



ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
«ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΗΝ ΙΑΤΡΙΚΗ»



Του φοιτητή
Βράκα Ηλία Παναγιώτη
Αρ. Μητρώου: 185367

Επιβλέπουσα
Ασδρέ Κατερίνα
Βαθμίδα : Ε.ΔΙ.Π.

Φεβρουάριος 2024

Τίτλος Δ.Ε: ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ ΣΤΗΝ ΙΑΤΡΙΚΗ

Κωδικός Δ.Ε: 22251

Ονοματεπώνυμο φοιτητή: Βράκας Ηλίας Παναγιώτης

Ονοματεπώνυμο εισηγητή: Ασδρέ Κατερίνα

Ημερομηνία ανάληψης Δ.Ε: 11-10-2022

Ημερομηνία περάτωσης Δ.Ε: 10-01-2024

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία του φοιτητή Βράκα Ηλία Παναγιώτη που την εκπόνησε. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος. Με ιδιαίτερη συγκίνηση και χαρά αφιερώνω τη παρούσα εργασία σε όλους όσους στάθηκαν δίπλα μου όλο αυτό το διάστημα. Οικογένεια, συγγενείς, φίλοι και καθηγήτριες/ες μου, σας ευχαριστώ θερμά.

Πρόλογος

Η υγεία λόγω της σημαντικότητας της προσελκύει μεγάλο ερευνητικό και ακαδημαϊκό ενδιαφέρον, αυτό έχει οδηγήσει τα τελευταία χρόνια να γίνονται μεγάλες επενδύσεις οι οποίες έχουν να κάνουν κυρίως με τις νέες τεχνολογίες και τη βελτίωση της δυναμικής της υγείας σε επίπεδο φροντίδας, αντιμετώπισης σοβαρών παθήσεων, αντιμετώπισης πανδημιών (βλέπε πρόσφατη κατάσταση με COVID-19) κ.λπ. Σε μεγάλο βαθμό, έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια η τεχνητή νοημοσύνη, έχει ενταχθεί σε πολλούς τομείς της οικονομίας, των παραγωγικών διαδικασιών, του εμπορίου κ.λπ. Οι νέες τεχνολογίες και η τεχνητή νοημοσύνη στον τομέα της υγείας μπορούν σήμερα να συνδράμουν σε μια καλύτερη ποιότητα ζωής και στην αύξηση του προσδόκιμου ζωής.

Η τεχνητή νοημοσύνη παίζει σημαντικό ρόλο σήμερα στην υγεία, χωρίς όμως, τουλάχιστον με βάση τα τωρινά δεδομένα, να υποκαταστήσει τον ανθρώπινο παράγοντα. Η πιο σημαντική εφαρμογή των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης στην υγεία είναι η ανάλυση εικόνας. Η συνεχής ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης έχει ανοίξει τη συζήτηση αναφορικά με τα επαγγέλματα που θα μπορούσαν να αντικατασταθούν πλήρως από τα συστήματα της συγκεκριμένης τεχνολογίας. Με βάση τα τωρινά δεδομένα οι νοσηλευτές, οι γιατροί και ευρύτερα οι επαγγελματίες υγείας δεν αναφέρονται στη συγκεκριμένη κατηγορία επαγγελμάτων, που τείνουν να αντικατασταθούν από τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνητή νοημοσύνη στη παρούσα φάση λειτουργεί βοηθητικά στα παραπάνω επαγγέλματα υγείας και γενικότερα στο σύνολο του κλάδου της υγείας. Με δεδομένη τη δυνατότητα της ανάλυσης μεγάλου όγκου δεδομένου, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται από τη τεχνητή νοημοσύνη έχουν τη δυνατότητα να βοηθήσουν τους επαγγελματίες υγείας μέσα από τον εντοπισμό συγκεκριμένων μοτίβων στη παροχή καλύτερης θεραπευτικής παρέμβασης ενώ συνδράμουν στη λήψη καλύτερων αποφάσεων για τη θεραπεία των ασθενών. Η εφαρμογή των συστημάτων της τεχνητής νοημοσύνης αναφέρεται σήμερα κυρίως στην ανάλυση εικόνων όπως, για παράδειγμα, στην αξονική τομογραφία και στη μαστογραφία. Μέσω της τεχνητής νοημοσύνης υπάρχει δυνατότητα να εντοπιστούν όγκοι εκεί που το ανθρώπινο μάτι αδυνατεί να το κάνει.

Η πολυπλοκότητα η οποία προκαλείται από το συνδυασμό της επιστημονικής έρευνας, των ραγδαίων εξελίξεων της τεχνολογίας, της διάθεσης και ανάγκης χρήσης μεγάλου όγκου δεδομένων, αλλά και της ανάπτυξης των ψηφιακών λειτουργιών καθιστά απαραίτητη της χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνητή νοημοσύνη μέσω της χρήσης διαγνωστικών και θεραπευτικών αλγόριθμων, μπορεί να βοηθήσει τους επαγγελματίες υγείας να παρέχουν

καλύτερες θεραπευτικές υπηρεσίες στο σύνολο των ασθενών, ανεξάρτητα από το είδος της πάθησης που καλείται να αντιμετωπίσουν. Με λίγα λόγια η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί ένα σύστημα το οποίο μπορεί να δώσει πολύ σημαντικές προς χρήση πληροφορίες, δεν παίρνει όμως αποφάσεις, τις αποφάσεις καλούνται να τις πάρουν οι γιατροί και ευρύτερα οι επαγγελματίες υγείας με βάση τα στοιχεία που έχουν από τη τεχνητή νοημοσύνη.

Στη παρούσα πτυχιακή γίνεται προσπάθεια να μελετηθεί η συμβολή της τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα της υγείας. Συγκεκριμένα μελετάται η τεχνητή νοημοσύνη γενικά ενώ γίνεται συγκεκριμένη αναφορά στη χρήση και στις εφαρμογές της στο τομέα της υγείας. Αναφορά γίνεται στη χρήση των αλγορίθμων σε αξονικές τομογραφίες σχετικά με τη φωτεινότητα τους, τη δυναμική και την ευρύτερη χρήση τους. Παρουσιάζονται αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στις νέες τεχνολογίες στο τρόπο που αξιοποιούνται στην υγεία κάνοντας μια σύγκριση της δυναμικής και της χρήσης τους ώστε να εξαχθούν κάποια τελικά συμπεράσματα ως προς την αποτελεσματικότητά τους προκειμένου να βοηθήσουν στη καλύτερη δυνατή λειτουργία της υγείας στο ευρύτερο σύνολο της.

Περίληψη

Στην παρούσα εργασία αναλύεται η σημαντικότητα της τεχνητής νοημοσύνης στην υγειονομική περίθαλψη. Γίνεται αναφορά στη χρήση αλγορίθμων και λογισμικού μηχανικής μάθησης, στην προσομοίωση της ανθρώπινης γνώσης στην παρουσίαση, ανάλυση και κατανόηση πολύπλοκων στοιχείων στο τομέα της υγειονομικής περίθαλψης. Στις ενότητες που ακολουθούν γίνεται ανάλυση του εννοιολογικού πλαισίου της τεχνητής νοημοσύνης καθώς και διεξοδική αναφορά στη χρήση των αλγορίθμων με γενικότερο σκοπό να κατανοηθεί το πώς οι νέες τεχνολογίες και συγκεκριμένα οι αλγόριθμοι με βάση την τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να βοηθήσουν στη καλύτερη ανάπτυξη του τομέα της υγείας παρέχοντας ένα καλύτερο επίπεδο ζωής στους πολίτες. Οι πληροφορίες ενός ασθενούς μπορούν να συγκριθούν με ένα σύνολο δεδομένων από αλγόριθμους, οι οποίοι μπορούν να εντοπίσουν τυχόν μακροπρόθεσμα ζητήματα που απαιτούν την προσοχή του γιατρού. Η παρούσα μελέτη με βάση τη σύγκριση των αλγορίθμων, όπως ο αλγόριθμος Μηχανικής Μάθησης Τυχαία Δάση (Random Forests - RF), που βασίζεται σε μια εκτίμηση παλινδρόμησης χωρίς παραμέτρους, ο υπολογιστικός αλγόριθμος του XGBoost, που αναπτύχθηκε έτσι ώστε η χρήση του να είναι όσο το δυνατόν ευρύτερη και ο Light Gradient Boosting Machine, μια δημοφιλής τεχνική δεδομένων λόγω της ακρίβειας και της ταχύτητάς της. Γενικά με βάση τη θεωρητική προσέγγιση του παρόντος θέματος διαπιστώνεται ότι κάποιοι αλγόριθμοι έχουν καλύτερη εφαρμογή στην υγεία από άλλους, βοηθώντας στη παροχή καλύτερης ποιότητας υπηρεσιών στους πολίτες και αναβαθμίζοντας το σύστημα υγείας βοηθώντας το κράτος να διαχειριστεί καλύτερα τους επενδύμενους πόρους του. Αυτό πρακτικά συνεπάγεται την καλύτερη διαχείριση των κοινωνικών προβλημάτων, των ασθενειών και άλλων ιατρικών καταστάσεων που θα πρέπει να αντιμετωπίσουν τα συστήματα υγείας τόσο τώρα όσο και στο μέλλον. Βάση των συμπερασμάτων διαπιστώθηκε ότι ο MBIR είναι αρκετά αποτελεσματικός και προσδίδει περισσότερα πλεονεκτήματα στους γιατρούς αναφορικά με τη διαχείριση ζητημάτων που άπτονται σε θέματα της υγείας. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δείχνει πως στο μέλλον οι νέες τεχνολογίες μέσω της εξέλιξης που θα έχουν θα καταστούν ακόμα πιο αποτελεσματικές δίνοντας τη δυνατότητα στους επαγγελματίες υγείας και ευρύτερα στο κράτος να παρέχουν ευρύτερες υπηρεσίες υγείας με ποιοτικότερο τρόπο και στο καλύτερο δυνατό κόστος.

Λέξεις κλειδιά: τεχνολογία, τεχνητή νοημοσύνη, περίθαλψη, συστήματα υγείας, αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης

Abstract

In this project, the importance of using artificial intelligence in healthcare is discussed. This paper is about the use of machine learning algorithms and software in simulating human knowledge in analyzing, presenting and understanding complex data in healthcare. The following sections provide an analysis of the conceptual framework of artificial intelligence and an in-depth discussion of the use of algorithms with the general aim of understanding how new technologies and in particular AI-based algorithms can help develop the healthcare sector by providing a better standard of living for citizens. A patient's information can be compared with a dataset of algorithms, which can identify any long-term issues that require the doctor's attention. This study based on the comparison of algorithms such as the Random Forests (RF), Machine Learning algorithm, based on non-parametric regression estimation, the XGBoost computational algorithm, developed so that its use is as wide as possible and the Light Gradient Boosting Machine, a popular data technique due to its accuracy and speed. In general, based on the theoretical approach of the present topic, it is found that some algorithms are more applicable in health care than others, helping to provide better quality services to citizens and upgrading the health care system by helping the state to better manage its invested resources. This practically implies better management of social problems, diseases and other medical conditions that health systems will have to deal with both now and in the future. Based on the conclusions it was found that MBIR is quite effective and gives more advantages to doctors in terms of managing health issues. Algorithm MBIR shows that in the future new technologies through their evolution will become even more effective enabling health professionals and the state in general to provide a wider range of health services in a better quality and at the best possible cost.

Key words: technology, artificial intelligence, health care, health systems, artificial intelligence algorithms

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαιτέρως την καθηγήτριά μου κυρία Ασδρέ Κατερίνα, η συμβολή της οποίας υπήρξε καθοριστική στα γνωστικά αντικείμενα που παρακολούθησα. Σε εκείνη οφείλω τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες για την βοήθειά της στην ολοκλήρωση των σπουδών μου και την επιμελή επίβλεψή της κατά τη διάρκεια συγγραφής της παρούσας εργασίας. Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την υποστήριξή τους καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

<i>Πρόλογος</i>	3
<i>Περίληψη</i>	5
<i>Abstract</i>	6
<i>Ευχαριστίες</i>	7
<i>Περιεχόμενα</i>	8
<i>Εισαγωγή</i>	12
<i>Κεφάλαιο 1: Τεχνητή Νοημοσύνη – Έμπειρα Συστήματα</i>	14
1.1 Η Πληροφορική στις Μονάδες Υγείας.....	14
1.2 Τεχνητή Νοημοσύνη – Ιστορική Αναδρομή.....	15
1.3 Τεχνητή Νοημοσύνη και Έμπειρα Συστήματα.....	16
1.4 Τεχνητή Νοημοσύνη Στην Υγεία.....	18
1.5 Τομείς της τεχνητής νοημοσύνης στην υγειονομική περίθαλψη	19
1.6 Η ρομποτική τεχνολογία στην υγεία.....	23
1.6.1 Παρουσίαση εφαρμογών.....	24
<i>Κεφάλαιο 2: Έμπειρα Συστήματα στην Ιατρική</i>	29
2.1 Χαρακτηριστικά των Έμπειρων Συστημάτων	29
2.2 Πλεονεκτήματα - Μειονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων σε σχέση με τον άνθρωπο-ειδικό	30
2.2.1 Πλεονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων.....	30
2.2.2 Μειονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων	31
2.3 Νευρωνικά Δίκτυα.....	32
2.3.1 Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition).....	33
2.3.2 Τεχνητή νοημοσύνη και νευρωνικά δίκτυα.....	34
2.4 Χρήση Έμπειρων Συστημάτων στην Ιατρική	35
2.5 Έμπειρα Συστήματα και Συμβατικά Προγράμματα	37
2.6 Τα Smart watch και η επίδραση τους στην υγεία.....	38
2.6.1 Βελτίωση φυσικής κατάστασης.....	40
2.6.2 Smart watch και διατροφή	41
2.7 Πρόληψη υγείας με χαμηλά έξοδα	41
<i>Κεφάλαιο 3: Παρουσίαση Αλγορίθμων</i>	42

3.1 Τυχαία Δάση	43
3.2 Λογιστική Παλινδρόμηση.....	48
3.3 Κατηγοριοποιητής XGBOOST	49
3.4 LIGHT GBM.....	49
3.5 Νευρωνικά Δίκτυα.....	51
3.6 Αλγόριθμος Ανακατασκευής	53
3.7 Μέθοδοι / Αλγόριθμοι Ερμηνευσιμότητας.....	56
3.8 Εκτίμηση Απόδοσης – Υποβοηθητικές Μέθοδοι.....	58
Κεφάλαιο 4: Μελέτη Περιπτώσεων.....	59
4.1 Κριτήρια απόδοσης και αξιολόγησης μοντέλου μηχανικής μάθησης	59
4.2 Αξιολόγηση Μοντέλων	63
4.2.1 Πίνακας Σύγχυσης.....	63
4.2.2 Καμπύλες ROC	65
4.2.3 F1 SCORE	66
Κεφάλαιο 5: Ηθικά Ζητήματα και Τεχνητή Νοημοσύνη.....	67
5.1. Διαχείριση Προσωπικών Δεδομένων	67
5.2. Σφάλματα Συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης.....	69
5.3 Ανθρώπινος Παράγοντας και Έλεγχος Συστημάτων.....	72
Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα.....	74
Βιβλιογραφία	76

Πίνακας πινάκων

Πίνακας 2-1: Σύγκριση έμπειρων συστημάτων με τα παρωχημένα προγράμματα. 38

Πίνακας 4-2 : Σύγκριση Αλγορίθμων 55

Πίνακας εικόνων

Εικόνα 1-1: Ενδοσκοπική κάψουλα	24
Εικόνα 1-2: Da Vinci Machine	26
Εικόνα 1-3: Προσθετικό χέρι	27
Εικόνα 1-4: Smart watch	41
Εικόνα 3-6: Σιγμοειδής Συνάρτηση Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression n.d.)	48
Εικόνα 3-7: Η εξέλιξη του XGboost μέσα από τα Δένδρα Απόφασης	49
Εικόνα 3-8: Light GBM και XGBoost	50
Εικόνα 3-9: TNA πολλών επιπέδων	52
Εικόνα 4-5: Παράδειγμα πίνακα ασάφειας για ομαδοποίηση πολλαπλών κλάσεων	59
Εικόνα 4-10: Πίνακας Σύγχυσης.....	64
Εικόνα 4-11: ROC Καμπύλη	65
Εικόνα 4-12: F1 Score $2 * (\text{precision} * \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$	66
Εικόνα 5-13: Πραγματική ακτινογραφία και ακτινογραφία με τη μέθοδο ταχείας διαβάθμισης [59]	67
Εικόνα 5-14: Σχηματικό διάγραμμα μοντέλου μηχανικής μάθησης νοσοκομείου.....	69
Εικόνα 5-15: Τυπικές περιπτώσεις λανθασμένης ταξινόμησης.....	70
Εικόνα 5-16: Εικόνα –τμηματοποίηση.....	71
Εικόνα 5-17: Αναλογία SNR	72

Εισαγωγή

Στο παρόν εισαγωγικό της παρούσας εργασίας, ο ενασχολούμενος με βάση το υπό εξέταση θέμα δηλαδή τις εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στην ιατρική, το οποίο καλείται να αναλύσει στις ενότητες που ακολουθούν, άδραξε την ευκαιρία να προβεί στον ορισμό βασικών εννοιών του θέματος, εννοιών που χρησιμοποιούνται κατά τη συγγραφή των κεφαλαίων, οπότε είναι σημαντικό οι αναγνώστες να μπορέσουν να τις κατανοήσουν, ώστε να έχουν τη δυνατότητα μέσω της διαδικασίας αυτής να μελετήσουν πιο εύκολα το περιεχόμενο της μελέτης. Οι βασικές προς ορισμό έννοιες είναι η τεχνητή νοημοσύνη, η μηχανική μάθηση και τα νευρωνικά δίκτυα.

Προσδιορίζοντας την τεχνητή νοημοσύνη ως όρο, αναφερόμαστε στον τομέα της πληροφορικής, ο οποίος εστιάζει στην υλοποίηση και σχεδίαση υπολογιστικών συστημάτων, τα οποία μιμούνται συμπεριφορές των ανθρώπων και χαρακτηρίζονται από στοιχειώδη ευφυΐα, έχοντας την ικανότητα της μάθησης [1]. Επίσης τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης έχουν την ικανότητα να προσαρμόζονται, να κατανοούν αλλά και να εξάγουν συμπεράσματα. Η τεχνητή νοημοσύνη συμπεριλαμβάνει χαρακτηριστικά από ποικίλες επιστήμες όπως είναι η ψυχολογία, η πληροφορική, τα μαθηματικά, η νευρολογία, η γλωσσολογία και η επιστήμη των μηχανών. Όλες οι παραπάνω επιστήμες συνδυαστικά λειτουργώντας δίνουν τη δυνατότητα σε ένα σύστημα να είναι ευφυές και να λειτουργεί σε μεγάλο βαθμό όπως ο άνθρωπος, μάλιστα σε πολλές περιπτώσεις λόγω των ικανοτήτων που έχει λειτουργεί πολύ πιο αποτελεσματικά στη διαχείριση προβλημάτων αλλά και στη παροχή πληροφοριών ώστε να μπορέσει ο άνθρωπος να πάρει καλύτερες αποφάσεις [1].

Ένα βασικό εργαλείο της τεχνητής νοημοσύνης είναι η μηχανική μάθηση. Η μηχανική μάθηση αποτελεί δευτερεύοντα κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών, ο οποίος εξελίχθηκε στα πλαίσια της ανάγκης αναγνώρισης προτύπων αλλά και της καλύτερης διαχείρισης και ανάπτυξης της θεωρίας της μάθησης στην τεχνητή νοημοσύνη. Η μηχανική μάθηση ανοίγει τον δρόμο στα υπολογιστικά συστήματα, να μαθαίνουν και να αναπτύσσουν αντίληψη αλλά και να αποκτούν γνωστική ικανότητα [1]. Η μηχανική μάθηση αναφέρεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν προβλήματα αλλά και να μαθαίνουν από τα δεδομένα που συλλέγουν ώστε να βοηθούν στην επίλυση προβλημάτων. Επίσης μέσω της μηχανικής μάθησης δίνεται η ικανότητα για προβλέψεις [2]. Η μηχανική μάθηση έχει άμεση σχέση με την υπολογιστική στατιστική, η οποία επιδίδεται στην πρόβλεψη μέσω της χρήσης υπολογιστών. Η μηχανική μάθηση συνδέεται με τα μαθηματικά και βασικές εφαρμογές της είναι η εξόρυξη

δεδομένων, η αναγνώριση των spam, η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων κ.λ.π. Ο συνδυασμός της στην ιατρική με τη τεχνητή νοημοσύνη, αναφέρεται στην αναγνώριση προβλημάτων, στην αποσαφήνιση καταστάσεων σχετικών με την υγεία των ασθενών, καταστάσεων τις οποίες ο ανθρώπινος νους αδυνατεί να κατανοήσει, να εξηγήσει και εν τέλει να αντιμετωπίσει επιτυχώς [1].

Τέλος τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν κυκλώματα τα οποία αποτελούνται από διασυνδεόμενους νευρώνες. Οι τεχνητοί νευρώνες αποτελούν ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα, το οποίο εμπίπτει στη μηχανική μάθηση και ευρύτερα χρησιμοποιείται στη τεχνητή νοημοσύνη [1]. Το νευρωνικό δίκτυο βοηθά ένα υπολογιστικό σύστημα στη διαδικασία της μάθησης και συνδράμει σε επίπεδο τεχνητής νοημοσύνης στην επίλυση προβλημάτων και στην υποστήριξη του ανθρώπου στην εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων, αναφορικά με ένα θέμα το οποίο καλείται να διαχειριστεί. Στην ιατρική ο συνδυασμός των νευρωνικών δικτύων με τη μηχανική μάθηση συμβάλουν στην αποτελεσματικότητα της τεχνητής νοημοσύνης, ώστε η τελευταία να βοηθήσει τους επαγγελματίες υγείας να εξάγουν ασφαλή συμπεράσματα σχετικά με θέματα υγείας που απασχολούν τους ασθενείς τους, ώστε να τους δώσουν τη δυνατή καλύτερη λύση αναφορικά με το ευρύτερο πρόβλημα υγείας το οποίο αντιμετωπίζουν [1].

Στη συνέχεια της εργασίας και στα κεφάλαια που ακολουθούν όλες οι παραπάνω έννοιες αναλύονται ώστε να εξαχθούν συμπεράσματα αναφορικά με τη τεχνητή νοημοσύνη και της χρήσης των εργαλείων της στην εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων από τους επαγγελματίες υγείας αναφορικά με την υγεία των ασθενών τους, προκειμένου να τους προτείνουν τη καλύτερη δυνατή θεραπεία αναφορικά με το πρόβλημα υγείας που αντιμετωπίζουν στην ευρύτερη καθημερινότητα τους.

Κεφάλαιο 1: Τεχνητή Νοημοσύνη – Έμπειρα Συστήματα

1.1 Η Πληροφορική στις Μονάδες Υγείας

Τα πανεπιστήμια, καθώς και οι μικρές και μεγάλες επιχειρήσεις, άρχισαν να χρησιμοποιούν υπολογιστές. Η νέα τεχνολογία εφαρμόστηκε στην πράξη και ωφέλησε όλες τις επιστήμες και τα επαγγέλματα που ασχολούνταν με τους αριθμούς. Συγκριτικά με άλλες επιστήμες, η ιατρική άργησε να υιοθετήσει την πληροφορική ως θεμελιώδες εργαλείο για τη δουλειά. Ένα σύστημα όπως αυτό αναφέρεται τεχνικά ως "Ολοκληρωμένο Πληροφοριακό Σύστημα Νοσοκομείων" ΟΠΣΝ. Αυτά τα υποσυστήματα αποτελούν μέρος του ΟΠΣΝ [33]:

Διαχείριση ασθενών (γραφείο τροχαίας, εξωτερικά ιατρεία, Τ. Ε. Π.).

- Το σύστημα που χρησιμοποιείται για τη διαχείριση ιατρικών πληροφοριών.
- Ένα υποσύστημα στη νοσηλευτική.
- Το πολυσύστημα διαχείρισης χειρουργικών επεμβάσεων.
- Το πλαίσιο διαχείρισης εργαστηρίων βιοπαθολογικών εξετάσεων (EID).
- EID-PAD, το σύστημα διαχείρισης απεικονιστικών εξετάσεων.
- Η βάση δεδομένων ασθενών.
- Διαχείριση χρημάτων.
- Διαχείριση προϊόντων.
- Σύστημα επιχειρηματικής ευφυΐας.

Ακολουθούν ορισμένες άλλες υπηρεσίες με δυνατότητα IT που μπορεί να προσφέρει ένα νοσοκομείο ή άλλος οργανισμός:

- Ιατρική προληπτική φροντίδα.
- Ιατρική που βασίζεται στις τηλεπικοινωνίες.
- Εξοπλισμός για απομακρυσμένη παρακολούθηση ασθενών.

Οι ακόλουθες τεχνολογίες κρίνονται απαραίτητες στην κλινική πρακτική ρουτίνας.

- Επεξεργασία εικόνας ραδιοδιαγνωστικού εξοπλισμού

Ο όρος «Ηλεκτρονική υγεία» (E-Health) σήμερα περιλαμβάνει όλες τις προαναφερθείσες πτυχές

της πληροφορικής υγείας. Αυτός ο όρος αναφέρεται σε μια ομάδα εργαλείων (Πληροφοριακά Συστήματα, Προγράμματα, Επικοινωνίες και Υπηρεσίες) που χρησιμοποιούνται από παρόχους υπηρεσιών υγείας και πολίτες, είτε είναι καλά στην υγεία τους είτε είναι ασθενείς, προκειμένου να διαθέτουν προγράμματα ποιοτικά και αποδοτικά με όσο το δυνατόν χαμηλότερο κόστος [34].

1.2 Τεχνητή Νοημοσύνη – Ιστορική Αναδρομή

Οι πρωτοεμφανίσεις της τεχνητής νοημοσύνης ανάγονται στη δεκαετία του 1950 και του 1960, όταν οι επιστήμονες υπολογιστών άρχισαν να φαντάζονται τη δυνατότητα δημιουργίας μηχανών που θα μπορούσαν να προσομοιώσουν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Τα Big Data έχουν εισαχθεί σε επιχειρήσεις ενώ βρίσκονται στο προσκήνιο διαβουλεύσεων ως απόρροια της ανάπτυξης αυτής της τεχνολογίας και της προόδου που σημειώθηκε [1].

Κατά τη διάρκεια εκείνων των δεκαετιών, οι πρωτοπόροι της τεχνητής νοημοσύνης διερεύνησαν διάφορες προσεγγίσεις για την αναπαραγωγή της ανθρώπινης νοημοσύνης. Η συμβολική TN, γνωστή και ως TN παλαιού τύπου, επικεντρώθηκε στη χρήση συμβολικών αναπαραστάσεων και λογικών συλλογισμών για τη μίμηση των ανθρώπινων διαδικασιών σκέψης. Οι ερευνητές ανέπτυξαν πρώιμα προγράμματα TN, όπως το Logical Theorist και το General Problem Solver, αποδεικνύοντας τις δυνατότητες της σε εργασίες επίλυσης προβλημάτων. Ωστόσο η TN περιλαμβάνει μια σειρά από τύπους τους οποίους εκφράζει (κοινωνική, γνωστική και συναισθηματική νοημοσύνη) ή σε Γενική, Τεχνητή, Στενή, και πολύ ισχυρή, ανάλογα με το επίπεδο εξέλιξής της. Ωστόσο, όταν η τεχνητή νοημοσύνη αγγίζει την γενική χρήση, συχνά διαφοροποιείται. Αυτή η κατάσταση καλείται ως το φαινόμενο TN, το οποίο συμβαίνει όταν οι άνθρωποι δεν αποδέχονται την ενέργεια ενός προγράμματος TN αναφέροντας ότι δεν είναι αληθινή νοημοσύνη. Όπως επεσήμανε κάποια στιγμή ο συγγραφέας επιστημονικής φαντασίας Άρθουρ Κλαρκ από την Βρετανία, «Οποιαδήποτε αρκετά εξελιγμένη τεχνολογία δεν ξεχωρίζει από τη μαγεία». Ωστόσο, όταν ένα άτομο αντιληφθεί την τεχνολογία, η μαγεία χάνεται [2].

Παρά την αρχική αισιοδοξία, η έρευνα για την TN αντιμετώπισε σημαντικές προκλήσεις στις δεκαετίες του 1970 και 1980, με αποτέλεσμα να γίνει υπάρξει μια στασιμότητα. Η πρόοδος έμεινε στάσιμη και η χρηματοδότηση των έργων TN μειώθηκε λόγω των ανεκπλήρωτων προσδοκιών και της πολυπλοκότητας της ανάπτυξης ευφύων συστημάτων. Ωστόσο, ο χειμώνας της TN δεν σήμανε το τέλος της TN- λειτούργησε ως καταλύτης για νέες προσπάθειες και για μια αλλαγή στο επίκεντρο.

Κατά τη διάρκεια αυτής της στάσιμης περιόδου, οι ερευνητές εστίασαν την προσοχή τους στην ανάπτυξη συστημάτων εμπειρογνομόνων. Τα συστήματα εμπειρογνομόνων χρησιμοποιούσαν μηχανές εξαγωγής συμπερασμάτων βάσει κανόνων για την αποτύπωση της ανθρώπινης γνώσης και τη λήψη αποφάσεων σε συγκεκριμένους τομείς. Τα συστήματα εμπειρογνομόνων σημείωσαν επιτυχία σε τομείς όπως η ιατρική διάγνωση και αποτέλεσαν μια εξέχουσα εφαρμογή της. σταδιακά η πρόοδος στην υπολογιστική ισχύ και η διαθεσιμότητα τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων επέτρεψαν στους ερευνητές να αναπτύξουν πιο εξελιγμένους αλγορίθμους μάθησης.

