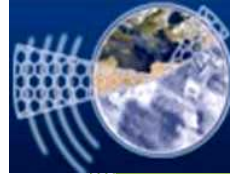


**ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ
ΙΔΡΥΜΑ ΚΡΗΤΗΣ**

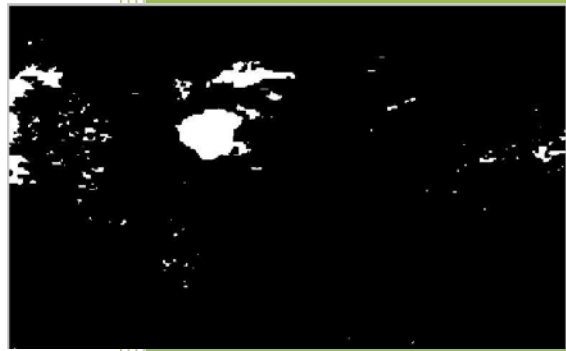
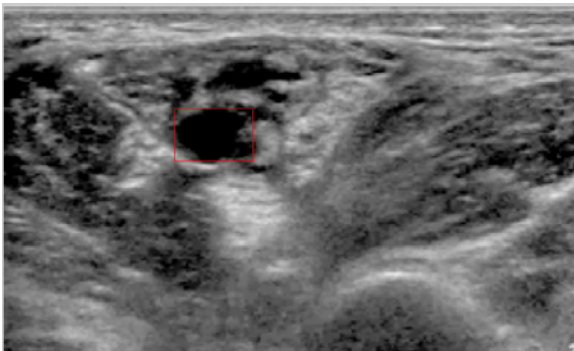


Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών

**Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής
& Πολυμέσων**



Κατάτμηση εικόνων υπερήχων για την εύρεση ανατομικών αναφορών



Ευλουργός Νικόλαος

A.M.: 1443

*Επιβλέπων Καθηγητής
Τριανταφυλλίδης Γεώργιος*

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ – ABSTRACT	3
1. ΙΑΤΡΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΥΠΕΡΗΧΟΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ	
1.1 Ορισμός Υπερήχων	4
1.2 Παράμετροι Υπερηχοτομογραφίας	5
1.3 Παραγωγή Υπερήχων	8
1.4 Ανίχνευση Υπερήχων	15
1.5 Υπερηχοτομογραφία Τρόπου Β	22
1.6 Δυναμική Απεικόνιση Υπερηχοτομογραφίας	23
1.7 Ιδιότητες και Ποιότητα Εικόνας	26
1.8 Τεχνικά Σφάλματα	28
1.9 Υπέρηχοι Doppler	31
1.10 Βιολογικές Επιδράσεις	34
2. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ	
2.1 Ορισμός Κατάτμησης Εικόνας	36
2.2 Αλγόριθμος Συσταδοποίησης K-means	39
2.3 Κατάτμηση Ιστογράμματος	42
2.4 Κατάτμηση Υδροκρίτη	44
2.5 Κατάτμηση Αυξανόμενης Περιοχής	46
2.6 Μέθοδος Ορισμού Επιπέδου	48
2.7 Ανίχνευση Ακμών	49
2.8 Κατάτμηση Νευρωνικών Δικτύων	52
2.9 Κατάτμηση μέσω Γραφήματος	55
2.10 Κατάτμηση Εικόνας και Πρωταρχικό Σκίτσο	56
2.11 Τεχνικές Ασαφούς Λογικής	57
2.12 Μοντέλα Προσέγγισης μέσω Φυσικής	58
3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΥ ΕΡΓΟΥ	
3.1 Σημερινές Συνθήκες Τοπικής Αναισθησίας	59
3.2 Αντικείμενο του Ερευνητικού Έργου	60
3.3 Βλάβες Τοπικής Αναισθησίας	62
3.4 Προσδοκόμενο Τελικό Αποτέλεσμα	63
3.5 Μεθοδολογία που θα Χρησιμοποιηθεί	64
4. ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΑΝΑΤΟΜΙΚΩΝ ΑΝΑΦΟΡΩΝ	
4.1 Δεδομένα του Προβλήματος	65
4.2 Προεπεξεργασία Εικόνας και Πρωταρχική Γνώση	66
4.3 Εφαρμογή Κατάτμησης Αυξανόμενης Περιοχής με Σπόρο	67
4.4 Επεξεργασία και Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων	71
4.5 Ανάπτυξη της Εφαρμογής	74
4.6 Αξιολόγηση της Εφαρμογής	77
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ – ACKNOWLEDGEMENTS	90
ΠΗΓΕΣ	91
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	92
ΧΡΗΣΙΜΕΣ ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ	95
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ	96

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σε αυτήν την πτυχιακή εργασία καλούμαστε να βελτιώσουμε τις συνθήκες υπό τις οποίες εφαρμόζεται η τοπική αναισθησία σήμερα. Η βασική ιδέα είναι να χρησιμοποιήσουμε τις πληροφορίες που μας δίνουν οι υπέρηχοι, δεδομένου ότι η ένεση του αναισθησιογόνου γίνεται σε σημείο σύμφωνα με απλές ανατομικές αναφορές. Έτσι, ασχοληθήκαμε με κατατμήσεις εικόνων υπερηχογραφιών, ώστε να αποκομίσουμε από την εικόνα το κέντρο του νεύρου γύρω από το οποίο θα χορηγηθεί η αναισθησία.

Στο πρώτο κεφάλαιο, λοιπόν, αναλύουμε τις πληροφορίες που παίρνουμε από τους υπέρηχους, τον τρόπο που εκτελείται η υπερηχοτομογραφία και τα σφάλματα στα οποία μπορεί να οδηγηθούμε. Στο δεύτερο κεφάλαιο ασχολούμαστε με διαφόρων ειδών κατατμήσεις εικόνας, δίνοντας ορισμό, πλεονεκτήματα, μειονεκτήματα, διαδικασία εκτέλεσης, ιστορικές αναφορές και παραδείγματα εφαρμογών τους. Στο τρίτο κεφάλαιο αποσαφηνίζουμε την σημασία της υποβοήθησης των τοπικών αναισθησιών και το ερευνητικό έργο που καλούμαστε να εκτελέσουμε. Στο τέταρτο, και τελευταίο, κεφάλαιο αναπτύσσουμε μια εφαρμογή μέσω Matlab στην οποία εφαρμόζουμε έναν αλγόριθμο seeded region growing (αυξανόμενη περιοχή με σπόρο) σε συνδυασμό με μια μέθοδο threshold (κατωφλίωση). Κατόπιν επεξεργασίας καταλήγουμε σε επιτυχή κατάτμηση εικόνας και εντοπισμό του ζητούμενου νεύρου.

ABSTRACT

In this thesis we are called to improve the conditions that local loco-regional anesthesia (L.R.A.) is applied today. The basic idea is to use the information that the ultrasounds provide us, since the anesthesia injects in a point according to simple anatomic reports. Thus, we dealt with segmentations of ultrasound images to extract from the picture the centre of the nerve, so that the anesthesia will be injected around it.

In the first chapter, therefore, we analyze the information that we take from the ultrasounds, the way that ultrasound procedure is executed and where we can be fault. In the second chapter we dealt with various types of image segmentations, giving their definition, advantages and disadvantages, process of implementation, historical reports and examples of applications. In the third chapter we clarify the importance of assisting local anesthesia and the research we were called to proceed. Finally, in fourth chapter we develop an application through Matlab, in which we apply a seeded region growing algorithm combined with a threshold method. Through further elaboration we lead to successful image segmentation and detection of the terminus nerve.

1. ΙΑΤΡΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΥΠΕΡΗΧΟΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ

1.1 Ορισμός Υπερήχων

Οι υπέρηχοι, όπως και οι ακτίνες X, είναι κύματα που μεταφέρουν ενέργεια (όχι ύλη) στο χώρο. Ένα κύμα είναι μια μεταβολή σε κάποιες ποσότητες, γνωστές σαν κυματικές μεταβλητές, που διαδίδεται στο χώρο με μια χαρακτηριστική ταχύτητα. Στην περίπτωση των ακτινών X, οι οποίες μεταφέρουν ηλεκτρομαγνητική ενέργεια και μέσα στο κενό, η ταχύτητα διάδοσης είναι η γνωστή ταχύτητα του φωτός ($c = 3 \times 10^8 \text{ m/sec}$).

Οι υπέρηχοι είναι ακουστικά κύματα με συχνότητες μεγαλύτερες από εκείνες στις οποίες είναι ευαίσθητο το ανθρώπινο αυτί, δηλαδή μεγαλύτερες των 20 kHz, και διαφέρουν από τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα στο ότι για τη μεταφορά ενέργειας στο χώρο απαιτείται κάποιο μέσο διάδοσης. Η ταχύτητα διάδοσης των υπερήχων (c), και του ήχου γενικότερα, είναι συνάρτηση της πυκνότητας (ρ) και της ελαστικότητας όγκου (K) του μέσου διάδοσης (βλέπε Εικόνα 1). Συγκεκριμένα : $c = (K/\rho)^{1/2}$.

Τα ακουστικά κύματα είναι διαμήκη (longitudinal), δηλαδή οι μεταβολές των κυματικών μεταβλητών είναι στην ίδια κατεύθυνση με την κατεύθυνση διάδοσης του κύματος. Τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα είναι εγκάρσια (transverse), δηλαδή οι κυματικές μεταβλητές μεταβάλλονται κάθετα προς την κατεύθυνση διάδοσής τους. Η ένταση του ηλεκτρικού και του μαγνητικού πεδίου μεταβάλλεται κάθετα προς την κατεύθυνση διάδοσης τους. Παράδειγμα εγκαρσίων κυμάτων είναι τα θαλάσσια κύματα.

Τα ακουστικά κύματα διαδίδονται βάζοντας τα σωματίδια του μέσου διάδοσης σε παλμική κίνηση γύρω από τη θέση ισορροπίας τους και στην κατεύθυνση διάδοσης του κύματος. Όταν ο ηχοβολέας σταματήσει να εκπέμπει το συνεχές αυτό κύμα, τα σωματίδια του μέσου διάδοσης επανέρχονται στην αρχική θέση ηρεμίας. Η απόσταση, κατά την κατεύθυνση διάδοσης του κύματος, μεταξύ γειτονικών σωματιδίων του μέσου διάδοσης, που έχουν το ίδιο πλάτος μετατόπισης από τη θέση ηρεμίας ονομάζεται μήκος κύματος (βλέπε Εικόνα 2).

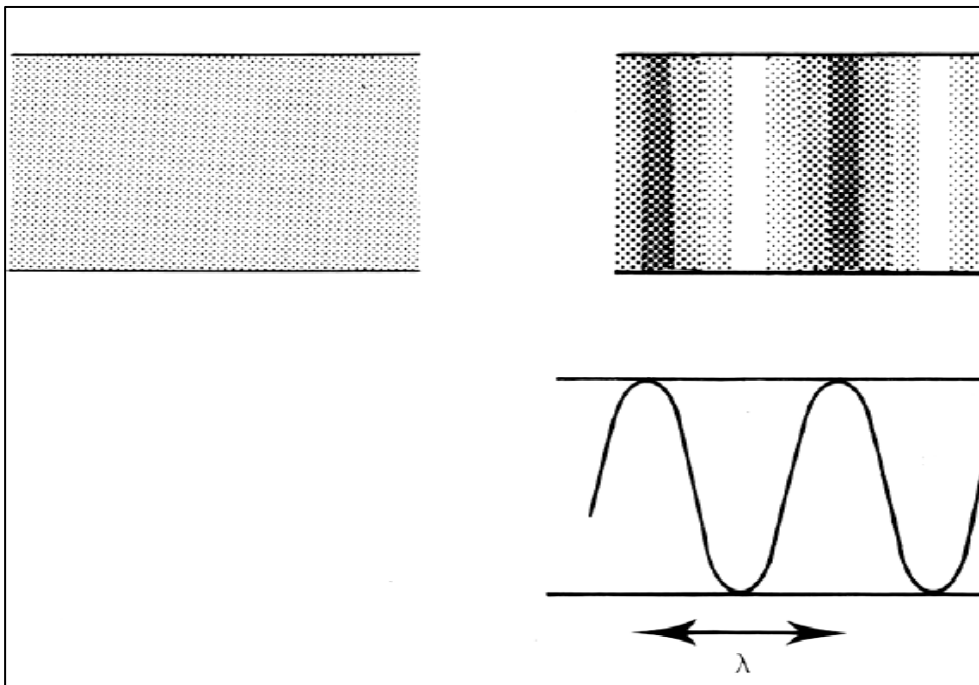
Υλικό	Ταχύτητα (m/sec)
Αέρας	331
Λίπος	1450
Λάδι(castor)	1500
Νερό(50°C)	1540
Μαλακοί ιστοί	1540
Ήπαρ	1550
Αίμα	1570
Μυς	1585
Οστά(κρανίο)	4080
Χαλαζίας(quartz)	5740
Αλουμίνιο	6400

Εικόνα 1 - Τυπικές ταχύτητες υπερήχων σε διάφορα βιολογικά και άλλα υλικά

1.2 Παράμετροι Υπερηχοτομογραφίας

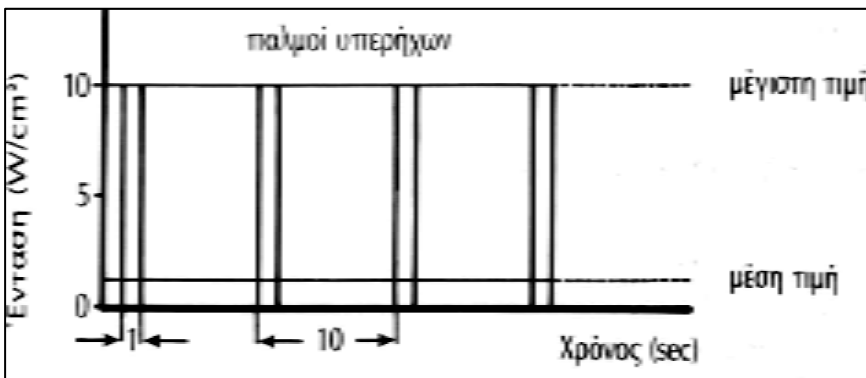
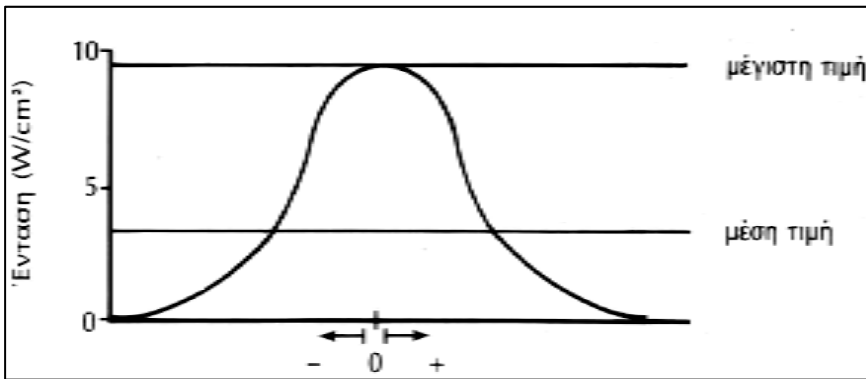
Οι παράμετροι που έχει μια υπερηχοτομογραφία (ultrasound) είναι η συχνότητα, η περίοδος, το μήκος κύματος, η ταχύτητα διάδοσης, το πλάτος κύματος και η ένταση. Η συχνότητα, η περίοδος, το πλάτος κύματος και η ένταση εξαρτώνται από την πηγή των υπερήχων, η ταχύτητα είναι χαρακτηριστική του μέσου διάδοσης και το μήκος κύματος εξαρτάται τόσο από την πηγή των υπερήχων όσο και από το μέσο διάδοσης.

Αναλυτικότερα, συχνότητα (f) ορίζεται ως ο αριθμός κύκλων μιας κυματικής μεταβλητής ανά sec και εκφράζεται σε μονάδες Hertz (Hz) (1 Hertz=1 κύκλος/sec) ή Megahertz (MHz) (1 MHz = 1.000.000 Hz). Στη διαγνωστική υπερηχοτομογραφία χρησιμοποιούνται συχνότητες 1-10 MHz. Περίοδος (T) ονομάζεται η διάρκεια ενός κύκλου και ισούται με το αντίστροφο της συχνότητας : $T=1/f$. Μήκος κύματος (λ) ονομάζεται το μήκος, στο χώρο, που καταλαμβάνει ένας κύκλος του κύματος. Το μήκος κύματος είναι ίσο με την ταχύτητα μεταφοράς δια τη συχνότητα : $\lambda= c/f$ (mm/ μ sec) / MHz. Η ένταση (I) μιας δέσμης υπερήχων εκφράζεται σε Watts/cm² . Στη διαγνωστική υπερηχοτομογραφία, η μέγιστη ένταση ενός παλμού υπερήχων είναι δυνατό να φθάσει τα 100 W/cm², παρόλο που εντάσεις γύρω στο 1 W/cm είναι πολύ πιο συνηθισμένες.



Εικόνα 2 - Στιγμαία θέση σωματιδίων ομοιογενούς μέσου πριν και μετά τη διάδοση συνεχούς κύματος υπερήχων.

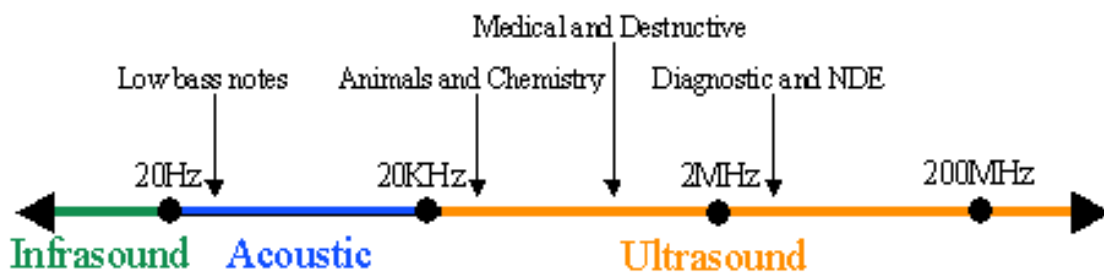
Επειδή η δέσμη υπερήχων είναι ενεργοποιημένη μόνο κατά 0,1 % του ολικού χρόνου παραγωγής εικόνων, η μέση ένταση μιας διαγνωστικής δέσμης υπερήχων είναι της τάξης των mW/cm^2 . Η διαφορά μεταξύ μέγιστης έντασης και μέσης έντασης μέσα σε κάποιο χρονικό διάστημα ενεργοποίησης της δέσμης υπερήχων, είναι σημαντικός παράγοντας για την διάγνωση των βιολογικών επιδράσεων των υπερήχων στον ανθρώπινο οργανισμό (βλέπε Εικόνα 3). Στην κλινική υπερηχοτομογραφία η διάρκεια ενεργοποίησης παλμού = 1 μsec , ενώ το διάστημα μεταξύ παλμών = 1 msec , ο λόγος είναι 1/1000. Η σχετική μεταβολή της έντασης από κάποια αρχική τιμή I_1 σε μια νέα τιμή I_2 εκφράζεται συνήθως σε decibels, από τη σχέση : $10 \log_{10} \frac{I_1}{I_2} (\text{dB})$.



Εικόνα 3 - Χωρική και χρονική μέγιστη και μέση τιμή έντασης μιας δέσμης υπερήχων.

Σε άλλες μεθόδους, όπως είναι η υπολογιστική τομογραφία με ακτίνες X και η απεικόνιση με μαγνητικό συντονισμό, η εικόνα αντιπροσωπεύει τη χωρική κατανομή κάποιας χαρακτηριστικής σταθεράς των διαφόρων ιστών. Στην υπερηχοτομογραφία απεικονίζεται η χωρική κατανομή διαφόρων ανακλαστικών επιφανειών, που συναντά η δέσμη υπερήχων, καθώς διαδίδεται μέσα στους ιστούς.

Δηλαδή, η υπερηχοτομογραφία δεν βασίζεται σε άμεσες ή έμμεσες μετρήσεις τέτοιων σταθερών, αλλά μόνο στην εντόπιση αυτών των ανακλαστικών επιφανειών με βάση το χρόνο διάδοσης των υπερήχων μέχρι την κάθε ανακλαστική επιφάνεια, το χρόνο επιστροφής του αντίστοιχου ανακλώμενου ήχου μέχρι τον πομποδέκτη των υπερήχων και τη γνωστή ταχύτητα των υπερήχων στους μαλακούς ιστούς του ανθρώπινου σώματος 1540 m/sec (βλέπε Εικόνα 4)

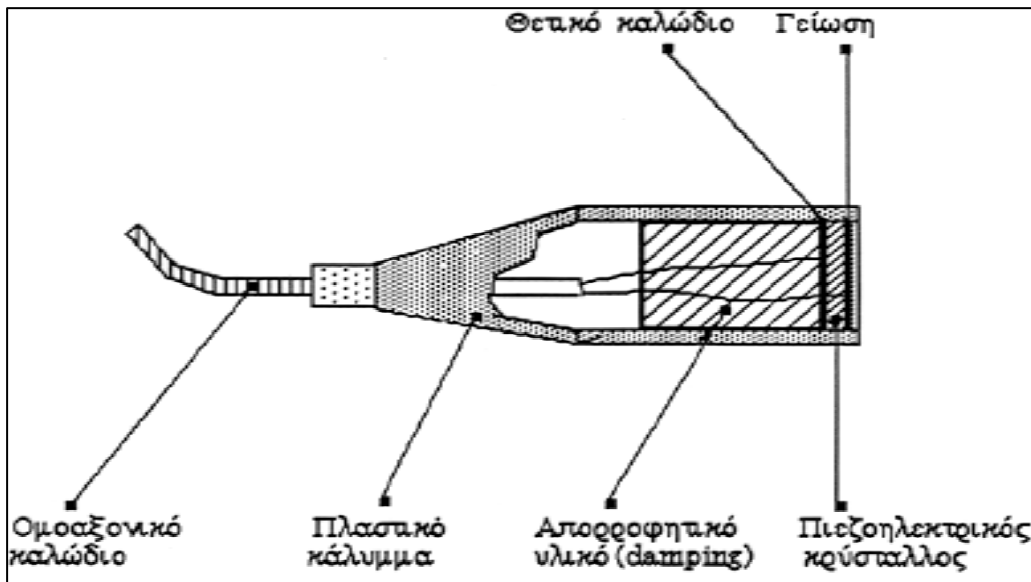


Εικόνα 4 – Εύρος υπερηχητικών συχνοτήτων

1.3 Παραγωγή Υπερήχων

Η λειτουργία των συστημάτων παραγωγής και ανίχνευσης των υπερήχων βασίζεται στο όργανο που ονομάζεται μετατροπέας ενέργειας (transducer) ή ηχοβολέας. Οι μετατροπείς ενέργειας ονομάζονται και πομποδέκτες. Μετατροπέας ενέργειας ονομάζεται ένα όργανο που μετατρέπει μια μορφή ενέργειας σε μια άλλη. Στην υπερηχοτομογραφία, επειδή ο μετατροπέας ενέργειας εκτελεί χρέη ηχείου και μικροφώνου για την παραγωγή της δέσμης υπερήχων και για την ανίχνευση των ανακλώμενων ήχων (ανακλάσεων) αντίστοιχα, ο ρόλος του στα συστήματα υπερηχοτομογραφίας είναι διπλά σημαντικός.

Στην παραγωγή υπερήχων μετατρέπεται ηλεκτρική ενέργεια σε μηχανική, ενώ στην ανίχνευση των ανακλάσεων μετατρέπεται η μηχανική ενέργεια, που αυτές μεταφέρουν, σε ηλεκτρική, για να γίνει στη συνέχεια η ηλεκτρονική επεξεργασία, που απαιτείται για την κατασκευή και καταγραφή της τελικής εικόνας (βλέπε Εικόνα 5).

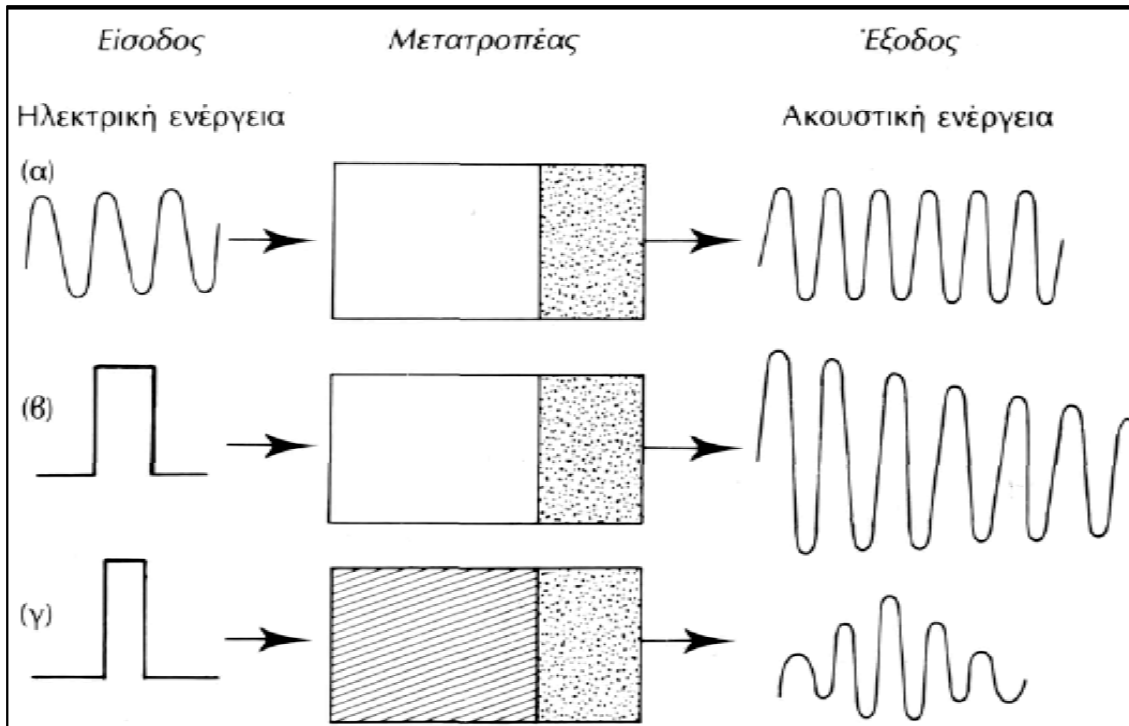


Εικόνα 5 - Μετατροπέας υπερήχων ενός στοιχείου (κρυστάλλου)

Βασική μονάδα του μετατροπέα είναι ο **κρύσταλλος**, που κατασκευάζεται από ειδικά φυσικά ή συνθετικά υλικά, όπως ο χαλαζίας (quartz) και ο τιτανικός μόλυβδος, τα οποία παρουσιάζουν το πιεζοηλεκτρικό φαινόμενο. Δηλαδή, οι κρύσταλλοι αυτοί, όταν δεχθούν ένα βραχύ ηλεκτρικό παλμό, παράγουν μια μηχανική δόνηση σε κάποια χαρακτηριστική συχνότητα συντονισμού, που εξαρτάται κυρίως από το πάχος του κρυστάλλου. Η δόνηση αυτή διαδίδεται στους μαλακούς ιστούς του ανθρωπίνου σώματος σαν δέσμη υπερήχων. Αντίστροφα, όταν οι ανακλάσεις προσκρούσουν πάνω στην επιφάνεια του πιεζοηλεκτρικού κρυστάλλου, αυτός μετατρέπει την ακουστική ενέργεια (πίεση), που του μεταδίδουν, σε ηλεκτρική ενέργεια. Έτσι, ο ίδιος κρύσταλλος χρησιμεύει σαν πομπός και σαν δέκτης.

Σκοπός του **απορροφητικού υλικού**, που χρησιμοποιείται στο μετατροπέα, πίσω από τον κρύσταλλο, είναι να συντομεύσει τη διάρκεια δόνησης του κρυστάλλου κατά τη φάση παραγωγής δέσμης υπερήχων, για να μπορέσει άμεσα να δεχθεί τις ανακλάσεις. Χωρίς τη χρήση απορροφητικού υλικού, ο χρόνος δόνησης ή διάδοσης θα ήταν μεγαλύτερος από το χρόνο και των πιο μακρινών ανακλάσεων (των ανακλώμενων ήχων που προέρχονται από τα πιο βαθιά στρώματα μαλακών ιστών) παρεμποδίζοντας έτσι τη σωστή καταγραφή και επεξεργασία τους.

Η απόδοση του μετατροπέα και η ένταση των υπερήχων είναι μέγιστη, όταν η συχνότητα της εναλλασσόμενης τάσης, που δέχεται σαν σήμα εισόδου είναι ίση με τη χαρακτηριστική συχνότητα του κρυστάλλου. Οι κρύσταλλοι δέχονται συνήθως ηλεκτρικούς παλμούς μικρής χρονικής διάρκειας και παράγουν υπερηχητικούς παλμούς με τη μορφή φθινόντων (damped) ημιτονοειδών κυμάτων μέσης συχνότητας περίπου ίσης με τη χαρακτηριστική συχνότητα του κρυστάλλου (βλέπε Εικόνα 6).

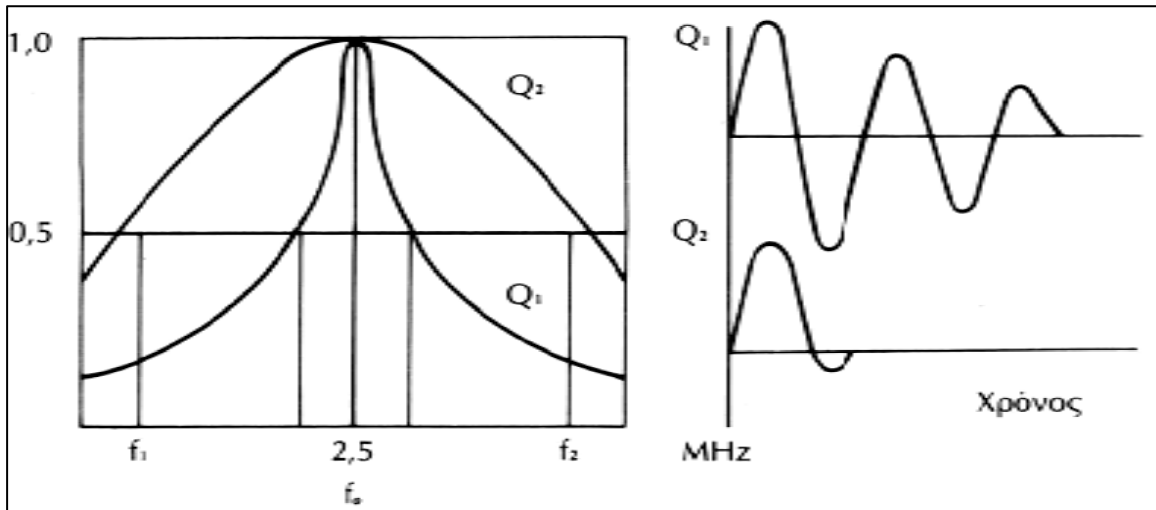


Εικόνα 6 – Παραδείγματα μετατροπών ενέργειας από ηλεκτρική σε ακουστική:

- (α) Είσοδος: εναλλασσόμενη ηλεκτρική τάση,
 έξοδος: συνεχές κύμα υπερήχων της ίδιας συχνότητας.
- (β) Είσοδος: βραχύς ηλεκτρικός παλμός, μετατροπέας χωρίς απορροφητικό υλικό,
 έξοδος: παλμός υπερήχων με τη χαρακτηριστική συχνότητα του κρυστάλλου και μεγάλης χρονικής διάρκειας.
- (γ) Είσοδος: βραχύς ηλεκτρικός παλμός,
 έξοδος: παλμός υπερήχων μικρής χρονικής διάρκειας λόγω απορροφητικού υλικού.

Η χρονική διάρκεια και επομένως **το χωρικό μήκος** (spatial pulse length) του παλμού υπερήχων καθορίζει την ικανότητα του υπερηχοτομογράφου να διακρίνει γειτονικές ανακλαστικές επιφάνειες στην κατεύθυνση διάδοσης των υπερήχων (αξονική διακριτική ικανότητα). Το χωρικό μήκος των υπερηχητικών παλμών ισούται με τον αριθμό κύκλων ανά παλμό επί το μήκος κύματος και, επομένως, ελέγχεται μέσω του απορροφητικού υλικού (λιγότεροι κύκλοι ανά παλμό) και της συχνότητας των υπερήχων (το μήκος κύματος ελαττώνεται καθώς η συχνότητα αυξάνεται). Κάθε φυσικός ή συνθετικός κρύσταλλος και κάθε μετατροπέας υπερήχων χαρακτηρίζεται από το λεγόμενο παράγοντα Q, που είναι ενδεικτικός της «ποιότητας» (Quality) των υπερήχων που παράγει και του χρόνου απόσβεσης της δέσμης υπερήχων μετά από ένα στιγμιαίο ηλεκτρικό ερέθισμα.

Ο παράγοντας Q ορίζεται με βάση το φάσμα συχνοτήτων της δέσμης υπερήχων ως εξής : $Q = \frac{f_0}{f_2 - f_1}$. Όπου f_0 είναι η χαρακτηριστική συχνότητα συντονισμού του κρυστάλλου, f_1 είναι συχνότητα μικρότερη της f_0 με ένταση μειωμένη κατά 50% ως προς την ένταση της f_0 και f_2 είναι συχνότητα μεγαλύτερη της f_0 με ένταση μειωμένη κατά 50% ως προς την ένταση της f_0 (βλέπε Εικόνα 7).



Εικόνα 7 - Απόκριση συχνοτήτων του κρυστάλλου:

$Q_1 = 2,5$ και $Q_2 = 0,625$ αντίστοιχα. Αντιπροσωπευτικοί παλμοί υπερήχων, που θα παράγουν οι δύο αυτοί μετατροπείς, δίνονται διαγραμματικά από τις καμπύλες στα δεξιά.

Στην υπερηχοτομογραφία προτιμώνται μετατροπείς με μικρό Q, γιατί αφενός παράγουν παλμούς με μικρό χωρικό μήκος, αυξάνοντας έτσι την αξονική διακριτική ικανότητα της μεθόδου, και αφετέρου ανιχνεύουν, χωρίς οι ίδιοι να διαμορφώνουν, μια πιο πλατιά δέσμη συχνοτήτων των ανακλάσεων.

Το τελευταίο οφείλεται στο γεγονός ότι οι μετατροπείς αυτοί αποκρίνονται σε ευρύ φάσμα συχνοτήτων με σταθερό τρόπο και έτσι αναπαράγουν πιστά τις ανακλάσεις που μπορούν να αναλυθούν σε τέτοιες συχνότητες. Αντίθετα, στις μεθόδους υπερήχων που βασίζονται στο φαινόμενο Doppler, χρησιμοποιούνται συχνά μετατροπείς με μεγάλο Q (βλέπε Εικόνα 8).

Χαλαζίας	> 25.000
PZT-4	> 500
PZT-5	> 75
Πιεζοηλεκτρικά πολυμερή	3

Εικόνα 8 - Τυπικές τιμές του παράγοντα Q για διάφορα πιεζοηλεκτρικά υλικά, που χρησιμοποιούνται στην κατασκευή μετατροπέων ενέργειας για υπερηχοτομογράφους.

Η επιφάνεια ενός πιεζοηλεκτρικού κρυστάλλου μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελείται από πολλούς στοιχειώδεις κρυστάλλους, που πάλλονται ταυτόχρονα, όταν δεχθούν σαν ερέθισμα έναν ηλεκτρικό παλμό από το σύστημα. Το σύνολο των ακουστικών κυμάτων, που παράγονται από τους στοιχειώδεις αυτούς κρυστάλλους, συνθέτουν ένα συνεχές ακουστικό κύμα ή έναν ακουστικό παλμό (αρχή του Huygen), που διαδίδεται μέσα σε κάποιο μέσο σχηματίζοντας μια ακουστική δέσμη, δηλαδή μία δέσμη υπερήχων.

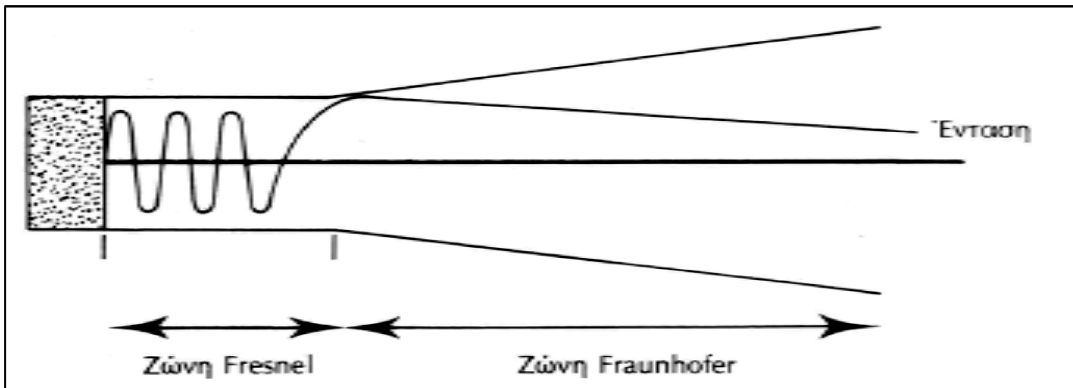
Η ένταση της δέσμης σε ένα συγκεκριμένο σημείο στο χώρο εξαρτάται από το αν στο σημείο αυτό τα επιμέρους κύματα συμβάλλουν με ή χωρίς διαφορά φάσης, γεγονός που με τη σειρά του εξαρτάται από τη σχετική απόσταση των στοιχειωδών κρυστάλλων από το σημείο αυτό. Αυτός είναι ο λόγος, για τον οποίο η ένταση μιας δέσμης υπερήχων δεν είναι ούτε ομοιογενής ούτε και μειώνεται μονότονα σαν συνάρτηση της απόστασης από την επιφάνεια του ηχοβολέα.

Συγκεκριμένα, μια δέσμη υπερήχων ενός μη εστιασμένου ηχοβολέα μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελείται από δύο ζώνες με ιδιαίτερα χαρακτηριστικά. Το τμήμα της δέσμης που περιλαμβάνεται μεταξύ της επίπεδης επιφάνειας του κρυστάλλου και μιας συγκεκριμένης απόστασης (κοντινού πεδίου), ονομάζεται κοντινή ζώνη ή **ζώνη Fresnel** και χαρακτηρίζεται από περίπου κυλινδρικό σχήμα (η διάμετρος της δέσμης μειώνεται ελάχιστα καθώς αυξάνεται η απόσταση από τον ηχοβολέα) και δραστικές αυξομειώσεις στην ένταση.

Η υπόλοιπη δέσμη, πέρα από την απόσταση κοντινού πεδίου, ονομάζεται μακρινή ζώνη ή **ζώνη Fraunhofer** και χαρακτηρίζεται από περίπου γραμμική αύξηση της διαμέτρου της δέσμης με την απόσταση και μονότονη μείωση σαν συνάρτηση τόσο της απόστασης από την επιφάνεια του ηχοβολέα όσο και της κάθετης απόστασης από τον κεντρικό άξονα της δέσμης. Η απόσταση κοντινού πεδίου (ξ), δηλαδή το μήκος της

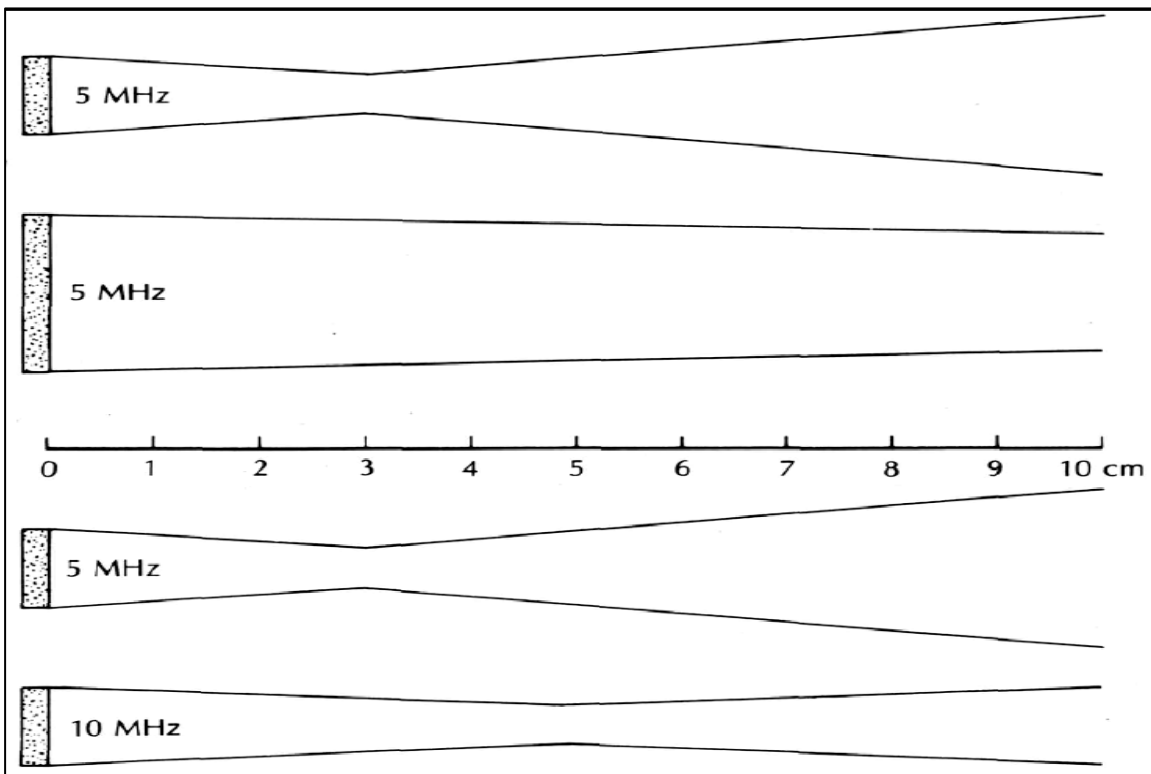
ζώνης Fresnel, δίνεται από τη σχέση : $\xi = \frac{D^2}{4\lambda}$, όπου D είναι η διάμετρος του

μετατροπέα και λ το μήκος κύματος των υπερήχων. Έτσι, η ζώνη Fresnel είναι μακρύτερη για μετατροπείς ενέργειας μεγάλης διαμέτρου και για μεγάλες συχνότητες υπερήχων (βλέπε Εικόνες 9 και 10).



Εικόνα 9 - Μια τυπική δέσμη υπερήχων κρυστάλλου επίπεδης επιφάνειας.

Οι αυξομειώσεις στην ένταση της ζώνης Fresnel επηρεάζουν τη σχετική ένταση των ανακλάσεων. Η απεικόνιση των ιστών, μέσα σ' αυτή τη ζώνη δεν είναι αντιπροσωπευτική της πραγματικής τους σύστασης.



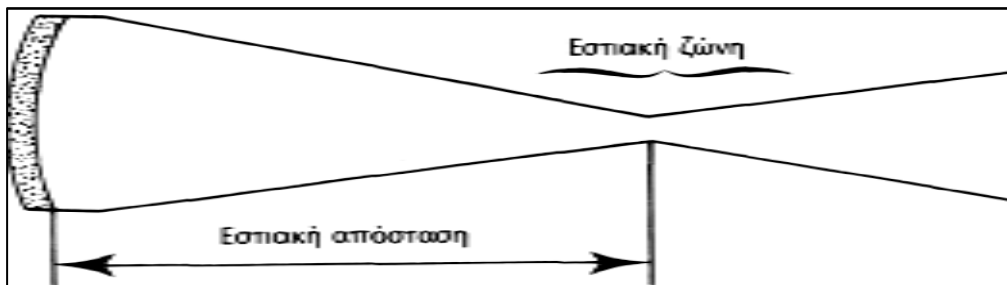
Εικόνα 10 - Μήκος της ζώνης Fresnel

σαν συνάρτηση της διαμέτρου του μετατροπέα ενέργειας και της συχνότητας των υπερήχων

Στην υπερηχοτομογραφία, είναι επιθυμητό να ελέγχεται η **διάμετρος της δέσμης** υπερήχων σε διάφορες αποστάσεις από την επιφάνεια του μετατροπέα ενέργειας, γιατί αυτή καθορίζει την ικανότητα της μεθόδου να διακρίνει γειτονικούς ανακλαστήρες σε κατεύθυνση κάθετη προς την κατεύθυνση διάδοσης των υπερήχων (πλάγια διακριτική ικανότητα). Παρόλο που αυτό είναι μερικά δυνατό με επιλογή της διαμέτρου και της συχνότητας του ηχοβολέα, η πλάγια διακριτική ικανότητα που μπορεί να επιτευχθεί με μετατροπείς ενέργειας επίπεδης επιφάνειας, είναι πάντα περιορισμένη.

Η πλάγια διακριτική ικανότητα της υπερηχοτομογραφίας μπορεί να βελτιωθεί μόνο με εστίαση της δέσμης υπερήχων σε μια κλινικά επιθυμητή απόσταση από τον ηχοβολέα. Η εστίαση επιτυγχάνεται με τη χρήση εστιασμένων κοίλων κρυστάλλων, ακουστικών φακών ή μικρών κρυστάλλων διαταγμένων σε σειρά (phased arrays). Σε αυτές τις περιπτώσεις, η διάμετρος της δέσμης υπερήχων ελαττώνεται μέσα σε κάποια εστιακή ζώνη ενώ αυξάνεται πέρα από αυτή.

Εστιακή απόσταση ονομάζεται η απόσταση του κέντρου της εστιακής ζώνης από τον ηχοβολέα και είναι μια ακόμη χαρακτηριστική παράμετρος απεικόνισης, που πρέπει να επιλεγεί σωστά για κάθε κλινική εφαρμογή. Οι περισσότεροι μετατροπείς ενέργειας, που χρησιμοποιούνται στην κλινική υπερηχοτομογραφία, είναι εστιασμένοι (βλέπε Εικόνα 11).



Εικόνα 11 - Αλληλεπίδραση υπερήχων και διαλογικών ιστών

1.4 Ανίχνευση Υπερήχων

Τα φαινόμενα αλληλεπίδρασης υπερήχων και διαλογικών ιστών είναι η ανάκλαση, η διάθλαση και η απορρόφηση της δέσμης υπερήχων. Στην ακτινογραφία, η απεικόνιση της ανατομίας βασίζεται στη μερική απορρόφηση των ακτινών X από τους βιολογικούς ιστούς, στην υπερηχοτομογραφία η δυνατότητα απεικόνισης της ανατομίας βασίζεται στο φαινόμενο της ανάκλασης. Τα φαινόμενα διάθλασης και απορρόφησης της δέσμης υπερήχων επιδρούν κυρίως αρνητικά επηρεάζοντας τη σχετική ένταση των ανακλάσεων και την ακρίβεια, με την οποία οι στοιχειώδεις όγκοι βιολογικών ιστών, από τους οποίους προέρχονται αυτές οι ανακλάσεις, εντοπίζονται στο χώρο.

Τεχνικά σφάλματα γεωμετρικής φύσης συχνά παραμορφώνουν το σχήμα διαφόρων ανατομικών οργάνων ή έχουν σαν αποτέλεσμα την απεικόνιση τους σε λάθος θέση. Γι' αυτό η σωστή κλινική εφαρμογή της υπερηχοτομογραφίας, απαιτεί και τεχνικές γνώσεις, περισσότερο ίσως από άλλες μεθόδους διαγνωστικής απεικόνισης.

