

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
Σχολή Θετικών Επιστημών
Τμήμα Πληροφορικής

226

ΜΠΛΕ

Μεταπτυχιακή Εργασία Ειδίκευσης

**Επεξεργασία Βιοϊατρικής Εικόνας: Αυτόματη Ανίχνευση
των Μαζών σε Ψηφιακή Μαστογραφία**

Άγγελος Φιλίππου

Ιωάννινα, Ιούνιος 2004



ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ



026000152026



Πρόλογος

Το παρόν κείμενο αποτελεί την Μεταπτυχιακή Εργασία Ειδίκευσης του φοιτητή Άγγελου Φιλίππου, με υπεύθυνο καθηγητή τον κ. Δημήτρη Ι. Φωτιάδη, αναπληρωτή καθηγητή του Τμήματος Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων. Η εργασία αποτελεί μια προσπάθεια προσέγγισης ενός ιατρικού θέματος, της ανίχνευσης μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία, μέσα από την τεχνολογία των υπολογιστών και συγκεκριμένα της ψηφιακής επεξεργασίας βιοϊατρικής εικόνας και της ιατρικής γνώσης. Η μελέτη ολοκληρώθηκε με την πολύτιμη βοήθεια του κ. Δημήτρη Ι. Φωτιάδη και του κ. Αντώνη Μαϊργιώτη, υποψήφιου διδάκτορα στο Τμήμα Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων. Επιπλέον πολύ σημαντική ήταν και η συμβολή του κυρίου Mathews Jacob για την υλοποίηση της μεθόδου κατάτμησης με την χρήση των B-spline παραμορφώσιμων μοντέλων.



Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή	7
2	Μαστογραφία – Καρκινικά Ευρήματα – Μάζες	9
2.1	Ανατομία του Γυναικείου Μαστού	9
2.2	Περιγραφή του Καρκίνου του Μαστού	10
2.3	Επιδημιολογία του Καρκίνου του Μαστού	13
2.4	Χαρακτηριστικά Ακτινοδιαγνωστικής Εικόνας	14
2.5	Μαστογραφία	15
2.6	Μαστογραφική Μονάδα	17
2.7	Διαδικασία Εξέτασης	18
2.8	Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα της Διαδικασίας	19
2.9	Αποτυπώσεις Καρκίνου σε Μαστογραφία	20
2.10	Μάζες	22
2.11	Ψηφιακή Μαστογραφία	23
2.12	Κόστος και Διαγνωστική Ακρίβεια	25
2.13	Ανάλυση με τη Βοήθεια του Υπολογιστή	25
3	Συστήματα Ανίχνευσης Μαζών	28
3.1	Προεπεξεργασία της Εικόνας	29
3.2	Ανίχνευση Μαζών με την Χρήση μιας Λήψης	32
3.3	Κατάτμηση των Περιοχών.....	37
3.4	Ταξινόμηση Περιοχών	37
3.5	Συστήματα Ανίχνευσης Μαζών	38
3.6	Ανίχνευση με την Χρήση Δύο Λήψεων.....	41
4	Μεθοδολογία Προτεινόμενου Συστήματος	43
4.1	Προεπεξεργασία της Εικόνας	44
4.1.1	Απομάκρυνση των Artifacts και Μείωση του Μεγέθους της Εικόνας	44
4.1.2	Μορφολογική Βελτίωση της Εικόνας	46
4.1.2.1	Μορφολογικοί Τελεστές	46
4.1.2.2	Αλγόριθμος Μορφολογικής Βελτίωσης	47
4.1.3	Βελτίωση της Αντίθεσης της Εικόνας	49
4.1.3.1	Βελτίωση της Αντίθεσης με Πολύ-Επίπεδη Αναπαράσταση	50
4.1.3.2	Dyadic Spline Wavelet Συνάρτηση	51



4.1.3.3 Μη Γραμμική Συνάρτηση Βελτίωσης	52
4.2 Ανίχνευση των Ύποπτων Περιοχών	55
4.3 Κατάτμηση των Ύποπτων Περιοχών	58
4.3.1 Παραμορφώσιμα Μοντέλα	59
4.3.1.1 Μαθηματική Περιγραφή των Παραμορφώσιμων Μοντέλων	61
4.3.1.2 Εσωτερική Ενέργεια Παραμορφώσιμου Μοντέλου	61
4.3.1.3 Ενέργεια της Εικόνας Παραμορφώσιμου Μοντέλου	62
4.3.1.4 Εξωτερική Ενέργεια Παραμορφώσιμου Μοντέλου	63
4.3.2 Πρώτη Μέθοδος Κατάτμησης των Ύποπτων Περιοχών	63
4.3.2.1 Αρχική Κατάτμηση των Ύποπτων Περιοχών με Ομαδοποίηση	64
4.3.2.2 Κατάτμηση των Ύποπτων Περιοχών με Παραμορφώσιμα Μοντέλα	67
4.3.2.3 Κατάτμηση των Ακιδώσεων	70
4.3.3 Δεύτερη Μέθοδος Κατάτμησης των Ύποπτων Περιοχών	73
4.3.3.1 Παραμετρικά Παραμορφώσιμα Μοντέλα	73
4.3.3.2 Περιγραφή του Μοντέλου των T-snakes	75
4.3.4 Τρίτη Μέθοδος Κατάτμησης των Ύποπτων Περιοχών	77
4.3.4.1 Ορισμός και Ιδιότητες των B-spline Καμπυλών	77
4.3.4.2 Εσωτερική Ενέργεια	80
4.3.4.3 Εξωτερική Ενέργεια	81
4.3.4.4 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης	84
4.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	85
4.5 Ταξινόμηση	88
5 Αποτελέσματα – Συμπεράσματα	89
5.1 Περιγραφή των Βάσεων Δεδομένων DDSM / MIAS	89
5.2 Περιγραφή Μέτρων Απόδοσης	91
5.3 Αποτελέσματα	93
5.4 Συμπεράσματα	94
5.5 Μελλοντική Εργασία	94
Βιβλιογραφία	96
Παραρτήματα	103



Σχήματα

2.1	Ανατομική όψη του μαστού	9
2.2	Μετάσταση της βασικής βλάβης κοντά στους μασχαλικούς λεμφαδένες....	11
2.3	Σχηματική απεικόνιση λήψης	16
2.4	Μαστογραφική Μονάδα	17
2.5	Μαστογραφική Μονάδα	17
2.6	Βλάβη κυκλικού σχήματος	21
2.7	Βλάβη αγκαθωτού σχήματος	21
2.8	Σχήματα και όρια μαζών	23
2.9	Ψηφιακή μαστογραφία με ακτινωτή και κυκλική μάζα	24
3.1	Βήματα για την ανίχνευση μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία	28
3.2	Μείωση των δομών του υπόβαθρου	32
3.3	Ανίχνευση μάζας χρησιμοποιώντας gradient orientation map	36
3.4	Ανίχνευση μαζών χρησιμοποιώντας τις δύο όψεις	39
4.1	Βήματα της μεθοδολογίας	43
4.2	Οι εικόνες mdb1451x και mdb142rx	44
4.3	Οι εικόνες mdb1451x και mdb142rx, και τα αποτελέσματα προεπεξεργασίας τους	45
4.4	Εφαρμογή του opening τελεστή και του top-hat μετασχηματισμού	47
4.5	Εφαρμογή του dual-morphological τελεστή στην εικόνα mdb1451x	49
4.6	Εφαρμογή του dual-morphological τελεστή στην εικόνα mdb142rx	49
4.7	Πολύ-Επίπεδη ανάλυση με μη γραμμική βελτίωση της αντίθεσης	51
4.8	Κυβική ομαλοποιημένη spline συνάρτηση $\theta(x)$ και τετραγωνική spline wavelet $\psi(x)$	52
4.9	Μία απλή γραμμική συνάρτηση βελτίωσης, μία hard-thresholding συνάρτηση, και μία σιγμοειδή μη γραμμική συνάρτηση βελτίωσης	53
4.10	Βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας	54
4.11	Ανίχνευση ύποπτων περιοχών των mdb1451x και mdb142rx (Βήμα 1).....	56
4.12	Ανίχνευση ύποπτων περιοχών των mdb1451x και mdb142rx (Βήμα 2).....	56
4.13	Ανίχνευση ύποπτων περιοχών των mdb1451x και mdb142rx (Βήμα 3).....	57
4.14	Ανίχνευση ύποπτων περιοχών στις mdb1451x και mdb142rx	58
4.15	Αρχική εκτίμηση της περιοχής ενδιαφέροντος, παραμόρφωση και τελικό σχήμα του παραμορφώσιμου μοντέλου	60



4.16	Το διάγραμμα του αλγορίθμου κατάτμησης των ύποπτων περιοχών.....	64
4.17	mdb1451x: περιοχή ενδιαφέροντος, K-means clustering αλγόριθμος, επιλογή μεγαλύτερου αντικειμένου, γέμισμα και region growing, ομαλοποίηση των ορίων, ανίχνευση των ακμών του αντικειμένου	66
4.18	mdb142gx: περιοχή ενδιαφέροντος, K-means clustering αλγόριθμος, επιλογή μεγαλύτερου αντικειμένου, γέμισμα και region growing, ομαλοποίηση των ορίων, ανίχνευση των ακμών του αντικειμένου	66
4.19	Ψευδό – κώδικας για τον greedy αλγόριθμο	69
4.20	Κατάτμηση με τον greedy αλγόριθμο της mdb1451x και της mdb142gx	70
4.21	Καθορισμός της περιοχής S για ένα pixel του περιγράμματος της μάζας, και καθορισμός της γωνίας θ	71
4.22	Τελική κατάτμηση για την ακτινωτή mdb1451x, και την μη ακτινωτή mdb142gx	72
4.23	Κατάτμηση με την μέθοδο των T-snakes των mdb1451x και mdb142gx	77
4.24	B-spline καμπύλη με 8 στοιχεία ελέγχου	78
4.25	Καμπύλη B-spline ανοιχτού τύπου και καμπύλη κλειστού τύπου	79
4.26	Απομάκρυνση του παραμορφώσιμου μοντέλου από το αντικείμενο και το παραμορφώσιμο μοντέλο στα όρια του επιθυμητού αντικειμένου.....	82
4.27	Κατάτμηση με την μέθοδο των B-spline snakes των mdb1451x και mdb142gx	85
5.1	Εικόνες της DDSM βάσης δεδομένων	90
5.2	Εικόνες της MIAS βάσης δεδομένων	90
5.3	Πίνακας για τεστ ανίχνευσης	91
5.4	Καμπύλη ROC.....	92
5.5	Περιοχή κάτω από την καμπύλη (A_2)	93
5.6	Αποτελέσματα του προτεινόμενου συστήματος.....	94



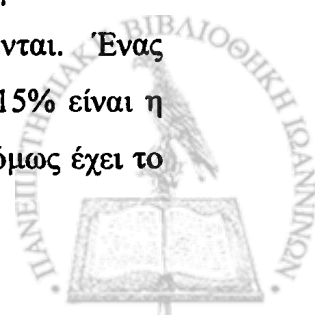
Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Επιδημιολογικά ο καρκίνος του μαστού είναι ο πιο συχνά εμφανιζόμενος τύπος καρκίνου στις γυναίκες. Αποτελεί θανάσιμη απειλή, κυρίως για τις γυναίκες των βιομηχανικά προηγμένων χωρών και τα τελευταία χρόνια η συχνότητά του αυξάνεται δραματικά. Η χώρα μας δεν αποτελεί εξαίρεση στον τραγικό αυτό απολογισμό, καθώς η πάθηση αποτελεί την πρώτη σε συχνότητα νεοπλασία στις Ελληνίδες και η επίπτωσή της αυξάνεται χρόνο με το χρόνο. Επιπλέον, ο καρκίνος του μαστού ευθύνεται για τους περισσότερους θανάτους από νεοπλασμάτα μετά τον καρκίνο του πνεύμονα. Κάθε χρόνο χάνονται στην Ελλάδα 1500-1800 ανθρώπινες ζωές, αν και περίπου στο 50% των περιπτώσεων η θανατηφόρα έκβαση θα μπορούσε να είχε αποτραπεί στο σύνολο των καρκινοπαθών γυναικών. Το ενθαρρυντικό μήνυμα έρχεται από την πρόληψη και την έγκαιρη διάγνωση της νόσου, οι οποίες αποδεικνύονται σωτήριες.

Η ανίχνευση του όγκου στα αρχικά στάδιά του και η έγκαιρη επέμβαση των ειδικών μπορεί να επιφέρουν ίαση σε πολύ ικανοποιητικό βαθμό. Κάτι τέτοιο όμως μπορεί να επιτευχθεί με ετήσια μαστογραφία και εξέταση. Δυστυχώς στην Ελλάδα η πρόληψη και η έγκαιρη διάγνωση δεν βρίσκονται στα ίδια υψηλά επίπεδα των υπόλοιπων δυτικοευρωπαϊκών χωρών και –κυρίως- των ΗΠΑ. Σύμφωνα με τα επιδημιολογικά δεδομένα, μόλις το 15% των περιπτώσεων καρκίνου του μαστού στην Ελλάδα εντοπίζονται στο πρώτο στάδιο, ενώ στις ΗΠΑ το ποσοστό αυτό φτάνει το 56%.

Είναι γεγονός ότι με το υπάρχον σύστημα ανίχνευσης μαζών που χρησιμοποιούν οι ακτινολόγοι, το 25% των περιπτώσεων καρκίνων δεν ανιχνεύονται. Ένας αποτελεσματικός τρόπος για την αύξηση της απόδοσης του κατά 5% -15% είναι η μελέτη των μαστογραφιών από δύο διαφορετικούς ακτινολόγους. Αυτό όμως έχει το



μειονέκτημα ότι αποτελεί μια χρονοβόρα διαδικασία. Έτσι δημιουργήθηκε η ανάγκη για την εύρεση ενός CAD (Computer-Aided-Detection) συστήματος για την αυτόματη ανίχνευση των μαζών σε μαστογραφίες. Ουσιαστικά ο υπολογιστής αντικαθιστά τον δεύτερο ακτινολόγο.

Στόχος λοιπόν της συγκεκριμένης μελέτης είναι η ανάπτυξη ενός CAD συστήματος που να μπορεί να ανιχνεύει την ύπαρξη ή όχι μαζών σε μια μαστογραφία, καθώς και το ακριβές σχήμα τους έτσι ώστε να μπορεί να γίνει περαιτέρω και η ταξινόμηση τους σε καλοήθεια ή κακοήθεια. Αρχικά πραγματοποιείται μια προεπεξεργασία της εικόνας που έχει ως στόχο της βελτίωση της, και επικεντρώνεται στην απομάκρυνση των artifacts που εμφανίζονται κατά την λήψη της ψηφιακής μαστογραφίας, στην μείωση του μεγέθους της που έχει ως αποτέλεσμα την μείωση σε αποθηκευτικές απαιτήσεις, σε χρόνο εισόδου / εξόδου και σε χρόνο επεξεργασίας της εικόνας, στην αφαίρεση του θορύβου που προκαλείται από τον πυκνό ιστό του μαστού και δυσκολεύει την ανίχνευση των μαζών, καθώς και στην βελτίωση της αντίθεσής της για να γίνουν πιο ευδιάκριτες οι προς ανίχνευση περιοχές. Στην συνέχεια, χρησιμοποιώντας τα κύρια χαρακτηριστικά των μαζών, όπως είναι το μέγεθος, η υψηλή φωτεινότητα και η θέση τους εντοπίζονται οι ύποπτες περιοχές. Το επόμενο βήμα, που αποτελεί και το σημαντικότερο σε όλη την διαδικασία, εστιάζεται στην κατάτμηση των περιοχών ενδιαφέροντος, στην εύρεση δηλαδή των αντικειμένων εκείνων από τα οποία αποτελείται η κάθε περιοχή. Με τον καθορισμό του σχήματος των ύποπτων αντικειμένων υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά τους, μορφολογικά κατά κύριο λόγο, τα οποία αποτελούν είσοδο σε ένα ταξινομητή, νευρωνικού δικτύου, για την ταξινόμηση τους σε μάζες ή φυσιολογικές περιοχές.

Η οργάνωση της μελέτης έχει ως εξής: αρχικά γίνεται μια συνοπτική αναφορά στο ιατρικό μέρος του προβλήματος όπως για παράδειγμα η φυσιολογία του μαστού, οι τρόποι εμφάνισης, τα είδη, και αντιμετώπιση του καρκίνου του μαστού, καθώς και η συμβολή των CAD συστημάτων στην αντιμετώπιση του προβλήματος (Κεφάλαιο 2). Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι ερευνητικές προσεγγίσεις που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα για την αυτόματη ανίχνευση των μαζών (Κεφάλαιο 3), η μεθοδολογία που έχει προταθεί (Κεφάλαιο 4), καθώς και τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή της (Κεφάλαιο 5).



Κεφάλαιο 2

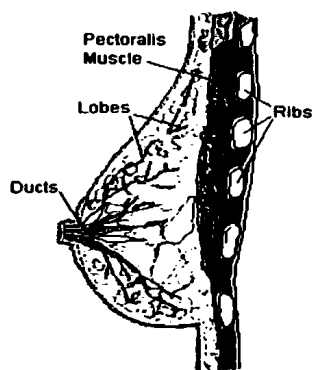
Μαστογραφία – Καρκινικά Ευρήματα - Μάζες

Το παρών κεφάλαιο επικεντρώνεται στο ιατρικό μέρος του προβλήματος με αναφορές στην φυσιολογία του μαστού, στην επιδημιολογία, στον τρόπο εμφάνισης και στις μορφές καρκίνου του μαστού, στην διαδικασία της μαστογραφίας καθώς και στη βοήθεια των CAD συστημάτων για την αντιμετώπιση τέτοιων προβλημάτων.

2.1 Ανατομία του Γυναικείου Μαστού

Ο μαστός της γυναίκας είναι ένα πολύπλοκο όργανο το οποίο αποτελείται από διαφορετικούς τύπους ιστών. Περιέχει αδένες που παράγουν γάλα και ονομάζονται λοβία (lobes) και λοβίδια (lobules). Οι αδένες αυτοί ποικίλουν σε μέγεθος κατά τη διάρκεια του κύκλου της εμμήνου ρύσεως, λόγω διαφορετικών επιπέδων ορμόνης και οπισθοδρόμησης μετά την εμμηνόπαυση.

Τα λοβία και τα λοβίδια συνδέονται με λεπτούς αγωγούς που ονομάζονται πόροι (ducts), μέσω των οποίων το γάλα μεταφέρεται στη θηλή του μαστού. Τα λοβίδια και οι πόροι υποστηρίζονται από λιπαρούς - παχείς ιστούς και συνδέσμους. Η δομή του μαστού ονομάζεται παρέγχυμα. Υπάρχει μεγάλη ποικιλία στη μορφή των μαστών διαφορετικών γυναικών, αλλά συνήθως και οι δύο, μοιάζουν αρκετά μεταξύ τους.



Σχήμα 2.1: Ανατομική όψη του μαστού.

Οι μαστοί είναι συνήθως ίσοι σε μέγεθος, αλλά στη περίπτωση που ο ένας είναι μεγαλύτερος και σε κατώτερη θέση, συνήθως είναι ο δεξιός. Ο αδενικός ιστός κατανέμεται κυρίως προς το άνω έξω τεταρτημόριο του μαστού. Το τμήμα αυτό είναι η θέση που αναπτύσσεται ο μεγαλύτερος αριθμός νεοπλασμάτων. Ο ιστός αυτός μπορεί να εκτείνεται προς την κλείδα και / ή προς τα κάτω, μέσα στο επιγάστριο. Οι μασχλιαίοι λεμφαδένες είναι η πιο συχνή θέση μετάστασης του καρκίνου. Η διόγκωση αυτών των λεμφαδένων σε μία γυναίκα θέτει την πιθανότητα καρκίνου του μαστού.

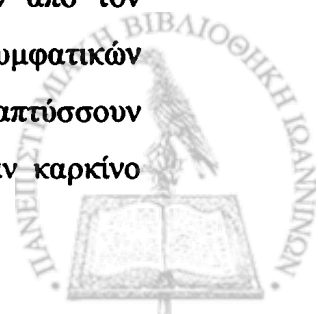
2.2 Περιγραφή του Καρκίνου του Μαστού

Ο καρκίνος του μαστού δεν είναι μία απλή ασθενής διαδικασία του οργανισμού, εμφανίζοντας ένα πλήθος παραλλαγών. Αποτελεί μία μη-κανονική, μεταλλασσόμενη ασθένεια, κατά την οποία τα κύτταρα μεγαλώνουν με μη-φυσιολογικό τρόπο. Τα υγιή κύτταρα αναπαράγουν τον εαυτό τους, είτε αναπτύσσοντας καινούργιους ιστούς, είτε αντικαθιστώντας τους παλιούς ή τους κατεστραμμένους. Αυτή είναι μία κανονική, ελεγχόμενη και παλιά διαδικασία. Παρόλα αυτά, μερικές φορές η παλιά αυτή μέθοδος διαταράσσεται, και τα κύτταρα αρχίζουν να αναπαράγουν τους εαυτούς τους κατά έναν ανώμαλο τρόπο, φτιάχνοντας έναν όγκο.

Η λέξη όγκος σημαίνει ανώμαλη ανάπτυξη και μπορεί να αναφέρεται τόσο σε καλοήγη όσο και σε κακοήγη ανάπτυξη. Οι καλοήθεις όγκοι δεν εισβάλλουν στους περιβάλλοντες ιστούς αλλά ούτε και δημιουργούν μεταστάσεις. Η ανάπτυξη τους είναι συνήθως αργή, συγκρινόμενη με την ανάπτυξη ενός κακοήθους όγκου.

Τα κακοήγη κύτταρα εμφανίζονται με διαφορετικές μορφές. Κάποια, εξακολουθούν να είναι παρόμοια με τους περιβάλλοντες ιστούς και αναφέρονται ως καλά – διαφοροποιημένα, ενώ εκείνα που εμφανίζουν πολύ μικρή ομοιότητα με τους ιστούς αναφέρονται ως μη-διαφοροποιημένα ή αναπλαστικά (anaplastic). Οι μη-διαφοροποιημένες ή αναπλαστικές κακοήθειες είναι συνήθως πιο δραστικές στην ανάπτυξή τους και τη συμπεριφορά τους από τις καλά διαφοροποιημένες.

Η μετάσταση πραγματοποιείται όταν τα καρκινικά κύτταρα ξεφεύγουν από τον βασικό όγκο και ταξιδεύουν σε όλο το σώμα μέσω του αίματος ή των λυμφατικών καναλιών, και καταλήγουν σε άλλα όργανα, όπου αναπτύσσονται, και αναπτύσσουν καινούριους όγκους. Το πρότυπο της μετάστασης διαφέρει από τον έναν καρκίνο

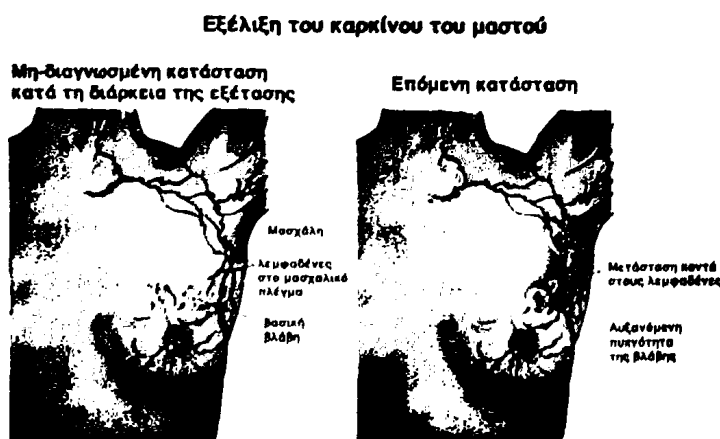


στον άλλο, αλλά κάποιιοι τείνουν να εξαπλώνονται με μεταστάσεις σε συγκεκριμένα όργανα μέσω του ανθρωπίνου σώματος.

Η πιο συνήθης μορφή καρκίνου του γυναικείου πληθυσμού στο δυτικό κόσμο είναι ο καρκίνος του μαστού. Η τρέχουσα στατιστική αναφέρει ότι μία στις εννιά γυναίκες πρόκειται κάποια στιγμή στη ζωή τους να αναπτύξουν καρκίνο του μαστού. Επιπρόσθετα, η αιτιολογία του κακοήθους καρκίνου δεν είναι ξεκάθαρη ενώ δεν υπάρχει και κάποια κυρίαρχη αιτία. Από τη στιγμή που ο μαστός είναι ένα πολύπλοκο όργανο, με διαφορετικούς τύπους ιστών, πολλοί διαφορετικοί τύποι καρκίνου μπορούν να αναπτυχθούν στο στήθος. Ο καρκίνος του μαστού είναι ένας γενικός όρος που χρησιμοποιείται για να τους περιγράψει όλους.

Παρόλη την έρευνα χρόνων, δεν υπάρχει καθολική συμφωνία για τα αίτια σχηματισμού του καρκίνου του μαστού. Ευτυχώς, οι περισσότερες γυναίκες που αναπτύσσουν καρκίνο δεν έχουν ως κατάληξη τον θάνατο σαν συνέπεια κάποιου είδους κακοήθειας. Επίσης δεν είναι ξεκάθαρο, εάν κάτι τέτοιο συμβαίνει λόγω της έγκαιρης ανίχνευσης άρα και καλύτερης θεραπείας, είτε λόγω του ότι κάποια καρκινικά ευρήματα εμφανίζουν το ενδεχόμενο να είναι θανατηφόρα ενώ κάποια άλλα όχι.

Υπάρχουν δύο σχολές σκέψης σε σχέση με την ανάπτυξη του καρκίνου του μαστού. Η μία σχολή πιστεύει ότι ο καρκίνος είναι το αποτέλεσμα μίας διαδικασίας αλλαγών που συνθέτουν μία ολότητα, βασιζόμενοι σε παρατηρήσεις επάνω σε ιστολογικές αναλύσεις, ενώ η άλλη σχολή πιστεύει ότι δεν αποτελεί μέρος κάποιας ολότητας, αλλά αντιπροσωπεύει τον δυσπρόστατο χαρακτήρα ενός όγκου (καλοήθης ή κακοήθης).



Σχήμα 2.2: Μετάσταση της βασικής βλάβης κοντά στους μασχαλικούς λεμφαδένες.

Παρόλα αυτά, η πλειονότητα των καρκίνων του μαστού ξεκινούν είτε στα λοβίδια είτε στους πόρους και ταξινομούνται είτε ως επιθετικοί είτε ως μη-επιθετικοί (invasive or non-invasive). Ο επιδρομικός ή διεισδυτικός έχει την ικανότητα να εξαπλώνεται σε άλλα μέρη του σώματος, ενώ ο μη-επιδρομικός δεν εξαπλώνεται, αλλά μπορεί να αναπτυχθεί και να γίνει επιδρομικός οπότε και θα πρέπει να αφαιρεθεί.

Η μεταστατική ανάπτυξη αποτελεί την σημαντικότερη αιτία θανάτου στους περισσότερους καρκίνους του μαστού. Τα οστά, το συκώτι, οι πνεύμονες και ο εγκέφαλος είναι οι συχνότερες περιοχές μετάστασης ενώ η πιο συνήθης διαδρομή εξάπλωσης είναι στους μασχαλικούς λέμφους. Το 30-40% των καρκίνων του μαστού που ψηλαφιούνται συσχετίζονται με θετικούς (δηλ. προσβεβλημένους από την ασθένεια) μασχαλιαίους λεμφαδένες. Το ρίσκο της μετάστασης ή της επανεμφάνιση του καρκίνου αυξάνει με τον αριθμό των θετικών μασχαλιαίων λεμφαδένων. Από τη στιγμή που ο καρκίνος του μαστού αναπτύσσεται κοντά στα λεμφικά κανάλια, η ανίχνευση, η διάγνωση και η θεραπεία του σε πρώιμη φάση είναι σημαντική. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, ένας όγκος θα πρέπει να μελετηθεί νωρίς λόγω του ότι είναι μικρός ή λόγω του ότι πιστεύεται ότι υπάρχει για μικρό χρονικό διάστημα, αλλά κυρίως γιατί δεν έχει εξαπλωθεί με μετάσταση. Λίγοι ψηλαφητοί όγκοι μπορούν όμως να αναγνωριστούν αρκετά νωρίς. Ένα από τα πιο σημαντικά εργαλεία για πρώιμη ανίχνευση είναι η χρήση της μαστογραφίας στα προγράμματα απεικόνισης μάζας ενώ κλινικές εξετάσεις και αυτοεξέταση συνιστούν άλλους τρόπους εύρεσης του καρκίνου¹.

