



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ

Σύστημα Ανίχνευσης Βήχα με χρήση του Arduino 33 sense BLE

Ιωάννης Γκλιάτης

Αριθμός Μητρώου: 48013024

Επιβλέπων Καθηγητής

Παντελεήμων Ασβεστάς, Αναπληρωτής Καθηγητής

Αθήνα 14/10/2021

Η Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Ο Επιβλέπων Καθηγητής

Παντελεήμων Ασβεστάς

Αναπληρωτής Καθηγητής

Δημήτριος Γκλώτσος

Αναπληρωτής Καθηγητής

Σπυρίδων Κωστόπουλος

Επίκουρος Καθηγητής

Δήλωση Συγγραφέα

Ο υπογράφων Ιωάννης Γκλιάνης του Γεωργίου, με αριθμό μητρώου 48013024 φοιτητής του Τμήματος Μηχανικών Βιοϊατρικής της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και 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/διπλώματός μου».

Ημερομηνία

Ο Δηλών

14/10/2021



ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Το θέμα της εργασίας είναι η υλοποίηση ενός συστήματος ανίχνευσης βήχα με χρήση του μικροελεγκτή «Arduino Nano 33 BLE Sense». Αξιοποιείται η πλατφόρμα «Edge Impulse Studio» και το κινητό τηλέφωνο (smartphone) για την δημιουργία βιβλιοθήκης δεδομένων και γίνεται χρήση ενός πολύ-επίπεδου νευρωνικού δικτύου. Πρόκειται για ένα σύστημα βαθιάς μηχανικής μάθησης το οποίο επεξεργάζεται το σήμα που λαμβάνει μέσω του μικροελεγκτή και επιτελεί την εξαγωγή χαρακτηριστικών συχνοτήτων «Mel». Το σύστημα ανήκει στις συσκευές του διαδικτύου των πραγμάτων (Internet of Things), ως μια φορητή συσκευή, χρησιμοποιώντας δίκτυα «Wi-Fi» και τεχνολογία ετικετών «QR». Η πλατφόρμα «Edge Impulse Studio» χρησιμοποιεί την τεχνολογία για εκπαίδευση και δημιουργία του νευρωνικού δικτύου μέσω των εφαρμογών «Keras» και «TensorFlow» τα οποία επιτελούν στην δημιουργία της βιβλιοθήκης για τον μικροελεγκτή. Γίνεται η λήψη 24 ηχογραφήσεων από ένα άτομο για την εκπαίδευση του συστήματος από τις οποίες οι 12 αντίστοιχα ανήκουν σε σήματα βήχα και θορύβου και ύστερα με την χρήση του μικροελεγκτή γίνεται η ανίχνευση νέου σήματος και κατάταξη σε σήματος βήχα ή θορύβου με την αντίστοιχη ένδειξη στο περιβάλλον του «Arduino» και σε μια φωτοδίοδο Led. Λόγω του μικρού αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης και της λήψης από ένα άτομο/άνδρα ανιχνεύεται ο βήχας αποτελεσματικότερα σε ανδρικό πληθυσμό.

Λέξεις Κλειδιά: *Διπλωματική εργασία, Διαδίκτυο των Πραγμάτων, Μηχανική Μάθηση, Βαθιά Μάθηση, Νευρωνικά Δίκτυα, Συχνότητες Mel, Βήχας, MFCC, Edge Computing, Keras, TensorFlow, Arduino 33 BLE.*

ABSTRACT

The subject of the work is the implementation of a cough detection system using the microcontroller "Arduino Nano 33 BLE Sense". The "Edge Impulse Studio" platform and the mobile phone (smartphone) are used to create a data library and a multi-layer neural network is used. It is a deep machine learning system that processes the signal received through the microcontroller and performs the extraction of "Mel" frequencies features. The device is portable and is an Internet of Things application, using "Wi-Fi" networks and "QR" tagging technology. The "Edge Impulse Studio" platform trains and creates the neural network through the applications "Keras" and "TensorFlow" which perform the creation of the library for the microcontroller. 24 recordings are taken by one person for the training of the system, of which 12 of them belong to cough and 12 to noise signals. Then with the use of the microcontroller a new signal is detected and classified into a cough or noise signal with the corresponding indication in the environment of "Arduino" and in a LED photodiode. Due to the small amount of training data and the intake of a person / man, coughing is detected more effectively in the male population.

Keywords: Final project, Internet of things, Machine Learning, Deep Learning, Neural Networks, Mel Frequencies, MFCC, Cough, Edge Computing, Keras, TensorFlow, Arduino 33 BLE.

Ευχαριστίες:

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον καθηγητή μου Παντελεήμων Ασβεστά για την ευκαιρία που μου έδωσε να πραγματοποιήσω την διπλωματική μου εργασία και για την πολύτιμη βοήθεια που μου παρείχε σε κάθε στάδιο και για τον χρόνο που διέθεσε με σκοπό να πραγματοποιηθεί η παρούσα εργασία. Η βοήθεια που μου προσέφερε ήταν εξαιρετικά σημαντική.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους μου τους καθηγητές του τμήματος Μηχανικών Βιοϊατρικής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής για τις γνώσεις και την βοήθεια που μου προσέφεραν σε όλη τη διάρκεια της φοίτησής μου.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την οικονομική αλλά κυρίως ψυχολογική στήριξη, αλλά και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξαν όλα αυτά τα χρόνια.

Περιεχόμενα

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	1
2	Θεωρητικό Υπόβαθρο	2
2.1	Βήχας.....	2
2.1.1	Πάθο-φυσιολογία.....	2
2.1.2	Αρχική Αξιολόγηση	2
2.1.3	Ιστορικό Βήχα	3
2.1.4	Φάσμα Συντελεστών Συχνότητας Mel	5
2.1.5	Φάσμα συχνοτήτων «Mel»	5
2.1.6	Συχνότητες «Formant»	6
2.2	Μηχανική Μάθηση.....	7
2.2.1	Ρηχή μάθηση	8
2.2.2	Βαθιά Μάθηση	8
2.2.3	Μοντέλα βαθιάς μάθησης	10
2.2.4	Πυρήνες.....	12
2.2.5	Max Pooling.....	12
2.2.6	Average Pooling.....	12
2.2.7	Συσταδοποίηση	13
2.2.8	Εφαρμογή στις επιστήμες υγείας.....	13
2.2.9	Edge computing με εφαρμογή στην υγειονομική περίθαλψη	14
2.2.10	Υλοποίηση με συσκευές Διαδικτύου των Πραγμάτων	16
2.2.11	Πλεονεκτήματα και Προκλήσεις της Βαθιάς Μάθησης με Edge Computing..	17
2.2.12	Αρχιτεκτονική του Edge Computing	18
2.2.13	Πλεονεκτήματα του edge computing έναντι του cloud computing.....	18
2.2.14	Εφαρμογές του «Edge Computing»	19
2.2.15	Κατάτμηση ηχητικών σημάτων	19
2.2.16	Γραφική Αναπαράσταση του σήματος.....	20
2.3	Διαδίκτυο των Πραγμάτων.....	21
2.3.1	Ορισμός του «IoT»	21
2.3.2	Gartner’s Hype Cycle	24
2.3.3	Τεχνολογίες του «IoT».....	25
2.3.4	Ραδιοσυχνότητες «RFID»	26
2.3.5	Πρωτόκολλο Διαδικτύου (IP).....	26
2.3.6	Ασύρματο δίκτυο «Wi-Fi»	26

2.3.7	«Barcode».....	27
2.3.8	Δίκτυο Ασύρματων Αισθητήρων (WSN).....	27
2.3.9	Δομικά στοιχεία του «WSN»	27
3	Μεθοδολογία	29
3.1	Hardware Arduino 33 BLE Sense	29
3.1.1	Ψηφιακοί Ακροδέκτες	31
3.1.2	Αναλογικοί Ακροδέκτες.....	31
3.2	Software του «Arduino 33 Sense BLE».....	32
3.2.1	TensorFlow	33
3.2.2	Keras	35
3.2.3	Φόρτωμα δεδομένων και προ-επεξεργασία	36
3.2.4	Φόρτωμα Δεδομένων.....	36
3.2.5	Λήψη συνόλου δεδομένων με ετικέτα από αρχεία εικόνας στον δίσκο	37
3.2.6	Προ-επεξεργασία δεδομένων με «Keras»	37
3.2.7	Το ιδανικό μοντέλο μηχανικής μάθησης από άκρο σε άκρο (end-to-end)	38
3.2.8	Χρήση των επιπέδων προ-επεξεργασίας «Keras»	38
3.2.9	Εκπαίδευση των μοντέλων με την εντολή «fit()»	39
3.2.10	Παρακολούθηση των δεδομένων απόδοσης	40
3.2.11	Παρακολούθηση μετρήσεων	40
3.2.12	Χρήση του ελάχιστου μεγέθους δικτύου	40
3.2.13	Λήψη Δεδομένων	41
3.2.14	Φόρτωμα δεδομένων.....	42
3.2.15	Εξαγωγή Χαρακτηριστικών.....	43
3.2.16	Εκπαίδευση Μοντέλου.....	44
3.2.17	Δημιουργία Βιβλιοθήκης Arduino.....	45
3.2.18	Φόρτωμα Προγράμματος Arduino.....	46
3.3	Προβληματισμοί.....	47
3.4	Αποτελέσματα	47
4	Συμπεράσματα – Μελλοντικές επεκτάσεις.....	50
5	Βιβλιογραφία.....	51

Συνομογραφίες

Πίνακας 1. Συνομογραφίες

Συνομογραφία	Πλήρης Όρος	Ελληνικός Όρος
ML	Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
DL	Deep Learning	Βαθιά Μάθηση
RL	Reinforced Learning	Ενισχυτική Μάθηση
kNN	k Nearest Neighbors	k Πλησιέστεροι Γείτονες
RNN	Recurrent Neural Network	Επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο
GPU	Graphics Processing Unit	Μονάδα Επεξεργασίας Γραφικών
MLP	Multi-layer Perceptron	
CNN	Convolutional Neural Networks	Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα
IoT	Internet of Things	Διαδίκτυο των Πραγμάτων
AI	Artificial Intelligence	Τεχνητή Νοημοσύνη
LPC	Linear Prediction Coding	Γραμμικοί Συντελεστές Πρόβλεψης
MFCC	Mel Cepstral Frequency Coefficients	Φάσμα Συντελεστών Συχνότητας Mel
LPCC	Linear Prediction Cepstral Coefficients	Γραμμικοί συντελεστές πρόβλεψης Cepstral
NPC	Neural Predictive Coding	Νευρωνικός Κώδικας Πρόβλεψης
MFC	Mel Frequency Cepstrum	Φάσμα συχνοτήτων Mel
DCT	Discrete Cosine Transformation	Διακριτός Μετασχηματισμός Συνημίτονου
DFT	Discrete Fourier Transformation	Διακριτός μετασχηματισμός Φουριέ
HMM	Hidden Markov Models	Αλγόριθμοι Μοντέλων Markov
TCP	Transmission Control Protocol	Πρωτόκολλο Ελέγχου Μετάδοσης
IP	Internet Protocol	Πρωτόκολλο Διαδικτύου
RFID	Radio Frequency Identification	Ταυτοποίηση Μέσω Ραδιοσυχνοτήτων
WLAN	Wireless Local Area Network	Τοπικό Ασύρματο Δίκτυο
QR	Quick Response	Κώδικας Γρήγορης Απόκρισης
WSN	Wireless Sensor Network	Δίκτυο Ασύρματων Αισθητήρων
MAC	Media Access Control	Φυσική Διεύθυνση
SOA	Service Oriented Architecture	Αρχιτεκτονική Προσανατολισμού Υπηρεσιών
OSWA	Open Sensor Web Architecture	
WPAN	Wireless Personal Area Network	Ασύρματο Προσωπικό Δίκτυο Υπολογιστών
ADC	Analog to Digital Converter	Μετατροπέας Αναλογικού σήματος σε Ψηφιακό
DAC	Digital to Analog Converter	Μετατροπέας Ψηφιακού Σήματος σε Αναλογικό
API	Application Programming Interface	Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών
CPU	Central Processing Unit	Κεντρική Μονάδα Επεξεργασίας

Εικόνες

Εικόνα 1.Αναπαράσταση της δομής του σήματος βήχα [2].	4
Εικόνα 2. Αναπαράσταση ενός φάσματος «MFCC» σήματος βήχα [3].	6
Εικόνα 3. Αντιστοιχία Formant Frequencies με τις τρεις πρώτες αρμονικές [5].	6
Εικόνα 4. Δομή Συστήματος Βαθιάς Μάθησης.	10
Εικόνα 5. Αναπαράσταση του MLP.	11
Εικόνα 6. Αναπαράσταση συνελικτικών νευρωνικών δικτύων.	12
Εικόνα 7. Αναπαράσταση των «max» και «average pooling».	13
Εικόνα 8. Δομή Εφαρμογής σε Επιστήμες.	14
Εικόνα 9. Ο ρόλος της βαθιάς μάθησης στην υγειονομική περίθαλψη.	15
Εικόνα 10. Δίκτυο παρακολούθησης υγειονομικής περίθαλψης μέσω «edge computing».	17
Εικόνα 11. Δομή δικτύου edge computing.	18
Εικόνα 12. Γραφική αναπαράσταση τριών σημάτων βηξίματος στο πεδίο του χρόνου [22].	20
Εικόνα 13. Γραφική αναπαράσταση τριών σημάτων βηξίματος στο πεδίο των συχνοτήτων [22].	21
Εικόνα 14. Αναδυόμενες Τεχνολογίες 2012 [29].	25
Εικόνα 15. Gartner’s Hype Cycle για την Υγεία (2021) [30].	25
Εικόνα 16. Γραμμωτός κώδικας (αριστερά) και «QR» (δεξιά) [33] [34].	27
Εικόνα 17. Block Διάγραμμα του συστήματος.	29
Εικόνα 18. Αναπαράσταση του «Arduino Nano 33 Sense BLE» [37].	30
Εικόνα 19. Arduino Nano 33 Sense BLE Pinout [39].	31
Εικόνα 20. Αισθητήρες του «Arduino Nano 33 Sense BLE» [40].	31
Εικόνα 21. «Αισθητήρες του Arduino 33 BLE Sense» [41].	32
Εικόνα 22. Διάγραμμα Μικροελεγκτή.	32
Εικόνα 23. Δομή βασικού προγράμματος «Arduino IDE» [38].	33
Εικόνα 24. Τύποι μεταβλητών [38].	33
Εικόνα 25. Δομή του «TensorFlow».	35
Εικόνα 26. Λήψη συνόλου δεδομένων	37
Εικόνα 27. Παράδειγμα λήψης συνόλου δεδομένων [46].	37
Εικόνα 28. Παράδειγμα κανονικοποίησης χαρακτηριστικών [46].	39
Εικόνα 29. Εντολή «Compile» [46].	39
Εικόνα 30. Αναγνωριστές συμβολοσειράς [46].	39
Εικόνα 31. Εντολή «fit» [46].	40
Εικόνα 32. Εντολή «fit» [46].	40

Εικόνα 33. Εντολή «compile» [47].	40
Εικόνα 34. Σύνδεση Κινητού τηλεφώνου με το Edge Impulse Studio	42
Εικόνα 35. Φόρτωμα δεδομένων και αναπαράσταση.....	43
Εικόνα 36. Δομή των παραθύρων εξαγωγής χαρακτηριστικών και εκπαίδευσης	43
Εικόνα 37. Χαρακτηριστικά ηχητικού σήματος.....	44
Εικόνα 38. Πίνακας Αληθείας.....	45
Εικόνα 39 Δημιουργία Βιβλιοθήκης Arduino	46
Εικόνα 40. Φόρτωμα του Προγράμματος Ανίχνευσης Βήχα	46
Εικόνα 41. Λήψη ηχητικού σήματος	48
Εικόνα 42. Ανίχνευση Βήχα «Serial Monitor»	48
Εικόνα 43. Ένδειξη Led σε ανίχνευση βήχα	49

Πίνακες

Πίνακας 1. Συντομογραφίες.....	1
Πίνακας 2. Χρονοδιάγραμμα των σημαντικών συμβάντων σχετικά με το Διαδίκτυο των Πραγμάτων [27].	22
Πίνακας 3. Ανάπτυξη των Τεχνολογιών «IoT» [28].....	23
Πίνακας 4. Υλικά που χρησιμοποιήθηκαν	29
Πίνακας 5. Χαρακτηριστικά του Arduino 33 BLE Sense [36].....	30
Πίνακας 6. Πίνακας ληφθέντων σημάτων.	49
Πίνακας 7. Πίνακας Αληθείας του συστήματος.....	49

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στη σύγχρονη εποχή λόγω της αύξησης του πληθυσμού της γης και των νεοεμφανιζόμενων ασθενειών (διανύουμε την εποχή του κορονοϊού «Covid-19»), επηρεάζεται συνεχώς η καθημερινότητα των πολιτών, εφόσον χρειάζεται διαρκώς να λαμβάνουν μέτρα για την πρόληψή τους καθώς και για την γρήγορη γνωμάτευση τους.

Η ανίχνευση και γνωμάτευση μπορεί να επιτευχθεί με τα μέσα που ήδη υπάρχουν όπως στην περίπτωση του κορονοϊού τα Rapid-Test και τα μοριακά Test-PCR. Το κοινό μπορεί να απευθυνθεί στα περισσότερα ιατρεία και κέντρα υγειονομικής περίθαλψης ώστε να ελέγξει της κατάσταση του οργανισμού περί της λοίμωξης.

Ορισμένοι παράγοντες που επηρεάζουν την έγκαιρη εξέταση είναι η άγνοια των συμπτωμάτων περί της ασθένειας, καθώς και ο χρόνος που πρέπει να διατεθεί για την διεξαγωγή της εξέτασης και της απόκτησης των αποτελεσμάτων.

Έχουν εμφανιστεί νέες εφαρμογές με ηλεκτρονικά μέσα οι οποίες βοηθούν τον πληθυσμό να ελέγξει την κατάσταση της υγείας του με συγκεκριμένα μέσα. Κάποια από τα μέσα αυτά είναι ο έλεγχος της θερμοκρασίας του ατόμου μέσω ηλεκτρονικών θερμομέτρων και θερμοκάμερων.

Η τάση της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια μας ωθεί να ακολουθήσουμε την οδό προς τις έξυπνες συσκευές και γενικότερα τις συσκευές του διαδικτύου των πραγμάτων (Internet of Things - IoT). Υπάρχει η ανάγκη για απόκτηση τεχνολογιών οι οποίες δημιουργούν συσκευές οι οποίες είναι φορητές, καταναλώνουν χαμηλή ενέργεια και αποθηκεύουν τα δεδομένα τους ώστε να αξιοποιηθούν αργότερα.

Ένας τρόπος δημιουργίας μιας συσκευής διαδικτύου των πραγμάτων είναι η χρήση μιας συσκευής Arduino με έναν αισθητήρα ο οποίος λαμβάνει μετρήσεις και έχει ως έξοδο ένα αποτέλεσμα οπτικά σε οθόνη υπολογιστή και σε ορισμένες περιπτώσεις αποθήκευση και αποστολή της πληροφορίας για χρήση από τον κατάλληλο υγειονομικό επαγγελματία για την έγκαιρη εξέταση και γνωμάτευση περί της κατάστασης του ατόμου.

Στην παρούσα εργασία υλοποιείται ένα σύστημα βαθιάς μηχανικής μάθησης ενός πολύ-επίπεδου νευρωνικού δικτύου στο οποίο γίνεται η εκπαίδευση και ανίχνευση σήματος βήχα. Με την ολοκλήρωση της εργασίας γίνεται εφικτή η ανίχνευση του βήχα ενός ατόμου με σκοπό την δημιουργία ενός συστήματος διαδικτύου των πραγμάτων το οποίο ανιχνεύει τα συμβάντα βήχα σε έναν χώρο ατόμων.

Χρησιμοποιήθηκε ο μικροελεγκτής «Arduino Nano 33 BLE Sense», ένα κινητό τηλέφωνο smartphone για την απόκτηση των δεδομένων εκπαίδευσης, η πλατφόρμα «Edge Impulse Studio» η οποία αξιοποιεί τις τεχνολογίες των «Keras» και «TensorFlow» και μια φωτοδίοδος Led για την οπτική διαπίστωση του αποτελέσματος χωρίς την χρήση υπολογιστή.

2 Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Βήχας

Ο βήχας αποτελεί έναν μηχανισμό του σώματος ο οποίος δρα ως άμυνα για τους αεραγωγούς, ώστε να καθαρίσουν από τις εκκρίσεις και να αποφευχθεί η αναρρόφηση. Το αντανακλαστικό του βήχα είναι το φαινόμενο που παρατηρείται όταν γίνεται μια εξαναγκασμένη προσπάθεια του οργανισμού με ταχεία αποβολή του αέρα συναντώντας την κλειστή γλωττίδα με αποτέλεσμα το απότομο άνοιγμά της. Αποτελεί έναν κύριο λόγο στον οποίο ένα άτομο μπορεί να αναζητήσει ιατρική βοήθεια και συμβουλή. Το αντανακλαστικό του βήχα μπορεί να εμφανιστεί διαταραγμένο σε δύο περιπτώσεις. Η μια είναι έπειτα από εγκεφαλικό επεισόδιο ή σε ασθενείς με νευρομυϊκή νόσο κατά τα οποία φαινόμενα μπορεί να επέλθει αναρρόφηση ή πνευμονική λοίμωξη του ασθενούς [1]. Η άλλη περίπτωση είναι το αντανακλαστικό του βήχα να παρουσιάζεται σε αυξημένη κατάσταση πέραν του φυσιολογικού σε ασθενείς με χρόνια βήχα. Ο βήχας και η διασπορά του στον πληθυσμό παρατηρείται σε ποσοστό 9-33% και αποτελεί ένα αρκετά μεγάλο κόστος για την κοινωνία με βάση τα φάρμακα που προορίζονται για αντιβηχική εφαρμογή. Ο χρόνιος βήχας είναι κάτι που δύσκολα μπορεί να αντιμετωπιστεί λόγω πολλών ανεξήγητων περιπτώσεων και παρουσιάζει κάποιες αρνητικές συνέπειες όπως συγκοπή, ακράτεια ούρων, πόνος στο στήθος, διαταραχές ύπνου, δυσκολίες στη σχέση, κοινωνική αμηχανία και κατάθλιψη. Οδηγούμαστε λοιπόν σε μεθόδους ανίχνευσης του βήχα και την αξιολόγησή του.

2.1.1 Πάθο-φυσιολογία

Ένα σύνολο από υποδοχείς οι οποίοι προορίζονται για τον βήχα και βρίσκονται στους αεραγωγούς και στους πνεύμονες, είναι υπεύθυνοι για το αντανακλαστικό του βήχα. Από το μέρος του εγκεφάλου το οποίο είναι υπεύθυνο για τον συντονισμό των εισόδων και των περιφερικών νευρών ενεργοποιεί όλη την διαδικασία του βήχα μέσω της οδού του. Για τον έλεγχο της υπερευαισθησίας του βήχα χρησιμοποιούνται ουσίες όπως και η καψαϊκίνη η οποία ανήκει στους παράγοντες οι οποίοι προκαλούν σπασμούς [1]. Δεν είναι δυνατόν όμως με αυτόν τον τρόπο η διάκριση του υγιούς ατόμου από το μη υγιές. Η καταπολέμηση του βήχα ατόμων από φλεγμονή μπορεί να γίνει με φαρμακευτική αγωγή όμως όχι σε άτομα με χρόνια βήχα. Ο μηχανισμός της υπερευαισθησίας του ατόμου στον χρόνο βήχα είναι ένας άγνωστος παράγοντας ο οποίος χρήζει περαιτέρω μελέτη ως προς την κατανόηση του.

2.1.2 Αρχική Αξιολόγηση

Για την πρώτη αξιολόγηση του βήχα θα πρέπει να λάβουμε υπ' όψιν ορισμένους παράγοντες όπως το ιστορικό του ασθενούς, μια εξέταση ως προς το παρόν συμβάν του βήχα, σπιρομέτρηση και ακτινογραφία του θώρακος [1]. Από τους παράγοντες αυτούς η εξέταση του ασθενούς, η σπιρομέτρηση και η ακτινογραφία θώρακος μπορούν να παρουσιάσουν συμπτώματα από το ευρύ φάσμα βρογχοπνευμονικών διαταραχών που ενδεχομένως να υπάρχουν σε συνδυασμό με τον βήχα. Ως προς το ιστορικό του ασθενούς, μπορούν να εντοπιστούν παράγοντες οι οποίοι να ευθύνονται για το φαινόμενο του βήχα με βάση τους παράγοντες οι οποίοι είναι υπεύθυνοι για τον βήχα. Τέτοιοι παράγοντες και αιτίες μπορεί να είναι ερεθισμός του λαιμού ή ένα «γαργάλημα», το άτομο να ανήκει στην ομάδα των καπνιστών, καταστάσεις οι οποίες επιβαρύνουν τον βήχα όπως η γαστροοισοφαγική παλινδρόμηση και ρινίτιδα, και κακή ή δυσμενής ποιότητα ζωής. Συμπτώματα όπως

αιμόπτυση, πυρετός και η απότομη απώλεια βάρους είναι παράγοντες οι οποίοι χρήζουν μεγάλης σημασίας για άμεση απόκριση ως προς τον αποκλεισμό κακοήθειας ή μόλυνσης.

2.1.3 Ιστορικό Βήχα

Ως σκοπό έχουμε την αντιμετώπιση των αιτιών που προκαλούν τον βήχα. Ξεκινώντας από τις πιο θεραπεύσιμες αιτίες του χρόνιου βήχα μπορούμε να ορίσουμε την αρχή της έρευνας. Τέτοιες μορφές βήχα είναι η ηωσινόφιλη βρογχίτιδα, βήχας που προκαλείται από το άσθμα και βήχας που σχετίζεται με τους αναστολείς του Μετατρεπτικού Ενζύμου της αγγειοτασίνης (ΜΕΑ). Με τους αναστολείς ΜΕΑ αυξάνεται η συγκέντρωση των μεσολαβητών των αεραγωγών ένας εκ των οποίων είναι η βραδυκινίνη [1]. Πρόκειται για μεσολαβητές οι οποίοι είναι σφηνογόνοι και με την διακοπή τους ο μεγαλύτερος αριθμός των ασθενών παρουσιάζει υποχώρηση των σοβαρών συμπτωμάτων του βήχα στο χρονικό διάστημα των 8 εβδομάδων. Σε ορισμένες περιπτώσεις όμως χρειάζεται να παρέλθει το διάστημα του ενός χρόνου για να υποχωρήσουν τα συμπτώματα του βήχα.

Σε άλλη περίπτωση ο βήχας μπορεί να είναι το μόνο σύμπτωμα σε μια εκδήλωση άσθματος το οποίο ονομάζεται άσθμα παραλλαγής βήχα. Η υπερευαισθησία του αεραγωγού, ο νυχτερινός βήχας, οι φλεγμονές των αεραγωγών όπως και τα ίδια τα χαρακτηριστικά του βήχα καθιστούν το έργο της ανίχνευσης της παραλλαγής του άσθματος πάρα πολύ δύσκολη. Δεν υπάρχει μέθοδος με ορθή ευαισθησία και εξειδίκευση ώστε να διαγνώσει ή και να προβλέψει αυτήν την κατάσταση και όλα τα μέσα που έχουμε διαθέσιμα την παρούσα στιγμή δεν μας δίνουν την δυνατότητα να το κάνουμε. Επίσης, τα μέσα είναι πολύ κακά στην διάγνωση της πορείας της θεραπείας της ασθένειας διότι η ευαισθησία που υπάρχει διαθέσιμη δεν δίνει την δυνατότητα διαχωρισμού των φάσεων καλύτερης ή επιδείνωσης. Ορισμένες φορές έπειτα από την εξάλειψη των συμπτωμάτων της παραλλαγής του άσθματος βήχα και μετά από αρκετό καιρό έχει αποδειχθεί από μελέτες ότι έως και το 38% των ασθενών αποκτούν ξανά συμπτώματα.

