



Πανεπιστήμιο Πειραιώς – Τμήμα Πληροφορικής

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών

«Πληροφορική»

Μεταπτυχιακή Διατριβή

Τίτλος Διατριβής	Τεχνητή νοημοσύνη και αυτόνομη οδήγηση Artificial Intelligence and autonomous driving
Όνοματεπώνυμο Φοιτητή	Δημήτριος Μακρής
Πατρώνυμο	Κωνσταντίνος
Αριθμός Μητρώου	ΜΠΠΛ16011
Επιβλέπων	Μαρία Βίβου, Καθηγήτρια

Ημερομηνία Παράδοσης **Οκτώβριος 2021**

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Μαρία Βίρβου
Καθηγήτρια

Ευθύμιος Αλέπης
Αναπληρωτής
Καθηγητής

Ευάγγελος Σακκόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής

Ευχαριστίες

Θερμές ευχαριστίες στην Δρ. Κωνσταντίνα Χρυσοφιάδη για την επίβλεψη και ομαλή συνεργασία μας στην εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας. Η συνολική συνεισφορά της στην επίτευξη αυτής της εργασίας ήταν καθοριστική και ουσιαστική.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω το προσωπικό του μεταπτυχιακού που συνέφερε τα μέγιστα σε όποια δυσκολία και προέκυψε κατά τη διάρκεια αυτού του μεταπτυχιακού.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την Δρ. Μαρία Βίββου για το ενδιαφέρον της και το συμβουλευτικό ρόλο που είχε στην εκπόνηση αυτής της εργασίας.

Αποποίηση ευθυνών πνευματικής ιδιοκτησίας

Εντός της Μεταπτυχιακής Διατριβής, επιχειρείται αρχικά η ανάλυση του πλαισίου και του τρόπου λειτουργίας των Αυτόνομων Οχημάτων, ενώ στη συνέχεια πραγματοποιείται μία προσπάθεια υλοποίησης ενός εξελιγμένου αλγορίθμου Τεχνητής Νοημοσύνης που μαθαίνει σε ένα αυτόνομο όχημα να κινείται μόνο του στο οδικό δίκτυο.

Για την συγγραφή της παρούσας Μεταπτυχιακής Διατριβής, αξιοποιήθηκε πλήθος επιστημονικών συγγραμμάτων και πηγών, τόσο της εγχώριας όσο και της διεθνούς επιστημονικής βιβλιογραφίας. Σε κάθε τμήμα της Μεταπτυχιακής Διατριβής αυτής όπου χρησιμοποιείται επιστημονική γνώση ή αυτούσιο τμήμα προερχόμενα από τρίτο επιστημονικό σύγγραμμα ή πηγή, αυτά αναφέρονται ευκρινώς στο αντίστοιχο πεδίο και σε καμία περίπτωση δεν επιχειρείται οικειοποίηση πνευματικής ιδιοκτησίας τρίτου.

Περίληψη

Αυτή η διπλωματική εργασία πραγματεύεται την χρήση των αυτόνομων οχημάτων στις μέρες μας και το τι είδους τεχνολογίες χρησιμοποιούν για την επίτευξη των πλήρως αυτοματοποιημένων οχημάτων. Αρχικά έγινε μία ανάλυση των όρων που θα συναντούσαμε στα επόμενα κεφάλαια καθώς επίσης έγινε και μία σύντομη ιστορική αναδρομή. Έπειτα αναλύθηκαν διεξοδικά τα είδη αυτόνομης οδήγησης, τα πλεονεκτήματα από την χρήση των αυτόνομων οχημάτων καθώς και οι πιθανές μελλοντικές προκλήσεις.

Ακόμη έγινε επεξήγηση του ισχύοντος νομικού πλαισίου πάνω στο οποίο θα πρέπει να κινηθούν τα αυτόνομα οχήματα στο δημόσιο οδικό δίκτυο. Τέλος αναλύθηκαν διεξοδικά τα τεχνικά μέρη ενός αυτόνομου οχήματος τόσο σε επίπεδο εξοπλισμού όσο και σε επίπεδο λογισμικού.

Στη συνέχεια αναλύθηκαν οι βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης, του Machine Learning, και του Deep Learning. Τέλος υπάρχει μία σύντομη παρουσίαση εφαρμογής που δημιουργήθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας και είναι βασισμένη στα νευρωνικά δίκτυα και γραμμένη σε Python.

Abstract

This dissertation deals with the use of autonomous vehicles in our days and investigates which kind of technologies are used to achieve fully automated vehicles. Initially, an analysis of the terms that we would encounter in the following chapters was made, and a brief historical review as well. The types of autonomous driving, the advantages of using autonomous vehicles and the possible future challenges were then analyzed in detail in the following chapters.

The current legal framework on which autonomous vehicles should apply while using the public road network was also explained. Finally, the technical parts of an autonomous vehicle were analyzed in detail, both in terms of equipment and software.

Then the basic concepts of artificial intelligence, Machine Learning, and Deep Learning were analyzed in details. Finally, there is a brief presentation of an application created in the context of this dissertation and is based on neural networks and written in Python.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1^ο

1.1 Έννοια της αυτόνομης οδήγησης.....	Σελ. 7
1.2 Η ιστορία και η εξέλιξη των αυτοκινούμενων αυτοκινήτων	Σελ. 7-9
1.3 Επίπεδα αυτόνομης οδήγησης.....	Σελ. 9-10
1.4 Πλεονεκτήματα αυτόνομης οδήγησης.....	Σελ. 10
1.5 Παρούσες προκλήσεις της αυτόνομης οδήγησης.....	Σελ. 10-11
1.6 Ισχύον νομικό πλαίσιο κυκλοφορίας οχημάτων.....	Σελ. 11-13
1.7 Πεδία εφαρμογής της αυτόνομης οδήγησης.....	Σελ. 13-14
1.8 Δομή και μέρη των αυτοκινούμενων οχημάτων.....	Σελ. 14-15
1.9 Λειτουργίες των αισθητήρων.....	Σελ. 15-18
1.10 Λογισμικά και αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν τα αυτόνομα οχήματα	Σελ. 19-21
1.11 Συστήματα επικοινωνίας μεταξύ των αυτόνομων οχημάτων.....	Σελ. 21-22

Κεφάλαιο 2^ο

2.1 Βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης.....	Σελ. 23
2.2 Η Μηχανική μάθηση (Machine Learning).....	Σελ. 24-37
2.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)	Σελ. 37-46

Κεφάλαιο 3^ο

3.1 Αυτόνομα οχήματα και νευρωνικά δίκτυα	Σελ. 46-53
Προτάσεις βελτίωσης αυτόνομων οχημάτων	Σελ. 54
Επίλογος – Συμπεράσματα	Σελ. 55
Βιβλιογραφία	Σελ. 56-57

Κεφάλαιο 1ο

1.1 Έννοια της αυτόνομης οδήγησης

Η αυτόνομη οδήγηση είναι μία τεχνολογική επανάσταση βασισμένη στην τεχνητή νοημοσύνη όπου με την βοήθεια σύγχρονων εργαλείων έχει σκοπό την βελτιστοποίηση του βιοτικού επιπέδου και την ελαχιστοποίηση ατυχημάτων και σφαλμάτων που προέρχονται από τον ανθρώπινο παράγοντα.

Τα αυτόνομα οχήματα είναι ικανά να αντιλαμβάνονται τον περίγυρό τους χωρίς την ανθρώπινη επέμβαση. Δηλαδή δεν είναι αναγκαίο να υφίσταται κάποιος οδηγός στο εσωτερικό του οχήματος αλλά ούτε οποιαδήποτε άλλη ανθρώπινη παρουσία είναι αναγκαία. Σύμφωνα με την κοινότητα αυτοματιστών υπάρχουν 6 επίπεδα αυτόματης οδήγησης που κυμαίνονται από πλήρως χειροκίνητα σε πλήρως αυτόματα. Τα οχήματα διακρίνονται σε αυτόνομα και αυτοματοποιημένα. Για παράδειγμα, ένα πλήρως αυτόνομο όχημα μπορεί να είναι εις θέση να λαμβάνει αποφάσεις από μόνο του π.χ. ο χρήστης μπορεί να ζητήσει από το όχημα να τον μεταφέρει σε κάποιο μπαρ και καθώς το όχημα αντιλαμβάνεται πως ο χρήστης είναι σε κατάσταση μέθης τον μεταφέρει αυτόματα στο σπίτι του. Σε αντίθεση είναι αυτοματοποιημένο όχημα είναι προγραμματισμένο να λαμβάνει εντολές.

Τέτοια παραδείγματα τα βρίσκουμε στην καθημερινότητά μας χωρίς αυτό να σημαίνει πως αναγκαστικά γίνεται χρήση αυτόνομης οδήγησης. Τέτοια παραδείγματα είναι το Adaptive Cruise Control, line assistance, συστήματα αυτόματης πέδησης αλλά και ραντάρ τα οποία μπορούν να αναγνωρίζουν πεζούς σημάσεις. Με την πάροδο των χρόνων οι αυτοκινητοβιομηχανίες προσπαθούν να κάνουν τα οχήματα τους ασφαλέστερα με αποτέλεσμα τον όλο και αυξανόμενη χρήση της τεχνολογίας. [4]

1.2 Η ιστορία και η εξέλιξη των αυτοκινούμενων αυτοκινήτων

Η ιδέα των αυτοκινούμενων αυτοκινήτων ή των αυτόνομων οχημάτων έχει αιχμαλωτίσει την ανθρώπινη φαντασία από τη δεκαετία του 1930 ως και τις μέρες μας έχει ως στόχο να βάλει αυτοκινούμενα αυτοκίνητα στους δρόμους των μεγάλων πόλεων των ΗΠΑ και άλλων ανεπτυγμένων χωρών, τα κίνητρα είναι σίγουρα υψηλά.

Στο Πανεπιστήμιο Carnegie Mellon εμφανίστηκαν τα πρώτα πραγματικά αυτόνομα αυτοκίνητα (περίπου 1980). Ωστόσο, ήταν ο διαγωνισμός αυτοκινούμενων αυτοκινήτων της DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) του 2004, 2005 και 2007 που ξεκίνησε πραγματικά τον αγώνα για τη δημιουργία αυτόνομων οχημάτων που αξίζουν τον δρόμο. Η πρόκληση της DARPA προς φοιτητές πανεπιστημίου και ιδιώτες εργολάβους σχετικά με την ανάπτυξη αυτόνομων αυτοκινήτων βοήθησε να ανοίξει ο δρόμος για ένα ασφαλέστερο και φιλικό προς το περιβάλλον μέλλον. Αυτός ο νέος δρόμος είναι αναπόφευκτος και λειτουργεί χέρι-χέρι για το πεπρωμένο της ανθρωπότητας.

Ήδη από το 2014, η Tesla Motors είχε ήδη εφαρμόσει την τεχνολογία του αυτόματου πιλότου για ηλεκτρικά οχήματα και το επίπεδο ασφάλειας που έχει επιτευχθεί είναι εντυπωσιακή, να πούμε το λιγότερο. Οι κάμερες και οι αισθητήρες υπερήχων έχουν προβλέψει με επιτυχία συγκρούσεις με ακρίβεια έως και 76% και ήταν σε θέση να τις αποτρέψουν με ποσοστό επιτυχίας άνω του 90%.

Η Google, η Tesla Motors και πολλές άλλες αυτοκινητοβιομηχανίες οραματίζονται ένα μέλλον με μειωμένα κυκλοφοριακά προβλήματα, λιγότερα τροχαία ατυχήματα και πιο αποτελεσματικό σύστημα δημόσιων και ιδιωτικών μεταφορών από το 2020. Ήδη η Tesla και η Google έχουν ενσωματώσει βασικές μορφές αυτόνομων αυτοκινήτων στα οχήματά τους (με με εξαίρεση την Google πουλάει μόνο την τεχνολογία LIDAR σε κατασκευαστές αυτοκινήτων και δεν κατασκευάζει τα δικά τους αυτοκίνητα όπως κάνει η Tesla) που περιλαμβάνουν αυτόματο φρενάρισμα, βοήθεια στάθμευσης, βοήθεια τιμονιού, δυναμικό cruise control ραντάρ και άλλες δυνατότητες. [14]

Η έναρξη της αυτόνομης οδήγησης αυτοκινήτου πραγματοποιήθηκε για πρώτη φορά δεκαετίες πριν η Google ξεκινήσει να κάνει τεχνική έρευνα για το θέμα. Η πρώτη καταγεγραμμένη ιδέα ενός αυτόνομου αυτοκινήτου παρουσιάστηκε στην Παγκόσμια Έκθεση της Νέας Υόρκης το 1939 στο τμήμα

Futurama. Η General Motors δημιούργησε την έκθεση Futurama ως μέρος του οράματός της για το μέλλον της Αμερικής σε 20 χρόνια. Οι μηχανικοί και οι μελλοντολόγοι συμπεριέλαβαν ένα αυτοματοποιημένο σύστημα αυτοκινητοδρόμων από το οποίο θα βασίζονταν τα αυτοκινούμενα αυτοκίνητα για να μεταφέρουν τους ανθρώπους από το ένα μέρος στο άλλο.

Φυσικά, χρειάστηκαν πάνω από 60 χρόνια για να ξεκινήσουν τα ρομποτικά οχήματα να ταξιδεύουν στους δρόμους μας, αλλά δεν είναι τόσο άφθονα όσο τα φανταζόταν η General Motors και δεν χρειάστηκε καν να δημιουργήσουν το αυτοματοποιημένο σύστημα αυτοκινητοδρόμων. Ωστόσο, ο στόχος για την ανάπτυξη αυτόνομων οχημάτων κερδίζει έδαφος με στόχο να καταστήσει την οδήγηση αποδοτική και ασφαλή.

Μέχρι το 1958 σχεδόν δύο δεκαετίες από τότε που εισήγαγαν το concept κατά τη διάρκεια της Παγκόσμιας Έκθεσης στη Νέα Υόρκη-το αυτόνομο αυτοκίνητο Norman Bel Geddes που δημιουργήθηκε για τη General Motors έγινε τελικά αντιληπτό. Βασίστηκε σε μαγνητισμένες μεταλλικές αιχμές ενσωματωμένες στο οδόστρωμα και ελέγχονταν από απόσταση από μια συσκευή που οδηγούσε το αυτοκίνητο αλλάζοντας τα ηλεκτρομαγνητικά πεδία στις αιχμές για να κρατήσει το αυτοκίνητο εντός της καθορισμένης λωρίδας του. [14]

Το 1977 το Εργαστήριο Μηχανικής Tsukuba έκανε κάποιες βελτιώσεις στο αυτόνομο αυτοκίνητο της GM χρησιμοποιώντας κάμερες συνδεδεμένες με υπολογιστή, οι οποίες θα μπορούσαν να οδηγήσουν το αυτοκίνητο στο δρόμο με ταχύτητα 20 μίλια / ώρα μέσω επεξεργασίας δεδομένων εικόνας.

Δέκα χρόνια αργότερα, δύο από τους κορυφαίους κατασκευαστές αυτοκινήτων της Γερμανίας, Daimler και Mercedes Benz, συνεργάστηκαν σε ένα έργο που ονομάζεται VaMoRs. Το VaMoRs ήταν ένα φορτηγό Mercedes Benz 5 τόνων εξοπλισμένο με κάμερες και άλλους αισθητήρες, τροποποιημένο για να μοιράζεται δεδομένα με έναν ενσωματωμένο υπολογιστή που του επέτρεπε να οδηγεί το αυτοκίνητο χωρίς βοήθεια. Αυτή η τεχνολογία ήταν ένα μεγάλο άλμα από το αυτοκινούμενο αυτοκίνητο της Ιαπωνίας, επειδή μπορούσε να ταξιδέψει με ταχύτητα 56 μίλια / ώρα σε οποιονδήποτε δρόμο ή αυτοκινητόδρομο και να μην συγκρουστεί ή να συγκρουστεί με άλλα οχήματα ή αντικείμενα.

Η βελτίωση των τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται σε αυτόνομα οχήματα είναι ευθέως ανάλογη με την απόδοση αυτών των τύπων οχημάτων στο δρόμο. Καλύτερη τεχνολογία σημαίνει καλύτερα αυτόνομα αυτοκίνητα, αλλά οι προγραμματιστές μόλις άρχισαν να χαράζουν την επιφάνεια. [14]

Tesla Motors:

Η πρώτη εταιρεία που ξεκίνησε ο Elon Musk ήταν η Tesla Motors. Είχε σκοπό να κάνει τον Tesla έναν πλήρως ηλεκτρικό, καθαρό και ενεργειακά αποδοτικό κατασκευαστή οχημάτων για να ξεκινήσει το όνειρό του για ένα πράσινο μέλλον. Η εταιρεία ιδρύθηκε το 2003 και ο Μασκ πραγματοποίησε αμέσως συνέντευξη Τύπου δηλώνοντας ότι θα αναπτύξει προσιτά AEV (αυτόνομα οχήματα επιλογής) για τις ΗΠΑ και τον υπόλοιπο κόσμο σε 3 - 5 χρόνια.

Το πρώτο κουπέ AEV που ανέπτυξε η Tesla Motors ήταν το Tesla Roadster που είχε ροπή 7,376 ft-lb, μπορεί να κάνει 0-60 mph σε 1,9 δευτερόλεπτα και έχει τελική ταχύτητα 250+ mph. Μπορεί να φτάσει έως και 620 μίλια με μία μόνο φόρτιση και για ένα AEV που κυκλοφόρησε το 2012 με αυτές τις προδιαγραφές ήταν πραγματικά εντυπωσιακό! Ωστόσο, το Roadster κόστισε 200.000 δολάρια και προφανώς δεν ήταν εφικτό για τις μάζες, αλλά ακόμη και το επόμενο Model S κόστισε ακόμα διπλάσιο από το υπόσχεση του Musk του Tesla sedan 30.000 δολαρίων.

Από το 2014 και μετά, η Tesla άρχισε να περιλαμβάνει το υλικό που απαιτείται για πλήρεις δυνατότητες αυτόματης οδήγησης σε όλα τα οχήματά της, ακόμη και πριν από τη διάθεση του λογισμικού/δεδομένων, και όμως η Tesla έχει το καλύτερο ρεκόρ ασφαλείας σε σύγκριση με άλλες μάρκες αυτοκινήτων στην κατηγορία της. Επιπλέον, η λειτουργία Autopilot της Tesla στα οχήματά της έχει κάλυψη 360 μοιρών! Ηλεκτρονικοί αισθητήρες και κάμερες κυριολεκτικά περιβάλλουν το αυτοκίνητο σε κάθε γωνία και μπορούν να αναγνωρίσουν αυτοκίνητα και πεζούς στο δρόμο σε διάφορες αποστάσεις.

Η στενή μπροστινή κάμερα έχει μέγιστη απόσταση προβολής 250 μέτρα και υποστηρίζεται από τη δευτερεύουσα κάμερα/αισθητήρα, την κύρια μπροστινή κάμερα, η οποία μπορεί να δει έως και 150 μέτρα. Η ευρεία εμπρός κάμερα σαρώνει την περιφερειακή όραση του αυτοκινήτου έως 200 μοίρες, παρόλο που μπορεί να δει μόνο έως και 60 μέτρα έξω από το δρόμο. Τέλος, οι κάμερες που βλέπουν προς τα πίσω καλύπτουν πάνω από 180 μοίρες του πίσω μέρους του οχήματος και μπορούν να δουν έως και 100 μέτρα μακριά.

Όλες αυτές οι κάμερες και οι αισθητήρες συνδυάζονται για να σχηματίσουν μια συγχώνευση αισθητήρων και οφθαλμών του οχήματος καθιστώντας τα αυτοκίνητα Tesla σχεδόν στρατιωτικής ποιότητας, μη επανδρωμένα συστήματα πλοήγησης. Όσο εξελιγμένη κι αν φαίνεται αυτή η τεχνολογία, ο Μασκ είπε ότι δεν είναι ακόμη σε πλήρη ικανότητα αυτο-οδήγησης.

Τον Ιανουάριο του 2019, ο Musk έγραψε στο Twitter ότι σε μόλις 3-6 μήνες οι κινητήρες της Tesla θα απομακρυνθούν αργά από τη λειτουργία αυτόματου πιλότου και θα παρουσιάσουν την πρώτη τεχνολογία αυτόματης οδήγησης. Ήδη από το τέλος του έτους, οι ιδιοκτήτες αυτοκινήτων Tesla θα μπορούν να οδηγούν με ασφάλεια από το Λος Άντζελες στη Νέα Υόρκη χωρίς να αγγίζουν ποτέ το τιμόνι του οχήματος. [14]

1.3 Επίπεδα αυτόνομης οδήγησης

Επίπεδο 0, No Automation: Χειροκίνητος έλεγχος, ο άνθρωπος έχει πλήρη έλεγχο όλων των λειτουργιών και της οδήγησης. Ο έλεγχος των συστημάτων πέδησης, πλοήγησης, το σύστημα μετάδοσης είναι στην αποκλειστική ευθύνη του οδηγού.

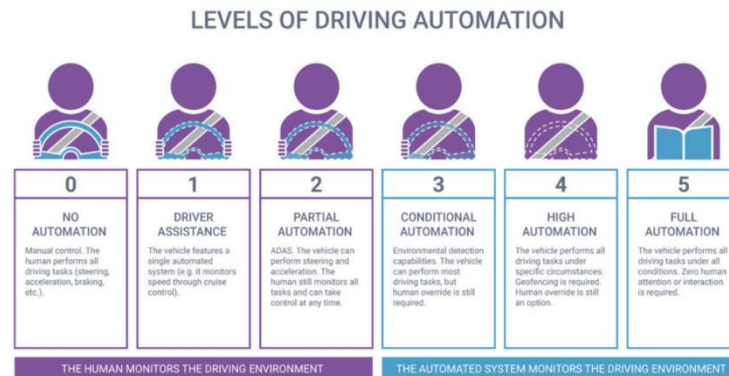
Επίπεδο 1, Driver Assistance: Το όχημα κάνει χρήση ενός και μόνο αυτοματοποιημένου συστήματος π.χ. Cruise Control. Και σε αυτή την περίπτωση ο οδηγός έχει πλήρη έλεγχο ωστόσο υπάρχει η δυνατότητα ενεργοποίησης κάποιου συστήματος υποβοήθησης π.χ. υποβοήθηση παρκαρίσματος, Cruise Control, Lane assistance.

Επίπεδο 2, Partial Automation: Ο έλεγχος του οχήματος παραμένει στα χέρια του οδηγού ωστόσο έχουμε την παρουσία ενός προηγμένου συστήματος υποβοήθησης οδήγησης. Δηλαδή δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να κάνει χρήση διάφορων συστημάτων υποβοήθησης ταυτόχρονα.

Επίπεδο 3, Conditional Automation: Ο έλεγχος του οχήματος στο σύνολο των προηγμένων λειτουργιών γίνεται από το ίδιο το όχημα ωστόσο σε περίπτωση που είναι αναγκαίο ο οδηγός θα πρέπει να αναλάβει τον έλεγχο.

Επίπεδο 4, High Automation: Σε αυτό το επίπεδο το όχημα προσφέρει υψηλού επιπέδου αυτοματοποίησης όλων των λειτουργιών. Το σύστημα προηγμένων λειτουργιών είναι σε θέση να παρακολουθεί της κυκλοφοριακές συνθήκες του περιβάλλοντος όπου κινείται. Το σύστημα μπορεί να ανταποκριθεί με επιτυχία σχεδόν σε όλες τις συνθήκες με εξαίρεση ακραία καιρικά φαινόμενα. Για να αναλάβει τον έλεγχο ο οδηγός θα πρέπει να διασφαλιστεί ότι πληρούνται όλες οι συνθήκες ασφαλείας.

Επίπεδο 5, Full Automation: Το όχημα είναι σε θέση να πραγματοποιήσει όλες τις λειτουργίες οδήγησης και ταυτόχρονα να παρακολουθεί τις κυκλοφοριακές συνθήκες χωρίς να υπάρχουν περιορισμοί από καιρικούς παράγοντες. Υπό συνθήκες ο οδηγός μπορεί να υποκατασταθεί πλήρως από το όχημα χωρίς ο χρήστης να έχει κάποια συμμετοχή πέραν του ορισμού του προορισμού. [4]



Επίπεδα αυτόνομης οδήγησης, Πηγή: synopsis.com

1.4 Πλεονεκτήματα αυτόνομης οδήγησης

Τα πλεονεκτήματα της αυτόνομης οδήγησης μπορούν να αναλυθούν σε άπειρα παραδείγματα. Για παράδειγμα τα αυτόνομα οχήματα μπορούν να αποφέρουν πολλαπλά οφέλη σε άτομα με αναπηρία είτε σε ηλικιωμένα άτομα που λόγω ηλικίας έχουν περιορισμένη κινητικότητα. Ωστόσο ο πραγματικός στόχος της αυτόνομης οδήγησης είναι η μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα CO₂.