Από τη στιγμή που δεν είναι γνωστοί οι λόγοι που προκαλούν τον καρκίνο του μαστού, τα προγράμματα υγείας εστιάζουν στον περιορισμό της δράσεως του καρκίνου με βάση τη πρώιμη ανίχνευση, τη διάγνωση και τη θεραπεία. Κλινικές εξετάσεις και μαστογραφία, (διαδικασία λήψης εικόνων του μαστού με ακτίνες Χ), αποτελούν τις πιο σημαντικές μεθόδους για τη διάγνωση των παθήσεων του μαστού. Σε κάποιες περιπτώσεις χρησιμοποιείται και διάγνωση με υπερήχους ως συμπληρωματική μέθοδος. Εάν παρατηρηθεί κάποιο είδος διαταραχής σε κάποια από τις εξετάσεις, πραγματοποιείται βιοψία για την τελική διάγνωση από παθολόγους.

¹ Μία επαληθευμένη σε μεγάλο βαθμό άποψη, θεωρεί ότι η πρόγνωση σχετίζεται με το μέγεθος του καρκίνου, τον τύπο του ιστού που προσβάλλεται, καθώς και εάν έχουμε μετάσταση στους μασχαλιαίους λεμφαδένες.



Περίπου το 1% των καρκίνων του μαστού παρουσιάζονται στους άνδρες και παρότι είναι σπάνιος οι συνέπειές του είναι σοβαρές, αφού συνήθως δεν ανιχνεύεται.

Κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας η χρήση της μαστογραφίας έχει αυξηθεί σημαντικά, ενώ έχει γίνει μία από τις πιο συνήθεις χρησιμοποιούμενες ακτινολογικές μεθόδους στη Δυτική Ευρώπη και στην Αμερική. Στις περισσότερες ευρωπαϊκές χώρες, χρησιμοποιείται ως η βασική μέθοδος ενός προγράμματος απεικόνισης. Το βασικότερο κέρδος της μαστογραφίας είναι ότι ο καρκίνος μπορεί να ανιχνευθεί σε πρώιμο στάδιο, πριν τον εντοπισμό κλινικών ευρημάτων. Ένα μειονέκτημα της μεθόδου είναι η ανάγκη για ειδική και σύνθετη συσκευή ακτίνων Χ. Η ανίχνευση του καρκίνου του μαστού “νωρίτερα” από την ανάπτυξή του, έχει σαφώς σημαντικά πλεονεκτήματα, λόγω του ότι βελτιώνεται το προσδόκιμο επιτυχούς θεραπείας του.

2.3 Επιδημιολογία του Καρκίνου του Μαστού

Ο καρκίνος του μαστού αποτελεί την πρώτη σε συχνότητα μορφή κακοήθειας στην γυναίκα, τόσο στην Αμερική όσο και στην Βόρεια Ευρώπη. Είναι απ’ ότι φαίνεται προνόμιο των γυναικών των ανεπτυγμένων χωρών, με εξαίρεση την Ιαπωνία, όπου η συχνότητα της νόσου και χαμηλή είναι και φθίνουσα τάση παρουσιάζει τα τελευταία χρόνια. Υπολογίζεται ότι το 2004 ο συνολικός αριθμός των νέων κρουσμάτων στο κόσμο θα φθάνει το 1000000 ετησίως. Τον ίδιο χρόνο στην Ευρώπη τα κρούσματα υπολογίζεται ότι θα φθάνουν τις 200000 ετησίως, γεγονός που σημαίνει ότι 548 γυναίκες την ημέρα ή 2 γυναίκες την ώρα θα προσβάλλονται από καρκίνο του μαστού.

Στην Ελλάδα τα τελευταία χρόνια παρατηρείται σταθερή αύξηση των περιστατικών. Αριθμεί στη χώρα μας 4500 νέες περιπτώσεις ετησίως, κατέχοντας την πρώτη θέση στα γυναικολογικά κακοήγη νεοπλασμάτα με ποσοστό 24%. Κάθε χρόνο, περισσότερες από 1000 γυναίκες χάνουν τη ζωή τους εξαιτίας του καρκίνου του μαστού – η νόσος αποτελεί σήμερα τη συχνότερη αιτία θανάτου των γυναικών ηλικίας 45 έως 60 ετών. Μόνο το 70% των γυναικών που προσβλήθηκαν από καρκίνο του μαστού φθάνει την πενταετία, δηλαδή το 30% πεθαίνει πριν συμπληρωθούν 5 χρόνια.

Παρά το γεγονός ότι 2 στις 3 Ελληνίδες είναι ενημερωμένες σε γενικές γραμμές για την πάθηση, σπάνια επισκέπτονται τον γιατρό τους προληπτικά ή υποβάλλονται σε



τακτικές μαστογραφίες, με αποτέλεσμα μόνο ένας στους επτά κακοήθεις όγκους να ανιχνεύονται έγκαιρα, προκειμένου να αντιμετωπισθεί οριστικά. Όπως κατέδειξε πρόσφατη έρευνα του ΙΑΣΩ, σε δείγμα 865 γυναικών με καρκίνο του μαστού, μόνο το 5% των όγκων (40 γυναίκες) εντοπίστηκε με τακτική μαστογραφία σε αρχικό στάδιο. Οι περισσότερες γυναίκες (ποσοστό 74%) βρήκαν τον όγκο μόνες τους και από αυτές μόνο οι 26 (4%) εντόπισαν τον καλοήγη όγκο, ακολουθώντας τις συμβουλές των γιατρών για τον σωστό τρόπο αυτοεξέτασης. Επίσης, σε ποσοστό 10% ο εντοπισμός του όγκου έγινε από ειδικό γιατρό.

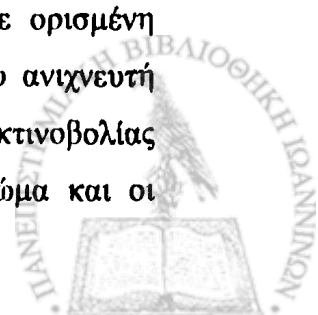
Σημαντική για την εξέλιξη της νόσου είναι και η ιατρική τακτική ως προς τη διάγνωση. Η έρευνα κατέδειξε ότι σε ένα μεγάλο ποσοστό των γυναικών (30%) υπήρχε εσφαλμένη ιατρική τακτική, με αποτέλεσμα η διάγνωση να καθυστερήσει πέραν των τριών μηνών. Το σφάλμα εκφράστηκε με τις φράσεις “να το παρακολουθούμε” ή “άστο να δούμε αν θα μεγαλώσει” με δεδομένο ότι υπάρχουν περίπου 5000 διαφορετικές παθολογικές καταστάσεις του μαστού πλην του καρκίνου, οι οποίες εμφανίζονται με τη μορφή όγκου.

Πάντως ως σημαντικό πρόβλημα στη μάχη κατά του καρκίνου του μαστού στη χώρα μας αναδεικνύεται και η ανισοκατανομή των εξειδικευμένων σχετικών υπηρεσιών υγείας, αφού στις αστικές περιοχές εντοπίζεται μεγαλύτερη δυνατότητα παροχής ιατρικών υπηρεσιών για τον μαστό, συγκριτικά με την περιφέρεια. Τέλος, η ποιότητα των μαστογραφιών στη Ελλάδα δεν είναι πάντα υψηλού επιπέδου, καθώς υπάρχει ανάγκη εξειδίκευσης του προσωπικού και συντήρησης ή ακόμα και αντικατάστασης πολλών μαστογράφων λόγω παρωχημένης τεχνολογίας.

2.4 Χαρακτηριστικά Ακτινοδιαγνωστικής Εικόνας

Μία ιατρική εικόνα είναι επιφάνεια στην οποία είναι αποτυπωμένες ανατομικές δομές του ανθρώπινου σώματος. Η αποτύπωση των ανατομικών δομών επιτυγχάνεται με τη χρησιμοποίηση διαφόρων αποχρώσεων (διαβαθμίσεων) του γκρι χρώματος. Σε κάθε περιοχή ή σημείο της εικόνας αντιστοιχεί μία ορισμένη διαβάθμιση του γκρι.

Σε απεικονίσεις ακτινών Χ κάθε διαβάθμιση του γκρι αντιστοιχεί σε ορισμένη ποσότητα ακτινοβολίας Χ που προσπίπτει στο φιλμ ή σε άλλου τύπου ανιχνευτή εικόνας. Η ποσότητα αυτή εξαρτάται από την εξασθένηση της αρχικής ακτινοβολίας κατά τη διέλευσή της μέσα από το ανθρώπινο σώμα. Το μαύρο χρώμα και οι



διαβαθμίσεις του γκρι που τείνουν προς το μαύρο υποδηλώνουν πολύ μικρή εξασθένηση της αρχικής ακτινοβολίας. Αντίθετα το λευκό και οι “ανοικτές” διαβαθμίσεις του γκρι αντιστοιχούν σε ολική ή πολύ μεγάλη εξασθένηση.

Η ποιότητα της διαγνωστικής εικόνας εκτιμάται πρωταρχικά από τον παρατηρητή ιατρό. Ο χαρακτηρισμός “καλή” σε μια εικόνα είναι συνήθως υποκειμενικός. Εκφράζει κυρίως τη δυνατότητα κάποιου παρατηρητή να συλλέξει τις χρήσιμες γι’ αυτόν διαγνωστικές πληροφορίες.

Εκτός όμως από την υποκειμενική μπορεί να γίνει και αντικειμενική εκτίμηση της ποιότητας μιας εικόνας. Αυτό επιτυγχάνεται με βάση τις τιμές ορισμένων φυσικών μεγεθών (παραμέτρων). Ορισμένα από αυτά τα μεγέθη είναι: η αντίθεση, η ασάφεια (blur), η διακριτική ικανότητα (resolution) κ.τ.λ.

2.5 Μαστογραφία

Η μαστογραφία αναφέρεται στην εξέταση του μαστού με ακτίνες X και χρησιμοποιείται στην ανίχνευση και διάγνωση των ασθενειών του μαστού τόσο στις γυναίκες που έχουν συμπτώματα (όγκος, πόνος κ.τ.λ.) όσο και στις γυναίκες που δεν εμφανίζουν συμπτώματα (όχι ασθένειες του μαστού).

Παρότι οι ακτίνες X στο μαστό έχουν εφαρμοστεί για πάνω από 70 χρόνια, η μοντέρνα μαστογραφία υφίσταται από το 1969. Από τότε πραγματοποιήθηκε σημαντική τεχνολογική πρόοδος, έτσι ώστε η εξέταση στην σημερινή εποχή να διαφέρει σημαντικά, ακόμα και από τον τρόπο εξέτασης στα μέσα του 1980. Η σύγχρονη τεχνική που βασίζεται σε φιλμ² χρησιμοποιεί ειδική υλική υποδομή³ με σκοπό να παραχθούν μελέτες με υψηλή ποιότητα αλλά με χαμηλή δόση ακτινοβολίας, συνήθως μεταξύ 0.1 έως 0.2 rad δόσης ανά εικόνα. Πάντα υπάρχουν ανησυχίες για τις επιπτώσεις της ακτινοβολίας. Για την ακτινογράφιση του μαστού, θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί ένας διαφορετικός τύπος ακτινών X, σε σχέση με αυτές που χρησιμοποιούνται στα άλλα μέρη του σώματος. Αυτή η ακτινοβολία δεν διαπερνά με τόση ευκολία τους ιστούς, όπως συμβαίνει στη περίπτωση του θώρακα ή των άκρων (πόδια, χέρια). Για να γίνει καλύτερα αντιληπτή η δόση ακτινοβολίας που δίνεται, ας θεωρηθεί το εξής: εάν μία γυναίκα υποβάλλεται σε ετήσια μαστογραφική εξέταση

² Film screen

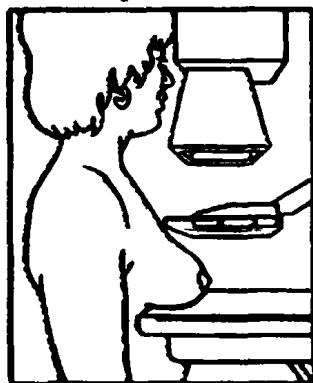
³ Δηλαδή, μία μηχανή που χρησιμοποιείται μόνο για ακτίνες X σε μαστό



Ξεκινώντας από την ηλικία των 40 ετών και συνεχίζει μέχρι τα 90, θα έχει λάβει ακτινοβολία 10 rads.

Πρέπει να σημειωθεί ότι ο μαστός συμπιέζεται με σκοπό να ληφθεί λιγότερη δόση ακτινών X. Το γεγονός αυτό παρότι μπορεί να είναι προσωρινά άβολο, είναι απαραίτητο για τη λήψη μίας καλής μαστογραφίας. Η διαδικασία της συμπίεσης δε διαρκεί παρά μόνο λίγα δευτερόλεπτα ενώ ολόκληρη η διαδικασία της απεικονιστικής μαστογραφίας (screening mammography) διαρκεί 20 λεπτά με μισή ώρα.

Η διαδικασία αυτή μας δίνει μία ασπρόμαυρη εικόνα του μαστικού ιστού σε ένα φύλλο φιλμ, το οποίο ερμηνεύεται από τον ακτινολόγο. Η μαστογραφία μοιάζει με τα δακτυλικά αποτυπώματα, δηλαδή η εμφάνιση του μαστού ποικίλει σημαντικά από γυναίκα σε γυναίκα. Επίσης κάποια είδη καρκίνου του μαστού μπορεί να προκαλούν αλλαγές στη μαστογραφία οι οποίες να μην είναι εμφανείς, ενώ συγχρόνως είναι δύσκολο να αναγνωριστούν. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι είναι εξαιρετικά χρήσιμο στον ακτινολόγο να έχει διαθέσιμα φιλμς από προηγούμενες εξετάσεις για λόγους σύγκρισης. Αυτό θα βοηθήσει τον γιατρό να αναγνωρίσει μικρές αλλαγές και να ανιχνεύσει τον καρκίνο, όσο πιο σύντομα γίνεται.



Σχήμα 2.3: Σχηματική Απεικόνιση Λήψης.

Η μαστογραφία είναι ένας συγκεκριμένος τύπος οπτικοποίησης που χρησιμοποιεί ένα σύστημα χαμηλής δόσης ακτινών X και υψηλής αντίθεσης, υψηλής ανάλυσης φιλμ για την εξέταση του μαστού. Είναι εύκολο να αντιληφθεί κανείς ότι αποτελεί βασικό εργαλείο για την πρόωμη διάγνωση. Μπορεί να δείξει αλλαγές σε έναν μαστό ακόμα και δύο χρόνια, πριν ένας ασθενής ή κάποιος ειδικός μπορέσει κατά κάποιο



τρόπο να τις “αισθανθεί”⁴. Άλλες τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν είναι οι υπέρηχοι και το MRI (Magnetic Resonance Imaging).

Οι αρχικές δύο μαστογραφίες⁵ από μόνες τους δεν είναι πάντα αρκετές για τον προσδιορισμό της ύπαρξης μίας καλοήθους ή κακοήθους ασθένειας με βεβαιότητα. Έτσι εάν υπάρξει ένα ύποπτο εύρημα ή στίγμα (spot) ο ειδικός μπορεί να προτείνει επιπλέον διαγνωστικές εξετάσεις.

2.6 Μαστογραφική Μονάδα

Μία μαστογραφική μονάδα είναι παρόμοια με οποιαδήποτε άλλη ακτινολογική συσκευή που παράγει ακτίνες X με σκοπό να προκύψει μία απεικόνιση από κάποιο μέρος του ανθρώπινου σώματος. Το βασικό της τμήμα μοιάζει σαν ένα παραλληλεπίπεδο κουτί που περιέχει το σωλήνα από τον οποίο παράγονται οι ακτίνες X. Αποτελεί μία ειδική συσκευή, αφού χρησιμοποιείται αποκλειστικά για την εξέταση του μαστού με ακτίνες X. Η μονάδα έχει ειδικά βοηθητικά συμπληρώματα που επιτρέπουν μόνο στο μαστό να εκτεθεί στις ακτίνες. Υπάρχει επίσης μία συσκευή που συγκρατεί και συμπιέζει το στήθος και το τοποθετεί έτσι ώστε οι εικόνες που θα εξαχθούν να προέρχονται από διαφορετικές γωνίες. Στις εικόνες που ακολουθούν απεικονίζονται μερικές ενδεικτικές μορφές μαστογραφικών μονάδων:



Σχήμα 2.4: Μαστογραφική Μονάδα.



Σχήμα 2.5: Μαστογραφική Μονάδα.

⁴ Η αμερικανική επιτροπή Food and Drug Administration (FDA) αναφέρει ότι με τη μαστογραφία μπορούν να ανιχνευτούν το 85%-90% των καρκίνων του μαστού στις γυναίκες άνω των 50. Η αμερικανική ιατρική ένωση προτείνει ότι οι γυναίκες από την ηλικία των 40 θα πρέπει να ξεκινούν τη μαστογραφία. Γυναίκες με κληρονομικό ιστορικό ή που είχαν καρκίνο του μαστού θα πρέπει να υποβάλλονται σε εξέταση μαστογραφίας σε μικρότερη της προαναφερόμενης ηλικίας.

⁵ Γενικά, κατά τη διαδικασία της μαστογραφίας, λαμβάνονται δύο εικόνες, που αντιστοιχούν σε δύο προβολές του μαστού. Αυτό συμβαίνει γιατί υπάρχουν διάφορες δομές του μαστού, χωρίς καμία ανωμαλία, οι οποίες εμφανίζονται να παρουσιάζουν πρόβλημα, στην περίπτωση που έχουμε μόνο μία εικόνα. Γι' αυτό το λόγο η δεύτερη εικόνα βοηθά στην αποφυγή οποιασδήποτε σύγχυσης.

2.7 Διαδικασία Εξέτασης

Κατά τη διαδικασία της εξέτασης ο μαστός εκτίθεται σε μικρή δόση ακτινοβολιάς με σκοπό να παραχθεί η απεικόνιση του μαστικού ιστού. Η εικόνα, παράγεται ως αποτέλεσμα ακτινών Χ που εξασθενούν, και το φιλμ είτε εμφανίζεται, είτε αποθηκεύεται σε ψηφιακή μορφή.

Κατά τη διάρκεια της μαστογράφησης, ένας ειδικά εκπαιδευμένος ακτινολόγος-τεχνολόγος τοποθετεί τον ασθενή έτσι ώστε ο μαστός να συμπιέζεται. Η συμπίεση του μαστού είναι απαραίτητη για τους εξής λόγους:

- “Απομακρύνει” το πάχος του μαστού έτσι ώστε όλος ο ιστός να μπορεί να απεικονιστεί.
- Κατανέμει τον ιστό έτσι ώστε μικρές ανωμαλίες να μην καλύπτονται σε μεγάλο βαθμό από το μαστικό ιστό.
- Επιτρέπει τη χρήση χαμηλότερης δόσης ακτινών Χ, από τη στιγμή που απεικονίζεται ένας λεπτότερος σε μέγεθος μαστικός ιστός.
- Κρατά τον μαστό ακίνητο με σκοπό να ελαχιστοποιηθεί το θόλωμα που προκαλείται στην εικόνα από την κίνηση.
- Μειώνει τη διάχυση των ακτινών Χ που επίσης οδηγεί σε φτωχή ποιότητα απεικόνισης.

Με την λήψη της μαστογραφίας, οι διαφορετικοί τύποι ιστών φαίνονται σαν διαφορετικές σκιές του γκρι, εξαρτώμενες από το επίπεδο απορρόφησης της ακτινοβολίας. Οι ιστοί του δέρματος και οι παχείς ιστοί απορροφούν πολύ λίγη ακτινοβολία με συνέπεια πολλές φορές να μην φαίνονται. Οι αδενικοί ιστοί φαίνονται σε μέσα ή φωτεινά επίπεδα του γκρι. Ο θωρακικός μυς τοποθετείται πίσω από τον αδενικό ιστό καλύπτοντας τα πλευρά. Οι θωρακικοί είναι συχνά ορατοί ως μία πιο άσπρη περιοχή σε μία κανονική μαστογραφία.

Στη συνέχεια ένας ακτινολόγος με ειδικότητα τη μαστογραφία αναλύει τις εικόνες, και δίνει τη διάγνωσή του. Η εξέταση των μαστογραφιών γίνεται με την τοποθέτηση σε ενδοσκόπιο. Αρχικά, ελέγχεται η ποιότητα των εικόνων όπως εάν έχουν εκτεθεί και εμφανιστεί σωστά, οπότε και έχουν καλή αντίθεση, και αν όλος ο μαστός είναι



ορατός και σωστά συμπεσμένος. Εάν υπάρχει κάποιο πρόβλημα θα πρέπει η διαδικασία να επαναληφθεί.

Ο ακτινολόγος συγκρίνει τις εικόνες του αριστερού και του δεξιού μαστού. Έπειτα εξετάζει τη θωρακική περιοχή, τα χαμηλότερα τμήματα των μαστών και τη θηλή, αναζητώντας έτσι οποιεσδήποτε ορατές παραμορφώσεις. Η γενική δομή του μαστού θα πρέπει να είναι αρμονική. Οι περιπτώσεις των μαζών είναι σχετικά εύκολες αφού εξαιτίας του μεγέθους τους είναι ορατές με γυμνό μάτι. Στη περίπτωση όμως των μικροαποπιτανώσεων γίνεται χρήση μεγεθυντικού φακού και αναζήτηση σε κάθε χιλιοστό της μαστογραφίας. Εάν ο ειδικός ανακαλύψει κάτι ύποπτο τότε πραγματοποιούνται περαιτέρω εξετάσεις.

Είναι δύσκολο να σημειωθεί με ακρίβεια το τι είναι αυτό που έκανε τον ακτινολόγο να υποπτευθεί ότι υπάρχει καρκίνος σε κάποια μαστογραφία, αλλά μερικές φορές “είναι κάτι σαν αίσθηση”. Επιπλέον υπάρχει μεγάλη διακύμανση στη δομή των μαστών μεταξύ διαφορετικών γυναικών συμβάλλοντας στη γενικότερη δυσκολία. Η εμπειρία του ειδικού είναι πολύ καθοριστική στην όλη διαδικασία.

2.8 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα της Διαδικασίας

Η διαδικασία της μαστογραφίας δεν παρουσιάζει μόνο θετικά στοιχεία, αλλά έχει και αρκετά αρνητικά. Τόσο τα πλεονεκτήματά της όσο και τα μειονεκτήματά της, παρουσιάζονται ακολούθως.

Πλεονεκτήματα

- Απεικονίζοντας το μαστό, βελτιώνεται η ικανότητα του ιατρού να ανιχνεύσει μικρούς όγκους. Όταν οι όγκοι είναι μικροί, η αποτελεσματική θεραπεία και φροντίδα είναι καταλληλότερη.
- Η χρήση απεικονιστικής μαστογραφίας (screening mammography) βελτιώνει την ανίχνευση μικρών ανώμαλων νεοπλασμάτων που κρατούνται μέσα στους γαλακτικούς αγωγούς στο μαστό και ονομάζονται ductal carcinoma in situ (DCIS). Οι πρώιμοι αυτοί όγκοι δε μπορεί να βλάψουν τους ασθενείς εάν απομακρυνθούν σ' αυτή τη φάση και η μαστογραφία είναι η μόνη αποδεδειγμένα αξιόπιστη μέθοδος για την ανίχνευση αυτών των όγκων.



Μειονεκτήματα

- Έκθεση ακτινοβολίας. Η μαστογραφία είναι μία απεικονιστική μέθοδος βασισμένη σε ακτίνες X. Οδηγίες που αφορούν τα όρια της δοσολογίας που χρησιμοποιείται αναφέρουν τα 0.3 rad. Η έκθεση στην ακτινοβολία που λαμβάνεται από δύο μαστογραφικές εικόνες είναι ισοδύναμη με έξι μήνες φυσικής background έκθεσης. Αυτό το μέγεθος πιστεύεται ότι είναι ασφαλές.
- Ειδική φροντίδα λαμβάνεται κατά τη διάρκεια των εξετάσεων που βασίζονται σε ακτίνες X με σκοπό να εξασφαλιστεί η ασφάλεια του ασθενή προστατεύοντας την κοιλιακή χώρα και τη λεκάνη με ειδική ποδιά.
- Λάθος θετικά ανιχνευμένες μαστογραφίες (False Positive Mammograms). Μεταξύ 5% και 10% των μαστογραφικών αποτελεσμάτων είναι μη-φυσιολογικά (ασυνήθιστα) και απαιτούν περαιτέρω εξέταση (περισσότερες μαστογραφίες, καλύτερες προσροφήσεις με βελόνα, υπέρηχο ή βιοψία) και οι περισσότεροι από αυτούς τους ελέγχους επιβεβαιώνουν ότι δεν υφίσταται καρκίνος. Υπολογίζεται ότι μία γυναίκα που κάνει κάθε χρόνο μαστογραφία μεταξύ των ηλικιών 40 και 49 θα έχει περίπου 30% ρίσκο να έχει false-positive μαστογραφία σε κάποιο σημείο μέσα σ' αυτή τη δεκαετία και περίπου 7% με 8% πιθανότητες να κάνει βιοψία του μαστού μέσα σε μία χρονική περίοδο 10 ετών. Η εκτίμηση για false-positive μαστογραφίες είναι περίπου 25% για τις γυναίκες ηλικίας άνω των 50 ετών.

Οι ερμηνείες των μαστογραφιών μπορεί να είναι δύσκολες διότι ένας κανονικός ιστός διαφέρει από γυναίκα σε γυναίκα. Επίσης, η εμφάνιση μίας εικόνας μπορεί να είναι διαφορετική εάν έχει προϋπάρξει εγχείριση. Κάποιοι καρκίνοι του μαστού είναι ορατοί με δυσκολία και ένας ακτινολόγος μπορεί να θέλει να συγκρίνει την εικόνα με όψεις-εικόνες παλαιότερων εξετάσεων. Η αλήθεια όμως είναι ότι δε μπορεί να φανούν όλοι οι καρκίνοι του μαστού επάνω σε μία μαστογραφία. Επιπλέον διάφορες εμφυτεύσεις στο μαστό μπορεί να εμποδίσουν την ακριβή ανάγνωση των μαστογραφιών λόγω του ότι δεν είναι διαφανείς στις ακτίνες X και αποτελούν πρόβλημα εάν έχουν τοποθετηθεί μπροστά και όχι κάτω από τους μύς του στήθους.

2.9 Αποτυπώσεις Καρκίνου σε Μαστογραφία

Οι κυριότερες μορφές καρκίνου που αποτυπώνονται σε μία μαστογραφία είναι η τοπική διαταραχή των μαλακών ιστών, η διαταραχή των αδενικών ιστών και η

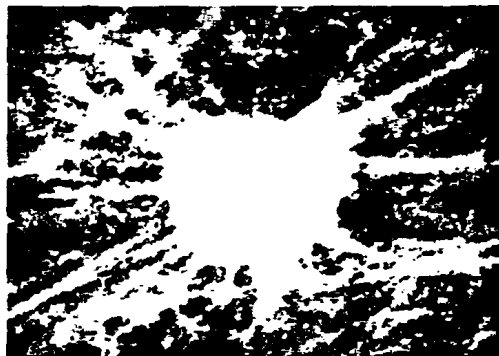


ύπαρξη κακοήθους μικροαποπιτάνωσης. Όλα αυτά τα ευρήματα εμφανίζονται είτε μόνα τους είτε ταυτόχρονα.