Ακόμη μία περίπτωση βήχα είναι η ηωσινοφιλική βρογχίτιδα και πρόκειται για μια φλεγμονή των αεραγωγών η οποία ανιχνεύτηκε και περιγράφηκε πρώτη φορά το 1989 [1]. Η διαφορά της με το άσθμα παραλλαγής βήχα, κατά την ηωσινοφιλική βρογχίτιδα δεν εμφανίζεται υπεραπόκριση των αγωγών και μπορεί να συνυπάρχει και με άλλες ασθένειες των αεραγωγών όπως είναι η Χρόνια Αποφρακτική Πνευμονοπάθεια (ΧΑΠ).

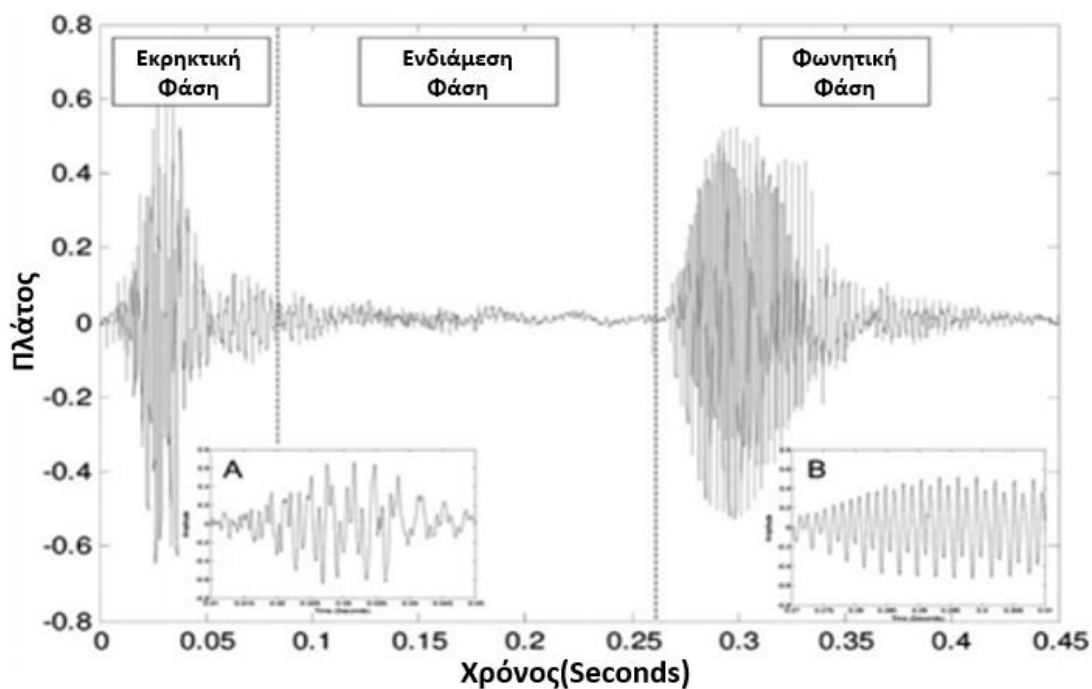
Ένα ποσοστό ασθενών το οποίο αγγίζει το 57% αναφέρεται ότι έχει παρουσιάσει ρινίτιδα ή μετά-ρινικές σταγόνες σε περίπτωση του χρόνιου βήχα [1]. Δεν υπάρχουν αρκετά στοιχεία που να υποστηρίζουν τον λόγο ύπαρξης της ρινίτιδας στον βήχα όπως συμβαίνει και με την γάστρο-οισοφαγική παλινδρόμηση. Στην περίπτωση που τα συμπτώματα των ανώτερων αεραγωγών είναι εμφανή, αξίζει να γίνει η αξιολόγηση των αυτιών, μύτης, λαιμού και λαρυγγοσκόπηση. Δεν υπάρχει λόγος να κάνουμε χρήση της ακτινογραφίας ή αξονικής τομογραφίας των κόλπων διότι δεν βοηθούν στην πρόγνωση και την ανταπόκριση της θεραπείας σε εφαρμογές ρουτίνας.

Δημιουργείται η ανάγκη λοιπόν για την κατανόηση των μηχανισμών του βήχα και την ευαισθησία του αντανεκλαστικού του βήχα, με σκοπό την εξέλιξη των νέων τεχνολογιών ανίχνευσης και εύρεσης του βήχα, καθώς και την ανάπτυξη αντιβηχικών φαρμάκων. Υπάρχει δυσκολία στην ανίχνευση του τύπου και προέλευσης του βήχα καθώς και στον εντοπισμό της υπερευαισθησίας.

Για την κατανόηση του βήχα θα πρέπει να κατανοήσουμε τι συμβαίνει σε όλες τις φάσεις του, δηλαδή τι συμβαίνει στο σώμα μας και στην ροή του αέρα κατά την διάρκεια της

πραγματοποίησης του βήχα. Στο ανθρώπινο σώμα η γλωττίδα είναι κλειστή και γίνεται απότομη συστολή των μυών του σώματος που χρησιμοποιούνται για την εκπνοή και πραγματοποιείται εξαναγκασμός της γλωττίδας να ανοίξει με αποτέλεσμα να έχουμε έναν πάρα πολύ υψηλό ρυθμό ροής αέρα. Πρόκειται για μια έκρηξη από άποψη ήχου και παρατηρούμε σε σχέση με την εικονική αναπαράσταση της τυπικής μέγιστης εκπνευστικής ροής του ανθρώπου, ο βήχας παρουσιάζει μεγαλύτερα πλάτη ροής [2].

Στην Εικόνα 1 παρουσιάζονται οι φάσεις του βήχα οι οποίες είναι 3. Η πρώτη φάση είναι η εκρηκτική στην οποία έχουμε τον εκρηκτικό ήχο από τον εξαναγκασμό του ανοίγματος την γλωττίδας και την μεγάλη ροή του αέρα. Στην δεύτερη φάση έχουμε μια ενδιάμεση φάση η οποία είναι η φάση που υπάρχει ένα κενό για να περάσει ο βήχας από την πρώτη στην Τρίτη φάση που είναι η φωνητική φάση. Στην τρίτη φάση παρατηρούμε μια κυματομορφή παρόμοια με την κυματομορφή μιας κανονικής ομιλίας. Όπως φαίνεται στην εικόνα στα γραφήματα A και B έχουμε μια μεγέθυνση του σήματος και παρατηρούμε ότι στο A που αντιστοιχεί στην εκρηκτική φάση έχουμε ένα ακανόνιστο σήμα που είναι παρόμοιο με αυτό του θορύβου. Σε αντίθεση στο γράφημα B που αντιστοιχεί στην φωνητική φάση παρατηρούμε ένα κανονικό και περιοδικό σήμα. Ανάλογα με τον τύπο του βήχα μπορούμε να δούμε διάφορες μορφές απεικονίσεων. Το πιο συνηθισμένο είναι ένα ζευγάρι εκρηκτικών φάσεων ύστερα από αναπνοή ή μια σειρά από εκρηκτικές φάσεις [2].



Εικόνα 1.Αναπαράσταση της δομής του σήματος βήχα [2].

Δίνεται η δυνατότητα να ποσοτικοποιήσουμε τα χαρακτηριστικά του βήχα από τις απεικονίσεις όπως είναι ο αριθμός των εμφανίσεων του βήχα, ο οποίος είναι ο πιο συνήθης προσδιορισμός του βήχα. Επιπλέον, μπορούν να προκύψουν και άλλες μορφές προσδιορισμού και μετρήσεων όπως είναι η ένταση του βήχα και η ποιότητα ώστε να γίνει περαιτέρω διάγνωση.

Από τα παραπάνω προκύπτει το χαρακτηριστικό «συχνότητα βήχα». Έχει παρουσιαστεί η ανάγκη πλέον να χαρακτηρίζουμε τον βήχα διότι βοηθά στην διάγνωση των ασθενειών, κάτι

που παλαιότερα δεν γινόταν διότι ο βήχας ήταν ένα πάρα πολύ κοινό σύμπτωμα χωρίς να χρειάζεται παραπάνω εστίαση. Αναλύουμε λοιπόν, τον χρόνο στον οποίο πραγματοποιείται η έκρηξη του βήχα, τον χρόνο όλου του φαινομένου του βήχα καθώς και τον αριθμό των εμφανίσεων του βήχα. Με αυτά τα χαρακτηριστικά προκύπτει η συχνότητα του βήχα η οποία βοηθά στα συστήματα ανίχνευσης του βήχα βασισμένα στα νευρωνικά δίκτυα. Μπορούν επίσης να εστιαστούν συγκεκριμένες ασθένειες προς διάγνωση όπως στην εποχή που διανύουμε είναι ο «COVID-19».

2.1.4 Φάσμα Συντελεστών Συχνότητας Mel

Ένα σύστημα ανίχνευσης ομιλίας μπορεί να προσδιορίσει ένα συγκεκριμένο άτομο με την ανάλυση της φωνής του. Αποτελείται από τις διαδικασίες εξαγωγής των χαρακτηριστικών του ηχητικού προτύπου, και την μοντελοποίηση του ίδιου προς μια γενικευμένη αναπαράσταση/χρήση. Τιμές οι οποίες μπορούν να χαρακτηρίσουν ένα άτομο όπως συχνότητες φωνοσυντονισμού (formant frequency) και το εύρος ζώνης τους, αποτελούν τις πληροφορίες που μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών μέσω τεχνικής μπλοκ. Για την αναπαράσταση των συχνοτήτων κατά την επαλήθευση ομιλίας του ομιλητή μπορούν να χρησιμοποιηθούν αρκετές διαφορετικές τεχνικές όπως Γραμμικοί Συντελεστές Πρόβλεψης (Linear Prediction Coding - LPC), Φάσμα Συντελεστών Συχνότητας Mel (Mel Cepstral Frequency Coefficients - MFCC), Γραμμικοί συντελεστές πρόβλεψης Cepstral (LPCC) και Νευρωνικός Κώδικας Πρόβλεψης (Neural Predictive Coding - NPC). Στην συγκεκριμένη περίπτωση θα χρησιμοποιήσουμε την εξαγωγή δεδομένων μέσω «MFCC» η οποία βασίζεται σε γνωστό εύρος ζώνης συχνοτήτων το οποίο είναι κρίσιμο για το ανθρώπινο αυτί.

2.1.5 Φάσμα συχνοτήτων «Mel»

Το φάσμα συχνοτήτων «Mel» (Mel Frequency Cepstrum-MFC) είναι μια αναπαράσταση του βραχέως φάσματος ισχύος ενός σήματος ήχου. Περιέχει ως βασικό στοιχείο έναν γραμμικό μετασχηματισμό συνημίτονου του λογαριθμικού φάσματος ισχύος του σήματος που λαμβάνουμε στην είσοδο σε μια μη γραμμική κλίμακα συχνότητας η οποία ονομάζεται κλίμακα «Mel». Κατά την διαδικασία της εξαγωγής των χαρακτηριστικών χρησιμοποιούμε τους συντελεστές συχνότητας «Mel» (Mel Frequency Cepstral Coefficients - MFCC). Πρόκειται για μια μη γραμμική αναπαράσταση όλων των συντελεστών οι οποίοι αθροίζονται για να την δημιουργήσουν και πρόκειται για μια μορφή φασματικής αναπαράστασης του σήματος ήχου «MFC». Το «MFC» και το «MFCC» είναι τοποθετημένα στην κλίμακα «Mel» η οποία είναι πιο κοντά στην ανθρώπινη αντίληψη και απόκριση της ανθρώπινης ομιλίας.

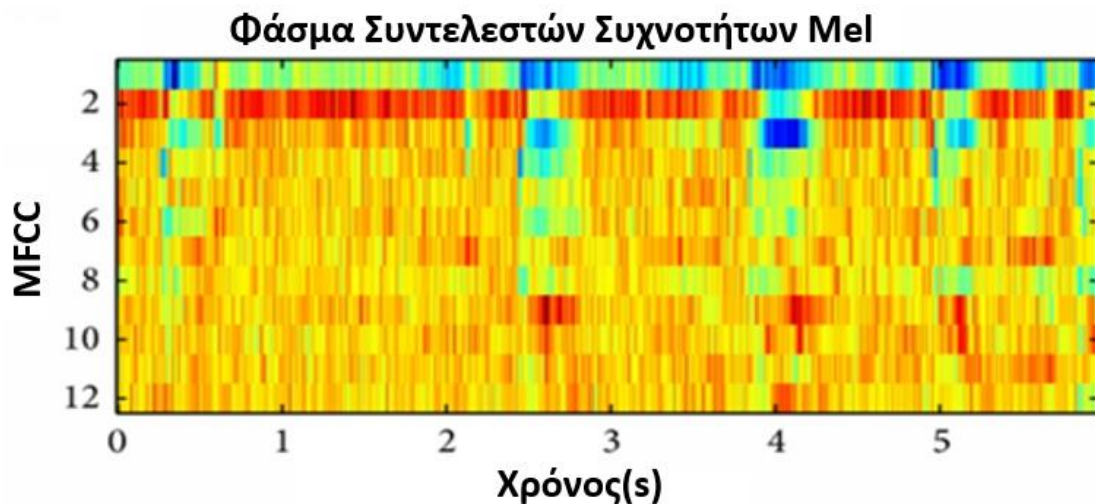
Για την εξαγωγή των τιμών «MFCC» χρησιμοποιούνται τριγωνικά φίλτρα τα οποία είναι γραμμικά τοποθετημένα στην κλίμακα «Mel» και έχει γίνεται από-συσχέτιση (decorrelation) των ενεργειών καταγραφής εξόδου των τιμών που έχουν περάσει από τα φίλτρα αυτά. Για την από-συσχέτιση της ομιλίας χρησιμοποιείται συνήθως διακριτός μετασχηματισμός συνημίτονου (Discrete Cosine Transformation-DCT). Μπορούν να χρησιμοποιηθούν, για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, ακουστικά διανύσματα τα οποία έχουν προέλθει από τα δεδομένα MFCC και αντιστοιχούν σε ακουστικά διανύσματα «Mel».

Επομένως ακολουθούνται τα εξής βήματα:

1. Γίνεται ο μετασχηματισμός «Fourier FT» του σήματος

2. Με την χρήση των τριγωνικών φίλτρων γίνεται η χαρτογράφηση του σήματος στην κλίμακα «Mel»
3. Γίνεται λογαρίθμιση του σήματος για κάθε συχνότητα «Mel»
4. Χρήση του Διακριτού μετασχηματισμού Φουριέ (Discrete Fourier Transformation - DFT) σε κάθε λογαριθμιμένη τιμή
5. Λήψη των πλατών του φάσματος

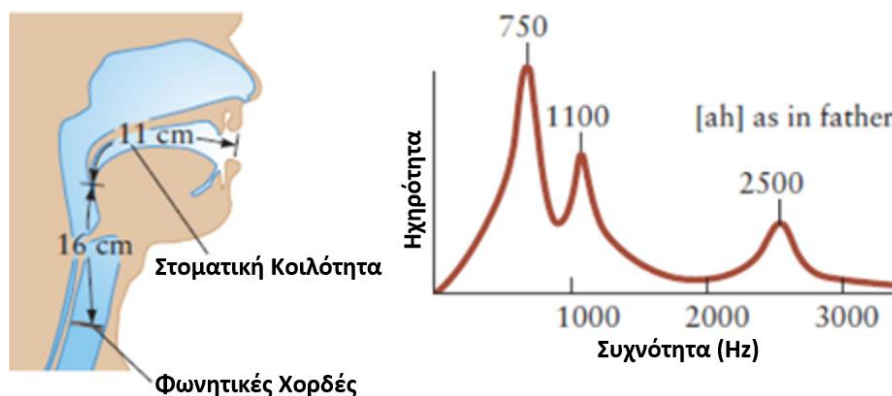
Ο λόγος που χρησιμοποιούνται τα «MFCC» είναι διότι μπορούν να αναγνωρίζουν αριθμούς σε συστήματα αναγνώρισης ομιλητή και ομιλιών αυτόματα και μπορούν να συνδυαστούν στα συστήματα με αλγορίθμους μοντέλων «Markov» (Hidden Markov Models – HMM). Παρακάτω στην Εικόνα 2 αναπαρίσταται ένα Φάσμα Συντελεστών Συχνοτήτων Mel.



Εικόνα 2. Αναπαράσταση ενός φάσματος «MFCC» σήματος βήχα [3].

2.1.6 Συχνότητες «Formant»

Ο G. Fant έθεσε το 1960 τον όρο συχνότητες φωνοσυντονισμού (formant frequencies), οι οποίες αποτελούν τις φασματικές κορυφές ενός ακουστικού σήματος. Κατά την εφαρμογή στον άνθρωπο, οι συχνότητες φωνοσυντονισμού εξαρτώνται από το μήκος του φωνητικού σωλήνα από την γλωττίδα μέχρι τα χείλη. Να επισημάνουμε ότι οι τυπικές τιμές συχνοτήτων που ανιχνεύονται για την ομιλία για γυναίκες είναι 600 Hz, 1800 Hz, και 3000Hz και για άντρες 500 Hz, 1500 Hz και 2500 Hz οι οποίες αντιστοιχούν στις τρεις πρώτες κορυφές του φάσματος (Εικόνα 3) [4].



Εικόνα 3. Αντιστοιχία Formant Frequencies με τις τρεις πρώτες αρμονικές [5].

2.2 Μηχανική Μάθηση

Τα τελευταία 40 χρόνια, η μηχανική μάθηση (Machine Learning - ML) σημείωσε σημαντική τεχνολογική πρόοδο, σημειώνοντας σημαντικές αλλαγές σε διάφορους κλάδους. Οι τεχνολογίες μηχανικής μάθησης διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο, ειδικά όταν η επεξεργασία μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων προσφέρει σημαντική προστιθέμενη αξία στην εξοικονόμηση χρόνου και τη μεγιστοποίηση των πόρων υπολογιστών. Για παράδειγμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εξαγωγή κειμένων σε έγγραφα που σχετίζονται με έργα ή αυτόματη παρακολούθηση για τη μείωση της ζήτησης σε ανθρώπινους πόρους, ενώ ταυτόχρονα αυξάνεται η ασφάλεια [6]. Από το 2017, λόγω της εξαιρετικής απόδοσης της βαθιάς μάθησης στον τομέα της όρασης του υπολογιστή, η βαθιά μάθηση έχει υιοθετηθεί ευρέως σε πολλούς τομείς κατασκευής όπως: ασφάλεια, οδική έρευνα, επιθεώρηση γεφυρών, και επί τόπου παρακολούθηση λειτουργιών.

Η μηχανική μάθηση και η βαθιά μάθηση (Deep Learning - DL) βοηθούν ένα μοντέλο υπολογιστή «να προσαρμοστεί σε νέες συνθήκες και να ανιχνεύσει και να επεκτείνει τα μοτίβα» μαθαίνοντας από ακατέργαστα δεδομένα. Ένα μοντέλο λέγεται ότι μαθαίνει εάν το μέτρο απόδοσης αυτού του μοντέλου αυξάνεται για μια εργασία με εμπειρία και αν το μοντέλο μπορεί να είναι πιο χρήσιμο στην εκτέλεση της εργασίας. Για μια συγκεκριμένη εργασία, ένα μοντέλο «ML» θα τροφοδοτούσε παραδείγματα που περιέχουν διάφορα χαρακτηριστικά ως εισόδους και τις ετικέτες ως την επιθυμητή έξοδο. Για παράδειγμα, τα εικονοστοιχεία από ψηφιακές εικόνες ανθρώπινου εγκεφάλου που διαβάζονται από παθολόγους μετατρέπονται σε χαρακτηριστικά και τα ίχνη καρκινικών κυττάρων που υπάρχουν στον εγκέφαλο έχουν οριστεί ως οι ετικέτες. Το μαθησιακό μοντέλο στη συνέχεια εκπαιδεύεται χρησιμοποιώντας διαφορετικούς τύπους τεχνικών μάθησης, σε αυτήν την περίπτωση τεχνικές ανίχνευσης αντικειμένων, για να προβλέψει αξιόπιστα τα καρκινικά κύτταρα από μια νέα και όχι γνωστή είσοδο ανθρώπινου εγκεφάλου [7].

Η μηχανική μάθηση χωρίζεται σύμφωνα με το ιστορικό ανάπτυξής της σε δύο μέρη: 1) ρηχή μάθηση, και 2) βαθιά μάθηση. Η ρηχή μάθηση αναφέρεται στην πλειονότητα των μοντέλων μηχανικής μάθησης που προτάθηκαν πριν από το 2006, συμπεριλαμβανομένων των λεγόμενων ρηχών νευρωνικών δικτύων (νευρωνικά δίκτυα με μόνο ένα κρυφό στρώμα κόμβων) [6]. Η βαθιά μάθηση από μόνη της είναι ένας κλάδος της μηχανικής μάθησης, η οποία μπορεί να γίνει κατανοητή ως νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά κρυφά επίπεδα. Σε σύγκριση με ρηχές εφαρμογές βασισμένες στη μάθηση, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης απαιτούν μεγάλες ποσότητες εκπαιδευτικών δεδομένων.

Υπάρχουν πολλοί ρηχοί αλγόριθμοι εκμάθησης (π.χ. Linear Regression, Logistic Regression, Support Vector Machines (SVM), Decision Trees (DT), K-nearest Neighbors (KNN), και shallow neural networks) που έχουν εφαρμοστεί διάστημα μεγάλου χρόνου [7].

Σε αντίθεση με τους αλγόριθμους βαθιάς μάθησης, η πλειονότητα των αλγορίθμων ρηχής μάθησης δεν είναι τόσο στενά συνδεδεμένες. Επιπλέον, υπάρχει μεγάλο χρονικό διάστημα μεταξύ της ανάπτυξης ρηχών αλγορίθμων μάθησης και των εφαρμογών τους στην κατασκευή. Έτσι, αρκετοί ερευνητές δεν χρησιμοποίησαν τη «μηχανική μάθηση» ή τη «ρηχή μάθηση» ως λέξεις-κλειδιά στην έρευνά τους [7].

2.2.1 Ρηχή μάθηση

Υπάρχουν τρεις βασικοί τύποι ρηχής μάθησης: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση (Reinforced Learning RL) [8]. Η εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να μάθει ένα μοτίβο από επισημασμένα/κατηγοριοποιημένα δεδομένα και να προβλέψει το αποτέλεσμα των νέων εισόδων με βάση αυτό το μοτίβο [6]. Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι όταν σε ένα μοντέλο προσφέρεται ένα σύνολο παραδειγμάτων με τις αντίστοιχες ετικέτες και το μοντέλο μαθαίνει να αναγνωρίζει τη σωστή ετικέτα. Η ταξινόμηση και η παλινδρόμηση είναι οι πιο συνηθισμένοι τύποι επιβλεπόμενης μάθησης. Τα μοντέλα ταξινόμησης λαμβάνουν δεδομένα ως είσοδο στον ταξινομητή και εκχωρούν τα δεδομένα σε μια συγκεκριμένη κλάση, συνήθως μεταξύ δύο κατηγοριών. Τα μοντέλα ταξινόμησης όπως τα μηχανήματα φορέα υποστήριξης έχουν δείξει με συνέπεια ακριβή αποτελέσματα για διάφορες εργασίες διάγνωσης ασθενειών [7]. Η εποπτευόμενη μάθηση εφαρμόζει μια τεράστια επιλογή αλγορίθμων στους οποίους οι κύριοι πρώτοι αλγόριθμοι είναι «Logistic Regression», «Perceptron» και Πλησιέστεροι Γείτονες (kNN - k-Nearest Neighbors)». Ενώ η «Perceptron» έθεσε αναμφίβολα τα θεμέλια για τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, ήταν κατακεραματισμένοι και μη δομημένοι πριν από τη δημοσίευση του αλγορίθμου Δέντρου Απόφασης (Decision Tree Algorithm). Στις περισσότερες περιπτώσεις, χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση δεδομένων.

Η μη επιτηρούμενη μάθηση είναι όταν οι ετικέτες για τις εισόδους δεν παρέχονται. Το μοντέλο μαθαίνει την ομοιότητα μεταξύ των εισόδων και προσπαθεί να προβλέψει την ετικέτα ως έξοδο με βάση τις ομοιότητες [7]. Η μη επιτηρούμενη μάθηση ανακαλύπτει γνώση από δεδομένα χωρίς ετικέτα και επικεντρώνεται στη μείωση των δεδομένων και στα προβλήματα ομαδοποίησης. Η μη επιτηρούμενη μάθηση δεν χρησιμοποιείται ευρέως λόγω των περιορισμένων πληροφοριών που μπορούν να εξαχθούν από δεδομένα χωρίς ετικέτα σε σύγκριση με αυτά που έχουν επισημανθεί. Επομένως, οι ερευνητές τείνουν να χρησιμοποιούν αλγόριθμους υπό επίβλεψη μάθησης όταν επιλύουν πραγματικά προβλήματα. Οι κύριοι αλγόριθμοι της μείωσης των δεδομένων στη μη εποπτευόμενη μάθηση είναι το «Principal Component Analysis» (PCA), ο «kernel PCA» και το «t-SNE». Τα K-means, EM, μέση μετατόπιση και φασματική ομαδοποίηση είναι τυπικοί αλγόριθμοι ομαδοποίησης.

Σε σύγκριση με την εποπτευόμενη και μη εποπτευόμενη μάθηση, λίγα έργα έχουν δημοσιευτεί χρησιμοποιώντας αλγόριθμο «RL» στον τομέα των κατασκευών. Ο κύριος λόγος για αυτό μπορεί να είναι ότι το «RL» είναι ένας αλγόριθμος δοκιμής και σφάλματος, ο οποίος είναι δαπανηρός στην κατασκευή.

2.2.2 Βαθιά Μάθηση

Η βαθιά μάθηση μπορεί να γίνει κατανοητή ως ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο, το οποίο είναι μια περαιτέρω ανάπτυξη τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ως βάση της πλήρους θεωρίας του νευρωνικού δικτύου, αρχικά προτάθηκε η διάδοση των προ-υπαρχόντων θεωριών, η οποία πυροδότησε το πρώτο κύμα της μηχανικής μάθησης. Πριν από αυτό, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δεν είχαν αποτελεσματική υποστήριξη αλγορίθμων και έτσι δεν ήταν σε θέση να εκπαιδεύσουν πολύ-επίπεδα νευρωνικά δίκτυα.

Η βαθιά μάθηση, μια βελτιωμένη μορφή μηχανικής μάθησης, εφαρμόζει υψηλότερο αριθμό επιπέδων από ένα τυπικό μοντέλο μηχανικής μάθησης για την εξαγωγή βαθύτερων χαρακτηριστικών από τα δεδομένα που επιτρέπουν τη δημιουργία πιο εκλεπτυσμένων προβλέψεων [6].

