



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΥΛΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΟΡΘΟΠΕΔΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ Α. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΥ

Επιβλέπων: Γιώργος Ματσόπουλος

Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2013



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
ΥΛΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΟΡΘΟΠΕΔΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ Α. ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΥ

Επιβλέπων: Γιώργος Ματσόπουλος

Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή επιτροπή την 10^η Ιουνίου 2013

.....
Γ. Ματσόπουλος
Επ. Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Ν. Ουζούνογλου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιούνιος 2013

.....

Δημήτριος Α. Κωνσταντίνου
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright© Δημήτριος Α. Κωνσταντίνου, 2013

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος, All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Η πρόοδος της τεχνολογία έχει επιτρέψει στα συστήματα ιατρικής απεικόνισης την παραγωγή μεγάλου αριθμού ιατρικών εικόνων υψηλής ευκρίνειας. Στις εικόνες αυτές τα όρια των ανατομικών δομών πρέπει να καθοριστούν με ακρίβεια για τη σωστή κατάστρωση του πλάνου θεραπείας. Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η παρουσίαση μιας μεθόδου τμηματοποίησης ορθοπεδικών δεδομένων.

Στην εργασία αυτή αρχικά προσδιορίζονται οι λόγοι που καθιστούν την τμηματοποίηση ένα κρίσιμο στάδιο στην ανάλυση ιατρικών εικόνων. Στη συνέχεια γίνεται αναφορά στις διάφορες μεθόδους τμηματοποίησης ανάλογα με το είδος του αλγορίθμου που χρησιμοποιείται σε αυτές. Ακολούθως παρουσιάζονται αναλυτικά όλα τα στάδια της μεθόδου τμηματοποίησης ορθοπεδικών δεδομένων που αναπτύχθηκε καθώς και ενδεικτικά αποτελέσματα εφαρμογής της μεθόδου στις αρχικές εικόνες.

Η μέθοδος που αναπτύχθηκε εφαρμόζεται σε εικόνες αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας. Τα δυο είδη εικόνων λόγω των διαφορετικών τεχνικών απόκτησης τους εμφανίζουν μεγάλες διαφορές φωτεινότητας και αντίθεσης. Για την αντιμετώπιση του φαινομένου αυτού μια σειρά από φίλτρα και τεχνικές ενίσχυσης των εικόνων αναπτύχθηκε και εφαρμόστηκε στο κάθε είδος εικόνας.

Η μέθοδος τμηματοποίησης που χρησιμοποιείται είναι η μέθοδος ενεργών περιγραμμάτων χωρίς ακμές. Η επιλογή αυτή έγινε γιατί η εξέλιξη της καμπύλης δεν επηρεάζεται από την κλίση της εικόνας και συνεπώς ούτε από την χαμηλή αντίθεση των εικόνων. Για να είναι εφικτή η σύγκριση των αποτελεσμάτων για τα δυο είδη εικόνων δημιουργήθηκαν τα τρισδιάστατα μοντέλα από τα αντίστοιχα περιγράμματα όλων των εικόνων αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας.

Λέξεις κλειδιά

Τμηματοποίηση, ενεργά περιγράμματα ,τρειςδιάστατο μοντέλο, Υπολογιστική τομογραφία, μαγνητική τομογραφία, επεξεργασία εικόνας

Abstract

The advancement of technology has allowed medical imaging systems to produce a large number of medical images in high definition. In these images the boundaries of anatomical structures must be set accurately for proper design of the treatment plan. The purpose of this thesis is to present a method for segmenting orthopaedic data.

This thesis begins by identifying the reasons that make segmentation a crucial stage in the analysis of medical images. Afterwards the different segmentation methods are referred according to the type of algorithm used in them. Then all the steps of the data segmentation method are presented in detail as well as indicative results of the method when applied to the initial images.

The method developed is applied to computed tomography and magnetic resonance images. The two types of images due to the different techniques of acquisition exhibit large differences of brightness and contrast. To address this phenomenon a series of filters and image enhancement techniques was developed and applied to each kind of image.

The segmentation method used is the method of active contours without edges. This method was chosen made because the evolution of the curve is not influenced by the gradient of the image and therefore neither from the low contrast of our data. To allow a comparison of results for the two types of images three-dimensional models of the corresponding contours of all computed tomography and magnetic resonance images were created.

Key words

Segmentation, active contours, three-dimensional model, computed tomography, magnetic resonance imaging, image processing

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε κατά το ακαδημαϊκό έτος 2012-2013 υπό την επίβλεψη του κ. Γεώργιου Ματσόπουλου, επ. καθηγητή του Ε.Μ.Π. της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, στον οποίο οφείλω ιδιαίτερες ευχαριστίες για την ανάθεσή της, δίνοντας μου την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Παναγιώτη Ψώνη, υποψήφιο διδάκτορα της σχολής για τη βοήθεια και την καθοδήγησή του. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου, την αδερφή μου και τους φίλους μου για τη βοήθεια και την στήριξη καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

Εισαγωγή.....	-1-
1.1 Σκοπός της διπλωματικής εργασίας	-1-
1.2 Διάρθρωση της διπλωματικής εργασίας.....	-2-
Επισκόπηση Μεθόδων Τμηματοποίησης Εικόνων.....	-4-
2.1 Τμηματοποίηση Ιατρικών Εικόνων.....	-4-
2.2 Υπάρχουσες Μέθοδοι Τμηματοποίησης Ιατρικών Εικόνων	-5-
2.2.1 Μέθοδος Κατωφλιοποίησης	-5-
2.2.2 Μέθοδος διαχωρισμού περιοχών.....	-6-
2.2.3 Εύρεση ορίων βασισμένη στην ανίχνευση ακμών και τη σύνδεση.....	-6-
2.2.4 Μέθοδοι Μεταβολών.....	-8-
2.2.5 Ταξινομητές.....	-9-
2.2.6 Ομαδοποίηση.....	-10-
2.2.7 Μέθοδος Watershed.....	-11-
Μεθοδολογία Τμηματοποίησης ορθοπεδικών δεδομένων.....	-14-
3.1 Η Μεθοδολογία Τμηματοποίησης ορθοπεδικών δεδομένων.....	-14-
3.2 Τμηματοποίηση.....	-16-
3.2.1 Επιλογή του μοντέλου.....	-16-
3.2.2 Επεξήγηση αλγορίθμου.....	-17-
3.2.3 Αριθμητικός Υπολογισμός του φ	-19-
3.2.4 Ο αλγόριθμος στην πράξη	-20-
3.3 Επεξεργασία Εικόνων Αξονικής Τομογραφίας.....	-20-
3.3.1 Προεπεξεργασία.....	-21-
3.3.2 Κατωφλιοποίηση.....	-21-
3.3.3 Επεξεργασία Αποτελεσμάτων Τμηματοποίησης.....	-22-
3.4 Επεξεργασία Εικόνων Μαγνητικής Τομογραφίας	-22-
3.4.1 Προεπεξεργασία.....	-22-
3.4.2 Κατωφλιοποίηση.....	-24-
3.4.3 Επεξεργασία Αποτελεσμάτων Τμηματοποίησης.....	-24-
3.5 Εικόνες Μαγνητικής Τομογραφίας με Επιγονατίδα.....	-25-
Αποτελέσματα Αλγορίθμου τμηματοποίησης.....	-28-

4.1 Εισαγωγή.....	-28-
4.2 Αποτελέσματα εικόνων αξονικής τομογραφίας.....	-29-
4.3 Αποτελέσματα εικόνων μαγνητικής τομογραφίας.....	-33-
4.4 Τρισδιάστατη απεικόνιση και σύγκριση αποτελεσμάτων	-38-
Αξιολόγηση.....	-42-
5.1 Αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου τμηματοποίησης.....	-42-
5.2 Μελλοντικές Βελτιώσεις και Επεκτάσεις.....	-43-
Βιβλιογραφία.....	-45-

Εισαγωγή

1.1. Σκοπός της διπλωματικής εργασίας

Η ακριβής και έγκαιρη διάγνωση, η εκτίμηση της πορείας μιας νόσου, αλλά και ο σχεδιασμός θεραπευτικών παρεμβάσεων βασίζονται σήμερα σε σημαντικό βαθμό στην ιατρική απεικόνιση και εξαρτώνται τόσο από τη συλλογή των απεικονιστικών δεδομένων όσο και από την ερμηνεία- διαχείριση των λαμβανόμενων εικόνων. Τα τελευταία χρόνια, ο ρόλος και η συμβολή της ιατρικής απεικόνισης στη διαγνωστική και θεραπευτική διαδικασία έχει ενισχυθεί θεαματικά εξαιτίας όχι μόνο των εξελίξεων στα ανιχνευτικά συστήματα αλλά και στην τεχνολογία των υπολογιστών.

Μέχρι σήμερα η αξιολόγηση ιατρικών εικόνων γινόταν αποκλειστικά από ειδικευμένους ιατρούς. Ωστόσο η αξιολόγηση από ανθρώπους περιορίζεται από τα μη συστηματικά πρότυπα αναζήτησης του ανθρώπου, την παρουσία δομικού θορύβου στην εικόνα και την ύπαρξη πολύπλοκων ασθενειών που απαιτούν την ολοκλήρωση τεράστιας ποσότητας απεικονιστικών και κλινικών δεδομένων. Η υποβοήθηση της διάγνωσης από υπολογιστή, που ορίζεται ως η διάγνωση που τίθεται από ιατρό/απεικονιστή όταν αυτός χρησιμοποιεί την έξοδο ενός υπολογιστικού συστήματος ανάλυσης ιατρικής εικόνας ως δεύτερη γνώμη κατά τη διαδικασία ανίχνευσης βλαβών, εκτίμησης της έκτασης ασθενειών και λήψης διαγνωστικών αποφάσεων, μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τη διαδικασία αξιολόγησης ιατρικών εικόνων.

Η τμηματοποίηση είναι το κυριότερο στάδιο της ανάλυσης των ιατρικών εικόνων γιατί αποτελεί το πρώτο βήμα στην ανάλυση ή ερμηνεία της εικόνας αυτόματα και γεφυρώνει το κενό ανάμεσα στο χαμηλό και υψηλό επίπεδο ανάλυσης εικόνων. Η τμηματοποίηση είναι η διαδικασία όπου η εικόνα χωρίζεται σε περιοχές με κοινές ιδιότητες όπως η φωτεινότητα, το χρώμα, η υφή και η αντίθεση. Ο σκοπός της τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων είναι η

μελέτη ανατομικών δομών. ο εντοπισμός μιας περιοχής που ενδιαφέρει τον ιατρό καθώς και ο σχεδιασμός της θεραπείας πριν την ακτινοθεραπεία.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής είναι η ανάπτυξη μιας μεθόδου τμηματοποίησης ιατρικών δεδομένων και συγκεκριμένα εικόνων από αξονική και μαγνητική τομογραφία που απεικονίζουν το γόνατο ενός ασθενή. Λαμβάνοντας υπόψη την πολυπλοκότητα των ανατομικών δομών του ανθρωπίνου σώματος, την χαμηλή αντίθεση των ιατρικών εικόνων καθώς και την παρουσία θορύβου στις εικόνες στην παρούσα διπλωματική μια σειρά από φίλτρα και τεχνικές ενίσχυσης της αντίθεσης των εικόνων εφαρμόζεται στις εικόνες πριν την τμηματοποίηση. Για την τμηματοποίηση χρησιμοποιείται η μέθοδος των ενεργών περιγραμμάτων(active contours) χωρίς ακμές.

1.2. Διάρθρωση διπλωματικής εργασίας

Στα κεφάλαια που ακολουθούν παρουσιάζονται κάποιες τεχνικές τμηματοποίησης που αναφέρονται στη βιβλιογραφία, εξηγείται βήμα προς βήμα η προτεινόμενη μέθοδος και παρουσιάζονται ενδεικτικά αποτελέσματα.

Αναλυτικότερα στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται μια επισκόπηση των μεθόδων τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων που συναντούμε στη βιβλιογραφία.

Στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφεται αναλυτικά η μέθοδος τμηματοποίησης που προτείνεται. Η ανάλυση ακολουθεί τα βήματα του αλγορίθμου και όπου είναι αναγκαίο παρουσιάζονται διάφορες τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί και τα κριτήρια επιλογής τους έναντι άλλων παρόμοιων τεχνικών.

Τα αποτελέσματα της μεθόδου παρουσιάζονται το τέταρτο κεφάλαιο. Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται επίσης τα τρισδιάστατα μοντέλα που επιτρέπουν τη σύγκριση των αποτελεσμάτων.

Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο αξιολογείται η προτεινόμενη μέθοδος και αναφέρονται πιθανές επεκτάσεις και μελλοντικές βελτιώσεις.

Επισκόπηση Μεθόδων Τμηματοποίησης Εικόνων

2.1 Τμηματοποίηση Ιατρικών Εικόνων

Η τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα στάδια επεξεργασίας για την ανάλυση ιατρικών εικόνων. Οι κύριοι λόγοι που καθιστούν την τμηματοποίηση ένα τόσο σημαντικό στάδιο είναι οι εξής: α) επιτυγχάνεται λεπτομερέστατη απεικόνιση συγκεκριμένων περιοχών, β) δίνεται έμφαση σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της εικόνας, που είναι χρήσιμα για ανίχνευση, εκτίμηση, κατάταξη και αναγνώριση διαστάσεων ή/και τρισδιάστατων αντικειμένων από διαστάσεις ή τρισδιάστατες εικόνες και γ) επιτρέπει τη χρησιμοποίηση μετασχηματισμών (π.χ. μετατόπισης, περιστροφής) για καλύτερη απεικόνιση και στη συνέχεια εκτίμηση του αντικειμένου.

Οι μέθοδοι τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων μπορούν να διακριθούν σε τρεις γενιές με την κάθε γενιά να αντιπροσωπεύει ένα νέο επίπεδο αλγορίθμων. Οι πιο παλιές και χαμηλού επιπέδου τεχνικές αντιπροσωπεύουν την πρώτη γενιά. Η δεύτερη γενιά αποτελείται από αλγόριθμους που χρησιμοποιούν μοντέλα εικόνας, τεχνικές βελτιστοποίησης και μοντέλα αβεβαιότητας ενώ η τρίτη γενιά χαρακτηρίζεται από αλγόριθμους ικανούς να συμπεριλάβουν γνώση στην ανάλυση τους.

Τα προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι μέθοδοι τμηματοποίησης είναι τρία και σχετίζονται με την εικόνα. Ο θόρυβος που περιέχουν οι εικόνες αλλοιώνει την ένταση των εικονοστοιχείων και η κατηγοριοποίηση τους εμπεριέχει κάποιο βαθμό αβεβαιότητας. Επίσης οι εικόνες εμφανίζουν ανομοιομορφή ένταση ενώ μια κατηγορία ιστών έχει επίπεδο έντασης που ποικίλει σταδιακά σε όλη την έκταση της εικόνας. Τέλος οι εικόνες έχουν πεπερασμένο μέγεθος εικονοστοιχείων και υπόκεινται σε partial volume averaging ενώ

μεμονωμένοι όγκοι εικονοστοιχείων περιέχουν ένα μίγμα από κατηγορίες ιστών έτσι η ένταση ενός εικονοστοιχείου μπορεί να μην ταιριάζει σε καμιά κατηγορία ιστού.

Ακριβώς για την αντιμετώπιση των προβλημάτων αυτών οι αλγόριθμοι τμηματοποίησης έχουν εξελιχθεί με τα χρόνια και σε ορισμένες περιπτώσεις ένας συνδυασμός μεθόδων κατάτμησης είναι απαραίτητος για να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα.

2.2 Υπάρχουσες Μέθοδοι Τμηματοποίησης Ιατρικών Εικόνων

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε επιγραμματικά κάποιες μεθόδους τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων. Αρχικά θα αναφέρουμε τις πιο απλές τεχνικές όπως τη μέθοδο κατωφλιοποίησης και τη μέθοδο ανάπτυξης περιοχών. Στη συνέχεια θα αναφέρουμε πιο σύνθετες τεχνικές όπου η τμηματοποίηση γίνεται εφικτή με μεθόδους ταξινόμησης ή με τη βελτιστοποίηση ενός δυναμικού ενέργειας.

2.2.1 Μέθοδος Κατωφλιοποίησης

Η μέθοδος της κατωφλιοποίησης είναι από τις παλαιότερες μεθόδους τμηματοποίησης και μία από τις πιο απλές[1]. Η κατωφλιοποίηση είναι η διαδικασία όπου επιλέγεται μία τιμή έντασης, το κατώφλι, η οποία διαχωρίζει την περιοχή που μας ενδιαφέρει με την περιοχή του φόντου. Η τμηματοποίηση επιτυγχάνεται με την ένωση όλων των εικονοστοιχείων που έχουν τιμή έντασης μεγαλύτερη από το κατώφλι σε μία κατηγορία και όλα τα άλλα εικονοστοιχεία σε άλλη κατηγορία.