Ένας ακτινολόγος όταν ελέγχει μία μαστογραφία, ερευνά για κάποια ευρήματα και χαρακτηριστικά, ενδεικτικά της ύπαρξης καρκίνου. Τέτοια ευρήματα είναι η παρουσία: μικροαποπιτανώσεων (ή απλά αποπιτανώσεων), αγκαθωτού (ή αστρικού) σχήματος βλαβών-αλλοιώσεων, κυκλικών (ή καλά-ορισμένων) μαζών, ασθενών (ή ακανόνιστων) μαζών και δομικών παραμορφώσεων.



Σχήμα 2.6: Βλάβη κυκλικού σχήματος.



Σχήμα 2.7: Βλάβη αγκαθωτού σχήματος.

Τα καρκινικά ευρήματα που αποτυπώνονται σε μία μαστογραφία έχουν κάποια ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, και είναι:

Μάζα: Η φωτεινότητα μιας μάζας μπορεί να προκύπτει εξαρτώμενη πάντα από τον τύπο της. Μάζες, όπως τα λιπώματα, που αποτελούνται από λίπος, έχουν χαμηλή φωτεινότητα ενώ οι σκληρές μάζες από ινώδη ιστό με παραγωγική αύξηση ινωματώδους ιστού έχουν υψηλή. Το σχήμα ποικίλει επίσης. Οι ήπιες μάζες όπως τα αδενώματα, τα λιπώματα και οι κύστες είναι συνήθως στρογγυλεμένες και έχουν ευδιάκριτα όρια, ενώ οι κακοήθεις τείνουν να γίνουν πιο ακανόνιστες στο σχήμα, συχνά αγκαθωτές και έχουν όρια που δεν είναι συγκεντρωμένα κάπου.

Ασυμμετρία⁶: Κανονικά οι δύο μαστοί μίας γυναίκας μοιάζουν αρκετά και ο καρκίνος και στους δύο είναι σχετικά σπάνιος. Αυτά τα γεγονότα βοηθούν τον ακτινολόγο στην έρευνα για σημάδια καρκίνου σε μία μαστογραφία. Οποιαδήποτε ασυμμετρία ή μη-κανονικότητα μεταξύ του παρεγχύματος από τους δύο μαστούς θα πρέπει να προκαλεί υποψίες, αφού μπορεί να αποτελέσει υποψία καρκίνου.

⁶ Η ασυμμετρία και οι εντάσεις είναι εξίσου σημαντικά με τα την ύπαρξη των ευρημάτων.



Μικροαποτιτανώσεις: Οι μικροαποτιτανώσεις είναι μικροσκοπικοί κόκκοι ασβεστίου και παράγονται από τα κύτταρα ως αποτέλεσμα καλοήθους ή κακοήθους διαδικασίας. Μπορεί για παράδειγμα να αποτελούν υπολείμματα ασταθών κυττάρων, μία κύστη ή γάλα. Οι καλοήθειες και οι κακοήθειες μικροαποτιτανώσεις διαφέρουν στο σχήμα, την ένταση και την κατανομή. Οι αποτιτανώσεις που παράγονται από καλοήθειες διαδικασίες είναι γενικά διασκορπισμένες και έχουν ενιαίο σχήμα και ένταση. Οι καλοήθειες εμφανίζονται στους πόρους, τα λοβίδια ή έξω από τους αδενικούς ιστούς. Οι αποτιτανώσεις που παράγονται από καρκινικούς ιστούς έχουν πιο ακανόνιστο σχήμα, μέγεθος και κατανομή. Γενικά είναι μικρότερες από τις καλοήθειες, έχουν ένα κοκκώδες σχήμα και εμφανίζονται σε ομάδες. Το 20% όλων των ομάδων είναι αποτέλεσμα κακοήθους διαδικασίας. Οι κακοήθειες μικροαποτιτανώσεις εμφανίζονται είτε σε πόρους είτε σε λοβίδια. Όσες βρίσκονται έξω από τους αδενικούς ιστούς δεν αποτελούν υποψίες καρκίνου του μαστού.

Έχουν μεγαλύτερη φωτεινότητα από τους περιβάλλοντες ιστούς οπότε και απορροφούν περισσότερη ακτινοβολία. Επιπλέον, είναι ορατές ως φωτεινά στίγματα σε μία μαστογραφία. Όταν ανιχνεύονται ύποπτες αποτιτανώσεις, μπορεί να πραγματοποιηθεί βιοψία οπότε στη συνέχεια μπορούν να διαγνωσθούν παθολογικά.

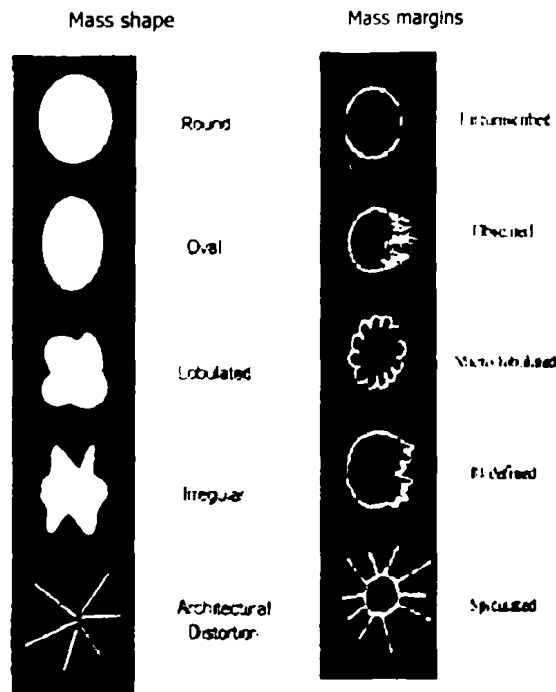
2.10 Μάζες

Όλοι οι καρκίνοι του μαστού έχουν ως πηγή το εσωτερικό των πόρων, και εφόσον παραμένει στο σύστημα τους, η μαστογραφία μπορεί να τον αποκαλύψει μόνο από την παρουσία των μικροαποτιτανώσεων. Όταν όμως γίνεται επεκτατικός συχνά εμφανίζεται ως μάζα. Μία μάζα χαρακτηρίζεται κυρίως από:

- Την θέση της, όπου ο μαστός χωρίζεται σε τέσσερα τεταρτημόρια (πάνω-έσω, κάτω-έσω, πάνω-έξω και κάτω-έξω). Εφόσον ο καρκίνος εμφανίζεται στους πόρους, η πλειοψηφία των οποίων βρίσκεται στο πάνω-έξω τεταρτημόριο, η πιθανότητα εμφάνισης του σε αυτό είναι 50% ενώ στο κάτω-έσω είναι μόλις 6%.
- Το σχήμα της, όπου καθώς πλησιάζει στην μορφή της ακτινωτής μάζας, με ακιδώσεις, μεγαλώνει και η πιθανότητα εμφάνισης κακοήθειας. Η εμφάνιση ακτινωτής μάζας είναι σχεδόν βέβαιο ότι αποτελεί κακοήθεια.
- Τα όρια της, όπου ισχύει το ίδιο για την εμφάνιση κακοήθειας.



- Το μέγεθος της, όπου κυμαίνεται από 3-30 mm. Μάζες μεγέθους 3-15 mm χαρακτηρίζονται ως μικρές και είναι δύσκολες στην ανίχνευσή τους, ενώ οι υπόλοιπες αποτελούν τις μεγάλες μάζες. Περιπτώσεις μαζών που να είναι μεγαλύτερες από 30 mm είναι εξαιρετικά σπάνιες.
- Την υψηλή φωτεινότητα που έχουν σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό.



Σχήμα 2.8: Σχήματα και όρια μαζών.

- Την επίδρασή της στους περιβάλλοντες ιστούς και στα σχετιζόμενα με αυτήν ευρήματα προκαλώντας αρχιτεκτονική παραμόρφωση, μεγέθυνση των πόρων, αλλαγές του δέρματος, και ανωμαλίες στη θηλή.

2.11 Ψηφιακή Μαστογραφία

Η ψηφιακή μαστογραφία είναι παρόμοια με την τυπική που χρησιμοποιείται για να παράγει την εικόνα του μαστού. Οι διαφορές εντοπίζονται στον τρόπο που εγγράφονται οι εικόνες, γίνονται αντιληπτές από τον γιατρό και αποθηκεύονται. Οι τυπικές μαστογραφικές εικόνες εγγράφονται σε φύλλα φωτογραφικού φιλμ, ενώ οι ψηφιακές αποθηκεύονται σε μορφή αναγνώσιμη από ένα υπολογιστικό σύστημα.

Αν και οι νέες γενιές μαστογράφων θα παράγουν άμεσα τις ψηφιοποιημένες εικόνες, στην περίπτωση που ζητούμενο είναι να υπάρχουν ψηφιοποιημένες οι μαστογραφίες τότε πρέπει να γίνει χρήση ενός ψηφιοποιητή.



Μία ψηφιοποιημένη εικόνα μπορεί να θεωρηθεί σαν ένας πίνακας από τιμές των pixels. Για τις μαστογραφίες, ένας τέτοιος πίνακας δεν είναι τετράγωνος, ενώ το μέγεθος της εάν συγκριθεί με άλλες ιατρικές εικόνες είναι αρκετά μεγάλο. Ένα παράδειγμα ψηφιακής μαστογραφίας όπου εμφανίζονται μια ακτινωτή και μια κυκλική μάζα είναι η εικόνα που ακολουθεί:



Σχήμα 2.9: Ψηφιακή μαστογραφία με ακτινωτή και κυκλική μάζα.

Ένα από τα πιο σημαντικά βήματα στην ψηφιακή μαστογραφία είναι μία ικανοποιητική κατάτμηση (segmentation) των πιθανών μαζών, η οποία συνεισφέρει στην ελαχιστοποίηση των λαθών σε επόμενα στάδια όπως η ταξινόμηση. Υπάρχουν διάφοροι λόγοι όμως που επιδρούν στην άρτια κατάτμηση και ταξινόμηση, με βασικότερους τους εξής:

- Οι μαστογραφίες περιέχουν χαμηλό ρυθμό σήματος προς θόρυβο (signal to noise ratio), άρα χαμηλή αντίθεση και μία πολύπλοκη δομή υποβάθρου. Η αντίθεση των ιστών του μαστού και η ένταση ποικίλουν με την ηλικία του εξεταζόμενου, με άμεσο αντίκτυπο στην ποιότητα των εξαγόμενων μαστογραφιών.
- Αντικείμενα όπως οι μάζες εμφανίζουν ποικιλία σε μέγεθος και σχήμα, με συνέπεια μία μέθοδος κατάτμησης να έχει τη δυνατότητα κατάτμησης δύσκολων σχημάτων.
- Οι μάζες είναι προσαρτημένες σε ένα ανομοιογενές υπόβαθρο. Στις μαστογραφίες, τα αντικείμενα του υποβάθρου μπορεί να έχουν μεγαλύτερη φωτεινότητα. Σε τέτοιες περιπτώσεις μέθοδοι όπως εφαρμογή καθολικής κατωφλίωσης δεν είναι αποτελεσματικές.

Η ψηφιακή επεξεργασία προσφέρει στους ακτινολόγους ένα υπολογιστικό εργαλείο για την ψηφιοποίηση, βελτίωση και αποθήκευση των μαστογραφικών εικόνων. Το

επιθυμητό σ' αυτή την περίπτωση είναι ότι αυξάνει την ακρίβεια της απεικονιστικής μαστογραφίας, βελτιώνει την διαγνωστική αποτελεσματικότητα και μειώνει τον αριθμό των αρνητικών βιοψιών (βιοψίες που αποδεικνύουν την ανυπαρξία καρκίνου). Επίσης βελτιώνει τη ποιότητα της περιθάλησης των γυναικών αφού δίνει τη δυνατότητα αποθήκευσης των εικόνων για μεγάλο χρονικό διάστημα και επιτρέπει την ηλεκτρονική μετάδοση των εικόνων με σκοπό την αποκόμιση δεύτερης γνώμης.

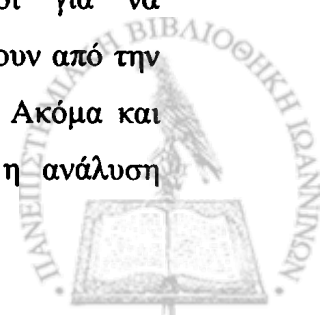
2.12 Κόστος και Διαγνωστική Ακρίβεια

Το υψηλό κόστος ενός απεικονιστικού προγράμματος μαστογραφίας μπορεί να θεωρηθεί ότι οφείλεται, κατά ένα μέρος, στην δυσκολία ερμηνείας τους ακόμα και από έναν ακτινολόγο με χρόνια εμπειρίας. Ένας λόγος γι' αυτό είναι ότι μία εικόνα μαστογραφίας είναι μία τρισδιάστατη δομή με υφή (highly textured) η οποία έχει προβληθεί σε ένα δισδιάστατο επίπεδο. Επιπρόσθετα, οι εικόνες έχουν χαμηλή αντίθεση, γεγονός που εξηγείται από τη διατήρηση χαμηλών δόσεων ακτινοβολίας για τους ασθενείς.

Ένας άλλος λόγος που συνεισφέρει στο υψηλό κόστος της απεικονιστικής μαστογραφίας είναι η χαμηλή τιμή θετικής πρόβλεψης για σύσταση διεξαγωγής βιοψίας, δηλαδή από τη στιγμή που ανιχνεύεται μία ανωμαλία, εξακολουθεί να παραμένει δύσκολος ο προσδιορισμός σε καλοήγη ή κακοήγη, χωρίς να έχει γίνει βιοψία. Η τιμή θετικής πρόβλεψης είναι ίση με τον αριθμό των καρκίνων που έχουν διαγνωσθεί ανά αριθμό βιοψιών που έχουν συσταθεί. Η διαγνωστική ακρίβεια των ερμηνειών των εικόνων μαστογραφίας μπορεί να αυξηθεί έχοντας δύο ακτινολόγους να εξετάζουν κάθε μαστογραφία, είτε έχοντας τον ίδιο ακτινολόγο να ξαναδιαβάζει την ίδια μαστογραφία. Διάφορα πειράματα έχουν δείξει ότι μία "δεύτερη ανάγνωση" μπορεί να μειώσει τις λάθος αρνητικές διαγνώσεις (π.χ. καρκίνοι που διαφεύγουν). Όμως μία δεύτερη ανάγνωση αυξάνει το κόστος ανά περίπτωση.

2.13 Ανάλυση με τη Βοήθεια του Υπολογιστή

Η βασισμένη σε υπολογιστές διάγνωση (Computer Aided Diagnosis – CAD) και η αυτόματη προαπεικόνιση από τον υπολογιστή είναι δύο τρόποι για να ελαχιστοποιηθούν ενδεχομένως πολλά από τα προβλήματα που προκύπτουν από την απεικόνιση του καρκίνου του μαστού με τη χρήση της μαστογραφίας. Ακόμα και όταν δεν υπάρχει ένα πρόγραμμα απεικόνισης μεγάλης κλίμακας, η ανάλυση



μαστογραφικής εικόνας με τη βοήθεια του Η/Υ πιθανόν να βοηθά στη βελτίωση της ποιότητας της συμβατικής μαστογραφίας.

Σε μια τέτοια περίπτωση (διάγνωση με τη βοήθεια υπολογιστή), παρατηρείται ότι το υπολογιστικό σύστημα χρησιμοποιείται για να προτείνει επάνω στην εικόνα, πιθανές ύποπτες περιοχές, με απώτερο σκοπό την καλύτερη εξέταση αυτών των περιοχών από τον ακτινολόγο.

Επιπρόσθετα, διάφορες λειτουργίες επεξεργασίας εικόνας, όπως ενίσχυση και ανίχνευση των ακμών, είναι δυνατό να ζητηθούν από τον ακτινολόγο πριν προσπαθήσει να “διαβάσει” τη μαστογραφία.

Η αυτόματη καθοδήγηση του υπολογιστή και η επιπρόσθετη πληροφορία που παρέχει, έχει σαν αποτέλεσμα μεγαλύτερη επαναληπτικότητα και σταθερότητα όσον αφορά την παροχή περίθαλψης. Επίσης για δεδομένο επίπεδο εξειδίκευσης (specificity) υπάρχει αύξηση στην ευαισθησία (sensitivity), δηλαδή ανιχνεύονται περισσότερες περιπτώσεις καρκίνου (λιγότερες περιπτώσεις που διαφεύγουν) με τον ίδιο ρυθμό βιοψιών. Ως αποτέλεσμα της αύξησης της ευαισθησίας είναι η ανίχνευση περισσότερων περιπτώσεων καρκίνου, οπότε μπορεί να θεραπευτεί νωρίτερα, άρα το κόστος είναι μικρότερο με καλύτερη όμως παροχή περίθαλψης. Στην πραγματικότητα η απόδειξη βασίζεται στο ότι καθοδηγώντας τον ακτινολόγο με αποτελέσματα υπολογιστικής ανίχνευσης, οδηγούμαστε σε αυξημένη ευαισθησία χωρίς καμία επίδραση στην εξειδίκευση.

Βέβαια σε μία περίπτωση σαν τη παραπάνω ο υπολογιστής ενεργεί σαν ένα δεύτερο χέρι βοήθειας του ακτινολόγου, μειώνοντας έτσι το κόστος για έναν επιπλέον ακτινολόγο. Σε διάφορα ιδρύματα όπου η πρακτική τους είναι να χρησιμοποιούν ένα είδος “διπλής ανάγνωσης”, ο υπολογιστής μπορεί να πάρει τη θέση του δεύτερου εξεταστή. Συνέπεια των προηγούμενων είναι ο ειδικός να έχει περισσότερο διαθέσιμο χρόνο για να μελετήσει επιπλέον περιπτώσεις χωρίς βέβαια συνεπακόλουθη αύξηση του κόστους.

Η συνέπεια και η επαναληψιμότητα αποτελούν συστατικά στοιχεία που η εφαρμογή των υπολογιστών στη διάγνωση προσκομίζει σημαντικά κέρδη. Πρέπει να σημειωθεί ότι υπάρχει ένα ψυχοοπτικό φαινόμενο στην ερμηνεία των μαστογραφιών που



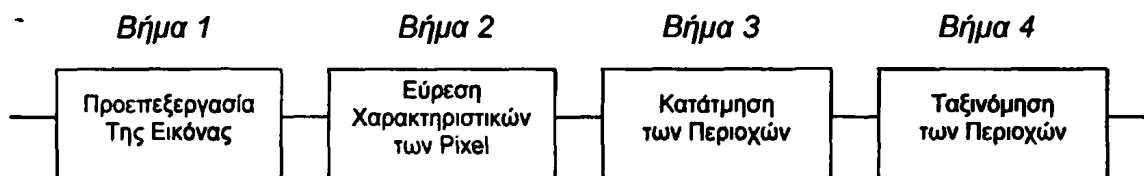
εγγύαται ότι ο ακτινολόγος περιστασιακά θα αποτύχει να αντιληφθεί σημαντικές ανωμαλίες οπότε και δεν θα συστήνει βιοψία, ή όπως δείχνουν διάφορες μελέτες ο ακτινολόγος δεν θα αναγνωρίσει όλες τις περιπτώσεις καρκίνου. Μία τέτοια διαπίστωση οδηγεί στο συμπέρασμα ότι, γνωρίζοντας ότι υπάρχουν διαφορές στις ερμηνείες μεταξύ δύο διαφορετικών ακτινολόγων ή ακόμα και ο ίδιος ο ακτινολόγος, δεν πραγματοποιεί ακριβώς την ίδια διάγνωση επάνω σε ίδια μαστογραφία μετά από μικρό χρονικό διάστημα, ένα μη-στοχαστικό σχήμα υπολογιστικής ανίχνευσης θα παράγει πάντοτε την ίδια έξοδο για δεδομένη εικόνα. Επιπρόσθετα η ανίχνευση με τη βοήθεια του υπολογιστή έχει το επιπλέον πλεονέκτημα ότι είναι μία συστηματική και πλήρης διαδικασία.



Κεφάλαιο 3

Συστήματα Ανίχνευσης Μαζών

Ένας μεγάλος αριθμός ερευνητών έχει ασχοληθεί με το πρόβλημα της ανίχνευσης των μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία με αποτέλεσμα την δημιουργία ποικίλων και διαφορετικών προσεγγίσεων. Ωστόσο, όλες ακολουθούν ένα γενικό πλαίσιο, που περιλαμβάνει τα εξής τέσσερα βήματα:



Σχήμα 3.1: Βήματα για την ανίχνευση μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία.

Στο πρώτο βήμα πραγματοποιείται μια βελτίωση της εικόνας της μαστογραφίας με την χρήση φίλτρων και άλλων τεχνικών έτσι ώστε η κατάτμηση της περιοχής ενδιαφέροντος που είναι ο μαστός, να πραγματοποιείται με ευκολότερο και αποτελεσματικότερο τρόπο. Συγκεκριμένα απομακρύνεται το υπόβαθρο, τα artifacts που εισάγονται κατά την διάρκεια της λήψης της μαστογραφίας καθώς και άλλες περιοχές μη ενδιαφέροντος (θωρακικός μυς για παράδειγμα). Επιπλέον αφαιρείται το λευκό υπόβαθρο, που προκαλείται από τον ιστό, διατηρώντας όμως παράλληλα τα χαρακτηριστικά και τα πρότυπα που σχετίζονται με τις μάζες και ενισχύεται η αντίθεση της εικόνας έτσι ώστε η διάκριση των ύποπτων αντικειμένων από τον ιστό να είναι ευκολότερη.

Στο δεύτερο βήμα υπολογίζονται χαρακτηριστικά της εικόνας για κάθε ένα pixel ή για ένα σύνολο σημείων μιας περιοχής του μαστού. Με την χρήση αυτών των χαρακτηριστικών, τα pixels ομαδοποιούνται σε περιοχές, με την φάση της κατάτμησης, που αποτελεί και το τρίτο βήμα της διαδικασίας.



Στο τελευταίο βήμα υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά των περιοχών που προέκυψαν ως αποτέλεσμα της κατάτμησης και ταξινομούνται σε ύποπτες περιοχές μάζας ή όχι. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιείται είτε ένα απλό threshold όταν υπάρχει ένα μόνο χαρακτηριστικό ή νευρωνικά δίκτυα και δέντρα απόφασης στην περίπτωση που έχουμε ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Σε μερικές περιπτώσεις όπου εμπλέκονται πολλά χαρακτηριστικά απαιτούνται γενετικοί αλγόριθμοι για την εύρεση του καλύτερου συνόλου χαρακτηριστικών.

Οι μέθοδοι ανίχνευσης των μαζών διαφέρουν στον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιείται το κάθε βήμα και σε ποιο από αυτά δίνεται το μεγαλύτερο βάρος.

3.1 Προεπεξεργασία της Εικόνας

Κατά τη διάρκεια της λήψης μιας ψηφιακής μαστογραφίας, εξαιτίας των διαφορετικών χαρακτηριστικών της κάθε συσκευής, εμφανίζονται προβλήματα σχετικά όπως προς τον θόρυβο, τη μεταφορά της αντίθεσης, την θέση των ετικετών και γενικότερα των artifacts, καθώς και ως προς το μέγεθος του υποβάθρου της εικόνας. Για την ελαχιστοποίηση αυτών των προβλημάτων, τα οποία δημιουργούν δυσκολίες στα CAD συστήματα, πραγματοποιείται η προεπεξεργασία της εικόνας που αποτελείται από τα εξής βήματα:

- Κατάτμηση της εικόνας με στόχο την απομάκρυνση περιοχών μη ενδιαφέροντος όπως είναι το υπόβαθρο και ο θωρακικός μυς.
- Μείωση της φωτεινότητας της εικόνας κοντά στα όρια του μαστού για την αποφυγή επικάλυψης μαζών με την ακμή του μαστού στην περίπτωση που βρίσκονται πολύ κοντά.
- Απομάκρυνση δομών του υπόβαθρου όπως πόροι, αγγεία αίματος και γραμμικές δομές που αναπαριστούν τον ιστό.
- Αφαίρεση του λευκού υποβάθρου που προκαλείται από τον ιστό και βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας.

Κατάτμηση της Εικόνας

Η κατάτμηση της περιοχής του μαστού είναι ένα συνηθισμένο βήμα για τις περισσότερες τεχνικές ανίχνευσης μαζών. Με την απομάκρυνση του υπόβαθρου και



των artifacts αφενός μειώνεται ο αριθμός των αντικειμένων προς μελέτη (τα artifacts δεν μπορούν να αποτελέσουν μάζες) και αφετέρου αυξάνεται η ταχύτητα του συστήματος μιας και μειώνεται το μέγεθος της εικόνας (το υπόβαθρο αποτελεί ένα μεγάλο μέρος της εικόνας). Για την επίτευξη του συγκεκριμένου σκοπού ακολουθείται η εξής διαδικασία:

Απομάκρυνση των artifacts: Με την επιλογή κάποιου κατωφλίου, αυτό καθορίζεται από το ιστόγραμμα της εικόνας (20 είναι ένα καλό κατώφλι), μετατρέπεται η εικόνα σε δυαδική (Τα pixels της αρχικής εικόνας με φωτεινότητα μικρότερη από 20 αντιστοιχούν σε pixels με φωτεινότητα 0 στην δυαδική εικόνα, ενώ τα pixels με φωτεινότητα μεγαλύτερη από 20 αντιστοιχούν σε pixels με φωτεινότητα 255). Παρατηρείται όμως ότι στα όρια του μαστού, δημιουργούνται μικρά αντικείμενα, τα οποία πρέπει να αφαιρεθούν ή να προσκολληθούν στην μεγαλύτερη περιοχή του μαστού. Για να συμβεί κάτι τέτοιο εφαρμόζεται διαδοχικά δυαδική διερεύνηση, βασισμένη σε ένα [3x3] φίλτρο μονάδων (μορφολογικοί τελεστές erosion και dilation με δομικό στοιχείο τον 3x3 πίνακα). Στην εικόνα που προκύπτει είναι φανερό ότι η περιοχή του μαστού αποτελεί το αντικείμενο εκείνο με το μεγαλύτερο εμβαδόν. Απομακρύνοντας λοιπόν, όλα τα υπόλοιπα αντικείμενα (θέτοντας τα pixels τους 0), στην εικόνα απομένει μόνο ο μαστός που είναι και η περιοχή ενδιαφέροντος.

Απομάκρυνση του υπόβαθρου: Με βάση το γεγονός ότι ο πραγματικός μαστικός ιστός αποτελεί ένα σχετικά μικρό τμήμα της εικόνας, το μεγαλύτερο μέρος καταλαμβάνεται από την περιοχή του υποβάθρου, γίνεται φανερό ότι απομακρύνοντας το υπόβαθρο επιτυγχάνεται μείωση του μεγέθους της. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την μείωση σε αποθηκευτικές απαιτήσεις, σε χρόνο εισόδου / εξόδου και σε χρόνο επεξεργασίας της εικόνας που ούτως ή άλλως ήταν μεγάλες λόγω του μεγέθους των εικόνων. Η απομάκρυνση του υπόβαθρου επιτυγχάνεται με τον σχεδιασμό του bounding box του μαστού, του μικρότερου ορθογωνίου που περιέχει το μαστό, και με την αποκοπή του από την αρχική εικόνα.

Απομάκρυνση της θωρακικής περιοχής: Ο θωρακικός μυς ο οποίος είναι ορατός και στις δύο λήψεις μαστογραφίας (CC και MLO) αποτελεί μια μη ύποπτη περιοχή υψηλής φωτεινότητας μιάς και στη συγκεκριμένη περιοχή δε υπάρχει περίπτωση εμφάνισης μαζών. Ωστόσο αρκετοί ερευνητές την χρησιμοποιούν ως οδηγό τόσο στο ταίριασμα δύο μαστογραφιών όσο και στην κατάτμηση της περιοχής του μαστού.