Έχει παρατηρηθεί σημαντική πρόοδος με την χρήση της βαθιάς μάθησης στην επίλυση προβλημάτων με βάση την τεχνητή νοημοσύνη όπως και την επεξεργασία και ανακάλυψη περίπλοκων και τεράστιων δομών. Με αυτόν τον τρόπο υπάρχει η δυνατότητα της χρήσης της βαθιάς μάθησης σε πολλούς τομείς που ανήκουν στην επιστήμη, τις επιχειρήσεις και την κυβέρνηση [9]. Έχει υπερνικήσει άλλες μεθόδους μηχανικής μάθησης στις διαδικασίες αναγνώρισης εικόνων και αναγνώρισης ομιλίας η οποία είναι και το θέμα της παρούσας εργασίας όπως και άλλους τομείς π.χ. ανάλυση των δεδομένων επιταχυντή σωματιδίων κ.α.. Η βαθιά μάθηση θα έχει πολλές εφαρμογές στο εγγύς μέλλον εφόσον δεν υπάρχει η ανάγκη παρέμβασης των ίδιων των ανθρώπων και επεκτείνει την επεξεργασία δεδομένων.

Η συνδεσιμότητα είναι η βάση της αρχιτεκτονικής της βαθιάς μάθησης. Παρατηρούμε ότι ένας νευρώνας και στην προκειμένη περίπτωση του μοντέλου της βαθιάς μηχανικής μάθησης ένα χαρακτηριστικό, εάν ληφθούν μεμονωμένα, δεν αποτελούν έναν ευφυή οργανισμό ή αλγόριθμο/μοντέλο. Εάν συμπεριλάβουμε ένα σύνολο νευρώνων ή χαρακτηριστικών όμως τότε δημιουργείται μια συμπεριφορά που παρουσιάζει ένα είδους ευφυίας. Όπως όμως ο αριθμός των νευρώνων που αποτελούν έναν οργανισμό είναι υπέρογκος, έτσι και στην περίπτωση των νευρωνικών δικτύων η έκτασή τους είναι τεράστια. Έχει παρατηρηθεί ότι από την δεκαετία του 1980 υπάρχει τεράστια αύξηση στην αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων με εκθετικό ρυθμό. Η πολυπλοκότητα και το μέγεθος των τεχνητών νευρωνικών δικτύων που έχουν αναπτυχθεί τις τελευταίες 3 δεκαετίες είναι παρόμοια με το νευρικό σύστημα των εντόμων [10].

Η βαθιά μάθηση (Deep Learning) αποτελεί ένα μέρος της μηχανικής μάθησης (Machine Learning) και η αρχιτεκτονική της είναι εμπνευσμένη από την δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου. Όπως οι νευρώνες του εγκεφάλου, έτσι υπάρχουν τα στρώματα των νευρωνικών δικτύων από τα οποία περνά υπέρογκη ποσότητα πληροφοριών/δεδομένων και όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος μαθαίνει από αυτά έτσι και το δίκτυο αντίστοιχα. Με την χρήση της βαθιάς μάθησης και των αλγορίθμων της μπορούμε να κάνουμε ευκολότερη την διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών από τα πρότυπα/δεδομένα εφόσον γίνεται η διαδικασία αυτοματοποιημένα και όχι χειροκίνητα, κάτι το οποίο είναι άκρως κουραστικό και χρονοβόρο. Λόγω αυτών μπορούμε να πούμε ότι η βαθιά μάθηση είναι ο πλέον καταλληλότερος τρόπος για τις διαδικασίες ανίχνευσης ανωμαλιών, διάγνωσης και πρόγνωσης στο σύστημα υγείας και περίθαλψης [11].

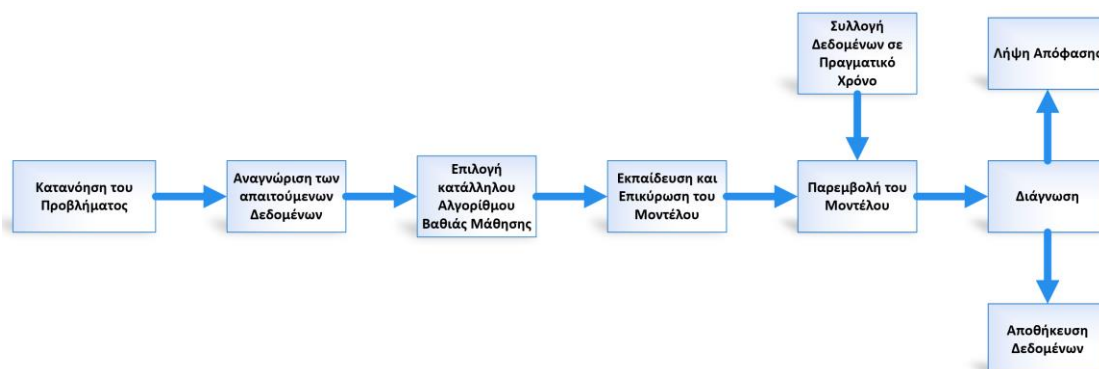
Η βαθιά μάθηση αποτελεί υποσύνολο της μηχανικής μάθησης και αποτελείται από επίπεδα επεξεργασίας πληροφοριών με σκοπό την εξαγωγή χαρακτηριστικών με επίβλεψη ή χωρίς επίβλεψη, ανάλυση προτύπων και ταξινόμηση. Με την χρήση πολλαπλών επιπέδων αναπαράστασης και εξαγωγής χαρακτηριστικών από δεδομένα όπως ήχος, εικόνες, κείμενα και αριθμοί καθίσταται αποτελεσματικό και με μεγάλη ακρίβεια στην ανίχνευση προτύπων και την ταξινόμησή τους. Συγκρίνοντας την μηχανική μάθηση με την βαθιά μάθηση προκύπτει το συμπέρασμα ότι η μηχανική μάθηση χρειάζεται παρέμβαση από μηχανικούς για την ορθή κωδικοποίησή της, ενώ η βαθιά μάθηση έχει τη δυνατότητα για εκμάθηση χαρακτηριστικών αυτόματα [11]. Δηλαδή, η βαθιά μάθηση βοηθά στην εκμάθηση πιο πολύπλοκων χαρακτηριστικών από ένα σύνολο δεδομένων. Επίσης, λειτουργεί πιο αποτελεσματικά βοηθώντας τον χρήστη να επεξεργαστεί τα δεδομένα που πλέον βρίσκονται σε τεράστια σύνολα λόγω της εποχής που διανύουμε και εκμεταλλεύεται στο έπακρο τους πλέον πανίσχυρους υπολογιστικούς πόρους όπως η Μονάδα Επεξεργασίας Γραφικών (Graphics Processing Unit - GPU) σε αντίθεση με την απλή μηχανική μάθηση.

Αρχικά για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων γινόταν χρήση της Κεντρικής Μονάδας Επεξεργασίας (Central Processing Unit – CPU) η οποία όπως προαναφέραμε

αντικαταστάθηκε από την χρήση της «GPU» ή σε μερικές περιπτώσεις πολλές «CPU» από αρκετά μηχανήματα παράλληλα. Πραγματοποιήθηκαν αρκετές μεγάλες έρευνες οι οποίες απέδειξαν ότι η χρήση των «CPU» έναντι των «GPU» είναι πιο δύσκολη από διότι δεν μπορεί να διαχειριστεί τόσο μεγάλο φόρτο εργασίας για την επεξεργασία. Υπάρχουν περιπτώσεις που μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι «CPU» αλλά υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Οι συνθήκες αυτές περιορίζουν πολύ την χρήση των νευρωνικών δικτύων κάτι που καθιστά τους ερευνητές να μην χρησιμοποιούν τις «CPU» [10].

Στις περισσότερες εφαρμογές νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται τα «GPU». Είναι μονάδες οι οποίες επιτελούν εξειδικευμένες διαδικασίες για τις εφαρμογές γραφικών. Γίνεται κυρίως χρήση στην αγορά για συστήματα βίντεο-παιχνιδιών τα οποία επωφελούν και την ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων κάνοντας γρήγορη και παράλληλη επεξεργασία πολλών λειτουργιών. Επιτελούν πράξεις πολλαπλασιασμού και διαίρεσης μήτρας όπως και μετατροπή τρισδιάστατων συντεταγμένων σε δισδιάστατα και εκτέλεση πολλών υπολογισμών κάθε εικονοστοιχείου για τον προσδιορισμό του χρώματος. Επίσης, έχουν τη δυνατότητα επεξεργασίας τεράστιων «buffer» μνήμης για τον προσδιορισμό της υψής των γραφικών [10]. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά καθιστούν τις «GPU» κατάλληλες για υψηλού βαθμού παραλληλισμό και υψηλό εύρος ζώνης μνήμης, καθιστώντας χαμηλότερες ταχύτητες «clock» και μικρότερη δυνατότητα διακλάδωσης από τα «CPU».

Παρακάτω, στην Εικόνα 4 βλέπουμε τα στάδια που χρειάζεται να ακολουθήσουμε για την επιτυχή δημιουργία ενός συστήματος βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση της υγείας ενός ατόμου/μοντέλου.

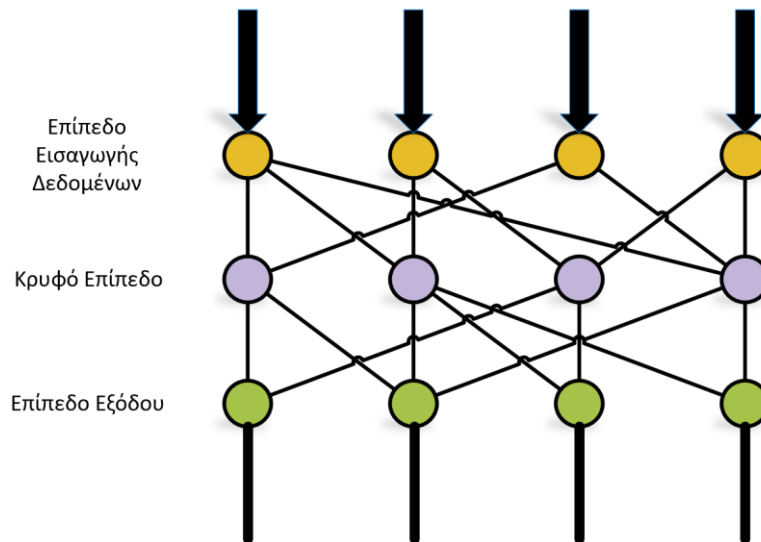


Εικόνα 4. Δομή Συστήματος Βαθιάς Μάθησης.

2.2.3 Μοντέλα βαθιάς μάθησης

2.2.3.1 Multi-layer perceptron

Πρόκειται για ένα πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward) νευρωνικό δίκτυο, το οποίο εμπεριέχει ένα επίπεδο εισόδου, ένα εξόδου και ένα ενδιάμεσο κρυφό. Στο πρώτο επίπεδο γίνεται η εισαγωγή των δεδομένων τα οποία προορίζονται για επεξεργασία. Ύστερα το σήμα περνάει από τα κρυφά επίπεδα των οποίων το πλήθος είναι ανεξάρτητο και μπορεί να διαφέρει σε κάθε περίπτωση και αποτελεί τον κύριο υπολογιστικό πυρήνα. Στο τέλος, τα δεδομένα περνούν από το τελικό στάδιο εξόδου κατά το οποίο γίνεται η πρόβλεψη και η ταξινόμηση των προτύπων. Τα δίκτυα «Multi-layer Perceptron» (MLP) (Εικόνα 5) δομούνται από νευρώνες οι οποίοι χρησιμοποιούν τον αλγόριθμο εκμάθησης οπίσθιας διάδοσης και έχουν εφαρμογή στην ταξινόμηση μοτίβων, την αναγνώριση, την πρόβλεψη και την προσέγγιση [12].



Εικόνα 5. Αναπαράσταση του MLP.

Πράξεις που λαμβάνουν χώρα κατά την έξοδο και το κρυφό στρώμα [11]:

$$o(x) = G(b(2) + W(2)h(x))$$

$$h(x) = \Phi(x) = s(b(1) + W(1)x)$$

όπου:

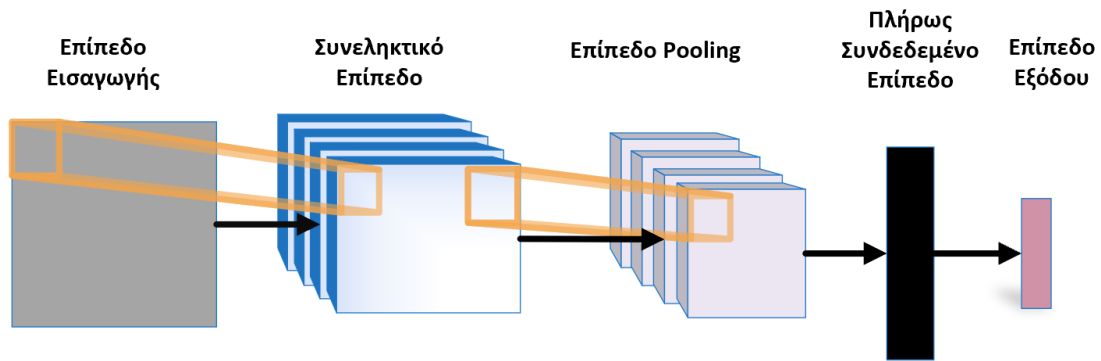
$b(1)$, $b(2)$: διανύσματα πόλωσης (bias)

$W(1)$, $W(2)$: μήτρες βάρους

G , s : συναρτήσεις ενεργοποίησης

2.2.3.2 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα - Convolutional neural networks

Τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks-CNN) αποτελούν μια ανάπτυξη των δικτύων «MLP» τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επεξεργασία φυσικής γλώσσας, αναγνώριση οπτικών χαρακτήρων και κυρίως για ταξινόμηση εικόνας και ανίχνευση αντικειμένων σε εικόνες. Επίσης, μπορούν να έχουν εφαρμογή σε ήχους και είναι πιο αποδοτικός σε σχέση με τους βασικούς αλγόριθμους. Καταναλώνουν λόγω της επεξεργασίας τους λιγότερη δυνατή ενέργεια και λειτουργούν σε μικρότερο χρονικό διάστημα από τα απλά νευρωνικά δίκτυα [13]. Στην παρακάτω Εικόνα 6 βλέπουμε την δομή των συνελικτικών νευρωνικών δικτύων.



Εικόνα 6. Αναπαράσταση συνελκτικών νευρωνικών δικτύων.

2.2.4 Πυρήνες

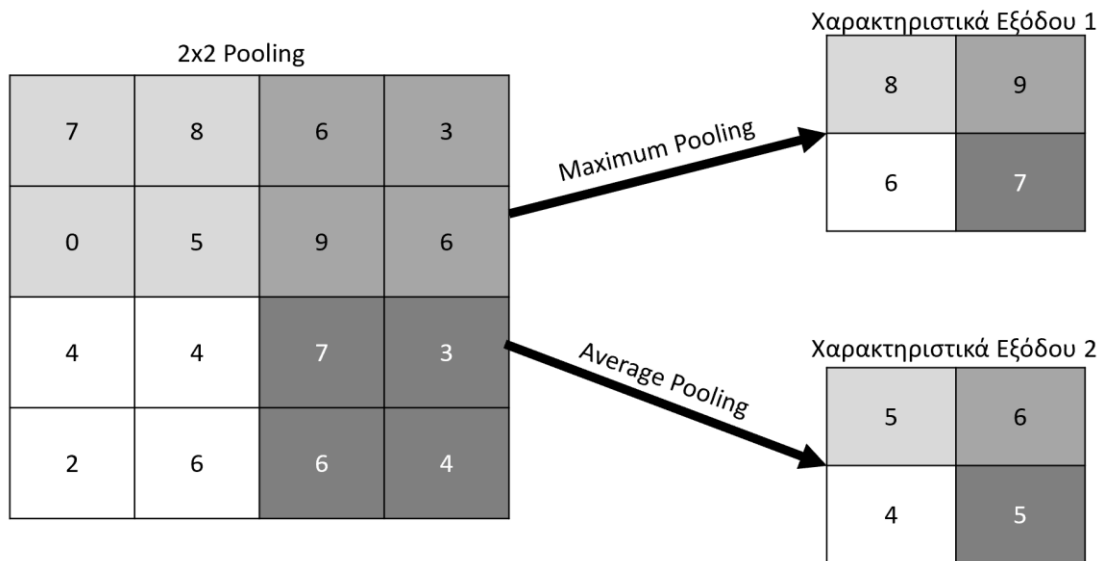
Η ανίχνευση των χαρακτηριστικών στα «CNN» γίνεται μέσω φίλτρων τα οποία χαρακτηρίζονται ως πυρήνες (kernels). Πρόκειται για έναν πίνακα που εμπεριέχει τιμές οι οποίες ονομάζονται βάρη και χρησιμοποιούνται για την διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών. Το φίλτρο χρησιμοποιείται για να επιτελεστεί η πράξη της συνέλιξης και του αθροίσματος μεταξύ των δύο πινάκων. Λαμβάνοντας υπόψιν ότι στο πρότυπο εισαγωγής υπάρχουν χαρακτηριστικά τα οποία δεν τα χρειαζόμαστε επειδή μας αυξάνουν την ποσότητα μνήμης που καταναλώνουμε στο δίκτυο (βρίσκονται σε πλεονασμό), έχουμε ανάγκη την μείωση αυτών των χαρακτηριστικών ώστε να έχουμε μια πιο επιτυχημένη εκπαίδευση.

2.2.5 Max Pooling

Μία μέθοδος για να επιτύχουμε την μείωση των πλεοναζόντων χαρακτηριστικών είναι η max pooling. Χρησιμοποιούμε ένα παράθυρο το οποίο το περνάμε από τα δεδομένα εισόδου και εξάγουμε την μέγιστη τιμή σε μια μήτρα εξόδου [14]. Δημιουργούμε πολλαπλά στρώματα συνέλιξεων και στρωμάτων «max pooling» ώστε να κάνουμε τον αλγόριθμο αποτελεσματικό και με επεξεργασία των παραγόμενων δεδομένων να δημιουργήσουμε τους χάρτες χαρακτηριστικών και σε δεύτερη φάση να μετατραπούν σε διανύσματα χαρακτηριστικών μέσω ενός MLP [13].

2.2.6 Average Pooling

Επίσης μια μέθοδος επίτευξης μείωσης των πλεοναζόντων χαρακτηριστικών είναι η average pooling. Όπως και στην περίπτωση του max pooling έτσι χρησιμοποιούμε ένα παράθυρο το οποίο το οδηγούμε από τα δεδομένα εισόδου και εξάγουμε μία μέση τιμή σε μία μήτρα εξόδου. Στην Εικόνα 7 παρουσιάζονται οι μέθοδοι υπολογισμού των χαρακτηριστικών ύστερα από «max» και «average pooling».



Εικόνα 7. Αναπαράσταση των «max» και «average pooling».

2.2.7 Συσταδοποίηση

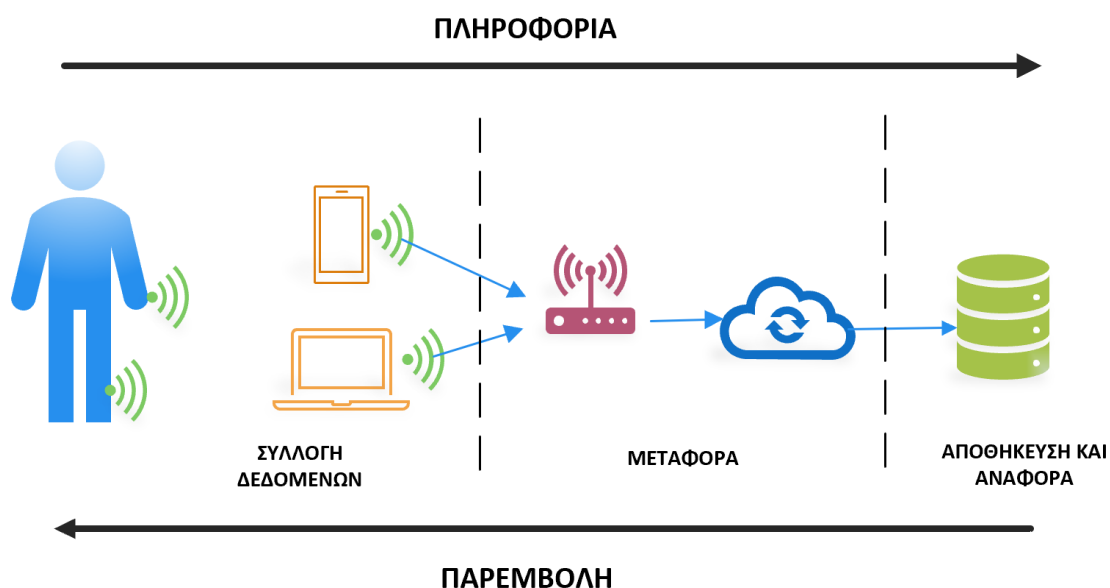
Η συσταδοποίηση (Clustering) είναι ένας τρόπος εύρεσης ομοιότητας και μοτίβων σε ένα σύνολο δεδομένων και να τα οργανώσει σε συστάδες. Χωρίς την παρουσία ετικετών, ο αλγόριθμος συσταδοποίησης ομαδοποιεί τα μη επισημασμένα δεδομένα σε ουσιαστικά συμπλέγματα με τέτοιο τρόπο ώστε παρόμοια δεδομένα να κατηγοριοποιούνται σε ξεχωριστές συστάδες. Ένας τυπικός αλγόριθμος συσταδοποίησης περιλαμβάνει τα βήματα της αναπαράστασης μοτίβων, τον ορισμό του μέτρου εγγύτητας ανάλογα με τον τομέα και τη συστάδα. Τα δεδομένα εισόδου που πρέπει να συγκεντρωθούν μπορεί να είναι αριθμητικά, κατηγορικά ή συνδυασμός και των δύο τύπων. Η ομαδοποίηση έχει σημειώσει μεγάλη επιτυχία στην εύρεση δομής σε ιατρικά σύνολα δεδομένων. Όσον αφορά το μέτρο εγγύτητας, ορίζονται διάφοροι τύποι μετρήσεων ανάλογα με τον τομέα από τον οποίο προέρχονται τα δεδομένα. Για την ομαδοποίηση «k-Means», το μέτρο της Ευκλείδειας απόστασης ενσωματώνεται για τον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των σημείων δεδομένων. Στη συνέχεια, οι ομάδες αποφασίζονται για τα σημεία δεδομένων που είναι πιο κοντά, έχοντας μεγαλύτερη ομοιότητα. Η ομαδοποίηση βασίζεται σε διαφορετικές τεχνικές, μερικές από τις οποίες είναι ιεραρχικές και κατατμήσεις, οι οποίες χρησιμοποιούνται για την ομαδοποίηση των δεδομένων σε ομοιογενείς συστάδες χρησιμοποιώντας εμπειρικά μέτρα ομοιότητας [7]. Η συσταδοποίηση είναι ένα παράδειγμα μη εποπτευόμενης μάθησης, όπου ο αλγόριθμος ομαδοποιεί παρόμοιες εισόδους σε ένα σύμπλεγμα. Για παράδειγμα, η συσταδοποίηση c-means χρησιμοποιήθηκε επιτυχώς για τη διάγνωση καρκίνου του μαστού. Ένας μεγάλος αριθμός τεχνικών «ML», ακολουθώντας οποιαδήποτε από αυτές τις προσεγγίσεις, χρησιμοποιούνται για ιατρικές και υγειονομικές εφαρμογές.

2.2.8 Εφαρμογή στις επιστήμες υγείας

Με την πάροδο του χρόνου έχει παρατηρηθεί μια αύξηση στον αριθμό των χρόνιων ασθενειών και του ηλικιωμένου πληθυσμού με αποτέλεσμα να εμφανίζεται η ανάγκη για ανάπτυξη συστημάτων παρακολούθησης της υγείας. Με σκοπό την βελτίωση και παρακολούθηση της υγείας των ασθενών και μη, υπάρχει ανάγκη για εξέλιξη των συσκευών παρακολούθησης οι οποίες είναι φορητές (π.χ. τσέπη του ατόμου) και κάνουν χρήση των

τεχνολογιών του τύπου «cloud» και Διαδικτύου των Πραγμάτων (Internet of Things - IoT) [15]. Υπάρχει δηλαδή, παρακολούθηση των ζωτικών ενδείξεων και άλλων παραμέτρων οι οποίοι καθίστανται σημαντικοί για την παρακολούθηση ενός ατόμου σε πραγματικό χρόνο. Εάν, το σύστημα εντοπίσει μια κατάσταση του ατόμου η οποία θέτει σε κίνδυνο την υγεία του, τότε αποστέλλει ειδοποιήσεις έγκαιρα στον φορέα που παρακολουθεί το άτομο και μπορούν να ληφθούν μέτρα για την αντιμετώπιση της ενδεχόμενης κρίσιμης κατάστασης και να σωθεί μία ζωή.

Στη παρακάτω Εικόνα 8 μπορούμε να δούμε την αρχιτεκτονική ενός δικτύου υγειονομικής περίθαλψης το οποίο μπορούμε να χωρίσουμε σε 3 κομμάτια. Στο πρώτο κομμάτι χρησιμοποιούμε τα αισθητήρια όργανα των συσκευών για να συλλέξουμε τα δεδομένα (πχ. Καρδιογράφημα, πίεση, σάκχαρο, κ.α.). Έπειτα μέσω της συσκευής και αξιοποιώντας τις εφαρμογές του IoT και cloud μεταφέρουμε τα μετρούμενα δεδομένα στον σταθμό συλλογής των δεδομένων (π.χ. ιατρείο). Στο επόμενο και τελευταίο επίπεδο γίνεται η εξαγωγή χαρακτηριστικών των δεδομένων, η ανάλυσή τους και η προτεινόμενη λήψη απόφασης από το σύστημα και σε συνέχεια απόδοση των αποτελεσμάτων στον ενδιαφερόμενο επαγγελματία υγείας. Εδώ μπορούμε να δούμε την εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence - AI) η οποία βοηθά στην λήψη αποφάσεων και την ορθότερη γνωμάτευση των κλινικών αποτελεσμάτων [11].

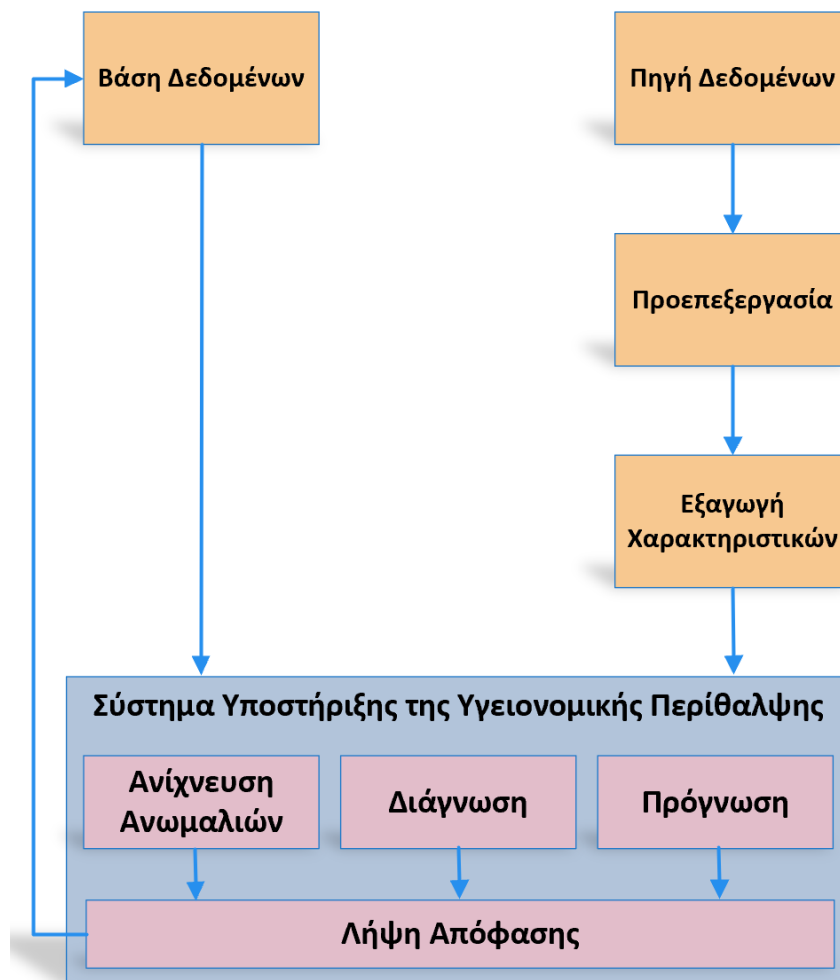


Εικόνα 8. Δομή Εφαρμογής σε Επιστήμες.

