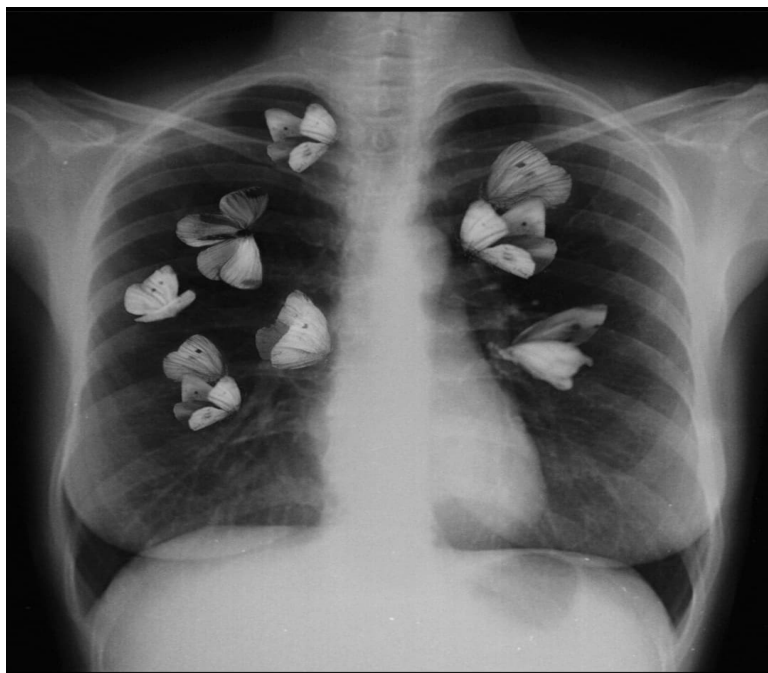


Ιόνιο Πανεπιστήμιο
Τμήμα πληροφορικής
Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών (ΠΜΣ) στις
«Ερευνητικές Κατευθύνσεις στην Πληροφορική»



Διπλωματική εργασία

«Ανάλυση ακτινογραφιών θώρακα και διάγνωση πνευμονολογικών παθήσεων»



Μαλακοπούλου Μαρία

Επιβλέπων: Μυλωνάς Φοίβος

20 Ιανουαρίου 2021, Κέρκυρα

Επιβλέπων

Μυλωνάς Φοίβος, αναπληρωτής καθηγητής
Ιόνιο πανεπιστήμιο

Τριμελής επιτροπή

Μυλωνάς Φοίβος, αναπληρωτής καθηγητής
Ιόνιο πανεπιστήμιο

Κερμανίδου Κάτια-Λήδα, αναπληρώτρια καθηγήτρια
Ιόνιο πανεπιστήμιο

Έξαρχος Θεμιστοκλής, επίκουρος καθηγητής
Ιόνιο πανεπιστήμιο

Η παρούσα διπλωματική εργασία
αφιερώνεται στην οικογένεια μου...

Περίληψη

Στις μέρες μας η ιατρική έχει αναπτύξει πολλές μεθόδους σχετικά με το πώς μπορούν να γίνουν διαγνώσεις ασθενειών, κυρίως με την πολύτιμη βοήθεια της τεχνολογίας. Βέβαια γίνονται συνέχεια προσπάθειες για να βελτιωθούν αυτοί οι μέθοδοι, να ελαχιστοποιηθεί η επιρροή του ανθρώπου και να γίνεται εξ ολοκλήρου η διαδικασία αυτή μέσω υπολογιστή. Οι ακτινογραφίες είναι μια από τις σημαντικότερες εξετάσεις και δείχνουν συχνά ποιο είναι το πρόβλημα μέσα από την εικόνα. Η διάγνωση αυτού του προβλήματος γίνεται από τον ιατρό, ο οποίος είναι εκπαιδευμένος στο να μπορεί να το εντοπίσει. Αν όμως είχαμε ένα μεγάλο όγκο ακτινογραφιών, θα ήταν χρονοβόρο και κουραστικό να γίνει η διάγνωση όλων αυτών από τον ιατρό. Με αφορμή αυτό το γεγονός επιμελήθηκα να βρω μία λύση ώστε όλη αυτή η διαδικασία να γίνεται πολύ πιο εύκολα και γρήγορα.

Σκοπός της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη και ανάλυση εικόνων και συγκεκριμένα, ακτινογραφιών θώρακα με σκοπό να βρεθούν οι πιθανές διαγνώσεις ασθενειών και συγκεκριμένα οι πνευμονολογικές. Αρχικά έχοντας βρει ένα μεγάλο σετ δεδομένων από ακτινογραφίες φυσιολογικές και με πνευμονία, τις τροποποιούμε, εξάγουμε κάποια χαρακτηριστικά μέσω του μετασχηματισμού κυματιδίων στο πρόγραμμα MATLAB και τις ταξινομούμε με διάφορους αλγόριθμους στο πρόγραμμα RapidMiner. Επιπλέον παίρνουμε πολλές περιπτώσεις με τα χαρακτηριστικά αυτά, βρίσκουμε και συγκρίνουμε τα αποτελέσματα των αλγορίθμων και βγάζουμε τα αντίστοιχα συμπεράσματα.

Στο πρώτο κεφάλαιο βλέπουμε κάποια εισαγωγικά στοιχεία σχετικά με το θώρακα, τις ακτινογραφίες, τις κακώσεις -παθήσεις, κάποια βήματα με σκοπό την αξιολόγηση μιας ακτινογραφίας για την διάγνωση της πιθανής ασθένειας, κάποια χρήσιμα διαγνωστικά σημεία για τον θώρακα και μερικά στοιχεία για την ασθένεια της πνευμονίας. Στο δεύτερο κεφάλαιο αναλύεται ο όρος της ψηφιακής εικόνας, μερικές βασικές έννοιες επεξεργασίας της, όπως επίσης και το πώς γίνεται η διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών μέσα από το μετασχηματισμό κυματιδίων (wavelet transform). Στο τρίτο κεφάλαιο θα περιγραφεί διεξοδικά το πείραμα στο οποίο επικεντρώνετε όλη η εργασία. Θα δούμε τα εργαλεία που χρησιμοποιήσαμε για τα δεδομένα μας, MATLAB και RapidMiner, το σετ δεδομένων, την προεπεξεργασία των εικόνων που πρέπει να γίνει πριν από την εξαγωγή των χαρακτηριστικών, την εξαγωγή χαρακτηριστικών και τα αποτελέσματα που έχουμε βγάλει από την ταξινόμηση των δεδομένων με τους διάφορους αλγορίθμους για όλες τις περιπτώσεις μας. Τέλος στο τέταρτο κεφάλαιο βλέπουμε τα τελικά συμπεράσματα και την μελλοντική εξέλιξη του θέματος μας.

Λέξεις κλειδιά: θώρακας, ακτινογραφία, διάγνωση, μετασχηματισμός κυματιδίων, εξαγωγή χαρακτηριστικών, πνευμονία

Abstract

Nowadays medicine has developed many methods on how to diagnose diseases, mainly with the valuable help of technology. Of course, continuous efforts are made to improve these methods, to minimize human influence and to carry out this process entirely through a computer. X-rays are one of the most important tests and often show what's the problem in the image. The diagnosis of this problem is made by the doctor, who is trained to be able to detect it. But if we had a large volume of X-rays, it would be time consuming and tedious for the doctor to diagnose all of them. On the occasion of this fact, I managed to find a solution so that this whole process becomes much easier and faster.

The purpose of this thesis is the study and analysis of images and in particular, chest X-rays in order to find possible diagnoses of diseases and specifically pulmonological. Initially, having found a large set of data from normal and pneumonia X-rays, we modify them, export some features through the wavelet transform in the MATLAB program and classify them by various algorithms in the RapidMiner program. In addition, we take many cases with these characteristics, find and compare the results of the algorithms and draw the corresponding conclusions.

So in the first chapter we see some introductory information about the chest, x-rays, injuries - diseases, some steps to evaluate an x-ray to diagnose possible disease, some useful diagnostic points for the chest and some information about the disease pneumonia. The second chapter analyzes the term digital image, some basic concepts of its processing, as well as how the process of extracting features through wavelet transform takes place. The third chapter will describe particularly the experiment on which you focus all the work. We will look at the tools we use our data, MATLAB and RapidMiner, the data set, the pre-processing of the images that must be done before exporting the attributes, the extraction of attributes and the results we have obtained from sorting the data with the various algorithms for all cases. Finally in the fourth chapter we see the final conclusions and the future work of our topic.

Keywords: chest, X- rays, diagnosis, wavelet transform, feature extraction, pneumonia

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε στο Τμήμα Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου από τον Νοέμβριο του 2020 έως τον Ιανουάριο του 2021. Έχοντας ολοκληρώσει τη διπλωματική εργασία μου θα ήθελα να ευχαριστήσω:

Τον επιβλέπων καθηγητή μου, κύριο Μυλωνά Φοίβο, αναπληρωτή καθηγητή του τμήματος Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου στην Κέρκυρα, για τη συνεχή παρακολούθηση, υποστήριξη και ενθάρρυνση καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της παρούσας εργασίας.

Τα άλλα δύο μέλη της τριμελούς επιτροπής, κύριο Έξαρχο Θεμιστοκλή επίκουρο καθηγητή και κυρία Κερμανίδου Κάτια-Λήδα αναπληρώτρια καθηγήτρια στο τμήμα Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου της Κέρκυρας για τη συμμετοχή τους στην Εξεταστική Επιτροπή, διαβεβαιώνοντας τους ότι οι παρατηρήσεις τους θα ληφθούν σοβαρά υπ' όψιν και θα ενσωματωθούν στο τελικό κείμενο.

Το τμήμα Πληροφορικής του Ιονίου Πανεπιστημίου στην Κέρκυρα και ιδιαίτερα τους διδάσκοντες για το θετικό ακαδημαϊκό κλίμα και την άψογη συνεργασία μας.

Την οικογένεια μου, για την στήριξη τους όχι μόνο στα χρόνια των σπουδών μου, αλλά καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής μου.

Τους κοντινούς μου ανθρώπους για όλη τη μέγιστη συμπαράσταση σε όλο αυτό το έργο του μεταπτυχιακού προγράμματος, καθώς ήταν δίπλα μου σε κάθε δυσκολία και ευκολία.

Περιεχόμενα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - Εισαγωγή στον θώρακα

1.1 Ορισμός θώρακα (Όργανα, Οστά, Λειτουργίες).....	1
1.2 Παθήσεις- κακώσεις θώρακα.....	2
1.3 Ακτινογραφίες θώρακα.....	3
1.4 Ακτινοανατομία θώρακα.....	4
1.5 Βήματα αξιολόγησης για την ανάγνωση ακτινογραφίας θώρακα.....	6
1.6 Χρήσιμα διαγνωστικά σημεία για τον θώρακα.....	6
1.7 Πνευμονία.....	13

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 - Ψηφιακή εικόνα

2.1 Εισαγωγή, ορισμός και τα είδη της ψηφιακής εικόνας.....	18
2.2 Ανάλυση εικόνας	19
2.3 Επεξεργασία ψηφιακής εικόνας.....	23
2.4 Βασικές έννοιες επεξεργασίας.....	23
2.4.1 Βελτιστοποίηση ψηφιακής εικόνας.....	24
2.4.2 Τμηματοποίηση ψηφιακής εικόνας.....	24
2.4.3 Μετρήσεις ψηφιακής εικόνας.....	25
2.4.4 Ιατρική σύντηξη ψηφιακής εικόνας.....	25
2.5 Εξαγωγή χαρακτηριστικών.....	25
2.5.1 Μετασχηματισμός κυματιδίων (Wavelet transform).....	26

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - Πειραματικό στάδιο

3.1 Εργαλεία εξαγωγής χαρακτηριστικών και ερμηνείας αποτελεσμάτων....	31
3.2 Data set εικόνων.....	32
3.3 Προεπεξεργασία εικόνων εισόδου.....	33
3.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών εικόνων.....	34
3.5 Επεξεργασία δεδομένων στο RapidMiner.....	38

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - Συμπεράσματα

4.1 Τελικά συμπεράσματα εργασίας.....	51
4.2 Μελλοντική εξέλιξη	55
Βιβλιογραφία.....	56
Παράρτημα κώδικα.....	58

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

Εισαγωγή στον θώρακα

1.1 Ορισμός θώρακα (όργανα, οστά, λειτουργίες)

Ο θώρακας είναι μια περιοχή στο ανθρώπινο σώμα, ο οποίος βρίσκεται μεταξύ τραχήλου και κοιλίας και το σχήμα του συνήθως είναι ακανόνιστο και ανόμοιο. Στο άνω μέρος εντοπίζεται το θωρακικό στόμιο, το οποίο είναι ανοικτό και επικοινωνεί με τον τράχηλο, ενώ το κάτω περικλείεται από το διάφραγμα. Το μυοσκελετικό τοίχωμα του θώρακα αποτελείται από το στέρνο, τους σπόνδυλους, τις πλευρές και τους μύες [1].

Τα όργανα που συναντάμε στον θώρακα και παράλληλα προστατεύονται από αυτόν είναι η καρδιά, οι πνεύμονες και τα μεγάλα αιμοφόρα αγγεία. Λόγω του σχήματος που έχει το διάφραγμα, το θωρακικό τοίχωμα περιβάλλει ένα μεγάλο μέρος του ήπατος στα δεξιά, ενώ κάτω από τον αριστερό θόλο του διαφράγματος βρίσκεται το στομάχι και η σπλήν. Επιπρόσθετα οι άνω πόλοι των νεφρών αγγίζουν στην 11η και 12η πλευρά. Τέλος, ο θώρακας αποτελεί σημείο αναφοράς για σημαντικά ανατομικά μορφώματα, τα οποία διαπερνούν από εκεί. Η διαδρομή που διασχίζουν τα μορφώματα αυτά είναι ο θώρακας, τον οποίο ενώνουν με άλλα μέρη του σώματος όπως είναι το μεσοθωράκειο μέσα από το οποίο περνούν ο οισοφάγος, ο θωρακικός πόρος και τα πνευμονογαστρικά νεύρα.

Ο θώρακας έχει πολλές χρήσιμες λειτουργίες με μια από τις σημαντικότερες να είναι η λειτουργία της αναπνοής. Ο θώρακας περιέχει τους πνεύμονες, αλλά και μορφώματα που προϋποθέτουν και συμβάλουν στην αποτελεσματική λειτουργία της αναπνοής. Επιπλέον πρέπει να σημειωθεί πως οι κινήσεις των πλευρών αλλάζουν τον όγκο της θωρακικής κοιλότητας και επηρεάζουν άμεσα την αναπνοή.

Ένα άλλο μέρος του σώματος, το οποίο ανήκει στον θώρακα είναι το στήθος και ορίζεται ως το μπροστινό μέρος του ανθρώπινου σώματος μεταξύ του λαιμού και του διαφράγματος, στην περιοχή του θώρακα. Το σχήμα του στήθους δεν αντιστοιχεί στο τμήμα του θωρακικού σκελετού που περιβάλλει την καρδιά και τους πνεύμονες. Ολόκληρη η πλάτη ανήκει στην περιοχή του ώμου και περιέχει τις μασχάλες και τα κεφάλια των νετρών. Στην μέση γραμμή γίνεται αισθητή η πάνω ανώτερα εγκοπή, ενώ κάτω από το πλάτος τριών περίπου δαχτύλων φαίνεται μια εγκάρσια κορυφογραμμή, γνωστή και ως σπονδυλική γωνία, η οποία ξεχωρίζει το μανούβιο από το στέρνο. Παράλληλα με αυτή τη γραμμή είναι οι δεύτερες πλευρές που ενώνουν το στέρνο, του οποίου το κάτω μέρος ενώνεται η τελευταία πλευρά. Εκεί κάνει την αρχή ο αρθρικός χόνδρος και από πάνω υπάρχει πολλές φορές μια κατάθλιψη, γνωστή και ως κοιλότητα του στομάχου.

«Θωρακικός σκελετός» ονομάζονται τα οστά του θώρακα και αποτελούν το συστατικό του αξονικού σκελετού που απαρτίζεται από το στέρνο και τις πλευρές. Με αύξουσα σειρά από το 1 έως το 12 αριθμούνται οι νευρώσεις του θώρακα και οι 11η και 12η λέγονται και επιπλέουσες νευρώσεις, διότι δεν έχουν κανένα εμπρόσθιο σημείο σύνδεσης. Πιο συγκεκριμένα ο χόνδρος που συνάπτεται με το στέρνο και παράλληλα οι 1ες έως και οι 7ες νευρώσεις ονομάζονται και είναι «πλωτές». Από την άλλη οι νευρώσεις 8ες έως και 10ες λέγονται ψευδείς καθώς ο χλοοτάπης τους αρθρώνεται με τον χονδροειδές χόνδρο της άνω πλευράς [1][2][3].

1.2 Παθήσεις – κακώσεις θώρακα

Οι κακώσεις αλλά και οι παθήσεις του θωρακικού τοιχώματος και των ενδοθωρακικών οργάνων έχουν σημαντική θέση στη θωρακοχειρουργική και στην τραυματολογία για το λόγο ότι:

- ο θώρακας περιέχει πολλά ζωτικά όργανα
- η έκταση της κάκωσης δεν μπορεί να αξιολογηθεί με ακρίβεια
- οι κακώσεις και οι παθήσεις άλλων εξωθωρακικών οργάνων επιδρούν καθεμία με τον τρόπο της, άμεσα ή έμμεσα στην αναπνευστική λειτουργία

Οι αιτίες που μπορούν να προκαλέσουν θωρακικές **κακώσεις** είναι κατά μεγάλο ποσοστό τα τροχαία ατυχήματα. Το 85% των ατυχημάτων είναι ελεγχόμενα και συχνά δεν χρειάζεται να νοσηλευθούν σε νοσοκομείο, αλλά αυτό το ποσοστό νοσηλείας μπορεί να ξεπεράσει το 35% αν υπάρχουν ταυτόχρονα εξωθωρακικές κακώσεις. Οι θάνατοι από τις κακώσεις θώρακα σε γενικά πλαίσια είναι περίπου 10%, όμως πολλοί από αυτούς μπορούν να προληφθούν με την άμεση και σωστή διάγνωση και θεραπεία.

Οι κακώσεις του θώρακα διαχωρίζονται στις κλειστές (όπου δεν υπάρχει λύση της συνέχειας του θωρακικού κλωβού) και στις ανοικτές (με λύση της συνέχειας του κλωβού). Το ποσοστό είναι μικρότερο από 10% για τις κλειστές κακώσεις του θώρακα, σε αντίθεση με τις ανοικτές που κυμαίνονται στο 15% με 30% και συνήθως χρειάζονται χειρουργική επέμβαση. Συνήθως, προσβάλλεται πιο συχνά το θωρακικό τοίχωμα (57% έως 64%) και μετέπειτα ο πνευμονοθώρακας, ο αιμοθώρακας και οι θλάσεις του πνευμονικού παρεγχύματος. Κάποιες από τις **κακώσεις** μπορεί να είναι/ αφορούν [4]:

- το θωρακικό τοίχωμα
- ο ασταθής θώρακας (flail chest)
- πνευμονοθώρακας
- αιμοθώρακας
- ρήξη διαφράγματος
- κακώσεις θωρακικής αορτής

Οι **παθήσεις** που αφορούν τη θωρακοχειρουργική είναι [5]:

- Καρκίνος του πνεύμονα, οισοφάγου, μεσοθωρακίου, διαφράγματος, θωρακικού τοιχώματος
- Μεταστάσεις στον πνεύμονα από κακοήθεια αλλού εξωθωρακικού οργάνου
- Μεσοθηλίωμα
- Καλοήθεις ή κακοήθεις παθήσεις του θύμου αδένα
- Καλοήθεις παθήσεις των πνευμόνων
- Καλοήθεις παθήσεις του διαφράγματος και του θωρακικού τοιχώματος
- Κύστες πνευμόνων, οισοφάγου, μεσοθωρακίου, διαφράγματος, παρακαρδιακές
- Εμπύημα θώρακα, απόστημα πνεύμονα
- Μεσοθωρακίτιδα

- Πνευμοθώρακας – Αιμοθώρακας – Βρογχιεκτασίες
- Σύνδρομο υποκλοπής μαστικής αρτηρίας
- Κοιλιακή ταχυκαρδία – Κοιλιακή μαρμαρυγή

1.3 Ακτινογραφίες θώρακα

Οι ακτινογραφίες θώρακος είναι ένας τύπος φωτογράφισης του θώρακα, της σπονδυλικής στήλης αλλά και όλων των εσωτερικών οργάνων του σώματος όπως η καρδιά, τα αιμοφόρα αγγεία και οι πνεύμονες. Με τις ακτινογραφίες θώρακα μπορούν να διαγνωστούν κάποιες από τις παρακάτω ασθένειες [6]:

- πνευμονοπάθειες όπως η πνευμονία
- συγκέντρωση υγρού στους πνεύμονες
- διόγκωση των καρδιακών κοιλοτήτων ή της αορτής
- λοιμώξεις και συμφορήσεις της καρδιάς
- καλοήθειες και κακοήθειες όγκοι του μεσοθωράκιου και άλλων οργάνων

Μια ακτινογραφία θώρακος θα μας δείξει μόνο τις γενικές αλλαγές στο μέγεθος και το σχήμα των οργάνων και όχι μια λεπτομερή εικόνα του καρδιακού συστήματος και των πνευμόνων. Για αυτές τις λεπτομέρειες χρειάζονται κατάλληλες και ειδικές εξετάσεις. Το μεγαλύτερο ποσοστό ασθενών που επισκέπτονται γιατρό για αναπνευστικά προβλήματα, ο συνδυασμός των δεδομένων από την κλινική εξέταση και την ακτινογραφία του θώρακα, αρκούν για μια σωστή διάγνωση.

Η ακτινογραφία θώρακα εκπέμπει μια πολύ μικρή δόση ιοντίζουσας ακτινοβολίας με αποτέλεσμα να παράγει τις εικόνες από το εσωτερικό του θώρακα. Σε μια διάγνωση και θεραπεία επείγουσας ανάγκης είναι σημαντικά χρήσιμη μια ακτινογραφία θώρακα, διότι είναι μια γρήγορη και εύκολη εξέταση. Οι ακτίνες X είναι η πιο παλιά αλλά και η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μορφή της ιατρικής απεικόνισης.

Σε μια ακτινογραφία θώρακα, η σπονδυλική στήλη και οι νευρώσεις θα απορροφήσουν ένα μεγάλο κομμάτι της ακτινοβολίας και θα εμφανιστούν στην εικόνα ως λευκό ή ανοιχτό γκρι χρώμα. Σε αντίθεση ο ιστός του πνεύμονα απορροφά λίγη ακτινοβολία και θα εμφανιστεί με σκούρο ή μαύρο χρώμα στην εικόνα [6].

Στην τυπική διαδικασία της ακτινογραφίας συμπεριλαμβάνονται δύο εικόνες του θώρακα, η μία από το πίσω μέρος (οπισθοπρόσθια) και η άλλη από την πλευρά του σώματος (πλάγια), καθώς ο ασθενής στέκεται συνήθως σε όρθια στάση απέναντι στην πλάκα εγγραφής της εικόνας. Ο τεχνολόγος είναι εκπαιδευμένος και υπεύθυνος για την στάση που θα έχει ο ασθενής κατά την πραγματοποίηση των ακτινολογικών εξετάσεων. Πιο συγκεκριμένα, θα τοποθετήσει τον ασθενή με τα χέρια να ακουμπούν τους γοφούς και το στήθος να ακουμπά πάνω στην φωτοληπτική πινακίδα για την λήψη της οπισθοπρόσθιας εικόνας. Αντιθέτως, στην πλάγια εικόνα η πλευρά του ασθενούς είναι απέναντι από την πλάκα εγγραφής με τα χέρια ανυψωμένα. Το σώμα πρέπει να είναι ακίνητο κατά την ακτινογραφία και μπορεί να ζητηθεί στον ασθενή να μην αναπνέει για λίγα δευτερόλεπτα, με σκοπό να μειωθεί η πιθανότητα μιας θολής εικόνας. Υπάρχει εξίσου μεγάλη πιθανότητα να αισθανθεί αδιαθεσία από την χαμηλή θερμοκρασία στην αίθουσα εξετάσεων ή και από την κρύα επιφάνεια της πλάκας εγγραφής. Ολόκληρη η ακτινολογική εξέταση θώρακα διαρκεί το πολύ 15 λεπτά [6].

1.4 Ακτινοανατομία θώρακα

Η απεικόνιση των φυσιολογικών δομών του θώρακος με τις διάφορες απεικονιστικές μεθόδους είναι ιδιαίτερα σημαντική και απαραίτητη για τη κατανόηση των παθολογικών καταστάσεων και αυτό θα το δούμε στις παρακάτω εικόνες σε οπισθοπρόσθια αλλά και πλάγια μορφή [7][8].

Η φυσιολογική ακτινολογική εικόνα του θώρακα αποτελείται από:

- Τους αεροπληθείς πνεύμονες
- Το διαυγαστικό μεσοθωράκιο

Τα πνευμονικά πεδία χωρίζονται:

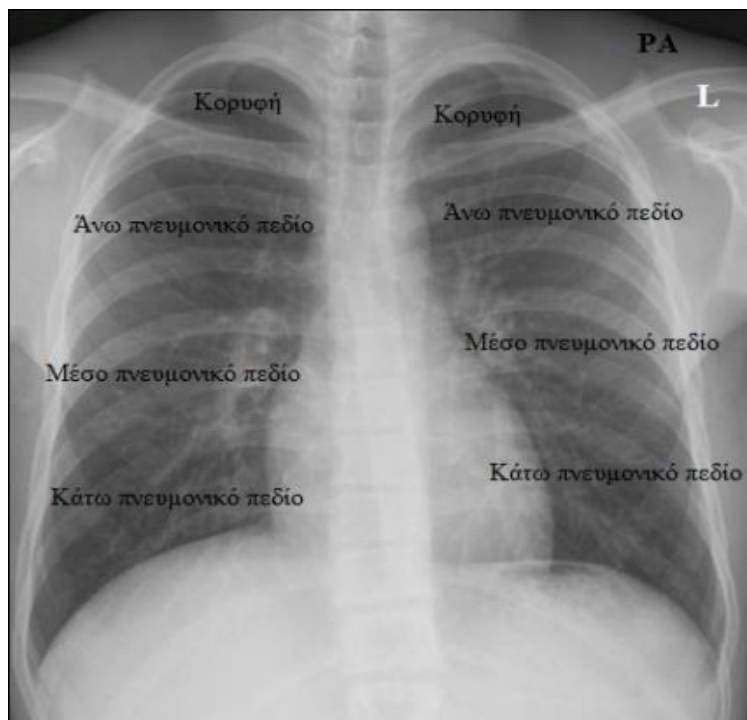
- Με κατεύθυνση έξω από τις πλευρές
- Προς τα κάτω από τους θόλους του διαφράγματος
- Την απεικόνιση των πνευμόνων είναι οι πλευρές, οι κλείδες, οι ωμοπλάτες και τα μαλακά μέρη του θωρακικού τοιχώματος

Οι πνεύμονες χωρίζονται στα παρακάτω τμήματα (Εικόνα 1) :

- Την κορυφή που βρίσκεται πάνω από την κλείδα
- Το άνω πνευμονικό πεδίο μεταξύ της κλείδας και του άνω άκρου της αριστερής πύλης
- Το μέσο πνευμονικό μεταξύ άνω άκρου της αριστερής πύλης και του κάτω άκρου της δεξιάς πύλης
- Το κάτω πνευμονικό πεδίο μεταξύ του κάτω άκρου της πύλης του διαφράγματος
- Οι πύλες σχηματίζονται από τους κλάδους της πνευμονικής αρτηρίας
- Οι φυσιολογικοί λεμφαδένες των πυλών δεν φαίνονται
- Οι παθολογικοί λεμφαδένες δημιουργούν διάταση των πυλών
- Η αριστερή πύλη είναι φυσιολογικά 1,5cm πιο ψηλά από την δεξιά

Η πλάγια ακτινοανατομία έχει δύο περιοχές (Εικόνα 2):

- Το πρόσθιο μεσοθωράκειο, το οποίο καταλήγει στην οπισθοστερνική χώρα μεταξύ στέρνου και καρδιάς
- Το οπίσθιο μεσοθωράκειο, το οποίο καταλήγει στην περιοχή της καρδιάς και της σπονδυλικής στήλης



Εικόνα 1: Οπισθοπρόσθια ακτινογραφία



Εικόνα 2: Πλάγια ακτινογραφία

1.5 Βήματα αξιολόγησης για την ανάγνωση ακτινογραφίας θώρακα

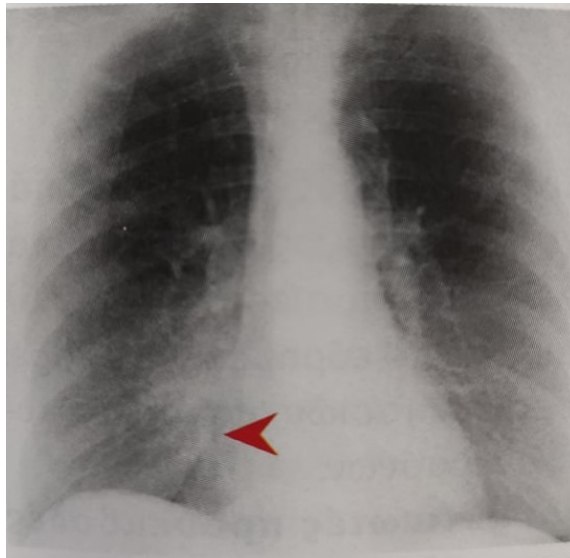
Σε κάθε ακτινογραφία θα πρέπει να εντοπίζονται κάποια δομικά στοιχεία, τα οποία κρίνονται ως βασικά για μια φυσιολογική ακτινογραφία. Αυτή η εντόπιση των δομικών στοιχείων εξασφαλίζει την ακρίβεια κατά τη διάρκεια της ανάγνωσης και πρέπει να εκτελούνται μεθοδικά κάποια βήματα, τα οποία θα δούμε πιο αναλυτικά παρακάτω [8].