Η κατωφλιοποίηση είναι ένας απλός και αποτελεσματικός τρόπος για την τμηματοποίηση μιας εικόνας που περιέχει δομές που εμφανίζουν αντιθέσεις έντασης ή άλλα ποσοτικοποιημένα χαρακτηριστικά. Εκτελείται συνήθως διαδραστικά αφού βασίζεται στην εκτίμηση της τελικής τμηματοποίησης από το χρήστη.

Η κατωφλιοποίηση συνήθως είναι ένα αρχικό βήμα σε μία αλληλουχία τεχνικών επεξεργασίας εικόνας. Έχει χρησιμοποιηθεί στη ψηφιακή μαστογραφία όπου δύο είδη ιστών είναι παρόν, οι υγιείς και οι καρκινικοί. Οι κύριοι περιορισμοί της μεθόδου αυτής είναι ότι στην απλούστερη της μορφή μόνο δύο κατηγορίες δημιουργούνται και το γεγονός ότι δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε πολυκάναλες εικόνες. Επιπλέον η κατωφλιοποίηση δεν λαμβάνει υπόψη τα χωρικά χαρακτηριστικά της εικόνας καθιστώντας την έτσι ευαίσθητη στο θόρυβο και στις ανομοιογένειες έντασης. Τόσο ο θόρυβος όσο και η ανομοιογένεια αλλοιώνουν το ιστόγραμμα της εικόνας κάνοντας δύσκολο τον διαχωρισμό των περιοχών. Για το λόγο αυτό έχει προταθεί η διαφοροποίηση της κλασικής κατωφλιοποίησης για τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων, έτσι ώστε να ενσωματώνονται πληροφορίες τοπικής αντίθεσης και συνεκτικότητας στην ανάλυση.

2.2.2 Μέθοδος διαχωρισμού περιοχών

Εκτός από την εύρεση των ορίων των περιοχών με κατωφλιοποίηση υπάρχει μια σημαντική κατηγορία τεχνικών κατάτμησης εικόνας που έχει σαν στόχο τον απευθείας διαχωρισμό των περιοχών[2]. Μια αντιπροσωπευτική τεχνική αυτής της κατηγορίας είναι η ανάπτυξη περιοχών (region growing). Σύμφωνα με την τεχνική αυτή, η εικόνα διαιρείται σε πολλές μικρές περιοχές, καθεμία από τις οποίες αρχικά μπορεί να αποτελείται από ένα μόνο στοιχείο. Στη συνέχεια ταξινομούνται στην ίδια περιοχή όσα γειτονικά στοιχεία έχουν την ίδια ή πολύ κοντινή τιμή κάποιας ιδιότητας (π.χ. χρωματικής πυκνότητας, υψής) και ελέγχονται τα όρια των περιοχών που δημιουργήθηκαν, όπως και η διαφορά τιμών εκατέρωθεν των ορίων, συγκρίνοντας με κάποιο κατώφλι. Οι περιοχές που αντιστοιχούν σε μεγάλες μεταβολές διατηρούνται αμετάβλητες, ενώ αυτές που αντιστοιχούν σε μικρότερες ενώνονται σε μεγαλύτερες περιοχές (merging). Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι την εξάλειψη ασθενών μεταβολών ανάμεσα στις περιοχές, με βάση κάποιο προκαθορισμένο κατώφλι.

Μια παραλλαγή αυτού του αλγορίθμου τμηματοποίησης βασίζεται στην ανάπτυξη περιοχών με εκκίνηση από καθορισμένο αρχικό σημείο. Συγκεκριμένα, επιλέγεται ένα αρχικό σημείο από το οποίο αρχίζει η ανάπτυξη της περιοχής, καθώς και ένα όριο ομοιότητας που καθορίζει τη μέγιστη επιτρεπόμενη διαφορά χρωματικής πυκνότητας (ή υψής) μεταξύ των στοιχείων που ανήκουν στην περιοχή. Ο αλγόριθμος εξετάζει τα γειτονικά στοιχεία του αρχικού και αν πληρούν τα κριτήρια ομοιότητας εισάγονται στην περιοχή ενδιαφέροντος. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για κάθε νέο εισερχόμενο στην περιοχή στοιχείο μέχρι να μην μπορεί να βρεθεί άλλο στοιχείο που να πληροί τελικά το κριτήριο ομοιότητας.

2.2.3 Εύρεση ορίων βασισμένη στην ανίχνευση ακμών και τη σύνδεση

Οι ακμές σχετίζονται πολύ στενά με τα όρια των αντικειμένων μιας εικόνας. Τα εικονοστοιχεία που έχουν τα απαραίτητα χαρακτηριστικά για να αποτελέσουν το περίγραμμα του αντικειμένου ονομάζονται σημεία ακμών. Μπορούμε να εξετάσουμε τα εικονοστοιχεία αυτά και τους γείτονες τους και να καθορίσουμε αν ανήκουν στα όρια της περιοχής ενδιαφέροντος. Λόγω του θορύβου και των φαινομένων σκίασης, τα σημεία ακμών σπάνια σχηματίζουν τα κλειστά συνεκτικά σύνολα που απαιτούνται για την τμηματοποίηση[3]. Έτσι μία διαδικασία σύνδεσης απαιτείται για να συμπληρώσει τα κενά και να συσχετίσει γειτονικά σημεία ακμών έτσι ώστε να σχηματιστούν κλειστά συνεκτικά περιγράμματα.

Ο στόχος της ανίχνευσης ακμών είναι να μαρκάρει τα σημεία της εικόνας στα οποία το επίπεδο φωτεινότητας αλλάζει απότομα. Οι δύο παράμετροι ενδιαφέροντος είναι η κλίση και κατεύθυνση της μεταβολής. Οι τελεστές ανίχνευσης ακμών εξετάζουν κάθε γειτονιά εικονοστοιχείων και ποσοτικοποιούν την κλίση. Οι περισσότεροι τελεστές εκτελούν ένα δισδιάστατο χωρικό μετασχηματισμό κλίσης σε μία εικόνα χρησιμοποιώντας συνέλιξη με

ένα ζευγάρι οριζόντιων και κάθετων πυρήνων κλίσης, g_x και g_y . Το κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας συνελίσσεται και με τους δύο πυρήνες με τον ένα πυρήνα να εκτιμά την κλίση στη κατεύθυνση x και τον άλλο στην κατεύθυνση y . Το πλάτος της κλίσης υπολογίζεται παίρνοντας την τετραγωνική ρίζα του αθροίσματος των τετραγώνων των δύο πυρήνων δηλαδή

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \text{ με } G_x = I(x, y) * g_x, G_y = I(x, y) * g_y$$

με το τελεστή * να αποτελεί την συνέλιξη.

Η κατεύθυνση της κλίσης υπολογίζεται από το τύπο $\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$

Στη συνέχεια θα αναφέρουμε μερικούς από του σημαντικότερους ανιχνευτές ακμών και θα παρουσιάσουμε τους πυρήνες που χρησιμοποιούν.

Ανιχνευτής Ακμών Sobel

Ο τελεστής Sobel χαρακτηρίζεται από τους παρακάτω συνελικτικούς πυρήνες

$$g_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, g_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Οι πυρήνες του ομαλοποιούν αρκετά την εικόνα καθιστώντας την λιγότερο ευαίσθητη στο θόρυβο.

Ανιχνευτής Ακμών Prewitt

Ο τελεστής Prewitt χαρακτηρίζεται από τους παρακάτω συνελικτικούς πυρήνες

$$g_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, g_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Τα αποτελέσματα που παράγει είναι παρόμοια με εκείνα του τελεστή Sobel με τη διαφορά ότι δεν είναι τόσο ιστροπικά.

Ανιχνευτής Ακμών Canny

Γενικά η ανίχνευση ακμών με χρήση τελεστών παραγωγίσισης είναι μια μέθοδος ευαίσθητη στο θόρυβο αφού υπολογίζοντας τις παραγώγους στο χωρικό πεδίο ισοδυναμεί με υπερεπατό φίλτράρισμα στο πεδίο της συχνότητας. Ο θόρυβος εμφανίζει υψίσυχη συμπεριφορά συνεπώς η διαδικασία αυτή τον ενισχύει. Ο τελεστής Canny αντιμετωπίζει το πρόβλημα αυτό χρησιμοποιώντας ένα εναλλακτικό τρόπο εύρεσης των ακμών της εικόνας.

Ο τελεστής Canny είναι ένας πολυδιάστατος αλγόριθμος εύρεσης ακμών. Αρχικά η εικόνα ομαλοποιείται συνελίσσοντας την με ένα Γκαουσιανό πυρήνα. Στη συνέχεια ένας

τελεστής πρώτης παραγώγου εφαρμόζεται στην εικόνα και υπολογίζονται τα εικονοστοιχεία που σχηματίζουν τοπικά μέγιστα. Ακολούθως εφαρμόζεται διπλή κατωφλιοποίηση στα αποτελέσματα έτσι ώστε να υπολογιστούν έγκυρα σημεία ακμών και να εξαφανιστεί ο θόρυβος. Το αποτέλεσμα είναι μία δυαδική εικόνα όπου κάθε εικονοστοιχείο επισημάνεται ως σημείο ακμής ή όχι.

Τα σημεία ακμής από οποιαδήποτε μέθοδο εύρεσης τους σπάνια σχηματίζουν τα κλειστά συνεκτικά σύνολα που απαιτούνται για την τμηματοποίηση. Συνεπώς χρειάζεται να εκτελεστεί άλλο ένα βήμα για να ολοκληρωθεί η οριοθέτηση των αντικειμένων. Η σύνδεση ακμών είναι η διαδικασία συσχέτισης κοντινών σημείων ακμών έτσι ώστε να σχηματιστούν κλειστά συνεκτικά σύνολα. Η διαδικασία αυτή συμπληρώνει τα κενά που προκύπτουν από θόρυβο ή σκίαση στις εικόνες.

Γενικά η σύνδεση ακμών για μικρά κενά μπορεί να επιτευχθεί με έρευνα της γύρω περιοχής για άλλα σημεία και στη ακολούθως με συμπλήρωση των εικονοστοιχείων που απαιτούνται. Τυπικά η περιοχή είναι μεγέθους 5*5 ή μεγαλύτερη. Η διαδικασία αυτή σε εικόνες με πυκνά σημεία ακμών οδηγεί σε υπερκατάτμηση. Για να αποφευχθεί αυτό μπορούμε να απαιτήσουμε τα δύο σημεία να έχουν κοινό πλάτος κλίσης και προσανατολισμό για να επιτραπεί η σύνδεσή τους.

2.2.4 Μέθοδοι Μεταβολών

Οι μέθοδοι μεταβολών βασίζονται στην βελτιστοποίηση ενός ενεργειακού δυναμικού[4]. Η βέλτιστη λύση του δυναμικού αυτού μας παρέχει την τμηματοποίηση που ψάχνουμε. Το δυναμικό εξαρτάται από μία καμπύλη που ορίζει τη διαίρεση της εικόνας καθώς και από όρους που προέρχονται από την εικόνα όπως η ένταση της εικόνας, η κλίση της εικόνας κ.ά.

Μια αρχική υλοποίηση της μεθόδου μεταβολών είναι το snake. Στη μέθοδο αυτή το ενεργειακό δυναμικό ορίζεται ως:

$$E[C(S)] = -\int |\nabla I(C(s))|^2 ds + v_1 \int |C'(s)|^2 ds + v_2 \int |C''(s)|^2 ds$$

Όπου C η παραμετροποιημένη καμπύλη με παράμετρο s, I είναι η αρχική εικόνα και C' C'' είναι η πρώτη και δεύτερη παράγωγος αντίστοιχα της καμπύλης C ως προς s. Ο πρώτος όρος της εξίσωσης είναι η εξωτερική ενέργεια και οι άλλοι δύο όροι η εσωτερική ενέργεια. Η εξωτερική ενέργεια προέρχεται από την εικόνα και χρησιμοποιείται για να οδηγήσει την εικόνα σε περιοχές με ισχυρό πλάτος κλίσης. Ο πρώτος όρος της εσωτερικής ενέργειας που ελέγχεται από τη μεταβλητή $v_1 \geq 0$ ορίζει το μήκος του snake ενώ ο δεύτερος όρος με τη μεταβλητή $v_2 \geq 0$ την ακαμψία του. Τα μειονεκτήματα που παρουσιάζει η μέθοδος αυτή είναι ότι δεν επιτρέπει τοπολογικές αλλαγές λόγω της εξίσωσης δυναμικού και οι λύσεις της εξίσωσης εξαρτώνται πάρα πολύ από την αρχικοποίηση της καμπύλης.

Η μέθοδος με level sets βασίζεται στη καμπύλη που χρησιμοποιείται στο snake με τη διαφορά ότι θεωρεί την καμπύλη χρονοεξαρτώμενη επιτρέποντας έτσι αυθαίρετες αλλαγές στην τοπολογία.

Και οι δύο μέθοδοι που αναφέραμε πιο πάνω ορίζουν τα αντικείμενα στην εικόνα από την κλίση της εικόνας. Αυτό όμως προκαλεί προβλήματα λόγω της συνεχούς μεταβαλλόμενης έντασης των ακμών και του θορύβου. Σε εικόνες με αδύναμες ή θολές ακμές και οι δύο μέθοδοι αποτυγχάνουν να τμηματοποιήσουν σωστά την εικόνα. Η μέθοδος ενεργών περιγραμμάτων χωρίς ακμές αντιμετωπίζει αυτά τα προβλήματα αφού δεν εξαρτάται από τις ακμές. Η εξίσωση που περιγράφει το ενεργό δυναμικό σε αυτή τη μέθοδο είναι:

$$E_{CV}[C(S)] = \mu \int_0^{L(C)} ds + \iint_{\Omega_C} (I(x, y) - c_1)^2 dx dy + \iint_{\Omega_N \setminus \Omega_C} (I(x, y) - c_2)^2 dx dy$$

όπου Ω_C είναι το εσωτερικό της καμπύλης C , c_1 και c_2 είναι οι μέσες τιμές της έντασης στο εσωτερικό και στο εξωτερικό της εικόνας αντίστοιχα και ο όρος μ είναι ένας όρος βαρύτητας. Τα κύρια πλεονεκτήματα της μεθόδου αυτής είναι ότι δεν εξαρτάται από την αρχικοποίηση της καμπύλης και παράγει βέλτιστες λύσεις.

2.2.5 Ταξινομητές

Οι μέθοδοι με ταξινομητές είναι τεχνικές αναγνώρισης προτύπων που προσπαθούν να διαιρέσουν τον χαρακτηριστικό χώρο μια εικόνας χρησιμοποιώντας δεδομένα με γνωστές επιγραφές[5]. Είναι μέθοδοι που απαιτούν επίβλεψη αφού χρειάζονται εκπαιδευτικά δεδομένα τα οποία έχουν καταταμηθεί χειροκίνητα και χρησιμοποιούνται στη συνέχεια ως αναφορές για καινούργιες τμηματοποιήσεις. Ένας απλός ταξινομητής είναι ο ταξινομητής κοντινότερου γείτονα όπου κάθε εικονοστοιχείο εισάγεται στη κατηγορία που είναι το εκπαιδευτικό δεδομένο με την κοντινότερη ένταση φωτεινότητας. Μια γενίκευση του παραπάνω ταξινομητή είναι ο k κοντινότερος γείτονας ταξινομητής όπου το εικονοστοιχείο κατηγοριοποιείται ανάλογα με την πλειοψηφία των k κοντινότερων γειτόνων του. Ο ταξινομητής αυτός θεωρείται μη παραμετρικός αφού δεν υπολογίζει τη στατιστική δομή των δεδομένων.

Ένας παραμετρικός ταξινομητής που χρησιμοποιείται συχνά είναι ο ταξινομητής μέγιστης πιθανότητας ή ταξινομητής Bayes. Θεωρεί ότι οι εντάσεις των εικονοστοιχείων είναι ανεξάρτητα δείγματα από ένα μίγμα κατανομών πιθανότητας συνήθως γκαουσιανή. Το μίγμα αυτό καλείται πεπερασμένο μίγμα μοντέλου και ορίζεται από τη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας:

$$f(y_j; \theta, \pi) = \sum_{k=1}^K \pi_k f_k(y_j; \theta_k)$$

Όπου y_j είναι η ένταση του εικονοστοιχείου j , f_k μία συνιστώσα της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας που παραμετροποιείται από το θ_k . Οι μεταβλητές π_k είναι συνιστώσες μίγματος και ελέγχουν της συνεισφορά κάθε συνάρτησης πυκνότητας. Τα εκπαιδευτικά δεδομένα συλλέγονται παίρνοντας αντιπροσωπευτικά δεδομένα από κάθε συνιστώσα του μίγματος μοντέλου και υπολογίζοντας τα θ_k ανάλογα. Για γκαουσιανά μίγματα πρέπει να υπολογιστούν οι K μέσοι, οι συνδιασπορές και οι συνιστώσες μίγματος. Η κατηγοριοποίηση των νέων δεδομένων επιτυγχάνεται με την ανάθεση κάθε εικονοστοιχείου στην κατηγορία με την μεγαλύτερη μεταγενέστερη πιθανότητα.