2.2.9 Edge computing με εφαρμογή στην υγειονομική περίθαλψη

Η βαθιά μάθηση (DL) είναι ένας αλγόριθμος ο οποίος απαρτίζεται από πολλά επίπεδα και χρησιμοποιεί σαν είσοδο δεδομένα τα οποία τα συλλέγουμε με την βοήθεια συσκευών οι οποίες είναι φορητές ή φορητές και συμβάλλει στην ανάλυση, στην εξαγωγή των χαρακτηριστικών και μετέπειτα στην αναγνώριση προτύπων. Παρέχει τεράστιας σημασίας βοήθεια στις επιστήμες υγείας και περίθαλψης διότι βοηθά στην αντιμετώπιση διαφόρων κρίσιμων και μη καταστάσεων. Μπορεί να βοηθήσει στην διάγνωση ασθενειών, καθώς επίσης και στην πρόβλεψη επιδημικών εστιών και την παραγωγή νέων φαρμάκων.

Όπως φαίνεται στην παρακάτω Εικόνα 9 οι λειτουργίες της βαθιάς μάθησης κατά την περίθαλψη είναι η ανίχνευση ανωμαλιών, η διάγνωση και η πρόγνωση. Σημαντικό αντίκτυπο έχει η ανίχνευση των ανωμαλιών κατά την παρακολούθηση ενός ατόμου καθώς μπορεί να αποτρέψει πολλές καταστάσεις οι οποίες είτε κατά την θεραπεία είτε απλά στην παρακολούθηση του ατόμου μπορούν να αποβούν μέχρι και μοιραίες για την ζωή του και επίσης να αποτραπεί η οποιαδήποτε απάτη στο σύστημα υγείας με σκοπό την αύξηση του κόστους. Όσον αφορά τη διάγνωση και την πρόγνωση, πρόκειται για έναν εντοπισμό μιας ασθένειας του ατόμου. Η διαφορά ανάμεσα στην διάγνωση και την πρόγνωση είναι ότι η διάγνωση βασίζεται στο ιστορικό του ατόμου με μία βάση δεδομένων με στοιχεία γύρω από αυτό. Αντιθέτως, η πρόβλεψη πρόκειται για εντοπισμό της ασθένειας ή πάθησης αυτή τη φορά με στοιχεία που έχουν συλλεχθεί από τον γενικό πληθυσμό και όχι από το ίδιο το άτομο και αποσκοπεί στην ανάλυση της ποιότητας ζωής του ατόμου στην καθημερινότητά του.



Εικόνα 9. Ο ρόλος της βαθιάς μάθησης στην υγειονομική περίθαλψη.

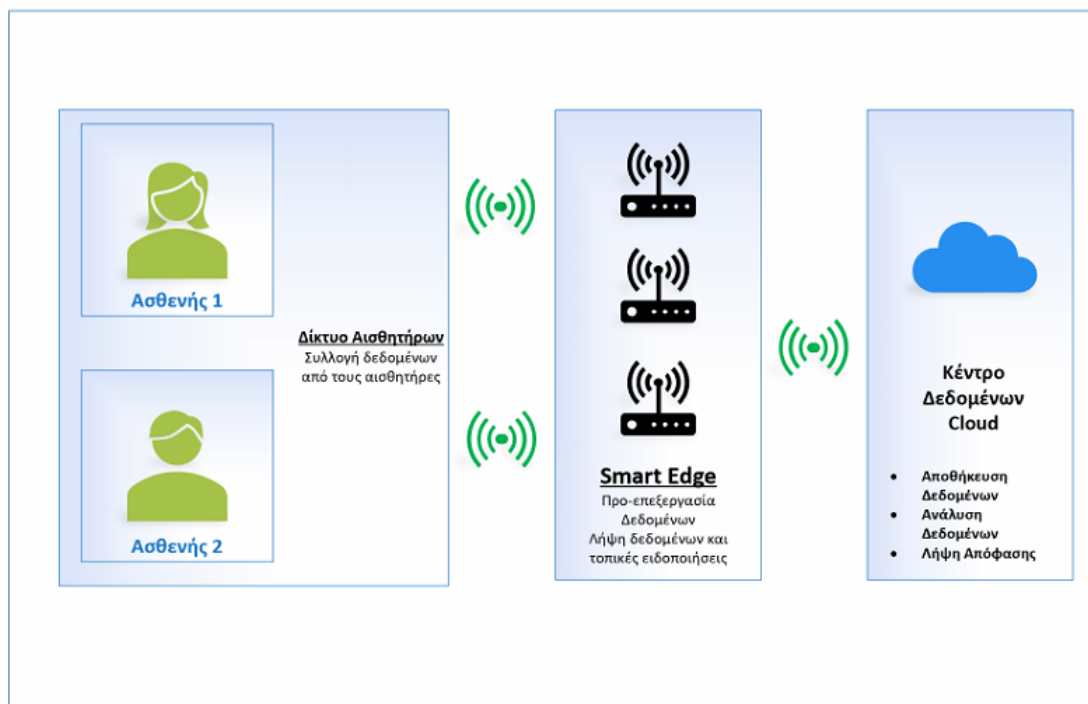
Περιπτώσεις που χρειάζεται υπολογιστική ισχύς στο κομμάτι της υγειονομικής περίθαλψης και παρακολούθησης χρησιμοποιούμε το «Edge Computing» [16]. Η χρήση του γίνεται επειδή εξυπηρετεί την άμεση και έγκαιρη ενημέρωση του φορέα για την κατάσταση του ατόμου, κάτι που μπορεί να βοηθήσει στην παροχή των κατάλληλων υπηρεσιών ζωτικής σημασίας. Με την χρήση συσκευών και εφαρμογών του «Edge computing» μπορούμε να καταφέρουμε μια συλλογή και επεξεργασία δεδομένων που λαμβάνονται από το άτομο προς εξέταση με

την διαφορά ότι ολόκληρη η διαδικασία γίνεται στο ίδιο το σημείο που γίνονται και οι μετρήσεις, δηλαδή στην συσκευή μέτρησης. Αυτές οι συσκευές μέτρησης που χρησιμοποιούν τις εφαρμογές του edge computing είναι οι λεγόμενες φορητές συσκευές «IoT» με τις οποίες γίνεται παρακολούθηση και διάγνωση καταστάσεων χωρίς την παρουσία υγειονομικού προσωπικού ή την επεξεργασία δεδομένων στο κέντρο εξέτασης μειώνοντας έτσι τα απαιτούμενα ραντεβού αλλά και τον χρόνο τους.

2.2.10 Υλοποίηση με συσκευές Διαδικτύου των Πραγμάτων

Με την βοήθεια των συσκευών «IoT» γίνεται η συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση των δεδομένων από τους εξεταζόμενους ασθενείς τοπικά και χωρίς την ανάγκη παρουσίας κάποιου ειδικού για την διαδικασία. Σε συνεργασία λοιπόν με το edge computing γίνονται οι υπολογισμοί και η επεξεργασία όλων των ληφθέντων από την συσκευή «IoT» δεδομένων στην ίδια την συσκευή χωρίς την ανάγκη ύπαρξης Διαδικτύου [17]. Αυτό εξυπηρετεί τις περιπτώσεις που δεν υπάρχει δυνατότητα σύνδεσης στο Διαδίκτυο για την επεξεργασία των δεδομένων με την βοήθεια βάσης δεδομένων. Επομένως, έχουμε ως αποτέλεσμα όλη η διαδικασία να μπορεί να γίνει με μεγαλύτερο έλεγχο και να πραγματοποιείται σε λιγότερο χρόνο εφόσον τα δεδομένα φεύγουν από την συσκευή στην τελική τους επεξεργασμένη μορφή και είναι έτοιμα προς χρήση ή αποστολή προς τον φορέα άμεσα. Ένα επιπλέον πρόβλημα και ίσως από τα πιο σημαντικά που αντιμετωπίζουμε με τις συσκευές είναι η ενεργειακή ανάγκη της συσκευής. Με τις έξυπνες συσκευές ξεπερνάμε αυτό το εμπόδιο και έχουμε πρόσβαση σε πολλές επιπλέον εφαρμογές. Ανοίγει λοιπόν ο δρόμος της ανάπτυξης των έξυπνων πόλεων με πρόσβαση στην έξυπνη περίθαλψη. Στόχος είναι, η διατήρηση ή η ανάπτυξη της ποιότητας παροχής υπηρεσιών υγείας, καθώς και η μείωση του κόστους. Όπως έχει προαναφερθεί, γίνεται παρακολούθηση της κατάστασης των ατόμων σε πραγματικό χρόνο και ως αποτέλεσμα έχουμε την έγκαιρη και άμεση ανταπόκριση του υγειονομικού φορέα για την αντιμετώπιση κρίσιμων καταστάσεων σε ακόμη μεγαλύτερες περιοχές [17].

Στην παρακάτω Εικόνα 10 βλέπουμε την δομή του δικτύου με την εφαρμογή του «edge computing» και εφαρμογών «cloud». Συλλέγονται τα δεδομένα με την χρήση των συσκευών «IoT», έπειτα γίνεται στο ίδιο το εσωτερικό δίκτυο των έξυπνων συσκευών επεξεργασία των δεδομένων, εξαγωγή των χαρακτηριστικών και αναγνώριση του τελικού σήματος και σε περίπτωση κάποιας ανωμαλίας ή κινδύνου υπάρχει η αντίστοιχη ενημέρωση του χρήστη. Έπειτα με την χρήση του «cloud» μέσω διαδικτύου γίνεται η μεταφορά της πληροφορίας στο κέντρο παρακολούθησης.



Εικόνα 10. Δίκτυο παρακολούθησης υγειονομικής περιθάλψης μέσω «edge computing».

2.2.11 Πλεονεκτήματα και Προκλήσεις της Βαθιάς Μάθησης με Edge Computing

Όπως έχουμε προαναφέρει η βαθιά μάθηση και το «edge computing» αποτελούν δυο επαναστατικές καινοτομίες οι οποίες όταν ενοποιηθούν φέρνουν πολλά οφέλη και ευκαιρίες για τον κομμάτι του πληθυσμού ο οποίος τα χρειάζεται και εξαρτάται από αυτά. Έχουμε το κέρδος του χρόνου ο οποίος μειώνεται σημαντικά με την χρήση των συστημάτων αυτών, μικρότερη ποσότητα δεδομένων που στην αρχή προοριζόνταν για επεξεργασία στο υγειονομικό κέντρο επομένως και στις απαιτήσεις δικτύου οι οποίες μειώνονται και αυτές. Επιπλέον, μπορεί να παρατηρήσουμε και μείωση του κόστους για την ολική διαδικασία αλλά και καλύτερη απόδοση του συστήματος λόγω της επεξεργασίας των δεδομένων όχι στο cloud αλλά στην ίδια την συσκευή [18].

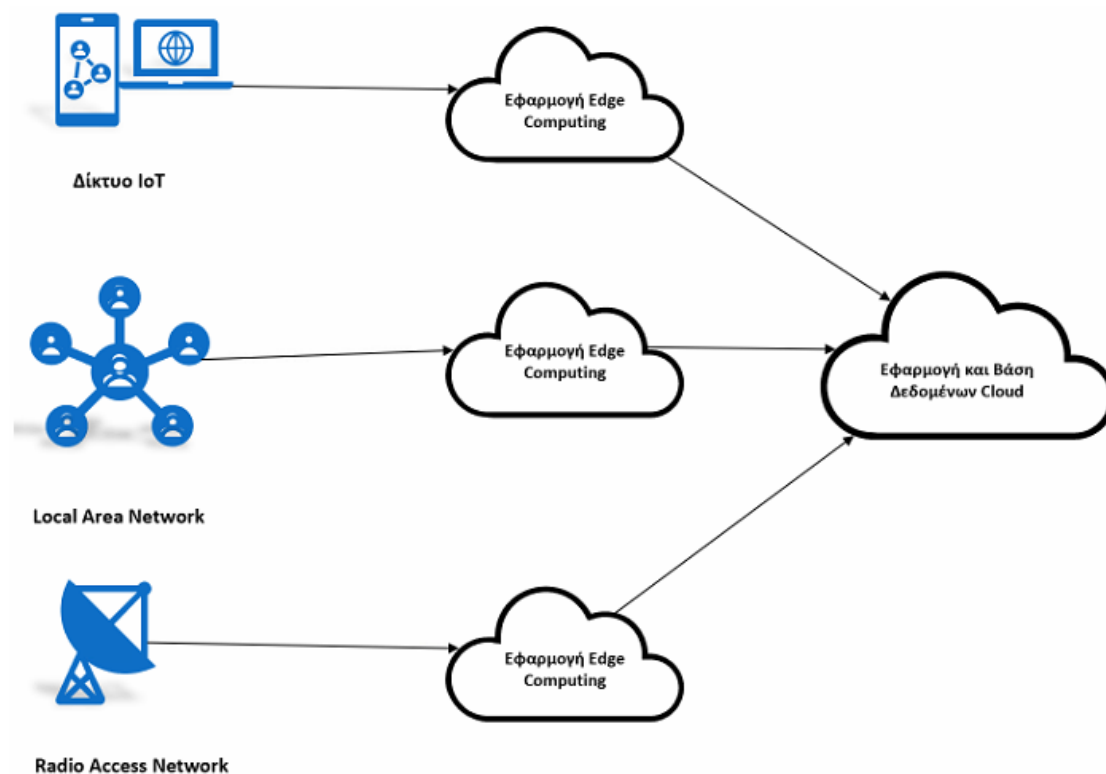
Ενώ εμφανίζονται πολλά οφέλη στην χρήση των συσκευών βαθιάς μάθησης και edge computing, έχουμε επίσης και κάποια εμπόδια που το συνοδεύουν. Ένα από αυτά τα εμπόδια είναι η έρευνα για την ενεργειακή απόδοση της συσκευής. Οι συσκευές IoT που χρησιμοποιούνται στην υγειονομική περίθαλψη έχουν πολύ χαμηλές απαιτήσεις κατανάλωσης ισχύος. Όταν όμως υπάρχει η ανάγκη υπολογιστικής ισχύος με χρήση ενός αλγορίθμου βαθιάς μάθησης στην ίδια την συσκευή η οποία λαμβάνει και τα δεδομένα, τότε οι απαιτήσεις ισχύος ανεβαίνουν. Η συσκευή edge προσπαθεί να μιμηθεί την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου με τους νευρώνες βαθιάς μάθησης και όσο περισσότερους νευρώνες διαθέτουμε, τόσο περισσότερη ανάγκη ισχύος έχουμε.

Καταλήγουμε λοιπόν στο ότι όσους περισσότερους νευρώνες βαθιάς μάθησης διαθέτουμε, τόσο περισσότερη κατανάλωση ενέργειας έχουμε για τον υπολογισμό. Βέβαια με την εξέλιξη της τεχνολογίας διαθέτουμε συσκευές χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας. Για να καταστήσουμε όμως αποτελεσματική μια εφαρμογή της βαθιάς μάθησης μαζί με το «edge computing» θα πρέπει να έχει και καλή απόδοση από άποψη ενεργειακής κατανάλωσης.

2.2.12 Αρχιτεκτονική του Edge Computing

Ο όρος «edge computing» είναι μια διαδικασία κατά την οποία η επεξεργασία των δεδομένων τα οποία λαμβάνουμε από ένα άτομο γίνεται κοντά στην πηγή λήψης τους, δηλαδή στην φορητή συσκευή. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται η καθυστέρηση που προκύπτει από την μεταφορά μεγάλου όγκου δεδομένων μέσω «cloud» και την μετέπειτα επεξεργασία τους εφόσον έχουν μεταφερθεί [19]. Με αυτόν τον τρόπο όλοι οι υπολογισμοί και επεξεργασίες των δεδομένων γίνονται στην άκρη του δικτύου μειώνοντας σημαντικά το εύρος δικτύου που χρειάζεται σε περίπτωση που δεν γινόταν η επεξεργασία πριν την μεταφορά.

Στην Εικόνα 11 εμφανίζεται η Δομή του δικτύου «edge computing». Στο πρώτο στάδιο του δικτύου γίνεται η συλλογή των δεδομένων. Η διαδικασία αυτή μπορεί να υλοποιηθεί από ένα δίκτυο ραδιοπρόσβασης, από ένα τοπικό δίκτυο και στην προκειμένη περίπτωση από ένα δίκτυο συσκευών «IoT». Στο δεύτερο στάδιο τα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί επεξεργάζονται στην ίδια την συσκευή τοπικά και ύστερα μεταφέρονται μέσω «cloud» για περαιτέρω διαδικασίες και αποθήκευση.



Εικόνα 11. Δομή δικτύου edge computing.

2.2.13 Πλεονεκτήματα του edge computing έναντι του cloud computing

Η χρήση του «edge computing» έχει τα εξής πλεονεκτήματα σε αντίθεση με το «cloud computing»:

- Αποτελεσματική χρήση του εύρους ζώνης δικτύου: Τα στοιχεία του άκρου που είναι υπεύθυνα για τους υπολογισμούς είναι σε θέση να επεξεργαστούν μεγαλύτερη

ποσότητα εργασιών στην ίδια τη συσκευή χωρίς την ανάγκη μετάδοσης των δεδομένων στο «cloud» επομένως να υπάρχει μικρότερη κίνηση στο διαδίκτυο [20].

- Άμεση απόκριση: Οι συσκευές άκρου (Edge) εκτελούν διαδικασίες και εργασίες κάτι που εξαλείφει την καθυστέρηση της μετάδοσης δεδομένων και βελτιώνει την ταχύτητα απόκρισης [16].
- Μεγάλη αποθήκευση δεδομένων: Οι συσκευές «edge» είναι ικανές να λάβουν αντίγραφα ασφαλείας από το «cloud» με αποτέλεσμα να αποδίδουν τεράστιες δυνατότητες επεξεργασίας και χώρο αποθήκευσης [20].

2.2.14 Εφαρμογές του «Edge Computing»

Το «edge computing» είναι μια εφαρμογή της τεχνολογίας που βοηθάει τους ενδιαφερόμενους να εμβαθύνουν τα δεδομένα, να εκτελούν αναλυτικά στοιχεία, να συλλέγουν γνώσεις και να λαμβάνουν αποφάσεις. Όλα γίνονται σε μικρότερο χρονικό διάστημα και με μεγαλύτερη ασφάλεια.

Τομείς που μπορεί να εφαρμοστεί αποτελεσματικά το «edge computing» είναι:

- Υγειονομική περίθαλψη: Στην περίπτωση της υγειονομικής περίθαλψης υπάρχει η ανάγκη της αμεσότητας και της γρήγορης απόκρισης. Επομένως, επιτελώντας την επεξεργασία δεδομένων στην συσκευή στο άκρο και κοντά στην συσκευή λήψης των δεδομένων επιτυγχάνει αυτόν τον στόχο. Αυτό αποσκοπεί στην παρακολούθηση των ασθενών και άμεση απόκριση σε περιπτώσεις κρίσιμες χωρίς να υπάρχει μη αναγκαία προσέλευση σε χώρο υγειονομικής περίθαλψης.
- Έξυπνες πόλεις (Smart Cities): Σκοπεύει στην ανάπτυξη των πόλεων από τους αισθητήρες στα σπίτια έως και την εφαρμογή στους φωτεινούς σηματοδότες και τα μεταφορικά μέσα όπου σε όλα τα αντίστοιχα άκρα θα υπάρχει άμεση απόκριση [21].
- Αυτόνομα Οχήματα: Πρόκειται για μια περεταίρω ανάπτυξη των έξυπνων πόλεων είναι τα οχήματα τα οποία μπορούν να κινηθούν αυτόνομα με αισθητήρια αναγνώρισης χωρίς την σύνδεσή τους στο cloud.
- Εποπτεία (Surveillance): Μέσω των καμερών ασφαλείας και την υπολογιστική ισχύ των συσκευών edge computing γίνεται η ανάλυση και επεξεργασία της εικόνας που λαμβάνεται. Μπορούν να γίνουν προβλέψεις με αυτόν τον τρόπο που ενδεχομένως να είναι κρίσιμες για την ασφάλεια ατόμων. Σε αυτό βοηθά η αναγνώριση προσώπου και η πρόβλεψη συμπεριφοράς.
- Δίκτυα: Κάθε κόμβος του δικτύου διαθέτει μια συσκευή edge computing το οποίο βοηθά στην επεξεργασία την απόφασης για την ποιότητα της υπηρεσίας ώστε να επιτυγχάνεται η καλύτερη διαδρομή για την αποστολή δεδομένων.
- Εφαρμογές 5G: Με την ανάγκη του κόσμου για μεγαλύτερες ταχύτητες δικτύου χρησιμοποιούνται οι συσκευές edge computing οι οποίες καθιστούν το 5G δίκτυο 1000 φορές ταχύτερο από το 4G λόγω της άμεσης απόκρισης.
- Blockchain: Η αλυσίδα «Block» είναι μια τεχνολογία «distributed ledger» όπου κάθε κόμβος είναι μια μονάδα υπολογισμού «edge computing».

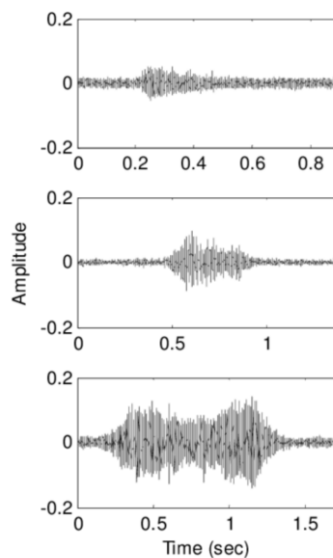
2.2.15 Κατάτμηση ηχητικών σημάτων

Για την ανάπτυξη ενός προγράμματος επεξεργασίας ήχου υπάρχει η ανάγκη κατάτμησης των ηχητικών προτύπων για την εύρεση και εξαγωγή των χαρακτηριστικών τους. Σε όλα τα συστήματα επεξεργασίας ήχου η διαδικασία αυτή είναι αυτοματοποιημένη και έχει ως

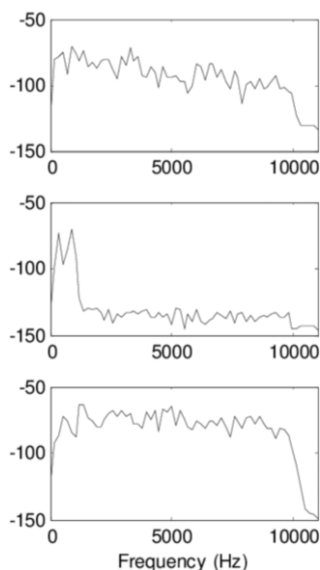
χαρακτηριστικό ότι όσες φορές και να περάσουν τα δεδομένα από την διαδικασία της αυτόματης κατάτμησης θα λάβουμε το ίδιο ακριβώς αποτέλεσμα. Για αυτόν ακριβώς τον λόγο χρησιμοποιούμε την αυτόματη κατάτμηση επιπροσθέτως του γεγονότος ότι είναι μια πολύ εύκολη διαδικασία σε σχέση με την χειροκίνητη κατάτμηση η οποία είναι εξαιρετικά χρονοβόρα εάν σκεφτούμε ότι για κάθε πρότυπο εισαγωγής θα πρέπει να κάνουμε την συγκεκριμένη διαδικασία. Επίσης, η χειροκίνητη κατάτμηση είναι υποκειμενική εφόσον εξαρτάται από την οπτικοακουστική αντίληψη του κάθε ατόμου.

2.2.16 Γραφική Αναπαράσταση του σήματος

Για την αναπαράσταση ενός μονοδιάστατου σήματος, όπως και στην συγκεκριμένη περίπτωση τα σήματα ήχου, χρησιμοποιούμε την πιο συνηθισμένη και απλή μέθοδο η οποία είναι η απεικόνιση της μεταβολής του σήματος στο πεδίο του χρόνου. Στην απεικόνιση χρησιμοποιούμε την μεταβολή της έντασης, πυκνότητας ή οποιουδήποτε άλλου μετρούμενου μεγέθους του σήματος με το χρόνο [2]. Στα ηχητικά σήματα αναπαρίσταται κάθετα η μεταβολή της πυκνότητας του αέρα και οριζόντια η μεταβολή του χρόνου. Ως πλάτος ορίζουμε την διαφορά μεταξύ της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής πίεσης ενός ήχου. Στις παρακάτω Εικόνα 12 και Εικόνα 13 παρουσιάζονται οι γραφικές αναπαραστάσεις του σήματος του βήχα στο πεδίο του χρόνου και των συχνοτήτων.



Εικόνα 12. Γραφική αναπαράσταση τριών σημάτων βήχα στο πεδίο του χρόνου [22].



Εικόνα 13. Γραφική αναπαράσταση τριών σημάτων βηξίματος στο πεδίο των συχνοτήτων [22].

2.3 Διαδίκτυο των Πραγμάτων

Το «Internet of Things» γνωστό ως «IoT» και στα ελληνικά Διαδίκτυο των Πραγμάτων πρόκειται για έναν όρο που σηματοδότησε νέα πορεία στον κόσμο των συσκευών. Όπως αναγράφεται στον τίτλο του χωρίζεται σε δυο όρους, το «Internet» και το «Things» [23]. Το «Internet» πρόκειται για το διαδίκτυο και συμπεριλαμβάνει το γνωστό διαδίκτυο που σε όλον τον κόσμο διασυνδέει συσκευές και υπολογιστές όλου του πληθυσμού της γης μέσω των γνωστών καθιερωμένων πρωτοκόλλων (TCP/IP - Transmission Control Protocol/Internet Protocol). Είναι το παγκόσμιο δίκτυο δικτύων που περιέχει εκατομμύρια ιδιωτικά, δημόσια, ακαδημαϊκά, επιχειρηματικά και κυβερνητικά δίκτυα, τοπικού έως παγκόσμιου πεδίου μέσω ηλεκτρονικών, ασύρματων και οπτικών μέσων. Σε μία έρευνα του «Internet World Statistics» μπορούμε να δούμε ότι στις 12 Αυγούστου του 2016 υπήρχαν περίπου 3,432,809,100 χρήστες του διαδικτύου παγκοσμίως [24]. Εκτός από την χρήση του στην γη έχουμε και την επέκτασή του διαδικτύου στο διάστημα μέσω προγραμμάτων όπως «Internet Routing in Space (IRIS)» της «CISCO» και «Starlink» της «SpaceX» [25], [26]). Ο αριθμός αυτός αντιστοιχεί στο 40% του πληθυσμού της γης ο οποίος χρησιμοποιεί το διαδίκτυο. Ο δεύτερος όρος «Things» στον τίτλο αντιστοιχεί στον όρο Πράγματα. Λέγοντας πράγματα εννοούμε οποιοδήποτε πράγμα που μπορεί να διακριθεί από ένα αντικείμενο έως και τον ίδιο τον άνθρωπο σαν άτομο. Σαν πρώτη ιδέα θα είχαμε στο μυαλό έξυπνες συσκευές (smart devices) οι οποίες είναι ηλεκτρονικές και έχουν μια τεχνολογική ανάπτυξη αλλά, θα μπορούσε να είναι ένα οποιοδήποτε αντικείμενο όπως κάποιο τρόφιμο ή κάποιο ρόφημα, αντικείμενα υλικά όπως εξοπλισμός και ανταλλακτικά του, εμπορικά όπως ρούχα ή παπούτσια, κάποιο ιστορικό μνημείο, ένας ζωντανός οργανισμός όπως ο άνθρωπος ή ζώα, φυτά και συσκευές απλές όπως οικιακές και πολύπλοκες όπως κάποια συσκευή παρακολούθησης ζωτικών παραμέτρων. Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι θα μπορούσε να είναι οτιδήποτε αντικείμενο το οποίο έχει φυσική υπόσταση στον κόσμο.