- 1) Έλεγχος βάθους της εισπνοής με το δεξί ημιδιάφραγμα, το οποίο πρέπει να φαίνεται στο οπίσθιο τόξο της 10ης πλευράς.
- 2) Έλεγχος του βαθμού που εκτίθεται το φιλμ στην ακτινοβολία. Σε μια σωστή έκθεση πρέπει να απεικονίζονται τα μικρά περιφερικά αγγεία του πνευμονικού περιχύματος, αλλά και να φαίνονται τα περιγράμματα των θωρακικών σπονδύλων και των πλευρών πίσω από τη σκιά της καρδιάς.
- 3) Έλεγχος στροφής με το στερνικό άκρο των κλειδών, θα πρέπει να απέχει ίση απόσταση από τη μέση γραμμή.
- 4) Γίνεται αναλυτική εξέταση των μαλακών μορίων στην οπισθοπρόσθια αλλά και στην πλάγια όψη της ακτινογραφίας για συμμετρία, επασβεστώσεις και μάζες περιέχοντας τον τράχηλο, τις μασχάλες, το θωρακικό τοίχωμα και τους μαστούς.
- 5) Υπολογίζονται το μεσοθωράκειο και τα όρια των δύο πυλών για αυξημένη πυκνότητα, όπως επίσης παρατηρούμε και το μέγεθος της καρδιάς.
- 6) Έλεγχος του κάθε ημιδιαφράγματος και σύγκριση ύπαρξης πιθανής ασυμμετρίας ή ασάφειας στα όρια τους.
- 7) Υπολογισμός των επιφανειών του υπεζωκότα και των κύριων μεσολόβιων σχισμών που διαιρούν τους λοβούς των πνευμόνων.
- 8) Εξετάζοντας τους πνεύμονες ο θώρακας διαιρείται στο άνω, μέσο και κάτω μέρος. Έπειτα, συγκρίνεται η δεξιά με την αριστερή πλευρά κάθε πνεύμονα, για πιθανή εμφάνιση ασυμμετρίας. .

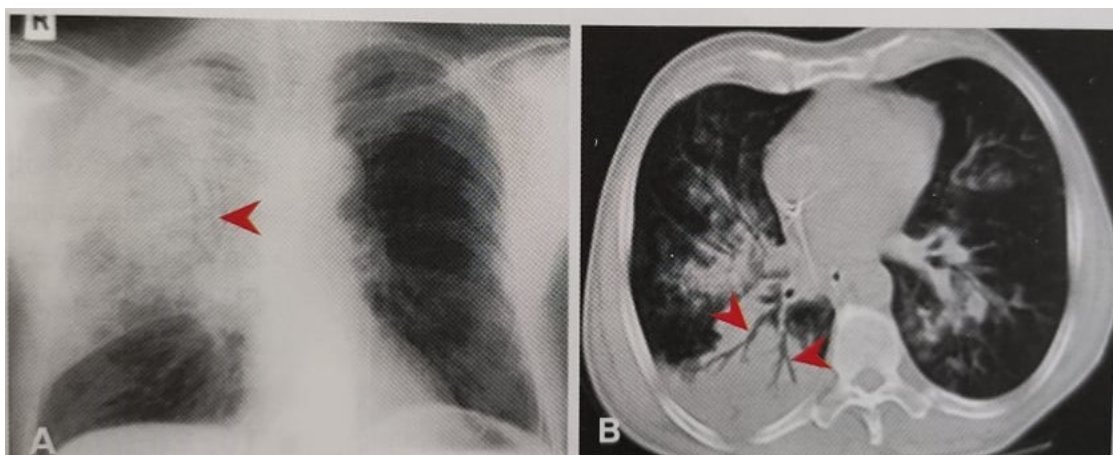
1.6 Χρήσιμα διαγνωστικά σημεία για τον θώρακα

Το να γνωρίζει ο ιατρός τα χρήσιμα σημεία που μπορούν να συμβάλλουν στη σωστή διάγνωση, συνυπολογίζοντας βέβαια το ιστορικό και την κλινική εξέταση του ασθενή, είναι πολύ σημαντικό. Τα πιο βασικά σημεία αυτά τα παρακάτω [8]:

- **Σημείο σιλουέτας:** Τα όρια μιας ανατομικής δομής σε φυσιολογικά πλαίσια είναι ορατά. Στην περίπτωση όμως που η περιοχή γειτνιάζει με ιστό ή υλικό της ίδιας πυκνότητας, τότε δεν θα υπάρχει η απεικόνιση τους στην ακτινογραφία θώρακος. Γνωστό παράδειγμα αποτελεί η έλλειψη του δεξιού χείλους της καρδιακής σκιάς, λόγω ατελεκτασίας του μέσου λοβού. Αυτό μπορεί να ισχύει και για το αορτικό τόξο, τα ημιδιαφράγματα και το αριστερό περίγραμμα της καρδιακής σκιάς (Εικόνα 3).

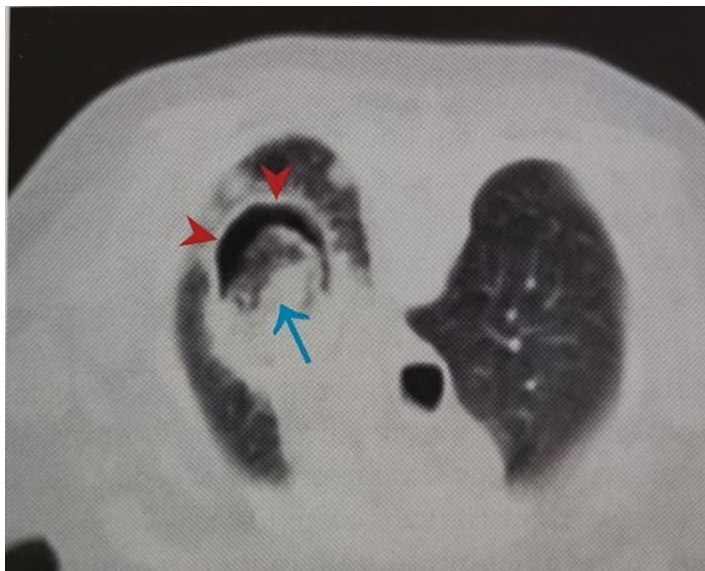


Εικόνα 3: Πύκνωση μέσου λοβού που ασαφοποιεί το χείλος της καρδιακής σκιάς



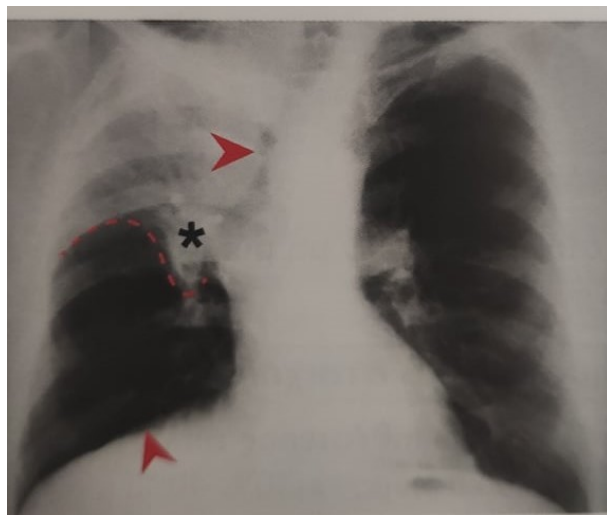
Εικόνα 4: Πνευμονία με απεικόνιση τμηματικών βρόγχων με αέρα

- **Σημείο αεροβρογχογράμματος:** Οι βρόγχοι συνήθως δεν μπορούν να απεικονισθούν σε μια ακτινογραφία θώρακος, διότι διαθέτουν πολύ λεπτό τοίχωμα. Στην περίπτωση που γίνουν ορατοί έχουμε πλήρωση του πνευμονικού τοιχώματος με υγρό ή αλλιώς πύκνωση, αλλά παράλληλα και διατήρηση του αέρα σε αυτά. Το φαινόμενο αυτό συνήθως συμβαίνει στην πνευμονία και το πνευμονικό οίδημα (Εικόνα 4).
- **Σημείο μηνίσκου:** Έχουμε εμφάνιση μηνίσκου σε μια κοιλότητα, δηλαδή συσσώρευση του αέρα σε διάταξη μάζας μέσα σε αυτήν. Συναντάται συνήθως σε ουδετεροπενικούς ασθενείς με ασπεργίλωση (Εικόνα 5).



Εικόνα 5: Ασπεργίλωση

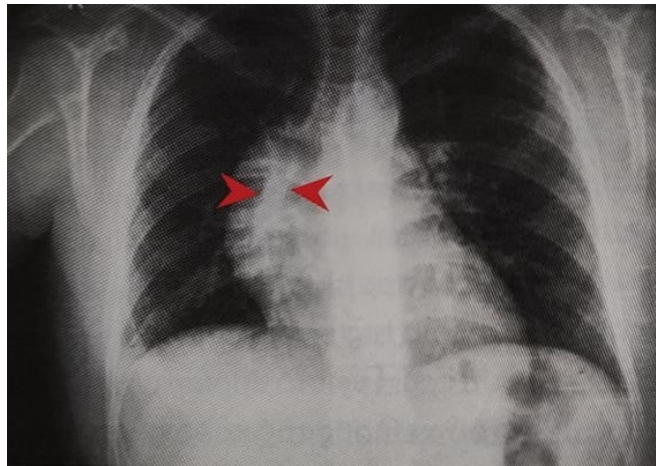
- **Σημείο Golden S:** Το σημείο S δημιουργείται από μάζα στην πύλη και προκαλεί ατελεκτασία του δεξιού άνω λοβού, όπως και έλξη προς τα πάνω του περιφερικού τμήματος της ελάσσονος μεσολαβίου. Αν έχει παρατηρηθεί για έναν λοβό, είναι πιθανό να παρατηρηθεί και στον άλλο. (Εικόνα 6).



Εικόνα 6: Ασθενής με κεντρικό καρκίνο του πνεύμονα που προκαλεί ατελεκτασία και το σημείο S

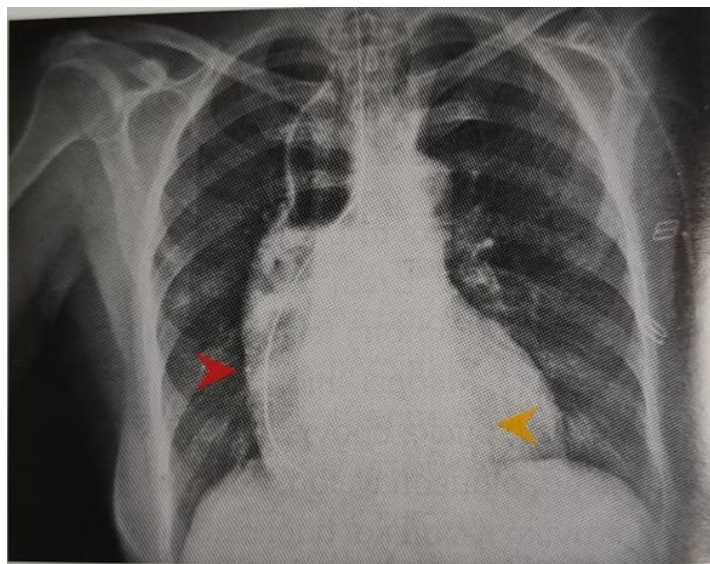
- **Αυχενοθωρακικό σημείο:** Σε μια ακτινογραφία αν το πρόσθιο μεσοθωράκειο δεν ξεπερνά το ύψος των κλείδων, αυτό σημαίνει πως η μάζα επεκτείνεται από την κλείδα και εντοπίζεται στον τράχηλο ή στο οπίσθιο μεσοθωράκειο αν περιβάλλεται από πνευμονικό παρέγχυμα.

- **Σημείο επικαλυμμένης πύλης:** Τα όρια των πνευμονικών αγγείων είναι ασαφή όταν έρχεται σε επαφή η μάζα, η οποία προέρχεται από την πνευμονική πύλη (Εικόνα 7).



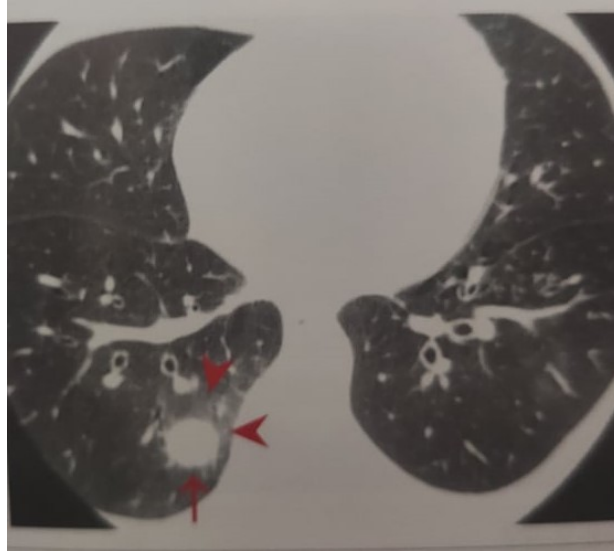
Εικόνα 7: Θύμωμα, μάζα αφοριζόμενη που προβάλλει στην δεξιά πύλη

- **Παρασπονδυλική γραμμή:** Η παρασπονδυλική γραμμή είναι ευθεία, εκτείνεται από τον 8ο έως και τον 12ο σπόνδυλο και συνήθως δημιουργείται από την επαφή των μαλακών μορίων του οπίσθιου μεσοθωράκιου με τον σύστοιχο πνεύμονα και υπεζωκότα. Η αριστερή παρασπονδυλική γραμμή δημιουργείται από την επαφή του σύστοιχου πνεύμονα και υπεζωκότα με το λίπος του οπίσθιου μεσοθωράκιου των αριστερών παρασπονδυλικών μυών και παρακείμενων μαλακών μορίων (Εικόνα 8).



Εικόνα 8: Αχαλασία οισοφάγου

- **Σημείο της άλω:** Είναι μια περιοχή της θολής υάλου γύρω από ένα όζο ή πνευμονική μάζα, καθώς και ο σχηματισμός της ποικίλει ανάλογα την ασθένεια του κάθε ασθενούς. Επίσης, θεωρείται πιο συχνή στο αρχικό στάδιο της εισβολής ασπεργγίωσης σε ανοσοκατεσταλμένους ασθενείς. (Εικόνα 9).



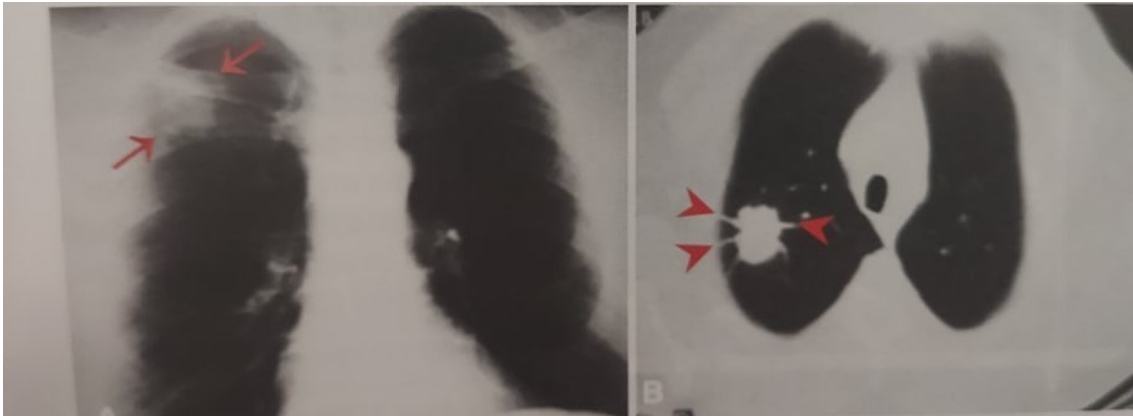
Εικόνα 9: Πνευμονική ασπεργγίωση

- **Σημείο σφραγιστήρος δακτυλίου:** Σε φυσιολογικά πλαίσια η διάμετρος του βρόγχου είναι ίση με τη διάμετρο της παρακείμενης πνευμονικής αρτηρίας και το ανώτερο σημείο σχηματίζεται όταν ο λόγος βρόγχου/ αρτηρίας αυξάνεται όπως σε ασθενείς με βρογχεκτασίες (Εικόνα 10).



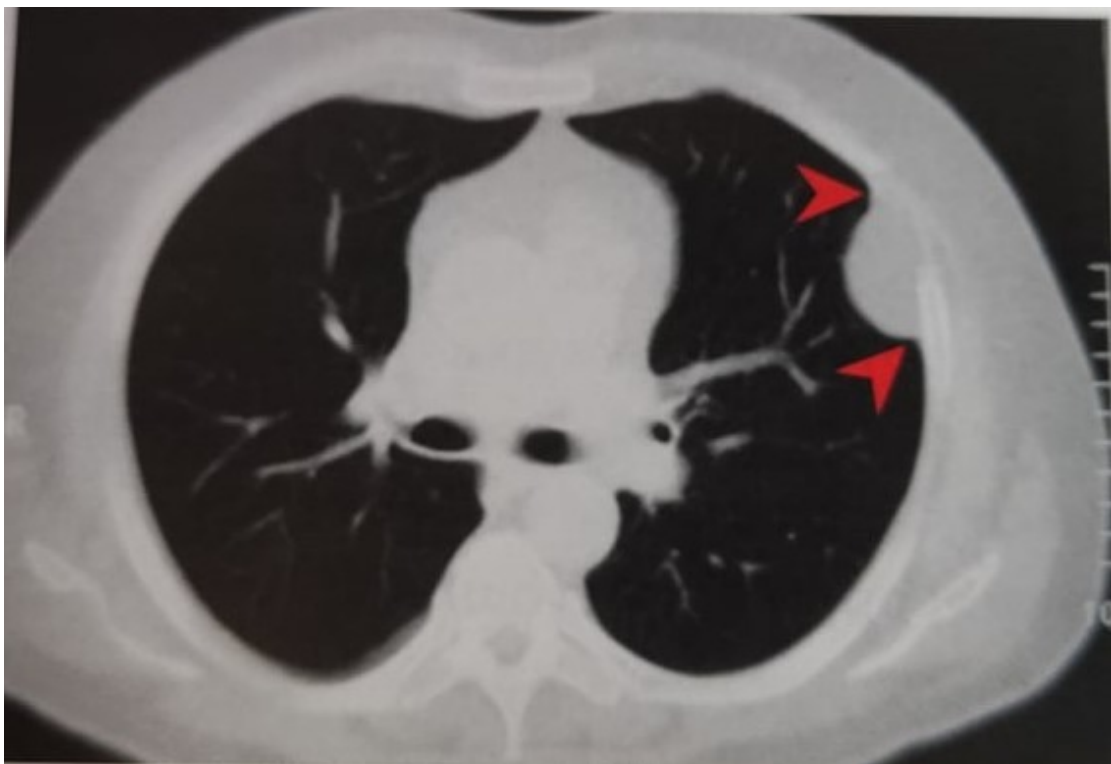
Εικόνα 10: Βρογχεκτασίες

- **Σημείο μάζας με ακτινωτές προσεκβολές:** Οι κακοήθεις όζοι του πνεύμονα έχουν συνήθως ακανόνιστο ή δοκιδώδες όριο, με τη δοκιδώδης παρυφή είναι η πιο ενδεικτική κακοήθεια (Εικόνα 11).



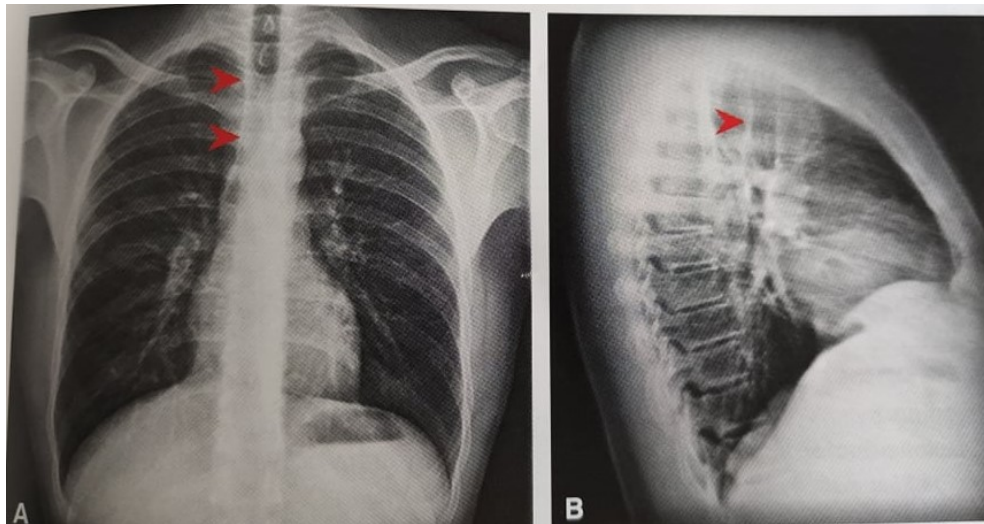
Εικόνα 11: Αδενοκαρκίνωμα

- **Έξω- υπεζωκοτικό σημείο:** Όταν η μάζα περικλείεται από πνευμονικό παρέγχυμα οι γωνίες της είναι οξείες, ενώ όταν είναι έξω- υπεζωκοτική έχει ομαλά όρια, δεν περικλείεται από πνευμονικό παρέγχυμα και τα άκρα της καταλήγουν σε αμβλείες γωνίες (Εικόνα 12).

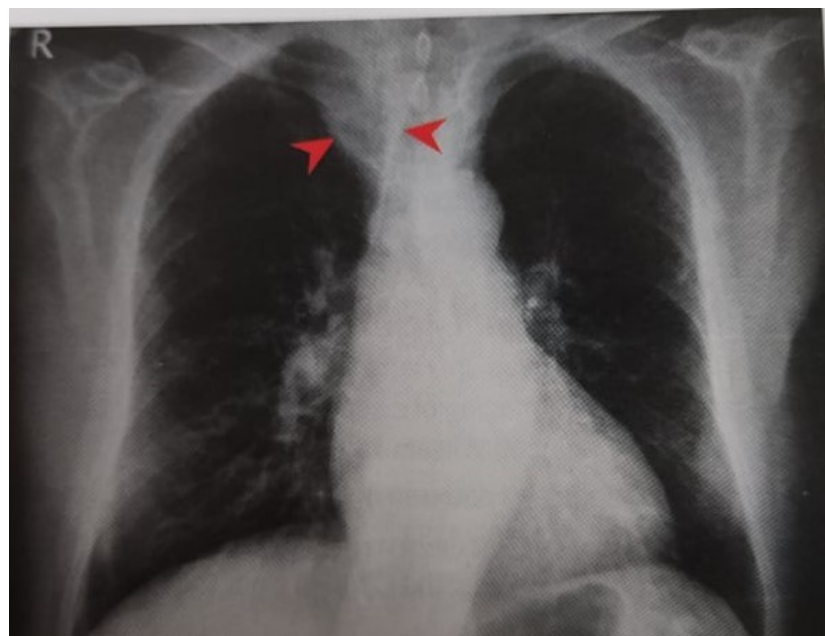


Εικόνα 12: Μάζα με περίγραμμα που καταλήγει σε αμβλείες γωνίες

- Πατραραρχειακή και οπίσθια τραχειακή ή τραχει-οισοφαγική γραμμή:** Η δεξιά πατραραρχειακή γραμμή σχηματίζεται από τα δύο πέταλα του υπεζωκότα και το τοίχωμα της τραχείας., ενώ έχει φυσιολογικό πάχος έως και 4 χιλιοστά. Σε παθολογικές καταστάσεις όπως όγκος και παθήσεις τραχείας, η γραμμή αυξάνεται σε πάχος μεγαλύτερη των 4 χιλιοστών. Η οπίσθια τραχειακή γραμμή έχει πάχος 2,5 χιλιοστών. Παρατηρούμε κυρίως αύξηση σε παθήσεις οισοφάγου ή αορτής, φλεγμονές κτλ (Εικόνα 13,14).

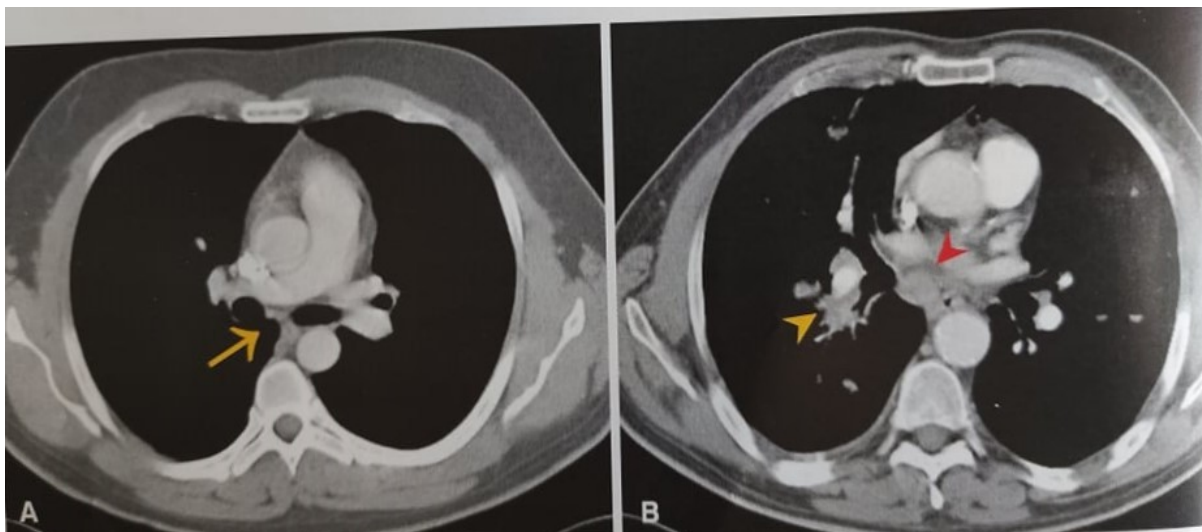


Εικόνα 13: Πατραραρχειακή και οπίσθια τραχειακή γραμμή



Εικόνα 14: Διαπλάτυνση της πατραραρχειακής γραμμής

- **Αζυγο- οισοφαγικό κόλπωμα ή αζυγο- οισοφαγική γραμμή:** Αποτελεί τη διαχωριστική τομή που βρίσκεται κάτω από τη διαίρεση της τραχείας, στο μέσο του μεσοθωράκιου, μπροστά από τους θωρακικούς σπόνδυλους και πηγαίνει εντός του οισοφάγου και του άζυγου (Εικόνα 15).



Εικόνα 15: Ασθενής με καρκίνο πνεύμονα και συνοδό λεμφαδενοπάθεια στο αζυγο- οισοφαγικό κόλπωμα

1.7 Πνευμονία

Ως πνευμονία ορίζεται η λοίμωξη του πνευμονικού παρεγχύματος που συνοδεύεται από συμπτώματα οξείας νόσου. Η νόσος χαρακτηρίζεται ανάλογα με την προέλευση της σε:

- 1) **Πνευμονία της κοινότητας** (community- acquired pneumonia, CAP), όταν αναπτύσσεται σε άτομα που διαβιούν στο έξω- νοσοκομειακό περιβάλλον.
- 2) **Νοσοκομειακή πνευμονία** (hospital- acquired pneumonia, HAP), που προσβάλλει τους ασθενείς που νοσηλεύονται.
- 3) **Πνευμονία που σχετίζεται με τον μηχανικό αερισμό** (ventilator- associated pneumonia, VAP). Αφορά ασθενείς των μονάδων εντατικής θεραπείας που υποβάλλονται σε επεμβατικό μηχανισμό αερισμό.
- 4) **Πνευμονία που σχετίζεται με την χρήση υπηρεσιών υγείας** (healthcare- associated pneumonia, HCAP) θεωρήθηκε ότι διακρίνεται από τις προηγούμενες, καθώς αναπτύσσεται σε άτομα που διαμένουν σε οίκους ευγηρίας ή σε ιδρύματα μακράς νοσηλείας. Τον ίδιο τύπο πνευμονίας μπορούν να εμφανίσουν ασθενείς που, ενώ παραμένουν στο οικιακό περιβάλλον, νοσηλεύθηκαν κατά τους τελευταίους τρεις τελευταίους μήνες, λαμβάνουν ενδοφλέβια θεραπεία ή χημειοθεραπεία, ή υποβάλλονται σε ιατρικές ή νοσηλευτικές πράξεις που απαιτούν επίσκεψη σε νοσοκομείο.