Οι τυπικοί ταξινομητές απαιτούν οι δομές που θα τμηματοποιηθούν να διαθέτουν διακριτά ποσοτικά χαρακτηριστικά. Επιπλέον αφού είναι μια μη επαναληπτική μέθοδος είναι πολύ γρήγορη υπολογιστικά και σε αντίθεση με τη μέθοδο κατωφλιοποίησης μπορεί να εφαρμοστεί και σε πολυκάναλες εικόνες. Το μεγαλύτερο μειονέκτημα των ταξινομητών είναι ότι απαιτούν την εμπλοκή του χρήστη για να αποκτηθούν τα εκπαιδευτικά δεδομένα. Τα εκπαιδευτικά δεδομένα μπορούν να αποκτηθούν για κάθε εικόνα που επιθυμείται τμηματοποίηση καθιστώντας όμως την διαδικασία χρονοβόρα και κουραστική. Η χρήση των ίδιων εκπαιδευτικών δεδομένων για ένα μεγάλο αριθμό εικόνων δεν λαμβάνει υπόψη την ανατομική και φυσιολογική μεταβλητότητα των διαφορετικών δειγμάτων και συνεπώς δεν είναι μια αξιόπιστη λύση αφού οδηγεί σε στρέβλωση των αποτελεσμάτων.

2.2.6 Ομαδοποίηση

Οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης ουσιαστικά εκτελούν την ίδια λειτουργία με τους ταξινομητές χωρίς την ανάγκη ύπαρξης εκπαιδευτικών δεδομένων. Συνεπώς είναι μια μέθοδος που δεν απαιτεί επίβλεψη[6]. Για να αντισταθμιστεί η απουσία εκπαιδευτικών δεδομένων, οι μέθοδοι ομαδοποίησης εναλλάσσουν επαναληπτικά την τμηματοποίηση της εικόνας με το χαρακτηρισμό των ιδιοτήτων της κάθε κλάσης. Ουσιαστικά οι αλγόριθμοι τμηματοποίησης εκπαιδεύονται μόνοι τους, χρησιμοποιώντας τα διαθέσιμα δεδομένα.

Τρεις πολύ γνωστοί αλγόριθμοι τμηματοποίησης είναι ο K μέσος ή ISODATA αλγόριθμος, ο ασαφής c μέσος αλγόριθμος και ο αλγόριθμος μέγιστης προσδοκίας. Ο K μέσος αλγόριθμος ομαδοποιεί τα δεδομένα υπολογίζοντας επαναληπτικά την μέση ένταση κάθε κατηγορίας και τμηματοποιεί την εικόνα κατηγοριοποιώντας κάθε εικονοστοιχείο στην κατηγορία με τη κοντινότερη μέση ένταση. Ο ασαφής c μέσος αλγόριθμος γενικεύει τον K μέσο αλγόριθμο επιτρέποντας τμηματοποίηση βασισμένη σε ασαφή θεωρία συνόλων. Ο αλγόριθμος μέγιστης προσδοκίας υποθέτει ότι τα δεδομένα ακολουθούν ένα γκαουσιανό μοντέλο. Έτσι υπολογίζει επαναληπτικά την μεταγενέστερη πιθανότητα και εκτίμηση μέγιστης πιθανότητας των μέσων, συνδιασποράς και των συνιστωσών μίγματος του μοντέλου μίγματος.

Παρόλο που οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης δεν απαιτούν εκπαιδευτικά δεδομένα χρειάζονται μία αρχική τμηματοποίηση για να επιφέρουν καλά αποτελέσματα. Όπως και οι ταξινομητές έτσι και οι αλγόριθμοι ομαδοποίησης δεν μοντελοποιούν χωρικά την εικόνα

συνεπώς είναι πολύ γρήγοροι υπολογιστικά, ταυτόχρονα όμως εμφανίζουν ευαισθησία απέναντι στο θόρυβο και σε ανομοιογένειες έντασης. Η ευρωστία απέναντι στο θόρυβο μπορεί να επιτευχθεί με χρήση των μοντέλων MRF(Markov Random Field).

2.2.7 Μέθοδος Watershed

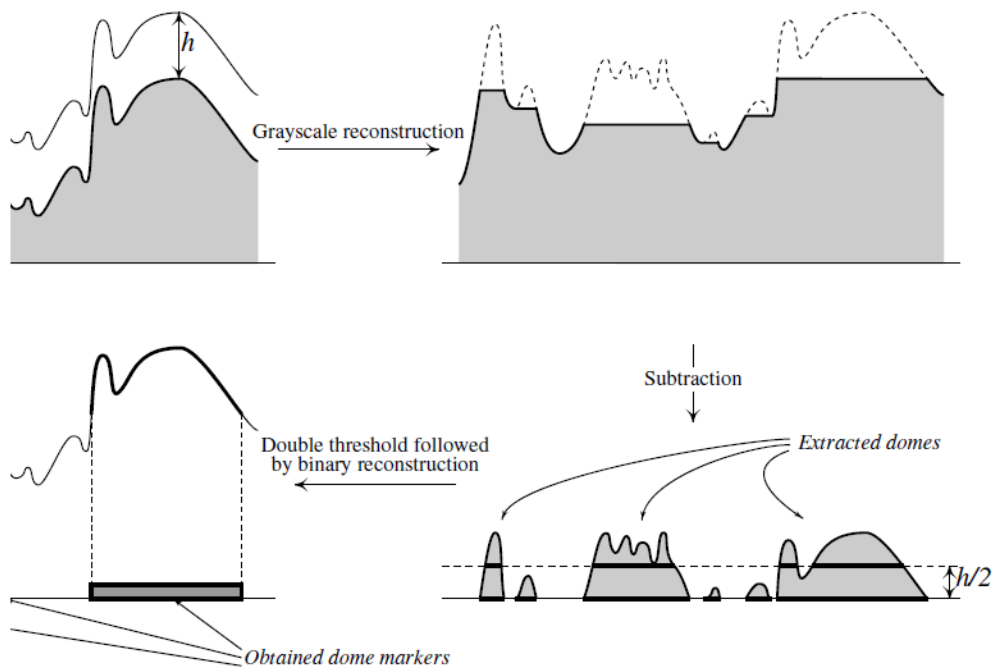
Μια πολύ γνωστή μέθοδος τμηματοποίησης είναι η τεχνική Watershed. Αρχικά πρέπει να ορίσουμε τη γραμμή watershed στην επιφάνεια μιας εικόνας. Οι ακμές ή γραμμές watershed βρίσκονται στις κορυφογραμμές της εικόνας που διαχωρίζουν δύο ξεχωριστά ελάχιστα της εικόνας[7]. Μια εννοιολογική διαδικασία υπολογισμού των γραμμών αυτών είναι μέσω πλημμυρισμού και θεωρώντας την εικόνα σαν τοπογραφική περιοχή. Η περιοχή πλημμυρίζεται αρχίζοντας από τα ελάχιστα και το νερό που ανεβαίνει δεν επιτρέπεται να υπερχειλίσει σε γειτονικές περιοχές κτίζοντας φράγματα. Η πλημμύρα σταματά όταν το νερό φτάσει στο υψηλότερο σημείο της περιοχής. Οι γραμμές watershed αποτελούν τις κορυφογραμμές των βουνών που έχουν απομείνει και των ακμών των φραγμάτων.

Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι η εφαρμογή της στη κλίση μιας εικόνας για κατάτμηση. Όμως η μέθοδος watershed δεν μπορεί να εφαρμοστεί απευθείας στη κλίση της εικόνας γιατί οδηγεί σε υπερκατάτμηση των εικόνων και συνεπώς λανθασμένα αποτελέσματα. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού χρησιμοποιούνται σημαδευτές των περιοχών που θα εξαχθούν. Με τον όρο σημαδευτής μιας περιοχής δηλώνουμε ένα συνδεδεμένο αριθμό εικονοστοιχείων που βρίσκονται στο εσωτερικό της περιοχής. Αφού εξάγουμε τους σημαδευτές με χρήση grayscale reconstruction closing μπορούμε να επιβάλουμε τους σημαδευτές ως ελάχιστα της κλίσης και να διατηρήσουμε τις υψηλότερες κορυφογραμμές της κλίσης που βρίσκονται ανάμεσα σε δύο σημαδευτές. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται τροποποίηση ομοτοπίας. Στη συνέχεια υπολογίζοντας τον μετασχηματισμό watershed της τροποποιημένης κλίσης εξάγουμε τα καλύτερα περιγράμματα σε σχέση με το σύνολο των σημαδευτών και της κλίσης. Από την παραπάνω ανάλυση γίνεται προφανής ο σημαντικός ρόλος που παίζουν οι σημαδευτές στη μέθοδο αυτή. Για το λόγο αυτό θα περιγράψουμε συνοπτικά τη διαδικασία εξαγωγής των σημαδευτών.

Η εξαγωγή σημαδευτών είναι ένα σύνθετο πρόβλημα αφού σαν είσοδος στη μέθοδο αυτή χρησιμοποιούνται εικόνες που εμφανίζουν μεγάλες διαφορές μεταξύ τους. Συνεπώς είναι αδύνατο να γίνουν υποθέσεις για το σχήμα ή το μέγεθος των περιοχών που θέλουμε να εξάγουμε, καθώς και για το επίπεδο του θορύβου. Υπάρχουν διάφορα κριτήρια για την επιλογή σημαδευτών. Αυτά είναι : 1)κριτήρια βασισμένα στην αντίθεση που εξαρτώνται από τις απότομες διαφορές στο ύψος των περιοχών που θέλουμε να τμηματοποιήσουμε, 2)κριτήρια εμβαδού που εξαρτώνται από το μέγεθος των περιοχών και 3) κριτήρια όγκου που συνδυάζουν και τις δύο παραπάνω προσεγγίσεις. Στη συνέχεια θα αναλύσουμε μία μέθοδο σημαδευτών που προκύπτει από κριτήρια βασισμένα στην αντίθεση.

Η μέθοδος αυτή ονομάζεται μέθοδος εξαγωγής θόλων/λεκάνων. Για τους θόλους αρχικά αφαιρούμε μια αυθαίρετη σταθερά h από την εικόνα I και στη συνέχεια εκτελούμε ένα

grayscale reconstruction opening της I από την $I-h$. Στη συνέχεια η ανακατασκευασμένη εικόνα αφαιρείται από την αρχική δίνοντας ως αποτέλεσμα μια εικόνα J με τους θόλους και τις κορυφογραμμές της I . Από την J εύκολα μπορούμε να εξάγουμε μια δυαδική εικόνα των σημαντικότερων θόλων με κατωφλιοποίηση. Η διαδικασία που περιγράφηκε φαίνεται στο σχήμα 1. Η δυαδική διαδικασία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξαγωγή των λεκάνων και των κοιλάδων της εικόνας.



Σχήμα 1. Αλγόριθμος εξαγωγής θόλων μίας grayscale εικόνας.

Εύκολα παρατηρείται ότι ο παραπάνω αλγόριθμος εξαγωγής σηματοδευτών δεν κάνει υποθέσεις για το σχήμα ή το μέγεθος των περιοχών. Η μοναδική παράμετρος που έχει είναι η μεταβλητή h , της οποίας η επιλογή δεν είναι ζωτικής σημασίας αφού μεγάλες μεταβολές της επηρεάζουν ελάχιστα τους θόλους που εξάγονται. Επιπλέον ένα από τα κυριότερα πλεονεκτήματα του αλγορίθμου watershed είναι ότι μικρές μεταβολές στο σχήμα των σηματοδευτών δεν επηρεάζουν το τελικό αποτέλεσμα.

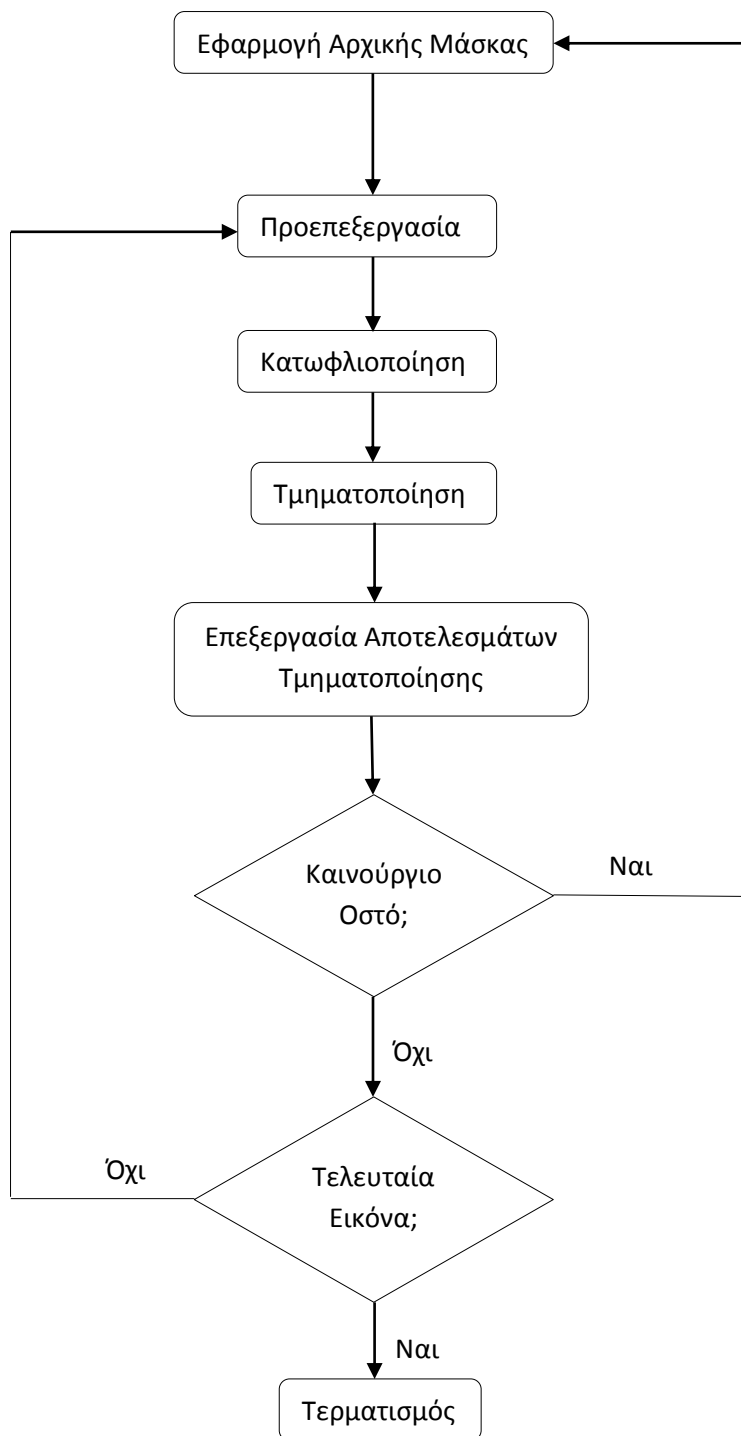
Μεθοδολογία τμηματοποίησης ορθοπεδικών Δεδομένων

3.1 Η Μεθοδολογία Τμηματοποίησης ορθοπεδικών δεδομένων

Η προτεινόμενη μέθοδος χρησιμοποιείται για την τμηματοποίηση ορθοπεδικών δεδομένων και συγκεκριμένα δεδομένων από αξονική και μαγνητική τομογραφία και βασίζεται στη μέθοδο των ενεργών περιγραμμάτων χωρίς ακμές. Η επιλογή της συγκεκριμένης μεθόδου τμηματοποίησης έγινε γιατί τα όρια των αντικειμένων που θέλουμε να ανιχνεύσουμε, δηλαδή τα οστά στην περιοχή του γονάτου, δεν μπορούν να απεικονιστούν με τη χρήση κλίσης.

Ο αλγόριθμος μας εφαρμόζεται σε 161 εικόνες αξονικής τομογραφίας και σε 160 εικόνες μαγνητικής τομογραφίας. Αρχικά αναλύσαμε τις εικόνες αξονικής τομογραφίας και καταλήξαμε σε ικανοποιητικά αποτελέσματα. Στη συνέχεια προσπαθήσαμε με τα ίδια στάδια επεξεργασία να αναλύσουμε τις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας χωρίς όμως επιτυχία. Αυτό ήταν αναμενόμενο λόγω των ανομοιογενειών έντασης, της χαμηλής αντίθεσης καθώς και της παρουσίας αντικειμένων που δημιουργούνται από τον τρόπο λήψης των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας. Για να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα αυτά έγιναν μικρές τροποποιήσεις στο στάδιο της προεπεξεργασίας των εικόνων, στο στάδιο κατωφλιοποίησης καθώς και στο στάδιο της επεξεργασία των αποτελεσμάτων της τμηματοποίησης διατηρώντας όμως σταθερό το στάδιο της τμηματοποίησης.