Παρόλο αυτά στις περισσότερες περιπτώσεις δημιουργεί προβλήματα στην ανίχνευση των μαζών και για το λόγο αυτό απομακρύνεται. Η πιο συνηθισμένη μέθοδος για τον σκοπό αυτό είναι η τεχνική που βασίζεται στον Hough μετασχηματισμό. Το αποτέλεσμα είναι η δημιουργία μιας γραμμής που διαχωρίζει την θωρακική περιοχή από τον μαστό.

Περιφερειακή Ενίσχυση

Ένα άλλο πρόβλημα που εμφανίζεται είναι ότι κοντά στην γραμμή του μαστού (skin line) η πυκνότητα του μειώνεται γρήγορα, με αποτέλεσμα η ακμή του μαστού να χαρακτηρίζεται από υψηλή φωτεινότητα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να προκαλείται σύγχυση στον αλγόριθμο ανίχνευσης στις περιπτώσεις όπου οι μάζες βρίσκονται πολύ κοντά στα όρια του. Γίνεται φανερό στην περίπτωση που χρησιμοποιείται ένας τελεστής ο οποίος απαιτεί μια μεγάλη περιοχή εικόνας, τουλάχιστον στο μέγεθος της μάζας, και επικαλύπτεται με τα όρια του μαστού.

Για την αποφυγή του συγκεκριμένου προβλήματος μειώνεται η φωτεινότητα της εικόνας κοντά στα όρια του μαστού. Συγκεκριμένα, ομαλοποιείται η εικόνα με ένα μεγάλο Gaussian kernel, όπου τα pixels της έχουν τιμές g_i , μικρότερες από ένα threshold T . Τότε η τιμή του αρχικού pixel y_i αντικαθίσταται από:

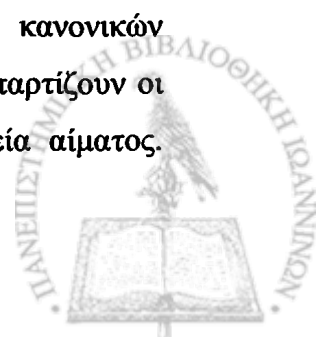
$$y_i' = y_i - g_i + T \quad (3.1)$$

Οι δύο παράμετροι του αλγορίθμου είναι το μέγεθος του Gaussian kernel και η τιμή του threshold T .

Το μειονέκτημα αυτής της απλής προσέγγισης είναι ότι υψηλής φωτεινότητας artifacts μπορούν να εισαχθούν κοντά στα όρια φωτεινών περιοχών της εικόνας. Αν χρειαστεί, αυτά μπορούν να μειωθούν με την χρήση μη γραμμικών μεθόδων ομαλοποίησης.

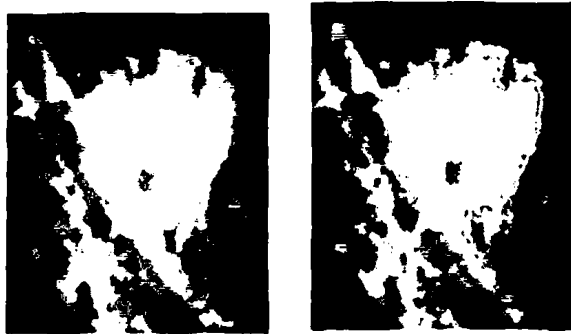
Μείωση των Δομών του Υπόβαθρου

Η ανίχνευση των μαζών περιπλέκεται από την πλούσια δομή των κανονικών περιοχών της μαστογραφίας. Τα κύρια στοιχεία αυτών των δομών τα απαρτίζουν οι γραμμικές δομές που αναπαριστούν τον ιστό, οι πόροι, και τα αγγεία αίματος.



Μολονότι οι δομές αυτές είναι πολύ διαφορετικές από την εμφάνιση των μαζών, η παρουσία τους μειώνει την απόδοση του συστήματος ανίχνευσης. Ένας απλός τρόπος για την απομάκρυνσή τους είναι η ομαλοποίηση [1]. Παρόλο αυτά, με την ομαλοποίηση μειώνονται οι ακμές των μαζών. Για την διαφύλαξη των χαρακτηριστικών που συνδέονται με τις μάζες προτείνεται η αφαίρεση των καμπυλοειδών δομών κατά την διάρκεια της προεπεξεργασίας.

Για παράδειγμα, στο Σχήμα 3.2 που ακολουθεί, μολονότι η μάζα είναι κυκλική το σύστημα ανίχνευσης την εμφανίζει ως μη κυκλική. Αυτό οφείλεται στις κανονικές δομές που αναφέρθηκαν. Πίσω από την μάζα υπάρχει μια γραμμική δομή η οποία ανιχνεύεται ως βασικό κομμάτι της.



Σχήμα 3.2: Μείωση των δομών του υπόβαθρου.

Αφαίρεση του Θορύβου και Βελτίωση της Αντίθεσης της Εικόνας

Μία από τις κυριότερες δυσκολίες στην ανίχνευση και την κατάτμηση των ύποπτων μαζών είναι ότι συχνά υπερκαλύπτονται από τον πυκνό ιστό του μαστού. Η αφαίρεση του λευκού υπόβαθρου που προκαλείται από τον ιστό, πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό μορφολογικών τελεστών, opening και closing. Συγκεκριμένα έχει χρησιμοποιηθεί ο top-hat μετασχηματισμός με ικανοποιητικά αποτελέσματα. Η βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας επιτυγχάνεται τόσο με Histogram Equalization [2], Adaptive Histogram Equalization (AHE) [3], Unsharp Masking, Adaptive Contrast Enhancement (ACE) [4,5], Local Range Enhancement (LRM) όσο και με την χρήση πολυεπίπεδης αναπαράστασης όπως είναι τα wavelets.

3.2 Ανίχνευση Μαζών με την Χρήση μιας Λήψης

Το κοινό στάδιο στους αλγόριθμους ανίχνευσης μαζών είναι η εύρεση των ύποπτων περιοχών. Υπάρχουν δύο προσεγγίσεις σε αυτή τη φάση:



- Χρήση μεθόδων που δεν βασίζονται στη μαστογραφία αλλά στις γενικές υποθέσεις για τις περιοχές που αναζητούνται, όπως το ότι είναι φωτεινότερες από τις περιοχές που τις περιβάλλουν, έχουν συμπαγές σχήμα, και έχουν περισσότερο ή λιγότερο ομοιογένεια στη φωτεινότητα.
- Χρήση μεθόδων που βασίζονται στα χαρακτηριστικά των pixels [6]. Τα χαρακτηριστικά αυτά υπολογίζονται για κάθε pixel ή για μια περιοχή από pixels και στη συνέχεια με την χρήση τεχνικών ταξινόμησης καθορίζεται το πόσο ύποπτη είναι η περιοχή.

Το κύριο μειονέκτημα των περισσότερων τεχνικών κατάτμησης είναι ότι οι περιοχές που προκύπτουν δεν έχουν το σωστό σχήμα. Για τις πραγματικές μάζες η περιοχή που διαμορφώνεται (από τη κατάτμηση) δεν ανταποκρίνεται πολύ καλά στα όρια της εξαιτίας της επικάλυψης με δομές της μαστογραφίας.

Ο μη καλός καθορισμός του σχήματος των ύποπτων περιοχών έχει ως αποτέλεσμα και την μη καλή ταξινόμηση. Επιπλέον τεχνικές κατάτμησης που βασίζονται σε τοπικά gray level στατιστικά, μάζες που έχουν ακιδώσεις δεν μπορούν να τις ανιχνεύσουν. Για το λόγο αυτό διαφορετικά χαρακτηριστικά θα πρέπει να υπολογίζονται για μάζες που το σχήμα τους τείνει να είναι κυκλικό και διαφορετικά για ακτινωτές.

Χαρακτηριστικά για Ανίχνευση Μαζών

Χαρακτηριστικά που υποδεικνύουν τις μάζες στις μαστογραφίες μπορούν να υπολογιστούν με την εφαρμογή ζωνοπερατών φίλτρων, τα οποία επιλέγουν τις βελτιωμένες περιοχές που είναι φωτεινότερες από τον περίγυρό τους [7]. Η τεχνική η οποία έχει εφαρμοστεί από ένα μεγάλο αριθμό ερευνητών, είτε σε απλή ή πολύ-επίπεδη μέθοδο, είναι η συνέλιξη της εικόνας με μια συνάρτηση φίλτρου που έχει θετικό κέντρο και αρνητικό πλαίσιο. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας συνάρτησης είναι LoG (Laplacian of Gaussian) [8]. Για την αύξηση της ταχύτητας υπολογισμού η συνάρτηση αυτή μπορεί να προσεγγιστεί από την διαφορά των δύο Gaussian φίλτρων με διαφορετικό επίπεδο (DoG).

Η τεχνική αυτή δίνει καλά αποτελέσματα στην περίπτωση που το μέγεθος της μάζας ταιριάζει με την διάσταση του κυρίου μέρους του πυρήνα (kernel) και η αντίθεση



της είναι αρκετά μεγάλη. Ωστόσο τα αποτελέσματα δεν είναι εξίσου καλά όταν οι μάζες έχουν χαμηλή αντίθεση. Το σχήμα της συνάρτησης φίλτρου που χρησιμοποιείται στην συνέλιξη επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την ανίχνευση των ύποπτων περιοχών. Παρόλο αυτά είναι δύσκολο να καθοριστεί για τις μάζες εξαιτίας της μεταβλητότητα τους.

Το σημαντικότερο μειονέκτημα με την συνέλιξη των φίλτρων είναι ότι η έξοδος του φίλτρου είναι ανάλογη της αντίθεσης της περιοχής. Για την αποφυγή της απευθείας εξάρτησης με την αντίθεση χρησιμοποιείται template matching ή area correlation [9]. Η τεχνική αυτή βασίζεται στην ομοιότητα μεταξύ του μοντέλου και των δομών της εικόνας. Έστω ότι το μοντέλο περιγράφεται ως $T(x,y)$ και η εικόνα ως $f(x,y)$, τότε το μέτρο ομοιότητας σε μια γειτονιά S υπολογίζεται ως:

$$R(x,y) = \sum_{(i,j) \in S} [T(i,j) - \bar{T}][f(x+i,y+j) - \bar{f}(x,y)] \quad (3.2)$$

με την διακύμανση των f και T να υπολογίζονται μέσα στην περιοχή S . Χρησιμοποιώντας έναν αριθμό templates διαφορετικών μεγεθών, η τεχνική αυτή μπορεί να εφαρμοστεί και σε πολύ-επίπεδη μορφή.

Η εφαρμογή έδειξε ότι το correlation φίλτρο υπερέχει του DoG όταν η ύποπτη περιοχή για μάζα έχει χαμηλή αντίθεση.

Συμπερασματικά, η μέθοδος του template matching θα ήταν βέλτιστη για την ανίχνευση των μαζών αν ήταν γνωστή η ακριβής μορφή του σχήματος τους και το υπόβαθρο της μαστογραφίας μπορούσε να περιγραφεί ικανοποιητικά με την φασματική ισχύ της φωτεινότητας. Ωστόσο κάτι τέτοιο είναι εξαιρετικά δύσκολο και για το λόγο αυτό η συγκεκριμένη μέθοδος δεν είναι και τόσο ελκυστική προσέγγιση.

Με βάση το γεγονός ότι οι μάζες εμφανίζονται σε ένα ευρύ φάσμα μεγεθών, αρκετοί ερευνητές πρότειναν την πολύ-επίπεδη προσέγγιση για την ανίχνευση. Η πιο δημοφιλής είναι τα wavelets που χρησιμοποιούνται τόσο για την ανίχνευση όσο και για την βελτίωση της εικόνας. Συγκεκριμένα εφαρμόζεται κάποιο wavelet σε τέσσερα ή πέντε επίπεδα, γίνεται τροποποίηση των συντελεστών με την χρήση μιας μη γραμμικής συνάρτησης (σιγμοειδή για παράδειγμα) και στην συνέχεια γίνεται ανακατασκευή της εικόνας με τους τροποποιημένους συντελεστές.



Μία εναλλακτική προσέγγιση για την ανίχνευση των μαζών βασίζεται στην ανάλυση των gradient. Η ιδέα είναι ότι σε μια γειτονιά γύρω από το κέντρο μιας μάζας τα gradient διανύσματα των φωτεινών pixels θα κατευθύνονται προς το κέντρο, ειδικότερα στη περίπτωση που η μάζα είναι κυκλική (Σχήμα 3.3). Συγκεκριμένα:

- Επιλέγεται το pixel με τη μέγιστη φωτεινότητα (*pixel i*) που αποτελεί και το κέντρο της μάζας.
- Για όλα τα pixels *j* σε απόσταση μεταξύ *r_{min}* και *r_{max}* από το *i*, καθορίζεται κατά πόσον το gradient διάνυσμα τους κατευθύνεται προς το κέντρο. Ένα pixel θεωρείται ότι κατευθύνεται προς το κέντρο αν η γωνία θ ανάμεσα στη γραμμή που συνδέει τα *i* και *j* και το gradient είναι μικρότερη από την ποσότητα D / d_{ij} όπου *d_{ij}* είναι η απόσταση μεταξύ των *i* και *j* και *D* μια σταθερά.
- Η πιθανότητα ένα pixel *j* να κατευθύνεται προς το κέντρο *i* είναι:

$$p_j = D/d_{ij}\pi \quad (3.3)$$

- Η μέση πιθανότητα *p* ένα pixel να έχει κατεύθυνση προς το κέντρο είναι:

$$p = 1/N \sum_j D/d_{ij}\pi \quad (3.4)$$

όπου *N* είναι ο συνολικός αριθμός των pixels.

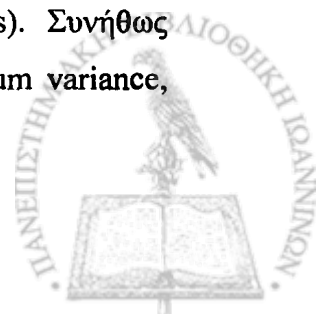
- Για κάθε ύποπτη περιοχή υπολογίζεται ο αριθμός των αναμενόμενων σημείων με κατεύθυνση προς το κέντρο *Np* και η διακύμανση $\sqrt{Np(1-p)}$

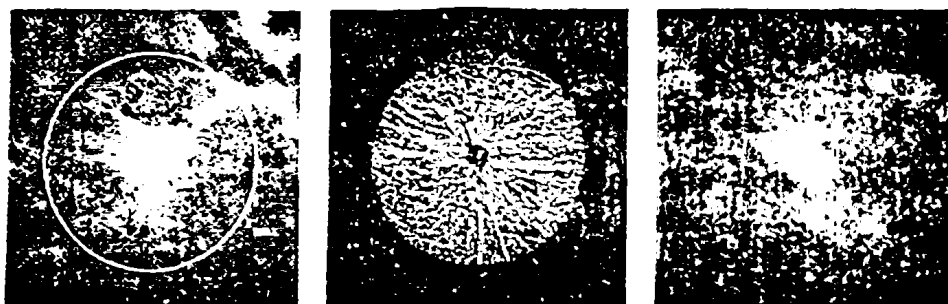
Το χαρακτηριστικό *g_i* που αναπαριστά την σύγκλιση του gradient orientation υπολογίζεται ως:

$$g_i = n - Np / \sqrt{Np(1-p)} \quad (3.5)$$

Η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου δίνει καλά αποτελέσματα τόσο στην περίπτωση φωτεινών μαζών όσο και στην περίπτωση λιγότερο φωτεινών.

Μια διαφορετική προσέγγιση για την διάκριση των μαζών από τον φυσιολογικό ιστό του μαστού είναι η χρήση χαρακτηριστικών υφής (texture features). Συνήθως χρησιμοποιούνται: energy, correlation, entropy, inertia, sum average, sum variance, sum entropy, difference average, difference variance κ.α.





Σχήμα 3.3: Ανίχνευση μάζας χρησιμοποιώντας gradient orientation map.

Χαρακτηριστικά για Ανίχνευση Ακιδώσεων

Οι μάζες που χαρακτηρίζονται ως κακοήθεια, συχνά εμφανίζονται ως ακτινωτές με γραμμικές ακιδώσεις. Έχουν προταθεί αρκετές μέθοδοι για την εύρεση χαρακτηριστικών που θα εντοπίζουν τέτοια πρότυπα [10,11].

Η πρώτη προσέγγιση βασίζεται στην ανάλυση των τοπικών ιστογραμμάτων των gradient orientations. Τα ιστογράμματα υπολογίζονται με ένα μετακινούμενο τετράγωνο παράθυρο, πλάτους 3 cm. Τα ακτινωτά πρότυπα προκαλούν ιστογράμματα τα οποία είναι περισσότερο ή λιγότερο ομαλά, σε αντίθεση με τον κανονικό ιστό του μαστού που παράγει λιγότερο ομοιόμορφα ιστογράμματα. Αυτό οφείλεται στο ότι οι πόροι του μαστού κατευθύνονται από την θωρακική περιοχή στη θηλή. Επιπλέον χρησιμοποιούνται και τα Law's χαρακτηριστικά υφής. Συνδυάζοντας τα χαρακτηριστικά αυτά με ένα δυαδικό δέντρο απόφασης διαχωρίζονται τα pixels σε φυσιολογικά ή όχι. Ενώ ο Kegelmeyer, στον οποίο ανήκει η μέθοδος, επικαλείται εντυπωσιακά αποτελέσματα οι υπόλοιποι ερευνητές δεν την έχουν χρησιμοποιήσει στις προσεγγίσεις τους.

Ωστόσο οι περισσότερες τεχνικές για την ανίχνευση των ακιδώσεων βασίζονται στην παραλλαγή του Hough μετασχηματισμού [12]. Η ιδέα είναι ότι εκτείνοντας ευθείες γραμμές διαμέσου επιλεγμένων σημείων της ακμής σε κατεύθυνση κάθετη ως προς τα τοπικά gradient διανύσματα, θα παραχθεί ένα peak φωτεινότητας στα κέντρα των ακτινωτών δομών. Εξαιτίας όμως των ακμών στα όρια των μαζών η απόκριση του συγκεκριμένου φίλτρου είναι μάλλον φτωχή. Για την βελτίωση της απόδοσης οι ερευνητές προσπάθησαν να ανιχνεύσουν τις ακιδώσεις βασιζόμενοι στα χαρακτηριστικά τους. Παρόλο αυτά, η ανάλυση των εικόνων ήταν πολύ χαμηλή για να επιτρέψει μια τέτοια προσέγγιση.



Ο Karssemeijer πρότεινε την μέθοδο της στατιστικής ανάλυσης των προτύπων με γραμμικό προσανατολισμό για την ανίχνευση των ακιδώσεων σε ακτινωτές μάζες. Ένα χαρακτηριστικό το οποίο μετρά το βαθμό σύγκλισης των κατευθύνσεων των pixels ορίζεται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο με την gradient orientation μέθοδο [13] που χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση των μαζών. Ένα δεύτερο χαρακτηριστικό μετρά την ομοιογένεια του προσανατολισμού των προτύπων που βρίσκονται γύρω από την υπό εξέταση περιοχή. Με τον συνδυασμό των δύο αυτών χαρακτηριστικών γίνεται η διάκριση των ακιδώσεων από τις άλλες γραμμικές δομές του μαστού όπως είναι για παράδειγμα τα αγγεία του αίματος.

3.3 Κατάτμηση των Περιοχών

Με την κατάτμηση της εικόνας, είναι πιθανό να παραχθούν απευθείας οι ύποπτες περιοχές, χωρίς να απαιτείται αρκετός χρόνος για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών των pixels. Ο όρος “κατάτμηση” αναφέρεται στις τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την διαίρεση της εικόνας σε περιοχές που είναι ομοιογενείς ως προς κάποια ιδιότητα, συνήθως ως προς την τιμή των pixels. Η υπόθεση η οποία γίνεται στην περίπτωση των μαζών είναι ότι έχουν υψηλή φωτεινότητα σε σχέση με τα περιβάλλοντα αντικείμενα και σχετικά ομοιόμορφη στο εσωτερικό τους.

Στις τελευταίες δύο δεκαετίες έχουν προταθεί διάφορες τεχνικές για την ανίχνευση και την κατάτμηση των μαζών. Τεχνικές βασισμένες σε στατιστικά και στοχαστικά μοντέλα [14,15,16,17], σε μοντέλα Markov [18], σε κλασικούς αλγορίθμους κατάτμησης [19] όπως ανίχνευση ακμών, region growing και clustering, σε scale-based fuzzy μεθόδους [20,21], σε πολύ-επίπεδες προσεγγίσεις (wavelets) [22,23,24,25] καθώς και σε παραμορφώσιμα μοντέλα (snakes) [26] έχουν αναπτυχθεί με σχετικά καλές επιδόσεις. Ωστόσο είναι δύσκολη η σύγκριση των μεθόδων γιατί η απόδοση τους εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το πλήθος και τον τύπο των μαζών που χρησιμοποιούν.

3.4 Ταξινόμηση Περιοχών

Μετά την ανίχνευση και την κατάτμηση των ύποπτων περιοχών, το επόμενο βήμα εστιάζεται στην ταξινόμηση τους σε μάζες ή όχι, καθώς και σε κακοήθεια ή καλοήθεια. Για το λόγο αυτό, για κάθε μια ύποπτη περιοχή υπολογίζονται τόσο



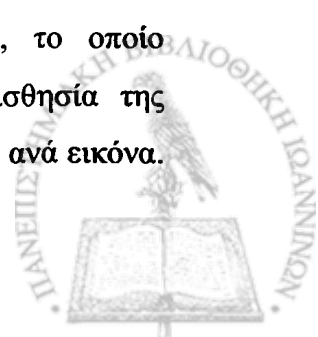
μορφολογικά χαρακτηριστικά [27] όπως, number of perimeter pixels, area, perimeter-to-area ratio, circularity, edge distance variation, mean intensity difference, gray value variance, contrast κ.α. όσο και χαρακτηριστικά υφής [28] όπως energy, correlation, entropy, inertia, sum average, sum variance, sum entropy, difference average, difference variance κ.α. Για το ποια από τα χαρακτηριστικά αυτά δίνουν το καλύτερο αποτέλεσμα για μια συγκεκριμένη μέθοδο δεν μπορεί να είναι γνωστό εκ των προτέρων. Η μόνη λύση είναι η δοκιμή όλων αυτών για την επιλογή των βέλτιστων (που μπορεί να είναι διαφορετικά από μέθοδο σε μέθοδο).

Μετά τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών ένας ταξινομητής χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό των μαζών από τις φυσιολογικές περιοχές καθώς και για τον διαχωρισμό της καλοήθειας από την κακοήθεια. Ως ταξινομητής μπορεί να είναι ένα νευρωνικό δίκτυο [29], ένα δέντρο απόφασης ή και ένα υβριδικό σύστημα [30].

3.5 Συστήματα Ανίχνευσης Μαζών

Οι Huai Li et al [36] ανέπτυξαν ένα σύστημα CAD για την ανίχνευση των μαζών στο οποίο αρχικά εφαρμόζεται ένας μορφολογικός τελεστής, ο top-hat μετασχηματισμός, με τον οποίο επιτυγχάνεται η αφαίρεση του θορύβου τόσο μέσα από το ύποπτο πρότυπο μάζας όσο και από το υπόβαθρο της εικόνας. Στη συνέχεια εφαρμόζεται μια finite generalized Gaussian mixture (FGGM) κατανομή για την μοντελοποίηση του ιστογράμματος των μαστογραφιών όπου οι στατιστικές ιδιότητες των pixels των εικόνων είναι κατά μεγάλο μέρος άγνωστες και συγχωνευμένες. Με την ενσωμάτωση του EM αλγορίθμου με δύο information theoretic criteria καθορίζεται ο βέλτιστος αριθμός των περιοχών της εικόνας και του σχήματος του πυρήνα στο FGGM μοντέλο. Τέλος εφαρμόζεται μια contextual Bayesian relaxation labeling (CBRL) τεχνική για την κατάτμηση των περιοχών της εικόνας όπου τα αποτελέσματα της είναι ανάλογα με εκείνα που επιτυγχάνονται χρησιμοποιώντας μοντέλα Markov. Ωστόσο υπερτερεί στο ότι έχει λιγότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα.

Οι Hidefumi Kobatake et al [7] ανέπτυξαν ένα σύστημα για την ανίχνευση ύποπτων περιοχών με πολύ χαμηλή αντίθεση σε σχέση με το υπόβαθρο. Για το σκοπό αυτό προτάθηκε ένα μοναδικό adaptive φίλτρο γνωστό ως iris φίλτρο, το οποίο χρησιμοποιεί το orientation map του gradient διανύσματος. Η ευαισθησία της προτεινόμενης αυτής μελέτης είναι 90.5% με 1.3 λανθασμένες εντοπίσεις ανά εικόνα.



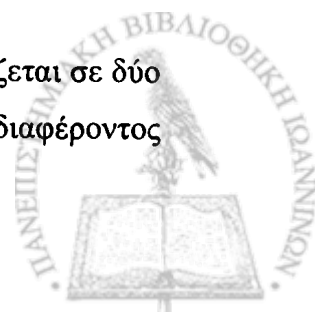
Επιπλέον προτάθηκε και μια μέθοδος για την ανίχνευση των ακιδώσεων στην περίπτωση ακτινωτών μαζών. Οι ακιδώσεις αναγνωρίζονται ως γραμμικά πρότυπα με ακτινωτή κατεύθυνση προς το κέντρο της μάζας. Για την ανίχνευση τέτοιων χαρακτηριστικών προτύπων χρησιμοποιήθηκε line skeletons και τροποποιημένος Hough μετασχηματισμός [12].

Οι Zwiggelaar et al [1] ανέπτυξαν μια μέθοδο η οποία επικεντρώνεται στην ανίχνευση των ακτινωτών μαζών, των μαζών με ακιδώσεις. Χαρακτηρίζονται από ένα μη κανονικό πρότυπο γραμμικών δομών και από μια κυκλική μάζα. Με την χρήση στατιστικών μοντέλων γίνεται η περιγραφή και η ανίχνευση και των δύο μερών της ακτινωτής μάζας. Η ευαισθησία του συστήματος είναι 80% με 0.014 λανθασμένες εντοπίσεις ανά εικόνα.

Οι Matthew Kupinski et al [19] πρότειναν δύο νέες τεχνικές κατάτμησης των ύποπτων περιοχών. Η πρώτη βασίζεται σε ένα μόνο χαρακτηριστικό που ονομάζεται radial gradient index (RGI) ενώ η δεύτερη βασίζεται σε απλά πιθανοτικά μοντέλα. Και στις δύο τεχνικές παράγεται μια σειρά από ύποπτες περιοχές χρησιμοποιώντας την φωτεινότητα της εικόνας καθώς και την εκ των προτέρων γνώση του σχήματος των μαζών (region growing αλγόριθμος). Στη συνέχεια η περιοχή με το μεγαλύτερο RGI επιλέγεται. Στη δεύτερη μέθοδο, εκτιμούνται οι κατανομές στο εσωτερικό και στο εξωτερικό των ύποπτων περιοχών οι οποίες χρησιμοποιούνται για να καθοριστούν οι πιθανότητες της εικόνας δοθέντος των ύποπτων περιοχών. Η ύποπτη περιοχή με την μεγαλύτερη πιθανότητα αποτελεί και την μάζα.

Οι Nicholas Petrick et al [8] παρουσίασαν μια νέα προσέγγιση για την κατάτμηση των ύποπτων περιοχών χρησιμοποιώντας ένα νέο adaptive density-weighted contrast enhancement (DWCE) φίλτρο σε συνδυασμό με την Laplacian-Gaussian (LG) τεχνική για την ανίχνευση των ακμών. Το DWCE φίλτρο βελτιώνει τις δομές μέσα στην εικόνα με αποτέλεσμα οι απλοί αλγόριθμοι ανίχνευσης ακμών να μπορούν να καθορίζουν τα όρια των αντικειμένων. Στη συνέχεια για κάθε ένα ύποπτο αντικείμενο υπολογίζονται μορφολογικά χαρακτηριστικά, και με την χρήση νευρωνικών δικτύων γίνεται η ταξινόμηση τους σε μάζες ή φυσιολογικές περιοχές.