Παρακάτω θα αναλύσουμε τα πλεονεκτήματα:

A. Ασφάλεια:

Σύμφωνα με έρευνα το 94% των αυτοκινητιστικών δυστυχημάτων οφείλονται σε ανθρώπινο λάθος οπότε η αύξηση της ασφάλειας που παρέχει η αυτόνομη οδήγηση, όπως γίνεται κατανοητό θα επιφέρει μείωση των σοβαρών και θανατηφόρων τροχαίων. Τα αυτοματοποιημένα οχήματα δίνουν την δυνατότητα εξάλειψης των ανθρώπινων λαθών με αποτέλεσμα το σώσιμο ανθρώπινων ζωών. [4]

B. Οικονομικά οφέλη:

Η χρήση αυτοματοποιημένων οχημάτων μπορεί να επιφέρει πολλά οικονομικά οφέλη, όπως για παράδειγμα μπορεί να επιφέρει (σύμφωνα με έρευνες) μείωση από 40% στα κόστη μεταφοράς μειώνοντας την κατανάλωση πόρων όπως καύσιμα και επιπλέον υποδομών. Ακόμη θα υπάρξει μείωση στην χρήση των ατομικών μεταφορικών μέσων κάτι που θα επιφέρει μείωση στην κυκλοφοριακή συμφόρηση (σύμφωνα με την έρευνα μιλάμε για μείωση ως και 30%). [4]

Γ. Περιβαλλοντικά οφέλη:

Σύμφωνα με έρευνα η χρήση των αυτοματοποιημένων οχημάτων θα επιφέρει μείωση έως και 80% των εκπομπών διοξειδίου το άνθρακα στις αστικές περιοχές. Το αποτέλεσμα θα είναι να υπάρχουν περισσότεροι χώροι οι οποίοι θα μπορούν να αξιοποιηθούν για διαφορετικούς σκοπούς όπως π.χ. για πάρκα, σχολεία, βιβλιοθήκες κτλ. Κάτι τέτοιο θα καλυτερεύσει την ποιότητα ζωής του ανθρώπου καθώς θα υπάρχει κίνητρο να ακολουθηθούν εναλλακτικοί τρόποι μεταφοράς και ένας εναλλακτικός τρόπος ζωής. [4]

1.5 Παρούσες προκλήσεις της αυτόνομης οδήγησης:

Παρά τα οφέλη τις αυτόνομης οδήγησης, στην παρούσα φάση είμαστε πολλή μακριά από το να χρησιμοποιήσουμε πλήρως αυτοματοποιημένα οχήματα. Οι προκλήσεις που έχουμε να αντιμετωπίσουμε έχουν να κάνουν με μία πλειάδα παραγόντων, τεχνολογικών, νομικών αλλά και ηθικών. Παρακάτω θα αναλύσουμε κάποιες από αυτές.

Lidar και Radar:

Το Lidar είναι ακριβό και εξακολουθεί να προσπαθεί να επιτύχει τη σωστή ισορροπία μεταξύ εύρους και ανάλυσης. Εάν για παράδειγμα είχαμε πολλαπλά οχήματα στον ίδιο δρόμο το ερώτημα που προκύπτει είναι εάν αυτά τα οχήματα θα μπορούν να αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους. Ο λόγος που προκύπτει αυτό το ερώτημα είναι γιατί δεν γνωρίζουμε εάν το εύρος συχνοτήτων είναι ικανό να υποστηρίξει πολλαπλές συχνοτήτες ταυτόχρονα ούτως ώστε τα αυτόνομα οχήματα να βγουν σε μαζική παραγωγή. [4]

Καιρικές συνθήκες:

Σε περίπτωση έντονων καιρικών φαινομένων όπου μπορεί να υπάρχει παρεμπόδιση στο οδόστρωμα, π.χ. χιόνι στο δρόμο, δε είμαστε απολύτως σίγουροι πως οι κάμερες, αισθητήρες και προηγμένα συστήματα οδήγησης θα μπορούν να ανταπεξέλθουν χωρίς να προκληθεί ατύχημα. [4]

Κ.Ο.Κ και νομικό πλαίσιο:

Στην παρούσα φάση δεν υπάρχει κάποιο νομικό πλαίσιο το οποίο να ορίζει το πώς θα κινούνται τα αυτόνομα οχήματα στους δρόμους δημόσιας χρήσης, ενώ επίσης αγνοούμε τι κατάσταση θα υπάρχει στο μέλλον (σε 20-30 χρόνια) και το εάν τα συμβατικά οχήματα θα κινούνται στους ίδιους δρόμους με τα αυτόνομα. [4]

Ευθύνη ατυχήματος:

Σε περίπτωση ατυχήματος από αυτόνομο όχημα, δεν έχει ξεκαθαριστεί το ποιος θα φέρει την ευθύνη. Θα είναι υπ' ευθύνη του επιβάτη; Θα είναι υπ' ευθύνη του κατασκευαστή; Και τι θα γίνεται σε περίπτωση έκτακτης ανάγκης; [4]

Τεχνητή και συναισθηματική νοημοσύνη:

Οι άνθρωποι βασιζόμαστε στις 5 αισθήσεις μας για να κρίνουμε μία κατάσταση κατά την ώρα οδήγησης. Για παράδειγμα η οπτική επαφή με έναν πεζό (σύμφωνα με τις ενδείξεις του πεζού, γλώσσα σώματος) θα μας δώσει τα αντίστοιχα ερεθίσματα ούτως ώστε να αντιδράσουμε κατά ανάλογο τρόπο. Ωστόσο το πρόβλημα που προκύπτει είναι το κατά πόσο τα αυτόνομα οχήματα θα είναι σε θέση να πάρουν αντίστοιχες αποφάσεις όπως και ο άνθρωπος. [4]

1.6 Ισχύον νομικό πλαίσιο κυκλοφορίας οχημάτων

Σύμφωνα με το ισχύον νομικό πλαίσιο τα συμβατικά οχήματα που κάνουν χρήση των δημοσίων δρόμων διέπονται από τις νομικές ρυθμιστικές διατάξεις είναι υποχρεωμένα να τις ακολουθούν/εφαρμόζουν σύμφωνα με τους εκάστοτε περιορισμούς. Η καθολική εφαρμογή ενός ενιαίου νομικού πλαισίου νόμων και κανονισμών εξασφαλίζει την μέγιστη ασφάλεια των οδηγών αλλά τους υποχρεώνει να ακολουθούν ένα συγκεκριμένο κώδικα συμπεριφοράς.

Κάτι τέτοιο έως και σήμερα, είναι εφικτό και εφαρμόσιμο, ωστόσο με την εμφάνιση των πρώτων αυτόνομων οχημάτων προέκυψαν και τα πρώτα νομικά κολλήματα, καθώς δεν υφίσταται κάποιο συγκεκριμένο νομικό πλαίσιο που να τα διέπει. Τα αυτόνομα οχήματα δεν έχουν οδηγό και συνεπώς οι κανόνες που θα πρέπει να ακολουθηθούν από ένα φυσικό πρόσωπο είναι πρακτικά ανέφικτες. Με αυτό κατά νου γίνεται κατανοητό πως θα πρέπει να δημιουργηθεί κάποιο νομικό πλαίσιο που θα προβλέπονται οι κανονισμοί και οι οδική συμπεριφορά που θα ακολουθούν αυτά τα οχήματα, ούτως ώστε να είναι εφικτή η αδειοδότηση κυκλοφορίας τους.

Ένα από τα πρώτα νομικά πλαίσια στην Ευρώπη που έχει αρχίσει να αναπτύσσεται είναι από την Βρετανία. Οι κανονισμοί θα προβλέπουν την αντιμετώπιση προβλημάτων που αναλύθηκαν προηγουμένως, όπως για παράδειγμα το τι θα γίνεται σε περίπτωση ατυχήματος.

Σύμφωνα με το υπό ανάπτυξη πλαίσιο νομοθεσίας, τα αυτόνομα οχήματα θα μπορούν να λάβουν αδειοδότηση αφού ολοκληρωθεί και κυρωθεί το εν λόγω νομοσχέδιο. Τα οχήματα που μπορούν να υποστηρίξουν αυτόνομη οδήγηση Επιπέδου 3 και άνω, θα είναι υποχρεωμένα να εφαρμόζουν τους

κανονισμούς κυκλοφορίας. Το νομικό πλαίσιο, προβλέπει την δυνατότητα χρήσης προηγμένων συστημάτων υποβοήθησης όπως π.χ. την χρήση διατήρησης λωρίδων για ταχύτητες έως και 60 χλμ./ώρα. [5]

Ευρωπαϊκή νομοθεσία:

Προς το παρόν δεν υφίσταται κάποιο νομικό πλαίσιο που να εγκρίνει την χρήση αυτοματοποιημένων οχημάτων, ωστόσο η υφιστάμενη νομοθεσία, σε έναν μεγάλο βαθμό, είναι κατάλληλο ούτως ώστε να καλύψει αυτό του είδους τα οχήματα. Σε ευρωπαϊκό επίπεδο, η οδηγία 2007/46/EC, εκσυγχρονίστηκε το 2018 και τέθηκε σε εφαρμογή από την 1^η Σεπτεμβρίου 2020 και προβλέπει τον τρόπο λειτουργίας και σχεδίαση των νέων οχημάτων. Όλα τα οχήματα μαζικής παραγωγής δύναται να χρησιμοποιηθούν σε δημόσιους δρόμους μόνο εάν έχουν λάβει έγκριση (με διοικητικές διαδικασίες) και καλύπτουν τις τεχνικές απαιτήσεις που ορίζονται από την οδηγία.

Τον Μάρτιο του 2019, η Επιτροπή δημοσίευσε έναν κατ' εξουσιοδότηση κανονισμό που στοχεύει στην επιτάχυνση της ανάπτυξης Συνεργατικών Ευφυών Συστημάτων Μεταφορών (C-ITS) σε δρόμους σε ολόκληρη την ΕΕ. Το C-ITS συνδέει όλους τους χρήστες του δρόμου και τους διαχειριστές κυκλοφορίας, ώστε να μπορούν να μοιράζονται και να χρησιμοποιούν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η κατ' εξουσιοδότηση πράξη απαιτεί τα οχήματα, οι σημάσεις κυκλοφορίας και οι αυτοκινητόδρομοι να είναι εξοπλισμένοι με τεχνολογία για την αποστολή τυποποιημένων μηνυμάτων σε όλους τους οδηγούς που κάνουν χρήση των δημόσιων δρόμων.

Στην ΕΕ είναι ήδη δυνατό να επικυρωθούν νέες και πρωτοποριακές τεχνολογίες αυτοματισμού οχημάτων βάσει του προαναφερθέντος πλαισίου έγκρισης οχημάτων της ΕΕ. Ωστόσο, οι τεχνολογίες που δεν προβλέπονται από τους ισχύοντες κανόνες της ΕΕ μπορούν να εγκριθούν μέσω της λεγόμενης εξαίρεσης της ΕΕ - που χορηγείται βάσει εθνικής ad-hoc αξιολόγησης ασφάλειας. Στις 9 Απριλίου 2019, η Τεχνική Επιτροπή - Μηχανοκίνητων οχημάτων (TCMV) της Ευρωπαϊκής Επιτροπής δημοσίευσε κατευθυντήριες γραμμές σχετικά με τη διαδικασία εξαίρεσης για έγκριση αυτοματοποιημένων οχημάτων από την ΕΕ (Οδηγίες). Ο στόχος αυτών των κατευθυντήριων γραμμών είναι η εναρμόνιση της πρακτικής των κρατών μελών για την εθνική ad-hoc αξιολόγηση αυτοματοποιημένων οχημάτων και ο εξορθολογισμός της αμοιβαίας αναγνώρισης αυτής της αξιολόγησης, καθώς και η διασφάλιση θεμιτού ανταγωνισμού και διαφάνειας. Οι οδηγίες εστιάζονται σε αυτοματοποιημένα οχήματα που μπορούν να οδηγούν σε περιορισμένο αριθμό οδηγικών καταστάσεων (Επίπεδα 3 και 4 του ΣΑΕ).

Οι κατευθυντήριες γραμμές ορίζουν ότι το κράτος μέλος μπορεί να χορηγήσει προσωρινή έγκριση στον τύπο οχήματος, που ισχύει μόνο στην επικράτειά του, υπό την προϋπόθεση ότι ενημερώνει αμέσως την Επιτροπή και τα άλλα κράτη μέλη μέσω ενός αρχείου που περιέχει τα ακόλουθα στοιχεία: α) τους λόγους για τους οποίους οι εν λόγω τεχνολογίες ή έννοιες καθιστούν ολόκληρο τον τύπο οχήματος ασυμβίβαστο με τις τρέχουσες απαιτήσεις β) περιγραφή των σχετικών ζητημάτων ασφάλειας και περιβάλλοντος και των ληφθέντων μέτρων γ) περιγραφή των δοκιμών, συμπεριλαμβανομένων των αποτελεσμάτων τους, που αποδεικνύουν ότι, σε σύγκριση με τις απαιτήσεις από τις οποίες ζητείται εξαίρεση, εξασφαλίζεται τουλάχιστον ισοδύναμο επίπεδο ασφάλειας και προστασίας του περιβάλλοντος. Η Επιτροπή αποφασίζει εάν θα επιτρέψει ή όχι στο κράτος μέλος να χορηγήσει έγκριση τύπου ΕΚ για αυτόν τον τύπο οχήματος. Η απόφαση της Επιτροπής βασίζεται στις κατευθυντήριες γραμμές και προσδιορίζει σαφώς τη σχετική λειτουργικότητα και τη βάση βάσει της οποίας χορηγήθηκε η έγκριση.

Σύμφωνα με τις Οδηγίες, ο κατασκευαστής δηλώνει στην αρχή έγκρισης τύπου το πεδίο εφαρμογής του αυτοματοποιημένου τρόπου οδήγησης όπου και τότε έχει σχεδιαστεί το αυτοματοποιημένο σύστημα οδήγησης. Αυτό περιλαμβάνει τουλάχιστον: οδικές συνθήκες (αυτοκινητόδρομοι / αυτοκινητόδρομοι, γενικοί δρόμοι, αριθμός λωρίδων, ύπαρξη σημάτων λωρίδας, δρόμοι αφιερωμένοι σε αυτοματοποιημένα οχήματα οδήγησης κ.λπ.) · γεωγραφική περιοχή (αστικές και ορεινές περιοχές, κ.λπ.) · περιβαλλοντικές συνθήκες (καιρός, νυχτερινοί περιορισμοί κ.λπ.) · εύρος ταχύτητας άλλες προϋποθέσεις που πρέπει να πληρούνται για ασφαλή λειτουργία στον τρόπο οδήγησης.

Το όχημα ενημερώνει πάντα τον οδηγό (ή το άτομο που είναι υπεύθυνο για τη λειτουργία) ή τους επιβάτες σχετικά με την κατάσταση λειτουργίας του συστήματος με σαφή τρόπο. Για οχήματα σχεδιασμένα να λειτουργούν μόνο χωρίς οδηγό (π.χ. λεωφορεία χωρίς οδηγό), παρέχεται λειτουργία επικοινωνίας για την αποστολή ειδοποίησης έκτακτης ανάγκης σε κέντρο ελέγχου λειτουργίας. Τα αυτοματοποιημένα οχήματα πρέπει να είναι εφοδιασμένα με ενσωματωμένη συσκευή που καταγράφει την κατάσταση λειτουργίας του αυτοματοποιημένου συστήματος οδήγησης και την κατάσταση του οδηγού για να προσδιορίσει ποιος οδηγούσε σε περίπτωση ατυχήματος. Επιπλέον, το όχημα πρέπει να είναι σχεδιασμένο για να προστατεύει το όχημα από αυτοματοποιημένη παραβίαση οχημάτων χρησιμοποιώντας τεχνικές τελευταίας τεχνολογίας και πρέπει να συμμορφώνεται με τη νομοθεσία της ΕΕ περί προστασίας δεδομένων. [6]

1.7 Πεδία εφαρμογής της αυτόνομης οδήγησης

A. Στρατιωτικές εφαρμογές:

Μία από τις πρώτες εφαρμογές της αυτόνομης οδήγησης ήταν για στρατιωτικούς σκοπούς. Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι τα μη επανδρωμένα αεροσκάφη (UAVs) τα οποία μπορούν να πετάξουν πάνω από συγκεκριμένους στόχους χωρίς την ανάγκη κάποιου χειριστή. Τέτοια οχήματα θεωρούνται πώς είναι το μέλλον καθώς μπορούν να είναι αποτελεσματικά χωρίς να υπάρχουν απώλειες έμφυχου δυναμικού. [2]

B. Διαστημικές εφαρμογές:

Άλλη μία εφαρμογή της αυτόνομης οδήγησης εφαρμόστηκε από την NASA. Κάτι τέτοιο συνέβη διότι το περιβάλλον των πλανητών του γαλαξία μας δεν επιτρέπει την ανθρώπινη παρουσία, οπότε τα μη επανδρωμένα οχήματα μπορούν να καλύψουν αυτό το κενό, παίρνοντας χρήσιμες πληροφορίες για γειτονικούς πλανήτες μας. [2]

Γ. Εφαρμογή σε γεωλογικές έρευνες:

Ακόμη και σήμερα, υπάρχει δυσκολία στην εξερεύνηση του πλανήτη μας, υπάρχουν μέρη που για διάφορους λόγους (π.χ. καιρικές συνθήκες) είναι δυσπρόσιτα με αποτέλεσμα να είναι αναγκαία η χρήση μη επανδρωμένων οχημάτων. [2]

Δ. Εφαρμογή σε οχήματα διάσωσης:

Τα τελευταία χρόνια έχουν δημιουργηθεί οχήματα τα οποία υποβοηθούν σε καταστάσεις εκτάκτων αναγκών. Τέτοια οχήματα συναντούμε σε υπηρεσίες όπως της ΕΜΑΚ που σκοπό έχουν να βοηθήσουν στην αναζήτηση θυμάτων που έχουν πληγεί από φυσικά φαινόμενα. [2]

Πιθανή μελλοντική εφαρμογή:

A. Εφαρμογή σε οχήματα ιδιωτικής χρήσης:

Όπως αναλύθηκε στα υποκεφάλαια των προηγούμενων ενότητων ήδη έχουν γίνει τα πρώτα βήματα για την χρήση αυτοκινούμενων οχημάτων. Το μόνο που απομένει είναι να δημιουργηθεί το κατάλληλο νομικό πλαίσιο, και συνθήκες για την ευρεία χρήση σε δημόσιους δρόμους. [2]

B. Εφαρμογή σε μέσα μαζικής μεταφοράς:

Η ανάγκη για μείωση των εκπομπών διοξειδίου του άνθρακα, θα αναγκάσει πολλές ευρωπαϊκές κυβερνήσεις να επενδύσουν περισσότερο σε αυτοκινούμενα δημόσια μέσα, τα οποία θα επιτρέπουν την ασφαλή και άμεση μεταφορά επιβατών στον προορισμό τους. [2]

Γ. Εφαρμογή σε βιομηχανικό περιβάλλον:

Η εταιρίες παραγωγής προϊόντων θα αναγκαστούν (λόγο ανταγωνισμού) να βρουν διάφορους τρόπους ούτως ώστε η παραγωγή τους να γίνει πιο αποδοτική με το μικρότερο κόστος. Αυτό μπορούν να το επιτύχουν με τη χρήση μηχανών που θα αντικαταστήσουν τους επιστάμενους χειριστές τους. [2]

Δ. Εφαρμογή σε υπηρεσίες διανομής:

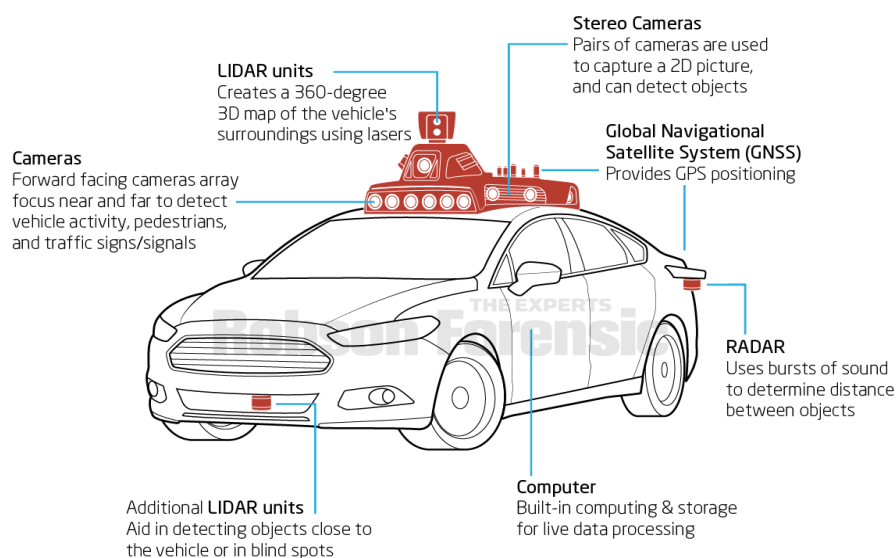
Κατά τη διάρκεια της πανδημίας οι υπηρεσίες διανομής αναγκάστηκαν να αντιμετωπίσουν ένα μεγάλο όγκο διανομών με αποτέλεσμα μεγάλες καθυστερήσεις. Η χρήση αυτοκινούμενων οχημάτων θα κάλυπτε το κενό σε περιόδους αιχμής (όπως πχ. Την περίοδο των γιορτών) με αποτέλεσμα την ταχύτερη διανομή των αγαθών. [2]

1.8 Δομή και μέρη των αυτοκινούμενων οχημάτων

Τα αυτόνομα οχήματα σε σχέση με τα συμβατικά δεν διαφέρουν σε τίποτα σε ότι αφορά το μηχανικό κομμάτι, ωστόσο, η ουσιαστική διαφορά μεταξύ των δύο είναι ότι τα πρώτα κάνουν χρήση προηγμένων λειτουργικών συστημάτων τα οποία επιτρέπουν την αυτόνομη οδήγηση. Τα σύγχρονα οχήματα εφαρμόζουν σύγχρονες τεχνολογίες συνυφασμένες με τεχνολογίες της τεχνητής νοημοσύνης όπως η αναγνώριση πεζών και σημάτων όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενες ενότητες. Αυτά τα προηγμένα συστήματα αποτελούνται από διάφορους αισθητήρες οι οποίοι λαμβάνουν δεδομένα κατά την διάρκεια της οδήγησης και σύμφωνα με αυτά επιτρέπουν την ομαλή κυκλοφορία στους δημόσιους δρόμους. [7]

Όπως ειπώθηκε και στην ενότητα 1.5 Νομικό πλαίσιο οι κατασκευαστές οφείλουν να αναπτύξουν αυτού του είδους τα οχήματα σύμφωνα με της οδηγίες της Ευρωπαϊκής Ένωσης και θα πρέπει να διασφαλίζεται ότι το όχημα θα λαμβάνει τα απαραίτητα δεδομένα για την κυκλοφορία σε δημόσιους δρόμους.

Παρακάτω ακολουθεί σχεδιάγραμμα με τα αποτελούμενα μέρη ενός αυτόνομου οχήματος:



Πηγή: robsonforensic.com

1. Radar : Χρησιμοποιεί ριπές ήχου για να μετρήσει την απόσταση μετρώντας το χρόνο που χρειάζεται για να επιστρέψει ο ήχος στον αισθητήρα.
2. Lidar: Παρόμοιο με το ραντάρ, αλλά χρησιμοποιεί λέιζερ για τη μέτρηση της απόστασης αντί του ήχου, με εμβέλεια έως 200 μέτρα.
3. Βιντεοκάμερες: Καταγράφει πολλές στατικές εικόνες (καρέ) για τη λήψη μιας διαδοχικής κινηματογραφικής ταινίας
4. Αισθητήρες υπερήχων (**Ultrasonic Range Sensors**): Χρησιμοποιεί ηχητικά κύματα υψηλής συχνότητας για τη μέτρηση της απόστασης μεταξύ αντικειμένων
5. Inertial Measuring Unit (IMU): Συνδυασμός επιταχυνσιόμετρων και γυροσκοπίων που καθορίζουν τη γραμμική και γωνιακή κίνηση του οχήματος
6. Global Navigation Satellite System (GNSS): Χρησιμοποιεί δορυφόρους για να παρέχει αυτόνομη γεω-χωρική τοποθέτηση. Το Global Positioning System (GPS) είναι ένα υποσύνολο του GNSS. [7]

1.9 Λειτουργίες των αισθητήρων

A. Radar:

Το Radar χρησιμοποιεί ριπές ήχου για να εντοπίσει διάφορα αντικείμενα σε αποστάσεις έως 300 μέτρων ενώ παράλληλα έχει τη δυνατότητα να εντοπίζει αντικείμενα ακόμη και κάτω από ακραίες συνθήκες όπως για παράδειγμα ομίχλης, βροχής ή χιονόπτωσης και γενικά κατά την διάρκεια περιορισμένης ορατότητας.

Ένα σύστημα ραντάρ χρησιμοποιεί έναν πομπό ο οποίος εκπέμπει ραδιοκύματα είτε μικροκύματα τα οποία όταν προσκρούσουν πάνω σε κάποιο αντικείμενο αυτά ανακλώνται και διαχέεται στο περιβάλλον με αποτέλεσμα να το εντοπίζει ο πομπός.

