



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

ΑΥΤΟΝΟΜΗ ΟΔΗΓΗΣΗ ΜΕ ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΟ
ΠΑΙΧΝΙΔΙ GRAND THEFT AUTO V

Διπλωματική Εργασία

του

Καραμπάτσου Ανδρέα

A.M: mai17026

Επιβλέποντες καθηγητές:
Μαργαρίτης Κωνσταντίνος
Ρεφανίδης Ιωάννης

Θεσσαλονίκη, Σεπτέμβριος 2020

ΑΥΤΟΝΟΜΗ ΟΔΗΓΗΣΗ ΜΕ ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΣΤΟ
ΠΑΙΧΝΙΔΙ GRAND THEFT AUTO V

Καραμπάτσος Ανδρέας

**Τμήμα Πληροφορικής, Αλεξάνδρειο Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα
Θεσσαλονίκης, 2012**

Διπλωματική Εργασία

υποβαλλόμενη για τη μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΤΙΤΛΟΥ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

Επιβλέποντες Καθηγητές: Μαργαρίτης Κωνσταντίνος
Ρεφανίδης Ιωάννης

Εγκρίθηκε από την εξεταστική επιτροπή την 30/09/2020

Μαργαρίτης Κωνσταντίνος

Ρεφανίδης Ιωάννης

Σαμαράς Νικόλαος

.....

.....

.....

Καραμπάτσος Ανδρέας

.....

Περίληψη

Τα αυτόνομα οχήματα έχουν τη δυνατότητα να βοηθήσουν την ανθρωπότητα στη μεταφορά. Αυτό προϋποθέτει να μπορούν να υποστηρίξουν τα διάφορα οδηγικά περιβάλλοντα, τις καιρικές συνθήκες και τις διαφοροποιήσεις μεταξύ των οχημάτων. Το σημαντικότερο όμως, είναι ότι θα κάνουν τις μετακινήσεις πιο ασφαλείς και θα μειώσουν την κυκλοφορική συμφόρηση. Για να επιτευχθεί αυτό, οφείλουν να γίνουν δοκιμές σε προσομοιωμένα περιβάλλοντα, όπου η συλλογή πληροφορίας είναι πολύ ευκολότερη και λιγότερο δαπανηρή. Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως αντικείμενο μελέτης την ανάπτυξη ενός τέτοιου συστήματος. Το σύστημα αυτό, μεταφράζει τις εικόνες που δέχεται σε κλίση του τιμονιού, έτσι ώστε να στρίψει το όχημα κατάλληλα. Εν συνεχεία, ανιχνεύει τα αντικείμενα στην εκάστοτε εικόνα και πράττει ανάλογα, με επιβράδυνση ή επιτάχυνση στην ανίχνευση πεζών, φαναριών, αυτοκινήτων κτλ. Γίνεται επιπλέον ανίχνευση της τρέχουσας ταχύτητας από την εικόνα, ώστε να μην υπερβεί το όριο που τέθηκε στα 40 χλμ/ώρα. Στόχος της εργασίας αυτής είναι να γίνει μια εξομοίωση της αυτόνομης οδήγησης ενός οχήματος σε ένα ψηφιακό περιβάλλον, καταγράφοντας τις πιο αποτελεσματικές και σύγχρονες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.

Το νευρωνικό δίκτυο που αναπτύχθηκε αποτελεί κράμα Συνελικτικών δικτύων (CNN) που συνδυαζόμενα, παράγουν το τελικό αποτέλεσμα. Η εκπαίδευση έγινε χρησιμοποιώντας δεδομένα από το παιχνίδι Grand Theft Auto V. Το αποτέλεσμα είναι η αυτόνομη οδήγηση του οχήματος από το σημείο εκκίνησης A ως το ορισμένο, από τον χρήστη, σημείο B μέσα στο παιχνίδι.

Abstract

Autonomous vehicles will help humanity in the transportation. This requires that they can support the various driving environments, the weather conditions, and the differentiations between the different types of vehicles. The most critical thing though, is that they will enable the transportations to be safer and will decrease the traffic congestion. For that to come to fruition, tests need to be conducted in simulated environments, where the data collection is much easier and more cost effective. The current dissertation is a research and an implementation that system. This system, translates the input images to the steering angle of the vehicle, hence enabling it to navigate appropriately. Then, it detects the objects in each individual image and acts accordingly by decelerating or accelerating when it detects pedestrians, traffic lights, other cars etc. Moreover, in each image, speed detection takes place, for the vehicle to not exceed the specified limit of 40km/h. The purpose of this Thesis is to simulate the self-driving of a vehicle in a digital environment while documenting the most efficient and cutting-edge techniques of Machine Learning.

The neural network that was implemented, consists of a mixture of Convolutional Networks (CNNs) that together, produce the outcome. The training was done by using data from the game Grand Theft Auto V. The final product is an autonomous vehicle that can drive from a starting point A in game, to the designated by the user point B.

Πρόλογος – Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών στο τμήμα της Εφαρμοσμένης Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Μακεδονίας, είναι απαραίτητο να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους τους ανθρώπους, οι οποίοι με βοήθησαν και με στήριξαν στην πορεία αυτή.

Κυρίως, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τους επιβλέποντες Καθηγητές της διπλωματικής μου εργασίας, κ. Ρεφανίδη Ιωάννη και κ. Μαργαρίτη Κωνσταντίνο, για τις παρατηρήσεις, τις κατάλληλες υποδείξεις, καθώς επίσης και για την έγκαιρη βοήθεια που μου προσέφεραν καθ' όλο το διάστημα εκπόνησης της παρούσας εργασίας. Η καθοδήγησή τους και η κριτική τους συνέβαλαν καθοριστικά κατά τη συγγραφή της εργασίας αυτής.

Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	1
1.1	Πρόβλημα – Προκλήσεις	1
1.2	Στόχοι	2
1.3	Λύση.....	2
2	Θεωρητικό υπόβαθρο	3
2.1	Η έννοια του Αυτόνομου Οχήματος	3
2.1.1	Εισαγωγή στα Αυτόνομα Οχήματα	3
2.1.2	Επίπεδα Αυτονομίας	4
2.2	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα χρήσης των αυτόνομων οχημάτων.....	7
2.3	Νομικά Ζητήματα Αυτόνομων οχημάτων	8
2.4	Αυτόνομα Οχήματα: Εκτιμώμενα Κόστη και Οφέλη	10
2.5	Αυτόνομα Οχήματα: Τεχνολογική Ανάπτυξη και Εφαρμογή.....	11
2.6	Αρχιτεκτονική και λειτουργία των αυτόνομων οχημάτων	12
2.7	Τελευταίες εξελίξεις στην προσομοίωση αυτόνομων οχημάτων.....	15
2.8	Θεωρητικό Υπόβαθρο	16
2.8.1	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	16
2.8.2	Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)	17
2.8.3	Αλγόριθμοι Ανίχνευσης αντικειμένων (Object detection algorithms) ..	20
3	Κεφάλαιο 3 : Μεθοδολογία Έρευνας	24
3.1	Ανάλυση προβλήματος	24
3.2	Προσέγγιση προβλήματος.....	25
3.2.1	Udacity car simulator	25
3.2.2	Αρχιτεκτονική NVIDIA.....	27
3.2.3	Αρχιτεκτονική VGG	29
4	Μοντέλο Έρευνας-Λύση του προβλήματος	32
4.1	Συλλογή δεδομένων	32
4.1.1	Συσκευές εισόδου	34
4.1.2	Κανονικοποίηση του δείγματος	34
4.1.3	Ενίσχυση δεδομένων (image augmentation)	34
4.2	Εκπαίδευση του μοντέλου.....	37
4.3	Αυτόνομη οδήγηση του οχήματος	39

5	Συμπεράσματα.....	44
	Βιβλιογραφία	46

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων.....	17
Εικόνα 2: Δίκτυο CNN.....	18
Εικόνα 3: Απεικόνιση Συνελικτικού επιπέδου.....	19
Εικόνα 4: Χωρισμός της εικόνας σε πλαίσια (grid).....	22
Εικόνα 5: Τελική ανίχνευση αντικειμένων YOLO.....	23
Εικόνα 6: Το παιχνίδι της Rockstar [45].....	25
Εικόνα 7: Udacity car simulator αριστερή εικόνα.....	26
Εικόνα 8: Udacity car simulator κεντρική εικόνα.....	27
Εικόνα 9: Udacity car simulator δεξιά εικόνα.....	27
Εικόνα 10: Αρχιτεκτονική μοντέλου NVIDIA.....	28
Εικόνα 11: Μοντέλο VGG [52].....	29
Εικόνα 12: Προσαρμοσμένο περιβάλλον Grand Theft Auto V.....	33
Εικόνα 13: Image augmentation.....	37
Εικόνα 14: Ανίχνευση STOP sign και της κάθετης του δρόμου λωρίδας.....	42
Εικόνα 15: Driving mode και ανίχνευση δρόμου και αντικειμένων.....	42

1 Εισαγωγή

Οι οδικές μεταφορές αποτελούν μια βασική και λειτουργική ενότητα της δομής της ανθρώπινης κοινωνίας. Οι αλλαγές στον τρόπο ζωής και η ταχύτατη ανάπτυξη της τεχνολογίας έφεραν μια από τις μεγαλύτερες καινοτομίες του 21^{ου} αιώνα που είναι το αυτόνομο όχημα. Τα αυτόνομα οχήματα αποτελούν μια επαναστατική τεχνολογία η οποία έχει προσελκύσει τεράστια προσοχή τις τελευταίες δεκαετίες [1]. Με την έλευση των αυτόνομων οχημάτων πρόκειται να αλλάξει ριζικά το περιβάλλον μεταφορών και επιβατών σε σχέση με τα σημερινά δεδομένα. Η κίνηση στους δρόμους λόγω ατυχημάτων, και η κυκλοφοριακή συμφόρηση σε ώρες αιχμής θα εξαλειφθούν με τη δυνατότητα των αυτόνομων οχημάτων να επικοινωνούν μεταξύ τους και να ανιχνεύουν τις τρέχουσες συνθήκες των δρόμων. Θα αποτελέσει σύντομα μια πραγματικότητα που θα επιφέρει σημαντικές αλλαγές στις μετακινήσεις εγείροντας ταυτόχρονα το ερώτημα της αποδοχής τους από το ευρύ κοινό.

1.1 Πρόβλημα – Προκλήσεις

Στον κόσμο σήμερα, ο άνθρωπος καταφέρνει και οδηγεί τα οχήματα με τη δύναμη της συνήθειας και της διαίσθησης του ανθρώπινου εγκεφάλου που είναι ικανός να αναλύσει περίπλοκες καταστάσεις και μοτίβα και να πράξει αναλόγως. Η ανίχνευση των λωρίδων στο οδόστρωμα, τα σήματα του κώδικα οδικής κυκλοφορίας, η εναλλαγή της ημέρας και της νύχτας είναι πράγματα που κάθε οδηγός αντιμετωπίζει με σχετική ευκολία. Κάτι τέτοιο αποτελεί μεγάλη πρόκληση για έναν υπολογιστή, δεδομένου ότι το μόνο που μπορεί να αντιληφθεί είναι το δυαδικό σύστημα. Για να μπορέσουμε να διδάξουμε τους υπολογιστές να εξομοιώσουν την ανθρώπινη οδηγική συμπεριφορά, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Αυτό με τη σειρά του έχει τις δικές του προκλήσεις όσον αφορά τον όγκο δεδομένων που θα χρειαστούν για να εκπαιδευτούν. Για να επιτευχθεί η εκπαίδευση και να μπορέσουν να γενικεύσουν οι υπολογιστές την ανθρώπινη οδηγική συμπεριφορά, θα πρέπει να υπάρξει συλλογή τεράστιου όγκου δεδομένων από ανθρώπους – οδηγούς οπού θα καταγράφονται τα διάφορα σενάρια που αντιμετωπίζουν και η ανταπόκριση τους σε αυτά. Η χρήση αισθητήρων όπως κάμερες, ραντάρ αποτελούν μέσα που βοηθούν την βελτίωση των

αλγορίθμων ενεργοποιώντας τους υπολογιστές να εκπαιδευτούν αντιγράφοντας τη συμπεριφορά των οδηγών.

1.2 Στόχοι

Στόχος αυτής της εργασίας είναι η περιγραφή και ανάλυση των βασικών στοιχείων που συνθέτουν τον όρο «αυτόνομη οδήγηση», η οποία συνεπάγεται και την καλύτερη κατανόηση αυτού του καινούριου φαινομένου. Σκοπός είναι ο αναγνώστης να κατανοήσει τις βασικές έννοιες και τα χαρακτηριστικά ενός αυτόνομου οχήματος, τις τεχνολογίες που το περιβάλλουν, καθώς και τη τεκμηρίωση για την επιλογή των συγκεκριμένων εργαλείων για την υλοποίηση του προβλήματος.

1.3 Λύση

Η εργασία παρουσιάζει μια λύση του προβλήματος της αυτόνομης οδήγησης χρησιμοποιώντας ένα περιβάλλον προσομοίωσης το οποίο είναι το παιχνίδι Grand Theft Auto V. Σε αυτό το περιβάλλον η μάθηση γίνεται καταγράφοντας την οδηγική συμπεριφορά ενός χειριστή του παιχνιδιού και αποθηκεύοντας τις τιμές του τιμονιού ανά εικόνα που καταγράφεται. Γίνεται χρήση ενός συνελκτικού δικτύου το οποίο είναι υπεύθυνο για την αναγνώριση προτύπων στις εικόνες σε συνδυασμό με τη τιμή του τιμονιού ανά εικόνα. Παράλληλα γίνεται και χρήση ενός μικρότερου συνελκτικού δικτύου για την ανίχνευση της κατεύθυνσης του τελικού προορισμού που αναγνωρίζεται από το χάρτη που βρίσκεται στο παιχνίδι. Τέλος χρησιμοποιούνται προεκπαιδευμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης για αναγνώριση αντικειμένων για τη σωστή επιτάχυνση ή επιβράδυνση του οχήματος.

2 Θεωρητικό υπόβαθρο

2.1 Εισαγωγή στα Αυτόνομα Οχήματα

Τα αυτόνομα οχήματα (autonomous cars) είναι τα οχήματα χωρίς οδηγό (driverless cars). Τα οχήματα αυτά είναι ικανά να εκπληρώσουν τις μεταφορικές υποχρεώσεις κάποιου, χωρίς την ανθρώπινη παρέμβαση και χωρίς τον χειρισμό τους από ανθρώπινο παράγοντα. Τα μοντέρνα αυτόνομα οχήματα έχουν τη δυνατότητα να αλληλοεπιδρούν τόσο μεταξύ τους, όσο και με το οδικό περιβάλλον όπως οι πεζοί και η οδική υποδομή. Δύνανται να ανιχνεύσουν τη πορεία που πρέπει να ακολουθήσουν ενώ υπακούουν στον κώδικα οδικής κυκλοφορίας.

Για να το επιτύχουν αυτό, συνδυάζονται πολλών ειδών τεχνολογίες τόσο από την Επιστήμη των Υπολογιστών, όσο και από την επιστήμη της Μηχανικής. Πιο συγκεκριμένα, η πλοήγηση επιτυγχάνεται με ένα κατάλληλα διαμορφωμένο σύστημα αισθητήρων όπως λέιζερ, κάμερες και ραντάρ, καθώς και με τη χρήση εξειδικευμένου λογισμικού, το οποίο με τη σειρά του χρησιμοποιεί τη Μηχανική Μάθηση.

Ορισμένα σύγχρονα μοντέλα αυτοκινήτων έχουν τη δυνατότητα να πραγματοποιήσουν συγκεκριμένες λειτουργίες πλοήγησης (φρενάρισμα, επιτάχυνση, αλλαγή κατεύθυνσης) υπό συγκεκριμένες οδικές συνθήκες, με τον οδηγό να μπορεί να αναλάβει τον έλεγχο ανά πάσα στιγμή, αν και εφόσον απαιτείται η παρέμβασή του. Η πλειοψηφία των οδικών ατυχημάτων οφείλεται σε ανθρώπινο λάθος. Τα αυτόνομα οχήματα μπορούν να μειώσουν τα τροχαία ατυχήματα, καθώς και τις εκπομπές ρύπων. Ακόμα, μπορούν να ανιχνεύσουν ορθότερα τις συνθήκες επιτάχυνσης και επιβράδυνσης, όπως επίσης και την κυκλοφοριακή συμφόρηση. [2] Το ζήτημα της ασφάλειας, όντας το πιο σημαντικό, οφείλει να λυθεί πρώτο, και μετά να επιτευχθούν οι υπόλοιποι στόχοι της αυτόνομης οδήγησης [3]. Για τη διεκπεραίωση της αυτόνομης οδήγησης ενός οχήματος, πρέπει υπό συγκεκριμένες κυκλοφοριακές συνθήκες και για ένα εύλογο χρονικό διάστημα, να μην παρουσιάζεται καμία ανθρώπινη παρέμβαση. Οφείλουν να μπορούν να ανακάμπτουν ανεξάρτητα, από τυχόν σφάλματα του συστήματος. [4]

2.2 Επίπεδα Αυτονομίας

Κυβερνητικοί και ανεξάρτητοι οργανισμοί που ασχολούνται με την ασφάλεια στους δρόμους, έχουν θεσπίσει 5 βασικές κατηγορίες οχημάτων βάσει των τεχνολογιών αυτόνομης οδήγησης που χρησιμοποιούν. Σήμερα, οι περισσότερες αυτοκινητοβιομηχανίες κατασκευάζουν αυτοκίνητα με τεχνολογίες επιπέδου 3. Η αυτοματοποίηση της λειτουργίας ενός οχήματος, περιλαμβάνει τον συντονισμό και προγραμματισμό δεκάδων ανεξάρτητων λειτουργιών του. Έτσι, όσο περισσότερες λειτουργίες ενός οχήματος είναι αυτοματοποιημένες και πλήρως ανεξάρτητες από τον οδηγό, τόσο και μεγαλύτερο βαθμό αυτονομίας φέρει το όχημα αυτό.

Σύμφωνα με την Εθνική Διοίκηση Κυκλοφοριακής Ασφάλειας Αυτοκινητοδρόμων (NHTSA), την Society of Automotive Engineers (SAE) αλλά και από άλλους οργανισμούς όπως οι German Association of the Automotive Industry (VDA) και Germany Federal Highway Research Institute της Γερμανίας, δημιούργησαν από τον Ιανουάριο του 2014, μια τεχνική ταξινόμησης που περιγράφει ποιες λειτουργίες εκτελεί το όχημα και ποιες πρέπει να εκπληρώσει ο οδηγός. Οι οδηγίες αυτές κατατάσσουν την αυτονομία του οχήματος από το επίπεδο 1 έως το επίπεδο 5. Αναφέρεται επίσης το επίπεδο 0 στο οποίο δεν υπάρχει αυτοματισμός. Τα επίπεδα αυτονομίας περιγράφουν το λειτουργικό σύστημα που χρησιμοποιεί το όχημα και όχι το ίδιο το όχημα. Αυτή η ταξινόμηση περιλαμβάνει επιμήκεις ενέργειες όπως η ταχύτητα, η επιτάχυνση και η πέδηση. Επίσης περιλαμβάνει πλευρικές ενέργειες, όπως η διεύθυνση κατεύθυνσης και την παρακολούθηση του περιβάλλοντος οδήγησης.