Ο διαχωρισμός των πνευμονιών έχει κρίσιμη κλινική σημασία, γιατί παραπέμπει σε διαφορετικούς παράγοντες κινδύνου και άρα σε διαφορετική θεραπεία και πρόγνωση [23].

Κλινική εικόνα πνευμονίας

Τα **συμπτώματα** της πνευμονίας δεν είναι ειδικά και μπορεί να διαφέρουν σε αριθμό και ένταση μεταξύ των ασθενών. Συνήθως, οι ασθενείς παρουσιάζουν, αλλά όχι κατ' ανάγκη όλα, από τα ακόλουθα συμπτώματα:

- πυρετός με ρίγος και εφιδρώσεις
- ξηρός ή παραγωγικός βήχας
- θωρακικό άλγος
- κεφαλαλγία
- δύσπνοια
- καταβολή
- ανορεξία
- σύγχυση
- εμετούς
- ταχυκαρδία
- αστάθεια
- παραγωγή πτυέλων

Οι εκδηλώσεις από το κεντρικό νευρικό και γαστρεντερικό σύστημα μπορεί να εμφανισθούν στα ηλικιωμένα άτομα. Ακροαστικά οι ασθενείς εμφανίζουν στην πάσχουσα περιοχή των πνευμόνων ελάττωση του αναπνευστικού ψιθυρίσματος ή βρογχική αναπνοή, σταθερούς λεπτούς ρόγχους ή τρίζοντες και μετακινούμενους ρόγχους.

Κατά την επίκρουση του θώρακα, εφόσον η πνευμονία είναι εκτεταμένη, διαπιστώνεται αμβλύτητα στην πάσχουσα περιοχή. Η πνευμονία συνοδεύεται σε ποσοστό 40% έως 60% από σύστοιχη ανάπτυξη υπεζωκοτικής συλλογής, η οποία μπορεί να εξελιχθεί σε εμπύημα [24].

Διάγνωση πνευμονίας

Η λήψη του ιστορικού κάθε ασθενή μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό ειδικών προδιαθεσικών παραγόντων για ασυνήθιστα αίτια πνευμονίας. Ως παράδειγμα, η εκτροφή πτηνών αυξάνει τις πιθανότητες πνευμονίας από *Chlamydia psittaci*, ο αλκοολισμός για λοίμωξη από *Klebsiella pneumoniae* και αναερόβια, η πρόσφατη νόσηση από ιό της γρίπης προδιαθέτει για πνευμονία από *Staphylococcus aureus* κ.ά [23][24].

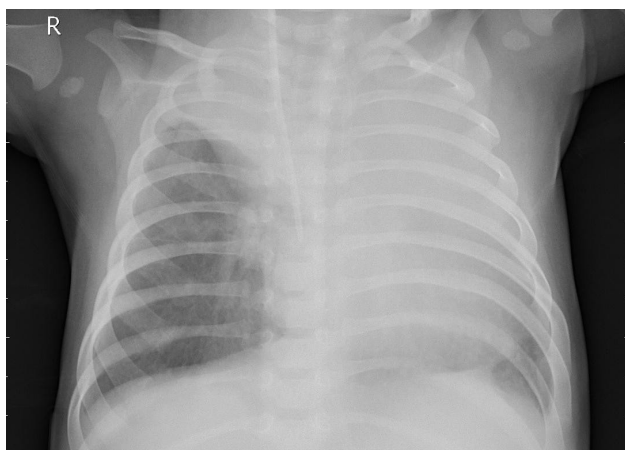
– **Ακτινολογική διερεύνηση:** Η ακτινογραφία θώρακος αποτελεί τον ακρογωνιαίο λίθο της διάγνωσης της πνευμονίας. Η αξονική τομογραφία έχει πολύ μεγαλύτερη διαγνωστική ακρίβεια, αλλά θα ζητηθεί στις περιπτώσεις διαγνωστικής αμφιβολίας, επαναλαμβανόμενων επεισοδίων πνευμονίας ή μη ανταπόκρισης στην θεραπεία.

– **Μικροβιολογικές εξετάσεις:** Η άμεση χρώση των πτυέλων μπορεί να δώσει χρήσιμες πληροφορίες. Παραδείγματος χάριν, η ανακάλυψη Gram- θετικών διπλοκόκκων με σχήμα λόγχης υποδηλώνει λοίμωξη από *Streptococcus pneumoniae*. Η καλλιέργεια των πτυέλων είναι επιβεβλημένη, εφόσον ο ασθενής είναι σε θέση να αποχρέμπει.

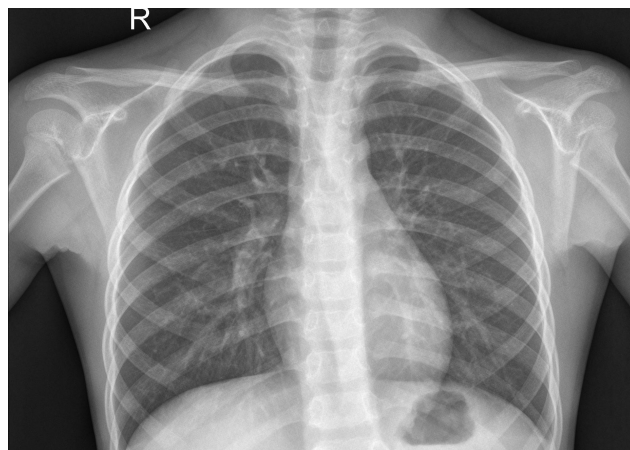
Γενικά, σε περιπτώσεις όπου δεν υπάρχει απόχρεμψη, προτείνεται η διενέργεια βρογχοσκόπησης. Η καλλιέργεια αίματος έχει εξαιρετικά υψηλή ειδικότητα, αλλά αποβαίνει θετική μόνο σε μικρό αριθμό πνευμονιών και κυρίως σε εκείνες τις περιπτώσεις που υπάρχουν κλινικές ενδείξεις βακτηριαιμίας. Η μικροβιολογική διερεύνηση μιας παραπνευμονικής συλλογής μπορεί να αποκαλύψει το παθογόνο αίτιο της πνευμονίας, αλλά και να διευκολύνει τη διαφορική διάγνωση.

– **Αιματολογικές, βιοχημικές και ορολογικές εξετάσεις:** Η γενική εξέταση αίματος έχει θεμελιώδη σημασία, καθώς η παρουσία λευκοκυττάρωσης με αύξηση του ποσοστού των πολυμορφοπυρήνων είναι ενδεικτικά σημεία κοινής μικροβιακής λοίμωξης. Ο αριθμός των λευκών αιμοσφαιρίων και των πολυμορφοπυρήνων μπορεί να είναι ελάχιστα αυξημένος ή και να απουσιάζει σε περιπτώσεις «άτυπων» ή ιογενών πνευμονιών. Ο βασικός βιοχημικός έλεγχος είναι χρήσιμος για την εκτίμηση της νεφρικής και ηπατικής λειτουργίας, οι οποίες μπορεί να επηρεαστούν από την πνευμονία. Οι ορολογικές εξετάσεις μπορούν να προσφέρουν βοήθεια στην ανίχνευση μικροβίων, των οποίων η καλλιέργεια είναι δύσκολη ή αδύνατη (*mycoplasma pneumoniae*, *chlamydothyla pneumoniae*). Τεχνικές PCR και εξετάσεις ανίχνευσης ειδικών αντιγόνων χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό ειδικών παθογόνων (π.χ. *micobacteria*, στελέχη *legionella*) στα πτύελα και στο αίμα. Η ανίχνευση ειδικών αντιγόνων για *legionella* και *S.pneumoniae* στα ούρα αποτελεί καθιερωμένη πρακτική. Πρόσθετα, μπορεί να επιχειρηθεί ανίχνευση διαφόρων κυτταροκοινών και βιολογικών δεικτών, που αποτελούν χρήσιμα εργαλεία για την παρακολούθηση της εξέλιξης της πνευμονίας.

– **Λοιπά:** Εφόσον η πνευμονία συνοδεύεται από υπεζωκοτική συλλογή (παραπνευμονική συλλογή), διενεργείται διαγνωστική παρακέντηση και το υγρό θα σταλεί για βιοχημικό και κυτταρολογικό έλεγχο, καθώς και μικροβιολογική καλλιέργεια, η οποία εμφανίζει απόλυτη ειδικότητα στην ανίχνευση του παθογόνου αιτίου της πνευμονίας. Η διαπίστωση pH <7,2 στο πλευριτικό υγρό και υψηλής LDH (>τρεις φορές από την τιμή του αίματος) υποδηλώνει επιπλεγμένη συλλογή και απαιτεί παραχέτευση. Ο προσδιορισμός της απαμινάσης της αδενοσύνης (ADA) ζητείται, όταν υπάρχει υπόνοια λοίμωξης από *M.tuberculosis*.



Διάγνωση: Πνευμονία



Διάγνωση: Φυσιολογική

Αιτιολογία

Πολλές μελέτες έχουν δείξει ότι το συχνότερο παθογόνο αίτιο της πνευμονίας είναι ο πνευμονιόκοκκος (*streptococcus pneumoniae*). Πρόσφατες μελέτες που βασίζονται στη χρήση προηγμένων τεχνικών ανίχνευσης των πιθανών παθογόνων τείνουν να υποβαθμίσουν σημαντικά την συχνότητα του *S.pneumoniae*. Άλλα συχνά παθογόνα μικρόβια είναι ο *Haemophilus influenzae*, το *Mycoplasma pneumoniae*, *Legionella pneumophila* και η *Chlamydothyla* (πρώην *chlamydia*) *pneumoniae*. Σπανιότερα αίτια είναι διάφορα Gram- αρνητικά βακτηρίδια, ο *Staphylococcus aureus* και η *Cohiella burnetii*.

Σε αντίθεση με παλαιότερες μελέτες, νεότερες δημοσιεύσεις αποδεικνύουν ότι διάφοροι ιοί (γρίπης, μεταπνευμόνιος, αναπνευστικός συγκυτιογόνος ιός κ.ά) ευθύνονται σε πολύ σημαντικό ποσοστό για την πρόκληση πνευμονίας [23][24].

Αντιμετώπιση και θεραπεία

Το πρώτο βήμα για την αντιμετώπιση της πνευμονίας είναι η ορθή επιλογή του επιπέδου νοσηλείας. Οι νέοι ασθενείς με περιορισμένη λοίμωξη και χωρίς επιβαρυντικούς παράγοντες μπορούν να θεραπευτούν με ασφάλεια κατ' οίκον. Οι σοβαρότερες περιπτώσεις, ιδίως όταν αφορούν ηλικιωμένα άτομα με συννοσηρότητες, θα πρέπει να εισαχθούν στο νοσοκομείο. Όσοι ασθενείς εμφανίζουν βαριά κλινική εικόνα με ανάπτυξη αναπνευστικής ανεπάρκειας, ή ανεπάρκειας άλλων οργανικών συστημάτων, εισάγονται στις Μονάδες Εντατικής Θεραπείας (ΜΕΘ). Η επιλογή του επιπέδου νοσηλείας διευκολύνεται με την εκτίμηση ορισμένων συστημάτων υπολογισμού της βαρύτητας της πνευμονίας, όπως το PSI (Pneumonia Severity Index) και το περισσότερο απλό CURB- 65. Σύμφωνα με το τελευταίο, εκτιμάται η εμφάνιση σύγχυσης, η αύξηση της ουρίας σε ασθενείς που δεν έπασχαν από χρόνια νεφρική ανεπάρκεια, η ύπαρξη ταχύπνοιας και υπότασης, καθώς και η μεγαλύτερη των 65 ετών ηλικία. Η επιβεβαίωση της παρουσίας 2 ή περισσότερων κριτηρίων συνιστά την εισαγωγή του ασθενή στο νοσοκομείο. Θα πρέπει όμως να υπογραμμιστεί ότι η τελική απόφαση για την επιλογή του επιπέδου νοσηλείας θα πρέπει να λαμβάνεται από τον υπεύθυνο ιατρό με τον συνυπολογισμό κοινωνικών και άλλων παραμέτρων που δεν μπορούν να εμπεριέχονται σε κανένα σύστημα υπολογισμού της βαρύτητας της πνευμονίας.

Η θεραπεία της πνευμονίας βασίζεται στην χορήγηση των κατάλληλων αντιμικροβιακών φαρμάκων. Η έναρξη της θεραπείας, που αρχικά τουλάχιστον είναι εμπειρική, πρέπει να είναι κατά το δυνατό άμεση. Η επιλογή των αντιβιοτικών θα γίνει με βάση τα πιθανά παθογόνα και τα τοπικά πρότυπα αντοχής, όμως σε κάθε περίπτωση θα πρέπει να καλυφθεί ο *S. pneumoniae*.

Οι ασθενείς που θα χρειαστεί να εισαχθούν σε ΜΕΘ, προέρχονται από οίκους ευγηρίας, είναι ανοσοκατεσταλμένοι, ή έχουν παράγοντες κινδύνου για λοίμωξη από ιδιαίτερα μικρόβια (π.χ. *P. aeruginosa* σε ασθενείς με κυστική ίνωση, ή ανοσοκαταστολή). Θα λάβουν αντιμικροβιακή θεραπεία που θα καλύπτει ευρύτερο φάσμα παθογόνων και θα λαμβάνει υπόψη τους πιθανούς μηχανισμούς μικροβιακής αντοχής.

Ορισμένα παθογόνα αίτια της πνευμονίας, όπως η *Legionella*, το *Mycoplasma pneumoniae* και η *Chlamydia pneumoniae*, αναπτύσσονται ενδοκυττάρια και συχνά η κλινική τους εικόνα διαφέρει από εκείνη της τυπικής νόσου. Οι πνευμονίες αυτής της αιτιολογίας έχει επικρατήσει λανθασμένα να ονομάζονται «άτυπες». Η πρακτική σημασία της θεραπευτικής κάλυψης των αιτίων των «άτυπων» πνευμονιών έγκειται στην χορήγηση αντιμικροβιακών παραγόντων (όπως οι μακρολίδες και οι φθοριοκινολόνες) που δρουν τόσο στο εξωκυττάριο, όσο και στο ενδοκυττάριο περιβάλλον.

Η διάρκεια της θεραπείας συνήθως δεν χρειάζεται να υπερβαίνει τις επτά ημέρες. Εφόσον η κατάσταση του ασθενή σταθεροποιηθεί και είναι σε θέση να διατρέφεται φυσιολογικά, η παρεντερική θεραπεία μπορεί πλέον να αλλάξει σε από του στόματος. Οι ασθενείς που εξέρχονται από το νοσοκομείο μετά από επιτυχή θεραπεία συνιστάται να τίθενται σε μια περίοδο παρακολούθησης, η διάρκεια της οποίας εξαρτάται από την ύπαρξη υπολειμματικών συμπτωμάτων. Κατά κανόνα, η διάρκεια αυτών των συμπτωμάτων παρατείνεται, όσο η ηλικία των ασθενών είναι μεγαλύτερη [23][24].

Η παρουσία παραπνευμονικής συλλογής συνήθως δεν συνεπάγεται διαφοροποίηση της αντιμετώπισης της πνευμονίας, με εξαίρεση τις περιπτώσεις όπου:

- Ο όγκος του υγρού είναι μεγάλος και παρεμποδίζει την πνευμονική λειτουργία, οπότε θα επιχειρηθεί εκκενωτική παρακέντηση

- Η υπεζωκοτική συλλογή είναι πυώδης (εμπύημα). Το εμπύημα αποτελεί κατάσταση επικίνδυνη για την ζωή των ασθενών και απαιτεί άμεσα ευρεία παροχέτευση της υπεζωκοτικής κοιλότητας
- Τίθεται ζήτημα διαφορικής διάγνωσης της πνευμονίας από άλλες κλινικές οντότητες, όπου θα επιχειρηθεί κατά περίπτωση διαγνωστική ή εκκενωτική παρακέντηση.

Τέλος, υπάρχουν κλινικά στοιχεία που υποστηρίζουν ότι η συστηματική χορήγηση κορτικοειδών στις περιπτώσεις βαριάς πνευμονίας μπορεί να βελτιώσει την έκβαση των ασθενών. Εν τούτοις, δεν υπάρχει ακόμη επίσημη ένδειξη χορήγησης κορτικοειδών σε περιπτώσεις πνευμονίας.

Πρόληψη

Επιτυγχάνεται κυρίως μέσω των εμβολίων κατά της γρίπης και του πνευμονιόκοκκου. Ο αντιγριπικός εμβολιασμός έχει ουσιαστική σημασία, επειδή η γρίπη προδιαθέτει τον οργανισμό για ανάπτυξη μικροβιακής πνευμονίας. Το πολυσαχαριδικό πνευμονιοκοκκικό εμβόλιο καλύπτει 23 ορότυπους, χορηγείται ανά πενταετία και ασκεί κάποια προστασία, κυρίως έναντι της βακτηριαιμίας. Το νεότερο 13- δύναμο συζευγμένο εμβόλιο (που αρχικά στόχευε σε παιδιατρική χρήση) χορηγείται εφάπαξ και υπάρχουν ορισμένες αποδείξεις ότι είναι περισσότερο αποτελεσματικό έναντι των μικροβιακών στελεχών που καλύπτει. Για την μέγιστη προστασία των ασθενών που εμφανίζουν σημαντικούς παράγοντες κίνδυνου, συνιστάται η χορήγηση αμφοτέρων των εμβολίων σύμφωνα με συγκεκριμένο χρονοδιάγραμμα [23][24].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Ψηφιακή εικόνα

2.1 Εισαγωγή, ορισμός και τα είδη της ψηφιακής εικόνας

Η Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (Digital Image Processing - DIP) είναι ένας από τους βασικούς κλάδους της Πληροφορικής και συνίσταται στον χειρισμό εικόνων χρησιμοποιώντας ψηφιακά μέσα. Η χρήση του αυξάνεται ανοδικά τα τελευταία χρόνια καθώς οι εφαρμογές του περιέχουν από ιατρική έως ψυχαγωγία, περνώντας από γεωλογική τροποποίηση και τηλεανίχνευση. Τα συστήματα πολυμέσων είναι ένας από τους κύριους πυλώνες της σύγχρονης κοινωνίας της πληροφορίας και βασίζονται στην επεξεργασία ψηφιακών εικόνων [10]. Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας έχει πολλές ευεργετικές λειτουργίες σε σχέση με την αναλογική επεξεργασία εικόνας και πραγματοποιεί διάφορες λειτουργίες υπολογιστή σε ψηφιακή εικόνα για διάφορους σκοπούς, όπως η βελτίωση της ποιότητας της εικόνας ή το φιλτράρισμα εικόνων από θόρυβο. Μια ψηφιακή εικόνα είναι μια αναπαράσταση δύο διαστάσεων εικόνων ως ένα πεπερασμένο σύνολο ψηφιακών τιμών που ονομάζονται στοιχεία εικόνας ή pixel [9][10].

Η επεξεργασία εικόνων προκύπτει από την αλλαγή της φύσης μιας εικόνας, με σκοπό να βελτιώσει τις εικονογραφικές πληροφορίες για την ανθρώπινη ερμηνεία και να προγραμματίσει την πιο κατάλληλη διαδικασία για αυτόνομη αντίληψη των μέσων. Μια ρεαλιστική εικόνα μετατρέπεται σε ψηφιακή μορφή μέσω ενός μοναδικού σήματος και απεικονίζεται από ψηφιακούς πίνακες. Οι ψηφιακές εικόνες λοιπόν χωρίζονται σε 4 είδη τα οποία αναφέρουμε και βλέπουμε παρακάτω[10]:

- **Δυαδικές εικόνες** (binary images): Κάθε εικονοστοιχείο είναι μαύρο ή άσπρο. Δεδομένου ότι υπάρχουν μόνο δύο πιθανές τιμές για κάθε εικονοστοιχείο, χρειαζόμαστε μόνο ένα bit για κάθε pixel. Άρα αυτές οι εικόνες μπορούν να είναι πολύ πιο αποτελεσματικές σχετικά με την αποθήκευση, δηλαδή τον χώρο. Οι εικόνες για τις οποίες μπορεί να είναι κατάλληλη μια δυαδική αναπαράσταση περιλαμβάνουν κείμενο, δακτυλικά αποτυπώματα ή αρχιτεκτονικά σχέδια.
- **Αποχρώσεων του γκρι** (gray-level ή gray-scale images): Κάθε εικονοστοιχείο που έχει απόχρωση του γκρι, αποτελείται συνήθως από τιμές 0 (μαύρο) έως 255 (λευκό). Αυτό το εύρος σημαίνει ότι κάθε εικονοστοιχείο μπορεί να αναπαρασταθεί με 8 bits, ή ακριβώς ένα byte. Αυτό είναι πολύ φυσικό εύρος για το χειρισμό των αρχείων της εικόνας. Χρησιμοποιούνται και άλλες αποχρώσεις κλίμακας του γκρι, αλλά γενικά είναι μια δύναμη του 2. Τέτοιες εικόνες προκύπτουν στην ιατρική (ακτινογραφίες), εικόνες έντυπων έργων και μάλιστα 256 διαφορετικά επίπεδα του γκρι είναι επαρκή για την αναγνώριση των περισσότερων φυσικών αντικειμένων.
- **Έγχρωμες εικόνες** (color images): Εδώ κάθε pixel έχει ένα συγκεκριμένο χρώμα. Αυτό το χρώμα περιγράφεται από την ποσότητα κόκκινου, πράσινου και μπλε. Εάν κάθε ένα από αυτά τα στοιχεία έχει εύρος 0 –255, τότε δίνει συνολικά $255^3 = 16.777.216$ διαφορετικά πιθανά χρώματα στην εικόνα.

Δεδομένου ότι ο συνολικός αριθμός bit που απαιτείται για κάθε pixel είναι 24, έτσι αυτές οι εικόνες μπορούν να λέγονται και έγχρωμες εικόνες 24 bit. Μια τέτοια εικόνα μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελείται από μια «στοίβα» τριών πινάκων, που αντιπροσωπεύει τις τιμές κόκκινου, πράσινου και μπλε για κάθε εικονοστοιχείο.



Η αρχική έγχρωμη (RGB) εικόνα και οι τρεις συνιστώσες της red, green, blue.

- **Πολυφασματικές εικόνες** (multispectral images): Περιέχουν συνήθως πληροφορίες εκτός του φυσιολογικού ανθρώπινου αντιληπτικού εύρους. Αυτό μπορεί να περιλαμβάνει υπέρυθρες, υπεριώδεις ακτίνες X, ακουστικά δεδομένα ή δεδομένα ραντάρ. Αυτά δεν είναι φανταστικά με τη συνήθη έννοια, επειδή οι πληροφορίες που αντιπροσωπεύονται δεν είναι άμεσα ορατές από το ανθρώπινο σύστημα. Ωστόσο, οι πληροφορίες παρουσιάζονται συχνά σε οπτική μορφή χαρτογραφώντας τις διαφορετικές φασματικές ζώνες σε στοιχεία RGB.

2.2 Ανάλυση εικόνας

Η ανάλυση εικόνας χρησιμοποιείται ως θεμελιώδες εργαλείο για την αναγνώριση, τη διαφοροποίηση και την ποσοτικοποίηση διαφορετικών τύπων εικόνων, όπως κλίμακα του γκρι και έγχρωμες εικόνες, πολυφασματικές εικόνες για μερικά διακριτά φασματικά κανάλια ή ζώνες κυμάτων (συνήθως λιγότερο από 10) και υπερφασματικές εικόνες με μια ακολουθία από συνεχόμενες ζώνες κυμάτων, που καλύπτουν μια συγκεκριμένη φασματική περιοχή [10][13][14].

1) **Κατωφλίωση (Thresholding)**: Το κατώφλι είναι μια απλή και γρήγορη τεχνική για τον χαρακτηρισμό περιοχών εικόνας βασισμένης σε συνεχή αντανάκλαστικότητα ή απορρόφηση φωτός των επιφανειών τους. Η τμηματοποίηση με βάση την άκρη βασίζεται στην ανίχνευση άκρων από χειριστές άκρων. Οι χειριστές άκρων εντοπίζουν τις απότομες ασυνέπειες στο επίπεδο του γκρι, το χρώμα, την υφή κτλπ. στην εικόνα. Η τμηματοποίηση βάσει περιοχής περιλαμβάνει την ομαδοποίηση μεταξύ παρόμοιων εικονοστοιχείων για να σχηματίσουν περιοχές που αντιπροσωπεύουν μεμονωμένα αντικείμενα μέσα στην εικόνα.

Η τμηματοποιημένη εικόνα μπορεί τότε να αναπαριστάται ως όριο ή περιοχή. Η αναπαράσταση ορίου είναι κατάλληλη για ανάλυση του μεγέθους και των χαρακτηριστικών σχήματος, ενώ η αναπαράσταση της περιοχής χρησιμοποιείται στην ανίχνευση και αξιολόγηση υφής και ελαττωμάτων.



Κανονική εικόνα



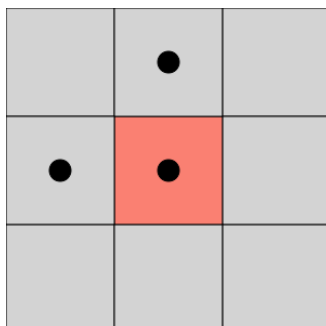
Εικόνα μετά την κατωφλίωση

2) **Αφαίρεση περιγράμματος (Contour removal):** Ύστερα από την προηγούμενη διαδικασία, όλα τα pixel που τοποθετούνται στο περίγραμμα της εικόνας μετατρέπονται στο χρώμα του φόντου, όποιο και αν είναι αυτό. Έτσι έχουμε σίγουρη την αποφυγή των δυσλειτουργιών σε περίπτωση που χρειαστεί να εφαρμοστούν μάσκες σε επόμενο στάδιο. Το καλό βέβαια αυτής της διαδικασίας είναι ότι δεν χάνονται έγκυρες πληροφορίες.

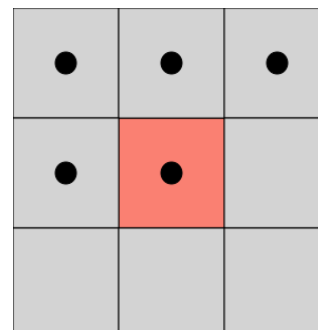
3) **Επισήμανση συστατικών (Component labeling):** Είναι ένα σημαντικό έργο στην ενδιάμεση επεξεργασία εικόνων με μεγάλο αριθμό εφαρμογών. Το πρόβλημα είναι η εκχώρηση μιας μοναδικής ετικέτας σε κάθε συνδεδεμένο στοιχείο στην εικόνα, διασφαλίζοντας παράλληλα μια διαφορετική ετικέτα για κάθε ξεχωριστό αντικείμενο. Αναθέτοντας μια μοναδική ετικέτα σε κάθε συνδεδεμένη περιοχή, οι λειτουργίες επεξεργασίας εικόνας υψηλότερου επιπέδου μπορούν να εντοπίσουν, να εξαγάγουν και να επεξεργαστούν κάθε αντικείμενο ξεχωριστά.

Τα αντικείμενα στα οποία δίνεται ο ίδιος χαρακτηρισμός, είναι συνδεδεμένα. Υπάρχουν δύο ορισμοί για τη σύνδεση:

- 4 connectedness όπου δύο pixels συνδέονται μόνο εάν έχουν κοινό όριο
- 8 connectedness όπου τα pixels συνδέονται εάν ακουμπούν οι γωνίες της

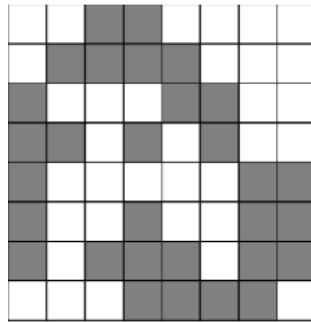


4 connectedness

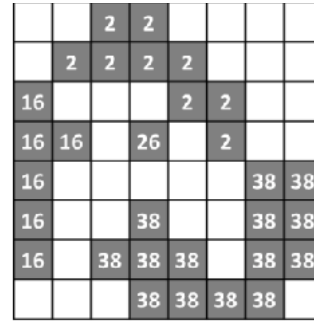


8 connectedness

Όταν διαλέγεται ο τύπος της σύνδεσης που θα χρησιμοποιηθεί, μπορεί να ξεκινήσει η διαδικασία της επισήμανσης συστατικών. Αυτή η διαδικασία είναι συνεχόμενη και ερευνάται αν το pixel έχει διαφορετικό χρώμα από το χρώμα του φόντου και μετέπειτα του δίνεται μια ετικέτα με έναν αριθμό. Πριν από αυτή τη διαδικασία, ερευνώνται τα γειτονικά pixel, 'αν ένα από αυτά έχει ήδη ετικέτα και συνδέεται με το pixel σύμφωνα με τον τύπο που καθορίστηκε, η ίδια ετικέτα δίνεται και στο pixel που ερευνάται.