Τα πλεονεκτήματα αυτού του αισθητήρα είναι τα εξής:

1. Χρησιμοποιεί δεδομένα χαμηλότερης έντασης
2. Δεν χρειάζεται άμεση οπτική επαφή - λειτουργεί καλά σε πυκνή ομίχλη, βροχή και χιόνι
3. Αποτελεσματικό για τη μέτρηση σχετικών ταχυτήτων

Τα μειονεκτήματα του αντιθέτως είναι τα εξής:

1. Το μειωμένο οπτικό πεδίο σε στατική θέση, το οποίο απαιτεί πολλές μονάδες για κάλυψη 360 μοιρών
2. Χαμηλότερη ανάλυση
3. Χωρίς χρώμα, αντίθεση ή οπτική αναγνώριση χαρακτήρων [7]



Πομπός Radar, Πηγή: phys.org

B. LIDAR:

Το Lidar (Light Detection & ranging) όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως είναι παρόμοιος αισθητήρας με το Radar το οποίο κάνει χρήση τεχνολογιών τηλεμετρίας με την οποία φωτίζει ένα αντικείμενο με παλμικούς δεσμούς μέσω ενός laser με σκοπό την αποκόμιση δεδομένων που αφορούν την θέση και απόσταση αντικειμένων. Αυτοί οι παλμικοί δεσμοί είναι υπεριώδη και υπέρυθη ακτινοβολία οι οποίες έχουν την δυνατότητα να εντοπίσουν διάφορα αντικείμενα όπως βράχους, δένδρα, διάφορες χημικές ουσίες με αποτέλεσμα να έχουμε μεγαλύτερη ανάλυση στα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου. Κατά την χρήση του, το Lidar εκπέμπει μία ακτίνα laser η οποία μόλις προσκρούσει σε κάποιο αντικείμενο αντανακλάται στον δέκτη και έτσι ο δέκτης βρίσκει την ακριβή απόσταση του αντικειμένου. [7]

Τα πλεονεκτήματα του Lidar:

1. Δημιουργεί έναν ακριβή τρισδιάστατο χάρτη του περιβάλλοντος χώρου ενός οχήματος
2. Λειτουργεί καλά σε χαμηλό φωτισμό

Τα μειονεκτήματα του Lidar:

1. Προβλήματα κατά την χρήση σε κακές καιρικές συνθήκες
2. Είναι ο πιο κοστοβόρος από όλους τους αισθητήρες
3. Χωρίς χρώμα, αντίθεση ή οπτική αναγνώριση χαρακτήρων
4. Έντονη χρήση δεδομένων
5. Χρειάζεται άμεση οπτική επαφή [7]



Δέκτης Lidar, Πηγή: Generation Robots

Γ. Βιντεοκάμερα

Η βιντεοκάμερα λαμβάνει εικόνα από το εξωτερικό του οχήματος σε πολλά καρέ και καταγράφει εικόνες τριών διαστάσεων. Σκοπός τους είναι η υψηλή καταγραφή τρισδιάστατου περιεχομένου προσομοιώνοντας την ανθρώπινη όραση. Κάθε όχημα μπορεί να χρησιμοποιεί κάμερες με πάνω από έναν φακό για την επίτευξη υψηλότερης ανάλυσης.

Κατά την καταγραφή ο αισθητήρας καταγράφει μία τρισδιάστατη εικόνα από διαφορετικό πεδίο λήψης. Στη συνέχεια αυτές οι φωτογραφίες αποθηκεύονται με διαφορά μερικών καρέ δημιουργώντας την εντύπωση πώς έχουμε μια κινούμενη εικόνα. Μετέπειτα το σύστημα επεξεργάζεται το σύνολο των εικόνων με σκοπό το να αναγνωρίζεται μόνο μία εικόνα.

Πλεονεκτήματα από την χρήση βιντεοκάμερας:

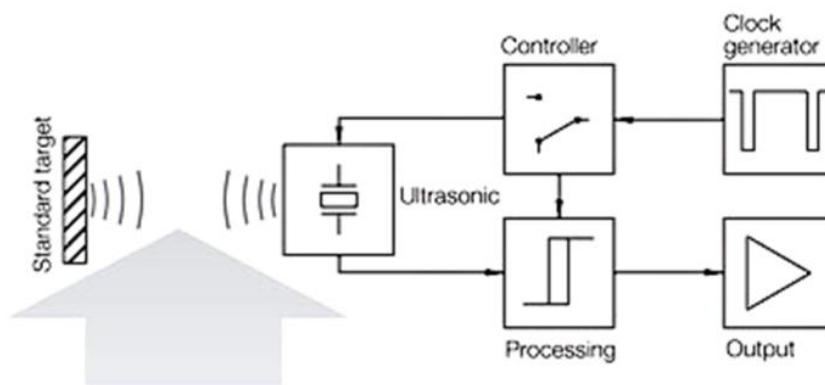
1. Παρέχει χρώμα, αντίθεση και οπτική αναγνώριση χαρακτήρων
2. Αρκετά οικονομικός εξοπλισμός

Μειονεκτήματα από την χρήση βιντεοκάμερας:

1. Περιορισμένο οπτικό πεδίο
2. Προβλήματα με την αλλαγή του φωτός και των σκιών, την πυκνή ομίχλη, τη βροχή, το φως του ήλιου, τις συνθήκες χαμηλού φωτισμού
3. Απαιτητική σε επεξεργαστική ισχύ [7]

Δ. Αισθητήρας υπερήχων

Οι αισθητήρες υπερήχων στέλνουν σήματα ήχων τα οποία ανακλώνται στα αντικείμενα όπου προσκρούουν. Αφού ανακλαστούν τα σήματα λαμβάνονται από τον δέκτη και υποβάλλονται σε επεξεργασία.



Αισθητήρας υπερήχων, πηγή: medium.com

Πλεονεκτήματα αισθητήρα υπερήχων:

1. Πολύ ακριβές σε μικρές αποστάσεις
2. Λειτουργεί καλά σε πυκνή ομίχλη, βροχή και όλες τις συνθήκες φωτός
3. Μικρό σε μέγεθος και οικονομικό στην παραγωγή

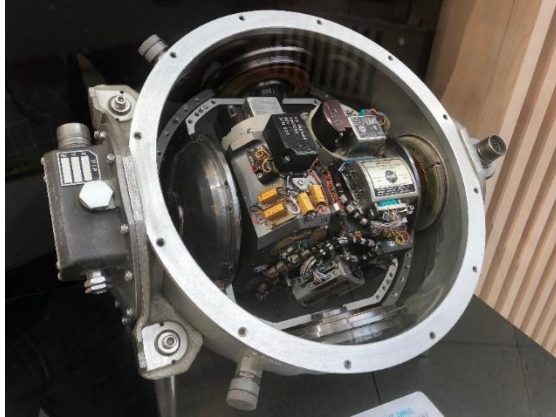
Μειονεκτήματα αισθητήρα υπερήχων:

1. Περιορισμένη εμβέλεια
2. Χωρίς χρώμα, αντίθεση ή οπτική αναγνώριση χαρακτήρων
3. Δεν είναι χρήσιμο για την μέτρηση της ταχύτητας [7]

E. Inertial Measuring Unit (IMU):

Τεχνητή νοημοσύνη και αυτόνομη οδήγηση

Η μονάδα αδρανειακής μέτρησης (IMU), είναι ένας αισθητήρας που αποτελείται από γυροσκόπια για την μέτρηση της γωνιακής ταχύτητας και από επιταχυνσιόμετρα που μετρούν την επιτάχυνση.



Inertial Measurement Unit, πηγή: vectornav.com

Πλεονεκτήματα αισθητήρα IMU:

1. Οι συγκεκριμένοι αισθητήρες είναι μικροί σε μέγεθος και φθηνοί στην παραγωγή τους.
2. Παρέχει πληροφοριοδότηση σε πραγματικό χρόνο της κίνησης του οχήματος
3. Λειτουργεί σε όλες τις συνθήκες

Μειονεκτήματα αισθητήρα IMU:

1. Χρειάζεται υψηλότερη ακρίβεια ενώ η οπτικές ίνες που χρησιμοποιεί είναι αρκετά ακριβές.
2. Τα σήματα μετατοπίζονται λόγω της μαθηματικής ολοκλήρωσης της επιτάχυνσης για τον προσδιορισμό της ταχύτητας και της θέσης [7]

Z. Global Navigation Satellite System (GNSS)

Το Global navigation satellite system είναι ένα σύμπλεγμα δορυφόρων που μεταδίδουν σήματα από το διάστημα και από τα δεδομένα που μεταδίδουν ο χρήστης μπορεί να ξέρει την θέση του σε πραγματικό χρόνο.

Πλεονεκτήματα GNSS:

1. Παγκόσμια κάλυψη
2. Λειτουργία παντός καιρού
3. Παρέχει θέση μεταξύ οχημάτων που δεν έχουν άμεση οπτική επαφή
4. Παρέχει θέση όταν δεν υπάρχει ορατή σήμανση στο δρόμο.

Μειονεκτήματα GNSS:

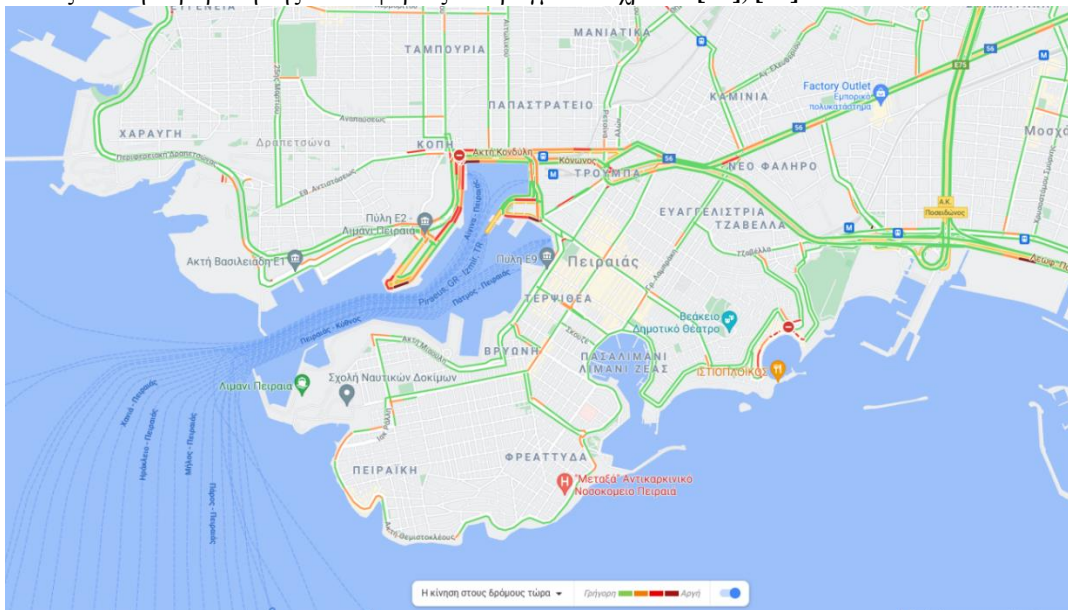
1. Η ακρίβεια εξαρτάται από τον αριθμό των δορυφόρων στο οπτικό πεδίο
2. Η συνολική ακρίβεια είναι χαμηλότερη από άλλους αισθητήρες [7]

1.10 Λογισμικά και αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν τα αυτόνομα οχήματα

A. Λογισμικά πλοήγησης:

Το λογισμικό πλοήγησης επιτρέπει σε ένα αυτόνομο όχημα να βρίσκει την ακριβή θέση του οχήματος σε πραγματικό χρόνο. Κατά την χρήση αυτού του λογισμικού γίνεται χρήση του δέκτη GPS και με την βοήθεια του γίνεται η απεικόνιση της πραγματικής θέσης εκείνη την στιγμή. Με την προϋπόθεση ο δέκτης να έχει καλό σήμα, δηλαδή να μην υπάρχει παρεμβολή αντικειμένων κατά την λήψη του σήματος, ο χρήστης μπορεί να ορίσει ένα μέρος προορισμού ούτως ώστε ο χρήστης να ξεκινήσει την πορεία του προς τον επιθυμητό προορισμό.

Οι σύγχρονες εφαρμογές πλοήγησης προσφέρουν επιπρόσθετες λειτουργίες όπως η δυνατότητα φωνητικών λειτουργιών, η τρισδιάστατη προβολή, η αποθήκευση αγαπημένων τοποθεσιών, η κυκλοφορία σε πραγματικό χρόνο και η απεικόνιση άλλων σημείων ενδιαφέροντος. Μία τέτοια εφαρμογή που χρησιμοποιείται σε ευρεία κλίμακα είναι το Google maps. Η συγκεκριμένη εφαρμογή δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να ψάξει το επιθυμητή τοποθεσία με φωνητικές εντολές. Ακόμη παρέχει την δυνατότητα τρισδιάστατης προβολής μέσω του Street view (όπου αυτό είναι εφικτό) καθώς και την προβολή της κυκλοφορίας σε πραγματικό χρόνο. [15], [16]



Παράδειγμα από Google maps

B. Αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης:

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει ως στόχο την προσομοίωση του ανθρώπινου εγκεφάλου σε διάφορους τομείς με στόχο την επίτευξη ενός αποτελέσματος χωρίς την ανθρώπινη παρουσία. Μέσα σε αυτές τις δραστηριότητες είναι και η οδήγηση οχημάτων, ωστόσο στην συγκεκριμένη περίπτωση ο άνθρωπος δεν ακολουθεί μια συγκεκριμένη ακολουθιακή λογική ούτως ώστε μία μηχανή να μπορέσει να υποκαταστήσει πλήρως έναν άνθρωπο.

Τεχνητή νοημοσύνη και αυτόνομη οδήγηση

Αυτό συμβαίνει γιατί κατά την οδήγηση ο άνθρωπος λειτουργεί βάση της αποκτηθείσας εμπειρίας και όχι βάση γραμμικών κανόνων οι οποίοι μπορούν να προσομοιωθούν από κάποιον αλγόριθμο. Επιπλέον ο άνθρωπος έχει την τάση να συνεχίζει να μαθαίνει και να γίνεται καλύτερος με την πάροδο του χρόνου, κάτι το οποίο δεν μπορεί να γίνει από έναν αλγόριθμο. Στα επόμενα κεφάλαια θα αναλυθούν οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται από τα αυτόνομα οχήματα. [15], [16]

Γ. Άλλα βοηθητικά συστήματα:

Πολλοί κατασκευαστές στην προσπάθειά τους να κάνουν τα οχήματά τους ακόμη πιο ασφαλή προσθέτουν επιπλέον λειτουργικά συστήματα τα οποία βελτιώνουν την πλοήγηση. Τέτοια λογισμικά μπορούν να ενημερώνουν τον χρήστη για πιθανή σωματική κούραση, για την ανάγκη service του οχήματος, πληροφόρηση για ακραία καιρικά φαινόμενα κτλ. [15], [16]

Δ. Συστήματα πλευρικού ελέγχου:

Τα συστήματα πλευρικού ελέγχου που συναντήσαμε και σε προηγούμενα κεφάλαια στόχο έχουν να κρατήσουν το όχημα εντός λωρίδας κυκλοφορίας και προ πάντων εντός δρόμου. Τέτοια συστήματα είναι το Lane Departure Warning System και το Lane Keeping Assist.

Το Lane Departure Warning System (LDWS) επιτρέπει στον χρήστη να παραμείνει στην λωρίδα του με αποτέλεσμα την αποφυγή πλευρικών συγκρούσεων. Κατά την χρήση αυτών των συστημάτων γίνεται χρήση αισθητήρων που επιτρέπουν στο όχημα να έχει εικόνα του οδοστρώματος. Τέτοιοι αισθητήρες μπορούν να είναι μαγνητικοί είτε ένας δέκτης GPS υψηλής ακριβείας. Κατά την χρήση μαγνητικών αισθητήρων εκπέμπεται μαγνητικό πεδίο το οποίο έχει την δυνατότητα να εντοπίζει άλλα οχήματα. Ωστόσο κάτι τέτοιο θα ήταν δύσκολο στην υλοποίηση μιας και αυτό θα απαιτούσε και την χρήση τέτοιων αισθητήρων από τις εταιρίες οδοποιίας.

Ένας εναλλακτικός τρόπος λειτουργίας αυτού του συστήματος είναι μέσω της χρήσης καμερών οι οποίες έχουν στόχο την αναγνώριση λωρίδων. Ωστόσο κάτι τέτοιο θα παρουσίαζε πρόβλημα σε συνθήκες ακραίων καιρικών συνθηκών.

Το Lane Keeping Assistant επιτρέπει στον οδηγό να παραμείνει εντός λωρίδας κάνοντας μικρές κινήσεις στο τιμόνι. Για την χρήση αυτού του συστήματος γίνεται χρήση διάφορων αισθητήρων όπως του Radar, Lidar, και των αισθητήρων υπερήχων. [15], [16]

Ε. Συστήματα υποβοήθησης πορείας:

Τέτοια συστήματα είναι το Adaptive Cruise Control και τα συστήματα υποβοήθησης παρκαρίσματος. Το Adaptive Cruise Control (ACC), ελέγχει την ταχύτητα με την οποία κινείται ο οδηγός σε σχέση με το προπορευόμενο όχημα. Υπάρχουν διάφορες εκδοχές του Cruise Control όπως για παράδειγμα το απλό Cruise Control το οποίο επιτρέπει στον χρήστη να ορίσει μία μέγιστη ταχύτητα κατά την διάρκεια ενός ταξιδιού. Σε πιο εξελιγμένες εκδόσεις ο χρήστης έχει την δυνατότητα να προσαρμόζει την ταχύτητα του οχήματός τους σύμφωνα με την ταχύτητα του προπορευόμενου οχήματος.

Για την χρήση αυτών των συστημάτων είναι απαραίτητη η χρήση αισθητήρων ραντάρ, οι οποίοι επιτρέπουν τον εντοπισμό άλλων οχημάτων και μπορούν να υπολογίσουν την απόστασή τους.

Το Parking assistant, είναι ένα σύστημα υποβοήθησης παρκαρίσματος που κάνει χρήση αισθητήρων υπερήχων οι οποίοι είναι εξαιρετικά ακριβείς σε κοντινές

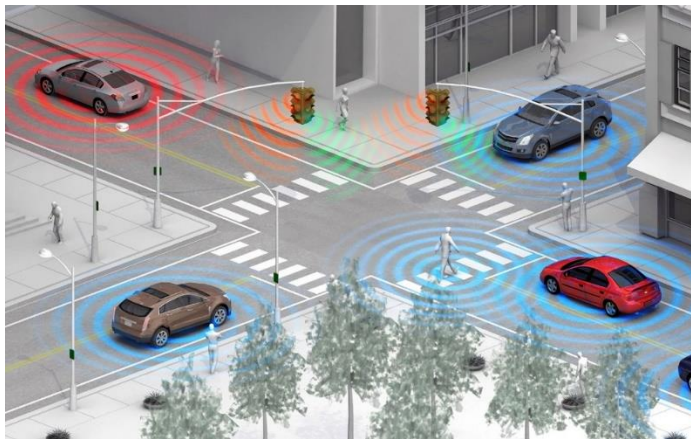
αποστάσεις. Έτσι όταν το όχημα πλησιάζει ένα αντικείμενο, ο οδηγός θα ακούσει έναν ήχο υψηλότερης έντασης που του υποδεικνύει ότι το όχημα πλησιάζει περισσότερο προς το αντικείμενο. [17]

1.11 Συστήματα επικοινωνίας μεταξύ των αυτόνομων οχημάτων

Σύμφωνα με το υφιστάμενο κώδικα οδικής κυκλοφορίας τα οχήματα κινούνται στο οδικό δίκτυο κάνοντας χρήση των υφιστάμενων υποδομών (όπως σηματοδότες, οδικές σημάνσεις κτλ.). Οι οδηγοί είναι υποχρεωμένοι να συντονιστούν στους υπάρχοντες κανονισμούς κάνοντας χρήση της υφιστάμενης τεχνολογίας για την ασφαλή μετακίνηση στο οδικό δίκτυο. Στην περίπτωση των αυτόνομων οχημάτων, ωστόσο, κάτι τέτοιο θα ήταν πολύ δύσκολο μιας και τα αυτόνομα οχήματα όπως προ είπαμε δεν έχουν την δυνατότητα να μαθαίνουν εμπειρικά και δεν μπορούν να επικοινωνούν με άλλα οχήματα. Γι' αυτό τον λόγο θα πρέπει να αναπτυχθούν νέες τεχνολογίες που θα επιτρέπουν την ομαλή κυκλοφορία χωρίς την επίβλεψη ενός χρήστη. Παρακάτω θα δούμε κάποιες τεχνολογίες που μπορούν να βοηθήσουν σε αυτό. [17], [18]

A. Τεχνολογία Vehicle to Vehicle

Η τεχνολογία vehicle to vehicle επιτρέπει στα οχήματα να ανταλλάσσουν πληροφορίες μεταξύ τους. Κάτι τέτοιο θα επιτρέψει στα αυτόνομα οχήματα να έχουν πλήρη εικόνα του περιγύρω τους. Έτσι εάν για παράδειγμα υπάρχει κίνηση, ή κάποιο ατύχημα, ή κάποιο κλείσιμο σε κάποιο μέρος του δρόμο τα υπόλοιπα οχήματα που βρίσκονται πιο πίσω θα μπορούν να έχουν πρόσβαση σε αυτή την πληροφορία, αποφεύγοντας έτσι καταστάσεις ακραίων μπουτιλιαρισμάτων και επιπλέον ατυχημάτων. [18], [19]

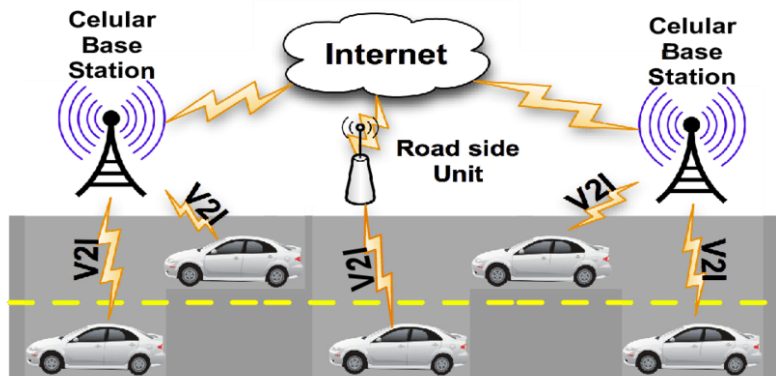


Vehicle to vehicle, πηγή: uae.yallamotor.com

B. Τεχνολογία Vehicle to Infrastructure

Η τεχνολογία vehicle to infrastructure επιτρέπει στα οχήματα να ανταλλάσσουν πληροφορίες κάνοντας χρήση των υποδομών του οδικού δικτύου. Έτσι τα λοιπά

οχήματα θα μπορούν να έχουν πρόσβαση στην πληροφορία που λαμβάνουν οι υποδομές αυξάνοντας έτσι τις λαμβανόμενες πληροφορίες. Αυτή η τεχνολογία μπορεί για παράδειγμα να ενημερώνει το όχημα για την κατάσταση του φωτεινού σηματοδότη σε περίπτωση χαμηλής ορατότητας. Επιπλέον, με τη χρήση καταλλήλου αλγόριθμου θα μπορούσε να ελεγχθεί η ταχύτητα το οχημάτων κάτι το οποίο θα βοηθούσε σε καταστάσεις κυκλοφοριακής συμφόρησης αλλά και θα επέτρεπε τον έλεγχο οχημάτων ούτως ώστε να μην παραβιάζουν τον Κ.Ο.Κ. [18], [19]



Vehicle to Infrastructure, πηγή: www.researchgate.net

Γ. Τεχνολογία Vehicle to Everything

Η τεχνολογία vehicle to everything είναι ένας συνδυασμός τεχνολογιών που κάνουν χρήση τόσο των τεχνολογιών που αναφέρθηκαν στις ενότητες Α. και Β. όσο και άλλες που θα μπορούσαν να αναπτυχθούν μελλοντικά όπως το Vehicle to Pedestrian, Vehicle to Device, και Vehicle to Grid. Αυτή η τεχνολογία θα επιτρέπει στον οδηγό να ενημερώνεται για τυχόν ατυχήματα ή φυσικές καταστροφές που έχουν γίνει σε κοντινή ακτίνα από την τωρινή τοποθεσία του οχήματος. Όλα τα οχήματα θα έχουν την δυνατότητα να διαμοιράζονται τέτοιες πληροφορίες κάνοντας τις μετακινήσεις ασφαλέστερες και πιο αποτελεσματικές, μειώνοντας τους χρόνους μετακίνησης. [18], [19]



Vehicle to Everything, πηγή: Wikipedia

Κεφάλαιο 2°

2.1 Βασικές έννοιες της τεχνητής νοημοσύνης

Η τεχνητή νοημοσύνη είναι επιστημονικό πεδίο της πληροφορικής όπου σκοπό έχει την προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης από μηχανές.

Τι είναι τεχνητή νοημοσύνη:

Για να δώσουμε έναν σωστό ορισμό στο τι είναι η τεχνητή νοημοσύνη θα πρέπει να εξηγήσουμε επαρκώς το τι ορίζουμε ως νοημοσύνη. Νοημοσύνη είναι μία γενική και σύνθετη ικανότητα του ατόμου που το δίνουν την δυνατότητα να ενεργεί σύμφωνα με την λογική του, τους κανόνες που διέπουν το κοινωνικό σύνολο αλλά και την αποκτηθείσα εμπειρία. Έτσι ως νοημοσύνη ορίζουμε την ικανότητα του ανθρώπου να:

- Αντιμετωπίζει καταστάσεις με τρόπο αυθόρμητο και όχι με μηχανικό τρόπο (δηλαδή ακολουθώντας μια μηχανική συμπεριφορά).
- Κατανοεί αόριστες έννοιες από τα συμφραζόμενα.
- Αναγνωρίζει την σπουδαιότητα ενός γεγονότος και τα ιεραρχεί βάση της σημαντικότητάς τους.
- Βρίσκει ομοιότητες και διαφορές σε καταστάσεις με ομοιότητες. [3], [9]

Οι παραπάνω ικανότητες αποκτώνται από τον άνθρωπο κατά την τριβή του με τα υπόλοιπα μέλη της κοινωνίας.