Οι Li et al [18] ανέπτυξαν ένα σύστημα ανίχνευσης μαζών το οποίο βασίζεται σε δύο στάδια: κατάτμηση και ταξινόμηση. Στην κατάτμηση, οι περιοχές ενδιαφέροντος



αρχικά εξάγονται από τις εικόνες με adaptive thresholding. Η περαιτέρω κατάτμηση επιτυγχάνεται με την μέθοδο του Markov random field (MRF) μοντέλου. Στην ταξινόμηση, οι περιοχές που προέκυψαν μετά την χρήση του MRF, ταξινομούνται σε ύποπτες και κανονικές με ένα fuzzy δυαδικό δέντρο απόφασης βασισμένο σε μια σειρά χαρακτηριστικών που σχετίζονται με την φωτεινότητα. Η ευαισθησία της προτεινόμενης αυτής μελέτης είναι 90% με 2.0 λανθασμένες εντοπίσεις ανά εικόνα.

Οι Hatanaka et al [9] ανέπτυξαν μια μέθοδο ανίχνευσης μαζών βασισμένη στην τεχνική του adaptive thresholding, αλλά το σύστημα αδυνατούσε να εντοπίσει τις μάζες εκείνες όπου ένα μέρος της περιοχής τους χανόταν εξαιτίας του ότι βρισκόταν κοντά στην ακμή του φιλμ. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος προτάθηκε μια τεχνική κατά την οποία αναγνωρίζονται τέτοιου είδους μάζες από την ομοιότητά τους με ένα μοντέλο κατά την διαδικασία του template matching. Για τον καθορισμό της ομοιότητας υπολογίζονται τέσσερα χαρακτηριστικά: (α) μέσος όρος της τιμής των pixels, (β) τυπική απόκλιση της τιμής των pixels, (γ) τυπική συσχέτιση συντελεστών που ορίζονται από το μοντέλο και (δ) gradient. Η νέα αυτή τεχνική είχε ως αποτέλεσμα την αύξηση της ευαισθησίας από 70% σε 90%.

Οι Mendez et al [35] πρότειναν μια αυτόματη μέθοδο ανίχνευσης μαζών βασισμένη στην αμφίπλευρη αφαίρεση (bilateral subtraction) για την αναγνώριση ασυμμετριών ανάμεσα στις εικόνες του αριστερού και του δεξιού μαστού. Για την ευθυγράμμιση της αριστερής και δεξιάς μαστογραφίας εντοπίζεται αυτόματα το όριο και η θηλή του μαστού. Στη συνέχεια αφαιρούνται οι δύο εικόνες και με την εφαρμογή ενός threshold παράγεται μια δυαδική εικόνα με πληροφορία για τις ύποπτες περιοχές. Οι ασυμμετρίες ή οι ύποπτες περιοχές περιγράφονται λεπτομερώς με την εφαρμογή του region growing αλγορίθμου. Το μέγεθος και η εκκεντρότητα χρησιμοποιούνται για την μείωση των λανθασμένων εντοπίσεων ενώ χαρακτηριστικά υψής απομακρύνουν από τις ύποπτες περιοχές τις φυσιολογικές. Η ευαισθησία του συστήματος είναι 71% με 0.67 λανθασμένες εντοπίσεις ανά εικόνα.

Οι Brake et al [26] σύγκριναν δύο διαφορετικές τεχνικές κατάτμησης των ύποπτων περιοχών, την region growing και την μέθοδο της διακριτής δυναμικής καμπύλης, με την δεύτερη να δίνει πολύ καλύτερα αποτελέσματα στη περίπτωση όπου η αντίθεση της εικόνας είναι αρκετά ικανοποιητική.



Οι Qian et al [24] ανέπτυξαν ένα νέο adaptive module για την ανίχνευση και την κατάτμηση των μαζών. Στόχος είναι η χρήση ενός μετασχηματισμού wavelet τεσσάρων επιπέδων για την αποσύνθεση και ανακατασκευή της εικόνας σε συνδυασμό με ένα Kalman-filtering νευρωνικό δίκτυο. Η ευαισθησία του συστήματος είναι 93%.

3.6 Ανίχνευση με την Χρήση Δύο Λήψεων

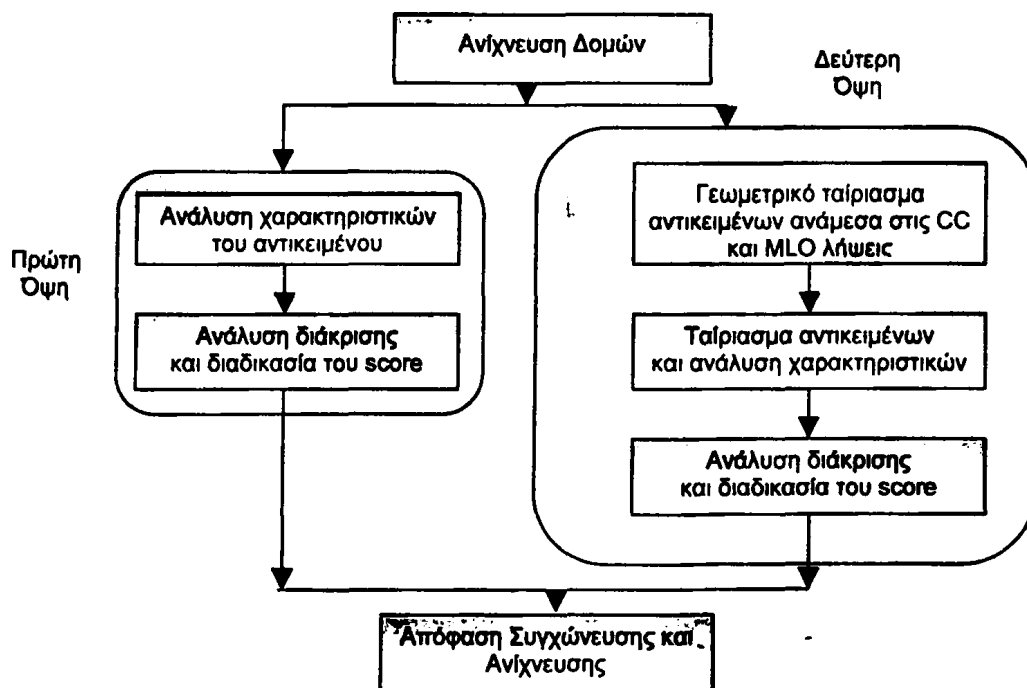
Σε πολλές κλινικές μελέτες η επίδοση των ακτινολόγων αυξάνεται κατά μεγάλο βαθμό, όταν χρησιμοποιούνται και οι δύο λήψεις της μαστογραφίας (MLO και CC) για τον ίδιο μαστό. Κατά αναλογία, η ανάλυση και της δεύτερης όψης από ένα υπολογιστικό σύστημα διάγνωσης, θα μπορούσε να βελτιώσει και σ' αυτή την περίπτωση την επίδοση [31,32].

Η μέθοδος για την ανίχνευση των μαζών που βασίζεται και στις δύο όψεις είναι γνωστή ως two-view fusion data [33], η οποία ουσιαστικά κάνει συγχώνευση της πληροφορίας που λαμβάνει και από τις δύο όψεις. Συγκεκριμένα:

- Στην πρώτη όψη με μια οποιαδήποτε μέθοδο ανίχνευσης και κατάτμησης, βρίσκονται οι ύποπτες περιοχές για μάζες. Στη συνέχεια υπολογίζονται μορφολογικά χαρακτηριστικά για κάθε ένα αντικείμενο και με την χρήση ενός ταξινομητή μειώνεται ο αριθμός των λανθασμένων εντοπίσεων, FP. Για τα αντικείμενα που απομένουν υπολογίζονται χαρακτηριστικά υφής τα οποία αποτελούν είσοδο σε ένα *LDA* ταξινομητή. Η έξοδος του ταξινομητή καθορίζει και το texture score για κάθε ένα αντικείμενο.
- Στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας ένα γεωμετρικό μοντέλο που βασίζεται στην απόσταση του αντικειμένου από την θηλή [34,35], καθορίζονται οι αντίστοιχες περιοχές των αντικειμένων της πρώτης όψης στην δεύτερη όψη. Για κάθε ένα τέτοιο αντικείμενο της δεύτερης όψης υπολογίζονται μορφολογικά χαρακτηριστικά τα οποία αποτελούν την είσοδο ενός *LDA* ταξινομητή. Η έξοδος του *LDA* καθορίζει το score του κάθε αντικειμένου της δεύτερης όψης.
- Στο τελικό βήμα, για κάθε αντικείμενο υπολογίζεται το τελικό score ως ο μέσος όρος των score των δύο λήψεων.



Σχηματική αναπαράσταση του μοντέλου για την ανίχνευση των μαζών χρησιμοποιώντας και τις δύο όψεις απεικονίζεται στο Σχήμα 3.4 που ακολουθεί.

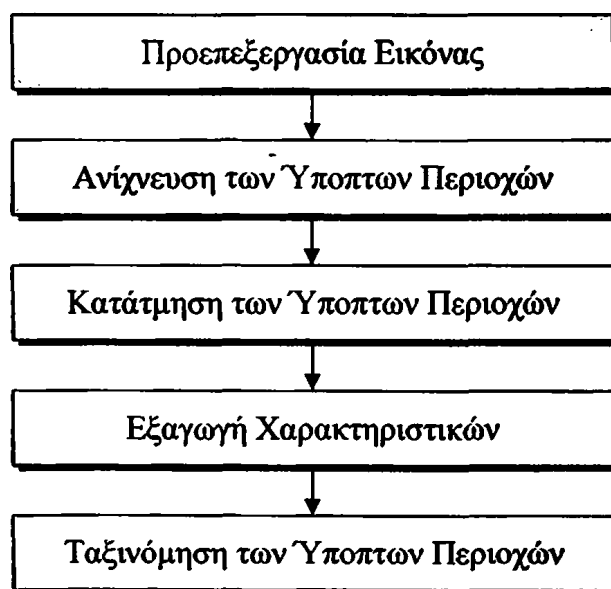


Σχήμα 3.4: Ανίχνευση μαζών χρησιμοποιώντας τις δύο όψεις.

Κεφάλαιο 4

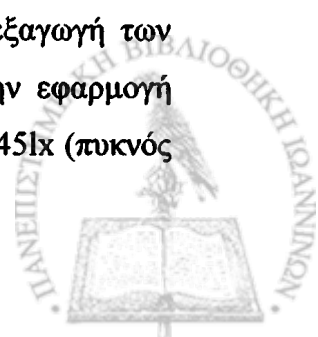
Μεθοδολογία Προτεινόμενου Συστήματος

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η μεθοδολογία η οποία εφαρμόστηκε για την αυτόματη ανίχνευση των μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία. Η μεθοδολογία βασίζεται στη χρήση ευφών τεχνικών, και συγκεκριμένα σε αλγορίθμους προεπεξεργασίας και κατάτμησης της εικόνας. Η σχηματική αναπαράσταση όλων των βημάτων που απαιτούνται για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.1.



Σχήμα 4.1: Βήματα της μεθοδολογίας.

Στη συνέχεια παρουσιάζεται λεπτομερής περιγραφή των παραπάνω βημάτων, της προεπεξεργασίας της εικόνας, της ανίχνευσης και της κατάτμησης των ύποπτων περιοχών, της ταξινόμησής τους σε μάζες ή φυσιολογικές μετά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών τους, καθώς επίσης και των αποτελεσμάτων από την εφαρμογή τους σε δύο εικόνες της βάσης δεδομένων MIAS (Σχήμα 4.2): Τις mdb1451x (πυκνός



ιστός του μαστού και δύσκολη ανίχνευση των μαζών), και mdb142rx (λιπώδης ιστός του μαστού και εύκολη ανίχνευση των μαζών). Οι προς ανίχνευση μάζες περιέχονται μέσα σε κόκκινους κύκλους που σχεδιάζονται από ειδικούς ακτινολόγους βασιζόμενοι στα αποτελέσματα της βιοψίας.



Σχήμα 4.2: Οι εικόνες mdb145lx και mdb142rx.

4.1 Προεπεξεργασία της Εικόνας

Η προεπεξεργασία της εικόνας πραγματοποιείται σε τρία στάδια: (α) απομάκρυνση των artifacts και μείωση του μεγέθους της, (β) μορφολογική βελτίωση για την αφαίρεση του θορύβου που προκαλείται από τον ιστό του μαστού και (γ) βελτίωση της αντίθεσης της. Η εφαρμογή των παραπάνω βημάτων γίνεται ακολουθιακά, με την έννοια ότι το πρώτο βήμα της προεπεξεργασίας εφαρμόζεται στην αρχική εικόνα, το δεύτερο στην εικόνα που προκύπτει από το πρώτο στάδιο, και το τρίτο στην εικόνα που προκύπτει ως αποτέλεσμα του δευτέρου σταδίου της προεπεξεργασίας.

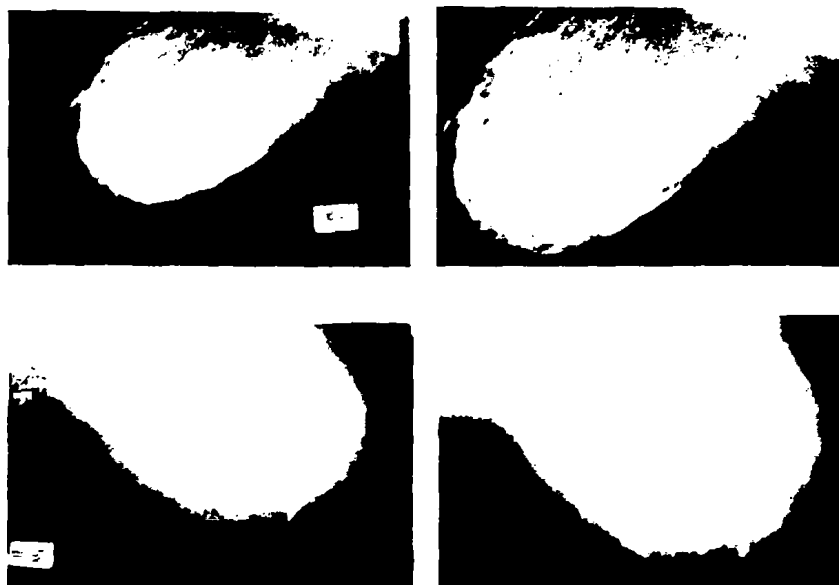
4.1.1 Απομάκρυνση των Artifacts και Μείωση του Μεγέθους της Εικόνας

Με την λήψη της ψηφιακής μαστογραφίας παρατηρείται ότι η εικόνα εκτός από την κυρίως περιοχή του μαστού αποτελείται και από διάφορα άλλα στοιχεία όπως είναι η περιοχή του υποβάθρου, των τεχνουργημάτων των φιλμς (artifacts) καθώς και των πληροφοριακών σημειώσεων που αναγράφονται από τους εκάστοτε ακτινολόγους. Κατά συνέπεια είναι απαραίτητη η απομάκρυνση όλων των στοιχείων εκτός από την περιοχή του μαστού η οποία αποτελεί την περιοχή ενδιαφέροντος. Για την επίτευξη του συγκεκριμένου σκοπού ακολουθείται η εξής διαδικασία: Με την επιλογή κάποιου κατωφλίου, 20 στην προκειμένη περίπτωση, μετατρέπεται η εικόνα σε δυαδική (Τα pixels της αρχικής εικόνας με φωτεινότητα μικρότερη από 20 αντιστοιχούν σε pixels με φωτεινότητα 0 στην δυαδική εικόνα, ενώ τα pixels με φωτεινότητα μεγαλύτερη



από 20 αντιστοιχούν σε pixels με φωτεινότητα 255). Παρατηρείται όμως ότι στα όρια του μαστού, δημιουργούνται μικρά αντικείμενα, τα οποία πρέπει να αφαιρεθούν ή να προσκολληθούν στην μεγαλύτερη περιοχή του μαστού. Για να συμβεί κάτι τέτοιο εφαρμόζεται διαδοχικά δυαδική διερεύνηση, βασισμένη σε ένα [3x3] φίλτρο μονάδων (μορφολογικοί τελεστές erosion και dilation με δομικό στοιχείο τον 3x3 πίνακα). Στην εικόνα που προκύπτει είναι φανερό ότι η περιοχή του μαστού αποτελεί το αντικείμενο εκείνο με το μεγαλύτερο εμβαδόν. Απομακρύνοντας λοιπόν, όλα τα υπόλοιπα αντικείμενα (θέτοντας τα pixels τους 0), στην εικόνα απομένει μόνο ο μαστός που είναι και η περιοχή ενδιαφέροντος.

Κατά την διάρκεια της επεξεργασία της, μια εικόνα μπορεί να χρησιμοποιηθεί αρκετές φορές με κόστος υπολογιστικού χρόνου αλλά και χώρου αποθήκευσης. Με βάση το γεγονός ότι ο πραγματικός μαστικός ιστός αποτελεί ένα σχετικά μικρό τμήμα της εικόνας, το μεγαλύτερο μέρος καταλαμβάνεται από την περιοχή του υποβάθρου, γίνεται φανερό ότι απομακρύνοντας το υπόβαθρο επιτυγχάνεται μείωση του μεγέθους της. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την μείωση σε αποθηκευτικές απαιτήσεις, σε χρόνο εισόδου / εξόδου και σε χρόνο επεξεργασίας της εικόνας που ούτος ή άλλως ήταν μεγάλες λόγω του μεγέθους των εικόνων. Η απομάκρυνση του υποβάθρου επιτυγχάνεται με τον σχεδιασμό του bounding box του μαστού, του μικρότερου ορθογωνίου που περιέχει το μαστό, και με την αποκοπή του από την αρχική εικόνα. Εφαρμόζοντας όλα τα παραπάνω στις δύο εικόνες, mdb1451x και mdb142gx, οι εικόνες που προκύπτουν είναι οι ακόλουθες (Σχήμα 4.3):



Σχήμα 4.3: Οι εικόνες mdb1451x και mdb142gx, και τα αποτελέσματα προεπεξεργασίας τους.

4.1.2 Μορφολογική Βελτίωση της Εικόνας

Μία από τις κυριότερες δυσκολίες στην ανίχνευση και την κατάτμηση των ύποπτων μαζών είναι ότι συχνά υπερκαλύπτονται από τον πυκνό ιστό του μαστού. Κατά συνέπεια είναι απαραίτητη η αφαίρεση του λευκού υπόβαθρου, που προκαλείται από τον ιστό, διατηρώντας όμως παράλληλα τα χαρακτηριστικά και τα πρότυπα που σχετίζονται με τις μάζες. Για το σκοπό αυτό, η διόρθωση του υπόβαθρου είναι ένα σημαντικό βήμα και επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας μορφολογικούς τελεστές [36]. Στη συνέχεια ακολουθεί μια συνοπτική περιγραφή της θεωρίας των μορφολογικών τελεστών καθώς και μια λεπτομερή παρουσίαση του αλγορίθμου μορφολογικής βελτίωσης της εικόνας.

4.1.2.1 Μορφολογικοί Τελεστές

Οι μορφολογικοί τελεστές μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλές περιπτώσεις επεξεργασίας εικόνας, όπως είναι η ανίχνευση ακμών, η κατάτμηση περιοχών, και η βελτίωση της εικόνας. Η ομορφιά και η απλοϊκότητα της μαθηματικής μορφολογικής προσέγγισης προέρχεται από το γεγονός ότι ένα μεγάλο σύνολο φίλτρων μπορεί να αναπαρασταθεί ως συνδυασμός δύο απλών τελεστών: του erosion και του dilation. Έστω ότι Z αναπαριστά το σύνολο των ακεραίων και $f(i, j)$ την εικόνα, όπου το πεδίο ορισμού δίνεται από τη σχέση $\{i, j\} \in N_1 \times N_2, N_1 \times N_2 \in Z^2$ και το πεδίο τιμών από την $\{f\} \in N_3, N_3 \subset Z$. Ένα δομικό στοιχείο B είναι ένα υποσύνολο του Z^2 με απλό γεωμετρικό σχήμα και μέγεθος και μπορεί να είναι είτε επίπεδο (τετράγωνο, ορθογώνιο, οκτάγωνο, γραμμή, περιοδική γραμμή, δίσκος, ρόμβος) είτε μη επίπεδο (σφαίρα). Έστω ότι $B^s = \{-b : b \in B\}$ είναι το συμμετρικό σύνολο του B και $B_{i,j}$ είναι η μετατόπιση του B κατά (t_1, t_2) , όπου $(t_1, t_2) \in Z^2$. Ο τελεστής erosion $f \ominus B^s$ και ο τελεστής dilation $f \oplus B^s$ μπορούν να εκφραστούν ως:

$$(f \ominus B^s)(i, j) = \min_{t_1, t_2 \in B_{i,j}} (f(t_1, t_2)) \quad (4.1)$$

$$(f \oplus B^s)(i, j) = \max_{t_1, t_2 \in B_{i,j}} (f(t_1, t_2)) \quad (4.2)$$

Αφετέρου, οι τελεστές opening $f \circ B$ και closing $f \bullet B$ ορίζονται ως:

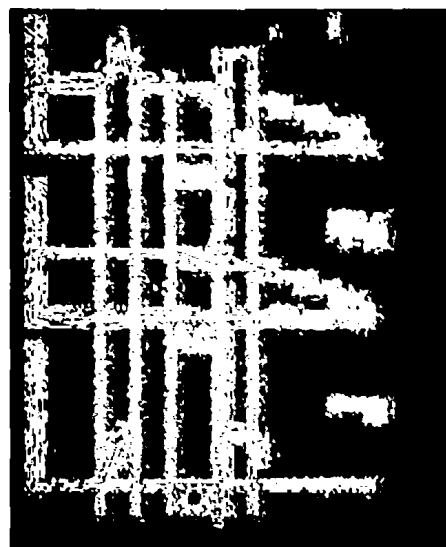
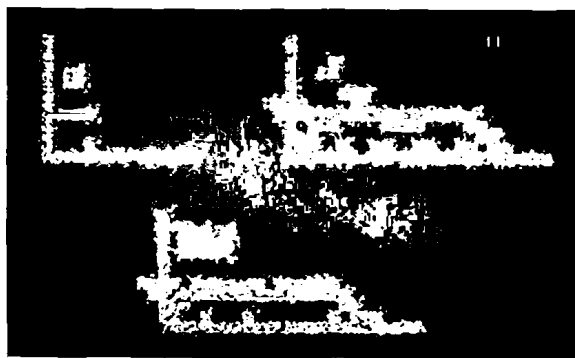


$$f \circ B(i, j) = ((f \odot B^s) \oplus B)(i, j) \quad (4.3)$$

$$f \bullet B(i, j) = ((f \oplus B^s) \odot B)(i, j) \quad (4.4)$$

Δοθέντος μιας εικόνας, εφόσον το δομικό στοιχείο είναι επίπεδο, ο τελεστής erosion ανιχνεύει τις περιοχές με τις ελάχιστες φωτεινότητες σε αντίθεση με τον τελεστή dilation όπου εντοπίζει περιοχές με μέγιστες φωτεινότητες κατά την διάρκεια της επεξεργασίας. Αφετέρου, με την εφαρμογή του opening τελεστή επιτυγχάνεται η ελαχιστοποίηση των peaks όπως είναι ο θόρυβος.

Για την περαιτέρω βελτίωση της εικόνας εισάγεται και μια επιπλέον μορφολογική μέθοδος, γνωστή ως top-hat μετασχηματισμός, ο οποίος είναι χρήσιμος για την εύρεση φωτεινών ομάδων pixels που περιβάλλονται από μαύρο υπόβαθρο. Με βάση τον μετασχηματισμό αυτόν, στην αρχική εικόνα εφαρμόζεται opening τελεστής με επίπεδο δομικό στοιχείο, και στη συνέχεια η εικόνα που προκύπτει αφαιρείται από την αρχική. Έστω ότι με f αναπαριστάται η εικόνα και με g το επίπεδο δομικό στοιχείο. Τότε το αποτέλεσμα της εφαρμογής του opening τελεστή και του top-hat μετασχηματισμού απεικονίζεται στο Σχήμα 4.4 που ακολουθεί:



Σχήμα 4.4: Εφαρμογή του opening τελεστή και του top-hat μετασχηματισμού.

4.1.2.2 Αλγόριθμος Μορφολογικής Βελτίωσης

Βασισμένοι στις ιδιότητες των μορφολογικών φίλτρων, αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος στον οποίο εφαρμόζεται δύο φορές ο top-hat μετασχηματισμός και στη



συνέχεια ακολουθεί αφαίρεση των εικόνων που προκύπτουν [36]. Ο αλγόριθμος περιγράφεται ως εξής:

Βήμα 1: Οι τύποι της υφής που δεν ανήκουν στα πρότυπα ενδιαφέροντος απομακρύνονται με την εφαρμογή του πρώτου top-hat μετασχηματισμού,

$$r_1(i, j) = \max(0, [f(i, j) - (f \circ B_1)(i, j)]) \quad (4.5)$$

όπου $f(i, j)$ είναι η αρχική εικόνα, και $r_1(i, j)$ είναι η εικόνα που προκύπτει αν εφαρμοστεί στην αρχική εικόνα opening τελεστής με δομικό στοιχείο B_1 , και στην συνέχεια αφαιρεθεί από την αρχική εικόνα. Το μέγεθος του δομικού στοιχείου πρέπει να είναι μικρότερο από το μέγεθος των μαζών, και εφόσον οι μικρότερες μάζες έχουν 56 pixels διάμετρο σε ανάλυση 50 μm , ένας δίσκος διαμέτρου 56 pixels επιλέγεται ως δομικό στοιχείο B_1 .

Βήμα 2: Έστω ότι $r_2(i, j)$ είναι το πρότυπο μάζας της βελτιωμένης εικόνας με την διόρθωση του υπόβαθρου, που προκύπτει από την εφαρμογή του δεύτερου top-hat μετασχηματισμού πάνω στην εικόνα $f(i, j)$,

$$r_2(i, j) = \max(0, [f(i, j) - (f \circ B_2)(i, j)]) \quad (4.6)$$

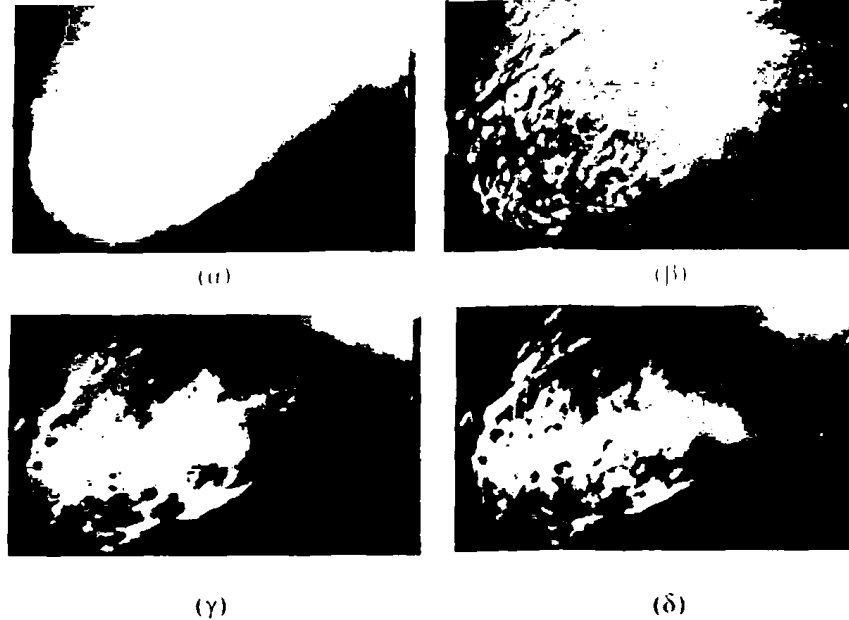
όπου B_2 είναι ένα δομικό στοιχείο με μέγεθος μεγαλύτερο από εκείνο των μαζών, και εφόσον οι μεγαλύτερες μάζες έχουν 600 pixels διάμετρο σε ανάλυση 50 μm , ένας δίσκος 600 pixels επιλέγεται ως δομικό στοιχείο B_2 .

