιο ατύχημα. Σε περίπτωση όπου προκληθεί κάποια βλάβη ή μία δυσλειτουργία στο αυτόνομο όχημα με αποτέλεσμα να προκληθεί κάποιο ατύχημα θα πρέπει να είναι ξεκάθαρο ποιοι θα αναλάβουν τις ευθύνες και το κόστος. Μέχρι τώρα τις συνέπειες στη περίπτωση ατυχήματος τις αναλαμβάνει ο χειριστής του οχήματος, δηλαδή ο οδηγός, ωστόσο στα αυτόνομα οχήματα είναι πιθανό οι ευθύνες να μετατοπιστούν στον κατασκευαστή. Επίσης, άλλο ένα σημαντικό νομικό ζήτημα είναι η ασφάλεια των προσωπικών δεδομένων. Τα αυτόνομα οχήματα για να λειτουργούν αποτελεσματικά θα χρειαστεί να συλλέγουν δεδομένα (π.χ. μέσω κάμερας ή ραντάρ) που θα τα μοιράζονται με την ευρύτερη υποδομή. Τα οχήματα επίσης ενδέχεται να καταγράφουν δεδομένα σχετικά με το πότε και πού μετακινούνται οι επιβάτες. Το ενδεχόμενο κλοπής αυτών των δεδομένων από διάφορες επιθέσεις (*κυβερνοεπιθέσεις*) εγείρει πολλές ανησυχίες σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής καθώς και την ασφάλεια των επιβατών.

1.1 ΕΠΙΠΕΔΑ ΑΥΤΟΝΟΜΙΑΣ

Ήδη ορισμένα σύγχρονα οχήματα έχουν τη δυνατότητα να εκτελούν μόνα τους διάφορες λειτουργίες όπως φρενάρισμα, επιτάχυνση ή αλλαγή κατεύθυνσης χωρίς την παρέμβαση του οδηγού. Τα αυτόνομα οχήματα σύμφωνα με τον οργανισμό Society of Automotive Engineers (SAE) αλλά και άλλους οργανισμούς χωρίζονται σε έξι επίπεδα ανάλογα με το βαθμό αυτονομίας [4]. Στη συνέχεια περιγράφονται τα επίπεδα αυτά, τα οποία φαίνονται και στην Εικόνα 1.1:

- **Επίπεδο 0:** *Πλήρης έλλειψη αυτοματισμού:* Ο οδηγός έχει τον πλήρη έλεγχο διαρκώς για όλα τα συστήματα, όπως το σύστημα πέδησης, το σύστημα κίνησης και το σύστημα κατεύθυνσης.
- **Επίπεδο 1:** *Αυτοματοποίηση συγκεκριμένης λειτουργίας:* Σε αυτό το επίπεδο ο οδηγός ελέγχει το όχημα, ωστόσο, αυτό διαθέτει αυτοματοποίηση μίας συγκεκριμένης λειτουργίας όπως ο έλεγχος πλεύσης του οχήματος (διατήρηση σταθερής ταχύτητας), η καθοδήγηση εντός των οριογραμμών ή η υποβοήθηση παράλληλης στάθμευσης.
- **Επίπεδο 2:** *Αυτοματοποίηση συνδυασμένης λειτουργίας:* Το αυτόνομο όχημα διαθέτει τη δυνατότητα αυτοματοποίησης πολλών λειτουργιών ταυτόχρονα, όπως ο προσαρμοσμένος έλεγχος πλεύσης με κέντρωση επί των οριογραμμών των λωρίδων κυκλοφορίας. Ο οδηγός είναι υπεύθυνος να εκτελεί όλες τις υπόλοιπες λειτουργίες που σχετίζονται με την οδήγηση και να είναι σε θέση να αναλάβει τον έλεγχο του οχήματος ανά πάσα στιγμή.
- **Επίπεδο 3:** *Αυτοματοποίηση υπό όρους:* Τα αυτόνομα οχήματα αυτού του επιπέδου μπορούν να επιτελέσουν όλο το σύνολο των λειτουργιών που απαιτούνται για την αυτόνομη οδήγηση. Ωστόσο, ο οδηγός θα πρέπει να είναι σε ετοιμότητα να αναλάβει τον έλεγχο του οχήματος όταν το σύστημα τον ειδοποιήσει ότι αδυνατεί να λειτουργήσει για οποιονδήποτε λόγο.
- **Επίπεδο 4:** *Υψηλό επίπεδο αυτοματοποίησης:* Το σύστημα αυτόνομης οδήγησης αναλαμβάνει τον πλήρη έλεγχο του οχήματος και είναι σε θέση να επιβλέπει τις κυκλοφοριακές συνθήκες. Το σύστημα ανταποκρίνεται άριστα στις περισσότερες περιπτώσεις εκτός από κάποιες εξαιρέσεις όπως ακραία καιρικά φαινόμενα.
- **Επίπεδο 5:** *Πλήρης αυτοματισμός:* Το σύστημα αυτόνομης οδήγησης αναλαμβάνει τον πλήρη έλεγχο του οχήματος καθ' όλη τη διάρκεια της οδήγησης υπό οποιοδήποτε συνθήκες. Είναι το μέγιστο επίπεδο αυτοματοποίησης καθώς το όχημα απαιτεί μηδενική ανθρώπινη προσοχή ή αλληλεπίδραση με αυτό.



Εικόνα 1.1: Επίπεδα αυτονομίας σύμφωνα με τον οργανισμό (SAE).

1.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΤΩΝ ΑΥΤΝΟΜΩΝ ΟΧΗΜΑΤΩΝ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει ορισμένα από τα πιο σημαντικά γεγονότα που συνέβησαν κατά την εξέλιξη των αυτόνομων οχημάτων. Τα αυτόνομα οχήματα μπορεί να έχουν προσελκύσει μεγάλο ενδιαφέρον τις τελευταίες δεκαετίες αλλά η ιδέα υπάρχει από τη δεκαετία του 1920 [6]. Εκείνη την εποχή πραγματοποιήθηκαν τα πρώτα πειράματα χρήσης αυτοκίνητων χωρίς την παρουσία οδηγού. Συγκεκριμένα, το 1925 παρουσιάστηκε από τη Houdina Radio Control το American Wonder το οποίο ελεγχόταν μέσω ραδιοσυχνοτήτων από απόσταση χωρίς την παρουσία οδηγού. Το αυτοκίνητο αυτό δεν ήταν αυτόνομο με την έννοια που έχει στις μέρες μας, ωστόσο, αυτό το πείραμα είναι η πρώτη απόπειρα επαφής με αυτή τη νέα τεχνολογία.

Τις επόμενες δεκαετίες, το όραμα των αυτόνομων οχημάτων οδήγησε τους ερευνητές και σε άλλα πρωτοποριακά πειράματα. Έτσι, το 1957 κατασκευάστηκε από την RCA Labs ένα όχημα το οποίο τέθηκε για δοκιμή σε ένα αυτοκινητόδρομο μήκους 400 ποδιών [6]. Κατά το

μήκος των πεζοδρόμιων είχε τοποθετηθεί μία σειρά πειραματικών κυκλωμάτων ανίχνευσης τα οποία μπορούσαν να στείλουν παλμούς για να καθοδηγήσουν το αυτοκίνητο καθώς και να προσδιορίσουν την παρουσία και την ταχύτητα οποιουδήποτε μεταλλικού οχήματος κινείται πάνω σε αυτά. Με αυτό τον τρόπο όταν το όχημα γινόταν αντιληπτό από τα κυκλώματα ανίχνευσης αυτά έστελναν παλμούς στο όχημα ώστε να διορθώσει την πορεία του.

Ακολουθώντας παρόμοια μεθοδολογία, τη δεκαετία του 1960 το Ερευνητικό Ινστιτούτο Μεταφορών και Οδών του Ηνωμένου Βασιλείου διαμόρφωσε ένα Citroen DS το οποίο για τον έλεγχο του αλληλοεπιδρούσε με μαγνητικά καλώδια που ήταν ενσωματωμένα στο δρόμο [6]. Το Citroen DS που φαίνεται στην Εικόνα 1.2 δοκιμάστηκε επιτυχώς σε μία πίστα με ταχύτητα 130 km/h, χωρίς να έχει απόκλιση ταχύτητας ή κατεύθυνσης σε οποιεσδήποτε καιρικές συνθήκες και με πολύ πιο αποτελεσματικό τρόπο από ότι με ανθρώπινο έλεγχο. Η έρευνα για τον συγκεκριμένο τρόπο αυτόνομης οδήγησης, δηλαδή έλεγχος των οχημάτων από καλώδια εντός του οδοστρώματος, συνεχίστηκε και τα επόμενα χρόνια. Σύμφωνα με τις αναλύσεις κόστους-οφέλους που έγιναν, η υιοθέτηση αυτού του συστήματος στους Βρετανικούς αυτοκινητόδρομους έδειχνε ότι το εγχείρημα αυτό θα αποπληρωθεί μέχρι το τέλος του αιώνα, ότι θα αυξήσει την οδική χωρητικότητα τουλάχιστον κατά 50% και ότι θα αποτρέψει περίπου το 40% των ατυχημάτων. Η χρηματοδότηση όμως για αυτά τα πειράματα διακόπηκε στα μέσα της δεκαετίας του 1970.



Εικόνα 1.2: Το αυτόνομο όχημα Citroen DS [6].

Το 1980 πραγματοποιήθηκε το επόμενο τεχνολογικό βήμα από τον Ernst Dickmanns και την ομάδα του στο Πανεπιστήμιο Bundeswehr του Μονάχου στη Γερμανία [6]. Ο Ernst Dickmanns και η ομάδα του τροποποίησαν επιτυχώς ένα ρομποτικό φορτηγό Mercedes-Benz το οποίο για πρώτη φορά έφερε στοιχεία μηχανικής όρασης με σκοπό την υποβοήθηση της οδήγησης. Το φορτηγό Mercedes-Benz δοκιμάστηκε με επιτυχία σε δρόμους χωρίς κίνηση φτάνοντας ταχύτητα έως 63 km/h. Την ίδια δεκαετία, το πρόγραμμα ALV (Autonomous Land Vehicle) χρηματοδοτούμενο από το DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) των Η.Π.Α. εφάρμοσε νέες τεχνολογίες στα αυτόνομα οχήματα που αναπτύχθηκαν από τα Πανεπιστήμια του Maryland και Carnegie Mellon, τον οργανισμό SRI International, την εταιρία Martin Marietta και το Ινστιτούτο Περιβαλλοντικής Έρευνας του Μίσιγκαν [6]. Το πρόγραμμα ALV πέτυχε την πρώτη του επίδειξη στην οποία το αυτόνομο όχημα μπορούσε να ακολουθεί το δρόμο χρησιμοποιώντας Lidar (Light Detection And Ranging), τεχνικές μηχανικής όρασης και αυτόνομο ρομποτικό έλεγχο για να κατευθύνει το όχημα με ταχύτητα έως 31 km/h.

Το 1991 το Κογκρέσο των Ηνωμένων Πολιτειών ενέκρινε το νομοσχέδιο ISTEA, το οποίο έδινε εντολή στο USDOT (United States Department of Transportation) να επιδείξει ένα αυτοματοποιημένο σύστημα οχημάτων και αυτοκινητοδρόμων έως το 1997 [6]. Η Ομοσπονδιακή Διοίκηση Αυτοκινητοδρόμων ανέλαβε αυτό το καθήκον ιδρύοντας τη NAHSC (National Automated Highway System Consortium). Το κόστος αυτού του εγχειρήματος συγχρηματοδοτήθηκε από την FHWA (Federal Highway Administration) και τη General Motors, με τα Πανεπιστήμια Carnegie Mellon και UC-Berkeley καθώς και άλλους φορείς ως πρόσθετους συνεργάτες. Οι εκτεταμένες εργασίες και η έρευνα μηχανικής συστημάτων κορυφώθηκαν στην έκθεση Demo που έλαβε χώρα στο Σαν Ντιέγκο της Καλιφόρνια το 1997. Στην έκθεση αυτή παρουσιάστηκαν περίπου 20 αυτοματοποιημένα οχήματα, συμπεριλαμβανομένων αυτοκινήτων, λεωφορείων και φορτηγών.

Το 1994 παρουσιάστηκαν δύο ρομποτικά οχήματα το VaMP και το Vita-2 της Daimler-Benz και του Ernst Dickmanns της UniBwM τα οποία διένυσαν απόσταση πάνω από 1,000

χιλιόμετρα [6]. Τα δύο ρομποτικά οχήματα κινήθηκαν σε έναν αυτοκινητόδρομο τριών λωρίδων του Παρισιού με κίνηση σε ημιαυτόνομη λειτουργία με ταχύτητα ως 130 km/h επιδεικνύοντας αυτόνομη οδήγηση σε ελεύθερες λωρίδες και αλλαγές λωρίδων κατά τη διάρκεια διέλευσης άλλων οχημάτων. Το 1995 το Πανεπιστήμιο Carnegie Mellon κατασκεύασε το όχημα Navlab όπου κάλυψε μία απόσταση 5,000 χιλιομέτρων σε ημιαυτόνομη λειτουργία, συγκεκριμένα χρησιμοποιούσε νευρωνικά δίκτυα για τον έλεγχο του συστήματος κατεύθυνσης αλλά ο οδηγός χειριζόταν το σύστημα επιτάχυνσης/επιβράδυνσης για λόγους ασφαλείας [6]. Επίσης το ίδιο έτος το 1995 ο Dickmanns παρουσίασε μία ανασχεδιασμένη ημιαυτόνομη S-Class Mercedes-Benz του πραγματοποίησε ένα ταξίδι 1,590 χιλιόμετρα από το Μόναχο στην Κοπεγχάγη και πίσω χρησιμοποιώντας μηχανική όραση [6]. Το 95% του χρόνου διαδρομής σε αυτό ταξίδι το όχημα ήταν αυτόνομο με ταχύτητα έως 175 km/h εκτελώντας ελιγμούς για να περάσει άλλα αυτοκίνητα.

Το 1996 ο Alberto Broggi του Πανεπιστημίου της Πάρμα ξεκίνησε το έργο ARGO, στο οποίο εργάστηκε με σκοπό να επιτρέψει σε ένα τροποποιημένο Lancia Thema εξοπλισμένο με δύο ασπρόμαυρες κάμερες να ακολουθήσει τα σημάδια των λωρίδων σε έναν αυτοκινητόδρομο χρησιμοποιώντας αλγόριθμους στερεοσκοπικής όρασης [6]. Το αποκορύφωμα του έργου ARGO ήταν η πραγματοποίηση μίας διαδρομής 1,900 χιλιόμετρα σε διάστημα έξι ημερών στους αυτοκινητόδρομους της βόρειας Ιταλίας όπου το 94% του χρόνου διαδρομής το όχημα ήταν αυτόνομο με μέση ταχύτητα 90 km/h. Λίγα χρόνια αργότερα, το 1999 τέθηκε σε λειτουργία το ParkShuttle που φαίνεται στην Εικόνα 1.3 το οποίο είναι μια ηλεκτρική και αυτόνομη υπηρεσία μεταφοράς στην Ολλανδία [6].



Εικόνα 1.3: Το αυτόνομο ηλεκτρικό όχημα μαζικής μεταφοράς ParkShuttle [6].

Τη δεκαετία του 2000 ο οργανισμός DARPA των Η.Π.Α. χρηματοδότησε διάφορα προγράμματα με σκοπό την εφευρετικότητα και την ανάπτυξη τεχνολογιών αυτόνομων οχημάτων [6]. Κοιτώντας στο πιο κοντινό παρελθόν, στις αρχές της δεκαετίας του 2010 μία από τις μεγαλύτερες εταιρείες διαδικτυακών υπηρεσιών η Google καθώς και πολλοί μεγάλοι κατασκευαστές αυτοκινήτων συμπεριλαμβανομένων των General Motors, Ford, Mercedes Benz, Volkswagen, Audi, Nissan, Toyota, BMW και Volvo άρχισαν να ασχολούνται με τη διαδικασία δοκιμής αυτόνομων οχημάτων χωρίς την παρουσία οδηγού.

Το 2010 το Institute of Control Engineering του Πανεπιστημίου Technische Universität Braunschweig παρουσίασε το αυτόνομο όχημα Leonie το οποίο ήταν το πρώτο αυτοκίνητο που κατάφερε να πάρει άδεια για αυτόνομη οδήγηση στους δρόμους και τους αυτοκινητόδρομους της Γερμανίας [6]. Ένα χρόνο αργότερα, το 2011 το Πανεπιστήμιο Freie Universität Berlin ανέπτυξε δύο αυτόνομα αυτοκίνητα με δυνατότητα να κινούνται στο οδικό δίκτυο του Βερολίνου στη Γερμανία [6]. Τα δύο αυτόνομα οχήματα Spirit of Berlin (δες αριστερή υποεικόνα στην Εικόνα 1.4) και MadeInGermany (δες δεξιά υποεικόνα στην Εικόνα 1.4) κατάφεραν να χειριστούν την υπεραστική κίνηση, τα φανάρια και τους κυκλικούς κόμβους.



Εικόνα 1.4: Τα αυτόνομα οχήματα Spirit of Berlin (αριστερά) και MadelInGermany (δεξιά) [6].

Το 2012 η Volkswagen άρχισε να δοκιμάζει το σύστημα «Προσωρινός αυτόματος πιλότος» το οποίο επέτρεπε σε ένα αυτοκίνητο να κινείται μόνο του με ταχύτητες έως και 130 km/h σε αυτοκινητόδρομο [6]. Επίσης, η Ford διεξήγαγε εκτεταμένη έρευνα σε συστήματα χωρίς οδηγό και σε συστήματα επικοινωνίας οχημάτων. Τον Ιανουάριο του 2013 η Toyota παρουσίασε ένα μερικώς αυτόνομο όχημα υποστηριζόμενο από πολυάριθμους αισθητήρες και συστήματα επικοινωνίας.

Τον Αύγουστο του 2013 η Nissan ανακοίνωσε τα σχέδιά της να λανσάρει αρκετά αυτόνομα αυτοκίνητα έως το 2020 [6]. Η Nissan εγκατέστησε την τεχνολογία αυτόνομης οδήγησης σε ένα ηλεκτρικό αυτοκίνητο Nissan Leaf που φαίνεται στην Εικόνα 1.5. Το αυτοκίνητο παρουσιάστηκε στην έκθεση Nissan 360 test drive που πραγματοποιήθηκε στην Καλιφόρνια τον Αύγουστο του 2013. Το Σεπτέμβριο του 2013 εφαρμόστηκε στο Nissan Leaf το πρότυπο ADAS (Advanced Driver Assistance System) που του επιτρέπει την αυτόνομη οδήγηση σε δημόσιους δρόμους της Ιαπωνίας. Το αυτόνομο όχημα Nissan Leaf παρουσιάστηκε για πρώτη φορά σε δημόσιους δρόμους σε εκδήλωση που πραγματοποιήθηκε στην Ιαπωνία το Νοέμβριο του 2013 το οποίο κινήθηκε σε έναν αυτοκινητόδρομο κοντά στο Τόκιο.



Εικόνα 1.5: Το αυτόνομο όχημα Nissan Leaf [6].

Το 2014 κυκλοφόρησε η Mercedes S-Class η οποία διέθετε επιλογές για αυτόνομη πλοήγηση και διατήρηση λωρίδας κυκλοφορίας, αυτόνομο έλεγχο του συστήματος επιτάχυνσης/επιβράδυνσης, αυτόνομο σύστημα στάθμευσης και αποφυγή ατυχημάτων (μέχρι και ταχύτητα 200 km/h) καθώς και ανίχνευση κόπωσης οδηγού [6]. Την ίδια χρονιά, η Google στις 27 Μαΐου του 2014 ανακοίνωσε τα σχέδια της να κατασκευάσει 100 πρωτότυπα αυτόνομα αυτοκίνητα που θα δημιουργηθούν από την αρχή στις εγκαταστάσεις της [6]. Με τη σειρά της η Tesla Motors τον Οκτώβριο του 2014 ανακοίνωσε την πρώτη έκδοση αυτόματου πιλότου με το όχημα Model S το οποίο περιλάμβανε τη δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης, ρύθμιση ορίου ταχύτητας, αυτόνομης στάθμευσης κ.α. [6]. Το 2014 επίσης καθορίστηκαν από τον οργανισμό SAE τα έξι επίπεδα αυτονομίας που αναφέρθηκαν στην Ενότητα 1.1.

Τον Απρίλιο του 2015 σχεδιάστηκε από την Delphi Automotive ένα αυτοκίνητο το οποίο έγινε το πρώτο αυτόνομο όχημα που ολοκλήρωσε ένα ταξίδι από τη δυτική ακτή στην ανατολική ακτή στη Βόρεια Αμερική [6]. Συγκεκριμένα, ταξίδεψε από το Σαν Φρανσίσκο στη Νέα Υόρκη υπό τον έλεγχο του αυτόματου πιλότου κατά το 99% αυτής της απόστασης. Τον Ιούλιο του 2015 η Google ανακοίνωσε ότι τα δοκιμαστικά οχήματα της στο πρόγραμμα *αυτοκίνητα χωρίς οδηγό* είχαν εμπλακεί σε 14 μικρά ατυχήματα από την έναρξη του έργου το 2009 [6]. Ωστόσο, ο Chris

Urmson, επικεφαλής του έργου, δήλωσε ότι όλα τα ατυχήματα προκλήθηκαν από ανθρώπους που οδηγούσαν άλλα αυτοκίνητα. Τον Απρίλιο του 2016 η Volvo ανακοίνωσε σχέδια για τη δημιουργία 100 αυτόνομων οχημάτων τύπου XC90 με σκοπό να τα δοκιμάσει σε καθημερινές συνθήκες οδήγησης στην Κίνα και το Λονδίνο το 2017 [6].

Την ίδια χρονιά, δυστυχώς στις 7 Μαΐου του 2016 έγινε γνωστό το πρώτο θανατηφόρο ατύχημα που αφορούσε επιβάτη αυτόνομου οχήματος στη Φλόριντα των Η.Π.Α., όπου ένα ηλεκτρικό αυτοκίνητο Tesla Model S ενεπλάκη σε τροχαίο με μία νταλίκια [6]. Στις 28 Ιουνίου του 2016 η NHTSA ξεκίνησε επίσημη έρευνα για το ατύχημα και σύμφωνα με τα αποτελέσματα το δυστύχημα προκλήθηκε από απότομο ελιγμό που πραγματοποίησε ο οδηγός της νταλίκας.

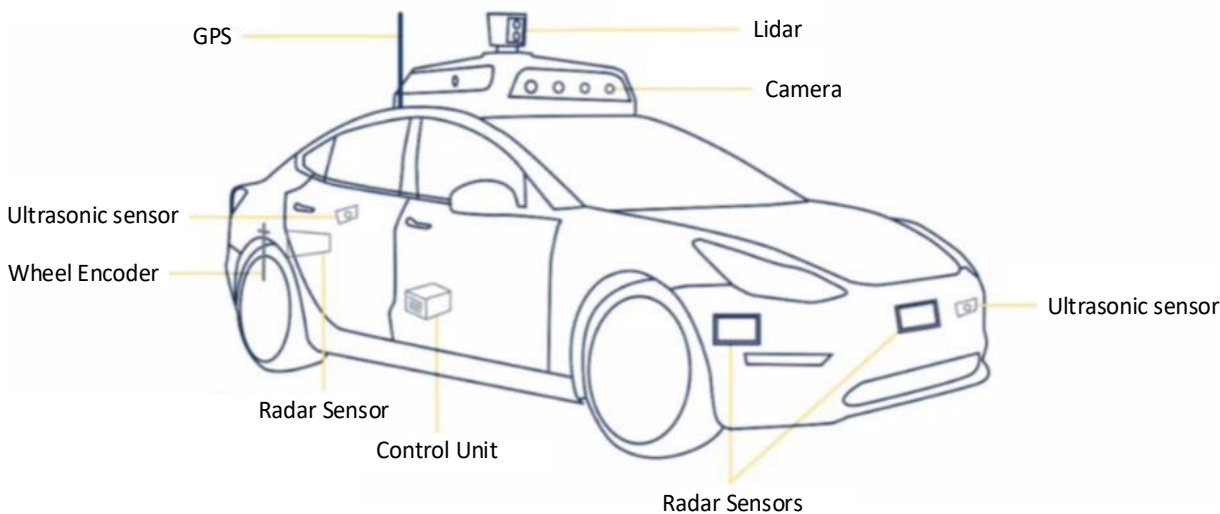
Τον Αύγουστο του 2016 η Σιγκαπούρη εγκαινίασε την πρώτη υπηρεσία ταξί αυτόνομης οδήγησης η οποία παρέχεται από την εταιρεία nuTonomy [6]. Τον Οκτώβριο του 2016 η Tesla Motors ανακοίνωσε ότι όλα τα νέα οχήματα τους είναι κατασκευασμένα με τον απαραίτητο εξοπλισμό που επιτρέπει την πλήρη δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης σε επίπεδο αυτονομίας 5 [6]. Ο εξοπλισμός περιλαμβάνει οκτώ κάμερες, δώδεκα αισθητήρες υπερήχων και ραντάρ που βλέπει προς τα εμπρός με βελτιωμένες δυνατότητες επεξεργασίας. Ωστόσο, η πλήρης αυτονομία είναι εφικτή μόνο μετά από εκατομμύρια μίλια δοκιμών και έγκρισης από τις αρχές. Η Tesla Motors δήλωσε ότι αναμένεται να επιτύχει την πλήρη αυτόνομη οδήγηση των οχημάτων της έως το τέλος του 2017, ωστόσο, αυτό δε συνέβη.

Τον Οκτώβριο του 2020 η Tesla Motors κυκλοφόρησε μια πρώιμη έκδοση του λογισμικού της «Full Self-Driving» σε μια μικρή ομάδα χρηστών των οχημάτων της για δοκιμαστικούς λόγους στις Η.Π.Α. [6]. Τέλος, το Μαρτίου του 2021 η Honda άρχισε να εκμισθώνει στην Ιαπωνία μια περιορισμένη έκδοση 100 οχημάτων Legend Hybrid EX Sedans εξοπλισμένα με τον πρόσφατα εγκεκριμένο αυτοματοποιημένο εξοπλισμό οδήγησης επιπέδου αυτοματοποίησης 3, ο οποίος έλαβε την πιστοποίηση ασφάλειας από την Ιαπωνική κυβέρνηση [6]. Μέσω της ιστορικής αναδρομής φαίνεται ότι τεχνολογικές εξελίξεις που συμβαίνουν στο τομέα της επιστήμης της

Πληροφορικής αλλά και της βιομηχανίας αυτοκινήτων έχουν συμβάλει δραματικά στην αλματώδη πρόοδο των αυτόνομων οχημάτων.

