



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**  
**ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ**  
**ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ**

**Υπολογιστικές μέθοδοι εντοπισμού καταγμάτων σε ακτινογραφίες**

**Ιωσηφίδου Βαρβάρα**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**  
**Υπεύθυνος**  
**Δρ.Ιακωβίδης Δημήτρης**

**Λαμία, ... έτος 2018**





**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**  
**ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**  
**ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ**  
**ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ**

**«ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΙΑΤΡΙΚΗ ΚΑΙ ΒΙΟΛΟΓΙΑ»**

**Υπολογιστικές μέθοδοι εντοπισμού καταγμάτων σε ακτινογραφίες**

**Ιωσηφίδου Βαρβάρα**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Επιβλέπων**  
**Δρ. Ιακωβίδης Δημήτρης**

**Λαμία, ... έτος 2018**

~ 3 ~

«Υπεύθυνη Δήλωση μη λογοκλοπής και ανάληψης προσωπικής ευθύνης»

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, και γνωρίζοντας τις συνέπειες της λογοκλοπής, δηλώνω υπεύθυνα και ενυπογράφως ότι η παρούσα εργασία με τίτλο [Υπολογιστικές μέθοδοι εντοπισμού καταγμάτων σε ακτινογραφίες] αποτελεί προϊόν αυστηρά προσωπικής εργασίας και όλες οι πηγές από τις οποίες χρησιμοποίησα δεδομένα, ιδέες, φράσεις, προτάσεις ή λέξεις, είτε επακριβώς (όπως υπάρχουν στο πρωτότυπο ή μεταφρασμένες) είτε με παράφραση, έχουν δηλωθεί κατάλληλα και ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Αναλαμβάνω πλήρως, ατομικά και προσωπικά, όλες τις νομικές και διοικητικές συνέπειες που δύναται να προκύψουν στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής.

Η ΔΗΛΟΥΣΑ

../11/2018

Υπογραφή

# **Υπολογιστικές μέθοδοι εντοπισμού καταγμάτων σε ακτινογραφίες**

**Ιωσηφίδου Βαρβάρα**

## **Τριμελής Επιτροπή:**

Δρ.Ιακωβίδης Δημήτρης

Δρ.Δελήμπασης Κωνσταντίνος

Δρ.Λουκόπουλος Αθανάσιος

## **Επιστημονικός Σύμβουλος:**

Δρ.Ιακωβίδης Δημήτρης

## Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια με την ραγδαία ανάπτυξη της ιατρικής επιστήμης, έχει αυξηθεί σημαντικά και η προσπάθεια εξεύρεσης μεθόδων επεξεργασίας ιατρικών εικόνων για την υποβοήθηση των ειδικών ιατρών. Η παρούσα διπλωματική εργασία είναι μέρος μιας ευρύτερης μελέτης που αποσκοπεί στην ανάπτυξη ενός αυτοματοποιημένου συστήματος ανίχνευσης καταγμάτων σε ακτινογραφίες με την προσέγγιση διαφορετικών μεθόδων ταξινόμησης που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση των φυσιολογικών και μη φυσιολογικών ακτινογραφιών των οστών. Η αυτοματοποιημένη ανίχνευση καταγμάτων των οστών μπορεί να επιστήσει την προσοχή στους γιατρούς σε περιοχές που είναι ύποπτες για κάταγμα και επίσης μπορεί να μειώσει το φόρτο εργασίας των Ακτινοδιαγνοστών. Ο κύριος στόχος της εργασίας είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής από φυσιολογικές και μη φυσιολογικές (καταγματικές) ακτινογραφίες οστών κατά την επεξεργασία και ανάλυσή τους με σκοπό την αυτόματη ταξινόμηση τους από δημοφιλείς αλγορίθμους ταξινόμησης και την εξεύρεση του καλύτερου δυνατού συνδυασμού. Το σύνολο των δεδομένων που μελετήθηκε είναι 300 ακτινογραφίες οστών άνω και κάτω άκρων και η ολοκλήρωσή τους σημειώθηκε με ένα ιδιαίτερα αισιόδοξο ποσοστό επιτυχίας.

**Λέξεις Κλειδιά:** επεξεργασία εικόνας, μετασχηματισμός Hough, ακτινογραφίες οστών.

## **Abstract**

In recent years, with the rapid development of medical science, an attempt has been made to find medical image processing methods to assist specialist doctors. This specific work is part of larger study which focuses on automated fracture detection system in X-rays images with the approach of different classification methods that can be used to classify normal and abnormal bone x-rays. Automated bone fracture detection may draw attention to doctors in areas suspected of fracture and may also reduce the workload of Radiologists. The objective of this study is to approach the different classification methods can be used for the classification of normal and abnormal x ray bone images. The automatically fractures detection may draw the attention to the physicians in areas that are suspicious for fracture and also can reduce the workload of Radiologists. This research work has the main aim to export textural features of normal and abnormal (fractured) bone radiographs during their processing and analysis to automatically classification by popular classification algorithms, aiming at finding the best possible combination. The dataset used in this study contained 300 x-ray bone images of upper and lower extremity and their completion was marked with a very optimistic success rate.

**Keywords:** image analysis, Hough transform, x ray bone images.

## **Ευχαριστίες:**

Στην παρούσα εργασία, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον συνοδοιπόρο μου σε όλη αυτή την προσπάθεια, που χωρίς αυτόν θα ήταν πολύ δύσκολο να ολοκληρωθεί το μεταπτυχιακό αυτό πρόγραμμα.

Ευχαριστώ πάρα πολύ τον Δρ. Δημήτρη Ιακωβίδη, επιβλέπων καθηγητή, που πίστεψε στην αρχική ιδέα και τις δυνατότητες μου για την ολοκλήρωση αυτής της εργασίας καθώς επίσης και για την καθοδήγησή του και τις πολύ χρήσιμες συμβουλές που μου προσέφερε.

Ευχαριστώ πολύ τον άνθρωπο της ζωής μου, την οικογένειά μου, για την υποστήριξη του σε αυτή μου την προσπάθεια και που είναι πάντα εκεί για να με στηρίζει σε κάθε μου εγχείρημα.



## Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη.....	6
Abstract .....	7
Ευχαριστίες: .....	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο.....	12
1.1 Εισαγωγή .....	12
1.2 Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας.....	13
1.3 Επιστημονικές Συνεισφορές .....	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο.....	17
2.1 Ανίχνευση Καταγμάτων.....	17
2.2 Κάταγμα.....	17
2.3 Τύποι καταγμάτων .....	18
2.4 Διάγνωση καταγμάτων.....	19
2.5 Μέθοδοι Ιατρικής Απεικόνισης .....	19
2.6 Απεικόνιση των οστών με ακτίνες x.....	21
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο .....	24
3.1 Ψηφιακές εικόνες .....	24
3.2 Επεξεργασία ψηφιακών εικόνων.....	24
3.3 Ανάλυση ψηφιακής εικόνας.....	24
3.4 Ιστόγραμμα ψηφιακής εικόνας .....	26
3.5 Πρότυπο DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) .....	26
3.6 Ακτινολογικές εικόνες .....	28
3.7 Δείγματα (patterns) εικόνων .....	30
3.8 Εξαγωγή χαρακτηριστικών .....	31
3.9 Μετασχηματισμός Hough.....	31
3.9.1 Υλοποίηση του μετασχηματισμού .....	34
3.10 Αναγνώριση και Ταξινόμηση προτύπων .....	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο .....	40
4.1 Μεθοδολογία.....	40
4.2 Εισαγωγή .....	41
4.3 Σύνολο Δεδομένων .....	41
4.4 Λογισμικό εργαλείο ImageJ .....	42
4.5 Ανάλυση και επεξεργασία εικόνων.....	42

4.6 Κανονικοποίηση Εικόνας ( Normalization) .....	43
4.7 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών .....	44
4.8 Τελεστές ιατρικής εικόνας (Image operators) .....	47
4.9 Εκπαίδευση ταξινομητών σε κλάσεις .....	54
4.10 Ταξινόμηση Εικόνων .....	54
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο .....	55
5.1 Αλγόριθμος Κοντινότερου Γείτονα K-NN .....	55
5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	56
5.2.1 Βασικά χαρακτηριστικά Νευρωνικών δικτύων .....	56
5.2.2 Multi-Layer Perceptron – MLP .....	58
5.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης SVM (support vector machines) .....	60
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο .....	62
6.1 Μέτρα Αξιολόγησης .....	62
6.2 Πίνακας Συσχέτισης .....	62
6.2.1 Ακρίβεια (precision).....	63
6.2.2 Ανάκληση (recall) .....	63
6.2.3 F-measure .....	64
6.2.4 Accuracy.....	64
6.2.5 Error rate.....	64
6.3 Μέτρα Διαγνωστικής Ακρίβειας .....	65
6.3.1 Sensitivity .....	65
6.3.2 Specificity .....	65
6.4 Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation).....	66
6.5 Καμπύλη ROC.....	67
6.6 AUC (Area under Curve) .....	68
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο .....	70
7.1 Υλοποίηση.....	70
7.2 Εισαγωγή .....	70
7.3 Σύνολο Δεδομένων .....	70
7.4 Λογισμικό ImageJ.....	71
7.5 Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων.....	71
7.5.1 Κανονικοποίηση (Normalize) .....	73
7.5.2 Εξομάλυνση (Smoothing).....	74
7.5.3 Τελεστής Canny (Canny Edge Detection).....	75

7.5.4 Μετασχηματισμός Hough (Hough Transform).....	76
7.5.5 Συσσωρευτικές Εικόνες (Accumulators).....	76
7.6 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών από τις συσσωρευτικές εικόνες .....	77
7.7 WEKA (Wekato Environment for knowledge Analysis) .....	79
7.7.1 Περιβάλλον WEKA.....	79
7.7.2 Οπτικοποίηση δεδομένων .....	80
7.7.3 Συσταδοποίηση δεδομένων .....	80
7.7.4 Επιλογή αλγορίθμου .....	80
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8ο .....	81
8.1 Αποτελέσματα.....	81
8.2 Περιγραφή Ταξινομητών .....	81
8.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων .....	83
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9ο .....	87
9.1 Συμπεράσματα.....	87
9.2 Μελλοντική εργασία .....	88
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10ο .....	89
Βιβλιογραφία – Αναφορές .....	89
Πηγες Εικόνων .....	93

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1ο

### 1.1 Εισαγωγή

Η ευρεία χρήση ενός συστήματος αυτόματης ανίχνευσης καταγμάτων των οστών, τα οποία δεν είναι εύκολο να ανιχνευτούν από το ανθρώπινο μάτι, στην κλινική πρακτική θα μπορούσε να προσφέρει μια γρήγορη και αποτελεσματική μέθοδο υποβοήθησης της διάγνωσης από τους ιατρούς. Με την αυτοματοποίηση της διάγνωσης ο ειδικός γιατρός δεν θα χρειάζεται να αφιερώσει πολύ χρόνο για την ανίχνευση πιθανών καταγμάτων των οστών τα οποία δεν είναι εύκολο να ανιχνευτούν από το ανθρώπινο μάτι με αποτέλεσμα η διάγνωση να γίνεται πιο γρήγορα και κυρίως χωρίς να χρειαστεί ο εξεταζόμενος να υποβληθεί σε πιο εξειδικευμένη απεικονιστική μέθοδο και έτσι η διάγνωση θα γίνεται γρηγορότερα χωρίς επιπλέον ταλαιπωρία του εξεταζόμενου και χρηματικού κόστους για την ανάδειξη του προβλήματος ή όχι.

Στόχος αυτής της εργασίας είναι η αυτοματοποίηση της διαδικασίας με την εξαγωγή χαρακτηριστικών, που χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση αντικειμένων ή περιοχών ενδιαφέροντος σε μια εικόνα, από φυσιολογικές και παθολογικές εικόνες οστών κατά την επεξεργασία και ανάλυσή τους με σκοπό την αυτόματη ταξινόμηση τους από δημοφιλείς αλγόριθμους για την αυτόματη διάγνωση. Αυτό έχει πολλά πλεονεκτήματα: ο υπολογιστής δίνει αντικειμενικά αποτελέσματα με αποτέλεσμα η παθολογία να ανιχνεύεται ευκολότερα, επίσης τα αποτελέσματα μπορούν εύκολα να αποθηκευτούν και να μελετηθούν μελλοντικά.

Αντικείμενο της παρούσας εργασίας είναι οστά από το άνω και κάτω άκρο του σώματος και συγκεκριμένα η επεξεργασία ακτινογραφιών των οστών αυτών, με σκοπό την πλήρως αυτοματοποιημένη κατανομή τους σε φυσιολογικά ή παθολογικά.

Ένα ακόμη κίνητρο για τη μελέτη του συγκεκριμένου αντικειμένου και τη συγγραφή της εργασίας αυτής αποτελεί το γεγονός ότι η μέχρι τώρα σε προηγούμενες εργασίες δεν έχει μελετηθεί τόση ποικιλία οστών τόσο μακρών όσο και μικρότερων οστών μαζί.

Το δείγμα της μελέτης αποτελείται από 300 ακτινογραφίες οστών και η συλλογή των ακτινογραφιών έγινε χωρίς περιορισμούς φύλου, ηλικίας ή ιδιαιτεροτήτων των ακτινογραφηθέντων προσώπων. Όσον αφορά την ηλικία, παρόλο που έχουν συμπεριληφθεί και ορισμένες ακτινογραφίες ανήλικων οστών, έμφαση δόθηκε κυρίως σε ακτινογραφίες ενηλίκων, στις οποίες η ανάπτυξη έχει ολοκληρωθεί και οι διαδικασίες επεξεργασίας της εικόνας καθίστανται πιο απαιτητικές. Τέλος, όσον αφορά την ποιότητα των ακτινογραφιών

που χρησιμοποιήθηκαν δεν τηρήθηκε κάποιο συγκεκριμένο επίπεδο, ώστε η μέθοδος που θα υλοποιηθεί στην πορεία να είναι σε θέση να περιγράφει ακόμα και τις ακτινογραφίες εκείνες που δεν έχουν ληφθεί υπό τις καλύτερες συνθήκες όπως πχ πολυτραυματίες σε φορείο κλπ

Σε όλη την έκταση της εργασίας, δίνονται εικονικά παραδείγματα των ακτινογραφιών που εξετάστηκαν σε διάφορα στάδια της επεξεργασίας.

## 1.2 Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας

Οι Pao et al. [1] το 1992, χρησιμοποιούν μια τεχνική ταυτοποίησης σχημάτων (shape matching) βασισμένη στον μετασχηματισμό Hough με ευθείες γραμμές σε δυαδικές εικόνες.

Οι Liu et al. [2] το 1996, χρησιμοποιούν μια νέα προσέγγιση για την ποσοτική ανάλυση των οστών χρησιμοποιώντας τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας και αναδεικνύουν ότι ένα τέτοιο σύστημα είναι σε θέση να εξαγάγει με συνέπεια τα διάφορα χαρακτηριστικά των οστών και είναι σε θέση να παρέχει πιο αξιόπιστα δεδομένα και στατιστικά στοιχεία για τα οστά.

Οι Tian et.al [3] το 2002, μελέτησαν την ανίχνευση καταγμάτων σε μηριαία οστά με την χρήση μεθόδου μέτρησης της γωνίας του άξονα με τον αυχένα του μηριαίου οστού.

Οι Donnelley & Knowles [4] έχουν αναπτύξει μια μέθοδο αυτόματης ανίχνευσης καταγμάτων σε μακρά οστά. Χρησιμοποιώντας μη γραμμική ανισοτροπική διάχυση για ανίχνευση ακμών και Hough μετασχηματισμό.

Οι Seim. Et al. [5], χρησιμοποιούν αυτόματη τμηματοποίηση οστών της πύελου από εικόνες Αξονικής τομογραφίας χρησιμοποιώντας το γενικευμένο μετασχηματισμό Hough, προσαρμογή στατιστικού μοντέλου (Statistical Shape Model) και Τμηματοποίηση (Free-form Segmentation).

Οι Brunk et al. [6], παρουσιάζουν μια προσέγγιση για την αυτόματη ταξινόμηση της οστικής ηλικίας από ακτινογραφίες άκρων χειρών με την χρήση του Διακριτού Γενικευμένου Μετασχηματισμού Hough (DGHT). (Discriminative Generalized Hough Transform).

Οι Mahendran & Baboo [7], έχουν αναπτύξει μια μέθοδο για αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων οστών κνήμης από ακτινολογικές εικόνες με χαρακτηριστικά υφής όπως μέση τιμή, διακύμανση, ενέργεια, εντροπία, ομοιογένεια, ο προσανατολισμός του Gabor, Markov random field (MRF) και η καμπύλη διαβάθμισης της έντασης (IGD) και τέλος αναφορά του μετασχηματισμού Hough.

Οι Umadevi & Geethalakshmi [8], έχουν προτείνει μια μέθοδο για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων στα μακρά οστά των κάτω άκρων και ειδικότερα της κνήμης. Βασίστηκε στη χρήση των χαρακτηριστικών υφής και χαρακτηριστικών σχήματος Matrix Co-occurrence Matrix (GLCM). Εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής όπως η αντίθεση, η ομοιογένεια, η ενέργεια, η εντροπία, ο μέσος όρος, η διακύμανση, η τυπική απόκλιση, η συσχέτιση, ο προσανατολισμός του Gabor, Markov random field (MRF) και η καμπύλη διαβάθμισης της έντασης (IGD). Τα χαρακτηριστικά του σχήματος εξήχθησαν χρησιμοποιώντας το Fast Hough Transformation.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1) φαίνονται συνοπτικά οι προγενέστερες ερευνητικές εργασίες που έχουν μελετήσει την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε οστά.

Εργασία	Εικόνα	Μέρος του σώματος	Μεθοδολογία
Tian et al.	Εικόνες από Ακτινογραφίες	Μηριαία Οστά	<ul style="list-style-type: none"> <li>› Μέθοδος μέτρησης της γωνίας του άξονα με τον αυχένα του μηριαίου οστού</li> </ul>
Donnelley & Knowles	Εικόνες από Ακτινογραφίες	Μακρά οστά	<ul style="list-style-type: none"> <li>› μη γραμμική ανισοτροπική διάχυση (non linear anisotropic diffusion ) και</li> <li>› Hough transform</li> </ul>
Seim. et al.	Εικόνες από Υπολογιστική Τομογραφία (CT)	Πύελος	<ul style="list-style-type: none"> <li>› Γενικευμένος μετασχηματισμός Hough (GHT),</li> <li>› προσαρμογή στατιστικού μοντέλου (Statistical Shape Model)</li> <li>› Τμηματοποίηση (Free-form</li> </ul>

			Segmentation).
Brunk et al.	Εικόνες από Ακτινογραφίες	Άκρων χειρών (Οστική ηλικία)	<ul style="list-style-type: none"> <li>› Διακριτός Γενικευμένος Μετασχηματισμός Hough (DGHT)</li> </ul>
Mahendran & Baboo	Εικόνες από Ακτινογραφίες	Οστά Κνήμης	<ul style="list-style-type: none"> <li>› Προεπεξεργασία</li> <li>› Τμηματοποίηση</li> <li>› Εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής</li> <li>› Εφαρμογή φίλτρων Gabor, Markov Random Field (MRF)</li> <li>› Διαβάθμισης της έντασης (intensity gradient)</li> <li>› Μετασχηματισμός Hough</li> </ul>
Umadevi & Geethalakshmi	Εικόνες από Ακτινογραφίες	Μακρά οστά των κάτω άκρων και ειδικότερα της κνήμης	<ul style="list-style-type: none"> <li>› Εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής</li> <li>› Εξαγωγή χαρακτηριστικών σχήματος (Shape texture → Fast Hough Transformation)</li> </ul>

*Πίνακας 1: Συνοπτική περιγραφή των προγενέστερων ερευνητικών εργασιών που έχουν μελετήσει την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε οστά*

### 1.3 Επιστημονικές Συνεισφορές

Σε προγενέστερες ερευνητικές εργασίες πολλοί ερευνητές έχουν μελετήσει την εξαγωγή χαρακτηριστικών της υφής για τον εντοπισμό καταγμάτων σε οστά από ακτινολογικές εικόνες, αλλά και χρήση διαφορετικών μεθόδων για την αυτόματη ανίχνευση των καταγμάτων σε οστά. Πιο συγκεκριμένα έχουν μελετηθεί είτε μακρά οστά μεμονωμένα (πχ μηριαίο, κνήμη), είτε μικρά οστά (π.χ οστά άκρας χειρός).

Στην παρούσα εργασία έχουν μελετηθεί όλα τα μακρά οστά του άνω και κάτω άκρου του σώματος συμπεριλαμβανομένου και των μικρών οστών όπως αυτών των οστών της άκρας χειρός και άκρου ποδός γνωρίζοντας ότι πιθανότατα δεν έχουν διερευνηθεί ποτέ μαζί.

Η εργασία περιλαμβάνει:

- Διερεύνηση οστών από το άνω και κάτω άκρο του σώματος σε ακτινογραφίες.
- Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων.
- Εφαρμογή τελεστή Canny.
- Εφαρμογή μετασχηματισμού Hough.
- Εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις συσσωρευτικές εικόνες που δημιουργήθηκαν.
- Δοκιμή τριών ταξινομητών (K-NN, MLP, SVM-SMO).

Το ποσοστό επιτυχίας της μελέτης αυτής ανέρχεται στο 89,3 και με AUC 0,87.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2ο

### 2.1 Ανίχνευση Καταγμάτων

Η σημασία της ανίχνευσης των καταγμάτων σε ακτινολογικές εικόνες, είναι πολύ δύσκολη και ενδιαφέρουσα διαδικασία. Τα οστά μπορούν να σπάσουν με πολλούς τρόπους και έχουν ποικίλους βαθμούς σοβαρότητας. Τα σοβαρά κατάγματα επηρεάζουν δραστικά το σχήμα των οστών, τα ήπια κατάγματα όμως παρότι δεν επηρεάζουν άμεσα το σχήμα των οστών, παρατηρούνται ήπιες αλλοιώσεις στο οστό ικανές να διαφύγουν από το ανθρώπινο μάτι.

### 2.2 Κάταγμα

Κάταγμα ονομάζεται η τέλεια ή ατελής λύση της συνέχειας του οστού. Σύνήθως, τα κατάγματα οφείλονται, στην άσκηση δυνάμεων στο οστό, οι οποίες υπερβαίνουν τα όρια της αντοχής του. Πιο συγκεκριμένα, η βία είναι το συχνότερο αίτιο. Στην περίπτωση άσκησης άμεσης βίας, το κάταγμα θα είναι επακόλουθο της πρόσκρουσης επί του οστού ενός αντικειμένου που βρίσκεται σε κίνηση ή πέφτει από ψηλά. Άλλοτε πάλι προκύπτει όταν το οστό προσκρούσει βίαια σε σταθερή επιφάνεια (άμεσα κατάγματα). Στην περίπτωση άσκησης έμμεσης βίας, το κάταγμα παρουσιάζεται ως αποτέλεσμα της εφαρμογής δύναμης στρέψης ή κάμψης, συμπίεσης ή απόσπασης πάνω στο οστό. Τότε, η λύση της συνέχειάς του παρουσιάζεται σε κάποια απόσταση από το σημείο εφαρμογής της δύναμης. (έμμεσα κατάγματα).

Εκτός από την επενέργεια μηχανικών δυνάμεων, τα κατάγματα μπορεί να οφείλονται και σε άλλα δευτερεύοντα αίτια. Έτσι, λοιπόν, διακρίνουμε κατάγματα από κόπωση και κατάγματα οφειλόμενα σε παθολογικά αίτια. Όταν ασκούνται επαναλαμβανόμενες τάσεις με μεγάλη συχνότητα σε ένα οστούν, έχουν ως αποτέλεσμα το κάταγμά του. Αυτός ο μηχανισμός σχετίζεται με την κόπωση των μετάλλων, τα οποία θραύονται μετά το συνεχές λύγισμα πέραν των ορίων ελαστικότητας τους.

Επιπλέον, παθολογικά θεωρούνται εκείνα τα κατάγματα, που εμφανίζονται σε μη φυσιολογικό οστούν. Εάν η οστική πάθηση ελαττώνει την αντοχή του οστού, τότε η δύναμη που απαιτείται, για να προκληθεί το κάταγμα, μειώνεται ή ελαχιστοποιείται.

Παθολογικά κατάγματα εμφανίζονται στην περιοχή ενός πρωτοπαθούς όγκου των οστών. Ο όγκος αυτός μπορεί να είναι κακοήθης, όπως το οστεοσάρκωμα, το πολλαπλούν μυέλωμα, ή καλοήθης, όπως ο γιγαντοκυτταρικός όγκος, η κύστη του οστού κλπ. Άλλοτε πάλι τα παθολογικά κατάγματα μπορεί να οφείλονται σε οστική μετάσταση από πρωτοπαθές νεόπλασμα, συνήθως του προστάτη, του μαστού και του πνεύμονα.

Τέλος, η γεροντική ηλικία ή παθολογικές καταστάσεις που προκαλούν οστεοπόρωση και διαταράσσουν το φυσιολογικό μεταβολισμό του οστού, συχνά προκαλούν παθολογικά κατάγματα.[9]

## 2.3 Τύποι καταγμάτων

Σύμφωνα με την κλινική εικόνα, τα κατάγματα διακρίνονται σε απλά ή κλειστά και σε επιπλεγμένα ή ανοικτά. Απλά ή κλειστά ονομάζονται εκείνα τα κατάγματα στα οποία δεν παρατηρείται διαταραχή της συνέχειας του δέρματος, ενώ επιπλεγμένα ή ανοικτά ονομάζονται εκείνα στα οποία υπάρχει ταυτόχρονα η λύση της συνέχειας του δέρματος και επικοινωνία του οστού με το εξωτερικό περιβάλλον.

Επιπρόσθετα, με κριτήριο τις πληροφορίες από τις απεικονιστικές μεθόδους, τα κατάγματα διακρίνονται σε τέλεια, ατελή και συντριπτικά.

Τα τέλεια κατάγματα προκαλούνται στο σώμα (διάφυση) ή στα ακραία τμήματα (επίφυση) του οστού και χαρακτηρίζονται από την πλήρη λύση της συνέχειας του οστού και το διαχωρισμό του σε δύο τουλάχιστον τμήματα. Αυτά που αφορούν στη διάφυση διακρίνονται σε εγκάρσια, λοξά και σπειροειδή, ενώ τα κατάγματα της επίφυσης διακρίνονται σε ενδαρθρικά και παραρθρικά.

Συμπιεστικά ονομάζονται τα κατάγματα που αφορούν σε οστά σπογγώδους σύστασης, τα οποία συμπιέζονται πέραν των ορίων αντοχής τους.

Αποσπαστικά κατάγματα προκαλούνται, όταν ξαφνικά συσπαθεί απότομα κάποιος μυς και αποκολλήσει το τμήμα του οστού όπου καταφύεται.

Εμπιεστικά κατάγματα, εμφανίζονται, όταν ένα σαφώς εντοπισμένο χτύπημα επί φλοιώδους οστού προκαλέσει την τοπική υποχώρησή του, σε σχέση με το επίπεδο του περιβάλλοντος οστού.

Ενσφηνωμένα κατάγματα προκαλούνται από την άσκηση ισχυρότατης βίας και χαρακτηρίζονται από την ενσφηνώση του ενός τμήματος του οστού εντός του άλλου.

Διπολικά κατάγματα ονομάζονται εκείνα στα οποία το οστόν έχει υποστεί κάταγμα σε δύο διαφορετικά επίπεδα.