Βήμα 3: Η βελτιωμένη εικόνα $f_1(i, j)$ μπορεί να παραχθεί ως

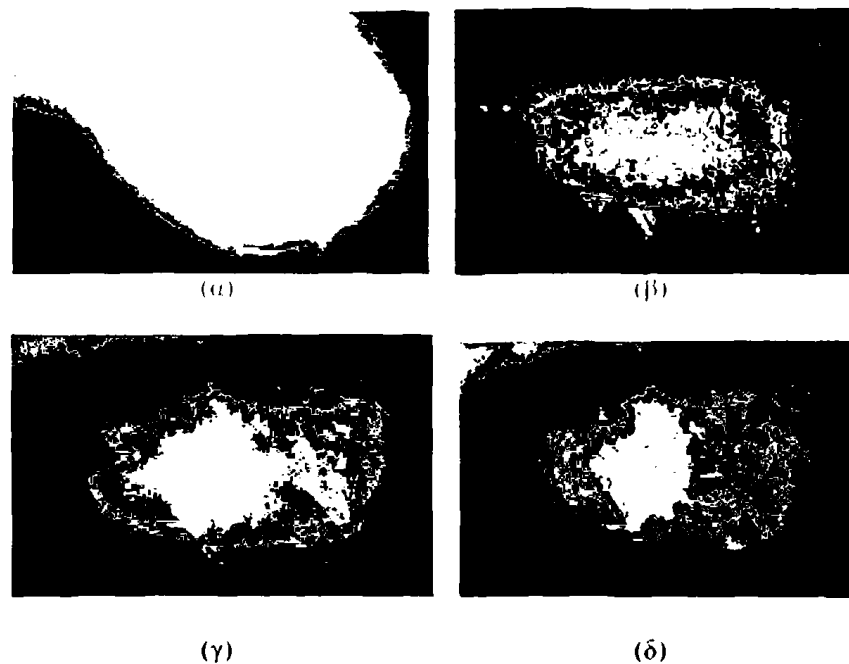
$$f_1(i, j) = \max(0, [r_2(i, j) - r_1(i, j)]) \quad (4.7)$$

Ο τελεστής αυτός ονομάζεται “dual morphological operation” εξαιτίας της διπλής εφαρμογής του top-hat μετασχηματισμού. Μπορεί να απομακρύνει τόσο το θόρυβο από το υπόβαθρο της εικόνας όσο και το θόρυβο μέσα από το ύποπτο πρότυπο μάζας. Με την εφαρμογή του συγκεκριμένου αλγορίθμου τόσο στην εικόνα mdb1451x όσο και στην εικόνα mdb1421x τα αποτελέσματα που προκύπτουν απεικονίζονται στα Σχήματα 4.5 και 4.6 αντίστοιχα.





Σχήμα 4.5: Εφαρμογή του dual-morphological τελεστή στην εικόνα mdb1451x. (α) Αρχική εικόνα (β) $r_1(i,j)$ εικόνα (γ) $r_2(i,j)$ εικόνα (δ) Βελτιωμένη εικόνα.



Σχήμα 4.6: Εφαρμογή του dual-morphological τελεστή στην εικόνα mdb142rx. (α) Αρχική εικόνα (β) $r_1(i,j)$ εικόνα (γ) $r_2(i,j)$ εικόνα (δ) Βελτιωμένη εικόνα.

4.1.3 Βελτίωση της Αντίθεσης της Εικόνας

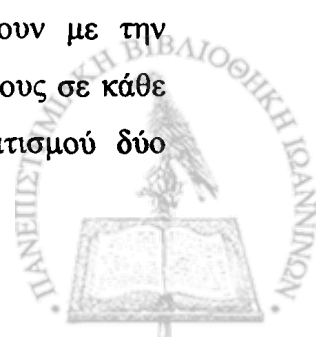
Με την απομάκρυνση του λευκού υπόβαθρου, που προκαλείται από τον ιστό, και του θορύβου μέσα από τα ύποπτα πρότυπα μάζας, είναι απαραίτητη η βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας για να γίνουν πιο ευδιάκριτες οι ύποπτες περιοχές και να μπορούν να ξεχωρίζουν από τον υπόλοιπο ιστό. Για το σκοπό αυτό θα

χρησιμοποιηθεί πολύ-επίπεδη αναπαράσταση (μετασχηματισμός wavelet) σε συνδυασμό με μια μη γραμμική συνάρτηση βελτίωσης [37]. Το ερώτημα που προκύπτει είναι αν θα χρησιμοποιηθεί διακριτός ή overcomplete μετασχηματισμός wavelet, ποια συνάρτηση wavelet είναι κατάλληλη για την βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας, και με ποιον τρόπο θα γίνει η τροποποίηση των συντελεστών.

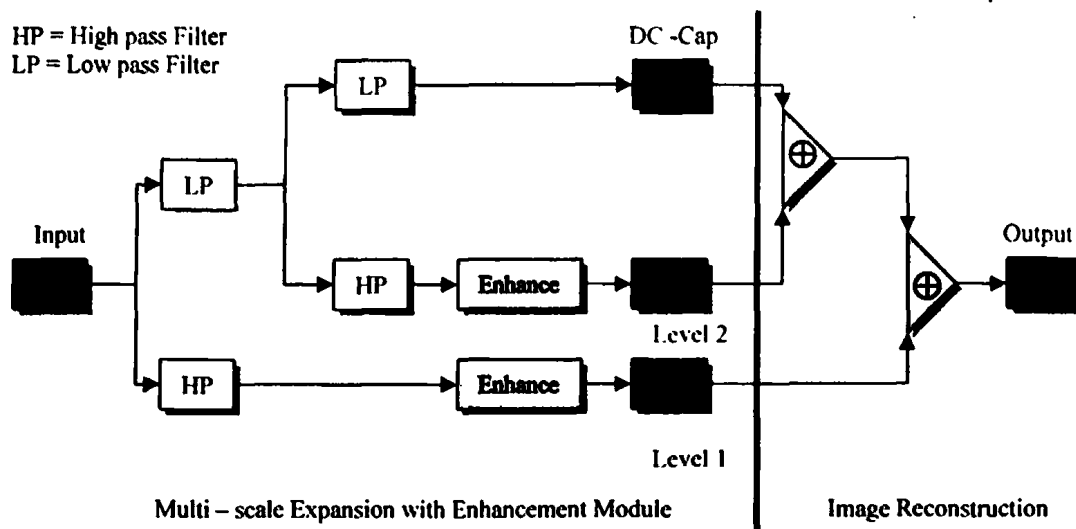
4.1.3.1 Βελτίωση της Αντίθεσης με Πολύ-Επίπεδη Αναπαράσταση

Για την βελτίωση της αντίθεσης μιας εικόνας μαστογραφίας θα χρησιμοποιηθεί overcomplete πολύ-επίπεδη αναπαράσταση, τα πλεονεκτήματα της οποίας περιγράφονται στη συνέχεια. Η εφαρμογή μιας οποιασδήποτε άλλης πολύ-επίπεδης μεθόδου, διακριτού μετασχηματισμού wavelet για παράδειγμα, δεν είναι κατάλληλη για την ανίχνευση και τη βελτίωση, εξαιτίας του φαινομένου του aliasing (image-space aliasing) που εισάγεται κατά την διάρκεια της υπό-δειγματοληψίας [38,39]. Παρόλο αυτά, η overcomplete ανάλυση αποφεύγει τέτοιου είδους φαινόμενα και ταυτόχρονα παρέχει την επιθυμητή ιδιότητα για την βελτίωση της εικόνας που είναι η "shift invariant"[40]. Η ιδιότητα αυτή εξασφαλίζει ότι η χωρική θέση οποιοδήποτε ευρήματος μέσα στη μαστογραφία διατηρείται κατά τη διάρκεια όλων των επιπέδων. Κατά συνέπεια, στη συγκεκριμένη προσέγγιση το μέγεθος των πινάκων των συντελεστών σε κάθε επίπεδο παραμένει το ίδιο με την αρχική ψηφιακή μαστογραφία, εφόσον δεν πραγματοποιείται υπό-δειγματοληψία σε κανένα επίπεδο της ανάλυσης.

Η overcomplete πολύ-επίπεδη ανάλυση και ο αλγόριθμος ανακατασκευής χρησιμοποιώντας δυαδικά επίπεδα, αποτελεί το πρώτο στάδιο της μεθόδου βελτίωσης [41]. Η υλοποίηση του πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας ορισμένα χαμηλοπερατά (lowpass) και υψηλοπερατά (highpass) φίλτρα. Σε κάθε επίπεδο της πολύ-επίπεδης αναπαράστασης, η εικόνα εισόδου διαμερίζεται στην προσεγγιστική και στις λεπτομέρειες (οριζόντια, κάθετη και διαγώνια). Η προσεγγιστική εικόνα είναι η έξοδος από την εφαρμογή των χαμηλοπερατών φίλτρων, ενώ οι λεπτομέρειες προκύπτουν με την εφαρμογή των υψηλοπερατών φίλτρων. Μια συνάρτηση βελτίωσης τροποποιεί τους πίνακες των συντελεστών που προκύπτουν με την εφαρμογή των φίλτρων, προκαλώντας την ενίσχυση ή την εξασθένηση τους σε κάθε επίπεδο. Η σχηματική αναπαράσταση ενός overcomplete μετασχηματισμού δύο



επιπέδων και η ανακατασκευή της εικόνας απεικονίζεται στο Σχήμα 4.7 που ακολουθεί.

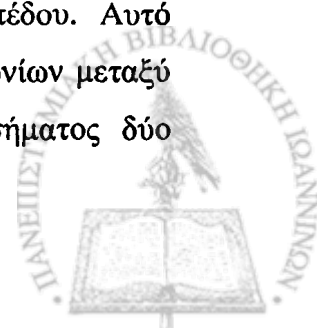


Σχήμα 4.7: Πολύ-Επίπεδη ανάλυση με μη γραμμική βελτίωση της αντίθεσης: Σχηματική αναπαράσταση του overcomplete μετασχηματισμού δύο επιπέδων στο αριστερό τμήμα, και ανακατασκευή της εικόνας στο δεξιό τμήμα.

Για την αποτελεσματική βελτίωση της αντίθεσης της ψηφιακής μαστογραφίας υλοποιείται overcomplete μετασχηματισμός wavelet τεσσάρων επιπέδων, χρησιμοποιώντας μια δυαδική spline wavelet συνάρτηση και μια μη γραμμική σιγμοειδής συνάρτηση, ως συνάρτηση βελτίωσης. Στη συνέχεια περιγράφονται με μεγαλύτερη λεπτομέρεια τόσο η συνάρτηση wavelet όσο και η συνάρτηση βελτίωσης.

4.1.3.2 Dyadic Spline Wavelet Συνάρτηση

Ο μετασχηματισμός wavelet του σήματος $f(x)$ στο επίπεδο s και στη θέση x ορίζεται ως $W_s f(x) = f * \psi_s(x)$, όπου $\psi_s(x) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$, και $\psi(x)$ είναι το "mother" wavelet με μέση τιμή μηδέν. Για να επιτευχθεί ταχύτερη αριθμητική εφαρμογή των διακριτών μετασχηματισμών wavelet, οι Mallat και Zhong [42], εισήγαγαν τον δυαδικό μετασχηματισμό, όπου η παράμετρος του επιπέδου μεταβάλλεται μόνο κατά την δυαδική ακολουθία $\{2^j\}$ με $j \in \mathbb{Z}$. Ο δύο διαστάσεων δυαδικός μετασχηματισμός wavelet, χωρίζει σε δύο μόντες τους προσανατολισμούς του επιπέδου. Αυτό σημαίνει ότι υπάρχουν δύο κανάλια ανάλυσης κατά μήκος των ορθογωνίων μεταξύ τους, x και y κατευθύνσεων. Ο μετασχηματισμός wavelet ενός σήματος δύο

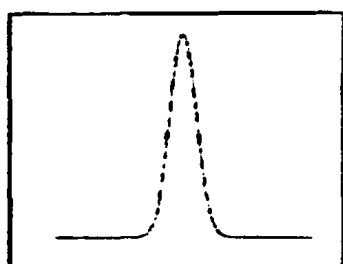


διαστάσεων $f(x, y)$ στο επίπεδο 2^j έχει δύο συνιστώσες και ορίζονται ως εξής:

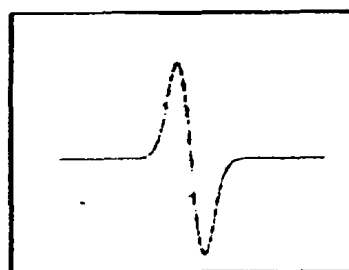
$$W_{2^j}^1 f(x, y) = f * \psi_{2^j}^1(x, y) \quad \text{και} \quad W_{2^j}^2 f(x, y) = f * \psi_{2^j}^2(x, y), \quad \text{με}$$

$$W_{2^j}^d(x, y) = \frac{1}{2^{2j}} \psi^d\left(\frac{x}{2^j}, \frac{y}{2^j}\right), \quad d = 1, 2. \quad \text{Για την βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας θα}$$

χρησιμοποιηθεί η τετραγωνική spline wavelet συνάρτηση $\psi(x)$ που ορίστηκε από τους Mallat και Zhong, η οποία είναι συνεχώς παραγωγίσιμη και ορισμένη σε ένα πεπερασμένο διάστημα (compact support). Είναι ουσιαστικά η παράγωγος της κυβικής ομαλοποιημένης spline συνάρτησης $\theta(x)$. Οι συναρτήσεις αυτές απεικονίζονται στο Σχήμα 4.8 που ακολουθεί.



(α)



(β)

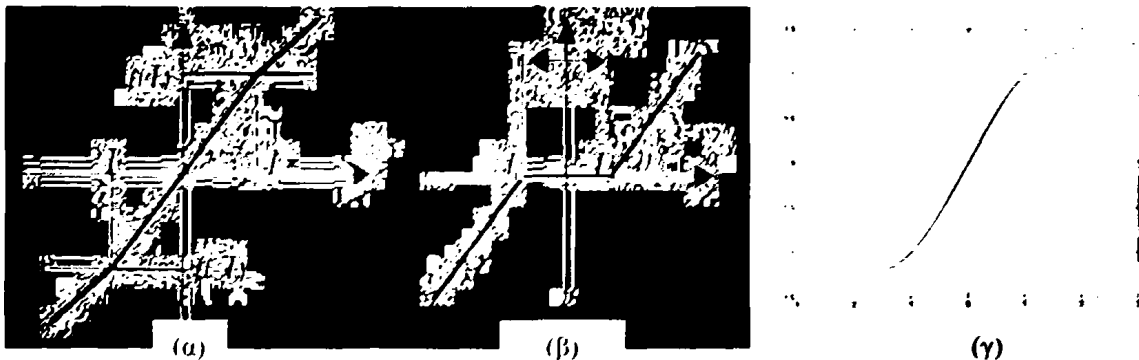
Σχήμα 4.8: (α) Κυβική ομαλοποιημένη spline συνάρτηση $\theta(x)$, (β) Τετραγωνική spline wavelet $\psi(x)$ η οποία είναι compact support και ορίζεται ως η παράγωγος της ομαλοποιημένης συνάρτησης.

Στη συγκεκριμένη μεθοδολογία, ο μετασχηματισμός wavelet $W_{2^j}^d f$ του σήματος f είναι ανάλογος με την παράγωγο του ομαλοποιημένου σήματος στο επίπεδο 2^j . Έτσι, οι συντελεστές της modulus maxima ανίχνευσης, είναι στη συνέχεια ισοδύναμοι με μια προσαρμοστική δειγματοληψία που βρίσκει σημεία του σήματος που αλλάζουν και προς τις δύο κατευθύνσεις, x και y . Καθώς οι εικόνες αναπαριστούν σήματα πεπερασμένης ενέργειας, μετρημένες σε κάποια πεπερασμένη ανάλυση, δεν μπορεί να υπολογιστεί ο μετασχηματισμός wavelet σε επίπεδα που βρίσκονται κάτω από το όριο που τίθεται από την ανάλυση. Έτσι στην προκείμενη περίπτωση, εφαρμόζεται σε δυαδικά επίπεδα που ξεκινούν από το πρώτο (αρχικό σήμα) μέχρι το όριο που τίθεται από τον τρόπο απόκτησης της εικόνας (ρυθμός δειγματοληψίας του ψηφιοποιητή).

4.1.3.3 Μη Γραμμική Συνάρτηση Βελτίωσης

Η τροποποίηση των επιλεγμένων συντελεστών σε ένα συγκεκριμένο επίπεδο μπορεί να κάνει περισσότερο προφανή τα δυσδιάκριτα χαρακτηριστικά της μαστογραφίας. Η

βελτίωση της αντίθεσης μπορεί να επιτευχθεί εφαρμόζοντας μια μη γραμμική συνάρτηση στους συντελεστές των επιλεγμένων επιπέδων κατά την διάρκεια του μετασχηματισμού. Η διαδικασία αυτή έχει ως αποτέλεσμα την τοπική αύξηση ή μείωση των συντελεστών. Οι συναρτήσεις βελτίωσης πρέπει να είναι αθροιστικές και αύξουσα μονότονες προκειμένου να διατηρείται η πληροφορία όσο αναφορά την φωτεινότητα στην αρχική εικόνα, και να αποφεύγονται τα artifacts [43]. Το Σχήμα 4.9 (α) παρέχει ένα πολύ απλό παράδειγμα μιας γραμμικής συνάρτησης βελτίωσης. Η παράμετρος w_{ij} αντιπροσωπεύει τους συντελεστές των επιπέδων, η $f(w_{ij})$ τους τροποποιημένους συντελεστές με την εφαρμογή της συνάρτησης βελτίωσης f , και T ένα κατώφλι (threshold) της συνάρτησης. Η αύξηση ή μείωση των συντελεστών εξαρτάται από την τιμή της γωνίας κλίσης θ . Το Σχήμα 4.9 (β) εμφανίζει μια hard-thresholding συνάρτηση για απομάκρυνση θορύβου. Δυστυχώς, οι δύο αυτές συγκεκριμένες συναρτήσεις έχουν το μειονέκτημα ότι είναι ασυνεχής στην τιμή του κατωφλίου T . Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την μη κανονική κατανομή των τιμών των συντελεστών στην έξοδο. Για το λόγο αυτό, πιο ομαλές συναρτήσεις, όπως η σιγμοειδής, είναι προτιμότερες και χρησιμοποιούνται στην συγκεκριμένη μεθοδολογία. Το Σχήμα 4.9 (γ) απεικονίζει ένα παράδειγμα μιας ομαλής συνάρτησης και συγκεκριμένα της (4.8) με $b = 0.5$ και $c = 2.5$.

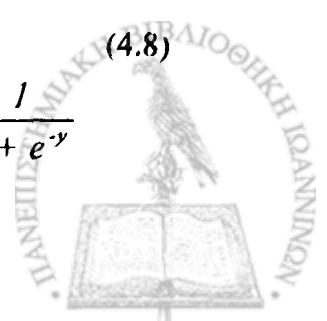


Σχήμα 4.9: (α) Μία απλή γραμμική συνάρτηση βελτίωσης, (β) Μία hard-thresholding συνάρτηση, (γ) Μία σιγμοειδή μη γραμμική συνάρτηση βελτίωσης.

Η αναλυτική μορφή της σιγμοειδής συνάρτησης δίνεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$f(w_{ij}) = \alpha [\text{sigm}(c(w_{ij} - b)) - \text{sigm}(-c(w_{ij} + b))] \quad (4.8)$$

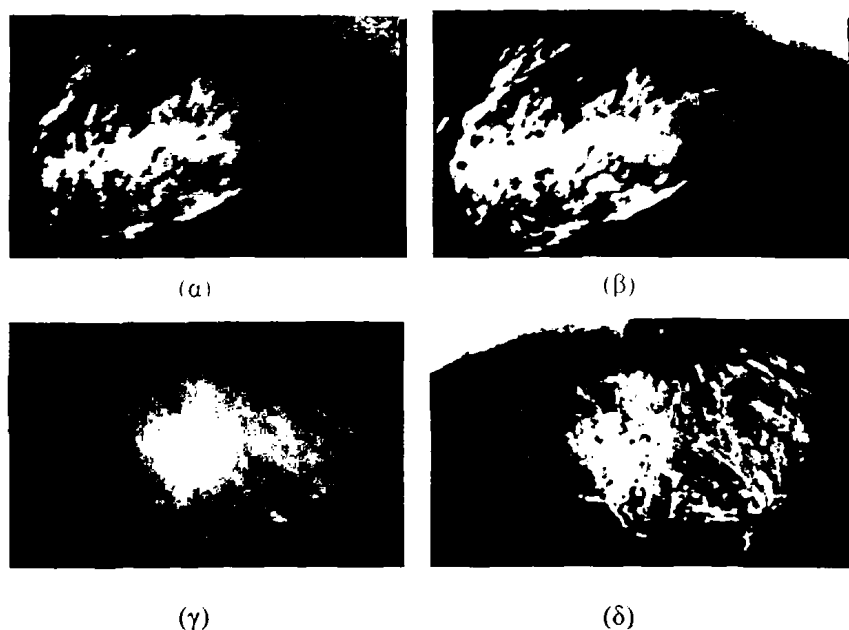
$$\alpha = \frac{1}{\text{sigm}(c(1 - b)) - \text{sigm}(-c(1 + b))}, 0 < b < 1 \quad \text{sigm}(y) = \frac{1}{1 + e^{-y}}$$



Οι παράμετροι b και c καθορίζουν το κατώφλι και την ποσότητα βελτίωσης της αντίθεσης, αντίστοιχα. Η συγκεκριμένη συνάρτηση είναι συνεχής, μονότονα αύξουσα, και έχει συνεχή πρώτη παράγωγο. Αυτό εξασφαλίζει ότι κατά την διάρκεια της εφαρμογής της δεν θα εισαχθούν νέες ασυνέχειες στους συντελεστές στο πεδίο του μετασχηματισμού.

Από το Σχήμα 4.9 (γ) γίνεται φανερό ότι η συνάρτηση βελτίωσης μειώνει την τιμή των συντελεστών γύρω από το μηδέν, το οποίο ισοδυναμεί με την απομάκρυνση του θορύβου, ενώ αυξάνει την τιμή των συντελεστών έξω από το συγκεκριμένο πεδίο, πράγμα που ισοδυναμεί με βελτίωση. Ο συγκεκριμένος τύπος συνάρτησης προσφέρει ένα πλούσιο και ευλύγιστο παράδειγμα εφαρμογής μη γραμμικής δυναμικής ανάλυσης των συντελεστών σε ένα καθορισμένο επίπεδο [44].

Εφαρμόζοντας όλη την παραπάνω μεθοδολογία στις δύο βελτιωμένες εικόνες, mdb1451x και mdb142rx, που προκύπτουν μετά την απομάκρυνση του θορύβου από το υπόβαθρο και τα ύποπτα πρότυπα μάζας, η βελτίωση της αντίθεσης που επιτυγχάνεται είναι σημαντική και αποτελέσματα της απεικονίζονται στο Σχήμα 4.10 που ακολουθεί.



Σχήμα 4.10: Βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας, (α) mdb1451x μετά την απομάκρυνση του θορύβου, (β) βελτίωση της αντίθεσης της, (γ) mdb142rx μετά την απομάκρυνση του θορύβου, (δ) βελτίωση της αντίθεσης της.



4.2 Ανίχνευση των Ύποπτων Περιοχών

Με το τέλος της προεπεξεργασίας της εικόνας, η οποία πραγματικά παρέχει μια πολύ βελτιωμένη εικόνα, το επόμενο στάδιο της μεθοδολογίας εστιάζεται στην εύρεση των περιοχών εκείνων που είναι ύποπτες για την εμφάνιση μαζών. Στόχος, είναι η ανίχνευση όσο το δυνατόν περισσότερων περιοχών που αποτελούν μάζες με φυσικά βέλτιστο αποτέλεσμα τον εντοπισμό όλων αυτών. Για την επίτευξη του συγκεκριμένου σκοπού πραγματοποιείται μια διαδικασία τριών βημάτων:

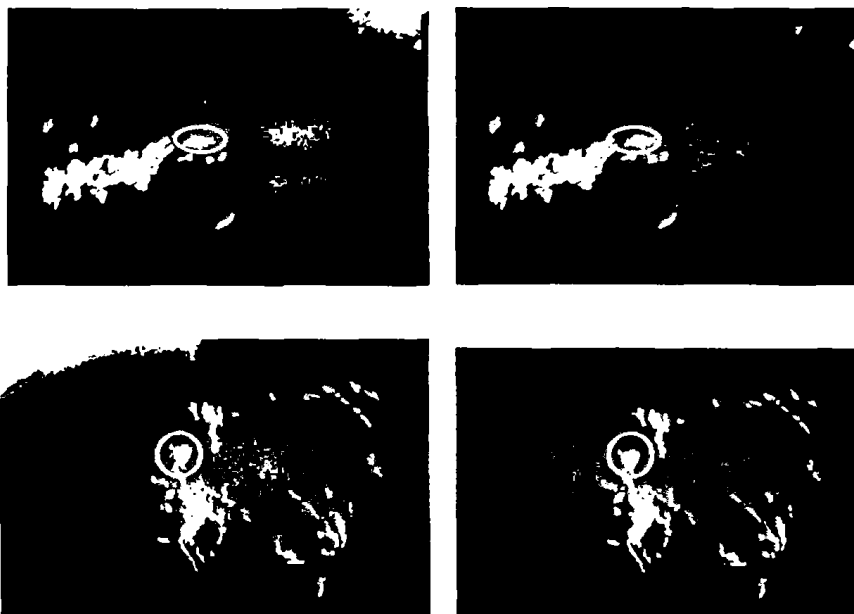
Βήμα 1: Σύμφωνα με τους ειδικούς ακτινολόγους το μέγεθος των μαζών κυμαίνεται από 3 έως 30 mm σε διάμετρο (διάμετρος του περιγεγραμμένου κύκλου που περιέχει τη μάζα). Ειδικότερα, αυτές που κυμαίνονται από 3-15 mm χαρακτηρίζονται ως μικρές, ενώ οι υπόλοιπες 15-30 mm ως μεγάλες. Περιπτώσεις μαζών με μέγεθος μεγαλύτερο από 30 mm είναι εξαιρετικά σπάνιες. Κατά συνέπεια, αντικείμενα με διάμετρο μικρότερη από 3mm δεν μπορούν να αποτελούν ύποπτες περιοχές και απομακρύνονται από την εικόνα. Συγκεκριμένα: η εικόνα που προέκυψε από την τελευταία μορφή προεπεξεργασίας, βελτίωση της αντίθεσης, είναι μια gray scale εικόνα με επίπεδα φωτεινότητας 0-255. Μετατρέπεται σε εικόνα με επίπεδα φωτεινότητας 0-1, αντιστοιχίζοντας την μέγιστη φωτεινότητα της σε 1 και την ελάχιστη σε 0. Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας ένα κατάλληλο threshold, 0.3, τέτοιο ώστε να μην χάνεται κάποια μάζα, μετατρέπεται σε δυαδική με τιμές 0 και 1. Στη δυαδική εικόνα κάνοντας χρήση του labeling με 8-connectivity εντοπίζονται όλα τα αντικείμενα και υπολογίζεται το εμβαδόν τους. Αντικείμενα με διάμετρο μικρότερη από 3mm, 56 pixels σε ανάλυση 50μm, απομακρύνονται ενώ τα υπόλοιπα αποτελούν ύποπτες περιοχές. Εφαρμόζοντας τα παραπάνω στις δύο εικόνες, mdb145lx και mdb142rx, προκύπτει το Σχήμα 4.11 στην οποία όπως φαίνεται δεν χάνεται κάποια περιοχή μάζας.





Σχήμα 4.11: Ανίχνευση υποπτών περιοχών των mdb145lx και mdb142rx (Βήμα 1).