Στην υπερηχοτομογραφία, η κατασκευή της εικόνας βασίζεται στη μερική **ανάκλαση** της δέσμης υπερήχων, καθώς αυτή προσπίπτει διαδοχικά σε διαχωριστικές επιφάνειες μεταξύ ιστών με διαφορετική ειδική ακουστική αντίσταση. Στις επιφάνειες που διαχωρίζουν δύο μέσα διάδοσης με διαφορετική ειδική ακουστική αντίσταση (Z), παρατηρείται μερική ως σχεδόν ολική ανάκλαση της δέσμης υπερήχων. Η ειδική ακουστική αντίσταση ορίζεται ως $Z = \rho \cdot c$ {1 Rayl = 1 g/(cm² · sec) 10⁻⁵} ,όπου ρ είναι η πυκνότητα σε g/cm³ και c η ταχύτητα του ήχου σε cm/sec (βλέπε Εικόνα 12).

Υλικό	Z (Rayls)
Αέρας	0,0004
Λίπος	1,38
Νερό(50°C)	1,54
Εγκέφαλος	1,58
Αίμα	1,61
Νεφρός	1,62
Ήπαρ	1,65
Μυς	1,70
Φακοί οφθαλμών	1,84
Κρανίο(οστά)	7,8

Εικόνα 12 - Τυπικές τιμές ειδικής ακουστικής αντίστασης
διαφόρων βιολογικών ιστών και άλλων υλικών

Ο συντελεστής ανάκλασης (R), δηλαδή το ποσοστό της ενέργειας μιας δέσμης υπερήχων, που ανακλάται, όταν η δέσμη προσκρούσει κάθετα σε μια επιφάνεια μεταξύ δύο βιολογικών ιστών, με ειδικές ακουστικές αντιστάσεις Z1 και Z2, αντίστοιχα, δίνεται από τη σχέση : $R = \frac{(Z_2 - Z_1)^2}{(Z_2 + Z_1)^2}$.

Στη διαχωριστική επιφάνεια μεταξύ δύο μέσων διάδοσης με ίσες περίπου ειδικές ακουστικές αντιστάσεις (Z1~Z2), ο συντελεστής ανάκλασης είναι πολύ μικρός και ελάχιστη ενέργεια ανακλάται προς τα πίσω.

Αντίθετα, όταν Z1>>Z2 ή Z2>>Z1 ο συντελεστής ανάκλασης είναι πολύ μεγάλος ,δηλαδή περίπου 100%, και το μεγαλύτερο ποσοστό ενέργειας της δέσμης ανακλάται. Σχεδόν ολική ανάκλαση της δέσμης υπερήχων παρατηρείται στις διαχωριστικές επιφάνειες μεταξύ μαλακών ιστών και αέρα ,όπου R = 99,9%, ενώ μεγάλο ποσοστό ενέργειας ανακλάται και σε επιφάνειες μεταξύ μαλακών ιστών και οστών ,όπου R = 43,5% . Ο συντελεστής μετάδοσης (T), είναι ίσος με (100-R)% .

Επιφάνειες με μεγάλο συντελεστή ανάκλασης περιορίζουν σημαντικά την ακτίνα δράσης της δέσμης υπερήχων και βάζουν περιορισμούς στις περιοχές της ανθρώπινης ανατομίας, που μπορούν να απεικονισθούν αποτελεσματικά με μεθόδους υπερηχοτομογραφίας.

Φαινόμενο διάθλασης σημαίνει αλλαγή κατεύθυνσης ως προς την αρχική δέσμη λόγω της διαφορετικής ταχύτητας του ήχου στα δύο μέσα διάδοσης. Η γωνία που σχηματίζει η ανακλώμενη δέσμη ως προς την κάθετο στην επιφάνεια, είναι ίση με τη γωνία πρόσπτωσης, ενώ η γωνία της διαθλωμένης δέσμης δίνεται από το νόμο του Snell:

$$\frac{\sin \theta_1}{\sin \theta_2} = \frac{c_1}{c_2} \text{ (βλέπε Εικόνα 13).}$$

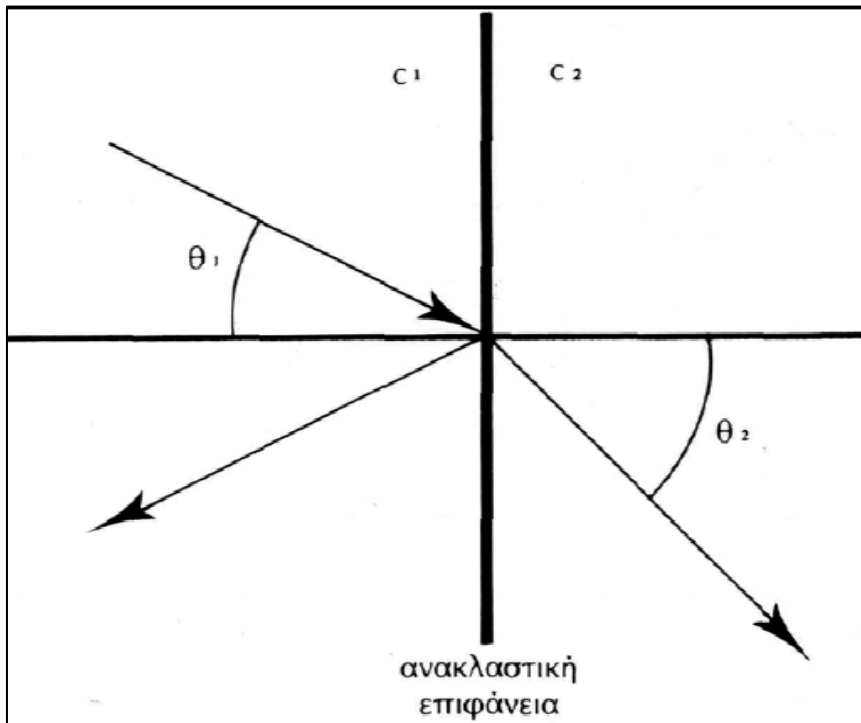
Η διάθλαση της δέσμης υπερήχων είναι η κύρια πηγή τεχνικών σφαλμάτων γεωμετρικής φύσης. Η παραπάνω γεωμετρική θεώρηση των φαινομένων της ανάκλασης και της διάθλασης προϋποθέτει ότι το μήκος κύματος των υπερήχων είναι πολύ μικρό σε σχέση με τις διαστάσεις των ανακλαστικών επιφανειών ,ή κατοπτρικές ανακλάσεις.

Αν οι διαστάσεις των ανακλαστικών επιφανειών και των ανωμαλιών, είναι συγκρίσιμες με το μήκος κύματος των υπερήχων, τότε παρατηρείται σκέδαση (scattering) της δέσμης υπερήχων. Η ένταση του μέρους εκείνου της δέσμης, που σκεδάζεται προς τα πίσω (backscatter) από ανώμαλες επιφάνειες ή ετερογενή μέσα διάδοσης, εξαρτάται περισσότερο από τη συχνότητα των υπερήχων και τα χαρακτηριστικά των σκεδαστών, ενώ είναι σχετικά ανεξάρτητη από τη γωνία πρόσπτωσης. Η οπισθοσκέδαση επιτρέπει την απεικόνιση και το χαρακτηρισμό ιστών με κάποια κατανομή σκεδαστών και ακόμη την καλύτερη απεικόνιση ανακλαστικών επιφανειών που συμβαίνει να μην είναι κάθετες στη δέσμη υπερήχων.

Λόγω του μεγάλου αριθμού σκεδαστών, που συναντά η δέσμη υπερήχων, καθώς διαδίδεται μέσα στους βιολογικούς ιστούς, είναι δυνατό πολλές ανακλάσεις μαζί να φθάσουν στο μετατροπέα ενέργειας με τέτοιο τρόπο που ή να συμβάλουν προσθετικά στην παραγωγή του ολικού σήματος ή να αλληλοαναιρεθούν και να παράγουν ένα ασθενές σήμα.

Αποτέλεσμα αυτού του φαινομένου είναι η εμφάνιση των διαφόρων ιστών στην τελική εικόνα να μην εξαρτάται μόνο από την πραγματική σύνθεση τους και τα χαρακτηριστικά των σκεδαστών που περιέχουν, αλλά να περιλαμβάνει και χαρακτηριστικές αυξομειώσεις στην ένταση, γνωστές σαν ακουστικό speckle, που προέρχονται από τη συμβολή που οδηγεί σε ενίσχυση ή αλληλοαναιρέση των πολλαπλών ανακλάσεων στην επιφάνεια του μετατροπέα ενέργειας.

Οι κατοπτρικές ανακλάσεις και η σκέδαση μέρους της δέσμης υπερήχων από τους ιστούς του ανθρωπίνου σώματος αφαιρούν ενέργεια από τη δέσμη ελαττώνοντας, έτσι, σταδιακά το πλάτος και την ένταση των υπερήχων.

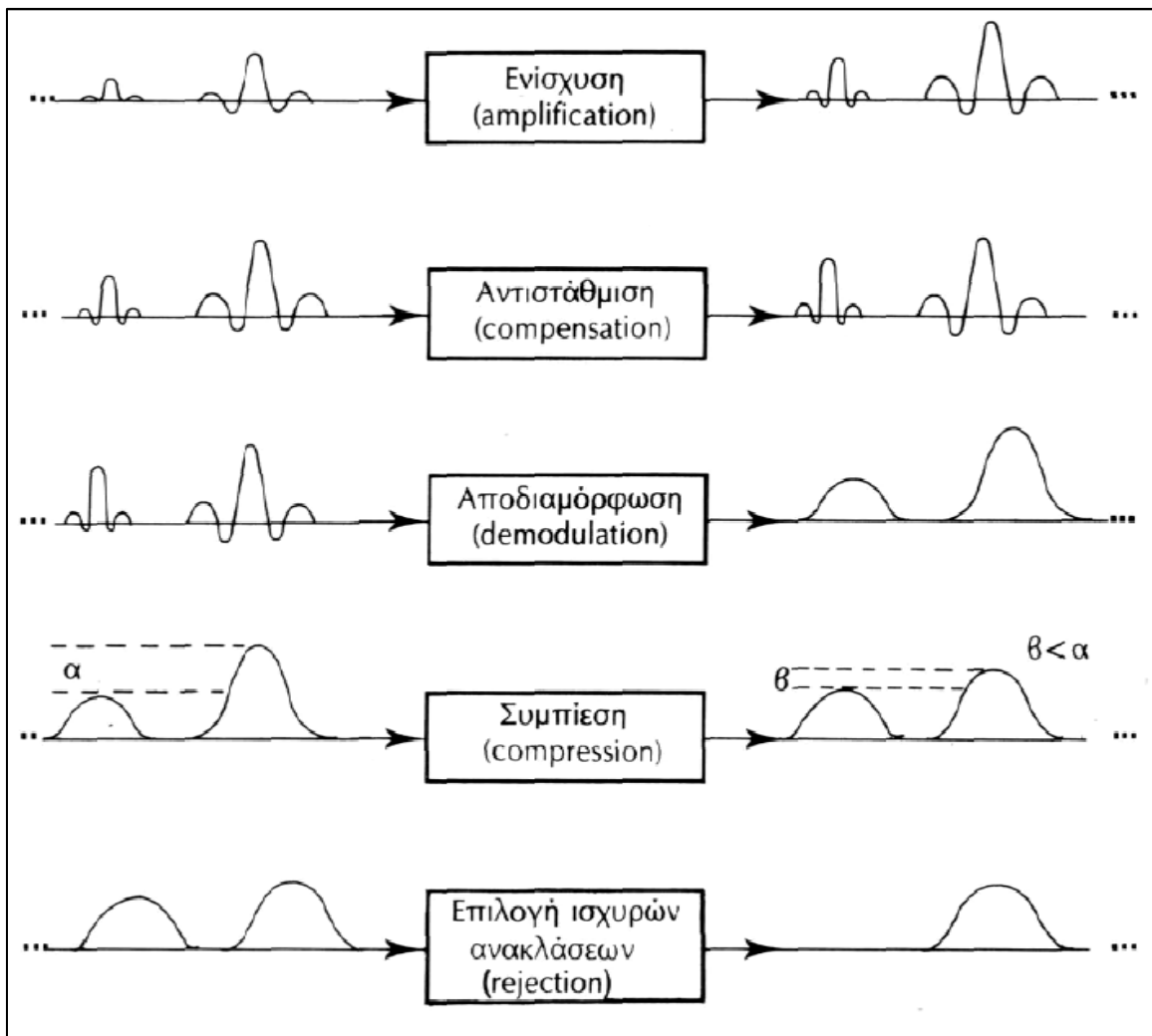


Εικόνα 13 – Φαινόμενο διάθλασης

Ένα τρίτο φαινόμενο που συμβάλλει στη σταδιακή εξασθένηση της δέσμης υπερήχων είναι η **απορρόφηση** (absorption) ενέργειας στους ιστούς, με τη μετατροπή ακουστικής (μηχανικής) ενέργειας σε θερμότητα.

Ο συντελεστής εξασθένησης (α) αντιπροσωπεύει την εξασθένηση της δέσμης υπερήχων ανά μονάδα απόστασης και εκφράζεται σε μονάδες dB/cm. Ακόμη, ο συντελεστής εξασθένησης αυξάνεται καθώς αυξάνεται η συχνότητα των υπερήχων, ενώ για βιολογικούς ιστούς ισχύει, γενικά, η σχέση: $a(f) = a_0 f^\beta$, όπου β είναι περίπου 1 για μαλακούς ιστούς.

Είναι προφανές ότι η εξασθένηση της δέσμης υπερήχων είναι μεγαλύτερη για μεγάλες αποστάσεις και για υψηλές συχνότητες. Για παράδειγμα, η ένταση μιας δέσμης υπερήχων με συχνότητα 3 MHz, που διανύει μια απόσταση 10 cm μέσα στους μαλακούς ιστούς του ανθρωπίνου σώματος, θα μειωθεί κατά 30 dB, ενώ αν διανύσει απόσταση 5 cm, η ένταση θα μειωθεί κατά 15 dB (βλέπε Εικόνα 14).



Εικόνα 14 – Στάδια διαδικασίας συστήματος διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας:

Ενίσχυση (Amplification): Τα σήματα ενισχύονται.

Αντιστάθμιση (compensation): Αντισταθμίζονται πιθανές διαφορές έντασης μεταξύ διαφόρων ανακλάσεων, που προέρχονται από ανακλαστήρες με τον ίδιο συντελεστή ανάκλασης που, όμως, βρίσκονται σε διαφορετικές αποστάσεις από το μετατροπέα ενέργειας.

Αποδιαμόρφωση (demodulation): Τα σήματα (1-10 MHz) αποδιαμορφώνονται ούτως ώστε να μείνει η περιβάλλουσα (envelope) του σήματος, δηλαδή οι χαμηλές συχνότητες.

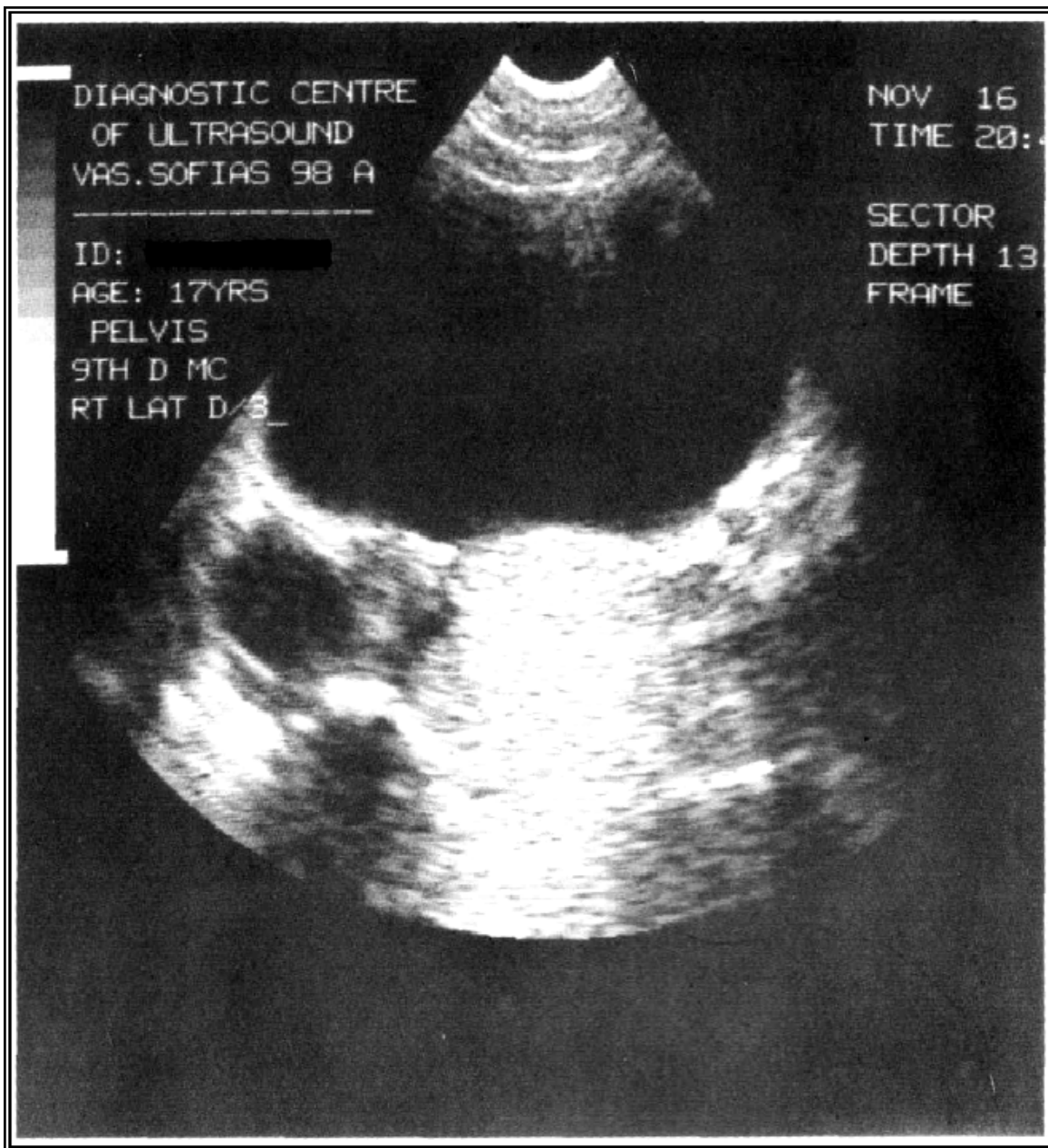
Συμπίεση (compression): Λόγω της περιορισμένης δυναμικής κλίμακας της οθόνης, γίνεται συμπίεση.

Επιλογή ισχυρών ανακλάσεων (rejection): Οι ανακλάσεις που δεν υπερβαίνουν κάποια τιμή πλάτους ή έντασης απορρίπτονται π.χ. πολλαπλές σκεδάσεις μέσα στους ιστούς.

Ένα τυπικό **σύστημα διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας** αποτελείται από:

- Τον παλμοδότη(pulser), ο οποίος στέλνει ηλεκτρικούς παλμούς στο μετατροπέα ενέργειας με κάποια προκαθορισμένη συχνότητα.
- Το μετατροπέα ενέργειας, ο οποίος για κάθε ηλεκτρικό παλμό που δέχεται, παράγει έναν αντίστοιχο παλμό υπερήχων
- Οι ανακλάσεις που παράγονται από διάφορες ανακλαστικές επιφάνειες ή κατανεμημένους σκεδαστές, κατευθύνονται προς το μετατροπέα ενέργειας, όπου μετατρέπονται σε ηλεκτρικά σήματα, το πλάτος των οποίων είναι ανάλογο του πλάτους ή της έντασης των ανακλάσεων. Τα σήματα αυτά περνούν διάφορα στάδια επεξεργασίας.
- Το δέκτη ή επεξεργαστή των σημάτων εξόδου του μετατροπέα ενέργειας, κάποια μνήμη εικόνας και μια ή περισσότερες οθόνες τηλεόρασης (βλέπε Εικόνα 15).

Παράλληλα με την ανάπτυξη μεθόδων υπολογιστικής τομογραφίας με δέσμες ακτινών X, άρχισαν να αναπτύσσονται και μέθοδοι υπολογιστικής τομογραφίας από προβολές της ανατομίας με δέσμες υπερήχων, που όμως μέχρι σήμερα δεν έχουν αποδώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Έτσι, εδώ δεν εξετάζονται μέθοδοι μαθηματικής ανακατασκευής υπερηχοτομογραφημάτων από προβολές, ούτε και μέθοδοι ακουστικής ολογραφίας, που επίσης βρίσκονται σε ερευνητικό στάδιο και δεν έχουν βρει μέχρι σήμερα άμεση κλινική εφαρμογή.



Εικόνα 15 - Τελική εικόνα συστήματος διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας:

Αντιπροσωπεύει τις ανακλαστικές ιδιότητες των διαφόρων οργάνων και ιστών και δεν πρέπει η ένταση ή η φωτεινότητα της να εξαρτάται από τις αποστάσεις των ανακλαστήρων από την πηγή της δέσμης υπερήχων.

1.5 Υπερηχοτομογραφία Τρόπου Β

Στην στατική υπερηχοτομογραφία, κάποια τομή της ανατομίας σαρώνεται από τη δέσμη υπερήχων με αντίστοιχη κίνηση του μετατροπέα ενέργειας πάνω στην επιφάνεια του σώματος του ασθενούς. Σε όλη τη διάρκεια της σάρωσης, οι ανακλάσεις μετατρέπονται σε ηλεκτρικά σήματα, που περνούν από την παραπάνω επεξεργασία δίνοντας έτσι τις πληροφορίες, που απαιτούνται για τη σύνθεση μιας εικόνας, της υποτιθέμενης στατικής ανατομίας, απ' ευθείας στη μνήμη του συστήματος. Τα σήματα αυτά αντιπροσωπεύουν το πλάτος των ανακλάσεων σαν συνάρτηση του χρόνου, και, επομένως, επιτρέπουν τον υπολογισμό της απόστασης από την επιφάνεια του μετατροπέα ενέργειας και το χαρακτηρισμό των ανακλαστικών ιδιοτήτων κάθε επιφανείας ή ομάδας σκελεστών.

Τα μονοδιάστατα σήματα εξόδου του μετατροπέα ενέργειας μετασχηματίζονται σε εικόνες δύο διαστάσεων με έναν τρόπο αρχικά γνωστό σαν τρόπος Β (Brightness mode) και μετέπειτα τρόπος σάρωσης Β (B-scan) και τρόπος απεικόνισης με χρήση της κλίμακας του γκριζου (gray-scale imaging).

Σε κάθε pixel η τιμή του αντιπροσωπεύει την ένταση των ανακλάσεων που προέρχονται από την ανατομική «θέση» που αντιπροσωπεύει. Οι αποστάσεις των ανακλαστικών επιφανειών από το μετατροπέα ενέργειας υπολογίζονται με βάση την ταχύτητα του ήχου στους μαλακούς ιστούς και το συνολικό χρόνο διάδοσης του αρχικού παλμού υπερήχων μέχρι το σημείο ανάκλασης και επιστροφής της ανάκλασης στο μετατροπέα ενέργειας. Ο πίνακας εντάσεων, που με τον τρόπο αυτό αποθηκεύεται στη μνήμη εικόνας, διαβάζεται και μεταφέρεται στην οθόνη με συχνότητα που επιτρέπει τη σταθερή και συνεχή απεικόνιση της ανατομικής τομής.

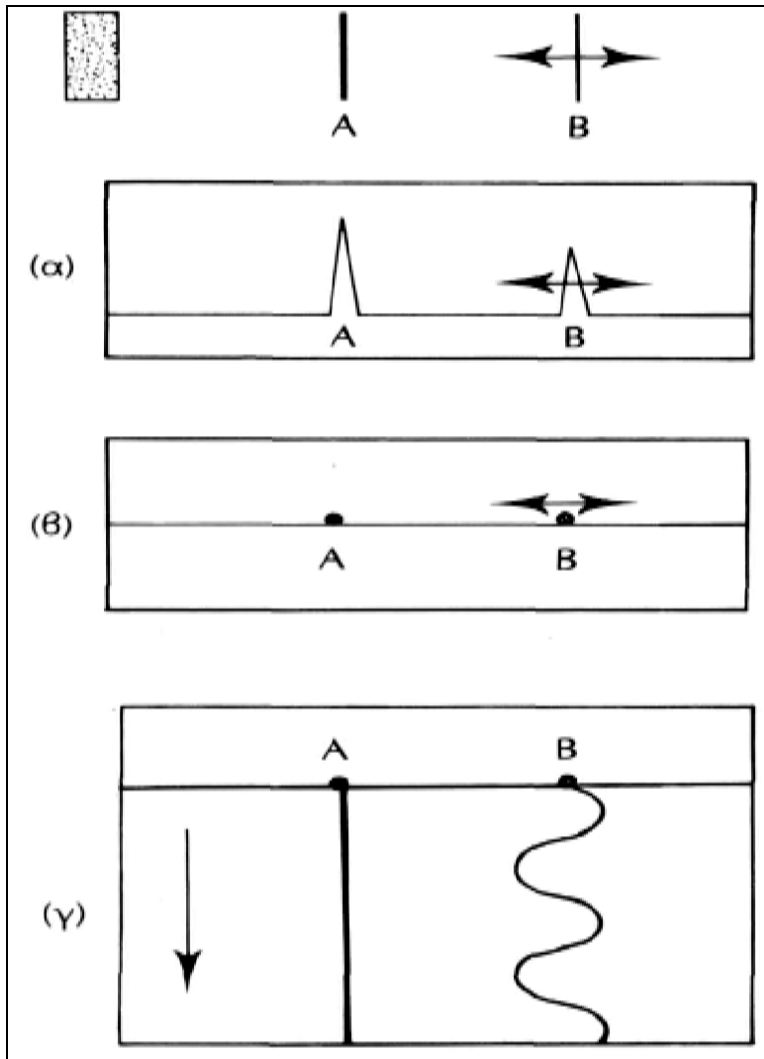
Ο αριθμός των κυψελίδων, στις οποίες υποδιαιρείται η ανατομική τομή, και, επομένως, το μέγεθος μνήμης, καθορίζουν τη διακριτική ικανότητα της εικόνας. Για παράδειγμα, όταν το επιθυμητό βάθος απεικόνισης είναι 20 cm και η μνήμη έχει χωρητικότητα 512x512 στοιχείων, η διακριτική ικανότητα είναι της τάξης των 0,4 mm, ενώ μια μνήμη 1024x1024 στοιχείων θα έδινε διακριτική ικανότητα 0,2 mm.

Οι μνήμες που έχουν χρησιμοποιηθεί κατά καιρούς σε συστήματα υπερηχοτομογραφίας, είναι δύο ειδών, αναλογικές και ψηφιακές. Σε σχέση με τις αναλογικές μνήμες, οι ψηφιακές μνήμες έχουν σταθερότερη απόδοση και καλύτερη ποιότητα απεικόνισης. Το γεγονός ότι η εικόνα είναι αποθηκευμένη σαν πίνακας αριθμητικών τιμών δίνει τη δυνατότητα επεξεργασίας της εικόνας, πριν από την προβολή της στην οθόνη, με σκοπό τη μείωση του θορύβου, την εκλεκτική ενίσχυση διαφόρων περιοχών της εικόνας ή διαφόρων εντάσεων καθώς και τη δυνατότητα ανάλυσης της εικόνας, με σκοπό την εύρεση και το χαρακτηρισμό του μεγέθους ή του σχήματος διαφόρων αντικειμένων, το χαρακτηρισμό των ιδιοτήτων διαφόρων ιστών κ.λπ.

Αξίζει να σημειωθεί εδώ ότι υπάρχουν και άλλοι τρόποι οργάνωσης των πληροφοριών και προβολής τους σε οθόνη λυχνίας καθοδικών ακτινών (cathode-ray tube) ή τηλεόρασης.

1.6 Δυναμική Απεικόνιση Υπερηχοτομογραφίας

Στο B-mode, ο χειροκίνητος έλεγχος της κίνησης του μετατροπέα ενέργειας είναι πολύ αργός και δεν επιτρέπει τη δυναμική απεικόνιση της ανατομίας σε πραγματικό χρόνο (real-time). Στη δυναμική υπερηχοτομογραφία ή υπερηχοτομογραφία πραγματικού χρόνου, όπως είναι επίσης γνωστή, η ανίχνευση και επεξεργασία των ανακλάσεων, η αποθήκευση του πλάτους τους στην κατάλληλη θέση μνήμης και η προβολή της τελικής εικόνας στην οθόνη πρέπει να γίνονται με ταχύτητα πολλών εικόνων ανά δευτερόλεπτο (βλέπε Εικόνα 16). Οι τυπικές ταχύτητες (ρυθμοί απεικόνισης ή frame rates), που απαιτούνται, για να δώσουν την αίσθηση της συνεχούς κίνησης διαφόρων οργάνων, όπως η καρδιά, είναι 20-60 εικόνες/sec. Συστήματα δυναμικής υπερηχοτομογραφίας χρησιμοποιούνται σήμερα και για τη στατική απεικόνιση της ανατομίας (πάγωμα εικόνας).

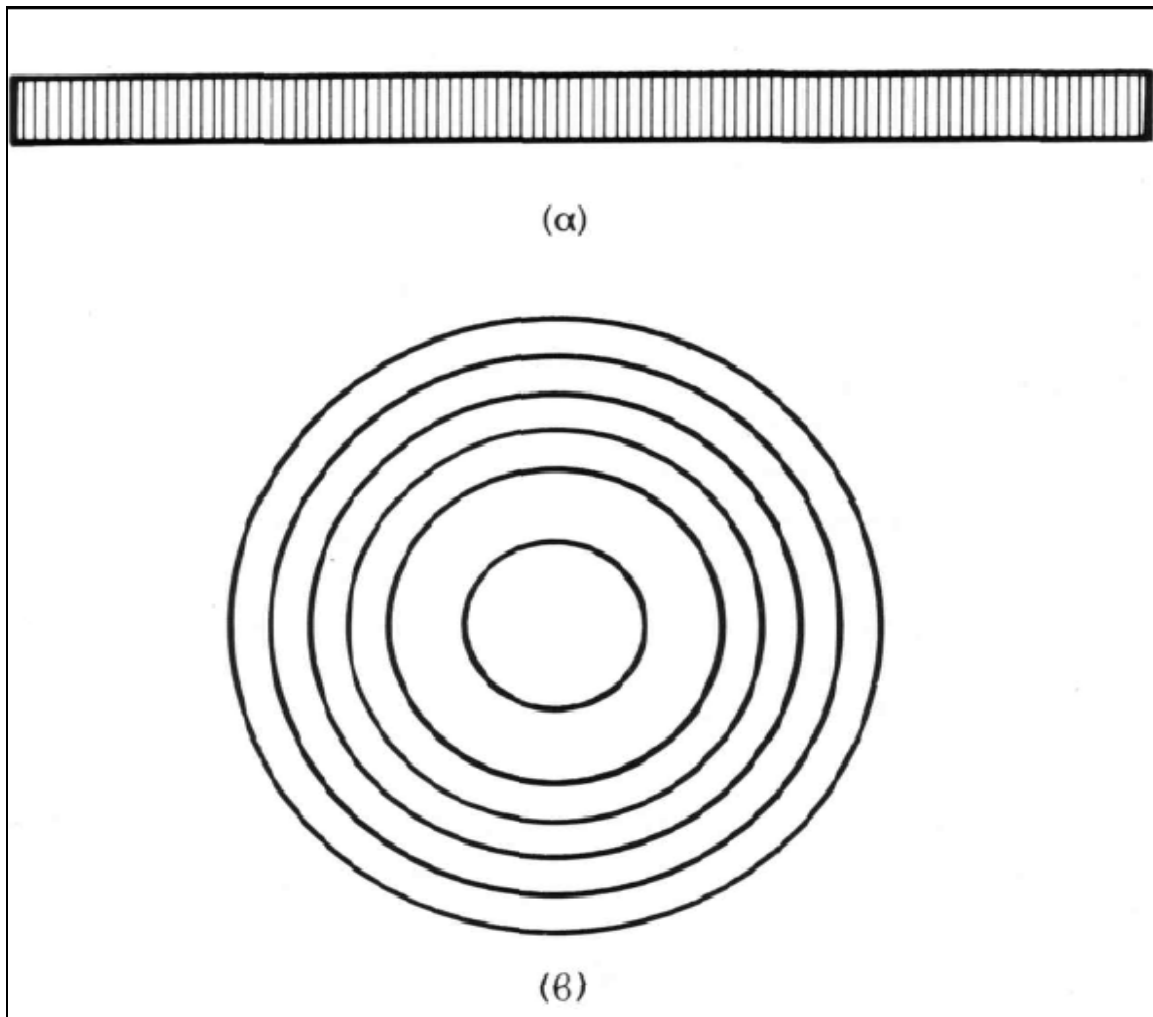


Εικόνα 16 - Διάφοροι τρόποι παράστασης των ανακλάσεων από ένα σταθερό και έναν κινούμενο ανακλαστήρα (A και B αντίστοιχα)
(α) A-mode (β) B-mode (γ) M-mode

Τα συστήματα μετατροπών ενέργειας, που χρησιμοποιούνται στη δυναμική απεικόνιση της ανατομίας, είναι δύο ειδών: (α) μηχανικής σάρωσης και (β) ηλεκτρονικής σάρωσης. Και τα δύο είδη μετατροπών ενέργειας επιτρέπουν την επαναληπτική σάρωση διαφόρων τομών της ανατομίας με μεγάλη ταχύτητα.

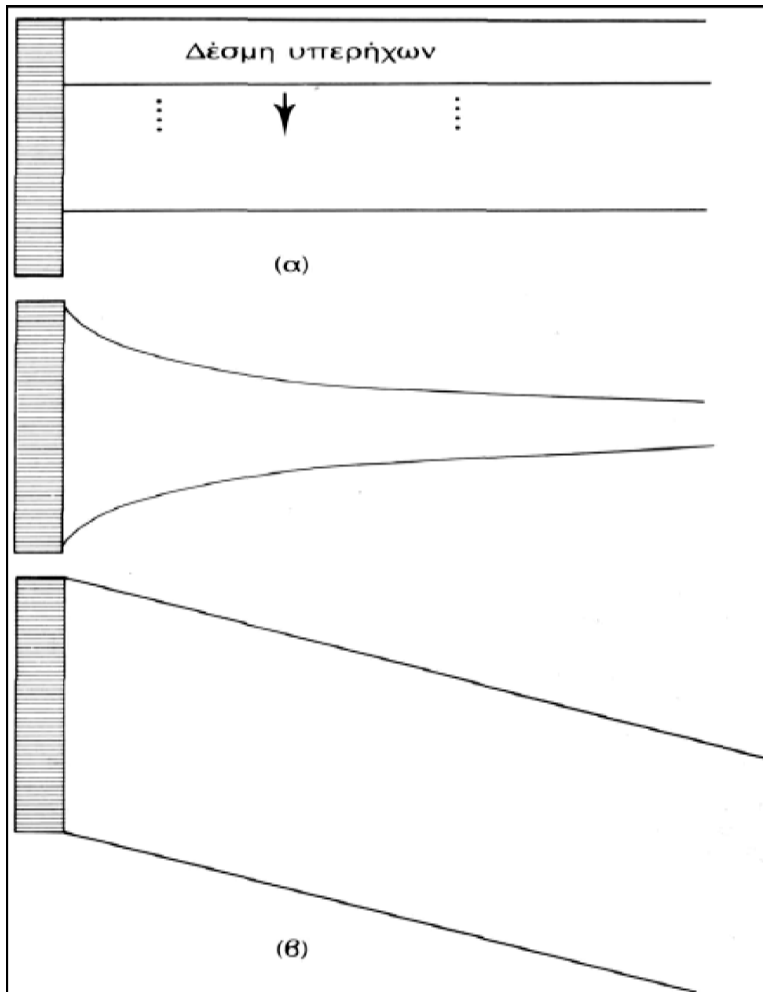
Τα συστήματα μηχανικής σάρωσης αποτελούνται από έναν ή περισσότερους μετατροπείς ενέργειας, που εκτελούν περιοδική κίνηση τύπου ταλάντωσης ή περιστρέφονται σαρώνοντας έτσι ένα γωνιακό τομέα της ανατομικής τομής, ενώ το όλο σύστημα μένει ακίνητο στην επιφάνεια του ασθενούς.

Στα συστήματα ηλεκτρονικής σάρωσης χρησιμοποιούνται γραμμικές ή ομόκεντρες διατάξεις μικρών πιεζοηλεκτρικών κρυστάλλων (transducer arrays), που έχουν ορθογώνιο σχήμα ή σχήμα δακτυλίου αντίστοιχα. Οι ομόκεντρες φασικές διατάξεις παρέχουν τη δυνατότητα ομοιόμορφης εστίασης στο χώρο, δεν επιτρέπουν όμως τον έλεγχο της κατεύθυνσης της δέσμης (βλέπε Εικόνα 17).



Εικόνα 17 – (α) Γραμμικές διατάξεις (β) Ομόκεντρες φασικές διατάξεις

Τα συστήματα γραμμικών φασικών διατάξεων επιτρέπουν τον ηλεκτρονικό έλεγχο τόσο της κατεύθυνσης της δέσμης υπερήχων όσο και της εστιακής της απόστασης, που μπορεί τώρα να μεταβάλλεται δυναμικά (βλέπε Εικόνα 18). Η σάρωση της ανατομίας με γραμμική φασική διάταξη είναι ισοδύναμη με τη μηχανική σάρωση ενός μετατροπέα ενέργειας που εκτελεί περιοδική ταλαντωτική κίνηση, διαθέτοντας επιπλέον δυνατότητα μεταβλητής εστιακής απόστασης. Οι γραμμικές φασικές διατάξεις μπορούν να εστιάσουν τη δέσμη μόνο στο επίπεδο σάρωσης. Η εστίαση στην κάθετη σ' αυτό κατεύθυνση απαιτεί χρήση ακουστικού φακού.



Εικόνα 18 – (α) Απλή γραμμική διάταξη (β) Γραμμικές φυσικές διατάξεις

(α) *Απλή γραμμική διάταξη:* Παράλληλες δέσμες παράγονται διαδοχικά από μικρές ομάδες πιεζοηλεκτρικών κρυστάλλων κινούμενες στην κατεύθυνση της διάταξης.

(β) *Γραμμική φασική διάταξη:* Μεταβλητή εστίαση και έλεγχος κατεύθυνσης της δέσμης υπερήχων. Όταν οι ηλεκτρικοί παλμοί εφαρμόζονται διαδοχικά από κάτω προς τα πάνω, η δέσμη έχει κατεύθυνση προς τα πάνω. Όταν οι ηλεκτρονικοί παλμοί εφαρμόζονται ταυτόχρονα σε όλους τους κρυστάλλους, η δέσμη έχει οριζόντια κατεύθυνση.

Η μεταβλητή εστίαση πετυχαίνεται εφαρμόζοντας πρώτα ηλεκτρικούς παλμούς στους κρυστάλλους των άκρων της διάταξης και στη συνέχεια, με μεταβλητές καθυστερήσεις, στους κρυστάλλους που βρίσκονται στο κέντρο της διάταξης.

1.7 Ιδιότητες και Ποιότητα Εικόνας

Οι ιδιότητες εξαρτώνται άμεσα από την επιλογή του μετατροπέα ενέργειας και, συγκεκριμένα, από την επιλογή της μέσης συχνότητας υπερήχων που αυτός παράγει, του παράγοντα Q ή πλάτους ζώνης συχνοτήτων (bandwidth) που περιέχει ο παλμός, της εστιακής απόστασης και της διαμέτρου της δέσμης υπερήχων σε διάφορες αποστάσεις από το μετατροπέα ενέργειας (beam profile).

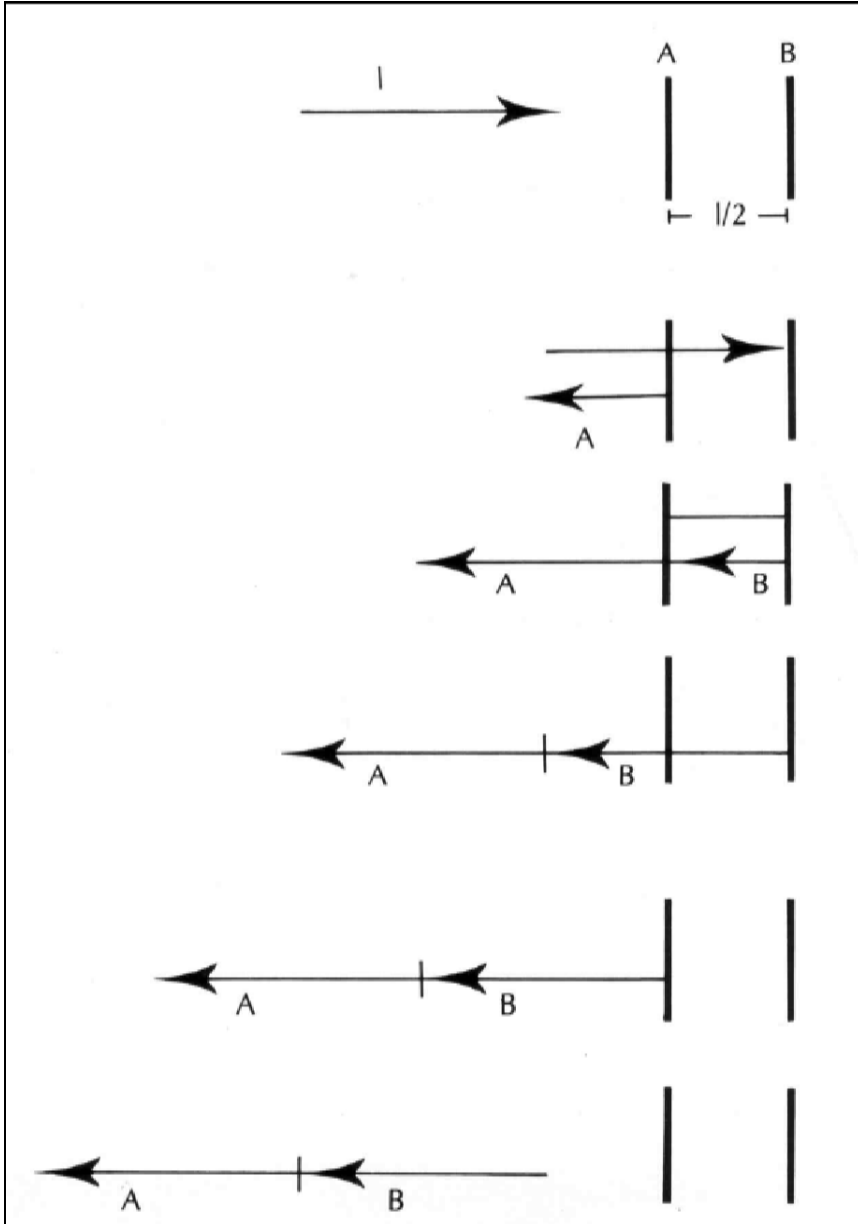
Χωρική διακριτική ικανότητα ονομάζεται η ικανότητα του συστήματος να διακρίνει δύο γειτονικούς ανακλαστές με αρκετά μεγάλο συντελεστή ανάκλασης και είναι ίση με την ελάχιστη δυνατή απόσταση μεταξύ δύο ανακλαστών που διακρίνονται στην τελική εικόνα. Στην υπερηχοτομογραφία, η χωρική διακριτική ικανότητα έχει δύο συνιστώσες, την αξονική διακριτική ικανότητα (axial resolution) και την πλάγια διακριτική ικανότητα (lateral resolution), που εξαρτώνται από διαφορετικές παραμέτρους των ακουστικών παλμών ή της δέσμης υπερήχων.

Η **αξονική διακριτική ικανότητα I**, εξαρτάται από το μήκος του ακουστικού παλμού στο χώρο (spatial pulse length), που δίνεται απλά από το γινόμενο του αριθμού κύκλων ανά παλμό(v) και του μήκους κύματος των υπερήχων. Ορισμός αξονικής διακριτικής ικανότητας με βάση το χωρικό μήκος I του ακουστικού παλμού. $I/2$ είναι η ελάχιστη απόσταση μεταξύ δύο ανακλαστών που δίνει ανακλάσεις χωρίς χρονική επικάλυψη. Αν η απόσταση μεταξύ γειτονικών ανακλαστών είναι μικρότερη από την αξονική διακριτική ικανότητα, τότε οι αντίστοιχες ανακλάσεις δεν διαφοροποιούνται χρονικά κατά την άφιξη τους στο μετατροπέα ενέργειας και στην εικόνα δεν θα φαίνονται σαν δύο διακριτοί ανακλαστές (βλέπε Εικόνα 19). Όσο μικρότερη είναι η αξονική διακριτική ικανότητα, τόσο μεγαλύτερη είναι η λεπτομέρεια που απεικονίζεται στην υπερηχοτομογραφία και τόσο καλύτερη η εικόνα. Επίσης μπορεί να βελτιωθεί μειώνοντας τον παράγοντα Q του μετατροπέα ενέργειας (λιγότεροι κύκλοι ανά παλμό) ή αυξάνοντας τη συχνότητα των υπερήχων. Αύξηση της συχνότητας συνεπάγεται μεγαλύτερη εξασθένηση ανά μονάδα απόστασης και, επομένως, μικρότερο βάθος απεικόνισης δηλαδή συμβιβασμός στην κλίμακα συχνοτήτων, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην υπερηχοτομογραφία, στα 1 -10 MHz.

Ως **πλάγια διακριτική ικανότητα** ορίζεται η ελάχιστη δυνατή απόσταση, κάθετα στην κατεύθυνση της δέσμης υπερήχων, μεταξύ δύο ανακλαστών που δίνουν ξεχωριστές ανακλάσεις. Για μια συγκεκριμένη απόσταση από το μετατροπέα ενέργειας, η πλάγια διακριτική ικανότητα ορίζεται ίση με την αντίστοιχη διάμετρο της δέσμης και συνήθως βελτιώνεται με μεθόδους καλύτερης εστίασης στο επιθυμητό βάθος. Τα συστήματα υπερηχοτομογραφίας έχουν συνήθως καλύτερη αξονική (0,2-1,0 mm) από πλάγια διακριτική ικανότητα (<2 mm, ανάλογα με τη διάμετρο του μετατροπέα ενέργειας, τη συχνότητα και το βαθμό εστίασης).

Η ικανότητα διάκρισης μικρών διαφορών έντασης εξαρτάται κυρίως από το **signal-to-noise ratio**, τη δυναμική κλίμακα της οθόνης και άλλων υποσυστημάτων και τις μεθόδους επεξεργασίας των σημάτων εξόδου του μετατροπέα ενέργειας ή και της τελικής εικόνας.

