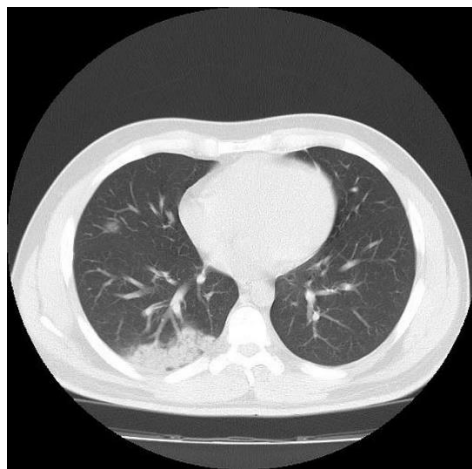




ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ
ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ

Μέθοδος τμηματοποίησης τρισδιάστατων βιοϊατρικών εικόνων

Εκπονήθηκε από
Παϊγουτλίδου Μαρία ΑΜ:01438



ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Επιβλέπων
Ιακωβίδης Δημήτρης
Λαμία, 2022

Με ατομική μου ευθύνη και γνωρίζοντας τις κυρώσεις ⁽¹⁾, που προβλέπονται από της διατάξεις της παρ. 6 του άρθρου 22 του Ν. 1599/1986, δηλώνω ότι:

1. Δεν παραθέτω κομμάτια βιβλίων ή άρθρων ή εργασιών άλλων αυτολεξεί **χωρίς να τα περικλείω σε εισαγωγικά** και χωρίς να αναφέρω το συγγραφέα, τη χρονολογία, τη σελίδα. Η αυτολεξεί παράθεση χωρίς εισαγωγικά χωρίς αναφορά στην πηγή, είναι λογοκλοπή. Πέραν της αυτολεξεί παράθεσης, λογοκλοπή θεωρείται και η παράφραση εδαφίων από έργα άλλων, συμπεριλαμβανομένων και έργων συμφοιτητών μου, καθώς και η παράθεση στοιχείων που άλλοι συνέλεξαν ή επεξεργάστηκαν, χωρίς αναφορά στην πηγή. Αναφέρω πάντοτε με πληρότητα την πηγή κάτω από τον πίνακα ή σχέδιο, όπως στα παραθέματα.
2. Δέχομαι ότι η αυτολεξεί **παράθεση χωρίς εισαγωγικά**, ακόμα κι αν συνοδεύεται από αναφορά στην πηγή σε κάποιο άλλο σημείο του κειμένου ή στο τέλος του, είναι αντιγραφή. Η αναφορά στην πηγή στο τέλος π.χ. μιας παραγράφου ή μιας σελίδας, δεν δικαιολογεί συρραφή εδαφίων έργου άλλου συγγραφέα, έστω και παραφρασμένων, και παρουσίασή τους ως δική μου εργασία.
3. Δέχομαι ότι υπάρχει επίσης περιορισμός στο μέγεθος και στη συχνότητα των παραθεμάτων που μπορώ να εντάξω στην εργασία μου εντός εισαγωγικών. Κάθε μεγάλο παράθεμα (π.χ. σε πίνακα ή πλαίσιο, κλπ), προϋποθέτει ειδικές ρυθμίσεις, και όταν δημοσιεύεται προϋποθέτει την άδεια του συγγραφέα ή του εκδότη. Το ίδιο και οι πίνακες και τα σχέδια
4. Δέχομαι όλες τις συνέπειες σε περίπτωση λογοκλοπής ή αντιγραφής.

Ημερομηνία:/...../20.....

Ο – Η Δηλ.

(Υπογραφή)

(1) «Όποιος εν γνώσει του δηλώνει ψευδή γεγονότα ή αρνείται ή αποκρύπτει τα αληθινά με έγγραφη υπεύθυνη δήλωση του άρθρου 8 παρ. 4 Ν. 1599/1986 τιμωρείται με φυλάκιση τουλάχιστον τριών μηνών. Εάν ο υπαίτιος αυτών των πράξεων σκόπευε να προσπορίσει στον εαυτόν του ή σε άλλον περιουσιακό όφελος βλάπτοντας τρίτον ή σκόπευε να βλάψει άλλον, τιμωρείται με κάθειρξη μέχρι 10 ετών.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να εκφράσω ένα θερμό ευχαριστώ και την εκτίμηση μου στον κ. Δημήτρη Ιακωβίδη που μου έδωσε την δυνατότητα να εργαστώ πάνω σε ένα θέμα που ανταποκρινόταν άμεσα στα ενδιαφέροντά μου, αλλά για τις συμβουλές και την καθοδήγηση που μου παρείχε για την εκπλήρωση της πτυχιακής μου εργασίας. Επίσης, θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ και να εμβαθύνω τις γνώσεις μου πάνω στον τομέα της ιατρικής απεικόνισης, καθώς μέσα από αυτή την εργασία απέκτησα μία πρώτη εμπειρία στον τομέα αυτόν.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω την κα. Δήμητρα Κούτσιου για την υπομονή, την ενθάρρυνση, αλλά και για όλη την στήριξη που μου παρείχε, όλο αυτό το διάστημα, για την επιτυχή εκπόνηση αυτής της εργασίας. Η βοήθεια της ήταν ανεκτίμητη.

Περίληψη

Ένα σημαντικό πρόβλημα υγείας στην εποχή μας αποτελεί η πνευμονία. Η πνευμονία είναι η πιο κοινή λοίμωξη του αναπνευστικού συστήματος του ανθρώπου και προσβάλλει όλες τις ηλικιακές ομάδες. Ειδικότερα, από τις αρχές του 2020 εξαπλώθηκε παγκοσμίως η νόσος του κορονοϊού 19- Coronavirus19 (Covid-19). Η νόσος αυτή αποτελεί την πιο συχνή πνευμονία τα τελευταία δύο χρόνια. Από την αρχή της εξάπλωσης της νόσου παρατηρείται ραγδαία αύξηση του αριθμού των μελετών που χρησιμοποιούν διάφορες τεχνικές και περισσότερο τεχνητή νοημοσύνη για την διάγνωση του Covid-19. Ωστόσο, η κατάτμηση τόσο των πνευμόνων όσο και των μολυσμένων περιοχών με συμβατικές τεχνικές από τις εικόνες αξονικών τομογραφιών (CT scans) αντιμετωπίζει πολλές προσκλήσεις. Αυτό προέρχεται λόγω της υψηλής διαφοροποίησης στα χαρακτηριστικά μόλυνσης, της χαμηλής έντασης αντίθεσης μεταξύ των λοιμώξεων και των φυσιολογικών ιστών, των περιορισμένων δεδομένων και της ποιότητα αυτών των δεδομένων.

Στο πλαίσιο αυτό η παρούσα εργασία αναφέρεται στην τμηματοποίηση αξονικών τομογραφιών και ειδικότερα στην τμηματοποίηση των περιοχών που έχουν μολυνθεί με την Covid-19. Αρχικά, αναπτύχθηκε μια μεθοδολογία για την αυτόματη τμηματοποίηση των πνευμόνων από αξονικές τομογραφίες. Αυτή η μέθοδος συνδυάζει διάφορες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας όπως η αφαίρεση θορύβου, τα μορφολογικά φίλτρα, το αυτόματο κατώφλι Otsu και την αυτόματη κατωφλίωση βασισμένη σε έναν μεθευρετικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για την αυτόματη τμηματοποίηση Covid-19 περιοχών είναι ένας μεθευρετικός αλγόριθμος εμπνευσμένος από έναν νόμο της φυσικής και βασίζεται στην Αρχή του Αρχιμήδη (AOA-Archimedes Optimization Algorithm). Η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόστηκε σε 3 διαφορετικές συλλογές δεδομένων μορφής NIfTI.

Τέλος, έγινε σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθόδου, άλλων εξελικτικών αλγορίθμων state-of-the-art όπως EMO, HSA και CPSOGSA και ενός νευρωνικού δικτύου MIScnn. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε με διάφορες μετρικές όπως η ακρίβεια, το Jaccard Score, η ευαισθησία, η ειδικότητα και το F-score. Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε σε αυτή την εργασία είναι αποτελεσματικός και επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους άλλους εξελικτικούς αλγορίθμους, κυρίως όταν η πνευμονία Covid-19 είναι πάρα πολύ έντονη στην περιοχή του πνεύμονα. Όσον αφορά το νευρωνικό δίκτυο, αυτό επιτυγχάνει ελαφρώς υψηλότερο ποσοστό στις μετρικές αξιολόγησης και στις 3 συλλογές δεδομένων. Ωστόσο, πλεονέκτημα της προτεινόμενης μεθόδου είναι πως αποτελεί μια προσέγγιση, η οποία δεν χρειάζεται εκπαίδευση και έχει πολύ μικρότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα σε σχέση του άλλους αλγόριθμους που εφαρμόζονται.

Abstract

An important health problem in this time is pneumonia. Pneumonia is the most common infection of the human respiratory system and affects all age groups. In particular, since the beginning of 2020, the coronavirus disease 19-Coronavirus19 (Covid-19) has spread worldwide. This disease is the most common pneumonia in the last two years. The last few months have seen a rapid increase in the number of studies using various techniques and more artificial intelligence to diagnose Covid-19. However, segmentation of both lungs and infected areas with conventional techniques from tomographic images (CT scans) faces many challenges. This happens due to the high variation in infection characteristics, low contrast intensity between infections and normal tissues, limited data and quality of these data.

In this context, this work refers to the segmentation of tomographic images and in particular to the segmentation of areas infected with Covid-19. First, a methodology was developed for the automatic segmentation of lungs from tomographic images. This method combines various image processing techniques such as denoising, morphological filters, Otsu filter and thresholding. In addition, this paper proposes a novel method for the automatic segmentation of Covid-19 regions, which is based on a meta-heuristic optimization algorithm. More specifically, the method used to automatically segment Covid-19 regions is a meta-heuristic algorithm inspired by a law of physics and based on Archimedes' Principle (AOA-Archimedes Optimization Algorithm). The proposed method was applied to 3 different NIfTI format datasets.

Finally, a comparison was made between the results of the proposed method, other state-of-the-art evolutionary algorithms such as EMO, HSA and CPSOGSA and a convolution neural network named MIScnn. The results were evaluated using various metrics such as accuracy, Jaccard Index, sensitivity, specificity and F-score. The experimental results show that the algorithm developed in this work is effective and achieves quite promising results compared to the other evolutionary algorithms, especially when the Covid-19 pneumonia is very intense in the lung region. As for the neural network, it achieves the highest percentage in the evaluation metrics in all 3 datasets. However, the proposed algorithm does not need any training and the computation time is much lower than the CNN's.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	3
Abstract	4
Λίστα Εικόνων	6
Λίστα Πινάκων	7
1 Εισαγωγή	8
1.1 Σκοπός και συνεισφορά	8
1.2 Δομή	9
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	9
2.1 Ο πνεύμονας	9
2.2 Ανατομία πνεύμονα	10
2.3 Παθήσεις του πνεύμονα	12
2.3.1 Πνευμονία	13
2.3.2 Πνευμονία Covid-19	14
2.4 Τεχνικές ιατρικής απεικόνισης	14
2.4.1 Ακτινογραφία (X-ray)	17
2.4.2 Αξονική τομογραφία (CT)	18
2.4.3 Μαγνητική Τομογραφία (MRI)	19
2.5 Επεξεργασία εικόνας	21
2.5.1 Λήψη εικόνας	21
2.5.2 Προ-επεξεργασία εικόνας	21
2.5.3 Τμηματοποίηση ιατρικής εικόνας	21
2.6 Μέθοδοι τμηματοποίησης εικόνων	21
2.6.1 Μέθοδοι τμηματοποίησης με βάση την περιοχή (Region based)	22
2.6.2 Αυτόματη Κατωφλίωση (Auto-Threshold)	23
2.6.3 Μέθοδοι τμηματοποίησης με βάσει τις ακμές (Edge based segmentation)	24
2.6.4 Μέθοδοι τμηματοποίησης με χρήση μερικών διαφορικών εξισώσεων (Partial Differential Equation Based Segmentation Methods)	24
2.6.5 Τεχνικές ομαδοποίησης (Clustering)	25
2.6.6 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Network)	25
2.7 Τμηματοποίηση του πνεύμονα	26
3 Βιβλιογραφική ανασκόπηση	27
4 Προτεινόμενη Μεθοδολογία	34
4.1 Εισαγωγή	34
4.2 Θεωρητικό υπόβαθρο	34
4.2.1 Φίλτρο Gauss	34

4.3.2 Φίλτρο μεσαίας τιμής (Median Filter)	35
4.3.3 Κατώφλι Otsu	35
4.3.4 Κατώφλι Karur	37
4.3.5 Μορφολογικά φίλτρα	38
4.3 Πολλαπλή κατωφλίωση (Multilevel Thresholding)	38
4.4 Πολλαπλή κατωφλίωση χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο AOA	39
4.4.1 Αλγόριθμος AOA	39
4.4.2 Αλγόριθμος AOA με χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης	45
4.5 Μεθοδολογία	47
4.6 Αξιολόγηση	54
4.6.1 Σύνολο Δεδομένων	54
4.6.2 Μετρικές αξιολόγησης	55
4.7 Αποτελέσματα	57
4.7.1 Σύγκριση με State-of-the-Art αλγόριθμους	59
5 Συζήτηση	63
6 Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα	64
Βιβλιογραφία	66

Λίστα Εικόνων

Σχήμα 1: Αναπνευστικό σύστημα ανθρώπου [37].	10
Σχήμα 2: Ανθρώπινος πνεύμονας [38].	10
Σχήμα 3: Δομή ανθρώπινου πνεύμονα [37].	11
Σχήμα 4: Αναπαράσταση δομής πνεύμονα και βρόγχων, όπου οι βρόγχοι καταλήγουν σε κυψελίδες [37].	11
Σχήμα 5: Αναπαράσταση βρογχοπνευμονικών τμημάτων σε κάθε πνεύμονα ξεχωριστά [38].	12
Σχήμα 6: Τομή αξονικής τομογραφίας με επισημασμένες ανατομικές δομές [38].	12
Σχήμα 7: Μέθοδοι ιατρικής απεικόνισης [52].	15
Σχήμα 8: Οι τρεις προσανατολισμοί της ιατρικής απεικόνισης του ανθρώπινου σώματος [54].	15
Σχήμα 9: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε αξονική όψη [54].	16
Σχήμα 10: Ακτινογραφία θώρακος (X-ray) σε μετωπική όψη [54].	16
Σχήμα 11: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε πλάγια όψη [54].	17
Σχήμα 12: Ακτινογραφία θώρακος (X-ray) σε μετωπική όψη [53].	18
Σχήμα 13: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε αξονική όψη [53].	19
Σχήμα 14: Σύγκριση απλής ακτινογραφίας (αριστερά) με υπολογιστική τομογραφία(δεξιά) σε ασθενή με COVID-19 [56].	19
Σχήμα 15: Απεικόνιση μαγνητικής τομογραφίας πνεύμονα T1 σε αξονική όψη [57].	20
Σχήμα 16: Απεικόνιση μαγνητικής τομογραφίας πνεύμονα T2 σε αξονική όψη [57].	20
Σχήμα 17:Τεχνικές τμηματοποίησης εικόνας [4].	22
Σχήμα 18: Κατανομή Gauss.	35
Σχήμα 19:Βέλτιστη επιλογή κατωφλίου σε ιστόγραμμα σε επίπεδο γκρι [65].	37

Σχήμα 20:α) Αντικείμενο που βυθίζεται σε ένα υγρό, β) Ο όγκος του μετατοπισμένου υγρού [67]....	39
Σχήμα 21:Ψευδοκώδικας του μεθευρετικού αλγορίθμου ΑΟΑ.....	44
Σχήμα 22: (α) Αρχική εικόνα από την 1η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (c) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (d) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (e) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (f) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.	48
Σχήμα 23:(α) Αρχική εικόνα από την 2η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (c) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (d) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (e) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (f) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.	48
Σχήμα 24:(α) Αρχική εικόνα από την 3η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (c) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (d) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (e) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (f) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.	49
Σχήμα 25:Διάγραμμα ΑΟΑ για την τμηματοποίηση εικόνων.	51
Σχήμα 26: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμο ΑΟΑ με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 1η συλλογή δεδομένων.	52
Σχήμα 27: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμο ΑΟΑ με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 2η συλλογή δεδομένων.	52
Σχήμα 28: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμο ΑΟΑ με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 3η συλλογή δεδομένων.	52
Σχήμα 29: Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $k=3$ στην 1 ^η συλλογή δεδομένων. (α) Αποτελέσματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.	53
Σχήμα 30:Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $k=3$ στην 2η συλλογή δεδομένων. (α) Αποτελέσματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.	53
Σχήμα 31:Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $k=3$ στην 3η συλλογή δεδομένων. (α) Αποτελέσματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.	53
Σχήμα 32: Τυχαίες εικόνες από την 1η συλλογή δεδομένων.....	54
Σχήμα 33: Τυχαίες εικόνες από την 2η συλλογή δεδομένων.	55
Σχήμα 34:Τυχαίες εικόνες από την 3η συλλογή δεδομένων.....	55
Σχήμα 35:Πίνακας σύγχυσης - Confusion matrix [70].	56
Σχήμα 36:Σύγκριση αποτελεσμάτων. Στην πρώτη γραμμή βρίσκεται η GT μάσκα, στη δεύτερη η εφαρμογή του ΑΟΑ αλγορίθμου, στην τρίτη η εφαρμογή του ΕΜΟ αλγορίθμου, στην τέταρτη η εφαρμογή του ΗSΑ αλγορίθμου, στην πέμπτη η εφαρμογή του CΨOΓSΑ αλγορίθμου και στην τελευταία γραμμή η εφαρμογή του MISCnn.Οι στήλες (α), (b), (c), (d), (e) παρουσιάζουν τα συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ των αλγορίθμων.	62
Σχήμα 37: Τμηματοποιημένη εικόνα στην οποία υπάρχει υπερ-τμηματοποίηση.....	64

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1: Κατηγοριοποίηση της βιβλιογραφίας σχετικά με την τμηματοποίηση πνευμόνων και τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση του Covid-19.....	34
Πίνακας 2: Αρχικοποίηση παραμέτρων για τον ΑΟΑ.....	45
Πίνακας 3: Αρχικοποίηση παραμέτρων για τον ΑΟΑ με χρήση πολλαπλών κατωφλίων.....	47
Πίνακας 4: Ποσοτικά αποτελέσματα προτεινόμενης μεθοδολογίας για την τμηματοποίηση των πνευμόνων.....	58
Πίνακας 5:Ποσοτικά αποτελέσματα προτεινόμενης μεθοδολογίας ΑΟΑ με πολλαπλή κατωφλίωση για την τμηματοποίηση των περιοχών που πάσχουν από Covid-19, σε κάθε σύνολο δεδομένων ξεχωριστά.....	58

Πίνακας 6: Σύγκριση αποτελεσμάτων προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 1η συλλογή δεδομένων.....	60
Πίνακας 7: Σύγκριση αποτελεσμάτων προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 2η συλλογή δεδομένων.....	60
Πίνακας 8: Σύγκριση αποτελεσμάτων προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 3η συλλογή δεδομένων.....	61
Πίνακας 9: Σύγκριση αποτελεσμάτων υπολογιστικού χρόνου όλων των μεθόδων.....	63

1 Εισαγωγή

1.1 Σκοπός και συνεισφορά

Η νόσος του κορονοϊού(COVID-19) εμφανίστηκε στα μέσα του 2019 και από τότε έχει επηρεάσει σε μεγάλο βαθμό τη ζωή μας. Η νόσος έχει μολύνει πάνω από 150 εκατομμύρια ανθρώπους και συνεχίζει να εξαπλώνεται μέχρι και σήμερα. Κατά τη διάρκεια της πανδημίας ήταν επιτακτική η ανάγκη για ένα εργαλείο το οποίο θα μπορούσε να δώσει πολλές και χρήσιμες πληροφορίες για την κατάσταση των πνευμόνων, και αυτό το εργαλείο ήταν η ιατρική απεικόνιση. Για να αναλυθεί και να κατανοηθεί μία ιατρική εικόνα και ένα ιατρικό πρόβλημα, μία από τις πρώτες διεργασίες που πραγματοποιείται είναι η τμηματοποίηση μιας επιθυμητής περιοχής και διάφορων οργάνων. Στις περισσότερες περιπτώσεις Covid-19 πραγματοποιήθηκε χειροκίνητη τμηματοποίηση από ειδικούς ακτινολόγους. Όμως, η διαδικασία αυτή είναι χρονοβόρα και κουραστική. Για αυτό τον λόγο πολλοί λοιπόν ερευνητές σε όλο τον κόσμο έχουν συνεισφέρει στην έρευνα για την διάγνωση της Covid-19 χρησιμοποιώντας διάφορες ιατρικές εικόνες, κυρίως ακτινογραφίες (X-Ray) και αξονικές τομογραφίες (CT). Ωστόσο, η βασική και κυριότερη μέθοδος που χρησιμοποιείται από τους περισσότερους ερευνητές είναι αυτή των Νευρωνικών Δικτύων. Έτσι, μια εναλλακτική αυτόματη μέθοδος τμηματοποίησης των περιοχών που πάσχουν από Covid-19 μπορεί να έχει σημαντικό αντίκτυπο στην κοινωνία. Όμως, η κατάτμηση των Covid-19 περιοχών με αυτόματη μέθοδο και χωρίς την χρήση Νευρωνικού Δικτύου αποτελεί πρόκληση, καθώς οι περιοχές αυτές εμφανίζουν μορφολογική ποικιλία χαμηλή αντίθεση μεταξύ των περιοχών που έχουν προσβληθεί από την Covid-19 και των φυσιολογικών ιστών. Για να αντιμετωπιστεί αυτή η πρόκληση χρησιμοποιήθηκε για την τμηματοποίηση των μολυσμένων περιοχών ένας εξελκτικός αλγόριθμος βασισμένος στην Αρχή του Αρχιμήδη, ο οποίος τμηματοποιεί την εικόνα σε πολλά επίπεδα χρησιμοποιώντας πολλαπλά κατώφλια, και χωρίς να απαιτεί εκπαίδευση. Κίνητρο λοιπόν της παρούσας εργασίας αποτελεί η δημιουργία και η πρόταση

ενός αλγορίθμου για τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση των περιοχών που πάσχουν από Covid-19 ο οποίος είναι απλός, γρήγορος και δεν χρειάζεται εκπαίδευση.

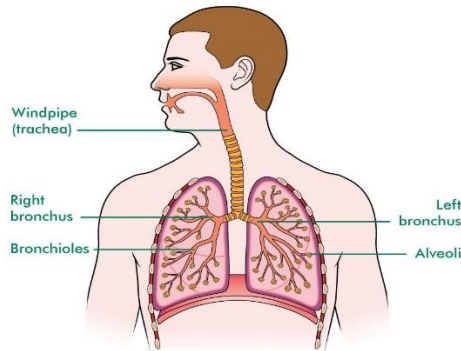
1.2 Δομή

Αυτή η εργασία χωρίζεται σε 6 ενότητες και κάθε μία ενότητα χωρίζεται σε υπό ενότητες. Πιο συγκεκριμένα, το Κεφάλαιο 1 είναι ένα εισαγωγικό κεφάλαιο, το οποίο παρουσιάζει τον κύριο σκοπό της παρούσας εργασίας και αναλύεται η δομή της εργασίας. Στο Κεφάλαιο 2 δίνεται το θεωρητικό υπόβαθρο των εννοιών, τεχνικών και μεθόδων που χρησιμοποιούνται σε αυτή την εργασία. Ειδικότερα, αναλύεται η ανατομία των πνευμόνων, οι διάφορες πνευμονίες με έμφαση στην πνευμονία Covid-19, οι τεχνικές ιατρικής απεικόνισης, η επεξεργασία ιατρικών εικόνων και οι διάφορες μέθοδοι τμηματοποίησης. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 3 και περιλαμβάνει εκτενή αναφορά σε διάφορες έρευνες και μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί μέχρι σήμερα και αφορούν το όργανο του πνεύμονα. Στο επόμενο κεφάλαιο, δηλαδή στο Κεφάλαιο 4 γίνεται αναλυτικά η παρουσίαση της προτεινόμενης μεθοδολογίας και των τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και στην συνέχεια για την τμηματοποίηση των περιοχών με Covid-19. Επιπλέον, σε αυτό το Κεφάλαιο πραγματοποιείται και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθόδου και η σύγκριση του με διάφορες State of the Art μεθόδους. Τέλος, τα Κεφάλαια 5 και 6 αναφέρονται αντίστοιχα στην συζήτηση και στα συμπεράσματα, καθώς συζητούνται και μελλοντικές πιθανές έρευνες.

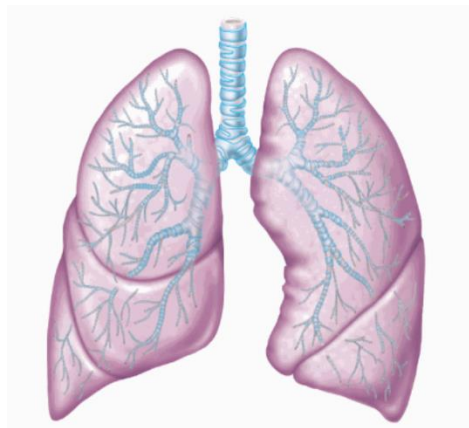
2 Θεωρητικό υπόβαθρο

2.1 Ο πνεύμονας

Ο πνεύμονας αποτελεί ένα όργανο του αναπνευστικού συστήματος του ανθρώπου βλ. Σχήμα 1. Είναι ένα ζευγάρι οργάνων που βρίσκεται στις δύο πλευρές της θωρακικής κοιλότητας με στόχο να παρέχει οξυγόνο στο αίμα. Η υφή των πνευμόνων είναι σπογγώδης και έχουν ένα ροζ-γκρι χρώμα. Ειδικότερα, το αναπνευστικό σύστημα χωρίζεται σε αεραγωγούς και πνευμονικό παρέγχυμα. Οι αεραγωγοί αποτελούνται από τον βρόγχο, ο οποίος αποτελείται από την τραχεία και το παρέγχυμα που είναι υπεύθυνο για την ανταλλαγή αερίων και περιλαμβάνει τις κυψελίδες, τους κυψελιδικούς αγωγούς και τα βρογχόλια [37]



Σχήμα 1: Αναπνευστικό σύστημα ανθρώπου [37].



Σχήμα 2: Ανθρώπινος πνεύμονας [38].

2.2 Ανατομία πνεύμονα

Οι πνεύμονες στον ανθρώπινο οργανισμό είναι δύο και διαχωρίζονται σε δεξί και αριστερό πνεύμονα με το σχήμα τους να είναι κωνικό. Ο πνεύμονας αποτελείται από την κορυφή, τρεις επιφάνειες και τρία όρια. Η κορυφή βρίσκεται πάνω από την πρώτη πλευρά. Τα τρία όρια-χειίλη διαχωρίζονται σε πρόσθιο, οπίσθιο και κάτω και οι τρεις επιφάνειες χωρίζονται σε πλευρική, μεσοθωρακική και διαφραγματική επιφάνεια.

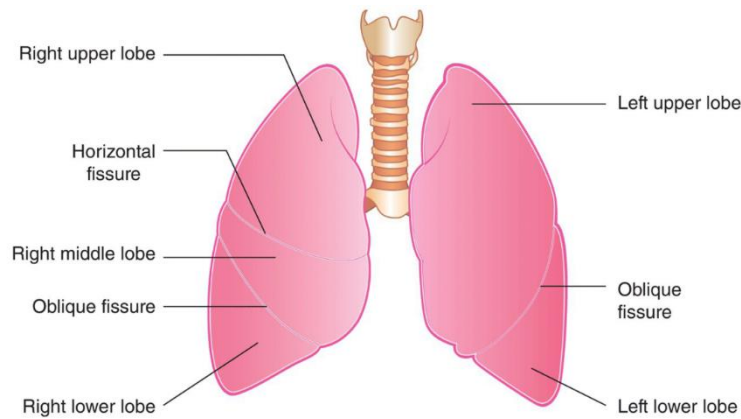
- Η πλευρική επιφάνεια καλύπτεται από τον πλευρικό υπεζωκότα και βρίσκεται κατά μήκος του στέρνου και των πλευρών.
- Η μεσοθωρακική ή μεσαία επιφάνεια βρίσκεται πρόσθια, η οποία σχετίζεται με το στήρνο, τα οπίσθια και τον σπόνδυλο.
- Η διαφραγματική επιφάνεια έρχεται σε επαφή με το διάφραγμα και το σχήμα της είναι κοίλο. Επίσης, αποτελεί τη βάση του πνεύμονα [37, 38].

Η ανατομία των δύο πνευμόνων είναι παρόμοια, αλλά ασύμμετρη όπως παρατηρείται και στο Σχήμα 3.

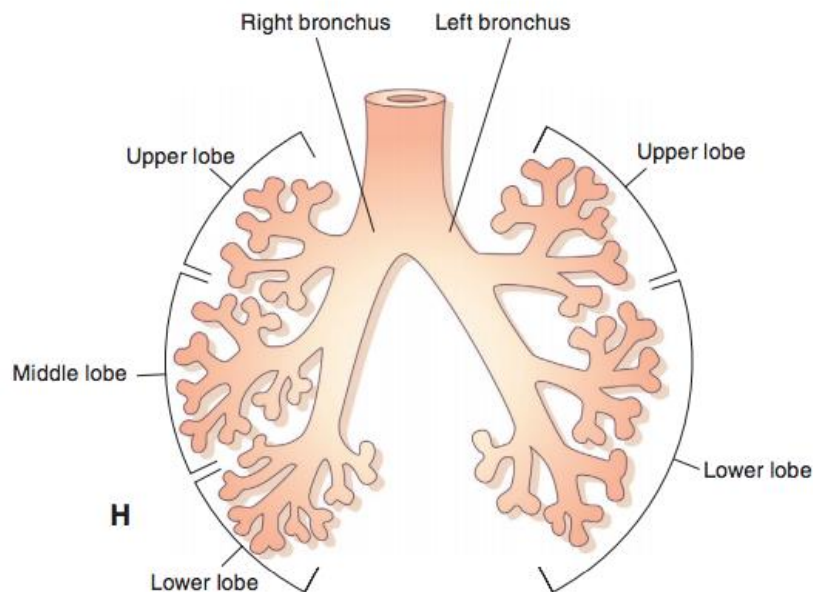
1. Ο δεξιός πνεύμονας είναι πιο ογκώδης, πιο βαρύς και αποτελείται από τρεις λοβούς, οι οποίοι είναι οι εξής: τον πάνω, τον μεσαίο και τον κάτω. Οι λοβοί αυτοί διαχωρίζονται

με δύο ρωγμές. Η μία βρίσκεται πλάγια και διαχωρίζει τον κάτω και τον μεσαίο λοβό και η άλλη οριζόντια και διαχωρίζει τον άνω και τον μεσαίο λοβό.

2. Αντίθετα, ο αριστερός πνεύμονας χωρίζεται μόνο σε δύο λοβούς τον άνω και τον κάτω. [37, 38].



