**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**Πρόγραμμα Προπτυχιακών Σπουδών**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Τεχνολογίες μηχανικής μάθησης και όρασης υπολογιστών για την βελτιστοποίηση της απόδοσης στο πεδίο του αθλητισμού**

**Ιωάννης Καμπεράκης**

**Α.Μ. 71347254**

**Εισηγητής: Δρ Παναγιώτης Καρκαζής, Καθηγητής**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Τεχνολογίες μηχανικής μάθησης και όρασης υπολογιστών για την βελτιστοποίηση της απόδοσης στον πεδίο του αθλητισμού**

**Ιωάννης Καμπεράκης**

**Α.Μ. 71347254**

**Εισηγητής:**

**Δρ Παναγιώτης Καρκαζής, Καθηγητής**

**Εξεταστική Επιτροπή:**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Α/α** | **ΟΝΟΜ/ΝΥΜΟ** | **ΒΑΘΜΙΔΑ/ΙΔΙΟΤΗΤΑ** | **ΥΠΟΓΡΑΦΗ** |
| 1 | ? |  |  |
| 2 | ? |  |  |
| 3 | ? |  |  |

**Ημερομηνία εξέτασης 0?/03/2022**

**ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

Ο/η κάτωθι υπογεγραμμένος/η Ιωάννης Καμπεράκης του Φιλίππου, με αριθμό μητρώου 71347254, φοιτητής/τρία του Προγράμματος Προπτυχιακών Σπουδών του Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής και Υπολογιστών της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω ότι:

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

Ο/Η Δηλών/ούσα

Ιωάννης Καμπεράκης



**ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους καθηγητές τους οποίους συνάντησα κατά την διάρκεια των σπουδών μου. Με βοήθησαν να γίνω αυτό που είμαι σήμερα δίνοντας μου τις κατάλληλες ωθήσεις ώστε να εντοπίσω τα λάθη μου και να εξελιχθώ από αυτά.

Θέλω να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Παναγιώτη Καρκαζή, για τις γνώσεις που μου παρείχε τόσα χρόνια κατά την διάρκεια των διαλέξεων του και για την επίβλεψη και την υποστήριξη της εργασίας αυτής. Επίσης, θέλω να ευχαριστήσω θερμά και τον κ. Αποστόλη Αναγνωστόπουλο για την τόσο μεγάλη όρεξη που είχε να μεταλαμπαδεύσει τις γνώσεις που διαθέτει.

Τέλος θέλω να ευχαριστήσω την οικογένεια μου, η οποία μου παρείχε τα πάντα ώστε να βγάλω εις πέρας τις σπουδές μου. Με στήριζε και μου έδινε δύναμη στις δύσκολες στιγμές των σπουδών μου. Με βοηθούσε και με ενθάρρυνε κάθε στιγμή ώστε να τα βγάλω πέρα και με την βοήθεια τους τα κατάφερα. Χωρίς αυτούς δεν θα έφτανα έως εδώ.

# **ΠΕΡΙΛΗΨΗ**

Στην τωρινή εποχή, ο όρος Τεχνητή Νοημοσύνη έχει γίνει γνωστός σε όλο τον κόσμο. Κατακλυζόμαστε από την αγορά με έξυπνα κινητά, έξυπνα σπίτια, έξυπνες τηλεοράσεις και γενικά από συσκευές και υπολογιστικά συστήματα τα οποία χαρακτηρίζονται έξυπνα. Δεν γίνεται πλήρως αντιληπτό όμως ότι ο τίτλος «έξυπνος» που έχει δοθεί πλέον στις συσκευές, οφείλεται κυρίως στην ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης και την ενσωμάτωσή της στην καθημερινότητα του ανθρώπου. Παρόλο που έχει γίνει μόδα η χρήση αυτού του όρου, η εικόνα που σχηματίζεται στο μυαλό των ανθρώπων είναι ενός ρομπότ, όμως η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι κάτι παραπάνω από αυτό. Η εικόνα του ρομπότ που σχηματίζεται στους περισσότερους ανθρώπους δεν είναι λάθος, όμως αντιπροσωπεύει ένα πολύ μικρό ποσοστό του φάσματος εφαρμογής της.

Οι δυνατότητες της Τεχνητής Νοημοσύνης και οι τομείς που μπορεί να χρησιμοποιηθεί αυξάνονται συνεχώς. Βρισκόμαστε στην εποχή όπου οι επιστήμονες συνειδητοποιούν τις προοπτικές και την διευκόλυνση που μπορούν να μας παρέχουν οι έξυπνες συσκευές, γι’ αυτό και έχει ξεκινήσει η παραγωγή ευφυών υπολογιστικών συστημάτων και η δημιουργία λογισμικών που μαθαίνουν από τα δεδομένα που παράγονται από τους ανθρώπους καθημερινά.

Είναι καιρός να συνειδητοποιήσει ο κόσμος την μοναδικότητα και τα οφέλη που μπορεί να παρέχει στην καθημερινότητα του η Τεχνητή Νοημοσύνη. Για να αποτυπωθούν πιο σωστά οι δυνατότητες και οι προοπτικές της Τεχνητής Νοημοσύνης, δημιουργείται παρακάτω ένα μοντέλο με την χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης και Όρασης Υπολογιστών το οποίο είναι εκπαιδευμένο με βάση ένα σύνολο από βίντεο ελεύθερων βολών ενός ανθρώπου Α και ένας άνθρωπος Β τροφοδοτεί το βίντεο του στο μοντέλο για να δει κατά πόσο είναι σωστή η τεχνική της ελεύθερης βολής του σύμφωνα με την τεχνική του Α.

**Λέξεις κλειδιά:** Μηχανική Μάθηση (Machine Learning - ML), Όραση Υπολογιστών (Computer Vision - CV), Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence - AI), Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks - NN), Βαθιά Μάθηση (Deep Learning - DL), Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP), Γνωστική Υπολογιστική (Cognitive Computing - CC), Δεδομένα, Βελτιστοποίηση Αθλητικής Απόδοσης, Εκπαίδευση, Ευφυή, Μοντέλο, Έξυπνες Συσκευές, Ανάλυση Δεδομένων

# **ABSTRACT**

Nowadays, the term “Artificial Intelligence” has become known all over the world. We are flooded by the market with smart phones, smart homes, smart TVs and so on. However, it is not fully understood that the title "smart" that has now been given to devices is mainly due to the development of Artificial Intelligence and its integration into our everyday life. Although the use of this term has become fashionable, the image formed in the minds of people is a robot, but Artificial Intelligence is more than that. The image of the robot that is formed in most people is not wrong but it represents a very small percentage of its application range.

The capabilities of Artificial Intelligence and the areas that can be used are constantly increasing. We are in a time that scientists are realizing the prospects and convenience smart devices can provide us which is why the production of intelligent computer systems and the creation of software that learns from the data produced by humans on a daily basis has begun.

It is time for people to realize the uniqueness and the benefits Artificial Intelligence can provide in their daily lives. To better capture the capabilities and prospects of Artificial Intelligence, a model is created using Machine Learning and Computer Vision algorithms that is trained based on a set of free throw videos of a person A and a person B feeds his video to the model to see if the technique of his free throw is correct according to the technique of A.

**Keywords:** Machine Learning (ML), Computer Vision (CV), Artificial Intelligence (AI), Neural Networks (NN), Deep Learning (DL), Natural Language Processing (NLP), Cognitive Computing (CC), Data, Athletic Performance Optimization, Training, Intelligent, Model, Smart Devices, Data Analysis

**ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ**

[**ΠΕΡΙΛΗΨΗ** 8](#_Toc96249372)

[**ABSTRACT** 9](#_Toc96249373)

[**ΕΙΣΑΓΩΓΗ** 14](#_Toc96249374)

[**ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ** 16](#_Toc96249375)

[2.1 Ορισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης 16](#_Toc96249376)

[2.2 Διαχωρισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης σε υποκατηγορίες 17](#_Toc96249377)

[2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα – Artificial Neural Networks 19](#_Toc96249378)

[2.2.2 Βαθιά Μάθηση – Deep Learning 25](#_Toc96249379)

[2.2.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας - NLP 31](#_Toc96249380)

[2.2.4 Γνωστική Υπολογιστική – Cognitive Computing 34](#_Toc96249381)

[2.2.5 Όραση Υπολογιστών – Computer Vision 36](#_Toc96249382)

[**ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ** 38](#_Toc96249383)

[3.1 Τι είναι η Μηχανική Μάθηση 38](#_Toc96249384)

[3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης 43](#_Toc96249385)

[**ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ** 44](#_Toc96249386)

[4.1 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν 44](#_Toc96249387)

[4.2 Παρουσίαση του λογισμικού και των αποτελεσμάτων του 44](#_Toc96249388)

[4.2 Παρατηρήσεις 44](#_Toc96249389)

[**ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ** 44](#_Toc96249390)

[5.1 Δεν το έχω σκεφτεί ακόμα 44](#_Toc96249391)

[5.2 Προοπτικές Τεχνητής Νοημοσύνης και το μέλλον της 45](#_Toc96249392)

[**Βιβλιογραφία** 45](#_Toc96249393)

**ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ**

**Σχήμα 1.1:** Η ιστορική εξέλιξη των αλγορίθμων **.................................................... 5**

**Σχήμα 1.2:** Καμπύλη απόκρισης **........................................................................... 7**

**Σχήμα 3.1:** Μπλοκ διάγραμμα κυκλώματος **........................................................ 14**

**ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ**

**Πίνακας 2.1:** Συγκριτικές τιμές αλγορίθμων **......................................................... 5**

**Πίνακας 3.1:** Τιμές μεταβλητών **.......................................................................... 7**

**Πίνακας 3.2:** Συγκριτικά αποτελέσματα για ν=10 **............................................... 14**

**ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ**

**AI** Artificial Intelligence

**ML** Machine Learning

**CV** Computer Vision

**NN** Neural Networks

**NLP** Natural Language Processing

**DL** Deep Learning

**CC** Cognitive Computing

**NN** Neural Networks

**AN** Artificial Neuron

**ANN** Artificial Neural Network

**DNN** Deep Neural Network

**CNN** Convolutional Neural Network

**BPNN** Back-Propagation Neural Network

**RNN** Recurrent Neural Network

**FFNN** Feed-Forward Neural Network

**LSTM** Long Short-Term Memory

**IE** Information Extraction

**IR** Information Retrieval

**DS** Dialog Systems

**MT** Machine Translation

**SVM** Support Vector Machine

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1**

# **ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Στην εποχή που ζούμε η τεχνολογία εξελίσσεται με ταχύτατους ρυθμούς δίνοντας την ευκαιρία στην αγορά να παράγει νέα προϊόντα, εξελιγμένα, με νέες λειτουργίες και δυνατότητες. Πολλές νέες συσκευές, με καινούργιες και έξυπνες λειτουργίες, παράγονται σε σύντομο χρονικό διάστημα. Υπάρχει μεγάλος ανταγωνισμός στην αγορά, καθώς όλες οι εταιρείες που παράγουν τέτοιες συσκευές προσπαθούν καθημερινά να ανακαλύψουν νέους τρόπους για να γίνουν τα προϊόντα τους πιο χρήσιμα και πιο αρεστά από τον κόσμο ώστε να τα αγοράσει. Οι εφαρμογές των κινητών είχαν φτάσει το όριο σε θέμα λειτουργιών, το μόνο που μπορούσε να αλλάξει ήταν η πολυπλοκότητα των λειτουργιών και ο σχεδιασμός της εφαρμογής. Για να υπάρξει σημαντική αλλαγή έπρεπε να δημιουργηθεί κάτι καινούργιο που θα άλλαζε τα δεδομένα. Οπότε, το άλμα από τις απλές λειτουργίες στις έξυπνες λειτουργίες έγινε εφικτό επειδή συστήθηκε η Τεχνητή Νοημοσύνη.

Με την χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης καταφέραμε να προσθέσουμε νέες λειτουργίες οι οποίες κάνουν την χρήση των εφαρμογών πιο ευχάριστη, αλληλεπιδραστική και διασκεδαστική. Ως παράδειγμα αναφέρεται η επιρροή που έχει η Τεχνητή Νοημοσύνη στις συσκευές, μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλούς τομείς ώστε να επιτευχθούν παρόμοια αποτελέσματα. Για να επιτευχθούν αυτά τα αποτελέσματα χρησιμοποιούνται μερικές από τις υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης όπως η Μηχανική Μάθηση, η Όραση Υπολογιστών, η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, τα Νευρωνικά Δίκτυα, η Γνωστική Υπολογιστική και η Βαθιά Μάθηση. Ανάλογα την περίπτωση χρησιμοποιείται και η κατάλληλη κατηγορία ή συνδυασμός αυτών.

Σκοπός της συγκεκριμένης διπλωματικής είναι η παρουσίαση των παραπάνω υποκατηγοριών και η επίδειξη των δυνατοτήτων της Τεχνητής Νοημοσύνης μέσω της δημιουργίας ενός λογισμικού. Στην ουσία το λογισμικό αυτό θα χρησιμοποιεί ένα μοντέλο Μηχανικής Μάθησης το οποίο θα έχει εκπαιδευτεί με την χρήση βίντεο. Τα βίντεο θα περιέχουν την εκτέλεση ελεύθερης βολής μπάσκετ, η ελεύθερη βολή θα εκτελείται από τον συγγραφέα αυτής της διπλωματικής. Αφού εκπαιδευθεί το μοντέλο, θα χρησιμοποιείται στο λογισμικό το οποίο θα δέχεται βίντεο άλλων ανθρώπων που θα ρίχνουν και αυτοί ελεύθερη βολή ώστε να βγάλει ο αλγόριθμος ένα ποσοστό ομοιότητας. Αυτό το ποσοστό ομοιότητας σημαίνει κατά πόσο είναι «σωστή» η στάση σώματος του ανθρώπου που ρίχνει στο βίντεο την βολή σύμφωνα πάντα με την στάση σώματος του συγγραφέα της διπλωματικής. Πρόκειται για μία εφαρμογή βελτιστοποίησης αθλητικής απόδοσης όπου με την χρήση πραγματικών αθλητών θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να βελτιώσει τις επιδόσεις των αθλητών. Έπειτα θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα, οι παρατηρήσεις και πως η Τεχνητή Νοημοσύνη θα διαμορφώσει το μέλλον της ανθρωπότητας.