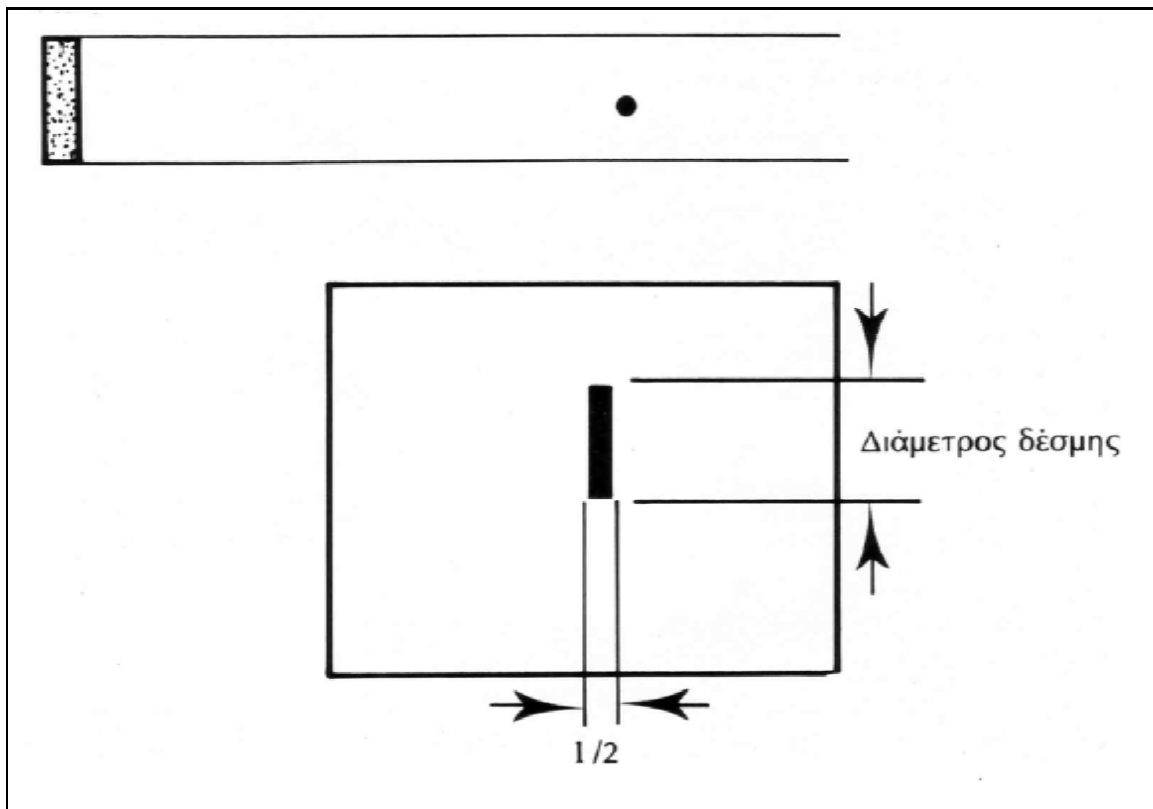
Η ολική δυναμική κλίμακα των εικόνων υπερηχοτομογραφίας καθορίζεται συνήθως από τη δυναμική κλίμακα της οθόνης, που σπάνια υπερβαίνει τα 20 dB (λόγος μέγιστου προς ελάχιστο πλάτος ανάκλασης = 10). Η δυναμική κλίμακα των ανακλάσεων, μετά το στάδιο ενίσχυσης, υπερβαίνει τα 100 dB και μετά από διορθώσεις, κατά προσέγγιση, στο στάδιο αντιστάθμισης, μειώνεται περίπου στα 40 dB. Έτσι, στο στάδιο συμπίεσης των ανακλάσεων, η δυναμική κλίμακα πρέπει να μειωθεί στα 20 dB, για να είναι συμβατή με τη δυναμική κλίμακα της οθόνης.



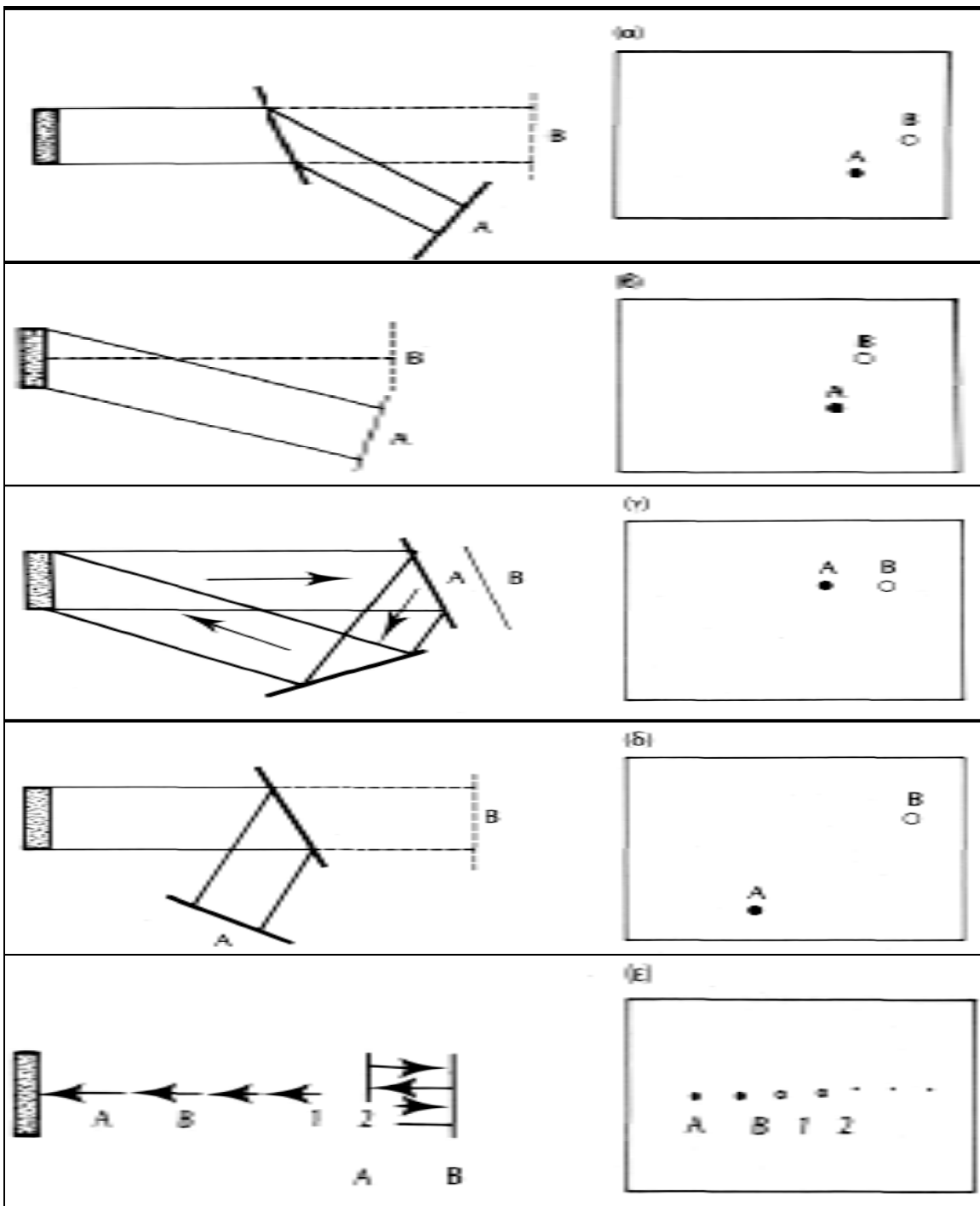
Εικόνα 19 - Ορισμός αξονικής διακριτικής ικανότητας,
με βάση το χωρικό μήκος I του ακουστικού παλμού

1.8 Τεχνικά Σφάλματα

Τα Σφάλματα διακριτικής ικανότητας προέρχονται από την περιορισμένη αξονική και πλάγια διακριτική ικανότητα, δηλαδή την απεικόνιση δύο ανακλαστήρων σαν ένα ή τη λάθος απεικόνιση του μεγέθους πολύ μικρών ανακλαστήρων των συστημάτων υπερηχοτομογραφίας (βλέπε Εικόνα 21). Επίσης προέρχονται **και από το πάχος της τομής**, λόγω του ότι οι ελάχιστες διαστάσεις αντικειμένων στην οθόνη καθορίζονται από τη διάμετρο της δέσμης υπερήχων και το μισό του χωρικού μήκους του παλμού υπερήχων (βλέπε Εικόνα 20). Και τα δύο αυτά φαινόμενα αποτελούν τεχνικά σφάλματα που επηρεάζουν την πιστότητα απεικόνισης της υφής των μαλακών ιστών. Το πεπερασμένο πάχος της τομής επιτρέπει ανακλάσεις από στρώματα ιστών με διαφορετικές ακουστικές ιδιότητες να συμβάλουν στο μετατροπέα ενέργειας και να παράγουν ολικές εντάσεις που δεν αντιπροσωπεύουν πιστά τις ανακλαστικές ιδιότητες των ιστών της συγκεκριμένης τομής. Η χαρακτηριστική εμφάνιση των ιστών στην υπερηχοτομογραφία της σελίδας 15 είναι αποτέλεσμα των παραπάνω φαινομένων (βλέπε Εικόνα 11).



Εικόνα 20 – Τεχνικά σφάλματα λόγω πάχους τομής

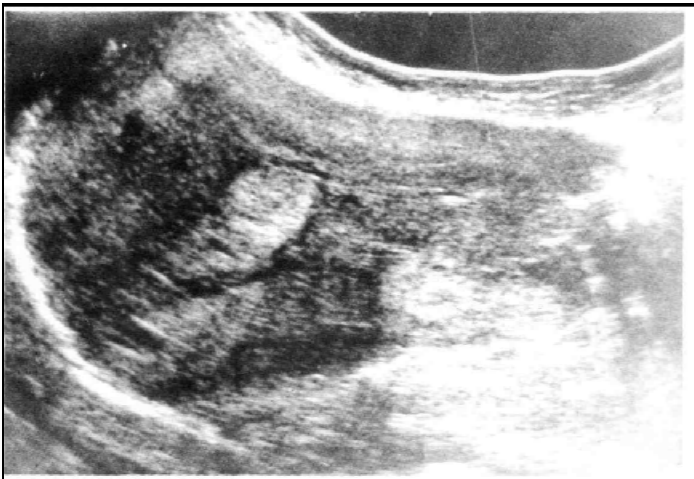


Εικόνα 21 - Σφάλματα διακριτικής ικανότητας

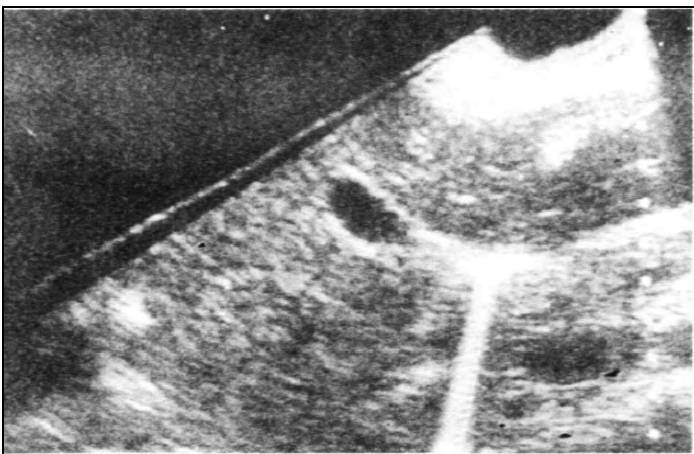
- (α) Διαφορά πραγματικής και φαινομενικής κατεύθυνσης λόγω διάθλασης της δέσμης.
- (β) Σφάλμα που οφείλεται στον πλάγιο λοβό της δέσμης.
- (γ) Λάθος θέση ανακλαστήρα λόγω διαδοχικών ανακλάσεων, που αυξάνουν το χρόνο επιστροφής του ανακλώμενου ήχου στο μετατροπέα.
- (δ) Σφάλμα αντικατοπτρισμού.
- (ε) Σφάλμα αντήχησης. Οι ανακλαστήρες στις θέσεις 1,2,... είναι φαινομενικοί.

Σφάλματα εξασθένησης προκαλούνται κυρίως από φαινόμενα τεχνητής εξασθένησης ή ενίσχυσης της έντασης των ανακλάσεων και περιλαμβάνει τα σφάλματα σκίασης λόγω εξασθένησης και σκίασης λόγω διάθλασης (edge shadowing), ενίσχυσης και εστιακής ενίσχυσης (βλέπε Εικόνα 22).

Στη διαγνωστική υπερηχοτομογραφία παρατηρούνται συχνά και άλλα τεχνικά **σφάλματα διαφορετικής προέλευσης**, των οποίων τα αίτια διαφέρουν από τα παραπάνω. Τέτοια είναι τα σφάλματα «ουράς κομήτη» και ταχύτητας ήχου, λόγω ιστών με ταχύτητα ήχου πολύ διαφορετική από τα 1540 m/sec (βλέπε Εικόνα 23).



Εικόνα 22 – Σφάλματα εξασθένησης



Εικόνα 23 – Σφάλματα «ουράς κομήτη» και ταχύτητας ήχου

1.9 Υπέρηχοι Doppler

Οι μέθοδοι υπερήχων Doppler είναι μη επεμβατικές μέθοδοι ποιοτικού και ποσοτικού χαρακτηρισμού της λειτουργίας του κυκλοφορικού συστήματος. Με Doppler εξετάζεται η ροή του αίματος σε μεγάλες αρτηρίες και φλέβες με τη χρήση υπερήχων που αντανακλώνται στο σώμα. Μπορεί να βοηθήσει στη διάγνωση θρομβώσεων, εμφράγματος και κυκλοφορικών ανωμαλιών προερχόμενες από στένωση ή τραυματισμό των αρτηριών. Οι μεγαλύτεροι ανακλαστές είναι τα ερυθρά αιμοσφαίρια.

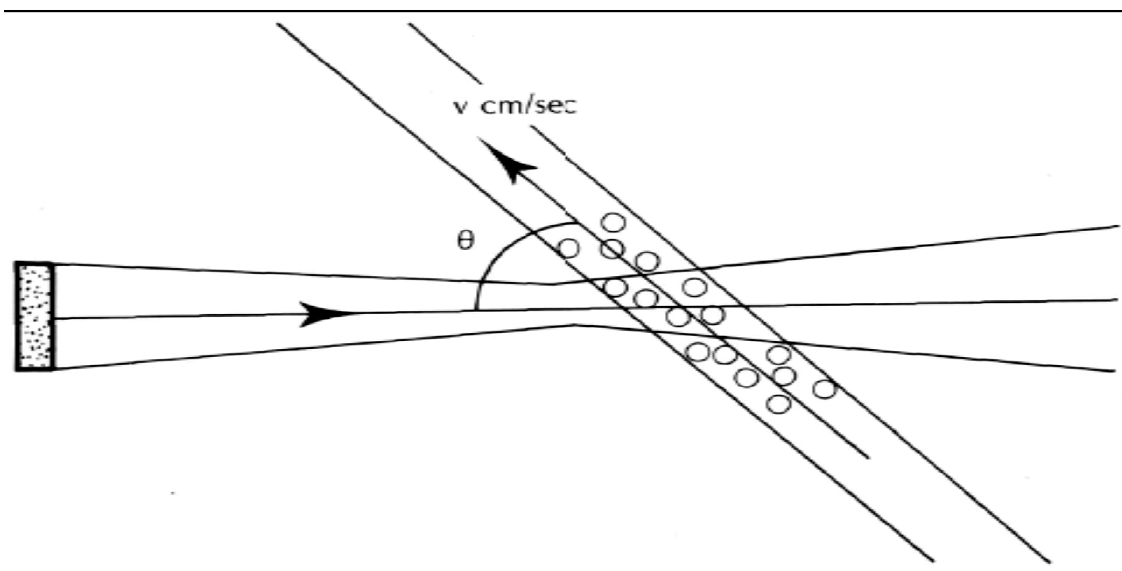
Συστήματα υπερήχων που συνδυάζουν δυνατότητες απεικόνισης της ανατομίας και εξέτασης του κυκλοφορικού συστήματος με παλμικούς υπερήχους Doppler χρησιμοποιούνται ήδη στη διαγνωστική ιατρική απεικόνιση. Το φαινόμενο Doppler παρατηρήθηκε για πρώτη φορά από τον Christian Doppler το 1843 και αναφέρεται στην αύξηση ή μείωση της συχνότητας ενός συνεχούς ακουστικού κύματος, όταν αυτό προέρχεται από πηγή που πλησιάζει τον παρατηρητή ή απομακρύνεται από αυτόν, αντίστοιχα (μετατόπιση Doppler ή Doppler shift)

Τα συστήματα υπερήχων Doppler είναι δύο ειδών: (1)Συνεχών ακουστικών κυμάτων (CW Doppler) και (2) Παλμικών υπερήχων (Pulsed Doppler). Το φαινόμενο Doppler μπορεί να εξηγηθεί καλύτερα με βάση τα συνεχή ακουστικά κύματα. Στα συστήματα συνεχών ακουστικών κυμάτων χρησιμοποιούνται δύο μετατροπείς ενέργειας μικρών διαστάσεων, ένας σαν πομπός υπερήχων και ένας σαν δέκτης.

Ο πομπός παράγει ένα ακουστικό κύμα με συχνότητα 2-15 MHz, το οποίο ανακλάται ή οπισθοσκεδάζεται από κινούμενους στόχους, όπως είναι τα τοιχώματα της καρδιάς ή τα ερυθρά αιμοσφαίρια, και επιστρέφει στο δέκτη με διαφορετική συχνότητα. Συγκεκριμένα, η σχέση μετατόπισης στη συχνότητα των υπερήχων (Δf) και ταχύτητας

του κινούμενου στόχου (v) είναι η εξής :
$$\Delta f = \frac{2vf_0 \cos \theta}{c}$$
 , όπου f_0 είναι η αρχική

συχνότητα των υπερήχων και c είναι η ταχύτητα ήχου στους μαλακούς ιστούς. Το σύστημα υπολογίζει την ταχύτητα του κινουμένου στόχου με αρκετά μεγάλη ακρίβεια (βλέπε Εικόνα 24).

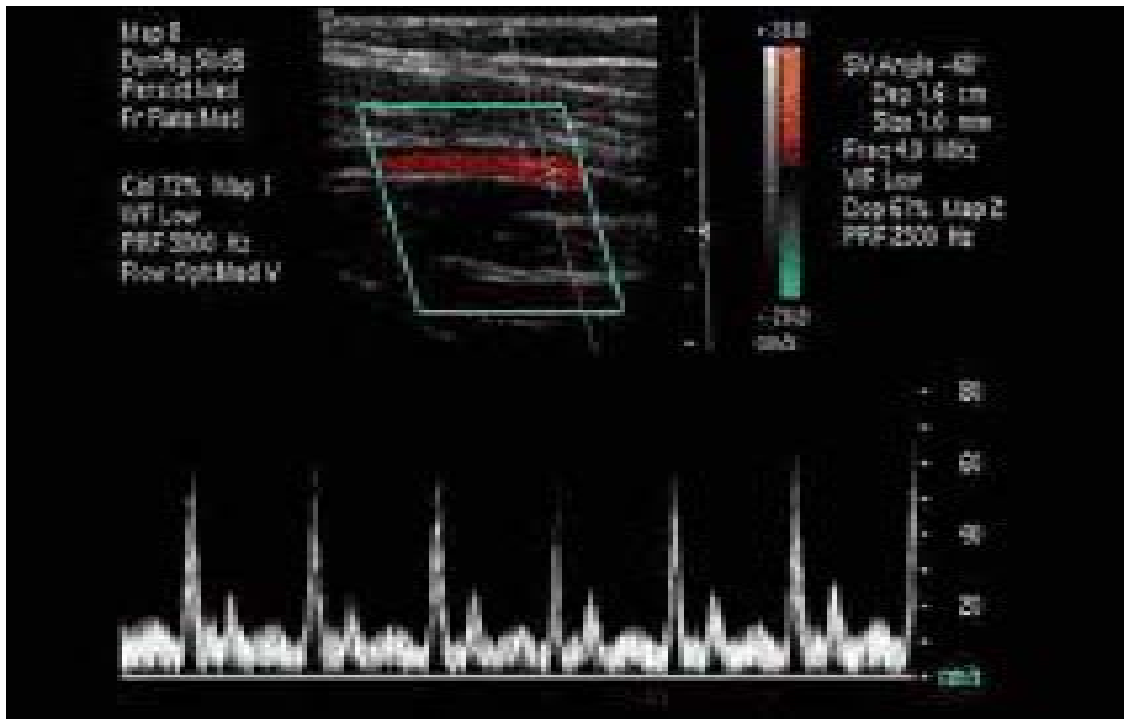


Εικόνα 24 - Μετατροπείας δέσμης ήχου

Παρόλο που τα συστήματα συνεχών κυμάτων υπερήχων δίνουν ακριβείς μετρήσεις της μετατόπισης Doppler και επομένως της ταχύτητας ροής του αίματος, δεν παρέχουν καμιά αξονική διακριτική ικανότητα. Όταν, δηλαδή, η δέσμη υπερήχων κόβει περισσότερα από ένα αγγεία, είναι αδύνατο να καθοριστεί στο χώρο η θέση των κινούμενων στόχων (ερυθρών αιμοσφαιρίων), που έδωσαν τη συγκεκριμένη μετατόπιση Doppler. Τα συστήματα παλμικών υπερήχων Doppler λύνουν το πρόβλημα εντόπισης στο χώρο του αγγείου, από το οποίο προέρχεται η μετατόπιση συχνότητας, με τον ίδιο τρόπο που εντοπίζονται οι διάφοροι ανακλαστές και σκεδαστές στην υπερηχοτομογραφία.

Όμως, οι παλμοί υπερήχων αποτελούνται από πλατύ φάσμα συχνοτήτων και ο υπολογισμός της μετατόπισης Doppler στα συστήματα αυτά είναι προβληματικός. Η αμφιβολία ως προς τη θέση κινούμενων στόχων στο χώρο μπορεί να μειωθεί μόνο σε βάρος της ακρίβειας, με την οποία μετριέται η ταχύτητα. Επίσης, η γωνία μετάδοσης του ήχου πρέπει να είναι πάντα $<60^\circ$ μιας και η κλίση του cosine είναι μεγαλύτερη πέραν αυτής της τιμής οπότε αυξάνονται τα τεχνικά σφάλματα (βλέπε Εικόνα 25).

Aliasing είναι ένα τεχνικό σφάλμα εξαιτίας ανεπαρκούς συχνότητας δειγματοληψίας, όταν η μετατόπιση συχνότητας που θέλουμε να μετρήσουμε είναι μεγαλύτερη της συχνότητας Nyquist ,που ορίζεται ως $\Delta f_{max} = Nf = PRF/2$, είναι η μέγιστη συχνότητα που μετριέται χωρίς aliasing ,όπου PRF είναι η συχνότητα επανάληψης των παλμών Doppler.



Εικόνα 25 – Έξοδος συστήματος παλμικών υπερήχων Doppler

Η μέγιστη απόσταση (R_{\max}) από το μετατροπέα ενέργειας, για την οποία η θέση των κινουμένων στόχων μπορεί να καθοριστεί με μεγάλη ακρίβεια, καθώς και η μέγιστη ταχύτητα (V_{\max}) των στόχων αυτών, που μπορεί να υπολογιστεί με ακρίβεια από ένα σύστημα παλμικών υπερήχων Doppler, εξαρτώνται από τη συχνότητα επανάληψης των παλμών (pulse repetition frequency ή PRF) και δίνονται από τις σχέσεις:

$$V_{\max} = \frac{c(\text{PRF})}{4f_0 \cos \theta} \qquad R_{\max} = \frac{c}{2(\text{PRF})}$$

Οι σχέσεις προκύπτουν από την αντικατάσταση $\Delta f = \text{PRF}/2$ στην εξίσωση μετατόπισης συχνότητας Doppler και χρησιμοποιώντας τη σχέση $x = 1/2 \cdot c \cdot t$ για το διάστημα.

Στις περισσότερες κλινικές εφαρμογές μεθόδων Doppler, ο όγκος δειγματοληψίας περιέχει πολλούς κινούμενους στόχους (ερυθρά αιμοσφαίρια ή άλλους σκευαστές), που κινούνται με διαφορετικές ταχύτητες και σε πολλαπλές κατευθύνσεις.

Στην περίπτωση CW Doppler, η οπισθοσκέδαση των υπερήχων από τον όγκο αυτό δίνει ένα σύνθετο σήμα που αποτελείται από πολλές συχνότητες, μια για κάθε διαφορετική κατεύθυνση και ταχύτητα.

Στην περίπτωση παλμικών υπερήχων, ο κάθε παλμός αποτελείται από ένα φάσμα συχνοτήτων και κάθε συχνότητα υπόκειται σε διαφορετικές μετατοπίσεις Doppler, ανάλογα με την ταχύτητα και την κατεύθυνση των κινουμένων στόχων.

Έτσι, η διαγνωστική ερμηνεία και η γενικότερη χρησιμότητα των πληροφοριών, που δίνει η κλινική εφαρμογή αυτών των μεθόδων, εξαρτάται από τις τεχνικές επεξεργασίας των σημάτων αυτών για την αποκωδικοποίηση των πληροφοριών και τον υπολογισμό των ταχυτήτων.

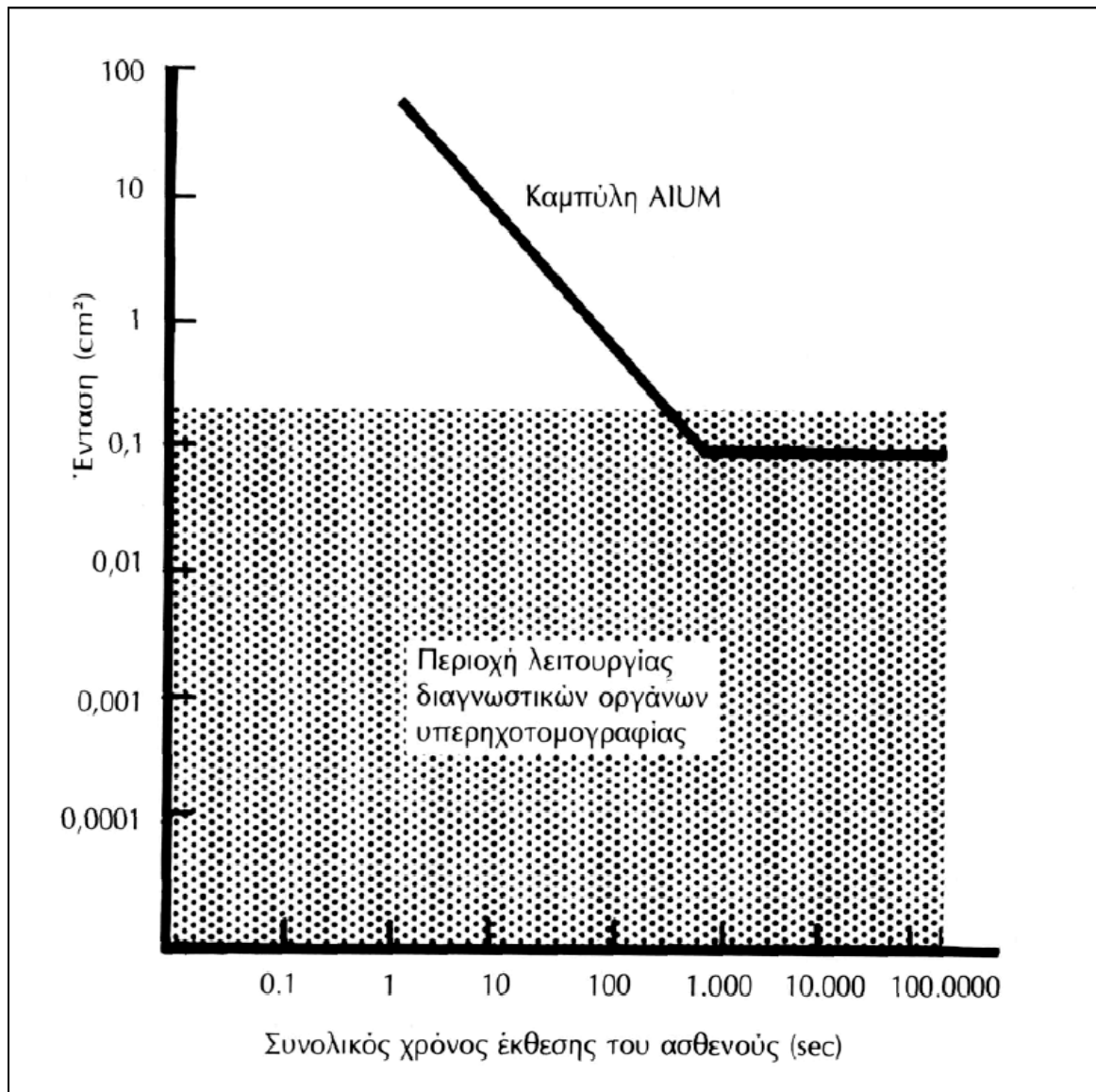
1.10 Βιολογικές Επιδράσεις

Οι κίνδυνοι αυτοί προέρχονται από τις βιολογικές επιδράσεις του ποσοστού ενέργειας που απορροφάται από τους ιστούς του ανθρωπίνου σώματος και βάζουν περιορισμούς στην ασφαλή χρήση κάθε μεθόδου διαγνωστικής απεικόνισης. Πάντως, να σημειωθεί ότι οι βιολογικές επιδράσεις των υπερήχων και των άλλων μορφών ενέργειας αποτελούν τη βάση πολλών θεραπευτικών μεθόδων (ακτινοθεραπεία, υπερθερμία κ.λπ.).

Οι βιολογικές επιδράσεις των υπερήχων στον ανθρώπινο οργανισμό δεν μας είναι απόλυτα γνωστές. Υπάρχουν αρκετές αντικρουόμενες απόψεις και πειραματικά δεδομένα. Δύο είναι οι κύριοι **μηχανισμοί δράσης των υπερήχων με αρνητικά βιολογικά αποτελέσματα για τον άνθρωπο: (α) παραγωγή θερμότητας και (β) παραγωγή και αύξηση του μεγέθους φυσαλίδων στους ιστούς (cavitation).**

Η Επιτροπή Βιολογικών Επιδράσεων του American Institute of Ultrasound in Medicine (AIUM), έχοντας αξιολογήσει τα μέχρι τότε δημοσιευμένα αποτελέσματα, είχε βγάλει την εξής ανακοίνωση: *“Statement on Mammalian In Vivo Ultrasonic Biological Effects In the low megahertz frequency range there have been no independently confirmed significant biological effects in mammalian tissues exposed to intensities below 100 mW/cm². Furthermore, for ultrasonic exposure times less than 500 seconds and greater than 1 second, such effects have not been demonstrated even at higher intensities, when the product of intensity and exposure time is less than 50joules/cm².(Reaffirmed October1982)”*. Η κλίμακα συχνοτήτων, που αναφέρεται στην ανακοίνωση του AIUM, είναι 0,5-10MHz.

Η περιοχή λειτουργίας των διαφόρων οργάνων διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας που είναι σε χρήση σήμερα απεικονίζεται στο διάγραμμα της επόμενης σελίδας (βλέπε Εικόνα 26). Η μικρή επικάλυψη μεταξύ της περιοχής λειτουργίας των διαφόρων οργάνων και της περιοχής πάνω από την καμπύλη, που ορίζουν οι τιμές της ανακοίνωσης του AIUM, οδηγεί στο συμπέρασμα ότι είναι πράγματι δυνατό να παρατηρηθούν βιολογικές επιδράσεις στις μεγαλύτερες εντάσεις.



Εικόνα 26 – Διάγραμμα έντασης (cm^2) και χρόνου έκθεσης ασθενούς (sec).
 Επισημαίνεται η περιοχή λειτουργίας σημερινών οργάνων διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας.

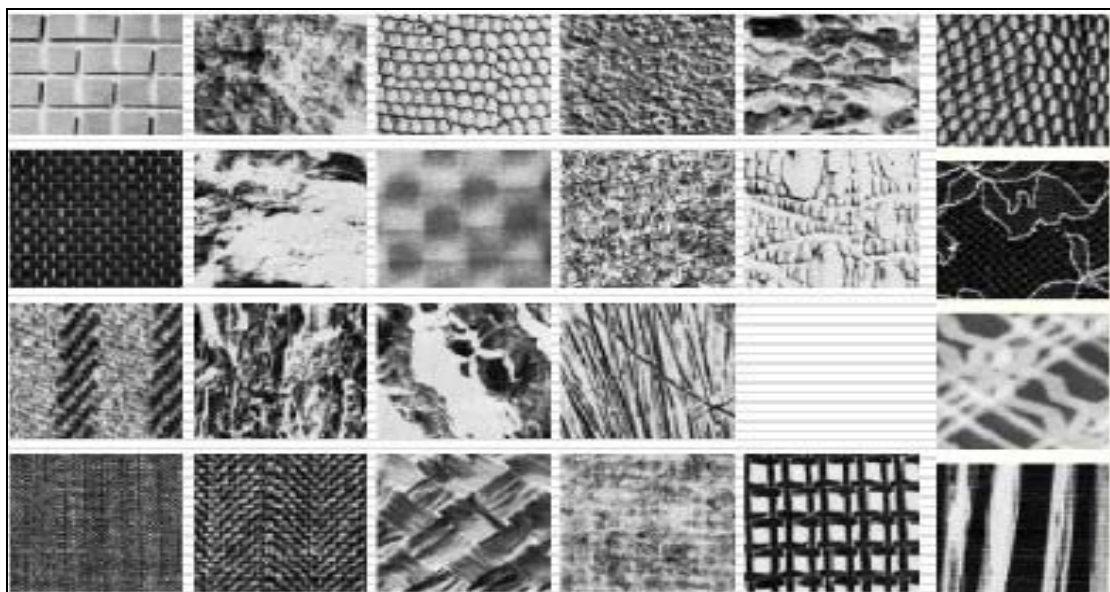
2. ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

2.1 Ορισμός Κατάτμησης Εικόνας

Στο επιστημονικό πεδίο της τεχνητής όρασης (computer vision), η ανάλυση εικόνας (image analysis) γίνεται συχνά μέσω κατάτμησης εικόνας (image segmentation). Η ανάλυση εικόνας αναφέρεται στη διαδικασία εξαγωγής πληροφοριών από την εικόνα. Η έξοδος της διαδικασίας ανάλυσης εικόνων, σε αντίθεση με της διαδικασίες βελτίωσης και αποκατάστασης, δεν είναι εικόνα αλλά πληροφορίες υψηλότερου επιπέδου. **Κατάτμηση ονομάζουμε τη διαδικασία διαίρεσης της εικόνας σε ομοίομορφες περιοχές, οι οποίες ιδανικά αντιστοιχούν σε αντικείμενα, π.χ. πρόσωπα που υπάρχουν στην εικόνα.** Επιτυχημένη κατάτμηση οδηγεί σχεδόν πάντα σε αποτελεσματική ανάλυση εικόνων. Ο στόχος της είναι να απλοποιηθεί ή και να αλλαχτεί η αντιπροσώπευση μιας εικόνας σε κάτι ουσιαστικότερο και ευκολότερο προς ανάλυση.

Η κατάτμηση εικόνας ως επί το πλείστον χρησιμοποιείται για να εντοπίσει αντικείμενα σε εικόνα ή και εικόνες, καθώς και όρια αντικειμένων, όπως γραμμές, καμπύλες, γωνίες κ.α. Αναφέρεται στη διαδικασία τμηματοποίησης μιας ψηφιακής εικόνας σε στιβάδες, δηλαδή ομάδες από pixel που αντιπροσωπεύουν κάτι. Πιο συγκεκριμένα, **η κατάτμηση εικόνας είναι η διαδικασία ανάθεσης ετικετών σε κάθε pixel μιας εικόνας, έτσι ώστε τα pixel με την ίδια ετικέτα να έχουν συγκεκριμένα κοινά οπτικά χαρακτηριστικά.** Το αποτέλεσμα της είναι μια ομάδα στιβάδων που συλλογικά καλύπτουν ολόκληρη την εικόνα ή μια ομάδα περιγραμμάτων που εξάγονται από τα αντικείμενα της εικόνας.

Σε μια ομάδα στιβάδων κάθε ένα από τα pixel της κάθε περιοχής κληρονομεί κάποια χαρακτηριστικά ή κάποια υπολογισμένη ιδιότητα, όπως το χρώμα, η ένταση, ή η υφή (βλέπε Εικόνα 27). Οι παρακείμενες σε αυτήν περιοχές είναι σημαντικά διαφορετικές όσον αφορά το ίδιο αυτό οπτικό χαρακτηριστικό (βλέπε Εικόνα 28). Ο όρος υφή γενικά αναφέρεται στην επανάληψη ενός δομικού στοιχείου που αποτελείται από αρκετά pixel, των οποίων η διάταξη μπορεί να είναι περιοδική ή τυχαία. Οι φυσικές υφές είναι γενικά τυχαίες, ενώ οι τεχνητές είναι συχνά ντετερμινιστικές ή περιοδικές.



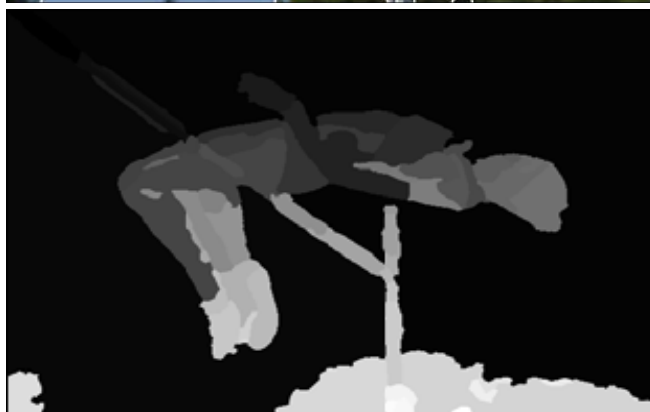
Εικόνα 27 – Δείγματα υφής από τη βάση Brodatz



(α)



(β)



(γ)

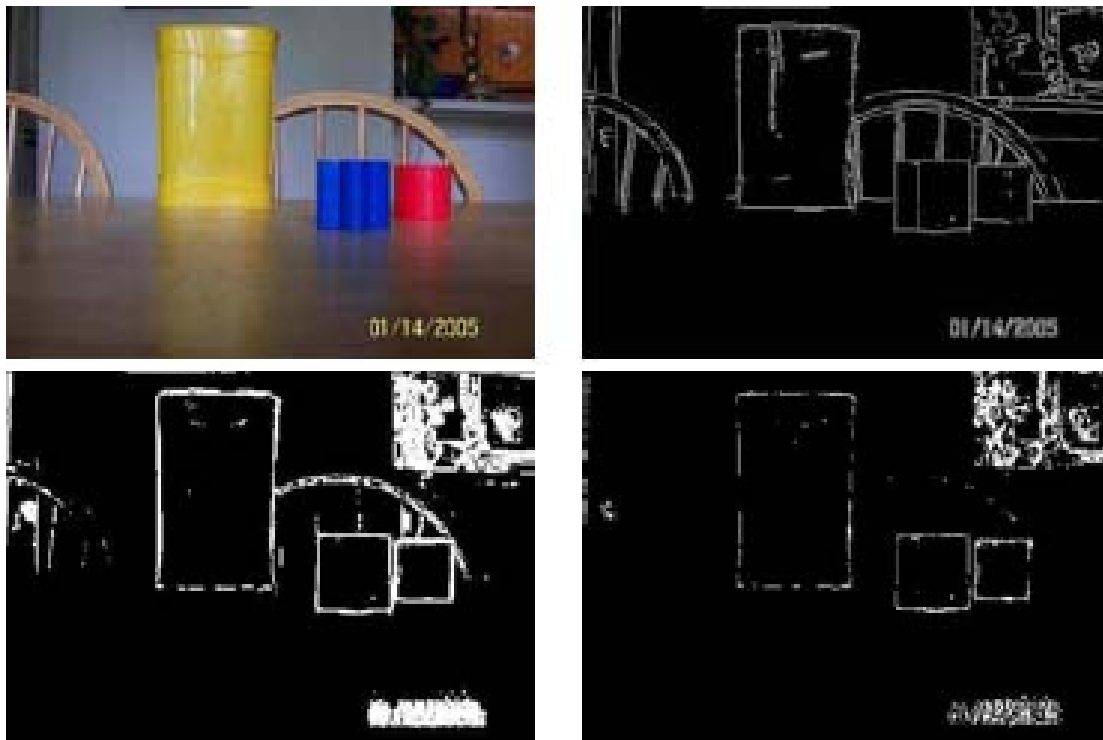
Εικόνα 28 – Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας βάση χρώματος

(α) Αρχική εικόνα

(β) Απεικόνιση των ορίων των περιοχών επί της αρχικής εικόνας

(γ) Αποτέλεσμα κατάτμησης, όπου κάθε ομοιόμορφη περιοχή περιγράφεται από έναν ακέραιο αριθμό και όλα τα pixels της περιοχής έχουν την τιμή αυτή.

Με τις ομάδες περιγραμμάτων ασχολείται η ανίχνευση ακμών, που είναι ένας καλά ανεπτυγμένος τομέας από μόνος του μέσα στο επιστημονικό πεδίο της επεξεργασίας εικόνας (βλέπε Κεφάλαιο 2.9.1). Τα όρια περιοχών και οι ακμές είναι στενά συνδεδεμένα, δεδομένου ότι υπάρχουν συχνά κρίσιμες εντάσεις των pixels στα όρια περιοχών. Για αυτόν τον λόγο, τεχνικές ανίχνευσης ακμών έχουν χρησιμοποιηθεί ως βάση για μια άλλη τεχνική κατάτμησης. Οι ακμές που προσδιορίζονται από τον αλγόριθμο ανίχνευσης ακμών είναι συχνά αποσυνδεδεμένες. Εντούτοις, για την αποκοπή ενός αντικείμενου από μια κατάτμηση εικόνας, χρειάζεται το αντικείμενο αυτό να έχει απόλυτα κλειστά όρια περιοχής pixel προς pixel (βλέπε Εικόνα 29).



Εικόνα 29 – Καταμήσεις εικόνας βάση αλγορίθμων ανίχνευσης ακμών, όπου στην πάνω δεξιά μέθοδο παρατηρούμε καλύτερη κατάτμηση εικόνας λόγω πιο κλειστών περιγραμμάτων.

Διάφοροι αλγόριθμοι γενικής χρήσης και τεχνικές έχουν αναπτυχθεί να κάνουν κατάτμηση εικόνας. Δεδομένου όμως ότι δεν υπάρχει καμία γενική λύση στο πρόβλημα αποκοπής μιας περιοχής μέσω κατάτμησης εικόνας, αυτές οι τεχνικές πρέπει συχνά να συνδυαστούν με την επίγνωση της θέσης των περιοχών προκειμένου να το λύσουν αποτελεσματικά. Όπως και στην αυτοματοποιημένη κατάτμηση εικόνας που είναι ένα πολύ δύσκολο πρόβλημα αν δεν υπάρχει κάποια προηγούμενη γνώση για το τι περιέχει η εικόνα.

Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας είναι η κατάτμηση αεροφωτογραφιών που καταγράφουν την τροχαία κίνηση στους δρόμους. Αποτέλεσμα της κατάτμησης θα πρέπει να είναι περιοχές που αντιστοιχούν στο δρόμο και τα επιμέρους αυτοκίνητα. Μερικά άλλα παραδείγματα πρακτικών εφαρμογών της κατάτμησης εικόνας είναι ο εντοπισμός αντικειμένων σε δορυφορικές εικόνες ,όπως δρόμοι, δέντρα κ.α., η αναγνώριση προσώπων, η αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων, τα συστήματα ελέγχου οδικής κυκλοφορίας, ο εντοπισμός των φώτων των φρένων και η μηχανική όραση. Η κατάτμηση εικόνας μπορεί κάλλιστα να εφαρμοστεί και στην ιατρική απεικόνιση, η οποία εξηγήθηκε στο πρώτο κεφάλαιο, δηλαδή να χρησιμοποιηθεί για εντοπισμό όγκων και άλλων παθολογιών, μέτρηση έντασης ιστών, υποβοήθηση χειρουργικών επεμβάσεων, διαγνώσεις, χρονικό προγραμματισμό θεραπείας και μελέτη ανατομίας.

2.2 Αλγόριθμος Συσταδοποίησης K-means

Ο πιο διάσημος αλγόριθμος συσταδοποίησης είναι ο K-means (K-μέσων), ο οποίος εφευρέθηκε το 1956, με την γνωστή τελική του μορφή να οφείλεται στον MacQueen το 1967. **Ο αλγόριθμος K-means είναι ένας από τους απλούστερους αλγορίθμους αυτόματης εκμάθησης που λύνουν καλά το γνωστό πρόβλημα κατηγοριοποίησης σε συστάδες**, δηλαδή ομάδες pixels που αντιπροσωπεύουν ένα αντικείμενο της εικόνας.

Ο K-means ακολουθεί μια τεχνική επαναληπτικής δομής που χρησιμοποιείται για να χωρίσει μια εικόνα σε K αριθμό συστάδων. Η διαδικασία που ακολουθεί, αποτελεί έναν απλό και εύκολο τρόπο να ταξινομεί ένα δοσμένο σύνολο στοιχείων μέσω ορισμένου πλήθους συστάδων. Η κύρια ιδέα είναι, λοιπόν, να καθοριστούν K κέντρα, ένα για κάθε συστάδα. Αυτά τα κέντρα πρέπει να τοποθετούνται με έναν έξυπνο τρόπο, γιατί η διαφορετική θέση των αρχικών κέντρων δημιουργεί και διαφορετικό αποτέλεσμα. Έτσι, και για να μην ενωθούν οι συστάδες, η καλύτερη επιλογή είναι να τοποθετηθούν όσο το δυνατόν πιο μακριά γίνεται το ένα κέντρο από το άλλο. Ο αριθμός K μπορεί να δοθεί είτε από τον χρήστη, είτε τυχαία, είτε από έναν ευρετή (heuristic).

Το επόμενο βήμα είναι να ληφθεί κάθε σημείο που ανήκει σε μια συστάδα στοιχείων και να συνδεθεί με το κοντινότερο σε αυτό κέντρο. Όταν κανένα σημείο δεν είναι εκκρεμές, το πρώτο βήμα ολοκληρώνεται και μια πρώτη κατηγοριοποίηση έχει εκτελεστεί. Σε αυτό το σημείο πρέπει να υπολογίσουμε εκ νέου καινούρια K κέντρα ως κέντρα βαρύτητας των συστάδων ως αποτέλεσμα του προηγούμενου βήματος. Αφότου έχουμε αυτά τα νέα κέντρα, μια νέα σύνδεση πρέπει να γίνει μεταξύ των ίδιων καθορισμένων στοιχείων και το κοντινότερο νέο κέντρο. Είναι προφανές ότι έχει παραχθεί μια δομή επανάληψης, ένας βρόγχος. Ως αποτέλεσμα αυτού του βρόχου μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι K κέντρα αλλάζουν τη θέση τους σταδιακά μέχρι να μην γίνονται άλλες αλλαγές, δηλαδή μέχρι τα κέντρα αυτά να σταθεροποιηθούν, και να αποτελέσουν τα τελικά κέντρα καθεμιάς συστάδας.