(a)



(b)

(a) Κανονική εικόνα, (b) Εικόνα μετά την επισήμανση συστατικών

4) Σκελετοποίηση (Skeletonization): Η σκελετοποίηση είναι ένα ισχυρό μέσο περιγραφής και ανάλυσης των σχημάτων των αντικειμένων. Ο σκελετός ενός αντικειμένου δυαδικής εικόνας μπορεί να οριστεί ως ένα συνδεδεμένο διάμεσο γράφημα κατά μήκος των άκρων του σχήματος. Αυτή η αναπαράσταση είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για τη συνοπτική περιγραφή των σχημάτων λεπτών μορφών, όπως χειρόγραφων χαρακτήρων, που έχουν αρκετά ομοιόμορφο πλάτος. Μια απλή προσέγγιση για τη σκελετοποίηση παρέχεται με αραίωση, η οποία συνεπάγεται τη διαδοχική διάβρωση των εξώτατων εικονοστοιχείων ενός σχήματος έως ότου παραμείνει μόνο ο (συνδεδεμένος) σκελετός πλάτους μονάδας και θα δούμε παρακάτω κάποια αναλυτικά στοιχεία.

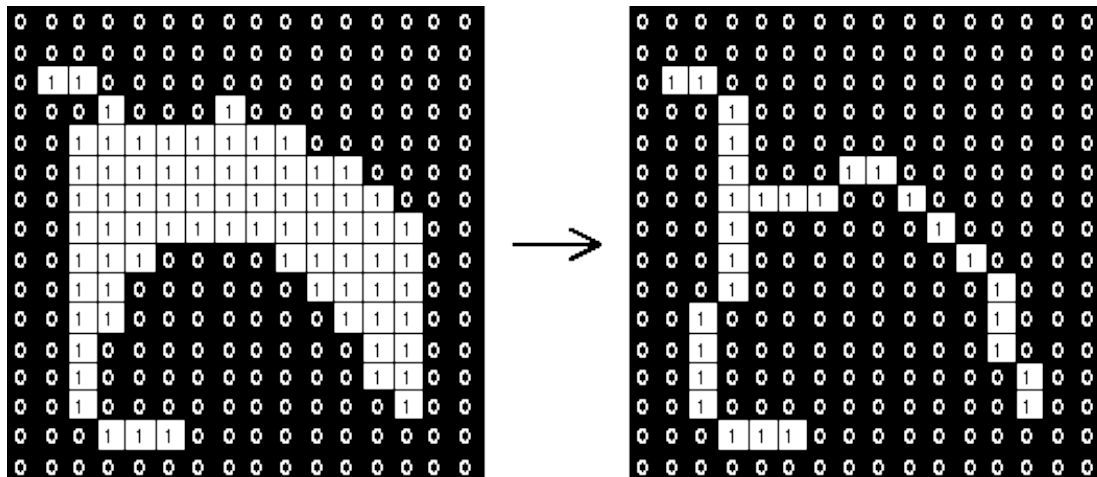


Κανονική εικόνα



Εικόνα μετά την σκελετοποίηση

5) **Αραίωση (Thinning):** Πρόκειται για μια μορφολογική λειτουργία που υιοθετείται για τη διαγραφή επιλεγμένων pixel προσκηνίου από τις δυαδικές εικόνες. Αυτή η προσέγγιση διατηρεί την τοπολογία της πραγματικής περιοχής, ενώ πετάει το μεγαλύτερο μέρος του πραγματικού προσκηνίου. Όπως και άλλοι μορφολογικοί τελεστές, οι τελεστές αραίωσης χρησιμοποιούν δύο στοιχεία ως επιχειρήματα. Το ένα είναι η εικόνα εισαγωγής, η οποία είναι είτε δυαδική ή κλίμακα του γκρι και το άλλο ένα δομικό στοιχείο, το οποίο καθορίζει τις ακριβείς λεπτομέρειες του αποτελέσματος του χειριστή στην εικόνα.



Εικόνα πριν και μετά την αραίωση

6) **Κλάδεμα (Pruning):** Η διαδικασία κλαδέματος είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας με βάση τη μαθηματική μορφολογία. Χρησιμοποιείται ως συμπλήρωμα των αλγορίθμων σκελετού και αραίωσης για την αφαίρεση ανεπιθύμητων παρασιτικών συστατικών. Σε αυτήν την περίπτωση, τα «παρασιτικά» συστατικά αναφέρονται σε κλάδους μιας γραμμής που δεν είναι καθοριστικής σημασίας για το συνολικό σχήμα της γραμμής και πρέπει να αφαιρεθούν.



Κανονική εικόνα



Εικόνα μετά το κλάδεμα

2.3 Επεξεργασία ψηφιακής εικόνας

Η πειθαρχία της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας είναι τεράστια, που περιλαμβάνει τεχνικές επεξεργασίας ψηφιακού σήματος καθώς και τεχνικές που είναι συγκεκριμένες για τις εικόνες. Μια εικόνα μπορεί να θεωρηθεί ως συνάρτηση $f(x, y)$ δύο συνεχών μεταβλητών x και y . Για να επεξεργαστεί ψηφιακά, πρέπει να γίνει δειγματοληψία και να μετατραπεί σε μήτρα αριθμών. Δεδομένου ότι ένας υπολογιστής αντιπροσωπεύει τους αριθμούς χρησιμοποιώντας πεπερασμένη ακρίβεια, αυτοί οι αριθμοί πρέπει να ποσοτικοποιηθούν για να αντιπροσωπευθούν ψηφιακά. Η επεξεργασία ψηφιακής εικόνας συνίσταται στον χειρισμό αυτών των πεπερασμένων αριθμών ακριβείας. Η επεξεργασία ψηφιακών εικόνων μπορεί να χωριστεί σε διάφορες κατηγορίες: βελτίωση εικόνας, αποκατάσταση εικόνας, ανάλυση εικόνας και συμπίεση εικόνας.

Στη βελτίωση της εικόνας, χειρίζεται μια εικόνα, κυρίως με ευρετικές τεχνικές, έτσι ώστε ένας θεατής να μπορεί να εξαγάγει χρήσιμες πληροφορίες από αυτήν. Οι τεχνικές αποκατάστασης εικόνας στοχεύουν στην επεξεργασία κατεστραμμένων εικόνων από τις οποίες υπάρχει στατιστική ή μαθηματική περιγραφή της υποβάθμισης, ώστε να μπορεί να αντιστραφεί. Οι τεχνικές ανάλυσης εικόνας επιτρέπουν την επεξεργασία μιας εικόνας, έτσι ώστε οι πληροφορίες να μπορούν να εξαχθούν αυτόματα από αυτήν. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό των εικόνων είναι ο τεράστιος αριθμός πληροφοριών που απαιτούνται για την αναπαραγωγή τους. Ακόμη και μια γκρι κλίμακα μέτριας ανάλυσης, για παράδειγμα 512×512 , χρειάζεται $512 \times 512 \times 8 \approx 2 \times 10^6$ bit για την αναπαράστασή της. Επομένως, για να είναι πρακτικό να αποθηκεύετε και να μεταδίδετε ψηφιακές εικόνες, πρέπει να εκτελεστεί κάποιο είδος συμπίεσης εικόνων, οπότε ο πλεονασμός των εικόνων αξιοποιείται για τη μείωση του αριθμού των bit που απαιτούνται στην αναπαράστασή τους [9][10].

2.4 Βασικές έννοιες επεξεργασίας

Η επεξεργασία των ψηφιακών εικόνων προσπαθεί να βελτιώσει την εμφάνισή τους και να προετοιμάσει τον άνθρωπο για την αυτόματη αναγνώριση και μέτρηση των χαρακτηριστικών δομών που υπάρχουν σε αυτές. Σε μια δισδιάστατη συνάρτηση $f(x, y)$, όπου τα x και y είναι οι τοπικές συντεταγμένες και η τιμή της f σε κάθε σημείο (x, y) είναι ανάλογη της φωτεινότητας της εικόνας στο συγκεκριμένο σημείο, ορίζεται μια μονόχρωμη εικόνα. Μια ψηφιακή εικόνα ορίζεται με $f(x, y)$, έχει συγκεκριμένη φωτεινότητα και τοπικές συντεταγμένες και μπορεί να θεωρηθεί ως ένας πίνακας με τις γραμμές και τις στήλες να εκφράζουν τις τοπικές συντεταγμένες x και y αντίστοιχα, ενώ οι τιμές της f να εκφράζουν τη φωτεινότητα [10].

Τα στοιχεία του πίνακα $f(x, y)$ που αναλύσαμε, λέγονται στοιχεία εικόνας ή pixels. Σύμφωνα με την εφαρμογή που θα έχει η ψηφιακή εικόνα (πίνακας), το μέγεθος της θα αυξομειώνεται. Σχετικά με τις διαστάσεις του πίνακα, καλό θα ήταν να χρησιμοποιούμε τις ακέραιες δυνάμεις του 2 [10]. Ένα απλό παράδειγμα ενός πίνακα 512×512 με 128 διαβαθμίσεις του γκρι (gray level) αποτελεί η ψηφιακή εικόνα μιας μονόχρωμης τηλεόρασης. Από την αντίθετη όψη, η έγχρωμη εικόνα (συνάρτηση f) μπορεί να θεωρηθεί ένα διάνυσμα με τρεις συνιστώσες, οι οποίες αντιπροσωπεύουν τα τρία βασικά χρώματα και ο συνδυασμός τους βγάζει το απόλυτο χρώμα στο κάθε σημείο (x, y) .

Το βασικό χρώμα μπορεί να προκύψει από πολλά πρότυπα, αλλά το πιο δημοφιλές είναι το RGB (Red- Green- Blue) με βασικά χρώματα το κόκκινο, το μπλε και το πράσινο και με το οποίο αναλύσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο πιο αναλυτικά. Ο αριθμός των ταξινομήσεων της έντασης αντιπροσωπεύεται από το ρυθμό εξέλιξης μιας ψηφιακής εικόνας. Το μικρό μέγεθος των pixels, όπως και το μεγάλο εύρος απεικόνισης μιας ψηφιακής εικόνας καθορίζουν με ακρίβεια τα όρια μεταξύ των περιοχών ανόμοιων ταξινομήσεων και βελτιώνουν την παρουσίαση της εικόνας και των πληροφοριών που παρέχει. Πριν από κάθε παρουσίαση κάθε ψηφιακής εικόνας, χρησιμοποιείται κάποιος μετασχηματισμός, ώστε ο ρυθμός εξέλιξης να μην υπερβαίνει το πλάτος της απεικόνισης της [9][10].

2.4.1 Βελτιστοποίηση ψηφιακής εικόνας

Η κατηγορία βελτιστοποίησης της εικόνας χρησιμοποιεί κάποιες μεθόδους που βοηθούν στην καλύτερη ορατότητα ενός σημείου ή μιας ομαδοποίησης της, εξάγοντας σίγουρες πληροφορίες και υλοποιώντας ευκολότερα διαφορετικές τεχνικές. Οι τεχνικές αυτές χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες [13][10]:

- 1) μετασχηματισμοί στο πεδίο χώρου (τιμών των pixels)
- 2) μετασχηματισμοί στο πεδίο συχνότητας
- 3) μέθοδοι που συνδυάζουν τους μετασχηματισμούς των δύο προηγούμενων κατηγοριών
 - **Βελτίωση αντίθεσης:** Η διαδικασία αυτή αυξάνει μέσω του μετασχηματισμού των ποσών έντασης των pixels, την αντίθεση της εικόνας και τα οποία απεικονίζονται στην τελική εικόνα μέσω μιας συνάρτησης μεταφοράς. Η ένταση στο φωτεινό μέρος της κλίμακας μειώνεται, ενώ αυξάνεται στο σκοτεινό από την λογαριθμική καμπύλη. Η καμπύλη καμπάνας μικραίνει τις μεσαίες ταξινομήσεις του γκρι και μεγαλώνει την κλίμακα στα δύο μέρη, ενώ η αντίστροφη καμπύλη δημιουργεί την αρνητική εικόνα.
 - **Εξίσωση ιστογράμματος:** Η διαδικασία αυτή ελέγχει την ένταση της εικόνας και τροποποιεί τις τιμές των pixels μέσω του ιστογράμματος, με σκοπό το κάθε pixel να έχει τη δική του σειρά, ενώ ταυτόχρονα κάθε πιθανή τιμή της έντασης να προβάλλεται από τον ίδιο αριθμό pixels.
 - **Φιλτράρισμα:** Οι ανάλογες συχνότητες μειώνουν ή και μηδενίζουν το φάσμα της εικόνας, κρατώντας όμως την πληροφορία σχετικά με τη φάση της, πολλαπλασιάζοντας το μετασχηματισμό Fourier της εικόνας με μια ιδανική συνάρτηση μεταφοράς. Η βελτιωμένη εικόνα δημιουργείται από τον αντίστροφο μετασχηματισμό του Fourier.

2.4.2 Τμηματοποίηση ψηφιακής εικόνας

Η διαδικασία τμηματοποίησης της ψηφιακής εικόνας διαιρεί την εικόνα σε διάφορες περιοχές που αντιστοιχούν σε δομικές μονάδες με σκοπό την καλύτερη ανάλυση της. Οι αλγόριθμοι που υλοποιούνται, βασίζονται στην ξαφνική αλλαγή των τιμών των pixels ή στην ομοιότητά τους [15][10].

- **Κατωφλίωση:** Η κατωφλίωση προδιαγράφει την κλίμακα των τιμών των pixels στην αρχική εικόνα και έπειτα καθορίζει τα pixels που βρίσκονται σε αυτήν αλλά και των υπολοίπων στο φόντο.

Η πιο συχνή δημιουργία εικόνας είναι χρησιμοποιώντας το άσπρο- μαύρο ή δύο άλλων χρωμάτων.

- **Αναπτυσσόμενη περιοχή:** Η διαδικασία της αναπτυσσόμενης περιοχής δημιουργεί ομάδες pixel σε πιο μεγάλες περιοχές. Η ένωση κοινών pixel δημιουργεί μια ομάδα και καθορίζει μια περιοχή τα γειτονικά pixels που έχουν παραπλήσιες ιδιότητες (διαβάθμιση του γκρι, χρώμα, υφή). Το δυσκολότερο κομμάτι αυτής της τεχνικής είναι η επιλογή των κατάλληλων κριτηρίων ομοιότητας και η προσαρμογή του κανόνα διακοπής.

2.4.3 Μετρήσεις ψηφιακής εικόνας

Οι διαστάσεις μιας ψηφιακής φωτογραφίας εκφράζονται με βάση τα pixel της, για παράδειγμα "800 x 600" ή "1520 x 1280" όπου ο πρώτος αριθμός είναι το πλάτος της φωτογραφίας και ο δεύτερος αριθμός το ύψος της φωτογραφίας. Ο όρος pixel χρησιμοποιείται επίσης για τα στοιχεία του αισθητήρα εικόνας σε μια ψηφιακή κάμερα [14][15].

2.4.4 Ιατρική σύντηξη ψηφιακής εικόνας

Η σύντηξη εικόνας είναι ένας σημαντικός κλάδος της επεξεργασίας εικόνας που επεξεργάζεται εκτενώς από ερευνητές. Ωστόσο, μια εικόνα είναι μια ειδική μορφή σήματος που έχει τη δική της πολυπλοκότητα, διαφορετικότητα και μοναδική συμπεριφορά. Οι συν-καταχωρημένες εικόνες εντείνουν την ποιότητα της συντηγμένης εικόνας. Σε περίπτωση σύντηξης πολυαισθητηριακής εικόνας, οι αναλύσεις του αισθητήρα είναι διαφορετικές. Επομένως, σε επίπεδο εικονοστοιχείων η σύντηξη εικόνων είναι απαραίτητη στην προεπεξεργασία εικόνων. Η διαδικασία της σύντηξης εικόνας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη συσχέτιση των pixel στις εικόνες προέλευσης. Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης, η συνδυασμένη ανάλυση διαφόρων ιατρικών μεθόδων έχει κάνει τη σύντηξη εικόνας ως ένα από τα εύκολα χρησιμοποιούμενα ιατρικά διαγνωστικά εργαλεία. Σε περίπτωση παράλληλης ανάλυσης των τρόπων απεικόνισης της ιατρικής, οι ιατροί πρέπει να αλλάξουν ματιά μεταξύ τους. Η σύντηξη εικόνας διευκολύνει την κοινή ανάλυση των τρόπων που συνοψίζουν το χρόνο μεταξύ διάγνωσης και θεραπείας του ασθενούς. Στο εξής η ενσωμάτωση της εικόνας είναι μια αποτελεσματική μέθοδος συλλογής πληροφοριών από ποικίλους τύπους αισθητήρων που βοηθούν στην επιβολή μιας απόφασης πληροφοριών. Η ενσωμάτωση διαφορετικών τρόπων ιατρικής εικόνας ενεργεί μαζί ως ένα αποτελεσματικό διαγνωστικό εργαλείο παρέχοντας τις δωρεάν πληροφορίες σε μία μόνο εικόνα. Για ολοκληρωμένη οπτικοποίηση των προβλημάτων που σχετίζονται με την κοιλιά και το στομάχι CT και ECT. Οι εικόνες CT και MRI συνδυάζονται για χειρουργική επέμβαση όγκου με βάση το κρανίο. Για να επιβεβαιώσετε τη βελτιστοποιημένη αρτηριακή και αγγειακή ροή αίματος, οι εικόνες MRI και υπερήχου συγχωνεύονται συχνά μαζί [15].

2.5 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Το έργο του ταξινομητή διευκολύνεται από μια τυπική διαδικασία, μέσα από την εξαγωγή χαρακτηριστικών περιγράφεται το σχετικό σχήμα πληροφοριών που περιέχονται σε ένα μοτίβο.

Μια ειδική μορφή μείωσης των διαστάσεων στην αναγνώριση προτύπων και στην επεξεργασία της εικόνας είναι η εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Ο λόγος που γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών είναι να αποκτηθούν οι πιο σχετικές πληροφορίες από τα αρχικά δεδομένα, με εξαίρεση ότι αυτές οι πληροφορίες αντιπροσωπεύονται σε ένα χώρο χαμηλότερων διαστάσεων.

Τα δεδομένα εισαγωγής σε ένα αλγόριθμο μετατρέπονται σε ένα σύνολο μειωμένων αναπαραστάσεων χαρακτηριστικών, όταν το μέγεθος τους είναι πολύ μεγάλο για επεξεργασία. Άρα εξαγωγή χαρακτηριστικών ορίζεται ο μετασχηματισμός των δεδομένων εισόδου στο σύνολο των χαρακτηριστικών. Για να εκτελεστεί η επιθυμητή εργασία χρησιμοποιώντας αυτήν τη μειωμένη αναπαράσταση αντί για το πλήρες μέγεθος εισαγωγής, προϋποθέτει τα χαρακτηριστικά που εξάγονται να επιλέγονται προσεκτικά, με σκοπό αναμονής ότι το σύνολο δυνατοτήτων τους θα εξαγάγει τις σχετικές πληροφορίες από τα δεδομένα αυτά. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών γίνεται μετά την φάση προ επεξεργασίας στο σύστημα αναγνώρισης χαρακτήρων.

Η λήψη ενός μοτίβο εισόδου και ο σωστός ορισμός μίας από τις πιθανές τάξεις εξόδου είναι η βασική εργασία της αναγνώρισης προτύπων. Αυτή η διαδικασία μπορεί να χωριστεί σε δύο γενικά στάδια:

- Επιλογή χαρακτηριστικών.
- Ταξινόμηση χαρακτηριστικών

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών έχει ως σκοπό την εξαγωγή των σχετικών πληροφοριών που χαρακτηρίζει κάθε τάξη και είναι ένα σημαντικό βήμα στην κατασκευή οποιασδήποτε ταξινόμησης προτύπων και στόχων. Σε αυτή τη διαδικασία η μορφή των διανυσματικών χαρακτηριστικών εξάγει τα χαρακτηριστικά από τα αντικείμενα. Τα διανυσματικά χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από ταξινομητές για την αναγνώριση της μονάδας εισόδου με στόχο την μονάδα εξόδου. Τα πιο σημαντικά δεδομένα που μπορούμε να πάρουμε από την εξαγωγή των ακατέργαστων δεδομένων είναι τα χαρακτηριστικά, τα οποία μπορούν να βρουν το σύνολο των παραμέτρων που καθορίζει με ακρίβεια το σχήμα και τη μοναδικότητα ενός χαρακτήρα. Σε αυτή τη φάση ο κάθε χαρακτήρας αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών, το οποίο γίνεται η ταυτότητά του. Ο κύριος στόχος εξαγωγής ενός συνόλου χαρακτηριστικών είναι η μεγιστοποίηση του ποσοστού αναγνώρισης με το μικρότερο ποσό στοιχείων και δημιουργείται παρόμοιο σύνολο χαρακτηριστικών για ποικιλία παρουσίας του ίδιου συμβόλου [21].

Σε αυτό το κεφάλαιο αναλύουμε τον τρόπο με τον οποίο εξάγουμε κάποια χαρακτηριστικά από τις εικόνες μας μέσω του μετασχηματισμού κυματιδίων (wavelet transform) σε δισδιάστατη διάσταση. Εξηγείται αναλυτικά ο μετασχηματισμός, οι ενέργειες που έπονται πριν από την εφαρμογή του μετασχηματισμού, όπως επίσης και τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν.

2.5.1 Μετασχηματισμός κυματιδίων (Wavelet transform)

Ο μετασχηματισμός κυματιδίων αποτελεί ένα αξιόπιστο εργαλείο, το οποίο χωρίζει τα δεδομένα, τις συναρτήσεις ή τους τελεστές σε συστατικά διαφορετικών συχνοτήτων. Έπειτα, εξετάζει κάθε συστατικό τους με την ανάλυση που ταιριάζει στην αντίστοιχη κλίμακα του. Ο μετασχηματισμός κυματιδίων ορίζεται ως το άθροισμα όλων των εποχών του σήματος, πολλαπλασιασμένο με την κλιμακούμενη μετατοπισμένη έκδοση του μητρικού μετασχηματισμού $\psi(t)$.

Ο μετασχηματισμός παρουσιάζεται ως ένα φίλτρο ανάλυσης και αναλύει διεξοδικά τα διάσπαρτα τμήματα, αντί του αρχικού σήματος. Η ακριβώς αντίθετη προσέγγιση, δηλαδή η τοποθέτηση όλων αυτών των τμημάτων μαζί, για την ανακατασκευή της αρχικής πληροφορίας είναι γνωστή ως αντίστροφος μετασχηματισμός κυματιδίων (Inverse Wavelet Transform). Η ανάλυση του είναι σχεδόν ίδια με αυτήν του Fourier, η οποία σπάει ένα σήμα σε πολλά ημιτονοειδή κύματα διαφορετικών συχνοτήτων, όπως και ο μετασχηματισμός κυματιδίων αποσυνθέτει ένα σήμα σε μετατοπισμένες εκδόσεις του μητρικού κύματος.

Επιπρόσθετα, θα αναφέρουμε πως υπάρχουν 2 μεγάλες κατηγορίες μετασχηματισμών κυματιδίων και είναι οι εξής:

- Συνεχής Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Continuous Wavelet Transform)
- Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform)

Στην περίπτωση του συνεχή Μετασχηματισμού κυματιδίων η ανεξάρτητη μεταβλητή, όπως για παράδειγμα ο χρόνος, είναι συνεχής. Οι παράμετροι του μετασχηματισμού, δηλαδή η κλίμακα και η μετατόπιση είναι διακριτές και προκύπτουν με δειγματοληψία του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων και του συνεχή μετασχηματισμού κυματιδίων.

Οι πληροφορίες που μας παρέχει ο συνεχής μετασχηματισμός κυματιδίων είναι αρκετά περιττές και χρειάζονται πολύτιμο χρόνο για τον υπολογισμό τους, αλλά και πολλούς διαθέσιμους πόρους στην περίπτωση ανακατασκευής του σήματος τους. Σε σχέση λοιπόν με τον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων, ο οποίος έχει βάση στην κωδικοποίηση των υποπεριοχών και μας δίνει αρκετές πληροφορίες για την ανάλυση και την ανακατασκευή του αρχικού σήματος, έχει διαπιστωθεί ότι ο χρόνος υπολογισμού και οι διαθέσιμοι πόροι που χρειάζονται είναι αισθητά λιγότεροι. Στον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων, η απεικόνιση του σήματος προκύπτει με ποικίλες μεθόδους φιλτραρίσματος σε σχέση με την περίπτωση του συνεχή μετασχηματισμού κυματιδίων, που τα σήματα αναλύονται με τη χρήση ένας συνόλου συναρτήσεων βάσης, οι οποίες σχετίζονται μεταξύ τους μέσα από την μετατόπιση και την κλιμάκωση. Στον διακριτό Μετασχηματισμό κυματιδίων το σήμα ακολουθεί μια διεργασία στην οποία περνάει μέσα από υψηλά και χαμηλά φίλτρα με σκοπό την ανάλυση των υψηλών και χαμηλών συχνοτήτων και χρησιμοποιούν φίλτρα με διαφορετικές συχνότητες αποκοπής για να αναλυθεί το σήμα σε διαφορετική κλίμακα. Ο συνεχής μετασχηματισμός κυματιδίων υπολογίζεται μεταβάλλοντας την κλίμακα τους προς ανάλυση παραθύρου, μετατοπίζοντας το παράθυρο στον χρόνο, πολλαπλασιάζοντας με το σήμα και εν συνεχεία ολοκλήρωση της διαδικασίας για ολόκληρο τον χρόνο. Στο διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων (discrete wavelet transform, DWT) οι κλίμακες και οι μετατοπίσεις βασίζονται συνήθως στην δύναμη του 2. Αν έχουμε ένα μητρικό κύμα [16][11]:

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n)$$

Ένα σήμα $f(t)$ μπορεί να εκφραστεί με κύματα ως:

$$f(t) = \sum_{m,n} c_{m,n} \psi_{m,n}(t)$$

όπου m και n είναι ακέραιοι, ενώ το $\psi_{m,n}(t)$ είναι η διασταλμένη έκδοση του μητρικού μετασχηματισμού κυματιδίων ψ . Για την υλοποίηση ενός επαναληπτικού μετασχηματισμού κύματος $a_{m,n}$, είναι απαραίτητοι κάποιοι συντελεστές, οι οποίοι θα δηλώνουν την προσέγγιση του f σε κάθε κλίμακα.

Για το δισδιάστατο διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων (DWT) κρίνεται απαραίτητο να φιλτράρεται και να χωρίζεται η εικόνα ξεχωριστά στις οριζόντιες και κατακόρυφες κατευθύνσεις της. Έτσι βλέπουμε την χωρική ανάλυση να υποδιαιρείται στο μισό του κάθε επιπέδου με δειγματοληψία της εικόνας και με βασικό παράγοντα το 2.

Σε κάθε επίπεδο ανάλυσης κάθε εικόνα περιέχει 4 υπό-εικόνες που αντιστοιχούν σε μια εικόνα προσέγγισης (χαμηλή χωρική ανάλυση) και τρεις λεπτομέρειες (οριζόντιες, κάθετες και διαγώνιες) εικόνες. Η ίδια εικόνα εισόδου μπορεί να ληφθεί και με αντίστροφο διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων, χρησιμοποιώντας υπολογισμένους συντελεστές κύματος [16][11].

Θεωρώ διαχωρίσιμη δισδιάστατη συνάρτηση κλίμακας:

$$\phi(x, y) = \phi(x) \phi(y)$$

όπου $\phi(x)$ είναι μια μονοδιάστατη συνάρτηση κλίμακας. Αν $\psi(x)$ η αντίστοιχη κυματιδιακή συνάρτηση, τότε τα 3 δισδιάστατα βασικά κυματίδια θα είναι:

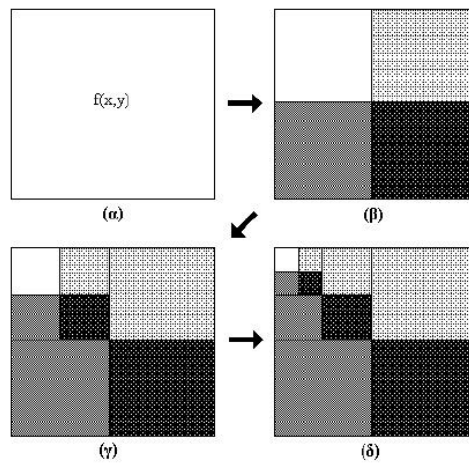
$$\psi^1(x, y) = \phi(x) \psi(y)$$

$$\psi^2(x, y) = \psi(x) \phi(y)$$

$$\psi^3(x, y) = \psi(x) \psi(y)$$

Έτσι, συμπεραίνουμε πως μια εικόνα μπορεί να αναλυθεί στα πλαίσια του δισδιάστατου μετασχηματισμού ως εξής [11][16]:

- Σε κάθε στάδιο του μετασχηματισμού η εικόνα αναλύεται σε 4 εικόνες με μέγεθος το 1/4 του αρχικού μεγέθους της
- Κάθε μία από τις 4 εικόνες σχηματίζεται από το εσωτερικό γινόμενο της αρχικής εικόνας με μια από την κυματιδιακή εικόνα βάσης, η οποία ακολουθείται από την υπό-δειγματοληψία κατά παράγοντα 2 και ως προς τις 2 διαστάσεις.