Τα επίπεδα αυτά είναι: [5] [6] [7] [8] [9]

- **Επίπεδο 0:** Μη αυτοματισμός (No automation): Το επίπεδο 0 καλύπτει ένα ευρύ φάσμα παλαιότερων οχημάτων, που δεν έχουν καθόλου βοηθήματα για την οδήγηση. Ο οδηγός έχει τον πλήρη έλεγχο του οχήματος όπως το σύστημα πέδησης, κατεύθυνσης και κίνησης καθ' όλη την διάρκεια της διαδρομής.
- **Επίπεδο 1:** Αυτοματισμός Συγκεκριμένων Λειτουργιών (Function-specific automation): Σε αυτό το επίπεδο ο έλεγχος του οχήματος βρίσκεται και πάλι στον οδηγό. Περιλαμβάνεται η αυτοματοποίηση συγκεκριμένων λειτουργιών, όπως ο έλεγχος πλεύσης του οχήματος (cruise control), η καθοδήγηση των οριογραμμών (lane guidance) και η υποβοήθηση στο παρκάρισμα (automated parallel parking). Οι λειτουργίες αυτές αποσκοπούν στην διευκόλυνση του οδηγού.

- **Επίπεδο 2:** Αυτοματισμός Συνδυαζόμενων Λειτουργιών (Combined autonomous functions): Και σε αυτό το επίπεδο ο έλεγχος παραμένει στον οδηγό αλλά υπάρχει η δυνατότητα να αξιοποιούνται ταυτόχρονα, οι λειτουργίες ελέγχου του τιμονιού και του συστήματος πέδησης και επιτάχυνσης. Οι οδηγοί είναι υπεύθυνοι να ελέγχουν τις συνθήκες κυκλοφορίας στην οδό και να είναι σε θέση να αναλάβουν τον έλεγχο του οχήματος ανά πάσα στιγμή. Η ευθύνη του οχήματος παραμένει στον οδηγό και οι παραπάνω λειτουργίες τον υποβοηθούν. Αυτό είναι το επίπεδο όπου η πλειοψηφία των αυτόνομων συστημάτων βρίσκεται σήμερα. Τεχνολογίες όπως [10]: Cadillac Super Cruise», «Mercedes-Benz Driver Assistance Systems», «Tesla Autopilot», «Volvo Pilot Assist», είναι παραδείγματα αυτονομίας δεύτερου επιπέδου.
- **Επίπεδο 3:** Περιορισμένος Αυτοματισμός Λειτουργίας Αυτό-Οδήγησης (Conditional automation). Τα οχήματα που βρίσκονται σε αυτό το επίπεδο αυτοματοποίησης διαθέτουν ένα προηγμένο σύστημα οδήγησης (ADS), το οποίο μπορεί να επιτελέσει το σύνολο των λειτουργιών και διαδικασιών που απαιτούνται για την αυτόνομη οδήγηση του οχήματος από ένα σημείο εκκίνησης προς ένα σημείο προορισμού. Ο οδηγός θα πρέπει να βρίσκεται σε πλήρη ετοιμότητα ώστε να αναλάβει τον έλεγχο του οχήματος όταν το σύστημα ADS αδυνατεί να λειτουργήσει για οποιονδήποτε λόγο. Σε αυτό το επίπεδο αυτονομίας του οχήματος, οι υπολογιστές επιστρέφουν τον έλεγχο στον οδηγό με μία ειδοποίηση. Η Audi είναι ο πρώτος κατασκευαστής που προσφέρει αυτονομία επιπέδου 3 με το «Audi AI Traffic Jam Pilot [10]» στο πολυτελές sedan A8.
- **Επίπεδο 4:** Υψηλό Επίπεδο Αυτοματοποίησης Λειτουργίας Αυτό-οδήγησης Πλήρης αυτοματοποίηση (High automation). Αυτό είναι και το επίπεδο στο οποίο οι περισσότερες αυτοκινητοβιομηχανίες εργάζονται προς το παρόν. Σε αυτό, πρέπει να υπάρχει ένα σύστημα με το οποίο το αυτοκίνητο είναι σε θέση να οδηγείται από μόνο του σχεδόν σε όλες τις περιστάσεις. Αυτό περιλαμβάνει την οδήγηση σε αυτοκινητόδρομο με οποιαδήποτε ταχύτητα εντός ορίων, καθώς και την οδήγηση σε πόλη όπου οι οδικοί άξονες είναι πολύ πιο περίπλοκοι. Τα οχήματα μπορούν να πραγματοποιήσουν όλες τις οδηγικές λειτουργίες και να επιβλέψουν τις κυκλοφοριακές συνθήκες καθ' όλη τη

διάρκεια ενός ταξιδιού, σε προκαθορισμένες όμως διαδρομές. Αυτονομία επίπεδου 4 κατέχουν πολλά πειραματικά αυτοκίνητα όπως το ηλεκτρικό Rimac C [11] και η αναβιωμένη μάρκα Lagonda [12] της Aston Martin. Επίσης τα αυτόνομα αυτοκίνητα της θυγατρικής της Google, Waymo [13] εμπίπτουν στο επίπεδο 4.

- **Επίπεδο 5:** Πλήρης Αυτοματισμός Λειτουργίας Αυτό-Οδήγησης (Full Automation). Σε αυτό το επίπεδο το σύστημα ADS του οχήματος είναι σε θέση να πραγματοποιεί όλες τις λειτουργίες της οδήγησης και να παρακολουθεί τις κυκλοφοριακές συνθήκες του περιβάλλοντος στο οποίο κινείται, κάτω από οποιεσδήποτε συνθήκες, αντικαθιστώντας απόλυτα τον οδηγό. Ο οδηγός του οχήματος δεν απαιτείται να έχει την οποιαδήποτε συνδρομή στη διαδικασία της οδήγησης πέραν από τον ορισμό του επιθυμητού προορισμού. Αυτός είναι ο τελικός στόχος για την Google, την Uber και πολλές άλλες εταιρείες, οι οποίες θέλουν να προσφέρουν υπηρεσίες ρομποτικής μεταφοράς. Απαιτούνται περισσότερα υπολογιστικά συστήματα και αισθητήρες από τα λιγότερο αυτόνομα οχήματα - πολλαπλές κάμερες, συστήματα ραντάρ και LIDAR, καθώς και ισχυρούς επεξεργαστές.

Τα αυτόνομα οχήματα, όπως γίνεται κατανοητό και από τα επίπεδα που παρουσιάστηκαν παραπάνω, μπορούν να προσφέρουν αισθητές εξελίξεις και δυνατότητες στο χώρο της οδήγησης. Οι υποστηρικτές αυτής της νέας τεχνολογίας θεωρούν ότι οι πολίτες θα είναι σύντομα ικανοί να αγοράσουν αυτόνομα οχήματα, τα οποία θα τους δώσουν τη δυνατότητα να μειώσουν το κόστος μετακίνησης και στάθμευσης, τα οδικά ατυχήματα και τις εκπομπές ρύπων, καθώς και να μεταφέρουν επιβάτες που δεν έχουν την δυνατότητα να οδηγήσουν, μειώνοντας έτσι την ανάγκη χρήσης των Μέσων Μαζικής Μεταφοράς.

Τα οφέλη από την αυτόνομη οδήγηση μπορεί να είναι τεράστια. Ωστόσο, υπάρχει και η αντίθετη άποψη, η οποία υποστηρίζει ότι τα οφέλη μπορεί να μην είναι τόσο σημαντικά και το κόστος απόκτησης και λειτουργίας τους μπορεί να είναι υψηλότερο από τις υποθέσεις των αισιόδοξων προβλέψεων. [14]

2.3 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα χρήσης των αυτόνομων οχημάτων

Αρχικά, ένα πλεονέκτημα των αυτόνομων οχημάτων είναι ότι θα επιτρέψει σε κοινωνικές ομάδες που δεν μπορούν να οδηγήσουν, να μεταφερθούν με ασφάλεια. Επίσης θα επιτευχθεί μείωση των τροχαίων ατυχημάτων, καθώς σύμφωνα με στατιστικές έρευνες, ένα μεγάλο ποσοστό αυτών, οφείλεται στο ανθρώπινο λάθος. [9] Αυτό με τη σειρά του θα επιφέρει οφέλη και σε άλλους τομείς εκτός από την ασφάλεια. Τα οχήματα αυτά διαθέτοντας εξελιγμένες τεχνολογίες, είναι πιο φιλικά στο περιβάλλον. Οι επιβάτες των οχημάτων αυτών, θα μπορούν να αξιοποιήσουν το χρόνο της διαδρομής κάνοντας άλλα πολύτιμα πράγματα, όπως δουλειά, ξεκούραση, διασκέδαση. Όμως το πλεονέκτημα αυτό δεν αφορά μόνο στους επιβάτες αλλά και στις μεταφορές αγαθών. Θα μειωθούν δραστικά τα κόστη αποστολής αγαθών στον προορισμό τους, χωρίς τη χρήση οδηγού.

Η χρήση των οχημάτων αυτών θα επιφέρει έμμεσες βελτιώσεις και σε άλλους τομείς όπως αυτός της υγείας, λόγω της πιθανής μείωσης των τροχαίων ατυχημάτων. Πιθανή είναι και η μείωση στα ασφάλιστρα των αυτοκινήτων τα οποία σήμερα είναι αυξημένα, λόγω των παροχών που προσφέρουν και του ρίσκου που διατρέχει ένας οδηγός καθημερινά.

Με την αυτόνομη οδήγηση θα υπάρξουν ριζικές αλλαγές στα οδικά δίκτυα προς όφελος των πεζών και αυτών που χρησιμοποιούν ποδήλατα. Πολλοί θεωρούν ότι το αυτοκίνητο θα αποτελεί πλέον ένα μέσο για τη μετακίνηση από και προς τη δουλειά αλλά και ένα χώρο διασκέδασης και δημιουργίας, και όχι ένα μέσο που για πολλούς σήμερα αντανακλά την κοινωνικοοικονομική τους θέση.

Η λειτουργία των αυτόνομων οχημάτων θα μειώσει τον χρόνο που βρίσκονται σταθμευμένα, μειώνοντας παράλληλα τον απαιτούμενο χώρο στάθμευσης αλλά και την κυκλοφοριακή συμφόρηση από οδηγούς που ψάχνουν μια θέση στάθμευσης. Με αυτόν τον τρόπο θα ελευθερωθεί πολύτιμος χώρος μέσα στις πόλεις, ο οποίος θα μπορεί να αξιοποιηθεί για άλλους σκοπούς. [15]

Τέλος, ένα σημαντικό όφελος που θα επιφέρει η χρήση του αυτόνομου οχήματος είναι ότι άτομα ΑΜΕΑ, καθώς και οι ηλικιωμένοι αλλά και τα παιδιά θα μπορούν να μετακινούνται με οχήματα χωρίς τη βοήθεια άλλων ή των γονέων τους αντίστοιχα. [9]

Αντίθετα, πιθανόν να υπάρξουν αρνητικές επιδράσεις ή προκλήσεις. Σημαντικός παράγοντας που μπορεί πληγεί είναι η ιδιωτικότητα. Τα δεδομένα τοποθεσίας του ιδιοκτήτη θα μεταδίδονται διαρκώς μέσω των σύγχρονων συστημάτων που διαθέτει το αυτόνομο όχημα, οπότε είναι πολύ πιθανό να δημιουργηθούν ζητήματα ιδιωτικότητας. [16]

Ένα σημαντικό μειονέκτημα αποτελεί και το ζήτημα αξιοπιστίας ή αστοχίας του λογισμικού που μπορεί να οδηγήσει σε ακινητοποίηση του οχήματος, λανθασμένη πορεία ή πρόκληση ατυχήματος [17]. Οφείλουν να υπάρξουν προσαρμογές και βελτιώσεις στις οδικές υποδομές, ώστε να μπορεί να πλοηγηθεί σε αυτές ένα αυτόνομο όχημα. Αυτό συνεπάγεται την αύξηση του κόστους σε συντήρηση, υπηρεσίες και εξοπλισμό. [9]

Η άνεση της μετακίνησης με αυτόνομα οχήματα δύναται να αυξήσει τη χρήση τους και κατά συνέπεια το κόστος των μετακινήσεων. Με τα τωρινά δεδομένα η αύξηση των οχημάτων εκτιμάται να αυξηθεί 10-30% τα επόμενα χρόνια. Ακόμα είναι πιθανόν να μειωθούν οι επενδύσεις για υποδομές βιώσιμων μέσων μετακίνησης και μέσων μαζικής μεταφοράς.

Ένα από τα σημαντικότερα μειονεκτήματα των αυτόνομων οχημάτων είναι τα ηθικά προβλήματα που δημιουργούνται όταν ένα αυτόνομο όχημα αναγκαστεί να επιλέξει τη λιγότερο επιβλαβή δράση, εμπλεκόμενο σε μια αναπόφευκτη σύγκρουση. [18]

Τέλος, αντικαθιστώντας τους επαγγελματίες οδηγούς, οι οποίοι δεν θα είναι πλέον αναγκαίοι, θα συμβάλει στην αύξηση της ανεργίας.

2.4 Νομικά Ζητήματα Αυτόνομων οχημάτων

Η έλευση των αυτόνομων οχημάτων δημιουργεί αρκετά νομικά ζητήματα. Από τις πολιτικές σχεδιασμού των μεταφορών μέχρι τα ζητήματα ευθύνης για τα ατυχήματα που ίσως συμβούν. [19]

Το ζήτημα της ευθύνης σε περίπτωση ατυχήματος είναι αρκετά σημαντικό. Σε περίπτωση που διαπιστωθεί κάποιο ελάττωμα ή μια δυσλειτουργία στο αυτόνομο όχημα πρέπει να είναι ξεκάθαρα ορισμένοι οι υπεύθυνοι που θα επωμιστούν τις συνέπειες και το κόστος. Στα σημερινά οχήματα, το κόστος και τις συνέπειες τις αναλαμβάνει ο οδηγός του οχήματος, γι' αυτό και η ασφάλιση είναι υποχρεωτική. Οι υποστηρικτές των αυτόνομων οχημάτων δεν κατανοούν πλήρως ότι η αυτόνομη

οδήγηση δεν είναι αλάνθαστη και ίσως να χρειάζεται ένα εφεδρικό οδηγό σε ορισμένες συνθήκες. [20]

Όπως προαναφέρθηκε υπάρχει το ζήτημα της ιδιωτικότητας. Από τη στιγμή που το έξυπνο όχημα χρειάζεται τη σύνδεση στο διαδίκτυο για να λειτουργήσει, γίνεται στόχος από hackers που μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις πληροφορίες, ακόμα και το ίδιο το όχημα, για μη ευγενείς σκοπούς. Τα αυτόνομα οχήματα εξαρτώνται από ένα ευρύ φάσμα σύγχρονης τεχνολογίας που έχουν την δυνατότητα να συλλέγουν πληροφορίες και να τις συγκεντρώνουν. Οπότε είναι λογικό να προκύπτουν ανησυχίες σχετικά με το ποιος ελέγχει αυτές τις πληροφορίες αλλά και πώς αυτές χρησιμοποιούνται. Οι τεχνολογίες που χρησιμοποιούν τα αυτόνομα οχήματα όπως η επικοινωνία V2V [21] και η V2I [21] μεταδίδουν πληροφορίες μεταξύ των αυτόνομων οχημάτων για λόγους ασφαλείας αλλά το ποιος έχει πρόσβαση, το ποιος συλλέγει και επεξεργάζεται τις πληροφορίες αυτές δεν έχει αποσαφηνιστεί πλήρως, οπότε υπάρχει κίνδυνος κλοπής προσωπικών δεδομένων.

Η αυτόνομη τεχνολογία δεν είναι αλάνθαστη και αυτό αποδεικνύεται από πρόσφατα ατυχήματα που έγιναν μεταξύ αυτόνομων οχημάτων της εταιρίας Tesla και Google. Αυτό συμβαίνει διότι για ένα μεγάλο χρονικό διάστημα, τα αυτόνομα οχήματα θα πρέπει να μοιράζονται το δρόμο με κανονικά οχήματα με οδηγό, μέχρι τη πλήρη αποδοχή τους από το κοινό. Η αλληλεπίδραση μεταξύ ανθρώπου και λογισμικού σίγουρα θα οδηγήσει σε διάφορα ατυχήματα. [22] Από το επίπεδο αυτονομίας 3 και πάνω υπάρχουν αρκετές ανησυχίες για την ευθύνη σε περιπτώσεις ατυχημάτων, καθώς επιτρέπεται στον οδηγό να ασχολείται με δραστηριότητες πέραν της οδήγησης καθώς το όχημα κινείται μόνο του.

Επιπλέον, η απόδοση ευθυνών που μπορεί να οφείλονται σε κατασκευαστικά λάθη είναι ασαφής. Για παράδειγμα εάν ένα αυτόνομο όχημα παραβιάσει την ένδειξη ενός κόκκινου σηματοδότη, δεν είναι σαφές ποιος θα θεωρηθεί υπεύθυνος για την παραβίαση του νόμου. Παράλληλα, τα αυτόνομα οχήματα προσφέρουν τη δυνατότητα μεταφοράς σε άτομα που δεν δύνανται να οδηγήσουν. Στις περιπτώσεις αυτές, η αμέλεια και η ευθύνη μπορεί να είναι λιγότερο ξεκάθαρες. [21]

Τέλος η ευθύνη της ασφάλισης παραμένει αδιευκρίνιστος παράγοντας. Το αυτόνομο όχημα δεν οδηγείται από τον οδηγό ή τον ιδιοκτήτη, οπότε η ευθύνη έναντι τρίτων παραμένει άλυτο ερώτημα. Στο Ηνωμένο Βασίλειο, εξέχουσες ασφαλιστικές εταιρείες, συμπεριλαμβανομένης της εταιρείας Arriva και Direct, εργάζονται σε μια

κοινή πλατφόρμα με στόχο μια σύναψη πλαισίου για την ασφάλιση αυτο-οδηγούμενων αυτοκινήτων. [21]

2.5 Αυτόνομα Οχήματα: Εκτιμώμενα Κόστη και Οφέλη

Λόγω της πολύπλοκης τεχνολογίας που χρησιμοποιούν τα αυτόνομα αυτοκίνητα είναι δύσκολο να εκτιμηθεί το ακριβές κόστος τους. Θα πρέπει τα υλικά κατασκευής αλλά και η υπόλοιπη τεχνολογία του οχήματος όπως το GPS, οι αισθητήρες, οι κάμερες, τα ραντάρ, να είναι υψηλής ποιότητας, για να παρέχουν ασφαλή οδήγηση χωρίς προβλήματα. Κατά καιρούς, μεγάλες εταιρείες ερευνών όπως η HIS, έχει προβλέψει ότι ένα αυτόνομο όχημα θα κοστίζει περίπου 10.000 δολάρια περισσότερα από την μέση τιμή ενός κανονικού οχήματος. Με την πάροδο του χρόνου οι ειδικοί υποστηρίζουν ότι η τιμή ενός αυτόνομου αυτοκινήτου θα μειωθεί, γιατί θα υπάρχει μεγαλύτερη ζήτηση. Ωστόσο, οι προηγμένες τεχνολογίες των οχημάτων αυτών, με την ασφάλεια και τη λειτουργικότητα που παρέχουν, δύναται να οδηγήσουν σε χαμηλότερα ασφαλιστικά κόστη.

Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι πραγματοποιούνται συνεχώς έρευνες σχετικά με τα εκτιμώμενα οφέλη αλλά και κινδύνους που μπορεί επιφέρει η χρήση των αυτόνομων οχημάτων. Το 2015 [23] οι Sivak και Schoettle πραγματοποίησαν μια έρευνα, η οποία κατέληξε στο συμπέρασμα ότι η ταυτόχρονη κυκλοφορία αυτόνομων οχημάτων με συμβατικά οχήματα δεν θα είναι πολύ ασφαλής και μπορεί να προκληθούν ατυχήματα. Οι Sivak και Schoettle [24] πραγματοποίησαν και δεύτερη έρευνα όπου εκτίμησαν ότι ο δείκτης ιδιοκτησίας θα μειωθεί κατά πολύ ανά νοικοκυριό, αλλά θα αυξηθούν οι διανυόμενες αποστάσεις ανά όχημα.

Μέχρι σήμερα, πολλοί οδηγοί επιλέγουν ένα όχημα που να εξυπηρετεί όχι μόνο τις προσωπικές, οικογενειακές ή εργασιακές τους ανάγκες, αλλά και που να τους προσδίδει μια ξεχωριστή ταυτότητα, όπως η ανάδειξη της οικονομικής τους επιφάνειας μέσω του οχήματός τους. Αυτό καθιστά αρκετά δύσκολη την κοινή ιδιοκτησία ενός αυτόνομου οχήματος με άλλους πολίτες. Η χρήση αυτόνομων οχημάτων ως ταξί μπορεί να μειώσει επίσης τον δείκτη ιδιοκτησίας ΙΧ, αλλά αυτό εξαρτάται από παράγοντες όπως το κόστος καθαρισμού και βανδαλισμού από τους επιβάτες, καθώς και από τη δυνατότητα των επιβατών να αποχωριστούν την ιδιωτικότητά τους. Αντίθετα, οι υποστηρικτές των αυτόνομων οχημάτων δίνουν έμφαση στην ασφάλεια, καθώς

σύμφωνα με έρευνες, τα ατυχήματα οφείλονται σε μεγάλο ποσοστό ανθρώπινου λάθους.

Ένα σημαντικό εκτιμώμενο όφελος είναι η μείωση της κατανάλωσης ενέργειας, των εκπομπών ρύπων αλλά και της κυκλοφοριακής συμφόρησης. Φυσικά οι εκτιμήσεις αυτές διακατέχονται από αβεβαιότητα, δεδομένου ότι υπάρχουν και οι αντίστοιχες επιδράσεις σε άλλους τομείς.

Τέλος άξιο αναφοράς είναι ότι κατά τη διάρκεια της μετακίνησης με αυτόνομα οχήματα προσφέρεται στον επιβάτη η δυνατότητα ξεκούρασης, καθώς και η δυνατότητα να εργαστεί, κάτι που μπορεί να οδηγήσει στην μαζική αγορά αυτόνομων οχημάτων. Ωστόσο αυτό δύναται να συμβάλλει στη μείωση της χρήσης των μέσων μαζικής μεταφοράς, με πιθανό τελικό αντίκτυπο την αύξηση της κυκλοφορικής συμφόρησης.

2.6 Αυτόνομα Οχήματα: Τεχνολογική Ανάπτυξη και Εφαρμογή

Τα περισσότερα σύγχρονα οχήματα, βρίσκονται στο πρώτο επίπεδο αυτοματοποίησης, δηλαδή απαιτούν πάντα κάποια είδους αλληλεπίδραση με τον οδηγό. Σε όλα τα επίπεδα εκτός του 0, υπάρχει κάποιος βαθμός πλοήγησης (cruise control). Επίσης διαθέτουν σύστημα προειδοποίησης προσέγγισης κάθε είδους εμπόδιου (obstruction warning) αλλά και σύστημα πλευρικού ελέγχου και παράλληλης στάθμευσης (parallel parking). Το σύστημα πλευρικού ελέγχου διατηρεί το όχημα εντός του δρόμου. Τα πιο δημοφιλή συστήματα είναι το LDWS (Lane Departure Warning systems αλλά και το LKA (Lane Keeping Assist Systems) [25] [26]. Σκοπός των συστημάτων αυτών, είναι η διατήρηση του αυτόνομου οχήματος εντός της λωρίδας κυκλοφορίας, κάτι που επιτυγχάνεται με ενσωματωμένους μαγνητικούς δείκτες, με αισθητήρες GPS και με την βοήθεια των ψηφιακών οδικών χαρτών, που μέσω αυτών επεξεργάζονται τις εικόνες που «αντιλαμβάνονται».

Έχουν αναπτυχθεί συστήματα αυτόματου παρκαρίσματος, το οποίο επιτυγχάνεται με ένα σύστημα αισθητήρων υπερήχων που είναι ενσωματωμένο στους προφυλακτήρες του αυτοκινήτου και προειδοποιεί τον οδηγό με ένα χαρακτηριστικό ήχο, ότι η απόσταση μειώνεται. Όλα αυτά τα συστήματα ανήκουν και έχουν χαρακτηριστικά του δεύτερου επιπέδου αυτονομίας.

Προκειμένου να επιτευχθεί πλήρως ένα αυτόνομο όχημα θα πρέπει να υπάρξει πλήρης συντονισμός και συγχρονισμός όλων των συστημάτων που μέχρι σήμερα να

λειτουργούν άψογα αλλά μεμονωμένα. Για παράδειγμα η εταιρεία Google διαθέτει οχήματα που ανήκουν στο επίπεδο τρία, τα οποία έχουν διανύσει πάρα πολλά χιλιόμετρα, αλλά υπό πολύ αυστηρές συνθήκες και σε ειδικά χαρτογραφημένες διαδρομές, ώστε να επιτύχουν το επιθυμητό αποτέλεσμα της αυτονομίας. Φυσικά η παρέμβαση του ανθρώπου ήταν δυνατή αν υπήρχε κάποιος κίνδυνος.

Η αυτόνομη οδήγηση απαιτεί υψηλά επίπεδα απόδοσης και δεν επιτρέπεται καμία αστοχία του λειτουργικού συστήματος, καθώς κάτι τέτοιο θα μπορούσε να κοστίζει ανθρώπινες ζωές. Η ίδια λογική που χρησιμοποιείται στα αεροπλάνα σε ότι έχει να κάνει με την ασφάλεια, πρέπει να υπάρχει και για τα επίγεια οχήματα. Θα πρέπει όλα τα συστήματα, από τους αισθητήρες, το GPS μέχρι και τις κάμερες να είναι εύρωστα, ανθεκτικά και υψηλής ποιότητας. Το επόμενο εξίσου σημαντικό βήμα για την αυτόνομη οδήγηση είναι η ανάπτυξη των δικτύων επικοινωνίας των αυτόνομων οχημάτων, ώστε να καταστεί δυνατή η βέλτιστη συμπεριφορά τους στους δρόμους, συναρτήσει των εξωτερικών μη ορατών παραγόντων και συνθηκών [27].

2.7 Αρχιτεκτονική και λειτουργία των αυτόνομων οχημάτων

Για να γίνει ένα αυτοκίνητο πλήρως αυτόνομο θα πρέπει ουσιαστικά να «αισθάνεται» όλα όσα συμβαίνουν γύρω του. Αυτό επιτυγχάνεται με την βοήθεια καμερών υψηλής ανάλυσης, με αισθητήρες υπερήχων, GPS αλλά και laser scanners που πρέπει να υπάρχουν σε όλες τις όψεις του οχήματος, ώστε να μπορεί να «αντιληφθεί» τον έξω κόσμο. Τα οχήματα αυτά διαθέτουν κοινές μηχανολογικές διατάξεις με τα συμβατικά οχήματα, αλλά διαθέτουν ένα σύγχρονο αυτόνομο ρομποτικό σύστημα αυτονομίας. Διαθέτουν ένα σύστημα Τεχνητής Νοημοσύνης που τους παρέχει δυνατότητες όρασης, πλοήγησης και ελέγχου.

Το προηγμένο αυτό σύστημα που διαθέτουν τους επιτρέπει να αντιλαμβάνονται τα ερεθίσματα του εξωτερικού περιβάλλοντος βάσει των αλγορίθμων της Τεχνητής Νοημοσύνης και να τα μεταφράζουν σε ενέργειες. Τα αυτόνομα οχήματα φέρουν ένα πρότυπο δίκτυο αισθητήριων διατάξεων, μονάδων ελέγχου και λήψης αποφάσεων έτσι ώστε να γίνεται ολοένα και περισσότερο αυτόνομο.

Το αισθητήριο σύστημα του αυτόνομου οχήματος, που περιλαμβάνει την κάμερα, το GPS, το ραντάρ και άλλα εξαρτήματα, συνεργάζεται με το τμήμα του λογισμικού ελέγχου παρέχοντας στο λογισμικό τις απαραίτητες πληροφορίες που χρειάζεται για το χειρισμό του οχήματος. Έχει την ικανότητα να αντιλαμβάνεται, να

αναπαριστά και να ερμηνεύει το εξωτερικό περιβάλλον, προσομοιώνοντας έναν άνθρωπο – οδηγό. Το σύστημα αυτό συνδέεται με το σύστημα πλοήγησης που δέχεται τις εντολές από το λογισμικό και πραγματοποιεί τους κατάλληλους χειρισμούς για την οδήγηση μέχρι τον τελικό προορισμό.

Τα αυτόνομα οχήματα κατέχουν μια πληθώρα από σύγχρονα υλικά και χρησιμοποιούν ένα μεγάλο φάσμα λογισμικού εξοπλισμού. Τα κύρια στάδια λειτουργικότητας ενός αυτόνομου οχήματος είναι η αντίληψη του περιβάλλοντος. Για να αντιληφθεί το περιβάλλον, το αυτόνομο όχημα χρησιμοποιεί πλοήγηση με λέιζερ, οπτική πλοήγηση και πλοήγηση με ραντάρ [28]. Με την συνεργασία των αισθητήρων αυτών συνδέεται και αναλύεται ο πραγματικός κόσμος, μέσω των δεδομένων που συλλέγει το αυτόνομο όχημα για αυτόν.

Αρχικά το ραντάρ χρησιμοποιείται από τα αυτόνομα οχήματα ώστε να εντοπίζονται τα αντικείμενα του εξωτερικού περιβάλλοντος. Μπορούν να εντοπιστούν και σε άσχημες καιρικές συνθήκες όπως ομίχλη, βροχή, συννεφιά και μειωμένη ορατότητα [29]. Το σύστημα ραντάρ χρησιμοποιεί ηλεκτρομαγνητικά κύματα ώστε να εντοπιστούν τα αντικείμενα του εξωτερικού περιβάλλοντος και η ταχύτητά τους.

Ο αισθητήρας λέιζερ αποκωδικοποιεί τα δεδομένα του «έξω κόσμου», ενώ ο αισθητήρας ραντάρ χρησιμοποιείται για την αντίληψη της απόστασης και οι οπτικοί αισθητήρες αναγνωρίζουν τα σήματα κυκλοφορίας και το οδόστρωμα [28].

Οι κάμερες έχουν τη βασική δυνατότητα να λαμβάνουν εικόνες και μπορούν να ανιχνεύουν την κίνηση των άλλων οχημάτων σε συνδυασμό με τους κατάλληλους αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης. Συνδέονται άρρηκτα με τον αλγόριθμο όρασης, που με την βοήθεια του γίνεται συνεχής διαχωρισμός των αντικειμένων του περιβάλλοντα χώρου, είτε αυτά είναι στατικά, είτε βρίσκονται σε κίνηση. Έχουν τη δυνατότητα να λαμβάνουν εικόνες τριών διαστάσεων και να καταγράφουν βίντεο. Βρίσκονται τοποθετημένες περιμετρικά του οχήματος ώστε με την κατάλληλη επεξεργασία να παράγεται μια ενιαία εικόνα με γωνία κάλυψης 360°.

Τα πιο εξελιγμένα αυτόνομα οχήματα διαθέτουν το σύστημα LiDAR (Light Detection and Ranging) το οποίο είναι ένα σύστημα 3D σάρωσης με laser, που με τη βοήθεια παλμικών δεσμών laser καταγράφει την θέση, την απόσταση και άλλες ιδιότητες των αντικειμένων [30]. Το σύστημα LiDAR [31] έχει τη δυνατότητα να αναλύει το περιβάλλον γύρω του και να κατασκευάζει ένα τρισδιάστατο χάρτη, καθώς και να ανιχνεύει τις θέσεις των αντικειμένων που βρίσκονται σε αυτό. Ο αισθητήρας

LiDAR συλλέγει ένα μεγάλο όγκο δεδομένων, που στη συνέχεια ερμηνεύονται από κατάλληλο και εξειδικευμένο λογισμικό.

Εκτός από το σύστημα LiDAR για την ανίχνευση αντικειμένων, τα αυτόνομα οχήματα χρησιμοποιούν υπερηχητικούς αισθητήρες. Οι αισθητήρες αυτοί ανιχνεύουν αντικείμενα σε κοντινή απόσταση και όχι με μεγάλη ευκρίνεια. Για να καλύψουν το κενό αυτό οι εταιρείες που αναπτύσσουν την τεχνολογία αυτόνομης οδήγησης, χρησιμοποιούν υπέρυθρες κάμερες και ραντάρ με ιδιότητες ανίχνευσης εδάφους και υπεδάφους, τεχνολογίες που προέρχονται από στρατιωτικές εφαρμογές.

Αναπόσπαστο μέρος της τεχνολογίας αποτελεί το GPS (Global positioning system) το οποίο παρέχει κάτω από οποιοσδήποτε καιρικές συνθήκες, τις γεωγραφικές συντεταγμένες του οχήματος [32]. Η συνεργασία των δυο συστημάτων αυτών έχει σπουδαία σημασία, καθώς το σύστημα ραντάρ ανιχνεύει την ταχύτητα των άλλων οχημάτων και το GPS δείχνει την ακριβή θέση του.

Ο διεθνής Κώδικας οδικής κυκλοφορίας (Κ.Ο.Κ) υποχρεώνει τους οδηγούς ενός οχήματος να χρησιμοποιούν κατάλληλες φωτεινές διατάξεις όπως είναι ο δείκτης κατεύθυνσης (φλάς), ώστε οι υπόλοιποι οδηγοί να μπορούν να αντιληφθούν τις προθέσεις του και να υπάρχει κάποιος συντονισμός. Επίσης το ίδιο το οδικό δίκτυο ενημερώνει τον οδηγό με την βοήθεια των φωτεινών σηματοδοτών αλλά και με προειδοποιητικές πινακίδες σχετικά με την προτεραιότητα κίνησης. Οπότε απαραίτητα θα πρέπει να υπάρχει επικοινωνία μεταξύ των σύγχρονων συστημάτων του αυτόνομου οχήματος με τα άλλα οχήματα που κινούνται στο ίδιο οδικό δίκτυο αλλά και η επικοινωνία με τις οδικές και κυκλοφοριακές υποδομές. Για να υπάρχει σύνδεση μεταξύ τους, δημιουργήθηκαν δύο τύποι τεχνολογιών. Αυτές είναι η τεχνολογία V2V (Vehicle to Vehicle) και η τεχνολογία V2I (Vehicle to Infrastructure).

Η τεχνολογία οχήματος προς όχημα **V2V** [33] επιτρέπει στα οχήματα να ανταλλάσσουν ασύρματα πληροφορίες σχετικά με την ταχύτητα, τη θέση και την κατεύθυνση τους. Η τεχνολογία πίσω από την επικοινωνία V2V επιτρέπει στα οχήματα να μεταδίδουν και να λαμβάνουν μηνύματα προς κάθε κατεύθυνση (έως και 10 φορές ανά δευτερόλεπτο), ανιχνεύοντας περιμετρικά άλλα οχήματα σε κοντινή απόσταση. Τα οχήματα που είναι εξοπλισμένα με κατάλληλο λογισμικό, μπορούν να χρησιμοποιήσουν τα μηνύματα από τα γύρω οχήματα για να προσδιορίσουν και να προβλέψουν πιθανές συγκρούσεις. Η τεχνολογία μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιεί διαφόρων ειδών ειδοποιήσεις. Οπτικές με τη μορφή οθονών μέσα στο όχημα, απτές, με τη μορφή δονήσεων (haptic feedback) στο τιμόνι ή στη θέση του οδηγού, καθώς και

ακουστικές ή συνδυασμό αυτών, ώστε να προειδοποιεί τα υπόλοιπα οχήματα για τυχόν απειλή. Αυτά τα μηνύματα επικοινωνίας V2V έχουν εμβέλεια άνω των 300 μέτρων. Η τεχνολογία επικοινωνίας V2V μπορεί να αυξήσει την απόδοση των συστημάτων ασφαλείας των οχημάτων και να βοηθήσει στη διάσωση ζωών και τον περιορισμό ατυχημάτων.

Η τεχνολογία V2I [34] [35] είναι ένα πλαίσιο επικοινωνίας που επιτρέπει σε πολλά οχήματα να μοιράζονται πληροφορίες με μια ποικιλία συσκευών, που υποστηρίζει το σύστημα αυτοκινητοδρόμων. Τα συστήματα αυτά ονομάζονται RSU (roadside units) ή IRU (intelligent roadside stations). Αυτές οι συσκευές αποτελούνται από αναγνώστες RFID, σήμανση, κάμερες, κατασκευαστές λωρίδων, φωτεινούς σηματοδότες και μετρητές στάθμευσης, μεταξύ άλλων. Η τεχνολογία V2I είναι συνήθως ασύρματη και αμφίδρομη: οι πληροφορίες από συσκευές υποδομής μεταδίδονται εύκολα στο όχημα μέσω ενός δικτύου ad-hoc και αντίστροφα. Ομοίως με την τεχνολογία οχήματος σε όχημα (V2V), το V2I χρησιμοποιεί αποκλειστικές συχνότητες επικοινωνίας μικρής εμβέλειας (DSRC) στη μετάδοση δεδομένων.

