



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

**Υπολογιστικά υποβοηθούμενη επεξεργασία και ανάλυση
ακτινογραφιών για τον εντοπισμό καταγμάτων**

Φραγκάκη Παναγιώτα

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»

**Υπολογιστικά υποβοηθούμενη επεξεργασία και ανάλυση
ακτινογραφιών για τον εντοπισμό καταγμάτων**

Φραγκάκη Παναγιώτα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Επιβλέπων
Δρ. Ιακωβίδης Δημήτρης**

Λαμία, ... έτος 2018

«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 [Υπολογιστικά υποβοηθούμενη επεξεργασία και ανάλυση ακτινογραφιών για τον εντοπισμό καταγμάτων] 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

14/11/2018

Υπογραφή

**Υπολογιστικά υποβοηθούμενη επεξεργασία και ανάλυση
ακτινογραφιών για τον εντοπισμό καταγμάτων**

Φραγκάκη Παναγιώτα

Τριμελής Επιτροπή:

Δρ.Ιακωβίδης Δημήτρης

Δρ. Δελημπασής 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, χαρακτηριστικά υφής, 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, texture features, x ray bone images.

Ευχαριστίες:

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω την Βαρβάρα Ιωσηφίδου φίλη, συνάδελφο και συμφοιτήτριά μου στο μεταπτυχιακό πρόγραμμα. Η συμβολή της στην παρούσα εργασία ήταν καταλυτική αφού αυτή η εργασία ξεκίνησε αρχικά ως κοινή ερευνητική εργασία στα πλαίσια μαθήματος του μεταπτυχιακού αυτού προγράμματος. Την ευχαριστώ για την συνεργασία, την υποστήριξη και την συμπαράσταση για την εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Ευχαριστώ πάρα πολύ τον Δρ.Δημήτρη Ιακωβίδη επιβλέπων καθηγητή για την εμπιστοσύνη που έδειξε απο την αρχή αυτής της εργασίας καθώς επίσης και για την καθοδήγησή του και τις πολύ χρήσιμες συμβουλές που μου προσέφερε.

Ευχαριστώ πάρα πολύ την οικογένειά μου, τους γονείς μου και τα αδέρφια μου για την αγάπη τους και την ηθική υποστήριξη τους σε αυτή μου την προσπάθεια. Τους ευχαριστώ που είναι παρόντες σε όλες τις σημαντικές στιγμές της ζωής μου.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω ένα ξεχωριστό πρόσωπο που υπάρχει στην ζωή μου τον τελευταίο χρόνο. Τον ευχαριστώ για την αγάπη του και την σημαντική στήριξη του σε αυτή μου την προσπάθεια.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους συναδέλφους μου από το ακτινολογικό εργαστήριο του Κ.Υ Πειραιά για την αμέριστη συμπαράστασή τους κι αγάπη τους.

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.....	17
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2°	18
2.1 Ανίχνευση Καταγμάτων.....	18
2.2 Κάταγμα.....	18
2.3 Τύποι καταγμάτων	19
2.4 Διάγνωση καταγμάτων.....	20
2.5 Μέθοδοι Ιατρικής Απεικόνισης	20
2.6 Απεικόνιση των οστών με ακτίνες x.....	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο	25
3.1 Ψηφιακές εικόνες	25
3.2 Επεξεργασία ψηφιακών εικόνων.....	25
3.3 Ανάλυση ψηφιακής εικόνας.....	26
3.4 Ιστόγραμμα ψηφιακής εικόνας	27
3.5 Πρότυπο DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)	28
3.6 Ακτινολογικές εικόνες	29
3.7 Δείγματα (patterns) εικόνων	31
3.8 Εξαγωγή χαρακτηριστικών	32
3.9 Ανάλυση Υφής (Texture Analysis)	32
3.10 Μέθοδοι ανάλυσης υφής.....	34
3.11 Πίνακας συνεμφάνισης	35
3.12 Αναγνώριση και Ταξινόμηση προτύπων	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο	40
4.1 Μεθοδολογία.....	40
4.2 Εισαγωγή	41
4.3 Λογισμικό εργαλείο ImageJ	41

4.4 Ανάλυση και επεξεργασία εικόνων.....	41
4.5 Κανονικοποίηση Εικόνας (Normalization).....	42
4.6 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Υφής με Πίνακες Συνοψώνησης.....	43
4.7 Εκπαίδευση ταξινόμησης συστήματος σε κλάσεις.....	45
4.8 Ταξινόμηση Εικόνων	46
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 ^ο	47
5.1 Αλγόριθμος Κοντινότερου Γείτονα K-NN	47
5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....	48
5.2.1 Τεχνητά χαρακτηριστικά νευρωνικών δικτύων	48
5.2.2 Multi-Layer Perceptron – MLP.....	51
5.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης SVM (support vector machines)	52
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 ^ο	55
6.1 Μέτρα Αξιολόγησης	55
6.2 Πίνακας Σύσχτησης	55
6.2.1 Ακρίβεια (<i>precision</i>).....	56
6.2.2 Ανάκληση (<i>recall</i>)	56
6.2.3 F-measure	57
6.2.4 Accuracy.....	57
6.2.5 Error rate.....	57
6.3 Μέτρα Διαγνωστικής Ακρίβειας	58
6.3.1 Sensitivity	58
6.3.2 Specificity	58
6.4 Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation).....	59
6.5 Καμπύλη ROC.....	60
6.6 AUC (Area under Curve)	62
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 ^ο	63
7.1 Υλοποίηση.....	63
7.2 Σύνολο Δεδομένων	63
7.3 Λογισμικό ImageJ.....	63
7.4 Υλοποίηση, Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων	64
7.4.1 Normalize.....	66
7.5 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Υφής (GLCM Texture)	68
7.6 WEKA (Wekato Environment for knowledge Analysis)	70
7.6.1 Περιβάλλον WEKA.....	70

7.6.2 Οπτικοποίηση δεδομένων	71
7.6.3 Συσταδοποίηση δεδομένων.....	71
7.6.4 Επιλογή αλγορίθμου	71
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8ο	72
8.1 Αποτελέσματα	72
8.2 Περιγραφή Ταξινομητών	72
8.3 Ανάλυση αποτελεσμάτων	74
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9ο	78
9.1 Συμπεράσματα.....	78
9.2 Προτάσεις για μελλοντική εργασία	79
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10ο	80
Βιβλιογραφία – Αναφορές	80
Πηγές Εικόνων	84

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.

Ο στόχος αυτής της εργασίας είναι η αυτοματοποίηση της διαδικασίας με την εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής, 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 αλγορίθμους 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 μακρυνών όσο και μικρότερων οστών μαζί. Το δείγμα της μελέτης αποτελείται από 300 ακτινογραφίες οστών και η συλλογή των ακτινογραφιών έγινε χωρίς περιορισμούς φύλου ή ηλικίας.

1.2 Ανασκόπηση της Βιβλιογραφίας

Οι Giger & MacMahon [1] το 1988 έχουν εφαρμόσει τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών, ώστε να μπορούν να απομονωθούν ύποπτοι όζοι σε ακτινογραφίες θώρακος.

Οι Mudigonda et al. [2] το 2000 έχουν μελετήσει την εξαγωγή χαρακτηριστικών για την ταξινόμηση καλοηθών και κακοηθών μαζών σε μαστογραφίες. Έχουν χρησιμοποιηθεί και χαρακτηριστικά υφής στην μελέτη τους.

Οι Liu et al. [3] 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.

Tian et. al [4] το έχουν χρησιμοποιήσει μια μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε μακρά οστά και ειδικότερα στον άξονα ή διάφυση του μηριαίου οστού.

Οι Lim et al. [5] έχουν χρησιμοποιήσει μια μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε μακρά οστά και ειδικότερα στον άξονα ή διάφυση του μηριαίου οστού και στα οστά του καρπού (πηχαιοκαρπική άρθρωση). Βασίστηκε στη χρήση της μέτρησης της γωνίας του αυχένα και του άξονα του μηριαίου οστού, την εφαρμογή φίλτρων Gabor, Markov Random Field (MRF) και διαβάθμισης της έντασης(intensity gradient). Έχουν εφαρμόσει όλα αυτά για την ανίχνευση καταγμάτων στον αυχένα του μηριαίου και MRF για την ανίχνευση καταγμάτων του καρπού.

Οι Donnelley & Knowles [6] έχουν αναπτύξει μια μέθοδο αυτόματης ανίχνευσης καταγμάτων σε μακρά οστά. Χρησιμοποιώντας μη γραμμική ανισοτροπική διάχυση για ανίχνευση ακμών και Hough μετασχηματισμό.

Οι Yap et al. [7] έχουν περιγράψει μια μέθοδο ανίχνευσης καταγμάτων του μηριαίου οστού με την ανάλυση της δομής της δοκιδωτής υφής των οστών.

Οι Chai et al. [8] χρησιμοποίησαν μια μέθοδο για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε μακρά οστά και ειδικότερα στον άξονα του μηριαίου οστού. Βασίστηκε στη χρήση ανίχνευσης ακμών στα άκρα των οστών, αλγόριθμοι διάμεσου φίλτρου και τεχνικής ομαδοποίησης K-mean, για την ανίχνευση της περιοχής του άξονα του μηριαίου οστού και τελικά εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής όπου χρησιμοποιήθηκαν πίνακες συνεμφάνισης Matrix Co-occurrence Matrix (GLCM) όπως η αντίθεση μας, η συσχέτιση, η ενέργεια, η ομοιογένεια.

Οι Umadevi & Geethalakshmi [9] έχουν προτείνει μια μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων στα μακρά οστά των κατω άκρων και ειδικότερα της κνήμης. Βασίστηκε στη χρήση των χαρακτηριστικών υφής και χαρακτηριστικών σχήματος Matrix Co-occurrence Matrix (GLCM). Εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής όπως η αντίθεσή, 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.

Οι Mahmoud et al. [10] έχουν προτείνει μια μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων στα οστά του χεριού. Η μελέτη τους βασίστηκε στη χρήση ανίχνευσης ακμών αλλά και διαφορετικών χαρακτηριστικών, όπως χαρακτηριστικά από το μετασχηματισμό Wavelet, χαρακτηριστικά από το μετασχηματισμό Curvelet και χαρακτηριστικά υφής Co-occurrence Matrix (GLCM).

Οι Mallikarjunaswamy & Raman [11] έχουν προτείνει μια μέθοδο για την αυτόματη ανίχνευση καταγμάτων σε οστά ακτινογραφίες αλλά και σε εικόνες αξονικής τομογραφίας των οστών. Η μελέτη τους βασίστηκε στην εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής Co-occurrence Matrix (GLCM), όπως η εντροπία, η αντίθεση, η συσχέτιση και η ομοιογένεια.

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 απο Ακτινογραφίες	Μηριαία Οστά	<ul style="list-style-type: none"> › Μέθοδος μέτρησης της γωνίας του αυχένα και του άξονα του μηριαίου οστού ›
Lim et al.	Εικόνες απο Ακτινογραφίες	Μηριαία οστά και οστά καρπού του χεριού	<ul style="list-style-type: none"> › Μέθοδος μέτρησης της γωνίας του αυχένα και του άξονα του μηριαίου οστού › την εφαρμογή φίλτρων Gabor, Markov Random Field (MRF) › διαβάθμισης της ένασης (intensity gradient)
Donnelley & Knowles	Εικόνες απο Ακτινογραφίες	Μακρά οστά	<ul style="list-style-type: none"> › μη γραμμική ανισοτροπική διάχυση (non linear anisotropic diffusion) και › Hough transform
Yap et al.	Εικόνες απο Ακτινογραφίες	Μηριαία οστά	› ανάλυση της δομής της δοκιδωτής υφής των οστών
Chai et al.	Εικόνες απο Ακτινογραφίες	Μακρά οστά και ειδικότερα στον άξονα του μηριαίου οστού	<ul style="list-style-type: none"> › ανίχνευσης ακμών στα άκρα των οστών › αλγόριθμοι διάμεσου φίλτρου -τεχνικής ομαδοποίησης K-mean › εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής
Umadevi & Geethalakshmi	Εικόνες απο Ακτινογραφίες	Μακρά οστά των κατω άκρων και ειδικότερα της κνήμης	<ul style="list-style-type: none"> › εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής › εξαγωγή

			<p>χαρακτηριστικών σχήματος (Shape texture → Fast Hough Transformation)</p>
Mahmoud et al.	<p>Εικόνες απο Ακτινογραφίες</p>	<p>Οστά άκρα χείρας</p>	<ul style="list-style-type: none"> › ανίχνευσης ακμών › χαρακτηριστικά από το μετασχηματισμό Wavelet › χαρακτηριστικά απο το μετασχηματισμό Curvelet › χαρακτηριστικά υφής Co-occurrence Matrix (GLCM).
Mallikarjunaswamy & Raman	<p>Εικόνες απο Ακτινογραφίες και απο Αξονική τομογραφία (CT)</p>	<p>Οστά</p>	<ul style="list-style-type: none"> › εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής Co-occurrence Matrix (GLCM)

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 απο ακτινολογικές εικόνες, αλλά και χρήση διαφορετικών μεθόδων για την αυτόματη ανίχνευση των καταγμάτων σε οστά. Πιο συγκεκριμένα έχουν μελετηθεί είτε μακρά οστά μεμονομένα (π.χ 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 συμπεραλαμβανομένου 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 απο το άνω και κάτω άκρο του σώματος σε ακτινογραφίες
- Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων
- Εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής με co-occurrence matrices (GLCM)
- Δοκιμή τριών ταξινομητών (K-NN, MLP, SVM-SMO)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2^ο

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 οστικής συνέχειας του οστού.

Τα κατάγματα οφείλονται, κατά κύριο λόγο, στην άσκηση δυνάμεων στο οστόν, 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 προκαλείται, όταν το οστόν προσκρούει βίαια σε ανένδοτη επιφάνεια (άμεσα κατάγματα). Στην περίπτωση άσκησης έμμεσης βίας, το κάταγμα παρουσιάζεται ως αποτέλεσμα της εφαρμογής δύναμης στρέψεις ή κάμψης, συμπίεσης ή απόσπασης πάνω στο οστόν. 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 οστόν, 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.

Τέλος, παθολογικά θεωρούνται εκείνα τα κατάγματα, που εμφανίζονται σε μη φυσιολογικό οστόν. Εάν η οστική πάθηση ελατώνει 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 κ.λ.π. 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. [12]

2.3 Τύποι καταγμάτων

Με κριτήριο 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 λύση της συνέχειας του δέρματος, ενώ επιπλεγμένα ή ανοικτά ονομάζονται εκείνα στα οποία συνυπάρχει λύση της συνέχειας του δέρματος και επικοινωνία του οστού με το εξωτερικό περιβάλλον.

Τέλος, με κριτήριο τις πληροφορίες από τις ακτινογραφίες, τα κατάγματα διακρίνονται σε τέλεια, ατελή και συντριπτικά.

Τα τέλεια κατάγματα προκαλούνται στη διάφυση ή στην 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 ενσφήνωση 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. [12]

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 κλασική ακτινογραφία.

2.5 Μέθοδοι Ιατρικής Απεικόνισης

Οι ιατρικές απεικονίσεις είναι σύνολο τεχνικών ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας, που χρησιμοποιούνται στη δημιουργία και ανάλυση μερών του ανθρώπινου σώματος, με σκοπό την ουσιαστική υποβοήθηση των ιατρών και των επιστημόνων υγείας. Οι σχετικές απεικονίσεις χρησιμεύουν στο σχεδιασμό και την καθοδήγηση χειρουργικών επεμβάσεων, στη διάγνωση μέσω απεικονίσεων με ακτίνες X των οστών και αξονικών και μαγνητικών τομογραφιών, στην ενδοσκόπηση και σε πληθώρα άλλων ιδιαίτερα σημαντικών ιατρικών διαδικασιών και εφαρμογών. 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 τομογραφικές εξετάσεις, η υπολογιστική και μαγνητική τομογραφία και οι υπέρηχοι παρέχουν ανατομική και δομική πληροφορία. Αυτό το επιτυγχάνουν αντιστοιχίζοντας σε κάθε στοιχειώδες τμήμα της απεικόνισης κάποια φυσική ποσότητα που παρουσιάζει διαφοροποίηση μεταξύ των ιστών, όπως είναι η εξασθένιση των ακτίνων X 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 ενδιαφέροντος του ανθρωπίνου σώματος και βασίζονται στη διάχυση ουσιών όπως αυτή παρατηρείται στα εξεταζόμενα όργανα κατά τη διαδικασία μεταβολισμού των ουσιών αυτών.

Οι ιατρικές απεικονίσεις χρησιμοποιούνται ακόμη ευρέως σε πλειάδα εφαρμογών της κλινικής πρακτικής, όπως στην υποβοήθηση της διάγνωσης, στην προσομοίωση χειρουργικής επέμβασης, στο σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας, στην ποσοτικοποίηση της ιστοπαθολογίας, κλπ. 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. Η σημερινή δυνατότητα δημιουργίας, αποθήκευσης και επεξεργασίας υψηλής ποιότητας ψηφιακών ιατρικών εικόνων και η διαθεσιμότητα υπολογιστών υψηλής απόδοσης και χαμηλού κόστους επιτρέπουν την ανάπτυξη εξελιγμένων τεχνικών και συστημάτων για την αποτελεσματική επεξεργασία και πολυδιάστατη παρουσίαση και εποπτεία ιατρικών δεδομένων, προσφέροντας νέες δυνατότητες για την αξιολόγηση απεικονιστικών ευρημάτων, καθώς και για τη σχεδίαση και αποτίμηση θεραπευτικών παρεμβάσεων.

Μέχρι σήμερα, η αξιολόγηση ιατρικών εικόνων γινόταν αποκλειστικά από ειδικευμένους ιατρούς. Ωστόσο, η αξιολόγηση από ιατρούς περιορίζεται πιθανόν από την ενδεχόμενα 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, σε ειδικές περιπτώσεις δε πραγματικά αναγκαία.