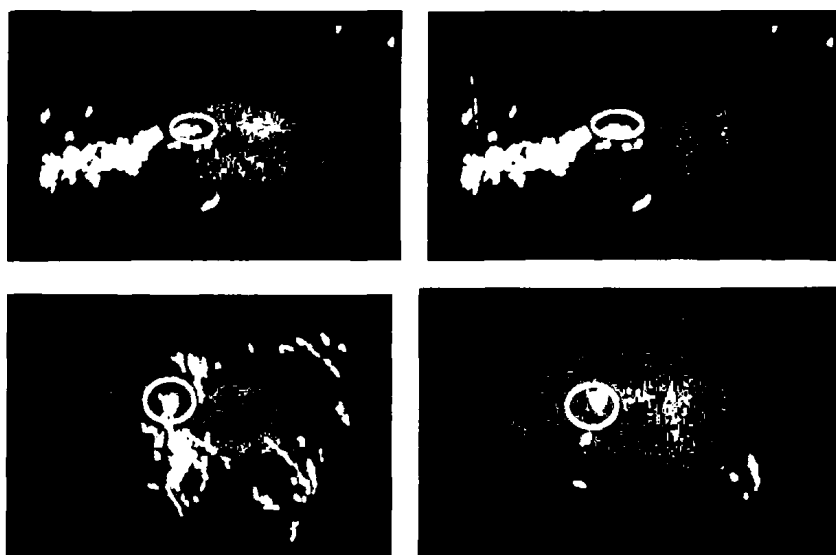
Βήμα 2: Οι περιοχές εκείνες οι οποίες εφάπτονται στις γωνίες της εικόνας, πάνω-αριστερά, κάτω-αριστερά, πάνω-δεξιά και κάτω-δεξιά, δεν μπορούν να θεωρηθούν υποπτες, εφόσον η πιθανή εμφάνιση μαζών στα συγκεκριμένα σημεία καθιστάτε αδύνατη. Κατά συνέπεια η απομάκρυνση αυτών των αντικειμένων μειώνει τις υποπτες περιοχές χωρίς βέβαια να χάνεται κάποια πιθανή μάζα. Συγκεκριμένα: για κάθε ένα αντικείμενο της εικόνας υπολογίζονται οι συντεταγμένες των bounding boxes, τα μικρότερα ορθογώνια που περιέχουν τα αντικείμενα. Αν οι συντεταγμένες αυτές ταυτίζονται με εκείνες των τεσσάρων γωνιών της εικόνας, τότε τα αντικείμενα αυτά απομακρύνονται, θέτοντας τις τιμές των pixels τους 0. Το Σχήμα 4.12 απεικονίζει την εφαρμογή των παραπάνω στις εικόνες mdb145lx και mdb142rx.



Σχήμα 4.12: Ανίχνευση υποπτών περιοχών των mdb145lx και mdb142rx (Βήμα 2).

Βήμα 3: Ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά των μαζών, όπως έχει αναφερθεί, είναι και η υψηλή φωτεινότητά τους. Ειδικότερα, χαρακτηρίζονται με πολύ υψηλή φωτεινότητα στον πυρήνα τους η οποία όμως μειώνεται σταδιακά καθώς πλησιάζουμε στα όρια του αντικειμένου. Κατά συνέπεια, αντικείμενα με μικρή μέση

φωτεινότητα δεν μπορούν να αποτελέσουν ύποπτη περιοχή. Συγκεκριμένα, υπολογίζεται η μέση φωτεινότητα του κάθε αντικειμένου και απομακρύνονται εκείνα των οποίων η τιμή της είναι μικρότερη από 0.1. Κατά αυτόν του τρόπο μειώνονται και άλλο οι ύποπτες περιοχές χωρία βέβαια να χάνεται ο εντοπισμός κάποιας μάζας. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του συγκεκριμένου βήματος στις εικόνες mdb1451x και mdb142rx παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.13:



Σχήμα 4.13: Ανίχνευση ύποπτων περιοχών των mdb1451x και mdb142rx (Βήμα 3).

Με την παραπάνω διαδικασία των τριών βημάτων εντοπίζονται όλες εκείνες οι περιοχές που μπορούν να αποτελέσουν πιθανές μάζες σε κάθε εικόνα μαστογραφίας, διατηρώντας όμως παράλληλα και την επιθυμητή ιδιότητα στο να μην χάνεται κάποια μάζα. Επιπλέον, έχοντας υπολογιστεί οι συντεταγμένες των bounding boxes των αντικειμένων, σχεδιάζονται οι ύποπτες περιοχές ή οι περιοχές ενδιαφέροντος όπως θα αποκαλούνται στη συνέχεια, στην αρχική εικόνα (στην εικόνα που προέκυψε μετά και το τέλος του τρίτου βήματος προεπεξεργασίας). Ωστόσο μπορεί να παρουσιαστεί το εξής πρόβλημα: Το bounding box του κάθε αντικειμένου να μην αποτελεί στην πραγματικότητα την ύποπτη περιοχή, αλλά ένα μέρος αυτής, και αυτό γιατί κατά την διάρκεια της μετατροπής της εικόνας σε δυαδική, χρησιμοποιώντας το threshold 0.3, (Βήμα 1) κάποιο κομμάτι της να έχει αποκοπεί. Το συγκεκριμένο πρόβλημα αντιμετωπίζεται με την επέκταση του κάθε bounding box κατά 50 pixels και προς τις 4 κατευθύνσεις (πάνω, κάτω, δεξιά και αριστερά) στην αρχική εικόνα. Οι εντοπισμένες ύποπτες περιοχές και ταυτόχρονα περιοχές ενδιαφέροντος των μαστογραφιών mdb1451x και mdb142rx απεικονίζονται στο Σχήμα 4.14 (παρουσιάζεται ένα μέρος



των εικόνων όπου περιέχονται οι μάζες και όχι όλες οι ύποπτες περιοχές των δύο εικόνων):

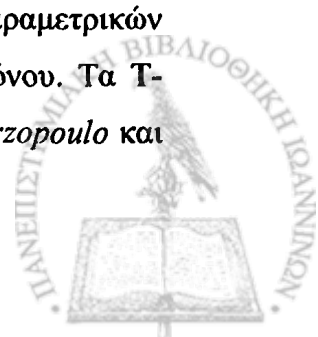


Σχήμα 4.14: Ανίχνευση ύποπτων περιοχών στις mdb1451x και mdb142gx.

Με την ολοκλήρωση της ανίχνευσης των ύποπτων περιοχών όλων των μαστογραφιών το επόμενο βήμα της μεθοδολογίας εστιάζεται στη κατάτμηση των περιοχών αυτών.

4.3 Κατάτμηση των Ύποπτων Περιοχών

Η κατάτμηση των περιοχών ενδιαφέροντος, η εύρεση δηλαδή των αντικειμένων καθώς και των ορίων τους σε κάθε περιοχή, πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις οι οποίες βασίζονται στην θεωρία των παραμορφώσιμων μοντέλων, γνωστά και ως snakes. Συγκεκριμένα, στην πρώτη μέθοδο γίνεται μια αρχική κατάτμηση των περιοχών με έναν αλγόριθμο ομαδοποίησης, τον k-means [47], και στην συνέχεια κάνοντας χρήση του greedy αλγορίθμου για παραμορφώσιμα μοντέλα που αναπτύχθηκε από τους *Donna Williams* και *Mubarak Shah* [48], πραγματοποιείται ένας περαιτέρω καθορισμός των ορίων τους. Επιπλέον στη μέθοδο αυτή συμπεριλαμβάνεται και ένας τρόπος ανίχνευσης και κατάτμησης των ακιδώσεων στην περίπτωση ακτινωτών αντικειμένων [46]. Η μέθοδος αυτή αποτελεί την πιο αξιόλογη τεχνική με παραμορφώσιμα μοντέλα που έχει αναπτυχθεί για την ανίχνευση μαζών. Ωστόσο το κύριο μειονέκτημά της είναι ότι για να έχει καλή επίδοση, η αρχική καμπύλη παραμόρφωσης δεν μπορεί να δίνεται από το χρήστη αλλά πρέπει να είναι το αποτέλεσμα του αλγορίθμου ομαδοποίησης. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος προτάθηκε μια δεύτερη προσέγγιση όπου η κατάτμηση των περιοχών επιτυγχάνεται με την εφαρμογή των παραμετρικών παραμορφώσιμων μοντέλων όπου εισάγεται και η παράμετρος του χρόνου. Τα T-snakes, adaptive topology snakes, που προτάθηκαν από τους *Demetri Terzopoulos* και



Tim McInerney [49] είναι τα παραμετρικά snakes που χρησιμοποιούνται στη συγκεκριμένη μελέτη και δεν έχουν προταθεί για την ανίχνευση μαζών. Η μέθοδος όμως αυτή μειονεκτεί στο ότι θα πρέπει να γίνονται πειραματικές μελέτες για την εύρεση των βαρών εκείνων (στις εσωτερικές και εξωτερικές δυνάμεις) που δίνουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Ιδανική θα ήταν η περίπτωση στην οποία θα γίνεται εκτίμηση των παραμέτρων (βαρών) και η αυτόματη εύρεση των βέλτιστων, χωρίς πειραματικές μελέτες. Αυτό επιτυγχάνεται στην τρίτη προσέγγιση όπου γίνεται χρήση των B-spline snakes, των *Mathews Jacob*, *Thierry Blu* και *Michael Unser* [51], όπου η καμπύλη του μοντέλου αναπαρίσταται με μια κυβική B-spline βάση και αποτελεί μια νέα τεχνική κατάτμησης στην ανίχνευση μαζών.

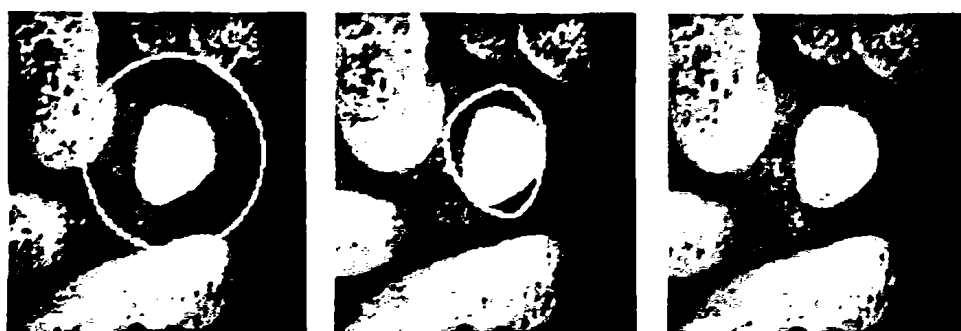
4.3.1 Παραμορφώσιμα Μοντέλα

Τα παραμορφώσιμα μοντέλα (deformable models, active contour models, snakes) παρουσιάστηκαν για πρώτη φορά στην εργασία των Kass, Witkin και Terzopoulos [45], όπου γίνεται λόγος για καμπύλες που τοποθετούνται δυναμικά στα όρια των αντικειμένων ενδιαφέροντος, ανιχνεύοντας με ακρίβεια τη θέση τους. Τα παραμορφώσιμα μοντέλα είναι καμπύλες (ή επιφάνειες) που ορίζονται μέσα στην περιοχή μιας εικόνας και μπορούν να κινηθούν με την επίδραση εσωτερικών και εξωτερικών δυνάμεων. Οι εσωτερικές δυνάμεις καθορίζονται από την ίδια την καμπύλη και αποσκοπούν στο να διατηρείται ομαλό το σχήμα της, καθώς αυτή παραμορφώνεται. Οι εξωτερικές δυνάμεις εξαρτώνται από τα δεδομένα της εικόνας, και εξαναγκάζουν την καμπύλη να έλκεται από τις ακμές, τα όρια αντικειμένων και από άλλα χαρακτηριστικά της εικόνας. Με την προϋπόθεση ότι τα όρια που εξάγονται είναι ομαλά και με την εισαγωγή a priori γνώσης για το σχήμα του αντικειμένου που αναζητούμε μέσα στην εικόνα, τα παραμορφώσιμα μοντέλα παρέχουν ένα τρόπο ανίχνευσης των περιοχών ενδιαφέροντος. Η μέθοδος αντιμετωπίζει αποτελεσματικά τα προβλήματα που προκαλούνται από την ύπαρξη θορύβου και ασυνεχειών στα όρια που αναζητούμε. Έτσι, τα παραμορφώσιμα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην κατάτμηση και κατανόηση της εικόνας, και η εφαρμογή τους είναι κατάλληλη και για την επεξεργασία εικόνων τριών διαστάσεων και βίντεο. Επιπλέον, με τα παραμορφώσιμα μοντέλα μπορούμε να δώσουμε μια συνεπή μαθηματική περιγραφή των στοιχείων που απαρτίζουν τα όρια των αντικειμένων. Μια τέτοια μαθηματική περιγραφή των ορίων μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί για περαιτέρω εφαρμογές στην επεξεργασία της εικόνας.



Η χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων δεν ισοδυναμεί με την εφαρμογή κάποιων τελεστών εύρεσης ακμών μέσα σε μια εικόνα. Αυτό συμβαίνει γιατί δεν λύνουν εξ ολοκλήρου το πρόβλημα ανίχνευσης των ακμών στην εικόνα, αλλά περισσότερο εξαρτώνται από άλλους μηχανισμούς, όπως αλληλεπίδραση με το χρήστη και διαδικασίες υψηλού επιπέδου κατανόησης της εικόνας. Η αλληλεπίδραση που αναφέρθηκε αφορά την τοποθέτηση ενός προσεγγιστικού σχήματος, δηλαδή μιας αρχικής θέσης για το παραμορφώσιμο μοντέλο, κοντά στην περιοχή του επιθυμητού ορίου. Η αρχική γνώση που ενδεχομένως έχουμε για το αναμενόμενο αποτέλεσμα, οδηγεί το παραμορφώσιμο μοντέλο στον εντοπισμό της περιοχής ενδιαφέροντος. Σε αντίθεση με άλλες τεχνικές κατάτμησης εικόνας, τα παραμορφώσιμα μοντέλα είναι ενεργά, ελαχιστοποιώντας πάντα τη συνάρτηση ενέργειας που τα χαρακτηρίζει και γι' αυτό παρουσιάζουν δυναμική συμπεριφορά. Η ελαχιστοποίηση της ενέργειας μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους (δυναμικός προγραμματισμός, αριθμητικές μέθοδοι, ευρετικοί αλγόριθμοι κτλ).

Τα παραμορφώσιμα μοντέλα εκμεταλλεύονται την πληροφορία που παρέχει ο χρήστης και δίνουν έναν ενοποιημένο τρόπο αντιμετώπισης ενός συνόλου προβλημάτων, που αφορούν την επεξεργασία εικόνας και χρειάζονται διαφορετικές προσεγγίσεις. Με τη χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων, διαφορετικά χαρακτηριστικά της εικόνας όπως ακμές, γραμμές και περιγράμματα αντικειμένων μπορούν να ανιχνευτούν με τον ίδιο μηχανισμό. Άλλωστε, η ελαχιστοποίηση της ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου που οδηγεί στην εύρεση των επιθυμητών περιοχών ενδιαφέροντος είναι σαφώς πιο εύκολο πρόβλημα από την εφαρμογή διαφορετικών τελεστών ανίχνευσης συγκεκριμένων χαρακτηριστικών της εικόνας (Σχήμα 4.15).



Σχήμα 4.15: Αρχική εκτίμηση της περιοχής ενδιαφέροντος, παραμόρφωση και τελικό σχήμα του παραμορφώσιμου μοντέλου.

Συμπερασματικά, μπορούμε να πούμε ότι τα παραμορφώσιμα μοντέλα, σε αντίθεση με τις κλασσικές τεχνικές κατάκτησης εικόνας, δεν ανιχνεύουν ακμές που στη συνέχεια ενώνουν με ακολουθιακό τρόπο, ώστε να προκύψει μια συνεχής καμπύλη, αλλά αναζητούν τη βέλτιστη λύση, εκμεταλλευόμενα πληροφορία που εξάγεται από τα δεδομένα της εικόνας. Η χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων έχει όμως δύο βασικούς περιορισμούς: (α) η αρχική εκτίμηση της καμπύλης πρέπει να τοποθετηθεί αρκετά κοντά στην περιοχή που αναζητούμε να οριοθετήσουμε, έτσι ώστε να αποφεύγεται η σύγκλιση του παραμορφώσιμου μοντέλου σε τοπικά ελάχιστα που δεν αντιστοιχούν στις επιθυμητές περιοχές και (β) αν η αρχική καμπύλη δεν είναι αρκετά κοντά στα όρια της περιοχής ενδιαφέροντος, δεν έλκεται από αυτή. Σ' αυτές τις περιπτώσεις, τα χαρακτηριστικά της εικόνας δεν μπορούν να επηρεάσουν τη σύγκλιση του παραμορφώσιμου μοντέλου στην επιθυμητή περιοχή.

4.3.1.1 Μαθηματική Περιγραφή των Παραμορφώσιμων Μοντέλων

Θεωρούμε ότι η θέση της καμπύλης μέσα στην εικόνα δίνεται παραμετρικά από τη σχέση $v(s) = (x(s), y(s))$, όπου x, y οι συντεταγμένες των σημείων της εικόνας τα οποία αποτελούν την καμπύλη και $s \in [0, 1]$ είναι το μήκος τόξου (arc-length) κατά μήκος της καμπύλης. Η συνάρτηση ενέργειας που αποδίδεται στην παραμορφώσιμη καμπύλη μπορεί να γραφεί ως:

$$E_{snake} = \int_0^l (E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))) \quad (4.9)$$

Ο όρος E_{int} αντιπροσωπεύει την εσωτερική ενέργεια της καμπύλης και εξαρτάται από τους περιορισμούς που θέτουμε για το σχήμα του παραμορφώσιμου μοντέλου. Οι όροι E_{image} και E_{con} εκφράζουν τους περιορισμούς που προέρχονται από τα δεδομένα της εικόνας και από εξωτερικούς παράγοντες που θέτει ο ίδιος ο χρήστης, αντίστοιχα.

4.3.1.2 Εσωτερική Ενέργεια Παραμορφώσιμου Μοντέλου

Η εσωτερική ενέργεια της καμπύλης μπορεί να γραφεί ως συνάρτηση της πρώτης και δεύτερης παραγώγου της καμπύλης, δηλαδή:

$$E_{int}(v(s)) = \alpha(s) |v'(s)|^2 + \beta(s) |v''(s)|^2 \quad (4.10)$$



Ο πρώτος όρος της εσωτερικής ενέργειας καθορίζει την ελαστικότητα του παραμορφώσιμου μοντέλου, ενώ ο δεύτερος τη δυνατότητα να εμφανίζει απότομες αλλαγές στην καμπυλότητα. Ουσιαστικά, ελαχιστοποιώντας τον πρώτο όρο της εσωτερικής ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου εξαναγκάζουμε τα σημεία που διαμορφώνουν την καμπύλη να είναι ομοιόμορφα τοποθετημένα, δηλαδή να ισαπέχουν μεταξύ τους. Η δεύτερη παράγωγος σε ένα σημείο της καμπύλης εκφράζει τη διαφορά κλίσης της συνάρτησης, οπότε η ελαχιστοποίηση του δεύτερου όρου οδηγεί στη δημιουργία μιας ομαλής καμπύλης, αφού η διαφορά των κλίσεων σε διαδοχικά σημεία τείνει στο μηδέν και έτσι δεν παρατηρούνται απότομες αλλαγές στην καμπυλότητά της.

Ως αποτέλεσμα των παραπάνω ο όρος της πρώτης παραγώγου κάνει το παραμορφώσιμο μοντέλο να συμπεριφέρεται ως ελαστική μεμβράνη, ενώ ο όρος της δεύτερης παραγώγου το κάνει να συμπεριφέρεται ως λεπτό έλασμα. Οι παράγοντες $\alpha(s)$ και $\beta(s)$ είναι παράγοντες βάρους και προσδιορίζουν το βαθμό στον οποίο το παραμορφώσιμο μοντέλο μπορεί να συμπεριφέρεται ως ελαστική μεμβράνη ή ως λεπτό έλασμα αντίστοιχα. Πρακτικά, χρησιμοποιούνται σταθερές τιμές για τους μη αρνητικούς παράγοντες α και β για όλα τα σημεία της καμπύλης.

4.3.1.3 Ενέργεια της Εικόνας Παραμορφώσιμου Μοντέλου

Η ενέργεια της εικόνας είναι ο όρος που ωθεί το παραμορφώσιμο μοντέλο να ισορροπήσει σε χαρακτηριστικά της εικόνας, όπως είναι οι γραμμές, οι ακμές και τα όρια κάποιων περιοχών. Έτσι, ο όρος αυτός παίρνει μικρές τιμές όταν η καμπύλη βρίσκεται κοντά στα χαρακτηριστικά ενδιαφέροντος της εικόνας, και εξαρτάται από τη φωτεινότητα σε κάθε σημείο της εικόνας. Η φωτεινότητα σε κάθε pixel $f(x,y)$ μπορεί να θεωρηθεί ως μια συνάρτηση μεταβλητών που βρίσκονται στις θέσεις (x,y) . Ανάλογα με το χαρακτηριστικό που αναζητούμε στην εικόνα, ο όρος E_{image} μπορεί να εκφραστεί ως ο συνδυασμός διαφορετικών ενεργειών:

$$E_{image} = w_{line} E_{line} + w_{edge} E_{edge} + w_{term} E_{term} \quad (4.11)$$

Ανάλογα με τους συντελεστές βάρους που θα χρησιμοποιήσουμε η καμπύλη μπορεί να παραμορφώνεται με διάφορους τρόπους.



Η απλούστερη μορφή που μπορεί να πάρει η ενέργεια της εικόνας είναι στην περίπτωση ανίχνευσης γραμμών, όπου θέτουμε την ίδια τη φωτεινότητα ως συνάρτηση ενέργειας:

$$E_{line} = f(x, y) \quad (4.12)$$

και ανάλογα με το πρόσημο του βάρους w_{line} το παραμορφώσιμο μοντέλο θα έλκεται από φωτεινές ή σκοτεινές γραμμές.

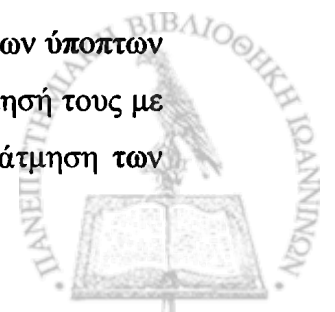
Η εύρεση ακμών σε μια εικόνα μπορεί να γίνει θέτοντας ως ενέργεια της εικόνας την κλίση σε συγκεκριμένα σημεία της, δηλαδή $E_{edge} = -|\nabla f(x, y)|^2$, οπότε η καμπύλη έλκεται σε σημεία ακμών, όπου η εικόνα εμφανίζει μεγάλη κλίση. Επίσης, χαρακτηριστικά της εικόνας, όπως τερματικά σημεία γραμμών και γωνίες, μπορεί να επηρεάσουν την παραμόρφωση της καμπύλης με τη χρήση του όρου E_{term} , ο οποίος δίνεται από τις συναρτήσεις κατεύθυνσης της κλίσης της εικόνας (η οποία έχει εξομαλυνθεί με τη χρήση κάποιου τελεστή) στα διάφορα σημεία της.

4.3.1.4 Εξωτερική Ενέργεια Παραμορφώσιμου Μοντέλου

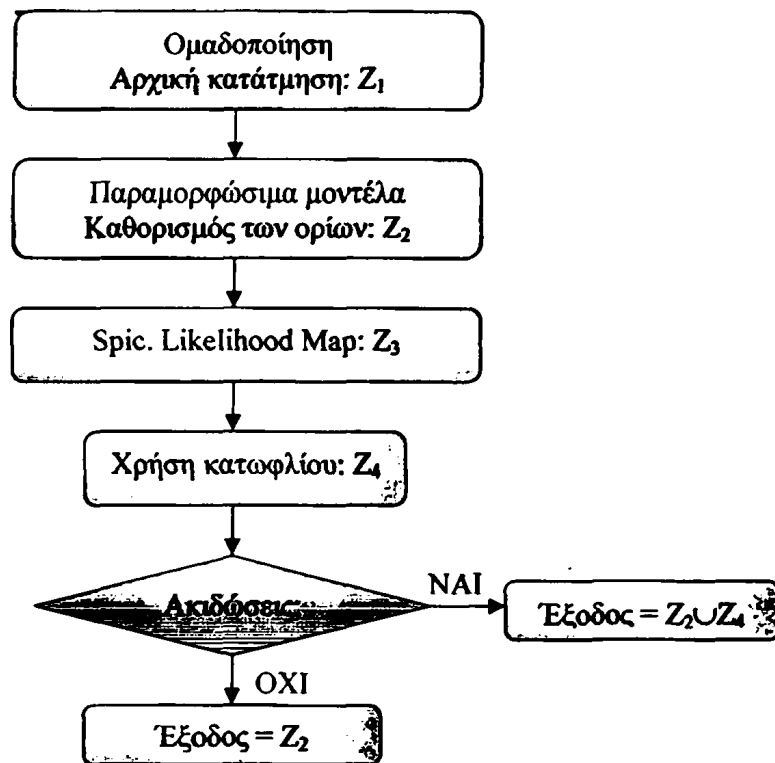
Ο τρίτος όρος E_{con} της ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου εκφράζει τους περιορισμούς που θέτει ο ίδιος ο χρήστης ή υπάρχουν από κάποια υψηλού επιπέδου επεξεργασία εικόνας και εξαναγκάζουν την καμπύλη να απομακρυνθεί ή αντίστοιχα να κινηθεί προς μια συγκεκριμένη περιοχή της εικόνας. Αν η καμπύλη βρίσκεται κοντά στο χαρακτηριστικό που θέλουμε να οριοθετήσουμε, η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου θα έχει ως αποτέλεσμα το τελικό σχήμα της καμπύλης να εφάπτεται ακριβώς στα όρια του αντικειμένου. Στην περίπτωση που η ενέργεια του παραμορφώσιμου μοντέλου συγκλίνει σε ένα τοπικό ελάχιστο, σε μια περιοχή που εκ των προτέρων ξέρουμε ότι δεν μας ενδιαφέρει, η ολική ενέργεια μπορεί να εμφανίσει ένα τοπικό μέγιστο στη συγκεκριμένη περιοχή, εξαιτίας της εξωτερικής ενέργειας, έτσι ώστε να μπορέσει η καμπύλη να μετακινηθεί έξω από τα όρια του λανθασμένου τοπικού ελαχίστου.

4.3.2 Πρώτη Μέθοδος Κατάτμησης των Υποπτών Περιοχών

Η πρώτη αυτόματη μέθοδο κατάτμησης για την εξαγωγή του σχήματος των υποπτών περιοχών [46], πραγματοποιείται σε τρία στάδια: (α) στην αρχική κατάτμησή τους με την χρήση μεθόδων ομαδοποίησης, clustering, (β) στην περαιτέρω κατάτμηση των



αντικειμένων χρησιμοποιώντας παραμορφώσιμα μοντέλα και (γ) στην ανίχνευση της ύπαρξης ή όχι ακιδώσεων και στην κατάτμηση αυτών αν υπάρχουν. Το διάγραμμα που περιγράφει τον συγκεκριμένο αλγόριθμο παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.16.



Σχήμα 4.16: Το διάγραμμα του αλγορίθμου κατάτμησης των ύποπτων περιοχών. Όλες οι εικόνες Z_k , για $k \neq 3$, είναι δυαδικές, με μη μηδενικές τιμές να υποδεικνύουν τα pixels του αντικειμένου.