Συντριπτικά κατάγματα θεωρούνται εκείνα, στα οποία υπάρχουν περισσότερα από δύο οστικά τεμάχια. [9]

## 2.4 Διάγνωση καταγμάτων

Μετά από την κλινική εξέταση της περιοχής που είναι ύποπτη για κάταγμα και παρά την ραγδαία ανάπτυξη της Ακτινολογικής απεικόνισης με την προσθήκη νεότερων τεχνικών απεικόνισης (υπολογιστική τομογραφία, μαγνητική τομογραφία), η μέθοδος επιλογής για την ταχύτερη ανίχνευση των καταγμάτων των οστών, είναι η κλασσική ακτινογραφία.

## 2.5 Μέθοδοι Ιατρικής Απεικόνισης

Οι ιατρικές απεικονίσεις αποτελούν διάφορες τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας, που χρησιμοποιούνται στη δημιουργία και ανάλυση των εσωτερικών δομών του ανθρώπινου οργανισμού και αποσκοπούν στην υποβοήθηση των ιατρών και των επιστημόνων υγείας. Οι διάφορες κατηγορίες απεικονιστικών μεθόδων χρησιμεύουν στο σχεδιασμό και την καθοδήγηση χειρουργικών επεμβάσεων, στη διάγνωση μέσω απεικονίσεων με ακτίνες X, στην ενδοσκόπηση και σε πληθώρα άλλων ιδιαίτερα σημαντικών ιατρικών διαδικασιών. Οι ιατρικές εικόνες μπορούν να διακριθούν σε :

- Δύο διαστάσεων (2D): Ακτινογραφίες, Υπέρηχους
- Τριών διαστάσεων (3D): Υπολογιστική τομογραφία (CT), μαγνητική τομογραφία (MRI), τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (PET), τομογραφία εκπομπής φωτονίου (SPECT).
- Τεσσάρων διαστάσεων (4D): Δυναμική αλληλουχία ογκομετρικών δεδομένων από μια δυναμική τομογραφική μελέτη.
- Πέντε διαστάσεων (5D): Χρονική αλληλουχία ογκομετρικών δεδομένων από μία δυναμική τομογραφική μελέτη, που απεικονίζει επί πλέον την τιμή κάποιας παραμέτρου ενδιαφέροντος (π.χ. μελέτη μαγνητικής φασματοσκοπίας της καρδιάς).

Από τις ανωτέρω κατηγορίες εξετάσεων, η υπολογιστική, η μαγνητική τομογραφία και οι υπέρηχοι παρέχουν ανατομική και δομική πληροφορία του εσωτερικού τμήματος του οργανισμού. Αυτό το επιτυγχάνεται με παρουσίαση των διαφοροποιήσεων μεταξύ των ιστών με χρήση διαφόρων μεθόδων όπως είναι η εξασθένιση των ακτίνων Χ στην υπολογιστική τομογραφία, διάφορες τιμές αποδιέγερσης μαγνητικά ενεργών υλικών στη μαγνητική τομογραφία, η ακουστική αντίσταση στην υπερηχοτομογραφία, κλπ. Οι απεικονιστικές τεχνικές της πυρηνικής ιατρικής (PET, SPECT) καθώς και η λειτουργική μαγνητική τομογραφία (fMRI) παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τη λειτουργία των δομών του ανθρώπινου οργανισμού που εξετάζονται κάθε φορά και βασίζονται στη διάχυση ουσιών και συγκεκριμένα στην παρατήρηση της διαδικασίας μεταβολισμού των ουσιών αυτού από τα όργανα προς εξέταση.

Για τη βέλτιστη αξιοποίηση της τεράστιας ποσότητας διαθέσιμης πληροφορίας, είναι απαραίτητη η χρήση τεχνικών ψηφιακής επεξεργασίας για τη γρήγορη και ακριβή εξαγωγή της ουσιαστικής πληροφορίας (data reduction), καθώς και για το συνδυασμό πληροφοριών από διαφορετικές πηγές (data integration and fusion). Ως αποτέλεσμα, η επεξεργασία, ανάλυση και παρουσίαση ιατρικών απεικονιστικών δεδομένων αποτελεί σήμερα ένα σημαντικό πεδίο στην επιστήμη και τεχνολογία των ιατρικών απεικονίσεων.

Μέχρι σήμερα, η αξιολόγηση ιατρικών εικόνων γινόταν αποκλειστικά από ακτινοδιαγνώστες. Η δυνατότητα δημιουργίας, αποθήκευσης και επεξεργασίας υψηλής ποιότητας ψηφιακών ιατρικών εικόνων με την χρήση υπολογιστικών μεθόδων επιτρέπουν την ανάπτυξη εξελιγμένων τεχνικών και συστημάτων χαμηλού κόστους, προσφέροντας νέες δυνατότητες για την αξιολόγηση απεικονιστικών ευρημάτων με την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας από την εικόνα, καθώς τη σχεδίαση και εκτίμηση θεραπευτικών παρεμβάσεων.

Συνοψίζοντας, η αξιολόγηση από ιατρούς περιορίζεται πιθανόν από την ενδεχόμενη περιορισμένη γνώση ή ικανότητα του αξιολογούντος, δεδομένου ότι υπάρχουν παθολογικές καταστάσεις, των οποίων η διάγνωση και η θεραπευτική αντιμετώπιση απαιτεί την εφαρμογή ιδιαίτερα πολύπλοκων αλγορίθμων, που είναι στηριγμένοι σε μεγάλο όγκο απεικονιστικά και κλινικά δεδομένα. Η υποβοήθηση του ιατρού από τον υπολογιστή στις σχετικές διαδικασίες κρίνεται θεμελιώδης, και ειδικότερα σε κάποιες περιπτώσεις αναγκαία.

Η τομογραφία σαφώς πλεονεκτεί της ακτινογραφίας, δεδομένου ότι τα αποτελέσματα των απεικονίσεων αυτών είναι πιο αναλυτικά και τριών διαστάσεων. Όμως, βασικό μειονεκτήματά της σε σχέση με την ακτινογραφία είναι η σημαντικά αυξημένη έκθεση του εξεταζομένου στην ακτινοβολία, καθώς και το μεγάλο κόστος παραγωγής και

επιπλέον η αυξημένη διάρκεια της εξέτασης. Για αυτούς τους λόγους για την διευρέυνση των περιοχών υποπτων για κάταγμα, η μέθοδος που επιλέγεται είναι η ακτινογραφία.

Από τα προηγούμενα πρέπει να είναι εμφανές ότι εάν βελτιωθεί η επεξεργασία των ακτινογραφιών με αυτοματοποιημένο τρόπο, ώστε να δίνει ικανοποιητική πληροφορία για την υποβοήθηση της ιατρικής διάγνωσης και θεραπευτικής αγωγής, τα οφέλη τόσο για τον υπεύθυνο ιατρό όσο και για τον εξεταζόμενο είναι σημαντικά, καθώς οι ακτινογραφίες είναι εικόνες χαμηλού κόστους, παράγονται ταχέως και με σχετικά μικρή έκθεση του εξεταζομένου σε ακτινοβολία. [10]

## 2.6 Απεικόνιση των οστών με ακτίνες X

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί μία ακτινογραφία, απαραίτητη κρίνεται η χρήση μιας μικρής δόση ιοντίζουσας ακτινοβολίας Η προσπίπτουσα δέσμη ακτίνων X, έχοντας υποστεί κάποια εξασθένηση μέσα στο ανθρώπινο σώμα λόγω απορρόφησης και σκέδασης των φωτονίων που τη συνθέτουν, εξέρχεται από αυτό μεταφέροντας τη δισδιάστατη προβολή της ανατομίας με τη μορφή εικόνας (ακτινογραφία).

Οι ακτίνες X που χρησιμοποιούνται στην ιατρική απεικόνιση δημιουργούνται μέσω ενός σωλήνα κενού που περιέχει μία κάθοδο και μία άνοδο. Με θέρμανση της καθόδου, η οποία αποτελείται συνήθως από βολφράμιο. Εφαρμόζοντας υψηλή τάση μεταξύ ανόδου και καθόδου αποδεσμεύονται ελεύθερα ηλεκτρόνια από την κάθοδο, τα οποία κινούνται με μεγάλη ταχύτητα και προσπίπτουν στη θετικά φορτισμένη και ελευθερώνεται ενέργεια με τη μορφή ακτινοβολίας X. Ο αριθμός των φωτονίων που σχηματίζουν την ακτινοβολία X εξαρτάται από το ρεύμα που δίνουμε στη λυχνία και από το ρεύμα που διαρρέει το νήμα της καθόδου.

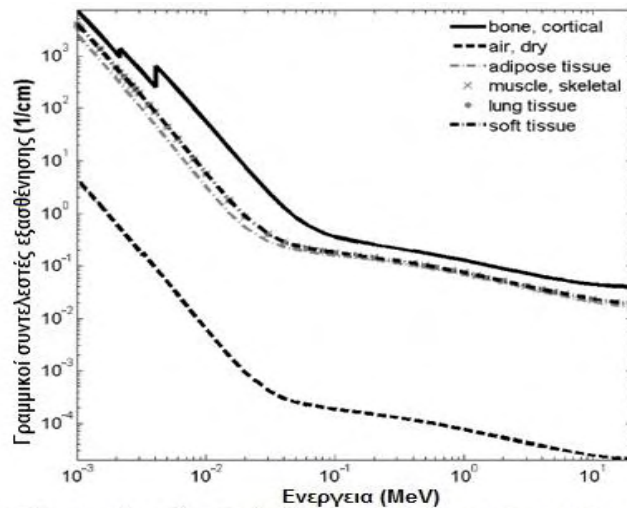
Καθώς οι ακτίνες X διαπερνούν την ανατομική περιοχή που θέλουμε να εξετάσουμε, η έντασή τους τροποποιείται και το αποτέλεσμα της εξασθένησής τους μέσω της διαδικασίας αυτής καταγράφεται στον ανιχνευτή. Οι ακτίνες X μπορούν να περάσουν μέσα από στερεά αντικείμενα χωρίς την πρόκληση αλλαγής της φυσικής κατάστασης του αντικειμένου, καθώς έχουν μικρό μήκος κύματος. Η απορρόφηση των ακτίνων X εξαρτάται από τη φύση του υλικού (ατομικός αριθμός), το μήκος κύματος της ακτινοβολίας και το πάχος του υλικού. Έτσι, όταν αυτή η ακτινοβολία διαπερνά το σώμα του ασθενούς, η εσωτερικές δομές αποτυπώνονται με διαφορετική ένταση της κλίμακας του γκρι (σκιάσεις και

διαυγάσεις). Γενικά, η ένταση της ακτινοβολίας μετά την έξοδό της από το σώμα περιγράφεται από τη σχέση:

$$I = I_0 \cdot e^{-\mu d}$$

όπου  $\mu$  είναι ο συντελεστής εξασθένησης και  $d$  το μήκος διαδρομής μέσα στο αντικείμενο.

Καθώς το σώμα δεν είναι ομογενές, το μέτρο της εξερχόμενης έντασης είναι διαφορετικό και κάθε εικονοστοιχείο της σχηματιζόμενης εικόνας αντιστοιχεί σε συγκεκριμένο συντελεστή εξασθένησης (linear attenuation coefficient- $\mu$ ). Τα διαφορετικά χαρακτηριστικά απορρόφησης των ιστών, όπως απεικονίζεται κατωτέρω, επιτρέπουν τη διαφοροποίηση (contrast) στην απεικόνισή τους μέσω της ακτινογραφίας. Οι πυκνοί ιστοί απορροφούν περισσότερη ακτινοβολία σε σύγκριση με τους μαλακούς ιστούς, όπως μύες, όργανα, οι οποίοι επιτρέπουν σε μεγαλύτερο μέρος της ακτινοβολίας να περάσει. Για παράδειγμα, τα οστά, λόγω της υψηλής περιεκτικότητάς τους σε ασβέστιο (Ca), το οποίο έχει σχετικά μεγάλο ατομικό αριθμό (20), απορροφούν πιο αποτελεσματικά την ακτινοβολία με αποτέλεσμα να απεικονίζονται με άσπρο χρώμα στην ακτινογραφία. Ο μαλακός ιστός θα απεικονίζεται σε αποχρώσεις του γκρι, ενώ ο αέρας με μαύρο. (Εικόνα 1)



Εικόνα1: Γραμμικοί συντελεστές εξασθένησης για διαφορετικά απορροφητικά μέσα

Εικόνα 1: Γραμμικοί συντελεστές εξασθένησης για διαφορετικά απορροφητικά μέσα.

Η ψηφιακή ακτινογραφία έχει πολλά πλεονεκτήματα, καθώς απαιτεί λιγότερη ενέργεια από ότι οι αναλογικές ακτινογραφίες, είναι λιγότερο δαπανηρή και είναι φιλική προς το περιβάλλον.

Ένας ακτινολόγος εξετάζει τις ακτινογραφίες και αποφαινεται εάν ένα οστό έχει κάταγμα ή όχι. Αυτό το σύστημα είναι χρονοβόρο και αναξιόπιστο, επειδή η πιθανότητα

ενός σπασμένου οστού είναι χαμηλή. Μερικά κατάγματα είναι εύκολο να ανιχνευθούν και έτσι με την ανάπτυξη ενός αυτόματου συστήματος θα μπορούσε να είναι δυνατός ο εντοπισμός καταγμάτων. Αυτό θα βοηθούσε τους γιατρούς και τους ακτινολόγους στο έργο τους και θα βελτίωνε την ακρίβεια των αποτελεσμάτων. Έτσι, ενώ ο ακτινολόγος πρέπει να εξετάσει πολλές ακτινογραφίες για να βρει το οστό που έχει το κάταγμα, ένας αυτόματος αλγόριθμος εντοπισμού θα μπορούσε να βοηθήσει τον ακτινολόγο να βρει το σπασμένο οστό ή τουλάχιστον να ξεχωρίσει με ευκολία τα υγιή οστά. Αλλά δεν είναι δυνατόν να αναπτυχθεί ένας αλγόριθμος που να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για όλο το σώμα, λόγω της πολυπλοκότητας στη δομή των διαφόρων οστών. Παρ' όλο που έχουν γίνει πολλές έρευνες σε αυτόν τον τομέα, δεν έχει αναπτυχθεί ένα σύστημα που να λύνει εντελώς το πρόβλημα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι υπάρχουν αρκετά πολύπλοκα πεδία που αφορούν στο πρόβλημα της ανίχνευσης κατάγματος. Οι ψηφιακές ακτινογραφίες είναι πολύ λεπτομερείς και είναι περίπλοκο να ερμηνευθούν. Τα οστά έχουν διαφορετικά μεγέθη και διαφορετικά χαρακτηριστικά από άνθρωπο σε άνθρωπο. Λόγω του τρόπου παραγωγής τους οι ακτινογραφίες χαρακτηρίζονται από χαμηλή ποιότητα απεικόνισης, καθώς η προβολή μιας σύνθετης σε γεωμετρία και σύσταση δομής όπως είναι ο ανθρώπινος σκελετός, δημιουργεί μια πολύπλοκη και ευαίσθητη στις επιδράσεις του θορύβου απεικόνιση. Έτσι, παρουσιάζονται διάφορα τεχνικά εμπόδια στην προσπάθεια έγκυρης επεξεργασίας της ακτινογραφίας όπως είναι : α) οι διαβαθμισμένες και ασαφείς ακμές και περιγράμματα, β) η παρουσία ισχυρού θορύβου τύπου 'salt & pepper', γ) η ασάφεια της απεικόνισης δ) οι χαμηλές διαφορές φωτεινότητας μεταξύ των απεικονίσεων βιολογικών δομών διαφορετικής σύστασης, καθώς διαφορετικής σύστασης δομές και αντικείμενα παρουσιάζουν παρόμοια απορρόφηση των ακτίνων χ και επομένως απεικονίζονται με την ίδια χρωματική ένταση στις ακτινογραφίες. Όπως θα φανεί από τα επόμενα, από μόνη της η διαβάθμιση της φωτεινότητας της εικόνας δεν είναι ικανή για την αυτόματη διάκριση αντικειμένων και δομών που παρουσιάζονται στις ακτινογραφίες. Έτσι η ανάπτυξη μιας γενικής μεθόδου για τον εντοπισμό των οστών, και τη λήψη απόφασης για το αν το οστό έχει κάταγμα του ή όχι, είναι ένα σύνθετο πρόβλημα. [10]

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο

### 3.1 Ψηφιακές εικόνες

Σύμφωνα με τους Gonzalez & Woods (2002), “μια (ασπρόμαυρη) εικόνα μπορεί να οριστεί ως μια διδιάστατη συνάρτηση  $f(x,y)$  όπου το  $x$  και το  $y$  είναι χωρικές συντεταγμένες, ενώ η τιμή της συνάρτησης για κάθε ζεύγος συντεταγμένων  $(x,y)$  ονομάζεται ένταση ή επίπεδο γκριζου (grey level) της εικόνας στο αντίστοιχο σημείο. Όταν οι συντεταγμένες  $x,y$  και οι τιμές της  $f$  είναι όλες συγκεκριμένες, διακριτές ποσότητες, καλούμε την εικόνα ψηφιακή εικόνα. Το πεδίο της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας αναφέρεται στην επεξεργασία ψηφιοποιημένων εικόνων μέσω ενός ψηφιακού υπολογιστή. Η ψηφιακή εικόνα αποτελείται από έναν ορισμένο αριθμό στοιχείων, καθένα από τα οποία έχει μια συγκεκριμένη θέση και συγκεκριμένη τιμή. Τα στοιχεία αυτά αναφέρονται ως στοιχεία εικόνας ή pixels”. [11]

### 3.2 Επεξεργασία ψηφιακών εικόνων

Η επεξεργασία εικόνας ασχολείται με την αλλαγή των χαρακτηριστικών μιας εικόνας, προκειμένου είτε α) να βελτιώσουμε την πληροφορία της εικόνας ώστε να φαίνεται καλύτερη στο ανθρώπινο μάτι είτε β) να καταστεί περισσότερο κατάλληλη μία εικόνα για την επεξεργασία της από τον ηλεκτρονικό υπολογιστή.

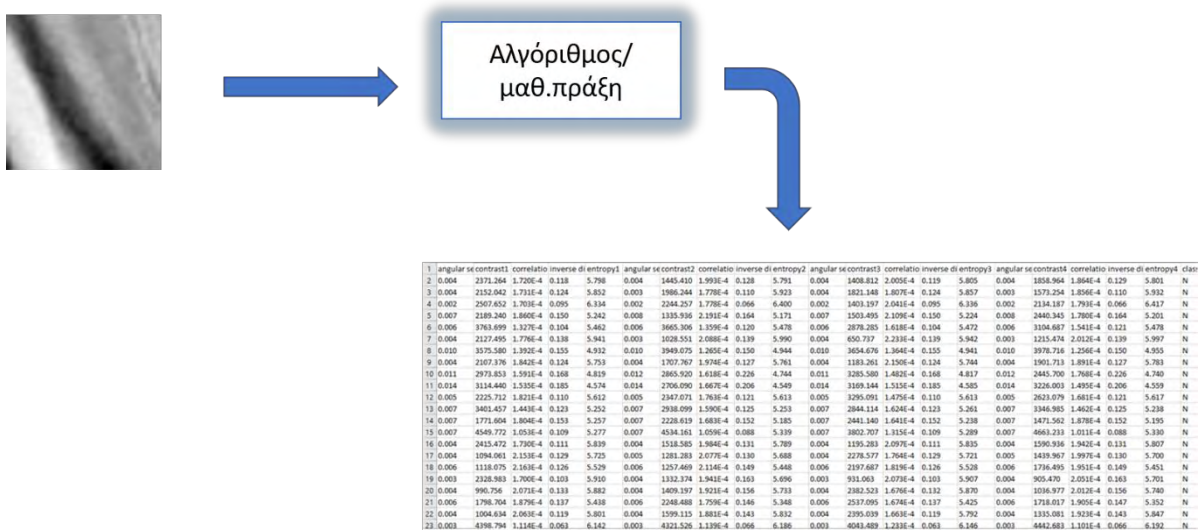
Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνων επιτρέπει τη χρήση των πιο πολύπλοκων αλγορίθμων για την επεξεργασία τους.

### 3.3 Ανάλυση ψηφιακής εικόνας

Σαν ανάλυση της ψηφιακής εικόνας ορίζεται ο αριθμός των εικονοστοιχείων που περιέχονται στο διάστημα μιας ίντσας και συμβολίζεται σαν ppi (pixel per inch). Η ανάλυση μιας ψηφιακής εικόνας αποσκοπεί στην εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας (ποσοτικής και ποιοτικής) από αυτή, καθώς και στην κατανόηση της πληροφορίας αυτής. Η ανάλυση ψηφιακής εικόνας αφορά διαδικασίες κατά τις οποίες είσοδο αποτελεί μια εικόνα και έξοδο αποτελεί κάποιο είδος πληροφορίας, όπως δεδομένα τα οποία αντιστοιχούν σε ορισμένα χαρακτηριστικά της εικόνας. Τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν ή να χαρακτηρίσουν αντικείμενα που περιέχονται στις εικόνες και πρέπει επομένως να



επιλέγονται κατάλληλα και ανάλογα με τις ιδιαίτερες απαιτήσεις της κάθε εφαρμογής.  
[12](Εικόνα 2)



Εικόνα 2: Εξαγωγή χαρακτηριστικών από την ανάλυση μιας εικόνας

Στα πλαίσια της ανάλυσης εικόνας και της όρασης υπολογιστών, στις περισσότερες των περιπτώσεων κάθε εικονοστοιχείο (pixel) μιας εικόνας εισόδου αντιστοιχεί και σε μια ξεχωριστή διάσταση στο σύνολο δεδομένων εισόδου. Οι ψηφιακές εικόνες αποτελούνται πολλές φορές από εκατομμύρια εικονοστοιχεία. Στις περισσότερες περιπτώσεις, κατά το στάδιο της ανάλυσης, η εικόνα εισόδου είναι μια εικόνα που έχει προηγουμένως υποστεί κατάλληλη επεξεργασία προκειμένου να βελτιωθεί η ποιότητα της αρχικής εικόνας ή απομονωθούν οι περιοχές ή τα αντικείμενα που επιθυμούμε να μελετήσουμε. Για παράδειγμα, μια εικόνα που περιέχει θόρυβο, πρέπει αρχικά να υποστεί κατάλληλη αποθορυβοποίηση προκειμένου να αναλυθεί σωστά. Είναι επομένως σημαντικό, η εικόνα εξόδου που δημιουργείται κατά την προεπεξεργασία να είναι κατάλληλη έτσι ώστε να εξαχθεί χρήσιμη και ποιοτική πληροφορία. Επίσης, απαιτείται πολλές φορές η περαιτέρω ανάλυση (π.χ στατιστική ανάλυση) της εξαγόμενης πληροφορίας, προκειμένου να καταλήξουμε σε κάποιο χρήσιμο συμπέρασμα για την εικόνα ή τα αντικείμενα που μελετούμε. Η εξαγωγή συμπερασμάτων για ένα αντικείμενο που περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών μπορεί να πραγματοποιηθεί με χρήση τεχνικών ταξινόμησης προτύπων, όπως θα δούμε παρακάτω[12].

Από την ανάλυση μιας εικόνας μπορούν να εξαχθούν διάφορα χαρακτηριστικά που αντιπροσωπεύουν τα αντικείμενα που περιέχει αυτή, όπως: χρώμα, σχήμα, υφή κ.α

### 3.4 Ιστόγραμμα ψηφιακής εικόνας

Με τον όρο ιστόγραμμα καλούμε τη γραφική αναπαράσταση της κατανομής των δεδομένων. Στην επεξεργασία εικόνας, τα ιστογράμματα χρησιμοποιούνται για να δείξουν την κατανομή των τιμών των στοιχείων στην εικόνα που μελετάμε.

Το ιστόγραμμα μίας ψηφιακής εικόνας με επίπεδα του γκρι στο διάστημα  $[0, L-1]$  είναι μία διακριτή συνάρτηση, όπου  $k$  είναι το επίπεδο του γκρι και αναπαριστά το πλήθος των εικονοστοιχείων (pixels) της εικόνας, που έχουν τιμή  $n_k$  επιπέδου γκρι. Η κανονικοποίηση του ιστογράμματος πραγματοποιείται, διαιρώντας κάθε τιμή του εκάστοτε εικονοστοιχείου με τον συνολικό αριθμό των εικονοστοιχείων της εικόνας, έστω  $n$ .

Τότε, το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα δίνεται από την συνάρτηση  $p_{rk} = \frac{n_k}{n}$ , για  $k=0,1,\dots,L-1$ . Θα μπορούσαμε να πούμε, ότι δίνει μία προσέγγιση της πιθανότητας της εμφάνισης ενός επιπέδου του γκρι  $r_k$ .

Τα ιστογράμματα μπορεί να φανούν πολύ χρήσιμα γιατί μας βοηθούν να εξάγουμε χρήσιμες πληροφορίες για τη μορφή μιας εικόνας. Για παράδειγμα:

- Σε μία σκούρα εικόνα (dark image) οι τιμές του γκριζου θα είναι συγκεντρωμένες στα χαμηλότερα επίπεδα.
- Σε μία φωτεινή εικόνα αντίθετα οι τιμές του γκριζου θα είναι συγκεντρωμένες σε υψηλότερα επίπεδα.
- Σε μία εικόνα με χαμηλή αντίθεση (contrast) οι τιμές θα είναι επί το πλείστον συγκεντρωμένες στο κέντρο. [13]

### 3.5 Πρότυπο DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)

Το DICOM είναι ένα διεθνές πρότυπο επικοινωνίας το οποίο δημιουργήθηκε αρχές της δεκαετίας του '90 και ο ρόλος του είναι η ανταλλαγή των ιατρικών εικόνων (σε ψηφιακή μορφή) και των σχετικών πληροφοριών τους, το οποίο προσφέρει στους χρήστες την ανάκτηση και την διαχείριση των ιατρικών εικόνων και των συναφών πληροφοριών

τους με πρότυπο τρόπο ώστε να είναι ο ίδιος για όλα τα απεικονιστικά μηχανήματα τα παραγωγής-λήψης ιατρικών εικόνων ανεξαρτήτως μοντέλου η κατασκευαστή και επιτρέπει την «κυκλοφορία» τους από τις πηγές παραγωγής-λήψης και τους τερματικούς ιατρικούς σταθμούς μιας ιατρικής μονάδας.[14]

Συσκευές αναπαραγωγής ιατρικών εικόνων (όπως είναι ο ηλεκτρονικός ψηφιακός τομογράφος), αρχεία εικόνων, συμβατικές συσκευές και συστήματα διαγνωστικών εικόνων από διαφορετικούς κατασκευαστές μπορούν να συνδεθούν σε μια κοινή υποδομή πληροφοριών και να ολοκληρωθούν με άλλα πληροφοριακά συστήματα (όπως PACS, HIS, RIS). Το Πρότυπο DICOM αναπτύχθηκε με συνεργασία άλλων Οργανισμών Προτύπων συμπεριλαμβανομένου του CEN TC251 στην Ευρώπη και του JIRA στην Ιαπωνία, με την επιθεώρηση και άλλων οργανισμών όπως του IEEE, του HL7 και του ANSI στις ΗΠΑ.

Το Πρότυπο DICOM διευκολύνει την λειτουργία σε ένα δικτυωμένο περιβάλλον, χωρίς την απαίτηση για Network Interface Units (Μονάδες Διεπαφής Δικτύου).