1.3 ΒΑΣΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΤΟΥ ΑΥΤΟΝΟΜΟΥ ΟΧΗΜΑΤΟΣ

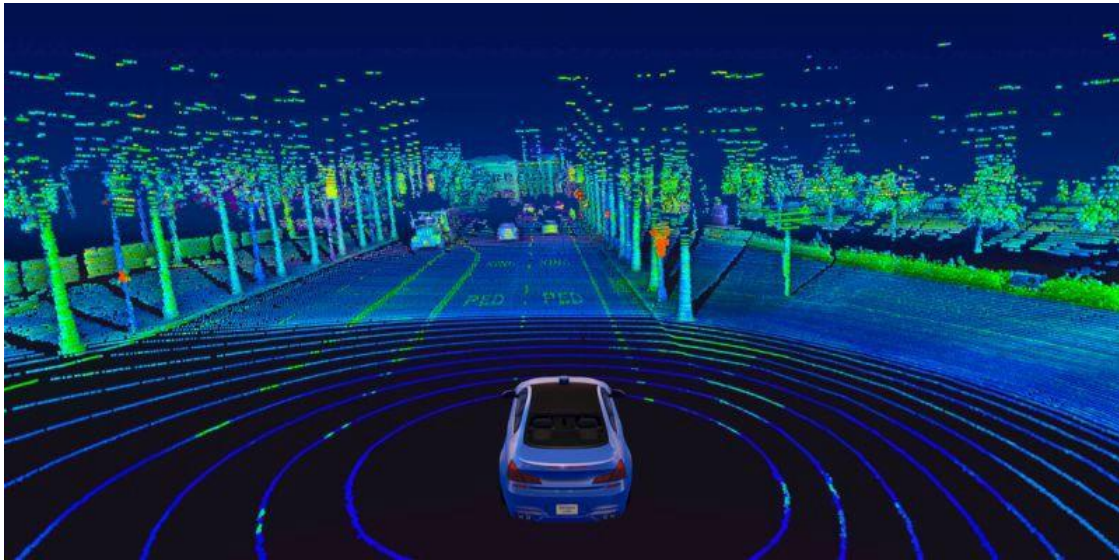
Στα αυτόνομα οχήματα ο οδηγός ορίζει έναν προορισμό και το λογισμικό του αυτοκίνητου υπολογίζει μία διαδρομή και ξεκινά. Για να επιτευχθεί η αυτόνομη οδήγηση το όχημα αρχικά θα πρέπει να είναι σε θέση να αντιλαμβάνεται πλήρως οτιδήποτε συμβαίνει γύρω του και στη συνέχεια να εκτελεί τις κατάλληλες ενέργειες. Ο τρόπος με τον οποίο ένα αυτόνομο όχημα μαθαίνει για το περιβάλλον είναι μέσω των αισθητήρων του. Οι αισθητήρες αυτοί πρέπει να είναι σε θέση να αντιλαμβάνονται το περιβάλλον αλλά και την ακριβή θέση του οχήματος, έτσι ώστε το όχημα να μπορεί να λαμβάνει αποφάσεις σε πραγματικό χρόνο. Τα αυτόνομα οχήματα διαθέτουν ένα συνδυασμό από διάφορους αισθητήρες για αυτό το σκοπό οι οποίοι διαφέρουν ανάλογα με την προσέγγιση της εκάστοτε αυτοκινητοβιομηχανίας ή τεχνολογικής εταιρίας. Σε αυτή την ενότητα θα εξεταστούν οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι αισθητήρες. Στην Εικόνα 1.6 φαίνονται οι πιο αντιπροσωπευτικοί αισθητήρες που διαθέτουν τα σύγχρονα αυτόνομα οχήματα καθώς και η μονάδα ελέγχου.



Εικόνα 1.6: Βασικά συστήματα αυτόνομου οχήματος.

LIDAR (Light Detection and Ranging) [7, 8]: Είναι μια τεχνολογία τηλεμετρίας που μετρά την απόσταση από έναν στόχο φωτίζοντας τον με μια δέσμη φωτός και αναλύοντας το ανακλώμενο φως. Τοποθετείται στην οροφή του οχήματος σε ένα κυλινδρικό περίβλημα που περιστρέφεται 360 μοίρες και είναι η πιο σημαντική συσκευή στα αυτόνομα οχήματα. Το Lidar χρησιμοποιεί ενεργούς αισθητήρες που εκπέμπουν τη δική τους πηγή ενέργειας για φωτισμό (υπεριώδη, ορατή ή υπέρυθρη ακτινοβολία). Το Lidar δουλεύει στέλνοντας ένα παλμικό λέιζερ φωτός και μετρώντας το χρόνο που απαιτείται για την ανάκλαση του παλμού πίσω. Αυτές οι μετρήσεις μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία τρισδιάστατων αναπαραστάσεων του περιβάλλοντος περιμετρικά 360° (δες Εικόνα 1.7 [9]). Το όχημα μπορεί να χρησιμοποιήσει στη συνέχεια το χάρτη αυτό παραδείγματος χάρη για να αποφύγει αντικείμενα. Οι αισθητήρες Lidar προσφέρουν πολλά οφέλη στην τεχνολογία των αυτόνομων οχημάτων λόγω της υψηλής ακρίβειάς τους, συγκεκριμένα η ακρίβεια του χάρτη είναι σε εκατοστά επειδή το μήκος κύματος του φωτός που χρησιμοποιείται είναι πολύ μικρό και είναι σε θέση να αντανakλά όλους τους τύπους επιφανειών και μικρά αντικείμενα. Οι σημερινοί αισθητήρες Lidar είναι ικανοί να αναλύουν το περιβάλλον γύρω τους σε εμβέλεια άνω των 250m. Οι δυνατότητες των αισθητήρων Lidar δεν έχει διερευνηθεί πλήρως λόγω του υψηλού κόστους και της χαμηλής

διαθεσιμότητάς τους. Είναι πολύπλοκα μηχανικά συστήματα που προσφέρουν πλήρη ορατότητα 360° και μπορούν να κοστίσουν δεκάδες χιλιάδες ευρώ. Σήμερα, υπάρχει μια στροφή προς την ανάπτυξη αισθητήρων Lidar χαμηλότερου κόστους που είναι πιο κατάλληλοι για κατασκευή μεγάλης κλίμακας.



Εικόνα 1.7: Τρισδιάστατη αναπαράσταση περιβάλλοντος μέσω Lidar [9].

RADAR (Radio Detection and Ranging) [7, 8]: Το ραντάρ είναι μια τεχνολογία που χρησιμοποιεί ραδιοκύματα για να μετρήσει την απόσταση, τη γωνία και την ταχύτητα των αντικειμένων. Κατά τη μέτρηση το ραντάρ στέλνει ένα σήμα το οποίο αντανακλάται πίσω από κάποιο αντικείμενο και μέσω του χρόνου που χρειάστηκε για να επιστρέψει υπολογίζεται η απόσταση. Λειτουργεί με ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία και έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί σε διαφορετικές ζώνες συχνοτήτων (π.χ. 24 GHz, 77 GHz, 79 GHz), η υψηλότερη συχνότητα συνεπάγεται σε υψηλότερη ανάλυση που επιτρέπει στον αισθητήρα ραντάρ να κάνει διάκριση μεταξύ πολλαπλών αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο. Η συχνότητα του σήματος επιστροφής διαφέρει σε περίπτωση κίνησης του αντικειμένου που ανιχνεύεται (φαινόμενο Doppler), και έτσι είναι δυνατόν να υπολογιστεί άμεσα η ταχύτητα του και η πορεία του. Τα περισσότερα ραντάρ λειτουργούν στην περιοχή περίπου 77 GHz και η δέσμη σάρωσης είναι

σχετικά κατευθυντική, έτσι ορισμένα οχήματα χρησιμοποιούν πάνω από ένα ραντάρ με διαφορετική κατεύθυνση. Τα συστήματα ραντάρ συνήθως είναι εγκατεστημένα στον εμπρός και πίσω προφυλακτήρα του οχήματος. Οι αισθητήρες ραντάρ συνήθως ανιχνεύουν αντικείμενα σε εμβέλεια 50-100 μέτρα, ωστόσο, ορισμένοι είναι ικανοί να ανιχνεύσουν ένα αντικείμενο σε απόσταση μεγαλύτερη των 150 μέτρων. Οι αισθητήρες ραντάρ προσφέρουν πολλά οφέλη στα αυτόνομα οχήματα λόγω της δυνατότητας ανίχνευσης σε κάθε είδους περιβαλλοντικών συνθηκών (π.χ. ομίχλη ή βροχή). Σε αντίθεση με τους αισθητήρες Lidar, το ραντάρ έχει αρκετά λιγότερο κόστος και είναι πιο άμεσα διαθέσιμο, ωστόσο, μπορεί να έχει πρόβλημα ανίχνευσης με μη μεταλλικά αντικείμενα ή αντικείμενα που έχουν συγκεκριμένο σχήμα. Το ραντάρ χρησιμοποιείται για την ανίχνευση οχημάτων και την ταχύτητά τους καθώς και άλλα εμπόδια, αυτόνομο παρκάρισμα, ανίχνευση τυφλών σημείων, βοήθεια αλλαγής λωρίδας, προσαρμοστικό cruise control, προειδοποίηση πλευρικής σύγκρουσης κ.λπ.

Αισθητήρες Υπερήχων (Ultrasonic Sensors) [7, 8]: Ένας υπερηχητικός αισθητήρας είναι μια συσκευή που χρησιμοποιεί ηχητικά κύματα για να μετρήσει την απόσταση από ένα αντικείμενο. Ένα ηχητικό κύμα εκπέμπεται προς ένα αντικείμενο με μια συγκεκριμένη συχνότητα και μέσω του χρόνου που χρειάζεται για να επιστρέψει το κύμα υπολογίζεται η απόσταση. Είναι τοποθετημένοι σε διάφορες πλευρές του οχήματος για την ανίχνευση αντικειμένων σε πολύ κοντινή απόσταση από το όχημα. Τα κύρια πλεονεκτήματα των αισθητήρων υπερήχων είναι ότι έχουν το χαμηλότερο κόστος από όλους τους τύπους αισθητήρων που συναντάμε στα αυτόνομα οχήματα, είναι αρκετά ανθεκτικοί σε αντίξοες καιρικές συνθήκες και έχουν επίσης έχουν ήδη αποδειχθεί αξιόπιστοι καθώς έχουν χρησιμοποιηθεί από πολλούς κατασκευαστές αυτοκινήτων ως αισθητήρες στάθμευσης τα τελευταία χρόνια. Παρόλο αυτά, το μειονέκτημα τους είναι ότι μπορούν να επηρεαστούν σε μεγάλο βαθμό από τις περιβαλλοντικές συνθήκες (π.χ. θερμοκρασία) κάτι το οποίο ωστόσο αντιμετωπίζεται αλγοριθμικά. Αυτοί οι αισθητήρες μεταξύ άλλων λειτουργιών παρέχουν βοήθεια κατά την στάθμευσης του οχήματος και προειδοποίηση επερχόμενης σύγκρουσης.

Κάμερα (Camera) [7, 8]: Ένα αυτόνομο όχημα μπορεί να έχει πολλές κάμερες περιμετρικά οι οποίες καταγράφουν συνεχείς εικόνες. Μία κάμερα είναι σε θέση να ανιχνεύει κινούμενα καθώς και στατικά αντικείμενα μέσα στο περιβάλλον της. Το κύριο πλεονέκτημα της κάμερας έναντι κάθε άλλου τύπου αισθητήρα είναι ότι έχει τη δυνατότητα να βλέπει χρώματα και υφές. Αυτό είναι ένα τεράστιο όφελος για την αύξηση του συστήματος αντίληψης ενός αυτόνομου οχήματος καθώς η τεχνολογία επιτρέπει στο όχημα να αναγνωρίζει τα σήματα κυκλοφορίας, τους φωτεινούς σηματοδότες, τις λωρίδες κυκλοφορίας κ.λπ. Ένα ακόμη σημαντικό πλεονέκτημα της κάμερας είναι το χαμηλό κόστος της, παρόλο που η επεξεργαστική ισχύς που απαιτείται για την ανάλυση των δεδομένων της είναι δαπανηρή, παραμένει πιο οικονομική επιλογή από τα συστήματα Lidar. Τα κύρια μειονεκτήματα μίας κάμερας είναι ότι είναι ευαίσθητη στο φως χαμηλής έντασης καθώς και ότι μπορεί να επηρεαστεί σε μεγάλο βαθμό από δυσμενείς καιρικές συνθήκες (π.χ. ομίχλη ή βροχή). Η κάμερα αποτελεί θεμελιώδη τεχνολογία για την επίτευξη πλήρως αυτόνομης οδήγησης, ωστόσο, για να χρησιμοποιηθεί στο μέγιστο των δυνατοτήτων της πρέπει να συνδυάζεται με τους προαναφερθέντες αισθητήρες Lidar ή Radar.

GPS (Global Positioning System) [7, 8]: Είναι ένα δορυφορικό σύστημα πλοήγησης που παρέχει πληροφορίες για την τρέχουσα γεωγραφική τοποθεσία και ώρα οπουδήποτε στη Γη, αρκεί να υπάρχει απρόσκοπτη οπτική επαφή προς τέσσερις ή περισσότερους δορυφόρους. Το GPS χρησιμοποιεί δορυφόρους για τη συλλογή πληροφοριών σχετικά με την τρέχουσα θέση του οχήματος και αποτελεί έναν ευρέως χρησιμοποιούμενο αισθητήρα για την πλοήγηση και τον εντοπισμό σε αυτόνομα οχήματα. Οι περισσότεροι φορητοί δέκτες GPS μπορούν να επιτύχουν ακρίβεια εντοπισμού περίπου 3 μέτρα, ενώ οι εμπορικοί δέκτες περίπου 1 μέτρο. Το κύριο μειονέκτημα της χρήσης του GPS για αυτόνομη πλοήγηση είναι ότι υπάρχουν πολλοί παράγοντες που μπορούν να υποβαθμίσουν την ακρίβεια εντοπισμού της τοποθεσίας καθώς απαιτούν άμεση οπτική επαφή με τους δορυφόρους. Επειδή οι μετρήσεις που πραγματοποιεί ο αισθητήρας GPS δεν έχουν υψηλή ακρίβεια συνδυάζονται με τα δεδομένα εξόδου μίας συσκευής που ονομάζεται IMU (Inertial Measurement Unit). Η IMU είναι μία ηλεκτρονική

συσκευή που χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό επιταχυνσιόμετρων, γυροσκοπίων και μαγνητόμετρων ώστε να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την ταχύτητα και τον προσανατολισμό του οχήματος. Επίσης, η IMU βοηθά το σύστημα GPS να λειτουργεί όταν το σήμα του δορυφόρου δεν είναι διαθέσιμο όπως για παράδειγμα σε σήραγγες, κακές καιρικές συνθήκες και όταν υπάρχει ηλεκτρομαγνητική παρεμβολή.

Περιστροφικός Κωδικοποιητής (Wheel Encoder) [7]: Ο περιστροφικός κωδικοποιητής είναι μία ηλεκτρομηχανική συσκευή που μετατρέπει τη γραμμική ή γωνιακή θέση ενός άξονα σε αναλογικό ή ψηφιακό σήμα. Ουσιαστικά, μπορεί να ελέγχει κάθε πότε πραγματοποιείται μία πλήρη περιστροφή του τροχού και να παρέχει πληροφορίες σχετικά με τη θέση, την κατεύθυνση και την ταχύτητα του οχήματος. Συχνά χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της σχετικής θέσης των οχημάτων, συνδέοντας τον περιστροφικό κωδικοποιητή στους τροχούς του οχήματος ώστε να μετρήσει την απόσταση που διένυσε το όχημα από ένα γνωστό σημείο εκκίνησης. Αυτή η τεχνική, είναι οικονομικά αποδοτική και εύκολη στην εφαρμογή για την εκτίμηση της θέσης των οχημάτων σε πραγματικό χρόνο. Ωστόσο, συχνά μπορεί να προκύψουν σφάλματα μέτρησης λόγω ολίσθησης μεταξύ των τροχών και του εδάφους και για αυτό η τεχνική αυτή συνδυάζεται με τα δεδομένα από άλλα συστήματα όπως το GPS.

Μονάδα Ελέγχου (Control Unit) [8]: Όλα τα δεδομένα που συλλέγονται από τα συστήματα αισθητήρων τροφοδοτούνται στη μονάδα ελέγχου. Η μονάδα ελέγχου αναλαμβάνει την επεξεργασία αυτών των δεδομένων που δέχεται μέσω κατάλληλου λογισμικού τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνητή νοημοσύνη προσομοιώνει τις ανθρώπινες διαδικασίες αντίληψης και λήψης αποφάσεων και ελέγχει τα συστήματα οδήγησης όπως το τιμόνι και το φρένο.

Μία σημαντική πρόκληση στην ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων είναι η σύντηξη των δεδομένων από πολλούς αισθητήρες (Sensor Fusion) με σκοπό την αύξηση της αντίληψης του οχήματος [7]. Το όχημα όπως είδαμε είναι εξοπλισμένο με διάφορους αισθητήρες που παρέχουν συγκεκριμένες πληροφορίες για το περιβάλλον. Το πλεονέκτημα σε αυτό είναι ότι

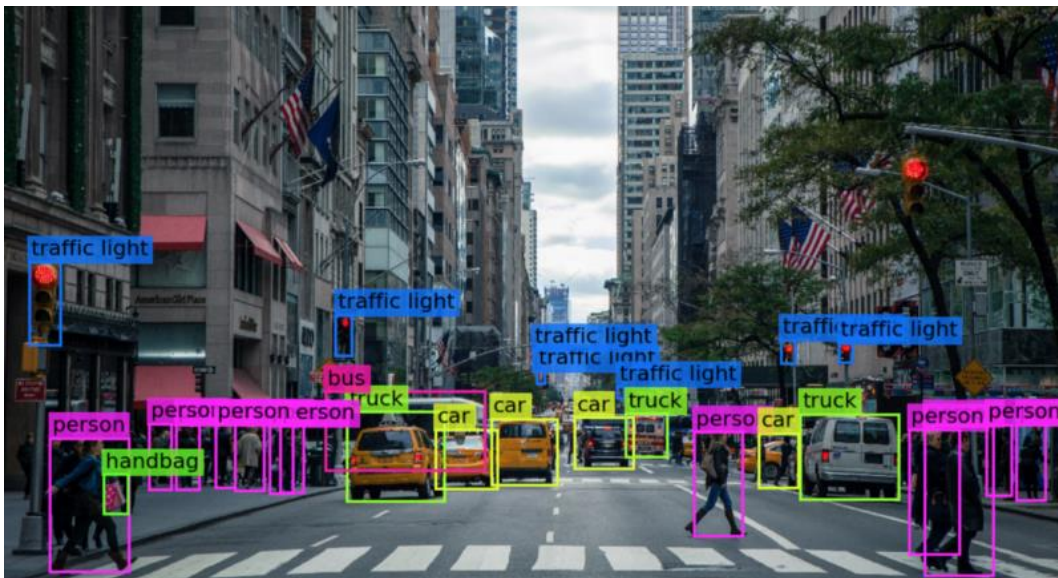
όλοι αυτοί οι αισθητήρες εστιάζουν στην ίδια χωρική σκηνή και οι πληροφορίες από τους διάφορους αισθητήρες συνδυάζονται με σκοπό να καλύψουν τα μειονεκτήματα που έχει ο καθένας. Για παράδειγμα, το ραντάρ παρέχει ακριβείς μετρήσεις για την απόσταση ενός αντικειμένου χωρίς να επηρεάζεται από τον φωτισμό, αλλά δεν προσφέρει λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με την εμφάνιση ενός αντικειμένου κάτι το οποίο μπορεί να το κάνει μία κάμερα. Συνεπώς, συνδυάζοντας κατάλληλα τις πληροφορίες των αισθητήρων μπορεί να επιτευχθεί υψηλότερη ποιότητα αντίληψης.

1.4 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ ΣΤΑ ΑΥΤΟΝΟΜΑ ΟΧΗΜΑΤΑ

Η αυτόνομη οδήγηση είναι ένα σύνθετο και πολυδιάστατο πρόβλημα το οποίο εμπεριέχει πολλούς παραμέτρους που πρέπει να ληφθούν υπόψιν όπως είναι η ασφάλεια, η αξιοπιστία και η ηθική. Η δημιουργία ενός συστήματος ελέγχου και αντίληψης το οποίο θα έχει την ικανότητα να οδηγεί όπως ο άνθρωπος και θα παίρνει τις σωστές αποφάσεις δεν είναι εύκολο. Ωστόσο, η ανάπτυξη που παρατηρείται τα τελευταία χρόνια σε τομείς που σχετίζονται με την τεχνητή νοημοσύνη όπως η μηχανική όραση και η μηχανική μάθηση επιτρέπουν τη δημιουργία αυτόνομων οχημάτων [2]. Ο όρος της τεχνητής νοημοσύνης αναφέρεται στον κλάδο της επιστήμης της Πληροφορικής ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων που προσπαθούν να μιμούνται στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς. Ουσιαστικά, η τεχνητή νοημοσύνη είναι η ικανότητα μιας μηχανής να εκτελεί μια λειτουργία η οποία υπονοεί έστω και στοιχειώδη ευφυΐα όπως μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κ.λπ.

Η μηχανική όραση είναι ένα επιστημονικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης το οποίο ασχολείται με το πώς μπορούν οι Η/Υ να αποκτήσουν υψηλού επιπέδου κατανόηση σε μία εικόνα ή ένα βίντεο [10]. Με χρήση κατάλληλων μεθόδων μηχανικής όρασης είναι εφικτό η

επεξεργασία και η ανάλυση μίας εικόνας με σκοπό την εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Με απλά λόγια, η μηχανική όραση προσπαθεί να μιμηθεί την ανθρώπινη όραση. Η χρήση της μηχανικής όρασης στα αυτόνομα οχήματα είναι απαραίτητη για την αντίληψη του περιβάλλοντα χώρου, έτσι ώστε να μπορούν να αναγνωρίσουν ανθρώπους, οχήματα, αντικείμενα κ.α. Στην Εικόνα 1.8 [11] βλέπουμε ένα παράδειγμα ανίχνευσης και ταξινόμησης πολλαπλών αντικειμένων μέσω μηχανικής όρασης.



Εικόνα 1.8: Παράδειγμα ανίχνευσης και ταξινόμησης πολλαπλών αντικειμένων [11].

Η μηχανική μάθηση είναι μια εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης που παρέχει στα συστήματα τη δυνατότητα να μαθαίνουν αυτόματα και να βελτιώνονται από την εμπειρία χωρίς να προγραμματίζονται ρητά. Με άλλα λόγια, η μηχανική μάθηση αφορά τη δημιουργία «έξυπνων» μηχανών που είναι σε θέση να παρατηρούν, να αναλύουν και να μαθαίνουν από σύνολα δεδομένων. Το αυτόνομο όχημα χρησιμοποιεί αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που παίρνουν τη θέση του ανθρώπινου εγκεφάλου αποδίδοντας τη σωστή συμπεριφορά του οχήματος [2]. Η σωστή συμπεριφορά περιλαμβάνει την κατανόηση του περιβάλλοντα χώρου με σκοπό την πλοήγηση και την κίνηση του οχήματος καθώς και τη λήψη σωστών αποφάσεων σε

πραγματικό χρόνο. Επίσης, μία ακόμη λειτουργία των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι η παρακολούθηση του περιβάλλοντος και η πρόβλεψη των πιθανών αλλαγών σε αυτό (π.χ. πρόβλεψη κίνησης των πεζών) για να λάβει μια ορθολογικά σωστή και ηθική απόφαση μέσω της εκπαίδευσης και της εμπειρίας [12]. Παρόλο που ακόμα υπάρχουν σημαντικές προκλήσεις στον τομέα της αυτόνομης οδήγησης που πρέπει να αντιμετωπιστούν όπως η αξιοπιστία του λογισμικού η μηχανική μάθηση είναι το εργαλείο που θα επιτρέψει την εξέλιξη των αυτόνομων οχημάτων.

1.5 ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο σκοπός αυτής της εργασίας, ήταν η δημιουργία ενός αυτόνομου ρομποτικού οχήματος με χρήση ενός υπολογιστικού συστήματος χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας, χαμηλού κόστους αγοράς και μικρού μεγέθους. Ωστόσο, η εργασία δεν εξετάζει όλους τους παραμέτρους ενός πραγματικού σεναρίου οδήγησης. Για παράδειγμα, η εργασία δεν εξετάζει την αναγνώριση πεζών ή άλλων οχημάτων αλλά επικεντρώνεται στη διατήρηση της επιθυμητής πορείας του οχήματος σε ένα τεχνητό δρόμο που κατασκευάστηκε. Η μελέτη που πραγματοποιήθηκε επιβεβαιώνει τις δυνατότητες της μηχανικής μάθησης για το πώς μέσω αυτής το αυτόνομο όχημα έμαθε από παραδείγματα να μιμείται την επιθυμητή συμπεριφορά οδήγησης.

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής, πραγματοποιήθηκε η σχεδίαση και η δημιουργία ενός συστήματος αυτόνομης οδήγησης με επίπεδο αυτοματοποίησης μεταξύ 1 και 2 σύμφωνα με τα επίπεδα SAE που αναλύθηκαν στην Ενότητα 1.1. Το αυτόνομο όχημα που κατασκευάστηκε έχει τη δυνατότητα εκτέλεσης δύο αυτοματοποιημένων λειτουργιών, αλλά η μία από τις δύο εκτελείται μόνο σε ορισμένες περιπτώσεις. Η πρώτη αυτοματοποιημένη λειτουργία που εκτελείται συνέχεια, είναι ο έλεγχος κατεύθυνσης του οχήματος εντός των οριογραμμών, και η δεύτερη είναι ο έλεγχος του συστήματος επιτάχυνσης/επιβράδυνσης η οποία εκτελείται μόνο σε περίπτωση όπου το όχημα συναντήσει κάποιο εμπόδιο στην πορεία του. Ο έλεγχος

κατεύθυνσης του οχήματος επιτεύχθηκε με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης και ο έλεγχος του συστήματος επιτάχυνσης/επιβράδυνσης στη περίπτωση παρουσίας εμποδίου μέσω ενός αισθητήρα μέτρησης απόστασης και κατάλληλου λογισμικού.