4.3.2.1 Αρχική Κατάτμηση των Υπόπτων Περιοχών με Ομαδοποίηση

Η μέθοδος κατάτμησης των ύποπτων περιοχών ξεκινά με την αρχική ανίχνευση του σχήματος τους [47] μέσα στην περιοχή ενδιαφέροντος (ROI) χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο ομαδοποίησης (clustering), και συγκεκριμένα τον *K-means*, η υλοποίηση του οποίου έχει ως εξής: Ο αριθμός των ομάδων M είναι σταθερός και ίσος με 2. Η μία ομάδα αντιπροσωπεύει τα λευκά pixels των αντικειμένων ενώ η δεύτερη τα μαύρα pixels του υπόβαθρου. Στην παρακάτω περιγραφή με Ω_j θα συμβολίζεται το σύνολο των προτύπων της ομάδας j ($j = 1, 2$) και με x^i ($i = 1$) τα πρότυπα εκπαίδευσης. Το μοναδικό χαρακτηριστικό που χρησιμοποιείται για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης είναι η τιμή της φωτεινότητας του και κατά συνέπεια το i έχει τιμή 1. Τα βήματα λοιπόν που ακολουθούνται είναι:

- Αρχικοποίηση των 2 κέντρων $w_j^{(0)}$ ($j = 1, 2$)



- $t = 0$
- **Επανάληψη**
 - ο Για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης x^i υπολογίζονται οι αποστάσεις $d(x^i, w_j)$ και γίνεται η ταξινόμηση του x^i στην ομάδα $\Omega_k^{(t)}$ με τη μικρότερη απόσταση: $d(x^i, w_k) = \min_j d(x^i, w_j)$.

- ο Για κάθε ομάδα j υπολογίζονται τα νέα κέντρα:

$$w_j^{(t+1)} = \frac{1}{N_j^{(t)}} \sum_{x^i \in \Omega_j^{(t)}} x^i \quad (4.13)$$

όπου N_j είναι ο αριθμός των προτύπων που έχουν αποδοθεί στην ομάδα j .

- ο $t = t + 1$

- μέχρι $|w_j^{(t)} - w_j^{(t-1)}| < \varepsilon \forall j$ ή υπέρβαση ενός μέγιστου αριθμού επαναλήψεων.

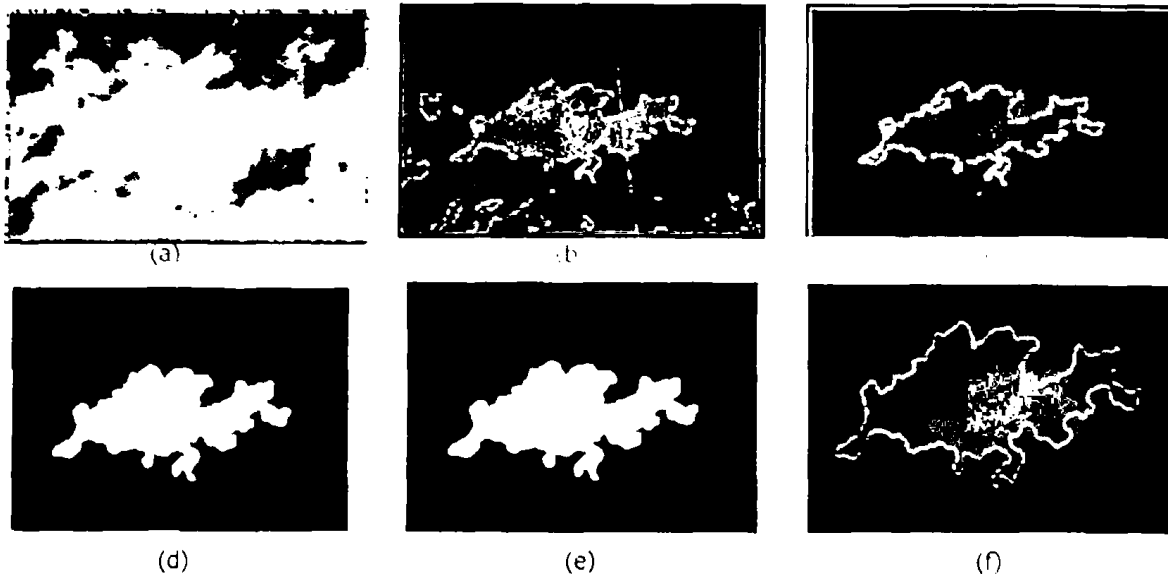
Σε κάθε k - means αλγόριθμο θα πρέπει να καθορίζεται ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η αρχικοποίηση των κέντρων καθώς και το κριτήριο τερματισμού του. Στην προκειμένη περίπτωση η αρχικοποίηση των κέντρων γίνεται τυχαία και ο αριθμός των επαναλήψεων καθορίζεται από την τιμή του ε που είναι της τάξης του 10^{-3} .

Με την εφαρμογή του clustering αλγορίθμου ένα ή περισσότερα αντικείμενα εμφανίζονται στην περιοχή ενδιαφέροντος. Το μεγαλύτερο από τα αντικείμενα αυτά επιλέγεται, γεμίζεται, και επεκτείνεται σε μια μικρή περιοχή έξω από τα όρια του (region growing), τα οποία στη συνέχεια ομαλοποιούνται χρησιμοποιώντας έναν κατάλληλο μορφολογικό opening τελεστή. Ο opening τελεστής για μια δυαδική εικόνα προκύπτει από την διαδοχική εφαρμογή erosion και dilation τελεστών. Στη συγκεκριμένη μελέτη κυκλικά δομικά στοιχεία μεγέθους 11×11 και 7×7 pixel χρησιμοποιούνται για τους τελεστές erosion και dilation, αντίστοιχα [47]. Στη τελική δυαδική εικόνα, τα pixels με μη μηδενική τιμή υποδεικνύουν το αντικείμενο, ενώ τα pixels με μηδενική τιμή το υπόβαθρο της περιοχής ενδιαφέροντος.

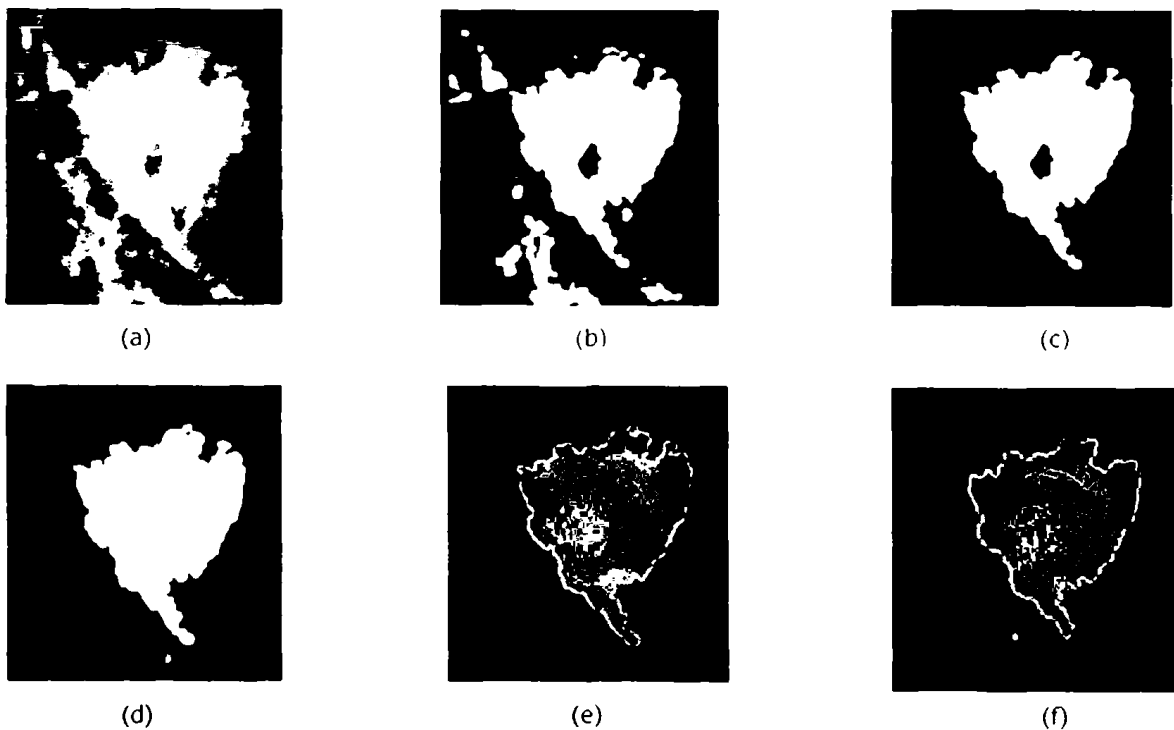
Οι παράμετροι του αλγορίθμου τόσο στην ομαδοποίηση όσο και στο region growing έχουν επιλεγεί κατά τέτοιο τρόπο έτσι ώστε η κατατημημένη περιοχή να είναι ελάχιστα μικρότερη από το μέγεθος της φαινομενικής μάζας. Η επιλογή αυτή, ουσιαστικά



αποτρέπει την συγχώνευση των περισσότερων μάζων με γειτονικά αντικείμενα. Τα αποτελέσματα της παραπάνω διαδικασίας εφαρμόζοντάς την στις εικόνες mdb1451x και mdb142rx απεικονίζονται στο Σχήμα 4.17 και Σχήμα 4.18 αντίστοιχα.



Σχήμα 4.17: (a) Περιοχή ενδιαφέροντος, (b) K-means clustering αλγόριθμος, (c) Επιλογή μεγαλύτερου αντικειμένου, (d) Γέμισμα και region growing αλγόριθμος, (e) Ομαλοποίηση των ορίων, (f) Ανίχνευση των ακμών του αντικειμένου.



Σχήμα 4.18: (a) Περιοχή ενδιαφέροντος, (b) K-means clustering αλγόριθμος, (c) Επιλογή μεγαλύτερου αντικειμένου, (d) Γέμισμα και region growing αλγόριθμος, (e) Ομαλοποίηση των ορίων, (f) Ανίχνευση των ακμών του αντικειμένου.

4.3.2.2 Κατάτμηση των Ύποπτων Περιοχών με Παραμορφώσιμα Μοντέλα

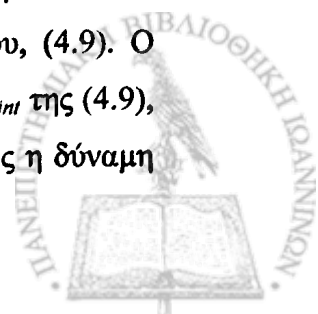
Μολονότι τα αποτελέσματα της αρχικής κατάτμησης των ύποπτων περιοχών είναι αρκετά καλά για τις περισσότερες από αυτές, ένας περαιτέρω καθορισμός των ορίων είναι απαραίτητος πριν την ανίχνευση και την κατάτμηση των ακιδώσεων. Για το σκοπό αυτό γίνεται χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων.

Όπως έχει ήδη αναφερθεί τα παραμορφώσιμα μοντέλα είναι καμπύλες που ορίζονται μέσα στην περιοχή μιας εικόνας και μπορούν να κινηθούν με την επίδραση εσωτερικών και εξωτερικών δυνάμεων. Οι εσωτερικές δυνάμεις καθορίζονται από την ίδια την καμπύλη και αποσκοπούν στο να διατηρείται ομαλό το σχήμα της, καθώς αυτή παραμορφώνεται. Οι εξωτερικές δυνάμεις εξαρτώνται από τα δεδομένα της εικόνας, και εξαναγκάζουν την καμπύλη να έλκεται από τις ακμές, τα όρια αντικειμένων και από άλλα χαρακτηριστικά της εικόνας. Για την λύση του προβλήματος της κατάτμησης, η αρχική καμπύλη παραμορφώνεται επαναληπτικά έως ότου η συνάρτηση ενέργειάς της ελαχιστοποιηθεί. Στην προκειμένη περίπτωση ως αρχική καμπύλη για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος θα αποτελεί το σχήμα που προέκυψε από την αρχική κατάτμηση με την χρήση της ομαδοποίησης. Για τον καθορισμό τόσο της συνάρτησης ενέργειας της καμπύλης όσο και του τρόπου ελαχιστοποίησης της θα χρησιμοποιηθεί ένας επαναληπτικός αλγόριθμος που εισήγαγαν οι *Williams* και *Shah* [48] και περιγράφεται λεπτομερώς στη συνέχεια.

Οι *Williams* και *Shah* ανέπτυξαν έναν greedy αλγόριθμο πολυπλοκότητας $O(nm)$, όπου n είναι το πλήθος των σημείων της καμπύλης και m το μέγεθος της γειτονιάς μέσα στην οποία μπορούν να μετακινούνται. Η καμπύλη αναπαριστάται από το διάνυσμα $v(s) = (x(s), y(s))$ έχοντας ως παράμετρο το μήκος του τόξου s . Η συνάρτηση ενέργειας της καμπύλης και κατά συνέπεια η ποσότητα που θα ελαχιστοποιηθεί είναι η:

$$E = \int (\alpha(s)E_{cont} + \beta(s)E_{curv} + \gamma(s)E_{image}) ds \quad (4.14)$$

Η μορφή της συγκεκριμένης ισότητας είναι όμοια με εκείνη τη σχέση που δίνει γενικότερα την ενέργεια της καμπύλης ενός παραμορφώσιμου μοντέλου, (4.9). Ο πρώτος και ο δεύτερος όρος της αντιστοιχούν στην εσωτερική ενέργεια E_{int} της (4.9), ενώ ο τελευταίος όρος της που μετρά κάποια ποσότητα της εικόνας όπως η δύναμη



της ακμής ή η φωτεινότητα είναι όμοιος με τον μεσαίο όρο της (4.9). Όρος για την εξωτερική ενέργεια της καμπύλης δεν περιλαμβάνεται μολονότι θα ήταν πολύ πιθανό να συμβεί. Οι παράμετροι α , β και γ χρησιμοποιούνται για να την ισορροπία της σχετικής επίδρασης μεταξύ των τριών όρων.

Ο αλγόριθμος είναι επαναληπτικός, και κατά την διάρκεια μιας επανάληψης η γειτονιά κάθε σημείου εξετάζεται, και το σημείο της γειτονιάς με την μικρότερη τιμή ενέργειας θα αποτελεί την νέα θέση του εξεταζόμενου σημείου. Μόνο κλειστές καμπύλες λαμβάνονται υπόψη και έτσι η αρίθμηση των σημείων είναι modulo n .

Προσπαθώντας να καθοριστεί η κατάλληλη προσέγγιση για τον πρώτο όρο της συνάρτησης ενέργειας, E_{cont} , παρουσιάζονται αρκετές δυσκολίες. Χρησιμοποιώντας τη σχέση $|v_i - v_{i-1}|^2$ προκαλείται συρρίκνωση της καμπύλης, καθώς ελαχιστοποιείται η απόσταση ανάμεσα στα σημεία. Επιπλέον συμβάλει στο πρόβλημα να συσσωρεύονται τα σημεία στα "ισχυρά" μέρη της καμπύλης. Αυτά έχουν ως αποτέλεσμα την κακή λειτουργία του greedy αλγορίθμου όπου κάθε σημείο μετακινείται βασιζόμενο στις τοπικές θεωρήσεις. Τα σημεία έχουν την τάση να μετακινούνται πάντα κοντινότερα στο προηγούμενο σημείο με συνέπεια να απομακρύνονται από το επόμενο. Αυτό προκαλεί αλυσιδωτές αντιδράσεις μετακινώντας όλα τα σημεία στο προηγούμενο τους. Για την αποφυγή όλων των παραπάνω προβλημάτων χρησιμοποιείται για τον πρώτο όρο, η διαφορά ανάμεσα στη μέση απόσταση μεταξύ των σημείων, \bar{d} , και την απόσταση μεταξύ των δύο υπό εξέταση σημείων: $E_{cont} = \bar{d} - |v_i - v_{i-1}|$. Κατά συνέπεια τα σημεία που θα έχουν απόσταση κοντά στο μέσο όρο θα έχουν την ελάχιστη τιμή. Η κανονικοποίηση της τιμής μπορεί να γίνει αν διαιρεθεί με την μεγαλύτερη τιμή στην γειτονιά στην οποία μπορεί να μετακινηθεί, παίρνοντας τιμή στο διάστημα $[0, 1]$. Στο τέλος κάθε επανάληψης υπολογίζεται η νέα μέση απόσταση \bar{d} .

Ο δεύτερος όρος της συνάρτησης ενέργειας, E_{curv} , είναι η καμπυλότητα. Εφόσον ο πρώτος όρος εξασφαλίζει την ομοιομορφία των διαστημάτων ανάμεσα στα σημεία, η πιο κατάλληλη προσέγγιση για την καμπυλότητα είναι η $|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2$, πολλαπλασιαζόμενη με μια σταθερά β . Η σταθερά δεν είναι και τόσο σημαντική μιας και γίνεται κανονικοποίηση του όρου με την διαίρεσή του με την μεγαλύτερη τιμή



στη γειτονιά δίνοντας του τιμή στο διάστημα $[0, 1]$. Η συγκεκριμένη προσέγγιση έχει το πλεονέκτημα ότι είναι υπολογιστικά περισσότερο αποδοτική.

Ο τρίτος όρος που αποτελεί την ενέργεια της εικόνας, E_{image} , είναι ουσιαστικά η τιμή της φωτεινότητας σε κάθε σημείο της καμπύλης. Έχοντας λοιπόν καθοριστεί και οι τρεις όροι της συνάρτησης ενέργειας ακολουθεί ο αλγόριθμος ελαχιστοποίησής της ο ψευδό-κώδικας του οποίου απεικονίζεται στο Σχήμα 4.19, και λειτουργεί ως εξής: Η συνάρτηση ενέργειας υπολογίζεται για το τρέχων σημείο v_i και για κάθε σημείο της γειτονιάς του. Η θέση η οποία έχει την μικρότερη τιμή ενέργειας επιλέγεται ως η νέα θέση του v_i . Το σημείο v_{i-1} έχει ήδη μετακινηθεί στην νέα του θέση κατά την διάρκεια της τρέχουσας επανάληψης και χρησιμοποιείται με κάθε μια από τις προτεινόμενες θέσεις για το v_i , για τον υπολογισμό του πρώτου όρου της ενέργειας. Η νέα θέση του v_{i+1} δεν έχει καθοριστεί ακόμη, ωστόσο μαζί με το v_{i-1} χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του δεύτερου όρου της ενέργειας για κάθε σημείο της γειτονιάς του v_i . Για $i = 0$, μόνο οι παλιές τιμές χρησιμοποιούνται. Για το λόγο αυτό το σημείο v_0 προσπελάζεται δύο φορές, μία ως το πρώτο σημείο της λίστας και μία ως το τελευταίο.

Η αριθμηση είναι modulo n .

Αρχικοποίηση α_i, β_i και γ_i στο 1 για όλα τα i

do

/* loop για την μετακίνηση των σημειων στις νεες θεσεις */

for $i = 0$ to n /* το σημειο 0 είναι το πρωτο και το τελευταιο στην διαδικασια */

$E_{min} = BIG$

for $j = 0$ to $m - 1$ /* m είναι το μεγαθος της γειτονιας */

$E_j = \alpha_i E_{cont,j} + \beta_i E_{cur,j} + \gamma_i E_{image,j}$

if $E_j < E_{min}$ then

$E_{min} = E_j$

$jmin = j$

Μετακίνηση του σημειου v_i στη θεση $jmin$

Αν $jmin$ δεν είναι το τρεχων σημειο, $ptsmoved+ = 1$ /* Μετρητης σημειων που μετακινουνται */

/* Διαδικασια καθορισμου αν επιτρεπονται οι γωνιες στην επομενη επαναληψη */

for $i = 0$ to $n - 1$

$$\vec{u}_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})$$

$$c_i = |\vec{u}_i| / |\vec{u}_i| + |\vec{u}_{i+1}| / |\vec{u}_{i+1}|$$

$$\vec{u}_{i+1} = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)$$

for $i = 0$ to $n - 1$

if $(c_i > c_{i-1}$ and $c_i > c_{i+1}$ /* Αν η καμπυλότητα είναι μεγαλύτερη από τους γειτονες */

and $c_i > threshold1$ /* και καμπυλότητα μεγαλύτερη από το $threshold$ */

and $mag(v_i) > threshold2$ /* και η δύναμη της ακμής μεγαλύτερη από το $threshold$ */

then $\beta_i = 0$

until $ptsmoved < threshold3$

Σχήμα 4.19: Ψευδό - κώδικας για τον greedy αλγόριθμο.



Ο παραπάνω αλγόριθμος κατάτμησης εφαρμόζεται στις εικόνες mdb1451x και mdb142rx, έχοντας ως αρχική καμπύλη παραμόρφωσης το αποτέλεσμα της κατάτμησης με ομαδοποίηση και τιμές παραμέτρων τις εξής: $n = 20$ (επιλέγονται είκοσι τυχαία σημεία της καμπύλης), $m = 9$ (ένα το σημείο της καμπύλης και οκτώ οι γείτονες του), $\alpha = 1$, $\beta = 1$ ή 0 , $\gamma = 1.2$, $\text{threshold1} = 0.25$ (αντιστοιχεί κατά προσέγγιση στις 29°), $\text{threshold2} = 100$, και $\text{threshold3} = 3$ (μια μικρή μη μηδενική τιμή μεταξύ του 2 και του 5). Το αποτέλεσμα που προκύπτει απεικονίζεται στο Σχήμα 4.20 που ακολουθεί. Η δυαδική εικόνα, που αναπαρίσταται ως Z_2 στο διάγραμμα του αλγορίθμου (Σχήμα 4.16), παράγεται με το γέμισμα του εσωτερικού της καμπύλης, έτσι ώστε κάθε pixel του αντικείμενου να έχει την τιμή 1 και οποιοδήποτε pixel του υπόβαθρου να έχει την τιμή 0.



(α)



(β)

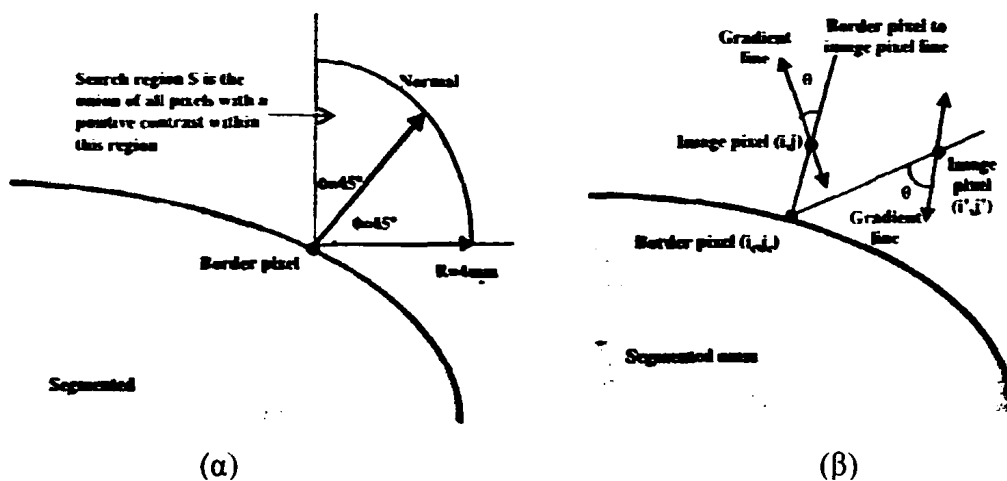
Σχήμα 4.20: (α) Κατάτμηση με τον greedy αλγόριθμο της mdb1451x (β) Κατάτμηση με τον greedy αλγόριθμο της mdb142rx.

4.3.2.3 Κατάτμηση των Ακιδώσεων

Οι ακιδώσεις στις μαστογραφίες εμφανίζονται ως γραμμικές δομές με υψηλή αντίθεση, και συνήθως βρίσκονται σε ακτινωτή κατεύθυνση ως προς τη μάζα. Ως αποτέλεσμα της γραμμικότητά τους, οι κατευθύνσεις κλίσεων (gradient directions) των pixels της εικόνας που βρίσκονται πάνω ή κοντά στις ακιδώσεις, είναι περισσότερο ή λιγότερο στον ίδιο προσανατολισμό σχετικά με αυτόν της ακιδώσης. Βασίζομενοι σε αυτή την ιδιότητα ο *Karssemeijer et al.* εισήγαγαν μία μέθοδο ανίχνευσης ακτινωτών μαζών. Στη συγκεκριμένη μελέτη αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος [46] για να καθορίσει το κατά πόσον ένα pixel (i_c, j_c) του περιγράμματος της μάζας ανήκει στο μονοπάτι μιας ακίδας και στην κατάτμηση αυτής αν υπάρχει.



Έτσι, για ένα pixel (i_c, j_c) του περιγράμματος της μάζας, ορίζεται μια περιοχή $S(i_c, j_c)$ ως ένα σύνολο pixels της εικόνας που ικανοποιούν τις εξής συνθήκες: (α) βρίσκονται έξω από τη μάζα. (β) έχουν υψηλή αντίθεση, (γ) είναι σε απόσταση μικρότερη από 4 mm από το (i_c, j_c) και (δ) είναι μέσα σε μια περιοχή $\pm\pi/4$ από το pixel (i_c, j_c) (Σχήμα 4.21α). Για κάθε pixel (i, j) της περιοχής $S(i_c, j_c)$ υπολογίζεται η γωνία θ μεταξύ των δύο γραμμών, όπου η πρώτη γραμμή ορίζεται από την κατεύθυνση κλίσης του (i, j) , ενώ η δεύτερη είναι η γραμμή που ενώνει το pixel (i, j) με το pixel (i_c, j_c) του περιγράμματος της μάζας (Σχήμα 4.21β). Ο υπολογισμός των gradient γίνεται με τη μέθοδο που βασίζεται στη συνέλιξη των Gaussian παραγώγων (DroG). Το μέτρο ακίδωσης $x(i_c, j_c)$ ενός pixel (i_c, j_c) του ορίου της μάζας ορίζεται ως ο μέσος όρος της τιμής του θ στην περιοχή $S(i_c, j_c)$. Αν το pixel (i_c, j_c) βρίσκεται στο μονοπάτι μιας ακίδας, τότε η γωνία θ θα είναι κοντά στο $\pi/2$ κάθε φορά που το pixel (i, j) είναι πάνω στην ακίδα, και ως εκ τούτου η μέση τιμή του μέτρου ακίδωσης θα είναι υψηλή.



Σχήμα 4.21: (α) Καθορισμός της περιοχής S για ένα pixel του περιγράμματος της μάζας, (β) Καθορισμός της γωνίας θ .

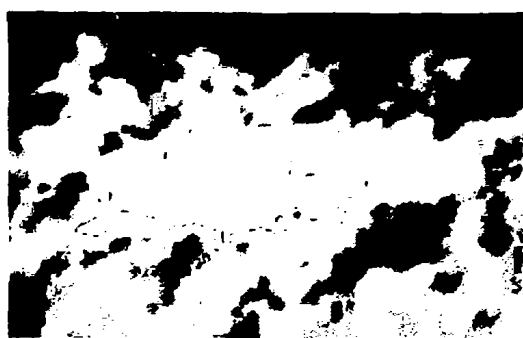
Για το θέμα της κατάτμησης, υπολογίζεται το $x(i_c, j_c)$ για μια ακολουθία 30 περιγραμμάτων. Το πρώτο περίγραμμα της ακολουθίας είναι αυτό που προκύπτει από την χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων (greedy αλγόριθμος), ενώ τα υπόλοιπα δημιουργούνται με την επέκταση κατά ένα pixel κάθε φορά των προηγούμενων, έτσι ώστε το x να υπολογιστεί για μια ζώνη 30 pixels γύρω από τη μάζα. Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας, με τη ζώνη των 30 pixels, αναφέρεται ως spiculation likelihood map, και απεικονίζεται ως Z_3 στο διάγραμμα του αλγορίθμου (Σχήμα 4.16). Το spiculation likelihood map Z_3 χρησιμοποιείται (α) για να ανιχνεύσει το κατά πόσο μια μάζα είναι ακτινωτή ή όχι και (β) για την κατάτμηση των ακιδώσεων αν



υπάρχουν. Για να καθοριστεί αν μια μάζα είναι ακτινωτή, παράγεται μια δυαδική εικόνα Z_4 εφαρμόζοντας ένα threshold T πάνω στην εικόνα Z_3 . Μετά από πειραματική μελέτη, η τιμή του T επιλέχθηκε να είναι 0.85. