



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη Διάγνωση Καρκίνου του Πνεύμονα μέσω ανάλυσης εικόνων Αξονικής Τομογραφίας Θώρακα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΔΡΟΥΤΣΟΥ ΘΕΛΜΑ

Επιβλέπων : Δημήτριος – Διονύσιος Κουτσούρης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2017



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για τη Διάγνωση Καρκίνου του Πνεύμονα μέσω ανάλυσης εικόνων Αξονικής Τομογραφίας Θώρακα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΝΔΡΟΥΤΣΟΥ ΘΕΛΑΜΑ

Επιβλέπων : Δημήτριος – Διονύσιος Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την Πέμπτη, 30 Μαρτίου 2017

.....
Δ.-Δ. Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Π. Τσανάκας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γ. Ματσόπουλος
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2017

.....

ΑΝΔΡΟΥΤΣΟΥ ΘΕΛΜΑ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Θέλμα Ε. Ανδρούτσου, 2017

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Πίνακας Περιεχομένων

Ευρετήριο Εικόνων.....	iii
Ευρετήριο πινάκων	v
Περίληψη.....	vi
Abstract	vii
Ευχαριστίες.....	viii
Κεφάλαιο 1: Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων.....	1
1.1 Υποστήριξη Κλινικών Αποφάσεων	1
1.2 Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων.....	2
1.2.1 Σκοπός	2
1.2.2 Είδη.....	2
1.2.3 Εφαρμογή.....	3
1.2.4 Πλεονεκτήματα	4
1.2.5 Περιορισμοί.....	5
1.2.6 Μέθοδος υλοποίησης	6
1.2.7 Συμπέρασμα	7
1.3 Μηχανική Μάθηση.....	8
1.3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	8
1.3.2 Γενετικοί αλγόριθμοι.....	11
1.3.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης.....	12
1.3.4 Μάθηση με δένδρα απόφασης.....	13
Κεφάλαιο 2: Διαγνωστικά συστήματα για την ερμηνεία ιατρικών εικόνων	16
2.1 Ιατρική απεικόνιση.....	16
2.2 Απεικονιστικές τεχνικές.....	17
2.2.1 Ραδιογραφία	17
2.2.2 Αξονική Τομογραφία	17
2.2.3 Υπέρηχος	19
2.2.4 Πυρηνική Ιατρική.....	19
2.2.5 Μαγνητική Τομογραφία.....	20
2.3 Διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα στην ιατρική απεικόνιση	23
2.3.1 Διάγνωση με τη Βοήθεια Υπολογιστή.....	23
2.3.2 Διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα για την ερμηνεία Αξονικής Τομογραφίας	26

Κεφάλαιο 3: Διαγνωστικό Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για την ερμηνεία εικόνων Αξονικής Τομογραφίας θώρακα	69
3.1 Σκοπός	69
3.2 Υλικό	70
3.3 Μεθοδολογία	71
3.3.1 Προεπεξεργασία.....	71
3.3.2 Κατάτμηση.....	71
3.3.3 Ανίχνευση υποψήφιων όγκων	74
3.3.4 Ταξινόμηση.....	78
3.5 Αποτελέσματα.....	82
Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα	91
4.1 Περιορισμοί.....	91
4.2 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα.....	92
Βιβλιογραφία	93

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1 Η Υποστήριξη Κλινικών Αποφάσεων περιλαμβάνει εφαρμογές για ένα ευρύ φάσμα ιατρικών εργασιών της κλινικής ροής	1
Εικόνα 2 Τα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων χειρίζονται μεγάλο και πολύπλοκο όγκο δεδομένων	4
Εικόνα 3 Τρόπος Λειτουργίας των μεθόδων Μηχανικής Μάθησης. Α) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Β) Γενετικοί Αλγόριθμοι Γ) Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης Δ) Δέντρα Απόφασης	15
Εικόνα 4 Διάγνωση μέσω Ιατρικής Απεικόνισης	16
Εικόνα 5 Μηχανήματα ιατρικής απεικόνισης.....	22
Εικόνα 6 Μεθοδολογία διαγνωστικών υπολογιστικών συστημάτων	25
Εικόνα 7 Αξονική Τομογραφία πνευμόνων με σημειωμένο όγκο στον αριστερό πνεύμονα	27
Εικόνα 8 Αξονική Τομογραφία κοιλιακής χώρας με μεταστάσεις στην περιοχή του ήπατος	39
Εικόνα 9 Αξονική Τομογραφία Εγκεφάλου με ενδοκρανιακή αιμορραγία.....	55
Εικόνα 10 Τα νέα περιστατικά και οι θάνατοι λόγω καρκίνου που καταγράφηκαν στην Ελλάδα το 2012	70
Εικόνα 11 Τα στάδια κατάτμησης μιας τομής Αξονικής Τομογραφίας πνευμόνων	72
Εικόνα 12 Η διαδικασία προεπεξεργασίας και κατάτμησης στις περιπτώσεις τομών Αξονικής Τομογραφίας πνευμόνων 1-5. Α) αρχική εικόνα Β) εικόνα μετά την προεπεξεργασία γ) κατάτμηση στην αρχική εικόνα δ) το αποτέλεσμα κατάτμησης στην βελτιωμένη εικόνα	73
Εικόνα 13 Τα στάδια της διαδικασίας ανίχνευσης υποψήφιων όγκων σε μία τομή Αξονικής Τομογραφίας πνεύμονα.....	78
Εικόνα 14 Για την κατασκευή του Νευρωνικού Δικτύου χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο Neural Pattern Recognition tool.....	80
Εικόνα 15 Για την εκπαίδευση των πιο γνωστών ταξινομητών και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων τους χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο Classification Learner	81
Εικόνα 16 Εκπαίδευση με 65 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15.....	82
Εικόνα 17 Εκπαίδευση με 70 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15.....	83
Εικόνα 18 Εκπαίδευση με 140 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15.....	83
Εικόνα 19 Εκπαίδευση με 160 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15.....	84
Εικόνα 20 Εκπαίδευση με 180 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15.....	84
Εικόνα 21 Εκπαίδευση με 65 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10.....	85
Εικόνα 22 Εκπαίδευση με 70 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10.....	85
Εικόνα 23 Εκπαίδευση με 140 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10.....	86

Εικόνα 24 Εκπαίδευση με 160 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10.....	86
Εικόνα 25 Εκπαίδευση με 180 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10.....	87
Εικόνα 26 Τα αποτελέσματα του Classification Learner έδειξαν ότι ο Medium Gaussian SVM έδειξε τη μεγαλύτερη ακρίβεια	88
Εικόνα 27 Τα αποτελέσματα ταξινόμησης του Medium Gauss SVM.....	88
Εικόνα 28 Αναλυτικά ποσοστά για τον ταξινομητή Medium Gauss SVM	89
Εικόνα 29 Καμπύλη ROC για τον Medium Gauss SVM	90

Ευρετήριο πινάκων

Πίνακας 1 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας πνεύμονα	38
Πίνακας 2 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας ήπατος.....	54
Πίνακας 3 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας εγκεφάλου.....	66

Περίληψη

Ο στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η υλοποίηση ενός συστήματος υποστήριξης κλινικών αποφάσεων για τη διάγνωση του καρκίνου των πνευμόνων, μέσω της επεξεργασίας και ερμηνείας ιατρικών εικόνων αξονικής τομογραφίας.

Ο καρκίνος του πνεύμονα είναι ο πιο σχετιζόμενος με το θάνατο καρκίνος παγκοσμίως. Είναι υπεύθυνος για το θάνατο πάνω από ένα εκατομμύριο ανθρώπων κάθε χρόνο. Το ποσοστό επιβίωσης των ατόμων που διαγιγνώσκονται με καρκίνο του πνεύμονα για περίοδο άνω των 5 ετών από τη στιγμή της διάγνωσης είναι αρκετά χαμηλό, μόλις 10-15% για τις περισσότερες χώρες. Αυτό συμβαίνει κυρίως λόγω της αδυναμίας έγκαιρης διάγνωσης της ασθένειας. Ο συγκεκριμένος τύπος καρκίνου παρουσιάζει συνήθως συμπτώματα όταν βρίσκεται σε προχωρημένο στάδιο και δεν είναι πια χειρουργήσιμος. Ενδεικτικό είναι το γεγονός ότι μόνο το 10-25% των ασθενών είναι συμπτωματικοί τη στιγμή που τους γίνεται η διάγνωση. Σε περίπτωση που γινόταν διάγνωση του καρκίνου των πνευμόνων στο αρχικό του στάδιο, το ποσοστό επιβίωσης των ασθενών σε διάστημα 10 ετών θα αυξανόταν σημαντικά.

Η αρχική διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα πραγματοποιείται κυρίως μέσω της διενέργειας Αξονικής Τομογραφίας. Τα συστήματα υποστήριξης κλινικών αποφάσεων μπορούν να εκμεταλλευτούν τις τεχνολογικές εξελίξεις και να αποτελέσουν βοηθητικά και χρήσιμα εργαλεία στη διαδικασία της διάγνωσης, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την απόδοση.

Σκοπός του συστήματος που υλοποιείται στη συγκεκριμένη εργασία είναι η επεξεργασία ιατρικών εικόνων Αξονικής Τομογραφίας, η ανίχνευση υποψήφιων περιοχών για την εμφάνιση καρκίνου και τελικά η ταξινόμησή τους σε υγιείς και οζώδεις. Για την εκπαίδευση του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα 150 ασθενών. Για την ταξινόμηση των περιοχών πραγματοποιήθηκε σύγκριση αρκετών ταξινομητών με το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο να παρουσιάζει τη μεγαλύτερη συνολική ακρίβεια, που έφτασε το 89,8%.

Λέξεις-Κλειδιά: Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων, Διάγνωση με τη Βοήθεια Υπολογιστή, Καρκίνος των Πνευμόνων, Επεξεργασία Ιατρικών Εικόνων, Αξονική Τομογραφία

Abstract

The aim of this diploma thesis is the design and implementation of a clinical decision support system for the diagnosis of lung cancer, through the processing and interpretation of computed tomography images.

Lung cancer is the most associated with cancer death worldwide. More than one million people die each year from this disease. The five-year survival rate of patients diagnosed with lung cancer is quite low and ranges between 10 and 15% for most countries. This is mainly due to the failure of an early diagnosis of the disease. This type of cancer usually presents its symptoms when it is at an advanced stage and thus inoperable. It is significant that only 10-25% of patients are symptomatic at the time of the diagnosis. If lung cancer was diagnosed in an early stage, the survival rate for 10 or more years would be significantly increased.

The initial diagnosis of lung cancer is mainly made through the use of Computed Tomography. Clinical decision support systems are able to use the continuous technological development and act as supportive and useful tools, during the process of diagnosis, leading to the improvement of accuracy and performance.

The goal of the proposed system of this work is the processing of computed tomography images, the detection of candidate regions of cancer and ultimately their classification in nodules and non-nodules. Scans from 150 patients were used for the training procedure. The candidate regions were classified by various classifiers and their results were compared. A two-layer feed forward neural network presented the best overall accuracy, 89,8%.

Keywords: Clinical Decision Support Systems, Computer Aided Design, Lung Cancer, Medical Image Processing, Computed Tomography

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε στο Εργαστήριο Βιοιατρικής Τεχνολογίας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δημήτριο Κουτσούρη για το ενδιαφέρον θέμα που μου ανέθεσε καθώς και για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε ώστε να ασχοληθώ εμπειριστατωμένα με αυτό.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω θερμά τον υποψήφιο Διδάκτορα Παναγιώτη Κατρακάζα για την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε, για τον πολύτιμο χρόνο και τις σημαντικές συμβουλές που μου προσέφερε και για τη συνολική ουσιαστική συμβολή του στην υλοποίηση της παρούσας εργασίας.

Τέλος, ευχαριστώ πολύ τους φίλους μου για την ενθάρρυνση και τη συμπαράστασή τους όλο αυτό το διάστημα και την οικογένειά μου, τους γονείς μου και τα αδέρφια μου, που δε σταμάτησαν ποτέ να με στηρίζουν με όλες τους τις δυνάμεις.

Κεφάλαιο 1: Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων

1.1 Υποστήριξη Κλινικών Αποφάσεων

Η σχεδίαση μέσω υπολογιστή (Computer-Aided Design-CAD) είναι η συμβολή των ηλεκτρονικών υπολογιστών και της τεχνολογίας στη δημιουργία, την ανάλυση και την τροποποίηση ενός σχεδίου. Αποτελεί ένα ισχυρό εργαλείο που χρησιμοποιείται από σχεδιαστές και μηχανικούς και καλύπτει ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών. Στον τομέα της ιατρικής, υλοποιείται μέσω της Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων.

Η Υποστήριξη Κλινικών Αποφάσεων περιλαμβάνει μια σειρά εργαλείων που έχουν ως σκοπό τη διευκόλυνση και βελτίωση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων στην κλινική ροή εργασίας. Εστιάζοντας στα προσωποποιημένα δεδομένα, έξυπνα φιλτραρισμένα και παρουσιασμένα σε σωστό χρόνο, παρέχει πληροφορίες στους ασθενείς, τους κλινικούς ιατρούς καθώς και σε οποιονδήποτε άλλον εμπλέκεται στην παροχή ιατρικής φροντίδας [1]. Συνεπώς, η αυξημένη χρήση της έχει οδηγήσει την αύξηση της ποιότητας της ιατρικής φροντίδας, στη βελτίωση της αποτελεσματικότητας, στην ικανοποίηση των ασθενών και του ιατρικού προσωπικού και στη μείωση του κόστους. Ο θεμελιώδης μηχανισμός της Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων συνδυάζει γνώση και δεδομένα προκειμένου να δημιουργεί και να παρουσιάζει πληροφορίες, απαραίτητες για τη λήψη αποφάσεων και την ανάληψη δράσης. Πρότυπα δελτίων παραγγελιών, σχεδιασμένα για συγκεκριμένες ασθένειες και τύπους ασθενών, βάσεις δεδομένων, συστήματα υπενθύμισης για προληπτική φροντίδα και συστήματα συναγερμού για την αποφυγή πιθανών επικίνδυνων καταστάσεων είναι μερικά από τα εργαλεία που χρησιμοποιεί η τεχνολογία πληροφοριών στην υγεία, προκειμένου να βελτιώσει την ποιότητα των παρεχόμενων υπηρεσιών.



Εικόνα 1 Η Υποστήριξη Κλινικών Αποφάσεων περιλαμβάνει εφαρμογές για ένα ευρύ φάσμα ιατρικών εργασιών της κλινικής ροής¹

¹ <http://www.theprofesional.com/>

1.2 Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων

1.2.1 Σκοπός

Τα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων (Clinical Decision Support Systems-CDSS) αρχικά δημιουργήθηκαν ώστε να λαμβάνουν αποφάσεις αντί του κλινικού ιατρού. Ο μετέπειτα σκοπός τους, ωστόσο, και αυτός που τελικά καθιερώθηκε και ισχύει μέχρι σήμερα, είναι να αποτελούν ένα βοηθητικό εργαλείο που αλληλεπιδρά με τον κλινικό ιατρό και τον συμβουλεύει στη διαδικασία λήψης αποφάσεων [2]. Η ανθρώπινη γνώση και εμπειρία συνδυάζεται με τα οφέλη της τεχνητής νοημοσύνης για την καλύτερη ανάλυση και ερμηνεία των δεδομένων ενός ασθενή και τελικά την επίτευξη καλύτερης απόδοσης από αυτήν που θα παρουσίαζε είτε ο ιατρός είτε ένα υπολογιστικό σύστημα, αν δρούσαν ανεξάρτητα.

1.2.2 Είδη

Υπάρχουν διαφορετικά είδη CDSS για την κάλυψη διαφορετικών προδιαγραφών και σκοπών εφαρμογής. Με βάση τη διαδικασία εκπαίδευσης, μπορεί να γίνει διαχωρισμός σε δύο κύρια είδη συστημάτων: τα βασισμένα σε γνώση συστήματα και τα μη βασισμένα σε γνώση συστήματα [3]. Τα βασισμένα σε γνώση συστήματα περιλαμβάνουν μία βάση γνώσης, η οποία δημιουργείται από το χρήστη και μπορεί να προσαρμοστεί από αυτόν οποιαδήποτε στιγμή σε τυχόν αλλαγές που προκύπτουν. Η βάση αυτή περιλαμβάνει κανόνες γραμμένους σε κώδικα και συνήθως στη μορφή IF-THEN. Μία μηχανή συμπερασμού εφαρμόζει τα δεδομένα του ασθενή στους κανόνες της βάσης γνώσης και παράγει ένα αποτέλεσμα. Η επικοινωνία μεταξύ του χρήστη και του συστήματος για την εισαγωγή των δεδομένων και την παρουσίαση των αποτελεσμάτων πραγματοποιείται μέσω ενός μηχανισμού επικοινωνίας. Από την άλλη πλευρά, τα μη βασισμένα σε γνώση συστήματα εκπαιδεύονται μέσα από διαδικασίες μηχανικής μάθησης. Το γεγονός αυτό τους επιτρέπει να μαθαίνουν από δεδομένα και μετέπειτα να κάνουν προβλέψεις, χωρίς η συμπεριφορά τους να έχει προγραμματιστεί αυστηρά και επακριβώς. Τα συστήματα αυτά αναλύουν τα δεδομένα που τους παρέχονται και έχουν τη δυνατότητα να ανακαλύπτουν μοτίβα σε αυτά, χωρίς τη βοήθεια του χρήστη αλλά με την εφαρμογή ισχυρών εργαλείων και αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης. Μία άλλη διάκριση μεταξύ των CDSS μπορεί να γίνει με βάση το πότε χρησιμοποιούνται. Τα προδιαγνωστικά συστήματα χρησιμοποιούνται από τους κλινικούς ιατρούς προκειμένου να τους βοηθήσουν στην προετοιμασία της διάγνωσης. Τα μεταδιαγνωστικά συστήματα περιλαμβάνουν τεχνικές εξόρυξης δεδομένων για τη σύνδεση του ιατρικού ιστορικού με την ιατρική έρευνα, με αποτέλεσμα την ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών γεγονότων. Τα διαγνωστικά συστήματα, αυτά δηλαδή τα οποία χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της διάγνωσης, επιτρέπουν στο ιατρικό προσωπικό να

βελτιώσει την απόδοσή του μέσω της υπολογιστικής ανάλυσης δεδομένων, του φιλτραρίσματος των διαθέσιμων επιλογών και της δημιουργίας προτάσεων και συστάσεων.

1.2.3 Εφαρμογή

Στο [4], γίνεται περιγραφή διαφόρων τύπων ιατρικής πρακτικής στους οποίους μπορούν να εφαρμοστούν τα CDSS.

Έχει παρατηρηθεί ότι τα συστήματα αυτά μπορούν να αποτελέσουν ένα αρκετά αποτελεσματικό βοηθητικό εργαλείο κατά τη διάρκεια της σημαντικής και αρκετά συχνής διαδικασίας της συνταγογράφησης φαρμάκων. Μπορούν να συμπεριλάβουν μια σειρά δυνατοτήτων, όπως είναι ο έλεγχος για αλληλεπίδραση φαρμάκων και λάθους στην συνιστώμενη δοσολογία, η προειδοποίηση για πιθανή εκδήλωση αλλεργίας, η αυτόματη δημιουργία του δελτίου συνταγογράφησης και η μεταβίβασή του ηλεκτρονικά στο φαρμακείο.

Όταν είναι ενσωματωμένα σε μια συσκευή παρακολούθησης του ασθενή, τα CDSS μπορούν να προειδοποιήσουν το προσωπικό όταν συμβούν τυχόν αλλαγές στην κατάσταση του. Όταν έχουν πρόσβαση σε αποτελέσματα εργαστηριακών εξετάσεων και στο σύστημα συνταγογράφησης, μπορούν μέσω υπενθυμίσεων να ειδοποιήσουν το εξειδικευμένο προσωπικό σχετικά με ενέργειες που πρέπει να γίνουν ή να προειδοποιήσουν για πιθανούς κινδύνους και παρενέργειες.

Τα συστήματα κριτικής χρησιμοποιούνται για να αξιολογήσουν ένα υπαρκτό πλάνο θεραπείας και να υποδείξουν τυχόν παραλείψεις ή ασυνέπειες που αυτό περιλαμβάνει. Αντιθέτως, τα συστήματα σχεδιασμού χρησιμοποιούνται για το σχεδιασμό της θεραπείας, καθώς έχουν τη δυνατότητα να αποκτούν γνώση για τη δομή των πρωτοκόλλων φροντίδας και μετέπειτα να τα εφαρμόζουν στην ξεχωριστή περίπτωση του κάθε ασθενή.

Η αναζήτηση πληροφοριών στο διαδίκτυο από τους κλινικούς ιατρούς, για την υποστήριξη τους σε διάφορα κλινικά περιστατικά, μπορεί να γίνει ιδιαίτερα δύσκολη λόγω του τεράστιου διαθέσιμου όγκου δεδομένων και πληροφορίας. Η τεχνολογία της πληροφορίας μπορεί να αποτελέσει ένα αρκετά βοηθητικό εργαλείο για το σκοπό αυτό, οδηγώντας στη βελτίωση της απόδοσης. Τα έξυπνα συστήματα ανάκτησης πληροφοριών μπορούν να διαμορφώσουν ακριβείς και συγκεκριμένες ιατρικές ερωτήσεις, να φιλτράρουν και συνεπώς να μειώσουν τα αποτελέσματα μιας αναζήτησης στο διαδίκτυο, παρουσιάζοντας τα πιο σημαντικά, να αναγνωρίσουν τις πιο αξιόπιστες πηγές πληροφοριών και, σε ένα πιο

εξειδικευμένο επίπεδο, να προσαρμόσουν την έξοδό τους στις ανάγκες και τις απαιτήσεις του χρήστη που το χρησιμοποιεί.

Τα διαγνωστικά συστήματα κερδίζουν όλο και περισσότερο έδαφος στον τομέα της τεχνολογίας της υγειονομικής περίθαλψης, ειδικά όταν επεξεργάζονται μεγάλο και πολύπλοκο όγκο δεδομένων. Όταν ένα ιατρικό περιστατικό είναι σπάνιο ή περίπλοκο και χρειάζεται να ληφθούν υπόψη πολλές παράμετροι για την αντιμετώπισή του ή όταν ένα άτομο χωρίς την κατάλληλη εμπειρία ασχολείται με αυτό, συστήματα με μεγάλες βάσεις γνώσεων και αξιοσημείωτες υπολογιστικές ικανότητες μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως βοηθητικά διαγνωστικά εργαλεία. Μια υποκατηγορία αυτών των συστημάτων αποτελούν οι εφαρμογές που αναλύουν και ερμηνεύουν διάφορους τύπους ιατρικών εικόνων. Χρησιμοποιούνται κατά τη διάρκεια της διάγνωσης, αφορούν το μεγαλύτερο μέρος ιατρικών περιστατικών και, λόγω της συνεχής και ραγδαίας τεχνολογικής τους εξέλιξης, έχουν οδηγήσει στη γρήγορη και αποτελεσματική διάγνωση με βάση εξετάσεις ιατρικής απεικόνισης [5].



Εικόνα 2 Τα Συστήματα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων χειρίζονται μεγάλο και πολύπλοκο όγκο δεδομένων²

1.2.4 Πλεονεκτήματα

Η χρήση των CDSS έχει βελτιώσει σε σημαντικό βαθμό την ποιότητα και το κόστος της ιατρικής φροντίδας [3]. Διάφορα ιδρύματα έχουν ενσωματώσει βοηθητικά υπολογιστικά

² <http://amcreports.pssolutions.org/>

συστήματα στην κλινική ρουτίνα τους και το αντίκτυπο της χρήσης τους είναι ενθαρρυντικό. Μπορούν να βελτιώσουν την ποιότητα των κλινικών διαγνώσεων και να μειώσουν το ποσοστό του ανθρώπινου λάθους και των επιπλοκών, προειδοποιώντας για επικίνδυνες αλληλεπιδράσεις φαρμάκων ή πρώιμες ανεπιθύμητες ενέργειες φαρμάκου. Τα νοσοκομεία και τα ιατρικά ιδρύματα που έχουν χρησιμοποιήσει τέτοιου είδους συστήματα έχουν καταφέρει να μειώσουν το ποσοστό ιατρικού λάθους, που αποτελεί μία από τις κυριότερες αιτίες ιατρογενούς τραυματισμού, θανάτου και αύξησης κόστους. Τα CDSS μπορούν επίσης να εισάγουν καινούρια και πιο αποτελεσματικά πρότυπα στην κλινική πρακτική. Για παράδειγμα, τα φαρμακολογικά συστήματα απόφασης έχουν βελτιώσει την απόδοση της διαδικασίας συνταγογράφησης, κάνοντας χρήση διαφόρων καινοτομιών, όπως είναι η πρόταση ενός πιο φτηνού φαρμάκου όταν για την ίδια χρήση έχει γίνει παραγγελία για ένα πιο ακριβό ή η παρουσίαση προτεινόμενων δόσεων και συχνοτήτων δοσοληψίας των φαρμάκων.

Είναι δύσκολο να εκτιμηθεί επακριβώς η επιρροή της χρήσης των CDSS στην ποιότητα της ιατρικής φροντίδας. Υπάρχουν, ωστόσο, κάποια παραδείγματα που εμφανίζουν ένα αρκετά θετικό αντίκτυπο σε πολλούς τομείς. Τα συστήματα εισαγωγής παραγγελιών μπορούν να αυξήσουν τη συμμόρφωση με τις συνιστώμενες κλινικές κατευθυντήριες γραμμές και οδηγίες, το οποίο έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση του αριθμού των ακατάλληλων διαγνωστικών τεστ. Επίσης πλεονέκτημα αποτελεί η δυνατότητα που δίνουν τα συστήματα αυτά στους κλινικούς ιατρούς να αφιερώνουν περισσότερο χρόνο στην άμεση ιατρική φροντίδα, αν και ο βαθμός στον οποίο αυτό πραγματικά συμβαίνει εξαρτάται από τον τύπο και το σκοπό του συστήματος καθώς και από την εμπειρία του προσωπικού στον οποίο απευθύνεται. Όσον αφορά τον οικονομικό τομέα, εκτός από συγκεκριμένες περιπτώσεις, δεν μπορούμε να εξάγουμε ένα γενικό και ασφαλές συμπέρασμα σχετικά με τα πλεονεκτήματα της χρήσης των CDSS, καθώς αποτελούν μία επένδυση με πολύπλοκο κόστος και είναι ακόμα μια αμφιλεγόμενη συζήτηση το τι θα πρέπει να συμπεριληφθεί ή όχι κατά τον υπολογισμό της δαπάνης που απαιτούν [4].

1.2.5 Περιορισμοί

Παρά τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν, πολλά από τα CDSS δεν έχουν κερδίσει την αποδοχή του ιατρικού προσωπικού [3],[6]. Ως αυτόνομα συστήματα που δεν είναι ενσωματωμένα σε ένα γενικό ηλεκτρονικό σύστημα, απαιτούν χρόνο για την εισαγωγή των δεδομένων του ασθενή από το γιατρό, ακόμα και αν αυτά έχουν καταχωρηθεί ήδη κάπου αλλού. Το γεγονός αυτό περιπλέκει τη χρήση και εφαρμογή τους και αναδεικνύει την ανάγκη

ο σχεδιασμός τους να επικεντρωθεί στην αποτελεσματική τους χρήση σε πραγματικό χρόνο από το προσωπικό. Η αποτελεσματικότητα της χρήσης τους εξαρτάται, όμως, και από το βαθμό της εμπλοκής τους στην ιατρική πρακτική. Τα συστήματα που χρησιμοποιούν υπενθυμίσεις και συναγερμούς είναι πιο αποδεκτά από αυτά τα οποία μπορούν να επέμβουν στο πλάνο θεραπείας και φροντίδας του ιατρού και να αμφισβητήσουν την κρίση του. Σε τέτοιες περιπτώσεις, ο ιατρός μπορεί να αγνοεί συστηματικά τις συμβουλές του συστήματος και ουσιαστικά να ακυρώνει τη χρησιμότητά του. Μία άλλη περίπτωση που μπορεί να οδηγήσει στην αγνόηση ενός συστήματος και πιθανόν σε επικίνδυνες παραλείψεις είναι όταν αυτό παράγει μεγάλο αριθμό προειδοποιήσεων και συναγερμών, χωρίς να υπάρχει ιεραρχία στη σημαντικότητά τους. Τέλος, δεδομένου του τεράστιου όγκου δεδομένων που παράγεται συνεχώς κατά τη διάρκεια της ιατρικής έρευνας, η ενσωμάτωσή των νέων πληροφοριών σε ένα σύστημα είναι ένα αρκετά δύσκολο έργο, ειδικά όταν κάποιες από αυτές είναι αντικρουόμενες μεταξύ τους. Συνεπώς, η συντήρηση των CDSS και η προσαρμογή τους σε μεγάλο όγκο νέων δεδομένων που παράγονται κατά τη διάρκεια της χρήσης τους είναι μία σημαντική πρόκληση.

1.2.6 Μέθοδος υλοποίησης

Στο [3] οι Berner et al. προσπάθησαν να σκιαγραφήσουν τις απαραίτητες προϋποθέσεις που θα πρέπει να πληρούνται για την υλοποίηση ενός επιτυχημένου συστήματος ΥΚΑ. Τόνισαν τη σημασία της άμεσης ενσωμάτωσης του συστήματος στην ροή εργασίας με αυτόματες υπενθυμίσεις και προτάσεις. Συγκεκριμένα, το σύστημα πρέπει να συνδέεται με το ηλεκτρονικό σύστημα του νοσοκομείου, εφόσον αυτό είναι εφικτό, προκειμένου να λαμβάνει από εκεί τα δεδομένα εισόδου του, ενώ η χρήση του πρέπει να γίνεται στο χρόνο και το χώρο της λήψης ιατρικών αποφάσεων, μέσω μιας πλήρως αυτόματης μηχανογραφικής διαδικασίας.

Το πρώτο βήμα της υλοποίησης ενός επιτυχημένου και αποδεκτού συστήματος είναι η ύπαρξη καλής επικοινωνίας μεταξύ των προγραμματιστών τεχνολογίας της πληροφορίας στην υγεία και του προσωπικού που θα το χρησιμοποιήσει. Οι διαφορετικές απαιτήσεις αυτών των δύο ομάδων ατόμων μπορεί να αποτελέσει τροχοπέδη στην τελική υιοθέτηση και χρήση του συστήματος. Για το λόγο αυτό, οι χρήστες θα πρέπει να είναι από την αρχή ενήμεροι του μηχανισμού του, των δυνατοτήτων και των περιορισμών του. Επίσης, θα πρέπει να πληροφορούνται για τη βάση γνώσης της εφαρμογής, με τους κανόνες και τα στοιχεία που αυτή περιλαμβάνει, και τον τρόπο που αυτή έχει ελεγχθεί πριν την υλοποίηση.

Το δεύτερο βήμα είναι η εξασφάλιση της επαρκούς εκπαίδευσης των χρηστών. Υπάρχουν συστήματα το αποτέλεσμα των οποίων εξαρτάται από την είσοδο που έχει δώσει απευθείας ο χρήστης. Συνεπώς, σε περίπτωση λάθους οι προτάσεις και τα αποτελέσματα της εξόδου τους είναι αναξιόπιστα. Αποτελεί, λοιπόν, επιτακτική ανάγκη η εκπαίδευση του χρήστη όταν αυτός αλληλεπιδρά με την εφαρμογή, τόσο κατά την είσοδο των δεδομένων όσο και κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων εξόδου. Ταυτόχρονα, είναι σημαντικό να παρακολουθείται και να εξασφαλίζεται η σωστή χρήση των ήδη εγκατεστημένων CDSS. Οι χρήστες θα μπορούσαν να επιλέγουν να μην συμβουλευτούν το σύστημα, ειδικά όταν απαιτείται περισσότερη προσπάθεια από αυτούς, όπως η επαναλαμβανόμενη είσοδος των δεδομένων του ασθενή. Η επιτήρηση της σωστής χρήσης θα μπορούσε να λύσει αυτό το πρόβλημα. Λύση στην αγνόηση των συστημάτων μπορεί να είναι επίσης η ρύθμιση και το φιλτράρισμα των υπενθυμίσεων και συναγερμών από συστήματα που τα χρησιμοποιούν, ώστε να αποφευχθούν σοβαρά ιατρικά λάθη.

Τέλος, η χρήση των CDSS μπορεί να δημιουργήσει νομικά ζητήματα που σχετίζονται με την ευθύνη ανανέωσης της βάσης γνώσης, εφόσον διαθέτουν τέτοια. Από τη στιγμή που νέες πληροφορίες δημιουργούνται συνεχώς, υπάρχει περίπτωση κάποιος χρήστης να λάβει μία απόφαση βασισμένος σε ξεπερασμένη γνώση και μη λειτουργικούς κανόνες. Αν και δεν έχει ακόμα διασαφηνιστεί ποιος είναι υπεύθυνος για τη συντήρηση της βάσης γνώσης, είναι αναγκαίο το σύστημα να παρακολουθείται περιοδικά για προβλήματα και πιθανές αλλαγές που πρέπει να γίνουν.

1.2.7 Συμπέρασμα

Τα πλεονεκτήματα της χρήσης των CDSS όσον αφορά την ποιότητα και την αποτελεσματικότητα της ιατρικής φροντίδας είναι υποσχόμενα. Υπάρχει αυξανόμενο ενδιαφέρον σχετικά με την ανάπτυξη νέων συστημάτων, βασισμένων στις συνεχείς εξελίξεις στον τομέα της τεχνολογίας της πληροφορίας. Παρόλα αυτά, υπάρχουν ακόμα πολλές προκλήσεις προς αντιμετώπιση και η κύρια στοχοθεσία θα πρέπει πάντα να είναι η υποστήριξη και βοήθεια των κλινικών ιατρών, καθώς αυτοί είναι τελικά οι μόνοι υπεύθυνοι για τις κλινικές αποφάσεις.