2.3.1 Ορισμός του «IoT»

Υπάρχουν πολλών ειδών ορισμοί για το διαδίκτυο των πραγμάτων κανένας όμως δεν είναι κοινά αποδεκτός παγκόσμια από τους χρήστες. Ο Kevin Ashton γνωστός ως

εμπειρογνώμονας στην ψηφιακή καινοτομία, είχε δώσει τον πρώτο ορισμό ως ιδέα του τι είναι το διαδίκτυο των πραγμάτων και ύστερα από εκείνον ακολούθησαν και άλλοι με τις ιδέες του όπως ακαδημαϊκοί, ερευνητές, εταιρικοί άνθρωποι και άλλοι [23]. Κάθε ένας ορισμός διέφερε από τον άλλον αλλά όλοι έχουν ως κοινό στοιχείο την ιδέα του διαδικτύου ότι στην πρώτη φάση του συμπεριλάμβανε δεδομένα τα οποία δημιουργήθηκαν από τους ίδιους τους ανθρώπους. Στην δεύτερη και τωρινή φάση του διαδικτύου οι διάφοροι ορισμοί απευθύνονται σε δεδομένα τα οποία δημιουργήθηκαν από πράγματα, όπως προκύπτει και το όνομα Διαδίκτυο των Πραγμάτων.

Ένας από τους πιο ολοκληρωμένους και καλούς ορισμούς είναι:

«Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων είναι ένα ανοιχτό και ολοκληρωμένο δίκτυο έξυπνων αντικειμένων που έχουν την δυνατότητα να οργανώνουν αυτόματα να μοιράζονται πληροφορίες, δεδομένα και πόρους, να αντιδρούν και να δρουν όταν αντιμετωπίζουν καταστάσεις και αλλαγές στο περιβάλλον».

Αγγλικός ορισμός:

“An open and comprehensive network of intelligent objects that have the capacity to auto-organize, share information, data and resources, reacting and acting in face of situations and changes in the environment” [23].

Παρατηρούμε μια συνεχόμενη και ραγδαία εξέλιξη στην πληροφορική τα τελευταία χρόνια και συγκεκριμένα στην τελευταία δεκαετία το διαδίκτυο των πραγμάτων είναι βασικό στοιχείο όλων των δικτύων από σχεδόν όλους. Προσφέρει άμεση επικοινωνία με το «έξυπνο» (smart) πλέον τρόπο των ανθρώπων με τα αντικείμενα, των ανθρώπων μεταξύ τους και των αντικειμένων μεταξύ τους. Στην καθημερινή μας ζωή κάνουμε χρήση του διαδικτύου για να συνδεθούμε σε διακομιστές, υπολογιστές και έξυπνες συσκευές όπως τηλέφωνα και τηλεοράσεις κάτι στο οποίο βοηθάει το διαδίκτυο των πραγμάτων αφού αποτελεί πλέον δομικά στοιχεία και την ίδια «IP» διαδικτύου των ίδιων των δρομολογητών και των κόμβων που χρησιμοποιεί το δίκτυο. Λόγω λοιπόν, της τεράστιας πληροφορίας που λαμβάνουμε από τα αισθητήρια αντικείμενα ή του τεράστιου όγκου δεδομένων που θέλουμε να μεταφέρουμε, χρησιμοποιούμε συσκευές διαδικτύου των πραγμάτων έτσι ώστε να επεξεργάζονται την πληροφορία αυτή, να κατανοούν την πολυπλοκότητα της και να δρουν άμεσα και κατάλληλα. Αυτό εννοείται πως γίνεται σε μεγάλο βαθμό χωρίς την παρέμβαση ανθρώπινου χεριού και λειτουργούν αυτόνομα, αυτοματοποιώντας διαδικασίες οι οποίες ήταν χρονοβόρες και πολύπλοκες για τον άνθρωπο. Κάποιες εφαρμογές του διαδικτύου των πραγμάτων που θα μιλήσουμε παρακάτω είναι πχ η κωδικοποίηση «RFID».

Παρακάτω στον Πίνακα 2 παρουσιάζονται τα σημαντικότερα γεγονότα που πυροδότησαν την εξέλιξη του Internet of things και στον Πίνακα 3 την ανάπτυξη των τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων.

Πίνακας 2. Χρονοδιάγραμμα των σημαντικών συμβάντων σχετικά με το Διαδίκτυο των Πραγμάτων [27].

Έτος	Συμβάν
1999	Ο όρος «Internet of Things» ορίστηκε από τον Kevin Ashton, Executive Director of the Auto-ID Centre in Massachusetts Institute of Technology (MIT)
1999	Ο Neil Gershenfeld μίλησε για πρώτη φορά για τις αρχές του «IoT» στο βιβλίο του με τίτλο «When Things Start to Think»
1999	MIT Auto-ID Lab, ιδρύθηκε αρχικά από τους Kevin Ashton, David Brock και Sanjay Sarma. Βοήθησαν στην ανάπτυξη του Ηλεκτρονικού Κώδικα Προϊόντος (Electronic Product Code – EPC)

Σύστημα Ανίχνευσης Βήχα με χρήση του Arduino 33 sense BLE

2000	Η LG ανακοίνωσε τα πρώτα της σχέδια του «Internet» για ψυγεία
2002	Το «Ambient Orb» που δημιουργήθηκε από τον David Rose και άλλους σε ένα «spin-off» από το MIT Media Lab κυκλοφορεί στο NY Times Magazine με την ονομασία «The Ideas of Year»
2003 - 2004	Το «RFID» αναπτύσσεται σε μαζική κλίμακα από το Υπουργείο Άμυνας των ΗΠΑ στο πρόγραμμα Savi και το Wal-Mart στον εμπορικό κόσμο
2005	Η Διεθνής Ένωση Τηλεπικοινωνιών του ΟΗΕ (International Telecommunications Union - ITU) δημοσίευσε την πρώτη της έκθεση σχετικά με το θέμα του «Internet of Things»
2008	Η αναγνώριση από την ΕΕ και το πρώτο ευρωπαϊκό συνέδριο «IoT»
2008	Μια ομάδα εταιρειών ξεκίνησε τη Συμμαχία IPSO για να προωθήσει τη χρήση «IP» σε δίκτυα «Έξυπνων αντικειμένων» και να επιτρέψει το «Internet of Things»
2008	Η FCC ψήφισε 5-0 για έγκριση ανοίγματος της χρήσης του φάσματος «white space»
2008 - 2009	Το «IoT» δημιουργήθηκε σύμφωνα με το Cisco's Business Solutions Group
2008	Το Εθνικό Συμβούλιο Πληροφοριών των ΗΠΑ καταχώρισε το «IoT» ως ένα από τα 6 «Disruptive Civil Technologies» με πιθανές επιπτώσεις στα συμφέροντα των ΗΠΑ έως το 2025
2010	Ο Κινέζος πρωθυπουργός Wen Jiabao ορίζει το «IoT» ως τη βασική βιομηχανία για την Κίνα και σχεδιάζει να πραγματοποιήσει σημαντικές επενδύσεις στο «Internet of Things»
2011	Δημόσια κυκλοφορία του IPv6 - Το νέο πρωτόκολλο επιτρέπει 340, 282, 366, 920, 938, 463, 463, 374, 607, 431,768, 211, 456 (2 ¹²⁸) διευθύνσεις

Πίνακας 3. Ανάπτυξη των Τεχνολογιών «IoT» [28].

	Πριν το 2010	2010–2015	2015–2020	Μετά το 2020
Δίκτυα	Δίκτυα Αισθητήρων	-Δίκτυα με αυτονομία και αυτόματη οργάνωση -Δίκτυα αισθητήρων με διαφάνεια τοποθεσίας -Δίκτυα ανοχής καθυστέρησης -Δίκτυα αποθήκευσης και τροφοδοσίας -Δίκτυα υβριδικών τεχνολογιών	Δίκτυα επίγνωσης περιβάλλοντος	-Δίκτυα γνωστικής λειτουργίας -Δίκτυα αυτόματης εκμάθησης και επισκευής
Λογισμικά και Αλγόριθμοι	-Ολοκλήρωση relational βάσης δεδομένων -RDBMS βασισμένα στο IoT -Πλατφόρμες βασισμένες σε γεγονότα -Αισθητήρες middleware -Δίκτυα αισθητήρων middleware	-Ενότητες λογισμικού μεγάλης κλίμακας και σημασίας -Σύνθετοι αλγόριθμοι -Νέας γενιάς IoT βασισμένο σε κοινωνικό λογισμικό -Νέας γενιάς IoT βασισμένο σε εφαρμογές επιχειρήσεων	- Προσανατολισμένο στον στόχο λογισμικό -Καταναεμημένη ευφυΐα και επίλυση προβλημάτων -Περιβάλλοντα συνεργασίας Things to Things	- Προσανατολισμένο στον χρήστη λογισμικό -Αόρατο IoT -Εύκολο στην ανάπτυξη IoT -Things-to-Humans -IoT για όλους

	Πριν το 2010	2010–2015	2015–2020	Μετά το 2020
	-Αλγόριθμοι εγγύτητας/ εντοπισμού			
Hardware	-RFID ετικέτες και αισθητήρες -Αισθητήρες σε φορητές συσκευές -NFC στα κινητά τηλέφωνα -Μικρότερη και φθηνότερη τεχνολογία MEMs	-Σύνθετα πρωτόκολλα και αναγνώστες πολλαπλών προτύπων -Περισσότεροι αισθητήρες και ενεργοποιητές -Ασφαλείς και χαμηλού κόστους ετικέτες (πχ Silent Tags)	-Εξυπνοι βιοχημικοί αισθητήρες -Περισσότεροι αισθητήρες και ενεργοποιητές (μικροσκοπικοί αισθητήρες)	-Νανοτεχνολογία και νέα υλικά
Επεξεργασία Δεδομένων	-Σειριακή επεξεργασία δεδομένων -Παράλληλη επεξεργασία δεδομένων -Ποιότητα υπηρεσιών	-Επεξεργασία δεδομένων με βάση τα φάσματα ενέργειας και συχνότητας -Προσαρμόσιμο περιεχόμενο επεξεργασίας δεδομένων	-Επεξεργασία δεδομένων με αντίληψη περιεχομένου και ανταπόκριση δεδομένων	-Γνωστική επεξεργασία και βελτιστοποίηση

2.3.2 Gartner's Hype Cycle

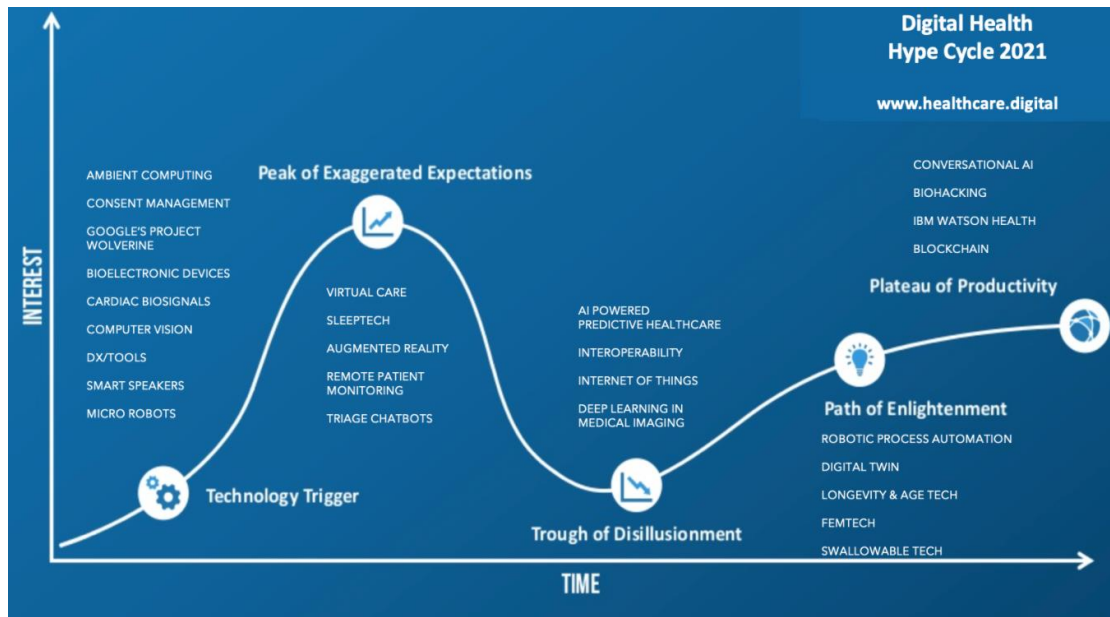
Με την αναπαράσταση «Hype Cycle» του Gartner έχουμε έναν τρόπο παρουσίασης των τεχνολογιών σε όλες τις φάσεις τους οι οποίες είναι με την σειρά την εμφάνιση, την εξέλιξη τον αντίκτυπο και την εφαρμογή τους στον κόσμο. Ο κάθετος άξονας δηλώνει τις προσδοκίες (expectations) και ο οριζόντιος τον χρόνο (time) [23], [29]. Στην Εικόνα 14 παρουσιάζεται ο Hype Cycle του Gartner για τις αναδυόμενες τεχνολογίες του έτους 2012.

Σύστημα Ανίχνευσης Βήχα με χρήση του Arduino 33 sense BLE



Εικόνα 14. Αναδυόμενες Τεχνολογίες 2012 [29].

Παρακάτω στην Εικόνα 15 εμφανίζεται η αναπαράσταση του «Hype Cycle» του Gartner για την Υγεία στο έτος του 2021.



Εικόνα 15. Gartner's Hype Cycle για την Υγεία (2021) [30].

2.3.3 Τεχνολογίες του «IoT»

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων έκανε τα πρώτα του βήματα από τις ομάδες ατόμων που είχαν την ανάγκη για ετικετοποίηση ενός αντικειμένου. Η ετικέτα αυτή περιείχε πληροφορίες σε μια βάση δεδομένων και ονομάζεται Ταυτοποίηση Μέσω Ραδιοσυχνοτήτων (Radio Frequency Identification – RFID). Μπορούμε να πούμε λοιπόν ότι το «RFID» αποτελεί τον πυρήνα δομής του Διαδικτύου των Πραγμάτων εφόσον χρησιμοποιείται στις ετικέτες και

ακολουθώντας αργότερα την ίδια λογική τους αισθητήρες και γενικότερα την τεχνολογία πληροφοριών [23] [31]. Με αυτόν τον τρόπο μπορούμε να δώσουμε το ψηφιακό στίγμα στον κυβερνοχώρο στα φυσικά αντικείμενα. Αντίστοιχες τεχνολογίες ετικέτας όπως το «RFID» είναι και τα «NFC» και «Barcode» που θα μιλήσουμε παρακάτω. Μπορούμε πλέον να εντοπίσουμε το Διαδίκτυο των Πραγμάτων παντού σε όλα τα σημεία του διαδικτύου εφόσον αποτελεί υλικά και λογισμικά κομμάτια. Χρησιμοποιείται από τους υπολογιστές και γενικότερα όλη την πληροφορική εφόσον έχει εφαρμογή στα πεδία πληροφορικής, επικοινωνίας, μεταφοράς δεδομένων και γενικότερα περιαγωγής δεδομένων.

2.3.4 Ραδιοσυχνότητες «RFID»

Η αναγνώριση ραδιοσυχνοτήτων «RFID» γνωστή ως «Radio Frequency Identification» αποτελεί την ταυτότητα του αντικειμένου και χρησιμοποιεί ραδιοκύματα με τη μορφή σειριακού αριθμού ασύρματα. Εφαρμόστηκε αρχικά στον 2^ο Παγκόσμιο πόλεμο το 1948 για την αναγνώριση εχθρών. Καθιερώθηκε ωστόσο πολύ αργότερα από το MIT το 1999. Πρόκειται για ένα εργαλείο το οποίο βοηθά την αναγνώριση ετικετών με τρόπο οικονομικό και μπορεί να έχει τις δυνατότητες να διανέμει, να ανιχνεύει, να παρακολουθεί ασθενείς στην περίπτωση της υγειονομικής εφαρμογής και πολλά άλλα [23] [32].

Αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:

- 1) Ετικέτα
- 2) Αναγνώστης
- 3) Κεραία
- 4) Ελεγκτής πρόσβασης
- 5) Λογισμικό
- 6) Διακομιστής

2.3.5 Πρωτόκολλο Διαδικτύου (IP)

Το Πρωτόκολλο Διαδικτύου γνωστό ως «Internet Protocol (IP)» είναι το γνωστό σε όλους μας διαδίκτυο το οποίο αναπτύχθηκε το 1970 και χρησιμοποιείται για την επικοινωνία και μετάδοση δεδομένων μεταξύ του δικτύου του κόσμου [23]. Κυκλοφορεί σε δυο εκδόσεις την IPv4 και IPv6. Γενικώς λόγω της ευρείας και πρότερης χρήσης της IPv4 όταν χρησιμοποιούμε τον όρο διεύθυνση «IP» εννοούμε συνήθως σε εκείνη την έκδοση. Το IPv4 χωρίζεται σε 5 κατηγορίες: «Class A», «Class B», «Class C», «Class D» και «Class E» αλλά από όλες αυτές συνήθως χρησιμοποιούνται μόνο οι A, B και C. Η έκδοση IPv6 είναι η έκδοση του μέλλοντος διότι μας δίνει την δυνατότητα να έχουμε διαθέσιμες 2^{128} διευθύνσεις ενώ η IPv4 πολύ λιγότερες [32].

2.3.6 Ασύρματο δίκτυο «Wi-Fi»

Το ασύρματο δίκτυο γνωστό ως «Wireless Fidelity (Wi-Fi)» μας δίνει τη δυνατότητα να έχουμε επικοινωνία μεταξύ υπολογιστών και συσκευών ασύρματα. Ο Vic Hayes έχει ανακηρυχθεί πατέρας του «Wireless Fidelity». Ο πρόδρομος του Wi-Fi εφευρέθηκε το 1991 από την NCR Corporation στο Nieuwege στην Ολλανδία. Το πρώτο ασύρματο δίκτυο είχε την ονομασία «WaveLan» με ταχύτητες 1 έως 2 Mbps (Megabit per second). Πλέον κάθε σπίτι και κάθε γραφείο και κάθε χώρος είναι εξοπλισμένος με τοπικό ασύρματο δίκτυο (Wireless Local Area Network - WLAN) και χρησιμοποιείται σχεδόν από όλες τις συσκευές και τους υπολογιστές. Μέχρι και ολόκληρες πόλεις πλέον είναι εξοπλισμένες με Access Points δίνοντας τη δυνατότητα ασύρματου διαδικτύου στους χρήστες όλης σχεδόν της πόλης.

2.3.7 «Barcode»

Το «Barcode» ή Γραμμωτός Κώδικας χρησιμοποιεί ράβδους για να κωδικοποιήσει αριθμούς και γράμματα. Οι ράβδοι αυτοί βρίσκονται σε διαφορετικά διαστήματα και ποικίλουν στο πλάτος αναλόγως του συνδυασμού των χαρακτήρων που θέλουμε να κωδικοποιήσουμε. Ο Barcode χωρίζεται σε 3 τύπους: «Alpha Numeric», «Numeric» και «2 Dimensional». Για την ανάγνωσή του χρησιμοποιούμε συσκευές όπως σαρωτές λέιζερ ή κάμερες. Παρόμοιες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι η μέθοδος της Γρήγορης Απόκρισης (Quick Response – QR). Η μέθοδος «QR» ξεκίνησε με εφαρμογή στην αυτοκινητοβιομηχανία και χρησιμοποιεί κώδικα μήτρας. Τελικά, επικρατεί η μέθοδος «QR» λόγω της γρήγορης ανάγνωσης και περισσότερης χωρητικότητας αποθήκευσης από το «Barcode». Στην παρακάτω Εικόνα 16 παρουσιάζονται ο γραμμωτός κώδικας και ο κώδικας «QR».



Εικόνα 16. Γραμμωτός κώδικας (αριστερά) και «QR» (δεξιά) [33] [34].

2.3.8 Δίκτυο Ασύρματων Αισθητήρων (WSN)

Η τεχνολογική ανάπτυξη στα ολοκληρωμένα κυκλώματα και τις ασύρματες επικοινωνίες έχει ως αποτέλεσμα να υπάρχουν διαθέσιμες συσκευές με αισθητήρες οι οποίες έχουν υψηλή απόδοση, χαμηλό κόστος, χαμηλές ανάγκες ισχύος και είναι πολύ μικρές σε μέγεθος [32]. Μας δίνουν τη δυνατότητα να λάβουμε, να επεξεργαστούμε, να αναλύσουμε και να μεταφέρουμε δεδομένα τα οποία έχουν ληφθεί από πολλές πηγές διαφόρων ειδών, διευκολύνοντας έτσι την βιωσιμότητα του πληθυσμού. Λαμβάνονται τα δεδομένα από τους αισθητήρες και το σήμα κατευθύνεται μέσω των κόμβων του δικτύου σε ένα καταναμημένο ή κεντρικό σύστημα για ανάλυση. Έτσι, προκύπτει ο όρος Δίκτυο Ασύρματων Αισθητήρων (Wireless Sensor Networks – WSN) [35].

2.3.9 Δομικά στοιχεία του «WSN»

1) Υλικό (Hardware) WSN

Αποτελεί τα υλικά στοιχεία του δικτύου τα οποία μπορεί να είναι αισθητήρες, μονάδες επεξεργασίας, τροφοδοτικά και πομποδέκτες. Περιέχουν μετατροπείς Αναλογικό-ψηφιακούς (Analog to Digital) και συνήθως πλέον χρησιμοποιούν μια συχνότητα για καλύτερη επικοινωνία [32].

2) Στοιβάδα επικοινωνίας «WSN»:

Πρόκειται για την στοιβάδα η οποία είναι ύψιστης σημασίας διότι κρίνεται η επικοινωνία μεταξύ των διαφορετικών κόμβων του δικτύου. Θα πρέπει λοιπόν να υπάρχει καλός σχεδιασμός του δικτύου με την κατάλληλη τοπολογία και δρομολόγηση των Φυσικών Διευθύνσεων (Media Access Control – MAC). Λόγω των πολλαπλών στρωμάτων και της

πολυπλοκότητας του δικτύου χρειάζεται συνεχής επικοινωνία, κάτι που στην καθημερινή ζωή συχνά εμφανίζεται με διακοπές λειτουργίας [35].

3) WSN «Middleware»:

Πρόκειται για το λογισμικό λειτουργίας και οι εφαρμογές που χρησιμοποιούνται ανάμεσα στους πόρους του δικτύου και τους αισθητήρες. Χρησιμοποιούνται όλος ο κυβερνοχώρος και οι αισθητήρες που λαμβάνουν τις μετρήσεις και μέσω μίας Αρχιτεκτονικής Προσανατολισμού Υπηρεσιών (Service Oriented Architecture - SOA), δηλαδή μιας αρχιτεκτονικής δικτύου βασισμένη στις λειτουργίες του συστήματος γίνεται η επικοινωνία. Στα κοινά συστήματα αισθητήρων που χρησιμοποιούνται ανά τον κόσμο χρησιμοποιείται η αρχιτεκτονική «Open Sensor Web Architecture» (OSWA) [32], [35].

4) Ασφαλής συγκέντρωση δεδομένων (Secure Data aggregation)

Κάθε δίκτυο συλλέγει δεδομένα τα οποία προέρχονται από τους αισθητήρες. Από αυτά τα δεδομένα συγκεντρώνονται όλα τα αξιόπιστα περνώντας μέσα από τους κόμβους του δικτύου. Ορισμένες φορές οι κόμβοι αυτοί εμφανίζουν αστοχίες και είναι ευάλωτοι από επιθέσεις εξωτερικές από εισβολείς. Θα πρέπει λοιπόν να έχουν μια μέθοδο αυτοθεραπείας για να μπορεί να διασφαλίζει την ποιότητα της ασφάλειας του δικτύου και να είναι υγιές το δίκτυο [32].

3 Μεθοδολογία

Για την υλοποίηση της παρούσας εργασίας υπήρχε η ανάγκη ενός μέρους «software» και ενός μέρους «hardware». Τα υλικά που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στον παρακάτω Πίνακα 4. Ύστερα γίνεται η παρουσίαση του κάθε μέρους (hardware και software).

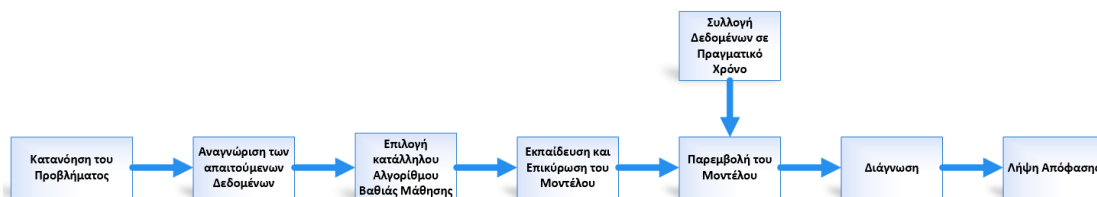
Υλικά που χρησιμοποιήθηκαν:
 Arduino 33 BLE Sense
 1 LED
 Καλώδια (Jumper Wires)
 Κινητό Τηλέφωνο

Software που χρησιμοποιήθηκαν:
[EDGE Impulse Studio](#)
[Arduino IDE \(v2.0\)](#)

Πίνακας 4. Υλικά που χρησιμοποιήθηκαν

Χρησιμοποιήσαμε τον μικροελεγκτή «Arduino 33 BLE Sense» για να επιτελέσει το έργο της ανίχνευσης, 1 φωτοδίοδο LED για τον οπτικό έλεγχο της ανίχνευσης, το κινητό τηλέφωνο για την συλλογή δεδομένων ηχογραφήσεων και καλώδια (Jumper Wires) για τις συνδέσεις. Από προγράμματα (Software) χρησιμοποιήσαμε το Edge Impulse Studio για την δημιουργία του ταξινομητή και το «Arduino IDE» για τον προγραμματισμό του «Arduino 33 BLE Sense».

Στην Εικόνα 17 βλέπουμε το «Block» Διάγραμμα του συστήματος που υλοποιήσαμε. Αρχικά γίνεται κατανόηση του προβλήματος μέσω της ανάλυσης των απαιτούμενων υλικών και «software». Έπειτα, γίνεται η αναγνώριση των δεδομένων που χρειάζονται να ληφθούν από εμάς και η επιλογή του σωστού αλγορίθμου βαθιάς μάθησης. Στην δικιά μας περίπτωση χρησιμοποιούμε την πλατφόρμα «Edge Impulse Studio». Εφόσον έχει γίνει η λήψη των απαιτούμενων δεδομένων τότε πραγματοποιείται η εκπαίδευση και επικύρωση του μοντέλου μας. Σε αυτό το σημείο έχουμε ολοκληρώσει την υλοποίηση του μοντέλου μας και το σύστημά μας είναι έτοιμο να λάβει πληροφορίες. Πραγματοποιείται η συλλογή των δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και ύστερα από την παρεμβολή του συστήματός μας γίνεται η διάγνωση του βήχα οπτικά με την φωτοδίοδο και την πλατφόρμα του «Arduino IDE». Τέλος, λαμβάνεται η απόφαση εφόσον ανιχνευθεί ο βήχας για περαιτέρω εξέταση από ειδικούς.