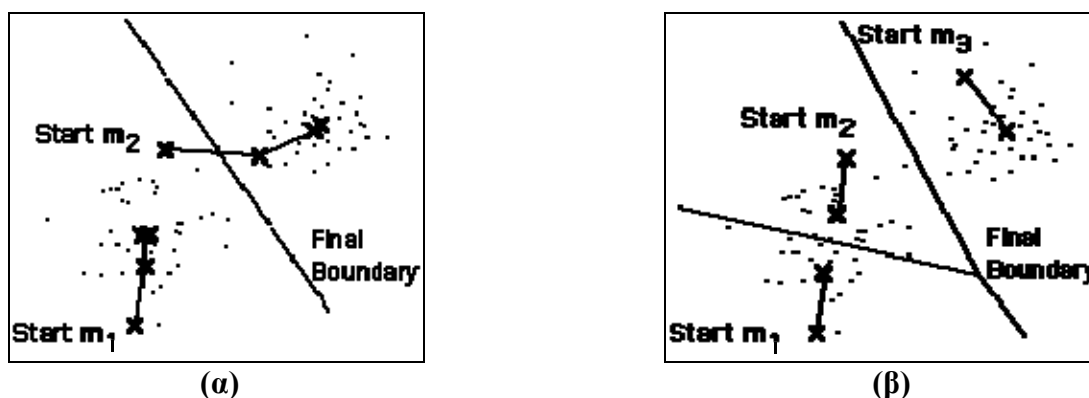
Τέλος, το πρότυπο αυτό απαιτεί οι ιδιότητες του κάθε αντικειμένου να αντιστοιχούν σε διανύσματα. Βρίσκει τις αποστάσεις μέσω μιας διαφοράς, η οποία είναι κατά κανόνα βασισμένη στο χρώμα, την ένταση, τη σύσταση, ή τη θέση ενός pixel, ή έστω έναν ισορροπημένο συνδυασμό αυτών των παραγόντων. Ο στόχος που προσπαθεί να επιτύχει είναι να ελαχιστοποιήσει τη συνολική διαφορά των συστάδων, ή τη συνάρτηση τετραγωνισμού απόκλισης. Ο παρακάτω μαθηματικός τύπος βασίζεται στην ελαχιστοποίηση της απόστασης των δοθέντων στοιχείων από το κέντρο εκπροσώπησης της συστάδας που βρίσκεται, ή που θα βρεθεί, μέσω της συνάρτησης εύρεσης απόκλισης κάθε στοιχείου προς κάθε συστάδα:

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{n \in C_i} \|x_i^n - c_i\|^2$$
, όπου $\|x_i^n - c_i\|^2$ είναι ένα μέγεθος μιας επιλεγμένης απόστασης μεταξύ ενός στοιχείου x_i^n και το κέντρο συστάδας c_i , δηλαδή είναι ένας δείκτης της απόστασης των n στοιχείων από τα αντίστοιχα κέντρα συστάδων τους. Την διαφορά αυτή εκτός από τετραγωνισμένη θα μπορούσαμε να την συναντήσουμε απλά και σε απόλυτη τιμή.

Περίληπτικά ο αλγόριθμος αποτελείται από τα ακόλουθα βήματα:

1. Βάλε K σημεία να δείχνουν στο διάστημα που αντιπροσωπεύεται από τα στοιχεία κάθε συστάδας. Αυτά τα σημεία αντιπροσωπεύουν τα αρχικά κέντρα συστάδων.
2. Σύνδεσε κάθε στοιχείο με την συστάδα της οποίας το κέντρο βρίσκεται πιο κοντά.
3. Όταν όλα τα στοιχεία συνδεθούν με κάποιο από τα K κέντρα, υπολόγισε εκ νέου τα κέντρα K .
4. Επανάλαβε τα βήματα 2 και 3 μέχρι τα κέντρα να μην κινούνται.

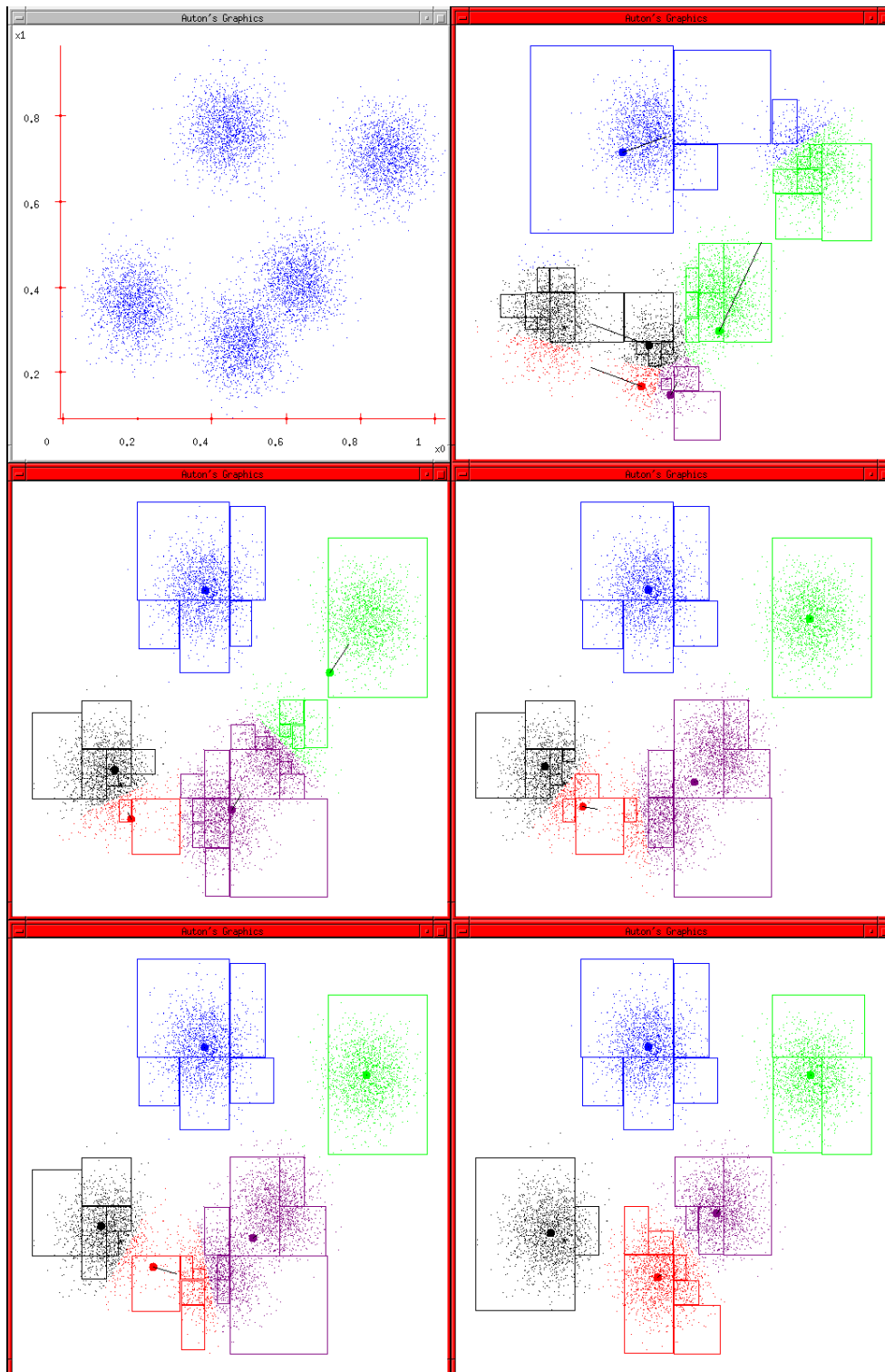
Αυτό, λοιπόν, παράγει μια κατάτμηση των στοιχείων σε στοιβάδες, από τις οποίες το μέγεθος της απόστασης του κάθε στοιχείου από το κέντρο του, που ελαχιστοποιείται, μπορεί να υπολογιστεί.



Εικόνα 30 – Επιρροή διαφορετικής επιλογής της παραμέτρου εισαγωγής K ,
(α) $K=2$ (β) $K=3$.

Δυστυχώς πολλές φορές δεν γνωρίζουμε σε πόσες συστάδες πρέπει να κατηγοριοποιήσουμε τα δεδομένα μας και δεν υπάρχει καμία γενική θεωρητική λύση για να βρει το βέλτιστο αριθμό συστάδων για οποιοδήποτε δεδομένο σύνολο στοιχείων. Μια απλή προσέγγιση λύσης είναι να συγκριθούν τα αποτελέσματα πολλαπλών εφαρμογών του αλγορίθμου με διαφορετικές τιμές του K και να επιλεχτεί ο καλύτερος σύμφωνα με ένα δεδομένο κριτήριο (βλέπε Εικόνα 30). Πρέπει όμως να είμαστε προσεκτικοί επειδή οι μεγάλες τιμές του K οδηγούν μεν σε μικρότερες τιμές απόκλισης, αλλά και σε αυξανόμενο κίνδυνο σύγχυσης συστάδων.

Αν και μπορεί να αποδειχθεί ότι η διαδικασία του αλγορίθμου θα ολοκληρώνεται πάντα, ο αλγόριθμος K -means, λοιπόν, δεν βρίσκει απαραίτητα τη βέλτιστη λύση, της οποίας η ποιότητα εξαρτάται από την αρχική θέση των κέντρων των συστάδων, ειδικά όταν αυτά δίνονται τυχαία, και φυσικά και το πλήθος τους, δηλαδή των αριθμό K . Είναι μειονέκτημα για τον αλγόριθμο ότι ο αριθμός K συστάδων είναι μια παράμετρος εισαγωγής. Όπως είδαμε μια ακατάλληλη επιλογή του K μπορεί να παραγάγει πολύ φτωχά αποτελέσματα. Ο αλγόριθμος επίσης υποθέτει ότι η διαφορά είναι ένα κατάλληλο μέτρο της διασποράς συστάδων. Έχουμε την δυνατότητα πάντως να εκτελέσουμε τον αλγόριθμο πολλές φορές, ώστε να βελτιώσουμε τα αποτελέσματά του και να ελαττώσουμε αυτές τις επιρροές. Αξίζει τέλος να σημειωθεί ότι σε στατιστικές και σε μηχανές εκμάθησης, θεωρείται ότι ο αλγόριθμος K -means είναι αλγόριθμος συσταδοποίησης που χωρίζει τα N αντικείμενα σε K συστάδες, όπου $K < N$ (βλέπε Εικόνα 31).



Εικόνα 31 - Αναπαράσταση αλλαγής κέντρων κατά τη συσταδοποίηση.

Στην πρώτη εικόνα πάνω αριστερά έχουμε τα στοιχεία προς συσταδοποίηση σε αναπαράσταση καρτεσιανού επιπέδου. Στην αμέσως επόμενη ο αλγόριθμος K-means έχει αρχικοποιήσει τις παραμέτρους με τον ορισμένο απ' τον χρήστη πλήθος K συστάδων, την τυχαία κατανομή των κέντρων τους και μια πρώτη εκτίμηση των περιοχών που αντιπροσωπεύουν. Βήμα προς βήμα κάθε κέντρο υπολογίζεται εκ νέου σύμφωνα με την ομοιότητα της ιδιότητάς του με τα γειτονικά του στοιχεία. Σύμφωνα με αυτό κάθε περιοχή κερδίζει έδαφος μέχρι την σταθεροποίηση του κέντρου της, όπου και τερματίζεται ο αλγόριθμος όπως φαίνεται στην εικόνα κάτω δεξιά.

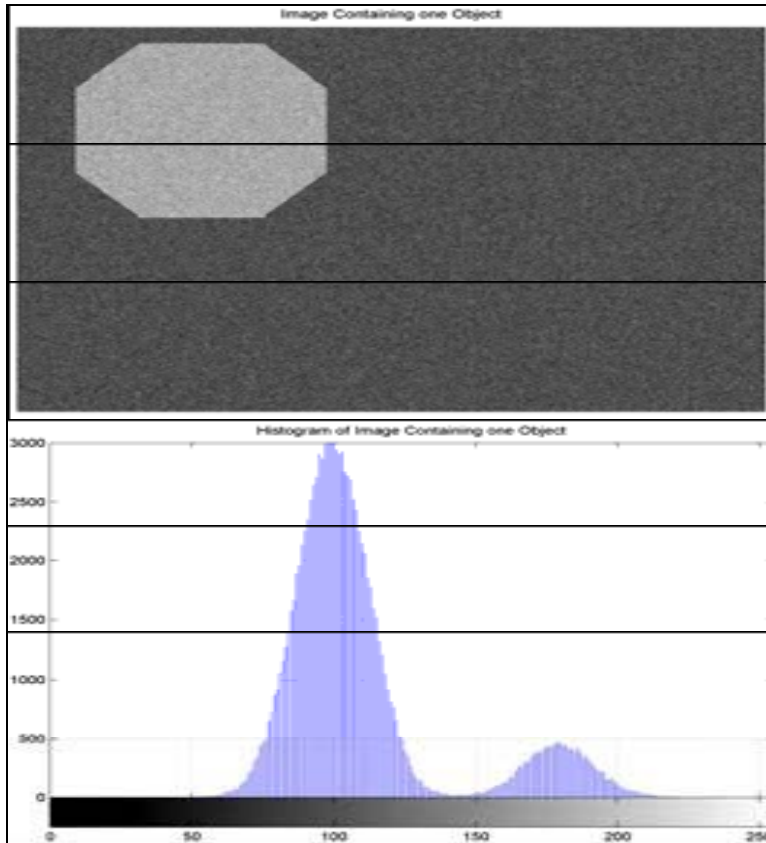
2.3 Κατάτμηση Ιστογράμματος

Οι μέθοδοι κατάτμησης ιστογράμματος (histogram-based methods) είναι πολύ αποδοτικές όταν συγκρίνονται με άλλες μεθόδους κατάτμησης εικόνας επειδή απαιτούν μόνο μια σάρωση όλων των pixel. Σε αυτήν την τεχνική, κατασκευάζεται ένα ιστόγραμμα από όλα τα pixel στην εικόνα. **Τα κύλα και η κορυφές στο ιστόγραμμα χρησιμοποιούνται για να εντοπίσουν τις συστάδες στην εικόνα. Ως μέτρο μπορεί να χρησιμοποιηθεί το χρώμα ή η ένταση του κάθε pixel.**

Όταν η κατάτμηση γίνεται μέσω χρώματος έχουμε μονοδιάστατο ιστόγραμμα της εικόνας για μονόχρωμες και πολυδιάστατο για έγχρωμες. Η γενικότερη λογική είναι ότι η ανίχνευση κορυφών ή κοιλάδων στο ιστόγραμμα, οδηγούν στην εύρεση αντικειμένων και φόντου αντίστοιχα. Στις πολύχρωμες εικόνες βέβαια, η διαδικασία είναι πιο περίπλοκη, διότι τα τρία ιστογράμματα, του χρωματικού δηλαδή χώρου R.G.B. (Red Green Blue – Κόκκινο Πράσινο Μπλε), μπορούν να επεξεργαστούν χωριστά και να συνδυαστούν τα αποτελέσματα με στόχο να επικρατήσει η ισχυρότερη υπόθεση κατάτμησης, δηλαδή αυτή που μας δίνει το αντικείμενο που θέλουμε καλύτερα μέσω του συνδυασμού απόχρωσής του. Επίσης, οι αναπαραστάσεις H.S.V. (Hue Saturation Value - Απόχρωση Κορεσμός Μέγεθος) και H.S.I. (Hue Saturation Intensity - Απόχρωση Κορεσμός Ένταση) δίνουν το πλεονέκτημα της εύρεσης αντικειμένων με βάση την απόχρωση των χρωμάτων, αφού συνήθως τα αντικείμενα έχουν ομοιογενή χρώματα, ενώ με αυτό τον τρόπο, οι εναλλαγές σε φωτεινότητα λόγω προβλημάτων φωτισμού, όπως σκιές, κυρτές και κοίλες επιφάνειες κ.α., δεν επηρεάζουν το αποτέλεσμα. Κοινό πρόβλημα σε τέτοιες τεχνικές είναι η παρουσία θορύβου, που θα εμφανίσει κορυφές στο ιστόγραμμα, έτσι η ομαλοποίηση (smoothing) του ιστογράμματος ως προεπεξεργασία του αλγορίθμου κατάτμησης ιστογράμματος, μερικές φορές είναι απαραίτητη.

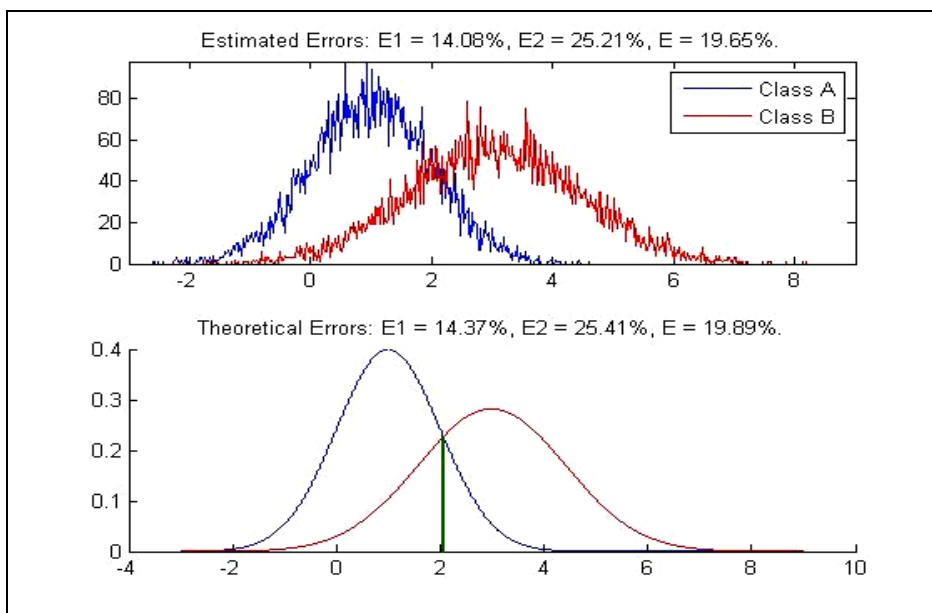
Όταν η κατάτμηση γίνεται μέσω έντασης του κάθε pixel τα πράγματα γίνονται αντιληπτά και λιγότερο σύνθετα. Μιλώντας για μια ασπρόμαυρη (gray-scale) εικόνα, όπου φαίνεται πιο καθαρά η έννοια της έντασης, **κάθε αντικείμενο με σχετικά μεγάλο μέγεθος δημιουργεί μια κατανομή pixel στο ιστόγραμμα της εικόνας γύρω από τη μέση τιμή έντασής του** (βλέπε Εικόνα 32). Όπως είναι γνωστό, αλλά σημειώνεται και εδώ, για τις εικόνες επιπέδου γκρι με τον όρο χαρακτηριστικά έντασης αναφερόμαστε στις τιμές που μπορεί να λάβει ένα pixel. Συγκεκριμένα, υπάρχουν 256 αποχρώσεις του γκρι με 0 να συμβολίζει το μαύρο και 255 το λευκό. **Αν η εικόνα μας περιέχει ένα μόνο αντικείμενο σε σχετικά ομοιόμορφο φόντο (background) τότε έχουμε δυο κατανομές pixel στο ιστόγραμμα και αρκεί να βρούμε μια τιμή κατωφλίου T (Threshold) η οποία θα ξεχωρίζει εκατέρωθεν της την κατανομή pixel που αντιπροσωπεύει το αντικείμενο και την κατανομή pixel που αντιπροσωπεύει το φόντο** (βλέπε Εικόνα 33). Βελτιώσεις της μεθόδου αυτής είναι η πολυκατωφλίωση όταν έχω πολλά αντικείμενα προς κατάτμηση, η ολική κατωφλίωση, δηλαδή σε όλη την εικόνα όταν όμως γνωρίζω αν το αντικείμενο έχει μεγαλύτερη ένταση απ' το φόντο, η τοπική κατωφλίωση όταν οι κατανομές στο ιστόγραμμα είναι δυσδιάκριτες και η μέθοδος Otsu όπου ελαχιστοποιεί την πιθανότητα εσφαλμένης ταξινόμησης των pixel μέσα στις κατανομές τους.

Μια άλλη βελτίωση της μεθόδου κατάτμησης ιστογράμματος είναι να εφαρμοστεί κατ' επανάληψη η κατασκευή ιστογράμματος στις συστάδες της εικόνας προκειμένου να διαιρεθούν σε μικρότερες συστάδες. Αυτό επαναλαμβάνεται στις ολοένα και μικρότερες συστάδες έως ότου να μην διαμορφώνονται άλλες συστάδες. Ένα μειονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι ότι μπορεί να είναι δύσκολο να προσδιοριστούν τα σημαντικά κύλα και οι σημαντικές κορυφές στο ιστόγραμμα.



Εικόνα 32 – Ιστόγραμμα μεταφοράς μιας εικόνας με ένα αντικείμενο.

Η μεγάλη κατανομή pixel στο ιστόγραμμα αντιστοιχεί στο φόντο, λόγω του ότι το φόντο στην εικόνα απαρτίζεται από περισσότερα pixel. Επίσης βρίσκεται αριστερά, διότι το αντικείμενο έχει μεγαλύτερη ένταση από το φόντο με μέση ένταση αντικειμένου περίπου 170 και φόντου περίπου 100. Οι κατάλληλες τιμές για το κατώφλι βρίσκονται ανάμεσα στις δύο κατανομές pixel, με μέση ένταση περίπου 145.



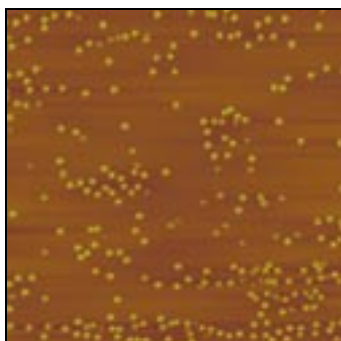
Εικόνα 33 – Παράδειγμα κατοφλίωσης

Στο πάνω διάγραμμα φαίνεται ένα ιστόγραμμα μιας εικόνας με ένα αντικείμενο. Στο κάτω διάγραμμα απεικονίζεται με κάθετη πράσινη γραμμή το κατώφλι διαχωρισμού του αντικειμένου αυτού απ' το φόντο με μέση τιμή έντασης ίση με 2.

2.4 Κατάτμηση Υδροκρίτη

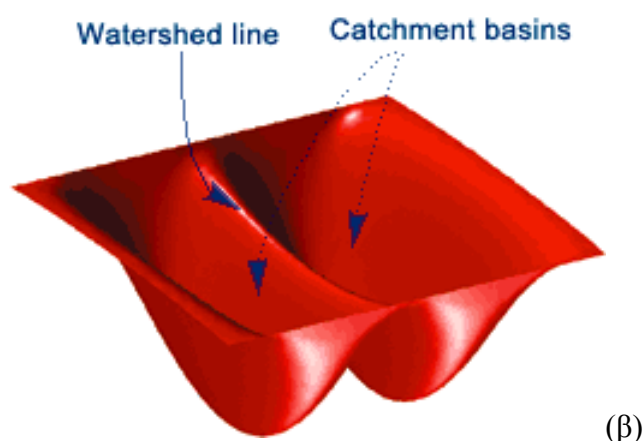
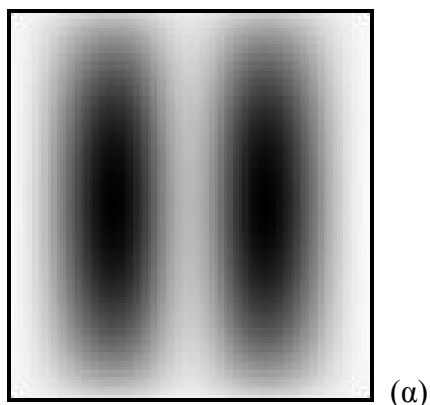
Η κατάτμηση υδροκρίτη (**watershed transform**) θεωρεί το μέγεθος της κλίσης μιας εικόνας ως τοπογραφική επιφάνεια. Τα pixel που έχουν τις υψηλότερες εντάσεις κλίσης (GMIs) αντιστοιχούν στις γραμμές υδροκρίτη, οι οποίες αντιπροσωπεύουν τα όρια περιοχών. Το νερό που τοποθετείται σε οποιοδήποτε pixel που εσωκλείεται από μια κοινή γραμμή υδροκρίτη ρέει προς τα κάτω σε ένα κοινό τοπικό ελάχιστο έντασης (LMI). Τα pixel που στραγγίζουν σε ένα κοινό ελάχιστο σχηματίζουν μια λεκάνη συλλογής, η οποία αντιπροσωπεύει ένα τμήμα από τα πολλά που μπορεί να εξάγει η κατάτμηση αυτή. **Ο όρος υδροκρίτης (watershed)** αναφέρεται σε μια κορυφογραμμή που διαιρεί τις περιοχές που στραγγίζονται από τα διαφορετικά συστήματα ποταμών που δημιουργούνται κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου. **Μια λεκάνη συλλογής (catchment basin)** είναι το γεωγραφικό στράγγισμα της περιοχής σε έναν ποταμό ή σε μια δεξαμενή.

Πώς όμως οι υδροκρίτες και οι λεκάνες συλλογής αφορούν την ανάλυση του βιολογικού ιστού, τη μελέτη των γαλαξιών, ή την έρευνα της νέας τεχνολογίας ημιαγωγών και ποια είναι η σύνδεση στην επεξεργασία εικόνας θα εξηγήσουμε τώρα. Η σύνδεση είναι μέσω της ανάλυσης των υπολογιστών για αντικείμενα στις ψηφιακές εικόνες. Τα αντικείμενα θα μπορούσαν να είναι κύτταρα αίματος, αστέρια, σημάδια μελανιού σε μια εκτυπωμένη σελίδα, μικροστοιχεία DNA, ή ακόμα και κβαντικά σημεία ημιαγωγών (βλέπε Εικόνα 34). Η ανάλυση υπολογιστών για αντικείμενα στις εικόνες ξεκινάει με κατάτμηση εικόνας, αποφασίζει δηλαδή ποια pixel ανήκουν σε κάθε αντικείμενο. Οι πιο πρόσφατες εκδόσεις της εργαλειοθήκης της επεξεργασίας εικόνας περιλαμβάνουν τις νέες λειτουργίες για τον υπολογισμό και την εφαρμογή της κατάτμησης υδροκρίτη, ένα ισχυρό εργαλείο για τα προβλήματα κατάτμησης εικόνας.



Εικόνα 34 - Κβαντικά σημεία ημιαγωγών από πείραμα μικροφυσικής του Ian Farrer, ομάδα φυσικής ημιαγωγών, πανεπιστήμιο Cambridge.

Για την εικονική κατανόηση της μετατροπής της εικόνας που προσφέρει η κατάτμηση υδροκρίτη χρειάζεται να σκεφτείτε μια εικόνα ως επιφάνεια. Για παράδειγμα παράγουμε την εικόνα παρακάτω με άσπρο φόντο κ δύο μαύρα οβάλ αντικείμενα με αχνές ακμές (βλέπε Εικόνα 35). Την εικόνα αυτή δίνουμε σαν είσοδο στον αλγόριθμο κατάτμησης υδροκρίτη. Φανταστείτε ότι οι φωτεινές περιοχές είναι «υψηλές» και οι σκοτεινές περιοχές είναι «χαμηλές». Αν τώρα αυτό το αναπαριστούσαμε ως επιφάνεια, είναι πιο ορατό και κατανοητό το νόημα των λεκανών συλλογής και των γραμμών υδροκρίτη. Η εργαλειοθήκη επεξεργασίας εικόνας με κατάτμηση υδροκρίτη μπορεί να βρει τις λεκάνες συλλογής και τις γραμμές υδροκρίτη για οποιαδήποτε εικόνα σε κλίμακα του γκρι (greyscale).



Εικόνα 35 – Μετασχηματισμός κατάτμησης υδροκρίτη

α) Συνθετικά παραγμένη εικόνα δύο σκοτεινών σταγόνων.

β) Τρισδιάστατη απεικόνιση της εξόδου του μετασχηματισμού υδροκρίτη.

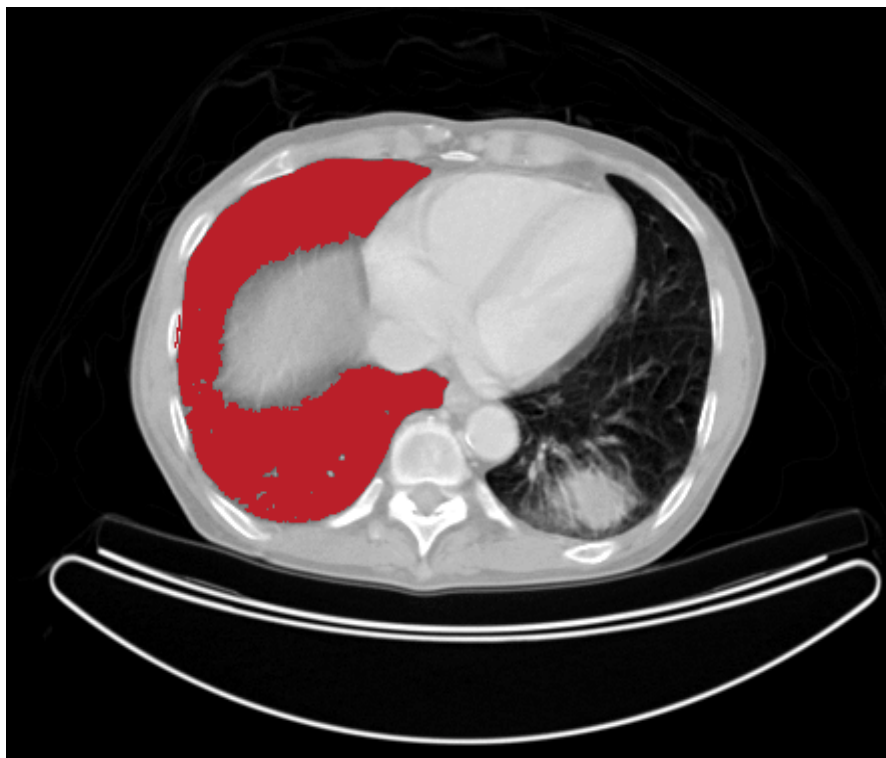
2.5 Κατάτμηση Αυξανόμενης Περιοχής

Η πρώτη μέθοδος κατάτμησης αυξανόμενης περιοχής (region growing method) ήταν η αυξανόμενη περιοχή με σπόρο (seeded region growing). Στις τεχνικές αυτής της κατηγορίας, η επεξεργασία αρχίζει με τον καθορισμό κάποιων αρχικών σημείων στην εικόνα που ονομάζονται σπόροι (seeds). Κάθε ένα από αυτά καθορίζει μια περιοχή (region) και την επεκτείνει προσθέτοντας γειτονικά σημεία, εφόσον ικανοποιούν ένα προκαθορισμένο κριτήριο ομοιογένειας, λογική του οποίου είναι να ξεχωρίζει στα γειτονικά σημεία, ποια είναι όμοια ή όχι. **Οι περιοχές, λοιπόν, αυξάνονται συνεχώς με τη σύγκριση όλων των γειτονικών pixel των σπόρων.** Η επέκταση αυτή σταματάει όταν κανένα άλλο σημείο δεν μπορεί να προστεθεί.

Η διαφορά μεταξύ του μεγέθους της έντασης ενός pixel και του κέντρου της περιοχής, που συνήθως ονομάζεται δ , μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο συσταδοποίησης. Το pixel με τη μικρότερη διαφορά συνδέεται με την περιοχή. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται έως ότου συνδεθούν όλα τα pixel στην περιοχή αυτή. (βλέπε Εικόνα 36).

Το κριτήριο ομοιογένειας παίζει μεγάλο ρόλο, ενώ κρατώντας το σταθερό, τα αποτελέσματα θα επηρεαστούν από την επιλογή των αρχικών σημείων. Έτσι, ένα θέμα σημαντικό είναι το πόσους σπόρους θα διαλέξουμε, ποιοι θα είναι αυτοί, και με ποια κριτήρια θα τους επιλέξουμε ανάλογα με την προς επεξεργασία εικόνα. Στα τελευταία στάδια αυτής της επεξεργασίας, η συνένωση (merging) γειτονικών περιοχών ή αποσύνθεση μιας περιοχής σε περισσότερες (splitting), βελτιώνει το τελικό αποτέλεσμα.

Πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου, είναι η εξασφάλιση εξόρυξης συμπαγών και χωρικά συνδεδεμένων περιοχών. Διάφορες προσεγγίσεις στην αναγνώριση περιοχών, αφορούν την επιλογή τοπικών ελάχιστων ανά περιοχή, μείωση χρωμάτων με κβαντισμό, επιεική κριτήρια ομοιογένειας σε πρώτα στάδια που θα ακολουθηθούν από συνένωση (merging).



Εικόνα 36 – Κατάτμηση αυξανόμενης περιοχής με σπόρο σε ιατρική απεικόνιση



Εικόνα 37 – Κατάτμηση αυξανόμενης περιοχής σε εφαρμογή video

Σε μια πρόσφατη προσέγγιση με εφαρμογή σε video, η μέθοδος κατάτμησης αυξανόμενης περιοχής έχει επιλεγεί λόγω της γρήγορης εκτέλεσής της. Οι περιοχές που προκύπτουν, συνδυάζονται με χωρικούς τελεστές όπως το μέγεθός τους, και η γειτνίαση και οδηγούν σε μια διαδικασία εξόρυξης δεδομένων από video και διάδοσης περιορισμών (Βλέπε Εικόνα 37).

Η αυξανόμενη περιοχή με σπόρο (seeded region growing) απαιτεί τους σπόρους ως επιπλέον εισαγωγή. Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου εξαρτώνται από την επιλογή των σπόρων. Ο θόρυβος στην εικόνα μπορεί να αναγκάσει τους σπόρους να είναι κακώς τοποθετημένοι. **Η αυξανόμενη περιοχή χωρίς σπόρο (unseeded region growing) είναι ένας τροποποιημένος αλγόριθμος που δεν απαιτεί σαν είσοδο σπόρους.** Ξεκινάει με μια ενιαία περιοχή A_1 , αλλά το pixel που επιλέγεται εδώ δεν επηρεάζει σημαντικά την τελική κατάτμηση. Σε κάθε επανάληψη εξετάζει τα γειτονικά pixel με τον ίδιο τρόπο όπως ο προηγούμενος αλγόριθμος. Διαφέρει από αυτόν στο ότι εάν το ελάχιστο δ είναι μικρότερο από ένα προκαθορισμένο κατώτατο όριο T (Threshold) συνδέεται με την αντίστοιχη περιοχή A_j . Εάν όχι, το pixel θεωρείται σημαντικά διαφορετικό από όλες τις τρέχουσες περιοχές A_i και μια νέα περιοχή A_{n+1} δημιουργείται με αφετηρία ανάπτυξής της αυτό το pixel.

Μια παραλλαγή αυτής της τεχνικής, που προτείνεται από Haralick και Shapiro (1985), είναι βασισμένη στις εντάσεις των pixel. Το κέντρο με τη διασπορά της περιοχής και η ένταση του υποψήφιου pixel χρησιμοποιούνται για να συνυπολογίσουν μια δοκιμαστική στατιστική. Εάν αυτή είναι αρκετά μικρή, το pixel προστίθεται στην περιοχή, και το κέντρο με τη διασπορά της περιοχής υπολογίζονται εκ νέου. Διαφορετικά, το pixel απορρίπτεται, και χρησιμοποιείται για να διαμορφώσει μια νέα περιοχή.

2.6 Μέθοδος Ορισμού Επιπέδου

Η διάδοση καμπύλων (curve propagation) είναι μια δημοφιλής τεχνική στην ανάλυση εικόνας για την εξαγωγή αντικειμένων, την ανίχνευση τροχιάς τους, την στερεοφωνική ανακατασκευή, κ.α. Η κεντρική ιδέα πίσω από μια τέτοια προσέγγιση είναι να κατασκευαστεί μια καμπύλη προς τη χαμηλότερη δυνατότητα μιας συνάρτησης κόστους, όπου ο ορισμός της να απεικονίζει τη διαδικασία που διεξάγεται και να επιβάλλει ορισμένους περιορισμούς ομαλότητας. Αυτές οι Lagrangian τεχνικές είναι βασισμένες στην παραμετροποίηση του περιγράμματος μέσω κάποιας δειγματοληψίας και έπειτα συσχετίζουν κάθε στοιχείο σύμφωνα με την εικόνα και τους εσωτερικούς όρους. **Ενώ μια τέτοια τεχνική μπορεί να είναι πολύ αποδοτική, είναι ευάλωτη σε διάφορους περιορισμούς** όπως την απόφαση σχετικά με τη στρατηγική δειγματοληψίας, τον υπολογισμό των εσωτερικών γεωμετρικών ιδιοτήτων της καμπύλης η οποία αλλάζει την τοπολογία της κατά τη διεξαγωγή του αλγορίθμου, την εξέταση των προβλημάτων σε υψηλότερες διαστάσεις κ.α.

Η μέθοδος ορισμού επιπέδου προτάθηκε αρχικά για την ανίχνευση τροχιάς κινούμενων επιφανειών (moving interfaces) από Osher και Sethian το 1988 και έχει διαδοθεί σε διάφορες περιοχές απεικόνισης προς το τέλος της δεκαετίας του '90. **Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να λύσει αποτελεσματικά το πρόβλημα της καμπύλης, της επιφάνειας κ.τ.λ. της διάδοσης με υποκινουμένη δράση. Η κεντρική ιδέα είναι να αναπαραστήσουμε ένα περίγραμμα που θα προσπαθεί να εγκλωβίσει μέσα του το αντικείμενο χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση, της οποίας το επίπεδο μηδέν θα αντιστοιχεί στο πραγματικό περίγραμμα του αντικειμένου.** Κατόπιν, σύμφωνα με την εξίσωση κίνησης του περιγράμματος, το επίπεδο ένα εύκολα να παραγάγει μια παρόμοια ροή της επικείμενης επιφάνειας που όταν εφαρμόζεται στο επίπεδο μηδέν απεικονίζει τη διάδοση του περιγράμματος.

Η μέθοδος ορισμού επιπέδου έχει πολλά πλεονεκτήματα γιατί μη έχοντας παραμέτρους παρέχει έναν άμεσο τρόπο να υπολογιστούν οι γεωμετρικές ιδιότητες της αναπτυσσόμενης δομής, επίσης μπορεί να αλλάξει την τοπολογία καθώς είναι και παράλληλης δράσης. Επιπλέον, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να καθορίσει ένα πλαίσιο βελτιστοποίησης όπως προτείνεται από τους Zhao, Merriman και Osher το 1996. Επομένως, συμπερασματικά είναι ένα πολύ κατάλληλο πλαίσιο για να εξετάσει κανείς τις πολυάριθμες εφαρμογές της τεχνητής όρασης και της ιατρικής απεικόνισης. Επίσης, η έρευνα στις διάφορες μεθόδους ορισμού επιπέδου δομών δεδομένων (level set data structures) έχει οδηγήσει στις πολύ αποδοτικές εφαρμογές αυτής της μεθόδου.

2.7 Ανίχνευση Ακμών

Η κατάτμηση μπορεί επίσης εύκολα να πραγματοποιηθεί με την ανίχνευση ακμών (Edge Detection) , δηλαδή των ορίων των αντικειμένων. **Ακμή (edge) είναι ένα σύνολο από σημεία ασυνέχειας τα οποία καθορίζουν το όριο ανάμεσα σε δύο ομοιόμορφες περιοχές.** Οι ακμές αποτελούν βασικά χαρακτηριστικά της εικόνας και δεδομένου ότι φέρουν χρήσιμες πληροφορίες για τα όρια των αντικειμένων, η μη ενσωμάτωση πληροφορίας σχετικά με αυτές, ειδικά σε εικόνες όπου υπάρχουν έντονες αντιθέσεις, θα αποτελούσε μια σημαντική παράλειψη ενσωμάτωση πληροφορίας σχετικά με αυτές μπορεί να βελτιώσει μια μέθοδο για την ανάλυση εικόνας.

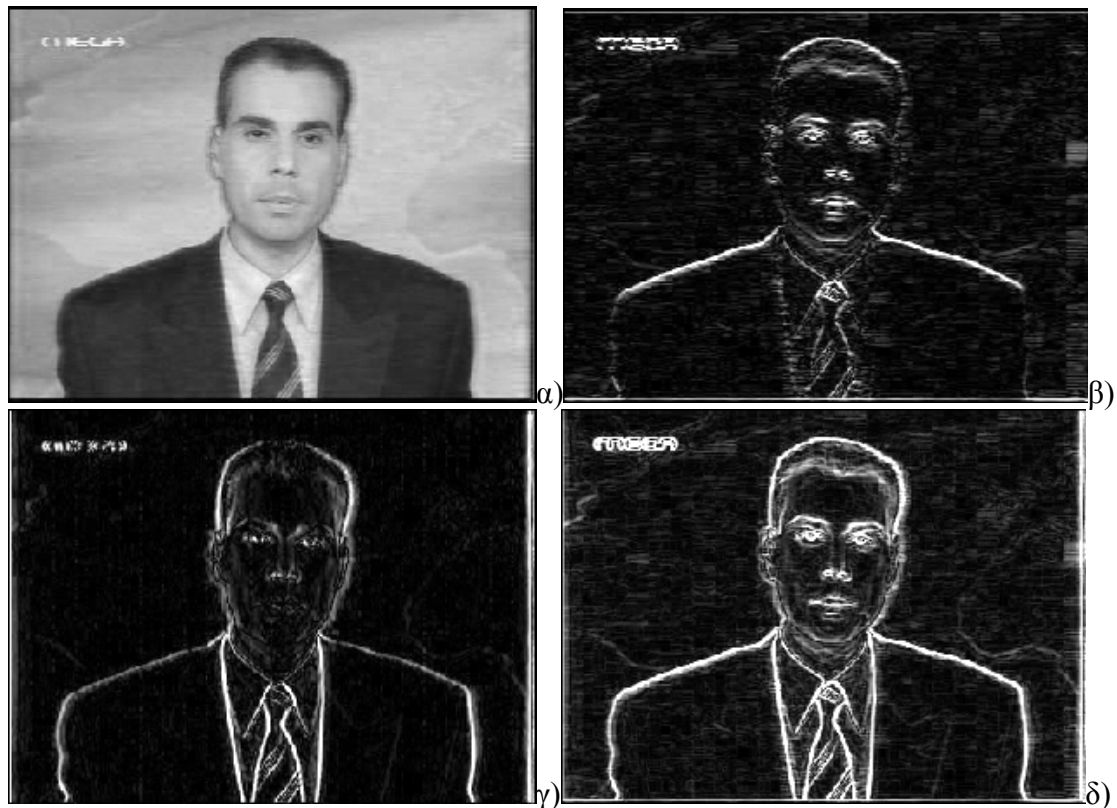
Ενώ σε ασπρόμαυρες (gray-scale) εικόνες αυτό πραγματοποιείται με μικρή δυσκολία, σε έγχρωμες εικόνες, η κατάτμηση είναι πιο πολύπλοκη. Δύο κύριες φιλοσοφίες επικρατούν. **Επεξεργασία και στα τρία χρώματα ταυτόχρονα, ή επεξεργασία σε κάθε χρώμα χωριστά και συνδυασμός των επιμέρους αποτελεσμάτων με διάφορα κριτήρια.** Η πρώτη προσέγγιση δεν δίνει σημαντικότερα αποτελέσματα σε σχέση με την επεξεργασία της εικόνας ως gray-scale, ενώ χρειάζεται τον καθορισμό κάποιας γεωμετρικής αναπαράστασης της απόστασης μεταξύ δύο χρωμάτων στον εκάστοτε χώρο αναπαράστασης των χρωμάτων.

Μια ενδιαφέρουσα προσέγγιση είναι η πρόβλεψη των ορίων, παρακολουθώντας τις αλλαγές χρωμάτων των pixel και βρίσκοντας την κατεύθυνση αυτών των αλλαγών. Ακολουθώντας αυτές τις κατευθύνσεις και συνδυάζοντας τις μεταξύ τους, η εύρεση των ακμών είναι επιτεύξιμη. Ειδικότερα δε, η χρησιμοποίηση της πληροφορίας αυτής σε συνδυασμό με ένα πρωταρχικό σχήμα μπορεί να συνεισφέρει κατά πολύ στην ανάλυση εικόνων.

Οι ανιχνευτές ακμών μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο κατηγορίες. Στις **τοπικές τεχνικές**, που χρησιμοποιούν τελεστές που δρουν σε τοπικές γειτονιές της εικόνας και **καθολικές τεχνικές**, που χρησιμοποιούν καθολική πληροφορία από όλη την εικόνα και μεθόδους φιλτραρίσματος για την εξαγωγή πληροφοριών από ακμές.

Από τις καθολικές τεχνικές, πολύ ξεχωριστή είναι η χρήση της **κλίσης της εικόνας**, η οποία βασίζεται στο γεγονός ότι οι ακμές έχουν οριστεί ως τοπικές μεταβολές της φωτεινότητας της εικόνας και, συνεπώς, τεχνικές διαφορίσης της εικόνας είναι δυνατό να εξάγουν την απαραίτητη πληροφορία σχετικά με τις ακμές. Η κλίση (gradient) της αρχικής εικόνας βρίσκεται εφαρμόζοντας φίλτρα, ή αλλιώς κατασκευάζοντας μάσκες, εύρεσης ακμών σε αυτήν, ένας τρόπος για να γίνει αυτό φαίνεται στην εικόνα της επόμενης σελίδας (βλέπε Εικόνα 31).

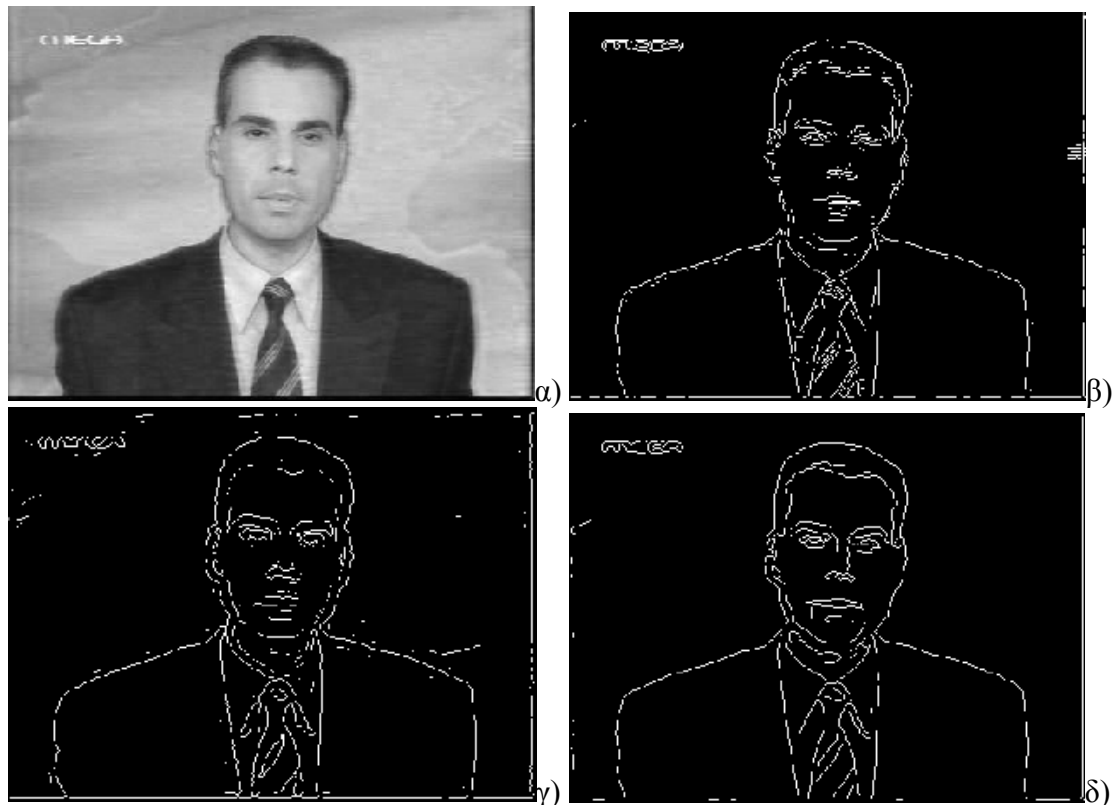
Οι μάσκες είναι αριθμητικοί πίνακες μικρών διαστάσεων που εφαρμόζονται επανειλημμένα σε κάθε pixel της εικόνας με απλές μαθηματικές πράξεις επηρεάζοντας τα γειτονικά pixel. Αυτή η διαδικασία είναι ουσιαστικά η εύρεση της πρώτης παραγώγου της αρχικής εικόνας και την φιλτράρει κατασκευάζοντας σαν έξοδο μια άλλη ασπρόμαυρη εικόνα (black & white) όπου απεικονίζονται με λευκό χρώμα οι ακμές της αρχικής, δηλαδή τα σημεία αλλαγής φωτεινότητάς της. **Οι μάσκες είναι υπεύθυνες για το ποιες ακμές ανιχνεύονται.** Για παράδειγμα, στην εικόνα της επόμενης σελίδας (βλέπε Εικόνα 38) είδαμε πως με μια μάσκα ανιχνεύσαμε τις οριζόντιες ακμές και με μια άλλη τις κάθετες. Η ουσία είναι ότι κάθε μάσκα έχει αδυναμία σε συγκεκριμένα είδη θορύβου και σε αδύνατες ακμές. Αυτός είναι και ο λόγος που έχουμε διαφορετικές μάσκες και όχι μια που να είναι ιδανική για κάθε ιδιαιτερότητα κάθε εικόνας.