Οι αισθητήρες V2I χρησιμοποιούνται στο ευφρές σύστημα μεταφοράς (ITS) για τη λήψη δεδομένων και την έκδοση συμβουλών σε πραγματικό χρόνο στους χρήστες του δρόμου για διάφορα γεγονότα και τοποθεσίες όπως είναι η κυκλοφοριακή συμφόρηση, οι οδικές συνθήκες και οι ζώνες στάθμευσης.

2.8 Τελευταίες εξελίξεις στην προσομοίωση αυτόνομων οχημάτων

Σημαντικές είναι οι εξελίξεις στην ανάπτυξη των δοκιμών των αυτόνομων οχημάτων. Πολλές αυτοκινητοβιομηχανίες έχουν πραγματοποιήσει αρκετές επιτυχημένες δοκιμές στη λειτουργία του αυτόνομου οχήματος και πλέον το όραμα τους έχει επικεντρωθεί στο πως θα αναδειχτεί η εμπιστοσύνη μεταξύ των ανθρώπων και των οχημάτων αυτών.

Τέτοια είναι, για παράδειγμα, το ερευνητικό όχημα F 015 [36] από την Mercedes-Benz, που περιέχει μεγάλες LED οθόνες στο εμπρόσθιο και πίσω μέρος του, καθώς και ένα σύστημα λέιζερ απεικόνισης, μαζί με ένα σύνολο ήχων και ηχητικών εντολών, το οποίο χρησιμοποιείται ως μέσο επικοινωνίας και διαθέτει τεχνητή νοημοσύνη βασισμένη στη Βαθιά Μάθηση (Deep Learning). Από την ίδια εταιρία, έχουμε το Vision Van [37], ένα ηλεκτρικό όχημα που χρησιμοποιείται για τη μεταφορά

δεμάτων στο τελευταίο μίλι, το μεγαλύτερο σε κόστος μίλι που χρειάζεται ένα πακέτο να φτάσει στο προορισμό του.

Το 2019 [38] έγινε ένα σημαντικό βήμα στην προσομοίωση αυτόνομων οχημάτων με την συνεργασία δύο μεγάλων εταιριών. Η εταιρία LG αξιοποιεί την προσομοίωση της Unity και εξελίσσει τα συστήματα εκπαίδευσης κατασκευαστών αυτόνομων οχημάτων. Η LG Electronics Silicon Valley Lab χρησιμοποίησε την κορυφαία πλατφόρμα ανάπτυξης 3D της Unity, και συγκεκριμένα το Unity Simulation. Αυτό το λογισμικό επιτρέπει την τέλεση πολλαπλών εκτελέσεων του σε κλίμακα και υποστηρίζεται από την υποδομή του Google Cloud, μειώνοντας με αυτόν τον τρόπο τα εμπόδια της εκπαίδευσης και το πλήθος των δοκιμών. Κατά συνέπεια, επιτυγχάνει την επικύρωση νέων προϊόντων και υπηρεσιών αυτόνομων οχημάτων, χρησιμοποιώντας ένα εικονικό περιβάλλον για τις δοκιμές τους. Ο καινοτόμος προσομοιωτής LGSVL μπορεί να εκτελέσει παράλληλα πολλά οδηγικά σενάρια, δημιουργώντας ψηφιακά αντίγραφα του πραγματικού κόσμου, με μοντέλα αισθητήρων ακριβείας για την εκπαίδευση των αυτόνομων οχημάτων. Συνδυάζεται η τεχνολογία Data-Oriented Tech Stack της Unity με το High Definition Render Pipeline, οι οποίες αποτελούν ένα εξαιρετικό παράδειγμα για το πώς ένα εικονικό περιβάλλον μπορεί να μειώσει τον κίνδυνο, τόσο για το αυτοκίνητο, όσο και για αυτούς που βρίσκονται γύρω από αυτό. Έτσι οι αυτοκινητοβιομηχανίες μπορούν να δοκιμάζουν και να εκπαιδεύουν τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης με ασφάλεια, πριν τη κατασκευή των οχημάτων.

2.9 Θεωρητικό Υπόβαθρο

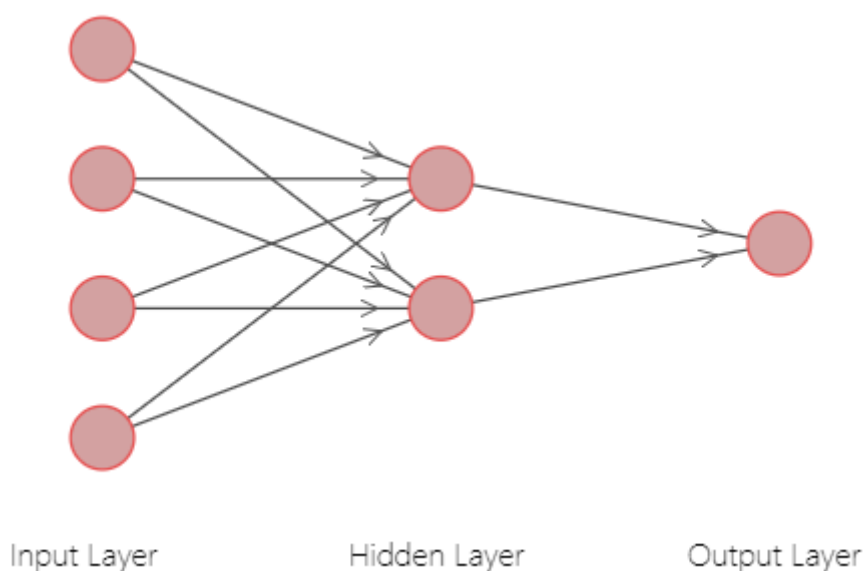
Η ενότητα αυτή περιλαμβάνει το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση της αυτόνομης οδήγησης.

2.9.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial neural networks ANNs) είναι υπολογιστικά συστήματα τα οποία είναι εμπνευσμένα από τον τρόπο που λειτουργούν τα βιολογικά νευρικά συστήματα του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Η βασική δομή ενός ANN μπορεί να μοντελοποιηθεί όπως η Εικόνα 1. Ο τρόπος που αρχικοποιούνται οι τιμές εισόδου, είναι συνήθως ένα διάνυσμα στο επίπεδο της εισόδου, το οποίο εν συνεχεία μεταδίδεται στα κρυφά επίπεδα. Έπειτα τα κρυφά

επίπεδα θα πάρουν τις αποφάσεις από το προηγούμενο επίπεδο και θα καθορίσουν πόσο μια αλλαγή στις τιμές τους θα βελτιώσει ή θα χειροτερέψει το τελικό αποτέλεσμα. Η χρήση πολλών επιπέδων σε μορφή δικτύου ονομάζεται και βαθιά μάθηση (deep learning).



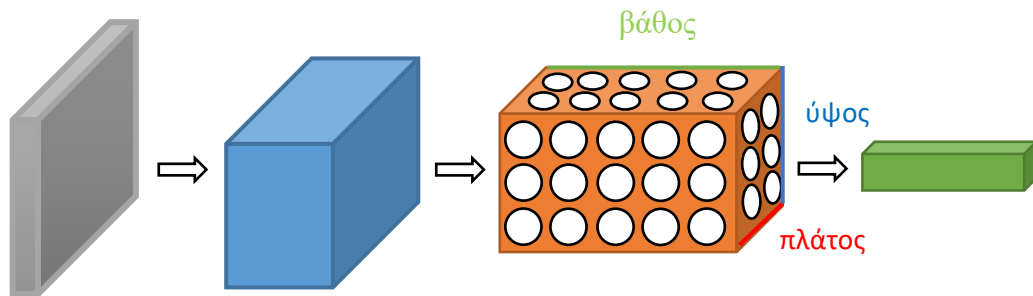
Εικόνα 1: Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων με ένα επίπεδο εισαγωγής, ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.

2.9.2 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (*Convolutional Neural Networks*)

Τα Convolutional Neural Networks έχουν τα στοιχεία από τα ANNs στο κομμάτι ότι στοχεύουν την αυτοβελτίωση μέσω μάθησης. Η ιδιαιτερότητα των CNNs σε σχέση με τα παραδοσιακά ANN, είναι ότι τα πρώτα χρησιμοποιούνται κυρίως στην αναγνώριση μοτίβων σε εικόνες. Μόνο το τελευταίο επίπεδο στο συνελικτικό είναι πλήρως συνδεδεμένο. Με τον τρόπο αυτό, μπορούν να μειωθούν οι παράμετροι της αρχιτεκτονικής ώστε να είναι πιο στοχευμένη η μάθηση ενός τύπου δεδομένων.

Ένα κύριο χαρακτηριστικό ενός CNN είναι ότι αποτελείται από νευρώνες που είναι οργανωμένοι σε τρεις διαστάσεις. Ύψος, πλάτος και βάθος. Ως βάθος, εννοούμε τη τρίτη διάσταση του όγκου ενεργοποίησης.

Για παράδειγμα σε ένα δίκτυο γνωστό και ως CIFAR-10 [39] οι εικόνες εισόδου είναι ο όγκος εισόδου ενεργοποίησης. Ο όγκος αυτός έχει διαστάσεις 32x32x3. Οι νευρώνες ενός επιπέδου είναι συνδεδεμένοι μόνο με ένα μικρό κομμάτι του προηγούμενου επιπέδου αντί να είναι συνδεδεμένοι όλοι μεταξύ τους, όπως στο κλασικό ANN στην Εικόνα 1



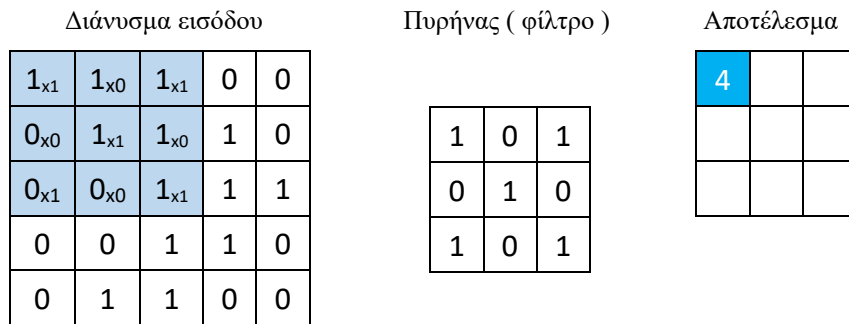
Εικόνα 2: Δίκτυο CNN. Οι νευρώνες είναι ταξινομημένοι σε τρεις διαστάσεις (βάθος, ύψος, πλάτος). Κάθε επίπεδο του δικτύου μετασχηματίζει τον τρισδιάστατο όγκο εισόδου σε τρισδιάστατο όγκο εξόδου αποτελούμενο από νευρώνες ενεργοποίησης. Το γκρι επίπεδο περιέχει την εικόνα, ώστε το πλάτος και το ύψος να είναι οι διαστάσεις της εικόνας και το βάθος να είναι 3 (RGB κανάλια)

Τα CNNs αποτελούνται από τριών ειδών επίπεδα. Αυτά είναι τα συνελκτικά επίπεδα (convolutional layers), τα επίπεδα συγκέντρωσης (pooling layers) και τα πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα (fully-connected layers). Όταν αυτά τα επίπεδα στοιβάζονται, διαμορφώνεται η αρχιτεκτονική του CNN. [40] Η έξοδος του δικτύου μπορεί να είναι μια κλάση ή μια πιθανότητα από κλάσεις που περιγράφουν μια εικόνα.

2.9.2.1 Συνελκτικό επίπεδο

Το πρώτο επίπεδο σε ένα CNN είναι πάντα ένα συνελκτικό επίπεδο. Όπως γίνεται αντιληπτό από το όνομα, το επίπεδο αυτό παίζει μείζονα ρόλο στη λειτουργία των CNN. Οι παράμετροι του επιπέδου αυτού επικεντρώνονται γύρω από τη χρήση μαθησιακών πυρήνων (learnable kernels). Αυτοί οι πυρήνες είναι συνήθως μικροί σε χωρική διάταξη, αλλά επεκτείνονται σε όλο το εύρος της εισόδου. Όταν τα δεδομένα έρχονται στο συνελκτικό επίπεδο, το επίπεδο αυτό συνελίσσει κάθε φίλτρο στη χωρική διάταξη της εισόδου, ώστε να παράξει ένα δισδιάστατο χάρτη ενεργοποίησης.

Για να υπολογίσουμε τα διανύσματα κάθε επιπέδου, παίρνουμε αρχικά τις τιμές εισόδου και εφαρμόζουμε πολλαπλασιασμό διανυσμάτων ανά επίπεδο. Το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού του διανύσματος αυτού, υπολογίζεται για κάθε τιμή του νευρώνα με τη βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης. Από αυτή την τιμή το δίκτυο θα μάθει ποιοι νευρώνες ενεργοποιούνται, όταν ανιχνευθεί κάποιο ιδιαίτερο χαρακτηριστικό από μια συγκεκριμένη θέση της εισόδου. Αυτές οι τιμές είναι γνωστές και ως ενεργοποιήσεις (activations).



Εικόνα 3: Απεικόνιση Συνελικτικού επιπέδου

Εδώ παρουσιάζεται μια απεικόνιση ενός συνελικτικού επιπέδου. Το κεντρικό στοιχείο του πυρήνα τοποθετείται πάνω στο διάνυσμα εισόδου, το οποίο έπειτα υπολογίζεται πολλαπλασιάζοντας τη τιμή του κάθε pixel με τον πυρήνα (φίλτρο) και το τελικό αποτέλεσμα είναι το άθροισμα των τιμών αυτών. Η τιμή τοποθετείται στο τελικό πίνακα και επαναλαμβάνεται η διαδικασία με την επόμενη ομάδα pixels με μετατόπιση προς τα δεξιά, μέχρι να σχηματίσει την πλήρη έξοδο του συνελικτικού επιπέδου. Κάθε πυρήνας έχει έναν αντίστοιχο χάρτη ενεργοποίησης, στη προκειμένη περίπτωση 0 και 1.

Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, η εκπαίδευση ANNs σε εισόδους όπως εικόνες, οδηγεί σε μοντέλα τα οποία είναι πολύ μεγάλα για αποτελεσματική εκπαίδευση. Αυτό συμβαίνει λόγω του πλήρως συνδεδεμένου τρόπου των τυπικών νευρώνων που βλέπουμε στα ANN. Για να λύσουμε αυτό το πρόβλημα, κάθε νευρώνας σε ένα συνελικτικό στρώμα συνδέεται μόνο με μια μικρή περιοχή της εισόδου. Η διάσταση αυτής της περιοχής αναφέρεται συνήθως ως το δεκτικό μέγεθος πεδίου του νευρώνα.

Ένα απλό παράδειγμα είναι η είσοδος μιας εικόνας με διαστάσεις 64x64x3, δηλαδή μιας εικόνας RGB τριών καναλιών με διαστάσεις 64 μήκος και 64 πλάτος, με οριζόμενο το δεκτικό μέγεθος ως 6x6, το αποτέλεσμα θα ήταν 108 βάρη για κάθε νευρώνα του συνελικτικού δικτύου. Αντίθετα στο ANN θα είχαμε 12228 βάρη ανά νευρώνα. Τα συνελικτικά επίπεδα μειώνουν τη πολυπλοκότητα του μοντέλου.

2.9.2.2 Επίπεδο συγκέντρωσης

Τα συγκεντρωτικά στρώματα στοχεύουν στη σταδιακή μείωση των διαστάσεων που αναπαρίσταται το δίκτυο και συνεπώς στη περαιτέρω μείωση του αριθμού των παραμέτρων και της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του μοντέλου.

Το επίπεδο συγκέντρωσης λειτουργεί σε κάθε χάρτη ενεργοποίησης στην είσοδο και κλιμακώνει τη διάστασή του χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση "MAX". Στα περισσότερα CNN, αυτοί οι χάρτες έρχονται στη μορφή ομαδοποίησης επιπέδων συγκέντρωσης με πυρήνες διαστάσεων 2×2 και με βήμα 2 κατά μήκος των χωρικών διαστάσεων της εισόδου. Αυτό μειώνει το μέγεθος του χάρτη ενεργοποίησης έως και 25% του αρχικού μεγέθους, διατηρώντας παράλληλα τον όγκο του βάθους στο κανονικό του μέγεθος. Λόγω της καταστροφικής φύσης του στρώματος συγκέντρωσης, υπάρχουν μόνο δύο γενικές μέθοδοι μέγιστης συγκέντρωσης. Συνήθως, το βήμα και τα φίλτρα του επιπέδου συγκέντρωσης ορίζονται και τα δύο σε 2×2 , τα οποία θα επιτρέψουν στο επίπεδο να επεκταθεί μέσα στο σύνολο της χωρικής διάστασης της εισόδου. Επιπλέον υπάρχει σαν τεχνική η χρήση υπερκάλυψης, όπου το βήμα παίρνει τη τιμή 2 και το μέγεθος του πυρήνα τη τιμή 3. Πάνω από αυτή τη τιμή παρατηρείται μείωση στην απόδοση του δικτύου.

2.9.2.3 Πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο

Το πλήρως συνδεδεμένο στρώμα περιέχει νευρώνες οι οποίοι συνδέονται άμεσα στους νευρώνες των δύο γειτονικών στρωμάτων, χωρίς να συνδέονται με κανένα στρώμα μέσα τους. Έπειτα από αλληλουχίες συνελκτικών επιπέδων και επιπέδων συγκέντρωσης, χρησιμοποιούνται τα πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα. Οι νευρώνες στα επίπεδα αυτά συνδέονται με όλες τις ενεργοποιήσεις του προηγούμενου επιπέδου όπως ακριβώς συμβαίνει και στα απλά ANN. Το επίπεδο αυτό είναι διαφορετικό από το συνελκτικό επίπεδο, γιατί ενώ στο συνελκτικό τα βάρη των νευρώνων επαναχρησιμοποιούνται σε διάφορα μέρη της εικόνας, στο επίπεδο πυκνότητας κάθε νευρώνας έχει ένα μοναδικό βάρος. Μια ακόμη διαφορά είναι ότι ο τανυστής υπόκειται πλάτυνση (flattening) σε μια διάσταση.

Στη συγκεκριμένη διπλωματική χρησιμοποιήσαμε κάποια ακόμα ενδιάμεσα επίπεδα που αναφέρονται για την καλύτερη κατανόηση του μοντέλου CNN που αναπτύχθηκε.

