

Εθνικό Μετσοβίο Πολύτεχνειο Σχολή Ηλεκτρολογών Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Τομέας Συστηματών Μεταδοσής Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών

Ανάπτυξη Ολοκληρωμένου Συστήματος ανάλυσης ιατρικών εικόνων: Εφαρμογή στην απεικόνιση αγγείων με υπερήχους

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννης Α. Δημητρακόπουλος

Επιβλέπων: Κωνσταντίνα Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Νοέμβριος 2006



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ Σχολή Ηλεκτρολογών Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Τομέας Συστηματών Μεταδοσής Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών

Ανάπτυξη Ολοκληρωμένου Συστήματος ανάλυσης ιατρικών εικόνων: Εφαρμογή στην απεικόνιση αγγείων με υπερήχους

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννης Α. Δημητρακόπουλος

Επιβλέπων: Κωνσταντίνα Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 6^η Νοεμβρίου 2006.

.....

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Κ. Νικήτα

Δ. Κουτσούρης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

..... Ν. Ουζούνογλου Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Νοέμβριος 2006

.....

Ιωάννης Α. Δημητρακόπουλος

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Copyright © Ιωάννης Α. Δημητρακόπουλος, 2006 Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής για εμπορικό ή κερδοσκοπικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης. Σε αυτή την περίπτωση, η αναφορά της πηγής προέλευσης θα ήταν απλά ικανοποίηση για τον συγγραφέα. 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 τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Пεр	ίληψη		7		
Abs	tract		8		
Ευχ	αριστίες		9		
1	Εισαγω	γή	10		
1.1	Απεικόνιση αγγείων και Επεξεργασία Ιατρικής Εικόνας				
1.2	Αθηροσκλήρωση				
1.3	Απεικόνιση Υπερήχων		14		
	1.3.1	Βασικές αρχές	14		
	1.3.2	Χαρακτηριστικά υπερήχων	15		
	1.3.3	Αλληλεπίδραση υπερήχων με βιολογικούς ιστούς	16		
	1.3.4	Συστήματα Υπερηχογραφικής Απεικόνισης	19		
	1.3.5	Μέθοδοι απεικόνισης υπέρηχων	24		
1.4	4 Σκοπός της εργασίας		28		
2	Συστήμ	ήματα ανάλυσης ιατρικών εικόνων			
2.1	Εισαγ	ωγή	29		
2.2	Βασικ	ισικές αρχές			
2.3	Αρχιτεκτονική				
	2.3.1	Υπομονάδα προεπεξεργασίας δεδομένων	33		
	2.3.2	Υπομονάδα τμηματοποίησης / επιλογής περιοχών ενδιαφέροντος	33		
	2.3.3	Υπομονάδα ανάλυσης /εξαγωγής χαρακτηριστικών	34		
3	Μέθοδα	οι ανάλυσης εικόνων υπερήχων β-σάρωσης	35		
3.1	Προετ	τεξεργασία δεδομένων	35		
3.2	Κατάτμηση				
	3.2.1	Ανίχνευση Ακμών	36		
	3.2.2	Κατωφλίωση	39		
	3.2.3	Μορφολογικοί Τελεστές	40		
	3.2.4	Αναγνώριση γραμμής σε εικόνα με χρήση του μετασχηματισμού Hough	42		
	3.2.5	Αναγνώριση κύκλου σε εικόνα με χρήση του μετασχηματισμού Hough	45		
3.3	Ανάλυση κίνησης		46		
	3.3.1	Mέθοδος Block Matching and Region Tracking	46		
	3.3.2	Μέθοδος οπτικής ροής (Optical flow)	48		
3.4	Ανάλυση υφής		54		

	3.4.1 Στατιστικές μέθοδοι	55				
	3.4.2 Υπολογισμός κλασματικής διάστασης	57				
4	Σχεδίαση και Ανάπτυξη ολοκληρωμένου συστήματος επεξεργασίας ιατρικά	v				
εικόν	νων	62				
4.1	Αρχιτεκτονική					
4.2	Εισαγωγή δεδομένων63					
4.3	Υπομονάδα προεπεξεργασίας65					
4.4	4.4 Υπομονάδα ανάλυσης κίνησης					
	4.4.1 Ανάλυση κίνησης με τη μέθοδο Block Matching	66				
	4.4.2 Ανάλυση κίνησης με τη μέθοδο Optical Flow	67				
4.5	Υπομονάδα τμηματοποίησης	68				
4.6	Υπομονάδα ανάλυσης υφής69					
4.7	Υλοποίηση συστήματος					
5	Ολοκληρωμένο σύστημα ανάλυσης ιατρικών εικόνων: Εφαρμογή σε εικόνες					
υπερ	νήχων β-σάρωσης	71				
5.1	Κανονικοποίηση εικόνας ηπερήχου β-σάρωσης71					
5.2	Υπολογισμός Intimal Media Thickness					
5.3	Ανίχνευση περιγράμματος της καρωτίδας σε εγκάρσιες εικόνες υπερήχων β-					
σάρα	ͽσης	74				
5.4	Ανίχνευση περιγράμματος της καρωτίδας σε διαμήκεις εικόνες υπερήχων	-				
σάρα	υσης	75				
5.5	Εκτίμηση της κίνησης του τοιχώματος με τη μέθοδο Block matching	75				
5.6	Εκτίμηση της κίνησης του τοιχώματος με τη μέθοδο Optical Flow					
5.7	Υπολογισμός χαρακτηριστικών υφής	85				
6	Συμπεράσματα	87				
6.1	Δυσκολίες και πως αντιμετωπίσθηκαν	87				
6.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	88				
7	Αναφορές	89				

Περίληψη

Η συγκεκριμένη διπλωματική εργασία ασχολείται με αλγορίθμους επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνων υπερήχων B-Mode για βελτιστοποίηση της διάγνωσης της αθηροσκλήρωσης στην καρωτιδική αρτηρία. Για τον σκοπό αυτό αναπτύχθηκε ολοκληρωμένο υπολογιστικό σύστημα σε γραφικό περιβάλλον ως λογισμικό πακέτο, σε γλώσσα Visual C++ .NET. Το υπολογιστικό σύστημα αυτό δέχεται ως είσοδο είτε εικόνες σε οποιοδήποτε από τα γνωστά format είτε αρχεία κατά το πρότυπο DICOM. Το σύστημα αποτελείται από 4 υπομονάδες: την υπομονάδα προ-επεξεργασίας, την υπομονάδα ανάλυσης κίνησης, την υπομονάδα τμηματοποίησης και την υπομονάδα ανάλυσης υφής. Κατά την προεπεξεργασία γίνεται κανονικοποίηση των εικόνων για την εξάλειψη θορύβου και για να είναι συγκρίσιμα τα αποτελέσματα ανεξάρτητα από τον τρόπο λήψης των δεδομένων. Στην ανάλυση κίνησης μέσω των αλγορίθμων block matching και optical flow γίνεται εκτίμηση της αξονικής και ακτινικής μετατόπισης του τοιχώματος της καρωτίδας. Η τμηματοποίηση ασχολείται με τεχνικές ανίχνευσης περιγραμμάτων καρωτίδας είτε εγκάρσιας είτε διαμήκους τομής. Στην ανάλυση υφής μέσω του υπολογισμού των στατιστικών πρώτης τάξης και της κλασματικής διάστασης αναλύεται η υφή των υπο εξέταση περιοχών. Όλα τα παραπάνω δίνονται μέσω μιάς ιδιαίτερα φιλικής προς τον χρήστη διεπαφής προς την κατεύθυνση μίας αρχικής αποτίμησης των παραμέτρων που θα συντελέσουν στην υποστήριξη της διάγνωσης αθηροσκλήρωσης στην καρωτίδα.

Λέξεις κλειδιά

Υπολογιστικό Διαγνωστικό Σύστημα, Επεξεργασία και Ανάλυση Ιατρικής Εικόνας, Υπέρηχοι Β-σάρωσης, Αθηροσκλήρωση, Ανάλυση Κίνησης, Ανάλυση Υφής, Μετασχηματισμός Hough, IMT, Ανίχνευση Περιγραμμάτων

Abstract

The present thesis deals with processing and analysis algorithms of B-mode ultrasound images for the optimization of diagnosis of carotid atherosclerosis. It was developed an integrated computational software system in graphic environment written in language visual this C ++. This system has as inputs or pictures in anyone from the known format or DICOM files. It contains 4 subunits: the subunit of pre-processing, the subunit of motion analysis, the subunit of segmentation and the subunit of texture analysis . During pre-processing the pictures are normalized in order to remove noise and in order the results to be comparable regardless of their way of acquisition. In motion analysis the algorithms block matching and optical flow examine the axial and radial shift of carotid wall. Segmentation leals with techniques of detection of outlines of carotid in a traverse or longitudinal section. In texture analysis first class statistics and fractal dimension are calculated in order to analyze the texture of image regions. All above characteristics are presented via a user friendly GUI in order to be easy the initial assessment of parameters that will contribute in the support of diagnosis of carotid atherosclerosis.

Key Words

Computer Aided Diagnostic System, Processing and Analysis of Medical Image, B-Mode Ultrasound Images, Atherosclerosis, Motion Analysis, Texture Analysis, Hough Transform, IMT, Outline Detection

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε το χρονικό διάστημα από τον Μάρτιο ως τον Νοέμβριο του 2006 στη Μονάδα Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Θα ήθελα πραγματικά να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα καθηγήτρια Κωνσταντίνα Νικήτα για την καθοδήγησή της σε όλη την διάρκεια της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Η βοήθειά της ήταν σημαντική τόσο σε επιστημονικά θέματα όσο και για την άμεση και αποτελεσματική υπέρβαση τεχνικών δυσκολιών.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τον υποψήφιο διδάκτορα Γιάννη Στοϊτση για την στενή και ειλικρινή του συνεργασία. Τόσο οι συμβουλές του που ήταν επιστημονικά πλήρεις όσο και η ψυχολογική του στήριξη ήταν πολύτιμη για μένα.

1 Εισαγωγή

1.1 Απεικόνιση αγγείων και Επεξεργασία Ιατρικής Εικόνας

Τα τελευταία χρόνια, η ιατρική απεικόνιση αποτελεί ένα πολύ ισχυρό εργαλείο στην εξέλιξη της ιατρικής διαδικασίας. Η ανάπτυξη της οφείλεται τόσο στην βελτίωση των απεικονιστικών συστημάτων όσο και στην εξέλιξη της τεχνολογία υπολογιστών και την υπολογιστική ισχύ. Ένα από τα βασικά βήματα στην ιατρική απεικόνιση σχετίζεται με την τομογραφική απεικόνιση, δηλαδή εικόνες από νοητές τομές του ανθρώπινου σώματος.

Οι ιατρικές εικόνες είναι η απεικονίσεις μιας ανατομικής δομής του ανθρώπινου σώματος σε ένα φιλμ ή μία οθόνη υπολογιστή. Πρόκειται για ένα δισδιάστατο ή τρισδιάστατο σήμα ανάλογα με το αν η απεικόνιση θα είναι στο επίπεδο ή στον χώρο. Η αξία της ιατρικής εικόνας είναι αναμφίβολη τόσο στην υποβοήθηση διάγνωσης (εντοπισμός μορφής/διαστάσεων όγκων, στένωσης αρτηριών κλπ) όσο και στον σχεδιασμό θεραπείας (συγκέντρωση φαρμάκου στον ανθρώπινο οργανισμό, κατανόηση του τρόπου ανάρρωσης του κεντρικού νευρικού συστήματος σε μετεγχειρητικό επίπεδο κλπ). Για να εξαχθεί η πληροφορία που εμπεριέχει μία ιατρική εικόνα είναι απαραίτητη η επεξεργασία της προκειμένου να εξαχθούν ασφαλή ιατρικά συμπεράσματα. Η επεξεργασία των οπτικών πληροφοριών μιας ιατρικής εικόνας με την βοήθεια υπολογιστικού συστήματος ονομάζεται **ψηφιακή επεξεργασία ιατρικής εικόνας.**

Η ψηφιακή επεξεργασία εικόνας διακρίνεται σε κάποιες βασικές κατηγορίες, οι κυριότερες των οποίων είναι

- Ανακατασκευή εικόνας από διάφορα απεικονιστικά συστήματα (CT, PET, MRI και τομογραφία υπερήχων)
- Εξαγωγή χαρακτηριστικών από εικόνα
- Αναγνώριση προτύπων (pattern recognition)
- Κατάταξη (classification) ενός αντικειμένου σε μια κατηγορία προτύπων (class pattern), (πχ. εφαρμογή στην ταξινόμηση χρωματοσωμάτων)

Η χρήση του υπερήχου στη διάγνωση και την αξιολόγηση των αγγείων του ανθρώπινου σώματος έχει αναπτυχθεί αρκετά τα τελευταία χρόνια. Λόγω της μη επεμβατικής φύσης και των συνεχών βελτιώσεών στην ποιότητα απεικόνισης, η απεικόνιση υπερήχου παίζει σημαντικό ρόλο στην αξιολόγηση και το χαρακτηρισμό των καρωτιδικών πλακών. Το κύριο μειονέκτημα του υπερήχου είναι ότι δεν λειτουργεί καλά παρουσία κόκαλου ή αερίου, οπότε τότε χρειάζεται ένα υψηλό επίπεδο ικανότητας και στην απόκτηση και στην ερμηνεία εικόνας για να πραγματοποιηθεί κλινική αξιολόγηση. Η κλασσική αγγειογραφία δεν μπορεί να δώσει τις αξιόπιστες πληροφορίες για τη διατομική (cross-sectional) δομή των αρτηριών. Αυτό την καθιστά μη αποτελεσματική στην ακριβή αποτίμηση σχετικά με δημιουργία πλάκας κατά μήκος των τοιχωμάτων των αρτηριών. Εδώ και μερικά χρόνια, η απεικόνιση υπερήχου β-σάρωσης ή ο ενδοαγγειακός υπέρηχος (IVUS) χρησιμοποιούνται ευρέως για την απεικόνιση των καρωτιδικών πλακών και της αξιολόγησης των χαρακτηριστικών των πλακών που σχετίζονται με την απαρχή των καρδιακών και νευρολογικών συμπτωμάτων.

1.2 Αθηροσκλήρωση

Η αθηροσκλήρωση είναι μια ασθένεια των μεγάλου και μεσαίου μεγέθους αρτηριών που χαρακτηρίζεται από την σταδιακή συσσώρευση λιπιδίων, πρωτεϊνών και χοληστερινούχων εστέρων, η οποία οδηγεί σε σημαντική μείωση της ροής του αίματος. Η αθηροσκλήρωση μπορεί να εμφανιστεί σε διάφορα σημεία του σώματος όπως την στεφανιαία αρτηρία, την επιφανειακή μηριαία αρτηρία, την νεφρική αορτή και τις αρτηρίες της καρωτίδας στην περιοχή της κοινής διακλάδωσης (βλ. Σχήμα 1-1).



Σχήμα 1-1: Το σύστημα της καρωτίδας

Στο Σχήμα 1-1 φαίνεται το σύστημα της καρωτίδας, το οποίο βρίσκεται στο λαιμό και περιέχει την κοινή αρτηρία (common carotid artery - CCA), η οποία διακλαδίζεται στην εσωτερική αρτηρία (internal carotid artery - ICA) και την εξωτερική (ECA - external carotid artery). Η εσωτερική αρτηρία παρέχει αίμα στις εσωτερικές δομές του εγκεφάλου. Επίσης παρέχει αίμα στους βολβούς των ματιών στα αυτιά και το εξωτερικό της μύτης. Αντίθετα η εξωτερική αρτηρία παρέχει αίμα στο εξωτερικό μέρος του κρανίου. Η καρωτιδική πλάκα ορίζεται ως ένα τοπικό πύκνωμα που περιλαμβάνει το εσωτερικό (intima) και το μεσαίο (media) στρώμα του βολβού, την εσωτερική καρωτίδα, την εξωτερική καρωτίδα ή τις κοινές μηριαίες αρτηρίες.

Ο σχηματισμός αθηρωματικής πλάκας (βλ. Σχήμα 1-2 α,β), αρχικά προκαλεί βαθμιαία μια διεύρυνση του αγγείου με λίγη ή καθόλου συμπίεση της κοιλότητας. Ο κίνδυνος καρδιακής προσβολής αυξάνει ανάλογα με τον βαθμό καρωτιδικής στένωσης (η στένωση της αρτηρίας προκαλείται από την πλάκα (βλ. Σχήμα 1-2).



Σχήμα 1-2: Τομή καρωτιδικής αρτηρίας με παρεμβολή (αριστερά) και πλάκα (δεξία)

Ο βαθμός στένωσης της εσωτερικής αρτηρίας της καρωτίδας είναι το μόνο καλά διατυπωμένο μέτρο που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της πιθανότητας καρδιακής προσβολής και είναι ουσιαστικά το κυριότερο κριτήριο για το κατά πόσο είναι ενδεδειγμένη ή όχι μια επέμβαση καθαρισμού αρτηρίας. Έτσι όλο και περισσότερο γίνεται αποδεκτό ότι οι μετρήσεις του πάχους της καρωτιδικής αρτηριακής πλάκας μπορούν να χρησιμεύσουν ως πρώιμες ενδείξεις εμφάνισης καρδιαγγειακών παθήσεων όπως το καρδιακό έμφραγμα και το εγκεφαλικό επεισόδιο.

Ένα εγκεφαλικό επεισόδιο συνήθως συμβαίνει όταν η παροχή αίματος σε μέρη του εγκεφάλου ξαφνικά διακόπτεται ή εμποδίζεται (ισχαιμικό επεισόδιο). Τα ισχαιμικά επεισόδια προκαλούνται από αρτηριακή στένωση για το περίπου 75% των επεισοδίων. Όταν υπάρχει εμπόδιση από την σταδιακή ανάπτυξη λιπωδών σωμάτων τότε αναφερόμαστε σε αθηροσκλήρωση. Η αθηροσκλήρωση αλλάζει τις μηχανικές ιδιότητες των αγγειακών τοιχωμάτων προκαλώντας ανάπτυξη πλάκας και κάνοντάς τα κάνει περισσότερο άκαμπτα. Η πλάκα συσσωρεύεται στο εσωτερικό μέρος των αγγείων του αίματος και έχει ως αποτέλεσμα την στένωση και την μη κανονική λειτουργία της αρτηρίας (βλ. Σχήμα 1-3(α)(β)).



Σχήμα 1-3: (α)Εγκάρσια τομή καρωτιδικής αρτηρίας με πλάκα (β) σταθερή και μη σταθερή πλάκα

Στην περίπτωση της στένωσης μίας στεφανιαίας αρτηρίας που επέρχεται αργά και προοδευτικά σε διάσημα εβδομάδων, μηνών ή ετών, αναπτύσσονται παράπλευρα αγγεία. Αυτά είναι πιθανό να παρέχουν ικανή ποσότητα αίματος στο μυοκάρδιο, αποτρέποντας ή ελαττώνοντας την έκταση της βλάβης του. Τα παράπλευρα αγγεία δημιουργούνται μεταξύ κλάδων των αποφραγμένων και μη αποφραγμένων αρτηριών. Αυτά προέρχονται από προϋπάρχοντα μικρά αγγεία που υφίστανται αλλαγές αντιδρώντας πιθανώς στην καταπόνηση του τοιχώματος και σε χημικούς παράγοντες προερχόμενους από τους ιστούς.

Η απόφαση για θεραπεία της στένωσης της καρωτιδικής αρτηρίας δεν είναι πάντοτε απλή. Τα δυνητικά οφέλη της επέμβασης πρέπει να αντισταθμίζονται με τον κίνδυνο που ελλοχεύει η χειρουργική επέμβαση. Ο βαθμός της στένωσης της αρτηρίας της καρωτίδας, το πάχος του εσωτερικού μέσου (intima-media thickness - IMT), το οποίο είναι και το πάχος των αρτηριακών τοιχωμάτων (Σχήμα 1-2) και η παρουσία ή απουσία συμπτωμάτων είναι σημαντικοί παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη για τη λήψη της απόφασης. Τελικά μετρήσεις του ΙΜΤ είναι οι καλύτεροι παράγοντες πρόβλεψης του κινδύνου από κάθε άλλο συνδυασμό συμβατικών παραγόντων. Πρόσφατες έρευνες που εμπλέκουν την αθηρωματική πλάκα ως τον υπεύθυνο μηχανισμό για την ανάπτυξη εγκεφαλοαγγειακών παθήσεων έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη διαφόρων μεθόδων όπως η αγγειογραφία, η θρομβολυτική θεραπεία, η μοριακή βιολογία και οι υπέρηχοι υψηλής ανάλυσης.

1.3 Απεικόνιση Υπερήχων

1.3.1 Βασικές αρχές

Οι υπέρηχοι είναι διαμήκη κύματα που δημιουργούνται από την διάδοση μηχανικών ταλαντώσεων σε ένα μέσο (βλ. Σχήμα 1-4). Η ταλάντωση διαδίδεται κατά την διεύθυνση του κύματος αλλά συνολικά δεν υπάρχει μετατόπιση σωματιδίων ούτε μεταφορά μάζας, αλλά μόνο μεταφορά ενέργειας.



b) Pulsed wave propagation

Σχήμα 1-4: Διάδοση συνεχών και παλμικών ηχητικών δονήσεων στον χώρο

Οι ήχοι ανάλογα με τη συχνότητά τους f διακρίνονται σε

- υπόηχους (f<20Hz)
- ακουστούς ήχους (20Hz<f<20KHz)
- υπέρηχους (f>20KHz)

Οι διαγνωστικοί υπέρηχοι έχουν συχνότητες που κυμαίνονται μεταξύ 1 έως 100 MHz ενώ στη μικροσκοπία υπερήχων χρησιμοποιούνται συχνότητες μέχρι 200 MHz για εξέταση δομών μέσα στα κύτταρα. Σημειώνεται ότι από την μέχρι σήμερα γνώση δεν υπάρχει ένδειξη κινδύνου για τον εξεταστή ή τον ασθενή από την χρήση υπερήχων ως διαγνωστικής μεθόδου.

1.3.2 Χαρακτηριστικά υπερήχων

Τα χαρακτηριστικά ενός υπέρηχου μπορούν να περιγραφούν ως συνάρτηση των παραμέτρων μήκος κύματος (λ), περίοδος (Τ), συχνότητα (f), ταχύτητα, ισχύς (P), ένταση (I).