Η τομογραφία σαφώς πλεονεκτεί της ακτινογραφίας, δεδομένου ότι οι απεικονίσεις που μπορούν να προκύψουν από αυτήν είναι πιο αναλυτικές και τριών διαστάσεων. Όμως, μειονεκτήματά της σε σχέση με την ακτινογραφία είναι η σημαντικά αυξημένη έκθεση του εξεταζόμενου στην ακτινοβολία, καθώς και το μεγάλο κόστος και η αυξημένη διάρκεια της

εξέτασης. Επί πλέον δε, οι αλγόριθμοι 3D ανακατασκευής που χρειάζονται για τις τριών διαστάσεων απεικονίσεις που βασίζονται στην τομογραφία, είναι συνήθως ευρεστικοί και χωρίς πάντα εγγυημένη απόδοση. 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. [13]

2.6 Απεικόνιση των οστών με ακτίνες x

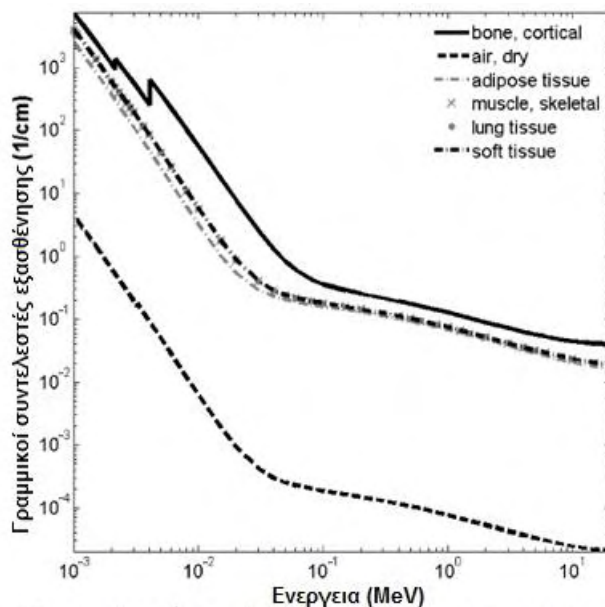
Για την πραγματοποίηση μιας ακτινογραφίας χρησιμοποιείται μια πολύ μικρή δόση ιοντίζουσας ακτινοβολίας για να παράγει εικόνες των εσωτερικών δομών του σώματος. Η δέσμη ακτίνων γ , αφού υποστεί κάποια εξασθένηση λόγω απορρόφησης και σκέδασης των φωτονίων που τη συνθέτουν, εξέρχεται από το ανθρώπινο σώμα μεταφέροντας τη διδιάστατη 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 αποδεσμεύονται ελεύθερα ηλεκτρόνια, τα οποία κινούνται με μεγάλη ταχύτητα προς τη θετικά φορτισμένη άνοδο και κάθε φορά που συγκρούονται με έναν πυρήνα, ελευθερώνεται ενέργεια με τη μορφή ακτινοβολίας X. Η ενέργεια αυτή ελέγχεται μέσω μιας τάσης που εφαρμόζεται κατά μήκος της ανόδου καθώς και από ένα ρεύμα που διαρρέει το νημάτιο της καθόδου. Με την τοποθέτηση μιας περιοχής σώματος ανάμεσα στην πηγή ακτίνων X και του ανιχνευτή δημιουργείται η ακτινογραφία. Καθώς οι ακτίνες X διαπερνούν την εν λόγω περιοχή, 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 περνά μέσα από το σώμα του ασθενούς, αντικείμενα διαφορετικής πυκνότητας αποτυπώνονται με σκιάσεις διαφορετικών εντάσεων.

Η ένταση της ακτινοβολίας μετά την έξοδό της από το σώμα περιγράφεται από τη σχέση:

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

όπου μ 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 pixel της σχηματιζόμενης εικόνας αντιστοιχεί σε συγκεκριμένο συντελεστή εξασθένησης (linear attenuation coefficient- μ). 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)



Εικόνα 1: Γραμμικοί συντελεστές εξασθένησης για διαφορετικό απορροφητικό μέσο

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. [13]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3ο

3.1 Ψηφιακές εικόνες

Μια (ασπρόμαυρη) εικόνα μπορεί να οριστεί ως μια δισδιάστατη 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 (gray 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. [14]

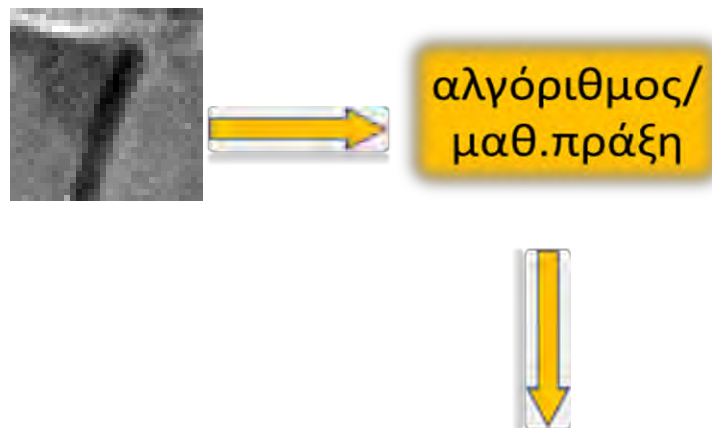
3.2 Επεξεργασία ψηφιακών εικόνων

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 μιάς ψηφιακής εικόνας αποσκοπεί στην εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας (ποσοτικής και ποιοτικής) απο αυτή, καθώς και στην κατανόηση της πληροφορίας αυτής. Η ανάλυση ψηφιακής εικόνας αφορά διαδικασίες κατα τις οποίες είσοδο αποτελεί μια εικόνα και έξοδο αποτελεί κάποιο είδος πληροφορίας, όπως δεδομένα τα οποία ανιστοιχούν σε ορισμένα χαρακτηριστικά της εικόνας. Τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν ή να χαρακτηρίσουν αντικείμενα που περιέχονται στις εικόνες και πρέπει επομένως να επιλεγονται κατάλληλα και ανάλογα με τις ιδιαίτερες απαιτήσεις της κάθε εφαρμογής. [15] (Εικόνα 2)



	angular se contrast1	correlatio	inverse di	entropy1	angular se contrast2	correlatio	inverse di	entropy2	angular se contrast3	correlatio	inverse di	entropy3	angular se contrast4	correlatio	inverse di	entropy4	class				
2	0.004	2371.264	1.720E-4	0.118	5.798	0.004	1445.410	1.993E-4	0.128	5.791	0.004	1408.812	2.005E-4	0.119	5.805	0.004	1858.964	1.864E-4	0.129	5.801	N
3	0.004	2152.042	1.731E-4	0.124	5.852	0.003	1986.244	1.778E-4	0.110	5.923	0.004	1821.148	1.807E-4	0.124	5.857	0.003	1573.254	1.856E-4	0.110	5.932	N
4	0.002	2507.652	1.703E-4	0.095	6.334	0.002	2244.257	1.778E-4	0.066	6.400	0.002	1403.197	2.041E-4	0.095	6.336	0.002	2134.187	1.793E-4	0.066	6.417	N
5	0.007	2189.240	1.860E-4	0.150	5.242	0.008	1335.936	2.191E-4	0.164	5.171	0.007	1503.495	2.109E-4	0.150	5.224	0.008	2440.345	1.780E-4	0.164	5.201	N
6	0.006	3763.699	1.327E-4	0.104	5.462	0.006	3665.306	1.359E-4	0.120	5.478	0.006	2878.285	1.618E-4	0.104	5.472	0.006	3104.687	1.541E-4	0.121	5.478	N
7	0.004	2127.495	1.776E-4	0.138	5.941	0.003	1028.551	2.088E-4	0.139	5.990	0.004	650.737	2.233E-4	0.139	5.942	0.003	1215.474	2.012E-4	0.139	5.997	N
8	0.010	3575.580	1.392E-4	0.155	4.932	0.010	3949.075	1.265E-4	0.150	4.944	0.010	3654.676	1.364E-4	0.155	4.941	0.010	3978.716	1.256E-4	0.150	4.955	N
9	0.004	2107.376	1.842E-4	0.124	5.753	0.004	1707.767	1.974E-4	0.127	5.761	0.004	1183.261	2.150E-4	0.124	5.744	0.004	1901.713	1.891E-4	0.127	5.783	N
10	0.011	2973.853	1.591E-4	0.168	4.819	0.012	2865.920	1.618E-4	0.226	4.744	0.011	3285.580	1.482E-4	0.168	4.817	0.012	2445.700	1.768E-4	0.226	4.740	N
11	0.014	3114.440	1.535E-4	0.185	4.574	0.014	2706.090	1.667E-4	0.206	4.549	0.014	3169.144	1.515E-4	0.185	4.585	0.014	3226.003	1.495E-4	0.206	4.559	N
12	0.005	2225.712	1.821E-4	0.110	5.612	0.005	2347.071	1.763E-4	0.121	5.613	0.005	3295.091	1.475E-4	0.110	5.613	0.005	2623.079	1.681E-4	0.121	5.617	N
13	0.007	3401.457	1.443E-4	0.123	5.252	0.007	2938.099	1.590E-4	0.125	5.253	0.007	2844.114	1.624E-4	0.123	5.261	0.007	3346.985	1.462E-4	0.125	5.238	N
14	0.007	1771.604	1.804E-4	0.153	5.257	0.007	2228.619	1.683E-4	0.152	5.185	0.007	2441.140	1.641E-4	0.152	5.238	0.007	1471.562	1.878E-4	0.152	5.195	N
15	0.007	4549.772	1.053E-4	0.109	5.277	0.007	4534.161	1.059E-4	0.088	5.339	0.007	3802.707	1.315E-4	0.109	5.289	0.007	4663.233	1.011E-4	0.088	5.330	N
16	0.004	2415.472	1.730E-4	0.111	5.839	0.004	1518.585	1.984E-4	0.131	5.789	0.004	1195.283	2.097E-4	0.111	5.835	0.004	1590.936	1.942E-4	0.131	5.807	N
17	0.004	1094.061	2.153E-4	0.129	5.725	0.005	1281.283	2.077E-4	0.130	5.688	0.004	2278.577	1.764E-4	0.129	5.721	0.005	1439.967	1.997E-4	0.130	5.700	N
18	0.006	1118.075	2.163E-4	0.126	5.529	0.006	1257.469	2.114E-4	0.149	5.448	0.006	2197.687	1.819E-4	0.126	5.528	0.006	1736.495	1.951E-4	0.149	5.451	N
19	0.003	2328.983	1.700E-4	0.103	5.910	0.004	1332.374	1.941E-4	0.163	5.696	0.003	931.063	2.073E-4	0.103	5.907	0.004	905.470	2.051E-4	0.163	5.701	N
20	0.004	990.756	2.071E-4	0.133	5.882	0.004	1409.197	1.921E-4	0.156	5.733	0.004	2382.523	1.676E-4	0.132	5.870	0.004	1036.977	2.012E-4	0.156	5.740	N
21	0.006	1798.704	1.879E-4	0.137	5.438	0.006	2248.488	1.759E-4	0.146	5.348	0.006	2537.095	1.674E-4	0.137	5.425	0.006	1718.017	1.905E-4	0.147	5.352	N
22	0.004	1004.634	2.063E-4	0.119	5.801	0.004	1599.115	1.881E-4	0.143	5.832	0.004	2395.039	1.663E-4	0.119	5.792	0.004	1335.081	1.923E-4	0.143	5.847	N
23	0.003	4398.794	1.114E-4	0.063	6.142	0.003	4321.526	1.139E-4	0.066	6.186	0.003	4043.489	1.233E-4	0.063	6.146	0.003	4442.683	1.101E-4	0.066	6.192	N

Δεδομένα/εξαγωγή χαρακτηριστικών

Εικόνα 2: Εξαγωγή χαρακτηριστικών απο 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 απο 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 απο ενά σύνολο χαρακτηριστικών μπορεί να πραγματοποιηθεί με χρήση τεχνικών ταξινόμησης προτύπων, όπως θα δούμε παρακάτω.[15]

Απο 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

Ένα ιστόγραμμα είναι γράφημα που δείχνει την κατανομή των δεδομένων. Τα ιστογράμματα στην επεξεργασίας εικόνας χρησιμοποιούνται για να δείξουν την κατανομή των τιμών των εικονοστοιχείων σε μια εικόνα.

Το ιστόγραμμα μίας ψηφιακής εικόνας με επίπεδα του γκρι στο διάστημα $[0, L-1]$ είναι μία διακριτή συνάρτηση, όπου είναι το k επίπεδο γκρι και είναι το πλήθος των pixels της εικόνας, που έχουν τιμή επιπέδου γκρι. Συνήθως, κανονικοποιούμε το ιστόγραμμα, διαιρώντας κάθε τιμή με τον συνολικό αριθμό των pixels 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 η δίνει μία προσέγγιση της πιθανότητας της εμφάνισης ενός γκρι επιπέδου r_k .

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

- 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.
- Μία εικόνα με χαμηλό contrast θα έχει για παράδειγμα τις τιμές συγκεντρωμένες στο κέντρο. [16]

3.5 Πρότυπο DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)

Το DICOM είναι ένα διεθνές πρότυπο επικοινωνίας ιατρικών εικόνων 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.[17]

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).

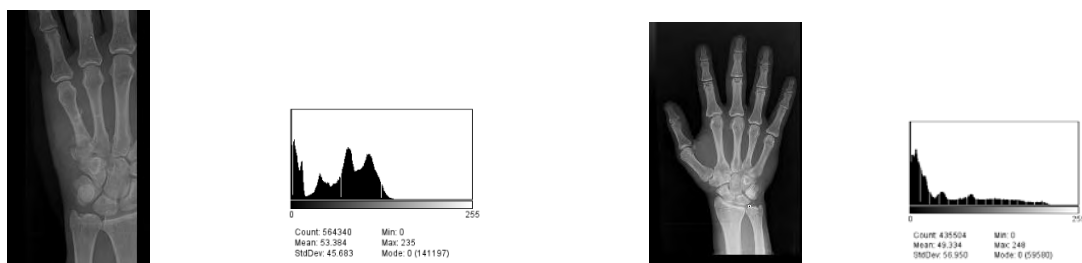
Είναι δομημένο για να προσαρμόσει την εισαγωγή των νέων υπηρεσιών, διευκολύνοντας κατά συνέπεια την υποστήριξη για τις μελλοντικές εφαρμογές. Και αυτό γιατί μια εφαρμογή, που δεν μπορεί να βρει ένα αναγκαίο χαρακτηριστικό στο λεξικό δεδομένων του DICOM, μπορεί να προσθέσει τον δικό της ιδιωτικό ορισμό 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.

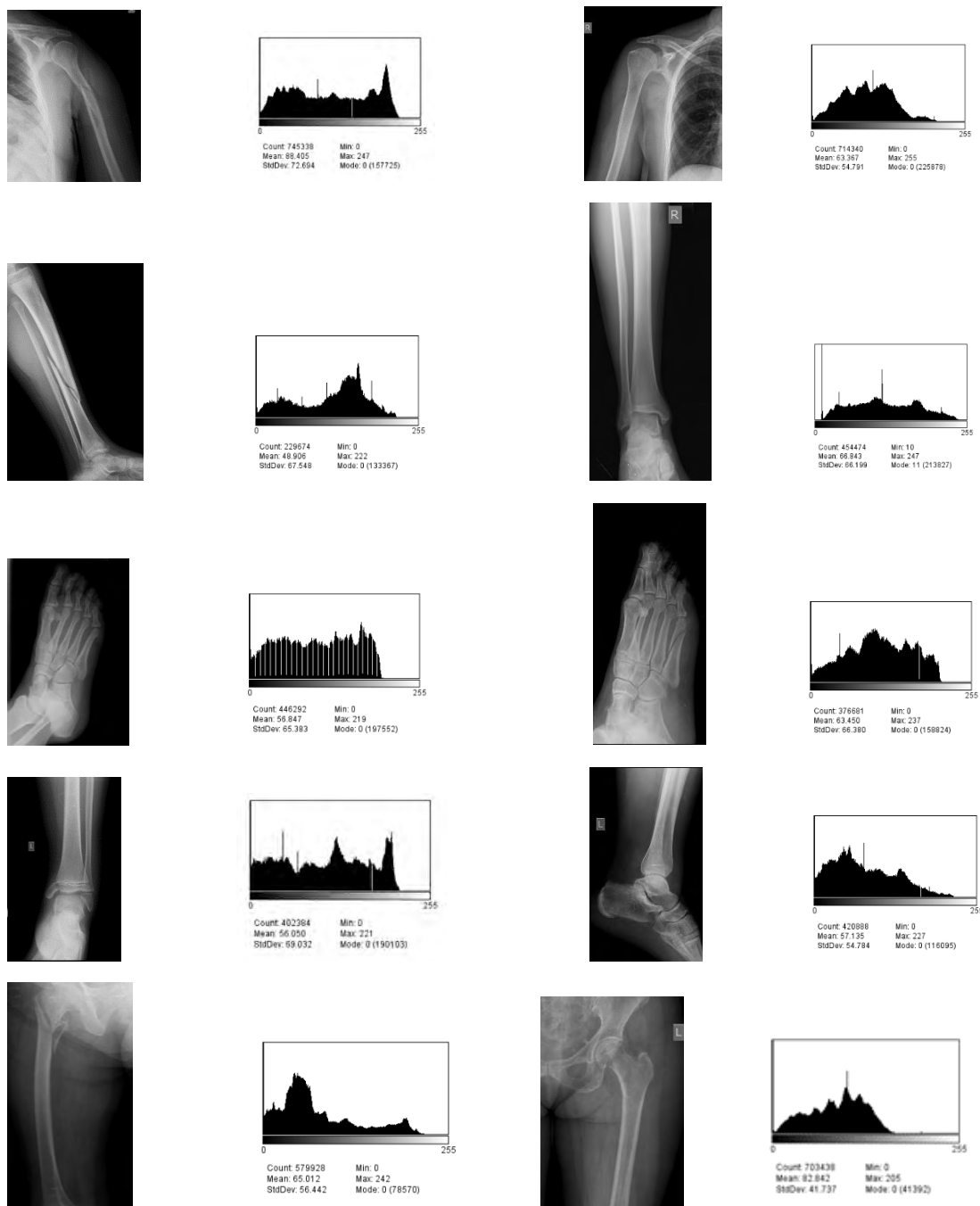
Εκτός από την μεταφορά εικόνων, τα πρότυπα καλύπτουν και την μεταφορά των σχετικών δεδομένων όπως πληροφορίες για τον ασθενή, για τον πάροχο, για την συσκευή, κλπ. Το DICOM είναι εξαιρετικά διαδεδομένο και το υποστηρίζουν οι περισσότεροι κατασκευαστές ιατρικών συσκευών. Η έως τώρα διεθνής προτυποποίηση 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. [18]

3.6 Ακτινολογικές εικόνες

Απο 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 απο αυτές με τα ιστογράμμάτα τους.



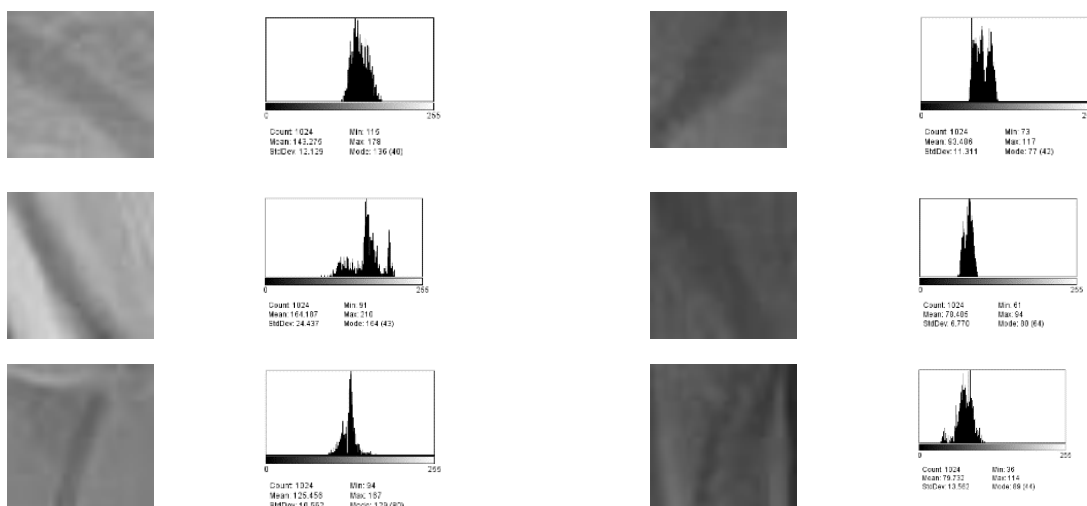


Εικόνα 3: Εικόνες ακτινογραφιών με τα ιστογράμματα τους

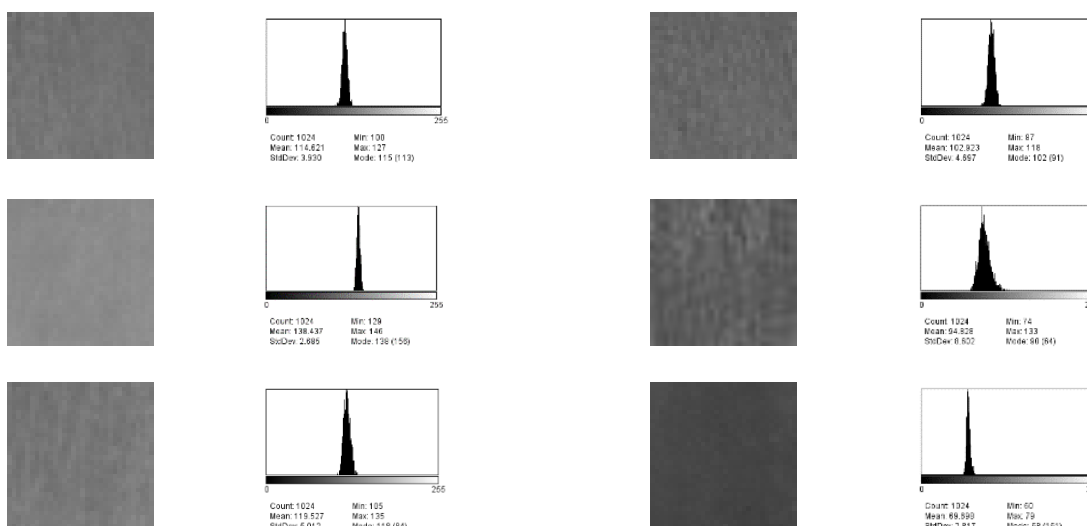
Τα είδη των καταγμάτων διαφέρουν όπως φάνηκαν και στις παραπάνω εικόνες. Επίσης διαφέρουν και ως το πάχος οι ανατομικές περιοχές που εξετάζονται. Το πάχος εξαρτάται κυρίως από το είδος του οστού που εξετάζεται (μεγαλύτερο πάχος τα μακρά οστά) αλλά και από την ηλικία.