2.9.3 Αλγόριθμοι Ανίχνευσης αντικειμένων (Object detection algorithms)

Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων στο τομέα της Τεχνητής Μάθησης ξεκινούν με την απλή προσέγγιση μέσω ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου. Η

λειτουργία όπως αναφέρθηκε παραπάνω, έχει να κάνει με την είσοδο μιας εικόνας σε ένα συνελκτικό δίκτυο και παίρνοντας το αποτέλεσμα, ως μια κλάση που προσδιορίζει το αντικείμενο της εικόνας. Μπορούμε όμως να θέλουμε να αναγνωρίσουμε πολλαπλά αντικείμενα από μια μόνο εικόνα. Οι αρχικές προσεγγίσεις αυτού του προβλήματος έφεραν την εκάστοτε εικόνα να χωριστεί σε μικρότερες περιοχές και να εφαρμοστεί η ίδια διαδικασία όπως προηγουμένως με το πέρασμα μέσα από το CNN. Στο τέλος ενώνονταν αυτές οι περιοχές οδηγώντας στο αποτέλεσμα της εικόνας με όλα τα αντικείμενα που ανιχνεύθηκαν. Αυτή η προσέγγιση ήταν πολύ απαιτητική υπολογιστικά, οπότε αναπτύχθηκαν άλλες μέθοδοι όπως αυτή με τα R-CNN (Region Convolutional neural networks). Η εξέλιξη αυτής της μεθόδου ήταν να χωρίσει την εικόνα σε περιοχές, ώστε να μπορέσει να δημιουργήσει πλαίσια ορίων, τα οποία θα περιείχαν τα διάφορα αντικείμενα της εικόνας. Ως δεύτερο βήμα εφαρμόζεται η ανίχνευση αντικειμένων όπως στην πρώτη περίπτωση, ανά πλαίσιο αυτή τη φορά. Τα πλαίσια αυτά ενώνονται στην ολόκληρη εικόνα. [41] [42]

2.9.3.1 YOLO – You look only once

Η εξέλιξη ήρθε με την ονομασία **YOLO** (You Look Only Once) από τους Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi το 2015 όπου παρουσίασαν μια καινούργια τεχνική για την ανίχνευση αντικειμένων σε εικόνα και βίντεο. Προσέγγισαν το πρόβλημα της ανίχνευσης εικόνας ως ένα μοναδικό πρόβλημα οπισθοδρόμησης (regression) μέσα από τα pixels μιας εικόνας, σε υποπλαίσια και σε πιθανές κλάσεις που ανιχνεύονται σε αυτά. Με αυτόν τον τρόπο, το σύστημα χρειάζεται να δει μόνο μια φορά την κάθε εικόνα για να αναγάγει τα αντικείμενα που ανίχνευσε. Η εικόνα εισάγεται στο σύστημα, δημιουργούνται τα κουτιά οριοθέτησης (υποπλαίσια), και εφαρμόζεται η ανίχνευση σε αυτά τα κουτιά. Το πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι η μεγαλύτερη ταχύτητα σε σύγκριση με προηγούμενες εκδόσεις. Κατάφεραν να πετύχουν ανίχνευση αντικειμένων σε βίντεο που αναπαραγόταν σε πραγματικό χρόνο. Ένα ακόμα επίτευγμα ήταν ότι οι προβλέψεις των εικόνων αυτών, ήταν διπλάσιες σε απόδοση σε σχέση με τα υπάρχοντα δίκτυα. Το YOLO κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και της επικύρωσης, βλέπει όλη την εικόνα, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα να αφομοιώσει καλύτερα τα χαρακτηριστικά που ανιχνεύει στις εικόνες. Με αυτό τον τρόπο, μπορεί να γενικεύει καλύτερα για τα αντικείμενα που βρίσκει,

κάνοντάς το πολύ πιο αξιόπιστο. Το δίκτυο αυτό ενοποιεί τα διάφορα χαρακτηριστικά της ανίχνευσης σε ένα και μόνο νευρωνικό δίκτυο.



Εικόνα 4: Χωρισμός της εικόνας σε πλαίσια (grid)

Αρχικά η εικόνα χωρίζεται σε ένα πλέγμα. Κάθε κελί σε αυτό το πλέγμα προβλέπει τα υποπλαίσια μέσα σε αυτό και την αυτοπεποίθηση για αυτά. Οι τιμές της αυτοπεποίθησης αφορούν στο πόσο σίγουρο είναι το μοντέλο, ότι μέσα σε αυτό το κελί υπάρχουν αντικείμενα και στο κατά πόσο ακριβές είναι στην ανίχνευση των αντικειμένων.

Το YOLO είναι ένα συνελκτικό δίκτυο. Είναι εμπνευσμένο από το GoogleNet μοντέλο για ανίχνευση εικόνας. Αποτελείται από 24 συνελκτικά επίπεδα, ακολουθούμενα από 2 πλήρως συνδεδεμένα δίκτυα. Η εκπαίδευση των πρώτων 20 επιπέδων του, γίνεται στο ImageNet dataset που αποτελείται από 1000 κλάσεις για αντικείμενα, που ακολουθείται από ένα επίπεδο συγκέντρωσης και ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο. Έπειτα προστίθενται 4 συνελκτικά δίκτυα και 2 πλήρως συνδεδεμένα, με τυχαία ανατεθειμένα βάρη. Το αποτέλεσμα ανιχνεύει όπως προαναφέρθηκε και τα υποπλαίσια σε συνδυασμό με τα αντικείμενα μέσα σε αυτά.



Εικόνα 5: Τελική ανίχνευση αντικειμένων YOLO

Η επόμενη έκδοση του YOLO η v2 χρησιμοποιεί μια διαφορετική αρχιτεκτονική, αυτή του Darknet [43] όπου πάνω σε αυτή είναι βασισμένη και η πιο πρόσφατη έκδοση, η v3. Την τελευταία δεκαετία, έχουν σημειωθεί ραγδαίες εξελίξεις στους αλγόριθμους εντοπισμού αντικειμένων. Η εξέλιξη της τεχνολογίας των συγκεκριμένων αλγορίθμων κινείται με ταχύτατους ρυθμούς, δημιουργώντας ένα πλήθος νέων υλοποιήσεων σε ετήσια βάση. Έτσι, στην παγκόσμια επιστημονική βιβλιογραφία μπορούν να βρεθούν αναφορές εφαρμογών πολλών άλλων αλγορίθμων εντοπισμού αντικειμένων όπως οι RFCN, SPP NET, YOLOv2, YOLOv3, Deeplab Xception, SSD (Single Shot Detector), RetinaNet κα.

3 Κεφάλαιο 3 : Μεθοδολογία Έρευνας

Σε αυτή την ενότητα θα περιγραφεί η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκε. Η αναφορά στο πρόβλημα που χρήζει επίλυσης, θα γίνει στην ενότητα 3.1. Στην ενότητα 3.2 θα αναφερθεί η μετάφραση αυτού του προβλήματος στα διαθέσιμα εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν και θα περιγραφεί η διαδικασία συλλογής των δεδομένων. Στην ενότητα 3.3 αναφέρεται η ανάπτυξη της αρχιτεκτονικής και η ανάπτυξη των νευρωνικών μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν.

3.1 Ανάλυση προβλήματος

Η λύση του προβλήματος της αυτόνομης οδήγησης είναι πολύπλοκη και υπάρχουν πολλές παράμετροι που επηρεάζουν τη σωστή υλοποίηση με κύριο γνώμονα την ασφάλεια του οδηγού και των άλλων ανθρώπων, οδηγών.

Τα βασικά στοιχεία που πρέπει να έχει το πρόγραμμα ενός αυτόνομου οχήματος είναι:

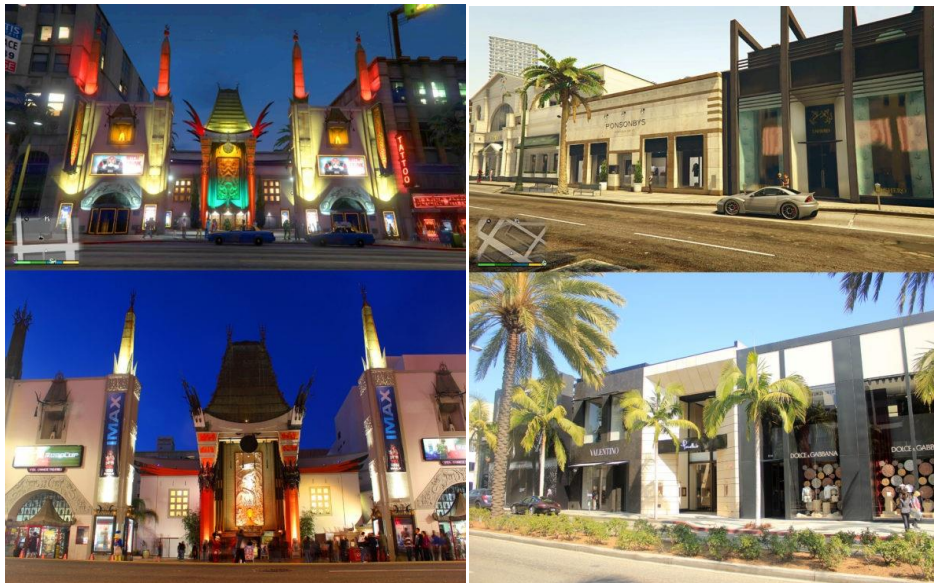
- Να σέβεται τον κώδικα οδικής κυκλοφορίας
- Να ανιχνεύει τα άλλα οχήματα
- Να ανιχνεύει τους πεζούς
- Να ανιχνεύει τα φανάρια
- Να μένει ανεπηρέαστο σε συνθήκες καιρού
- Να μένει ανεπηρέαστο σε συνθήκες μέρας – νύχτας
- Να ειδοποιεί τον οδηγό σε ενδεχόμενο σφάλματος
- Να αποτρέπει συγκρούσεις
- Να έχει απόκριση σε πραγματικό χρόνο

Η προσομοίωση της οδήγησης επιτρέπει τον έλεγχο της συμπεριφοράς των αυτόνομων οχημάτων σε τεράστιο αριθμό σεναρίων, περιβαλλόντων, διαμορφώσεων συστήματος και χαρακτηριστικών προγραμμάτων οδήγησης. Δεν αντικαθιστά τις πραγματικές δοκιμές, αλλά μπορεί να βοηθήσει στην εστίαση των προβλημάτων που αντιμετωπίζονται σε αυτές, αλλά και στην επαλήθευση των αποτελεσμάτων προσομοίωσης. Οι δοκιμές σε πραγματικές συνθήκες οδήγησης, θα συμβάλουν στην απόκτηση περαιτέρω πληροφοριών επικύρωσης, οι οποίες προκύπτουν από

απρόσμενες οδηγικές καταστάσεις και συμπεριφορές. Η προσομοίωση παίζει ουσιαστικό ρόλο στην ανάπτυξη και δοκιμή του αυτόνομου λογισμικού οδήγησης. Χωρίς προσομοίωση, δεν ήταν δυνατή η διαχείριση του τεράστιου αριθμού δοκιμών και διαδικασιών επαλήθευσης.

3.2 Προσέγγιση προβλήματος

Τα παιχνίδια υπολογιστών έχουν πλέον αρκετά σύγχρονα γραφικά, ώστε να μπορέσουν να δημιουργήσουν ένα περιβάλλον προσομοίωσης το οποίο θα είναι αρκετά ικανοποιητικό για να μπορέσουμε να δοκιμάσουμε και να προσομοιώσουμε κανονικές συνθήκες οδήγησης. Ένα από αυτά τα παιχνίδια είναι και το Grand Theft Auto V από την Rockstar Games [44]. Το παιχνίδι της Rockstar προσομοιώνει την πόλη του Los Angeles στην Αμερική, σε ποσοστό 70%, απεικονίζοντας πεζούς, διαφόρων τύπων οχήματα, και η πλοήγηση μέσα στη πόλη αυτή είναι ελεύθερη. Αυτό το καθιστά ιδανικό περιβάλλον για προσομοίωση.



Εικόνα 6: Το παιχνίδι της Rockstar [45]

3.2.1 Udacity car simulator

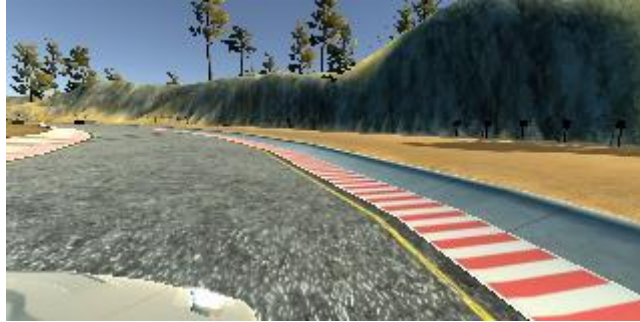
Καθώς το πρόβλημα συνεχίζει να είναι πολύπλοκο σε αυτό το στάδιο, τα αρχικά βήματα κατανόησής του έγιναν με τη χρήση του εργαλείου του Udacity – το car simulator [46]. Αυτό το περιβάλλον προσομοίωσης είναι γραμμένο σε μια εφαρμογή ανάπτυξης τρισδιάστατων παιχνιδιών, με το όνομα Unity [47]. Το εργαλείο αυτό

βοήθησε στο να δοθεί η δυνατότητα αξιολόγησης της απόκρισης στην εκμάθηση των διάφορων μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν, σε ένα πολύ πιο ελεγχόμενο περιβάλλον, χωρίς εξωτερικούς παράγοντες όπως άλλα οχήματα, καιρικές συνθήκες κτλ. Ο τρόπος λειτουργίας αυτού του προγράμματος είναι ο εξής:

Υπάρχουν 2 modes εκκίνησης της εφαρμογής, ο ένας έχει να κάνει με το training mode και ο άλλος με το autonomous mode. Ο χρήστης χρησιμοποιεί το training mode για να οδηγήσει χειροκίνητα το όχημα γύρω από μια κυκλική πίστα και να κάνει εγγραφή στις κινήσεις του τιμονιού καθώς το οδηγεί. Κάθε δευτερόλεπτο αποθηκεύονται 3 εικόνες αριστερά κεντρικά και δεξιά του οχήματος και η τιμή του τιμονιού σε ένα αρχείο csv. Οδηγώντας χειροκίνητα το όχημα για 2 κύκλους, προκύπτει ένα δείγμα από εικόνες και τις αντίστοιχες τιμές του τιμονιού. Έχοντας το δείγμα των εικόνων, ο σκοπός αρχικά ήταν να μπορέσει το όχημα να οδηγήσει μόνο του στην πίστα αυτή, χρησιμοποιώντας το autonomous mode της προσομοίωσης. Το autonomous mode έχει το όχημα ακίνητο και ενεργοποιεί έναν server με τεχνολογία Websockets που αποκρίνεται στις τιμές του τιμονιού και του γκαζιού από το πρόγραμμα σε Python που έχει υλοποιήσει το Udacity [48]. Παρακάτω θα αναλυθούν οι αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιήθηκαν για να επιτευχθεί η αυτόνομη οδήγηση στην προσομοίωση αυτή.



Εικόνα 7: Udacity car simulator αριστερή εικόνα



Εικόνα 8: Udacity car simulator κεντρική εικόνα



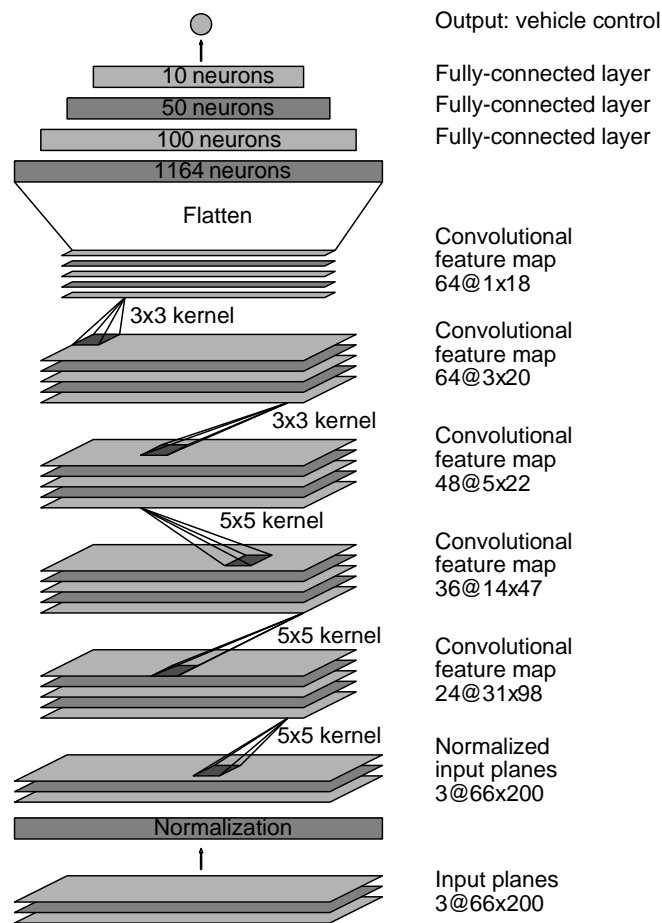
Εικόνα 9: Udacity car simulator δεξιά εικόνα

3.2.2 Αρχιτεκτονική NVIDIA

Το 2016, 12 μηχανικοί της NVIDIA Corporation δημοσίευσαν ένα άρθρο το οποίο είχε μια υλοποίηση με ένα CNN μοντέλο και ήταν υπεύθυνο για τη κατεύθυνση του τιμονιού ενός αυτοκινήτου. Το μοντέλο αυτό μπόρεσε να οδηγήσει και σε τοπικούς δρόμους καθώς και σε αυτοκινητόδρομους, με ελάχιστα δεδομένα και χωρίς να το ενδιαφέρουν χαρακτηριστικά όπως οι γραμμές του δρόμου. Σε σχέση με τις τότε λύσεις που έφεραν υλοποίηση ανίχνευσης γραμμών, ανίχνευση μονοπατιού και ελέγχου του οχήματος, το μοντέλο που έφτιαξαν λειτουργούσε με όλες αυτές τις παραμέτρους ταυτόχρονα. Σε αυτό βοήθησαν κυρίως τα CNN δίκτυα τα οποία έφεραν την επανάσταση στην ανίχνευση μοτίβων. Το μοντέλο τους αποτελείται λίγα επίπεδα και όμως αυτά είναι αρκετά για να έχουν περί τις 27 εκατομμύρια συνδέσεις και 250000 παραμέτρους. [49]

Στη δημοσίευσή τους, αναλύουν τη χρησιμότητα του **image augmentation**, μια τεχνική που μας επιτρέπει να πολλαπλασιαστεί το δείγμα των εικόνων, βάζοντας τεχνητό θόρυβο στις εικόνες που έχουμε αποθηκεύσει για να αυξηθεί το δείγμα με το

οποίο μπορεί να δουλέψει το μοντέλο, ώστε να μπορεί να αποδίδει και σε δρόμους και σε στροφές που δεν έχει ξαναδεί.