Η τεχνητή νοημοσύνη σε αντίθεση με την ανθρώπινη νοημοσύνη έχει σκοπό με τεχνητά μέσα να μοντελοποιήσει στην πράξη την ανθρώπινη λογική και συμπεριφορά σε σχέση με μία συγκεκριμένη κατάσταση. Για την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης χρειάστηκε να δημιουργηθεί ένα λογισμικό βασισμένο σε αλγόριθμους που αποσκοπούσαν στην εφαρμογή ενός ή επιπλέον ανθρώπινων νοητικών γνωρισμάτων, όπως:

- Μίμηση της ανθρώπινης σκέψης
- Μίμηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς
- Μίμηση της ανθρώπινης λογικής και αντίδρασης

Μερικοί από τους τομείς στους οποίους εφαρμόστηκε η τεχνητή νοημοσύνη είναι οι κάτωθι:

- Επεξεργαστές φυσικής γλώσσας (αυτόματοι τηλεφωνητές κτλ.)
- Ευφυείς πράκτορες
- Τεχνητή όραση
- Ευφυείς υπηρεσίες διαδικτύου
- Αυτόνομη οδήγηση

Η τεχνητή νοημοσύνη καλείται να επιλύσει προβλήματα τα οποία έχουν υψηλή αβεβαιότητα λόγου του υψηλού βαθμού μεταβλητότητας. Έτσι ένα πρόβλημα με δυσεπίλυτη λύση θα μπορούσε να επιλυθεί από τον άνθρωπο με έναν συνδυασμό της ανθρώπινης λογικής και την βοήθεια της τεχνητής νοημοσύνης. [3], [9]

2.2 Η Μηχανική μάθηση (Machine learning)

Η Μηχανική μάθηση είναι ένας τομέας της πληροφορικής που σκοπό έχει την μελέτη αναγνώρισης προτύπων στα θεωρήματα μάθησης της τεχνητής νοημοσύνης. Κατά την μηχανική μάθηση εφαρμόζονται μία σειρά από υπολογιστικές εργασίες όπου ο σχεδιασμός και προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι απαραίτητος. Κατά την χρήση ενός υπολογιστή χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος ο οποίος είναι υπεύθυνος για την βελτίωση στην λειτουργία του συστήματος. Αυτός ο αλγόριθμος θα κάνει χρήση των δεδομένων του συστήματος για να επιτύχει το σκοπό του.

A. Είδη μάθησης:

- Η επαγωγική μάθηση: είναι εκείνο το είδος μάθησης που επιτυγχάνεται με την διαδικασία της επαγωγής. Με αυτόν τον τρόπο μάθησης ο άνθρωπος μαθαίνει κατανοώντας το περιβάλλον του βασιζόμενος στις παρατηρήσεις δημιουργώντας μία απλοποιημένη εκδοχή ενός νοητικού μοντέλου. Βάση αυτού του μοντέλου ο άνθρωπος δημιουργεί νοητικά πρότυπα τα οποία βασίζονται στη συσχέτιση εμπειριών και παρατηρήσεων.
- Η εξελικτική μάθηση: είναι εκείνο το είδος μάθησης όπου χρησιμοποιούνται γενετικοί αλγόριθμοι που σκοπό έχουν την βελτιστοποίηση σε σύνθετα προβλήματα. [3], [9]

B. Κατηγορίες Μηχανικής μάθησης:

Στον τομέα της Μηχανικής μάθησης υπάρχουν τρεις κατηγορίες μάθησης όπου διαφοροποιούνται βάσει την λειτουργία του μοντέλου μάθησης του αλγορίθμου σε χρήση. Οι κατηγορίες τους είναι οι εξής:

A. Επιβλεπόμενη μάθηση: Είναι αλγόριθμος όπου ορίζουμε μία συνάρτηση στόχο η οποία είναι το αντικείμενο εκμάθησης του συστήματος. Αυτή η συνάρτηση προσπαθεί να προβλέψει την τιμή μιας μεταβλητής, η οποία μεταβλητή ονομάζεται εξαρτημένη ή μεταβλητή εξόδου, με βάση τις τιμές ενός συνόλου μεταβλητών οι οποίες είναι ανεξάρτητες. Στην μάθηση με επίβλεψη υπάρχουν δύο ειδών προβλήματα, τα προβλήματα ταξινόμησης και τα προβλήματα παρεμβολής. Τα προβλήματα ταξινόμησης αναφέρονται στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών τάξεων. Τα προβλήματα παρεμβολής αναφέρονται στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης αριθμητικών τιμών.

Κατά την εφαρμογή της Μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται διάφορα εργαλεία και μέθοδοι εφαρμογής του μοντέλου μάθησης. Τα βασικότερα πρότυπα μάθησης είναι τα παρακάτω: Μάθηση των εννοιών, Δένδρα απόφασης, Μάθηση των κανόνων ταξινόμησης, Μάθηση κατά περίπτωση, Μάθηση κατά Bayes, Παρεμβολή ή ταξινόμηση, Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα, και Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. [3], [9]

i. Η μάθηση των εννοιών (Concept Learning):

Η μάθηση των εννοιών αποτελεί ένα υποσύνολο της επιβλεπόμενης μάθησης. Κατά την μάθηση των εννοιών το σύστημα ενημερώνεται με παραδείγματα που είτε ανήκουν, είτε δεν ανήκουν σε μία συγκεκριμένη έννοια. Στη συνέχεια σχεδιάζεται το αφαιρετικό μοντέλο αυτής της έννοιας ώστε να καταστεί δυνατόν ο έλεγχος και αντιστοιχία αυτής της έννοιας με κάποια νέα περίπτωση.

Ένα τέτοιο παράδειγμα είναι ο αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων ο οποίος λειτουργεί ως εξής:

1. Περιορίζει τον χώρο αναζήτησης επιτελώντας γενικεύσεις ή εξειδικεύσεις για κάποιες αρχικές έννοιες βάση των δεδομένων εκπαίδευσης.

2. Διατηρεί δύο σύνολα G και S που περιγράφουν τον χώρο αναζήτησης. Το σύνολο G περιγράφει το σύνολο των πιο γενικών υποψηφίων εννοιών ενώ το σύνολο S περιγράφει το σύνολο των πιο εξειδικευμένων υποψηφίων εννοιών.

Ακολουθεί παράδειγμα του αλγόριθμου.

Αρχικοποίηση:
 Το G στο σύνολο όλων των υποθέσεων.
 Το S στο κενό σύνολο.
 Για κάθε δεδομένο εκπαίδευσης x :
 Αν το x είναι θετικό:
 i) Διέγραψε τα μέλη του G που δεν ικανοποιούν το x .
 ii) Για κάθε υπόθεση $s \in S$ που δεν ικανοποιεί το x :
 α) Διέγραψε την s από το S .
 β) Πρόσθεσε στο S όλες τις ελάχιστες γενικεύσεις h της s , έτσι ώστε κάθε υπόθεση h να ικανοποιεί το x και να υπάρχει κάποια υπόθεση του G που να είναι πιο γενική.
 γ) Διέγραψε από το S όποια υπόθεση είναι πιο γενική από κάποια άλλη υπόθεση του S .
 Αν το x είναι αρνητικό:
 i) Διέγραψε τα μέλη του S που δεν ικανοποιούν το x .
 ii) Για κάθε υπόθεση $g \in G$ που δεν ικανοποιεί το x :
 α) Διέγραψε την g από το G .
 β) Πρόσθεσε στο G όλες τις ελάχιστες ειδικεύσεις h της g , έτσι ώστε κάθε υπόθεση h να ικανοποιεί το x και να υπάρχει κάποια υπόθεση του S που να είναι πιο ειδική.
 γ) Διέγραψε από το G όποια υπόθεση είναι πιο ειδική από κάποια άλλη υπόθεση του G .

Περιγραφή λειτουργίας του:

- Τα σύνολα G και S ορίζουν κάποια σύνορα στον χώρο των υποθέσεων/εννοιών, τα οποία χωρίζονται σε περιοχές με θετικά, αρνητικά και απροσδιόριστης φύσης παραδείγματα.
- Κατά την μάθηση το σύνολο G συρρικνώνεται ενώ το S επεκτείνεται μέχρις ότου να εξαντληθούν τα παραδείγματα.
- Ο αλγόριθμος παρέχει ανά πάσα στιγμή μία αποδεκτή (αλλά όχι την βέλτιστη) περιγραφή του σταδίου της μάθησης καθώς χρησιμοποιεί δεδομένα μάθησης σταδιακά. [3], [9]

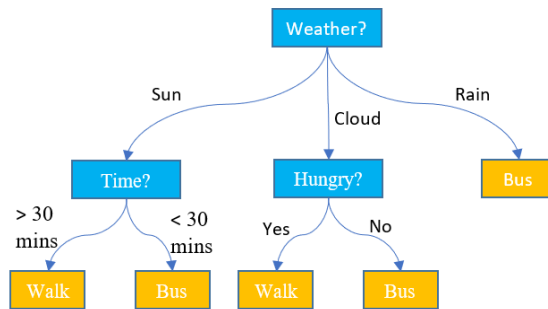
ii. Τα δένδρα απόφασης:

Τα δένδρα απόφασης είναι μια δενδροειδή σχηματικά δομή που περιγράφει με γραφικό τρόπο τα δεδομένα. Σκοπό έχουν να προβλέψουν με ακρίβεια την τιμή που θα φέρει μια μεταβλητή που μοντελοποιείται βάση των τιμών χαρακτηριστικών. Αυτή η δομή θα αποτελείται από:

1. Έναν κόμβο που θα ορίζει την συνθήκη ελέγχου της τιμής κάποιου χαρακτηριστικού των περιπτώσεων.

2. Ένα κλαδί που φεύγει από έναν κόμβο που αντιστοιχεί σε μια διαφορετική διακριτή τιμή του χαρακτηριστικού που σχετίζεται με τον κόμβο

3. Από κλαδιά και φύλλα όπου εμφανίζεται το ιστορικό του τι συνέβη.



Πηγή: www.displayr.com

Τα δένδρα απόφασης αναπαρίστανται με την χρήση συνθηκών if-then (παράδειγμα στην προηγούμενη εικόνα). [8]

Ο αλγόριθμος ID3:

Ο αλγόριθμος Iterative Dichotomizer 3 βασίζεται στον αλγόριθμο Concept Learning System που αποτελεί αλγόριθμο δημιουργίας Δένδρων απόφασης. Η διαφορά του ID3 είναι ότι μπορεί να πραγματοποιήσει ευρετική αναζήτηση χαρακτηριστικού για τον διαχωρισμό. Σε κάθε κόμβο του δένδρου αναζητά μεταξύ των χαρακτηριστικών του συνόλου δειγμάτων μάθησης εκείνο το χαρακτηριστικό που διαχωρίζει καλύτερα τα δεδομένα του δείγματος. Εάν το χαρακτηριστικό διαχωρίζει πλήρως το σύνολο μάθησης, τότε ο ID3 σταματά. Διαφορετικά λειτουργεί αναδρομικά στα n (όπου $n =$ ο αριθμός των πιθανών τιμών ενός χαρακτηριστικού) διαχωρισμένα υποσύνολα ούτως ώστε να εντοπίσει το καλύτερο χαρακτηριστικό. Ο αλγόριθμος εφαρμόζει αναδρομικά μια άπληστη αναζήτηση, δηλαδή επιλέγει το καλύτερο χαρακτηριστικό και δεν ανατρέχει σε προηγούμενα χαρακτηριστικά που έχει χρησιμοποιήσει στη δεδομένη πορεία του για να επανεξετάσει. Τα χαρακτηριστικά του αλγόριθμου ID3 είναι τα εξής:

- Μεγαλώνει επαναληπτικά ένα μικρό σύνολο μάθησης από δεδομένα που υπάρχουν σε μια περιορισμένη βάση δειγμάτων.
- Αφαιρεί χαρακτηριστικά που περιέχονται στην κατηγορία προς ταξινόμηση με σκοπό τη συμπίεση της βάσης.
- Χρησιμοποιεί στατιστικές μεθόδους για να επιλέξει χαρακτηριστικά για τον διαχωρισμό. [8]

iii. Μάθηση κανόνων ταξινόμησης:

Ο κανόνας if-then αποτελεί έναν από τους πιο εύκολα εφαρμόσιμων κανόνων με κυριότερες κατηγορίες: 1. Προτασιακοί κανόνες, 2. Κατηγορηματικοί κανόνες πρώτης τάξης.

Οι προτασιακοί κανόνες μπορούν να προκύψουν από την απ' ευθείας μάθηση είτε από άλλες μορφές αναπαράστασης. Αυτοί οι κανόνες δεν περιλαμβάνουν μεταβλητές οπότε δεν μπορούν να αναπαραστήσουν γενικές σχέσεις μεταξύ των τιμών των χαρακτηριστικών.

Οι κατηγορηματικοί κανόνες πρώτης τάξης αντιθέτως περιλαμβάνουν μεταβλητές που προκύπτουν από την απ' ευθείας μάθηση μέσω αλγορίθμων 1^{ης} τάξης.

Λειτουργία των προτασιακών κανόνων ταξινόμησης:

- Αφορά προβλήματα που δεν απαιτείται η αναπαράσταση σχέσεων ανάμεσα στις τιμές των διαφόρων χαρακτηριστικών (όπως στα Δένδρα απόφασης).
- Ένας γενικός αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται σε αυτή την περίπτωση είναι ο αλγόριθμος σειριακής κάλυψης (Sequential Covering Algorithm).
- Δημιουργεί ένα σύνολο προτασιακών κανόνων σταδιακά μαθαίνοντας έναν κάθε φορά.
- Κάθε κανόνας καλύπτει ένα σύνολο θετικών παραδειγμάτων που είναι ξένο προς τα σύνολα των υπολοίπων κανόνων. [3], [9]

Ακολουθεί γενικό παράδειγμα του αλγόριθμου:

Αλγόριθμος Σειριακής Κάλυψης

1. Αρχικοποίησε το Σύνολο_Κανόνων με το κενό σύνολο.
2. Μάθε_έναν_Κανόνα (Εξαρτημένη_Μεταβλητή, Μεταβλητές, Παραδείγματα).
3. Αν ο Κανόνας ικανοποιεί το Κριτήριο Απόδοσης:
 - 3α. Αφαίρεσε τα θετικά παραδείγματα που κάλυψε ο Κανόνας αυτός.
 - 3β. Πρόσθεσε τον Κανόνα στο Σύνολο_Κανόνων.
4. Επανάλαβε από το 2, όσο ικανοποιείται το Κριτήριο Απόδοσης.

Η συνάρτηση **Μάθε_έναν_Κανόνα** είναι κρίσιμη για την απόδοση του αλγορίθμου και έχει την παρακάτω μορφή:

Συνάρτηση Μάθε_έναν_Κανόνα (Εξαρτημένη_Μεταβλητή, Χαρακτηριστικά, Παραδείγματα)
 //Αναζήτηση "Γενικό προς Ειδικό" (General-to-Specific Search)

1. Εστω η βέλτιστη υπόθεση (αρχικά, ο πιο γενικός κανόνας) που ταιριάζει με όλα τα παραδείγματα του συνόλου εκπαίδευσης.
2. Επανάλαβε, όσο υπάρχουν υποψήφια υποθέσεις:
 Εξειδίκευσε τη βέλτιστη υπόθεση, προσθέτοντας το ζεύγος χαρακτηριστικού-τιμής που βελτιστοποιεί το κριτήριο απόδοσης.

iv. Η μάθηση κατά περίπτωση:

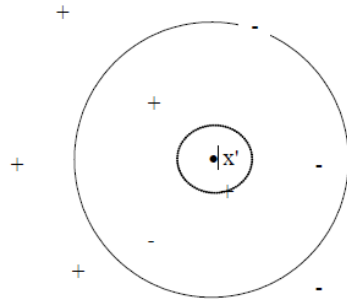
Κατά αυτό τον τύπο μάθησης τα δεδομένα μάθησης παραμένουν αυτούσια εν αντίθεση με τις άλλες μεθόδους μηχανικής μάθησης οι οποίες κωδικοποιούν τα παραδείγματα εκπαίδευσης σε μια συμπαγή περιγραφή. Όταν ένα τέτοιο σύστημα κληθεί να αποφασίσει για την κατηγορία μιας νέας περίπτωσης εξετάζει τη σχέση με τα ήδη αποθηκευμένα δεδομένα. [3], [9]

Χαρακτηριστικό παράδειγμα αλγορίθμου, είναι ο αλγόριθμος k-κοντινότερων γειτόνων, ο οποίος λειτουργεί ως εξής:

- Κάνει την παραδοχή ότι τα διάφορα παραδείγματα μπορεί να αναπαρασταθούν ως σημεία σε κάποιο n-διάστατο Ευκλείδειο χώρο R^n όπου n ο αριθμός χαρακτηριστικών.
- Κάθε νέα περίπτωση τοποθετείται στο χώρο αυτό ως νέο σημείο και η τιμή του προσδιορίζεται με βάση το χαρακτηρισμό των k γειτονικών σημείων.
- Οι κοντινότεροι γείτονες μιας περίπτωσης υπολογίζονται με βάση την Ευκλείδεια απόστασή τους όπως αναπαρίσταται από τον παρακάτω τύπο:

$$d(x, x') = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x) - a_r(x'))^2}$$

Παράδειγμα προσδιορισμού κατηγορίας με βάση τον 1 και τους 5 κοντινότερους γείτονες



Στο σχήμα υπάρχουν δεδομένα δύο κατηγοριών, η νέα περίπτωση x' χαρακτηρίζεται ως θετική, αν ληφθεί υπ' όψη μόνο ο πλησιέστερος γείτονας (1-Nearest Neighbor) και ως αρνητική αν ληφθούν υπ' όψη οι πέντε πλησιέστεροι γείτονες (5-Nearest Neighbors) καθώς η πλειοψηφία αυτών έχει αρνητικό χαρακτηρισμό (εξωτερικός κύκλος του σχήματος). [3], [9]

v. Μάθηση κατά Bayes

Στη μάθηση κατά Bayes (Bayesian Learning) κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης μπορεί σταδιακά να μειώσει ή να αυξήσει την πιθανότητα να είναι σωστή μια υπόθεση. Η πρακτική δυσκολία στην εφαρμογή της μάθησης κατά Bayes είναι η απαίτηση για την γνώση πολλών τιμών πιθανοτήτων. Όταν αυτές οι τιμές δεν είναι δυνατό να υπολογιστούν επακριβώς, τότε υπολογίζονται κατ' εκτίμηση από παλαιότερες υποθέσεις, εμπειρική γνώση κτλ.

Η Δυσκολία εφαρμογής που αναφέρθηκε παραπάνω έχει δώσει μεγάλη πρακτική αξία σε μια απλουστευμένη εκδοχή της μάθησης κατά Bayes, τον απλό ταξινομητή Bayes στον οποίο γίνεται η παραδοχή ότι τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους. [3], [9]

Ο απλός ταξινομητής Bayes (simple/naive Bayes classifier) :

Ο απλός ταξινομητής Bayes είναι μια πρακτική μέθοδος μάθησης που στηρίζεται σε στατικά στοιχεία (κατανομές πιθανοτήτων). Η ποσότητα P που περιγράφει έναν απλό ταξινομητή Bayes για ένα σύνολο παραδειγμάτων εκφράζει την πιθανότητα να είναι C η τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής C με βάση τις τιμές $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ των χαρακτηριστικών $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ και δίνεται από τη σχέση:

$$P(c | x) = P(c) \cdot \prod_i P(x_i | c)$$

- Όπου X_i τα χαρακτηριστικά που θεωρούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους.

Ο υπολογισμός της παραπάνω ποσότητας για ένα σύνολο N παραδειγμάτων γίνεται με βάση τις σχέσεις:

- $P(c) = N(c)/N$
- $P(x_i|c) = N(x_i, c)/N(c)$, για χαρακτηριστικό X_i με διακριτές τιμές
- $P(x_i|c) = g(x_i, \mu, \sigma^2)$, για χαρακτηριστικό X_i με αριθμητικές τιμές
- $N(c)$ είναι ο αριθμός των δεδομένων που έχουν στην εξαρτημένη μεταβλητή την τιμή c , $N(x_i, c)$ είναι ο αριθμός των δεδομένων που έχουν για το χαρακτηριστικό X_i και την εξαρτημένη μεταβλητή, τιμές x_i και c αντίστοιχα, και $g(x_i, \mu, \sigma^2)$ είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας Gauss με μέσο όρο μ και διασπορά σ^2 για το χαρακτηριστικό X_i . [3], [9]

vi. Παρεμβολή ή Παλινδρόμηση (regression):

Παρεμβολή ή παλινδρόμηση είναι η διαδικασία προσδιορισμού σχέσης μιας μεταβλητής y (εξαρτημένη μεταβλητή ή εξόδος) με μια ή περισσότερες άλλες μεταβλητές x_1, x_2, \dots, x_n (ανεξάρτητες μεταβλητές ή εισόδοι). Σκοπό έχει την πρόβλεψη της τιμής εξόδου όταν οι εισόδοι είναι γνωστοί.

Το πιο γνωστό μοντέλο είναι το γραμμικό (linear) όπου η αναμενόμενη τιμή της εξόδου μοντελοποιείται με μία γραμμική συνάρτηση ή σταθμισμένο άθροισμα (weighted sum) των παραμέτρων εισόδου.

$$y_j = \beta_0 + \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \dots + \beta_n x_{nj} \quad j = 1, 2, \dots, m$$

Όπου m είναι ο αριθμός των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ το ζητούμενο είναι να υπολογιστούν οι συντελεστές β_i .

Άλλη γνωστή μέθοδος επίλυσης είναι η μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων (least squares).

- Ελαχιστοποιεί το σφάλμα μεταξύ της εκτιμώμενης συνάρτησης και των πραγματικών δεδομένων. [3], [9]

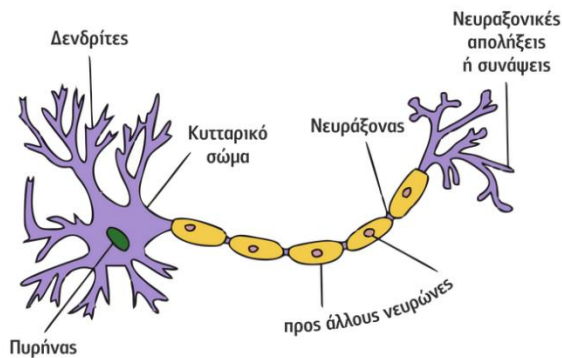
vii. Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

Τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν έναν πρακτικό τρόπο για την εκμάθηση αριθμητικών και διανυσματικών συναρτήσεων ορισμένων σε συνεχή ή διακριτά μεγέθη. Χρησιμοποιούνται τόσο για παρεμβολή (γραμμική/μη γραμμική) όσο και για ταξινόμηση. Το μεγάλο τους πλεονέκτημα είναι η ανοχή που παρουσιάζουν σε δεδομένα εκπαίδευσης με θόρυβο, δηλαδή δεδομένα που περιστασιακά έχουν λανθασμένες τιμές (π.χ. λάθη καταχώρησης). [3], [9]

Φυσικά νευρωνικά δίκτυα:

Ο νευρώνας αποτελεί δομική μονάδα του εγκεφάλου ο οποίος είναι υπεύθυνος για όλες τις νοητικές διεργασίες. Ένας νευρώνας αποτελείται από τα παρακάτω δομικά μέρη: 1. Το σώμα (πυρήνας του νευρώνα), 2. Τους δενδρίτες (λαμβάνουν σήματα από άλλους νευρώνες), 3. Τον άξονα (πραγματοποιεί την διασύνδεση του νευρώνα με άλλους γειτονικούς).