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

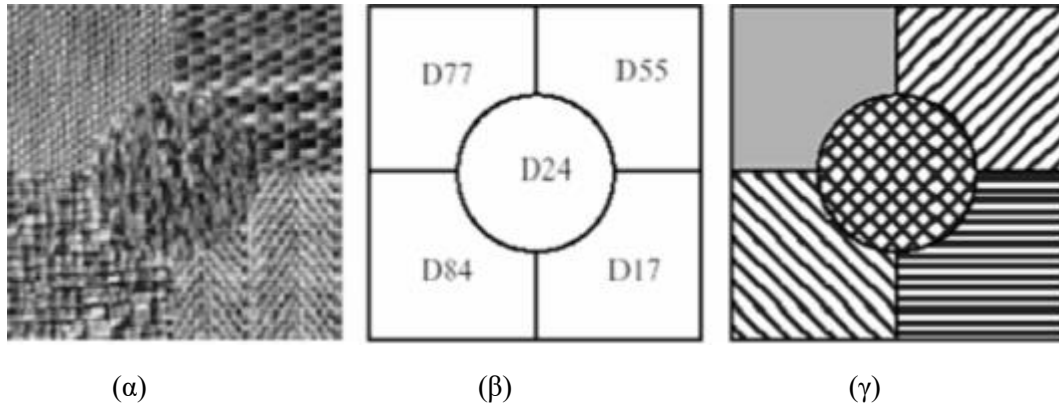
Τα χαρακτηριστικά των εικόνων είναι οι πληροφορίες που εξάγονται προκειμένου να χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση των προτύπων. Γενικά οι πληροφορίες που φέρει μία ψηφιακή εικόνα είναι πολύ δύσκολο να αναγνωριστούν με το ανθρώπινο μάτι λόγω της υψηλής ανάλυσης που της χαρακτηρίζει. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό που έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για τον χαρακτηρισμό της ιατρικής εικόνας με πολύ ενθαρρυντικά αποτελέσματα είναι η Υφή. [19]

3.9 Ανάλυση Υφής (Texture Analysis)

Η έννοια της υφής αναφέρεται στην αίσθηση που δημιουργείται κατά την επαφή του ανθρώπου με μια επιφάνεια και εξαρτάται από τη δομή της επιφάνειας. Στις ψηφιακές εικόνες δεν υπάρχει αυστηρός ορισμός της υφής. Οι εικόνες είναι πίνακες εικονοστοιχείων, καθένα από τα οποία περιγράφεται από τη χρωματικότητα. Στην περίπτωση των ασπρόμαυρων εικόνων κάθε στοιχείο περιγράφεται από έναν και μοναδικό αριθμό, την ένταση της φωτεινότητας στο συγκεκριμένο σημείο. Η υφή σχετίζεται με τα επίπεδα φωτεινότητας (gray levels) που εμφανίζονται στην εικόνα και τον τρόπο που αυτά κατανέμονται, ώστε να δίνεται η αίσθηση του τρισδιάστατου και του ανάγλυφου. Μικρο-μεταβολές στη φωτεινή ένταση των σημείων μιας εικόνας, εμφανιζόμενες με κάποιον συστηματικό τρόπο, χαρακτηρίζουν την υφή της. Η υφή θα μπορούσε να προσδιορισθεί από τις παρακάτω παραμέτρους :

- Αδρότητα (Coarseness)
- Αντίθεση (Contrast)
- Τραχύτητα (Roughness)
- Ομαλότητα (Regularity)
- Περιοδικότητα (Periodicity)
- Ινώδες (Line-Lightness)
- Κατευθυντικότητα (Directionality)

Η ανάλυση της υφής στις εικόνες είναι χρήσιμη σε έναν μεγάλο αριθμό εφαρμογών και είναι αντικείμενο έρευνας εδώ και πολλά χρόνια. Η πιο άμεση εφαρμογή είναι η αναγνώριση περιοχών μιας εικόνας με βάση την υφή. Για παράδειγμα, στην παρακάτω εικόνα (εικόνα 6) μπορούμε να αναγνωρίσουμε πέντε περιοχές με διαφορετική υφή. [15]



Εικόνα 6: α) Εικόνα με 5 διαφορετικής υφής περιοχές. β) Χάρτης ταξινόμησης της εικόνας με βάση την κατηγορία υφής. γ) Τμηματοποιημένη εικόνα με βάση την υφή. [15]

Πολλές φορές η υφή που έχουν κάποια αντικείμενα μπορεί να φανερώσει την κατάσταση στην οποία βρίσκονται (π.χ. ένα παθολογικό κύτταρο μπορεί να έχει διαφορετική υφή από ένα υγιές) ή άλλες φορές είναι μοναδική και μάς βοηθά να το ξεχωρίζουμε από άλλα (π.χ η υφή του ξύλου ή η υφή του τούβλινου τοίχου). Σε τέτοιες περιπτώσεις μπορούμε να εκμεταλλευτούμε την υφή που απεικονίζεται σε ψηφιακές εικόνες ώστε να αναγνωρίσουμε τα αντικείμενα που υπάρχουν σε αυτήν. Για να γίνει αυτό πρέπει να έχουμε μια βάση δεδομένων με υφές οι οποίες αντιστοιχούν σε αντικείμενα. Η νέα υφή που δεχόμαστε ως είσοδο πρέπει να συγκριθεί με όλες τις υφές της βάσης και να καταταχθεί σε μία από τις υπάρχουσες κατηγορίες. Τελικά μπορούμε να αποφανθούμε για το είδος ή τη φύση του αντικειμένου στο οποίο ανήκει η υφή εισόδου. Το πρόβλημα αυτό ονομάζεται κατάταξη ή κατηγοριοποίηση υφής (texture classification). [15]

Σε κάποιες περιπτώσεις, η υφή που δίνεται ως είσοδος είτε δεν υπάρχει στη βάση δεδομένων, είτε για κάποιους λόγους δεν μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε μια από τις υπάρχουσες κατηγορίες. Επίσης πολύ συχνά μας ενδιαφέρει η εύρεση ομοιογενών περιοχών, δηλαδή περιοχών με την ίδια υφή. Σε αυτές τις περιπτώσεις το ζητούμενο είναι η κατηγοριοποίηση των περιοχών (περιοχή 1 με συγκεκριμένα σύνορα, περιοχή 2 πάλι με

συγκεκριμένα σύνορα κ.ό.κ). Το πρόβλημα αυτό ονομάζεται τμηματοποίηση περιοχών υφής (texture segmentation). [15]

3.10 Μέθοδοι ανάλυσης υφής

Τα τελευταία χρόνια πολλές μέθοδοι, μικρής ή μεγάλης πολυπλοκότητας, έχουν αναπτυχθεί για να αναλύσουν και να περιγράψουν την υφή εικόνας. Οι κυριότερες μέθοδοι ανάλυσης και προσδιορισμού χαρακτηριστικών υφής είναι οι εξής:

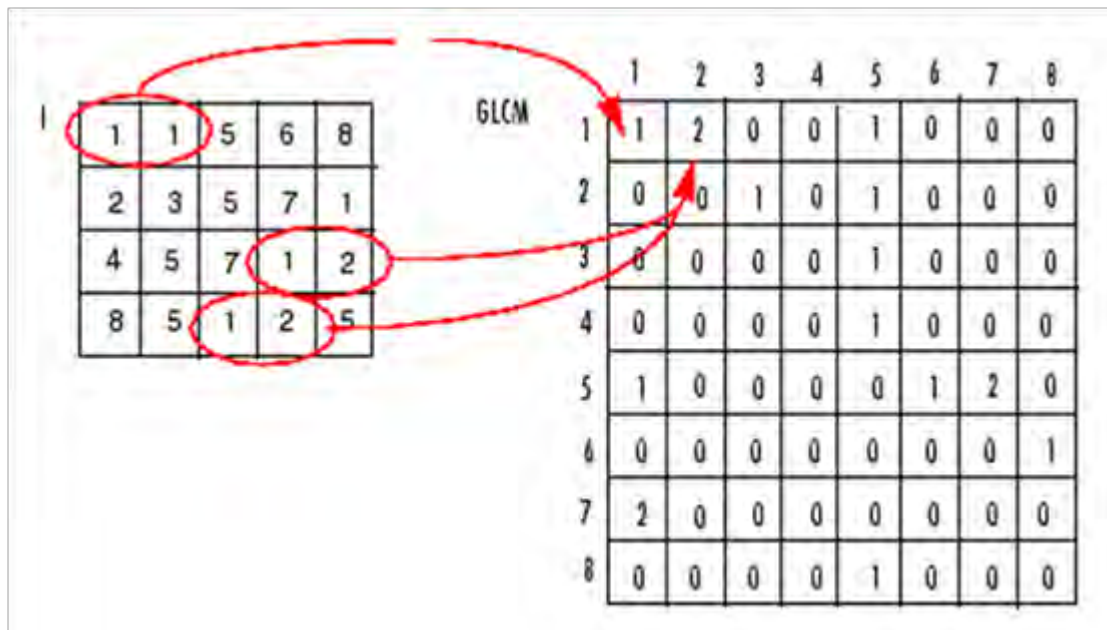
- Στατιστικά στοιχεία υφής (Texture Statistics).
- Πίνακες συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices).
- Μέθοδος μήκους διαδρομής (Primitive or Run Length method).
- Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation).
- Φάσμα Ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum).
- Φάσμα Υφής (Texture Spectrum).
- Χαρακτηριστικά ενέργειας υφής (Texture Energy).
- Χαρακτηριστικά υφής βασιζόμενα σε μορφοκλάσματα (fractals).
- Χαρακτηριστικά υφής βασιζόμενα σε κυματίδια (wavelets).

Κάθε μια από τις παραπάνω μεθόδους ανάλυσης υφής εμφανίζει συγκεκριμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα και είναι βέλτιστη για διαφορετικές περιπτώσεις ανάλυσης. [15]

Στην παρούσα εργασία η μέθοδος ανάλυσης που έχει δοκιμαστεί είναι **οι πίνακες συνεμφάνισης (co-occurrence matrices)**.

3.11 Πίνακας συνεμφάνισης

Μεταξύ όλων των στατιστικών μεθόδων εξαγωγής χαρακτηριστικών υφής η δημοφιλέστερη, που είναι βασισμένη στην εκτίμηση των δευτέρου βαθμού στατιστικών, είναι ο πίνακας συνεμφάνισης. Ο πίνακας συνεμφάνισης μπορεί να περιγράψει ιδιότητες υφής τέτοιες που να μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναπαράσταση και τη σύγκριση υφών. (Εικόνα 7)



Εικόνα 7: Υπολογισμός Πίνακα Συνεμφάνισης

Ο πίνακας συνεμφάνισης μπορεί να υπολογιστεί σε διάφορες διευθύνσεις και αποστάσεις. Στην παραπάνω εικόνα φαίνεται ένα απλό παράδειγμα πως λειτουργεί ο πίνακας συνεμφάνισης υπό γωνία 0 μοιρών (οριζόντια) και μια απόσταση 1. Ο Haralick [9] πρότεινε στατιστικά χαρακτηριστικά δεύτερης τάξης που εξάγονται από τη μήτρα συνεμφάνισης, προκειμένου να υπολογιστεί η ομοιότητα μεταξύ δύο εικόνες. Τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα είναι: γωνιακή ροπή δευτερης τάξης (Angular second moment), αντίθεση (contrast), συντελεστής διακύμανσης (correlation, variance), Αντίστροφη διαφορική ροπή (Inverse difference moment), άθροισμα μέσων όρων (sum average), άθροισμα διακύμανσεων (sum variance), εντροπία (entropy), άθροισμα εντροπιών (sum entropy), διαφορική διακύμανση (difference variance), διαφορική εντροπία (difference entropy), πληροφορίες για το μέτρο συσχέτισης 1 (information measure of correlation 1),

πληροφορίες για το μέτρο συσχέτισης 2 (information measure of correlation 2) και τέλος, μέγιστος συντελεστής συσχέτισης (maximum correlation coefficient).

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) για να εξαγάγουμε χαρακτηριστικά υφής όπως angular second moment, contrast, correlation, inverse different moment και entropy για γωνίες 0 °, 90 °, 180 ° και 270 °. Για κάθε μοτίβο, υπολογίστηκαν πέντε στατιστικές τιμές GLCM σε τέσσερις κατευθύνσεις.

Τα βασικά χαρακτηριστικά που μπορούν να εξαχθούν από τον ομαλοποιημένο πίνακα συνεμφάνισης είναι τα παρακάτω:

Η περιγραφή αυτών των σχετικών χαρακτηριστικών δίνεται στον Πίνακα 2.

Ενέργεια (Energy)	$\sum_i \sum_j P_d^2(i, j)$
Εντροπία (Entropy)	$-\sum_i \sum_j P_d(i, j) \log P_d(i, j)$
Αντίθεση (Contrast)	$\sum_i \sum_j (i - j)^2 P_d(i, j)$
Αντίστροφη Διαφορική Ροπή (Inverse Difference Moment)	$\sum_i \sum_j \frac{P_d(i, j)}{ i - j }, i \neq j$
Συσχέτιση (Correlation)	$\frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) P_{(i,j)}}{\sigma_x \sigma_y}$

Πίνακας 2: Βασικά χαρακτηριστικά του πίνακα συνεμφάνισης

Η φυσική σημασία των παραπάνω τύπων (Πίνακας 2) είναι:

Η ενέργεια, είναι το άθροισμα των τετράγωνων στοιχείων στο GLCM

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{ij})^2$$

Η εντροπία είναι το στατιστικό μέτρο της τυχαιότητας που σχετίζεται με την υφή μιας εικόνας.

$$Entropy = \sum_{i,j=0}^{N-1} -\ln(P_{ij})P_{ij}$$

Η αντίθεση είναι η αντίθεση έντασης μεταξύ ενός εικονοστοιχείου και των γειτόνων του στην περιοχή μιας εικόνας.

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij} (i - j)^2$$

Αντίστροφη μέτρηση στιγμιαίας διαφοράς (Ομοιογένεια) της εγγύτητας της κατανομής των στοιχείων στο GLCM στη διαγώνιο GLCM

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{ij}}{1 + (i - j)^2}$$

Η Συσχέτιση υφής μετράει τη γραμμική εξάρτηση των επιπέδων γκριζου σε εκείνα τα γειτονικών εικονοστοιχεία που εξετάζονται.

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y)P_{(i,j)}}{\sigma_x \sigma_y}$$

Η ενέργεια είναι ένα μέτρο της ομοιομορφίας της εικόνας σε μια εικόνα. Η ενέργεια φτάνει στην υψηλότερη τιμή της όταν η κατανομή της στάθμης του γκριζου έχει σταθερή ή περιοδική μορφή. Μια ομοιογενής εικόνα περιέχει πολύ λίγες κυριαρχικές μεταβάσεις γκριζου τόνου και συνεπώς η μήτρα P για αυτή την εικόνα θα έχει λιγότερες εγγραφές μεγαλύτερου μεγέθους με αποτέλεσμα μεγάλη αξία για ενεργειακό χαρακτηριστικό. Αντίθετα, εάν η μήτρα P περιέχει μεγάλο αριθμό μικρών εγγραφών, η ενεργειακή δυνατότητα θα έχει μικρότερη τιμή. Η εντροπία μετρά τη διαταραχή μιας εικόνας και επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη τιμή της όταν όλα τα στοιχεία στη μήτρα P είναι ίσα. Όταν η εικόνα δεν έχει ομοιόμορφη υφή, πολλά στοιχεία GLCM έχουν πολύ μικρές τιμές, πράγμα που υποδηλώνει ότι η εντροπία είναι πολύ μεγάλη. Επομένως, η εντροπία είναι αντιστρόφως ανάλογη με την ενέργεια GLCM. Η αντίθεση είναι μια διαφορά στιγμής του P και μετράει το μέγεθος των τοπικών παραλλαγών σε μια εικόνα. Η αντίστροφη ροπή διαφοράς μετρά την ομοιογένεια της εικόνας. Αυτή η παράμετρος επιτυγχάνει τη

μεγαλύτερη τιμή της όταν τα περισσότερα από τα περιστατικά στο GLCM είναι συγκεντρωμένα κοντά στην κύρια διαγώνιο. [20]

3.12 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 πρόοδος 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. [21]

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 απο ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η ταξινόμηση προτύπων συνιστάται στην εξαγωγή συμπεράσματος για ένα δεδομένο (δείγμα) που περιγράφεται απο ένα σύνολο χαρακτηριστικών. [21]

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

Στην παρούσα ερευνητική εργασία έχουν χρησιμοποιηθει οι εξής ταξινομητές:

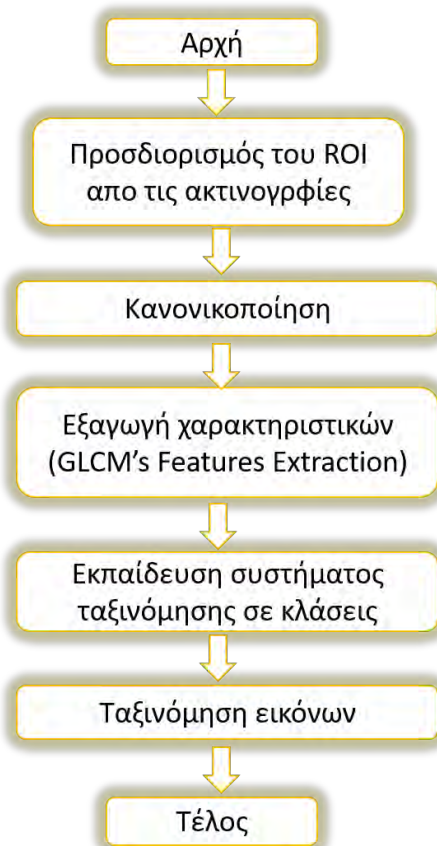
- Κοντινότερου Γείτονα K-NN
- Νευρωνικά δίκτυα (MLP)
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines-SVM)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4ο

4.1 Μεθοδολογία

Απο 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. Έγινε η εξαγωγή χαρακτηριστικών απο τον πίνακα συνεμφάνισης και συγκεκριμένα τα εξής πέντε: Γωνιακή ροπή δευτερης τάξης (Angular second moment), Αντίθεση (Contrast), Συσχέτιση (Correlation), Αντίστροφη διαφορική ροπή (Inverse difference moment), Εντροπία (Entropy) για διευθύνσεις 0° , 90° , 180° και 270° . Ακολούθως έγινε η εκπαίδευση του συστήματος ταξινόμησης σε κλάσεις και η ταξινόμηση των εικόνων σε φυσιολογικές και παθολογικές.