1.6 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η παρούσα εργασία χωρίζεται σε πέντε κεφάλαια. Το ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 έκανε μία εισαγωγή στα αυτόνομα οχήματα και στη μηχανική όραση και μάθηση που είναι απαραίτητα για την αυτόνομη οδήγηση. Επιπλέον, το κεφάλαιο παρουσίασε τα επίπεδα αυτονομίας όπως έχουν οριστεί από τον οργανισμό SAE καθώς και μερικά από τα βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των αυτόνομων οχημάτων. Επίσης, το κεφάλαιο πραγματοποίησε μία σύντομη ιστορική αναδρομή στη εξέλιξη των αυτόνομων οχημάτων και συζήτησε τα βασικά συστήματα τους στις μέρες μας.

Το ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 παρουσιάζει το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi 4 Model B [13] που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία αυτή για την κατασκευή του αυτόνομου ρομποτικού οχήματος. Επίσης, το κεφάλαιο εισάγει τους μικροεπεξεργαστές και τους μικροελεγκτές και συζητάει τις κύριες διαφορές τους. Τέλος, το κεφάλαιο περιγράφει τι είναι ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα και πραγματοποιεί μία σύντομη ιστορική αναδρομή για αυτά.

Στο ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 εξετάζεται η έννοια της μηχανικής μάθησης και οι μέθοδοι που εφαρμόστηκαν στο όχημα που κατασκευάστηκε με σκοπό την αυτόνομη οδήγηση. Επιπλέον, το κεφάλαιο συζητάει τις κατηγορίες της μηχανικής μάθησης σύμφωνα με τον τρόπο που εκπαιδεύονται οι αλγόριθμοι της και δείχνει ενδεικτικά ορισμένες χρήσεις της στην εποχή μας.

Το ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 περιγράφει αναλυτικά τη διαδικασία κατασκευής του αυτόνομου οχήματος όσον αφορά τον εξοπλισμό που χρησιμοποιήθηκε και το λογισμικό που αναπτύχθηκε.

Επίσης, το κεφάλαιο συζητάει τις προδιαγραφές του συστήματος όπως αυτές καθορίστηκαν και τις προκλήσεις που εμφανίστηκαν κατά τη διάρκεια κατασκευής του αυτόνομου οχήματος και πώς αυτές αντιμετωπίστηκαν. Τέλος, το κεφάλαιο παρουσιάζει τα αποτελέσματα και εξετάζει πειραματικά την ορθή λειτουργία του συστήματος αυτόνομης οδήγησης.

Το τελευταίο κεφάλαιο της εργασίας (ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5) αρχικά κάνει μία ανασκόπηση των πιο σημαντικών αποτελεσμάτων και συζητάει τα συμπεράσματα της εργασίας. Στη συνέχεια του κεφαλαίου ακολουθούν προτάσεις για περαιτέρω έρευνα με σκοπό την εξέλιξη ή βελτίωση του συστήματος αυτόνομης οδήγησης που υλοποιήθηκε στην παρούσα εργασία.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 – ΜΙΚΡΟΕΛΕΓΚΤΕΣ ΚΑΙ ΜΙΚΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΕΣ

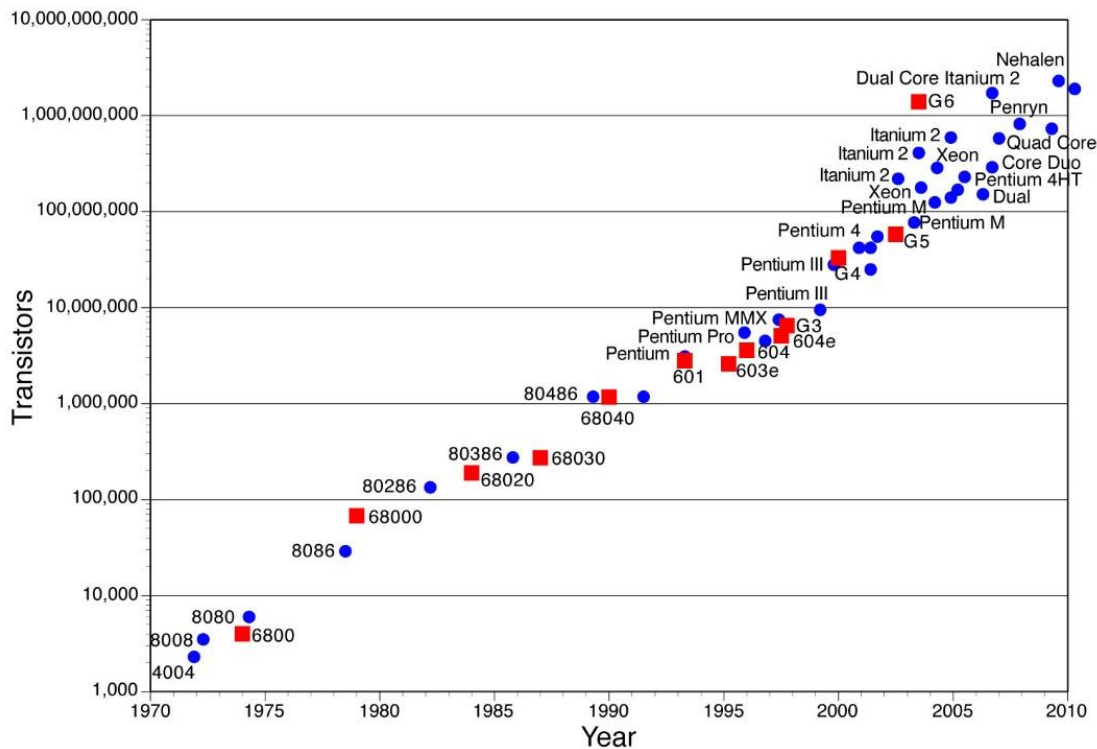
Το κεφάλαιο αυτό παρουσιάζει αρχικά την εξέλιξη των μικροελεγκτών και μικροεπεξεργαστών καθώς και τις διαφορές τους και στη συνέχεια το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi. Οι μικροελεγκτές και οι μικροεπεξεργαστές είναι ολοκληρωμένα κυκλώματα (Integrated circuit - IC). Ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα είναι ένα προηγμένο ηλεκτρονικό κύκλωμα σε σμίκρυνση αποτελούμενο από ηλεκτρονικά στοιχεία όπως τρανζίστορ, αντιστάσεις, πυκνωτές και διόδους κατασκευασμένο στην επιφάνεια ενός φύλλου ημιαγωγικού υλικού (chip). Τα ολοκληρωμένα κυκλώματα θεωρούνται επανάσταση στον τομέα της ηλεκτρονικής και στις μέρες μας χρησιμοποιούνται σχεδόν σε όλες τις ηλεκτρονικές συσκευές όπως τα κινητά τηλέφωνα, τις τηλεοράσεις, τα αυτοκίνητα κ.λπ.

2.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ

Το πρώτο ολοκληρωμένο κύκλωμα παρουσιάστηκε στις 12 Σεπτεμβρίου του 1958 από τον Jack Kilby που εργαζόταν στην Texas Instruments [14]. Η εφεύρεση του Jack Kilby, για την οποία πήρε Nobel Φυσικής το 2000, αποδείκνυε τη λειτουργική και αποδοτική συνύπαρξη όλων των ηλεκτρικών στοιχείων πάνω στο ίδιο κομμάτι ημιαγωγού. Η εφεύρεση αυτή προκάλεσε ενδιαφέρον στον Robert Noyce, συνιδρυτή της Intel, όπου στις 23 Ιανουαρίου του 1959 έλυσε το πρόβλημα της διασύνδεσης των στοιχείων. Συνοπτικά, πρόσθεσε μέταλλο ως επιπλέον στρώμα και στη συνέχεια αφαίρεσε λίγο σχηματίζοντας έτσι τις διασυνδέσεις των στοιχείων. Η διαδικασία κατασκευής πλέον μπορούσε να αυτοματοποιηθεί και επέτρεψε στα κυκλώματα να συρρικνωθούν.

Σταθμός στην εξέλιξη των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων είναι η δημιουργία του πρώτου μικροεπεξεργαστή Intel 4004 το 1969 από τους Ted Hoff και το συνεργάτη του Stan Mazor για λογαριασμό της εταιρίας Intel [15]. Ο μικροεπεξεργαστής Intel 4004 διατέθηκε στην αγορά το

1971. Μικροεπεξεργαστής ονομάζεται το κύκλωμα που περιέχει τα απαραίτητα ηλεκτρονικά στοιχεία τοποθετημένα στην επιφάνεια ενός chip ημιαγωγού με σκοπό την εκτέλεση αριθμητικών και λογικών πράξεων. Ο Intel 4004 ήταν ένας 4-bit (διάυλος δεδομένων 4 bit) μικροεπεξεργαστής αποτελούμενος από 2,300 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 108 kHz και αρχικό σκοπό τη δημιουργία αριθμομηχανών. Η έλευση του Intel 4004 άνοιξε το δρόμο στη δημιουργία άλλων υπολογιστικά ισχυρότερων μικροεπεξεργαστών και στη συνέχεια υπολογιστικών συστημάτων. Στην Εικόνα 2.1 [16] φαίνεται η εξέλιξη των μικροεπεξεργαστών από τη δεκαετία του 1970 ως το 2010 και πως αυξήθηκε ο αριθμός των τρανζίστορ που περιέχουν.



Εικόνα 2.1: Εξέλιξη μικροεπεξεργαστών, αύξηση τρανζίστορ ανά IC [16].

Το 1972 εμφανίστηκε ο πρώτος 8-bit μικροεπεξεργαστής Intel 8008 αποτελούμενος από 3,500 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 500 kHz ο οποίος διπλασίασε τα bit πληροφορίας

που επεξεργάζεται ο μικροεπεξεργαστής [15]. Μέσω της επιτυχίας που γνώρισαν οι πρώτοι μικροεπεξεργαστές δημιουργήθηκε ο ανταγωνισμός και από άλλες εταιρίες όπως τη Motorola και τη Zilog. Το 1978 εμφανίζονται οι πρώτοι 16-bit μικροεπεξεργαστές, ο Intel 8086 αποτελούμενος από 29,000 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 10 MHz και ο Motorola 68000 αποτελούμενος από 68,000 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 8 MHz. Αυτοί, αύξησαν περαιτέρω την υπολογιστική ισχύ των μικροεπεξεργαστών. Το 1985 εμφανίζονται οι πρώτοι 32-bit μικροεπεξεργαστές, ο Intel 80386 και ο Motorola 68020 αποτελούμενοι από 275,000 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 33 MHz και 200,000 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 16 MHz, αντίστοιχα. Τέλος, το 2003 παρουσιάζεται ο πρώτος 64-bit μικροεπεξεργαστής ο AMD Opteron (δεν απεικονίζεται στην Εικόνα 2.1) αποτελούμενος από 105,000,000 τρανζίστορ με συχνότητα λειτουργίας 2.6 GHz.

Η συνεχής έρευνα και ανάπτυξη στο χώρο των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων έχει επιφέρει μεγάλες αλλαγές στον τρόπο κατασκευής τους στις μέρες μας. Η διαδικασία σχεδιασμού και ελέγχου έχει αυτοματοποιηθεί πλήρως με τη χρήση Η/Υ (Computer Aided Design - CAD) [14]. Πλέον, ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα μπορεί να περιέχει δισεκατομμύρια τρανζίστορ σε επιφάνεια λίγων τετραγωνικών εκατοστών. Την εξέλιξη αυτή την προέβλεψε ο Gordon Moore, συνιδρυτής της Intel, το 1965 διατυπώνοντας την άποψη ότι ο αριθμός των τρανζίστορ που μπορούν να τοποθετηθούν χωρίς υπερβολικό κόστος σε ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα θα διπλασιάζεται ανά δύο χρόνια [17]. Η παρατήρηση είναι ευρέως γνωστή ως *νόμος του Moore*. Κλείνοντας τη σύντομη ιστορική αναδρομή, μπορούμε να δούμε στην Εικόνα 2.1 ότι στο χρονικό διάστημα από το 1970 έως και το 2010 ο νόμος του Moore μπορεί μεν να μην εφαρμόζεται απόλυτα αλλά εξακολουθεί να ισχύει κατά προσέγγιση.

2.2 ΔΙΑΦΟΡΕΣ ΜΙΚΡΟΕΛΕΓΚΤΩΝ-ΜΙΚΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΩΝ

Ο μικροεπεξεργαστής είναι ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα που αποτελείται από την κεντρική μονάδα επεξεργασίας (ΚΜΕ) και άλλα βοηθητικά υποσυστήματα (π.χ. μνήμη cache, μονάδα διαχείρισης μνήμης κ.λπ.). Η ΚΜΕ είναι ο εγκέφαλος του υπολογιστικού συστήματος και περιλαμβάνει τα τρία ακόλουθα υποσυστήματα τα οποία συνεργάζονται μεταξύ τους:

- **Αριθμητική και λογική μονάδα (Arithmetic and logic unit - ALU):** Είναι ένα κύκλωμα αποτελούμενο από ηλεκτρονικά στοιχεία κατάλληλα συνδεδεμένα για την εκτέλεση αριθμητικών και λογικών πράξεων.
- **Μονάδα ελέγχου (Control unit - CU):** Είναι το κύκλωμα το οποίο ελέγχει τη ροή δεδομένων από και προς την ΚΜΕ μέσω κατάλληλων σημάτων.
- **Καταχωρητές (Registers):** Είναι μνήμη στο εσωτερικό της ΚΜΕ για την προσωρινή αποθήκευση δεδομένων που χρησιμοποιούνται κατά την εκτέλεση αριθμητικών και λογικών πράξεων.

Κύριο σχεδιαστικό κριτήριο των μικροεπεξεργαστών είναι η απόδοση, ώστε να μπορούν να εκτελούν απαιτητικές και πολύπλοκες λειτουργίες όπως η μοντελοποίηση φυσικών συστημάτων, η πρόβλεψη του καιρού, οι εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης κ.λπ. Εκτός από υπολογιστικά συστήματα υψηλών επιδόσεων που απαιτούν οι προαναφερθείσες εφαρμογές, οι μικροεπεξεργαστές χρησιμοποιούνται επίσης σε υπολογιστικά συστήματα καθημερινής χρήσης όπως desktops και laptops. Ο μικροεπεξεργαστής δεν είναι ανεξάρτητη μονάδα και η λειτουργία του βασίζεται και σε άλλα υποσυστήματα όπως η κύρια μνήμη, μνήμη μόνιμης αποθήκευσης (π.χ. σκληρός δίσκος), ελεγκτές περιφερειακών συσκευών κ.λπ.

Ο μικροελεγκτής είναι ένα αυτόνομο υπολογιστικό σύστημα το οποίο ενσωματώνει μικροεπεξεργαστή, μνήμη και περιφερειακές μονάδες εισόδου/εξόδου σε ένα chip. Σε αντίθεση με τις απαιτητικές εφαρμογές των μικροεπεξεργαστών που προαναφέρθηκαν, τους μικροελεγκτές τους συναντάμε σε ενσωματωμένα συστήματα περιορισμένων απαιτήσεων όπως

αισθητήρες, συστήματα πυρασφάλειας, ψυγεία κ.λπ. Παρόλο που οι μικροελεγκτές έχουν περιορισμένες υπολογιστικές δυνατότητες σε σύγκριση με τους μικροεπεξεργαστές, έχουν χαμηλότερο κόστος, χαμηλότερη κατανάλωση ενέργειας και καλύτερη φορητότητα λόγω του μικρού μεγέθους τους. Κύριο σχεδιαστικό κριτήριο των μικροελεγκτών είναι η αυτοτέλεια και η δυνατότητα χρήσης με ελάχιστα ή και καθόλου βοηθητικά υποσυστήματα. Τέλος, αντίθετα με τους μικροεπεξεργαστές που μπορούν να διεξάγουν λειτουργίες γενικού σκοπού, οι μικροελεγκτές προορίζονται για την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης διαδικασίας ανάλογα την εφαρμογή.

2.3 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ RASPBERRY PI

Το Raspberry Pi είναι ένα υπολογιστικό σύστημα, όπως ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, όπου περιέχει όλα τα ηλεκτρονικά στοιχεία που είναι απαραίτητα σε μία και μόνο πλακέτα (single board computer - SBC) [18]. Αυτή, έχει περίπου μέγεθος πιστωτικής κάρτας, και περιέχει το μικροεπεξεργαστή και όλα τα βοηθητικά υποσυστήματα όπως τη μνήμη τα οποία είναι αναγκαία για τη λειτουργία του μικροεπεξεργαστή.

Η ιδέα του Raspberry Pi ξεκίνησε το 2006 στο Ηνωμένο Βασίλειο από μία ομάδα καθηγητών στο πανεπιστήμιο του Cambridge υπό την καθοδήγηση του Eben Upton [18]. Η αρχική ιδέα του Raspberry Pi ήταν η δημιουργία ενός υπολογιστικού συστήματος χαμηλού κόστους αγοράς, με σκοπό την προώθηση της διδασκαλίας της επιστήμης των υπολογιστών στα πανεπιστήμια και στα σχολεία. Πάνω σε αυτή την ιδέα ιδρύθηκε η Βρετανική φιλανθρωπική οργάνωση και εταιρεία Raspberry Pi Foundation το 2009 [19] με τη φιλοσοφία να παρέχουν οικονομικούς υπολογιστές.

Το 2012 κυκλοφόρησε στην αγορά το πρώτο μοντέλο Raspberry Pi Model B. Αυτό, έγινε πιο δημοφιλές από το αναμενόμενο, πουλώντας και εκτός της στοχευμένης αγοράς όπως για

χρήσεις στη ρομποτική [18]. Από το 2012 μέχρι σήμερα έχουν κυκλοφορήσει πολλά διαφορετικά μοντέλα που διαφέρουν στις επιδόσεις, το μέγεθος και το κόστος ώστε να μπορεί ο καθένας να διαλέξει το κατάλληλο μοντέλο. Πλέον, χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλούς τομείς όπως σε εφαρμογές ηλεκτρονικών κυκλωμάτων, λόγω του χαμηλού κόστους, αλλά και ως προσωπικός υπολογιστής. Σύμφωνα με το ίδρυμα Raspberry Pi Foundation περισσότερα από πέντε εκατομμύρια κομμάτια διαφορετικών μοντέλων πουλήθηκαν μέχρι το Φεβρουάριο του 2015 ενώ το Δεκέμβριο του 2019 οι πωλήσεις είχαν φτάσει τα 30 εκατομμύρια κομμάτια [18].

2.3.1 Hardware του Raspberry Pi

Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi 4 Model B. Πρόκειται για ένα σύγχρονο μοντέλο, κατασκευασμένο το 2019, με πολλές δυνατότητες. Το συγκεκριμένο μοντέλο περιλαμβάνει το σύστημα σε ένα chip (System on a Chip - SoC) Broadcom BCM2711. Με το όρο SoC αναφερόμαστε σε ένα chip όπου περιλαμβάνει όλα ή σχεδόν τα περισσότερα υποσυστήματα ενός υπολογιστικού συστήματος. Το Broadcom BCM2711 SoC περιλαμβάνει τον τετραπύρηνο επεξεργαστή Quad core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit SoC χροнисμένο στα 1.5 GHz και τη μονάδα επεξεργασίας γραφικών Broadcom VideoCore VI χροнисμένη στα 500 MHz όπου διαχειρίζεται τα γραφικά [20].

Ο επεξεργαστής Cortex-A72 που περιλαμβάνει το SoC BCM2711 είναι αρχιτεκτονικής ARM. Η αρχιτεκτονική ARM βασίζεται σε ένα απλοποιημένο και βελτιστοποιημένο σύνολο εντολών που εκτελεί ο επεξεργαστής [21]. Σύνολο εντολών (instruction set architecture - ISA) ονομάζεται η ομάδα εντολών σε γλώσσα μηχανής τις οποίες καταλαβαίνει ένας επεξεργαστής. Κάθε επεξεργαστής διαθέτει το δικό του σύνολο εντολών ανάλογα την αρχιτεκτονική. Η αρχιτεκτονική απλότητα των επεξεργαστών ARM επιτυγχάνει τη χαμηλή κατανάλωση ρεύματος, τη χαμηλή παραγωγή θερμότητας, το χαμηλό κόστος παραγωγής και το μικρό μέγεθος. Τα πλεονεκτήματα της αρχιτεκτονικής ARM που αναφέρθηκαν έχουν ως αποτέλεσμα οι

επεξεργαστές τους να έχουν υπερσχύσει στα κινητά τηλέφωνα, τις κινητές συσκευές και τα ενσωματωμένα συστήματα.

Το Raspberry Pi 4 Model B υποστηρίζει μνήμη 1 GB, 2 GB, 4 GB ή 8 GB ανάλογα την έκδοση, με διαφορετική τιμή αγοράς. Διαθέτει επίσης τα ακόλουθα χαρακτηριστικά [13]:

- 4 θύρες USB (2 θύρες USB 3.0 και 2 θύρες USB 2.0) για σύνδεση περιφερειακών όπως πληκτρολόγιο ή ποντίκι.
- 1 θύρα Ethernet για ενσύρματη σύνδεση με το δίκτυο.
- Wi-Fi και Bluetooth για ασύρματη σύνδεση με το δίκτυο ή άλλες συσκευές.
- 2 θύρες micro HDMI για σύνδεση με οθόνη ή τηλεόραση (υποστηρίζει μέχρι 4k@60).
- 1 θύρα MIPI DSI δύο λωρίδων για σύνδεση με συγκεκριμένες lcd οθόνες.
- 1 θύρα MIPI CSI δύο λωρίδων για σύνδεση με συγκεκριμένες κάμερες όπως η raspberry pi camera.
- 1 θύρα εξόδου ήχου για σύνδεση ακουστικών ή ηχείων.
- 40 ακροδέκτες (pins) γενικής χρήσης για σύνδεση με άλλα ηλεκτρονικά και περιφερειακά.
- Υποδοχή κάρτας Micro-SD για φόρτωση λειτουργικού συστήματος και αποθήκευση δεδομένων.
- 1 θύρα τροφοδοσίας 5V DC μέσω USB-C.

Ορισμένοι από τους ακροδέκτες του Raspberry Pi 4 Model B υποστηρίζουν και άλλες λειτουργίες εκτός από είσοδο/έξοδο. Μερικές από αυτές τις λειτουργίες είναι οι ακόλουθες [22]:

- **PWM (pulse width modulation):** Η διαμόρφωση πλάτους παλμού (PWM) είναι μία μέθοδος που χρησιμοποιείται για την παραγωγή αναλογικών σημάτων από μία ψηφιακή συσκευή. Με τη μέθοδο PWM μπορεί να ελεγχθεί μία αναλογική

συσκευή από μία ψηφιακή έξοδο, παραδείγματος χάρη η ρύθμιση της ταχύτητα σε ένα κινητήρα από ένα μικροελεγκτή.

- **SPI (serial peripheral interface):** Το SPI είναι ένα τύπος πρωτοκόλλου σειριακής επικοινωνίας υψηλής ταχύτητας για επικοινωνία με περιφερειακές συσκευές. Η μετάδοση των δεδομένων είναι σύγχρονη, που σημαίνει ότι η μετάδοση των δεδομένων συγχρονίζεται από ένα σήμα, και απαιτεί πέντε ακροδέκτες.
- **I2C (Inter-Integrated Circuit):** Το I2C είναι ένα τύπος πρωτοκόλλου σειριακής επικοινωνίας χαμηλής ταχύτητας για επικοινωνία με περιφερειακές συσκευές. Η μετάδοση των δεδομένων είναι σύγχρονη, που σημαίνει ότι η μετάδοση των δεδομένων συγχρονίζεται από ένα σήμα, και απαιτεί μόνο δύο ακροδέκτες.
- **UART (universal asynchronous receiver/transmitter):** Το UART είναι ένα τύπος πρωτοκόλλου σειριακής επικοινωνίας μεταξύ δύο μικροελεγκτών ή συσκευών. Η μετάδοση των δεδομένων γίνεται ασύγχρονα, που σημαίνει ότι δεν υπάρχει σήμα ρολογιού για συγχρονισμό της μετάδοσης, και απαιτεί μόνο δύο ακροδέκτες.

2.3.2 Λογισμικό του Raspberry Pi

Το λειτουργικό σύστημα που παρέχει δωρεάν και συνιστά το ίδρυμα Raspberry Pi Foundation, είναι το Raspberry Pi OS (παλαιότερα αποκαλούμενο Raspbian) [18]. Το Raspberry Pi OS είναι μία έκδοση λειτουργικού συστήματος Linux που βασίζεται σε Debian (32-bit). Υπάρχουν και άλλα λειτουργικά συστήματα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν αλλά το Raspberry Pi OS είναι ειδικά σχεδιασμένο και βελτιστοποιημένο για χρήση με το Raspberry Pi που χρησιμοποιεί επεξεργαστή αρχιτεκτονικής ARM. Επίσης, δε δημιουργεί αστοχίες ή σφάλματα και είναι σε θέση να εκμεταλλευτεί πλήρως τις δυνατότητες των επεξεργαστών αρχιτεκτονικής ARM.

Το Raspberry Pi OS έχει 3 διαφορετικές εκδόσεις από τις οποίες μπορεί ο χρήστης να διαλέξει την κατάλληλη [23]. Η πλήρης έκδοση περιλαμβάνει ένα εύχρηστο και φιλικό για το χρήστη γραφικό περιβάλλον εργασίας, το οποίο είναι γνωστό ως LXDE (Lightweight X11 Desktop Environment), καθώς και πολλές προεγκατεστημένες εφαρμογές και εργαλεία ανάπτυξης λογισμικού για εκπαίδευση και γενική χρήση. Η δεύτερη έκδοση περιλαμβάνει μόνο το γραφικό περιβάλλον εργασίας και κάποια βασικά προγράμματα χωρίς πρόσθετο λογισμικό. Τέλος, η τρίτη έκδοση δεν περιλαμβάνει γραφικό περιβάλλον εργασίας και πρόσθετο λογισμικό αλλά απαιτεί λιγότερο αποθηκευτικό χώρο και προσφέρει καλύτερη απόδοση. Λόγω μη ύπαρξης γραφικού περιβάλλοντος, η χρήση του πραγματοποιείται μέσω τερματικού (γραμμή εντολών). Αξίζει να σημειωθεί επίσης, ότι μέσω της εφαρμογής Raspberry Pi Imager, που παρέχεται δωρεάν από το επίσημο site της εταιρείας, η εγκατάσταση του λειτουργικού συστήματος στην κάρτα Micro-SD είναι πολύ εύκολη διαδικασία.