Στα κεφάλαια που ακολουθούν θα παρουσιαστούν τα ακόλουθα:

* Ο ορισμός, τα χαρακτηριστικά, οι δυνατότητες, η χρησιμότητα και οι υποκατηγορίες στις οποίες χωρίζεται η Τεχνητή Νοημοσύνη (Κεφάλαιο 2, Τεχνητή Νοημοσύνη)
* Η έννοια και η χρησιμότητα της Μηχανικής Μάθησης, τα βήματα που απαιτούνται για την εκπαίδευση ενός μοντέλου και οι τρόποι με τους οποίους μπορεί να εκπαιδευθεί ένα μοντέλο (Κεφάλαιο 3, Μηχανική Μάθηση)
* Η ανάπτυξη, ο σχεδιασμός, οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν και τα αποτελέσματα που παράχθηκαν από το μοντέλο που δημιουργήθηκε (Κεφάλαιο 4, Υλοποίηση Λογισμικού)
* Τα συμπεράσματα, οι παρατηρήσεις, οι προσδοκίες, οι αλλαγές και οι πιθανότητες για ένα πολλά υποσχόμενο μέλλον που μπορεί να μας προσφέρει η Τεχνητή Νοημοσύνη (Κεφάλαιο 5, Συμπεράσματα)

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2**

# **ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ**

## 2.1 Ορισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης

Ο όρος της Τεχνητής Νοημοσύνης αρχικά συστήθηκε από τους φιλόσοφους οι οποίοι προσπάθησαν να σκεφτούν, να οραματιστούν και να περιγράψουν την διαδικασία της σκέψης του ανθρώπου ενσωματωμένη σε μία μηχανή [wiki/History\_of\_artificial\_intelligence]. Η συγκεκριμένη σκέψη κέντρισε το ενδιαφέρον των επιστημόνων του 20ου αιώνα. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα να συνεργαστούν επιστήμονες από διάφορες κατευθύνσεις (μαθηματικοί, ψυχολόγοι, μηχανικοί κλπ.) ώστε να διερευνήσουν και να προσπαθήσουν να υλοποιήσουν αυτή την ιδέα [wiki/History\_of\_artificial\_intelligence, tutorialspoint.com/artificial\_intelligence]. Κάπως έτσι ξεκίνησε η ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη ασχολείται με την αναπαραγωγή των νοητικών ικανοτήτων του ανθρώπου στις μηχανές. Ανάλογα με το πως θα προσεγγιστεί η Τεχνητή Νοημοσύνη, δηλαδή είτε με βάση την τεχνική που θα χρησιμοποιηθεί, είτε με βάση τον σκοπό που έχουμε, είτε με βάση την εφαρμογή ή είτε με βάση τις λειτουργίες που θέλουμε, ο όρος της Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να αλλάξει και να γενικευθεί [itu, RajRamesh]. Στην ουσία όμως είναι ένα σύνολο τεχνολογιών και τεχνικών που συμπληρώνουν τις νοητικές λειτουργίες των ανθρώπων. Μερικές από τις βασικές και σημαντικές νοητικές λειτουργίες του ανθρώπου είναι η δυνατότητα αναλυτικής σκέψης, η επίλυση προβλημάτων, η αυτοδιόρθωση, η ικανότητα λογικής και δημιουργικής σκέψης και η αντίληψη [wsimag, PwCUS, tutorialspoint.com/artificial\_intelligence/artificial\_intelligent\_systems]. Γενικά η υλοποίηση της αντίληψης παίζει ένα μεγάλο ρόλο για την ανάπτυξη ενός προηγμένου ευφυούς συστήματος και για την εφαρμογή μερικών δυνατοτήτων της Τεχνητής Νοημοσύνης όπως η όραση υπολογιστών και η ομιλία. Ο άνθρωπος αντιλαμβάνεται και ερμηνεύει μέσω των αισθήσεων του τα διάφορα ερεθίσματα που δέχεται από το περιβάλλον. Αυτό πυροδοτεί την διαδικασία της σκέψης, φτάνοντας κάποια στιγμή στην λήψη απόφασης και αντίδρασης. Με βάση τα παραπάνω, ένα ευφυές σύστημα χρειάζεται οπτικά και ακουστικά αισθητήρια μέσα, σε συνδυασμό με έναν νου ο οποίος θα δέχεται και θα επεξεργάζεται τα σήματα των αισθητήριων μέσων. Έτσι, μία μηχανή θα μπορεί πρώτα να σκέφτεται και έπειτα να δρα. Ο απώτερος σκοπός είναι μέσω της ανάλυσης των δεδομένων που δέχεται, (είτε από το περιβάλλον είτε από έναν προγραμματιστή) μία μηχανή να μαθαίνει, να εξελίσσεται και να προσαρμόζεται σε διάφορες καταστάσεις [RajRamesh].

Σύμφωνα με τις παραπάνω πληροφορίες και χρησιμοποιώντας την φαντασία μας, γίνονται αντιληπτές οι πιθανότητες εφαρμογής της Τεχνητής Νοημοσύνης. Αρχικά με την χρήση της, οι άνθρωποι θα έχουν περισσότερο ελεύθερο χρόνο, διότι οι δουλειές που χρειάζονται συγκεκριμένα βήματα, μπορούν να υλοποιηθούν εύκολα και γρήγορα με την χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης. Έτσι ο άνθρωπος απελευθερώνεται από αρκετές δουλειές οι οποίες χρειάζονται επαναλαμβανόμενα και συγκεκριμένα βήματα καθώς εξοικονομείται πολύτιμος χρόνος και ενέργεια [wsimag]. Εκτός από την εξοικονόμηση χρόνου και ενέργειας προσφέρει επίσης και ασφάλεια, ιδιαίτερα στα εργοστάσια και τις βιομηχανίες. Αυτό συμβαίνει διότι δεν υπάρχει η ανθρώπινη επέμβαση οπότε δεν υπάρχει περίπτωση τραυματισμού και λάθους. Ένα εύστοχο παράδειγμα της τεχνητής νοημοσύνης στην καθημερινότητα μας είναι ο φωνητικός βοηθός (voice assistant). Οι πιο διαδεδομένοι φωνητικοί βοηθοί είναι η Cortana της Microsoft, η Siri της Apple και η Alexa της Amazon [wsimag]. Πρόκειται για μία έξυπνη λειτουργία που έχει προστεθεί σε πολλές συσκευές και παρέχει ακόμα ένα τρόπο αλληλεπίδρασης των ανθρώπων με τις συσκευές. Μερικές ακόμη από τις δυνατότητες της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η κατανόηση της ανθρώπινης ομιλίας, η κατανόηση διαφόρων γλωσσών, η δυνατότητα ομιλίας, η ρομποτική, η αναγνώριση ανθρώπων και άλλων αντικειμένων μέσω φωτογραφιών, η εξαγωγή συμπερασμάτων από ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων κλπ [itu]. Η λίστα των δυνατοτήτων και των εφαρμογών της Τεχνητής Νοημοσύνης συνεχίζει να αυξάνεται και να εμπλουτίζεται όσο περνάει ο καιρός καθώς προκύπτουν νέες ανάγκες και ιδέες.

## 2.2 Διαχωρισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης σε υποκατηγορίες

Στο προηγούμενο υποκεφάλαιο έγινε μία σύντομη παρουσίαση της Τεχνητής Νοημοσύνης. Δόθηκε ο ορισμός της, εξετάστηκαν ορισμένες σύγχρονες εφαρμογές της και συζητήθηκαν μερικά από τα οφέλη της. Έχοντας κατά νου τα παραπάνω προκύπτουν νέες απορίες για αυτό τον τομέα της Επιστήμης των Υπολογιστών, όπως «Όλες αυτές οι εφαρμογές ανήκουν στην Τεχνητή Νοημοσύνη;», «Όλες αυτές οι λειτουργίες που είδαμε στο ορισμό της Τεχνητής Νοημοσύνης πως και πότε υλοποιούνται;», «Τι σχέση έχει η Μηχανική Μάθηση με την Τεχνητή Νοημοσύνη;». Σε αυτό το υποκεφάλαιο, θα απαντηθούν οι παραπάνω ερωτήσεις καθώς και πολλές άλλες που πιθανόν υπάρχουν ή έχουν προκύψει.

Έχοντας τις παραπάνω απορίες, κάποιος ίσως αναζητούσε αν υπάρχουν υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης. Αναζητώντας για τις βασικότερες υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης βρέθηκε το παρακάτω σχήμα.



Βασικές υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης [softwaretestinghelp]

Είναι ένα από τα κλασσικά σχήματα τα οποία παρουσιάζουν οπτικά μερικές από τις υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης και την σχέση τους με αυτή. Παρατηρώντας την παραπάνω εικόνα αντιλαμβανόμαστε ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη βρίσκεται στο κέντρο του σχήματος και όλες οι υποκατηγορίες συνδέονται μαζί της. Όπως είδαμε η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ένας τομέας ο οποίος έχει ως στόχο την παραγωγή έξυπνων συστημάτων. Μία από τις λειτουργίες που μπορεί να έχει ένα έξυπνο σύστημα είναι η κατανόηση της γλώσσας των ανθρώπων, όπου ένα σύστημα μπορεί να προγραμματιστεί να κατανοεί πολλές γλώσσες. Αυτό μπορεί να γίνει με την χρήση μίας από τις παραπάνω υποκατηγορίες και συγκεκριμένα με την Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας. Με βάση αυτό το παράδειγμα καταλαβαίνουμε ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη βρίσκεται στο κέντρο γιατί παρέχει τον σκοπό ενώ οι υποκατηγορίες είναι τα μέσα με τα οποία θα επιτευχθεί αυτός ο σκοπός. Όλοι οι τομείς εξειδικεύονται και υλοποιούν διαφορετικές λειτουργίες, όμως κάθε τομέας έχει ως σκοπό να κάνει τα υπολογιστικά συστήματά ευφυή με τον δικό του τρόπο. Με τον συνδυασμό όλων των τομέων, δημιουργείται ένα υπολογιστικό σύστημα πραγματικά ευφυές το οποίο μπορεί να μιλήσει, να καταλάβει, να σκεφτεί, να βλέπει, να αντιλαμβάνεται και πολλά άλλα που θα παρουσιαστούν στην συνέχεια.

Ουσιαστικά η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελείται από αυτές τις έξι βασικές υποκατηγορίες οι οποίες είναι οι εξής [softwaretestinghelp]:

* Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)
* Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
* Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)
* Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP)
* Γνωστική Υπολογιστική (Cognitive Computing)
* Όραση Υπολογιστών (Computer Vision)

Κάθε μία από αυτές τις κατηγορίες βοηθά με διαφορετικό τρόπο στην μίμηση ορισμένων διανοητικών ικανοτήτων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Κάθε μία έχει τα δικά της χαρακτηριστικά καθώς και τις δικές της τεχνικές και λειτουργίες. Αξίζει να παρουσιαστούν και να σχολιαστούν όλες οι υποκατηγορίες για να κατανοηθούν καλύτερα οι δυνατότητες της Τεχνητής Νοημοσύνης στο σύνολο της. Παρακάτω θα οριστούν οι κατηγορίες κατανοώντας τον σκοπό της κάθε μίας, θα δούμε τις δυνατότητες κάθε υποκατηγορίας, με ποιες τεχνικές επιτυγχάνει τον σκοπό της η κάθε κατηγορία καθώς και μερικούς τομείς που εφαρμόζονται. Θα εξαιρεθεί η Μηχανική Μάθηση καθώς το επόμενο κεφάλαιο είναι αφιερωμένο στην συγκεκριμένη υποκατηγορία.

### 2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα – Artificial Neural Networks

Η πρώτη υποκατηγορία που πρόκειται να αναλυθεί φέρει το όνομα Νευρωνικά Δίκτυα ή αλλιώς Neural Networks (Neural Network). Κατά την ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης αρκετοί επιστήμονες αναρωτήθηκαν και ασχολήθηκαν με το εξής ερώτημα, «Πώς θα μπορεί να σκέφτεται ένα υπολογιστικό σύστημα;» [/wiki/History\_of\_artificial\_intelligence]. Αυτό το ερώτημα ώθησε τους επιστήμονες στην ανακάλυψη των Νευρωνικών Δικτύων. Τα Νευρωνικά Δίκτυα αντιγράφουν τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου [natureofcode]. Αυτός ο τομέας της Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να χαρακτηριστεί και ως «Το μυαλό της Τεχνητής Νοημοσύνης» αφού χρησιμοποιεί την νευροεπιστήμη, ένας κλάδος της βιολογίας όπου ασχολείται με την επιστημονική μελέτη του νευρικού συστήματος του ανθρώπου [softwaretestinghelp, wiki/Neural\_network#History, wiki/Neuroscience]. Συγκεκριμένα, στα Νευρωνικά Δίκτυα είναι πιο σημαντική η λειτουργία του εγκεφάλου, γι’ αυτό και ασχολούνται πιο πολύ με τα νεύρα και την δομή του εγκεφάλου. Ο σκοπός των Νευρωνικών Δικτύων είναι ο προγραμματισμός τεχνητών νευρώνων (artificial neurons) στα υπολογιστικά συστήματα ώστε ένα σύστημα να μπορεί να λύσει προβλήματα όπως ο άνθρωπος [analyticssteps]. Δίνοντας του ένα πλήθος δεδομένων, το Νευρωνικό Δίκτυο εντοπίζει τις συσχετίσεις που μπορεί να υπάρχουν μεταξύ των δεδομένων [Simplilearn]. Με την παραγωγή των τεχνητών νευρώνων και των νευρικών συνάψεων, καταφέρνουμε να μιμηθούμε σε έναν βαθμό μερικές από τις δυνατότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Για να αναπτυχθεί ο πρώτος τεχνητός νευρώνας έπρεπε να βασιστούν οι επιστήμονες στην δομή και τις λειτουργίες των βιολογικών νευρώνων [cognifit, Fundamentals\_of\_Neural\_Networks]. Ένας βιολογικός νευρώνας αποτελείται από το σώμα (Soma), τους δενδρίτες και τον άξονα (axon). Το σώμα είναι το κύριο μέρος του νευρώνα στον οποίο βρίσκεται και ο πυρήνας του. Ο άξονας έχει σχήμα κυλίνδρου το οποίο επεκτείνεται από το σώμα του νευρώνα και οι δενδρίτες, οι οποίοι έχουν δεντρική μορφή, είναι υπεύθυνοι για την λήψη των σημάτων από τους άλλους νευρώνες μέσω της σύνδεσης που έχουν με ένα τερματικό κουμπί το οποίο είναι το τερματικό σημείο ενός άξονα. Ο άξονας χωρίζεται σε αρκετά κλαδιά όπου το καθένα καταλήγει σε ένα τερματικό κουμπί που ουσιαστικά είναι το σημείο όπου πραγματοποιείται η σύναψη [cognifit]. Το μικρό κενό που μεσολαβεί μεταξύ του τερματικού κουμπιού και του δενδρίτη ονομάζεται σύναψη και είναι το μέσο με το οποίο οι νευρώνες μπορούν να στείλουν σήματα στους υπόλοιπους νευρώνες, δηλαδή είναι ο τρόπος επικοινωνίας μεταξύ τους. Ένας νευρώνας μπορεί να έχει πολλές συναπτικές συνδέσεις. Τα εισερχόμενα σήματα τα οποία λαμβάνει ένας νευρώνας, αθροίζονται στο σώμα του νευρώνα και αν έχουν ληφθεί αρκετά σήματα δηλαδή αν ξεπερνούν ένα συγκεκριμένο κατώφλι, τότε διεγείρεται ο νευρώνας. [Fundamentals\_of\_Neural\_Networks, cognifit]

|  |
| --- |
| *Αναπαράσταση ενός βιολογικού νευρώνα* |

Ο τεχνητός νευρώνας ή αλλιώς perceptron [softwaretestinghelp, towardsdatascience], στην πραγματικότητα είναι το απλούστερο Νευρωνικό Δίκτυο που υπάρχει περιέχοντας μόνο τρία επίπεδα, το επίπεδο των εισόδων στο οποίο τα δεδομένα εισέρχονται στο Νευρωνικό Δίκτυο, το κρυφό επίπεδο (hidden layer) όπου εκεί πραγματοποιείται η επεξεργασία των δεδομένων και το επίπεδο των εξόδων όπου αποφασίζεται από το σύστημα η έξοδος δεδομένου των εισόδων [bernardmarr]. Τα βασικά στοιχεία από τα οποία αποτελείται ένας perceptron είναι τα εξής: οι είσοδοι, τα βάρη, το βεβαρημένο άθροισμα, το κατώφλι και την συνάρτηση ενεργοποίησης [softwaretestinghelp, towardsdatascience, deepai].

|  |
| --- |
| *Σχηματική αναπαράσταση του τεχνητού νευρώνα/perceptron [Fundamentals\_of\_Neural\_Networks]* |