Είναι δομημένο για να προσαρμόσει την εισαγωγή των νέων υπηρεσιών, διευκολύνοντας κατά συνέπεια την υποστήριξη για τις μελλοντικές εφαρμογές. Και αυτό γιατί μια εφαρμογή, που δεν μπορεί να βρει ένα αναγκαίο χαρακτηριστικό στο λεξικό δεδομένων του DICOM, μπορεί να προσθέσει τον δικό της ιδιωτικό ορισμό ενός χαρακτηριστικού, που θεωρείται ως ιδιωτική ετικέτα (private tag). Άρα, το πρότυπο υποστηρίζει την ενσωμάτωση ιδιόκτητων χαρακτηριστικών και υπό αυτήν την έννοια το Πρότυπο DICOM είναι δυναμικά επεκτάσιμο.

Εκτός από την μεταφορά εικόνων, τα πρότυπα καλύπτουν και την μεταφορά των σχετικών δεδομένων όπως πληροφορίες για τον ασθενή, για τον πάροχο, για την συσκευή, κλπ. Το DICOM είναι εξαιρετικά διαδεδομένο και το υποστηρίζουν οι περισσότεροι κατασκευαστές ιατρικών συσκευών. Η έως τώρα διεθνής προτυποποίηση που αφορά την ιατρική εικόνα ουσιαστικά αποτελείται από το πρότυπο DICOM, το οποίο αναπτύχθηκε με σκοπό την κάλυψη της ανάγκης διασύνδεσης διαφόρων ιατρικών απεικονιστικών μηχανημάτων είτε ανά δύο είτε σε δίκτυο, με σκοπό την καταχώρηση, διατήρηση και ανάκτηση ιατρικών εικόνων.[15]

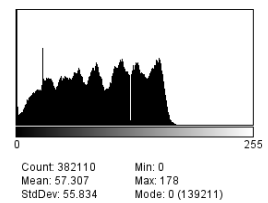
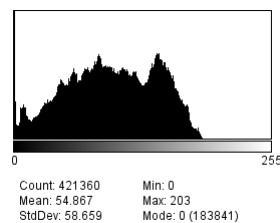
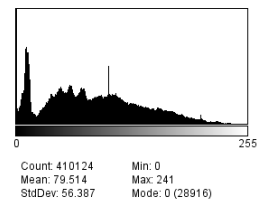
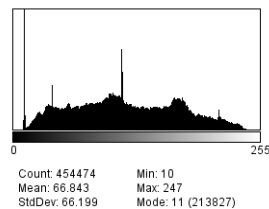
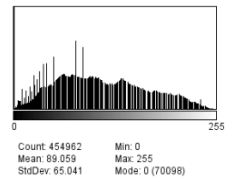
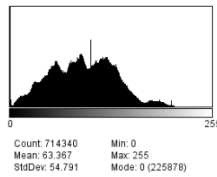
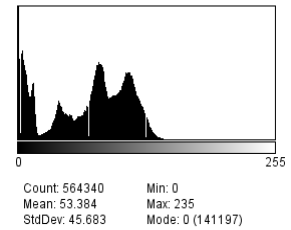
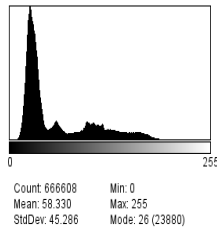
### 3.6 Ακτινολογικές εικόνες

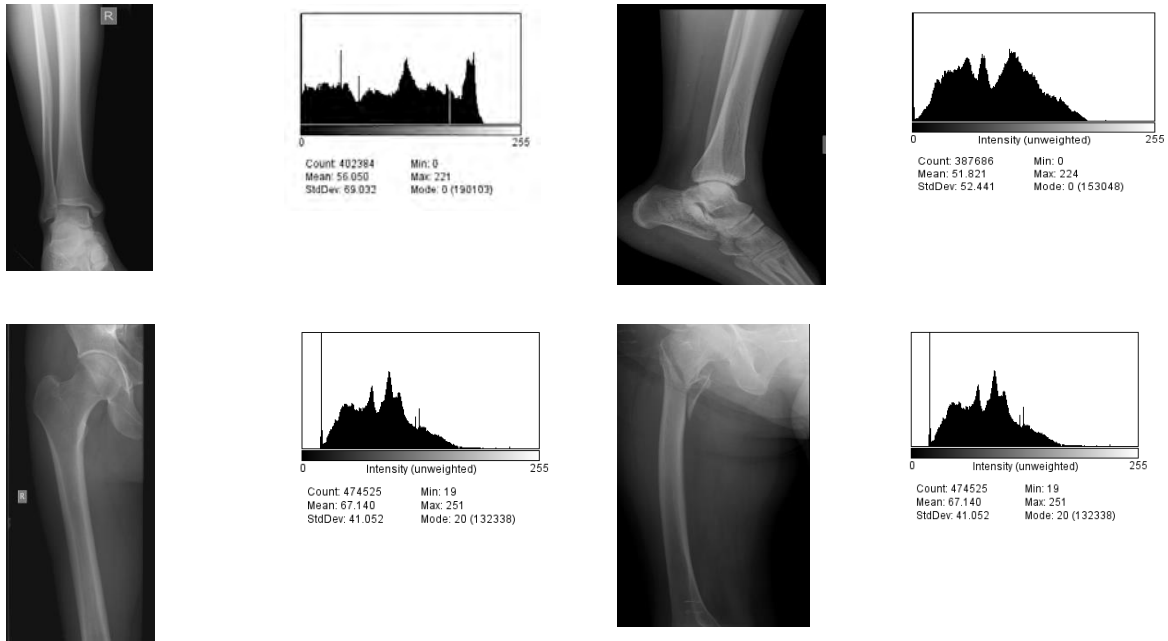
Από συνολικά 790 ακτινογραφίες οστών επιλέχθηκαν και μελετήθηκαν 300 ακτινογραφίες εκ των οποίων 200 φυσιολογικών οστών και 100 καταγματικών οστών.

Στην παρακάτω εικόνα (εικόνα 3) παρουσιάζονται κάποιες από αυτές με τα ιστογράμμά τους.

Φυσιολογικά Δείγματα

Παθολογικά Δείγματα



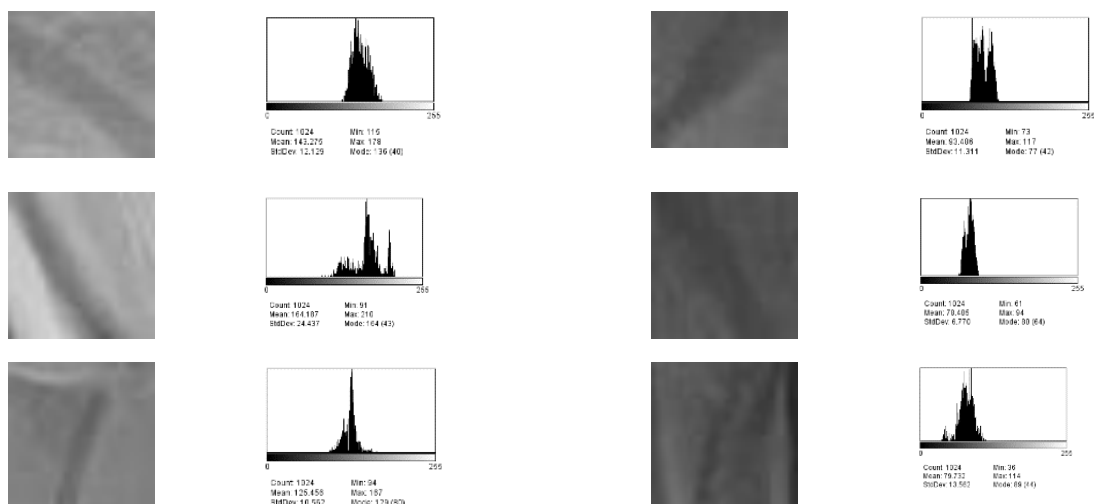


*Εικόνα 3: Εικόνες ακτινογραφιών με τα ιστογράμματα τους*

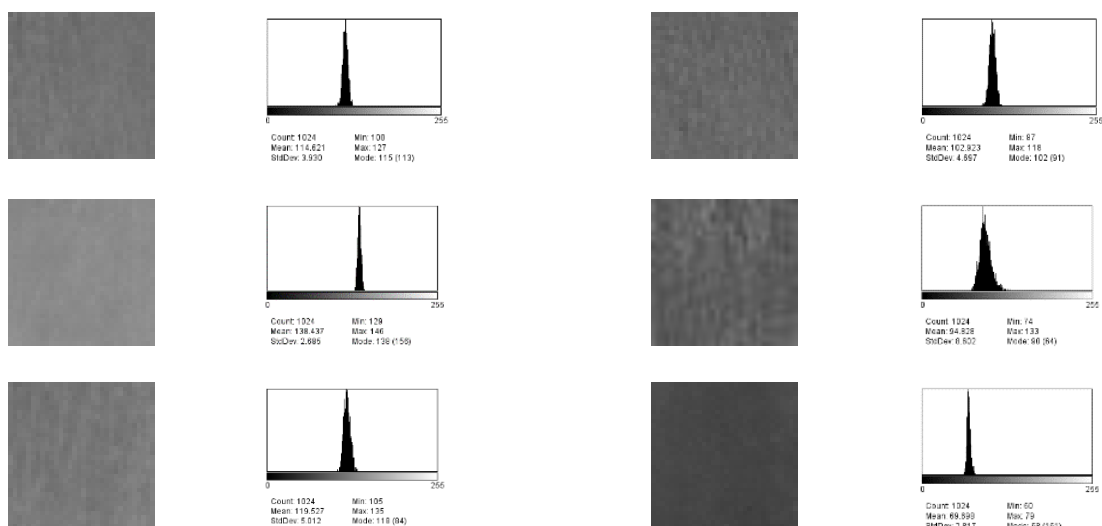
Τα είδη των καταγμάτων διαφέρουν όπως φάνηκαν και στις παραπάνω εικόνες. Επίσης διαφέρουν και ως το πάχος οι ανατομικές περιοχές που εξετάζονται. Το πάχος εξαρτάται κυρίως από το είδος του οστού που εξετάζεται (μεγαλύτερο πάχος τα μακρά οστά) αλλά και από την ηλικία.

### 3.7 Δείγματα (patterns) εικόνων

Κατά το στάδιο της επεξεργασίας, στην εικόνα απομονώνονται οι περιοχές που επιθυμούμε να μελετήσουμε. Στις παρακάτω εικόνες (εικόνα 4,5) παρουσιάζονται κάποια από τα patterns που απομονώθηκαν για να μελετηθούν, με τα ιστογράμμά τους.



Εικόνα 4: Δείγματα (patterns) παθολογικών εικόνων με τα ιστογράμματα



Εικόνα 5 : Δείγματα (patterns) φυσιολογικών εικόνων με τα ιστογράμματα

### 3.8 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Η εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών (χαρακτηριστικών) από μία εικόνα είναι απαραίτητη διαδικασία για την ορθή ταξινόμηση των εικόνων που μελετάμε. Η διαδικασία κατά την οποία εξάγονται τα χαρακτηριστικά αυτά, αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι της προ-επεξεργασίας πολλών αλγορίθμων αναγνώρισης προτύπων και ειδικότερα, διακρίνονται σε χαμηλού και υψηλού επιπέδου. Ως χαμηλού επιπέδου ορίζονται όλα εκείνα τα γνωρίσματα, που μπορούν να εξαχθούν άμεσα από μια εικόνα, χωρίς να απαιτείται καμία πληροφορία σχετικά με το σχήμα τους. Κατά συνέπεια, στη πρώτη κατηγορία ανήκουν όλοι οι ανιχνευτές καμπυλών και ακμών, όπως αυτοί των Sobel, Canny και Harris (Russ, 2007), (Orguner, 2007). Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι τεχνικές που ανιχνεύουν γνωστά γεωμετρικά σχήματα ( π.χ. τετράγωνα, κύκλους, ελλείψεις) σε μια εικόνα (Vinzce, 2001). Χαρακτηριστικό τους γνώρισμα των τεχνικών αυτών αποτελεί η χωρική πληροφορία που εξάγεται για κάθε ένα από τα υποψήφια αντικείμενα. Στην (Lowe, 2001) γίνεται χρήση του μετασχηματισμού Hough, οποίος είναι σε θέση να εξάγει απλές γραμμές, και, με την επέκτασή του, κύκλους και ελλείψεις. [16]

### 3.9 Μετασχηματισμός Hough

Ο μετασχηματισμός Hough είναι μια τεχνική εξαγωγής χαρακτηριστικών που χρησιμοποιείται στην ανάλυση εικόνας και την επεξεργασία ψηφιακής εικόνας. [Shapiro & Stockman (2001)], [17][24]. Ο σκοπός της τεχνικής αυτής είναι η εύρεση ατελών περιπτώσεων αντικειμένων μέσα σε μια ορισμένη κατηγορία σχημάτων με μια διαδικασία εκλογής (voting). Αυτή η διαδικασία εκλογής διεξάγεται σε ένα χώρο παραμέτρων, από τον οποίο τα υποψήφια αντικείμενα αποκτώνται ως τοπικά μέγιστα σε έναν λεγόμενο χώρο συσσωρευτή ο οποίος κατασκευάζεται αποκλειστικά από τον αλγόριθμο για τον υπολογισμό του μετασχηματισμού.

Ο κλασσικός μετασχηματισμός Hough αφορούσε την αναγνώριση των γραμμών στην εικόνα, αλλά αργότερα επεκτάθηκε στην αναγνώριση τυχαίων σχημάτων, συνήθως κύκλων ή ελλείψεων. Ο μετασχηματισμός του Hough, όπως χρησιμοποιείται παγκοσμίως σήμερα, επινοήθηκε από τον Richard Duda και τον Peter Hart το 1972, οι οποίοι τον αποκαλούσαν «γενικευμένο μετασχηματισμό Hough» [18] μετά το σχετικό δίπλωμα ευρεσιτεχνίας του Paul Hough το 1962. [19] [20][24].

Ο μετασχηματισμός έγινε δημοφιλής στην κοινότητα της μηχανικής όρασης από την Dana H. Ballard μέσω ενός άρθρου σε περιοδικού του 1981 με τίτλο "γενίκευση του μετασχηματισμού του Hough για την ανίχνευση τυχαίων σχημάτων".

Κατά την αυτοματοποιημένη ανάλυση των ψηφιακών εικονων, το πρόβλημα που προκύπτει είναι η ορθή ανίχνευση των απλών σχημάτων γι' αυτό πολλές φορές είναι απαραίτητη η χρήση ενός ανιχνευτή ακμών (πχ Sobel, Canny) πριν την εφαρμογή του μετασχηματισμού Hough. Αυτό θα συντελέσει στην λήψη των σημείων της εικόνας που αφορούν τμήματα ουσιαστικά των καμπυλών προς ανίχνευση.

Λόγω των ατελειών είτε στα δεδομένα εικόνας είτε στον ανιχνευτή ακμής, μπορεί να υπάρχουν σημεία ή εικονοστοιχεία που λείπουν στις επιθυμητές καμπύλες καθώς και χωρικές αποκλίσεις μεταξύ της ιδανικής γραμμής / κύκλου / έλλειψης και των θορυβωδών σημείων ακμής όπως λαμβάνονται από τον ανιχνευτή ακμών.

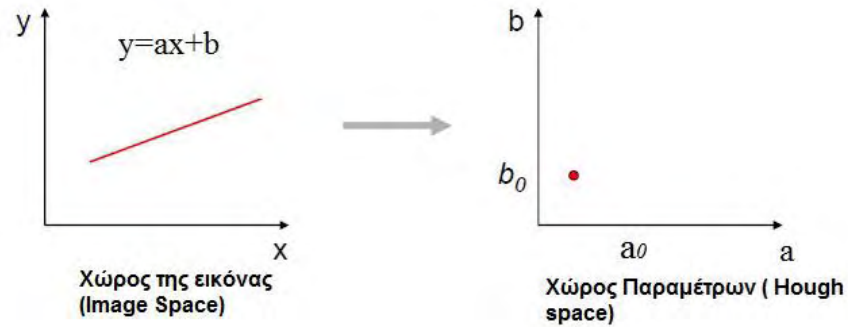
Για τους ανωτέρω λόγους, πολλές φορές κρίνεται αναγκαία η ομαδοποίηση των χαρακτηριστικών που θέλουμε να εξάγουμε μέσω των τελεστών ακμής σε ένα συγκεκριμένο σύνολο γραμμών ή ελλείψεων. Ο σκοπός του μετασχηματισμού Hough είναι να αντιμετωπίσει αυτό το πρόβλημα καθιστώντας δυνατή την πραγματοποίηση ομαδοποίησης των σημείων ακμής σε αντικείμενα εκλογής με την εκτέλεση μιας σαφούς διαδικασίας εκλογής πάνω από ένα σύνολο παραμετροποιημένων αντικειμένων εικόνας (Shapiro & Stockman, 304).

Η πιο απλή κατηγορία του μετασχηματισμού Hough είναι η ανίχνευση ευθειών και τα αντικείμενα εικόνας μπορούν να αναπαρασταθούν σύμφωνα με την εξίσωσης της ευθείας:

$$y=ax+b$$

Γενικά, η ευθεία γραμμή  $y=ax+b$  μπορεί να αναπαρασταθεί ως σημείο  $(r, \theta)$  στο χώρο των παραμέτρων (εικόνα 6).



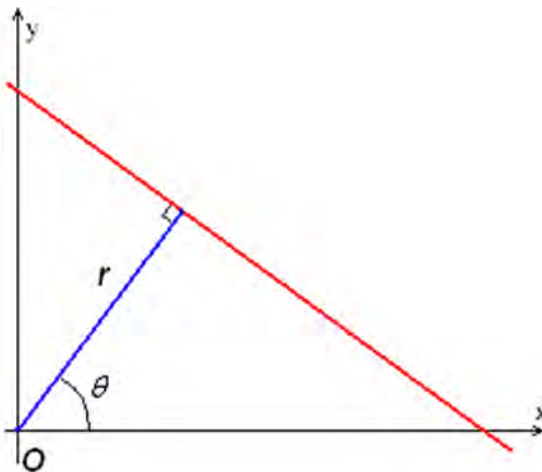


Εικόνα 6 : Απεικόνιση μιας ευθείας στον χώρο της εικόνας και στον χώρο των παραμέτρων (χώρος Hough)

Ωστόσο, οι κάθετες γραμμές αποτελούν πρόβλημα. Θα προκαλούσαν απεριόριστες τιμές της παραμέτρου κλίσης  $a$ . Έτσι, για υπολογιστικούς λόγους, οι Duda and Hart [21][24] πρότειναν τη χρήση της κανονικής μορφής Hesse ως ακολούθως:

$$r = x \cos \theta + y \cos \theta$$

όπου,  $r$  είναι η απόσταση (το μέτρο ενός διανύσματος) από την αρχή των αξόνων στο πλησιέστερο σημείο στην ευθεία γραμμή και  $\theta$  είναι η γωνία που σχηματίζει ο άξονας  $x$  με την κάθετη γραμμή που διέρχεται από την αρχή των αξόνων (εικόνα 7).



Εικόνα 7 : Απεικόνιση της κανονικής μορφής Hesse

Επομένως, είναι δυνατή η συσχέτιση κάθε γραμμή της εικόνας με ένα ζεύγος  $(r, \theta)$ . Το επίπεδο  $(r, \theta)$  αναφέρεται μερικές φορές ως χώρος Hough για το σύνολο ευθειών γραμμών σε δύο διαστάσεις. [22][24].

Σε περίπτωση που υπάρχει ένα μόνο σημείο στο επίπεδο, τότε σύμφωνα με την τροποποιημένη εξίσωση της ευθείας, το σημείο αντιστοιχεί σε μια ημιτονοειδή καμπύλη στο επίπεδο  $(r, \theta)$ , το οποίο είναι μοναδικό σε αυτό το σημείο. Ένα σύνολο δύο ή περισσότερων σημείων στο χώρο της εικόνας, που σχηματίζουν μια ευθεία γραμμή, στο χώρο των παραμέτρων θα παράγει μία ή περισσότερες ημιτονοειδής καμπύλες με παραμέτρους τα  $(r, \theta)$  για αυτή τη γραμμή. Έτσι, το πρόβλημα της ανίχνευσης των σημείων μπορεί να μετατραπεί απλά σε πρόβλημα της εύρεσης ταυτόχρονων καμπυλών [23][24].

### 3.9.1 Υλοποίηση του μετασχηματισμού

Ο αλγόριθμος του μετασχηματισμού Hough χρησιμοποιεί μια διδιάστατη διάταξη, που ονομάζεται συσσωρευτής, για να ανιχνεύσει την ύπαρξη μιας γραμμής που περιγράφεται από την εξίσωση:

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta$$

Η διάσταση του συσσωρευτή ισούται με τον αριθμό των άγνωστων παραμέτρων. Ουσιαστικά ο χώρος του συσσωρευτή είναι ο χώρος Hough μόνο που είναι κβαντισμένος. Δηλαδή, αν λάβουμε υπόψη τις κβαντισμένες τιμές των  $r$  και  $\theta$  στο ζεύγος  $(r, \theta)$ , για κάθε  $(x, y)$  στο χώρο της εικόνας, ο αλγόριθμος του μετασχηματισμού Hough θα καθορίσει εάν υπάρχουν αρκετά στοιχεία ύπαρξης ευθείας γραμμής σε αυτό το εικονοστοιχείο. Αν ναι, υπολογίζονται οι παράμετροι  $(r, \theta)$  αυτής της γραμμής και, στη συνέχεια, αναζητείται ο χώρος αποθήκευσης (bin) του συσσωρευτή στον οποίο θα τοποθετηθούν οι παράμετροι και θα αυξηθεί η τιμή του αποθηκευτικού αυτού χώρου. Η διαδικασία συλλογής και απαρίθμησης καλείται εκλογή (Voting).

Με την εύρεση των κελιών αποθήκευσης (bin) με τις υψηλότερες τιμές, συνήθως ως τοπικά μέγιστα στον χώρο συσσώρευσης, μπορούν να εξαχθούν οι πιο πιθανές γραμμές και να ανιχνεύσουμε τα γεωμετρικά σχήματα που υπάρχουν στην εικόνα. (Shapiro & Stockman, 304). Ο πιο εύκολος τρόπος για αυτή την υλοποίηση είναι με την εφαρμογή κατωφλίων.

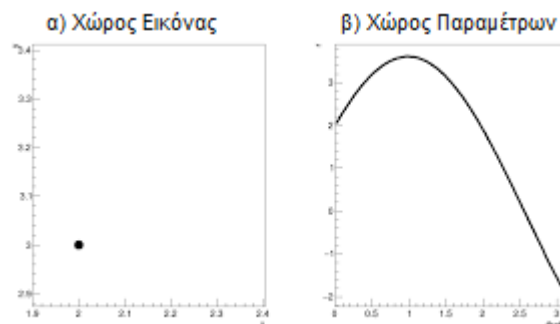
Το τελικό αποτέλεσμα του γραμμικού μετασχηματισμού Hough είναι μια διδιάστατη συστοιχία (matrix) παρόμοια με τον συσσωρευτή (Accumulators). Η μία διάσταση αυτού του πίνακα είναι η γωνία  $\theta$  και η άλλη διάσταση είναι η απόσταση  $r$ .

Επομένως, κάθε τιμή του στοιχείου του πίνακα ισούται με το άθροισμα των τιμών των σημείων που απαρτίζουν την γραμμή και που αντιπροσωπεύονται από τις κβαντισμένες παραμέτρους  $(r, \theta)$ . Οπότε, το στοιχείο με την υψηλότερη τιμή φανερώνει την ευθεία που αντιπροσωπεύεται περισσότερο στο χώρο της εικόνας [24].

Στην παρούσα εργασία, ο στόχος μας είναι να ανιχνευτούν οι γραμμές με τη βοήθεια του μετασχηματισμού Hough. Για να το υλοποιήσουμε με τον καλύτερο δυνατό τρόπο θα πρέπει να επεξεργαστούν οι εικόνες που έχουν ληφθεί για να είναι όσον τον δυνατόν καλύτερα καθορισμένες οι ακμές τους.

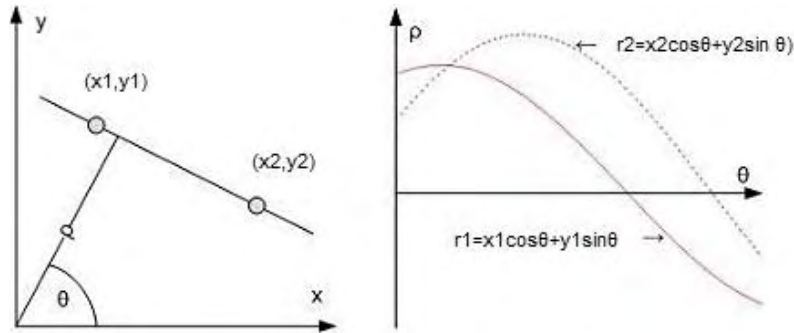
Σύμφωνα με τα ανωτέρω, στο παρακάτω σχήμα φαίνονται κάποια παραδείγματα της εφαρμογής του μετασχηματισμού Hough για εικόνες που αποτελούνται από ένα, δύο ή πιο πολλά σημεία.

Στην πρώτη περίπτωση που έχουμε ένα μόνο σημείο, το πεδίο του Hough αντιστοιχεί σε μία ημιτονοειδή καμπύλη (εικόνα 8).



Εικόνα 8: Απεικόνιση ενός σημείου στο χώρο της εικόνας ως ημιτονοειδή καμπύλη στο χώρο των παραμέτρων  $(r, \theta)$

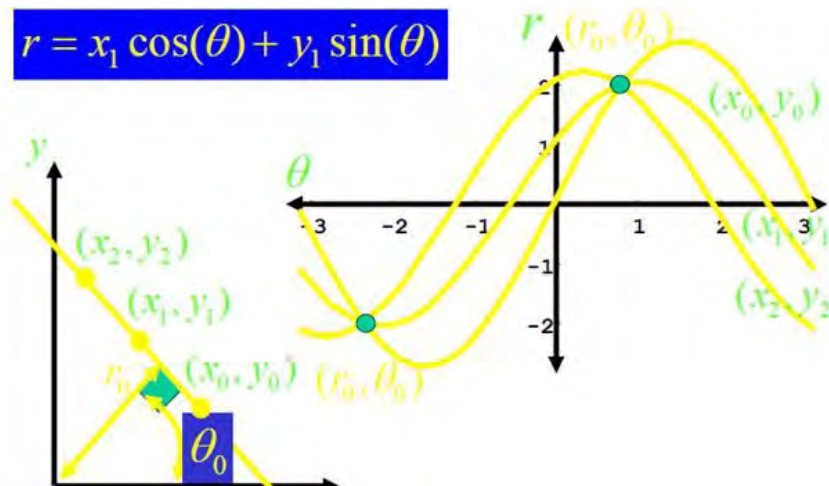
Στην δεύτερη περίπτωση όπου έχουμε δύο σημεία, το πεδίο του Hough αντιστοιχεί σε δύο μοναδικές για το κάθε σημείο ημιτονοειδής καμπύλες οι οποίες τέμνονται στο σημείο  $(\rho, \theta)$  και αντιστοιχεί στην ευθεία που ενώνει τα δύο σημεία αυτά (εικόνα 9).