2.3.3 Πλεονεκτήματα του Raspberry Pi

Τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα του υπολογιστικού συστήματος Raspberry Pi 4 Model B, όπου χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία, είναι τα ακόλουθα:

- Χαμηλό κόστος αγοράς. Η τιμή του Raspberry Pi 4 Model B κυμαίνεται περίπου ανάμεσα στα 40 ως 90 ευρώ ανάλογα την έκδοση (οι τιμές διαφέρουν ανάλογα τη μνήμη που διαθέτει).
- Μικρό μέγεθος. Το Raspberry Pi 4 Model B έχει διαστάσεις 8.5cm x 5.6cm x 1.7cm (Μήκος x Πλάτος x Ύψος).
- Διαθέτει ισχυρό επεξεργαστή υψηλών επιδόσεων.
- Χαμηλή κατανάλωση ενέργειας.
- Μεγάλη ποικιλία σε γλώσσες προγραμματισμού.
- Εύκολο στη χρήση, ειδικά για χρήστες που είναι εξοικειωμένοι με το λειτουργικό σύστημα Linux.

Το χαμηλό κόστος, το μικρό μέγεθος και η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας κάνει το Raspberry Pi να είναι ιδανική λύση σε εφαρμογές ηλεκτρονικών κυκλωμάτων και ρομποτικής. Οι προαναφερθείς λόγοι σε συνδυασμό με τις υψηλές επιδόσεις ήταν ο λόγος που επιλέχτηκε το Raspberry Pi 4 Model B 8 GB στην εργασία αυτή, όπου υλοποιήθηκε ένα όχημα αυτόνομης οδήγησης.

2.4 ΣΥΝΟΨΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο, αρχικά έγινε μια σύντομη ιστορική αναδρομή στην εξέλιξη των μικροελεγκτών και των μικροεπεξεργαστών. Συγκεκριμένα παρουσιάστηκε, πώς από το πρώτο ολοκληρωμένο κύκλωμα φτάσαμε στις μέρες μας να έχουμε τόσο ισχυρά υπολογιστικά συστήματα. Στη συνέχεια, παρουσιάστηκαν οι διαφορές ανάμεσα στους μικροελεγκτές και τους μικροεπεξεργαστές καθώς και οι χρήσεις του καθενός. Ένα σημαντικό μέρος του κεφαλαίου παρουσίασε το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi, όπου είναι η ιδανική λύση σε εφαρμογές χαμηλού συνολικού κόστους με απαιτήσεις σε επεξεργαστική ισχύ.

Στη παρούσα εργασία υλοποιήθηκε ένα σύστημα αυτόνομης οδήγησης εφαρμόζοντας τεχνικές μηχανικής μάθησης στο Raspberry Pi. Το επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζει την έννοια της μηχανικής μάθησης, πώς εφαρμόζεται και τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την πραγματοποίηση συστήματος αυτόνομης οδήγησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 – ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Το κεφάλαιο αυτό παρουσιάζει το θεωρητικό υπόβαθρο των μεθόδων μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση συστημάτων αυτόνομης οδήγησης. Η μηχανική μάθηση είναι κλάδος της επιστήμης της Πληροφορικής που επικεντρώνεται στη χρήση δεδομένων και αλγορίθμων με σκοπό να μιμηθεί τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν οι άνθρωποι, βελτιώνοντας σταδιακά την ακρίβειά του.

Η έννοια της μηχανικής μάθησης και της τεχνητής νοημοσύνης υπάρχει από τη δεκαετία του 1960 χωρίς όμως να λαμβάνει ιδιαίτερη προσοχή εκείνα τα χρόνια. Η μηχανική μάθηση τις δύο τελευταίες δεκαετίες βρίσκεται σε ραγδαία άνοδο και πλέον επιλύει προβλήματα που παλιότερα έμοιαζε αδύνατο να επιλυθούν. Στις μέρες μας η μηχανική μάθηση είναι η κύρια λύση σε πολλές τεχνολογικές εφαρμογές όπως η αυτόνομη οδήγηση [24], η όραση υπολογιστών [25] και η ρομποτική [26]. Χρησιμοποιείται και σε άλλους επιστημονικούς κλάδους όπως στον τομέα της υγείας όπου βοηθάει στην ανίχνευση πρώιμου καρκίνου [27].

3.1 ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να χωριστούν σε τέσσερις κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο που εκπαιδεύονται [28]. Οι κατηγορίες μάθησης των αλγορίθμων που έχουν αναπτυχθεί είναι οι ακόλουθες:

- *Αλγόριθμοι με επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning)*: Στην επιβλεπόμενη μάθηση το νευρωνικό δίκτυο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης εκτός από τα δεδομένα έχει και τις τιμές των εξόδων που αντιστοιχούν σε αυτά. Ουσιαστικά το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει μέσα από παραδείγματα.
- *Αλγόριθμοι με μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning)*: Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση το νευρωνικό δίκτυο κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης

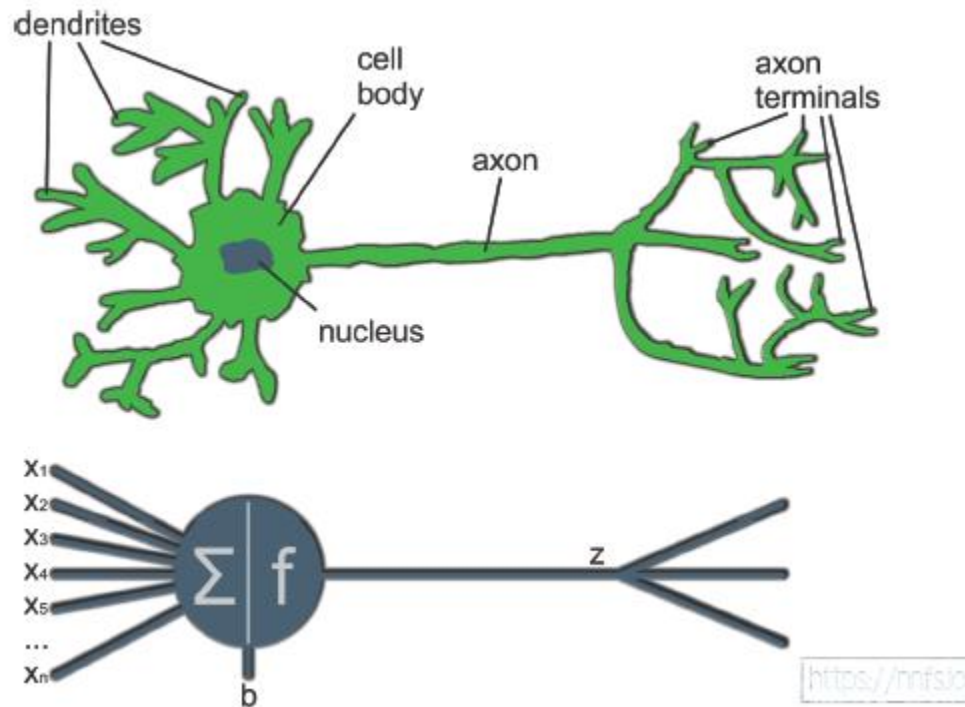
δε γνωρίζει τις εξόδους που αντιστοιχούν στα δεδομένα. Ουσιαστικά το νευρωνικό δίκτυο προσπαθεί να μάθει μόνο του τις συσχετίσεις και τις ιδιότητες των δεδομένων δημιουργώντας πρότυπα.

- *Αλγόριθμοι με ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (semi-supervised learning)*: Στην ημι-επιβλεπόμενη μάθηση το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από δεδομένα όπου το νευρωνικό δίκτυο γνωρίζει την έξοδο που αντιστοιχεί σε αυτά αλλά και από δεδομένα όπου δε γνωρίζει την έξοδο που αντιστοιχεί. Συνήθως τα δεδομένα για τα οποία το νευρωνικό δίκτυο δε γνωρίζει την έξοδο τους είναι περισσότερα.
- *Αλγόριθμοι με ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning)*: Στην ενισχυτική μάθηση ο αλγόριθμος μάθησης εκπαιδεύεται ώστε να εκτελεί διάφορες ενέργειες μέσα από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Ουσιαστικά μέσω της μεθόδου δοκιμής-σφάλματος (trial and error) μαθαίνει ποια είναι η βέλτιστη συμπεριφορά.

Σε αυτή την εργασία, για την υλοποίηση του συστήματος αυτόνομης οδήγησης χρησιμοποιείται η μέθοδος μηχανικής μάθησης με επιβλεπόμενη μάθηση.

3.2 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Η μηχανική μάθηση είναι ένα είδος τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιεί νευρωνικά δίκτυα, εμπνευσμένα από τον τρόπο που δουλεύει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Στην Εικόνα 3.1 φαίνεται η αντιστοιχία ενός βιολογικού νευρώνα με ένα τεχνητό νευρώνα [28]. Και οι δύο περιλαμβάνουν εισόδους βάσει των οποίων καθορίζεται το αν θα ενεργοποιηθεί η έξοδος του νευρώνα.



Εικόνα 3.1: Σύγκριση βιολογικού με τεχνητού νευρώνα [28].

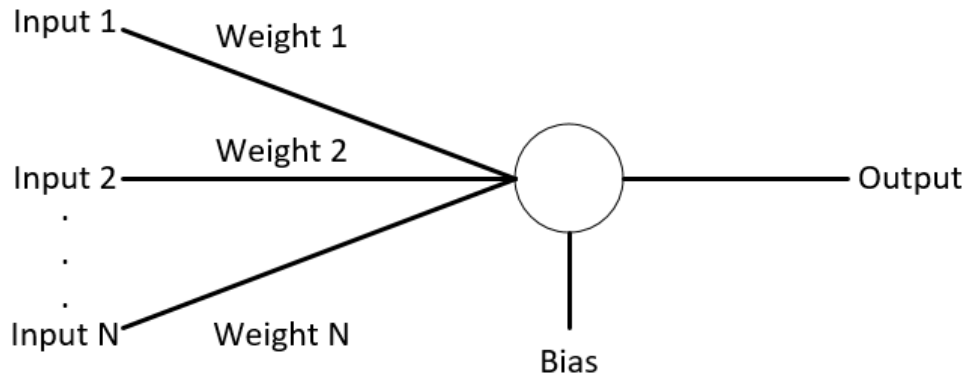
Ένας τεχνητός νευρώνας μόνος του δεν είναι και πολύ χρήσιμος. Ένα νευρωνικό δίκτυο όμως το οποίο αποτελείται από πολλούς νευρώνες, χιλιάδες ή ακόμη περισσότερους, είναι εφικτό να παράγει χρήσιμα αποτελέσματα με σκοπό την επίλυση κάποιου προβλήματος.

Ένας τεχνητός νευρώνας εξάγει κάποια τιμή στην έξοδο του βάσει των ακόλουθων παραμέτρων [28]:

- Είσοδοι (Inputs)
- Βάρη εισόδων (Weights)
- Κατώφλι (Bias)
- Συνάρτηση Ενεργοποίησης (Activation Function)

Τα βάρη των εισόδων και το κατώφλι είναι παράμετροι που αλλάζουν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου ενώ τη συνάρτηση ενεργοποίησης τη διαλέγει ο

σχεδιαστής. Στην Εικόνα 3.2 φαίνεται ένας τεχνητός νευρώνας με τις εισόδους (Inputs), τα βάρη των εισόδων (Weights), το κατώφλι (Bias) και την έξοδο που παράγεται (Output).



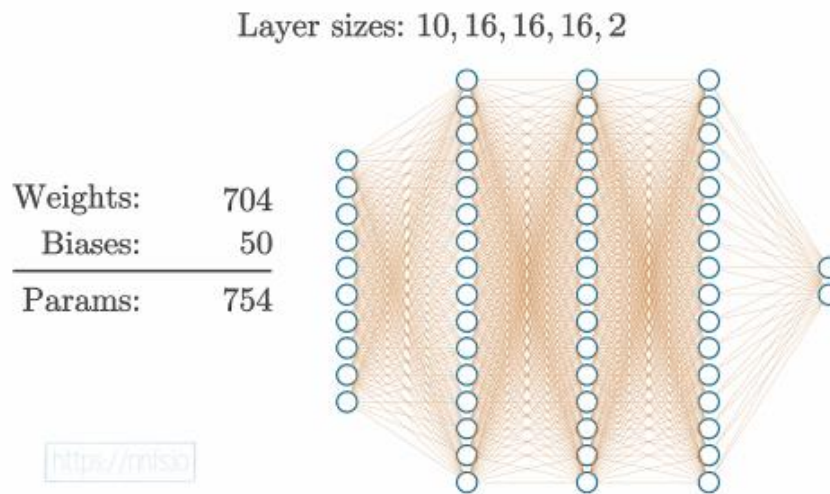
Εικόνα 3.2: Τεχνητός νευρώνας.

Η έξοδος ενός νευρώνα υπολογίζεται μέσω της Σχέσης 3.1 όπου ουσιαστικά είναι το άθροισμα όλων των εισόδων πολλαπλασιασμένων πρώτα με τα αντίστοιχα βάρη της κάθε εισόδου [28]. Στην τιμή αυτή προστίθεται και η τιμή κατωφλίου.

$$Output = \sum_{i=1}^N (Input_i * Weight_i) + bias \quad (3.1)$$

Η έξοδος στη συνέχεια τροφοδοτείται στη συνάρτηση ενεργοποίησης. Υπάρχουν διάφορες συναρτήσεις ενεργοποίησης και ο σχεδιαστής καλείται να διαλέξει την κατάλληλη ανάλογα την εφαρμογή ή σε ποιο επίπεδο του νευρωνικού δικτύου βρίσκεται. Ο σκοπός της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι να προσθέσει κάποιο είδος μη γραμμικής ιδιότητας στο νευρωνικό δίκτυο [29]. Χωρίς τις λειτουργίες ενεργοποίησης το νευρωνικό δίκτυο θα μπορούσε να εκτελεί μόνο γραμμικές αντιστοιχίσεις από τις εισόδους προς τις εξόδους. Η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι η είσοδος στο επόμενο νευρώνα ή η τελική έξοδος του νευρωνικού δικτύου.

Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αποτελείται από πολλά επίπεδα [28]. Στην Εικόνα 3.3 φαίνεται ένα νευρωνικό δίκτυο όπου εκτός του πρώτου επιπέδου όπου είναι η είσοδος και του τελευταίου όπου είναι η έξοδος περιέχει ενδιάμεσα άλλα τρία επίπεδα όπου ονομάζονται *κρυφά* επίπεδα. Όταν ένα νευρωνικό δίκτυο περιέχει πάνω από δύο *κρυφά* επίπεδα ονομάζεται νευρωνικό δίκτυο *βαθιάς* μάθησης. Το νευρωνικό δίκτυο της Εικόνα 3.3 περιέχει συνολικά 754 παραμέτρους όπου μπορούν να αλλάξουν τιμή. Σκοπός της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι να ρυθμιστούν τα βάρη των εισόδων και το κατώφλι στους νευρώνες έτσι ώστε το νευρωνικό δίκτυο να βγάζει την επιθυμητή έξοδο για κάποια δεδομένη είσοδο. Το νευρωνικό δίκτυο που φαίνεται στην Εικόνα 3.3 ονομάζεται πλήρες συνδεδεμένο δίκτυο καθώς κάθε νευρώνας ενός επιπέδου είναι συνδεδεμένος με όλους τους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου.



Εικόνα 3.3: Παράδειγμα νευρωνικού δικτύου με 3 κρυφά επίπεδα [28].

Στην είσοδο του πρώτου επιπέδου τροφοδοτούνται τα δεδομένα του νευρωνικού δικτύου. Τα δεδομένα αυτά μπορεί να είναι μία εικόνα, μετρήσεις από ένα αισθητήρα ή κάτι άλλο. Για την επιτάχυνση των υπολογισμών του νευρωνικού δικτύου ή για τη μείωση του θορύβου της εισόδου συνηθίζεται τα δεδομένα αυτά να υπόκεινται πρώτα σε μία προ-

επεξεργασία [30]. Η προ-επεξεργασία μπορεί να περιλαμβάνει κανονικοποίηση των δεδομένων αλλάζοντας το διάστημα των τιμών. Παραδείγματος χάρη σε μία εικόνα μπορεί να αλλάζει το εύρος των τιμών της πληροφορίας που περιέχει από την κλίμακα 0 έως 255 στην κλίμακα 0 έως 1 ή -1 έως 1 με σκοπό την επιτάχυνση των υπολογισμών.

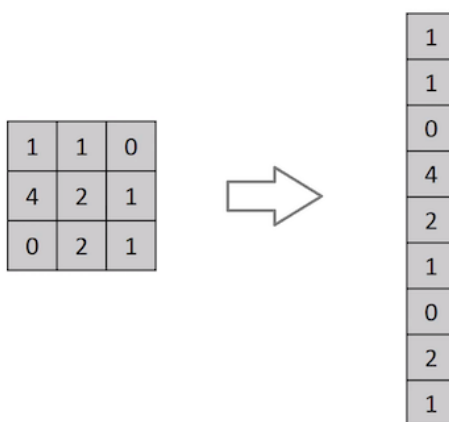
Όπως αναφέρθηκε, για να μάθει ένα νευρωνικό δίκτυο ποια είναι η επιθυμητή έξοδος για κάποια δεδομένη είσοδο ρυθμίζονται τα βάρη των εισόδων και το κατώφλι στους νευρώνες κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Για να επιτευχθεί αυτή η διαδικασία αρχικά υπάρχει μία συνάρτηση η οποία καλείται συνάρτηση απωλειών (loss function) η οποία ποσοτικοποιεί πόσο λάθος είναι οι προβλέψεις με τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου τη δεδομένη στιγμή [31]. Ιδανικά, η έξοδος της συνάρτησης απωλειών πρέπει να είναι 0. Υπάρχουν διάφορες συναρτήσεις απωλειών που υπολογίζουν το σφάλμα ανάλογα την εφαρμογή και την έξοδο του νευρωνικού δικτύου [31].

Ο στόχος της εκπαίδευσης είναι η μείωση της εξόδου της συνάρτησης απωλειών. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται οι μερικοί παράγωγοι [32]. Η μερική παράγωγος μιας παραμέτρου ως προς τη συνάρτηση δείχνει τι αντίκτυπο έχουν οι μεταβολές της στην έξοδο της συνάρτησης. Συγκεκριμένα υπολογίζονται όλοι οι μερικοί παράγωγοι της συνάρτησης απωλειών ως προς τα βάρη των εισόδων και το κατώφλι όλων των νευρώνων ώστε να παραχθεί το διάνυσμα κλίσης (gradient). Μέσω του διανύσματος κλίσης καθορίζεται πώς πρέπει να αλλάξουν οι παράμετροι ώστε να μειωθεί η έξοδος της συνάρτησης απωλειών [33]. Αυτή η διαδικασία η οποία ονομάζεται οπισθοδιάδοση (backpropagation) επαναλαμβάνεται πολλές φορές με σκοπό να βρεθεί το ελάχιστο της συνάρτησης απωλειών. Επίσης, είναι σημαντικό να υπάρχουν αρκετά δεδομένα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ώστε το νευρωνικό δίκτυο να καταφέρει να μάθει τις συσχετίσεις και τις ιδιότητες των δεδομένων που υπάρχουν σε αυτά.

3.3 ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Network – CNN) είναι μια άλλη κατηγορία νευρωνικών δικτύων που είναι πολύ δημοφιλής για δεδομένα εισόδου μορφής δισδιάστατου ή τρισδιάστατου πίνακα όπως είναι μία εικόνα [34]. Τα CNNs δεν είναι πλήρη συνδεδεμένα δίκτυα όπως αυτά που αναφέρθηκαν στην Ενότητα 3.2 και καταφέρνουν με τεχνικές που θα αναλυθούν στη συνέχεια να αναγνωρίζουν χαρακτηριστικά μέσα σε μία εικόνα με πολύ αποδοτικό τρόπο.

Τα δεδομένα μίας εικόνας ουσιαστικά είναι ένας πίνακας μεγέθους όσο είναι ο αριθμός των pixel που αποτελούν την εικόνα. Αν η εικόνα είναι ασπρόμαυρη ο πίνακας είναι δισδιάστατος ενώ αν η εικόνα είναι έγχρωμη είναι τρισδιάστατος. Σε περίπτωση έγχρωμης εικόνας η τρίτη διάσταση του πίνακα είναι μεγέθους τρία και αντιστοιχεί στα τρία βασικά χρώματα (Red, Blue, Green - RGB). Στην Εικόνα 3.4 φαίνεται ένα παράδειγμα μία ασπρόμαυρης εικόνας μεγέθους 3x3 pixel. Για να τροφοδοτηθούν τα δεδομένα της εικόνας σε ένα πλήρες συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο πρέπει να πρώτα να μετατραπούν από πίνακα σε διάνυσμα (*flattening*) [34]. Για παράδειγμα, ο πίνακας της Εικόνα 3.4 πρέπει να μετατραπεί από πίνακα 3x3 σε πίνακα 9x1, κάτι το οποίο συνεπάγεται ότι το πρώτο επίπεδο θα αποτελείται από 9 νευρώνες.



Εικόνα 3.4: Παράδειγμα μετατροπής εικόνας 3x3 σε 9x1 πίνακα [34].

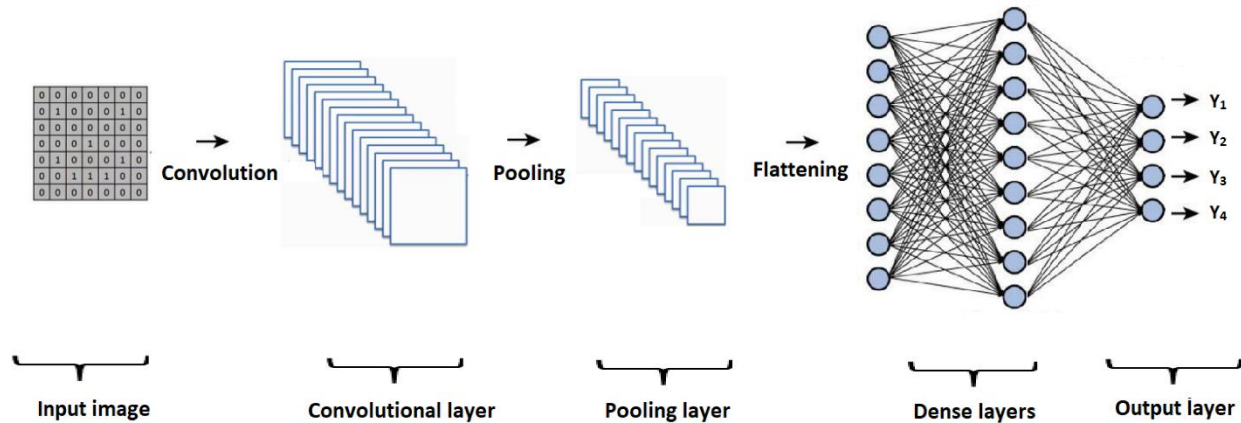
Μία εικόνα υψηλής ανάλυσης μπορεί να αποτελείται από εκατοντάδες χιλιάδες pixel. Για παράδειγμα μία εικόνα ανάλυσης 1080p (full high definition) αποτελείται από 1920x1080 pixel. Η εικόνα αυτή για να τροφοδοτηθεί σε ένα πλήρες συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο πρέπει να μετατραπεί από πίνακα μεγέθους 1920x1080 σε πίνακα 2,073,600x1. Το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου αυξάνει υπερβολικά καθώς το πρώτο επίπεδο πρέπει να αποτελείται σχεδόν από δύο εκατομμύρια νευρώνες. Με αποτέλεσμα να αυξάνονται πολύ οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου όπου αλλάζουν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης όπως τα βάρη των νευρώνων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μην είναι υπολογιστικά αποδοτικό σε δεδομένα μεγάλου όγκου.