1.3 Μηχανική Μάθηση

Τα μη βασισμένα σε γνώση CDSS υλοποιούνται μέσω της Μηχανικής Μάθησης, η οποία τους επιτρέπει να εντοπίζουν μοτίβα σε κλινικά δεδομένα και να μαθαίνουν από προηγούμενες εμπειρίες. Σχεδιάζονται και υλοποιούνται ώστε να προσομοιάζουν τον τρόπο με τον οποίο θα σκεφτόταν και θα δρούσε ένας άνθρωπος, αν ήταν αντιμέτωπος με το ίδιο ιατρικό περιστατικό. Οι κυριότερες μέθοδοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται από μη βασισμένα σε γνώση συστήματα είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, οι Γενετικοί Αλγόριθμοι, οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης και η μάθηση με Δένδρα Απόφασης.

1.3.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks-ANN) είναι μια υπολογιστική προσέγγιση που μοντελοποιεί χαλαρά τον τρόπο με τον οποίο ένας βιολογικός εγκέφαλος λύνει προβλήματα [7]. Αποτελούνται από κόμβους που ονομάζονται τεχνητοί νευρώνες ή νευρώνες και σταθμισμένες συνδέσεις που μεταδίδουν σήματα μεταξύ των νευρώνων με μονοδιάστατο τρόπο. Οι συνδέσεις αυτές αντιστοιχούν στις νευρικές συνάψεις του εγκεφάλου. Κάθε νευρώνας συνδέεται με πολλούς άλλους και οι συνδέσεις μπορούν να έχουν ανασταλτική ή μη επίδραση στην κατάσταση ενεργοποίησης των συνδεδεμένων νευρώνων. Μπορεί επίσης να έχει έναν αθροιστή, ο οποίος συνδυάζει τις τιμές όλων των εισόδων και μια συνάρτηση κατωφλίου έτσι ώστε το σήμα να πρέπει να ξεπεράσει ένα καθορισμένο όριο πριν μεταβιβαστεί στους επόμενους νευρώνες.

Υπάρχουν πολλά είδη νευρωνικών δικτύων και η μελέτη και ανάπτυξή τους είναι άρρηκτα συνδεδεμένες με τη μελέτη και την κατανόηση λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Προκειμένου να βρεθεί ένας τρόπος ώστε τα ANN να έχουν τη δυνατότητα να μάθουν οποιαδήποτε αυθαίρετη χαρτογράφηση από την είσοδο στην έξοδο, αναπτύχθηκε ο αλγόριθμος οπίσθιας διάδοσης [8]. Από την άλλη πλευρά, η ανάγκη για πιο πολύπλοκες και λιγότερο οργανωμένες συνδέσεις καλύφθηκε από την ανάπτυξη των δυναμικών δικτύων, τα οποία μπορούν να δημιουργήσουν νέους νευρώνες και νέες συνδέσεις και ταυτόχρονα να απενεργοποιήσουν άλλες. Τα νέα δημιουργούμενα μοτίβα στα νευρωνικά δίκτυα περιλαμβάνουν περαιτέρω συνδέσεις, οι οποίες δε συνδέουν μόνο παρακείμενους νευρώνες, καθώς και νέες μεθόδους που εισάγουν μεγαλύτερη πολυπλοκότητα από τη λογική Boolean, όπως είναι η Βαθιά Μάθηση (Deep Learning) [9].

Τα ANN αποτελούνται από τρία επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, το επίπεδο εξόδου και το κρυμμένο επίπεδο. Το επίπεδο εισόδου λαμβάνει τα δεδομένα, το επίπεδο εξόδου παρουσιάζει τα αποτελέσματα στο χρήστη, ενώ το κρυμμένο επίπεδο παράγει το αποτέλεσμα

μετά από κατάλληλη επεξεργασία των δεδομένων [3]. Η βάση γνώσης των ANN δημιουργείται από τη γνώση του κλινικού ιατρού και την ιατρική βιβλιογραφία. Τα συστήματα αυτά αναλύουν μοτίβα στα δεδομένα των ασθενών και συνεπώς μπορούν να συσχετίσουν τα συμπτώματα και τη διάγνωση. Με δεδομένη την επιθυμητή έξοδο για ένα μεγάλο όγκο δεδομένων, το σύστημα τα επεξεργάζεται και παράγει μία έξοδο. Στη συνέχεια, τη συγκρίνει με την επιθυμητή έξοδο και βρίσκει μοτίβα ώστε να προσαρμόσει τα βάρη των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων και τελικά να παράγει το σωστό αποτέλεσμα. Η προσαρμογή των βαρών αποτελεί το κύριο μέρος της διαδικασίας εκπαίδευσης και πραγματοποιείται με τη χρήση μιας σειράς αλγορίθμων μάθησης, οι οποίοι βασίζονται κυρίως στην στατιστική εκτίμηση και τη θεωρία βελτιστοποίησης [10].

Η χρήση των ANN επιφέρει αρκετά πλεονεκτήματα [11]. Πρώτον, μπορούν να εκπαιδευτούν χωρίς την ύπαρξη κανόνων και μιας βάσης γνώσης δημιουργημένης από το ιατρικό προσωπικό. Μπορούν, επίσης, να βελτιώνουν την απόδοσή τους κάθε φορά που χρησιμοποιούνται, λόγω της δυναμικής τους φύσης. Δεν είναι αναγκαία η ύπαρξη ενός πολύ μεγάλου όγκου δεδομένων εισόδου, καθώς μπορούν να είναι επαρκώς ακριβή όταν εκπαιδεύονται με σαφή και κατανοητά δεδομένα, ακόμα και αν αυτά δεν είναι πολυάριθμα. Εκτός αυτού, έχουν τη δυνατότητα να αναπληρώνουν μέρη ενός ανολοκλήρωτου συνόλου δεδομένων εισόδου, καθώς μπορούν να εικάσουν ποια θα πρέπει να είναι τα δεδομένα που λείπουν. Σε γενικές γραμμές, απαιτούν λιγότερο επίσημη στατιστική εκπαίδευση, μπορούν να εντοπίζουν πολύπλοκες μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ εξαρτημένων και ανεξάρτητων μεταβλητών, ανιχνεύουν όλες τις πιθανές αλληλεπιδράσεις μεταξύ μεταβλητών πρόβλεψης και χρησιμοποιούν πολλαπλούς αλγόριθμους εκπαίδευσης.

Παρά τα παραπάνω πλεονεκτήματα, γίνεται κριτική σχετικά με τη χρήση των ANN και συζήτηση για τους παράγοντες που μπορούν να μειώσουν την αποτελεσματικότητά τους [12], [13]. Προκειμένου να δημιουργηθεί ένα ANN που προσομοιάζει μια απλή εργασία επεξεργασίας σημάτων στον ανθρώπινο εγκέφαλο, μεγάλα ποσοστά υπολογιστικής μνήμης και χώρου στο σκληρό δίσκο πρέπει να δεσμευτούν. Η μεταβίβαση σήματος μέσω μιας σειράς συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων του συστήματος μπορεί επίσης να χρειάζεται τεράστια ποσά χρόνου επεξεργασίας. Ως αποτέλεσμα, σημαντικοί υπολογιστικοί και χωρικοί πόροι πρέπει να χρησιμοποιηθούν. Οι εξελίξεις στον τομέα του hardware αντιμετωπίζουν αυτό το πρόβλημα, το οποίο απασχολεί κυρίως αρκετά πολύπλοκα και απαιτητικά συστήματα. Τα ANN ενδέχεται επίσης να παρουσιάσουν προβλήματα εκπαίδευσης, καθώς απαιτούν ένα μεγάλο αριθμό αντιπροσωπευτικών και διαφοροποιημένων παραδειγμάτων ώστε να διαμορφώσουν μία επαρκή μέθοδο επίλυσης με ακρίβεια και δυνατότητα γενίκευσης. Κατά τη διάρκεια αυτής της διαδικασίας, το μέγεθος των δεδομένων

εκπαίδευσης και ο αριθμός των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται ως μεταβλητές πρόβλεψης πρέπει να ρυθμίζονται ώστε να αποφευχθεί η κοινή παρενέργεια της υπερπροσαρμογής, δηλαδή της πλήρους αποστήθισης των δεδομένων εκπαίδευσης με συνέπεια την αποτυχία της σωστής πρόβλεψης για νέα δεδομένα. Το γεγονός ότι ο μηχανισμός των ANN παραμένει ένα «μαύρο κουτί» και τα αποτελέσματά τους δεν είναι εύκολα ερμηνεύσιμα ωθεί τα συστήματα στο να μην μπορούν να συχνά να εξηγήσουν τις μεθόδους τους και να δικαιολογήσουν τη χρήση τους. Αυτό μπορεί να διαταράξει την αξιοπιστία τους και να οδηγήσει στην υιοθέτηση πιο κατανοητών μεθόδων από την πλευρά των χρηστών, ειδικά όταν πρόκειται για ιατρικούς σκοπούς.

Ο πρωταρχικός σκοπός ενός ANN είναι να προσομοιάζει τον τρόπο με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος λύνει προβλήματα. Παρ' όλα αυτά, ο αριθμός των νευρώνων που χρησιμοποιούνται στα σύγχρονα έργα νευρωνικών δικτύων κυμαίνεται από μερικές χιλιάδες σε μερικά εκατομμύρια, με εκατομμύρια συνδέσεις να τους επικοινωνούν. Τα μεγέθη αυτά, αν και μεγάλα, παραμένουν αρκετές τάξεις μεγέθους μικρότερα και λιγότερο πολύπλοκα από αυτά του ανθρωπίνου εγκεφάλου και βρίσκονται πιο κοντά στην υπολογιστική ισχύ ενός σκουληκιού. Εκτός αυτού, δεν υπάρχει ένδειξη μηχανισμών των ANN, όπως του αλγορίθμου οπίσθιας διάδοσης, στα φυσικά νευρωνικά δίκτυα, καθώς φαίνεται να αντιτίθεται στην θεμελιώδη αρχή των πραγματικών νευρώνων που στηρίζεται στο ότι η πληροφορία μπορεί να ρέει μόνο προς τα εμπρός κατά μήκος του άξονα. Η φιλοσοφία, όμως, πίσω από τα ANN δεν είναι απαραίτητως να μιμηθούν τα πραγματικά νευρωνικά συστήματα, καθώς διαθέτουμε ακόμα λίγη γνώση σχετικά με τις βασικές αρχές που διέπουν τα τελευταία και τον ακριβή τρόπο που χειρίζονται τα σήματα και τις πληροφορίες. Ο πραγματικός σκοπός είναι να χρησιμοποιήσουν τις μεθόδους τους ως πηγή έμπνευσης προκειμένου να δώσουν λύσεις σε μέχρι τώρα δύσκολα προβλήματα. Τα ANN, επομένως, εισάγουν κάποιες νέες και ισχυρές γενικές αρχές για την επεξεργασία των πληροφοριών. Δυστυχώς, αυτές οι γενικές αρχές είναι ασαφείς και αναδύομενες από το ίδιο το νευρωνικό δίκτυο, γεγονός που οδηγεί συχνά στην έλλειψη περιέργειας σχετικά με το πόσο καλά είναι αυτά τα συστήματα, των οποίων οι λύσεις βρίσκονται «δια μαγείας».

Είναι, ωστόσο, αναγκαία η κατανόηση της θεωρίας και του μηχανισμού λειτουργίας των ANN προκειμένου να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά και να γίνει ο σωστός συνδυασμός χαρακτηριστικών του συστήματος για τον εκάστοτε σκοπό [7]. Η επιλογή του μοντέλου και του αλγόριθμου μάθησης, με τον οποίο θα εκπαιδευτεί ένα σύστημα, εξαρτάται από την εφαρμογή και τα δεδομένα και συχνά προκύπτει μετά από πειραματισμό. Αξιόπιστα συστήματα νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνται σε πολλές εφαρμογές και τομείς. Έχουν αποδείξει ότι αποτελούν ισχυρά εργαλεία στη ρομποτική, την επεξεργασία και εξόρυξη

δεδομένων, την ανάλυση παλινδρόμησης, τον ψηφιακό έλεγχο και την ταξινόμηση, συμπεριλαμβανομένης της αναγνώρισης προτύπων, της ανίχνευσης αντικειμένων και της λήψης αποφάσεων.

Η ιατρική διάγνωση είναι ένα πεδίο όπου τα ANN διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο. Στο [3], παρουσιάζονται αρκετές εφαρμογές των συστημάτων νευρωνικών δικτύων, μεταξύ των οποίων η διάγνωση της άνοιας, το έμφραγμα του μυοκαρδίου, η σκωληκοειδίτιδα, ο πόνος στην πλάτη, σεξουαλικά μεταδιδόμενα νοσήματα, ψυχιατρικές καταστάσεις έκτακτης ανάγκης και διαταραχές του δέρματος. Έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί για τη διάγνωση καρκίνων, όπως ο καρκίνος του προστάτη, καθώς και για τον εντοπισμό και την ταξινόμηση καρκινικών όγκων από ιατρικές εικόνες [14]. Μελέτες έχουν δείξει ότι οι προβλέψεις των νευρωνικών δικτύων θα μπορούσε να είναι πιο ακριβείς από τις τρέχουσες κλινικές μεθόδους και την πρόβλεψη του ιατρού [15].

1.3.2 Γενετικοί αλγόριθμοι

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) ανήκουν στην μεγαλύτερη κλάση των εξελικτικών αλγορίθμων, οι οποίοι βασίζονται στις εξελικτικές θεωρίες του Δαρβίνου για τη φυσική επιλογή και προσαρμογή [3]. Ο Δαρβίνος υποστήριξε ότι οι βιολογικοί οργανισμοί που αναπτύσσουν εργαλεία και άμυνες για την προστασία και τη συντήρησή τους είναι τελικά αυτοί που επιβιώνουν. Αντίθετα, εκείνοι που δεν μπορούν να προσαρμοστούν στις περιβαλλοντικές αλλαγές τελικά εξαφανίζονται. Η θεωρία αυτή, γνωστή ως «η επιβίωση του ισχυρότερου», είναι η κύρια ιδέα των γενετικών αλγορίθμων, οι οποίοι χρησιμοποιούνται για να βρουν υψηλής ποιότητας λύσεις σε προβλήματα αναζήτησης και βελτιστοποίησης.

Οι ΓΑ ξεκινούν από ένα σύνολο τυχαία παραγόμενων υποψήφιων λύσεων, που ονομάζονται γονιδιώματα, και ακολουθούν μια επαναληπτική διαδικασία μέχρι να βρεθεί η καλύτερη λύση [16]. Το σύνολο της κάθε επανάληψης ονομάζεται γενιά ή πληθυσμός. Μια συνάρτηση καταλληλότητας χρησιμοποιείται προκειμένου να αξιολογηθεί η καταλληλότητα του κάθε γονιδιώματος σε κάθε πληθυσμό. Τα περισσότερο κατάλληλα γονιδιώματα επιλέγονται από τον τρέχοντα πληθυσμό, και, στη συνέχεια, νέες λύσεις εξετάζονται με την τροποποίηση του γονιδιώματος, μέσω της ανταλλαγής γενετικού υλικού και / ή της μετάλλαξης, προκειμένου να σχηματιστεί μια νέα γενιά. Η νέα γενιά των υποψήφιων λύσεων χρησιμοποιείται έπειτα στην επόμενη επανάληψη και ο αλγόριθμος τερματίζει όταν ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή ένα επιθυμητό επίπεδο καταλληλότητας έχει επιτευχθεί για τον πληθυσμό.

Οι ΓΑ βασίζονται σε απλές έννοιες και όμως είναι σε θέση να εντοπίζουν τη βέλτιστη λύση πολύ πιο γρήγορα απ' ότι άλλοι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για προβλήματα βελτιστοποίησης [17]. Η τελική τους λύση είναι ως επί το πλείστον καλύτερη από τις αρχικές υποψήφιες καθώς και επαρκής για τις απαιτήσεις του προβλήματος. Από την άλλη πλευρά, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί που θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τη χρήση αυτών των αλγορίθμων και των μεθόδων τους. Η συνάρτηση καταλληλότητας εξαρτάται πάντα από το πρόβλημα και η επιλογή της θα πρέπει να είναι προσεκτική και κατάλληλη για την περίπτωση, έτσι ώστε να αποφευχθεί η αναποτελεσματική απόδοση. Είναι συχνό φαινόμενο η αξιολόγηση της συνάρτησης καταλληλότητας να προκύπτει πολύ ακριβή και μία κατά προσέγγιση συνάρτηση να χρησιμοποιείται αντί αυτής. Επίσης, μια σειρά παραγόντων κατά τη διάρκεια της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης μπορούν να επηρεάσουν την αποδοτικότητα. Εάν το μέγεθος του πληθυσμού είναι πολύ μικρό, ο αλγόριθμος μπορεί να μην καταφέρει να βρει μια βέλτιστη λύση, καθώς υπάρχει περίπτωση να εξαντληθούν όλες οι διαθέσιμες λύσεις. Η διαδικασία της μετάλλαξης χρησιμοποιείται για τη διατήρηση της γενετικής ποικιλομορφίας από τη μία γενιά στην άλλη και πραγματοποιείται μεταβάλλοντας μία ή περισσότερες τιμές σε ένα γονιδίωμα, σύμφωνα με μια πιθανότητα. Εάν αυτή η πιθανότητα είναι πολύ υψηλή, η επιλογή δεν θα συγκλίνει ποτέ ώστε να βρει τη βέλτιστη λύση, καθώς η διαδικασία θα πρέπει να αλλάζει πολύ γρήγορα.

Παρόμοια με τα νευρωνικά δίκτυα, ο μηχανισμός των γενετικών αλγορίθμων δεν είναι πολύ κατανοητός, γεγονός που περιπλέκει την επιλογή τους για ιατρικές εφαρμογές [17]. Παρ'όλα αυτά, η χρήση τους σε διάφορα CDSS, βασισμένα στην αναγνώριση προτύπων και τη μηχανική μάθηση, δείχνει ότι μπορούν να παρουσιάσουν ακρίβεια και αποτελεσματικότητα σε διαγνωστικές εργασίες. Επίσης, προτιμούνται ευρέως για τη διαδικασία της επιλογής χαρακτηριστικών, η οποία αποτελεί σημαντικό μέρος των συστημάτων ταξινόμησης.

1.3.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης είναι μοντέλα μάθησης, τα οποία εκπαιδεύονται από αλγόριθμους που αναλύουν δεδομένα για εφαρμογές ταξινόμησης και ανάλυσης παλινδρόμησης. Ανήκουν στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης, όπου τα συστήματα λαμβάνουν τις εισόδους και τις αντίστοιχες επιθυμητές εξόδους και επιχειρούν να δημιουργήσουν κανόνες αντιστοίχισης που να ισχύουν στη γενική περίπτωση. Για δεδομένα τα οποία δεν είναι χαρακτηρισμένα από πριν, είναι αναγκαία η ύπαρξη μιας μη επιβλεπόμενης διαδικασίας μάθησης, όπου θα επιχειρείται η εύρεση μιας φυσικής ομαδοποίησης των δεδομένων. Η ομαδοποίηση διανυσμάτων υποστήριξης, που αποτελεί

βελτίωση των μηχανών διανυσματικής υποστήριξης, ασχολείται με την επεξεργασία τέτοιων δεδομένων και χρησιμοποιείται σε βιομηχανικές εφαρμογές [18].

Η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης είναι στην ουσία ένας μη-πιθανολογικός δυαδικός γραμμικός ταξινομητής, καθώς δεδομένου ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης και της καταχώρησης του κάθε στοιχείου στη μία ή την άλλη από δύο κατηγορίες, ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του συστήματος κατηγοριοποιεί νέα στιγμιότυπα εισόδου. Γραφικά το μοντέλο μηχανής διανυσμάτων υποστήριξης είναι η αναπαράσταση των παραδειγμάτων εκπαίδευσης ως σημεία στο χώρο ενώ οι δύο κατηγορίες χωρίζονται από ένα υπερεπίπεδο μέγιστου περιθωρίου. Στη συνέχεια, τα νέα δεδομένα κατηγοριοποιούνται ανάλογα με την πρόβλεψη του συστήματος, που βασίζεται στην πλευρά που ανήκουν τα σημεία τους στο χώρο.

Όταν ένα σύνολο δεδομένων ανήκει σε δύο γραμμικά διαχωρίσιμες τάξεις, υπάρχει υπερεπίπεδο στο χώρο που μπορεί να ταξινομήσει σωστά όλα τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Το υπερεπίπεδο μέγιστου περιθωρίου είναι αυτό που πραγματοποιεί το μέγιστο διαχωρισμό μεταξύ των τάξεων. Τα παραδείγματα των οποίων τα σημεία έχουν τη μικρότερη απόσταση από το υπερεπίπεδο μέγιστου περιθωρίου καλούνται διανύσματα υποστήριξης.

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση αρκετών εφαρμογών μηχανικής μάθησης που επιλύουν προβλήματα του πραγματικού κόσμου [19]. Μπορούν να αποτελέσουν αρκετά βοηθητικά εργαλεία στην ταξινόμηση εικόνων καθώς προσφέρουν μεγαλύτερη ακρίβεια από άλλες πιο παραδοσιακές μεθόδους. Επίσης, προτιμώνται για την αναγνώριση χειρόγραφων χαρακτήρων καθώς και γενικά για την κατηγοριοποίηση κειμένου και υπερκειμένου. Η αποδοτικότητα των μηχανών αυτών εξαρτάται από την κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος εκπαίδευσής τους.

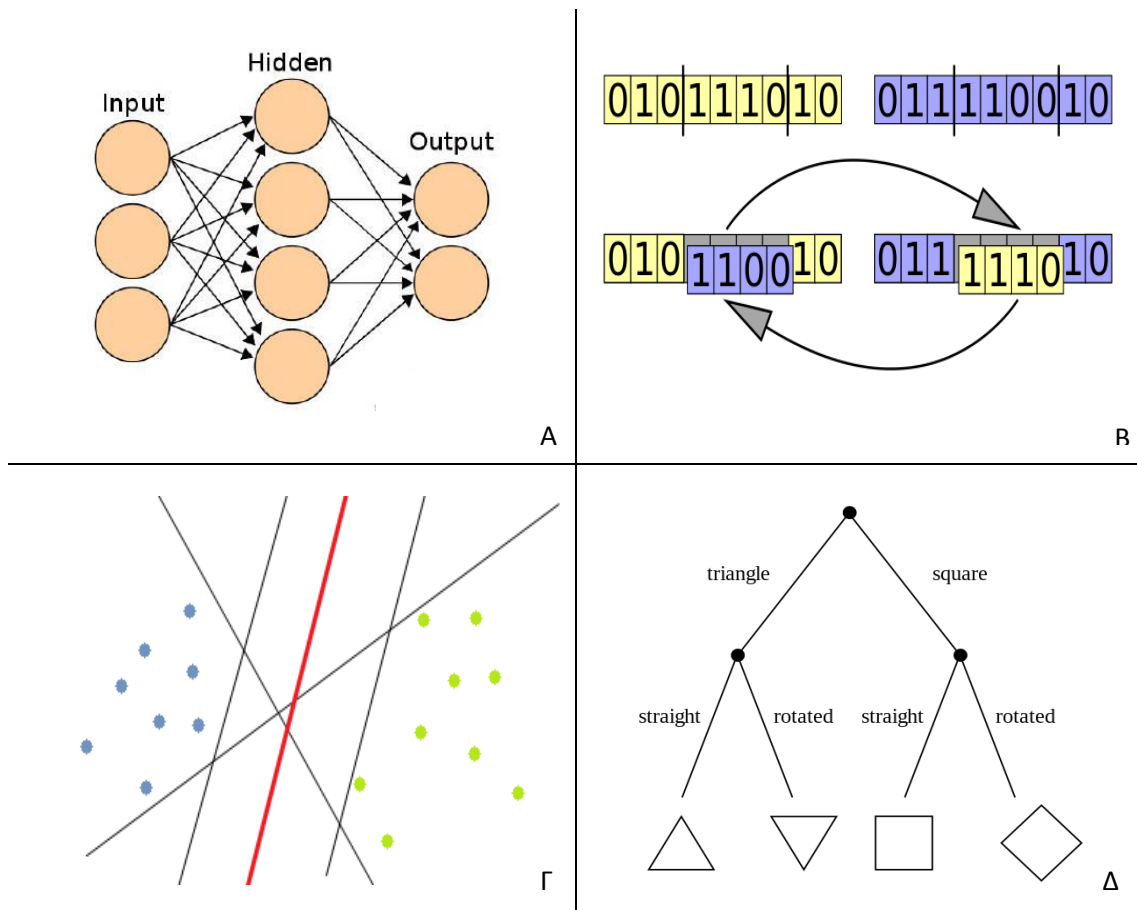
1.3.4 Μάθηση με δένδρα απόφασης

Η μάθηση με δένδρα απόφασης είναι μία προσέγγιση πρόβλεψης που υλοποιείται ευρέως στην στατιστική, την εξόρυξη δεδομένων και τη μηχανική μάθηση. Χρησιμοποιεί το δένδρο απόφασης, ως ένα μοντέλο πρόβλεψης το οποίο αντιστοιχίζει στιγμιότυπα από ένα αντικείμενο σε συμπεράσματα σχετικά με τη ζητούμενη τιμή του αντικειμένου. Οι παρατηρήσεις αντιπροσωπεύονται από τα κλαδιά του δέντρου ενώ τα συμπεράσματα από τα φύλλα του. Τα μοντέλα δέντρων στα οποία η ζητούμενη μεταβλητή μπορεί να λάβει ένα πεπερασμένο σύνολο τιμών ονομάζονται δέντρα ταξινόμησης. Σε αυτά, τα φύλλα του δέντρου αντιπροσωπεύουν τις ετικέτες κλάσεων ενώ τα κλαδιά αντιπροσωπεύουν

συνδυασμούς στοιχείων που οδηγούν σε αυτές. Τα δέντρα απόφασης όπου η μεταβλητή μπορεί να πάρει συνεχείς τιμές ονομάζονται δέντρα παλινδρόμησης [20].

Τα δέντρα απόφασης παρουσιάζουν αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με άλλες μεθόδους. Είναι αρκετά κατανοητά και αν παρασταθούν γραφικά μπορούν να εξηγηθούν ακόμα και σε κάποιον χωρίς γνώσεις στο αντικείμενο. Απαιτούν μικρή προεπεξεργασία των δεδομένων που λαμβάνουν ως είσοδο ενώ μπορούν να χειριστούν και αριθμητικά και κατηγορικά δεδομένα. Αντίθετα με τα ANN, μπορούν να εξηγήσουν τα αποτελέσματά τους εύκολα με τη χρήση λογικής Boolean. Είναι γενικά εύρωστα και αποδοτικά και η αξιοπιστία τους μπορεί να ελεγχθεί με στατιστικά μοντέλα.

Παρόλα αυτά, εξακολουθούν να υπάρχουν κάποιοι περιορισμοί ως προς την αποτελεσματικότητά των δέντρων απόφασης. Είναι λιγότερο ακριβή από άλλες μεθόδους και κάποιες φορές δεν είναι εύρωστα, καθώς μια μικρή αλλαγή στα δεδομένα εκπαίδευσης μπορεί να επιφέρει μεγάλη αλλαγή στο αποτέλεσμα του συστήματος. Δεν έχουν τη δυνατότητα εύρεσης μιας ολικά βέλτιστης λύσης και όταν γίνουν αρκετά πολύπλοκα μπορεί να χάσουν τη δυνατότητα γενίκευσης. Μηχανισμοί όπως η μέθοδος του κλαδέματος χρησιμοποιούνται για την αποφυγή της υπερπροσαρμογής. Τέλος, υπάρχουν προβλήματα για την επίλυση των οποίων είτε δεν είναι δυνατή η χρήση δέντρων αποφάσεων είτε αυτά αποτελούν μια μη συμφέρουσα λύση με υψηλό κόστος [21].



Εικόνα 3 Τρόπος λειτουργίας των μεθόδων Μηχανικής Μάθησης. Α) Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα³ Β) Γενετικοί Αλγόριθμοι⁴ Γ) Μηχανές Διαυσμάτων Υποστήριξης⁵ Δ) Δέντρα Απόφασης⁶

³ https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Artificial_neural_network.svg

⁴ <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Computational.science.Genetic.algorithm.Crossover.Two.Point.svg>

⁵ https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SVM_Example_of_Hyperplanes.png

⁶ https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Simple_decision_tree.svg

Κεφάλαιο 2: Διαγνωστικά συστήματα για την ερμηνεία ιατρικών εικόνων

2.1 Ιατρική απεικόνιση

Η ιατρική απεικόνιση περιλαμβάνει μια σειρά από τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται για την οπτική αναπαράσταση του εσωτερικού του ανθρώπινου σώματος με σκοπό τη διάγνωση, την ιατρική παρακολούθηση και τη θεραπεία. Οι ιατρικές εικόνες απεικονίζουν τις εσωτερικές δομές του σώματος που είναι κρυμμένες από το δέρμα και τα κόκκαλα και, με αυτόν τον τρόπο, δημιουργούν μια χαρτογράφηση της υγιούς ανατομίας και φυσιολογίας. Συνεπώς, γίνεται ταυτόχρονα εφικτή και η δυνατότητα εντοπισμού ανωμαλιών και παθογενειών, όποτε αυτές εμφανίζονται. Η ειδικότητα που χρησιμοποιεί κυρίως την ιατρική απεικόνιση είναι η ραδιολογία, η οποία περιλαμβάνει διάφορες τεχνικές όπως τη Ραδιογραφία με ακτίνες X ή Ακτινογραφία, την Αξονική Τομογραφία, τον Υπέρηχο, την Πυρηνική Ιατρική και την Μαγνητική Τομογραφία. Ο τεχνολόγος ραδιολογίας ή ραδιολόγος παρατηρεί ή ερμηνεύει τις ιατρικές εικόνες και καταλήγει σε ένα συμπέρασμα ή διαμορφώνει μια διαγνωστική αναφορά για τα ευρήματά του. Τα αποτελέσματα μεταφέρονται, στη συνέχεια, στον κλινικό ιατρό που ζήτησε τη διενέργεια της εξέτασης. Η ιατρική απεικόνιση είναι αντικείμενο επιστημονικής μελέτης για τους τομείς της ιατρικής, της ιατρικής φυσικής και της βιοϊατρικής μηχανικής [22].



Εικόνα 4 Διάγνωση μέσω Ιατρικής Απεικόνισης⁷

⁷ <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Medicoplacas.JPG>

2.2 Απεικονιστικές τεχνικές

2.2.1 Ραδιογραφία

Η Ραδιογραφία ή Ακτινογραφία βασίζεται στη μετάδοση των ακτίνων X μέσω του ανθρώπινου σώματος. Οι ακτίνες περνούν μέσα από το σώμα του ασθενούς και καταλήγουν σε έναν ανιχνευτή. Η εικόνα σχηματίζεται ανάλογα με το βαθμό κατά τον οποίο οι ακτίνες έχουν απορροφηθεί από το ανθρώπινο σώμα στην προσπάθειά τους να το διαπεράσουν κατά τη διαδρομή τους προς τον ανιχνευτή. Οι τεχνικές της ραδιογραφίας που χρησιμοποιούνται στην ιατρική απεικόνιση ήταν οι πρώτες διαθέσιμες στον τομέα αυτό και, παρά τη σημαντική πρόοδο που έχει σημειωθεί μέχρι τώρα, προτιμώνται ακόμα συχνά λόγω του χαμηλού κόστους, της χαμηλότερης δόσης ακτινοβολίας και της υψηλής ανάλυσης [23].

2.2.2 Αξονική Τομογραφία

Η τομογραφία είναι η διαδικασία απεικόνισης τομών ενός αντικειμένου με τη χρήση οποιουδήποτε διεισδυτικού κύματος. Η Αξονική Τομογραφία συνδυάζει ένα μεγάλο αριθμό ακτινογραφιών που λαμβάνονται από διαφορετικές γωνίες, προκειμένου να παράγει εικόνες διατομής συγκεκριμένων περιοχών του ανθρώπινου σώματος. Χρησιμοποιείται ευρέως για μία ποικιλία διαγνωστικών και θεραπευτικών σκοπών και έχει αντικαταστήσει σε πολλές περιπτώσεις τη ραδιογραφία, καθώς μπορεί να ανιχνεύσει πιο ανεπαίσθητες μεταβολές στην εξασθένηση των ακτίνων X [24].

Το κύριο μέρος του Αξονικού Τομογράφου είναι ο σκελετός του, ο οποίος περιέχει τα απαραίτητα εργαλεία για να δημιουργηθεί μια εικόνα Αξονικής Τομογραφίας. Πρόκειται για ένα κυκλικό, περιστρεφόμενο πλαίσιο με ένα σωλήνα ακτίνων X στη μία πλευρά και έναν ανιχνευτή στην αντίθετη πλευρά. Το πλαίσιο περιστρέφεται και περιστρέφει μαζί το σωλήνα και τον ανιχνευτή γύρω από το αντικείμενο της σάρωσης, δημιουργώντας μία δέσμη ακτίνων X σε σχήμα βεντάλιας. Καθώς ο σωλήνας περιστρέφεται, μερικές χιλιάδες όψεις τομής του σώματος του ασθενούς παράγονται σε κάθε περιστροφή, οι οποίες οδηγούν σε ανακατασκευασμένες εικόνες εγκάρσιας τομής του σώματος. Χρησιμοποιώντας αυτές τις εικόνες, είναι δυνατόν να δημιουργηθεί μια τρισδιάστατη απεικόνιση και μια οπτική από διαφορετικές γωνίες.

Η Αξονική Τομογραφία είναι ένα πολύ σημαντικό εργαλείο στην ιατρική απεικόνιση και χρησιμοποιείται για να οπτικοποιήσει διάφορα μέρη του ανθρώπινου σώματος [25]. Η Αξονική Τομογραφία του εγκεφάλου χρησιμοποιείται για την ανίχνευση όγκων, εγκεφαλικής

αιμορραγίας, ασβεστοποιήσεων ή εμφράγματος. Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί κατά τη διάρκεια ορισμένων χειρουργικών επεμβάσεων για τη θεραπεία των δυσπλασιών και ενδοκρανιακών όγκων. Η Αξονική Τομογραφία θώρακος μπορεί να ανιχνεύσει οξείες και χρόνιες αλλαγές στο εσωτερικό των πνευμόνων. Η Αξονική Τομογραφία κοιλιακής χώρας είναι μια μέθοδος για τη διάγνωση ασθενειών των οργάνων της κοιλίας, όπως ο καρκίνος του ήπατος. Λόγω των δυνατοτήτων και των χαρακτηριστικών της, η Αξονική Τομογραφία χρησιμοποιείται επίσης για την απεικόνιση των στεφανιαίων αρτηριών ή σύνθετων καταγμάτων του ανθρώπινου σώματος.