Ωστόσο, για να γίνει πιο αντιληπτό τι μπορεί να προσφέρει στο μέλλον η τεχνητή νοημοσύνη δύναται να μελετηθεί από δύο οπτικές γωνίες: την πορεία που έχει ήδη κάνει και την μελλοντική της εξέλιξη και δυνατότητα. Σε αυτή την ενότητα, αυτός είναι ο στόχος. Αρχικά, μελετάται ιστορικά η ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης προκειμένου να γίνει κατανοητό ο βαθμός εξέλιξής της αξιοποιώντας την αναλογία των τεσσάρων εποχών (άνοιξη, καλοκαίρι, φθινόπωρο και χειμώνας), κατόπιν διερευνάται το παρόν για να κατανοηθούν ποιες προκλήσεις έχουν μπροστά τους οι επιχειρήσεις σήμερα και τέλος το μέλλον για την προετοιμασία των προκλήσεων που θα έρθουν [3].

1.3 Τεχνητή Νοημοσύνη και Έμπειρα Συστήματα

Όπως διατείνονται οι Clancey και Shortliffe [35], οι οποίοι κατέγραψαν την σημερινή πορεία των δυνατοτήτων των τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης σε ιατρικά προβλήματα με επίκεντρο τη διάγνωση και τη θεραπεία, η ιατρική τεχνητή νοημοσύνη (AI) συμμετέχει δυναμικά πιο πολύ στο σχεδιασμό προγραμμάτων τεχνητής νοημοσύνης που πραγματοποιούν διάγνωση και προτείνουν ανάλογες θεραπείες.

Τα εν λόγω προγράμματα δίνουν μεγάλη βαρύτητα σε αυτή την τεχνολογία όπου αξιοποιούν συμβολικά μοντέλα ασθενειών και τη σύνδεσή τους με άτομα που νοσούν και κλινικές εφαρμογές, σε αντίθεση με ιατρικές εφαρμογές που στηρίζονται σε διαφορετικές τεχνικές υπολογισμού, όπως στατιστικές και τεχνικές πιθανοτήτων [35].

Σήμερα, η σπουδαιότητα της εύρεσης μιας νόσου μέσω των συμπτωμάτων της ως βασικός ιατρικός στόχος περιλαμβάνει την εισαγωγή πληροφορικής σε επίσημο κλινικό περιβάλλον και θεωρείται πολύ βοηθητική για την επίτευξη όλων των σκοπών που καλείται να καλύψει η ιατρική.

Την τελευταία τριακονταετία, τα έμπειρα συστήματα που αποτελούν μια βασική πτυχή της πληροφορικής, έχουν προσφέρει μεγάλη βοήθεια στην ιατρική παρέχοντας μια πιο εύκολη παρατήρηση, διάγνωση και λήψη αποφάσεων και την τεκμηρίωση προτάσεων. Τα δύο πιο σημαντικά εμπορικά προϊόντα στον τομέα της πληροφορικής αυτή τη στιγμή είναι τα εξειδικευμένα συστήματα (ES) και οι ευφυείς πράκτορες.

Είναι προγράμματα ηλεκτρονικών υπολογιστών που συνδυάζουν την εξέλιξη, ένα σύνολο τεχνικών γνώσεων και την έρευνα ενός ειδικού σε συγκεκριμένο πεδίο της επιστήμης σε μια από κοινού ενέργεια αντιμετώπισης περίπλοκων προβλημάτων τα οποία υφίστανται καθημερινά.

Ως αποτέλεσμα, ένα έμπειρο σύστημα δύναται να θεωρηθεί ως ένα πρόγραμμα υπολογιστή παραθέτει σημαντικά στοιχεία σε μια συγκεκριμένη πτυχή της ανθρώπινης γνώσης και ενεργεί κατά προσέγγιση με έναν άνθρωπο ειδικό στο ίδιο γνωστικό πεδίο. Ένα έμπειρο σύστημα στηρίζεται σε έναν πελώριο όγκο γνώσεων που συνδέονται με μια συγκεκριμένη προβληματική περιοχή. Καθώς η γνώση έχει διαθρωθεί ως ένα σύνολο κανόνων, το σύστημα δύναται να έχει ευρήματα από τα δεδομένα που είναι διαθέσιμα.

Αυτή η προοπτική επίλυσης προβλημάτων αξιοποιεί ένα σχέδιο με μια βάση γνώσεων και μια μηχανή συμπερασμάτων ως κυρίαρχο πλαίσιο αντί για την κλασική δομή ενός προγράμματος με δεδομένα και αλγόριθμους [36]. Η ομάδα ειδικών της Βρετανικής Εταιρείας Υπολογιστών για τα Εξειδικευμένα Συστήματα προσέφερε τον εν λόγω ορισμό εάν χρειαζόταν μια πιο ολοκληρωμένη και σαφή επεξήγηση των έμπειρων συστημάτων. Ως έμπειρο σύστημα θεωρείται η εισαγωγή ενός στοιχείου στηριζόμενο στη γνώση που προσφέρεται από την τεχνογνωσία ενός ειδικού σε έναν υπολογιστή έτσι με αποτέλεσμα το σύστημα να έχει τη δυνατότητα να εκθέτει τη γνώμη του, να λαμβάνει σωστές αποφάσεις σχετικά με μια συγκεκριμένη λειτουργία διεργασίας.

Η ικανότητα του συστήματος να υποστηρίζει τη συλλογιστική του με τρόπο όπου το άτομο που θέτει το ερώτημα να καταλάβει άμεσα, αποτελεί ένας άλλος επιδιωκόμενος στόχος που αρκετοί τον θεωρούν πρωταρχικής σημασίας. Είναι κρίσιμο να αναφερθεί ότι τα έμπειρα συστήματα θεωρούνται τμήμα των συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων. Αποτελούν το μέσο για την παροχή παραινέσεων με τη μορφή συμβουλής αλλά δύναται να έχουν και έναν ρόλο πιο διδακτικό ή/ και ειδικό στην παρουσίαση και αξιολόγηση έργων. Κάθε ρόλος εμπεριέχει την παρέμβαση μεταξύ του χρήστη και του συστήματος. Επομένως, τα συστήματα διαλόγου αποτελούνται από έμπειρα συστήματα. Μια ακόμη σοβαρή παράμετρος αποτελεί η διάμετρος

της σύνδεσης του χρήστη και του συστήματος. Λόγου χάριν, ένας ειδικός τομέα και ένας μηχανικός γνώσης είναι ανάγκη να δουλέψουν από κοινού για να αναπτύξουν ένα έμπειρο σύστημα. Ο ειδικός σε κάποια ζητήματα έχει ειδικευτεί σε μια ανθρώπινη ενέργεια του οποίου οι γνώσεις θα γίνουν πράξη σε αυτόν τον κλάδο.

Το σύστημα και η διάρθρωση της γνώσης σχεδιάζονται και κατόπιν εφαρμόζονται επί τόπου, σύμφωνα με τα αποτελέσματα αυτής της συνεργασίας. Η Μηχανική Γνώσης αποτελεί ένα τμήμα τεχνητής νοημοσύνης που καταπιάνεται με την ανάπτυξη εξελιγμένων συστημάτων. Όταν προκύπτει ένα πρόβλημα που έχει κοινά σημεία με αυτό που λύνει, το έμπειρο σύστημα αξιοποιεί δυναμικά ένα μοντέλο λογικής ειδικού για να το επιλύσει όπου φτάνει στα ίδια συμπεράσματα με τον ειδικό. Σε ορισμένους τομείς και διεργασίες, τα έμπειρα συστήματα έχουν μια εκδήλωση που θα χαρακτηριζόταν ως έξυπνη που δύναται να συγκριθεί με εκείνη ενός ανθρώπινου ειδικού στο ίδιο αντικείμενο. Ο επιδέξιος αντιγράφει την ικανότητα ενός ανθρώπινου ειδικού για προσέγγιση όσο γίνεται περισσότερο, αντιδρώντας ακριβώς όπως αυτός δίχως να προσομοιάζει με κάποιον τρόπο. Ο τελικός χρήστης του ολοκληρωμένου έμπειρου συστήματος, ο οποίος δεν είναι υποχρεωμένος να γνωρίζει την επιστήμη των υπολογιστών ή τον συναφή τομέα, το αξιοποιεί. Με βάση τα υπάρχοντα πρότυπα ακολουθίας διασύνδεσης χρήστη - προγράμματος (π.χ. παράθυρα, επαρκής βοήθεια, μενού επιλογών κ.λπ.), το έμπειρο σύστημα δύναται να είναι απλό και κατανοητό στη χρήση).

1.4 Τεχνητή Νοημοσύνη Στην Υγεία

Η ικανότητα της τεχνολογίας ΑΙ να συλλέγει δεδομένα, να τα επεξεργάζεται και να παρέχει ένα σαφώς καθορισμένο αποτέλεσμα στον τελικό χρήστη την διαφοροποιεί από τη συμβατική τεχνολογία υγειονομικής περίθαλψης. Αυτό επιτυγχάνεται με την τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μηχανικής μάθησης. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι δυνατόν να παράγουν τη δική τους λογική και μπορούν να αναγνωρίσουν μοτίβα συμπεριφοράς [4]. Μόλις καθοριστεί ένας στόχος, ο αλγόριθμος κατανοεί μόνο τι είναι προγραμματισμένος να κάνει και μαθαίνει αποκλειστικά από τα δεδομένα εισόδου. Επιπλέον, μπορούν να γίνονται ακριβείς προβλέψεις, αλλά παρέχουν ελάχιστη έως καθόλου κατανοητή αιτιολόγηση για το σκεπτικό πίσω από τις επιλογές που έγιναν, εκτός από τα στοιχεία και το είδος του αλγορίθμου που είναι σε χρήση [5].

Τα ιατρικά ιδρύματα έχουν δημιουργήσει αλγόριθμους ΑΙ για τα τμήματά τους, συμπεριλαμβανομένης της κλινικής Mayo, του Memorial Sloan Kettering Cancer Center και της

Εθνικής Υπηρεσίας Υγείας του Ηνωμένου Βασιλείου. Τέτοιοι αλγόριθμοι που σχετίζονται με την υγειονομική περίθαλψη έχουν δημιουργηθεί από μεγάλες εταιρείες τεχνολογίας όπως η Google και η IBM. Επιπλέον, τα νοσοκομεία αναζητούν λογισμικό για την υποστήριξη επιχειρηματικών πρωτοβουλιών που ενισχύουν την ελάττωση του κόστους, ενδυναμώνουν την περίθαλψη των ασθενών και φροντίζουν τις ανάγκες του νοσηλευτικού προσωπικού [6]. Η αμερικανική κυβέρνηση αυτή τη στιγμή χρηματοδοτεί ένα υπέρογκο ποσό για την προώθηση της ΑΙ στον τομέα της υγείας. Η τεχνολογία αναπτύσσεται από τις επιχειρήσεις για να βοηθήσει τους διευθυντές υγειονομικής περίθαλψης να λειτουργούν πιο αποτελεσματικά τις εγκαταστάσεις τους, μεγιστοποιώντας τα επίπεδα προσωπικού, μειώνοντας την επιβίβαση ασθενών, αυξάνοντας τη χρήση και μειώνοντας τη διάρκεια παραμονής [7].

Το Κινεζικό Σύστημα Ιατρικής Καινοτομίας ΑΙ (AIMIS), γνωστό και ως Miying (στα κινέζικα), εισήχθη από την κινεζική εταιρεία Tencent το 2017. Τα δύο κύρια χαρακτηριστικά του είναι η διάγνωση με τη βοήθεια ΑΙ και η ιατρική απεικόνιση. Επίσης, το AIMIS της Tencent, το οποίο παρουσιάστηκε το 2020, στοχεύει να βοηθήσει τους ασθενείς στη διαχείριση των ιατρικών τους εικόνων και να παρέχει πρόσβαση σε εξετάσεις και αναφορές για επαγγελματίες του ιατρικού τομέα. Ως μια σχετικά πρόσφατη εξέλιξη, η διαδεδομένη παρουσία της τεχνητής νοημοσύνης ευρύτερα στον τομέα της υγείας εγείρει μια σειρά από ηθικά ζητήματα που δεν είχαν αναφερθεί στο παρελθόν, συμπεριλαμβανομένου του απορρήτου των δεδομένων, του αυτοματισμού εργασίας και των μεροληψιών εκπροσώπησης [8].

1.5 Τομείς της τεχνητής νοημοσύνης στην υγειονομική περίθαλψη

Οι τομείς της τεχνητής νοημοσύνης στον κλάδο της υγείας, έχουν ως εξής:

Δερματολογία: Η δερματολογία είναι ένας τομέας απεικόνισης όπου η επεξεργασία εικόνων και η βαθιά μάθηση έχουν στενή σχέση, στο τομέα αυτό υφίσταται μια φυσική σύνδεση δερματολογίας και μάθησης. Η βαθιά μάθηση λειτουργεί μέσα στα νευρωνικά δίκτυα, αποτελεί μια τεχνική μηχανικής μάθησης. Η βαθιά μάθηση απαρτίζεται από πολλές τεχνικές οι οποίες εστιάζουν στη σύνδεση πολλών διαφορετικών πληροφοριών σε ένα μόνο δίκτυο. Η παρούσα αρχιτεκτονική αναπτύχθηκε με βάση την επεξεργασία οπτικών πληροφοριών που δέχεται ο εγκέφαλος του ανθρώπου, δηλαδή των πληροφοριών που εισέρχονται μέσω των ματιών και μέσα του οπτικού νεύρου φτάνουν στον εγκέφαλο [1]. Μέσω της διαδικασίας αυτής ο άνθρωπος λαμβάνει γνώσεις χωρίς περίπλοκες διαδικασίες. Με αυτό τον τρόπο το νευρωνικό δίκτυο λαμβάνει εικόνες και μέσα από αυτές αποκτά γνώσεις για τον άνθρωπο αναφορικά με το τομέα

της υγείας μέσα από τη παρούσα διαδικασία το νευρωνικό δίκτυο αποκτά γνώσεις για την υγεία των ασθενών και βοηθά τους γιατρούς να οδηγούνται σε συμπεράσματα αναφορικά με την υγεία τους, ώστε να λαμβάνουν τις σωστές αποφάσεις σχετικά με τις ευρύτερες θεραπείες στις οποίες θα πρέπει να τους υποβάλουν [1]. Στη δερματολογία, υπάρχουν τρεις κύριες μέθοδοι απεικόνισης. Η βαθιά εκμάθηση έκανε σημαντικές προόδους για κάθε λειτουργία. Ο καρκίνος του δέρματος μπορεί πλέον να εντοπιστεί πιο εύκολα χάρη στην επίδειξη κυτταρικής ανίχνευσης από φωτογραφίες προσώπου [12].

Ραδιολογία – Ακτινολογία: Για τους σκοπούς της χρήσης αξονικής τομογραφίας και μαγνητικής τομογραφίας για την εύρεση και την διάγνωση ασθενειών σε ασθενείς, η τεχνητή νοημοσύνη ερευνάται επίσης στον τομέα της ακτινολογίας [13]. Σύμφωνα με την Radiological Society of North America, όπου αυξήθηκε από 0 σε 3, 17 όπου προστίθεται και ένας αξιόλογος αριθμός δημοσιεύσεων την τριετία 2015-2018, η τεχνητή νοημοσύνη έχει γίνει όλο και πιο διαδεδομένη στην ακτινολογία τα τελευταία χρόνια. Η μέση βαθμολογία F1, ένα στατιστικό εργαλείο υπολογισμού που βασίζεται στην λεπτομέρεια και την ανάκτηση, ήταν υψηλότερη για άτομα που έχουν πνευμονία που προσδιορίστηκαν από έναν αλγόριθμο του Πανεπιστημίου του Στάνφορντ από ό,τι για τους ασθενείς που προσδιορίστηκαν από ακτινολόγους δοκιμής.

Η τεχνητή νοημοσύνη ήταν επιτυχής στην ογκολογική απεικόνιση στον εντοπισμό ανωμαλιών και στην συστηματική παρατήρηση της πορείας τους σταδιακά. Πολυάριθμες επιχειρήσεις και πλατφόρμες ουδέτερες από τους προμηθευτές, συμπεριλαμβανομένων των ICOMETRIX, QUIBIM, ROBOVISION και IMAGRT από το UMC Utrecht, έχουν εφαρμόσει εκπαιδευμένες πλατφόρμες μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό μιας σειράς ασθενειών. Το συνέδριο της «Radiological Society of North America» που διεξάγεται κάθε χρόνο παρουσίασε παρόμοιες παρουσιάσεις σχετικά με το θέμα της τεχνητής νοημοσύνης στην απεικόνιση. Πολλοί ειδικοί τρέφουν ελπίδες για την προοπτική της συμβολής της τεχνητής νοημοσύνης στην ακτινολογία, επειδή πιστεύουν πως θα περιορίσει τον χρόνο εξέτασης ή θεραπείας των ασθενών μαζί τους και θα δώσει στους γιατρούς περισσότερο χρόνο για να μπορούν να εξετάσουν μεγαλύτερο ποσοστό ασθενών σε λιγότερο χρονικό διάστημα. Παρόλο που τα νέα συστήματα δεν μπορούν να είναι τόσο λεπτομερή όσο ένας άνθρωπος στη διαφοροποίηση μεταξύ κακοήθων και καλοήθων αναπτύξεων, το ιστορικό της ιατρικής απεικόνισης-οικογένειας απεικονίζει μια τάση προς παραπάνω από γρήγορη πρόοδο τόσο στην ικανότητα όσο και στην αξιοπιστία των νέων συστημάτων. Επειδή μπορεί να βελτιώσει συγκεκριμένες περιπτώσεις μέσω περισσότερων στατιστικών αναλύσεων από τους ειδικούς, ορισμένοι ειδικοί φοβούνται την απειλή που θέτει η ανάπτυξη της τεχνολογίας τεχνητής νοημοσύνης στην ακτινολογία [14].

Διαλογή: Σύμφωνα με πρόσφατες έρευνες, η τεχνητή νοημοσύνη θα ήταν χρήσιμο να χρησιμοποιηθεί για να απεικονίσει και να αξιολογήσει τα αποτελέσματα της γναθοπροσωπικής χειρουργικής αναφορικά με την ελκυστικότητα ή την εμφάνιση της γήρανσης. Αντί για δερματολόγους, ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης θα μπορούσε να ανιχνεύσει τον καρκίνο του δέρματος με περισσότερες λεπτομέρειες, σύμφωνα με μια μελέτη του 2018 που δημοσιεύτηκε στο περιοδικό Annals of Oncology. Σε σύγκριση με το μηχάνημα του CNN, το οποίο εντόπισε σωστά το 95% των όγκων του δέρματος από τις εικόνες, οι δερματολόγοι με τη βοήθεια του μηχανήματος μπόρεσαν να αναγνωρίσουν το 86,6% των καρκίνων του δέρματος κατά μέσο όρο.

Οι ερευνητές παρουσίασαν ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης (AI) τον Ιανουάριο του 2020 που θα μπορούσε να ανιχνεύσει τον καρκίνο κατά του μαστού με περισσότερη ακρίβεια από τους ανθρώπους χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο Google DeepMind. Σύμφωνα με μια αναφορά από το 2020, συγκεκριμένα τον Ιούλιο, ένας καινούργιος αλγόριθμος τεχνητής νοημοσύνης του Πανεπιστημίου του Πίτσμπουργκ με 98 τοις εκατό ευαισθησία και 97 τοις εκατό ειδικότητα έχει την υψηλότερη ακρίβεια στον εντοπισμό της κακοήθειας προστάτη [8].

Ψυχιατρική: Οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στην ψυχιατρική εξακολουθούν να δοκιμάζονται. Το σύνολο των αποδεικτικών στοιχείων αυξάνεται ταχέως σε τομείς όπως τα chatbots, τα οποία έχουν μελετηθεί για την κατάθλιψη και το άγχος και μιμούνται την ανθρώπινη συμπεριφορά [15].

Πρωτοβάθμια φροντίδα υγείας: Για τις τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης, η πρωτοβάθμια περίθαλψη έχει αναδειχθεί ως βασικός τομέας ανάπτυξης. Η λήψη αποφάσεων, η προγνωστική μοντελοποίηση και η επιχειρηματική ανάλυση έχουν όλα ωφεληθεί από τη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην πρωτοβάθμια περίθαλψη. Η κατανόηση του ρόλου της τεχνητής νοημοσύνης στην πρωτοβάθμια περίθαλψη από τους γενικούς ιατρούς είναι πολύ περιορισμένη.

Διάγνωση ασθενειών: Ένα από τα άρθρα των Jiang et al. [16] έδειξε ότι μια ποικιλία τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης.

Τηλεϊατρική: Η επέκταση των πιθανών εφαρμογών για την τεχνητή νοημοσύνη έχει τονιστεί από την ανάπτυξη της τηλεϊατρικής ή την εξ αποστάσεως θεραπεία ασθενών. Επιτρέπει την απομακρυσμένη φροντίδα των ασθενών παρακολουθώντας τις πληροφορίες τους χρησιμοποιώντας αισθητήρες [17]. Η συνεχής παρακολούθηση του ασθενούς καθίσταται δυνατή χάρη στην τεχνολογία wearable, η οποία καθιστά επίσης δυνατό τον εντοπισμό αλλαγών που δύναται να είναι πιο λεπτομερείς από ό,τι οι άνθρωποι δύναται να παρατηρήσουν. Συγκρίνοντας τα δεδομένα με άλλες πληροφορίες που έχουν ήδη συγκεντρωθεί από αλγόριθμους τεχνητής

νοημοσύνης, είναι δυνατό να προσδιοριστεί εάν υπάρχουν ζητήματα που πρέπει να γνωρίζουν οι γιατροί. Η χρήση των chatbots για θεραπεία είναι μια άλλη εφαρμογή για την τεχνητή νοημοσύνη. Αν και υπάρχουν εργαλεία για την παρακολούθηση της ανθρώπινης συμπεριφοράς, υπάρχουν διαφωνίες σχετικά με το μέγεθος της παρακολούθησης που μπορεί να γίνει με σεβασμό της ιδιωτικής ζωής των ατόμων [18].

Ηλεκτρονικοί φάκελοι υγείας (HMY): Τα HMY είναι απαραίτητα για την ψηφιοποίηση και την ανταλλαγή ιατρικών δεδομένων. Αφού περίπου το 80% των ιατρικών πρακτικών υιοθέτησαν ηλεκτρονικά αρχεία υγείας (EHRs), το μετ'έπειτα λογικό βήμα είναι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης για την ανάλυση δεδομένων και την απόδοση νέων στοιχείων στους γιατρούς. Με την αντιστοίχιση όρων που είναι παρόμοιοι, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP), είναι μια τεχνική, η οποία μπορεί να ληφθεί υπόψη για την παραγωγή συντομότερων αναφορών που μειώνουν τις παραλλαγές στην ιατρική ορολογία. Για παράδειγμα, αν και οι όροι «καρδιακή προσβολή» και «έμφραγμα του μυοκαρδίου» είναι όμοιοι, ορισμένοι γιατροί προτιμούν τη χρήση του πρώτου [17].

Αυτές οι αποκλίσεις συνδυάζονται με αλγόριθμους NLP για ανάλυση μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων. Επιπλέον, το NLP μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να θυμάται και να εντοπίζει τις σημαντικές λεπτομέρειες για να διευκολύνει την ανάγνωση των σημειώσεων ενός γιατρού και να εντοπίζει φράσεις στις σημειώσεις που επαναλαμβάνονται και επομένως είναι περιττές.

Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης αναλύουν τα αρχεία ασθενών και αξιολογούν τον κίνδυνο ασθένειας του ασθενούς με βάση το ιατρικό και οικογενειακό ιστορικό τους, εκτός από την επεξεργασία του περιεχομένου σε HMY [19]. Ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιεί διαγράμματα ροής για τη λήψη αποφάσεων είναι γνωστός ως γενικός αλγόριθμος. Προκειμένου να συνδεθούν συγκεκριμένες παρατηρήσεις με ολοκληρωμένες διαγνώσεις, αυτό το σύστημα δημιουργεί ένα σύνολο κανόνων χρησιμοποιώντας συγκεκριμένα δεδομένα. Ο αλγόριθμος μπορεί να τροφοδοτήσει τα δεδομένα του προκειμένου να επιχειρήσει να προσεγγίσει το ενδεχόμενο ότι ένας νέος ασθενής θα έχει κάποια συγκεκριμένη πάθηση ή ασθένεια. Μια μελέτη του Ερευνητικού Ινστιτούτου Centerstone διαπίστωσε ότι χρησιμοποιώντας προγνωστική μοντελοποίηση δεδομένων EHR, είναι δυνατό να προβλεφθεί η μεμονωμένη ανταπόκριση στη θεραπεία με ακρίβεια 70-72 τοις εκατό. Αυτές οι μέθοδοι είναι χρήσιμες επειδή οι ηλεκτρονικοί φάκελοι υγείας αυξάνονται κατά πολύ σε αριθμό στο διάστημα μιας 5ετίας. Επειδή το ιατρικό προσωπικό δεν διαθέτει τους πόρους για τη μη αυτόματη επεξεργασία όλων αυτών των δεδομένων, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να τους ωφελήσει ως προς την

κουρά των ασθενών τους.

Δημιουργία νέων φαρμάκων: Το μόριο φαρμάκου DSP-1181, το οποίο χρησιμοποιείται για τη θεραπεία της ΙΨΔ (ιδεοψυχαναγκαστική διαταραχή), δημιουργήθηκε από τη βρετανική start-up Exscientia και την ιαπωνική φαρμακευτική εταιρεία Sumitomo Dainippon Pharma με τη βοήθεια τεχνητής νοημοσύνης. Σε αντίθεση με τα χρόνια που ξοδεύουν οι φαρμακευτικές εταιρείες σε έργα παρόμοιας φύσης, η ανάπτυξη ενός φαρμάκου χρειάστηκε μόλις ένα χρόνο. Το DSP-1181 μπορεί τώρα να χρησιμοποιηθεί σε δοκιμές σε ανθρώπους. Σύμφωνα με μια έκθεση του Insilico Medicine του Σεπτεμβρίου 2019, έξι νέοι αναστολείς που δημιουργήθηκαν από τεχνητή νοημοσύνη έχουν αναπτυχθεί για το γονίδιο DDR1, έναν αναστολέα κινάσης που συνδέεται με την ίνωση και άλλες εξίσου σοβαρές ασθένειες. Το σύστημα αυτό «Generative Tensorial Reinforcement Learning (GENTRL)» χρειάστηκε μόνο 21 ημέρες για την παραγωγή των νέων ενώσεων. Ένας υποψήφιος είχε ήδη δοκιμαστεί και ο πειραματισμός με ποντίκια σε αυτόν τον υποψήφιο είχε δώσει ενθαρρυντικά αποτελέσματα. Η πλατφόρμα ανακάλυψης φαρμάκων της канаδικής εταιρείας Deep Genomics που βασίζεται στην τεχνητή νοημοσύνη είχε ανακαλύψει ένα καινούριο σε υποψηφιότητα φάρμακο για τη νόσο του Wilson. Η γενετική μετάλλαξη Met645Arg στην πρωτεΐνη δέσμευσης χαλκού ATP7B προορίζεται να καθοριστεί από τον υποψήφιο, DG12P1 [20].

1.6 Η ρομποτική τεχνολογία στην υγεία

Η ρομποτική τεχνολογία έχει πολλά να προσφέρει στον κλάδο της υγείας, τόσο οικονομικά όσο και κοινωνικά. Ουσιαστικά, η ρομποτική υπόσχεται να παρέχει υπηρεσίες υγειονομικής περίθαλψης με βιώσιμο και προσιτό τρόπο χωρίς να παύει το πρότυπο περίθαλψης. Ορισμένα προϊόντα, συμπεριλαμβανομένου του χειρουργικού ρομπότ Da Vinci, είναι ήδη στην αγορά. Χαρακτηρίζοντας το γεγονός αυτό ως μια πολύ καλή αρχή, πρέπει να υπάρξουν ακόμη σαφείς στόχοι και μια σωστή κατεύθυνση προς νέες ενέργειας έρευνας, προσφοράς και ανάπτυξης. Τα ρομποτικά συστήματα έχουν σήμερα πολλές δυνατότητες [21].

Ορισμένοι τομείς που μπορούν να θεωρηθούν ότι είναι αρκετά έτοιμοι για πρόσθετη έρευνα έχουν εντοπιστεί από ερευνητές και ειδικούς του θέματος [22].