Αρχικά στον τεχνητό νευρώνα εισέρχονται μέσω των εισόδων τα δεδομένα τα οποία θέλουμε ο perceptron να επεξεργαστεί. Στην συνέχεια τα δεδομένα πολλαπλασιάζονται με τα βάρη των αντίστοιχων συνδέσεων. Αυτά τα βάρη στην αρχή ορίζονται αυθαίρετα. Οι συνδέσεις και τα βάρη είναι οι πιο σημαντικές παράμετροι σε ένα μοντέλο γιατί με αυτά αλλάζει η συμπεριφορά του μοντέλου, δηλαδή τα αποτελέσματα που παράγονται. Ένα μεγάλο συναπτικό βάρος μπορεί να επηρεάσει σημαντικά το αποτέλεσμα, γι’ αυτό πρέπει να δίνεται μεγάλη προσοχή στην επιλογή των βαρών, διότι ανάλογα με την περίπτωση θα χρειαστούν διαφορετικά βάρη [PA3&dq=neural+network]. Έπειτα, υπολογίζεται το άθροισμα των βαρών και των εισόδων ή αλλιώς το βεβαρημένο άθροισμα και το αποτέλεσμα του αθροίσματος τροφοδοτείται σε μία συνάρτηση η οποία παράγει την έξοδο. Υπάρχει όμως και το κατώφλι (threshold) το οποίο είναι μία τιμή που πρέπει να ξεπεραστεί ώστε να ενεργοποιηθεί η έξοδος του perceptron. Υπάρχουν πολλών ειδών συναρτήσεις οι οποίες χρησιμοποιούνται γι’ αυτό το σκοπό. Μερικές από αυτές είναι οι εξής [Fundamentals\_of\_Neural\_Networks]:

* Γραμμική συνάρτηση (Linear function)
* Σιγμοειδής συνάρτηση (Sigmoid function)
* Συνάρτηση κατωφλίου (Threshold Function)

Μόλις παρουσιάστηκε το απλούστερο Νευρωνικό Δίκτυο το οποίο αποκαλείται και Νευρωνικό Δίκτυο ενός επιπέδου (single layer neural network). Λόγω της απλής αρχιτεκτονικής του, το Νευρωνικό Δίκτυο ενός επιπέδου δεν είναι φτιαγμένο για να επιλύει πολύ σύνθετα προβλήματα, συνήθως χρησιμοποιείται για την υλοποίηση λογικών πυλών [mygreatlearning, towardsscience.com/6-types]. Λόγω της απλότητας του, μπορεί να διαχειριστεί και να μάθει μόνο από γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα και αυτός είναι και ένας από τους περιορισμούς του [science/article/pii, mygreatlearning]. Όμως χρησιμεύουν στην υλοποίηση των Πολυστρωματικών Νευρωνικών Δικτύων (multilayer neural networks).

Τα Πολυστρωματικά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks) είναι μία βελτίωση των νευρικών δικτύων ενός επιπέδου. Η πρώτη διαφορά που έχουν είναι το πλήθος των επιπέδων, όπου τα Πολυστρωματικά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να περιέχουν αρκετά κρυφά επίπεδα. Έχοντας πολλά επίπεδα τα δεδομένα επεξεργάζονται καλύτερα και πλέον μπορούν λυθούν πιο σύνθετα προβλήματα [science/article/pii]. Τα Πολυστρωματικά Νευρωνικά Δίκτυα μπορούν να επιλύσουν μη γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα με την χρήση των κρυφών επιπέδων και αυτό τα καθιστά πολύ χρήσιμα [science/article/pii, mygreatlearning]. Κάθε τεχνητός νευρώνας είναι συνδεδεμένος με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου και αυτό αυξάνει την επεξεργαστική ισχύ του δικτύου όμως αυτό αυξάνει την πολυπλοκότητα τους. Εφαρμόζονται συνήθως για την αναγνώριση ομιλίας, για εφαρμογές όρασης υπολογιστών και σε συστήματα που παράγονται προβλέψεις [mygreatlearning, towardsdatascience.com/6-types]. Μερικοί ακόμη βασικοί τύποι Νευρωνικών Δικτύων είναι το Kohonen Νευρωνικό Δίκτυο και το Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθοδιάδοσης (Back-Propagation Neural Network - BPNN).

To Kohonen Νευρωνικό Δίκτυο είναι ένα δίκτυο το οποίο δέχεται δεδομένα πολλών διαστάσεων. Έπειτα αυτά τα δεδομένα ομαδοποιούνται και με αυτό τον τρόπο γίνεται μία συμπίεση των δεδομένων σε μικρότερες διαστάσεις όμως διατηρείται το αρχικό περιεχόμενο τους. Τα Kohonen Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται κυρίως στην ιατρική για την αναγνώριση προτύπων και την κατηγοριοποίηση των δεδομένων. [https://analyticsindiamag.com/6-types-of-artificial, science/article/pii]

Το Νευρωνικό Δίκτυο Οπισθοδιάδοσης κατά την εκπαίδευση, προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα βάση των επιθυμητών αποτελεσμάτων που θέλουμε να έχουμε. Αν η έξοδος που παράγεται αποκλίνει από την επιθυμητή έξοδο, τότε μεταδίδεται προς τα πίσω ώστε το μοντέλο να μάθει από τα λάθη του και να γίνει βελτιστοποίηση των παραμέτρων του. Ουσιαστικά μεταδίδεται πίσω στους νευρώνες το σφάλμα ώστε κάθε νευρώνες να δει κατά πόσο ευθύνεται γι’ αυτό. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται έως ότου οι τιμές των βαρών ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα σε ανεκτό σημείο, όπου θα μπορούν να παράγονται οι επιθυμητές έξοδοι [10.1023/A:1018966222807, work-c7cad873ea7].

Όπως συμπεραίνουμε, τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν πολλές δυνατότητες και με την ανακάλυψη και την εξέλιξη τους οι άνθρωποι επωφελούνται αρκετά. Χρησιμοποιούνται αρκετά στην καθημερινότητα μας καθώς είναι έμπιστα και ικανά να επιλύουν προβλήματα πραγματικού κόσμου. Για παράδειγμα στον αγροτικό τομέα, η χρήση Νευρωνικών Δικτύων είναι χρήσιμη καθώς η φύση αρκετών μηχανημάτων αφήνει τα περιθώρια στα Νευρωνικά Δίκτυα να ενσωματωθούν σε αυτά ώστε να τα ελέγχουν. Η επεκτασιμότητα και η προσαρμοστικότητα τους σε διάφορες καταστάσεις, είναι τα χαρακτηριστικά τα οποία χρίζουν τα Νευρωνικά Δίκτυα χρήσιμα για τέτοιου είδους ανάγκες και προβλήματα [links/56d46ced08aefd177b0f5778].

Μπορούν να χρησιμοποιηθούν επίσης και σε περιπτώσεις όπου είναι αναγκαία η επίβλεψη ορισμένων προϊόντων. Είναι εφικτό τα Νευρωνικά Δίκτυα να έχουν εκπαιδευθεί έτσι ώστε να αναγνωρίζουν χρώματα εικόνων και να καταλαβαίνουν εάν το χρώμα που έχει ένα φρούτο είναι φυσιολογικό ή όχι [links/56d46ced08aefd177b0f5778]. Μπορεί να αναγνωρίσει τι φρούτο είναι, αν το χρώμα που έχει είναι σύνηθες δεδομένου της εποχής που βρισκόμαστε και αν είναι υγιές. Αυτό είναι εξαιρετικά σημαντικό γιατί ένα πρόβλημα εντοπίζεται και αντιμετωπίζεται πριν κλιμακωθεί. Επίσης μπορεί να επιτευχθεί και η αναγνώριση προσώπων μέσω καμερών. Οι κάμερες μίας εταιρείας, χρησιμοποιώντας ένα κατάλληλα εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο, μπορούν να παρακολουθούν τις εισόδους της εταιρείας και ένα άτομο έχει πρόσβαση μόνο σε περίπτωση που δουλεύει στην εταιρεία. Σε αντίθετη περίπτωση, θα ενημερώνεται το Προσωπικό Ασφαλείας για την ύπαρξη αυτού του άγνωστου προσώπου στον χώρο της εταιρείας.

### 2.2.2 Βαθιά Μάθηση – Deep Learning

Εφόσον αναλύθηκαν μέχρι ένα σημείο τα Νευρωνικά Δίκτυα, είναι εφικτή πλέον η ανάλυση της επόμενης υποκατηγορίας που είναι η Βαθιά Μάθηση ή αλλιώς, Deep Learning. Η Βαθιά Μάθηση είναι μία από τις βασικές υποκατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης, όμως μπορεί να θεωρηθεί και ως ένα υποσύνολο της Μηχανικής Μάθησης [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m]. Η Μηχανική Μάθηση ουσιαστικά εκπαιδεύει τα υπολογιστικά συστήματα και τους δείχνει πως να μαθαίνουν από τα δεδομένα και πως να τα επεξεργάζονται, όμως με την Βαθιά Μάθηση τα υπολογιστικά συστήματα μπορούν να είναι αυτοδίδακτα [bernardmarr, rancholabs, softwaretestinghelp, javatpoint]. Δηλαδή ένας υπολογιστής μπορεί πλέον να μάθει πως να μαθαίνει και πως να επεξεργάζεται τις διάφορες πληροφορίες βάση ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων αναπαράγοντας τον τρόπο που λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Οι κύριες διαφορές τους βρίσκονται στον τρόπο με τον οποίο μαθαίνει ο κάθε αλγόριθμος και στο πλήθος των δεδομένων που χρησιμοποιεί κάθε αλγόριθμος.

Αρχικά κατά την διάρκεια της εκμάθησης, τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης επιτρέπουν τη χρήση μεγάλων συνόλων δεδομένων [ISBKDwAAQBAJ]. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών πραγματοποιείται από το ίδιο το δίκτυο. Έτσι δεν υπάρχει η ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης κατά την διάρκεια εξαγωγής των χαρακτηριστικών [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m, cnn-vs-rnn-vs-mlp-analyzing-3]. Αυτή η δυνατότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική διότι το μεγαλύτερο πλήθος των δεδομένων πλέον είναι μη δομημένο (unstructured). Επίσης αυτά τα μοντέλα μπορούν να επεξεργαστούν και επισημασμένα σύνολα δεδομένων (labeled datasets) με την μέθοδο της επιβλεπόμενης μάθησης, αλλά γενικά αυτά τα μοντέλα δεν βασίζονται στα επισημασμένα σύνολα δεδομένων [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m]. Με λίγα λόγια η επιβλεπόμενη μάθηση βασίζεται στα επισημασμένα δεδομένα (labeled data) τα οποία κατηγοριοποιούνται σε κατηγορίες. Με βάση αυτά ο αλγόριθμος μαθαίνει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων κάθε κατηγορίας με σκοπό να τα αναγνωρίζει [Y LeCun, Y Bengio, G Hilton].

Σε αντίθετη περίπτωση, στα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης είναι αναγκαία η ανθρώπινη παρέμβαση κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Ο άνθρωπος ο οποίος θα παρέμβει κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης, καθορίζει την ιεραρχία των χαρακτηριστικών ώστε να γίνουν κατανοητές οι διαφορές των δεδομένων εισόδου. Συνήθως χρησιμοποιούνται περισσότερα δομημένα δεδομένα (structured data) για την εκμάθηση ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m]. Αν θέλαμε να εκπαιδεύσουμε ένα μοντέλο το οποίο αναγνωρίζει μήλα και κεράσια μέσω εικόνων, πρέπει ο άνθρωπος που θα παρέμβει να καθορίσει τα χαρακτηριστικά που διακρίνουν κάθε φρούτο. Μερικά από αυτά μπορεί να είναι το χρώμα και το μέγεθος. Ιεραρχικά το μέγεθος είναι ψηλότερα από το χρώμα διότι είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο διακρίνει το κεράσι από το άλλο φρούτο. Αλλιώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν ετικέτες στα δεδομένα όπως «μήλο», «κεράσι» ώστε μέσω της επιβλεπόμενης μάθησης να βελτιωθεί η διαδικασία της εκπαίδευσης [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m].

Τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης δέχονται ως εισόδους διάφορες πηγές δεδομένων όπως κείμενα, εικόνες, ήχο και βίντεο. Τα δεδομένα που δέχονται, μπορούν να είναι και μη δομημένα και μπορούν από αυτά να προσδιοριστούν τα χαρακτηριστικά που τα διακρίνουν, αυτόματα. Έχοντας αυτά κατά νου καταλαβαίνουμε ότι τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης, αναλύοντας τα δεδομένα εισόδου εξάγουν μοτίβα και ομαδοποιούν τα δεδομένα κατάλληλα. Οπότε με βάση το προηγούμενο παράδειγμα, ένα τέτοιο δίκτυο θα μπορούσε να δεχθεί τις εικόνες των μήλων και των κερασιών και να τις αντιστοιχίσει στις κατάλληλες κατηγορίες βάση των ομοιοτήτων και των διαφορών τους. Τέλος, όσων αφορά την δεύτερη διαφορά τους, τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης χρειάζονται περισσότερα δεδομένα κατά την εκπαίδευση τους ώστε να βελτιστοποιηθεί η ακρίβεια τους, ενώ ένα μοντέλο Μηχανικής Μάθησης δεν χρειάζεται πολλά δεδομένα ώστε να εκπαιδευθεί λόγω της διαδικασίας από την οποία περνάνε τα δεδομένα εισόδου [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m].

Η Βαθιά Μάθηση δεν μπορεί να υπάρξει χωρίς τα Νευρωνικά Δίκτυα καθώς βασίζεται στην λογική και την δομή τους [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m, bernardmarr]. Η διαφοροποίηση που διακρίνεται μεταξύ τους είναι στο πλήθος των επιπέδων, δηλαδή ένας αλγόριθμος Βαθιάς Μάθησης χρειάζεται παραπάνω από τρία επίπεδα για να μπορέσει να λειτουργήσει και να παράξει τα επιθυμητά αποτελέσματα, άρα είναι αναγκαία η χρήση πολλαπλών κρυφών επιπέδων [medium, bernardmarr, upgrad, softwaretestinghelp, ISBKDwAAQBAJ]. Σε αυτή την περίπτωση έχουμε ένα Deep Neural Network (DNN), δηλαδή ένα δίκτυο διασυνδεδεμένων perceptrons χωρισμένων σε πολλαπλά κρυφά επίπεδα. Μόλις τα δεδομένα τροφοδοτηθούν στο δίκτυο, οι perceptrons αναλύουν και πραγματοποιούν μαθηματικές πράξεις στα δεδομένα έως ότου έχουμε ανεκτό ποσοστό ακρίβειας [intellipaat]. Χρειάζεται ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων για να γίνει σωστή εκπαίδευση καθώς και αρκετή υπολογιστική ισχύς [javapoint, ISBKDwAAQBAJ].

|  |
| --- |
| Αναπαράστη ενός Deep Neural Network [2020/02/deep-neural-networks] |

Στον χώρο της Βαθιάς Μάθησης υπάρχουν διάφοροι τύποι Νευρωνικών Δικτύων, με διαφορετικές λειτουργίες και με διαφορετικούς σκοπούς. Οι πιο βασικοί τύποι Νευρωνικών Δικτύων που χρησιμοποιούνται στην Βαθιά Μάθηση είναι τα εξής:

* Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (Artificial Neural Network - ANN)
* Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (Convolutional Neural Networks - CNN)
* Ανατροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο (Recursive/Recurrent Neural Network - RNN)

Ο πρώτος τύπος Νευρωνικών Δικτύων είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN). Αυτά τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι ουσιαστικά τα Πολυστρωματικά Νευρωνικά Δίκτυα που παρουσιάστηκαν στο προηγούμενο υποκεφάλαιο. Ονομάζονται και Feed-Forward Neural Networks (FFNN) επειδή οι συνδέσεις μεταξύ των perceptrons έχουν μία συγκεκριμένη φορά (forward). Άρα τα δεδομένα μεταβιβάζονται στον επόμενο κόμβο, δεν γίνεται να μεταβιβαστούν προς τα πίσω [cnn-vs-rnn-vs-mlp-analyzing-3].