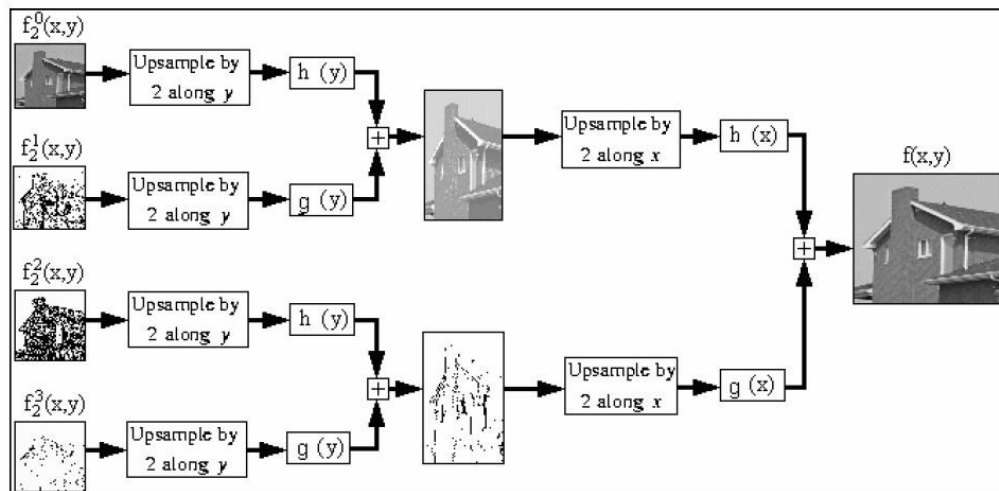
- α) Αρχική εικόνα $f(x,y)$
 β) Εφαρμογή μετασχηματισμού για 1η φορά
 γ) Εφαρμογή μετασχηματισμού για 2η φορά
 δ) Εφαρμογή μετασχηματισμού για 3η φορά

Ανά

LL_3	HL_3	HL_2	HL_1	
LH_3	HH_3			
LH_2		HH_2		
LH_1		HH_1		

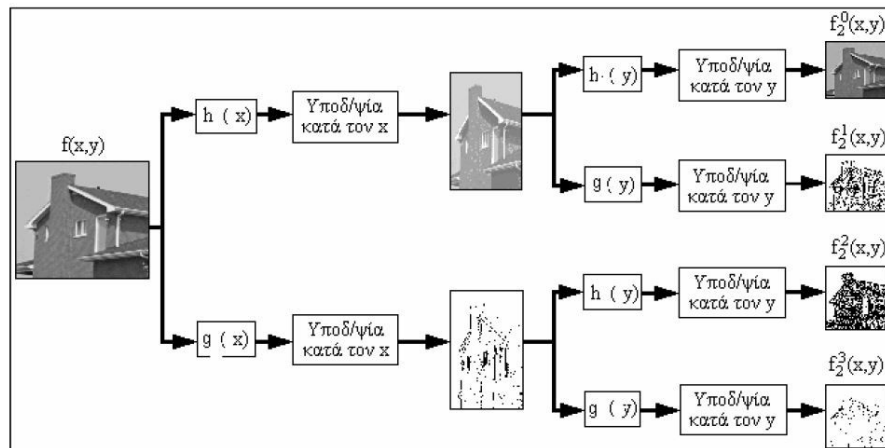
λυση του 3ου βήματος στις άκρες που δεν έχουν δημιουργηθεί

Άρα, λαμβάνουμε υπόψη πως έχουμε την ανάλυση της εικόνας σε υποπεριοχές μέσω φίλτρων, λόγω του ότι τα εσωτερικά γινόμενα μπορούν να γραφτούν και ως συνελιξείς. Αν τα φίλτρα και η υπό- δειγματοληψία μπορούν να διαχωριστούν, τότε ο υπολογισμός είναι πολύ γρηγορότερος και αποδοτικότερος αφού εφαρμόζονται χωριστά στις γραμμές και στις στήλες της εικόνας (Σχήμα 1) και πλέον τα φίλτρα που χρησιμοποιούμε είναι μονοδιάστατα. Το αποτέλεσμα βέβαια είναι το ίδιο σε κάθε περίπτωση, δηλαδή παίρνουμε τις περιοχές LL, HL, LH, HH όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα. Η σύνθεση γίνεται με την αντίστροφη διαδικασία όπως φαίνεται στο Σχήμα 3 [11] [16].



Σχήμα 2:

Ανακατασκευή της αρχικής εικόνας με τον αντίστροφο διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων



Σχήμα 1:

Το πρώτο βήμα αποσύνθεσης μιας εικόνας του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων με εφαρμογή των μονοδιάστατων συνελιξέων κατά γραμμή και στήλη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Πειραματικό στάδιο

3.1 Εργαλεία εξαγωγής χαρακτηριστικών και ερμηνείας αποτελεσμάτων

MATLAB

Το όνομα MATLAB προέρχεται από τις αγγλικές λέξεις Matrix Laboratory, δηλαδή Εργαστήριο για πίνακες. Το MATLAB γράφτηκε αρχικά για να δώσει την δυνατότητα για εύκολη πρόσβαση στο λογισμικό για πίνακες των πακέτων LILNPACK (Linear System Package) και ESIPACK (Eigen System Package). Το MATLAB είναι μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου για τεχνικούς υπολογισμούς. Συνδυάζει υπολογισμούς, οπτικοποίηση, και προγραμματιστικό περιβάλλον. Περιλαμβάνει σύγχρονες προγραμματιστικές τεχνικές, όπως δομές δεδομένων (data structures), ενσωματωμένο επεξεργαστή κειμένου (editor) και εκσφαλματωτή (debugger), και υποστηρίζει τον αντικειμενοστρεφή προγραμματισμό. Αυτά τα χαρακτηριστικά κάνουν το MATLAB ένα εξαιρετικό εργαλείο για διδασκαλία και έρευνα. Η καρδιά του MATLAB είναι η γλώσσα MATLAB, μια γλώσσα βασισμένη σε μήτρα που επιτρέπει την πιο φυσική έκφραση των υπολογιστικών μαθηματικών. Τα πλεονεκτήματα του MATLAB είναι πολλά σε σχέση με τις συμβατικές γλώσσες προγραμματισμού όπως η C, η FORTRAN, η Pascal, κτλ. Το MATLAB διαθέτει ένα διαδραστικό (interactive) σύστημα στο οποίο το βασικό στοιχείο είναι τα διανύσματα (arrays). Έχει δημιουργηθεί από το 1984 και θεωρείται σήμερα σαν το σταθερό εργαλείο για τα περισσότερα Πανεπιστήμια και βιομηχανίες παγκοσμίως. Περιέχει πάρα πολλές ενσωματωμένες εργαλειοθήκες για υπολογισμούς, οπτικοποίηση αποτελεσμάτων, κτλ. Για ειδικές εφαρμογές υπάρχουν ειδικά πακέτα που ονομάζονται εργαλειοθήκες (toolboxes). Υπάρχουν εργαλειοθήκες για επεξεργασία σήματος, συμβολικούς υπολογισμούς, θεωρία ελέγχου, στατιστική, προσομοιώσεις, βελτιστοποίηση και αρκετά ακόμη πεδία των εφαρμοσμένων επιστημών και της μηχανικής (engineering) [19].

Χρησιμοποιώντας το MATLAB, μπορείτε να κάνετε:

- Ανάλυση δεδομένων
- Ανάπτυξη αλγορίθμων
- Δημιουργία μοντέλων και εφαρμογών

Η γλώσσα, οι εφαρμογές και οι ενσωματωμένες λειτουργίες μαθηματικών επιτρέπουν την εξερεύνηση πολλών προσεγγίσεων για να βρεθεί η καλύτερη λύση. Το MATLAB επιτρέπει τη μεταφορά ιδεών από την έρευνα στην παραγωγή, αναπτύσσοντας τες σε εταιρικές εφαρμογές και σε ενσωματωμένες συσκευές [19].

RapidMiner

Το RapidMiner ιδρύθηκε το 2001 από τους Ralf Klinkenberg, Ingo Mierswa και Simon Fischer στο Πανεπιστήμιο του Dortmund. Βασικά, είναι ένα περιβάλλον μηχανικής μάθησης, εξόρυξης δεδομένων, επιβλεπόμενης και μη μάθησης. Συνήθως, χρησιμοποιείται περισσότερο στις έρευνες, στα εκπαιδευτικά τμήματα και γενικά στην ανάπτυξη διάφορων εφαρμογών.

Η ανάπτυξη του RapidMiner γίνεται σε μοντέλο ανοιχτού πυρήνα και είναι γραμμένο σε Java. Περιλαμβάνει μια εσωτερική XML αναπαράσταση με σκοπό να εξασφαλίζεται η τυποποιημένη μορφή ανταλλαγής εξόρυξης δεδομένων στα πειράματα που το απαιτούν.

Οι εφαρμογές που μπορεί να έχει είναι η εξόρυξη δεδομένων (data mining), εξόρυξη πολυμέσων (multimedia mining), εξόρυξη ροής δεδομένων (tracking drifting concepts), μηχανική χαρακτηριστικών (feature engineering) και ανάπτυξη μεθόδων συνόλου (development of ensemble methods).

Το RapidMiner μπορεί να πάρει επέκταση με πρόσθετα περίπου 15 plug-in, βελτιώνοντας την εφαρμογή του σε εξόρυξη κειμένου, επεξεργασία εικόνας και χρονικών σειρών, οπτικοποίηση, σημασιολογία κ.ά. [20]

Οι επίσημες διαθέσιμες εκδόσεις είναι τρεις και θα τις δούμε παρακάτω:

- **RapidMiner Studio**
 - Δυνατότητα εγκατάστασης σε προσωπικό υπολογιστή ή laptop
 - Παρέχει ένα GUI με σκοπό την σχεδίαση ροών εργασίας (processes), οι οποίες αποτελούνται από τους τελεστές (operators) και αντικαθιστούν τη γραφή κώδικα
- **RapidMiner Server**
 - Εγκαθίσταται σε έναν Server και μπορεί να εκτελέσει ταυτόχρονη επεξεργασία δεδομένων από περισσότερους από έναν χρήστες.
- **RapidMiner Radoop**
 - Η εγκατάσταση του συγκεκριμένου προγράμματος γίνεται στο πρόγραμμα Hadoop και εκτελεί την επεξεργασία δεδομένων μέσω ενός συμπλέγματος (cluster) υπολογιστών για την ανάλυση των δεδομένων.

3.2 Dataset εικόνων

Το σύνολο των δεδομένων αποτελείται από 5840 εικόνες που επικεντρώνονται σε οπισθοπρόσθιες ακτινογραφίες θώρακα (x-ray chest), οι οποίες επαληθεύονται από ειδικούς γιατρούς, κατατάσσονται σε τρεις κατηγορίες test, train και valid. Μέσα σε αυτούς τους φακέλους υπήρχαν δύο υποφάκελοι normal και pneumonia. Στην εργασία χρησιμοποιήθηκαν μόνο οι δύο φάκελοι από τους οποίους πήρα σε μαζική μορφή και από τον test και από τον train φάκελο η διάγνωση των φυσιολογικών και εικόνων με πνευμονία. Δεν χρησιμοποιήθηκε ο διαχωρισμός που είχαν ήδη και πάρθηκαν όπως έχουν όλες μαζί. Απλά μορφοποιήθηκαν έτσι ώστε να προκύψουν δύο κατηγορίες:

- Φυσιολογικές ακτινογραφίες (1575 εικόνες)
- Ακτινογραφίες με πνευμονία (4265 εικόνες)

Το σετ εικόνων που πήραμε για να κάνουμε το πείραμα μας είναι από μια ανοιχτή ιστοσελίδα δεδομένων, την Kaggle. Τα δεδομένα μας δημιουργήθηκαν από τον Paul Mooney, ο οποίος είναι προγραμματιστής της επίσημης ιστοσελίδας Kaggle. σύνδεσμος που αντιστοιχεί είναι:

“<https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>”

Οι εικόνες της τομογραφίας οπτικής συνοχής επιλέχθηκαν από κάποιες ομάδες ενήλικων ασθενών από το Ινστιτούτο Shiley Eye του Πανεπιστημίου της Καλιφόρνια Σαν Ντιέγκο, από το Ίδρυμα Ερευνών Retinal California, από το Medical Center Ophthalmology Associates, από τη Σαγκάη, από το First People's Hospital, από το Tongren Eye Center του Πεκίνου και αφορούν τις ημερομηνίες τεσσάρων χρόνων, μεταξύ 1ης Ιουλίου 2013 και 1ης Μαρτίου 2017. Όλες οι απεικονίσεις έγιναν στο μέρος της συνήθους κλινικής φροντίδας των ασθενών. Δεν υπήρχαν κριτήρια αποκλεισμού με βάση την ηλικία, το φύλο ή τη φυλή. Έγινε έλεγχος στις τοπικές ηλεκτρονικές βάσεις δεδομένων ιατρικών αρχείων για διαγνώσεις χοριοειδούς νεοαγγείωσης, διαβητικό οίδημα ωχράς κηλίδας, drusen και φυσιολογικό για την αρχική εκχώρηση εικόνων. Έπειτα, έγινε λήψη μιας οριζόντιας κοπής των σαρώσεων OCT με τυπική μορφή εικόνας σύμφωνα με τα λογισμικά και τις οδηγίες της κατασκευής. Οι εικόνες ακτινογραφίας στο στήθος (πρόσθιο-οπίσθιο μέρος) επιλέχθηκαν από αναδρομικές ομάδες παιδιατρικών ασθενών ηλικίας ενός έως πέντε ετών από το Γυναικείο και Παιδικό Ιατρικό Κέντρο Guangzhou, Guangzhou. Όλη η απεικόνιση ακτινογραφίας στο στήθος πραγματοποιήθηκε ως μέρος της ρουτίνας κλινικής φροντίδας των ασθενών και λήφθηκαν οι απαραίτητες εγκρίσεις από το Ινστιτούτο Επανεξέτασης (IRB) / Επιτροπή Δεοντολογίας [22].

3.3 Προεπεξεργασία εικόνων εισόδου

Οι εικόνες θα πρέπει να υποστούν κάποιες τροποποιήσεις προτού εισαχθούν για την εφαρμογή του μετασχηματισμού κυματιδίων. Υπάρχουν κάποια βήματα τα οποία θα πρέπει να ακολουθηθούν με σκοπό την σωστή επεξεργασία/ τροποποίηση τους. Αρχικά θα πρέπει να υποστούν αλλαγή στην κλίμακα λόγω της υψηλής ανάλυσης των εικόνων, να μετατραπούν από εικόνα RGB (RED, GREEN, BLUE) σε μορφή gray, να αφαιρεθεί ο επιπρόσθετος θόρυβος με το διάμεσο φίλτρο, να προσδιοριστεί το όριο(threshold) της κάθε εικόνας με τη μέθοδο Otsu και τέλος να γίνουν αλλαγές στα μεγέθη με σκοπό να γίνει η τέλεια εφαρμογή του μετασχηματισμού κυματιδίων [17][18].

1) Αλλαγή κλίμακας

Κατά την κλιμάκωση μιας διανυσματικής εικόνας, τα αρχικά γραφικά της μπορούν να αλλάξουν με τη χρήση γεωμετρικών σχημάτων χωρίς την απώλεια της ποιότητας τους. Κατά την κλιμάκωση μιας εικόνας γραφικών όμως πρέπει να δημιουργηθεί μια νέα εικόνα με μεγαλύτερο ή μικρότερο αριθμό εικονοστοιχείων. Στην περίπτωση μας, δηλαδή στη δημιουργία μιας νέας εικόνας με μειωμένο αριθμό pixel ή αλλιώς κλιμάκωση προς τα κάτω, συνήθως γίνεται ορατή η απώλεια της ποιότητας.

2) Από RGB σε μορφή gray

Μια εικόνα RGB μπορεί να θεωρηθεί ως τρεις εικόνες με κόκκινη κλίμακα, πράσινη κλίμακα και μπλε κλίμακα, οι οποίες στοιβάζονται η μια πάνω στην άλλη. Στο MATLAB μια εικόνα RGB είναι μια σειρά από χρώματα pixel $M \times N \times 3$, όπου κάθε pixel χρώματος είναι ένα τρίδυμο που αντιστοιχεί σε στοιχείο κόκκινου, πράσινου και μπλε χρώματος σε μια καθορισμένη θέση της RGB εικόνας.

Μετατρέποντας κάθε τιμή pixel της RGB σε τιμές κλίμακας gray, σχηματίζεται ένα σταθερό άθροισμα των κόκκινων, πράσινων και μπλε στοιχείων, το οποίο αντικαθίσταται από μια νέα gray μήτρα.

3) Αφαίρεση θορύβου με διάμεσο φίλτρο (median filter/ non linear)

Το διάμεσο φίλτρο λειτουργεί συνήθως σε τιμές μεσαίου pixel των γύρω γειτόνων του. Για να διατηρηθεί η ομαλότητα σε μια προκύπτουσα εικόνα, το μέσο φίλτρο είναι η καλύτερη επιλογή. Ένα μέσο φίλτρο λειτουργεί με προσέγγιση μείωσης θορύβου βάση pixel κάτω από διορθωτικούς περιορισμούς. Στο πλαίσιο της θεωρίας στατιστικών, η τιμή έντασης μιας εικόνας είναι κρίσιμη επιλογή για τον καθορισμό της κατάταξης του από τα γειτονικά pixel. Με σκοπό να ξεπεραστεί η παραπάνω τιμή κριτηρίου της εικόνας για το θόρυβο, το θορυβώδες εικονοστοιχείο αντικαθίσταται από τη μέση τιμή των γειτονικών pixel.

4) Προσδιορισμός ορίου (threshold) από τη μέθοδο Otsu

Η μέθοδος Otsu πήρε το όνομα της από τον Nollouyuki Otsu και είναι απλή και αποτελεσματική. Χρησιμοποιείται για την εκτέλεση εύρεσης αυτόματου κατωφλίου μιας εικόνας. Στην απλούστερη μορφή ο αλγόριθμος επιστρέφει ένα όριο έντασης που διαχωρίζει τα εικονοστοιχεία σε δύο κατηγορίες, το πλάνο και το φόντο. Αυτό το κατώτατο όριο καθορίζεται κυρίως ελαχιστοποιώντας τη διακύμανση της έντασης εντός της τάξης ή ισοδύναμα, μεγιστοποιώντας τη διακύμανση μεταξύ τάξεων.

5) Αλλαγή μεγέθους εικόνας

Η αλλαγή μεγέθους μιας εικόνας είναι μια διαδικασία μετατροπής μιας διακριτής εικόνας ορισμένη σε ένα σύνολο συντεταγμένων σε ένα νέο σύνολο συντεταγμένων. Αυτή η διαδικασία μπορεί να γίνει με δειγματοληψία με την οποία συνήθως αυξάνεται ο αριθμός των σημείων σε μια εικόνα, με σκοπό να βελτιωθεί η εμφάνιση για προβολή. Μετέπειτα, απαιτούνται ορισμένες τιμές για τα νέα σημεία, οι οποίες μπορούν να ληφθούν με παρεμβολή. Η αλλαγή μεγέθους της εικόνας συντελεί στην τέλεια εφαρμογή του μετασχηματισμού κυματιδίων.

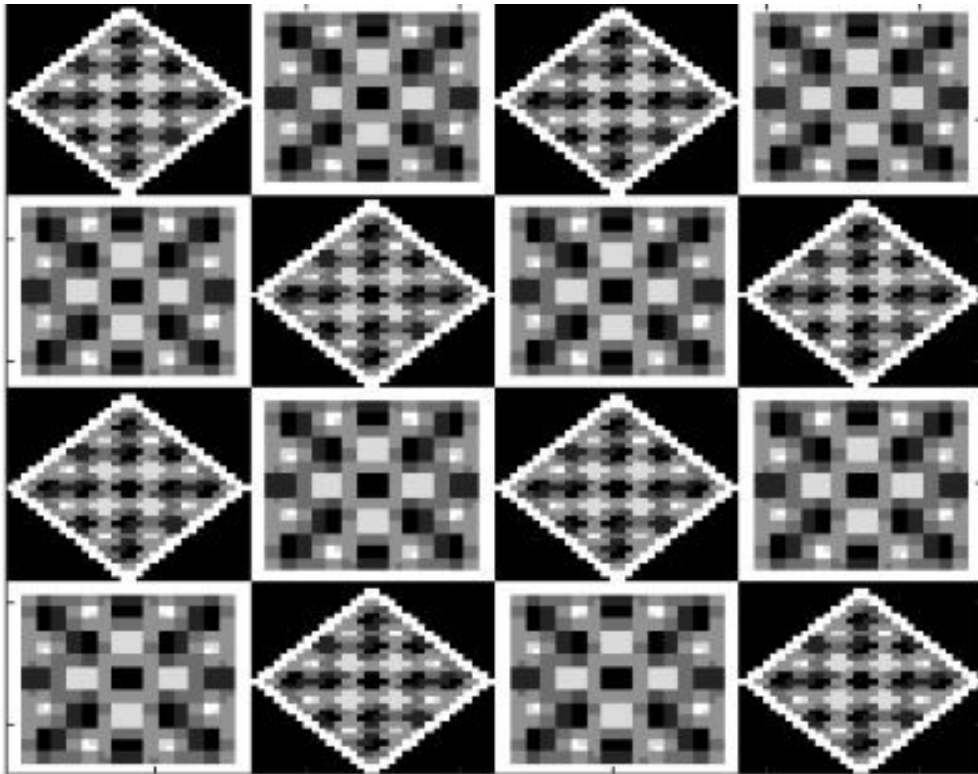
3.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών εικόνων

Σύμφωνα με τον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων η εξαγωγή των χαρακτηριστικών από εικόνες γίνεται με ένα καθορισμένο τρόπο, όπως επίσης εξάγονται και κάποιες καθορισμένες προσεγγίσεις από τις οποίες μπορούμε να βρούμε διάφορα χαρακτηριστικά.

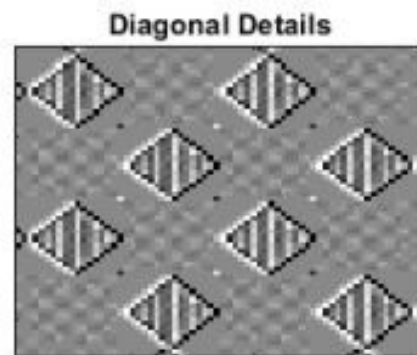
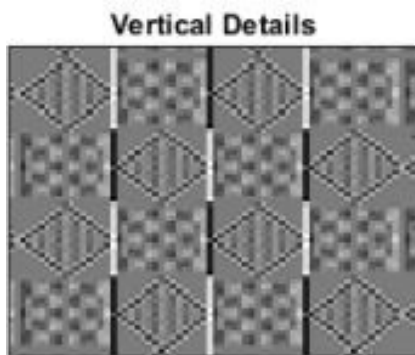
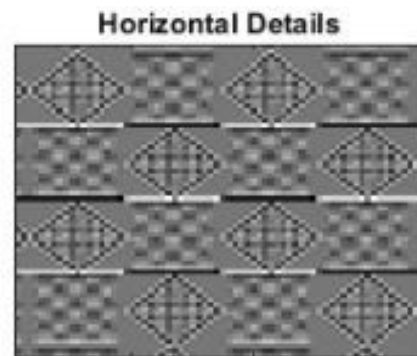
Οι συντελεστές λεπτομερειών και προσέγγισης σε κάθε επίπεδο είναι ίσοι σε μήκος με το σήμα της εισόδου. Ο πρόσθετος θόρυβος εντοπίζεται σχεδόν εξ ολοκλήρου στους συντελεστές λεπτομέρειας για αυτό και αναγκάζομαστε να τον αφαιρέσουμε στην αρχή. Έπειτα, όλες οι εικόνες πρέπει να έχουν ακριβώς το ίδιο μέγεθος και σχήμα, ώστε να μπορούν να συγκριθούν. Τέλος, απαραίτητος κρίνεται ο εντοπισμός του ορίου της εικόνας.

Μετέπειτα, από την εφαρμογή της προ επεξεργασίας των εικόνων η εικόνα παίρνει μια μορφή από την οποία μπορούμε να βγάλουμε τους 4 συντελεστές (προσέγγισης, οριζόντιος, κάθετος και διαγώνιος). Η εντολή « $[cA, cH, cV, cD] = \text{dwt2}(X, wname)$ » υπολογίζει τον μονόπλευρο 2- D διακριτό μετασχηματισμό κύματος (DWT) των δεδομένων εισόδου X χρησιμοποιώντας το wname wavelet.

Το `dwt2` επιστρέφει τον πίνακα συντελεστών προσέγγισης cA , αλλά και πίνακες συντελεστών λεπτομέρειας cH , cV και cD (οριζόντιος, κάθετος και διαγώνιος, αντίστοιχα). Μπορούμε να δούμε στις παρακάτω εικόνες την πρωτότυπη, αλλά και αυτές που αντιπροσωπεύουν τους πίνακες συντελεστών προσέγγισης cA , αλλά και πίνακες συντελεστών λεπτομέρειας cH , cV και cD .



Πρωτότυπη εικόνα



Πιο συγκεκριμένα, τα χαρακτηριστικά που εξάγονται προκύπτουν από τον εντοπισμό των συντελεστών κυματιδίων χρησιμοποιώντας τον δισδιάστατο χώρο μέσω του μετασχηματισμού κυματιδίων. Τα χαρακτηριστικά λοιπόν είναι τα εξής:

- 1) Το **μέγιστο (Atimh_megisto)** του πίνακα από τον **συντελεστή προσέγγισης (cA)** της αρχικής εικόνας
- 2) Το **μέγιστο (Htimh_megisto)** του πίνακα λεπτομερειών από τον **οριζόντιο συντελεστή (cH)** της εικόνας μετά το πρώτο βήμα
- 3) Το **μέγιστο (Vtimh_megisto)** του πίνακα λεπτομερειών από τον **κάθετο συντελεστή (cV)** της εικόνας μετά το δεύτερο βήμα
- 4) Το **μέγιστο (Dtimh_megisto)** του πίνακα λεπτομερειών από τον **διαγώνιο συντελεστή (cD)** της εικόνας μετά το τρίτο βήμα

Πριν από όλα αυτά βέβαια πρέπει να γίνει μια προεπεξεργασία στις εικόνες, ώστε να μπορούν να είναι όλες στην ίδια μορφή, τύπο και μέγεθος, όπως αναφέραμε στην προηγούμενη ενότητα. Οι τροποποιήσεις είναι οι εξής:

- 1) Αλλαγή κλίμακας
- 2) Από RGB σε μορφή gray
- 3) Αφαίρεση θορύβου με διάμεσο φίλτρο (median filter/ non linear)
- 4) Προσδιορισμός ορίου (threshold) από τη μέθοδο Otsu
- 5) Αλλαγή μεγέθους εικόνας

Όλα αυτά είναι απολύτως απαραίτητα για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Όπως είδαμε τα χαρακτηριστικά που βγαίνουν από τον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων είναι 4. Μετά από έρευνα για την βελτίωση του μετασχηματισμού αλλά και για μεγαλύτερη ακρίβεια στην διάγνωση ασθένειας σε μια εικόνα, προσθέσαμε πολλά ακόμη χαρακτηριστικά τα οποία θα προσφέρουν μεγάλη βοήθεια ώστε να γίνει όσο πιο ακριβής γίνεται η διάγνωση μιας ασθένειας. Τα χαρακτηριστικά που προσθέσαμε λοιπόν θα αναφερθούν παρακάτω.