- Το μήκος κύματος (λ) είναι η απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών χαμηλών ή υψηλών μετώπων πίεσης του ηχητικού κύματος (στο διάστημα της οποίας επιτυγχάνεται ένας κύκλος).
- Η περίοδος (T) είναι ο χρόνος στον οποίο πραγματοποιείται ένας κύκλος.
- Η συχνότητα (f) είναι ο αριθμός των κύκλων στην μονάδα του χρόνου.
- Η ταχύτητα διάδοσης της ηχητικής διαταραχής δίδεται από τον τύπο :

$$c = \sqrt{\frac{1}{\rho_o \kappa}}$$

όπου ρ_{o} είναι η μέση πυκνότητα και κ
 είναι η αδιαβατική συμπιεστότητα.

Επίσης η ταχύτητα διάδοσης σχετίζεται με το μήκος κύματος λ και την συχνότητα f βάσει της θεμελιώδους εξίσωσης της κυματικής

$$c = \lambda \cdot f$$

- Η ισχύς υπερήχου (P) είναι ο ρυθμός ροής ενέργειας κατά μήκος μιάς επιφάνειας διατομής.
- Η ένταση (Ι) υπερήχου είναι η μέση τιμή της ροής της ενέργειας που διαπερνά μια μοναδιαία επιφάνεια στη μονάδα του χρόνου. Δίνεται από τον τύπο

$$I = \left\langle p \cdot u \right\rangle_t = \frac{1}{T} \int_0^T p u dt$$

όπου p η ακουστική πίεση και u η σωματιδιακή ταχύτητα του μέσου.

Άλλο πολύ χρήσιμο μέγεθος για τους υπερήχων είναι η **ακουστική εμπέδηση Ζ**, που ορίζεται ως ο λόγος της ακουστικής πίεσης σε ένα σημείο του μέσου διάδοσης προς τη ταχύτητα του σωματιδίου στο ίδιο σημείο. Δίνεται από τον τύπο:

όπου ρη πυκνότητα του μέσου και c η ταχύτητα του κύματος.

Από την παραπάνω σχέση φαίνεται ότι η ακουστική εμπέδηση εξαρτάται μόνο από τις μηχανικές ιδιότητες του μέσου και όχι από την συχνότητα του ηχητικού κύματος. Η ακουστική εμπέδηση είναι ένα μέτρο της αντίστασης του μέσου κατά την διάδοση υπερήχων διαμέσου αυτού.

Στον πίνακα φαίνονται οι ταχύτητες διάδοσης, οι ακουστικές εμπεδήσεις καθώς και οι εξασθενίσεις για διάφορα υλικά μέσα του σώματος

Υλικό Μέσο	Ταχύτητα διάδοσης (m/sec)	Ακουστική Εμπέδηση (106 kgr/m.sec)	Εξασθένιση (dB/cm για 1MHz)
Αέρας	330	0,0004	12
Νερό	1480	1,48	0,002
Λίπος	1450	1,38	0,63
Αίμα	1570	1,61	0,18
Μαλακοί Ιστοί	1540	1,63	0,70
Μύες	1580	1,70	1,3-3,3
Οστά	4080	7,80	15,00

Πίνακας 1-1 :Ηχητικές ιδιότητες για υλικά μέσα του σώματος

1.3.3 Αλληλεπίδραση υπερήχων με βιολογικούς ιστούς

Οι υπέρηχοι αλληλεπιδρούν με τους βιολογικούς ιστούς με ποικίλους τρόπους και τα αποτελέσματα αυτών των αλληλεπιδράσεων καθορίζουν τον τύπο των ηχητικών κυμάτων που καταγράφονται για διάγνωση. Στις αλληλεπιδράσεις αυτές περιλαμβάνονται φαινόμενα ανάκλασης, σκέδασης, απόσβεσης, παρεμβολής, απόκλισης και απορρόφησης. Με εξαίρεση την παρεμβολή, η οποία μπορεί να αυξήσει ή να μειώσει την ένταση του παλμού, σε όλες τις υπόλοιπες αλληλεπιδράσεις η ένταση του παλμού μειώνεται. Το φαινόμενο αυτό καλείται εξασθένηση.

1.3.3.1 Εξασθένηση υπερήχων

Η εξασθένηση της έντασης του ηχητικού παλμού μειώνεται με αύξηση του βάθους διείσδυσης μέσω του τύπου :

$$I = I_o e^{-\mu x}$$

όπου Ι : η ένταση του υπέρηχου στο υπό εξέταση σημείο

 I_0 : η αρχική ένταση (ένταση στον μετατροπέα)

x : η απόσταση που διανύει ο παλμός

 μ : o suntelesthc exasténneme.

Ο συντελεστής εξασθένησης μ εξαρτάται από το υλικό του ιστού, οπότε για διαφορετικά υλικά έχουμε διαφορετικό ποσοστό εξασθένησης της έντασης του παλμού (όπως φαίνεται και στον Πίνακας 1-1).

Επίσης, η εξασθένηση του παλμού εξαρτάται από τη συχνότητα του κύματος. Όσο μεγαλύτερη είναι η συχνότητα του υπερηχητικού κύματος τόσο μεγαλύτερη είναι η εξασθένηση που αυτό υφίσταται και μικρότερο το βάθος διείσδυσης. Έτσι, στην πράξη οι υψηλές συχνότητες χρησιμοποιούνται για επιφανειακά όργανα και οι χαμηλές συχνότητες για πιο εσωτερικά όργανα.

1.3.3.2 Ανάκλαση και διάθλαση υπερήχων

Στις πιο σημαντικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ διαγνωστικών υπερήχων και βιολογικών ιστών περιλαμβάνονται η ανάκλαση και η σκέδαση. Όταν το ακουστικό κύμα προσπίπτει στη διαχωριστική επιφάνεια δύο υλικών μέσων διαφορετικής διαπερατότητας, όπως φαίνεται στο Σχήμα 1-5, τότε είναι δυνατόν να υφίσταται ανάκλαση, διάθλάση ή σκέδαση.

Ο συντελεστής ανάκλασης πλάτους RA, δηλαδή το ποσοστό του πλάτους (ή της ενέργειας) της προσπίπτουσας δέσμης που ανακλάται δίνεται από τον τύπο:

$$R_{A} = \frac{Z_{2}\cos\theta_{i} - Z_{1}\cos\theta_{i}}{Z_{2}\cos\theta_{i} + Z_{1}\cos\theta_{i}}$$

όπου Z1 και Z2 οι ακουστικές εμπεδήσεις των δύο μέσων



Σχήμα 1-5: Ανάκλαση και διάθλαση ενός υπερηχητικού κύματος

Το προσπίπτων κύμα δημιουργεί επίσης και ένα διαθλώμενο κύμα που συνεχίζει να διαδίδεται μέσα στο μέσο. Ο συντελεστής διάθλασης για αυτό το κύμα δίνεται από τον τύπο:

$$T_A = \frac{2Z_2 \cos \theta_i}{Z_2 \cos \theta_i + Z_1 \cos \theta_i}$$

Όπως φαίνεται από τους παραπάνω τύπους οι συντελεστές ανάκλασης και διάδοσης εξαρτώνται αποκλειστικά από τις ακουστικές εμπεδήσεις των επιμέρους μέσων και από τις γωνίες πρόσπτωσης.

1.3.3.3 Σκέδαση υπερήχων

Η σκέδαση συμβαίνει όταν ένας παλμός υπέρηχου προσπίπτει σε επιφάνειες με διαστάσεις μικρότερες από το μήκος κύματος του υπέρηχου. Τότε κάθε μεμονωμένη διεπιφάνεια λειτουργεί σαν νέα, ξεχωριστή πηγή ήχου, ενώ ο ήχος ανακλάται προς όλες τις κατευθύνσεις, ενώ μόνο ένα μικρό μέρος της δέσμης των ήχων οπισθοσκεδάζεται με κατεύθυνση τον εκπομπό των ήχων.



Σχήμα 1-6: Ανάκλαση στα επίπεδα Α,Β και σκέδαση στα επίπεδα C,D

Ανομοιογένεια της υπερηχογραφικής εικόνας στο παρέγχυμα των οργάνων του σώματος είναι αποτέλεσμα του φαινομένου αυτού. Στη σκέδαση οφείλουμε τη δυνατότητα απεικόνισης της εσωτερικής υφής των οργάνων.

Είναι φανερό ότι, αν η χαρακτηριστική ακουστική αντίσταση των δύο μέσων είναι ίδια, τα φαινόμενα της ανάκλασης και της σκέδασης απουσιάζουν. Αντίθετα, όσο μεγαλύτερη είναι η διαφορά της ακουστικής αντίστασης των δύο μέσων, ανάλογο είναι και το ποσό της ανάκλασης και της σκέδασης των ήχων. Έτσι, στη διαγνωστική υπερηχογραφία έχουμε μεγάλη ανάκλαση και σκέδαση στις περιοχές στις οποίες μαλακός ιστός εφάπτεται με κόκαλο ή αέρα.

1.3.4 Συστήματα Υπερηχογραφικής Απεικόνισης

Τα υπερηχογραφικά συστήματα τα οποία χρησιμοποιούνται σήμερα, είναι πραγματικού χρόνου (real time). Ένας ή περισσότεροι πιεζοηλεκτρικοί κρύσταλλοι βρίσκονται μέσα στο μετατροπέα (transducer) ο οποίος εφαρμόζεται επιφανειακά στον ασθενή. Για να παραχθεί μια δισδιάστατη εικόνα ο μετατροπέας πρέπει ή να κινείται (συνήθως χειρωνακτικά από τον ιατρό ή το χειριστή) ή η κατεύθυνση της δέσμης υπερήχων να καθοδηγείται από διάταξη κρυστάλλων. Μεταξύ του ασθενή και του μετατροπέα πρέπει να μην παρεμβάλλεται αέρας καθώς οι ακουστικές ιδιότητες του αέρα διαφέρουν πολύ απ΄αυτές των ιστών οπότε μπορούμε να έχουμε μεγάλη απώλεια ενέργειας. Γι΄αυτό μεταξύ του μετατροπέα και του ασθενή τοποθετείται ειδική κρέμα (coupling gel). Κρατώντας τον μετατροπέα (κεφαλή) ακίνητο στην επιφάνεια του δέρματος, η σάρωση του υπό εξέταση οργάνου γίνεται αυτόματα. Στα συστήματα αυτά η σάρωση γίνεται με δύο τρόπους, μηχανικά ή ηλεκτρονικά.

Η μηχανική σάρωση επιτυγχάνεται με την βοήθεια ενός ή περισσοτέρων κρυστάλλων, οι οποίοι σαρώνουν τη περιοχή ενδιαφέροντος κινούμενοι μηχανικά. Η μηχανική κίνηση των κρυστάλλων μπορεί να είναι:

1. στροφική κίνηση

2. στροφική ταλάντωση

3. στροφική ταλάντωση κατόπτρου.

Σήμερα τα νέα συστήματα υπερήχων δεν χρησιμοποιούν την τεχνική της μηχανικής σάρωσης, αλλά χρησιμοποιούν την τεχνική της ηλεκτρονικής σάρωσης και για τον λόγο αυτό θα ασχοληθούμε μόνο με την περιγραφή των συστημάτων ηλεκτρονικής σάρωσης.

Η ηλεκτρονική σάρωση επιτυγχάνεται με τη βοήθεια διάταξης κρυστάλλων (μεταλλακτών). Στα σημερινά μηχανήματα υπερήχων ηλεκτρονικής σάρωσης ο αριθμός των κρυστάλλων ξεπερνάει τους 100. Η διάταξη των κρυστάλλων μπορεί να είναι γραμμική ή κατοπτρική.

Στη γραμμική διάταξη διακρίνονται δύο κατηγορίες. Η απλή όπου μεγάλος αριθμός κρυστάλλων τοποθετούνται ο ένας δίπλα στον άλλο και διεγείρονται κατά ομάδες, από το ένα άκρο της διάταξης μέχρι το άλλο με αποτέλεσμα το κύμα των υπερήχων σαρώνει ταχύτατα την περιοχή ενδιαφέροντος για την παράγωγή υπερηχογραφικής εικόνας, και η διάταξη φάσης όπου η διέγερση των κρυστάλλων γίνεται με κατάλληλη χρονική καθυστέρηση. Με τον τρόπο αυτόν επιτυγχάνεται ηλεκτρονικά ο προσανατολισμός του υπερηχητικού πεδίου και της εστιακής απόστασης. Τα πλεονεκτήματα των διατάξεων φάσης είναι το μικρό μέγεθος της επιφάνειας εκπομπής και το μεγάλο εύρος του πεδίου σάρωσης. Στην απεικόνιση των πλέον περιφερικών αγγείων χρησιμοποιούνται συνήθως οι γραμμικοί μετατροπείς.



Σχήμα 1-7: (α) Ηχοβολέας ηλεκτρονικής σάρωσης με απλή γραμμική διάταζη κρυστάλλων

(β) Ηχοβολέας ηλεκτρονικής σάρωσης με γραμμική διάταξη φάσης

Οι εικόνες που παράγουν οι παραπάνω ηχοβολείς φαίνονται στο Σχήμα 1-8 και στο Σχήμα 1-9.



Σχήμα 1-8: Υπερηχογραφική εικόνα που παράγεται από ηχοβολέα ηλεκτρονικής σάρωσης με απλή γραμμική διάταζη κρυστάλλων



Σχήμα 1-9: Υπερηχογραφική εικόνα που παράγεται από ηχοβολέα ηλεκτρονικής σάρωσης με γραμμική διάταζη φάσης

Η κατοπτρική διάταξη έχει τις ίδιες αρχές λειτουργίας με αυτές των γραμμικών, αλλά οι κρύσταλλοι είναι τοποθετημένοι ο ένας δίπλα στον άλλο σε διάταξη κυρτού κάτοπτρου. Το πλεονέκτημα σε αυτή την περίπτωση είναι το μεγάλο πεδίο σάρωσης οπότε οι μετατροπείς αυτοί χρησιμοποιούνται συνήθως στην απεικόνιση μεγάλων οργάνων και στη γυναικολογία.



Σχήμα 1-10: Ηχοβολέας ηλεκτρονικής σάρωσης με διάταξη υπό μορφή κάτοπτρου

Η απεικόνιση που παράγεται με κατοπτρική διάταξη έχει τη μορφή που φαίνεται στο Σχήμα 1-11.



Σχήμα 1-11: Υπερηχογραφική εικόνα ληφθείσα με κατοπτρική διάταξη

1.3.4.1 Απεικόνιση με υπερήχους

Η απεικόνιση υπερήχων προσδιορίζει τη θέση των επιφανειών μέσα στους ιστούς μετρώντας το χρονικό διάστημα μεταξύ της εκπομπής του υπερηχητικού παλμού και της ανίχνευσης της ηχούς του, καθώς ο παλμός ανακλάστηκε σ' αυτές τις επιφάνειες. Η απόσταση d οποιασδήποτε επιφάνειας από ένα υπερηχητικό πομποδέκτη, μπορεί να υπολογιστεί με βάση την ταχύτητα του ήχου στο μέσο διάδοσης και το χρόνου που μεσολαβεί μεταξύ εκπομπής ενός υπερηχητικού σήματος και της λήψης της ανάκλαση του:

$$d = \frac{c * t}{2}$$

Εδώ θα πρέπει να τονισθεί ότι ο ρυθμός λήψης των δεδομένων ανάκλασης περιορίζεται από την ταχύτητα διάδοσης των υπερήχων. Για παράδειγμα στην περίπτωση κατά την οποία εξετάζεται όργανο του ανθρώπινου σώματος σε βάθος 150 mm, ο χρόνος τον οποίο χρειάζεται ο ήχος για να διανύσει την απόσταση αυτή και πίσω (300 mm), είναι περίπου 200 μsec. Αυτό αντιστοιχεί σε συχνότητα παλμικής εκπομπής (pulse repetition frequency) KHz. Εάν η συχνότητα η οποία χρησιμοποιείται είναι μεγαλύτερη, τότε ανακλώμενα κύματα από επιφανειακά όργανα μπορεί να λαμβάνονται ταυτόχρονα με ανακλώμενα κύματα από βαθύτερα όργανα, με τελικό αποτέλεσμα μη ευανάγνωστη υπερηχογραφική εικόνα. Γνωρίζοντας ότι ο **ρυθμός σάρωσης** ισούται με τη συχνότητα παλμικής εκπομπής δια του αριθμού των γραμμών εκπομπής, τότε ο ρυθμός σάρωσης για για διανότει την οποία δευτερόλεπτο. Καθαρή εικόνα δημιουργείται για ρυθμούς σάρωσης μεγαλύτερους από 15 ανά δευτερόλεπτο. Στην περίπτωση κατά την οποία στην κλινική πράξη είναι αναγκαίοι χαμηλότεροι ρυθμοί, τότε χρησιμοποιείται ηλεκτρονική αποθήκευση των εικόνων με σκοπό την βελτιστοποίηση της ποιότητας τους.

1.3.4.2 Πλευρική – Αξονική ανάλυση Ευκρίνεια εικόνας

Η ποιότητα της υπερηχογραφικής εικόνας καθορίζεται κυρία από δύο παράγοντες:

- 1. τη χωρική διακριτική ικανότητα (spatial resolution).
- 2. την ένταση του σήματος (signal strength).

Η ικανότητα διάκρισης ήχων οι οποίοι προέρχονται από δύο γειτονικές ανατομικές δομές, αναφέρεται ως χωρική διακριτική ικανότητα του συστήματος την οποία συνθέτουν η **αξονική** (axial resolution) και η **εγκάρσια** (lateral resolution) διακριτική ικανότητα. Ως **αξονική διακριτική ικανότητα** ορίζεται η ικανότητα διάκρισης δύο ξεχωριστών δομών, οι οποίες ευρίσκονται σε διαφορετικό βάθος κατά μήκος της διάδοσης της δέσμης των υπερήχων και εκφράζεται ως η μικρότερη δυνατή απόσταση στην οποία μπορούν να απεικονισθούν ευκρινώς οι δύο αυτές δομές. Ως **εγκάρσια διακριτική ικανότητα** ορίζεται η ελάχιστη απόσταση την οποία μπορούν να έχουν μεταξύ των δύο διαφορετικές δομές, στο ίδιο βάθος, ώστε να διακρίνονται και οι δύο καθαρά.

Στην υπερηχογραφική απεικόνιση δύο-διαστάσεων B-Mode και σε μερικά συστήματα Doppler, η χωρική διακριτική ικανότητα παίζει σημαντικό ρόλο στην επιλογή της συχνότητας εκπομπής των υπερήχων. Η χωρική διακριτική ικανότητα επηρεάζεται από το εύρος της δέσμης των υπερήχων, καθώς επίσης και από το μήκος του παλμού των υπερήχων στην περίπτωση της παλμικής εκπομπής. Όσο μικρότερα είναι τα μεγέθη αυτά, τόσο μεγαλύτερη ευκρίνεια έχει το υπερηχογραφικό σύστημα. Επίσης όσο μεγαλύτερη συχνότητα χρησιμοποιούμε τόσο μικρότερο είναι το μήκος παλμού και το εύρος της δέσμης των υπερήχων. Από την άλλη μεριά όμως η χρησιμοποίηση εκπομπής υψηλής συχνότητας, συνοδεύεται από αυξημένη εξασθένηση του κύματος, καθώς αυτό διαδίδεται κατά μήκος των ιστών του σώματος. Έτσι, υψηλές συχνότητες, της τάξεως π.χ, των 5-7.5 MHz, χρησιμοποιούνται για την απεικόνιση επιφανειακών οργάνων όπως τα περιφερικά αγγεία, με διακριτική ικανότητα μικρότερη του 1mm. Εξ' αιτίας της αυξημένης εξασθένησης του κύματος στην μελέτη των εν τω βάθει οργάνων, χρησιμοποιούνται χαμηλές συχνότητες, της τάξεως των 2-4 MHz. Είναι φανερό ότι η χωρική διακριτική ικανότητα είναι καλύτερη στα επιφανειακά όργανα σε σχέση με τα εν τω βάθει.

Η ένταση των κυμάτων τα οποία σκεδάζονται σε μικρά σωματίδια, όπως τα ερυθρά αιμοσφαίρια, αυξάνεται ανάλογα με τη συχνότητα στην 4^η δύναμη. Αν λοιπόν χρησιμοποιήσουμε υψηλή συχνότητα εκπομπής, με σκοπό την αύξηση της σκέδασης από τα ερυθρά αιμοσφαίρια και την λήψη δυνατότερου σήματος, θα έχουμε ταυτόχρονα μεγάλου βαθμού εξασθένηση του σήματος, αφού η εξασθένηση είναι ανάλογη της συχνότητας εκπομπής των υπερήχων. Επιλέγοντας λοιπόν την κατάλληλη συχνότητα εκπομπής, υπεισέρχονται πολλοί παράγοντες, αλλά συνήθως επιλέγουμε, ανάλογα με το βάθος του υπο μελέτη οργάνου[1].

1.3.5 Μέθοδοι απεικόνισης υπέρηχων

Διακρίνουμε 4 μεθόδους απεικόνισης υπερήχων, τις: A-mode, M-mode και B-mode και Doppler.

1.3.5.1 Μέθοδος απεικόνισης A-mode

Η A-mode είναι η απλούστερη μορφή ανίχνευσης στόχων με υπερήχους η οποία στην ουσία χρησιμοποιεί παραγόμενα κύματα και καταγράφει τα πλάτη των κυμάτων που επιστρέφουν και τα οποία αποκαλούνται αντηχήσεις. Αυτή η μέθοδος λαμβάνει χώρα και στις διατάξεις των sonar, ενώ κάτι παρόμοιο συμβαίνει με τα radar. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιεί ένα ρολόι που παράγει παλμούς οι οποίοι τροφοδοτούν ένα πομπό ηλεκτρικών παλμών. Επίσης υπάρχει ο μετατροπέας καθώς και ο εξισορροπιστής χρονικής ενίσχυσης T.G.C. (Time Gain Compensator), ο οποίος χρησιμοποιείται για το λόγο ότι το σήμα εξασθενεί σε σχέση με το βάθος. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ένας ισχυρός στόχος σε μεγαλύτερο βάθος να προκαλεί μικρότερη αντήχηση από ένα λιγότερο ανακλαστικό που βρίσκεται σε μικρότερο βάθος, με αποτέλεσμα να λαμβάνουμε λανθασμένα αποτελέσματα. Έτσι με το TGC ενισχύονται ουσιαστικά τα ασθενέστερα σήματα. Τέλος το ίδιο σύστημα χρησιμοποιεί ένα δέκτη και ενισχυτή καθώς και ο αποδιαμορφωτής που ανορθώνει το λαμβανόμενο σήμα και κρατάει τη περιβάλλουσα.