1.6.1 Παρουσίαση εφαρμογών

Εφαρμογές σχετικές με νέες τεχνολογίες στον κλάδο της υγείας έχουν ως εξής:

Έξυπνες ιατρικές κάψουλες: Η ρομποτική είναι ο τομέας που περιλαμβάνει τη μελέτη της ενδοσκόπησης. Σε αντίθεση με την παραδοσιακή ενδοσκόπηση, η οποία είναι πιο επεμβατική, ασχολείται κυρίως με τον τρόπο πλοήγησης μέσα στο ανθρώπινο σώμα, ενώ προκαλεί στον ασθενή όσο το δυνατόν μικρότερη ενόχληση. Η εν λόγω «έξυπνη» ιατρική κάψουλα πρόκειται για ένα δισκίο που χορηγείται από το στόμα όπου μπορεί και καταγράφει εικόνες και βίντεο των εσωτερικών οργάνων των ανθρώπων καθώς κινούνται στο σώμα τους, συμπεριλαμβανομένων των εντέρων. Η ικανότητά τους να διαγνώσουν και να θεραπεύουν τους ασθενείς πιο αποτελεσματικά υπό ρομποτικό έλεγχο και καθοδήγηση μιας τέτοιας κάψουλας δύναται να οδηγήσει σε σπουδαία αλλαγή στην ιατρική καθώς και σε βελτίωση σε αυτούς τους τομείς. Στο μέλλον, ένα νανορομπότ ή ένα μίνι ρομπότ θα μπορεί να κινείται αυτόνομα ή με τηλεχειρισμό, επιτρέποντάς τους να προσεγγίζουν με ακρίβεια κατεστραμμένους ιστούς, να συλλέγουν δείγματα ιστών για βιοψίες ή ακόμη και να καταστρέφουν επιλεκτικά ανεπιθύμητους ιστούς (όπως καρκινικά κύτταρα, και τα λοιπά). Η οφθαλμική χειρουργική είναι ένα άλλο παράδειγμα των επεμβάσεων ακριβείας που μπορούν να πραγματοποιηθούν με τη χρήση minirobot που ελέγχονται εξ αποστάσεως, επειδή σε αυτήν την περίπτωση, το minirobot εμφυτεύεται στο μάτι και ελέγχεται εξωτερικά από τον χειρουργό. Στην Εικόνα 1-1 παρουσιάζεται η σχετική τεχνολογία προς χρήση η λεγόμενη ενδοσκοπική κάψουλα.



Εικόνα 1-1: Ενδοσκοπική κάψουλα [23]

Χειρουργικές ρομποτικές επεμβάσεις: Η χειρουργική με χρήση ρομπότ είναι σε θέση να

εισάγει νέα είδη επεμβάσεων, όπως αυτές που γίνονται σε πιο δύσκολα προσβάσιμα μέρη και περιοχές του σώματος. Η ρομποτική χειρουργική καθίσταται δυνατή χάρη στην ακρίβεια, την ανθεκτικότητα και την επαναληψιμότητα της τεχνολογίας, η οποία διευκολύνει την αυτοματοποίηση των χειρουργικών επεμβάσεων και επιτρέπει την ελάχιστα επεμβατική χειρουργική, τηλεχειρουργική, προεγχειρητικό σχεδιασμό, χειρουργική εκπαίδευση, διεγχειρητική πλοήγηση και χειρουργική προσομοίωση. Το χειρουργικό ρομπότ Da Vinci είναι ένα παράδειγμα χρήσης του, το οποίο επιτρέπει στον χειρουργό να πραγματοποιεί εξαιρετικά ακριβείς διαδικασίες κατά τη διάρκεια ελάχιστα επεμβατικών επεμβάσεων ενώ βρίσκεται σε μια ειδική κονσόλα. Ακόμη και στην Ελλάδα χρησιμοποιείται ευρέως σήμερα για ποικίλες επεμβάσεις (π.χ. Γενική χειρουργική, ουρολογία κ.λπ.) [23].

Μια άλλη απεικόνιση είναι το Cyber Knife, ένα ρομποτικό χειρουργικό σύστημα που χρησιμοποιεί ακτινοβολία. Το CyberKnife είναι μια ελάχιστα επεμβατική διαδικασία που μπορεί να αντικαταστήσει τη χειρουργική επέμβαση για την καταπολέμηση τόσο καρκινικών όσο και μη καρκινικών όγκων σε όποιο όργανο και αν βρίσκεται, συμπεριλαμβανομένου του κρανίου(εγκεφάλου), της σπονδυλικής στήλης, του προστάτη, των πνευμόνων, του ήπατος και του παγκρέατος.

Η μέθοδος προσφέρει ελπίδα σε περιπτώσεις σύνθετων όγκων ή ακόμα και σε ασθενείς που έχουν μείνει για καιρό χωρίς την απαραίτητη επέμβαση επειδή εισάγει ακτίνες υψηλής ενέργειας που μπορούν να περάσουν από ιστούς και όγκους με μεγάλη ακρίβεια και βάθος. Ως μη επεμβατική διαδικασία, προσφέρει όλα τα αναμενόμενα πλεονεκτήματα (π.χ. χωρίς απώλεια αίματος, καμία ενόχληση στον ασθενή κατά την εφαρμογή).



Εικόνα 1-2: Da Vinci Machine [23]

Η Εικόνα 1-2 παρουσιάζει τη ρομποτική τεχνολογία Da Vinci Machine η οποία δίνει τη δυνατότητα καλύτερης διαχείρισης θεμάτων υγείας στον ευρύτερο κλάδο της υγείας.

Ευφυής προσθετική: Προκειμένου να επιτραπεί η φυσική κίνηση και ο έλεγχος των προσθετικών χεριών και ποδιών, η έξυπνη προσθετική επικεντρώνεται κυρίως στα συστήματα ελέγχου. Οι μελλοντικές εργασίες θα επικεντρωθούν στην αυτονομία αυτών των συστημάτων μέσω κατάλληλων διεπαφών εγκεφάλου-σώματος και ελέγχου από το περιφερικό νευρικό σύστημα. Η πρόσθεση TMR «εκμεταλλεύεται» τα νεύρα που ήδη χρησιμοποιούνται από το σώμα για τον έλεγχο της κίνησης του χεριού (βραχίονας, καρπού και παλάμης), σε αντίθεση με τις συμβατικές μυοηλεκτρικές προθέσεις όπου ο χειριστής πρέπει να σκεφτεί να ενεργοποιήσει κάποιους συγκεκριμένους μύες προκειμένου να έρθει το αποτέλεσμα, για παράδειγμα, να ανοίξει την παλάμη του χεριού του ή να κουνήσει κάποιο αντίστοιχο δάχτυλο. Ως αποτέλεσμα, ο ασθενής δεν χρειάζεται να επικεντρωθεί στη συγκεκριμένη κίνηση. Μόνο στο χειρουργείο πραγματοποιείται η τοποθέτηση για την αναδρομολόγηση των νευρών του χεριού. Τα νεύρα που είναι υπεύθυνα για τους μύες στο στήθος συνδέονται με τα υπόλοιπα νεύρα στο χέρι (από το υπόλοιπο άκρο).

Κατ' αυτόν τον τρόπο, η πρόσθεση TMR μπορεί τώρα να κάνει χρήση των νευρικών σημάτων που χρησιμοποιούνταν προηγουμένως για την κίνηση του χεριού. Μετά τη χειρουργική επέμβαση, τα νεύρα του χεριού αναπτύσσονται και σχηματίζουν νέες συνδέσεις με το τμήμα του θωρακικού μυός στο οποίο ήταν αρχικά προσκολλημένοι. Κατόπιν, τοποθετείται η πρόσθεση Dynamic Arm-TMR [24].

Τα εξαιρετικά ευαίσθητα ηλεκτρόδια είναι ενσωματωμένα με τρόπο που τους επιτρέπει να λαμβάνουν τα σήματα ελέγχου που αποστέλλονται στην πρόσθεση. Αυτά τα σήματα μετασχηματίζονται από την επεξεργασία και την ανάλυση, η οποία επιτρέπει την αναγνώριση των επιθυμητών κινήσεων. Έτσι, ο χρήστης διαχειρίζεται ενστικτωδώς τις κινήσεις της πρόθεσης δίχως να χρειάζεται να το σκεφτεί ή να αναλύσει περαιτέρω. Η τεχνολογία έχει προχωρήσει σε σημείο που κατάφερε να λύσει προβλήματα που μέχρι πρόσφατα έμοιαζαν ανυπέρβλητα, ενώ παράλληλα διευκολύνει σημαντικά την καθημερινότητα όσων έχουν κινητικά προβλήματα. Επετράπη σε ένα παραπληγικό άτομο να ελέγχει ένα ρομποτικό χέρι, παραδείγματος χάρη. Μπόρεσε να φανταστεί συγκεκριμένες κινήσεις και να βάλει τον ειδικά σχεδιασμένο ρομποτικό βραχίονα να τις πραγματοποιήσει κατάλληλα αφού τοποθετήθηκε χειρουργικά ένα εμφύτευμα εγκεφάλου, στην Εικόνα 1-3 γίνεται απεικόνιση της χρήσης του πρόσθετου χεριού αναφορικά με τη διαχείριση ζητημάτων που άπτονται σε θέματα υγείας [25].



Εικόνα 1-3: Προσθετικό χέρι [25]

Ανάλυση και θεραπεία ρυθμισμένη από ρομποτική κίνηση: Η ρομποτική ανάλυση και η κινητική θεραπεία παρέχουν πρόσθετη υποστήριξη στην εκπαίδευση του ασθενούς που παρέχεται από θεραπευτή, όπως φυσίατρο ή φυσιοθεραπευτή, στη θεραπεία ανθρώπων με «τραυματισμένο» εύρος κίνησης, όπως μετά από εγκεφαλικό. Προκειμένου να διευκολυνθεί η αποκατάσταση του κεντρικού συντονισμού των κινήσεων, αυτά τα ρομποτικά συστήματα

χρησιμοποιούνται συχνά για να προκαλέσουν είτε προκαθορισμένες και αυτόματες κινήσεις είτε κινήσεις που αντιγράφουν από το αντίστοιχο υγιές άκρο για το οποίο εξακολουθεί να υπάρχει έλεγχος. Τα συστήματα αυτά είναι ικανά να ανιχνεύουν και να αξιολογούν δυναμικές κινήσεις σινάμα και διαταραχές συντονισμού [26].

Επομένως, η χρήση τους βοηθά στην κατανόηση εν τω βάθει αυτών των μηχανισμών που ελέγχουν τον το ρυθμό των κινήσεων του ανθρώπινου σώματος. Οι μελλοντικές εκδόσεις αυτών των συστημάτων αναμένεται να προσφέρουν εξατομικευμένη φροντίδα μέσω της ταύτισης των χρηστών, της χρήσης εικονικής πραγματικότητας και τεχνικών απτικής ανάδρασης. Για παράδειγμα, μιας τέτοια θεραπεία που προσαρμόζεται στις ανάγκες κάθε ασθενή είναι το Locomat της εταιρείας Hocoma, που ασχολείται με ασθενείς που έχουν κινητικά προβλήματα μετά από εγκεφαλικά επεισόδια.

Συστήματα παρακολούθησης ασθενών μέσω ρομπότ: Πλέον τα εν λόγω συστήματα μπορούν να βοηθήσουν τους γιατρούς και τους νοσηλευτές στην παροχή φροντίδας ασθενών. Αυτό όμως είναι ακόμη πιο χρήσιμο όταν ο ασθενής βρίσκεται στο σπίτι. Ωστόσο, είναι συχνά δύσκολο να προσδιοριστεί πόσο επείγουσα είναι η κατάσταση από απόσταση σε μη συνηθισμένες περιπτώσεις. Σε αντίστοιχες περιπτώσεις όπως αυτή, ο ασθενής είναι αναγκασμένος να δέχεται επίσκεψη από το γιατρό ή τη νοσοκόμα στο σπίτι. Επομένως, η χρήση ρομποτικών συστημάτων σε αυτές τις καταστάσεις μπορεί να βελτιώσει την επικοινωνία και να διευκολύνει τον εντοπισμό πραγματικά ανησυχητικών περιπτώσεων. Αυτό το σύστημα θα γίνει πιο αποτελεσματικό στο μέλλον, γεγονός που θα συμβάλει στην πιο αποτελεσματική και νόμιμη φροντίδα των ασθενών. Ενδεικτικό παράδειγμα αποτελεί η αξιοποίηση του Care-o-bot, ενός ρομπότ που παρατηρεί τον ασθενή του ενώ ταυτοχρόνως τον βοηθά στις καθημερινές του δραστηριότητες. Το πιο πρόσφατο μοντέλο του «Care-o-bot», ενός ρομπότ που μπορεί να βοηθήσει τους ανθρώπους σε καθημερινές εργασίες όπως το μαγείρεμα και το καθάρισμα, είναι το Care-o-bot4.), καθώς και για την φροντίδα της κουράς των ασθενών, την ενέργεια σε διάφορες πτυχές κ.λπ. Σε πολλά νοσηλευτικά ιδρύματα, ρομποτικά συστήματα για εικονικές επισκέψεις γιατρούς σε θαλάμους χρησιμοποιούνται σε τακτική βάση εδώ και μερικά χρόνια [27].

Κεφάλαιο 2: Έμπειρα Συστήματα στην Ιατρική

2.1 Χαρακτηριστικά των Έμπειρων Συστημάτων

Είναι επιθυμητό τα έμπειρα συστήματα να έχουν μερικά ιδιαίτερα χαρακτηριστικά. Ο σχεδιασμός των συστημάτων περιλαμβάνει συνήθως αυτά τα χαρακτηριστικά. Τα ακόλουθα είναι αυτά που είναι πιο κρίσιμα [37]. Τα έμπειρα συστήματα επιβάλλεται να βρίσκονται σε θέση να αιτιολογήσουν τη λογική που χρησιμοποίησαν για να καταλήξουν στα συμπεράσματά τους. Με άλλα λόγια, μια λύση είναι σημαντικό να αντικατοπτρίζεται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο που ένας ανθρώπινος τεχνητής θα τεκμηριώνει τη προσωπική του επιλογή αντί να αναφέρεται απλώς. Η εμπιστοσύνη του χρήστη στο σύστημα ενισχύεται με αυτόν τον τρόπο.

Χωρητικότητα: Τα έμπειρα συστήματα πρέπει να μπορούν να χρησιμοποιούν την υπάρχουσα γνώση. Επειδή η επιστημονική γνώση συχνά είναι μεταβλητή δηλαδή ανανεώνεται συνεχώς, επιβάλλεται να υπάρχουν ικανοποιητικοί και αποτελεσματικοί μηχανισμοί για την αλλαγή της τρέχουσας γνώσης, την προσθήκη νέας γνώσης ή την αφαίρεση ψευδών γνώσεων από το σύστημα. Αυτό το χαρακτηριστικό διευκρινίζει γιατί τα «έμπειρα συστήματα» που ακολουθούν κανόνες είναι τόσο δημοφιλή. Το «σύστημα» καλό θα είναι να είναι σε θέση να ανταποκρίνεται σε ερωτήματα στο ίδιο επίπεδο με μια ανθρώπινη αρχή στον σχετικό τομέα. Με λίγα λόγια, το «σύστημα» θα αναγκαστεί να παρέχει συμβουλές υψηλής ποιότητας.

Αξιοπιστία: Για να λειτουργήσει το «έμπειρο σύστημα» , επιβάλλεται να είναι αξιόπιστο ως προς την λειτουργία του και να μην έρχεται αντιμέτωπο συχνά με προβλήματα.

Χρόνος απόκρισης που είναι αποδεκτός: Τα έμπειρα συστήματα πρέπει να παράγουν αποτελέσματα όσο το δυνατόν γρηγορότερα, ή τουλάχιστον, όσο πιο γρήγορα, ή ακόμα και ταχύτερα από τον ειδικό. Σε περιπτώσεις όπου η ανταπόκριση ενός έμπειρου συστήματος πρέπει να είναι άμεση, όπως στην ιατρική, οι χρονικοί περιορισμοί που θα υπάρχουν στην απόδοσή του θα πρέπει να είναι σημαντικοί. Μια λεπτομερής περιγραφή του ζητήματος που προσπαθούν να λύσουν τα έμπειρα συστήματα μπορεί να βρεθεί στον πηγαίο κώδικα τους. Δεν πρέπει να συνδυάζουν τη γνώση του προβλήματος με τους μηχανισμούς χειρισμού και ελέγχου του και αντίθετα θα πρέπει να αντιπροσωπεύουν συμβολικά τη γνώση του προβλήματος. Το έμπειρο

σύστημα θα πρέπει να κατασκευαστεί για να αντιμετωπίζει ασαφή, θολή ή ανεπαρκή γνώση. Υπάρχουν ορισμένα ζητήματα για τα οποία οι γνώσεις που πρέπει να υπάρχουν για την επίλυσή τους δεν είναι πλήρως διαθέσιμες. Σε μια τέτοια περίπτωση, ένας εμπειρογνώμονας θα αποφασίσει με βάση τις διαθέσιμες πληροφορίες. Τα έμπειρα συστήματα θα πρέπει να μπορούν να συμπεριφέρονται παρόμοια.

2.2 Πλεονεκτήματα - Μειονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων σε σχέση με τον άνθρωπο-ειδικό

2.2.1 Πλεονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων

Επειδή λειτουργούν παρόμοια με τον ανθρώπινο εγκέφαλο, τα έμπειρα συστήματα έχουν πολλά πλεονεκτήματα έναντι των ειδικών. Όλοι αυτοί οι παράγοντες τους καθιστούν κρίσιμα «όπλα» στην προσπάθεια του ανθρώπου να βρει επεξηγήσεις στα προβλήματά του και είναι οι εξής [37].

Διαθεσιμότητα: Πολλά αντίγραφα συστημάτων ειδικών μπορούν να γίνουν γρήγορα και οικονομικά. Έτσι, καθίσταται δυνατή η αυξημένη πρόσβαση στην εμπειρογνωμοσύνη. Σε αντίθεση, ο «άνθρωπος - ειδικός» πρέπει να έχει οδηγίες από άλλο ειδικό, κάτι που είναι δαπανηρό και γενικά χρονοβόρο.

Κόστος: Τα «έμπειρα συστήματα» είναι ικανά να ενισχύσουν την παραγωγή μειώνοντας ταυτόχρονα το κόστος εργασίας. Τα έμπειρα συστήματα παρέχουν μεγάλο κόστος ανάπτυξης και παραγωγής αλλά χαμηλότερο κόστος συνεχούς λειτουργίας. Ένα χαμηλό τελικό κόστος παρεχόμενης τεχνογνωσίας ανά χρήστη επιτρέπει την κατανομή του συνολικού κόστους παραγωγής και συντήρησης μεταξύ πολλών χρηστών.

Η γνώση και η εμπειρία πολλών ειδικών συνδυάζονται σε ένα έμπειρο σύστημα: Η γνώση που έχει διασωθεί εκτείνεται σε περισσότερα από ένα επιστημονικά πεδία και είναι πιο εκτεταμένη από τη γνώση ενός μόνο ειδικού. Είναι επίσης πάντα προσβάσιμο. Η μόνιμη τεχνογνωσία έρχεται σε αντίθεση με τον ανθρώπινο ειδικό, που η γνώση του είναι προσβάσιμη μόνο όταν είναι εν παρουσία του και υπόκειται τις περισσότερες φορές σε απομάκρυνση από τη θέση του και επακόλουθη απώλεια γνώσης.

Αναπαράσταση γνώσης που ομογενοποιείται: Η γνώση αναπαρίσταται καθολικά με τους ίδιους ή παρόμοιους τρόπους στο ίδιο έμπειρο σύστημα. Ως αποτέλεσμα, η δομή, ο συντονισμός και το περιεχόμενο του συστήματος είναι πιο εύκολα προσβάσιμα και κατανοητά.

Ταυτόχρονα, η γνώση μπορεί να διατηρηθεί πιο εύκολα.

Αντικειμενικότητα: Ένας ειδικός εκφράζει συχνά υποκειμενικές απόψεις που επηρεάζονται από μια ποικιλία μεταβλητών (ιδιωτικό συμφέρον, επιμονή, αρνητική προηγούμενη εμπειρία κ.λπ.). Εν αντιθέσει, εάν η γνώση προέρχεται από πολλούς ειδικούς, τα έμπειρα συστήματα είναι αντικειμενικά. Προκειμένου να αυξηθεί η αξιοπιστία και η εμπιστοσύνη στην ακρίβεια της απόφασης ενός ειδικού, το σύστημα εμπειρογνομόνων μπορεί να χρησιμοποιηθεί, τουλάχιστον, συμβουλευτικά. Όταν ένας εμπειρογνώμονας χρειάζεται επιβεβαίωση ή δεν είναι σε θέση να εκφράσει γνώμη λόγω παραγόντων όπως η εξάντληση και το άγχος, μπορεί να χρησιμοποιήσει το σύστημα εμπειρογνομόνων συμβουλευτικά ακόμα κι αν γνώριζε πώς είχε προγραμματιστεί. Οι πληροφορίες που παρουσιάζονται παραπάνω προωθούν μια υγιή, εμπεριστατωμένη και χωρίς συναισθήματα απόκριση από ένα έμπειρο σύστημα, το οποίο, δεδομένων των ίδιων δεδομένων, θα καταλήγει πάντα στο ίδιο συμπέρασμα. Ο ανθρώπινος εμπειρογνώμονας, αντίθετα, μπορεί να μην αποδίδει στο υψηλότερο επίπεδο αποτελεσματικότητάς του ή να παρουσιάζει αποκλίσεις στην κρίση του λόγω συναισθηματικών ή ψυχολογικών παραγόντων.

Καταγραφή γνώσης: Ένα έμπειρο σύστημα προσφέρει μια μακροπρόθεσμη καταγραφή των κανόνων και της βάσης γνώσεών του. Εξάλλου, τα έμπειρα συστήματα χρησιμοποιούνται συχνά για την εκπαίδευση ανθρώπων. Σε αντίθεση με τον εμπειρογνώμονα, ο οποίος πιθανόν να μην μπορεί είτε να μην επιθυμεί να το κάνει, μπορεί να παρέχει λεπτομερή εξήγηση του συλλογισμού που οδήγησε σε ένα συμπέρασμα. Σε ορισμένες περιπτώσεις, ένα έμπειρο σύστημα μπορεί να οριστεί ότι έχει γρήγορη απόκριση, λαμβάνοντας υπόψη έναν μεγάλο αριθμό πιθανών απαντήσεων γρήγορα και λαμβάνοντας υπόψη όλα τα δεδομένα εισόδου. Ακόμη και σε περιβάλλοντα που είναι επιβλαβή για την υγεία ενός ατόμου, τα έμπειρα συστήματα που χρησιμοποιούν αισθητήρες μπορούν να αποφασίσουν τι να κάνουν και να εμπνεύσουν τη δράση.

2.2.2 Μειονεκτήματα Έμπειρων Συστημάτων

Τα ακόλουθα είναι τα κύρια μειονεκτήματα των έμπειρων συστημάτων αναφορικά με τα συστήματα που βασίζονται στον άνθρωπο [37].

Έλλειψη εμπειρίας και κοινής λογικής: Οι ειδικοί συχνά σταθμίζουν τη σοφία ή την κοινή λογική έναντι της γνώσης και της εμπειρίας τους όταν αποφασίζουν αν θα αποδεχτούν ή όχι μια λύση. Τα έμπειρα συστήματα είναι σε θέση να υπερασπίζονται τις προτεινόμενες λύσεις τους αλλά όχι να τις αξιολογούν.

Απουσία γνώσεων που αποκτήθηκαν εκ των υστέρων: Ένας ειδικός γνωρίζει τους περιορισμούς του. Η έλλειψη μετα-γνώσης ή η επίγνωση των δικών του δυνατοτήτων και των περιστάσεων που μπορεί να χειριστεί, είναι ένα πρόβλημα για τα έμπειρα συστήματα. Τα έμπειρα συστήματα είναι αναποτελεσματικά στην επίλυση προβλημάτων που είναι έξω από τις γνωστικές τους ικανότητες ή στην αντιμετώπιση καταστάσεων που είναι πρωτότυπες ή ασαφώς καθορισμένες.

Έλλειψη πρωτοτυπίας: Όταν έρχονται αντιμέτωποι με απροσδόκητες ή ασυνήθιστες περιστάσεις, οι άνθρωποι είναι ικανοί να αντιδράσουν δημιουργικά (αν και συχνά λανθασμένα)

Απουσία ελέγχου γνώσης: Η πλειοψηφία των έμπειρων συστημάτων δεν ελέγχει τη συνέπεια, την πληρότητα ή τη λογική ορθότητα των γνώσεων που τους δίνονται. Ωστόσο, εμπειρικά, ή ακόμα και ασυνείδητα, ο ειδικός μπορεί να το κάνει αυτό.

Εξάρτηση από την εκπαιδευτική διαδικασία: Μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον τους και της μάθησης, οι άνθρωποι είναι δυνατόν να προσαρμοστούν σε μέρη που τροποποιούνται συνεχώς. Έτσι, παρόλο που η μάθηση μπορεί να είναι μια αργή διαδικασία, επιδεικνύουν αυτονομία σε αυτήν. Τα έμπειρα συστήματα είναι σημαντικό να προγραμματίζονται ώστε να προσαρμόζονται και να μαθαίνουν συνεχώς (μηχανική μάθηση), χωρίς να ενσωματώνουν πάντα ολοκαίνουργια, εξωτερικά δεδομένα.

Απουσία αίσθησης: Οι άνθρωποι μπορούν να μαθαίνουν συνεχώς νέα πράγματα χάρη στην ικανότητά τους να αισθάνονται το περιβάλλον τους και τους ποικίλους τρόπους με τους οποίους τα αισθητήρια όργανά τους μπορούν να ανακτήσουν πληροφορίες. Τα έμπειρα συστήματα είναι ικανά μόνο να επεξεργάζονται τη γνώση καθώς αυτή αναπαρίσταται συμβολικά. Τα έμπειρα συστήματα, παρά τα πλεονεκτήματά τους, δεν έχουν αντικαταστήσει πλήρως τους ανθρώπινους ειδικούς. Αντίθετα, συνήθως τους απαλλάσσουν από ταπεινές εργασίες και ζητούν τη βοήθειά τους όταν δεν έχουν τις απαραίτητες ή κατάλληλες γνώσεις για μια δεδομένη κατάσταση. Αυτές οι προδιαγραφές αποτελούν τη βάση για τον καθορισμό των πλαισίων μέσα στα οποία δημιουργούνται τα επιτεύματα για την υλοποίησή τους καθώς και των κατηγοριών προβλημάτων για τα οποία συμβουλεύονται έμπειρα συστήματα.

2.3 Νευρωνικά Δίκτυα

Συνήθως, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο έχει το «επίπεδο εισόδου», ένα «επίπεδο εξόδου» καθώς και «κρυφά επίπεδα». Το επίπεδο εισόδου λαμβάνει πληροφορίες από τον έξω κόσμο για

τα οποία το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να αναλύσει ή να μάθει. Στη συνέχεια, αυτά τα δεδομένα περνούν μέσω ενός ή πολλαπλών κρυφών επιπέδων που μετατρέπουν την είσοδο σε δεδομένα που είναι πολύτιμα για το επίπεδο εξόδου. Τέλος, το επίπεδο εξόδου παρέχει μια έξοδο με τη μορφή απόκρισης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων στα δεδομένα εισόδου που παρέχονται [9].

Το στρώμα εισόδου ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι το πρώτο στρώμα και λαμβάνει είσοδο από εξωτερικές πηγές και το απελευθερώνει στο κρυφό στρώμα, το οποίο είναι το δεύτερο στρώμα. Στο κρυφό στρώμα, κάθε νευρώνας λαμβάνει είσοδο από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος, υπολογίζει το σταθμισμένο άθροισμα και το στέλνει στους νευρώνες στο επόμενο επίπεδο. Αυτές οι συνδέσεις είναι σταθμισμένες, σημαίνει ότι τα αποτελέσματα των εισόδων από το προηγούμενο επίπεδο βελτιστοποιούνται περισσότερο ή λιγότερο με την αντιστοίχιση διαφορετικών βαρών σε κάθε είσοδο και προσαρμόζονται κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας βελτιστοποιώντας αυτά τα βάρη για βελτιωμένη απόδοση μοντέλου [10].

2.3.1 Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition)

Η αναγνώριση προτύπων αναλύει τα εισερχόμενα δεδομένα και προσπαθεί να εντοπίσει μοτίβα. Ο προσδιορισμός κανονικοτήτων στα δεδομένα μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για να γίνουν προβλέψεις, να κατηγοριοποιηθούν οι πληροφορίες και να βελτιωθούν οι διαδικασίες λήψης αποφάσεων. Ενώ η διερευνητική αναγνώριση προτύπων στοχεύει στον εντοπισμό μοτίβων δεδομένων γενικά, η περιγραφική αναγνώριση προτύπων ξεκινά με την κατηγοριοποίηση των ανιχνευόμενων μοτίβων. Ως εκ τούτου, η αναγνώριση προτύπων ασχολείται και με τα δύο αυτά σενάρια και εφαρμόζονται διαφορετικές μέθοδοι αναγνώρισης προτύπων ανάλογα με την περίπτωση χρήσης και τη μορφή των δεδομένων.

Κατά συνέπεια, η αναγνώριση προτύπων δεν είναι μία τεχνική, αλλά μάλλον μια ευρεία συλλογή γνώσεων και τεχνικών που συχνά σχετίζονται χαλαρά. Η ικανότητα αναγνώρισης προτύπων είναι συχνά απαραίτητη προϋπόθεση για έξυπνα συστήματα. Στην καρδιά ενός συστήματος αναγνώρισης προτύπων βρίσκονται αλγόριθμοι υπολογιστών που έχουν σχεδιαστεί για να αναλύουν και να ερμηνεύουν δεδομένα. Οι εισοδοί δεδομένων μπορεί να είναι λέξεις ή κείμενα, εικόνες ή αρχεία ήχου. Ως εκ τούτου, η αναγνώριση προτύπων είναι ευρύτερη σε σύγκριση με την όραση υπολογιστή που εστιάζει στην αναγνώριση εικόνας. Η αυτόματη και μηχανική αναγνώριση, περιγραφή, ταξινόμηση και ομαδοποίηση προτύπων είναι σημαντικά

προβλήματα σε μια ποικιλία μηχανικών και επιστημονικών κλάδων, όπως η βιολογία, η ψυχολογία, η ιατρική, το μάρκετινγκ, η όραση υπολογιστών και η τεχνητή νοημοσύνη [11].