Εικόνα 38 - Παράδειγμα υπολογισμού κλίσης της εικόνας.

- α) Αρχική εικόνα. β) Εμφανίζονται οι κάθετες μεταβολές φωτεινότητας.
 γ) Εμφανίζονται οι οριζόντιες. δ) Εμφανίζονται οι κάθετες και οι οριζόντιες μαζί.

Οι πιο γνωστοί ανιχνευτές ακμών είναι οι Sobel, Prewitt, Roberts, Laplacian of Gaussian, zero-cross και Canny (βλέπε Εικόνα 39). **Η μέθοδος Sobel βρίσκει ακμές χρησιμοποιώντας την Sobel προσέγγιση παραγώγου**, δηλαδή την εφαρμογή μιας μάσκας Sobel στην αρχική εικόνα. Επιστρέφει τις ακμές σε εκείνα τα σημεία όπου η κλίση είναι μέγιστη. Οι μέθοδοι Prewitt και Roberts εφαρμόζουν την ίδια τεχνική με τον Sobel, αλλά εφαρμόζουν διαφορετικού τύπου μάσκα. **Η μέθοδος Laplacian of Gaussian (LoG) βρίσκει τις ακμές με την ανίχνευση διασταυρώσεων μηδενικών μετά από φιλτράρισμα με το αντίστοιχο της μεθόδου φίλτρο**, το οποίο είναι φτιαγμένο έτσι ώστε να βρίσκει και μικρές διαφορές φωτεινότητας. Με τη zero-cross μέθοδο μπορούμε να κάνουμε ανίχνευση όπως στη Laplacian of Gaussian, ανιχνεύοντας δηλαδή διασταυρώσεις μηδενικών, με οποιοδήποτε μάσκα εμείς ορίσουμε. **Η μέθοδος Canny ανιχνεύει ακμές με την εύρεση των τοπικών μέγιστων της κλίσης της εικόνας**. Η κλίση υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την παράγωγο Gaussian, δηλαδή την γκαουσιανή μάσκα (Gaussian mask). Η μέθοδος χρησιμοποιεί κατωφλίωση, δηλαδή δύο όρια, για να ανιχνεύσει έντονες και αδύνατες ακμές, και περιλαμβάνει τις αδύνατες ακμές στην εικόνα εξόδου μόνο εάν αυτές συνδέονται με έντονες. Η μέθοδος Canny συγκρινόμενη με την Sobel θα μπορούσαμε να πούμε ότι αποτελεί βελτίωσή της με εκλέπτυνση ακμών και σύνδεση των pixel των ακμών. Αυτή η μέθοδος επομένως είναι συνήθως λιγότερο ευάλωτη στο θόρυβο από τις άλλες και αποτελεσματικότερη στο να ανιχνεύει αδύνατες ακμές που ενδεχομένως να περιέχουν για μας πολύ σημαντική πληροφορία.



Εικόνα 39 – Βασικότερες μέθοδοι ανίχνευσης ακμών

- α) Αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι (grayscale image)
- β) Ανίχνευση ακμών με τη μέθοδο Sobel
- γ) Ανίχνευση ακμών με τη μέθοδο Laplacian of Gaussian
- δ) Ανίχνευση ακμών με τη μέθοδο Canny

Η ανίχνευση ακμών από μόνη της δεν μπορεί να χρησιμεύσει στην κατάτμηση εικόνων. Πρέπει να συνδυαστούν γειτονικές ακμές για να ορίσουν τα όρια (boundaries) περιοχών. Υπάρχουν τρεις τεχνικές για συνένωση ακμών. Η τοπική επεξεργασία, η ολική επεξεργασία και μετασχηματισμός Hough. Στην τοπική επεξεργασία γειτονικά pixels της εικόνας ακμών τα οποία έχουν παρόμοια τιμή στο μέτρο της παραγώγου αλλά και στη κατεύθυνση συνδέονται μεταξύ τους. Η ολική επεξεργασία γίνεται με αναζήτηση γραφών ελάχιστου κόστους, όπου τα επιμέρους τμήματα ακμών που έχουν ανιχνευθεί θεωρείται ότι διαμορφώνουν ένα γράφο και αναζητούνται κλειστές διαδρομές ελάχιστου κόστους μέσα στο γράφο αυτό, οι οποίες θεωρείται ότι ανήκουν σε όρια περιοχών. Ο μετασχηματισμός Hough εκτελείται με βάση τα pixels των ακμών και αναζητούνται αντικείμενα τα οποία περιγράφονται από κλειστές μαθηματικές σχέσεις ,π.χ. γραμμές, κύκλοι και ελλείψεις. Ο συνδυασμός γραμμών μπορεί να προσεγγίσει πολλά άλλα σχήματα και επομένως η ανίχνευση ακμών με τον μετασχηματισμό Hough είναι μια από τις πλέον διαδεδομένες τεχνικές για την εύρεση ορίων σε περιοχές.

2.8 Κατάτμηση Νευρωνικών Δικτύων

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks) βρίσκουν ευρεία εφαρμογή στην κατάτμηση εικόνας. **Είναι ένα μαθηματικό μοντέλο για την επεξεργασία πληροφορίας που προσεγγίζει την υπολογιστική και αναπαραστατική δυνατότητα μέσω συνάψεων** και προέκυψαν από τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence). Το μοντέλο είναι εμπνευσμένο από τα βιοηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο ανάμεσα στους νευρώνες, τα νευρικά δηλαδή κύτταρα, και στις συνάψεις, δηλαδή τα σημεία επαφής των νευρικών απολήξεων.

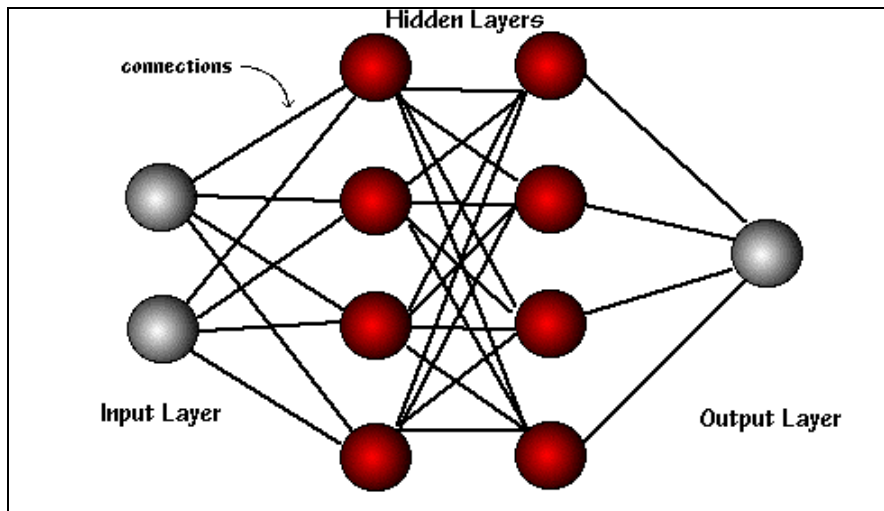
Στο μαθηματικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπάρχουν κομβικά σημεία (nodes), ή νευρώνες όπως αναφέραμε, στα οποία καταλήγουν συνδέσεις από άλλους κόμβους του δικτύου, στις οποίες συνήθως αποδίδεται κάποιο βάρος (βλέπε Εικόνα 40). Ουσιαστικά, αυτά τα κομβικά σημεία συνενώνονται σε ένα νευρωνικό δίκτυο και αποτελούν τους νευρώνες του, οι οποίοι διατάσσονται σε δυναμικά επίπεδα δυναμικού πλήθους νευρώνων, αναλόγως με το πρόβλημα που καλούνται να επιλύσουν. Μεγάλη σημασία για αυτούς έχει το πλήθος των αριθμητικών εισόδων που δέχεται το δίκτυο και το πλήθος των αριθμητικών εξόδων που επιθυμούμε. Με τα βάρη των νευρώνων που διαμορφώνεται κατά την εκπαίδευση του δικτύου, καταφέρνει σταδιακά να προσεγγίσει την επιθυμητή έξοδο. Πρακτικά, **ένα νευρωνικό δίκτυο βελτιστοποιεί μία συνάρτηση, σύμφωνα με κάποιους περιορισμούς.**

Το νευρωνικό δίκτυο είναι ένα δίκτυο που αποτελείται από υπολογιστικούς κόμβους, ή νευρώνες ή έστω νευρώνια, συνδεδεμένους μεταξύ τους. Είναι επίσης εμπνευσμένο από το ανθρώπινο κεντρικό νευρικό σύστημα, το οποίο και προσπαθούν να προσομοιώσουν. **Οι νευρώνες είναι τα δομικά στοιχεία του δικτύου. Υπάρχουν δύο είδη νευρώνων, οι νευρώνες εισόδου και οι υπολογιστικοί νευρώνες.**

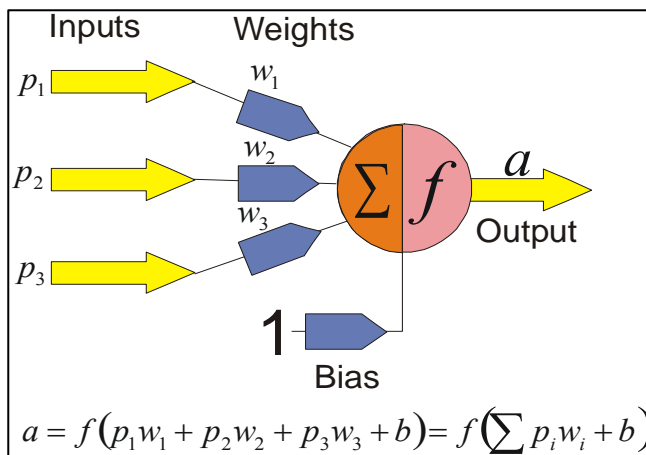
Οι νευρώνες εισόδου δεν υπολογίζουν τίποτα, μεσολαβούν ανάμεσα στις εισόδους του δικτύου και τους υπολογιστικούς νευρώνες. Οι υπολογιστικοί νευρώνες πολλαπλασιάζουν τις εισόδους τους με τα συναπτά βάρη και υπολογίζουν το άθροισμα του γινομένου. Το άθροισμα που προκύπτει είναι το όρισμα της συνάρτησης ενεργοποίησης (βλέπε Εικόνα 41). Εάν x_{ki} είναι η i -οστή είσοδος του k νευρώνα, w_{ki} : το i -οστό συναπτό βάρος του k νευρώνα και $\phi(\cdot)$ η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρωνικού δικτύου, τότε η έξοδος y_k του k νευρώνα δίνεται από

$$y_k = \phi \left(\sum_{i=0}^N x_{ki} w_{ki} \right)$$

την εξίσωση: . Στον k -οστό νευρώνα υπάρχει ένα συναπτό βάρος w_{k0} με ιδιαίτερη σημασία, το οποίο καλείται πόλωση ή **κατώφλι** (bias, threshold). Η τιμή της εισόδου του είναι πάντα η μονάδα, $x_{k0} = 1$. Εάν το συνολικό άθροισμα από τις υπόλοιπες εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται. Εάν είναι μικρότερο, τότε ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Μέσω μεθόδων εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων η έξοδος κάθε νευρώνα επηρεάζεται μέσω του βάρους του. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να διαμορφωθεί το δίκτυο αυτό έτσι ώστε να κάνει την επιθυμητή κατάτμηση. Η **συνάρτηση ενεργοποίησης** μπορεί να είναι βηματική (step transfer function), γραμμική (linear transfer function), μη γραμμική (non-linear transfer function) ή στοχαστική (stochastic transfer function).



Εικόνα 40 – Μορφολογία ενός απλού νευρωνικού δικτύου



Εικόνα 41 – Απεικόνιση μαθηματικών μεγεθών

Σημαντική διαφορά στην λειτουργία τους είναι η μη γραμμική εκτέλεση λειτουργιών που θα οδηγήσουν στην τελική υπόθεση, αλλά η **ταυτόχρονη δημιουργία παράλληλων υποθέσεων που ανταγωνίζονται μεταξύ τους**. Οι πολλαπλοί νευρώνες, επιφορτισμένοι με απλά καθήκοντα, μπορούν να αναλάβουν μέσω των διασυνδέσεών τους να αναπαραστήσουν τις περιοχές στην εικόνα. Η λειτουργία τους, αν και δεν είναι απλή, είναι γρήγορη, γεγονός που τους κάνει διαδεδομένη επιλογή σε αναγνώριση πραγματικού χρόνου, ενώ το τελικό αποτέλεσμα εκτός από ικανοποιητικό, είναι και ανθεκτικό στον θόρυβο. Κύριο ελάττωμά τους είναι η απαίτηση για εκπαίδευσή τους πριν την εφαρμογή τους, και η εκ των προτέρων γνώση για το πλήθος των περιοχών που θα αναγνωρισθούν, ώστε να μην καταλήξουν σε λάθος κατάτμηση.

Η κατάτμηση νευρωνικών δικτύων στηρίζεται στην επεξεργασία μικρών περιοχών μιας εικόνας χρησιμοποιώντας ένα τεχνητό νευρικό δίκτυο ή μια ομάδα νευρωνικών δικτύων. Μετά από μια τέτοια επεξεργασία ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων χαρακτηρίζει τους τομείς μιας εικόνας αναλόγως με την κατηγορία που αναγνωρίζεται. Ένας τύπος δικτύου που σχεδιάζεται ειδικά για αυτό είναι ο χάρτης Kohonen.

Στην κατηγοριοποίηση περιοχών λοιπόν, καθώς επίσης και στον καθορισμό του πλήθους νευρώνων που θα χρησιμοποιηθούν, έρχονται να δώσουν απάντηση τα ευρέως γνωστά δίκτυα αυτόματης οργάνωσης Kohonen (S.O.M.).

Τα δίκτυα Kohonen στηρίζονται στην φωτεινότητα των pixel και εξάγουν ένα σύνολο περιοχών (clusters). Η λειτουργία τους περιληπτικά ξεκινάει με κβαντισμό της αρχικής εικόνας για μείωση των χρωμάτων της. Το επηρεασμένο ιστογράμμά της δέχεται επεξεργασία από κινούμενο παράθυρο και εξάγονται βοηθητικά διανύσματα. Τα διανύσματα αυτά χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου και κάθε περιοχή αντιστοιχίζεται μέσω των διανυσμάτων στην αρχική εικόνα. Γενικότερα τα δίκτυα αυτά έχουν το πλεονέκτημα της γρήγορης εκπαίδευσης, ενώ είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι υλοποιούνται και σε Hardware κυκλώματα.

Μια άλλη μέθοδος κατάτμησης νευρωνικών δικτύων είναι **τα δίκτυα Hopfield που βασίζονται σε ανάλυση ιστογράμματος, και λαμβάνουν υπόψη τις χωρικές πληροφορίες που αφορούν την εικόνα**. Τα δίκτυα Hopfield εφαρμόζονται με δύο κύριες εκδοχές. Η πρώτη εντοπίζει κορυφές στα τρία ιστογράμματα, ένα για κάθε κανάλι χρώματος του προτύπου R.G.B., και συνδυάζει αργότερα τα αποτελέσματα. Η δεύτερη εφαρμόζει $M*N*S$ νευρώνες, όπου $M*N$ σημαίνει ύψος επί πλάτος και είναι η διάσταση της εικόνας σε pixel, ενώ S είναι το πλήθος των περιοχών που αναγνωρίστηκαν από την ανάλυση του ιστογράμματος.

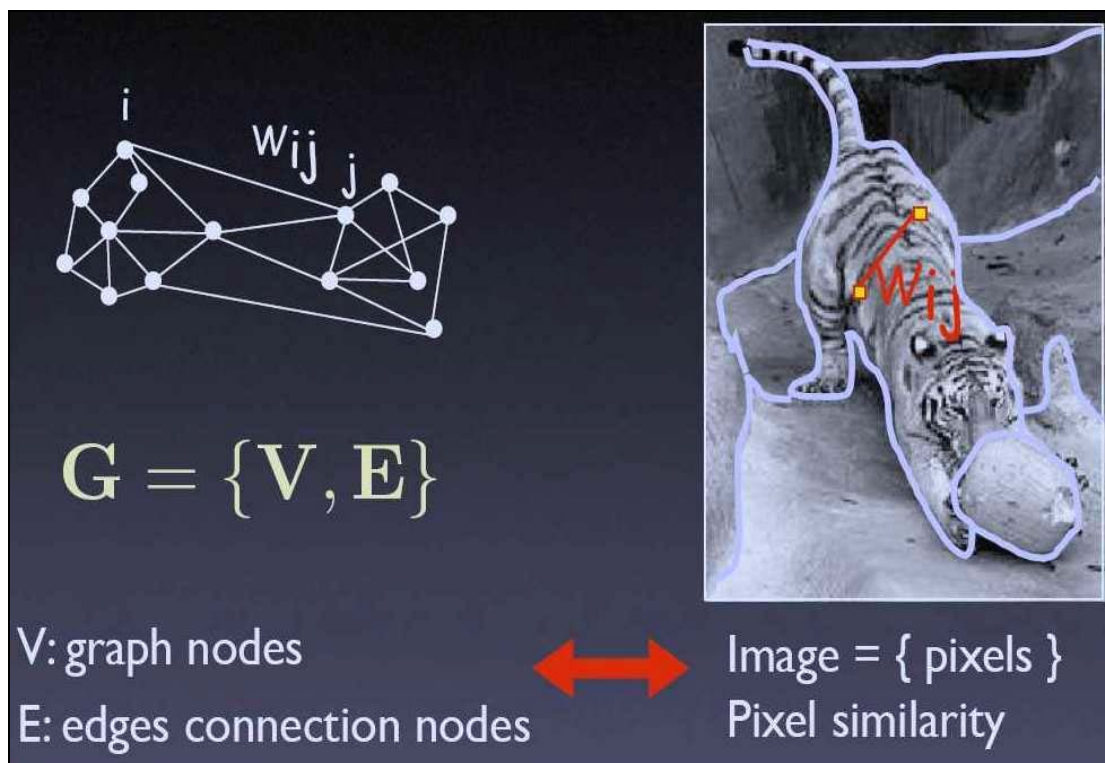
Τα νευρωνικά δίκτυα συνδεδεμένων παλμών (Pulse-Coupled Neural Networks) είναι νευρωνικά μοντέλα που προτείνονται μοντελοποιώντας τον οπτικό φλοιό μιας γάτας και αναπτύσσοντας υψηλής απόδοσης βιο-μιμητική επεξεργασία εικόνας. Το 1989, ο Eckhorn πρώτος εισήγαγε ένα νευρωνικό πρότυπο για να μιμηθεί το μηχανισμό του οπτικού φλοιού της γάτας. Το πρότυπο Eckhorn παρείχε ένα απλό και αποτελεσματικό εργαλείο για τον οπτικό φλοιό του μικρού θηλαστικού, και αναγνωρίστηκε σύντομα ως σημαντική δυνατότητα εφαρμογής στην επεξεργασία εικόνας. Το 1994, το πρότυπο Eckhorn προσαρμόστηκε από τον Johnson για να είναι ένας αλγόριθμος επεξεργασίας εικόνας, ο οποίος ονόμασε αυτόν τον αλγόριθμο Pulse-Coupled Neural Networks (PCNNs). Κατά τη διάρκεια της προηγούμενης δεκαετίας, τα PCNNs έχουν χρησιμοποιηθεί για ποικίλες εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας, που περιλαμβάνουν κατάτμηση εικόνας (image segmentation), παραγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων (feature generation), εξαγωγή προσώπου (face extraction), ανίχνευση κίνησης (motion detection), αυξανόμενες περιοχές (region growing), μείωση θορύβου (noise reduction) κ.α.

Ένα νευρωνικό δίκτυο συνδεδεμένων παλμών (PCNN) ,λοιπόν, είναι ένα δυσδιάστατο νευρωνικό δίκτυο. Κάθε νευρώνας του αντιστοιχεί σε ένα pixel στην εικόνα εισαγωγής που λαμβάνει τις πληροφορίες χρώματος του αντίστοιχου pixel του ,ή και ένταση, ως εξωτερικό ερέθισμα. Κάθε νευρώνας συνδέεται επίσης με τους γειτονικούς σε αυτόν νευρώνες, από όπου και λαμβάνει τα τοπικά ερεθίσματα. Τα εξωτερικά και τοπικά ερεθίσματα συνδυάζονται σε ένα εσωτερικό σύστημα ενεργοποίησης, που συσσωρεύει τα ερεθίσματα έως ότου να μην υπερβαίνει ένα δυναμικό κατώφλι κατώτατου ορίου. Όταν γίνει η υπέρβαση αυτή έχουμε ως συνέπεια μια παραγωγή παλμού. Μέσω επανάληψης αυτής της διαδικασίας, **οι νευρώνες PCNN παράγουν ως αποτέλεσμα μια χρονική σειρά παλμών**. Οι χρονικές σειρές παλμών περιέχουν τις πληροφορίες των εικόνων εισαγωγής και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τις διάφορες εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας, όπως η κατάτμηση εικόνας και η παραγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Έναντι των συμβατικών μέσων επεξεργασίας εικόνας, τα PCNNs έχουν διάφορα σημαντικά πλεονεκτήματα, συμπεριλαμβανομένης της αντοχής στο θόρυβο, της ανεξαρτησίας από γεωμετρικές παραλλαγές στα σχήματα εισαγωγής, την ικανότητα γεφυρώματος των μικρών παραλλαγών έντασης στα σχήματα εισαγωγής, κ.α.

2.9 Κατάτμηση μέσω Γράφου

Οι γράφοι (graphs) μπορούν αποτελεσματικά να χρησιμοποιηθούν για την κατάτμηση εικόνας (βλέπε Εικόνα 42). Συνήθως ένα pixel ή μια ομάδα pixel είναι κορυφές και ακμές που καθορίζουν το μέγεθος της ομοιότητας μεταξύ των γειτονικών pixel. Μερικοί δημοφιλείς αλγόριθμοι αυτής της κατηγορίας είναι οι random walker, minimum mean cut, minimum spanning tree-based algorithm, normalized cut, κ.λπ.

Η μέθοδος **normalized cut** (μέθοδος ομαλοποιημένων περικοπών) προτάθηκε αρχικά από τους Shi και Malik το 1997. Σε αυτήν την μέθοδο η εικόνα που τμηματοποιείται διαμορφώνεται ως έναν αυτόνομο γράφο με βάρη. Κάθε pixel είναι ένας κόμβος στον γράφο και μια ακμή διαμορφώνεται μεταξύ κάθε ζευγαριού pixel. Το βάρος μιας ακμής είναι το μέγεθος ομοιότητας μεταξύ των pixel. Η εικόνα υπόκειται τμηματοποίηση διαμορφώνοντας τμήματα μέσω της αφαίρεσης των ακμών που τα συνδέουν. Η βέλτιστη τμηματοποίηση του γραφήματος είναι αυτή που ελαχιστοποιεί τα βάρη των ακμών που αφαιρέθηκαν, και σε αυτό ακριβώς το κρίσιμο βήμα αναφέρεται και ο όρος περικοπή (cut). Ο αλγόριθμος του Shi επιδιώκει να ελαχιστοποιήσει την ομαλοποιημένη περικοπή (normalized cut), η οποία είναι η αναλογία της περικοπής σε όλες τις ακμές των τμημάτων.



Εικόνα 42 – Αναπαράσταση ενός βάρους του γράφου στην εικόνα

2.10 Κατάτμηση Εικόνας και Πρωταρχικό Σκίτσο

Έχουν υπάρξει πολυάριθμες ερευνητικές εργασίες στην ακόμη ενεργή περιοχή **κατάτμησης εικόνας και πρωταρχικό σκίτσο (image segmentation and primal sketch)**, από τις οποίες μερικές έχουν φθάσει τώρα σε ένα στάδιο τέτοιο όπου μπορούν να εφαρμοστούν είτε με τη διαδραστική παρέμβαση (συνήθως με εφαρμογή στην ιατρική απεικόνιση) είτε τελείως αυτόματα. Ακολουθεί μια συνοπτική επισκόπηση μερικών από τις κύριες ερευνητικές ιδέες πάνω στις οποίες είναι βασισμένες οι τρέχουσες προσεγγίσεις.

Η εμφωλευμένη δομή που περιγράφει ο Witkin είναι συγκεκριμένα για μονοδιάστατα σήματα και δεν μεταφέρει κοινότητα στις πολυδιάστατες εικόνες. Αυτή η γενική ιδέα έχει εμπνεύσει διάφορους άλλους συντάκτες για να ερευνήσει τα λεπτονόμεσα σχήματα (coarse-to-fine schemes) για την κατάτμηση εικόνας. Ο Koenderink πρότεινε να μελετήσει το πώς τα **περιγράμματα έντασης ISO (ISO-intensity contours)** εξελίσσονται κλιμακωτά και αυτή η προσέγγιση ερευνήθηκε λεπτομερέστερα από τους Lifshitz και Pizer. Δυστυχώς η ένταση των χαρακτηριστικών της εικόνας αλλάζει κλιμακωτά, το οποίο κάνει δύσκολο τον εντοπισμό των χαρακτηριστικών από κλίμακες χοντροειδών χαρακτηριστικών σε λεπτότερων ,μέσω πληροφοριών που μας δίνει η ένταση ISO.

Ο Lindeberg μελέτησε το πρόβλημα των τοπικών κορυφών και κοιλάδων πέρα από τις κλίμακες, και πρότεινε μια αντιπροσώπευση εικόνας αποκαλούμενη πρωταρχικό σκίτσο σε διάστημα κλιμάκων (scale-space primal sketch), που καθιστά συγκεκριμένες σχέσεις μεταξύ των δομών στις διαφορετικές κλίμακες, και κάνει επίσης συγκεκριμένο το ποιά χαρακτηριστικά γνωρίσματα εικόνας παραμένουν σταθερά παρά τις μεγάλες σειρές της κλίμακας, συμπεριλαμβανομένων των τοπικά κατάλληλων κλιμάκων για εκείνα. Ο Bergholm πρότεινε να ανιχνεύσει τις ακμές στις χονδροειδείς κλίμακες και έπειτα να τις επισημάνει πίσω στις λεπτότερες κλίμακες με διαδραστική επιλογή και της ανίχνευσης χονδροειδούς κλίμακας και του εντοπισμού λεπτής κλίμακας.

Οι Gauch και Pizer μελέτησαν το συμπληρωματικό πρόβλημα των κορυφών και των κοιλάδων στις πολλαπλές κλίμακες και ανέπτυξαν ένα εργαλείο για διαδραστική κατάτμηση εικόνας βασισμένη σε υδροκρίτες στο διάστημα των κλιμάκων (interactive image segmentation based on multi-scale watersheds). Η χρήση των υδροκριτών αυτών με εφαρμογή τους στο χάρτη κλίσης της εικόνας έχει ερευνηθεί και από τους Olsen και Nielsen, οι οποίοι τους μετέφεραν στην κλινική χρήση του Dam Vincken και λοιποί. Αυτοί πρότειναν μια υπερ-στήλη για τον καθορισμό των πιθανολογικών σχέσεων μεταξύ των δομών της εικόνας στις διαφορετικές κλίμακες. Η χρήση των σταθερών δομών εικόνας πέρα από τις κλίμακες (stable image structures over scales) έχει προαχθεί από τον Ahuja και τους συναδέλφους του σε ένα πλήρως αυτοματοποιημένο σύστημα.

Πιο πρόσφατα, αυτές οι ιδέες για την **κατάτμηση εικόνας με τη σύνδεση των δομών της πέρα από τις κλίμακες** έχουν παρθεί από Florack και Kuijper. Οι Bijaoui και Rué συνδύασαν δομές του που ανιχνεύονται σε διάστημα κλιμάκων πάνω από ένα ελάχιστο κατώτατο όριο θορύβου σε ένα δέντρο αντικειμένων που εκτείνεται κατά τις διαφορετικές κλίμακες και αντιστοιχεί σε ένα είδος χαρακτηριστικού γνώρισματος στην αρχική εικόνα. Κάθε ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα αναδημιουργείται με ακρίβεια χρησιμοποιώντας μια μέθοδο επαναληπτικής κλίσης συζευγμένων μητρών (iterative conjugate gradient matrix method).

2.11 Τεχνικές Ασαφούς Λογικής

Ένα πρόβλημα που ισχύει για όλες τις τεχνικές κατάτμησης είναι η ευαισθησία τους στην μετάδοση λάθος υποθέσεων μεταξύ των διάφορων σταδίων επεξεργασίας. Δηλαδή η δημιουργία μιας λαθεμένης υπόθεσης στα αρχικά στάδια της επεξεργασίας της εικόνας θα επηρεάσει όλα τα επόμενα στάδια που θα ακολουθήσουν. Με αυτό τον τρόπο καταδικάζεται το τελικό αποτέλεσμα να σφάλει.

Οι τεχνικές ασαφούς λογικής (fuzzy logic techniques) δίνουν τη δυνατότητα να μεταφέρονται οι αβέβαιες υποθέσεις μαζί με την εκτίμηση της αβεβαιότητας τους, στα επόμενα επίπεδα, επιτρέποντας την σύγκριση των υποθέσεων αυτών μεταξύ τους σε κάθε επίπεδο με στόχο την ανάδειξη της κυρίαρχης υπόθεσης στο τελευταίο στάδιο, όπου η εκτίμηση της αβεβαιότητας θα είναι όσο το δυνατόν πιο προσεκτικά και πιο ώριμα σωστή και ακριβής. Αποφεύγεται δηλαδή η «προκατάληψη» που δημιουργείται σε άλλες τεχνικές από τον περιορισμό ανάδειξης της καλύτερης ανα επίπεδο υπόθεσης, δίνοντας τελικά πιο ευέλικτο χαρακτήρα στην λειτουργία της κατάτμησης.

Μηχανισμοί αναπαράστασης της αβεβαιότητας χρησιμοποιούν τελεστές ασάφειας, μαθηματικούς τύπους και ιδιότητες, καθώς και λογικούς κανόνες. Κάθε pixel της αρχικής εικόνας συνοδεύεται από την συμμετοχή της στα σύνολα, όπως περιοχές ή ακμές, στα οποία μπορεί να ανήκει. Μια πολύ ενδιαφέρουσα μέθοδος είναι η **Fuzzy C-Means clustering (ασαφής κατάτμηση C μέσων), που επιτρέπει ασαφή όρια μεταξύ των περιοχών.** Περιληπτικά, η λειτουργία του αλγόριθμου ξεκινά με τον καθορισμό αβεβαιότητας ενός pixel σχετικά με το τμήμα (cluster) στο οποίο ανήκει, μέσω της απόστασής του από το κέντρο του τμήματος αυτού. Στη συνέχεια γίνεται επαναπροσδιορισμός των τμημάτων μέσω των (αβέβαιων) σημείων που το δημιουργούν, και υπολογισμός του κέντρου του. Τέλος εκτελείται επανάληψη των παραπάνω μέχρι να μεγιστοποιηθεί η απόσταση των κέντρων των τμημάτων.

Μια επέκταση της Fuzzy C-Means clustering (F.C.M.), χωρίζει την λειτουργία του αλγόριθμου σε δυο φάσεις, μια φάση τραχύτητας, και μια εκλέπτυνσης (coarse and fine phase). Στην πρώτη φάση, τα μη ταξινομημένα pixel αναθέτονται στην κοντινότερη κλάση, ενώ στην φάση εκλέπτυνσης υπολογίζεται το αποτέλεσμα της ανάθεσης. Η F.C.M. μέθοδος γενικότερα υποφέρει από μεγάλο υπολογιστικό κόστος στα δύσκολα προβλήματα, ενώ συνεργάζεται καλύτερα με το H.S.I μοντέλο, παρά με τις παραλλαγές του R.G.B.

Στην Fuzzy τεχνική και τον F.C.M. αλγόριθμο στηρίζεται και το πολύ ακριβές, παρά την δυσκολία του, αποτέλεσμα της εικόνας στην επόμενη σελίδα (βλέπε Εικόνα 43). Αξίζει να σημειωθεί ότι πριν την εφαρμογή της F.C.M. προηγείται μια μείωση του πλήθους χρωμάτων με χαμηλοπερατά φίλτρα (low-pass filters), και τρισδιάστατη ανάλυση (3D analysis) των αντικειμένων για να εντοπιστεί το κέντρο τους.

Αξίζει, τέλος, να σημειωθεί και η **ημιαυτόματη κατάτμηση**, η οποία είναι ένα είδος κατάτμησης όπου ο χρήστης περιγράφει διαδραστικά την περιοχή ενδιαφέροντος με πολλαπλά κλικ ποντικιού και οι αλγόριθμοι εφαρμόζονται έτσι ώστε να παρουσιάζεται η πορεία που εφαρμόζεται καλύτερα την ακμή της περιοχής. Οι τεχνικές όπως Livewire ή το Intelligent Scissors (ευφυές ψαλίδι) χρησιμοποιούνται σε αυτό το είδος κατάτμησης.

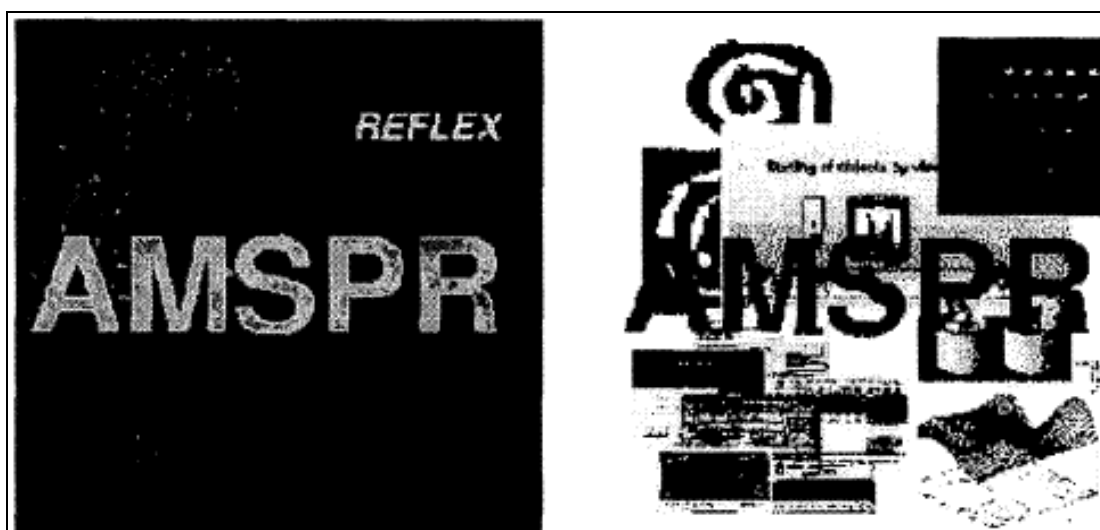
2.12 Μοντέλα Προσέγγισης μέσω Φυσικής

Τα μοντέλα προσέγγισης μέσω φυσικής (Physics Based Approaches), εκμεταλλεύονται τις ιδιότητες των υλικών και οδηγούν σε ακριβέστερη, υπό κάποιες προϋποθέσεις, αναγνώριση αντικειμένων και περιοχών. Οι ιδιότητες των υλικών μπορούν να μοντελοποιηθούν σε αποχρώσεις χρωμάτων, αντανάκλασεις, σκιάσεις, εμφάνιση θορύβου, συνέχεια σε φωτεινότητα ή υφή. Κύριο πλεονέκτημα είναι η **αποφυγή λανθασμένων υποθέσεων για περίγραμμα αντικειμένων, που δημιουργούνται από υπερβολικό φωτισμό και ‘γυαλάδες’ ,ή σκιάσεις.**

Από τα πιο γνωστά μοντέλα φυσικής, είναι το **dichromatic reflection model** (μοντέλο δίχρωμης αντανάκλασης) και το **approximate color-reflectance model** (μοντέλο προσέγγισης χρώματος-αντανάκλασης). Το Approximate Color-Reflectance Model (A.C.R.M.) χωρίζει τα αντικείμενα σε δυο κύριες κατηγορίες, τα οπτικά ομογενή υλικά ,όπως πλαστικά, χαρτί, υφάσματα, μπογιές, και τα οπτικά ανομοιογενή υλικά ,όπως μέταλλα, γυαλιά, υγρά κ.τ.λ.

Μεγάλη εφαρμογή μοντέλων φυσικής βρίσκει χώρο στην **αναγνώριση δέρματος ή ανθρώπινων χαρακτηριστικών προσώπου, ανεξάρτητα από μέγεθος ή την γωνία με την οποία τα βλέπουμε.** Το χρώμα του ανθρώπινου δέρματος άλλωστε, περιορίζεται σε μια μικρή περιοχή του χρωματικού χώρου και μπορεί να απομονωθεί εύκολα με μια κατανομή Gaussian.

Γενικά, τα μοντέλα φυσικής, δίνοντας σημασία κυρίως σε αντανάκλασεις, έχουν επιτυχή εφαρμογή σε συγκεκριμένους χώρους, στους οποίους είναι γνωστά από πριν τα φυσικά αντικείμενα της εικόνας και οι ιδιότητές τους, **χρησιμοποιούν δηλαδή σαν πρωταρχική γνώση στις μεθόδους κατάτμησης εικόνας.**



Εικόνα 43 – Κατάτμηση εικόνας μέσω Fuzzy C-Means clustering

3. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΟΥ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΟΥ ΕΡΓΟΥ

3.1 Σημερινές Συνθήκες Τοπικής Αναισθησίας

Η γενική αναισθησία είναι μια σημαντική ιατρική πράξη που ελαχιστοποιεί το αίσθημα του πόνου στις χειρουργικές επεμβάσεις. Προκαλεί απώλεια της συνείδησης και άλλων σημαντικών λειτουργιών του ανθρώπινου οργανισμού (πχ αναπνοή) και πολλές φορές απαιτεί τη διασωλήνωση του ασθενή. Αντίθετα με τη γενική αναισθησία, η **τοπική αναισθησία (loco-regional anesthesia – L.R.A.)** επιτρέπει την αναισθησία μέρους του σώματος για την εκτέλεση συγκεκριμένων χειρουργικών επεμβάσεων. Ο ασθενής διατηρεί τη συνείδηση του και χωρίς καμιά απώλεια της αναπνευστικής λειτουργίας. Συνεπώς, είναι μια περισσότερο αποτελεσματική και λιγότερο ενοχλητική και επικίνδυνη τεχνική που προσφέρει στους ασθενείς μια γρήγορη μετεγχειρητική ανάρρωση και μειώνει τη διάρκεια παραμονής στο νοσοκομείο.

Παρόλα τα σημαντικά πλεονεκτήματα, η L.R.A. είναι μια περίπλοκη διαδικασία που εξαρτάται από την κλινική εικόνα του ασθενή και απαιτεί μια πολύχρονη εκπαίδευση και εξάσκηση του ιατρικού προσωπικού σε πραγματική χειρουργική αίθουσα. Με την τρέχουσα ιατρική πρακτική, **ο αναισθησιολόγος χρησιμοποιεί γενικές ανατομικές αναφορές για να αποφασίσει το καλύτερο δυνατό σημείο παρακέντησης, στο οποίο θα εισάγει την βελόνα για την εύρεση της διπλανής του νεύρου περιοχής.** Ωστόσο, αυτή η πρακτική απαιτεί μεγάλη ειδικότητα και επιδεξιότητα και παράλληλα εμπεριέχει διάφορους κινδύνους, όπως παρακέντηση του ίδιου του νεύρου ή του πνεύμονα ή έγχυση αναισθητικού σε αρτηρίες.

Σε αυτό το πλαίσιο, **η πτυχιακή αυτή εργασία στοχεύει στο να προσφέρει στον αναισθησιολόγο ένα βοηθητικό εργαλείο για να βελτιώσει και να κάνει πιο ασφαλή και εύκολη την L.R.A. διαδικασία στις χειρουργικές αίθουσες.** Αυτό το βοηθητικό εργαλείο θα παρέχει την καλύτερη δυνατή διαδρομή για τη βελόνα, ανάλογα με την ανατομία του κάθε ασθενή, έτσι ώστε με ασφάλεια να πλησιάσει το νεύρο και να διανεμίει το αναισθητικό. Σκοπός μας δηλαδή είναι να υλοποιηθεί ένα αυτόματο σύστημα εντοπισμού των νεύρων βασισμένο στην ανάλυση εικόνων υπερηχογραφήματος υψηλής συχνότητας. Αυτό θα επιτρέψει στον αναισθησιολόγο να εξακριβώσει την επιθυμητή περιοχή (bloc) για την τοπική αναισθησία.

3.2 Αντικείμενο του Ερευνητικού Έργου

Σε περιπτώσεις συγκεκριμένων χειρουργικών επεμβάσεων, η τοπική αναισθησία προσφέρει στον ασθενή μια γρήγορη ανάρρωση. Αυτή η ιατρική πράξη απαιτεί πολυετή εξάσκηση και μεγάλη δεξιότητα από τον αναισθησιολόγο που θα πρέπει να εντοπίσει το κατάλληλο σημείο παρακέντησης για να εισάγει τη βελόνα για την αναισθησία. Αυτό το συγκεκριμένο σημείο προφανώς εξαρτάται από την ανατομία του ασθενή, όπως και η διαδρομή που θα πρέπει να ακολουθήσει ο ειδικός αναισθησιολόγος από την επιδερμίδα μέχρι την περιοχή δίπλα στο νεύρο.

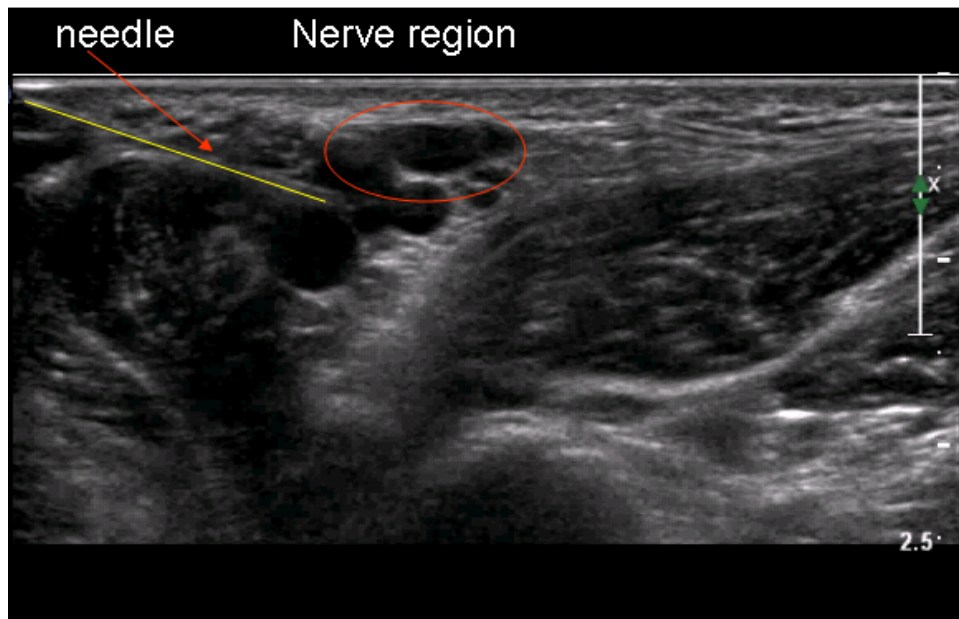
Αν και η LRA πρακτική προσφέρει στον ασθενή σημαντικά πλεονεκτήματα όπως σύντομη μετεγχειρητική ανάρρωση και διατήρηση της συνείδησής του κατά τη διάρκεια της χειρουργικής επέμβασης, η τοπική αναισθησία εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από τις δεξιότητες και την εμπειρία του γιατρού αναισθησιολόγου.

Με την ανάπτυξη των υπερήχων υψηλής συχνότητας, οι αναισθησιολόγοι μπορούν να χρησιμοποιήσουν εικόνες υπερηχογραφήματος για να απεικονίσουν και να αναγνωρίσουν τα νεύρα από άλλες ανατομίες, όπως αρτηρίες, μύες, κτλ. Ωστόσο, ο τρόπος προσέγγισης με εικόνες υπερηχογραφήματος δεν χρησιμοποιείται ακόμη ευρέως στην LRA τεχνική. Και ο λόγος για αυτό οφείλεται στο γεγονός της δυσκολίας, από έναν μη ειδικό, στην ανάλυση μιας δεδομένης εικόνας υπερηχογραφήματος, και στον εντοπισμό και αναγνώριση των σχετικών περιοχών των νεύρων (βλέπε Εικόνα 44).



Εικόνα 44 - Εικόνα υπερηχογραφήματος υψηλής συχνότητας από περιοχή χεριού

Αξίζει να σημειωθεί ότι κατά τη διάρκεια της εισαγωγής της βελόνας με το ένα χέρι, ο αναισθησιολόγος πρέπει να κρατάει με το άλλο χέρι την κεφαλή του υπερήχου. Η αναπνοή του ασθενούς και άλλες κινήσεις μπορεί να προκαλέσει την απώλεια του σωστού πεδίου του υπερήχου και ως εκ τούτου και της απεικόνισης της βελόνας (βλέπε Εικόνα 45), **χάνοντας έτσι το πλεονέκτημα που προσφέρει η χρήση του υπερήχου στην τοπική αναισθησία.** Χρειάζεται πολύχρονη εξάσκηση για να διατηρηθεί ένα σταθερό πεδίο του υπερήχου για τη συνεχόμενη απεικόνιση της βελόνας και για να αποφευχθούν πιθανά ατυχήματα σχετικά με την παρακέντηση οργάνων.



