**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**

**(Κενό φύλλο)**

**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:**

**???**

**Ημερομηνία εξέτασης 0?/03/2022**

**(Κενό φύλλο)**

**ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΡΟΠΤΥΧΙΑΚΗΣ 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 προπτυχιακής 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».

Επιθυμώ την απαγόρευση πρόσβασης στο πλήρες κείμενο της εργασίας μου μέχρι την απόκτηση του πτυχίου μου και έπειτα από αίτηση μου στη Βιβλιοθήκη και έγκριση του επιβλέποντα καθηγητή.

Ο/Η Δηλών/ούσα



**(Κενό φύλλο)**

**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.

**(Κενό φύλλο)**

# **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](#_Toc95493249)

[**ABSTRACT** 9](#_Toc95493250)

[**ΕΙΣΑΓΩΓΗ** 14](#_Toc95493251)

[**ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ** 14](#_Toc95493252)

[2.1 Ορισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης 14](#_Toc95493253)

[2.2 Διαχωρισμός της Τεχνητής Νοημοσύνης σε υποκατηγορίες 14](#_Toc95493254)

[2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα – Artificial Neural Networks 16](#_Toc95493255)

[2.2.2 Βαθιά Μάθηση – Deep Learning 22](#_Toc95493256)

[2.2.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας - NLP 27](#_Toc95493257)

[2.2.4 Γνωστική Υπολογιστική – Cognitive Computing 28](#_Toc95493258)

[2.2.5 Όραση Υπολογιστών – Computer Vision 29](#_Toc95493259)

[**ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ** 30](#_Toc95493260)

[3.1 Τι είναι η Μηχανική Μάθηση 30](#_Toc95493261)

[3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης 35](#_Toc95493262)

[**ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟΥ** 36](#_Toc95493263)

[4.1 Τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν 36](#_Toc95493264)

[4.2 Παρουσίαση του λογισμικού και των αποτελεσμάτων του 36](#_Toc95493265)

[4.2 Παρατηρήσεις 37](#_Toc95493266)

[**ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ** 37](#_Toc95493267)

[5.1 Δεν το έχω σκεφτεί ακόμα 37](#_Toc95493268)

[5.2 Προοπτικές Τεχνητής Νοημοσύνης και το μέλλον της 37](#_Toc95493269)

[**Βιβλιογραφία** 37](#_Toc95493270)

**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

**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 αποκαλεστεί και «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 είναι σαν μία σωλήνα η οποία 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 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 μαθαίνει στα υπολογιστικά συστήματα 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 πλέον ένας υπολογιστής μπορεί 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 εποπτευόμενης μάθησης, αλλά γενικά αυτά τα μοντέλα δεν βασίζονται στα επισημασμένα σύνολα δεδομένων [ibm.com/cloud/blog/ai-vs-m]. Με λίγα λόγια η εποπτευόμενη 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 εποπτευόμενης 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 χαρακτηρίζονται εμπιστεύσιμα σε εφαρμογές που αφορούν 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 περνάνε 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). Η επιθυμητή ιδιότητα των ρομπότ στην ζωή του ανθρώπου είναι αυτή του βοηθού. Ο σκοπός των ρομπότ πρέπει να αποσκοπεί στην καλυτέρευση της ανθρώπινης ζωής και στην βελτίωση της. Ως σύμβουλοι, τα ρομπότ μπορούν να κάνουν εξαιρετική δουλειά, καθώς δίνοντάς τους μεγάλους όγκους δεδομένων αυτά μπορούν να τα αναλύουν και να παράγουν συμπεράσματα ή λύσεις σε διάφορα θέματα, με μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα και ταχύτητα από ότι ένας άνθρωπος. Αυτός είναι ένας τρόπος με τον οποίο πρέπει να αξιοποιηθούν τα ρομπότ. Για να πραγματοποιηθεί αυτό το όραμα, είναι απαραίτητη η χρήση της Γνωστικής Υπολογιστικής. Η Γνωστική Υπολογιστική ασχολείται με την παραγωγή προγραμμάτων/μοντέλων (models) τα οποία αναπαράγουν την διαδικασία της ανθρώπινης σκέψης [techtarget]. Με την χρήση των μοντέλων αυτών ένα υπολογιστικό σύστημα θα μπορεί να επιλύει σύνθετα προβλήματα ακολουθώντας μια διαδικασία παρόμοια με αυτή της σκέψης [techtarget, digileaders]. Αφού βρεθούν πιθανές λύσεις, το σύστημα παρουσιάζει τις λύσεις στον άνθρωπο. Ουσιαστικά η Γνωστική Υπολογιστική έχει ως σκοπό την παροχή βοήθειας στους ανθρώπους όταν πρόκειται να πάρουν κάποια απόφαση. Για να τους βοηθήσουν, 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, στην ιατρική, 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].