Σχήμα 3: Δομή ανθρώπινου πνεύμονα [37].

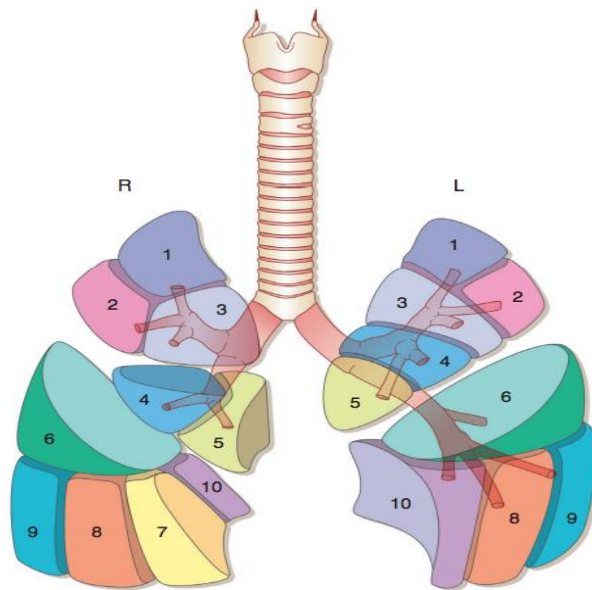


Σχήμα 4: Αναπαράσταση δομής πνεύμονα και βρόγχων, όπου οι βρόγχοι καταλήγουν σε κυψελίδες [37].

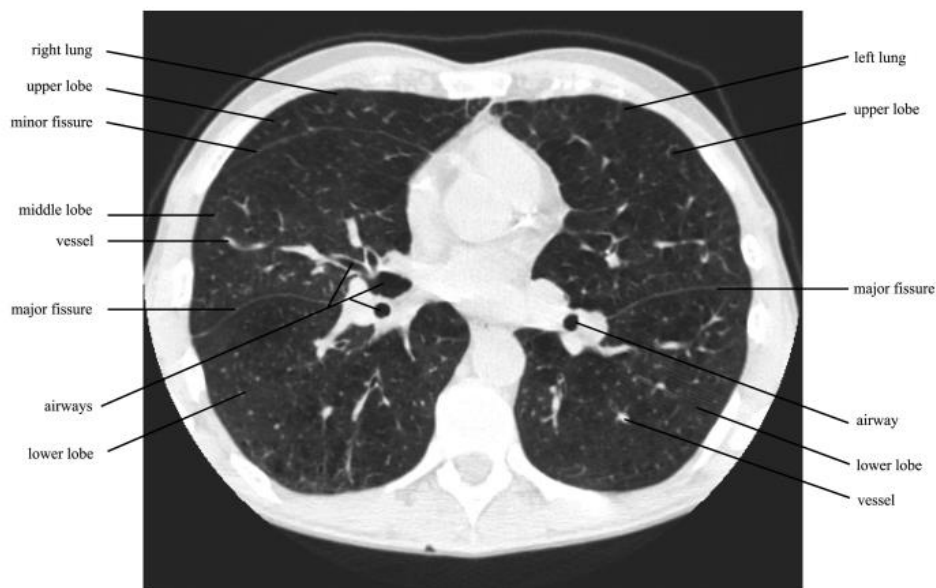
Επίσης, οι λοβοί των πνευμόνων διαιρούνται σε μικρότερα τμήματα και ονομάζονται βρογχοπνευμονικά τμήματα βλ. Σχήμα 5. Οι λοβοί αποτελούνται από ένα ή περισσότερα τμήματα με μέγιστο αριθμό το δέκα. Ο αριθμός των τμημάτων αυτών διαφέρει στον δεξί και αριστερό πνεύμονα. Ο δεξιός πνεύμονας αποτελείται από δέκα βρογχοπνευμονικά τμήματα και ο αριστερός από οκτώ με δέκα τμήματα, αναλόγως την διαίρεση του λοβού [38].

- Δεξιός πνεύμονας: Ο άνω λοβός αποτελείται από τρία τμήματα, ο μεσαίος από δύο και ο κάτω από πέντε τμήματα.

- Αριστερός πνεύμονας: Ο άνω λοβός αποτελείται από πέντε τμήματα και ο κάτω από τέσσερα με πέντε τμήματα.



Σχήμα 5: Αναπαράσταση βρογχοπνευμονικών τμημάτων σε κάθε πνεύμονα ξεχωριστά [38].



Σχήμα 6: Τομή αξονικής τομογραφίας με επισημασμένες ανατομικές δομές [38].

2.3 Παθήσεις του πνεύμονα

Οι πνευμονικές παθήσεις αποτελούν από τις πιο συχνές παθήσεις στην ιατρική στον κόσμο τόσο στις ανεπτυγμένες χώρες όσο και στις αναπτυσσόμενες. Οι παθήσεις αυτές εμποδίζουν την σωστή λειτουργία των πνευμόνων, καθώς δεν λαμβάνεται αρκετό οξυγόνο. Σε όλο τον κόσμο πάσχουν από πνευμονικές παθήσεις πάνω από δεκάδες εκατομμύρια άνθρωποι, ενώ στην Αμερική αποτελεί την τρίτη συχνότερη αιτία θανάτων [39].

Οι πνευμονικές παθήσεις και οι πνευμονοπάθειες γενικότερα είναι πολυάριθμες, περισσότερες από διακόσιες και προκαλούνται από διάφορους παράγοντες. Σε αυτούς τους παράγοντες ανήκουν οι περιβαλλοντικοί και γενετικοί παράγοντες. Άλλοι παράγοντες που δημιουργούν πνευμονοπάθειες είναι οι βακτηριακές, ιογενείς ή μυκητιασικές λοιμώξεις.

Οι πνευμονοπάθειες διακρίνονται στις εξής κατηγορίες:

- Ασθένειες των αεραγωγών (Airway diseases): Στις ασθένειες αυτές επηρεάζονται οι αεραγωγοί που μεταφέρουν τα αέρια από και προς τους πνεύμονες. Τέτοιες ασθένειες είναι το άσμα και η Χρόνια Αναπνευστική Πνευμονοπάθεια, (ΧΑΠ, COPD-ChronicObstructive Pulmonary disease) [40].
- Ασθένειες του πνευμονικού ιστού (Lung tissue diseases): Στις ασθένειες αυτές επηρεάζεται η δομή του πνευμονικού ιστού (Alveoli) και δημιουργείται φλεγμονή με αποτέλεσμα να μην μπορεί να ληφθεί το οξυγόνο από τους πνεύμονες και να απελευθερωθεί το διοξείδιο του άνθρακα. Τέτοιες ασθένειες είναι η πνευμονική ίνωση, η σαρκοείδωση, η πνευμονία, ο καρκίνος των πνευμόνων και το εμφύσημα στον πνεύμονα [41].
- Ασθένειες κυκλοφορίας πνευμόνων (Lung circulation diseases): Στις ασθένειες αυτές επηρεάζονται τα αιμοφόρα αγγεία των πνευμόνων και δημιουργούνται προβλήματα όπως πήξη αίματος και φλεγμονές στα αιμοφόρα αγγεία. Μία τέτοια ασθένεια είναι η πνευμονική υπέρταση [40].

Ωστόσο, οι πιο συχνές πνευμονοπάθειες είναι: το άσμα, η οξεία βρογχίτιδα, η κυστική ίνωση, το εμφύσημα, η πνευμονία, η φυματίωση, το πνευμονικό οίδημα και ο καρκίνος του πνεύμονα[42]. Η πνευμονική πάθηση που πραγματεύεται σε αυτή την εργασία είναι πνευμονία.

2.3.1 Πνευμονία

Η πνευμονία είναι η πιο κοινή λοίμωξη του αναπνευστικού συστήματος του ανθρώπου και επηρεάζει τόσο τις κυψελίδες όσο και τους αεραγωγούς του πνευμονικού ιστού. Η πνευμονία αποτελεί αποτέλεσμα μόλυνσης από διάφορα μικρόβια ή ιούς. Συναντάται σε όλες τις ηλικιακές ομάδες και μπορεί να είναι βραχυπρόθεσμη ή μακροπρόθεσμη [43]. Επίσης, στις αναπτυσσόμενες χώρες αποτελεί την κυριότερη αιτία θανάτου όχι μόνο μικρών παιδιών αλλά και ηλικιωμένων. Σύμφωνα με τον ΠΟΥ (Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας-WHO) κάθε χρόνο νοσούν από πνευμονία περίπου 450 εκατομμύρια άνθρωποι, ενώ περίπου τα 4 εκατομμύρια από αυτούς (~7%) πεθαίνουν [44]. Η πνευμονία διαχωρίζεται σε πνευμονία που 1) αποκτήθηκε από την κοινότητα (CAP) όπου αποτελεί και την πιο συχνή πνευμονία, 2) από το νοσοκομείο (HAP), 3) από εγκαταστάσεις υγειονομικής περίθαλψης (HCAP) ή 4) από συσχετισμό με αναπνευστήρα (VAP) [45].

- CAP: Προκαλείται από Στρεπτόκοκκους, Σταφυλόκοκκο, Χλαμμύδια, Haemophilus influenzae,, Μυκόπλασμα (βακτήριο) και ιογενή λοίμωξη.
- HCAP-HAP-VAP: Προκαλείται από Σταφυλόκοκκο, Enterobacterales βακτήριο και Acinetobacter [45].

Επίσης, πολλοί είναι οι μικροοργανισμοί που σχετίζονται με την πνευμονία με κυριότερη σημασία αυτή των ιών ως παθογόνοι [44].

Οι ασθενείς που πάσχουν από αναπνευστική λοίμωξη ή πνευμονία διενεργούν συγκεκριμένες διαγνωστικές εξετάσεις τόσο εργαστηριακές όσο και μη. Αυτές οι εξετάσεις διενεργούνται, καθώς πρέπει να προσδιοριστεί η αιτία και η σοβαρότητα της λοίμωξης. Οι εργαστηριακές εξετάσεις περιλαμβάνουν διαδικασίες, όπως είναι οι αναλύσεις αίματος, όπου απαιτείται η λήψη δείγματος αίματος από τον ασθενή και στην συνέχεια το δείγμα επεξεργάζεται στο εργαστήριο. Οι μη εργαστηριακές διεργασίες αποτελούνται από τεχνικές ανάλυσης εικόνων με τη βοήθεια του υπολογιστή. Τέτοιες τεχνικές είναι ακτινογραφία θώρακα (X-ray) και αξονική τομογραφία(CT), οι οποίες καταγράφουν και ελέγχουν την περιοχή των πνευμόνων [46]. Τα πλεονεκτήματα αυτών των μεθόδων είναι ότι είναι ταχύτερες και ευκολότερες για την διάγνωση της πνευμονίας [47].

2.3.2 Πνευμονία Covid-19

Η νόσος Coronavirus 2019 (COVID-19), προκαλείται από τον ιό Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2), έκανε την εμφάνισή της τον Δεκέμβριο του 2019 στην Γουχάν της Κίνας και αποτελεί την σημαντικότερη κρίση δημόσιας υγείας που έχει αντιμετωπίσει πρόσφατα η κοινωνία μας. Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (ΠΟΥ-WHO) η Covid-19 έχει μολύνει περισσότερους από 62 εκατομμύρια ανθρώπους και πάνω από μισό εκατομμύριο έχει πεθάνει. Η συγκεκριμένη νόσος έχει κηρυχθεί από τον ΠΟΥ ως πανδημία [48].

Η Covid-19 επηρεάζει κυρίως το αναπνευστικό σύστημα και συνήθως οι ασθενείς πάσχουν από πνευμονία. Η ασθένεια αυτή εμφανίζεται με διάφορους ποικίλους τρόπους και ο ασθενής μπορεί είτε να είναι ασυμπτωματικός, δηλαδή να μην εμφανίσει συμπτώματα, είτε να πάσχει από οξεία πνευμονία[48].

Χαρακτηριστικά όπως η υψηλή μεταδοτικότητα, η ταχεία μετάλλαξη, η έλλειψη γενικής ανοσίας του πληθυσμού και η υψηλή περίοδος επώασης την καθιστούν επικίνδυνη και θανατηφόρο νόσο [48]. Η ανίχνευση της Covid-19 πραγματοποιείται μέσω ενός εργαλείου το RT-PCR test (έλεγχος σε πραγματικό χρόνο αντίστροφης μεταγραφής αλυσιδωτής αντίδρασης πολυμεράσης). Ωστόσο, παρά το γεγονός ότι ο συγκεκριμένος έλεγχος είναι ιδιαίτερα εξειδικευμένο, η ευαισθησία του RT-PCR μπορεί να ποικίλλει σε μεγάλο βαθμό ανάλογα με το χρόνο έναρξης των συμπτωμάτων καθώς και τη μέθοδο δειγματοληψίας. Επιπλέον, το συγκεκριμένο τεστ είναι αρκετά χρονοβόρο και χρειάζονται περίπου 4 με 6 ώρες για να βγει το αποτέλεσμα [49].

Η δεύτερη μέθοδος ανίχνευσης της Covid-19 είναι με την χρήση εργαλείων ιατρικής απεικόνισης. Αυτά τα εργαλεία παίζουν σημαντικό ρόλο, καθώς μπορούν όχι μόνο να απεικονίσουν ορισμένες μολυσματικές περιοχές στον πνεύμονα που σχετίζονται με την Covid-19 αλλά και να αξιολογήσουν το στάδιο και την εξέλιξη της πνευμονίας [50, 51].

2.4 Τεχνικές ιατρικής απεικόνισης

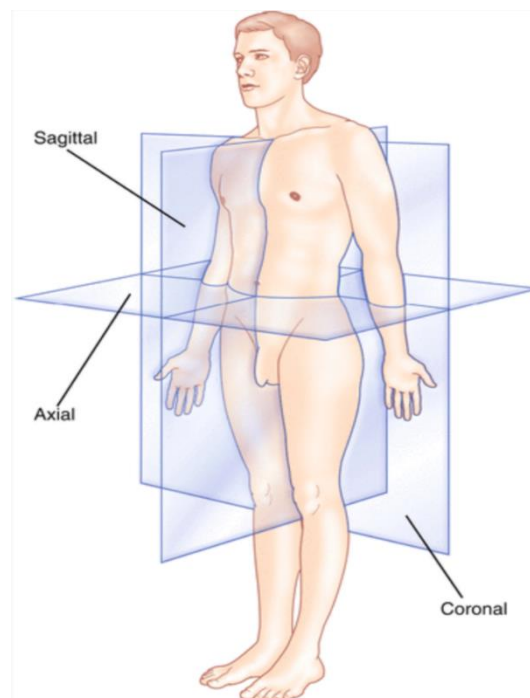
Οι ιατρικές εικόνες αποτελούν ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία για την ανίχνευση και την διάγνωση διαφόρων πνευμονικών παθήσεων, την σοβαρότητα της νόσου και τον σχεδιασμό της θεραπείας. Η ιατρική απεικόνιση είναι μια ευρεία έννοια και περιλαμβάνει τεχνικές βλ. Σχήμα 7 όπως ακτινογραφία θώρακος (X-ray), η αξονική τομογραφία (CT), η μαγνητική

τομογραφία (MRI), η τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (PET), το υπερηχογράφημα και το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EGG) [52].

Medical Imaging Modalities	Descriptions
Mammograms	A tool for diagnosis and screening of human breast examination by finding low-energy x-ray images.
Computed Tomography	With help of computer, many different angled x-ray images are produced for cross-section image of a particular area. It allows experts to see inside the human body without cutting it.
Magnetic Resonance Imaging	A medical imaging technique for anatomy or physiological processes of the body for observation of health and disease. Other techniques falls in this category are nuclear magnetic resonance imaging, and magnetic resonance tomography.
Electroencephalography	This tool is used to record electrical activities of the brain by electrophysiological monitoring method.
Electrocardiography	This tool measures the electrical activity in the heart and its recording as a visual trace with use of electrodes placed on the skin of the limbs and chest.
Endoscopy	Endoscope is used to examine the interior of hollow organ or cavity of the body. This instrument is directly inserted in human organ for examination.
Electrograph	Electrograph maps the elastic properties of soft tissues. This will give diagnostic details of a tissue, like cancerous tumors is there in tissues or not.
Magneto encephalography	Magneto encephalography is a neuroimaging technique that maps brain activities by recording magnetic fields produced by electrical currents occurring naturally in the brain.
Tactile Imaging	Translating the sense of touch into a digital image. It is otherwise known as stress imaging, mechanical imaging or computerized palpation.

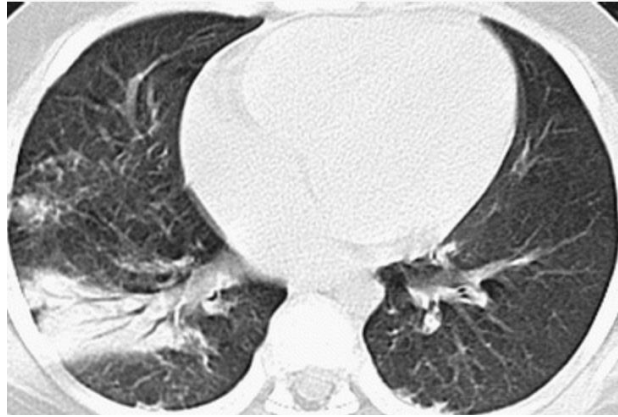
Σχήμα 7: Μέθοδοι ιατρικής απεικόνισης [52].

Επιπλέον, στην ιατρική απεικόνιση υπάρχουν τρεις διαφορετικοί προσανατολισμοί απεικόνισης: η αξονική, η στεφανιαία και η οβελιαία όπως απεικονίζεται και στο Σχήμα7.



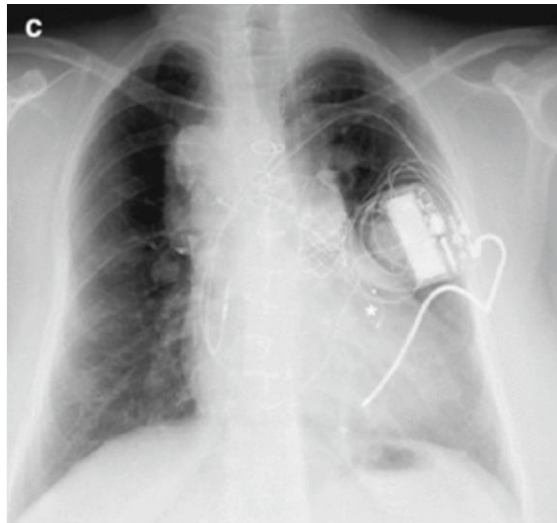
Σχήμα 8: Οι τρεις προσανατολισμοί της ιατρικής απεικόνισης του ανθρώπινου σώματος [54].

- **Αξονική (axial):** Ο αξονικός προσανατολισμός αναφέρεται στο επίπεδο X-Z που διαιρεί το ανθρώπινο σώμα σε ανώτερες και κατώτερες θέσεις, δηλαδή, το κεφάλι και τα πόδια. Κάθε εικόνα σε αξονικό προσανατολισμό είναι παρόμοια με μια οριζόντια φέτα όπως παρατηρούμε και από το Σχήμα 8 [54].



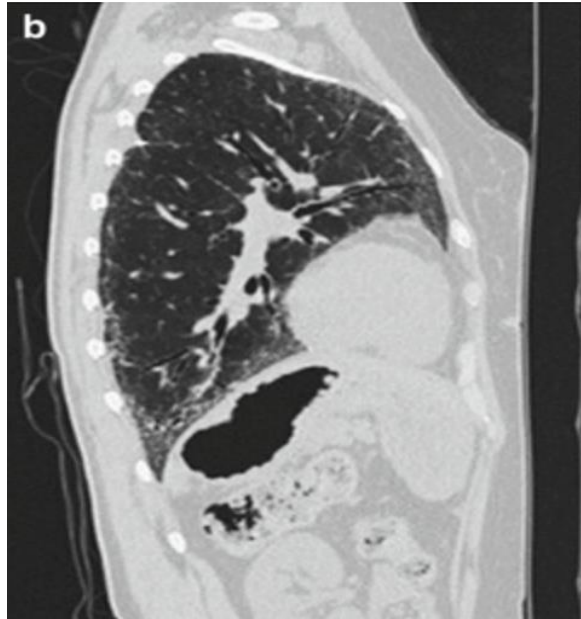
Σχήμα 9: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε αξονική όψη [54].

- **Στεφανιαία (coronal):** Ο στεφανιαίος προσανατολισμός αναφέρεται στο επίπεδο X-Y που παραμένει κάθετο στο έδαφος και διαιρεί το ανθρώπινο σώμα σε εμπρός και πίσω φέτες, (μετωπική όψη) Σχήμα 9 [54].



Σχήμα 10: Ακτινογραφία θώρακος (X-ray) σε μετωπική όψη [54].

- **Οβελιαία (sagittal):** Ο οβελιαίος προσανατολισμός αναφέρεται στο επίπεδο Y – Z και συνήθως αναφέρεται ως πλάγια όψη. Είναι κάθετο στο έδαφος και διακρίνει την αριστερή και τη δεξιά πλευρά του σώματος βλ. Σχήμα 10 [54].



Σχήμα 11: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε πλάγια όψη [54].

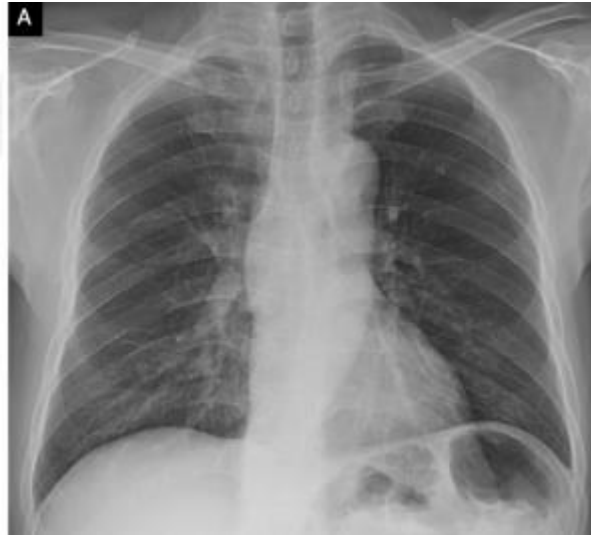
2.4.1 Ακτινογραφία (X-ray)

Η ακτινογραφία αποτελεί την πιο κοινή τεχνική ιατρικής απεικόνισης και χρησιμοποιεί ποσότητα ακτινοβολίας-ακτίνες X. Η δημιουργία μιας ακτινογραφίας πραγματοποιείται όταν αρνητικά φορτισμένα ηλεκτρόδια θερμαίνονται από ηλεκτρισμό και παράγουν ενέργεια. Κατά τη διάρκεια της ακτινογραφίας, οι ακτίνες X κατευθύνονται προς το σώμα και συγκεκριμένα προς το όργανο-στόχο και στην συνέχεια δημιουργείται η 2D εικόνα.

Για την παραγωγή μιας ακτινογραφίας ο ασθενής τοποθετείται στο αντίστοιχο μηχάνημα και το σώμα του ασθενή βρίσκεται μεταξύ της πηγής ακτινών X και του ανιχνευτή ακτινών X. Έτσι, οι ακτίνες X διασκορπίζονται στο σώμα και οι ποσότητες που απορροφώνται είναι διαφορετικές και εξαρτώνται από την πυκνότητα των οστών των οποίων διέρχονται. Οι ιστοί με υψηλή πυκνότητα όπως τα οστά απορροφούν εύκολα ακτίνες X και απεικονίζονται σαν μια λευκή εικόνα με υψηλή αντίθεση, ενώ εκείνοι με πολύ χαμηλή πυκνότητα όπως το λίπος και οι μύες εμφανίζονται σε αποχρώσεις του γκρι και του μαύρου. Με την ακτινογραφία θώρακος μπορούμε να δούμε το μπροστινό, το πίσω και το πλαϊνό μέρος του στήθους [54].

Η ακτινογραφία είναι μία μέθοδος εύκολα προσβάσιμη, γρήγορη, οικονομική και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη διάγνωση πολλών καταστάσεων όπως το κάταγμα των οστών, ο καρκίνος ή η πνευμονία. Ωστόσο, η υπερβολική έκθεση σε ακτίνες X μπορεί να προκαλέσει διάφορα δερματικά εγκαύματα ή ακόμα και καρκίνο και επιπλέον η εικόνα που δημιουργείται είναι διςδιάστατης μορφής [52].

Επίσης, αποτελεί την πιο συχνή μέθοδο διάγνωσης Covid-19, ωστόσο στα πρώτα στάδια της νόσου η ευαισθησίας είναι περιορισμένη, καθώς η εμφάνιση των πνευμόνων φαίνεται φυσιολογική [53].



Σχήμα 12: Ακτινογραφία θώρακος (X-ray) σε μετωπική όψη [53].

2.4.2 Αξονική τομογραφία (CT)

Η αξονική τομογραφία ή αλλιώς Computer Tomography είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος τύπου ακτινογραφίας για τη δημιουργία εικόνας. Χρησιμοποιεί και αυτή ιοντίζουσα ακτινοβολία X, αλλά παρέχει μια πιο λεπτομερή και υψηλής ευκρίνειας τρισδιάστατη εικόνα (3D) από διάφορες γωνίες λήψης. Ωστόσο, ο ασθενής εκτίθεται σε μεγαλύτερη ποσότητα ακτινοβολίας [52]. Οι πυκνότητες των ιστών στο CT μετριοούνται σε μονάδες Hounsfield (HU). Οι ιστοί με χαμηλή πυκνότητα, όπως το λίπος και οι μύες, και επομένως χαμηλό HU απεικονίζονται με μαύρο χρώμα στην εικόνα CT όπως για παράδειγμα το Σχήμα 12. Όσο πιο χαμηλή η πυκνότητα τόσο πιο έντονο είναι το μαύρο χρώμα στην εικόνα [54].

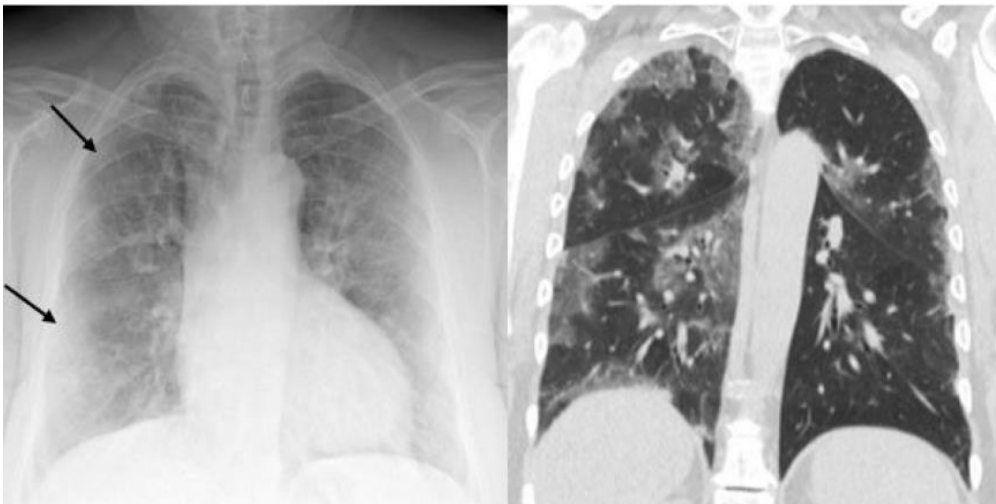
Για την δημιουργία μιας αξονικής τομογραφίας ο ασθενής ξαπλώνει σε ένα κρεβάτι το οποίο μετακινείται αργά προς τον σαρωτή CT. Εκεί, ο σωλήνας ακτινών X και η κάμερα κινούνται γύρω από τον ασθενή κατά 360° , τον σαρώνουν και διοχετεύουν ακτίνες X σε όλο το σώμα. Οι ακτίνες X ανιχνεύονται από τον ανιχνευτή και με μορφή σήματος μεταδίδονται στον υπολογιστή, δημιουργώντας έτσι μια σειρά εικόνων σε πολλαπλά επίπεδα από διάφορες γωνίες [54]. Επιπλέον, πριν την σάρωση και αναλόγως το όργανο-στόχο ενδέχεται να χορηγηθεί στον ασθενή ένα υλικό αντίθεσης, σκιαγραφικό, είτε από την στοματική κοιλότητα είτε ενδοφλέβια [52]. Μία τυπική αξονική τομογραφία θώρακος μπορεί να περιέχει έως και 400 φέτες, όπου κάθε φέτα είναι ένα πλαίσιο 512×512 pixels.

Η υπολογιστική τομογραφία αποτελεί μια απεικόνιση με καλή ευκρίνεια αντίθεσης μεταξύ των ιστών, γρήγορη και με καλή αξιολόγηση απεικόνισης της ασθένειας σε όλα της τα στάδια. Ωστόσο, σε σχέση με την ακτινογραφία αποτελεί ακριβότερη μέθοδος και αυτό συμβαίνει εξαιτίας του υψηλού κόστους απόκτησης και συντήρησης ενός σαρωτή CT. Ένα ακόμα μειονέκτημα αποτελεί η ποσότητα της ακτινοβολίας, καθώς υπάρχει η πιθανότητα καρκινογένεσης [54].

Όσον αφορά την Covid-19 η υπολογιστική τομογραφία παρέχει μια πολύ λεπτομερή εικόνα του πνεύμονα ακόμα και σε πρώιμα στάδια, καθώς απεικονίζονται όλες οι μολυσμένες περιοχές. Για αυτό τον λόγο αποτελεί βασική διαγνωστική διαδικασία για ασθενείς με Covid-19 [55].



Σχήμα 13: Υπολογιστική τομογραφία (CT) του θώρακα σε αξονική όψη [53].



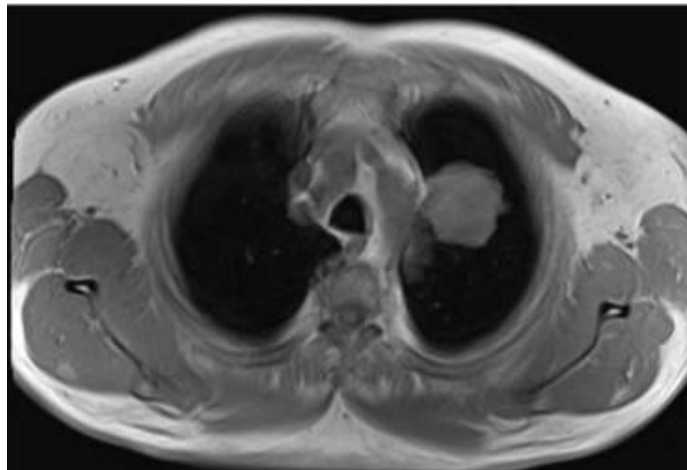
Σχήμα 14: Σύγκριση απλής ακτινογραφίας (αριστερά) με υπολογιστική τομογραφία(δεξιά) σε ασθενή με COVID-19 [56].

2.4.3 Μαγνητική Τομογραφία (MRI)

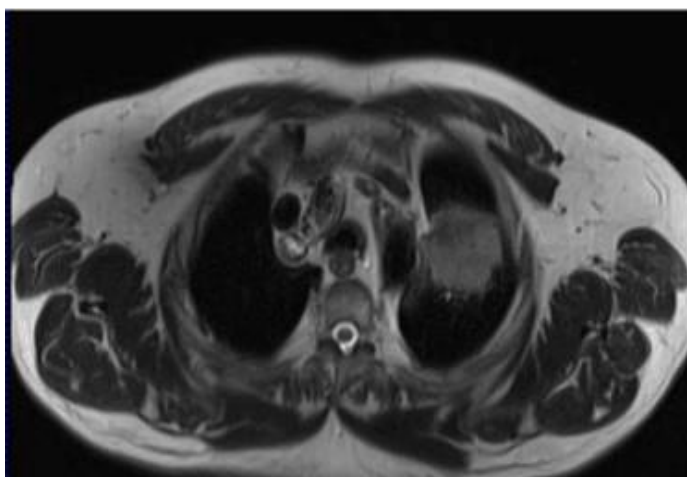
Η μαγνητική τομογραφία ή αλλιώς Magnetic Resonance Imaging είναι μία μέθοδος απεικόνισης εσωτερικών οργάνων που παράγει τρισδιάστατες ανατομικές εικόνες. Στη μέθοδο χρησιμοποιείται ένας μαγνήτης συνήθως 1,5 Tesla και καταγράφονται μεταβαλλόμενα μαγνητικά πεδία. Ειδικότερα, χρησιμοποιούνται μαγνήτες από 1,5 έως 11 Tesla που παράγουν ισχυρό μαγνητικό πεδίο και διεγείρουν σήμα από το αντικείμενο χρησιμοποιώντας μαγνητικά πεδία και παλμούς ραδιοσυχνότητας.

Η μαγνητική τομογραφία αποτελεί την καταλληλότερη μέθοδο για την απεικόνιση των μη οστικών μερών ή των μαλακών ιστών του σώματος και διαφέρει από την αξονική τομογραφία (CT) και την ακτινογραφία (X-ray), καθώς δεν χρησιμοποιεί την ιονίζουσα ραδιενεργό ακτινοβολία των ακτίνων X που είναι επιβλαβής για τον ανθρώπινο οργανισμό. Ωστόσο, η απεικόνιση MRI καταγράφει υψηλότερα επίπεδα θορύβου και αυτό την καθιστά δυσκολότερη για επεξεργασία. Επιπλέον, η εξέταση έχει διάρκεια περίπου 20 με 40 λεπτά. Για την εξέταση αυτή χρησιμοποιείται σκιαγραφική ουσία είτε ενδοφλέβια είτε από την στοματική κοιλότητα και αποτελείται από παραμαγνητικά ιόντα.

Αυτή η απεικονιστική μέθοδος μπορεί να δώσει διαφορετικά είδη εικόνων με βάση την ακολουθία παλμών την T1 και την T2 και οι εικόνες που παράγονται είναι υψηλής ποιότητας. Ωστόσο υπάρχουν κάποιες περιπτώσεις οι οποίες περιορίζουν αυτή τη μέθοδο απεικόνισης. Ένας τέτοιος περιορισμός αποτελεί η εγκυμοσύνη κυρίως του 2 με 3 πρώτους μήνες, καθώς τότε γίνεται η ανάπτυξη των οργάνων του εμβρύου. Επίσης, η κλειστοφοβία αποτελεί τον σημαντικότερο παράγοντα περιορισμού, αφού ένας ασθενής με κλειστοφοβία μπορεί κατά τη διάρκεια της εξέτασης να πάθει κρίση πανικού ή να αγχωθεί [57].



Σχήμα 15: Απεικόνιση μαγνητικής τομογραφίας πνεύμονα T1 σε αξονική όψη [57].



Σχήμα 16: Απεικόνιση μαγνητικής τομογραφίας πνεύμονα T2 σε αξονική όψη [57].

2.5 Επεξεργασία εικόνας

Μετά την λήψη των εικόνων κρίνεται απαραίτητη η ανάλυσή τους για την εξαγωγή των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας αποτελεί πλέον μία από τις πιο σημαντικές διαδικασίες σε τομείς όπως η υγεία, η εγκληματολογία, τα συστήματα ελέγχου κ.λπ. Στάδια όπως η λήψη εικόνας, η προ-επεξεργασία εικόνας, η τμηματοποίηση εικόνας, η περιγραφή εικόνας και η ερμηνεία εικόνα αποτελούν τα διάφορα στάδια της ψηφιακής επεξεργασία εικόνας.

2.5.1 Λήψη εικόνας

Το πρώτο στάδιο για την ψηφιακή επεξεργασία της εικόνας το αποτελεί η λήψη εικόνας και αυτό πραγματοποιείται με την λήψη μιας εικόνας από μία πηγή. Μία τέτοια πηγή είναι διάφορες συσκευές όπως αξονική τομογράφοι, οι οποίες περιλαμβάνουν κάμερες, σαρωτές και αισθητήρες.

2.5.2 Προ-επεξεργασία εικόνας

Η προ επεξεργασία εικόνας αποτελεί ένα από τα πιο σημαντικά βήματα, καθώς το αποτέλεσμα των επόμενων βημάτων εξαρτάται από αυτό. Αυτό το στάδιο περιλαμβάνει μεθόδους όπως η αφαίρεση θορύβου και η κανονικοποίηση. Η αφαίρεση του θορύβου δεν βοηθά μόνο στην βελτίωση της ποιότητας της οπτικής εικόνας, αλλά και στο αποτέλεσμα άλλων διαδικασιών όπως η τμηματοποίηση και η ανίχνευση και η βελτίωση των ακμών.

2.5.3 Τμηματοποίηση ιατρικής εικόνας

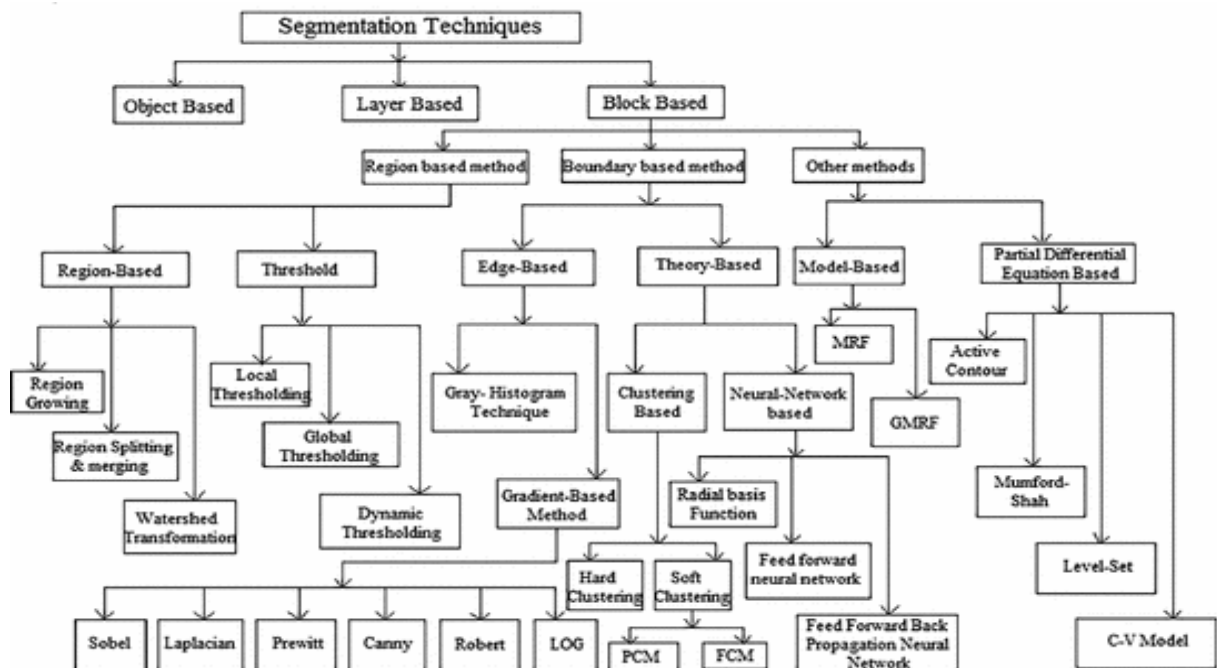
Τμηματοποίηση εικόνας (image segmentation) είναι μία από τις σημαντικότερες διαδικασίες στην επεξεργασία εικόνας και είναι η διαδικασία η οποία διαχωρίζει και διαιρεί την εικόνα σε ένα σύνολο περιοχών ή αντικειμένων. Κάθε εικόνα αποτελείται από εικονοστοιχεία ομοιόμορφα και μη. Η κατάτμηση λοιπόν των εικόνων πραγματοποιείται με βάση την ομοιογένεια και την ασυνέχεια. Όσον αφορά την ομοιογένεια προσδιορίζονται παρόμοιες περιοχές, ομαδοποιούνται για παράδειγμα σύμφωνα με το χρώμα ή την υφή και τμηματοποιούνται με την χρήση κατωφλίου, ενώ στην περίπτωση της ασυνέχειας η τμηματοποίηση προκύπτει από τις απότομες αλλαγές στην ένταση όπως για παράδειγμα είναι οι άκρες [1]. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για την εξαγωγή πληροφοριών και περιοχών ενδιαφέροντος για την καλύτερη διάγνωση μιας ασθένειας. Πιο συγκεκριμένα, αυτή η μέθοδος μπορεί να εντοπίσει και να απομονώσει οποιοδήποτε παθολογικό αντικείμενο ή περιοχή όπως είναι η πνευμονία και στην συνέχεια να αναλυθεί και να προταθεί η αντίστοιχη θεραπεία. Η κατάτμηση λοιπόν των ιατρικών εικόνων μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε χειροκίνητα είτε μέσω υπολογιστών. Ωστόσο, η χειροκίνητη τμηματοποίηση είναι χρονοβόρα και κουραστική, για αυτό τον λόγο είναι απαραίτητη η χρήση αυτόματων και αποτελεσματικών τεχνικών με την βοήθεια υπολογιστών όρασης [2]. Στη βιβλιογραφία υπάρχουν πάρα πολλοί αλγόριθμοι τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων, ωστόσο απαραίτητη κρίνεται η κατηγοριοποίηση τους σε ομάδες, σύμφωνα με τα διάφορα κριτήρια και παραμέτρους που χρησιμοποιούν [3].

2.6 Μέθοδοι τμηματοποίησης εικόνων

Αυτό το Κεφάλαιο περιέχει μια αναλυτική περιγραφή των τεχνικών τμηματοποίησης όπως περιγράφονται στο Σχήμα 16. Αρχικά οι κατηγορίες στις οποίες ταξινομούνται είναι τρεις: η μέθοδος αντικειμένων, η μέθοδος των επιπέδων και του μπλοκ. Η πρώτη τεχνική βασίζεται στην κατάτμηση βάσει αντικειμένου, σύμφωνα με την οποία η κατάτμηση της εικόνας γίνεται με βάση τα όρια του αντικειμένου. Η δεύτερη κατηγορία διαιρεί την εικόνα σε πολλά επίπεδα τα οποία διακρίνονται στο προσκήνιο, τη μάσκα και το φόντο. Και η τελευταία τεχνική αυτή

των μπλοκ διαιρεί την εικόνα σε ορθογώνια μπλοκ. Η μέθοδος των μπλοκ αποτελεί την πιο χρησιμοποιούμενη μέθοδο και αξιοποιεί χαρακτηριστικά όπως η ένταση, το ιστόγραμμα και το χρώμα [4].

Η μέθοδος λοιπόν του μπλοκ βασίζεται στα χαρακτηριστικά της ομοιότητας και στην ασυνέχεια. Όσον αφορά την ομοιότητα προσδιορίζονται παρόμοιες περιοχές, ομαδοποιούνται για παράδειγμα σύμφωνα με το χρώμα ή την υφή και τμηματοποιούνται, ενώ στην περίπτωση της ασυνέχειας η τμηματοποίηση προκύπτει από τις απότομες αλλαγές στην ένταση της εικόνας όπως για παράδειγμα είναι οι άκρες ή διάφορες γωνίες. Τέλος, σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται λεπτομερώς ποικίλες κατηγορίες και τεχνικές τμηματοποίησης ιατρικής εικόνας όπως δείχνει και το Σχήμα 17.



Σχήμα 17: Τεχνικές τμηματοποίησης εικόνας [4].

2.6.1 Μέθοδοι τμηματοποίησης με βάση την περιοχή (Region based)

Αυτή η μέθοδος είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος στην κατάτμηση ιατρικής εικόνας. Αυτές οι τεχνικές είναι συνήθως απλούστερες και βασίζονται στην ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων βάσει ορισμένων κριτηρίων. Ειδικότερα, πραγματοποιείται διαχωρισμός της εικόνας σύμφωνα με διάφορες ομοιογενείς περιοχές στις οποίες γειτονικά εικονοστοιχεία με παρόμοια χαρακτηριστικά όπως η ένταση και το χρώμα ομαδοποιούνται. Οι περιοχές αναπτύσσονται σταδιακά και το αρχικό εικονοστοιχείο προσδιορίζεται με συντεταγμένες. Η επιλογή του αρχικού εικονοστοιχείου γίνεται σύμφωνα με το πρόβλημα που υπάρχει κάθε φορά. Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι τεχνικές [4]:

- **Ανάπτυξη περιοχής (Region growing)**

Η βασική ιδέα αυτής της τεχνικής βασίζεται στην συγκέντρωση όλων των εικονοστοιχείων με παρόμοια χαρακτηριστικά σε μια περιοχή. Ως είσοδος λαμβάνεται ένα σύνολο εικονοστοιχείων και για αυτό τον λόγο χρησιμοποιείται για την τμηματοποίηση μεγαλύτερων περιοχών. Το δυσκολότερο κομμάτι αποτελεί η επιλογή των αρχικών εικονοστοιχείων και στην συνέχεια χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά

τους για να βρεθεί η ομοιότητα χαρακτηριστικών γειτονικών εικονοστοιχείων. Για παράδειγμα αν θέλουμε ανάπτυξη περιοχής με βάσει την ένταση τότε τα εικονοστοιχεία που έχουν την ελάχιστη διαφορά με μια συγκεκριμένη περιοχή προσαρτίζονται σε αυτή την περιοχή [3,4].

- **Μετασχηματισμός λεκάνης απορροής (Watershed transformation)**

Αυτή η μέθοδος αποτελεί μία δημοφιλή μέθοδο και προτάθηκε από τους Vincent και Soille το 1991. Σε αυτή τη μέθοδο μια εικόνα γκρι επιπέδου θεωρείται ως τοπογραφικό ανάγλυφο και το υψόμετρο βρίσκεται από την ένταση των εικονοστοιχείων σε κλίματα του γκρι. Η εικόνα έχει διάφορες κορυφές και κοιλάδες. Τα εικονοστοιχεία που είναι φωτεινά αντιπροσωπεύουν τις κορυφές και τα σκοτεινά τις κοιλάδες. Αυτή η τεχνική είναι εμπνευσμένη από την απορροή νερού που συμβαίνει στις λεκάνες με την πιο διάσημη αυτή που συμβαίνει από κάτω προς τα πάνω και οι οντότητες ρέουν προς το πλησιέστερο ελάχιστο. Η τεχνική αυτή ενώ αποτελεί μια εύκολη και αποτελεσματική μέθοδο δεν χρησιμοποιείται σε εικόνες με έντονη υφή, καθώς δημιουργείται το πρόβλημα του over segmentation [5].

2.6.2 Αυτόματη Κατωφλίωση (Auto-Threshold)

Η αυτόματη κατωφλίωση θεωρείται η πιο απλή μέθοδος τμηματοποίησης μιας εικόνας σε επίπεδο κλίμακας γκρι. Ως κατώφλι ορίζονται διάφορες τιμές οι οποίες λαμβάνονται από το ιστόγραμμα της κάθε εικόνας και το επιλεγμένο κάθε φορά κατώφλι διαχωρίζει την εικόνα σε τμήματα όπως το φόντο και το προσκήνιο. Πιο συγκεκριμένα, τα εικονοστοιχεία κάθε εικόνας συγκρίνονται με ένα συγκεκριμένο κατώφλι που ορίστηκε σε κάποιες περιοχές και αν η τιμή των εικονοστοιχείων είναι μικρότερη από αυτό το όριο κατώφλι αντιμετωπίζονται ως φόντο, διαφορετικά ως προσκήνιο. Η έξοδος είναι μια δυαδική (ασπρόμαυρη) εικόνα με τιμές 0 και 1, οι οποίες προκύπτουν σύμφωνα με την σύγκριση με τιμή του αυτόματου κατωφλίου. Η κατάτμηση μιας εικόνας με αυτόματο κατώφλι μπορεί να είναι είτε τοπική είτε καθολική. Ειδικότερα, η τοπική κατωφλίωση αποτελεί μια τεχνική που αποτελείται από πολλαπλά κατώφλια και μπορεί να διαιρεί την εικόνα σε πολλαπλές περιοχές, ενώ η καθολική κατωφλίωση αποτελείται από ένα κατώφλι και τμηματοποιεί την εικόνα σε δύο μόνο περιοχές. Κάποιες ενδεικτικές γνωστές τεχνικές στη βιβλιογραφία είναι η μέθοδος Otsu, η μέγιστη εντροπία Karur και η μέση τιμή [4].

- **Μέθοδος Otsu:** Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή αλλιώς ως μέθοδος μέγιστων διακυμάνσεων και αποτελεί την συχνότερη τεχνική αυτόματης κατωφλίωσης. Η μέθοδος βασίζεται στο ιστόγραμμα κάθε εικόνας καθώς το χρησιμοποιεί για την εύρεση του κατάλληλου κατωφλίου που θα διαχωρίσει την εικόνα. Σκοπός της μεθόδου Otsu λοιπόν είναι η εύρεση του κατωφλίου που μεγιστοποιεί την διακύμανση εντός μιας ομάδας. Η τεχνική αυτή θα αναλυθεί πιο λεπτομερώς παρακάτω στο Κεφάλαιο 4 [65].
- **Μέγιστη εντροπία Karur:** Η μέθοδος αυτή είναι μια μη παραμετρική μέθοδος που βασίζεται στην εντροπία του ιστογράμματος της εικόνας και στην κατανομή των πιθανοτήτων του ιστογράμματος της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, αυτή η τεχνική έχει ως στόχο την εύρεση του βέλτιστου κατωφλίου που μεγιστοποιεί την συνολική εντροπία. Η μέθοδος αυτή επίσης θα αναλυθεί αναλυτικότερα στο Κεφάλαιο 4 [68].
- **Μέση τιμή:** Η μέθοδος αυτή βασίζεται στον υπολογισμό της μέσης τιμής των εικονοστοιχείων μιας εικόνας. Το αυτόματο κατώφλι λοιπόν είναι η τιμή της μέσης τιμής [78].

- **Μέθοδος Sauvola:** Η μέθοδος αυτή υπολογίζει ένα τοπικό κατώφλι για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας χρησιμοποιώντας μαθηματικούς τύπους που υπολογίζουν την τοπική μέση τιμή και την τοπική τυπική απόκλιση [79].

2.6.3 Μέθοδοι τμηματοποίησης με βάσει τις ακμές (Edge based segmentation)

Οι μέθοδοι βασίζονται στις ακμές βασίζονται ουσιαστικά σε κάποιο χαρακτηριστικό ασυνέχειας κάποιου εικονοστοιχείου όπως είναι η ασυνέχεια της τιμής της έντασης του επιπέδου γκρι. Η κατάτμηση των εικόνων πραγματοποιείται σε περιοχές που παρατηρείται αλλαγή της έντασης της εικόνας. Στόχος είναι ο εντοπισμός ακμών, σημείων και γραμμών στην εικόνα [4].

- **Μέθοδος με βάσει το ιστόγραμμα (Gray Histogram technique):**

Η μέθοδος αυτή βασίζεται στο ιστόγραμμα και στα επίπεδα έντασης κάθε εικονοστοιχείου. Πιο συγκεκριμένα, η τιμή του κατωφλίου βασίζεται στα όρια των τιμών έντασης που απεικονίζονται στο ιστόγραμμα [4].

- **Με βάσει την κλίση (Gradient based):**

Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί την μέθοδο της παραγώγου για να ανιχνεύσει τις ακμές σε μία εικόνα, παρόλο που η τεχνική της παραγώγου είναι αρκετά ευαίσθητη στον θόρυβο. Η παράγωγος πρώτης τάξης υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την κλίση, ενώ η παράγωγος δεύτερης τάξης υπολογίζεται με τη μέθοδο Laplace. Ειδικότερα, η πρώτη παράγωγος χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό των ακμών όταν η μετάβαση του χρώματος είναι από σκούρο σε φωτεινό, ενώ η δεύτερη παράγωγος από φωτεινό σε σκοτεινό [3,4]. Οι διάφορες μέθοδοι ανίχνευσης άκρων είναι οι εξής:

- Sobel
- Prewitt
- Laplacian
- Robert
- Canny

2.6.4 Μέθοδοι τμηματοποίησης με χρήση μερικών διαφορικών εξισώσεων (Partial Differential Equation Based Segmentation Methods)

Οι μέθοδοι που βασίζονται στη μερική διαφορική εξίσωση χρησιμοποιούνται συνήθως όταν υπάρχει θόρυβος και για τον εντοπισμό ακμών. Συνήθως αυτή η μέθοδος είναι γρήγορη και αποτελεσματική [4]. Τέτοια μοντέλα είναι:

- **Ενεργά περιγράμματα (Active contours):** Η μέθοδος ενεργών περιγραμμάτων ή αλλιώς μοντέλο φιδιού (snake model) αφορά την δημιουργία μιας καμπύλης που κινείται εντός της εικόνας. Στόχος της καμπύλης αυτής είναι να βρει τα όρια των αντικειμένων σε μια εικόνα προσαρμοζόμενη στο σχήμα του κάθε αντικειμένου. Η παραμόρφωση της καμπύλης πραγματοποιείται υπό την επίδραση τόσο εσωτερικών όσο και εξωτερικών δυνάμεων που έχουν σκοπό την πλήρη εφαρμογή της καμπύλης στα όρια των αντικειμένων. Οι εσωτερικές δυνάμεις βασίζονται στη γεωμετρία του αντικειμένου και οριοθετούν το σχήμα του, ενώ οι εξωτερικές έχουν την ιδιότητα να αφομοιώνουν διάφορες πληροφορίες της τμηματοποιημένης εικόνας [4].
- **Μοντέλο Chan-Vese:** Η τεχνική αυτή αποτελεί περίπτωση Ενεργών περιγραμμάτων και αποτελείται από μία εξελισσόμενη καμπύλη που μπορεί να ψάξει και να βρει

αντικείμενα. Η τεχνική αυτή θεωρεί ως δεδομένο ότι οι εντάσεις της κάθε εικόνας είναι ομοιογενείς και τις χωρίζει σε επίπεδα που εξελίσσονται επαναληπτικά ελαχιστοποιώντας την ενέργεια. Πλεονέκτημα αποτελεί το γεγονός ότι μπορεί να εντοπίσει αντικείμενα χωρίς σαφή όρια [80].

- **Level-set:** Η μέθοδος αυτή ονομάζεται μέθοδος καθορισμού επιπέδου και βασίζεται στη μέθοδο των Ενεργών περιγραμμάτων. Η τεχνική αυτή αποτελείται από μία εξελισσόμενη καμπύλη που ακολουθεί τα σχήματα που παρουσιάζουν τοπολογικές αλλαγές στα περιγράμματα. Πιο συγκεκριμένα, η καμπύλη των αντικειμένων της εικόνας αντιπροσωπεύεται από ένα σύνολο μηδενικών επιπέδων. Πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου αποτελεί ότι εμφανίζει πάρα πολύ καλά αποτελέσματα σε παραμορφωμένα σχήματα [81].

2.6.5 Τεχνικές ομαδοποίησης (Clustering)

Είναι μια τεχνική μη επιβλεπόμενης μάθησης (unsupervised), η οποία ομαδοποιεί τις διάφορες κλάσεις των εικόνων. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος αυτή ταξινομεί τα διαφορετικά αντικείμενα σύμφωνα με την ομοιότητα που παρουσιάζουν μεταξύ τους. Η ομαδοποίηση σε κλάσεις ή αλλιώς συστάδες πραγματοποιείται σύμφωνα με τα διάφορα χαρακτηριστικά απεικόνισης όπως το χρώμα, η υφή, η ένταση κ.λπ. [3,4].

- **Αλγόριθμος K-μέσων (k-means):** Μία τέτοια μέθοδος είναι και ο αλγόριθμος k-μέσων (k-means), ο οποίος αποτελεί τον πιο δημοφιλή αλγόριθμο ομαδοποίησης. Σε αυτή την τεχνική ορίζονται ως k ο αριθμός των συστάδων και στη συνέχεια τα αντικείμενα κατηγοριοποιούνται στην συστάδες σύμφωνα με την κοντινότερη απόσταση. Ορίζεται ένα τυχαίο κέντρο για κάθε ομάδα και στη συνέχεια υπολογίζεται η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του κέντρου και των αντικειμένων. Κάθε αντικείμενο κατηγοριοποιείται στην ομάδα που έχει την μικρότερη Ευκλείδεια απόσταση από το κέντρο [82].
- **Αλγόριθμος k-κοντινότερων γειτόνων (k-NN):** Ο αλγόριθμος αυτός χαρακτηρίζεται ως αλγόριθμος κοντινότερου γείτονα. Αρχικά, υπάρχουν ήδη έτοιμες χαρακτηριστικές ομάδες με δείγματα γνωστών γειτόνων και κάθε φορά που προστίθεται ένα δείγμα υπολογίζονται όλες οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ του δείγματος και όλων των γειτόνων. Το κάθε δείγμα ταξινομείται στην ομάδα με τους πλησιέστερους γείτονες [83].
- **Αλγόριθμος ασαφούς λογικής (fuzzy c-means):** Ο αλγόριθμος αυτός αποτελεί μέθοδο ασαφούς ομαδοποίησης δεδομένων στην οποία τα δεδομένα που έχουν τιμές μεταξύ 0 και 1 ομαδοποιούνται σε συστάδες. Χαρακτηριστικό της τεχνικής αυτής αποτελεί το γεγονός ότι λόγω της ασάφειας τα εικονοστοιχεία δεν ανήκουν αποκλειστικά μόνο σε μια συστάδα και για αυτό τον λόγο πραγματοποιείται μελέτη για το ποσοστό συμμετοχής κάθε εικονοστοιχείου σε κάθε ομάδα [84].

2.6.6 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Network)

Η μέθοδος αυτή αναπαριστά το Νευρωνικό Δίκτυο του ανθρώπινου εγκεφάλου. Κάθε νευρώνας αναγνωρίζεται ως εικονοστοιχείο και κάθε Νευρωνικό Δίκτυο μπορεί να αποτελείται από πολλούς νευρώνες. Οι νευρώνες ονομάζονται και κόμβοι, οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους και κάθε σύνδεση έχει ένα συγκεκριμένο βάρος. Υπάρχουν διάφορες κατηγορίες Νευρωνικών Δικτύων όπως είναι τα επιβλεπόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (supervised), τα μη επιβλεπόμενα (unsupervised) και τα ημί-επιβλεπόμενα (semi-supervised). Τέλος, Νευρωνικά Δίκτυα με περισσότερα από ένα στρώματα ονομάζονται βαθιά Νευρωνικά

Δίκτυα [4]. Πιο συγκεκριμένα, τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (CNN) αποτελούν την συχνότερη μέθοδο τμηματοποίησης εικόνων, σήμερα. Η μέθοδος αυτή αν και παρουσιάζει γενικότερα την καλύτερη απόδοση όσον αφορά την τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων εμφανίζει δυσκολίες όσον αφορά την εφαρμογή. Ειδικότερα, τα CNN απαιτούν έναν πολύ μεγάλο όγκο επισημειωμένων δεδομένων ώστε να εκπαιδευτούν, γεγονός που καθιστά δύσκολη την εφαρμογή τους όταν υπάρχει έλλειψη δεδομένων. Ακόμη, είναι μία υπολογιστικά ακριβή μέθοδος, καθώς απαιτεί συγκεκριμένες προδιαγραφές Η/Υ και πολλούς πόρους. Τέλος, αποτελεί μια χρονοβόρα τεχνική [85].

2.7 Τμηματοποίηση του πνεύμονα

Η τμηματοποίηση των πνευμονικών πεδίων αποτελεί ένα πολύ σημαντικό βήμα για διάφορες διεργασίες που σχετίζονται με την ανάλυση των πνευμόνων σε ιατρικές εικόνες. Η κατάτμηση των πνευμόνων αποτελεί κυρίως βήμα προ-επεξεργασίας για την τμηματοποίηση άλλων περιοχών και ανωμαλιών όπως οι πνευμονικές ασθένειες. Οι πνευμονικές ασθένειες αποτελούν μία από τις σημαντικότερες αιτίες νοσηλείας αλλά και θανάτων σε όλο τον κόσμο. Μία από τις πιο σημαντικές τεχνικές ιατρικής απεικόνισης αποτελεί αξονική τομογραφία με την οποία θα εργαστούμε και στην παρούσα εργασία.

Έχουν εφαρμοστεί διάφορες μέθοδοι σε σχέση με την τμηματοποίηση των πνευμονικών περιοχών τόσο από CT εικόνες όσο και από X-Ray εικόνες [6]. Γενικότερα, στην βιβλιογραφία πολλές μέθοδοι βασίζονται στην περιοχή, ωστόσο σε περιπτώσεις πυκνών ανωμαλιών στου πνεύμονες εξαιτίας διάφορων παθολογιών η κατάτμηση των πνευμονικών περιοχών δεν πραγματοποιείται σωστά. Για αυτό τον λόγο έχουν προταθεί και εφαρμοστεί μέθοδοι πιο πολύπλοκες και με μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος. Τέτοιες μέθοδοι μπορεί να είναι είτε οι τεχνικές που βασίζονται σε μοντέλα είτε τα διάφορα Νευρωνικά Δίκτυα. Στην βιβλιογραφία προτείνονται διάφορες τεχνικές τμηματοποίησης πνευμόνων κυρίως με παθολογικές ανωμαλίες που συνοψίζονται στον Πίνακα 1 και κατηγοριοποιούνται στις εξής κατηγορίες: α) τεχνικές αυτόματης κατωφλίωσης (Threshold methods) [8-10], β) τεχνικές βασισμένες στην περιοχή (Region based) [11-12], γ) τεχνικές βάσει μοντέλου (Model based) [13-14] και τεχνικές διαφορικών εξισώσεων [15], ε) τεχνικές βάσει ορίων (Edge based) [17] και στ) προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης [18, 19].