Η σημαντική διαφορά των CNNs είναι ότι ως είσοδο δέχονται την εικόνα ως ένα πολυδιάστατο πίνακα και όχι ως ένα διάνυσμα μίας διάστασης. Σκοπός των CNNs είναι να μειώσουν μία εικόνα σε μία μορφή που είναι πιο εύκολη σε επεξεργασία χωρίς να χαθούν τα χαρακτηριστικά της εικόνας. Η δομή ενός CNN αποτελείται από τα ακόλουθα επίπεδα [34]:

- Συνελικτικά επίπεδα (Convolution layers)
- Συναρτήσεις ενεργοποίησης (Activation functions)
- Επίπεδα συγκέντρωσης (Pooling layers)
- Πλήρη συνδεδεμένα επίπεδα (Fully connected layers)

Στην Εικόνα 3.5 [35] φαίνεται συνολικά η δομή ενός CNN με τα επίπεδα που αναφέρθηκαν. Το *συνελικτικό* επίπεδο (Convolution layer) σε συνδυασμό με το επίπεδο *συγκέντρωσης* (Pooling layer) τοποθετούνται στην αρχή του δικτύου. Τα πλήρη συνδεδεμένα επίπεδα (Fully connected layers) τοποθετούνται στο τέλος του δικτύου με σκοπό να δημιουργήσουν τις προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου. Όπως προαναφέρθηκε, πριν τα πλήρη συνδεδεμένα επίπεδα χρειάζεται η διαδικασία μετατροπής από πολυδιάστατο πίνακα σε διάνυσμα μίας διάστασης (Flattening). Αξίζει να σημειωθεί ότι παρόλο που η Εικόνα 3.5 δείχνει

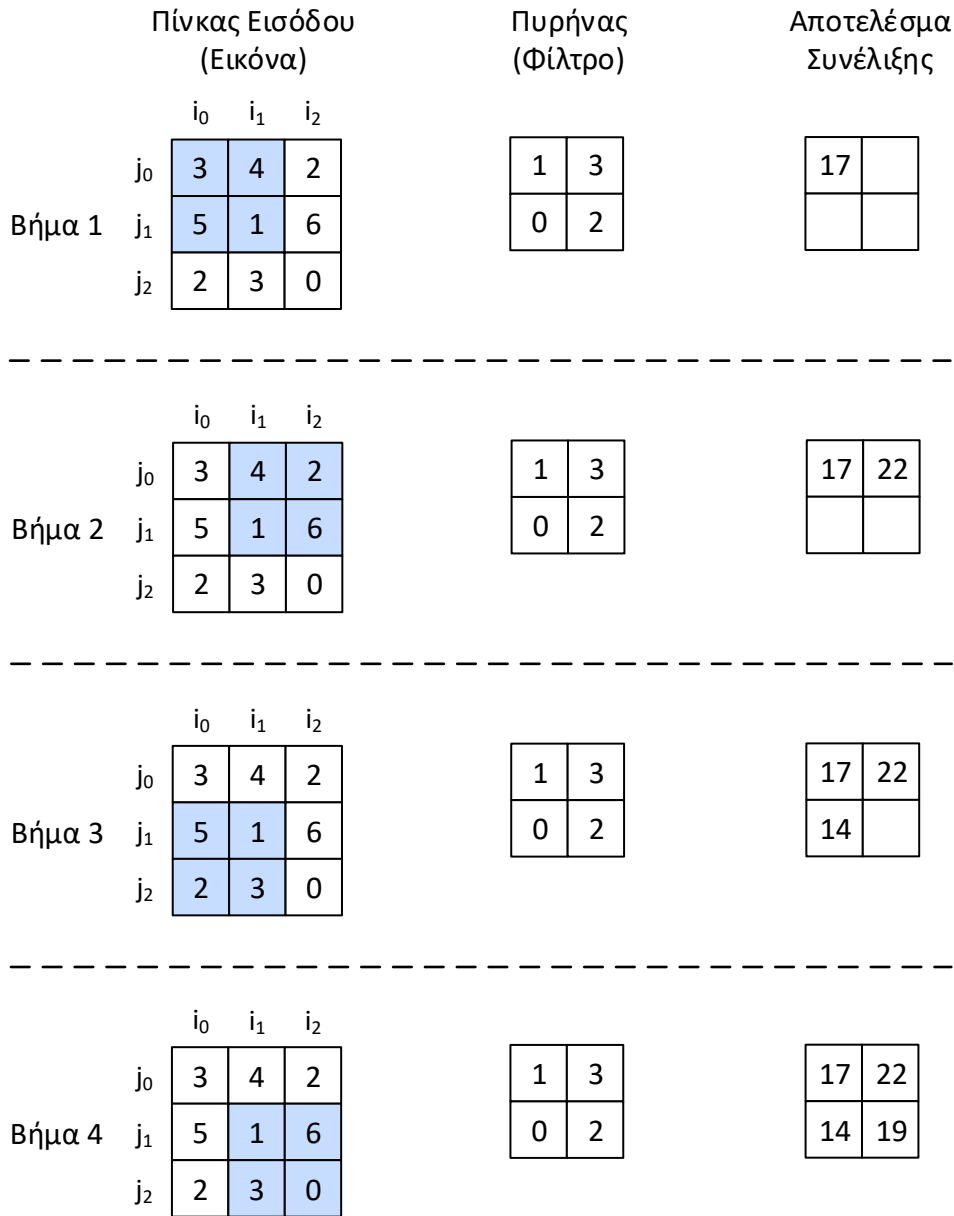
το CNN να αποτελείται από ένα επίπεδο συνέλιξης και συγκέντρωσης ο αριθμός τους καθορίζεται από τις απαιτήσεις της εφαρμογής.



Εικόνα 3.5: Παράδειγμα αρχιτεκτονικής ενός CNN [35].

3.3.1 Συνελικτικό Επίπεδο

Το συνελικτικό επίπεδο αποτελεί το κύριο δομικό στοιχείο ενός CNN. Όπως προαναφέρθηκε τα CNNs εξετάζουν την εικόνα ως ένα πολυδιάστατο πίνακα. Για ευκολότερη κατανόηση θα εξετάσουμε ένα παράδειγμα ασπρόμαυρης εικόνας όπου ο πίνακας δεδομένων που της αντιστοιχεί είναι δύο διαστάσεων. Κάθε στοιχείο του πίνακα αναπαριστά μια τιμή στην κλίμακα του γκρι (εύρους 0-255) το οποίο αντιστοιχεί σε ένα pixel της εικόνας. Στον πίνακα εφαρμόζεται ένα φίλτρο δύο διαστάσεων με τα αντίστοιχα βάρη του όπου ονομάζεται πυρήνας (kernel). Το τι σημαίνει εφαρμόζεται το φίλτρο θα εξηγηθεί μέσω της Εικόνα 3.6.



Εικόνα 3.6: Παράδειγμα συνέλιξης.

Στην Εικόνα 3.6 φαίνεται ένας πίνακας εισόδου (δες 1^η στήλη Εικόνα 3.6) μεγέθους 3x3 του οποίου τα στοιχεία αντιστοιχούν στα δεδομένα μίας εικόνας. Ο πυρήνας (δες 2^η στήλη Εικόνα 3.6) είναι μεγέθους 2x2 και περιέχει τα βάρη τα οποία αλλάζουν κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Σε κάθε βήμα με μπλε χρώμα φαίνεται σε ποια στοιχεία του πίνακα εισόδου

εφαρμόζεται ο πυρήνας. Για παράδειγμα, στο Βήμα 1 ο πυρήνας εφαρμόζεται στα στοιχεία i_0-j_0 (3), i_1-j_0 (4), i_0-j_1 (5), και i_1-j_1 (1) και εκτελείται η ακόλουθη πράξη. Πολλαπλασιάζονται τα στοιχεία του πίνακα στα οποία εφαρμόζεται ο πυρήνας με τα βάρη του πυρήνα και στο τέλος προστίθενται (δες 3^η στήλη Εικόνα 3.6, $17 = 3 \times 1 + 4 \times 3 + 5 \times 0 + 1 \times 2$). Στη συνέχεια, ο πυρήνας μετατοπίζεται σε όλο το εύρος της εικόνας και σε κάθε θέση που βρίσκεται εκτελείται η ίδια μαθηματική πράξη (δες Βήμα 2-4). Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ένας νέος πίνακας, αυτή η διαδικασία ονομάζεται συνέλιξη [34] (δες Βήμα 4, 3^η στήλη).

Για την παραπάνω διαδικασία ο σχεδιαστής καλείται να ορίσει τις ακόλουθες παραμέτρους [34]:

- **Kernel size:** Είναι το μέγεθος του πυρήνα. Στο παράδειγμα της Εικόνα 3.6 ο πυρήνας είναι μεγέθους 2×2 .
- **Stride:** Καθορίζει τον αριθμό των pixel που μετακινείται ο πυρήνας σε κάθε βήμα. Όταν η παράμετρος Stride έχει την τιμή 1 ο πυρήνας μετακινείται κατά 1 pixel μέχρι να σαρώσει σταδιακά όλη την εικόνα όπως στο παράδειγμα της Εικόνα 3.6. Για μικρές τιμές του Stride το αποτέλεσμα είναι πιο πυκνή σάρωση της εισόδου, ενώ για μεγάλες τιμές πιο αραιή που μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα την απώλεια χρήσιμης πληροφορίας.
- **Zero padding:** Στο παράδειγμα της Εικόνα 3.6, μετά το συνελκτικό επίπεδο η εικόνα συρρικνώθηκε από πίνακα 3×3 σε πίνακα 2×2 . Αυτό μπορεί να έχει ως αποτέλεσμα να χαθεί πληροφορία. Μια τεχνική που χρησιμοποιείται ώστε η εικόνα να διατηρήσει τις αρχικές διαστάσεις είναι το γέμισμα (Padding) με μηδενικές τιμές περιμετρικά του πίνακα.
- **Αριθμός φίλτρων:** Καθορίζει το πόσα φίλτρα θα εφαρμοστούν στην εικόνα. Συνηθίζεται να χρησιμοποιούνται περισσότερα τους ενός φίλτρο σε κάθε συνελκτικό επίπεδο όπως θα δούμε παρακάτω.

Σκοπός του φίλτρου (πυρήνας) είναι να εξάγει ένα χαρακτηριστικό της εικόνας ασχέτως τη θέση που βρίσκεται. Σημαντικό πλεονέκτημα της τεχνικής αυτής είναι η επαναχρησιμοποίηση βαρών [34]. Όπως φάνηκε στο παράδειγμα της Εικόνα 3.6 το φίλτρο διατηρεί κατά τη διάρκεια της σάρωσης τα ίδια βάρη μειώνοντας έτσι το συνολικό αριθμό των παραμέτρων που μεταβάλλονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του δικτύου. Για τον εντοπισμό επιπλέον χαρακτηριστικών της εικόνα απαιτούνται επιπρόσθετα φίλτρα με διαφορετικά βάρη. Διαδοχικά επίπεδα συνέλιξης μπορούν να εφαρμοστούν αναλόγως στα δεδομένα της εικόνας ώστε να επιτευχθεί ο βαθμό λεπτομέρειας που απαιτεί η εφαρμογή.

Μέσω της εφαρμογής των φίλτρων και της τεχνικής που αναλύθηκε στην ενότητα αυτή τα CNNs καταφέρνουν να εντοπίσουν επιτυχώς τις χωρικές και χρονικές εξαρτήσεις σε μια εικόνα. Λόγω της μείωσης του αριθμού των παραμέτρων και της επαναχρησιμοποίησης των βαρών η αρχιτεκτονική των CNNs αποδίδει καλύτερα στο σύνολο των δεδομένων μιας εικόνας. Με αυτή τη διαδικασία το δίκτυο μπορεί να εκπαιδευτεί ώστε να αναλύει πολύπλοκες εικόνες αποτελεσματικά.

3.3.2 Επίπεδο Συγκέντρωσης

Το επίπεδο συγκέντρωσης είναι το δεύτερο τμήμα ενός CNN (δες Εικόνα 3.5) το οποίο εισάγεται συνήθως ανάμεσα σε δύο διαδοχικά συνελικτικά επίπεδα. Σκοπός του επιπέδου συγκέντρωσης είναι η σταδιακή μείωση των δεδομένων που τροφοδοτούνται από το ένα επίπεδο συνέλιξης στο επόμενο [34]. Ουσιαστικά, πρόκειται για μία διαδικασία υποδειγματοληψίας των δεδομένων στην έξοδο ενός συνελικτικού επιπέδου. Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι υποδειγματοληψίας αλλά κυρίως έχουν επικρατήσει η μέθοδος του Μεγίστου (Max pooling) και η μέθοδος του Μέσου όρου (Average pooling). Στην Εικόνα 3.7 απεικονίζεται ένα παράδειγμα με τις δύο μεθόδους που αναφέρθηκαν.

MAX POOLING

1	3	2	4
1	3	2	4
5	7	6	8
5	7	6	8

3	4
7	8

AVERAGE POOLING

1	3	2	4
1	3	2	4
5	7	6	8
5	7	6	8

2	3
6	7

Εικόνα 3.7: Παράδειγμα μεθόδων υποδειματοληψίας Μεγίστου και Μέσου Όρου.

Για παράδειγμα, στην Εικόνα 3.7 φαίνεται ένας πίνακας μεγέθους 4x4 με στοιχεία που αντιστοιχούν στα δεδομένα εξόδου ενός συνελκτικού επιπέδου. Η υποδειματοληψία επιτυγχάνεται ορίζοντας ένα παράθυρο ολίσθησης το οποίο σαρώνει σταδιακά τον πίνακα και εξάγεται ένα στοιχείο σε κάθε θέση που βρίσκεται ανάλογα με τη μέθοδο που χρησιμοποιείται. Στη μέθοδο του Μεγίστου εξάγεται από τα στοιχεία που βρίσκονται εντός του παραθύρου το στοιχείο με τη μέγιστη τιμή. Ακολούθως, στη μέθοδο Μέσου όρου εξάγεται η μέση τιμή των στοιχείων που βρίσκονται εντός του παραθύρου. Ο σχεδιαστής καλείται να επιλέξει το μέγεθος του παραθύρου όπου πραγματοποιείται η υποδειματοληψία καθώς και το βήμα μετατόπισης του παραθύρου. Στο παράδειγμα της Εικόνα 3.7 το μέγεθος του παραθύρου υποδειματοληψίας είναι 2x2 και το βήμα μετατόπισης του παραθύρου είναι δύο καθώς το παράθυρο μετακινείται κατά δύο στοιχεία. Σημειώστε, ότι Εικόνα 3.7 απεικονίζει με

διαφορετικά χρώματα τα τέσσερα παράθυρα ολίσθησης που εφαρμόστηκαν στον πίνακα για τις παραμέτρους που αναφέρθηκαν. Το δεξιό μέρος της εικόνας δείχνει το μειωμένο πίνακα που προέκυψε μετά την υποδειγματοληψία για κάθε μέθοδο.

Αξίζει να σημειωθεί ότι η χρήση του επίπεδου συγκέντρωσης είναι προαιρετική καθώς η μείωση που επιτυγχάνεται με αυτό το επίπεδο μπορεί να πραγματοποιηθεί και μέσω του επιπέδου συνέλιξης. Ωστόσο μέσω της χρήσης επιπέδων συγκέντρωσης επιτυγχάνεται με πιο αποτελεσματικό τρόπο η μείωση των παραμέτρων του δικτύου με όφελος την υπολογιστική απόδοση του συστήματος. Τα επίπεδα συνέλιξης και συγκέντρωσης σε συνδυασμό με τα πλήρη συνδεδεμένα δίκτυα αποτελούν τη δομή των CNNs.

3.4 ΣΥΝΟΨΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο αρχικά έγινε μια σύντομη ιστορική αναδρομή στη μηχανική μάθηση και παρουσιάστηκαν μερικές χρήσεις της στην τεχνολογία σήμερα. Στη συνέχεια καλύφθηκαν οι βασικές έννοιες της μηχανικής μάθησης και πώς μέσω αυτής μπορεί ένα αλγόριθμος να εκπαιδευτεί ώστε να εκτελεί μία λειτουργία για την οποία δε έχει προγραμματιστεί ρητά. Ένα σημαντικό μέρος του κεφαλαίου ασχολήθηκε με την κατηγορία νευρωνικών δικτύων CNN. Τα CNNs αποτελούν τη βέλτιστη λύση για την υλοποίηση συστημάτων μηχανικής μάθησης που διαχειρίζονται δεδομένα σε πολυδιάστατη μορφή.

Στη παρούσα εργασία η μηχανική μάθηση χρησιμοποιήθηκε με σκοπό την υλοποίηση ενός συστήματος αυτόνομης οδήγησης. Το νευρωνικό δίκτυο που υλοποιήθηκε έμαθε από τα δεδομένα που συλλέχθηκαν και την εκπαίδευση του δικτύου ποια είναι η επιθυμητή στροφή του οχήματος βάσει της εικόνας που τροφοδοτείται στο νευρωνικό δίκτυο. Το επόμενο κεφάλαιο αναλύει πλήρως τη διαδικασία κατασκευής ενός οχήματος με τη δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΟΧΗΜΑΤΟΣ

4.1 ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΣ

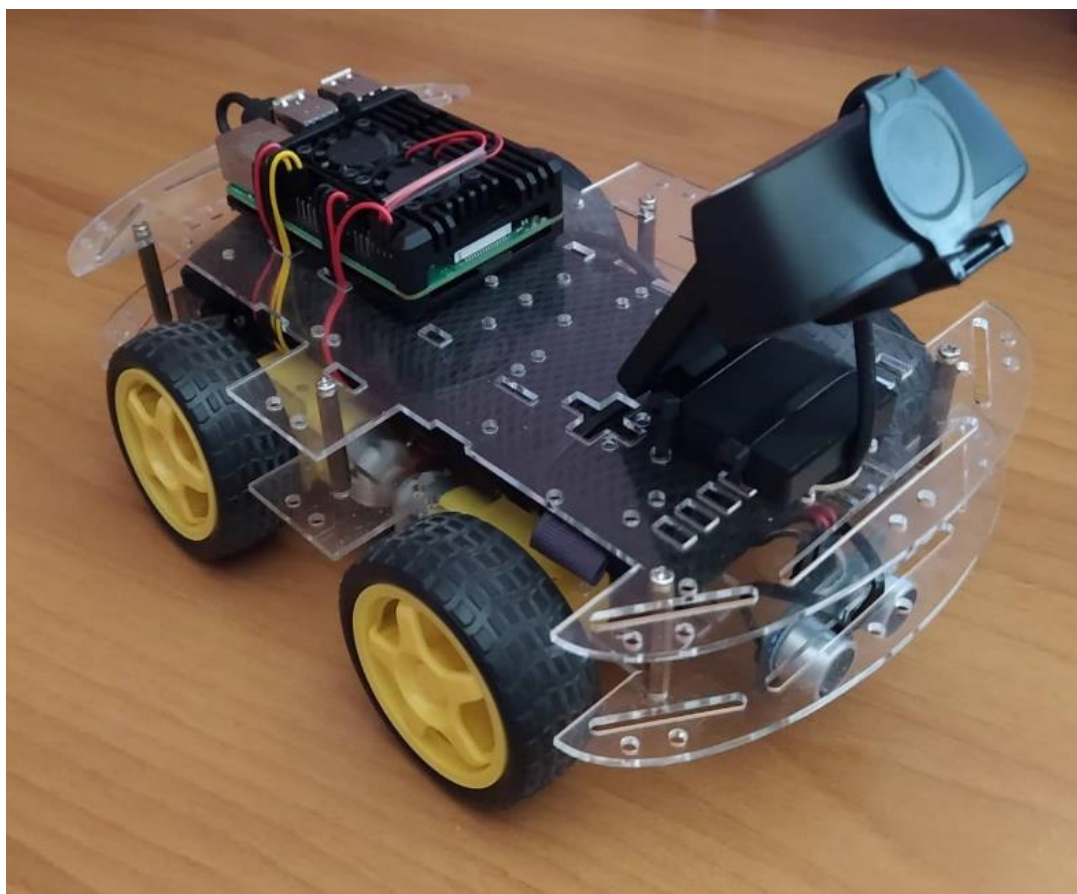
Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τον εξοπλισμό που χρειάστηκε για την υλοποίηση του οχήματος. Το συνολικό κόστος της κατασκευής ανέρχεται στα 240.78 ευρώ και το συνολικό βάρος στα 1,294 γραμμάρια. Για την υλοποίηση της κατασκευής χρειάζεται επίσης ένας σταθμός κόλλησης καθώς και κάποια βασικά εργαλεία. Ο Πίνακας 4.1 απεικονίζει συνολικά τα εξαρτήματα που χρησιμοποιήθηκαν.

Πίνακας 4.1: Εξαρτήματα οχήματος

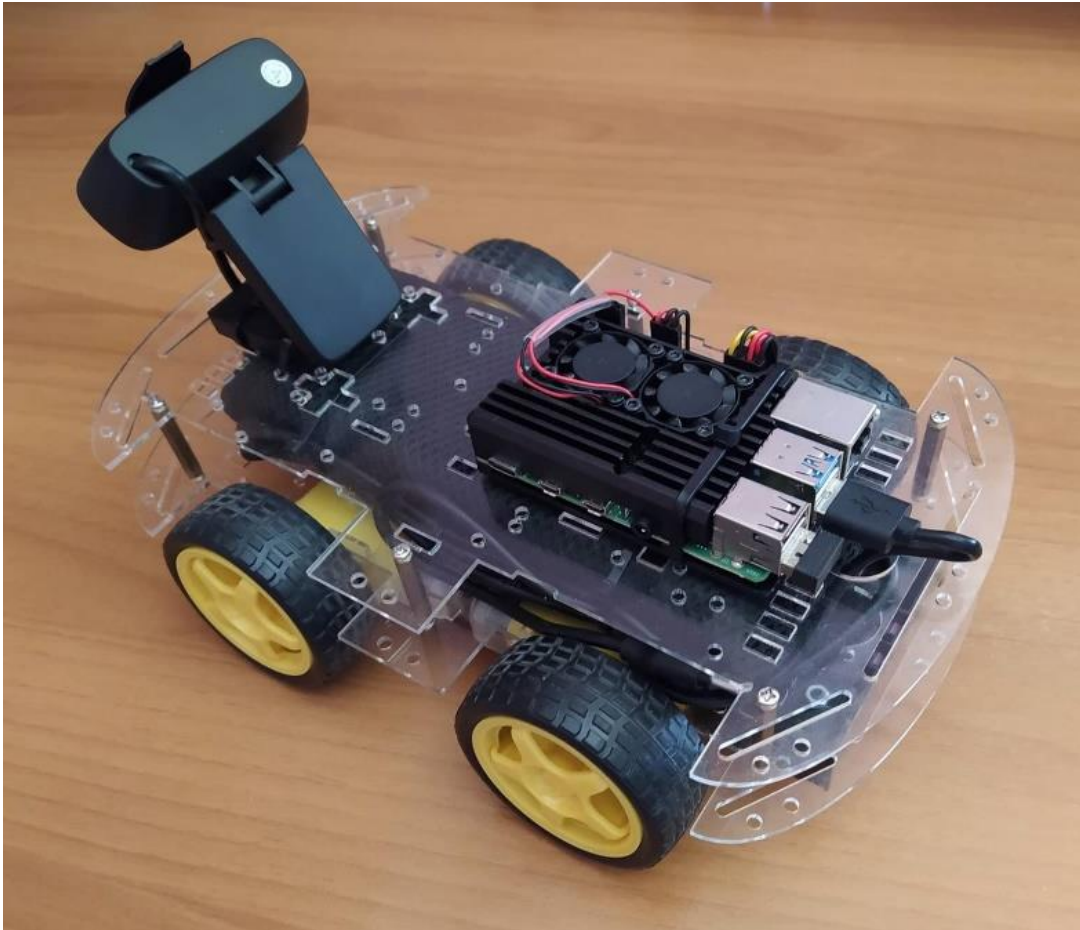
Εξάρτημα	Τιμή (Ευρώ)	Βάρος (g)
Raspberry Pi 4 Model B 8GB	92	46
Aluminum Case with Fan	20.99	110
SanDisk Extreme PRO microSD 64GB	25	< 1
Aigoss Webcam 1080P Full HD	37.22	180
Distance Sensor SRF05	2.49	10
4WD Smart Robot Car Chassis Kit	18.49	450
Stepper Motor Driver Controller Board L298N	5	26
Power Bank AUKEY PB-Y23	28.9	382
Type-C Power Delivery Cable 1M 60W	3.5	22
Battery 18650 (Ποσότητα: 2)	5.4	50

Εξάρτημα	Τιμή (Ευρώ)	Βάρος (g)
Battery Holder / Case for 2x 18650 7.4V	1.39	18
Switch 6A/250V ON/OFF	0.4	< 1
Σύνολο	240.78	1,294

Στην Εικόνα 4.1 και Εικόνα 4.2 φαίνονται δύο όψεις από το τελικό όχημα που κατασκευάστηκε, συγκεκριμένα η εμπρός δεξιά όψη και η πίσω αριστερά όψη.



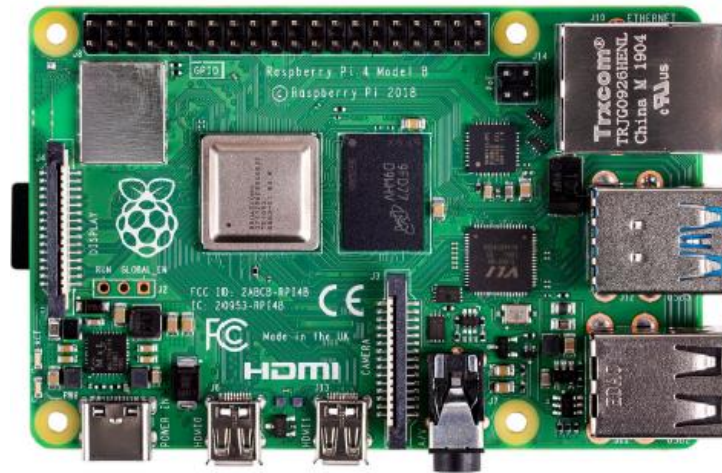
Εικόνα 4.1: Εμπρός δεξιά όψη οχήματος.



Εικόνα 4.2: Πίσω αριστερή όψη οχήματος.

4.1.1 Υπολογιστικό Σύστημα

Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή αυτόνομης οδήγησης επιλέχθηκε το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi 4 Model B 8GB [13]. Η Εικόνα 4.3 μας δείχνει το συγκεκριμένο μοντέλο Raspberry Pi που χρησιμοποιήθηκε το οποίο διαθέτει τετραπύρρηνο επεξεργαστή Quad core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit SoC χρονισμένο στα 1.5GHz, 8GB RAM, 4 θύρες USB για σύνδεση περιφερειακών, 2 θύρες micro HDMI, 1 θύρα Ethernet, ενσωματωμένο Wi-Fi και Bluetooth, 1 θύρα τροφοδοσίας μέσω USB-C, και 40 Pins γενικής χρήσης για σύνδεση με άλλα ηλεκτρονικά και περιφερειακά.



Εικόνα 4.3: Raspberry pi 4 model b 8GB [13].

Για να γίνει εγκατάσταση του λειτουργικού συστήματος χρειάζεται επίσης μία κάρτα microSD, επιλέχθηκε η SanDisk Extreme PRO microSD 64GB. Τέλος επειδή το Raspberry Pi 4 μπορεί να ανεβάσει εύκολα υψηλές θερμοκρασίες ιδιαίτερα όταν τρέχει απαιτητικές εφαρμογές χρειάζεται οπωσδήποτε μία θήκη, επιλέχθηκε μία θήκη κατασκευασμένη από αλουμίνιου με ενσωματωμένο διπλό ανεμιστήρα.

Το Raspberry Pi 4 Model B 8GB παρά το μικρό μέγεθος του είναι ένας κανονικός υπολογιστής. Όπου αυτός ο υπολογιστής είναι ικανός να τρέξει το νευρωνικό δίκτυο στο οποίο γίνονται οι προβλέψεις για το πώς πρέπει να στρίψει το όχημα και παράλληλα να διαχειρίζεται όλα τα περιφερειακά που απαιτεί η εφαρμογή.

4.1.2 Αισθητήρες

Το σύστημα παίρνει τις εισόδους του συνολικά από το περιβάλλον από 2 αισθητήρες. Χρησιμοποιήθηκε η κάμερα Aigoss Webcam 1080P Full HD που φαίνεται στην Εικόνα 4.4 και ο αισθητήρας μέτρησης απόστασης Distance Sensor SRF05. Μέσω της κάμερας υψηλής ανάλυσης,

η οποία συνδέεται με USB, λαμβάνονται συνεχόμενα εικόνες οι οποίες είναι η είσοδος του νευρωνικού δικτύου που κάνει τις προβλέψεις για την πορεία του οχήματος.



Εικόνα 4.4: Aigoss Webcam 1080P Full HD.