1.3.5.2 Μέθοδος απεικόνισης M-mode

Το πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι ότι μπορούμε να επιτύχουμε την απεικόνιση κινούμενων δομών των σωμάτων. Η ανάλυση αυτή προέρχεται από το συνδυασμό της διαμόρφωσης κατά φωτεινότητα με ταυτόχρονη διαδοχική μετατόπιση του ίχνους του παλμογράφου κατά την κατακόρυφη διεύθυνση. Αυτό επιτυγχάνεται με την εφαρμογή μιας κλιμακωτής τάσης στον κατακόρυφο άξονα Υ του παλμογράφου όπου κάθε βήμα προς τα κάτω αρχίζει με τον παλμό διέγερσης. Επιπρόσθετα χρησιμοποιείται ένας παλμογράφος με μνήμη ή ένα ψηφιακό σύστημα μνήμης ώστε όλες οι γραμμές να παραμένουν στην οθόνη ώσπου να σαρωθεί ολόκληρη η οθόνη. Έτσι οι αντηχήσεις των κινούμενων δομών παριστάνονται συναρτήσει του χρόνου. Η M-mode δεν αποτελεί κάποιο είδος εικόνας, μιας και δεν είναι δισδιάστατη εικόνα αλλά με την αναπαράσταση ενός μονοδιάστατου σήματος σε συναρτήσει με το χρόνο. Εδώ η μια συνάρτηση είναι το βάθος και η άλλη ο χρόνος ,ωστόσο δίνεται η αίσθηση της κίνησης.



Σχήμα 1-12: Α και M Mode

1.3.5.3 Μέθοδος απεικόνισης B-mode

Η B-mode είναι μία μέθοδος με δισδιάστατη απεικόνιση. Αν θεωρήσουμε την περίπτωση της ανίχνευσης ενός οργάνου χρησιμοποιώντας ένα κρύσταλλο, τότε το πρώτο παλμικό κύμα στέλνεται προς την διεύθυνση του πάνω μέρους του οργάνου, ενώ επίσης υποτίθεται ότι διαθέτουμε την τεχνολογία ώστε να διατηρούμε τις αντίστοιχες φωτεινότητες στην οθόνη. Διαδοχικοί παλμοί παράγονται με ταυτόχρονη μετακίνηση του μετατροπέα κατά κλάσμα της απόστασης προς τα κάτω. Συμπεραίνουμε ότι μια τέτοιου είδους βηματική κίνηση στον κάθετο άζονα μας επιτρέπει να ανιχνεύσουμε πλέον ένα επίπεδο και στην ουσία προσθέτει μια δεύτερη συνιστώσα εκτός του χρόνου. Έτσι ο ένας άξονας παριστά το βάθος ενώ ο άλλος την απόσταση, κάθετα στην διεύθυνση διάδοσης της δέσμης. Με δισδιάστατο ανιχνευτικό ορίζοντα μπορούμε να αναπαράγουμε το όργανο στην οθόνη μας με τις φωτεινές περιοχές να ανταποκρίνονται στις ανακλαστικές του δομές. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται γραμμική B-scan απεικόνιση.

Ένα άλλος τρόπος της ίδιας μεθόδου βασίζεται στην ταλάντωση του μετατροπέα σε ένα επίπεδο γύρω από το σημείο επαφής του με τον ιστό. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται τμηματική απεικόνιση τύπου B-scan.



Σχήμα 1-13: B Mode

Η απεικόνιση αυτού του τύπου αφορά ακίνητους στόχους ωστόσο με επανάληψη της ανίχνευσης της τάξης των 25-30 κύκλων ανά sec (frames). Έτσι κινούμενα όργανα μπορούν να παρασταθούν σαν δυναμικά εναλλασσόμενες εικόνες.

1.3.5.4 Μέθοδος απεικόνισης Doppler

Αν μια δομή είναι στατική, η συχνότητα των ανακλώμενων κυμάτων θα είναι ίδια με τη συχνότητα των προσπιπτόντων κυμάτων. Μία κινούμενη επιφάνεια θα προκαλέσει μετατόπιση σε υψηλότερες ή χαμηλότερες συχνότητες ανάλογα με τη σχετική ταχύτητα της δομής σε σχέση με το μετατροπέα (transducer). Για παράδειγμα, όταν ένα ηχητικό κύμα περνά μέσα από ένα αγγείο, η ανάκλαση και η διάθλαση γίνονται από τα κινούμενα ερυθρά αιμοσφαίρια. Σ΄ αυτήν τη διαδικασία μικρά ποσά ενέργειας απορροφούνται από τα ερυθρά αιμοσφαίρια και στη συνέχεια επανεκπέμπονται προς κάθε κατεύθυνση. Αν τα αιμοσφαίρια απομακρύνονται από την πηγή των υπερήχων, η συχνότητα των υπερήχων που ανιχνεύονται θα είναι χαμηλότερη, ενώ αν τα αιμοσφαίρια πλησιάζουν την πηγή η συχνότητα που ανιχνεύεται θα είναι υψηλότερη (Σχήμα 1-14). Έτσι, αν χρησιμοποιήσουμε υπερήχους για να απεικονίσουμε την εγκάρσια τομή ενός αγγείου μπορούμε να υπολογίσουμε τον όγκο και τη ροή του διακινούμενου αίματος από τη διατομή του αγγείου και τη μέση ταχύτητα των αιμοσφαιρίων [3].



Σχήμα 1-14: Φαινόμενο Doppler : Όταν η πηγή κυμάτων κινείται ως προς τους παρατηρητές, αυτοί παρατηρούν μετατόπιση της συχνότητας των εκπεμπόμενων κυμάτων. Έτσι, όταν πλησιάζει τους παρατηρητές, η πηγή, φαίνεται να εκπέμπει πιο «πυκνά» κύματα, δηλαδή με μεγαλύτερη συχνότητα (Μετατόπιση προς το κυανό - Blueshift). Αντίθετα, όταν απομακρύνεται από τους παρατηρητές αυτοί παρατηρούν πιο «αραιά» κύματα (Μετατόπιση προς το ερυθρό - Redshift). Η κύρια εφαρμογή της απεικόνισης υπερήχων με χρήση του φαινόμενου Doppler είναι η μελέτη της καρδιάς στη στεφανιαία νόσο όπου η απεικόνιση και η μετατόπιση συχνότητας συνδυάζονται για να παράγουν εικόνες των αρτηριών και των κοιλιών. Η μετατόπιση συχνότητας χρησιμοποιείται για το χρωματισμό των εικόνων υποδεικνύοντας την κατεύθυνση της ροής. Δυσχέρειες στη ροή του αίματος εντοπίζονται εύκολα μ' αυτήν τη μέθοδο χρησιμοποιώντας σαρωτές χειρός. Τα διαγνωστικά συστήματα υπερήχων είναι εύχρηστα και σχετικά ανέξοδα συστήματα που έχουν εφαρμογές στην παρακολούθηση εμβρύων και τον προσδιορισμό του φύλλου τους.

1.4 Σκοπός της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία αφορά στην σχεδίαση και ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου συστήματος ανάλυσης ιατρικών εικόνων. Βασικός στόχος είναι η παροχή εργαλείων επεξεργασίας ιατρικής εικόνας μέσω ενός φιλικού περιβάλλοντος στον ειδικευμένο ιατρό, που θα επιτρέψουν την αποτελεσματικότερη ανάλυση των απεικονιστικών δεδομένων του ασθενούς. Στο πλαίσιο της εργασίας, πραγματοποιήθηκε εφαρμογή του ολοκληρωμένου συστήματος σε εικόνες υπερήχων β-σάρωσης της καρωτίδας με σκοπό την υποβοήθηση της διάγνωσης της αθηροσκλήρωσης. Το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση δεδομένων που προέρχονται από διάφορες απεικονιστικές τεχνικές τόσο σε ερευνητικές δραστηριότητες όσο και στην κλινική πράξη.

Πιο συγκεκριμένα το προτεινόμενο σύστημα ανάλυσης εικόνων επιτρέπει την προεπεξεργασία των απεικονιστικών δεδομένων, την κατάτμηση περιοχών ενδιαφέροντος, την εκτίμηση της κίνησης του τοιχώματος και του περιβάλλοντος ιστού από ακολουθίες ιατρικών εικόνων και την εκτίμηση της υφής για συγκεκριμένες περιοχές ενδιαφέροντος. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται θέματα που αφορούν στις μεθόδους που υλοποιεί το σύστημα, στη σχεδίαση και στη λειτουργικότητα του συστήματος. Τέλος παρατίθενται αποτελέσματα ανάλυσης εικόνων και ακολουθιών υπερήχων β-σάρωσης της καρωτίδας.

2 Συστήματα ανάλυσης ιατρικών εικόνων

2.1 Εισαγωγή

Η ανάπτυξη της ιατρικής σε συνδυασμό με τα τεχνολογικά επιτεύγματα δημιουργούν τις προϋποθέσεις για διαρκή βελτίωση τόσο σε ποιότητα ιατρικών υπηρεσιών όσο και σε ακρίβεια, αποτελεσματικότητα και χαμηλό κόστος. Η αρχική γραμμή πλεύσης της ιατρικής ήταν να γίνουν κατανοητοί οι μηχανισμοί των ασθενειών και να παραχθούν νέες θεραπείες χωρίς να δίνεται ιδιαίτερο βάρος στην αποτελεσματικότητα των νέων θεραπειών ή την εφαρμογή τους. Αυτό είχε ως συνέπεια πολλές νέες μεθοδολογίες να χρειαστούν αρκετό καιρό για να γίνουν μέρος της καθημερινής ιατρικής πρακτικής ενώ αντίθετα ατελέσφορες μέθοδοι συνεχίζονταν να χρησιμοποιούνται για μεγάλο χρονικό διάστημα. Δηλαδή η ιατρική ήταν για πολύ καιρό αποτέλεσμα στηριζόμενο σε εμπειρική σκέψη (opinion-based) παρά στηριζόμενο σε επιστημονικές αποδείξεις (evidence-based) [7].

Αυτό το κενό ήρθε να καλύψει η επιστήμη που υποβοηθήθηκε και από την εκρηκτική ανάπτυξη της πληροφορικής. Ο συνδυασμός της ιατρικής με την πληροφορική δημιούργησε έναν νέο κλάδο ο οποίος ονομάστηκε Βιοϊατρική Πληροφορική. Ανάμεσα στους τομείς της, αυτός που ασχολείται αποκλειστικά με ασθενείς ονομάστηκε Ιατρική Πληροφορική (Σχήμα 2-1).



Σχήμα 2-1: Κλάδοι πληροφορικής και βιοιατρικής πληροφορικής

Η Ιατρική Πληροφορική ορίζεται ως ο επιστημονικός τομέας που εξετάζει την αποθήκευση, την ανάκτηση και την βέλτιστη χρήση της βιοϊατρικής πληροφορίας, δεδομένων και γνώσης για την επίλυση προβλημάτων και την λήψη αποφάσεων [7].

Όμως πέρα από την εισαγωγή των υπολογιστικών τεχνικών στην ιατρική, γρήγορα δημιουργήθηκε η ανάγκη να εισαχθεί «ευφυΐα» στα υπολογιστικά αυτά συστήματα. Η «ευφυΐα» αυτή προέρχονταν από μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης οπότε δημιουργήθηκε ένα υποπεδίο που ονομάστηκε Ιατρική Τεχνητή Νοημοσύνη (ITN). Ο ορισμός της ITN είναι ο εξής

«Η ΙΤΝ σχετίζεται με την ανάπτυξη προγραμμάτων Τεχνητής Νοημοσύνης που πραγματοποιούν διάγνωση και υποβάλλουν συστάσεις θεραπείας. Αντίθετα με τις ιατρικές εφαρμογές βασίζονται σε τυπικές μεθοδολογίες προγραμματισμού, όπως οι καθαρώς στατιστικές και πιθανολογικές τεχνικές, η ΙΤΝ βασίζεται σε συμβολικά μοντέλα οντοτήτων ασθενειών και της σχέσης τους με τις παραμέτρους εξεταζόμενων και τις κλινικές ενδείξεις.» [7].

Γενικά, τα επίπεδα εφαρμογής υπολογιστών στην ιατρική φαίνονται στο Σχήμα 2-2.



Σχήμα 2-2: Επίπεδα εφαρμογής Η/Υ στην ιατρική

2.2 Βασικές αρχές

Τα τελευταία χρόνια, έχουν υλοποιηθεί διάφορα Συστήματα Υποβοήθησης Διάγνωσης ΣΥΔ προκειμένου να αντιμετωπίσουν μέρος, από την πλειάδα, των διαγνωστικών προβλημάτων. Τα περισσότερα από αυτά αφορούν σε βιοσήματα, όπως ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ), ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ), κ.λπ. ή σε εικόνες από διάφορα απεικονιστικά συστήματα, όπως ακτινογραφία, μαγνητική ή αξονική τομογραφία, υπερηχοτομογραφία κ.λπ.

Η αρχική προσπάθεια δημιουργίας Συστημάτων Υποβοήθησης Διάγνωσης (ΣΥΔ) έγινε στα μέσα τις δεκαετίας του '50 όπου οι υλοποιήσεις ήταν σχετικά απλές με απλούς κανόνες παραγωγής [8] και πλαίσια αποφάσεων (frames) [9].

Ωστόσο συστηματική έρευνα γύρω από αυτό έγινε την δεκαετία του '70 όπου χρησιμοποιήθηκαν έμπειρα συστήματα. Τα έμπειρα συστήματα αναπαριστούν την ιατρική γνώση με κανόνες παραγωγής «εάν ... τότε» μέχρι να εξαχθεί το τελικό συμπέρασμα. Τέτοια συστήματα αντιμετωπίζουν προβλήματα στο να διατηρούν κανόνες πάνω από λίγες χιλιάδες καθώς η πολυπλοκότητα τους αυξάνεται δραματικά. Επίσης δεν αντιμετωπίζουν με αποτελεσματικότητα την αβεβαιότητα που ενδεχομένως να υπάρχει στα δεδομένα. Αυτοί οι λόγοι οδήγησαν τα έμπειρα συστήματα στο να περιοριστούν σε μικρό εύρος εφαρμογών.

Αργότερα ακολούθησαν ΣΥΔ βασισμένα σε πιθανότητες όπου γινόταν στατιστική ανάλυση δεδομένων και ΣΥΔ στηριζόμενα στον κανόνα του Bayes [10] όπου στηρίζονταν σε υπό συνθήκη πιθανότητες. Τα συστήματα αυτά αναπαριστούσαν το πρόβλημα με φυσικό τρόπο και χειρίζονταν την αβεβαιότητα με συνοχή. Παρόλα αυτά είχαν το μειονέκτημα ότι ήταν απαραίτητη η γνώση των πιθανοτήτων εφαρμογής των δεδομένων για να δημιουργηθεί το σύστημα. Η πραγματική καινοτομία έγινε όταν αναπτύχθηκαν ΣΥΔ με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [11]. Τα συστήματα αυτά είναι σε θέση να προσαρμόζονται στα εκάστοτε δεδομένα και να μαθαίνουν από καινούργια δεδομένα. Έχουν δηλαδή την δυνατότητα να αυτοβελτιώνονται. Μία άλλη τεχνολογία που αναπτύχθηκε είναι η εξόρυξη δεδομένων (data mining) όπου μπορεί να αντιμετωπίσει μεγάλες ποσότητες δεδομένων (data warehouse) και να βρει την κρυμμένη ενυπάρχουσα πληροφορία σε αυτά, δηλαδή συγκεκριμένες τάσεις ή ανωμαλίες.

Γενικά, τα ΣΥΔ αποσκοπούν στη βελτίωση της ικανότητας ανίχνευσης παθολογικών ευρημάτων σε ιατρικές εξετάσεις αλλά και στην υποβοήθηση της αξιολόγησης παθολογικών ευρημάτων κατά τη διαγνωστική διαδικασία. Βέβαια η τελική διάγνωση είναι μια πολύπλοκη διαδικασία η οποία εξαρτάται κυρίως από την εμπειρία του ιατρού που λαμβάνει υπόψη του τα δεδομένα από το υπολογιστικό σύστημα και την κλινική εικόνα του ασθενή για την τελική του απόφαση.

2.3 Αρχιτεκτονική

Η τυπική δομή ενός υπολογιστικού συστήματος υποβοήθησης διάγνωσης με ανάλύση ιατρικών εικόνων φαίνεται στο σχήμα



Σχήμα 2-3: Αρχιτεκτονική συστήματος ανάλυσης ιατρικής εικόνας

Όπως φαίνεται και από το σχήμα το σύστημα ανάλυσης ιατρικής εικόνας αποτελείται από τις υπομονάδες προεπεξεργασίας δεδομένων, τμηματοποίησης / επιλογής περιοχών ενδιαφέροντος, ανάλυσης /εξαγωγής χαρακτηριστικών

2.3.1 Υπομονάδα προεπεξεργασίας δεδομένων

Η υπομονάδα προεπεξεργασίας έχει ως σκοπό τη βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων που στην περίπτωση εικόνων έγκειται στην αποθορυβοποίηση (εφαρμογή φίλτρων μέσης τιμής, ενδιάμεσης τιμής κ.λπ.), την κανονικοποίηση, την επαναδειγματοληψία (γραμμική παρεμβολή, παρεμβολή με χρήση splines κ.λπ.) και την ενίσχυση της αντίθεσης (εξισορρόπηση ιστογράμματος, χρήση μετασχηματισμού κυματιδίου κ.λπ.).

2.3.2 Υπομονάδα τμηματοποίησης / επιλογής περιοχών ενδιαφέροντος

Η υπομονάδα τμηματοποίησης / επιλογής περιοχών ενδιαφέροντος έχει σκοπό τον εντοπισμό πιθανών παθολογικών ευρημάτων. Στην περίπτωση ιατρικών εικόνων

εντοπίζονται οι περιοχές της εικόνας μου παρουσιάζουν ιατρικό ενδιαφέρον (π.χ. στένωση αρτηρίας) ή αντιστοιχούν σε βλάβη (π.χ όγκο, κύστη κ.λπ.).

Ο ορισμός περιοχών ενδιαφέροντος μπορεί να γίνει είτε με χρήση αυτόματων μεθοδολογιών είτε να επιλεγούν από τον χρήστη (όπως στην συγκεκριμένη εργασία) με κατάλληλες τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνων.

2.3.3 Υπομονάδα ανάλυσης /εξαγωγής χαρακτηριστικών

Η υπομονάδα αυτή χρησιμοποιείται για να εξάγει ένα σύνολο (διάνυσμα) ποσοτικών δεικτών (χαρακτηριστικά μεγέθη) ύστερα από κατάλληλη επεξεργασία των δεδομένων του ασθενή (βιοσημάτων, απεικονιστικών και άλλων εργαστηριακών εξετάσεων, ιστορικού). Τα χαρακτηριστικά αυτά μεγέθη είναι αντιπροσωπευτικά των δεδομένων και θα χρησιμοποιηθούν στην παραπέρα ανάλυση. Η ανάλυση έχει ως στόχο την αποτίμηση αυτών των χαρακτηριστικών για την εξαγωγή ιατρικών συμπερασμάτων.

3 Μέθοδοι ανάλυσης εικόνων υπερήχων β-σάρωσης

3.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Οι ιατρικές εικόνες περιέχουν συνήθως υψίσυχνο θόρυβο, που οφείλεται σε εξωγενή φαινόμενα κατά την εξέταση του ασθενούς (π.χ. ηλεκτρομαγνητικά πεδία στο χώρο, κίνηση ασθενούς, αναπνοή) ή/και θόρυβο κατά την επεξεργασία και αποθήκευση των αποτελεσμάτων. (π.χ. θόρυβος εξαιτίας του συστήματος δειγματοληψίας ή εξαιτίας του καναλιού μετάδοσης). Ο θόρυβος αυτός είναι ανεπιθύμητος και απαιτείται η αφαίρεσή του, χωρίς όμως την απώλεια σημαντικής ανατομικής ή λειτουργικής πληροφορίας που εμπεριέχεται στην εικόνα. Για τη μείωση του θορύβου, την εξομάλυνση και γενικά τη βελτίωση της ποιότητας της εικόνας χρησιμοποιούνται τεχνικές που αποσκοπούν στην παραγωγή εικόνας καταλληλότερης από την αρχική για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Εκτός από τα παραπάνω γίνεται φανερό ότι υπεισέρχονται και άλλοι παράμετροι που έχουν να κάνουν με την ίδια την διαδικασία λήψης των ιατρικών εικόνων. Παράγοντες όπως ο χειριστής του μηχανήματος, διαφορετικές ρυθμίσεις επί μέρους χαρακτηριστικών ή ακόμη και διαφορετικές τεχνολογίες ανάμεσα στους κατασκευαστές των μηχανημάτων δημιουργούν περιορισμούς στην δυνατότητα σύγκρισης αποτελεσμάτων άρα και στην εξαγωγή γενικών συμπερασμάτων από την μελέτη ομοειδών εικόνων.

Για την περίπτωση των υπερήχων β-σάρωσης της καρωτιδικής αρτηρίας επιλέχθηκε να εφαρμοστεί η μέθοδος της γραμμικής παρεμβολής η οποία βασίζεται στις ιδιότητες δυο βασικών και άμεσα αναγνωρίσιμων περιοχών της εικόνας μιας καρωτιδικής αρτηρίας. Αυτή του αίματος και αυτή του έξω χιτώνα (adventitia) (Σχήμα 1-2). Θεωρώντας ότι το median του επιπέδου του γκρι (greyscale median - GSM) για κάθε μια από τις δυο περιπτώσεις, στην εικόνα που θα προκύψει μετά την επεξεργασία, θα πρέπει να βρίσκεται αυστηρά σε μια καθορισμένη περιοχή αρκεί να εντοπίσουμε τις παρούσες τιμές των δυο GSM (αίμα και adventitia). Στη συνέχεια αφού ορίσουμε τις αντίστοιχες τιμές στην τελική προκύπτουν τα δυο σημεία αναφοράς ώστε να οριστεί η γραμμική συνάρτηση της παρεμβολής (Σχήμα 3-1). Με βάση αυτή την συνάρτηση ανακατανέμονται τα επίπεδα του γκρι για την τελική εικόνα.