Κάθε δενδρίτης έχει ένα ελάχιστο κενό το οποίο ονομάζεται σύναψη. Η ικανότητα μάθησης και απομνημόνευσης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλουν την αγωγιμότητα τους. [3], [9]

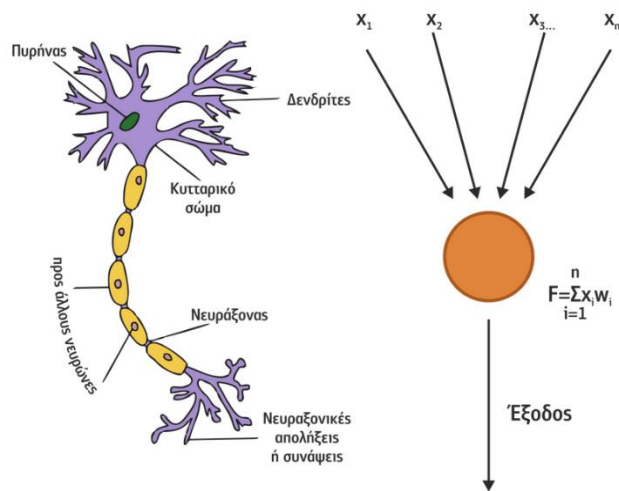


Παράδειγμα νευρώνα

Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα:

Ένας τεχνητός νευρώνας λαμβάνει σήματα εισόδου εντός ενός συνεχούς πεδίου ορισμού x_0, x_1, \dots, x_n . Η τιμή του βάρους w_i (weight) αποτελεί τμήμα ανάλογο της σύναψης των βιολογικών νευρώνων. Ο τεχνητός νευρώνας αποτελείται από τα παρακάτω μέρη:

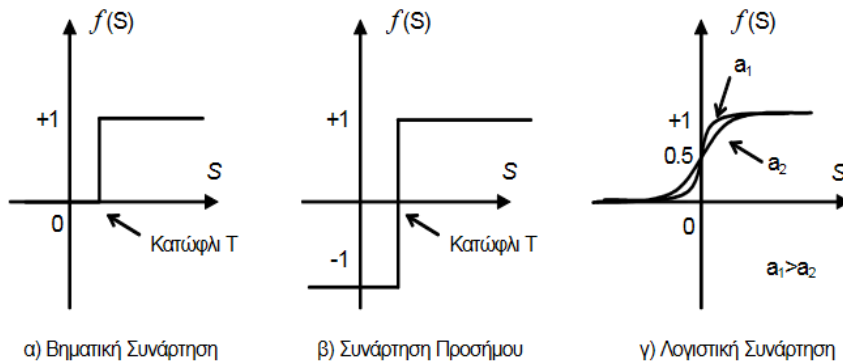
1. Αθροιστής (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από βάρη σήματα εισόδου και παράγει μία ποσότητα S .
2. Συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function), είναι ένα μη γραμμικό φίλτρο που διαμορφώνει το σήμα εξόδου y , σε συνάρτηση με την ποσότητα s . [3], [9]



Παράδειγμα τεχνητού νευρώνα

Συναρτήσεις Ενεργοποίησης:

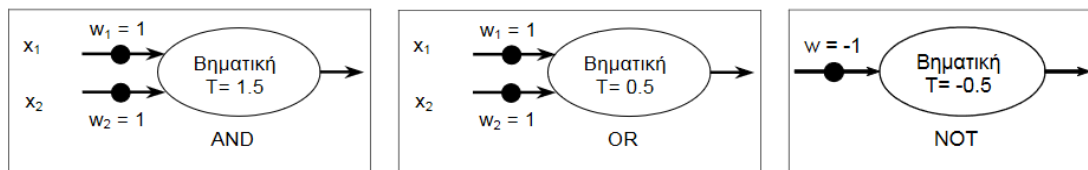
Βασική απαίτηση είναι να είναι μη γραμμική ώστε να μπορεί να μοντελοποιεί μη γραμμικά φαινόμενα. [3], [9]



Η λογιστική συνάρτηση είναι μέλος της οικογένειας σιγμοειδών συναρτήσεων

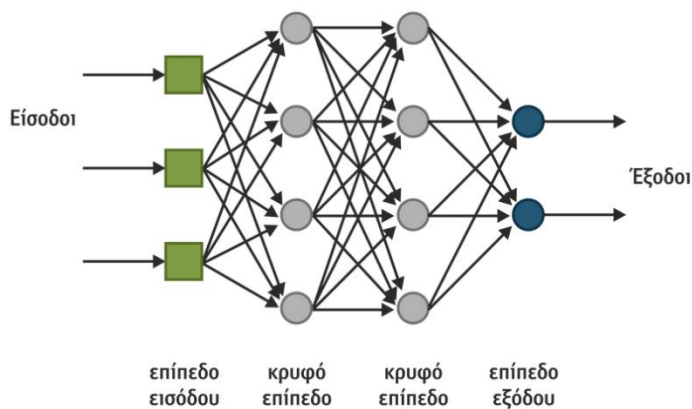
$$\Phi(S) = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot S}}$$

Παρακάτω ακολουθεί διάγραμμα με την υλοποίηση λογικής συνάρτησης με τεχνητό νευρώνα:



Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ):

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου.



Παράδειγμα πολυεπίπεδου ΤΝΔ

Σύμφωνα με το παραπάνω παράδειγμα ένα ΤΝΔ αποτελείται από τα παρακάτω μέρη:

- Το επίπεδο εισόδου (input layer)
- Τα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers)
- Το επίπεδο εξόδου (output layer)

Οι νευρώνες ενός τέτοιου δικτύου μπορεί να είναι είτε πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είτε μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected) και έτσι στη συνέχεια χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Δίκτυα με απλή τροφοδότηση (feedword)
- Δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent)

Βασικές ιδιότητες των ΤΝΔ:

- Ικανότητα να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- Η δυνατότητα θεώρησης του ως κατανεμημένη μνήμη και ως μνήμη συσχέτισης.
- Η μεγάλη ανοχή σε σφάλματα.
- Η εξαιρετική ικανότητα για αναγνώριση προτύπων.

Μάθηση και ανάκληση:

- Μάθηση (learning ή training) είναι η διαδικασία της τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου.
- Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών.

Έχοντας ορίσει το τι είναι μάθηση και ανάκληση θα πρέπει να αναφερθούμε και στα είδη μάθησης αλλά και στους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται συνήθως. [3], [9]

Είδη μάθησης:

- Μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning)
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning)
- Βαθμολογημένη μάθηση (graded learning)

Αλγόριθμοι μάθησης υπό επίβλεψη:

- Κανόνας Δέλτα (Delta rule learning)
- Αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation)
- Ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning)
- Τυχαία μάθηση (random learning)

Τα δεδομένα εκπαίδευσης:

Τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται σε κύκλους εκπαίδευσης που ονομάζονται εποχές. Και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στους κύκλους εκπαίδευσης μπορεί να είναι κάποιες από τις παρακάτω: 1. Μάθηση δέσμης, 2. Επαυξητική μάθηση, 3. Συνδυασμός των μεθόδων 1 και 2.

Η εκπαίδευση θα τερματιστεί μόνο όταν το κριτήριο ελέγχου ποιότητας του δικτύου φτάσει την επιθυμητή τιμή. Τα κριτήρια ελέγχου ποιότητας είναι τα εξής: 1. Το μέσο σφάλμα του συνόλου εκπαίδευσης. 2. Η μεταβολή του μέσου σφάλματος του συνόλου της εκπαίδευσης. [3], [9]

viii. Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης:

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης στηρίζονται στα νευρωνικά δίκτυα τύπου Perception. Εδραιώθηκαν ως μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους (γραμμικής και μη) παρεμβολής και ταξινόμησης με πλήθος εφαρμογών. Μερικά από τα παραδείγματα εφαρμογής του είναι τα εξής: 1. Η αναγνώριση γραφής, 2. Η ταξινόμηση κειμένων, 3. Η ταξινόμηση δεδομένων έκφρασης γονιδίων.

Για παράδειγμα, κατά την περίπτωση του τελευταίου παραδείγματος (της ταξινόμησης) οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης προσπαθούν να βρουν μια υπερ-επιφάνεια που να διαχωρίζει στο χώρο των παραδειγμάτων τα αρνητικά από τα θετικά παραδείγματα. Αυτή η υπερεπιφάνεια επιλέγεται με τέτοιο τρόπο ώστε να απέχει όσο το δυνατόν περισσότερο από τα κοντινότερα θετικά και αρνητικά παραδείγματα. [3], [9]

B. Μάθηση χωρίς επίβλεψη:

Κατά την μάθηση χωρίς επίβλεψη το σύστημα έχει ως στόχο να ανακαλύψει συσχετίσεις και ομάδες από τα δεδομένα βασιζόμενο στις ιδιότητές τους. Ως αποτέλεσμα προκύπτουν πρότυπα, κάθε ένα από τα οποία περιγράφει ένα μέρος από τα δεδομένα. Παρακάτω θα αναφέρουμε μερικά παραδείγματα προτύπων πληροφόρησης:

- οι κανόνες συσχέτισης (association rules)
- οι ομάδες (clusters), οι οποίες προκύπτουν από τη διαδικασία της ομαδοποίησης (clustering). [3], [9]

i. Οι κανόνες συσχέτισης:

Η ανακάλυψη ή εξόρυξη κανόνων συσχέτισης (association rule mining) εμφανίστηκε αρκετά αργότερα από τη μηχανική μάθηση και έχει περισσότερες επιρροές από την ερευνητική περιοχή των βάσεων δεδομένων. Η συγκεκριμένη τεχνική προτάθηκε στις αρχές της δεκαετίας του 90' από τον Rakesh Agrawal ως τεχνική ανάλυσης καλαθίου αγορών (market basket analysis) όπου το ζητούμενο είναι η ανακάλυψη συσχετίσεων ανάμεσα στα αντικείμενα μιας βάσης δεδομένων.

Το πρόβλημα που υφίσταται είναι ότι υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός αντικειμένων (π.χ. ψωμί, γάλα κτλ.) και οι πελάτες γεμίζουν τα καλάθια τους με κάποιο υποσύνολο αυτών των αντικειμένων και το ζητούμενο είναι να βρεθεί ποια από αυτά τα αντικείμενα αγοράζονται μαζί, χωρίς να ενδιαφέρει ποιος είναι ο αγοραστής. [3], [9]

Οι κανόνες συσχέτισης είναι προτάσεις της μορφής $\{X_1, \dots, X_n\} \rightarrow Y$, που σημαίνει ότι αν βρεθούν όλα τα X_1, \dots, X_n στο καλάθι (στην ανάλυση καλαθιού αγορών) τότε είναι πιθανό να βρεθεί και το Y . Παράδειγμα: όποιος αγοράζει καφέ (X_1) και ζάχαρη (X_2) αγοράζει και αναψυκτικά (Y).

Απλή αναφορά ενός τέτοιου κανόνα δεν έχει μεγάλη αξία αν δε συνοδεύεται από κάποια ποσοτικά μεγέθη που μετρούν την ποιότητα των ευρεθέντων κανόνων συσχέτισης. Παράδειγμα τέτοιων μεγεθών είναι τα εξής:

- Υποστήριξη (support) ή κάλυψη (coverage): εκφράζει την πιθανότητα να βρεθεί το καλάθι $\{X_1, \dots, X_n, Y\}$ στη βάση δεδομένων και ισούται με το λόγο των εγγραφών που περιλαμβάνουν το $\{X_1, \dots, X_n, Y\}$ προς το σύνολο των εγγραφών.
- Εμπιστοσύνη (confidence) ή ακρίβεια (accuracy): εκφράζει την πιθανότητα να βρεθεί το Y σε ένα καλάθι που περιέχει τα $\{X_1, \dots, X_n\}$ και ισούται με το λόγο των εγγραφών που περιλαμβάνουν το $\{X_1, \dots, X_n, Y\}$ προς το σύνολο των εγγραφών που περιλαμβάνουν τα X_i .

Για την ανακάλυψη κανόνων συσχέτισης χρησιμοποιείται η ιδιότητα της μονοτονίας (monotonicity property) ή αλλιώς ιδιότητα a priori σύμφωνα με την οποία: *Αν ένα σύνολο αντικειμένων S είναι συχνό, τότε όλα τα υποσύνολα του S είναι επίσης συχνά.* Αν π.χ. το $\{1,2,3\}$ είναι συχνό τότε εξίσου συχνό θεωρείται και το $\{1,2\}$ ή το $\{2,3\}$.

Συχνό θεωρούμε ένα σύνολο αντικειμένων όταν εμφανίζεται σε ποσοστό των καταθιών ίσο ή μεγαλύτερο από ένα όριο που συνήθως ορίζει ο χρήστης. Σε έναν αλγόριθμο εύρεσης κανόνων συσχέτισης αυτό που μας ενδιαφέρει κυρίως, είναι ο αριθμός των περασμάτων στα δεδομένα που απαιτείται κατά την εκτέλεσή του. [3], [9]

Ο αλγόριθμος Apriori:

Είναι ο κλασικότερος αλγόριθμος ανακάλυψης κανόνων συσχέτισης και περιλαμβάνει δύο βασικά βήματα, τη δημιουργία των συχνών συνόλων αντικειμένων και τη δημιουργία των κανόνων συσχέτισης. Η διαδικασία της δημιουργίας συχνών συνόλων αντικειμένων περιλαμβάνει δύο στάδια:

- Αρχικά δημιουργείται ένα σύνολο υποψήφιων συχνών αντικειμένων C_i και στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας το όριο υποστήριξης (support), δημιουργείται το σύνολο των συχνών συνόλων αντικειμένων L_i .
- Η διαδικασία επαναλαμβάνεται πραγματοποιώντας διαδοχικά περάσματα στα δεδομένα μέχρι να βρεθούν είτε τα συχνά σύνολα αντικειμένων ενός προκαθορισμένου επιπέδου ή τα μέγιστα συχνά σύνολα αντικειμένων.

Το πρώτο στάδιο επιπλέον αποτελείται από ένα βήμα συνένωσης (join step) και ένα βήμα κλαδέματος (prune step) τα οποία συνήθως εκτελούνται στη μνήμη και έτσι δεν είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα.

Για τη δημιουργία των κανόνων συσχέτισης ελέγχεται η εμπιστοσύνη (confidence) όλων των πιθανών κανόνων που προκύπτουν από τα μέγιστα συχνά σύνολα αντικειμένων και στο τέλος μένουν εκείνοι των οποίων η εμπιστοσύνη ξεπερνά το όριο που τέθηκε από το χρήστη. [3], [9]

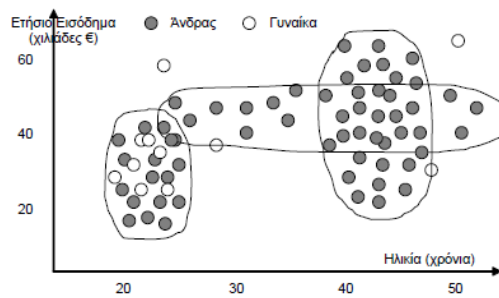
ii. Ομάδες (clusters):

Οι ομάδες είναι πρότυπα πληροφόρησης που προκύπτουν με ομαδοποίηση (clustering) δηλαδή διαχωρισμό ενός συνόλου (συνήθως πολυδιάστατων) δεδομένων σε ομάδες έτσι ώστε:

- Τα σημεία που ανήκουν στην ίδια ομάδα να μοιάζουν όσο το δυνατόν περισσότερο
- Τα σημεία που ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες να διαφέρουν όσο το δυνατόν περισσότερο.

Στο Σχήμα απεικονίζεται γραφικά μία υποθετική ομαδοποίηση σε δεδομένα αγοραστών σπορ αυτοκινήτων, με βάση την ηλικία (άξονας x), το ετήσιο εισόδημα (άξονας y) και το φύλο. Διακρίνονται τρεις ομάδες:

- αγοραστές νεαρής ηλικίας ανεξαρτήτως φύλου
- άνδρες αγοραστές με υψηλό εισόδημα, όλων των ηλικιών μέχρι τα 53 χρόνια
- άνδρες αγοραστές ηλικίας περίπου 44 ανεξαρτήτως εισοδήματος. [3], [9]



Αλγόριθμοι Ομαδοποίησης:

Υπάρχουν τρεις γενικές κατηγορίες αλγορίθμων ομαδοποίησης:

- Οι αλγόριθμοι βασισμένοι σε διαχωρισμούς (partition based), που προσπαθούν να βρουν τον καλύτερο διαχωρισμό ενός συνόλου δεδομένων σε ένα συγκεκριμένο αριθμό ομάδων.
- Οι ιεραρχικοί (hierarchical) αλγόριθμοι, που προσπαθούν με ιεραρχικό τρόπο να ανακαλύψουν τον αριθμό και τη δομή των ομάδων.
- Οι πιθανοκρατικοί (probabilistic) αλγόριθμοι, που βασίζονται σε μοντέλα πιθανοτήτων.

Για την ομαδοποίηση απαιτείται κάποιο μέτρο της ομοιότητας ή διαφοράς μεταξύ των δεδομένων. Συνήθως υπολογίζεται η "απόσταση" μεταξύ των δεδομένων. Παράδειγμα:

Έστω ένα σύνολο δεδομένων D , και δύο δεδομένα του, x, y που περιγράφονται από m χαρακτηριστικά $(x_1, x_2, \dots, x_m), (y_1, y_2, \dots, y_m)$. Τα τυπικά μέτρα απόστασης αυτών των δύο δεδομένων είναι η απόσταση Μανχάταν και η Ευκλείδεια απόσταση:

$$d(x, y) = \sum_i |x_i - y_i| \quad d(x, y) = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2}$$

Απόσταση Μανχάταν Ευκλείδεια απόσταση

Περιορισμοί:

- Αν κάποια χαρακτηριστικά είναι διακριτά, τότε η απόσταση των τιμών τους θεωρείται 0 αν πρόκειται για την ίδια τιμή και 1 αν πρόκειται για διαφορετικές τιμές.
- Τα αριθμητικά χαρακτηριστικά θα πρέπει να ομογενοποιούνται ώστε η απόστασή τους να πέφτει μέσα στο διάστημα $[0,1]$. [3], [9]

Αλγόριθμοι Βασισμένοι σε Διαχωρισμούς:

Ένας από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους ομαδοποίησης αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος των K -μέσων (K -means). Ο αριθμός K των ομάδων καθορίζεται πριν την εκτέλεση του αλγορίθμου. Έπειτα ο αλγόριθμος ξεκινά διαλέγοντας K τυχαία σημεία από τα δεδομένα ως τα κέντρα των ομάδων και στη συνέχεια αναθέτει κάθε σημείο στην ομάδα της οποίας το κέντρο είναι πιο κοντά (μικρότερη απόσταση) σε αυτό το σημείο. Στη συνέχεια, υπολογίζει για κάθε ομάδα το μέσο όρο όλων των σημείων της (μέσο διάνυσμα) και ορίζει αυτό ως νέο κέντρο της. Τέλος τα δύο τελευταία βήματα επαναλαμβάνονται για ένα προκαθορισμένο αριθμό βημάτων ή μέχρι να μην υπάρχει αλλαγή στο διαχωρισμό των σημείων σε ομάδες. Ακολουθεί παράδειγμα του αλγορίθμου K -μέσων σε ψευδογλώσσα:

Αλγόριθμος K-μέσων

είσοδος:

Σύνολο δεδομένων $D = \{x_1, \dots, x_n\}$ Αριθμός Ομάδων k

έξοδος:

Ομάδες C_i

1.//ανάθεση τυχαίων κέντρων

για $i = 1, \dots, k$ κάνε: θεώρησε m_i ως ένα τυχαίο στοιχείο από το D ;

2.//ομαδοποίηση

 όσο υπάρχουν αλλαγές στις ομάδες C_i κάνε:

2α.//δημιουργία ομάδων

 για $i = 1, \dots, k$ κάνε $C_i = \{x \in D \mid d(m_i, x) \leq d(m_j, x) \text{ για όλα τα } j = 1, \dots, k, j \neq i\}$;

2β.//υπολογισμός νέων κέντρων

 για $i = 1, \dots, k$ κάνε $m_i = \text{το μέσο διάνυσμα των σημείων που ανήκουν στην ομάδα } C_i$;

[3], [9]

Αλγόριθμοι Ιεραρχικής Ομαδοποίησης:

Οι αλγόριθμοι ιεραρχικής ομαδοποίησης συνδυάζουν ομάδες σε μεγαλύτερες ομάδες ή διαιρούν μεγάλες ομάδες σε μικρότερες ούτως ώστε να προκύψει μια ιεραρχία από διαφορετικές ομαδοποιήσεις των δεδομένων στο ένα άκρο της οποίας βρίσκεται μια μόνο ομάδα με όλα τα δεδομένα, και στο άλλο τόσες ομάδες όσες και ο αριθμός των δεδομένων.

Σύμφωνα με την κατεύθυνση ανάπτυξης της ιεραρχίας που ακολουθούν, οι ιεραρχικοί αλγόριθμοι ομαδοποίησης χωρίζονται στους αλγορίθμους συγχώνευσης (agglomerative) και στους αλγορίθμους διαίρεσης (divisive).

Οι αλγόριθμοι συγχώνευσης είναι οι πιο σημαντικοί και διαδεδομένοι από τους δύο. Βασίζονται σε μετρικές απόστασης ανάμεσα σε ομάδες. Δεδομένης μιας αρχικής ομαδοποίησης (για παράδειγμα, κάθε σημείο αποτελεί μια ομάδα), οι αλγόριθμοι αυτοί βρίσκουν τις δύο πιο κοντινές ομάδες και τις συγχωνεύουν με μία. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρις ότου προκύψει μία μόνο ομάδα.

Ακολουθεί παράδειγμα του αλγορίθμου ιεραρχικής ομαδοποίησης σε ψευδογλώσσα:

Ιεραρχικός Αλγόριθμος Ομαδοποίησης

είσοδος:

Σύνολο δεδομένων $D = \{x_1, \dots, x_n\}$ Συνάρτηση $d(C_i, C_j)$ απόστασης δύο ομάδων C_i, C_j

έξοδος:

Ομάδες C_i 1. για $i = 1, \dots, n$ κάνε: θεώρησε $C_i = \{x_i\}$;

2. όσο ο αριθμός των ομάδων είναι μεγαλύτερος από 1 κάνε:

2α. Υπολόγισε την απόσταση μεταξύ όλων των ομάδων ανά δύο

2β. $C_i = C_i \cup C_j$, όπου C_i και C_j οι δυο πιο κοντινές ομάδες2γ. Αφαίρεσε την ομάδα C_j από το σύνολο των ομάδων

Οι ιεραρχίες που προκύπτουν από τους αλγορίθμους ιεραρχικής ομαδοποίησης μπορεί να απεικονιστούν με έναν πρακτικό και εύκολο τρόπο μέσω ενός γραφήματος δενδρικής μορφής, το οποίο ονομάζεται δενδρόγραμμα. [3], [9]

Γ. Άλλα είδη μάθησης:

Εκτός από τις μεθόδους που παρουσιάστηκαν, υπάρχουν και άλλες προσεγγίσεις στο πρόβλημα της μηχανικής μάθησης. Δύο από αυτές, είναι οι **γενετικοί αλγόριθμοι** και η **ενισχυτική μάθηση**.

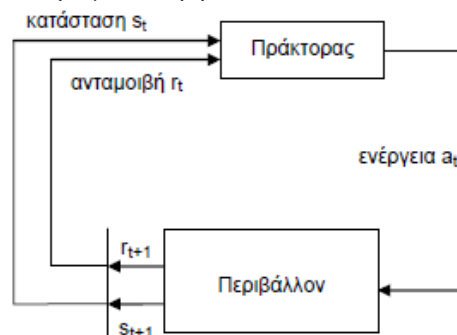
Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms):

Είναι μία μέθοδος μάθησης που βασίζεται στην προσομοίωση του φυσικού φαινομένου της εξέλιξης (evolution). Σε αυτή την μέθοδο μάθησης οι υποθέσεις συνήθως αναπαριστώνται από ακολουθίες bit (bit-strings). Η αναζήτηση της κατάλληλης υπόθεσης ξεκινάει τυχαία με έναν πληθυσμό (μια συλλογή) αρχικών υποθέσεων, τα μέλη του οποίου παράγουν τη νέα "γενιά" μέσω διαδικασιών αναπαραγωγής αντίστοιχων των βιολογικών όπως η διασταύρωση και η τυχαία μετάλλαξη. Σε κάθε βήμα, οι υποθέσεις του τρέχοντος πληθυσμού αξιολογούνται βάσει μιας προκαθορισμένης συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function), βάσει της οποίας επιλέγονται για το αν θα υφίστανται ή όχι στην επόμενη γενιά. [3], [9]

Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning):

Η Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning) είναι μια γενική περιγραφή οικογένειας τεχνικών στις οποίες το σύστημα μάθησης προσπαθεί να μάθει μέσω άμεσης αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Σκοπός του συστήματος μάθησης είναι να μεγιστοποιήσει μια συνάρτηση του αριθμητικού σήματος ενίσχυσης (ανταμοιβή), για παράδειγμα την αναμενόμενη τιμή του σήματος ενίσχυσης στο επόμενο βήμα. Το σύστημα δεν καθοδηγείται από κάποιον εξωτερικό επιβλέποντα για το ποια ενέργεια θα πρέπει να ακολουθήσει αλλά πρέπει να ανακαλύψει μόνο του ποιες ενέργειες είναι αυτές που θα του αποφέρουν το μεγαλύτερο κέρδος.

Στο βασικό πλαίσιο της ενισχυτικής μάθησης, η οντότητα που μαθαίνει και παίρνει αποφάσεις ονομάζεται πράκτορας (agent), ενώ οτιδήποτε άλλο εκτός του πράκτορα ονομάζεται περιβάλλον. Ο πράκτορας και το περιβάλλον αλληλοεπιδρούν συνεχώς, με τον πρώτο να επιλέγει ενέργειες και το δεύτερο να αποκρίνεται σε αυτές και να του παρουσιάζει καινούριες καταστάσεις. Το περιβάλλον δίνει στον πράκτορα ανταμοιβές (rewards), ειδικές αριθμητικές τιμές τις οποίες αυτός προσπαθεί μακροπρόθεσμα να μεγιστοποιήσει. Ακολουθεί σχήμα που αναπαριστά την αλληλεπίδραση του πράκτορα με το περιβάλλον:



Σε κάθε χρονική στιγμή ο πράκτορας πραγματοποιεί μια απεικόνιση από τις καταστάσεις σε πιθανότητες επιλογής κάθε δυνατής ενέργειας. [3], [9]

2.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)

A. Τι είναι η Βαθιά Μάθηση:

Η Βαθιά Μάθηση είναι μία τεχνική μάθησης η οποία έχει ως στόχο να εκπαιδεύσει μία μηχανή να μαθαίνει αυτόνομα μέσα από παραδείγματα όπως ακριβώς και ένα ανθρώπινο όν, χωρίς την ανάγκη παροχής προτυποποιημένων και καθορισμένων μοντέλων γνώσης. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί με τρόπο βασιζόμενο στην πολύ-επίπεδη εξελικτική μάθηση και έτσι έχει τη δυνατότητα να ανταποκρίνεται με επιτυχία σε πρωτόγνωρα και ακαθόριστα δεδομένα που λαμβάνει. Κατά την βαθιά μάθηση ένα υπολογιστικό σύστημα μαθαίνει να εκτελεί εργασίες ταξινόμησης απευθείας από τα εισερχόμενα δεδομένα (εικόνες, κείμενο, ήχος κτλ.). Τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης μπορούν να επιτύχουν ακρίβεια που πολλές φορές υπερβαίνει την ανθρώπινη απόδοση. Μέσα από τη Βαθιά Μάθηση, τα μοντέλα εκπαιδεύονται αξιοποιώντας ένα μεγάλο σύνολο ετικετών δεδομένων και αρχιτεκτονικών πολυστρωματικών Νευρωνικών Δικτύων.