Εικόνα 9: Απεικόνιση δύο σημείων στο χώρο της εικόνας ως δύο διαφορετικές ημιτονοειδής καμπύλες στο χώρο των παραμέτρων  $(r, \theta)$

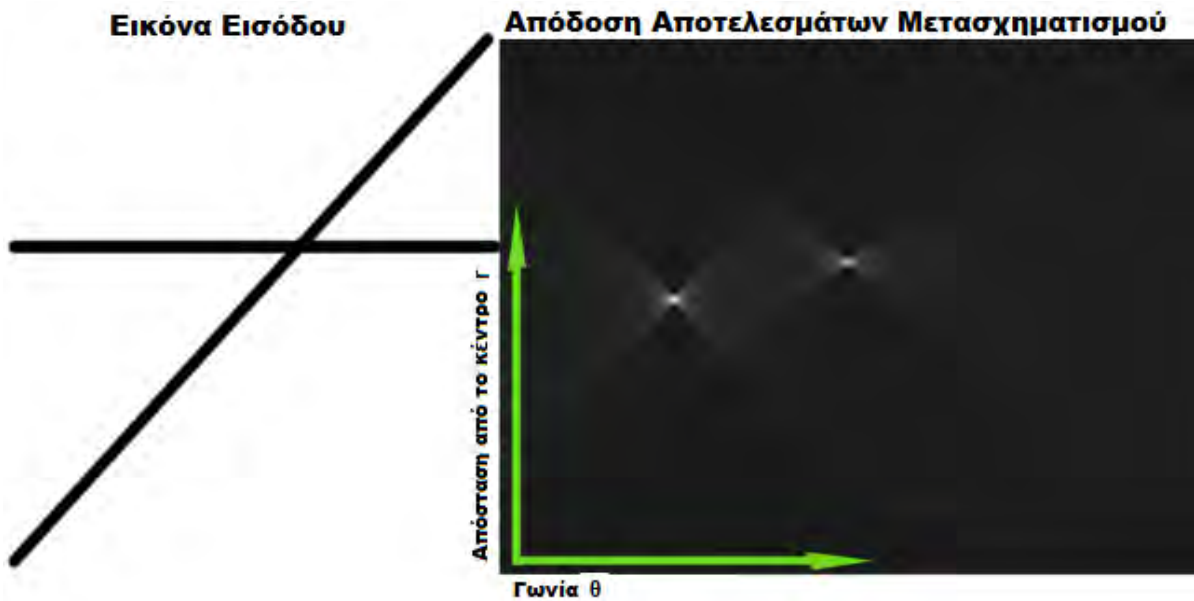
Στην περίπτωση αυτή, το μοναδικό ζεύγος  $(r, \theta)$  που ικανοποιεί το σύστημα των δύο αυτών εξισώσεων θα αποτελεί στο χώρο της εικόνας την ευθεία που διέρχεται και από τα δύο σημεία.

Στην τρίτη περίπτωση έχουμε πολλά σημεία στο χώρο της εικόνας, τα οποία στο χώρο του Hough απεικονίζονται ως ημιτονοειδείς καμπύλες (μοναδικές για κάθε σημείο), οι οποίες τέμνονται σε δύο σημεία και αντιστοιχούν στην επικρατέστερη ευθεία που ορίζουν τα σημεία αυτά στο χώρο της εικόνας (εικόνα 10).



Εικόνα 10: Απεικόνιση πολλών σημείων στο χώρο της εικόνας ως διαφορετικές ημιτονοειδής καμπύλες στο χώρο των παραμέτρων  $(r, \theta)$

Στην τελευταία περίπτωση έχουμε την απεικόνιση του πίνακα συσσώρευσης (accumulator) που ουσιαστικά δεν είναι τίποτα άλλο παρά η απόδοση των αποτελεσμάτων του μετασχηματισμού Hough. Επομένως, είναι το τελικό οπτικό αποτέλεσμα της σχεδίασης των ημιτονοειδών καμπυλών σε ένα γράφημα με οριζόντιο άξονα το  $\theta$  και κάθετο  $r$  το (εικόνα 11). [25]



Εικόνα 11: Απεικόνιση του πίνακα συσσώρευσης (accumulator array)

Σύμφωνα με τα ανωτέρω, σε περίπτωση που υπάρχει κάποιο σημείο τομής τους, αυτό μας δείχνει τη γραμμή που περνάει από όλα τα σημεία και ειδικότερα αφού η απόσταση από το μηδενικό σημείο των αξόνων και η γωνία με τους άξονες είναι ίδια (σύμφωνα με την τροποποιημένη εξίσωση της ευθείας), άρα συμπεραίνουμε ότι πρόκειται για την ίδια γραμμή.

### 3.10 Αναγνώριση και Ταξινόμηση προτύπων

Η Αναγνώριση προτύπων (Pattern Recognition) είναι ένα επιστημονικό πεδίο με στόχο την ανάπτυξη αλγορίθμων για την αυτοματοποιημένη απόδοση κάποιας τιμής ή διακριτικού στοιχείου σε εισαγόμενα δεδομένα, συνήθως κωδικοποιημένα ως αλληλουχίες αριθμών. Κατ' αυτόν τον τρόπο, ενδεικτικά, τα δεδομένα αυτόματα ταξινομούνται σε κατηγορίες ή διαχωρίζονται σε ομάδες με βάση κάποια κριτήρια, ακόμα και υπό την παρουσία θορύβου ο οποίος δυσκολεύει την αναγνώριση, ωθώντας συνήθως τα δεδομένα να μοιάζουν περισσότερο τυχαία απ' όσο πραγματικά είναι.

Οι άνθρωποι και οι ευφυείς οργανισμοί έχουν την ικανότητα να ταυτοποιούν πραγματικά δεδομένα χρησιμοποιώντας τις αισθήσεις τους και την αντιληπτική τους ικανότητα προκειμένου να λάβουν τις κατάλληλες αποφάσεις ώστε να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους. Μία μηχανή, όπως ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής, πρέπει να εκπαιδευθεί κατάλληλα ώστε να αναγνωρίζει πρότυπα (patterns) και να τα κατηγοριοποιεί αυτόματα σε κατηγορίες. Ανάλογα με την εφαρμογή, γίνεται κατάταξη των αντικειμένων σε κλάσεις με τη βοήθεια αλγορίθμων ταξινόμησης.

Με βάση το θεωρητικό υπόβαθρο που παρείχε η επιστήμη της στατιστικής, η πρώιμη έρευνα επί της αναγνώρισης προτύπων επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη θεωρητικών μεθόδων. Μετά το 1970 έγιναν προσπάθειες για την ταχύτερη εξέλιξη του τομέα, ενώ το 1976 ιδρύθηκε η Διεθνής Ένωση Αναγνώρισης Προτύπων (IARP). Σήμερα, αλγόριθμοι αναγνώρισης προτύπων εφαρμόζονται σε αρκετές επιστήμες, όπως π.χ. στην ιατρική (βιοϊατρική τεχνολογία, ανάλυση δεδομένων DNA και άλλες εφαρμογές της βιοπληροφορικής), ή σε άλλα πεδία της πληροφορικής και της επιστήμης ηλεκτρονικού μηχανικού, όπως η μηχανική όραση και η ρομποτική. Η ίδια η αναγνώριση προτύπων επικαλύπτεται σημαντικά με συγγενή, επιμέρους πεδία της τεχνητής νοημοσύνης όπως η μηχανική μάθηση και η εξόρυξη δεδομένων [26].

Η Ταξινόμηση προτύπων (Pattern Classification) αποτελεί αντικείμενο μελέτης για πολλούς επιστημονικούς τομείς, ενώ οι εφαρμογές της αφορούν την επεξεργασία εικόνας, την τεχνητή νοημοσύνη, την όραση υπολογιστών αλλά και την βιολογία, την ιατρική, την οικονομία κλπ. Είναι ένα πρόβλημα μηχανικής μάθησης, δηλ. ένα πρόβλημα που αφορά την δημιουργία, την εκπαίδευση και την βελτίωση ενός γνωστικού μοντέλου από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η ταξινόμηση προτύπων συνιστάται στην εξαγωγή συμπεράσματος για ένα δεδομένο (δείγμα) που περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών. [26]

Στις εφαρμογές αναγνώρισης προτύπων εκτός από την επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών είναι σημαντική και η επιλογή των κατάλληλων ταξινομητών προκειμένου να επιτευχθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα.

**Στην παρούσα ερευνητική εργασία έχουν χρησιμοποιηθεί οι εξής ταξινομητές:**

- Κοντινότερου Γείτονα K-NN
- Νευρωνικά δίκτυα (MLP)
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM)

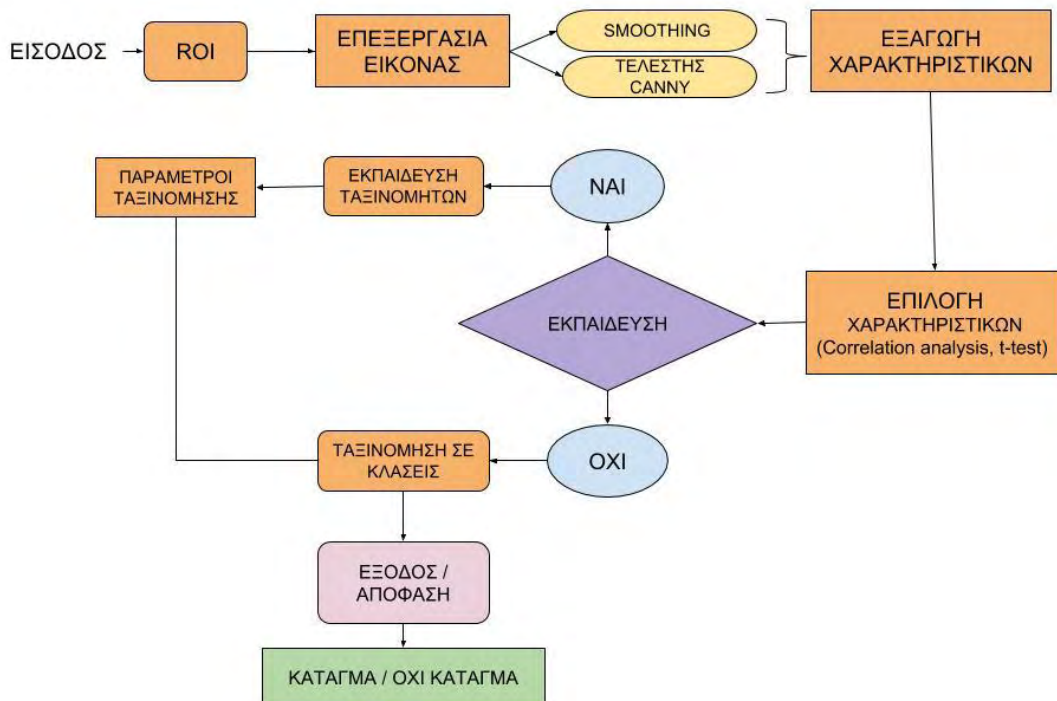
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο

### 4.1 Μεθοδολογία

Από τις 790 ακτινογραφίες οστών επιλέχθηκαν και μελετήθηκαν 300 σε αναλογία 2:1 (200 φυσιολογικές και 100 καταγματικές). Έγινε ο προσδιορισμός του ROI (Region of Interest), εν συνεχεία κανονικοποιήθηκαν όλα τα δείγματα για την ενίσχυση της αντίθεσης. Εφαρμόστηκε ο τελεστής ακμών Canny και πραγματοποιήθηκε η εξομάλυνση της εικόνας κάθε δείγματος. Έγινε η εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις συσσωρευτικές εικόνες που δημιουργήθηκαν του μετασχηματισμού Hough. Επιλέχθηκαν τα τελικά χαρακτηριστικά και συγκεκριμένα τα εξής: Τυπική απόκλιση (St. deviation), η ενδιάμεση τιμή (Median), η ροπή τρίτης τάξης του γκρι (Skew) και η ροπή τέταρτης τάξης του γκρι (Kurt).

Ακολούθως έγινε η εκπαίδευση των ταξινομητών και ταξινόμηση των δειγμάτων σε κλάσεις.

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται τα βήματα της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκαν (Σχήμα 1)



Σχήμα 1: Διάγραμμα Μεθοδολογίας



## 4.2 Εισαγωγή

Όπως αναφέρθηκε, σκοπός της παρούσας πειραματικής εργασίας είναι η αυτόματη μέθοδος ανίχνευσης καταγμάτων σε ακτινογραφίες, με μετασχηματισμό Hough. Οι εικόνες που μελετήθηκαν είναι τύπου DICOM και κατά την εξαγωγή τους από τον H/Y ακτινολογικού εργαστηρίου, αποθηκεύτηκαν με την μορφή .PNG για μην χαθεί περαιτέρω πληροφορία κατά την εξαγωγή, και αποθήκευση. Οι εικόνες είναι όλες RGB προτού την επεξεργασία τους.

Για την αυτοματοποιημένη εξαγωγή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό εργαλείο ImageJ.

Στην παρούσα εργασία, κρίθηκε απαραίτητη η εφαρμογή του φίλτρου εξομάλυνσης για καλύτερη περαιτέρω ανίχνευση των ακμών μέσω του φίλτρου Canny.

## 4.3 Σύνολο Δεδομένων

Το σύνολο των δεδομένων που μελετήθηκαν στην παρούσα ερευνητική εργασία είναι 300 ακτινογραφίες από τις οποίες δημιουργήθηκαν δείγματα (patterns) μεγέθους 32x32 pixels window, 8bit grayscale, κανονικοποιημένα και αποθηκεύτηκαν σε μορφή .PNG για περαιτέρω επεξεργασία. Τα δεδομένα είναι σε αναλογία 1:2 (100 παθολογικά και 200 φυσιολογικά) και διαχωρίστηκαν σε δυο κλάσεις. Φυσιολογικά (Normal) και παθολογικά (Abnormal).

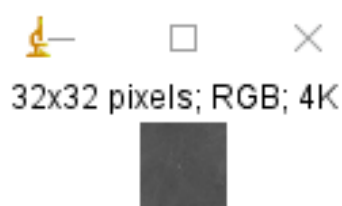
Για την εξαγωγή των επιθυμητών χαρακτηριστικών απαραίτητη κρίθηκε η προετοιμασία και επεξεργασία των δειγμάτων αυτών. Το πρόγραμμα που χρησιμοποιήθηκε για την διαδικασία αυτή ήταν το “Image Magick”.

## 4.4 Λογισμικό εργαλείο ImageJ

Ένα από τα σημαντικότερα λογισμικά εργαλεία που χρησιμοποιείται στην ανάλυση και την επεξεργασία της ψηφιακής εικόνας είναι το “ImageJ”. Είναι φτιαγμένο σε γλώσσα Java και η χρήση του είναι εξαιρετικά εύκολη αφού αποτελείται από μια πλατφόρμα μέσω της οποίας μπορεί να εφαρμοστεί ένα ευρύ φάσμα αλγορίθμων απαραίτητων για την επεξεργασία εικόνων. Είναι επίσης, επεκτάσιμο όσον αφορά τις δυνατότητες του μέσω Plugins. Τα Plugins γραμμένα από χρήστες μπορούν να λύσουν σχεδόν οποιοδήποτε πρόβλημα επεξεργασίας ή ανάλυσης εικόνας. Επιπλέον, παρέχει τη δυνατότητα υποστήριξης σωρούς εικόνων (image stacks), δηλαδή σειρές από εικόνες που παρουσιάζονται ως τμήματα ενός παραθύρου, ώστε οι χρονοβόρες διαδικασίες όπως η ανάγνωση αρχείων εικόνας μπορούν να εκτελεστούν παράλληλα με άλλες διαδικασίες. Αυτό είναι εξαιρετικά χρήσιμο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων επειδή οι εικόνες μπορούν να υποβληθούν σε επεξεργασία ως ένα σύνολο. [27]

## 4.5 Ανάλυση και επεξεργασία εικόνων

Αρχικά εισάγουμε την εικόνα προς επεξεργασία μέσω του εργαλείου ImageJ και αφού επιλέξουμε το παράθυρο 32×32 στην αρχική μας εικόνα στην περιοχή που μας ενδιαφέρει να μελετήσουμε, αποκόπτουμε το δείγμα (pattern) μας και το αποθηκεύουμε σε μορφή .PNG ώστε να είναι πλέον η καινούργια μας εικόνα που θα μελετήσουμε.(εικόνα 12).



*Εικόνα 12: Εικόνα προς μελέτη (pattern)*

Στη συνέχεια η χρωματική ανάλυση της εικόνας μειώθηκε στα 8 bits (εικόνα) προκειμένου να πραγματοποιηθεί η κανονικοποίηση της εικόνας (normalization).

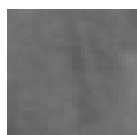
Με την κανονικοποίηση των δειγμάτων επιτυγχάνεται η ενίσχυση της αντίθεσης των εικόνων.

## 4.6 Κανονικοποίηση Εικόνας ( Normalization)

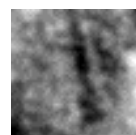
Η κανονικοποίηση της εικόνας μπορεί να εφαρμοστεί αφαιρώντας από την τιμή κάθε στοιχείου της εικόνας την ελάχιστη τιμή και διαιρώντας την μέγιστη τιμή πλην την ελάχιστη δηλαδή, το εύρος των τιμών των εικονοστοιχείων, σύμφωνα με την εξίσωση:

$$I_{norm} = \frac{I - \min}{\max - \min}$$

Όπου  $I$  η αρχική εικόνα και  $I_{norm}$  η κανονικοποιημένη εικόνα που προκύπτει. Όταν το αποτέλεσμα της μεθόδου για  $I_{norm}$  ισούται με μονάδα, προσδίδει την μέγιστη αντίθεση. Η κανονικοποίηση της εικόνας, βρίσκει ιδιαίτερη εφαρμογή στις ιατρικές εικόνες. [28](Εικόνα 13)



α) αρχική εικόνα



β) εικόνα μετά την κανονικοποίηση

Εικόνα 13: Εικόνα καταγματικού οστού πριν και μετά την πραγματοποίηση κανονικοποίησης

Στην παραπάνω εικόνα είναι εμφανής η αύξησης της αντίθεσής αφού πλέον όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας έχουν την τιμή 0 και 1.

Η ίδια διαδικασία πραγματοποιήθηκε σε όλα μας τα δείγματα και τα 300.

Η μορφή της εξαγόμενης πληροφορίας, που ουσιαστικά αποτελεί την χρήσιμη πληροφορία, θα πρέπει να είναι τέτοια ώστε να είναι κατανοητή από τις “μηχανές” ώστε να μπορούν να διαβαστούν. Άρα, συμπεραίνουμε ότι τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά των εικόνων είναι αυτά που οδηγούν στην κατανόηση της εικόνας από τους εκάστοτε αλγορίθμους.

## 4.7 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα υπολογίστηκαν με τη χρήση έτοιμων απλών αυτοματοποιημένων εντολών που προσφέρει το λογισμικό ImageJ. Τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα που αρχικά επιλέχθηκαν είναι [29]:

- a. **Mean gray value:** Είναι η μέση τιμή του γκρι στην επιλεγμένη περιοχή. Αυτό είναι το άθροισμα των τιμών όλων των εικονοστοιχείων στην επιλεγμένη περιοχή διαιρούμενων με τον αριθμό των εικονοστοιχείων.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n xi = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

- b. **Standard Deviation:** Είναι η Τυπική απόκλιση των τιμών του γκρι που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία της μέσης τιμής των τιμών γκρι.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (xi - \bar{x})^2}{N - 1}}$$

- c. **Min & Max Gray Level:** Είναι οι Ελάχιστες και οι μέγιστες τιμές του γκρι στην επιλεγμένη περιοχή.

- d. **Center of Mass:** Είναι ο σταθμισμένος με τη φωτεινότητα μέσος όρος των x και y συντεταγμένων όλων των εικονοστοιχείων της εικόνας ή του επιλεγμένου τμήματος.

$$R = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n miri$$

- e. **Median:** Είναι ο διάμεσος μιας πεπερασμένης λίστας αριθμών. Μπορεί να βρεθεί ταξινομώντας όλους τους αριθμούς από το μικρότερο στο μεγαλύτερο. Αν το σύνολο των παρατηρήσεων είναι μονός αριθμός, επιλέγεται ο μέσος. Αν το σύνολο είναι άρτιος αριθμός παρατηρήσεων, τότε δεν υπάρχει μεμονωμένη μεσαία τιμή. Ο διάμεσος ορίζεται τότε ως ο μέσος όρος των δύο μεσαίων τιμών.
- f. **Integrated density:** Είναι το άθροισμα των τιμών των εικονοστοιχείων στην εικόνα ή στην επιλεγμένη περιοχή.
- g. **Skew:** Είναι η ροπή τρίτης τάξης της μέσης τιμής του γκρι στην επιλεγμένη περιοχή.

$$[\gamma_1] = E\left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right)^3\right] = \frac{\mu^3}{\sigma^3} = \frac{[(X - \mu)^3]}{(E[(X - \mu)^2])^{3/2}} = \frac{\kappa_3}{\kappa_2^{3/2}}$$

- h. **Kurt:** Είναι η ροπή τέταρτης τάξης της μέσης τιμής του γκρι στην επιλεγμένη περιοχή.

$$Kurt[X] = E\left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right)^4\right] = \frac{\mu^4}{\sigma^4} = \frac{[(X - \mu)^4]}{(E[(X - \mu)^2])^2}$$

Η επιλογή των κατάλληλων χαρακτηριστικών έγινε μετά την πραγματοποίηση του t-test (Welch's t-test) και την ανάλυση συσχέτισης (Correlation Analysis).

Το t-test (Welch's t-test), είναι μία δοκιμή δύο δειγμάτων η οποία χρησιμοποιείται για να ελέγξουμε την υπόθεση ότι οι δύο πληθυσμοί που εξετάζονται έχουν ίσα μέσα.

$$t = \frac{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}}$$

Όπου το  $\overline{X}_1$  είναι η μέση τιμή,  $s_1^2$  η διακύμανση και το  $N_1$  μέγεθος του ενός δείγματος και αντίστοιχα  $\overline{X}_2$  είναι η μέση τιμή,  $s_2^2$  η διακύμανση και  $N_2$  μέγεθος του άλλου δείγματος.

Η ανάλυση συσχέτισης (Correlation analysis), υποδεικνύει την ισχυρή σύνδεση μεταξύ των μεταβλητών που εξετάζονται ανά ζεύγη.

Η διεξαγωγή των δοκιμών αυτών θα καθορίσει την επιλογή των τελικών χαρακτηριστικών για την παραγωγή των διανυσμάτων των εικόνων που θα χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση των ταξινομητών.

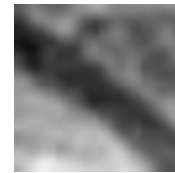
## 4.8 Τελεστές ιατρικής εικόνας (Image operators)

Σύμφωνα με τους Δελήμπαση & Νικηφορίδη (2001), οι τελεστές ιατρικής εικόνας είναι “Χωρικοί ή φασματικοί τελεστές που εφαρμόζονται σε εικόνες με αποτέλεσμα να συμπιέζουν οξύα χαρακτηριστικά τους όπως έντονες ακμές και θόρυβο, ώστε να αναδείξουν άλλες δομές χαμηλής ορατότητας”. [30]

Κρίθηκε απαραίτητο στα αρχικά στάδια της επεξεργασίας των δειγμάτων να εφαρμοστεί ο τελεστής εξομάλυνσης (smoothing) για την καλύτερη περαιτέρω ανίχνευση των ακμών μέσω του τελεστή Canny (Canny Edge Detector). Η όλη διεργασία πραγματοποιήθηκε μέσω του προγράμματος ImageJ (εικόνα 14).



α) αρχική εικόνα



β) εικόνα μετά την εξομάλυνση

Εικόνα 14: Εικόνα καταγματικού οστού πριν και μετά την πραγματοποίηση εξομάλυνσης

Αναγκαία επίσης κρίθηκε και η ελάττωση του μεγέθους της εικόνας μας σε γραμμές προκειμένου να εφαρμοστεί ο μετασχηματισμός Hough . Η ανίχνευση ακμών υλοποιήθηκε μέσω του τελεστή Canny (Canny Edge Detector). Το πρόγραμμα που χρησιμοποιήθηκε για την διεργασία αυτή ήταν το Image Magick (εικόνα 15). [IM v6.8.9-1]

```
-convert pattern1.gif -canny 0x1+10%+30% pattern1c.gif
```



α) αρχική εικόνα



β) εικόνα με ανίχνευση ακμών

Εικόνα 15: Εικόνα καταγματικού οστού πριν και μετά την ανίχνευση ακμών

Η μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε, λειτουργεί με αναζήτηση των τοπικών μεγίστων των κλίσεων της εικόνας. Ουσιαστικά, η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί δύο κατώφλια για την εύρεση των ακμών (ισχυρών και μη) και η τελική απεικόνιση τους θα πραγματοποιηθεί μόνο και εφόσον υπάρχει ισχυρή σύνδεση μεταξύ τους. Άρα συμπεραίνουμε ότι η αξιοπιστία της σε σχέση με άλλες μεθόδους οφείλεται αφενός ότι δεν επηρεάζεται από το θόρυβο (γιατί έχουμε καταστολή του θορύβου) και αφετέρου ότι η ικανότητα της μεθόδου να ανιχνεύει και τις χρήσιμες αδύναμες ακμές συντελεί σε ένα εξαιρετικό αποτέλεσμα.[31]

Σύμφωνα με τον Δελήμπαση, “Τα βήματα του τελεστή ανίχνευσης ακμών Canny είναι τα ακόλουθα:

1. Υπολογισμός της κλίσης (gradient) της εικόνας μέσω συνέλιξης με την αναλυτικά υπολογισμένη παράγωγο της Gaussian για συμπίεση θορύβου:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

2. Καταστολή των μη μέγιστων τιμών, ώστε να μην συνυπολογίζονται ψευδοακμές:

- › Για κάθε pixel ελέγχεται αν το μέτρο του διανύσματος κλίσης είναι μεγαλύτερο από το μέτρο του διανύσματος κλίσης στα δύο pixel εκατέρωθεν αυτού, σε διεύθυνση κάθετη στην διεύθυνση του διανύσματος κλίσης (έχει υπολογιστεί στο προηγούμενο βήμα).
- › Αν η παραπάνω συνθήκη δεν πληρείται, το pixel δεν θεωρείται pixel ακμής.

3. Κατωφλίωση υστέρησης (Hysteresis thresholding)

- › Τα προηγούμενα βήματα έχουν δημιουργήσει ένα αριθμό από υποψήφια pixel ακμών.
- › Ορίζονται δύο κατώφλια (thresholds),  $TL$ ,  $TH$  ( $TL < TH$ )
- › Εντοπίζεται ένα (αρχικό) pixel ακμής με μέτρο κλίσης  $|G| > TH$
- › Εντοπίζονται όλα τα pixel ακμής με μέτρο κλίσης  $|G| > TL$  τα οποία είναι συνδεδεμένα με το (αρχικό) pixel ακμής.
- › Τα προηγούμενα δύο βήματα επαναλαμβάνονται όσο υπάρχουν pixel ακμής με μέτρο κλίσης  $|G| > TH$ . Όσα pixel έχουν μέτρο κλίσης  $|G| > TL$  ή  $TH > |G| > TL$  και



δεν είναι συνδεδεμένα με αρχικό pixel ακμής με μέτρο κλίσης  $|G| > TH$  δεν θεωρούνται pixel ακμής.