Σχήμα 3-1 Γραμμική παρεμβολή

3.2 Κατάτμηση

Συνίσταται στη διαίρεση της εικόνας σε περιοχές που αντιστοιχούν στις δομικές μονάδες της για την καλύτερη ανάλυσή τους μέσω ταξινόμησης και διαχωρισμού των διαφορετικών ιστών που απεικονίζονται με σκοπό:

α) τη βελτίωση της καλύτερης απεικόνισης περιοχών,

β) την έμφαση σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της εικόνας, που είναι χρήσιμα για ανίχνευση, εκτίμηση, κατάταξη και αναγνώριση δισδιάστατων περιοχών.

 γ) τη χρησιμοποίηση μετασχηματισμών (πχ. μετατόπισης, περιστροφής) για καλύτερη απεικόνιση και στη συνέχεια εκτίμηση του αντικειμένου.

Οι κυριότεροι αλγόριθμοι κατάτμησης μονοχρωματικών εικόνων βασίζονται σε μια από τις δύο βασικές ιδιότητες των τιμών των επιπέδων γκρίζου: την ασυνέχεια, και την ομοιότητα. Στην πρώτη κατηγορία τεχνικών, η προσέγγιση βασίζεται στη διαμέριση της εικόνας με βάση απότομες αλλαγές στα επίπεδα του γκρίζου. Η πιο ενδιαφέρουσα τεχνική αυτής της κατηγορίας αναφέρεται στην ανίχνευση ακμών της εικόνας. Οι κυριότερες προσεγγίσεις στη δεύτερη κατηγορία τεχνικών βασίζονται σε τεχνικές κατωφλίωσης, ανάπτυξης περιοχών, διαχωρισμού και συνένωσης περιοχών.

3.2.1 Ανίχνευση Ακμών

Οι ακμές είναι από τα πιο βασικά χαρακτηριστικά της ιατρικής εικόνας. Παρά τη θεμελιώδη σημασία τους στην ψηφιακή επεξεργασία και ανάλυση εικόνας, δεν υπάρχει ακόμη ακριβής και ευρέως αποδεκτός μαθηματικός ορισμός της ακμής. Αυτό το γεγονός
εξηγείται από την πολυπλοκότητα του περιεχομένου της εικόνας και από την παρεμβολή μηχανισμών όρασης υψηλού επιπέδου στην ανθρώπινη αντίληψη του ορίου ενός αντικειμένου. Στα επόμενα, θα θεωρήσουμε σαν ακμή (ή περίγραμμα) το σύνορο μεταξύ δύο ομογενών περιοχών μιας εικόνας που έχουν διαφορετικές εντάσεις φωτεινότητας. Αυτός ο ορισμός σημαίνει ότι η ακμή είναι μια τοπική μεταβολή της φωτεινότητας (αλλά όχι αναγκαστικά και αντιστρόφως).

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές ανίχνευσης ακμών [28],[29],[30]. Μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο κατηγορίες:

α) Τοπικές τεχνικές, που χρησιμοποιούν τελεστές που δρουν σε τοπικές γειτονιές της εικόνας και

β) Καθολικές τεχνικές, που χρησιμοποιούν καθολική πληροφορία από όλη την εικόνα και μεθόδους φιλτραρίσματος για την εξαγωγή πληροφοριών για τις ακμές.

Μια ευρύτατα χρησιμοποιούμενη μέθοδος ανίχνευσης ακμών βασίζεται στη χρήση της κλίσης της εικόνας που υπολογίζεται με τη βοήθεια των μερικών παραγώγων πρώτης τάξης σε κάθε θέση στοιχείου εικόνας. Η κλίση (gradient) της εικόνας $\nabla f(x, y)$ δίνεται από τη σχέση:

$$\nabla f(x, y) \underline{\Delta} \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} f_x & f_y \end{bmatrix}^T \quad (3.1)$$

και παρέχει χρήσιμη πληροφορία για τις τοπικές μεταβολές της φωτεινότητας. Το πλάτος:

$$e(x, y) = \sqrt{f_x^{2}(x, y) + f_y^{2}(x, y)}$$
(3.2)

μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί σαν ανιχνευτής ακμών. Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθεί το άθροισμα των απολύτων τιμών των μερικών παραγώγων f_x , f_y :

$$e(x, y) = \left| f_x^{2}(x, y) \right| + \left| f_y^{2}(x, y) \right|$$
(3.3)

για υπολογιστική απλότητα. Η διεύθυνση μιας τοπικής ακμής μπορεί να περιγραφεί από τη γωνία διεύθυνσης:

$$\phi(x, y) = \arctan\left(\frac{f_y}{f_x}\right)$$
 (3.4)

Εκτίμηση της κλίσης μπορεί να επιτευχθεί με χρήση τελεστών κλίσης της μορφής:

$$\widehat{f}_{x} = w_{1}^{T} x$$

$$\widehat{f}_{y} = w_{2}^{T} x$$
(3.5)

όπου x είναι το διάνυσμα που περιέχει τα στίγματα σε μια τοπική γειτονιά της εικόνας. Τα διανύσματα βαρών w₁, w₂ περιγράφονται από μάσκες κλίσης. Παραδείγματα τέτοιων μασκών είναι αυτά που προέρχονται από τους ανιχνευτές ακμών Prewitt και Sobel.

•	Prewitt $\begin{bmatrix} -1\\ -1\\ -1 \end{bmatrix}$	0 0 0	1 1 1] (κατεύθυνση x),	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} (\kappa \alpha \tau \epsilon \acute{\upsilon} \theta \upsilon \upsilon \sigma \eta y)$
•	Sobel $\begin{bmatrix} -1\\ -2\\ -1 \end{bmatrix}$	0 0 0	1 2 1](κατεύθυνση x),	$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} (\text{kateúbungy})$

Άρα οι f_x , f_y στην (3.5) είναι βασικά δισδιάστατες γραμμικές συνελίξεις με πυρήνες 3x3. Οι τελεστές Sobel παρέχουν το πλεονέκτημα της ταυτόχρονης διαφόρισης και εξομάλυνσης. Επειδή οι παράγωγοι ενισχύουν το θόρυβο, η εξομάλυνση που επιτυγχάνεται με χρήση των τελεστών Sobel είναι ιδιαίτερα σημαντική. Καλύτερα χαρακτηριστικά θορύβου μπορούν να επιτευχθούν χρησιμοποιώντας μεγαλύτερες γειτονιές, γεγονός που συνεπάγεται μεγαλύτερη υπολογιστική προσπάθεια. Παρόλα αυτά, μεγάλες γειτονιές τείνουν να προκαλούν θάμπωμα των ακμών.

Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται στην παρατήρηση ότι στην περιοχή των ορίων των αντικειμένων, το πλάτος της κλίσης της έντασης των χρωματικών πυκνοτήτων έχει πολύ υψηλότερη τιμή από ό,τι μακριά από τα όρια. Κατά συνέπεια, το σύνολο των στοιχείων ενός οργάνου στα οποία το πλάτος της κλίσης έχει σημαντική τιμή, αναπαριστούν το σύνολο των στοιχείων του ζητούμενου περιγράμματος του οργάνου.

Μια άλλη προσέγγιση στην ανίχνευση ακμών είναι η χρήση του τελεστή Laplace, που ορίζεται συναρτήσει των μερικών παραγώγων δεύτερης τάξεως της f(x, y) ως προς x και y:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$
(3.6)

Οι παράγωγοι πρώτης τάξεως έχουν τοπικά μέγιστα ή ελάχιστα στις ακμές της εικόνας, εξαιτίας των μεγάλων τοπικών μεταβολών της φωτεινότητας. Ως εκ τούτου, οι παράγωγοι δεύτερης τάξεως έχουν μηδενισμούς (δηλαδή μεταβάσεις από θετικές σε αρνητικές τιμές και αντιστρόφως) στις περιοχές των ακμών. Έτσι μια προσέγγιση στην ανίχνευση ακμών είναι να εκτιμήσουμε την έξοδο του τελεστή Laplace και να βρούμε τα σημεία μηδενισμού. Η διαφόριση όμως είναι μια υψιπερατή πράξη. Η διαφόριση δεύτερης τάξεως τείνει να αυξήσει το θόρυβο της εικόνας. Συνεπώς, ο τελεστής Laplace δημιουργεί αρκετές εσφαλμένες ακμές, ιδιαίτερα σε περιοχές που η μεταβλητότητα της εικόνας είναι μικρή, επειδή μικρές διαταραχές της φωτεινότητας (θόρυβος) τείνουν να προκαλέσουν εσφαλμένους μηδενισμούς. Στη συγκεκριμένη περίπτωση η αρχική χρήση του ανιχνευτή Sobel κρίθηκε ιδιαίτερα αποτελεσματική οπότε δεν εξετάστηκε άλλη μέθοδος.

Ο ανιχνευτής ακμών Sobel παράγει σαν έξοδο μια εικόνα τόνων του γκρι e(k,l). Κάθε στίγμα αυτής της εικόνας έχει ως τιμή την έξοδο του ανιχνευτή ακμών στο αντίστοιχο στίγμα της αυθεντικής εικόνας. Αν η έξοδος του ανιχνευτή ακμών σε κάποιο στίγμα είναι μεγάλη (>255) τότε υπάρχει μια τοπική ακμή. Αλλιώς, η θέση του pixel αντιστοιχεί στο φόντο. Κρίθηκε λοιπόν σκόπιμο να εφαρμοστεί ο ανιχνευτής αφού πρώτα η εικόνα έχει μετασχηματιστεί σε δυαδική μέσω κατωφλίωσης.

3.2.2 Κατωφλίωση

Μία από τις βασικές τεχνικές κατάτμησης εικόνων είναι η κατωφλίωση. Η κατωφλίωση με βάση κάποιο χαρακτηριστικό της εικόνας, όπως το επίπεδο χρωματικών πυκνοτήτων, είναι μία πολύ σημαντική τεχνική της επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνων, καθώς συχνά αποτελεί το πρώτο βήμα για ανίχνευση - προσδιορισμό αντικειμένων. Πρέπει να αναφερθεί ότι το πρόβλημα της κατάτμησης μπορεί να είναι πολύ σύνθετο, λόγω των φαινομένων ύπαρξης θορύβου, σκιών ή άλλων γεωμετρικών παραμορφώσεων.

Η κατωφλίωση μπορεί να θεωρηθεί ως μια διαδικασία που περιλαμβάνει ελέγχους και σύγκριση κάποια ιδιότητας των στοιχείων, όπως της τιμής της χρωματικής πυκνότητας, της υφής κ.ά, με μια συνάρτηση κατωφλίου *T* της μορφής:

$$T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)]$$
(3.7)

όπου f(x, y) είναι η συνάρτηση χρωματικής πυκνότητας (ή υφής) στο σημείο (x, y), και p(x, y) εκφράζει κάποια τοπική ιδιότητα του σημείου αυτού, για παράδειγμα τη μέση τιμή της χρωματικής πυκνότητας σε μια γειτονιά με κέντρο το σημείο (x, y). Η

κατωφλίωση μπορεί να βασίζεται στη χρήση σταθερού κατωφλίου Τ για όλη την εικόνα (ολική κατωφλίωση) ή προσαρμοστικού κατωφλίου, του οποίου η τιμή εξαρτάται από τις τοπικές ιδιότητες της εικόνας (προσαρμοστική κατωφλίωση). Συνήθως η επιλογή κατωφλίου εμπλέκει ανάλυση του ιστογράμματος της εικόνας οπότε να χρησιμοποιηθεί για παράδειγμα η μέση ή ενδιάμεση (median) χρωματική πυκνότητα. Κατά τη διαδικασία κατωφλίωσης τα στοιχεία εικόνας (pixels) κατατάσσονται σε δύο κατηγορίες και δημιουργείται μια δυαδική εικόνα.

Η διαδικασία κατωφλίωσης με σταθερή τιμή κατωφλίου T για όλη την εικόνα f(x, y) εκφράζεται από τις σχέσεις:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, f(x, y) > T \\ 0, f(x, y) \le T \end{cases}, \text{ kanoniky katworks}$$
(3.8)
$$g(x, y) = \begin{cases} 0, f(x, y) > T \\ 1, f(x, y) \le T \end{cases}, \text{ antistrogy katworks}$$
(3.9)

3.2.3 Μορφολογικοί Τελεστές

Οι μορφολογικοί τελεστές συνήθως χρησιμοποιούν μία binary ή grayscale εικόνα και ένα δομικό στοιχείο σαν είσοδο (μάσκα) και τα συνδυάζουν χρησιμοποιώντας ένα set operator (τομή, ένωση, κ.τ.λ.) ώστε να προκύψει ένας μορφολογικός σχηματισμός. Η επεξεργασία της αρχικής εικόνας, γίνεται με βάση χαρακτηριστικά τα οποία είναι κωδικοποιημένα μέσα στα δομικά στοιχεία (χρωματική πυκνότητα).

3.2.3.1 Dilation (Διαστολή)

Κατά την διαδικασία της μορφολογικής διαστολής κάθε σημείο της εικόνας ορίζεται ως το μέγιστο του αθροίσματος της φωτεινότητας της εικόνας και της τιμής του δομικού στοιχείου όπως φαίνεται στην εξίσωση

dilation:
$$f(n_1, n_2) \oplus g(n_1, n_2) = \max_{\substack{m \in D \\ m-n \in G}} \{f(m_1, m_2) + g(m_1 - n_1, m_2 - n_2)\}$$

όπου D είναι το πεδίο ορισμού της εικόνας $f(n_1, n_2)$ και G το πεδίου ορισμού του δομικού στοιχείου $g(n_1, n_2)$.

Αν οι τιμές της μάσκας είναι θετικές, η εικόνα εξόδου είναι περισσότερο φωτεινή από την εικόνα εισόδου απαλείφοντας μικρές σκοτεινές περιοχές. Η βασική επίδραση πάνω στην εικόνα είναι η διεύρυνση των συνόρων των περιοχών των pixels που βρίσκονται στο προσκήνιο.

3.2.3.2 Erosion (Συρρίκνωση)

Αντίστοιχα κατά την διαδικασία της μορφολογικής συρρίκνωσης κάθε σημείο της εικόνας ορίζεται ως το ελάχιστο της διαφοράς της φωτεινότητας της εικόνας και της τιμής του δομικού στοιχείου όπως φαίνεται στην εξίσωση

erosion: $f(n_1, n_2) \Theta g(n_1, n_2) = \min_{\substack{m \in D \\ m-n \in G}} \{f(m_1, m_2) - g(m_1 - n_1, m_2 - n_2)\}$

όπου D είναι το πεδίο ορισμού της εικόνας $f(n_1, n_2)$ και G το πεδίου ορισμού του δομικού στοιχείου $g(n_1, n_2)$.

Αν οι τιμές της μάσκας είναι θετικές, η εικόνα εξόδου είναι λιγότερο φωτεινή από την εικόνα εισόδου απαλείφοντας μικρές φωτεινές περιοχές. Η βασική επίδραση αυτού του τελεστή είναι να συρρικνώνει τα σύνορα της περιοχής των pixels που βρίσκονται στο προσκήνιο.

3.2.3.3 Morphological Closing (Κλείσιμο)

Το μορφολογικό κλείσιμο είναι μία dilation η οποία ακολουθείται από μία erosion.

3.2.3.4 Morphological Opening (Άνοιγμα)

Το μορφολογικό άνοιγμα είναι μία erosion η οποία ακολουθείται από μία dilation. Το βασικό μειονέκτημα είναι ότι επιδρά πάνω σε όλες τις περιοχές των pixels σε προσκήνιο, αδιάκριτα.

3.2.4 Αναγνώριση γραμμής σε εικόνα με χρήση του μετασχηματισμού Hough

Η αναγνώριση βασικών σχημάτων σε μια ψηφιακή εικόνα μπορεί να πραγματοποιηθεί με χρήση του μετασχηματισμού Hough [31]. Στη συγκεκριμένη μέθοδο θεωρούμε ότι η έξοδος του ανιχνευτή ακμών παράγει μια δυαδική εικόνα που έχει μονάδες στις θέσεις των ακμών και μηδέν οπουδήποτε αλλού. Αυτή η εικόνα θα υποστεί περαιτέρω επεξεργασία ώστε να γίνει εφικτή η ανίχνευση απλών σχημάτων (π.χ. ευθείες γραμμές, κύκλοι). Ας υποθέσουμε ότι ψάχνουμε για ευθείες γραμμές σε μια δυαδική εικόνα μεγέθους $N = N_1 \times N_2$ pixels. Η πιο απλή προσέγγιση είναι να βρούμε όλες τις δυνατές γραμμές που καθορίζονται από ζεύγη σημείων και να ελέγξουμε αν τα σύνολα των pixel της δυαδικής εικόνας ανήκουν σε κάποια από αυτές τις γραμμές. Ο μέγιστος δυνατός αριθμός των ενδεχόμενων γραμμών είναι N(N-1)/2. Στη χειρότερη περίπτωση κάθε pixel της εικόνας πρέπει να ελεγχθεί αν ανήκει σε μια τέτοια γραμμή. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα αυτής της απλής μεθόδου είναι στη χειρότερη περίπτωση τάξης $O(N^3)$, απαγορεύοντας έτσι τη χρήση της σε πρακτικές εφαρμογές.

Ο μετασχηματισμός Hough χρησιμοποιεί παραμετρική περιγραφή απλών γεωμετρικών σχημάτων (καμπυλών) με σκοπό να ελαττώσει την υπολογιστική πολυπλοκότητα της αναζήτησης τους σε μια δυαδική εικόνα.



Σχήμα 3-2 Ευθεία γραμμή στο επίπεδο της εικόνας



Σχήμα 3-3 Η αναπαράσταση της στον παραμετρικό χώρο

Θα ξεκινήσουμε με την παρουσίαση αυτής της μεθόδου για αναζήτηση ευθειών γραμμών. Η παραμετρική περιγραφή τους είναι μια γραμμική εξίσωση:

$$y = ax + b$$

Κάθε γραμμή αντιπροσωπεύεται από ένα σημείο (a',b') στον παραμετρικό χώρο (a,b). Ας υποθέσουμε ότι μια ευθεία γραμμή διέρχεται από δύο σημεία (x_1, y_1) και (x_2, y_2) στο επίπεδο (x, y) της εικόνας, όπως φαίνεται στην Σχήμα 3-2. Κάθε γραμμή που διέρχεται από το σημείο (x_1, y_1) αντιστοιχεί στη γραμμή $b = -ax_1 + y_1$ στον παραμετρικό χώρο. Ομοίως, κάθε γραμμή που διέρχεται από το (x_2, y_2) αντιστοιχεί στη γραμμή $b = -ax_2 + y_2$ στο χώρο (a,b). Η τομή (a',b') των δύο αυτών γραμμών καθορίζει μοναδικά την ευθεία γραμμή που διέρχεται από τα (x_i, y_i) , i = 1,2. Ως εκ τούτου, μια απλή διαδικασία για ανίχνευση ευθείας γραμμής είναι η ακόλουθη. Ο παραμετρικός χώρος διακριτοποιείται και σχηματίζεται μια παραμετρική μήτρα P(a,b) $a_1 < a < a_k$, $a_1 < a < a_L$. Για κάθε σημείο (x_i, y_i) , που κατέχει τιμή 1 στην δυαδική έξοδο του ανιχνευτή ακμών, σχηματίζεται η εξίσωση $b = -ax_i + y_i$. Για κάθε τιμή της παραμέτρου a, $a_1 < a < a_k$ υπολογίζεται η αντίστοιχη παράμετρος b και το κατάλληλο στοιχείο της παραμετρικής μήτρας P(a,b)αυξάνεται κατά 1:

$$P(a,b) = P(a,b) + 1$$



Σχήμα 3-4 Πολική αναπαράσταση ευθείας γραμμής

Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου να σαρωθεί ολόκληρη η δυαδική εικόνα. Στο τέλος της διαδικασίας, κάθε στοιχείο της παραμετρικής μήτρας P(a,b) δείχνει τον αριθμό των στιγμάτων της δυαδικής εξόδου του ανιχνευτή ακμών που ικανοποιούν το Σχήμα 3-3. Αν αυτός ο αριθμός είναι πάνω από ένα συγκεκριμένο κατώφλι, τότε ορίζεται μια γραμμή της μορφής της Σχήμα 3-3. Η ακρίβεια αυτής της μεθόδου εξαρτάται φυσικά από το διάστημα κβάντισης των παραμέτρων a,b και συνεπώς, από το μέγεθος $K \times L$ της μήτρας P. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα του μετασχηματισμού Hough είναι στη χειρότερη περίπτωση τάξης O(KN), όπου K είναι ο αριθμός των υποδιαιρέσεων της παραμέτρου a και N είναι ο αριθμός των στιγμάτων στην δυαδική έξοδο του ανιχνευτή ακμών. Συνεπώς, ο μετασχηματισμός Hough είναι πολύ ταχύτερος από τον απλό αλγόριθμο ανίχνευσης ευθειών γραμμών που περιγράφτηκε στην αρχή αυτού του υποκεφαλαίου.

Το παραμετρικό μοντέλο της Σχήμα 3-3 έχει κάποιες δυσκολίες στην παράσταση κατακόρυφων ευθειών γραμμών, επειδή η παράμετρος α πρέπει να τείνει στο άπειρο. Αντί αυτού, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η πολική παράσταση μιας ευθείας γραμμής:

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

που περιγράφει μια γραμμή με προσανατολισμό θ σε απόσταση r από την αρχή των αξόνων, όπως δείχνει το Σχήμα 3-4. Μια γραμμή που διέρχεται από το σημείο (x_1, y_1) παριστά μια ημιτονοειδή καμπύλη $r = x_1 \cos \theta + y_1 \sin \theta$ στον παραμετρικό χώρο (r, θ) . Τα συγγραμικά σημεία (x_i, y_i) , στο χώρο της δυαδικής εικόνας αντιστοιχούν στην τομή ημιτονοειδών στον παραμετρικό χώρο. Συνεπώς, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένας αλγόριθμος παραπλήσιος με αυτόν που περιγράφηκε παραπάνω, με χρήση στο Σχήμα 3-4 αντί το Σχήμα 3-2. Το εύρος των προς χρήση παραμέτρων (*r*, *θ*) δίνεται από τις σχέσεις:

$$-\sqrt{N_{1}^{2} + N_{2}^{2}} \le r \le \sqrt{N_{1}^{2} + N_{2}^{2}}$$
$$-\frac{\pi}{2} \le \theta \le \frac{\pi}{2}$$

για μια δυαδική εικόνα μεγέθους $N_1 \times N_2$.

3.2.5 Αναγνώριση κύκλου σε εικόνα με χρήση του μετασχηματισμού Hough

Ο μετασχηματισμός Hough μπορεί να γενικευθεί έτσι ώστε να ανιχνεύει κάθε παραμετρική καμπύλη της μορφής f(x,a) = 0, όπου a είναι το διάνυσμα των παραμέτρων [28],[32]. Η μνήμη που απαιτείται για την παραμετρική μήτρα P(a) αυξάνει με ρυθμό K^ρ, όπου ρ είναι ο αριθμός των παραμέτρων. Επομένως, η μέθοδος αυτή είναι πρακτικά εφαρμόσιμη μόνο για καμπύλες με μικρό αριθμό παραμέτρων. Τέτοιου είδους καμπύλη είναι ο κύκλος:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$$

Οι παράμετροι του είναι η ακτίνα r και οι συντεταγμένες του κέντρου (a,b). Είναι αναγκαία μια τρισδιάστατη παραμετρική μήτρα P(r,a,b). Ο μετασχηματισμός Hough υλοποιείται με τον παρακάτω τρόπο. Έστω (x_i, y_i) ένα σημείο που κατέχει τιμή 1 στην δυαδική έξοδο του ανιχνευτή ακμών. Οι συντεταγμένες του κέντρου (a,b) ενός κύκλου ακτίνας r = R που διέρχεται από το (x_i, y_i) , βρίσκονται σε ένα κύκλο της μορφής:

$$b = y_i \pm \sqrt{r^2 - (x_i - a)^2}$$

Για κάθε ακτίνα r, $r_{\min} < r < r_{\max}$, και κάθε τιμή a, ώστε $|x_i - a| < r \Leftrightarrow x_i - r < a < x_i + r$ υπολογίζεται η συντεταγμένη b που δίνεται από την παραπάνω εξίσωση και αυξάνονται κατά ένα τα αντίστοιχα στοιχεία της μήτρας P(r, a, b). Αυτά τα σημεία ανήκουν σε μια κωνική επιφάνεια. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε υποψήφιο σημείο της δυαδικής εξόδου του ανιχνευτή ακμών. Τα στοιχεία της μήτρας P(r,a,b) που έχουν μια τελική τιμή μεγαλύτερη από ένα συγκεκριμένο κατώφλι, δηλώνουν τους κύκλους που υπάρχουν στην έξοδο του ανιχνευτή ακμών.

3.3 Ανάλυση κίνησης

3.3.1 Μέθοδος Block Matching and Region Tracking

Η τεχνική block matching [33] μπορεί να χρησιμοποιηθεί προκειμένου να εκτιμηθεί η κίνηση του αρτηριακού τοιχώματος της καρωτίδας. Δοθέντος ενός παραθύρου w στο πρώτο στιγμιότυπο της ακολουθίας (το οποίο θα αποτελεί και το στιγμιότυπο αναφοράς) η τεχνική αποσκοπεί στην εύρεση ενός αντίστοιχου παραθύρου w' ιδίων διαστάσεων στο επόμενο στιγμιότυπο το οποίο να προσεγγίζει όσο το δυνατόν περισσότερο το αρχικό παράθυρο. Είναι προφανές ότι αυτός ο ορισμός βασίζεται στην παραδοχή ότι το συγκεκριμένο παράθυρο μετακινείται ως προς την αρχική του θέση. Η τεχνική απαιτεί ένα καλό μέτρο ταύτισης των δυο αυτών παραθύρων το οποίο να παίρνει μεγάλη τιμή όταν τα επίπεδα φωτεινότητας σε όλη την έκταση της δισδιάστατης επιφάνειας συμπίπτουν και μικρή σε αντίθετη περίπτωση. Ένα μέτρο με αυτές τις ιδιότητες είναι το ακόλουθο:

$$C_{N}(\Delta x, \Delta y) = \frac{\sum I(x, y, t) \cdot w(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)}{\sum \sum I^{2}(x, y, t)}$$
(3.10)

όπου I(x,y,t) είναι η φωτεινότητα της εικόνας στο σημείο (x,y) τη χρονική στιγμή t ενώ το άθροισμα λαμβάνεται για όλη την επιφάνεια του παραθύρου w (Huang 1981). Στην τεχνική block matching, θεωρούμε ότι όλα τα σημεία εντός του παραθύρου w έχουν την ίδια ταχύτητα.

Με βάση την παραπάνω σχέση ορίζεται ένας κανονικοποιημένος συντελεστής συσχέτισης (normalized correlation coefficient) που κάνει χρήση μέσων τιμών [34] [35] και ορίζεται ως:

$$CORR(\Delta x, \Delta y) = \frac{\sum \sum (w(x + \Delta x, y + \Delta y) - \overline{w}) \cdot (I(x, y) - \overline{I})}{\sqrt{\sum \sum (w(x + \Delta x, y + \Delta y) - \overline{w})^2 \cdot (I(x, y) - \overline{I})^2}} \quad (3.11)$$

όπου \overline{w} , \overline{I} είναι οι μέσες τιμές των μεγεθών w και I αντίστοιχα.

Θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν άλλοι συντελεστές συσχέτισης [34] [36] [37] [38], όμως ο συγκεκριμένος συντελεστής έχει το πλεονέκτημα ότι απαλείφει τις τοπικές

διακυμάνσεις που μπορεί να εμφανίσουν οι μέσοι όροι και οι τυπικές αποκλίσεις των σημάτων. Επίσης εμφανίζει ένα ιδανικό κριτήριο ταύτισης: δυο ολόιδια σήματα ανεξαρτήτως μέσων όρων και διακυμάνσεων θα χαρακτηρίζονται από συντελεστή ίσο με τη μονάδα (1.0).

Έστω $f^{(0)}(r,c)...f^{(N-1)}(r,c)$ η ακολουθία από Ν εικόνες, όπου το ζεύγος (r,c) αντιστοιχεί στις συντεταγμένες ενός σημείου (pixel) πάνω στην επιφάνεια της εικόνας. Οι συντεταγμένες του κέντρου της επιλεγμένης περιοχής ενδιαφέροντος (ROI) στο αρχικό στιγμιότυπο είναι: $r_e^{(0)}$, $c_e^{(0)}$. Ο ορισμός του συγκεκριμένου παραθύρου μπορεί να γίνει ως:

$$w(r',c') = \begin{cases} 1 \, \mu \acute{\epsilon} \sigma a \, \sigma \tau \eta v \, \pi \epsilon \rho \log \acute{\epsilon} \rho o v \tau o \varsigma \\ 0 \, \acute{\epsilon} \xi \omega \, a \pi \acute{o} \, \tau \eta v \, \pi \epsilon \rho \log \acute{\epsilon} \rho o v \tau o \varsigma \end{cases}$$
(3.12)

όπου $(r',c') = (r - r_e^{(0)}, c - c_e^{(0)})$. Από τη στιγμή που θα οριστεί είναι φανερό ότι το w(r',c') παραμένει σταθερό κατά τη διάρκεια της αναζήτησης. Η περιοχή υπό παρακολούθηση ορίζεται για το πρώτο στιγμιότυπο ως:

$$R^{(0)}(r,c) = f^{(0)}(r,c) \cdot w(r - r_e^{(0)}, c - c_e^{(0)})$$

Η αρχική θέση της περιοχής σε ένα συγκεκριμένο frame βασίζεται στην υπόθεση ότι η μετακίνηση της περιοχής είναι σταθερή μεταξύ συνεχόμενων frames. Γι αυτό οι συντεταγμένες της εκτιμώμενης νέας θέσης του κέντρου της περιοχής στο συγκεκριμένο frame είναι:

$$r_{p}^{(0)} = r_{e}^{(k-1)} - r_{e}^{(k-2)} + r_{e}^{(k-1)} = 2r_{e}^{(k-1)} - r_{e}^{(k-2)}$$
(3.13)
$$c_{p}^{(k)} = c_{e}^{(k-1)} - c_{e}^{(k-2)} + c_{e}^{(k-1)} = 2c_{e}^{(k-1)} - c_{e}^{(k-2)}$$
(3.14)

όπου ισχύει ότι: $r_p^{(-1)} = r_e^{(0)}$ και $c_p^{(-1)} = c_e^{(0)}$.

Η τελική εκτίμηση της θέσης καθορίζεται από την μεγιστοποίηση του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ της υποψήφιας περιοχής και της αρχικής περιοχής του πρώτου στιγμιότυπου. Η παραπάνω διατύπωση καθώς και το σύνολο των υποψηφίων περιοχών μπορούν να παρασταθούν ως εξής:

$$(r_{e}^{(k)}, c_{e}^{(k)} = \arg \max \{p^{(k)}(r_{c}, c_{c})\} \ k \in \{1, 2... N - 1\})$$
(3.15)
$$\left|r_{c} - r_{p}^{(k)}\right| \le 10$$
(3.16)
$$\left|c_{c} - c_{p}^{(k)}\right| \le 10$$
(3.17)

όπου το ζεύγος $(r_e^{(k)}, c_e^{(k)})$ αντιστοιχεί στο κέντρο της τελικής εκτιμώμενης περιοχής, τα (r_c, c_c) αντιστοιχούν στα κέντρα των υποψηφίων περιοχών, τα $(r_p^{(k)}, c_p^{(k)})$ αντιστοιχούν στα κέντρα των υποψηφίων περιοχών τα $p^k(r_c, c_c)$ αντιστοιχούν στο συντελεστή συσχέτισης μεταξύ του k-οστού και αρχικού (0) στιγμιότυπου (frame).

Η πιθανή νέα θέση της περιοχής περιορίζεται από τις σχέσεις (3.16), (3.17) όποτε το πλέγμα αναζήτησης θα είναι 21 x 21 pixels με κέντρο αυτό της αρχικής περιοχής. Ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ μιας υποψήφιας περιοχής σε ένα συγκεκριμένο στιγμιότυπο και της αρχικά επιλεγμένης περιοχής στο πρώτο στιγμιότυπο δίνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$p^{k}(r_{c},c_{c}) = \frac{\sum_{(r,c)} (R^{(0)}(r,c) - \overline{R}^{(0)}) \cdot (R^{(k)}_{c}(r,c,r_{c},c_{c}) - \overline{R}^{(k)}_{c}(r_{c},c_{c}))}{\sqrt{\sum_{(r,c)} (R^{(0)}(r,c) - \overline{R}^{(0)})^{2} \cdot \sum_{(r,c)} (R^{(k)}_{c}(r,c,r_{c},c_{c}) - \overline{R}^{(k)}_{c}(r_{c},c_{c}))}}$$
(3.18)

όπου

$$R_{c}^{(k)}(r,c,r_{c},c_{c}) = f^{(k)}(r,c) \cdot w(r-r_{c}^{(k)},c-c_{c}^{(k)})$$
(3.19)

είναι μια υποψήφια περιοχή για το στιγμιότυπο k,

$$\overline{R}^{(0)} = \frac{\sum_{(r,c)} R^{(0)}(r,c)}{\sum_{(r,c)} w(r',c')} \quad (3.20)$$

είναι η μέση τιμή των φωτεινοτήτων όλων των pixel στο αρχικό στιγμιότυπο

$$\overline{R}^{(k)} = \frac{\sum_{(r,c)} R^{(0)}(r,c,r_c,c_c)}{\sum_{(r,c)} w(r',c')}$$
(3.21)

είναι η μέση τιμή των φωτεινοτήτων όλων των pixel στο τρέχων στιγμιότυπο k.

3.3.2 Μέθοδος οπτικής ροής (Optical flow)

Μια δημοφιλή μέθοδο προσδιορισμού ταχυτήτων από ακολουθίες εικόνων αποτελεί αυτή των διαφορών. Η μέθοδος των διαφορών, βασίζεται στην ιδέα ότι υπάρχει συσχέτιση, μεταξύ των χρονικών και των χωρικών διαφορών στην ένταση της φωτεινότητας της εικόνας. Σκοπό της μεθόδου αυτής αποτελεί ο υπολογισμός μιας προσέγγισης του δισδιάστατου πεδίου κίνησης. Προφανώς η δισδιάστατη αυτή κίνηση αποτελεί προβολή της τρισδιάστατης κίνησης των σημείων της μετρούμενης επιφάνειας πάνω στην επιφάνεια της (δισδιάστατης) εικόνας [39][40]. Στην ιδανική περίπτωση, η προβολή του τρισδιάστατου πεδίου ταχύτητας στις δύο διαστάσεις της εικόνας θα μπορούσε να υπολογιστεί. Εντούτοις, κάτι τέτοιο δεν είναι απλώς δύσκολο να υπολογιστεί στην πράξη αλλά συνήθως είναι αδύνατον να επιτευχθεί τέλεια ακόμη και ο θεωρητικός υπολογισμός. Αυτή η δυσκολία εξηγείται από τους Horn και Schunk [41] δίνοντας το παράδειγμα μιας περιστρεφόμενης σφαίρας χωρίς επιφανειακά σημάδια, η οποία υπό σταθερό φωτισμό, δεν προκαλεί διαφορές στη φωτεινότητα της εικόνας συναρτήσει του χρόνου παρόλο που υπάρχει κίνηση. Ένα άλλο παράδειγμα αποτελεί αυτό ενός στύλου. Η μόνη κίνηση που μπορεί να υπολογιστεί στην περίπτωση αυτή, είναι η κάθετη στο στύλο κίνηση.

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η μέθοδος της οπτικής ροής βασίζεται στην ιδέα ότι υπάρχει συσχέτιση μεταξύ των χρονικών και των χωρικών διαφορών. Έστω ότι g(x,y,t) είναι η συνάρτηση της φωτεινότητας στο σημείο (x,y) τη χρονική στιγμή t. Για δύο διαδοχικά καρέ της ακολουθίας, τα οποία απέχουν χρονικά Δt, μπορεί να θεωρηθεί αντίστοιχα ότι και η οποιαδήποτε κίνηση θα είναι επίσης μικρή. Άρα προκύπτει η σχέση g(x+Δx,y+Δy,t+Δt)=g(x,y,t). Αναπτύσσουμε σε σειρά Taylor την έκφραση του αριστερού μέρους – αγνοώντας τους όρους που είναι ανώτεροι της 1^{ης} παραγώγου. Έτσι προκύπτει η σχέση:

$$g(x, y, t) + \Delta x \frac{\partial g}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial g}{\partial y} + \Delta t \frac{\partial g}{\partial t} = g(x, y, t) \Leftrightarrow$$
$$\frac{\partial g}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial g}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial g}{\partial t} \Delta t = 0 \Leftrightarrow$$
$$\frac{\partial g}{\partial x} V_x + \frac{\partial g}{\partial y} V_y + \frac{\partial g}{\partial t} = 0 \qquad (3.22)$$

όπου Vx και Vy είναι οι ταχύτητες ανάμεσα στις δύο διαδοχικές εικόνες προς την κατεύθυνση του άξονα x και y αντίστοιχα. Το σύνολο των διανυσμάτων Vx και Vy για μία εικόνα συνθέτει την "οπτική ροή" (optical flow) της εικόνας. Οι μερικές παράγωγοι που εμφανίζονται στην τελευταία εξίσωση μπορούν να υπολογιστούν από την ακολουθία των εικόνων. Έτσι για κάθε σημείο (x,y) προκύπτει μια εξίσωση με δύο αγνώστους Vx και Vy.

Η αοριστία αυτή, λόγω της ύπαρξης δύο αγνώστων σε μια εξίσωση, είναι γνωστή ως "aperture problem". Προκειμένου να λυθεί το συγκεκριμένο πρόβλημα, υιοθετούνται επιπρόσθετοι γενικοί περιορισμοί, οι οποίοι εξηγούνται στην επόμενη ενότητα.

3.3.2.1 Περιοριστικές παραδοχές

Προκειμένου να υπολογισθούν οι ταχύτητες από την εξίσωση (3.22), χρειάζεται να θεωρηθούν κατάλληλες περιοριστικές παραδοχές. Μερικές από τις πιο δημοφιλείς παραδοχές είναι:

- a. Η οπτική ροή είναι ομαλή και άρα γειτονικά σημεία έχουν παρεμφερείς
 ταχύτητες
- b. Η οπτική ροή είναι σταθερή για ένα μεγάλο τμήμα της εικόνας
- c. Η οπτική ροή είναι αποτέλεσμα μιας περιορισμένης κίνησης, π.χ. επίπεδη κίνηση

Προφανώς, η παραδοχή (b) οδηγεί σε μια υβριδική κατάσταση ανάμεσα σε τεχνικές block matching και optical flow, αφού υπολογίζονται ταχύτητες για ένα block (και όχι για μεμονωμένα σημεία) αλλά με τεχνικές optical flow.

Η πιο προσφιλής παραδοχή είναι αυτή των Horn [41] και Schunck [41], [42]. Δεχόμενοι ότι οι τιμές της κίνησης στα περισσότερα σημεία της εικόνας διακυμαίνονται ομαλά, μια περιοριστική παραδοχή είναι η ελαχιστοποίηση του σφάλματος που δίνεται από την ακόλουθη έκφραση :

 $E^2(x, y)$ =(σφάλμα ανωτέρων όρων από την Taylor)+ λ^2 =

$$= \left(\frac{\partial g}{\partial x}V_x + \frac{\partial g}{\partial y}V_y + \frac{\partial g}{\partial t}\right)^2 + \lambda^2 \left[\left(\frac{\partial}{\partial x}V_x\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y}V_x\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial x}V_y\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y}V_y\right)^2\right] (3.23)$$

όπου λ είναι μια σταθερά. Έτσι, αναζητούνται οι τιμές των Vx και Vy που ελαχιστοποιούν το R στην ακόλουθη έκφραση :

$$R = \iint \left\{ \left(\frac{\partial g}{\partial x} V_x + \frac{\partial g}{\partial y} V_y + \frac{\partial g}{\partial t} \right)^2 + \lambda^2 \left[\left(\frac{\partial}{\partial x} V_x \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y} V_x \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial x} V_y \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y} V_y \right)^2 \right] \right\} dxdy \quad (3.24)$$

Για να υπολογισθούν οι ζητούμενες τιμές των Vx και Vy, παραγωγίζεται η R

παραπάνω σχέση και τίθεται
$$\frac{\partial R}{\partial V_x} = \frac{\partial R}{\partial V_y} = 0$$

Θέτοντας:

$$\left(\frac{\partial}{\partial x}V_x\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y}V_x\right)^2 = u - u_{ave}$$
$$\left(\frac{\partial}{\partial x}V_y\right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial y}V_y\right)^2 = v - v_{ave}$$
$$P = \left(\frac{\partial g}{\partial x}u_{ave} + \frac{\partial g}{\partial y}v_{ave} + \frac{\partial g}{\partial t}\right)^2 (3.25)$$
$$D = \lambda^2 + \left(\frac{\partial g}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial g}{\partial y}\right)^2 (3.26)$$

προκύπτουν οι τελικές εκφράσεις για τα u και v:

$$u = u_{ave} - \frac{\partial g}{\partial x} \frac{P}{D} \qquad (3.27)$$
$$v = v_{ave} - \frac{\partial g}{\partial y} \frac{P}{D} \qquad (3.28)$$

Οι παραπάνω σχέσεις λύνονται με τη μέθοδο Gauss-Seidel, με διαδοχικές δηλαδή επαναλήψεις μέχρι να βρεθεί κάποια τιμή που να ικανοποιεί κάποιο ελάχιστο όριο σφάλματος.

Εντούτοις, υπάρχουν δύο βασικά προβλήματα στην παραπάνω παραδοχή [43] Πρώτον, η βασική σχέση (3.22) δίνει "καλύτερα" αποτελέσματα για τις περιοχές της εικόνας στις οποίες υπάρχει μεγάλη μεταβολή της φωτεινότητας ως προς x ή/και y. Αυτό γίνεται καλύτερα κατανοητό εάν στην (3.22) αντικατασταθούν τα V_x, V_y με το διάνυσμα $\vec{u} = (V_x, V_y)^T$ οπότε προκύπτει η σχέση $\vec{u} = -\frac{g_t}{\nabla g}$ όπου $\nabla g = (g_x, g_y)$. Για πολύ μικρές τιμές του ∇g ουσιαστικά το \vec{u} τείνει στο άπειρο. Το άλλο πρόβλημα είναι το ότι η οπτική ροή θα ομαλοποιηθεί στα σημεία ασυνέχειας, οδηγώντας σε ανακριβείς εκτιμήσεις της ροής.

3.3.2.2 Υπολογισμός χωρικών διαφορών

Για την εκτίμηση της κίνησης, πρέπει να υπολογιστούν από την ακολουθία των εικόνων οι διάφορες μεταβολές, ως προς το χρόνο και ως προς τις κατευθύνσεις x και y. Οι μεταβολές αυτές είναι οι μερικές παράγωγοι της έντασης της φωτεινότητας για κάθε pixel ως προς t, x και y. Για την συνάρτηση της φωτεινότητας g(x,y,t) δεν υπάρχει κάποια αναλυτική έκφραση για την τιμή της παρά μόνον τιμές της για διάφορες τιμές των (x,y,t). Επομένως, για τον υπολογισμό των παραγώγων θα γίνει χρήση των διακριτών παραγώγων.

Η διακριτή παράγωγος ενός σημείου ως προς x μπορεί να οριστεί με διαφόρους τρόπους. Έτσι για μια συνάρτηση f(x) ισχύει:

$$\frac{df}{dx} = f(x) - f(x-1),$$
αριστερή παράγωγος
$$\frac{df}{dx} = f(x+1) - f(x),$$
δεξιά παράγωγος
$$\frac{df}{dx} = \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2},$$
κεντρική παράγωγος

Αντίστοιχα ισχύουν και για συναρτήσεις περισσοτέρων της μίας μεταβλητών. Στην πράξη, για τον υπολογισμό των διακριτών παραγώγων γίνεται χρήση της συνέλιξης. Έτσι, υπολογίζεται για κάθε σημείο μια ομαλοποιημένη τιμή της κεντρικής παραγώγου του. Με τον όρο ομαλοποιημένη, εννοείται ότι λαμβάνεται ο μέσος όρος των κεντρικών παραγώγων για μια μικρή περιοχή γύρω από το σημείο ενδιαφέροντος. Συνεπώς, ο υπολογισμός της χωρικής παραγώγου ανάγεται στην εφαρμογή μιας μάσκας συνέλιξης επάνω στην εικόνα που μελετάται. Υπάρχουν διαφόρων τύπων τέτοιες μάσκες και για τις δύο κατευθύνσεις x και y.