Εικόνα 17. Block Διάγραμμα του συστήματος

3.1 Hardware Arduino 33 BLE Sense

Το «Arduino 33 BLE Sense» είναι μια συσκευή Διαδικτύου των Πραγμάτων η οποία είναι χαμηλού κόστους και προσφέρει πολλές δυνατότητες για το μεγαλύτερο πλήθος των εφαρμογών «IoT». Είναι κατασκευασμένο από την «Arduino» και χρησιμοποιεί το ολοκληρωμένο μοντέλο «nRF52840» το οποίο συμπεριλαμβάνει ορισμένους αισθητήρες (πχ Μικρόφωνο, Αισθητήρας Πίεσης, Φωτός, Υγρασίας, κλπ.). [36] Έχει την δυνατότητα σύνδεσης με άλλες συσκευές χρησιμοποιώντας το δίκτυο «BLE» το οποίο χρησιμοποιεί «Bluetooth»

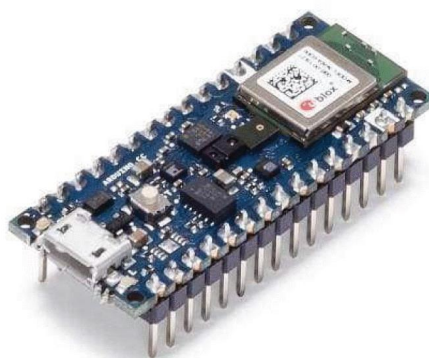
(μιας μορφής ασύρματου δικτύου wireless personal area network – WPAN) για την κοντινή επικοινωνία μεταξύ των συσκευών.

Στον παρακάτω Πίνακα 5 παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά στοιχεία του «Arduino 33 BLE Sense».

Πίνακας 5. Χαρακτηριστικά του Arduino 33 BLE Sense [36].

Χαρακτηριστικό	Τιμή
Μικροελεγκτής	nRF52840
Secure module	ATECC608A
Τάση Λειτουργίας	3.3V
Τάση Εισόδου	21V
DC ρεύμα ανά I/O ακροδέκτη (όριο)	15 mA
Ταχύτητα Ρολογιού	64 Mhz
CPU flash μνήμη	1 MB (bRF52840)
SRAM	256 KB
EEPROM	None
Ψηφιακά I/O	14
PWM ακροδέκτες	Όλοι οι ψηφιακοί ακροδέκτες
UART	1
SPI	1
I2C	1
Αναλογικοί Είσοδοι	8 (ADC 12-bit 200k δείγμα)
Αναλογικοί Έξοδοι	Μόνο μέσω PWM (όχι DAC)
LED_BUILTIN	13
USB	Native in the nRF52840 processor
IMU	LSM9DSI
Μικρόφωνο	MP34DT05
Μορφολογία, φως, εγγύτητα	APDS9960
Βαρομετρική Πίεση	LPS22HB
Θερμοκρασία, υγρασία	HTS221
Μέγεθος (μήκος × πλάτος)	45 mm × 18 mm

Στην Εικόνα 18 εμφανίζεται ο μικροελεγκτής «Arduino Nano 33 Sense BLE».



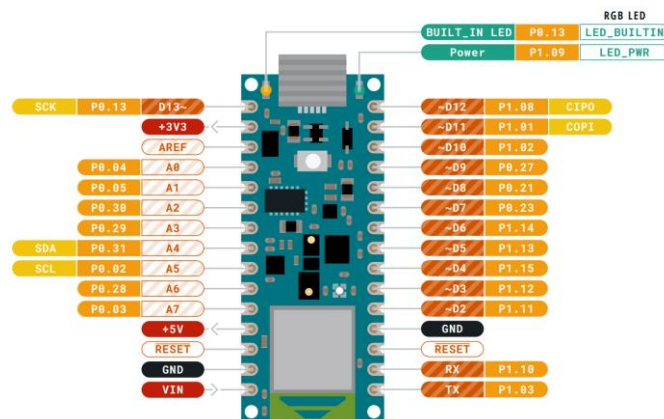
Εικόνα 18. Αναπαράσταση του «Arduino Nano 33 Sense BLE» [37].

3.1.1 Ψηφιακοί Ακροδέκτες

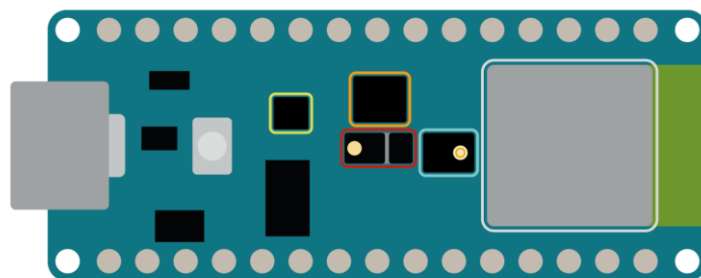
Το «Arduino 33 BLE Sense» διαθέτει 14 άκρα τα οποία λειτουργούν ως εισοδοι και έξοδοι για ψηφιακά σήματα και για συσκευές όπως αισθητήρες που χρησιμοποιούν ψηφιακά σήματα. Όπως φαίνεται παρακάτω στην εικόνα 18 διακρίνουμε τα ψηφιακά άκρα με την μορφή «D» (πχ D1, D2, κλπ.) [38].

3.1.2 Αναλογικοί Ακροδέκτες

Το «Arduino 33 BLE Sense» διαθέτει 8 άκρα τα οποία λειτουργούν ως εισοδοι για αναλογικά σήματα. Μπορούμε να συνδέσουμε αισθητήρες και ενεργοποιητές με αναλογικό σήμα σε αυτά τα άκρα. Δεν έχει την δυνατότητα εξόδου αναλογικού σήματος παρά μόνο εισόδου. Διαθέτει μόνο μετατροπέα αναλογικού σε ψηφιακό σήμα (Analog to Digital Converter – ADC) και όχι το αντίστροφο δηλαδή ψηφιακού σε αναλογικό (Digital to Analog Converter – DAC). Μπορούμε να διακρίνουμε στην Εικόνα 19 τους αναλογικούς ακροδέκτες με την μορφή «A» (πχ A1, A2, κλπ.) [38]. Στις παρακάτω Εικόνα 20 και Εικόνα 21 εμφανίζονται οι αισθητήρες του «Arduino Nano 33 Sense BLE» σχηματικά και σε φωτογραφία αντίστοιχα.

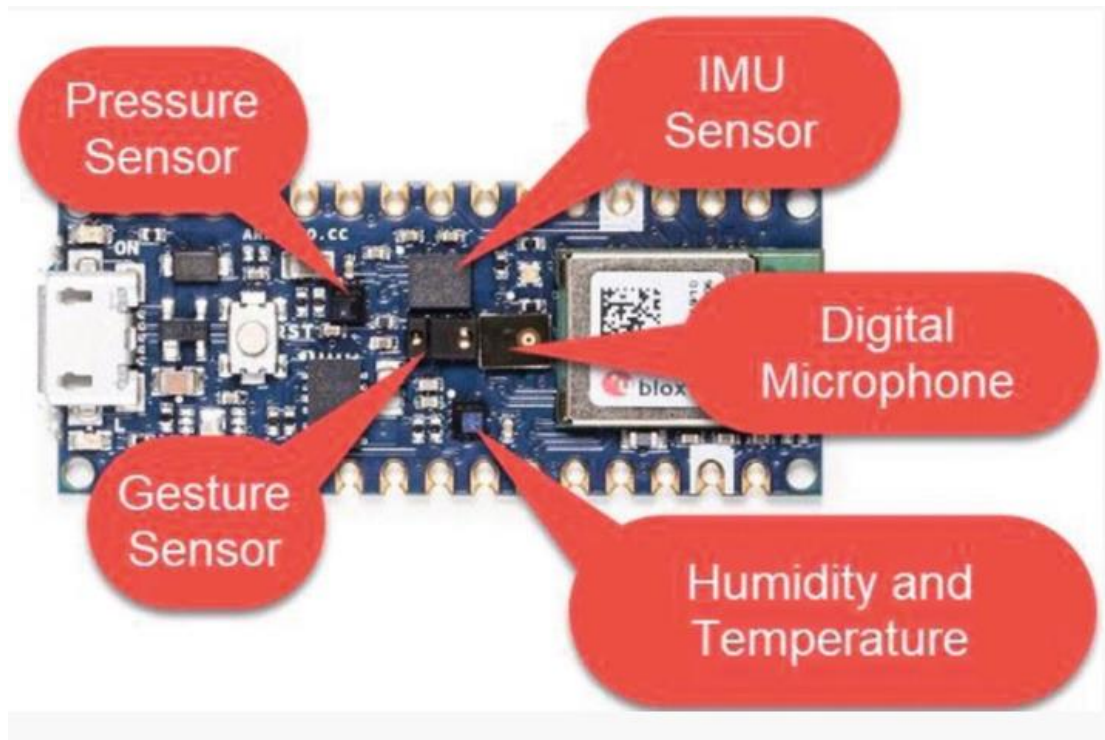


Εικόνα 19. Arduino Nano 33 Sense BLE Pinout [39].



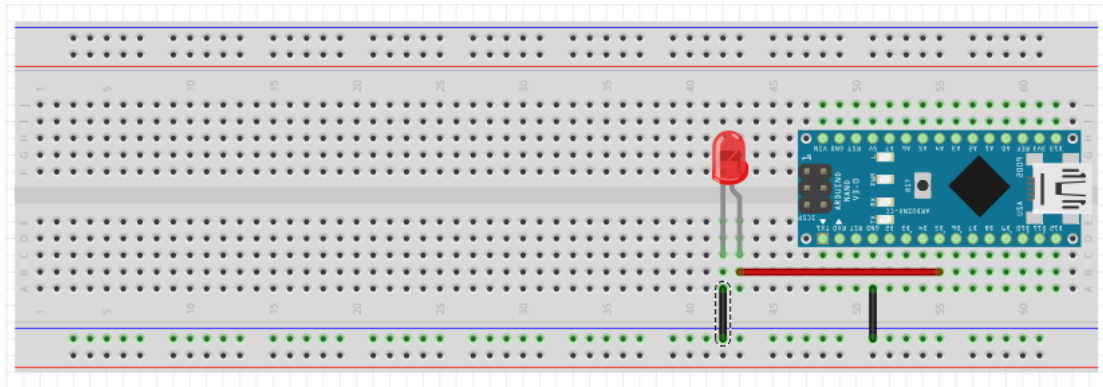
- ◆ Color, brightness, proximity and gesture sensor
- ◆ Digital microphone
- ◆ Motion, vibration and orientation sensor
- ◆ Temperature, humidity and pressure sensor
- ◆ Arm Cortex-M4 microcontroller and BLE module

Εικόνα 20. Αισθητήρες του «Arduino Nano 33 Sense BLE» [40].



Εικόνα 21. «Αισθητήρες του Arduino 33 BLE Sense» [41].

Στην παρακάτω Εικόνα 22 βλέπουμε το διάγραμμα στο πρόγραμμα Fritzing του Arduino Nano 33 BLE Sense με τη φωτοдиодο Led συνδεδεμένη στο άκρο «D5» του μικροελεγκτή. Στην συγκεκριμένη εικόνα εμφανίζεται το Arduino Nano REV 3.0 διότι δεν υπήρχε διαθέσιμο το Arduino Nano 33 BLE Sense. Διαθέτουν τον ίδιο σχεδιασμό άκρων.



Εικόνα 22. Διάγραμμα Μικροελεγκτή

3.2 Software του «Arduino 33 Sense BLE»

Ο προγραμματισμός των συσκευών Arduino γίνεται με την βοήθεια της εφαρμογής «Arduino IDE». Θέτει τον μικροελεγκτή σε μια κατάσταση συνεχούς λειτουργίας η οποία επιτελεί διαρκώς διαδικασίες τις οποίες ορίζουμε. Το πρόγραμμα Arduino IDE χρησιμοποιεί για τον προγραμματισμό του μικροελεγκτή μια γλώσσα προγραμματισμού η οποία είναι της μορφής C/C++. [36] Στην βασική του μορφή διαθέτει δύο θεμελιώδεις λειτουργίες. Αυτές οι λειτουργίες είναι η «setup()» και η «loop()». Κατά την λειτουργία «setup()» επιτελείται μόλις

ενεργοποιηθεί ο μικροελεγκτής και το πρόγραμμα το οποίο δημιουργούμε τρέχει μόνο μία φορά. Αντίθετα, με την διαδικασία «loop()» το πρόγραμμα το οποίο δημιουργούμε τρέχει συνεχώς και πολλαπλές φορές. Θα πρέπει λοιπόν να ακολουθήσουμε μια διαδικασία δημιουργίας της δομής του προγράμματος. Θα πρέπει να ορίσουμε τις μεταβλητές μας, να δημιουργήσουμε παραμετρικές καταστάσεις και να ολοκληρώσουμε την συνεχή λειτουργία του προγράμματος (looping) [42]. Στην παρακάτω Εικόνα 23 βλέπουμε την βασική δομή του προγράμματος του «ARDUINO IDE» και στην Εικόνα 24 τους τύπους των μεταβλητών.

```
void setup() {
  // put your setup code here, to run once:
}

void loop() {
  // put your main code here, to run repeatedly:
}
```

Εικόνα 23. Δομή βασικού προγράμματος «Arduino IDE» [38].

array	float	Void
Bool	int	String()
Boolean	long	unsigned char
Byte	short	unsigned int
Char	size_t	unsigned long
Double	string	word

Εικόνα 24. Τύποι μεταβλητών [38].

3.2.1 TensorFlow

Το «TensorFlow» χρησιμοποιεί γραφήματα ροής δεδομένων για να καθορίσει τους υπολογισμούς και τις καταστάσεις ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης. Κάθε κόμβος του γραφήματος ροής δεδομένων αντιπροσωπεύει έναν μεμονωμένο μαθηματικό τελεστή (π.χ. πολλαπλασιασμό μήτρας) και κάθε άκρο αντιπροσωπεύει μια εξάρτηση δεδομένων. Σε κάθε άκρη, ένας τανυστής (n-διαστατικές συστοιχίες) καθορίζει τη μορφή δεδομένων των πληροφοριών που μεταφέρονται μεταξύ δύο κόμβων.

Το «TensorFlow» παρέχει επίσημα Διεπαφές Προγραμματισμού Εφαρμογών (Application Programming Interface – API) σε διαφορετικές γλώσσες προγραμματισμού όπως «Python», «C++», «Java», «JavaScript» και «Go». Η διεπαφή «Python» είναι η πιο δημοφιλής. Ως ανεπίσημα «API», οι κοινότητες ανοιχτού κώδικα παρέχουν επίσης «API» σε άλλες γλώσσες

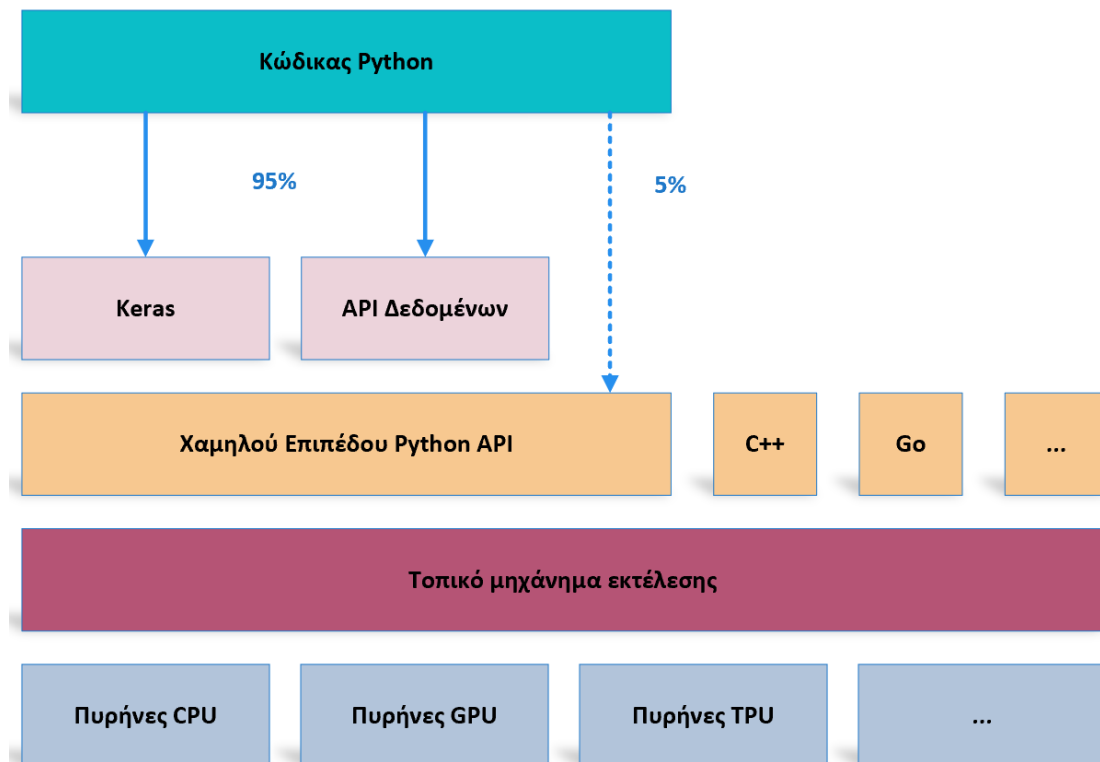
προγραμματισμού όπως «C#», «Julia», «Ruby», «Rust» και «Scala». Το TensorFlow κυκλοφορεί με την άδεια Apache 2.0 και τα έγγραφά του παρουσιάζονται στον ιστότοπο του. Το «TensorFlow» υποστηρίζει πολλές γλώσσες πελατών (π.χ. Python και C++) και όλοι πρέπει να χρησιμοποιούν την αντίστοιχη «Foreign Function Interface» (FFI) για να καλέσουν σε ένα «C API» που παρέχεται από το «TensorFlow» για την εφαρμογή υπολογιστικών λειτουργιών [43].

Το «TensorFlow» έχει σχεδιαστεί από μια ομάδα της «Google» και αποτελεί μέρος των εφαρμογών μεγάλης κλίμακας και αντίκτυπου όπως το «Google Search» και άλλες παγκοσμίως διαδεδομένες εφαρμογές της «Google» [44]. Πρόκειται για μια εφαρμογή η οποία είναι μια τεράστια βιβλιοθήκη για αριθμητικούς υπολογισμούς. Είναι ειδικά διαμορφωμένο και κατάλληλο για εκτεταμένη χρήση στην Μηχανική Μάθηση ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οτιδήποτε εφαρμογή χρειάζεται μεγάλη υπολογιστική ισχύ. Ξεκίνησε ως μία εφαρμογή ανοιχτού κώδικα (open source) το 2015 και πλέον είναι η πιο διαδεδομένη βιβλιοθήκη βαθιάς μάθησης με χρήση στην ταξινόμηση εικόνων, επεξεργασία ομιλίας, συστήματα προτάσεων και πρόβλεψη χρονοσειρών.

Το «TensorFlow» έχει τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- 1) Διαθέτει παρόμοιο πυρήνα με την «NumPy» και επιπλέον υποστηρίζει την χρήση «GPU».
- 2) Έχει την δυνατότητα παράλληλης και διανεμημένης επεξεργασίας υπολογισμών σε πολλές διαφορετικές συσκευές και servers.
- 3) Συμπεριλαμβάνει ενός είδους συντάκτη «just-in-time(JIT)» ο οποίος επιτρέπει της ρύθμιση της ταχύτητας και της χρήσης της μνήμης που χρησιμοποιούνται για τους υπολογισμούς. Εξάγει μια γραφική παράσταση υπολογισμών μέσω μιας εφαρμογής της «Python» και ύστερα ρυθμίζει τις παραμέτρους ώστε να τρέχει ομαλότερα.
- 4) Οι γραφικές παραστάσεις των υπολογισμών είναι εφικτό να εξαχθούν σε μια μορφή φορητή και μεταφερόμενη (portable). Με αυτόν τον τρόπο γίνεται η εκμάθηση του μοντέλου TensorFlow σε ένα περιβάλλον και η χρήση του σε ένα διαφορετικό.
- 5) Χρησιμοποιεί τα εργαλεία «autodiff» όπως και τους βελτιστοποιητές «RMSProp» και «Nadam» έτσι ώστε να εξαλείψουμε τις απώλειες.

Στην Εικόνα 25 παρουσιάζεται η δομή του «Tensor Flow».



Εικόνα 25. Δομή του «TensorFlow».

Επιπλέον, το «TensorFlow» περιέχει και πολλά περισσότερα χρήσιμα χαρακτηριστικά για πολλές διεργασίες οι οποίες έχουν ως βάση αυτά τα χαρακτηριστικά που αναφέραμε παραπάνω. Ένα από αυτά είναι το «tf.keras». Διαθέτει εφαρμογές φόρτωσης και προεπεξεργασίας δεδομένων (tf.data, tf.to, κ.λπ.), επιλογές επεξεργασίας εικόνας (tf.image), επιλογές επεξεργασίας σήματος (tf.signal) και άλλα. Σε περίπτωση εφαρμογής διεργασιών σε άλλες συσκευές και μηχανές, το «TensorFlow» διαθέτει «API» που τις επιτελούν χωρίς κανένα πρόβλημα τρέχοντάς τις ομαλά όπου και να ζητηθεί.

Η χρήση του «TensorFlow» δεν περιορίζεται μόνο στα λειτουργικά «Windows», τα «Linux» και τα «macOS». Το «TensorFlow» επίσης έχει χρήση σε κινητές συσκευές οι οποίες χρησιμοποιούν λειτουργικό σύστημα «iOS» και «Android». Επιπλέον, για τους χρήστες οι οποίοι δεν θέλουν να χρησιμοποιήσουν «API's» που κάνουν χρήση της Python, υπάρχουν και API's που κάνουν χρήση των γλωσσών προγραμματισμού C++, Java, Go, Swift και για ένταξη και χρήση απευθείας στον περιηγητή υπάρχει η «JavaScript» μέσω του «TensorFlow.js». Επίσης, υπάρχουν εφαρμογές του «TensorFlow» όπως το «TensorBoard» για χρήση που προορίζεται για απεικονίσεις, το «TensorFlow Extended (TFX)» το οποίο χρησιμοποιεί βιβλιοθήκες που έχουν κατασκευαστεί από την «Google» με σκοπό την περαιτέρω ανάπτυξη του «TensorFlow» και διαθέτει εργαλεία για επαλήθευση δεδομένων, προ-επεξεργασία και ανάλυση.

3.2.2 Keras

Το «Keras» είναι μία Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών (Application Programming Interface - API) βαθιάς μάθησης γραμμένο σε «Python», που τρέχει πάνω από την πλατφόρμα μηχανικής μάθησης «TensorFlow». Αναπτύχθηκε με έμφαση στη δυνατότητα

γρήγορου πειραματισμού. Το κλειδί για καλή έρευνα είναι να πάμε από την ιδέα στο αποτέλεσμα όσο το δυνατόν γρηγορότερα [45].

3.2.3 Φόρτωμα δεδομένων και προ-επεξεργασία

Τα νευρωνικά δίκτυα δεν επεξεργάζονται ανεπεξέργαστα δεδομένα, όπως αρχεία κειμένου, κωδικοποιημένα αρχεία εικόνας «JPEG» ή αρχεία «CSV». Επεξεργάζονται διανυσματικές και κανονικοποιημένες αναπαραστάσεις [45].

- Τα αρχεία κειμένου πρέπει να διαβαστούν σε τανυστές συμβολοσειράς και στη συνέχεια να χωριστούν σε λέξεις. Τέλος, οι λέξεις πρέπει να ενσωματωθούν και να μετατραπούν σε ακέραιους τανυστές.
- Οι εικόνες πρέπει να διαβαστούν και να αποκωδικοποιηθούν σε ακέραιους τανυστές, στη συνέχεια να μετατραπούν σε «floating points» και να ομαλοποιηθούν σε μικρές τιμές (συνήθως μεταξύ 0 και 1).
- Τα δεδομένα «CSV» πρέπει να αναλυθούν, με τα αριθμητικά χαρακτηριστικά να μετατρέπονται σε τανυστές κινητής υποδιαστολής και τα κατηγοριοποιημένα χαρακτηριστικά να ενσωματωθούν και να μετατραπούν σε ακέραιους τανυστές. Στη συνέχεια, κάθε χαρακτηριστικό πρέπει συνήθως να ομαλοποιηθεί σε μηδενική μέση τιμή και διακύμανση μονάδας.
- Και τα λοιπά.

3.2.4 Φόρτωμα Δεδομένων

Τα μοντέλα «Keras» δέχονται τρεις τύπους εισόδων [46]:

- Πίνακες «NumPy», όπως και οι «Scikit-Learn» και πολλές άλλες βιβλιοθήκες με βάση την «Python». Αυτή είναι μια καλή επιλογή εάν τα δεδομένα χωρούν στη μνήμη.
- Αντικείμενα συνόλου δεδομένων «TensorFlow». Πρόκειται για μια επιλογή υψηλής απόδοσης που είναι πιο κατάλληλη για σύνολα δεδομένων που δεν χωρούν στη μνήμη και μεταδίδονται από το δίσκο ή από ένα καταναμημένο σύστημα αρχείων.
- Γεννήτριες «Python» που αποδίδουν παρτίδες δεδομένων (όπως προσαρμοσμένες υποκατηγορίες της κλάσης `keras.utils.Sequence`).

Πριν ξεκινήσει η εκπαίδευση ενός μοντέλου, θα πρέπει να υπάρχουν τα δεδομένα σε μία από αυτές τις μορφές. Εάν διαθέτουμε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων και η εκπαίδευση πραγματοποιείται μέσω της/των «GPU», θα πρέπει να εξετάσουμε το ενδεχόμενο να χρησιμοποιήσουμε αντικείμενα συνόλων δεδομένων (dataset), καθώς θα φροντίσουν για σημαντικές για την απόδοση λεπτομέρειες, όπως:

- Ασύγχρονη προ-επεξεργασία των δεδομένων στην Κεντρική Μονάδα Επεξεργασίας (Central Processing Unit – CPU) ενώ η «GPU» είναι απασχολημένη και την προσωρινή αποθήκευση σε ουρά.
- Προ-λήψη δεδομένων στη μνήμη «GPU», ώστε να είναι άμεσα διαθέσιμη όταν η «GPU» έχει ολοκληρώσει την επεξεργασία της προηγούμενης παρτίδας, ώστε να μπορείτε να φτάσετε στην πλήρη χρήση της «GPU».

Το Keras διαθέτει μια σειρά από βοηθητικά προγράμματα που βοηθούν να μετατρέψουμε τα ανεπεξέργαστα δεδομένα στο δίσκο σε σύνολο δεδομένων (Dataset):

- Το «tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory» μετατρέπει τα αρχεία εικόνας που ταξινομούνται σε φακέλους συγκεκριμένης κλάσης σε ένα σύνολο δεδομένων τανυστών εικόνας με ετικέτα.
- Το «tf.keras.preprocessing.text_dataset_from_directory» κάνει το ίδιο για αρχεία κειμένου.

Επιπλέον, το «TensorFlow.tf.data» περιλαμβάνει άλλα παρόμοια βοηθητικά προγράμματα, όπως το «tf.data.experimental.make_csv_dataset» για τη φόρτωση δομημένων δεδομένων από αρχεία «CSV».