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται τα βήματα της μεθοδολογίας που ακολουθήθηκαν:



Σχήμα 1: Διάγραμμα Μεθοδολογίας

4.2 Εισαγωγή

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, συμπίεση με απώλειες (lossy). Οι εικόνες είναι όλες RGB προτού την επεξεργασία τους.

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

4.3 Λογισμικό εργαλείο ImageJ

Το “ImageJ” είναι ένα λογισμικό εργαλείο ανάλυσης και επεξεργασίας εικόνας σε γλώσσα Java. Αποτελείται από μια φιλική προς τον χρήστη πλατφόρμα για την εφαρμογή ενός ευρέος φάσματος αλγορίθμων επεξεργασίας εικόνας. Είναι επίσης, σχεδιασμένο έτσι ώστε να παρέχει επεκτάσεις μέσω Plugins. Τα Plugins γραμμένα από χρήστες μπορούν να λύσουν σχεδόν οποιοδήποτε πρόβλημα επεξεργασίας ή ανάλυσης εικόνας. Επίσης υποστηρίζει σωρούς εικόνων (image stacks), δηλαδή σειρές εικόνων που παρουσιάζονται ως φέτες ενός παραθύρου, και είναι πολυνηματικό (multithreaded), ώστε οι χρονοβόρες διαδικασίες όπως η ανάγνωση αρχείων εικόνας μπορούν να εκτελεστούν παράλληλα με άλλες διαδικασίες. Αυτό ήταν πολύ ευεργετικό για την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων επειδή οι εικόνες μπορούν να υποβληθούν σε επεξεργασία ως ένα σύνολο. [22]

4.4 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 8).



Εικόνα 8: Εικόνα προς μελέτη (pattern)

Όπως προαναφέρθηκε δεν χρησιμοποιήθηκε κάποιο φίλτρο για την μείωση του θορύβου.

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

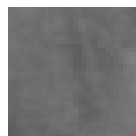
Με την κανονικοποίηση των δειγμάτων επιτυγχάνεται η ενίσχυση της αντίθεσης των εικόνων.

4.5 Κανονικοποίηση Εικόνας (Normalization)

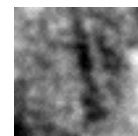
Η κανονικοποίηση της εικόνας εφαρμόζεται αφαιρώντας απο την τιμή κάθε στοιχείου της εικόνας την ελάχιστη τιμή από τα στοιχεία ενός διανύσματος και διαιρώντας την μέγιστη τιμή πλύν την ελάχιστη δηλαδή, το εύρος των τιμών των αντίστοιχων στοιχείων, σύμφωνα με την εξίσωση:

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

Όπου I η αρχική εικόνα και I_{norm} η κανονικοποιημένη εικόνα που προκύπτει. Το αποτέλεσμα της μεθόδου δίνει μια τιμή στο $I_{norm}=1$ έχει μέγιστη αντίθεση. Το βήμα αυτό προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα όσο αφορά τις ιατρικές εικόνες και συγκεκριμένα έχει καλύτερα αποτελέσματα στα χαρακτηριστικά υφής. [23] (Εικόνα 9)



α) αρχική εικόνα



β) εικόνα μετά την κανονικοποίηση

Εικόνα 9: 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.

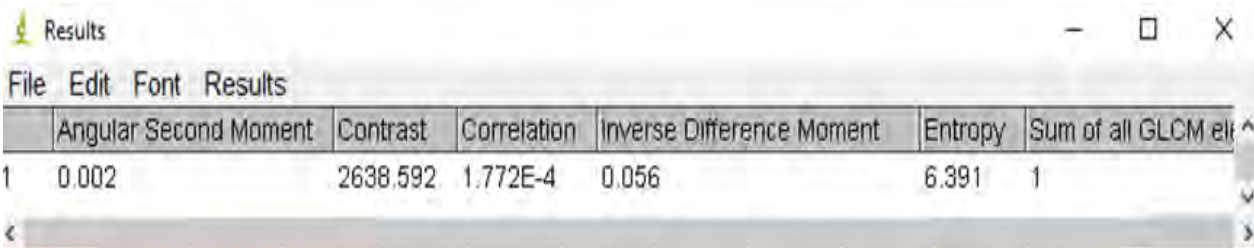
Η πληροφορία που θα εξαχθεί και τα πρότυπα που θα προκύψουν, θα πρέπει να έχουν δομή κατανοητή προς τις «μηχανές» έτσι ώστε να μπορούν να «διαβάσουν» την εικόνα. Τα χαρακτηριστικά της εικόνας που θα εξαχθούν είναι η χρήσιμη πληροφορία προκειμένου να κατανοηθούν απο τους αλγορίθμους.

4.6 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Υφής με Πίνακες Συνεμφάνισης

Για την εξαγωγή της χρήσιμης πληροφορίας από τα δείγματα, χρησιμοποιήσαμε το plugin του εργαλείου ImageJ για τα χαρακτηριστικά της υφής. Συγκεκριμένα το plugin GLCM Texture.

Το GLCM Texture είναι μια προσθήκη του εργαλείου ImageJ υπολογίζει χαρακτηριστικά υφής βασισμένα σε πίνακες συνεμφάνισης.

Υπολογίζει χαρακτηριστικά υφής όπως angular second moment, contrast, correlation, inverse different moment και entropy για διευθύνσεις 0 °, 90 °, 180 ° και 270 °. Επομένως, για κάθε μοτίβο, υπολογίστηκαν πέντε στατιστικές τιμές GLCM σε τέσσερις κατευθύνσεις.



	Angular Second Moment	Contrast	Correlation	Inverse Difference Moment	Entropy	Sum of all GLCM elements
1	0.002	2638.592	1.772E-4	0.056	6.391	1

Εικόνα 10: Εικόνα GLCM Texture απο ImageJ

Η ίδια διαδικασία ακολουθήθηκε και για τα 300 δείγματα, όπου και συλλέχθηκαν τα χαρακτηριστικά των δειγμάτων. (Εικόνα 11)

1	angular se contrast1	correlatio	inverse di entropy1	angular se contrast2	correlatio	inverse di entropy2	angular se contrast3	correlatio	inverse di entropy3	angular se contrast4	correlatio	inverse di entropy4	clas								
2	0.004	2371.264	1.720E-4	0.118	5.798	0.004	1445.410	1.993E-4	0.128	5.791	0.004	1408.812	2.005E-4	0.119	5.805	0.004	1858.964	1.864E-4	0.129	5.801	N
3	0.004	2152.042	1.731E-4	0.124	5.852	0.003	1986.244	1.778E-4	0.110	5.923	0.004	1821.148	1.807E-4	0.124	5.857	0.003	1573.254	1.856E-4	0.110	5.932	N
4	0.002	2507.652	1.703E-4	0.095	6.334	0.002	2244.257	1.778E-4	0.066	6.400	0.002	1403.197	2.041E-4	0.095	6.336	0.002	2134.187	1.793E-4	0.066	6.417	N
5	0.007	2189.240	1.860E-4	0.150	5.242	0.008	1335.936	2.191E-4	0.164	5.171	0.007	1503.495	2.109E-4	0.150	5.224	0.008	2440.345	1.780E-4	0.164	5.201	N
6	0.006	3763.699	1.327E-4	0.104	5.462	0.006	3665.306	1.359E-4	0.120	5.478	0.006	2878.285	1.618E-4	0.104	5.472	0.006	3104.687	1.541E-4	0.121	5.478	N
7	0.004	2127.495	1.776E-4	0.138	5.941	0.003	1028.551	2.088E-4	0.139	5.990	0.004	650.737	2.233E-4	0.139	5.942	0.003	1215.474	2.012E-4	0.139	5.997	N
8	0.010	3575.580	1.392E-4	0.155	4.932	0.010	3949.075	1.265E-4	0.150	4.944	0.010	3654.676	1.364E-4	0.155	4.941	0.010	3978.716	1.256E-4	0.150	4.955	N
9	0.004	2107.376	1.842E-4	0.124	5.753	0.004	1707.767	1.974E-4	0.127	5.761	0.004	1183.261	2.150E-4	0.124	5.744	0.004	1901.713	1.891E-4	0.127	5.783	N
10	0.011	2973.853	1.591E-4	0.168	4.819	0.012	2865.920	1.618E-4	0.226	4.744	0.011	3285.580	1.482E-4	0.168	4.817	0.012	2445.700	1.768E-4	0.226	4.740	N
11	0.014	3114.440	1.535E-4	0.185	4.574	0.014	2706.090	1.667E-4	0.206	4.549	0.014	3169.144	1.515E-4	0.185	4.585	0.014	3226.003	1.495E-4	0.206	4.559	N
12	0.005	2225.712	1.821E-4	0.110	5.612	0.005	2347.071	1.763E-4	0.121	5.613	0.005	3295.091	1.475E-4	0.110	5.613	0.005	2623.079	1.681E-4	0.121	5.617	N
13	0.007	3401.457	1.443E-4	0.123	5.252	0.007	2938.099	1.590E-4	0.125	5.253	0.007	2844.114	1.624E-4	0.123	5.261	0.007	3346.985	1.462E-4	0.125	5.238	N
14	0.007	1771.604	1.804E-4	0.153	5.257	0.007	2228.619	1.683E-4	0.152	5.185	0.007	2441.140	1.641E-4	0.152	5.238	0.007	1471.562	1.878E-4	0.152	5.195	N
15	0.007	4549.772	1.053E-4	0.109	5.277	0.007	4534.161	1.059E-4	0.088	5.339	0.007	3802.707	1.315E-4	0.109	5.289	0.007	4663.233	1.011E-4	0.088	5.330	N
16	0.004	2415.472	1.730E-4	0.111	5.839	0.004	1518.585	1.984E-4	0.131	5.789	0.004	1195.283	2.097E-4	0.111	5.835	0.004	1590.936	1.942E-4	0.131	5.807	N
17	0.004	1094.061	2.153E-4	0.129	5.725	0.005	1281.283	2.077E-4	0.130	5.688	0.004	2278.577	1.764E-4	0.129	5.721	0.005	1439.967	1.997E-4	0.130	5.700	N
18	0.006	1118.075	2.163E-4	0.126	5.529	0.006	1257.469	2.114E-4	0.149	5.448	0.006	2197.687	1.819E-4	0.126	5.528	0.006	1736.495	1.951E-4	0.149	5.451	N
19	0.003	2328.983	1.700E-4	0.103	5.910	0.004	1332.374	1.941E-4	0.163	5.696	0.003	931.063	2.073E-4	0.103	5.907	0.004	905.470	2.051E-4	0.163	5.701	N
20	0.004	990.756	2.071E-4	0.133	5.882	0.004	1409.197	1.921E-4	0.156	5.733	0.004	2382.523	1.676E-4	0.132	5.870	0.004	1036.977	2.012E-4	0.156	5.740	N
21	0.006	1798.704	1.879E-4	0.137	5.438	0.006	2248.488	1.759E-4	0.146	5.348	0.006	2537.095	1.674E-4	0.137	5.425	0.006	1718.017	1.905E-4	0.147	5.352	N
22	0.004	1004.634	2.063E-4	0.119	5.801	0.004	1599.115	1.881E-4	0.143	5.832	0.004	2395.039	1.663E-4	0.119	5.792	0.004	1335.081	1.923E-4	0.143	5.847	N
23	0.003	4398.794	1.114E-4	0.063	6.142	0.003	4321.526	1.139E-4	0.066	6.186	0.003	4043.489	1.233E-4	0.063	6.146	0.003	4442.683	1.101E-4	0.066	6.192	N

•
•

192	0.004	3358.642	1.447E-4	0.107	5.806	0.005	1678.317	1.959E-4	0.149	5.554	0.004	2781.756	1.614E-4	0.107	5.814	0.005	2229.919	1.781E-4	0.149	5.554	N
193	0.007	4346.991	1.122E-4	0.106	5.301	0.007	4374.333	1.113E-4	0.107	5.264	0.007	4639.104	1.018E-4	0.106	5.302	0.007	4210.683	1.168E-4	0.107	5.254	N
194	0.003	3911.962	1.278E-4	0.075	5.929	0.004	2418.311	1.766E-4	0.085	5.722	0.003	4193.703	1.186E-4	0.074	5.919	0.004	3108.278	1.533E-4	0.085	5.724	N
195	0.005	3002.261	1.548E-4	0.106	5.559	0.006	2012.783	1.848E-4	0.122	5.430	0.005	3141.548	1.509E-4	0.106	5.550	0.006	2573.644	1.687E-4	0.121	5.425	N
196	0.002	6487.414	4.330E-5	0.038	6.331	0.003	2701.750	1.684E-4	0.084	6.100	0.002	6496.886	4.174E-5	0.038	6.316	0.003	3398.955	1.448E-4	0.084	6.103	N
197	0.003	3863.934	1.294E-4	0.097	5.966	0.004	1948.042	1.923E-4	0.112	5.754	0.003	3104.888	1.540E-4	0.098	5.980	0.004	2225.890	1.833E-4	0.112	5.756	N
198	0.004	3805.933	1.313E-4	0.089	5.736	0.005	2770.736	1.694E-4	0.104	5.635	0.004	4003.260	1.242E-4	0.089	5.744	0.005	3720.813	1.344E-4	0.104	5.624	N
199	0.006	3181.049	1.542E-4	0.104	5.467	0.007	2177.894	1.893E-4	0.112	5.328	0.005	3920.241	1.272E-4	0.105	5.500	0.007	2599.750	1.743E-4	0.112	5.336	N
200	0.002	6181.818	5.090E-5	0.045	6.350	0.002	3438.410	1.437E-4	0.064	6.254	0.002	5767.635	6.444E-5	0.045	6.359	0.003	4000.480	1.247E-4	0.064	6.250	N
201	0.003	4576.291	1.075E-4	0.065	5.999	0.005	1466.206	2.003E-4	0.135	5.563	0.003	5041.230	9.389E-5	0.065	5.986	0.005	2009.742	1.837E-4	0.135	5.563	N
202	0.002	1247.495	1.977E-4	0.078	6.514	0.002	1759.666	1.866E-4	0.072	6.631	0.002	1424.967	1.910E-4	0.078	6.526	0.002	2466.019	1.640E-4	0.072	6.637	A
203	0.002	2879.516	1.642E-4	0.060	6.365	0.002	2132.321	1.910E-4	0.073	6.297	0.002	2106.974	1.912E-4	0.060	6.355	0.002	2481.088	1.777E-4	0.073	6.307	A
204	0.001	1893.221	1.829E-4	0.065	6.804	0.002	824.978	2.120E-4	0.104	6.554	0.001	1289.982	1.979E-4	0.065	6.810	0.002	1363.805	1.968E-4	0.104	6.559	A
205	0.002	1155.766	1.931E-4	0.076	6.618	0.002	976.308	1.956E-4	0.084	6.632	0.002	1882.604	1.739E-4	0.076	6.613	0.002	1391.187	1.866E-4	0.084	6.631	A
206	0.006	2410.678	1.845E-4	0.134	5.439	0.007	1805.308	2.074E-4	0.158	5.375	0.006	1782.340	2.110E-4	0.135	5.442	0.007	1556.981	2.161E-4	0.159	5.380	A
207	0.002	2071.956	1.872E-4	0.091	6.528	0.002	821.134	2.255E-4	0.108	6.416	0.002	831.792	2.250E-4	0.091	6.523	0.002	1909.271	1.901E-4	0.108	6.404	A
208	0.003	579.854	1.955E-4	0.138	6.043	0.003	1288.547	1.800E-4	0.163	5.945	0.003	1564.110	1.785E-4	0.137	6.080	0.003	658.891	1.932E-4	0.162	5.946	A
209	0.003	1745.053	2.045E-4	0.091	6.221	0.003	1319.237	2.158E-4	0.118	6.109	0.003	2409.149	1.787E-4	0.091	6.225	0.003	1465.179	2.116E-4	0.118	6.106	A
210	0.002	1352.573	2.057E-4	0.070	6.577	0.003	860.148	2.231E-4	0.132	6.209	0.002	1671.990	2.033E-4	0.070	6.586	0.003	1192.039	2.123E-4	0.132	6.208	A
211	0.003	1897.517	1.812E-4	0.099	6.170	0.003	1798.848	1.821E-4	0.104	6.144	0.003	1956.249	1.783E-4	0.099	6.179	0.003	1671.599	1.871E-4	0.104	6.137	A
212	0.004	911.309	2.263E-4	0.115	5.857	0.003	1734.075	1.982E-4	0.089	6.080	0.004	1376.434	2.136E-4	0.115	5.850	0.003	2080.827	1.870E-4	0.089	6.089	A
213	0.002	2051.813	1.642E-4	0.084	6.436	0.002	1240.479	1.829E-4	0.082	6.318	0.002	1522.318	1.772E-4	0.084	6.446	0.002	1466.385	1.772E-4	0.082	6.315	A
214	0.005	1326.572	1.910E-4	0.136	5.651	0.005	1692.418	1.814E-4	0.128	5.636	0.005	1934.246	1.743E-4	0.136	5.651	0.005	1217.889	1.933E-4	0.128	5.638	A