• Prewitt
$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 (κατεύθυνση x), $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ (κατεύθυνση y)
• Sobel $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ (κατεύθυνση x), $\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ (κατεύθυνση y)

Προφανώς για να προκύψει η τελική τιμή θα πρέπει το αποτέλεσμα της συνέλιξης να διαιρεθεί με αριθμό ανάλογο της περιοχής γύρω από το σημείο ενδιαφέροντος. Έτσι, για την περίπτωση της μάσκας Prewitt, της οποίας θα γίνει χρήση, η τιμή του αριθμού αυτού είναι το 6. Η τιμή προκύπτει βάσει του σκεπτικού ότι για κάθε σημείο λαμβάνεται η κεντρική παράγωγος άρα πρέπει να διαιρεθεί δια 2 ενώ συνολικά λαμβάνονται υπόψη 3 παράγωγοι.

3.3.2.3 Υπολογισμός χρονικών διαφορών

Ο υπολογισμός των χρονικών διαφορών είναι πολύ πιο απλός από αυτόν των χωρικών. Η διακριτή παράγωγος της συνάρτησης της φωτεινότητας g(x,y,t) ως προς το χρόνο t δεν είναι άλλο από τη διαφορά g(x,y,t+dt) - g(x,y,t), όπου dt ο χρόνος ανάμεσα σε δύο διαδοχικά frames της εν λόγω ακολουθίας. Για την ομαλοποίηση όμως των τιμών αυτών, είναι δυνατόν να εφαρμοσθεί μια συνελικτική μάσκα που να δίνει απλώς το μέσο όρο μιας περιοχής 9 σημείων γύρων από την περιοχή ενδιαφέροντος. Μια τέτοια μάσκα

 ϵ ívai : $\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$.

3.3.2.4 Υπολογισμός optical flow

Έχοντας υπολογιστεί οι παράγωγοι $\frac{\partial g}{\partial x}$, $\frac{\partial g}{\partial y}$ και $\frac{\partial g}{\partial t}$ σύμφωνα με τα παραπάνω είναι πια δυνατό να υπολογιστούν τα P και D των εξισώσεων (3.25), (3.26). Αφού υπολογισθούν και τα P και D, αντικαθίστανται όλες οι αριθμητικές τιμές στις (3.27), (3.28) και για κάθε επανάληψη προκύπτει και μια νέα τιμή για τα u και v. Για τον υπολογισμό των u_{ave} και v_{ave} , λαμβάνεται υπόψη μόνο μια μικρή περιοχή γύρω από το σημείο του ενδιαφέροντος. Δεν λαμβάνεται υπόψη όλη η περιοχή στον υπολογισμό του μέσου όρου, διότι κάτι τέτοιο θα δημιουργούσε ουσιαστικά μια σταθερή συνιστώσα κίνησης για όλα τα σημεία που ενδιαφέρουν με μικρές μόνο μεταβολές από σημείο σε σημείο. Με την παραπάνω διαδικασία, εφόσον αυτή εφαρμοσθεί στο σύνολο των σημείων που ενδιαφέρουν, προκύπτουν τιμές των u και v για όλα τα σημεία. Η μέθοδος υπολογισμού της οπτικής ροής εφαρμόζεται ανάμεσα σε διαδοχικά frames. Δηλαδή, εν αντιθέσει με τις block matching διαδικασίες δεν υπάρχουν key frames. Επομένως, για κάθε ζεύγος διαδοχικών frames θα πρέπει να επαναπροσδιορίζονται τα σημεία ενδιαφέροντος. Ο επαναπροσδιορισμός μπορεί να γίνει αυτόματα ή χειροκίνητα. Ενδιαφέρον παρουσιάζει, προφανώς, ο αυτόματος επαναπροσδιορισμός. Έτσι, αφού υπολογιστεί η ταχύτητα για κάθε σημείο ανάμεσα σε δύο frames, υπολογίζεται η νέα θέση που έχει το σημείο στο δεύτερο frame. Αυτό γίνεται προσθέτοντας στις συντεταγμένες που είχε το σημείο στο πρώτο frame, τη μετατόπιση που υπολογίστηκε βάσει της μεθόδου οπτικής ροής. Η όλη διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλα τα ζεύγη διαδοχικών frame και προφανώς για όλα τα σημεία.

3.4 Ανάλυση υφής

Η υφή γενικά αναφέρεται στις ιδιότητες της εξωτερικής επιφάνειας αντικειμένων και ειδικότερα στην αίσθηση που αυτές προκαλούνε με την αφή. Η αίσθηση αυτή προκαλείται από την ύπαρξη ή μη μικρό-ανωμαλιών στην επιφάνεια οι οποίες και την χαρακτηρίζουν. Οι εικόνες είναι δισδιάστατοι πίνακες εικονοστοιχείων, καθένα από τα οποία περιγράφεται από τη χρωματικότητά του. Στην περίπτωση δε των ασπρόμαυρων εικόνων κάθε στοιχείο περιγράφεται από έναν και μοναδικό αριθμό, την ένταση της φωτεινότητας στο συγκεκριμένο σημείο. Αναλόγως λοιπόν μικρομεταβολές στην φωτεινή ένταση των σημείων μιας εικόνας, εμφανιζόμενες με κάποιον συστηματικό τρόπο χαρακτηρίζουν την υφή της.

Η υφή μιας ιατρικής εικόνας μπορεί να μας δώσει πληροφορίες για έναν ιστό που η χρωματικότητα από μόνη της δεν μπορεί να μας δώσει. Τέτοιο παράδειγμα είναι και η εμφάνιση αθηρωματικής πλάκας σε ένα αγγείο. Δυο διαφορετικά είδη αθηρωματικής πλάκας μπορεί να έχουν πολύ κοντινές χρωματικότητες, γεγονός που κάνει τον διαχωρισμό τους με βάση το χρώμα δύσκολο. Το γεγονός ότι διαφορετικές λήψεις της ίδιας εικόνας λόγω διαφορετικών κάθε φορά συνθηκών δεν έχουν πάντα την ίδια χρωματικότητα χειροτερεύει τα πράγματα. Διαφορετικά είδη αθηρωματικής πλάκας όμως έχουν διαφορετική ιστολογική δομή, κάτι που στην ιατρική εικόνα μεταφράζεται ως διαφορετική υφή.

Το πρόβλημα ανάγεται επομένως στον ποσοτικό προσδιορισμό της υφής με κάποιο μαθηματικό κατασκεύασμα. Υπάρχει μια πληθώρα μεθόδων περιγραφής και ανάλυσης υφών που γενικά κατατάσσονται σε τέσσερις γενικές κατηγορίες [44],[45],[46]:

54

- Στατιστικές μέθοδοι, οι οποίες αποδίδουν χαρακτηριστικά στην εικόνα όπως η ομαλότητα, η τραχύτητα κ.α.
- Γεωμετρικές δομικές μέθοδοι, στις οποίες πραγματοποιείται η κατανομή των κατασκευαστικών στοιχείων της εικόνας οπότε η περιγραφή της υφής γίνεται μέσα από ισαπέχουσες παράλληλες γραμμές.
- Μέθοδοι βασισμένοι σε μοντελοποίηση και
- Φασματικές μέθοδοι, οι οποίες βασίζονται κυρίως στις ιδιότητες του φάσματος Fourier και χρησιμοποιούνται πρωταρχικά για να ανιχνεύσουν περιοδικότητα στην εικόνα.





Σχήμα 3-5Παραδείγματα (α) λείας, (β)τραχείας και (γ)συμμετρικής υφής

3.4.1 Στατιστικές μέθοδοι

Από τις πιο απλές προσεγγίσεις για την ανάλυση υφής είναι η χρησιμοποίηση του ιστογράμματος μιας εικόνας ή μιας περιοχής αυτής. Στη συγκεκριμένη περίπτωση των ασπρόμαυρων ιατρικών εικόνων η χρωματική πυκνότητα του ιστογράμματος παίρνει τιμές στο διάστημα [0,255] για τις αποχρώσεις του γκρι (gray-level histogram). Av h(g) είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων της εικόνας με χρωματική πυκνότητα g, έτσι ώστε $\sum_{g=0}^{255} h_g = N$, τότε το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα, H(g) = h(g)/N, αποτελεί μια εκτίμηση της πιθανότητας εμφάνισης της χρωματικής πυκνότητας με τιμή g. Το γράφημα αυτής της συνάρτησης παρέχει γενικές πληροφορίες για τη μορφή της εικόνας, όπως το δυναμικό εύρος και η αντίθεση της εικόνας (σκοτεινή, φωτεινή, υψηλής ή χαμηλής αντίθεσης). Η μορφή του ιστογράμματος της εικόνας παρέχει σημαντική πληροφορία για τη δυνατότητα ενίσχυσης αντίθεσης της εικόνας.

Τα στατιστικά 1^{ης} τάξεως περιγράφουν την συνολική κατανομή της χρωματικής πυκνότητας μιας εικόνας και υπολογίζονται από το κανονικοποιημένο gray-level ιστόγραμμα της επιλεγμένης περιοχής της εικόνας. Οι μαθηματικές εκφράσεις που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των στατιστικών 1^{ης} τάξης παρουσιάζονται στον επόμενο πίνακα.

Очоµа	Ορισμός
Minimal gray level	$f_1 = \min\{I(x, y)\}$
Maximal gray level	$f_2 = \max\{I(x, y)\}$
Median gray level	f_3 ώστε $\sum_{g=0}^{f_3} H(g) = 0.5$
Mean gray level	$f_4 = \sum_g gH(g)$
Standard deviation of	$f_{i} = \sqrt{\sum (g - f_{i})^{2} H(g)}$
gray levels	$\sqrt{\frac{2}{g}}(8 - \frac{1}{2}4) = (8)$
Coefficient of variation	$f_6 = \frac{f_5}{f_4}$
Gray level skewness	$f_{7} = \frac{1}{f_{5}^{3}} \sum_{g} (g - f_{4})^{3} H(g)$
Gray level kurtosis	$f_8 = \frac{1}{f_5^4} \sum_{g} (g - f_4)^4 H(g) - 3$
Gray level energy	$f_9 = \sum_g H(g)^2$
Gray level entropy	$f_{10} = -\sum_{g} H(g) \ln(H(g))$

Πίνακας 3-1 Εξισώσεις για τον υπολογισμό των στατιστικών 1^{ης} τάξης

3.4.2 Υπολογισμός κλασματικής διάστασης

Σύμφωνα με την κλασματική (fractal) γεωμετρία, η φωτεινότητα στην περιοχή της εικόνας (intensity surface) μπορεί να θεωρηθεί ως fractal, του οποίου οι ιδιότητες προσδιορίζονται ποσοτικά με τη χρήση της κλασματικής διάστασης (fractal dimension). Για μια δισδιάστατη εικόνα, η κλασματική διάσταση (FD) είναι ένας μη ακέραιος αριθμός μεταξύ 2 και 3 και αποτελεί ένα μέτρο της τραχύτητας και της αυτο-ομοιότητας (self-similarity) μιας εικόνας. Πειράματα έχουν αποδείξει ότι η κλασματική διάσταση συσχετίζεται άμεσα με την ανθρώπινη αντίληψη για την υφή μιας εικόνας. Όσο πιο τραχεία εμφανίζεται η υφή τόσο μεγαλύτερη είναι η κλασματική διάσταση.

Υπάρχουν διάφορες προσεγγίσεις για τον υπολογισμό της κλασματικής διάστασης μιας εικόνας. Για παράδειγμα, ο Peleg [49] χρησιμοποίησε την μέθοδο blanket, που είναι μια δισδιάστατη (2-D) γενίκευση της αρχικής προσέγγισης όπως προτάθηκε από τον Mandelbrot [50]. Ο Pentland [51] θεώρησε την φωτεινότητας στην περιοχή της εικόνας (image intensity surface) σαν fractal Brownian function (fBf) και υπολόγισε την κλασματική διάσταση (FD) απ' το φάσμα ισχύος Fourier. Οι Gengepain και Roques-Carmes [52] όπως επίσης και Keller et al [53], χρησιμοποίησαν μια παραλλαγή της box-counting προσέγγισης για να υπολογίσουν την κλασματική διάσταση (FD).

Ένα σύνολο λέγεται κλασματικό σύνολο (fractal set) αν η Hausdraurff-Basicovitch διάστασή του είναι αυστηρά μεγαλύτερη απ' την τοπολογική του διάσταση. Ο Mandelbrot [50] δημιούργησε τον όρο κλάσμα (fractal) απ' την λατινική λέξη fractus, που σημαίνει ακανόνιστα τμήματα.

Ο Mandelbrot πρώτα διέκρινε μια προσέγγιση για να υπολογίσει την κλασματική διάσταση εκτιμώντας το μήκος μιας καμπύλης (coastline). Θεωρούμε όλα τα σημεία με αποστάσεις απ' την coastline όχι μεγαλύτερες του \in . Αυτά τα σημεία σχηματίζουν μια λωρίδα με πλάτος $2 \in$, και το προτεινόμενο μήκος $L(\in)$ της καμπύλης (coastline) είναι η επιφάνεια της λωρίδας διαιρεμένη με το $2 \in$. Καθώς το \in μειώνεται, το $2 \in$ αυξάνει. Στη συγκεκριμένη προσέγγιση εξετάστηκε ότι για πολλές καμπύλες (coastline) ο ακόλουθος τύπος είναι ικανοποιητικός:

$$L(\epsilon) = F \epsilon^{1-D} \tag{3.29}$$

όπου τα F και D αντιστοιχούν σε μία συγκεκριμένη coastline. Το D ονομάστηκε κλασματική διάσταση (FD) της γραμμής. Το D μπορεί να παραχθεί από γραμμική προσαρμογή ελαχίστων τετραγώνων (least square linear fit) μιας λογαριθμικής παράστασης του $L(\in)$ ως προς \in . Αν *m* είναι η κλίση της προσαρμοσμένης γραμμής, τότε η κλασματική διάσταση (FD) της καμπύλης (coastline) θα είναι 1-*m*. Παρατηρούμε ότι το m είναι πάντα αρνητικό.

Σε μια μεταγενέστερη προσέγγιση η ιδέα του Mandelbrot υιοθετήθηκε και επεκτάθηκε για υπολογισμό του εμβαδού μιας επιφάνειας. Σ΄ αυτή την επέκταση, η εικόνα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα λοφώδες έδαφος, του οποίου το ύψος από το κανονικό έδαφος είναι ανάλογο της τιμής της φωτεινότητας της εικόνας. Τότε όλα τα σημεία σε απόσταση \in απ' την επιφάνεια και στις δύο πλευρές σχηματίζουν ένα κάλυμμα (blanket) πάχους 2 \in . Για διαφορετικά \in , η επιφάνεια του καλύμματος μπορεί να υπολογιστεί επαναλαμβανόμενα όπως ακολουθεί: Το κάλυμμα ορίζεται απ' την ανώτερη επιφάνειά του, u_{ϵ} και την κατώτερη επιφάνεια b_{ϵ} . Αρχικά, δεδομένης της συνάρτησης gray level g(i, ,j), $u_0(i, j) = b_0(i, j) = g(i, j)$. Για $\epsilon = 1,2,3...$, οι επιφάνειες του καλύμματος ορίζονται όπως ακολουθεί:

$$u_{\epsilon}(i, j) = \max \{u_{\epsilon-1}(i, j) + 1, \max_{\substack{d \in -1 \\ d(i, j, m, n) \leq 1}} u_{\epsilon-1}(m, n)\}$$

$$b_{\epsilon}(i, j) = \max \{b_{\epsilon-1}(i, j) + 1, \max_{\substack{d \in -1 \\ d(i, j, m, n) \leq 1}} b_{\epsilon-1}(m, n)\}$$
(3.30)

όπου d(i, j, m, n) είναι η απόσταση μεταξύ των pixels (i, j και m, n). Ο όγκος του καλύμματος δίνεται από

$$u_{\epsilon} = \sum_{i,j} \left(u_{\epsilon}(i,j) - b_{\epsilon}(i,j) \right)$$
(3.31)

ενώ το εμβαδόν της επιφάνειας μετριέται

$$A(\epsilon) = F \epsilon^{2-D} \tag{3.32}$$

Η κλασματική διάσταση μπορεί να εξαχθεί απ' τη γραμμική προσαρμογή ελαχίστων τετραγώνων (least square linear fit) της λογαριθμικής παράστασης του $A(\in)$ ως προς \in , με τη βοήθεια της (3.32).

Σύμφωνα με την προσέγγιση του Mandelbrot ένα κριτήριο για μια επιφάνεια να είναι κλασματική είναι η self similarity. Η self-similarity μπορεί να εξηγηθεί ως εξής. Θεωρούμε ένα φραγμένο σύνολο (bounded set) Α σε ένα Ευκλείδειο χώρο n διαστάσεων. Το σύνολο αυτό είναι self-similar όταν το Α είναι ένωση Ν_r διακριτών (μη επικαλυπτόμενων) αντιγράφων του εαυτού του καθένα απ' τα οποία είναι similar με το Α μειωμένα σε κλίμακα με ένα λόγο r. Η κλασματική διάσταση D του Α μπορεί να εξαχθεί απ' τη σχέση :

$$1 = N_r r^D$$
 or $D = \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)}$ (3.33)

Ωστόσο, οι φυσικές εικόνες πρακτικά δεν επιδεικνύουν ντετερμινιστική selfsimilarity. Αντιθέτως, επιδεικνύουν στατιστική self-similarity. Έτσι, αν μια περιοχή (scene) μειώνεται σε κλίμακα με ένα λόγο r σε όλες τις n διαστάσεις της, τότε γίνεται στατιστικά όμοια με την αρχική, έτσι ώστε η προηγούμενη εξίσωση ικανοποιείται.

Είναι δύσκολο να υπολογιστεί το D χρησιμοποιώντας την εξίσωση (3.33) απευθείας. Μια προσεγγιστική μέθοδος (reticular cell counting) [54] είναι η εξής. Θεωρούμε τον τρισδιάστατο χώρο (3-D) όπου δύο συντεταγμένες (x, y) αντιπροσωπεύουν τη θέση 2-D και η τρίτη συντεταγμένη (z) αντιπροσωπεύει τη φωτεινότητα της εικόνας. Για μια δεδομένη κλίμακα L, διαιρούμε το χώρο 3-D σε κύβους με πλευρές L x L x L', όπου L μπορεί να είναι ένα πολλαπλάσιο του gray level unit στη διεύθυνση z. Αν G είναι συνολικά τα gray levels και M x M είναι το μέγεθος της εικόνας, τότε L'=[L G/M]. Θεωρώντας ότι L=1, ο κύβος λέγεται space-intensity cell ή spicel. Για L=3, ο κύβος περιέχει 3 x 3 x 3 = 27 spicels. Υποθέτουμε ότι μπορούμε να καλύψουμε ένα χώρο 3-D με έναν κύβο 3-D διάστασης L_{max} .

$$N_L = \frac{1}{r^D} = \left[\frac{L_{\text{max}}}{L}\right]^D \text{ οπότε: } N_L \propto L^{-D}$$
(3.34)

Αν ένας κύβος περιέχει ένα τουλάχιστον δείγμα μιας επιφάνειας με επίπεδο φωτεινότητας, τότε πρόκειται για κύβο που προσμετράται στον αλγόριθμο. Για ένα σταθερό L, το σύνολο των προσμετρούμενων κύβων είναι N_L . Επιλέγοντας διάφορες τιμές για το L η γραμμική προσαρμογή ελαχίστων τετραγώνων (least square linear fit) του λογάριθμού του N_L ως προς το λογάριθμο του L δίνει την τιμή του –D. Αλλά όταν η πραγματική κλασματική διάσταση (FD) μιας εικόνας είναι πολύ υψηλή, τα σημεία στην image intensity επιφάνεια διασπείρονται στη διεύθυνση z, μειώνοντας αποτελεσματικά την εκτιμώμενη κλασματική διάσταση (FD).

3.4.2.1 Μέθοδος differential Box-counting

Η μέθοδος Differential Box Counting (DBC), η οποία θα χρησιμοποιηθεί είναι μια τροποποίηση της παραδοσιακής box counting μεθόδου όπως προτάθηκε από τους Sarkar και Chaudhuri [55].

Από την βασική εξίσωση αν η κλασματική διάσταση FD δίνεται από την σχέση:

$$D = \frac{\log(N_r)}{\log(\frac{1}{r})}$$
(3.35)

η διαφορά της μεθόδου DBC συνίσταται στον διαφορετικό τρόπο υπολογισμού του N_r . Μια εικόνα μεγέθους M x M pixel is scaled down to a size s x s όπου $M/2 \ge s > 1$ και s ακέραιος. Τότε προκύπτει η μεταβλητή r=s/M. Η εικόνα ανάγεται τότε στον τρισδιάστατο χώρο με τις συντεταγμένες (x,y) να υποδηλώνουν την προβολή στην δισδιάστατη επιφάνεια ενώ η τρίτη συντεταγμένη (z) υποδηλώνει το gray level. Ο (x,y) χώρος διαιρείται σε τετράγωνα μεγέθους $s \times s$ όπως αυτά προκύπτουν από το πλέγμα που δημιουργούν ισαπέχουσες παράλληλες γραμμές. Σε κάθε τετράγωνο υπάρχει μια στήλη από κύβους μεγέθους $s \times s s'$.

Αν στη επιφάνεια $s \times s$ υπάρχουν G διαφορετικές τιμές gray level τότε $[G/s^{2}]=[M/s]$. Δίνοντας αριθμούς 1,2... στους κύβους μπορούμε να υπολογίσουμε την τιμή n_{r} για το (i,j)-οστό τετράγωνο:

$$n_r(i, j) = l - k + 1$$
 (3.36)

όπου l είναι η μέγιστη και k η ελάχιστη τιμή του gray level στο (i,j)-οστό τετράγωνο. Παίρνοντας το άθροισμα σε όλο πλέγμα έχουμε:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i,j)$$
 (3.37)

Το Nr υπολογίζεται για διάφορες τιμές του s άρα και διάφορες τιμές του r. Η κλασματική διάσταση FD υπολογίζεται με βάση την (3.29) και είναι ίση με την κλίση της ευθείας που προκύπτει από την εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων μεταξύ των σημείων log(Nr) και log(1/r) που συνδέονται με γραμμική σχέση της μορφής y=ax +b.