Ειδικότερα, οι τεχνικές αυτόματης κατωφλίωσης [8-10] αποτελούν γρήγορες μέθοδοι και είναι συνήθως αποτελεσματικές κυρίως όμως σε υγιείς πνεύμονες και σε πνεύμονες με ανωμαλίες που δεν υπάρχει μεγάλη διαφορά εντάσεων μεταξύ φυσιολογικών και μη φυσιολογικών περιοχών. Οι τεχνικές βασισμένες σε μοντέλο (model-based) [13-15] που χρησιμοποιούν τις ανατομικές γνώσεις του πνεύμονα παρουσιάζουν πολύ καλά αποτελέσματα, ωστόσο αποτελούν μία αρκετά δύσκολη τεχνική. Επίσης, οι μέθοδοι που βασίζονται στις ακμές [17] και αυτές που βασίζονται στην περιοχή [11-12] μπορεί να έχουν καλά αποτελέσματα, όμως όταν τα όρια είναι αδύναμα ή υπάρχει θόρυβος στην εικόνα τότε τα αποτελέσματα παρουσιάζουν αδυναμία. Τέλος, οι προσεγγίσεις μηχανικής και βαθιάς μάθησης [18, 19] παρουσιάζουν εξαιρετικά αποτελέσματα ακόμα και σε πολύπλοκες πνευμονικές ανωμαλίες.

Επομένως πως η τμηματοποίηση του πνεύμονα που εμφανίζει παθολογικές ανωμαλίες αποτελεί μία δύσκολη διαδικασία. Επιπλέον, ένας αλγόριθμος δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε

όλες τις πνευμονικές παθήσεις καθώς οι αλγόριθμοι που τμηματοποιούν αυτούς τους πνεύμονες εξειδικεύονται στην κάθε περίπτωση ξεχωριστά [7].

3 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Μέχρι σήμερα, έχουν δημοσιευθεί αρκετές εργασίες που έχουν ως κύριο θέμα την τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων. Οι περισσότερες μέθοδοι που αναφέρονται στην βιβλιογραφία έχουν αξιολογήσει μόνο ένα υποσύνολο παθολογιών κατά την τμηματοποίηση των πνευμόνων, επομένως ένα γενικός αλγόριθμος που να λειτουργεί για ένα ευρύ φάσμα παθολογιών δεν υπάρχει.

Οι μέθοδοι κατωφλίωσης (Threshold) χρησιμοποιούνται για την αποτελεσματικότητα τους, ωστόσο έχουν περιορισμένη εφαρμογή. Οι Kiran et al. [8] παρουσίασαν μία ευέλικτη και αποτελεσματική τεχνική τμηματοποίησης εικόνων X-Ray με την χρήση του κατωφλίου Sauvola. Η προτεινόμενη μεθοδολογία παρουσίασε ένα πάρα πολύ καλό ποσοστό ακρίβειας, ωστόσο αντιμετωπίζει προκλήσεις όπως οι αλλαγές του φωτισμού, αφαίρεση μελών του σώματος μέσα στην εικόνα και ισχυρές άκρες του θώρακα. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί γκαουσιανά φίλτρα ώστε να σχηματιστεί ο πνεύμονας και στη συνέχεια χρησιμοποιείται το κατώφλι Sauvola για να βρεθεί η εσωτερική περιοχή του πνεύμονα, οι δύο εικόνες συνδυάζονται με αποτέλεσμα την εξαγωγή των πνευμόνων. Οι Iakovidis et al. [9] εφάρμοσαν ένα active shape model (ASM). Το μοντέλο αρχικοποιείται με μία τεχνική η οποία βασίζεται σε ένα σύνολο εμφανών σημείων στις περιφερειακές ανατομικές δομές του πνεύμονα σε εικόνες X-Ray. Αν και τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης ήταν ικανοποιητικά η τεχνική αυτή δεν μπορεί να εντοπίσει καθολικά χαρακτηριστικά, καθώς επικεντρώνεται στα τοπικά. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος περιορίζεται στον εντοπισμό διαφορετικών σχημάτων πνευμόνων και μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο για συγκεκριμένες εικόνες και συγκεκριμένες ασθένειες. Οι Shao et al. [10] χρησιμοποίησαν προσαρμοστική τεχνική κατωφλίου για την τμηματοποίηση των πνευμόνων με ακρίβεια=0.9. Αυτή η τεχνική εξοικονομεί πολύ χρόνο υπολογισμού, ωστόσο η εφαρμογή της περιορίζεται μόνο σε CT εικόνες.

Οι μέθοδοι με βάση την περιοχή (Region based) έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την τμηματοποίηση των CT εικόνων. Οι Dong et al. [11] προτείνουν μια πλήρως αυτοματοποιημένη μέθοδο τμηματοποίησης πνευμόνων σε τρισδιάστατες CT εικόνες, η οποία εξαγει τόσο τον φυσιολογικό πνεύμονα όσο και τον παθολογικό. Χρησιμοποιείται αλγόριθμος region based και μπορεί να διορθώσει τις κοιλότητες του περιγράμματος του πνεύμονα. Ωστόσο, η απόδοση είναι πολύ καλή μόνο όταν οι παθολογικές περιοχές βρίσκονται κοντά στον υπεζωκότα ή στο μεσοθωράκιο. Οι Dai et al. [12] χρησιμοποίησαν μέθοδο βασισμένη στα graph cuts σε εικόνες CT, ωστόσο το αποτέλεσμα της τμηματοποίησης δεν είναι πολύ επιτυχές για τα ασθενή και ασυνεχή άκρα. Επίσης, οι ιατρικές εικόνες έχουν θόρυβο και θολωμένο φόντο κάποιες φορές, με αποτέλεσμα η τμηματοποίηση να μην είναι σωστή. Αν και η μέτρηση Dice ήταν 0.98 ο χρόνος υλοποίησης της τμηματοποίησης ήταν 10-15 λεπτά για όλα τα δεδομένα.

Αν και οι μέθοδοι με αυτόματη κατωφλίωση (Threshold) [8]-[10] και με βάση την περιοχή (Region Based) [11], [12] θεωρούνται αρκετά αποτελεσματικές για την σωστή οριοθέτηση και τμηματοποίηση του πνεύμονα, σε πιο σοβαρές παθήσεις με υψηλή πυκνότητα ιστών όπως η ιογενής πνευμονία έχουν περιορισμένη εφαρμογή, καθώς δεν μπορούν να λάβουν υπόψιν τις διακυμάνσεις της έντασης μεταξύ των ιστών. Επιπλέον, λειτουργούν κυρίως σε μικρά σύνολα δεδομένων

Τεχνικές τμηματοποίησης με βάση το μοντέλο (model based) χρησιμοποιούν οι Shi et al. [13], οι οποίοι εφαρμόζουν την τεχνική low-rank decomposition (LRSD) στην τμηματοποίηση παθολογικών πνευμόνων. Το μοντέλο σχήματος αρχικοποιείται με βάση το LRSD και μπορεί να χειριστεί τα μη γκαουσιανά σφάλματα που προέρχονται από παραπλανητικές ενδείξεις εμφάνισης μεγάλων βλαβών και κακής προσαρμογής. Οι Agarwala et al. [14] προτείνουν έναν αλγόριθμο που βασίζεται σε μοντέλο ενεργού σχήματος σε εικόνες HRCT και εφαρμόζεται χωριστά σε δεξιούς και αριστερούς πνεύμονες με δείκτη Jaccard=0.7.

Οι Nithila et al. [15] παρουσιάζουν έναν αλγόριθμο βασισμένο στα ενεργά περιγράμματα (Active Contours), ο οποίος ονομάζεται Επιλεκτική Δυναμική μέθοδος (Selective Binary) και Γκαουσιανή Προσημασμένη Δύναμη Πίεσης (Gaussian Filtering-new Signed Pressure Force). Ο αλγόριθμος αυτός εφαρμόζεται σε εικόνες CT και μπορεί να ανιχνεύσει τα όρια των πνευμόνων επισημαίνοντας παράλληλα τη διαφορά μεταξύ της εσωτερικής και της εξωτερικής πλευράς των πνευμόνων. Πιο συγκεκριμένα, αρχικά χρησιμοποιεί ένα αρχικό περίγραμμα το οποίο δηλώνεται αυτόματα και στη συνέχεια με βάση τις προσημασμένες δυνάμεις πίεσης διαμορφώνονται και οι εξωτερικές δυνάμεις που ασκούν πίεση στο περίγραμμα του πνεύμονα. Αυτή η μέθοδος χαρακτηρίζεται ως μία πολύ αποδοτική μέθοδο, λόγω της ανίχνευσης του εξωτερικού ορίου του πνεύμονα, ο αλγόριθμος σταματά αποτελεσματικά το περίγραμμα των πνευμόνων και δημιουργεί ομοιόμορφα τα όρια του. Οι Akbari et al. [16] συγκρίνουν μεταξύ τους διάφορες μεθόδους ενεργών περιγραμμάτων (Active Contours), σε εικόνες CT για την τμηματοποίηση των περιοχών με Covid-19 πνευμονία. Η μέθοδος ORACM επιτυγχάνει τα καλύτερα αποτελέσματα στις μετρικές αξιολόγησης επιπλέον επιτυγχάνει και τον καλύτερο υπολογιστικό χρόνο 1.4 sec για κάθε εικόνα. Ωστόσο, μπορεί να υποστηρίξει μόνο διτροπική (bimodal) τμηματοποίηση των κομματιών με σταθερή ένταση.

Οι Liu et al. [17] πρότείνουν μια αυτόματη μέθοδο κατάτμησης πνευμόνων βασισμένη στον κυματικό μετασχηματισμό (wavelet transformation). Αρχικά, ένα φίλτρο decomposition για την αφαίρεση του θορύβου και στη συνέχεια χρησιμοποιήσαν τον κυματικό μετασχηματισμό για την κατάτμηση των πνευμονικών περιοχών σε εικόνες CT. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές όπως η διόρθωση των πνευμονικών περιγραμμάτων και διάφορα μορφολογικά φίλτρα. Ο αλγόριθμος αυτό εμφανίζει πολύ καλή απόδοση, όμως δεν λειτουργεί καλά σε περιοχές με ανομοιογενείς εντάσεις και οι μη πνευμονικοί ιστοί λαμβάνονται υπόψη ως πνευμονικές περιοχές.

Οι Ahmad et al. [26] παρουσίασαν μια αυτόματη μέθοδο βασισμένη σε αλγόριθμο clustering ασαφούς λογικής (Fuzzy C-means) σε συνδυασμό με το φίλτρο Γκάους και την αυτόματη κατωφλίωση και η τμηματοποίηση πνευμόνων πραγματοποιείται σε εικόνες X-Ray. Πριν από τον αλγόριθμο ομαδοποίησης εφαρμόζονται διαδοχικές διαδικασίες επεξεργασίας εικόνας όπως το φιλτράρισμα με γκαουσιανά φίλτρα, το κατώφλι, ο καθορισμός των συνόρων των πνευμόνων και η απομάκρυνση του θορύβου. Η μέθοδος αν και εμφανίζει πολύ καλή ακρίβεια=0.95 αντιμετωπίζει πρόβλημα, καθώς απέτυχε σε κάποιες περιπτώσεις να πάρει την κατάλληλη αυτόματη τιμή κατωφλίου κατά τον περιορισμό των αποκρίσεων των γκαουσιανών παραγώγων, με αποτέλεσμα την απώλεια περιγραμμάτων των πνευμόνων.

Επιπλέον, χρησιμοποιούνται αυτόματες μέθοδοι που βασίζονται σε αλγόριθμους βελτιστοποίησης στην πρόσφατη βιβλιογραφία. Οι Swierczynski et al. [27] πρότείνουν μια μέθοδο τμηματοποίησης βασισμένη στην εγγραφή εικόνων και τα σύνολα επιπέδων (Level sets) σε εικόνες αξονικής τομογραφίας. Ο συνδυασμός αυτών των δύο μεθόδων παρουσιάζει

διάφορα σημεία ενδιαφέροντος όπως είναι ο περιορισμός μεθόδων τμηματοποίησης που βασίζονται στην επιφάνεια. Όμως, η συγκεκριμένη μέθοδος απαιτεί γνώσεις προηγούμενου σχήματος, δηλαδή επισημειωμένες εικόνες και είναι υπολογιστικά περίπλοκη. Η προτεινόμενη μέθοδος των Singadkar et al. [28] βασίζεται στα γενετικά αντιπαραθετικά δίκτυα για την ακριβή τμηματοποίηση των πνευμονικών περιοχών. Η μέθοδος αυτή καθορίζει τα κυρίαρχα σημεία περιφερειακά του πνεύμονα και αυτά τα σημεία συνδέονται μεταξύ τους εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο πορείας κυρίαρχου σημείου. Οι Shojaei et al. [29] παρουσίασαν μια τεχνική τμηματοποίησης που αφορά εικόνες CT και χρησιμοποίησαν το φίλτρο Rolling Ball, ώστε να εξομαλύνουν τις γραμμές και να γεμίσουν τις τρύπες που υπήρχαν στους πνεύμονες.

Οι Peng et al. [30] τμηματοποίησαν εικόνες CT με μία μέθοδο που ονομάζεται Pixel-based Two-Scan Connected Component Labeling-Convex Hull-Closed Principal Curve method (PSCCL-CH-CPC). Η συγκεκριμένη μέθοδος βελτιστοποίησης χρησιμοποιεί αλγόριθμο βελτιωμένης καμπύλης. Πλεονέκτημα αποτελεί το γεγονός πως διαχωρίζονται αυτόματα οι περιοχές των πνευμόνων και μη. Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Harmony search προτάθηκε από τους Rajinikanth et al. [31] το 2020 για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και την τμηματοποίηση των περιοχών Covid-19 σε CT εικόνες. Ο αλγόριθμος αυτός αρχικά χρησιμοποιεί μέθοδο αυτόματης κατωφλίωσης για την εξαγωγή των πνευμόνων και στη συνέχεια εφαρμόζει τον Harmony search αλγόριθμο με αντικειμενική συνάρτηση το κατώφλι Otsu. Τέλος εξάγει τις περιοχές ενδιαφέροντος και ως πλεονέκτημα παρουσιάζεται το γεγονός πως εκτιμάει την σοβαρότητα της νόσου Covid-19 με βάση το μέγεθος της λοίμωξης σε σχέση με τον πνεύμονα και υποστηρίζεται από υπολογιστή. Οι Rajinikanth et al. [32] πρότειναν επίσης μία ακόμα μέθοδο με αλγόριθμο βελτιστοποίησης τον Cuckoo search, δηλαδή στη συμπεριφορά των κούκων, σε συνδυασμό με τα κατώφλια Karur και Otsu σε εικόνες CT. Για την ενίσχυση των παθολογικών περιοχών έγινε χρήση ενός τριεπίπεδου κατωφλίου σε συνδυασμό με τις συναρτήσεις Karur και Otsu και στην συνέχεια τμηματοποιήθηκαν οι πνεύμονες. Όλες οι τεχνικές εμφάνισαν πολύ καλά αποτελέσματα στις μετρικές αξιολόγησης. Επιπλέον, οι Rajinikanth et al. [33] πρότειναν μια ακόμα μέθοδο βελτιστοποίησης βασισμένη στον Firefly αλγόριθμο, δηλαδή στη συμπεριφορά των πεταλούδων, σε συνδυασμό με την εντροπία Shannon για την ανίχνευση της παθολογικής περιοχής, η οποία παρουσιάζει πολύ καλά αποτελέσματα. Οι Oulefki et al. [34] παρουσίασαν μία τεχνική με βάση την πολυεπίπεδη κατωφλίωση (multilevel thresholding) και την εντροπία Karur, η οποία ανιχνεύει παθολογικές περιοχές με χαμηλή αντίθεση σε εικόνες CT. Στόχος ήταν η τμηματοποίηση των περιοχών με Covid-19 και η μέτρηση βλάβης των πνευμόνων. Ο δείκτης accuracy ήταν ίσος με 0.98. Τέλος, οι Joshi et al. [35] δημοσίευσαν μια μέθοδο για την ανίχνευση και την τμηματοποίηση Covid-19 περιοχών με την χρήση ενός νέου πρωτοκόλλου level set ώστε να εξαλειφθεί η ευαισθησία της αρχικοποίησης. Η συνάρτηση βάρους προσαρμόζει τις εντάσεις των εσωτερικών και εξωτερικών συναρτήσεων σύμφωνα με τις πληροφορίες της εικόνας, έτσι το πρόβλημα της ανομοιογένειας της έντασης και του θορύβου έχει ξεπεραστεί. Η απόδοση του συγκεκριμένου αλγόριθμου είναι πολύ καλή καθώς οι συντελεστές Accuracy και Dice έχουν τιμές 0.98 αντίστοιχα.

Τελευταία οι προσεγγίσεις νευρωνικών δικτύων έχουν αυξανόμενο ενδιαφέρον για την τμηματοποίηση παθολογικών πνευμόνων και άλλων οργάνων. Οι Müller et al. [18] χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων U-net για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και των παθολογικών περιοχών. Σκοπός αυτού του μοντέλου ήταν να μειωθεί το over-fitting κατά την τμηματοποίηση των μολυσμένων περιοχών. Το μοντέλο χρησιμοποιεί

τρειςδιάστατες εικόνες CT, ωστόσο υπάρχει έλλειψη τέτοιων σχολιασμένων εικόνων, αυτό το πρόβλημα προσπάθησαν να το ξεπεράσουν κάνοντας χρήση την προσέγγιση πολλαπλής επικύρωσης, ώστε να δημιουργήσουν πολλές πτυχές από το ίδιο μικρό σύνολο δεδομένων. Οι Skourt et al. [19] πρότειναν επίσης ένα μοντέλο αρχιτεκτονικής U-net για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και αυτό το μοντέλο μπορεί να εκπαιδευτεί με λίγες εικόνες. Υπάρχει μια διαδρομή που αναζητά πληροφορίες υψηλού επιπέδου και μια συμμετρική που παίρνει αυτές τις πληροφορίες και έτσι το μοντέλο αυτό είχε δείκτη Dice=0.95. Οι Gunraj et al.[20] χρησιμοποιούν εικόνες CT καθώς παρέχουν περισσότερες λεπτομέρειες για την ανίχνευση ειδικά των μολυσμένων από Covid-19 περιοχών. Χρησιμοποίησαν μια βαθιά συνελκτική αρχιτεκτονική νευρωνικών δικτύων και για την ανάλυση των βασικών χαρακτηριστικών του Covid-19 χρησιμοποίησαν το PEPX(Projection-Expansion Projection-Extension)-προβολή-επέκταση προβολή-σχεδίαση. Το μοντέλο είχε ακρίβεια=0.94. Οι Wang et al. [21] ανέπτυξαν ένα μοντέλο που το ονόμασαν DeCovNet με βαθιά συνελκτική αρχιτεκτονική, η οποία ήταν αδύναμα εποπτευόμενη. Το μοντέλο είχε ως στόχο τον εντοπισμό των μολυσμένων περιοχών από Covid-19 και εκπαιδεύτηκε σε εικόνες CT τρειςδιάστατες με υψηλό ποσοστό ακρίβειας. Οι Narin et al. [22] παρουσίασαν τρία μοντέλα βαθιάς αρχιτεκτονικής τα ResNet50, InceptionV3 και το InceptionResNetv2 με εικόνες chest X-Ray για την διάγνωση του Covid-19. Πραγματοποιήθηκε διαδικασία δυαδικής ταξινόμησης και τα δεδομένα επικυρώθηκαν με πενταπλή διασταύρωση. Το μοντέλο ResNet 50 είχε την καλύτερη απόδοση με μέσο όρο ακρίβειας 98%. Οι Apostolopoulos et al.[23] χρησιμοποίησαν 3 σύνολα δεδομένων από X-Ray εικόνες για να εκπαιδεύσουν το δίκτυο τους κι να μπορέσει αυτό να διακρίνει την πνευμονία από Covid-19. Τα σύνολα δεδομένων είχαν εικόνες από βακτηριακή πνευμονία, από πνευμονία λόγω Covid-19 και από φυσιολογικούς ασθενείς. Για την δημιουργία του δικτύου έκαναν χρήση των VGG19, MobileNetv2, Inception, Xception και Inception ResNetv2 δικτύων τα οποία είχαν κοινές παραμέτρους. Τα συνελκτικά δίκτυα VGG19 και MobileNetv2 απέδωσαν καλύτερα ως προς την ευαισθησία, ακρίβεια και ειδικότητα. Με το MobileNetv2 να παρουσιάζει την καλύτερη απόδοση. Οι Fan et al.[24] το 2020 πρότειναν δύο μεθόδους τον Inf-Net και το semi-Inf-Net. Το Inf-Net χρησιμοποιεί την τεχνική την αντίστροφης προσοχής(Reverse Attention) και της προσοχής άκρου(Edge Attention) για να βελτιώσει τον εντοπισμό των μολυσμένων περιοχών. Το δεύτερο μοντέλο είναι ένα ημι-εποπτευόμενο μοντέλο με το οποίο λύνεται το πρόβλημα μη annotated εικόνων και χαμηλής ποιότητας εικόνων. Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν CT. Οι Wu et al. [25] πρότειναν το EfficientNet, το οποίο είναι ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο όπου έγινε ομαλοποίηση της έντασης σε εύρος 0 και 1 και εφαρμόστηκαν μετασχηματισμοί στην CT εικόνα όπως περιστροφή και κλιμάκωση. Τέλος οι Rahimzadeh et al. [36] ανέπτυξαν ένα μοντέλο όπου συνδύασαν τα συνελκτικά μοντέλα ResNet50v2 και Xception για να ταξινομήσουν τις περιπτώσεις του Covid-19. Οι εικόνες ήταν X-Ray και το σύνολο δεδομένων περιείχε εικόνες ασθενών με Covid-19, με πνευμονία και φυσιολογικούς ασθενείς και εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε σε οχτώ φάσεις για τις περιπτώσεις του Covid-19.

Σύμφωνα λοιπόν με την βιβλιογραφία, υπάρχουν ποικίλες μέθοδοι, τόσο unsupervised όσο και supervised μέθοδοι, οι οποίες αξιολόγησαν ένα υποσύνολο παθολογιών κατά την τμηματοποίηση των πνευμόνων. Γενικότερα, οι state of the art αλγόριθμοι φαίνεται να λειτουργούν αρκετά καλά για τις συγκεκριμένες παθολογίες που μελετούν, ωστόσο η ακριβής τμηματοποίηση του παθολογικού πνεύμονα είναι αρκετά δύσκολη, καθώς οι παθολογίες των πνευμόνων εμφανίζονται αρκετά διαφορετικά από τον φυσιολογικό πνευμονικό ιστό. Ακόμα, οι περισσότεροι αλγόριθμοι έχουν δημιουργηθεί συγκεκριμένα για CT εικόνες και πολλές

unsupervised μέθοδοι δεν έχουν δοκιμαστεί για την εξαγωγή του πνεύμονα και των μολυσμένων περιοχών από Covid-19. Τέλος όλες οι τεχνικές και μέθοδοι που παρουσιάστηκαν και αναλύθηκαν παραπάνω παρουσιάζονται συγκεντρωτικά στον Πίνακα 1. Ο πίνακας αυτός περιέχει επιγραμματικά όλες τις μεθόδους, το σύνολο δεδομένων που εφαρμόστηκαν, τα πλεονεκτήματά τους, αλλά και τους περιορισμούς τους.

Αλγόριθμοι	Εφαρμογή	Αξιολόγηση/ Δεδομένα	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί
A. Αυτόματη κατωφλίωση (Threshold)				
Sauvola thresholding [8], Selective thresholding [9], Adaptive iteration threshold [10]	•Τμηματοποίηση πνεύμονα	•X-Ray dataset [8, 9] • Northwest dataset, Montgomery dataset, JSRT dataset [8] • CT dataset [10]	•Απλό και ευέλικτο •Καλός χρόνος υλοποίησης •Ακριβείς οριοθετήσεις •Καλή οριοθέτηση ακόμα και όταν λείπει μέρος των πνευμόνων [9]	•Απλά σύνολα δεδομένων •Μικρά σύνολα δεδομένων •Μη λειτουργία σε όλες τις πνευμονικές ασθένειες •Επικέντρωση μόνο σε τοπικά χαρακτηριστικά [9]
B. Βασισμένες στην περιοχή (Region based)				
Region growing method [11], GMMs[12] Watershed Transform [29]	•Τμηματοποίηση πνεύμονα	• CT dataset [11, 12, 29] •DICOM format	•Εξαγωγή πνεύμονα τόσο σε παθολογική κατάσταση όσο και σε φυσιολογική •Καλή απόδοση σε παθολογίες χωρίς ασυνεχή ακρα [12]	•Μικρά σύνολα δεδομένων •Αποτυχία στην τμηματοποίηση με μέτρια έως υψηλή ανωμαλία • Καλή απόδοση μόνο σε παθολογικές περιοχές κοντά στον υπεζωκότα ή στο μεσοθωράκιο [11]
Γ. Βασισμένες σε μοντέλο (Model based)				
ASM framework [13], Active shape model [14]	•Τμηματοποίηση πνεύμονα	• CT dataset [13] • HRCT dataset [14]	•Ιεραρχική στρατηγική αναζήτησης ASP [13]	•Πιο αποτελεσματικό στον δεξί πνεύμονα [13] •Αποτελεσματικά σε πνεύμονες με μικρές παθολογίες
Γ1. Ενεργά περιγράμματα (Active Contour Models)				
Segmentation of lung from CT using various active contour models [15],	•Τμηματοποίηση πνεύμονα	• CT dataset [15] •Accuracy=98.95%	•Χρόνος υλοποίησης 17s •Πλεονέκτημα στην πνευμονία	• Υπερβολική ευαισθησία στην αρχικοποίηση

			<ul style="list-style-type: none"> •Αυτόματη αρχικοποίηση του contour •Αποτελεσματικό και ομοιόμορφο περίγραμμα 	•Ευαισθησία στο θόρυβο
C-V, SBGFRLS, ORACM, LSACM, RSFOLGE, FRAGL, GLSEPF [16]	<ul style="list-style-type: none"> •Τμηματοποίηση πνευμόνων Covid-19 •Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 	<ul style="list-style-type: none"> • CT dataset [16] •ORACM •Jaccard=93.06%•Dice=96.30% •Bfscore=74.13% 	<ul style="list-style-type: none"> •Η μέθοδος ORACM είναι η πιο γρήγορη 1.4sec και έχει εξαιρετική απόδοση στην ακρίβεια 	-
Δ. Βασισμένες στις ακμές (Edge based)				
WSM [17]	•Τμηματοποίηση πνεύμονα	<ul style="list-style-type: none"> • CT dataset [17] •Dice=98.04% •Jaccard=94.91% 	<ul style="list-style-type: none"> •Καλή απόδοση •Υπολογιστικά φθηνή •Καλή λειτουργία σε εικόνες με θόρυβο 	<ul style="list-style-type: none"> •Χρειάζεται βελτίωση σε περιοχές με ανομοιογενείς εντάσεις •Μη πνευμονικοί ιστοί λαμβάνονται υπόψη ως πνευμονικές περιοχές
Ε. Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)				
MIScnn[18], A U-net [19], COVIDnet-CT [20], DevCovNet [21], 5 διαφορετικά CNN μοντέλα [22], Mobile Net [23], Inf-Net [24], JCS [25], Xception and ResNet50V2 [36]	•Τμηματοποίηση πνευμόνων	<ul style="list-style-type: none"> • CT dataset [18,19] •3D εικόνες [18] •DSC=95% •Sensitivity=95%•Specificity=98% 	<ul style="list-style-type: none"> •Ακριβής τμηματοποίηση •Εξαγωγή πληροφοριών υψηλού επιπέδου • Ομοιόμορφη μέθοδος και εφαρμογή σε ευρεία περιοχή διαφορετικών εργασιών τμηματοποίησης [19] 	<ul style="list-style-type: none"> •Εκπαίδευση μόνο σε Covid-19 εικόνες [18] •Έλλειψη σχολιασμένων δεδομένων (annotated)
	• Εντοπισμός Covid-19 περιοχών	<ul style="list-style-type: none"> •CT dataset [20,21,24] •Chest X-Ray dataset [22] •X-Ray dataset [23] 	<ul style="list-style-type: none"> • Περισσότερα δεδομένα •Χαμηλό κόστος •Γρήγορη και αυτόματη ανίχνευση Covid-19 •Καλός εντοπισμός μολυσμένων περιοχών [19] •Εύκολη εκπαίδευση •Υψηλή απόδοση 	<ul style="list-style-type: none"> •Περιορισμός δεδομένων Covid-19 •Αναγνωρίζει καλύτερα την Covid-19 πνευμονία από τις άλλες πνευμονίες [23]
	•Τμηματοποίηση Covid-19 περιοχών	•CT dataset [18, 24, 25]	<ul style="list-style-type: none"> •Ανίχνευση αντικειμένων με αντίθεση χαμηλής έντασης μεταξύ λοιμώξεων και φυσιολογικών ιστών [24] •Γρήγορα μοντέλα 	<ul style="list-style-type: none"> •Εκπαίδευση μόνο σε Covid-19 εικόνες •Over-fitting στο μοντέλο U-net[18]

	<ul style="list-style-type: none"> •Ταξινόμηση ασθενών 	<ul style="list-style-type: none"> •CT dataset [25] •X-Ray dataset [23,36] • Sensitivity=95% [25] • Specificity=93% [25] •Accuracy=91.4% για άλλες κλάσεις [36] •Accuracy=99.56% για Covid-19 [36] 	<ul style="list-style-type: none"> •22s για κάθε μολυσμένη περίπτωση [25] •1s για κάθε μη μολυσμένη περίπτωση [25] •Καλή ταξινόμηση μεταξύ των 3 κλάσεων [23] 	<ul style="list-style-type: none"> •Αναγνωρίζει καλύτερα την Covid-19 πνευμονία από τις άλλες κλάσεις [36]
ΣΤ. Αυτόματες μέθοδοι που βασίζονται σε αλγόριθμους Clustering				
FCM fuzzy C-Means Clustering [26]	<ul style="list-style-type: none"> •Τμηματοποίηση πνεύμονα 	<ul style="list-style-type: none"> •X-Ray dataset [26] • Accuracy=0.95 	<ul style="list-style-type: none"> •Χωρίς επίβλεψη •Χαμηλή πολυπλοκότητα •Απομάκρυνση θορύβου 	<ul style="list-style-type: none"> • Αποτυχία κατάλληλης αυτόματης τιμής καταφλίου •Απώλεια περιγραμμάτων στον πνεύμονα
Η. Αυτόματες μέθοδοι κατωφλίωσης που βασίζονται σε αλγόριθμους Βελτιστοποίησης				
Vemuris & Gorthis method [27], Αντιπαραθετικά δίκτυα [28], Pixel-based two-Scan Connected Component Labeling-Convex Hull-Closed Principal Curve method (PSCCL-CH-CPC) [30], Harmony search [31], Cuckoo Search algorithm [32], Firefly algorithm [33], Graph cut optimization [34], SRIS: Saliency-Based Region Detection and Image Segmentation [35]	<ul style="list-style-type: none"> •Τμηματοποίηση πνευμόνα 	<ul style="list-style-type: none"> • CT dataset [27, 28, 30] 	<ul style="list-style-type: none"> • Καλός χρόνος υλοποίησης •Καλή απόδοση •Διαχωρίζονται αυτόματα οι περιοχές των πνευμόνων και μη [30] 	<ul style="list-style-type: none"> •Δεν λειτουργούν σε πολύ σοβαρές παθολογικές καταστάσεις •Ευαισθησία στο θόρυβο •Περιθώρια βελτίωσης για καλύτερα αποτελέσματα • Υπολογιστικά περίπλοκη [27]
	<ul style="list-style-type: none"> •Τμηματοποίηση πνευμόνων Covid-19 •Εντοπισμός περιοχών Covid-19 •Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 	<ul style="list-style-type: none"> •CT dataset [31, 32, 33, 34, 35] •Axial και coronal dataset [31] 	<ul style="list-style-type: none"> •Αποτελεσματικότητα μοντέλων •Ευελιξία σε σχέση με άλλες τεχνικές •Γρήγορα μοντέλα •Ανίχνευση μη φυσιολογικών περιοχών με χαμηλή ένταση αντίθεσης [34] •Μέτρηση Βαθμού 	<ul style="list-style-type: none"> •Δεν έχει εξεταστεί σε X-Ray εικόνες •Δεν εντόπισαν άλλη ιωγενή πνευμονία για σύγκριση •Απαίτηση αξιόπιστης GT μάσκας [33]

			μόλυνσης [34] •Ξεπεράστηκε το πρόβλημα με την ανομοιογένεια της έντασης και του θορύβου	
--	--	--	--	--

Πίνακας 1: Κατηγοριοποίηση της βιβλιογραφίας σχετικά με την τμηματοποίηση πνευμόνων και τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση του Covid-19.