Η απεικονιστική μέθοδος της Αξονικής Τομογραφίας μπορεί να προσφέρει πολλά οφέλη, όταν χρησιμοποιείται σωστά. Παρέχει λεπτομερείς πληροφορίες που οδηγούν στην ακριβή διάγνωση, την αξιολόγηση ενός περιστατικού και τη δημιουργία ενός πλάνου θεραπείας. Λόγω της υψηλής αντίθεσης ανάλυσής της, είναι εφικτή η διάκριση των διαφορών των ιστών που διαφέρουν σε πυκνότητα κατά λιγότερο από 1%. Εξαλείφεται, επίσης, η υπέρθεση των εικόνων των δομών έξω από την περιοχή ενδιαφέροντος. Η Αξονική Τομογραφία είναι πολύτιμη στη διάγνωση ορισμένων επειγόντων περιστατικών επειδή είναι σε θέση να παρέχει πληροφορίες πολύ γρήγορα. Αυτό είναι σημαντικό, για παράδειγμα, κατά την αξιολόγηση εγκεφαλικών επεισοδίων, κρανιοεγκεφαλικών κακώσεων, πνευμονικής εμβολής, αορτικής ανατομής, σκωληκοειδίτιδας, εκκολπωματίτιδας και πετρών στα νεφρά.

Ωστόσο, υπάρχουν επίσης ανησυχίες σχετικά με τη χρήση της Αξονικής Τομογραφίας. Η έκθεση σε ιονίζουσα ακτινοβολία μπορεί να βλάψει τα κύτταρα του σώματος και να αυξήσει ελαφρώς τον κίνδυνο ανάπτυξης καρκίνου. Ιδιαίτερη έμφαση μάλιστα πρέπει να δοθεί σε νεότερους ασθενείς, στους οποίους ο κίνδυνος καρκίνου του ανά μονάδα δόσης της ακτινοβολίας είναι μεγαλύτερος απ' ό,τι στους ενήλικες. Εκτός αυτού, υπάρχει ο κίνδυνος πιθανής αντίδρασης στον ενδοφλέβιο παράγοντα αντίθεσης, ή στη βαφή, που μπορεί να εφαρμοστούν κατά τη διάρκεια της εξέτασης για τη βελτίωση της απεικόνισης. Τέλος, η εικόνα που παράγεται από τον Αξονικό Τομογράφο είναι σχετικά άκαμπτη καθώς η μέγιστη κλίση λήψης είναι 30° ενώ τα μαλακά μόρια δεν απεικονίζονται αρκετά καλά.

Τα οφέλη της Αξονικής Τομογραφίας υπερτερούν των κινδύνων, δεδομένου του γεγονότος ότι αυτή εκτελείται όταν χρειάζεται και με κατάλληλες ρυθμίσεις έκθεσης στην ακτινοβολία. Η συνεχιζόμενη πρόοδος της τεχνολογίας της Αξονικής Τομογραφίας συμπεριλαμβάνει ταχύτερους χρόνους σάρωσης και βελτιωμένη ανάλυση, με αποτέλεσμα να έχουν αυξηθεί δραματικά η ακρίβεια και η χρησιμότητά της, χαρακτηριστικά που εν μέρει ευθύνονται για την αυξημένη χρήση της στην ιατρική διάγνωση.

2.2.3 Υπέρηχος

Το υπερηχογράφημα δεν χρησιμοποιεί ιονίζουσα ακτινοβολία, αλλά υψηλής συχνότητας ηχητικά κύματα για να απεικονίσει τις δομές των μαλακών ιστών του ανθρώπινου σώματος σε πραγματικό χρόνο. Το μηχάνημα υπερήχων στέλνει ηχητικά κύματα μέσα στο σώμα και μετατρέπει την ηχώ που επιστρέφει σε μια εικόνα. Η ποιότητα των λαμβανόμενων εικόνων εξαρτάται από την επιδεξιότητα του ειδικού που εκτελεί την εξέταση. Επίσης, επηρεάζεται από το μέγεθος του σώματος του ασθενούς, καθώς το υποδόριο λίπος απορροφά περισσότερα από τα ηχητικά κύματα με αποτέλεσμα να μειώνει την ποιότητα. Οι εικόνες του υπερηχογραφήματος ήταν αρχικά στατικές και δύο διαστάσεων, αλλά πλέον τρισδιάστατες αναπαραστάσεις μπορούν να προβληθούν σε πραγματικό χρόνο. Ακόμη και αν ο υπέρηχος παρέχει λιγότερες ανατομικές λεπτομέρειες από άλλες τεχνικές, παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα. Πρόκειται για μια ασφαλέστερη μέθοδος και συνεπώς ιδανική για μαιευτική απεικόνιση. Το υπερηχογράφημα είναι φθινό, γρήγορο και μπορεί να εκτελεστεί σε βαρέως πάσχοντες ασθενείς, αποφεύγοντας τον κίνδυνο της μετακίνησης τους στο ακτινολογικό τμήμα. Οι έγχρωμοι υπέρηχοι Doppler χρησιμοποιούνται ευρέως στην καρδιολογία για δυναμική αξιολόγηση της καρδιάς, των καρδιακών βαλβίδων και των μεγάλων αγγείων [26].

2.2.4 Πυρηνική Ιατρική

Η μέθοδος αυτή, γνωστή και ως μοριακή απεικόνιση, είναι η εφαρμογή των ραδιενεργών ουσιών στην ιατρική διάγνωση και θεραπεία. Οι εξετάσεις που πραγματοποιούνται με αυτήν την τεχνική ονομάζονται και σπινθηρογραφήματα. Ραδιοφάρμακα, που αποτελούνται από ραδιονουκλεΐδια συνδυασμένα με άλλα χημικά στοιχεία ή υπάρχουσες φαρμακευτικές ενώσεις, χορηγούνται στον ασθενή. Όταν ληφθούν, απελευθερώνουν τη δράση τους στοχευόμενα, σε συγκεκριμένα όργανα ή συγκεκριμένους κυτταρικούς υποδοχείς. Σε αντίθεση με τις ακτίνες X, η μέθοδος αυτή δεν καταγράφει την ακτινοβολία που παράγεται από εξωτερικές πηγές, αλλά μέσα από το ανθρώπινο σώμα. Η πυρηνική ιατρική είναι πιο χρήσιμη στην εμφάνιση της φυσιολογίας και όχι των ανατομικών λεπτομερειών. Η γ-κάμερα και ο σαρωτής Τομογραφίας Εκπομπής Ποζιτρονίων-(PET) είναι οι κύριες συσκευές απεικόνισης της Πυρηνικής Ιατρικής και οι εικόνες μπορούν να εμφανιστούν σε αξονικό, στεφανιαίο και οβελιαίο επίπεδο. Η τεχνολογία PET μπορεί να συνδυαστεί με την απεικόνιση Αξονικής και Μαγνητικής Τομογραφίας, με αποτέλεσμα τη σημαντική βελτίωση της διαγνωστικής ακρίβειας [27].

2.2.5 Μαγνητική Τομογραφία

Η Μαγνητική Τομογραφία χρησιμοποιεί ραδιοκύματα, μαγνητικά πεδία και κλίσεις πεδίου για να δημιουργήσει εικόνες από το εσωτερικό του ανθρώπινου σώματος. Χωρίς να συμπεριλαμβάνει ιονίζουσα ακτινοβολία, παρέχει εικόνες υψηλής ποιότητας με ανατομικές λεπτομέρειες και εξαιρετική αντίθεση. Βασίζεται στην επιστήμη του πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού. Ο Μαγνητικός Τομογράφος χρησιμοποιεί μαγνήτες για να πολώσει και να διεγείρει τους πυρήνες υδρογόνου των μορίων του νερού που βρίσκονται στον ανθρώπινο ιστό. Παράγει έτσι ένα ανιχνεύσιμο σήμα το οποίο κωδικοποιείται χωρικά, με αποτέλεσμα τη δημιουργία εικόνων του ανθρώπινου σώματος [28].

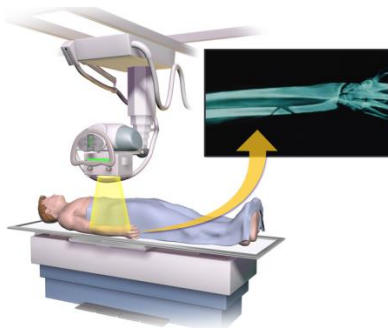
Ο ασθενής τοποθετείται σε ένα ισχυρό μαγνητικό πεδίο, χιλιάδες φορές ισχυρότερο από το μαγνητικό πεδίο της γης. Υπό αυτές τις συνθήκες, οι πυρήνες του υδρογόνου του σώματος, οι οποίοι βρίσκονται σε όλες σχεδόν τις ενώσεις του νερού και του λίπους και σε άλλες οργανικές ενώσεις, είναι προσανατολισμένοι παράλληλα με τις γραμμές του μαγνητικού πεδίου και εκτελούν μεταπτωτική κίνηση γύρω από τον άξονά τους με μία συγκεκριμένη συχνότητα περιστροφής. Αυτή η συχνότητα είναι χαρακτηριστική για κάθε άτομο. Κατά συνέπεια, για ένα δεδομένο εξωτερικό πεδίο, κάθε ατομικός τύπος πυρήνα εκτελεί μεταπτωτική κίνηση με μια ορισμένη συχνότητα. Αυτή η κίνηση αποτελεί εργαλείο διερεύνησης για διάφορους τύπους πυρήνων που περιέχονται σε ένα υποκείμενο, είτε αυτό αναφέρεται σε ένα δείγμα μίας βιολογικής ή χημικής ουσίας είτε αναφέρεται σε δείγμα ιστού [29].

Η Απεικόνιση Μαγνητικού Συντονισμού εφαρμόζεται σε ένα ευρύ φάσμα ιατρικών ειδικοτήτων και η ζήτησή της αυξάνεται συνεχώς. Συνήθως προτιμάται για την οπτικοποίηση του εγκεφάλου και τη διάγνωση νευρολογικών καρκίνων και περιστατικών προσβολής του κεντρικού νευρικού συστήματος, δεδομένου ότι παρουσιάζει καλύτερη ανάλυση και αντίθεση σε σχέση με άλλες μεθόδους. Συμβάλλει κατά τη διάρκεια χειρουργικών επεμβάσεων σε εγκεφαλικούς όγκους και κατά την εκπόνηση μελετών σχετικά με τις λειτουργικές και δομικές ανωμαλίες του εγκεφάλου σε ψυχολογικές διαταραχές. Η Μαγνητική Τομογραφία καρδιάς εφαρμόζεται για την αξιολόγηση της λειτουργίας και της δομής του καρδιαγγειακού συστήματος. Η Μαγνητική Τομογραφία μυοσκελετικού συστήματος εφαρμόζεται για την απεικόνιση της σπονδυλικής στήλης, την αξιολόγηση των ασθενειών των αρθρώσεων και των όγκων των μαλακών ιστών. Η Μαγνητική Τομογραφία προτιμάται σε μεγάλο βαθμό στην ογκολογία λόγω της υψηλής αντίθεσης της, που επιτρέπει τη διάγνωση και την παρακολούθηση των όγκων [30].

Η χρήση της Μαγνητικής Τομογραφίας κάνει εφικτή τη λήψη πληροφοριών για τη βιοχημική κατάσταση του ιστού, με τη μορφή εικόνων και φασμάτων. Προσφέρει τη δυνατότητα έγκαιρης ανίχνευσης διαφόρων βιοχημικών αλλαγών, που συμβαίνουν πριν από το σχηματισμό της κακοήθειας. Επίσης, σε σύγκριση με άλλες μεθόδους απεικόνισης, προσφέρει μεγαλύτερη ευαισθησία, καλύτερη ανάλυση και μεγαλύτερη ευελιξία στην εφαρμογή. Η Μαγνητική Τομογραφία προσφέρει μια ποικιλία εργαλείων για την εύρεση και την παρακολούθηση διάφορων τραυματισμών, καθώς και τη δυνατότητα πολλών επαναλήψεων, αφού οι ασθενείς δεν επιβαρύνονται με ιονίζουσα ακτινοβολία ή άλλες χημικές ουσίες. Η εφαρμογή της γεφυρώνει το χάσμα της ανατομικής απεικόνισης και της μοριακής απεικόνισης, καθώς παρέχει τη δυνατότητα χωρικής απεικόνισης της λειτουργικής κατάστασης των ιστών.

Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένοι κίνδυνοι και μειονεκτήματα κατά την εφαρμογή αυτής της μεθόδου απεικόνισης. Ο ασθενής θα πρέπει να είναι για μεγάλο χρονικό διάστημα σε ένα θορυβώδες και στενό χώρο, γεγονός που μπορεί να δημιουργήσει ένα αίσθημα κλειστοφοβίας. Η εξέταση δεν περιλαμβάνει έκθεση σε ιονίζουσα ακτινοβολία αλλά πρέπει να ληφθεί ειδική φροντίδα για τους ασθενείς με μεταλλικά εμφυτεύματα, όπως βηματοδότες, επειδή το ισχυρό μαγνητικό πεδίο θα μπορούσε να τα επηρεάσει και να οδηγήσει σε ανώμαλη συμπεριφορά. Υπάρχει, επίσης, μια μικρή πιθανότητα για ορισμένους ασθενείς να εμφανίσουν αλλεργική αντίδραση σε σκιαγραφικά μέσα, εάν αυτά χρησιμοποιηθούν κατά τη διάρκεια της διαδικασίας.

Με τη βοήθεια της Μαγνητικής Τομογραφίας είναι εφικτό να πραγματοποιηθούν η εξέλιξη, ο χαρακτηρισμός και η αξιολόγηση μιας νόσου, καθώς και η παρακολούθηση της ανταπόκρισης των ιστών σε μια θεραπεία. Η δυνατότητα εφαρμογής της σε όλες σχεδόν τις ανατομικές περιοχές και η ταχεία ανάπτυξη της τεχνολογίας υπόσχονται ταχύτερη, καλύτερη και πιο έγκαιρη διάγνωση από άλλες πιο πολύπλοκες και δαπανηρές διαγνωστικές μεθόδους.



Ραδιογραφία



Αξονική Τομογραφία



Υπέρηχος



Πυρηνική Ιατρική



Μαγνητική Τομογραφία

Εικόνα 5 Μηχανήματα ιατρικής απεικόνισης⁸

⁸ <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:X-Ray.png>, <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Ct-scan.jpg>, <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:AlokaPhoto2006a.jpg>, <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Woldobonescan.JPG>, <https://www.flickr.com/photos/pennstatelive/4946556307>

2.3 Διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα στην ιατρική απεικόνιση

2.3.1 Διάγνωση με τη Βοήθεια Υπολογιστή

2.3.1.1 Ορισμός και σκοπός

Κατά τη διάρκεια χρήσης των τεχνικών της ιατρικής απεικόνισης, όπως είναι η Μαγνητική Τομογραφία, η Αξονική Τομογραφία και το Υπερηχογράφημα, ο ραδιολόγος χρειάζεται να αναλύσει και να ερμηνεύσει ένα μεγάλο όγκο εικόνων σε μικρό χρονικό διάστημα, προκειμένου να καταλήξει σε κάποια διάγνωση για τον ασθενή. Η Διάγνωση με τη Βοήθεια Υπολογιστή αποτελείται από αυτοματοποιημένα συστήματα, τα οποία βοηθούν τον ειδικό στην ερμηνεία των ιατρικών εικόνων. Τα συστήματα αυτά συνδυάζουν μεθόδους της τεχνητής νοημοσύνης και της όρασης υπολογιστών με την επεξεργασία ιατρικών εικόνων. Μπορούν να οργανώσουν και να βελτιώσουν την εμφάνιση των εικόνων, να παρέχουν μια σειρά εργαλείων για την καλύτερη ανάλυσή τους καθώς και να υποδείξουν τις ύποπτες περιοχές σε μία εξέταση.

Τα υπολογιστικά συστήματα με σκοπό την ανίχνευση περιορίζονται στην επισήμανση πιθανώς παθολογικών περιοχών. Από την άλλη πλευρά, τα διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα αξιολογούν τις περιοχές αυτές μέσω μιας σειράς χαρακτηριστικών, ώστε να καταλήξουν σε συμπεράσματα που θα βοηθήσουν το εξειδικευμένο προσωπικό στη διάγνωση. Υπάρχουν μάλιστα συστήματα που εκτελούν επιπλέον λειτουργίες, όπως την ποσοτικοποίηση ενός όγκου και τον έλεγχο της συμπεριφοράς του.

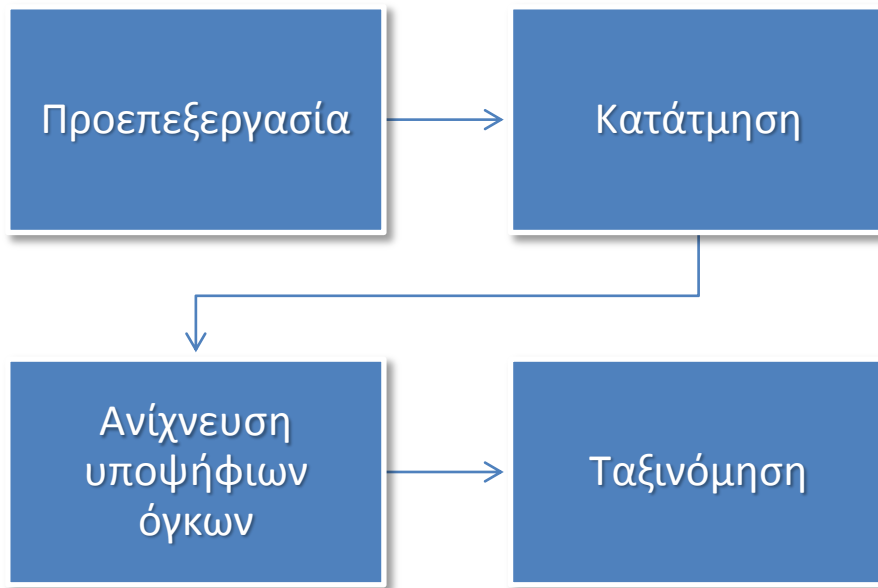
Η Διάγνωση με τη Βοήθεια Υπολογιστή μπορεί να βοηθήσει αρκετά κατά την ανάλυση και ερμηνεία των ιατρικών εικόνων, καθώς αυτοματοποιώντας τη διαδικασία μειώνει το χρόνο και αυξάνει την αποτελεσματικότητα. Επίσης, λόγω των μεγάλων υπολογιστικών της ικανοτήτων, μπορεί να διακρίνει ανωμαλίες τις οποίες αποτυγχάνει να εντοπίσει ακόμα και ένας αρκετά έμπειρος ραδιολόγος. Ωστόσο, η χρήση της είναι καθαρά επικουρική και υποστηρικτική και δεν έχει ως σκοπό να αντικαταστήσει το ιατρικό προσωπικό, που είναι το τελικά υπεύθυνο για την ερμηνεία των εικόνων που προκύπτουν από την ιατρική απεικόνιση και την ανάληψη δράσης μετά απ' αυτήν.

2.3.1.2 Μεθοδολογία

Τα περισσότερα συστήματα της Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση ύποπτων περιοχών σε ιατρικές εικόνες και βασίζονται στην Αναγνώριση

Προτύπων για να το επιτύχουν. Οι ιατρικές εικόνες εισάγονται στο υπολογιστικό σύστημα, το οποίο στη συνέχεια ακολουθεί μια σειρά από βήματα για την επεξεργασία τους:

- Προεπεξεργασία εικόνας
Αρχικά, πραγματοποιείται μία διαδικασία προεπεξεργασίας που είναι αρκετά σημαντική για την αποτελεσματικότητα της υπόλοιπης διαδικασίας. Συχνά οι ιατρικές εικόνες εμπεριέχουν θόρυβο ή ατέλειες. Επίσης, καθώς τα συστήματα εκπαιδεύονται με αρκετά μεγάλο όγκο δεδομένων, χρειάζεται συνήθως να επεξεργάζονται εικόνες που έχουν ληφθεί σε διαφορετικές συνθήκες και με διαφορετικές παραμέτρους ή να χειρίζονται τομές που δεν είναι ευθυγραμμισμένες μεταξύ τους. Η χρήση φίλτρων, τεχνικών αφαίρεσης θορύβου, μεθόδων κανονικοποίησης των εικόνων και εναρμόνισης της ποιότητάς τους είναι τρόποι αντιμετώπισης των παραπάνω προβλημάτων, έτσι ώστε οι εικόνες να είναι έτοιμες για επεξεργασία από το σύστημα.
- Κατάτμηση εικόνας
Αφού η εικόνα έχει προεπεξεργαστεί, πρέπει να απομονωθεί η περιοχή ενδιαφέροντος του συστήματος. Για παράδειγμα, αν το σύστημα έχει ως στόχο την ανίχνευση όγκων στο συκώτι, πρέπει αρχικά το όργανο του συκωτιού να απομονωθεί από τα όργανα και τους ιστούς που το περιβάλλουν σε μία τομογραφία της κοιλιακής χώρας. Αυτό επιτυγχάνεται με διάφορες μεθόδους κατάτμησης της εικόνας, η αποτελεσματικότητα των οποίων πρέπει να είναι πολύ υψηλή για να είναι ακριβές το συνολικό σύστημα.
- Ανίχνευση υποψήφιων παθολογικών περιοχών
Το σύστημα ανιχνεύει μέσα στην περιοχή ενδιαφέροντος που έχει προκύψει από την κατάτμηση μικρότερες περιοχές, υποψήφιες να εμφανίζουν παθολογία. Η ανίχνευση αυτή γίνεται με διάφορες τεχνικές που βασίζονται σε ιδιότητες και χαρακτηριστικά των περιοχών, όπως είναι η μεταβολή της έντασης και της υφής ή η μορφή του σχήματος και άλλων γεωμετρικών ιδιοτήτων. Από τις περιοχές αυτές εξάγονται χαρακτηριστικά υφής, έντασης κ.λπ.
- Ταξινόμηση
Το τελευταίο στάδιο του συστήματος είναι η ταξινόμηση ή κατηγοριοποίηση. Το σύστημα αξιολογεί τις ύποπτες περιοχές που εντόπισε και προσδίδει στην καθεμία ξεχωριστά μία πιθανότητα να πρόκειται όντως για παθολογία/ καρκινοειδή περιοχή. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση αλγορίθμων ταξινόμησης μηχανικής μάθησης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον ραδιολόγο, ο οποίος είναι ο τελικός υπεύθυνος για τη διάγνωση.



Εικόνα 6 Μεθοδολογία διαγνωστικών υπολογιστικών συστημάτων

2.3.1.3 Εφαρμογή

Τα συστήματα της Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή χρησιμοποιούνται ευρέως για τη διάγνωση διάφορων τύπων καρκίνου και κάνουν χρήση διάφορων μεθόδων ιατρικής απεικόνισης. Επεξεργάζονται μαστογραφίες και προσφέρουν βοηθητικές αξιολογήσεις σχετικά με τον καρκίνο του μαστού. Ανιχνεύουν όγκους στο εσωτερικό των πνευμόνων μέσω εικόνων Αξονικής Τομογραφίας και αξιολογούν την επικινδυνότητά τους. Κατηγοριοποιούν περιοχές εικόνων Μαγνητικής Τομογραφίας εγκεφάλου σε διάφορες κρανιοεγκεφαλικές κακώσεις. Μέσω φωτογραφικών στιγμιότυπων, έχουν τη δυνατότητα ανίχνευσης τύπων καρκίνου του δέρματος.

Εκτός, όμως, από την ανίχνευση καρκινικών περιοχών, τα συστήματα αυτά χρησιμοποιούνται και για τη διάγνωση άλλων ιατρικών υποθέσεων. Συγκεκριμένα, μπορούν να εντοπίσουν ασθενείς που πάσχουν από Ήπια Γνωστική Εξασθένηση και τη νόσο του Alzheimer. Επίσης, παρέχουν αυτοματοποιημένες μεθόδους για την διάγνωση της διαβητικής αμφιβληστροειδοπάθειας, καθώς η ανίχνευσή της μέσω χειρωνακτικής ανάλυσης εικόνων είναι σχετικά αναξιόπιστη και με υψηλό κόστος.

2.3.1.4 Απόδοση

Η απόδοση των συστημάτων Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή υπολογίζεται βάσει του ποσοστού των παθολογικών περιπτώσεων που ανιχνεύουν. Το ποσοστό αυτό επιτυχίας ονομάζεται ευαισθησία του συστήματος και δεν μπορεί να φτάσει το απόλυτο 100%, γεγονός που δεν αποτελεί πρόβλημα αν αναλογιστούμε τον επικουρικό ρόλο αυτών των εφαρμογών στη διαδικασία της διάγνωσης. Το ποσοστό των σωστών προβλέψεων ονομάζεται True Positive (TP) ενώ το ποσοστό των υγιών περιοχών που χαρακτηρίζονται από το σύστημα ως παθογένειες ονομάζεται False Positive (FP). Ένας άλλος τρόπος μέτρησης της απόδοσης είναι το Απόλυτο Ποσοστό Ανίχνευσης του συστήματος. Γενικά, τα αποτελέσματα ενός συστήματος Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, όπως είναι η ποιότητα των εξεταζόμενων εικόνων, ο τύπος του όγκου που πρέπει να ανιχνευθεί, η εμπειρία του ραδιολόγου που θα αξιολογήσει την έξοδο του συστήματος και ο συνολικός σχεδιασμός.

2.3.2 Διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα για την ερμηνεία Αξονικής Τομογραφίας

Τα διαγνωστικά CDSS για την ερμηνεία ιατρικών εικόνων καλύπτουν ένα μεγάλο φάσμα τεχνικών ιατρικής απεικόνισης και σκοπών υλοποίησης και εφαρμογής. Εδώ θα παρουσιάσουμε τις εξελίξεις των συστημάτων αυτών στην ανάλυση ερμηνεία εικόνων Αξονικής Τομογραφίας, καθώς με αυτήν την τεχνική ασχολείται και το σύστημα που υλοποιήσαμε και παρουσιάζεται στη συνέχεια.

Λόγω της υψηλής αντίθεσης ανάλυσής της και της ακρίβειάς της σε διάφορες περιπτώσεις ανίχνευσης όγκων, η Αξονική Τομογραφία είναι αρκετά δεκτικό αντικείμενο για την εφαρμογή της Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή. Κατά τη διάρκεια των τελευταίων ετών, πολλές μελέτες έχουν επικεντρωθεί στην αυτοματοποιημένη τμηματοποίηση και ταξινόμηση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας και μπορούν να οργανωθούν με βάση τα μέρη του ανθρώπινου σώματος στα οποία αναφέρονται.

2.3.2.1 Πνεύμονες



Εικόνα 7 Αξονική Τομογραφία πνευμόνων με σημειωμένο όγκο στον αριστερό πνεύμονα

Η Αξονική Τομογραφία έχει αποδειχθεί ότι αποτελεί ένα αποτελεσματικό εργαλείο για την ανίχνευση ανωμαλιών στο εσωτερικό των πνευμόνων. Ανάλογα με την ανωμαλία, μια ποικιλία τεχνικών έχει τεθεί σε εφαρμογή, όπως η Αξονική Τομογραφία χαμηλής δόσης, η Αξονική Τομογραφία λεπτών τομών, που συχνά ονομάζονται και φέτες, και η Πολυτομική Αξονική Τομογραφία. Αυτές οι τεχνικές διευκολύνουν την ανίχνευση όγκων του πνεύμονα που μπορεί να μην είναι δυνατό να ανιχνευθούν από άλλες μεθόδους ιατρικής απεικόνισης. Ωστόσο, ο ενδεχομένως μεγάλος αριθμός των εικόνων που πρέπει να εξεταστούν σε συνδυασμό με τη θέση και τη σύνθεση των διαφόρων όγκων του πνεύμονα συχνά κάνουν την ανίχνευση των πνευμονικών ανωμαλιών ένα αρκετά δύσκολο έργο. Η παρουσία περιττών εικόνων, σε συνδυασμό με την κούραση του ειδικού και τη διαφοροποίηση που παρατηρείται στις αναφορές των ραδιολόγων, μπορεί να οδηγήσει σε ένα μεγάλο αριθμό όγκων που παραβλέπεται κατά τη διάρκεια της ανάγνωσης των εικόνων [31].

Ως εκ τούτου, η ανάπτυξη των συστημάτων Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή ως συμπληρωματικά και βοηθητικά εργαλεία κατά την ανάγνωση του ακτινολόγου αποτελεί πλέον μια σημαντική πρόκληση στον τομέα των ιατρικών τεχνολογιών απεικόνισης. Η μεγάλη σειρά πρόσφατων μελετών που έχουν προωθήσει αυτό το είδος των συστημάτων ανίχνευσης αποτελούνται γενικά από ένα σχέδιο τριών βημάτων: της κατάτμησης του πνεύμονα, της ανίχνευσης υποψήφιων όγκων και της ταξινόμησης [32].

Κατάτμηση

Η κατάτμηση πνεύμονα αφορά το διαχωρισμό του πνευμόνων από το περιβάλλον τους και επηρεάζει αρκετά την ακρίβεια της μετέπειτα διαδικασίας ανίχνευσης όγκων. Μπορεί να είναι μια πολύπλοκη εργασία και για τη διεκπεραίωσή της έχει προταθεί ένας μεγάλος αριθμός σχετικών προσεγγίσεων τα τελευταία χρόνια.

Οι Belloti και Golosio [33] χρησιμοποίησαν ένα region growing algorithm (αλγόριθμο αναπτυσσόμενης περιοχής) για να απομονώσουν το τμήμα του εσωτερικού των πνευμόνων. Προκειμένου να συμπεριληφθούν στο κομμάτι αυτό οι όγκοι του υπεζωκότα και το αγγειακό δέντρο, ανέπτυξαν ένα νέο αλγόριθμο της μεθόδου active contour model (μοντέλο ενεργού περιγράμματος), που ονομάστηκε Glue Elastic Band.

Το 2007, οι Gori et al. [34] πρότειναν έναν αλγόριθμο κατάτμησης που χρησιμοποιεί αρχικά ένα κατώφλι για το διαχωρισμό των ιστών χαμηλής πυκνότητας, τεχνική που διαχωρίζει τους πνεύμονες από τον περιβάλλοντα χώρο υψηλής πυκνότητας. Το επόμενο βήμα είναι η αφαίρεση των τμημάτων που δεν ανήκουν στους πνεύμονες, όπως τα αγγεία και ο θόρυβος. Τέλος, ένας ‘rolling ball’ αλγόριθμος χρησιμοποιείται για την ανοικοδόμηση των ορίων των πνευμόνων και οι δύο πνεύμονες χωρίζονται αν χρειαστεί. Μεταγενέστερες μελέτες [35]–[37] ανέπτυξαν παρόμοια συστήματα και ταυτόχρονα προσπάθησαν να εξαλείψουν τα λάθη ανίχνευσης. Στην [32] δημιουργήθηκε μια μάσκα για τον πνεύμονα με την εφαρμογή απλής κατωφλίωσης και στη συνέχεια η περιοχή του πνεύμονα απομονώθηκε με την τρισδιάστατη μέθοδο του connected components labeling. Το περίγραμμα των πνευμόνων διορθώθηκε χρησιμοποιώντας ανάλυση chain code (κώδικα αλυσίδας).

Οι Nunzio et al. [38] ανέπτυξαν έναν αλγόριθμο για την πλήρως αυτοματοποιημένη και τρισδιάστατη κατάτμηση του πνεύμονα με ακριβή χειρισμό της πυλαίας περιοχής (hilum region). Μια δυαδική μάσκα, που εμπεριέχει τους πνεύμονες, την τραχεία και τους βρόγχους δημιουργήθηκε μετά από την εφαρμογή ενός απλού τρισδιάστατου region growing αλγόριθμου μονού κατωφλίου στις εικόνες Αξονικής Τομογραφίας. Οι εξωτερικοί αεραγωγοί αφαιρούνται στη συνέχεια από ένα μοντέλο wavefront simulation με τις κατάλληλες συνθήκες τερματισμού.

Οι Keshani et al. [39] συνδύασαν δύο βασικές μέθοδοι κατάτμησης, την βασισμένη στο ιστόγραμμα κατωφλίωση και το active contour model, προτείνοντας έναν αλγόριθμο υψηλού επιπέδου ακρίβειας. Διεργασίες βελτίωσης προστέθηκαν στο προσέγγιση κατωφλίου, προκειμένου να αντιμετωπιστεί η δυσκολία στην ανίχνευση όγκων που είναι προσκολλημένοι στο τείχος του πνεύμονα. Αυτή η προσαρμοστική ασαφής μέθοδος κατωφλίωσης χρησιμοποιήθηκε για την αρχικοποίηση του active contour model, καθώς μια ακατάλληλη

αρχικοποίηση του τελευταίου μπορεί να έχει αρνητικό αντίκτυπο στην ακρίβεια. Τεχνικές που κάνουν χρήση μάσκας προτάθηκαν, επίσης, για να μετατρέψουν μη απομονωμένους όγκους σε απομονωμένους, μεταφέροντάς τους.

Προκειμένου να συμπεριλάβουν τους juxtapleural όγκους στην κατακερματισμένη εικόνα, καθώς και να διασφαλίσουν την ομαλότητα του περιγράμματος των πνευμόνων, οι Zhou, Cheng και Tamura [40] πρότειναν ένα πλήρως αυτοματοποιημένο σύστημα. Μετά από ένα βήμα προεπεξεργασίας και το στάδιο της εξαγωγής του θώρακα, εφάρμοσαν μια fuzzy-c-means clustering (ασαφής ομαδοποίηση κ-μέσων) μέθοδο. Οι πνεύμονες προσδιορίζονται από τη συνάρτηση συμμετοχής και τη συνδεσιμότητα. Στη συνέχεια, το περίγραμμα εξομαλύνθηκε με επαναληπτική μέθοδο σταθμισμένης μέσης τιμής και διορθώθηκε με προσαρμοζόμενο κατώφλι καμπυλότητας σε κάθε άξονα.