Ο τελεστής ανίχνευσης ακμών Canny αποτελεί έναν από τους πλέον ισχυρούς τελεστές και χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές''. [32]

Κατά πόσο ο τελεστής ακμών θα είναι αποτελεσματικός, καθορίζεται από πολλές παραμέτρους. Μερικές από τις οποίες δίδονται παρακάτω:

- A. Το είδος και ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων κατωφλίων. Τα υψηλά κατώφλια θα έχουν ως αποτέλεσμα να χαθεί η χρήσιμη πληροφορία, με αποτέλεσμα το τελικό αποτέλεσμα να μην είναι το επιθυμητό. Αντιθέτως, ένα χαμηλό κατώφλι θα προσδώσει στην τελική εικόνα μας και άχρηστες πληροφορίες. Συμπερασματικά, είναι ιδιαίτερος δύσκολη η επιλογή των κατάλληλων κατωφλίων που θα επιφέρουν το επιθυμητό αποτέλεσμα κατά την επεξεργασία των εικόνων μας.
- B. Το μέγεθος του γκαουσιανού φίλτρου που θα χρησιμοποιηθεί για την εξομάλυνση της εικόνας. [31]

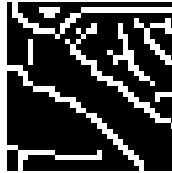
Στην εφαρμογή του μετασχηματισμού Hough (Hough Line Detector) στις εικόνες που δημιουργήθηκαν μετά την εφαρμογή των τελεστών, Ο γενικός κανόνας που χρησιμοποιήθηκε είναι ο ακόλουθος:

```
-background {background} -stroke {line_color} -hough-lines  
{W}x{H}+{threshold}
```

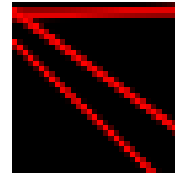
Τα χρώματα (φόντο και γραμμή χρωμάτων), χρησιμοποιούνται για να ορίσουμε τα χρώματα των γραμμών στην προκύπτουσα εικόνα (αν τα σχεδιάζαμε πραγματικά). Το όρισμα προς τον μετασχηματισμό Hough  $\{W\}x\{H\}+{\text{threshold}}$  χρησιμοποιείται για τον ορισμό του μεγέθους και του ορίου του φίλτρου που χρησιμοποιείται για την εύρεση των "κορυφών" στην ενδιάμεση "εικόνα αναζήτησης". Δηλαδή ελέγχει με ακρίβεια πόσο καλά βρίσκει τις γραμμές που προσπαθούμε να εντοπίσουμε. [IM v6.8.9-1].

Το πρόγραμμα που χρησιμοποιήθηκε και για την διεργασία αυτή ήταν το Image Magick (εικόνα 16). [IM v6.8.9-1]

```
convert pattern1c.gif -background black -stroke red \ -hough-lines  
5x5+16 pattern1c_lines.gif
```



α) εικόνα με ανίχνευση ακμών



β) εικόνα με εφαρμογή του MT Hough

*Εικόνα 16: Εικόνα καταγματικού οστού πριν και μετά την εφαρμογή του MT Hough*

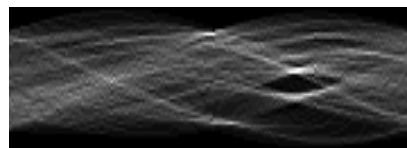
Τέλος δημιουργήθηκαν οι ενδιάμεσες εικόνες αναζήτησης ή συσσωρευτικές εικόνες (accumulators images), που στην περίπτωση αυτή αναζητούν λευκά εικονοστοιχεία σε κάθε προσανατολισμό, από τις οποίες θα εξαχθούν τα χαρακτηριστικά για την δημιουργία των τελικών διανυσμάτων. Το πρόγραμμα που χρησιμοποιήθηκε για την τελική προεργασία των εικόνων μας ήταν το Image Magick (εικόνα 16). [IM v6.8.9-1]

```
convert pattern1c.gif \-define hough-lines:accumulator=true -hough-lines  
5x5+16 \-delete 0 -contrast-stretch 0.1% pattern1c_accum.gif
```

Στη δημιουργηθείσα εικόνα η θέση της κορυφής θα καθορίζει άμεσα τη γωνία και την κάθετη απόσταση της γραμμής σε σχέση με το κεντρικό σημείο της εικόνας εισόδου. Άρα, η συντεταγμένη  $x$  είναι η γωνία σε μοίρες ( $\theta$ ) και η  $y$  συντονίζει την απόσταση από το κέντρο ( $r$ ).



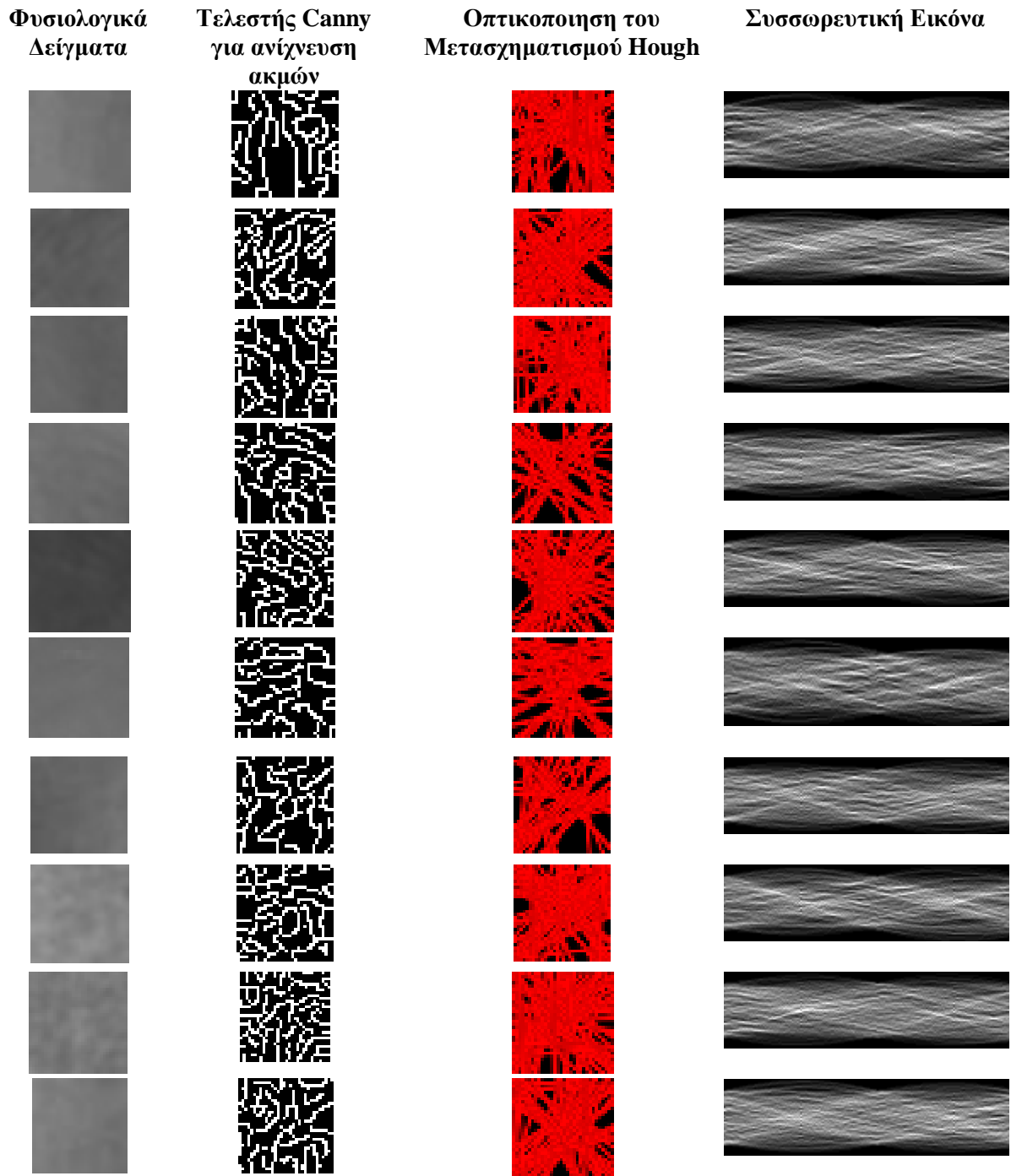
α) εικόνα με ανίχνευση ακμών



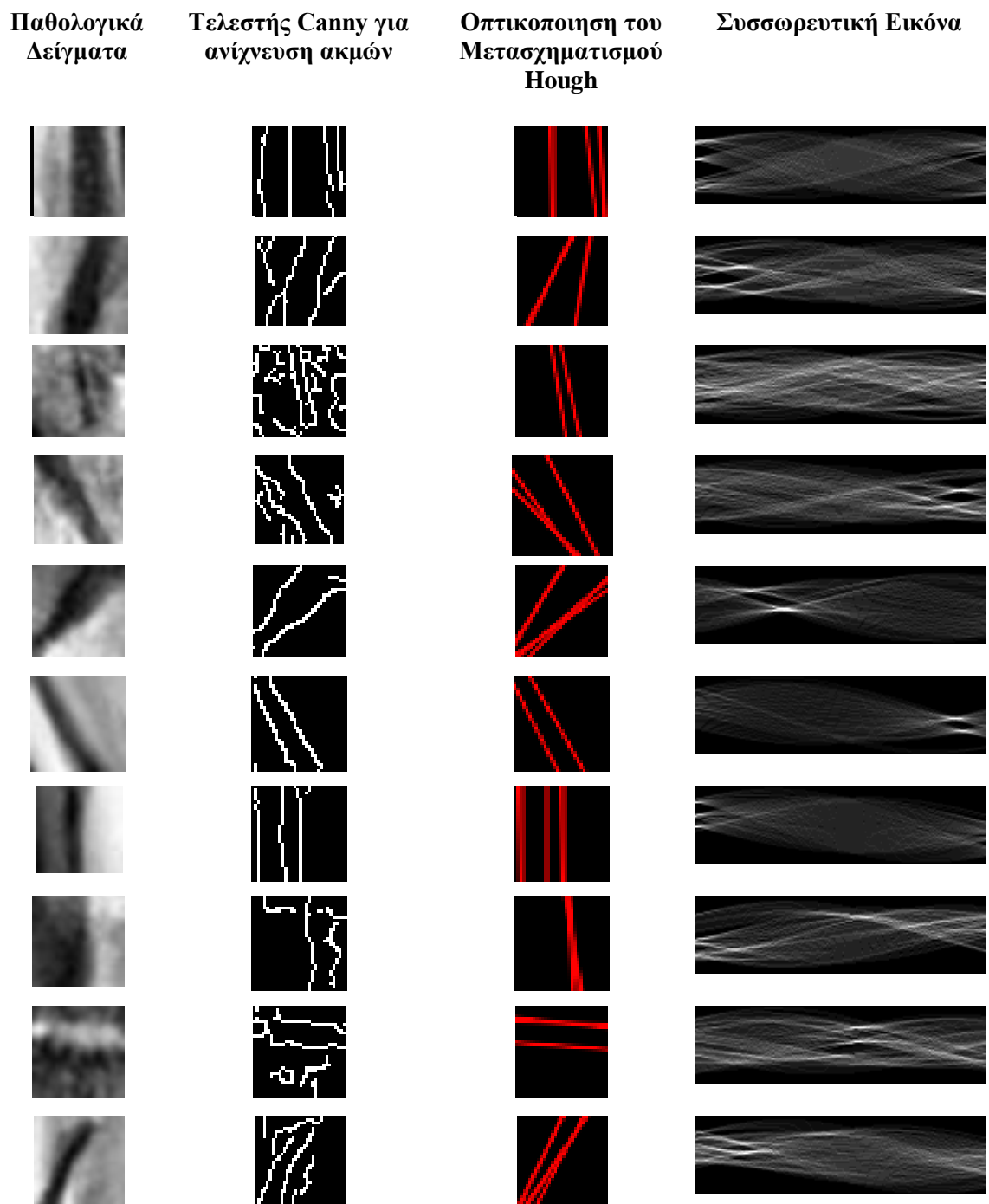
β) εικόνα με εφαρμογή του MT Hough

*Εικόνα 17: Εικόνα καταγματικού οστού με ανίχνευση ακμών και η συσσωρευτική εικόνα της*

Στις παρακάτω εικόνες (εικόνα 18 & εικόνα 19) παρουσιάζονται ενδεικτικά κάποια δείγματα στα στάδια ολοκλήρωσης της διαδικασίας εξαγωγής των συσσωρευτικών εικόνων.



Εικόνα 18: Εικόνες φυσιολογικών οστών / διαδικασία εξαγωγής των συσσωρευτικών εικόνων .



Εικόνα 19: Εικόνες παθολογικών οστών / διαδικασία εξαγωγής των συσσωρευτικών εικόνων .

Από την οπτικοποίηση της διαδικασίας εξαγωγής των συσσωρευτικών εικόνων των δειγμάτων (φυσιολογικών και παθολογικών) παρατηρούνται τα ακόλουθα:

#### I. Δείγματα (Patterns)

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν δείγματα τόσο από εικόνες χωρίς την ύπαρξη παθολογικών ευρημάτων όσο και από εικόνες που περιείχαν παθολογικά ευρήματα.

Όπως είναι διακριτό, τα φυσιολογικά δείγματα δεν έχουν έντονες διακυμάνσεις στην κλίμακα του γκρι, σε αντίθεση με τα παθολογικά όπου οι καταγματικές περιοχές, λόγω της λύσης της συνέχειας του οστού, απεικονίζονται με έντονες διαυγάσεις.

#### II. Τελεστής Canny (Canny Edge Detector)

Στα φυσιολογικά δείγματα, παρατηρείται ανίχνευση των ακμών προς όλες τις κατευθύνσεις που οφείλονται αποκλειστικά στις οστικές δοκιδώσεις. Στα παθολογικά δείγματα, οι ακμές που σκιαγραφούνται οφείλονται κατά κύριο λόγο στα όρια του εκάστοτε κατάγματος.

#### III. Οπτικοποίηση του Μετασχηματισμού Hough

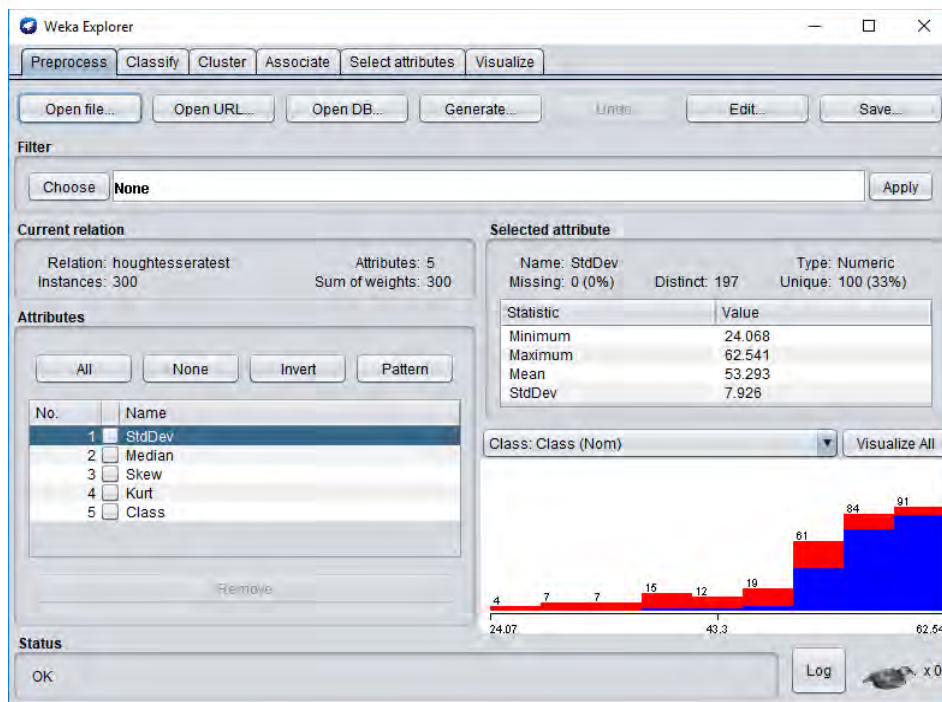
Στην περίπτωση των φυσιολογικών δειγμάτων, παρατηρούνται γραμμές προς όλες τις κατευθύνσεις σε αντίθεση με εκείνες των παθολογικών δειγμάτων όπου οι γραμμές περιορίζονται στα όρια ή τμήματα του κατάγματος ή καθορίζουν την κατευθυντικότητα του.

#### IV. Συσσωρευτική εικόνα

Οι συσσωρευτικές εικόνες είναι αποτέλεσμα του σχεδιασμού των ημιτονοειδών συναρτήσεων (σε ένα σύστημα συντεταγμένων με άξονες τα  $r, \theta$ ) των σημείων των εικόνων που θέλουμε να βρούμε την γραμμή που τα διαπερνά. Στην περίπτωση των φυσιολογικών δειγμάτων λόγω του ότι οι γραμμές που απεικονίζονται είναι πιο πολλές, η συσσωρευτική εικόνα θα είναι πιο «πυκνή» σε αντίθεση με εκείνη των παθολογικών δειγμάτων, όπου οι γραμμές είναι περιορισμένες σε αριθμό. Για κάθε ένα σημείο η ημιτονοειδής συνάρτηση είναι μοναδική. Και στις δύο περιπτώσεις όμως, το σημείο τομής μας δίνει την γραμμή που περνάει από όλα τα σημεία.

## 4.9 Εκπαίδευση ταξινομητών σε κλάσεις

Για την εκπαίδευση ταξινόμησης του συστήματος σε κλάσεις χρησιμοποιήθηκε το WEKA. Είναι ένα λογισμικό ευρέως αναγνωρισμένο από την ερευνητική κοινότητα που αναπτύχθηκε από το πανεπιστήμιο του Waikato στην Νέα Ζηλανδία [Witten and Frank 2005], για εξόρυξη δεδομένων γραμμένο σε JAVA το οποίο περιέχει υλοποιημένες μεθόδους για Προεπεξεργασία Δεδομένων, Ταξινόμηση, Συσταδοποίηση και Εύρεση Κανόνων Συσχέτισης (εικόνα 20).



Εικόνα 20: Περιβάλλον WEKA .

## 4.10 Ταξινόμηση Εικόνων

Οι αλγόριθμοι που έχουν υλοποιηθεί είναι:

- Κοντινότερου Γείτονα K-NN
- Νευρωνικά δίκτυα (MLP)
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM)

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5ο

### 5.1 Αλγόριθμος Κοντινότερου Γείτονα K-NN

Ενας από τους πιο σημαντικούς αλγόριθμους ταξινόμησης αποτελεί εκείνος που βασίζεται στους  $k$  κοντινότερους γείτονες ( $k$ -Nearest Neighbor Algorithm –  $k$ -NN). Αποτελεί μία από τις πιο βασικές μεθόδους μάθησης βασισμένη σε στιγμιότυπα, δηλαδή πρότυπα. Η υλοποίηση του αλγορίθμου βασίζεται στην γενική ιδέα πως η τιμή της συνάρτησης-στόχου για ένα νέο πρότυπο βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στις αντίστοιχες τιμές των  $k$  πιο «κοντινότερων γειτόνων» του, τα οποία αποτελούν τα πρότυπα εκπαίδευσης. Συνεπώς, κάθε απόφαση ενός αγνώστου δείγματος  $x$ , που θέλουμε να ταξινομηθεί, παίρνεται αποκλειστικά με βάση τις ετικέτες των  $k$  πλησιέστερων γειτόνων του. Η διαδικασία της υλοποίησης ξεκινάει από το σημείο που βρίσκεται το άγνωστο δείγμα  $x$  και επεκτείνεται σφαιρικά έως ότου συμπεριληφθούν  $k$  δείγματα εκπαίδευσης. Το υποψήφιο για έλεγχο αντικείμενο ( $x$ ) παίρνει την ετικέτα που έχει η πλειοψηφία αυτών των δειγμάτων. Αν  $k=1$  τότε απλά το αντικείμενο αντιστοιχείται στην κλάση του κοντινότερου γείτονα του. Το  $k$  πάντα θα πρέπει να είναι μονός (περιττός αριθμός). [33]

Σύμφωνα με τον Παπανικολάου (2010), “τρία ζητήματα πρέπει να αποφασιστούν προκειμένου να καθοριστεί πλήρως ο αλγόριθμος:

- ◆ Ο ορισμός της απόστασης μεταξύ δύο στιγμιότυπων, δηλαδή μιας μετρικής πάνω στο χώρο των στιγμιότυπων (instance space), που θα εκφράζει την εγγύτητα, ή αλλιώς την “ομοιότητα” μεταξύ των στιγμιότυπων.
- ◆ Ο τρόπος συνδυασμού των τιμών των  $k$  κοντινότερων γειτόνων.
- ◆ Η τιμή του  $k$ .”

Η συνηθέστερη αντιμετώπιση των ανωτέρω ζητημάτων στον κλασικό αλγόριθμο κοντινότερων γειτόνων ( $k$ -NN) είναι ως εξής:

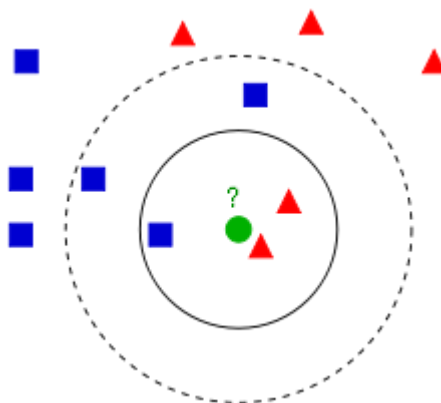
Για το πρώτο ζήτημα, ο πιο σύνηθες τρόπος για την αξιολόγηση της ταξινόμησης της απόστασης των στιγμιότυπων (θεωρούνται πως ανήκουν στον  $n$ -διάστατο χώρο  $R^n$ ), είναι η γνωστή Ευκλείδεια απόσταση.

Η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των σημείων  $p, q$  δίνεται από τον τύπο :

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2}$$

Για το δεύτερο ζήτημα, αφού υπολογιστούν οι αποστάσεις των  $k$  κοντινότερων γειτόνων από το νέο δείγμα - στόχο, πρέπει να αξιολογηθούν προκειμένου να μας δώσουν μια εκτίμηση της τιμής για το άγνωστο δείγμα. Η πιο συνηθισμένη τακτική είναι η επιλογή της πιο συχνής τιμής των γειτόνων. [33]

Άρα, συμπεραίνουμε ότι αφού υπολογιστούν οι αποστάσεις των κοντινότερων γειτόνων του, το άγνωστο δείγμα θα ταξινομηθεί στην κλάση εκείνη, αν η πλειοψηφία των κοντινότερων γειτόνων του ανήκουν στην κλάση αυτή.



Εικόνα 21: Παράδειγμα Ταξινόμηση Κοντινότερου Γείτονα.

## 5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

### 5.2.1 Βασικά χαρακτηριστικά Νευρωνικών δικτύων

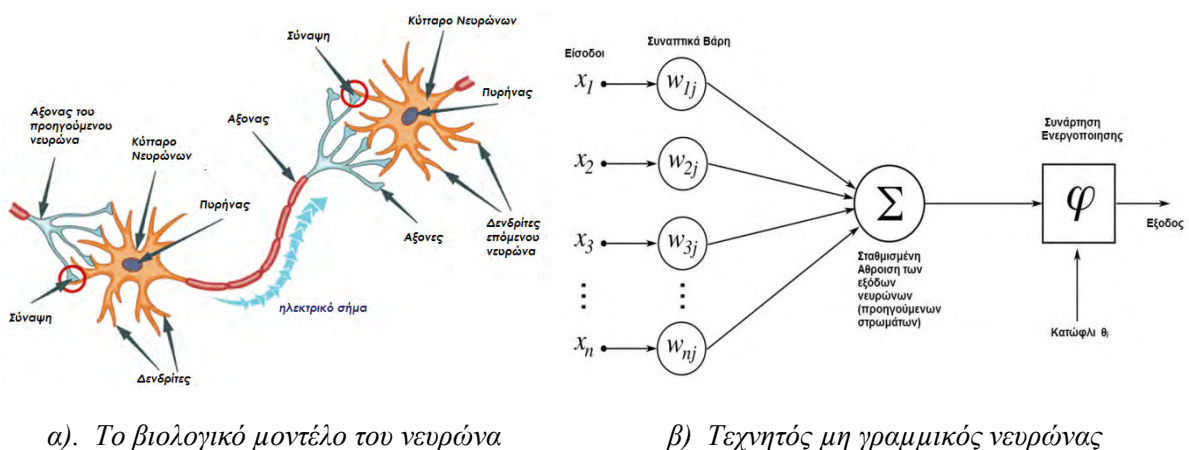
Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (Artificial Neural Network, ANN) ή ευρέως γνωστό ως νευρωνικό δίκτυο (Neural Network, NN), είναι μια ομάδα τεχνητών νευρώνων συνδεδεμένη μεταξύ τους με τέτοιο τρόπο που κάνει χρήση μαθηματικών ή υπολογιστικών προτύπων για την επεξεργασία πληροφοριών και η σχεδίασή της βασίζεται στον τρόπο λειτουργίας ενός βιολογικού εγκεφάλου. Αποτελείται από νευρώνες που συνδέονται μεταξύ



τους με τις συνάψεις με αρκετά ακριβή προσομοίωση του εγκεφάλου [Haykin 1998, pp.1-2].[27]

Η ποικιλία των νευρωνικών δικτύων εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως η αρχιτεκτονική τους, η εσωτερική τους δομή, το είδος των νευρώνων του και τέλος ο εκάστοτε τρόπος εκπαίδευσης. [Hush et al. 1992]. Η κυριότερη χρήση των Νευρωνικών δικτύων εκτός από την ταξινόμηση και επεξεργασία δεδομένων, αποτελεί η αναγνώριση μοτίβων.[27]

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αρχικά προτάθηκαν ως προσομοίωση της πολύπλοκης λειτουργίας τους ανθρώπινου εγκεφάλου και μετεξελίχθηκαν μετά την μελέτη επίδρασης της λειτουργίας του εγκεφάλου με τους νευρώνες του. (Εικόνα 22). Ο βασικός τρόπος αλληλεπίδρασης μεταξύ αυτών, είναι οι λεγόμενες συνάψεις. [34]



Εικόνα 22:α)Βιολογικό μοντέλο του νευρώνα β) Τεχνητός μη γραμμικός νευρώνας

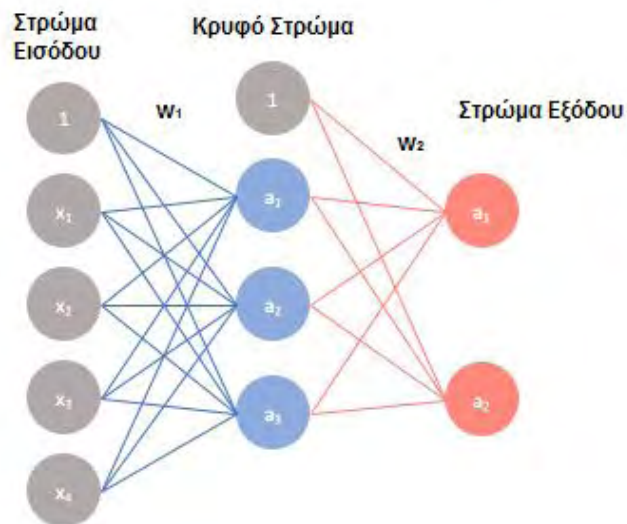
Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν έναν αριθμό από συγκεκριμένες ιδιότητες που τα καθιστούν ανεκτίμητα στις εφαρμογές αναγνώρισης σχεδίων και τα οποία δε μπορούν εύκολα να επιτευχθούν διαφορετικά [Windsor 1993]. Σύμφωνα με τον Haykin [1998, pp.1-2] οι σημαντικότερες ιδιότητες αυτών είναι:

- i. Η μη γραμμικότητα. Πρόκειται για ιδιαίτερος σημαντική ιδιότητα ειδικά εάν ο φυσικός μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την παραγωγή του διανύσματος εισόδου (π.χ. εικόνα αντικειμένου) είναι εγγενώς μη γραμμικός.
- ii. Η αντιστοίχιση εισαγωγής-εξαγωγής. Το δίκτυο μπορεί να παρουσιαστεί με ένα διάνυσμα εισαγωγής και, μέσω της εκπαίδευσης, τα συναπτικά βάρη τροποποιούνται για να ελαχιστοποιήσουν τη διαφορά μεταξύ της επιθυμητής απάντησης και της πραγματικής απάντησης του δικτύου.
- iii. Η προσαρμοστικότητα. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν μια ενσωματωμένη ικανότητα η οποία ρυθμίζει τα συναπτικά βάρη τους σύμφωνα με τις αλλαγές του περιβάλλοντα χώρου. Στην ουσία, μπορούν να επανεκπαιδευθούν για να αντιμετωπίζουν τις αλλαγές στις συνθήκες λειτουργίας. Αυτό είναι εμφανέστερο στα νευρωνικά δίκτυα που διευκολύνουν την εν λειτουργία (on-line) εκπαίδευση.
- iv. Δίνουν απαντήσεις βασισμένες σε αποδείξεις. Στα πλαίσια της αναγνώρισης μοτίβων, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να σχεδιαστούν ώστε να παρέχουν τις πληροφορίες όχι μόνο για το επιλεγμένο σχέδιο, αλλά και να παρουσιάσουν ένα μέτρο εμπιστοσύνης στην απόφαση που λαμβάνεται.
- v. Λαμβάνουν πληροφορίες βασισμένες στα συμφραζόμενα. Η γνώση αντιπροσωπεύεται από την ίδια την κατάσταση των δομών και της ενεργοποίησης του δικτύου, λόγω του ότι κάθε νευρώνας επηρεάζεται από τη σφαιρική δραστηριότητα όλων των άλλων νευρώνων μέσα στο δίκτυο.
- vi. Η ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδιασμού. Οι νευρώνες αντιπροσωπεύουν ένα κοινό συστατικό σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτό το γεγονός καθιστά πιθανό τη ανάπτυξη θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης για διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.[27]

### 5.2.2 Multi-Layer Perceptron – MLP

Οι πολυεπίπεδοι αισθητήρες Perceptron (MLP- Multilayer perceptron) αποτελούν ένα τροποποιημένο μόντελο του απλού αισθητήρα Perceptron. Γενικά η ροή της πληροφορίας γίνεται προς μία κατεύθυνση, από αριστερά προς τα δεξιά. Κάθε νευρώνας του δικτύου (σε κάθε επίπεδο) αλληλεπιδρά και κατευθύνει την πληροφορία μόνο στο νευρώνα εκείνο που έχει άμεση γειτονική σύνδεση.