•
•

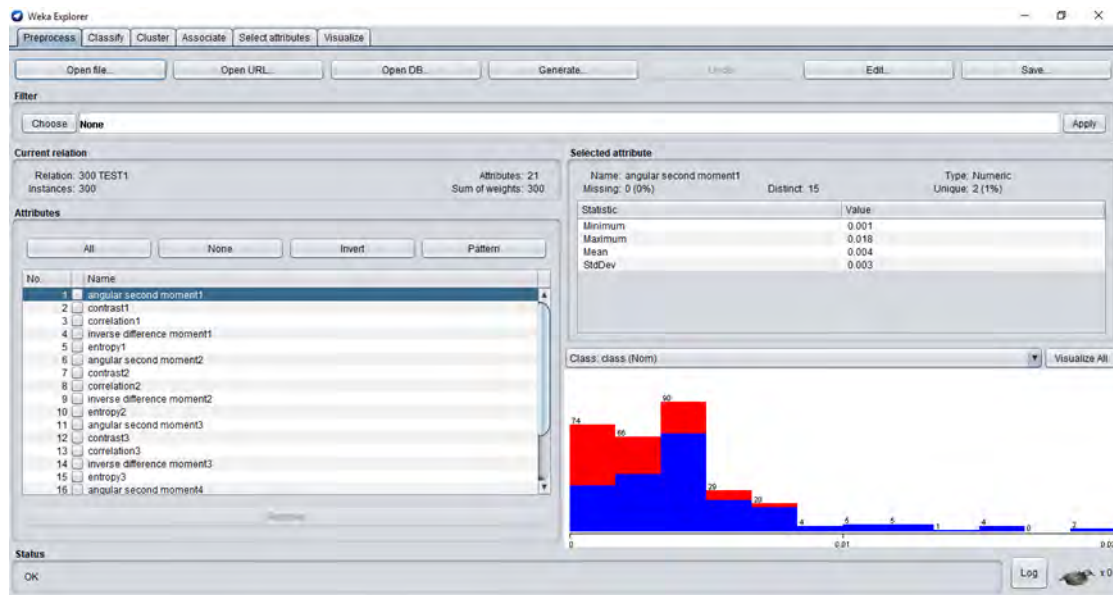
281	0.002	1698.786	1.969E-4	0.067	6.422	0.002	2062.688	1.857E-4	0.081	6.394	0.002	2545.798	1.722E-4	0.067	6.420	0.002	1730.976	1.971E-4	0.081	6.388	A
282	0.002	2171.220	1.817E-4	0.073	6.312	0.003	1854.611	1.907E-4	0.096	6.231	0.002	2278.850	1.788E-4	0.073	6.311	0.002	2157.868	1.813E-4	0.096	6.242	A
283	0.006	1727.626	1.930E-4	0.155	5.408	0.007	1390.559	2.070E-4	0.160	5.307	0.006	1825.577	1.917E-4	0.155	5.391	0.007	2300.737	1.760E-4	0.160	5.293	A
284	0.006	1617.333	1.932E-4	0.159	5.426	0.006	1348.823	2.044E-4	0.158	5.349	0.006	1814.114	1.890E-4	0.159	5.418	0.007	2302.939	1.732E-4	0.158	5.330	A
285	0.003	2707.413	1.663E-4	0.095	5.944	0.004	2074.262	1.873E-4	0.120	5.858	0.003	2966.922	1.579E-4	0.095	5.948	0.004	2743.663	1.650E-4	0.119	5.865	A
286	0.004	1430.569	2.296E-4	0.120	6.085	0.004	1809.306	2.138E-4	0.134	6.031	0.004	1565.761	2.230E-4	0.120	6.093	0.004	1511.668	2.287E-4	0.134	6.018	A
287	0.002	2206.858	1.907E-4	0.058	6.603	0.002	2327.672	1.856E-4	0.078	6.562	0.002	2338.506	1.859E-4	0.058	6.600	0.002	2232.842	1.891E-4	0.078	6.561	A
288	0.002	3112.512	1.502E-4	0.058	6.647	0.002	1876.355	1.880E-4	0.071	6.544	0.002	2587.319	1.658E-4	0.058	6.647	0.002	2794.189	1.597E-4	0.071	6.532	A
289	0.002	2661.981	1.702E-4	0.062	6.439	0.002	2712.905	1.683E-4	0.067	6.265	0.002	3347.996	1.474E-4	0.062	6.435	0.002	1906.547	1.983E-4	0.067	6.258	A
290	0.001	2254.818	1.705E-4	0.075	6.885	0.001	1605.076	1.876E-4	0.073	6.826	0.001	932.238	2.062E-4	0.076	6.883	0.001	1645.299	1.852E-4	0.073	6.824	A
291	0.003	2918.993	1.561E-4	0.098	5.960	0.004	2028.593	1.809E-4	0.103	5.849	0.003	2316.219	1.736E-4	0.098	5.960	0.004	1971.902	1.829E-4	0.103	5.842	A
292	0.002	2528.999	1.785E-4	0.071	6.341	0.002	1932.155	2.013E-4	0.075	6.327	0.002	2231.960	1.911E-4	0.070	6.338	0.002	2020.928	1.974E-4	0.075	6.330	A
293	0.002	1973.444	1.818E-4	0.092	6.349	0.002	1273.597	1.995E-4	0.093	6.334	0.002	1056.258	2.062E-4	0.093	6.345	0.002	1845.536	1.834E-4	0.093	6.340	A
294	0.002	2133.668	1.747E-4	0.081	6.579	0.002	1757.801	1.857E-4	0.058	6.519	0.002	2096.956	1.751E-4	0.081	6.586	0.002	2318.188	1.688E-4	0.058	6.528	A
295	0.002	4070.785	1.226E-4	0.060	6.449	0.002	3436.811	1.433E-4	0.064	6.353	0.002	4125.330	1.208E-4	0.060	6.445	0.002	3274.238	1.489E-4	0.064	6.347	A
296	0.002	3405.265	1.437E-4	0.060	6.498	0.002	3512.624	1.402E-4	0.060	6.405	0.002	3644.549	1.362E-4	0.060	6.497	0.002	3211.387	1.498E-4	0.060	6.400	A
297	0.004	1869.752	2.024E-4	0.087	5.749	0.005	2248.457	1.883E-4	0.122	5.710	0.004	2653.254	1.742E-4	0.087	5.740	0.005	2281.510	1.869E-4	0.122	5.708	A
298	0.004	3083.693	1.559E-4	0.087	5.843	0.005	2628.250	1.720E-4	0.109	5.674	0.004	3282.876	1.492E-4	0.087	5.849	0.005	2109.946	1.906E-4	0.109	5.671	A
299	0.002	2081.607	1.710E-4	0.095	6.491	0.002	948.603	1.991E-4	0.105	6.437	0.002	968.318	1.997E-4	0.096	6.493	0.002	1270.361	1.910E-4	0.105	6.438	A
300	0.004	1597.960	1.878E-4	0.143	5.867	0.004	1389.516	1.924E-4	0.157	5.803	0.004	1064.217	2.021E-4	0.143	5.882	0.004	1014.572	2.037E-4	0.157	5.784	A
301	0.004	896.053	2.222E-4	0.177	5.832	0.004	953.529	2.165E-4	0.169	5.798	0.004	2049.585	1.844E-4	0.177	5.850	0.004	1503.753	1.991E-4	0.169	5.793	A

Εικόνα 11: Εικόνες στατιστικών τιμών GLCM σε τέσσερις κατευθύνσεις 0°, 90°, 180° και 270°.

Συλλέχθηκαν οι στατιστικές τιμές GLCM σε τέσσερις κατευθύνσεις και χωρίστηκαν σε δύο κλάσεις, N (normal) & A (abnormal), δηλαδή, φυσιολογικές και παθολογικές.

4.7 Εκπαίδευση ταξινόμησης συστήματος 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 12: WEKA

4.8 Ταξινόμηση Εικόνων

Οι αλγόριθμοι που έχουν υλοποιηθεί είναι:

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

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5^ο

5.1 Αλγόριθμος Κοντινότερου Γείτονα K-NN

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης με βάση τους k κοντινότερους γείτονες (k-Nearest Neighbor Algorithm – k-NN) είναι η πιο βασική μέθοδος μάθησης βασισμένη σε στιγμιότυπα. Η κεντρική ιδέα είναι πως η τιμή της συνάρτησης-στόχου για ένα νέο στιγμιότυπο βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στις αντίστοιχες τιμές των k πιο “κοντινών” του στιγμιότυπων εκπαίδευσης, τα οποία αποτελούν τους “γείτονές” του. Με άλλα λόγια, κάθε απόφαση για ταξινόμηση ενός δείγματος x παίρνεται αποκλειστικά με βάση τις ετικέτες των k πλησιέστερων γειτόνων του. Η αναζήτηση σύμφωνα με τον κανόνα του k πλησιέστερου γείτονα ξεκινάει από το σημείο ελέγχου x και μεγαλώνει μία σφαιρική περιοχή ώσπου να περιλαμβάνει k δείγματα εκπαίδευσης. Το σημείο ελέγχου παίρνει την ετικέτα που έχει η πλειοψηφία αυτών των δειγμάτων. Αν k=1 τότε απλά το αντικείμενο αντιστοιχείται στην κλάση του κοντινότερου γείτονα του.

Τρία ζητήματα πρέπει να αποφασιστούν προκειμένου να καθοριστεί πλήρως ο αλγόριθμος:

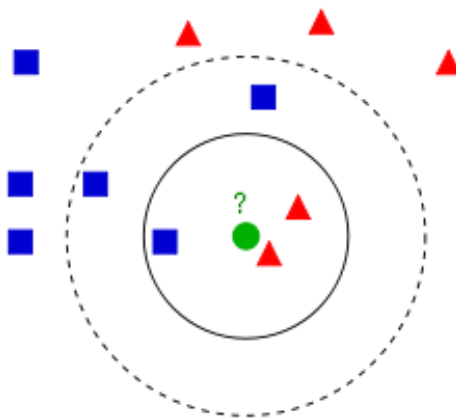
- Ο ορισμός της απόστασης μεταξύ δύο στιγμιότυπων, δηλαδή μιας μετρικής πάνω στο χώρο των στιγμιότυπων (instance space), που θα εκφράζει την εγγύτητα, ή αλλιώς την “ομοιότητα” μεταξύ των στιγμιότυπων.
- Ο τρόπος συνδυασμού των τιμών των k κοντινότερων γειτόνων.
- Η τιμή του k.

Για το πρώτο ζήτημα, υπάρχουν πολλές εναλλακτικές επιλογές. Η απόφαση εξαρτάται από τα ειδικά χαρακτηριστικά του χώρου στιγμιότυπων του προβλήματος. Ιδιαίτερη σημασία έχει το αν στην αναπαράσταση των στιγμιότυπων περιλαμβάνονται αριθμητικά ή συμβολικά χαρακτηριστικά. Στον “παραδοσιακό” kNN αλγόριθμο, στον οποίο τα στιγμιότυπα θεωρούνται πως ανήκουν στον n-διάστατο χώρο R^n , μια μετρική που υιοθετείται συχνά είναι η γνωστή Ευκλείδεια απόσταση.

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

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

Εν συνεχεία, αφού προσδιορισθούν μέσω κάποιας μετρικής οι k κοντινότεροι γείτονες ενός νέου στιγμιότυπου, οι τιμές της συνάρτησης-στόχου που έχει ο καθένας από αυτούς πρέπει να συνδυαστούν για να δώσουν την εκτιμώμενη τιμή για το νέο. Και εδώ είναι δυνατές διάφορες επιλογές. Στην περίπτωση που η συνάρτηση-στόχος παίρνει διακριτές τιμές, η πιο συνηθισμένη τακτική είναι να επιλέγεται η πιο συχνή από τις τιμές των γειτόνων. Σε περίπτωση ισοβαθμιών επιλέγεται εκ των ισοβαθμούντων μια τιμή, είτε τυχαία ή η καθολικά πιο συχνή τιμή (για το σύνολο των στιγμιότυπων εκπαίδευσης). [24]



Εικόνα 13: Παράδειγμα Ταξινόμηση Κοντινότερου Γείτονα.

5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

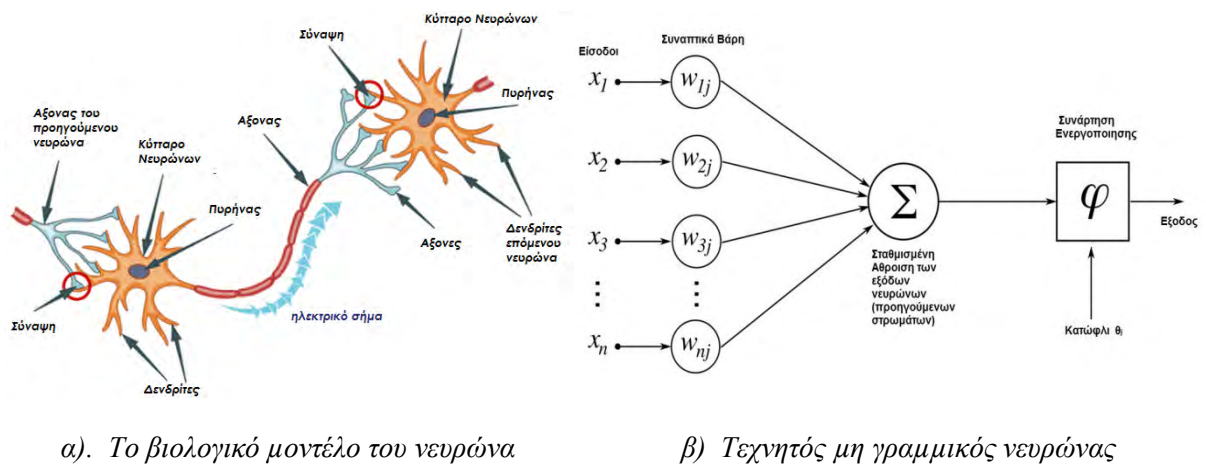
5.2.1 Τεχνητά χαρακτηριστικά νευρωνικών δικτύων

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (Artificial Neural Network, ANN) ή ευρέως γνωστό ως νευρωνικό δίκτυο (Neural Network, NN), είναι μια διασυνδεδεμένη ομάδα τεχνητών νευρώνων που χρησιμοποιεί ένα μαθηματικό ή υπολογιστικό πρότυπο για την επεξεργασία πληροφοριών και σχεδιάζεται σύμφωνα με τον τρόπο με τον οποίο λειτουργεί ένας βιολογικός εγκέφαλος. Αποτελούνται από στοιχεία που λειτουργούν όπως πολύ απλά

εγκεφαλικά κύτταρα ή νευρώνες, που διασυνδέονται μέσω συνάψεων με τρόπο παρόμοιο με την οργάνωση του εγκεφάλου [Haykin 1998, pp.1-2].[22]

Υπάρχουν πολλά διαφορετικά πρότυπα νευρωνικών δικτύων, ανάλογα με την εσωτερική τους αρχιτεκτονική, τη λειτουργία των στοιχείων που τα αποτελούν και του τρόπου με τον οποίο εκπαιδεύονται [Hush et al. 1992]. Εκτός από τη χρήση τους ως ταξινομητές (classifiers) σε εφαρμογές αναγνώρισης μοτίβων (pattern-recognition), τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν και στην ανάλυση παλινδρόμησης (regression analysis), και στην επεξεργασία δεδομένων (data processing).[22]

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εξελίχθηκαν αρχικά μελετώντας την λειτουργία του εγκεφάλου και των νευρώνων του. (Εικόνα 14α). Βασικές δομικές και λειτουργικές μονάδες που κάνουν εφικτές τις αλληλεπιδράσεις ανάμεσά τους, είναι οι λεγόμενες συνάψεις. Αυτές μετατρέπουν το προσυναπτικό ηλεκτρικό σήμα σε μετασυναπτικό χημικό. [25]



Εικόνα 14:α)Βιολογικό μοντελο του νευρώνα β) Τεχνητός μη γραμμικός νευρώνας

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

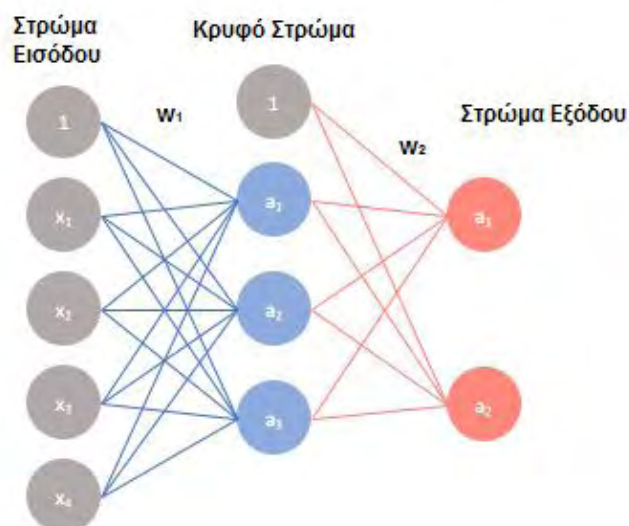
1. Η μη γραμμικότητα. Πρόκειται για ιδιαιτέρως σημαντική ιδιότητα ειδικά εάν ο ελλοχεύων φυσικός μηχανισμός που είναι υπεύθυνος για την παραγωγή του διανύσματος εισόδου (π.χ. εικόνα αντικειμένου) είναι εγγενώς μη γραμμικός.
2. Η αντιστοίχιση εισαγωγής-εξαγωγής. Το δίκτυο μπορεί να παρουσιαστεί με ένα 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.
3. 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.
4. 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.
5. 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.
6. 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.[22]

5.2.2 Multi-Layer Perceptron – MLP

Οι MLP (Multilayer perceptron) χρησιμοποιούν επαναλαμβανόμενα δίκτυα. Αυτή η κατηγορία δικτύων (Multilayer perceptron), αποτελείται από πολλαπλά επίπεδα υπολογιστικών μονάδων, που διασυνδέονται συνήθως με εμπρόσθια ροή. Κάθε νευρώνας σε ένα επίπεδο κατευθύνει τις συνδέσεις στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

Οι ιδιότητες τους περιλαμβάνουν καθολική προσέγγιση των συνεχών μη γραμμικών συναρτήσεων και επίσης περιλαμβάνουν προηγμένες αρχιτεκτονικές δικτύων με πολλαπλές εισόδους και εξόδους.

Η αρχιτεκτονική ενός δικτύου MLP αποτελείται από ένα στρώμα εισόδου, ένα στρώμα εξόδου και ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα. Κάθε κόμβος σε κάθε στρώμα συνδέεται με κάθε κόμβο στο επόμενο στρώμα μέσω σταθμισμένων με συναπτικά βάρη W συνδέσεων. Το στρώμα εισόδου του δικτύου λαμβάνει κάθε είσοδο από τα αρχικά δεδομένα, το κρυφό στρώμα χρησιμεύει ως ανιχνευτής χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, ενώ τα τελικά αποτελέσματα δίνονται από το στρώμα εξόδου. Ο σκοπός του κρυφού στρώματος είναι να επιτραπεί στο δίκτυο να είναι σε θέση να αντιμετωπίσει μη γραμμικά δεδομένα και να έχει έτσι την δυνατότητα να λύσει μη γραμμικά προβλήματα κατηγοριοποίησης ή αναγνώρισης ή ταξινόμησης. (Εικόνα 16)



Εικόνα 15: Ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο MLP με τρία στρώματα εισόδου-κρυφό-εξόδου.

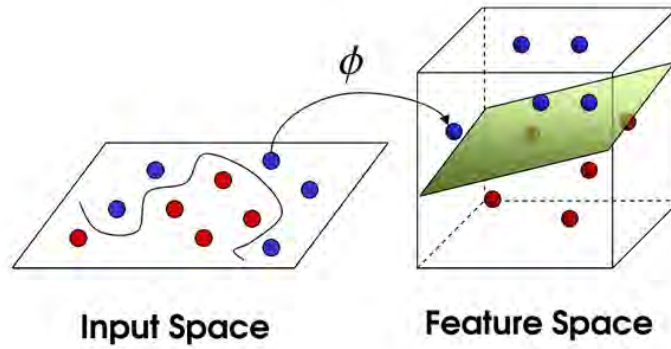
Οι είσοδοι σταθμίζονται από τη μήτρα συναπτικών βαρών $W1$ και διασυνδέονται πλήρως στο μοναδικό κρυφό στρώμα. Κάθε κόμβος στο κρυφό στρώμα αθροίζει τα αποτελέσματα στάθμισης του στρώματος εισόδου και εφαρμόζει μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτό το άθροισμα των σταθμισμένων εξόδων από το προηγούμενο στρώμα ονομάζεται ενεργοποίηση και η μη γραμμικότητα είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης. Τα αποτελέσματα των κρυφών κόμβων σταθμίζονται έπειτα από τη μήτρα συναπτικών βαρών $W2$ και παρέχονται στους κόμβους του στρώματος εξόδου. Όπως και οι κόμβοι εξόδου αθροίζουν τα αποτελέσματα του κρυφού στρώματος και εφαρμόζουν τη δικιά τους συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία μπορεί να είναι η ίδια συνάρτηση με αυτή του κρυφού στρώματος ή οποιαδήποτε άλλη γραμμική ή μη γραμμική. Τα νευρωνικά δίκτυα μαθαίνουν μέσω αλγορίθμων εκπαίδευσης.[25] Ο πιο διαδεδομένος είναι ο αλγόριθμος Back-Propagation (αλγόριθμος της όπισθεν διάδοσης σφάλματος).