Βασισμένη στην ανάλυση ενεργού περιγράμματος, η μέθοδος Live Wire είναι μια άλλη τεχνική που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατάτμηση εικόνας. Αντιπροσωπεύει το πρόβλημα ως αναζήτηση βέλτιστης διαδρομής σε γράφο και χρησιμοποιεί δυναμικό προγραμματισμό για την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους. Περιλαμβάνει αλληλεπίδραση με το χρήστη, καθώς είναι αυτός που επιλέγει ένα αρχικό σημείο και μετακινεί το ποντίκι μέσα στην περιοχή του ενδιαφέροντος μέχρι η κατακερματισμένη περιοχή να προταθεί τελικά από το σύστημα. Οι Lu και Higgins [41] ανέπτυξαν ένα σύστημα με τη μέθοδο Live Wire για δισδιάστατη και τρισδιάστατη τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων. Αξιολογώντας τις υπάρχουσες μεθόδους, πρότειναν μια δισδιάστατη μέθοδο που παρουσίασε αυξημένη ευρωστία και υπολογιστική αποδοτικότητα. Ως επόμενο βήμα, η παραγόμενη τρισδιάστατη μέθοδος συνίστατο μιας αυτοματοποιημένης διαδικασίας που ορίζει τα όρια μιας περιοχής, χρησιμοποιώντας ένα μικρό αριθμό τμημάτων δισδιάστατης εικόνας.

Ανίχνευση και κατάτμηση υποψήφιων όγκων

Οι όγκοι μπορούν να προκύψουν σε διάφορες περιοχές των πνευμόνων και οι τιμές τους σε μια Αξονική Τομογραφία μπορεί να κυμαίνονται στο ίδιο εύρος με εκείνες του υγιούς ιστού στον οποίο είναι προσαρτημένοι. Ο ιστός αυτός μπορεί να είναι τα αιμοφόρα αγγεία ή τα τοιχώματα των αεραγωγών. Ο θόρυβος που εμφανίζεται σε πολλές εικόνες αποτελεί ένα επιπλέον πρόβλημα. Η διαδικασία ανίχνευσης υποψήφιων όγκων είναι, επομένως, ένα δύσκολο έργο στο οποίο τα συστήματα Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή και οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν θα μπορούσαν να υποστηρίξουν τους ακτινολόγους.

Οι Belloti και Golosio [33] χρησιμοποίησαν ένα region growing αλγόριθμο για την ανίχνευση όγκων. Τα voxels που ικανοποιούσαν τον κανόνα συμπερίληψης του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκαν ως αρχικά σημεία-σπόροι, έως ότου η περιοχή να αναπτυχθεί πλήρως. Για την ένταξη στους υποψήφιους όγκους και των όγκων του υπεζωκότα, προτάθηκε μία νέα μέθοδος active contour model. Στη μελέτη [36] μετά την εφαρμογή μιας διαδικασίας κατωφλίου για την απομάκρυνση του λιγότερο πυκνού ιστού του πνευμονικού παρεγχύματος από την εικόνα, ένας region growing αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε επίσης ώστε να απομονωθεί κάθε μία από τις τρισδιάστατες εσωτερικές δομές που παρέμεναν. Εν συνεχεία πρότειναν την εξάλειψη των σωληνοειδών δομών μέσω ενός skeleton-based αλγόριθμου που εκμεταλλεύεται μορφολογικά χαρακτηριστικά. Οι Dehmeshki et al. [42] συνδύασαν τη region growing μέθοδο, βασισμένη στην αντίθεση, και την ασαφή συνδεσιμότητα και πρότειναν έναν αλγόριθμο που εκμεταλλεύεται τα πλεονεκτήματα και των δύο. Αν μάλιστα το αποτέλεσμα του κατακερματισμού δεν ικανοποιεί το χρήστη, υπάρχει η δυνατότητα απομόνωσης διαφορετικών τύπων όγκων και πρότασης εναλλακτικών λύσεων από το σύστημα.

Εάν οι όγκοι του πνεύμονα θεωρηθούν ότι είναι σφαιρικά αντικείμενα με Γκαουσιανό προφίλ, υπάρχει η δυνατότητα δημιουργίας ενός φίλτρου που θα μπορεί να τους διακρίνει από άλλα αντικείμενα. Στα [34], [35], η ευαισθησία ενός τέτοιου φίλτρου ενισχύθηκε με την εφαρμογή μιας Γκαουσιανής εξομάλυνσης πολλαπλής κλίμακας. Στο [43] αναπτύχθηκε ένα σύστημα αφιερωμένο στην αναγνώριση των όγκων που είναι συνδεδεμένοι με την επιφάνεια του υπεζωκότα. Πρώτον, ο υπεζωκότας αναγνωρίστηκε με μια τεχνική τριγωνοποίησης ισο-επιφάνειας. Στη συνέχεια, μια μέθοδος συγκέντρωσης κατεύθυνσης-κλίσης εφαρμόστηκε σε αυτήν την περιοχή και, συνδυασμένη με μια μορφολογική διαδικασία ανοίγματος, δημιούργησε μία λίστα με τους υποψήφιους όγκους.

Στο [32], οι περιοχές ενδιαφέροντος εξήχθησαν από τους τμηματοποιημένους πνευμόνες και, στη συνέχεια, υποψήφιοι όγκοι ανιχνεύθηκαν σε αυτές. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα της ποικιλίας των θέσεων και εντάσεων που παρουσιάζουν οι διάφοροι όγκοι και που κάνει την εξαγωγή των περιοχών ενδιαφέροντος ένα δύσκολο έργο, επιλέχθηκε πολλαπλή κατωφλίωση. Επειδή μέσω της κατωφλίωσης πολλές υγιείς δομές επιλέγονται ως υποψήφιοι όγκοι, προτάθηκε η αφαίρεσή τους μέσω της μεθόδου του κλαδέματος ώστε να εξασφαλιστεί η απαιτούμενη ακρίβεια.

Οι Jacobs et al. [37] ανέπτυξαν μια μέθοδο ομαδοποίησης για την τμηματοποίηση πνευμονικών όγκων. Δημιούργησαν ομάδες υποψηφίων ποιοτικού κατωφλίου, οι οποίες αποτελούνται από σημεία των οποίων η Ευκλείδεια απόσταση από το αρχικό τους σημείο είναι μικρότερη ή ίση με το κατώφλι ποιότητας. Από όλες τις υποψήφιες ομάδες επέλεξαν

αυτή με την υψηλότερη βαθμολογία. Αφαίρεσαν τα σημεία από αυτή την υποψήφια ομάδα από την επεξεργασία και επανέλαβαν μέχρις ότου υποβλήθηκαν σε επεξεργασία όλα τα σημεία. Ένας region growing αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε για να εξαλείψει τις αποσυνδέσεις που μπορεί να παρουσίαζαν κάποιες συστάδες. Τέλος, χαρακτηριστικά που βασίζονται στην υφή και το σχήμα, εξήχθησαν με σκοπό τη διάκριση των όγκων από τις υγιείς δομές.

Οι Gu et al. [44] πρότειναν ένα νέο αλγόριθμο σκιαγράφησης, βασισμένο στην χρήση πολλαπλών σημείων-σπόρων μέσω region growing μεθόδου. Εστιάζοντας στο πώς να ελαχιστοποιήσουν την αλληλεπίδραση με το χρήστη, αντικατέστησαν κάποια μέρη ενός υπάρχοντος αλγορίθμου και ανέπτυξαν μια προσέγγιση κατάτμησης «με ένα κλικ». Ένα αρχικό σημείο-σπόρος χρησιμοποιήθηκε για να ορίσει μια περιοχή, εντός της οποίας παρήχθησαν αυτόματα πολλαπλά σημεία-σπόροι. Από τις πολλές περιοχές που αναπτύχθηκαν μπορεί να ληφθεί ανσάμπλ κατάτμησης.

Στο [45], δόθηκε ιδιαίτερη έμφαση στην ανίχνευση Ground-Glass όγκων (Ground-Glass Nodules-GGN), οι οποίοι τείνουν να αναπτύσσουν μεγάλη πιθανότητα να γίνουν κακοήθεις. Προτάθηκε η ετικετοποίηση και κατάτμηση της κατηγορίας voxel-wise. Το σύστημά, βασισμένο με μια υποψήφια περιοχή, προσδίδει σε κάθε voxel μια πιθανότητα, εξετάζοντας ένα τρισδιάστατο συρόμενο παράθυρο που επικεντρώνεται σε αυτό. Η παραγόμενη εικόνα αποτελεί το χάρτη κατάτμησης της περιοχής του GNN στην αρχική είσοδο.

Στο [46], ύποπτες περιοχές εξήχθησαν με τεχνικές καταφλίωσης και ετικετοποίησης. Στη συνέχεια, ένα προσαρμοστικό τρισδιάστατο φίλτρο ίριδας χρησιμοποιήθηκε για να ενισχύσει τις κυρτές περιοχές. Το φίλτρο βασίστηκε στο πεδίο των διανυσμάτων κλίσης και προσαρμόζεται στην περιοχή με τη μέγιστη σύγκλιση, ανάλογα με τον προσανατολισμό των διανυσμάτων κλίσης της περιοχής και του περιβάλλοντός της.

Λόγω του γεγονότος ότι η ένταση κάποιων όγκων μπορεί συχνά να είναι παρόμοια με αυτή του περιβάλλοντα ιστού, οι παραδοσιακές μέθοδοι σχετικά με την ανίχνευση και την κατάτμηση τους μπορεί να υστερούν σε μερικές περιπτώσεις. Τεχνικές ελαχιστοποίησης της ενέργειας, όπως οι μέθοδοι graph cut, θα μπορούσαν να αντιμετωπίσουν με επιτυχία αυτό το πρόβλημα. Οι τεχνικές graph cut επικεντρώνονται στον ορισμό μιας συνάρτησης ενέργειας και την αναπαράστασή της υπό τους όρους κατασκευής γραφήματος. Στο [47] δημιουργήθηκε ένα σύστημα που αρχικά παρήγαγε superpixels, δηλαδή σύνολα pixel με παρόμοιες ιδιότητες, με τη χρήση ομαδοποίησης μέσης μετατόπισης σε πέντε διαστάσεις που ενσωματώνει κοινά χαρακτηριστικά έντασης, χώρου και σχήματος. Στη συνέχεια, προτάθηκε

ένας αλγόριθμος graph cut, χρησιμοποιώντας μια νέα σύνθεση ενέργειας που λαμβάνει υπόψη τόσο την ένταση όσο και το σχήμα της εικόνας.

Ταξινόμηση

Οι όγκοι του πνεύμονα συχνά επικαλύπτονται με κανονικές δομές, όπως είναι τα αγγεία και τα πλευρά. Επίσης, οι εντάσεις τους μοιάζουν πολύ με τις εντάσεις αυτών των δομών. Υπάρχει, λοιπόν, ουσιαστική ανάγκη τα συστήματα Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή να προσφέρουν ένα χαμηλό αριθμό αποτελεσμάτων FP για να είναι ακριβή και αποτελεσματικά. Πολλές μελέτες έχουν ενσωματώσει μεθόδους ταξινόμησης στα συστήματά τους για το σκοπό αυτό.

Στο [33], ο αριθμός των ευρημάτων FP μειώθηκε με τη χρήση ενός κανόνα διπλού καταφλίου που αποκλείει όλα τα αντικείμενα που έχουν εντοπιστεί και ο όγκος τους βρίσκεται εκτός από το συνακόλουθο εύρος. Για περαιτέρω μείωση, χρησιμοποιήθηκε ένας εποπτευόμενος, δύο επιπέδων και εμπρόσθιας τροφοδότησης ταξινομητής νευρωνικών δικτύων. Ένα βασισμένο σε κανόνες φίλτρο και ένας νευρωνικό ταξινομητής που αξιολογήθηκε με k-fold cross validation (k-πλη διασταυρωμένη επικύρωση) χρησιμοποιήθηκαν στο [43]. Στο [34], εφαρμόστηκε μία μέθοδος που ονομάζεται Multi-Scale Voxel-Based Neural Approach. Κάθε voxel συνδέθηκε με ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών, αποτελούμενο από τις τιμές έντασης των τρισδιάστατων γειτόνων του. Τα διανύσματα χαρακτηριστικών ταξινομήθηκαν στη συνέχεια από ένα πρότυπο νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων, εμπρόσθιας τροφοδότησης και οπίσθιας διάδοσης. Οι Retico et al. [35] ακολούθησαν μία παρόμοια προσέγγιση. Στο [36] διανύσματα με τα χαρακτηριστικά γεωμετρίας, ιστογράμματος, κλίσης και χώρου των ευρημάτων εισήχθησαν σε ένα ταξινομητή Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης, ο οποίος διέκρινε τους όγκους και τις υγιείς δομές. Οι Keshani et al. [39] χρησιμοποίησαν τρισδιάστατα ανατομικά χαρακτηριστικά προκειμένου να αφαιρέσουν τα βρογχιόλια, τα οποία μπορούν να ανιχνευθούν ως όγκοι στη δισδιάστατη ανάλυση. Σε συνδυασμό με δισδιάστατα στοχαστικά χαρακτηριστικά, εφαρμόστηκαν σε ένα ταξινομητή Μηχανής Διανυσματικής Υποστήριξης με αποτέλεσμα οι όγκοι να ανιχνευθούν σε υψηλό ποσοστό. Τα περιγράμματα των όγκων που ανιχνεύθηκαν εξήχθησαν με active contour models, μειώνοντας έτσι το ποσοστό των FP ευρημάτων.

Οι Lee, Kouzani and Hu [48] ανέπτυξαν ένα ταξινομητή τυχαίων δασών που με τη βοήθεια μιας μεθόδου ομαδοποίησης εφαρμόστηκε για την ανίχνευση όγκων του πνεύμονα. Αυτή η ανσάμπλ μέθοδος εκμάθησης εφαρμόζει την είσοδο σε πολλά δέντρα και κάθε ένα από αυτά πραγματοποιεί μια ταξινόμηση. Το δάσος επιλέγει την ταξινόμηση που έχει τις

περισσότερες ψήφους. Προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση, συμμετέχουν επίσης και τεχνικές ομαδοποίησης. Το προτεινόμενο σύστημα συγκρίθηκε με ταξινομητή Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης και με Δέντρα Απόφασης και παρουσίασε μεγαλύτερη ακρίβεια.

Στο [32] επιλεγμένα χαρακτηριστικά από τους υποψήφιους όγκους συνδυάστηκαν με μαθηματικούς τελεστές και τυχαίες σταθερές από ένα ταξινομητή βασισμένου στον Γενετικό Προγραμματισμό. Η παραγόμενη λειτουργία ταξινόμησης, με βάση ένα κατάλληλο κατώφλι, χρησιμοποίησε μια συνάρτηση καταλληλότητας ώστε να διακρίνει τα ευρήματα σε όγκους και υγιείς δομές. Στο [37] χρησιμοποιήθηκε ένας μικρο-γενετικός αλγόριθμος που, λαμβάνοντας υπόψη μια σειρά από επιλεγμένα χαρακτηριστικά, βρήκε το καλύτερο μοντέλο εκπαίδευσης και έκανε χρήση ενός ταξινομητή Μηχανής Διανυσματικής Υποστήριξης για την τελική κατηγοριοποίηση.

Οι Tao et al. [45] πολλαπλασίασαν το χάρτη πιθανότητας που δημιουργήθηκε κατά τη διάρκεια της κατάτμησης με ένα χάρτη πιθανότητας που προέκυψε από ένα multiscale blobness φιλτράρισμα, προκειμένου να προκύψει ένας άλλος χάρτης, ο επονομαζόμενος shape-prior refined probability map. Άλλες γνωστές μέθοδοι, όπως η κατωφλίωση του Otsu [49] και η μέθοδος connected components labelling ενσωματώθηκαν στη διαδικασία. Η Γραμμική Διακριτική Ανάλυση και τα Μεικτά Γκαουσιανά Μοντέλα χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση.

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[32]	simple thresholding, 3D connected components labeling, chain code analysis	Multiple thresholding, rule-based pruning	Feature extraction: 2D and 3D features Classifier: GP-based classifier (GPC)	32 images from the Lung Image Database Consortium (LIDC)	94.1%-sensitivity, 5.45 false positives per scan Compared with other methods that have used LIDC, false positives are reduced while maintaining a high sensitivity
[33]	region growing, Glue Elastic Band (Active Contour Model (ACM) algorithm)	Region growing, ACM	Double-threshold rule. Classifier: supervised two-layered feed-forward neural network classifier	15 low-dose scans (about 4700 images)	88.5%-detection rate, 6.6 false positives per scan, a reduction to 2.47 false positives per scan is achieved at 80% efficiency
[34]	Thresholding, rolling-ball operator	multi-scale Gaussian smoothing	Multi-Scale Voxel-Based Neural Approach. Classifier: standard three-layer feed-forward, back-propagation neural network	24 low-dose scans (45 internal nodules)	86.7%-sensitivity at 5.4-7.6 FP/scan, 84.4% sensitivity at 4.1-5.8 FP/scan
[35]	Thresholding, rolling-ball algorithm	multi-scale Gaussian smoothing	Multi-Scale Voxel-Based Neural Approach. Classifier: standard three-layer feed-forward, back-propagation neural network	39 low-dose and thin-slice scans (75 internal nodules, 27 sub-pleural nodules)	80-85% sensitivity at 10-13 FP/scan

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[36]	Thresholding, rolling-ball algorithm	thresholding, region growing algorithm, skeleton-based algorithm	Feature extraction: geometry, histogram, gradient, spatial Classifier: SVM	33 exams (benign nodules, malignant nodules)	0.42- false positive per exam rate, 0.15- false negative per exam rate, 84.84%-sensitivity, 96.15%-specificity, 95.21%-accuracy
[37]	Thresholding, rolling-ball algorithm	clustering method, region growing algorithm	Feature extraction: texture, shape micro-genetic algorithm Classifier: SVM	209 scans from 103 patients for training and optimisation, 109 scans from 56 patients for independent evaluation (part-solid nodules, non-solid nodules)	Candidate detection sensitivity: 84%- training set, 88%- test set 80% sensitivity at 1.0 FP/scan, 88% sensitivity when combined with a solid nodule CAD
[38]	accurate handling of the Hilar Region, wavefront simulation model			269 high-resolution scans (ANODE09 competition, LIDC database, Italgung-CT trial,)	Correct segmentation in 96% of the scans, mean overlap degree of the segmentation masks: 0.96±0.02, mean distance between mask borders: 0.74±0.05, maximum distance between the mask borders: 4.5±1.5, better performance compared to a 2D-only method, execution time: 7 min for a 300-slice scan

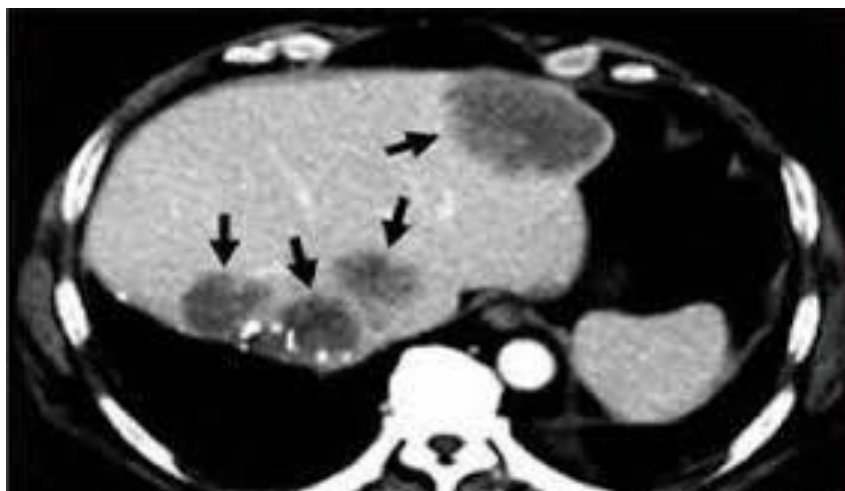
Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[39]	histogram-based thresholding and ACMs		Feature extraction: 3D anatomical features, 2D stochastic features Classifier: SVM with RBF kernel function FP reduction: ACM	63 scans (from: Clinical, ANODE09 competition, LIDC database, with: solid nodules, non-solid nodules, cavitary nodules)	Overall detection rate: 89%, 7.3 FP/scan Second best performance when compared with other six studies, using ANODE09 datasets
[40]	FCM, fuzzy membership value and connectivity, iterative weighted averaging, adaptive curvature threshold			20 datasets (juxtraleural nodules)	Average volume overlap ratio: 95.81 ± 0.89 , average mean absolute border distance: 0.63 ± 0.09 mm Average processing time per slice: 2.56 sec
[41]	live-wire system			Multiple detector CT images	Reproducibility was above 97%, ground-truth correspondence was at least 97%, many times faster than manual method
[42]		Combination of contrast based region growing and fuzzy connectivity		815 pulmonary nodules	84% of the first results were accepted by the radiologist

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[43]		iso-surface triangulation technique, directional-gradient concentration method, morphological opening-based procedure	rule-based filter Classifier: neural classifier	Dataset of 42 annotated scans	44%- sensitivity obtained on the ground truth with agreement level 1 (nodules annotated by only one radiologist) with 6 FP/scan, 72%-sensitivity obtained on the ground truth with agreement level 2 (nodules annotated by two radiologists)
[44]		delineation algorithm based on using multiple seed points with region growing, ensemble segmentation		High resolution scans with contrast enhancement from 129 patients	93%- average similarity index (SI), 79.53%- average SI for 2 readers, more stable than the level set algorithm, the skeleton graph cut algorithm and the two readers method
[45]		labelling with a probability likelihood, 3D sliding window, linear discriminant analysis (LDA) and Gaussian Mixture Models (GMM) as classifier	multiscale blobness filtering, Otsu thresholding, connected component labeling, LDA+GMM classifier	Dataset of 1100 subvolumes from about 200 subjects	Jaccard similarity coefficient (JC): 0.68, volume similarity (VS): 0.865, false negative rate for nodule detection: 20%
[46]		thresholding and labelling techniques, adaptive 3D-iris-filter		7183 images containing 77 nodules	80% sensitivity at 7.7 FP/scan

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[47]		five-dimensional mean shift clustering, graph cut algorithm		130 thoracic scans (isolated nodules, vascular nodules, pleural nodules)	Mean Dice coefficient (solid nodules): 0.79±0.06, the mean Dice coefficient was improved when considering the shape feature, compared to without shape feature
[48]			a random forest-based classification system aided by clustering method	5721 images from 32 patients	98.33%-sensitivity, 97.11%-specificity, 0.9786- receiver operating characteristic A _z , greater accuracy when compared with an SVM classifier and a Decision Tree

Πίνακας 1 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας πνεύμονα

2.3.2.2 Ήπαρ



Εικόνα 8 Αξονική Τομογραφία κοιλιακής χώρας με μεταστάσεις στην περιοχή του ήπατος

Ο καρκίνος του ήπατος είναι μία από τις πιο κοινές ασθένειες καρκίνου παγκοσμίως. Η ανίχνευση και η διάγνωση των ηπατικών αλλοιώσεων μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορες μεθόδους ιατρικής απεικόνισης αλλά η Αξονική Τομογραφία είναι μία από τις πιο ακριβείς και αξιόπιστες τεχνικές. Ωστόσο, οι ειδικοί ακτινολόγοι συχνά καταφεύγουν σε επεμβατικές διαδικασίες, προκειμένου να επικυρώσουν τη διάγνωση τους. Τα συστήματα Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή μπορούν να αποτελέσουν ένα ισχυρό εργαλείο για την παροχή βοήθειας στους κλινικούς ιατρούς κατά τη διαδικασία τμηματοποίησης και ταξινόμησης των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας κοιλιακής χώρας.

Κατάτμηση

Η κατάτμηση του ήπατος είναι ένα σημαντικό βήμα που θα πρέπει να προηγηθεί, προκειμένου ένα σύστημα τελικά να επιτύχει ακριβή ανίχνευση βλάβης και σωστή διαγνωστική απόφαση. Μπορεί επίσης να προσφέρει τρισδιάστατη απεικόνιση και μέτρηση του όγκου, που είναι απαραίτητες σε πολλούς τομείς της θεραπείας και φροντίδας, όπως στον προγραμματισμό μιας χειρουργικής επέμβασης. Η χειρονακτική κατάτμηση είναι μία δύσκολη, χρονοβόρα και δαπανηρή εργασία. Είναι επιρρεπής στη συχνή ύπαρξη διαφορετικών διαγνώσεων, τόσο για το ίδιο περιστατικό από παραπάνω από έναν ειδικούς όσο και για το ίδιο περιστατικό που αξιολογείται από τον ίδιο ειδικό παραπάνω από μία φορές. Τα συστήματα Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή μπορούν να λειτουργήσουν ως πρόσθετα εργαλεία κατά την επεξεργασία και την ερμηνεία των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας κοιλιακής χώρας.

Στα [50], [51] η εικόνα αρχικά δέχεται προεπεξεργασία με τη χρήση φίλτρου που αφαιρεί το θόρυβο. Η υπάρχουσα γνώση σχετικά με τη θέση του ήπατος οδήγησε στον αποκλεισμό ενός τμήματος της εικόνας. Το ιστόγραμμα των υπόλοιπων τμημάτων υπολογίστηκε προκειμένου να σκιαγραφήσει την περιοχή του ήπατος. Μικρά όργανα με παρόμοια ένταση, τα οποία είχαν συμπεριληφθεί στην προηγούμενη διαδικασία, απομακρύνθηκαν με τη χρήση μορφολογικής διάβρωσης πολλαπλής κλίμακας. Στη συνέχεια, ένας region growing αλγόριθμος και η μορφολογική λειτουργία ανοίγματος εφαρμόστηκαν για να ληφθεί η κατάτμηση του ήπατος.

Στο [52] μέθοδοι βασισμένες στις έννοιες της περιοχής και του περιγράμματος χρησιμοποιήθηκαν για την αυτόματη τμηματοποίηση ήπατος. Ο Lim χρησιμοποίησε πολυεπίπεδη κατωφλίωση, εκμεταλλευόμενος την υπάρχουσα ιατρική γνώση, με σκοπό την απλοποίηση της εικόνας. Βρήκε τα ακριβή όρια του ήπατος εκτελώντας μορφολογικές λειτουργίες και ομαδοποίηση και μείωσε το θόρυβο χρησιμοποιώντας ένα region-labeling αλγόριθμο. Ένας labeling-based αλγόριθμος αναζήτησης, εφαρμοσμένος στο gradient-label χάρτη, έδωσε ως αποτέλεσμα το ηπατικό περίγραμμα. Στα [53], [54] η δομή του ήπατος κατατμήθηκε με τη χρήση μετασχηματισμού ιστογράμματος, πολύ-τροπικής κατωφλίωσης, μέγιστης εκ των υστέρων απόφασης και δυαδικού μορφολογικού φιλτραρίσματος.

Στα [55], [56] η περιοχή που συνήθως περιέχει το ήπαρ απομονώθηκε και σε αυτήν εφαρμόστηκε ένα προσαρμοστικό κατώφλι με βάση την ένταση των pixels. Η έξοδος μετατράπηκε σε ένα αντικείμενο μέσω των μορφολογικών πράξεων κλεισίματος και ανοίγματος. Τέλος, τα θραύσματα των γειτονικών οργάνων που συμπεριλήφθησαν κατά την προηγούμενη διαδικασία απομακρύνθηκαν και το αποτέλεσμα πολλαπλασιάστηκε με την αρχική εικόνα για να δημιουργήσει την τελική περιοχή κατατμημένου ήπατος. Μια παρόμοια προσέγγιση παρουσιάζεται στο [57].

Οι Foruzan et al. [58] παρουσίασαν μια μέθοδο που βασίζεται στη γνώση για την κατάτμηση του ήπατος, υιοθετώντας ουσιαστικά ενέργειες που χρησιμοποιεί ένας ραδιολόγος κατά τη χειρωνακτική κατάτμηση. Υπολόγισαν το εύρος της έντασης στην περιοχή του ήπατος από μία τομή που βρίσκεται στη μέση των εικόνων της εξέτασης και στη συνέχεια χώρισαν όλες τις τομές σε δύο μέρη. Βρέθηκαν τα οστά των πλευρών και μια περιοχή ενδιαφέροντος για το ήπαρ ορίστηκε στο εσωτερικό τους. Κατακερμάτισαν τις εικόνες χρησιμοποιώντας το εύρος της έντασης και αφαίρεσαν τυχόν επισυναπτόμενους ιστούς με μια τεχνική που ονομάζεται 'split thresholding'. Χρωματίζοντας όλους τους ιστούς εκτός του ήπατος και των αντικειμένων που βρίσκονταν στο 75% του δεξιού μέρους της κοιλιακής χώρας, το ήπαρ εμφανίστηκε με ένα συγκεκριμένο χρώμα, τα όρια του οποίου χρησιμοποιήθηκαν ως αρχικά όρια ήπατος. Οι Chen et al. [59] συνδύασαν περιορισμούς που

βασίζονται στη γνώση και μέτρα ομοιότητας ώστε να ορίσουν μια συνάρτηση ενέργειας και στη συνέχεια παρουσίασαν μια graph-cut μέθοδο που έδωσε τελικά τη βέλτιστη κατατημένη εικόνα του ήπατος, χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο μέγιστης ροής.

Στο [60] προτείνεται μια μέθοδος που βασίζεται στον artificial bee colony (τεχνητή αποικία μελισσών) αλγόριθμο βελτιστοποίησης. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιήθηκε για να ομαδοποιήσει τις περιοχές της εικόνας με διαφορετικές τιμές έντασης. Εφαρμόστηκαν μορφολογικές λειτουργίες ξεχωριστά για κάθε ομάδα, ώστε να εντοπιστούν και εν συνεχεία να αφαιρεθούν οι ανεπιθύμητες από αυτές. Οι ομάδες τελικά ενώθηκαν για να σχηματίσουν την κατακερματισμένη εικόνα, η οποία ενισχύθηκε από την εφαρμογή ενός region growing αλγόριθμου.

Στο [61] οι συγγραφείς παρουσίασαν ένα constrained convex variational model που κάνει χρήση και των στοιχείων της εικόνας και της γνώσης του χρήστη. Το μοντέλο μπορεί να σκιαγραφήσει τις ακμές και τις δομές με βάση λίγους περιορισμούς και χωρίς προηγούμενη υπόθεση του σχήματος που θα έχουν ή κατάτμησης των γειτονικών περιοχών. Ένας επιταχυνόμενος primal-dual αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε για την βελτιστοποίηση του μοντέλου.

Στο [62], γνωρίζοντας την πιθανή τοποθεσία του ήπατος, πραγματοποιήθηκε περικοπή της εικόνας Αξονικής Τομογραφίας και, συνεπώς, ένα πλαίσιο οριοθέτησης δημιουργήθηκε. Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε η τεχνολογία ταιριάσματος προτύπων, η οποία χρησιμοποιώντας έναν πιθανολογικό άτλαντα ως πρότυπο, εντόπισε το ήπαρ στο πλαίσιο οριοθέτησης. Ο πιθανολογικός άτλας ήταν επαναληπτικός, προκειμένου να αποφευχθεί η εξάρτηση από τον ασθενή αναφοράς, η οποία είναι το κύριο μειονέκτημα του συμβατικού άτλαντα.

Οι level-set μέθοδοι βασίζονται σε μερικές διαφορικές εξισώσεις για να μοντελοποιήσουν παραμορφωμένες ισοεπιφάνειες και έχουν ενσωματωθεί σε πολλά προτεινόμενα συστήματα για τον κατακερματισμό του ήπατος. Στο [63] τροποποιημένο curvature diffusion φιλτράρισμα εφαρμόστηκε για την προεπεξεργασία της αρχικής εικόνας. Στη συνέχεια, δημιουργήθηκε μια εικόνα που χρησίμευσε στην ανίχνευση των αρχικών ορίων του ήπατος και την διάδοση της level-set μεθόδου. Ένας region growing αλγόριθμος εντόπισε τα αρχικά όρια του ήπατος, ενώ η level-set μέθοδος, βασισμένη σε αυτά, παράγαγε την κατακερματισμένη εικόνα. Ένας 'rolling ball' αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε για να ενισχύσει την έξοδο. Στο [64] προτάθηκε μία υβριδική ημιαυτόματη μέθοδος, η οποία συνδυάζει μια ταχεία level-set μέθοδο και μία level-set μέθοδο βασισμένη στην καταφλίωση, έτσι ώστε τελικά να επιτευχθεί τόσο η ακρίβεια όσο και η χρονική αποδοτικότητα κατά τη διαδικασία κατάτμησης του ήπατος.

Μια ισχυρή παραμετροποίηση τρισδιάστατων επιφανειών παρουσιάστηκε στο [65] για τη σύγκριση των δομών μέσω αντιστοιχίας σημείο προς σημείο. Ένα περιγραφέας σχήματος, αναλλοίωτος από την κλίμακα και την περιστροφή, εφαρμόστηκε για να συγκριθούν τα τοπικά χαρακτηριστικά σχήματος δύο οργάνων και μία γεωδαιτική μέθοδος ενεργού περιγράμματος με γνώμονα το σχήμα δημιούργησε την τελική περιοχή του ήπατος.