4 Προτεινόμενη Μεθοδολογία

4.1 Εισαγωγή

Σε αυτή την εργασία, έχει σχεδιαστεί ένα σύστημα τμηματοποίησης πνευμόνων και ο εντοπισμός και η τμηματοποίηση των περιοχών Covid-19 που βρίσκονται στον πνεύμονα σε CT εικόνες. Το σύστημα είναι ένα μοντέλο που στηρίζεται στην επεξεργασία εικόνας, η οποία συνδυάζει διαφορετικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας στην αρχική εικόνας, στην χρήση κατωφλίου για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και στην χρήση ενός μεθευρετικού αλγορίθμου που βασίζεται στην αρχή του Αρχιμήδη για τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση των περιοχών Covid-19. Το σύστημα εφαρμόζεται και προσομοιώνεται με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Matlab (Matlab 2018Rb).

4.2 Θεωρητικό υπόβαθρο

4.2.1 Φίλτρο Gauss

Η εξομάλυνση είναι μια τεχνική επεξεργασίας εικόνας και χρησιμοποιείται για τη μείωση του θορύβου σε μια εικόνα με αποτέλεσμα να παράγει μια πιο καθαρή εικόνα. Οι περισσότερες τεχνικές εξομάλυνσης βασίζονται στο χαμηλοπερατά φίλτρα, τα οποία κόβουν τις υψηλές συχνότητες,

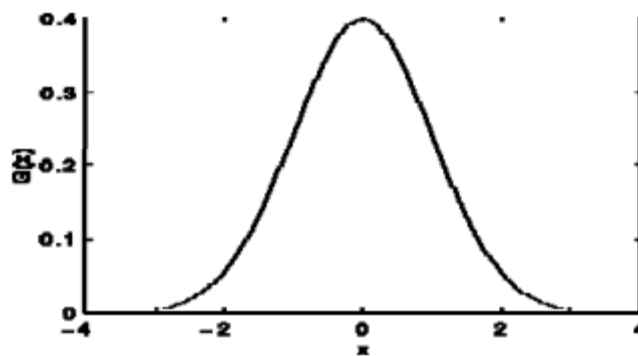
Το φίλτρο εξομάλυνσης Gauss είναι ένα βαθυπερατό φίλτρο που απομακρύνει τον θόρυβο από τις εικόνες και επιφέρει θόλωση σε αυτές.

Η κατανομή Gaussian σε 1- D είναι η εξής:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

Η κατανομή Gaussian σε 2- D είναι η εξής:

$$G(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$



Σχήμα 18: Κατανομή Gauss.

Όπως φαίνεται στο παραπάνω Σχήμα , το φίλτρο Gauss σχηματίζει μια καμπάνα και όπου χ είναι η τυπική απόκλιση της κατανομής Gauss και σύμφωνα με αυτή ανοίγει ή κλείνει η περιοχή της καμπάνας. Χαρακτηριστικό του συγκεκριμένου φίλτρου είναι πως η θόλωση είναι έντονη στο κέντρο της εικόνας και αποσβένει στα άκρα της. Η τιμή της τυπικής απόκλισης που επιλέχθηκε είναι 4, καθώς μεγαλύτερη τιμή από αυτή θολώνει και αφαιρεί περιοχές ενδιαφέροντος.

4.3.2 Φίλτρο μεσαίας τιμής (Median Filter)

Το φίλτρο μεσαίας τιμής είναι επίσης ένα φίλτρο που χρησιμοποιείται για την μείωση του θορύβου μιας εικόνας με τη διατήρηση όμως των άκρων της εικόνας [61].

Αυτό το φίλτρο είναι ένα μη γραμμικό φίλτρο και αυτό επιτρέπει τη διατήρηση των ακμών, ενώ παράλληλα πραγματοποιεί αφαίρεση θορύβου. Το φιλτράρισμα μεσαίας τιμής είναι μια διαδικασία του οποίου η έξοδος βρίσκεται υπολογίζοντας τη μεσαία τιμή των pixels στη γειτονιά ενός pixel και στη συνέχεια η τιμή του pixel αντικαθίσταται με αυτή της μεσαίας τιμής. [62]:

$$f(x, y) = \text{median}(s, t)_{xy}\{g(s, t)\} \quad (3)$$

4.3.3 Κατώφλι Otsu

Το κατώφλι Otsu είναι μια μέθοδος τμηματοποίησης εικόνας με βάση την αυτόματη επιλογή κατωφλίου. Η μέθοδος Otsu προτάθηκε από τον Otsu το 1979 [65] και αποτελεί μια καθολική μέθοδο επιλογής κατωφλίου, στην οποία η τιμή κατωφλίου εξαρτάται μόνο από την γκρι ιστόγραμμα της εικόνας. Η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιείται ευρέως, επειδή είναι απλή και αποτελεσματική.

Τα εικονοστοιχεία μιας εικόνας αντιπροσωπεύονται σε επίπεδα γκρι L $[1, 2, \dots, L]$. Ο αριθμός των εικονοστοιχείων στο επίπεδο i συμβολίζεται με n_i και ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων με $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$. Για να απλοποιηθεί, το ιστόγραμμα σε επίπεδο γκρι κανονικοποιείται και θεωρείται ως κατανομή πιθανότητας [65]:

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad p_i > 0 \quad \sum_{i=1}^L P_i = 1 \quad (4)$$

Στην συνέχεια, χωρίζονται τα εικοστοιχεία σε δύο κατηγορίες (αντικείμενα και φόντο) από ένα όριο στο επίπεδο k . Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος χρησιμοποιεί το ιστόγραμμα της εκάστοτε εικόνας I ως είσοδο με σκοπό το βέλτιστο κατώφλι. Έτσι, η εικόνα χωρίζεται σε δύο κλάσεις και οι πιθανότητες εμφάνισης της κάθε κλάσης δίνονται από τις εξής συναρτήσεις:

$$P_1 = \sum_{i=1}^k p_i = \omega(k) \quad (5)$$

$$P_2 = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - \omega(k) \quad (6)$$

και τα μέσα επίπεδα κάθε κλάσης δίνονται από τις εξής συναρτήσεις:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^k \frac{ip_i}{P_1} \quad (7)$$

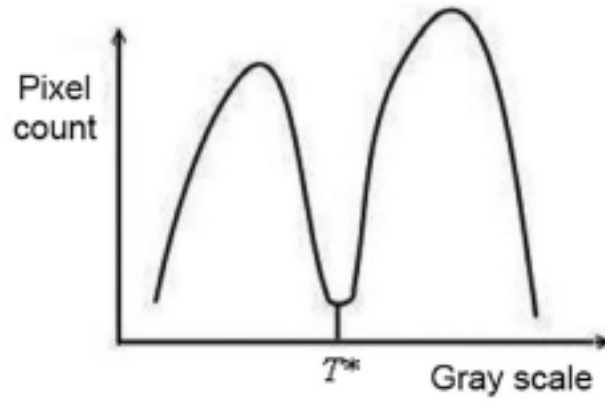
$$\mu_2 = \sum_{i=k+1}^L \frac{ip_i}{P_2} \quad (8)$$

Σε αυτή την εργασία χρησιμοποιήθηκε το κατώφλι Otsu τόσο λόγω της απλότητας όσο και της διαφοράς έντασης στα επίπεδα του γκρι, η οποία απαιτεί διαφορετικό κατώφλι σε διαφορετικές εικόνες. Επομένως, το κατώφλι επιλέχθηκε αυτόματα για διαφορετικές εικόνες χρησιμοποιώντας το κατώφλι Otsu. Το ιστόγραμμα κάθε εικόνας χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των κατωφλίων και, στη συνέχεια, η τιμή των εικονοστοιχείων μπορεί να ταξινομηθεί σε μία από τις δύο κατηγορίες συγκρίνοντας την τιμή του γκρι κάθε εικονοστοιχείου με το επιλεγμένο κατώφλι.

Οι κλάσεις της εικόνας $f(x, y)$ χρησιμοποιούν ένα γκρι κατώφλι τιμής t τότε:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{αν } f(x, y) > T \\ 0, & \text{αν } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (9)$$

Όπου $g(x, y)$ είναι οι διαχωρισμένες γκρι τιμές "1" και "0" και T είναι το αντίστοιχο επιλεγμένο κατώφλι και



Σχήμα 19: Βέλτιστη επιλογή κατωφλίου σε ιστόγραμμα σε επίπεδο γκρι [65].

4.3.4 Κατώφλι Καρπυ

Αυτή η μέθοδος είναι μια μη παραμετρική μέθοδος η οποία χρησιμοποιείται για την εύρεση βέλτιστης τιμής κατωφλίων και βασίζεται στην εντροπία και στην κατανομή των πιθανοτήτων του ιστογράμματος της εικόνας [68]. Πιο συγκεκριμένα, αυτή η τεχνική έχει ως στόχο την εύρεση του βέλτιστου κατωφλίου που μεγιστοποιεί την συνολική εντροπία. Η εντροπία Καρπυ διαιρεί την εικόνα σε πολλαπλά επίπεδα και όχι μόνο σε δύο, καθώς αυτή η τεχνική δίνει καλύτερες τιμές κατωφλίωσης. Επίσης, αυτή η μέθοδος είναι εύκολη, γρήγορη και έχει χαμηλή διαδικασία υπολογισμού. Η μέθοδος αυτή περιγράφεται ως εξής:

Θεωρούμε πως υπάρχουν συνολικά L γκρι επίπεδα με εύρος από 0 μέχρι $L-1$ και ο συνολικός αριθμός των pixel είναι N . Επίσης, θεωρούμε ότι $f(i)$ είναι η συχνότητα του i -στου επιπέδου έντασης.

$$N = f(0) + f(1) + f(2) + \dots + f(L-1) \quad (10)$$

Η πιθανότητα του i -στου επιπέδου έντασης είναι η εξής:

$$p(i) = \frac{f(i)}{N} \quad (11)$$

Υποθέτουμε πως υπάρχουν M γκρι επίπεδα $\{th_1, th_2, \dots, th_M\}$, όπου $0 \leq M < L-1$. Με την χρήση αυτών των ορίων η εικόνα τμηματοποιείται σε $M+1$ επίπεδα, όπου $C_1 = \{0, 1, 2, \dots, th_1 - 1\}$, $C_2 = \{th_1, th_1 + 1, \dots, th_2 - 1\}$ και $C_{M+1} = \{th_{M-1}, th_{M-1} + 1, \dots, th_M\}$. Η εντροπία κάθε τάξης υπολογίζεται ξεχωριστά και στην συνέχεια αθροίζονται. Η μέθοδος που βασίζεται στην εντροπία είναι η εξής:

$$E_0 = - \sum_{i=0}^{i=th_1-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0}, w_0 = \sum_{i=0}^{i=th_1-1} p_i \quad (12)$$

$$E_1 = - \sum_{i=th_1}^{i=th_2-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0}, w_1 = \sum_{i=th_1}^{i=th_2-1} p_i \quad (13)$$

$$E_M = - \sum_{i=th_M}^{i=L-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0}, w_M = \sum_{i=th_M}^{i=L-1} p_i \quad (14)$$

Όπου E_0 , E_1 και E_M είναι οι Καρπυ εντροπίες κάθε τάξης και w_0 , w_1 και w_M υποδηλώνουν τις πιθανότητες κάθε τάξης. Για να ληφθούν τιμές πολλαπλών επιπέδων και να βρεθεί η βέλτιστη λύση η αντικειμενική συνάρτηση μεγιστοποιείται ως εξής:

$$f_{\text{karur}}(TH) = \max \left(\sum_{i=0}^M E_i \right) \quad (15)$$

Όπου $TH = \{th_1, th_2, \dots, th_M\}$ διάνυσμα το οποίο περιέχει τα πολλαπλά κατώφλια.

4.3.5 Μορφολογικά φίλτρα

Τα μορφολογικά φίλτρα αποτελούν διαδικασίες επεξεργασίας εικόνας λαμβάνοντας υπόψιν σχήματα και στοχεύοντας στην απαλοιφή διαφορών ατελειών που μπορεί να έχουν προκύψει. Αυτά τα φίλτρα εικόνων χρησιμοποιούν ένα «παράθυρο» ή αλλιώς δυαδική μάσκα η οποία κυλάει επάνω από κάθε σημείο της εικόνας, συνελίσσεται και υπολογίζεται η νέα τιμή του κάθε εικονοστοιχείου συναρτήσει μιας γειτονιάς. Οι πιο συνηθισμένες και βασικές μορφολογικές επεξεργασίες είναι η διαστολή και η διάβρωση. Η διαστολή είναι η προσθήκη pixel στα όρια των αντικειμένων σε μια εικόνα, ενώ η διάβρωση είναι η αφαίρεση pixel στα όρια των αντικειμένων. Η προσθήκη ή η αφαίρεση από τη δομή μιας εικόνας εξαρτάται από το μέγεθος και το σχήμα του δομικού στοιχείου που χρησιμοποιείται για την επεξεργασία της εικόνας.

Διαστολή (Dilation)

Η διαστολή είναι ένα μορφολογικό φίλτρο που χρησιμοποιείται για την προσθήκη ενός εικονοστοιχείου στο όριο του αντικειμένου με βάση το σχήμα του αντίστοιχου δομικού του στοιχείου. Δηλαδή, η τιμή κάθε εικονοστοιχείου αντικαθίσταται με την μέγιστη τιμή της κάθε γειτονιάς Έτσι, οι τρύπες μέσα σε αυτές τις περιοχές γίνονται μικρότερες [60].

Διάβρωση (Erosion)

Η διάβρωση αφαιρεί από μία εικόνα είναι ένα μορφολογικό φίλτρο που χρησιμοποιείται για την αφαίρεση ενός εικονοστοιχείου στο όριο του αντικειμένου με βάση το σχήμα του αντίστοιχου δομικού του στοιχείου. Δηλαδή, η τιμή κάθε εικονοστοιχείου αντικαθίσταται με την ελάχιστη τιμή της κάθε γειτονιάς. Έτσι, οι περιοχές των εικονοστοιχείων στο προσκήνιο συρρικνώνονται σε μέγεθος και οι τρύπες μέσα σε αυτές τις περιοχές γίνονται μεγαλύτερες [60].

4.3 Πολλαπλή κατωφλίωση (Multilevel Thresholding)

Η κατωφλίωση είναι μια διαδικασία στην οποία τα εικονοστοιχεία μια εικόνας ταξινομούνται σε κατηγορίες αναλόγως την ένταση τους με βάση την κλίμακα του γκρι. Για να πραγματοποιηθεί αυτή η ταξινόμηση είναι απαραίτητο να επιλεγεί μία τιμή κατωφλίωσης (th) και να ακολουθηθεί ο εξής κανόνας:

$$C_1 \leftarrow p \text{ αν } 0 \leq p < th \quad (16)$$

$$C_2 \leftarrow p \text{ αν } th \leq p < L - 1 \quad (17)$$

Όπου p είναι εικοστοιχείο $m \times n$ μιας γκρι εικόνας I , $L = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ τα διάφορα επίπεδα του γκρι, th το κατώφλι μιας εικόνας και C_1 και C_2 οι κλάσεις στις οποίες μπορεί να βρίσκεται ένα pixel. Αντίστοιχα σε πολλά επίπεδα:

$$C_1 \leftarrow p \text{ αν } 0 \leq p < th_1, \quad (18)$$

$$C_2 \leftarrow p \text{ αν } th_1 \leq p < th_2, \quad (19)$$

$$C_i \leftarrow p \text{ αν } th_i \leq p < th_{i+1}, \quad (20)$$

$$C_n \leftarrow p \text{ αν } th_n \leq p < L - 1, \quad (21)$$

Όπου p είναι εικοστοιχείο $m \times n$ μιας γκρι εικόνας I και $\{th_1, th_2, \dots, th_i, th_{i+1}\}$ αντιπροσωπεύουν τα διαφορετικά κατώφλια.

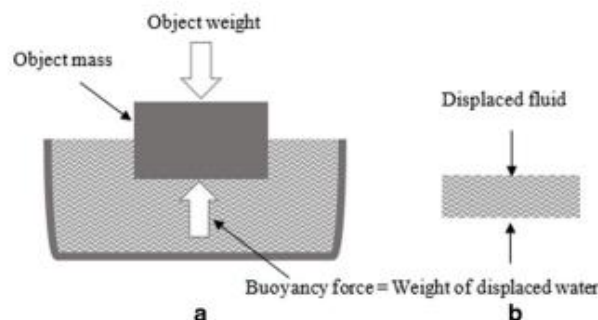
4.4 Πολλαπλή κατωφλίωση χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ΑΟΑ

4.4.1 Αλγόριθμος ΑΟΑ

Η βελτιστοποίηση είναι η διαδικασία που πραγματοποιεί κάτι αποτελεσματικά. Ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης είναι μία επαναληπτική διαδικασία η οποία συγκρίνει διάφορες υποψήφιες λύσεις μέχρι τελικά να βρεθεί η βέλτιστη. Οι περισσότεροι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης παρέχουν ένα πάρα πολύ καλό αποτέλεσμα στην επεξεργασία εικόνων και ειδικότερα στις περισσότερες περιπτώσεις τμηματοποίησης εικόνων [31, 32, 33].

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης του Αρχιμήδη (Archimedes optimization algorithm (AOA)) είναι ένας μεθευρετικός αλγόριθμος για την επίλυση των προβλημάτων βελτιστοποίησης και βασίζεται στον πληθυσμό. Έμπνευση του αποτελεί η Αρχή του Αρχιμήδη, δηλαδή βασίζεται σε έναν νόμο της φυσικής. Ο αλγόριθμος αυτός μιμείται την αρχή της άνωσης που ασκείται προς τα πάνω σε ένα αντικείμενο, μερικώς ή πλήρως βυθισμένο σε ένα ρευστό, η οποία είναι ανάλογη με το βάρος του μετατοπισμένου ρευστού.

Η Αρχή του Αρχιμήδη εξηγεί τον νόμο της άνωσης, πιο συγκεκριμένα δηλώνει τη σχέση μεταξύ ενός βυθισμένου αντικειμένου σε ένα ρευστό και της άνωσης που ασκείται σε αυτό. Η άνωση ενός αντικειμένου υπόκειται σε μια δύναμη προς τα πάνω ίση με το βάρος του ρευστού που μετατοπίζεται. Αν το βάρος του αντικειμένου είναι μεγαλύτερο από το βάρος του υγρού που μετατοπίζεται, το αντικείμενο θα βυθιστεί, διαφορετικά, θα επιπλέει όταν το βάρος του αντικειμένου και του μετατοπισμένου ρευστού είναι ίσο [67].



Σχήμα 20: a) Αντικείμενο που βυθίζεται σε ένα υγρό, b) Ο όγκος του μετατοπισμένου υγρού [67].

Ειδικότερα:

Το αντικείμενο θα βρίσκεται σε κατάσταση ισορροπίας αν η άνωση είναι ίση με το βάρος του αντικειμένου:

$$F_b = W_o, \quad (22)$$

$$p_b v_b a_b = p_o v_o a_o, \quad (23)$$

$$a_o = \frac{p_b v_b a_b}{p_o v_o} \quad (24)$$

Όπου F είναι η δύναμη της άνωσης, W είναι το βάρος του αντικειμένου, p είναι η πυκνότητα, το v συμβολίζει τον όγκο και το a την επιτάχυνση. Οι δείκτες b και o συμβολίζουν το ρευστό και το βυθισμένο αντικείμενο αντίστοιχα.

Αν υπάρχει άλλη δύναμη που επηρεάζει το αντικείμενο όπως για παράδειγμα η σύγκρουση με ένα άλλο γειτονικό αντικείμενο (r), η κατάσταση ισορροπίας αλλάζει και θα είναι:

$$F_b = W_o, \quad (25)$$

$$W_b - W_r = W_o, \quad (26)$$

$$p_b v_b a_b - p_r v_r a_r = p_o v_o a_o \quad (27)$$

Εφαρμογή του αλγορίθμου:

Σε αυτόν τον αλγόριθμο, τα άτομα του πληθυσμού είναι τα αντικείμενα που βυθίζονται μέσα ρευστό. Αυτά τα αντικείμενα έχουν πυκνότητα, όγκο και επιτάχυνση. Στόχος είναι να φτάσει στο σημείο όπου τα αντικείμενα είναι σε κατάσταση ισορροπίας, που σημαίνει ότι η καθαρή δύναμη του ρευστού είναι ίση με μηδέν. Ο ΑΟΑ ξεκινά τη διαδικασία αναζήτησης με αρχικό πληθυσμό αντικειμένων (υποψήφιος λύσεις) με τυχαίους όγκους, πυκνότητες και επιταχύνσεις. Σε αυτό το στάδιο, κάθε αντικείμενο αρχικοποιείται επίσης με τυχαία θέση στο ρευστό. Μετά την αξιολόγηση του αρχικού πληθυσμού με βάση την αντικειμενική συνάρτηση, ο ΑΟΑ εκτελεί επαναλήψεις μέχρι να εκπληρωθεί η συνθήκη τερματισμού. Σε κάθε επανάληψη, ο ΑΟΑ ενημερώνει την πυκνότητα και τον όγκο του κάθε αντικειμένου. Αρχικά, συμβαίνει σύγκρουση μεταξύ των αντικειμένων και μετά από μία περίοδο προσπαθούν να έρθουν σε κατάσταση ισορροπίας. Αυτό υλοποιείται με έναν παράγοντα μετασχηματισμού TF, ο οποίος στην φυσική ονομάζεται άνωση και μετατρέπει την αναζήτηση από την φάση της εξερεύνησης στη φάση της εκμετάλλευσης. Η τιμή του TF αυξάνεται σταδιακά με μέγιστη την τιμή 1. Στην φάση της εξερεύνησης (exploration) η τιμή του TF είναι μικρότερη ή ίση με 0.5 και υπάρχει σύγκρουση μεταξύ των αντικειμένων. Σε αυτή την φάση πραγματοποιείται διερεύνηση αντικειμένων και υπολογίζεται εκ νέου η θέση και η επιτάχυνση για την επόμενη επανάληψη χρησιμοποιώντας ένα τυχαίο αντικείμενο από τα 30 που είχαν αρχικοποιηθεί στην αρχή. Αυτή η φάση δίνει την δυνατότητα να ανανεωθούν οι υποψήφιος λύσεις και πραγματοποιείται ολική αναζήτηση στον χώρο αναζήτησης. Στην φάση της εκμετάλλευσης (exploitation) η τιμή του TF είναι μεγαλύτερη από 0.5 και δεν πραγματοποιούνται συγκρούσεις μεταξύ των αντικειμένων. Σε αυτή την φάση ο αλγόριθμος εκμεταλλεύεται τις υπάρχουσες λύσεις, ανανεώνεται η θέση και η επιτάχυνση της επόμενης επανάληψης με την καλύτερη υπάρχουσα λύση. Επίσης, σε αυτή την φάση ο αλγόριθμος πραγματοποιεί τοπική αναζήτηση και προχωράει σε αλλαγή κατεύθυνσης και μετά ανανεώνει την θέση. Στην εξίσωση 31 υπάρχει ακόμα μια σταθερά T . Αυτή η σταθερά αρχικά έχει μικρή τιμή η οποία αυξάνεται με τον χρόνο και είναι ανάλογη του TF. Όσο αυξάνεται η τιμή της σταθεράς T μειώνεται η διαφορά μεταξύ

της τρέχουσας και καλύτερης λύσης και αυτό οδηγεί στην επίτευξη καλύτερης ισορροπίας μεταξύ των δύο φάσεων, δηλαδή πρώτα να πραγματοποιηθεί ολική αναζήτηση και στη συνέχεια τοπική. Τέλος, ο αλγόριθμος συγκρίνει τις υποψήφιες λύσεις μεταξύ τους, επιλέγει την καλύτερη και προχωράει μέχρι να βρεθεί η βέλτιστη.

Η αναλυτική μαθηματική διατύπωση των βημάτων του αλγόριθμου ΑΟΑ είναι η εξής:

1. Αρχικοποίηση

Αρχικοποίηση όλων των θέσεων των αντικειμένων

$$O_i = lb_i + randn \times (ub_i - lb_i); i = 1, 2, \dots, N \quad (28)$$

Όπου όπου το O_i είναι το i ο αντικείμενο σε έναν πληθυσμό N αντικειμένων. Το lb_i και το ub_i είναι τα κάτω και άνω όρια του χώρου αναζήτησης, αντίστοιχα.

Αρχικοποίηση όλων των όγκων και των πυκνοτήτων των αντικειμένων

$$den_i = rand \quad (29)$$

$$vol_i = rand \quad (30)$$

Όπου το $rand$ είναι ένα τυχαίο δισδιάστατο διάνυσμα.

2. Αρχικοποίηση της επιτάχυνσης

$$acc_i = lb_i + rand \times (ub_i - lb_i) \quad (31)$$

3. Μεταβολή των όγκων και των πυκνοτήτων

$$den^{t+1} = den_i^t + rand \times (den_{best} - den_i^t) \quad (32)$$

$$vol_i^{t+1} = vol_i^t + rand \times (vol_{best} - vol_i^t) \quad (33)$$

Όπου vol_{best} και den_{best} είναι ο όγκος και η πυκνότητα με το καλύτερο αντικείμενο.

4. Παράγοντας μετασηματισμού (TF) και συντελεστής πυκνότητας (d^{t+1})

$$TF = \exp\left(\frac{t - t_{max}}{t_{max}}\right) \quad (34)$$

Όπου TF , ο οποίος βοηθά τα αντικείμενα να έρθουν σε κατάσταση ισορροπίας όταν υπάρχει σύγκρουση μεταξύ τους.

Και d^{t+1} είναι ο συντελεστής πυκνότητας που βοηθάει να μην πέσει ο αλγόριθμος σε ολικό ακρότατο.

$$d^{t+1} = \exp\left(\frac{t_{max}-t}{t_{max}}\right) - \left(\frac{t}{t_{max}}\right) \quad (35)$$

5. Στάδιο εξερεύνησης:

Αν το $TF \leq 0.5$ τότε:

$$acc_i^{t+1} = \frac{den_{mr} + vol_{mr} \times acc_{mr}}{den_i^{t+1} \times vol_i^{t+1}} \quad (36)$$

Όπου γίνεται σύγκρουση μεταξύ των αντικειμένων και επιλέγεται ένα τυχαίο υλικό mr και μεταβάλλεται η επιτάχυνση των αντικειμένων για $t+1$. Όπου den_i , vol_i και acc_i είναι η πυκνότητα, ο όγκος και η επιτάχυνση του αντικειμένου i , ενώ όπου den_{mr} , den_{mr} και acc_{mr} είναι η πυκνότητα, ο όγκος και η επιτάχυνση των τυχαίων αντικειμένων.

Στάδιο εκμετάλλευσης :

Αν το $TF > 0.5$ τότε:

$$acc_i^{t+1} = \frac{den_{best} + vol_{best} \times acc_{best}}{den_i^{t+1} \times vol_i^{t+1}} \quad (37)$$

Όπου δεν γίνεται σύγκρουση μεταξύ των αντικειμένων.

Κανονικοποίηση επιτάχυνσης

$$acc_{i-norm}^{t+1} = u \times \frac{acc_i^{t+1} - \min(acc)}{\max(acc) - \min(acc)} + l \quad (38)$$

Όπου το u και το l είναι εύρος της κανονικοποίησης το οποίο ορίζεται σε 0.9 και 0.1 αντίστοιχα. Το acc_{i-norm}^{t+1} καθορίζει το ποσοστό των βημάτων που θα αλλάξει κάθε παράγοντας και αν το αντικείμενο i είναι μακριά από το βέλτιστο, τότε η τιμή της επιτάχυνσης θα είναι υψηλή. Αυτό σημαίνει ότι το αντικείμενο θα βρίσκεται στη φάση εξερεύνησης, διαφορετικά, σε φάση εκμετάλλευσης. Έτσι σταδιακά με την πάροδο του χρόνου η αναζήτηση μετατρέπεται από εξερεύνηση σε φάση εκμετάλλευσης. Κανονικά η τιμή της επιτάχυνσης και του TF είναι μεγάλη και με την πάροδο του χρόνου ελαττώνεται. Αυτό βοηθάει ώστε να βρεθεί η βέλτιστη ολική λύση στην αρχή και στη συνέχεια η βέλτιστη τοπική.

6. Ενημέρωση θέσης

Αν το $TF \leq 0.5$ τότε ο αλγόριθμος βρίσκεται στην φάση της εξερεύνησης και η θέση του i -οστού αντικειμένου για την επανάληψή $t+1$ είναι η εξής:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + C1 \times rand \times acc_{i-norm}^{t+1} \times d \times (x_{rand} - x_i^t) \quad (39)$$

Όπου $C1$ είναι ίσον με 2.

Αν το $TF > 0.5$ τότε ο αλγόριθμος βρίσκεται στη φάση εκμετάλλευσης και η θέση του i -οστού αντικειμένου για την επανάληψή $t+1$ είναι η εξής:

$$x_i^{t+1} = x_{best}^t + F \times C2 \times rand \times acc_{i-norm}^{t+1} \times d \times (T \times x_{best} - x_i^t) \quad (40)$$

Όπου το $C2 = 6$ και το F χρησιμοποιείται ώστε να αλλάξει την κατεύθυνση της κίνησης και είναι ίσο με:

$$F = \begin{cases} +1, & P \leq 0.5 \\ -1, & P > 0.5 \end{cases} \quad (41)$$

Και

$$P = 2 \times rand - C4 \quad (42)$$

7. Αξιολόγηση κάθε αντικειμένου χρησιμοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση $Karur$ και εκχώρηση της καλύτερης τιμής (αυτής με την μέγιστη εντροπία) των μεταβλητών den_{best} , vol_{best} και acc_{best} .