- Στον πίνακα **συντελεστή προσέγγισης** εξάγουμε:
 - Έχουμε τη μέγιστη τιμή (Atimh_megisto)
 - Την ελάχιστη τιμή του (Atimh_elaxisto)
 - Τη μέση τιμή του (Atimh_mesh)
 - Την τιμή της τυπικής απόκλισης του (Atimh_apoklish)
 - Την τιμή της εντροπίας του (Atimh_entropia)
- Στον πίνακα λεπτομερειών του **οριζόντιου συντελεστή** εξάγουμε:
 - Έχουμε τη μέγιστη τιμή (Htimh_megisto)
 - Την ελάχιστη τιμή του (Htimh_elaxisto)
 - Τη μέση τιμή του (Htimh_mesh)

- Την τιμή της τυπικής απόκλισης του (Htimh_apoklish)
- Την τιμή της εντροπίας του (Htimh_entropia)
- Στον πίνακα λεπτομερειών του **κάθετου συντελεστή** εξάγουμε:
 - Έχουμε τη μέγιστη τιμή (Vtimh_megisto)
 - Την ελάχιστη τιμή του (Vtimh_elaxisto)
 - Τη μέση τιμή του (Vtimh_mesh)
 - Την τιμή της τυπικής απόκλισης του (Vtimh_apoklish)
 - Την τιμή της εντροπίας του (Vtimh_entropia)
- Στον πίνακα λεπτομερειών του **διαγώνιου συντελεστή** εξάγουμε:
 - Έχουμε τη μέγιστη τιμή (Dtimh_megisto)
 - Την ελάχιστη τιμή του (Dtimh_elaxisto)
 - Τη μέση τιμή του (Dtimh_mesh)
 - Την τιμή της τυπικής απόκλισης του (Dtimh_apoklish)
 - Την τιμή της εντροπίας του (Dtimh_entropia)

Συντελεστές / Τιμές	Συντελεστής προσέγγισης	Οριζόντιος συντελεστής	Κάθετος συντελεστής	Διαγώνιος συντελεστής
Μέγιστη τιμή	Atimh_megisto	Htimh_megisto	Vtimh_megisto	Dtimh_megisto
Ελάχιστη τιμή	Atimh_elaxisto	Htimh_elaxisto	Vtimh_elaxisto	Dtimh_elaxisto
Μέση τιμή	Atimh_mesh	Htimh_mesh	Vtimh_mesh	Dtimh_mesh
Τυπική απόκλιση	Atimh_apoklish	Htimh_apoklish	Vtimh_apoklish	Dtimh_apoklish
Τιμή εντροπίας	Atimh_entropia	Htimh_entropia	Vtimh_entropia	Dtimh_entropia

Πίνακας : Εξαγωγή Χαρακτηριστικών διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων

Επομένως σύμφωνα με τα επιπλέον χαρακτηριστικά που έχουμε εξάγει έχουμε στο σύνολο 20 χαρακτηριστικά για κάθε εικόνα όπως είδαμε αναλυτικά παραπάνω. Ας δούμε λίγες λεπτομέρειες για αυτά τα χαρακτηριστικά:

- **Μέγιστη τιμή πίνακα:** Το $Atimh_megisto = \max(A)$ επιστρέφει τα μέγιστα στοιχεία ενός πίνακα. Εάν το A είναι μια πολυδιάστατη συστοιχία, τότε το μέγιστο (A) λειτουργεί κατά μήκος της πρώτης διάστασης του πίνακα, του οποίου το μέγεθος δεν είναι ίσο με 1, αντιμετωπίζοντας τα στοιχεία ως διανύσματα. Το μέγεθος αυτής της διάστασης γίνεται 1 ενώ τα μεγέθη όλων των άλλων διαστάσεων παραμένουν τα ίδια. Εάν το A είναι ένας κενός πίνακας του οποίου η πρώτη διάσταση έχει μηδενικό μήκος, τότε το $\max(A)$ επιστρέφει έναν κενό πίνακα με το ίδιο μέγεθος με το A.

- **Ελάχιστη τιμή πίνακα:** Το `Atimh_elaxisto = min(A)` επιστρέφει τα ελάχιστα στοιχεία ενός πίνακα. Εάν το `A` είναι ένας πολυδιάστατος πίνακας, τότε το `min(A)` λειτουργεί κατά μήκος της πρώτης διάστασης του πίνακα, του οποίου το μέγεθος δεν είναι ίσο με 1, αντιμετωπίζοντας τα στοιχεία ως διανύσματα. Το μέγεθος αυτής της διάστασης γίνεται 1 ενώ τα μεγέθη όλων των άλλων διαστάσεων παραμένουν τα ίδια. Εάν το `A` είναι ένας κενός πίνακας με την πρώτη διάσταση 0, τότε το `min(A)` επιστρέφει έναν κενό πίνακα με το ίδιο μέγεθος με το `A`.
- **Μέση τιμή του πίνακα:** Το `Atimh_mesh = mean(A)` επιστρέφει τον μέσο όρο των στοιχείων του `A` κατά μήκος της διάστασης της πρώτης διάταξης του οποίου το μέγεθος δεν είναι ίσο με 1. Εάν το `A` είναι ένας πολυδιάστατος πίνακας, τότε το μέσο (`A`) λειτουργεί κατά μήκος της πρώτης διάστασης του πίνακα, του οποίου το μέγεθος δεν είναι ίσο με 1, αντιμετωπίζοντας τα στοιχεία ως διανύσματα. Αυτή η διάσταση γίνεται 1 ενώ τα μεγέθη όλων των άλλων διαστάσεων παραμένουν τα ίδια.
- **Τιμή τυπικής απόκλισης:** Το `Atimh_apoklish = std(A)` επιστρέφει την τυπική απόκλιση των στοιχείων του `A` κατά μήκος της πρώτης διάστασης του πίνακα, του οποίου το μέγεθος δεν ισούται με 1. Εάν το `A` είναι ένας πολυδιάστατος πίνακας, τότε το `std(A)` λειτουργεί κατά μήκος της πρώτης διάστασης του πίνακα, του οποίου το μέγεθος δεν είναι ίσο με 1, αντιμετωπίζοντας τα στοιχεία ως διανύσματα. Το μέγεθος αυτής της διάστασης γίνεται 1, ενώ τα μεγέθη όλων των υπολοίπων διαστάσεων μένουν τα ίδια.
- **Τιμή εντροπίας:** Η εντροπία `Atimh_entropy = entropy(A)` είναι ένα στατιστικό μέτρο τυχαιότητας που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να χαρακτηρίσει την υφή της εικόνας εισόδου. Από προεπιλογή, η εντροπία χρησιμοποιεί δύο κάδους για λογικούς πίνακες και 256 κάδους για `uint8`, `uint16` ή διπλούς πίνακες. Η εντροπία μετατρέπει οποιαδήποτε κατηγορία διαφορετική από τη λογική σε `uint8` για τον υπολογισμό του αριθμού ιστογράμματος, έτσι ώστε οι τιμές των `pixel` να είναι διακριτές και να αντιστοιχούν άμεσα σε μια τιμή `bin`.

Μετά από την εξαγωγή των χαρακτηριστικών μέσω του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων, δημιουργούμε περνάμε όλες μας τις εικόνες και βγάζουμε τα 20 χαρακτηριστικά από την καθεμία και για να μπορούμε να τα περάσουμε στο επόμενο πρόγραμμα για να τις ταξινομήσουμε, τις κάνουμε ένα αρχείο `.csv`, το οποίο μας βοηθάει να περάσουμε στο επόμενο στάδιο.

3.5 Επεξεργασία δεδομένων στο Rapid Miner

Αρχικά εισάγουμε το αρχείο δεδομένων `.csv` με τις φυσιολογικές και εικόνες πνευμονίας. Έπειτα, πρέπει να γίνει κάποια διαίρεση αυτών των στοιχείων. Η εκτίμηση αυτού του διαχωρισμού γίνεται μέσω μιας τεχνικής με σκοπό να αξιολογηθεί η απόδοση ενός αλγόριθμου μηχανικής μάθησης. Συνήθως, χρησιμοποιείται για προβλήματα ταξινόμησης ή παλινδρόμησης ή ακόμη και για οποιονδήποτε αλγόριθμο εποπτευόμενης μάθησης. Η διαδικασία περιλαμβάνει τη λήψη και διαίρεση των δεδομένων σε δύο σύνολα. Το πρώτο υποσύνολο χρησιμοποιείται για να ταιριάζει στο μοντέλο και αναφέρεται ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Το δεύτερο υποσύνολο δεν χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Αντίθετα, το στοιχείο εισαγωγής του συνόλου των δεδομένων παρέχεται στο μοντέλο, στην συνέχεια γίνονται οι προβλέψεις και συγκρίνεται με τις αναμενόμενες τιμές.

Αυτό το δεύτερο σύνολο δεδομένων αναφέρεται ως το σύνολο δεδομένων δοκιμής [26].

- **Σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης:** Χρησιμοποιείται για να ταιριάζει με το μοντέλο μηχανικής μάθησης.
- **Σύνολο δεδομένων δοκιμής:** Χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση του κατάλληλου μοντέλου μηχανικής μάθησης.
- **Ο στόχος είναι να εκτιμηθεί η απόδοση του μοντέλου μηχανικής μάθησης σε νέα δεδομένα: δεδομένα που δεν χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου.**

Έτσι, περιμένουμε να χρησιμοποιήσουμε το μοντέλο στην πράξη. Με λίγα λόγια για να ταιριάζει σε διαθέσιμα δεδομένα με γνωστές εισόδους και εξόδους, τότε κάνει προβλέψεις για νέα παραδείγματα στο μέλλον όπου δεν έχουμε τις προβλεπόμενες τιμές εξόδου. Η διαδικασία δοκιμής-εκπαίδευσης είναι κατάλληλη όταν υπάρχει ένα αρκετά μεγάλο σύνολο δεδομένων, κάτι που ισχύει απόλυτα στην δική μας περίπτωση.

Η αντίληψη του «αρκετά μεγάλου μεγέθους» είναι συγκεκριμένη για το κάθε πρόβλημα πρόβλεψης μοντελοποίησης. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχουν αρκετά δεδομένα για να χωριστεί το σύνολο σε υποσύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμών, και καθένα από τα σύνολα αυτά είναι οι κατάλληλες αναπαραστάσεις του τομέα που μας προβληματίζει. Αυτό δείχνει πως το αρχικό σύνολο δεδομένων είναι επίσης η κατάλληλη αναπαράσταση του τομέα αυτού.

Μια κατάλληλη αναπαράσταση του τομέα που μας προβληματίζει σημαίνει πως υπάρχουν αρκετές εγγραφές για την κάλυψη όλων των κοινών υποθέσεων και των πιο ασυνήθιστων περιπτώσεων στον τομέα. Αυτό μπορεί να σημαίνει συνδυασμούς μεταβλητών εισόδου που παρατηρούνται στην πράξη. Μπορεί να απαιτήσει χιλιάδες, εκατοντάδες χιλιάδες ή εκατομμύρια παραδείγματα. Αντίθετα, η διαδικασία δοκιμής-εκπαίδευσης δεν είναι κατάλληλη όταν το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων είναι μικρό. Η διαδικασία της διαίρεσης των σετ δεδομένων σε εκπαίδευσης και δοκιμής έχει μια κύρια παράμετρο διαμόρφωσης, που είναι το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης και των δεδομένων δοκιμής. Αυτό εκφράζεται συνήθως ως ποσοστό μεταξύ 0 και 1, είτε για τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης είτε δοκιμής [26].

Δεν υπάρχει βέλτιστο ποσοστό διαχωρισμού. Πρέπει να επιλεγεί ένα διαχωρισμένο ποσοστό που πληρεί τους στόχους του έργου με εκτιμήσεις που περιλαμβάνουν:

- Υπολογιστικά κόστη για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του μοντέλου.
- Εκπαίδευση σύνολο αντιπροσωπευτικότητας.
- Αντιπροσωπευτικότητα σετ δοκιμών.

Ωστόσο, εμείς διαιρούμε το σύνολο των δεδομένων μας κατά 80% σε δεδομένα εκπαίδευσης και 20% σε δεδομένα δοκιμής.

Χρησιμοποιήσαμε μια 10πλή διασταυρούμενη επικύρωσης ή **10- fold cross validation πάνω στο 80% των δεδομένων εκπαίδευσης** για την επικύρωση των μοντέλων μας και τον υπολογισμό των μετρικών επιδόσεων που προκύπτουν. Αυτή η διαδικασία δειγματοληψίας χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση μοντέλων μηχανικής μάθησης σε ένα περιορισμένο δείγμα δεδομένων. Έχει μια μόνο παράμετρο που λέγεται k , η οποία αναφέρεται στον αριθμό ομάδων, στις οποίες πρέπει να διαιρεθεί ένα δεδομένο δείγμα δεδομένων.

Ως εκ τούτου, η διαδικασία συχνά ονομάζεται *k- fold cross- validation*. Όταν επιλέγεται μια συγκεκριμένη τιμή για το *k*, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη θέση του *k* στην αναφορά στο μοντέλο, όπως το *k = 10* να γίνεται 10πλάσια εγκυρότητα.

Η **10- fold cross validation** χρησιμοποιείται συνήθως στην εφαρμοσμένη μηχανική μάθηση για την εκτίμηση της ικανότητας ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης σε αόρατα δεδομένα. Δηλαδή, πρέπει να χρησιμοποιηθεί ένα περιορισμένο δείγμα για να εκτιμηθεί η απόδοση του μοντέλου γενικά όταν χρησιμοποιείται για να κάνει προβλέψεις σχετικά με δεδομένα που δεν χρησιμοποιούνται κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.

Είναι η πιο δημοφιλής μέθοδος επειδή είναι απλή στην κατανόηση αλλά και λόγω του ότι γενικά οδηγεί σε μια λιγότερο προκατειλημμένη ή λιγότερο αισιόδοξη εκτίμηση της ικανότητας του μοντέλου από άλλες μεθόδους, όπως μια απλή διαίρεση εκπαίδευσης / δοκιμής [25].

Η γενική διαδικασία έχει ως εξής:

- Ανακατεύει τυχαία το σύνολο δεδομένων
- Διαχωρίζει το σύνολο δεδομένων σε ομάδες *k*. Για την κάθε ομάδα:
 - Παίρνει την ομάδα ως ένα σύνολο δεδομένων αναμονής ή δοκιμής
 - Παίρνει τις υπόλοιπες ομάδες ως σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης
 - Τοποθετεί ένα μοντέλο στο σετ εκπαίδευσης και το αξιολογεί στο σετ δοκιμών
 - Διατηρεί τη βαθμολογία αξιολόγησης και απορρίπτει το μοντέλο
- Συνοψίζει την ικανότητα του μοντέλου χρησιμοποιώντας το δείγμα των βαθμολογιών αξιολόγησης του μοντέλου

Είναι σημαντικό ότι κάθε παρατήρηση στο δείγμα δεδομένων ανατίθεται σε μια μεμονωμένη ομάδα και παραμένει σε αυτήν την ομάδα για όλη τη διάρκεια της διαδικασίας. Αυτό σημαίνει ότι κάθε δείγμα έχει την ευκαιρία να χρησιμοποιηθεί στο σετ αναμονής 1 φορά και να χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου *k-1* φορές [25].

Θα χρησιμοποιήσουμε τις ακόλουθες μετρήσεις απόδοσης για να κρίνουμε το μοντέλο μας, Accuracy, Precision, Recall και F- measure. Σε αυτήν την ενότητα θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της εκπαίδευσης διαφορετικών αλγορίθμων με τα έτοιμα δεδομένα μας για όλες τις περιπτώσεις. Ξεκινάμε με τους πιο βασικούς αλγόριθμους μηχανικής εκμάθησης που είναι ο Naive Bayes, ονομάζεται έτσι επειδή δεν προϋποθέτει καμία εξάρτηση μεταξύ των διαφορετικών στηλών των δεδομένων μας. Στη συνέχεια, θα προχωρήσουμε σε πιο εξελιγμένους αλγόριθμους όπως οι Decision Tree, Random Forests, Fast Large Margin, Support Vector Machine, Rule Induction και Deep Learning. Στον παρακάτω πίνακα μπορούμε να δούμε τα αποτελέσματα των διαφορετικών αλγορίθμων που εκπαιδεύσαμε και παρουσιάζονται οι μετρήσεις Accuracy, Precision, Recall και F-measure για καθεμία από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται.

Η μετρική **Accuracy** είναι το πιο διαισθητικό μέτρο απόδοσης και είναι απλώς μια αναλογία σωστά προβλεπόμενης παρατήρησης προς τις συνολικές παρατηρήσεις. Κάποιος μπορεί να πιστεύει ότι, αν πετύχουμε υψηλή ακρίβεια, τότε το μοντέλο μας είναι το καλύτερο. Η ακρίβεια είναι ένα εξαιρετικό μέτρο, αλλά μόνο όταν υπάρχουν συμμετρικά σύνολα δεδομένων, όπου οι τιμές ψευδών θετικών και ψευδών αρνητικών είναι περίπου ίδιες. Επομένως, πρέπει να εξεταστούν και άλλες παράμετροι για να αξιολογηθεί η απόδοση του μοντέλου μας [27]. Υπολογίζεται παρακάτω:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP}(\text{True Positives}) + \text{TN}(\text{True Negatives})}{\text{TP}(\text{True Positives}) + \text{FP}(\text{False Positives}) + \text{FN}(\text{False Negatives}) + \text{TN}(\text{True Negatives})}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}(\text{True Positives})}{\text{TP}(\text{True Positives}) + \text{FP}(\text{False Positives})}$$

Με άλλα λόγια υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη το ποσοστό των σωστών προβλέψεων επί του συνολικού αριθμού παραδειγμάτων. Η σωστή πρόβλεψη σημαίνει παραδείγματα όπου η τιμή του χαρακτηριστικού πρόβλεψης είναι ίση με την τιμή του χαρακτηριστικού ετικέτας.

Η μετρική **Precision** είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων θετικών παρατηρήσεων προς τις συνολικές προβλεπόμενες θετικές παρατηρήσεις. Η υψηλή ακρίβεια σχετίζεται με το χαμηλό ψευδώς θετικό ποσοστό [29]. Υπολογίζεται παρακάτω:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}(\text{True Positives})}{\text{TP}(\text{True Positives}) + \text{FN}(\text{False Negatives})}$$

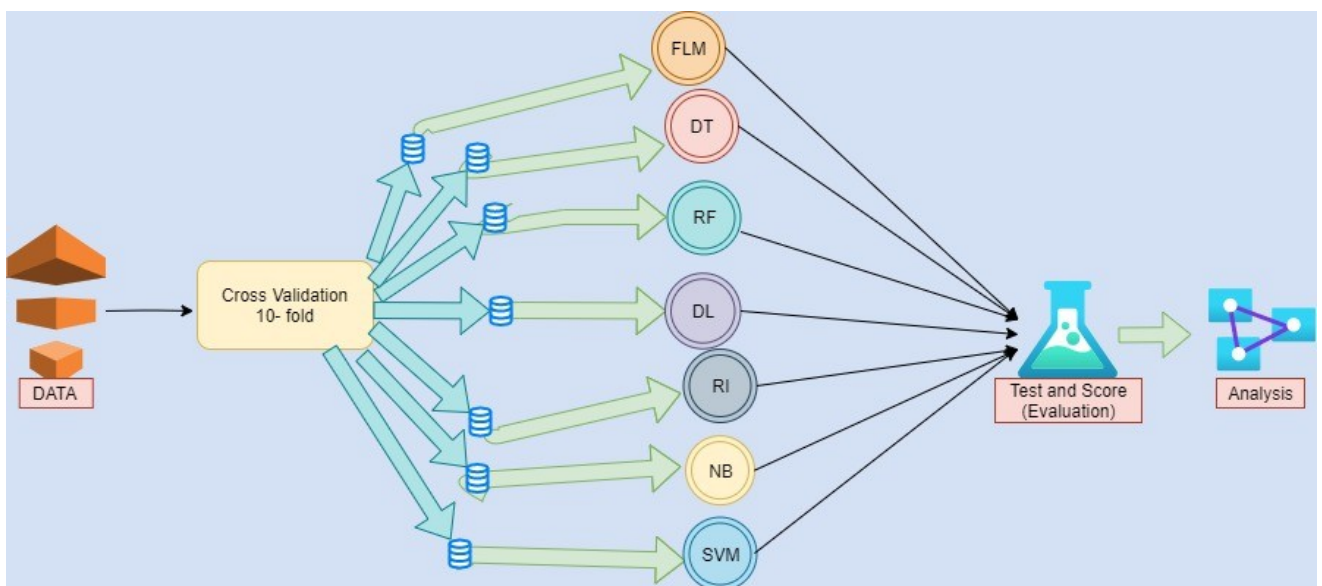
Η μετρική Recall είναι ο λόγος των σωστά προβλεπόμενων θετικών παρατηρήσεων προς όλες τις παρατηρήσεις στην πραγματική τάξη [29]. Υπολογίζεται παρακάτω:

$$\text{F1-score} = \frac{2 * (\text{Precision} * \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Η μετρική F1-score ή F-measure είναι ο σταθμισμένος μέσος όρος των μετρικών Precision και Recall. Επομένως, αυτή η τιμή λαμβάνει υπόψη τόσο τα ψευδώς θετικά όσο και τα ψευδώς αρνητικά. Διαισθητικά δεν είναι τόσο εύκολο να κατανοηθεί όσο η ακρίβεια, αλλά η F-measure είναι συνήθως πιο χρήσιμη από την Accuracy, ειδικά αν υπάρχει μια άνιση κατανομή τάξης. Η Accuracy λειτουργεί καλύτερα αν τα ψευδώς θετικά και τα ψευδώς αρνητικά έχουν παρόμοιο κόστος. Εάν το κόστος των ψευδών θετικών και των ψευδών αρνητικών είναι πολύ διαφορετικό, είναι καλύτερο να δει κανείς τόσο την Precision όσο και την Recall [27]. Υπολογίζεται παρακάτω:

$$\text{F-measure} = \frac{2 * (\text{Recall} * \text{Precision})}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

Στη συνέχεια, θα πάρουμε όλους τους δυνατούς συνδυασμούς χαρακτηριστικών -προσεγγίσεων και θα δούμε όλα τα πιθανά αποτελέσματα. Οι συνδυασμοί αυτοί θα αναγραφούν παρακάτω με βάση τις μετρικές, όπως επίσης και τα αποτελέσματα που έχουμε σε κάθε περίπτωση με τη μορφή διαγραμμάτων. Οι αλγόριθμοι που θα χρησιμοποιήσουμε σε όλες τις περιπτώσεις, οι οποίες συνολικά είναι **56**, είναι οι εξής: **Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Rule Induction, Fast Large Margin, Support Vector Machine και Deep Learning**.

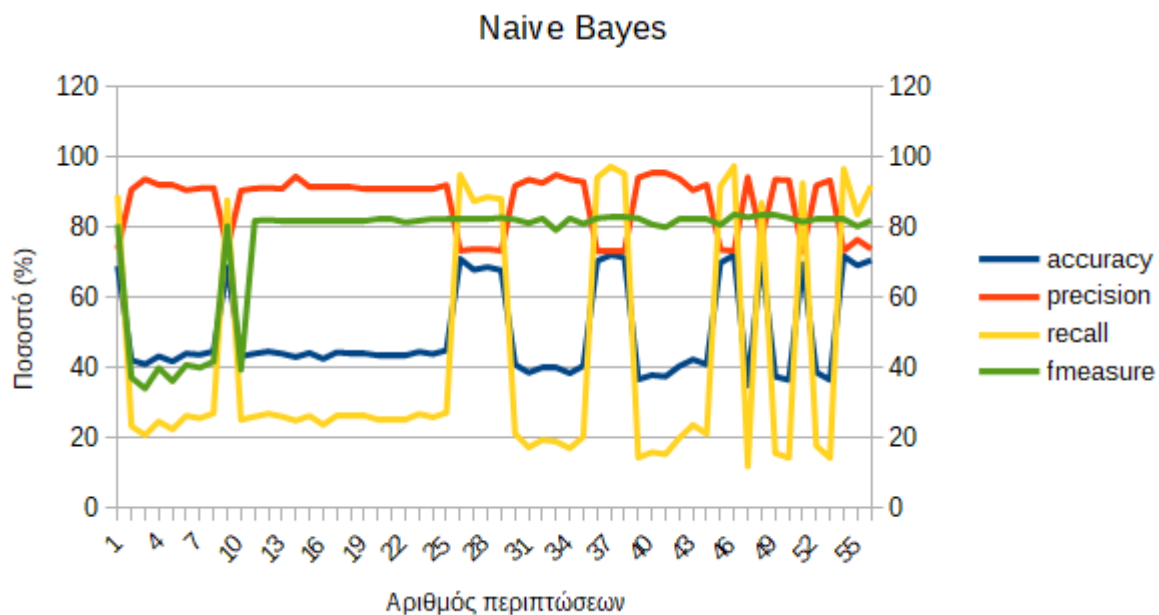


Αριθμός και ανάλυση Περιπτώσεων:

- **Περ. 1:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MAX** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 2:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MIN** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 3:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MEAN** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 4:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **ENTROPY** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 5:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **DEVIATION** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 6:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MAX** στον συντελεστή **Approximation**
- **Περ. 7:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MAX** στον συντελεστή **Horizontal**
- **Περ. 8:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MAX** στον συντελεστή **Vertical**
- **Περ. 9:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MAX** στον συντελεστή **Diagonal**
- **Περ. 10:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MIN** στον συντελεστή **Approximation**
- **Περ. 11:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MIN** στον συντελεστή **Horizontal**
- **Περ. 12:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MIN** στον συντελεστή **Vertical**
- **Περ. 13:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MIN** στον συντελεστή **Diagonal**
- **Περ. 14:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MEAN** στον συντελεστή **Approximation**
- **Περ. 16:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MEAN** στον συντελεστή **Vertical**
- **Περ. 17:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **MEAN** στον συντελεστή **Diagonal**
- **Περ. 18:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **DEVIATION** στον συντελεστή **Approximation**
- **Περ. 19:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **DEVIATION** στον συντελεστή **Horizontal**
- **Περ. 20:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **DEVIATION** στον συντελεστή **Vertical**
- **Περ. 21:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **DEVIATION** στον συντελεστή **Diagonal**
- **Περ. 22:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **ENTROPY** στον συντελεστή **Approximation**
- **Περ. 23:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **ENTROPY** στον συντελεστή **Horizontal**
- **Περ. 24:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **ENTROPY** στον συντελεστή **Vertical**
- **Περ. 25:** Ύπαρξη του χαρακτηριστικού **ENTROPY** στον συντελεστή **Diagonal**
- **Περ. 26:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MAX** και **MIN** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 27:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MAX** και **MEAN** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 28:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MAX** και **ENTROPY** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 29:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MAX** και **DEVIATION** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 30:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MIN** και **MEAN** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 31:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MIN** και **ENTROPY** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)
- **Περ. 32:** Ύπαρξη των χαρακτηριστικών **MIN** και **DEVIATION** σε όλες τους συντελεστές (προσέγγισης , κάθετους, οριζόντιους, διαγώνιους)

Στο εξής θα δούμε για κάθε αλγόριθμο, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Rule Induction, Fast Large Margin, Support Vector Machine και Deep Learning, ξεχωριστά τις τιμές των μετρικών Accuracy, Precision, Recall και F-measure και θα τις σχολιάσουμε ανάλογα με την περίπτωση που θα μας απασχολεί. Στα διαγράμματα που ακολουθούν βλέπουμε τις τέσσερις μετρικές να αντιπροσωπεύονται καθεμιά από ένα χρώμα, Accuracy με μπλε, Precision με κόκκινο, Recall με κίτρινο και F-measure με πράσινο. Στον οριζόντιο άξονα έχουμε τον αριθμό των περιπτώσεων, ενώ παράλληλα στον κάθετο έχουμε το ποσοστό επιτυχίας τους (%).

- **Naive Bayes**



Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 40% έως 45%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 47 (ύπαρξη όλων των χαρακτηριστικών για τον κάθετο συντελεστή (cV), οριζόντιο συντελεστή (cH) και τον συντελεστή προσέγγισης (cA)) με ποσοστό περίπου στο 35%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 37 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και DEVIATION σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 72%.

Έπειτα, η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 83% έως 87%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 51 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον διαγώνιο συντελεστή (cD) και τον συντελεστή προσέγγισης (cA)) με ποσοστό περίπου στο 73%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 41 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MEAN, DEVIATION και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 95%.

Η μετρική **Recall** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 40% έως 43%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 47 με ποσοστό περίπου στο 12%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 37 με ποσοστό περίπου στο 72%. Βλέπουμε τις ίδιες περιπτώσεις με την μετρική Accuracy.

Τέλος η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 72% έως 76%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 3 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MEAN σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 34%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 49 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον οριζόντιο (cH) συντελεστή και τον συντελεστή προσέγγισης (cA)) με ποσοστό περίπου στο 84%.

- **Decision Tree**



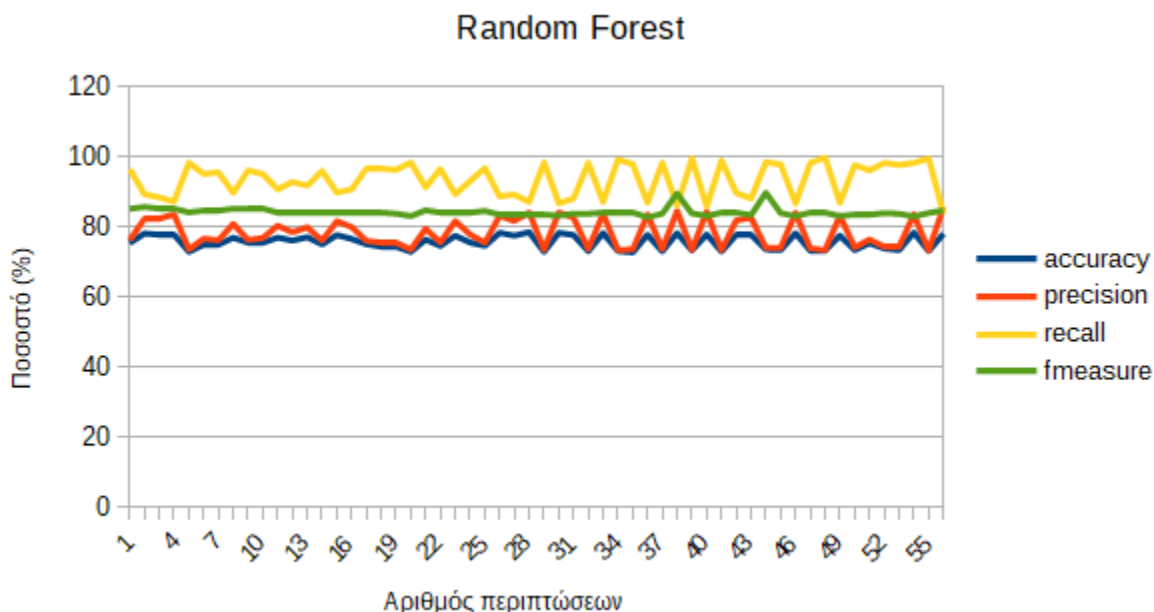
Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 67% έως 72%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 38 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 69%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 56 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για όλους τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 75%.