Τα ANN έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί ευρέως ως μέθοδοι κατάτμησης του ήπατος και άλλων κοιλιακών οργάνων. Στο [66] δημιουργήθηκε ένα πολυτροπικό συναφές νευρωνικό δίκτυο που κατακερματίζει κάθε τομή σε ασύνδετες περιοχές. Περιγραφείς, που αποτελούνται από ασαφείς μεταβλητές, εφαρμόστηκαν σε αυτές τις περιοχές για να σχηματίσουν τις ιδιότητες που χρησιμοποιήθηκαν στη συνέχεια για τη δημιουργία ασαφών κανόνων και την αναγνώριση του οργάνου. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας αναγνώρισης, χρησιμοποιήθηκαν η ανατομική γνώση και η επικάλυψη πληροφορίας μεταξύ διαδοχικών τομών. Μια μεταγενέστερη μελέτη από τους ίδιους συγγραφείς [67] παρουσίασε ένα πολυτροπικό νευρωνικό δίκτυο που κατακερματίζει κάθε τομή με βάση μια στρατηγική διαίρει και βασίλευε. Η έξοδος κάθε μοντέλου προωθείται σε άλλα μοντέλα για ένταξη, λαμβάνοντας παράλληλα υπόψη περιορισμούς συνάφειας. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος της υψηλής διακύμανσης της θέσης και του σχήματος των οργάνων, εφαρμόστηκαν ασαφείς κανόνες και περιγραφείς σχήματος. Ο Selver [68] επιχείρησε να προσομοιώσει τη διαδικασία που ακολουθεί ένας ακτινολόγος στην χειροκίνητη κατάτμηση, συμπεριλαμβάνοντας την τομή-προς-τομή επανάληψη και την παρατήρηση των χαρακτηριστικών ομοιότητας μεταξύ διαδοχικών τομών. Ανέπτυξε ένα νέο, πολυεπίπεδο και ιεραρχικό νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιεί ένα διαφορετικό ζευγάρι χαρακτηριστικού-ταξινομητή σε κάθε επίπεδο για να κατατμήσει την περιοχή του οργάνου. Τα υπολειμματικά δεδομένα ανταλλάσσονται μεταξύ διαδοχικών επιπέδων, έτσι ώστε τα πιο δύσκολα δείγματα να παραμείνουν μέχρι το τελευταίο επίπεδο. Όταν η διαδικασία τελειώσει, το αποτέλεσμα της κατάτμησης αποτελείται από το συνδυασμό των αποτελεσμάτων όλων των ταξινομητών.

Ανίχνευση και Κατάτμηση Υποψήφιων Όγκων

Στο [69] ο όγκος στο ήπαρ εντοπίστηκε και απομονώθηκε από την Αξονική Τομογραφία κοιλιακής χώρας μέσω μιας στατιστικής, βασισμένης στις παραμέτρους, μεθόδου κατάτμησης. Η περιοχή της παθογένειας απομονώθηκε με στατιστική, βασισμένη στη μέση τιμή, κατωφλίωση και τη χρήση μορφολογικών διαδικασιών σε συνδυασμό με τεχνικές φιλτραρίσματος που χρησίμευσαν ως εξαγωγείς υπολειμμάτων.

Στο [54] τα αγγεία απομακρύνθηκαν από την εικόνα του κατατμημένου ήπατος μέσω κατωφλίωσης, δεδομένου ότι δε σχετίζονται με την κατάτμηση των όγκων και άρα μπορεί να αποτελέσουν εμπόδιο στη διαδικασία. Στη συνέχεια, ο όγκος ανιχνεύθηκε και τμηματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας ένα βέλτιστο κατώφλι, που υπολογίστηκε από μία μετασχηματισμένη μικτή πιθανότητα και ένα ελάχιστο συνολικό σφάλμα πιθανότητας. Στο [53] ακολουθήθηκε η ίδια λογική, με τη διαφορά ότι το βέλτιστο κατώφλι υπολογίστηκε από σύνθετες υποθέσεις με τυχαία παράμετρο.

Στο [65] εφαρμόστηκαν graph cut μέθοδοι για την κατάτμηση ηπατικών όγκων. Οι μέθοδοι αυτές χρησιμοποίησαν περιορισμούς σχήματος και αντίθεσης.

Στα [56], [57] τα pixels της εικόνας εισόδου χωρίστηκαν σε τρεις κλάσεις: τα pixels του παρασκηνίου με χαμηλή ένταση, τα pixels στην περιοχή του όγκου με μέση ένταση και τα pixels στην περιοχή του ήπατος πλην όγκου με υψηλή ένταση. Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε κατάτμηση του ηπατικού όγκου χρησιμοποιώντας Fuzzy C-Means (FCM) clustering technique (ασαφής τεχνική ομαδοποίησης κ-μέσων).

Ταξινόμηση

Η ταξινόμηση ενός όγκου μπορεί να γίνει ένα πολύ δύσκολο έργο, καθώς το σχήμα του είναι ασυνεπές καθ' όλη την έκταση των τομών της ιατρικής εικόνας και οι εντάσεις των pixels που τον αποτελούν είναι συχνά παρόμοιες με τις γκρι επιπέδου εντάσεις κάποιων μαλακών ιστών.

Τα χαρακτηριστικά υφής, από την άλλη πλευρά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιτυχή διάκριση όγκων του ήπατος, καθώς παραμένουν αμετάβλητα σε όλες τις τομές. Στο [51] τρία σετ από χαρακτηριστικά υφής χρησιμοποιούνται για τη διάκριση κακοηθών από καλοήθεις ιστούς, χρησιμοποιώντας ένα πιθανολογικό ταξινομητή Νευρωνικών Δικτύων και οι επιδόσεις τους συγκρίθηκαν. Στο [70] οι μη ενισχυμένες εικόνες Αξονικής Τομογραφίας δέχτηκαν προ-επεξεργασία μέσω εξισορρόπησης ιστογράμματος. Στη συνέχεια, οι συντελεστές αυτοσυνδιακύμανσης χρησιμοποιήθηκαν ως διανύσματα χαρακτηριστικών υφής που περιγράφουν τις υποπεριοχές της εικόνας και ένας ταξινομητής Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης κατέταξε τα ευρήματα ως καλοήθη ή κακοήθη. Οι Wang et al. [71] εξήγαγαν είκοσι δύο χαρακτηριστικά υφής από κάθε κατατμημένη περιοχή ενδιαφέροντος και τα εφάρμοσαν σε έναν ταξινομητή Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης, προκειμένου να τις κατατάξει ως φυσιολογικό ήπαρ, αιμαγγείωμα και πρωτογενές ηπατικό καρκίνωμα. Επειδή ο ταξινομητής Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι δυαδιακός, δημιουργήθηκαν,

παρουσιάστηκαν και συγκρίθηκαν εκδόσεις που μπορούν να υποστηρίξουν πολλαπλές κλάσεις.

Οι Gletsos et al. [72] ανέπτυξαν ένα σύστημα που λαμβάνει ως είσοδο κατατμημένες περιοχές από εικόνες μη ενισχυμένης Αξονικής Τομογραφίας. Οι περιοχές αυτές μπορεί να απεικονίζουν φυσιολογικό ήπαρ, αιμαγγείωμα, ηπατικές κύστες και ηπατοκυτταρικό καρκίνωμα. Το μέσο επίπεδο γκριζου και ένας μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών υφής που προκύπτουν από τις χωρικές πίνακες σύμπτωσης γκρι-επιπέδου εξήχθησαν. Η ταξινόμηση ανατέθηκε σε τρία διαδοχικά τοποθετημένα νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης που καθόριζαν τις τέσσερις πιθανές κατηγορίες στις οποίες ανήκει μια εικόνα εισόδου. Προκειμένου να μειωθεί η πολυπλοκότητα του συστήματος, εφαρμόστηκαν τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών και συγκεκριμένα αλγόριθμοι διαδοχικής αναζήτησης και γενετικής αναζήτησης.

Στο [55] διορθώγνια στατιστικά wavelet-based χαρακτηριστικά υφής εξήχθησαν από το απομονωμένο ήπαρ. Ένας αλγόριθμος forward floating διαδοχικής αναζήτησης και ένας Γενετικός Αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκαν για την επιλογή χαρακτηριστικών και τρεις ταξινομητές, Πιθανοτικών Νευρωνικών Δικτύων, Νευρωνικών Δικτύων Εκμάθησης Διανυσματικής Κβάντισης και Νευρωνικών Δικτύων Οπίσθιας Διάδοσης, εφαρμόστηκαν ώστε να διακρίνουν την κίρρωση του ήπατος. Οι ταξινομητές αυτοί αξιολογήθηκαν με ανάλυση ROC (Receiver Operating Characteristic).

Οι Linguraru et al. [65] υπολόγισαν ένα μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών για κάθε υποψήφιο όγκο, που περιλαμβάνουν το μέγεθος, την ενίσχυση, τρισδιάστατα χαρακτηριστικά σχήματος και υφής, καθώς και τα στατιστικά στοιχεία των εν λόγω μέτρων. Η mRMR (minimum-redundancy maximum-relevance) μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών εφαρμόστηκε ώστε να δημιουργηθεί ο βέλτιστος συνδυασμός χαρακτηριστικών, ο οποίος εισήχθη σε ένα ταξινομητή Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης.

Η βασισμένη στην καμπυλότητα εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής προτάθηκε στο [57]. Κάθε εικόνα αρχικά αποσυντίθεται χρησιμοποιώντας διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων. Στη συνέχεια, η μερική ανακατασκευή των υποζωνών κυματιδίων που δημιουργήθηκαν, σχημάτισε καμπυλωτές υποζώνες. Χαρακτηριστικά όπως μέση τιμή, τυπική απόκλιση, ενέργεια και εντροπία υπολογίστηκαν από αυτές και αποτέλεσαν το διάνυσμα χαρακτηριστικών που τροφοδοτήθηκε σε ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδοσίας με tan-sigmoid συνάρτηση μεταφοράς για τη διενέργεια ταξινόμησης.

Στο [56], ο διορθωτικός μετασχηματισμός κυματιδίων εφαρμόζεται στην περιοχή του ήπατος για να ληφθούν οριζόντιες, κάθετες και διαγώνιες λεπτομέρειες των εικόνων. Η προς τα πίσω σειριακή επιλογή χαρακτηριστικών επιλέχθηκε για να δημιουργήσει ένα βέλτιστο σύνολο χαρακτηριστικών και ένας ταξινομητής Πιθανοτικών Νευρωνικών Δικτύων εκπαιδεύτηκε ώστε να ταξινομεί εισόδους σε τέσσερις κατηγορίες: ηπατοκυτταρικό καρκίνωμα, χολαγγειοκαρκίνωμα, ηπατοκυτταρικό αδένωμα και αιμαγγείωμα.

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[50]	Median filtering, prior knowledge, multi-scale morphological erosion, region growing algorithm, morphological opening operation	Alternative FCM (AFCM)		10 datasets (benign cases, malignant cases)	segmented liver: volume error: 1.52%, spatial overlap: 0.98, standard deviation: 0.0105 segmented lesion: volume error: 1.933%, spatial overlap: 0.09450, standard deviation: 0.03242 Processing time: 40sec
[51]	Median filtering, prior knowledge, multi-scale morphological erosion, region growing algorithm, morphological opening operation	Alternative FCM (AFCM)	Feature extraction: Gray Level Texture (GLT), Wavelet Coefficient Texture (WCT), Contourlet Coefficient Texture (CCT) Classifier: Probabilistic neural network	300 images (benign cases, malignant cases)	96.7%- highest accuracy, 97.3%- highest sensitivity, 96%- highest specificity
[52]	multilevel thresholding, morphological operations, clustering, region-labelling			Contrast-enhanced sample images of 10 patients	Average correctness: 96% Total processing time: 1-3

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
	algorithm, labelling-based search algorithm				min/slice
[53]	histogram transformation, multi-modal threshold, maximum a posteriori decision, binary morphological filtering	Thresholding, optimal threshold calculated by a composite hypotheses with a random parameter and a minimum total probability error		272 slices from 10 patients	0.6471-sensitivity, 0.9294-specificity, 0.9118-accuracy
[54]	histogram transformation, multi-modal threshold, maximum a posteriori decision, binary morphological filtering	Thresholding, optimal threshold calculated by a transformed mixture probability and a minimum total probability error		262 slices from 10 patients	0.6471-sensitivity, 0.9306-specificity, 0.9122-accuracy
[55]	Adaptive thresholding, morphological closing and opening		Feature extraction: biorthogonal wavelet-based statistical texture Feature selection: Sequential forward floating search algorithm, GA Classifiers: Probabilistic Neural	Liver area extraction: 200 slices Classification: 180 slices	Better results with wavelet based statistical features PNN is the best classifier 95%-recognition, 96%-sensitivity, 94%-specificity

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
			Network (PNN), Learning Vector Quantization Neural Network (LVQ), Back Propagation Neural Network (BPN)		
[56]	Adaptive thresholding, morphological closing and opening	FCM	Feature extraction: biorthogonal wavelet transform Feature selection: sequential backward selection Classifier: PNN, Learning Vector Quantization (LVQ)	210 images (hepatocellular carcinoma, cholangiocarcinoma, hemangioma, hepato adenoma)	83.5%- LVQ accuracy, 90.2%- PNN accuracy
[57]	Adaptive thresholding, morphological closing and opening	FCM	Feature extraction: discrete wavelet transform, curvelet subbands Classifier: feed-forward network with tan-sigmoid transfer functions	70 images (hemangioma, hepatocellular carcinoma)	Curvelet-based texture features: 94.3%- accuracy, 100%- specificity, 87%- sensitivity, 100%- precision Wavelet-based descriptors: 88.6%- accuracy, 95%- specificity, 80%-

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
					sensitivity, 92%-precision
[58]	Knowledge-based, split thresholding			Datasets of 50 patients	Average results: 0.8107-sensitivity, 0.9498-specificity, 0.8852-precision, 0.9409-accuracy, 1.7466- mean error rate
[59]	Combination of knowledge-based constraints and similarity measures, graph-cut method, max-flow algorithm.			Numerous abdominal volumes (number of slices between 22 and 502)	4.16- Volumetric Overlap Error (VOE) 3.53- Relative Volume Difference (RVD) 0.72- Average Symmetric Surface Distance (ASD) 1.26- Root mean square symmetric surface distance (RMSD) 16.70- Maximum symmetric surface distance (MSD)
[60]	Artificial Bee Colony (ABC) optimization algorithm,			38 images	93.73%-accuracy Better

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
	region growing algorithm				performance than region growing, level set, k-means with RG
[61]	constrained convex variational model, accelerated primal-dual algorithm			20 volumes liver	<p>Training volumes: 5.71- VOE, 0.98- RVD, 0.81- ASD, 1.41-RMSD, 15.03- MSD, 82.28- total score</p> <p>Testing volumes: 5.5±0.85- VOE, 1.0±1.69- RVD, 0.8±0.14- ASD, 1.7±0.48- RMSD, 18.6±4.5- MSD, 80.6±3.5- total score</p>
[62]	Iterative probabilistic atlas			60 datasets (normal, pathological)	<p>Dice/Tanimoto volume overlaps: 0.930/0.870, root-mean-squared error (RMSE): 2.906 mm</p> <p>Better than conventional atlas-based methods</p>
[63]	modified curvature diffusion filtering, seeded region			20 sets of scans	Average absolute volume error: 1.25±0.70%

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
	growing algorithm, level-set method, rolling ball algorithm				Average processing time per slice: 3.35 sec, 15 times faster than manual and other conventional methods
[64]	Combination of a fast-marching level-set method and a threshold-based level-set method			Datasets of 15 patients	<p>97.6±0.5%-similarity index, 2.2±0.7%-false positive error (FPE), 2.5±0.8%-false negative error (FNE), 1.4±0.5 mm-ASD</p> <p>Total liver extraction time: 77±10 sec</p> <p>Interaction time per dataset between the user and the computer: 28±4sec</p> <p>Better performance than the 2D region growing method</p>
[65]	shape descriptor invariant under scale and rotation, shape-driven geodesic active contour	graph cuts	Feature extraction: size, enhancement, 3-D shape, 3-D texture Feature	101 scans from 68 patients	The tumor detection true position fraction of 100% is achieved at 2.3 false positives/case

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
			selection: The minimum redundancy and maximum relevance feature selection method (mRMR) Classifier: SVM		tumor burden estimation with 0.9% error
[66]	multi-module contextual neural network, anatomical knowledge			Several cases	All organs of interest are correctly recognised. The obtained regions are slightly smaller than they look like
[67]	multimodal neural network based on a divide-and-conquer strategy			40 sets of abdominal images (each set consists of about 40 image slices)	99% of the organ regions are correctly identified
[68]	novel multi-level and hierarchical neural network (MHNN)			20 datasets	Performance of liver segmentation: 98,10%-accuracy, 2,17%- false positive rate, 6.75%- false negative rate, 93.25%-sensitivity, 97.83%-specificity MHNN outperforms composite feature-single classifier (CFSC) and Ascendant

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
					Hierarchical Clustering (AHC)
[69]		statistical parameter-based segmentation method: statistical mean-based thresholding, filtering techniques		50 images	Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM): 0.9848-homogeneity, 0.8543-energy (J), 0.9581-correlation, 0.2869-contrast Based on GLCM comparisons, the proposed method is better than a region-growing method or an intensity-based method
[70]			Feature extraction: histogram equalisation. autocovariance coefficients Classifier: SVM	164 liver lesions (malignant, hemangiomas)	81.7%-accuracy, 75.0%-sensitivity, 88.1%-specificity, 85.7%-positive predictive value, 78.7%-negative predictive value
[71]			Feature extraction: twenty-two texture features	90 images (primary hepatic carcinoma, hemangioma, normal)	Texture features: one-against-all (OAA) SVM: 94.44%-accuracy

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
			Classifier: multiclass version of SVM		<p>One-against-one(OAO) SVM: 97.78%-accuracy</p> <p>Auto-covariance features: one-against-all (OAA) SVM: 77.78%-accuracy</p> <p>One-against-one(OAO) SVM: 88.89%-accuracy</p>
[72]			<p>Feature extraction: The average grey level and a large number of texture features that result from the spatial gray-level co-occurrence matrices</p> <p>Feature selection: sequential search algorithms, genetic search</p> <p>Classifiers: three sequentially placed feed-forward neural networks.</p>	147 regions of interest (healthy controls, cysts, hemangiomas, hepatocellular carcinomas)	Overall classification performance: 97%

Πίνακας 2 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας ήπατος

ανωμαλιών. Είναι επίσης η πιο κοινή πρακτική στο χώρο των επειγόντων περιστατικών, όπου οι ασθενείς μπορεί να είναι αναίσθητοι με ασταθή ζωτικά σημεία, και ως εκ τούτου, η Μαγνητική Τομογραφία είναι μια επιλογή υψηλού κινδύνου.

Ωστόσο, η παρατήρηση και ερμηνεία των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας είναι ένα δύσκολο και χρονοβόρο έργο, το οποίο επηρεάζεται συχνά από το ανθρώπινο λάθος. Τα συστήματα Διάγνωσης με τη Βοήθεια Υπολογιστή, βασισμένα στις τεχνικές επεξεργασίας των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας, μπορούν να αποτελέσουν ένα αρκετά βοηθητικό εργαλείο στην ανίχνευση και την ταξινόμηση των εγκεφαλικών αιμορραγιών και των ισχαιμικών εγκεφαλικών επεισοδίων.

Προεπεξεργασία και κατάτμηση

Τα περισσότερα από τα προτεινόμενα αυτόματα συστήματα ανίχνευσης και ταξινόμησης εγκεφαλικής αιμορραγίας περιέχουν μια διαδικασία προεπεξεργασίας και κατάτμησης, προκειμένου να βελτιώσουν τις επιδόσεις τους. Στα [73],[74] η ποιότητα των σαρώσεων βελτιώθηκε χρησιμοποιώντας διάμεσο φίλτρο. Στη συνέχεια, περιττά τμήματα εικόνας, όπως το κρανίο, οι κοιλίες του εγκεφάλου και το οίδημα του μαλακού ιστού, απομακρύνθηκαν, χρησιμοποιώντας τεχνικές κατώφλιου. Προβλήματα, όπως ο θόρυβος και τα pixels που έμειναν κατά τη διαδικασία απομάκρυνσης του κρανίου, εξετάστηκαν με τη χρήση του διάμεσου φίλτρου και τη ρύθμιση της έντασης της εικόνας.

Στο [75], χρησιμοποιήθηκε μια μη γραμμική χαρτογράφηση της δυναμικής γκριζού επιπέδου και ο λευκός θόρυβος, καθώς και ο θόρυβος που είναι γνωστός σαν θόρυβος ‘αλάτι-και-πιπέρι’, απομακρύνθηκαν, χρησιμοποιώντας μέσα, διάμεσα και Wiener φίλτρα. Ο αλγόριθμος ανίχνευσης κορυφών, που βασίζεται στην κατώφλωση με βάση το ιστογράμμα των εικόνων, χρησιμοποιήθηκε ώστε να υπολογιστούν κατώφλια. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος αυτός καθορίζει κορυφές του ιστογράμματος της εικόνας και επιλέγει τα κατώτατα όρια μεταξύ αυτών των κορυφών. Με αυτόν τον τρόπο, τα προκύπτοντα κατώφλια ήταν και ο αρχικός αριθμός των κλάσεων για τον αλγόριθμο FCM που ακολούθησε και τελικά οδήγησε στην κατάτμηση της εικόνας εισόδου.

Στο [76] τα οστά του κρανίου και του προσώπου αφαιρέθηκαν μέσω καθολικής κατώφλωσης και χρήσης μορφολογικών λειτουργιών. Αποκλείστηκαν, επίσης, δομές που δεν συνορεύουν με τον κύριο κεντρικό όγκο του ενδοκρανιακού περιεχομένου. Προκειμένου να εξαλειφθεί ο θόρυβος χρησιμοποιήθηκε διάμεσο φιλτράρισμα με τη χρήση ενός 3-επί-3 τετραγωνικού πυρήνα (kernel), ενώ, ανάλογα με την απόσταση από το κρανίο,

πραγματοποιήθηκε ρύθμιση της έντασης για να διορθωθεί η διακύμανση της πυκνότητας ομοιόμορφων περιοχών στην τομογραφική εικόνα (cupping artifacts). Μια αυτόματη ευθυγράμμιση των εικόνων δημιούργησε την τελική περιοχή κατακερματισμένου εγκεφάλου.

Στο [77] η περιοχή της κεφαλής, που περιέχει τις δομές του κρανίου και του εσωτερικού του εγκεφάλου, απομονώθηκε με κατωφλίωση. Στη συνέχεια, προτάθηκε η εφαρμογή ενός region growing αλγόριθμου, ο οποίος παρουσιάστηκε στο [78]. Συγκεκριμένα, επισημάνθηκαν τα σημεία-σπόροι του αλγόριθμου σύμφωνα με την αρχική τους ομάδα και οι γείτονές τους τοποθετήθηκαν στη λεγόμενη «διαδοχικά ταξινομημένη λίστα». Πραγματοποιούταν επαναληπτικά αφαίρεση του πρώτου σημείου από τη λίστα, επισήμανσή του και ένταξη των γειτόνων του στη λίστα, έως ότου να επισημανθούν όλα τα σημεία.

Οι Chawla, Sharma, Sivaswamy και Kishore [79] εφάρμοσαν μία λειτουργία παραθύρου, προκειμένου να ενισχυθεί η αντίθεση των αξονική τομογραφία. Ακολούθως, ο θόρυβος απομακρύνθηκε με φιλτράρισμα Weiner.

Στο [80], η πολυεπίπεδη ασαφής τεχνική ομαδοποίησης κ-μέσων απέσπασαν το φόντο της εικόνας και το κρανίο, έτσι ώστε να απομονωθεί η ενδοκρανιακή περιοχή. Κάθε επίπεδο κατένειμε τις κλάσεις ενδιαφέροντος σε υπο-κλάσεις, μέχρι να επιτευχθεί μια καθολική κατάτμηση. Μία μέθοδος Otsu κατωφλίωσης δύο επιπέδων χρησιμοποιήθηκε για περαιτέρω κατάτμηση και διακριτοποίησης των διαφορετικών ιστών.

Στο [81] αναλύθηκε μια μέθοδος που βασίζεται στη δημιουργία μάσκας του εγκεφάλου και την κατωφλίωση. Μια δισδιάστατη εικόνα αναφοράς επιλέγεται για να εκπροσωπήσει τα χαρακτηριστικά έντασης των αρχικών τρισδιάστατων δεδομένων. Η περιοχή ενδιαφέροντος της εικόνας υπολογίστηκε χρησιμοποιώντας την ασαφή τεχνική ομαδοποίησης κ-μέσων ενώ τα κάτω και άνω κατώφλια προσδιορίστηκαν, λαμβάνοντας υπόψη τη χωρική σχέση και τη σχέση έντασης μεταξύ του εγκεφάλου και των ιστών που δεν εμπεριέχονται στον εγκέφαλο. Η εικόνα δέχτηκε δυαδικοποίηση, τα συστατικά του εγκεφάλου βρέθηκαν χρησιμοποιώντας τη μέθοδο connected components σε συνδυασμό με κριτήρια αποστάσεως και η τελική μάσκα του εγκεφάλου ελήφθη με πολλαπλασιασμό των εγκεφαλικών μασκών. Μια παρόμοια προσέγγιση ακολουθήθηκε στο [82]

Μια βασισμένη στη γνώση κατάτμηση της ενδοκρανιακής περιοχής εφαρμόστηκε στην [83], αναπτύσσοντας ένα σύστημα πολλαπλής ανάλυσης. Οι περιοχές του κρανίου κατατμήθηκαν σε εικόνες σε σμίκρυνση, που δημιουργούνται με ένα φίλτρο μεγίστου (maximum filter). Στη συνέχεια, οι ενδοκρανιακές περιοχές, όπου βρίσκεται η υποψήφια

περιοχή του αιματώματος, βρέθηκαν χρησιμοποιώντας τη συνδεσιμότητα και τα μέσα επίπεδα του γκρι.

Στο [84] ο μετασχηματισμός κυματιδίων, και συγκεκριμένα ο διακριτός μετασχηματισμός κυματιδίων και ο μετασχηματισμός πακέτου κυματιδίων, χρησιμοποιούνται για να αποσυνθέσουν την αρχική εικόνα εισόδου στις υπο-εικόνες της. Κάθε μία από αυτές τις υπο-εικόνες αντιπροσωπεύει περιοχές που διακρίνονται από συγκεκριμένες ιδιότητες και χαρακτηριστικά.

Μία τροποποίηση της μεθόδου καθολικής κατωφλίωσης χρησιμοποιήθηκε στο [85] για την απομάκρυνση του κρανίου κατά τη διάρκεια της προ-επεξεργασίας. Η εικόνα εισόδου μετατράπηκε σε δυαδική μορφή χρησιμοποιώντας καθολικό κατώφλι. Στη συνέχεια, η περιοχή αβυστοποίησης που είχε λιγότερα από ένα συγκεκριμένο αριθμό εικονοστοιχείων, καθώς και το οστό, αφαιρέθηκαν, σύμφωνα με την δυαδική εικόνα.

Ανίχνευση Υποψήφιας Ανωμαλιών και Ταξινόμηση

Μετά την προεπεξεργασία και την κατάτμηση, οι ανωμαλίες στο εσωτερικό της περιοχής του εγκεφάλου μπορούν αυτόματα να ανιχνευθούν και να ταξινομηθούν. Αυτό είναι ένα δύσκολο έργο, επειδή ορισμένοι τύποι αιμορραγίας μπορεί να εμφανιστούν σε διάφορες θέσεις και έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά, γεγονός που οδηγεί σε χαμηλό ποσοστό ανίχνευσης και ακρίβειας της ταξινόμησης. Ανάλογα με τον τύπο της παθολογικής περιοχής, ένας μεγάλος αριθμός από διαφορετικές τεχνικές έχουν προταθεί και χρησιμοποιηθεί για να ξεπεραστούν αυτές οι δυσκολίες.

Οι Bhadauria, Singh και Dewal πρότειναν μια τεχνική κατάτμησης της αιμορραγίας που συνδυάζει τον FCM αλγόριθμο και την active contour μέθοδο με βάση την περιοχή [86]. Πέτυχαν την κατάτμηση της αιμορραγικής περιοχής με τη χρήση τυποποιημένης ασαφούς τεχνικής ομαδοποίησης κ-μέσων και ενίσχυσαν το αποτέλεσμα με τις μορφολογικές λειτουργίες της διάβρωσης και της διαστολής. Η περιοχή που προέκυψε χρησιμοποιήθηκε για την αρχικοποίηση της level-set λειτουργίας, καθώς και των παραμέτρων ελέγχου για την active contour μέθοδο με βάση την περιοχή που ακολούθησε. Η απόδοση της τεχνικής αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας τέσσερις παραμέτρους: ευαισθησία, ακρίβεια, ιδιαιτερότητα και μετρική επικάλυψης. Σε μια μεταγενέστερη μελέτη, χρησιμοποιήθηκε από τους ίδιους χωρικά περιορισμένη ασαφής τεχνική ομαδοποίησης ώστε να αντιμετωπιστεί η ευαισθησία στο θόρυβο και άλλα αντικείμενα απεικόνισης που χαρακτηρίζουν την παραδοσιακή τεχνική [87]

Στο [73], προτάθηκε μια μέθοδος κατάτμησης, που ονομάζεται Regularized Level Set Evolution (DRLSE) μέθοδος χωρίς εκ νέου αρχικοποίηση. Η μέθοδος αυτή διατηρεί την ιδιότητα της απόστασης που συναντάται στη μέθοδο της Level-Set Function, μέσω ενός μηχανισμού που βασίζεται σε έναν όρο ποινής στην ενεργειακή σύνθεση και τελικά αποκαθιστά την κανονικότητα της συνάρτησης. Η αρχικοποίηση της Level-Set Function και των παραμέτρων της προσαρμόστηκε στις απαιτήσεις της μελέτης. Εκτός από χαρακτηριστικά σχήματος και υφής, πραγματοποιήθηκε εξαγωγή ενός συνθετικού χαρακτηριστικού, που ονομάζεται χαρακτηριστικό σταθμισμένου γκρι ιστογράμματος, από τις κατατμημένες περιοχές της αιμορραγίας. Με αυτόν τον τρόπο, κάθε αιμορραγία αναπαραστάθηκε από ένα σταθμισμένο και στην κλίμακα του γκρι ιστόγραμμα και κάθε τύπος αιμορραγίας χαρακτηριζόταν από ένα ιστόγραμμα. Προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση της ταξινόμησης, υιοθετήθηκε η εφαρμογή ενός συνδυασμού ταξινομητή Adaboost πολλαπλών κλάσεων και ταξινομητή Γενετικού Αλγορίθμου. Ο πρώτος εκπαιδεύτηκε για κάθε χαρακτηριστικό ενώ ο δεύτερος βρήκε το καλύτερο υποσύνολο των χαρακτηριστικών. Προκειμένου να γίνει διάκριση μεταξύ επισκληρίδιας, υποσκληρίδιας, ενδοεγκεφαλικής και ενδοκοιλιακής αιμορραγίας χρησιμοποιήθηκε ιεραρχική δομή ταξινόμησης.

Στο [74] ορίστηκε ένα κατώφλι, με βάση την κατανομή της έντασης της εικόνας μετά την κατάτμηση, με σκοπό την απομόνωση των περιοχών εγκεφαλικής αιμορραγίας. Μια σειρά από χαρακτηριστικά που περιγράφουν το μέγεθος, το σχήμα, την υφή και τη θέση των περιοχών αυτών εξήχθησαν και ένας Γενετικός Αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε για να επιλέξει το βέλτιστο υποσύνολο. Δύο διαφορετικοί ταξινομητές, ο αλγόριθμος εκτίμησης κ-πλησιέστερων γειτόνων και ένα πολυστρωματικό Νευρωνικό Δίκτυο χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση της αιμορραγίας σε επισκληρίδια, υποσκληρίδια και ενδοεγκεφαλική και οι επιδόσεις τους συγκρίθηκαν.

Στο [76], μια μέθοδος μετασχηματισμού top-hat, που είναι η διαφορά μεταξύ της αρχικής εικόνας και το ανοίγματός της, χρησιμοποίησε ένα μεγάλο δομικό στοιχείο σε σχήμα δίσκου για την εξαγωγή περιοχών με υψηλότερη εξασθένηση απ' ό,τι το προσκείμενο παρέγχυμα του εγκεφάλου. Εξήχθησαν, επίσης, ασύμμετρες περιοχές υψηλής έντασης ενώ τα μεγέθη των υποψηφίων οξείων ενδοκρανιακών αιμορραγιών βρέθηκαν χρησιμοποιώντας μία region growing μέθοδο που βασίζεται στην ένταση. Οι υγιείς περιοχές διακρίθηκαν από τις περιοχές αιμορραγίας μέσω ενός συστήματος ταξινόμησης που βασίζεται στη γνώση και συμπεριλαμβάνει κανόνες που προκύπτουν από απεικονιστικά και ανατομικά χαρακτηριστικά. Για να αποκτηθούν τα χαρακτηριστικά αυτά, κατασκευάστηκε ένα σύστημα συντεταγμένων που ενσωματώνει πληροφορίες της θέσης κανονικών δομών.

Ένα σύστημα βασισμένο σε κανόνες χρησιμοποιήθηκε στο [77] για την επισήμανση και ταξινόμηση περιοχών σε: κρανίο, φόντο, γκρι / λευκή ουσία, εγκεφαλονωτιαίο υγρό και εγκεφαλικό επεισόδιο. Μετά την τμηματοποίηση, κάθε περιοχή που δημιουργήθηκε αναπαράστάθηκε από ένα γεγονός με εννέα υποδοχές, που χρησίμευαν ως ιδιότητες. Αυτά τα γεγονότα, σε συνδυασμό με προκαθορισμένους κανόνες, χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδος για το σύστημα.

Στο [79] αναπτύχθηκε μια μέθοδος προκειμένου να ταξινομήσει τα ευρήματα σε οξέα έμφρακτα, χρόνια έμφρακτα, αιμορραγίες και κανονικές περιπτώσεις. Η μέθοδος αυτή βασίστηκε κυρίως στο γεγονός ότι οι ανωμαλίες στρεβλώνουν την συμμετρία μεταξύ των δύο μισών του εγκεφάλου. Αρχικά, προσδιορίστηκε η γραμμή συμμετρίας του εγκεφάλου και υπολογίστηκε το ιστόγραμμα των δύο μισών. Στη συνέχεια, ακολουθήθηκε μια διαδικασία ταξινόμησης δύο επιπέδων που. Στο πρώτο επίπεδο, χρησιμοποιήθηκε σύγκριση που με βάση το ιστόγραμμα για τη διάκριση μεταξύ χρόνιου και αιμορραγικού εγκεφαλικού επεισοδίου. Στο δεύτερο επίπεδο, πληροφορίες υφής βασιζόμενες σε κυματίδια και σχετικές με την ενέργεια χρησιμοποιήθηκαν για να διακρίνουν τις περιπτώσεις οξέων έμφρακτων από αυτές των υγιών τομών Αξονικής Τομογραφίας.

Στο [80] εφαρμόστηκε μια ημι-αυτοματοποιημένη μέθοδος ανίχνευσης ανωμαλιών. Η μεσαία γραμμή του εγκεφάλου μπορούσε να σχεδιαστεί αυτόματα από το σύστημα, αν το χέρι είχε προηγουμένως επιλέξει τα σημεία αρχής και τέλους της πτυχής που χωρίζει τα δύο ημισφαίρια και λόγω του σχήματός της ονομάζεται falx (δρέπανο). Χαρακτηριστικά που αναπαριστούν συμμετρικές ιδιότητες εξάγονται, στη συνέχεια, συγκρίνοντας τις περιοχές των δύο ημισφαιρίων του εγκεφάλου. Το χαρακτηριστικό τοποθεσίας αναλύθηκε υπό ανθρώπινη επίβλεψη, προκειμένου να αξιολογήσει τις περιπτώσεις ασβεστοποίησης.

Στο [82], διάμεσο φίλτρο εφαρμόστηκε σε κάθε τομή ώστε να καταστείλει το θόρυβο μετά το στάδιο προεπεξεργασίας. Λαμβάνοντας υπόψη τις διακυμάνσεις των χαρακτηριστικών της εικόνας ανάμεσα στις τομές, υπολογίστηκε ένα ξεχωριστό ιστόγραμμα για κάθε μία από αυτές και στη συνέχεια υπολογίστηκε με βάση αυτά το μέγιστο κατώφλι εντροπίας [88]. Το κατώφλι αυτό, σε συνδυασμό με ανατομικές γνώσεις και πληροφορίες σχετικά την τοποθεσία, αποτέλεσαν τους κανόνες που δόθηκαν σε ένα σύστημα ταξινόμησης, βασισμένου στη γνώση. Η προτεινόμενη μέθοδος συγκρίθηκε με την κατωφλίωση Otsu καθώς και με την ιεραρχική κατωφλίωση ασαφούς τεχνικής ομαδοποίησης κ-μέσων.

Στο [83] ένα φίλτρο μέσης τιμής παρήγαγε τα επίπεδα του γκρι των voxels που βρίσκονταν μέσα στις υποψήφιες περιοχές του αιματώματος, έτσι όπως αυτές προέκυψαν από την διαδικασία κατάτμησης. Τα voxels πιθανού αιματώματος βρέθηκαν χρησιμοποιώντας

προσαρμοστικά κατώφλια και συνδεσιμότητα, ενώ τα αποτελέσματα χρησιμοποιήθηκαν για να αρχικοποιήσουν ένα δυαδικό level-set αλγόριθμο. Ο τελευταίος εφαρμόστηκε επαναληπτικά μέχρι να επιτευχθεί η αρχική ανάλυση. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν κανόνες απόφασης και τελικά ήταν δυνατό να εντοπιστούν από το σύστημα όλοι οι τύποι των ενδοκρανιακών αιματομάτων.

Στο [84] έγινε χρήση της Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) μεθόδου ώστε να εξαχθούν χαρακτηριστικά από τις εικόνες εισόδου μετά τη διαδικασία της κατάτμησης. Η μέθοδος αυτή περιγράφει στατιστικά την κατανομή των επιπέδων του γκρι των pixels. Ένας Γενετικός Αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια για την επιλογή χαρακτηριστικών και τα τελικά διανύσματα που προέκυψαν δόθηκαν ως είσοδος σε έναν ταξινομητή Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης. Το σύστημα αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας 10-fold cross validation.

Στο [85] παρουσιάστηκε μία μέθοδος που ονομάστηκε Circular Adaptive Region of Interest (CAROI). Με την εφαρμογή ενός επαναληπτικού αλγορίθμου ανιχνεύθηκαν λεπτές αλλαγές πυκνότητας στην περιοχή του εγκεφάλου ενώ ταυτόχρονα πληροφορίες για την υφή δημιουργήθηκαν με τη χρήση των μητρών GLCM. Τέλος, για την ταξινόμηση των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας χρησιμοποιήθηκε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που κάνει χρήση της μεθόδου Round Robin.

Στο [89] ο στόχος ήταν ο εντοπισμός των μη φυσιολογικών τομών που εμπεριέχονται στο σύνολο των εικόνων μιας εξέτασης με Αξονικής Τομογραφία, χωρίς τη χρήση εκτίμησης της μέσης γραμμής του εγκεφάλου. Πρώτον, οι τομές χωρίστηκαν σε εγκεφαλικής περιοχής και ρινικής κοιλότητας, μέσω των χαρακτηριστικών της υφής τους, που προέκυψαν από το μετασχηματισμό κυματιδίων. Η ίδια μέθοδος εφαρμόστηκε στη συνέχεια στις τομές που αναπαριστούν εγκεφαλική περιοχή, ώστε να εξαχθούν τα χαρακτηριστικά της εικόνας, με βάση την ομοιογένεια των τιμών έντασης. Η εντροπία χρησιμοποιήθηκε για την επιλογή των καλύτερων χαρακτηριστικών και ένας ταξινομητής Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης, διέκρινε, τελικά, τις φυσιολογικές τομές από αυτές που παρουσιάζουν παθολογία

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[73]	Median filter, thresholding, image intensity adjustment	DRLSE	Feature extraction: shape, texture, synthetic Feature selection: GA, Adaboost Classifier: Hierarchical classification structure	627 images (ICH,EDH,SDH, IVH, normal)	Segmentation: 96.15%-EDH, 95.96%-ICH, 94.87%-SDH Classification: 92.46%-1 st classifier, 94,13%-2 nd classifier
[74]	Median filter, thresholding, image intensity adjustment	Thresholding	Feature extraction: shape, size, texture, position Feature selection: GA Classifiers: K-Nearest Neighbor Algorithm (KNN), Multilayer Neural Network	Images (EDH, SDH, ICH, normal)	Segmentation: 96.22%-EDH, 95.14%-ICH, 90.04%-SDH Classification: 60.00%-KNN, 93.30%-Multilayer Neural Network
[75]	mean, medial and wiener filters Peak detection			30 images	Correct segmentation Computational time: 3 sec

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
	algorithm K-Means clustering algorithm				
[76]	global thresholding, morphological operations, medial filtering, adjustment of intensity, automatic realignment of image	top-hat transformation, intensity-based region growing method	knowledge-based system	186 images (AIH, normal)	Per patient: training set: 95%-sensitivity, 88.8%-specificity validation set: 100%-sensitivity, 84.1%-specificity Per lesion: training set: 84.4% validation set: 82.6%
[77]	thresholding seeded region growing algorithm		rule-based expert system	256 images	Computational time: less than 30 sec
[79]	windowing operation, Wiener filtering		2-level system (histogram features, wavelet-based features)	347 images (normal, acute infarct, chronic infarct, hemorrhagic, normal)	Per patient: 90%-accuracy, 100%-recall Per slice: 91%- average precision, 90%- recall

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[80]	multi-level FCM, two-level Otsu multi-thresholding	Supervised midline falx points identification	Feature extraction: intensity, spatial Classifier: an expert	720 images (normal, abnormal with bleeding, calcifications and misaligned ventricles)	Misaligned ventricles detection: 95.2%-specificity, 74.5% sensitivity Calcification detection: 100%-specificity, 71.8%-sensitivity using location features, 96.7%-sensitivity using intensity features
[81]	Mask propagation, thresholding, FCM clustering			2 datasets (enhanced, non-enhanced)	Computational time: within 90 sec False negative: 2.03% False positive: 3.12%
[82]	Mask propagation, thresholding, FCM clustering	Maximum entropy threshold calculation,	knowledge-based system	30 datasets (ICH, SAH, IVH)	Hemorrhage detection: 100% More robust in hemorrhage detection than FCM based thresholding and Otsu thresholding

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
[83]	Knowledge-driven segmentation, maximum filter	Adaptive thresholding and connectivity	binary level set algorithm, decision rules	Non-volumetric non-contrast images of 15 surgical proven intracranial hematomas	Correlation coefficient(manually and automatically) : 0.97, average overlap metrics: 0.88, precision: 0.89, recall: 0.87
[84]	discrete wavelet transform (DWT), wavelet packet transform (WPT)		Feature extraction: GLCM Feature selection: GA Classifier: SVM	90 images (hemorrhagic strokes, ischemic strokes, normal)	Classification accuracy: 90%- using WPT, 86%-using DWT, 70%-without wavelet transform
[85]	global thresholding	CAROI method	Artificial neural network by the Round Robin	101 non-enhanced images (acute ischemic stroke, chronic ischemic stroke, normal)	93.33%-sensitivity, 90.3%-specificity
[86]		Combination of FCM clustering and region-based active contour method		100 hemorrhagic images	79.93%-sensitivity, 99.10%-specificity, 84.83%-accuracy, 88.84%-overlap Higher performance than region growing, FCM clustering and

Study	Preprocessing and Segmentation	Candidate abnormality detection	Classification	Data	Results
					Chan and Vese methods [90]
[87]		Combination of spatial constrained fuzzy clustering and region-based active contour method		20 hemorrhagic images	79.48%-sensitivity, 99.44%-specificity, 0,7822-Jaccard index, 0.8748- Dice coefficients Higher performance than standard region growing and fuzzy clustering-based segmentation methods
[89]		Wavelet transform	Feature extraction: wavelet transform Feature selection: entropy Classifier: SVM	11011 images	80.32%-precision, 88.22%-recall

Πίνακας 3 Μελέτες υλοποίησης συστημάτων για την ερμηνεία και διάγνωση εικόνων Αξονικής Τομογραφίας εγκεφάλου

2.3.2.4 Γενική αποτίμηση

Τα CDSS αποτελούν ένα σημαντικό βοηθητικό εργαλείο κατά τη διάρκεια της ερμηνείας ιατρικών εικόνων και της διαμόρφωσης διάγνωσης από το ραδιολόγο, καθώς μπορούν να τον ενισχύσουν παρέχοντας μία δεύτερη γνώμη. Ο κύριος σκοπός αυτών των αυτοματοποιημένων συστημάτων είναι να βελτιώσουν την ακρίβεια της διάγνωσης και να μειώσουν το χρόνο επεξεργασίας των εικόνων μέχρι την εκπόνησή της.

Έχει παρατηρηθεί ότι η απόδοση του ιατρικού προσωπικού μπορεί να βελτιωθεί, όταν συμβουλευτούν την έξοδο ενός υπολογιστικού συστήματος κατά τη διαδικασία της ερμηνείας ιατρικών εικόνων και της διάγνωσης [5]. Στο [91], ένα εμπορικά διαθέσιμο σύστημα αξιολογήθηκε ως stand-alone εφαρμογή και ως βοηθητικό εργαλείο ενός ραδιολόγου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι 4% των ασθενών είχε πνευμονικούς όγκους, οι οποίοι ανιχνεύτηκαν μόνο από το σύστημα, ενώ η συνολική ακρίβεια ανίχνευσης ήταν υψηλότερη όταν ο ειδικός συμβουλευόταν το σύστημα για τις αποφάσεις του. Η χειρωνακτική και η αυτόματη διαδικασία ανίχνευσης λειτούργησαν με συμπληρωματικό τρόπο, καθώς κάθε μία από αυτές εμφανίστηκε αποτελεσματική σε διαφορετικές περιοχές των πνευμόνων αλλά καμία από τις δύο δεν μπορούσε να εντοπίσει όλους τους όγκους. Στο [92] πραγματοποιήθηκε σύγκριση της απόδοσης ενός άλλου εμπορικά διαθέσιμου συστήματος με αυτή του συμβατικού τρόπου διπλής ανάγνωσης των ιατρικών εικόνων. Αποδείχτηκε ότι, παρά το γεγονός ότι το υπολογιστικό σύστημα παρουσίασε παρόμοια αποτελέσματα με αυτά της ανάγνωσης από έναν ειδικό, μπορεί να χρησιμοποιηθεί επιτυχώς ως μία δεύτερη γνώμη, καθώς αυτή του η χρήση ξεπερνάει σημαντικά σε ακρίβεια τη μέθοδο της διπλής ανάγνωσης. Η μελέτη [93] έφτασε σε παρόμοια συμπεράσματα.

Υπάρχει ένας μεγάλος και ταχέως αυξανόμενος αριθμός μελετών σχετικά με την ανάπτυξη των CDSS συστημάτων για την ερμηνεία εικόνων Αξονικής Τομογραφίας. Η σύγκρισή τους, ωστόσο, είναι ένα αρκετά δύσκολο έργο για διάφορους λόγους. Η κύρια δυσκολία βρίσκεται στα δεδομένα που οι μελέτες αυτές χρησιμοποιούν για την εκπαίδευση και τη διαδικασία αξιολόγησης των συστημάτων που υλοποιούν. Ο αριθμός των εξετάσεων Αξονικής Τομογραφίας, ο αριθμός των τομών ανά εξέταση και η δοσολογία που έχει χρησιμοποιηθεί για τη λήψη των εικόνων είναι κάποιες παράμετροι που μπορούν να διαφέρουν σημαντικά μεταξύ των μελετών και συνεπώς να καθιστούν ανέφικτη τη συγκριτική αξιολόγηση τους. Εκτός αυτού, υπάρχει ένα ευρύ φάσμα διαδικασιών αξιολόγησης που μπορεί να υποδείξει την αποτελεσματικότητα, την ακρίβεια και τη συνολική απόδοση των CDSS συστημάτων. Το γεγονός αυτό έχει οδηγήσει στην ύπαρξη

ενός μεγάλου συνόλου ανόμοιων αποτελεσμάτων που δεν μπορούν να σχηματίσουν άμεσα μια επισκόπηση σχετικά με τα χαρακτηριστικά και τις μεθόδους ενός κυρίαρχου αποτελεσματικού συστήματος. Αρκετές άλλες παράμετροι, όπως τα σημεία εκκίνησης των συστημάτων επεξεργασίας, το αντικείμενο εστίασης της ανάλυσης τους και οι διαφορές μεταξύ των τομογράφων που έχουν χρησιμοποιηθεί σε κάθε περίπτωση, μπορούν να δράσουν ως τροχοπέδη για την ακριβή διαδικασία σύγκρισης.

Κεφάλαιο 3: Διαγνωστικό Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων για την ερμηνεία εικόνων Αξονικής Τομογραφίας Θώρακα

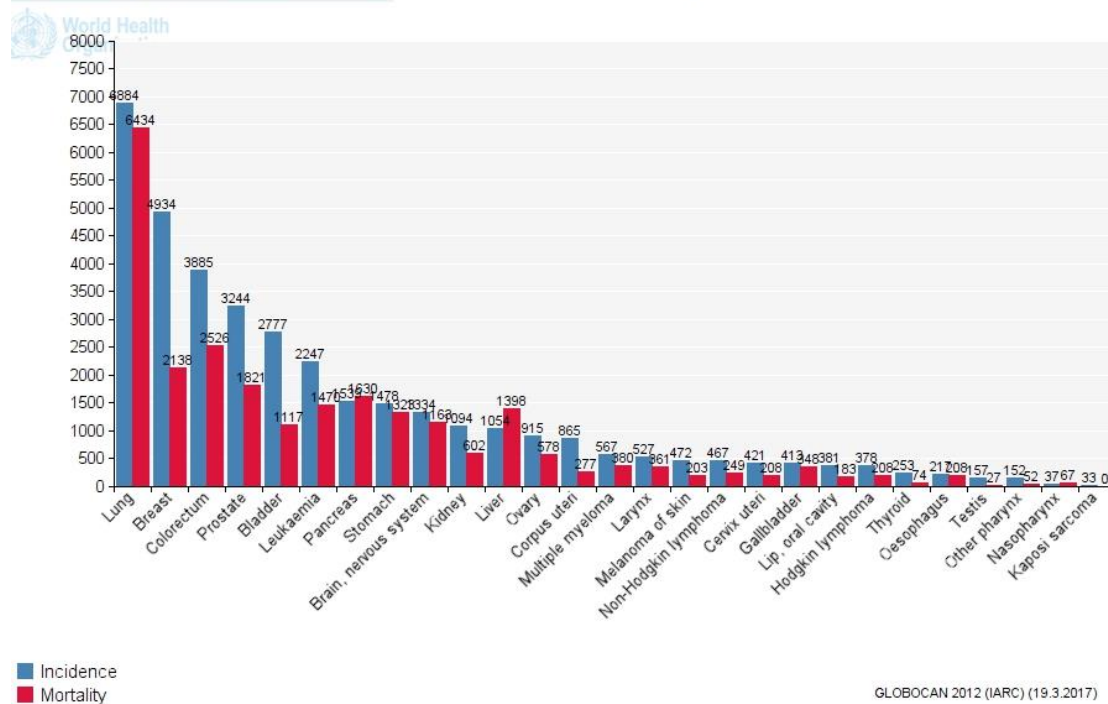
3.1 Σκοπός

Ο καρκίνος του πνεύμονα είναι ο πιο σχετιζόμενος με το θάνατο καρκίνος παγκοσμίως. Είναι υπεύθυνος για το θάνατο πάνω από ένα εκατομμύριο ανθρώπων κάθε χρόνο. Συγκεκριμένα στην Ελλάδα, αποτελεί τον πιο θανατηφόρο τύπο καρκίνου για άντρες και γυναίκες. Σύμφωνα με έρευνα που πραγματοποιήθηκε από τη Διεθνή Υπηρεσία για την Έρευνα στον Καρκίνο (International Agency for Research on Cancer) του Παγκόσμιου Οργανισμού Υγείας και βασίζεται σε στοιχεία του 2012, 6884 νέα κρούσματα καρκίνου των πνευμόνων και 6434 θάνατοι ατόμων που έπασχαν από αυτόν κατεγράφησαν στη χώρα ⁹.

Το ποσοστό επιβίωσης των ατόμων που διαγιγνώσκονται με καρκίνο του πνεύμονα για περίοδο άνω των 5 ετών από τη στιγμή της διάγνωσης είναι αρκετά χαμηλό, μόλις 10-15% για τις περισσότερες χώρες [94]. Αυτό συμβαίνει κυρίως λόγω της αδυναμίας έγκαιρης διάγνωσης της ασθένειας. Ο συγκεκριμένος τύπος καρκίνου παρουσιάζει συνήθως συμπτώματα όταν βρίσκεται σε προχωρημένο στάδιο και δεν είναι πια χειρουργήσιμος. Ενδεικτικό είναι το γεγονός ότι μόνο το 10-25% των ασθενών είναι συμπτωματικοί τη στιγμή που τους γίνεται η διάγνωση. Σε περίπτωση που γινόταν διάγνωση του καρκίνου των πνευμόνων στο αρχικό του στάδιο, το ποσοστό επιβίωσης των ασθενών σε διάστημα 10 ετών θα αυξανόταν σημαντικά [95].

Η αρχική διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα πραγματοποιείται κυρίως μέσω της διενέργειας Αξονικής Τομογραφίας. Τα CDSS μπορούν να εκμεταλλευτούν τις τεχνολογικές εξελίξεις και να αποτελέσουν βοηθητικά και χρήσιμα εργαλεία στη διαδικασία της διάγνωσης. Σκοπός του συστήματος που υλοποιείται στη συγκεκριμένη εργασία είναι η επεξεργασία ιατρικών εικόνων Αξονικής Τομογραφίας, η ανίχνευση υποψήφιων περιοχών για την εμφάνιση καρκίνου και τελικά η ταξινόμησή τους σε υγιείς και παθογενείς.

⁹ <http://globocan.iarc.fr>



Εικόνα 10 Τα νέα περιστατικά και οι θάνατοι λόγω καρκίνου που καταγράφηκαν στην Ελλάδα το 2012 ⁹

3.2 Υλικό

Οι εικόνες Αξονικής Τομογραφίας που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση προέρχονται από τη βάση δεδομένων Lung Image Database Consortium image collection (LIDC-IDRI) [96], [97]. Η LIDC αποτελεί μία διεθνή πηγή δεδομένων για τα υπολογιστικά συστήματα ανίχνευσης και διάγνωσης του καρκίνου του πνεύμονα, η οποία είναι διαθέσιμη μέσω διαδικτύου. Αποτελείται από δεδομένα 1018 ασθενών που έχουν προέλθει από επτά ακαδημαϊκά κέντρα και οχτώ εταιρείες ιατρικής απεικόνισης. Όλες οι εξετάσεις περιλαμβάνουν, εκτός από τις εικόνες Αξονικής Τομογραφίας, ένα XML αρχείο, το οποίο περιλαμβάνει τα αποτελέσματα μιας διαδικασίας ερμηνείας εικόνων δύο φάσεων από τέσσερις έμπειρους ακτινολόγους. Στην πρώτη φάση της τυφλής ανάγνωσης, κάθε ακτινολόγος αξιολόγησε ανεξάρτητα τις ιατρικές εικόνες και επισήμανε όγκους που βρίσκονται σε μία από τις τρεις κατηγορίες: όγκοι μεγαλύτεροι ή ίσοι των 3mm, όγκοι μικρότεροι των 3mm και μη-όγκοι μεγαλύτεροι ή ίσοι των 3mm). Στη δεύτερη φάση, κάθε ακτινολόγος, έχοντας πρόσβαση στη δική του αρχική ερμηνεία καθώς και σε αυτές των άλλων τριών συναδέλφων του, διαμόρφωσε μία τελική γνώμη για τα ευρήματα.

Για την υλοποίηση του συγκεκριμένου συστήματος χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα 150 ιατρικών εξετάσεων από τη βάση LIDC. Ο αριθμός αυτός επιλέχτηκε διότι το δείγμα αυτό

είναι αντιπροσωπευτικό και βασίστηκε σε αποτελέσματα αντίστοιχων μελετών [44], [45], [47]. Ο προγραμματισμός για την ανάπτυξη του συστήματος έγινε σε περιβάλλον Matlab R2016b.

3.3 Μεθοδολογία

Παρακάτω παρουσιάζονται τα βήματα και οι τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν κατά την ανάπτυξη του συστήματος, καθώς και τα αποτελέσματα της αξιολόγησής του.

3.3.1 Προεπεξεργασία

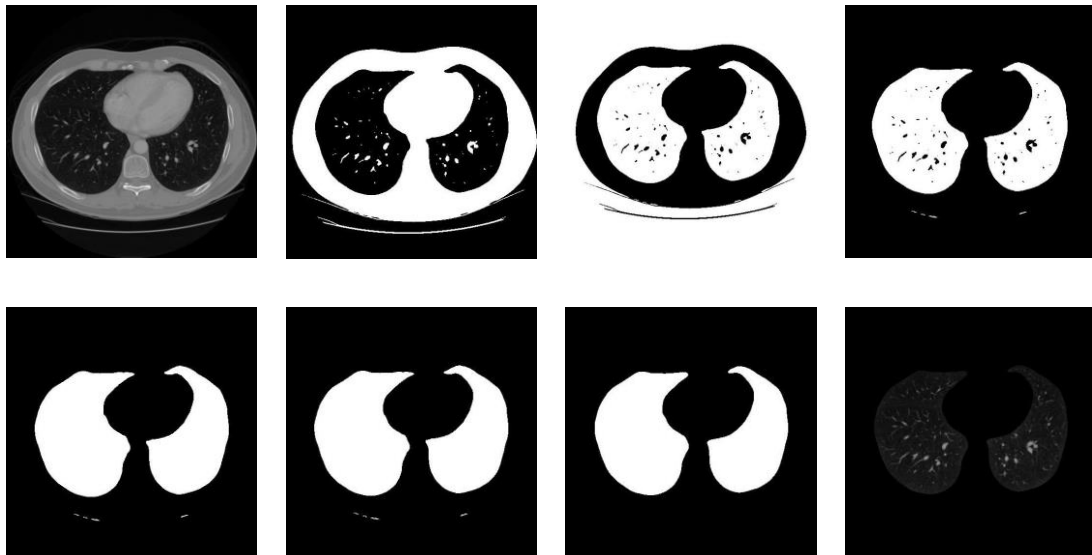
Η ακρίβεια του συνολικού συστήματος εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από το αρχικό στάδιο της προεπεξεργασίας των τομών του φακέλου της εξέτασης Αξονικής Τομογραφίας για κάθε ασθενή. Πολλές φορές, η πολυπλοκότητα και η χαμηλή αντίθεση των εικόνων Αξονικής Τομογραφίας μπορεί να υπονομεύσει τα διαγνωστικά υπολογιστικά συστήματα [98]. Προκειμένου να αντισταθμιστεί αυτό, μπορεί να γίνει χρήση μιας σειράς τεχνικών βελτίωσης των ιατρικών εικόνων, πριν αυτές δεχθούν την κύρια επεξεργασία από το σύστημα.

Αρχικά, επιδιώχθηκε η βελτίωση της τοπικής αντίθεσης των εικόνων, ώστε να είναι δυνατός ο εντοπισμός του μέγιστου δυνατού αριθμού υποψήφιων παθογενών περιοχών στη συνέχεια. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `localcontrast` της έκδοσης Matlab, στην οποία αναπτύχθηκε η εφαρμογή. Η ενέργεια αυτή, όμως, μπορεί να οδηγήσει στην αύξηση του θορύβου που είναι παρών στις εικόνες και ο οποίος μπορεί να επηρεάσει την απόδοση των υπόλοιπων ενεργειών του συστήματος. Συνεπώς, πραγματοποιήθηκε στις εικόνες εφαρμογή ενός Weiner φίλτρου για την απαλοιφή του θορύβου. Συγκεκριμένα, αυτό έγινε μέσω της διαθέσιμης από το περιβάλλον συνάρτησης `wiener2`.

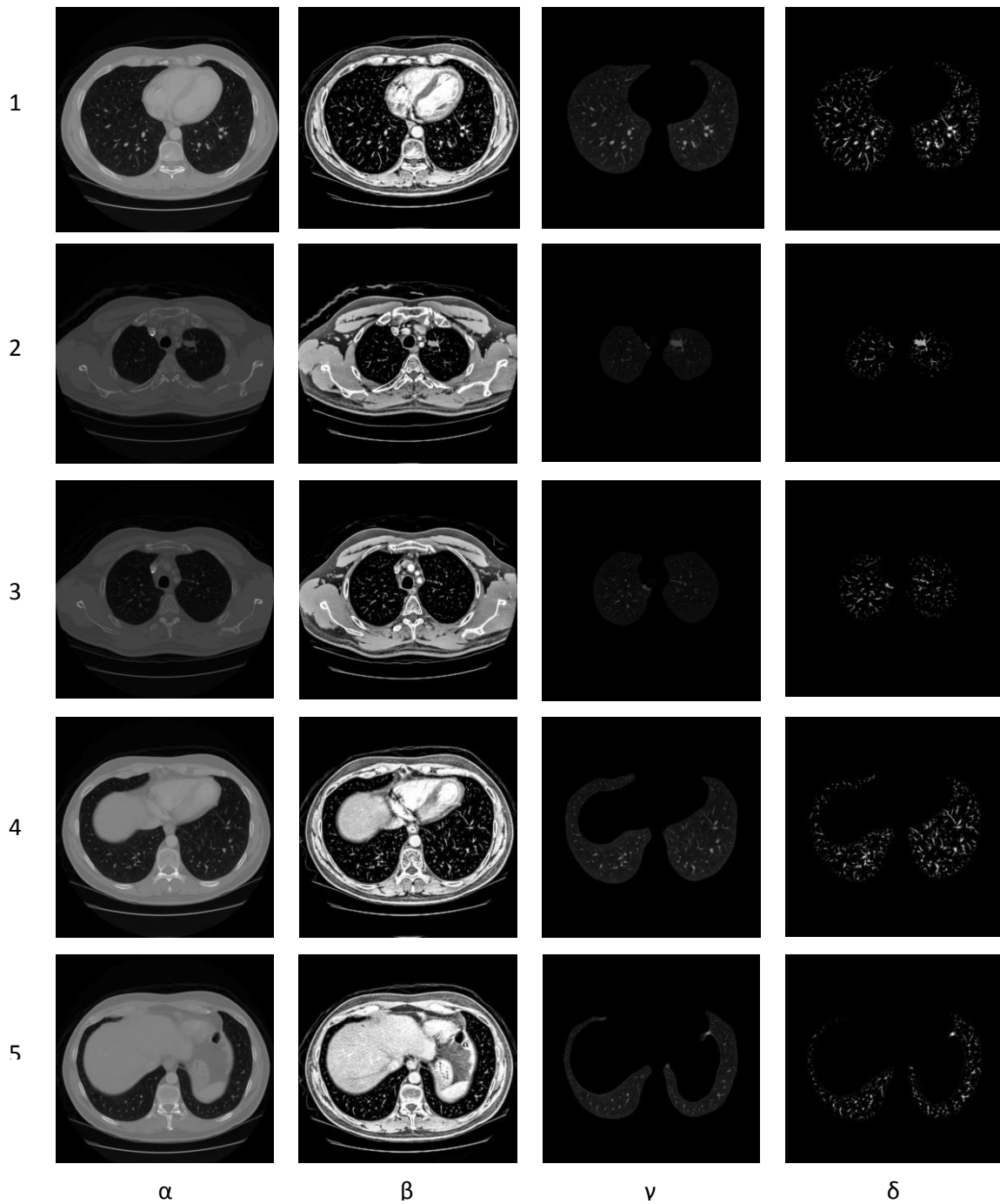
3.3.2 Κατάτμηση

Προτού πραγματοποιηθεί η ανίχνευση και η ταξινόμηση των δομών του που θα εντοπιστούν από το σύστημα, είναι αναγκαία η κατάτμηση της περιοχής του πνεύμονα από τις εικόνες της Αξονικής Τομογραφίας θώρακα. Η διαδικασία της κατάτμησης είναι αρκετά σημαντική κατά την επεξεργασία εικόνων και έχει ως αποτέλεσμα τη λεπτομερέστερη απεικόνιση των περιοχών που μας ενδιαφέρουν και χρήζουν περαιτέρω επεξεργασίας.

Σκοπός αυτού του σταδίου του συστήματος ήταν η απομόνωση των πνευμόνων από τον ιστό και τις δομές που τους περιβάλλουν στις τομές που λήφθηκαν κατά την εξέταση. Αρχικά, η εικόνα μετατράπηκε σε δυαδική μορφή μέσω καθολικής κατωφλίωσης. Στη συνέχεια, εφαρμόστηκαν οι λειτουργίες του γεμίματος οπών (fill holes) και της αφαίρεσης αντικειμένων των συνόρων (clear borders), προκειμένου να διαμορφωθεί μια πιο σαφής σχηματοποίηση των δύο πνευμόνων. Η μορφολογική λειτουργία του κλεισίματος και η μέθοδος του active contour διαμόρφωσαν την τελική μάσκα, η οποία εφαρμοζόμενη στην αρχική εικόνα, δίνει ως αποτέλεσμα την εικόνα των δύο πνευμόνων.



Εικόνα 11 Τα στάδια κατάτμησης μιας τομής Αξονικής Τομογραφίας πνευμόνων



Εικόνα 12 Η διαδικασία προεπεξεργασίας και κατάτμησης στις περιπτώσεις τομών Αξονικής Τομογραφίας πνευμόνων 1-5. Α) αρχική εικόνα Β) εικόνα μετά την προεπεξεργασία γ) κατάτμηση στην αρχική εικόνα δ) το αποτέλεσμα κατάτμησης στην βελτιωμένη εικόνα

3.3.3 Ανίχνευση υποψήφιων όγκων

Αφού πραγματοποιηθεί η κατάτμηση των πνευμόνων, μπορούμε να προχωρήσουμε στο κυριότερο μέρος του συστήματος, την ανίχνευση υποψήφιων περιοχών ανάπτυξης όζων. Η διαδικασία αυτή μπορεί να είναι αρκετά δύσκολη, καθώς οι όζοι μπορούν να βρίσκονται σε διάφορες θέσεις μέσα στους πνεύμονες και πολλές φορές εμφανίζουν παρόμοιες τιμές έντασης με άλλους υγιείς ιστούς. Επίσης, η αποδοτικότητα αυτού του σταδίου πρέπει να είναι αρκετά υψηλή, ώστε να μην επηρεάσει αρνητικά την ακρίβεια του συνολικού συστήματος.

Ανίχνευση blob

Οι μέθοδοι της ανίχνευσης blob (blob detection) χρησιμοποιούνται στην όραση υπολογιστών για την ανίχνευση περιοχών σε εικόνες που να διαφέρουν σε χρώμα, φωτεινότητα, ένταση και άλλες ιδιότητες από τις περιοχές που τις περιβάλλουν. Blob θεωρείται μια περιοχή της εικόνας που εμπεριέχει σημεία που μοιάζουν μεταξύ τους και οι ιδιότητες της οποίας διατηρούνται σταθερές.

Οι μέθοδοι ανίχνευσης blob μπορούν να χωριστούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες: στις διαφορικές μεθόδους ανίχνευσης, που βασίζονται στις παραγώγους της συνάρτησης σε σχέση με τη θέση, και στις μεθόδους που βασίζονται στα τοπικά ακρότατα, δηλαδή ουσιαστικά στην εύρεση των τοπικών ελαχίστων και μεγίστων της συνάρτησης. Οι τελευταίες αναφέρονται επίσης ως τελεστές σημείων ενδιαφέροντος ή τελεστές περιοχής ενδιαφέροντος.