Ο στόχος της αναγνώρισης προτύπων βασίζεται στην ιδέα ότι η διαδικασία λήψης αποφάσεων ενός ανθρώπου σχετίζεται κάπως με την αναγνώριση προτύπων. Για παράδειγμα, η επόμενη κίνηση σε μια παρτίδα σκακιού βασίζεται στο τρέχον μοτίβο του ταμπλό και η αγορά ή η πώληση μετοχών αποφασίζεται από ένα περίπλοκο πρότυπο οικονομικών πληροφοριών. Επομένως, ο στόχος της αναγνώρισης προτύπων είναι να αποσαφηνίσει αυτούς τους περίπλοκους μηχανισμούς διαδικασιών λήψης αποφάσεων και να αυτοματοποιήσει αυτές τις ηλεκτρονικές λειτουργίες χρησιμοποιώντας υπολογιστές [11].

Σε επίπεδο προτύπων σημαντικό ρόλο έχει και η ασαφής λογική. Μια πρόταση μπορεί συχνά να είναι αληθής ή όχι. Με βάση αυτή τη θεωρία ένα σενάριο δεν είναι είτε αληθές είτε ψευδές αλλά μπορεί να έχει υπό προϋποθέσεις και τις δυο διαστάσεις. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα έχει να κάνει με την ακριβότερη τιμή ενός προϊόντος από ένα άλλο. Σε μια πρώτη ανάγνωση όταν ένα προϊόν στοιχίζει 120 ευρώ και ένα δεύτερο 100 το πρώτο είναι πιο ακριβό από το δεύτερο, στην πραγματικότητα αυτή είναι η μισή αλήθεια ή κατά το ήμισυ ψέματα, διότι για να αξιολογηθεί αν πραγματικά το πρώτο είναι πιο ακριβές θα πρέπει να ελεγχθούν και άλλα στοιχεία όπως η διαφορά ποιότητας, η διαφορά ποσότητας, η μάρκα του κάθε προϊόντος κ.λ.π [1]. Η ασαφής λογική δημιουργεί μια κλίμακα που δηλώνει όλες τις οπτικές μεταξύ δυο ορίων μιας σωστής και μιας λανθασμένης ή ενός φθηνού και ενός ακριβού προϊόντος. Στη δεύτερη για παράδειγμα περίπτωση μεταξύ του χαρακτηρισμού δυο προϊόντων ως φθηνού και ακριβού υπάρχουν και άλλες διαβαθμίσεις όπως το πολύ φθινό, το φθινό, το μέτριο, το ακριβό και το πολύ ακριβό. Τα ασαφή συστήματα βοηθούν τη τεχνητή νοημοσύνη να λειτουργεί σε περιβάλλον ασάφειας και αβεβαιότητας, δίνοντας αποτελέσματα που έχουν νόημα για τους ανθρώπους. Στο κλάδο της ιατρικής που υπάρχουν πολλές ασάφειες αναφορικά με τη κατάσταση υγείας των ασθενών, βοηθούν τους γιατρούς να αξιολογούν την αβεβαιότητα της κατάστασης ενός ασθενούς πιο εμπεριστατωμένα και να οδηγούνται σε ευρύτερα πιο ασφαλή συμπεράσματα [1].

2.3.2 Τεχνητή νοημοσύνη και νευρωνικά δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν άμεση σχέση με τη τεχνητή νοημοσύνη δεδομένου ότι η μεθοδολογία των πρώτων συμβάλει σημαντικά στην ανάπτυξη και καλή λειτουργία της δεύτερης. Ο βιολογικός εγκέφαλος όπως είναι λογικό διαχειρίζεται τις πληροφορίες με πολύ διαφορετικό τρόπο από ότι το κάνει ένας ψηφιακός υπολογιστής. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα,

σχετίζονται άμεσα με τη τεχνητή νοημοσύνη, αφού βοηθούν στη καλύτερη διαχείριση δεδομένων όντας πιο αποτελεσματικά από τον εγκέφαλο του ανθρώπου που όσο και αποτελεσματικός και να είναι δεν έχει τη δυνατότητα να λειτουργεί συνδυαστικά στο βαθμό που το κάνει ένα τεχνητό μοντέλο σκέψης και διαχείρισης δεδομένων [1]. Τα νευρωνικά δίκτυα μιμούνται τον ανθρώπινο εγκέφαλο λειτουργώντας όμως πιο αποτελεσματικά αναφορικά με τη κωδικοποίηση αριθμών, κατανόηση λέξεων, διαχείριση οντοτήτων και εννοιών. Η μελέτη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων γίνεται με τη χρήση της μαθηματικής προσομοίωσης μέσω σειριακών υπολογιστών [2]. Τα συστήματα εμπεριέχουν πολλούς τεχνητούς νευρώνες, οι οποίοι συνδυαζόμενοι μεταξύ τους αναπτύσσουν ένα οργανωμένο σύνολο το οποίο επικοινωνεί αποτελεσματικά στο εσωτερικό του, ενώ έχει άμεση σχέση με το περιβάλλον στο οποίο είναι ενταγμένο. Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα χαρακτηρίζονται από:

- α) πυκνή συνδεσμολογία,
- β) Ο κάθε νευρώνας είναι μοναδικός,
- γ) Αυτόνομη τοπική επεξεργασία,
- δ) Ελάχιστη αξιοποίηση ενεργειακών δεδομένων,
- ε) Μη μαθηματικές και αλγοριθμικές διαδικασίες [3].

Στον αντίποδα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μέσω των ακόλουθων χαρακτηριστικών ενισχύουν τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα δίνοντας τη δυνατότητα στον άνθρωπο να διαχειριστεί πιο πολύπλοκες καταστάσεις. Συμβάλουν στην ανάπτυξη της τεχνητής νοημοσύνης και της δίνουν τη δυνατότητα διαχείρισης περίπλοκων μη συμβατικών καταστάσεων, καταστάσεων δηλαδή τις οποίες η υγεία και συγκεκριμένα οι επαγγελματίες υγείας καλούνται να διαχειριστούν στη καθημερινότητα τους. Τα νευρωνικά δίκτυα δείχνουν στους επαγγελματίες υγείας εναλλακτικούς δρόμους και ουσιαστικά ενισχύουν τη βιολογική τους σκέψη, εμπλουτίζοντας την αναφορικά με ζητήματα τα οποία απασχολούν τους ασθενείς και επηρεάζουν την υγεία τους και ευρύτερα τη ποιότητα ζωής τους [4].

2.4 Χρήση Έμπειρων Συστημάτων στην Ιατρική

Τα «έμπειρα συστήματα» παρέχουν την πιο μεγάλη υποστήριξη στους γιατρούς με αποτέλεσμα την προσέγγιση της σωστής διάγνωσης και της κατάλληλης θεραπείας, προσδιορίζοντας την ιδιαίτερη κλινική κατάσταση κάθε ασθενούς χρησιμοποιώντας κρίσιμες

πληροφορίες που προέρχονται από κλινικές εργαστηριακές εξετάσεις.

Ωστόσο, λειτουργούν ως σημείο αναφοράς για τον κλινικό ιατρό σε μια θεωρητική θεραπευτική προσέγγιση που βασίζεται σε αποδεκτά ιατρικά πρότυπα για μια συγκεκριμένη ασθένεια σε σχέση με το υπόλοιπο ιατρικό ιστορικό κάθε ασθενούς. Το «έμπειρο σύστημα» προσομοιώνει «σενάρια ασθενών» και καταλήγει σε αποτελέσματα τα οποία, φυσικά, εφαρμόζονται πάντα στη διαχείριση νοσηρών καταστάσεων σύμφωνα με τα αποδεκτά πρότυπα της ιατρικής πρακτικής. Εν κατακλείδι, το «έμπειρο σύστημα» λειτουργεί ως σύμβουλος και δίνει στον γιατρό το καλύτερο θεραπευτικό σενάριο-μοντέλο για τον μεμονωμένο ασθενή. Έτσι, οι ειδικοί στο αντικείμενο χρησιμοποιούν εξειδικευμένα συστήματα (ES) στην ιατρική για να βοηθήσουν στη διαδικασία εξαγωγής λογικών συμπερασμάτων. Είναι γνωστό ότι υπάρχουν πολλά προβλήματα με την κλινική ιατρική, με τη διάγνωση να είναι μόνο ένα.

Αυτές οι κατηγορίες κλινικών εργασιών είναι εκείνες στις οποίες τα ιατρικά έμπειρα συστήματα χρησιμοποιούνται συχνότερα σήμερα [39]:

- Ειδοποιήσεις και υπενθυμίσεις.

Ένα Expert Systems +- ES που είναι συνδεδεμένο με μια συσκευή παρακολούθησης μπορεί να στείλει ειδοποιήσεις σε πραγματικό χρόνο όταν αλλάζει η κατάσταση του ασθενούς. Εάν όχι, αναγνωρίζει τα αποτελέσματα των εργαστηριακών δοκιμών και ειδοποιεί τους χρήστες μέσω υπενθυμίσεων ή ειδοποιήσεων.

- Βοήθεια με τα διαγνωστικά.

Ένα ES βοηθά προσφέροντας πιθανές διαγνώσεις με βάση τα στοιχεία του ασθενούς όταν η περίπτωση του ασθενούς είναι περίπλοκη (ή ασυνήθιστη) ή ο διαγνωστικός ιατρός είναι άπειρος.

- Αξιολόγηση και προετοιμασία θεραπείας.

Οι ES χρησιμοποιούνται για την αναζήτηση αποκλίσεων και παραλείψεων σε μια τρέχουσα θεραπευτική στρατηγική ή για την ανάπτυξη μιας στρατηγικής θεραπείας με βάση μια συγκεκριμένη κατάσταση του ασθενούς και τις αποδεκτές κατευθυντήριες γραμμές θεραπείας.

- Εκπαίδευση.

Οι νοσοκομειακοί γιατροί και οι φοιτητές εκπαιδεύονται και εξασκούνται σε ποικίλες ιατρικές διαδικασίες χρησιμοποιώντας ES.

Παρά το γεγονός ότι τα έμπειρα συστήματα χρησιμοποιούνται στην ιατρική όλο και περισσότερο, πρέπει να τονιστεί ότι πρέπει να ξεπεραστούν ορισμένες σημαντικές προκλήσεις

προτού αναπτυχθούν αυτά τα συστήματα για ιατρικές εφαρμογές.

- Οι ιδιαιτερότητες των ασθενών και η ασάφεια των διαθέσιμων κλινικών δεδομένων καθιστούν τις ιατρικές εργασίες δύσκολες.
- Λόγω ηθικών θεμάτων και της πιθανότητας ιατρικού λάθους, το αποδεκτό εύρος σφαλμάτων είναι εξαιρετικά περιορισμένο.
- Τα μεγάλα έξοδα έχουν μικρή χρηματοδότηση.

Από την άλλη έχουμε τους ακόλουθους οι οποίοι είναι οι παράγοντες που ευνοούν την εξάπλωση της χρήσης τεχνολογίας εξειδικευμένων συστημάτων.

- Αποτελεσματικότητα στη διαχείριση κόστους.
- Ένα υψηλότερο επίπεδο φροντίδας ασθενών.

2.5 Έμπειρα Συστήματα και Συμβατικά Προγράμματα

Η πλειονότητα των ερευνητικών συστημάτων δημιουργήθηκαν κατά την πρώτη δεκαετία της τεχνητής νοημοσύνης στην ιατρική για να βοηθήσουν τους νοσοκομειακούς γιατρούς να κάνουν διαγνώσεις, με βάση τη θεωρία ότι οι ασθενείς θα έδιναν τη συγκατάθεσή τους και θα βοηθούσαν όταν τα χρησιμοποιούσαν. Τα περισσότερα από αυτά αναπτύχθηκαν μόνο σε ερευνητικά εργαστήρια. Ενώ άλλα έχουν εξελιχθεί και μετατραπεί σε εκπαιδευτικά συστήματα.

Τα βασικά στοιχεία των έμπειρων συστημάτων συγκριτικά με τα παρωχημένα προγράμματα όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 2-1 είναι τα παρακάτω [37]:

Πίνακας 2-1: Σύγκριση έμπειρων συστημάτων με τα παρωχημένα προγράμματα.[37]

ΕΜΠΕΙΡΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	ΣΥΜΒΑΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
Εξομοιώνουν (emulate) την ανθρώπινη συλλογιστική στον τρόπο επίλυσης ενός προβλήματος.	Προσομοιώνουν το ίδιο το πρόβλημα.
Παράσταση και χειρισμός γνώσης σε επίπεδο συμβόλων	Παράσταση και χειρισμός δεδομένων σε επίπεδο αριθμητικών υπολογισμών.
Η εκτέλεση βασίζεται στη λογική και στη χρήση ευριστικών μεθόδων, οι οποίες δεν οδηγούν πάντα σε βέβαιη λύση αλλά περιορίζουν το χώρο αναζήτησης	Η εκτέλεση είναι βήμα-προς-βήμα, με χρήση αλγορίθμων.
Η γνώση είναι αποθηκευμένη στη βάση γνώσης.	Βάση δεδομένων, η γνώση ενσωματώνεται στο πρόγραμμα.
Τα στοιχεία μιας βάσης δεδομένων είναι παθητικά, δηλαδή υπάρχουν ή δεν υπάρχουν.	Μια βάση γνώσης προσπαθεί ενεργά να συμπληρώσει την πληροφορία που λείπει.
Η βάση γνώσης είναι χωριστή από τον μηχανισμό επεξεργασίας.	Επεξεργασία και γνώση συνδυάζονται σε ένα σειριακό πρόγραμμα.
Η επεξήγηση του δρόμου συλλογισμού και η αναφορά των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν είναι μέρος των περισσότερων έμπειρων συστημάτων.	Συνήθως δεν εξηγούν γιατί τα δεδομένα εισόδου χρειάζονται ή πώς συνάγονται τα συμπεράσματα.
Διαχειρίζονται ελλιπή ή ασαφή πληροφορία.	Χρειάζονται ολοκληρωμένη πληροφορία.
Το πρόγραμμα μπορεί να κάνει λάθος όταν η γνώση είναι ελλιπής ή ασαφής	Όταν η γνώση είναι ελλιπής ή ασαφής παίρνουμε λάθος ή και καθόλου αποτέλεσμα. Σε διαφορετική περίπτωση, τα προγράμματα δεν κάνουν λάθη.
Ευχέρεια στην επέκταση και αναθεώρηση της γνώσης, καθώς η τροποποίηση των κανόνων είναι εύκολη.	Η τροποποίηση της γνώσης είναι κοπιαστική αφού επιβάλλει ευρείας κλίμακας μεταβολές στο πρόγραμμα.
Χρήση γλωσσών που πλησιάζουν την ανθρώπινη.	Χρήση γλωσσών που βρίσκονται πλησιέστερα στον τρόπο λειτουργίας του Η/Υ.

2.6 Τα Smart watch και η επίδραση τους στην υγεία

Στον σημερινό τεχνολογικά προηγμένο κόσμο, μπορεί εύκολα να υιοθετηθεί ένας καθιστικός τρόπος ζωής. Χρησιμοποιούνται συχνά συσκευές στο σπίτι, υπάρχουν αυτοματοποιημένα οικιακά προγράμματα που δύναται να θέτουν σε λειτουργία τα φώτα ή τις

τηλεοράσεις και να συνδέονται ή αποσυνδέονται από τους υπολογιστές εργασίας. Όμως, διευκολύνοντας την πρόσβαση στην τηλεϊατρική, τη φυσικοθεραπεία, ακόμη και απλώς να διευκολύνει τους ανθρώπους να παίρνουν τα φάρμακά τους και να διαχειρίζονται τον διαβήτη, η τεχνολογία μπορεί επίσης να ενθαρρύνει την καλύτερη προσωπική φροντίδα. Τα έξυπνα ρολόγια όπως το Apple Watch αλλάζουν εντελώς τον τρόπο παροχής υγειονομικής περίθαλψης στο κοινό, δίνοντάς τη δυνατότητα στον χρήστη να διαχειρίζεται τη σωματική και ψυχική υγεία του από την άνεση των καρπών του. Τα φορητά και τα έξυπνα ρολόγια έχουν γρήγορα αντικαταστήσει τις κύριες τεχνολογίες στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης.

Ο καρδιακός ρυθμός, το επίπεδο δραστηριότητας και τα μοτίβα ύπνου ενός ασθενούς μπορούν να παρακολουθούνται από έξυπνα ρολόγια. Οι ασθενείς κατόπιν δύνανται να χρησιμοποιήσουν αυτά τα στοιχεία για να συμβουλευτούν τον γιατρό τους σχετικά με σημαντικές πληροφορίες για την υγεία και να προβούν σε μεταβολές οι οποίες θα ήταν δυνατόν να επηρεάσουν θετικά τη γενικότερη κλινική εικόνα τους [28]. Τα έξυπνα ρολόγια (smartwatch) συμβάλουν στη βελτίωση της ευεξίας του ανθρώπου παρέχοντας στους χρήστες την δυνατότητα αξιοποίησης εφαρμογών που έχουν αναπτυχθεί ειδικά για τη διαχείριση καταστάσεων όπως ο διαβήτης. Επιπλέον, δίνουν στους χρήστες πρόσβαση σε μια μεγάλη ποικιλία εφαρμογών διατροφής, φυσικής κατάστασης και ψυχικής υγείας που διευκολύνουν από ποτέ τον υγιεινό τρόπο ζωής.

Τα ακόλουθα στοιχεία συνθέτουν έμπειρα συστήματα (ΕΣ), τα οποία αλληλεπιδρούν προκειμένου να εξαχθούν ένα ή περισσότερα συμπεράσματα. Τα ακόλουθα θεωρούνται ως τα θεμελιώδη στοιχεία [37]:

- Η Γνωσιακή Βάση, παρουσιάζει γεγονότα και κανόνες με τρόπο αντιληπτό από τον άνθρωπο.
- Η μηχανή συμπερασμάτων, οι εγκέφαλοι του ΕΣ, επεξεργάζεται τα γεγονότα και τους κανόνες του BG για να δημιουργήσει μια λύση.
- Το σύστημα διεπαφής χρήστη το οποίο χρησιμεύει ως αγωγός για την επικοινωνία χρήστη και ΕΣ.
- Τα κύρια στοιχεία των ΕΣ μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως εξής [38]:
 - Τις δεξαμενές γνώσης που κρατούν.
 - Πώς αντιπροσωπεύουν τη γνώση με απλό, συνεπή τρόπο.
 - Η μηχανή συμπερασμάτων τους, η οποία είναι αυτόνομη.

- Το άνοιγμα τους στη διεξαγωγή επιχειρήσεων, και ικανότητα αιτιολόγησης των συμπερασμάτων.

Η εύρεση ανθρώπινων ειδικών δεν είναι πάντα απλή, λόγω του γεγονότος ότι κάνουν συχνά λάθη και μπορούν να επωφεληθούν πολύ από την ES στη λήψη αποφάσεων. Οι άνθρωποι επίσης αναζητούν πάντα νέους τρόπους διάδοσης και διατήρησης της γνώσης.

2.6.1 Βελτίωση φυσικής κατάστασης

Σύμφωνα με μια πρόσφατη έρευνα, το 57% των κατόχων έξυπνων ρολογιών άρχισαν να αθλούνται περισσότερο αφού αποκτήσουν μια φορητή συσκευή, γεγονός που εγείρει το ερώτημα εάν κάνουν τους ανθρώπους πιο δραστήριους ή όχι. Οποιοσδήποτε μπορεί να ξεκινήσει ένα πρόγραμμα γυμναστικής αμέσως χάρη στην πληθώρα των διαθέσιμων εφαρμογών. Επιπλέον, αυτά τα gadget ειδοποιούν τους χρήστες όταν δεν έχουν μετακινηθεί μετά από αρκετά μεγάλες περιόδους αδράνειας [29]. Πολλές εφαρμογές που φοριούνται εμπίπτουν στις ακόλουθες κατηγορίες όσον αφορά την παρακολούθηση της άσκησης:

Παρακολούθηση δραστηριότητας: Οι ιχνηλάτες δραστηριότητας που καταγράφουν την κίνηση είναι ενσωματωμένοι σε πολλές έξυπνες συσκευές. Η γνώση για τα ημερήσια σύνολα βημάτων, τον καρδιακό ρυθμό, τις θερμίδες και άλλες πληροφορίες είναι δυνατή με ένα smartwatch. Το γεγονός ότι οι εφαρμογές παρακολούθησης δραστηριότητας παρακινούν πολλούς ανθρώπους να επιτύχουν τους καθημερινούς τους στόχους φυσικής κατάστασης και συνεπώς ενθαρρύνουν τη συχνότερη σωματική δραστηριότητα, ενώ εμφανίζουν επίσης τάσεις που βοηθούν τους χρήστες να θέσουν νέους στόχους καθώς προχωρούν, είναι ένας άλλος λόγος για τον οποίο είναι υπέροχοι.

Σύντομες προπονήσεις: Οι εφαρμογές είναι δυνατόν να προσφέρουν γρήγορες προπονήσεις με απλά μαθήματα και παρακολούθηση προόδου ανάγνωσης από τον καρπό. Πολλά άτομα παρακινούνται να αυξήσουν τη συνολική σωματική τους δραστηριότητα ως αποτέλεσμα της χρήσης των εφαρμογών, ακόμα κι αν αυτή είναι μόνο για 10 λεπτά την ημέρα.

Προπονήσεις κατ' απαίτηση: Με τη βοήθεια αυτών των εφαρμογών προπόνησης, οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν το είδος της άσκησης που ταιριάζει καλύτερα στο πλάνο και το στάδιο φυσικής κατάστασης που χαρακτηρίζει τον εκάστοτε άνθρωπο. Μπορεί να συνδέσει το έξυπνο ρολόι (smartwatch) με το τηλέφωνό του ή άλλη συσκευή για να παρακολουθεί όλες τις μετρήσεις του και τις θερμίδες που καίει σε πραγματικό χρόνο, ή ασκείται στο γυμναστήριο είτε

κάνει γιόγκα [30].

2.6.2 Smart watch και διατροφή

Οι χρήστες έξυπνων ρολογιών μπορούν να παρακολουθούν τη διατροφή και την πρόσληψη θερμίδων τους. Οι ειδικοί στον τομέα της υγείας συμφωνούν ότι μια ισορροπημένη διατροφή προάγει τόσο τη σωματική όσο και την ψυχική ευεξία. Ακόμη και με τις καλύτερες προθέσεις, είναι απλό να αποτύχεις όταν προσπαθείς να τηρήσεις μια δίαιτα. Η καταμέτρηση καλών και κακών λιπαρών, η υιοθέτηση οφέλιμων διατροφικών συνηθειών, η οργάνωση της καθημερινής υγιεινής σίτισης και η πιστή υιοθέτηση του προγράμματος απαιτούν σημαντικό προγραμματισμό και συγκέντρωση. Ωστόσο, τα έξυπνα ρολόγια (smartwatch) περιλαμβάνουν συστήματα που δύνανται να παρατηρούν και να σημειώνουν την πρόσληψη θερμίδων ξεχωριστά σε καθένα τύπο γεύματος, κάνοντας τον υπολογισμό των θερμίδων πολύ πιο εύκολη και γρήγορη διαδικασία. Επιπλέον, υπάρχουν εφαρμογές που διαθέτουν μια σειρά από διατροφικά στοιχεία, συμπεριλαμβανομένων των τροφίμων και του αριθμού των θερμίδων σε μια κλασική μερίδα. Το εν λόγω ρολόι φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 1-4: Smart watch [32]

2.7 Πρόληψη υγείας με χαμηλά έξοδα

Η προληπτική επιμέλεια και η έγκαιρη διάγνωση της κάθε νόσου είναι ένα από τα πλέον έγκυρα μέσα ελάττωσης του συνολικού κόστους υγειονομικής περίθαλψης. Χρησιμοποιώντας ψηφιακούς αισθητήρες υγείας, τα smartwatches μπορούν να ανιχνεύσουν καλύτερα ορισμένες καρδιακές παθήσεις, όπως η κοιλιακή μαρμαρυγή (AFib), ανιχνεύοντας πρώιμα προειδοποιητικά σημάδια. Περαιτέρω μελέτες έχουν δείξει ότι οι χρήστες τσόχας μπορούν να προστατεύσουν τον χρήστη από άλλες ασθένειες, όπως το κρυλόγημα. Μπορείτε να βρείτε διαγνωστικό και ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) και άλλες λειτουργίες, όπως Apple Watch, Health, Data και ECG, όπως Apple Watch.

Κεφάλαιο 3: Παρουσίαση Αλγορίθμων

Οι σύγχρονες εξελίξεις στην υγεία έχουν συμβαδίσει με την υπάρχουσα τεχνολογία που κάνουν τη διαφορά τόσο στη ζωή του ασθενούς όσο και στην καθημερινή λειτουργία ενός νοσοκομείου. Έτσι, η μηχανική μάθηση (αλγόριθμοι) σήμερα παίζει βασικό ρόλο σε πολλούς τομείς της υγειονομικής περίθαλψης, συμπεριλαμβανομένης της ανάπτυξης ιατρικών διαδικασιών και του χειρισμού μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων, τα οποία δύναται να είναι διαρθρωμένα είτε όχι. Οι ιατρικές πληροφορίες που μπορούν να κατηγοριοποιηθούν γρήγορα σε βάσεις δεδομένων αναφέρονται ως δομημένα δεδομένα. Σε αντίθεση με τα μη δομημένα, που αποτελούν την πλειοψηφία, χρειάζονται πολλή δουλειά για να οργανωθούν σωστά προκειμένου να βελτιωθεί η παροχή φροντίδας ασθενών στον κλάδο της υγειονομικής περίθαλψης [40]. Με τη βοήθεια υπολογιστή (Computer Aided Diagnosis – CAD) αυτός ο μηχανισμός είναι όλο και πιο χρήσιμος στην ιατρική πρακτική, καθώς κάθε στρώμα του νευρωνικού δικτύου λειτουργεί ανεξάρτητα αλλά με συντονισμένο τρόπο, διαχωρίζοντας πτυχές όπως το χρώμα, το μέγεθος και το σχήμα πριν ενσωματώσει τα αποτελέσματα. Αυτά τα νέα οπτικά εργαλεία υπόσχονται να μεταμορφώσουν την ιατρική διάγνωση (ανίχνευση ασθενειών, πρόβλεψη της επικινδυνότητας κάποιων παθήσεων) και μπορούν να αναζητήσουν ακόμη και τον καρκίνο σε επίπεδο μεμονωμένων κυττάρων [41].

Ζητείται από έναν αλγόριθμο να λύσει ένα πρόβλημα ταξινόμησης προκειμένου να διατυπωθεί με ακρίβεια εάν ένας ασθενής έχει ασθένεια ή όχι. Η επιλογή της κλάσης στην οποία ανήκει ένα μη αναγνωρισμένο στοιχείο δεδομένων αναφέρεται ως ταξινόμηση δεδομένων x' αναφορικά με τα στοιχεία που υπάρχουν $D=((x_1,y_1), \dots (X_n,Y_n))$ από δεδομένα x_i με γνωστές κλάσεις y_i . Προκειμένου να γίνει πιο κατανοητό, είναι γεγονός ότι η κατάταξη είναι δυαδική και οι τιμές των κλάσεων θεωρούνται ή $''0''$ ή $''1''$. Τα x_i τις περισσότερες φορές αποτελούν διανίσματα των οποίων τα δεδομένα είναι χωρίς εξάρτηση μεταβλητές ή μεταβλητές εισόδου. Τα πιο πολλά προβλήματα κατάταξης απορρίπτουν συναρτησιακή σχέση $y=f(x)$ μεταξύ στο y και το x . Έτσι, η σύνδεση μεταξύ τους χρειάζεται να αναπαρασταθεί πιο γενικά από μία κατανομή πιθανοτήτων $P(x,y)$, εικάζοντας ότι ο όγκος δεδομένων D εμπεριέχει δείγματα αυτόνομα από την P και από στατιστικής προσέγγισης, η καλύτερη κρίση για να λάβει μέρος ένα δεδομένο σε μία ομάδα συνδέεται με την διαλογή του τίτλου y , ο οποίος δημιουργεί στον ανώτατο δυνατό βαθμό την εκ των υστέρων κατανομή $P(y|x)$ [42].

Υπάρχουν δύο διαφορετικές πτυχές στην ταξινόμηση δεδομένων. Η αρχική έχει να κάνει

με την δυαδική κατάταξη, δηλαδή την διάκριση σε δύο ομάδες και διαμοιράζει σε άγνωστα στοιχεία δεδομένων τίτλους "0" ή "1". Αντίθετα, η επόμενη επιχειρεί να δημιουργήσει ένα μοντέλο για την πιθανότητα $P(y|x)$, απονέμει εκτός από έναν τίτλο και τη δυνατότητα να λάβει μέρος ένα άγνωστο στοιχείο σε μία κλάση. Στη συνέχεια παρουσιάζεται μια σειρά από αλγορίθμους "μηχανικής μάθησης" με σκοπό την κατάταξη de facto στοιχείων.

3.1 Τυχαία Δάση

Τα "Τυχαία Δάση" (Random Forests - RF) είναι ένας αλγόριθμος, ο οποίος βασίζεται στον επιμετρικό υπολογισμό "παλινδρόμησης" (regression). Έστω ένα παράδειγμα εκπαίδευσης $D_n = ((X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n))$, το οποίο απαρτίζεται από αυτόνομες τυχούσες μεταβλητές, με την ίδια σειρά παρόμοια με αυτή του αυτόνομου πρωτότυπου ζεύγους (X, Y) . Σκοπός μας, ο υπολογισμός της "συνάρτησης παλινδρόμησης" $m(x) = E\{Y|X=x\}$, με την αξιοποίηση όλων των δεδομένων D_n . Πιστεύεται πως η συνάρτηση παλινδρόμησης είναι σταθερή αν το "μέσο τετραγωνικό σφάλμα" $E[m_n(X) - m(X)]^2 \rightarrow 0$ όσο $n \rightarrow \infty$ [43].