Το επόμενο Νευρωνικό Δίκτυο Βαθιάς Μάθησης που θα αναλυθεί είναι το Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο (CNN). Η έμπνευση για την δημιουργία των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων προέρχεται από τον οπτικό φλοιό ο οποίος αποτελείται από διάφορες περιοχές οι οποίες βοηθάνε τον άνθρωπο να αντιλαμβάνεται τις κινήσεις, τα χρώματα, τα σχήματα, τις αποστάσεις και γενικά όλες τις λειτουργίες που αφορούν την όραση [healthyliving.gr/2013/01/08]. Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται κυρίως σε εφαρμογές που ασχολούνται με την ανίχνευση αντικειμένων, ανίχνευση γωνιών, αναγνώριση αντικειμένων και πολλά άλλα, καθώς σε τέτοιες εφαρμογές επιτυγχάνει συναρπαστικά αποτελέσματα λόγω των συνελικτικών επιπέδων [document/8308186]. Ένα από τα σημαντικά χαρακτηριστικά των CNNs είναι ότι επιτυγχάνουν την μείωση των παραμέτρων και αυτό βοήθησε πάρα πολύ τους ερευνητές και τους προγραμματιστές να δημιουργήσουν μεγαλύτερα μοντέλα τα οποία θα επιλύουν πιο πολύπλοκες διαδικασίες. Επίσης, καθώς οι είσοδοι προχωράνε στα επόμενα επίπεδα συνδυάζονται με τα χαρακτηριστικά που έχουν βρεθεί από πριν και παράγονται χαρακτηριστικά υψηλότερου επιπέδου. Δηλαδή, στο πρώτο επίπεδο θα αναγνωριστούν οι γωνίες, στο επόμενο επίπεδο θα αναγνωριστούν πιο απλά σχήματα βάση των χαρακτηριστικών που βρέθηκαν από το πρώτο επίπεδο και όσο μεταβιβάζονται σε επόμενα επίπεδα αναγνωρίζονται χαρακτηριστικά υψηλότερου επιπέδου όπως είναι ένα πρόσωπο [document/8308186].

|  |
| --- |
| CNN: Διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών [document/8308186] |

Η αναγνώριση των χαρακτηριστικών και των προτύπων σε κάθε επίπεδο γίνεται με την χρήση των φίλτρων. Τα φίλτρα είναι σαν ένας πίνακας, του οποίου τις διαστάσεις τις ορίζει ο προγραμματιστείς, όπου διανύει όλη την εικόνα και εντοπίζει τα σημεία ενδιαφέροντος [document/8308186, 9c0d920e7fce, ibm.com/articles/cc-machine-learning]. Χρησιμοποιώντας τα παραπάνω εργαλεία και τεχνικές, τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα είναι πιο έμπιστα για εφαρμογές που ασχολούνται με την ανάλυση εικόνας, την αναγνώριση ομιλίας και κυρίως στην όραση υπολογιστών. Μερικά από τα αρνητικά του είναι η πολυπλοκότητα του κατά την σχεδίαση και η ταχύτητα του ειδικά όταν υπάρχουν πολλά κρυφά επίπεδα [mygreatlearning.com/blog/types].

Ο τελευταίος τύπος Νευρωνικών Δικτύων Βαθιάς Μάθησης που θα αναλυθεί ονομάζεται Ανατροφοδοτούμενο Νευρωνικό Δίκτυο. Όταν διαβάζει ο άνθρωπος ένα βιβλίο, είναι ανέφικτο να κατανοηθεί το νόημα του βιβλίου μόνο από την τρέχουσα σελίδα που βρίσκεται. Για να επιτευχθεί αυτό, πρέπει να συνδυαστούν οι πληροφορίες και των προηγούμενων σελίδων. Μόνο έτσι ένας άνθρωπος μπορεί να κατανοήσει πραγματικά το θέμα και το νόημα ενός βιβλίου και γενικότερα ενός κειμένου. Αυτή η διαδικασία υλοποιείται από τα Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα. [A Critical Review of Recurrent Neural, towardsdatascience.com/6-types-of, arxiv.org/abs/1904.11829]. Τα RNNs δέχονται ως εισόδους δεδομένα χρονοσειρών και διαδοχικά δεδομένα. Αφού τροφοδοτηθούν τα δεδομένα στο δίκτυο, στην συνέχεια περνούν από τα επίπεδα του. Καθώς διανύουν τα επίπεδα, παράγονται πληροφορίες και συσχετίσεις για τα δεδομένα. Η λειτουργία που κάνει ένα δίκτυο RNN να ξεχωρίζει, συγκριτικά με τα υπόλοιπα Νευρωνικά Δίκτυα που έχουν εξηγηθεί, είναι ότι επαναχρησιμοποιεί τις πληροφορίες που παράχθηκαν από προηγούμενες εισόδους. Σε όλα τα δίκτυα που παρουσιάστηκαν παραπάνω, οι είσοδοι δεν έχουν καμία σχέση με τις εξόδους, όμως οι έξοδοι των RNNs εξαρτώνται από τα προηγούμενα στοιχεία της ακολουθίας [A Critical Review of Recurrent Neural, ibm.com/cloud/learn/recurrent, arxiv.org/abs/1904.11829]. Για να πραγματοποιήσουν αυτή την λειτουργία τα RNNs, έπρεπε να τροποποιηθούν σχηματικά. Εκτός από τις συνδέσεις οι οποίες συνδέουν κάθε στοιχείο με κάποιο άλλο στοιχείο επόμενου επιπέδου, υπάρχουν συνδέσεις οι οποίες καταλήγουν στο ίδιο επίπεδο ή σε προηγούμενο [A Critical Review of Recurrent Neural, mygreatlearning.com/blog/types-of, cc-machine-learning-deep-learning-architectures, towardsdatascience.com/6-types-of-, ibm.com/cloud/learn/recurrent-, arxiv.org/abs/1904.11829].

|  |
| --- |
| Σχηματική αναπαράσταση ενός Ανατροφοδοτούμενου Νευρωνικού Δικτύου |

Αυτή είναι η βασική ιδέα των Ανατροφοδοτούμενων Νευρωνικών Δικτύων. Υπάρχουν διάφοροι τύποι Ανατροφοδοτούμενων Νευρωνικών Δικτύων, με διαφορετικές λειτουργίες και με διαφορετικούς σκοπούς το καθένα. Ο πιο βασικός τύπος Ανατροφοδοτούμενων Νευρωνικών Δικτύων είναι τα Δίκτυα Νευρώνων Μακράς-Βραχείας Μνήμης (Long Short-Term Memory - LSTM).

Στα Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα, μία πληροφορία επηρεάζει την τρέχουσα κατάσταση όμως μπορεί αυτή η πληροφορία να μην προέρχεται από το κοντινό παρελθόν. Σε αυτή την περίπτωση, το RNN δεν θα κάνει ακριβή πρόβλεψη γιατί δεν θα μπορεί να συσχετίσει τις κατάλληλες πληροφορίες ώστε να παραχθεί σωστή πρόβλεψη. Γι’ αυτό τον λόγο δημιουργήθηκαν τα Δίκτυα Νευρώνων Μακράς-Βραχείας Μνήμης. Τα LSTM για να το πετύχουν αυτό, περιέχουν κύτταρα μνήμης (memory cell) στα κρυφά επίπεδα, τα οποία απαρτίζονται από την πύλη εισόδου (input gate) η οποία ελέγχει το πότε οι νέες πληροφορίες θα εισέλθουν στο κύτταρο μνήμης, από την πύλη λήθης (forget gate) η οποία ελέγχει πόση πληροφορία από προηγούμενες καταστάσεις διατηρείται και από την πύλη εξόδου (output gate) η οποία ελέγχει τις πληροφορίες που θα χρησιμοποιηθούν εκτός του κυττάρου μνήμης [A Critical Review of Recurrent Neural, ibm.com/cloud/learn/recurrent, towardsdatascience.com/6-types-of-].

Γενικά, τα Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα, είναι απαραίτητα για την υλοποίηση αρκετών σύγχρονων λειτουργιών και εφαρμογών. Για παράδειγμα, η Siri, ο προσωπικός βοηθός που είναι ενσωματωμένος στις συσκευές της εταιρείας Apple, χρησιμοποιεί Ανατροφοδοτούμενα Νευρωνικά Δίκτυα για να μπορεί να κατανοεί διάφορες γλώσσες και να εκτελεί τις εντολές που της δίνουν οι κάτοχοι των συσκευών αναλύοντας τις προτάσεις που ακούει (εντολές). Ο προσωπικός βοηθός γνωρίζει τις ενέργειες που πρέπει να πραγματοποιήσει ώστε να εκτελεστεί η κατάλληλη εντολή. Μερικές ακόμα γνωστές εφαρμογές των Ανατροφοδοτούμενων Νευρωνικών Δικτύων είναι η ανάλυση συναισθήματος στα κείμενα, η μετάφραση λέξεων ή φράσεων από μία γλώσσα σε μία άλλη, εντοπισμός ορθογραφικών και γραμματικών λαθών [ibm.com/cloud/learn/recurrent, **mygreatlearning.com/blog/types-of**].

### 2.2.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας - NLP

Ακολουθεί η περιληπτική αναφορά της υποκατηγορίας της Τεχνητής Νοημοσύνης που ονομάζεται Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας ή εν συντομία NLP (Natural Language Processing). Αν παρατηρήσουμε τα κινητά του 21ου αιώνα, τα περισσότερα αν όχι όλα, διαθέτουν την λειτουργία της υπαγόρευσης κειμένου. Με αυτή την λειτουργία, ο κάτοχος του κινητού μπορεί να υπαγορεύει προτάσεις και αυτές να γράφονται ως κείμενο στο κινητό. Αρκετοί θα γνωρίζουν πλέον πως η συγκεκριμένη λειτουργία έχει άμεση σχέση με την Τεχνητή Νοημοσύνη, όμως λίγοι αντιλαμβάνονται ότι για να δημιουργηθεί η λειτουργία αυτή ήταν αναγκαία η χρήση του NLP. Το NLP είναι μία υποκατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης η οποία ασχολείται με την ανάλυση και την επεξεργασία των γλωσσών που χρησιμοποιεί ο άνθρωπος για να επικοινωνήσει, κάνοντας χρήση διάφορων υπολογιστικών τεχνικών [Elizabeth D. Liddy, JF Allen – Encyclopedia, PM Nadkarni, L]. Η επικοινωνία με τους υπολογιστές είτε μπορεί να γίνεται με την χρήση της φωνής, όπως είδαμε και με την υπαγόρευση κειμένου, μέσω γραπτού κειμένου ή μέσω εισαγωγής δεδομένων με την χρήση ενός πληκτρολογίου [JF Allen – Encyclopedia, javatpoint]. Με την χρήση του NLP, τα υπολογιστικά συστήματα μπορούν να καταλαβαίνουν την γλώσσα που μιλάμε και να πραγματοποιούν διάφορες λειτουργίες όπως μετάφραση γλωσσών [Elizabeth D. Liddy, JF Allen – Encyclopedia, intellipaat, softwaretestinghelp]. Απώτερος σκοπός του NLP είναι η επίτευξη επεξεργασίας γλωσσών από τους υπολογιστές, παρόμοια με αυτή των ανθρώπων. Έτσι θα μπορέσει να υπάρξει επικοινωνία μεταξύ ανθρώπων και υπολογιστών [JF Allen – Encyclopedia, rancholabs.medium].

Προκειμένου ο άνθρωπος να κατανοήσει ή να παράξει κάποια πρόταση, χρειάζεται να ενεργοποιηθούν διάφορα σημεία στον εγκέφαλό του ώστε να γίνει η κατάλληλη γλωσσική ανάλυση [Elizabeth D. Liddy]. Υπάρχουν διάφορα επίπεδα γλωσσικής ανάλυσης τα οποία χρησιμοποιεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Σε ένα σύστημα NLP μπορεί να επιλεχθεί ποιο ή ποια επίπεδα γλωσσικής ανάλυσης θα χρησιμοποιηθούν ανάλογα με τις ανάγκες της εφαρμογής [Elizabeth D. Liddy, JF Allen – Encyclopedia]. Στην συνέχεια θα παρουσιαστούν τα επίπεδα γλωσσικής ανάλυσης που υπάρχουν.

Όταν μία εφαρμογή απαιτεί την χρήση ενός συστήματος NLP το οποίο θα δέχεται ως είσοδο την ανθρώπινη φωνή, τότε είναι απαραίτητη η φωνολογική ανάλυση. Το συγκεκριμένο επίπεδο διαχειρίζεται και ερμηνεύει την φωνή, κωδικοποιώντας τα ηχητικά κύματα. Έτσι παράγει ένα ψηφιοποιημένο σήμα, το οποίο στη συνέχεια, με βάση διάφορους κανόνες, το ερμηνεύει και παράγει αποτελέσματα [Elizabeth D].

Έπειτα ακολουθεί η μορφολογική ανάλυση. Όταν ο άνθρωπος συναντάει μια άγνωστη λέξη, τότε την αναλύει και βρίσκει τα συστατικά της μορφώματα (πρόθεμα, επίθεμα, ριζικό κλπ.). Ένα σύστημα NLP, εκμεταλλεύεται αυτή την διαδικασία και την χρησιμοποιεί προκειμένου να πραγματοποιήσει την μορφολογική ανάλυση. Αναλύοντας μία λέξη και βρίσκοντας τα συστατικά της μορφώματα, ένα σύστημα μπορεί να προσδίδει νόημα στις λέξεις που δέχεται [Elizabeth D, PM Nadkarni].

Στην συνέχεια περιγράφεται η λεκτική ανάλυση. Στην λεκτική ανάλυση, το κείμενο διαιρείται σε παραγράφους, προτάσεις και λέξεις, εντοπίζεται και αναλύεται δηλαδή η δομή του λόγου. Χρησιμοποιείται ένα λεξικό της εκάστοτε γλώσσας το οποίο είναι γεμάτο με λεξήματα. Μπορεί να εφαρμοστεί για την ανίχνευση ανεπιθύμητων μηνυμάτων, όμως για πιο σύνθετες εφαρμογές χρειάζεται ένα πιο προηγμένο σύστημα [Elizabeth D, different-levels-of-nlp].

Στις περισσότερες γλώσσες που χρησιμοποιούν οι άνθρωποι, η σύνταξη των προτάσεων είναι πολύ σημαντική γι’ αυτό και χρειάζεται προσοχή καθώς η παραμικρή αλλαγή στην σύνταξη μίας πρότασης μπορεί να αλλάξει τελείως το νόημα της. Γι’ αυτό χρησιμοποιείται το επίπεδο της συντακτικής ανάλυσης. Το επίπεδο της συντακτικής ανάλυσης ασχολείται με την ανάλυση των λέξεων σε μία πρόταση, ψάχνοντας τις εξαρτήσεις που έχουν οι λέξεις μεταξύ τους [Elizabeth D, PM Nadkarni].



Μία λέξη μπορεί να έχει διαφορετική σημασία ανάλογα με τον τρόπο που θα διατυπωθεί μέσα σε μία πρόταση. Προκειμένου ένα σύστημα NLP να καταλαβαίνει κάθε φορά την σωστή σημασία που έχει μία λέξη στην πρόταση, χρησιμοποιείται η σημασιολογική ανάλυση. Στο συγκεκριμένο επίπεδο καθορίζονται οι πιθανές έννοιες των λέξεων σε μία πρόταση [Elizabeth D, JF Allen – Encyclopedia].

Το επίπεδο της συνδιάλεξης (discourse) ασχολείται με την ανάλυση της δομής και του νοήματος σε κείμενα μεγάλων εκτάσεων. Δεν αναλύει απλά την σύνδεση των λέξεων σε μία πρόταση, αντίθετα, προσπαθεί να βρει τις συσχετίσεις που υπάρχουν μεταξύ των λέξεων και των προτάσεων [Elizabeth D, different-levels-of-nlp].