Οι ανιχνευτές blob μπορούν να προσφέρουν περισσότερες συμπληρωματικές πληροφορίες για τις περιοχές που ανιχνεύουν και οι οποίες δε θα μπορούσαν να δοθούν από τους ανιχνευτές ακμών και γωνιών. Το γεγονός αυτό τους καθιστά χρήσιμους για μια σειρά από τομείς της επεξεργασίας εικόνων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται στην ανίχνευση και αναγνώριση αντικειμένων, στην περαιτέρω επεξεργασία περιοχών ενδιαφέροντος καθώς και στην ανίχνευση κορυφών με εφαρμογή στη διαδικασία της κατάτμησης. Επίσης, προτιμούνται πολλές φορές για την ανάλυση και την αναγνώριση υφής, τη μέθοδο του wide-baseline stereo matching και τη σηματοδότηση της παρουσίας πληροφοριακών χαρακτηριστικών εικόνας για την αναγνώριση αντικειμένων με βάση την εμφάνιση, στηριγμένη σε τοπικά στατιστικά εικόνας.

Maximally Stable Extremal Regions

Στο παρόν σύστημα, η διαδικασία της ανίχνευσης βασίστηκε στη μέθοδο εντόπισης περιοχών, γνωστών ως Maximally Stable Extremal Regions (MSER). Οι MSER προτάθηκαν πρώτη φορά από τους Matas et al. [99] με σκοπό την ανίχνευση αντιστοιχιών μεταξύ των στοιχείων δύο εικόνων που έχουν ληφθεί από διαφορετικές οπτικές γωνίες. Η μέθοδος που πρότειναν έχει αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο τόσο στη διαδικασία του wide-baseline matching όσο και κατά τη χρήση αλγορίθμων αναγνώρισης αντικειμένων. Στην όραση υπολογιστών χρησιμοποιείται ως μέθοδος για ανίχνευση blob σε εικόνες.

Ορισμοί και συνθήκες

- Η εικόνα I ορίζεται ως $I : D \subset \mathbb{Z}^2 \rightarrow S$. Οι **extremal περιοχές** μπορούν να οριστούν στις εικόνες αν πληρούνται οι παρακάτω προϋποθέσεις:
 1. Το σύνολο S έχει πλήρη διάταξη, δηλαδή υπάρχει η αντανakλαστική, αντισυμμετρική και μεταβατική σχέση \leq .
 2. Ορίζεται μία γειτονική σχέση $A \subset D \times D$.
- Η **περιοχή** Q είναι ένα συνεχές υποσύνολο του D , δηλαδή για κάθε $p, q \in Q$ υπάρχει μία ακολουθία $p, a_1, a_2, \dots, a_n, q$ και $pAa_1, a_1Aa_{i+1}, a_nAq$.
- Το (εξωτερικό) όριο περιοχής ∂Q ορίζεται ως $\partial Q = \{q \in D \setminus Q : \exists p \in Q : qAp\}$, δηλαδή περιλαμβάνει το σύνολο των εικονοστοιχείων που είναι γειτονικά σε τουλάχιστον ένα εικονοστοιχείο του Q , αλλά δεν ανήκει στο Q .
- Η **extremal περιοχή** $Q \subset D$ ορίζεται ως μία περιοχή, τέτοια ώστε για κάθε $p \in Q, q \in \partial Q$ να ισχύει είτε $I(p) > I(q)$ (περιοχή μέγιστης έντασης) είτε $I(p) < I(q)$ (περιοχή ελάχιστης έντασης).
- Η **Maximally Stable Extremal Region (MSER)** ορίζεται ως εξής: Έστω $Q_1, \dots, Q_{i-1}, Q_i, \dots$ είναι μία ακολουθία από εμφωλευμένες **extremal** περιοχές ($Q_i \subset Q_{i+1}$). Η **extremal** περιοχή Q_{i^*} είναι **MSER** αν και μόνο αν η $q(i) = |Q_{i+\Delta} \setminus Q_{i-\Delta}|/|Q_i|$ έχει ένα τοπικό ελάχιστο στο i^* ($|\cdot|$ δηλώνει πληθάρημο). $\Delta \in S$ είναι παράμετρος της μεθόδου.

Η τελευταία εξίσωση ικανοποιείται από τις περιοχές που παραμένουν σταθερές μετά από ένα ορισμένο αριθμό κατωφλίων. Αν μια περιοχή $Q_{i+\Delta}$ δεν είναι σημαντικά μεγαλύτερη απ' ό,τι μια περιοχή $Q_{i-\Delta}$, τότε η περιοχή Q_i λαμβάνεται ως περιοχή MSER.

Οι παραπάνω έννοιες και τύποι μπορούν να εξηγηθούν πιο απλά με τη χρήση της κατωφλίωσης. Θεωρούμε ότι όλα τα pixels που βρίσκονται κάτω από ένα συγκεκριμένο κατώφλι είναι «μαύρα» και τα υπόλοιπα που είναι ίσα ή μεγαλύτερα είναι «λευκά». Έχοντας

για μια πηγή εικόνας, αν δημιουργήσουμε μια ακολουθία οριοθετημένων εικόνων I_t όπου κάθε εικόνα t αντιστοιχεί σε έναν αυξανόμενο κατώφλι t , θα δούμε αρχικά μια λευκή εικόνα, μετά θα εμφανιστούν «μαύρα» σημεία που αντιστοιχούν σε τοπικά ελάχιστα έντασης ενώ στη συνέχεια αυτά θα γίνονται μεγαλύτερα. Τα «μαύρα» αυτά σημεία θα συγχωνευτούν τελικά, έως ότου όλη η εικόνα να γίνει μαύρη. Το σύνολο όλων των συνδεδεμένων συστατικών (connected components) στην ακολουθία είναι το σύνολο όλων των extremal περιοχών. Υπό αυτή την έννοια, η έννοια της MSER συνδέεται με εκείνη του δέντρου συστατικών (component tree) της εικόνας.

Πλεονεκτήματα

Οι MSER καθορίζονται αποκλειστικά από τη συνάρτηση της έντασης μέσα στην περιοχή και το εξωτερικό σύνορο, γεγονός που οδηγεί στην ύπαρξη αρκετών βασικών χαρακτηριστικών που τις καθιστούν χρήσιμες. Σε πολλές εικόνες, η τοπική δυαδικοποίηση είναι σταθερή σε ορισμένες περιοχές για ένα μεγάλο φάσμα κατωφλίων. Αυτές οι περιοχές παρουσιάζουν ιδιαίτερο ενδιαφέρον, δεδομένου ότι κατέχουν τις ακόλουθες ιδιότητες:

- Invariance στο συσχετισμένο μετασχηματισμό των εντάσεων της εικόνας.
- Συνδιακύμανση στο διατηρούμενο (συνεχή) μετασχηματισμό γειννίας $T: D \rightarrow D$ στην περιοχή της εικόνας
- Σταθερότητα, δεδομένου ότι επιλέγονται μόνο οι extremal περιοχές των οποίων η υποστήριξη είναι σχεδόν αμετάβλητη σε ένα φάσμα κατωφλίων.
- Ανίχνευση πολλαπλής κλίμακας, δεδομένου ότι δεν περιλαμβάνεται εξομάλυνση, άρα και η πολύ λεπτή και η πολύ μεγάλη ανιχνεύονται.
- Το σύνολο όλων των extremal περιοχών μπορούν να απαριθμηθούν σε $O(n \log(\log(n)))$, όπου n είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων.

Εφαρμογή και πολυπλοκότητα

Η καταμέτρηση των extremal περιοχών κατά την εφαρμογή του αλγόριθμου προχωρά ως εξής: Αρχικά, τα pixels ταξινομούνται με βάση την τιμή της έντασής τους. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα αυτού του βήματος είναι $O(n)$, όπου n ο αριθμός των εικονοστοιχείων, και η ταξινόμηση μπορεί να γίνει με χρήση της BINSORT [100]. Στη συνέχεια, τα pixels τοποθετούνται στην εικόνα, σε φθίνουσα ή αύξουσα σειρά, ενώ η λίστα των συνδεδεμένων συστατικών και των περιοχών τους διατηρείται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο unionfind [100]. Η συνολική πολυπλοκότητα είναι $O(n \log(\log(n)))$, δηλαδή σχεδόν γραμμική.

Συνεπώς, ο αλγόριθμος είναι πολύ γρήγορος στην πράξη, αν το μέγεθος των εικόνων που επεξεργάζεται είναι μικρό.

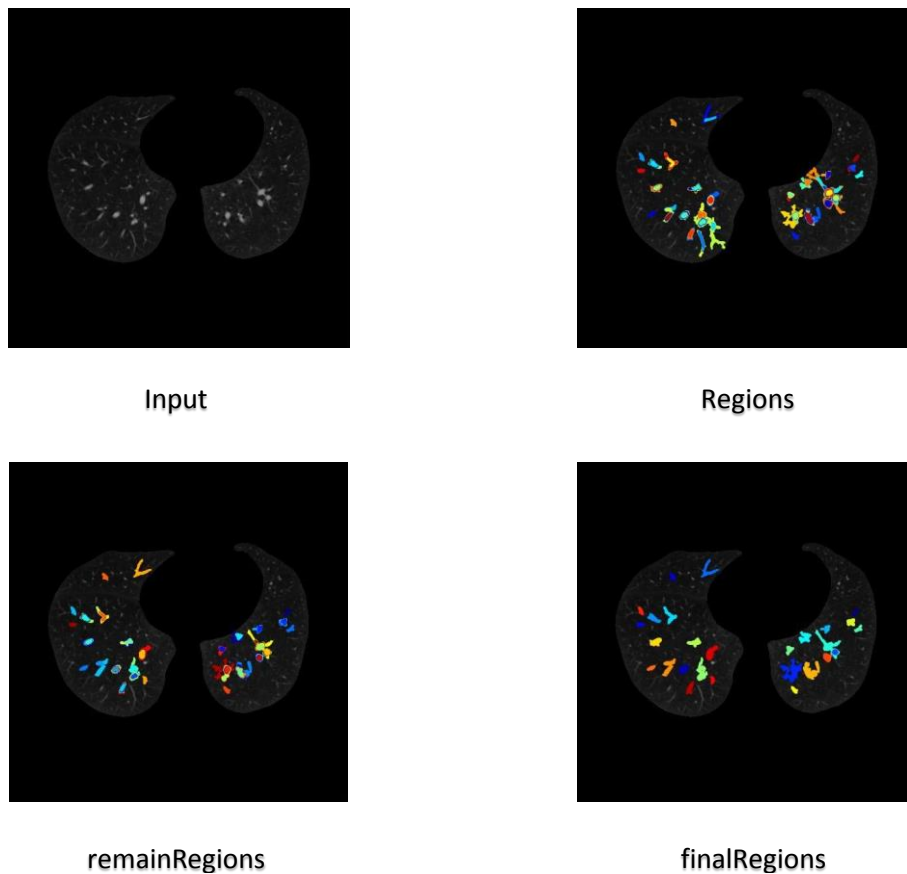
Η διαδικασία παράγει μία δομή αποθήκευσης δεδομένων για την περιοχή κάθε συνδεδεμένου συστατικού, αποθηκευοντάς την ως μια συνάρτηση έντασης. Η συγχώνευση δύο συστατικών θεωρείται ως τερματισμός της ύπαρξης του μικρότερου συστατικού, ενώ γίνεται εισαγωγή όλων των εικονοστοιχείων του μικρότερου συστατικού μέσα στο μεγαλύτερο. Τα επίπεδα έντασης που είναι τοπικά ελάχιστα για το ρυθμό μεταβολής της συνάρτησης της περιοχής επιλέγονται ως τα κατώφλια που παράγουν τις MSER. Στο εξόδο, κάθε MSER αναπαρίσταται από τη θέση ενός τοπικού ελάχιστου ή μέγιστου έντασης και από ένα κατώφλι.

Μεθοδολογία ανίχνευσης

Η ανίχνευση υποψήφιας περιοχής ανάπτυξης όζων του συστήματος βασίζεται στο παραπάνω θεωρητικό υπόβαθρο και ακολουθεί τα εξής βήματα για κάθε εικόνα:

- Αρχικά, πραγματοποιείται εντοπισμός περιοχών MSER στην κατατημημένη εικόνα. Αυτό γίνεται μέσω της συνάρτησης `detectMSERFeatures` του περιβάλλοντος MATLAB, η οποία δέχεται ως είσοδο μια εικόνα και επιστρέφει ένα `MSERRegions` αντικείμενο που περιλαμβάνει πληροφορίες για τα MSER χαρακτηριστικά που εντοπίστηκαν στην εικόνα εισόδου. Το αντικείμενο αυτό χρησιμοποιεί τον MSER αλγόριθμο για να εντοπίσει τις περιοχές και στο σύστημά μας ορίζεται ως `regions`.
- Οι όζοι που εντοπίζονται στις εικόνες που επεξεργάζεται το σύστημα είναι περιοχές με συγκεκριμένες ιδιότητες. Το σχήμα τους μοιάζει με σφαιρικό, ενώ δεν ξεπερνούν, όπως προαναφέρθηκε τα 30mm. Συνεπώς, αφού μέσω της συνάρτησης `regionprops` εξάγουμε κάποια χαρακτηριστικά για τις περιοχές που εντοπίστηκαν στο προηγούμενο βήμα, κάνουμε μία διαλογή αυτών που πληρούν ορισμένες συνθήκες και είναι πιθανό να αποτελούν όγκους. Συγκεκριμένα, επιλέγουμε περιοχές που το εμβαδόν τους είναι μικρότερο από 2000 pixels, ο άξονάς τους μικρότερος από 48 pixels και η εκκεντρικότητά τους, που αφορά την ομοιότητά του σχήματός τους με μια σφαίρα, μικρότερη από 0.95. Το αντικείμενο που εμπεριέχει τις εναπομείναντες περιοχές ορίζεται ως `remainRegions`.
- Από τα προηγούμενα βήματα προκύπτουν κάποιες υποψήφιες περιοχές, οι οποίες μπορούν στη συνέχεια να ταξινομηθούν από το σύστημα ως υγιείς ή παθογενείς. Πολλές από τις περιοχές αυτές, όμως, επικαλύπτονται σε μικρό ή μεγάλο βαθμό. Για να εξασφαλιστεί μεγαλύτερη ακρίβεια κατά την ταξινόμηση και κάθε υποψήφια

περιοχή να αντιπροσωπεύει διαφορετικά pixels με διαφορετικά χαρακτηριστικά, πραγματοποιήθηκε μια εκ νέου διαλογή. Συγκεκριμένα, όταν το κέντρο δύο περιοχών απέχει απόσταση ίση ή μικρότερη των 8 pixels, επιλέγεται μόνο η μία από τις δύο, η μεγαλύτερη, ενώ η άλλη απαλείφεται από το σύστημα. Τελικά, το σύστημα παρουσιάζει στο χρήστη τις finalRegions, δηλαδή τις MSER περιοχές που έχουν απομείνει, ως υποψήφιες περιοχές όζων, και που χρειάζονται περαιτέρω επεξεργασία.



Εικόνα 13 Τα στάδια της διαδικασίας ανίχνευσης υποψήφιων όγκων σε μία τομή Αξονικής Τομογραφίας πνεύμονα

3.3.4 Ταξινόμηση

Το τελευταίο στάδιο του συστήματος είναι αυτό της ταξινόμησης. Κάθε μία από τις υποψήφιες περιοχές που έχουν προκύψει από τα προηγούμενα βήματα, θα ελεγχθεί από το σύστημα και θα χαρακτηριστεί ως υγιής ή μη υγιής.

Το πρώτο βήμα της ταξινόμησης είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις υποψήφιες περιοχές. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών χρησιμοποιείται στα πλαίσια της μηχανικής μάθησης προκειμένου να διευκολύνει τις διαδικασίες της μάθησης και της γενίκευσης που την

ακολουθούν σε ένα σύστημα ή μία εφαρμογή. Ξεκινά από ένα αρχικό σύνολο δεδομένων και δημιουργεί χαρακτηριστικά που εμπεριέχουν κατατοπιστική και μη περιττή πληροφορία και με βάση τα οποία γίνεται η επεξεργασία των δεδομένων. Σχετίζεται, επίσης, με τη μείωση διάστασης. Όταν το μέγεθος των δεδομένων εισόδου ενός αλγόριθμου μάθησης είναι αρκετά μεγάλο και εμπεριέχει περιττή πληροφορία, όπως επαναλήψεις δεδομένων, μπορεί να τροποποιηθεί σε ένα αρκετά μικρότερο σύνολο χαρακτηριστικών. Κατ' αυτόν τον τρόπο, μειώνεται η πολυπλοκότητα των δεδομένων και η απαίτηση για δέσμευση μεγάλων υπολογιστικών πόρων καθώς επίσης αποφεύγεται η υπερπροσαρμογή του αλγόριθμου ταξινόμησης.

Στο παρόν προτεινόμενο σύστημα, αρχικά εξάγονται τα Speeded Up Robust Features (SURF) από τις εναπομείνουσες περιοχές, μέσω της συνάρτησης `extractFeatures`. Ο SURF descriptor είναι προεπιλεγμένος κατά την κλήση της συγκεκριμένης συνάρτησης, όταν καλείται για MSER περιοχές. Στη συνέχεια, εξάγονται HOG χαρακτηριστικά μέσω της συνάρτησης `extractHOGFeatures`. Τέλος, εξάγονται χαρακτηριστικά με τη μέθοδο Block, καθώς και χαρακτηριστικά ενέργειας και μέσης τιμής μέσω `wavelet decomposition`. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα συνθέτουν το διάνυσμα χαρακτηριστικών, ξεχωριστό για κάθε εικόνα, με το οποίο θα εκπαιδευτεί το σύστημα κατά την ταξινόμηση. Κάθε διάνυσμα χαρακτηριστικών εμπεριέχει συνολικά 225 χαρακτηριστικά.

Τα διανύσματα χαρακτηριστικών που προέκυψαν, σύμφωνα με την παραπάνω διαδικασία, για τις υποψήφιες περιοχές των ιατρικών εικόνων 150 ασθενών, χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι σε διαφορετικούς ταξινομητές, ώστε να εντοπιστεί αυτός που παρουσιάζει την αποδοτικότερη συμπεριφορά.

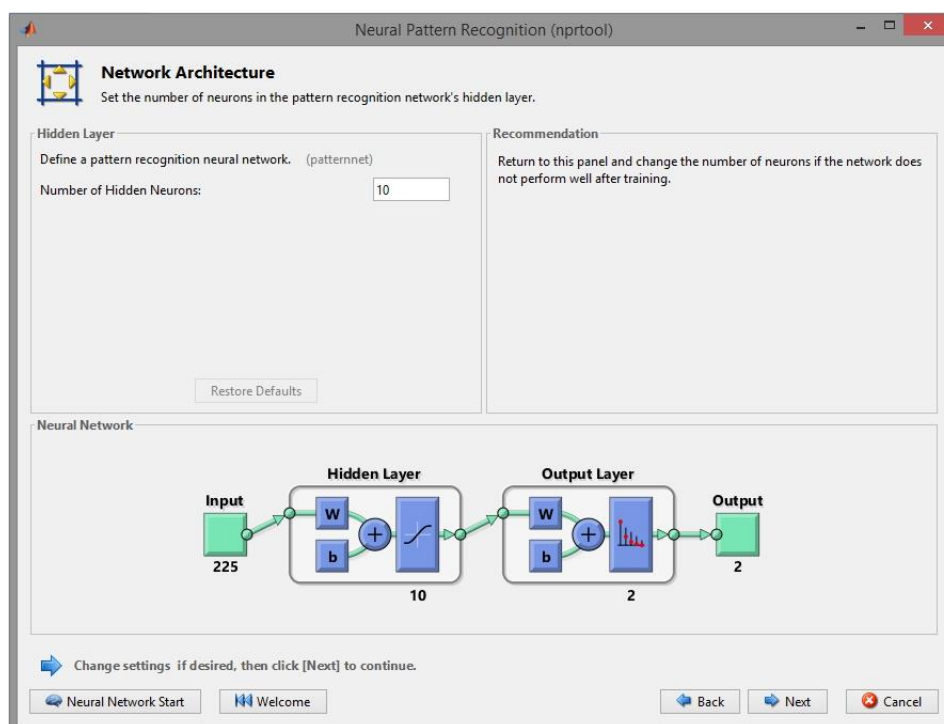
Προκειμένου το σύστημα να έχει τη δυνατότητα να ταξινομεί με ακρίβεια τις υποψήφιες περιοχές στις δύο επιθυμητές κατηγορίες, υγιείς ή μη υγιείς, πρέπει να εκπαιδευτεί με ισόποσο όγκο δεδομένων που να ανήκουν σε αυτές. Οι περιοχές οζιδίων μεγαλύτερων ή ίσων των 3mm που εντοπίστηκαν στον επιλεγμένο αριθμό ασθενών για εκπαίδευση ήταν 1260 στον αριθμό. Συνεπώς, ίσος αριθμός υγιών περιοχών επιλέχθηκαν από τις υποψήφιες και ο συνολικός αριθμός περιοχών που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των ταξινομητών ήταν 2520.

Τα διανύσματα χαρακτηριστικών δίνονται αρχικά ως είσοδος σε ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης δύο επιπέδων. Το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε με τη συνάρτηση `trainscg` (Scaled conjugate gradient backpropagation) και τα δεδομένα χωρίστηκαν τυχαία σε τρεις κατηγορίες: training set, validation set και testing set. Η αξιολόγηση του δικτύου έγινε με τη μέθοδο cross-entropy. Συγκεκριμένα, η διαδικασία της

εκπαίδευσης σταματά αυτόματα όταν σταματάει η βελτίωση της γενίκευσης, που υποδεικνύεται από την αύξηση του σφάλματος cross-entropy του validation set.

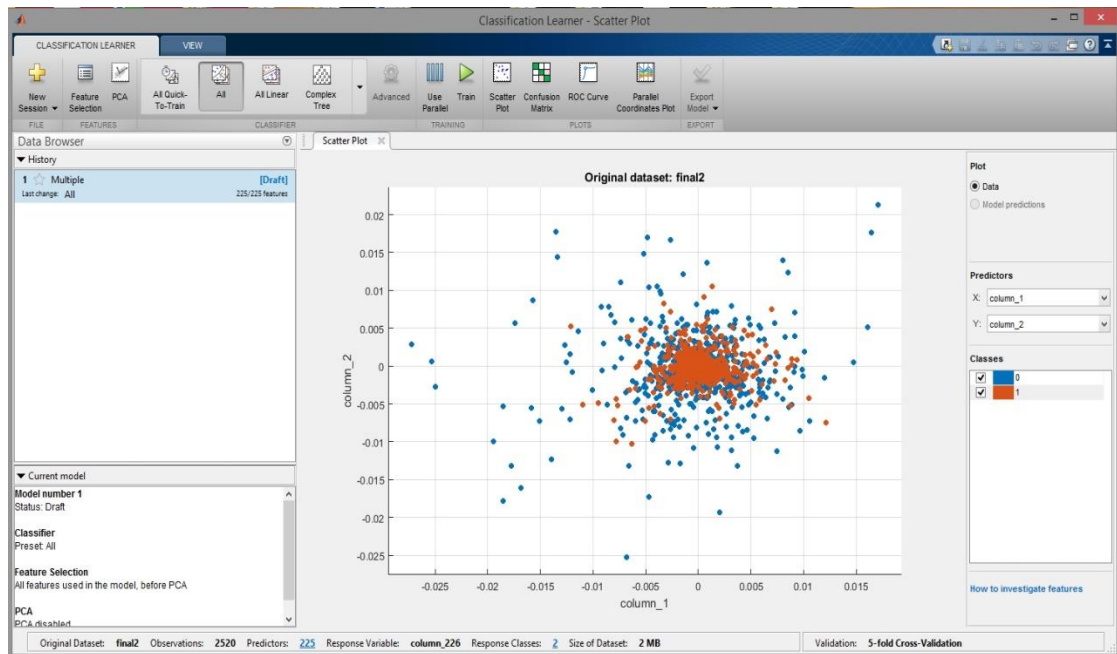
Η μεταβολή του αριθμού των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου ενός νευρωνικού δικτύου μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια της ταξινόμησης που πραγματοποιεί. Επίσης, η επανεκπαίδευση του ίδιου νευρωνικού δικτύου, κρατώντας αμετάβλητο τον αριθμό των νευρώνων, μπορεί να παρουσιάσει αρκετά διαφορετικά αποτελέσματα, λόγω της διαφορετικής αρχικοποίησης των βαρών και του τυχαίου διαχωρισμού των δεδομένων. Συνεπώς, πραγματοποιήθηκε ένας μεγάλος αριθμός πειραματικών δοκιμών με διαφορετικά πλήθη νευρώνων κρυμμένου επιπέδου για τους εξής διαχωρισμούς δεδομένων:

1. 70% training set, 15% validation set, 15% testing set. 1764 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου, 378 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα επαλήθευσης και 378 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα ελέγχου. (προεπιλεγμένες τιμές)
2. 80% training set, 10% validation set, 10% testing set. 2016 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του δικτύου, 252 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα επαλήθευσης και 252 περιοχές χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα ελέγχου.



Εικόνα 14 Για την κατασκευή του Νευρωνικού Δικτύου χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο Neural Pattern Recognition tool

Στη συνέχεια, ο πίνακας διανυσμάτων με τα χαρακτηριστικά των υπογήφινων περιοχών δόθηκε ως είσοδος σε μια σειρά από ταξινομητές, μέσω του εργαλείου ClassificationLearner. Για την αξιολόγηση χρησιμοποιήθηκε 5-fold cross validation.

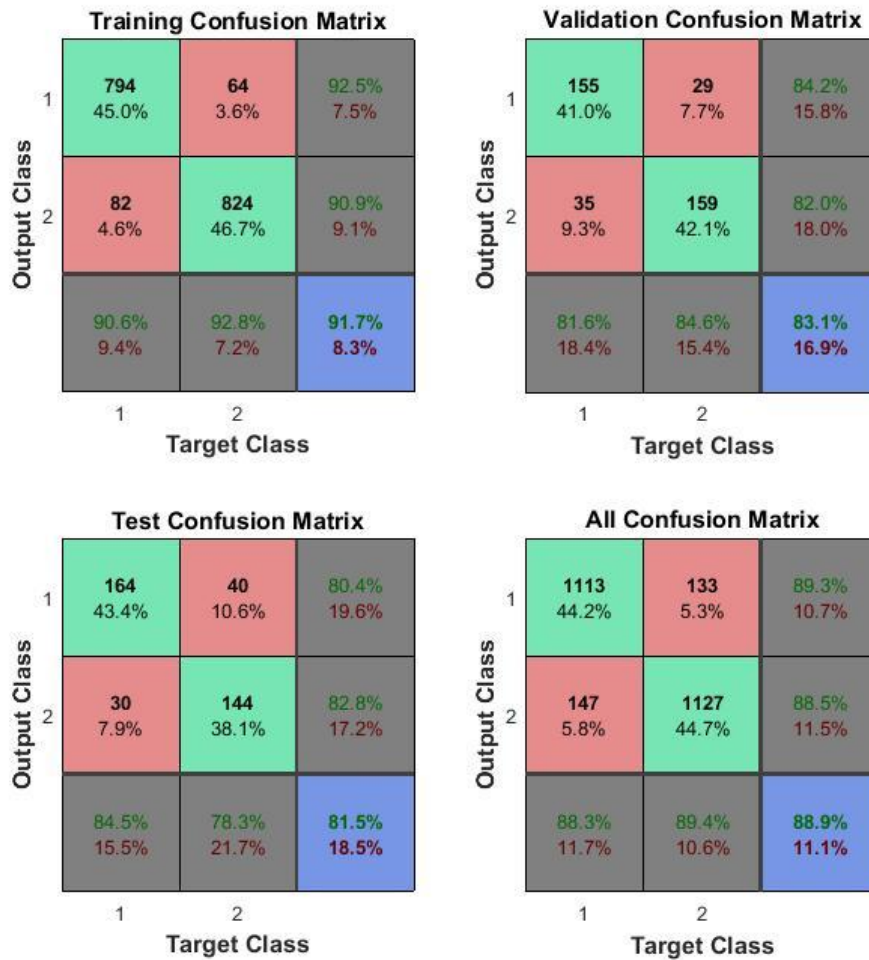


Εικόνα 15 Για την εκπαίδευση των πιο γνωστών ταξινομητών και τη σύγκριση των αποτελεσμάτων τους χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο Classification Learner

3.5 Αποτελέσματα

Παρακάτω εμφανίζονται οι ταξινομητές νευρωνικού δικτύου που παρουσίασαν την καλύτερη απόδοση κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης:

1. 70% training set, 15% validation set, 15% testing set (70/15/15)



Εικόνα 16 Εκπαίδευση με 65 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15



Εικόνα 17 Εκπαίδευση με 70 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15



Εικόνα 18 Εκπαίδευση με 140 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15



Εικόνα 19 Εκπαίδευση με 160 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15



Εικόνα 20 Εκπαίδευση με 180 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 70/15/15

2. 80% training set, 10% validation set, 10% testing set (80/10/10)



Εικόνα 21 Εκπαίδευση με 65 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10



Εικόνα 22 Εκπαίδευση με 70 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10



Εικόνα 23 Εκπαίδευση με 140 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10

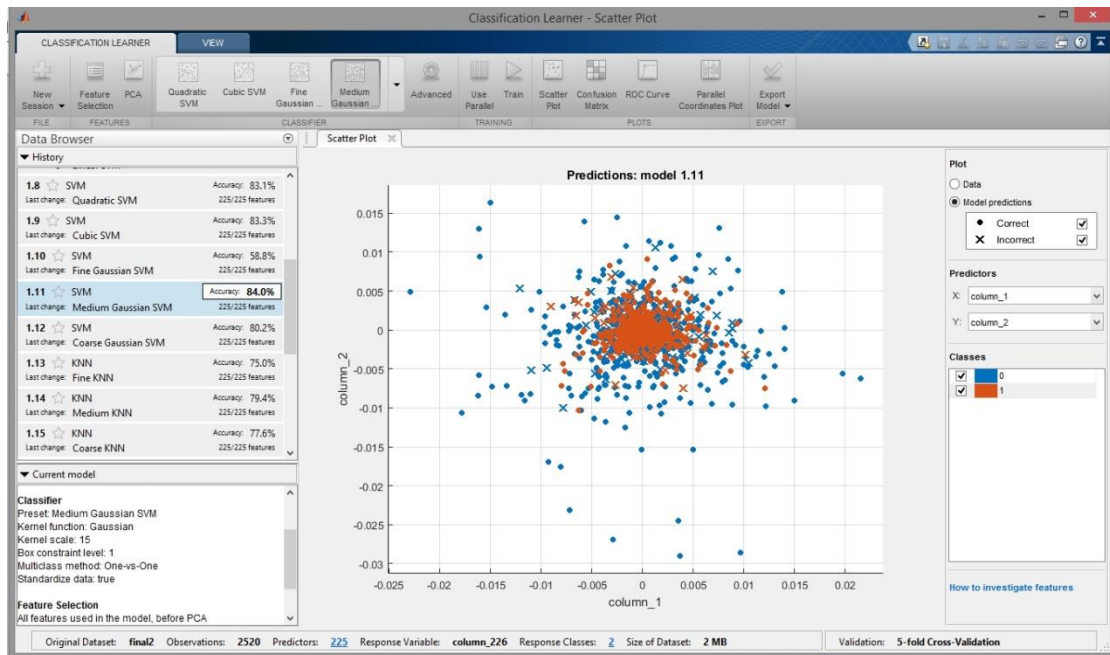


Εικόνα 24 Εκπαίδευση με 160 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10

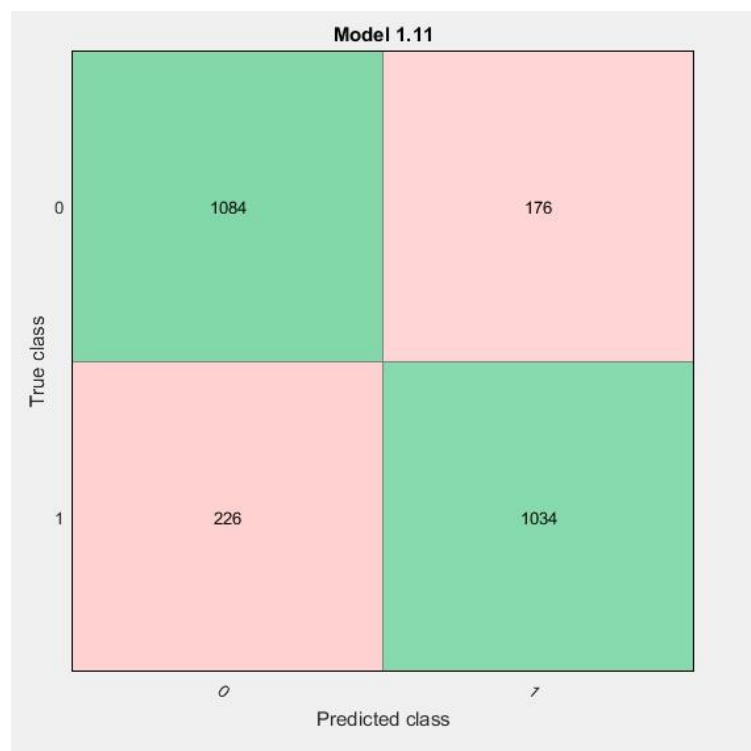


Εικόνα 25 Εκπαίδευση με 180 νευρώνες κρυμμένου επιπέδου για χωρισμό δεδομένων 80/10/10

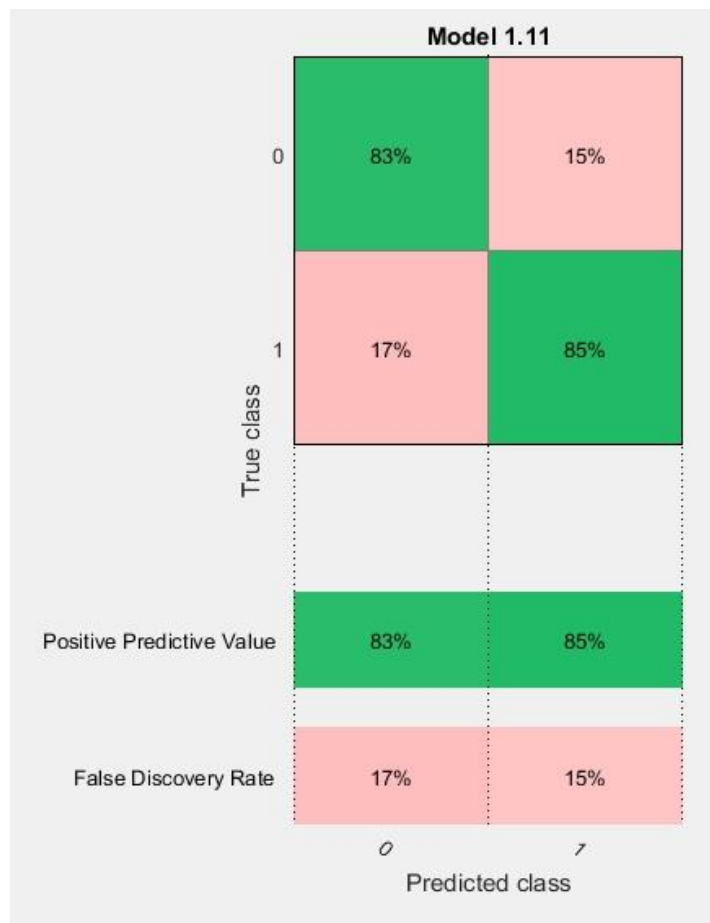
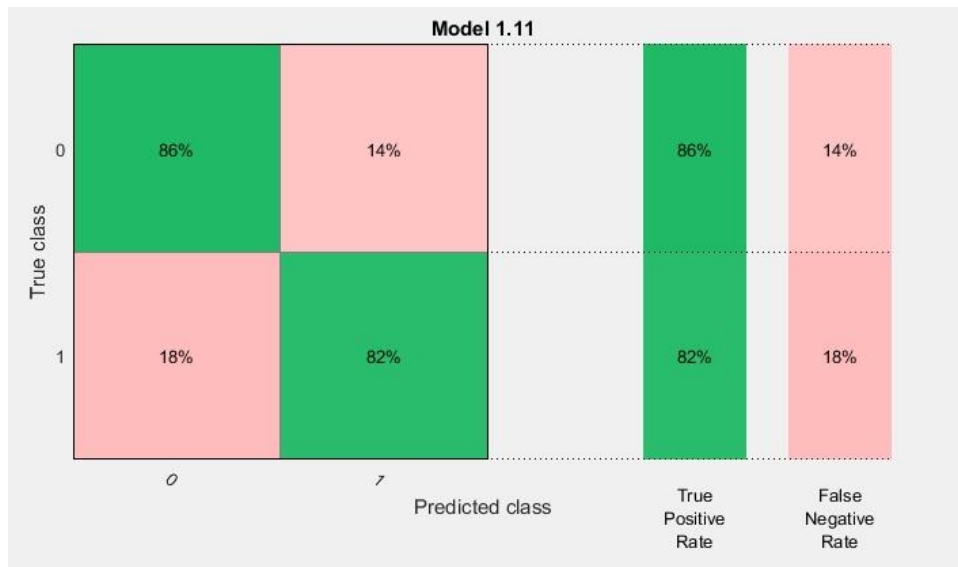
Τα αποτελέσματα που λάβαμε μέσω του Classification Learner έδειξε ότι ο καλύτερος ταξινομητής είναι ο Medium Gaussian SVM με ακρίβεια 84%.