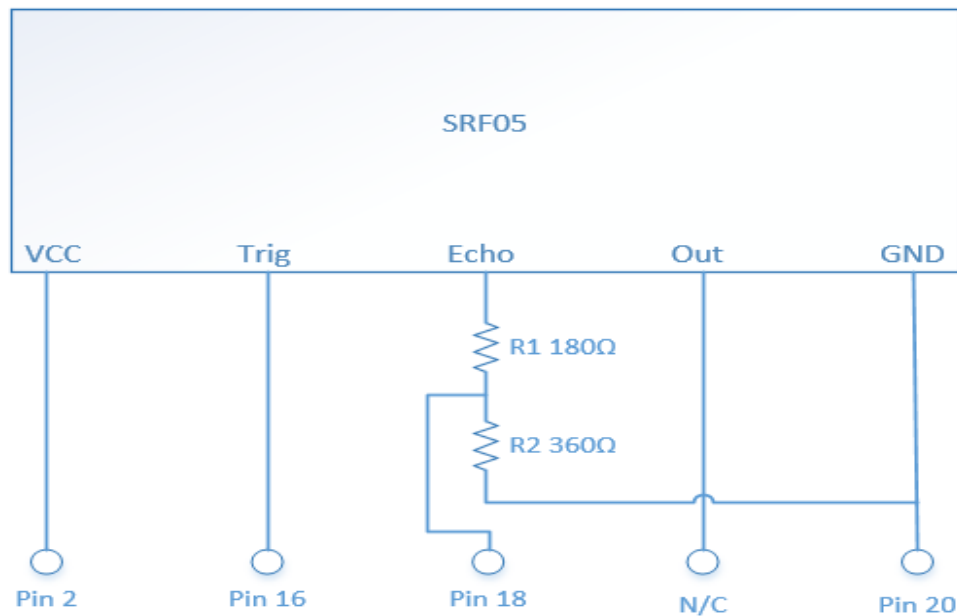
Για να μπορεί να εντοπίσει αντικείμενα σε κοντινή απόσταση και να ακινητοποιείται το όχημα χρησιμοποιείται ο αισθητήρας SRF05. Για να εντοπίσει ο αισθητήρας αν υπάρχει κάποιο εμπόδιο στέλνει αρχικά μία δέσμη ήχου που ταξιδεύει στο χώρο και όταν βρεθεί κάποιο αντικείμενο αντανακλάται πίσω στον αισθητήρα [36]. Στη συνέχεια μέσω του χρόνου που χρειάστηκε για να μεταδοθεί η δέσμη ήχου από τον αισθητήρα μέχρι το αντικείμενο και πίσω στον αισθητήρα μπορεί να υπολογισθεί η απόσταση. Συγκεκριμένα με χρήση της Σχέσης 4.1 υπολογίζεται η απόσταση καθώς είναι γνωστή η ταχύτητα του ήχου και μέσω του αισθητήρα ο χρόνος που χρειάστηκε για να μεταδοθεί η δέσμη του ήχου.

$$x = \frac{u}{t} \quad (4.1)$$

Ο συγκεκριμένος αισθητήρας έχει πέντε ακροδέκτες για σύνδεση. Οι ακροδέκτες είναι VCC +5V για τροφοδοσία, *Trigger* όπου παίρνει τη λογική τιμή 1 όταν θέλουμε να στείλουμε ένα παλμό ήχου, *Echo* όπου χρησιμοποιείται για να ελεγχθεί το ποσό του χρόνου που χρειάστηκε να ταξιδέψει ο παλμός στο χώρο, *Out* όπου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για σύνδεση του αισθητήρα

σε παλμογράφο και προβολή των παλμών και τέλος τη γείωση *GND*. Στην Εικόνα 4.5 φαίνεται η συνδεσμολογία του αισθητήρα με τα Pins του Raspberry Pi 4.

Για τη σύνδεση του αισθητήρα με το Raspberry Pi 4 χρειάζεται ένας διαιρέτης τάσης όπου μειώνει τα 5V του ακροδέκτη *Echo* σε 3.3V όπου είναι η τάση λειτουργίας για τους ακροδέκτες του Raspberry Pi 4.



Εικόνα 4.5: Συνδεσμολογία αισθητήρα SRF05.

4.1.3 Όχημα

Όσον αφορά το όχημα χρησιμοποιήθηκε ένα έτοιμο kit που φαίνεται στην Εικόνα 4.6 το οποίο περιλαμβάνει το σασί του οχήματος, τους κινητήρες, και τις ρόδες.



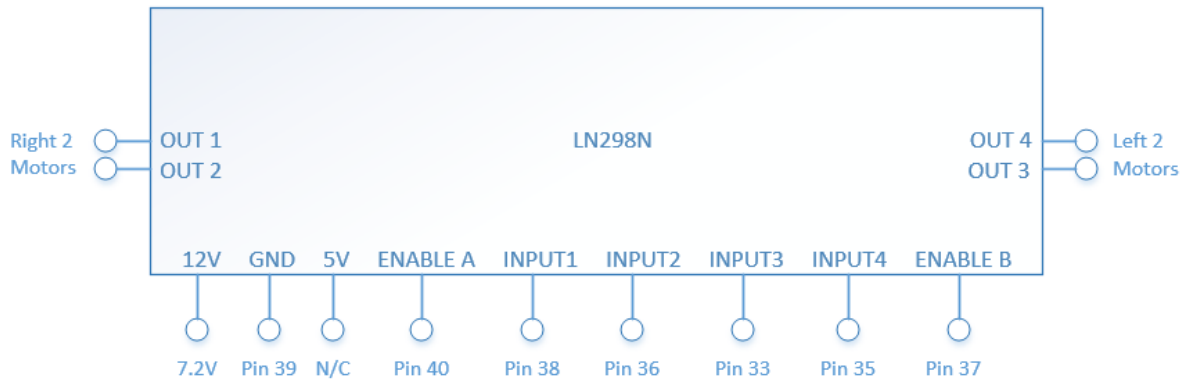
Εικόνα 4.6: 4WD Smart Robot Car Chassis Kit.

Τα χαρακτηριστικά των DC κινητήρων που περιλαμβάνει το kit είναι:

- Voltage: DC 7.2V
- Current: 250mA
- No-load Speed: 250 rpm/min
- Load Speed: 210 rpm/min
- Torque: 1.5 kg*cm
- Reduction ratio: 1:48
- Motor Size: 65mm * 18mm * 22mm (L * W * H)

Οι κινητήρες χρειάζονται έναν DC Motor Driver κύκλωμα για την οδήγηση τους. Το κύκλωμα αυτό λειτουργεί ως διεπαφή μεταξύ των κινητήρων και του κυκλώματος ελέγχου. Η δουλειά του DC Motor Driver είναι να λαμβάνει ένα σήμα ελέγχου χαμηλού ρεύματος και στη συνέχεια να το μετατρέπει σε ένα σήμα υψηλότερου ρεύματος το οποίο μπορεί να οδηγήσει τον κινητήρα. Χρησιμοποιήθηκε το κύκλωμα L298N [37] και στην Εικόνα 4.7 φαίνεται η συνδεσμολογία του με τα Pins του Raspberry Pi 4. Τα χαρακτηριστικά του κυκλώματος L298N είναι:

- Driver Model: L298N Dual H Bridge DC Motor Driver IC
- Motor Supply Voltage (Maximum): 46V
- Motor Supply Current (Maximum): 2A
- Logic Voltage: 5V
- Driver Voltage: 5 – 35V
- Driver Current: 2A
- Logical Current: 0 – 36mA
- Maximum Power: 25W



Εικόνα 4.7: Συνδεσμολογία Motor Driver LN298N.

4.1.4 Τροφοδοσία

Οι κινητήρες δημιουργούν ξαφνικές πτώσεις τάσης και αιχμές καθώς σταματούν και ξεκινούν λόγω μεγάλου φορτίου. Επομένως η τροφοδοσία του Raspberry Pi 4 και των κινητήρων από την ίδια πηγή μπορεί να προκαλέσει προβλήματα στην ορθή λειτουργία του Raspberry Pi 4. Για το λόγο αυτό επιλέχθηκε ξεχωριστή τροφοδοσία στο Raspberry Pi 4 από τους κινητήρες.

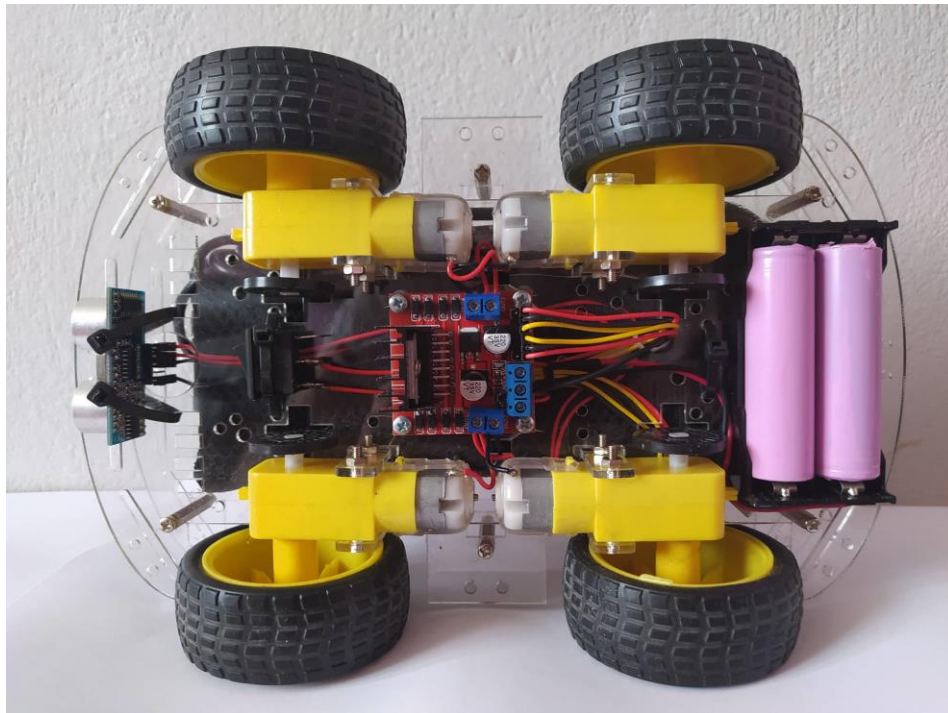
Για την τροφοδοσία του Raspberry Pi 4 επιλέχθηκε ένα Power Bank. Συγκεκριμένα της εταιρίας Aukey το μοντέλο PB-Y23 [38] χωρητικότητας 20,000mAh που φαίνεται στην Εικόνα

4.8. Το οποίο μέσω της θύρας USB type C που διαθέτει μπορεί να προσφέρει σταθερό ρεύμα 3A όπου χρειάζεται το Raspberry Pi 4 για τη λειτουργία του.



Εικόνα 4.8: Aukey PB-Y23 20,000mAh.

Για την τροφοδοσία των κινητήρων επιλέχθηκαν μπαταρίες τύπου λιθίου μεγέθους 18650. Συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται 2 μπαταρίες 3.6V σε σειρά με χρήση μίας θήκης καθώς και ένας διακόπτης για ενεργοποίηση και απενεργοποίηση των κινητήρων. Στην Εικόνα 4.9 φαίνεται η κάτοψη του οχήματος και κάποια από τα εξαρτήματα που αναφέρθηκαν.



Εικόνα 4.9: Κάτοψη οχήματος.

4.2 ΠΡΟΔΙΑΓΡΑΦΕΣ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τις προδιαγραφές του συστήματος αυτόνομης οδήγησης. Το όχημα για να μπορεί να χαρακτηριστεί αυτόνομο πρέπει να μπορεί να αντιλαμβάνεται το χώρο και να καθορίζει την κίνηση του χωρίς τον ανθρώπινο παράγοντα. Επομένως το όχημα μέσω των δεδομένων που συλλέγονται από αισθητήρες πρέπει να διατηρεί την επιθυμητή πορεία. Στην Εικόνα 4.10 φαίνεται η διαδρομή που επιλέχθηκε αυθαίρετα όπου πρέπει να οδηγεί το όχημα μόνο του χωρίς να βγαίνει έξω από τα όρια του δρόμου.



Εικόνα 4.10: Πίστα οδήγησης.

Οι συνθήκες περιβάλλοντος της πίστας μπορούν να μεταβάλλονται απρόβλεπτα. Το όχημα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να υποστηρίζει την αυτόνομη οδήγηση σε ένα εύρος από διαφορετικές συνθήκες, παραδείγματος χάρη όπως είναι ο φωτισμός.

Επίσης σε πραγματικές συνθήκες οδήγησης τα οχήματα είναι σύνηθες να έχουν εμπόδια μπροστά τους. Επομένως είναι σημαντικό το όχημα να έχει τη δυνατότητα να αντιλαμβάνεται τα εμπόδια και να ακινητοποιείται αν χρειάζεται.

Σημαντική προδιαγραφή είναι επίσης η αυτονομία του υπολογιστικού συστήματος, δηλαδή πόσες ώρες λειτουργίας διαθέτει με μία πλήρη φόρτιση. Το Raspberry Pi 4 σύμφωνα με μετρήσεις καταναλώνει 0.64A όταν κάνει εγγραφή βίντεο ανάλυσης 1080p [39]. Η τάση λειτουργίας του είναι 5V επομένως μέσω της Σχέσης 4.2 η ισχύς που καταναλώνει είναι:

$$P = I * V = 0.64 A * 5 V = 3.2 Watt \quad (4.2)$$

Το power bank που επιλέχθηκε είναι χωρητικότητας 20,000mAh, όμως αυτά αναφέρονται στην ονομαστική τάση εξόδου του που είναι 3.7V και όχι στην τάση εξόδου που είναι 5V. Επομένως ένα power bank χωρητικότητας 20,000mAh μέσω της Σχέσης 4.3 έχει χωρητικότητα περίπου:

$$Wh = mAh * V = 20 Ah * 3.7 V = 74 Wh \quad (4.3)$$

Επομένως ο αναμμένος χρόνος λειτουργίας του Raspberry Pi 4 με το συγκεκριμένο power bank με χρήση της Σχέσης 4.4 είναι:

$$t = \frac{Wh}{W} = \frac{74 Wh}{3.2 W} = 23.125 h \quad (4.4)$$

Ωστόσο, ο πραγματικός χρόνος λειτουργίας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη χρήση της CPU, τη χρήση ή όχι του Wi-Fi καθώς και όλων των άλλων περιφερειακών που είναι συνδεδεμένα στο Raspberry Pi 4. Επομένως υποθέτοντας αυθαίρετα ότι ο πραγματικός χρόνος λειτουργίας είναι περίπου το μισό (~11.5 h) από αυτό που υπολογίσθηκε παραπάνω είναι αρκετός χρόνος για δοκιμές και χρήση του οχήματος.

4.3 ΠΡΟΚΛΗΣΕΙΣ – ΔΥΣΚΟΛΙΕΣ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τις σημαντικότερες δυσκολίες που έπρεπε να αντιμετωπιστούν για την υλοποίηση του οχήματος αυτόνομης οδήγησης. Οι κυριότερες δυσκολίες που αντιμετωπίστηκαν αφορούν την κατασκευή του οχήματος, την κίνηση του οχήματος, το λογισμικό της εφαρμογής και στο κομμάτι της μηχανικής μάθησης.

4.3.1 Κατασκευή Οχήματος

Το κατασκευαστικό κομμάτι απαιτεί κάποιες βασικές γνώσεις ηλεκτρονικής και χρήση σταθμού κόλλησης. Παρόλο που το kit που χρησιμοποιήθηκε είναι σχετικά εύκολο στη συναρμολόγηση υπήρχαν κάποιες προκλήσεις. Η πρόκληση ήταν η σωστή διαχείριση του χώρου διότι υπάρχουν πολλά εξαρτήματα πάνω στο όχημα και ο χώρος είναι περιορισμένος. Επίσης κάποιες από τις κολλήσεις πραγματοποιήθηκαν αναγκαστικά πάνω στο όχημα και απαιτούσαν ιδιαίτερη προσοχή.

Το kit του οχήματος που χρησιμοποιήθηκε αποτελείται από δύο επίπεδα και τους τροχούς. Κάτω από το πρώτο επίπεδο τοποθετήθηκαν όλα τα εξαρτήματα που αφορούν την κίνηση του οχήματος και ο αισθητήρας μέτρησης απόστασης. Ανάμεσα από τα δύο επίπεδα τοποθετήθηκε το πιο ογκώδες και βαρύ εξάρτημα το οποίο είναι το Power Bank. Και τέλος πάνω από το δεύτερο επίπεδο τοποθετήθηκε το Raspberry Pi 4 ώστε να υπάρχει εύκολη πρόσβαση και η κάμερα.

4.3.2 Κίνηση Οχήματος

Στο kit που επιλέχθηκε για τη συγκεκριμένη εφαρμογή οι τροχοί του οχήματος δε στρίβουν. Με αποτέλεσμα ο μόνος τρόπος για να στρίψει το όχημα είναι οι τροχοί της μίας πλευράς είτε οι δεξιοί είτε οι αριστεροί να κινούνται με μεγαλύτερη ταχύτητα από τους άλλους.

Αρχικά η λύση φαίνεται απλή αλλά η δυσκολία που έπρεπε να αντιμετωπιστεί ήταν το όχημα να στρίβει σωστά ασχέτως την ταχύτητα που κινείται.

Η αρχική προσέγγιση ήταν η τιμή του ορίσματος που αφορά τη στροφή του οχήματος να προσθαφαιρείτε κατάλληλα στην ταχύτητα των τροχών κάθε πλευράς. Από δοκιμές που πραγματοποιήθηκαν με αυτό το τρόπο, το όχημα όμως δε έστριβε κατάλληλα όταν κινούταν με μεγαλύτερη ταχύτητα. Η λύση σε αυτό το πρόβλημα ήταν να δημιουργηθεί μία φόρμουλα μετά από πολλές δοκιμές όπου περιλαμβάνει μέσα και την τιμή του ορίσματος της στροφής που πρέπει να πάρει το όχημα αλλά και της ταχύτητας. Από τα πειραματικά αποτελέσματα δημιουργήθηκε η Σχέση 4.5 όπου αλλάζει κατάλληλα την τιμή του ορίσματος όπου αφορά τη στροφή και επιτρέπει στο όχημα να στρίβει ασχέτως την ταχύτητα του.

$$turn = turn * (1.2 * speed + 20) \quad (4.5)$$

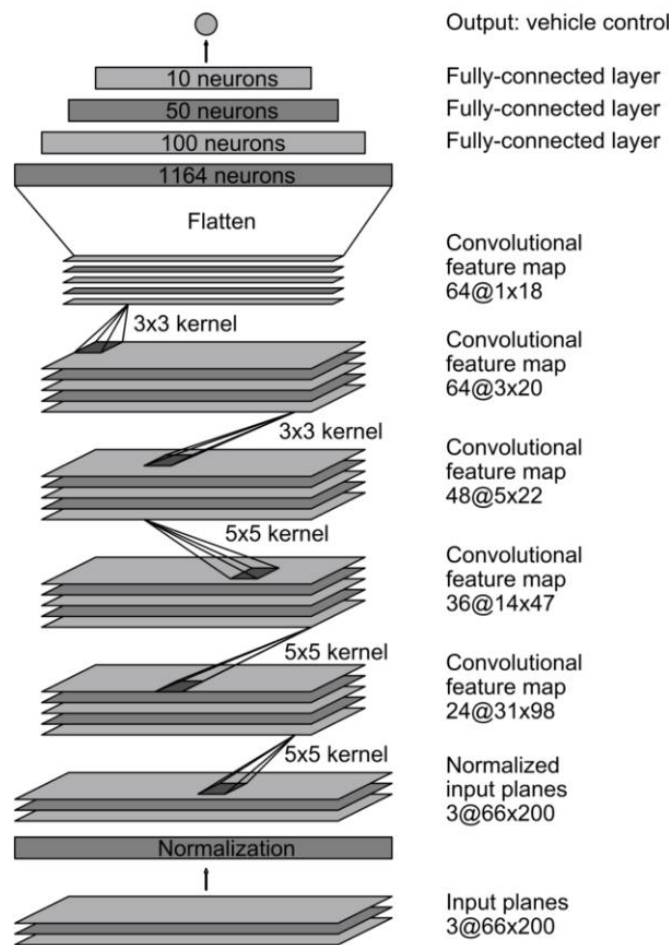
4.3.3 Λογισμικό

Το λογισμικό απαιτεί συνολικά πολύ κώδικα ώστε να επιτευχθεί η αυτόνομη οδήγηση και η διαχείριση των περιφερειακών. Με αποτέλεσμα να είναι πολύ εύκολο να γίνουν λάθη που δεν εντοπίζονται γρήγορα. Επομένως είναι αναγκαίο να υπάρχει καλή οργάνωση και αντικειμενοστρεφής προσέγγιση.

Η λογική σε αυτό τον τρόπο σχεδιασμού είναι να υπάρχει όπου είναι δυνατό επαναχρησιμοποίηση κώδικα. Αυτό είναι κάτι το οποίο βοηθάει σε μεγάλο βαθμό και τον προγραμματιστή κατά τη διάρκεια ανάπτυξης του λογισμικού αλλά και ένα τρίτο πρόσωπο που θα διαβάσει τον κώδικα.

4.3.4 Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση είναι υπεύθυνη για την αυτόνομη οδήγηση του οχήματος. Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου υλοποιήθηκε βάσει του προτεινόμενου μοντέλου για αυτόνομη οδήγηση από την NVIDIA [40]. Το μοντέλο φαίνεται στην Εικόνα 4.11 το οποίο αποτελείται συνολικά από εννιά επίπεδα και έχει περίπου 27 εκατομμύρια συνδέσεις και 250,000 παραμέτρους. Συγκεκριμένα αποτελείται από πέντε επίπεδα συνέλιξης (convolution), ένα επίπεδο πλάτυνσης (flatten) και τρία πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα.



Εικόνα 4.11: Αρχιτεκτονική μοντέλου αυτόνομης οδήγησης από NVIDIA [40].

Παρόλο που χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο της NVIDIA υπήρχαν δυσκολίες που έπρεπε να αντιμετωπιστούν. Οι κυριότερες προκλήσεις ήταν:

- Η συλλογή δεδομένων για προπόνηση του μοντέλου.
- Η παραγωγή νέων δεδομένων από ήδη υπάρχοντα (image augmentation).
- Η προ-επεξεργασία των δεδομένων πριν τροφοδοτηθούν στο νευρωνικό δίκτυο.
- Η επιλογή κατάλληλων παραμέτρων της προπόνησης.
- Ο χρόνος προπόνησης ενός μοντέλου.

4.3.4.1 Συλλογή Δεδομένων

Η συλλογή των κατάλληλων δεδομένων για προπόνηση του μοντέλου ήταν ένα από τα δυσκολότερα κομμάτια της μηχανικής μάθησης. Για τη συλλογή των δεδομένων χρειάστηκαν τρεις περιστροφές του οχήματος στην πίστα δεξιόστροφα και τρεις περιστροφές αριστερόστροφα συλλέγοντας συνολικά 2,204 εικόνες. Η πρόκληση σε αυτή τη διαδικασία ήταν να οδηγηθεί το όχημα όσο πιο καλά γίνεται μέσα στα όρια της πίστας ώστε να υπάρχει συνέπεια στα δεδομένα που συλλέγονται.

Το όχημα όμως το οδηγεί ο χρήστης κατά τη διάρκεια συλλογής δεδομένων. Επομένως είναι σχεδόν αδύνατο για τόσες περιστροφές που απαιτούνται να υπάρχει συνέπεια στην οδήγηση του οχήματος από το χρήστη. Μέσω των δεδομένων που συλλέγονται εκπαιδεύεται στη συνέχεια το νευρωνικό δίκτυο. Επομένως, έστω και ένα μικρό ποσοστό από τα δεδομένα να μη είναι τα κατάλληλα έχει ως αποτέλεσμα να επηρεάζονται οι προβλέψεις που κάνει στη συνέχεια στο μοντέλο. Χρειάστηκαν πολλές προσπάθειες συλλογής δεδομένων μέχρι να επιτευχθεί το επιθυμητό αποτέλεσμα.

4.3.4.2 Παραγωγή νέων δεδομένων

Η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου απαιτεί όσον το δυνατόν περισσότερα δεδομένα είναι εφικτό. Ο λόγος είναι ότι όσο αυξάνονται τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ενός μοντέλου βελτιώνονται οι προβλέψεις που θα κάνει, όπως συζητήθηκε στην Ενότητα 3.2.

Η συλλογή μεγάλου όγκου δεδομένων δεν είναι όμως εύκολη διαδικασία. Για να αυξηθούν τα δεδομένα μια τεχνική που χρησιμοποιείται ευρέως στη μηχανική μάθηση είναι η παραγωγή νέων δεδομένων από ήδη υπάρχοντα. Στην εφαρμογή που υλοποιήθηκε σε αυτή την εργασία είναι η παραγωγή νέων εικόνων από εικόνες που έχουν ήδη συλλεχθεί (*image augmentation*) [41]. Σε αυτή την τεχνική ο σχεδιαστής διαφοροποιεί τις ήδη συλλεγμένες εικόνες με μεθόδους όπως κάθετη/οριζόντια περιστροφή, μετατόπιση κατά τον οριζόντιο/κάθετο άξονα, θόλωση εικόνας, προσθήκη θορύβου κ.λπ. Η πρόκληση ήταν να επιλεχθούν οι κατάλληλες μέθοδοι για τη συγκεκριμένη εφαρμογή που βελτιστοποιούν τις προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι η αλλαγή φωτισμού εικόνας, η μεγέθυνση εικόνας και η πλήρη περιστροφή κατά τον κάθετο άξονα μίας εικόνας.

4.3.4.3 Προ-επεξεργασία των δεδομένων

Μια εικόνα περιέχει μέσα και πληροφορία η οποία δεν είναι ωφέλιμη για το νευρωνικό δίκτυο. Παραδείγματος χάρη στη συγκεκριμένη εφαρμογή σε μία εικόνα οτιδήποτε άλλο εκτός από τα όρια της πίστας είναι πληροφορία που δεν βοηθάει ουσιαστικά.

Η σωστή προ-επεξεργασία των εικόνων πριν τροφοδοτηθούν στο νευρωνικό δίκτυο βελτιώνει σε μεγάλο βαθμό τις προβλέψεις. Η πρόκληση ήταν να φτιαχτεί μία μέθοδος με τις κατάλληλες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας με σκοπό την εξαγωγή μόνο της χρήσιμης

πληροφορίας που περιέχεται. Οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν είναι η περικοπή εικόνας και η χρήση φίλτρου όπου αλλάζει το χρωματικό χώρο μίας εικόνας (RGB σε YUV).