Η αρχιτεκτονική ενός πολυεπίπεδου αισθητήρα Perceptron (MLP) απαρτίζεται από δύο ακραία επίπεδα (ένα στρώμα εισόδου και ένα στρώμα εξόδου) ενδιάμεσα των οποίων παρεμβάλλονται περισσότερα κρυφά στρώματα. Κάθε κόμβος σε κάθε στρώμα συνδέεται με κάθε κόμβο στο επόμενο στρώμα μέσω συνδέσεων. Η ισχυρότητα της κάθε σύνδεσης καθορίζεται από τα λεγόμενα συναπτικά βάρη  $W$ . Το αρχικό στρώμα (εισόδου) του δικτύου δεν περιλαμβάνει νευρώνες και στόχο έχει την εισαγωγή των αρχικών δεδομένων, τα οποία επεξεργάζονται από τα ενδιάμεσα στρώματα (κρυφά επίπεδα) για την εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών και το τελικό επίπεδο του δικτύου (έξοδος) παρέχει τα τελικά αποτελέσματα. Η λειτουργικότητα των κρυφών επιπέδων (hidden Layers) είναι να παρέχει στο δίκτυο την δυνατότητα να επεξεργάζεται και μη γραμμικά δεδομένα για την επίλυση των προβλημάτων κατηγοριοποίησης, αναγνώρισης ή ταξινόμησης που του ανατίθεται κάθε φορά (Εικόνα 23).



Εικόνα 23: Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο MLP με τρία στρώματα εισόδου-κρυφό-εξόδου.

Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος  $W_1$  που της αναλογεί. Οι σταθμισμένες πλέον εισοδοι επικοινωνούν με το κρυφό στρώμα. Στη συνέχεια στα αποτελέσματα της άθροισης των σταθμισμένων εισόδων εφαρμόζεται μία συνάρτηση ενεργοποίησης (ή συνάρτηση μεταφοράς). Η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Δηλαδή, τα αποτελέσματα των κρυφών επιπέδων πολλαπλασιάζονται με τη μήτρα των συναπτικών βαρών  $W_2$  και τα αποτελέσματα οδηγούνται στο επίπεδο εξόδου. Τέλος έχουμε την εφαρμογή της ίδιας διαδικασίας στο επίπεδο εξόδου, όπου οι νευρώνες του επιπέδου αυτού, αθροίζουν τα αποτελέσματα που έλαβαν από την έξοδο του τελευταίου κρυφού επιπέδου

και εφαρμόζουν την συνάρτηση μεταφοράς που τους αντιστοιχεί (γραμμική ή μη γραμμική). Τα αποτελέσματα του οποίου οδηγούνται στην έξοδο του δικτύου. Υπάρχουν πολλοί τρόποι εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων.[34]

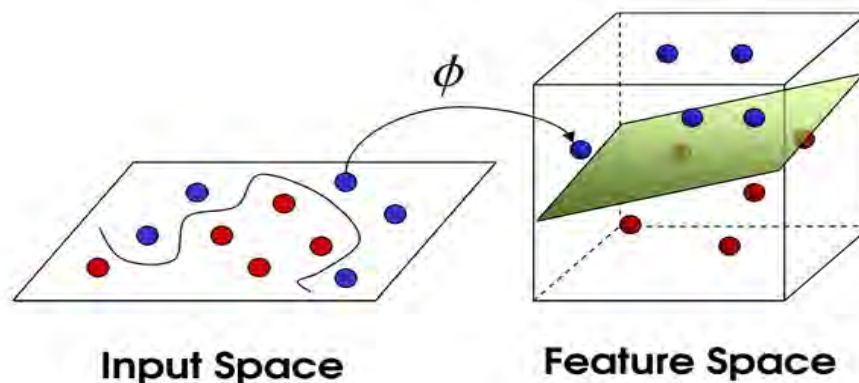
Ιδιαίτερα για τους πολυεπίπεδους αισθητήρες perceptron, ο πιο διαδεδομένος τρόπος εκπαίδευσης είναι μέσω του αλγορίθμου οπισθοδιάδοσης του σφάλματος (Error Back-Propagation Algorithm).

### 5.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης SVM (support vector machines)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs) είναι μία διαδεδομένη μέθοδος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης. Η λειτουργικότητα της βασίζεται στην χρήση πυρήνων (kernel) και βρίσκουν πολλές εφαρμογές όπως στην βιοπληροφορική, στην αναγνώριση και επεξεργασία εικόνων, στη βιομηχανία κτλ.

Ένα μοντέλο SVM αναπαριστά τα σημεία του συνόλου εκπαίδευσης (training set) σε ένα χώρο πολλών διαστάσεων (επιπέδων). Ουσιαστικά, προκειμένου να γίνει ο καλύτερος διαχωρισμός τους σε επιμέρους κατηγορίες, τα δεδομένα απεικονίζονται ως σημεία και υπολογίζεται το μέγιστο σωστά οριοθετημένο κενό που διαχωρίζει με τον καλύτερο τρόπο τα δεδομένα αυτά. Τα νέα δεδομένα στη συνέχεια τοποθετούνται με κριτήριο το διάστημα αυτό που υπολογίσαμε και ταξινομούνται σύμφωνα με την πλευρά του διαχωριστικού επιπέδου στην οποία βρίσκονται.[35]

Στην εικόνα 24 φαίνεται σχηματική βασική αρχή των SVM

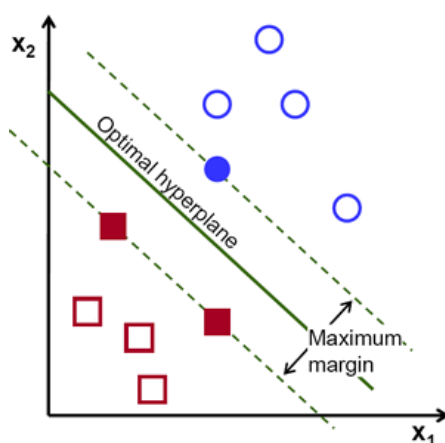


Εικόνα 24: Βασική αρχή SVM

Όπως αναφέρει η Παπαποστόλου (2017), “η κύρια ιδέα του δυαδικού SVM είναι πρώτα η αντιστοίχιση σε ένα υψηλότερο διαστατικό χώρο μέσω μιας συνάρτησης πυρήνα (kernel). Αυτό γίνεται μέσω κάποιας συνάρτησης απεικόνισης  $\phi: x \rightarrow \phi(x)$ . Αυτό που κάνουν οι συναρτήσεις απεικόνισης είναι να μεταφέρουν τα δεδομένα σε ένα νέο χώρο μετασχηματίζοντας τις συνιστώσες τους.” (Εικόνα 24).

Συνοψίζοντας μπορούμε να πούμε ότι γενικά η διαδικασία κατηγοριοποίησης των δεδομένων βασίζεται στην επιλογή του κατάλληλου μέγιστου διαχωρισμού που έχει σαν αποτέλεσμα την υλοποίηση του μέγιστου περιθωρίου. Σε περίπτωση που ο διαχωρισμός των δεδομένων μας δεν είναι εφικτός, μεταφέρονται σε μεγαλύτερη διάσταση, με τη βοήθεια διαφόρων τεχνικών απεικόνισης, έως ότου επιτευχθεί ο στόχος αυτός, δηλαδή ο διαχωρισμός τους.[36].

Το υπερεπίπεδο (hyperplane) είναι μια  $N$ -διάστατη αναλογία της γραμμής, ή του επιπέδου, που διαχωρίζει τον  $(N+1)$  – διάστατο χώρο στα δύο [37].(Εικόνα 25).



Εικόνα 25 : Διαχωρισμός σε κλάσεις

Περιθώριο (margin): Το άθροισμα των αποστάσεων από το υπερεπίπεδο στα κοντινότερα θετικά και αρνητικά σωστά ταξινομημένα δείγματα. Όσο μεγαλύτερο τόσο πιο σαφής ο διαχωρισμός.

Για να βρεθεί το βέλτιστο υπερεπίπεδο, πρέπει να υπολογιστεί το εύρος μεταξύ των ακραίων τμημάτων των κλάσεων (διανύσματα υποστήριξης) και να μεγιστοποιηθεί.[37]

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο

### 6.1 Μέτρα Αξιολόγησης

Η επιτυχία της διαδικασίας ταξινόμησης (classification) έγκειται στην ορθή ταξινόμηση άγνωστων αντικειμένων σε προκατηγοριοποιημένα σύνολα κλάσεων. Η αξιολόγηση της επίδοσης ενός ταξινομητή περιγράφεται συνήθως από τον πίνακα συσχέτισης (confusion matrix). Τα αποτελέσματα του πίνακα συσχέτισης μας υποδεικνύουν τον αριθμό των δεδομένων που έχουν ταξινομηθεί είτε ορθά είτε λανθασμένα. Η σύνοψη των αποτελεσμάτων που θα χρησιμοποιηθούν για τη σύγκριση ονομάζονται μέτρα αξιολόγησης. [38]

### 6.2 Πίνακας Συσχέτισης

Ο πίνακας συσχέτισης είναι ένας πίνακας με συγκεκριμένη μορφή, ο οποίος ουσιαστικά οπτικοποιεί την επίδοση του αλγορίθμου ταξινόμησης. Ονομάστηκε έτσι καθώς συμβάλει στην απόφαση αν δύο συστήματα ταξινόμησης που ελέγχονται συγχέουν δύο κλάσεις (δηλαδή ταξινομεί τα στοιχεία μιας κλάσης σε άλλη). Για την κατασκευή του πίνακα χρησιμοποιούνται είτε μετρήσεις του απόλυτου αριθμού των φορών που κάθε προβλεπόμενη ετικέτα (predicted label) συσχετίζεται με τις αληθινές κλάσεις (συνήθως συμβολίζονται με κεφαλαία γράμματα), είτε πιθανοτικές τιμές (χρησιμοποιούνται συνήθως πεζά σύμβολα). Έχοντας ένα ταξινομητή και τα ανάλογα παραδείγματα μπορούμε να πάρουμε τέσσερα πιθανά αποτελέσματα. Αν το παράδειγμα είναι θετικό και ταξινομηθεί ως θετικό, τότε προσμετρείται ως πραγματικά θετικό (true positive - tp), ενώ αν είναι θετικό και ταξινομηθεί ως αρνητικό προσμετρείται ως εσφαλμένα αρνητικό (false negative - fn). Επίσης, αν το παράδειγμα ανήκει στην αρνητική κλάση και ταξινομηθεί ως αρνητικό, τότε υπολογίζεται σαν πραγματικά αρνητικό (true negative - tn), ενώ αν είναι αρνητικό και ταξινομηθεί ως θετικό θεωρείται εσφαλμένα θετικό (false positive - fp). (εικόνα 26) [39]

	Πρόβλεψη Αρνητικής Κλάσης	Πρόβλεψη Θετικής Κλάσης
Πραγματική Αρνητική Κλάση	tn	fp
Πραγματική Θετική Κλάση	fn	tp

tn = true negative  
 tp = true positive  
 fn = false negative  
 fp = false positive

Εικόνα 26: Παράδειγμα Πίνακα Συσχέτισης

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα, ο πίνακας συσχέτισης παρέχει τις απαιτούμενες πληροφορίες για την αξιολόγηση / εκτίμηση του μοντέλου. Συνεπώς, συνοψίζει ολόκληρη την πληροφορία σε έναν αριθμό μοναδικό κάθε φορά και παρέχει την ευκολία για την σύγκριση των διαφόρων μοντέλων που εξετάζονται. Αυτό υλοποιείται χρησιμοποιώντας διάφορα μέτρα απόδοσης. Τα περισσότερα μέτρα απόδοσης μπορούν να εκφραστούν σε σχέση με τον αριθμό των αληθώς θετικών (True Positives), αληθώς αρνητικών (True Negatives TN), ψευδώς θετικών (False Positives FP), και ψευδώς αρνητικών (False Negative FN) των ταξινομήσεων που αφορούν την κάθε κλάση.

Η ακρίβεια (precision) και η ανάκληση (recall) είναι τα πιο δημοφιλή μέτρα για την αξιολόγηση των μεθόδων ταξινόμησης.

### 6.2.1 Ακρίβεια (precision)

Εκφράζει το ποσοστό των προβλεφθέντων θετικών παραδειγμάτων, τα οποία είναι πραγματικά θετικά:

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp}$$

### 6.2.2 Ανάκληση (recall)

Αποτελεί το ποσοστό των πραγματικά θετικών παραδειγμάτων που προβλέφθηκαν ως θετικά:

$$Recall = \frac{tp}{tp + fn}$$

### 6.2.3 F-measure

Η μετρική F-measure αποτελεί το συνδυασμό της ανάκλησης και της ακρίβειας:

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

Υψηλή τιμή της μετρικής F-measure σημαίνει ότι και τα δύο (precision , recall) είναι ικανοποιητικά υψηλά.

### 6.2.4 Accuracy

Ορίζεται ως ο αριθμός των σωστά ταξινομημένων παραδειγμάτων προς το σύνολο των παραδειγμάτων:

$$Accuracy = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}$$

### 6.2.5 Error rate

Η συνολική απόδοση του μοντέλου μπορεί να εκφραστεί και με το ποσοστό σφάλματος (error rate), που είναι το πλήθος εσφαλμένων προβλέψεων δια το σύνολο εγγραφών, και ορίζεται:

$$Error\ rate = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$



## 6.3 Μέτρα Διαγνωστικής Ακρίβειας

Τα βασικά μέτρα για την ποσοτικοποίηση της διαγνωστικής ακρίβειας μιας δοκιμής περιλαμβάνουν την ευαισθησία (sensitivity) και την ειδικότητα (specificity).

### 6.3.1 Sensitivity

Η ευαισθησία ενός διαγνωστικού ελέγχου ποσοτικοποιεί την ικανότητά του να εντοπίζει σωστά τα δείγματα με την παθολογία. Είναι η αναλογία των πραγματικών θετικών που προσδιορίζονται σωστά από τη δοκιμασία, που δίνεται από:

$$Sensitivity = TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN} = 1 - FNR$$

### 6.3.2 Specificity

Η ειδικότητα (specificity) είναι η ικανότητα μιας δοκιμής να αναγνωρίζει σωστά τα δείγματα χωρίς την προϋπόθεση. Είναι η αναλογία των πραγματικών αρνητικών που αναγνωρίζονται σωστά από τη δοκιμή:

$$Specificity = TNR = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP} = 1 - FPR$$

## 6.4 Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation)

Είναι μία σημαντική στατιστική τεχνική στην περίπτωση της οποίας αποφασίζουμε για ένα σταθερό αριθμό τμημάτων (folds), ή διαιρέσεις (partitions) των δεδομένων. Έχει μόνο μία παράμετρο που αλλάζει ( $k$ ) και αναφέρεται στον αριθμό των ομάδων που θα χωριστεί το περιορισμένο δείγμα των δεδομένων. Έστω ότι  $k=3$ . Τότε τα δεδομένα θα διαχωριστούν σε τρεις κατά προσέγγιση ίσες διαιρέσεις, και κάθε μία στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθεί για έλεγχο (testing) ενώ το υπόλοιπο για εκπαίδευση (training). Δηλαδή, χρησιμοποιούμε τα  $2/3$  για εκπαίδευση και το  $1/3$  για έλεγχο, και επαναλαμβάνουμε την διαδικασία τρεις φορές έτσι ώστε στο τέλος κάθε στιγμιότυπου (instance) να έχει χρησιμοποιηθεί ακριβώς μια φορά για έλεγχο. Η τεχνική αυτή καλείται 3-fold cross-validation, και εάν συνδυάζεται με αναλογική κατανομή των κλάσεων (stratification) (που είναι κοινή πρακτική), τότε αναφέρεται ως αναλογική κατανομή των κλάσεων 3-fold cross-validation.

Η χρήση της  $k$ -πλής διασταυρούμενης επικύρωσης ικανοποιεί το αίτημα της ανεξαρτησίας μεταξύ των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και επικύρωσης και ταυτόχρονα μεγαλώνει τη διάσταση μεταξύ των τιμών των μέτρων αποτελεσματικότητας για διαφορετικά σύνολα επικύρωσης, καθώς ο μέσος όρος των τιμών, αποτελεί την τελική τιμή έξοδου αντιπροσωπευτική για την κάθε μέθοδο που χρησιμοποιείται.

Ένας άλλος καθιερωμένος τρόπος για την πρόβλεψη του ρυθμού λαθών του μοντέλου τεχνικής μάθησης δεδομένου ενός απλού, σταθερού δείγματος δεδομένων είναι η χρησιμοποίηση αναλογική κατανομή των κλάσεων 10-fold cross-validation. Τα δεδομένα διαιρούνται τυχαία σε δέκα τμήματα, σε κάθε ένα από τα οποία η κλάση αναπαρίσταται σε προσεγγιστικά ίδιες αναλογίες με ότι στο πλήρες σύνολο δεδομένων. Κάθε τμήμα (δηλ.  $1/10$ ) χρησιμοποιείται ως σύνολο επικύρωσης και το σχήμα μάθησης εκπαιδεύεται στο υπόλοιπο  $9/10$ . έπειτα υπολογίζεται ο ρυθμός λαθών στο holdout set. Έτσι η διαδικασία μάθησης εκτελείται συνολικά δέκα φορές, σε διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης. Τελικά, ο συνολικός ρυθμός λαθών προκύπτει ως μέσος όρος των δέκα επιμέρους εκτιμήσεων.

Με ποίο κριτήριο επιλέγουμε την διαίρεση των δεδομένων μας σε 10 τμήματα; Εκτενείς έλεγχοι σε πλήθος διαφορετικών συνόλων δεδομένων, με διαφορετικές τεχνικές μάθησης, έχουν δείξει ότι το δέκα είναι ο καταλληλότερος αριθμός των τμημάτων (folds) για να

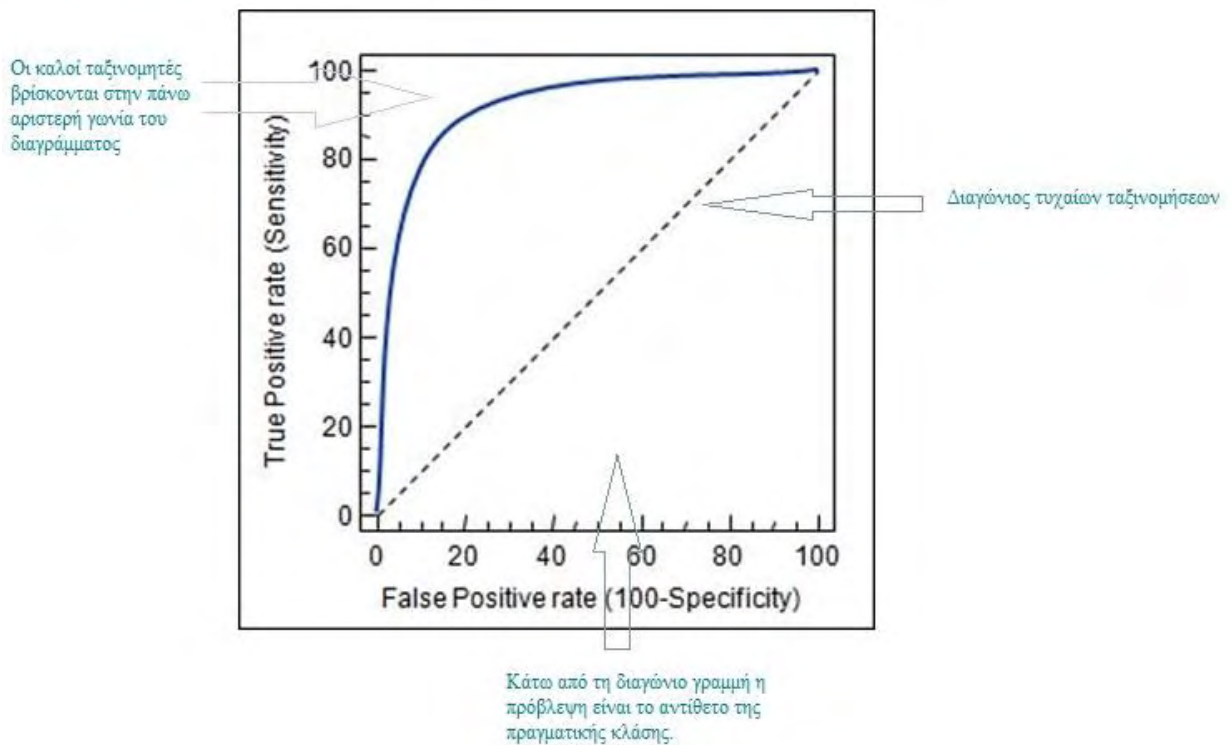
πάρουμε την καλύτερη δυνατή ενιαία εκτίμηση του λάθους, δηλαδή της απόδοσης του μοντέλου και υπάρχει και θεωρητική υποστήριξη για την επιλογή δέκα τμημάτων. Αν και αυτά τα επιχειρήματα δεν είναι πλήρως αποδεκτά από όλη την επιστημονική κοινότητα, η μέθοδος 10-fold cross-validation έχει γίνει κοινή πρακτική.

Η διασταυρούμενη επικύρωση μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί ως ένας επιπλέον τρόπος για την βελτίωση της συνολικής απόδοσης του ταξινομητή.[40]

## 6.5 Καμπύλη ROC

Για την αξιολόγηση των ταξινομητών επίσης χρησιμοποιούνται τα γραφήματα ROC (Receiver Operating Characteristic), τα οποία αποτελούν διδιάστατα γραφήματα που απεικονίζουν τη σχέση του True Positive rate με το False Positive Rate.

Η απόδοση κάθε ταξινομητή αναπαρίσταται ως ένα σημείο στην καμπύλη ROC. Τα πλεονεκτήματα καμπύλης αυτής είναι ότι αφενώς συγκεντρώνει πληροφορία για την ποιότητα της πρόβλεψης του ταξινομητή για διάφορες τιμές του κατωφλίου και αφετέρου είναι ανεξάρτητη από την κατανομή των δεδομένων σε κλάσεις. [34]



Εικόνα 27: Καμπύλη ROC

Πολλές φορές σαν κριτήριο σύγκρισης ταξινομητών χρησιμοποιείται το εμβαδόν κάτω από την καμπύλη ROC (Area Under Curve - AUC), η οποία ξεκινάει από το σημείο (0,0), περνάει από το σημείο που καταλαμβάνει ο ταξινομητής στην περιοχή ROC και καταλήγει στο σημείο (1,1). Θεωρείται καλύτερος ένας ταξινομητής για τον οποίο μεγιστοποιείται το εμβαδόν της AUC.(εικόνα 28)

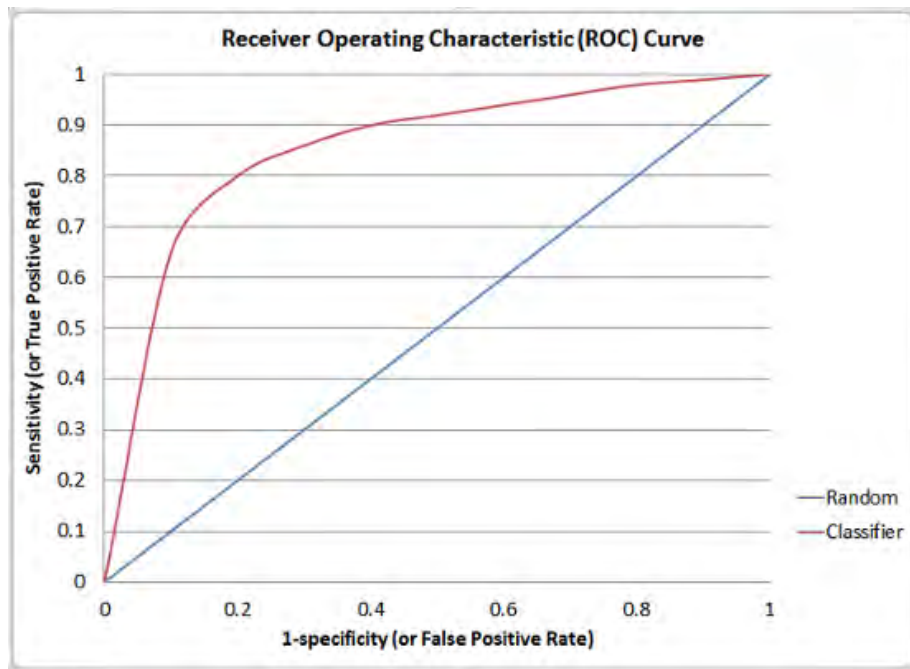
## 6.6 AUC (Area under Curve)

Η ακρίβεια της δοκιμής εξαρτάται από το πόσο καλά η δοκιμή διαχωρίζει την ομάδα που εξετάζει σε φυσιολογικά δείγματα και παθολογικά δείγματα.