Cognitive computing is a multidisciplinary field of research aiming at devising computational models and decisionmaking mechanisms based on the neurobiological processes of the brain, cognitive sciences, and psychology. The objective of cognitive computational models is to endow computer systems with the faculties of knowing, thinking, and feeling.

Hence, the focus of cognitive computing should be on mimicking the mechanisms of the brain to endow computer systems with the faculties of feeling, thinking and knowing.

In conclusion, cognitive computing is a multidisciplinary field of research aiming at devising computational models and decision-making mechanisms based on the neurobiological processes of the brain, cognitive sciences, and psychology to endow computer systems with the faculties of knowing, thinking, and feeling.

However, there is still a long journey ahead before fully mimicking how brain processes information, generates knowledge, makes decisions and creates feelings. [Cognitive Computing: A Brief Survey and Open Research Challenges]

the IEEE Technical Activity for cognitive computing defines it as ‘‘an interdisciplinary research and application field’’, which ‘‘uses methods from psychology, biology, signal processing, physics, information theory, mathematics, and statistics’’ in an attempt to construct ‘‘machines that will have reasoning abilities analogous to a human brain’’. In the industry, the IBM corporation developed the cognitive system, i.e., Waston, which could process and reason about natural language and learn from documents without supervision

Cognitive Science has emerged, which is an interdisciplinary subject that studies the circulation and treatment of information in human brain. Cognitive scientists explore mental ability of human beings through observation on aspects such as language, perception, memory, attention, reasoning and emotion [15]. The cognitive process of human beings is mainly reflected on the following two stages. Firstly, people become aware of ambient physical environments through their own perceptive sense organs such as skin, eyes and ears, etc., by which the external information is obtained as input. Secondly, the input is transmitted to brain through nerves for complicated processing such as storage, analysis and learning. The processing results are fed back to various body parts through nervous system and then each part produces appropriate behavior response. Thus, a complete closed loop that covers decision-making and action is formed. Therefore, when a newborn is cognizing the world, constant communications with outer world are required to obtain various information on external environments. In the meantime, he or she gradually establishes his or her own cognitive system by using the obtained information and feedback. Since the cognitive system is extremely complex, it is essential to use the tools and the methods from various subjects, in order to conduct multi-dimensional [16], all-around and in-depth studies for a better understand the cognitive system. Therefore, cognitive science crosses many subjects and research fields such as linguistics, psychology, AI, philosophy, neuroscience and anthropology.

When cognitive computing is embedded into IoT, the smart IoT system may assist human beings in decisionmaking and provide critical suggestions [1]. Cognitive technologies can also be integrated with information communication system in order to spawn novel cognitive radio networks [20].

It is clear from above-description that cognitive computing is based on information. Communication field emphasizes on transmission of information, while computer realm emphasizes on utilization of information. In actual cognitive computing applications, the information is mainly represented by data including various structured and unstructured data

The popularization and extensive use of IoT will generate more and more data that will provide important information source for realization of cognitive computing. In turn, as a new type of computing mode, the cognitive computing will provide means of practice with higher and better energy efficiency for data perception and collection in IoT. [Cognitive Computing: Architecture, Technologies and Intelligent Applications]

Today, smart machines are becoming more like humans through their ability to recognize voices, process natural language, and learn. They learn by interacting with the physical world through devices that enable them to see, hear, smell, and touch, as well as through mobility and motor control. In some cases, they do a much faster and better job than humans at recognizing patterns, performing rule-based analysis on very large amounts of data, and solving both structured and unstructured problems.