4.3.4.4 Επιλογή κατάλληλων παραμέτρων προπόνησης

Τα αποτελέσματα της προπόνησης ενός νευρωνικού δικτύου εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τις ακόλουθες τρεις παραμέτρους [30]. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης το σύνολο των εικόνων χωρίζεται σε ομάδες και η πρώτη παράμετρος είναι ο αριθμός (N) των εικόνων που αποτελούν μια ομάδα. Η δεύτερη παράμετρος είναι ο αριθμός των βημάτων και η τρίτη παράμετρος ο αριθμός των εποχών.

Ο αριθμός των βημάτων υποδηλώνει πόσες φορές θα εκπαιδευτεί το μοντέλο με διαφορετικές N εικόνες, τυχαία επιλεγμένες από το σύνολο εικόνων, και μετά την εκτέλεση όλων των βημάτων ολοκληρώνεται μία εποχή. Ο αριθμός των εποχών υποδηλώνει πόσες φορές θα επαναληφθεί συνολικά αυτή η διαδικασία. Η πρόκληση ήταν να βρεθούν οι κατάλληλες τιμές για αυτές τις παραμέτρους ώστε να βελτιστοποιηθούν τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης. Από δοκιμές και εξέταση των αποτελεσμάτων επιλέχθηκαν οι ακόλουθες τιμές: αριθμός εικόνων ανά ομάδα = 100 εικόνες, αριθμός βημάτων = 100 βήματα, αριθμός εποχών = 10 εποχές.

4.3.4.5 Ο χρόνος προπόνησης ενός μοντέλου

Η δυσκολία των όσων αναφέρθηκαν και αφορούν το κομμάτι της μηχανικής μάθησης αυξάνεται και από τον παράγοντα του χρόνου που απαιτεί η εκπαίδευση κάθε μοντέλου. Η εκπαίδευση κάθε μοντέλου απαιτεί αρκετό χρόνο κάτι το οποίο μειώνει σε σημαντικό βαθμό τη συχνότητα των δοκιμών. Αυτό σημαίνει ότι κάθε μικρή αλλαγή και κάθε δοκιμή πρέπει να γίνεται προσεκτικά γιατί απαιτεί χρόνο για να παραχθούν και εξεταστούν τα αποτελέσματα.

Το στάδιο της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου πραγματοποιήθηκε με τη χρήση της Nvidia 1050 Ti 4GB κάρτα γραφικών. Η πλατφόρμα λογισμικού για μηχανική μάθηση που χρησιμοποιήθηκε είναι η είναι η tensorflow-gpu 2.2.0. Αξίζει να σημειωθεί ότι ο χρόνος εκπαίδευσης του μοντέλου με αυτά τα χαρακτηριστικά συστήματος είναι κατά μέσο όρο 15 λεπτά.

4.4 ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει το λογισμικό που χρειάζεται για την επίτευξη της αυτόνομης οδήγησης. Το λογισμικό συνολικά αποτελείται από τα 12 παρακάτω αρχεία python:

- camera.py
- check_model.py
- data_collection.py
- data_utils.py
- distance.py
- joystick.py
- keyboard.py
- motor.py
- self_driving.py
- training.py
- training_utils.py
- user_driving.py

Η προσέγγιση από άποψη λογισμικού είναι αντικειμενοστρεφής. Καθώς κάθε αρχείο περιλαμβάνει μία κλάση ή μεθόδους που αφορούν ένα συγκεκριμένο σκοπό. Στη συνέχεια ακολουθεί μία σύντομη περιγραφή για τον κώδικα που περιλαμβάνει το κάθε αρχείο.

Αρχείο camera.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει κώδικα όπου διαχειρίζεται την κάμερα. Ο κώδικας που περιέχεται στο αρχείο είναι σχετικά μικρός αλλά είναι ξεχωριστό αρχείο διότι καλείται σε πολλά σημεία από διαφορετικά αρχεία.

Αρχείο check_model.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει κώδικα όπου δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να ελέγξει τις προβλέψεις ενός μοντέλου. Συγκεκριμένα οδηγεί ο χρήστης το όχημα και στην οθόνη εμφανίζονται οι προβλέψεις όσο αφορά τη στροφή που πρέπει να πάρει το όχημα.

Αρχείο data_collection.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει κώδικα για τη συλλογή δεδομένων. Κάθε φορά που τρέχει το συγκεκριμένο αρχείο δημιουργείται ένας νέος φάκελος όπου αποθηκεύονται οι εικόνες. Στο τέλος αφού ολοκληρωθεί η συλλογή δεδομένων εκτός από τις εικόνες που έχουν αποθηκευτεί δημιουργείται και ένα αρχείο *log.csv* όπου περιλαμβάνει τις τιμές των στροφών που αντιστοιχούν σε κάθε εικόνα. Τα δεδομένα αυτά στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για την προπόνηση του μοντέλου.

Αρχείο data_utils.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει κάποιες βοηθητικές μεθόδους που αφορούν τη διαχείριση των δεδομένων. Συγκεκριμένα περιλαμβάνει μεθόδους για την εισαγωγή δεδομένων, για την οπτικοποίηση των δεδομένων και για την προ-επεξεργασία που χρειάζονται οι εικόνες πριν τροφοδοτηθούν στο νευρωνικό δίκτυο.

Αρχείο distance.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει την κλάση *SRF05* η οποία διαχειρίζεται τον αισθητήρα μέτρησης απόστασης. Όπως αναφέρθηκε στην Ενότητα 4.1.2 μέσω του χρόνου διάδοσης που χρειάζεται για να μεταδοθεί μια δέσμη ήχου υπολογίζεται η απόσταση.

Αρχείο joystick.py, keyboard.py: Τα αρχεία αυτά περιλαμβάνουν κώδικα για την είσοδο δεδομένων από το χρήστη είτε από χειριστήριο της παιχνιδιομηχανής Playstation 3 είτε από πληκτρολόγιο.

Αρχείο motor.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει την κλάση Motor η οποία είναι υπεύθυνη για την κίνηση των κινητήρων του οχήματος. Η κλάση περιέχει μεθόδους για την κίνηση του οχήματος στο χώρο και για την ακινητοποίηση του.

Αρχείο self_driving.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει τον κώδικα που απαιτείται για την αυτόνομη οδήγηση. Δέχεται ως είσοδο 4 παραμέτρους από το χρήστη, συγκεκριμένα είναι το όνομα του μοντέλου που θα χρησιμοποιηθεί για τις προβλέψεις, η ευαισθησία των προβλέψεων, η ταχύτητα που κινείται το όχημα και επιλογή αν ο χρήστης θέλει να αποθηκεύσει εικόνες κατά τη διάρκεια της αυτόνομης οδήγησης. Η ευαισθησία ουσιαστικά είναι μια παράμετρος η οποία καθορίζει το βάρος των προβλέψεων του νευρωνικού δικτύου και μέσω αυτής μπορεί να βελτιστοποιηθεί η κίνηση του οχήματος στο χώρο.

Αρχείο training.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει τον κώδικα που χρειάζεται ώστε να γίνει η προπόνηση του νευρωνικού δικτύου. Δέχεται ως είσοδο διάφορες παραμέτρους από το χρήστη όπως το αν ο χρήστης θέλει να αποθηκεύσει στο τέλος το μοντέλο, το όνομα του μοντέλου καθώς και ποιοι φάκελοι με εικόνες θα συμμετέχουν στην προπόνηση. Στο τέλος αφού ολοκληρωθεί η προπόνηση εμφανίζει στο χρήστη και ένα γράφημα με τα αποτελέσματα όπου δείχνει ανά εποχή το πόσο απέχουν οι προβλέψεις από το σωστό.

Αρχείο training_utils.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει βοηθητικές μεθόδους οι οποίες είναι απαραίτητες κατά τη διάρκεια της προπόνησης του νευρωνικού δικτύου. Συγκεκριμένα περιλαμβάνει μεθόδους για τη δημιουργία νέων δεδομένων από δεδομένα που ήδη υπάρχουν, για τη δημιουργία της αρχιτεκτονικής του μοντέλου και για τη δημιουργία ομάδων με τυχαίες εικόνες.

Αρχείο user_driving.py: Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει κώδικα όπου δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να οδηγήσει ο ίδιος το όχημα. Υπάρχει δυνατότητα οδήγησης είτε από χειριστήριο της παιχνιδιομηχανής Playstation 3 είτε από το πληκτρολόγιο. Το συγκεκριμένο αρχείο δε

χρειάζεται για την αυτόνομη οδήγηση αλλά δημιουργήθηκε διότι βοήθησε στην ανάπτυξη του κώδικα άλλων αρχείων, όπως το αρχείο `motor.py` που περιλαμβάνει την κλάση `Motor` η οποία είναι υπεύθυνη για την κίνηση του οχήματος στο χώρο.

Στη συνέχεια απεικονίζονται οι εκδόσεις από τις βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν από το λογισμικό στο Raspberry Pi 4:

- tensorflow: 1.14.0
- sklearn: 0.24.1
- cv2: 4.4.0
- pandas: 1.2.4
- numpy: 1.20.2
- matplotlib: 3.0.2
- pygame: 1.9.4

4.5 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει αρχικά τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης της μηχανικής μάθησης και στη συνέχεια ελέγχει τη λειτουργία του αυτόνομου οχήματος. Η βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης tensorflow προσφέρει τη δυνατότητα να αποθηκεύονται αυτόματα τα αποτελέσματα σε ένα αρχείο αφού ολοκληρωθεί η εκπαίδευση, τα οποία απεικονίζονται στον Πίνακα 4.2. Όπως αναφέρθηκε στην Ενότητα 4.3.4.4, η εκπαίδευση χωρίζεται σε *εποχές*. Στο τέλος κάθε εποχής υπολογίζεται μέσω της συνάρτησης *απωλειών* (loss function) πόσο λάθος είναι οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου, όπως συζητήθηκε στην Ενότητα 3.2. Στον Πίνακα 4.2 βλέπουμε 2 στήλες απωλειών (Απώλειες σε δεδομένα εκπαίδευσης και Απώλειες σε δεδομένα δοκιμής) επειδή το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε δύο ομάδες κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Η μία ομάδα από δεδομένα χρησιμοποιείται για εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου και η άλλη ομάδα από δεδομένα, συνήθως είναι λιγότερα, χρησιμοποιείται μόνο για

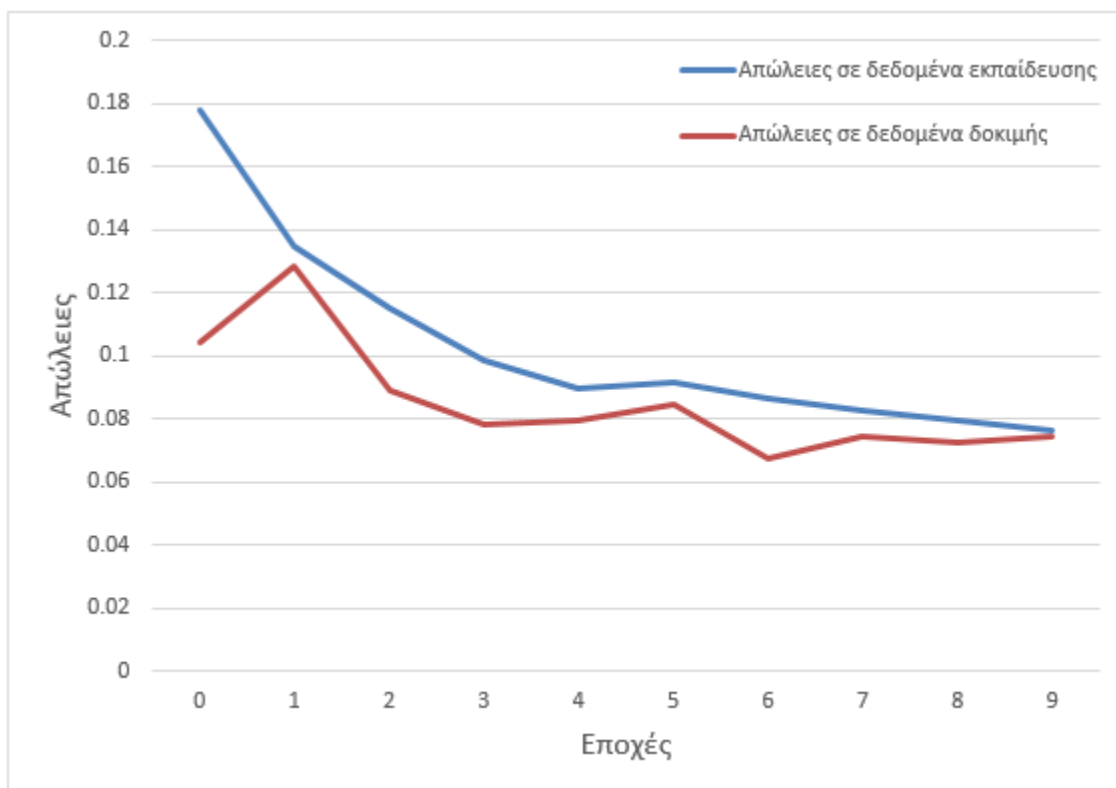
δοκιμή. Συνεπώς, η στήλη Απώλειες σε δεδομένα εκπαίδευσης δείχνει τις απώλειες σε δεδομένα που έχει δει το νευρωνικό δίκτυο ενώ η στήλη Απώλειες σε δεδομένα δοκιμής τις απώλειες σε νέα δεδομένα.

Πίνακας 4.2: Αποτελέσματα εκπαίδευσης.

Εποχή	Απώλειες σε δεδομένα εκπαίδευσης	Απώλειες σε δεδομένα δοκιμής
0	0.17782	0.10416
1	0.13468	0.12810
2	0.11523	0.08912
3	0.09827	0.07827
4	0.08959	0.07941
5	0.09127	0.08427
6	0.08655	0.06738
7	0.08268	0.07435
8	0.07959	0.07232
9	0.07651	0.07412

Για την καλύτερη οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων στην Εικόνα 4.12 φαίνεται και ένα διάγραμμα με τις απώλειες (κάθετος άξονας) ανά εποχή (οριζόντιος άξονας). Παρατηρούμε καθώς περνάνε οι εποχές πως το νευρωνικό δίκτυο βλέποντας περισσότερα παραδείγματα μαθαίνει να κάνει καλύτερες προβλέψεις αφού μειώνονται οι απώλειες. Γενικά, στόχος της εκπαίδευσης είναι να μειωθούν όσο είναι δυνατόν οι απώλειες στα δεδομένα δοκιμής, δηλαδή σε δεδομένα που δε έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση. Ο αριθμός των εποχών επιλέχθηκε να είναι δέκα καθώς παρατηρήθηκε από δοκιμές ότι δε υπήρχε περαιτέρω βελτίωση μετά τις δέκα εποχές. Σε περίπτωση όπου οι απώλειες σε δεδομένα εκπαίδευσης είναι αρκετά πιο μειωμένες από τις απώλειες σε δεδομένα δοκιμής, κάτι το οποίο δε συμβαίνει στην περίπτωση μας, τότε το νευρωνικό δίκτυο έχει προσαρμοστεί υπερβολικά καλά στα δεδομένα

της εκπαίδευσης (overfitting) [28]. Με αποτέλεσμα να μη μπορεί να γενικεύσει τις προβλέψεις γιατί στην πραγματικότητα δε έχει καταλάβει τις συσχετίσεις και τις ιδιότητες των δεδομένων.



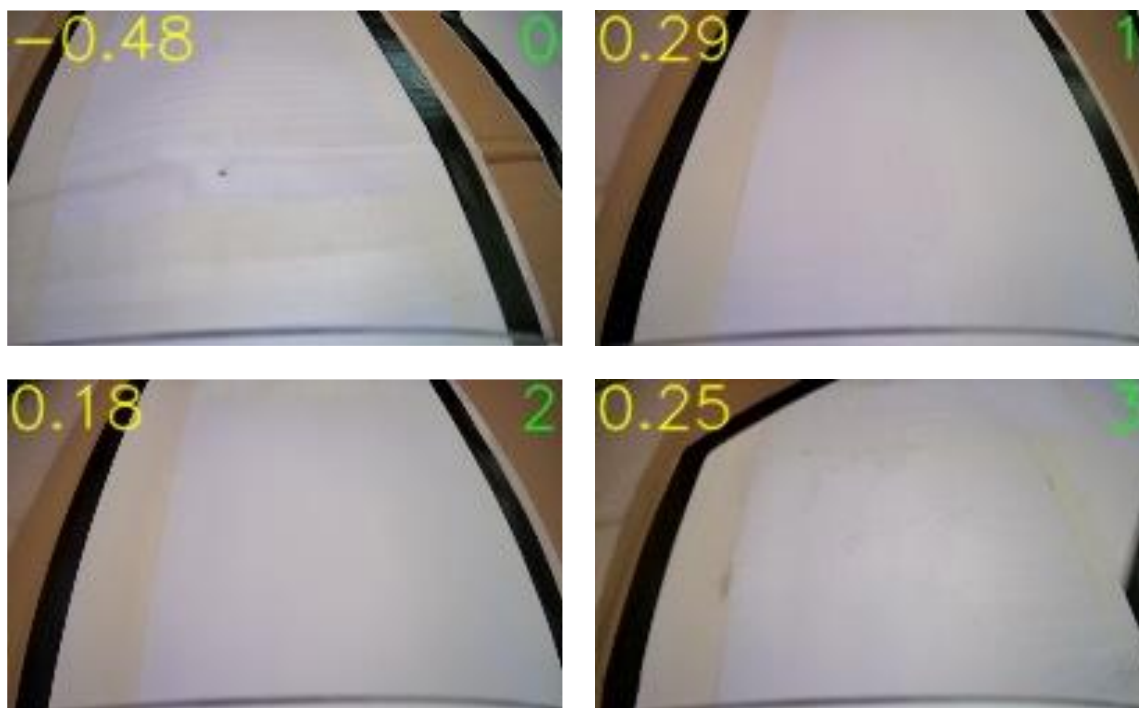
Εικόνα 4.12: Διάγραμμα απωλειών ανά εποχή.

Στο σημείο αυτό θα ελεγχθεί η δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης του οχήματος. Για να επιτευχθεί αυτό συλλέχθηκαν φωτογραφίες κατά τη διάρκεια αυτόνομης οδήγησης του οχήματος. Συνολικά συλλέχθηκαν 22 φωτογραφίες με ένα δευτερόλεπτο διαφορά μεταξύ τους μέχρι να ολοκληρωθεί ένας πλήρης κύκλος της πίστας. Στην Εικόνα 4.13 φαίνεται το σημείο εκκίνησης αυτόνομης οδήγησης στην πίστα.

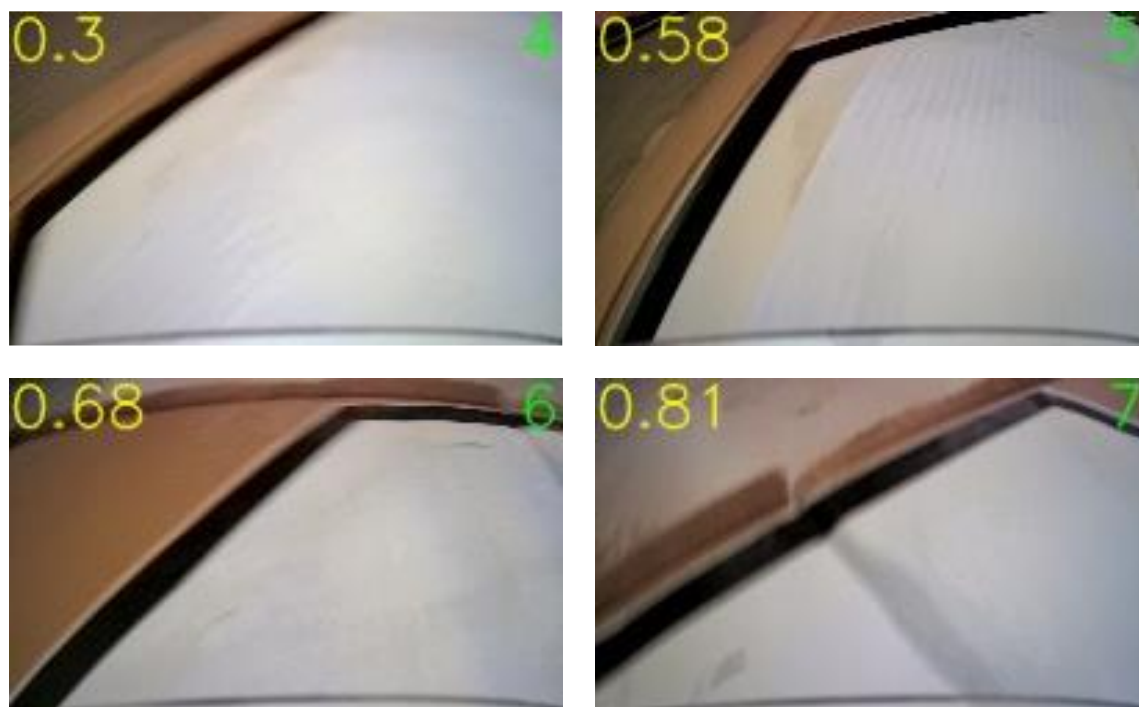


Εικόνα 4.13: Σημείο εκκίνησης αυτόνομης οδήγησης.

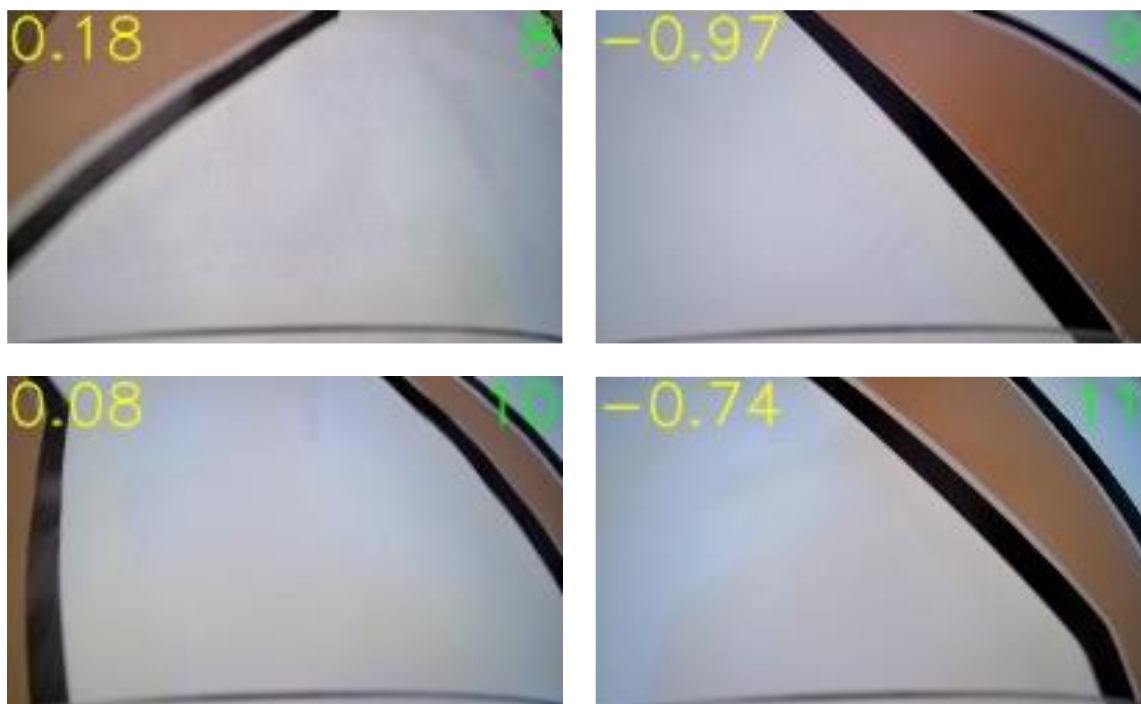
Στις εικόνες Εικόνα 4.14 ως Εικόνα 4.19 που ακολουθούν στη συνέχεια φαίνονται οι φωτογραφίες που συλλέχθηκαν. Το νευρωνικό δίκτυο καθώς δέχεται τις φωτογραφίες που βλέπουμε τις επεξεργάζεται και παράγει την πρόβλεψη όσον αφορά τη στροφή του οχήματος. Αυτή η πρόβλεψη παίρνει τιμές στο εύρος -1 ως 1 . Για θετικές τιμές πρόβλεψης σημαίνει ότι το όχημα πρέπει να στρίψει δεξιά ενώ για αρνητικές τιμές αριστερά. Η τιμή της πρόβλεψης όσο πλησιάζει το -1 ή 1 σημαίνει ότι η στροφή που θα πάρει το όχημα είναι πιο απότομη, δηλαδή έχει μεγαλύτερη κλίση. Αντίθετα, όσο πιο κοντά βρίσκεται η τιμή της πρόβλεψης γύρω από το 0 σημαίνει ότι η στροφή που θα πάρει το όχημα έχει πιο μικρή κλίση. Η πρόβλεψη του νευρωνικού δικτύου που συζητήθηκε φαίνεται στις φωτογραφίες που ακολουθούν πάνω αριστερά με κίτρινο χρώμα. Κάθε φωτογραφία επίσης είναι αριθμημένη από το 0 ως το 21 με πράσινο χρώμα πάνω δεξιά.