Γενικά, η συμπεριφορά ενός εξελικτικού αλγόριθμου εξαρτάται από την σχέση μεταξύ των δυο φάσεων, της εξερεύνησης (exploration) και της εκμετάλλευσης (exploitation). Για την βελτιστοποίηση της αποδοτικότητας και της αποτελεσματικότητας πρέπει οι εξελικτικοί αλγόριθμοι να διατηρούν ισορροπία μεταξύ των δύο φάσεων [69].

Πλεονέκτημα αυτού του αλγορίθμου αποτελεί η καλή ισορροπία μεταξύ των δύο φάσεων, της εξερεύνησης (exploration) και της εκμετάλλευσης (exploitation). Αρχικά η αναζήτηση ξεκινάει με την διαδικασία της εξερεύνησης και σταδιακά με την πάροδο του χρόνου αυτό αντιστρέφεται και η αναζήτηση εστιάζει περισσότερο στην διαδικασία της εκμετάλλευσης.

Μέσω της εξερεύνησης μπορεί ο αλγόριθμος να επισκέπτεται αόρατες γειτονιές στον χώρο αναζήτησης και αυτό έχει ως αποτέλεσμα την μεγιστοποίηση της αποτελεσματικότητας εύρεσης βέλτιστης τοποθεσίας, ενώ μέσω της εκμετάλλευσης ο χώρος αναζήτησης μειώνεται. Πιο συγκεκριμένα, στην προτεινόμενη μέθοδο για την ισορροπία μεταξύ των δύο διαδικασιών χρησιμοποιήθηκε η τεχνική μέτρησης ποικιλότητας ως προς τις διαστάσεις και είναι η πιο ευρέως διαδεδομένη τεχνική μέτρησης ποικιλομορφίας. Σύμφωνα με αυτή την μέθοδο η αυξημένη μέση απόσταση σε μία διάσταση σημαίνει εξερεύνηση, ενώ η μειωμένη απόσταση σημαίνει εκμετάλλευση και υποδηλώνει ότι τα αντικείμενα βρίσκονται κοντά το ένα με το άλλο στον χώρο αναζήτησης.

$$D_{iu_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{median}(x^j) - x_j^i \quad (43)$$

$$D_{iu^t} = \frac{1}{Dim} \sum_{j=1}^{Dim} D_{iu_j} \quad (44)$$

Όπου $\text{median}(x^j)$ είναι η διάμεσος της διάστασης j των συνολικών αντικειμένων, ενώ η x_j^i είναι η διάσταση j κάθε αντικειμένου ξεχωριστά και N ο αριθμός των αντικειμένων συνολικά. Συνεπώς το D_{iu_j} αντικατοπτρίζει την μέση ποικιλομορφία για την διάσταση j . Το D_{iu^t} υποδηλώνει ποικιλομορφία του πληθυσμού για κάθε επανάληψη t . Μόλις υπολογιστεί η ποικιλομορφία για όλες τις επαναλήψεις τότε υπολογίζεται το ποσοστό την εξερεύνησης και της εκμετάλλευσης ως εξής:

$$Exploration\% = \frac{D_{iu^t}}{D_{iu_{max}}} \times 100 \quad (45)$$

$$Exploitation\% = \frac{|D_{iu^t} - D_{iu_{max}}|}{D_{iu_{max}}} \quad (46)$$

Όπου D_{iu^t} είναι η ποικιλομορφία του πληθυσμού της t επανάληψης, ενώ $D_{iu_{max}}$ είναι η ποικιλομορφία του πληθυσμού σε όλες τις επαναλήψεις.

Ψευδοκώδικας αλγορίθμου βελτιστοποίησης AOA:

```

procedure AOA(population size  $N$ , maximum iterations
 $t_{max}$ ,  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$ , and  $C_4$ )
  Initialize objects population with random positions,
  densities and volumes using (4), (5), and (6), respectively.
  Evaluate initial population and select the one with the
  best fitness value.
  Set iteration counter  $t = 1$ 
  while  $t \leq t_{max}$  do
    for each object  $i$  do
      Update density and volume of each object
      using (7)
      Update transfer and density decreasing factors
       $TF$  and  $d$  using (8) and (9), respectively.
      if  $TF \leq 0.5$  then           ▷ Exploration phase
        Update acceleration using (10) and nor-
        malize acceleration using (12)
        Update position using (13)
      else                           ▷ Exploitation phase
        Update acceleration using (11) and nor-
        malize acceleration using (12)
        Update direction flag  $F$  using (15)
        Update position using (14)
      end if
    end for
    Evaluate each object and select the one with the
    best fitness value.
    Set  $t = t + 1$ 
  end while
  return object with best fitness value.
end procedure

```

Σχήμα 21: Ψευδοκώδικας του μεθευρητικού αλγορίθμου AOA.

Στον προτεινόμενο αλγόριθμο χρησιμοποιούνται διάφορες παράμετροι που αρχικοποιούνται πριν από την υλοποίηση του αλγορίθμου AOA. Ο πίνακας 2 δείχνει τις τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση. Οι παράμετροι C_1, C_2, C_3 και C_4 είναι συντελεστές που χρησιμοποιούνται για να μεταβεί ο αλγόριθμος στην επόμενη θέση. Πιο συγκεκριμένα, οι C_1, C_2, C_3 και C_4 ονομάζονται μεταβλητές ελέγχου και οι τιμές τους είναι οι βέλτιστες τιμές που προκύπτουν από τα πειράματα ανάλυσης ευαισθησίας για την εύρεση καλύτερων τιμών της αντικειμενικής συνάρτησης. Τα πειράματα αυτά πραγματοποιήθηκαν

Παράμετρος	Τιμή
Μέγεθος πληθυσμού-Material number	30

Αριθμός μέγιστων επαναλήψεων-Max iteration	1.000
Διάνυσμα διαστάσεων-dim	10
Κάτω όριο-lower bounds	-10
Άνω όριο-upper bounds	10
C1	2
C2	6
C3	2
C4	0.5

Πίνακας 2: Αρχικοποίηση παραμέτρων για τον ΑΟΑ.

4.4.2 Αλγόριθμος ΑΟΑ με χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος κατάτμησης έχει εφαρμοστεί χρησιμοποιώντας ως αντικειμενική συνάρτηση την εντροπία Karur και η συνάρτηση μεγιστοποιείται χρησιμοποιώντας την Αρχή του Αρχιμήδη. Αρχικά, αρχικοποιούνται κάποιες τυχαίες θέσεις και η αντικειμενική συνάρτηση χρησιμοποιεί την εντροπία Karur για να προσδιορίσει αν η αρχική λύση είναι και η βέλτιστη. Αυτό το επιτυγχάνει διαχωρίζοντας τις περιοχές με τη μέγιστη εντροπία μεταξύ τους. Ο αλγόριθμος ΑΟΑ εκμεταλλεύεται τις λύσεις και χρησιμοποιώντας την αντικειμενική συνάρτηση δημιουργεί νέες υποψήφιας λύσεις, έτσι με την πάροδο του χρόνου η κατάτμηση των εικόνων βελτιώνεται καθώς ο αλγόριθμος λειτουργεί έτσι ώστε να επιλέγει σε κάθε επανάληψη την καλύτερη υποψήφια λύση. Έτσι, αλγόριθμος επιλέγει ως βέλτιστες λύσεις, αυτές με τη μέγιστη εντροπία και η κάθε υποψήφια λύση αναπαριστά και ένα κατώφλι. Ως αποτέλεσμα λαμβάνεται μία εικόνα με πολλαπλά επίπεδα και κάθε εικονοστοιχείο έχει ομαδοποιηθεί στην αντίστοιχη κατηγορία που ανήκει. Τέλος, η χρήση πολλαπλών κατωφλίων σε μεθευρετικούς αλγόριθμους όπως ο ΑΟΑ μειώνει την υπολογιστική πολυπλοκότητα βελτιστοποιώντας την πάροδο του χρόνου τη διαδικασία αναζήτησης κατωφλίου.

Αναλυτικά τα βήματα για την πολλαπλή κατωφλίωση με βάση την Αρχή του Αρχιμήδη είναι τα εξής:

Βήμα 1: Διάβασε την grayscale εικόνα I_g .

Βήμα 2: Έλεγχος ιστογράμματος της εικόνας.

Βήμα 3: Έλεγχος/Υπολογισμός πιθανοτήτων τιμών έντασης.

Βήμα 4: Αρχικοποίηση ΑΟΑ παραμέτρων Max_iter, materials_no, dim, C1, C2, C3, C4, lb και ub, βλ. Πίνακα 3.

Βήμα 5: Αρχικοποίηση τυχαίων θέσεων πληθυσμού χρησιμοποιώντας την Εξ.28 με j διαστάσεις.

Βήμα 6: Αρχικοποίηση επιτάχυνσης, πυκνότητας και όγκου χρησιμοποιώντας τις Εξ.29, 30 και 31.

Βήμα 7: Αξιολόγηση κάθε αντικειμένου της αντικειμενικής συνάρτησης με τη μέθοδο κατωφλίου Karur.

- Όσο το $t \leq t_{max}$ τότε:
 - Για κάθε αντικείμενο:
 - Ενημέρωση της πυκνότητας και του όγκου χρησιμοποιώντας τις Εξ. 32 και 33.
 - Ενημέρωση του χειριστή μεταφοράς TF και του συντελεστή πυκνότητας χρησιμοποιώντας τις Εξ.34 και 35.
 - Αν ο $TF \leq 0.5$ τότε φάση εξερεύνησης: Ενημέρωση της επιτάχυνσης χρησιμοποιώντας ένα τυχαίο αντικείμενο Εξ.36 και κανονικοποίηση της χρησιμοποιώντας την Εξ.38 και ενημέρωση θέσης χρησιμοποιώντας την Eq.39.
 - Αλλιώς, φάση εκμετάλλευσης: Ενημέρωση της επιτάχυνσης χρησιμοποιώντας υπάρχουσα καλύτερη λύση Εξ.37, κανονικοποίηση της χρησιμοποιώντας την Εξ.38 και αλλαγή κατεύθυνσης της κίνησης.
 - Αξιολόγηση κάθε αντικειμένου και επιλογή αυτού με την καλύτερη τιμή.

Βήμα 8: Έλεγχος κριτηρίων τερματισμού. Αν βρέθηκε η βέλτιστη λύση τότε προχωράει στο Βήμα 9, αλλιώς πηγαίνει πίσω στο βήμα 7.

Βήμα 9: Επιλογή βέλτιστων λύσεων.

Βήμα 10: Εφαρμογή των βέλτιστων τιμών κατωφλίων στην εικόνα I_g για την τμηματοποίηση της.

Για την εφαρμογή αυτού του αλγορίθμου χρησιμοποιήθηκαν οι ίδιες παράμετροι με τον αρχικό ΑΟΑ αλγόριθμο βλ. Πίνακα 2. Ωστόσο, κάποιες από αυτές προσαρμόστηκαν αναλόγως βλ. Πίνακα 3, ώστε ο αλγόριθμος να μπορεί να εφαρμοστεί σε εικόνες και να τις τμηματοποιεί. Αυτές οι παράμετροι είναι η παράμετρος dim (διάνυσμα διαστάσεων), το άνω (upper bound) και κάτω (low bound) όριο του χώρου. Αρχικά η παλιά τιμή της dim παραμέτρου ήταν 10 και μετά την αλλαγή η νέα τιμή της παραμέτρου dim είναι 2. Αυτή η αλλαγή πραγματοποιήθηκε καθώς η εφαρμογή του αλγορίθμου γίνεται σε εικόνες, επομένως οι διαστάσεις των εικόνων που χρησιμοποιούνται είναι $2 \times n$. Η επόμενη αλλαγή αφορά τα όρια του χώρου, τα οποία είναι οι τιμές των pixel των εικόνων. Για αυτό τον λόγο, η τιμή του lower bound (κάτω όριο) άλλαξε σε 0 και η τιμή του upper bound (άνω όριο) άλλαξε σε 255.

Παράμετρος	Τιμή
Μέγεθος πληθυσμού-Material number	30
Αριθμός μέγιστων επαναλήψεων-Max iteration	1.000
Διάνυσμα διαστάσεων-dim	2
Κάτω όριο-lower bounds	0
Άνω όριο-upper bounds	255
C1	2
C2	6
C3	2

4.5 Μεθοδολογία

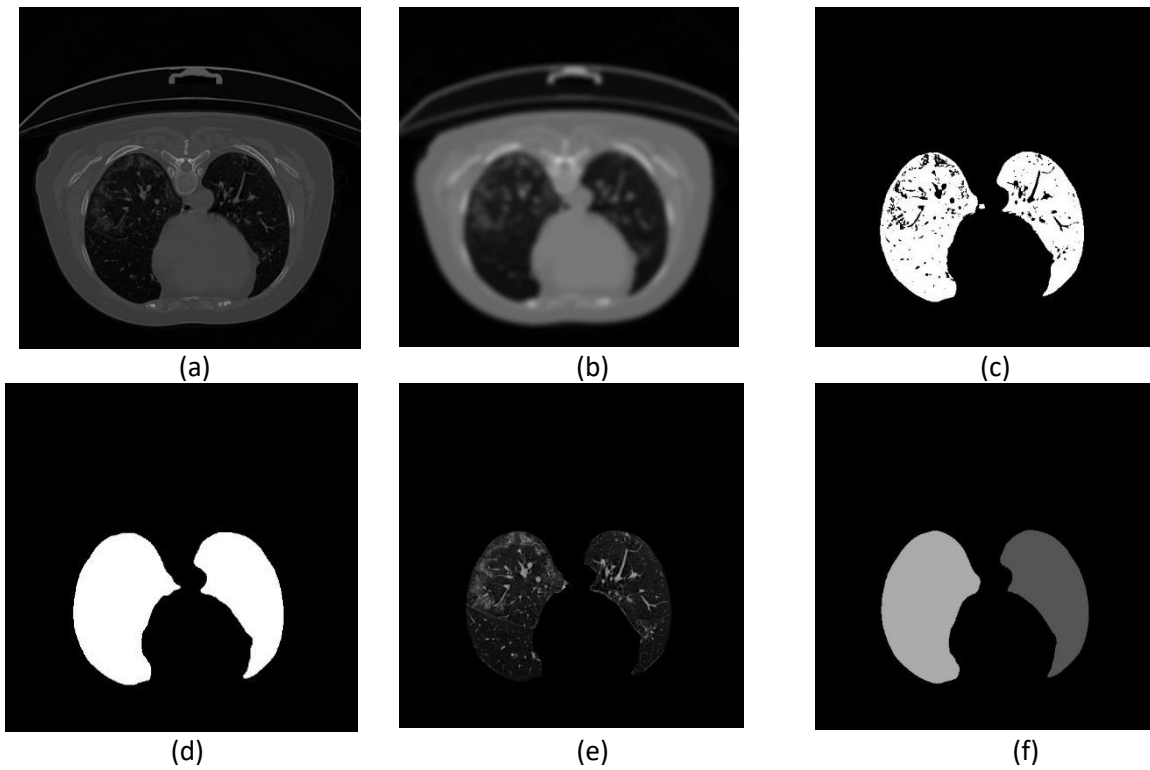
Σε αυτή την εργασία στόχος ήταν η δημιουργία ενός αποτελεσματικού αλγόριθμου για την τμηματοποίηση εικόνων με Covid-19. Η τμηματοποίηση περιοχών με Covid-19 είναι μία περίπλοκη διαδικασία εξαιτίας τόσο της μοναδικής δομής (ποικιλία μορφολογικών εμφανίσεων) των περιοχών μόλυνσης π.χ. μέγεθος και σχήμα όσο και της χαμηλής αντίθεσης μεταξύ των περιοχών που έχουν προσβληθεί από τον Covid-19 και των φυσιολογικών ιστών με αποτέλεσμα να καθίσταται δύσκολη η εύρεση των ορίων του Covid-19.

Σε αυτό λοιπόν το Κεφάλαιο προτείνεται και αναλύεται μία μεθοδολογία που είναι αρχικά βασισμένη στην αυτόματη κατωφλίωση Otsu για την τμηματοποίηση των πνευμόνων. Οι πνεύμονες γενικότερα αποτελούν ένα εύκολο όργανο για κατάτμηση, για αυτό αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί και να αξιολογηθεί μια εύκολη και απλή μέθοδος για την κατάτμηση των πνευμόνων που πάσχουν από Covid-19. Αρχικά, εφαρμόστηκε στις εικόνες το φίλτρο Gauss, για να απομακρυνθεί ο θόρυβος και να υπάρξει θόλωση στις εικόνες. Στην συνέχεια εφαρμόζεται το φίλτρο μεσαίας τιμής, το οποίο επιτρέπει τη διατήρηση των ακμών παράλληλα με την θόλωση, με αποτέλεσμα να μην αποκόπτονται περιοχές των άκρων των πνευμόνων που υπάρχει Covid-19. Η κατάτμηση πραγματοποιείται με την εφαρμογή ενός αυτόματου κατωφλίου, το κατώφλι Otsu και τέλος εφαρμόζονται τα μορφολογικά φίλτρα διάβρωση και διαστολή για τις διάφορες ατέλειες που υπάρχουν.

Στην συνέχεια, εφαρμόζεται ένας εξελικτικός μεθρευτικός αλγόριθμος για τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση των μολυσμένων περιοχών από Covid-19. Ο αλγόριθμος αυτός πραγματοποιεί πολυεπίπεδη κατωφλίωση, βασίζεται στην Αρχή του Αρχιμήδη και χρησιμοποιεί ως αντικειμενική συνάρτηση την εντροπία Karur. Τα εικονοστοιχεία ομαδοποιούνται σε 4 διαφορετικές ομάδες ή αλλιώς επίπεδα και στη συνέχεια γίνεται επιλογή του επιπέδου 3, όπου σε αυτό το επίπεδο έχουν ομαδοποιηθεί τα εικονοστοιχεία που παρουσιάζουν υψηλές τιμές έντασης (πιο φωτεινά), αλλά όχι τις υψηλότερες.

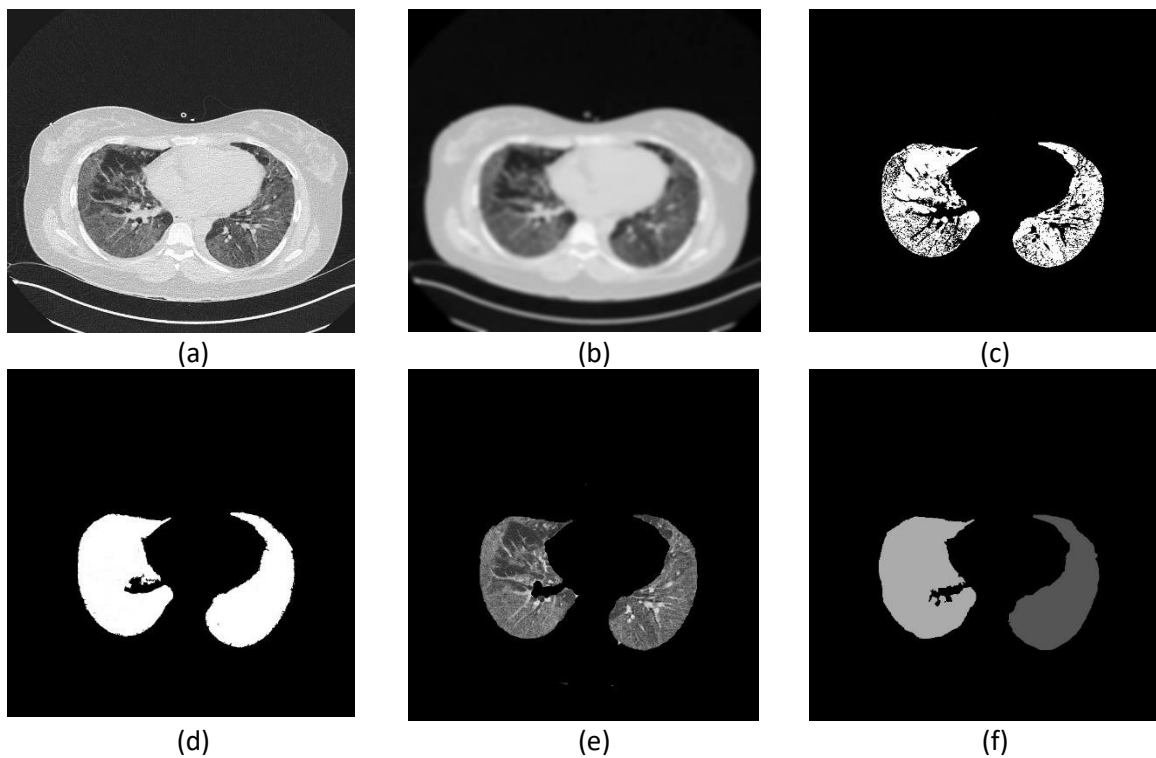
Τα βήματα της μεθόδου για την τμηματοποίηση των πνευμόνων είναι τα εξής:

- Βήμα 1: Αρχικά, εφαρμόζεται το φίλτρο Gauss για να αφαιρεθεί ο θόρυβος και να προκληθεί θόλωση στην εικόνα.
 - Βήμα 2: Εφαρμογή median φίλτρου, για να την θόλωση των περιοχών με Covid-19, αλλά παράλληλα διατήρηση των ακμών,
 - Βήμα 3: Εφαρμογή κατωφλίου Otsu, για την τμηματοποίηση των πνευμόνων.
 - Βήμα 4: Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων για τις ατέλειες των εικόνων.
 - Βήμα 5: Τμηματοποιημένοι πνεύμονες.
- **Συλλογή Δεδομένων Coronacases Initiative:**



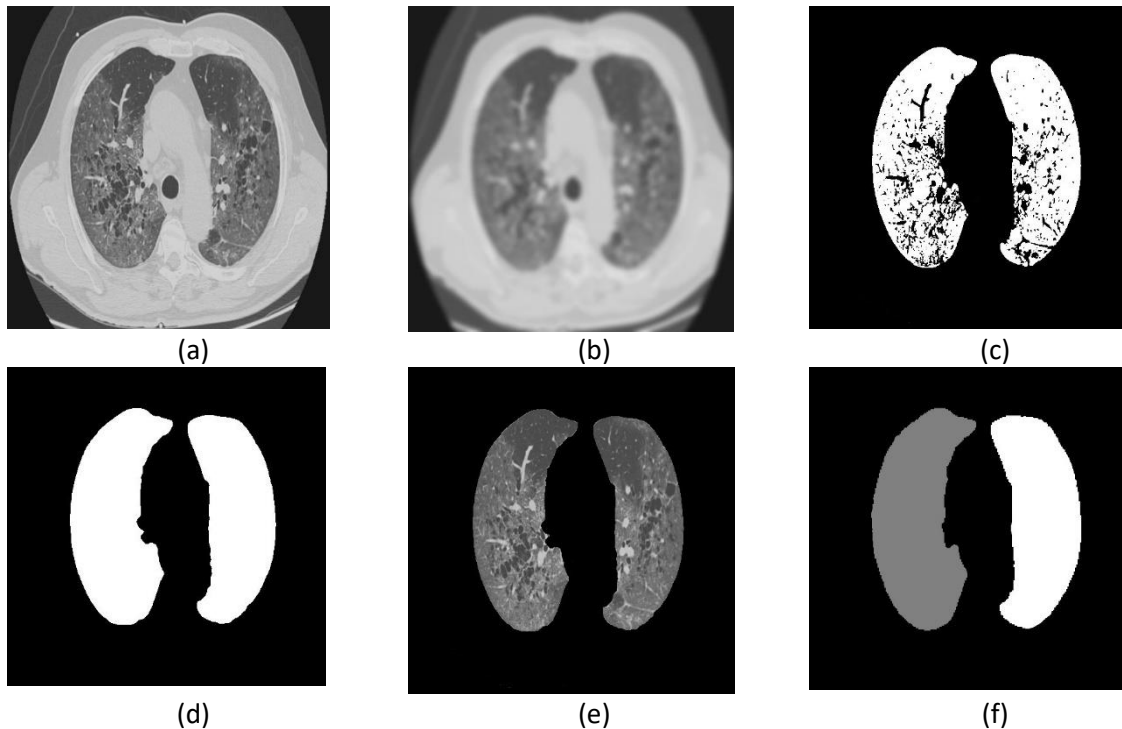
Σχήμα 22: (α) Αρχική εικόνα από την 1η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (γ) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (δ) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (ε) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (φ) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.

- Συλλογή Δεδομένων Radiopaedia Initiative:



Σχήμα 23: (α) Αρχική εικόνα από την 2η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (γ) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (δ) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (ε) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (φ) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.

- Συλλογή Δεδομένων SIRM:

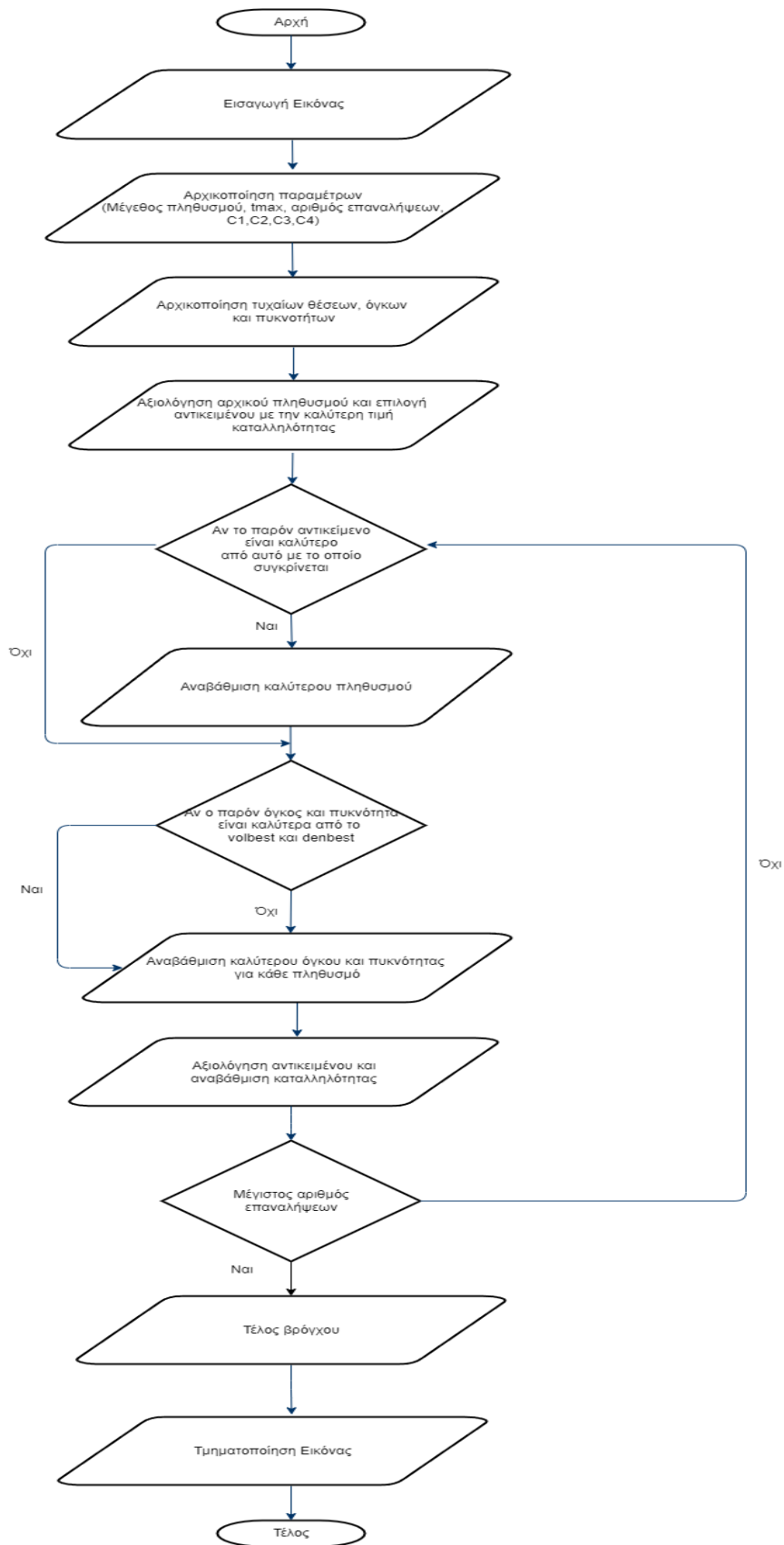


Σχήμα 24: (α) Αρχική εικόνα από την 3η συλλογή δεδομένων. (β) Εφαρμογή του φίλτρου Gauss. (γ) Εφαρμογή του αυτόματου κατωφλίου Otsu. (δ) Εφαρμογή μορφολογικών φίλτρων. (ε) Τμηματοποιημένοι πνεύμονες. (φ) Αντίστοιχη μάσκα τμηματοποιημένων πνευμόνων.

Τα βήματα της μεθόδου για την τμηματοποίηση των περιοχών Covid-19 είναι τα εξής:

- Βήμα 1: Εισαγωγή εικόνας τμηματοποιημένων πνευμόνων.
- Βήμα 2: Αρχικοποίηση ΑΟΑ παραμέτρων, τυχαίων θέσεων πληθυσμού, επιτάχυνσης, πυκνότητας και όγκου και επιλογή 4 επιπέδων για την ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων.
- Βήμα 3: Αξιολόγηση αρχικών αντικειμένων της αντικειμενικής συνάρτησης με τη μέθοδο που βασίζεται στην εντροπία Kapur.
- Βήμα 4: Φάση Εξερεύνησης (Exploration), όπου πραγματοποιείται αναζήτηση ολικού βέλτιστου στον χώρο αναζήτησης.
- Βήμα 5: Φάση Εκμετάλλευσης (Exploitation), όπου πραγματοποιείται αναζήτηση τοπικού βέλτιστου στον χώρο αναζήτησης.
- Βήμα 6: Ενημέρωση θέσεις, όγκου, επιτάχυνσης και πυκνότητας
- Βήμα 7: Αξιολόγηση κάθε αντικειμένου της αντικειμενικής συνάρτησης με τη μέθοδο εντροπίας Kapur.

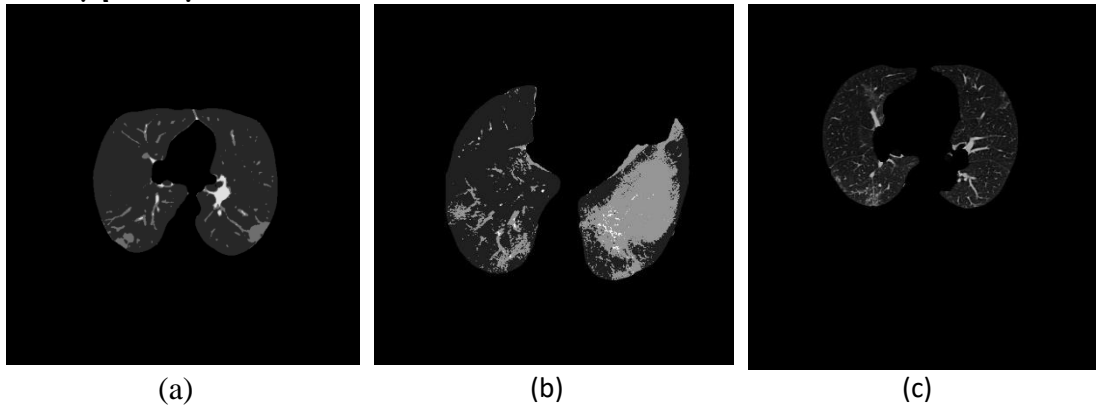
- Βήμα 8: Έλεγχος κριτηρίων τερματισμού. Αν βρέθηκε η βέλτιστη λύση τότε προχωράει στο Βήμα 9, αλλιώς πηγαίνει πίσω στο Βήμα 4.
- Βήμα 9: Επιλογή βέλτιστων λύσεων, δηλαδή κατωφλίων.
- Βήμα 10: Εφαρμογή των βέλτιστων τιμών κατωφλίων στην αρχική εικόνα και επιλογή του επιπέδου 3, όπου σε αυτό έχουν ομαδοποιηθεί τα εικονοστοιχεία με την δεύτερη υψηλότερη τιμή έντασης.