Έπειτα η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 83% έως 87%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 41 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MEAN, DEVIATION και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 73%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 38 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 95%.

Η μετρική **Recall** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 72% έως 77%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 38 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 63%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 5 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών DEVIATION σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 99%.

Τέλος, η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 78% έως 82%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 2 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MIN σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 76%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 5 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών DEVIATION σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 84%.

- **Random Forest**



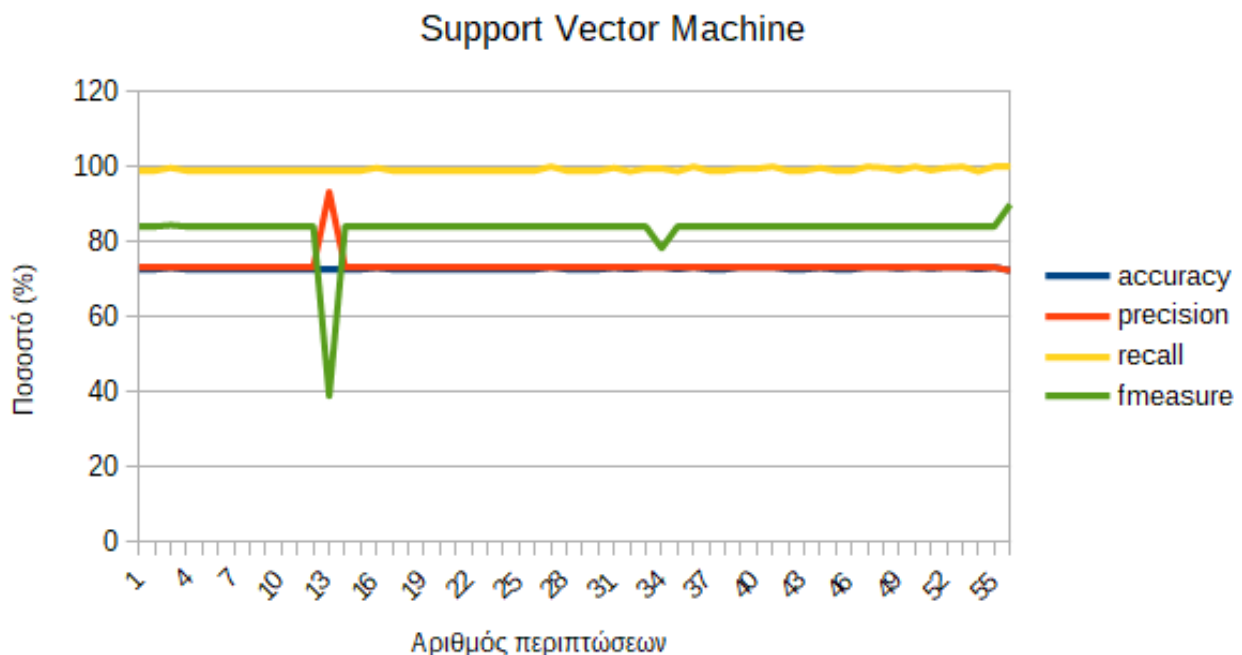
Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 72% έως 76%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 35 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών DEVIATION και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 72%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 28 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 78%.

Έπειτα, η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 75% έως 78%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 55 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον διαγώνιο (cD) και τον κάθετο συντελεστή (cV)) με ποσοστό περίπου στο 73%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 56 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για όλους τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 86%.

Η μετρική **Recall** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 90% έως 95%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 56 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για όλους τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 84%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 48 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον κάθετο (cV), οριζόντιο (cH) και διαγώνιο συντελεστή (cD) με ποσοστό περίπου στο 100%.

Τέλος, η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 80% έως 85%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 36 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και MEAN σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 82%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 44 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον κάθετο συντελεστή (cV)) με ποσοστό περίπου στο 90%.

- **Support Vector Machine**



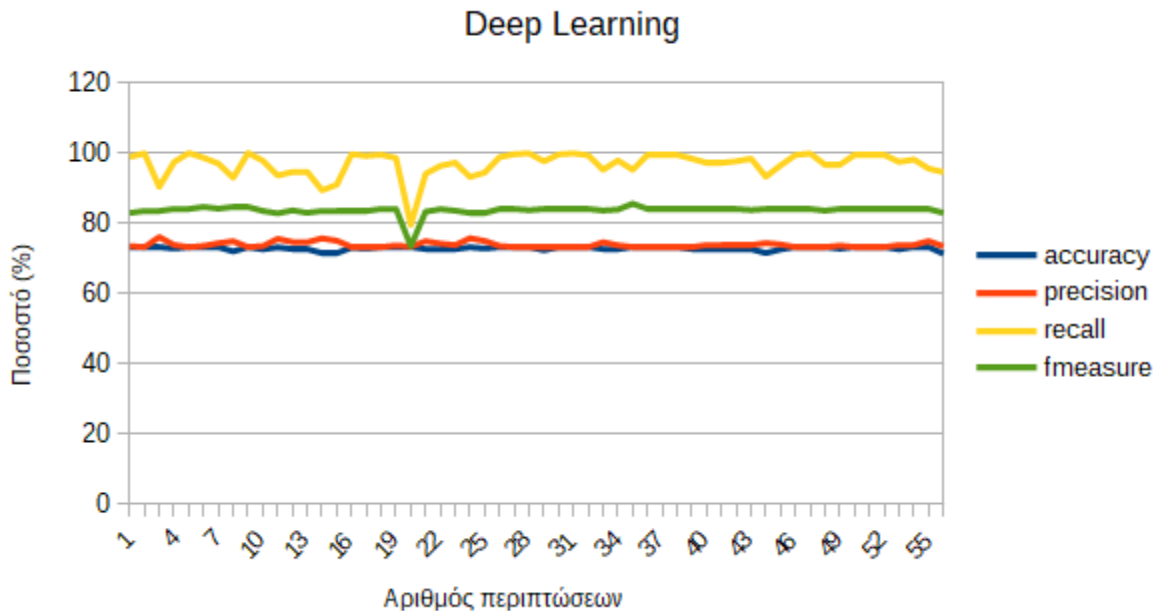
Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου 73%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία που υπάρχουν πολύ λίγες διακυμάνσεις πάνω -κάτω.

Η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου στο 76%. Το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 13 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού MIN στον συντελεστή Diagonal) με ποσοστό περίπου στο 93%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία.

Η μετρική **Recall** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου στο 99% και οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία που υπάρχουν πολύ λίγες διακυμάνσεις πάνω -κάτω..

Τέλος, η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου στο 83%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 13 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού MIN στον συντελεστή Diagonal) με ποσοστό περίπου στο 39%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 56 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για όλους τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 90%.

- **Deep Learning**



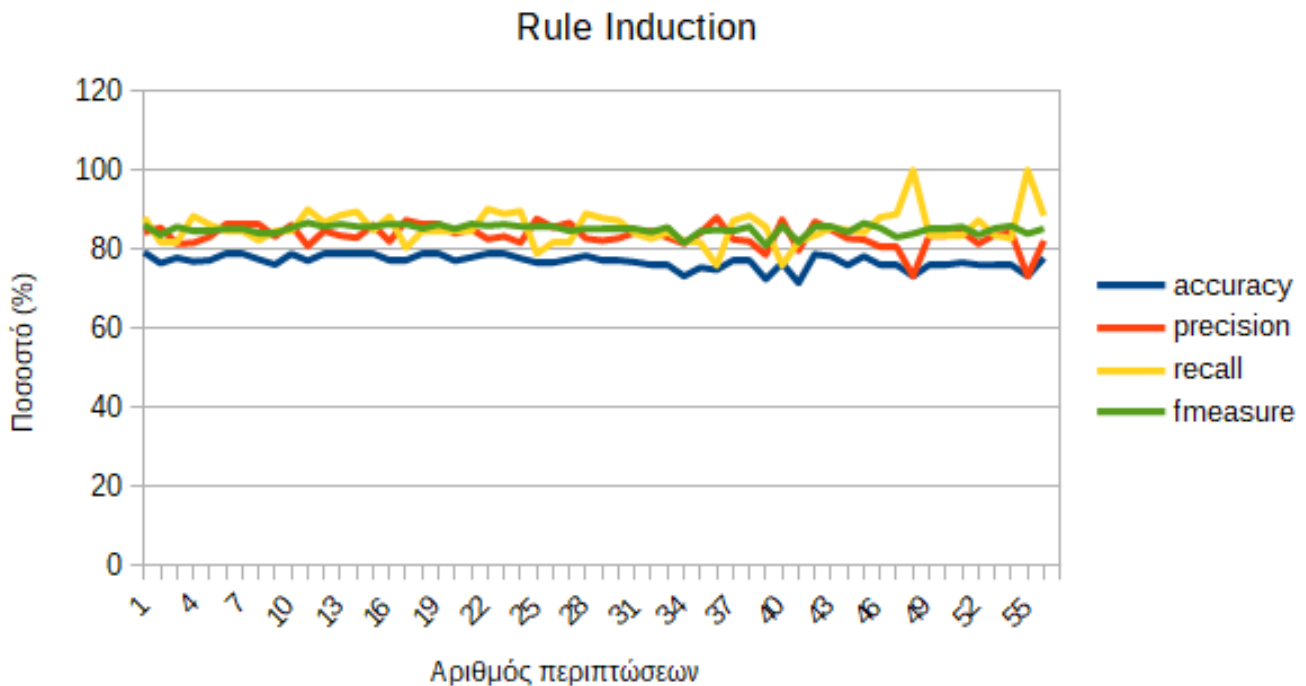
Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου 73%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία που υπάρχουν πολύ λίγες διακυμάνσεις πάνω -κάτω με την ελάχιστη να είναι στην περίπτωση 14 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού MEAN στον συντελεστή Approximation) με ποσοστό περίπου 71%.

Η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου και αυτό στο 73%. Το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 14 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού MEAN στον συντελεστή Approximation) με ποσοστό περίπου 75%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία.

Η μετρική **Recall** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 98%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 20 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού DEVIATION στον συντελεστή Vertical) με ποσοστό περίπου στο 79%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 5 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών DEVIATION σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 100%.

Τέλος, η μετρική **F-measure** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου 83%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία που υπάρχουν πολύ λίγες διακυμάνσεις πάνω -κάτω με την ελάχιστη να είναι στην περίπτωση 20 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού DEVIATION στον συντελεστή Vertical) με ποσοστό περίπου στο 79%.

- **Rule Induction**



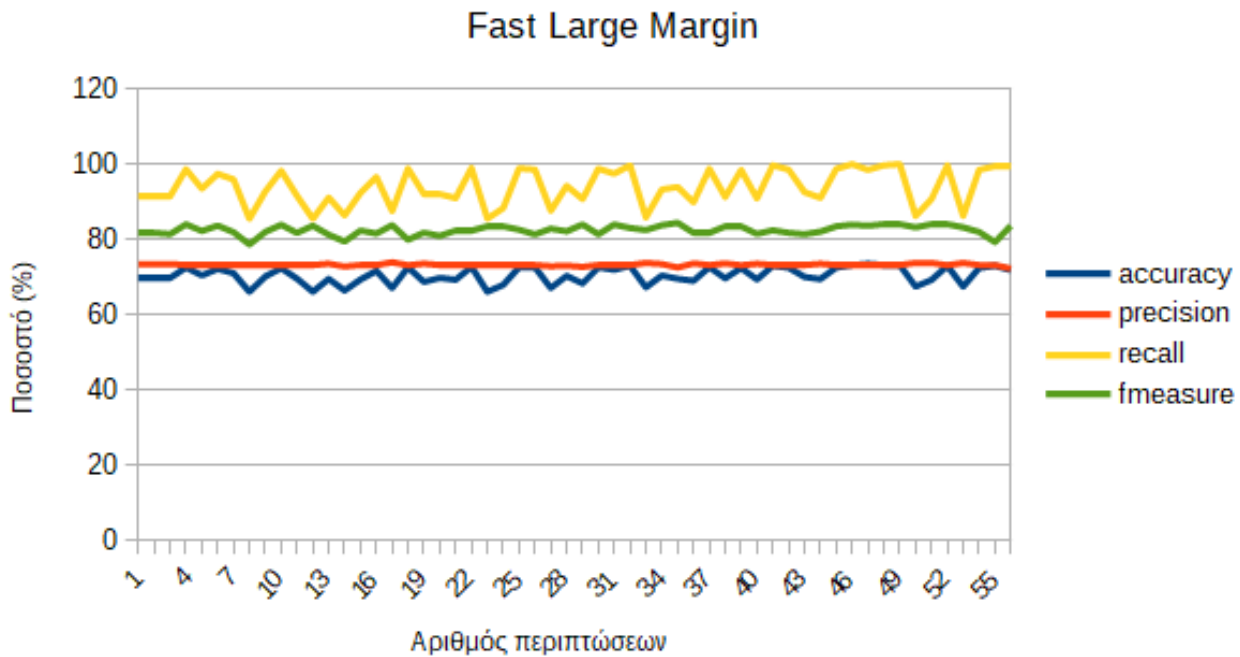
Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου 77% με την ελάχιστη να είναι στην περίπτωση 41 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MEAN, DEVIATION και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου 71%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 45 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον διαγώνιο συντελεστή (cD)) με ποσοστό περίπου στο 78%.

Η μετρική **Precision** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου και αυτό στο 83%. Το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 48 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον κάθετο (cV), οριζόντιο (cH) και διαγώνιο συντελεστή (cD)) με ποσοστό περίπου 73%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 36(ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και MEAN σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 88%.

Η μετρική **Recall** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 81% έως 85%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 36 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών MAX, MIN και MEAN σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 75%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 55 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον διαγώνιο (cD) και τον κάθετο συντελεστή (cV)) με ποσοστό περίπου στο 100%.

Η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου στο 85%. Το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 45 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον διαγώνιο συντελεστή (cD)) με ποσοστό περίπου στο 86%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία.

- **Fast Large Margin**



Αρχικά, η μετρική **Accuracy** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 68% έως 71%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 23 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού ENTROPY στον συντελεστή Horizontal) με ποσοστό περίπου στο 66%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 47 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον κάθετο συντελεστή (cV), οριζόντιο συντελεστή) με ποσοστό περίπου στο 73%.

Η μετρική **Precision** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου 73%, ενώ οι υπόλοιπες τιμές δημιουργούν μια ευθεία που υπάρχουν πολύ λίγες διακυμάνσεις πάνω - κάτω.

Η μετρική **Recall** βλέπουμε να κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 90% έως 94%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 23 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού ENTROPY στον συντελεστή Horizontal) με ποσοστό περίπου στο 85%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 49 (ύπαρξη των όλων των χαρακτηριστικών για τον οριζόντιο (cH) συντελεστή και τον συντελεστή προσέγγισης (cA)) με ποσοστό περίπου στο 100%.

Τέλος, η μετρική **F-measure** κυμαίνεται κατά μέσο όρο περίπου από 79% έως 83%. Το χαμηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 8 (ύπαρξη του χαρακτηριστικού MAX στον συντελεστή Vertical) με ποσοστό περίπου στο 78%, ενώ το υψηλότερο σημείο είναι στην περίπτωση 35 (ύπαρξη των χαρακτηριστικών DEVIATION και ENTROPY σε όλες τους συντελεστές) με ποσοστό περίπου στο 84%.

Μετά από όλες αυτές τις περιπτώσεις που είδαμε παραπάνω έγινε χρήση ενός τελεστή με σκοπό να δημιουργηθούν βάρη και να υπάρχει η σωστή κατανομή σημαντικότητας για το κάθε χαρακτηριστικό. Ο τελεστής, λοιπόν, ονομάζεται «Weight by Correlation» και εφαρμόζεται στο σετ δεδομένων μας με σκοπό να δημιουργήσει βάρη στα χαρακτηριστικά. Έπειτα, εισάγεται ένας άλλος τελεστής, ο οποίος ονομάζεται «Select by Weights». Ο τελεστής αυτός μας δίνει τη δυνατότητα να δούμε τα χαρακτηριστικά και τα βάρη του καθενός αντίστοιχα. Η παράμετρος σχέσης βάρους έχει οριστεί σε «ανώτατο p » και η παράμετρος p ορίζεται σε 20. Έτσι επιλέγονται τα χαρακτηριστικά με αύξουσα σειρά βαρών το καλύτερο να είναι στην κορυφή της λίστας και η τιμή του να είναι κοντά στο 1 και ακολουθούν τα υπόλοιπα με τις μικρότερες τιμές. Σημειώστε επίσης ότι μπορεί να επιλεγούν και ειδικά χαρακτηριστικά. Αυτό συμβαίνει επειδή τα χαρακτηριστικά με ειδικούς ρόλους επιλέγονται ανεξάρτητα από την κατάσταση βαρών.

Έτσι, έχουμε μια λίστα από τα χαρακτηριστικά και τις τιμές τους ανάλογα την σημαντικότητα. Αυτό δεν σημαίνει πως αν βάλουμε κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, θα έχουμε την τέλεια απόδοση, απλά καταρρίπτουμε κάποιες από τις περιπτώσεις που χρησιμοποιούν τα χαρακτηριστικά με την ελάχιστη ή/ και μηδενική τιμή. Όπως επίσης και κανένα από τα χαρακτηριστικά δεν αγγίζουν το 1 (δηλαδή την κορυφή), οπότε δεν έχουμε υπερβολικά καλά αποτελέσματα. Παρακάτω βλέπουμε το διάγραμμα με τις τιμές κατά φθίνουσα σειρά.



Έχοντας το διάγραμμα βλέπουμε πως το χαρακτηριστικό «ApMin», ή «η ελάχιστη τιμή στο συντελεστή προσέγγισης» είναι η μοναδική που αγγίζει περίπου το 88% ή 0,88 τιμή βάρους. Έπειτα, ακολουθεί το χαρακτηριστικό «HorMean», ή «η μέση τιμή στον οριζόντιο συντελεστή» που κυμαίνεται στα ίδια ποσοστά με το χαρακτηριστικό «ApDev», ή «η τιμή τυπικής απόκλισης στο συντελεστή προσέγγισης» περίπου στο 55% ή 0,55 τιμή βάρους. Όλες οι υπόλοιπες τιμές των χαρακτηριστικών έχουν σχεδόν την ίδια σημασία για την ανάλυση των αλγόριθμων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Συμπεράσματα

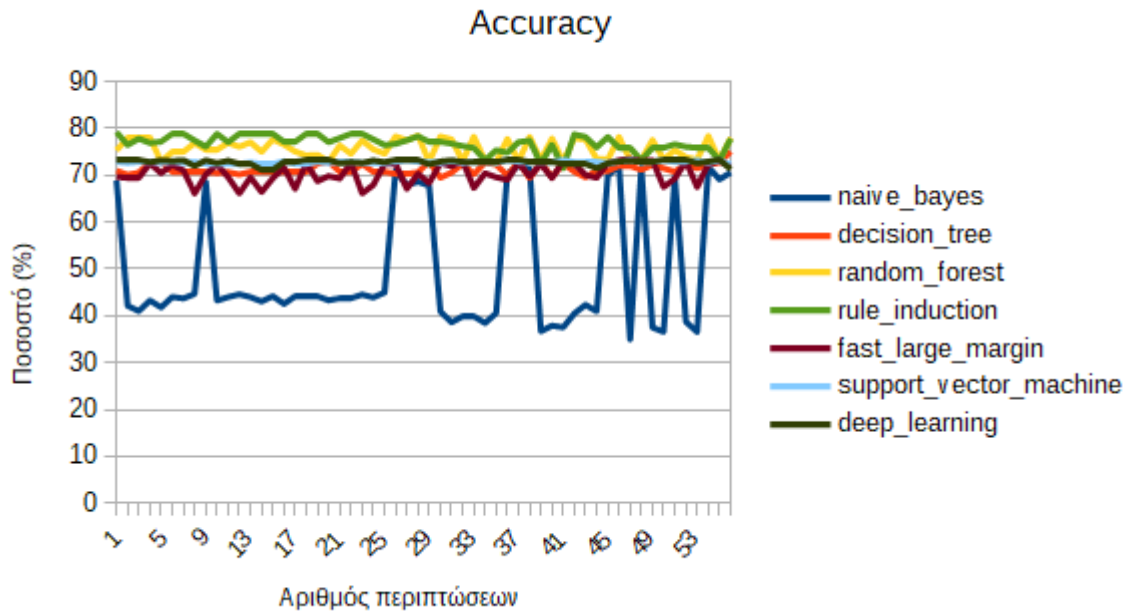
4.1 Τελικά συμπεράσματα εργασίας

Η υγεία θεωρείται ένα από τα σημαντικότερα αγαθά για μια πλήρης και ευτυχισμένη ζωή. Για αυτό ο καθένας επιδιώκει με τον έναν ή τον άλλον τρόπο να την διατηρεί ασχέτως από τους κληρονομικούς ή περιβαλλοντολογικούς παράγοντες που τον καταβάλουν. Αν γίνει κάτι και διαταραχθεί η υγεία του ανθρώπου, το πρώτο πράγμα που θα πρέπει να κάνει σύμφωνα με ιατρικές καθοδηγήσεις είναι κάποιες εξετάσεις. Μέσα από τις εξετάσεις αυτές μπορεί να διαγνωστεί οποιαδήποτε ασθένεια, είτε είναι σοβαρή, είτε όχι. Επίσης, μια από τις πρώτες και σημαντικότερες εξετάσεις που παραπέμπει ο γιατρός σε κάποιον που έχει προβλήματα υγείας στο άνω μέρος του σώματος, είναι η ακτινογραφία του θώρακος. Με αυτήν την εξέταση μπορεί να γίνει μια πρώτη αλλά κύρια εκτίμηση, για το τι μπορεί να συμβαίνει, αλλά δεν είναι και απόλυτα σίγουρο πως θα απεικονισθεί οπωσδήποτε κάποιο πρόβλημα.

Η σημασία της διάγνωσης των πνευμονολογικών ασθενειών από ακτινογραφίες θώρακα και γενικότερα άλλου είδους εξετάσεις είναι παράγοντες υψίστης σημασίας, με την πολύ γρήγορη και εύκολη διαδικασία εκτέλεσης τους και η ανάγκη αυτοματοποίησης της ανίχνευσης των ασθενειών βρίσκεται στην πρώτη γραμμή της έρευνας στον τομέα της μηχανικής μάθησης. Σε αυτήν την εργασία παρουσιάσαμε τη μεθοδολογία μας για την τροποποίηση ενός συνόλου δεδομένων από ακτινογραφίες θώρακα, φυσιολογικές και με πνευμονία. Στη συνέχεια, με βάση τον μετασχηματισμό των κυματιδίων (wavelet transform), ο οποίος έχει στόχο την εξαγωγή τεσσάρων χαρακτηριστικών, χτίσαμε στον κώδικα ώστε να εξαγάγουμε ακόμη 16, συνολικά 20 χαρακτηριστικά από την κάθε εικόνα. Επιπρόσθετα, πήραμε 56 τυχαίες περιπτώσεις χαρακτηριστικών εκπαιδύοντας 7 διαφορετικούς αλγόριθμους μηχανικής και βαθιάς μάθησης με 4 τιμές για μετρικές, ώστε να έχουμε μια μεγάλη γκάμα από διαφορετικά αποτελέσματα που θα μπορούν στο τέλος να συγκριθούν και να δούμε τις καλύτερες αποδόσεις.

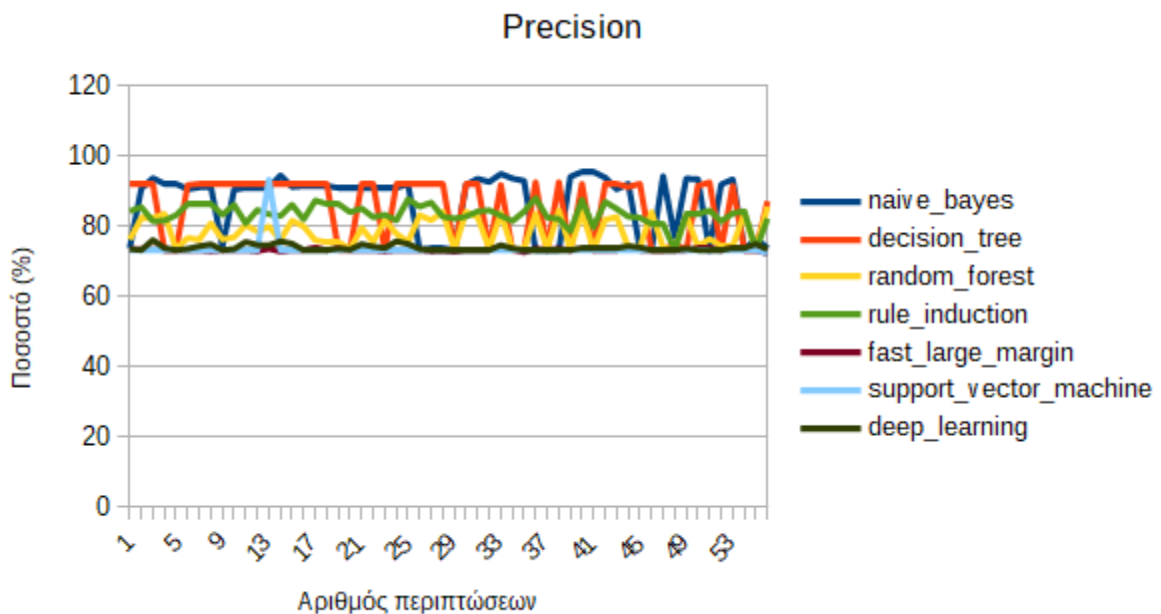
Στο πρώτο κομμάτι αναφέρουμε κάποια θεωρητικά κομμάτια για τον θώρακα, τις ακτινογραφίες, την πνευμονία, την ψηφιακή επεξεργασία της εικόνας και τον μετασχηματισμό κυματιδίων που χρησιμοποιήσαμε σαν βάση για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών μας. Έπειτα, κάνουμε λόγο για τα εργαλεία που γράψαμε τον κώδικα MATLAB και εφαρμόσαμε τους αλγόριθμους RapidMiner, το σετ δεδομένων από τις εικόνες, όπως επίσης και τις τροποποιήσεις που έγιναν σε αυτά. Έχοντας λοιπόν 5840 εικόνες οι οποίες είναι οπισθοπρόσθιες ακτινογραφίες θώρακα (x-ray chest) και επαληθεύονται από ειδικούς γιατρούς, χρησιμοποιούνται ως το σύνολο δεδομένων μας. Αυτές οι εικόνες περιέχουν 1575 φυσιολογικές και 4265 εικόνες με πνευμονία. Πριν τη διαδικασία εκπαίδευσης και δοκιμών, χρησιμοποιείται ο επεξεργασμένος μετασχηματισμός κυματιδίων για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών, τα οποία θα είναι τα δεδομένα εισόδου μας για την μετέπειτα εφαρμογή των αλγορίθμων. Αφότου γίνει η εφαρμογή των 7 αλγορίθμων Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Rule Induction, Fast Large Margin, Support Vector Machine και Deep Learning στις διαφορετικές περιπτώσεις, έχουμε τα αντίστοιχα διαγράμματα με επίκεντρο τις 4 μετρικές Accuracy, Precision, Recall και F-measure. Παρακάτω θα αναλύσουμε διεξοδικά τα διαγράμματα αυτά.