Τα "Τυχαία Δάση" συγκροτούνται από ένα ποσοστό M τυχαίων δέντρων παλινδρόμησης. Για το j -οστό δέντρο, η τιμή πρόβλεψης για το σημείο x είναι $m_n(x; \theta_j, D_n)$, όπου $\theta_1, \dots, \theta_M$ είναι ανεξάρτητες τυχαίες μεταβλητές, με την ίδια ταξινόμηση με μία οποιαδήποτε τυχαία μεταβλητή θ και αυτόνομες από το D_n . Κατά την εκτέλεση, η μεταβλητή θ αξιοποιείται για την επανάληψη της δειγματοληψίας (resampling) όλων των στοιχείων εκπαίδευσης πριν την δημιουργία ξεχωριστών δέντρων και για την τακτοποίηση αλληπαλλήλων πορείων για το διαχωρισμό ενός δέντρου.

Ο υπολογισμός του j -οστού δέντρου έχει τη μαθηματική εικόνα:

$$m_n(x; \theta_j, D_n) = \sum_{i \in D_n^*(\theta_j)} \frac{1_{x_j \in A_n(x; \theta_j, D_n)} Y_i}{N_n(x; \theta_j, D_n)},$$

Όπου $D_n^*(\theta_j)$ είναι το άθροισμα των σημείων των γνωστών δεδομένων τα οποία έχουν ξεχωρίσει προτού αναπτυχθεί το δέντρο, $A_n(x; \theta_j, D_n)$ είναι το κελί που περιλαμβάνει το x και $N_n(x; \theta_j, D_n)$ είναι το πλήθος των θέσεων που έχουν εκ των προτέρων επιλεγεί και που καταλήγουν στο κελί $A_n(x; \theta_j, D_n)$. Τα δέντρα ενώνονται, για να αναπτύξουν την τελική εκτίμηση του δάσους:

$$m_{M,n}(x; \theta_1, \dots, \theta_M, D_n) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M m_n(x; \theta_j, D_n)$$

Ένα τυχαίο διάνυσμα παραμέτρων χρησιμοποιείται για τη δημιουργία κάθε δέντρου απόφασης. Ένα τυχαίο υποσύνολο των χαρακτηριστικών κάθε δέντρου αποφάσεων ή των δεδομένων εκπαίδευσης μπορεί να επιλεγεί τυχαία για να δημιουργηθεί ένα τυχαίο δάσος [44]. Προκειμένου να δημιουργηθεί ένα διαμέρισμα σε κάθε στάδιο της κατασκευής ενός ξεχωριστού τυχαίου δέντρου, χρησιμοποιούνται ορθογώνια κελιά για να συνδέσουν όλα τα σημεία του δέντρου μεταξύ τους [45]. Αυτά τα κελιά συνδέονται με τους τερματικούς κόμβους (φύλλα). Σε κάθε στάδιο της κατασκευής του δέντρου, η ρίζα του δέντρου παραμένει σταθερή, αλλά ένα σημείο (ή εναλλακτικά, το αντίστοιχο κελί) χωρίζεται σε δύο μέρη.

Τα τυχαία δείγματα επιλέγονται από το παρεχόμενο σύνολο δεδομένων πριν δημιουργηθεί κάθε δέντρο. Τα δέντρα κατασκευάζονται χρησιμοποιώντας μόνο αυτά τα δείγματα ως δεδομένα. Στη συνέχεια, ο αριθμός των ενδεχόμενων κατευθύνσεων διαχωρισμού σε κάθε σημείο κάθε δέντρου επιλέγεται ομοιόμορφα τυχαία, με το κριτήριο CART να μεγιστοποιείται σε κάθε κελί του δέντρου για να πραγματοποιηθεί η διαίρεση. Όταν επιτευχθεί ο ελάχιστος αριθμός δειγμάτων που απαιτούνται για τον τερματισμό των διαχωρισμών σε κάθε κόμβο, η ανάπτυξη ενός δέντρου έχει ολοκληρωθεί. Κάθε δέντρο παλινδρόμησης διαχωρίζει τον μέσο όρο μεταξύ των δειγμάτων για κάθε σημείο και τα αντίστοιχα δείγματα περιλαμβάνονται στα αντίστοιχα κελιά του δέντρου για κάθε σημείο. Μια διασταύρωση, όσον αφορά το κριτήριο CART (Δένδρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης), έχει μια μορφή που δείχνει μια διάσταση και τη θέση της διασταύρωσης στη συντεταγμένη j , όλα εντός των ορίων της. Με τον προαναφερθέντα συμβολισμό, το κριτήριο CART έχει την ακόλουθη μορφή εάν το σύνολο όλων των διασταυρώσεων είναι.

$$L_{\text{reg},n}(j, z) = \frac{1}{N_n(A)} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_A)^2 \mathbf{1}_{X_i \in A} - \frac{1}{N_n(A)} \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \bar{Y}_{A_L} \mathbf{1}_{X_i^{(j)} < z} - \bar{Y}_{A_R} \mathbf{1}_{X_i^{(j)} \geq z} \right)^2 \mathbf{1}_{X_i \in A}$$

$$\text{όπου } A_L = \{x \in A: x^{(j)} < z\}, A_R = \{x \in A: x^{(j)} \geq z\} \text{ και } \bar{Y}_A \text{ (και } \bar{Y}_{A_L}, \bar{Y}_{A_R} \text{ ανάλογα)}$$

είναι ο Μ.Ο. των Y_i , ώστε το X_i να ταιριάζει στο A (A_L, A_R αντιστοίχως) με τη συμφωνία ότι ο Μ.Ο. είναι ίσος με 0 όταν ουδένα από τα σημεία X_i δεν ταιριάζει στο A . Για κάθε κελί A , η καλύτερη τομή J_n^* , Z_n^* διαλέγεται αυξάνοντας το στο μέγιστο βαθμό το $L_{\text{reg},n}(j, z)$ για το πλήθος της κάθε ενδεχόμενης πορείας απόσπασης σε κάθε διακλάδοση κάθε δέντρου και για το

άθροισμα Ca κάθε ενδεχόμενης τομής [43].

Για να αξιολογήσει το προαναφερθέν κριτήριο (1) μεταξύ όλων των πιθανών διαχωρισμών για τον προαναφερθέντα αριθμό κατευθύνσεων, ο αλγόριθμος επιλέγει τυχαία σε κάθε κελί κάθε δέντρου όσες συντεταγμένες είναι ο αριθμός των πιθανών κατευθύνσεων διαχωρισμού, επιστρέφει την καλύτερη τομή και επαναλαμβάνει τη διαδικασία για όλες οι πιθανές διασπάσεις. Η κανονικοποιημένη διαφορά μεταξύ της διαδοχικής διακύμανσης του κόμβου πριν και μετά τη διάσπαση εκτιμάται με αυτό το ποσοτικό κριτήριο. Επειδή η τιμή της πρέπει να εκτιμηθεί, η τυχαία απόκριση στην περίπτωση της δυαδικής ταξινόμησης παίρνει τιμές στην περιοχή από 0 έως 1. Σε αυτήν την περίπτωση, η πλειοψηφία δένδρων ταξινόμησης, δηλ. και, είναι:.

$$M_{M,n}(x; \theta_j, D_n) = \begin{cases} 1 \text{ αν } \sum_{i \in D_n^*(\theta_j)} 1_{x_i \in A, Y_i = 1} > \sum_{i \in D_n^*(\theta_j)} 1_{x_i \in A, Y_i = 0}, x \in A \\ 0 \text{ διαφορετικ\Phi} \end{cases}$$

όπου το $D_n^*(\theta_j)$ εμπεριέχει τα δείγματα που έχουν επιλεγεί κατά τη φάση της εκ νέου δειγματοληψίας, με άλλα λόγια σε καθένα φύλλο έχει υιοθετηθεί ψήφος πλειονότητας σε όλα τα $[(X)_i, Y_i]$ για τα οποία το X_i αντιστοιχεί σε εκείνη την ίδια περιοχή. Προκειμένου να εφαρμοστεί η κατανομή των κόμβων, το κριτήριο Cart υιοθετεί την αρχή του παράγοντα Gini. Η πιθανότητα ενός δείγματος του συνόλου δεδομένων που επιλέγεται τυχαία υποδεικνύεται από τον συντελεστή Gini. Η πιθανότητα να υποβαθμιστεί το επιλεγμένο δείγμα μειώνεται με μικρότερο δείκτη Gini και αντίστροφα, αυξάνοντας την καθαρότητα του δείγματος στο σύνολό του. Ο δείκτης καθαρότητας, γνωστός και ως δείκτης Gini, μετρά την πιθανότητα να επιλέχθηκε ένα δείγμα με βάση μια εσφαλμένη ταξινόμηση δείγματος.

$$Gini(p) = \sum_{k=1}^K p_k(1 - p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2$$

Το P_k φανερώνει τη δυνατότητα το δείγμα που επελέγη να υπάγεται στην ομάδα K από τις K το σύνολο κατηγορίες του αθροίσματος δεδομένων, κατά συνέπεια το ενδεχόμενο δείγμα να μοιραστεί είναι $1 - P_k$. Για κάθε έναν από τους διαχωρισμούς που αναφέρονται παραπάνω, η ευκρίνεια του διαχωρισμού του αθροίσματος δεδομένων σε δύο ακόλουθα υποδεέστερα σύνολα με βάση τη δυνατότητα διαμερίσματος είναι ίση με μια τιμή που υπολογίζεται ως εξής: Το κριτήριο CART θεωρείται ως ένα δυαδικό δέντρο στην περίπτωση ταξινόμησης, επομένως όταν ένα στοιχείο χρησιμοποιείται για να τέμνει ένα σύνολο δειγμάτων, υπάρχουν δύο σύνολα, ένα

ίσο με μια δεδομένη τιμή χαρακτηριστικού και το σύνολο όχι ίσο με τη δεδομένη τιμή.

$$\text{Gini}(\mathbf{D}, \mathbf{V}) = \frac{|\mathbf{D}_1|}{|\mathbf{D}|} \cdot \text{Gini}(\mathbf{D}_1) + \frac{|\mathbf{D}_2|}{|\mathbf{D}|} \cdot \text{Gini}(\mathbf{D}_2)$$

Η καθαρότητα του υποδεέστερου συνόλου μετά τον μοιρασμό δειγμάτων με κάθε τιμή να είναι ένα σημείο μοιράσματος (στο οποίο αναπαρίσταται η υποθετική τιμή του στοιχείου) είναι κατά συνέπεια σημαντικό να κατανοηθεί για ένα στοιχείο που λαμβάνει μια ποικιλία τιμών. Ως αποτέλεσμα, αφού αθροιστούν όλες οι πιθανότητες, βρίσκεται ο μικρότερος δείκτης Gini. Σύμφωνα με το στοιχείο [46], το σημείο μοιρασμού που χρησιμοποιείται στη συγκεκριμένη διαδικασία είναι η καλύτερη θέση διαχωρισμού για την ομάδα δειγμάτων.

Προκειμένου να μειωθούν οι διακυμάνσεις, τα τυχαία δάση είναι ένας τρόπος υπολογισμού της μέσης τιμής πολλών δέντρων βαθιάς απόφασης που έχουν εκπαιδευτεί σε διάφορες ενότητες του ίδιου συνόλου εκπαίδευσης. Αυτό βελτιώνει την απόδοση του τελικού μοντέλου συνολικά, με κόστος μια ελαφρά αύξηση της προκατάληψης και κάποια απώλεια ερμηνείας. Οι παράμετροι του αλγορίθμου περιλαμβάνουν το σχήμα δειγματοληψίας, το ελάχιστο μέγεθος κόμβου, παράγοντες ομοιότητας, τον αριθμό των δέντρων και τα κριτήρια διαχωρισμού για τα δέντρα [47].

Ένας μεγάλος αριθμός από κατά τύχη διαλεγμένα υποψήφια χαρακτηριστικά: Μία από τις κυριότερες παραμέτρους των τυχαίων δασών καταγράφεται ως η ποσότητα των κατά τύχη επιλεγμένων υποψήφιων χαρακτηριστικών από τα οποία επιλέγεται κάθε διαχωρισμός στην κατασκευή ενός δέντρου (`max_features`). Οι χαμηλότερες τιμές της παραμέτρου παράγουν δέντρα με μικρότερη συγχώνευση, με αποτέλεσμα υψηλότερη σταθερότητα όταν συνδυάζονται δέντρα.

Εφόσον θα ήταν υποψήφιοι για τον προσδιορισμό της κατανομής, τα δάση που δημιουργούνται σε χαμηλές `Max_Features` χρησιμοποιούν με τον καλύτερο τρόπο μεταβλητές οι οποίες διαθέτουν χαμηλή επιρροή στη μεταβλητή απόκρισης, που θα εκτείνεται από μεταβλητές με δυναμικά εφέ. Ωστόσο, οι χαμηλότερες τιμές της παραμέτρου καταλήγουν σε δέντρα που, κατά M.O., είναι χαμηλότερα επειδή δημιουργήθηκαν με μη ποιοτικά χαρακτηριστικά που επιλέγονται από έναν μικρό αριθμό τυχαίων μεταβλητών, οδηγώντας ενδεχομένως στην επιλογή ασήμαντων χαρακτηριστικών. Ως αποτέλεσμα, είναι σημαντικό να κατανοηθεί πως εξισορροπείται η σταθερότητα και την ακεραιότητα μεμονωμένων δέντρων όταν επιλέγετε ένα σύνολο πιθανών χαρακτηριστικών. Καθώς προτείνονται πιο ισχυρά χαρακτηριστικά για τον προσδιορισμό της ανάλυσης και την εξάλειψη αυτών με τα μικρότερα εφέ, οι μεταβλητές με

μικρά εφέ ενδέχεται να μην βρίσκονται σε κατάσταση να συμβάλουν στην πρόβλεψη υψηλών τιμών της παραμέτρου. Οι μεγάλες τιμές `Max_Features` επιτυγχάνουν αυτό με υψηλή πιθανότητα τουλάχιστον ενός ισχυρού χαρακτηριστικού σε όλες τις υποψήφιες μεταβλητές [47].

Μέγεθος δείγματος: Η παράμετρος μεγέθους δείγματος (`min_samples_split`) ορίζει πόσα από τα δείγματα καρπώνονται για την εκπαίδευση καθενός δέντρου. Καθώς η παράμετρος `Max_Features`, έχει παρόμοιο αντίκτυπο. Η μείωση του μεγέθους του δείγματος προκαλεί την εμφάνιση δέντρων με περισσότερες φυσικές παραλλαγές και λιγότερη σχέση μεταξύ τους, γεγονός που επηρεάζει ευνοϊκά την αποτελεσματικότητα της εκτίμησης κατά τη συγχώνευση των δέντρων. Παρ'όλα αυτά, καθώς χρησιμοποιούνται λιγότερα δείγματα για εκπαίδευση, η λεπτομέρεια ενός μόνο δέντρου μειώνεται. Αυτό οδηγεί σε μια άλλη αντιστάθμιση μεταξύ της ευρωστίας και της ακρίβειας των δέντρων [47] κατά την επιλογή του μεγέθους του δείγματος.

Μέγεθος διακλάδοσης: Η συνισταμένη μεγέθους διακλάδοσης (`min_samples_leaf`) ορίζει τον μικρότερο αριθμό παραδειγμάτων που πρέπει να υπάρχουν σε έναν τερματικό κόμβο (φύλλο). Τα δέντρα με μεγαλύτερο βάθος παράγονται με τη ρύθμιση χαμηλής τιμής. Αυτό ουσιαστικά σημαίνει ότι περισσότερες διασπάσεις τοποθετούνται μέχρι τους τερματικούς κόμβους. Μια πιλοτική μελέτη διαπίστωσε ότι καθώς το μέγεθος του κόμβου αυξάνεται, το υπολογιστικό κόστος μειώνεται σχεδόν εκθετικά. Όταν υπάρχουν τεράστια σύνολα δεδομένων, το διάστημα εκτέλεσης μειώνεται γρήγορα τη στιγμή που η δεδομένη παράμετρος δέχεται τιμές ανώτερες από τις καθορισμένες, μερικές φορές χωρίς απώλεια στην ακρίβεια πρόβλεψης. Το ανώτερο βάθος δέντρου (`max_depth`), που σχετίζεται με τις περισσότερες δυνατές διασπάσεις μέχρι έναν τερματικό κόμβο, είναι μια παράμετρος που σχετίζεται στενά με το μέγεθος του κόμβου [47].

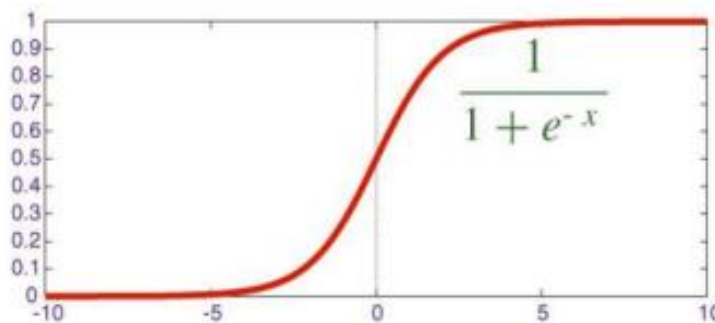
Αριθμός δέντρων: Είναι γενικά αποδεκτό ότι όσο αυξάνεται το ποσοστό των δέντρων, αυξάνεται και η απόδοση της πρόβλεψης, επομένως η παράμετρος για τον αριθμό των δέντρων (`n_estimators`) πρέπει να λάβει αρκετά μεγάλες τιμές. Τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων έχουν σημαντικό αντίκτυπο στο ποσοστό συμφωνίας καθώς και στον αριθμό των δέντρων που απαιτούνται για την καλύτερη απόδοση. Προκειμένου να ληφθούν συγκεκριμένες προβλέψεις για κάθε δείγμα, είναι επομένως απαραίτητο να υπάρχουν περισσότερα δέντρα, γεγονός που θα έχει ως αποτέλεσμα μεγαλύτερο αριθμό δέντρων και ταχύτερη σύγκλιση. Μια αύξηση στον αριθμό των δέντρων προκαλεί μια γραμμική αύξηση στο υπολογιστικό κόστος [47].

Κριτήριο διαχωρισμού: Το κριτήριο διαχωρισμού, ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά που διέπουν το Τυχαίο Δάσος, μερικές φορές αναφέρεται ως κατηγορική παράμετρος, παρόλο που δεν θεωρείται σταθερή παράμετρος. Η επιλογή της διάστασης αυτών των χαρακτηριστικών που ταιριάζει

περισσότερο με την ορθότητα του μετρητή Gini (στο ενδεχόμενο της κατανομής) ή τη αξιολογημένη προσεκτικώς διακύμανση (στο ενδεχόμενο της παλινδρόμησης) είναι το πιο κοινό κριτήριο. Αυτή η τακτική βοηθά στην επιλογή χαρακτηριστικών που μπορεί να οδηγήσουν σε πολυάριθμες διασπάσεις σε αντίθεση με εκείνες που παράγουν λιγότερες διασπάσεις [47]. Δάση που δημιουργούνται τυχαία. Ο αλγόριθμος τυχαίου δάσους έχει τη δυνατότητα να λύνει πολύπλοκα προβλήματα του πραγματικού κόσμου, επειδή μπορεί να εφαρμοστεί τόσο σε εργασίες ταξινόμησης όσο και σε εργασίες παλινδρόμησης, που είναι οι κύριοι στόχοι των πιο σύγχρονων.

3.2 Λογιστική Παλινδρόμηση

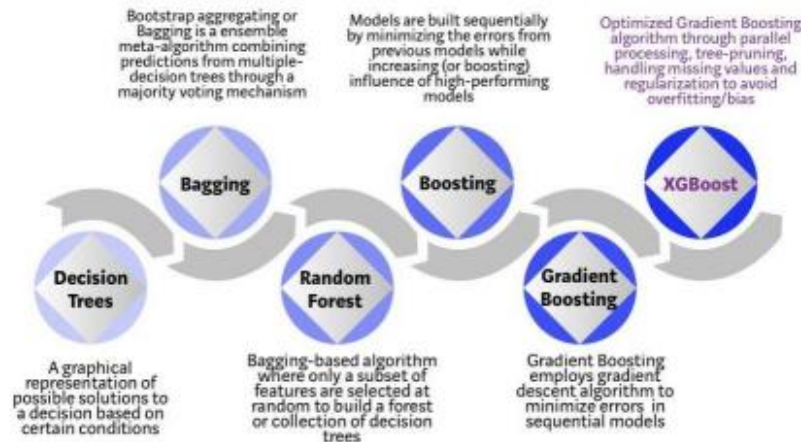
Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μία από τις μεθόδους στατιστικής ταξινόμησης που χρησιμοποιεί τη γραμμική διάκριση του Fisher. Είναι επίσης ένας από τους κορυφαίους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται συνήθως στην επιστήμη δεδομένων. Η κύρια ιδέα της λογιστικής παλινδρόμησης είναι ότι ο χώρος των αρχικών τιμών μπορεί να χωριστεί με ένα γραμμικό όριο (δηλαδή μια ευθεία γραμμή) σε δύο περιοχές που αντιστοιχούν σε κλάσεις. Τι σημαίνει λοιπόν ένα γραμμικό όριο; Στην περίπτωση των δύο διαστάσεων, είναι απλώς μια ευθεία γραμμή χωρίς στροφές. Στην περίπτωση των τριών, ένα αεροπλάνο, και ούτω καθεξής. Αυτό το όριο ορίζεται ανάλογα με τα διαθέσιμα αρχικά δεδομένα και τον αλγόριθμο εκπαίδευσης. Για να λειτουργήσουν όλα, τα σημεία δεδομένων εισόδου πρέπει να διαχωρίζονται με ένα γραμμικό όριο στις δύο προαναφερθείσες περιοχές. Εάν τα σημεία δεδομένων εισόδου ικανοποιούν αυτήν την απαίτηση, τότε μπορούν να ονομαστούν γραμμικά διαχωρίστα.



Εικόνα 3-5: Σιγμοειδής Συνάρτηση Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression n.d.) [42]

3.3 Κατηγοριοποιητής XGBOOST

Από καιρό σε καιρό, νέα μοντέλα εμφανίζονται στη μέση της μηχανικής μάθησης και όχι σπάνια πρόκειται για βελτιώσεις που έχουν ενσωματωθεί σε προηγούμενα μοντέλα. Τα μοντέλα που βασίζονται σε δέντρα αποφάσεων έλαβαν την τελευταία τους σημαντική ενημέρωση με την άφιξη της μεθόδου XGBoost. Ο υπολογιστικός αλγόριθμος του XGBoost αναπτύχθηκε έτσι ώστε η χρησιμότητά του να είναι όλο και περισσότερο ευρύτερη. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης, παλινδρόμησης και κατάταξης, για παράδειγμα. Είναι συμβατό με μεγάλα λειτουργικά συστήματα και γλώσσες προγραμματισμού και υποστηρίζει την ενοποίηση με πόρους cloud και την επεξεργασία μεγάλων δεδομένων.



Εικόνα 3-6: Η εξέλιξη του XGboost μέσα από τα Δένδρα Απόφασης [53]

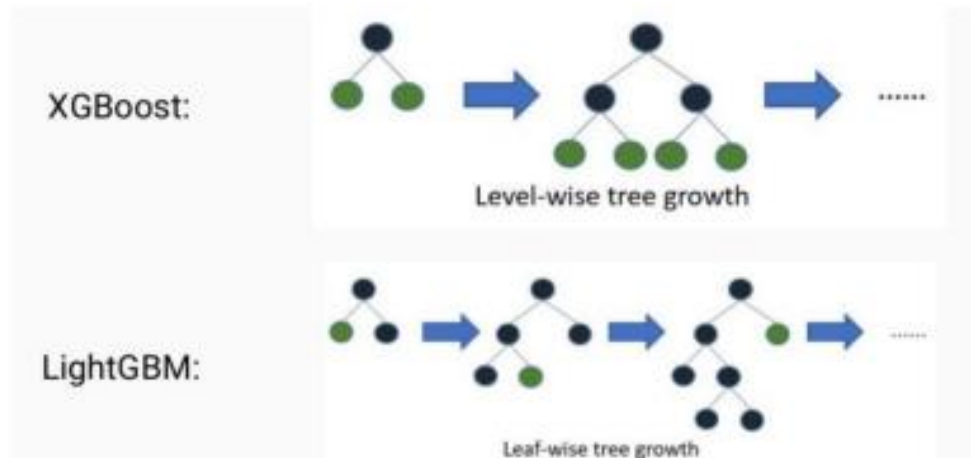
Οι Tianqi Chen και Carlow Guestrin το ανέπτυξαν ως ερευνητικό εγχείρημα στο Πανεπιστήμιο της Ουάσιγκτον. Για πολλές βιομηχανίες εφαρμογών, θεωρείται ως ένας φανταστικός αλγόριθμος. Οι συνεισφορές ερευνητών συνεχίζονται σε αυτόν τον αλγόριθμο ανοιχτού κώδικα. Οι τεχνικές δέντρων συνόλου που χρησιμοποιούν την ιδέα της ενίσχυσης αδύναμων μαθητών περιλαμβάνουν τις μηχανές XGBoost και Gradient Boosting Machines.

3.4 LIGHT GBM

Πρόκειται για αλγόριθμο και προέρχεται από τα αρχικά Light Gradient Boosting Machine, ενώ είναι παρόμοια με το XGBoost. Πρόκειται για μια δημοφιλή τεχνική μεταξύ των

επιστημόνων δεδομένων λόγω της ακρίβειας και της ταχύτητάς της, ιδιαίτερα με μεγάλα και πολύπλοκα δεδομένα. Καθώς εξαρτάται από τους υπολογισμούς του επιλεγμένου δέντρου, διαιρεί τη γνώση των φύλλων του δέντρου με την καλύτερη εφαρμογή, ενώ άλλοι υπολογισμοί αύξησης διαιρούν το βάθος του δέντρου με οξυδέρκεια ή οξυδέρκεια, σε αντίθεση με τη γνώση των φύλλων. Έτσι, κατά την ανάπτυξη σε ένα παρόμοιο φύλλο στο Light GBM, ο υπολογισμός σε επίπεδο φύλλου μπορεί να μειώσει περισσότερες ατυχίες από τον υπολογισμό του επιπέδου και στη συνέχεια να φέρει πολύ καλύτερη ακρίβεια που μπορεί να πραγματοποιηθεί από καιρό σε καιρό με οποιονδήποτε από τους υπολογισμούς των τρέχουσες ενισχύσεις. Ομοίως, είναι συγκλονιστικά εξαιρετικά γρήγορο, εξ ου και η λέξη «Φως».

Είναι μια μέθοδος μετατροπής των αδύναμων μαθητών σε δυνατούς. Στο σενάριο βελτίωσης, κάθε δέντρο ταιριάζει στην τροποποιημένη έκδοση του πρώτου συνόλου δεδομένων. Μπορεί να εξηγήσει τον αλγόριθμο ενίσχυσης κλίσης δηλώνοντας τον αλγόριθμο Ada Boost. Ξεκινά με την εκπαίδευση των δέντρων αποφάσεων. Σε κάθε παρατήρηση κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας αποδίδεται ίσο βάρος. Μετά την ανάλυση του πρώτου δέντρου, οι επιστήμονες δεδομένων αυξάνουν το βάρος κάθε παρατήρησης που δυσκολεύονται να ταξινομήσουν. Από την άλλη μειώνονται τα βάρη εκείνων στα οποία η ταξινόμηση δεν αποτελεί πρόβλημα.



Εικόνα 3-7: Light GBM και XGBoost [53]

Έτσι το νέο μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί είναι το δέντρο ένα συν το δέντρο δύο. Στη συνέχεια θα υπολογισθούν τα σφάλματα ταξινόμησης του νέου μοντέλου συνόλου και θα αναπτυχθεί ένα τρίτο δέντρο για την πρόβλεψη των τροποποιημένων υπολειμμάτων. Θα

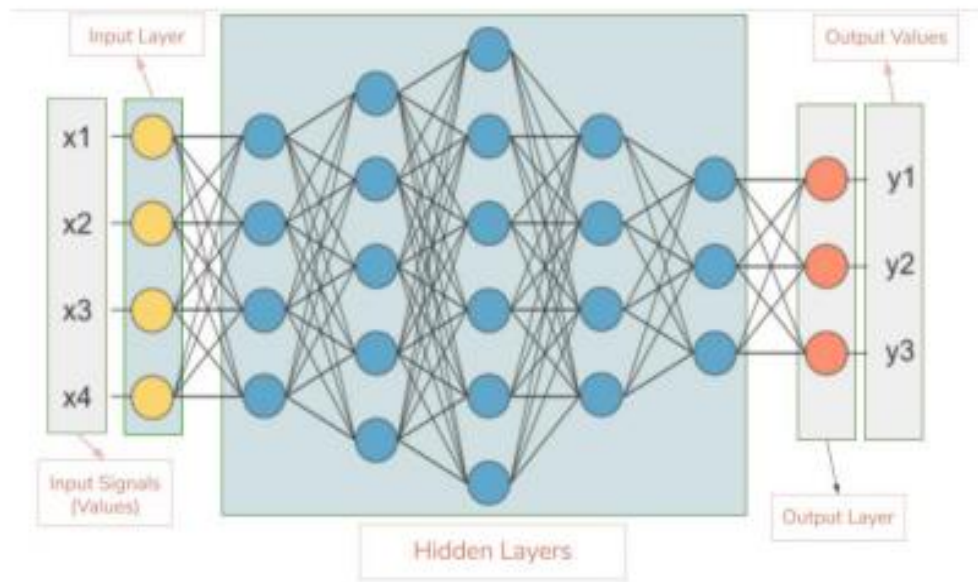
επαναληφθεί αυτή τη διαδικασία για συγκεκριμένο αριθμό επαναλήψεων. Τα ακόλουθα δέντρα βοηθούν να προσδιοριστεί κάθε παρατήρηση για την οποία τα προηγούμενα δέντρα απέτυχαν ή εμφάνισαν σφάλματα.