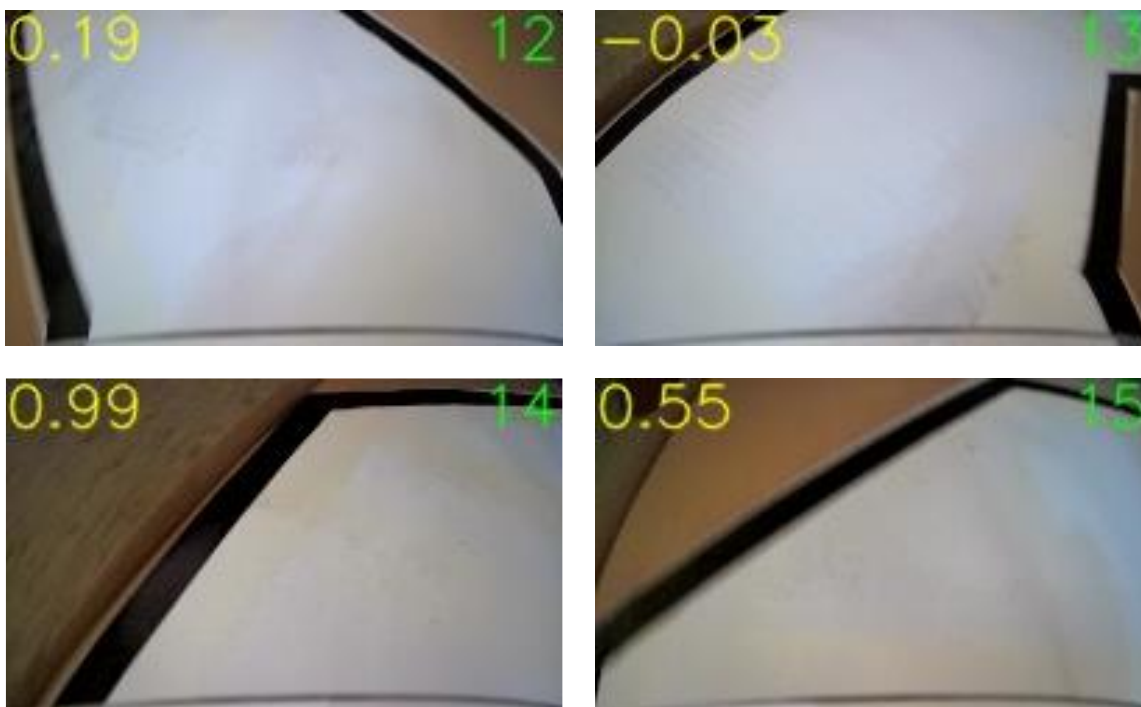
Εικόνα 4.14: Φωτογραφίες 0 ως 3 από αυτόνομη οδήγηση.



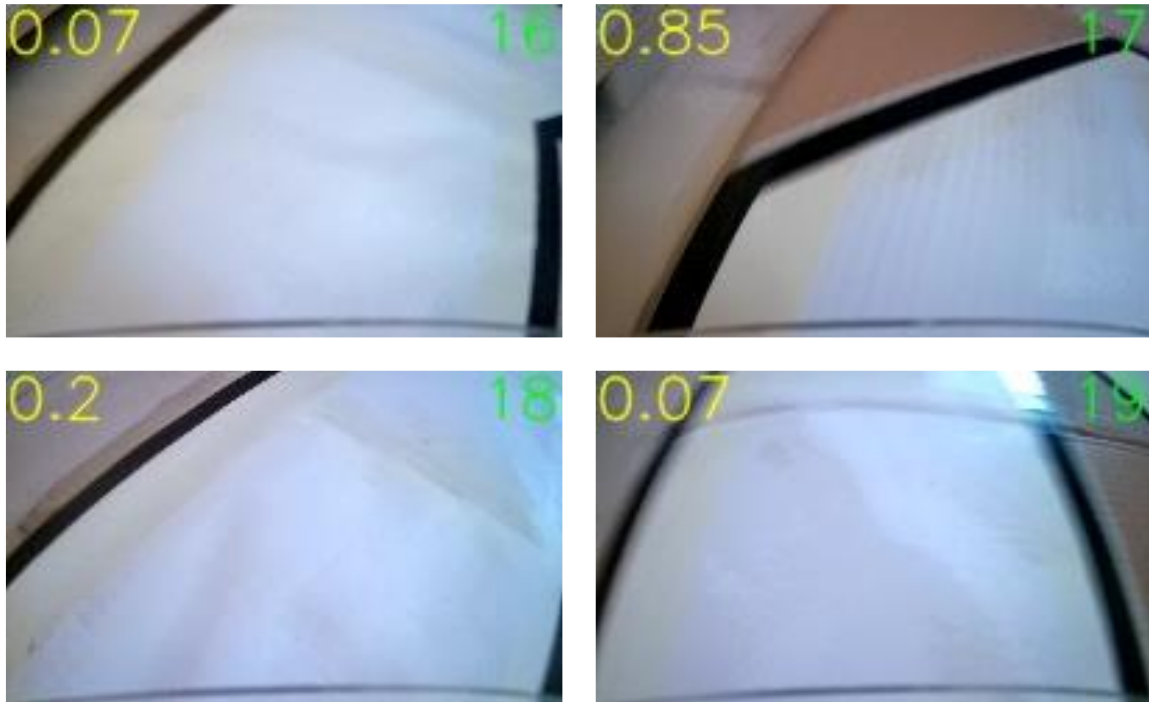
Εικόνα 4.15: Φωτογραφίες 4 ως 7 από αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.16: Φωτογραφίες 8 ως 11 από αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.17: Φωτογραφίες 12 ως 15 από αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.18: Φωτογραφίες 16 ως 19 από αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.19: Φωτογραφίες 20 ως 21 από αυτόνομη οδήγηση.

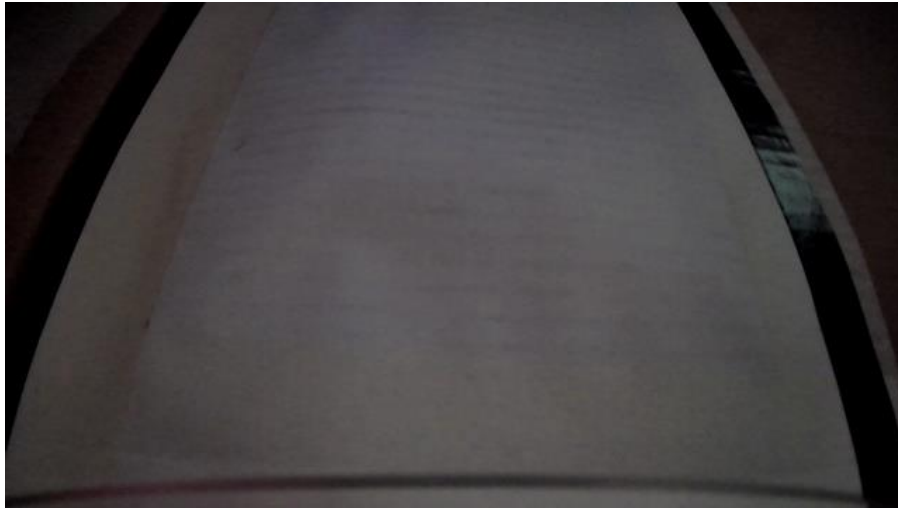
Στις παραπάνω εικόνες βλέπουμε ότι το όχημα έκανε ένα πλήρη κύκλο αυτόνομης οδήγησης με επιτυχία. Στη φωτογραφία 21 της Εικόνα 4.19 το όχημα έχει φτάσει στο σημείο από όπου εκκίνησε. Παρατηρούμε επίσης στη φωτογραφία 14 της Εικόνα 4.17 ότι το όχημα έχει πλησιάσει κοντά στα όρια της πίστας. Το νευρωνικό δίκτυο για να διορθώσει την πορεία του οχήματος παράγει μία πρόβλεψη που αναγκάζει το όχημα να πάρει απότομη στροφή (0.99).

Πραγματοποιήθηκαν συνολικά πολλές δοκιμές με το όχημα και βάσει των προδιαγραφών που ορίστηκαν, δηλαδή να μην βγαίνει έξω από τα όρια του δρόμου, είναι ικανό για αυτόνομη οδήγηση. Συγκεκριμένα, ελέγχθηκε αν μπορεί να κάνει τουλάχιστον δέκα συνεχόμενες περιστροφές της πίστας δεξιόστροφα και αριστερόστροφα και το όχημα παρέμεινε μέσα στα όρια της πίστας. Βέβαια, κάθε περιστροφή αυτόνομης οδήγησης διαφέρει που σημαίνει ότι κάποιες φορές η πορεία του οχήματος ήταν πιο ομαλή και κάποιες άλλες χρειαζόταν να κάνει περισσότερες διορθωτικές κινήσεις ώστε να διατηρήσει την επιθυμητή πορεία του.

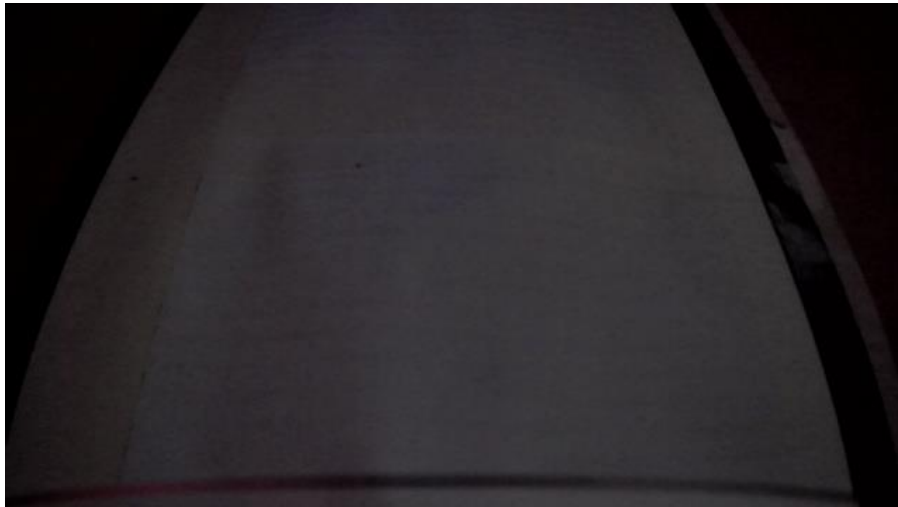
Στις προδιαγραφές ορίστηκε επίσης ότι το όχημα πρέπει να έχει τη δυνατότητα να υποστηρίζει την αυτόνομη οδήγηση σε ένα εύρος από διαφορετικές συνθήκες περιβάλλοντος όπως είναι ο φωτισμός. Αυτό επιτυγχάνεται ως ένα βαθμό μέσω της διαδικασίας image augmentation που συζητήθηκε στην Ενότητα 4.3.4.2. Συγκεκριμένα σε υψηλό φωτισμό όπως στην Εικόνα 4.20 δεν επηρεάζεται η αυτόνομη οδήγηση, ενώ σε χαμηλό φωτισμό ως ένα όριο όπως στην Εικόνα 4.21 πάλι δε επηρεάζεται. Σε πιο χαμηλό φωτισμό όπως στην Εικόνα 4.22 το όχημα δεν υποστηρίζει την αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.20: Συνθήκες υψηλού φωτισμού που επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.21: Συνθήκες χαμηλού φωτισμού που επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.



Εικόνα 4.22: Συνθήκες πολύ χαμηλού φωτισμού που δεν επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση.

Τέλος, στις προδιαγραφές ορίστηκε ότι το όχημα πρέπει επίσης να αντιλαμβάνεται τυχόν εμπόδια που βρίσκονται στην πορεία του και να ακινητοποιείται. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του αισθητήρα μέτρησης απόστασης. Από το λογισμικό που αναπτύχθηκε έχει οριστεί ότι όταν το όχημα αντιλαμβάνεται κάποιο εμπόδιο σε απόσταση 15 εκατοστά να σταματάει την κίνηση του με αποτέλεσμα να ακινητοποιείται περίπου 5 εκατοστά πριν το εμπόδιο. Στην Εικόνα 4.23

φαίνεται ένα σενάριο όπου το όχημα συναντά κάποιο εμπόδιο στη διαδρομή του (βλέπε κόκκινο όχημα). Στις φωτογραφίες 0 και 1 της Εικόνα 4.23 το όχημα έχει ξεκινήσει την αυτόνομη οδήγηση και κινείται προς κάποιο εμπόδιο. Στις φωτογραφίες 2 και 3 της Εικόνα 4.23 βλέπουμε ότι το όχημα έχει ακινητοποιηθεί πλήρως μέχρι να φύγει το εμπόδιο από μπροστά του και να συνεχίσει κανονικά την πορεία του όπως βλέπουμε στις φωτογραφίες 4 και 5 της Εικόνα 4.23.



Εικόνα 4.23: Παράδειγμα ακινητοποίησης οχήματος σε εμπόδιο.

4.6 ΣΥΝΟΨΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάστηκε αρχικά ο εξοπλισμός που χρειάστηκε για την κατασκευή του οχήματος αυτόνομης οδήγησης και οι συνδεσμολογίες των ηλεκτρικών εξαρτημάτων. Στη συνέχεια καθορίστηκαν οι προδιαγραφές του συστήματος και συζητήθηκαν οι προκλήσεις που παρουσιάστηκαν κατά τη διάρκεια κατασκευής του οχήματος. Επίσης έγινε μία σύντομη ανάλυση του λογισμικού που αναπτύχθηκε για την υλοποίηση του οχήματος αυτόνομης οδήγησης. Τέλος, παρουσιάστηκαν τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης της μηχανικής μάθησης και ελέγχθηκε η ορθή λειτουργία της αυτόνομης οδήγησης μέσω φωτογραφιών. Το επόμενο κεφάλαιο συζητάει τα συμπεράσματα της παρούσας εργασίας και προτείνει ιδέες για μελλοντική εξέλιξη του οχήματος αυτόνομης οδήγησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 – ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ

5.1 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η παρούσα εργασία έδειξε ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να επιλύσει σύνθετα προβλήματα όπως είναι η αυτόνομη οδήγηση. Στις μέρες μας γίνεται μεγάλη προσπάθεια καθιέρωσης των αυτόνομων οχημάτων. Τα αυτόνομα οχήματα θα επιφέρουν μεγάλες αλλαγές στον τρόπο μετακίνησης των ανθρώπων λύνοντας πολλά προβλήματα όπως η μείωση των τροχαίων ατυχημάτων και της κυκλοφοριακής συμφόρησης. Ο σκοπός αυτής της εργασίας ήταν ο σχεδιασμός και η υλοποίηση ενός αυτόνομου ρομποτικού οχήματος. Ωστόσο, η αυτόνομη οδήγηση είναι ένα πολυδιάστατο πρόβλημα που περιλαμβάνει επίσης θέματα ασφάλειας, αξιοπιστίας καθώς και άλλων κοινωνικών ή ηθικών ζητημάτων. Η εργασία αυτή δεν ασχολήθηκε με τα προαναφερθέντα προβλήματα καθώς εστίασε στην υλοποίηση ενός αυτόνομου οχήματος με ένα προσιτό κόστος κατασκευής.

Για την κατασκευή του αυτόνομου οχήματος χρησιμοποιήθηκε το υπολογιστικό σύστημα Raspberry Pi 4. Το Raspberry Pi 4 αποδείχτηκε ιδανική λύση λόγω του χαμηλού κόστους του (92 ευρώ), της υπολογιστικής ισχύς του και του μικρού μεγέθους του. Επίσης, διαθέτει ενεργή κοινότητα από την οποία αντλήθηκαν πληροφορίες σε προβλήματα που παρουσιάστηκαν κατά τη χρήση του Raspberry Pi 4. Η κατασκευή που υλοποιήθηκε απαιτούσε και άλλα εξαρτήματα όπως την κάμερα, τον αισθητήρα μέτρησης απόστασης, το όχημα κ.α. με το συνολικό κόστος να μην ξεπερνάει τα 241 ευρώ και το συνολικό βάρος να μην ξεπερνάει τα 1.3 κιλά.

Η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της επιστήμης της Πληροφορικής η οποία μέσω των νευρωνικών δικτύων προσπαθεί να μιμηθεί τον τρόπο που δουλεύει ο ανθρώπινος εγκέφαλος [28]. Σε αυτή την εργασία χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές μηχανικής μάθησης με σκοπό

την κατασκευή οχήματος με δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης. Το νευρωνικό δίκτυο υλοποιήθηκε βάσει του προτεινόμενου μοντέλου για αυτόνομη οδήγηση από την NVIDIA [40]. Τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης της μηχανικής μάθησης του αυτόνομου οχήματος οδήγησαν στη δημιουργία νευρωνικού δικτύου που επιτυγχάνει προβλέψεις με μικρό σφάλμα. Συγκεκριμένα, ο Πίνακας 4.2 δείχνει ότι μετά την τελευταία εποχή εκπαίδευσης (10^4) το σφάλμα των προβλέψεων έχει μειωθεί κάτω από την τιμή 0.075. Το νούμερο αυτό όπως είδαμε στην Ενότητα 3.2 μας δείχνει πόσο λάθος είναι οι προβλέψεις του νευρωνικού δικτύου. Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το αυτόνομο όχημα είναι ικανό να ολοκληρώσει τουλάχιστον δέκα συνεχόμενες περιστροφές της πίστας δεξιόστροφα και αριστερόστροφα.

5.2 ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΞΕΛΙΞΗ

Στη συνέχεια ακολουθούν προτάσεις, για περαιτέρω έρευνα, όπου θα συμπλήρωναν ή θα βελτίωναν το σύστημα που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία:

- Η πίστα που σχεδιάστηκε στην εργασία αυτή αποτελείται από μια σχεδόν κυκλική διαδρομή (δες Εικόνα 4.10). Μία πιθανή εξέλιξη είναι η σχεδίαση μιας πιο σύνθετης διαδρομής, η οποία θα περιλαμβάνει διασταυρώσεις και σήματα του Κώδικα Οδικής Κυκλοφορίας, ώστε να εξεταστεί ένα πιο ρεαλιστικό σενάριο αυτόνομης οδήγησης. Ένας τρόπος για να επιτευχθεί αυτό, είναι η χρήση του νευρωνικού δικτύου που αναπτύχθηκε στην εργασία αυτή σε συνδυασμό με τη βιβλιοθήκη OpenCV που χρησιμοποιείται για μηχανική όραση [25].
- Για την αντιμετώπιση του κυκλοφοριακού προβλήματος, είναι επιθυμητή η δυνατότητα επικοινωνίας του αυτόνομου οχήματος είτε με άλλα αυτόνομα οχήματα που χρησιμοποιούν το οδικό δίκτυο (κατανεμημένο σύστημα) είτε με ένα κεντρικό σημείο ελέγχου (κεντροποιημένο σύστημα). Για παράδειγμα, στην εργασία αυτή θα μπορούσαν να προστεθούν επιπλέον οχήματα τα οποία θα ανταλλάζουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο για την αποσυμφόρηση του

κυκλοφοριακού προβλήματος και την αποφυγή πρόκλησης ατυχημάτων. Εναλλακτικά, θα μπορούσε να προστεθεί ένας διακομιστής στο σύστημα ο οποίος θα συλλέγει πληροφορίες από τα οχήματα σε πραγματικό χρόνο και θα λαμβάνει εκείνος τις αποφάσεις που απαιτούνται για το σκοπό αυτό. Ένας τρόπος για να επιτευχθεί αυτό, είναι η χρήση του Wi-Fi από το Raspberry Pi για την επικοινωνία με άλλα Raspberry Pi ή κάποιο διακομιστή και η ανάπτυξη του κατάλληλου λογισμικού.

- Όπως είδαμε στην εργασία αυτή οι περιβαλλοντικές συνθήκες επηρεάζουν τη δυνατότητα αυτόνομης οδήγησης. Για παράδειγμα, το σύστημα δε μπορούσε να υποστηρίξει την αυτόνομη οδήγηση σε συνθήκες πολύ χαμηλού φωτισμού (δες Εικόνα 4.22). Για να αντιμετωπιστεί αυτό ένας τρόπος είναι να βελτιωθεί το υλικό που χρησιμοποιήθηκε στην εργασία αυτή ή να προστεθεί επιπλέον. Ενδεικτικά, θα μπορούσαμε να βάλουμε καλύτερη κάμερα ή να προσθέσουμε στο αυτόνομο όχημα φώτα led που θα ανάβουν όταν οι συνθήκες φωτισμού είναι χαμηλές μέσω αισθητήρα φωτός.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] I. Kotseruba, A. Rasouli και J. K. Tsotsos, «Joint attention in autonomous driving (JAAD),» *arXiv preprint arXiv:1609.04741*, 2016.
- [2] S. Grigorescu, B. Trasnea, T. Cocias και G. Macesanu, «A survey of deep learning techniques for autonomous driving,» *Journal of Field Robotics*, τόμ. 37, αρ. 3, pp. 362-386, 2020.
- [3] C. J. Haboucha, R. Ishaq και Y. Shiftan, «User preferences regarding autonomous vehicles,» *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, τόμ. 78, pp. 37-49, 2017.
- [4] T. Litman, «Autonomous vehicle implementation predictions,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.vtpi.org/avip.pdf>. [Πρόσβαση 13 8 2021].
- [5] «Autonomous and Connected Vehicles: Top 4 Legal Issues,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.automotive-iq.com/events-autonomousvehicles/blog/autonomous-and-connected-vehicles-top-4-legal-issues>. [Πρόσβαση 24 8 2021].
- [6] «History of self-driving cars - Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/History_of_self-driving_cars. [Πρόσβαση 24 8 2021].
- [7] S. Campbell et al., «Sensor technology in autonomous vehicles: A review,» σε *29th Irish Signals and Systems Conference (ISSC)*, 2018.
- [8] J. Ondrus, E. Kolla, P. Vertal και Z. Saric, «How Do Autonomous Cars Work?,» *Transportation Research Procedia*, τόμ. 44, pp. 226-233, 2020.

- [9] «How LiDAR Fits Into Future of Autonomous Driving | Geek Culture,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://medium.com/geekculture/how-lidar-fits-into-the-future-of-autonomous-driving-29fc296052bc>. [Πρόσβαση 26 8 2021].
- [10] «Computer vision - Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Computer_vision. [Πρόσβαση 16 8 2021].
- [11] I. Mihajlovic, «Everything You Ever Wanted To Know About Computer Vision,» 25 4 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towardsdatascience.com/everything-you-ever-wanted-to-know-about-computer-vision-heres-a-look-why-it-s-so-awesome-e8a58dfb641e>. [Πρόσβαση 16 8 2021].
- [12] S. Mandal, S. Biswas, V. E. Balas, R. N. Shaw και A. Ghosh, «Motion prediction for autonomous vehicles from lyft dataset using deep learning,» σε *5th international conference on computing communication and automation (ICCCA)*, 2020.
- [13] «Raspberry pi 4 product brief,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://datasheets.raspberrypi.org/rpi4/raspberry-pi-4-product-brief.pdf>. [Πρόσβαση 7 4 2021].
- [14] «ΙΣΤΟΡΙΑ ΟΛΟΚΛΗΡΩΜΕΝΩΝ ΚΥΚΛΩΜΑΤΩΝ,» [Ηλεκτρονικό]. Available: http://www.ece.ucy.ac.cy/courses/ece212/lecture_notes/ICs_story.pdf. [Πρόσβαση 27 7 2021].
- [15] «Η ΙΣΤΟΡΙΑ ΤΩΝ ΜΙΚΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΤΩΝ,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://cgi.di.uoa.gr/~std06100/Welcome.html>. [Πρόσβαση 29 7 2021].

- [16] «Moore's Law - SI410,» [Ηλεκτρονικό]. Available: http://si410wiki.sites.uofmhosting.net/index.php/Moore%27s_Law. [Πρόσβαση 29 7 2021].
- [17] G. Moore, «Cramming more components onto integrated circuits,» *Electronics Magazine*, τόμ. 38, αρ. 8, p. 114, 1965.
- [18] «Raspberry Pi - Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Raspberry_Pi. [Πρόσβαση 3 8 2021].
- [19] «Raspberry Pi Foundation - Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Raspberry_Pi_Foundation. [Πρόσβαση 3 8 2021].
- [20] «BCM2711 - Raspberry Pi Documentation,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.raspberrypi.org/documentation/hardware/raspberrypi/bcm2711/README.md>. [Πρόσβαση 5 8 2021].
- [21] «ARM architecture - Wikipedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/ARM_architecture. [Πρόσβαση 5 8 2021].
- [22] «GPIO - Raspberry Pi Documentation,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.raspberrypi.org/documentation/usage/gpio/>. [Πρόσβαση 5 8 2021].
- [23] «Operating system images – Raspberry Pi,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.raspberrypi.org/software/operating-systems/>. [Πρόσβαση 6 8 2021].
- [24] H. Fujiyoshi, T. Hirakawa και T. Yamashita, «Deep learning-based image recognition for autonomous driving,» *IATSS research*, τόμ. 43, αρ. 4, pp. 244-252, 2019.

- [25] A. I. Khan και S. Al-Habsi, «Machine learning in computer vision,» *Procedia Computer Science*, τόμ. 167, pp. 1444-1451, 2020.
- [26] J. Kober, J. A. Bagnell και J. Peters, «Reinforcement learning in robotics: A survey,» *The International Journal of Robotics Research*, τόμ. 32, αρ. 11, pp. 1238-1274, 2013.
- [27] D. Bazazeh και R. Shubair, «Comparative study of machine learning algorithms for breast cancer detection and diagnosis,» σε *5th international conference on electronic devices, systems and applications (ICEDSA)*, 2016.
- [28] H. Kinsley και D. Kukiela, «Introducing Neural Networks,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 8-21.
- [29] H. Kinsley και D. Kukiela, «Activation Functions,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 6-44.
- [30] H. Kinsley και D. Kukiela, «A Real Dataset,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 6-67.
- [31] H. Kinsley και D. Kukiela, «Calculating Network Error with Loss,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 6-25.
- [32] H. Kinsley και D. Kukiela, «Gradients, Partial Derivatives, and the Chain Rule,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 6-19.
- [33] H. Kinsley και D. Kukiela, «Backpropagation,» σε *Neural Networks from Scratch in Python*, Harrison Kinsley, 2020, pp. 6-74.

- [34] S. Saha, «A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,» 15 12 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>. [Πρόσβαση 14 3 2021].
- [35] V. Maeda-Gutierrez et al., «Comparison of convolutional neural network architectures for classification of tomato plant diseases,» *Applied Sciences*, τόμ. 10, αρ. 4, pp. 1245-1260, 2020.
- [36] «SRF05 Technical Documentation,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.robot-electronics.co.uk/htm/srf05tech.htm>. [Πρόσβαση 18 5 2021].
- [37] «L298N Datasheet,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/22440/STMICROELECTRONICS/L298N.html>. [Πρόσβαση 23 4 2021].
- [38] «PB-Y23 User Manual,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://images.aukey.com/en/downloads/20190521111246-PB-Y23_User_Manual.pdf. [Πρόσβαση 10 4 2021].
- [39] «How much power does the Pi4B use? Power Measurements,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://raspi.tv/2019/how-much-power-does-the-pi4b-use-power-measurements>. [Πρόσβαση 7 5 2021].
- [40] M. Bojarski et al., «End-to-End Deep Learning for Self-Driving Cars,» 17 8 2016. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://developer.nvidia.com/blog/deep-learning-self-driving-cars/>. [Πρόσβαση 22 3 2021].

- [41] C. Shorten και T. M. Khoshgoftaar, «A survey on image data augmentation for deep learning,» *Journal of Big Data*, τόμ. 6, αρ. 1, pp. 1-48, 2019.