Σχήμα 3-6 Καθορισμός της τιμής n_r με χρήση της μεθόδου differential box counting

4 Σχεδίαση και Ανάπτυξη ολοκληρωμένου συστήματος επεξεργασίας ιατρικών εικόνων

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής κρίθηκε σκόπιμο να αναπτυχθεί ένα ολοκληρωμένο σύστημα επεξεργασίας ιατρικών εικόνων προκειμένου να υλοποιηθούν οι μέθοδοι που περιγράφηκαν αναλυτικά στο προηγούμενο κεφάλαιο. Το σύστημα σχεδιάστηκε για την επεξεργασία εικόνων υπερήχων β-σάρωσης της καρωτίδας. Ωστόσο το μεγαλύτερο μέρος των λειτουργιών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση ιατρικών εικόνων που προέρχονται από διάφορες απεικονιστικές τεχνικές.

4.1 Αρχιτεκτονική

Οι βασικές υπομονάδες του συστήματος απεικονίζονται στο Σχήμα 4-1. Οι κύριες υπομονάδες με τις οποίες γίνεται η ανάλυση και εξάγονται τα αποτελέσματα είναι αυτές της Ανάλυσης Κίνησης, της Ανάλυσης Υφής και της Τμηματοποίησης. Κατά την ανάπτυξη δημιουργήθηκε η ανάγκη να ενσωματωθεί στην υπομονάδα εισαγωγής δεδομένων η δυνατότητα χειρισμού ιατρικών αρχείων DICOM καθώς αυτή είναι η πλέον διαδεδομένη μορφή διαχείρισης και μεταφοράς ιατρικών απεικονιστικών δεδομένων. Το γραφικό περιβάλλον του συστήματος φαίνεται στο Σχήμα 4-2 όπου το μεγαλύτερος μέρος καταλαμβάνει ο χώρος απεικόνισης της ιατρική εικόνας ενώ οι επιμέρους υπομονάδες έχουν υλοποιηθεί με τη μορφή καρτελών (tabs) για μεγαλύτερη ευκολία μετακίνησης μεταξύ των υπομονάδων.



Σχήμα 4-1 Αρχιτεκτονική Συστήματος επεξεργασίας ιατρικών εικόνων



Σχήμα 4-2 Γραφικό περιβάλλον συστήματος επεξεργασίας ιατρικών εικόνων

4.2 Εισαγωγή δεδομένων

Το σύστημα έχει σχεδιαστεί ώστε να δέχεται σαν είσοδο είτε εικόνες σε οποιοδήποτε από τα γνωστά format εικόνας (π.χ. *.tif, *.bmp, *.jpg, *.cri) είτε ιατρικά αρχεία στο πρότυπο DICOM.

Στην περίπτωση εισαγωγής εικόνας το σύστημα ελέγχει την περίπτωση αυτή να αποτελεί ένα frame από μια ακολουθία εικόνων. Έτσι στην περίπτωση που το όνομα του αρχείου είναι της μορφής imagename#, όπου # ο αύξων αριθμός μέσα στην ακολουθία, γίνεται αναζήτηση όλων των frames με συνεχόμενη αρίθμηση μέσα στο folder προκειμένου να αποτελέσουν την είσοδο για τις μεθόδους ανάλυσης κίνησης και ενημερώνεται ο μέγιστος αριθμός frames. Αν το όνομα έχει διαφορετική μορφή ή δεν βρεθεί αρχείο με την αμέσως επόμενη αρίθμηση τότε πρόκειται για μια μόνο εικόνα οπότε παραμένουν λειτουργικές μόνο οι υπόλοιπες υπομονάδες που δεν σχετίζονται με την ανάλύση κίνησης.

Στη περίπτωση εισαγωγής αρχείου DICOM η εφαρμογή πρώτα εξάγει τις βασικές συνοδευτικές πληροφορίες που είναι κωδικοποιημένες στην επικεφαλίδα (header) του, ενώ δίνεται η δυνατότητα αποθήκευσης τους σε αρχείο κειμένου. Έπειτα ο χρήστης μπορεί να διαλέξει αν θα εισάγει την ακολουθία εικόνων (Σχήμα 4-4) από τα δυαδικά δεδομένα που ακολουθούν μετά την επικεφαλίδα (Σχήμα 4-3).



Σχήμα 4-3 Η δομή ενός αρχείου DICOM

Από τη στιγμή που θα έχει φορτωθεί η ακολουθία των εικόνων στην εφαρμογή ο χρήστης μπορεί να επιλέξει να τις αποθηκεύσει σε κάποιο άλλο γνωστό format επιλέγοντας το όνομα που θέλει να δώσει στην ακολουθία. Η αρίθμηση γίνεται αυτόματα με το αρχικό frame να παίρνει την τιμή 1.

Με οποιονδήποτε τρόπο και αν γίνει η εισαγωγή μιας εικόνας ή μιας ακολουθίας εικόνων αυτές φορτώνονται σε έναν πίνακα από bitmaps (ένα bitmap για κάθε frame) ενώ ακολουθείται μια διαδικασία ψηφιοποίησης της πρώτης εξ αυτών σε έναν πίνακα δυο διαστάσεων όπου καταγράφεται η grey-scale τιμή κάθε pixel [0,255] με το 0 να αντιστοιχεί στο μαύρο και το 255 στο άσπρο. Αυτό κρίθηκε σκόπιμο προκειμένου να βελτιώσει τους χρόνους επεξεργασίας σε αντιδιαστολή με την απευθείας αναζήτηση τους από τις εικόνες την στιγμή εκτέλεσης των αλγορίθμων.

💀 DICOM File Info					
FileName :	66GE1GRA.dcm				
FileSize :	84477256 bytes				
Format :	DICOM				
Columns :	636				
Rows :	434				
NumberOfFrames :	102				
Manufacturer :	GE Vingmed Ultrasound				
ManufacturersModelName :	Vivid7				
StationName :	VIVID7-003484				
InstitutionName :	IIBEAA				
MediaStorageSOPClassUID :	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.3.1				
TransferSyntaxUID :	1.2.840.10008.1.2.1				
ImplementationClassUID :	1.2.840.113619.6.98				
MetaElementGroupLength :	184				
PhotometricInterpretation :	RGB				
ImageType :	ORIGINAL\PRIMARY\\0001				
ImageDate :	20060410				
FrameTime :	27.033599				
ActualFrameDuration :	27				
FrameDelay :	0				
HeartRate :	59				
PatientsName :	Stoitsis^Jonh				
PatientID :	STOITJO_69036				
PatientsBirthDate :	19770610				
PatientsSex :	М				
Save Info					
Saveinio					

Σχήμα 4-4 Εξαγωγή βασικών πληροφοριών από αρχείο DICOM

4.3 Υπομονάδα προεπεξεργασίας

Το ολοκληρωμένο σύστημα δίνει την δυνατότητα προ-επεξεργασίας της εικόνας πριν την εφαρμογή κάποιας μεθόδου, οπότε ενημερώνονται αυτόματα τα δεδομένα εισόδου όλων των υπομονάδων, οποιαδήποτε στιγμή κι αν επιλέξει ο χρήστης να εφαρμόσει την τεχνική-προεπεξεργασίας. Αυτή η επιλογή είναι φυσικά προαιρετική οπότε στην περίπτωση που παραλειφτεί, ως είσοδος του συστήματος θεωρείται η αρχική εικόνα ή ακολουθία. Όπως περιγράφτηκε αναλυτικά στην παράγραφο 3.1, στην περίπτωση επεξεργασίας εικόνων υπερήχων της καρωτίδας που προέρχονται από διαφορετικά ιατρικά μηχανήματα ή από το ίδιο απεικονιστικό μηχάνημα άλλα με διαφορετικές ρυθμίσεις, είναι πολύ σημαντικό να γίνει κανονικοποίηση της εικόνας έτσι ώστε η μεσαία τιμή της φωτεινότητας (grey-scale median) για το αίμα να λαμβάνει τιμή στο διάστημα [0,5] και η μεσαία τιμή (grey-scale median) μιας περιοχής του έξω χιτώνα (adventitia) να βρίσκεται στο διάστημα [185,195]. Τις τιμές αυτές για τις δυο περιοχές αναφοράς μπορούμε να τις καθορίσουμε μέσα από το μενού Options→Settings.

Για την εφαρμογή της διαδικασίας ο χρήστης καλείται να επιλέξει πρώτα μια περιοχή που να αντιστοιχεί σε αίμα και αντίστοιχα μια περιοχή του έξω χιτώνα. Για κάθε επιλογή εμφανίζεται το αντίστοιχο ιστόγραμμα και στη συνέχεια εφαρμόζεται η γραμμική παρεμβολή στη εικόνα.

4.4 Υπομονάδα ανάλυσης κίνησης

Με την υπομονάδα ανάλυσης κίνησης ο χρήστης έχει τη δυνατότητα εκτίμησης της κίνησης ενός ή περισσοτέρων περιοχών ενδιαφέροντος με χρήση της μεθόδου (i) block matching και region tracking και (ii) της οπτικής ροής. Οι βασικές λειτουργίες των δύο μεθόδων ανάλυσης υφής περιγράφονται στις παρακάτω παραγράφους.

4.4.1 Ανάλυση κίνησης με τη μέθοδο Block Matching

Στην συγκεκριμένη υπομονάδα υπολογίζεται η κίνηση μιας περιοχής ενδιαφέροντος μέσω της μεθόδου Block Matching και Region Tracking η οποία περιγράφτηκε αναλυτικά στην παράγραφο 3.3.1. Το ζητούμενο είναι να εντοπιστεί η νέα θέση της περιοχής ενδιαφέροντος που έχει επιλεγεί στο αρχικό frame σε όλα τα επόμενα frames της ακολουθίας. Η επιλογή μπορεί να γίνει: α) δίνοντας τις συντεταγμένες του κέντρου της περιοχής ενδιαφέροντος και το μέγεθος αυτής (Σχήμα 4-5) β) καθορίζοντας μια ορθογώνια περιοχή με το mouse. Στην πρώτη περίπτωση δεν υπάρχει περιορισμός για το μέγεθος της περιοχής ενώ στη δεύτερη για λόγους ευχρηστίας δίνεται η δυνατότητα επιλογής συγκεκριμένων τιμών για το μέγιστο μήκος και το μέγιστο πλάτος ώστε η διαδικασία με το mouse να μην είναι χρονοβόρα.

Η μέθοδος μπορεί να εκτελεστεί για περισσότερες από μια περιοχές ενδιαφέροντος και για αριθμό συνολικών frames μικρότερο από αυτών της ακολουθίας δίνοντας έτσι τη δυνατότητα σύγκρισης των αποτελεσμάτων μεταξύ διαφορετικών περιοχών. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται μέσω γραφημάτων αφού προηγουμένως όμως έχουν καθοριστεί κάποιες βασικές παράμετροι από το μενού Options—Settings όπως η ανάλυση της εικόνας (pixels/mm) και ο αριθμός των frames ανά δευτερόλεπτο (frames /sec). Οι παράμετροι που μπορούν να απεικονιστούν είναι α) η αξονική μετατόπιση, β) η ακτινική μετατόπιση και γ) ο συντελεστής συσχέτισης μεταξύ της επιλεγμένης περιοχής στο αρχικό frame και της ίδιας περιοχής για όλα τα επόμενα frames διατηρώντας σταθερή θέση. Τα

παραπάνω μεγέθη παρουσιάζονται συναρτήσει του χρόνου (sec) ενώ υπάρχει δυνατότητα επιλογής για τις μονάδες απεικόνισης στον κατακόρυφο άξονα ανάμεσα σε pixel και mm.

Τα αποτελέσματα είναι δυνατόν να αποθηκευθούν και σε αρχείο κειμένου όπου καταγράφονται για κάθε frame η νέα αξονική και ακτινική θέση, ο συντελεστής συσχέτισης με την περιοχή να διατηρεί σταθερή τη θέση της και ο μεγιστοποιημένος συντελεστής συσχέτισης για τη νέα θέση που εντοπίστηκε.



Σχήμα 4-5: Επιλογή περιοχής ενδιαφέροντος με εισαγωγή συντεταγμένων 4.4.2 Ανάλυση κίνησης με τη μέθοδο Optical Flow

Αρχικά πρέπει να επιλεγεί μια ορθογώνια περιοχή ενδιαφέροντος το οποίο επιτυγχάνεται με τη βοήθεια του mouse. Όταν επιλεγεί η περιοχή, ο χρήστης πρέπει να πατήσει Compute και να περιμένει μέχρι να ολοκληρωθεί ο υπολογισμός της οπτικής ροής για τις δύο κατευθύνσεις κίνησης x και y, για όλα τα pixels που περικλείονται. Τότε εμφανίζεται στην οθόνη ένα νέο παράθυρο στο οποίο η περιοχή που έχει επιλεγεί απεικονίζεται σε μεγέθυνση. Αυτό δίνεται για να δοθεί η δυνατότητα στον χρήστη να επιλέξει τα σημεία που τον ενδιαφέρουν, δηλαδή τα όρια της αθηρωματικής πλάκας ή του τοιχώματος της καρωτίδας που μελετάται, εφόσον δε μας ενδιαφέρει η κίνηση ολόκληρης της περιοχής. Κρατώντας πατημένο το αριστερό πλήκτρο του mouse πάνω στην μεγεθυμένη απεικόνιση μπορούμε να επιλέξουμε τα σημεία ενδιαφέροντος.

Αφού ολοκληρωθούν τα παραπάνω βήματα, μπορούν να εμφανιστούν στην οθόνη οπτικοποιημένες διάφορες πληροφορίες για τα σημεία ενδιαφέροντος. Έτσι από τον πίνακα Show Arrows→Vx εμφανίζονται πάνω στην εικόνα οι μέγιστες ταχύτητες, στην κατεύθυνση του άξονα x, που αναπτύχθηκαν καθ' όλη τη διάρκεια της ακολουθίας για κάθε pixel του σημείου ενδιαφέροντος. Αντίστοιχα, υπάρχει η δυνατότητα για τον άξονα y (Vy) ή και για τους δυο άξονες ταυτόχρονα (Both). Η οπτική αναπαράσταση γίνεται με χρήση βελών, τα οποία έχουν μέγεθος ανάλογο με το μέτρο της ταχύτητας και φορά την φορά της κίνησης.

Τέλος, παρέχεται η επιλογή Play→Sequence, με την οποία αναπαράγεται όλη η ακολουθία των εικόνων, υπό μορφή video. Εφόσον έχουν επιλεγεί σημεία ενδιαφέροντος, τότε σε κάθε frame εμφανίζεται η θέση που προκύπτει για κάθε σημείο ενδιαφέροντος βάσει των αποτελεσμάτων της μεθόδου της οπτικής ροής. Η αναπαράσταση αυτή αποτελεί και έναν τρόπο ελέγχου των αποτελεσμάτων της μεθόδου. Εφόσον η μέθοδος λειτουργεί σωστά, θα πρέπει τα σημεία ενδιαφέροντος να ακολουθούν τη γενικότερη κίνηση της εικόνας.

4.5 Υπομονάδα τμηματοποίησης

Στν συγκεκριμένη υπομονάδα υλοποιούνται οι τεχνικές που περιγράφτηκαν στην παράγραφο 3.2. Συγκεκριμένα χρησιμοποιείται ο μετασχηματισμός Hough για την ανίχνευση αρτηριών τόσο σε διαμήκεις τομές (ανίχνευση ευθειών) όσο και σε εγκάρσιες (ανίχνευση κύκλου). Είναι προφανές ότι ο μετασχηματισμός Hough δεν εφαρμόζεται απευθείας στην ιατρική εικόνα αφού απαιτεί σαν είσοδο την δυαδική έξοδο ενός ανιχνευτή ακμών.

Για να παραχθεί αυτή η εικόνα εφαρμόζεται αρχικά ένα morphological closing όπου σαν μάσκα τόσο για dilation όσο και για erosion χρησιμοποιείται ένας κυκλικός δίσκος διαστάσεων 23x23 αφαιρώντας έτσι από την εικόνα τα πολύ μικρά τμήματα τα οποία δεν παρουσιάζουν κάποια πληροφορία για τα βασικά σχήματα της εικόνας και περιορίζοντας παράλληλα την έξοδο του ανιχνευτή ακμών.

Στην καινούρια πλέον εικόνα εφαρμόζεται κανονική κατωφλίωση με σταθερό κατώφλι που προκύπτει από την κατανομή των χρωματικών πυκνοτήτων της εικόνας. Στη δυαδική εικόνα που έχει προκύψει δρα τελικά ο ανιχνευτής ακμών Sobel. Για την

βελτιστοποίηση των αλγορίθμων Hough τέθηκαν κάποιοι περιορισμοί όσον αφορά τους παραμετρικούς χώρους (r, θ) (περίπτωση ευθείας) και (r, a, b) (περίπτωση κύκλου)οι οποίος προέκυψαν από την ιδιαιτερότητα των υπό ανάλυση ιατρικών εικόνων ώστε να αποφεύγονται άσκοποι υπολογισμοί. Έτσι για την ανίχνευση ευθειών το εύρος τιμών για την γωνία θ περιορίστηκε σε $-\frac{\pi}{6} \le \theta \le \frac{\pi}{6}$ ώστε να καλύπτει τις συνήθεις περιπτώσεις διαμήκους απεικόνισης αρτηριών. Αντίστοιχα για τον κύκλο τέθηκε περιορισμός στο εύρος τιμών του r ώστε να προσεγγίζει συνήθη μεγέθη αρτηρίας.

Με τον ίδιο τρόπο χρησιμοποιήθηκαν διάφοροι κανόνες φιλτραρίσματος για του συσσωρευτές $P(r, \theta)$, P(r, a, b) ώστε στην έξοδο να απεικονίζονται μόνο τα επιθυμητά γεωμετρικά σχήματα.

Εκτός από τις δυο αυτές εφαρμογές το πρόγραμμα έχει τη δυνατότητα εντοπισμού και υπολογισμού του ΙΜΤ ακολουθώντας παρόμοια λογική με την ανίχνευση ευθειών που περιγράφτηκε αλλά αυτή την φορά σε μικρότερη περιοχή της εικόνας που επιλέγεται χειροκίνητα από τον χρήστη. Η περιγραφή της διαδικασίας γίνεται αναλυτικά στο επόμενο κεφάλαιο.

4.6 Υπομονάδα ανάλυσης υφής

Πριν την εφαρμογή οποιασδήποτε μεθόδου ανάλυσης υφής πρέπει να καθοριστεί μια περιοχή ενδιαφέροντος. Αυτό γίνεται μέσω του mouse και η περιοχή που επιλέγεται έχει πολυγωνική μορφή ώστε να ταυτίζεται όσο το δυνατό περισσότερο με την υπό εξέταση περιοχή της εικόνας. Από την στιγμή που ολοκληρώνεται η επιλογή της περιοχής εμφανίζεται αυτόματα το ιστόγραμμα της σε grayscale. Εφόσον έχει προηγηθεί κανονικοποίηση της εικόνας υπάρχει η δυνατότητα επιλογής αν το εμφανιζόμενο ιστόγραμμα θα είναι αυτό της αρχικής εικόνας ή αυτής που έχει προκύψει μετά την κανονικοποίηση.

Εφόσον έχει καθοριστεί η περιοχή ενδιαφέροντος μπορεί να υπολογιστεί η κλασματική διάσταση της περιοχής καθώς και χαρακτηριστικά υφής που βασίζονται σε στατιστικά πρώτης τάξης της φωτεινότητας.



Σχήμα 4-6: Παράδειγμα επιλογής ROI και υπολογισμού χαρακτηριστικών υφής

4.7 Υλοποίηση συστήματος

Το σύστημα ANALYSIS έχει γραφτεί σε περιβάλλον MS Visual Studio 2005 ενώ η γλώσσα που χρησιμοποιήθηκε είναι η Visual C++ .NET (Framework Version 2.0). Πρόκειται για managed code (MC++) ο οποίος διαφέρει κατά πολύ από την κλασσική C++ (standard C++ κατά το πρότυπο ISO/ANSI). Το .NET Framework αποτελείται από δυο βασικά στοιχεία: το περιβάλλον εκτέλεσης της εφαρμογής γνωστό σαν Common Language Runtime (CLR) και τις βιβλιοθήκες των κλάσεων που χρησιμοποιεί. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα είναι ότι η εφαρμογή που δημιουργείται είναι ανεξάρτητη από την έκδοση του λειτουργικού συστήματος και αρκεί μόνο να υπάρχει εγκατεστημένο το .NET Framework προκειμένου να είναι δυνατή η εκτέλεση του προγράμματος. Επίσης άλλα σημαντικά πλεονεκτήματα είναι οι αυξημένες δυνατότητες όσον αφορά στο γραφικό περιβάλλον (Graphical User Interface-GUI), η καλύτερη διαχείριση της μνήμης σε σχέση με την κλασσική C++ και η μεγαλύτερη αξιοπιστία και ασφάλεια των παραγόμενων εφαρμογών.

5 Ολοκληρωμένο σύστημα ανάλυσης ιατρικών εικόνων: Εφαρμογή σε εικόνες υπερήχων β-σάρωσης

5.1 Κανονικοποίηση εικόνας ηπερήχου β-σάρωσης

Για την εφαρμογή της διαδικασίας ο χρήστης καλείται να επιλέξει πρώτα μια περιοχή που να αντιστοιχεί στο αίμα (Σχήμα 5-1 (α),(β)) και αντίστοιχα μια περιοχή adventitia(Σχήμα 5-1 (γ),(δ)). Για κάθε επιλογή εμφανίζεται το αντίστοιχο ιστόγραμμα και στη συνέχεια εφαρμόζεται η γραμμική παρεμβολή στην εικόνα (Σχήμα 5-3).