Σχήμα 25: Διάγραμμα ΑΟΑ για την τμηματοποίηση εικόνων.

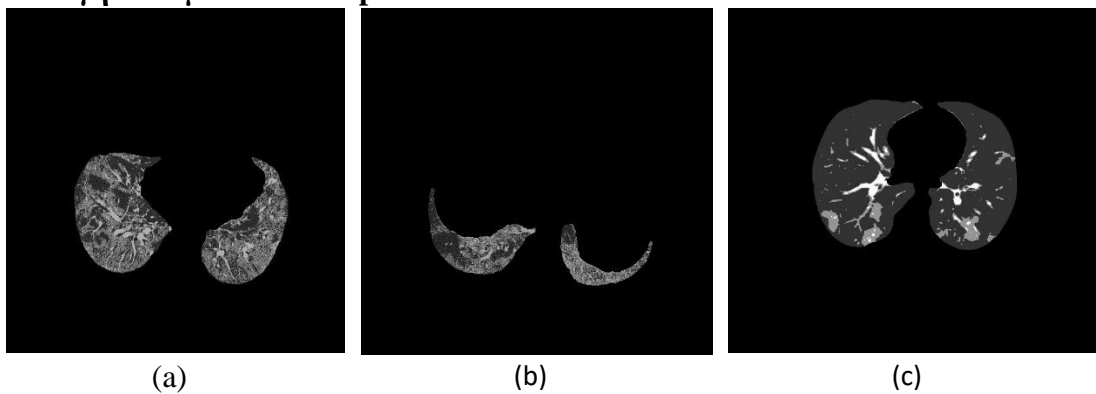
Παραδείγματα εικόνων από την πολλαπλή κατωφλίωση:

- Συλλογή Δεδομένων Coronacases Initiative:



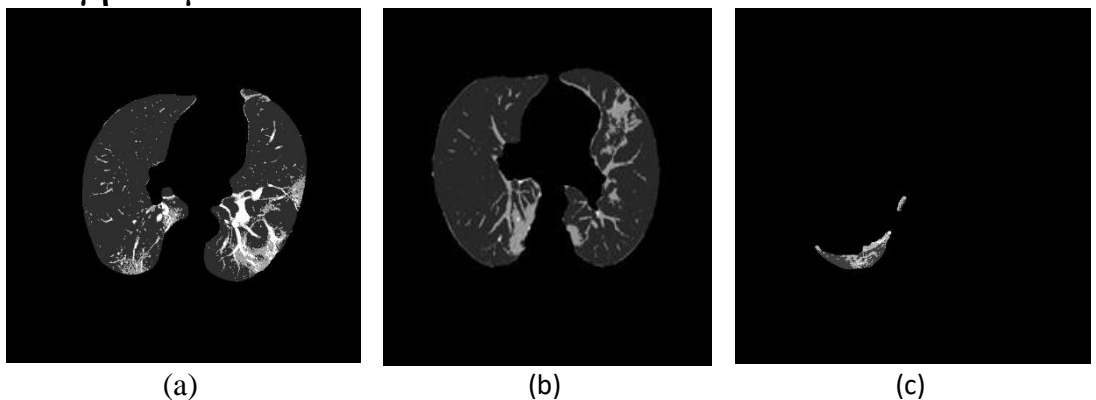
Σχήμα 26: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμου AOA με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 1η συλλογή δεδομένων.

- Συλλογή Δεδομένων Radiopaedia:



Σχήμα 27: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμου AOA με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 2η συλλογή δεδομένων.

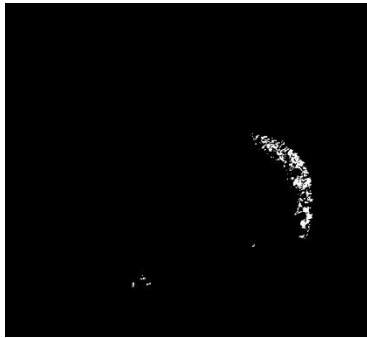
- Συλλογή Δεδομένων SIRM:



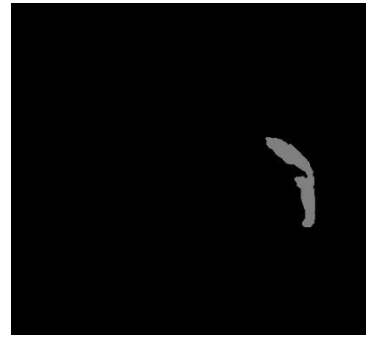
Σχήμα 28: Τυχαία ποιοτικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμου AOA με την χρήση πολλαπλής κατωφλίωσης στην 3η συλλογή δεδομένων.

Παραδείγματα εικόνων από την τμηματοποίηση των περιοχών με Covid-19

- Συλλογή Δεδομένων Coronacases Initiative:



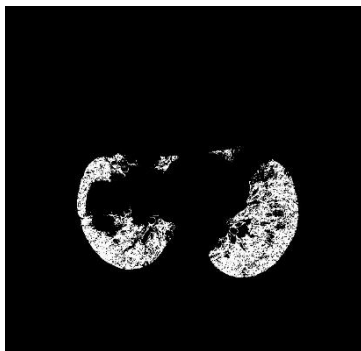
(a)



(b)

Σχήμα 29: Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $\kappa=3$ στην 1^η συλλογή δεδομένων. (a) Αποτεύματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.

- Συλλογή Δεδομένων Radiopaedia:



(a)



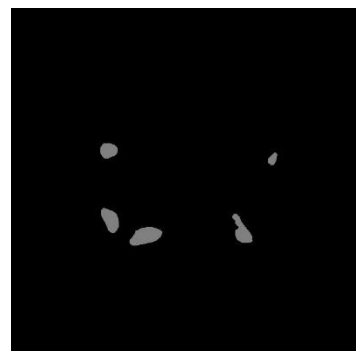
(b)

Σχήμα 30: Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $\kappa=3$ στην 2^η συλλογή δεδομένων. (a) Αποτεύματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.

- Συλλογή Δεδομένων SIRM:



(a)



(b)

Σχήμα 31: Τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 με επιλογή επιπέδου $\kappa=3$ στην 3^η συλλογή δεδομένων. (a) Αποτεύματα τμηματοποίησης προτεινόμενης μεθόδου. (b) Αντίστοιχη μάσκα περιοχών με Covid-19.

4.6 Αξιολόγηση

Αυτό το κεφάλαιο λοιπόν, περιγράφει το στάδιο δοκιμής και την απόδοση του συστήματος. Για την απόδοση και την αξιολόγηση του συστήματος αυτού, χρησιμοποιήθηκαν διάφορες μετρικές. Οι μετρικές αυτές είναι οι εξής: Η ακρίβεια, η ευαισθησία, η ειδικότητα, το Jaccard Score, το F-measure ή F-score.

Η προτεινόμενη μέθοδος ελέγχθηκε σε CT εικόνες ασθενών που πάσχουν από Covid-19 από 3 διαφορετικές βάσεις δεδομένων και τα αποτελέσματα τμηματοποίησης της προτεινόμενης μεθόδου συγκρίθηκαν με τις αντίστοιχες ground truth μάσκες.

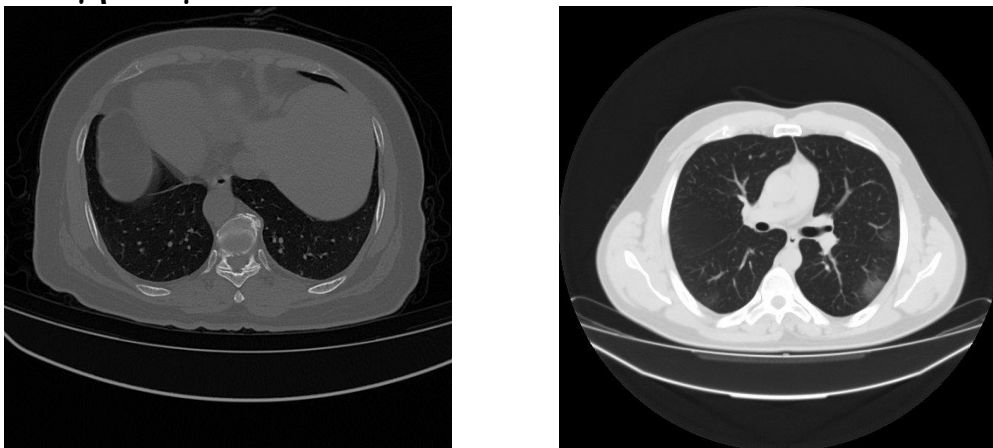
4.6.1 Σύνολο Δεδομένων

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος για την τμηματοποίηση των πνευμόνων και τον εντοπισμό των περιοχών που έχουν επηρεαστεί από Covid-19 έχει δοκιμαστεί σε τρία διαφορετικά σύνολα δεδομένων, τα οποία είναι ελεύθερα διαθέσιμα στο διαδίκτυο.

Το πρώτο σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 10 περιπτώσεις CT ασθενών, οι οποίες έχουν συλλεχθεί από τη βάση δεδομένων Coronacases Initiative, περιλαμβάνουν λοιμώξεις Covid-19 και ο αριθμός των φετών (slices) κάθε περίπτωσης κυμαίνεται μεταξύ 40 με 250 [58]. Το δεύτερο σύνολο δεδομένων περιέχει 9 διαφορετικές περιπτώσεις CT ασθενών, συλλέχθηκε από τη βάση δεδομένων Radiopaedia και ο αριθμός των φετών (slices) κάθε περίπτωσης κυμαίνεται μεταξύ 39 με 418. Το τρίτο σύνολο δεδομένων περιέχει 43 διαφορετικές περιπτώσεις ασθενών, κάθε περίπτωση κυμαίνεται μεταξύ 1 με 13 εικόνες, ενώ συνολικά περιέχει 100 εικόνες και συλλέχθηκε από την βάση δεδομένων SIRM [59].

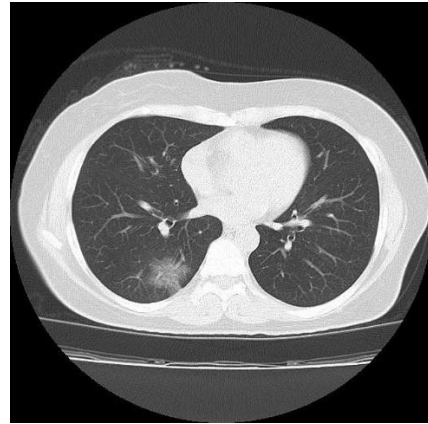
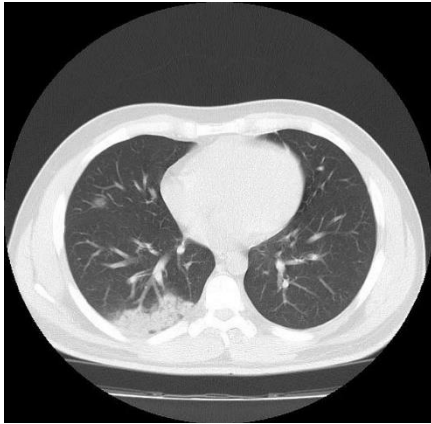
Όλα τα σύνολα δεδομένων περιλαμβάνουν επίσης τις μάσκες των πνευμόνων και τις αντίστοιχες μάσκες των περιοχών που έχουν μολυνθεί από Covid-19. Οι μολυσμένες περιοχές εντοπίστηκαν σε κάθε εικόνα ξεχωριστά από έμπειρους ακτινολόγους με μη αυτόματο τρόπο και με την χρήση του εργαλείου ITK-SNAP. Κάθε περίπτωση είναι μια τρισδιάστατη εικόνα CT του θώρακα σε μορφή NIfTI με διαφορετικό μέγεθος. Τέλος, όλα τα δεδομένα από όλες τις βάσεις δεδομένων είναι ανώνυμα και τηρούν τις προδιαγραφές των προσωπικών δεδομένων.

- **Συλλογή Δεδομένων Coronacases Initiative:**



Σχήμα 32: Τυχαίες εικόνες από την 1η συλλογή δεδομένων.

- **Συλλογή Δεδομένων Radiopaedia:**



Σχήμα 33: Τυχαίες εικόνες από την 2η συλλογή δεδομένων.

- **Συλλογή Δεδομένων SIRM:**



Σχήμα 34: Τυχαίες εικόνες από την 3η συλλογή δεδομένων.

4.6.2 Μετρικές αξιολόγησης

Οι υπολογισμοί των μετρικών βασίστηκαν στον πίνακα σύγχυσης (Confusion Matrix) (Σχήμα 35). Στον πίνακα αυτόν λαμβάνονται υπόψη όλες οι περιπτώσεις του συνόλου δεδομένων και προβλέπονται είτε οι θετικές είτε οι αρνητικές περιπτώσεις [70].

		Predicted Label	
		0	1
True Label	0	TP	FN
	1	FP	TN

Σχήμα 35: Πίνακας σύγχυσης - Confusion matrix [70].

Αληθώς θετικά (True Positive): Είναι η σωστά θετική πρόβλεψη. Για παράδειγμα, αν θεωρήσουμε την κλάση 0 θετική και την 1 αρνητική, τότε όλες οι τιμές που προβλέπονται από τον ταξινομητή ως 0 είναι αληθώς θετικές.

Ψευδώς θετικά (False Positive): Είναι όλες εκείνες οι τιμές που προβλέφθηκαν ως θετικές, αλλά στην πραγματικότητα είναι αρνητικές.

Αληθώς Αρνητικά (True Negative): Είναι όλες εκείνες οι τιμές που προβλέφθηκαν ως αρνητικές και είναι στην πραγματικότητα αρνητικές.

Ψευδώς Αρνητικά (False Negative): Είναι όλες εκείνες οι τιμές που προβλέφθηκαν ως αρνητικές, αλλά στην πραγματικότητα είναι θετικές.

Με βάση λοιπόν αυτά τα τέσσερα πιθανά αποτελέσματα, μπορούμε να υπολογίσουμε την ακρίβεια, την ευαισθησία, την ειδικότητα, το Jaccard index, το F-measure και το MCC.

- **Ακρίβεια (Accuracy):** Η ακρίβεια είναι ο λόγος των σωστών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό δεδομένων. Ο συνολικός αριθμός σωστών προβλέψεων είναι το άθροισμα των τιμών TN και TP και ο συνολικός αριθμός των δεδομένων είναι το άθροισμα των τιμών TN, TP, FN και FP [70]. Η ακρίβεια εκφράζεται ως εξής:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (47)$$

Στην εξίσωση (), το P αναφέρεται στον συνολικό αριθμό των θετικών τιμών και το N στον συνολικό αριθμό των αρνητικών τιμών. Για την ακρίβεια η καλύτερη τιμή είναι το 1 και η χειρότερη το 0.

- **Ευαισθησία (Sensitivity):** Η ευαισθησία είναι ο λόγος των συνολικών σωστών θετικών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό θετικών προβλέψεων. Επίσης, αναφέρεται και ως Recall ή True Positive Rate (TRP). Για την ευαισθησία η καλύτερη τιμή είναι το 1 και η χειρότερη το 0 [70]. Η ευαισθησία εκφράζεται ως εξής:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{TP}{P} \quad (48)$$

- **Ειδικότητα (Specificity):** Η ειδικότητα είναι ο λόγος των συνολικών σωστών αρνητικών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό αρνητικών προβλέψεων. Επίσης, αναφέρεται και ως True Negative Rate (TNR). Για την ειδικότητα η καλύτερη τιμή είναι το 1 και η χειρότερη το 0 [70]. Η ειδικότητα εκφράζεται ως εξής:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{TN}{N} \quad (49)$$

- **Jaccard Similarity Coefficient:** Η μετρική Jaccard χρησιμοποιείται για την σύγκριση ομοιότητας μεταξύ δύο συνόλων δεδομένων. Η ομοιότητα Jaccard μπορεί να υπολογιστεί από το μέγεθος της τομής ως προς το μέγεθος της ένωσης των δύο συνόλων A και B. Για το Jaccard Index η καλύτερη τιμή είναι το 1 και η χειρότερη το 0. Το Jaccard εκφράζεται ως εξής [71]:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (50)$$

$$Jaccard = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (51)$$

- **F-measure ή F-score:** Η μετρική F-measure υπολογίζει την ακρίβεια ενός μοντέλου σε ένα σύνολο δεδομένων και χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση συστημάτων δυαδικής ταξινόμησης. Για το F-measure η καλύτερη τιμή είναι το 1 και η χειρότερη το 0. Το F-measure εκφράζεται ως εξής [72]:

$$F_1 = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \quad (52)$$

4.7 Αποτελέσματα

Σε αυτό το Κεφάλαιο παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου τόσο για την τμηματοποίηση των πνευμόνων, όσο και για την τμηματοποίηση των περιοχών που πάσχουν από Covid-19. Οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση αναλύθηκαν στο προηγούμενο Κεφάλαιο και είναι οι εξής: ακρίβεια (ACC), ευαισθησία (Sensitivity), ειδικότητα (Specificity), Jaccard Score (JS), F-measure. Επιπλέον, η προτεινόμενη μέθοδος που βασίζεται στην Αρχή του Αρχιμήδη συγκρίθηκε με άλλες state of the art τεχνικές που παρουσιάζονται στη βιβλιογραφία.

Αρχικά, ο Πίνακας 4 παρουσιάζει την απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου για την τμηματοποίηση των πνευμόνων συνολικά σε όλες τις βάσεις δεδομένων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, η προτεινόμενη μέθοδος εμφανίζει υψηλά ποσοστά και πολύ καλή απόδοση. Ωστόσο, παρατηρήθηκε πως και στις 3 συλλογές δεδομένων υπάρχουν εικόνες που είναι δύσκολα διαχειρίσιμες και παρουσιάζουν πρόκληση στην κατωφλίωση για την τμηματοποίηση των πνευμόνων. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας της χαμηλής αντίθεσης που υπάρχει στα όρια των πνευμόνων μεταξύ των περιοχών που εμφανίζουν Covid-19 και άλλων φυσιολογικών ιστών.

Επιπλέον, οι δύο συλλογές δεδομένων Radiopaedia και Coronacases Initiative χρησιμοποιήθηκαν για την κατάτμηση των πνευμόνων με την χρήση του MIScnn [76]. Αυτή η μέθοδος εμφανίζει συνολικά και για τις δύο συλλογες δεδομένων πολύ καλά αποτελέσματα και πιο συγκεκριμένα Jaccard Score=0.944 ± 0.11, F-score=0.971 ± 0.07, Sensitivity=0.971, Specificity=0.999.

DataSet	Accuracy	Sensitivity	Specificity	JS	F-score
Radiopaedia	0.9862±0.01	0.9197±0.01	0.9957±0.00	0.8526±0.04	0.8632±0.07
Coronacases Initiative	0.9801±0.03	0.8312±0.10	0.9960±0.01	0.8015±0.08	0.8598±0.04
Sirm	0.9661±0.03	0.9620±0.02	0.9824±0.01	0.8677±0.05	0.9004±0.02
Σύνολο	0.9762±0.02	0.9043±0.34	0.9919±0.00	0.8406±0.05	0.8744±0.04

Πίνακας 4: Ποσοτικά αποτελέσματα προτεινόμενης μεθοδολογίας για την τμηματοποίηση των πνευμόνων.

Ο Πίνακας 5 παρουσιάζει την απόδοση τους προτεινόμενης μεθόδου για την τμηματοποίηση των περιοχών με Covid-19 ξεχωριστά σε κάθε συλλογή δεδομένων. Παρατηρείται, πως η συλλογή δεδομένων Radiopaedia εμφανίζει το υψηλότερο ποσοστό απόδοσης σε όλες τις μετρικές αξιολόγησης.

DataSet	Accuracy	Sensitivity	Specificity	JS	F-score
Radiopaedia	0.9736±0.02	0.7186±0.14	0.9895±0.02	0.5751±0.08	0.6978±0.07
Coronacases Initiative	0.9684±0.01	0.6038±0.16	0.9839±0.01	0.4959±0.15	0.4070±0.14
Sirm	0.9721±0.03	0.7080±0.11	0.9625±0.02	0.5705±0.05	0.6946±0.05
Σύνολο	0.9713±0.02	0.6768±0.13	0.9786±0.02	0.5471±0.09	0.5998±0.08

Πίνακας 5: Ποσοτικά αποτελέσματα προτεινόμενης μεθοδολογίας AOA με πολλαπλή κατωφλίωση για την τμηματοποίηση των περιοχών που πάσχουν από Covid-19, σε κάθε σύνολο δεδομένων ξεχωριστά.

4.7.1 Σύγκριση με State-of-the-Art αλγόριθμους

Σε αυτή την ενότητα πραγματοποιείται σύγκριση των επιδόσεων και των υπολογιστικών χρόνων της προτεινόμενης μεθόδου με μεθόδους που προτείνονται στη βιβλιογραφία. Για την πραγματοποίηση αυτής των συγκρίσεων όλες οι μέθοδοι δοκιμάστηκαν στα ίδια σύνολα δεδομένων και στις ίδιες εικόνες.

Σύγκριση μετρικών αξιολόγησης

Οι Πίνακες 6, 7 και 8 παρουσιάζουν και συγκρίνουν όλα τα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου και των μεθόδων που περιγράφονται από την βιβλιογραφία. Ο κάθε πίνακας αναφέρεται και σε ένα από τα τρία σύνολα δεδομένων. Οι μέθοδοι που εφαρμόστηκαν για να συγκριθούν με τον προτεινόμενο αλγόριθμο είναι οι εξής:

- Η μέθοδος που αναπτύχθηκε από τους Oliva, et al. [74] προτείνει έναν εξελικτικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης ο οποίος βασίζεται στον μηχανισμό έλξης-απόθησης μεταξύ των φορτίων σε μέλη ενός πληθυσμού. Έχει ως αντικειμενική συνάρτηση την εντροπία Karur και ονομάζεται MTEMO.
- Η μέθοδος που αναπτύχθηκε από τους Oliva, et al. [75] προτείνει έναν εξελικτικό αλγόριθμο βελτιστοποίησης ο οποίος βασίζεται στον μηχανισμό αναζήτησης αρμονίας από μουσικού. Έχει ως αντικειμενική συνάρτηση την εντροπία Karur και ονομάζεται HSA.
- Η μέθοδος που αναπτύχθηκε από τους Rather, et al. [76] προτείνει έναν εξελικτικό αλγόριθμο ο οποίος βασίζεται στον αλγόριθμο βελτιστοποίησης του σμήνους σε συνδυασμό με την βαρυτική αναζήτηση βάσει συντελεστή συστολής. Έχει ως αντικειμενική συνάρτηση την εντροπία Karur και ονομάζεται GPSOGSA.
- Τέλος, πειράματα πραγματοποιήθηκαν και με τη χρήση του MIScnn, ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) που αναπτύχθηκε από τους Mueller, et al. [77] βασιζόμενο στην αρχιτεκτονική U-Net.

Στην ποσοτική αξιολόγηση στους Πίνακες 6, 7 και 8 παρατηρείται ότι και στα τρία σύνολα δεδομένων η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει τα καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με τους άλλους τρεις εξελικτικούς αλγόριθμους. Σύμφωνα όμως, με τις μετρικές αξιολόγησης, τα καλύτερα αποτελέσματα της προτεινόμενης μεθόδου παρουσιάζονται στο τρίτο σύνολο δεδομένων. Αντιθέτως, στο ίδιο σύνολο δεδομένων ο αλγόριθμος GPSOGSA έχει αρκετά χαμηλή απόδοση.

Συγκριτικά όμως με το MIScnn η προτεινόμενη μέθοδος κατατάσσεται στην δεύτερη θέση, καθώς το Νευρωνικό Δίκτυο πέτυχε την υψηλότερη βαθμολογία γενικότερα. Επιπλέον, οι ομοιότητες στις τιμές των μετρικών Jaccard Index και F-score υποδεικνύουν ότι τα αποτελέσματα τμηματοποίησης του AOA ταιριάζουν με τις αντίστοιχες μάσκες. Συμπεραίνουμε λοιπόν πως τόσο ο AOA και όσο το MIScnn επιτυγχάνουν σαφώς καλύτερες τμηματοποιημένες εικόνες σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους. Ωστόσο, η σύγκριση με τεχνικές νευρωνικών δικτύων αποδεικνύει ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος παρουσιάζει σχετικά ανταγωνιστικά αποτελέσματα.

- Συλλογή Δεδομένων Coronacases Initiative:

Μέθοδος	Accuracy	Sensitivity	Specificity	JS	F-score
EMO	0.9618±0.03	0.5636±0.15	0.9699±0.12	0.4065±0.12	0.4211±0.13
HSA	0.9336±0.04	0.6979±0.13	0.9465±0.11	0.3945±0.18	0.5275±0.12
CPSOGSA	0.9399±0.02	0.6188±0.11	0.9572±0.02	0.3453±0.13	0.3333±0.1
MIScnn	0.9962±0.02	0.9976±0.01	0.9758±0.01	0.6503±0.03	0.6681±0.13
Προτεινόμενη μέθοδος	0.9684±0.01	0.6038±0.16	0.9839±0.01	0.4959±0.15	0.4070±0.14

Πίνακας 6: Σύγκριση αποτελέσματος προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 1η συλλογή δεδομένων.

- Συλλογή Δεδομένων Radiopaedia:

Μέθοδος	Accuracy	Sensitivity	Specificity	JS	F-score
EMO	0.9518±0.02	0.6457±0.12	0.9921±0.00	0.5048±0.27	0.5709±0.2
HSA	0.9336±0.05	0.6301±0.15	0.9696±0.01	0.4250±0.2	0.4233±0.19
CPSOGSA	0.9164±0.06	0.6192±0.3	0.9501±0.03	0.4165±0.23	0.4158±0.23
MIScnn	0.9884±0.02	0.9885±0.01	0.9974±0.01	0.7650±0.15	0.7489±0.14
Προτεινόμενη μέθοδος	0.9736±0.02	0.7186±0.14	0.9895±0.02	0.5751±0.08	0.6978±0.07

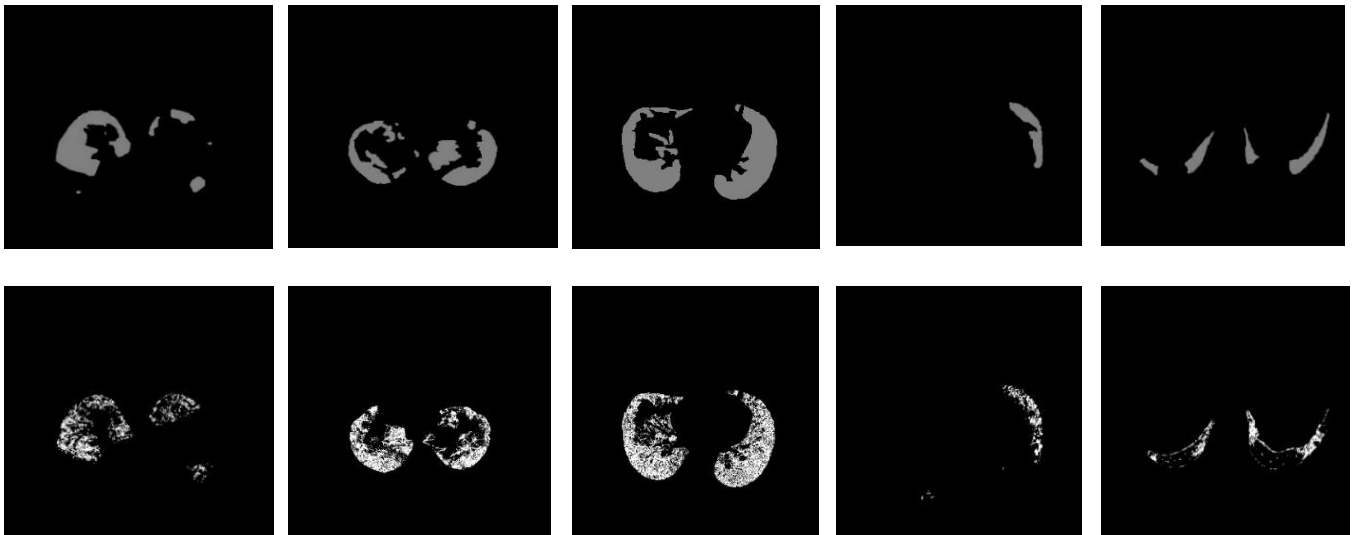
Πίνακας 7: Σύγκριση αποτελέσματος προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 2η συλλογή δεδομένων.

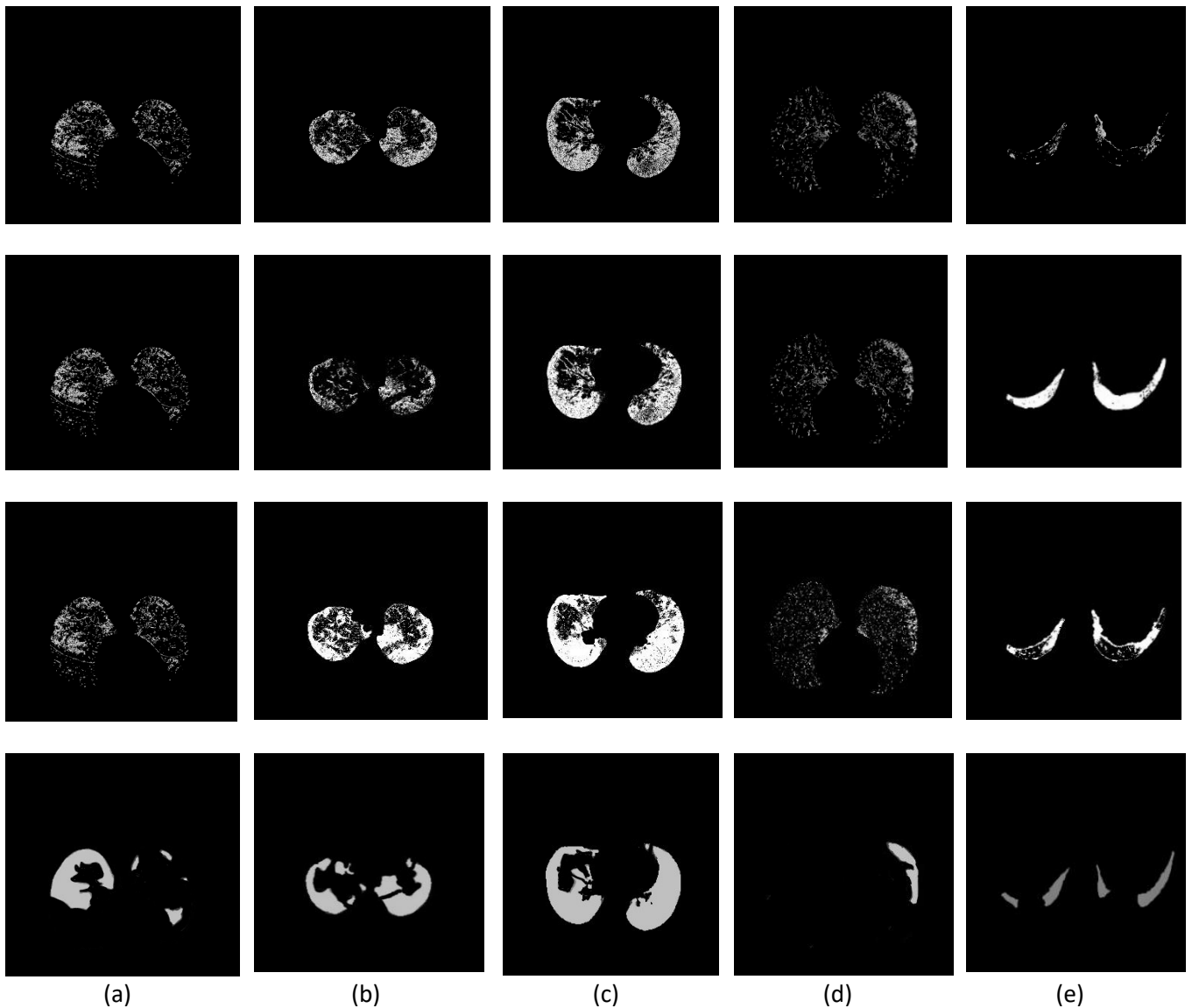
- Συλλογή Δεδομένων SIRM:

Μέθοδος	Accuracy	Sensitivity	Specificity	JS	F-score
EMO	0.9518±0.05	0.6457±0.03	0.9921±0.04	0.5048±0.35	0.5709±0.3
HSA	0.9336±0.08	0.6301±0.15	0.9696±0.05	0.4250±0.30	0.4233±0.36
CPSOGSA	0.9164±0.07	0.6192±0.30	0.9501±0.03	0.4165±0.20	0.4158±0.28
MIScnn	0.9884±0.01	0.9885±0.02	0.9974±0.01	0.7650±0.05	0.7489±0.05
Προτεινόμενη μέθοδος	0.9721±0.03	0.7080±0.11	0.9625±0.02	0.5705±0.05	0.6946±0.05

Πίνακας 8: Σύγκριση αποτελεσμάτων προτεινόμενης μεθόδου με άλλες state of the art μεθόδους για την 3η συλλογή δεδομένων.

Η ποιότητα των αποτελεσμάτων όλων των μεθόδων παρουσιάζεται στο Σχήμα 36. Σε αυτό το σχήμα υπάρχουν 5 δείγματα εικόνων CT τα οποία επιλέχθηκαν τυχαία για την ποιοτική ανάλυση των μεθόδων. Επιπλέον, στην πρώτη γραμμή παρουσιάζονται και οι αντίστοιχες μάσκες των μολυσμένων περιοχών.





Σχήμα 36: Σύγκριση αποτελεσμάτων. Στην πρώτη γραμμή βρίσκεται η GT μάσκα, στη δεύτερη η εφαρμογή του AOA αλγορίθμου, στην τρίτη η εφαρμογή του EMO αλγορίθμου, στην τέταρτη η εφαρμογή του HSA αλγορίθμου, στην πέμπτη η εφαρμογή του CPSOGSA αλγορίθμου και στην τελευταία γραμμή η εφαρμογή του MIScnn.. Οι στήλες (a), (b), (c), (d), (e) παρουσιάζουν τα συγκριτικά αποτελέσματα μεταξύ των αλγορίθμων.

Σύγκριση υπολογιστικού χρόνου

Σε αυτό το Κεφάλαιο εξετάστηκε επίσης και η χρονική πολυπλοκότητα όλων των αλγορίθμων. Ο μέσος όρος των χρόνων όλων των ασθενών χρησιμοποιείται για την σύγκριση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας και κάθε αλγόριθμος εκτελέστηκε 100 φορές για να υπολογιστεί ο μέσος χρόνος CPU σε δευτερόλεπτα (seconds). Ο υπολογιστικός χρόνος αυξάνεται όσο αυξάνεται ο αριθμός των κατωφλίων, ενώ στην παρούσα εργασία η τιμή των κατωφλίων είναι 3, επομένως 4 ομάδες. Ο Πίνακας 9 δείχνει την χρονική πολυπλοκότητα της προτεινόμενης μεθόδου σε σχέση με άλλες προσεγγίσεις της βιβλιογραφίας.

Μέθοδος	Υπολογιστικός χρόνος
EMO	12.950
HSA	10.950
CPSOGSA	9.225
MIScnn	33.600
Προτεινόμενη μέθοδος	8.871

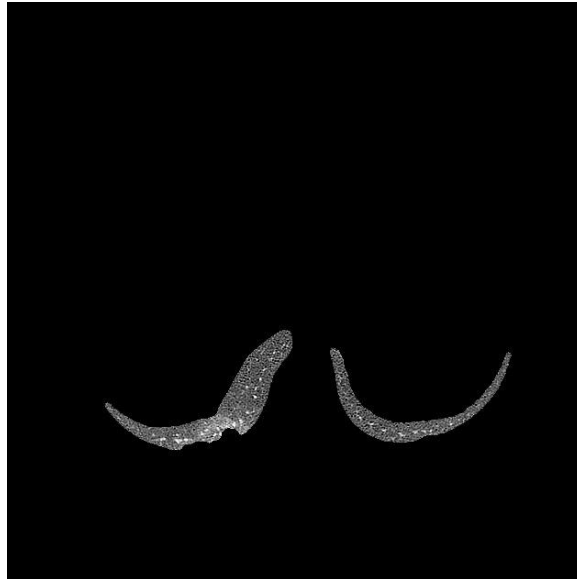
Πίνακας 9: Σύγκριση αποτελεσμάτων υπολογιστικού χρόνου όλων των μεθόδων.

5 Συζήτηση

Η τμηματοποίηση τόσο των πνευμονικών περιοχών που πάσχουν από Covid-19, όσο και η τμηματοποίηση των ίδιων των Covid-19 περιοχών με μέθοδο αυτόματης τμηματοποίησης αποτελεί πρόκληση για την επιστημονική κοινότητα. Αιτία αποτελεί το γεγονός πως ο ιός αυτός είναι ένας νέος ιός, ο οποίος χαρακτηρίστηκε ως πανδημία και προκάλεσε σημαντικό αριθμό μολύνσεων σε όλο τον κόσμο που συνεχώς αυξάνεται, αλλά και εξαιτίας της ποικιλομορφίας που διαθέτει.

Στην βιβλιογραφία οι περισσότερες μέθοδοι για την τμηματοποίηση περιοχών Covid-19 βασίζονται σε Νευρωνικά Δίκτυα, για αυτό τον λόγο στη παρούσα εργασία προτείνεται μια αυτοματοποιημένη και μη επιβλεπόμενη μέθοδο χρησιμοποιώντας εικόνες αξονικής τομογραφίας. Γενικότερα, η κατάτμηση των περιοχών Covid-19 χωρίς την χρήση Νευρωνικού Δικτύου αποτελεί μια πρόκληση για τους ερευνητές. Αυτό συμβαίνει εξαιτίας της ποικιλομορφίας στην υφή, στη δομή και στο σχήμα που έχουν αυτές οι περιοχές.

Η προτεινόμενη μεθοδολογία αποτελεί συνδυασμό δύο διαφορετικών μεθοδολογιών οι οποίες είναι απλές, με υψηλή ταχύτητα σε αντίθεση με τους άλλους εξελικτικούς αλγόριθμους και το νευρωνικό δίκτυο και χωρίς να χρειάζεται εκπαίδευση. Αρχικά, αναπτύχθηκε ένα σύστημα για την κατάτμηση των πνευμονικών περιοχών το οποίο συνδυάζει διαφορετικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας όπως το φιλτράρισμα, τα μορφολογικά φίλτρα και ο καθορισμός κατωφλίου. Ωστόσο, κύριος στόχος αυτής της εργασίας αποτελεί η τμηματοποίηση των μολυσμένων περιοχών Covid-19. Για τον σκοπό αυτό η μεθοδολογία που προτείνεται βασίζεται σε έναν μεθευρετικό αλγόριθμο σύμφωνα με την Αρχή του Αρχιμήδη. Ωστόσο, εξαιτίας της μεγάλης ποικιλομορφίας των Covid-19 περιοχών επηρεάζεται η τμηματοποίηση των πνευμόνων σε κάποιες εικόνες. Πιο συγκεκριμένα, σε περιπτώσεις που ο Covid-19 εμφανίζεται στα όρια του πνεύμονα και η ένταση των περιοχών αυτών είναι παρόμοια με το εξωτερικό περιβάλλον υπάρχει υπερτμηματοποίηση των περιοχών αυτών, καθώς τα όρια του πνεύμονα είναι δυσδιάκριτα με αποτέλεσμα να χαθούν αυτές οι περιοχές που είναι και οι ζητούμενες. Μία τέτοια περίπτωση αποτελεί και το Σχήμα 37.



Σχήμα 37: Τμηματοποιημένη εικόνα στην οποία υπάρχει υπερ-τμηματοποίηση.

Επιπλέον, όσον αφορά τον αλγόριθμο για την τμηματοποίηση των μολυσμένων περιοχών εμφανίζει πολύ καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους βελτιστοποίησης. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος παρουσιάζει ποσοστό ακρίβειας μεγαλύτερο από 97%, γεγονός που τον καθιστά ανταγωνιστικό με μεθόδους βαθιάς μάθησης. Ωστόσο, γενικότερα τα αποτελέσματα του CNN είναι συνολικά καλύτερα. Αυτό συμβαίνει, γιατί οι μολυσμένες περιοχές έχουν μεγάλη ποικιλομορφία στην ένταση, στην υφή και στην δομή ακόμα για στον ίδιο ασθενή, επομένως ο αλγόριθμος δεν μπορεί να αναγνωρίσει ταυτόχρονα τις αυτές τις περιοχές ως μολυσμένες. Η σύγκριση λοιπόν με τεχνικές Νευρωνικών Δικτύων αποδεικνύει ότι ο προτεινόμενος αλγόριθμος είναι ανταγωνιστικός κυρίως στον τομέα της ταχύτητας και στο γεγονός ότι δεν χρειάζεται εκπαίδευση.

6 Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Σε αυτή την εργασία προτείναμε μία νέα μέθοδο για τον αυτόματο εντοπισμό και τμηματοποίηση της πνευμονίας Covid-19 χρησιμοποιώντας έναν μετα-ευριστικό αλγόριθμο εμπνευσμένο από την Αρχή του Αρχιμήδη και ονομάζεται ΑΟΑ. Με την εφαρμογή αυτού του αλγορίθμου σε αξονικές τομογραφίες και σύμφωνα με τις μετρικές αξιολόγησης προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα.

- Αρχικά, η εύρεση ποιοτικών δεδομένων αποτέλεσε ένα δύσκολο βήμα, καθώς η νόσος είναι καινούργια και εμφανίστηκε ξαφνικά. Επιπλέον, δύσκολη ήταν και η εύρεση δεδομένων που εκτός από τις εικόνες θα περιλάμβανε και τις αντίστοιχες μάσκες των μολυσμένων περιοχών.
- Ο προτεινόμενος αλγόριθμος έχει καλύτερη απόδοση ταχύτητας και σε σχέση με τους άλλους εξελκτικούς αλγορίθμους και σε σχέση με το Νευρωνικό Δίκτυο MIScnn.
- Η προτεινόμενη μέθοδος έχει μικρότερη υπολογιστικό κόστος σε σχέση με το Νευρωνικό Δίκτυο MIScnn.
- Ο προτεινόμενος αλγόριθμος αποτελεί μια αυτόματη μέθοδος που δεν χρειάζεται να εκπαιδευτεί όπως ένα Νευρωνικό Δίκτυο.
- Τέλος, η προτεινόμενη μέθοδος εμφανίζει συνολικά καλύτερα αποτελέσματα και απόδοση σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους εκτός του Νευρωνικό Δίκτυο MIScnn.

Μελλοντικά, βασικός στόχος αποτελεί η περαιτέρω αναβάθμιση του προτεινόμενου αλγορίθμου βελτιώνοντας αρχικά την τμηματοποίηση των πνευμόνων και στη συνέχεια βελτιώνοντας τον αυτόματο εντοπισμό και τμηματοποίηση των μολυσματικών περιοχών. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με συνδυασμό μεθόδων που προτείνονται στη βιβλιογραφία όπως είναι τα ενεργά περιγράμματα, ώστε να εντοπιστούν και οι περιοχές που βρίσκονται στα όρια του πνεύμονα.

Επίσης, η προτεινόμενη μέθοδος θα μπορούσε να εφαρμοστεί και για την αυτόματη εξέλιξη της νόσου Covid-19. Τέλος, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί τόσο για την κατάτμηση μιας οποιαδήποτε πνευμονοπάθειας όσο και για την κατάτμηση καρκινικών όγκων όπως ο καρκίνος του πνεύμονα και ο καρκίνος του μαστού.

Βιβλιογραφία

(χ.χ.).

- (1) Ahmed, I., Ahmad, A., Piccialli, F., Sangaiyah, A. K., & Jeon, G. (2017). A robust features-based person tracker for overhead views in industrial environment. *IEEE Internet of Things Journal*, 5(3), 1598-1605.
- (2) Pham, D. L., Xu, C., & Prince, J. L. (2000). Current methods in medical image segmentation. *Annual review of biomedical engineering*, 2(1), 315-337.
- (3) Yuheng, S., & Hao, Y. (2017). Image segmentation algorithms overview. *arXiv preprint arXiv:1707.02051*.
- (4) Jaglan, P., Dass, R., & Duhan, M. (2019). A comparative analysis of various image segmentation techniques. In *Proceedings of 2nd International Conference on Communication, Computing and Networking* (pp. 359-374). Springer, Singapore.
- (5) McAuliffe, M. J., Lalonde, F. M., McGarry, D., Gandler, W., Csaky, K., & Trus, B. L. (2001, July). Medical image processing, analysis and visualization in clinical research. In *Proceedings 14th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems. CBMS 2001* (pp. 381-386). IEEE.
- (6) Mansoor, A., Bagci, U., Xu, Z., Foster, B., Olivier, K. N., Elinoff, J. M., ... & Mollura, D. J. (2014). A generic approach to pathological lung segmentation. *IEEE transactions on medical imaging*, 33(12), 2293-2310.
- (7) Shaziya, H., Shyamala, K., & Zaheer, R. (2019, January). Comprehensive Review of Automatic Lung Segmentation Techniques on Pulmonary CT Images. In *2019 Third International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)* (pp. 540-545). IEEE.
- (8) Kiran, M., Ahmed, I., Khan, N., & Reddy, A. G. (2019). Chest X-ray segmentation using Sauvola thresholding and Gaussian derivatives responses. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10(10), 4179-4195.
- (9) Iakovidis, D. K., Savelonas, M. A., & Papamichalis, G. (2009). Robust model-based detection of the lung field boundaries in portable chest radiographs supported by selective thresholding. *Measurement Science and Technology*, 20(10), 104019.
- (10) Shao, H., Cao, L., & Liu, Y. (2012, December). A detection approach for solitary pulmonary nodules based on CT images. In *Proceedings of 2012 2nd International Conference on Computer Science and Network Technology* (pp. 1253-1257). IEEE.
- (11) Dong, J., Lu, K., Dai, S., Xue, J., & Zhai, R. (2017, August). Auto-segmentation of pathological lung parenchyma based on region growing method. In *International Conference on Internet Multimedia Computing and Service* (pp. 241-251). Springer, Singapore.
- (12) Dai, S., Lu, K., Dong, J., Zhang, Y., Chen, Y.: A novel approach of lung segmentation on chest CT images using graph cuts. *Neurocomputing* **168**, 799–807 (2015).
- (13) Shi, C., Cheng, Y., Wang, J., Wang, Y., Mori, K., & Tamura, S. (2017). Low-rank and sparse decomposition based shape model and probabilistic atlas for automatic pathological organ segmentation. *Medical image analysis*, 38, 30-49.
- (14) Agarwala, S., Nandi, D., Kumar, A., Dhara, A. K., Sadhu, S. B. T. A., & Bhadra, A. K. (2017, November). Automated segmentation of lung field in HRCT images using active shape model. In *TENCON 2017-2017 IEEE Region 10 Conference* (pp. 2516-2520). IEEE.

- (15) Nithila, E. E., & Kumar, S. S. (2019). Segmentation of lung from CT using various active contour models. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47, 57-62.
- (16) Akbari, Y., Hassen, H., Al-maadeed, S., & Zughailer, S. M. (2020). COVID-19 Lesion Segmentation using Lung CT Scan Images: Comparative Study based on Active Contour Models.
- (17) Liu, C., & Pang, M. (2020). Automatic lung segmentation based on image decomposition and wavelet transform. *Biomedical Signal Processing and Control*, 61, 102032.
- (18) Müller, D., Rey, I. S., & Kramer, F. (2020). Automated Chest CT Image Segmentation of COVID-19 Lung Infection based on 3D U-Net. *arXiv preprint arXiv:2007.04774*.
- (19) B. A. Skourt, A. El Hassani, and A. Majda, "Lung ct image segmentation using deep neural networks," *Procedia Computer Science*, vol. 127, pp. 109–113, 2018
- (20) Gunraj, H., Wang, L., & Wong, A. (2020). Covidnet-ct: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest ct images. *Frontiers in medicine*, 7.
- (21) Wang, X., Deng, X., Fu, Q., Zhou, Q., Feng, J., Ma, H., ... & Zheng, C. (2020). A weakly-supervised framework for COVID-19 classification and lesion localization from chest CT. *IEEE transactions on medical imaging*, 39(8), 2615-2625.
- (22) Narin, A., Kaya, C., & Pamuk, Z. (2020). Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv:2003.10849*.
- (23) Apostolopoulos, I. D., Aznaouridis, S. I., & Tzani, M. A. (2020). Extracting possibly representative COVID-19 biomarkers from X-ray images with deep learning approach and image data related to pulmonary diseases. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 40, 462-469.
- (24) Fan, D. P., Zhou, T., Ji, G. P., Zhou, Y., Chen, G., Fu, H., ... & Shao, L. (2020). Inf-net: Automatic covid-19 lung infection segmentation from ct images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(8), 2626-2637
- (25) Wu, Y. H., Gao, S. H., Mei, J., Xu, J., Fan, D. P., Zhang, R. G., & Cheng, M. M. (2021). Jcs: An explainable covid-19 diagnosis system by joint classification and segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*
- (26) Ahmad, W. S. H. M. W., Zaki, W. M. D. W., & Fauzi, M. F. A. (2015). Lung segmentation on standard and mobile chest radiographs using oriented Gaussian derivatives filter. *Biomedical engineering online*, 14(1), 1-26.
- (27) Swierczynski, P., Papież, B. W., Schnabel, J. A., & Macdonald, C. (2018). A level-set approach to joint image segmentation and registration with application to CT lung imaging. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 65, 58-68.
- (28) Singadkar, G., Mahajan, A., Thakur, M., & Talbar, S. (2018). Automatic lung segmentation for the inclusion of juxtapleural nodules and pulmonary vessels using curvature based border correction. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*.
- (29) Shojaii, R., Alirezaie, J., & Babyn, P. (2005, September). Automatic lung segmentation in CT images using watershed transform. In *IEEE International Conference on Image Processing 2005* (Vol. 2, pp. II-1270). IEEE.

- (30) Peng, T., Xu, T. C., Wang, Y., Zhou, H., Candemir, S., Zaki, W. M. D. W., ... & Chen, X. (2020). Hybrid Automatic Lung Segmentation on Chest CT Scans. *IEEE Access*, 8, 73293-73306.
- (31) Rajinikanth, V., Dey, N., Raj, A. N. J., Hassaniien, A. E., Santosh, K. C., & Raja, N. (2020). Harmony-search and otsu based system for coronavirus disease (COVID-19) detection using lung CT scan images. *arXiv preprint arXiv:2004.03431*.
- (32) Satapathy, S. C., Hemanth, D. J., Kadry, S., Manogaran, G., Hannon, N. M., & Rajinikanth, V. (2020). Segmentation and Evaluation of COVID-19 Lesion from CT scan Slices-A Study with Kapur/Otsu Function and Cuckoo Search Algorithm.
- (33) Rajinikanth, V., Kadry, S., Thanaraj, K. P., Kamalanand, K., & Seo, S. (2020). Firefly-algorithm supported scheme to detect COVID-19 lesion in lung ct scan images using Shannon entropy and Markov-random-field. *arXiv preprint arXiv:2004.09239*.
- (34) Oulefki, A., Agaian, S., Trongtirakul, T., & Laouar, A. K. (2020). Automatic COVID-19 lung infected region segmentation and measurement using CT-scans images. *Pattern recognition*, 107747.
- (35) Joshi, A., Khan, M. S., Soomro, S., Niaz, A., Han, B. S., & Choi, K. N. (2020). SRIS: Saliency-Based Region Detection and Image Segmentation of COVID-19 Infected Cases. *IEEE Access*, 8, 190487-190503.
- (36) Rahimzadeh, M., & Attar, A. (2020). A new modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 from X-ray images. *arXiv preprint arXiv:2004.08052*.
- (37) Leslie, K. O., & Wick, M. R. (2018). *Lung Anatomy. Practical Pulmonary Pathology: A Diagnostic Approach, 1–14.e2*. doi:10.1016/b978-0-323-44284-8.00001-6
- (38) Tomashefski, J. F., & Farver, C. F. (2008). Anatomy and histology of the lung. In *Dail and Hammar's pulmonary pathology* (pp. 20-48). Springer, New York, NY.
- (39) <https://www.niehs.nih.gov/health/topics/conditions/lung-disease/index.cfm>
- (40) Shi, W., Bellusci, S., & Warburton, D. (2007). Lung development and adult lung diseases. *Chest*, 132(2), 651-656.
- (41) Kim, K. I., Kim, C. W., Lee, M. K., Lee, K. S., Park, C. K., Choi, S. J., & Kim, J. G. (2001). Imaging of occupational lung disease. *Radiographics*, 21(6), 1371-1391.
- (42) Mesanovic, N., Grgic, M., Huseinagic, H., Males, M., Skejic, E., & Smajlovic, M. (2011, February). Automatic CT image segmentation of the lungs with region growing algorithm. In *18th international conference on systems, signals and image processing-IWSSIP* (pp. 395-400).
- (43) Torres, A., Cilloniz, C., Niederman, M.S. *et al*. Pneumonia. *Nat Rev Dis Primers* 7, 25 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41572-021-00259-0>
- (44) Ruuskanen, O., Lahti, E., Jennings, L. C., & Murdoch, D. R. (2011). Viral pneumonia. *The Lancet*, 377(9773), 1264-1275.
- (45) Cook, L. K., & Wulf, J. A. (2020). CE: Community-Acquired Pneumonia: A Review of Current Diagnostic Criteria and Management. *AJN The American Journal of Nursing*, 120(12), 34-42.
- (46) Bhandary, A., Prabhu, G. A., Rajinikanth, V., Thanaraj, K. P., Satapathy, S. C., Robbins, D. E., ... & Raja, N. S. M. (2020). Deep-learning framework to detect lung abnormality–A study with chest X-Ray and lung CT scan images. *Pattern Recognition Letters*, 129, 271-278.
- (47) C. Huang *et al.*, “Clinical features of patients infected with 2019 Novel Coronavirus in Wuhan, China,” *Lancet*, vol. 395, no. 10223, pp. 497–506, 2020.

- (48) Tay, M. Z., Poh, C. M., Rénia, L., MacAry, P. A., & Ng, L. F. (2020). The trinity of COVID-19: immunity, inflammation and intervention. *Nature Reviews Immunology*, 20(6), 363-374.
- (49) Y. Li, L. Yao, J. Li, L. Chen, Y. Song, Z. Cai, and C. Yang, “Stability issues of rt-pcr testing of sars-cov-2 for hospitalized patients clinically diagnosed with covid-19,” *Journal of Medical Virology*, vol. 92, no. 7, pp. 903–908, 2020.
- (50) S. S. Hare, A. N. Tavare, and V. Dattani, “Validation of the British Society of Thoracic Imaging guidelines for COVID-19 chest radiograph reporting,” *Clinical Radiology*, vol. 75, no. 9, 2020.
- (51) Yao, Q., Xiao, L., Liu, P., & Zhou, S. K. (2021). Label-free segmentation of covid-19 lesions in lung ct. *IEEE Transactions on Medical Imaging*.
- (52) Chowdhary, C. L., & Acharjya, D. P. (2020). Segmentation and feature extraction in medical imaging: a systematic review. *Procedia Computer Science*, 167, 26-36.
- (53) Ng M, Lee EY, Yang J, Yang F, Li X, Wang H, et al. Imaging Profile of the COVID-19 Infection: Radiologic Findings and Literature Review. *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2020 Feb 01;2(1):e200034
- (54) Ahmad, H. A., Yu, H. J., & Miller, C. G. (2014). Medical imaging modalities. In *Medical Imaging in Clinical Trials* (pp. 3-26). Springer, London.
- (55) Lei, J., Li, J., Li, X., & Qi, X. (2020). CT imaging of the 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) pneumonia. *Radiology*, 295(1), 18-18.
- (56) Jacobi, A., Chung, M., Bernheim, A., & Eber, C. (2020). Portable chest X-ray in coronavirus disease-19 (COVID-19): A pictorial review. *Clinical imaging*.
- (57) Kumar, S., Liney, G., Rai, R., Holloway, L., Moses, D., & Vinod, S. K. (2016). Magnetic resonance imaging in lung: a review of its potential for radiotherapy. *The British journal of radiology*, 89(1060), 20150431.
- (58) Ma, J., Wang, Y., An, X., Ge, C., Yu, Z., Chen, J., ... & Yang, X. (2021). Toward data-efficient learning: A benchmark for COVID-19 CT lung and infection segmentation. *Medical physics*, 48(3), 1197-1210.
- (59) <http://medicalsegmentation.com/covid19/>
- (60) Radha, R., & Lakshman, B. (2013). Retinal image analysis using morphological process and clustering technique. *Signal & image processing*, 4(6), 55.
- (61) A.Anam Tariq, M.U.Akram, M.Y.Javed, *Lung nodule detection in CT images using neuro fuzzy classifier, Computational Intelligence in Medical Imaging (CIMI), Fourth International Workshop, pp.49-53, 2013.*
- (62) Gupta, G. (2011). Algorithm for image processing using improved median filter and comparison of mean, median and improved median filter. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, 1(5), 304-311.
- (63) Gao, W., Zhang, X., Yang, L., & Liu, H. (2010, July). An improved Sobel edge detection. In *2010 3rd International conference on computer science and information technology* (Vol. 5, pp. 67-71). IEEE.
- (64) Quan, W., Lin, Z., Wu, M., Kang, H., Liu, H., Liu, X., ... & Xu, Z. Z. (2009). Classical aspects in above-threshold ionization with a midinfrared strong laser field. *Physical review letters*, 103(9), 093001.
- (65) Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66.

- (66) Geusebroek, J. M., Smeulders, A. W., & Van De Weijer, J. (2003). Fast anisotropic gauss filtering. *IEEE transactions on image processing*, 12(8), 938-943.
- (67) Hashim, F. A., Hussain, K., Houssein, E. H., Mabrouk, M. S., & Al-Atabany, W. (2021). Archimedes optimization algorithm: a new metaheuristic algorithm for solving optimization problems. *Applied Intelligence*, 51(3), 1531-1551.
- (68) J.N. Kapur, P. K. Sahoo, and A. K. C. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," *Computer Vision, Graphics, & Image Processing*, vol. 29, no. 3, pp. 273–285, 1985.
- (69) Črepinšek, M., Liu, S. H., & Mernik, M. (2013). Exploration and exploitation in evolutionary algorithms: A survey. *ACM computing surveys (CSUR)*, 45(3), 1-33.
- (70) Bank, H. L., & Schmehl, M. K. (1989). Parameters for evaluation of viability assays: accuracy, precision, specificity, sensitivity, and standardization. *Cryobiology*, 26(3), 203-211.
- (71) Niwattanakul, S., Singthongchai, J., Naenudorn, E., & Wanapu, S. (2013, March). Using of Jaccard coefficient for keywords similarity. In *Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists* (Vol. 1, No. 6, pp. 380-384).
- (72) Hripcsak, G., & Rothschild, A. S. (2005). Agreement, the f-measure, and reliability in information retrieval. *Journal of the American medical informatics association*, 12(3), 296-298.
- (73) Boughorbel, S., Jarray, F., & El-Anbari, M. (2017). Optimal classifier for imbalanced data using Matthews Correlation Coefficient metric. *PloS one*, 12(6), e0177678.
- (74) Pare, S., Kumar, A., Singh, G. K., & Bajaj, V. (2020). Image segmentation using multilevel thresholding: a research review. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering*, 44(1), 1-29.
- (75) Geem, Z. W., Yang, X. S., & Tseng, C. L. (2013). Harmony search and nature-inspired algorithms for engineering optimization. *Journal of Applied Mathematics*, 2013.
- (76) Rather, S. A., & Bala, P. S. (2021). Constriction coefficient based particle swarm optimization and gravitational search algorithm for multilevel image thresholding. *Expert Systems*. Wiley. Retrieved from <https://doi.org/10.1111%2Fexsy.12717>
- (77) Müller, D., Soto-Rey, I., & Kramer, F. (2021). Robust chest CT image segmentation of COVID-19 lung infection based on limited data. *Informatics in medicine unlocked*, 25, 100681.
- (78) Zaitoun, N. M., & Aqel, M. J. (2015). Survey on image segmentation techniques. *Procedia Computer Science*, 65, 797-806.
- (79) Sauvola, J., & Pietikäinen, M. (2000). Adaptive document image binarization. *Pattern recognition*, 33(2), 225-236.
- (80) Chan, T. F., & Vese, L. A. (2001). Active contours without edges. *IEEE Transactions on image processing*, 10(2), 266-277.
- (81) Osher, S., & Fedkiw, R. P. (2001). Level set methods: an overview and some recent results. *Journal of Computational physics*, 169(2), 463-502.
- (82) Krishna, K., & Murty, M. N. (1999). Genetic K-means algorithm. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 29(3), 433-439.
- (83) Guo, G., Wang, H., Bell, D., Bi, Y., & Greer, K. (2003, November). KNN model-based approach in classification. In *OTM Confederated International Conferences" On the Move to Meaningful Internet Systems"* (pp. 986-996). Springer, Berlin, Heidelberg.

- (84) Suganya, R., & Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm-a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(11), 1.
- (85) Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., ... & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of big Data*, 8(1), 1-74.