Επομένως, οι προβλέψεις από το πιο πρόσφατο μοντέλο συνόλου θα είναι οι συνολικές σταθμισμένες προβλέψεις που παρέχονται από τα προηγούμενα μοντέλα δέντρων. Η ενίσχυση κλίσης εκπαιδεύει πολλαπλά μοντέλα με διαδοχικό, προσθετικό και σταδιακό τρόπο

3.5 Νευρωνικά Δίκτυα

Μια τεχνική τεχνητής νοημοσύνης γνωστή ως νευρωνικό δίκτυο δίνει εντολή στους υπολογιστές να επεξεργάζονται δεδομένα με τρόπο που διαμορφώνεται σύμφωνα με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Χρησιμοποιώντας διασυνδεδεμένους κόμβους ή νευρώνες σε μια πολύ επίπεδη δομή, παρόμοια με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Οι υπολογιστές χρησιμοποιούν ένα προσαρμοστικό σύστημα που δημιουργείται από το νευρωνικό δίκτυο για να μαθαίνουν από τα λάθη και να προχωρούν συνεχώς. Προκειμένου να συνοψιστούν με ακρίβεια έγγραφα ή να αναγνωριστούν πρόσωπα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσπαθούν να λύσουν πολύπλοκα προβλήματα.

Η αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων διαμορφώνεται σύμφωνα με αυτή του ανθρώπινου εγκεφάλου. Για να βοηθήσει στην επεξεργασία των πληροφοριών, ένα πολύ συνδεδεμένο δίκτυο ανθρώπινων εγκεφαλικών κυττάρων, γνωστό ως νευρώνες, στέλνει ηλεκτρικά σήματα μεταξύ τους. Παρομοίως συμβαίνει και για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία αποτελούνται από συνθετικούς νευρώνες που συνεργάζονται για να βρουν μια λύση σε ένα πρόβλημα. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προγράμματα λογισμικού ή αλγόριθμοι που, στον πυρήνα τους, χρησιμοποιούν υπολογιστικά συστήματα για την επίλυση μαθηματικών υπολογισμών. Αποτελούνται από ενότητες λογισμικού που ονομάζονται "κόμβοι", οι οποίοι είναι παρόμοιοι με τους τεχνητούς νευρώνες.



Εικόνα 3-8: ΤΝΔ πολλών επιπέδων [9]

Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Όπως υποδηλώνει το όνομα, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα βασίζονται στο βιολογικό δίκτυο νευρώνων, το οποίο είναι υπεύθυνο για την επεξεργασία του εγκεφάλου. Η επικοινωνία πραγματοποιείται μέσω νευροδιαβιβαστών, οι οποίοι μεταφέρουν χημικά σήματα μεταξύ των νευρώνων. Κάθε νευρώνας δέχεται αυτή την επικοινωνία με βάρη σε κάθε είσοδο που προέρχεται από τους άλλους νευρώνες και ο νευρώνας ενεργοποιείται σε περίπτωση που το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του είναι ανώτερο από ένα κατώφλι, το οποίο μπορεί να οριστεί με διάφορους τρόπους

Διαδικασία μάθησης Η μάθηση πραγματοποιείται μέσω συνεχών τροποποιήσεων στις συνάψεις που συνδέουν τους νευρώνες, σύμφωνα με την απελευθέρωση νευροδιαβιβαστών. Επομένως, ανάλογα με τα νέα γεγονότα, ορισμένες συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων ενισχύονται, ενώ άλλες αποδυναμώνονται.

Αυτά τα μοντέλα μαθαίνουν μαθηματικές συναρτήσεις (δεδομένης μιας εισόδου μαθαίνει να ανταποκρίνεται σε συγκεκριμένες εξόδους, μέχρι να γίνει μια συνάρτηση) και μπορούν να χρησιμοποιηθούν τόσο για παλινδρόμηση όσο και για ταξινόμηση. Η διάταξη αυτού του μοντέλου είναι παρόμοια με τη λειτουργία του βιολογικού συστήματος, όπου οι νευρώνες μπορούν να ενεργοποιηθούν από ερεθίσματα εισόδου (συνάρτηση ενεργοποίησης) [42].

3.6 Αλγόριθμος Ανακατασκευής

Η έκθεση των ασθενών στην ακτινοβολία καθώς και η ποσότητα των αξονικών τομογράφων έχουν αυξηθεί σταθερά τα τελευταία χρόνια [54]. Παρά το σχετικά μικρό μερίδιο όλων των μεθόδων απεικόνισης που βασίζονται σε ακτίνες X, οι εξετάσεις CT αποτελούν σημαντικό μέρος της συνολικής ετήσιας έκθεσης σε ιατρική ακτινοβολία. Συγκεκριμένα, τα παιδιά και οι έφηβοι κινδυνεύουν περισσότερο να εμφανίσουν καρκινικό δείγμα εάν εκτίθενται σε ακτινοβολία σε τακτική βάση. Προκειμένου να μειωθεί η δόση ακτινοβολίας, είναι σημαντικό να βελτιστοποιηθούν οι τεχνικές παράμετροι CT. Συνολικά δύο διαφορετικοί τύποι επαναληπτικών αλγορίθμων έχουν αναπτυχθεί τα τελευταία δέκα χρόνια ως νέες τεχνικές ανακατασκευής εικόνας.

Σε σύγκριση με τις νέες μεθόδους, οι παραδοσιακές εικόνες FBP είναι πιο θορυβώδεις και έχουν χαμηλότερη ανάλυση αντίθεσης. Αυτές οι νέες μέθοδοι, ωστόσο, παράγουν πολύ καλύτερες εικόνες με την επανειλημμένη εκτέλεση των δεδομένων. Το ASIR ήταν μια τεχνική επαναληπτικής ανακατασκευής (IR) πρώτης γενιάς που στηρίχτηκε σε έναν αλγόριθμο υιοθετήθηκε για τα δεδομένα χρησιμοποιώντας το FBP. Οι τεχνικές MBIR υποδήλωναν την επόμενη γενιά IR. Αν και δεν χρησιμοποιούν FBP, αυτές οι τεχνικές προσφέρουν υψηλότερη ελάττωση θορύβου από τις τεχνικές IR πρώτης γενιάς. Οι νέοι ασθενείς, που είναι ο ραδιοευαίσθητος πληθυσμός, χρειάζονται επειγόντως βελτιστοποιημένη έκθεση στην ακτινοβολία, ιδιαίτερα εάν υποβάλλονται συχνά σε αξονικές τομογραφίες. Ως αποτέλεσμα, το MBIR προσφέρει υψηλότερη ελάττωσης του σχετικού ποσοστού ενέργειας.

Σε αξονικές τομογραφίες μειωμένης δόσης, φαίνεται ότι το MBIR κρατά την ποιότητα της διαγνωστικής εικόνας καλύτερα από το ASIR. Οι ανώτερες ικανότητες μείωσης θορύβου του MBIR ευθύνονται κυρίως για αυτή τη διαφορά. Ο αλγόριθμος MBIR καθορίζει επιπρόσθετα στοιχεία όπως το σχήμα voxel εικόνας, το μέγεθος εστιακού σημείου ακτίνων X και άλλες σχετικές πληροφορίες, εκτός από τη μοντελοποίηση στατιστικών στοιχείων φωτονίων και θορύβου. Αυτό δείχνει ότι οι εικόνες MBIR έχουν σημαντική μείωση στον αντικειμενικό θόρυβο εικόνας σε σύγκριση με τις εικόνες ASIR [55].

Λόγω της φυσικής τάσης του αντικειμενικού θορύβου εικόνας να αυξάνεται με την ελάττωση της δόσης, η διαφορά θορύβου μεταξύ MBIR και ASIR είναι πιο εμφανής καθώς ελαττώνεται η έκθεση στη δόση. Για αυτούς τους ασθενείς, των οποίων η παρακολούθηση είναι αναγκαίο να διαρκέσει για πάντα, οι αξονικές τομογραφίες ελαττωμένης δόσης είναι μια συχνή προσέγγιση. Ο μακροσκελής χρόνος υπολογισμού που χρειάζεται για την αναδιαμόρφωση

εικόνων MBIR δύναται να μην θεωρείται σημαντικός σε εξετάσεις ρουτίνας που δεν διεξάγονται σε κατάσταση έκτακτης ανάγκης. Δεδομένου ότι οι αλγόριθμοι υπερύθρων βασίζονται στην αποθορυβοποίηση, η καλή μείωση θορύβου δεν ισοδυναμεί πάντα με την καλύτερη ποιότητα εικόνας, καθιστώντας την μια κρίσιμη παράμετρο. Η διακριτή υφή των εικόνων που δημιουργούνται από το MBIR είναι γνωστή. Γενικά, οι εικόνες MBIR είναι πολύ πιο αναγνωρίσιμες από τις εικόνες ASIR για την ίδια δόση ακτινοβολίας λόγω της «παρουσίας» των pixel καθώς μειώνεται η δόση [56]. Παρά το γεγονός ότι η διαγνωστική εμπιστοσύνη συνήθως μειώνεται καθώς μειώνεται η δόση, είναι σταθερά υψηλότερη για τις κοιλιακές εικόνες MBIR από τις αντίστοιχες εικόνες ASIR. Οι εικόνες δόσης περίπου 20% που προέρχονται από το ASIR χρησιμοποιούνται με μικρότερη σιγουριά από νεότερους χειριστές παρά από μεγαλύτερους.

Η εμπειρία των παλαιότερων χειριστών και η εξοικείωση με την ανάγνωση των εικόνων είναι τα δύο στοιχεία που βοηθούν να γίνει κατανοητή αυτή η διαφορά. Οι τροποποιήσεις στην υφή της εικόνας έχουν μικρότερο αντίκτυπο σε όργανα με τυπικό θόρυβο, όπως οι πνεύμονες. Ωστόσο ως προς τους πνεύμονες, η φυσική αντίθεση και η χαμηλή εξασθένηση του πνευμονικού παρεγχύματος προσφέρουν σημαντική μείωση της δόσης και ανοχή στον θόρυβο της εικόνας [57].

Ανεξάρτητα από την τεχνική IR, κλινικές απεικονίσεις με ενσωματωμένες ανωμαλίες υψηλής αντίθεσης, όπως οι πέτρες στα νεφρά, παρέχουν υψηλότερη ελάττωση της δόσης δίχως να θυσιάζεται η ποιότητα της εικόνας από εργασίες χαμηλής αντίθεσης. Οι θωρακικές δομές υψηλής αντίθεσης και οι κοιλιακές δομές υψηλής αντίθεσης (επινεφρίδια) σε ποσοστό 50% δεν δείχνουν σημαντικές διαφοροποιήσεις μεταξύ MBIR και ASIR όσον αφορά την ποιότητα της εικόνας. Ωστόσο, όπως καταδεικνύεται από τον Fontarenskyet, το τελευταίο μπορεί να αξιολογηθεί σημαντικά πιο αποτελεσματικά σε εικόνες MBIR δόσης 20 τοις εκατό από ό,τι σε εικόνες ASIR. Αντίθετα, ανεξάρτητα από τη δόση και την εμπειρία, οι δομές χαμηλής αντίθεσης φαίνεται να έχουν υποκειμενική ποιότητα εικόνας που είναι αισθητά υψηλότερη στις εικόνες MBIR από ό,τι στις αντίστοιχες εικόνες ASIR. Πρόσφατες δημοσιεύσεις υποδεικνύουν ότι οι επαναληπτικοί αλγόριθμοι αναδόμησης και οι ρυθμίσεις δόσης μπορούν να επηρεάσουν τα ποσοτικά χαρακτηριστικά των εικόνων από πέτρες στα νεφρά, ηπατικές βλάβες και οζίδια στους πνεύμονες. Ο επιβλαβής όγκος μπορεί να υπολογιστεί διαφορετικά σε εικόνες MBIR μειωμένης δόσης λόγω της μη γραμμικής φύσης των ειδικών για τη διαδικασία εικόνων

σε σύγκριση με τις πλήρως ανακατασκευασμένες εικόνες δόσης CT. Ως αποτέλεσμα, όταν εκτελείτε εξετάσεις MBIR CT σε μειωμένη δόση, πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή κατά τη μέτρηση μεγεθών. Η τελευταία παράμετρος, ωστόσο, μπορεί να μην αποτελεί σημαντικό πρόβλημα για αξονικές τομογραφίες παρακολούθησης ρουτίνας, όπου οι ίδιες τεχνικές παράμετροι εφαρμόζονται διαδοχικά και με συνέπεια. Σε σύγκριση με ASIR χαμηλής δόσης ή ASIR τυπικής δόσης, οι εικόνες MBIR χαμηλής δόσης του πνευμονικού παρεγχύματος φαίνεται να παρουσιάζουν αισθητά λιγότερα ψευδώς θετικά αποτελέσματα. Όταν οι Neroladakiet et al. Συγκρίνοντας τον αλγόριθμο MBIR με τον αλγόριθμο FBP, ανακάλυψαν μείωση θορύβου εικόνας κατά 79% [58].

Πίνακας 4-2 : Σύγκριση Αλγορίθμων

Όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα, σε σύγκριση με τις μεθόδους ASIR και FBP, η μέθοδος MBIR επιτυγχάνει καλύτερη μείωση θορύβου. Αν και ο αλγόριθμος IR μειώνει το μέγεθος σε σύγκριση με τη μέθοδο FBP, η ποιότητα της εικόνας βελτιώνεται μόνο όταν ελλατώνεται ο θόρυβος. Επιπλέον, ο αλγόριθμος TRUEEFIDELITY, που βρέθηκε σε μια μελέτη που πραγματοποιήθηκε το 2021 για τον προσυμπτωματικό έλεγχο μαστού, είναι κατάλληλος επειδή χρησιμοποιεί χαμηλότερο όριο σε σύγκριση με τις μεθόδους ASIR-V και FBP, παρέχει καλύτερη ποιότητα εικόνας και μείωση θορύβου.

Κεφάλαιο 3 Παρουσίαση Αλγορίθμων

ΕΡΕΥΝΑ/ΜΕΘΟΔΟΣ	ΕΙΔΟΣ ΕΞΕΤΑΣΗΣ	ΔΟΣΗ	ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ	ΘΟΡΥΒΟΣ
Hae Jim Kim et. al 2016/ MBIR	CT ΘΩΡΑΚΟΣ (ΠΑΙΔΙΑΤΡΙΚΗ)	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR
L. O' Hara/ S.J.Foley et. al, 2016/ IR	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ/ ΚΟΙΛΙΑΣ/ ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΜΙΚΡΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP
Esmael Enjilela et. al. 2017/ FBP & CS	CT ΜΥΟΚΑΡΔΙΟΥ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ (33%) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ (ΜΙΚΡΕΣ ΔΙΑΦΟΡΕΣ) ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP	ΑΥΞΗΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ FBP
Bastien Pauchard et. al. 2017/ MBIR	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ΚΟΙΛΙΑΣ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ (ΕΙΔΙΚΑ ΓΙΑ ΠΟΛΥ ΧΑΜΗΛΗ ΔΟΣΗ)ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR
. Moloney et. al. 2018/ MBIR	CT ΘΩΡΑΚΟΣ/ΚΟΙΛΙΑΣ/ΠΥΕΛΟΥ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ASIR ΚΑΙ FBP
Anais Viry et. al. 2018/ IR	CT ΚΟΙΛΙΑΣ	ΣΤΟ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΟ ΕΙΔΟΣ ΑΞΟΝΙΚΗΣ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ ΥΠΑΡΧΟΥΝ ΠΕΡΙΟΡΙΣΜΕΝΕΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΕΣ ΕΠΙΤΕΥΞΗΣ ΚΑΛΥΤΕΡΗΣ ΧΑΜΗΛΗΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΙΜΟΤΗΤΑΣ,ΠΡΟΤΑΣΗ ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΗ ΔΟΣΗ ΑΝΑΛΟΓΑ ΤΟ ΜΕΓΕΘΟΣ ΤΟΥ ΑΣΘΕΝΟΥΣ		
K. Ye et. al. 2020/ ULDC T ASIR	CT ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT	ΧΕΙΡΟΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ LDCT
T. Kaga et. al. 2020/DLIR	CT ΚΟΙΛΙΑΣ	ΑΥΞΗΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ASIR	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ 40% ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ASIR	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΟ 40% ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟ ASIR
Caro Franck et. al. 2021/ True Fidelity	CT ΘΩΡΑΚΟΣ	ΜΕΙΩΜΕΝΗ ΔΟΣΗ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V	ΚΑΛΥΤΕΡΗ ΠΟΙΟΤΗΤΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V	ΜΕΙΩΜΕΝΟΣ ΘΟΡΥΒΟΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ FBP & ASIR-V

3.7 Μέθοδοι / Αλγόριθμοι Ερμηνευσιμότητας

Η ερμηνευσιμότητα του μοντέλου αναφέρεται στην ικανότητα ενός σύνθετου μοντέλου να είναι σφαιρικά ερμηνεύσιμο, έτσι ώστε οι άνθρωποι να μπορούν εύκολα να κατανοήσουν το σκεπτικό πίσω από τις προβλέψεις του μοντέλου. Οι μέθοδοι ερμηνείας των μοντέλων μηχανικής μάθησης είναι απαραίτητες για να πραγματοποιούνται πιο ακριβείς προβλέψεις του μοντέλου ή των μοντέλων [49].

Ένας από τους στόχους της ερμηνευσιμότητας του μοντέλου είναι να εξηγήσει ποιες είναι οι μεταβλητές που χρησιμοποιεί ένας αλγόριθμος για να λάβει μια απόφαση. Για αυτό το πρόβλημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια τεχνική που ονομάζεται Σημασία Εισαγωγής. Ο στόχος

είναι απλός: να μετρηθεί το σφάλμα πρόβλεψης ενός μοντέλου πριν και μετά τη μετάθεση των τιμών κάθε μεταβλητής. Με αυτόν τον τρόπο, μπορεί να υπολογισθεί ποιες είναι οι μεταβλητές που έχουν τη μεγαλύτερη επιρροή στις προβλέψεις που γίνονται από το μοντέλο. Το ζήτημα με τη συγκεκριμένη κατεύθυνση είναι ότι δεν υπάρχει εξάρτηση μεταξύ των μεταβλητών.

Μια παρόμοια μέθοδος είναι αυτή των τμημάτων μερικής εξάρτησης. Αυτή η μέθοδος επεξήγησης συνίσταται στην επιλογή μιας σειράς τιμών για την αξιολόγηση της συμπεριφοράς μιας συγκεκριμένης μεταβλητής στο σύνολο δεδομένων. Ο τρόπος για τον υπολογισμό αυτής της μέτρησης επεξηγηματικότητας είναι ορίζοντας την επιλεγμένη μεταβλητή, για όλες τις περιπτώσεις του συνόλου, σε κάθε τιμή μιας λίστας που έχει αποφασιστεί προηγουμένως και υπολογίζοντας τη διαφορά σφάλματος που λαμβάνει με την καθεμία. Με το μοντέλο Partial Dependence Plots μετράται η σημασία των διαφορετικών τιμών μιας μεταβλητής για τις προβλέψεις του αλγορίθμου. Σε αυτή τη μέθοδο μπορεί να υποθεί επίσης ότι δεν υπάρχει εξάρτηση μεταξύ των μεταβλητών [50].

Ωστόσο, στις περισσότερες περιπτώσεις θα χρειαστεί να χρησιμοποιηθούν πιο σύνθετοι αλγόριθμοι που δεν είναι τόσο διαφανείς ως προς τους λόγους για τους οποίους έχει καταλήξει σε ένα συγκεκριμένο συμπέρασμα. Αυτοί οι αλγόριθμοι ονομάζονται αλγόριθμοι μαύρου κουτιού, καθώς η ερμηνευτικότητά τους είναι πρακτικά μηδενική [51]. Η ανάγκη χρήσης ερμηνεύσιμων μοντέλων μπορεί να σημαίνει απώλεια ευελιξίας κατά την επίλυση προβλημάτων μηχανικής μάθησης. Επομένως, για την επεξήγηση των μοντέλων μαύρου κουτιού, προκύπτουν οι λεγόμενες μέθοδοι αγνωστικιστικής επεξήγησης [49,52].

Ορισμένα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης είναι ερμηνεύσιμα από μόνα τους. Απλά μοντέλα όπως παλινδρομήσεις, που από μόνες τους προσφέρουν τη σημασία κάθε μεταβλητής στις αποφάσεις που λαμβάνονται, ή δέντρα αποφάσεων, που από την ίδια τους τη δομή υποδεικνύουν τη διαδρομή των αποφάσεων για τις διάφορες μεταβλητές που οδηγούν στην πρόβλεψη ή την απόφαση [53]. Όταν γίνεται αναφορά στην επεξηγησιμότητα (explainability) στόχος είναι η κατανόηση πώς οι αλγόριθμοι συλλογίζονται, πώς με κάποιο τρόπο λαμβάνουν τις αποφάσεις τους ή καταλήγουν στα συμπεράσματά τους. Όταν γίνεται αναφορά σε αυτή την ικανότητα, και παρόλο που ο πιο γνωστός όρος είναι η επεξήγηση, ο όρος ερμηνευσιμότητα (interpretability) χρησιμοποιείται επίσης με κάποια συχνότητα και συνήθως τείνουν να χρησιμοποιούνται ως συνώνυμα.

Η επεξηγησιμότητα χρειάζεται ερμηνευτικότητα, είναι απαραίτητη προϋπόθεση, αλλά αυτή η ερμηνευτικότητα δεν αρκεί. Προκειμένου να υπάρχει επεξήγηση, πρέπει να προστεθεί ένα

άλλο στοιχείο, το οποίο είναι η πληρότητα, που σε αυτό το πλαίσιο σημαίνει ότι η εξήγηση που λαμβάνεται είναι αρκετά βαθιά ώστε να μπορεί να ελεγχθεί και, κατά κάποιο τρόπο, «να υπερασπίζεται» τις ενέργειές της και να δώσει απαντήσεις σε ερωτήσεις. Σύμφωνα με αυτόν τον τρόπο συλλογισμού, η εξηγησιμότητα γίνεται η ένωση ή το άθροισμα της ερμηνευσιμότητας και της πληρότητας. Ίσως αυτή η εννοιολογική διάκριση να είναι «κόψιμο μαλλιών». Ίσως, κατά βάθος, σε έναν τομέα τόσο εξειδικευμένο όσο αυτός της επεξηγηματικότητας της τεχνητής νοημοσύνης, οι επαγγελματίες της δεν τρέφουν πάρα πολλές αμφιβολίες ή εννοιολογικά κενά σχετικά με το τι πραγματικά προσπαθούν να επιτύχουν, αλλά, για κάθε ενδεχόμενο, και αν προσθέσει κάτι χρήσιμο, εκεί έγκειται η διάκριση [51].

3.8 Εκτίμηση Απόδοσης – Υποβοηθητικές Μέθοδοι

Κατά την εκπαίδευση ενός μοντέλου μηχανικής εκμάθησης από ένα σετ εκπαίδευσης, ενδέχεται να παρουσιαστούν τα λεγόμενα σφάλματα εκπαίδευσης. Οι συνιστώσες οι οποίες ορίζουν την αποτελεσματικότητα ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης είναι η δεξιότητά του να κάνει: α) το σφάλμα εκπαίδευσης θα είναι μικρό και β) η διαφορά μεταξύ λάθους εκπαίδευσης και δοκιμών είναι μικρή. Αυτοί οι δύο παράγοντες αντιστοιχούν σε μια κεντρική πρόκληση της μηχανικής μάθησης: την υπερπροσαρμογή. Η υπερπροσαρμογή συμβαίνει όταν η απόκλιση ανάμεσα στο σφάλμα εκπαίδευσης και στο σφάλμα δοκιμής είναι πολύ μεγάλη. Η μέτρηση της απόδοσης είναι απαραίτητη καθώς θα επιτρέψει τη σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων κάθε αλγόριθμου και την εκτίμηση του σφάλματος. Τέλος, τόσο η ακρίβεια όσο και το ποσοστό σφάλματος δύναται να μεταχειριστούν για την σύγκριση σχετικής απόδοσης ξεχωριστών μεταξύ τους κατηγοριοποιητών στο ίδιο πεδίο.

Κεφάλαιο 4: Μελέτη Περιπτώσεων

4.1 Κριτήρια απόδοσης και αξιολόγησης μοντέλου μηχανικής μάθησης

Η προετοιμασία των δεδομένων και η ανάπτυξη ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης είναι ένα βασικό βήμα στη διαδικασία της, είναι εξίσου σημαντικό να αξιολογηθεί η επίδοση αυτού του μοντέλου. Το πόσο καλά το μοντέλο αναφέρεται σε άορατα δεδομένα είναι αυτό που ορίζει τα προσαρμοστικά έναντι των μη προσαρμοστικών μοντέλων μηχανικής μάθησης. Χρησιμοποιώντας διαφορετικά κριτήρια για την αξιολόγηση της απόδοσης, θα μπορεί να βελτιωθεί η συνολική προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου πριν αυτό τρέξει για παραγωγή σε προηγούμενα προς χρήση δεδομένα [48].

Εάν δεν πραγματοποιηθεί κατάλληλη αξιολόγηση του μοντέλου μηχανικής μάθησης με τη χρήση διαφορετικών μετρικών και χρησιμοποιηθεί μόνο η ακρίβεια, μπορεί να προκύψει πρόβλημα όταν το αντίστοιχο μοντέλο αναπτυχθεί σε αθέατα δεδομένα.

- Πίνακας Σύγχυσης: Ο πίνακας σύγχυσης είναι ένας πίνακας αναπαράστασης των αποτελεσμάτων πρόβλεψης οποιασδήποτε δυαδικής δοκιμής που χρησιμοποιείται συχνά για να περιγράψει την απόδοση του μοντέλου ταξινόμησης (ο "ταξινομητής"). Ο πίνακας σύγχυσης είναι σχετικά απλός στην κατανόηση, αλλά η σχετική ορολογία μπορεί να προκαλέσει σύγχυση.

		PREDICTED classification					
		Classes	a	b	c	d	Total
ACTUAL classification	a	6	0	1	2	9	
	b	3	9	1	1	14	
	c	1	0	10	2	13	
	d	1	2	1	12	16	
Total		11	11	13	17	52	

Εικόνα 4-9: Παράδειγμα πίνακα ασάφειας για ομαδοποίηση πολλαπλών κλάσεων

[48]

Θετική Προβλεπτική Ικανότητα (Positive Predictive Value) και Ανάκληση (Recall)

Οι ιατροί χρησιμοποιούν διαγνωστικές εξετάσεις για να μειώσουν την αβεβαιότητα σχετικά με την παρουσία μιας νόσου. Οι δοκιμές χαρακτηρίζονται από έννοιες όπως η ευαισθησία, η ειδικότητα, η πιθανότητα, η θετική ή αρνητική προβλεπτική ικανότητα, ο αντίκτυπος ενός αποτελέσματος διαγνωστικής δοκιμής στην ανίχνευση μιας νόσου μπορεί να υπολογιστεί με το θεώρημα του Bayes, το οποίο συνδυάζει πληροφορίες για προηγούμενες πιθανότητες με τα αποτελέσματα της δοκιμής.

Ειδικότερα, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι μια υψηλή συνολική βαθμολογία ακρίβειας δεν σημαίνει ότι το μοντέλο θα έχει τέλεια απόδοση. Για παράδειγμα, τι γίνεται αν μια εταιρεία έχει ποσοστό μετατροπής μόνο 10 τοις εκατό; Σε αυτήν την περίπτωση, το μοντέλο θα μπορούσε να είναι 90 τοις εκατό ακριβές αν απλώς υποθέσει ότι δεν θα μετατραπούν ποτέ οι υποψήφιοι πελάτες. Εδώ μπαίνουν στο παιχνίδι οι μετρήσεις F1, η ανάκληση (πληρότητα) και η ακρίβεια (ακρίβεια), που βοηθούν στον προσδιορισμό της ισορροπίας μεταξύ των πλεονεκτημάτων και των μειονεκτημάτων του μοντέλου. Εάν το μοντέλο υποθέσει ότι το 100 τοις εκατό των απαγωγών δεν θα μετατρεπόταν, το F1 θα ήταν 0. Θετική προβλεπτική ικανότητα (PPV) είναι η πιθανότητα ότι μια παρατήρηση με θετικό προγνωστικό αποτέλεσμα έχει πράγματι θετικό αποτέλεσμα. Υπολογίζεται ως εξής: θετική προβλεπτική ικανότητα = αληθινά θετικά / (αληθινά θετικά + ψευδώς θετικά)

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

Το πρώτο σημείο (πιθανότητα P+ εάν T+) αντιστοιχεί στη θετική προγνωστική τιμή (PPV), η οποία προκύπτει από το πηλίκο του T+ στο P+ (VP) επί του συνόλου του T+ (TP+FP):

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Το δεύτερο σημείο (πιθανότητα P- αν T-) αντιστοιχεί στην αρνητική προγνωστική τιμή, η οποία προκύπτει από το πηλίκο του T- σε P- (FN) επί του συνολικού T- (TP+FN). Λανθασμένα αρνητικά (FN - ψευδώς αρνητικά): στην πραγματικότητα αληθείς τιμές που εσφαλμένα είχαν προβλεφθεί ως ψευδείς. Κάτω από τους αριθμούς σε κάθε τεταρτημόριο βρίσκονται τα ποσοστά για τις μετρήσεις ανάκλησης (TP), πτώσης (FN), ποσοστού απώλειας (FN) και ειδικότητας (TN). Ένα ψευδώς αρνητικό είναι όταν το τεστ λέει ότι ο ασθενής είναι υγιής, αλλά ο ασθενής είναι στην πραγματικότητα άρρωστο [48].