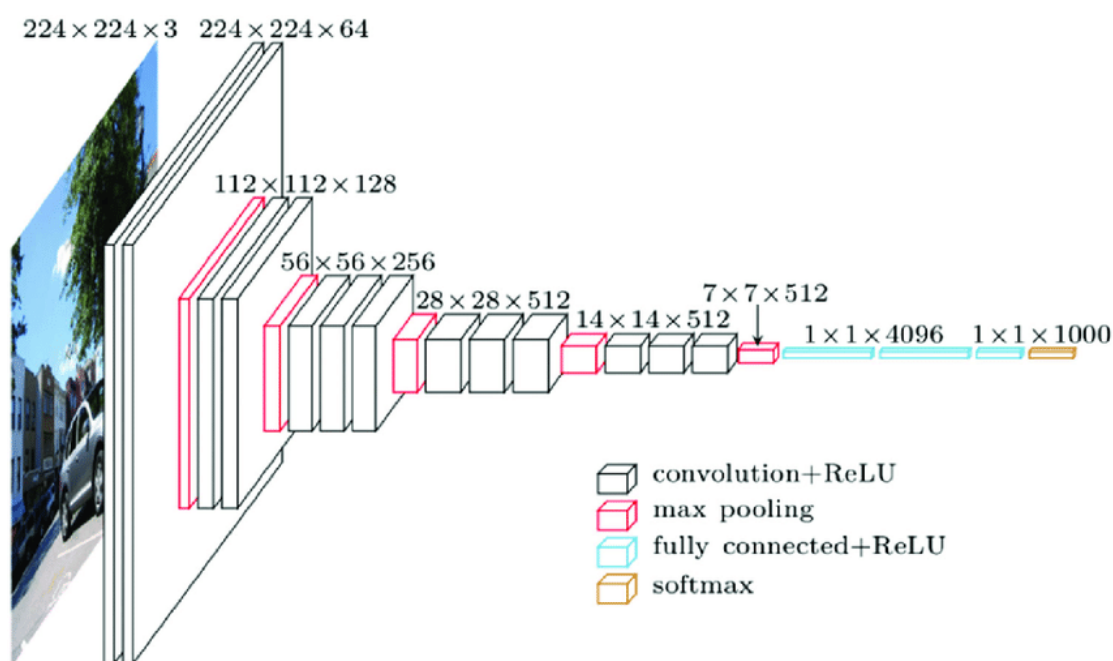
Εικόνα 10: Αρχιτεκτονική μοντέλου NVIDIA

Αποδεικνύεται ότι το μοντέλο της αυτό, λειτούργησε άψογα για το δείγμα των εικόνων που συλλέχθηκε στο προηγούμενο βήμα με την εφαρμογή του Udacity για το track 1. Έπειτα δοκιμάστηκε το ίδιο μοντέλο στην δεύτερη πίστα, η οποία είναι πολύ πιο πολύπλοκη από θέμα στροφών, σκιών και διάρθρωση του δρόμου με ανηφόρες και κατηφόρες.

Στην πίστα 2, υπήρχαν στροφές με κλίση πολύ μεγαλύτερη από αυτή της πρώτης πίστας, με συνέπεια το όχημα, να μη μπορεί να στρίψει αρκετά. Μια λύση θα ήταν να οδηγηθεί χειροκίνητα το όχημα και στη δεύτερη πίστα και να γίνει εκπαίδευση του μοντέλου για αυτή. Προσπαθώντας όμως να βρεθεί μια γενική λύση που θα δουλεύει και για τις 2 πίστες, χωρίς να χρειάζεται εκπαίδευση σε κάθε μια από αυτές, αναζητήθηκαν άλλα μοντέλα CNN όπως αυτό του VGG.

3.2.3 Αρχιτεκτονική VGG

Ένα μοντέλο το οποίο έχει κερδίσει και σε διαγωνισμό ανίχνευσης εικόνων είναι το VGG [50] μοντέλο από μελετητές της Οξφόρδης. Το σημαντικό σε αυτό το μοντέλο είναι ότι εκτός από τη δυνατότητά του να ανιχνεύει αντικείμενα σε εικόνες, τα βάρη του μοντέλου είναι διαθέσιμα δωρεάν και μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μοντέλα και εφαρμογές για την ανίχνευση αντικειμένων σε εικόνες. Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι φτιαγμένο για την ανίχνευση εικόνων στο ImageNet. Το ImageNet είναι ένα project το οποίο αποτελείται από μια βάση δεδομένων με πάνω από 15 εκατομμύρια εικόνες περιλαμβάνοντας περίπου 22000 κατηγορίες. Κάθε χρόνο λαμβάνει χώρα ο διαγωνισμός ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge ο οποίος υπάρχει από το 2010. Σε αυτόν διαγωνίζονται οργανισμοί και δοκιμάζουν τα μοντέλα τους για να βρουν ποιο από αυτά είναι το καλύτερο στην ανίχνευση των εικόνων. [51]



Εικόνα 11: Μοντέλο VGG [52]

Το συγκεκριμένο μοντέλο είναι προ-εκπαιδευμένο. Ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο είναι ένα μοντέλο που δημιουργήθηκε από κάποιον άλλο για την επίλυση ενός παρόμοιου προβλήματος. Αντί να δημιουργηθεί ένα μοντέλο από το μηδέν για να λυθεί ένα παρόμοιο πρόβλημα, χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε άλλο πρόβλημα ως αφετηρία. Για παράδειγμα, εάν θέλουμε να φτιάξουμε ένα μοντέλο

ανίχνευσης αντικειμένων όπως στη συγκεκριμένη περίπτωση που θα χρησιμοποιηθεί για την αυτόνομη οδήγηση, μπορούμε να περάσουμε χρόνια για να δημιουργήσουμε έναν αξιοπρεπή αλγόριθμο αναγνώρισης εικόνων από το μηδέν ή μπορούμε να πάρουμε ένα μοντέλο έναρξης (ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο) στη περίπτωσή μας το VGG, το οποίο δημιουργήθηκε με δεδομένα του **ImageNet** για να αναγνωρίσει αντικείμενα σε εικόνες.

Ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί να μην είναι 100% ακριβές στην εφαρμογή που αναπτύχθηκε, αλλά εξοικονομεί πολύ χρόνο και επεξεργαστική ισχύ που θα χρειαζόταν εάν κατασκευαζόταν ένα από την αρχή.

Υπάρχουν 3 τρόποι χρησιμοποιηθεί ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο:

- 1. Εκμάθηση χρησιμοποιώντας όλο το μοντέλο.** Σε αυτή τη περίπτωση χρησιμοποιούμε την αρχιτεκτονική του προ-εκπαιδευμένου μοντέλου και το εκπαιδεύουμε για τη δική μας βάση δεδομένων. Το μοντέλο μαθαίνει εκ νέου, οπότε πρέπει να έχουμε μεγάλο δείγμα για τη σωστή εκμάθησή του.
- 2. Εκμάθηση σε κάποια επίπεδα και πάγωμα σε κάποια άλλα.** Στα CNN τα χαμηλά επίπεδα αναφέρονται σε γενικά χαρακτηριστικά, και τα ψηλά επίπεδα αναφέρονται σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Εδώ δοκιμάζουμε να διχοτομήσουμε το μοντέλο σε διάφορα επίπεδα ανάλογα με το πόσο θέλουμε να μεταλλάξουμε τα βάρη του δικτύου. Συνήθως σε ένα μικρό δείγμα με πολλές παραμέτρους, παγώνουμε πολλά επίπεδα για να μειώσουμε τη πιθανότητα **overfitting**.
- 3. Εξαγωγή χαρακτηριστικών.** Χρησιμοποιούμε τις αναπαραστάσεις που έχει μάθει ένα προηγούμενο δίκτυο για να εξάγουμε σημαντικά χαρακτηριστικά από νέα δείγματα. Για να το πετύχουμε αυτό, προσθέτουμε έναν νέο ταξινομητή (**classifier**), ο οποίος θα εκπαιδευτεί από το μηδέν, πάνω από το προκατασκευασμένο μοντέλο, ώστε να μπορέσουμε να επαναχρησιμοποιήσουμε τους χάρτες χαρακτηριστικών που μάθαμε προηγουμένως για το σύνολο δεδομένων. Δεν χρειάζεται να εκπαιδεύσουμε ολόκληρο το μοντέλο. Το βασικό συνελκτικό δίκτυο περιέχει ήδη χαρακτηριστικά που είναι χρήσιμα για την ταξινόμηση των εικόνων. Ωστόσο, το τελικό τμήμα ταξινόμησης του προπαρασκευασμένου μοντέλου είναι στοχευμένο για την αρχική διαδικασία ταξινόμησης και συγκεκριμένα για το σύνολο των τάξεων (classes) στις οποίες εκπαιδεύτηκε το μοντέλο.

Για την γενίκευση του μοντέλου στη δεύτερη πίστα, χρησιμοποιήθηκε ολόκληρο το προεκπαιδευμένο μοντέλο, με τη προσθήκη Dense και Dropout επιπέδων στο Keras. Το αποτέλεσμα ήταν μια άψογη οδήγηση στη πρώτη πίστα του simulator και μια πολύ ικανοποιητική οδήγηση στη δεύτερη πίστα, χωρίς να έχει εκπαιδευτεί το μοντέλο καθόλου στη δεύτερη πίστα.

```
1. input_layer = Input(shape=input_shape)
2. input_layer = Lambda(lambda x: x/255.-.5)(input_layer)
3. vgg_16_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_tensor=input_layer)
4. output_layer = vgg_16_model.output
5. output_layer = Flatten()(output_layer)
6. output_layer = Dense(1024, activation='elu', name='fc1')(output_layer)
7. output_layer = Dropout(0.5, name='fc1_dropout')(output_layer)
8.
9. output_layer = Dense(512, activation='elu', name='fc2')(output_layer)
10. output_layer = Dropout(0.5, name='fc2_dropout')(output_layer)
11.
12. output_layer = Dense(256, activation='elu', name='fc3')(output_layer)
13. output_layer = Dropout(0.5, name='fc3_dropout')(output_layer)
14.
15. output_layer = Dense(128, activation='elu', name='fc4')(output_layer)
16. output_layer = Dropout(0.5, name='fc4_dropout')(output_layer)
17.
18. output_layer = Dense(64, activation='elu', name='fc5')(output_layer)
19. output_layer = Dropout(0.5, name='fc5_dropout')(output_layer)
20.
21. output_layer = Dense(32, activation='elu', name='fc6')(output_layer)
22. output_layer = Dropout(0.5, name='fc6_dropout')(output_layer)
23.
24. output_layer = Dense(1, init='zero', name='output_layer')(output_layer)
25. model = Model(input=vgg_16_model.input, output=output_layer)
```

Στο επόμενο κεφάλαιο θα παρουσιαστούν λεπτομερώς τα μοντέλα που δοκιμάστηκαν, η δομή, η λειτουργία και τα αποτελέσματα της προσομοίωσης.

4 Μοντέλο Έρευνας-Λύση του προβλήματος

Έχοντας σαν βάση τα μοντέλα και τη μέθοδο ανάλυσης του προβλήματος από τον Udacity simulator, επεκτάθηκε η υλοποίηση του προβλήματος στο παιχνίδι Grand Theft Auto V. Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστεί η λύση του προβλήματος με τη χρήση όλων των τεχνολογιών που προαναφέρθηκαν συνδυαστικά, ώστε να δοθεί ένα ικανοποιητικό αποτέλεσμα.

4.1 Τεχνολογίες και Hardware

Χρησιμοποιήθηκε και εδώ η γλώσσα Python με τις βιβλιοθήκες TensorFlow και Keras. Τα χαρακτηριστικά του υπολογιστή που χρησιμοποιήθηκαν ήταν:

- GPU: Nvidia RTX 2080 Ti
- CPU Intel 8700k
- 32GB RAM

Η εκπαίδευση έγινε χρησιμοποιώντας την GPU έκδοσης της βιβλιοθήκης TensorFlow καθώς ο χρόνος εκμάθησης μειώνεται αισθητά λόγω των πολλών πυρήνων.

Το image augmentation γίνεται στη κεντρική μονάδα επεξεργασίας, οπότε υπήρχε bottleneck στην όλη διαδικασία κατά την οποία περίμενε η κάρτα γραφικών τον επεξεργαστή να τελειώσει τη μετατροπή των εικόνων. Η διάρκεια εκμάθησης κράτησε ~10 λεπτά για 5000 φωτογραφίες. Δείγματα κώδικα και ιδέες προήλθαν από τις παρακάτω πηγές [53] [54] [55]

4.1 Συλλογή δεδομένων

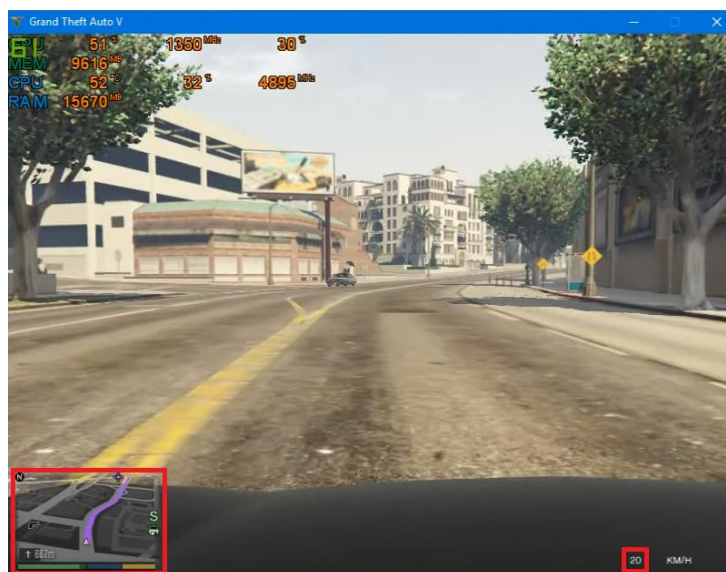
Ενώ το περιβάλλον του Grand Theft Auto V είναι πολύ καλό για τη προσομοίωση που αναπτύσσεται, χρειάστηκαν κάποιες παραμετροποιήσεις ώστε να δημιουργηθεί ένα καλύτερο δείγμα εικόνων για την σωστότερη εκμάθηση του μοντέλου.

Για να επιτευχθεί η αποθήκευση των εικόνων και για να υπάρχει ένα καθαρό δείγμα στην αποθήκευση των δεδομένων, αφαιρέθηκαν αρχικά με ένα πρόγραμμα (**trainer**) από το παιχνίδι τα άλλα αυτοκίνητα και οι πεζοί. Το καθαρό δείγμα που

έμεινε χρησιμοποιήθηκε στο μοντέλο του TensorFlow που αναπτύχθηκε για να βελτιωθούν τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης. Έπειτα, παραμετροποιήθηκε η κάμερα του παιχνιδιού ώστε το όχημα να είναι κεντραρισμένο στην οθόνη. Χρησιμοποιήθηκε και πάλι ο ίδιος **trainer** που αφαιρεί αυτές τις παραμέτρους. Επίσης με τον trainer αυτόν, αλλάχθηκε το χρώμα του αυτοκίνητου καθώς και η μάρκα του ώστε με την εναλλαγή χρήσης της κάμερας, να φαίνεται μέσα από το αυτοκίνητο το καπό, ώστε να επιτευχθεί η προσομοίωση κανονικής οδήγησης. Τέλος, αναπτύχθηκε ένα script σε Python το οποίο ακολούθησε τη λογική που προαναφέρθηκε για την αποθήκευση εικόνων στον υπολογιστή και τη δημιουργία ενός αρχείου **h5** μέσω της βιβλιοθήκης **h5py**. Το μέγεθος των φωτογραφιών αλλάχθηκε σε 320 x 240 pixels για εξοικονόμηση χώρου στον δίσκο.

```
1. # read throttle and steering values from the gamepad
2. throttle, steering = gamepad.get_state()
3. # get screen, speed and direction
4. screen, speed, direction = img_process()
5. controls.append([throttle, steering])
6. save(screen, controls)
```

Επειδή πλέον το περιβάλλον αυτό δεν δίνει την επιλογή χρήσης πολλών εικόνων ανά frame όπως στον simulator του Udacity, καθώς το παιχνίδι είναι αυτό που απεικονίζεται στον χρήστη ως ένα βίντεο, αποθηκεύτηκε μόνο μια εικόνα ανά frame με την αντίστοιχη τιμή του τιμονιού, την ταχύτητα, την επιτάχυνση και η κατεύθυνση του ραντάρ.



Εικόνα 12: Προσαρμοσμένο περιβάλλον Grand Theft Auto V

Η συλλογή δεδομένων πραγματοποιείται έχοντας έναν άνθρωπο χειριστή του παιχνιδιού να οδηγεί το όχημα στον εικονικό κόσμο του GTA. Το script λαμβάνει ένα στιγμιότυπο οθόνης του παραθύρου του παιχνιδιού χρησιμοποιώντας το πακέτο win32gui. Η βιβλιοθήκη αυτή, αντιγράφει την εικόνα του παραθύρου, που είναι ουσιαστικά το παιχνίδι σε ανάλυση 800x600 και εκτελεί τη διαδικασία που αναφέρθηκε. Ο σκοπός για αυτό, είναι απλά να οδηγήσει ο χειριστής το όχημα ακολουθώντας το δρόμο, οπότε η αλλαγή λωρίδας δεν ήταν επιτρεπτή για τον οδηγό, καθώς θα περιέπλεκε τη διαδικασία εκμάθησης αργότερα.

4.1.1 Συσκευές εισόδου

Για την οδήγηση από τον χειριστή του παιχνιδιού χρησιμοποιήθηκε ένα χειριστήριο παιχνιδιού (gamepad). Τα χειριστήρια παιχνιδιού είναι πολύ καλύτερα από τη χρήση πληκτρολογίου για αυτόν το σκοπό καθώς μας δίνουν τη δυνατότητα με τους αναλογικούς μοχλούς τους να έχουμε πολλές δεκαδικές τιμές μεταξύ της αριστερής και της δεξιάς κατεύθυνσης. Οι τιμές του τιμονιού στη προσομοίωσή είναι -1 για τέρμα αριστερά, 0 για το κέντρο και +1 για τέρμα δεξιά. Στη περίπτωση του πληκτρολογίου θα χανόταν αυτή τη δυνατότητα των ενδιάμεσων τιμών με συνέπεια να υπάρχει πολύς θόρυβος στη συλλογή των δεδομένων.

4.1.2 Κανονικοποίηση του δείγματος

Το δείγμα που συλλέχθηκε σε αυτό το σημείο μετά από 20 λεπτά οδήγησης περιέχει περίπου 23000 εικόνες. Το πρόβλημα όμως είναι ότι για τις εικόνες αυτές, το όχημα κυρίως πηγαίνει ευθεία. Πρέπει να κανονικοποιηθεί το δείγμα των εικόνων που συλλέχθηκαν, ώστε να περιέχει παρόμοιο αριθμό εικόνων που περιέχουν κάποια κλίση στο τιμόνι και να αγνοηθούν τα περιττά συνεχόμενα frames που έχουν μηδενική κλίση. Έπειτα από την κανονικοποίηση του dataset το αποτέλεσμα ήταν περίπου 8800 εικόνες.