Ο αλγόριθμος παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα (σχήμα 2).



Σχήμα 2. Βήματα αλγορίθμου προτεινόμενης μεθόδου τμηματοποίησης

Στο σημείο αυτό θα δοθεί μία λεπτομερής περιγραφή του βήματος της τμηματοποίησης που είναι κοινό και για τα δύο είδη των εικόνων. Στη συνέχεια θα αναλύσουμε για το κάθε είδος εικόνας τα βήματα προεπεξεργασίας, κατωφλιοποίησης και επεξεργασίας των αποτελεσμάτων.

3.2 Τμηματοποίηση

Η μέθοδος τμηματοποίησης που χρησιμοποιείται στη παρούσα διπλωματική είναι η μέθοδος ενεργών περιγραμμάτων χωρίς ακμές. Βασίζεται στο συναρτησιακό των Mumford-Shah για τμηματοποίηση [8] και σε τεχνικές εξέλιξης καμπύλης. Το πρόβλημα που καλείται να αντιμετωπίσει ο αλγόριθμος είναι το εξής: σε μια εικόνα u_0 να υπολογιστεί το τμήμα Ω_i του Ω (Ω υποσύνολο του χώρου R_2) και μία βέλτιστη τμηματικά συνεχής ομαλή εκτίμηση u του u_0 έτσι ώστε το u να έχει μικρή μεταβολή στο εσωτερικό του Ω_i και να εμφανίζει απότομη ή ασυνεχή συμπεριφορά στο εξωτερικό του.

3.2.1 Επιλογή του μοντέλου

Η βασική ιδέα ενός μοντέλου ενεργών περιγραμμάτων είναι η εξέλιξη μίας καμπύλης που υπόκειται σε περιορισμούς από την εικόνα u_0 με σκοπό να ανιχνεύσει τα αντικείμενα της εικόνας. Στα κλασικά μοντέλα ενεργών περιγραμμάτων χρησιμοποιείται ένας ανιχνευτής ακμών, που βασίζεται στη κλίση της εικόνας, έτσι ώστε η καμπύλη που εξελίσσεται να σταματήσει στα όρια του αντικειμένου. Τα μοντέλα αυτά βασίζονται στην ελαχιστοποίηση του ενεργειακού που δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$J_1(C) = a \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \beta \int_0^1 |C''(s)|^2 ds - \lambda \int_0^1 |\nabla u_0 C(s)|^2 ds$$

Όπου a, β, λ είναι θετικοί παράμετροι. Οι πρώτοι δύο όροι ελέγχουν την ομαλότητα της καμπύλης (εσωτερική ενέργεια) ενώ ο τρίτος όρος έλκει την καμπύλη προς το αντικείμενο στην εικόνα (εξωτερική ενέργεια). Παρατηρείται ότι ελαχιστοποιώντας την ενέργεια θέλουμε να τοποθετήσουμε την καμπύλη σε σημεία μεγίστου του $|\nabla u_0|$, που λειτουργεί ως ανιχνευτής ακμών, διατηρώντας την ομαλότητα της καμπύλης.

Ένας γενικός ανιχνευτής ακμών ορίζεται από μία θετική συνάρτηση g που εξαρτάται από τη κλίση της εικόνας έτσι ώστε

$$\lim_{z \rightarrow \infty} g(z) = 0$$

Για παράδειγμα

$$g(|\nabla u_0(x, y)|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma(x, y) * u_0(x, y)|^p}, p \geq 1$$

Όπου $G_\sigma(x, y) * u_0(x, y)$ το αποτέλεσμα της συνέλιξης της εικόνας με την Γκαουσιανή

$$G_{\sigma}(x, y) = \sigma^{-1/2} e^{-|x^2+y^2|/4\sigma}$$

Η συνάρτηση $g(|\nabla u_0|)$ έχει θετική τιμή σε ομογενείς περιοχές και μηδενική σε περιοχές με ακμές. Λόγω της εξάρτησης των κλασσικών μοντέλων ενεργών περιγραμμάτων από τη συνάρτηση ανίχνευσης ακμών g που με τη σειρά της εξαρτάται από την κλίση της εικόνας, τα μοντέλα αυτά μπορούν να ανιχνεύσουν μόνο αντικείμενα που οι ακμές τους καθορίζονται από τη κλίση. Επιπλέον εάν η εικόνα είναι πολύ θορυβώδης θα πρέπει η Γκαουσιανή ομαλοποίηση να είναι πολύ ισχυρή επιφέροντας ταυτόχρονα μία ομαλοποίηση των ακμών και μία δυσκολία στον εντοπισμό τους.

Για το λόγο αυτό επιλέχθηκε η μέθοδος ενεργών περιγραμμάτων χωρίς ακμές. Η μέθοδος αυτή δεν βασίζεται στην κλίση της εικόνας για τον τερματισμό της διαδικασίας. Ο όρος τερματισμού βασίζεται σε τεχνικές κατάτμησης από τους Mumford-Shah έτσι μπορούμε να ανιχνεύσουμε αντικείμενα με πολύ ομαλά όρια η ακόμη και ασυνεχή όρια. Επιπλέον ο αλγόριθμος μπορεί να διατυπωθεί με χρήση level set επιτρέποντας τον εύκολο υπολογισμό των μεταβλητών που απαιτούνται.

3.2.2 Επεξήγηση αλγορίθμου

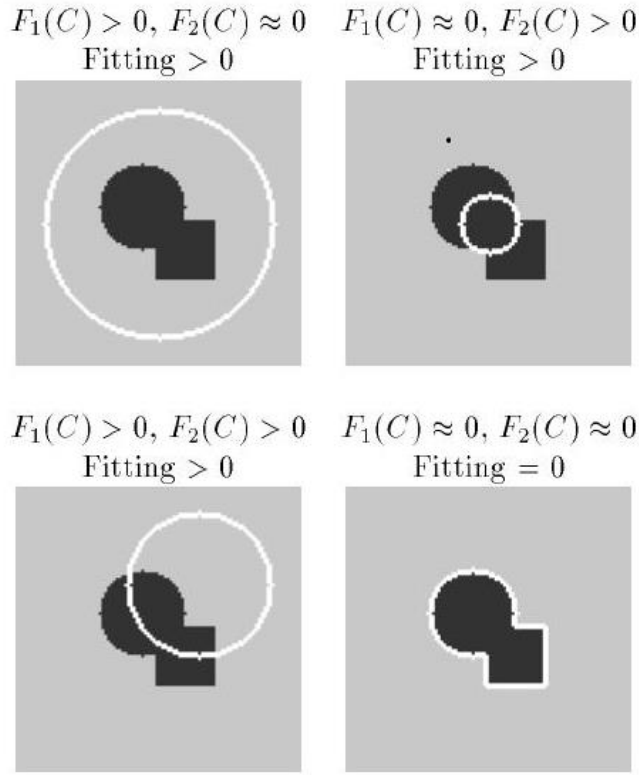
Ας υποθέσουμε αρχικά ότι η εικόνα u_0 αποτελείται από δύο περιοχές διακριτών τιμών με τμηματικά συνεχής εντάσεις, τις u_0^i και u_0^o . Υποθέτουμε επίσης ότι το αντικείμενο που θέλουμε να ανιχνεύσουμε παριστάνεται από τη περιοχή u_0^i . Το όριο του αντικειμένου είναι το C_0 . Συνεπώς $u_0 \approx u_0^i$ στο εσωτερικό του C_0 και $u_0 \approx u_0^o$. Ας θεωρήσουμε τώρα τον ακόλουθο όρο προσαρμογής

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{inside(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \int_{outside(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy$$

Όπου C μια οποιαδήποτε μεταβλητή καμπύλη και οι σταθερές c_1, c_2 οι μέσες τιμές της u_0 στο εσωτερικό και στο εξωτερικό της C . Είναι προφανές ότι σε αυτή τη περίπτωση η καμπύλη C_0 ελαχιστοποιεί τον όρο προσαρμογής δηλαδή

$$\min_C \{F_1(C) + F_2(C)\} \approx 0 \approx F_1(C_0) + F_2(C_0)$$

Στο σχήμα 3 φαίνονται όλες οι πιθανές θέσεις της καμπύλης καθώς και οι τιμές που παίρνει ο όρος προσαρμογής Fitting. Σε όλες τις περιπτώσεις ο όρος προσαρμογής ελαχιστοποιείται μόνο όταν η καμπύλη βρεθεί στα όρια του αντικειμένου.



Σχήμα 3. Όλες οι πιθανές θέσεις της καμπύλης. Ο όρος προσαρμογής ελαχιστοποιείται μόνο όταν η καμπύλη βρίσκεται στα όρια του αντικειμένου

Για να μπορέσουμε να υπολογίσουμε την απαιτούμενη καμπύλη C διατυπώνουμε το πρόβλημα με χρήση level sets και εισάγουμε τη συνάρτηση Lipschitz ϕ έτσι ώστε

$$\begin{cases} C = \partial\omega = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \omega = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) > 0\} \\ \text{outside}(C) = \Omega \setminus \omega = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) < 0\} \end{cases}$$

Με αυτή τη διατύπωση το πρόβλημα μας ανάγεται σε υπολογισμό της ϕ .

Με χρήση των συναρτήσεων Heaviside, H και Dirac, δ_0 που ορίζονται από τους παρακάτω τύπους

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad \delta_0(z) = \frac{d}{dz} H(z)$$

η ενέργεια F και οι μεταβλητές c_1, c_2 εκφράζονται ως εξής:

$$\begin{aligned} F(c_1, c_2, \phi) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \\ &+ \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \\ &\lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \end{aligned}$$

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}, \quad c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}$$

Αν η καμπύλη δεν έχει κενές εξωτερικές περιοχές στο Ω τότε οι μεταβλητές c_1, c_2 απλοποιούνται περαιτέρω και δίνονται από την παρακάτω απλή μορφή

$$\begin{cases} c_1(\varphi) = \text{average}(u_0) \text{ in } \{\varphi \geq 0\} \\ c_2(\varphi) = \text{average}(u_0) \text{ in } \{\varphi < 0\} \end{cases}$$

Κρατώντας τις μεταβλητές c_1, c_2 σταθερές και ελαχιστοποιώντας το F ως προς φ επιτρέποντας στο φ να εξελίσσεται χρονικά εξάγουμε τις ακόλουθες εξισώσεις για τον υπολογισμό του

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] = 0 \text{ in } (0, \infty) \times \Omega$$

$$\varphi(0, x, y) = \varphi_0(x, y) \text{ in } \Omega$$

$$\frac{\delta(\varphi)}{|\nabla \varphi|} \frac{\partial \varphi}{\partial \vec{n}} = 0 \text{ on } \partial \Omega$$

Όπου \vec{n} είναι η εξωτερική νόρμα στο όριο $\partial \Omega$ και $\frac{\partial \varphi}{\partial \vec{n}}$ η κατευθυντική παράγωγος του φ στα όρια.

3.2.3 Αριθμητικός Υπολογισμός του φ

Βήμα 1

Υπολογισμός φ για $n=0$ όπου n ο αριθμός επαναλήψεων του αλγορίθμου. Το αρχικό φ υπολογίζεται ως μετασχηματισμός απόστασης της αρχικής μάσκας που επιβάλουμε στην εικόνα. Αυτό γίνεται μόνο για την πρώτη επανάληψη. Στις επόμενες επαναλήψεις το αρχικό φ είναι η τιμή που υπολογίστηκε στο βήμα 4 για $n=n-1$.

Βήμα 2

Υπολογισμός των c_1, c_2 . Το c_1 είναι ο μέσος όρος των σημείων που βρίσκονται εσωτερικά του περιγράμματος, έχουν τιμή $\varphi > 0$ ενώ το c_2 ο μέσος όρος των σημείων που βρίσκονται εξωτερικά του περιγράμματος άρα έχουν τιμή $\varphi < 0$.

Βήμα 3

Υπολογισμός της μεταβολής του φ , $\partial \varphi$. Αρχικά υπολογίζεται το

$$F = |u_0(x, y) - c_1|^2 - |u_0(x, y) - c_2|^2.$$

Στη συνέχεια υπολογίζεται η καμπυλότητα K

$$K = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) = \frac{\varphi_{xx} \varphi_y^2 - 2 \varphi_{xy} \varphi_x \varphi_y + \varphi_{yy} \varphi_x^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}}$$

Όπου $\varphi_{xy}, \varphi_x, \varphi_y$ οι παραγώγοι της μεταβλητής φ .

$$\vartheta\varphi = \frac{F}{\max(\text{abs}(F))} + a * K$$

Όπου a ένας όρος ομαλότητας που ελέγχει την ελαστικότητα της καμπύλης.

Συνεπώς η μεταβλητή φ εξελίσσεται με το τύπο $\varphi_{new} = \varphi_{old} + \vartheta\varphi$

Στη συνέχεια η τιμή φ αρχικοποιείται ξανά σύμφωνα με το καινούργιο μετασχηματισμό απόστασης με χρήση της μεθόδου Sussman.

Βήμα 4

Στο στάδιο αυτό ελέγχεται αν η λύση που υπολογίστηκε είναι σταθερή. Αν είναι ο αλγόριθμος σταματάει και επιστρέφει σαν τμηματοποίηση της εικόνας τα σημεία που το φ παίρνει μηδενική ή αρνητική τιμή. Αν η λύση είναι ασταθής τότε $n=n+1$ και ο αλγόριθμος επιστρέφει στο βήμα 1 μέχρι να ολοκληρωθούν οι επαναλήψεις του αλγορίθμου.

3.2.4 Ο αλγόριθμος στην πράξη

Ο αλγόριθμος λαμβάνει σαν είσοδο την αρχική εικόνα I , την εικόνα που προκύπτει από το στάδιο κατωφλιοποίησης, τη μάσκα m , τον αριθμό επαναλήψεων, τον όρο ομαλότητας a , μία μεταβλητή που επιτρέπει να εμφανίζονται τα ενδιάμεσα αποτελέσματα του αλγορίθμου καθώς και ένα όριο επαναλήψεων.

Η μεταβλητή με το όριο επαναλήψεων χρησιμοποιείται μόνο για την ανάλυση εικόνων αξονικής τομογραφίας όπου η μέθοδος τερματίζεται όταν η καμπύλη φτάσει στα όρια των οστών. Όταν ο αλγόριθμος τμηματοποίησης ξεπεράσει το όριο επαναλήψεων η διαδικασία επιστρέφει στο στάδιο κατωφλιοποίησης όπου το κατώφλι μειώνεται ελαφρώς και η διαδικασία συνεχίζεται με καινούργιο κατώφλι. Στις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας λόγω χαμηλής αντίθεσης και σκίασης ο αλγόριθμος εξελίσσεται συνεχώς με πολύ μικρά βήματα έτσι δεν επιτρέπεται ο τερματισμός της διαδικασίας πριν να εκτελεστούν όλες οι επαναλήψεις.

3.3 Επεξεργασία Εικόνων Αξονικής Τομογραφίας

Στις εικόνες αξονικής τομογραφίας η αρχική μάσκα εφαρμόζεται στο εξωτερικό των οστών και εξελίσσεται προς τα μέσα. Αυτό καθίσταται δυνατόν λόγω του υψηλού επιπέδου έντασης των εικονοστοιχείων των οστών και με τη χρήση της κατωφλιοποίησης που αγνοεί τις εξωτερικές περιοχές των οστών.

3.3.1 Προεπεξεργασία

Αφού έχει εφαρμοστεί από το χρήστη η μάσκα γύρω από το οστό η εικόνα μετατρέπεται σε grayscale για να καλύτερη επεξεργασία. Αυτό γίνεται εξουδετερώνοντας την πληροφορία για την απόχρωση και το κορεσμό της εικόνας διατηρώντας όμως την πληροφορία για τη φωτεινότητα της εικόνας.

Στη συνέχεια για να απλοποιήσουμε την εικόνα μας εκτελούμε ένα φιλτράρισμα μέσης τιμής. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια ενός πυρήνα

$$H = \frac{1}{25} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

Ο πυρήνας αυτός υπολογίζει την μέση τιμή κάθε εικονοστοιχείου αθροίζοντας την τιμή των εντάσεων των 25 γειτονικών εικονοστοιχείων και διαιρώντας με τον αριθμό τους. Έτσι τα σημεία της εικόνας που παίρνουν ακραίες τιμές ομαλοποιούνται επιτρέποντας στον αλγόριθμο τμηματοποίησης να υπολογίσει σωστά τη περιοχή ενδιαφέροντος.