Εικόνα 45 - Πεδίο υπερήχου με εισαγωγή βελόνας (κίτρινη γραμμή) και τη περιοχή του νεύρου (κόκκινη έλλειψη)

Σχετικά με την LRA πρακτική, η ιατρική εκπαίδευση και εξάσκηση ακόμη δεν έχει εκμεταλλευτεί σύγχρονες τεχνολογίες όπως επεξεργασία εικόνας, προσομοιωτές και ρομποτική. Ιατρικοί προσομοιωτές ήδη έχουν σχεδιαστεί αλλά δεν χρησιμοποιούνται ευρέως λόγω του μεγάλου κόστους για τα ιατρικά εκπαιδευτικά κέντρα. Συνεπώς για να προσφερθεί το ολοκληρωμένο όφελος της προσέγγισης με υπερήχους στην τοπική αναισθησία, η πτυχιακή αυτή εργασία στοχεύει να προσφέρει μια ανάλυση εικόνας τέτοια ώστε να προετοιμάζει το έδαφος για μία in-vitro πλατφόρμα δοκιμών, με την οποία ο αναισθησιολόγος θα μπορεί μελλοντικά να δοκιμάσει τον κατάλληλο χειρισμό ενός τηλεχειριζόμενου ρομποτικού συστήματος υπερήχων για την εύρεση της καλύτερης διαδρομής της βελόνας με τη χρήση υπερήχων σε πραγματικό χρόνο. Επίσης, θα μπορούσε να αναπτυχθεί ένα ρομποτικό αυτόνομο σύστημα τέτοιο που θα υποβοηθά τον αναισθησιολόγο κατά τη διάρκεια της πράξης της τοπικής αναισθησίας, κρατώντας μια κεφαλή υπερήχου υψηλής συχνότητας που θα καθοδηγείται από τη πορεία της βελόνας ώστε αυτή να απεικονίζεται σταθερά στο πεδίο του υπερήχου.

3.3 Βλάβες Τοπικής Αναισθησίας

Το 2002, ο Auroy σε μια μελέτη του σημειώνει ότι σημαντικές βλάβες στα νεύρα αναφέρονται στις 3/10000 περιπτώσεις τοπικής αναισθησίας, ενώ στη βιβλιογραφία αναφέρεται ότι οι προσωρινές βλάβες στα νεύρα από την LRA μπορεί να φτάσει στο 1,8% (Fanelli-1999). Εκατοντάδες χιλιάδες περιπτώσεις LRA εφαρμόστηκαν στη Γαλλία από τις 4 εκατομμύρια εφαρμογές αναισθησίας που γίνονται κάθε χρόνο. Αντίστοιχα είναι τα νούμερα και για την Ελλάδα.

Οι προκλήσεις της βελτίωσης της δημόσιας υγείας είναι ένα σημαντικό γεγονός που θα επιτευχθεί με τη μείωση των βλαβών στα νεύρα από τις πράξεις αναισθησίας στις χειρουργικές επεμβάσεις. Το 1998 σε μια μελέτη του ο Konrad πρότεινε το νούμερο των τοπικών αναισθησιών που πρέπει ένας αναισθησιολόγος να έχει κάνει, έτσι ώστε να αποκτήσει το απαραίτητο επίπεδο επιδεξιότητας για την τοπική αναισθησία. Παράλληλα, μια εθνική έρευνα των Ηνωμένων Πολιτειών (Chelly-2002), απέδειξε τη σημαντική έλλειψη σωστής εκπαίδευσης κατά τη διάρκεια των ιατρικών σπουδών. Στα περισσότερα πανεπιστήμια, ο αριθμός των πρακτικών ασκήσεων της τοπικής αναισθησίας είναι μόνο το 10% του συνολικού απαραίτητου αριθμού πρακτικών ασκήσεων. Το ίδιο συμβαίνει και με τα Γαλλικά και Ελληνικά πανεπιστήμια.

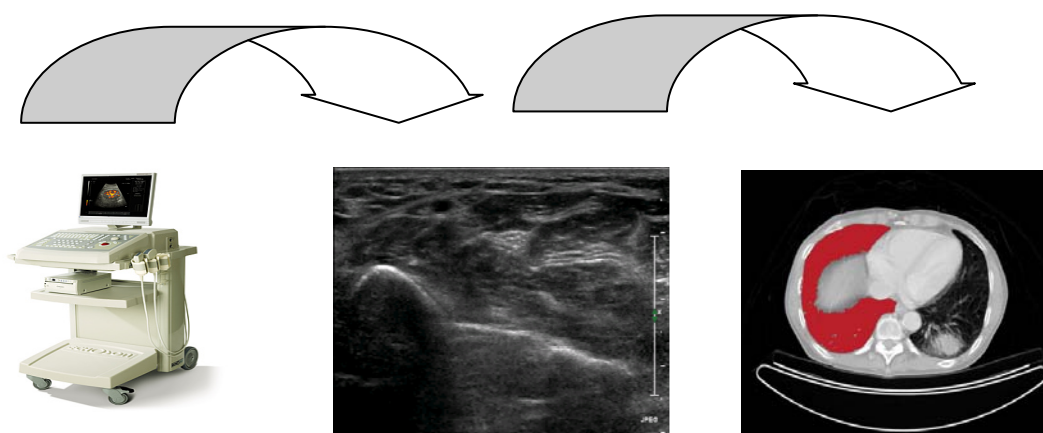
Πρόσφατες μελέτες δείχνουν ότι παρόλο τη χρήση των υπερήχων, ο κίνδυνος βλάβης του νεύρου είναι ακόμη υπαρκτός (Schafhalter-2006). Σε πολλές περιπτώσεις, η παρουσία της εικόνας του υπερήχου δεν αποτρέπει τη βλάβη, εξαιτίας της προβληματικής απεικόνισης της βελόνας σε κάποια στάδια της διαδρομής της και κυρίως κοντά στο νεύρο (Bigeleisen - 2006). **Αυτά τα προβλήματα στοχεύει να επιλύσει η παρούσα πτυχιακή εργασία με υποβοηθούμενη χρήση υπερήχων για την τοπική αναισθησία.**

3.4 Προσδοκόμενο Τελικό Αποτέλεσμα

Η παρούσα πτυχιακή εργασία στοχεύει να αναπτύξει ένα βοηθητικό εργαλείο υποβοήθησης της τοπικής αναισθησίας η οποία διεξάγεται με τη βοήθεια υπερήχων πριν από χειρουργικές επεμβάσεις. Η εφαρμογή προσδοκά να αποτελέσει βάση για ένα ρομποτικό βραχίονα με κεφαλή υπερήχων, τοποθετημένο στο σώμα του ασθενούς, για να υποστηρίξει τον αναισθησιολόγο στην εισαγωγή της βελόνας για την τοπική αναισθησία. Σήμερα, δεν υπάρχουν ρομποτικά συστήματα υποβοήθησης της LRA διαθέσιμα στην αγορά, συνεπώς αυτή η πτυχιακή έχει μια σημαντική δυναμική εξέλιξης και επιτυχίας.

Ο αυτόματος εντοπισμός των πλησίων των νεύρων περιοχών σε εικόνες υπέρηχων είναι ένα δύσκολο πρόβλημα λόγω ακριβώς του γεγονότος ότι δεν απεικονίζονται με αρκετή φωτεινότητα για να υποστηρίξουν έναν αυτόματο προσδιορισμό. **Το προσδοκόμενο αποτέλεσμα είναι να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα με αποτελεσματικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας, έτσι ώστε τελικά να επιτυγχάνεται ο αυτόματος προσδιορισμός των διπλανών των νεύρων περιοχών σε εικόνες υπερήχων.** Η επεξεργασία εικόνας θα οδηγήσει σε ανεξάρτητα συγκεκριμένα στοιχεία κατασκευής (modules), τα οποία θα μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά και σε άλλες εφαρμογές λογισμικού.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία θα προσφέρει ένα νέο εργαλείο για τη βελτίωση της LRA διαδικασίας προς όφελος των αναισθησιολόγων και των ασθενών. Αν και οι τεχνικές ανάλυσης εικόνας που θα χρησιμοποιηθούν στο πρόγραμμα έχουν υιοθετηθεί σε αρκετές άλλες εφαρμογές, μέχρι σήμερα δεν έχει προταθεί τίποτα σχετικό για την εφαρμογή τους στην LRA και δεν υπάρχει κανένα σημείο αναφοράς σχετικά με υποβοήθηση των αναισθησιολόγων για τη βελτίωση της τοπικής αναισθησίας. Επίσης, ο αυτόματος εντοπισμός πλησίων των νεύρων περιοχών σε εικόνες υπερήχων ακριβώς λόγω της δυσκολίας που παρουσιάζει, δεν έχει αντιμετωπιστεί μέχρι σήμερα ολοκληρωμένα. Σε αυτό το πλαίσιο, θα προσφέρουμε στην επιστημονική και κλινική κοινότητα **ένα πρωτοποριακό διεθνώς εργαλείο υποβοήθησης στην τεχνική της τοπικής αναισθησίας (LRA) που παρουσιάζει μια σημαντική δυναμική εξέλιξης και πρακτικής επιτυχίας** (βλέπε Εικόνα 46).



Εικόνα 46 – Διαδικασία πρακτικής εφαρμογής του ερευνητικού έργου

3.5 Μεθοδολογία που θα Χρησιμοποιηθεί

Η μεθοδολογία στοχεύει στον αυτόματο εντοπισμό των νεύρων σε εικόνες υπερήχων. Ο στόχος αυτής της πτυχιακής εργασίας είναι να αναπτυχθούν κατάλληλοι αλγόριθμοι κατάτμησης της εικόνας, με βάση των προδιαγραφών των χρηστών, οι οποίοι να μπορούν να αναγνωρίσουν αυτόματα τις περιοχές των νεύρων σε εικόνες υπερήχων **για να χρησιμοποιηθεί αυτή η γνώση για την εισαγωγή της βελόνας στην τεχνική της τοπικής αναισθησίας και να αποφευχθεί η παρακέντηση του ίδιου του νεύρου.**

Η μορφή και εμφάνιση των νεύρων στις εικόνες υπερήχων μπορεί να διαφέρει σημαντικά σε σχέση με το μέγεθος του νεύρου, την ιστολογική όψη, την απόσταση από την επιδερμίδα, το σύστημα υπερήχων (πχ συχνότητα, γωνία) που χρησιμοποιείται, κτλ. Συνεπώς η αναγνώριση των νεύρων είναι μια δύσκολη διεργασία. Σε κάθε περιοχή του σώματος (λαιμός, γόνατο, βουβωνική χώρα, κτλ), τα νεύρα παρουσιάζουν διαφορετικά χαρακτηριστικά απεικόνισης στους υπερήχους. Για παράδειγμα, για την περιοχή του λαιμού, σε κάποιους ανθρώπους τα νεύρα απεικονίζονται με σκοτεινό χρώμα. Σε άλλους ανθρώπους απεικονίζονται ως μια ομάδα από σφαιρίδια με ένα σκοτεινό κέντρο και φωτεινή περίμετρο. Και φυσικά υπάρχουν άνθρωποι με διαφορετικές ενδιάμεσες παραλλαγές των παραπάνω. Πρέπει λοιπόν να είμαστε σε θέση να προσδιορίσουμε τα χαρακτηριστικά των νεύρων σε κάθε περιοχή του σώματος. Θα αναπτύξουμε μια μέθοδο αναγνώρισης και βελτίωσης της απεικόνισης των περιοχών, έτσι ώστε να μπορούμε να εξακριβώσουμε όσο το δυνατό με μεγαλύτερη ακρίβεια την περιοχή του νεύρου στον υπέρηχο.

Η επεξεργασία της υπερηχοτομογραφίας αναφέρεται στην ανάλυση της εικόνας αυτής και συγκεκριμένα στην κατάτμηση περιοχών ώστε να ξεχωρίσουν τα κέντρα των νεύρων από την υπόλοιπη εικόνα. Έτσι αποκόπτεται η περιττή για μας πληροφορία απ' την υπερηχοτομογραφία και γίνεται η εξόριση της θέσης των νεύρων ως πληροφορία (βλέπε εικόνα 76 – σελ. 89).

4. ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΑΝΑΤΟΜΙΚΩΝ ΑΝΑΦΟΡΩΝ

4.1 Δεδομένα του Προβλήματος

Στο κεφάλαιο αυτό θα χρησιμοποιήσουμε ως γνώση τα προηγούμενα κεφάλαια και θα προσπαθήσουμε βήμα προς βήμα να λύσουμε το πρόβλημα της αναγνώρισης νεύρων στις υπερηχοτομογραφίες μέσω υπολογιστή. Το πρόγραμμα το οποίο χρησιμοποιούμε για τέτοιου είδους επεξεργασίας εικόνας είναι το Matlab της εταιρίας Mathworks. **Το Matlab είναι** ένα πρόγραμμα υπολογιστών για ανθρώπους που χρησιμοποιούν αριθμητικούς υπολογισμούς, ειδικά στη γραμμική άλγεβρα. Ξεκίνησε ως ένα πρόγραμμα "Εργαστηρίου Πινάκων" ("MATrix LABoratory") που είχε σκοπό να παρέχει αλληλεπιδρώσα προσπέλαση στις βιβλιοθήκες Linpack και Eispack. Από τότε έχει αναπτυχθεί αρκετά, για να γίνει **ένα ισχυρότατο εργαλείο στην οπτικοποίηση μαθηματικών δεδομένων, στην τεχνητή όραση, στον προγραμματισμό ρομπότ, στην έρευνα ευφυών συστημάτων, στην επιστήμη των μηχανικών, στις επικοινωνίες κ.α.** Στο δυναμικό του Matlab συμπεριλαμβάνονται μοντέρνοι αλγόριθμοι, δυνατότητες χειρισμού τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων, και ισχυρά προγραμματιστικά εργαλεία. Επίσης δεν είναι σχεδιασμένο για συμβολικούς υπολογισμούς, αλλά αντισταθμίζει αυτή την αδυναμία του επιτρέποντας στο χρήστη να συνδέεται άμεσα με το Maple. Η επιφάνεια αλληλεπίδρασης βασίζεται κυρίως σε κείμενο, γεγονός που απαιτεί οι χρήστες του να έχουν γνώσεις προγραμματισμού. Το Matlab διατίθεται με πολλές "εργαλειοθήκες" (toolboxes) και η τρέχουσα έκδοσή του είναι το MATLAB R2009a.

Μέσω του πανίσχυρου προγράμματος Matlab λοιπόν **θα επεξεργαστούμε την εικόνα ώστε να πάρουμε πληροφορία για το που βρίσκεται το νεύρο στην υπερηχοτομογραφία.** Όταν αναφέρουμε τον όρο «νεύρο» εννοούμε ένα «κέντρο» νεύρων, ένα κομβικό δηλαδή σημείο στο νευρικό μας σύστημα, το οποίο μας ενδιαφέρει να εντοπίσουμε ώστε να μην παρακεντηθεί και να χορηγηθεί εναίσια το τοπικό αναισθησιογόνο στην πλησιέστερη σε αυτό περιοχή. Με αυτόν τον τρόπο βοηθάμε την μέθοδο της τοπικής αναισθησίας, δίνοντάς της την δυνατότητα να χρησιμοποιήσει όλη την πληροφορία που μπορούν να μας δώσουν οι υπέρηχοι, και όχι να βασίζεται σε απλές ανατομικές αναφορές.

Η βελτιστοποίηση, λοιπόν, της διαδικασίας της τοπικής αναισθησίας μέσω Matlab, γίνεται με επεξεργασία κατάτμησης της εικόνας της υπερηχοτομογραφίας. Για να λάβουμε γνώση για την θέση του νεύρου και να εντοπιστεί στο υπερηχογράφημα, πρέπει να γίνει μια κατάτμηση εικόνας τέτοια ώστε να ξεχωρίζει το νεύρο από τα υπόλοιπα τμήματα. Εν γνώσει του πρώτου κεφαλαίου, **τα ηχητικά κύματα που εκπέμπονται εδώ έχουν συχνότητα τέτοια ώστε να μην αντανακλά στα νεύρα και να αντανακλά στους υπόλοιπους ιστούς.** Αυτό στο υπερηχογράφημα έχει ως αποτέλεσμα να φαίνεται το νεύρο σαν μια μαύρη κηλίδα (βλέπε Εικόνα 45 – σελ. 61). Τέλος, πρέπει να λάβουμε υπόψη ότι λόγω της φύσης του ανθρώπου, του υπερηχογραφήματος, αλλά και της ίδιας της παρεμβολής της βελόνας, η οποία γίνεται κατά την διάρκεια του υπερηχογραφήματος και κατά συνέπεια και της κατάτμησής του, **οι θέσεις και το σχήμα των στοιχείων που απεικονίζονται μεταβάλλονται διαρκώς.**

4.2 Προεπεξεργασία Εικόνας και Πρωταρχική Γνώση

Παρατηρώντας το υπερηχογράφημα στο οποίο θέλουμε να εντοπίσουμε την θέση του νεύρου καταλαβαίνουμε ότι πρόκειται για μια δύσκολη κατάτμηση καθώς έχουμε χρωματική απουσία και σχετικά σκούρο περιβάλλον (βλέπε Εικόνα 47). **Δεν θα είναι εύκολο να εντοπίσουμε μια μαύρη περιοχή σε σκούρο γκρι και «θορυβώδες» περιβάλλον χαμηλής ανάλυσης.** Ωστόσο μας βολεύει η χαμηλή ανάλυση για ταχύτερο πειραματισμό της εικόνας μας στο Matlab. Αξίζει επίσης να αναφέρουμε ότι πρόκειται για στιγμιότυπο (snapshot) του δοθέντος βίντεο ώστε να μπορούμε να εφαρμόσουμε όλες τις γνωστές κατατμήσεις εικόνας του δεύτερου κεφαλαίου χωρίς χρονοτριβή.

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας της εικόνας δοκιμάσαμε μια μέθοδο εξισορρόπησης ιστογράμματος (histogram equalization) με την εντολή histeq(I) του matlab, όπου I είναι η αρχική μας εικόνα. Το I είναι στην ουσία ένας πίνακας που περιγράφει αριθμητικά τα pixel της εικόνας και το κατασκευάσαμε με την εντολή `I=imread('image.png')`. Η εξισορρόπηση ιστογράμματος στην ουσία αυξάνει την αντίθεση μιας εικόνας επεκτείνοντας τις ενδιαφέρουσες τιμές του ιστογράμματός της. Εδώ δυστυχώς δεν είχαμε ικανοποιητικά αποτελέσματα διότι έγινε πιο δυσδιάκριτη η περιοχή του νεύρου.

Σαν πρωταρχική γνώση θα μπορούσαμε να έχουμε την θέση κάποιου σημείου στην περιοχή του νεύρου. Η θέση αυτή ορίζεται από δύο συντεταγμένες x και y , μιας και η εικόνα μας συμπεριφέρεται σαν πίνακας, καθώς επίσης και η ζητούμενη θέση είναι ένα σημείο. Έτσι αν γνωρίζω το x και το y ενός σημείου μέσα στην περιοχή του νεύρου, θα είχα μια πολύ χρήσιμη πληροφορία στα χέρια μου. Στην παρακάτω εικόνα ένα pixel που θα μας έδινε αυτή την πληροφορία είναι το σημείο με συντεταγμένες $x=90$ και $y=55$. Σαν περαιτέρω πρωταρχική γνώση δεν μπορούμε να έχουμε κάποιο πλήθος ομάδων, διότι εμείς απλά θέλουμε μια ομάδα pixel και αυτή είναι ίδια η περιοχή του νεύρου. Θα μπορούσαμε να έχουμε κατηγορίες έντασης για ομάδες αλλά δεν μας είναι τόσο χρήσιμη σαν πληροφορία εδώ.



Εικόνα 47 – Αρχική εικόνα υπερηχοτομογραφίας προς κατάτμηση

4.3 Εφαρμογή Κατάτμησης Αυξανόμενης Περιοχής με Σπόρο

Κατάλληλες εκ πρώτης κατατμήσεις εικόνας θα μπορούσαν να είναι πολλές όπως οι K-means (K-μέσων), Watershed transform (μετασχηματισμός υδροκρίτη), Region Growing (αυξανόμενης περιοχής) κ.α. Με μια γρήγορη ματιά κρίνουμε τον K-means μη αποτελεσματικό δεδομένου ότι βρίσκουμε σε μια «θορυβώδη» εικόνα με χρωματική απουσία. Επίσης θεωρούμε τον μετασχηματισμό υδροκρίτη περίπλοκο ώστε να βασίσουμε εκεί την επεξεργασία μας και ενδεχομένως χρονοβόρο. Χωρίς ,λοιπόν, να ασχοληθούμε με ανίχνευση ακμών και εκπαιδεύσεις νευρωνικών δικτύων, προσεγγίσαμε την ζητούμενη κατάτμηση να είναι πιο ολοκληρωμένη, πιο απλή και λιγότερο χρονοβόρα. Μια τέτοια κατάτμηση θα μπορούσε να υλοποιήσει ικανοποιητικά **ο αλγόριθμος αυξανόμενης περιοχής, και συγκεκριμένα η κατάτμηση αυξανόμενης περιοχής με σπόρο (seeded region growing segmentation)**, καθώς **μπορεί να χρησιμοποιήσει κατάλληλα την πρωταρχική γνώση που διαθέτουμε.**

Για να εφαρμόσουμε ,λοιπόν, στην πράξη τον αλγόριθμο κατάτμησης της αυξανόμενης περιοχής με σπόρο, χρειαζόμαστε ως είσοδο την αρχική εικόνα I, ως έξοδο την τελική εικόνα J και ως αρχικές παραμέτρους τις συντεταγμένες του σπόρου, ένα κατώφλι μέγιστης έντασης, τις διαστάσεις της αρχικής εικόνας, τις συντεταγμένες του κέντρου της περιοχής, το μέγεθος κάθε περιοχής σε πλήθος pixel, την απόσταση του κάθε pixel από το κέντρο της περιοχής και τις θέσεις των γειτονικών pixel. **Τα μεγέθη αυτά αρχικοποιούνται αντίστοιχα παρακάτω με συνοδεία σχολιασμών.** Αξίζει ,ωστόσο, να σημειωθεί ότι οι θέσεις των γειτονικών pixel δεν είναι τίποτα άλλο από μια μάσκα ανίχνευσης 4 προς 1, δηλαδή τεσσάρων ,υποψήφιων για να ενσωματωθούν στην περιοχή, γειτονικών pixel προς το pixel που ελέγχεται κάθε φορά.

```
I = im2double (imread('nerve.png')); % Input Image
J = zeros (size (I)); % Output image
x =136; y=58; % Position of the seed
t = 0.2 % Threshold - maximum intensity distance
Isize = size (I); % Dimensions of input image
reg_mean = I(x,y); % The mean of the segmented region
reg_size = 1; % Number of pixels in region
pixdist = 0; % Distance of the region newest pixel to the region mean
neighb = [-1 0; 1 0; 0 -1;0 1]; % Neighbor locations (footprint)
```

Στο επόμενο και βασικότερο βήμα εφαρμόζεται ο αλγόριθμος αυξανόμενης περιοχής μέχρι η απόσταση του pixel από το κέντρο περιοχής να γίνει μικρότερη από το κατώφλι που ορίσαμε. Επίσης, **ελέγχεται ένα γειτονικό pixel ,ως υποψήφιο για να ενσωματωθεί στην περιοχή**, αν είναι εντός των διαστάσεων της αρχικής εικόνας και αν δεν έχει ήδη ενσωματωθεί στην περιοχή. Ο σπόρος του οποίου τις συντεταγμένες ορίσαμε, χρησιμοποιείται σαν αρχικό κέντρο της περιοχής.

```

% Start region growing until distance between region and possible new pixels
% become lower than the threshold
while (pixdist<reg_maxdist&&reg_size<numel(I))

    % Add new neighbor pixels
    for j=1:4,
        % Calculate the neighbour coordinate
        xn = x +neighb(j,1);
        yn = y +neighb(j,2);

        % Check if neighbour is inside or outside the image
        ins=(xn>=1)&&(yn>=1)&&(xn<=Isizes(1))&&(yn<=Isizes(2));

        % Add neighbor if inside and not already part of the segmented area
        if(ins&&(J(xn,yn) == 0))
            neg_pos = neg_pos+1;
            neg_list(neg_pos,:) = [xn yn I(xn,yn)];
            J(xn,yn)=1;
        end
    end
end

```

Στο επόμενο , κρίσιμο για το αποτέλεσμα του αλγορίθμου, σημείο και ενώ βρισκόμαστε ακόμα στον βρόγχο επανάληψης , ο οποίος υλοποιεί την επαναληπτική εφαρμογή του αλγορίθμου σε κάθε pixel της εικόνας, ελέγχεται η απόσταση της έντασης των τεσσάρων γειτονικών pixel από το κέντρο της περιοχής. **Το pixel που έχει την κοντινότερη με το κέντρο απόσταση ενσωματώνεται στην περιοχή** , σαν νεότερο μέλος της. Στη συνέχεια υπολογίζεται εκ νέου το κέντρο της περιοχής και η διαδικασία επαναλαμβάνεται με το κάθε φορά νεότερο μέλος της περιοχής. Τέλος, επιστρέφεται σαν έξοδος του αλγορίθμου ο πίνακας J που κατασκευάστηκε σε δυαδική μορφή.

```

% Add pixel with intensity nearest to the mean of the region, to the region
dist = abs(neg_list(1:neg_pos,3)-reg_mean);
[pixdist, index] = min(dist);
J(x,y)=2; reg_size=reg_size+1;

% Calculate the new mean of the region
reg_mean= (reg_mean*reg_size + neg_list(index,3))/(reg_size+1);

% Save the x and y coordinates of the pixel (for the neighbour add process)
x = neg_list(index,1); y = neg_list(index,2);

% Remove the pixel from the neighbour (check) list
neg_list(index,:)=neg_list(neg_pos,:); neg_pos=neg_pos-1;

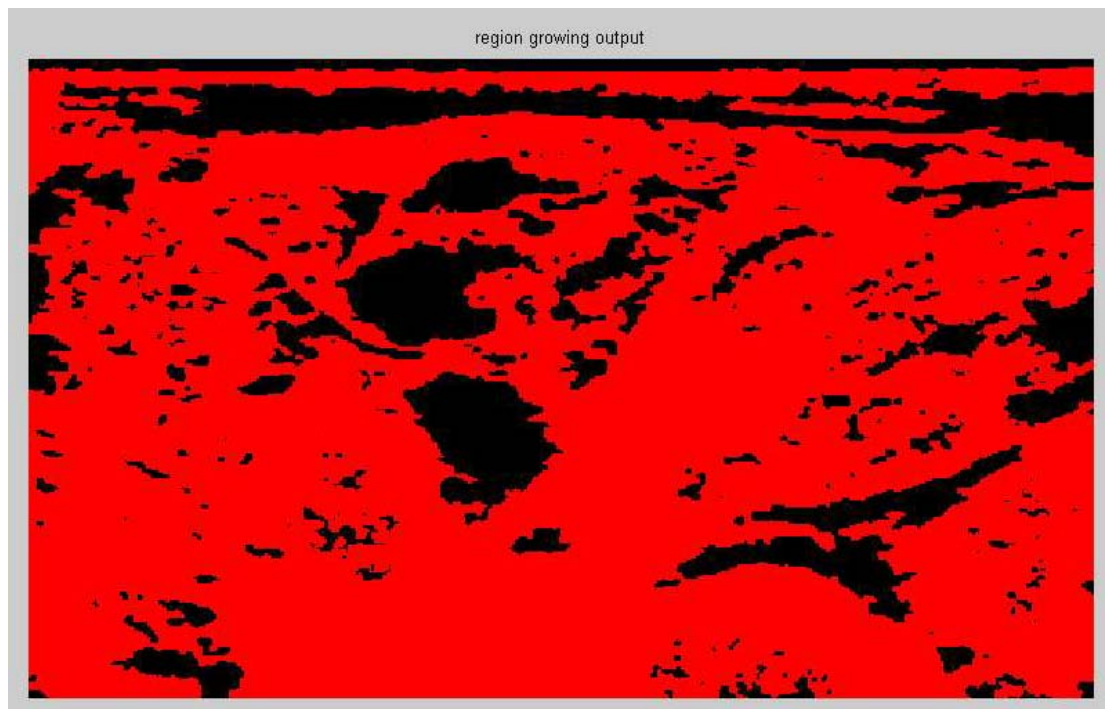
end

% Return the segmented area as logical matrix
J=J>1;

```

Με κατάλληλη προετοιμασία και εμφάνιση η έξοδος του αλγορίθμου κατάτμησης αυξανόμενης περιοχής φαίνεται στην εικόνα της επόμενης σελίδας (βλέπε Εικόνα 48). Με κόκκινο χρώμα φαίνονται τα pixel τα οποία έχουν επιλεγεί από τον αλγόριθμο, ώστε να αντιπροσωπεύουν την περιοχή που αποσπάμε από τη εικόνα. Τα αποτελέσματα εκ πρώτης δεν φαίνονται ικανοποιητικά γιατί δεν μας δείχνει την περιοχή του νεύρου που θέλουμε να εντοπίσουμε. Η εφαρμογή της αυξανόμενης περιοχής όμως, όπως εμείς την χρησιμοποιήσαμε, είχε ένα πιο έμμεσο στόχο. **Η κατάτμησή μας λόγω του ότι ψάχνει για υψηλότερης φωτεινότητας pixel και όχι χαμηλότερης**, όπως θα αναμενόταν, αφού ψάχνουμε μια μαύρη περιοχή, **έχει εγκλωβίσει σχεδόν με άριστη προσέγγιση όλα τα γκριζα επίπεδα του υπερηχογραφήματος**. Η έξοδός μας δηλαδή αφήνει εκτός της τα μαύρα και τα άσπρα επίπεδα. Αφού, λοιπόν, μπορούμε να χωρίσουμε την εικόνα σε επίπεδα, θα μπορούμε και να αποσπάσουμε από αυτήν το μαύρο επίπεδο στο οποίο βρίσκεται το νεύρο που θέλουμε να εντοπίσουμε.

```
% Prepare and show output image  
P2 = im2double(J);  
figure, imshow(P2), title('region growing output');
```

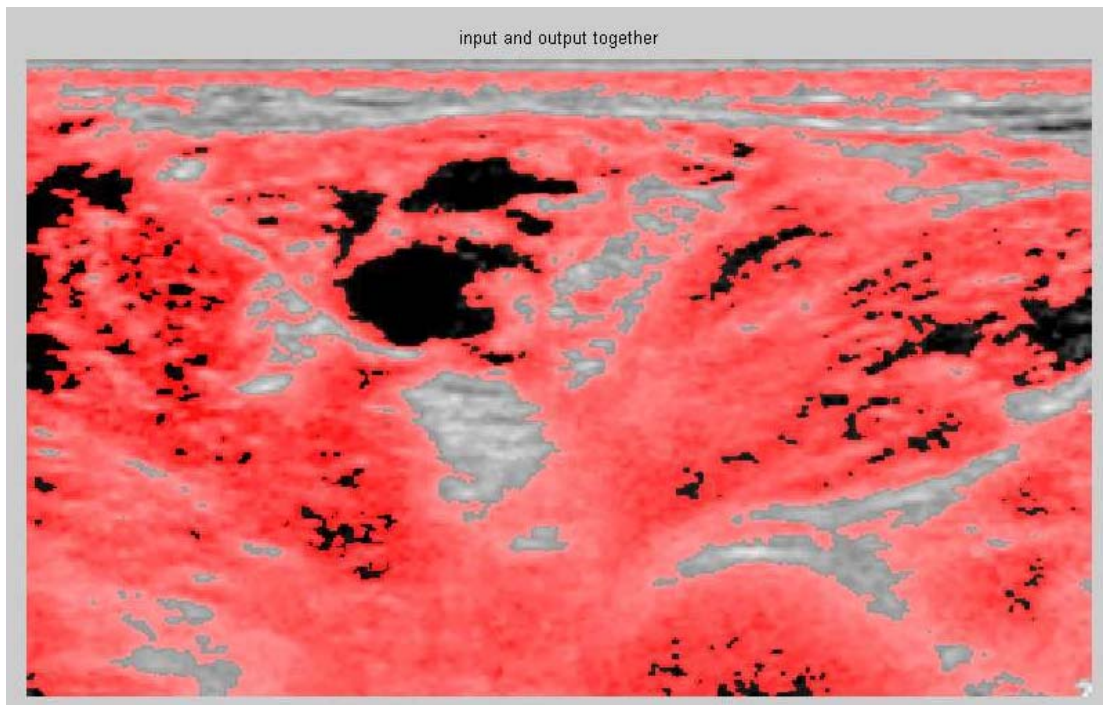


Εικόνα 48 – Εικόνα εξόδου του αλγορίθμου της αυξανόμενης περιοχής με σπόρο

4.4 Επεξεργασία και Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Για την καλύτερη εκτίμηση του αποτελέσματος του αλγορίθμου του προηγούμενου κεφαλαίου αλλά και για την περαιτέρω επεξεργασία του, **κάνουμε μια εμφάνιση στην οποία συνυπάρχουν η αρχική και η τελική εικόνα μαζί** (βλέπε Εικόνα 49). Παρατηρώντας την εμφάνιση αυτή, συνειδητοποιούμε ότι με μια απλή αφαίρεση των άσπρων αλλά και των γκριζών στρωμάτων από την αρχική εικόνα, θα μας έδινε μόνο το μαύρο στρώμα, το οποίο και επιθυμούμε να αποσπάσουμε.

```
% Prepare and show both input and output images together  
P3 = im2double(I+J);  
figure, imshow(P3), title('input and output together');
```



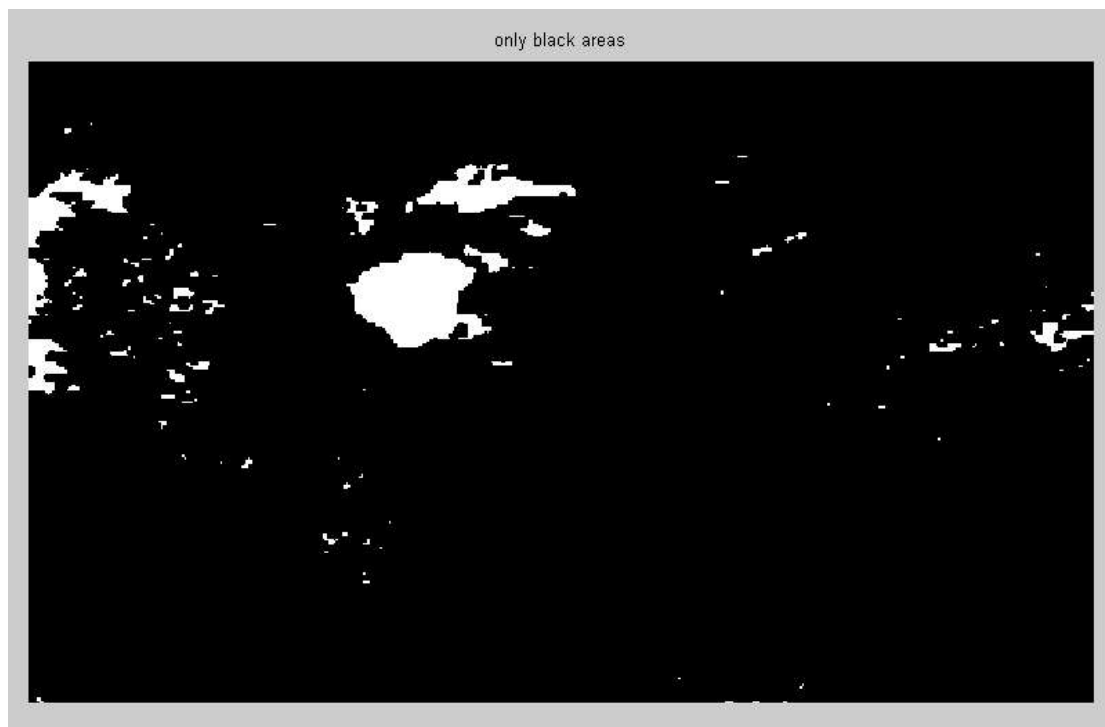
Εικόνα 49 – Ταυτόχρονη συνύπαρξη εικόνων εισόδου και εξόδου

Αρχικά, κάνουμε μια αλλαγή μεγέθους της αρχικής εικόνας ώστε να μην εξαρτάται η διεξαγωγή και το αποτέλεσμα του αλγορίθμου από ανομοιογενής εικόνες εισόδου. Στη συνέχεια αρχικοποιούμε έναν πίνακα ο οποίος θα κρατάει μόνο τις μαύρες τιμές της εικόνας. Αυτός ο πίνακας ,δηλαδή, αν η τιμή του pixel της προηγούμενης εικόνας είναι 0 θα παίρνει την τιμή 1, διαφορετικά θα παίρνει την τιμή 0. Τέλος, εμφανίζουμε τον πίνακα αυτό, ο οποίος είναι δυαδικού περιεχομένου, ως εικόνα (βλέπε Εικόνα 50).

```
I = imresize(I,[300 500]); % resizing any input for homogeneity of procedure
Z = zeros(size(P3),'uint8'); % only black areas array creation

% Create a black & white image including only black areas
% of both input and output images
for g=1:300
    for s=1:500
        if P3(g,s) < 0.01
            Z(g,s) = 255;
        else
            Z(g,s) = 0;
        end
    end
end

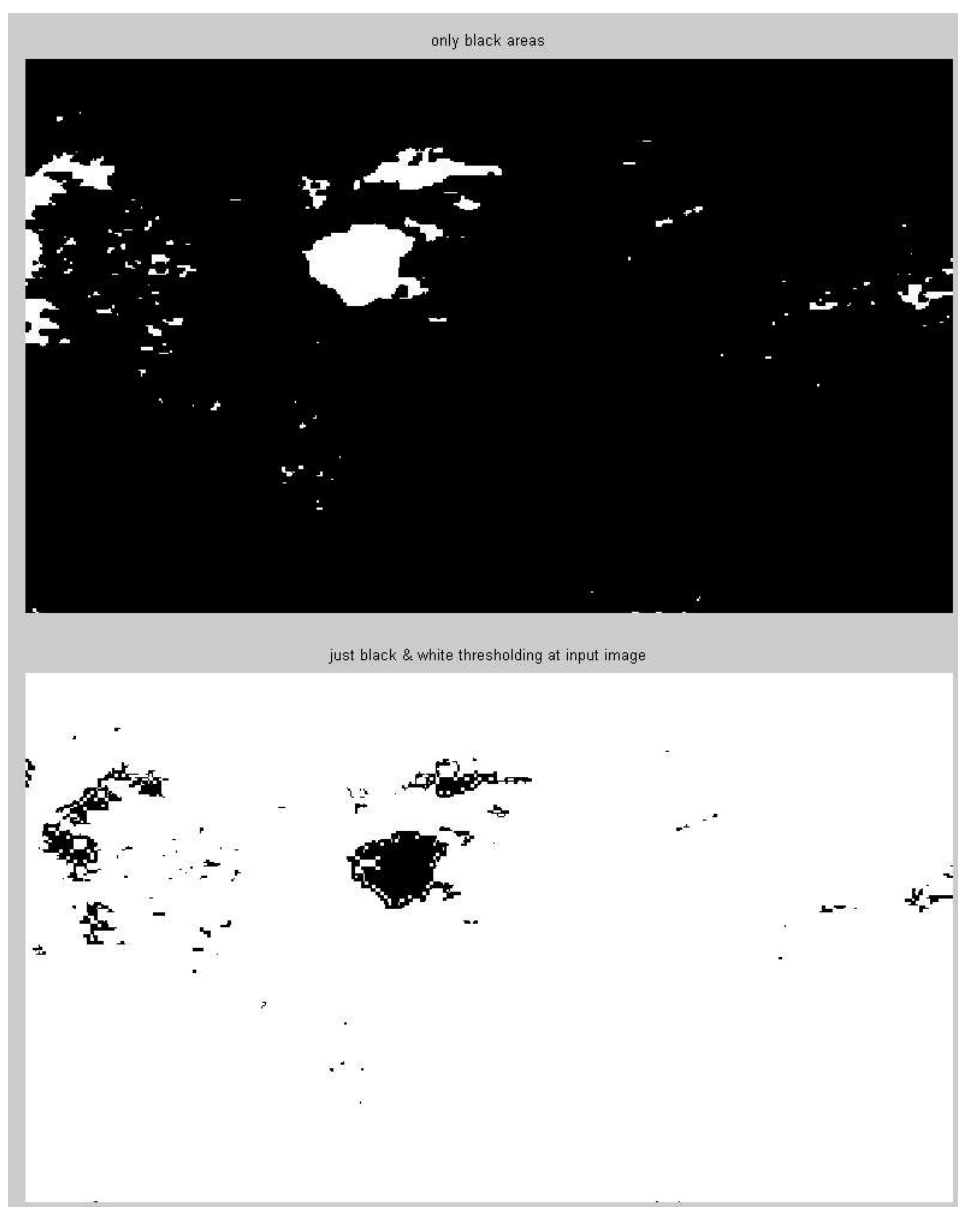
P4 = im2bw (Z,0);
figure, imshow(P4), title('only black areas');
```



Εικόνα 50 – Εμφάνιση μόνο των εξαιρετικά μαύρων περιοχών

Το αποτέλεσμα αυτό είναι εξαιρετικά ικανοποιητικό, αφού αποσπάται από την εικόνα η περιοχή του νεύρου, πλην κάποιων φυσιολογικά αναπόσπαστων πολύ μικρών περιοχών. Αυτή, λοιπόν, είναι και η τελική μας εικόνα. Καταλήγουμε ύστερα από εφαρμογή της κατάτμησης αυξανόμενης περιοχής με σπόρο στην υπερηχοτομογραφία, σε ένα διαχωρισμό επιπέδων φωτεινότητας που μας οδηγεί σε μια επιλογή μόνο των μαύρων περιοχών.

Ευνόητα, λοιπόν, γεννιέται το ερώτημα του τι θα γινόταν αν επιλέγαμε τις μαύρες περιοχές κατευθείαν από την αρχική εικόνα και χωρίς την εφαρμογή του αλγορίθμου κατάτμησης. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η διαφορά της προσέγγισης της μεθόδου με χρήση κατάτμησης αυξανόμενης περιοχής και της μεθόδου της απλής κατωφλίωσης, αντίστοιχα (βλέπε Εικόνα 51). Επομένως **η κατάτμηση που κάναμε προσεγγίζει καλύτερα την επιθυμητή απάντηση επιλέγοντας πιο ευέλικτα την περιοχή του νεύρου και καλύπτοντας πλήρως την απαγορευμένη περιοχή που βρίσκεται, σε αντίθεση με μια απλή κατωφλίωση στο επίπεδο της μηδενικής τιμής, η οποία παράγει ένα λίγο κατώτερης ποιότητας και υψηλότερου θορύβου αποτέλεσμα.**

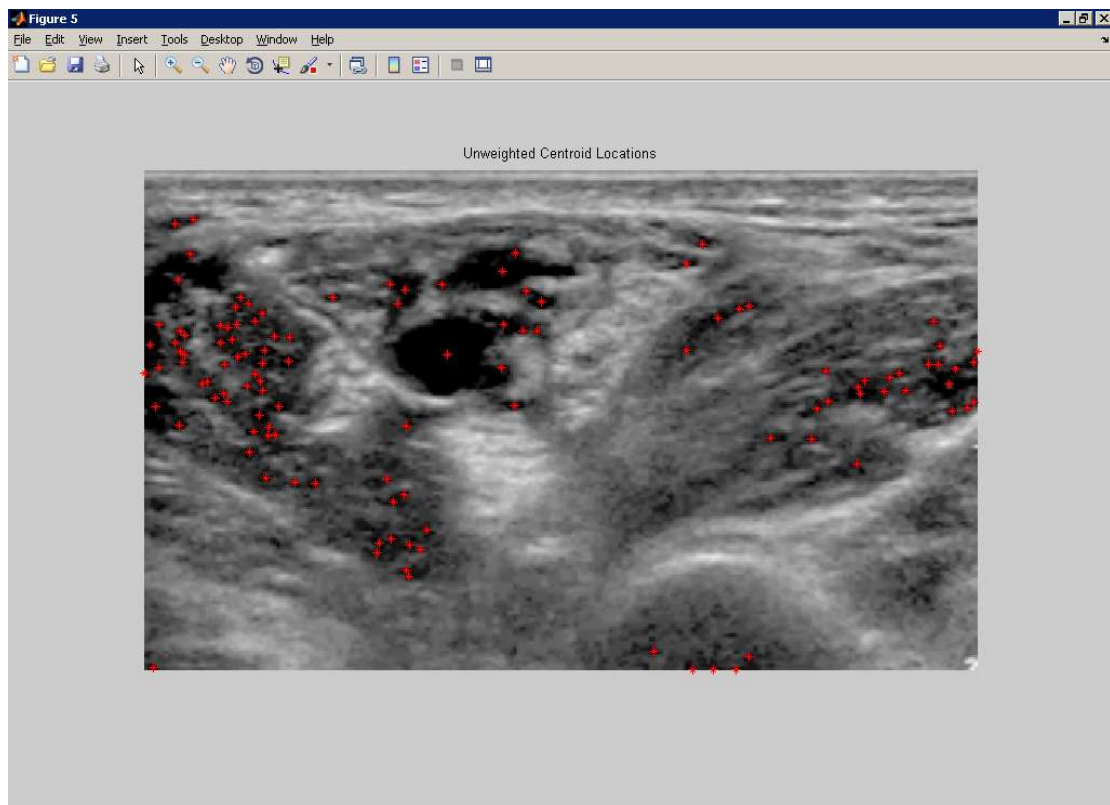


Εικόνα 51 – Διαφορές μεθόδου κατάτμησης και απλής κατωφλίωσης αντίστοιχα

4.5 Ανάπτυξη της Εφαρμογής

Για να είμαστε πιο σαφείς και να εντοπίζουμε συγκεκριμένα το νεύρο, οφείλουμε να ορίσουμε την θέση του και όχι απλά να κάνουμε μια ευκρινέστερη απεικόνιση της υπερηχοτομογραφίας. Αρχικά ,λοιπόν, βρίσκουμε τα κέντρα των περιοχών στην εικόνα που είχαμε σαν έξοδο από την κατάτμηση του προηγούμενου κεφαλαίου. Για να αξιολογήσουμε κατάλληλα την ροή του κώδικα, θεωρούμε ότι πρέπει να εμφανίσουμε τα κέντρα αυτά στην αρχική εικόνα, όπως φαίνεται παρακάτω (βλέπε Εικόνα 52). Αξίζει να σημειωθεί ότι το πλήθος των περιοχών και κατά συνέπεια και των κέντρων τους είναι άγνωστο.

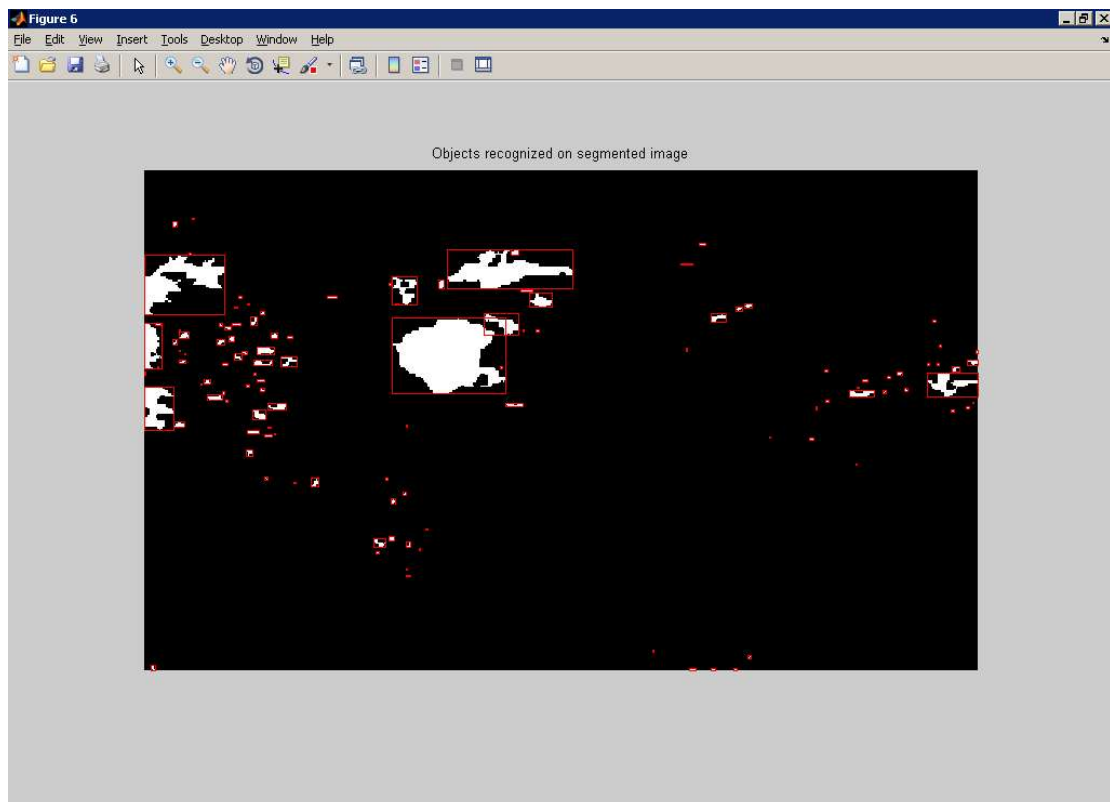
```
% Find the weighted and unweighted centroids
% of the regions in the segmented image
I = rgb2gray(I);
s = regionprops(P4, I, {'Centroid','BoundingBox'});
figure,imshow(I),title('Unweighted Centroid Locations');
hold on
numObj = numel(s);
for k = 1 : numObj
    plot(s(k).Centroid(1), s(k).Centroid(2), 'r*');
end
hold off
```



Εικόνα 52 – Τα κέντρα των περιοχών της κατατμημένης εικόνας στην αρχική

Στη συνέχεια, τοποθετούμε ένα τετράγωνο για κάθε μη μηδενική περιοχή που έχει εντοπιστεί και εμφανίζουμε την καταταμημένη εικόνα, πάνω στην οποία δουλεύουμε, με τα τετράγωνα αυτά (βλέπε Εικόνα 53).

```
% Show the objects recognized on segmented image
figure,imshow(P4),title('Objects recognized on segmented image');
hold on;
for k = 1 : numObj
    rectangle('Position', s(k).BoundingBox,'EdgeColor','r');
end
hold off;
```

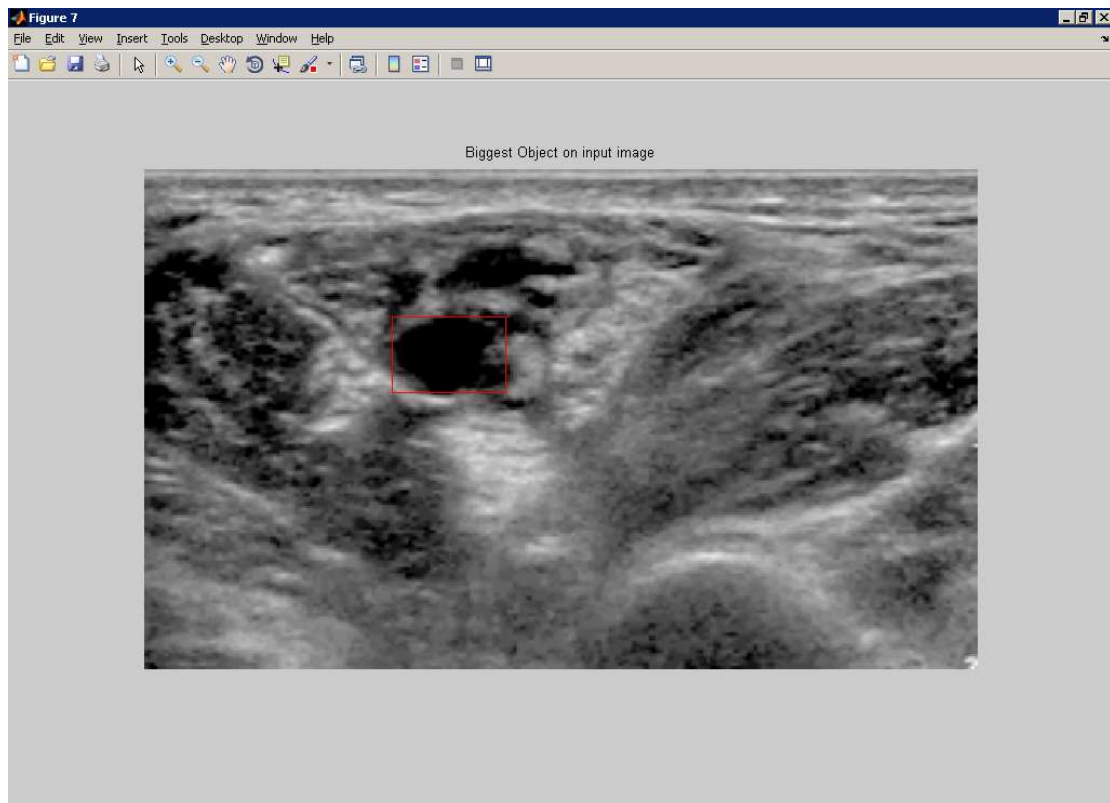


Εικόνα 53 – Εμφάνιση τετραγώνων στις εντοπισμένες περιοχές

Τέλος, εμφανίζοντας μόνο το τετράγωνο που κλείνει μέσα του την μεγαλύτερη περιοχή, αλλά αυτή τη φορά στην αρχική εικόνα, έχουμε ακριβώς το αποτέλεσμα που επιθυμούσαμε (βλέπε Εικόνα 54). Παρατηρούμε ότι το τετράγωνο που εμφανίζουμε αγκαλιάζει πολύ σωστά το νεύρο ώστε να μην παρακεντηθεί και εντοπίζεται η θέση του ώστε να εμβολιαστεί η αναισθησία πλησίον του. Ο εντοπισμός του νεύρου σε μια εικόνα υπερηχογραφίας έχει επιτευχθεί.

```
% Find the biggest object
maxNo = 1;
maxR = 0;
for q = 1 : numObj
    if maxR < s(q).BoundingBox(3)*s(q).BoundingBox(4)
        maxR = s(q).BoundingBox(3)*s(q).BoundingBox(4);
        maxNo = q;
    end
end

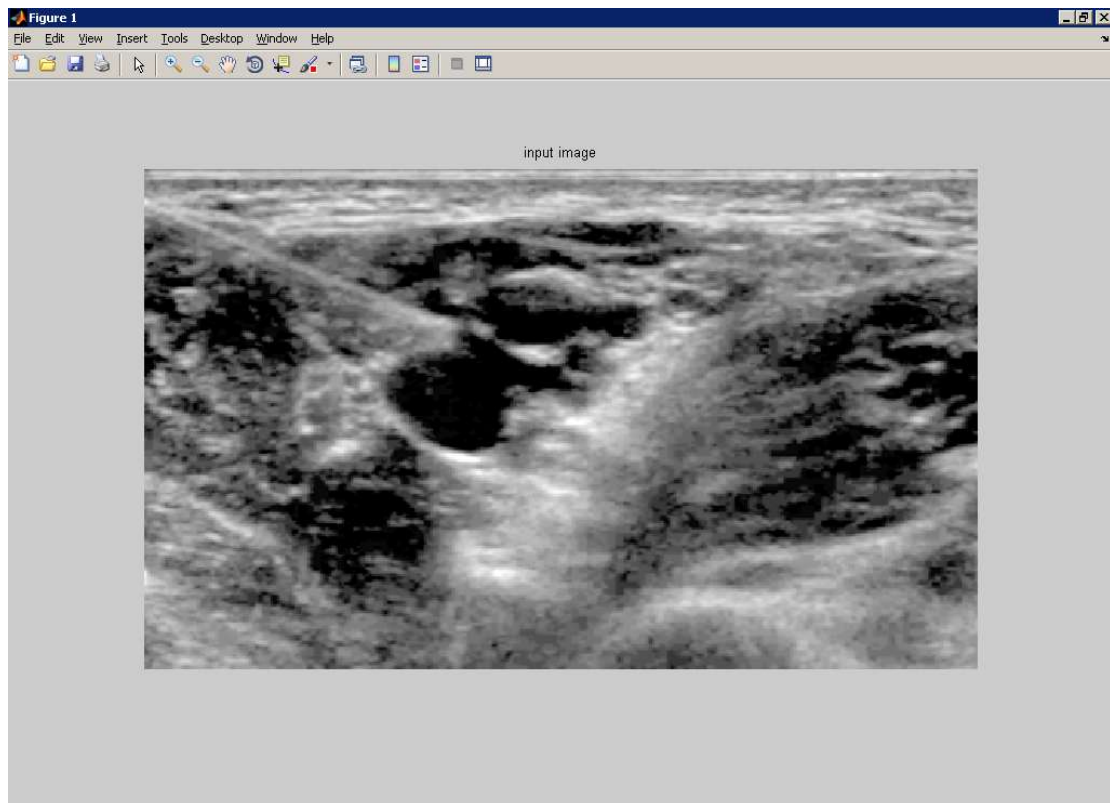
% Show the biggest object on input image
figure,imshow(I),title('Biggest Object on input image');
hold on;
    rectangle('Position', s(maxNo).BoundingBox,'EdgeColor','r');
hold off;
```



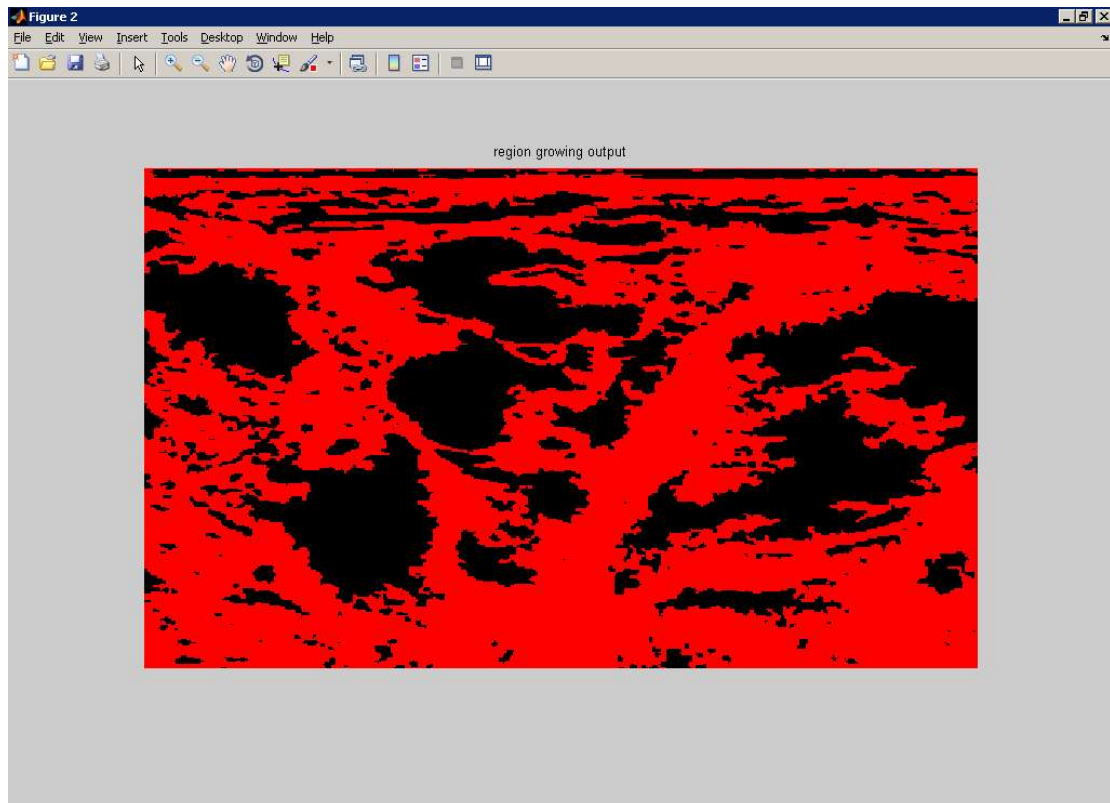
Εικόνα 54 – Εμφάνιση μεγαλύτερης περιοχής – Εντοπισμός ζητούμενου νεύρου

4.6 Αξιολόγηση της εφαρμογής

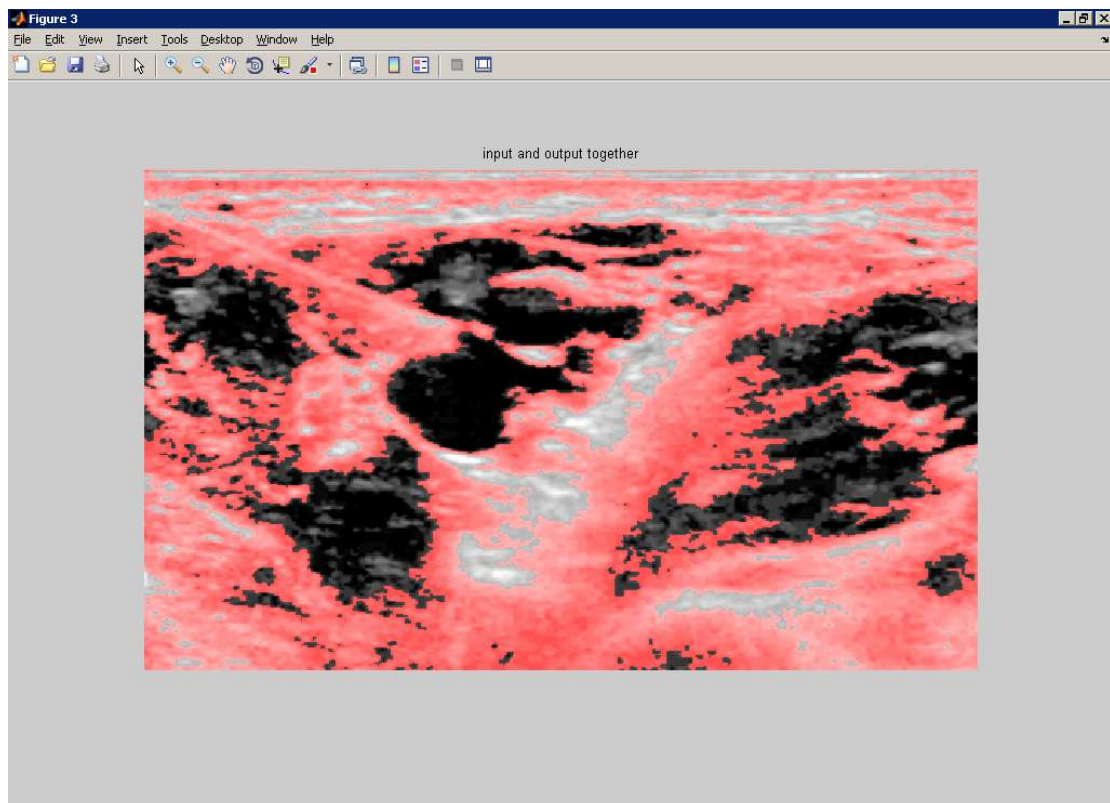
Για την σωστή αξιολόγηση της εφαρμογής που αναπτύξαμε δεν μένει τίποτα άλλο παρά να εφαρμοστεί και σε άλλες εικόνες υπερήχου. Παρακάτω ακολουθούν τρία παραδείγματα εικόνων στις οποίες εφαρμόστηκε η κατάτμηση της εφαρμογής μας και εντοπίζεται η περιοχή του νεύρου.



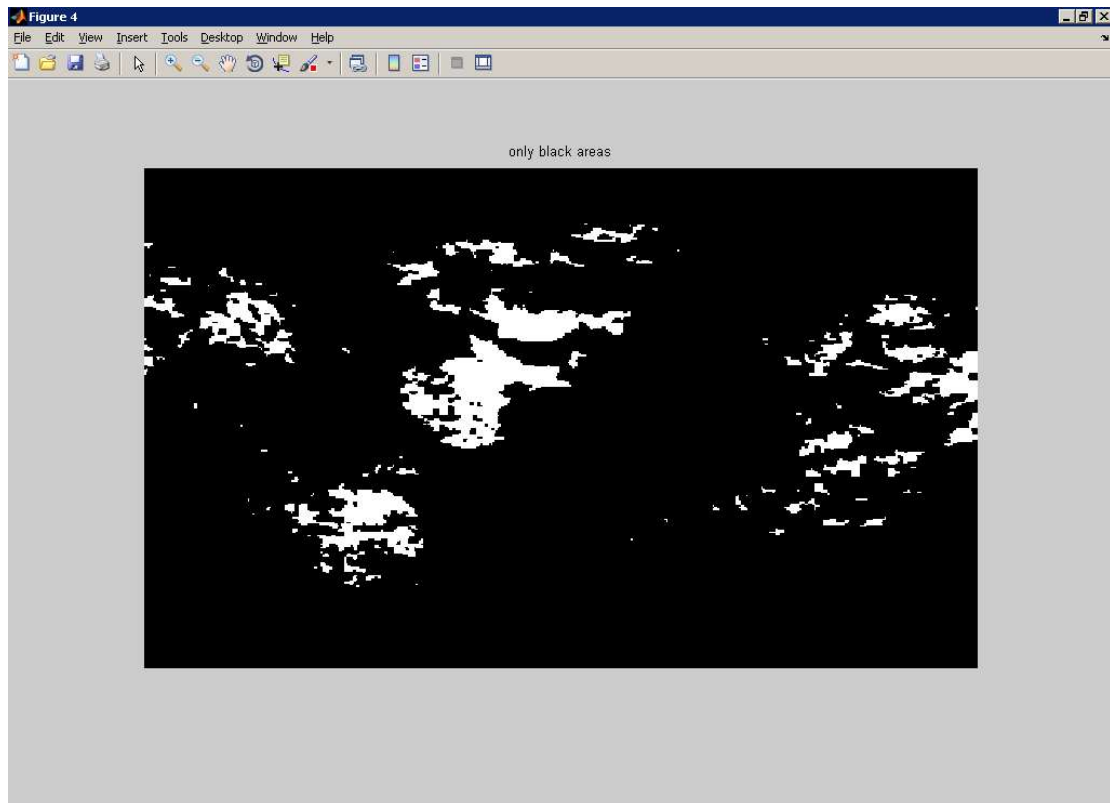
Εικόνα 55 – Αρχική εικόνα 1^ο παραδείγματος



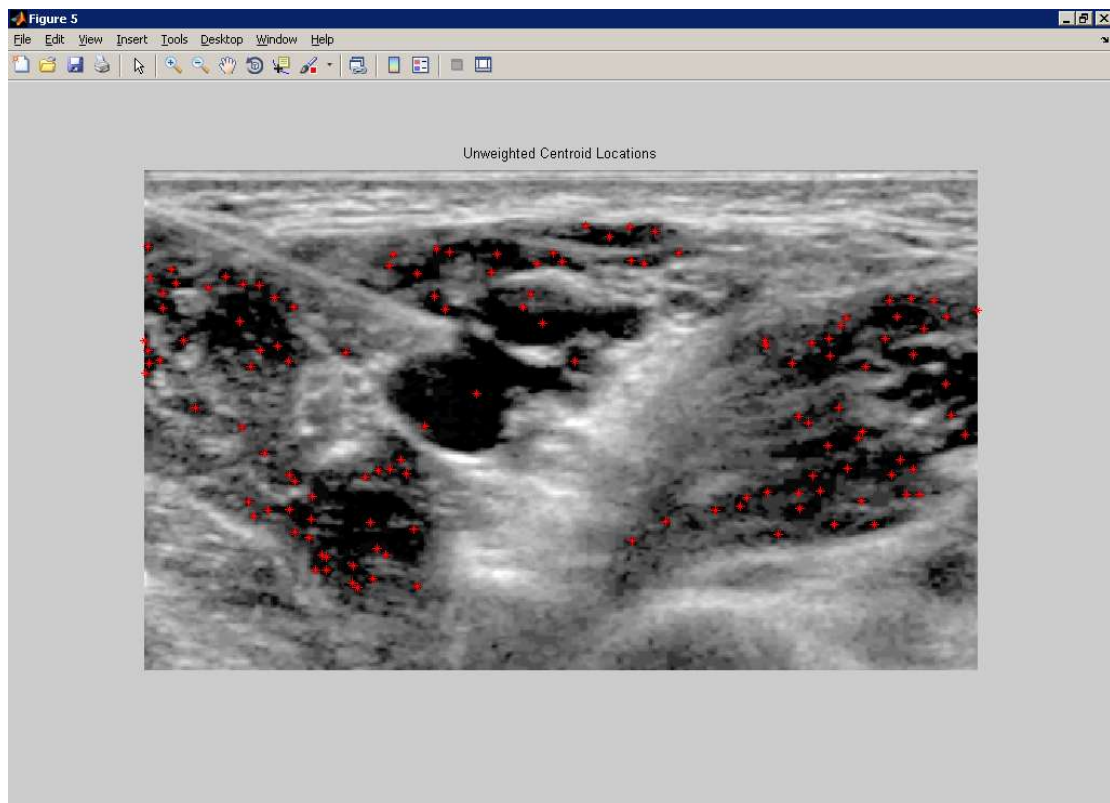
Εικόνα 56 – Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 1^{ου} παραδείγματος



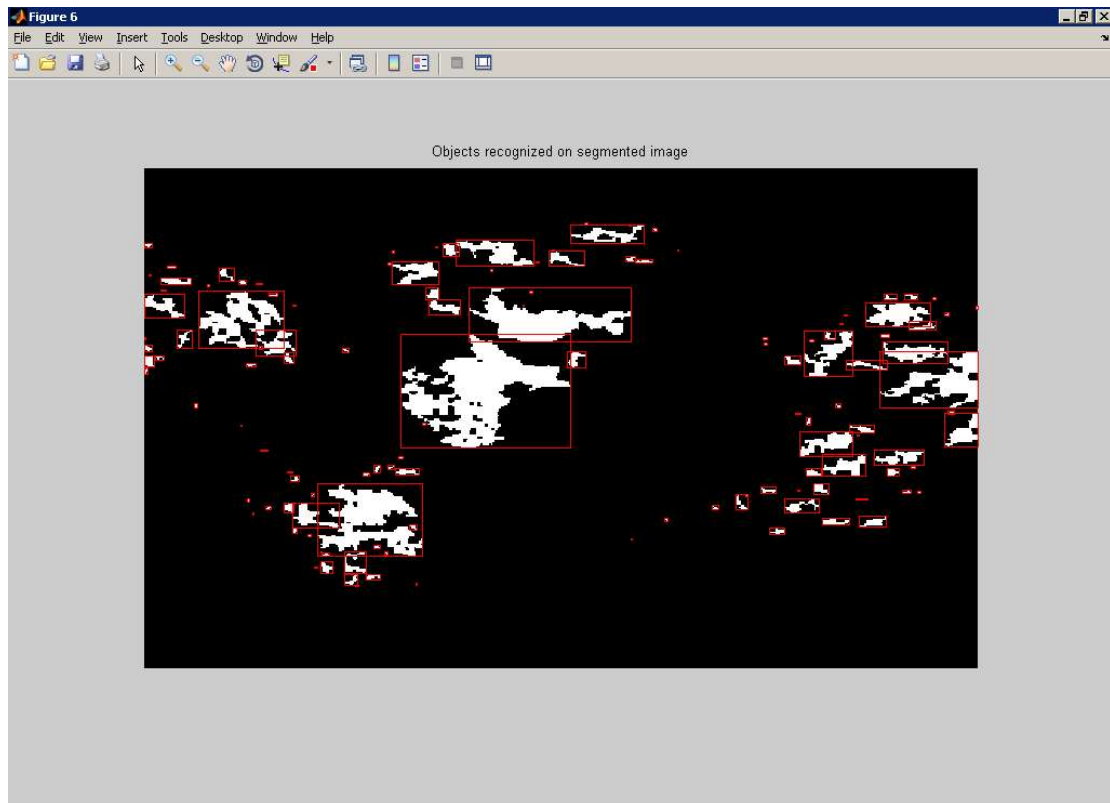
Εικόνα 57 – Είσοδος και έξοδος μαζί του 1^{ου} παραδείγματος



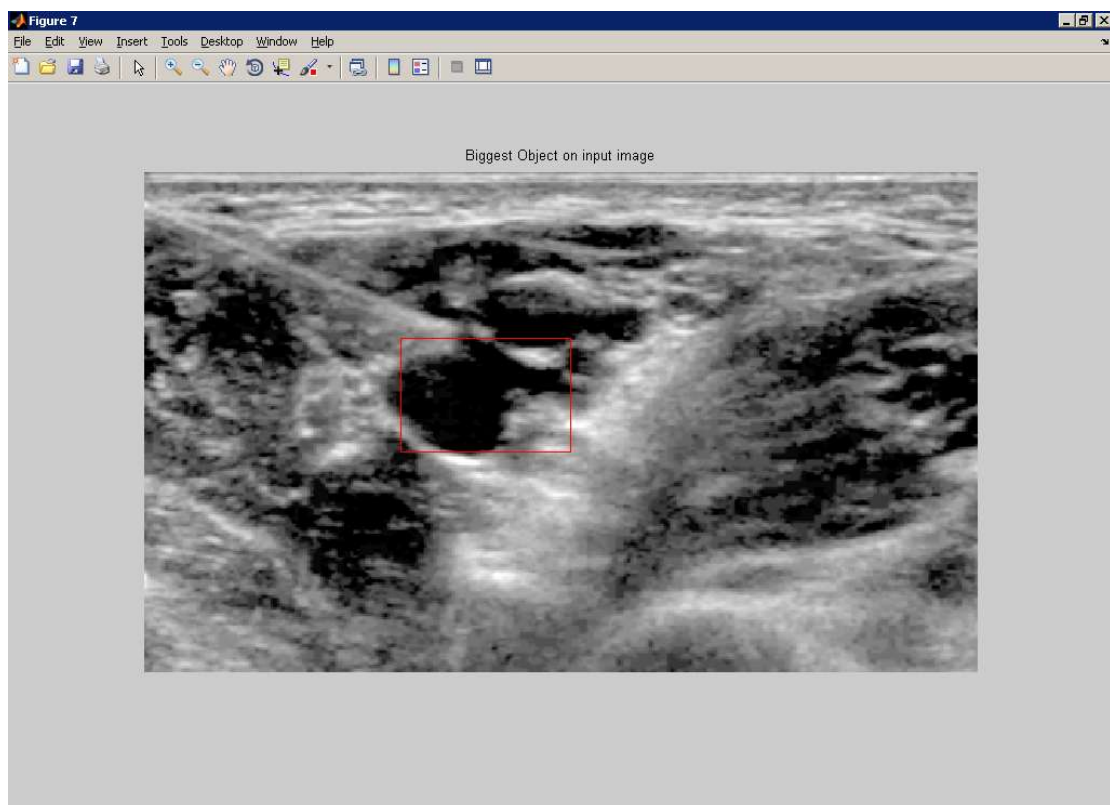
Εικόνα 58 – Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 1^{ου} παραδείγματος



Εικόνα 59 – Τα κέντρα των περιοχών του 1^{ου} παραδείγματος



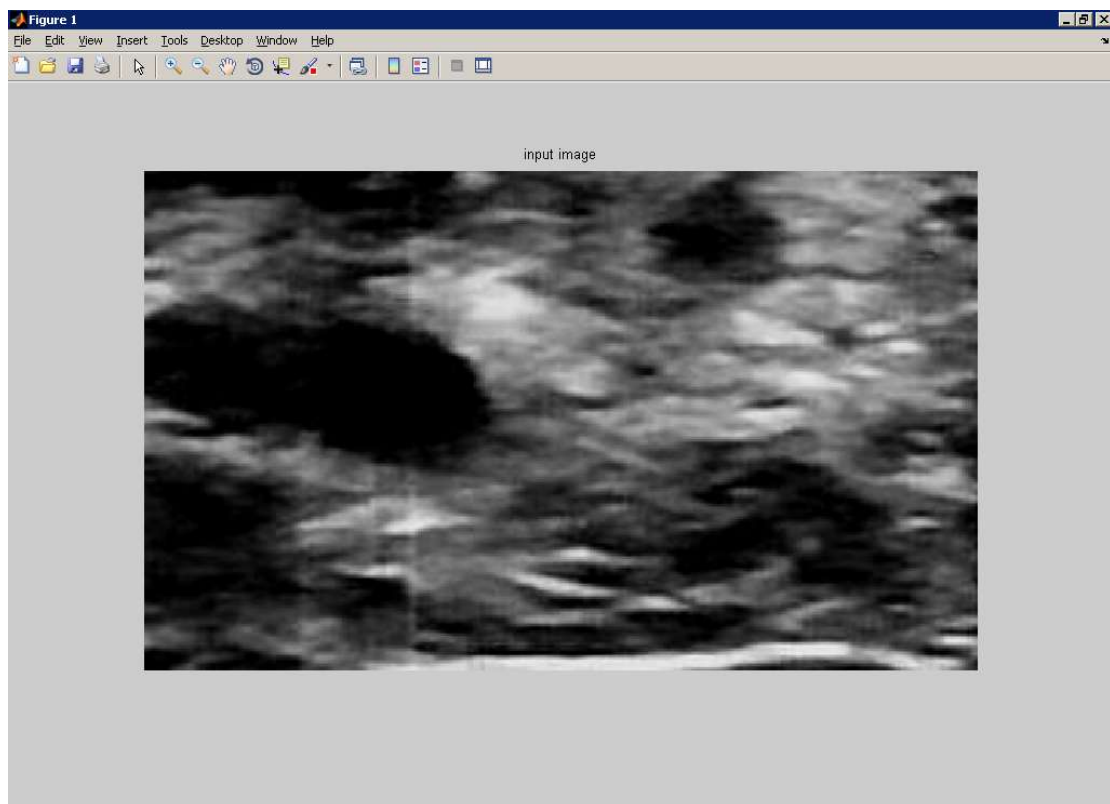
Εικόνα 60 – Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 1^{ου} παραδείγματος



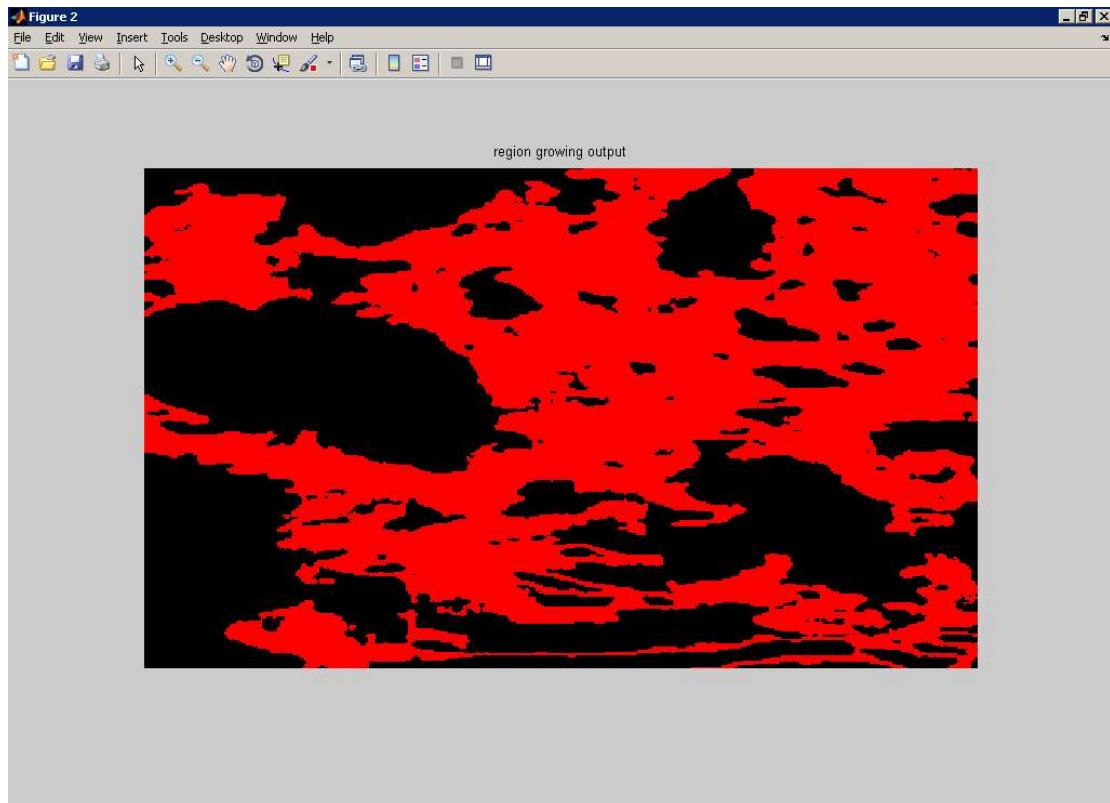
Εικόνα 61 – Εντοπισμός νεύρου 1^{ου} παραδείγματος

Σε αυτό το πρώτο παράδειγμα επισημαίνεται πολύ σωστά ολόκληρη η περιοχή του νεύρου παρά το σκούρο και με πολλά μαύρα αντικείμενα περιβάλλον.

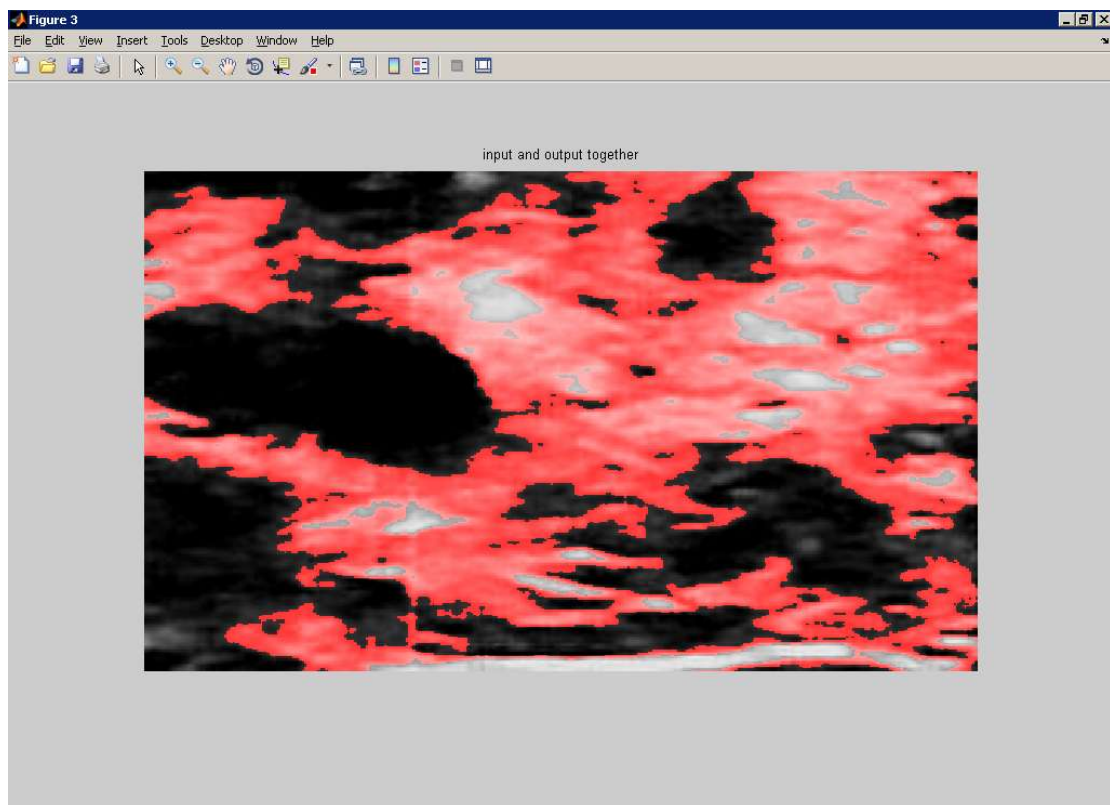
Στα επόμενα δύο παραδείγματα οι εικόνες έχουν εκδοθεί από διαφορετικό μηχάνημα υπερήχων, σε διαφορετικές περιοχές του σώματος και εννοείται σε διαφορετικούς ασθενείς.



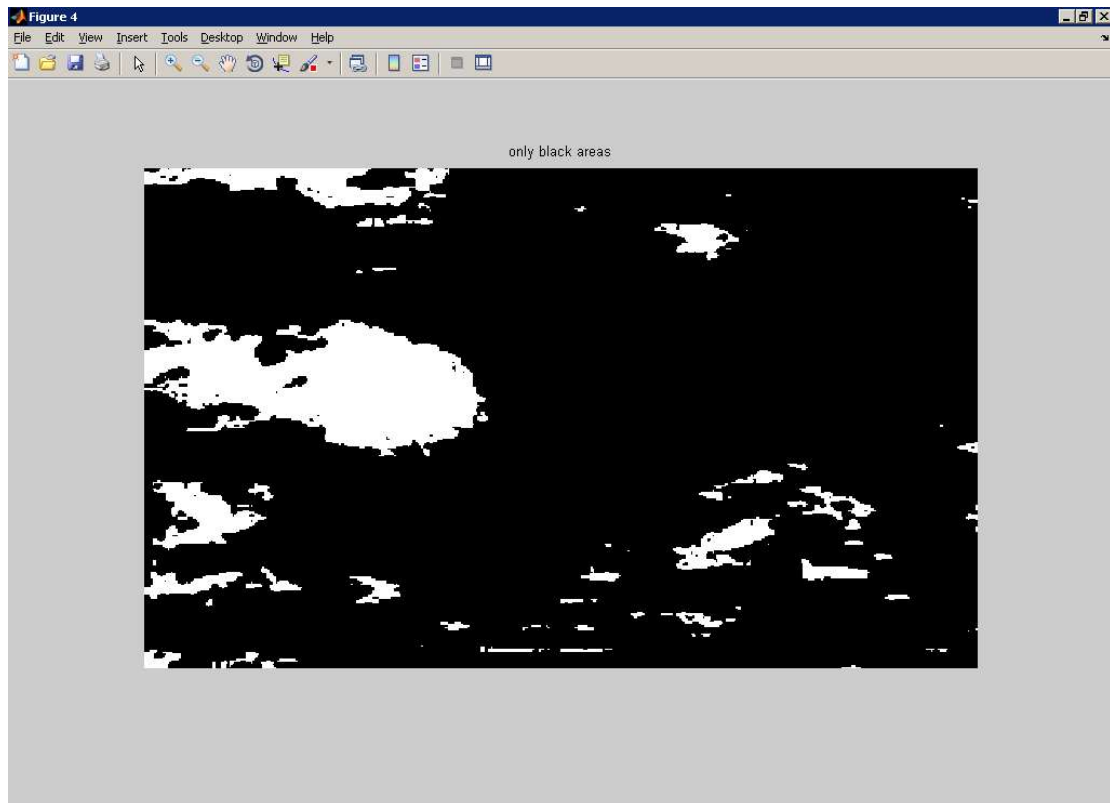
Εικόνα 62 – Αρχική εικόνα 2^ο παραδείγματος



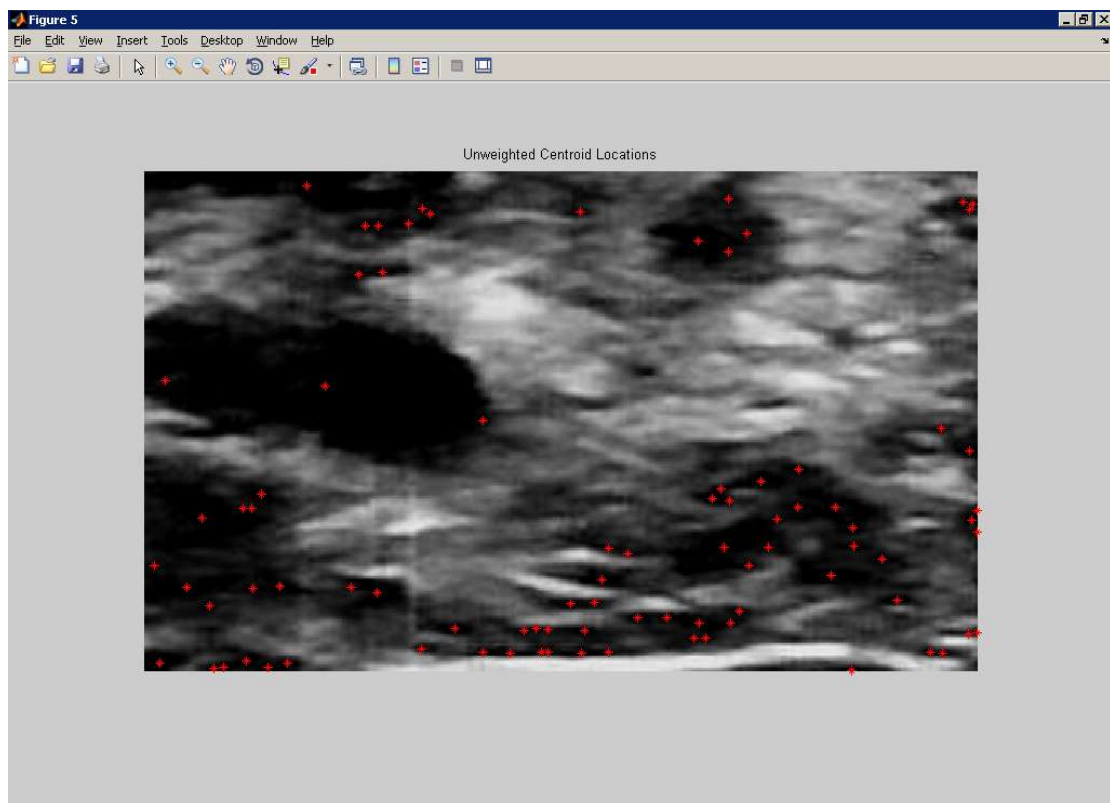
Εικόνα 63 – Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 2^{00} παραδείγματος



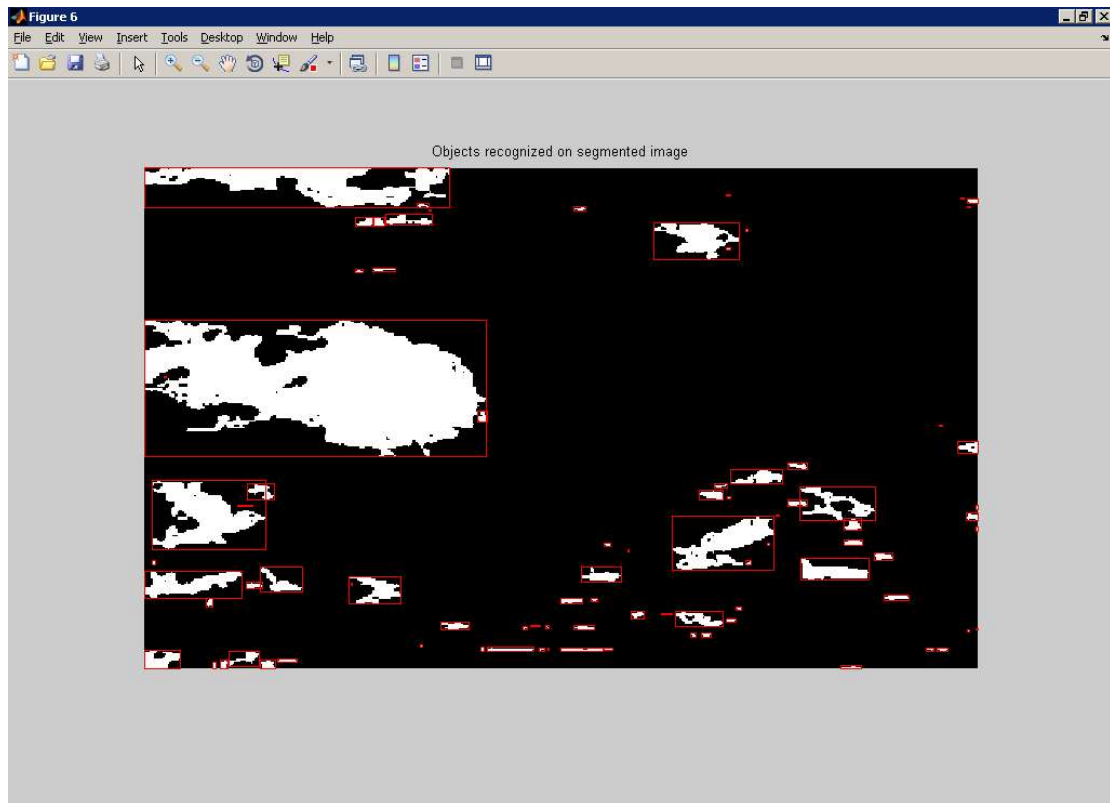
Εικόνα 64 – Είσοδος και έξοδος μαζί του 2^{00} παραδείγματος



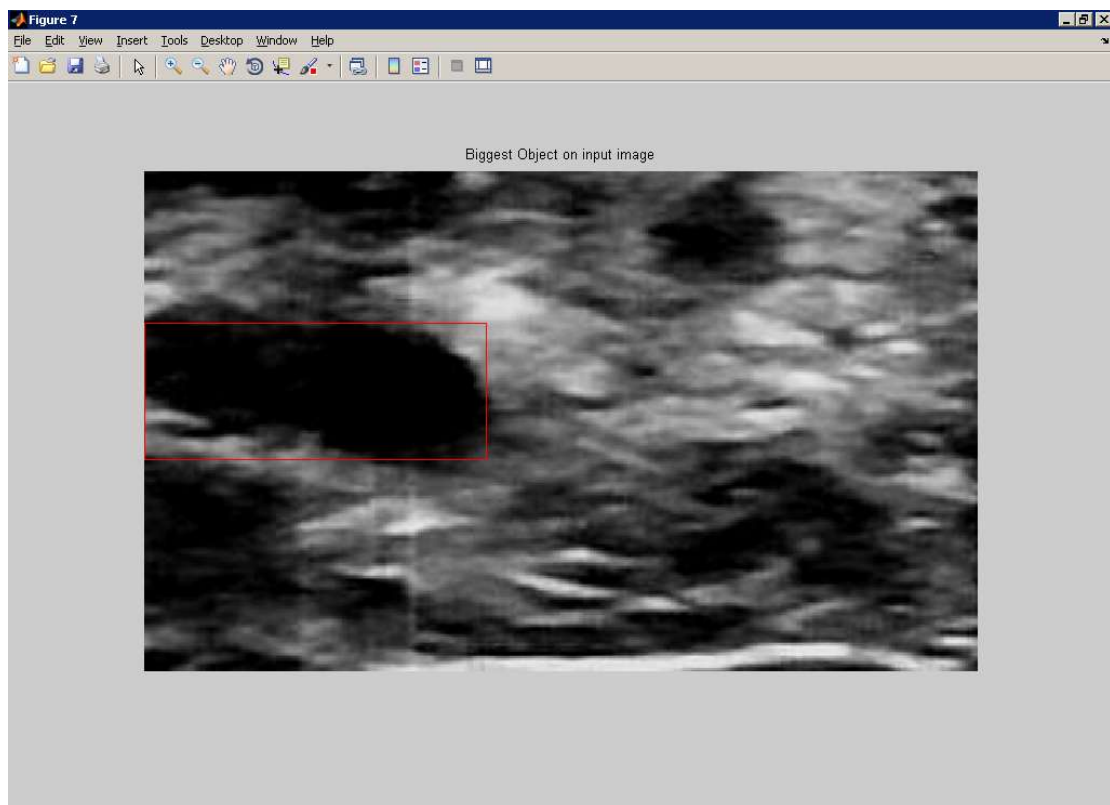
Εικόνα 65 – Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 2^ο παραδείγματος



Εικόνα 66 – Τα κέντρα των περιοχών του 2^ο παραδείγματος



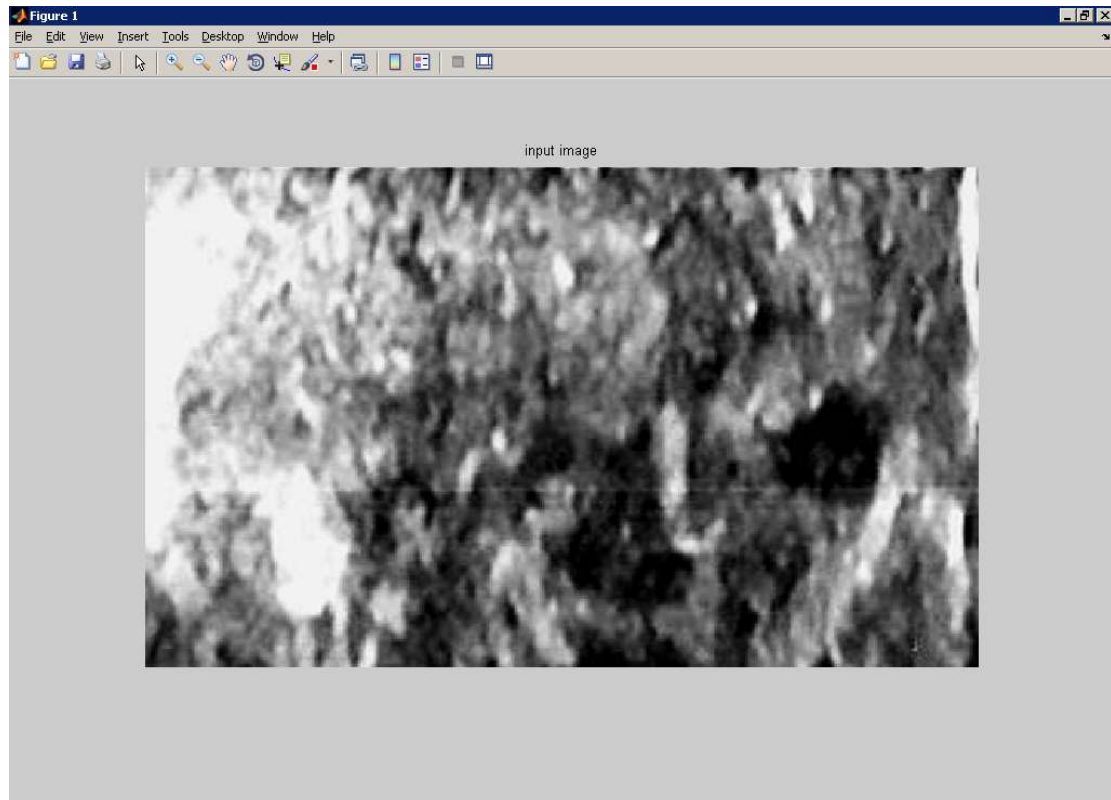
Εικόνα 67 – Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 2^{ου} παραδείγματος



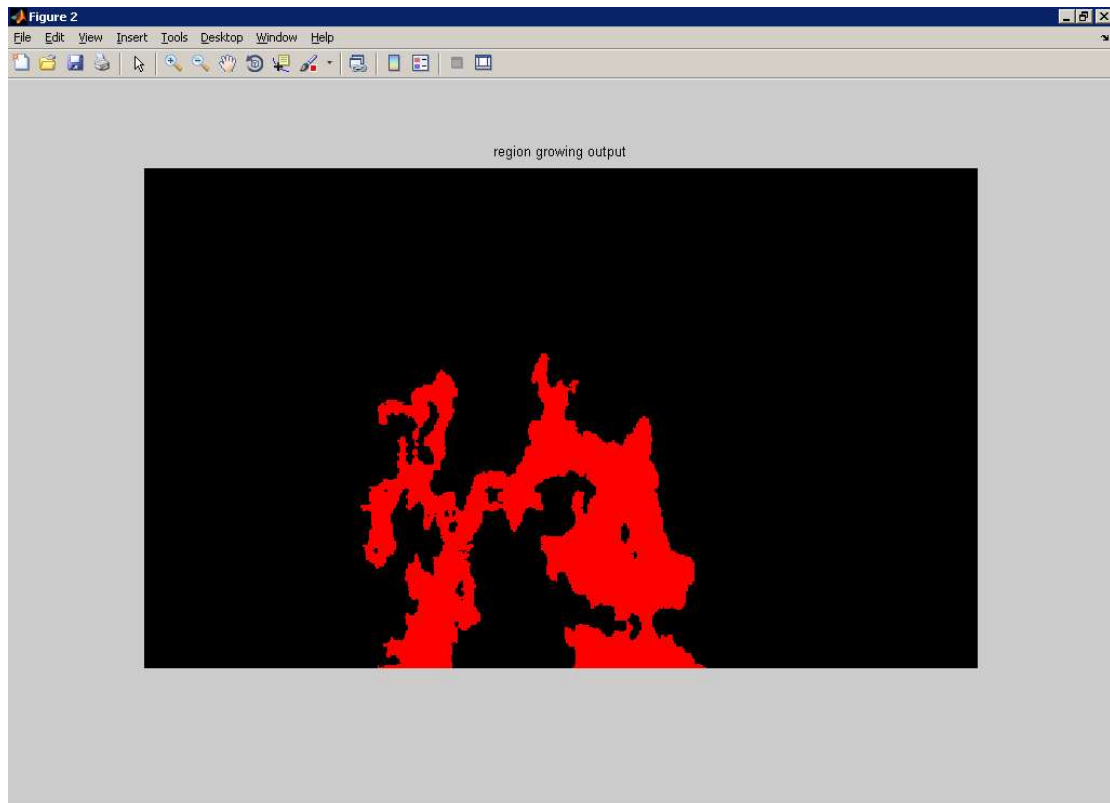
Εικόνα 68 – Εντοπισμός νέυρου 2^{ου} παραδείγματος

Σε αυτό το παράδειγμα είχαμε να αντιμετωπίσουμε ένα περιβάλλον με μεγάλη εστίαση και περίεργο σχήμα και δύσκολη θέση του συγκεκριμένου νεύρου στην εικόνα, αλλά παρατηρείται ο πολύ ακριβής εντοπισμός του.