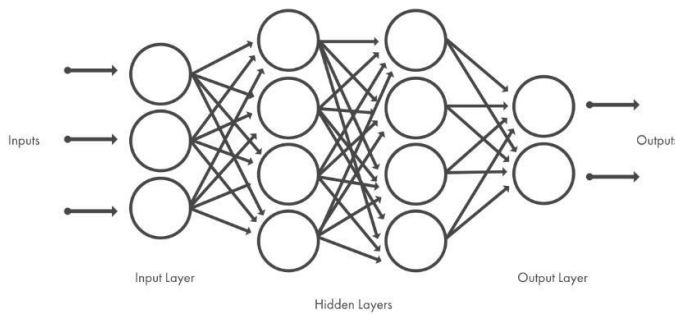
Η βαθιά μάθηση αν και είναι γνωστή από την δεκαετία του 80, εφαρμόστηκε τα τελευταία χρόνια μιας και η εφαρμογή της έως τώρα ήταν αδύνατη και αυτό διότι αυτή απαιτεί:

- Αξιοποίηση τεράστιου πλήθους δεδομένων, τα οποία είναι διαθέσιμα στις μέρες μας λόγω της ραγδαίας ανάπτυξης των αισθητηρίων συστημάτων, της διεύρυνσης του αποθηκευτικού χώρου στα ψηφιακά συστήματα και της αύξησης της ταχύτητας μετάδοσης των δεδομένων.
- Σημαντική υπολογιστική ισχύ ώστε ένα τεράστιο πλήθος δεδομένων να επεξεργάζεται παράλληλα και με πολύ υψηλές ταχύτητες. Η ανάγκη παράλληλης επεξεργασίας δεδομένων, οδηγεί στην ανάγκη αξιοποίησης συστημάτων παράλληλης επεξεργασίας έναντι της σειριακής. Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι η μονάδα επεξεργασίας που λαμβάνει χώρα σε συστήματα Βαθιάς Μάθησης είναι αποτελεσματικότερο να είναι αρχιτεκτονικής GPU έναντι CPU. Ειδικά όταν η συγκεκριμένη αρχιτεκτονική συνδυάζεται με clusters ή cloud computing, δίνεται η δυνατότητα μείωσης του απαιτούμενου χρόνου εκπαίδευσης ενός δικτύου Βαθιάς Μάθησης. [10], [12], [13], [14]

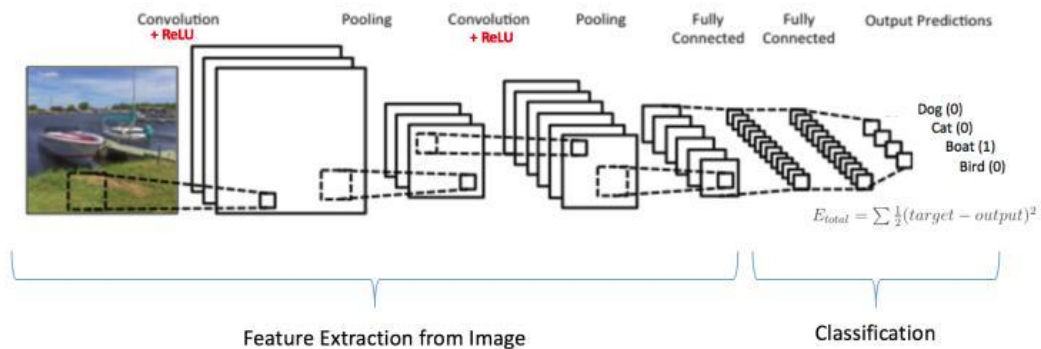
B. Λειτουργία της βαθιάς μάθησης:

Η Βαθιά Μάθηση αποσκοπεί στην αξιοποίηση πολυεπίπεδων Νευρωνικών Δικτύων, και γι' αυτό το λόγο τα μοντέλα βαθιάς μάθησης είναι γνωστά και ως Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα.

Ο όρος "Βαθιά", συνήθως αναφέρεται στον αριθμό των κρυφών επιπέδων (hidden layers) στο Νευρωνικό Δίκτυο. Τα παραδοσιακά Νευρωνικά Δίκτυα περιέχουν μόνο 2-3 κρυμμένα στρώματα, ενώ τα Βαθιά δίκτυα μπορούν να έχουν έως και 150. Τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης εκπαιδεύονται με τη χρήση μεγάλων συνόλων ετικετών δεδομένων και αρχιτεκτονικών Νευρωνικών Δικτύων που μαθαίνουν τις λειτουργίες απευθείας από τα δεδομένα χωρίς να χρειάζεται χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών. Ακολουθεί παράδειγμα ενός πολυεπίπεδου νευρωνικού δικτύου:



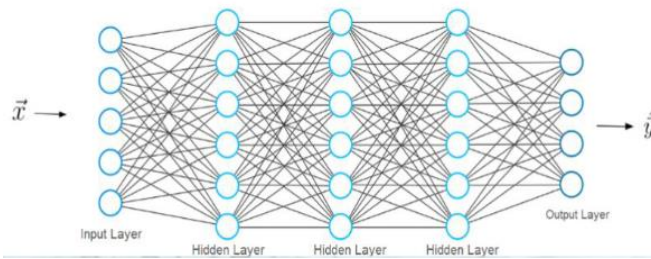
Ένας από τους πιο δημοφιλείς τύπους βαθιών Νευρωνικών Δικτύων είναι γνωστός ως Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN ή ConvNet). Ένα ΣΝΔ περιγράφει τις γνωστές λειτουργίες με δεδομένα εισόδου και χρησιμοποιεί 2D στρώματα περιστροφής, κάνοντας αυτή την αρχιτεκτονική κατάλληλη για την επεξεργασία δεδομένων 2D, όπως είναι οι εικόνες. Τα ΣΝΔ εξαλείφουν την ανάγκη για χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών, οπότε δεν απαιτείται προσδιορισμός των λειτουργιών που απαιτούνται για την ταξινόμηση των εικόνων, μια και το CNN λειτουργεί εξάγοντας χαρακτηριστικά απευθείας από τις εικόνες. Τα χαρακτηριστικά αυτά δεν απαιτείται να προ-καταχωρηθούν στο σύστημα καθώς εξάγονται καθώς το Δίκτυο εκπαιδεύεται πάνω σε ένα σύνολο δεδομένων που λαμβάνεται διαρκώς. Η δυνατότητα αυτόματης εξαγωγής χαρακτηριστικών, καθιστά τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης ιδιαίτερα αξιόπιστα και κατάλληλα για λειτουργίες Υπολογιστικής Όρασης και ταξινόμησης αντικειμένων. Ακολουθεί παράδειγμα εφαρμογής ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου:



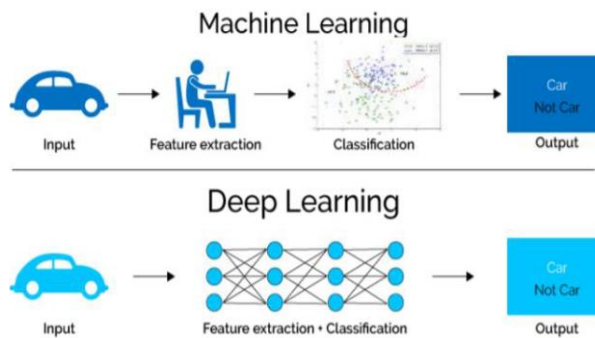
Τα ΣΝΔ μαθαίνουν να ανιχνεύουν διαφορετικά χαρακτηριστικά μιας δομής χρησιμοποιώντας δεκάδες ή εκατοντάδες κρυμμένα στρώματα. Κάθε κρυμμένη στρώση αυξάνει την πολυπλοκότητα των χαρακτηριστικών γνώσης της εικόνας. Για παράδειγμα, το πρώτο κρυφό στρώμα θα μπορούσε να μάθει να ανιχνεύει τις άκρες και το τελευταίο να μάθει να ανιχνεύει πιο περίπλοκα και ακαθόριστα σχήματα, ειδικά στις περιπτώσεις αναγνώρισης αντικειμένων κτλ. [10], [12], [13], [14]

Γ. Διαφορές βαθιάς – μηχανικής μάθησης:

Η βαθιά μάθηση είναι ένας υποτομέας της μηχανικής μάθησης και κατ' επέκταση της τεχνητής νοημοσύνης. Με τον όρο βαθιά μάθηση (Deep learning) αναφερόμαστε σε ένα νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από περισσότερα από τρία επίπεδα, το οποίο θα περιλαμβάνει τις εισόδους και εξόδους. Ακολουθεί παράδειγμα βαθύς νευρωνικού δικτύου:

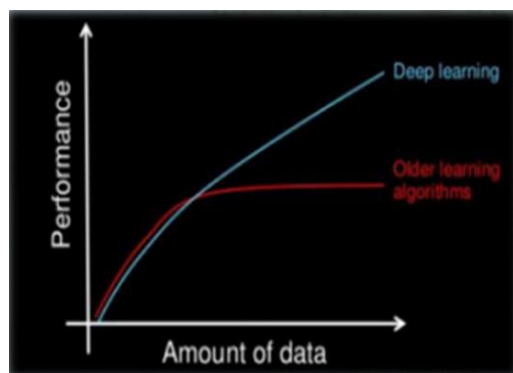


Η πιο σημαντική διαφορά της βαθιάς με την μηχανική μάθηση έγκειται στον τρόπο με τον οποίο μαθαίνει κάθε αλγόριθμος. Κατά την βαθιά μάθηση αυτοματοποιείται μεγάλο μέρος της διαδικασίας εξαγωγής χαρακτηριστικών (feature extraction) της διαδικασίας, εξαλείφοντας τη χρήση μεγαλύτερου όγκου δεδομένων. Τα δεδομένα “εκπαιδεύουν” τους νευρώνες και σε περίπτωση σφάλματος ο αλγόριθμος προσαρμόζει το μοντέλο με αποτέλεσμα η μηχανή να μαθαίνει από τα σφάλματα και να προσαρμόζεται όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος. [10], [12], [13], [14]



Ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο καθορίζει ένα δίκτυο με πολλαπλά κρυμμένα επίπεδα, καθένα από τα οποία βελτιώνει διαδοχικά τα αποτελέσματα του προηγούμενου επιπέδου. Ο όρος «βαθιά» αναφέρεται συνήθως στον αριθμό των κρυφών στρωμάτων στο νευρωνικό δίκτυο.

Ο λόγος για τον οποίο θα προτιμηθεί η Βαθιά μάθηση είναι η ακρίβεια του αποτελέσματος. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης τείνουν να αυξάνουν την ακρίβειά τους με τον αυξανόμενο αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης. Ένα βασικό πλεονέκτημά τους είναι ότι συχνά συνεχίζουν να βελτιώνονται καθώς αυξάνεται το μέγεθος των δεδομένων. [10], [12], [13], [14]



Δ. Εφαρμογές της Βαθιάς Μάθησης:

- Ψηφιακοί βοηθοί: Το Siri, Η Alexa, και το Google assistant είναι εφαρμογές βασισμένες σε αλγορίθμους βαθιάς εκμάθησης που επιτρέπει στους υπολογιστές να επεξεργάζονται δεδομένα κειμένου και φωνής και να κατανοούν την ανθρώπινη γλώσσα.
- Εξατομικευμένες Διαδικτυακές Προτάσεις: Διάφορες πλατφόρμες ψυχαγωγίας όπως το Netflix και το Spotify κάνουν χρήση αλγορίθμων βαθιάς μάθησης που βοηθούν στην προβολή προτάσεων σύμφωνα με τις αναζητήσεις του χρήστη.
- Διαδικτυακή διαφήμιση με βάση τα συμφραζόμενα: Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιούνται από διάφορες ιστοσελίδες προβάλλουν στον χρήστη διαφημιστικό υλικό βάσει των προτιμήσεων του.
- Chatbots: μέσω της βαθιάς μάθησης ,τα chatbots μπορούν να χρησιμοποιήσουν έναν συνδυασμό αναγνώρισης προτύπων, οπτικής αναγνώρισης ,επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και νευρωνικών δικτύων για την ερμηνεία του κειμένου εισόδου και την παροχή κατάλληλων απαντήσεων.
- Cybersecurity: Η βαθιά μάθηση μπορεί να εξαγάγει νοημοσύνη από αναφορές συμβάντων ,ειδοποιήσεις και είναι ικανή να εντοπίσει πιθανές απειλές ,να συμβουλευτεί αναλυτές ασφαλείας και να επιταχύνει την ανταπόκριση.
- Αυτοματοποιημένη Μετάφραση Google: Η διαδικτυακή υπηρεσία μετάφρασης κειμένων Google Translate χρησιμοποιεί έναν νέο αλγόριθμο ο οποίος βασίζεται εξ ολοκλήρου στη Βαθιά Μηχανική Μάθηση. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος αποτελεί το πρώτο ευρέως διαθέσιμο σύστημα ηλεκτρονικών υπολογιστών που επικεντρώνεται αποκλειστικά στη μετάφραση κειμένων σε διαφορετικές γλώσσες και βασίζεται στην όλο και πιο δημοφιλή τεχνολογία της Τεχνητής Νοημοσύνης. Η Google εφαρμόζει τώρα την ίδια προσέγγιση για τις μεταφράσεις με σκοπό να δημιουργήσει αυτό που αποκαλεί Σύστημα Νευρωνικής Μηχανικής Μετάφρασης (NMTS).
- Βιομηχανικός αυτοματισμός: Η βαθιά μάθηση βοηθά στη βελτίωση της ασφάλειας των εργαζομένων γύρω από βαριά μηχανήματα, ανιχνεύοντας αυτόματα πότε άτομα ή αντικείμενα βρίσκονται σε μη ασφαλή απόσταση από μηχανήματα.
- Ρομπότ: η βαθιά εκμάθηση παίρνει «σάρκα και οστά». Οι εφαρμογές βαθιάς μάθησης που προορίζονται για τα ρομπότ είναι άφθονες και τόσο ικανές που μπορούν να κάνουν τους μηχανικούς μας φίλους να διδαχτούν να μας μιμούνται απλά παρατηρώντας μας. Ένα ρομπότ δηλαδή μπορεί να μάθει να καθαρίζει αφότου παρατηρεί εμάς να καθαρίζουμε και στη συνέχεια μετά χαράς να αντιστραφούν οι ρόλοι της παρατήρησης. Η βαθιά μάθηση τα καταφέρνει ακριβώς με τον τρόπο που ο ανθρώπινος εγκέφαλος επεξεργάζεται τις εμπειρίες του περιβάλλοντός του, τις αισθήσεις του και τα τυχόν πρόσθετα δεδομένα που του παρέχονται.
- Ιατρική έρευνα: Οι ερευνητές του καρκίνου χρησιμοποιούν βαθιά μάθηση για να εντοπίζουν αυτόματα τα καρκινικά κύτταρα. Οι ομάδες

του UCLA δημιούργησαν ένα προηγμένο μικροσκόπιο που αποδίδει ένα σύνολο δεδομένων υψηλών διαστάσεων που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση μιας εφαρμογής βαθιάς μάθησης για τον ακριβή προσδιορισμό των καρκινικών κυττάρων.

- Ανάλυση ιατρικής εικόνας: Οι τύποι και ο όγκος των δεδομένων ψηφιακής ιατρικής απεικόνισης είναι τόσο μεγάλοι, ώστε έχουν οδηγήσει σε διαθέσιμες πληροφορίες ικανές για την υποστήριξη διαγνώσεων. Τα Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) καθώς και άλλα μοντέλα βαθιάς μάθησης έχουν αποδειχθεί ολοένα και πιο επιτυχημένα στην εξαγωγή χαρακτηριστικών και πληροφοριών από ιατρικές εικόνες για να βοηθήσουν στην υποστήριξη ακριβών διαγνώσεων. [10], [12], [13], [14]

E. Εφαρμογή της Βαθιάς Μάθησης στα Αυτόνομα οχήματα:

Πριν την εφαρμογή των τεχνικών βαθιάς μάθησης έπρεπε να απαντηθούν τα εξής ερωτήματα, ποια μεταβλητά στοιχεία ενός συστήματος μάθησης είναι υπεύθυνα για την επιτυχία/αποτυχία του και ποιες αλλαγές θα βελτίωναν την απόδοσή του; Αυτό το πρόβλημα ονομάστηκε το βασικό πρόβλημα εκχώρησης πίστωσης σφάλματος των βαρών Νευρωνικού Δικτύου (credit assignment). Ένα τυποποιημένο Νευρωνικό Δίκτυο (ΝΔ) αποτελείται από πολλούς απλούς συνδεδεμένους επεξεργαστές που ονομάζονται νευρώνες, όπου ο καθένας παράγει μια ακολουθία πραγματικών τιμών ενεργοποιήσεων. Οι νευρώνες εισόδου ενεργοποιούνται μέσω αισθητήρων που αντιλαμβάνονται το περιβάλλον, οι άλλοι νευρώνες ενεργοποιούνται μέσω σταθμισμένων συνδέσεων από προηγούμενους ενεργούς νευρώνες. Ορισμένοι από τους νευρώνες μπορεί να επηρεάσουν το περιβάλλον τους ενεργοποιώντας δράσεις. Κατά την εκμάθηση ή την ανάθεση πίστωσης που σκοπό έχει την εύρεση βαρών που κάνουν το ΝΔ να επιδεικνύει την επιθυμητή συμπεριφορά όπως για παράδειγμα την οδήγηση ενός αυτόνομου οχήματος. Ανάλογα με το πρόβλημα και τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων, μια τέτοια συμπεριφορά μπορεί να απαιτήσει μακρές αιτιακές αλυσίδες υπολογιστικών φάσεων, όπου κάθε στάδιο μετασχηματίζει (συχνά με μη γραμμικό τρόπο) τη συνολική ενεργοποίηση του δικτύου. Το κύριο χαρακτηριστικό της βαθιάς μάθησης όπως αναφέρθηκε και προηγούμενως είναι η μεγάλη ακρίβεια κατά την πίστωση σε πολλά στάδια. [10], [12], [13], [14]

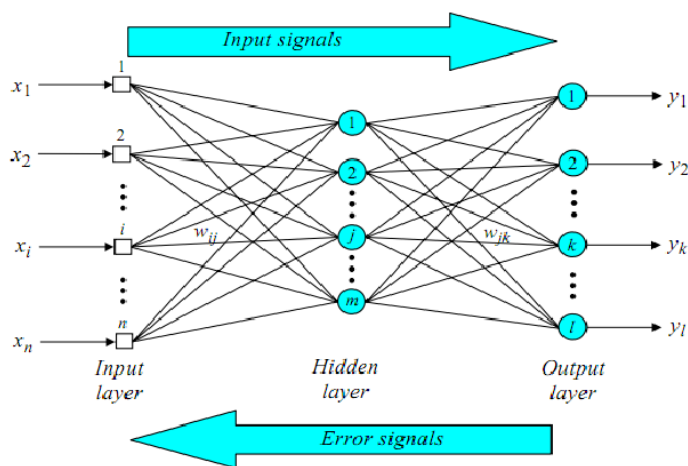
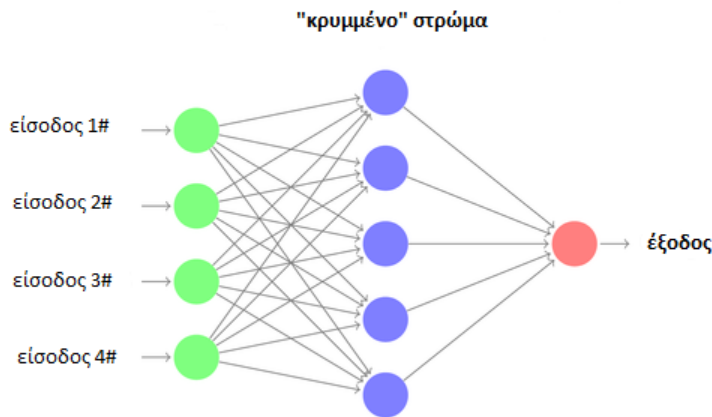
Z. Ο Αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης (Backpropagation) στα ΝΔ:

Κατά την χρήση του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης, είναι εφικτή η εκπαίδευση προσωτροφοδοτούμενων πολυστρωματικών Νευρωνικών Δικτύων (MLP) είτε Νευρωνικών Δικτύων με επαναλαμβανόμενη αρχιτεκτονική (αναδρομικά ή επαναλαμβανόμενα (Recurrent) (RNN) διαμοιρασμού βαρών, μετά από το βήμα προσωτροφοδότησης (εξάπλωσης της ενεργοποίησης των νευρώνων με κατεύθυνση από την είσοδο προς την έξοδο του δικτύου). Ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε περίπτωση που οι συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι διαφορίσιμες. Ακολουθεί παράδειγμα του αλγορίθμου σε ψευδοκώδικα:

```

1: procedure TRAIN
2:    $X \leftarrow$  Training Data Set of size  $m \times n$ 
3:    $y \leftarrow$  Labels for records in  $X$ 
4:    $w \leftarrow$  The weights for respective layers
5:    $l \leftarrow$  The number of layers in the neural network,  $1 \dots L$ 
6:    $D_{ij}^{(l)} \leftarrow$  The error for all  $i, j$ 
7:    $t_{ij}^{(l)} \leftarrow 0$ . For all  $i, j$ 
8:   For  $i = 1$  to  $m$ 
9:      $a^l \leftarrow \text{feedforward}(x^{(i)}, w)$ 
10:     $d^l \leftarrow a(L) - y(i)$ 
11:     $t_{ij}^{(l)} \leftarrow t_{ij}^{(l)} + a_j^{(l)} \cdot t_i^{l+1}$ 
12:    if  $j \neq 0$  then
13:       $D_{ij}^{(l)} \leftarrow \frac{1}{m} t_{ij}^{(l)} + \lambda w_{ij}^{(l)}$ 
14:    else
15:       $D_{ij}^{(l)} \leftarrow \frac{1}{m} t_{ij}^{(l)}$ 
16:    where  $\frac{\partial}{\partial w_{ij}^{(l)}} J(w) = D_{ij}^{(l)}$ 
    
```

Στα παρακάτω σχήματα ακολουθούν παραδείγματα εφαρμογής του αλγορίθμου BP:



Η. Υλοποίηση του αλγορίθμου οπισθοδρόμησης στην ενισχυμένη μάθηση:

Κατά την περίπτωση ενός ελεγκτή ενισχυμένης μάθησης ενός πολυεπίπεδου ΝΔ (MLP) που αλληλοεπιδρά με ένα ντετερμινιστικό προβλέψιμο περιβάλλον, ένα αυτόνομο MLP που θα ονομάσουμε Μ μπορεί να μάθει να ανταποκρίνεται ως παγκόσμιο μοντέλο της C μέσω της αναγνώρισης του συστήματος (identification system), (Werbos, 1989, Munro, 1987, Robinson and Fallside, 1989; Schmidhuber, 1990; Narendra and Parthasarathy, 1990; Cochocki και Unbehauen, 1993; Levin and Narendra, 1995; Ljung, 1998; Prokhorov et al., 2001; Ge et al., 2010). Παραδείγματος χάρη, υποθέτουμε ότι το Μ έχει μάθει να παράγει ακριβείς προβλέψεις. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το Μ για να αντικαταστήσουμε το περιβάλλον.

Στη συνέχεια τα Μ και C σχηματίζουν ένα ΝΔ οπισθοδρόμησης (RNN) όπου οι έξοδοι του Μ γίνονται είσοδοι του C, όπου οι έξοδοι με τη σειρά τους γίνονται είσοδοι του Μ. Η οπισθοδρόμηση για τα RNN μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίτευξη των επιθυμητών συμβάντων εισόδου όπως τα υψηλά πραγματικών τιμών σημάτων ανταμοιβής. Ενώ τα βάρη Μ παραμένουν σταθερά, οι πληροφορίες κλίσης για τα βάρη του C μεταδίδονται πίσω από το Μ προς τα κάτω στο C και πίσω μέσω του Μ κ.λπ. Σε κάποιο βαθμό, η προσέγγιση εφαρμόζεται επίσης σε πιθανοτικά ή αβέβαια περιβάλλοντα, για όσο διάστημα τα εσωτερικά γινόμενα των εκτιμήσεων κλίσης με βάση το C της Μ και των "πραγματικών" κλίσεων του Μ τείνουν να είναι θετικές. Γενικά, αυτή η προσέγγιση συνεπάγεται Βαθιά CAPs για το C, αντίθετα με την παραδοσιακή RL που βασίζεται σε DP (Δυναμικό Προγραμματισμό, Dynamic Programming).