3.2.5 Λήψη συνόλου δεδομένων με ετικέτα από αρχεία εικόνας στον δίσκο

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ταξινομήσει τα αρχεία εικόνας κατά κλάση σε διαφορετικούς φακέλους όπως παρακάτω (Εικόνα 26) :

```
main_directory/
...class_a/
.....a_image_1.jpg
.....a_image_2.jpg
...class_b/
.....b_image_1.jpg
.....b_image_2.jpg
```

Εικόνα 26. Λήψη συνόλου δεδομένων

Στην Εικόνα 27 βλέπουμε την λήψη συνόλου δεδομένων εικόνας από έναν φάκελο. Η ετικέτα ενός δείγματος είναι η κατάταξη του φακέλου του με αλφαριθμητική σειρά. Φυσικά, αυτό μπορεί επίσης να διαμορφωθεί ρητά περνώντας, π.χ. ονόματα_κλάσεων = ['κλάση_α', 'κλάση_β'], οπότε η ετικέτα 0 θα είναι κλάση_α και 1 θα είναι κλάση_β.

```
# Create a dataset.
dataset = keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    'path/to/main_directory', batch_size=64, image_size=(200, 200))

# For demonstration, iterate over the batches yielded by the dataset.
for data, labels in dataset:
    print(data.shape) # (64, 200, 200, 3)
    print(data.dtype) # float32
    print(labels.shape) # (64,)
    print(labels.dtype) # int32
```

Εικόνα 27. Παράδειγμα λήψης συνόλου δεδομένων [46].

3.2.6 Προ-επεξεργασία δεδομένων με «Keras»

Μόλις τα δεδομένα αποκτήσουν τη μορφή «string/int/float NumPy arrays» ή αντικειμένου συνόλου δεδομένων (ή γεννήτριας Python) που παράγει παρτίδες τανυστών

«string/int/float», τότε πάμε στο επόμενο βήμα που είναι η προ-επεξεργασία των δεδομένων. Αυτό μπορεί να σημαίνει:

- Διαχωρισμός των δεδομένων συμβολοσειράς (string data), ακολουθούμενη από ευρετηριασμό του διαχωρισμού.
- Ομαλοποίηση χαρακτηριστικών.
- Επαναπροσδιορισμός του μεγέθους των δεδομένων σε μικρές τιμές (γενικά, οι τιμές εισαγωγής σε ένα νευρωνικό δίκτυο θα πρέπει να είναι κοντά στο μηδέν - συνήθως αναμένουμε είτε δεδομένα με μηδενική μέση τιμή και διακύμανση μονάδας είτε δεδομένα στο εύρος [0, 1]).

3.2.7 Το ιδανικό μοντέλο μηχανικής μάθησης από άκρο σε άκρο (end-to-end)

Σε γενικές γραμμές, θα πρέπει να προσπαθήσουμε να γίνεται όσο το δυνατόν περισσότερο η προ-επεξεργασία δεδομένων ως μέρος του μοντέλου και όχι μέσω ενός εξωτερικού αγωγού προ-επεξεργασίας δεδομένων. Αυτό συμβαίνει επειδή η εξωτερική προ-επεξεργασία δεδομένων καθιστά τα μοντέλα λιγότερο φορητά όταν έρχεται η ώρα να χρησιμοποιηθούν στην παραγωγή. Ας σκεφτούμε ένα μοντέλο που επεξεργάζεται κείμενο: χρησιμοποιεί έναν ειδικό αλγόριθμο διαχωρισμού (tokenization) και ένα συγκεκριμένο ευρετήριο λεξιλογίου. Όταν θέλουμε να στείλουμε το μοντέλο μας σε μια εφαρμογή για κινητά ή σε μια εφαρμογή «JavaScript», θα χρειαστεί να δημιουργήσουμε ξανά την ίδια ακριβώς προετοιμασία στη γλώσσα προορισμού. Αυτό μπορεί να γίνει πολύ δύσκολο: οποιαδήποτε μικρή διαφορά μεταξύ του αρχικού αγωγού και αυτού που δημιουργείτε μπορεί να ακυρώσει πλήρως το μοντέλο μας ή τουλάχιστον να υποβαθμίσει σοβαρά την απόδοσή του.

Θα ήταν πολύ πιο εύκολο να μπορούμε να εξάγουμε απλώς ένα μοντέλο από άκρο σε άκρο που περιλαμβάνει ήδη προ-επεξεργασία. Το ιδανικό μοντέλο πρέπει να έχει ως εισαγωγή κάτι όσο το δυνατόν πιο κοντά στα ανεπεξέργαστα δεδομένα (raw data): ένα μοντέλο εικόνας θα πρέπει να αναμένει τιμές «pixel RGB» στην περιοχή [0, 255] και ένα μοντέλο κειμένου πρέπει να δέχεται συμβολοσειρές χαρακτήρων «utf-8». Με αυτόν τον τρόπο, ο καταναλωτής του εξαγόμενου μοντέλου δεν χρειάζεται να γνωρίζει για τον αγωγό προ-επεξεργασίας.

3.2.8 Χρήση των επιπέδων προ-επεξεργασίας «Keras»

Στο «Keras», γίνεται προ-επεξεργασία δεδομένων σε μοντέλο μέσω επιπέδων προ-επεξεργασίας. Αυτό περιλαμβάνει [46]:

- Την διανυσματικοποίηση ακατέργαστων συμβολοσειρών κειμένου μέσω του επιπέδου «TextVectorization»
- Ομαλοποίηση χαρακτηριστικών μέσω του επιπέδου «Normalization»
- Επαναπροσαρμογή μεγέθους εικόνας, περικοπή ή επεξεργασία δεδομένων εικόνας

Το βασικό πλεονέκτημα της χρήσης επιπέδων επεξεργασίας «Keras» είναι ότι μπορούν να συμπεριληφθούν απευθείας στο μοντέλο, είτε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης είτε μετά, γεγονός που καθιστά τα μοντέλα φορητά.

Ορισμένα επίπεδα προ-επεξεργασίας έχουν δήλωση:

- Το «TextVectorization» διατηρεί ένα ευρετήριο που αντιστοιχεί λέξεις ή διακριτικά σε ακέραιους δείκτες
- Το «Normalization» διατηρεί τη μέση τιμή και τη διακύμανση των χαρακτηριστικών

Η κατάσταση ενός επιπέδου επεξεργασίας επιτυγχάνεται καλώντας το «layer.adapt(data)» σε ένα δείγμα των εκπαιδευτικών δεδομένων (ή όλων αυτών των δεδομένων).

Στην Εικόνα 28 βλέπουμε ένα παράδειγμα κανονικοποίησης χαρακτηριστικών.

```
from tensorflow.keras.layers.experimental.preprocessing import Normalization

# Example image data, with values in the [0, 255] range
training_data = np.random.randint(0, 256, size=(64, 200, 200, 3)).astype("float32")

normalizer = Normalization(axis=-1)
normalizer.adapt(training_data)

normalized_data = normalizer(training_data)
print("var: %.4f" % np.var(normalized_data))
print("mean: %.4f" % np.mean(normalized_data))
```

```
var: 1.0000
mean: -0.0000
```

Εικόνα 28. Παράδειγμα κανονικοποίησης χαρακτηριστικών [46].

3.2.9 Εκπαίδευση των μοντέλων με την εντολή «fit()»

Το επόμενο βήμα είναι η εκπαίδευση του μοντέλου στα δεδομένα. Η κλάση μοντέλου διαθέτει έναν ενσωματωμένο εκπαιδευτικό βρόχο, τη μέθοδο «fit()». Δέχεται αντικείμενα συνόλων δεδομένων, γεννήτριες «Python» που αποδίδουν παρτίδες δεδομένων ή πίνακες «NumPy».

Για να μπορέσουμε να καλέσουμε το «fit()», πρέπει να καθορίσουμε μια λειτουργία βελτιστοποίησης και απώλειας. Αυτό είναι το βήμα «compile()» (Εικόνα 29):

```
model.compile(optimizer=keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=1e-3),
              loss=keras.losses.CategoricalCrossentropy())
```

Εικόνα 29. Εντολή «Compile» [46].

Η απώλεια και η βελτιστοποίηση μπορούν να καθοριστούν μέσω των αναγνωριστών συμβολοσειράς τους (στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιούνται οι προεπιλεγμένες τιμές δήλωσης κατασκευαστή) (Εικόνα 30) :

```
model.compile(optimizer='rmsprop', loss='categorical_crossentropy')
```

Εικόνα 30. Αναγνωριστές συμβολοσειράς [46].

Μόλις συνταχθεί το μοντέλο, μπορούμε να ξεκινήσουμε να χρησιμοποιούμε την εντολή «fit» στα δεδομένα. Δείτε πώς λειτουργεί ένα μοντέλο με την εντολή «fit» με τα δεδομένα «NumPy» (Εικόνα 31) :

```
model.fit(numpy_array_of_samples, numpy_array_of_labels,  
          batch_size=32, epochs=10)
```

Εικόνα 31. Εντολή «fit» [46].

Εκτός από τα δεδομένα, πρέπει να καθορίσουμε δύο βασικές παραμέτρους: το «batch_size» και τον αριθμό των «epochs» (επαναλήψεις στα δεδομένα). Εδώ τα δεδομένα μας θα τεμαχιστούν σε παρτίδες 32 δειγμάτων και το μοντέλο θα επαναληφθεί 10 φορές σε σχέση με τα δεδομένα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Στην παρακάτω Εικόνα 32 παρουσιάζεται η χρήση της εντολής «fit» σε ένα μοντέλο με σύνολο δεδομένων:

```
model.fit(dataset_of_samples_and_labels, epochs=10)
```

Εικόνα 32. Εντολή «fit» [46].

Λαμβάνοντας γνώση ότι τα δεδομένα που παράγονται από ένα σύνολο δεδομένων αναμένεται να είναι ήδη σε παρτίδες, δεν χρειάζεται να καθοριστεί το μέγεθος της παρτίδας στην συγκεκριμένη περίπτωση.

3.2.10 Παρακολούθηση των δεδομένων απόδοσης

Κατά την εκπαίδευση ενός μοντέλου, θέλουμε να παρακολουθούμε μετρήσεις όπως ακρίβεια ταξινόμησης, ακρίβεια, ανάκληση, κ.λπ. Εκτός αυτού, θέλουμε να παρακολουθούμε αυτές τις μετρήσεις όχι μόνο στα δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά και σε ένα σύνολο δεδομένων επικύρωσης.

3.2.11 Παρακολούθηση μετρήσεων

Μπορούμε να εισάγουμε μια λίστα μετρικών αντικειμένων στην εντολή «compile()», για παράδειγμα στην Εικόνα 33:

```
model.compile(  
    optimizer="adam",  
    loss="sparse_categorical_crossentropy",  
    metrics=[keras.metrics.SparseCategoricalAccuracy(name="acc")],  
)  
history = model.fit(dataset, epochs=1)
```

Εικόνα 33. Εντολή «compile» [47].

3.2.12 Χρήση του ελάχιστου μεγέθους δικτύου

Ο στόχος της ορθής χρήσης ενός νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να αποφέρει βέλτιστα αποτελέσματα σε μοτίβα που δεν χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση και όχι μόνο σε αυτά

που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου. Ύστερα λοιπόν από την χρήση προτύπων, τα οποία δεν χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση του δικτύου αλλά μόνο για την επαλήθευση της αρχιτεκτονικής του, διαπιστώνουμε αν τα σφάλματα κατά την επαλήθευση είναι σε αποδεκτό πλαίσιο και κατ' επέκταση η αρχιτεκτονική του δικτύου [12].

Κατά την διαδικασία ελέγχου της καταλληλότητας μεγέθους και αρχιτεκτονικής του νευρωνικού δικτύου, οδηγούμαστε στην χρήση όλων εκτός ενός από τα πρότυπα για την εκπαίδευση (μέθοδος leave-one-out) και αξιολογούμε το σφάλμα για αυτό. Επαναλαμβάνουμε την ίδια διαδικασία για όλα τα πρότυπα εκπαίδευσης αντίστοιχα, το οποίο καθιστά την διαδικασία κουραστική.

Για να επιλέξουμε την κατάλληλη μέθοδο αρχιτεκτονικής πρέπει να διαθέτουμε αρκετό χρόνο ειδικά εάν πρόκειται να χρησιμοποιήσουμε διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων με μη αποτελεσματικούς αλγορίθμους. Κατά την εκπαίδευση, ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να δομηθεί καλά χρησιμοποιώντας ορισμένα πρότυπα εκπαίδευσης αλλά εν τέλει να έχει κακή απόδοση κατά την επαλήθευση. Το συγκεκριμένο φαινόμενο μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το δίκτυο δεν διαθέτει δυνατότητες γενίκευσης. Δηλαδή, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για πολύ συγκεκριμένα και ορισμένα πρότυπα και όχι για γενική χρήση με παρόμοια αλλά άγνωστα πρότυπα.

Στην περίπτωση που χρησιμοποιήσουμε πολλούς νευρώνες, το δίκτυο μπορεί να «υπερεκπαιδευτεί» και να μην είναι αποτελεσματικό για πρότυπα τα οποία δεν χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση. Ενώ, εάν διαθέτει λιγότερους νευρώνες θα έχει καλύτερες δυνατότητες γενίκευσης. Παράλληλα όμως, δεν θα μπορεί να εκπαιδευτεί σε πολύ μικρά σφάλματα, αλλά θα μπορεί να παράγει πολύ καλύτερα αποτελέσματα για νέα πρότυπα.

3.2.13 Λήψη Δεδομένων

Αρχικά δημιουργήσαμε τα δεδομένα για τον ταξινομητή. Χρησιμοποιήσαμε την εφαρμογή “EDGE Impulse Studio” για την εκπαίδευση του μοντέλου ανίχνευσης βήχα. Για την επίτευξη αυτού χρειάζεται να συλλέξουμε ένα σύνολο δεδομένων με τα χαρακτηριστικά προς αναγνώριση. Συλλέξαμε δείγματα ήχου τα οποία προορίζονται από βήχα και από θόρυβο ώστε το σύστημα να ξεχωρίζει τον βήχα από τους υπόλοιπους θορύβους. Δημιουργήσαμε δύο κλάσεις ορισμένες ως «Cough» για τον βήχα και «Noise» για τον θόρυβο.

Για να φτάσουμε όμως σε αυτό το σημείο, πρώτα δημιουργήσαμε έναν λογαριασμό στο «Edge Impulse Studio», και κάναμε πιστοποίηση και δημιουργία ενός νέου project (Verify and then Start a new project). Μπορούμε να ανεβάσουμε τα δείγματα του ήχου χρησιμοποιώντας το κινητό μας τηλέφωνο, το Arduino ή ακόμα και να τα ανεβάσουμε όλα τα προηγούμενα δείγματα. Στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιήσαμε το κινητό τηλέφωνο και για να επιτευχθεί αυτό πρώτα συνδέσαμε το κινητό με το «Edge Impulse».

Ολοκληρώσαμε την σύνδεση με το κινητό πατώντας στην καρτέλα «Devices» (Συσκευές), «Connect a New Device» (Σύνδεση νέας συσκευής) και στο εμφανιζόμενο παράθυρο «Use your Mobile Phone» (Χρησιμοποιήστε το κινητό τηλέφωνο). Έπειτα εμφανίζεται ένας κωδικός QR τον οποίο σκανάρουμε με το κινητό χρησιμοποιώντας οποιαδήποτε συμβατή εφαρμογή (QR scanner κλπ.) και ολοκληρώνεται η σύνδεση του κινητού τηλεφώνου με το «Edge Impulse Studio».

Στην παρακάτω Εικόνα 34 βλέπουμε εικονικά τα βήματα 1 και 2 που γίνονται για την σύνδεση του κινητού μας τηλεφώνου στο περιβάλλον του «Edge Impulse Studio» με χρήση κωδικού QR καθώς και το μήνυμα της κατάστασης σύνδεσης του τηλεφώνου (3) μαζί με τους διαθέσιμους αισθητήρες.

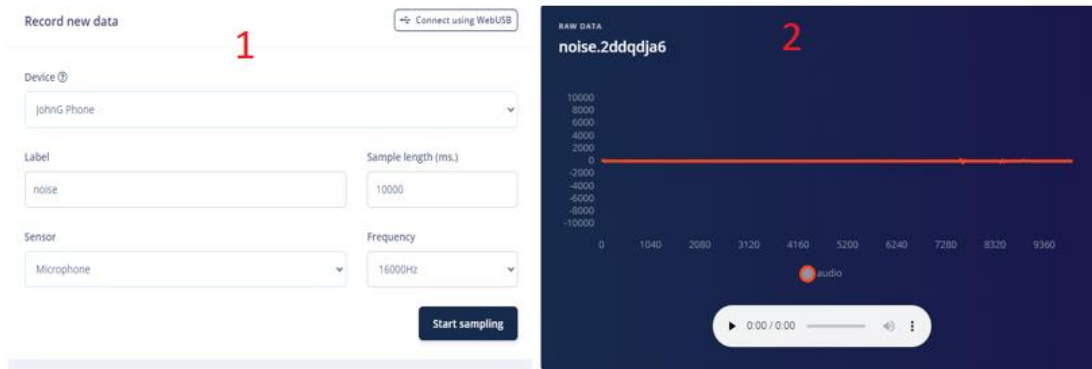


Εικόνα 34. Σύνδεση Κινητού τηλεφώνου με το Edge Impulse Studio

3.2.14 Φόρτωμα δεδομένων

Στο επόμενο βήμα φορτώνουμε τα ηχητικά δείγματα επιλέγοντας την καρτέλα «Data acquisition» (Απόκτηση Δεδομένων). Έπειτα πληκτρολογούμε την ονομασία της κατηγορίας της ηχογράφησης (Label Name), επιλέγουμε το μικρόφωνο (Microphone) ως το αισθητήριο μας και επιλέγουμε το μήκος της ηχογράφησης σε χρόνο (Sample Length) και ξεκινάμε τις ηχογραφήσεις. Υπάρχουν διαθέσιμα online γκρουπ δεδομένων για βήχα και θορύβους, στην προκυμμένη περίπτωση όμως χρησιμοποιήσαμε δικές μας ηχογραφήσεις διαφόρων μηκών. Πήραμε 12 ηχογραφήσεις για την ομάδα του Βήχα (Cough) και 12 για την ομάδα του θορύβου (Noise). Αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του συστήματος (Training Data), επομένως, πήραμε και ορισμένες ηχογραφήσεις για τον έλεγχο (Test Data). Πιο συγκεκριμένα, πήραμε 3 δείγματα από θόρυβο (Noise) και 5 για βήχα (Cough) τα οποία είναι τουλάχιστον το 30% των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση.

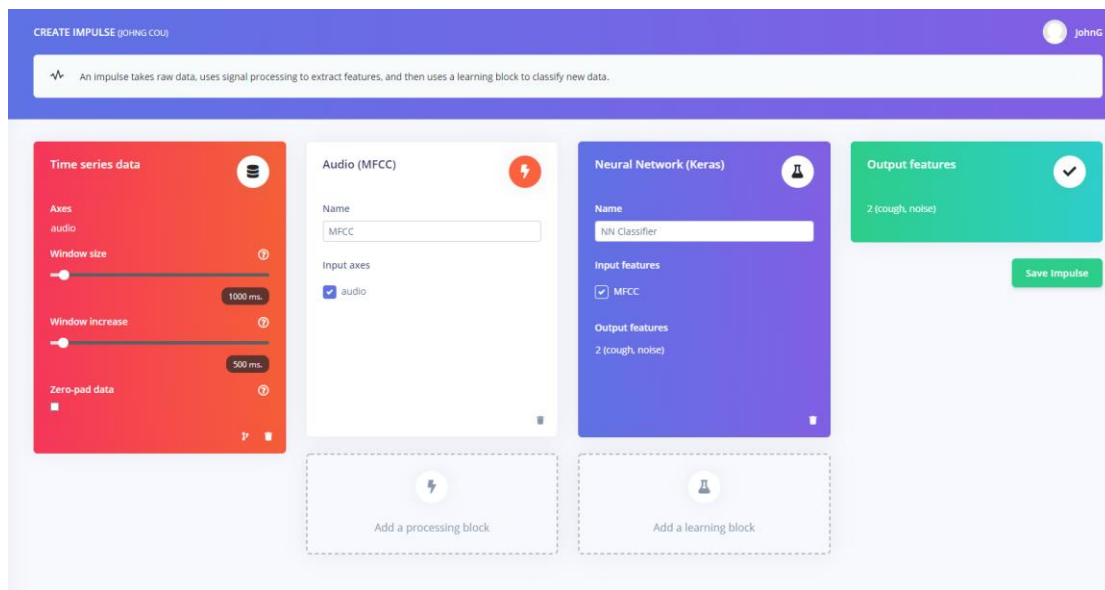
Στην παραπάνω Εικόνα 35 βλέπουμε το παράθυρο για την λήψη των δεδομένων ήχου (1) και δίπλα (2) την γραφική αναπαράσταση του ήχου με τα πλάτη του.



Εικόνα 35. Φόρτωμα δεδομένων και αναπαράσταση.

3.2.15 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

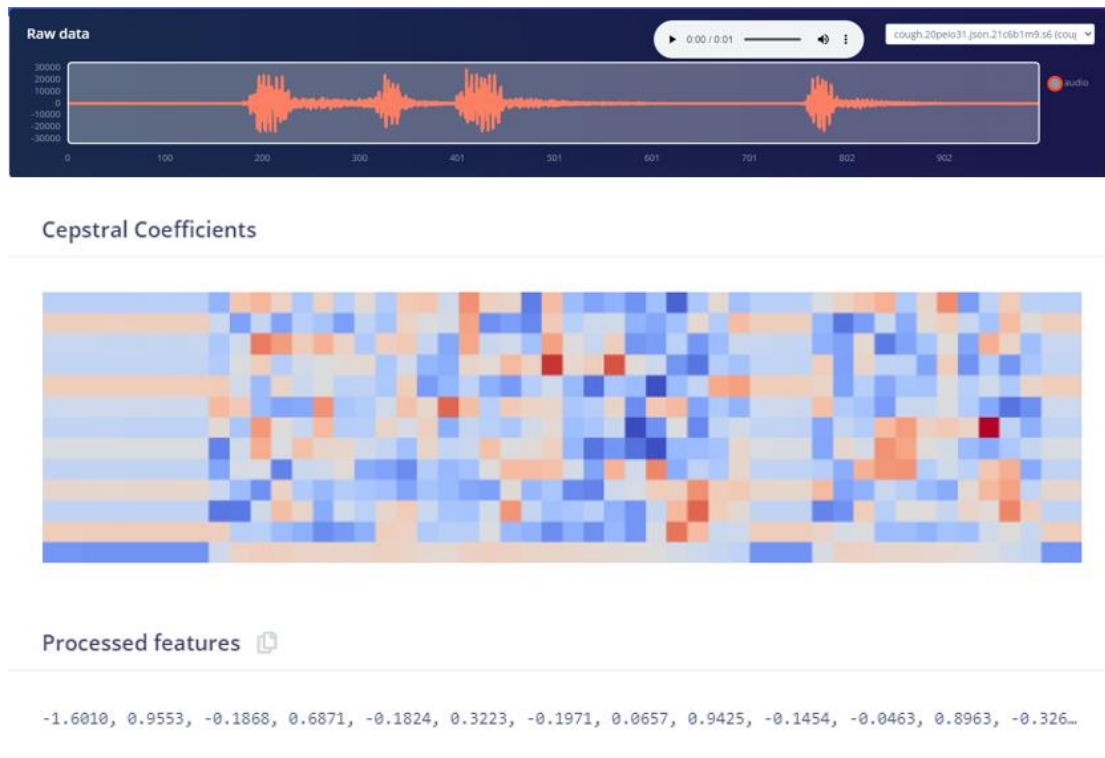
Έπειτα θα πρέπει να δημιουργήσουμε το μοντέλο εξάγοντας τα χαρακτηριστικά των ηχογραφήσεων και κατατάσσοντας τις δυο ομάδες με τα χαρακτηριστικά τους. Στην καρτέλα 'Impulse Design' επιλέγουμε «Create Impulse» και έπειτα «Add a processing block» (Πρόσθεση μπλοκ επεξεργασίας) και στο εμφανιζόμενο παράθυρο επιλέγουμε «Audio (MFCC) block». Έπειτα επιλέγουμε «Add a learning block» (Πρόσθεση μπλοκ εκμάθησης) και διαλέγουμε «Neural Network (Keras) block». Τέλος επιλέγουμε «Save Impulse». Τα εξής βήματα παρουσιάζονται στην παρακάτω Εικόνα 36.



Εικόνα 36. Δομή των παραθύρων εξαγωγής χαρακτηριστικών και εκπαίδευσης

Στη συνέχεια επιλέγουμε την καρτέλα «MFCC» και «Generate Features» (Εξαγωγή Χαρακτηριστικών), το οποίο θα μας δημιουργήσει «MFCC» μπλοκ για όλα τα παράθυρα του ήχου. Σε αυτό το σημείο γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών μέσω του «MFCC» ώστε αυτά τα χαρακτηριστικά να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου.

Στην παρακάτω Εικόνα 37 βλέπουμε με σειρά τα χαρακτηριστικά του σήματος με τα πλάτη πριν την επεξεργασία για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, έπειτα βλέπουμε την γραφική παράσταση των συντελεστών «Mel Cepstral» και τέλος τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 37. Χαρακτηριστικά ηχητικού σήματος

3.2.16 Εκπαίδευση Μοντέλου

Έπειτα, στην καρτέλα «NN Classifier» επιλέγουμε τις τρεις τελείες στην πάνω δεξιά γωνία του παραθύρου «Neural Network Settings» και διαλέγουμε «Switch to Keras (expert) mode». Αλλάζουμε το «Minimum confidence rating» σε «0.70» και αντικαθιστούμε τον κώδικα με τον παρακάτω:

```
import tensorflow as tf

from tensorflow.keras.models import Sequential

from tensorflow.keras.layers import Dense, InputLayer, Dropout, Flatten, Reshape, BatchNormalization, Conv2D,
MaxPooling2D, AveragePooling2D

from tensorflow.keras.optimizers import Adam

from tensorflow.keras.constraints import MaxNorm

# model architecture
model = Sequential()

model.add(InputLayer(input_shape=(X_train.shape[1], ), name='x_input'))

model.add(Reshape((int(X_train.shape[1] / 13), 13, 1), input_shape=(X_train.shape[1], )))

model.add(Conv2D(10, kernel_size=5, activation='relu', padding='same', kernel_constraint=MaxNorm(3)))

model.add(AveragePooling2D(pool_size=2, padding='same'))

model.add(Conv2D(5, kernel_size=5, activation='relu', padding='same', kernel_constraint=MaxNorm(3)))

model.add(AveragePooling2D(pool_size=2, padding='same'))

model.add(Flatten())

model.add(Dense(classes, activation='softmax', name='y_pred', kernel_constraint=MaxNorm(3)))
```



```
# this controls the learning rate
opt = Adam(lr=0.005, beta_1=0.9, beta_2=0.999)
# train the neural network
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt, metrics=['accuracy'])
model.fit(X_train, Y_train, batch_size=32, epochs=9, validation_data=(X_test, Y_test), verbose=2)
```

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο νευρωνικού δικτύου μας χρησιμοποιεί τα εξής επίπεδα: «InputLayer», «Reshape», «Conv2D», «AveragePooling2D», «Conv2D», «AveragePooling2D», «Flatten», «Dense». Στα οποία συμπεριλαμβάνουμε το επίπεδο εισαγωγής των δεδομένων, παραμετροποίηση (μετατροπή) του παραθύρου, συνεληκτικό παράθυρο μαζί με average pooling, και ομαλοποίηση.