Όσον αφορά τα προβλήματα πολλαπλών κλάσεων είναι τα ακόλουθα:

Ακρίβεια: Η ακρίβεια (Accuracy) είναι η απλούστερη μέτρηση, αντιπροσωπεύει τον αριθμό των σωστών προβλέψεων του μοντέλου. Εξαιρετική μέτρηση για χρήση όταν τα δεδομένα είναι ισορροπημένα, θα δώσει μια επισκόπηση του πόσο καλά το μοντέλο εντοπίζει σωστά τις κλάσεις ενώ ορίζεται ως:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Η ακρίβεια, γνωστή και ως θετική προγνωστική τιμή (PPV), είναι η μέτρηση η οποία αποδίδει γνώσεις σχετικά με το μέγεθος των παρατηρήσεων, οι οποίες ταξινομούνται ως θετικές (1) που είναι πραγματικά θετικές (True Negative – TN). Δηλαδή, μεταξύ όλων των παρατηρήσεων που προσδιορίστηκαν ως θετικές (1), πόσες εντοπίστηκαν σωστά. Για παράδειγμα: μεταξύ των ασθενών που ταξινομήθηκαν ως άρρωστοι, πόσοι εντοπίστηκαν σωστά. Η ανάκληση ή η ευαισθησία είναι η αναλογία των αληθινών θετικών μεταξύ όλων των παρατηρήσεων που είναι πραγματικά θετικές στο σύνολο δεδομένων σας. Δηλαδή, ανάμεσα σε όλες τις παρατηρήσεις που είναι θετικές, πόσες το μοντέλο μπόρεσε να αναγνωρίσει ως θετικές. Αντιπροσωπεύει την ικανότητα ενός μοντέλου να προβλέπει τη θετική τάξη. Για παράδειγμα: από όλους τους ασθενείς, πόσους ασθενείς μπόρεσε να αναγνωρίσει σωστά το μοντέλο [48].

Ισορροπημένη Ακρίβεια (Balanced Accuracy): Η ισορροπημένη ακρίβεια είναι μια καλή μέτρηση όταν υπάρχει ένα ισορροπημένο σύνολο δεδομένων, δηλαδή όταν ο αριθμός των ετικετών σε κάθε κλάση είναι παρόμοιος Υπολογίζεται επίσης από τον πίνακα σύγχυσης και ορίζεται ως:

$$Balanced Accuracy = \frac{\frac{TP}{Total_{row1}} + \frac{TN}{Total_{row2}} + \dots + \frac{TN}{Total_{rowN}}}{N}$$

Η ισορροπημένη ακρίβεια είναι ο αριθμητικός μέσος όρος της πληρότητας για κάθε τάξη. Η αρίθμηση F1 είναι ο χωρίς σφάλμα μέσος όρος της συνέπειας και της ολοκλήρωσης. Είναι ένα καλό ισορροπημένο μέτρο τόσο των λανθανόντων θετικών όσο και των υποτιθέμενων αρνητικών προϊόντων. Ωστόσο, δεν λαμβάνει υπόψη τα πραγματικά αρνητικά. Η ακρίβεια του συστήματος εντός μιας κλάσης είναι το ποσοστό των εγγράφων που πραγματικά ανήκουν σε αυτή την κλάση σε σχέση με όλα τα έγγραφα που το σύστημα έχει αντιστοιχίσει σε αυτή την κλάση. Η πληρότητα

του συστήματος είναι το ποσοστό των εγγράφων που ανήκουν στην κλάση που βρήκε ο ταξινομητής σε σχέση με όλα τα έγγραφα αυτής της κλάσης στο δείγμα δοκιμής.

Σκορ F1: Το σκορ F1 λαμβάνει εν γνώσει τον τρόπο κατά τον οποίο διανέμονται τα δεδομένα. Για παράδειγμα, εάν τα δεδομένα είναι ιδιαίτερα μη ισορροπημένα (π.χ. το 90% όλων των παικτών δεν επιλέγονται στο σχέδιο, αλλά το 10% επιλέγεται), τότε η βαθμολογία F1 θα παρέχει μια καλύτερη εκτίμηση της απόδοσης του. Το σκορ F1 είναι ο αρμονικός μέσος όρος μεταξύ ακρίβειας και ανάκλασης. Τείνει στο μηδέν εάν η ακρίβεια ή η ανάκλαση τείνει στο μηδέν:

$$F1\ Score = \left(\frac{2}{ppv^{-1} + recall^{-1}} \right) = 2 \cdot \left(\frac{ppv \cdot recall}{ppv + recall} \right)$$

Είναι σαφές ότι όσο μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια και η πληρότητα, τόσο το καλύτερο. Όμως στην πραγματική ζωή η μέγιστη αποτελεσματικότητα και πληρότητα δεν είναι εφικτές ταυτόχρονα και πρέπει να αναζητηθεί κάποια ισορροπία. Επομένως, στόχος είναι να υπάρχει κάποια μετρική που θα συνδυάζει πληροφορίες σχετικά με την ακρίβεια και την ακεραιότητα του αλγορίθμου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, θα είναι πιο εύκολο να αποφασιστεί ποια υλοποίηση θα ξεκινήσει στην παραγωγή. Το F- είναι ακριβώς μια τέτοια μετρική. Το F1 είναι ένας καλός υποψήφιος για μια τυπική μετρική αξιολόγησης της ποιότητας των ταξινομητών. Ανάγεται σε έναν αριθμό δύο άλλων θεμελιωδών μετρικών: ακρίβεια και πληρότητα. Έχοντας έναν τέτοιο μηχανισμό αξιολόγησης διευκολύνει πολύ να αποφασιστεί αν οι αλλαγές στον αλγόριθμο είναι προς το καλύτερο ή όχι.

Macro F1 σκορ & Σταθμισμένο macro F1 σκορ: Micro-F1 πρόσημο ίσης-μικρής ακρίβειας πρόσημο ίσης-μικρής ανάκλησης. Επιπλέον, είναι επίσης μια γενική ακρίβεια ταξινομητή: το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων δειγμάτων επί όλων των δειγμάτων, Συνοψίζοντας, τα ακόλουθα ισχύουν πάντα για την περίπτωση micro-F1:

micro-F1 πρόσημο equal-micro-accuracy πρόσημο equal-micro-recall = ακρίβεια

Αν και τα αποτελέσματα της F1 είναι χρήσιμα για γρήγορες συγκρίσεις υψηλού επιπέδου, θα πρέπει γενικά να χρησιμοποιούνται με προσοχή επειδή δίνουν ίσο βάρος στην ακρίβεια και στην ανάκληση. Ένας παράγοντας στο ζήτημα πρέπει να είναι το σχετικό βάρος που δίνεται στην ανάκληση και την ακρίβεια. Ο καλύτερος ταξινομητής για το συγκεκριμένο πρόβλημα που προσπαθείτε να λύσετε θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη το γεγονός ότι η ταξινόμηση ενός άρρωστου ως υγιούς διαφέρει από την ταξινόμηση ενός υγιούς ατόμου ως

άρρωστου. Στην περίπτωση των δυαδικών ταξινομητών, αυτό είναι ακριβές και το ζήτημα επιδεινώνεται όταν υπολογίζονται βαθμολογίες F1 πολλών κατηγοριών, όπως μακροσκοπικές, σταθμισμένες ή μικροσκοπικές βαθμολογίες F1. Διαφορετικά σφάλματα πρόβλεψης έχουν διαφορετική σημασία όταν υπάρχουν πολλές κλάσεις. Μια διαφορετική τιμή για την πρόβλεψη του X ως Y από την πρόβλεψη του Z ως W, και ούτω καθεξής, είναι πιθανώς αναμενόμενη [48].

Βαθμολογία Micro F1: Η μέτρηση micro F1 θεωρεί απαραίτητη την εκτίμηση της μικρο-ανάκλησης και της μικροθετικής ικανότητας πρόβλεψης, ενώ συνοψίζει συνολικά τα στοιχεία TP, FN και FP. Η βαθμολογία "Micro F1" και η μέτρηση ακριβείας είναι ισοδύναμες επειδή η μικροανάκληση εκδηλώνεται ως μικροθετική προγνωστική ικανότητα.

4.2 Αξιολόγηση Μοντέλων

Μετά τη δημιουργία των μοντέλων και την εκπαίδευσή τους σε δεδομένα εκπαίδευσης, πρέπει να κριθούν όλοι οι προαναφερθέντες αλγόριθμοι. Ο αλγόριθμος MM με την καλύτερη απόδοση επιλέγεται με βάση τα δείγματα δεδομένων αφού οι αλγόριθμοι MM έχουν αξιολογηθεί χρησιμοποιώντας ένα εύρος μετρήσεων.

4.2.1 Πίνακας Σύγχυσης

Ο πίνακας σύγχυσης είναι ένα σημαντικότερο εργαλείο για την απόδειξη του πόσο καλό είναι ένα μοντέλο μέτρησης που βασίζεται στη μηχανική μάθηση. Συγκεκριμένα, χρησιμεύει για να δείχνει ρητά πότε μια κλάση συγχέεται με μια άλλη, κάτι που επιτρέπει να μετράμε ξεχωριστά με διαφορετικούς τύπους σφαλμάτων. Οι συγκεκριμένες αυτές μετρήσεις εισάγονται σε έναν πίνακα γνωστό ως "μήτρα σύγχυσης". (Confusion Matrix n.d.)

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

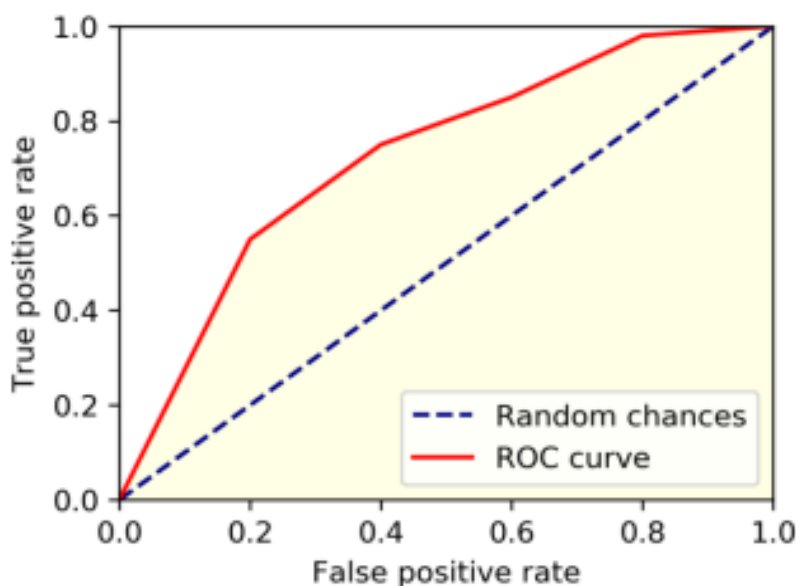
Εικόνα 4-10: Πίνακας Σύγχυσης [42]

Ας υποθεθεί ότι υπάρχει ένα ιατρικό τεστ που επαληθεύει την παρουσία ή την απουσία μιας ασθένειας- σε αυτή την περίπτωση, αν έγινε η χρήση ενός αλγόριθμου μηχανικής μάθησης που βασίζεται στην ταξινόμηση (σε αυτή την περίπτωση με κατηγορικές μεταβλητές, και για την οποία ενδεχομένως να χρησιμοποιηθεί αλγόριθμος δέντρου αποφάσεων). Εν πάση περιπτώσει, στην πραγματική ζωή, υπάρχουν δύο πιθανές αλήθειες: αυτό που εξετάζεται είναι αληθινό ή όχι. Το άτομο είτε είναι άρρωστο είτε δεν είναι- η εικόνα είναι σκύλος είτε δεν είναι.

Εξαιτίας αυτού, υπάρχουν επίσης δύο πιθανά αποτελέσματα του τεστ: ένα θετικό αποτέλεσμα του τεστ (TP-True Positive), (το τεστ προβλέπει ότι το άτομο είναι άρρωστο ή όντως αρνητικό ((TN-True Negative)(στο άλλο παράδειγμα η εικόνα είναι σκύλος, ή όχι), εάν η υπόθεση δεν συνάδει, τότε έχει γίνει λανθασμένη κατηγοριοποίηση, τουτέστιν λανθασμένη πρόβλεψη όντως θετικό (FP-False Positive) και λάθος πρόβλεψη όντως αρνητικό (FN-False Negative). Αυτές οι 4 επιλογές συνοψίζονται στον προαναφερόμενο πίνακα, επειδή προκύπτουν δύο πιθανές αληθείς τιμές και δύο πιθανές τιμές πρόβλεψης. Αυτός ο πίνακας σύγχυσης είναι απλώς ένας πίνακας που επιτρέπει στην κατανόηση του πόσο "μπερδεμένο" είναι το μοντέλο τη στιγμή της ταξινόμησης, δείχνοντάς τόσο τις επιτυχίες όσο και τις αποτυχίες που πραγματοποιήθηκαν για κάθε μία από τις 4 κατηγορίες. Επομένως, το Confusion Matrix συμβάλλει στη σύγκριση της απόδοσης διαφορετικών μοντέλων Machine Learning και καθορίζει ποιο είναι το καταλληλότερο για την εφαρμογή που αναπτύχθηκε.

4.2.2 Καμπύλες ROC

Καμπύλη ROC (λειτουργικό χαρακτηριστικό δέκτη) επιδεικνύει την απόδοση μεταξύ διαφορετικών ορίων πιθανότητας για την πρόβλεψη ενός μοντέλου ταξινόμησης, μεταξύ αληθινών θετικών (TP) και ψευδώς θετικών ποσοστών (FP) διαγνωστικής δοκιμασίας. Η προεπιλογή για τα μοντέλα πιθανοτήτων είναι η διαίρεση του 0,5 ή του 50% για τον ορισμό μιας κλάσης, εάν το αποτέλεσμα της κλάσης παρουσιάζει τιμή χαμηλότερη από το όριο (0,0 έως 0,49), το αποτέλεσμα (δυαδικό) θα είναι 0, διαφορετικά, εάν είναι μεγαλύτερο από το όριο (0,5 έως 1) το αποτέλεσμα θα είναι 1. Ωστόσο, αυτή η τιμή κατωφλίου ή επίσης γνωστή ως κατώφλι μπορεί να προσαρμοστεί, σύμφωνα με την επιθυμητή συμπεριφορά για τις προβλέψεις. Αυτή η επιθυμητή συμπεριφορά έχει να κάνει με δύο τύπους σφαλμάτων, τα οποία μπορεί να προκύψουν FN, TN.



Εικόνα 4-11: ROC Καμπύλη [42]

Μια καλύτερη πρόβλεψη φαίνεται από την πορτοκαλί γραμμή πάνω από τη διαγώνια διαχωριστική γραμμή και η ιδανική πρόβλεψη εμφανίζεται όταν η πορτοκαλί γραμμή σχηματίζει ορθή γωνία. Ως μέτρο του διαχωρισμού μεταξύ των κατανομών, η περιοχή κάτω από την καμπύλη (AUC) υπολογίζεται μη παραμετρικά χρησιμοποιώντας τα εκτιμώμενα σημεία TP και FP και τον τραπεζοειδές κανόνα. Όταν οι δύο κατανομές είναι πανομοιότυπες, η ελάχιστη τιμή που μπορεί να δεχθεί είναι 0,5 και όταν δεν είναι, η μέγιστη τιμή είναι 1.

4.2.3 F1 SCORE

Είναι συχνά εξυπηρετικό να συγχωνεύονται η ακρίβεια και η ανάκληση σε μια ενιαία μετρική που ονομάζεται F1 score. Όπως έχει ειπωθεί η βαθμολογία F1 αποτελεί ένας αρμονικός μέσος όρος, δηλαδή το αντίστροφο του αριθμητικού μέσου όρου των αντίστροφων (F1 Score n.d.)

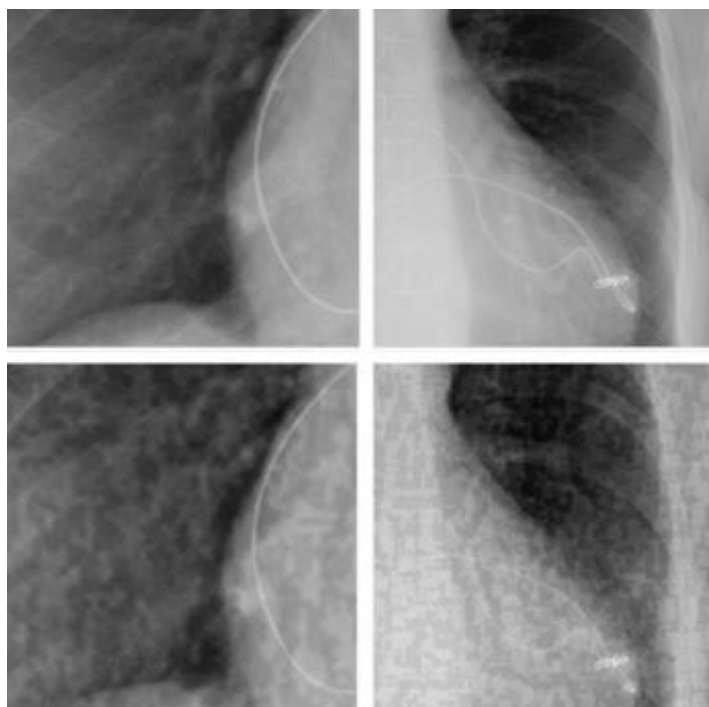


Εικόνα 4-12: F1 Score $2 \cdot (\text{precision} \cdot \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$ [42]

Κεφάλαιο 5: Ηθικά Ζητήματα και Τεχνητή Νοημοσύνη

5.1. Διαχείριση Προσωπικών Δεδομένων

Οποιοσδήποτε λεπτομέρειες σχετικά με την ταυτότητα ενός ατόμου, όπως όνομα, διεύθυνση, αριθμός ταυτότητας ή διαβατηρίου, ηλικία κ.λπ. αφορούν τα προσωπικά δεδομένα περιλαμβάνουν, και. Ως υποκείμενο των δεδομένων αναφέρεται το όντως πρόσωπο (η ταυτότητα από το οποίο μπορεί να διασταυρωθεί είτε έμμεσα είτε άμεσα) με το οποίο σχετίζονται τα δεδομένα. Τα ιατρικά στοιχεία, όπως οι ακτινολογικές εικόνες θεωρούνται δεδομένα τόσο δημόσιου όσο και ιδιωτικού προσωπικού χαρακτήρα, των ασθενών (για παράδειγμα, όνομα). Εξαιτίας αυτού, απαιτείται να καταβάλλεται ύψιστη προσοχή κατά τη προσκόμιση και χρήση ιατρικών εικόνων [59].



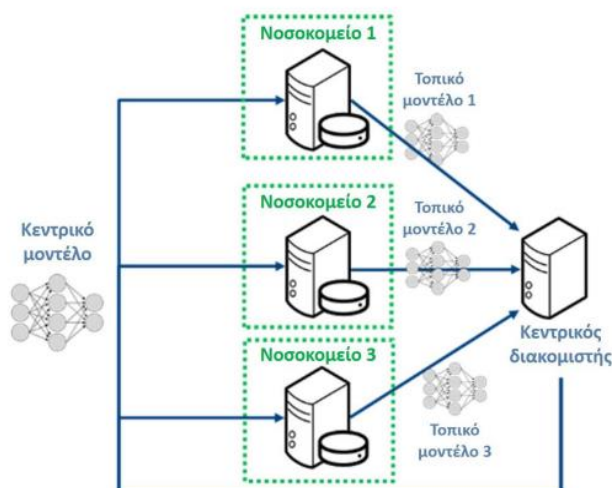
Εικόνα 5-13: Πραγματική ακτινογραφία και ακτινογραφία με τη μέθοδο ταχείας διαβάθμισης [59]

Η εικόνα 5-1 δείχνει μια πραγματική ακτινογραφία (επάνω) και μια ακτινογραφία που δημιουργήθηκε (κάτω) που παρήχθησαν ως αποτέλεσμα μιας επίθεσης μεθόδου ταχείας διαβάθμισης.[59]

Η προσθήκη θορύβου μπορεί να παραμορφώσει τα ιατρικά δεδομένα, γεγονός που μπορεί να υποβαθμίσει την απόδοση των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης και να οδηγήσει σε ανακριβή αποτελέσματα [60]. Ως αποτέλεσμα αυτών των κινδύνων, οι ευρωπαϊκές ρυθμιστικές αρχές επέλεξαν να επικαιροποιήσουν τους νόμους περί προστασίας δεδομένων και ασφάλειας στον κυβερνοχώρο. Ο Γενικός Κανονισμός για την Προστασία Δεδομένων (GDPR), που τέθηκε σε χρήση από το 2018, αντικατέστησε το προαναφερόμενο πλαίσιο. Με βάση τον GDPR, όλη η επεξεργασία και χρήση δεδομένων ασθενών πρέπει να είναι εθελοντική και να γίνεται μόνο με τη συγκατάθεση του ασθενούς. Ο GDPR χαρακτηρίζεται ως το καλύτερο εργαλείο για τη διαχείριση της τεχνητής νοημοσύνης (δυναμική αποκατάσταση για σωματική ή ηθική βλάβη) επειδή έχει διευρυνμένο πλαίσιο που υιοθετείται και προστατεύει τα δικαιώματα των υποκειμένων των δεδομένων (όπως αυτά που αναφέρονται παραπάνω). Το απόρρητο των ασθενών και τα ηλεκτρονικά αρχεία υγείας προστατεύονται στις ΗΠΑ από τον Νόμο Φορητότητας και Λογοδοσίας Ασφάλισης Υγείας (HIPAA).

Ωστόσο, επειδή οι κανόνες είναι λιγότερο αυστηροί από αυτούς στην Ευρώπη, είναι απαραίτητο να ληφθούν καλύτερες προφυλάξεις και να γίνουν οι απαραίτητες προσαρμογές [61]. Η προσέγγιση της ομοσπονδιακής μάθησης είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα όσον αφορά την πρόληψη κακόβουλων ηλεκτρονικών επιθέσεων. Η Google παρουσίασε την ιδέα της ομοσπονδιακής μάθησης το 2016 ως τροποποιημένη τεχνική μηχανικής μάθησης [62]. Ο στόχος της ομοσπονδιακής μάθησης είναι η ανάπτυξη ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης που βασίζεται στην κοινή χρήση δεδομένων αλλά δεν μοιράζεται τα ακατέργαστα δεδομένα, διασφαλίζοντας έτσι το απόρρητο και την ασφάλεια. Σε ένα ομόσπονδο περιβάλλον, ένας κεντρικός διακομιστής περιλαμβάνει ένα βασικό μοντέλο μηχανικής εκμάθησης, ενώ κάθε πελάτης (για παράδειγμα, ένα νοσοκομείο) διαθέτει έναν όγκο δεδομένων και ένα τοπικό μοντέλο μηχανικής εκμάθησης. Σε ένα σύνολο δεδομένων, κάθε πελάτης διατηρεί ένα μοναδικό μοντέλο μηχανικής εκμάθησης, το οποίο στη συνέχεια μοιράζεται με το κεντρικό μοντέλο για να αντικατοπτρίζει τις ενημερώσεις τοπικών μοντέλων (Εικόνα 5-2).

Εν αντιθέσει με την κλασική μηχανική εκμάθηση, η οποία χρειάζεται να στείλει το σύνολο των δεδομένων σε έναν κεντρικό διακομιστή προκειμένου να δημιουργηθεί και να εκπαιδευτεί το μοντέλο, το αποκεντρωμένο μοντέλο που υποστηρίζεται από την ομοσπονδιακή μάθηση δεν απαιτεί τη μεταφορά ακατέργαστων δεδομένων σε διακομιστή [63].



Εικόνα 5-14: Σχηματικό διάγραμμα μοντέλου μηχανικής μάθησης νοσοκομείου [59]

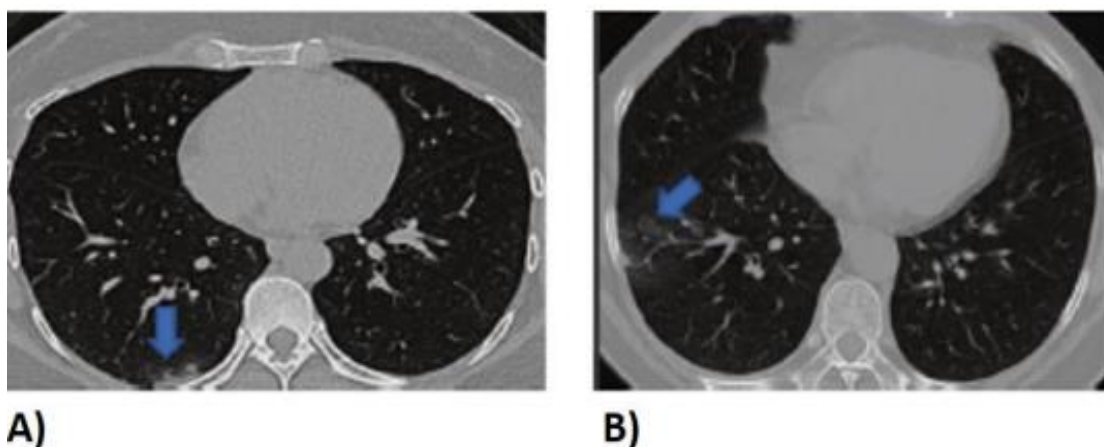
Καθένα νοσοκομείο διαθέτει το προσωπικό του τοπικό μοντέλο μηχανικής εκμάθησης και άθροισμα δεδομένων και ένας κεντρικός διακομιστής φιλοξενεί ένα μοντέλο που χρησιμοποιείται σε όλα τα νοσοκομεία. Κάθε νοσοκομείο δημιουργεί ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης από μόνο του και το εκπαιδεύει σε ένα σύνολο δεδομένων πριν κοινοποιήσει ενημερώσεις τοπικών μοντέλων με το κεντρικό μοντέλο.

5.2. Σφάλματα Συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης

Η χρήση αυτής της τεχνολογίας στην ιατρική έχει αναρίθμητα οφέλη, όπως τη βελτίωση της αποτελεσματικότητας ενός ακτινολογικού τμήματος και να βοηθήσει τους ακτινολόγους και τους τεχνολόγους ακτινολογίας στην καθημερινή κλινική τους εργασία. Επιπλέον, μπορεί να προσφέρει πολύτιμα διαγνωστικά δεδομένα που, κατά πάσα πιθανότητα, δεν είναι ορατά με «γυμνό» μάτι, επιτρέποντας τη σωστή διατύπωση των θεραπευτικών αποφάσεων [64]. Από την άλλη πλευρά, τα συστήματα ΑΙ είναι περιστασιακά επιρρεπή σε σφάλματα και δεν είναι πάντα άψογα. Οποιαδήποτε εργασία που χρησιμοποιεί αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης έχει τη δυνατότητα να κάνει λάθη.

Πιο συγκεκριμένα, η έρευνα έδειξε ότι τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να ταξινομήσουν εσφαλμένα δεδομένα και να εκτελέσουν ανακριβείς εργασίες τμηματοποίησης, κατηγοριοποίησης και ανίχνευσης. Πρώτον, όσον αφορά την εργασία κατηγοριοποίησης, σύμφωνα με μελέτες φαίνεται ότι μερικές φορές η τεχνητή νοημοσύνη οδηγεί σε λανθασμένη

κατηγοριοποίηση (Εικόνα 5-3). Ωστόσο, σε πάρα πολλές περιπτώσεις, είναι σε θέση να ταξινομήσουν αξιόπιστα μια βλάβη

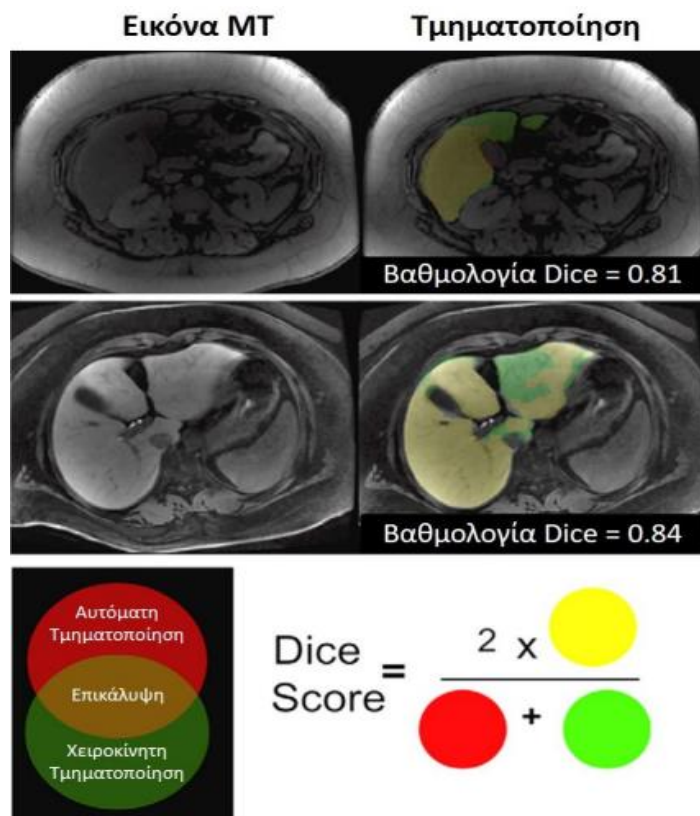


Εικόνα 5-15: Τυπικές περιπτώσεις λανθασμένης ταξινόμησης

Η εικόνα 5-3 δείχνει τυπικές περιπτώσεις λανθασμένης ταξινόμησης από συστήματα τεχνητής νοημοσύνης.[59]

A) Μια αξονική τομογραφία θώρακα ασθενούς με νόσο COVID-19, την οποία ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης κατά λάθος προσδιόρισε ως πνευμονία που προσβλήθηκε στην κοινότητα.
B) Μια αξονική τομογραφία θώρακα ασθενούς με πνευμονία της κοινότητας που ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης αναγνώρισε εσφαλμένα ως νόσο COVID-19. Οι βλάβες που υποδεικνύουν είναι τα μπλε βέλη [65]. Ο όρος «τμηματοποίηση» αναφέρεται στον χωρικό και ταξικό περιορισμό ενός οργάνου ή μιας βλάβης.