Πριν από δεκαετίες, η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε για να μάθει να υποστηρίζει την οδήγηση ενός μοντέλου φορτηγού (Nguyen and Widrow, 1989). Ένα ενεργό σύστημα όρασης RL χρησιμοποιήθηκε για να μάθει διαδοχικές μετατοπίσεις (saccades) της ωχράς κηλίδας (fovea), για την ανίχνευση στόχων σε οπτικές σκηνές (Schmidhuber και Huber, 1991), μαθαίνοντας έτσι τον έλεγχο της επιλεκτικής προσοχής. Μπορεί να συγκριθεί επίσης η βασισμένη στην RL επιλεκτική μάθηση χωρίς την χρήση NN (Whitehead, 1992). Για να επιτρέπεται η ανάμνηση προηγούμενων γεγονότων σε μερικώς παρατηρούμενους κόσμους, η πιο γενική παραλλαγή αυτής της τεχνικής χρησιμοποιεί RNNs αντί για MLPs για την εφαρμογή και των δύο Μ και C (Schmidhuber, 1990, Feldkamp & Puskorius, 1998). Αυτό μπορεί να προκαλέσει Βαθιά CAPs όχι μόνο για το C, αλλά επίσης για Μ.

Το Βαθύ νευρωνικό σύστημα Μ μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για τη βελτιστοποίηση της αναμενόμενης ανταμοιβής με το σχεδιασμό μελλοντικών αλληλουχιών δράσης (Schmidhuber, 1990). Στην πραγματικότητα, οι νικητές του Παγκόσμιου Πρωταθλήματος RoboCup 2004, στην γρήγορη κατηγορία (Egorova et al., 2004) εκπαιδύσαν NN για την πρόβλεψη των αποτελεσμάτων των σημάτων διεύθυνσης των γρήγορων ρομπότ με 4 κινητήρες για 4 διαφορετικούς τροχούς. Κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, τέτοια μοντέλα NN χρησιμοποιήθηκαν για την επίτευξη επιθυμητών υποστόχων (subgoals), βελτιστοποιώντας τις ακολουθίες δράσης με γρήγορο προγραμματισμό των μελλοντικών κινήσεων του συστήματος.

Αυτή η προσέγγιση ήταν επίσης κατάλληλη για χρήση για τη δημιουργία ρομπότ αυτό-αντιστάθμισης σφαλμάτων (self-healing) ικανών να αντισταθμίσουν ελαττωματικούς κινητήρες των οποίων τα αποτελέσματα δεν ταιριάζουν με τις προβλέψεις των μοντέλων NN (Gloye et al., 2005, Schmidhuber, 2007). Συνήθως το σύστημα Μ δεν δίνεται εκ των προτέρων.

Στη συνέχεια, ένα ουσιαστικό ερώτημα είναι: σε ποια πειράματα πρέπει να υποβληθεί το σύστημα C για τη γρήγορη βελτίωση της συμπεριφοράς του Μ;

Η τυπική θεωρία της διασκέδασης και της δημιουργικότητας (π.χ. Schmidhuber, 2013) παρέχει τον φορμαλισμό των κινητήριων δυνάμεων και των συναρτήσεων αξίας που βρίσκονται πίσω από μια τέτοια περιέργη και εξερευνητική συμπεριφορά:

Ένα μέτρο της προόδου της μάθησης του Μ γίνεται η εγγενής ανταμοιβή του C (Oudeyer et al., 2013). Αυτό παρακινεί το C να δημιουργήσει ακολουθίες δράσης (πειράματα) έτσι ώστε το Μ να κάνει ταχεία πρόοδο. [10], [12], [13], [14]

Θ. Βαθιά μάθηση και πολυστρωματικά ΝΔ κατά την διαδικασία λήψης αποφάσεων

Η κλασική προσέγγιση του RL (Samuel, 1959, Bertsekas και Tsitsiklis, 1996) χρησιμοποιεί την απλουστευτική υπόθεση των Markov Decision Processes (MDPs): η τρέχουσα εισόδος του πράκτορα RL μεταφέρει όλες τις πληροφορίες που είναι απαραίτητες για τον υπολογισμό ενός βέλτιστου επόμενου γεγονότος ή απόφασης εξόδου. Αυτό επιτρέπει την σημαντική μείωση του βάθους CAP (Credit Assignment Path) σε RL NNs χρησιμοποιώντας το τέχνασμα του Δυναμικού Προγραμματισμού Dynamic Programming (DP) (Bellman, 1957). Το τελευταίο εξηγείται συχνά σε ένα πιθανοτικό πλαίσιο (π.χ., Sutton and Barto, 1998), αλλά η βασική του ιδέα μπορεί ήδη να μεταφερθεί σε ένα ντετερμινιστικό πλαίσιο.

Για λόγους απλότητας, ας υποθέσουμε ότι τα γεγονότα εισόδου x_t κωδικοποιούν ολόκληρη την τρέχουσα κατάσταση του περιβάλλοντος, συμπεριλαμβανομένης μιας *realvalued* ανταμοιβής πραγματικής τιμής r_t (δεν χρειάζεται να εισαχθούν επιπλέον συμβολισμοί, δεδομένου ότι οι πραγματικές τιμές μπορούν να κωδικοποιούν οποιαδήποτε διανύσματα πραγματικών τιμών). Ο αρχικός στόχος RL (να βρεθούν βάρη που μεγιστοποιούν το άθροισμα όλων των ανταμοιβών ενός επεισοδίου στην όλη ακολουθία γεγονότων του προβλήματος) αντικαθίσταται από ένα ισοδύναμο σύνολο εναλλακτικών στόχων που καθορίζονται από μια συνάρτηση πραγματικών τιμών V που ορίζεται με βάση τα συμβάντα εισόδου. Ας θεωρήσουμε οποιαδήποτε δύο επόμενα συμβάντα εισόδου x_t, x_k . Αναδρομικά ορίζουμε $V(x_t) = r_t + V(x_k)$, όπου $V(x_k) = r_k$ αν x_k είναι το τελευταίο συμβάν εισόδου. Στην συνέχεια ψάχνουμε για τα βάρη που μεγιστοποιούν το V όλων των συμβάντων εισόδου, προκαλώντας κατάλληλα γεγονότα ή ενέργειες εξόδου. Λόγω της υποθέσεως Markov, ένα νευρωνικό σύστημα MLP αρκεί για να εφαρμόσει την πολιτική που χαρτογραφεί τον χώρο γεγονότων εισόδου στον χώρο γεγονότων εξόδου.

Τα σχετικά CAPs δεν είναι βαθύτερα από αυτό του MLP. Το ίδιο το V συχνά μοντελοποιείται από ένα ξεχωριστό MLP, (που επίσης αποδίδει τυπικά όχι πολύ Βαθιά CAPs) και μαθαίνει να προσεγγίζει το $V(x_t)$ μόνο από τοπικές πληροφορίες $r_t, V(x_k)$. Υπάρχουν πολλές παραλλαγές της παραδοσιακής RL (π.χ., Tsitsiklis et al., 1996; Brafman and Tenenbholz, 2002; Abounadi et al., 2002; Sutton et al., 2008; Maei και Sutton, 2010, van Hasselt, 2012). Οι περισσότεροι φορμαλισμοί διατυπώνονται σε ένα πιθανοτικό πλαίσιο και αξιολογούν τα ζεύγη γεγονότων εισόδου και εξόδου (δράσης) (αντί για αξιολόγηση μόνο των γεγονότων εισόδου). Για να διευκολυνθούν ορισμένες μαθηματικές διατυπώσεις, χρησιμοποιούνται σήματα ανταμοιβής με καθυστέρηση, αλλά αυτές οι στρεβλώσεις του αρχικού προβλήματος RL είναι προβληματικές.

Ίσως το πιο γνωστό RL NN είναι ο παγκοσμίου επιπέδου παίκτης τάβλι RL (Tesauro, 1994), που πέτυχε να ανταγωνιστεί στο επίπεδο των παγκόσμιων πρωταθλητών παίζοντας εναντίον τους. Το μη γραμμικό, μάλλον ρηχό MLP, που χρησιμοποιήθηκε χαρτογραφεί έναν μεγάλο αλλά πεπερασμένο αριθμό διακριτών καταστάσεων του πίνακα σε τιμές. Πιο πρόσφατα, ένα μάλλον Βαθύ (deep) GPU-CNN χρησιμοποιήθηκε σε ένα παραδοσιακό πλαίσιο RL για να παίξει με αρκετούς υπολογιστές Atari 2600 παιχνίδια απευθείας από την είσοδο, που είναι βίντεο των 84x84 εικονοστοιχείων στα 60 Hz (Mnih et al., 2013), χρησιμοποιώντας επανάληψη εμπειρίας (Lin, 1993), εργασία που επεκτείνει τις προηγούμενες έρευνες σχετικά με την νευρο-προσαρμοσμένη Q-Learning (NFQ) (Riedmiller, 2005) μεθοδολογία.

Ακόμη καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται με τη χρήση (αργού) δενδρικού σχεδιασμού Monte Carlo για την εκπαίδευση συγκριτικά γρήγορων και βαθιών NNs (Guo κ.ά., 2014). Η μεθοδολογία αυτή συγκρίνεται με την μεθοδολογία RL με βάση

RBM (Sallans and Hinton, 2004) με υψηλή διάσταση διανύσματος εισόδου (Elfwing et al., 2010), με αυτή παλαιότερων παικτών της RL Atari (Gruttner et al., 2010), καθώς και μία παλαιότερη μεθοδολογία βασισμένη σε πρώιμο ακατέργαστο βίντεο - (Koutnik et al., 2013) που εκπαιδεύεται από Έμμεση Αναζήτηση Πολιτικής. Παρακάτω εμφανίζεται ακριβώς ο αλγόριθμος Deep Q-RL στην εφαρμογή του σε επανάληψη εμπειρίας για το πρόβλημα των παιχνιδιών ATARI που αναφέρθηκε ανωτέρω (Mnih et al., 2013). [10], [12], [13], [14]

Algorithm 1: deep Q-learning with experience replay.
Initialize replay memory D to capacity N
Initialize action-value function Q with random weights θ
Initialize target action-value function \bar{Q} with weights $\bar{\theta} = \theta$
For episode = 1, M **do**
 Initialize sequence $s_1 = \{x_1\}$ and preprocessed sequence $\phi_1 = \phi(s_1)$
 For $t = 1, T$ **do**
 With probability ϵ select a random action a_t
 otherwise select $a_t = \operatorname{argmax}_a Q(\phi(s_t), a; \theta)$
 Execute action a_t in emulator and observe reward r_t and image x_{t+1}
 Set $s_{t+1} = s_t, a_t, x_{t+1}$ and preprocess $\phi_{t+1} = \phi(s_{t+1})$
 Store transition $(\phi_t, a_t, r_t, \phi_{t+1})$ in D
 Sample random minibatch of transitions $(\phi_j, a_j, r_j, \phi_{j+1})$ from D
 Set $y_j = \begin{cases} r_j & \text{if episode terminates at step } j+1 \\ r_j + \gamma \max_{a'} \bar{Q}(\phi_{j+1}, a'; \bar{\theta}) & \text{otherwise} \end{cases}$
 Perform a gradient descent step on $(y_j - Q(\phi_j, a_j; \theta))^2$ with respect to the network parameters θ
 Every C steps reset $\bar{Q} = Q$
 End For
End For

Κεφάλαιο 3°

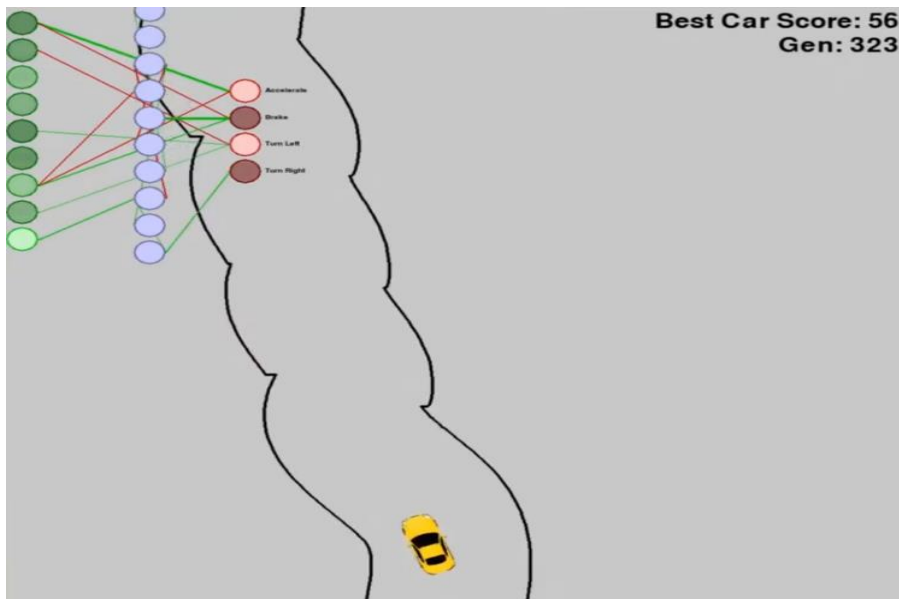
3.1 Αυτόνομα οχήματα και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μία παρουσίαση και ανάλυση της εφαρμογής που εκπονήθηκε στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας για τα αυτόνομα οχήματα. Η εφαρμογή έγινε σε γλώσσα Python και για την υλοποίηση χρησιμοποιήθηκε το module NEAT (NeuroEvolution of Augmented Topologies).

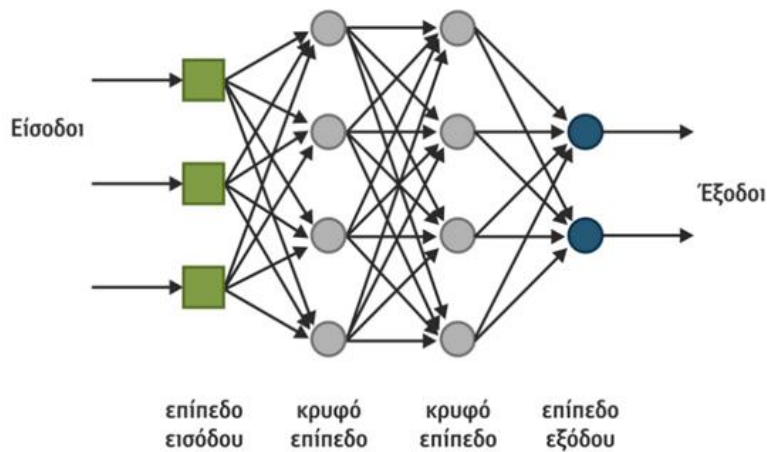
Όπως είδαμε και στην ενότητα 2.2 όπου αναφερθήκαμε στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, για την υλοποίηση αυτού του πρότζεκτ έγινε εκτεταμένη χρήση των νευρωνικών δικτύων με σκοπό να επιτύχουμε την μηχανική μάθηση. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου και έχουν τα εξής πλεονεκτήματα όπως προαναφέραμε:

- Ικανότητα να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- Η δυνατότητα θεώρησης του ως κατανομημένη μνήμη και ως μνήμη συσχέτισης.
- Η μεγάλη ανοχή σε σφάλματα.
- Η εξαιρετική ικανότητα για αναγνώριση προτύπων.

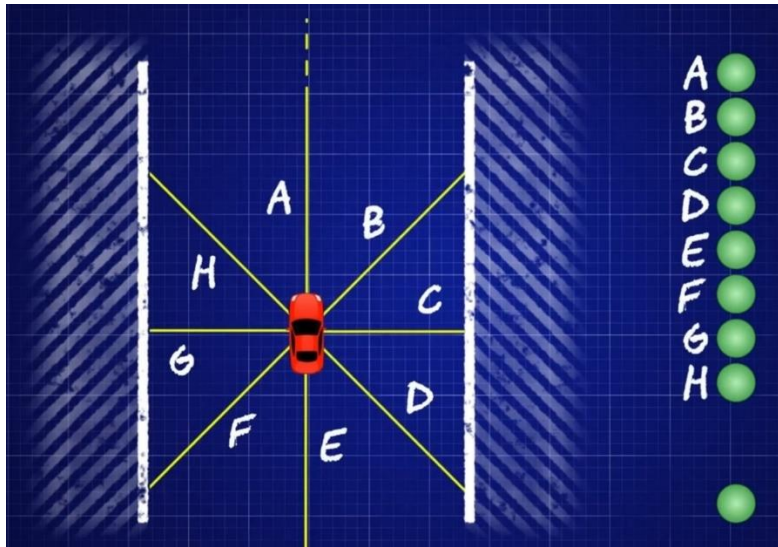
Ο σκοπός αυτό του δικτύου είναι να εκπαιδεύει και να μαθαίνει σε ένα όχημα που κινείται σε μια τυχαία διαδρομή να αποφεύγει να φύγει εκτός αυτής της τυχαίας διαδρομής και να πηγαίνει όσο το δυνατόν πιο γρήγορα. Για να επιτευχθεί αυτό έγινε χρήση ενός Νευρωνικού δικτύου.



Κάθε νευρωνικό δίκτυο όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενα κεφάλαια, είναι μια συλλογή κόμβων που ονομάζονται νευρώνες που συνδέονται αναμεταξύ τους και λαμβάνουν τιμές από -1 έως 1. Αυτοί οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε στρώματα όπου το πρώτο ονομάζεται στρώμα εισόδου (input layer) και το τελευταίο στρώμα ονομάζεται στρώμα εξόδου (output layer) και οι τιμές που μπορούν να πάρουν είναι από 0 έως 1. Παράδειγμα:

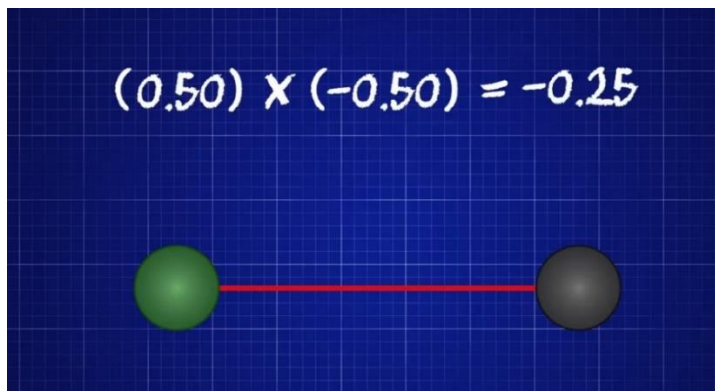


Από τους συνολικά εννέα νευρώνες του δικτύου οι οχτώ από αυτούς τους νευρώνες εισόδου αντιπροσωπεύουν τους αισθητήρες του αυτοκινήτου οι οποίοι εντοπίζουν την απόσταση του οχήματος από τα όρια της τυχαίας διαδρομής όταν το όχημα κινείται προς μία συγκεκριμένη κατεύθυνση (αριστερά, δεξιά). Παράδειγμα:

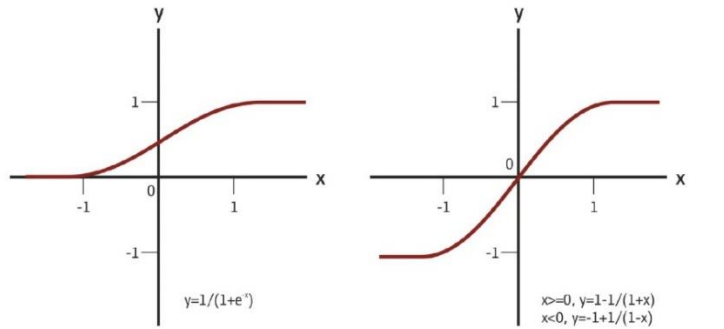


Όταν έχουν τιμή -1 ή 1 (δηλαδή το όχημα κατευθύνεται προς G ή C) σημαίνει πως το όχημα κινείται προς τα όρια της τυχαίας διαδρομής και είναι να συγκρουστεί με τα τοιχεία στα όρια της διαδρομής. Μειώνοντας όμως την τιμή της απόστασης στο 0 μειώνονται και οι πιθανότητες σύγκρουσης. Ο ένατος αισθητήρας ελέγχει την ταχύτητα του οχήματος που κυμαίνεται από την τιμή μηδέν έως και την μέγιστη τιμή της ταχύτητας που έχουμε ορίσει.

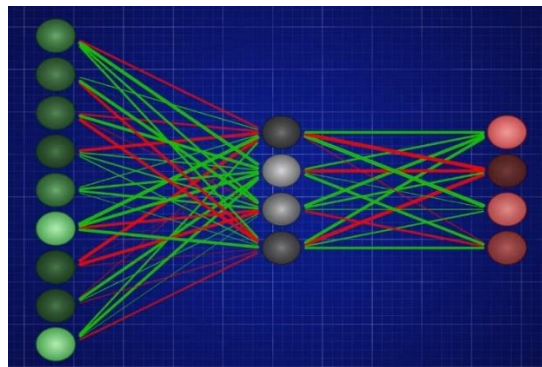
Οι κόμβοι μπορούν να συνδεθούν με νευρώνες στα κρυμμένα στρώματα ή στο επίπεδο εξόδου και οι πληροφορίες που μεταφέρονται σε όλη τη σύνδεση είναι το γινόμενο της τιμής του κόμβου από το βάρος της σύνδεσης. Παράδειγμα:



Οι νευρώνες λήψης συνδυάζουν όλες τις τιμές εισόδου σε μια έξοδο χρησιμοποιώντας μια συγκεκριμένη συνάρτηση, η οποία στη συνέχεια αποστέλλεται προς τα εμπρός στο δίκτυο. Παράδειγμα:



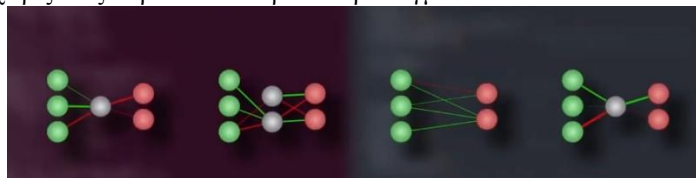
Στο τέλος αυτής της διαδικασίας, οι 4 κόμβοι εξόδου έχουν 4 διαφορετικές τιμές που μπορούν να ενεργοποιήσουν μια ενέργεια εάν ξεπεράσουν ένα συγκεκριμένο όριο, όπως το 0,5. Παράδειγμα: Κόμβος 1. Επιτάχυνση, Κόμβος 2. Φρενάρισμα, Κόμβος 3. Στροφή αριστερά, Κόμβος 4. Στροφή δεξιά.



Αυτές οι ενέργειες δίνουν εντολή στο αυτοκίνητο να επιταχύνει, να φρενάρει, να στρίβει αριστερά ή δεξιά. Για να δημιουργήσουμε ένα δίκτυο ικανό να οδηγεί το αυτοκίνητο πρέπει να δημιουργήσουμε τον σωστό αριθμό κόμβων στα κρυμμένα επίπεδα και να εκχωρήσουμε στις συνδέσεις τα κατάλληλα βάρη.

Εφαρμογή του NeuroEvolution of Augmented Topologies:

Το NEAT ή αλλιώς NeuroEvolution of Augmented Topology είναι ένα module που μας επιτρέπει να δημιουργήσουμε πολλά νευρωνικά δίκτυα στην αφετηρία όπου κάθε δίκτυο αντιστοιχεί σε ένα όχημα. Αυτά τα δίκτυα δημιουργούνται τυχαία και σύμφωνα με τις τιμές που έχουμε δώσει προσπαθούν να ακολουθήσουν την τυχαία διαδρομή χωρίς να ξεπεράσουν τα όρια. Παράδειγμα πολλαπλών ΝΔ:



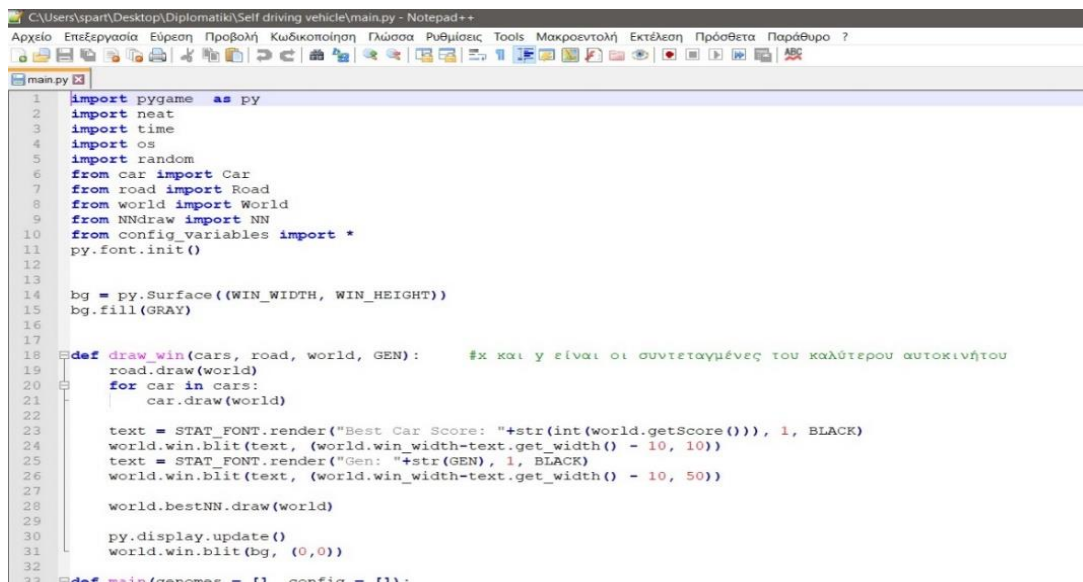
Για το κάθε αυτοκίνητο προκύπτει ένα τελικό σκορ το οποίο ονομάσαμε «fitness». Όταν τα οχήματα θα ξεκινήσουν να κινούνται εντός της τυχαίας διαδρομής εκείνα που θα παραμείνουν και τον περισσότερο χρόνο εντός των ορίων θα έχουν και το

υψηλότερο σκορ. Το ΝΔ των οχημάτων που θα παραμείνουν περισσότερο χρόνο εντός της τυχαίας διαδρομής θα είναι και αυτά που θα πολλαπλασιαστούν. Αυτά τα οχήματα που θα ξανατρέξουν στο επόμενο στάδιο της πίστας θα έχουν εκπαιδευτεί από το προηγούμενο στάδιο με αποτέλεσμα στο επόμενο να γνωρίζουν καλύτερα την διαδρομή που πρέπει να ακολουθήσουν με αποτέλεσμα να κάνουν λιγότερα σφάλματα. Ο σκοπός είναι να το τρέξουμε τόσες φορές όσες θα χρειαστεί μέχρι ένα από τα οχήματα να καταφέρει να ολοκληρώσει την διαδρομή χωρίς σφάλματα.