Το τελευταίο επίπεδο που θα αναλυθεί ονομάζεται ρεαλιστική/πρακτική ανάλυση. Σε αυτό το επίπεδο βρίσκεται η πραγματική σημασία των λέξεων μέσα σε μία πρόταση, χωρίς αυτή να υπάρχει ήδη μέσα στην πρόταση. Το σύστημα πρέπει να αντιλαμβάνεται τις προθέσεις και τους στόχους που κρύβονται σε μία πρόταση. Επίσης πρέπει να χρησιμοποιήσει αρκετή γνώση η οποία προέρχεται από τον πραγματικό κόσμο, ώστε το σύστημα να καταλάβει το πραγματικό νόημα που μπορεί να κρύβεται πίσω από μία λέξη ή πρόταση. Για παράδειγμα, σε ένα σύστημα εκχωρείται η φράση «Μου έσπασες τα νεύρα», σημασιολογικά το ρήμα «έσπασες» σημαίνει χαλάω ή καταστρέφω όμως πρακτικά καταλαβαίνουμε ότι το νόημα είναι διαφορετικό αφού το ρήμα «έσπασες» χρησιμοποιείται μεταφορικά. Η δουλειά αυτού του επίπεδου είναι να βρίσκει και να κατανοεί αυτές τις περιπτώσεις [Elizabeth D, different-levels-of-nlp].

Γνωρίζοντας αυτά, γίνεται αντιληπτό το εύρος χρήσης αυτής της υποκατηγορίας. Έχουν φτιαχτεί πολλές εφαρμογές οι οποίες αξιοποιούν το NLP και χρησιμοποιούνται αρκετά σήμερα. Μερικές από αυτές είναι οι εξής [Elizabeth D, JF Allen – Encyclopedia]:

* Εξαγωγή Πληροφοριών (Information Extraction)
* Ανάκτηση Πληροφορίας (Information Retrieval)
* Συστήματα Διαλόγου (Dialog Systems)
* Σύνοψη (Summarization)
* Αυτόματη Μετάφραση(Machine Translation)

Ένα κλασσικό παράδειγμα εφαρμογής του NLP είναι η Siri, ο προσωπικός βοηθός που βρίσκουμε στις συσκευές της εταιρείας Apple. Η Siri για να μπορεί να πραγματοποιεί όλες αυτές τις λειτουργίες [apple.com/siri, HT204389], κάνει χρήση αρκετών μεθόδων γλωσσικής ανάλυσης. Με βάση τα παραπάνω, μπορούν να δημιουργηθούν παρόμοιες εφαρμογές οι οποίες θα κάνουν πιο εύκολη και ευχάριστη την αλληλεπίδραση με τις συσκευές.

### 2.2.4 Γνωστική Υπολογιστική – Cognitive Computing

Η επόμενη υποκατηγορία που πρόκειται να αναλυθεί είναι η Γνωστική Υπολογιστική (Cognitive Computing). Τα ευφυή υπολογιστικά συστήματα, στοχεύουν στην διευκόλυνση και την καλυτέρευση της ποιότητας ζωής του ανθρώπου. Επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δομημένων και μη δομημένων δεδομένων πολύ πιο γρήγορα και αποτελεσματικά από τον άνθρωπο. Έτσι, τα συγκεκριμένα συστήματα μπορούν να φανούν πολύ χρήσιμα ως βοηθοί και σύμβουλοι του ανθρώπου καθώς με βάση τα αποτελέσματα ενός μοντέλου, ο άνθρωπος θα μπορεί εύκολα να παράγει χρήσιμα συμπεράσματα. Όλες αυτές οι λειτουργίες που αναφέρθηκαν φαίνονται αρκετές, όμως με την Γνωστική Υπολογιστική δημιουργούνται νέοι ορίζοντες και παύουν να ισχύουν τα όρια που έως σήμερα ήταν γνωστά.

Τα τελευταία χρόνια έχουν δοθεί αρκετοί ορισμοί για την Γνωστική Υπολογιστική, οι οποίοι δεν απέχουν αρκετά μεταξύ τους. Συνδυάζοντας τους αποτυπώνεται ένας εξαιρετικά περιεκτικός ορισμός από τον οποίο γίνεται εύκολα αντιληπτός ο σκοπός και η χρήση της συγκεκριμένης υποκατηγορίας. Η Γνωστική Υπολογιστική είναι ένα διεπιστημονικό πεδίο έρευνας και εφαρμογών, που έχεις ως στόχο την δημιουργία μοντέλων και μηχανισμών λήψης απόφασης χρησιμοποιώντας τον τομέα της ψυχολογίας, της νευροεπιστήμης, της φυσικής, της στατιστικής ανάλυσης, της επεξεργασίας σήματος και της γνωστικής επιστήμης [Cognitive Computing: A Brief Survey and Open Research Challenges, Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications]. Πρακτικά, ένα μοντέλο Γνωστικής Υπολογιστικής είναι ικανό να παράγει συλλογισμούς παρόμοιους με αυτούς του ανθρώπου. Επίσης, ενσωματώνεται η δυνατότητα παραγωγής σκέψεων, συναισθημάτων και πλέον τα συστήματα διαθέτουν και την ικανότητα της γνώσης [Cognitive Computing: A Brief Survey and Open Research Challenges, Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications].

Με την χρήση αυτών των μοντέλων, ένα υπολογιστικό σύστημα θα μπορεί να επιλύει σύνθετα προβλήματα ακολουθώντας μια διαδικασία παρόμοια με αυτή της σκέψης [techtarget, digileaders]. Η γνωστική επιστήμη, η οποία αναφέρθηκε προηγουμένως, είναι μία επιστήμη η οποία ασχολείται με τον τρόπο που ο ανθρώπινος εγκέφαλος διαχειρίζεται την πληροφορία παρατηρώντας διάφορες πτυχές όπως είναι η λογική, το συναίσθημα, η γλώσσα επικοινωνίας, η προσοχή και η αντίληψη [Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications]. Η γνωστική διαδικασία του ανθρώπου απαρτίζεται από συγκεκριμένα στάδια. Αρχικά ο άνθρωπος δέχεται πληροφορίες από το περιβάλλον μέσω των αισθητήριων οργάνων του όπως είναι τα μάτια του και το δέρμα του. Την πληροφορία του περιβάλλοντος την δέχεται ο οργανισμός ως είσοδο και στην συνέχεια αυτή μεταφέρεται στον εγκέφαλο μέσω των νεύρων. Εκεί γίνονται πολύπλοκες επεξεργασίες προκειμένου η είσοδος να επεξεργαστεί και να αποθηκευτεί στην μνήμη. Αφού γίνει η επεξεργασία, τα αποτελέσματα της μεταβιβάζονται σε διάφορα μέρη του σώματος μέσω του νευρικού συστήματος και αυτά με την σειρά τους αντιδρούν αναλόγως. Αυτός είναι ο τρόπος με τον οποίο κάθε άνθρωπος γνωρίζει και αντιλαμβάνεται το περιβάλλον που βρίσκεται σε όλη την διάρκεια της ζωής του. Άρα είναι απαραίτητη η καλύτερη κατανόηση του γνωστικού συστήματος καθώς αυτό θα βοηθήσει στην παραγωγή ακριβέστερων και πιο προηγμένων μοντέλων [Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications].

Τα έξυπνα υπολογιστικά συστήματα παρουσιάζουν παρόμοια χαρακτηριστικά. Πλέον μπορούν να:

* να ακούν την φωνή του ανθρώπου και να την επεξεργάζονται
* να αναλύουν τις γλώσσες επικοινωνίας που χρησιμοποιεί ο άνθρωπος
* να βλέπουν το περιβάλλον και να παρατηρούν
* να αισθάνονται διάφορα περιβαλλοντικά δεδομένα (θερμοκρασία, υγρασία κλπ.) και να τα επεξεργάζονται
* να κινούνται και να ελέγχουν τις κινήσεις τους

Μέσω όλων αυτών των δυνατοτήτων που έχουν αποκτήσει, τα ευφυή σύστημα μπορούν να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους με την χρήση συσκευών (αισθητήρες, κάμερες, μικρόφωνα κλπ.). Εκτός από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, τα έξυπνα υπολογιστικά συστήματα μπορούν να μαθαίνουν και μέσω της αλληλεπίδρασης με τους ανθρώπους [Cognitive Computing]. Η Γνωστική Υπολογιστική έχει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογής. Την συναντάμε σε τομείς όπως η ρομποτική, τα έμπειρα συστήματα, η όραση υπολογιστών, τα αυτόνομα οχήματα και πολλά άλλα. Έχουν δημιουργηθεί ήδη εφαρμογές που αξιοποιούν τον τομέα της Γνωστικής Υπολογιστικής, μερικές από τις πιο γνωστές εφαρμογές είναι ο Watson της IBM, η Cortana της Microsoft και η Siri της Apple. Επίσης υπάρχουν εφαρμογές που έχουν φτιαχτεί για τα πανεπιστήμια και τα βιντεοπαιχνίδια. Έχει αναπτυχθεί ένας ευφυής ακαδημαϊκός σύμβουλος ο οποίος απαντάει ερωτήσεις σχετικές με το πανεπιστήμιο. Αυτό το σύστημα χρησιμοποιεί τους αλγορίθμους που χρησιμοποιεί το σύστημα Watson προκειμένου να καταλάβει την ερώτηση και να απαντήσει [Cognitive Computing]. Όσο για τα βιντεοπαιχνίδια, αποτελεί μεγάλη πρόκληση η ενσωμάτωση της Γνωστικής Υπολογιστικής διότι είναι αναγκαία η ανάπτυξη σύνθετων μαθηματικών μοντέλων και η ύπαρξη ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων για την εκπαίδευση των αλγορίθμων [Cognitive Computing].

Τα μοντέλα Γνωστικής Υπολογιστικής, αναλύοντας μεγάλες ποσότητας δεδομένων και εκτελώντας διάφορες διεργασίες, βελτιστοποιούν την απόδοση των εφαρμογών μειώνοντας το κόστος και αυξάνοντας την αποτελεσματικότητα τους [Cognitive Computing, Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications]. Επίσης προσφέρουν χρήσιμες προτάσεις οι οποίες βοηθούν στην λήψη απόφασης [Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications]. Για να βοηθήσουν τους ανθρώπους στην λήψη απόφασης, παράγουν ένα σύνολο πιθανών λύσεων και τις προτείνουν [toolbox]. Έπειτα ο άνθρωπος επιλέγει κάποια από αυτές τις λύσεις. Οι λύσεις που παράγονται, βασίζονται σε ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων με το οποίο τροφοδοτούνται τα υπολογιστικά συστήματα. Για παράδειγμα, η Γνωστική Υπολογιστική βοηθάει τους γιατρούς και τους νοσοκόμους με την διάγνωση των ασθενών και με βάση την διάγνωση που θα γίνει, προτείνονται διάφορες θεραπείες και επιλέγεται η καταλληλότερη από τους ειδικούς [toolbox]. Με την μίμηση της διαδικασίας της ανθρώπινης σκέψης, ο άνθρωπος μπορεί να δημιουργήσει συστήματα τα οποία θα τον βοηθούν να πάρει σωστές αποφάσεις σε διάφορες καταστάσεις [towardsdatascience]. Ωστόσο, τα συγκεκριμένα συστήματα χρειάζονται αρκετές βελτιώσεις προκειμένου να μιμηθούν απόλυτα την διαδικασία δημιουργίας συναισθημάτων, την παραγωγή γνώσης, τον τρόπο επεξεργασίας των πληροφοριών και την λήψη αποφάσεων του ανθρώπινου εγκεφάλου [Cognitive Computing: A Brief Survey and Open Research Challenges].

### 2.2.5 Όραση Υπολογιστών – Computer Vision

Η τελευταία υποκατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η Όραση Υπολογιστών. Για πολλά χρόνια οι επιστήμονες προσπαθούσαν να εφεύρουν έναν τρόπο όπου οι υπολογιστές θα μπορούν να δουν και να αντιληφθούν τον χώρο γύρω τους. Μετά από χρόνια έρευνας και προσπαθειών, ανακαλύφθηκαν αρκετές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας και σε συνδυασμό με τα Νευρωνικά Δίκτυα και την Βαθιά Μάθηση δημιουργήθηκαν πολύ χρήσιμα μοντέλα Όρασης Υπολογιστών [ibm.com/topics/computer-vision]. Η Όραση Υπολογιστών επιτρέπει στα υπολογιστικά συστήματα να επεξεργαστούν και να αναγνωρίσουν σε εικόνες και βίντεο, αντικείμενα (objects), ακριβώς όπως ένας άνθρωπος. Tο υπολογιστικό σύστημα ερμηνεύει αυτό που βλέπει, παράγει συμπεράσματα και παίρνει αποφάσεις βάση των εικόνων που βλέπει [softwaretestinghelp, intellipaat]. Προσπαθεί να μιμηθεί τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου οπτικού συστήματος. Κατανοώντας το καλύτερα, οι επιστήμονες μπορούν να φτιάξουν πιο ακριβή μοντέλα που θα διαθέτουν περισσότερες λειτουργίες [Computer Vision: Evolution and Promise]. Στοχεύει στην δημιουργία συστημάτων τα οποία εξάγουν πληροφορίες από τις εικόνες, προκειμένου να τις αναλύσουν, να κατανοήσουν το περιεχόμενό τους και να εξυπηρετήσουν τις ανάγκες μίας συγκεκριμένης εφαρμογής [Computer Vision in Cell Biology]. Για να βελτιωθούν τα αποτελέσματα που παράγουν τα μοντέλα Όρασης Υπολογιστών, είναι αναγκαία και η εξέλιξη των εξαρτημάτων που χρησιμοποιούν όπως για παράδειγμα οι κάμερες. Πλέον έχουν δημιουργηθεί κάμερες με εξαιρετική ανάλυση, εύκολη εγκατάσταση στο υπολογιστικό σύστημα και με πολλές λειτουργίες χωρίς να αυξάνεται πολύ το κόστος τους [The use of computer vision technologies in aquaculture – A review]. Μερικές από τις εφαρμογές που χρησιμοποιείται η Όραση Υπολογιστών είναι στα αυτόνομα αμάξια όπου τα βοηθάει να κατατοπιστούν στον χώρο και να πάρουν κατάλληλες αποφάσεις όσων αφορά την ταχύτητα του οχήματος, στην ρομποτική όπου το ρομπότ θα μπορεί να σχεδιάσει τις επόμενες κινήσεις του και στην παρακολούθηση και τον έλεγχο χώρων μέσω καμερών [Computer Vision in Cell Biology]. Ο υπολογιστής αντιλαμβάνεται και καταλαβαίνει αυτό που βλέπει και με βάση τους κανόνες με τους οποίους έχει προγραμματιστεί, λαμβάνει τις κατάλληλες αποφάσεις. Για παράδειγμα, σε ένα κατάστημα που είναι εγκατεστημένο ένα σύστημα καμερών, είναι εφικτό σε περίπτωση που ανιχνευθεί άνθρωπος μέσα στο κατάστημα μετά από κάποια συγκεκριμένη ώρα, να ειδοποιείται η αστυνομία και ο ιδιοκτήτης του καταστήματος για να γνωρίζουν ότι εντοπίστηκε ύποπτη κινητικότητα [Computer Vision: Evolution and Promise]. Έχοντας τις εικόνες και τα βίντεο ως εισόδους, ο αλγόριθμος Όρασης Υπολογιστών καταφέρνει να εξάγει από αυτά πληροφορία με την χρήση διάφορων τεχνικών. Μερικές από τις βασικότερες τεχνικές είναι οι εξής [Computer Vision: Evolution and Promise]:

* Ανίχνευση αντικειμένων (object detection)
* Ανίχνευση προσώπου (face detection)
* Ανίχνευση γωνιών (corner detection)
* Εντοπισμός αντικειμένων (object tracking)
* Ταίριασμα προτύπων (template matching).