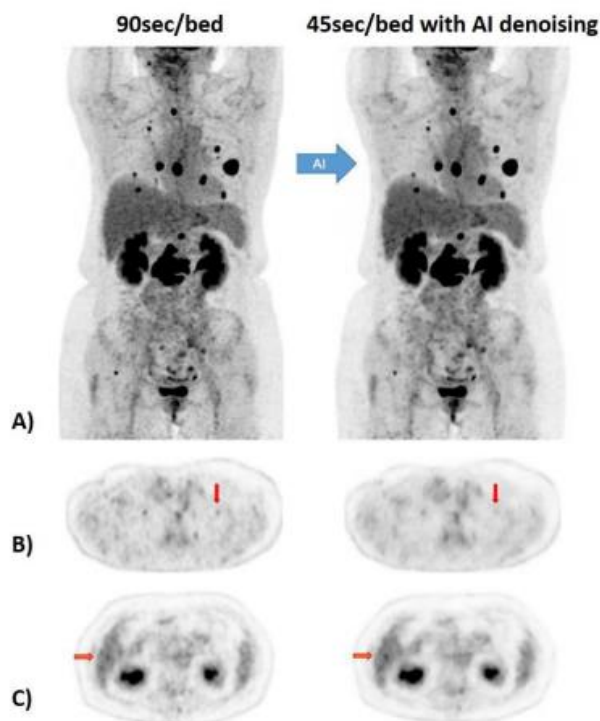
Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η κατάτμηση της ζημιάς μπορεί να πραγματοποιηθεί χειροκινήτως, αυτομάτως ή ημιαυτομάτως. Η αυτόματη τμηματοποίηση είναι απαραίτητη σε μελέτες με πολλά δεδομένα και καθίσταται δυνατή με τη χρήση αλγορίθμων Deep Learning [66]. Μελέτες έχουν αποκαλύψει σφάλματα κατάτμησης που συμβαίνουν κατά τη διάρκεια της αυτόματης διαδικασίας, επομένως ωφείλεται κάθε φορά να επαληθεύεται από τον επιστήμονα απεικόνισης (τεχνολόγο ακτινολόγο ή ακτινολόγο) για να επικαιροποιηθεί η ακρίβεια (Εικόνα 5-4) [67].



Εικόνα 5-16: Εικόνα –τμηματοποίηση [67]

Παραδείγματα αυτόματης τμηματοποίησης συνελκτικού νευρωνικού δικτύου σε εικόνες μαγνητικής τομογραφίας ήπατος φαίνονται στο Σχήμα 5-4. Οι βαθμολογίες των χαμηλών ζαριών είναι αποτέλεσμα προβλημάτων τμηματοποίησης με το μοντέλο ΑΙ και αξιοσημείωτων αποκλίσεων από τη χειροκίνητη προσέγγιση. Η τεχνητή νοημοσύνη έχει διαμορφώσει διαφορετικά τον τρόπο με τον οποίο βελτιστοποιείται η ποιότητα της ιατρικής εικόνας, οδηγώντας σε σημαντική βελτίωση της αναλογίας SNR [68].

Η αναλογία SNR θεωρείται ως ένα "νόμισμα" που μπορεί να ανταλλάσσεται με υψηλότερο ΔTK, ταχύτερη απεικόνιση ή μείωση της λαμβανόμενης δόσης όπως είναι χαρακτηριστικό στην Εικόνα 5-5 [69]. Φυσικά, είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι αυτό το συγκεκριμένο σφάλμα προκαλείται περιστασιακά από μείωση των παραμέτρων σάρωσης ή της ράδιο-φαρμακευτικής δόσης και δεν προέρχεται απαραίτητα από ελάττωμα στα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης.



Εικόνα 5-17: Αναλογία SNR [67]

Ασθενής με μεταστατικό καρκίνο του μαστού, Εικόνα 5-5. Προβολές MIP (A) και διατομές PET (B, C) με χρόνους λήψης δεδομένων 90 δευτερόλεπτα ανά πλευρά (αριστερή εικόνα) και 45 δευτερόλεπτα ανά πλευρά (δεξιά εικόνα), αντίστοιχα. Η εικόνα στα αριστερά, όπου δεν χρησιμοποιήθηκε τεχνητή νοημοσύνη και ο χρόνος απόκτησης δεδομένων ήταν 90 δευτερόλεπτα ανά πλευρά, υπογραμμίζει μόνο την πνευμονική μετάσταση που υποδεικνύεται από τα κατακόρυφα κόκκινα βέλη (B). Η εικόνα στα δεξιά δημιουργήθηκε με χρήση τεχνητής νοημοσύνης και ο χρόνος απόκτησης δεδομένων ήταν 45 δευτερόλεπτα ανά πλευρά [69]. Τα οριζόντια κόκκινα βέλη (C) επισημαίνουν ένα ψευδώς θετικό σημείο στο ήπαρ., 2022).

5.3 Ανθρώπινος Παράγοντας και Έλεγχος Συστημάτων

Εάν ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης διαγνώσει κάτι και πει, για παράδειγμα, "δεν υπάρχουν σημαντικά ευρήματα", όταν στην πραγματικότητα μια μάζα έχει διαφύγει [70,71], η απάντηση είναι απλή και προφανής όσον αφορά το άμεσο μέλλον. Οι επαγγελματίες υγείας δεν πρέπει να αντικαθίστανται από συστήματα τεχνητής νοημοσύνης (AI). Αντίθετα, έχουν σχεδιαστεί για να βελτιώνουν τις καθημερινές τους εργασίες και να βοηθούν τους γιατρούς να

κάνουν ακριβείς διαγνώσεις και αποφάσεις [61]. Επομένως, ο άνθρωπος είναι πάντα υπεύθυνος για τη λήψη της τελικής απόφασης, είναι υπεύθυνος για τη διαχείριση των συστημάτων ΑΙ και είναι ο υπεύθυνος πράκτορας σε περίπτωση λάθους. Κάθε σύστημα ΑΙ έχει τους περιορισμούς του. Ο υπεύθυνος για την λήψη της απόφασης (ένας άνθρωπος) πρέπει να “διαβάσει” τις απαγορεύσεις του συστήματος και το σύστημα οφείλει να είναι καταλλήλως κατασκευασμένο για να ταιριάζει στις απαιτήσεις του. Ωστόσο, για να παρέχεται η καλύτερη φροντίδα των ασθενών στη νέα εποχή της τεχνητής νοημοσύνης, οι ιατροί ακτινολόγοι και οι τεχνολόγοι ακτινολογίας θα πρέπει να υιοθετήσουν σύγχρονες και εξειδικευμένες ικανότητες και γνώσεις [72]. Ως αποτέλεσμα, ο ανθρώπινος παράγοντας δεν θα μειωθεί.

Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα

Ο κύριος στόχος των εφαρμογών τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης είναι η εξέταση των συσχετίσεων μεταξύ των διαφόρων μεθόδων πρόληψης ή θεραπείας και των συνολικών αποτελεσμάτων για τους ασθενείς. Η ανάπτυξη φαρμάκων, η εξατομικευμένη ιατρική, η δημιουργία πρωτοκόλλων θεραπείας και η παρακολούθηση και φροντίδα ασθενών είναι όλα παραδείγματα εφαρμογών για λογισμικό τεχνητής νοημοσύνης. Οι αλγόριθμοι δύνανται ακόμα να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων από ηλεκτρονικά αρχεία υγείας με σκοπό την πρόληψη και τη διάγνωση ασθενειών. Στην πλειονότητα των νευρωνικών δικτύων, οι μονάδες διασυνδέονται από το ένα στρώμα στο άλλο. Κάθε μία από αυτές τις συνδέσεις έχει βάρη που καθορίζουν την επίδραση μιας μονάδας σε μια άλλη μονάδα. Καθώς τα δεδομένα μεταφέρονται από τη μια μονάδα στην άλλη, το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει όλο και περισσότερα για τα δεδομένα που τελικά καταλήγουν σε μια έξοδο από το επίπεδο εξόδου. Οι δομές και οι λειτουργίες των ανθρώπινων νευρώνων χρησιμεύουν ως βάση για τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Το μεγαλύτερο προσδόκιμο ζωής έχει οδηγήσει σε αύξηση της μέσης ηλικίας, επομένως η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βοηθήσει στις ανάγκες του γηράσκοντος πληθυσμού. Ωστόσο, ορισμένοι ερευνητές πιστεύουν ότι η χρήση chatbot στον τομέα της φροντίδας ψυχικής υγείας στερείται της αμοιβαιότητας και του καθήκοντος περίθαλψης που πρέπει να υπάρχει στην αλληλεπίδραση μεταξύ του ασθενούς που λαμβάνει φροντίδα ψυχικής υγείας και του ειδικού φροντίδας. Οι περιβαλλοντικοί και μεμονωμένοι αισθητήρες, για παράδειγμα, δύνανται να αναγνωρίσουν τις τακτικές ενέργειες ενός ατόμου και να ενημερώσουν έναν γιατρό για μια συμπεριφορά ή ένα ζωτικό σημείο.

Μερικά από τα ζητήματα που καλύπτονται από τις προσπάθειες υιοθέτησης ρομποτικών λύσεων στην υγειονομική περίθαλψη είναι ποιες ρομποτικές εφαρμογές θα προσθέσουν βαρύτητα στον κλάδο της υγείας, ποια αναλώσιμα θα είναι σε θέση να ανταποκριθούν στις ρεαλιστικές ανάγκες της εξειδικευμένης ζήτησης στην αγορά και ποιες τεχνολογίες χρειάζονται για την εφαρμογή τους ανάλογα συστήματα. Ενώ ορισμένες τεχνολογίες χρησιμοποιούνται ήδη, άλλες πρέπει είτε να ωριμάσουν είτε να υποβληθούν σε περαιτέρω έρευνα προτού εφαρμοστούν στον ευαίσθητο τομέα της υγειονομικής περίθαλψης.

Η χρήση ηλεκτρονικών υπολογιστών μεταξύ των γιατρών μόλις πρόσφατα άρχισε να εισέρχεται στην καθημερινή ζωή. Σήμερα, είναι σαφές ότι οι επαγγελματίες του ιατρικού κλάδου παγκοσμίως και στην Ελλάδα χειρίζονται την πληροφορική με διαρκώς εξελισσόμενους

τρόπους για τη βελτίωση της φροντίδας των ασθενών. Χρόνια πριν οι γιατροί αρχίσουν να χρησιμοποιούν υπολογιστές και το κατάλληλο λογισμικό για τη βελτίωση της απόδοσης προς όφελος των ασθενών, το σύστημα υγειονομικής περίθαλψης και ιδιαίτερα οι μεγάλες εγκαταστάσεις υγειονομικής περίθαλψης όπως τα νοσοκομεία, το έκαναν. Η πληροφορική σε ένα περιβάλλον υγειονομικής περίθαλψης αναφέρεται στη χρήση Η/Υ και λογισμικού από όλα τα τμήματα ενός ιδιωτικού ή δημόσιου νοσοκομείου.

Η τεχνολογία χρησιμοποιεί αλγόριθμους ή νευρωνικά δίκτυα και ένα σύνολο οδηγιών που πρέπει να ακολουθηθούν για να λυθεί ένα πρόβλημα. Η οργάνωση και ανάλυση δεδομένων, η αναγνώριση προτύπων και η μηχανική εκμάθηση βοηθούν τις μηχανές να εξάγουν συμπεράσματα από τη χρήση τους και να βρουν έξυπνες λύσεις.

Είναι πλέον δυνατή η πραγματοποίηση αξονικής τομογραφίας με ικανοποιητικά αποτελέσματα όσον αφορά στην ποιότητα και στη διαγνωστική αξία της τελικής εικόνας, ενώ ταυτόχρονα μειώνεται η δόση ακτινοβολίας, σύμφωνα με τα ευρήματα μελετών που διεξήχθησαν από πολυάριθμες ερευνητικές ομάδες. Σε πολλές πρόσφατες μελέτες, ο αλγόριθμος MBIR χρησιμοποιήθηκε για εξετάσεις στήθους, κοιλιάς και πυέλου επειδή προσφέρει καλύτερη ποιότητα εικόνας από τις μεθόδους ASIR και FBP ενώ παράλληλα υποβάλλει τον ασθενή σε χαμηλότερη δόση. Σε σύγκριση με τις μεθόδους ASIR και FBP, η μέθοδος MBIR επιτυγχάνει έτσι μείωση του θορύβου. Παρά το γεγονός ότι ο αλγόριθμος IR μείωσε τη δόση σε σύγκριση με τη μέθοδο FBP, η ποιότητα της εικόνας βελτιώθηκε ελαφρώς μόνο ενώ ο θόρυβος μειώθηκε. Επιπλέον, ο αλγόριθμος TRUEFIDELITY, ο οποίος παρατηρήθηκε σε μια πρόσφατη μελέτη που πραγματοποιήθηκε το 2021 στην εξέταση θώρακα, ήταν αποτελεσματικός επειδή χρησιμοποιήθηκε λιγότερη δόση σε σύγκριση με τις μεθόδους ASIR-V και FBP, παρείχε καλύτερη ποιότητα εικόνας και παρατηρήθηκε επίσης μείωση θορύβου.

Προκειμένου να βελτιωθεί η ποιότητα και η αντικειμενικότητα της μελλοντικής έρευνας στον τομέα της ιατρικής, προτείνεται να συμμετέχουν στη διεξαγωγή μελετών άτομα με εξειδίκευση στον σχετικό τομέα, όπως επαγγελματίες υγείας. Με την ενσωμάτωση συνεντεύξεων και γνώσεων από αυτούς τους ειδικούς, η μελλοντική έρευνα μπορεί να αποφέρει πιο ουσιαστικά και αντικειμενικά συμπεράσματα, προωθώντας έτσι την κατανόηση του θέματος.

Βιβλιογραφία

- [1] N. Muthukrishnan, F. Maleki, K. Ovens, Reinhold C, B. Forghani, and R. Forghani. “Brief history of artificial intelligence”, *Neuroimaging Clinics*, vol.30, no.4, pp.393-9, 2020
- [2] A. Benko, and CS. Lányi, “History of artificial intelligence. In Encyclopedia of Information Science and Technology”, *IGI global*,121-125
- [3] BG. Buchanan “A (very) brief history of artificial intelligence”. *Ai Magazine*, Dec 15;26(4):53,2005
- [4] S. Secinaro, D. Calandra, A. Secinaro, V. Muthurangu, and P. Biancone. The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review. *BMC medical informatics and decision making*, 21:1-23,2021
- [5] G Rong, Mendez A, Assi EB, Zhao B, and M Sawan. Artificial intelligence in healthcare: review and prediction case studies. *Engineering*,1;6(3):291-301,2020
- [6] M. Chen, and M. Decary, Artificial intelligence in healthcare: An essential guide for health leaders. In *Healthcare management forum*, vol. 33, No.1, Sage CA: Los Angeles, CA: SAGE Publications, pp. 10-18,2020
- [7] J Amann, A Blasimme, E Vayena, D Frey, Madai VI. Explain ability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. *BMC medical informatics and decision making*, 20(1):1-9,2020
- [8] T Davenport, Kalakota R. “The potential for artificial intelligence in healthcare”, *Future healthcare journal*, Jun;6(2):94, 2019
- [9] DJ Livingstone, Artificial neural networks: methods and applications. Totowa, NJ, USA:: Humana Press; 2008.
- [10] YC Wu, and JW Feng. Development and application of artificial neural network. *Wireless Personal Communications*. 2018 Sep;102:1645-56.
- [11] D Graupe, inventor; GS Systems Inc, assignee. Artificial intelligence pattern-recognition-based noise reduction system for speech processing. United States patent US 5,097,510. Mar 17,1992
- [12] A Elder, Ring C, Heitmiller K, Gabriel Z, Saedi N. The role of artificial intelligence in

- cosmetic dermatology—current, upcoming, and future trends. *Journal of Cosmetic Dermatology*. Jan;20(1):48-52, 2021
- [13] R Manne, SC Kantheti. “Application of artificial intelligence in healthcare: chances and challenges”, *Current Journal of Applied Science and Technology*, Apr 24;40(6):78-89,2021
 - [14] A Bohr, and K Memarzadeh, “Artificial intelligence in healthcare:, *Academic Press*; Jun 21, 2020
 - [15] S Graham, Depp C, Lee EE, Nebeker C, Tu X, Kim HC, and DV Jeste. “Artificial intelligence for mental health and mental illnesses: an overview”, *Current psychiatry reports*, vol.21,no,1-8, 2019
 - [16] Jiang F, Jiang Y, Zhi H, Dong Y, Li H, Ma S, Wang Y, Dong Q, Shen H, Wang Y. “Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and vascular neurology*”, vol.12, no.4, 2017
 - [17] D Tavares, Lopes AI, Castro C, Maia G, L Leite, and M Quintas. “The Intersection of Artificial Intelligence, Telemedicine, and Neurophysiology: Opportunities and Challenges”, *Handbook of Research on Instructional Technologies in Health Education and Allied Disciplines*,130-52, 2023
 - [18] J Pieczynski, Kuklo P, and Grzybowski A. The role of telemedicine, in-home testing and artificial intelligence to alleviate an increasingly burdened healthcare system: Diabetic retinopathy. *Ophthalmology and therapy*, vol.10, no.3, 445-64, 2021
 - [19] T Panch, Mattie H, and Atun R. “Artificial intelligence and algorithmic bias: implications for health systems”, *Journal of global health*, vol.9,no,2,2021
 - [20] T Burki. A new paradigm for drug development. *The Lancet Digital Health*, vol.1, no.2, 226-7,2020
 - [21] Kyrarini M, Lygerakis F, Rajavenkatanarayanan A, Sevastopoulos C, Nambiappan HR, Chaitanya KK, Babu AR, Mathew J, Makedon F. A survey of robots in healthcare. *Technologies*, vol.18, no.1, 2021
 - [22] J Holland, Kingston L, McCarthy C, Armstrong E, O’Dwyer P, F Merz, and McConnell M. Service robots in the healthcare sector. *Robotics*, Mar 11;10(1):47,2021

- [23] J Flynn, Larach JT, Kong JC, Waters PS, Warriar SK, Heriot A. The learning curve in robotic colorectal surgery compared with laparoscopic colorectal surgery: a systematic review. *Colorectal Disease*, vol.23, no.11),2806-20, 2021
- [24] M Egert, Steward JE, and CP Sundaram. “Machine learning and artificial intelligence in surgical fields”, *Indian journal of surgical oncology*, vol.11:573-7,2020
- [25] V Mendez, Iberite F, Shokur S, and S Micera,”Current solutions and future trends for robotic prosthetic hands. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. May 3;4, pp.595-627,2021
- [26] Andronie M, Lăzăroiu G, Karabolevski OL, Ștefănescu R, Hurloiu I, Dijmărescu A, and I Dijmărescu. Remote Big Data Management Tools, Sensing and Computing Technologies, and Visual Perception and Environment Mapping Algorithms in the Internet of Robotic Things. *Electronics*, vol.12, no.1,22,2021
- [27] Sapci AH, and HA Sapci. Innovative assisted living tools, remote monitoring technologies, artificial intelligence-driven solutions, and robotic systems for aging societies: systematic review. *JMIR aging*,vol.2, no.2, e15429, Nov 2019
- [28] AS Jat, and Grønli TM. “Smart watch for smart health monitoring: A literature review. In International Work-Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering 2022 Jun 8, Cham”, *Springer International Publishing*, 256-268,2022
- [29] J Angulo, El Assar M, Álvarez-Bustos A, and L Rodríguez-Mañas. “Physical activity and exercise: Strategies to manage frailty”, *Redox biology*. vol.1, no.35,101513,2020
- [30] Purakayastha TJ, Bera T, Bhaduri D, Sarkar B, Mandal S, Wade P, Kumari S, Biswas S, Menon M, Pathak H, and DC Tsang. “A review on biochar modulated soil condition improvements and nutrient dynamics concerning crop yields: Pathways to climate change mitigation and global food security”, *Chemosphere*, 227:345-65,2019
- [31] Owolabi MO, Thrift AG, Mahal A, Ishida M, Martins S, Johnson WD, Pandian J, Abd-Allah F, Yaria J, Phan HT, Roth G. “Primary stroke prevention worldwide: translating evidence into action”, *The Lancet Public Health*, vol.1, no.7,e74-85,2021
- [32] Limketkai BN, Mauldin K, Manitius N, Jalilian L, Salonen BR. *The age of artificial intelligence: use of digital technology in clinical nutrition*, “Current surgery reports”, vol. 8, no.9(7):20,2021

- [33] T Kaga, YNoda, KFujimoto, TSuto, NKawai, TMiyoshi, FHyodo, and M Matsuo. “Deep Learning-Based Image Reconstruction in Dynamic Contrast-Enhanced Abdominal CT : Image Quality and Lesion Detection among Reconstruction Strength Levels.” *Clinical Radiology*, no. xxxx,2021
- [34] E-Health. Making healthcare better for European citizens: An action plan for a European e-Health Area: [http://ec.europa.eu/ information](http://ec.europa.eu/information), 2020. [Online] [society/doc/qualif/health/COM_2004_03_56_F_EN_ACTE.pdf](http://ec.europa.eu/information/society/doc/qualif/health/COM_2004_03_56_F_EN_ACTE.pdf)
- [35] WJ Clancey, and EH Shortliffe, editors. *Readings in medical artificial intelligence: the first decade*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.; 1984
- [36] E. Κεραυνού, *Τεχνητή Νοημοσύνη και Έμπειρα συστήματα*, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο 2000.
- [37] P. Jackson, "Introduction to expert systems", 1986.
- [38] R. Davis, and DB Lenat. *Knowledge-Based Systems in Artificial Intelligence: 2 Case Studies*. McGraw-Hill, Inc.1982
- [39] K Metaxiotis., Samouilidis J., and J Psarras., “Expert systems in Medicine Academic illusion or real power?” *Journal of informatics in primary care*, 2000.
- [40] R Bhardwaj, Nambiar AR, and D Dutta. A study of machine learning in healthcare. In2017 IEEE 41st annual computer software and applications conference (COMPSAC), vol. 2, 236-241,2017
- [41] K Shailaja, Seetharamulu B, Jabbar MA. “Machine learning in healthcare: A review. In2018 Second international conference on electronics, communication and aerospace technology ”,*ICECA* , 910-914,2018
- [42] S Dreiseitl, Ohno-Machado L. Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review, *Journal of biomedical informatics*. 2002 vol. 1, no.35(5-6),352-9.
- [43] G Biau, and E Scornet. A random forest guided tour. *Test*. 2016,197-227.
- [44] S Bernard, Heutte L, “Adam S. Influence of hyper parameters on random forest accuracy. InMultiple Classifier Systems”, 8th International Workshop, MCS 2009, Reykjavik, Iceland, June 10-12, Springer Berlin Heidelberg. 171-180,2009

- [45] G Biau. Analysis of a random forests model. *The Journal of Machine Learning Research*, vol.1, no.13:1063-95,2012
- [46] B Dai, Chen RC, Zhu SZ, and WW Zhang, “Using random forest algorithm for breast cancer diagnosis” *In International symposium on computer, consumer and control (IS3C)* 2018, 449-452, 2018
- [47] P Probst, MN Wright, AL Boulesteix. Hyper parameters and tuning strategies for random forest. *Wiley Interdisciplinary Reviews: data mining and knowledge discovery*, May;9(3):e1301,20199
- [48] M Grandini, Bagli E, and G Visani. Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. Aug 13,2020
- [49] M Saarela, and S Jauhiainen. Comparison of feature importance measures as explanations for classification models. *SN Applied Sciences*. Feb;3:1-2, 2021
- [50] S Golemati, Patelaki E, Gastounioti A, Andreadis I, Liapis CD, and KS Nikita. Motion synchronisation patterns of the carotid athermanous plaque from B-mode ultrasound. *Scientific reports*,vol.8, no.10,11221,2020
- [51] P Linardatos, Papastefanopoulos V, Kotsiantis and S. Explainable A review of machine learning interpretability methods. *Entropy*, vol.25,no.23,18,2020
- [52] Panayides AS, Amini A, Filipovic ND, Sharma A, Tsaftaris SA, Young A, Foran D, Do N, Golemati S, Kurc T, Huang K. AI in medical imaging informatics: current challenges and future directions. *IEEE journal of biomedical and health informatics*. 2020 May 29;24(7):1837-57.
- [53] M Athanasiou, K Sfrintzeri, K Zarkogianni, AC Thanopoulou, and KS Nikita. “An explainable XGBoost–based approach towards assessing the risk of cardiovascular disease in patients with Type 2 Diabetes Mellitus” *In 2020 IEEE 20th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, 859-864,2020
- [54] D.J Brenner. Hall E.J. “Computed tomography—an increasing source of radiation exposure”, *N Engl J Med*, 357: 2277-2284,2020
- [55] V Vardhanabhuti., Riordan R.D., and G Mitchell , “Image comparative assessment using iterative reconstructions”, *Invest Radiol*,vol.49: 209-216,2020

- [56] M.J Willemink., de Jong P.A., and Leiner T., et al. Iterative reconstruction techniques. *Eur Radiol*, 23, 1623-1631,2013
- [57] K Narita, Y Nakamura, T Higaki. Deep learning reconstruction of drip infusion cholangiography acquired with ultra-high-resolution computed tomography. *AbdomRadiol.Im Internet*:<http://link.springer.com/10.1007/s00261-020-02508-4>,2020
- [58] A Neroladaki., Botsikas, D., Boudabbous, S., Becker, C. D., and X Montet, Computed tomography of the chest with model- based iterative reconstruction using a radiation exposure similar to chest X-ray examination: preliminary observations. *EurRadiol* 23, 360–366,2012
- [59] D’ Antonoli TA. Ethical considerations for artificial intelligence: An overview of the current radiology landscape. *Diagnostic and Interventional Radiology*, 26(5):504, 2020
- [60] G Bortsova, González-Gonzalo C, Wetstein SC, Dubost F, Katramados I, Hogeweg L, Liefers B, van Ginneken B, Pluim JP, Veta M, and CI Sánchez. Adversarial attack vulnerability of medical image analysis systems: Unexplored factors. *Medical Image Analysis*. Oct 1; 73:102141, 2021
- [61] F Pesapane, Volonté C, Codari M, Sardanelli F. Artificial intelligence as a medical device in radiology: ethical and regulatory issues in Europe and the United States. *Insights into imaging*, 9:745-53,2018
- [62] F Wang, Preininger A. “AI in health: state of the art, challenges, and future directions. *Yearbook of medical informatics*”, vol.28,no.01,016-26,2019
- [63] Salam M Abdul, Taha S, M Ramadan. COVID-19 detection using federated machine learning. *PLoS One*, vol.8, no.16, e0252573,2021
- [64] M Avanzo, Wei L, Stancanella J, Vallieres M, Rao A, Morin O, Mattonen SA, El Naqa I. Machine and deep learning methods for radiomics. *Medical physics*, May;47(5):e185-202,2020
- [65] C Jin, Chen W, Cao Y, Xu Z, Tan Z, Zhang X, Deng L, Zheng C, Zhou J, Shi H, J Feng. Development and evaluation of an artificial intelligence system for COVID-19 diagnosis. *Nature communications*, vol.9, no.11(1), 5088,2020
- [66] E Montagnon, Cerny M, Cadrin-Chênevert A, Hamilton V, Derennes T, Ilinca A, Vandenbroucke-Menu F, Turcotte S, Kadoury S, and A Tang. Deep learning workflow in

- radiology: a primer. Insights into imaging, 11, 1-5,2020
- [67] N Papanikolaou, and J Santinha. “An introduction to radiomics: Capturing tumour biology in space and time”, *Hellenic Journal of Radiology*, vol.29, no.3,2018
 - [68] T Higaki, Nakamura Y, Tatsugami F, Nakaura T, and K Awai, “Improvement of image quality at CT and MRI using deep learning” *Japanese journal of radiology*, vo. 25, no.37,73-80,2019
 - [69] K Weyts, Lasnon C, Ciappuccini R, Lequesne J, Corroyer-Dulmont A, Quak E, Clarisse B, Roussel L, Bardet S, Jaudet C. Artificial intelligence-based PET denoising could allow a two-fold reduction in [18F] FDG PET acquisition time in digital PET/CT. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, vol.49, no.11, 3750-60.
 - [70] KS Mudgal, Das N. The ethical adoption of artificial intelligence in radiology. *BJR|Open.*, vol. 1, no.2,2020
 - [71] N Naik, Hameed BM, Shetty DK, Swain D, Shah M, Paul R, Aggarwal K, Ibrahim S, Patil V, Smriti K, Shetty S, “Legal and ethical consideration in artificial intelligence in healthcare: who takes responsibility?” *Frontiers in surgery*, vol.14, no.9, 2022
 - [72] Malamateniou C, Knapp KM, Pergola M, Woznitza N, and M Hardy. “Artificial intelligence in radiography: where are we now and what does the future hold?” *Radiography*, vol.1, no. 27:S58-62,2021
 - [73] H Yu, Zhou Z. Optimization of IoT-based artificial intelligence assisted telemedicine health analysis system. *IEEE access*, Jun 10;9:85034-48,2021