Η ακρίβεια μετράται από την περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC. Οι τιμές κυμαίνονται από 0,5-1. Μια περιοχή με τιμή 1 αντιπροσωπεύει μια εξαιρετική δοκιμή ενώ μια περιοχή με τιμή 0.50 αντιπροσωπεύει μία αποτυχούσα δοκιμασία και συνεπώς η πληροφορία που μας παρέχει θα είναι άχρηστη.[41]

Ο γενικός οδηγός για την ταξινόμηση της ακρίβειας ενός διαγνωστικού ελέγχου είναι το παραδοσιακό ακαδημαϊκό σύστημα σημείων [41]:

- ❖ .90-1 = εξαιρετική (A)
- ❖ .80-.90 = καλή (B)
- ❖ .70-.80 = μέτρια (C)
- ❖ .60-.70 = φτωχή (D)
- ❖ .50-.60 = αποτυχόν (F)



Εικόνα 28: Παράδειγμα καμπύλης ROC

Η διαγώνιος διαχωρίζει ποιοτικά τους ταξινομητές. Σύμφωνα με τα ανωτέρω, οι ταξινομητές που βρίσκονται πάνω από την διαγώνιο θεωρούνται καλύτεροι από αυτούς που βρίσκονται κάτω από τη διαγώνιο και συγκεκριμένα αυτοί που βρίσκονται στην πάνω αριστερή γωνία θεωρούνται εξαιρετοι.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο

### 7.1 Υλοποίηση

Η τελική επιλογή των χαρακτηριστικών για την εξαγωγή της χρήσιμης πληροφορίας καθορίστηκε από την εφαρμογή των δοκιμών t-test (Welch's t-test) και ανάλυσης συσχέτισης.

Τα αποτελέσματα της δοκιμής t-test (Welch's t-test) μας οδήγησε στην προεπιλογή των χαρακτηριστικών. Αυτά θα είναι η τυπική απόκλιση (st. deviation), η μέση τιμή (mean), η ενδιάμεση τιμή (median), η ροπή τρίτης τάξης του γκρι (Skew) και η ροπή τέταρτης τάξης του γκρι (Kurt). Τα χαρακτηριστικά αυτά είχαν τις μεγαλύτερες τιμές σκορ.

Τα αποτελέσματα της ανάλυσης συσχέτισης θα μας καθορίσουν τα τελικά χαρακτηριστικά. Αυτά θα είναι η τυπική απόκλιση, η ενδιάμεση τιμή, η ροπή τρίτης τάξης του γκρι και η ροπή τέταρτης τάξης του γκρι. Τα χαρακτηριστικά αυτά είχαν τις μικρότερες τιμές συσχέτισης.

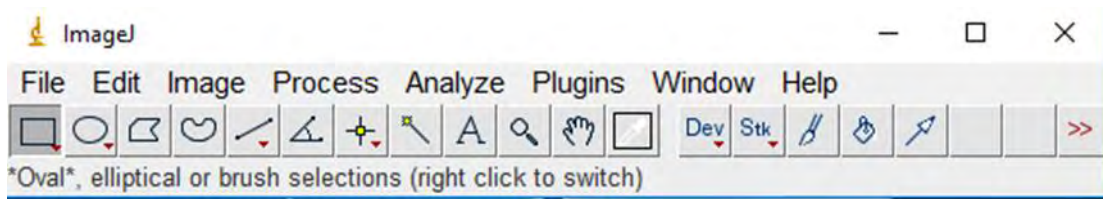
### 7.2 Εισαγωγή

Όπως αναφέρθηκε, σκοπός της παρούσας πειραματικής εργασίας είναι η αυτόματη μέθοδος ανίχνευσης καταγμάτων σε ακτινογραφίες, με εφαρμογή μετασχηματισμού Hough.

### 7.3 Σύνολο Δεδομένων

Το σύνολο των δεδομένων που συλλέχθηκε στην παρούσα εργασία είναι 790 ακτινογραφίες οστών από το άνω και κάτω άκρου του σώματος. Αποθηκεύθηκαν σε μορφή .PNG. Από τις 790 χρησιμοποιήθηκαν και μελετήθηκαν 300 ακτινογραφίες. Στην παρούσα εργασία έχουμε επεξεργαστεί 300 ακτινολογικές εικόνες (200 φυσιολογικές και 100 παθολογικές, (καταγματικές). Οι εικόνες που μελετήθηκαν έχουν όλες μέγεθος 32X32 pixel window, έτσι ώστε να μελετηθούν ακόμη και τα μικρότερα οστά του σώματος.

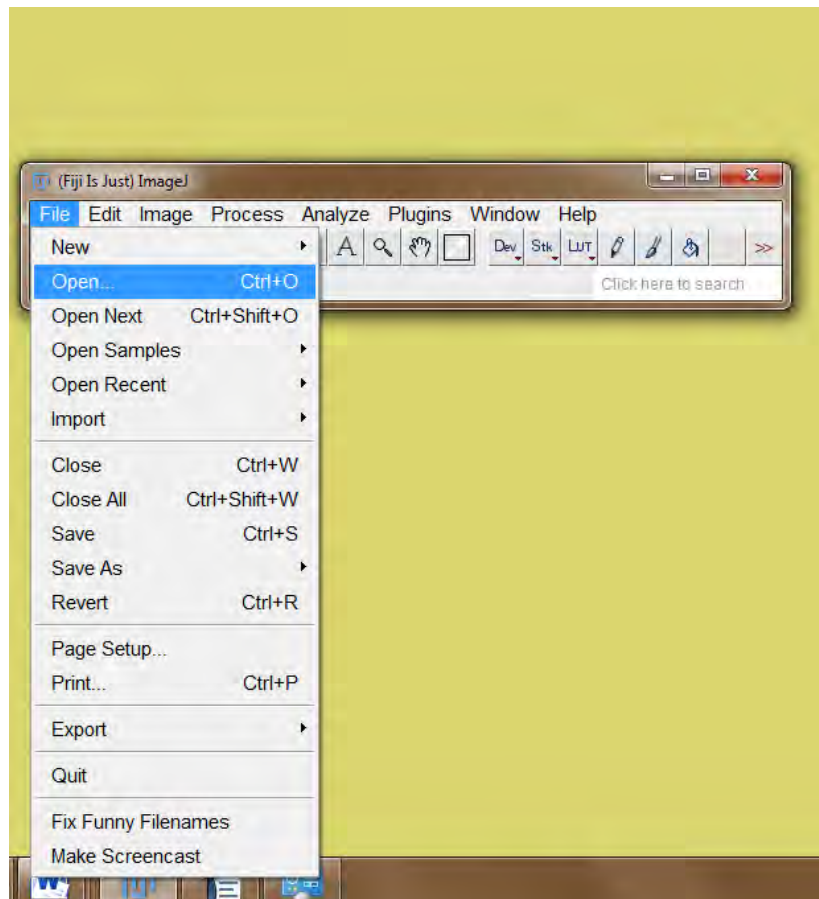
## 7.4 Λογισμικό ImageJ



Εικόνα 29: Περιβάλλον λογισμικού Image J

## 7.5 Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων

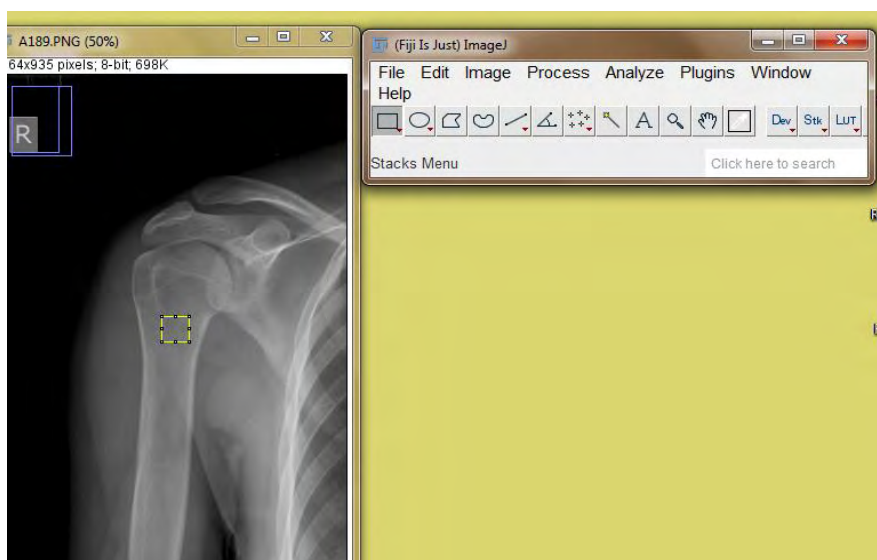
Από το File ανοίγουμε την εικόνα που θέλουμε να επεξεργαστούμε.



Εικόνα 30: Διαδικασία Εισαγωγής εικόνας



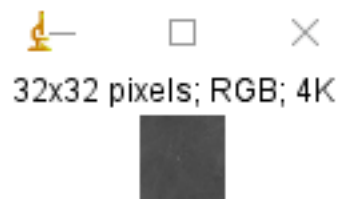
*Εικόνα 31: Εικόνα προς επεξεργασία*



*Εικόνα 32: Μαρκάρισμα περιοχής ενδιαφέροντος προς επεξεργασία*

Αφού επιλέξουμε το παράθυρο 32X32 στην αρχική μας εικόνα, μέσω του εργαλείου ImageJ, στην περιοχή που μας ενδιαφέρει να μελετήσουμε αποκόπτουμε το δείγμα (pattern) μας και το αποθηκεύουμε σε μορφή .PNG και είναι πλέον η καινούργια μας εικόνα.(εικόνα 33).

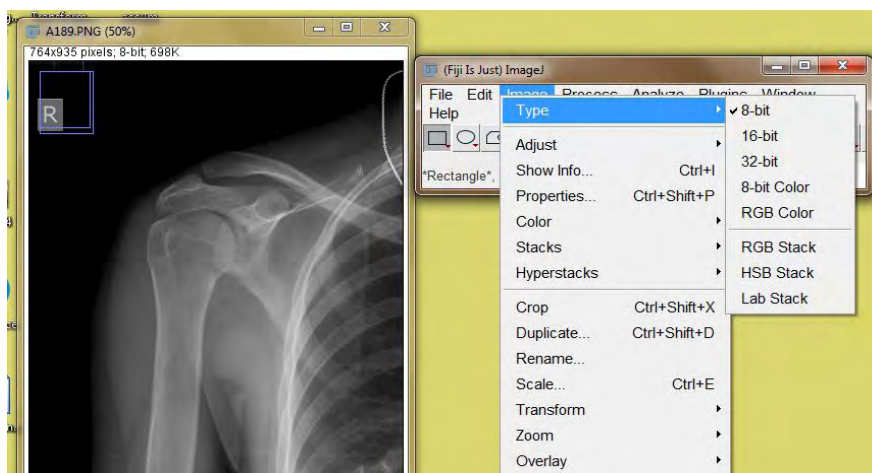




Εικόνα 33: Εικόνα προς μελέτη (pattern)

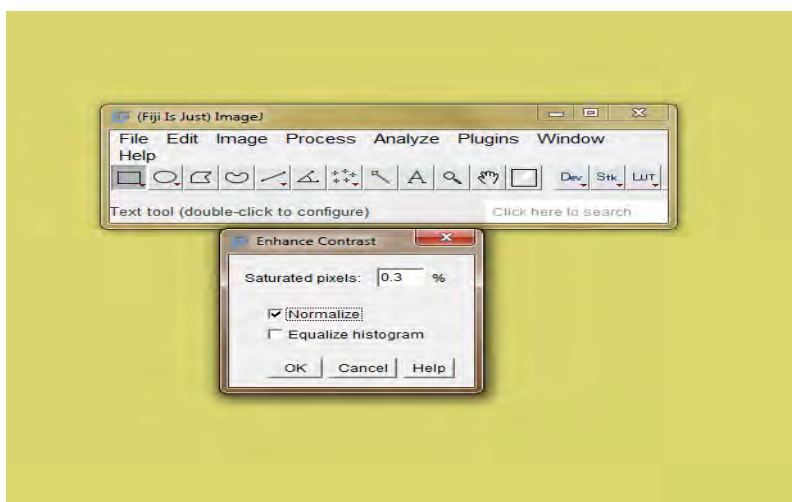
### 7.5.1 Κανονικοποίηση (Normalize)

Στη συνέχεια από την καρτέλα Image → Type → 8bit (εικόνα 34). Μετατρέπουμε την εικόνα σε 8 bit για να γίνει η κανονικοποίηση.



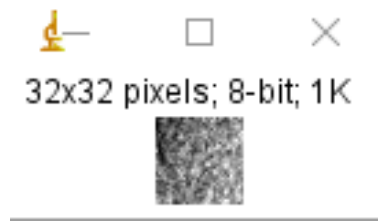
Εικόνα 34: Μετατροπή εικόνας σε 8bit

Στη συνέχεια πραγματοποιήσαμε κανονικοποίηση (normalize) στα δείγματα. (Εικόνα 35)



Εικόνα 35: Εφαρμογή κανονικοποίησης των δειγμάτων

Δείγματα των εικόνων που προκύπτουν είναι ως ακολούθως (εικόνα 36 & εικόνα 37)



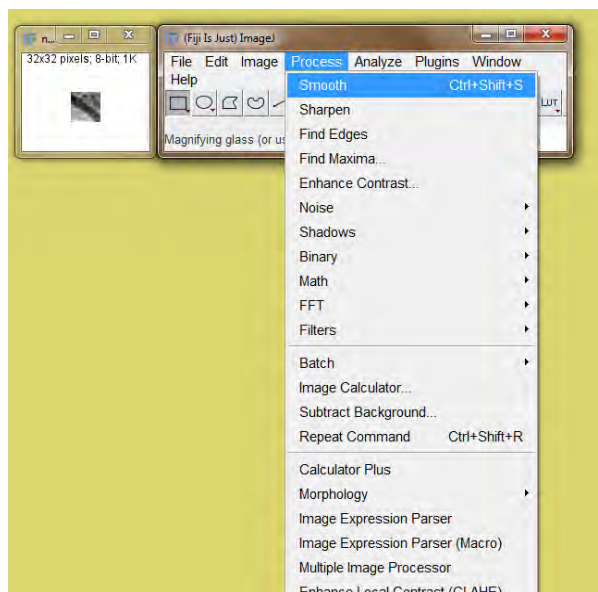
Εικόνα 36: Εικόνα κανονικοποιημένου φυσιολογικού δείγματος



Εικόνα 37: Εικόνα κανονικοποιημένου παθολογικού δείγματος

### 7.5.2 Εξομάλυνση (Smoothing)

Στη συνέχεια από την καρτέλα process → smooth (εικόνα 38), εφαρμόζουμε εξομάλυνση στην εικόνα μας για περαιτέρω επεξεργασία.



Εικόνα 38: Εφαρμογή εξομάλυνσης στα δείγματα για περαιτέρω επεξεργασία

### 7.5.3 Τελεστή Canny (Canny Edge Detection)

Η εφαρμογή του τελεστή Canny πραγματοποιήθηκε μέσω του προγράμματος Image Magick μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών (εικόνα 40), και αποθηκεύουμε τις νέες αυτές εικόνες για να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση των γραμμών μέσω του μετασχηματισμού Hough (εικόνα 39).



```
ca. Command Prompt
Microsoft Windows [Version 6.1.7601]
Copyright (c) 2009 Microsoft Corporation. All rights reserved.

C:\Users\bb>cd desktop
C:\Users\bb\Desktop> convert 1.gif -canny 0x1+10%+30% 1c.gif
C:\Users\bb\Desktop>_
```

Εικόνα 39: Εφαρμογή του τελεστή Canny μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών

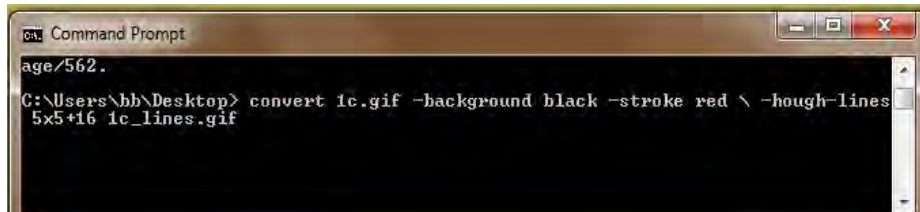
Οι αποθηκευμένες εικόνες έχουν την μορφή ως ακολούθως:



Εικόνα 40: Εικόνα ακμών παθολογικού δείγματος

#### 7.5.4 Μετασχηματισμός Hough (Hough Transform)

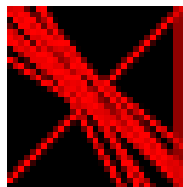
Η εφαρμογή του μετασχηματισμού Hough πραγματοποιήθηκε και αυτή μέσω του προγράμματος Image Magick μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών. (εικόνα 41), και αποθηκεύουμε και αυτές τις νέες αυτές εικόνες.



```
Command Prompt
age/562.
C:\Users\hb\Desktop> convert ic.gif -background black -stroke red \ -hough-lines
5x5+16 ic_lines.gif
```

Εικόνα 41: Εφαρμογή του μετασχηματισμού Hough μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών

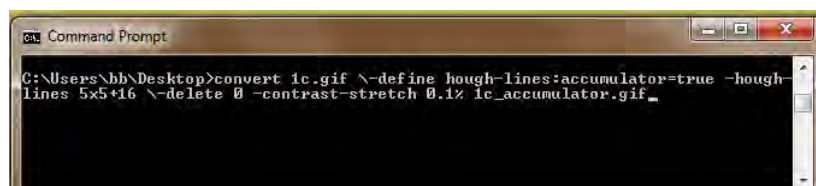
Οι αποθηκευμένες εικόνες έχουν την μορφή ως ακολούθως:



Εικόνα 42: Εικόνα μετασχηματισμού Hough παθολογικού δείγματος

#### 7.5.5 Συσσωρευτικές Εικόνες (Accumulators)

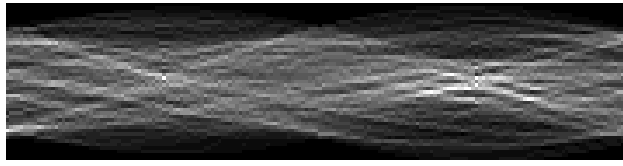
Το τελευταίο βήμα είναι η δημιουργία των συσσωρευτικών εικόνων. Από τις εικόνες αυτές θα εξαχθούν τα ζητούμενα χαρακτηριστικά. Πραγματοποιήθηκε. Η δημιουργία αυτών έγινε με το πρόγραμμα Image Magick μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών. (εικόνα 43). Αποθηκεύουμε και αυτές τις εικόνες αυτές.



```
Command Prompt
C:\Users\hb\Desktop>convert ic.gif \-define hough-lines:accumulator=true -hough-
lines 5x5+16 \-delete 0 -contrast-stretch 0.1% ic_accumulator.gif _
```

Εικόνα 43: Δημιουργία των συσσωρευτικών εικόνων μέσω του παραθύρου γραμμής εντολών

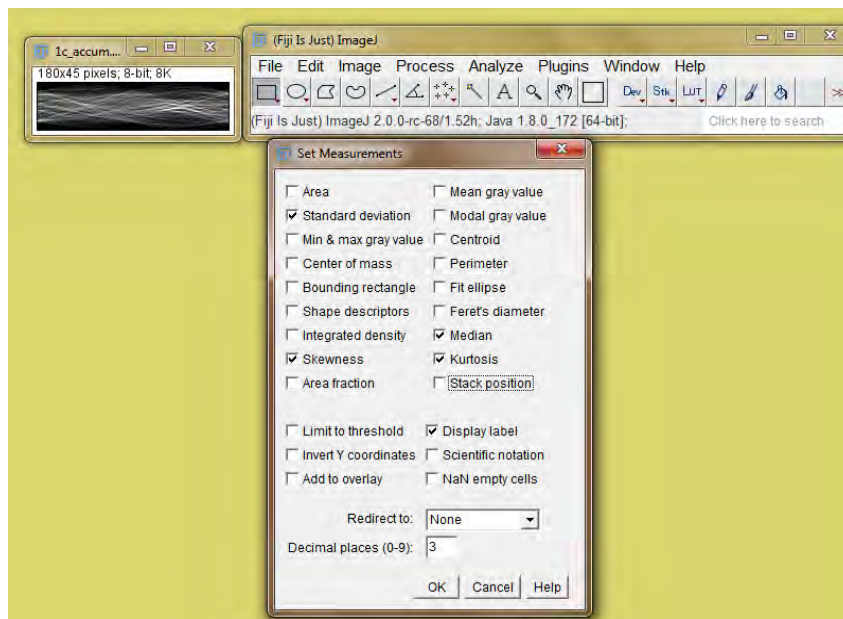
Οι αποθηκευμένες εικόνες έχουν την μορφή ως ακολούθως:



Εικόνα 44: Συσσωρευτική εικόνα παθολογικού δείγματος

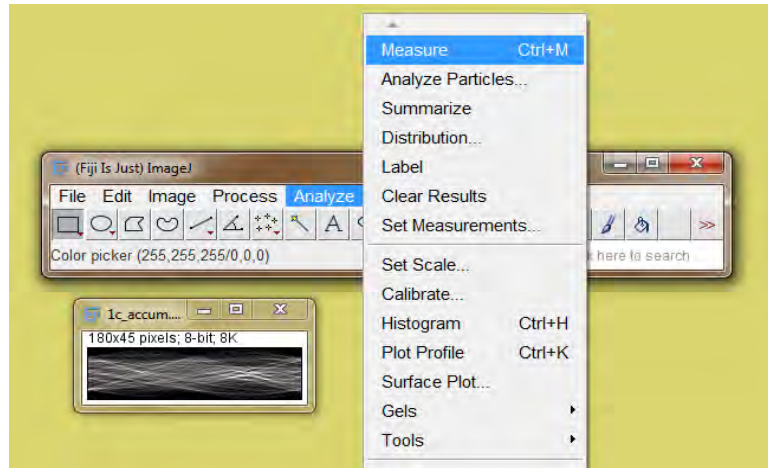
## 7.6 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών από τις συσσωρευτικές εικόνες

Για την εξαγωγή της χρήσιμης πληροφορίας από τις τελικές εικόνες που δημιουργήθηκαν, χρησιμοποιήσαμε το ImageJ. Θέτουμε τις παραμέτρους. Συγκεκριμένα, Image → Analyze → Set Measurements (Εικόνα 45).



Εικόνα 45: Επιλογή των χαρακτηριστικών.

Επομένως, για κάθε μοτίβο, υπολογίστηκαν 4 στατιστικές τιμές μέσω του ImageJ Menu → Analyze → Measure (Εικόνα 46 & Εικόνα 47).



Εικόνα 46: Εξαγωγή στατιστικών τιμών.

Results					
File	Edit	Font	Results		
	Label	StdDev	Median	Skew	kurt
1	1c_accum.png	49.414	67	0.442	-0.343

Εικόνα 47: Εικόνα αποτελεσμάτων ImageJ

Η ίδια διαδικασία ακολουθήθηκε και για τα 300 δείγματα, όπου και συλλέχθηκαν τα χαρακτηριστικά των δειγμάτων και χωρίστηκαν σε δύο κλάσεις, N (normal) & A (abnormal), δηλαδή, φυσιολογικές και παθολογικές. Με αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκαν τα διανύσματα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση των ταξινομητών και την ορθή ταξινόμηση των εικόνων.

## 7.7 WEKA (Wekato Environment for knowledge Analysis)

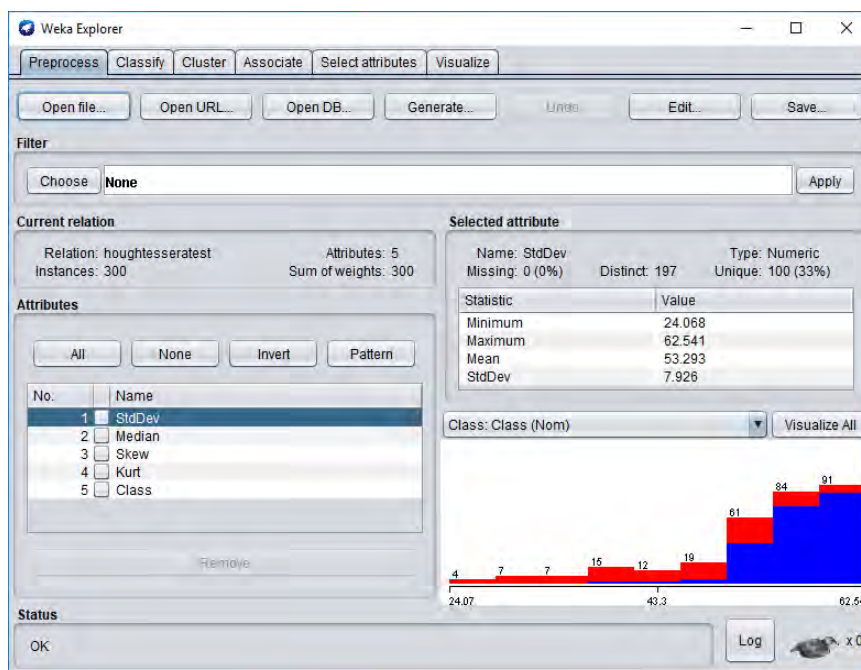
Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων και την εκπαίδευση των ταξινομητών είναι το WEKA.

### 7.7.1 Περιβάλλον WEKA

Ανοίγοντας το πρόγραμμα, δίνεται η δυνατότητα να επιλεγεί ένα σύνολο δεδομένων στο οποίο μπορούν να εφαρμοστούν τεχνικές που αφορούν :

- ◆ Προεπεξεργασία (Preprocess)
- ◆ Ταξινόμηση (Classify)
- ◆ Συστάδοποίηση (Cluster)
- ◆ Συσχέτιση (Associate)
- ◆ Επιλογή Χαρακτηριστικών (Select Attributes)
- ◆ Οπτικοποίηση (Visualize)

Επιλέγοντας ένα σύνολο δεδομένων (αρχείο .arff), εμφανίζονται γραφικά τα δεδομένα για καθένα από τα γνωρίσματα ξεχωριστά καθώς και στατιστικές πληροφορίες για αυτά. Στο σύνολο δεδομένων δίνεται και κάποια κλάση στην οποία ταξινομούνται, τα δεδομένα που ανήκουν στην ίδια κλάση εμφανίζονται με το ίδιο χρώμα. (Εικόνα 48).



Εικόνα 48: Περιβάλλον WEKA

### 7.7.2 Οπτικοποίηση δεδομένων

Από την καρτέλα “visualize” υπάρχει η δυνατότητα να εμφανιστεί η γραφική αναπαράσταση κάθε γνώριματος σε συνάρτηση με κάθε άλλο γνώρισμα.

### 7.7.3 Συσταδοποίηση δεδομένων

Αφού έχει επιλεγεί ένα σύνολο δεδομένων είναι δυνατόν να γίνει συσταδοποίηση (εύρεση ομάδων ‘όμοιων’ δεδομένων). Από την καρτέλα cluster μπορεί να επιλεγεί ένας αλγόριθμος με βάση τον οποίο θα γίνει συσταδοποίηση και με το κουμπί start να αρχίσει η εκτέλεση του αλγορίθμου.

### 7.7.4 Επιλογή αλγορίθμου

Οι αλγόριθμοι που έχουν υλοποιηθεί είναι:

- Κοντινότερου Γείτονα K-NN.
- Νευρωνικά δίκτυα (MLP).
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM).