5.3 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης SVM (support vector machines)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs) χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση δεδομένων. Θεωρείται μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους ταξινόμησης και ανήκουν στην οικογένεια των μεθόδων ταξινόμησης βασιζόμενων σε πυρήνες. Έχουν πολλές εφαρμογές όπως στην βιοπληροφορική, στην ιατρική διάγνωση, στην αναγνώριση εικόνων, στην χημεία, στα χρηματοοικονομικά κ.α.

Ένα μοντέλο SVM είναι μια αναπαράσταση του συνόλου εκπαίδευσης (training set) ως σημεία στο χώρο, τα οποία χαρτογραφούνται έτσι ώστε τα δεδομένα των επιμέρους κατηγοριών να χωρίζονται από ένα σαφές κενό που είναι όσο το δυνατόν ευρύτερο. Τα νέα δεδομένα στη συνέχεια αντιστοιχίζονται με το ίδιο διάστημα και προβλέπεται αν ανήκουν σε μια κατηγορία με βάση σε ποιά πλευρά του χάσματος θα πέσουν.[26]

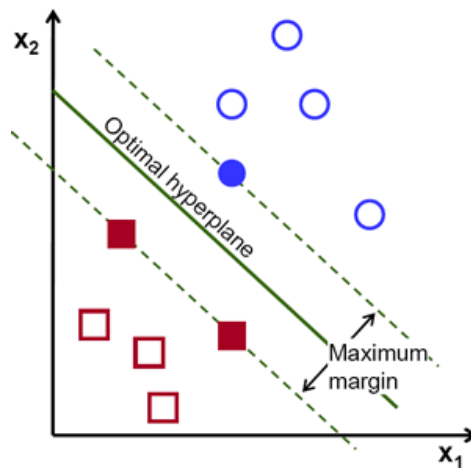
Στην εικόνα 16 φαίνεται σχηματική βασική αρχή των SVM



Εικόνα 16: Βασική αρχή SVM

Η κατηγοριοποίηση των δεδομένων στηρίζεται στην εύρεση ενός βέλτιστου υπερεπιπέδου που διαχωρίζει τα δεδομένα δημιουργώντας το μέγιστο περιθώριο. Στην περίπτωση που ο γραμμικός διαχωρισμός είναι αδύνατος, γίνεται χρήση κατάλληλων απεικονίσεων που μεταφέρουν το σύνολο των δεδομένων σε μεγαλύτερη διάσταση ώστε να επιτευχθεί τελικά ο διαχωρισμός τους.[27]

Το υπερεπίπεδο (hyperplane) είναι μια N -διάστατη αναλογία της γραμμής, ή του επιπέδου, που διαχωρίζει τον $(N+1)$ – διάστατο χώρο στα δύο [28]. (Εικόνα 17)



Εικόνα 17 : 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.

Βέλτιστο υπερεπίπεδο: Η μέγιστη απόσταση του υπερεπιπέδου από το κοντινότερο σημείο εκπαίδευσης.[28]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6ο

6.1 Μέτρα Αξιολόγησης

Το πρόβλημα της ταξινόμησης (classification) συνιστάται στην εκμάθηση μιας συνάρτησης στόχου ικανής να αντιστοιχεί άγνωστα αντικείμενα σε προκαθορισμένο σύνολο κατηγοριών. Στόχος της διαδικασίας μάθησης είναι η δημιουργία ενός μοντέλου πρόβλεψης της μη παρατηρούμενης ιδιότητας που είναι το διακριτικό (όνομα/τιμή) της κατηγορίας ενός αγνώστου αντικειμένου, βάσει των τιμών των χαρακτηριστικών που το προσδιορίζουν. Η επίδοση του ταξινομητή περιγράφεται συνήθως από έναν πίνακα συσχέτισης (confusion matrix). Τα στοιχεία του πίνακα συσχέτισης καταδεικνύουν τον αριθμό των παραδειγμάτων που ταξινομήθηκαν σωστά ή λάθος. Τα μέτρα αξιολόγησης συνοψίζουν τον πίνακα αυτόν σε μια τιμή που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την σύγκριση διαφορετικών ταξινομητών.[29]

6.2 Πίνακας Σύσχετισης

Ο πίνακας συσχέτισης αποτελεί έναν πίνακα συγκεκριμένης διάταξης, ο οποίος διευκολύνει την απεικόνιση της επίδοσης του αλγορίθμου ταξινόμησης. Το όνομα του προέρχεται από το γεγονός ότι διευκολύνει να συμπεράνουμε αν το σύστημα ταξινόμησης συγχέει 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). Δοθέντος ενός ταξινομητή και ενός παραδείγματος μπορούμε να λάβουμε τέσσερα πιθανά αποτελέσματα. Αν το παράδειγμα είναι θετικό και ταξινομηθεί ως θετικό, τότε προσμετράται ως πραγματικά θετικό (true positive - tp) , ενώ αν ταξινομηθεί ως αρνητικό προσμετράται ως εσφαλμένα αρνητικό (false negative - fn). Αν το παράδειγμα ανήκει στην αρνητική κλάση και ταξινομηθεί ως αρνητικό, τότε υπολογίζεται σαν πραγματικά αρνητικό (true negative - tn), ενώ αν ταξινομηθεί ως θετικό θεωρείται εσφαλμένα θετικό (false positive – fp). [30]

	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 18: Παράδειγμα Πίνακα Συσχέτισης

Η παραπάνω εικόνα (εικόνα 18) παρέχει την πληροφορία που χρειαζόμαστε για να εκτιμήσουμε το μοντέλο, μπορούμε να συνοψίσουμε την πληροφορία με έναν μοναδικό αριθμό που θα είναι πιο εύχρηστο για τις συγκρίσεις μεταξύ διαφόρων μοντέλων. Αυτό μπορεί να πραγματοποιηθεί χρησιμοποιώντας μετρικές 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) ταξινομήσεων που αφορούν την κάθε κλάση.

Η ακρίβεια (precision) και η ανάκληση (recall) είναι τα πιο δημοφιλή μέτρα για την αξιολόγηση μεθόδων ταξινόμησης δανεισμένες από το χώρο της ανάκτησης πληροφορίας.

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 διά 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:

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

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:

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

6.4 Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation)

Σε μια απλή διαδικασία, μπορεί να θεωρήσουμε την ανταλλαγή των ρόλων των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου - δηλαδή, την εκπαίδευση του συστήματος στα δεδομένα ελέγχου και τον έλεγχό του στα δεδομένα εκπαίδευσης - και την παραγωγή του μέσου όρου των δύο αποτελεσμάτων, με την συνακόλουθη μείωση του αποτελέσματος της ακανόνιστης κατανομής των κλάσεων στα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου. Αυτό είναι προφανές μόνο για 50:50 διαχωρισμό μεταξύ δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, ο οποίος γενικά δεν είναι ιδεατός, γιατί είναι καλύτερη η χρησιμοποίηση της μεγαλύτερης αναλογίας δεδομένων για εκπαίδευση, ακόμη και σε βάρος των δεδομένων ελέγχου. Όμως, μια απλή τροποποίηση αποτελεί την βάση μιας σημαντικής στατιστικής τεχνικής που καλείται διασταυρούμενη επικύρωση (cross-validation). Στην διασταυρούμενη επικύρωση αποφασίζουμε για ένα σταθερό αριθμό από folds, ή διαιρέσεις (partitions) των δεδομένων. Υποθέτουμε ότι χρησιμοποιούμε τρεις. Τότε τα δεδομένα θα διαχωριστούν σε τρεις προσεγγιστικά 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 διασταυρούμενη επικύρωση 3-τμημάτων (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.

Με την προσέγγιση της k-πλής σταυρωτής επικύρωσης ικανοποιείται το αίτημα της ανεξαρτησίας μεταξύ των παραδειγμάτων εκπαίδευσης και επικύρωσης και αμβλύνεται η διάσταση μεταξύ των τιμών των μέτρων αποτελεσματικότητας για διαφορετικά σύνολα επικύρωσης, καθώς η έξοδος της μεθόδους είναι ο μέσος όρος τους.

Ένας άλλος καθιερωμένος τρόπος για την πρόβλεψη του ρυθμού λαθών μιας τεχνικής μάθησης δεδομένου ενός απλού, σταθερού δείγματος δεδομένων είναι η χρησιμοποίηση αναλογική κατανομή των κλάσεων διασταυρούμενης επικύρωσης 10-τμημάτων (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) κρατείται για σύνολο ελέγχου και το σχήμα μάθησης εκπαιδεύεται στο υπόλοιπα 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.

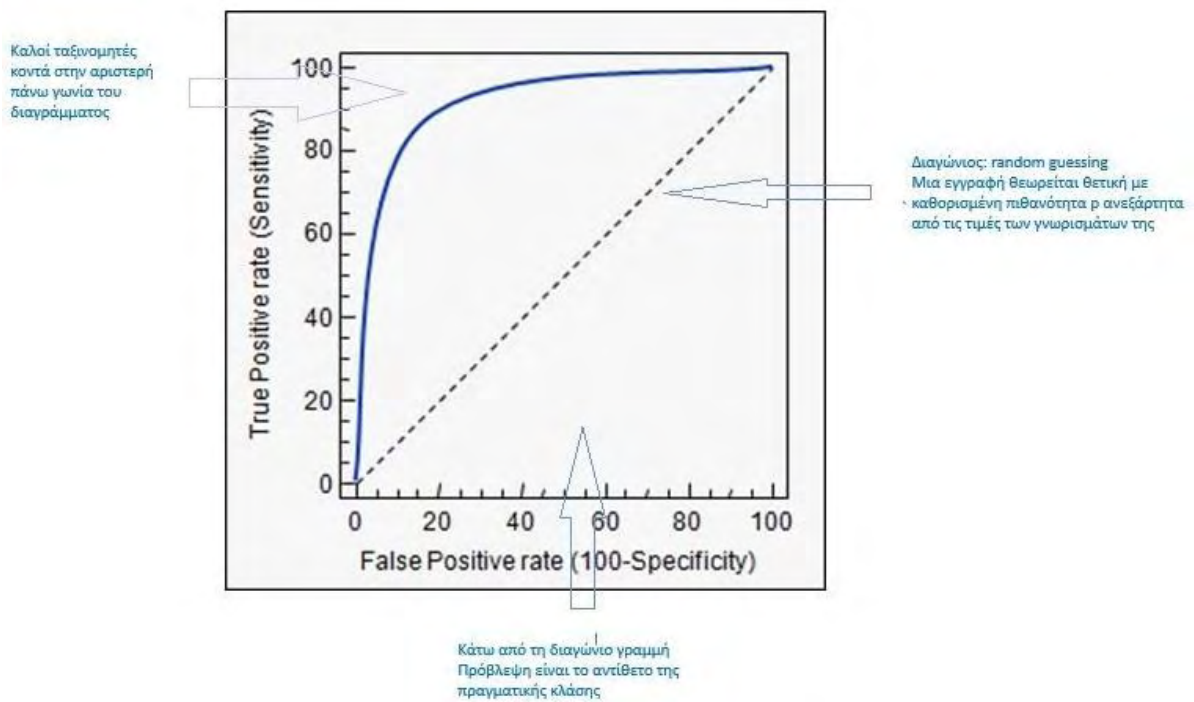
Γιατί όμως διάσπαση σε δέκα τμήματα; Εκτενείς έλεγχοι σε πλήθος διαφορετικών συνόλων δεδομένων, με διαφορετικές τεχνικές μάθησης, έχουν δείξει ότι το δέκα είναι ο καταλληλότερος αριθμός των folds για να πάρουμε την καλύτερη εκτίμηση του λάθους, και υπάρχει και θεωρητική υποστήριξη για την επιλογή δέκα folds. Αν και αυτά τα επιχειρήματα δεν είναι πλήρως αποδεκτά από όλη την επιστημονική κοινότητα, η μέθοδος 10-fold cross-validation έχει γίνει κοινή πρακτική. Έλεγχοι επίσης έχουν δείξει ότι το stratification βελτιώνει επιπλέον τα αποτελέσματα.

Η διασταυρούμενη επικύρωση μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την επιλογή ενός υποσύνολου του πίνακα εκπαίδευσης έτσι ώστε η συνολική απόδοση του ταξινομητή να βελτιωθεί. Ένας μικρός αριθμός δειγμάτων που οδηγούν σε μεγάλη πιθανότητα λανθασμένης πρόβλεψης μπορεί να αφαιρεθεί από τον πίνακα εκπαίδευσης με n-fold cross validation. [31]

6.5 Καμπύλη ROC

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.

Η απόδοση κάθε ταξινομητή αναπαρίσταται ως ένα σημείο στην καμπύλη ROC. Τα πλεονεκτήματα της μετρικής είναι ότι συγκεντρώνει πληροφορία για την ποιότητα πρόβλεψης του ταξινομητή για διάφορες τιμές του κατωφλίου και επίσης είναι ανεξάρτητη από την ανισορροπία των τάξεων στα δεδομένα. [25]



Εικόνα 19: Καμπύλη ROC

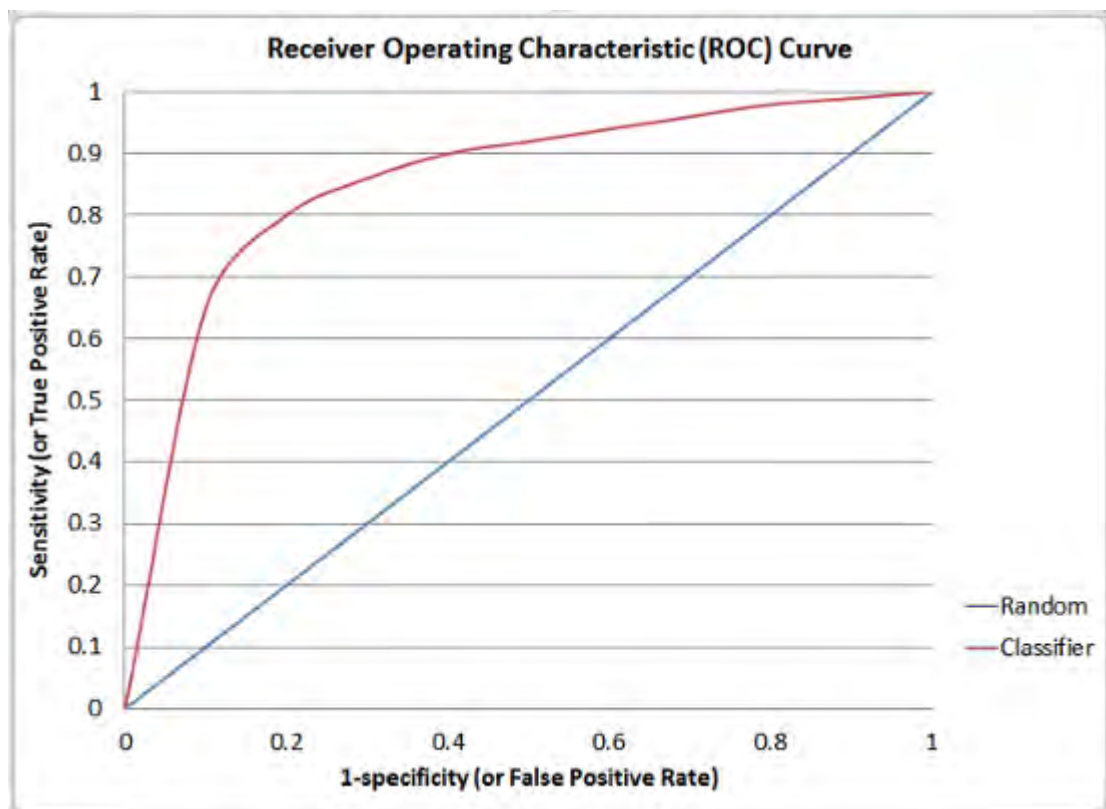
Συχνά χρησιμοποιείται σαν κριτήριο σύγκρισης ταξινομητών το εμβαδόν κάτω από την ROC καμπύλη (Area Under Curve - AUC), η οποία για διακριτούς ταξινομητές ξεκινάει από το σημείο (0,0), περνάει από το σημείο του ταξινομητή στον ROC χώρο και καταλήγει στο σημείο (1,1). Θεωρείται καλύτερος ένας ταξινομητής για τον οποίο μεγιστοποιείται το AUC. (Εικόνα 19)

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. Μια περιοχή 1 αντιπροσωπεύει μια τέλεια δοκιμή ενώ μια περιοχή .50 αντιπροσωπεύει μια άχρηστη δοκιμασία

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

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



Εικόνα 20: Παράδειγμα καμπύλης ROC

Η περιοχή κάτω από την καμπύλη είναι η εκατοστιαία αναλογία τυχαίων ζευγών (δηλαδή, η δοκιμή ταξινομεί σωστά τα δύο δείγματα στο τυχαίο ζεύγος).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7ο

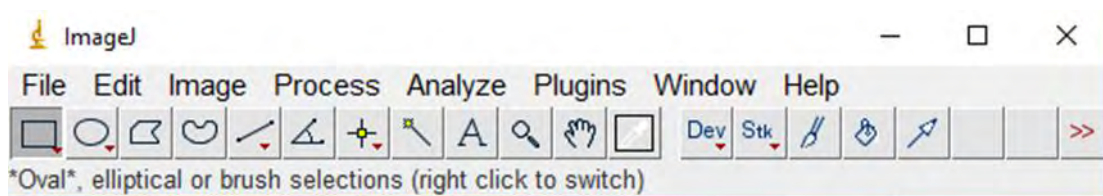
7.1 Υλοποίηση

Στην παρούσα εργασία δεν ήταν απαραίτητη η προεπιλογή χαρακτηριστικών. Τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν βγαίνουν αυτόματα μέσω του GLCM Texture το οποίο είναι μια προσθήκη του εργαλείου ImageJ. Αυτό υπολογίζει χαρακτηριστικά υφής βασισμένα σε πίνακες συνεμφάνισης για διευθύνσεις 0 °, 90 °, 180 ° και 270 °. Όπως αναφέρθηκε, σκοπός της παρούσας πειραματικής εργασίας είναι η αυτόματη μέθοδος ανίχνευσης καταγμάτων σε ακτινογραφίες, με χαρακτηριστικά υφής.

7.2 Σύνολο Δεδομένων

Το σύνολο των δεδομένων που συλλέχθηκε στην παρούσα εργασία είναι 790 ακτινογραφίες οστών απο το άνω και κάτω άκρου του σώματος. Αποθηκεύθηκαν σε μορφή .PNG. Απο 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 32×32 pixel window, έτσι ώστε να μελετηθούν ακόμη και τα μικρότερα οστά του σώματος.