3.3.2 Κατωφλιοποίηση

Στο σημείο της εικόνας που έχει ορισθεί η μάσκα από το χρήστη υπολογίζουμε το μέσο όρο και την τυπική απόκλιση των εικονοστοιχείων της περιοχής αυτής. Οι εξισώσεις υπολογισμού του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης είναι:

Μέσος Όρος

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

όπου X_i η φωτεινότητα των εικονοστοιχείων της περιοχής και n ο αριθμός των εικονοστοιχείων.

Τυπική απόκλιση

$$s = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right)^{1/2}$$

με \bar{X} την τιμή του μέσου όρου.

Το κατώφλι είναι το άθροισμα του μέσου όρου και της τυπικής απόκλισης. Στη συνέχεια η εικόνα κατωφλιοποιείται και η έξοδος της κατωφλιοποίησης είναι μία δυαδική εικόνα με τιμή 1 σε όποια εικονοστοιχεία έχουν τιμή έντασης μεγαλύτερη ή ίση από τη τιμή του κατωφλίου και τιμή 0 σε όποια εικονοστοιχεία έχουν τιμή μικρότερη από εκείνη του

κατωφλίου. Η κατωφλιοποιημένη εικόνα μαζί με την αρχική μάσκα εισάγονται στον αλγόριθμο τμηματοποίησης.

3.3.3 Επεξεργασία Αποτελεσμάτων Τμηματοποίησης

Αφού έχει υπολογιστεί η τμηματοποίηση από τον αλγόριθμο στο στάδιο αυτό επεξεργαζόμαστε το αποτέλεσμα. Ο σκοπός μας είναι να αφαιρέσουμε μικρές περιοχές που πιθανόν να έχουν υπολογιστεί από τον αλγόριθμο αλλά δεν αντιστοιχούν στην περιοχή ενδιαφέροντος. Η αιτία εμφάνισης αυτών των περιοχών είναι η τιμή του κατωφλίου.

Αρχικά υπολογίζονται όλες οι συνδεδεμένες περιοχές της τμηματοποίησης. Στη συνέχεια το κάθε συνδεδεμένο τμήμα παίρνει μία ξεχωριστή επιγραφή. Ακολούθως βρίσκουμε τις περιοχές που έχουν μέγεθος μεγαλύτερο από αυτό που θεωρούμε ως μέγεθος λάθος περιοχών και από την εικόνα τμηματοποίησης διατηρούμε μόνο τις περιοχές που ικανοποιούν το κριτήριο μεγέθους. Τέλος γεμίζουμε μικρές τρύπες που πιθανόν να υπάρχουν στο εσωτερικό της εικόνας μας για να έχουμε ένα πιο ομαλό αποτέλεσμα.

Το αποτέλεσμα της παραπάνω επεξεργασίας αποτελεί την αρχική μάσκα για την επόμενη εικόνα στο σετ έτσι αποθηκεύεται η περιοχή που καλύπτει για να χρησιμοποιηθεί στο βήμα της κατωφλιοποίησης. Σημειώνεται ότι το αποτέλεσμα αυτό υπόκειται σε μία μορφολογική επεξεργασία(dilation)[9] με ένα μικρό δομικό στοιχείο για να αυξηθεί το μέγεθος του έτσι η μάσκα να είναι μεγαλύτερη από την περιοχή ενδιαφέροντος της αμέσως επόμενης εικόνας.

Ο τύπος που ορίζει την μορφολογική μεταβολή είναι

$$.A \oplus B = \cup_{b \in B} A_b = B \oplus A = \cup_{a \in A} B_a$$

Αφού έχουμε το τελικό αποτέλεσμα της κατάτμησης υπολογίζουμε τα όρια που αντιστοιχούν στα όρια των οστών με χρήση του τελεστή $\log(\text{laplacian of Gaussian})$ και εφαρμόζουμε το αποτέλεσμα αυτό στην αρχική εικόνα.

3.4 Επεξεργασία Εικόνων Μαγνητικής Τομογραφίας

Στο σετ των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας η αρχική μάσκα εφαρμόζεται στο εσωτερικό του οστού και εξελίσσεται προς τα έξω. Η επιλογή αυτή έγινε γιατί οι εικόνες αυτές εμφανίζουν έντονη πληροφορία στις εξωτερικές περιοχές που αλλοιώνει τα αποτελέσματα του αλγορίθμου τμηματοποίησης.

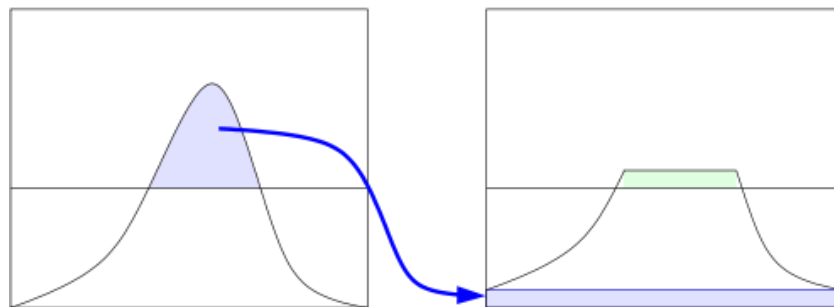
3.4.1 Προεπεξεργασία

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας αντιμετωπίζουμε το βασικότερο πρόβλημα των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας, την χαμηλή αντίθεση μεταξύ περιοχών.

Για την ενίσχυση της αντίθεσης επιλέχθηκε η μέθοδος Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization(CLAHE)[10]. Η μέθοδος αυτή διαφέρει από τις κλασσικές μεθόδους εξίσωσης ιστογράμματος γιατί υπολογίζει ένα μεγάλο αριθμό ιστογραμμάτων, με το κάθε ένα να

αντιστοιχεί σε ένα διαφορετικό τμήμα της εικόνας, τα οποία χρησιμοποιεί για την ανακατανομή της φωτεινότητας της εικόνας. Συνεπώς είναι μια πολύ καλή μέθοδος για την επίλυση του προβλήματος χαμηλής αντίθεσης των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας.

Το κάθε τμήμα της εικόνας ενισχύεται έτσι ώστε το ιστόγραμμα της να αντιστοιχεί σε αυτό που επιθυμούμε. Σε ομογενή τμήματα της εικόνας το ιστόγραμμα των τμημάτων αυτών θα παρουσιάζει μια έντονη κορυφή. Αυτό προκαλεί ενίσχυση του θορύβου στις περιοχές αυτές. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού η μέθοδος περιορίζει την ενίσχυση αντίθεσης. Σε περιοχές που το ιστόγραμμα εμφανίζει μια απότομη κορυφή η CLAHE ψαλιδίζει την κορυφή και την αναδιανέμει στο ιστόγραμμα. Η τιμή που συμβαίνει το ψαλίδισμα ονομάζεται clip limit. Η διαδικασία αυτή φαίνεται στο σχήμα 4.



Σχήμα 4. Διαδικασία περιορισμού της ενίσχυσης αντίθεσης

Η εικόνα χωρίζεται σε περιοχές και το ιστόγραμμα κάθε περιοχής υπολογίζεται. Στη συνέχεια αφού γίνει η επεξεργασία των περιοχών ελέγχοντας πάντα για κορυφές στα ιστογράμματα, οι γειτονικές περιοχές συνδυάζονται με χρήση ενός διγραμμικού μετασχηματισμού έτσι ώστε να εξαλειφθούν τεχνητά όρια που πιθανόν να έχουν δημιουργηθεί. Αυτό καθιστά τη μέθοδο πολύ πιο αποδοτική υπολογιστικά παρά αν υπολογιζόταν η ενίσχυση αντίθεσης του κάθε εικονοστοιχείου ξεχωριστά.

Ο βέλτιστος αριθμός περιοχών επιλέχθηκε μετά από δοκιμές. Για την αρχική εικόνα χρησιμοποιούνται 900 περιοχές ενώ για τις υπόλοιπες εικόνες υπολογίζεται ανάλογα με τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης. Αναλυτικά αν η μέση τιμή φωτεινότητας της περιοχής ενδιαφέροντος της προηγούμενης εικόνας είναι μεγαλύτερη από 100 τότε η εικόνα χωρίζεται σε 900 περιοχές. Αν έχει μέση τιμή φωτεινότητας μικρότερη από 60 η εικόνα χωρίζεται σε 400 περιοχές. Για οποιαδήποτε άλλη μέση τιμή φωτεινότητας η εικόνα χωρίζεται σε 2500 περιοχές. Η τιμή του clip limit είναι 0.01 και παραμένει σταθερή για όλες τις εικόνες του σετ.

Μετά την ενίσχυση των εικόνων εφαρμόζουμε μία μέθοδο απλοποίησης και ομαλοποίησης των εικόνων αυτών έτσι ώστε να εφαρμόζεται σωστά ο αλγόριθμος τμηματοποίησης. Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη χρήση Alternating Sequential Filters (ASF)[11]. Τα ASF είναι συνδυασμός επαναληπτικών μορφολογικών φίλτρων με δομικά στοιχεία αυξανόμενου μεγέθους. Τα μορφολογικά φίλτρα που χρησιμοποιούνται είναι τα opening και closing.

$$\Psi_n(g) = \beta_n(\alpha_n \dots (\beta_2(\alpha_2(\beta_1(\alpha_1(g))))), n = 1,2,3, \dots$$

$$\alpha_r(g) = \rho^-(g \ominus rB \mid g), \beta_r(g) = \rho^+(g \oplus rB \mid g), r = 1,2,3, \dots$$

όπου rB ένας διακριτός δίσκος ακτίνας r και g η ενισχυμένη εικόνα από το προηγούμενο βήμα .

Στα δεδομένα μας μετά από δοκιμές επιλέχθηκε το $n=6$ και ο δίσκος B με ακτίνα 1.

3.4.2 Κατωφλιοποίηση

Για να αποφευχθούν λάθη στον αλγόριθμο τμηματοποίησης στο στάδιο αυτό ενισχύουμε τις ακμές της εικόνας. Αρχικά υπολογίζουμε τις ακμές της εικόνας που εξάγεται από το στάδιο της προεπεξεργασίας. Αυτό γίνεται με τη βοήθεια του τελεστή Prewitt που χαρακτηρίζεται από τους παρακάτω συνελκτικούς πυρήνες

$$g_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, g_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Η επιλογή του τελεστή αυτού έγινε μετά από δοκιμές αφού παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα για όλες τις εικόνες του σετ.

Αφού έχουν υπολογιστεί οι ακμές της εικόνας αφαιρούμε από την εικόνα ενισχυμένης αντίθεσης τις ακμές αυτές. Αυτό ουσιαστικά χαμηλώνει το επίπεδο φωτεινότητας των εικονοστοιχείων που βρίσκονται στις ακμές και δεν επιτρέπει στον αλγόριθμο να ξεπεράσει τις ακμές αυτές και να εξελίσσεται σε περιοχές εκτός από αυτές που επιθυμούμε.

3.4.3 Επεξεργασία Αποτελεσμάτων Τμηματοποίησης

Το αποτέλεσμα της παραπάνω επεξεργασίας αποτελεί την αρχική μάσκα για την επόμενη εικόνα στο σετ που θα καθορίσει σε πόσες περιοχές θα χωριστεί η εικόνα για το στάδιο της προεπεξεργασίας. Σημειώνεται ότι το αποτέλεσμα αυτό υπόκειται σε μία μορφολογική επεξεργασία(erosion)[12] με ένα μικρό δομικό στοιχείο για να μειωθεί το μέγεθος του έτσι ώστε μάσκα να είναι μικρότερη σε μέγεθος από την περιοχή ενδιαφέροντος της αμέσως επόμενης εικόνας.

Ο τύπος της μορφολογικής μεταβολής είναι

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_{-b}$$

Για να αντιστοιχούν τα αποτελέσματα μας στην πραγματικότητα πρέπει να προστεθεί στο αποτέλεσμα της κατάτμησης μία περιοχή γύρω από αυτό. Η περιοχή αυτή αντιστοιχεί σε πολύ χαμηλά επίπεδα φωτεινότητας όπως φαίνεται και από το σχήμα 5. Αρχικά για τη αντιμετώπιση του προβλήματος έγινε προσπάθεια χρήσης του αλγορίθμου με μικρές τροποποιήσεις χωρίς όμως αποτέλεσμα. Αυτό ήταν αναμενόμενο αφού η περιοχή που

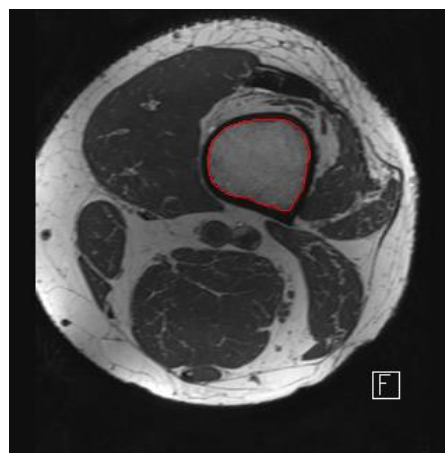
θέλουμε να υπολογίσουμε δεν ικανοποιεί τα κριτήρια του αλγορίθμου. Τελικά με χρήση κατωφλιοποίησης της αρχικής εικόνας υπολογίζεται η περιοχή με το χαμηλό επίπεδο φωτεινότητας (*Iblack*). Στη συνέχεια η περιοχή αυτή προστίθεται με τα αποτελέσματα της ανίχνευσης ακμών (*Iedge*) καθώς και με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου (*Iseg*).

$$I_{final} = I_{black} + I_{edge} + I_{seg}$$

Το αποτέλεσμα (*Ifinal*) υπόκειται σε μία μορφολογική επεξεργασία (closing)[13] για να εξαφανιστούν μικρά κενά που μπορεί να εμφανιστούν διατηρώντας όμως το σχήμα του.

Ο τύπος του closing είναι

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$



Σχήμα 5. Μια εικόνα Μαγνητικής Τομογραφίας με το αποτέλεσμα του αλγορίθμου

Αφού έχουμε το τελικό αποτέλεσμα της κατάτμησης υπολογίζουμε τα όρια που αντιστοιχούν στα όρια των οστών (με χρήση του τελεστή *canny*) και εφαρμόζουμε το αποτέλεσμα αυτό στην αρχική εικόνα.

3.5 Εικόνες Μαγνητικής Τομογραφίας με Επιγονατίδα

Σε ένα αριθμό εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εμφανίζεται η επιγονατίδα του ασθενή. Η περιοχή της επιγονατίδας εμφανίζει υψηλότερα επίπεδα φωτεινότητας από τις υπόλοιπες δομές των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας και παρόμοια επίπεδα με εκείνα των εικόνων αξονικής τομογραφίας. Έτσι για την ανάλυση των εικόνων αυτών χρησιμοποιείται μία υβριδική μέθοδος που συνδυάζει όσα αναφέραμε παραπάνω.

Στις εικόνες εφαρμόζονται δύο διαφορετικοί αλγόριθμοι τμηματοποίησης. Ο ένας τμηματοποιεί την περιοχή που έχει τις ιδιότητες εικόνων μαγνητικής τομογραφίας και ο άλλος την περιοχή της επιγονατίδας. Έτσι στο στάδιο της προεπεξεργασίας εκτελείται και ενίσχυση των ακμών με την μέθοδο CLAHE καθώς και ομαλοποίηση της εικόνας με χρήση ASF φίλτρων.

Στο στάδιο της κατωφλιοποίησης η εικόνα κατωφλιοποιείται αναλόγως της μέσης τιμής και της τυπικής απόκλισης της φωτεινότητας της περιοχής που περιέχει την επιγονατίδα. Επίσης εξάγονται δύο εικόνες ενισχυμένων ακμών. Η μία προκύπτει από της ακμές της εικόνας μετά το στάδιο των ASF φίλτρων και η άλλη από την εικόνα μετά την κατωφλιοποίηση. Και στις δύο περιπτώσεις χρησιμοποιείται η μέθοδος Prewitt για την ανίχνευση των ακμών.

Στη συνέχεια εφαρμόζονται οι δύο αλγόριθμοι τμηματοποίησης και εξάγονται τα αποτελέσματα. Τα αποτελέσματα αυτά αποθηκεύονται και υπόκεινται σε μία μορφολογική επεξεργασία (erosion) για να μειωθεί ελαφρώς το μέγεθός τους και να εφαρμοστούν σαν μάσκες στην επόμενη εικόνα του σετ. Τα δύο αποτελέσματα κατάτμησης προστίθενται και στη συνέχεια και με χρήση κατωφλιοποίησης της αρχικής εικόνας υπολογίζεται η περιοχή με το χαμηλό επίπεδο φωτεινότητας γύρω από τα αποτελέσματα της κατάτμησης. Στη συνέχεια η περιοχή αυτή προστίθεται με τα αποτελέσματα της ανίχνευσης ακμών καθώς και με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου.