Cognitive computing refers to smart systems that learn at scale, reason with purpose, and interact with humans and other smart systems naturally. Rather than being explicitly programmed, these systems learn and reason from their interactions with us and from their experiences with their nvironment. They are made possible by advances in a number of scientific fields over the past half-century, and are different in important ways from the information systems that preceded them.

We already interact with services enabled by cognitive computing, such as Apple Siri, IBM Watson, Microsoft Cortana, Google Go, and Amazon Echo.

Cognitive computing—smart machines—has great potential to reduce costs, increase efficiency, and improve outcomes by performing routine tasks and analyzing large amounts of data. The development and adoption of cognitive computing is a process and the result of a combination of machine learning algorithms and traditional knowledge engineering extended by applying breakthroughs in emerging technology. The overall goal of cognitive computing is to increase the productivity and creativity (decision making, connectivity, innovation, and augmentation) of individuals and organizations.

Cognitive Compliance in Finance = The authors propose a system that aids compliance officers in understanding. They describe the architecture of Cogpliance, a cognitive compliance platform that uses machine learning, information retrieval, and NLP techniques coupled with a novel user experience design to provide an end-to-end system. The architecture consists of multiple phases—that is, data ingestion, preprocessing, data enrichment, data store, supported services, and applications.

An Intelligent Academic Advisor = They present a cognitive advising system that answers questions related to their university and its programs. This system uses IBM Watson’s machine learning algorithms to identify the question category and provide an appropriate response. To implement the system, they developed a four-step development process as illustrated in their article.

The system answers questions from a number of perspectives: potential applicants to the program, newly admitted students, current students, faculty members, and business professionals. One of their goals was to demonstrate how easy it can be to develop a cognitive application

Cognitive Gaming = Two cognitive game system optimization approaches with their inherent challenges are discussed. Building cognitive services specifically for game content is a challenging task, given that it requires complex mathematic models and large amounts of training data for learning algorithms. Collecting players’ information for game content generation is identified as an emerging trend in cognitive gaming. This is an extension of personalization approaches used in targeted advertising, which tracks consumer behavior and delivers appropriate content. The rich information available across the web makes it possible for a machine to quickly derive game players’ characteristics. With games as dynamic human-computer interaction systems, player behaviors and performances in different game scenarios pose enormous challenges in game design and optimization. These issues become more complicated in multiplayer games because a variety of factors create more uncertainties. The self-adaptation feature of cognitive computing makes it a powerful approach to address these issues

As the articles in this special issue illustrate, cognitive computing encompasses the processing and making sense of large volumes of data to enhance operational excellence, improve compliance with regulations, develop academic advising systems, optimize spectrum sharing, and optimize complex game system design.

Cognitive computing is cross-disciplinary in nature and focuses on methodologies and systems that can implement autonomous computational intelligence in applications as varied as expert systems, robotics, autonomous vehicles, medical diagnostics, machine vision, translation, employee performance evaluations, planning and scheduling, marketing analytics, remote maintenance monitoring, and many others. [Cognitive Computing]