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8ο

### 8.1 Αποτελέσματα

Σ' αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της εργασίας. Ο σκοπός της εξαγωγής των χαρακτηριστικών είναι να εντοπιστεί ο βέλτιστος αλγόριθμος ο οποίος αναγνωρίζει και ξεχωρίζει την φυσιολογική από την παθολογική εικόνα ενός καταγματικού οστού.

Από τους τρεις αλγορίθμους που δοκιμάστηκαν στα δείγματά μας, ο πιο ακριβής με το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας ήταν ο αλγόριθμος K-NN (Ibk) 89.3 % με k=1 και η μεγαλύτερη τιμή της AUC 0,87 παρατηρήθηκε στα Νευρωνικά Δίκτυα (MLP).

### 8.2 Περιγραφή Ταξινομητών

#### 1. Αλγόριθμος Νευρωνικών Δικτύων MLP (Multi-Layer Perceptron)

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Εναισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
82.67	82.7	24.7

Πίνακας 2: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Εναισθησίας (Sensitivity%) και ειδικότητας% (Specificity) χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές στο Weka

- › Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 248 (82.67)
- › Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 52 (17.33)%
- › Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)

## 2. Αλγόριθμος Ibk (K-NN)

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
89.33	89.3	17.8

Πίνακας 3: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Ειδικότητας % (Specificity) χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές στο Weka

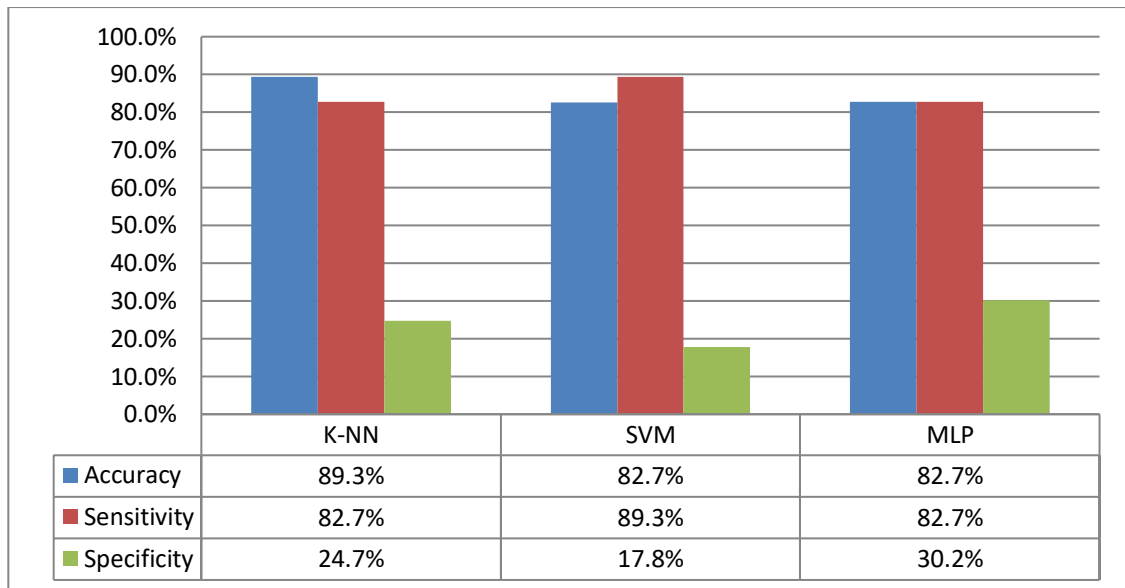
- › Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 268 (89.33%)
- › Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 32 (10.67%)
- › Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)

## 3. Αλγόριθμος SVM- SMO

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
82.66	82.7	30.2

Πίνακας 4: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Εξειδίκευσης % (Specificity) χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές στο Weka

- › Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 248 (82.67%)
- › Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 52 (17.33%)
- › Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)



Γράφημα 1: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Ειδικότητας % (Specificity) χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές στο Weka

Από την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων παρατηρούμε ότι η ευαισθησία (Sensitivity) έχει υψηλότερα ποσοστά και στους τρεις ταξινομητές, σε αντίθεση με την ειδικότητα (Specificity). Συγκεκριμένα, η ευαισθησία μας δείχνει την αναλογία των πραγματικών θετικών δειγμάτων που έχουν ταξινομηθεί σωστά (στην περίπτωση μας τα φυσιολογικά δείγματα-Normal). Ενώ, η ειδικότητα εκφράζει το ποσοστό των πραγματικών αρνητικών δειγμάτων που έχουν ταξινομηθεί ορθά ως αρνητικά (καταγματικά-Abnormal).

Στην πράξη αυτό σημαίνει ότι δεν ταξινομεί σωστά τα καταγματικά. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι το πλήθος των δειγμάτων στις επαναλήψεις της διασταυρούμενης επικύρωσης δεν είναι το ίδιο ανά κλάση. Η αναλογία των δειγμάτων μας είναι 1:2. Δηλαδή, 100 καταγματικά και 200 φυσιολογικά δείγματα.

### 8.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων

Όπως προαναφέραμε σε προηγούμενο κεφάλαιο η ακρίβεια της δοκιμής εξαρτάται από το πόσο καλά η δοκιμή διαχωρίζει την ομάδα που εξετάζει σε φυσιολογικά δείγματα και παθολογικά δείγματα. Κατωτέρω παραθέτουμε τον συγκριτικό πίνακα των ποσοστών των μέτρων διαγνωστικής ακρίβειας των ταξινομητών που χρησιμοποιήθηκαν στην εργασία μας.

	Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
Αλγόριθμος Νευρωνικών Δικτύων MLP (Multi-Layer Perceptron)	<b>82.7</b>	<b>82.7</b>	<b>24.7</b>
Αλγόριθμος Ibk (K-NN)	<b>89.3</b>	<b>89.3</b>	<b>17.8</b>
Αλγόριθμος SVM- SMO	<b>82.7</b>	<b>82.7</b>	<b>30.2</b>

*Πίνακας 5: Συγκριτικός πίνακας των Ποσοστών Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Εξειδίκευσης % (Specificity) των ταξινομητών στο Weka*

Για την αξιολόγηση των ταξινομητών επίσης χρησιμοποιούνται τα γραφήματα ROC (Receiver Operating Characteristic), τα οποία αποτελούν δισδιάστατα γραφήματα που απεικονίζουν τη σχέση του True Positive rate με το False Positive Rate.

Βασικό πλεονέκτημα τους είναι ότι η καμπύλη ROC, είναι ανεξάρτητη από την κατανομή των δειγμάτων μας σε κλάσεις.

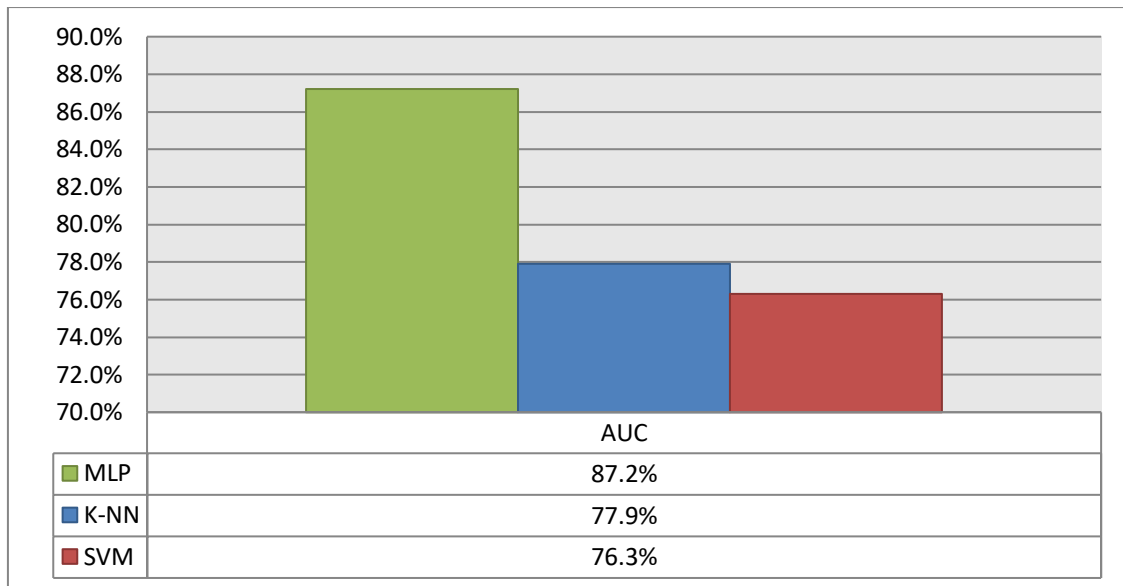
Η ακρίβεια μετράται από την περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUC). Μια τέλεια δοκιμή αγγίζει το 1.

Κατωτέρω, παραθέτουμε πίνακα με τις τιμές των ποσοστών της AUC για κάθε ταξινομητή που χρησιμοποιήσαμε στην εργασία αυτή (πίνακας 6).

	Νευρωνικών Δικτύων MLP (Multi-Layer Perceptron)	Ibk (K-NN)	SVM- SMO
AUC	<b>0,87</b>	<b>0,78</b>	<b>0,76</b>

*Πίνακας 6: τιμές των ποσοστών της AUC για κάθε ταξινομητή*

Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων παρουσιάζονται στο ακόλουθο γράφημα (γράφημα 2)

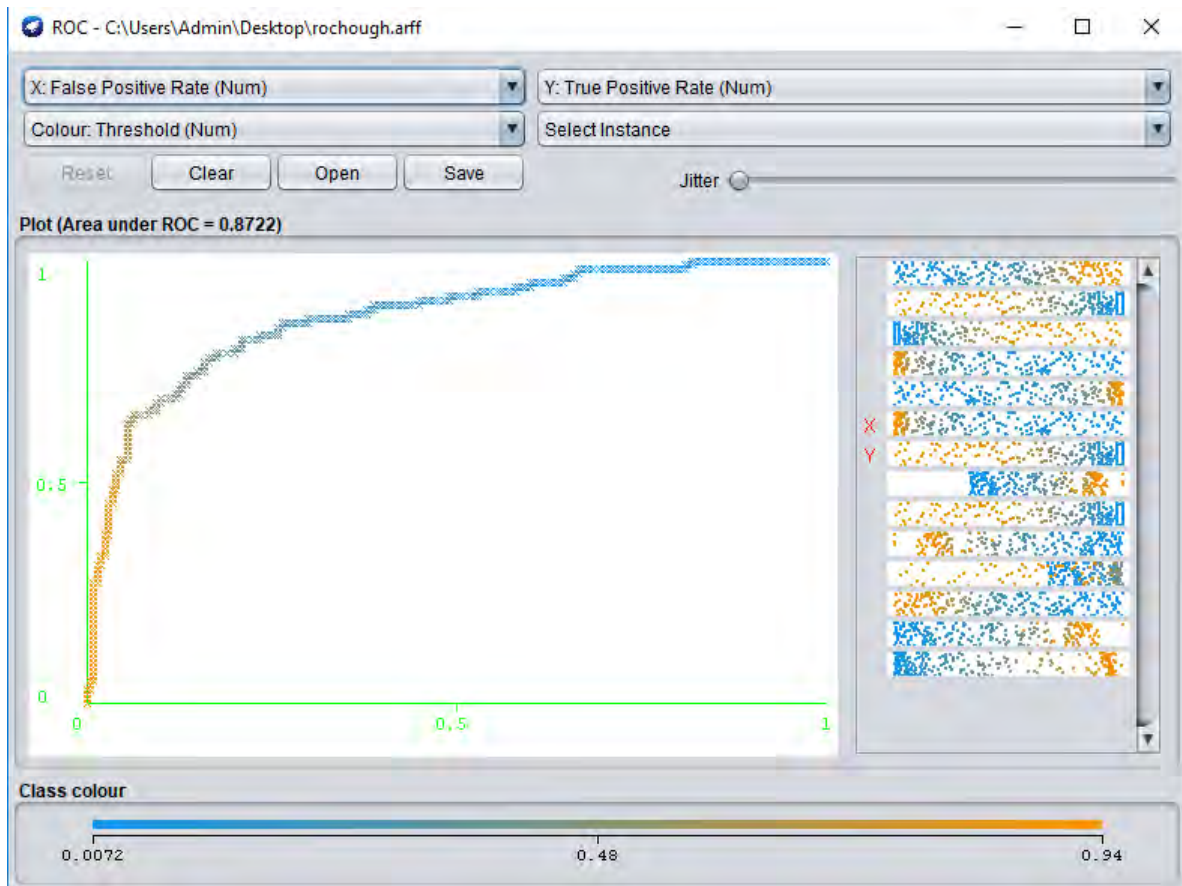


Γράφημα 2: Ποσοστά Ακρίβειας (περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC) στους τρεις ταξινομητές στο Weka

Το γεγονός ότι η AUC είναι καλύτερη στα Νευρωνικά δίκτυα, ενώ αντιθέτως η ακρίβεια σε αυτά είναι χειρότερη οφείλεται στο γεγονός ότι το πλήθος των δειγμάτων στις επαναλήψεις διασταυρούμενης επικύρωσης (10 Fold Cross Validation) δεν είναι το ίδιο ανά κλάσεις. Τα δείγματα μας είναι σε αναλογία 1:2 (100 Παθολογικά και 200 φυσιολογικά).

Σύμφωνα με τα ανωτέρω συμπεραίνουμε ότι για την αξιολόγηση των ταξινομητών μας, πιο αξιόπιστο είναι το αποτέλεσμα που βγάζει η AUC.

Επομένως, τα νευρωνικά δίκτυα αποτέλεσαν τον καλύτερο ταξινομητή στην εργασία αυτή αφού μας έδωσαν και το καλύτερο ποσοστό AUC. (Εικόνα 49).



Εικόνα 49: καμπύλη ROC των νευρωνικών δικτύων MLP

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9ο

### 9.1 Συμπεράσματα

Στόχος της εργασίας αυτής είναι η ανάπτυξη ενός αυτοματοποιημένου συστήματος ανίχνευσης καταγμάτων στα οστά.

Πραγματοποιήθηκε ο υπολογισμός των χαρακτηριστικών, βασισμένα σε πίνακες συσσώρευσης (accumulators) τόσο στα φυσιολογικά όσο και στα παθολογικά δείγματα.

Εξήχθησαν τέσσερα χαρακτηριστικά: η τυπική απόκλιση, η ενδιάμεση τιμή, η ροπή τρίτης τάξης του γκρί και η ροπή τέταρτης τάξης του γκρί. Ακολούθως έγινε η εκπαίδευση του συστήματος ταξινόμησης σε κλάσεις και η ταξινόμηση των εικόνων σε φυσιολογικές και παθολογικές.

Έχουν μελετηθεί όλα τα μακρά οστά από το άνω και κάτω άκρο μέρος του σώματος συμπεριλαμβανομένου και των μικρών οστών όπως αυτών των οστών της άκρας χειρός και άκρου ποδός, γνωρίζοντας ότι πιθανότατα δεν έχουν διερευνηθεί ποτέ μαζί.

Παρουσιάστηκε μια συγκριτική μελέτη των αλγορίθμων K-NN, MLP και SMO οι οποίοι χρησιμοποιούνται ευρέως σε τεχνικές αναγνώρισης προτύπων.

Από τη σύγκριση προέκυψε ότι, ο αλγόριθμος KNN είχε το υψηλότερο ποσοστό επιτυχίας που ανέρχεται στο 89.3% και με καλύτερη καμπύλη ROC των MLP στο 0,87.

Ένα πρόβλημα το οποίο είχαμε να αντιμετωπίσουμε είναι το ότι, ένα κατάγμα μπορεί να φαίνονται με πολλούς διαφορετικούς τρόπους. Αυτό σημαίνει ότι οι αλγόριθμοι εκπαιδεύθηκαν να αναγνωρίζουν τα κατάγματα και αυτό το κατάφεραν με σημαντικό ποσοστό επιτυχίας.

## 9.2 Μελλοντική εργασία

Τα ποσοστά ακρίβειας αυτής της έρευνας είναι ενθαρρυντικά προς περαιτέρω μελέτη και έρευνα.

Οι προτάσεις για μελλοντική συνέχιση της έρευνας:

- i. Μελέτη σε μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων.
- ii. Εφαρμογή διαφορετικών μεθόδων εξαγωγής χαρακτηριστικών.
- iii. Συνδυασμός μεθόδων.
- iv. Ισοκατανομή δεδομένων στις κλάσεις.



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10ο

### Βιβλιογραφία – Αναφορές

- [1] D.C.W. Pao, H.F. Li, R. Jayakumar “Shapes Recognition Using the Straight Line Hough Transform: Theory and Generalization” : IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ( Volume: 14 , Issue: 11 , Nov 1992 ).
- [2] ZQ Liu, T Austin, CDL Thomas, JG Clement “Bone feature analysis using image processing techniques” Computers in Biology and Medicine Volume 26, Issue 1, January 1996, Pages 65-76.
- [3] Tai Peng Tian, Ying Chen, Wee Kheng Leow, Wynne Hsu, Tet Sen Howe, Meng Ai Png “Computing neck-shaft angle of femur for x-ray fracture detection.”, International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns CAIP 2003: Computer Analysis of Images and Patterns pp 82-89 (2003).
- [4] Martin Donnelley, Greg Knowles “Computer aided long bone fracture detection”, Proceedings of the Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2005, Date Added to IEEE Xplore: 30 January 2006.
- [5] Seim Automatic Segmentation of the Pelvic Bones from CT Data Based on a Statistical Shape Model.
- [6] Brunk Bone Age Classification Using the Discriminative Generalized Hough Transform.
- [7] By S.K.Mahendran, S.Santhosh Baboo “An Enhanced Tibia Fracture Detection Tool Using Image Processing and Classification Fusion Techniques in X-Ray Images” Global Journal of Computer Science and Technology Volume 11 Issue 14 Version 1.0 August 2011.
- [8] N. Umadevi, Dr.S. N. Geethalakshmi “Multiple classification system for fracture detection in human bone x-ray images”, Computing Communication & Networking Technologies (ICCCNT), 2012 Third International Conference on.
- [9] Οστά & Αρθρώσεις για Τεχνολόγους – Ακτινολόγους Dr.Δημήτρης Αλειφερόπουλος 2003 Ιατρικές εκδόσεις Λίτσας.
- [10] Χαλβατζάκη Γεωργία “Σύστημα τμηματοποίησης εικόνας απλών ακτινογραφιών της άκρας χειρός για την εύρεση γεωμετρικών χαρακτηριστικών και λειτουργικών τμημάτων της” Διπλωματική Εργασία, ΕΜΠ 2012.

- [11] R.Gonzalez and R.E.Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, New Jersey, ISBN: 0201180758, 2nd edition, 2002.
- [12] Ανάλυση και επεξεργασία εικόνων DICOM με την χρήση Matlab  
[πηγή:[www.biomed.ntua.gr/Portals/1/askhsh\\_8\\_v3\\_FINAL.pdf](http://www.biomed.ntua.gr/Portals/1/askhsh_8_v3_FINAL.pdf)].
- [13] Αθανασία Κολοβού (Ε.Τ.Ε.Π), Παραδείγματα με χρήση Matlab, Εισαγωγή στην Επεξεργασία της Εικόνας, Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Πανεπιστήμιο Αθήνας, 2012.
- [14] Καντιδάκης Σωτήρης “Διαδραστικό δικτυακό σύστημα διαχείρισης και επεξεργασίας ιατρικών εικόνων συμβατό με πρωτόκολλο DICOM”, Πτυχιακή εργασία, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής τ.ε, Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Δυτικής Αττικής, 2015.
- [15] Πηγή: [<https://opensource.ellak.gr/2017/03/09/orthanc-elefthero-logismiko-gia-tanosokomia-ke-tin-iatriki-erevna>].
- [16] [Πηγή: « Ρήγας Κουσκουρίδας, Βασίλειος Μπελαγιάννης, Δημήτριος Χρυσοστόμου και Αντώνιος Γαστεράτος “ Συγκριτική μελέτη αλγορίθμων εξαγωγής χαρακτηριστικών” Δημοκρίτειο Πανεπιστήμιο Θράκης, Πανεπιστημιούπολη, Κιμμέρια, 671 00 Ξάνθη, rkouskou@pme.duth.gr» ].
- [17] Shapiro, Linda and Stockman, George. "Computer Vision", Prentice-Hall, Inc. 2001.
- [18] Duda, R. O. and P. E. Hart, "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," Comm. ACM, Vol. 15, pp. 11–15 (January, 1972).
- [19] Hough, P.V.C. Method and means for recognizing complex patterns, U.S. Patent 3,069,654, Dec. 18, 1962.
- [20] P.V.C. Hough, Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures, Proc. Int. Conf. High Energy Accelerators and Instrumentation, 1959.
- [21] Richard O. Duda and Peter E. Hart (April 1971). "Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures" (PDF). Artificial Intelligence Center. SRI International.
- [22] CiteSeerX — A short introduction to the Radon and Hough transforms and how they relate to each other.

- [23] Jensen, Jeppe. "Hough Transform for Straight Lines" (PDF). Archived from the original (PDF) on 26 April 2012. Retrieved 16 December 2011.
- [24] [Πηγή: [https://en.wikipedia.org/wiki/Hough\\_transform](https://en.wikipedia.org/wiki/Hough_transform)].
- [25] Μαραγκουδάκης Εμμανουήλ «Ευρεση τροχιών σε ανιχνευτές MicroMega με τη χρήση Hough Transform».
- [26] [Πηγή:[https://el.wikipedia.org/wiki/Αναγνώριση\\_προτύπων](https://el.wikipedia.org/wiki/Αναγνώριση_προτύπων)].
- [27] Διονύσιος Λευκαδίτης “Οπτική αναγνώριση εικόνας ηλεκτρονικών εξαρτημάτων με νευρωνικά δίκτυα”, Πτυχιακή εργασία, Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Καβάλας, Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών Τμήμα Ηλεκτρολογίας, 2009.
- [28] Μαρίνα Παπαδούρη “Αυτοματοποιημένο σύστημα κατάτμησης και ανάλυσης υφής όγκων (Μηνιγγιωμάτων) σε εικόνες μαγνητικής τομογραφίας”, Πτυχιακή διατριβή, Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο Κύπρου, Σχολή Μηχανικής και Τεχνολογίας, Λεμεσός 2011.
- [29] [Πηγή: ImageJ User Guide ( IJ 1.46r)].
- [30] [Πηγή: ΕΑΠ Ιατρική Πληροφορική Τόμος Α' : Κ. Δελήμπασης / Γ. Νικηφορίδης, Πάτρα 2001].
- [31] Καργοπουλου Ωραιοζήλη, «Τεχνικές επεξεργασίας για βελτιστοποίηση υπερηχογραφικών εικόνων και εξαγωγή χαρακτηριστικών, με χρήση Matlab, mai 20/10, Θεσσαλονικη 2011»
- [32] [Πηγή: Επεξεργασία εικονας: Βασικές αρχές. Κ. Δελήμπασης].
- [33] Δονάτος Παπανικολάου “Εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης γνώσης στην εκπαίδευση”, Μεταπτυχιακή Εργασία, Πανεπιστήμιο Πατρών, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Μαθηματικών, Τομέας Υπολογιστικών Μαθηματικών, Εργαστήριο Εκπαιδευτικού Λογισμικού (ESD Lab), 2010.
- [34] Κόκκινος Ιωάννης “Παράλληλοι αλγόριθμοι εξόρυξης γνώσεις από βάσεις δεδομένων με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης” Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, Θεσσαλονίκη 2011.
- [35] Κωνσταντή Θ. Παναγιώτα “ Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και ψ-Μάθηση για την ταξινόμηση δεδομένων”, Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Επιστημών, 2017.

- [36] Σοφία Α. Παπαποστόλου, “Κατηγοριοποίηση με μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης”, Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, Στατιστική και Μοντελοποίηση, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Μαθηματικών, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, 2017.
- [37] Βασικές Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης και Εξόρυξης Δεδομένων, ΔΠΜΣ Πληροφορική Επιστημών Ζωής, Ακαδ. Έτος 2013-2014, 2<sup>ο</sup> Φροντιστήριο: 11.12.13
- [38] Νικόλαος Α. Τρογκάνης “Μέθοδοι εκμάθησης ταξινομητών από θετικά παραδείγματα με αριθμητικά χαρακτηριστικά”, Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών, 2006.
- [39] Δήμητρα - Δέσποινα Α. Μαούτσα “Μελέτη Μουσικής Ομοιότητας με τη Χρήση Ευφών Συστημάτων”, Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών.
- [40] Γεροθανάσης Εμμανουήλ, Μπέκος Ευάγγελος «Κατασκευή ταξινομητών weighted kNN με metric ball trees για εφαρμογές ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων Oracle» Πτυχιακή Εργασία, Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Σερρών, Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών, Τμήμα Πληροφορικής και Επικοινωνιών, Σέρρες 2012.
- [41] [Πηγή: <http://gim.unmc.edu/dxtests/roc3.htm>].

## Πηγες Εικόνων

- ΠΕ 1 [Πηγή: <http://www.scielo.br/img/revistas/pope/v31n3/a09fig01.jpg>].
- ΠΕ 6 [Πηγή: <http://me.umn.edu/courses/me5286/vision/Notes/2015/ME5286-Lecture9.pdf>].
- ΠΕ 7 [Πηγή: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=36842042>].
- ΠΕ 8 [Πηγή: [https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSsRRtnq-8ja6eH0hcE\\_fkLYFOetZtDq4dPfq6hk05YWTR6iMgaKQ](https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSsRRtnq-8ja6eH0hcE_fkLYFOetZtDq4dPfq6hk05YWTR6iMgaKQ)].
- ΠΕ 9 [Πηγή:<http://campar.in.tum.de/twiki/pub/Students/DaPentenrieder/hough.jpg>].
- ΠΕ 10 [Πηγή: <http://me.umn.edu/courses/me5286/vision/Notes/2015/ME5286-Lecture9.pdf>].
- ΠΕ 11 [Πηγή: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=1121165>]
- ΠΕ 21 [Πηγή:<https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/e/e7/KnnClassification.svg/279px-KnnClassification.svg.png>].
- ΠΕ 22α [Πηγή:<http://www.mentalware.gr/uploads/2/3/6/7/23673177/3515768.gif?623>].
- ΠΕ 22β [Πηγή:[https://ocw.aoc.ntua.gr/modules/document/file.php/SEMFE103/ArtificialNeuronModel\\_english.png](https://ocw.aoc.ntua.gr/modules/document/file.php/SEMFE103/ArtificialNeuronModel_english.png)].
- ΠΕ 23 [Πηγή: <https://www.jeremyjordan.me/content/images/2017/07/Screen-Shot-2017-07-26-at-11.30.04-AM.png>].
- ΠΕ 24 [Πηγή: <https://www.quora.com/What-is-the-relation-between-SVM-kernels-and-CNN-kernels>].
- ΠΕ 25 [Πηγή: <https://ensiwiki.ensimag.fr/index.php?title=Fichier:SVM.png>].
- ΠΕ 26 [Πηγή: <https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSzd4KR-KE8a-TQM9cBFiEvkAkr618SAon6bXOnSEJeSzqKp0yF> ].
- ΠΕ 27 [Πηγή: <https://i.stack.imgur.com/5x3Xj.png>].
- ΠΕ 28 [Πηγή: <http://www.simafore.com/blog/bid/57470/How-to-evaluate-classification-models-for-business-analytics-Part-2>].