Το αποτέλεσμα αυτό υπόκειται σε μία μορφολογική επεξεργασία (closing) για να εξαφανιστούν μικρά κενά που μπορεί να εμφανιστούν διατηρώντας όμως το σχήμα του.

Με χρήση του τελεστή Canny υπολογίζονται τα όρια του αποτελέσματος και εφαρμόζονται στην αρχική εικόνα.

Αποτελέσματα Αλγορίθμου τμηματοποίησης

4.1 Εισαγωγή

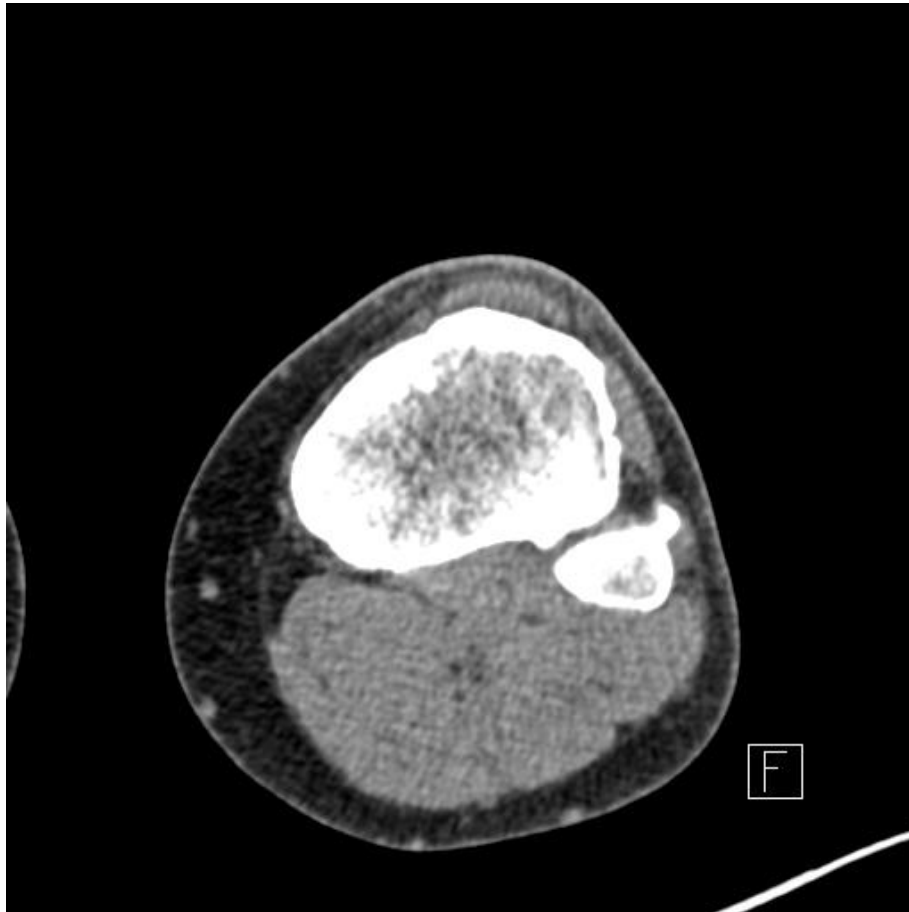
Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της μεθόδου τμηματοποίησης. Οι εικόνες εισόδου της τμηματοποίησης είναι δυο σετ εικόνων αξονικής τομογραφίας. Οι τελικές εικόνες εξόδου είναι οι εικόνες που προκύπτουν εφαρμόζοντας στις αρχικές εικόνες τα αποτελέσματα του αλγορίθμου τμηματοποίησης. Για να είναι πιο ευδιάκριτα τα αποτελέσματα του αλγορίθμου τα εφαρμόζουμε στην αρχική εικόνα με κόκκινο χρώμα.

Όλες οι εικόνες επεξεργάστηκαν με τη βοήθεια του πακέτου λογισμικού Matlab. Λόγω του μεγάλου αριθμού εικόνων θα ήταν ασύμφορη και χωρίς ουσιαστική σημασία η παρουσίαση των αποτελεσμάτων για όλες τις εικόνες. Για το λόγο αυτό επιλέχθηκαν για αναλυτική παρουσίαση δυο εικόνες που αντιπροσωπεύουν αρκετά καλά και τα δυο σετ εικόνων. Επίσης οι εικόνες αυτές απεικονίζουν το ίδιο μέρος του γονάτου. Η επιλογή αυτή έγινε για να παρουσιαστούν οι διαφορές στις εικόνες αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας καθώς και στο τρόπο που τις επεξεργαζόμαστε.

Αρχικά θα παρουσιαστούν τα κυριότερα στάδια επεξεργασίας μιας εικόνας αξονικής τομογραφίας και το τελικό αποτέλεσμα. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν μόνο τα τελικά αποτελέσματα για ένα μικρό αριθμό εικόνων. Η ίδια διαδικασία θα ακολουθηθεί και για τις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας. Στο τέλος του κεφαλαίου θα παρουσιαστούν οι τρισδιάστατες απεικονίσεις των οστών του γονάτου που προκύπτουν από τα περιγράμματα όλων των εικόνων του σετ. Με τη βοήθεια των τρισδιάστατων απεικονίσεων επιτρέπεται η σύγκριση της αποτελεσματικότητας της μεθόδου ανάλογα με το είδος εικόνας που επεξεργαζόμαστε.

4.2 Αποτελέσματα εικόνων αξονικής τομογραφίας

Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων αρχίζει από τις εικόνες αξονικής τομογραφίας και συγκεκριμένα την ενδέκατη εικόνα του σετ. Στο σχήμα 6 παρουσιάζεται η αρχική εικόνα όπως εισάγεται στον αλγόριθμο μας.

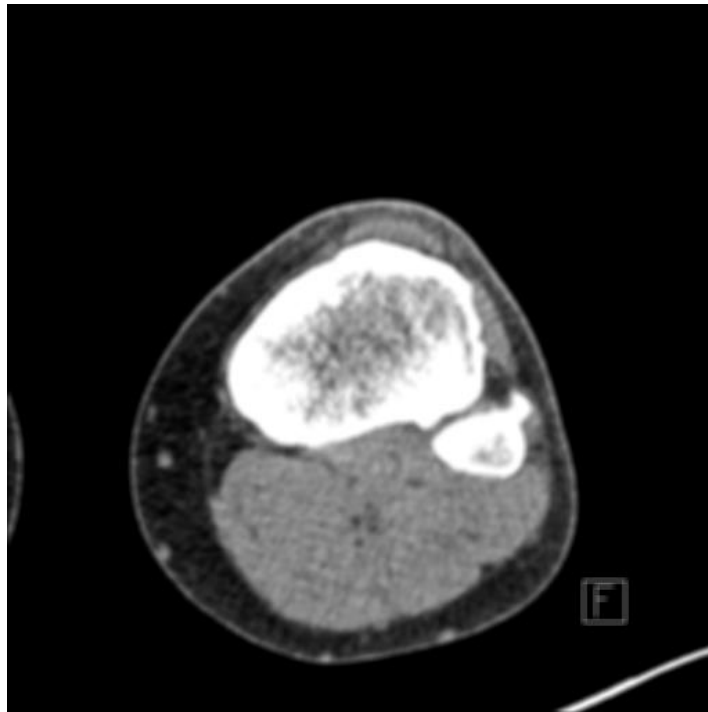


Σχήμα 6. Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας

Στη συνέχεια όπως περιγράφηκε και στο κεφάλαιο 3 η εικόνα απλοποιείται φιλτράροντας την με ένα πυρήνα μέσης τιμής H . Ο πυρήνας αυτός έχει την παρακάτω μορφή και

$$H = \frac{1}{25} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

υπολογίζει την μέση τιμή κάθε εικονοστοιχείου αθροίζοντας την τιμή των εντάσεων των 25 γειτονικών εικονοστοιχείων και διαιρώντας με τον αριθμό τους. Στο σχήμα 7 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος της εικόνας.



Σχήμα 7. Εικόνα Μέσης Τιμής Αξονικής τομογραφίας

Στη συνέχεια ακολουθεί το στάδιο της κατωφλιοποίησης. Η τιμή του κατωφλίου όπως περιγράφηκε και στο κεφάλαιο 3 υπολογίστηκε από την προηγούμενη εικόνα του σετ. Για τη συγκεκριμένη εικόνα το κατώφλι είναι ίσο με 170. Ακολούθως η κατωφλιοποιημένη εικόνα εισάγεται στον αλγόριθμο τμηματοποίησης. Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου φαίνεται στο σχήμα 8.



Σχήμα 8. Έξοδος αλγορίθμου εικόνας Αξονικής τομογραφίας

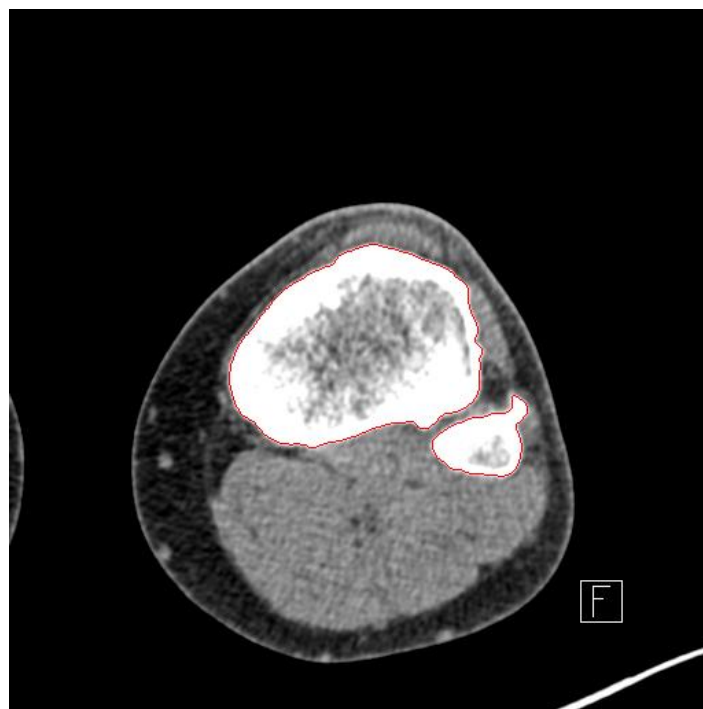
Όπως φαίνεται και από το σχήμα 8 στην εικόνα υπάρχουν μικρές περιοχές που δεν αντιστοιχούν σε οστό. Στο στάδιο της επεξεργασίας των αποτελεσμάτων αντιμετωπίζονται

τα προβλήματα αυτά αφού αφαιρούνται οι περιοχές που έχουν εμβαδό μικρότερο από 50 εικονοστοιχεία. Το αποτέλεσμα της επεξεργασίας αυτής φαίνεται στο σχήμα 9.



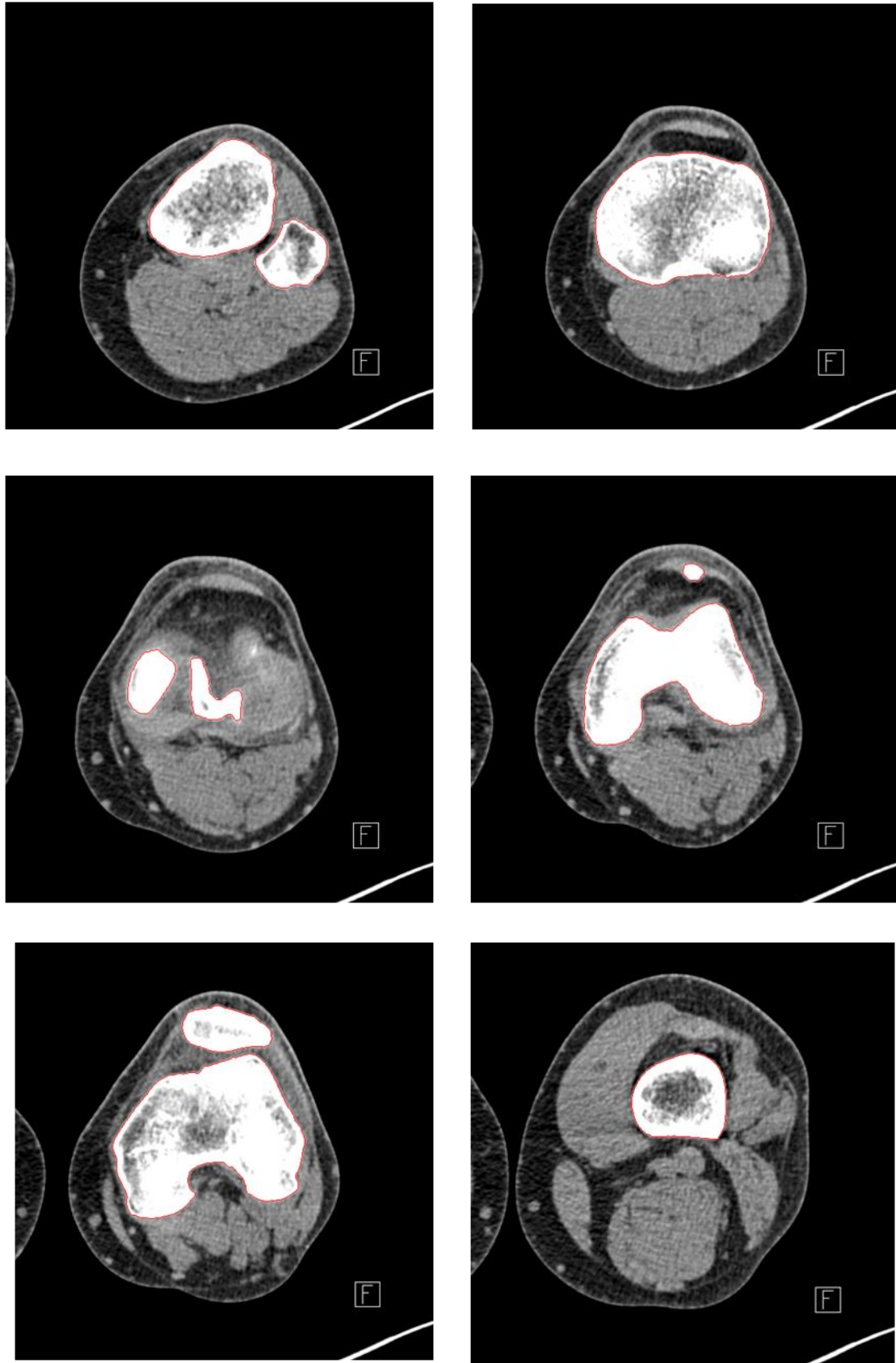
Σχήμα 9. Εικόνα Αξονικής τομογραφίας μετά την επεξεργασία του αποτελέσματος του αλγορίθμου

Το τελικό στάδιο είναι ο υπολογισμός των περιγραμμάτων του αποτελέσματος και η εφαρμογή των περιγραμμάτων αυτών στην αρχική εικόνα με κόκκινο χρώμα. Η τελική εικόνα κατάτμησης παρουσιάζεται στο σχήμα 10.



Σχήμα 10. Τελικό αποτέλεσμα τμηματοποίησης εικόνας αξονικής τομογραφίας

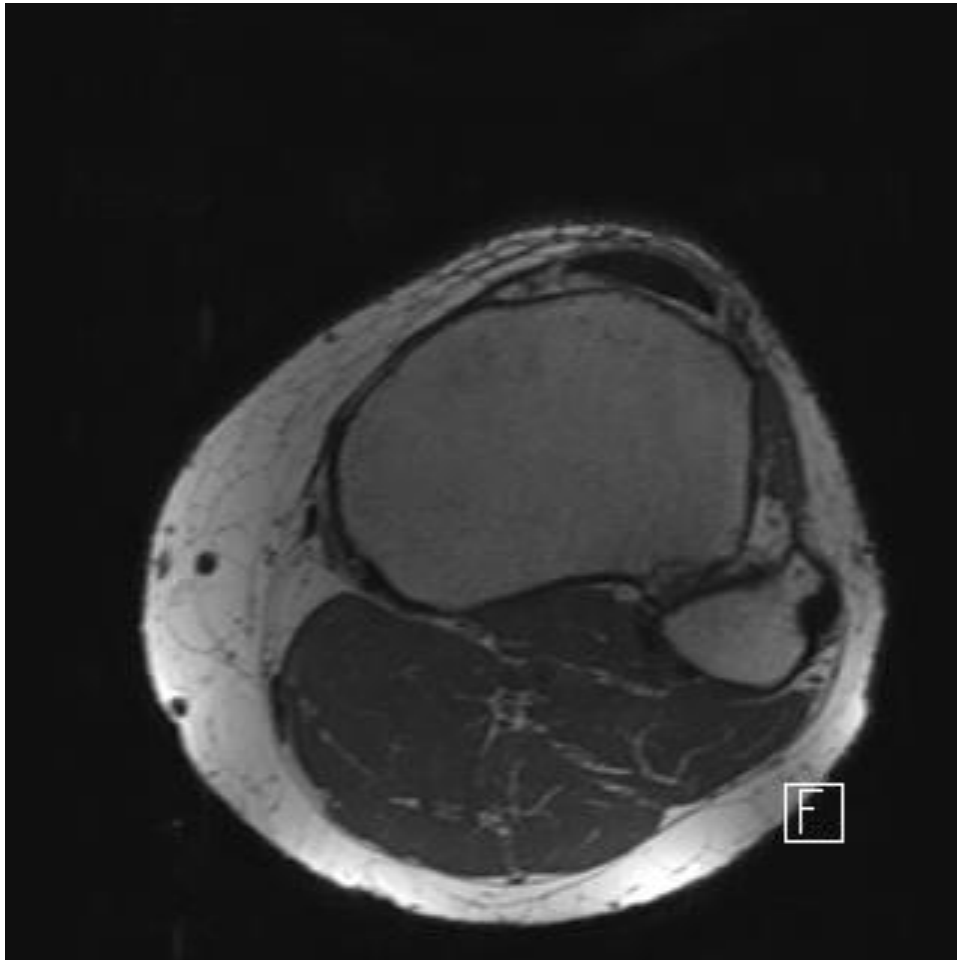
Στο σημείο αυτό θα παρουσιαστούν τα τελικά αποτελέσματα τμηματοποίησης για έξι εικόνες αξονικής τομογραφίας.