4.1.3 Ενίσχυση δεδομένων (image augmentation)

Το δείγμα που δημιουργήθηκε σε αυτή τη φάση είναι αρκετά μικρό και δεν είναι αρκετό για να καταστήσει ένα μοντέλο ικανό να οδηγεί μόνο του το όχημα σε ικανοποιητικό βαθμό, καθώς υπάρχουν πολλά διαφορετικά αντικείμενα σε κάθε εικόνα

που δεν έχει ξαναδεί το μοντέλο δεδομένου ότι ο χειριστής δεν έχει οδηγήσει το όχημα αρκετά. Ο λόγος γίνεται για χρώματα ασφάλτου, σκιές από φανάρια, σβησμένες λωρίδες κτλ. Χρειάζεται λοιπόν να εφαρμοστεί **image augmentation** σε κάθε εικόνα που είναι να τροφοδοτηθεί στο σύστημα κατά την εκπαίδευση. Με αυτόν τον τρόπο, αυξάνεται πολύ το διαθέσιμο δείγμα που ανακτήθηκε και τροφοδοτείται στο μοντέλο με τις εικόνες τις αρχικές και τις αλλαγμένες. Χρησιμοποιείται η μέθοδος **fit_generator** του Keras, η οποία δίνει τη δυνατότητα σαν πρώτη παράμετρο να καλείται μια callback μέθοδος που θα επιστρέφει τις εικόνες ανά batch για την εκπαίδευση του μοντέλου. Το image augmentation που εφαρμόζεται περιέχει τα παρακάτω.

1. Ανατοποθέτηση της εικόνας στον άξονα x και y
2. Τυχαία τοποθέτηση σκιών στην εικόνα
3. Αυξομείωση της φωτεινότητας της εικόνας
4. Αναποδογύρισμα της εικόνας

Στη περίπτωση της ανατοποθέτησης και του αναποδογυρίσματος της εικόνας, χρειάζεται να προσαρμοστεί η τιμή του τιμονιού. Το image augmentation πετυχαίνεται με τη χρήση της βιβλιοθήκης OpenCV [56]

```
1. image, steering_angle = random_flip(image, steering_angle)
2. image, steering_angle = translate_image_in_x_and_y_axis(image, steering_angle, range_x, range_y)
3. image = add_random_shadow(image)
4. image = add_random_brightness_image(image)
```

```
1. def random_flip(image, steering_angle):
2.     if np.random.rand() < 0.5:
3.         image = cv2.flip(image, 1)
4.         steering_angle = -steering_angle
5.     return image, steering_angle
6.
7. def add_random_shadow(image):
8.     # add random shadow to the given image. Must be resized based on the IMAGE_WIDTH and HEIGHT
9.     x1, y1 = IMAGE_WIDTH * np.random.rand(), 0
10.    x2, y2 = IMAGE_WIDTH * np.random.rand(), IMAGE_HEIGHT
11.    xm, ym = np.mgrid[0:IMAGE_HEIGHT, 0:IMAGE_WIDTH]
12.
13.    mask = np.zeros_like(image[:, :, 1])
14.    mask[np.where((ym - y1) * (x2 - x1) - (y2 - y1) * (xm - x1) > 0)] = 1
15.
16.    # choose which side should have shadow and adjust saturation
17.    cond = mask == np.random.randint(2)
18.    s_ratio = np.random.uniform(low=0.2, high=0.5)
```

```

19.
20.     # adjust Saturation in HLS(Hue, Light, Saturation)
21.     hls = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2HLS)
22.     hls[:, :, 1][cond] = hls[:, :, 1][cond] * s_ratio
23.     return cv2.cvtColor(hls, cv2.COLOR_HLS2RGB)
24.
25. def translate_image_in_x_and_y_axis(image, steering_angle, range_x, range_y)
26.     :
27.     # translate a given image in the x and y axis based on the ranges given
28.
29.     x_translation = (range_x * np.random.uniform()) - (range_x * 0.5)
30.     y_translation = (range_y * np.random.uniform()) - (range_y * 0.5)
31.     # Translation Matrix
32.     translation_matrix = np.float32([[1, 0, x_translation], [0, 1, y_transla
33.     tion]])
34.     height, width = image.shape[:2]
35.     translated_image = cv2.warpAffine(image, translation_matrix, (width, hei
36.     ght))
37.     translated_angle = steering_angle + ((x_translation / range_x) * 2) * 3
38.
39.     if translated_angle < 0:
40.         translated_angle = math.ceil(translated_angle)
41.     else:
42.         translated_angle = math.floor(translated_angle)
43.     # sanitize the angles if its more that 10 or -10 to a maximum of 10 or -
44.     10
45.     new_angle = -10 if translated_angle < -10 else translated_angle
46.     new_angle = 10 if new_angle > 10 else new_angle
47.     #print(x_translation, y_translation, width, height, new_angle)
48.     return translated_image, new_angle
49.
50. def add_random_brightness_image(image):
51.     # add random brightness to the given image
52.     hue_saturation_value_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2HSV)
53.     random_brightness = 0.20 + np.random.uniform()
54.     hue_saturation_value_image[:, :, 2] = hue_saturation_value_image[:, :, 2
55.     ] * random_brightness
56.     hue_saturation_value_image = cv2.cvtColor(hue_saturation_value_image, cv
57.     2.COLOR_HSV2RGB)
58.     return hue_saturation_value_image

```



Εικόνα 13: Image augmentation

4.2 Εκπαίδευση του μοντέλου

Για την εκπαίδευση του τελικού μοντέλου, χρησιμοποιήθηκε το VGG16 όπως προαναφέρθηκε, με τη προσθήκη ενός Flatten, 6 Dropout και 7 Dense επιπέδων. Για το ραντάρ χρησιμοποιήθηκε ένα μοντέλο 8 επιπέδων τα οποία ενώθηκαν με τη χρήση του **Concatenate layer** από το API του **Keras** και στο τελικό τροφοδοτήθηκαν οι εικόνες. Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν είναι:

1. Μοντέλο για ανίχνευση εικόνας του δρόμου
2. Μοντέλο για ανίχνευση εικόνας του radar το οποίο έχει ένα βελάκι που προσδιορίζει τη κατεύθυνση που πρέπει να ακολουθήσει το όχημα σε ένα ορισμένο waypoint
3. Μοντέλο για την εύρεση της τιμής του τιμονιού.

Παρακάτω αναφέρεται ο κώδικας για τη δημιουργία του μοντέλου.

```

1. # image model
2. img_input = Input(shape=INPUT_SHAPE)
3. img_model = Lambda(lambda x: x / 255.0 - 0.5, input_shape=INPUT_SHAPE)(img_input)
4. vgg_16_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_tensor=img_model)
5. img_model = vgg_16_model.output
6. img_model = Flatten()(img_model)
7. img_model = Dense(1024, activation='elu', name='fc1')(img_model)
8. img_model = Dropout(0.5, name='fc1_dropout')(img_model)
9. img_model = Dense(512, activation='elu', name='fc2')(img_model)
10. img_model = Dropout(0.5, name='fc2_dropout')(img_model)
11. img_model = Dense(256, activation='elu', name='fc3')(img_model)
12. img_model = Dropout(0.5, name='fc3_dropout')(img_model)
13. img_model = Dense(128, activation='elu', name='fc4')(img_model)
14. img_model = Dropout(0.5, name='fc4_dropout')(img_model)
15. img_model = Dense(64, activation='elu', name='fc5')(img_model)
16. img_model = Dropout(0.5, name='fc5_dropout')(img_model)
17. img_model = Dense(32, activation='elu', name='fc6')(img_model)
18. img_model = Dropout(0.5, name='fc6_dropout')(img_model)
19. img_model = Dense(100, init='zero', name='img_model')(img_model)
20.
21. # radar model
22. radar_input = Input(shape=RADAR_SHAPE)
23. radar_model = (Conv2D(32, (5, 5), activation='elu'))(radar_input)
24. radar_model = (MaxPooling2D((2, 2), strides=(2, 2)))(radar_model)
25. radar_model = (Conv2D(64, (5, 5), activation='elu'))(radar_model)
26. radar_model = (MaxPooling2D((2, 2), strides=(2, 2)))(radar_model)
27. radar_model = (Dropout(args.keep_prob / 2))(radar_model)
28. radar_model = (Flatten())(radar_model)
29. radar_model = (Dense(10, activation='elu'))(radar_model)
30.
31. # combined model
32. combined = Concatenate()([img_model, radar_model])
33. combined = (Dense(10, activation='elu'))(combined)
34. combined = (Dense(1))(combined)
35.
36. final_model = Model(inputs=[img_input, radar_input], outputs=combined)

```

Η διάρκεια της εκπαίδευσης ήταν πολύ διαφορετική με τη χρήση GPU από CPU. Στη GPU για 2000 εικόνες, η μάθηση χρειάστηκε περίπου 10 λεπτά. Στην CPU το δείγμα που πάρθηκε ξανά ήταν μεγαλύτερο και αποτελούνταν από 8800 εικόνες. Χρειάστηκαν πάνω από 5 ώρες για την εκπαίδευση του μοντέλου. Για την εκπαίδευση του μοντέλου το δείγμα χωρίστηκε σε 80% του συνολικού δείγματος που ονομάζεται training set και σε 20% που είναι το validation set. Ο στόχος για αυτό είναι να εκπαιδευτεί ένα μοντέλο το οποίο θα γενικεύει καλά σε νέα δεδομένα. Το validation set χρησιμεύει ως δοκιμή του μοντέλου σε νέα δεδομένα, για να δώσει το σωστό accuracy στα δεδομένα αυτά που δεν έχει ξαναδεί το σύστημα. Με αυτόν τον τρόπο δίνεται η δυνατότητα ανίχνευσης του μοντέλου όσον αφορά την υπερπροσαρμογή των προβλέψεών του (overfitting). Το μοντέλο έγινε compile με loss function το mean squared error (μέσο σφάλμα τετραγώνου) και ο optimizer για τη μείωση του σφάλματος ήταν ο Adam ο οποίος χρησιμοποιείται συχνά για προβλήματα υπολογιστικής όρασης.

Το μοντέλο προβλέπει με βάση την τροφοδοτούμενη εικόνα, τη κλίση του τιμονιού. Οπότε το αποτέλεσμα της εκπαίδευσης αφορά **1** μόνο κλάση. Στο πέρας της εκμάθησης, η βιβλιοθήκη Keras παράγει ένα αρχείο με τα βάρη του συγκεκριμένου μοντέλου καθώς και με τις ρυθμίσεις της εκπαίδευσης του. Αυτά τα βάρη μπορούν να φορτωθούν πλέον στο δεύτερο πρόγραμμα που αναπτύχθηκε σε Python, ώστε να δοκιμαστεί στην προσομοίωση της οδήγησης του παιχνιδιού. Αξίζει να σημειωθεί ότι το παραγόμενο αρχείο μπορεί να χρησιμοποιηθεί από διάφορες εφαρμογές που υποστηρίζουν τη φόρτωση μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης.

Για παράδειγμα αν έχουμε ένα μοντέλο που ανιχνεύει αριθμούς το οποίο το έχουμε εκπαιδεύσει στον υπολογιστή μας, μπορούμε να το φορτώσουμε σε μια σελίδα του περιηγητή μας (browser) και με τη βιβλιοθήκη TensorFlow για JavaScript να το χρησιμοποιήσουμε σε εικόνες χωρίς καν να χρειάζεται να εγκαταστήσουμε κάποια εφαρμογή στον υπολογιστή μας.

4.3 Αυτόνομη οδήγηση του οχήματος

Αναπτύχθηκε ένα ακόμα πρόγραμμα σε Python, το οποίο είναι υπεύθυνο για την αυτόνομη οδήγηση του οχήματος στο περιβάλλον του παιχνιδιού. Σε αυτό το βήμα χρησιμοποιήθηκε ακόμα ένα μοντέλο τεχνητής μάθησης, το YOLO. Το Darknet [43] είναι μια βιβλιοθήκη ελεύθερου λογισμικού γραμμένη σε C και CUDA. Μέσω της βιβλιοθήκης Darkflow [57], η οποία επιτρέπει να μεταφράζονται τα μοντέλα του Darknet στο TensorFlow, δίνεται η δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί κατευθείαν μέσα στο Python script. Αρχικά έγινε χρήση του Darkflow, όπου μεταφράζει τα μοντέλα του Darknet, τα οποία είναι γραμμένα σε C σε Python. Χρειάστηκε να γίνει compile από source code για τα Windows. Επειδή το v3 δεν είναι υλοποιημένο στη βιβλιοθήκη Darkflow, χρησιμοποιήθηκε το OpenCV DNN το οποίο επιτρέπει να διαβάζονται τα βάρη και οι ρυθμίσεις του YOLOv3. Το αρχείο με τα labels των αντικειμένων που ορίστηκαν για την ανίχνευση του YOLO, περιείχε τις παρακάτω κλάσεις.

person, bicycle, car, motorbike, aeroplane, bus, train, truck, boat, traffic light, fire hydrant, stop sign, parking meter, bench, bird, cat, dog, horse, sheep, cow

Δημιουργήθηκε μια μέθοδος που παίρνει την κάθε εικόνα του παιχνιδιού, την διαβάζει μέσω OpenCV και εφαρμόζει την ανίχνευση αντικειμένων μέσω του YOLO.


```

1. def yolo_detection(screen):
2.     # load yolo model
3.     model, classes, colors, output_layers = load_yolo_model()
4.     # get the dimensions of the screen
5.     height, width, channels = screen.shape
6.     # detect objects in the whole screen
7.     blob, outputs = detect_objects(screen, model, output_layers)
8.     # get the detected classes and the boxes
9.     boxes, confs, class_ids = get_box_dimensions(outputs, height, width)
10.    # draw the labels and the boxes
11.    distance = draw_yolo_boxes_and_labels_on_image(boxes, confs, colors, cla
    ss_ids, classes, screen)
12.
13.    return screen, distance

```

Το αποτέλεσμα της μεθόδου είναι μια παραγόμενη εικόνα με σχεδιασμένα τα πλαίσια ορίων και τις κλάσεις των αντικειμένων που ανίχνευσε. Σε περίπτωση που ανιχνεύσει άλλο όχημα, ή πεζό, χρησιμοποιεί τη βιβλιοθήκη **shapely** για να σχεδιάσει ένα νοητό πολύγωνο στο κέντρο της οθόνης. Εάν διασταυρώνεται το νοητό αυτό πολύγωνο με όχημα ή πεζό, τότε εμφανίζεται μήνυμα **Warning** και επιβραδύνει το όχημα μέχρι σταματήσει τελείως ή να φύγει μέσα από το νοητό αυτό πολύγωνο το αντικείμενο που ανιχνεύθηκε, για να αποφύγει κάποιο ατύχημα.

Παρατίθενται τα μοντέλα **YOLO** που έγιναν οι δοκιμές καθώς και το τελικό που ήταν το **v3-spp** και τα τεχνικά χαρακτηριστικά τους.

Model	Train	mAP	FLOPS	FPS
Tiny YOLO	VOC 2007+2012	57.1	6.97 Bn	207
YOLOv2	VOC 2007+2012	76.8	34.90 Bn	67
YOLOv3-spp	COCO trainval	60.6	141.45 Bn	20

Πίνακας 1 **YOLO** Μοντέλα

Αναφέρεται ότι τα **mAP** είναι η μέση ακρίβεια ανίχνευσης των αντικειμένων, **FLOPS** η ταχύτητα ανίχνευσης των αντικειμένων και **FPS** η μέτρηση σε πόσα καρέ ανά δευτερόλεπτο μπορεί να γίνει η ανίχνευση. Το **Train** που αναφέρεται, αποτελεί

το dataset στο οποίο εκπαιδεύτηκε το YOLO model. Χρησιμοποιήθηκε το συγκεκριμένο μοντέλο ανίχνευσης αντικειμένων για να ανιχνευθούν οι πεζοί, τα αυτοκίνητα, τα φανάρια, τα σήματα STOP ώστε να επιβραδύνει ή να επιταχύνει το όχημα αντίστοιχα.

Τα βήματα που ακολουθήθηκαν για την αυτόνομη οδήγηση είναι τα εξής:

1. Αρχικά λαμβάνεται ένα στιγμιότυπο οθόνης του παραθύρου του παιχνιδιού όπως και στη διαδικασία συλλογής των δεδομένων
2. Μετατρέπεται η εικόνα σε πίνακα αριθμών, που αποτελείται από τα pixels της εικόνας και χωρίζεται στο κομμάτι του ραντάρ, του δρόμου και του κοντέρ ταχύτητας
3. Εφαρμόζεται η μέθοδος predict του μοντέλου στην εικόνα που έχει το κομμάτι του δρόμου και λαμβάνεται η τιμή του τιμονιού
4. Με μια μέθοδο Python ελέγχεται εάν το όχημα βρίσκεται μέσα στις γραμμές του δρόμου και διορθώνονται τυχόν λάθη από το prediction του μοντέλου
5. Εφαρμόζεται το μοντέλο YOLO στην εικόνα
6. Αυξομειώνεται η ταχύτητα με βάση την μέγιστη ορισμένη που ήταν 40 χλμ./ώρα
7. Στέλνεται η εντολή για τη πλοήγηση του οχήματος (επιτάχυνση, φρενάρισμα και στρίψιμο τιμονιού) μέσω της βιβλιοθήκης Python που επιτρέπει τη προσομοίωση ενός χειριστηρίου παιχνιδιού
8. Δημιουργείται ένα δεύτερο παράθυρο, κλώνο του πρώτου, όπου εκεί φαίνονται όλες οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν και ουσιαστικά το τι βλέπει ο υπολογιστής.