Με τον συνδυασμό των παραπάνω τεχνικών, τα μοντέλα μπορούν να είναι πραγματικά έξυπνα και να παρέχουν λύσεις σε αρκετά προβλήματα που αντιμετωπίζουμε καθημερινά.

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3**

# **ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ**

## 3.1 Τι είναι η Μηχανική Μάθηση

Στην εποχή που ζούμε με την εξέλιξη της τεχνολογίας, το πλήθος των δεδομένων έχει αυξηθεί δραματικά και συνεχίζει να αυξάνεται καθημερινά. Η πρόκληση για τους ερευνητές ήταν να ερμηνεύσουν αυτή τη μάζα δεδομένων και να παραχθούν συμπεράσματα από αυτά. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) [tutorialspoint.com/machine\_learning\_with\_python/machine\_learning\_with\_python\_basics]. Η Μηχανική Μάθηση είναι ένα υποπεδίο της επιστήμης των υπολογιστών με την χρήση του οποίου τα συστήματα υπολογιστών προσδίδουν νόημα στα δεδομένα. Ουσιαστικά πρόκειται για ένα υποεπίπεδο της Τεχνητής Νοημοσύνης που αναγνωρίζει πρότυπα στα δεδομένα χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο [tutorialspoint.com/machine\_learning\_with\_python]. Ο κύριος στόχος της Μηχανικής Μάθησης είναι η εκπαίδευση των υπολογιστικών συστημάτων με την χρήση ενός αλγορίθμου. Όσο εκπαιδεύεται ένα υπολογιστικό σύστημα αποκτά εμπειρία. Μέσω της εμπειρίας, τα υπολογιστικά συστήματα μαθαίνουν και αυτοβελτιώνονται οπότε δεν προγραμματίζονται εκ νέου, ούτε είναι απαραίτητη η ανθρώπινη παρέμβαση κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης. Όλα εξαρτώνται από τον αλγόριθμο ο οποίος βελτιώνει την συμπεριφορά του όσο αυξάνεται η εμπειρία του [netapp, dataversity].

**Ο άνθρωπος είναι το πιο ευφυές είδος που υπάρχει αυτή την στιγμή στην Γη, διότι μπορεί να λύσει σύνθετα προβλήματα, μπορεί να παράγει σύνθετες σκέψεις, να κατανοήσει σύνθετες έννοιες και να μάθει από την καθημερινότητα του. Αφού ο άνθρωπος είναι το εξυπνότερο είδος, γιατί είναι αναγκαία η εκπαίδευση των υπολογιστικών συστημάτων; Γιατί ο άνθρωπος χρειάζεται πολύ χρόνο για να επεξεργαστεί αυτό το πλήθος δεδομένων που παράγονται καθημερινά [tutorialspoint.com/machine\_learning\_with\_python/machine\_learning\_with\_python\_basics]. Με την Μηχανική Μάθηση ο προγραμματιστής μπορεί να εισάγει στον αλγόριθμο ένα μεγάλο πλήθος δεδομένων. Έπειτα ο αλγόριθμος αναλύει τα δεδομένα, παράγει προβλέψεις και λαμβάνει αποφάσεις με βάση τα δεδομένα εισόδου. Σε περίπτωση που ανιχνευθεί κάποιο σφάλμα τότε είναι εφικτό να διορθωθεί και να ενσωματωθεί στον αλγόριθμο αυτή η πληροφορία ώστε να βελτιωθεί η ικανότητα λήψης αποφάσεων του αλγορίθμου [netapp.com/artificial-intelligence/what-is-machine-learning/]. Άρα, στόχος της Μηχανικής Μάθησης είναι η αποτελεσματική επίλυση προβλημάτων μεγάλης κλίμακας, η αυτοματοποίηση διάφορων καθημερινών εργασιών, η διευκόλυνση και η καλυτέρευση της ζωής του ανθρώπου.**

**Τα τελευταία χρόνια, με βάση έρευνες, ο όγκος των δεδομένων έχει αυξηθεί εκθετικά. Το 2020 εκτιμάται ότι κάθε άνθρωπος παρήγαγε 1.7 ΜΒ (MegaBytes) σε ένα δευτερόλεπτο και εκτιμάται ότι το πλήθος των δεδομένων που παράγονται στο διαδίκτυο ημερησίως αγγίζει τα 2.5 Quintillion Bytes [understanding-generation-data, techjury, the-tech-trend]! Από αυτά γίνεται κατανοητό ότι έχει αυξηθεί δραματικά το πλήθος των χρηστών που χρησιμοποιούν το διαδίκτυο, καθώς και οι υπηρεσίες και οι εφαρμογές που βρίσκονται σε αυτό. Για την ακρίβεια, 4.71 δισεκατομμύρια είναι το πλήθος των χρηστών που είναι συνδεδεμένοι καθημερινά στο διαδίκτυο. Επίσης έχει αυξηθεί ο χρόνος που καταναλώνουν οι χρήστες στο διαδίκτυο, όπου πλέον ο μέσος χρήστης καταναλώνει 7 ώρες την ημέρα πλοηγώντας στο διαδίκτυο και συγκεκριμένα οι περισσότεροι από τους χρήστες χρησιμοποιούν το κινητό τηλέφωνο τους [understanding-generation-data, techjury, the-tech-trend]. Φαίνεται ότι οι άνθρωποι την τωρινή εποχή αναζητούν συνέχεια και θέλουν να μάθουν πράγματα, χρειάζονται πληροφορίες. Αυτό συμπεραίνεται από το πλήθος των αναζητήσεων που γίνονται καθημερινά όπου σύμφωνα με την Google παράγονται 3.5 δισεκατομμύρια αναζητήσεις την ημέρα [understanding-generation-data, seedscientific]. Επιπρόσθετα, την ίδια χρονολογία εκτιμάται ότι το μέγεθος της κίνησης του διαδικτύου ήταν μεγαλύτερη από 3 Zettabytes δηλαδή 3 τρισεκατομμύρια GB (GigaBytes) και μέχρι το 2022 η κίνηση του διαδικτύου προβλέπεται ότι θα έχει αυξηθεί κατά 50% συγκριτικά με την κίνηση του διαδικτύου το 2020 [worldbank]. Στην επομένη εικόνα φαίνεται η άνοδος της παγκόσμιας κίνησης (traffic) του διαδικτύου τα τελευταία 30 χρόνια.**

|  |
| --- |
| Η κίνηση του διαδικτύου τα τελευταία 30 χρόνια [worldbank] |

**Όπως είδαμε, τα τελευταία χρόνια το πλήθος των δεδομένων και η κίνηση του διαδικτύου έχουν αυξηθεί δραματικά και θα συνεχίσουν να αυξάνονται. Αυτό το μεγάλο πλήθος των δεδομένων αποθηκεύεται και το μεγαλύτερο ποσοστό τους μένει ανεκμετάλλευτο ενώ θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί προς όφελος μας. Είναι αδύνατο όλα αυτά τα δεδομένα να μπορέσει να τα διαχειριστεί ο άνθρωπος, ειδικά με την ταχύτητα που παράγονται πλέον.** Αντιμετωπίζοντας αυτό το πρόβλημα**, έγινε αναζήτηση για έναν τρόπο που θα βοηθήσει τον άνθρωπο σε αυτό το έργο. Η λύση βρέθηκε και ήταν τα έξυπνα υπολογιστικά συστήματα.**

Προκειμένου τα υπολογιστικά συστήματα να αποκαλούνται έξυπνα, χρειάζονται ένα μοντέλο. Ένα μοντέλο δημιουργείται μέσω της εκπαίδευσης, δηλαδή με βάση ορισμένα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί και σε συνδυασμό με την επιλογή ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, παράγεται ένα μοντέλο. Έπειτα με την χρήση αυτού του μοντέλου, είναι εφικτή η πρόβλεψη των αποτελεσμάτων και η παραγωγή συμπερασμάτων που έχουν ως σκοπό την βελτιστοποίηση. Όμως, για να είναι εφικτή η έγκυρη πρόβλεψη των αποτελεσμάτων πρέπει πρώτα να ακολουθηθούν ορισμένα βήματα τα οποία θα διασφαλίσουν την εγκυρότητα και την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων [GoogleCloudTech, DataMagic]. Τα βήματα εκπαίδευσης ενός μοντέλου είναι τα εξής:

* Συλλογή των δεδομένων
* Προετοιμασία των δεδομένων
* Επιλογή αλγορίθμου
* Εκπαίδευση του μοντέλου
* Αξιολόγηση του μοντέλου
* Ρύθμιση απόδοσης
* Παραγωγή προβλέψεων

Το πρώτο βήμα είναι η συλλογή των δεδομένων η οποία είναι εξαιρετικά σημαντική. Η ακρίβεια και η αξιοπιστία του μοντέλου που πρόκειται να παραχθεί εξαρτάται από τα δεδομένα από τα οποία εκπαιδεύεται. Επίσης όσα περισσότερα δεδομένα έχουμε τόσο καλύτερες προβλέψεις θα παράγονται. Επομένως, πρέπει να δοθεί μεγάλη έμφαση στην ποσότητα και την ποιότητα των δεδομένων [GoogleCloudTech, DataMagic].

Έπειτα ακολουθεί η προετοιμασία των δεδομένων όπου τα δεδομένα τοποθετούνται σε ένα σημείο όπου μπορεί να τα αντλήσει ο αλγόριθμος, για παράδειγμα μία βάση δεδομένων. Αφού τοποθετηθούν τα δεδομένα στο σημείο αυτό, αλλάζουμε την σειρά τους ώστε να αποφύγουμε την επανάληψη κάποιου μοτίβου. Επίσης πρέπει να συλλεχθεί ίδιο πλήθος δεδομένων για κάθε κατηγορία. Για παράδειγμα, για να δημιουργηθεί ένα μοντέλο το οποίο αναγνωρίζει το γιασεμί και το νυχτολούλουδο πρέπει να εισάγουμε στο μοντέλο ίδιο πλήθος φωτογραφιών και για τα δύο είδη λουλουδιών ώστε να μην αναγνωρίζει την μία κατηγορία περισσότερο από την άλλη. Τέλος, τα δεδομένα χωρίζονται σε δυο κατηγορίες, δεδομένα για εκπαίδευση και δεδομένα για αξιολόγηση. Αν χρησιμοποιηθούν όλα τα δεδομένα για την εκπαίδευση του μοντέλου τότε δεν θα είναι εφικτή η αντικειμενική αξιολόγηση του μοντέλου, γι’ αυτό τα δεδομένα χωρίζονται στις παραπάνω κατηγορίες με την χρήση μίας αναλογίας (π.χ. 80/20) [GoogleCloudTech, DataMagic].

Αφού συλλεχθούν και προετοιμαστούν τα δεδομένα, το επόμενο βήμα είναι η επιλογή του αλγορίθμου. Ανάλογα με τον τύπο των δεδομένων που έχουμε επιλέγουμε και τον αλγόριθμο που θα χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση, για παράδειγμα υπάρχουν αλγόριθμοι που παράγουν καλύτερα μοντέλα για αριθμητικά δεδομένα, υπάρχουν αλγόριθμοι που παράγουν καλύτερα μοντέλα όταν έχουμε ως δεδομένα εικόνες κ.ο.κ. Επίσης παίζει σημαντικό ρόλο το πλήθος των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν κατά την εκπαίδευση, για παράδειγμα τα πέταλα του γιασεμιού έχουν άσπρο χρώμα ενώ του νυχτολούλουδου έχουν φούξια χρώμα [GoogleCloudTech, DataMagic].

Κατά την εκπαίδευση του μοντέλου αφού τα δεδομένα έχουν επεξεργαστεί και έχουν διαχωριστεί σε κατηγορίες, δεδομένα για εκπαίδευση και δεδομένα για αξιολόγηση, πλέον ο αλγόριθμος παίρνει τα δεδομένα για εκπαίδευση και μαθαίνει με βάση τα χαρακτηριστικά του κάθε είδους. Δηλαδή, έχοντας τα χαρακτηριστικά του γιασεμιού και του νυχτολούλουδου ο αλγόριθμος πλέον καταλαβαίνει και μαθαίνει ποια είναι τα χαρακτηριστικά του γιασεμιού και ποια του νυχτολούλουδου οπότε πλέον μπορεί να κάνει τον διαχωρισμό μεταξύ αυτών των δύο ειδών [GoogleCloudTech, DataMagic].

Μετά την εκπαίδευση του μοντέλου πρέπει να μάθουμε την ακρίβεια του, γι’ αυτό και είναι σημαντική η αξιολόγηση του μοντέλου. Για να μάθουμε την ακρίβεια του πρέπει να γίνει χρήση της δεύτερης κατηγορίας δεδομένων, δηλαδή των δεδομένων για αξιολόγηση. Έτσι γίνεται αντιληπτό πόσο καλά έχει εκπαιδευθεί το μοντέλο βάση των δεδομένων για εκπαίδευση και τις τιμές που έχουν δοθεί στις παραμέτρους του αλγορίθμου [GoogleCloudTech, DataMagic].

Σε περίπτωση που ο αλγόριθμος δεν παράγει τα επιθυμητά αποτελέσματα πρέπει να γίνουν αλλαγές ώστε να αυξηθεί η απόδοση του. Αυτό το βήμα ονομάζεται ρύθμιση απόδοσης. Ουσιαστικά, πρέπει είτε να ελεγχθούν τα δεδομένα εκπαίδευσης ξανά ή να αλλαχθούν οι τιμές των παραμέτρων του αλγορίθμου. Όσο για την δεύτερη περίπτωση, υπάρχουν μεταβλητές οι οποίες ελέγχουν την διαδικασία μάθησης του μοντέλου, για παράδειγμα σε έναν αλγόριθμο συσταδοποίησης επιλέγεται το πλήθος των συστάδων που θα χωριστούν τα δεδομένα. Γενικά αυτές οι παράμετροι επηρεάζουν την διαδικασία μάθησης και η ρύθμιση τους αποτελεί πειραματική διαδικασία καθώς κάθε σύνολο δεδομένων έχει διαφορετικές ανάγκες, οπότε η προσαρμογή είναι ένα πολύ βασικό χαρακτηριστικό για την δημιουργία ακριβών και αξιόπιστων μοντέλων [[GoogleCloudTech, DataMagic, Hyperparameter\_(machine\_learning), riskspan].

Τέλος, αφού η απόδοση του μοντέλου είναι υψηλή μένει η παραγωγή προβλέψεων. Σε αυτό το βήμα πλέον ο αλγόριθμος θεωρείται αξιόπιστος οπότε του δίνονται νέα δεδομένα και παράγονται προβλέψεις, δηλαδή πλέον αν δοθεί στο μοντέλο μία φωτογραφία γιασεμιού ως είσοδος τότε το μοντέλο θα αναγνωρίσει ότι είναι γιασεμί, αντίστοιχα θα γίνει το ίδιο και στην περίπτωση που δοθούν ως είσοδοι φωτογραφίες του νυχτολούλουδου [GoogleCloudTech, DataMagic].

Εν κατακλείδι, παρατηρώντας την διαδικασία εκμάθησης και παραγωγής ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης, γίνεται αντιληπτό ότι πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή στην ποιότητα των δεδομένων. Αν δεν έχουμε τα επιθυμητά δεδομένα τότε είναι δύσκολο να παραχθεί ένα αξιόπιστο μοντέλο.