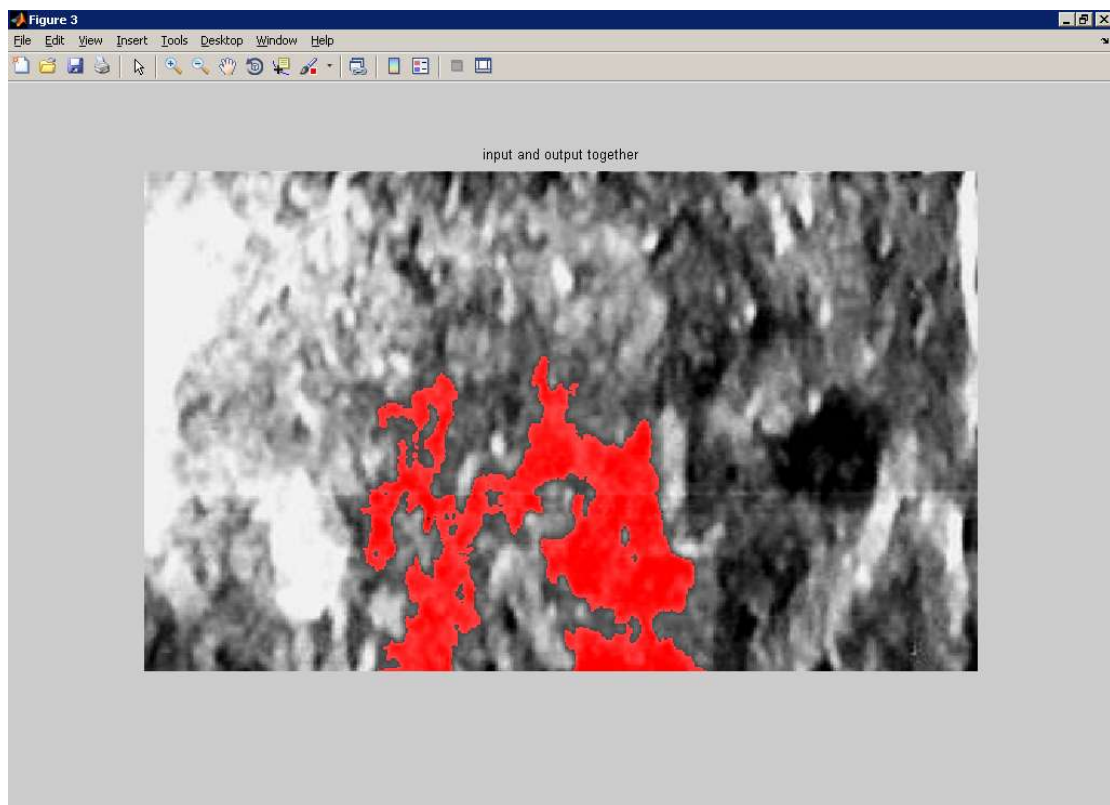
Στο επόμενο, τρίτο και τελευταίο, παράδειγμα τολμήσαμε να καταστήσουμε μια πιο δύσκολη εικόνα με μεγαλύτερη αντίθεση.



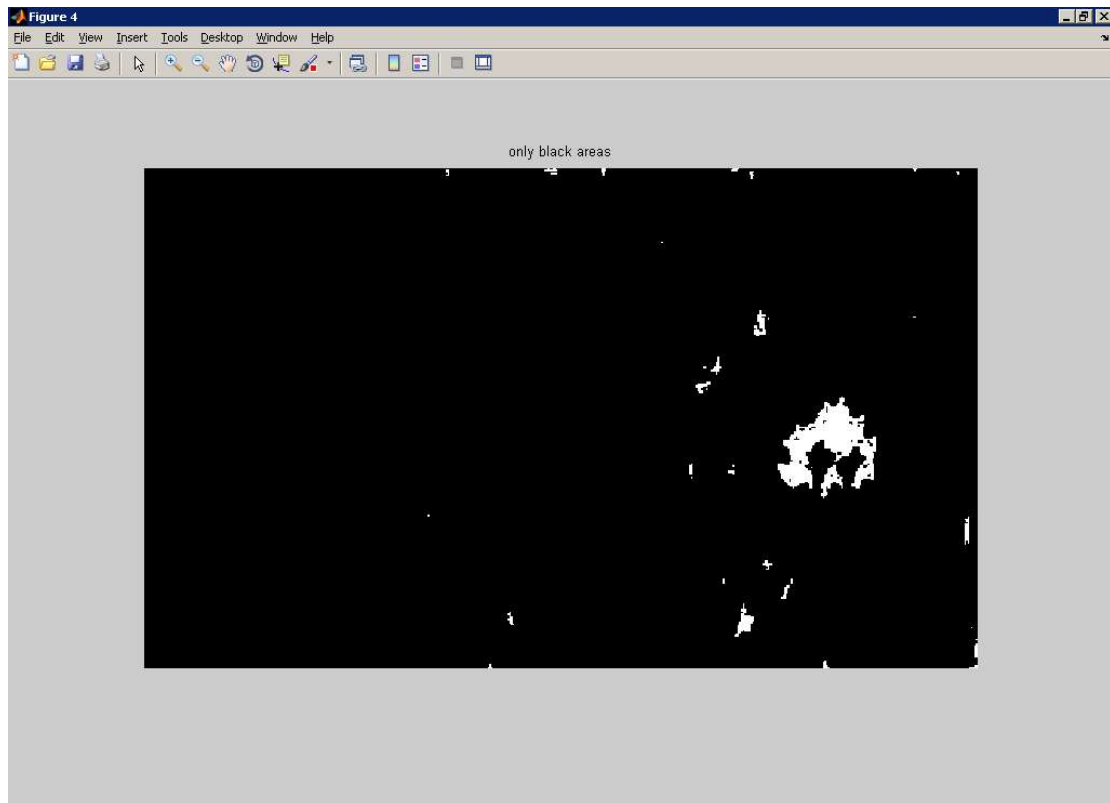
Εικόνα 69 – Αρχική εικόνα 3^ο παραδείγματος



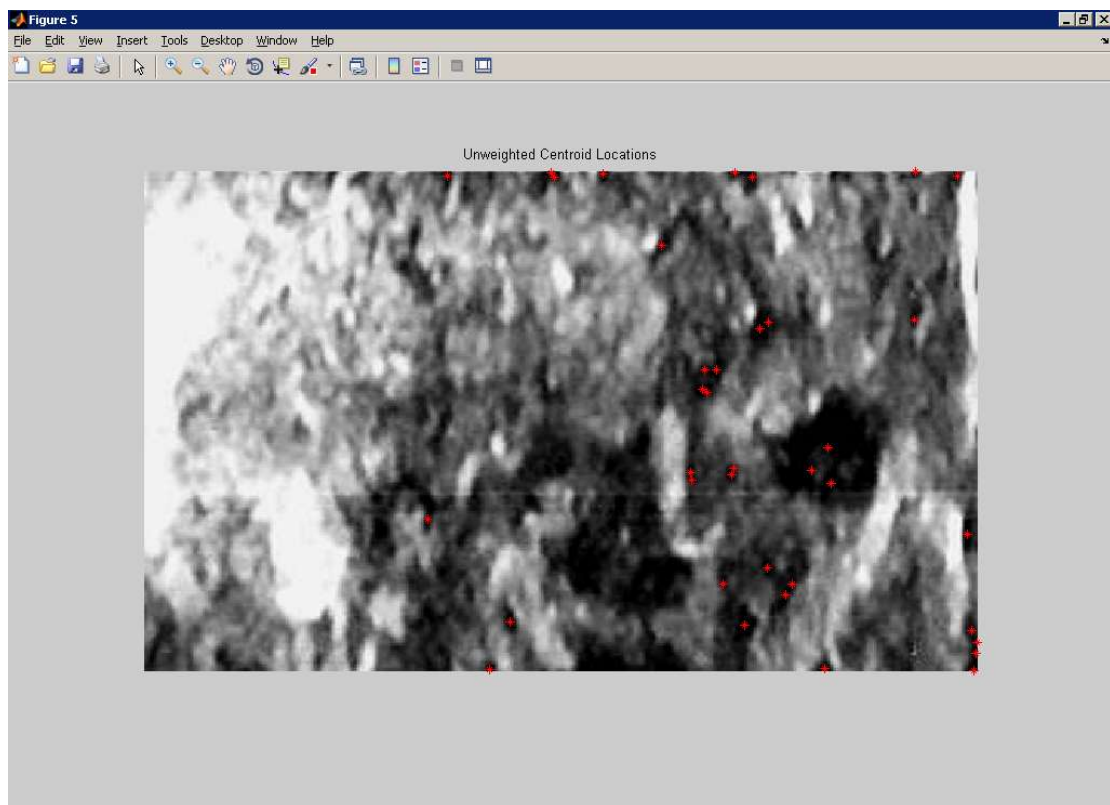
Εικόνα 70 – Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 3^{ου} παραδείγματος



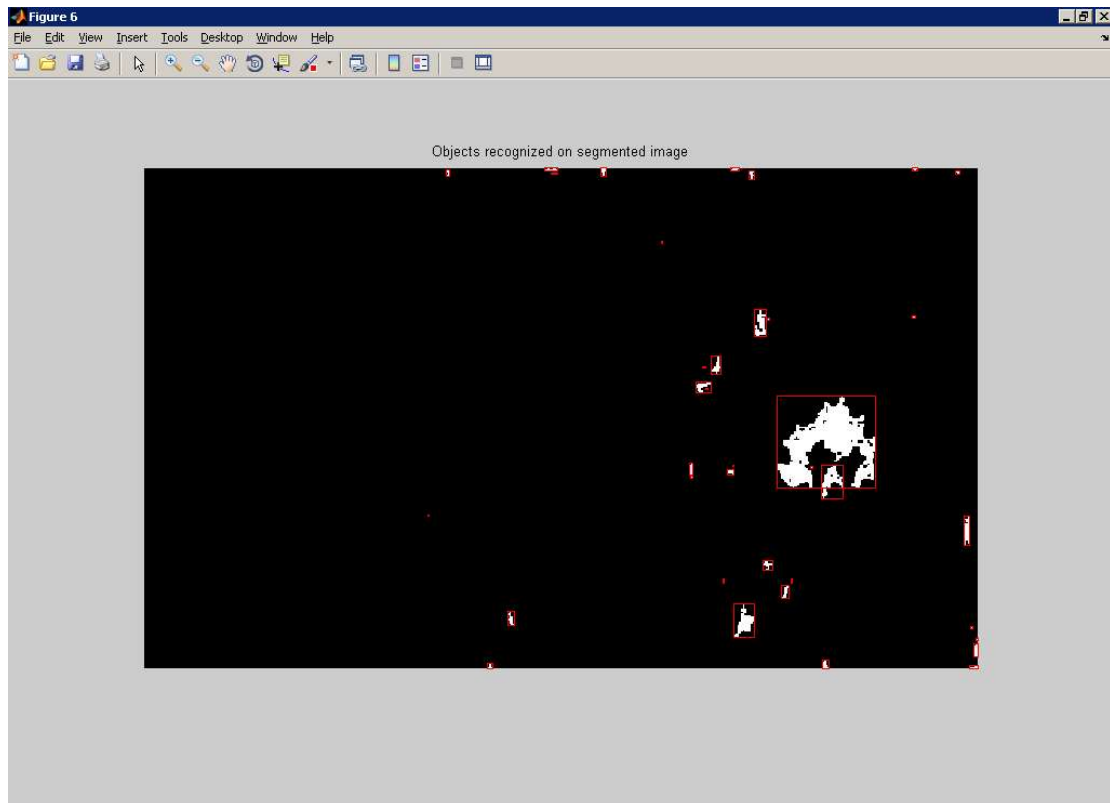
Εικόνα 71 – Είσοδος και έξοδος μαζί του 3^{ου} παραδείγματος



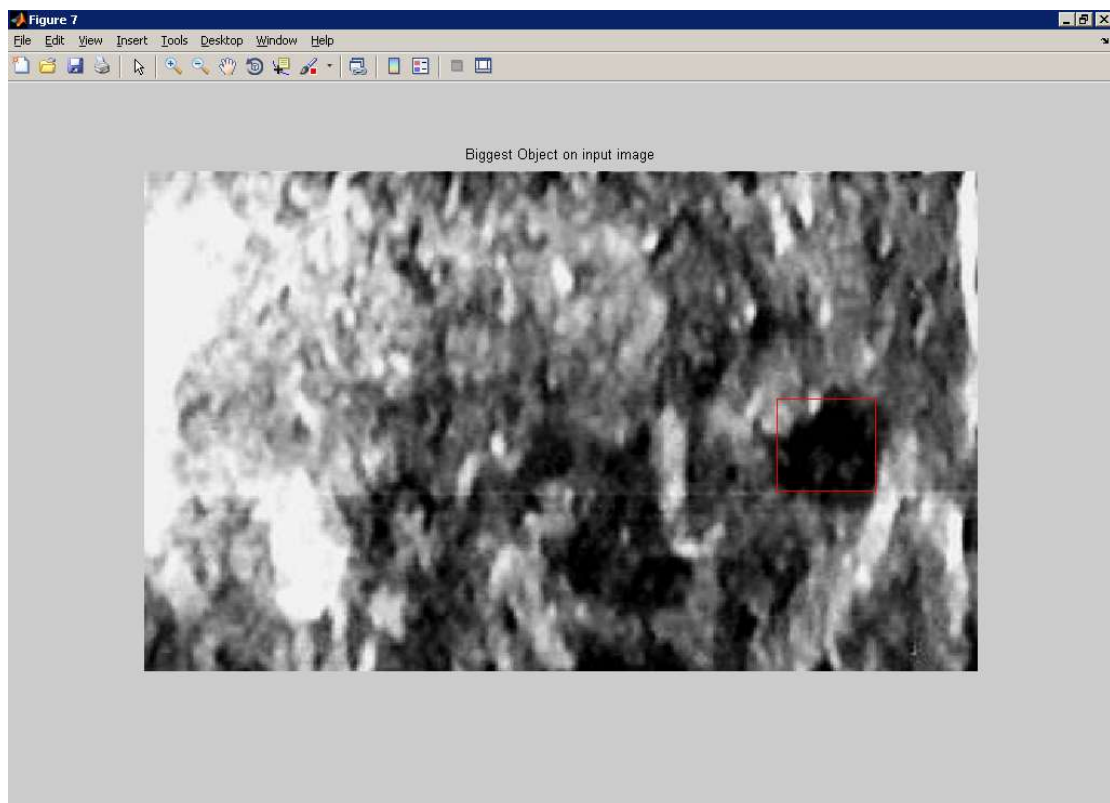
Εικόνα 72 – Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 3^{ου} παραδείγματος



Εικόνα 73 – Τα κέντρα των περιοχών του 3^{ου} παραδείγματος

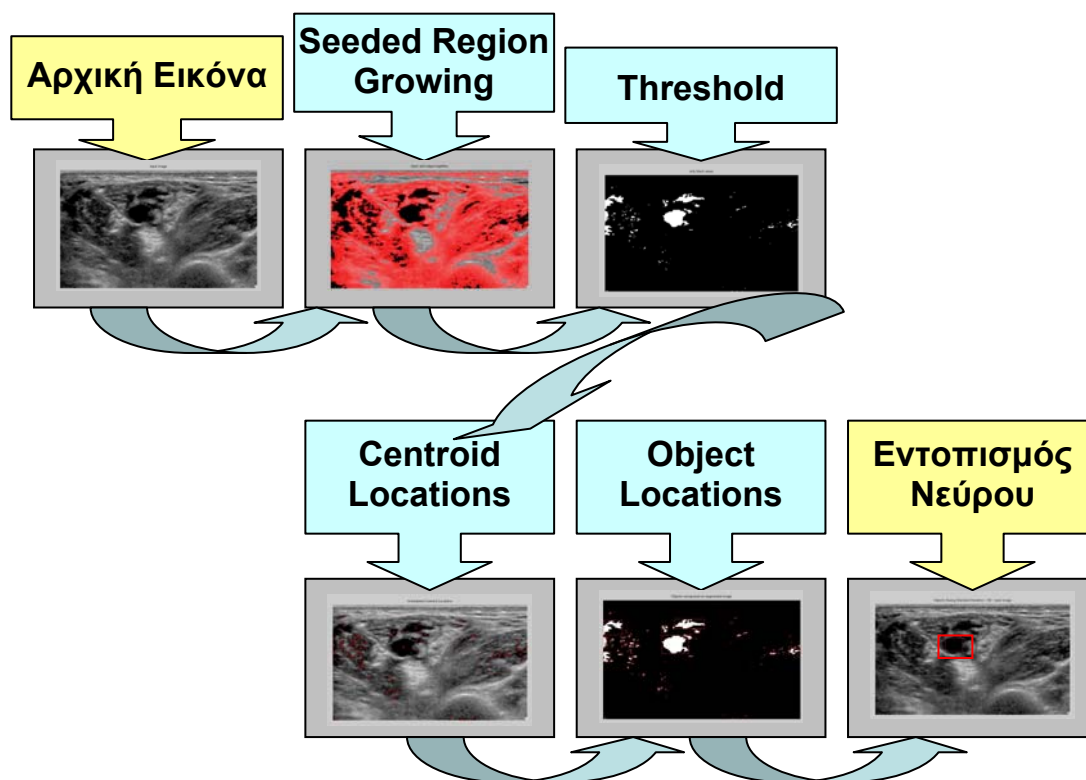


Εικόνα 74 – Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 3^{ου} παραδείγματος



Εικόνα 75 – Εντοπισμός νεύρου 3^{ου} παραδείγματος

Σε αυτό το παράδειγμα φαίνεται πολύ καλά η χρήση του αλγορίθμου αυξανόμενης περιοχής όπου εγκλωβίζει την αριστερή μαύρη κηλίδα στα γκρίζα επίπεδα και την εξαιρεί από το τελικό αποτέλεσμα. Δηλαδή η χρήση του αλγορίθμου ,εκτός από την ευελιξία που προσφέρει στην εφαρμογή ,είναι ικανή να μας σώσει από πιθανές λανθασμένες επιλογές μαύρης ,ή έστω σχεδόν μαύρης, κηλίδας. Επίσης, λόγω των μεγάλων αντιθέσεων της εικόνας παρατηρείται να είναι μικρός ο ρόλος του αλγορίθμου αυτού αλλά πιο σημαντικός από τα προηγούμενα παραδείγματα. **Η κατάτμησή μας θεωρείται πολύ ικανοποιητική, αν υπολογίσουμε το πολύ δύσκολο και θορυβώδες περιβάλλον στο οποίο εφαρμόστηκε.**



Εικόνα 76 – Μεθοδολογία εφαρμογής κατάτμησης της εφαρμογής

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ευχαριστώ θερμά για το αμέριστο ενδιαφέρον και τον πολύτιμο χρόνο που μου αφιερώθηκε από τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κος Γεώργιος Τριανταφυλλίδης. Επίσης, ευχαριστώ τους καθηγητές μου ,που αποτελούν σταθμούς στην φοιτητική μου πορεία και στην κατεύθυνση των γνώσεών μου, κος Γεώργιος Παπαδουράκης και κος Γεώργιος Παλαμάς. Δεν θα μπορούσα να μην ευχαριστήσω τον διευθυντή του ακτινοδιαγνωστικού εργαστηρίου του Creta InterClinic, κος Ιωάννης Μακαρόνας, καθώς επίσης και την επιμελήτρια Β' δερματολόγο νοσοκομείου ΠΑ.Γ.Ν.Η., κα Ουρανία Νεοφώτιστου, για την εγκάρδια συνεργασία τους μαζί μου. Τέλος, ευχαριστώ την οικογένεια και τους φίλους συμφοιτητές μου για την συμπαράσταση και την βοήθειά τους.

ACKNOWLEDGEMENTS

Special thanks for the significant interest and the priceless time that was offered to me, are owned to my supervisor prof. Mr. George Triantafyllidis. I also thank my professors, which led my student course and the direction of my knowledge, Mr. George Papadourakis and Mr. George Palamas. I could not exclude thanking the head of X-ray diagnostic department of Creta InterClinic Mr. Ioannis Makaronas, as well as the consultant dermatologist of PA.G.N.H hospital Mrs. Ourania Neofotistou, for their cordial collaboration with me. Finally, I thank my family and my fellow students for their support and assistance.

ΠΗΓΕΣ

- Μαρίας Κώστας. “Ιατρική Απεικόνιση – Υπέρηχοι, Υπερηχοτομογραφία”. Η/Υ 571, Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών Πανεπιστημίου Κρήτης, www.csd.uoc.gr/~hy571/LECTURES/5_US.pdf .
- Καρπούζης Κώστας. “Ηλεκτρονικές Υπηρεσίες Υγείας”. Τμήμα Διδακτικής της τεχνολογίας και Ψηφιακών συστημάτων, [dtps.unipi.gr/files/notes/2004-2005/...ygeias/ehealth03.ppt](https://unipi.gr/files/notes/2004-2005/...ygeias/ehealth03.ppt) .
- Η διεθνής, ελεύθερου περιεχομένου και εξελισσόμενη δια συνεργασίας εγκυκλοπαίδεια Βικιπαίδεια. http://en.wikipedia.org/wiki/Segmentation_%28image_processing%29 .
- Τσαπατσούλης Νικόλας. “Αναγνώριση Προτύπων και Ανάλυση Εικόνας”. Τμήμα Επιστήμης και Τεχνολογίας Τηλεπικοινωνιών Πανεπιστημίου Πελοποννήσου 2007.
- Καβαλλιεράτου Εργίνα, Αργυρόπουλος Γιάννης.”Computer Vision - Review on Color Segmentation (Αναφορά στην Χρωματική Κατάτμηση)”. Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων Πανεπιστημίου Αιγαίου 2007.
- Andrew W. Moore. “K-means and Hierarchical Clustering - Tutorial Slides” Robotics and Computer Science , School of Computer Science, Carnegie Mellon University.
- J. B. MacQueen (1967): "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*", Berkeley, University of California Press, 1:281-297
- Steve Eddins. “The Watershed Transform - Strategies for Image Segmentation”. 1994-2009 The MathWorks Inc.
- Papadourakis George , “Introduction To Neural Networks”. Πλατφόρμα Ασύγχρονης Τηλεκπαίδευσης GUNet e-Class, Τμήμα Εφαρμοσμένης πληροφορικής και πολυμέσων, <http://eclass.epp.teiher.gr/eclass/claroline/document/document.php> .
- Jianbo Shi. “Graph Based Image Segmentation” .University of Pennsylvania.
- Η ηλεκτρονική κοινωνία πληροφοριών του Matlab Central μέσω της επίσημης ιστοσελίδας ανταλλαγής ανοιχτού κώδικα Matlab και Simulink. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/?term=tag%3A%22segmentation%22> .

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Κεφάλαιο 1

- Μαριάς Κώστας. “Ιατρική Απεικόνιση – Υπέρηχοι, Υπερηχοτομογραφία”. Η/Υ 571, Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών Πανεπιστημίου Κρήτης.
- Καρπούζης Κώστας. “Ηλεκτρονικές Υπηρεσίες Υγείας”. Τμήμα Διδακτικής της τεχνολογίας και Ψηφιακών συστημάτων.
- Μιχαήλ Δ. Γεώργιος. “Ανάλυση χαρακτηριστικών περιεμμηνοπαυσιακού και μετεμμηνοπαυσιακού ενδομητρίου στην δισδιάστατη υπερηχοτομογραφία με χρήση τεχνικών ανάλυσης εικόνας”. Ηλεκτρονική βάση Νημερτής πνευματικής παραγωγής του Πανεπιστημίου Πατρών, 2007.
- Δ. Κουτσούρης, Κ. Νικήτα, Σ. Παυλόπουλος, "Ιατρικά Απεικονιστικά Συστήματα", Εκδόσεις Τζιόλα 2004. Εργαστήριο Βιοϊατρικής Τεχνολογίας.

Κεφάλαιο 2

- Tinku Acharya ,Ajoy K. Ray .”Image Processing - Principles and Applications”. Avisere, Inc. Tucson, Arizona.
- Nassir H. Salman. “New Image Processing Toolbox Using Matlab Codes”. Zarqa Private Univ., College of Science and Information Technology-Computer Science Dept. Jordan.
- Παπαδογιωργάκη Μαρία. “Αυτόματη ανάλυση εικόνων ενδοστεφανιαίου υπερηχογραφήματος”. Τμήμα Ιατρικής Αριστοτέλειου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης, Πρόγραμμα μεταπτυχιακών σπουδών ιατρικής πληροφορικής.
- Τσαπατσούλης Νικόλας. “Αναγνώριση Προτύπων και Ανάλυση Εικόνας”. Τμήμα Επιστήμης και Τεχνολογίας Τηλεπικοινωνιών Πανεπιστημίου Πελοποννήσου 2007.
- Καβαλλιεράτου Εργίνα, Αργυρόπουλος Γιάννης.”Computer Vision - Review on Color Segmentation (Αναφορά στην Χρωματική Κατάτμηση)”. Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων Πανεπιστημίου Αιγαίου 2007.
- J. B. MacQueen (1967). “Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*”. Berkeley, University of California Press, 1:281-297
- M. Mancas, B. Gosselin and B. Macq. “Risk Areas Segmentation for Radiotherapy Planning using Distance Maps”, Poster. SPIE Optical Imaging at NIH, Washington DC, 2004.
- J. Roerdink and A. Meijster. “The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies”. *Fundamenta Informaticae*, 187-228, (IOS Press, 2001).
- D.L. Phan, C.Xu, and J. Price. “A survey of current methods in medical image segmentation”. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 1998.
- T. McInerney and D. Terzopoulos. “Deformable models in medical image analysis: a survey”. *Medical Imaging Annals*, 1996, 91-108.

- G.E. Christensen, S.C. Joshi, and M.I. Miller. "Volumetric transformation of brain anatomy". IEEE Transaction of Medical Imaging, 1997, 864-877.
 - Σπυρόπουλος Χαράλαμπος. "Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (Digital Image Processing)". Τμήμα Πληροφορικής, Πανελλήνιο Σχολικό Δίκτυο του Υπουργείου Εθνικής παιδείας και Θρησκευμάτων, www.de.sch.gr.
 - Κατσαρού Κυριακή, Χαλιμούρδα Άννα. "Υλοποίηση και Συγκριτική Μελέτη Μεθόδων Κατάτμησης Ψηφιακών Εικόνων". Ανώτατο Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Σερρών, Τμήμα Πληροφορικής & Επικοινωνιών.
 - Andrew W. Moore. "K-means and Hierarchical Clustering - Tutorial Slides" Robotics and Computer Science, School of Computer Science, Carnegie Mellon University.
 - Chenyang Xu and Jerry L. Prince. "Active Contours, Deformable Models, and Gradient Vector Flow". The Image Analysis and Communications Lab (IACL) in the Department of Electrical and Computer Engineering, Johns Hopkins University.
 - Shawn Lankton, Delphine Nain, Anthony Yezzi, Allen Tannenbaum. "Hybrid Geodesic Region-Based Curve Evolutions for Image Segmentation". In Proceedings of SPIE Medical Imaging, San Diego, 2007.
 - J. B. MacQueen (1967): "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*", Berkeley, University of California Press, 1:281-297.
 - Steve Eddins. "The Watershed Transform - Strategies for Image Segmentation". 1994-2009 The MathWorks Inc.
 - Jianbo Shi. "Graph Based Image Segmentation". University of Pennsylvania.
- G. Palamas, G.M. Papadourakis, M. Kavoussanos, A. Ware, "Unsupervised Topology Preserving Networks that Learns Sequentially," International Journal of Computational Intelligence Research, v.2, n.1, pp.121-126, 2006.
 - G.M Papadourakis, "New Horizons in Industry and Education: Introduction and conference overview," Industry and Higher Education, pp.277-282, October 2002.
 - G. Bebis, G.M. Papadourakis, and S. Orphanoudakis, "Curvature Scale Space Driven Object Recognition with an Indexing Scheme based on Artificial Neural Networks," Pattern Recognition, V.32, pp.1175-1201, 1999.
 - G.M. Papadourakis, M. Vourkas, S. Micheloyannis and B. Jervis. "Use of Artificial Neural Networks for Clinical Diagnosis," Mathematics and Computers in Simulation, Vol. 40, pp.623-635, 1996.
 - G.M Papadourakis and Y. Tsagatakis, Pattern Recognition, Notes, 2002.
 - G.M Papadourakis, Editor, Proceedings of 2nd International Conference on New Horizons in Industry and Education (NHIE 2001), Technological Educational Institute of Crete, ISBN:960-85316-6-7, Heraklion, Crete, Greece 2001.
 - G.M Papadourakis, Editor, Proceedings of 4th International Conference on Neural Networks and Expert Systems in Medicine and Healthcare (NNESMED 2001), Technological Educational Institute of Crete, ISBN:960-85316-5-9, Heraklion, Crete, Greece 2001.
 - Papadourakis George, "Introduction To Neural Networks". Πλατφόρμα Ασύγχρονης Τηλεκπαίδευσης GUNet e-Class, Τμήμα Εφαρμοσμένης πληροφορικής και πολυμέσων, <http://eclass.epp.teiher.gr/eclass>.

Κεφάλαιο 3

- Marhofer P, Schrogendorfer K, Wallner T, König H, et.al. “Ultrasonic guidance reduces the amount of local anesthetic for 3-in-1 blocks”. *Reg Anesth Pain Med* 1998; 23: 584-8.
- Sandu NS, Capan LM. “Ultrasound-guided infraclavicular brachial plexus block”. *Br J Anaesth* 2002; 89: 254-9.
- Chan VWS. “Applying ultrasound imaging to interscalene brachial plexus block”. *Reg Anesth Pain Med* 2003; 28 (4) 340 – 3.
- Gupta, S.; Chauhan, R.C.; Saxena, S.C.; “Locally adaptive wavelet domain Bayesian processor for denoising medical ultrasound images using Speckle modelling based on Rayleigh distribution, *IEEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing*”, Vol. 152, Issue 1, 28 Feb. 2005 pp:129 – 135.
- Allibert G., Courtial E., Touré Y., “Visual predictive control”, *IFAC Workshop on Nonlinear Predictive Control for Fast Systems*, Grenoble, France, October 2006.
- Fraisse P., Lelevé A. “Teleoperation over IP Network : Network Delay Regulation and Adaptive Control”, *Journal of Autonomous Robots, Special Issue on "Internet and Online Robots"*, Septembre 2003, Volume 15, Number 3, pages 225-235.
- M.Vitrani, G. Morel, T. Ortmaier, “Automatic guidance of a surgical instrument with ultrasound based visual servoing”. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, ICRA'2005, Barcelona, Spain, April 2005*.
- L. Hong, T. Dohi, M. Hashizume, K. Konishi, and N. Hata. “An ultrasound-driven needle insertion robot for percutaneous cholecystostomy”. In *Physics in Medicine and Biology*, vol. 49, no. 3, pp. 441-455, 2004.
- P. Abolmaesumi, S. Salcudea, W. Zhu, M. Sirouspour, and S. DiMaio. Image-guided control of a robot for medical ultrasound. In *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 18, pp. 11-23, 2002.
- F. Pierrot, E. Dombre, E. Degoulange, L. Urbain, P. Caron, S. Boudet, J. Garipey and J. Megnien. Hippocrate: A safe robot arm for medical application with force feedback. *Medical Image Analysis (MedIA). Special Issue on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 3(3), pp. 285-300, 1999.
- Arbeille P, Capri A, Ayoub J, Kieffer V, Poisson G. Use of a robotic arm to tele operated abdominal ultrasound. *Am J Roentgenology ; AJR*; 188: 317-322. 2007.
- P. Vieyres, G. Poisson, F. Courrèges, O. Mérieux and Ph. Arbeille : “ The TERESA project: from space research to ground tele-echography”. *Industrial robot: an international journal. ISSN : 0143 991X, vol. 30, n° 1, pp. 77-82, 2003*.

Κεφάλαιο 4

- Matei Mancas, Bernard Gosselin, Benoît Macq. “Segmentation Using a Region Growing Thresholding”. *Faculté Polytechnique de Mons, Circuit Theory and Signal Processing Laboratory & Université Catholique de Louvain, Communications and Remote Sensing Laboratory*.
- Η ηλεκτρονική κοινότητα πληροφοριών του Matlab Central μέσω της επίσημης ιστοσελίδας ανταλλαγής ανοιχτού κώδικα Matlab και Simulink.
<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/?term=tag%3A%22segmentation%22> .

ΧΡΗΣΙΜΕΣ ΙΣΤΟΣΕΛΙΔΕΣ

- <http://en.wikipedia.org> .Η διεθνής, ελεύθερου περιεχομένου και εξελισσόμενη δια συνεργασίας εγκυκλοπαίδεια Βικιπαίδεια.
- <http://www.mathworks.com> .Η ηλεκτρονική κοινωνία πληροφοριών του Matlab Central μέσω της επίσημης ιστοσελίδας ανταλλαγής ανοιχτού κώδικα Matlab και Simulink.
- <http://www.tcdn.teiher.gr> .Το εργαστήριο Ιατρικής Πληροφορικής και Τηλεϊατρικής του τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής και Πολυμέσων του ΤΕΙ Κρήτης.
- <http://isl.epp.teicrete.gr> .Το ερευνητικό Εργαστήριο Ευφών Συστημάτων του τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής και Πολυμέσων του ΤΕΙ Κρήτης.
- <http://www.cis.upenn.edu> .Το τμήμα Computer and Information Science της σχολής μηχανικών Penn Engineering του Πανεπιστημίου της Pennsylvania.
- <http://math.berkeley.edu> .Τμήμα μαθηματικών του πανεπιστημίου της California, Berkeley.
- <https://computation.llnl.gov> .Το διεθνές εργαστήριο Lawrence Livermore μέσω Computation (υπολογισμός).
- <http://www.engr.uconn.edu> .Το Τμήμα Μηχανικών του Πανεπιστημίου του Connecticut.
- <http://dspacel.isd.glam.ac.uk> .Η ηλεκτρονική αποθήκη ερευνών του ουαλικού πανεπιστημίου Glamorgan.
- <http://www.ceid.upatras.gr> .Το Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής Πανεπιστημίου Πατρών.
- <http://www.ece.ntua.gr> . Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.
- <http://www.teiath.gr/stef/tio> .Το Τμήμα Τεχνολογίας Ιατρικών Οργάνων του Τ.Ε.Ι. Αθήνας.
- <http://www.gsrt.gr> .Η Γενική Γραμματεία Έρευνας και Τεχνολογίας, Υπουργείο Ανάπτυξης, Ελληνική Δημοκρατία.
- <http://www.womanshealth.gr> . Ιδιόκτητες ιστοσελίδες ιατρικών εφαρμογών και επισημάνσεων, από επιστήμονες όπως ο Νίκος Ιωσηφίδης.
- <http://barissumengen.com> .Ιδιόκτητες ιστοσελίδες ερευνητών ευφών συστημάτων ,επιστημόνων ή μη ,όπως ο Baris Sümenen.

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

1. Τυπικές ταχύτητες υπερήχων σε διάφορα βιολογικά και άλλα υλικά	σελ. 4
2. Στιγμιαία θέση σωματιδίων ομοιογενούς μέσου	σελ. 5
3. Χωρική και χρονική μέγιστη και μέση τιμή έντασης μιας δέσμης υπερήχων	σελ. 6
4. Εύρος υπερηχητικών συχνοτήτων	σελ. 7
5. Μετατροπέας υπερήχων ενός στοιχείου (κρυστάλλου)	σελ. 8
6. Παραδείγματα μετατροπών ενέργειας από ηλεκτρική σε ακουστική	σελ. 10
7. Απόκριση συχνοτήτων του κρυστάλλου	σελ. 11
8. Τυπικές τιμές του παράγοντα Q για διάφορα πιεζοηλεκτρικά υλικά	σελ. 12
9. Μια τυπική δέσμη υπερήχων κρυστάλλου επίπεδης επιφάνειας	σελ. 13
10. Μήκος της ζώνης Fresnel	σελ. 13
11. Αλληλεπίδραση υπερήχων και διαλογικών ιστών	σελ. 14
12. Τυπικές τιμές ειδικής ακουστικής αντίστασης	σελ. 15
13. Φαινόμενο διάθλασης	σελ. 17
14. Στάδια διαδικασίας συστήματος διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας	σελ. 19
15. Τελική εικόνα συστήματος διαγνωστικής υπερηχοτομογραφίας	σελ. 21
16. Διάφοροι τρόποι παράστασης των ανακλάσεων	σελ. 23
17. Γραμμικές διατάξεις και ομόκεντρες φασικές διατάξεις	σελ. 24
18. Απλή γραμμική διάταξη και γραμμικές φυσικές διατάξεις	σελ. 25
19. Ορισμός αξονικής διακριτικής ικανότητας	σελ. 27
20. Τεχνικά σφάλματα λόγου πάχους τομής	σελ. 28
21. Σφάλματα διακριτικής ικανότητας	σελ. 29
22. Σφάλματα εξασθένησης	σελ. 30
23. Σφάλματα «ουράς κομήτη» και ταχύτητας ήχου	σελ. 30
24. Μετατροπέας δέσμης ήχου	σελ. 31
25. Έξοδος συστήματος παλμικών υπερήχων Doppler	σελ. 32
26. Διάγραμμα έντασης και χρόνου έκθεσης ασθενούς	σελ. 35
27. Δείγματα υφής από τη βάση Brodatz	σελ. 36
28. Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας βάση χρώματος	σελ. 37
29. Κατατμήσεις εικόνας βάση αλγορίθμων ανίχνευσης ακμών	σελ. 38
30. Επιρροή διαφορετικής επιλογής της παραμέτρου εισαγωγής K	σελ. 40
31. Αναπαράσταση αλλαγής κέντρων κατά τη συσταδοποίηση	σελ. 41
32. Ιστόγραμμα μεταφοράς μιας εικόνας με ένα αντικείμενο	σελ. 43
33. Παράδειγμα κατωφλίωσης	σελ. 43
34. Κβαντικά σημεία ημιαγωγών	σελ. 44
35. Μετασχηματισμός κατάτμησης υδροκρίτη	σελ. 45
36. Κατάτμηση αυξανόμενης περιοχής με σπόρο σε ιατρική απεικόνιση	σελ. 46
37. Κατάτμηση αυξανόμενης περιοχής σε εφαρμογή video	σελ. 47
38. Παράδειγμα υπολογισμού κλίσης της εικόνας	σελ. 50
39. Βασικότερες μέθοδοι ανίχνευσης ακμών	σελ. 51
40. Μορφολογία ενός απλού νευρωνικού δικτύου	σελ. 53
41. Απεικόνιση μαθηματικών μεγεθών	σελ. 53
42. Αναπαράσταση ενός βάρους του γράφου στην εικόνα	σελ. 55
43. Κατάτμηση εικόνας μέσω Fuzzy C-Means clustering	σελ. 58
44. Εικόνα υπερηχογραφήματος υψηλής συχνότητας από περιοχή χεριού	σελ. 60
45. Πεδίο υπερήχου με εισαγωγή βελόνας και τη περιοχή του νεύρου	σελ. 61
46. Διαδικασία πρακτικής εφαρμογής του ερευνητικού έργου	σελ. 63

47. Αρχική εικόνα υπερηχοτομογραφίας προς κατάτμηση	σελ. 66
48. Εικόνα εξόδου του αλγορίθμου της αυξανόμενης περιοχής με σπόρο	σελ. 70
49. Ταυτόχρονη συνύπαρξη εικόνων εισόδου και εξόδου	σελ. 71
50. Εμφάνιση μόνο των εξαιρετικά μαύρων περιοχών	σελ. 72
51. Διαφορές μεθόδου κατάτμησης και απλής κατωφλίωσης αντίστοιχα	σελ. 73
52. Τα κέντρα των περιοχών της κατατμημένης εικόνας στην αρχική	σελ. 74
53. Εμφάνιση τετραγώνων στις εντοπισμένες περιοχές	σελ. 75
54. Εμφάνιση μεγαλύτερης περιοχής – Εντοπισμός ζητούμενου νεύρου	σελ. 76
55. Αρχική εικόνα 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 77
56. Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 78
57. Είσοδος και έξοδος μαζί του 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 78
58. Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 79
59. Τα κέντρα των περιοχών του 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 79
60. Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 80
61. Εντοπισμός νεύρου 1 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 80
62. Αρχική εικόνα 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 81
63. Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 82
64. Είσοδος και έξοδος μαζί του 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 82
65. Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 83
66. Τα κέντρα των περιοχών του 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 83
67. Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 84
68. Εντοπισμός νεύρου 2 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 84
69. Αρχική εικόνα 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 85
70. Έξοδος αλγορίθμου κατάτμησης 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 86
71. Είσοδος και έξοδος μαζί του 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 86
72. Εμφάνιση μόνο των μαύρων περιοχών 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 87
73. Τα κέντρα των περιοχών του 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 87
74. Αντικείμενα που αναγνωρίστηκαν 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 88
75. Εντοπισμός νεύρου 3 ^{ου} παραδείγματος	σελ. 88
76. Μεθοδολογία εφαρμογής κατάτμησης της εφαρμογής	σελ. 89