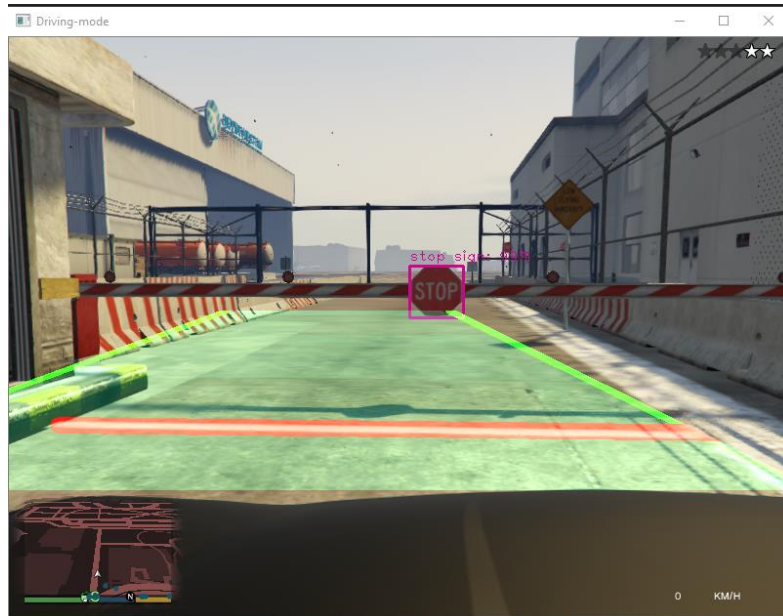
Ο κώδικας για την οδήγηση είναι ο παρακάτω.

```
1. # apply the preprocessing
2. screen, resized, speed, direct = img_process()
3.
4. # get the radar square
5. radar = cv2.cvtColor(resized[206:226, 25:45, :], cv2.COLOR_RGB2BGR)[: , :, 2:
3]
6. resized = preprocess(resized)
7.
8. # predict steering, based off of the image and the line in the radar which i
s the direction to the waypoint
9. controls = model.predict([np.array([resized]), np.array([radar]), np.array([
speed])]), batch_size=1)
```

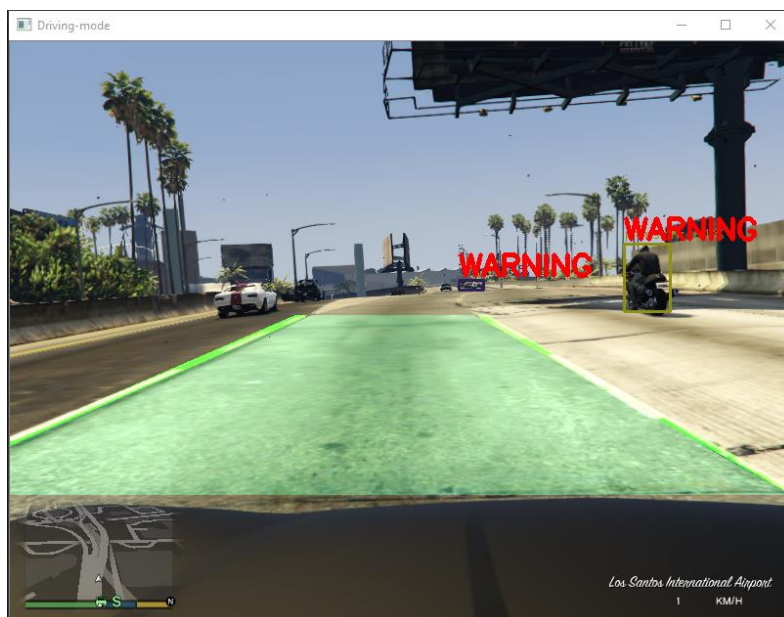
```

10. # detect current lane in the image
11. lane, stop_line = detect_lane(screen)
12. # detect objects
13. yolo_screen, obj_distance = yolo_detection(screen)
14. # draw the lines
15. screen[280:-
    130, :, :] = draw_lane(crop(screen), lane, stop_line, left_line_color, right
    _line_color)
16. # steer car
17. set_gamepad([[controls[0][0], throttle]])

```



Εικόνα 14: Ανίχνευση STOP sign και της κάθετης του δρόμου λωρίδας.



Εικόνα 15: Driving mode και ανίχνευση δρόμου και αντικειμένων

Τα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν στην συγκεκριμένη προσομοίωση με βάση τα αποτελέσματα που είχαν στην συμπεριφορά του αυτόνομου οχήματος, οδηγούν στο συμπέρασμα ότι ακολουθούν τις βασικές αρχές και λειτουργίες στο εικονικό περιβάλλον και μπορούν να χρησιμοποιηθούν με ασφάλεια και σαν βάση για περαιτέρω έρευνες πάνω στην προσομοίωση αυτόνομων οχημάτων σε εικονικά περιβάλλοντα. Η προσομοίωση αποτελεί την πιο ασφαλή, αλλά κυρίως την πιο οικονομική λύση για τις διάφορες δοκιμές που πρέπει να γίνουν σε ένα αυτόνομο όχημα πριν οδηγήσει σε πραγματικό οδικό δίκτυο.

5 Συμπεράσματα

Πρόσφατες επιστημονικές ανακοινώσεις αναφέρουν ότι τα αυτόνομα οχήματα έχουν διανύσει με ασφάλεια χιλιάδες χιλιόμετρα. Εκτός από τις προσομοιώσεις σε εικονικά περιβάλλοντα, οι σύγχρονες τεχνολογικές ανακαλύψεις και οι εκτεταμένες δοκιμές σε συμβατικούς δρόμους, μας δίνουν την αίσθηση ότι σύντομα τα αυτόνομα οχήματα θα αποτελέσουν μια πραγματικότητα.

Τα αυτόνομα οχήματα αναμένεται ότι θα επιφέρουν μια σειρά από σημαντικά πλεονεκτήματα όπως τη μείωση των ατυχημάτων και της κυκλοφοριακής συμφόρησης, τη μεγαλύτερη άνεση και ασφάλεια, την προστασία του περιβάλλοντος, ενώ μεγάλη σημασία αποδίδεται στο γεγονός ότι θα δώσουν την ευκαιρία σε ΑΜΕΑ να μετακινηθούν αυτόνομα.

Οι μεγάλες κατασκευαστικές εταιρείες εκτιμούν ότι εντός των επόμενων ετών θα διαθέσουν προς πώληση αυτόνομα οχήματα. Οι υποστηρικτές των αυτόνομων οχημάτων υποστηρίζουν ότι σε λίγα χρόνια θα είναι επαρκώς ασφαλή και οικονομικά προσιτά στην πλειοψηφία των καταναλωτών. Παρόλα αυτά, τα αυτόνομα οχήματα θα απαιτήσουν την ανάπτυξη επιπρόσθετου εξοπλισμού, υπηρεσιών και συντήρησης, το οποίο ενδεχομένως να αυξήσει το κόστος χρήσης τους, ενώ τα οφέλη τους δεν έχουν ακόμη διαπιστωθεί και ποσοτικοποιηθεί.

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι ένα αναπόσπαστο κομμάτι της αυτόνομης οδήγησης. Προκειμένου να βελτιωθούν οι αλγόριθμοι, θα πρέπει να έρθουν αντιμέτωποι με όλες τις πιθανές καταστάσεις. Η εικονική πραγματικότητα μπορεί να βοηθήσει σε αυτό, δημιουργώντας διάφορα σενάρια και καθημερινές καταστάσεις των δρόμων. Μέσα από αυτά τα συμβάντα, μπορούν να βελτιώνονται οι αλγόριθμοι με μηδενικό κόστος υλικών. Ήδη κάποιες εταιρίες προσφέρουν έτοιμες πλακέτες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να προσομοιώσουν ένα οδικό σενάριο.

Το αποτέλεσμα της εργασίας αυτής, υποστηρίζει τη θεωρία ότι μπορεί να αναπτυχθεί ένα αυτόνομο όχημα σε εικονικό περιβάλλον. Σχεδιάστηκε ένα νευρωνικό δίκτυο και εκπαιδεύτηκε στο διάσημο παιχνίδι της Rockstar Games, Grand Theft Auto V. Δοκιμάστηκε η απόδοση αυτού του δικτύου χρησιμοποιώντας δεδομένα τα οποία συλλέχθηκαν από το παιχνίδι. Έπειτα αποδείχθηκε πως λειτουργεί αυτό σε μικρογραφία, σε σχέση με τα υπάρχοντα αυτόνομα οχήματα, τα κοινά χαρακτηριστικά και τις διαφορές τους. Αναλύθηκε η δυνατότητα για τη δημιουργία ενός ολοκληρωμένου τέτοιου συστήματος, το οποίο μπορεί να εφαρμοστεί σε πραγματικά

οχήματα, με τη περαιτέρω εξέλιξη του μοντέλου. Υπογραμμίστηκε η σημαντικότητα της χρήσης κάρτας γραφικών για την εκπαίδευση των μοντέλων, καθώς σε περιπτώσεις οδήγησης χρειαζόμαστε την απόκριση του συστήματος σε πραγματικό χρόνο. Το αποτέλεσμα της παρούσας διπλωματικής μπορεί να αποτελέσει τη βάση για τη κατανόηση και την εξέλιξη πάνω στα αυτόνομα οχήματα και στη μηχανική μάθηση γενικότερα.

Οι βελτιώσεις που θα μπορούσαν να γίνουν πάνω σε αυτό το μοντέλο, είναι η εκπαίδευση του δικτύου που είναι υπεύθυνο για την οδήγηση, χρησιμοποιώντας ένα πολύ μεγαλύτερο δείγμα δεδομένων. Μια σημαντική εφαρμογή θα μπορούσε να είναι η κατασκευή ενός μικρού ρομποτικού οχήματος, με FPGA ή Arduino το οποίο θα έχει σύστημα από κάμερες, LIDAR, GPS κτλ., όπως στα πραγματικά οχήματα για να δοκιμαστεί σε πραγματικές συνθήκες.

Βιβλιογραφία

- [1] A. R. a. J. K. T. Iuliia Kotseruba, «Joint Attention in Autonomous Driving (JAAD),» 22 04 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1609.04741.pdf>.
- [2] D. J. Fagnant και K. Kockelman, «Preparing a nation for autonomous vehicles: opportunities, barriers and policy recommendations,» 05 04 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.aamva.org/WorkArea/DownloadAsset.aspx?id=6738>.
- [3] M. Maisto, 28 10 2013. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.eweek.com/mobile/connected-cars-show-great-promise-but-safety-security-worries-persist>.
- [4] P. J. Antsaklis και K. M. Passino, «An introduction to Autonomous Control Systems,» 06 1991. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www3.nd.edu/~pantsakl/Publications/93-CSM91.pdf>.
- [5] G. Y. ., L. ., L. P. ., Autonomous Vehicles: Handling Over Control: Opportunities and Risks for Insurance, «Handling Over Control: Opportunities and Risks for Insurance,» 03 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.lloyds.com/~media/lloyds/reports/emerging-risk-reports/autonomous-vehicles-final.pdf>.
- [6] «Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles,» 15 06 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: http://www.sae.org/misc/pdfs/automated_driving.pdf.
- [7] Intel Corporation, «Technology and Computing Requirements for Self-Driving Cars,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.intel.com/content/dam/www/public/us/en/documents/white-papers/automotive-autonomous-driving-vision-paper.pdf>.
- [8] Lloyds, «Autonomous vehicles: handing over control: risks and opportunities in insurance,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.lloyds.com/~media/lloyds/reports/emerging-risk-reports/autonomous-vehicles-final.pdf>.
- [9] T. Litman, «Autonomous Vehicle Implementation Predictions,» 05 06 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.vtpi.org/avip.pdf>.
- [10] tomtom, «What are the six levels of autonomous driving?,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.tomtom.com/blog/autonomous-driving/different-levels-of-autonomous-driving/>.

- [11] Wikipedia. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Rimac_C_Two.
- [12] B. C. Weiss, 16 03 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://newatlas.com/aston-martin-lagonda-vision/53798/#:~:text=The%20Lagonda%20Vision%20is%20a,social%20vis%2Da%2Dvis..>
- [13] Wikipedia. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Waymo>.
- [14] A. Keen, «The future of travel: How driverless cars could change everything,» 15 05 2013. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://edition.cnn.com/2013/05/14/business/bussiness-traveller-futurecast-driverless-car/>.
- [15] J. B. & D. Leibling, 07 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.racfoundation.org/assets/rac_foundation/content/downloadables/spaced_out-bates_leibling-jul12.pdf.
- [16] P. LIN, 22 01 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2014/01/what-if-your-autonomous-car-keeps-routing-you-past-krispy-kreme/283221/>.
- [17] P. E. Ross, «A Cloud-Connected Car Is a Hackable Car, Worries Microsoft,» 11 04 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://spectrum.ieee.org/techtalk/transportation/advanced-cars/a-connected-car-is-a-hackable-car>.
- [18] V. Schäffner, «Caught Up in Ethical Dilemmas: An Adapted Consequentialist Perspective on Self-Driving Vehicles,» 11 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.researchgate.net/publication/329143893_Caught_Up_in_Ethical_Dilemmas_An_Adapted_Consequentialist_Perspective_on_Self-Driving_Vehicles.
- [19] R. Bin Sulaiman, «Artificial Intelligence Based Autonomous Car,» 01 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.researchgate.net/publication/325183067_Artificial_Intelligence_Based_Autonomous_Car.
- [20] J. Miller, «Self-Driving Car Technology's Benefits, Potential Risks, and Solutions,» 20 08 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://energycentral.com/c/ec/self-driving-car-technologys-benefits-potential-risks-and-solutions>.
- [21] F. D. , I. O. Adeel Lari, «Self-Driving Vehicles and Policy Implications: Current Status of Autonomous Vehicle Development and Minnesota Policy Implications,» 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available:

<https://scholarship.law.umn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1015&context=mjlst>.

- [22] J. & V. C. Bruyne, «The Rise of Self-Driving Cars: Is the Private International Law Framework for non-contractual obligations posing a bump in the road?,» 02 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.researchgate.net/publication/322756735_The_Rise_of_Self-Driving_Cars_Is_the_Private_International_Law_Framework_for_non-contractual_obligations_posing_a_bump_in_the_road.
- [23] M. SIVAK και B. SCHOETTLE, «ROAD SAFETY WITH SELF-DRIVING VEHICLES: GENERAL LIMITATIONS AND ROAD SHARING WITH CONVENTIONAL VEHICLES,» 01 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://deepblue.lib.umich.edu/bitstream/handle/2027.42/111735/103187.pdf?sequ>.
- [24] B. SCHOETTLE και M. SIVAK, «Potential Impact of Self-Driving Vehicles on Household Vehicle Demand and Usage,» 02 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://deepblue.lib.umich.edu/bitstream/handle/2027.42/110789/103157.pdf>.
- [25] H. Bradshaw-Martin και C. Easton, «Autonomous or 'driverless' cars and disability: a legal and ethical analysis.,» 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: http://webjcli.org/article/view/344/471#_ftn5.
- [26] Y. & D. J. & H. M. & X. Q. & W. J. & L. K. Bian, «An Advanced Lane-Keeping Assistance System With Switchable Assistance Modes,» 01 2020. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.researchgate.net/publication/331077917_An_Advanced_Lane-Keeping_Assistance_System_With_Switchable_Assistance_Modes.
- [27] A. Forrest και M. Konca , «Autonomous Cars and Society,» 01 05 2007. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://digitalcommons.wpi.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=3253&context=iqp-all>.
- [28] J. L. B. & Q. Zhao, «The key technology toward the selfdriving car. International Journal of Intelligent Unmanned Systems,» 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://doi.org/10.1108/IJUS-08-2017-0008>. [Πρόσβαση 26 04 2020].
- [29] E. Guizzo, «How Google's Self-Driving Car Works,» 18 09 2011. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/artificial-intelligence/how-google-self-driving-car-works>.
- [30] S. D. Rathod, «An autonomous driverless car: an idea to overcome the urban,» 2013 . [Ηλεκτρονικό]. Available:

https://www.academia.edu/24383645/An_autonomous_driverless_car_an_idea_to_overcome_the_urban_road_challenges.

- [31] S.-J. Babak, «Control of autonomous ground vehicles: a brief,» 2017. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/224/1/012029/pdf>.
- [32] J. LENDINO, «The History of Car GPS Navigation,» 16 05 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: www.pcmag.com/article2/0,2817,2402755,00.asp.
- [33] n. gov, «Vehicle-to-Vehicle Communication,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.nhtsa.gov/technology-innovation/vehicle-vehicle-communication>.
- [34] M. Wolf και M. Eder, «V2I: Vehicle-to-Infrastructure use cases and demonstrator,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/7ace/3cac090ec4b00ec02efbb99859e0fd49ecf0.pdf>.
- [35] 3m, «What is Vehicle-to-Infrastructure (V2I) Communication and why do we need it?,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.3m.com/3M/en_US/road-safety-us/resources/road-transportation-safety-center-blog/full-story/~/-/what-is-vehicle-to-infrastructure-v2i-communication-and-why-do-we-need-it/?storyid=021748d7-f48c-4cd8-8948-b7707f231795.
- [36] «www.mercedes-benz.com,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.mercedes-benz.com/en/innovation/autonomous/research-vehicle-f-015-luxury-in-motion/>.
- [37] daimler. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.daimler.com/innovation/specials/vision-van/en/>.
- [38] LG, «LG ELECTRONICS, UNITY TECHNOLOGIES COLLABORATE ON AUTONOMOUS VEHICLE SIMULATION,» 24 09 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.lg.com/sg/about-lg/press-and-media/lg-electronics-unity-technologies-collaborate-on-autonomous-vehicle-simulation>.
- [39] Wikipedia, «CIFAR-10,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/CIFAR-10>.
- [40] K. O'Shea και R. Nash, 2 Dec 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1511.08458.pdf>.
- [41] S. D. R. G. A. F. Joseph Redmon, «You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,» 8 06 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pjreddie.com/media/files/papers/yolo.pdf>.
- [42] J. D. T. D. J. M. U. B. a. I. Ross Girshick, «Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,» 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.cv->

foundation.org/openaccess/content_cvpr_2014/papers/Girshick_Rich_Feature_Hierarchies_2014_CVPR_paper.pdf.

- [43] «Darknet: Open Source Neural Networks in C,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://pjreddie.com/darknet/>.
- [44] Rockstar Games, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.rockstargames.com/V/>.
- [45] C. Kshirsagar, «How close is the GTA 5 Los Santos to the real Los Angeles?,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.quora.com/How-close-is-the-GTA-5-Los-Santos-to-the-real-Los-Angeles>.
- [46] Udacity. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://github.com/udacity/self-driving-car-sim>.
- [47] Unity Technologies, [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://unity.com>.
- [48] Udacity, «Udacity car behavioral cloning,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://github.com/udacity/CarND-Behavioral-Cloning-P3>.
- [49] M. Bojarski, «End to End Learning for Self-Driving Cars,» 25 Apr 2016. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://images.nvidia.com/content/tegra/automotive/images/2016/solutions/pdf/end-to-end-dl-using-px.pdf>.
- [50] K. Simonyan και A. Zisserman, «Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,» 4 Sep 2014. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [51] O. Russakovsky. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://arxiv.org/abs/1409.0575>.
- [52] W. Nash, N. Birbilis και T. Drummond, «A review of deep learning in the study of materials degradation,» Dec 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.researchgate.net/figure/An-overview-of-the-VGG-16-model-architecture-this-model-uses-simple-convolutional-blocks_fig2_328966158.
- [53] «How_to_simulate_a_self_driving_car,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://github.com/llSourcecell/How_to_simulate_a_self_driving_car.
- [54] «AI_GTA5,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://github.com/hadipash/AI_GTA5.
- [55] «DriveGG,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://github.com/rggasoto/DriveGG>.
- [56] «opencv,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://opencv.org/>.
- [57] [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://github.com/thtrieu/darkflow>.