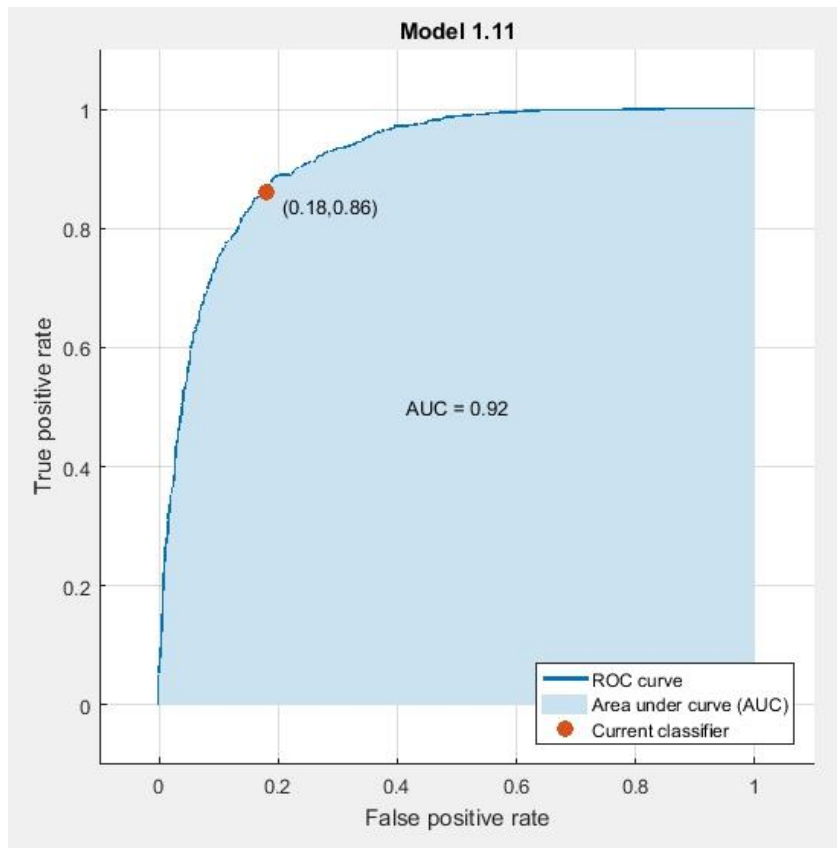
Εικόνα 26 Τα αποτελέσματα του Classification Learner έδειξαν ότι ο Medium Gaussian SVM έδειξε τη μεγαλύτερη ακρίβεια



Εικόνα 27 Τα αποτελέσματα ταξινόμησης του Medium Gauss SVM



Εικόνα 28 Αναλυτικά ποσοστά για τον ταξινομητή Medium Gauss SVM



Εικόνα 29 Καμπύλη ROC για τον Medium Gauss SVM

Όπως φαίνεται από τα παραπάνω αποτελέσματα, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε παρουσίασε την καλύτερη απόδοση από όλους τους ταξινομητές που εκπαιδεύτηκαν στα πλαίσια της εργασίας. Συγκεκριμένα, το νευρωνικό δίκτυο με την επιλογή 180 νευρώνων κρυμμένου επιπέδου και χωρισμού των δεδομένων σε 80% training set, 10% validation set, 10% testing set είναι αυτό που παρουσίασε τη μεγαλύτερη ακρίβεια και επιλέχθηκε ως ο ταξινομητής του συστήματος. Σύμφωνα με τα παραπάνω αποτελέσματα, η συνολική ακρίβεια είναι 89,8%, η ευαισθησία (sensitivity) 89,1% και η ειδικότητα (specificity) 90,5% (Εικόνα 25). Το positive predictive rate είναι 90,3% και το negative predictive rate είναι 89,3%.

Κεφάλαιο 4: Συμπεράσματα

4.1 Περιορισμοί

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η υλοποίηση ενός συστήματος υποστήριξης κλινικών αποφάσεων, το οποίο θα λειτουργεί ως βοηθητικό εργαλείο κατά την ανάλυση και ερμηνεία εικόνων Αξονικής Τομογραφίας θώρακα και τη διάγνωση καρκίνου των πνευμόνων.

Ο κυριότερος περιορισμός του συστήματος που υλοποιήθηκε είναι ότι έχει εκπαιδευτεί ώστε να ανιχνεύει και να ταξινομεί όγκους μεγαλύτερους των 3mm. Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε εμπεριέχει επισημάνσεις ακτινολόγων για όγκους που ανήκουν σε μία από τις τρεις κατηγορίες: όγκοι μεγαλύτεροι ή ίσοι των 3mm, όγκοι μικρότεροι των 3mm και μη-όγκοι μεγαλύτεροι ή ίσοι των 3mm. Το σύστημά μας εκπαιδεύεται βάσει περιοχών που ανήκουν, σύμφωνα με τη βάση, στην πρώτη κατηγορία. Συνεπώς, για πιθανώς νέα δεδομένα, ανιχνεύει υποψήφιες περιοχές, με βάση τις ιδιότητες των MSER περιοχών, και ταξινομεί τις περιοχές αυτές, σύμφωνα με τις πληροφορίες που προέκυψαν από την εκπαίδευσή του. Η επιλογή αυτή έγινε γιατί τα οζίδια που ήταν μικρότερα από 3mm έχουν αρκετά μικρή πιθανότητα να είναι κακοήθη. Επίσης, στα xml αρχεία της βάσης τα προαναφερόμενα οζίδια επισημαίνονται με ένα μόνο σημείο από τους ραδιολόγους και δεν αναφέρονται οι συντεταγμένες και τα χαρακτηριστικά τους.

Το σύστημα που υλοποιήσαμε χρησιμοποίησε μία δημόσια και εύκολα προσβάσιμη βάση δεδομένων, τη LIDC, προκειμένου να αποκτήσει πρόσβαση σε διαγνωσμένες εικόνες Αξονικής Τομογραφίας θώρακα και να βασιστεί σε αυτές η εκπαίδευση και η αξιολόγησή του. Το γεγονός αυτό διευκολύνει τη σύγκριση της αποδοτικότητάς του με άλλα συστήματα που έχουν χρησιμοποιήσει την ίδια βάση για την εκπαίδευσή τους και την εκπόνηση συμπερασμάτων για τις μεθόδους που έχουν εφαρμοστεί σε κάθε περίπτωση. Ωστόσο, η εκπαίδευση του συστήματός μας έχει πραγματοποιηθεί με βάση ένα μικρό τμήμα της βάσης. Συνεπώς, η σύγκριση με συστήματα που έχουν χρησιμοποιήσει άλλα τμήματα της ίδιας βάσης παραμένει δύσκολη και μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένα αποτελέσματα.

Τέλος, το παρόν σύστημα περιορίζεται σε μια κατηγοριοποίηση περιοχών ως υγιείς ή μη υγιείς. Χαρακτηριστικά που έχουν επισημανθεί στις διαγνώσεις των ραδιολόγων με τη μορφή κλίμακας, όπως είναι η υπόθεση για την πιθανότητα ο ανιχνευμένος όγκος να είναι κακοήθης ή ο βαθμός στον οποίο είναι ευκρινής και καλά οριοθετημένος, αγνοούνται κατά τη διαδικασία ταξινόμησης του συστήματος.

4.2 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Το σύστημα που υλοποιήθηκε στην παρούσα εργασία ανιχνεύει και ταξινομεί με αρκετά μεγάλη ακρίβεια περιοχές στο εσωτερικό των πνευμόνων, επικίνδυνες για εμφάνιση κακοήθειας, και μπορεί να αποτελέσει ένα βοηθητικό εργαλείο κατά την ανάλυση και ερμηνεία Αξονικών Τομογραφιών θώρακα. Η συμβολή υπολογιστικών συστημάτων στη διαδικασία ανάλυσης ιατρικών εικόνων αποτελεί ένα αρκετά ενδιαφέρον ζήτημα που απασχολεί όλο και περισσότερες μελέτες τα τελευταία χρόνια. Με βάση τα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη μελέτη των ήδη υπάρχουσών μελετών καθώς και από το σχεδιασμό και την υλοποίηση του συστήματος που προτείνεται εδώ, μελλοντικά σχετικά αντικείμενα ενασχόλησης και έρευνας θα μπορούσαν να είναι τα εξής:

- Η δημιουργία ενός συστήματος, η έξοδος του οποίου θα παρέχει στο ιατρικό προσωπικό μια λεπτομερή διάγνωση και πρόταση για ανάληψη δράσης. Χαρακτηριστικά διαφόρων όγκων και πληροφορίες σχετικά με τον ασθενή μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση εφαρμογών, με πιθανό αποτέλεσμα τη διεύρυνση του φάσματος εφαρμογής τους και την αύξηση της χρησιμότητάς τους
- Η υλοποίηση ενός πιο γενικού συστήματος που θα μπορεί να επεξεργάζεται εικόνες από διαφορετικές απεικονιστικές τεχνικές και θα έχει τη δυνατότητα να προσαρμόζεται σε αλλαγές παραμέτρων και απαιτήσεων
- Η μελέτη και χρήση πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών για τη διάκριση των υγιών ιστών από τους παθογενείς και η ανάπτυξη πιο γρήγορων μεθόδων για την εξαγωγή τους.

Βιβλιογραφία

- [1] E. B. Steen, “A Roadmap for National Action on Clinical Decision Support For AMIA as a Work Product for ONC Contract HHSP233200500877P,” 2006.
- [2] N. K. J. Adhikari, J. Beyene, J. Sam, and R. B. Haynes, “Effects of Computerized Clinical Decision Support Systems on Practitioner Performance,” vol. 293, no. 10, pp. 1223–1238, 2005.
- [3] M. Berner, Eta; Hannah, Kathryn; Ball, *Clinical Decision Support Systems*. .
- [4] E. Coiera, “Guide to Health Informatics 2 nd Edition Chapter 25 - Clinical Decision Support Systems,” pp. 1–12, 2005.
- [5] K. Doi, “Review article Current status and future potential of computer-aided diagnosis in medical imaging,” vol. 78, pp. 21–30, 2005.
- [6] D. F. Sittig, A. Wright, J. A. Osheroff, B. Middleton, J. M. Teich, J. S. Ash, E. Campbell, and D. W. Bates, “Grand challenges in clinical decision support,” vol. 41, pp. 387–392, 2008.
- [7] A. Abraham, “NEURAL NETWORKS,” 2005.
- [8] P. J. Werbos, *The roots of backpropagation: from ordered derivatives to neural networks and political forecasting*, vol. 1. John Wiley & Sons, 1994.
- [9] L. Deng and D. Yu, “Deep Learning: Methods and Applications,” NOW Publishers, 2014.
- [10] K. R. Cross S, Harrison R, “Introduction to neural networks,” *Lancet*, no. 346, p. 1075–1079., 1995.
- [11] A. Hirshberg and R. Adar, “Artificial neural networks in medicine,” *Isr. J. Med. Sci.*, vol. 33, no. 10, pp. 700–702, 1997.
- [12] F. Crick, “The recent excitement about neural networks.,” *Nature*, vol. 337, no. 6203, p. 129, 1989.
- [13] B. Lewenstein, “Yes, We Have No Neutrons: An Eye-Opening Tour through the Twists and Turns of Bad Science by AK Dewdney,” 1998.

- [14] N. Ganesan, "Application of Neural Networks in Diagnosing Cancer Disease Using Demographic Data," vol. 1, no. 26, pp. 76–85, 2010.
- [15] D. H. Gustafson, R. P. Hawkins, E. W. Boberg, E. Bricker, S. Pingree, and C. Chan, "The Use and Impact of a Computer-Based Support System for People Living with AIDS and HIV Infection," vol. 0, 1994.
- [16] G. M. Marakas, *Decision support systems in the 21st century*, vol. 134. Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2003.
- [17] M. Levin, "Use of genetic algorithms to solve biomedical problems.," *MD Comput. Comput. Med. Pract.*, vol. 12, no. 3, pp. 193–199, 1994.
- [18] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," vol. 297, pp. 273–297, 1995.
- [19] I. Steinwart and A. Christmann, *Support vector machines*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [20] J. R. Quinlan, "Induction of Decision Trees," pp. 81–106, 2007.
- [21] L. Rokach and O. Maimon, *Data mining with decision trees: theory and applications*. World scientific, 2014.
- [22] A. P. James and B. V Dasarathy, "Medical image fusion: A survey of the state of the art," *Inf. Fusion*, vol. 19, pp. 4–19, 2014.
- [23] J. T. Bushberg, J. A. Seibert, E. M. Leidholdt, J. M. Boone, and E. J. Goldschmidt, "The essential physics of medical imaging," *Med. Phys.*, vol. 30, no. 7, p. 1936, 2003.
- [24] G. T. Herman, *Fundamentals of computerized tomography: image reconstruction from projections*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [25] E. Seeram, *Computed tomography: physical principles, clinical applications, and quality control*. Elsevier Health Sciences, 2015.
- [26] J. S. Cnossen, R. K. Morris, G. ter Riet, B. W. J. Mol, J. A. M. van der Post, A. Coomarasamy, A. H. Zwinderman, S. C. Robson, P. J. E. Bindels, and J. Kleijnen, "Use of uterine artery Doppler ultrasonography to predict pre-eclampsia and intrauterine growth restriction: a systematic review and bivariable meta-analysis," *Can. Med. Assoc. J.*, vol. 178, no. 6, pp. 701–711, 2008.

- [27] P. J. Early and D. B. Sodee, *Principles and practice of nuclear medicine*. Mosby Incorporated, 1995.
- [28] W. Hollingworth, C. J. Todd, M. I. Bell, Q. Arafat, S. Girling, K. R. Karia, and A. K. Dixon, “The diagnostic and therapeutic impact of MRI: an observational multi-centre study,” *Clin. Radiol.*, vol. 55, no. 11, pp. 825–831, 2000.
- [29] D. W. McRobbie, E. A. Moore, M. J. Graves, and M. R. Prince, *MRI from Picture to Proton*. Cambridge university press, 2007.
- [30] R. R. Edelman and S. Warach, “Magnetic resonance imaging,” *N. Engl. J. Med.*, vol. 328, no. 10, pp. 708–716, 1993.
- [31] D. Patsios, H. C. R. T, D. Patsios, M. Kucharczyk, N. Paul, and T. P. Roberts, “The utility of computer-aided detection (CAD) for lung cancer screening using low-dose CT lung cancer screening using low-dose CT,” no. September 2016, 2005.
- [32] W. Choi and T. Choi, “Genetic programming-based feature transform and classification for the automatic detection of pulmonary nodules on computed tomography images,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 212, pp. 57–78, 2012.
- [33] R. Bellotti and B. Golosio, “A CAD system for nodule detection in low-dose lung CTs based on region growing and a new active contour model,” no. December, pp. 4901–4910, 2007.
- [34] I. Gori, F. Bagagli, M. Evelina, A. Preite, A. Retico, and I. De Mitri, “Multi-scale analysis of lung computed tomography images,” pp. 1–18.
- [35] A. Retico, P. Delogu, M. E. Fantacci, I. Gori, and A. P. Martinez, “Lung nodule detection in low-dose and thin-slice computed tomography,” vol. 38, pp. 525–534, 2008.
- [36] J. Rodrigo, S. Sousa, and A. Corrˆ, “Methodology for automatic detection of lung nodules in computerized tomography images,” vol. 8, pp. 1–14, 2009.
- [37] C. Jacobs, E. M. Van Rikxoort, T. Twellmann, E. Th, P. A. De Jong, J. Kuhnigk, M. Oudkerk, H. J. De Koning, M. Prokop, C. Schaefer-prokop, and B. Van Ginneken, “Automatic detection of subsolid pulmonary nodules in thoracic computed tomography images,” *Med. Image Anal.*, vol. 18, no. 2, pp. 374–384, 2014.
- [38] G. De Nunzio, E. Tommasi, A. Agrusti, R. Cataldo, I. De Mitri, M. Favetta, S. Maglio,

- A. Massafra, M. Quarta, M. Torsello, I. Zecca, R. Bellotti, S. Tangaro, P. Calvini, N. Camarlinghi, and F. Falaschi, "Automatic Lung Segmentation in CT Images with Accurate Handling of the Hilar Region," vol. 24, no. 1, pp. 11–27, 2011.
- [39] M. Keshani, Z. Azimifar, F. Tajeripour, and R. Boostani, "Lung nodule segmentation and recognition using SVM classifier and active contour modeling : A complete intelligent system," *Comput. Biol. Med.*, vol. 43, no. 4, pp. 287–300, 2013.
- [40] S. Zhou, Y. Cheng, and S. Tamura, "Biomedical Signal Processing and Control Automated lung segmentation and smoothing techniques for inclusion of juxtapleural nodules and pulmonary vessels on chest CT images," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 13, pp. 62–70, 2014.
- [41] K. Lu and W. E. Higgins, "Interactive Segmentation based on the Live Wire for 3D CT Chest Image Analysis," pp. 1–33.
- [42] J. Dehmeshki, H. Amin, M. Valdivieso, and X. Ye, "Segmentation of Pulmonary Nodules in Thoracic CT Scans : A Region Growing Approach," 2010.
- [43] A. Retico, M. E. Fantacci, I. Gori, P. Kasae, B. Golosio, A. Piccioli, and P. Cerello, "Pleural nodule identification in low-dose and thin-slice lung computed tomography," *Comput. Biol. Med.*, vol. 39, no. 12, pp. 1137–1144, 2009.
- [44] Y. Gu, V. Kumar, L. O. Hall, D. B. Goldgof, C. Li, C. Bendtsen, E. R. Velazquez, A. Dekker, H. Aerts, P. Lambin, X. Li, J. Tian, R. A. Gatenby, and R. J. Gillies, "Automated delineation of lung tumors from CT images using a single click ensemble segmentation approach," vol. 46, pp. 692–702, 2013.
- [45] Y. Tao, L. Lu, M. Dewan, A. Y. Chen, J. Corso, J. Xuan, M. Salganicoff, and A. Krishnan, "Multi-level Ground Glass Nodule Detection and Segmentation in CT Lung Images," pp. 715–723, 2009.
- [46] J. J. Suárez-cuenca, P. G. Tahoces, M. Souto, M. J. Lado, M. Remy-jardin, J. Remy, and J. José, "Application of the iris filter for automatic detection of pulmonary nodules on computed tomography images," *Comput. Biol. Med.*, vol. 39, no. 10, pp. 921–933, 2009.
- [47] X. Ye, G. Beddoe, and G. Slabaugh, "Automatic Graph Cut Segmentation of Lesions in CT Using Mean Shift Superpixels," vol. 2010, 2010.

- [48] S. L. A. Lee, A. Z. Kouzani, and E. J. Hu, "Computerized Medical Imaging and Graphics Random forest based lung nodule classification aided by clustering," vol. 34, pp. 535–542, 2010.
- [49] P. Smith, D. B. Reid, C. Environment, L. Palo, P. Alto, and P. L. Smith, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," vol. 20, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [50] S. S. K. R. S. M. J. Rajeesh, "Automatic liver and lesion segmentation : a primary step in diagnosis of liver diseases," pp. 163–172, 2013.
- [51] S. S. Kumar, R. S. Moni, and J. Rajeesh, "An automatic computer-aided diagnosis system for liver tumours on computed tomography images q," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 39, no. 5, pp. 1516–1526, 2013.
- [52] S. Lim, "Automatic liver segmentation for volume measurement in CT Images," vol. m, pp. 860–875, 2006.
- [53] K. Seo, "Automatic Hepatic Tumor Segmentation Using," pp. 922–929, 2005.
- [54] S. Park, K. Seo, and J. Park, "Automatic Hepatic Tumor Segmentation Using Statistical Optimal Threshold," pp. 934–940.
- [55] K. Mala, V. Sadasivam, and S. Alagappan, "Neural network based texture analysis of CT images for fatty and cirrhosis liver classification," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 32, pp. 80–86, 2015.
- [56] K. Mala, V. Sadasivam, and S. Alagappan, "Neural Network based Texture Analysis of Liver Tumor from Computed Tomography Images," pp. 767–774, 2008.
- [57] S. S. Kumar, "Diagnosis of Liver Tumor from CT Images using Curvelet Transform," vol. 2, no. 4, pp. 1173–1178, 2010.
- [58] A. H. Foruzan, R. A. Zoroofi, M. Hori, and Y. Sato, "Computerized Medical Imaging and Graphics A knowledge-based technique for liver segmentation in CT data," vol. 33, pp. 567–587, 2009.
- [59] Y. Chen, Z. Wang, J. Hu, W. Zhao, and Q. Wu, "Biomedical Signal Processing and Control The domain knowledge based graph-cut model for liver CT segmentation," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 7, no. 6, pp. 591–598, 2012.
- [60] A. Mostafa, A. Fouad, M. Abd, and A. Ella, "CT Liver Segmentation using Artificial

- Bee Colony Optimisation,” *Procedia - Procedia Comput. Sci.*, vol. 60, pp. 1622–1630, 2015.
- [61] J. Peng, Y. Wang, and D. Kong, “Liver segmentation with constrained convex variational model,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 43, pp. 81–88, 2014.
- [62] C. Dong, Y. Chen, A. Hossein, L. Lin, X. Han, T. Tateyama, X. Wu, G. Xu, and H. Jiang, “Segmentation of liver and spleen based on computational anatomy models,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 67, pp. 146–160, 2015.
- [63] J. Lee, N. Kim, H. Lee, J. Beom, H. Jin, Y. Moon, Y. Gil, and S. Kim, “Efficient liver segmentation using a level-set method with optimal detection of the initial liver boundary from level-set speed images,” vol. 8, pp. 26–38, 2007.
- [64] X. Yang, H. Chul, Y. Choi, W. Lee, B. Wang, J. Yang, H. Hwang, J. Hyun, J. Song, B. Hwan, and H. You, “A hybrid semi-automatic method for liver segmentation based on level-set methods using,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 113, no. 1, pp. 69–79, 2013.
- [65] M. G. Linguraru, W. J. Richbourg, J. Liu, J. M. Watt, V. Pamulapati, S. Wang, and R. M. Summers, “Tumor Burden Analysis on Computed Tomography by Automated Liver and Tumor Segmentation,” vol. 31, no. 10, pp. 1965–1976, 2012.
- [66] C. Lee, “Recognizing Abdominal Organs in CT Images Using Contextual Neural Network and Fuzzy Rules,” pp. 1745–1748, 2000.
- [67] C. Lee, P. Chung, S. Member, and H. Tsai, “Identifying Multiple Abdominal Organs From CT Image Series Using a Multimodule Contextual Neural Network and Spatial Fuzzy Rules,” vol. 7, no. 3, pp. 208–217, 2003.
- [68] M. A. Selver, “Segmentation of abdominal organs from CT using a multi-level , hierarchical neural network strategy,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 113, no. 3, pp. 830–852, 2013.
- [69] Y. R. Kumar, N. M. Muthukrishnan, A. Mahajan, P. Priyanka, G. Padmavathi, M. Nethra, R. Sneha, and M. H. Thakur, “Statistical Parameter-based Automatic Liver Tumor Segmentation from Abdominal CT Scans : A Potential Radiomic Signature,” *Procedia - Procedia Comput. Sci.*, vol. 93, no. September, pp. 446–452, 2016.
- [70] Y. Huang, J. Chen, and W. Shen, “Diagnosis of Hepatic Tumors With Texture

- Analysis in Nonenhanced Computed Tomography Images 1,” no. 1, pp. 713–720, 2006.
- [71] L. Wang, Z. Zhang, J. Liu, B. Jiang, and X. Duan, “Classification of Hepatic Tissues from CT Images Based on Texture Features and Multiclass Support,” pp. 374–381.
- [72] M. Gletsos, S. G. Mougiakakou, S. Member, G. K. Matsopoulos, K. S. Nikita, S. Member, A. S. Nikita, and D. Kelekis, “A Computer-Aided Diagnostic System to Characterize CT Focal Liver Lesions : Design and Optimization of a Neural Network Classifier,” vol. 7, no. 3, pp. 153–162, 2003.
- [73] B. Shahangian and H. Pourghassem, “ScienceDirect Automatic brain hemorrhage segmentation and classification algorithm based on weighted grayscale histogram feature in a hierarchical classification structure,” *Integr. Med. Res.*, vol. 36, no. 1, pp. 217–232, 2015.
- [74] B. Shahangian, “Automatic Brain Hemorrhage Segmentation and Classification in CTscan Images,” pp. 467–471, 2013.
- [75] B. Sharma, “Automatic Segmentation of Brain CT Scan Image to Identify Hemorrhages,” vol. 40, no. 10, pp. 1–4, 2012.
- [76] T. Chan, “Computer aided detection of small acute intracranial hemorrhage on computer tomography of brain,” vol. 31, pp. 285–298, 2007.
- [77] M. Matešin and S. Lon, “A Rule-Based Approach to Stroke Lesion Analysis from CT Brain Images,” pp. 2–6.
- [78] S. R. Growing, “Seeded Region Growing,” vol. 16, no. 6, pp. 641–647, 1994.
- [79] M. Chawla, S. Sharma, J. Sivaswamy, and L. T. Kishore, “A Method for Automatic Detection and Classification of Stroke from Brain CT Images by A method for automatic detection and classification of stroke from brain CT images,” vol. 2009, no. September, 2009.
- [80] R. Besar, “Abnormalities detection in serial computed tomography brain images using multi-level segmentation approach,” 2010.
- [81] Q. Hu, G. Qian, A. Aziz, and W. L. Nowinski, “Segmentation of brain from computed tomography head images,” pp. 3375–3378, 2005.

- [82] C. Paper, Q. Hu, C. Academy, J. Wu, and C. Academy, "A Hybrid Approach to Detection of Brain Hemorrhage Candidates from Clinical Head CT Scans," no. October 2016, 2009.
- [83] C. Liao, F. Xiao, J. Wong, and I. Chiang, "Computerized Medical Imaging and Graphics Computer-aided diagnosis of intracranial hematoma with brain deformation on computed tomography," *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 34, no. 7, pp. 563–571, 2010.
- [84] A. Shalika, M. R. Ashouri, M. Hossein, and N. Shahraki, "A CAD System for Automatic Classification Of Brain Strokes in CT Images," vol. 4, no. 10, pp. 67–85, 2014.
- [85] F. Tang, D. K. S. Ng, and D. H. K. Chow, "An image feature approach for computer-aided detection of ischemic stroke," *Comput. Biol. Med.*, vol. 41, no. 7, pp. 529–536, 2011.
- [86] H. S. Bhaduria, A. Singh, and M. L. Dewal, "An integrated method for hemorrhage segmentation from brain CT Imaging q," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 39, no. 5, pp. 1527–1536, 2013.
- [87] H. S. B. M. L. Dewal, "Intracranial hemorrhage detection using spatial fuzzy c-mean and region-based active contour on brain CT imaging," pp. 357–364, 2014.
- [88] M. Al-ayyoub, D. Alawad, K. Al-darabsah, and I. Aljarrah, "Automatic Detection and Classification of Brain Hemorrhages," vol. 12, no. 10, pp. 395–405, 2013.
- [89] R. Liu, C. L. Tan, and T. Y. Leong, "Hemorrhage Slices Detection in Brain CT Images," pp. 2–5, 2005.
- [90] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active Contours Without Edges," vol. 10, no. 2, pp. 266–277, 2001.
- [91] R. Yuan, P. M. Vos, and P. L. Cooperberg, "Computer-Aided Detection in Screening CT for," no. April 2003, pp. 1280–1287, 2006.
- [92] D. Wormanns, F. Beyer, S. Diederich, K. Ludwig, and W. Heindel, "Diagnostic Performance of a Commercially Available Computer-aided Diagnosis System for Automatic Detection of Pulmonary Nodules : Comparison with Single and Double Reading," pp. 953–958, 2004.

- [93] G. D. Rubin, J. K. Lyo, D. S. Paik, A. J. Sherbondy, L. C. Chow, A. N. Leung, R. Mindelzun, P. K. Schraedley-, S. E. Zinck, D. P. Naidich, and S. Napel, “Pulmonary Nodules on Multi – Detector Row CT Scans : Performance Comparison,” 2005.
- [94] G. Mountzios, M. Dimopoulos, J. Soria, D. Sanoudou, and C. A. Papadimitriou, “Histopathologic and genetic alterations as predictors of response to treatment and survival in lung cancer : A review of published data,” vol. 75, pp. 94–109, 2010.
- [95] N. Seki, K. Eguchi, M. Kaneko, and H. Ohmatsu, “Lung Cancer The adenocarcinoma-specific stage shift in the Anti-lung Cancer Association project : Significance of repeated screening for lung cancer for more than 5 years with low-dose helical computed tomography in a high-risk cohort &,” *Lung Cancer*, vol. 67, no. 3, pp. 318–324, 2010.
- [96] K. Clark, B. Vendt, K. Smith, J. Freymann, J. Kirby, P. Koppel, S. Moore, S. Phillips, D. Maffitt, M. Pringle, L. Tarbox, and F. Prior, “The Cancer Imaging Archive (TCIA): Maintaining and Operating a Public Information Repository,” *J. Digit. Imaging*, vol. 26, no. 6, pp. 1045–1057, 2013.
- [97] S. G. 3rd Armato, G. McLennan, L. Bidaut, M. F. McNitt-Gray, C. R. Meyer, A. P. Reeves, B. Zhao, D. R. Aberle, C. I. Henschke, E. A. Hoffman, E. A. Kazerooni, H. MacMahon, E. J. R. Van Beeke, D. Yankelevitz, A. M. Biancardi, P. H. Bland, M. S. Brown, R. M. Engelmann, G. E. Laderach, D. Max, R. C. Pais, D. P. Y. Qing, R. Y. Roberts, A. R. Smith, A. Starkey, P. Batrah, P. Caligiuri, A. Farooqi, G. W. Gladish, C. M. Jude, R. F. Munden, I. Petkovska, L. E. Quint, L. H. Schwartz, B. Sundaram, L. E. Dodd, C. Fenimore, D. Gur, N. Petrick, J. Freymann, J. Kirby, B. Hughes, A. Vande Castele, S. Gupte, M. Sallamm, M. D. Heath, M. H. Kuhn, E. Dharaiya, R. Burns, D. S. Fryd, M. Salganicoff, V. Anand, U. Shreter, S. Vastagh, and B. Y. Croft, “The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI): a completed reference database of lung nodules on CT scans.,” *Med. Phys.*, vol. 38, no. 2, pp. 915–931, Feb. 2011.
- [98] A. Oseas, D. C. Filho, W. Borges, D. Sampaio, A. Corrêa, A. Cardoso, D. Paiva, R. Acatauassú, and M. Gattass, “Artificial Intelligence in Medicine Automatic detection of solitary lung nodules using quality threshold clustering , genetic algorithm and diversity index,” *Artif. Intell. Med.*, vol. 60, no. 3, pp. 165–177, 2014.
- [99] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, “Robust Wide Baseline Stereo from

Maximally Stable Extremal Regions,” pp. 384–393.

[100] R. Sedgewick, *Algorithms*. Pearson Education India, 1988.