Τέλος επιλέγουμε «Start training» (Εναρξη Εκπαίδευσης) και ξεκινά η εκπαίδευση του μοντέλου. Στην περίπτωση μας η ακρίβεια ήταν 97,4%.

Στην παρακάτω Εικόνα 38 βλέπουμε τον πίνακα αληθείας για το μοντέλο μας στο οποίο παρατηρούμε ότι έχουμε 9,1% ψευδώς αρνητικά για τον βήχα τα οποία ανιχνεύθηκαν ως θόρυβος και στον θόρυβο 0% ψευδώς θετικά για βήχα. Έχουμε λοιπόν μια ακρίβεια της τάξης του 97,4% κάτι πάρα πολύ καλό για να συνεχίσουμε. Ακρίβειες άνω του 85% είναι καλές για συνέχεια.

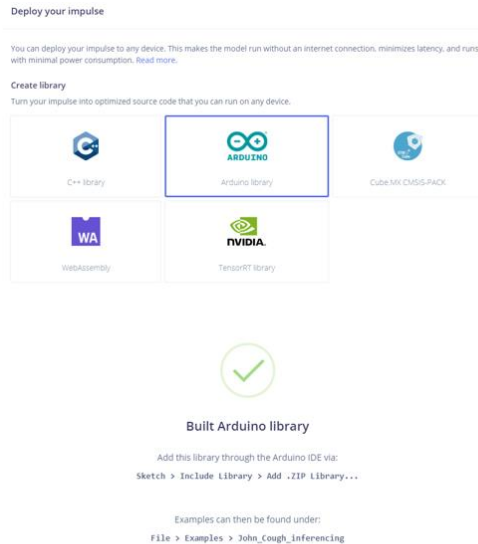


Εικόνα 38. Πίνακας Αληθείας

3.2.17 Δημιουργία Βιβλιοθήκης Arduino

Ολοκληρώσαμε την εκπαίδευση του μοντέλου ανίχνευσης του βήχα και είμαστε έτοιμοι να περάσουμε στο Arduino. Πρώτα θα πρέπει να δημιουργήσουμε την βιβλιοθήκη, επομένως επιλέγουμε την καρτέλα ‘Deployment’ (Ανάπτυξη), επιλέγουμε ‘Arduino Library’ (Βιβλιοθήκη Arduino) και ‘Build’ (Δημιουργία/Χτίσιμο). Έπειτα προσθέτουμε την βιβλιοθήκη στο “Arduino IDE” με την εξής διαδρομή στη γραμμή εργαλείων **Sketch > Include Library > Add.ZIP library**. Μπορούμε να δούμε την δημιουργία της βιβλιοθήκης «Arduino» στην Εικόνα 39.

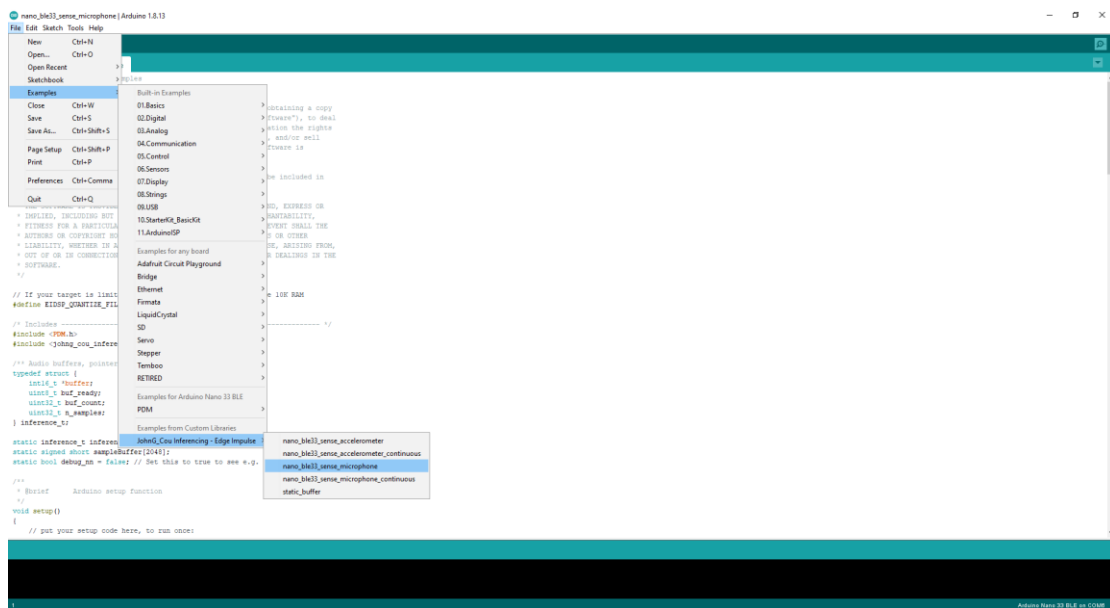
Σύστημα Ανίχνευσης Βήχα με χρήση του Arduino 33 sense BLE



Εικόνα 39 Δημιουργία Βιβλιοθήκης Arduino

3.2.18 Φόρτωμα Προγράμματος Arduino

Έπειτα φορτώνουμε ένα παράδειγμα ακολουθώντας η διαδρομή **File > Examples > Your project name - Edge Impulse > nano_ble33_sense_microphone** (Εικόνα 40).



Εικόνα 40. Φόρτωμα του Προγράμματος Ανίχνευσης Βήχα

Στη συνέχεια κάνουμε κάποιες αλλαγές στον κώδικα ώστε να έχουμε ένδειξη κάθε φορά που ανιχνεύουμε βήχα (ένα LED αναβοσβήνει 4 φορές). Επομένως, αντικαθιστούμε στο "void loop()" τον παρακάτω κώδικα:

```
for (size_t ix = 0; ix < EI_CLASSIFIER_LABEL_COUNT; ix++) {  
ei_printf(" %s: %.5f\n", result.classification[ix].label, result.classification[ix].value);  
}
```

Με αυτόν:

```
for (size_t ix = 1; ix < EI_CLASSIFIER_LABEL_COUNT; ix++) {
    Serial.print( result.classification[ix].value);

    float Data = result.classification[ix].value;

    if (Data < 0.50){
        Serial.print("Cough Detected");

        alarm();

    }
}
```

Αποθηκεύουμε έτσι τις τιμές του θορύβου και του βήχα σε διαφορετικές μεταβλητές και συγκρίνουμε τις τιμές του θορύβου, οι οποίες αν πέσουν κάτω από 0,50 σημαίνει ότι η τιμή του βήχα είναι πάνω από 0,50 επομένως θα αποτυπωθεί ο βήχας και θα ανάψει το LED. Για το LED θα πρέπει να προσθέσουμε επίσης τον παρακάτω κώδικα:

```
void alarm(){
    for (size_t t = 0; t < 4; t++) {
        digitalWrite(led, HIGH);
        delay(1000);
        digitalWrite(led, LOW);
        delay(1000);
    }
}
```

Έτσι, ολοκληρώνουμε το σύστημα και κάθε φορά που ανιχνεύεται βήχας αποτυπώνεται στο serial monitor του Arduino και αναβοσβήνει το LED.

3.3 Προβληματισμοί

Στην φάση του προγραμματισμού του μικροελεγκτή παρουσιάστηκε ένα πρόβλημα κατά το «compile». Εμφανίστηκε ένα σφάλμα λόγω πολύ μεγάλου μονοπατιού (path) της θέσης του προγράμματος του «Arduino IDE» το οποίο επιλύθηκε με την εγκατάσταση της δοκιμαστικής έκδοσης «Arduino IDE 2.0». Πρόκειται για μια έκδοση με ορισμένα προβλήματα συνδεσιμότητας με τον μικροελεγκτή και αρκετά χαμηλή ταχύτητα πραγματοποίησης διαδικασιών. Έτσι, με την συγκεκριμένη έκδοση πραγματοποιήθηκε ο προγραμματισμός χωρίς σφάλματα.

3.4 Αποτελέσματα

Στο περιβάλλον του «Arduino IDE» με τον μικροελεγκτή μας ενεργοποιημένο και με το παράθυρο του «Serial Monitor» ανοιχτό γίνεται η λήψη ήχου μέσω του μικροφώνου του «Arduino Nano 33 BLE Sense» κάθε ένα δευτερόλεπτο. Γίνεται σύγκριση του σήματος που

λαμβάνεται με τα δεδομένα της βιβλιοθήκης που έχουμε δημιουργήσει στα προηγούμενα βήματα, και σε περίπτωση που τα χαρακτηριστικά του σήματος αντιστοιχούν με αυτά των δεδομένων η τιμή της μεταβλητής του βήχα είναι πάνω από το 0,50, παρουσιάζεται η δήλωση «Cough Detected» στο «Serial Monitor». Η τιμή μεταβλητής του βήχα είναι μια μεταβλητή που ονομάζεται «confidence interval» και χρησιμοποιείται για την σύγκριση και ανίχνευση παραμέτρων όπως στην προκειμένη περίπτωση του βήχα.

Στην παρακάτω Εικόνα 41 παρατηρούμε ότι σε περίπτωση που δεν ανιχνεύεται βήχας, το σύστημα συνεχίζει κάθε δευτερόλεπτο και λαμβάνει ηχογραφήσεις με τις δηλώσεις «Recording...» την στιγμή που λαμβάνει την ηχογράφιση και «Recording done» μόλις ολοκληρώσει την ηχογράφιση.

```

Output Serial Monitor x
Message (Ctrl+Enter to send message to 'Arduino Nano 33 BLE' on 'COM4') New Line 115200 baud
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 209 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.64Starting inferencing in 2 seconds...
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 209 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.91Starting inferencing in 2 seconds...
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 210 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.93Starting inferencing in 2 seconds...
    
```

Εικόνα 41. Λήψη ηχητικού σήματος

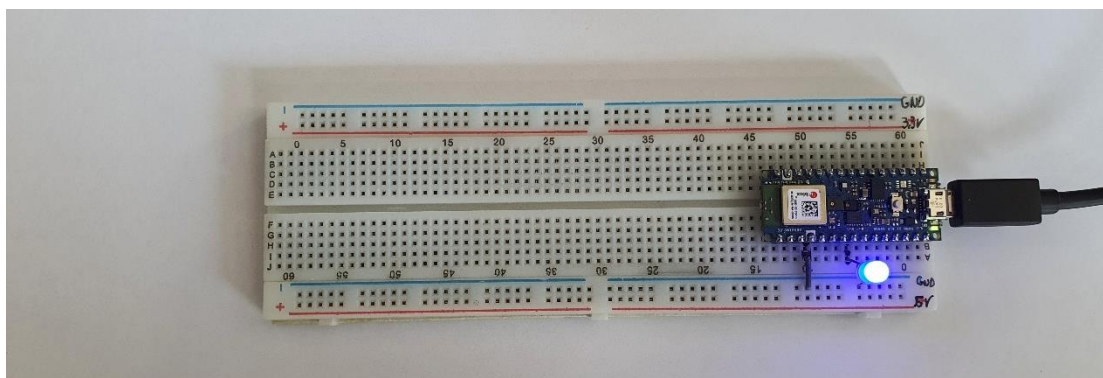
Στην Εικόνα 42 παρατηρούμε την ανίχνευση 2 σημάτων βήχα όπου και εμφανίζεται η δήλωση «Cough Detected» και έχουμε την φωτεινή ένδειξη του Led στο κύκλωμα. Ύστερα ξεκινά ηχογράφιση και πάλι μετά την πάροδο 2 δευτερολέπτων.

```

Output Serial Monitor x
Message (Ctrl+Enter to send message to 'Arduino Nano 33 BLE' on 'COM4') New Line 115200 baud
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 210 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.46Cough DetectedStarting inferencing in 2 seconds...
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 210 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.69Starting inferencing in 2 seconds...
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 209 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.97Starting inferencing in 2 seconds...
Recording...
Recording done
Predictions (DSP: 210 ms., Classification: 79 ms., Anomaly: 0 ms.):
0.49Cough Detected
    
```

Εικόνα 42. Ανίχνευση Βήχα «Serial Monitor»

Στην Εικόνα 43 βλέπουμε την φωτεινή ένδειξη της φωτοδιόδου LED κατά την ανίχνευση του βήχα.



Εικόνα 43. Ένδειξη Led σε ανίχνευση βήχα

Στην παρούσα εργασία έγινε η λήψη σήματος βήχα από 4 άτομα (2 άντρες και 2 γυναίκες). Στο κάθε άτομο λήφθηκαν 20 σήματα/ηχογραφήσεις τα οποία περιείχαν βήχα. Στον πρώτο άνδρα, ο οποίος είναι και το άτομο από το οποίο λήφθηκαν οι ηχογραφήσεις για την εκπαίδευση του μοντέλου, ανιχνεύθηκαν σωστά τα 19 από τα 20 σήματα βήχα. Τα υπόλοιπα άτομα, δεν συμμετείχαν στο κομμάτι της εκπαίδευσης επομένως ήταν ξένα για το σύστημα. Στον άνδρα ανιχνεύθηκαν τα 17 από τα 20 σήματα βήχα και στις γυναίκες ανιχνεύθηκαν ορθά τα 16 και 14 σήματα αντίστοιχα. Επίσης, λήφθηκαν και 20 ηχογραφήσεις όπου δεν περιείχαν βήχα παρά μόνο κενό ή θόρυβο και ανιχνεύθηκαν σωστά τα 19 από τα 20 σήματα. Στον παρακάτω Πίνακας 6 εμφανίζονται τα δεδομένα που λήφθηκαν με τα ποσοστά ορθότητας και στον είναι ο Πίνακας Αληθείας του συστήματος στα πραγματικά δεδομένα με ακρίβεια 88,75%.

	Αριθμός Σημάτων	Αριθμός σημάτων που ανιχνεύθηκαν ορθά	Ποσοστό Ορθών (%)
Άνδρας 1	20	19	95
Άνδρας 2	20	17	85
Γυναίκα 1	20	16	80
Γυναίκα 2	20	14	75
Θόρυβος	20	19	95

Πίνακας 6. Πίνακας ληφθέντων σημάτων.

	Βήχας	Θόρυβος
Βήχας	83,75 %	16,25 %
Θόρυβος	5 %	95 %
Ακρίβεια	88,75 %	

Πίνακας 7. Πίνακας Αληθείας του συστήματος

4 Συμπεράσματα – Μελλοντικές επεκτάσεις

Όπως αποδείχθηκε το σύστημα που δημιουργήσαμε λειτουργεί ορθώς και σε πολύ καλό ποσοστό σε σχέση με τα θεωρητικά μετρούμενα χαρακτηριστικά του πίνακα αληθείας. Όπως ήταν αναμενόμενο το σύστημα λειτουργεί καλύτερα στο άτομο από το οποίο λήφθηκαν τα δεδομένα με τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του συστήματος. Στους άνδρες λειτουργεί καλύτερα λόγω των παρόμοιων συχνοτήτων των φωνών τους, εφόσον για την ανίχνευση του βήχα το μοντέλο εξάγει ως χαρακτηριστικό τις συχνότητες των σημάτων με ομαλοποίηση στις συχνότητες «Mel». Δηλαδή, στον ανδρικό πληθυσμό, ο οποίος κατά μέσο όρο έχει χαμηλής συχνότητας φωνές, γίνεται ευκολότερα η ανίχνευση του βήχα στο παρόν σύστημα λόγω της ομοιότητας των συχνοτήτων της φωνητικής φάσης του βήχα. Αντιθέτως, στις γυναίκες δεν υπάρχει τόσο καλή ανίχνευση λόγω της μεγάλης διαφορετικότητας των συχνοτήτων της φωνής. Δηλαδή, οι συχνότητες των φωνών τους στην φωνητική φάση του βήχα είναι διαφορετική από αυτή του μεγαλύτερου πληθυσμού των ανδρών. Δεν βρίσκεται όμως σε βαθμό απαγορευτικό, διότι όπως είδαμε το χαμηλότερο πραγματικά μετρούμενο ποσοστό είναι της τάξης του 75%. Υπάρχει ανίχνευση του βήχα λόγω των εκρηκτικών φάσεων οι οποίες έχουν τη μεγαλύτερη ομοιότητα στις συχνότητες. Επομένως, κάνοντας χρήση το κινητό μας τηλέφωνο, ορισμένα software τα οποία μπορούμε αποκτήσουμε δωρεάν και έναν χαμηλού κόστους μικρο-ελεγκτή, δημιουργήσαμε μια συσκευή η οποία ανιχνεύει τον βήχα το οποίο ειδικά σε προσωπική χρήση είναι εξαιρετικά καλή.

Για μελλοντική ανάπτυξη το μοντέλο μπορεί να χρησιμοποιηθεί με μεγαλύτερο αριθμό δεδομένων ανά ομάδα χαρακτηριστικών, δηλαδή βήχα και θορύβου, ώστε να υπάρχει ακόμη μεγαλύτερη πραγματικά μετρούμενη ακρίβεια του συστήματος και να ανιχνεύει καλύτερα τον βήχα και στον γυναικείο πληθυσμό. Υπάρχουν διαθέσιμες βάσεις δεδομένων μεγάλου όγκου, οι οποίες είναι παγκοσμίως διαθέσιμες και σε υψηλής ποιότητας ηχογραφήσεις και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του μοντέλου ώστε να έχει ευρύτερο φάσμα εφαρμογής. Επίσης, ένα ακόμη μεγαλύτερο βήμα είναι η ανίχνευση του τύπου του βήχα (πχ. Ξηρός με Υγρό), ένα μοντέλο που θα βοηθάει πολύ στην ανίχνευση του βήχα. Μπορεί επίσης, να χρησιμοποιηθεί μικρόφωνο μεγαλύτερης ευαισθησίας το οποίο δεν λαμβάνει τόσο τον θόρυβο του περιβάλλοντος και τον αποκόπτει και να έχει εφαρμογή και στην λήψη των δεδομένων εκπαίδευσης και στην ανίχνευση του βήχα. Επομένως, η χρήση ακριβότερου εξοπλισμού ο οποίος θα λαμβάνει καλύτερης ποιότητας ηχογραφήσεις κυρίως κατά την εκπαίδευση του μοντέλου, αλλά και για την ανίχνευση του βήχα στο επόμενο στάδιο θα έχει ως αποτέλεσμα ένα μεγαλύτερης ακρίβειας σύστημα.

5 Βιβλιογραφία

- [1] K. Lee και S. Birring, Cough, London: Elsevier, 2012, pp. 173-176 ISSN: 1357-3039.
- [2] M. Derraz, Remotely Diagnose Coronavirus by Recognizing and Counting of Coughs During Phone Calls, vol. 3, Morocco: Boffin Access Limited, 2020, pp. 1-8, ISSN: 2631-3944.
- [3] M. Sterlink, H. Rhee and M. Bocko, Automated Cough Assessment on a Mobile Platform, Journal of Medical Engineering, 2014, pp. 9, Article ID 951621.
- [4] P. A. Abhang, B. W. Gawali and S. C. Mehrotra, Technical Aspects of Brain Rhythms and Speech Parameters, India: Academic Press, 2016, pp. 51-79.
- [5] N. Giordano, College Physics, Chegg, p. ISBN: 0840058195.
- [6] X. Yayin, Z. Ying, S. Przemyslaw and D. Lieyun, Machine learning in construction: From shallow to deep learning, China: Elsevier Ltd., 2021, pp. 5-7 ISSN 2666-1659.
- [7] G. Arunim and M. Vijay, Role of machine learning in medical research: A survey, vol. 40, Canada: Elsevier, 2021, pp. 1-11, ISSN 1574-0137.
- [8] S.-S. Shai and B.-D. Shai, Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms, New York: Cambridge University Press, 2014, pp. 1-8, ISBN 978-1-107-05713-5.
- [9] Y. LeCun, Y. Bengio και G. Hinton, Deep Learning, Macmillan Publishers Limited, 2015, pp. 436-444.
- [10] Y. Bengio, I. Goodfellow και A. Courville, Deep Learning, London: The MIT Press, 2016, p. 686 ISBN: 9780262035613.
- [11] P. Abirami and P. Chitra, Energy-efficient edge based real-time healthcare support system, vol. 117, Elsevier, 2020, pp. 339-368 ISBN 9780128187562.
- [12] B. M. Wilamowski, Neural network architectures and learning algorithms, IEEE Industrial Electronics Magazine, 2009, pp. 56-63, ISSN: 1941-0115.
- [13] J. Nagi, F. Ducatelle, G. Di Caro, D. Ciresan, U. Meier, A. Giusti, F. Nagi, J. Schmidhuber and L. M. Gambardella, Max-pooling convolutional neural networks for vision-based hand gesture recognition, Kuala Lumpur: IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), 2011, pp. 342-347, ISBN: 978-1-4577-0242-6.
- [14] X. Liang, Theoretical basis, Elsevier, 2020, pp. 1-40.

- [15] N. M. Dhanya, G. Kousalya, P. Balarksihnan and P. Raj, Fuzzy-logic-based decision engine for offloading iot application using fog computing, India: IGI Global, 2018, pp. 175-194, ISBN: 978-152255973-3, 1522559728, 978-152255972-6.
- [16] D. Stamoulis, T.-W. Chin, A. K. Prakash, H. Fang, S. Sajja, M. Bognar and D. Marculescu, Designing adaptive neural networks for energy-constrained image classification, Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2018, pp. 1-8, .
- [17] I. Azimi, J. Takalo-Mattila, A. Anzanpour, A. M. Rahmani, J.-P. Soininen and P. Liljeberg, Empowering healthcare IoT systems with hierarchical edge-based deep learning, Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, pp. 63-68, .
- [18] M. Devarajan, V. Subramaniaswamy, V. Vijayakumar and L. Ravi, Fog-assisted personalized healthcare-support system for remote patients with diabetes, vol. 10, Germany: Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, pp. 3747-3760.
- [19] J. H. Ko, T. Na, M. F. Amir and S. Mukhopadhyay, Edge-Host Partitioning of Deep Neural Networks with Feature Space Encoding for Resource-Constrained Internet-of-Things Platforms, Auckland: IEEE, 2018, pp. 1-6, ISBN: 978-1-5386-9294-3.
- [20] X. Wang, Y. Han, V. C. M. Leung, D. Niyato, X. Yan and X. Chen, Convergence of Edge Computing and Deep Learning: A Comprehensive Survey, vol. 22, China: IEEE, 2020, pp. 869-904, ISSN: 1553-877X.
- [21] Smart City Applications: The Smart Leverage of the Internet of Things (IoT) Paradigm, IGI Global, 2019, pp. 274-305, ISBN: 9781522590231.
- [22] V. Exadaktylos, M. Silva, J. M. Aerts and J. C. Taylor, Frequency analysis for real-time recognition of sick pigs and disease monitoring in pig houses, Skiathos: 3rd European Conference on Precision Livestock Farming, 2009.
- [23] S. Madakam, R. Ramaswamy and S. Tripathi, Internet of Things (IoT): A Literature Review, Mumbai: Journal of Computer and Communications, 2015, pp. 10, Article ID:56616.
- [24] V. Beal, "Webopedia," Webopedia, 21 08 2021. [Online]. Available: <https://www.webopedia.com/definitions/internet/>. [Accessed 23 08 2021].
- [25] I. Cisco Systems, IRIS Space Router, Cisco Systems, Inc., 2011.
- [26] "Wikipedia," [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Starlink>. [Accessed 23 08 2021].
- [27] R. Handley, "Postscapes," [Online]. Available: <https://www.postscapes.com/iot-history/>. [Accessed 23 08 2021].

- [28] H. Sundmaeker, P. Guillemin, P. Friess and S. Woelffle, Vision and Challenges for Realizing the Internet of Things, Brussels: Cluster of European Research, 2010, pp. 237, ISBN 978-92-79-15088-3.
- [29] T. Grundmeyer, Adopting Technology: Using Student Qualitative Data and Gartner's, USA: Redfame Publishing, 2013, pp. 10, ISSN 2324-805X.
- [30] L. Price, "Healthcare Digital," [Online]. Available: <https://www.healthcare.digital/single-post/digital-health-hype-cycle-2021>. [Accessed 23 08 2021].
- [31] B. Li and J. Yu, Research and Application on the Smart Home Based on Component Technologies and Internet of Things, vol. 15, China: Elsevier, 2011, pp. 2087-2092.
- [32] I. Lee and K. Lee, The Internet of Things (IoT): Applications, investments, and challenges for enterprises, vol. 58, USA: Elsevier, 2015, pp. 431-440.
- [33] "QR Code Wikipedia," Wikipedia, [Online]. Available: https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9A%CF%8E%CE%B4%CE%B9%CE%BA%CE%B1%CF%82_QR. [Accessed 23 08 2021].
- [34] "Barcode Wikipedia," Wikipedia, [Online]. Available: https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%A1%CE%B1%CE%B2%CE%B4%CF%89%CF%84%CF%8C%CF%82_%CE%BA%CF%8E%CE%B4%CE%B9%CE%BA%CE%B1%CF%82. [Accessed 23 08 2021].
- [35] J. Gubbi, R. Buyya, S. Marusic and M. Palaniswami, Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions, vol. 29, North-Holland, 2013, pp. 1645-1660.
- [36] A. Kurniawan, IoT Projects with, Indonesia: APRESS, 2021, pp. 168, ISBN: 978-1-4842-6458-4.
- [37] K. Dokic, M. Martinovic and D. Mandusic, Inference speed and quantisation of neural networks with TensorFlow Lite for Microcontrollers framework, SEEDA-CECNSM, 2020, pp. 1-6.
- [38] A. Kurniawan, Arduino Nano 33 BLE Sense Board Development, Apress, 2021, pp. ISBN: 978-1-4842-6458-4.
- [39] Arduino, "Arduino Nano 33 BLE Sense," Arduino, [Online]. Available: https://content.arduino.cc/assets/Pinout-NANOsense_latest.pdf. [Accessed 23 08 2021].
- [40] "Arduino Nano 33 BLE Sense," Arduino, [Online]. Available: <https://store.arduino.cc/arduino-nano-33-ble-sense>. [Accessed 23 08 2021].
- [41] Sensor Programming, Berkley: APress, 2021, pp. 75-110, ISBN: 978-1-4842-6458-4.

- [42] A. G. Smith, Introduction to Arduino, Cary: Arduino, 2011, pp. 172, ISBN: 1463698348.
- [43] L. Jia, H. Zhong, X. Wang, L. Huang and X. Lu, The symptoms, causes, and repairs of bugs inside a deep learning library, vol. 177, Elsevier, 2021, p. 110935.
- [44] A. Geron, Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, Canada: O'Reilly Media Inc., 2019, pp. 390, ISBN: 978-1-492-03264-9.
- [45] Keras, "About Keras," Keras, [Online]. Available: <https://keras.io/about/>. [Accessed 23 08 2021].
- [46] Keras, "Introduction to Keras for Engineers," Keras, 28 04 2020. [Online]. Available: https://keras.io/getting_started/intro_to_keras_for_engineers/. [Accessed 23 08 2021].
- [47] Keras, "Training & evaluation with the built-in methods," Keras, 13 04 2020. [Online]. Available: https://keras.io/guides/training_with_built_in_methods/. [Accessed 23 08 2021].
- [48] A. Kurniawan, Arduino Nano 33 BLE Sense Board Development, Berkeley: APress, 2021, pp. 21-74, ISBN: 978-1-4842-6458-4.
- [49] B. T.k., C. S. R. Annavarapu and A. Bablani, Machine learning algorithms for social media analysis: A survey, vol. 40, Elsevier, 2021, p. 100395.