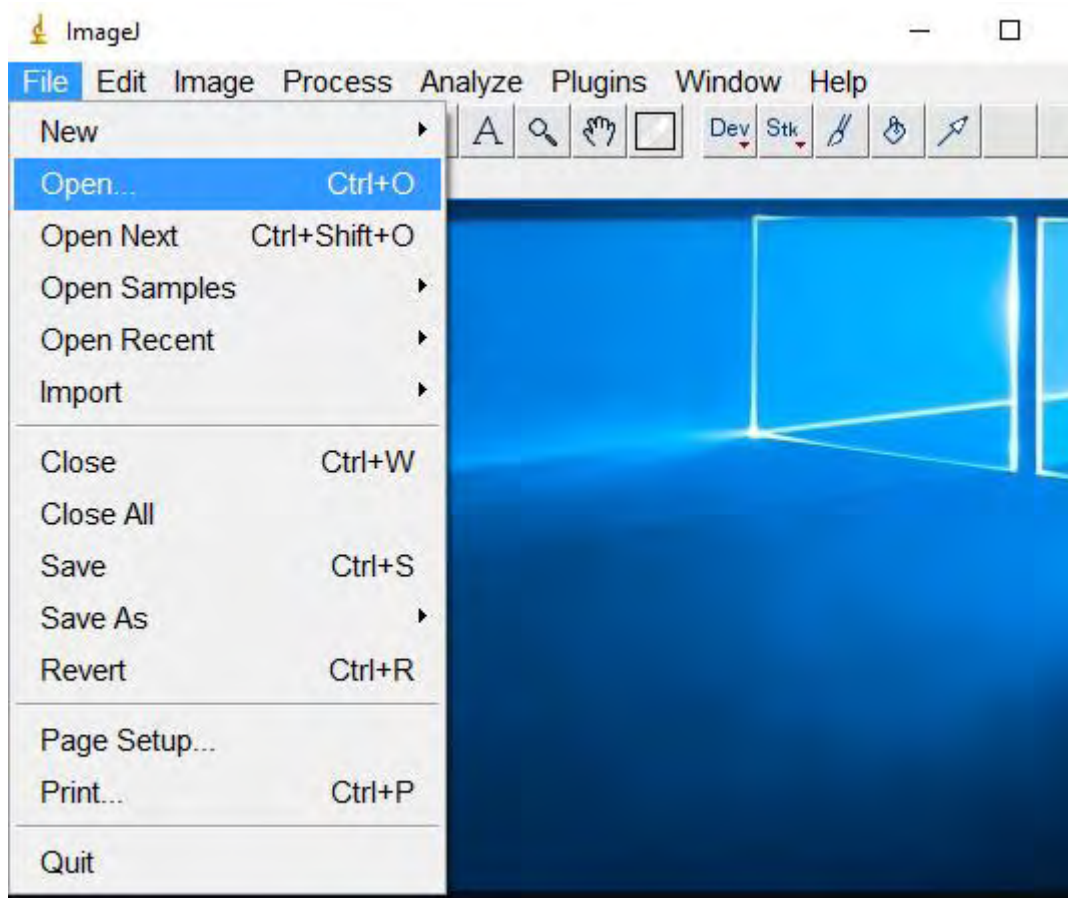
7.3 Λογισμικό ImageJ



Εικόνα 21: Περιβάλλον λογισμικού Image J

7.4 Υλοποίηση, Ανάλυση και επεξεργασία των εικόνων

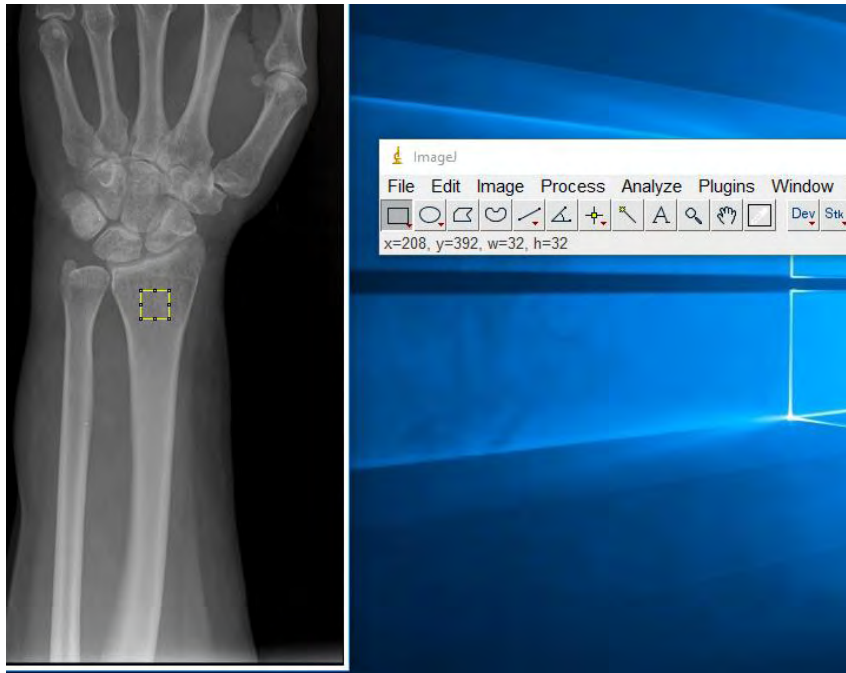
Απο το File ανοίγουμε την εικόνα που θέλουμε να επεξεργαστούμε.



Εικόνα 22: Διαδικασία Εισαγωγής εικόνας

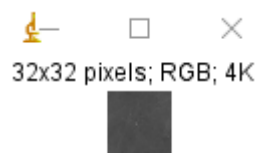


Εικόνα 23: Εικόνα προς επεξεργασία



Εικόνα 24: Μαρκάρισμα περιοχής ενδιαφέροντος προς επεξεργασία

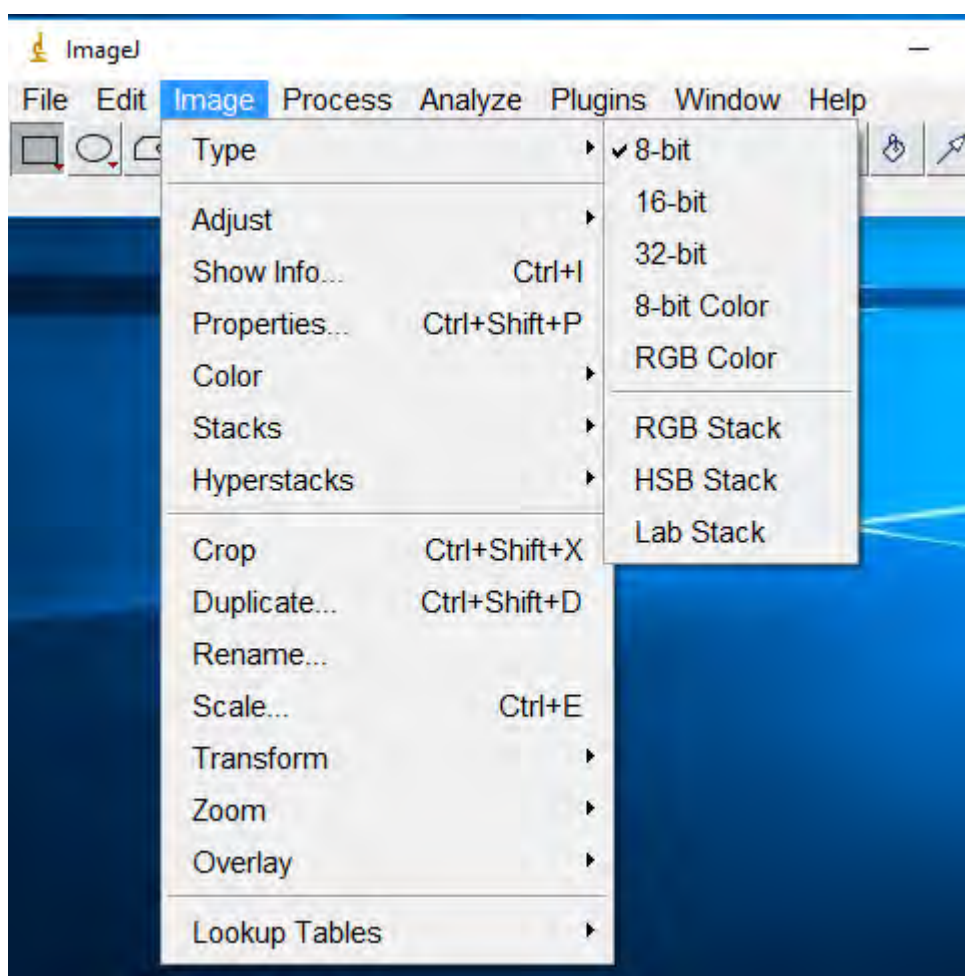
Αφού επιλέξουμε το παράθυρο 32×32 στην αρχική μας εικόνα, μέσω του εργαλείου ImageJ, στην περιοχή που μας ενδιαφέρει να μελετήσουμε αποκόπτουμε το δείγμα (pattern) μας και το αποθηκεύουμε σε μορφή .PNG και είναι πλέον η καινούργια μας εικόνα.(εικόνα 25).



Εικόνα 25: Εικόνα προς μελέτη (pattern)

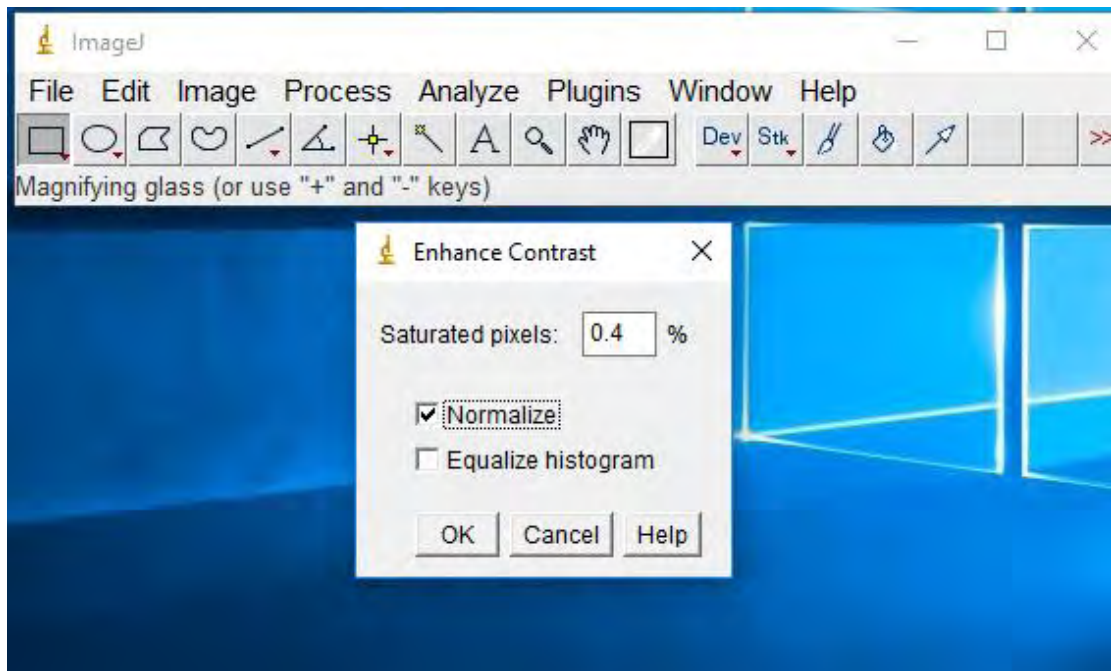
7.4.1 Normalize

Στη συνέχεια απο την καρτέλα Image → Type → 8bit (εικόνα 29). Μετατρέπουμε την εικόνα σε 8 bit για να γίνει η κανονικοποίηση.



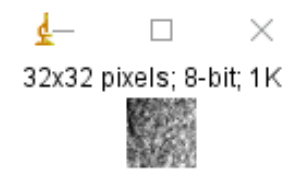
Εικόνα 26: Μετατροπή εικόνας σε 8bit

Στη συνέχεια πραγματοποιήσαμε κανονικοποίηση normalize στα δείγματά. (Εικόνα 27)



Εικόνα 27: Εφαρμογή κανονικοποίησης των δειγμάτων

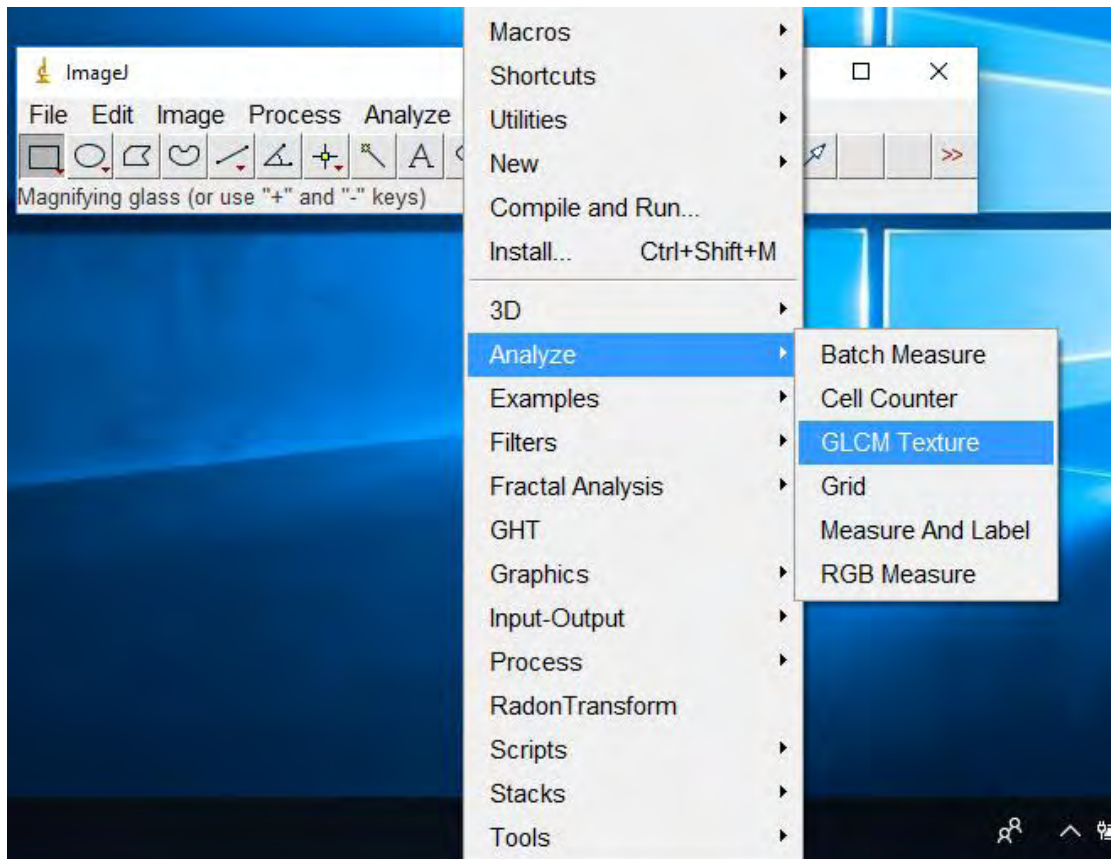
Η εικόνα που προκύπτει είναι η ακόλουθη (εικόνα 28)



Εικόνα 28: Εικόνα κανονικοποιημένου φυσιολογικού δείγματος

7.5 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Υφής (GLCM Texture)

Για την εξαγωγή της χρήσιμης πληροφορίας από τα δείγματα, χρησιμοποιήσαμε το plugin του εργαλείου ImageJ για τα χαρακτηριστικά της υφής. Συγκεκριμένα το plugin GLCM Texture (Εικόνα 29).



Εικόνα 29: Εφαρμογή της προσθήκης GLCM Texture του Image-J

Το GLCM Texture είναι μια προσθήκη του εργαλείου ImageJ υπολογίζει χαρακτηριστικά υφής βασισμένα σε πίνακες συνεμφάνισης.

Υπολογίζει χαρακτηριστικά υφής όπως angular second moment, contrast, correlation, inverse different moment και entropy για διευθύνσεις 0 °, 90 °, 180 ° και 270 °. Επομένως, για κάθε μοτίβο, υπολογίστηκαν πέντε στατιστικές τιμές GLCM σε τέσσερις κατευθύνσεις.

	Angular Second Moment	Contrast	Correlation	Inverse Difference Moment	Entropy	Sum of all GLCM ele
1	0.007	605.748	2.241E-4	0.163	5.447	1

Εικόνα 30: Εικόνα GLCM Texture απο ImageJ

Η ίδια διαδικασία ακολουθήθηκε και για τα 300 δείγματα, όπου και συλλέχθησαν τα χαρακτηριστικά των δειγμάτων. Ακολούθως παραθέτουμε ενδεικτικές τιμές των διανυσμάτων που χρησιμοποιήθηκαν για την περαιτέρω εκπαίδευση των ταξινομητών και την ορθή ταξινόμηση των εικόνων (Εικόνα 31).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	angular se	contrast1	correlatio	inverse di	entropy1	angular se	contrast2	correlatio	inverse di	entropy2	angular se	contrast3	correlatio	inverse di	entropy3	angular se	contrast4	correlatio	inverse di	entropy4	class
2	0.004	2371.264	1.720E-4	0.118	5.798	0.004	1445.410	1.993E-4	0.128	5.791	0.004	1408.812	2.005E-4	0.119	5.805	0.004	1858.964	1.864E-4	0.129	5.801	N
3	0.004	2152.042	1.731E-4	0.124	5.852	0.003	1986.244	1.778E-4	0.110	5.923	0.004	1821.148	1.807E-4	0.124	5.857	0.003	1573.254	1.856E-4	0.110	5.932	N
4	0.002	2507.652	1.703E-4	0.095	6.334	0.002	2244.257	1.778E-4	0.066	6.400	0.002	1403.197	2.041E-4	0.095	6.336	0.002	2134.187	1.793E-4	0.066	6.417	N
5	0.007	2189.240	1.860E-4	0.150	5.242	0.008	1335.936	2.191E-4	0.164	5.171	0.007	1503.495	2.109E-4	0.150	5.224	0.008	2440.345	1.780E-4	0.164	5.201	N
6	0.006	3763.699	1.327E-4	0.104	5.462	0.006	3665.306	1.359E-4	0.120	5.478	0.006	2878.285	1.618E-4	0.104	5.472	0.006	3104.687	1.541E-4	0.121	5.478	N
7	0.004	2127.495	1.776E-4	0.138	5.941	0.003	1028.551	2.088E-4	0.139	5.990	0.004	650.737	2.233E-4	0.139	5.942	0.003	1215.474	2.012E-4	0.139	5.997	N
8	0.010	3575.580	1.392E-4	0.155	4.932	0.010	3949.075	1.265E-4	0.150	4.944	0.010	3654.676	1.364E-4	0.155	4.941	0.010	3978.716	1.256E-4	0.150	4.955	N
9	0.004	2107.376	1.842E-4	0.124	5.753	0.004	1707.767	1.974E-4	0.127	5.761	0.004	1183.261	2.150E-4	0.124	5.744	0.004	1901.713	1.891E-4	0.127	5.783	N
10	0.011	2973.853	1.591E-4	0.168	4.819	0.012	2865.920	1.618E-4	0.226	4.744	0.011	3285.580	1.482E-4	0.168	4.817	0.012	2445.700	1.768E-4	0.226	4.740	N
11	0.014	3114.440	1.535E-4	0.185	4.574	0.014	2706.090	1.667E-4	0.206	4.549	0.014	3169.144	1.515E-4	0.185	4.585	0.014	3226.003	1.495E-4	0.206	4.559	N

Εικόνα 31: Ενδεικτικές τιμές διανυσμάτων των στατιστικών τιμών.