- **Accuracy**



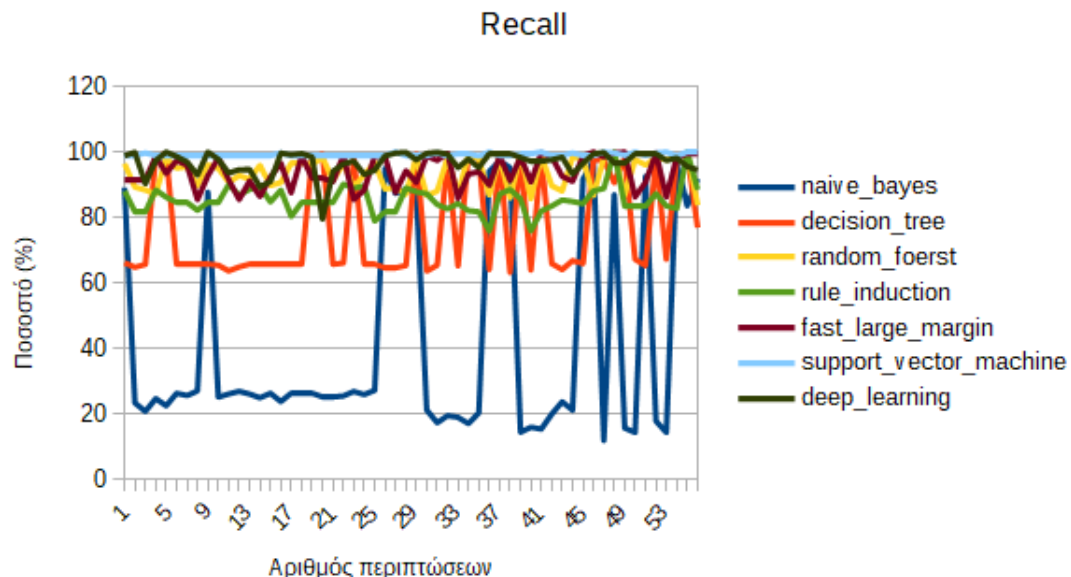
Στη μετρική Accuracy ο αλγόριθμος Naive Bayes κάνει υπερβολικά μεγάλες εναλλαγές στις τιμές του με τη μικρότερη τιμή να αγγίζει περίπου το 36% και μεγαλύτερη το 70%. Στο ποσοστό του 70% κυμαίνονται επίσης οι Decision Tree, Support Vector Machine και Deep Learning. Ο Random Forest και ο Rule Induction κυμαίνονται κοντά στο 70% με τη διαφορά ότι έχουν μερικές αυξομειώσεις με περισσότερη την άνοδο προς το 75% με 78%. Τέλος, ο Fast Large Margin δεν διαφέρει από τους προηγούμενους με τη διαφορά ότι έχει περισσότερες μειώσεις κάτω του 70%. Άρα, έχουμε τον Naive Bayes να έχει τις χαμηλότερες τιμές σε αντίθεση με τον Rule Induction που φτάνει την κορυφή.

- **Precision**



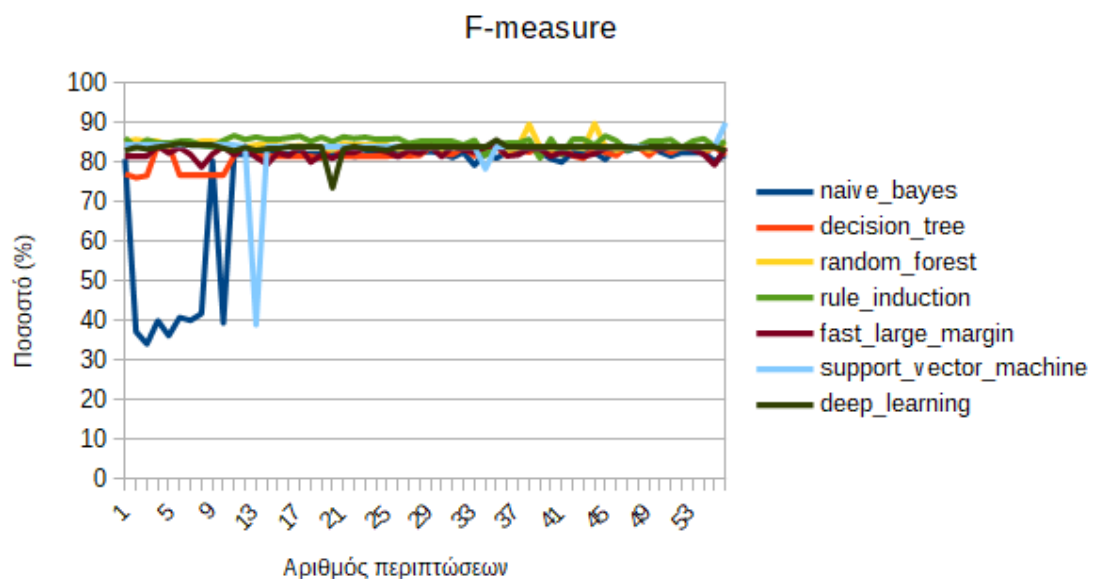
Στη μετρική Precision οι αλγόριθμοι Fast Large Margin, Deep Learning και Support Vector Machine κυμαίνονται σχεδόν όλοι στο 70% δημιουργώντας σχεδόν μια τέλεια γραμμή. Ο Naive Bayes και ο Decision Tree κάνουν υπερβολικά μεγάλες εναλλαγές και πάλι στις τιμές τους με τη μικρότερη τιμή να αγγίζει περίπου το 70% και την μεγαλύτερη περίπου στο 92%. Ο Rule Induction παρουσιάζει διακύμανση όπως και ο Random Forest στα 83% και 80% αντίστοιχα. Άρα, έχουμε και πάλι τον Naive Bayes να έχει τις χαμηλότερες, αλλά παράλληλα και τις υψηλότερες τιμές.

- **Recall**



Στη μετρική Recall όλοι οι αλγόριθμοι έχουν τρομερές διακυμάνσεις με τον Naive Bayes να φτάνει πολύ χαμηλά, περίπου στο 12%, όπως επίσης και αρκετά ψηλά μαζί με τον Decision Tree. Ο μοναδικός αλγόριθμος που δημιουργεί περίπου μια ολόκληρη γραμμή είναι ο Support Vector Machine με πιο ψηλές τιμές κοντά στο 100%. Οι πιο χαμηλές εκπροσωπούνται ξανά από τον Naive Bayes.

- **F- measure**



Στη μετρική F-measure ο Naive Bayes και ο Support Vector Machine κάνουν τις μεγαλύτερες διακυμάνσεις σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους που έχουν σχεδόν παρόμοια τιμή και αυτή είναι περίπου το 83% έως 85%. Σχετικά με τη μικρότερη τιμή έχουμε για ακόμη μια φορά τον Naive Bayes να παίρνει την πρωτιά και να είναι περίπου στο 34%, ενώ η υψηλότερη τιμή είναι περίπου 89% και η οποία αντιπροσωπεύει τον αλγόριθμο Random Forest.

Παρόλο, που ο **Naive Bayes** δεν είναι ένας εξελεγμένος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, εξακολουθούμε να έχουμε αξιοσέβαστους σκοπούς ακριβείας και αυτό με τη σειρά του σημαίνει ότι έχει γίνει αρκετή δουλειά στην προετοιμασία δεδομένων και σηματοδοτεί ότι η πιο εξελεγμένη μέθοδος που θα έρθει θα είναι σε θέση να έχει πολύ καλύτερη απόδοση από αυτήν.

Εμφανίζονται πολύ καλά αποτελέσματα από τον αλγόριθμο **Decision Tree**, όπου πραγματοποιήσαμε την κατάρτιση αυτού του αλγορίθμου για διάφορα επίπεδα ορίων βάθους (βάθος διαγράμματος δέντρου που προέκυψε) και μετρήσαμε το σφάλμα ταξινόμησης πριν από τις επιλογές βάθους, σημειώνουμε επίσης ότι όσο πιο βαθιά είναι το δέντρο αποφάσεων τόσο περισσότερο υπάρχει προσαρμογή στα δεδομένα επειδή οι κανόνες είναι πολύ συγκεκριμένοι και δεν είναι ευέλικτοι στα δεδομένα δοκιμών. Χρησιμοποιήσαμε τις μετρήσεις απόδοσης για όριο βάθους 8 για τα αποτελέσματά μας, επειδή έδειξε τις καλύτερες βαθμολογίες.

Στην ίδια κατηγορία αλγορίθμων είναι ο **Random Forest**, όπου είναι μια μέθοδος μάθησης για ταξινόμηση. Χρησιμοποιήσαμε 100 δέντρα για προπόνηση και μέγιστο βάθος 10 για το καθένα. Αυτός ο αλγόριθμος είναι πιο ισχυρός στα νέα δεδομένα από ένα απλό Tree Decision και αυτό φαίνεται στα αποτελέσματα της εκτέλεσης της απόδοσης του.

Τα καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια προέρχονται από τον αλγόριθμο **Rule Induction**, ο οποίος βασίζεται στον αλγόριθμο RIPPER, παράγει απλούς κανόνες για την ταξινόμηση των δεδομένων και τις προσπάθειες αποφυγής του εξοπλισμού, αλλά είναι πολύ αποδοτικός.

Ο αλγόριθμος **Fast Large Margin** εφαρμόζει έναν “μαθητή” γρήγορου περιθωρίου βάσει του σχήματος γραμμικής υποστήριξης φορέα μάθησης. Αν και το αποτέλεσμα είναι παρόμοιο με εκείνο που παρέχεται από κλασικές εφαρμογές λογιστικής παλινδρόμησης, αυτός ο γραμμικός ταξινομητής είναι σε θέση να εργαστεί σε σύνολο δεδομένων με εκατομμύρια παραδείγματα και χαρακτηριστικά.

Επίσης χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο **Support Vector Machine**. Αυτή η μέθοδος μάθησης μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για παλινδρόμηση όσο και για ταξινόμηση και παρέχει γρήγορο αλγόριθμο και καλά αποτελέσματα για πολλές μαθησιακές εργασίες.

Τέλος, εκπαιδεύσαμε ένα μοντέλο **Deep Learning** χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο με 40 κρυμμένα στρώματα, χρησιμοποιώντας μια αρχιτεκτονική τροφοδοσίας προς τα εμπρός. Κάθε κόμβος υπολογιστών εκπαιδεύει ένα αντίγραφο των παγκόσμιων παραμέτρων μοντέλου στα τοπικά δεδομένα του με πολλαπλές κλωστές (ασύγχρονα) και συμβάλλει περιοδικά στο παγκόσμιο μοντέλο μέσω μέσου όρου μοντέλου σε όλο το δίκτυο.

Όλοι οι αλγόριθμοι έχουν τις δικές τους τιμές, παρόλα αυτά έχουμε πολλές κοινές τιμές αλλά και παρόμοιες αυξομειώσεις. Ο αλγόριθμος που κάνει τις περισσότερες διακυμάνσεις αλλά είναι και πρώτος στις χαμηλές τιμές είναι ο αλγόριθμος Naive Bayes που στη μητρική φτάνει έως και 12%. Ο αλγόριθμος που ακουμπά την κορυφή με απόδοση 100% είναι ο Support Vector Machine στη μετρική Recall. Συμπεραίνοντας βλέπουμε πως όλοι οι αλγόριθμοι δεν είναι για όλες τις μετρικές, όπως επίσης και τα χαρακτηριστικά δεν εφαρμόζουν πάντα απόλυτα σε αυτές.

4.2 Μελλοντική εξέλιξη

Η συγκεκριμένη εργασία ασχολήθηκε με την διάγνωση εικόνων, συγκεκριμένα ακτινογραφίες θώρακος με πνευμονία και όχι. Όλο αυτό κατορθώθηκε με την εξαγωγή επιπλέον χαρακτηριστικών βάση του μετασχηματισμού κυματιδίων από την εικόνα με αποτέλεσμα να έχουμε 20 στοιχεία, πράγμα που σημαίνει ότι αρκούν οι πληροφορίες ώστε να έχουμε καλά έως και αρκετά καλά αποτελέσματα εφαρμόζοντας πολλούς και διαφορετικούς αλγόριθμους.

Ένα μελλοντικό σχέδιο το οποίο θα μπορούσε να εξελίξει την εργασία είναι το να χρησιμοποιηθούν διαφορετικοί αλγόριθμοι, περιπτώσεις όπως επίσης και διαφορετικές μετρικές. Αυτές οι αλλαγές είτε μαζί, είτε χώρια θα έφερναν σίγουρα διαφορετικά αποτελέσματα, αλλά δεν υπάρχει κάποια εγγύηση πως τα αποτελέσματα θα είναι καλύτερα ή χειρότερα.

Ακόμη άλλη μία τροποποίηση που θα μπορούσε να γίνει, είναι η άθροιση και άλλων επιπρόσθετων χαρακτηριστικών στον μετασχηματισμό κυματιδίων που έχει 4 κύρια χαρακτηριστικά, εμείς προσθέσαμε 16 με αποτέλεσμα να έχουμε 20, άρα πολύ περισσότερα από αυτά. Τότε ίσως να υπάρχει μεγαλύτερη ακρίβεια στην διάγνωση, ίσως και όχι. Το θέμα δεν είναι τα πόσα χαρακτηριστικά θα προσθέσουμε αλλά πόσο σημαντική συμβολή έχουν για την εικόνα και τα στοιχεία που μας δίνουν για αυτήν.

Επιπρόσθετα, μια μετεξέλιξη που θα μπορούσε να γίνει είναι γίνουν κάποιες τροποποιήσεις στον μετασχηματισμό κυματιδίων, ώστε να μην βγάζει χαρακτηριστικά, αλλά να χρησιμοποιεί άλλες ιδιότητες της εικόνας. Αυτό θα μπορούσε να βγάλει πολύ διαφορετικά αποτελέσματα.

Άλλη τεχνική που θα μπορούσε να αναπτυχθεί είναι ο συνδυασμός της εξαγωγής των 20 χαρακτηριστικών που έχουμε μέσω του σχηματισμού κυματιδίων με ένα σετ δεδομένων των εικόνων με προσωπικά χαρακτηριστικά όπως η ηλικία, το βιολογικό φύλο, το προϊστορικό σε άλλες ασθένειες κ.ά. Αυτή θα ήταν μια πολύ καλή περίπτωση για να έχουμε καλύτερο διαχωρισμό των δεδομένων μας. Επίσης, καλή ιδέα ακούγεται και ο συνδυασμός των εξαγόμενων χαρακτηριστικών με τιμές από βιολογικές εξετάσεις για παράδειγμα αίματος, ούρων, κοπράνων ακόμη και πιο εξελιγμένες εξετάσεις όπως μαστογραφίας, μαγνητική τομογραφία κ.ά.

Τέλος, καλό θα ήταν να εφαρμοστεί κάποια στιγμή ο ίδιος κώδικας και η ίδια ανάλυση για διαφορετικό σετ εικόνων, είτε αυτές είναι και πάλι ιατρικού περιεχομένου είτε όχι.

Αναφέροντας 4 νέες ιδέες, βλέπουμε πως υπάρχουν τόσες πολλές επιλογές για να εξελιχθεί αυτή η εργασία που ο κάθε άνθρωπος διαβάζοντας την να μπορεί να εμπνευστεί και να δημιουργήσει διαφορετικές πτυχές που θα οδηγούν σε αποτελέσματα. Ο τρόπος σκέψης του καθενός εξαρτάται από πολλούς παράγοντες αλλά κυρίως από την επαγγελματική ενασχόληση. Με διαφορετικό τρόπο θα αντιδράσει όταν την διαβάσει κάποιος γιατρός και με διαφορετικό κάποιος προγραμματιστής. Οι ιδέες υπάρχουν για να τις μοιραζόμαστε, να τις ακούμε αλλά και να τις κάνουμε πράξη.

Βιβλιογραφία

1. Θώρακας. (2007). R.L. Drake, W. Vogl, A.W.M. Mitchell. Ανατομία Gray's, Εκδόσεις Πασχάλιδης, Βικιπαίδεια, Η Ελεύθερη Εγκυκλοπαίδεια. Ανακτήθηκε από το [Θώρακας - Βικιπαίδεια \(wikipedia.org\)](http://el.wikipedia.org/wiki/%CE%B8%CF%89%CF%81%CE%B1%CE%BA%CE%B9%CE%BA%CE%AD%CF%82-%CF%80%CE%B1%CE%B8%CE%AE%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82-3/)
2. Όργανα του θώρακα. (2000). [Χρήστος Ποντίκης](http://www.care.gr/post/65/organa-tou-thoraka). Ανακτήθηκε από το <https://www.care.gr/post/65/organa-tou-thoraka>
3. Φυσιολογία του Αναπνευστικού Συστήματος. (2006). Αθανασιάση Κ., Βογιατζής Ι. Αθήνα: ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΤΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΗΣ ΠΝΕΥΜΟΝΟΛΟΓΙΚΗΣ ΕΤΑΙΡΙΑΣ. Ανακτήθηκε από το [PERIEXOMENA \(hts.org.gr\)](http://www.periexomena.gr/)
4. Κακώσεις του Θώρακα. (2011). Κρασσάς Α., Ιλιάδης Κ.(2011). Ανακτήθηκε από το <https://www.hygeia.gr/kakoseis-toy-thoraka/>
5. Παθήσεις της Θωρακοχειρουργικής. (2018). Τσακίριδης Κ. Ανακτήθηκε από το <https://tsakiridiskosmas.gr/%CE%B8%CF%89%CF%81%CE%B1%CE%BA%CE%B9%CE%BA%CE%AD%CF%82-%CF%80%CE%B1%CE%B8%CE%AE%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82-3/>
6. Ψηφιακές Ακτινογραφίες Θώρακα. (2018). Χωρίς συγγραφέα. Ανακτήθηκε από το <https://www.iprolipsi.gr/%CE%B1%CE%BA%CF%84%CE%B9%CE%BD%CE%BF%CE%BB%CE%BF%CE%B3%CE%B9%CE%BA%CE%BF-%CE%BA%CE%B5%CE%BD%CF%84%CF%81%CE%BF/%CE%B8%CF%89%CF%81%CE%B1%CE%BA%CE%BF%CF%82/>
7. Ακτινογραφία Θώρακος.(2015). Καρκούλιας Κ. Πάτρα. Ανακτήθηκε από το <http://delos.upnet.gr/opendelos/player?rid=8c293d6>
8. Κλινική Ακτινολογία. (2012). Δρεβελέγκας Α. Κλινική Ακτινολογία, Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Κωνσταντάρας, σ. 29-126
9. Digital Image Processing. (2008) Καρβέλης Π. Ανακτήθηκε από το http://www.cs.uoi.gr/~pkarvel/courses/dip/Theory/digital_image_processing_1.pdf
10. Ανάπτυξη αλγόριθμων για την τμηματοποίηση ψηφιακής εικόνας και υλοποίηση σε περιβάλλον MATLAB. (2006). Βουτσκοπούλου Ε. Καβάλα. Ανακτήθηκε από το <http://digilib.teiimt.gr/jspui/bitstream/123456789/2825/1/022006x03x176.pdf>
11. Ψηφιακή επεξεργασία ηλιακών εικόνων. (2007). Χριστοπούλου Ε. Πάτρα. Ανακτήθηκε από το https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/1095/1/Nimertis_Christopoulou.pdf

12. Ψηφιακή επεξεργασία και ανάλυση εικόνας. (2001). Παπαμάρκος Η. Ξάνθη. Ανακτήθηκε από το <http://eclass.teipir.gr/openeclass/modules/document/file.php/HYS107/I.%20%CE%94%CE%B9%CE%B1%CF%86%CE%AC%CE%BD%CE%B5%CE%B9%CE%B5%CF%82%20%CE%98%CE%B5%CF%89%CF%81%CE%AF%CE%B1%CF%82/I.%20%CE%95%CE%B9%CF%83%CE%B1%CE%B3%CF%89%CE%B3%CE%B9%CE%BA%CE%AD%CF%82%20%CE%88%CE%BD%CE%BD%CE%BF%CE%B9%CE%B5%CF%82%20.pdf>
13. Επεξεργασία εικόνας με τη χρήση του MATLAB. (2017). Ζιώγος Φ. Πειραιάς. Ανακτήθηκε από το http://oceanis.lib2.uniwa.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/3363/cse_39276.pdf?sequence=1&isAllowed=y
14. ΨΗΦΙΑΚΗ ΕΙΚΟΝΑ Δημιουργία, Επεξεργασία και Διαχείριση. Καρύδης Α. Ηράκλειο. Ανακτήθηκε από το http://users.softlab.ntua.gr/~klaskar/IEK/PsifiakiEikona_040603.pdf
15. <http://artemis.cslab.ece.ntua.gr:8080/jspui/bitstream/123456789/14491/1/DT2006-0007.pdf>
16. ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΓΡΑΦΙΚΗΣ ΔΙΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ ΧΡΗΣΤΗ ΣΕ ΠΛΑΤΦΟΡΜΑ MATLAB ΜΕ ΠΑΡΑΛΛΗΛΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΕΞΕΛΙΓΜΕΝΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ. (2006). Αμπατζόγλου Α., Βλάχιος Ζ. Αθήνα. Ανακτήθηκε από το <https://slideplayer.gr/slide/11159014/>
17. Αναγνώριση χαρακτηριστικών του ηλεκτροκαρδιογραφήματος με χρήση κυματιδίων. (2016). Κουφός Σ. Αθήνα. Ανακτήθηκε από το [Diplwmatikh_Koufos_Sotirios.pdf \(ntua.gr\)](http://Diplwmatikh.Koufos.Sotirios.pdf(NTUA.GR))
18. Ψηφιακή επεξεργασία εικόνας στο MATLAB. (2013). Κόρδα Θ. Θεσσαλονίκη. Ανακτήθηκε από το <http://ikee.lib.auth.gr/record/131979/files/GRI-2013-10598.pdf>
19. Matlab για Επιστήμονες & Μηχανικούς. (2018). Τσιάντος Β. Θεσσαλονίκη: ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΤΖΙΟΛΑ
20. RapidMiner Studio, Feature List. Ανακτήθηκε από το Key Features of RapidMiner Studio | RapidMiner
21. A Review on Feature Extraction and Feature Selection for Handwritten Character Recognition. (2015). Muhammad A., Haswadi H., Dewi N., Habibollah H. Εκδόσεις: The Science and Information Organization. Ανακτήθηκε από το <https://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=6&Issue=2&Code=IJACSA&SerialNo=30>

22. Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning. (2018). Goldbaum M, Wenjia C., Lewis A. Ανακτήθηκε από το [https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674\(18\)30154-5](https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674(18)30154-5)
23. Εσωτερική Παθολογία. (2017). Καραγιάννης Β. Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Επιστημονικών Βιβλίων & Περιοδικών
24. Νοσήματα Αναπνευστικού. (2018). Γουργουλιάνης Κ. Λάρισα: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις Θεσσαλίας
25. K-Fold Cross Validation. (2018). Krishni. Ανακτήθηκε από το <https://medium.com/datadriveninvestor/k-fold-cross-validation-6b8518070833>
26. RapidMiner Documentation, Split Data. (2018). Ανακτήθηκε από το https://docs.rapidminer.com/8.0/studio/operators/blending/examples/sampling/split_data.html
27. How to Calculate Precision, Recall, and F-Measure for Imbalanced Classification. (2020). Brownlee J. Ανακτήθηκε από το <https://machinelearningmastery.com/precision-recall-and-f-measure-for-imbalanced-classification/>

Παράρτημα κώδικα MATLAB:

Βασικό αρχείο που τρέχει τον κώδικα:

new.m

```
function y = new
myFolder = 'C:\Users\maroumal\Desktop\pneumonia';
filePattern = fullfile(myFolder, '*.jpeg');

results = zeros(1575, 21);

theFiles = dir(filePattern);
for k = 1 : length(theFiles)
    path = fullfile(theFiles(k).folder, theFiles(k).name);
    results(k, :) = [extractFeatures(path), 1]; % Βλέπω τι κάνει η myf και τι χρειάζεται
end

csvwrite('pneumonia.csv', results);

y = results;
end
```

Δευτερεύον αρχείο εξαγωγής χαρακτηριστικών:

extractFeatures.m

```
function featuresArray = extractFeatures(path)

% Η συνάρτηση που εξάγει χαρακτηριστικά από την εικόνα και επιστρέφει ένα πίνακα με τιμές

a = imread(path); % Ας υποθέσουμε ότι το a είναι μια διαδρομή αρχείου προς την εικόνα, όχι μια
εικόνα

% Αλλαγή κλίμακας εικόνων σε 512x512 αφού είναι υψηλότερης ανάλυσης
a=imresize(a, [512 512]);

%Αλλαγή της εικόνας από RGB σε gray
if size(a,3)==3
    a = rgb2gray(a);
end

%Αφαίρεση θορύβου από το μέσο φίλτρο
a= medfilt2(a);

%Προσδιορισμός του όριου με τη μέθοδο του Otsu
th=graythresh(a);
a = im2bw(a,th);
```

```

%Αλλαγή μεγέθους εικόνας για το μετασχηματισμό Wavelet
a=imresize(a, [128 128]);

%Εύρεση συντελεστών wavelet χρησιμοποιώντας τον Wavelet Transform
[cA,cH,cV,cD]=dwt2(a,'db1');
disp('---Wavelet transform's features (20) ---');

%Υπολογισμός της μέγιστης τιμής για τον συντελεστή προσέγγισης
disp('Approximation Coefficient (Max Value) :');
Atimh_megisto=max(mean(double(cA)));
disp((Atimh_megisto));

%Υπολογισμός της ελάχιστης τιμής για τον συντελεστή προσέγγισης
disp('Approximation Coefficient (Min Value) :');
Atimh_elaxisto=min(mean(double(cA)));
disp((Atimh_elaxisto));

%Υπολογισμός της μέσης τιμής για τον συντελεστή προσέγγισης
disp('Approximation Coefficient (Mean Value) :');
Atimh_mesh= mean2(cA);
disp((Atimh_mesh));

%Υπολογισμός τιμής της τυπικής απόκλισης για τον συντελεστή προσέγγισης
disp('Approximation Coefficient (Standard Deviation Value) :');
Atimh_apoklish= std2(cA);
disp((Atimh_apoklish));

%Υπολογισμός της τιμής εντροπίας για τον συντελεστή προσέγγισης
disp('Approximation Coefficient (Entropy Value) :');
Atimh_entropia=entropy(cA);
disp((Atimh_entropia));

%Υπολογισμός της μέγιστης τιμής για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Horizontal Coefficient (Max Value) :');
Htimh_megisto=max(mean(double(cA)));
disp((Htimh_megisto));

%Υπολογισμός της ελάχιστης τιμής για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Horizontal Coefficient (Min Value) :');
Htimh_elaxisto=min(mean(double(cA)));
disp((Htimh_elaxisto));

%Υπολογισμός της μέσης τιμής για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Horizontal Coefficient (Mean Value) :');
Htimh_mesh= mean2(cA);
disp((Htimh_mesh));

```

```
%Υπολογισμός τιμής της τυπικής απόκλισης για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Horizontal Coefficient (Standard Deviation Value) :');
Htimh_apoklish= std2(cA);
disp((Htimh_apoklish));
```

```
%Υπολογισμός της τιμής εντροπίας για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Horizontal Coefficient (Entropy Value) :');
Htimh_entropia=entropy(cA);
disp((Htimh_entropia));
```

```
%Υπολογισμός της μέγιστης τιμής για τον κάθετο συντελεστή
disp('Vertical Coefficient (Max Value) :');
Vtimh_megisto=max(mean(double(cA)));
disp((Vtimh_megisto));
```

```
%Υπολογισμός της ελάχιστης τιμής για τον κάθετο συντελεστή
disp('Vertical Coefficient (Min Value) :');
Vtimh_elaxisto=min(mean(double(cA)));
disp((Vtimh_elaxisto));
```

```
%Υπολογισμός της μέσης τιμής για τον κάθετο συντελεστή
disp('Vertical Coefficient (Mean Value) :');
Vtimh_mesh= mean2(cA);
disp((Vtimh_mesh));
```

```
%Υπολογισμός τιμής της τυπικής απόκλισης για τον κάθετο συντελεστή
disp('Vertical Coefficient (Standard Deviation Value) :');
Vtimh_apoklish= std2(cA);
disp((Vtimh_apoklish));
```

```
%Υπολογισμός της τιμής εντροπίας για τον οριζόντιο συντελεστή
disp('Vertical Coefficient (Entropy Value) :');
Vtimh_entropia=entropy(cA);
disp((Vtimh_entropia));
```

```
%Υπολογισμός της μέγιστης τιμής για τον διαγώνιο συντελεστή
disp('Diagonal Coefficient (Max Value) :');
Dtimh_megisto=max(mean(double(cA)));
disp((Dtimh_megisto));
```

```
%Υπολογισμός της ελάχιστης τιμής για τον διαγώνιο συντελεστή
disp('Diagonal Coefficient (Min Value) :');
Dtimh_elaxisto=min(mean(double(cA)));
disp((Dtimh_elaxisto));
```

```

%Υπολογισμός της μέσης τιμής για τον διαγώνιο συντελεστή
disp('Diagonal Coefficient (Mean Value) :');
Dtimh_mesh= mean2(cA);
disp((Dtimh_mesh));

%Υπολογισμός τιμής της τυπικής απόκλισης για τον διαγώνιο συντελεστή
disp('Diagonal Coefficient (Standard Deviation Value) :');
Dtimh_apoklish= std2(cA);
disp((Dtimh_apoklish));

%Υπολογισμός της τιμής εντροπίας για τον διαγώνιο συντελεστή
disp('Diagonal Coefficient (Entropy Value) :');
Dtimh_entropia=entropy(cA);
disp((Dtimh_entropia));

% Λήψη χαρακτηριστικών σε μορφή πίνακα
ft=cat(2,Atimh_megisto, Atimh_elaxisto, Atimh_mesh, Atimh_apoklish, Atimh_entropia,
Htimh_megisto, Htimh_elaxisto, Htimh_mesh, Htimh_apoklish, Htimh_entropia, Vtimh_megisto,
Vtimh_elaxisto, Vtimh_mesh, Vtimh_apoklish, Vtimh_entropia, Dtimh_megisto, Dtimh_elaxisto,
Dtimh_mesh, Dtimh_apoklish, Dtimh_entropia,);

% Επιστροφή χαρακτηριστικών array ως matrix
featuresArray = ft;

end

```