## 3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης

Για να λυθεί το πρόβλημα που αντιμετωπίζεται και να παραχθούν τα καλύτερα δυνατά αποτελέσματα, πρέπει το πρόβλημα να κατηγοριοποιηθεί κατάλληλα προκειμένου να επιλεχθεί και να εφαρμοστεί ο καταλληλότερος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης. Υπάρχουν μερικές κατηγορίες στις οποίες μπορούν να τοποθετηθούν όλα τα προβλήματα που συναντώνται. Αφού το πρόβλημα τοποθετηθεί στην κατάλληλη κατηγορία, τότε είναι εύκολο να επιλεχθεί και ο βέλτιστος αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης [Ser.\_1142\_012012]. Τα προβλήματα μπορούν να κατηγοριοποιηθούν στις εξής κατηγορίες:

* Προβλήματα ταξινόμησης (Classification problem)
* Προβλήματα ομαδοποίησης (Clustering problem)
* Προβλήματα ανίχνευσης ανωμαλιών (Anomaly detection problem)
* Προβλήματα παλινδρόμησης (Regression problem)
* Προβλήματα ενίσχυσης (Reinforcement problem)

Αρχικά γίνεται αναφορά στα προβλήματα ταξινόμησης. Σε αυτού του είδους προβλήματα, οι έξοδοι που μπορούν να προκύψουν είναι συγκεκριμένες και γνωστές στο μοντέλο αφού τα δεδομένα είναι κατηγοριοποιημένα. Γι’ αυτό και οι έξοδοι που μπορούν να παραχθούν θα είναι σχετικές με κάποια από αυτές τις κατηγορίες. Ένα πρόβλημα ταξινόμησης μπορεί να είναι δυαδικών ή πολλαπλών κατηγοριών [Ser.\_1142\_012012].

Τα προβλήματα ομαδοποίησης συναντώνται κυρίως στους αλγόριθμους μάθησης χωρίς επίβλεψη. Αυτό συμβαίνει γιατί αρχικά ο αλγόριθμος δέχεται μη επισημασμένα σύνολα δεδομένων, οπότε προσπαθεί να βρει συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων με βάση τις ομοιότητές τους. Έπειτα γίνεται η επισήμανση των διάφορων κατηγοριών που εντάσσονται οι έξοδοι του μοντέλου [Ser.\_1142\_012012].

Υπάρχουν μοντέλα τα οποία έχουν μάθει και αναλύουν ένα συγκεκριμένο μοτίβο. Σε περίπτωση που υπάρξει αλλαγή ή κάποιου είδους ανωμαλία στο μοτίβο, τότε ο αλγόριθμος εντοπίζει την αλλαγή και την καταγράφει ή ενημερώνει τον διαχειριστεί. Αυτή η κατηγορία προβλημάτων ονομάζεται ανίχνευση ανωμαλιών. Για παράδειγμα, οι εταιρείες πιστωτικών καρτών χρησιμοποιούν αλγόριθμους ανίχνευσης ανωμαλιών, ώστε να ειδοποιούν τον πελάτη τους σε περίπτωση που εντοπιστεί διαφορετική συμπεριφορά συναλλαγών από τη συνήθη [Ser.\_1142\_012012].

Επίσης υπάρχουν και τα προβλήματα παλινδρόμησης. Οι αλγόριθμοι παλινδρόμησης χρησιμοποιούνται κυρίως για την αντιμετώπιση προβλημάτων που έχουν ως εξόδους αριθμητικές τιμές [Ser.\_1142\_012012].

Η τελευταία κατηγορία προβλημάτων είναι τα προβλήματα ενίσχυσης. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται στην περίπτωση όπου μία απόφαση πρέπει να ληφθεί βάση προηγούμενων εμπειριών. Το μοντέλο υιοθετεί την κατάλληλη συμπεριφορά που πρέπει να έχει μέσω της μεθόδου δοκιμής και σφάλματος σε ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Ο τρόπος που προγραμματίζεται το μοντέλο είναι μέσω των ανταμοιβών και των κυρώσεων χωρίς όμως να είναι προσδιορισμένος ο τελικός στόχος [Ser.\_1142\_012012].

Αφού κατανοηθεί σε ποια κατηγορία από τις παραπάνω ανήκει το πρόβλημα, έπειτα πρέπει να επιλεχθεί η κατάλληλη μέθοδος εκπαίδευσης Μηχανικής Μάθησης προκειμένου το μοντέλο να εκπαιδευθεί και να επιλύσει το πρόβλημα που αντιμετωπίζεται. Οι βασικότερες μέθοδοι εκπαίδευσης Μηχανικής Μάθησης είναι οι ακόλουθοι:

* Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised learning)
* Μη-επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised learning)
* Ημι-εποπτευόμενη μάθηση (Semi supervised learning)
* Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning)

Παρακάτω αναλύονται και εξηγούνται οι μέθοδοι προκειμένου να κατανοηθούν οι λειτουργίες τους.

Όπως έχει γίνει γνωστό, στόχος της Μηχανικής Μάθησης είναι η μίμηση του τρόπου με τον οποίο οι άνθρωποι επεξεργάζονται τις πληροφορίες τις οποίες δέχονται ώστε να επιτύχουν τον εκάστοτε σκοπό τους. Ένας στόχος που μπορεί να έχει ένα μοντέλο είναι η αναγνώριση προτύπων, όπου σε αυτή την περίπτωση το μοντέλο θα μπορεί να διακρίνει αντικείμενα με βάση τα χαρακτηριστικά τους. Το μοντέλο μαθαίνει πως να τα ξεχωρίζει μέσω της επαναλαμβανόμενης τροφοδότησης εικόνων ή χαρακτηριστικών αυτών των αντικειμένων. Στα δεδομένα τα οποία δέχεται ο αλγόριθμος, έχει τοποθετηθεί μία ετικέτα, δηλαδή είναι κατηγοριοποιημένα ώστε να μπορεί ο αλγόριθμος να καταλάβει τα χαρακτηριστικά κάθε αντικειμένου [2015\_Book\_MachineLearningInRadiationOnco.pdf]. Στους αλγόριθμους επιβλεπόμενης μάθησης είναι απαραίτητη η ανθρώπινη παρέμβαση. Τα δεδομένα εισόδου είναι απαραίτητο να είναι χωρισμένα σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα αξιολόγησης, διότι ένας αλγόριθμος θα εκπαιδευθεί με την χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης και έπειτα με βάση τα πρότυπα τα οποία θα έχει μάθει από αυτά, δέχεται ως είσοδο τα δεδομένα αξιολόγησης ώστε να παραχθούν προβλέψεις ή να πραγματοποιηθεί ταξινόμηση [Machine Learning Algorithms A Review.pdf]. Στην επιβλεπόμενη μάθηση τα μοντέλα μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων. Ένα σύνολο παραδειγμάτων ή αλλιώς ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, τροφοδοτείται στο μοντέλο με τα σωστά αποτελέσματα και με βάση αυτά ο αλγόριθμος μαθαίνει από αυτά. Η ακρίβεια του αυξάνεται επειδή ο αλγόριθμος γνωρίζει τα σωστά αποτελέσματα, γι’ αυτό και όταν παράγει αποτελέσματα τα συγκρίνει με τα σωστά και έτσι βελτιστοποιούνται οι προβλέψεις του. Χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις όπου έχουμε ένα σύνολο δεδομένων και με βάση αυτά θέλουμε να κάνουμε προβλέψεις. Για παράδειγμα, έχοντας ένα e-shop, είναι εφικτό να τροφοδοτηθεί στο μοντέλο το ιστορικό πλοήγησης ενός χρήστη και με βάση αυτό, να του προταθούν σχετικά προϊόντα με αυτά που είχε ψάξει [Ser.\_1142\_012012]. Η επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιεί συγκεκριμένες τεχνικές κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Οι πιο βασικές από αυτές είναι οι ακόλουθες:

* Δέντρα απόφασης (Decision tree)
* Μηχανή Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine - SVM)
* Naïve Bayes

Τα Δέντρα απόφασης είναι γραφήματα στα οποία οι επιλογές και τα αποτελέσματα αναπαρίστανται σε δενδροειδή μορφή. Κάθε κόμβος του δέντρου αντιπροσωπεύει ένα γεγονός ή μία επιλογή και οι άκρες του αντιπροσωπεύουν τους κανόνες επιλογής ή τις συνθήκες επιλογής. Τα Δέντρα απόφασης απαρτίζονται από κόμβους οι οποίοι αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά μίας κατηγορίας που πρόκειται να ταξινομηθεί και από κλάδους όπου ο καθένας αντιπροσωπεύει μία τιμή την οποία μπορεί να λάβει ένας κόμβος. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf]. Στατιστικά μέτρα όπως ο δείκτης Gini και η εντροπία υπολογίζουν την αξία κάθε κόμβου [Ser.\_1142\_012012].

Οι Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης είναι ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης και παλινδρόμησης χρησιμοποιώντας την έννοια του υπολογισμού περιθωρίου (margin calculation). Κάθε στοιχείο των δεδομένων απεικονίζεται γραφικά ως ένα σημείο σε ένα χώρο n-διαστάσεων. Το n είναι το πλήθος των χαρακτηριστικών που έχουμε στην συλλογή των δεδομένων. Κάθε συντεταγμένη που απεικονίζεται γραφικά, αντιστοιχίζεται σε κάποια τιμή χαρακτηριστικού των δεδομένων της συλλογής. Βρίσκοντας μία γραμμή που ονομάζεται υπερεπίπεδο (hyper plane) ο αλγόριθμος ταξινομεί τα δεδομένα σε διαφορετικές κλάσεις, μεγιστοποιώντας τις αποστάσεις των κοντινότερων σημείων των κλάσεων [Ser.\_1142\_012012, Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Η τεχνική Naïve Bayes πραγματοποιεί ταξινόμηση χρησιμοποιώντας το θεώρημα πιθανοτήτων του Bayes. Το θεώρημα του Bayes ουσιαστικά σχετίζει την τρέχουσα πιθανότητα με την αρχική πιθανότητα, δηλαδή υπολογίζει την μεταγενέστερη πιθανότητα κάποιου γεγονότος Α έχοντας δεδομένη μία προηγούμενη πιθανότητα ενός γεγονότος Β που αντιπροσωπεύεται από το P(A/B) ως εξής [Ser.\_1142\_012012]:

Ο παραπάνω τύπος χρησιμοποιεί την εξής λογική, η πιθανότητα να συμβεί το ενδεχόμενο Α δεδομένου του Β, ισούται με την πιθανότητα να συμβεί το Β δεδομένου του Α επί την πιθανότητα να συμβεί το Α, προς την πιθανότητα να συμβεί το Β [ΠΗΓΗ ΜΕ ΤΟΝ ΟΡΙΣΜΟ]. Η συγκεκριμένη τεχνική χρησιμοποιείται κυρίως για ταξινόμηση κειμένων [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Unsupervised Learning The unsupervised learning approach is all about recognizing unidentified existing patterns from the data in order to derive rules from them. This technique is appropriate in a situation when the categories of data are unknown. Here, the training data is not labeled. Unsupervised learning is regarded as a statistic based approach for learning and thus refers to the problem of finding hidden structure in unlabeled data. Figure 5 explicates the concept. [Ser.\_1142\_012012].

Unsupervised Learning: These are called unsupervised learning because unlike supervised learning above there is no correct answers and there is no teacher. Algorithms are left to their own devises to discover and present the interesting structure in the data. The unsupervised learning algorithms learn few features from the data. When new data is introduced, it uses the previously learned features to recognize the class of the data. It is mainly used for clustering and feature reduction [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

A second type of machine learning is the so-called unsupervised algorithm . This might have the objective of trying to throw a dart at a bull’s-eye. The device (or human) has a variety of degrees of freedom in the mechanism that controls the path of the dart. Rather than try to exactly program the kinematics a priori, the learner practices throwing the dart. For each trial, the kinematic degrees of freedom are adjusted so that the dart gets closer and closer to the bull’s-eye. This is unsupervised in the sense that the training doesn’t associate a particular kinematic input confi guration with a particular outcome. The algorithm fi nds its own way from the training input data. Ideally, the trained dart thrower will be able to adjust the learned kinematics to accommodate, for instance, a change in the position of the target [2015\_Book\_MachineLearningInRadiationOnco].

<https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-18305-3_1> (2015\_Book\_MachineLearningInRadiationOnco.pdf)

<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1142/1/012012/meta> (Alzubi\_2018\_J.\_Phys.\_\_Conf.\_Ser.\_1142\_012012.pdf)

<https://scholar.google.com/scholar?hl=el&as_sdt=0%2C5&q=Machine+Learning+Algorithms+-+A+Review&btnG=> (Machine Learning Algorithms A Review.pdf)

<https://link.springer.com/article/10.1007/s10994-019-05855-6> (VanEngelen-Hoos2020\_Article\_ASurveyOnSemi-supervisedLearni.pdf)

K-Means Clustering = K-means is a popular unsupervised machine learning algorithm for cluster analysis. Its goal is to partition ‘n’ observations into ‘k’ clusters in which each observation belongs to the cluster having the nearest mean, serving as a prototype of the cluster. The mean of the observations in a particular cluster defines the center of the cluster. [Ser.\_1142\_012012].

K-Means Clustering K-means is one of the simplest unsupervised learning algorithms that solve the well known clustering problem. The procedure follows a simple and easy way to classify a given data set through a certain number of clusters. The main idea is to define k centers, one for each cluster. These centers should be placed in a cunning way because of different location causes different result. So, the better choice is to place them is much as possible far away from each other. The next step is to take each point belonging to a given data set and associate it to the nearest center. When no point is pending, the first step is completed and an early group age is done. At this point we need to re-calculate k new centroids as bary center of the clusters resulting from the previous step. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Principal Component Analysis Principal component analysis is a statistical procedure that uses an orthogonal transformation to convert a set of observations of possibly correlated variables into a set of values of linearly uncorrelated variables called principal components. In this the dimension of the data is reduced to make the computations faster and easier. It is used to explain the variance-covariance structure of a set of variables through linear combinations. It is often used as a dimensionality-reduction technique. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

PCA = <https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/wics.101> ( WIREs Computational Stats - 2010 - Abdi - Principal component analysis.pdf)

Semi Supervise Learning: Semi-supervised machine learning is a combination of supervised and unsupervised machine learning methods. It can be fruit-full in those areas of machine learning and data mining where the unlabeled data is already present and getting the labeled data is a tedious process. With more common supervised machine learning methods, you train a machine learning algorithm on a “labeled” dataset in which each record includes the outcome information. The some of Semi Supervise learning algorithms are discussed below: . [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Transductive SVM = Transductive support vector machines (TSVM) has been widely used as a means of treating partially labeled data in semisupervised learning. Around it, there has been mystery because of lack of understanding its foundation in generalization. It is used to label the unlabeled data in such a way that the margin is maximum between the labeled and unlabeled data. Finding an exact solution by TSVM is a NPhard problem. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Generative Models = A Generative model is the one that can generate data. It models both the features and the class (i.e. the complete data). If we model P(x,y): I can use this probability distribution to generate data points - and hence all algorithms modeling P(x,y) are generative. One labeled example per component is enough to confirm the mixture distribution. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Self-Training = In self-training, a classifier is trained with a portion of labeled data. The classifier is then fed with unlabeled data. The unlabeled points and the predicted labels are added together in the training set. This procedure is then repeated further. Since the classifier is learning itself, hence the name self-training [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

Semi-Supervised Learning These algorithms provide a technique that harnesses the power of both - supervised learning and unsupervised learning. In the previous two types output labels areeither provided for all the observations or no labels are provided. There might be situations when some observations are provided with labels but majority of observations are unlabeled due to high cost of labeling and lack of skilled human expertise. In such situations, semi-supervised algorithms are best suited for model building. Semi supervised learning can be used with problems like classification, regression and prediction [4, 13,18]. It may further be categorized as Generative Models, Self-Training and Transductive SVM. [Ser.\_1142\_012012].