Σχήμα 5-1 Διαδικασία κανονικοποίησησης



Σχήμα 5-2 Αρχική εικόνα



Σχήμα 5-3 Κανονικοποιημένη εικόνα
5.2 Υπολογισμός Intimal Media Thickness

Αρχικά από το μενού Options-Settings καθορίζουμε την ανάλυση της εικόνας (pixels/mm). Στη συνέχεια από το μενού Hough Transform ενεργοποιούμε την επιλογή IMT manually ώστε να καθορισούμε εμείς την προς εξέταση περιοχή της εικόνας. Μετακινώντας το mouse πάνω στην εικόνα μπορούμε να βλέπουμε παράλληλα στο αριστερό μέρος της εφαρμογής την περιοχή, με κέντρο τη θέση που βρισκόμαστε, σε μεγένθυση. Η διαδικασία υπολογισμού του IMT ξεκινάει όταν πατήσουμε το αριστερό πλήκτρο του mouse ενώ το αποτέλεσμα (σε mm) καθώς και η γραφική απεικόνιση του εμφανίζονται στην οθόνη (Σχήμα 5-4). Στη συγκεκριμένη περίπτωση η εικόνα πέρασε πρώτα από το στάδιο της κανονικοποίησης σύμφωνα με την διαδικασία που περιγράφτηκε στην προηγούμενη παράγραφο.



Σχήμα 5-4 Υπολογισμός Intimal-Media Thickness

5.3 Ανίχνευση περιγράμματος της καρωτίδας σε εγκάρσιες εικόνες υπερήχων β-σάρωσης

Αφού εισάγουμε μια εγκάρσια εικόνα υπερήχου β-σάρωσης θέλουμε μέσω της εφαρμογής να ανιχνεύσουμε το περίγραμμα της καρωτίδας. Αυτό υλοποιείται από το μενού Hough Transform επιλέγοντας Circle Detection (Σχήμα 5-5). Η ανίχνευση του περιγράμματος απεικονίζεται γραφικά από την εφαρμογή πάνω στην εικόνα



Σχήμα 5-5 Ανίχνευση περιγράμματος καρωτίδας σε εγκάρσια εικόνα



Σχήμα 5-6 Περίγραμμα καρωτίδας σε μεγένθυση

5.4 Ανίχνευση περιγράμματος της καρωτίδας σε διαμήκεις εικόνες υπερήχων β-σάρωσης

Εισάγουμε μια διαμήκης εικόνα καρωτίδας και στο μενού Hough Transform επιλέγουμε Artery Detection. Η γραφική απεικόνιση της διαδικασίας φαίνεται στο σχήμα (Σχήμα 5-7).



Σχήμα 5-7 Ανίχνευση περιγράμματος καρωτίδας σε διαμήκης εικόνα

5.5 Εκτίμηση της κίνησης του τοιχώματος με τη μέθοδο Block matching

Για τον έλεγχο της σωστής λειτουργίας της μεθόδου χρησιμοποιήθηκε μια ακολουθία υπερήχων β-σάρωσης υγιούς αρτηρίας καρωτίδας. Αρχικά στο μενού Options-Settings καθορίστηκαν οι παράμετροι (Σχήμα 5-8) όσον αφορά στην ανάλυση της εικόνας (pixels/mm) και την συχνότητα λήψης της ακολουθίας (frames/sec). Στη συνέχεια εφαρμόστηκε η διαδικασία της κανονικοποίησης (Σχήμα 5-2, Σχήμα 5-3) και έγινε η εφαρμογή της μεθόδου διαδοχικά για 6 διαφορετικές περιοχές ενδιαφέροντος όπως φαίνονται στο Σχήμα 5-9. Μια πρώτη εκτίμηση της τεχνικής μπορεί να γίνει επιλέγοντας τη διαδοχική απεικόνιση των frames από το μενού Play-Sequence. Κατά την αναπαραγωγή εμφανίζονται ταυτόχρονα και οι νέες θέσεις για κάθε μια από τις επιλεγμένες περιοχές. Μέσω αυτής της συνεχούς ροής φαίνεται σε πρώτη φάση να υπάρχει πολύ καλή παρακολούθηση της κίνησης του τοιχώματος της καρωτίδας.

Settings	
Resolution :	15.8 pixels/mm
Frame Rate :	25.0 frames/sec
GSM for blood :	3 [0,5]
GSM for adventitia :	185 [185,195]
Make Default	ОК

Σχήμα 5-8 Βασικές παράμετροι εικόνας – Παράμετροι κανονικοποίησης

Για καλύτερη ποιοτική ανάλυση τα αποτελέσματα απεικονίζονται με την μορφή γραφικών παραστάσεων όπως φαίνεται στα σχήματα που ακολουθούν.



Σχήμα 5-9 Εφαρμογή μεθόδου Block matching



Σχήμα 5-10 Αζονική μετατόπιση. Περιοχές 1-3



Σχήμα 5-11 Αξονική μετατόπιση. Περιοχές 4-6



Σχήμα 5-12 Ακτινική μετατόπιση. Περιοχές 1-3



Σχήμα 5-13 Ακτινική μετατόπιση. Περιοχές 4-6



Σχήμα 5-14 Συντελεστής συσχέτισης. Περιοχές 1-3



Σχήμα 5-15 Συντελεστής συσχέτισης. Περιοχές 4-6

Από τις παραπάνω γραφικές παραστάσεις διαπιστώνουμε ότι τα αποτελέσματα είναι τα αναμενόμενα. Όσον αφορά στην αξονική μετατόπιση παρατηρούμε ότι η κίνηση και για τις 6 περιοχές είναι εντελώς τυχαία χωρίς να δίνει κάποια χρήσιμη πληροφορία για εξαγωγή συμπερασμάτων. Αντίθετα η ακτινική μετατόπιση παρουσιάζει περιοδικότητα και στις 6 περιπτώσεις ακολουθώντας τον καρδιακό κύκλο ο οποίος απεικονίζεται και σε ηλεκτροκαρδιογράφημα στο κάτω μέρος της ιατρικής εικόνας (Σχήμα 5-9). Αυτό ήταν άλλωστε αναμενόμενο από τη στιγμή που η κίνηση κατά την ακτινική διεύθυνση οφείλεται αποκλειστικά στη ροή του αίματος. Το ίδιο συμβαίνει και με τον συντελεστή συσχέτισης. Εφόσον η περιοχή αναφοράς είναι πάντα το αρχικό frame είναι λογικό να εμφανίζει και αυτός περιοδική συμπεριφορά. Είναι πολύ ενθαρρυντικό το γεγονός ότι ο συντελεστής έχει πεδίο τιμών πολύ κοντά στην μονάδα καταδεικνύοντας ότι η μέθοδος είναι αρκετά αξιόπιστη.

5.6 Εκτίμηση της κίνησης του τοιχώματος με τη μέθοδο Optical Flow

Χρησιμοποιώντας την ίδια ακολουθία με την προηγούμενη παράγραφο εφαρμόζουμε αυτήν τη φορά τη μέθοδο Optical Flow. Αφού επιλέχθηκε η περιοχή ενδιαφέροντος στη συνέχεια καθορίσαμε τα σημεία προς εξέταση έτσι ώστε αυτά να ανήκουν πάνω στην εσωτερική πλευρά του τοιχώματος της αρτηρίας (Σχήμα 5-16).



Σχήμα 5-16 Επιλογή σημείων ενδιαφέροντος για την μέθοδο Optical Flow

Παρατηρώντας την αναπαραγωγή της ακολουθίας σε συνεχή ροή διαπιστώθηκε ότι τα σημεία ακολουθούσαν μεν την γενικότερη κίνηση του τοιχώματος ωστόσο δεν είχαν ιδανική προσαρμογή. Παρά το γεγονός αυτό όμως οι πληροφορίες σχετικά με τις μέγιστες ταχύτητες που αναπτύχθηκαν (Σχήμα 5-17, Σχήμα 5-18) μπορούν να χρησιμοποιηθούν κανονικά για την εξαγωγή συμπερασμάτων καθώς περιγράφουν ικανοποιητικά την κίνηση του τοιχώματος.



Σχήμα 5-17 Μέγιστες ταχύτητες κατά τον άζονα χ



Σχήμα 5-18 Μέγιστες ταχύτητες κατά τον άζονα γ

5.7 Υπολογισμός χαρακτηριστικών υφής

Σε 9 ασυμπτωματικές και 9 συμπτωματικές πλάκες υπολογίστηκαν τα στατιστικά πρώτης τάξης καθώς και η κλασματική διάσταση αφού προηγουμένως είχε εφαρμοστεί η τεχνική της κανονικοποίησης. Για να εκτιμηθεί κατά πόσο μπορεί κάποιο χαρακτηριστικό υφής να υποδηλώσει την διαφορετικότητα μεταξύ των δυο ομάδων χρησιμοποιήθηκε το Student's t-test (Πίνακας 5-1) ωστόσο η τιμή που προέκυψε δεν επιτρέπει την εξαγωγή συμπερασμάτων (μια τιμή p<0.05 θα ήταν ενδεικτική σημαντικής διαφοροποιήσεως).

ΑσυμπτωματικέςΣυμπτωματικέςp-valueFD2,1368±0,09772,1604±0,03170,5012

Πίνακας 5-1 Μέσος όρος, τυπική απόκλιση κλασματικής διάστασης

Στα σχήματα που ακολουθούν φαίνονται δυο παραδείγματα εφαρμογής των μεθόδων ανάλυσης υφής. Ένα για ασυμπτωματική πλάκα (Σχήμα 5-19) και ένα για συμπτωματική πλάκα (Σχήμα 5-20)





(α) Επιλεγμένη περιοχή

(β) Ιστόγραμμα

First Order Statistics	
Minimal gray-level :	0
Maximal gray-level :	203
Median gray-level :	39
Mean gray-level :	49.40678
Standard Deviation :	39.07525
Coefficient of Variation :	0.790888
Gray-level Skewness :	0.789878
Gray-level Kyrtosis :	0.04824
Gray-level Energy :	0.009273
Gray-level Entropy :	4.844023

(γ) Στατιστικά πρώτης τάξης

Σχήμα 5-19 Παράδειγμα ασυμπτωματικής αθηρωματικής πλάκας καρωτίδας



Σχήμα 5-20 Παράδειγμα συμπτωματικής αθηρωματικής πλάκας καρωτίδας

6 Συμπεράσματα

6.1 Δυσκολίες και πως αντιμετωπίσθηκαν

Όσον αφορά στις τεχνικές που αναπτύχθηκαν οι κυριότερες δυσκολίες προέκυψαν στην ανίχνευση περιγραμμάτων μέσω του μετασχηματισμού Hough καθώς και στην ακριβή παρακολούθηση της κίνησης των σημείων ενδιαφέροντος με την μέθοδο optical flow.

Από τον συσσωρευτή με τις υποψήφιες ευθείες έπρεπε να επιλεχθούν μόνο οι δυο που αντιπροσώπευαν καλύτερα τα όρια των δυο τοιχωμάτων της αρτηρίας. Αυτό άλλες φορές προέκυπτε εύκολα με κριτήριο μόνο την μεγιστοποίηση των σημείων που άνηκαν σε μια υποψήφια ευθεία ενώ άλλες φορές έπρεπε να επιλεγούν σύνθετοι κανόνες ώστε να αποκλειστούν ευθείες οι οποίες περιέγραφαν άλλες κυρίαρχες ακμές της εικόνας.

Στην περίπτωση του κύκλου επειδή ο αλγόριθμος ψάχνει να βρει σημεία που ανήκουν σε ακμές πάνω σε ένα κυκλικό περίγραμμα τύχαινε πολλές φορές να εντοπίζονται κύκλοι με βάση την μεγιστοποίηση των σημείων που ανήκουν στο συγκεκριμένο περίγραμμα, οι οποίοι στην πραγματικότητα δεν υπήρχαν. Έτσι έπρεπε να τεθούν κάποιοι περιορισμοί που είχαν σχέση με την εσωτερική περιοχή που όριζε ο υποψήφιος κύκλος. Ιδανικά θα έπρεπε να μην περικλείει καθόλου ακμές αντιπροσωπεύοντας την περιοχή του αίματος.

Στην μέθοδο optical flow όπως έχει ήδη αναφερθεί, κατά την εκτίμηση της κίνησης, δεν γίνεται αναζήτηση του κάθε pixel στο επόμενο frame αλλά με βάση τις διάφορες μεταβολές φωτεινότητας εκτιμάται μια αναμενόμενη μετατόπιση. Επομένως η όλη εκτίμηση της μετατόπισης ενός pixel για το τρέχον frame, εξαρτάται από τη συνολική εκτίμηση για όλα τα προηγούμενα frames.

Πράγματι, κυριότερη αδυναμία της μεθόδου αποτελεί η παρακολούθηση του "πραγματικού" σημείου ενδιαφέροντος. Πιο συγκεκριμένα, επιλέγεται στην πρώτη εικόνα της ακολουθίας ένα σημείο ενδιαφέροντος. Στη συνέχεια και για κάθε διαδοχικό ζευγάρι εικόνων υπολογίζεται μια νέα θέση για το σημείο αυτό, βάσει των αποτελεσμάτων της μεθόδου οπτικής ροής. Δυστυχώς, εάν για κάποιο λόγο δεν εντοπιστεί σωστά η νέα θέση του σημείου, η μέθοδος συνεχίζει κανονικά να υπολογίζει ταχύτητες και επόμενες θέσεις αλλά για κάποιο άλλο σημείο και όχι το πραγματικό σημείο ενδιαφέροντος. Δηλαδή εάν χαθεί το πραγματικό σημείο τότε είναι αδύνατον να ξαναβρεθεί.

6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Σε μια μελλοντική έκδοση, θα μπορούσε να ενσωματωθεί στατιστική επεξεργασία των δεδομένων που παράγονται προκειμένου να βοηθήσει στη λήψη αποφάσεων. Αυτό έχει νόημα κυρίως στην περίπτωση των μεθόδων ανάλυσης κίνησης.

Ακόμη υπάρχουν πολλές τεχνικές όσον αφορά στην ανάλυση υφής, που θα μπορούσαν να αναπτυχθούν και να ενσωματωθούν στην υπάρχουσα υπομονάδα του υπολογιστικού συστήματος όπως η Laws' texture energy method ή ο υπολογισμός στατιστικών δεύτερης τάξης ο οποίος δε βασίζεται μόνο στην πληροφορία που παίρνουμε από το ιστόγραμμα αλλά συνεκτιμά και την θέση του κάθε pixel.

7 Αναφορές

- Reid J, Challenges and opportunities in ultrasound. In Linzer(ed): Proceedings of the First International Seminar on Ultrasonic Tissue Characterization. Washington, DC, US Government Printing Office, NBS Special Publ #453, 1976
- [2]. Κουτσούρης Δημήτριος, Νικήτα Κωνσταντίνα, Ιατρικά Απεικονιστικά
 Συστήματα, Εκδόσεις Ε.Μ.Π. Αθήνα 1998
- [3]. http://imasun.lbl.gov/~budinger/medhome.html
- [4]. M. Stefanelli, The socio-organizational age of artificial intelligence in medicine, Artificial Intelligence in Medicine 23, p 25-47,2001
- [5]. M.S. Blois, E.H. Shortliffe, The computer meets medicine: Emergence of a discipline, Medical Informatics: Computer Applications in Health Care, p. 20, 1990
- [6]. E. Coiera, Artificial Intelligence in Medicine. Guide to Medical Informatics, the Internet and Telemedicine, Oxford University Press, 1997
- [7]. Silverman RH, Rondeau MJ, Lizzi FL et al : Theoretical framework for spectrum analysis in ultrasonic tissue characterization . J Acoustic Soc Amer 1983;73:1366-1373
- [8]. E.H. Shortliffe, Computer-Based Medical Consultation: MYCIN, New York: Elsevier, 1976
- [9]. B.A. Draper, RT. Collins J. Brolio, A.R.Hanson, E.M.Riseman, Issues in the Development of a Blackboard-based Schema System for Image Understanding, Engelmore R and Morgan T (Eds), Blackboard Systems. Reading, MA: Addison-Wesley, 1988.
- [10]. D.J. Spiegelhalter, J. J. Myles, D.R. Jones, K.R. Abrams, "An Introduction to Bayesian Methods in Health Technology", *British Medical Journal*, vol. 319, pp. 508-512, 1999.
- [11]. Monique Frize, Colleen M. Ennett, Maryhelen Stevenson, Heather C. E. Trigg, Clinical Decision Support Systems for intensive care units: using Artificial Neural Networks, Medical Engineering & Physics, vol. 23, Issue 3, p. 217-225, April 2001.
- [12]. Berner E. S. & Ball M. J. (1998). Clinical Decision Support Systems: Theory and Practice. Springer-Verlag.

- [13]. Bankman I. (2000). Handbook of Medical Imaging: Processing and Analysis. Academic Press.
- [14]. Shortliffe E. H. (1976). Computer-Based Medical Consultation: MYCIN, New York: Elsevier.
- [15]. Engelmore R., & Morgan T. (1988). Issues in the Development of a Blackboardbased Schema System for Image Understanding. Reading, MA: Addison-Wesley.
- [16]. Spiegelhalter D. J., Myles J. J., Jones D. R., & Abrams K. R. (1999). An Introduction to Bayesian Methods in Health Technology. British Medical Journal, 319, 508-512.
- [17]. Haykin S. (1999). Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice-Hall.
- [18]. Cootes T. F., Edwards G. J., & Taylor C. J. (2001). Active appearance models. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 23, 681-685.
- [19]. Udupa J. K., & Samarsekera S. (1996). Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. Graphical Models Image Processing, 58, 246-261.
- [20]. Chen T., & Metaxas D. (2000). Image segmentation based on the integration of Markov random fields and deformable models. Proc Int Conf Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 256-265.
- [21]. E. K. Kerut, M. Given, T. D. Giles. Review of methods for texture analysis of myocardium from echocardiographic images: a means of tissue characterization. Echocardiography; 20(8):727-36, 2003 Nov
- [22]. J. F. Greenleaf, M. Fatemi, M. Insana . Selected methods for imaging elastic properties of biological tissues. Annu Rev Biomed Eng 5:57-78, 2003.
- [23]. Jain A. K., Duin R. P. W., & Jianchang M. (2000). Statistical Pattern Recognition: A Review. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22, 4-37.
- [24]. Furlong N., Lovelace E., & Lovelace K. (2000). Research Methods and Statistics: an Integrated Approach. Orlando: Harcourt Brace & Company.
- [25]. Schalkoff, R. J. (1997). Artificial Neural Networks. New York: McGraw-Hill.
- [26]. Bezdek J. C. (1981). Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum Press.
- [27]. Zadeh L. A. (1965). Fuzzy Sets. Inf. Control, 8, 338–353.
- [28]. D.H.Ballard, C.M.Brown. Computer Vision, Prentice Hall, 1982.
- [29]. R.C.Gonzalez, P.Wintz, Digital image processing, Addison-Welsey, 1987.
- [30]. A.K.Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice Hall, 1989.

- [31]. I. Pitas, Digital image processing algorithms, Prentice Hall.
- [32]. R.J. Schalkof, Digital image processing and computer vision.
- [33]. Golemati et al, Carotid artery wall motion estimated from b-mode ultrasound using region tracking and block matching, 2002.
- [34]. Bohs LN, Trahey GE. A novel method for angle independent ultrasonic of blood flow and tissue motion. IEEE Trans Biomedical Engineer 1991; 38; 280-86
- [35]. Huang TS. Image sequence analysis: Motion Estimation. In: Huang TS ed. Image sequence analysis (Springers series in information sciences). Berlin: Springer-Verlang, 1981:1-18
- [36]. Bosch JG, vanBurgen G, Reiber JHC. Automatic frame to frame contour detection in echocardiograms using motion estimation. IEEE Proceedings On Comput. Cardiol. 1992: 351 – 354
- [37]. Chan e, Panchanathan S. Review of block matching based estimation algorithms for video compression. IEEE Canadian Conference on Electrical and Computing Engineering. 1993:151 – 154
- [38]. havari H, Mills M. Blockmatching motion estimation algorithm-New results. IEEE Trans Circuits Syst 1990; 37:649-651
- [39]. Horn, B.K.P. Robot Vision. MIT Press, Cambridge, 1986.
- [40]. Verri, A., Poggio, T. Against quantitative optical flow. In: Proc. IEEE ICCV, pp 171-180,1987.
- [41]. Horn, B.K.P., Schunck, B.G. Determining optical flow. Artificial Intelligence, 1981.
- [42]. Schunck, B.G. Image flow: Fundamentals and future research. In: Proc. Of IEEE Conf. On Pattern Recognition and Image Processings, pp 560-571,1985.
- [43]. Smith ,S.M. Feature Based Image Sequence Understanding. Phil.D. thesis. Robotics Research Group, Department of Engineering Science,Oxford University, 1992.
- [44]. G. Castellano, L. Bonilha, L.M. Li, F. Cendes, Texture analysis of medical images, Clinical Radiology (2004) 59, 1061–1069.
- [45]. Mihran Tuceryan, Anil K. Jain, Texture Analysis, The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition).
- [46]. Andrzej Materka and Michal Strzelecki, Texture Analysis Methods A Review, COST B11 report, Brussels 1998. K. I. Laws, "Rapid texture identification," in Proc. SPIE Conf. Missile Guidance 1980, vol. 238, pp. 376-380.

- [47]. Robert M. Haralick, Linda G. Sapiro, Computer and Robot Vision, Volume 1, Addison Wesley, 1992
- [48]. R. M. Haralick, K. Shannugam, and I. Distein, "Texture features for image classification," IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC, no. 3, pp. 610-621, 1973.
- [49]. S. Peleg, J. Naor, R. Hartley, and D. Avnir, "Multiple resolution texture analysis and classification," IEEE Trans. Pattern Anal. Mac. Intel, vol. PAMI-6, pp. 518-523, 1984
- [50]. B. B. Mandelbrot, Fractal Geometry of Nature, an Francisco, 1982
- [51]. A.P Pentland, "Shading into texture", Artficial Intell., vol. 29, pp 147-170, 1986
- [52]. J. Gangepain and C. Roques-Carmes, Fractal approach to two and three dimensional surface roughness, Wear, vol. 109, pp 119-16, 1986
- [53]. J. Keller, R. Crownover, and S. Chen, Texture description and segmentation through fractal geometry, Comput. Vision Graphics and Image Processing, vol. 45, pp. 150-160, 1989
- [54]. J. Gangepain and C. Roque-Carmes, "Fractal Approach to two dimensional and three dimensional surface roughness", Wear, vol. 109, pp. 119-126, 1986
- [55]. Nirupan Sarkar and B. B. Chaudhuri, "An efficient Differential Box-Counting Approach to Compute Fractal Dimension of Image", IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, Vol.24, No 1, January 1994