7.6 WEKA (*Wekato Environment for knowledge Analysis*)

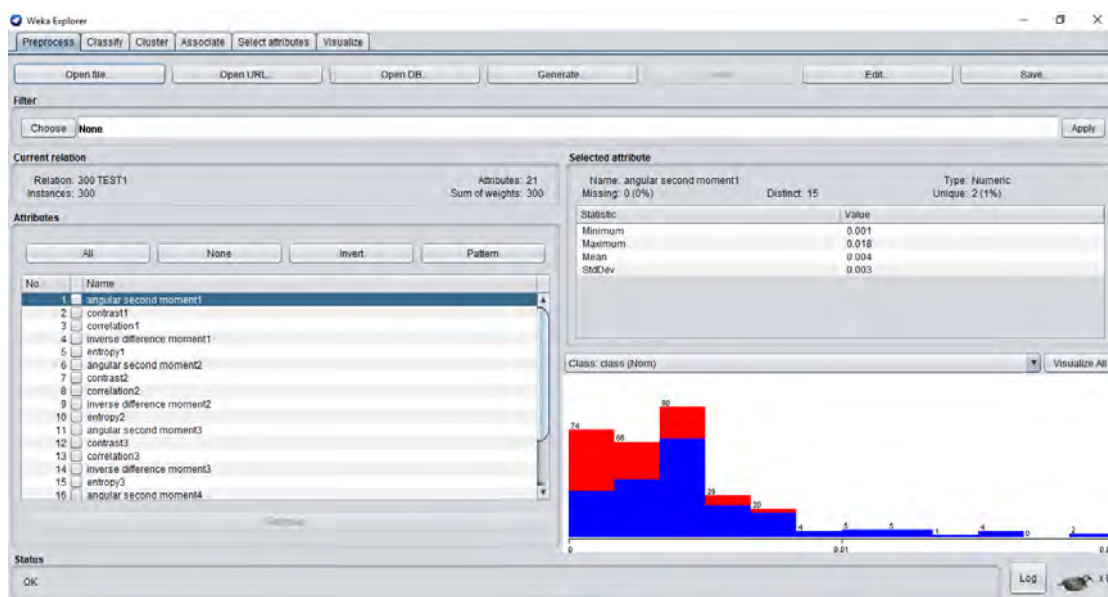
Το λογισμικό που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση των δεδομένων και την εκπαίδευση των ταξινομητών είναι το WEKA.

7.6.1 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)
- Συσχετιση (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 32)



Εικόνα 32

7.6.2 Οπτικοποίηση δεδομένων

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

7.6.3 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.

7.6.4 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 αλγόριθμους που δοκιμάστηκαν στα δείγματά μας, το υψηλότερο ποσοστό της AUC στο 0.891 το έδωσε ο αλγόριθμος των νευρωνικών δικτύων Multilayer Perceptron.

8.2 Περιγραφή Ταξινομητών

1. Αλγόριθμος Ibk (K-NN)

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
76,6	76,7	28,2

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

- i. Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 230 (76.6667%)
- ii. Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 70 (23.3333%)
- iii. Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)

2. Αλγόριθμος Νευρωνικών Δικτύων MLP (Multi-Layer Perceptron)

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
83,0	83,0	24,0

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

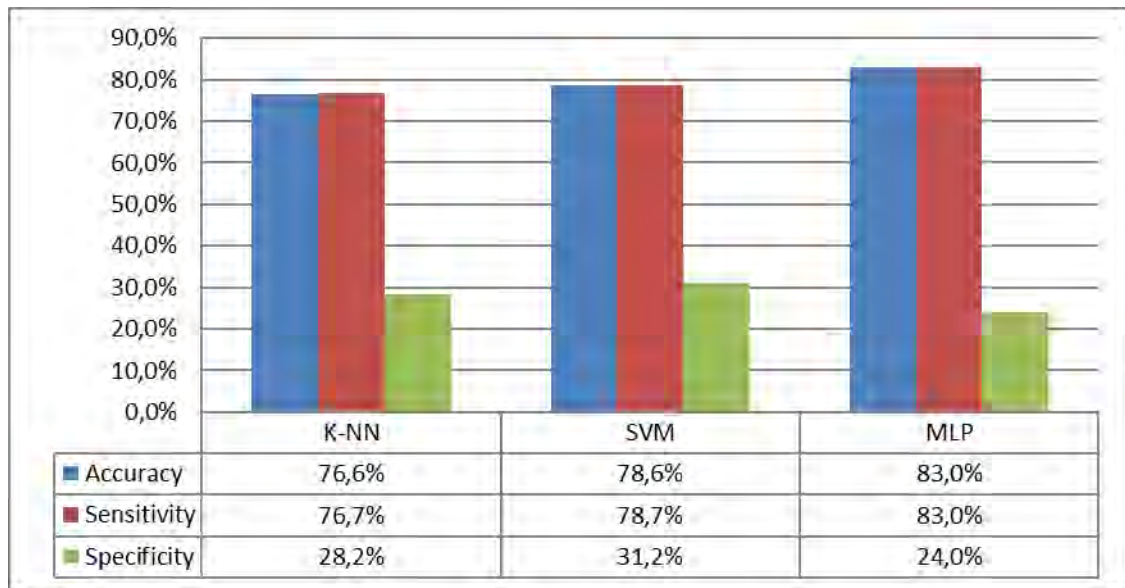
- i. Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 250 (83.3333%)
- ii. Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 50 (16.6667%)
- iii. Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)

3. Αλγόριθμος SVM- SMO

Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
78,6	78,7	31,2

Πίνακας 5: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Ειδικότητα % (Specificity) χρησιμοποιώντας τους ταξινομητές στο Weka

- i. Σωστά κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 237 (79%)
- ii. Λανθασμένα κατηγοριοποιημένες περιπτώσεις → 63 (21%)
- iii. Σύνολο περιπτώσεων → 300 (100%)



Γράφημα 1: Ποσοστά Ακρίβειας (Accuracy%), Ευαισθησίας (Sensitivity%) και Ειδικότητας % (Specificity)

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 ανα 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.

	Ακρίβεια % (Accuracy%)	Ευαισθησία % (Sensitivity%)	Ειδικότητα % (Specificity)
K-NN	76,6	76,7	28,2
MLP	83,0	83,0	24,0
SMO	78,6	78,7	31,2

Πίνακας 6: 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 διδιάστατα γραφήματα που απεικονίζουν τη σχέση του True Positive rate με το False Positive Rate.

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

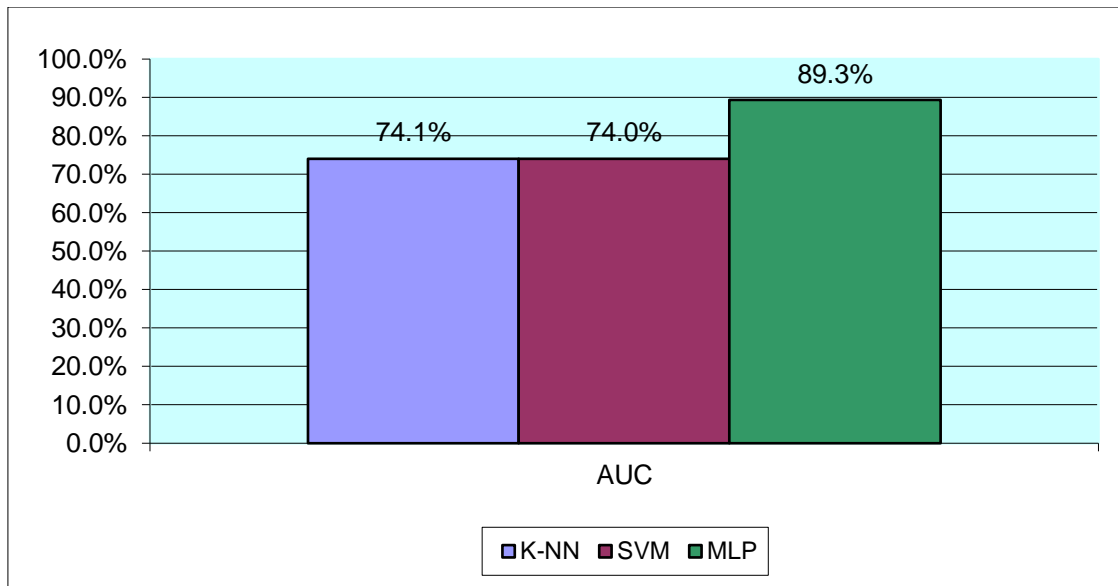
Η ακρίβεια μετράται από την περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC (AUC). Μια τέλεια δοκιμή αγγίζει το 1.

Στον πρώτο ταξινομητή, K-NN αλγόριθμο το ποσοστό της AUC είναι 0.741

Στον δεύτερο ταξινομητή, MLP (Νευρωνικά Δίκτυα) το ποσοστό της AUC είναι 0.891

Τέλος, στον τελευταίο ταξινομητή, SMO (Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης) το ποσοστό της AUC είναι 0.740

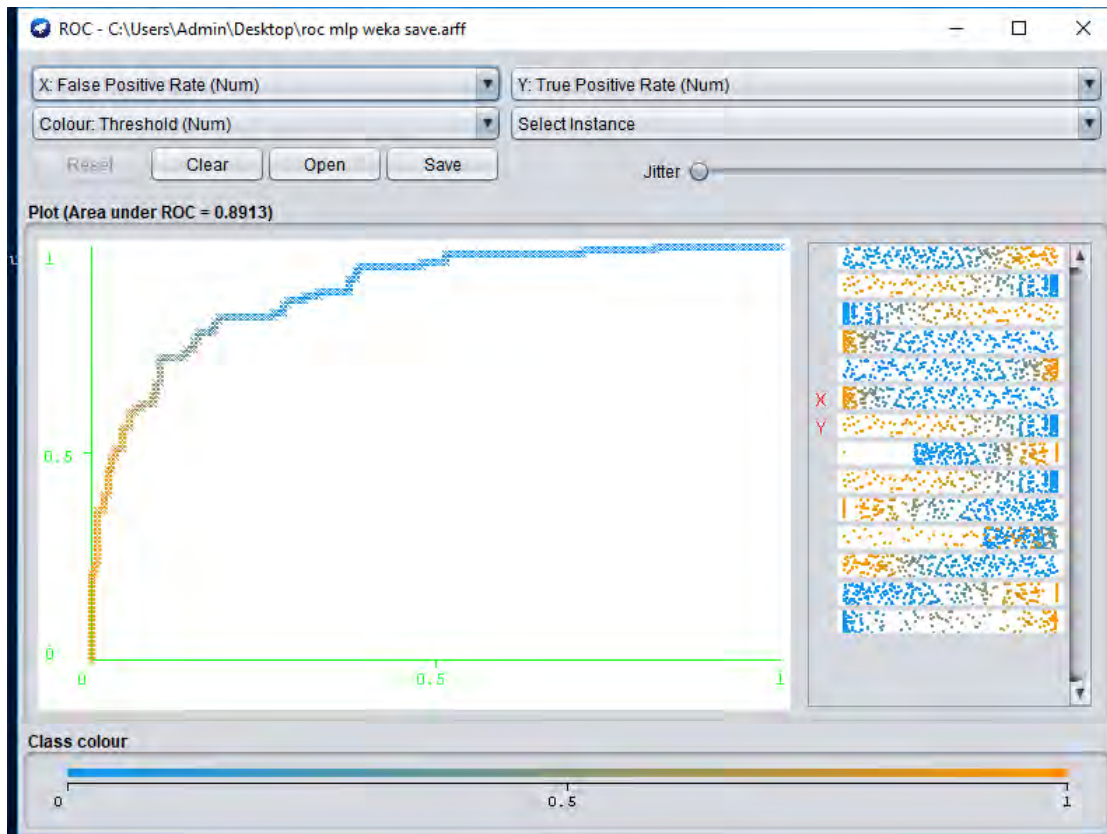
Η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων παρουσιάζονται στο ακόλουθο γράφημα (γράφημα 2)



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

Σε περιπτώσεις όπου οι κλάσεις δεν είναι ισομερώς κατανομημένες όπως στην περίπτωσή μας, το πιο αξιόπιστο αποτέλεσμα είναι αυτό που βγαίνει από την AUC.

Τα Νευρωνικά Δίκτυα, εκτός από το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας μας έδωσαν και το καλύτερο ποσοστό AUC. (Εικόνα 33)



Εικόνα 33: 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 υφής, βασισμένα σε πίνακες συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices), τόσο στα φυσιολογικά όσο και στα παθολογικά δείγματα.

Εξήχθησαν πέντε χαρακτηριστικά γνωρίσματα Γωνιακή ροπή δευτερης τάξης (Angular second moment), Αντίθεση (Contrast), Συσχέτιση (Correlation), Αντίστροφη διαφορική ροπή (Inverse difference moment) και Εντροπία (Entropy) για τέσσερις διευθύνσεις 0° , 90° , 180° και 270° . Ακολούθως έγινε η εκπαίδευση του συστήματος ταξινόμησης σε κλάσεις και η ταξινόμηση των εικόνων σε φυσιολογικές και παθολογικές.

Έχουν μελετηθεί όλα τα μακρά οστά απο το άνω και κάτω άκρο μέρος του σώματος συμπεραλαμβανομένου και των μικρών οστών όπως αυτών των οστών της άκρας χειρός και άκρου ποδός, γνωρίζοντας οτι 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 MLP είχε το υψηλότερο ποσοστό AUC 0,891.

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

9.2 Προτάσεις για 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] Maryellen Lissak Giger, Heber MacMahon “ Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography. 3. Automated detection of nodules in peripheral lung fields”, Medical Physics, American Association of Physicists in Medicine Volume 15, Issue 2, Pages 158-166, (1988/3/1)

[2] Mudigonda NR, Rangayyan RM, Desautels JE. “Gradient and texture analysis for the classification of mammographic masses”, IEEE Transactions on Medical Imaging (Volume: 19 , Issue: 10 , Oct. 2000)

[3] 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

[4] 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)

[5] Sher Ee Lim , Yage Xing , Ying Chen , Wee Kheng Leow , Tet Sen Howe , Meng Ai Png “Detection of femur and radius fractures in x-ray images”, In: Proc.2nd Int. Conf. on Advantages In Medical Signal and Information Processing. (2004)

[6] 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

[7] Dennis Wen-Hsiang Yap, Ying Chen, Wee Kheng Leow Tet Sen Howe, Meng Ai Png “Detecting Femur Fractures by Texture Analysis of Trabeculae”

Year: 2004, Volume: 3, Pages: 730-733 Sher Ee Lim , Yage Xing , Ying Chen , Wee Kheng Leow , Tet Sen Howe , Meng Ai Png “Detection of femur and radius fractures in x-ray images”, In: Proc.2nd Int. Conf. on Advantages In Medical Signal and Information Processing. (2004)

[8] Hum Y. Chai, Lai K. Wee, Tan T. Swee, Sh-Hussain Salleh, A. K. Ariff and Kamarulafizam “Gray-Level Co-occurrence Matrix Bone Fracture Detection”, American Journal of Applied Sciences 8 (1): 26-32, 2011

[9] 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.

[10] Mahmoud Al-Ayyoub, Ismail Hmeidi, Haya Rababah “Detecting Hand Bone Fractures in X-Ray Images”, Journal of Multimedia Processing and Technologies, Volume 4, Number 3, September 2013

[11] Anu T.c., Mallikarjunaswamy M.s. and Rajesh Raman. Article: “Detection of Bone Fracture using Image Processing Methods”. IJCA Proceedings on National Conference on Power Systems and Industrial Automation NCPSIA 2015(3):6-9, December 2015

[12] Οστά & Αρθρώσεις για Τεχνολόγους – Ακτινολόγους Dr.Δημήτρης Αλειφερόπουλος 2003 Ιατρικές εκδόσεις Λίτσα

[13] Χαλβατζάκη Γεωργία “Σύστημα τμηματοποίησης εικόνας απλών ακτινογραφιών της άκρας χειρός για την εύρεση γεωμετρικών χαρακτηριστικών και λειτουργικών τμημάτων της” Διπλωματική Εργασία, ΕΜΠ 2012

[14] R.Gonzalez and R.E.Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, New Jersey, ISBN: 0201180758, 2nd edition, 2002.

[15] Ανάλυση και επεξεργασία εικόνων DICOM με την χρήση Matlab (πηγή:www.biomed.ntua.gr/Portals/1/askhsh_8_v3_FINAL.pdf)

[16] Αθανασία Κολοβού (Ε.Τ.Ε.Π), Παραδείγματα με χρήση Matlab, Εισαγωγή στην Επεξεργασία της Εικόνας, Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Πανεπιστήμιο Αθήνας, 2012

[17] 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

[18] πηγή: [<https://opensource.ellak.gr/2017/03/09/orthanc-elefthero-logismiko-gia-ta-nosokomia-ke-tin-iatriki-erevna>]

[19] Λούης Παπαγεωργίου “Σύστημα αυτόματης διάγνωσης ιστοπαθολογικών εικόνων μικροσκοπίας” , Διπλωματική εργασία, ΔΠΜΣ Τεχνολογίες Πληροφορικής στην Ιατρική και τη Βιολογία, Σχολή Θετικών Επιστημών Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Εθνικό και Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών, 2013

[20] Mari Partio, Bogdan Cramariuc, Moncef Gabbouj, and Ari Visa “Rock Texture Retrieval Using Gray Level Co-occurrence Matrix”, Proc. of the 5th Nordic Signal Processing Symposium, NORSIG 2002, Norway, October 4-7 2002

[21] [πηγή:https://el.wikipedia.org/wiki/Αναγνώριση_προτύπων]

[22] Διονύσιος Λευκαδίτης “Οπτική αναγνώριση εικόνας ηλεκτρονικών εξαρτημάτων με νευρωνικά δίκτυα”, Πτυχιακή εργασία, Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Καβάλας, Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών Τμήμα Ηλεκτρολογίας, 2009

[23] 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

[24] 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

- [25] Κόκκινος Ιωάννης " Παράλληλοι αλγόριθμοι εξόρυξης γνώσεις απο βάσεις δεδομένων με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης" Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, Πανεπιστήμιο Μακεδονίας, Θεσσαλονίκη 2011
- [26] 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
- [27] Σοφία Α. Παπαποστόλου, "Κατηγοριοποίηση με μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης", Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία, Στατιστική και Μοντελοποίηση, Σχολή Θετικών Επιστημών, Τμήμα Μαθηματικών, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, 2017
- [28] Βασικές Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης και Εξόρυξης Δεδομένων, ΔΠΜΣ Πληροφορική Επιστημών Ζωής, Ακαδ. Έτος 2013-2014, 2^ο Φροντιστήριο: 11.12.13
- [29] 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
- [30] 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.
- [31] 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

Πηγές Εικόνων

Εικόνα 1: <http://www.scielo.br/img/revistas/pope/v31n3/a09fig01.jpg>]

Εικόνα 7: <https://software.intel.com/sites/default/files/managed/71/72/webops-9619-fig6-formation-glcm-matrix.png>

Εικόνα 13: <https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/e/e7/KnnClassification.svg/279px-KnnClassification.svg.png>]

Εικόνα 14α: <http://www.mentalware.gr/uploads/2/3/6/7/23673177/3515768.gif?623>]

Εικόνα 14β: https://ocw.aoc.ntua.gr/modules/document/file.php/SEMFE103/ArtificialNeuronModel_english.png]

Εικόνα 15: <https://www.jeremyjordan.me/content/images/2017/07/Screen-Shot-2017-07-26-at-11.30.04-AM.png>]

Εικόνα 16: <https://www.quora.com/What-is-the-relation-between-SVM-kernels-and-CNN-kernels>

Εικόνα 17: <https://ensiwiki.ensimag.fr/index.php?title=Fichier:SVM.png>

Εικόνα 18: <https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcSz4KR-KE8a-TQM9cBFiEvkAkr6I8SAon6bXOnSEJeSzqKp0yF>]

Εικόνα 19: [πηγη: <https://i.stack.imgur.com/5x3Xj.png>]

Εικόνα 20: <http://www.simafore.com/blog/bid/57470/How-to-evaluate-classification-models-for-business-analytics-Part-2>