A third type of machine learning is semi-supervised learning , where part of the data is labeled and other parts are unlabeled. In such a scenario, the labeled part can be used to aid the learning of the unlabeled part. This kind of scenario lends itself to most processes in nature and more closely emulates how humans develop their skills. [2015\_Book\_MachineLearningInRadiationOnco].

Semi-supervised learning is a branch of machine learning that aims to combine these two tasks (Chapelle et al. 2006b; Zhu 2008). Typically, semi-supervised learning algorithms attempt to improve performance in one of these two tasks by utilizing information generally associated with the other. For instance, when tackling a classification problem, additional data points for which the label is unknown might be used to aid in the classification process. For clustering methods, on the other hand, the learning procedure might benefit from the knowledge that certain data points belong to the same class. As is the case for machine learning in general, a large majority of the research on semisupervised learning is focused on classification. Semi-supervised classification methods are particularly relevant to scenarios where labelled data is scarce. In those cases, it may be difficult to construct a reliable supervised classifier. This situation occurs in application domains where labelled data is expensive or difficult obtain, like computer-aided diagnosis, drug discovery and part-of-speech tagging. If sufficient unlabelled data is available and under certain assumptions about the distribution of the data, the unlabelled data can help in the construction of a better classifier. In practice, semi-supervised learning methods have also been applied to scenarios where no significant lack of labelled data exists: if the unlabelled data points provide additional information that is relevant for prediction, they can potentially be used to achieve improved classification performance. [VanEngelen-Hoos2020]

Reinforcement Learning Reinforcement learning is regarded as an intermediate type of learning as the algorithm is only provided with a response that tells whether the output is correct or not. The algorithm has to explore and rule out various possibilities to get the correct output. It is regarded as learning with a Critic as the algorithm doesn’t propose any sort of suggestions or solutions to the problem. [Ser.\_1142\_012012].

Reinforcement Learning Reinforcement learning is an area of machine learning concerned with how software agents ought to take actions in an environment in order to maximize some notion of cumulative reward. Reinforcement learning is one of three basic machine learning paradigms, alongside supervised learning and unsupervised learning. [Machine Learning Algorithms A Review.pdf].

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=uWV0DwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR7&dq=reinforcement+learning&ots=mirJr5WXn9&sig=dCh45EmGud9DcSSotNLk5yKNg5M&redir_esc=y#v=onepage&q=reinforcement%20learning&f=false> (σελίδα 1 - 4)

7. Applications of Machine Learning

Machine learning problems range from game playing to self-driven vehicles. Table 3 enlists some popular real-life applications of ML.

Playing Checkers Game = A computer program learns to play checkers game, improvises its performance as determined by its ability to win at various class of tasks involving the game, through experience obtained by playing games against itself.

Speech Recognition = The most sophisticated speech recognition systems these days deploy machine learning algorithms in some forms. Example: SPHINX system [20] learns speaker-specific sounds and words from speech signals. Various Neural Network learning methodologies for interpreting hidden Markov Models are highly effective for automatically customizing speakers, dictionary, noise etc.

Autonomous Vehicles = Machine learning models are these days being applied to drive autonomous vehicles like Cars, Drones etc. Example: Google Driver Less Cars, Tesla Cars. Machine learning techniques are also highly effective in controlling sensor-based applications.

Filtering Emails (Spam Emails) = Machine learning can be applied to filter spam emails. The machine learning based model will simply memorize all the emails classified as spam emails by user. When new email arrives in inbox, the machine learning based model will search, compare and based on the previous spam emails. If new email matches any one of them, it will be marked as spam; else it will be moved to user’s inbox.

Robotics and Artificial Intelligence = Machine learning is regarded as improved approach to problem solving. Using base knowledge and training data with machine learning models, learning can be improved which will take robotics and AI to next generation levels.

Web and Social Media =

• Naïve Bayes classifiers have been successfully applied in the field of text mining, may it be spam filtering or classifying the web page, an email or any document.

• Facebook uses Naïve Bayes’ to analyze status update expressing positive and negative emotions.

• Document Categorization: Google uses Naïve Bayes algorithm for document categorization.

• K-means clustering is used by search engines like Google, Yahoo to cluster web pages by similarity.

• A priori is used by websites such as Amazon or Flipkart to recommend which items are purchased together frequently.

• Another common application of Apriori is the Google auto-complete. When a person types a word, Google search engine looks for other associated words that go together with the word earlier typed word.

• Sentiment analysis on social networking sites is a typical text classification problem solved using application of variety of ML algorithms [21, 22, 23,24]

Medical Field = TRISS: Trauma & Injury Severity Score, which is widely used to predict mortality in injured patients, was originally developed by Boyd et al. using logistic regression. Many other medical scales used to assess severity of a patient have been developed using logistic regression.

Bayesian Methods = Bayes’ Theorem is one of the most popular methods for calculating conditional probabilities given the set of hypothesis. It can be used to solve complex data science and analytics problems by integrating with various Machine Learning models and algorithms. Some examples real world problems that can be solved using Bayesian methods are:

• Suggestions on Netflix

• Auto-correction

• Credit card fraud detection

• Google page ranking

• Facial recognition

• Climate modeling forecast

• Stock trading systems

Ser.\_1142\_012012

To see:

<https://wires.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/wics.101> (Principal Component Analysis - PCA)

If they are needed:

<https://www.analyticssteps.com/blogs/what-are-different-types-learning-machine-learning>

<https://www.tutorialspoint.com/machine_learning_with_python/machine_learning_with_python_types_of_learning.htm>

<https://towardsdatascience.com/what-are-the-types-of-machine-learning-e2b9e5d1756f>

<https://www.geeksforgeeks.org/ml-types-learning-supervised-learning/?ref=lbp>

<https://www.geeksforgeeks.org/ml-types-learning-part-2/?ref=lbp>

<https://www.javatpoint.com/types-of-machine-learning>

<https://machinelearningmastery.com/types-of-learning-in-machine-learning/> Απλά διάβασε το και συμπλήρωσε στο word αν υπάρχουν ελλείψεις.

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4**

# **ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ**

## 4.1 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν

<https://www.infoq.com/articles/human-pose-estimation-ai-powered-fitness-apps/>

<https://www.unite.ai/ai-pose-estimation-in-fitness-application/>

<https://mobidev.biz/blog/human-pose-estimation-ai-personal-fitness-coach>

## 4.2 Παρουσίαση του λογισμικού και των αποτελεσμάτων του

## 4.2 Παρατηρήσεις

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5**

# **ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ**

## 5.1 Δεν το έχω σκεφτεί ακόμα

**Κεφάλαιο 5**

## 5.2 Προοπτικές Τεχνητής Νοημοσύνης και το μέλλον της

<https://www.itu.int/en/mediacentre/backgrounders/Pages/artificial-intelligence-for-good.aspx>

<https://www.protothema.gr/technology/article/1143691/gia-proti-fora-vouvos-borei-na-milisei-hari-stin-tehniti-noimosuni/>

<https://www.brookings.edu/research/how-artificial-intelligence-is-transforming-the-world/>

<https://intellipaat.com/blog/what-is-artificial-intelligence/>

# **Βιβλιογραφία**

1. σδσδσδσδσδσδσδσδ

Checked Πηγές

Sources A.I.

<https://en.wikipedia.org/wiki/History_of_artificial_intelligence>

<https://www.youtube.com/watch?v=2ePf9rue1Ao&t=2s&ab_channel=RajRamesh>

<https://wsimag.com/science-and-technology/64215-artificial-intelligence-has-changed-our-world>

<https://www.youtube.com/watch?v=JEX2BoScTFY&ab_channel=PwCUS>

<https://www.tutorialspoint.com/artificial_intelligence/artificial_intelligence_overview.htm>

<https://www.tutorialspoint.com/artificial_intelligence/artificial_intelligent_systems.htm>

<https://www.itu.int/en/mediacentre/backgrounders/Pages/artificial-intelligence-for-good.aspx>

Sources NN

<https://www.softwaretestinghelp.com/what-is-artificial-intelligence/>

<https://en.wikipedia.org/wiki/Neural_network#History>

<https://en.wikipedia.org/wiki/Neuroscience>

<https://towardsdatascience.com/what-the-hell-is-perceptron-626217814f53>

<https://www.analyticssteps.com/blogs/6-major-branches-artificial-intelligence-ai>

<https://natureofcode.com/book/chapter-10-neural-networks/>

<https://www.youtube.com/watch?v=bfmFfD2RIcg&ab_channel=Simplilearn>

<https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron>

Chapter 02: Fundamentals of Neural Networks: <https://umh1480.edu.umh.es/wp-content/uploads/sites/44/2013/02/Fundamentals_of_Neural_Networks.pdf>

<https://www.cognifit.com/el/brain>

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=N8i6pTafq1kC&oi=fnd&pg=PA3&dq=neural+network&ots=3a_woht4rx&sig=L9IwyH2CxpvVnSqcPMh033AuFbQ&redir_esc=y#v=onepage&q=neural%20network&f=false>

<https://www.mygreatlearning.com/blog/types-of-neural-networks/>

<https://towardsdatascience.com/6-types-of-neural-networks-every-data-scientist-must-know-9c0d920e7fce>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167701200002013>

<https://analyticsindiamag.com/6-types-of-artificial-neural-networks-currently-being-used-in-todays-technology/>

Introduction to Backpropagation Neural Network Computation -> <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1018966222807>

<https://towardsdatascience.com/how-does-back-propagation-in-artificial-neural-networks-work-c7cad873ea7>

<https://www.researchgate.net/profile/Olawale-Jegede-2/publication/281294465_Neural_Network_and_Its_Application_in_Engineering/links/56d46ced08aefd177b0f5778/Neural-Network-and-Its-Application-in-Engineering.pdf>

Sources Deep Learning

<https://www.ibm.com/cloud/blog/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks>

<https://www.softwaretestinghelp.com/what-is-artificial-intelligence/#2_Deep_learning>

<https://www.javatpoint.com/subsets-of-ai>

<https://intellipaat.com/blog/what-is-artificial-intelligence/>

<https://www.upgrad.com/blog/deep-learning-vs-neural-networks-difference-between-deep-learning-and-neural-networks/#What_is_the_difference_between_Deep_Learning_and_Machine_Learning>

<https://bernardmarr.com/deep-learning-vs-neural-networks-whats-the-difference/>

<https://medium.com/swlh/what-is-deep-learning-b2cd80911cbc>

<https://rancholabs.medium.com/6-major-sub-fields-of-artificial-intelligence-77f6a5b28109>

(Google Scholar) Deep learning Y LeCun, Y Bengio, G Hinton - nature, 2015 - nature.com

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=ISBKDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=deep+learning+fundamentals&ots=R9O4N9mibF&sig=B4bki5YmwHLxrozF1nqR746izvI&redir_esc=y#v=onepage&q=deep%20learning%20fundamentals&f=false>

<https://www.kdnuggets.com/2020/02/deep-neural-networks.html>

<https://www.healthyliving.gr/2013/01/08/%CF%84%CE%BF-%CF%86%CF%89%CF%82-%CE%B7-%CF%8C%CF%81%CE%B1%CF%83%CE%B7-%CE%BA%CE%B1%CE%B9-%CF%84%CE%BF-%CE%BC%CE%AC%CF%84%CE%B9/>

<https://rancholabs.medium.com/6-major-sub-fields-of-artificial-intelligence-77f6a5b28109>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8308186>

<https://arxiv.org/abs/1904.11829> (**Evaluating Recurrent Neural Network Explanations**)

A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning.pdf (RNN)

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/cnn-vs-rnn-vs-mlp-analyzing-3-types-of-neural-networks-in-deep-learning/>

<https://developer.ibm.com/articles/cc-machine-learning-deep-learning-architectures/>

<https://www.mygreatlearning.com/blog/types-of-neural-networks/> <https://towardsdatascience.com/6-types-of-neural-networks-every-data-scientist-must-know-9c0d920e7fce>

<https://www.ibm.com/cloud/learn/recurrent-neural-networks>

https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7778967

NLP

<https://surface.syr.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1043&context=istpub>

<https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/1074100.1074630>

<https://academic.oup.com/jamia/article/18/5/544/829676?ref=https%3a%2f%2fcodemonkey.link&login=false>

[**https://surface.syr.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1043&context=istpub**](https://surface.syr.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1043&context=istpub) -> Natural Language Processing Elizabeth D. Liddy.pdf

Natural language processing JF Allen - Encyclopedia of computer science, 2003 -> JF Allen - Encyclopedia of computer science, 2003.pdf

Natural language processing: an introduction PM Nadkarni, L Ohno-Machado… - Journal of the …, 2011 **-> PM Nadkarni, L Ohno-Machado… - Journal of the …, 2011.pdf**

<https://www.datascienceprophet.com/different-levels-of-nlp/>

<https://support.apple.com/siri>

<https://support.apple.com/en-us/HT204389>

Cognitive Computing

<https://digileaders.com/ai-and-cognitive-computing/>

<https://www.toolbox.com/tech/artificial-intelligence/articles/cognitive-computing-vs-ai/>

<https://www.youtube.com/watch?v=Zsl7ttA9Kcg&ab_channel=edureka%21>

<https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/cognitive-computing>

<https://towardsdatascience.com/what-is-cognitive-computing-how-are-enterprises-benefitting-from-cognitive-technology-6441d0c9067b>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8012289>

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=PBKhCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=COGNITIVE+computing&ots=UTDHe-mFtH&sig=byoR7-yXz-GQkn31aN0Hziy4mHs&redir_esc=y#v=onepage&q=COGNITIVE%20computing&f=false>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7336083>->(Cognitive\_Computing\_A\_Brief\_Survey\_and\_Open\_Research\_Challenges.pdf)

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1386505619301911>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8259243>

CV sources

<https://www.ibm.com/topics/computer-vision>

<https://www.softwaretestinghelp.com/what-is-artificial-intelligence/#5_Natural_Language_Processing>

<https://intellipaat.com/blog/what-is-artificial-intelligence/>

<https://medium.com/@neha49712/artificial-intelligence-and-its-sub-fields-a5a63d8263e8>

<https://www.softwaretestinghelp.com/what-is-artificial-intelligence/>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0092867411012906> (**Computer Vision In Cell Biology.pdf**)

<https://cds.cern.ch/record/400313/files/p21> (**Computer Vision Evolution and Promise.pdf**)

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169912001950> (**The use of computer vision technologies in aquaculture.pdf**)

ML Sources

3.1

<https://www.youtube.com/watch?v=nKW8Ndu7Mjw&ab_channel=GoogleCloudTech>

<https://www.kdnuggets.com/2020/05/guide-choose-right-machine-learning-algorithm.html>

<https://www.youtube.com/watch?v=GyrhVZnKM00&ab_channel=DataMagic>

<https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperparameter_(machine_learning)>

<https://riskspan.com/tuning-machine-learning-models/>

<https://searchenterpriseai.techtarget.com/feature/How-to-build-a-machine-learning-model-in-7-steps>

<https://www.netapp.com/artificial-intelligence/what-is-machine-learning/>

[https://www.dataversity.net/a-brief-history-of-machine-learning/#](https://www.dataversity.net/a-brief-history-of-machine-learning/)

<https://www.tutorialspoint.com/machine_learning_with_python/index.htm>

<https://www.tutorialspoint.com/machine_learning_with_python/machine_learning_with_python_basics.htm>

<https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/perceptron>

3.2

<https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2021/08/02/understanding-generation-data/?sh=295ddb3136b7>

<https://seedscientific.com/how-much-data-is-created-every-day/>

<https://the-tech-trend.com/reviews/how-much-data-is-produced-every-day/>

<https://techjury.net/blog/how-much-data-is-created-every-day/#gref>

<https://wdr2021.worldbank.org/stories/crossing-borders/>