Σχήμα 11. Τελικά αποτελέσματα τμηματοποίησης για 6 εικόνες αξονικής τομογραφίας

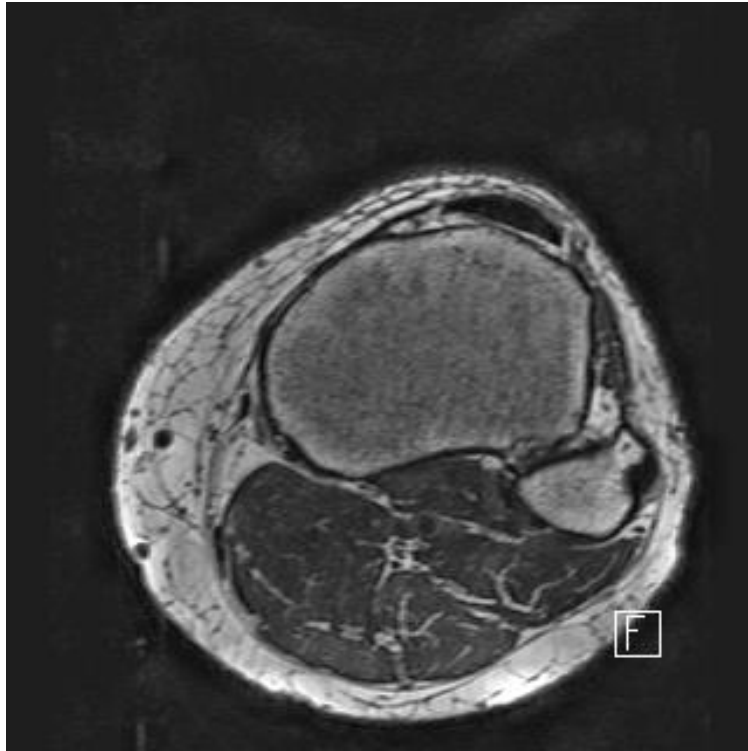
4.3 Αποτελέσματα εικόνων μαγνητικής τομογραφίας

Όπως και στις εικόνες αξονικής τομογραφία έτσι και στις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας θα παρουσιαστούν αναλυτικά τα αποτελέσματα για την ενδέκατη εικόνα του σετ. Η εικόνα αυτή φαίνεται στο σχήμα 12. Από την εικόνα είναι εμφανής η χαμηλή αντίθεση που παρουσιάζουν οι εικόνες μαγνητικής τομογραφίας.

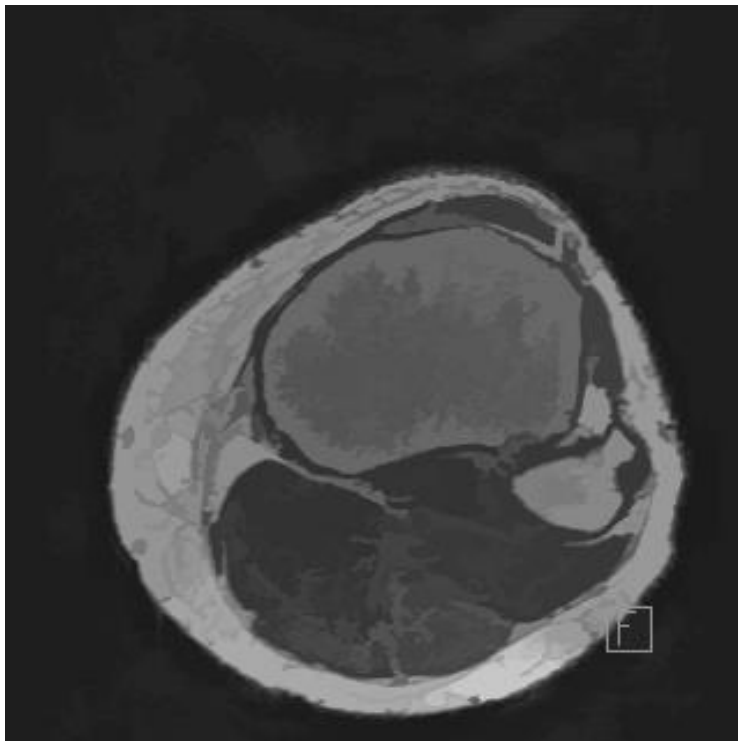


Σχήμα 12. Αρχική εικόνα μαγνητικής τομογραφίας

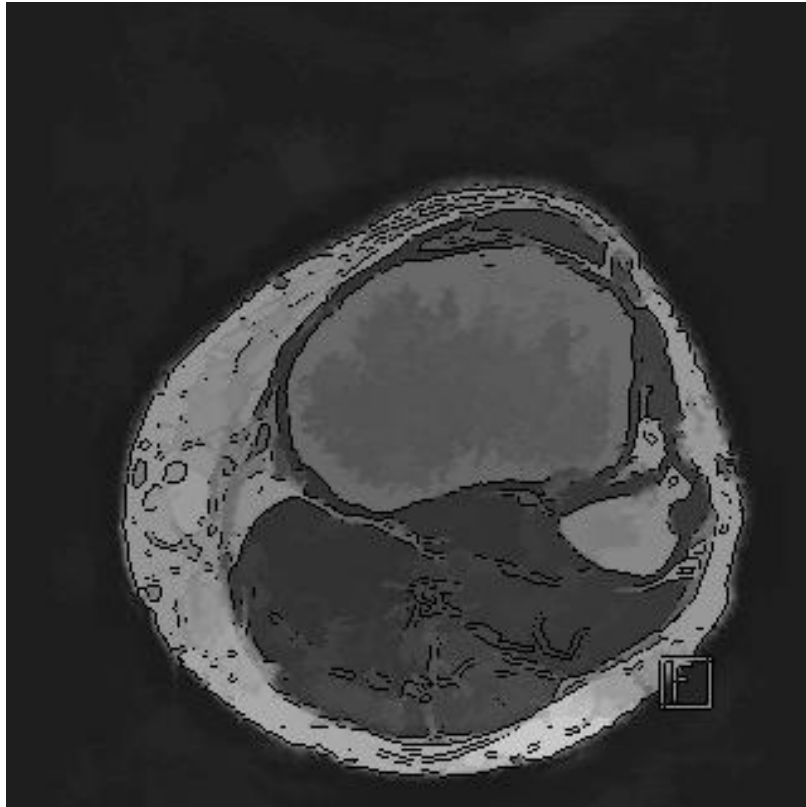
Στο στάδιο της προεπεξεργασίας ενισχύεται η αντίθεση της αρχικής εικόνας με τη τεχνική CLAHE και ομαλοποιείται η εικόνα με τη βοήθεια των ASF φίλτρων. Επίσης ενισχύονται οι ακμές της εικόνας χαμηλώνοντας το επίπεδο φωτεινότητας των εικονοστοιχείων που βρίσκονται στις ακμές έτσι δεν επιτρέπεται στον αλγόριθμο να ξεπεράσει τις ακμές αυτές και να εξελίσσεται σε περιοχές εκτός των επιθυμητών. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας αυτής φαίνονται στα σχήματα 13,14 και 15. Οι παράμετροι της μεθόδου CLAHE είναι 900 περιοχές και clip limit=0.01. Ο αριθμός επαναλήψεων των φίλτρων ASF είναι 6 και για των υπολογισμό των ακμών χρησιμοποιήθηκε ο τελεστής Prewitt.



Σχήμα 13. Εικόνα ενισχυμένης αντίθεσης μαγνητικής τομογραφίας



Σχήμα 14. Έξοδος ASF φίλτρων με είσοδο εικόνα μαγνητικής τομογραφίας



Σχήμα 15. Εικόνα μαγνητικής τομογραφίας με ενισχυμένες ακμές

Στη συνέχεια η εικόνα με ενισχυμένες ακμές εισάγεται στον αλγόριθμο τμηματοποίησης μαζί με τη μάσκα m που ορίζεται από το χρήστη, την αρχική εικόνα I , τον αριθμό επαναλήψεων και τον όρο ομαλότητας a . Για την εικόνα που περιγράφουμε ο αριθμός επαναλήψεων είναι 250 και ο όρος ομαλότητας ίσος με 2.

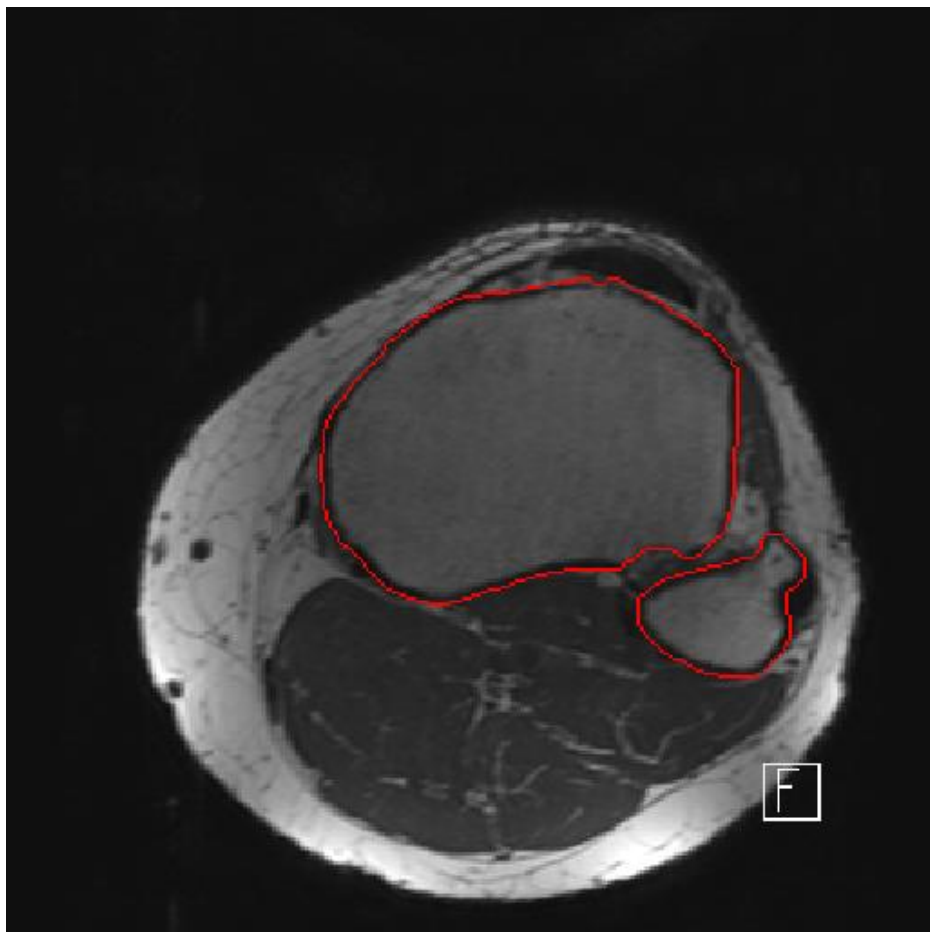
Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 3 το αποτέλεσμα του αλγορίθμου δεν αντιστοιχεί στην πραγματικότητα γιατί δεν περιλαμβάνει τη μαύρη περιοχή της αρχικής εικόνας γύρω από αυτή που υπολογίσαμε. Με χρήση κατωφλιοποίησης της αρχικής εικόνας υπολογίζεται η περιοχή με το χαμηλό επίπεδο φωτεινότητας. Στη συνέχεια η περιοχή αυτή προστίθεται με τα αποτελέσματα της ανίχνευσης ακμών καθώς και με τα αποτελέσματα του αλγορίθμου. Η κατάλληλη περιοχή βρίσκεται σε απόσταση 4 εικονοστοιχείων από την περιοχή που υπολόγισε ο αλγόριθμος. Η περιοχή της ανίχνευσης ακμών που προστίθεται είναι αυτή που προέκυψε με τη βοήθεια του τελεστή Prewitt. Τέλος το κατώφλι για τον υπολογισμό των μαύρων περιοχών υπολογίστηκε πειραματικά και είναι ίσο με 50.

Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου και το ενισχυμένο αποτέλεσμα με τις μαύρες περιοχές παρουσιάζονται στο σχήμα 16.



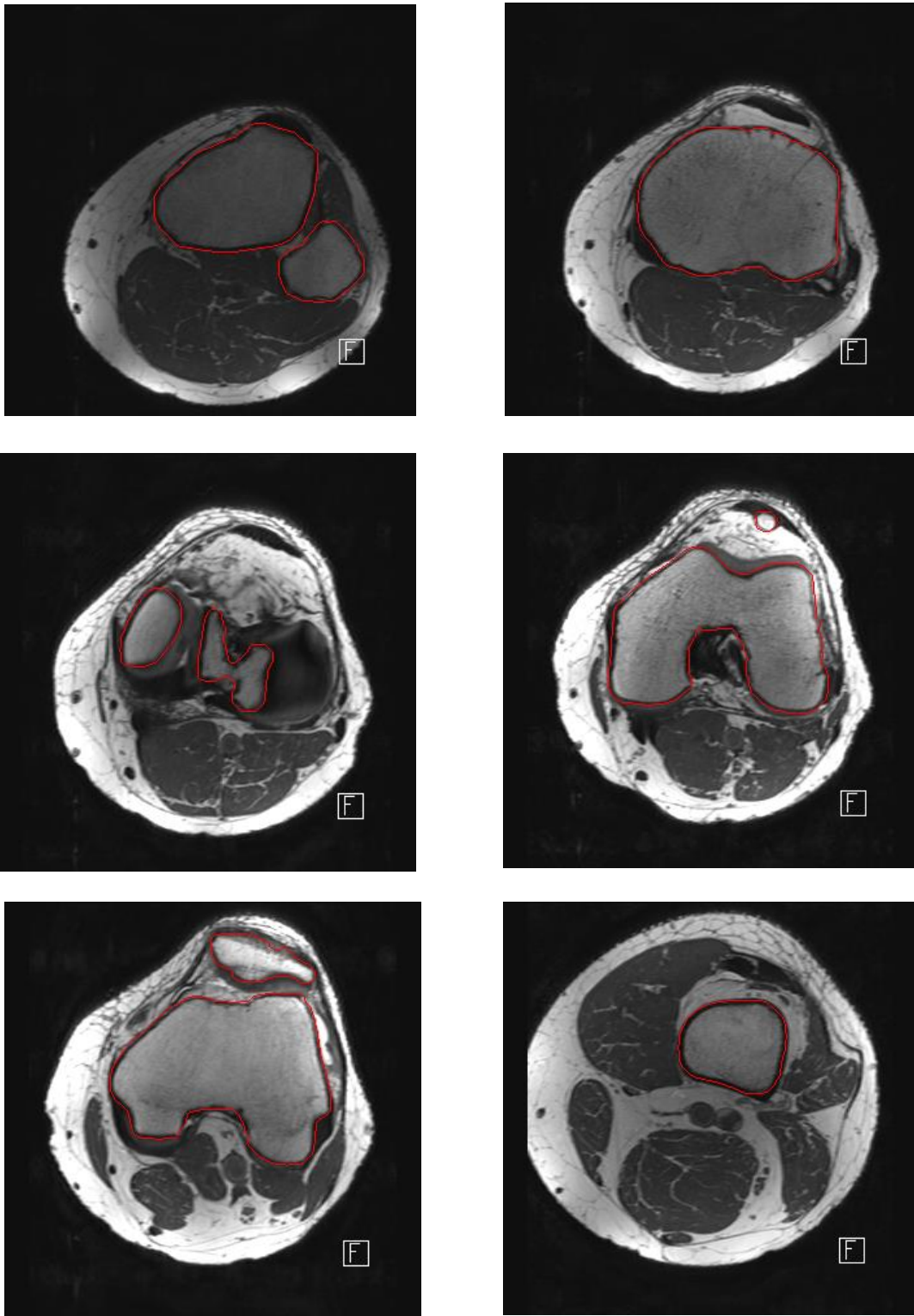
Σχήμα 16. Αποτέλεσμα αλγόριθμου τμηματοποίησης και ενισχυμένο αποτέλεσμα με την προσθήκη μαύρων περιοχών

Το τελικό στάδιο είναι ο υπολογισμός των περιγραμμάτων του ενισχυμένου αποτελέσματος και η εφαρμογή των περιγραμμάτων αυτών στην αρχική εικόνα με κόκκινο χρώμα. Η τελική εικόνα κατάτμησης παρουσιάζεται στο σχήμα 17.