Τα νέα Νευρωνικά δίκτυα που θα προκύπτουν θα κληρονομούν κάποια από τα χαρακτηριστικά του αρχικού ΝΔ (γονικό δίκτυο) αλλά επίσης θα αποκτούν νέα χαρακτηριστικά τα οποία μπορούν να είναι μία διαφορετική τιμή στις συνδέσεις των κόμβων είτε μπορεί να είναι ένας νέος νευρώνας που θα προκύψει από τα κρυμμένα στρώματα. Όσο προκύπτουν νέα νευρωνικά δίκτυα η πολυπλοκότητα τους θα αυξάνεται και έτσι θα μπορούν να επιτύχουν ακόμη καλύτερα σκορ.

Κώδικας εφαρμογής Self-Driving Vehicle:

Το αρχείο main.py:

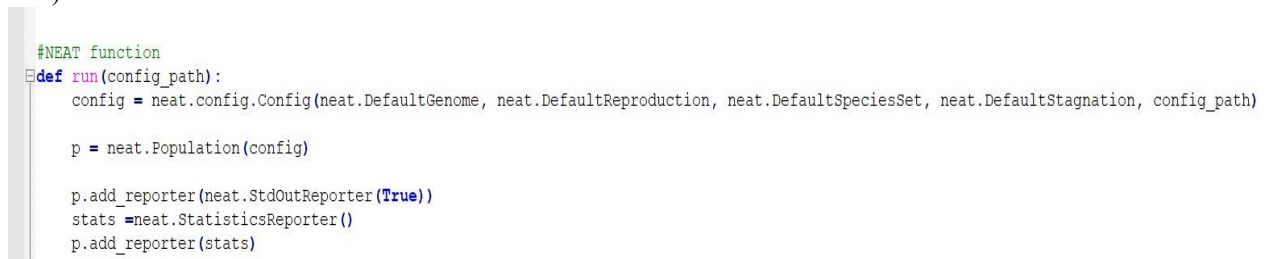


```

1 import pygame as py
2 import neat
3 import time
4 import os
5 import random
6 from car import Car
7 from road import Road
8 from world import World
9 from NNdraw import NN
10 from config_variables import *
11 py.font.init()
12
13
14 bg = py.Surface((WIN_WIDTH, WIN_HEIGHT))
15 bg.fill(GRAY)
16
17
18 def draw_win(cars, road, world, GEN): #x και y είναι οι συντεταγμένες του καλύτερου αυτοκινήτου
19     road.draw(world)
20     for car in cars:
21         car.draw(world)
22
23     text = STAT_FONT.render("Best Car Score: "+str(int(world.getScore())), 1, BLACK)
24     world.win.blit(text, (world.win_width-text.get_width() - 10, 10))
25     text = STAT_FONT.render("Gen: "+str(GEN), 1, BLACK)
26     world.win.blit(text, (world.win_width-text.get_width() - 10, 50))
27
28     world.bestNN.draw(world)
29
30     py.display.update()
31     world.win.blit(bg, (0,0))
32
33 def main(genomes = [], config = {}):

```

Παραπάνω βλέπουμε το πώς προκύπτει το καλύτερο σκορ ανά όχημα (ή αλλιώς ανά ΝΔ.)



```

#NEAT function
def run(config_path):
    config = neat.config.Config(neat.DefaultGenome, neat.DefaultReproduction, neat.DefaultSpeciesSet, neat.DefaultStagnation, config_path)

    p = neat.Population(config)

    p.add_reporter(neat.StdOutReporter(True))
    stats = neat.StatisticsReporter()
    p.add_reporter(stats)

```

Neat function

Car.py:

```

1 from config_variables import *
2 import pygame as py
3 import os
4 from math import *
5 from random import random
6 from road import *
7 import numpy as np
8 from vect2d import vect2d
9
10
11 class Car:
12     x = 0
13     y = 0 #συντεταγμένες σε σχέση με το παγκόσμιο σύστημα αναφοράς, η θέση στην οθόνη είναι σχετική με τη θέση του καλύτερου μηχανήματος
14
15
16     def __init__(self, x, y, turn):
17         self.x = x
18         self.y = y
19         self.rot = turn
20         self.vel = 0
21         self.acc = 0
22         self.init_imgs()
23         self.commands = [0,0,0,0]
24
25
26     def init_imgs(self):
27         img_names = ["yellow_car.png", "red_car.png", "blu_car.png", "green_car.png"]
28         name = img_names[floor(random()*len(img_names))%len(img_names)]
29
30         self.img = py.transform.rotate(py.transform.scale(py.image.load(os.path.join("imgs", name)).convert_alpha(), (120,69)), -90)
31         self.brake_img = py.transform.rotate(py.transform.scale(py.image.load(os.path.join("imgs", "brakes.png")).convert_alpha(), (120,69)), -90)
32

```

Συντεταγμένες, αισθητήρες και ταχύτητα οχήματος

```

118 world.win.blit(rotated_img, new_rect.topleft)
119
120
121 #===== LOCAL FUNCTIONS =====
122
123 def getSensorEquations(self, world): #επιστρέφει τις εξισώσεις των γραμμών (σε μεταβλητή y) του μηχανήματος με τη σειρά [κάθετη, αυξανόμενη διαγώνιος, οριζ]
124     eq = []
125     for i in range(4):
126         omega = radians(self.rot + 45*i)
127         dx = SENSOR_DISTANCE * sin(omega)
128         dy = - SENSOR_DISTANCE * cos(omega)
129
130         if CAR_DBS: #σχεδιάζει γραμμές αισθητήρα
131             py.draw.lines(world.win, GREEN, False, [world.getScreenCoords(self.x+dx, self.y+dy), world.getScreenCoords(self.x-dx, self.y-dy)], 2)
132
133         coef = getSegmentEquation(self, vect2d(x = self.x+dx, y = self.y+dy))
134         eq.append(coef)
135     return eq
136
137 def getSegmentEquation(p, q): #εξισώσεις στη μεταβλητή y μεταξύ δύο σημείων (λαμβάνοντας υπόψη το σύστημα συντεταγμένων με το y αντιστραμμένο) στη γενική
138     a = p.y - q.y
139     b = q.x - p.x
140     c = p.x*q.y - q.x*p.y
141
142     return (a,b,c)
143
144 def getDistance(world, car, sensors, sensorsEquations, p, q): #δεδομένου του τμήματος (m, q) υπολογίζει την απόσταση και τη βάζει στον αντίστοιχο αισθητήρα
145     (a2,b2,c2) = getSegmentEquation(p, q)
146
147     for i, (a1,b1,c1) in enumerate(sensorsEquations):
148         #get intersection between sensor and segment
149

```

config_variables.py:

```

C:\Users\spart\Desktop\Diplomatiki\Self driving vehicle\config_variables.py - Notepad++
Αρχείο Επεξεργασία Εύρεση Προβολή Κωδικοποίηση Γλώσσα Ρυθμίσεις Tools Μακροεντολή Εκτέλεση Πρόσθετα Παράθυρο ?
config_variables.py
1 import pygame as py
2 py.font.init()
3
4
5 ===== General constants =====
6 FPS = 30
7 WIN_WIDTH = 1800
8 WIN_HEIGHT = 1000
9 STARTING_POS = (WIN_WIDTH/2, WIN_HEIGHT-100)
10 SCORE_VEL_MULTIPLIER = 0.00 #μπόνους για ταχύτερα αυτοκίνητα
11 BAD_GENOME_TRESHOLD = 200 #εάν ένα αυτοκίνητο είναι πολύ πίσω, αφαιρείται
12
13 INPUT_NEURONS = 9
14 OUTPUT_NEURONS = 4
15
16 ===== Car Specs =====
17
18 CAR_DBG = False
19 FRICTION = -0.1
20 MAX_VEL = 10
21 MAX_VEL_REDUCTION = 1 #μείωση της ταχύτητας κατά την εκκίνηση
22 ACC_STRENGTH = 0.2
23 BRAKE_STRENGTH = 1
24 TURN_VEL = 2
25 SENSOR_DISTANCE = 200
26 ACTIVATION_TRESHOLD = 0.5
27
28 ===== Road Specs =====
29
30 ROAD_DBG = False
31 MAX_ANGLE = 1
32 MAX_DEVIATION = 300
33 SPACING = 200

```

Οι μεταβλητές οχημάτων, από εδώ ο χρήστης μπορεί να αλλάξει την μέγιστη ταχύτητα, καθώς και την απόσταση από τα όρια της τυχαίας διαδρομής.

NNdraw.py:

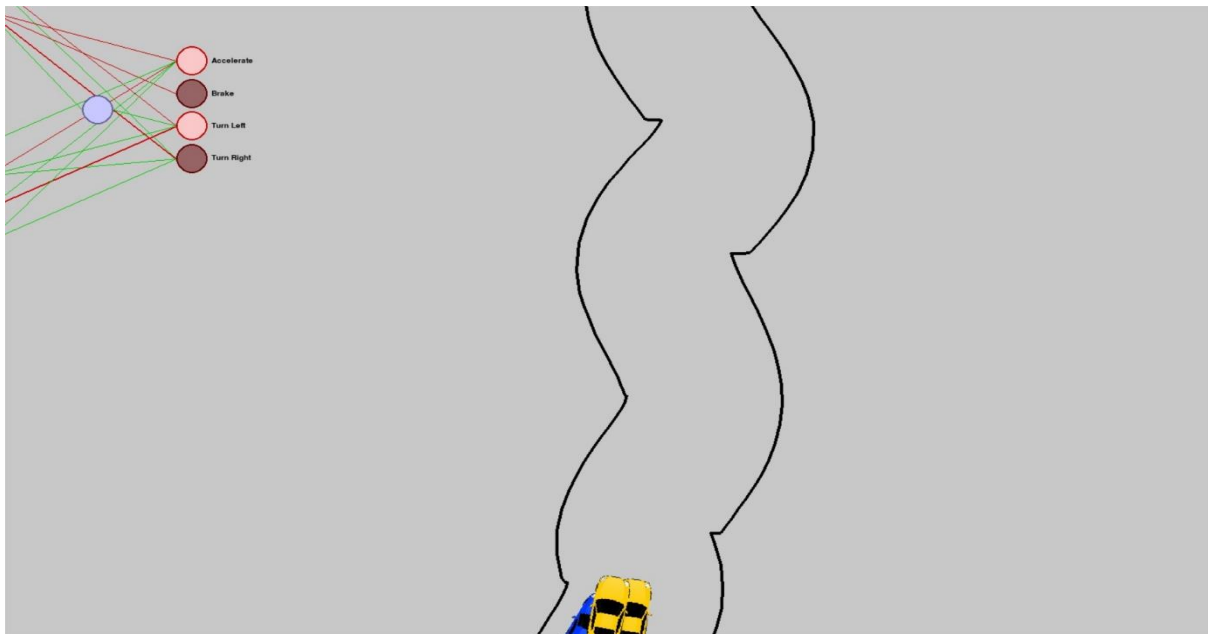
```

C:\Users\spart\Desktop\Diplomatiki\Self driving vehicle\NNdraw.py - Notepad++
Αρχείο Επεξεργασία Εύρεση Προβολή Κωδικοποίηση Γλώσσα Ρυθμίσεις Tools Μακροεντολή Εκτέλεση Πρόσθετα Παράθυρο ?
NNdraw.py
1 import pygame as py
2 from config_variables import *
3 from car import decodeCommand
4 from vect2d import vect2d
5 from node import *
6
7 py.font.init()
8
9 class NN:
10
11     def __init__(self, config, genome, pos):
12         self.input_nodes = []
13         self.output_nodes = []
14         self.nodes = []
15         self.genome = genome
16         self.pos = (int(pos[0]+NODE_RADIUS), int(pos[1]))
17         input_names = ["Sensor T", "Sensor TR", "Sensor R", "Sensor BR", "Sensor B", "Sensor BL", "Sensor L", "Sensor TL", "Speed"]
18         output_names = ["Accelerate", "Brake", "Turn Left", "Turn Right"]
19         middle_nodes = [n for n in genome.nodes.keys()]
20         nodeIdList = []
21
22         #nodes
23         h = (INPUT_NEURONS-1)*(NODE_RADIUS*2 + NODE_SPACING)
24         for i, input in enumerate(config.genome_config.input_keys):
25             n = Node(input, pos[0], pos[1]+int(-h/2 + i*(NODE_RADIUS*2 + NODE_SPACING)), INPUT, [GREEN_PALE, GREEN, DARK_GREEN_PALE, D
26                 self.nodes.append(n)
27                 nodeIdList.append(input)
28
29         h = (OUTPUT_NEURONS-1)*(NODE_RADIUS*2 + NODE_SPACING)
30         for i, out in enumerate(config.genome_config.output_keys):
31             n = Node(out+INPUT_NEURONS, pos[0] + 2*(LAYER_SPACING+2*NODE_RADIUS), pos[1]+int(-h/2 + i*(NODE_RADIUS*2 + NODE_SPACING)),
32                 self.nodes.append(n)
33                 nodeIdList.append(out)

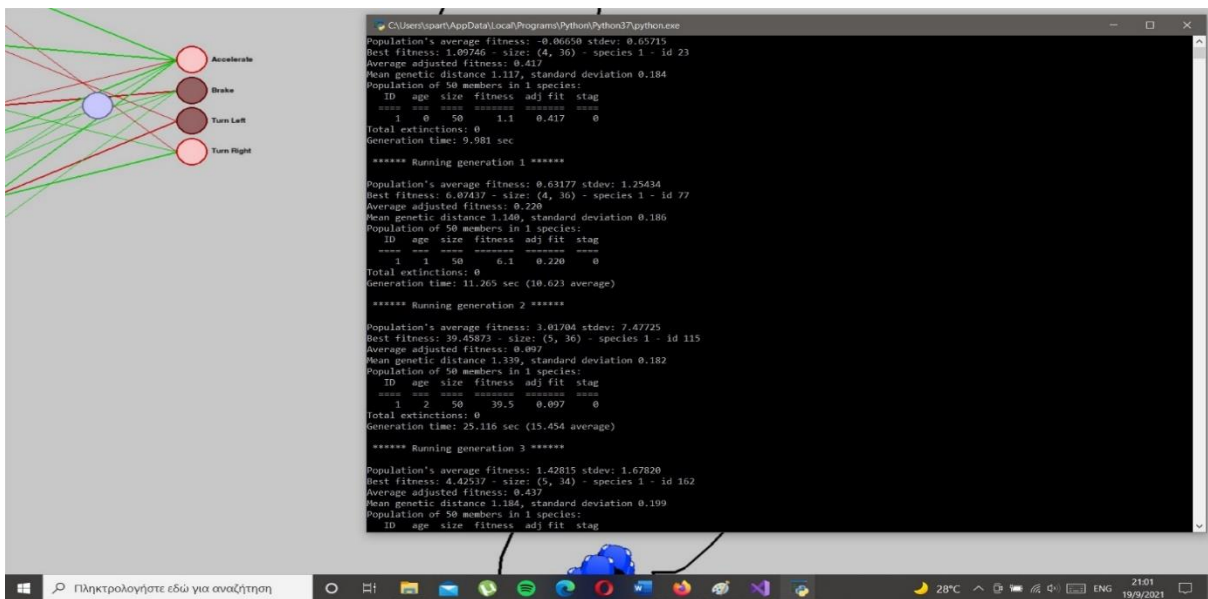
```

Για την δημιουργία των ΝΔ.

Η εφαρμογή κατά την εκτέλεση:



Παρακάτω βλέπουμε το σκορ έπειτα από δημιουργία νέων νευρωνικών δικτύων και τα επιμέρους σκορ κάθε φορά που δημιουργούνται νέες γενιές.



Προτάσεις βελτίωσης αυτόνομων οχημάτων:

Η μεγαλύτερη πρόκληση που αντιμετωπίζει ένα αυτόνομο όχημα είναι η ασφάλεια των πεζών και επιβατών. Τα αυτόνομα οχήματα θα πρέπει να είναι σε θέση να προβλέπουν και να αποφεύγουν πιθανά λάθη από άλλα οχήματα ή οδηγούς ενώ παράλληλα θα πρέπει να είναι σε θέση να αναγνωρίζουν έναν πεζό από ένα άλλο όχημα. Ένα κάτι τέτοιο δεν καταστεί δυνατό τότε δεν θα γίνει ποτέ εφικτό το 5^ο επίπεδο αυτόνομης οδήγησης.

Για τον λόγο αυτό θα πρέπει να γίνει περαιτέρω μελέτη της Τεχνητής Νοημοσύνης και πιο συγκεκριμένα της Βαθιάς Μάθησης η οποία είναι ένα από τα σημαντικά εργαλεία που θα μας επιτρέψουν να έχουμε πλήρως αυτοματοποιημένα οχήματα. Αυτό που θα προσφέρει περαιτέρω η Βαθιά Μάθηση είναι η ακρίβεια στην λήψη αποφάσεων κατά την διάρκεια της οδήγησης από μηχανές, οι οποίες πλέον θα εκτελούνται πιο γρήγορα πιο ποιοτικά και θα είναι πιο αποτελεσματικές.

Στο 3^ο κεφάλαιο παρουσιάστηκε ένα παράδειγμα βαθιάς μάθησης βασισμένο στα Νευρωνικά δίκτυα κατά το οποίο διάφορα οχήματα μαθαίνουν να κινούνται αυτόνομα στο οδικό δίκτυο κάνοντας όσο το δυνατόν λιγότερα σφάλματα έως ότου κάποιο από αυτά τα οχήματα να μάθει να κινείται στην διαδρομή χωρίς σφάλματα.

Κάθε όχημα αποτελούσε ένα ξεχωριστό νευρωνικό δίκτυο, και κάθε ένα από αυτά τα οχήματα έπρεπε να κινηθεί εντός μία συγκεκριμένης τυχαίας διαδρομής χωρίς όμως να βγει από τα όρια αυτής. Κάθε φορά που ένα όχημα εκτρεπόταν από την διαδρομή, πρόκυπτε ένα νέο όχημα (νευρωνικό δίκτυο), ένας απόγονος δηλαδή, που είχε τα χαρακτηριστικά από το προηγούμενο Ν.Δ. αλλά και κάποια νέα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από την Βαθιά μάθηση.

Για την βελτίωση αυτού του αλγορίθμου θα μπορούσαν να προστεθούν παραπάνω παράμετροι όπως για παράδειγμα, η προσθήκη σήμανσης, η προσθήκη διαβάσεων, η αναγνώριση πεζών, η παραχώρηση προτεραιότητας κτλ.

Προβλήματα που παρατηρήθηκαν κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου αφορούσαν την ταχύτητα εκτέλεσης του ίδιου, αλλά και οι πολλαπλές επαναλήψεις έως ότου να δημιουργηθεί το κατάλληλο ΝΔ, που θα εκτελεί τον αλγόριθμο δίχως σφάλματα.

Επίλογος – Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία έγινε ανάλυση των τεχνολογιών που χρησιμοποιούν τα αυτόνομα οχήματα για να επιτύχουν την πλήρη αυτοματοποίηση των οχημάτων. Στα προηγούμενα κεφάλαια αναλύθηκαν διεξοδικά οι αλγόριθμοι τόσο της μηχανικής όσο και της βαθιάς μάθησης. Οι αλγόριθμοι που αναλύθηκαν μας βοήθησαν να κατανοήσουμε πώς λειτουργούν οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης και πώς μπορούν να εφαρμοστούν στα αυτόνομα οχήματα. Κατά την υλοποίηση αυτής της διατριβής δημιουργήθηκε εφαρμογή βασισμένη στα Νευρωνικά δίκτυα που σκοπό είχε την εφαρμογή της βαθιάς μάθησης στα αυτόνομα οχήματα.

Σε προηγούμενα κεφάλαια αναλύθηκαν τα πλεονεκτήματα και προκλήσεις που προκύπτουν από την χρήση των αυτόνομων οχημάτων. Όπως έγινε κατανοητό, η χρήση οχημάτων με μεγαλύτερη αυτονομία είναι δεδομένο και αναπόφευκτο γεγονός, μιας και η ανάγκη για πιο ασφαλή και πιο φιλικά προς το περιβάλλον οχήματα θα είναι απαραίτητη. Ακόμη η εξέλιξη της τεχνολογίας και η χρήση πιο εκλεπτυσμένου εξοπλισμού έχει συμβάλει προς αυτή την κατεύθυνση.

Τα ζητήματα που θα πρέπει να απαντηθούν στο μέλλον έχουν να κάνουν με πολλές παραμέτρους όπως η κατάσταση του οδικού δικτύου, οι καιρικές συνθήκες, οι συνθήκες οδήγησης, το νομικό πλαίσιο, και οι παρεμβολές από άλλα οχήματα. Όπως αναλύθηκε σε προηγούμενα κεφάλαια, το υφιστάμενο νομικό πλαίσιο είναι ικανό να καλύψει και να απαντήσει σε τέτοια ζητήματα και μπορεί να προσαρμοστεί στα ζητήματα που αναφέραμε. Οποτε αυτό που απομένει είναι να δούμε στην πράξη την χρήση αυτόνομων οχημάτων και τα πλεονεκτήματα από την χρήση τους.

Βιβλιογραφία:

- [1] Deep Learning in Neural Networks: An Overview (Jurgen Schmidhuber, The Swiss AI Lab IDSIA, Istituto Dalle Molle di Studi sull'Intelligenza Artificiale, University of Lugano & SUPSI Galleria 2, 6928 Manno-Lugano, Switzerland, 8 October 2014)
- [2] *Self-Driving Vehicles in Logistics* , (Matthias Heutger , DHL Customer Solutions & Innovation , DHL Customer Solutions & Innovation Press , 2014)
- [3] Τεχνητή Νοημοσύνη - Β' Έκδοση (Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, 2011)
- [4] What is an Autonomous Car? (2020) , Ανακτήθηκε από:
<https://www.synopsys.com/automotive/what-is-autonomous-car.html>
- [5] Νομικό πλαίσιο για την κυκλοφορία αυτόνομων οχημάτων στη Βρετανία (15/06/2021), Ανακτήθηκε από:
<https://www.newsauto.gr/news/nomiko-plexio-gia-tin-kikloforia-aftonomon-ochimaton-sti-vretania/>
- [6] The legal framework for autonomous vehicles in the European Union (02/2020), Ανακτήθηκε από: <http://www.businessgoing.digital/the-legal-framework-for-autonomous-vehicles-in-the-european-union/>
- [7] [The Functional Components of Autonomous Vehicles - Expert Article (Peter J. Leiss, 18/09/2018), Ανακτήθηκε από:
<https://www.robsonforensic.com/articles/autonomous-vehicles-sensors-expert/>
- [8] What is a Decision Tree? (Jake Hoare, 01/08/2018), Ανακτήθηκε από:
<https://www.displayr.com/what-is-a-decision-tree/>
- [9] Τεχνητή Νοημοσύνη (Κατερίνα Γεωργιάδη, ΣΕΑΒ, 2015), Ανακτήθηκε από: http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html
- [10] Deep Learning (Δρ. Χασάπη Λαμπρινή), Ανακτήθηκε από:
<https://eclass.upatras.gr/modules/document/file.php/PT187/11.DEEP%20LEARNING%2C%20MACHINE%20LEARNING.pdf>
- [11] Why deep learning won't give us level 5 self-driving cars (Ben Dickson, 29/07/2020), Ανακτήθηκε από:
<https://bdtechtalks.com/2020/07/29/self-driving-tesla-car-deep-learning/>
- [12] Multi-Layer Neural Network (UFLDL Stanford), Ανακτήθηκε από:
<http://deeplearning.stanford.edu/tutorial/supervised/MultiLayerNeuralNetworks/>
- [13] Deep Learning Tutorial: What it Means and what's the role of Deep Learning (Marina Chatterjee, 22/06/2021), Ανακτήθηκε από:
<https://www.mygreatlearning.com/blog/what-is-deep-learning/?highlight=deep%20learning>
- [14] The History and Evolution of Self-Driving Cars, (Kambria, 23/06/2019), Ανακτήθηκε από: <https://kambria.io/blog/the-history-and-evolution-of-self-driving-cars/>
- [15] Computer Vision and its Application in Self-Driving Cars , Benjamin Cutilli , Haverford College | Bryn Mawr College , University Degree Thesis , 2013
- [16] An Autonomous Driverless Car: An Idea to Overcome the Urban Road Challenges , Sheetal Ds Rathod , Department of Information

- Technology, JDIET Yavatmal, Amaravati University , Journal of Information Engineering and Applications , 2013
- [17] The Costs of Self-Driving Cars: Reconciling Freedom and Privacy with Tort Liability in Autonomous Vehicle Regulation , Jack Boeglin , Law School, Yale University , Yale University Press , 2015
- [18] Robust Vehicle Localization in Urban Environments Using Probabilistic Maps , Jesse Levinson, Sebastian Thrun , Artificial Intelligence Laboratory, Stanford University , IEEE , 2010
- [19] Self-Driving Cars , James Martin, 2014