<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>

### 2.2.5 Όραση Υπολογιστών – Computer Vision

Η τελευταία υποκατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η Όραση Υπολογιστών. Για πολλά χρόνια οι επιστήμονες προσπαθούσαν να αναπτύξουν έναν τρόπο που οι υπολογιστές θα μπορούσαν 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 δημιουργήθηκε η Όραση 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]. Ο υπολογιστής αντιλαμβάνεται και καταλαβαίνει αυτό που βλέπει και με βάση τους κανόνες με τους οποίους έχει προγραμματιστεί, λαμβάνει τις κατάλληλες αποφάσεις, για παράδειγμα αν έχουμε σε έναν χώρο κάμερες θέλουμε σε περίπτωση που υπάρξει άνθρωπος σε έναν χώρο μετά από κάποια συγκεκριμένη ώρα τότε να ειδοποιείται η αστυνομία και ο ιδιοκτήτης του καταστήματος γιατί υπάρχει μεγάλη πιθανότητα να είναι κλέφτης. Έχοντας τις εικόνες και τα βίντεο ως είσοδο, ο αλγόριθμος Όρασης Υπολογιστών καταφέρνει να εξάγει από αυτά πληροφορία με την χρήση διάφορων τεχνικών. Μερικές από τις βασικότερες τεχνικές είναι οι εξής: ανίχνευση αντικειμένων (object detection), ανίχνευση προσώπου (face detection), ανίχνευση γωνιών (corner detection), εντοπισμός αντικειμένων (object tracking), ταίριασμα προτύπων (template matching). Στην ρομποτική ανάλογα την περίπτωση, χρησιμοποιείται συχνά η Όραση Υπολογιστών. Αν θέλουμε να δημιουργηθεί ένα υπολογιστικό σύστημα το οποίο να αναγνωρίζει διάφορα αντικείμενα, χρειάζεται να έχει όραση ώστε να βλέπει το περιβάλλον του και να καταλαβαίνει τα αντικείμενα που βρίσκονται σε αυτό.

<https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4471-6320-6?noAccess=true>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5961>

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=bXzAlkODwa8C&oi=fnd&pg=PR4&dq=computer+vision&ots=g--745nxBK&sig=OIGkqTJRkLbM8L9E2FLIb3Sk5Gk&redir_esc=y#v=onepage&q=computer%20vision&f=false>

<http://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show_id=caadria2010_044/paper/0ee6>

<https://books.google.gr/books?hl=el&lr=&id=PmrICLzHutgC&oi=fnd&pg=PA1&dq=computer+vision&ots=cTMTQtP_1x&sig=SXCjI63iuw8xSRB59cmAzJ1DOCE&redir_esc=y#v=onepage&q=computer%20vision&f=false>

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/557250>

**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 βγάλουν νόημα και συμπεράσματα από αυτή την μάζα δεδομένων. 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 επαναπρογραμματίζονται εκ νέου, ούτε χρειάζεται να παρέμβει κάποιος άνθρωπος 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 σκεφτεί σύνθετα πράγματα, 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 παίρνει αποφάσεις με βάση τα δεδομένα εισόδου. Σε περίπτωση που παρατηρηθεί 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, θέλουν πληροφορία. Αυτό φαίνεται 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 του διαδικτύου τα τελευταία 30 χρόνια.**

|  |
| --- |
| **Εικόνα 1.4:** Η κίνηση του διαδικτύου τα τελευταία 30 χρόνια [worldbank] |

**Να αναφέρω ότι τα data είναι unstructured και ότι χρειαζόμαστε κατι που να τα χρησιμοποιει (Big Data)**

<https://www.hbs.edu/ris/Publication%20Files/SMR-How-Big-Data-Is-Different_782ad61f-8e5f-4b1e-b79f-83f33c903455.pdf>

<https://wiki.uib.no/info310/images/4/4c/McAfeeBrynjolfsson2012-BigData-TheManagementRevolution-HBR.pdf>

**Search = statistics about the increase of data**

**Search = introduce Data Science and how it helps**

**Search = introduce also Data Mining and Data Analytics and show the importance and the role of them**

**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. Έχοντας 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. Τα βήματα εκπαίδευσης ενός μοντέλου είναι τα εξής: συλλογή των δεδομένων, προετοιμασία των δεδομένων, επιλογή αλγορίθμου, εκπαίδευση του μοντέλου, αξιολόγηση του μοντέλου, ρύθμιση απόδοσης και παραγωγή προβλέψεων [GoogleCloudTech, DataMagic].

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.

**ΝΑ ΓΡΑΨΩ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ**

## 3.2 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης

Κατά καιρούς και από διάφορα εκπαιδευτικά ιδρύματα έχουν αναπτυχθεί πρότυπα συγγραφής διπλωματικών εργασιών.

Google scholar

<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

## 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>

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/>

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/>