Σχήμα 17. Τελικό αποτέλεσμα τμηματοποίησης εικόνας μαγνητικής τομογραφίας

Στο σημείο αυτό θα παρουσιάσουμε τα τελικά αποτελέσματα τμηματοποίησης για έξι εικόνες μαγνητικής τομογραφίας.

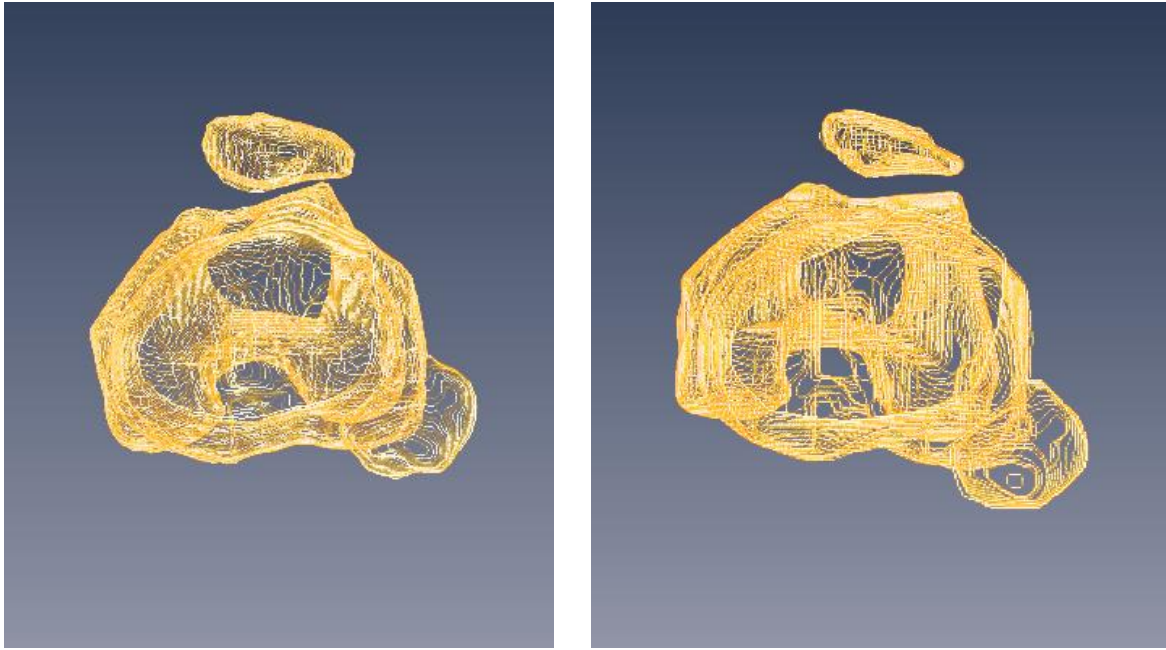


Σχήμα 18. Τελικά αποτελέσματα τμηματοποίησης για 6 εικόνες μαγνητικής τομογραφίας

4.4 Τρισδιάστατη απεικόνιση και σύγκριση αποτελεσμάτων

Με τη βοήθεια του προγράμματος Amira υπολογίστηκαν οι τρισδιάστατες απεικονίσεις των αποτελεσμάτων. Αφού φορτώσαμε στο πρόγραμμα όλα τα περιγράμματα για το κάθε σετ εικόνων εισάγαμε τα δεδομένα για το μέγεθος των voxel. Τα δεδομένα αυτά βρίσκονται στα dicom headers των αρχικών εικόνων. Συγκεκριμένα για τις εικόνες αξονικής τομογραφίας η απόσταση των εικονοστοιχείων είναι 0.3985×0.3985 και το πάχος κάθε τομής είναι 0.8. Για τις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας η απόσταση των εικονοστοιχείων είναι 0.53125×0.53125 και το πάχος κάθε τομής ίσο με 0.78. Στο σχήμα 19 παρουσιάζονται οι τρισδιάστατες απεικονίσεις των οστών ως προς τους xz, yz και xy άξονες.





Σχήμα 19. Τρισδιάστατη απεικόνιση αποτελεσμάτων αξονικής τομογραφίας (αριστερά) και μαγνητικής τομογραφίας (δεξιά)

Με απλή εποπτεία των αποτελεσμάτων, είναι εμφανές ότι τα δυο αποτελέσματα διαφέρουν μεταξύ τους. Συγκεκριμένα το τρισδιάστατο μοντέλο εικόνων αξονικής τομογραφίας δεν εμφανίζει απότομες ανομοιομορφίες και προσεγγίζει πολύ καλά το πραγματικό μοντέλο του γονάτου. Ιδιαίτερα στο οστό της επιγονατίδας το πρόβλημα στο μοντέλο μαγνητικής τομογραφίας είναι πιο έντονο λόγω των ιδιοτεροτήτων της φωτεινότητας της περιοχής όπως αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο 3.

Οι αρχικές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση είναι πραγματικές εικόνες αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας. Συνεπώς δεν υπάρχει μία βάση που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για σύγκριση των αποτελεσμάτων της μεθόδου. Για το λόγο αυτό θεωρείται ως σωστό αποτέλεσμα εκείνο των εικόνων αξονικής τομογραφίας έτσι ώστε να επιτραπεί ο υπολογισμός του σφάλματος που παρουσιάζει το αποτέλεσμα των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας. Για να συγκριθούν ποσοτικά τα δύο αποτελέσματα μετρήθηκαν η μέγιστη οριζόντια απόσταση (Μ.Ο.Α) και η μέγιστη κάθετη απόσταση (Μ.Κ.Α) στα τρισδιάστατα μοντέλα και στις 3 απεικονίσεις, όπως φαίνονται στο σχήμα 18. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο πίνακα 1.

	Αξονική τομογραφία		Μαγνητική τομογραφία		Σφάλμα	
	Μ.Ο.Α	Μ.Κ.Α	Μ.Ο.Α	Μ.Κ.Α	Μ.Ο.Α	Μ.Κ.Α
xz Απεικόνιση	198	252	203	260	2.5%	3.17%
yz Απεικόνιση	214	280	211	297	1.4%	6%
xy Απεικόνιση	244	239	254	244	4.1%	2.1%

Πίνακας 1. Συγκριτικός Πίνακας Αποτελεσμάτων

Από το πίνακα 1 διαπιστώνεται και ποσοτικά ότι υπάρχουν διαφορές ανάμεσα στα δυο μοντέλα. Η μέγιστη διαφορά εμφανίζεται στην μέγιστη κάθετη απόσταση στην yz απεικόνιση και είναι ίση με 6%. Στη συνέχεια θα αναφερθούν παράγοντες που συντελούν στη διαφοροποίηση των δυο μοντέλων.

Η διαδικασία απόκτησης των εικόνων αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας εισάγει μεγάλες διαφορές στη φωτεινότητα και την αντίθεση των δύο εικόνων. Στην περίπτωση των εικόνων αξονικής τομογραφίας οι περιοχές των οστών εμφανίζουν πολύ υψηλή φωτεινότητα και μεγάλη αντίθεση σε σχέση με τις υπόλοιπες περιοχές έτσι είναι εύκολο να τμηματοποιηθούν οι περιοχές αυτές με ευκολία. Λόγω της τεχνικής απόκτησής τους οι εικόνες μαγνητικής τομογραφίας δεν εμφανίζουν αυτό το χαρακτηριστικό. Στην προτεινόμενη μέθοδο έγινε προσπάθεια στο στάδιο της προεπεξεργασίας να ενισχυθεί η φωτεινότητα και η αντίθεση με τεχνικές επεξεργασίας εικόνων. Σε ένα μεγάλο βαθμό η διαδικασία ήταν επιτυχής αλλά δεν ήταν εφικτό να επιτύχουμε το επίπεδο φωτεινότητας και αντίθεσης των εικόνων αξονικής τομογραφίας κάτι που επιβεβαιώνεται και από τη μορφή των τρισδιάστατων μοντέλων.

Ένας ακόμα παράγοντας που επηρεάζει το σχήμα των τρισδιάστατων μοντέλων είναι το αρχικό μέγεθος των εικόνων. Οι εικόνες αξονικής τομογραφίας που χρησιμοποιήσαμε είχαν μέγεθος 512×512 εικονοστοιχεία ενώ οι εικόνες μαγνητικής τομογραφίας 320×320. Αφού και τα δυο σετ εικόνων απεικονίζουν τα ίδια δεδομένα, το γόνατο, οι εικόνες αξονικής τομογραφίας λόγω του αυξημένου μεγέθους τους περιέχουν μεγαλύτερη πληροφορία για τις ακμές και αναπαριστούν με μεγαλύτερη λεπτομέρεια τις ανατομικές δομές. Ως αποτέλεσμα της αυξημένης ανάλυσης το τρισδιάστατο μοντέλο αξονικής τομογραφίας εμφανίζει μεγαλύτερη λεπτομέρεια και ακρίβεια από εκείνο της μαγνητικής τομογραφίας.

Αξιολόγηση

5.1 Αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου τμηματοποίησης

Κάθε φορά που ένας προγραμματιστής καλείται να υλοποιήσει ένα αλγόριθμο αναγκάζεται να επιλέξει ανάμεσα στη ταχύτητα και την ποιότητα των αποτελεσμάτων. Η επιλογή αυτή δεν είναι εύκολο έργο αφού υπάρχει μια σχέση ανάλογη ανάμεσα στη ποιότητα και την ταχύτητα. Όσο μεγαλύτερη ποιότητα επιτυγχάνεται τόσο μεγαλώνει ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου και αντίστοιχα όσο μειώνεται ο χρόνος εκτέλεσης ελαττώνεται η ποιότητα των αποτελεσμάτων.

Στην προτεινόμενη μέθοδο τμηματοποίησης επιλέχθηκε η κατεύθυνση της καλύτερης ποιότητας αποτελεσμάτων. Η επιλογή αυτή έγινε παρά το γεγονός ότι ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε ένα μεγάλο αριθμό εικόνων. Για να μην αυξηθεί δραματικά ο χρόνος εκτέλεσης του προγράμματος το αποτέλεσμα τμηματοποίησης της πρώτης εικόνας χρησιμοποιείται ως αρχική μάσκα της δεύτερης εικόνας. Η τεχνική αυτή συνεχίζεται μέχρι την εμφάνιση καινούργιου οστού και μειώνει δραματικά τον αριθμό επαναλήψεων του αλγορίθμου, ελαττώνοντας κατά πολύ τον χρόνο εκτέλεσης του προγράμματος.

Από τα αποτελέσματα των εικόνων αξονικής και μαγνητικής τομογραφίας φαίνεται ότι ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την τμηματοποίηση των εικόνων αυτών και για τη δημιουργία τρισδιάστατων μοντέλων. Ιδιαίτερη σημασία πρέπει να δοθεί στην επιλογή της αρχικής μάσκας. Εφ' όσον η μέθοδος εξελίσσεται με βάση την καμπυλότητα και την πληροφορία της εικόνας η αρχική μάσκα πρέπει ή να περιλαμβάνει την περιοχή που θέλουμε να αναλύσουμε (όπως γίνεται στις εικόνες αξονικής τομογραφίας) ή να βρίσκεται μέσα στην περιοχή που θέλουμε να αναλύσουμε (όπως γίνεται στις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας).

5.2 Μελλοντικές Βελτιώσεις και Επεκτάσεις

Ο χρόνος εκτέλεσης της προτεινόμενης μεθόδου μπορεί να βελτιωθεί με χρήση ενός αλγορίθμου που θα αναγνωρίζει την εμφάνιση ενός καινούργιου οστού στην εικόνα και θα επαναφέρει την διαδικασία στην αρχή ορίζοντας μια κατάλληλη μάσκα. Έτσι δεν θα χρειάζεται η χειροκίνητη παρέμβαση του χρήστη. Περιθώρια βελτίωσης υπάρχουν και για το στάδιο της προεπεξεργασίας ιδιαίτερα για τις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας. Ένας αλγόριθμος που θα ενισχύει περισσότερο την αντίθεση αλλά και τη φωτεινότητα των εικόνων μαγνητικής τομογραφίας θα επιφέρει πιο ακριβή αποτελέσματα στο στάδιο τμηματοποίησης.

Μια βελτίωση που θα αλλάξει ριζικά την ταχύτητα εκτέλεσης του αλγορίθμου είναι η χρήση τρισδιάστατων ενεργών περιγραμμάτων. Στην περίπτωση αυτή αφού δημιουργηθεί το τρισδιάστατο μοντέλο από τις εικόνες εισόδου εισάγουμε μια αρχική μάσκα όγκου η οποία θα εξελίσσεται ανάλογα με την πληροφορία του όγκου των αρχικών εικόνων. Έτσι αντί να εξάγονται περιγράμματα ανά τομή και να δημιουργείται το τρισδιάστατο μοντέλο από αυτά, θα δημιουργείται αμέσως το τρισδιάστατο μοντέλο. Μια περαιτέρω βελτίωση είναι η χρήση του τελικού τρισδιάστατου μοντέλου αξονικής τομογραφίας ως αρχική μάσκα όγκου στις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας. Με τον τρόπο αυτό ελαχιστοποιείται ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου και εξασφαλίζεται η ομαλή εξέλιξη του όγκου χωρίς μεγάλες παρεκκλίσεις από το μοντέλο αξονικής τομογραφίας.

Όλα τα παραπάνω μπορούν με μικρές τροποποιήσεις να εφαρμοστούν για την τμηματοποίηση άλλων ανατομικών δομών του γονάτου. Η τρισδιάστατη απεικόνιση συνδέσμων θα ήταν μια πολύ σημαντική επέκταση αφού θα απεικονίζεται τυχόν ζημιά που έχει προκληθεί σε αυτούς. Μια τέτοια υλοποίηση θα αποτελέσει ένα ισχυρό εργαλείο στα χέρια των ιατρών αφού θα εντοπίζεται ακριβώς το σημείο και το είδος του προβλήματος και συνεπώς θα καταστρώνεται μια αποτελεσματική θεραπεία. Από την υλοποίηση αυτή θα επωφεληθούν και οι ασθενείς αφού περιπτώσεις που απαιτείται μια ενδοσκόπηση στο γόνατο για την αναγνώριση του προβλήματος θα αντικατασταθούν από μία μη επεμβατική μέθοδο.

Βιβλιογραφία

- [1] Gunnar Låthén SEGMENTATION METHODS FOR MEDICAL IMAGE ANALYSIS
- [2] Δ. Κουτσούρης Κ. Νικήτα Σ. Παυλόπουλος ΙΑΤΡΙΚΑ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΤΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ pp.267-279
- [3] Qiang Wu, Fatima Merchant, Kenneth Castleman Microscope Image Processing Chapter 9 pp.180-185
- [4] Dzung L. Pham, Chenyang Xu, and Jerry L. Prince Current methods in Medical Image Segmentation pp.315-337
- [5] D.J. Withey and Z.J. Koles1] Medical Image Segmentation: Methods and Software, pp 140-143
- [6] R. Gonzalez and R. Woods Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992, pp 524, 552.
- [7] P. Maragos Image Analysis and Computer Vision Chapter 18 pp.7-10
- [8] D. Mumford and J. Shah, "Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems," Commun. Pure Appl. Math, vol. 42, pp. 577–685, 1989.
- [9] Dilation (morphology). (n.d.). Ανάκτηση May 20, 2013, από Wikipedia: [http://en.wikipedia.org/wiki/Dilation_\(morphology\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Dilation_(morphology))
- [10] Zuiderveld, Karel. "Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization." Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional, 1994. 474–485.
- [11] Soo-Chang Pei and Chin-Lun La An Efficient Class of Alternating Sequential Filters in Morphology
- [12] Image Analysis and Mathematical Morphology by Jean Serra
- [13] Edward R. Dougherty An Introduction to Morphological Image Processing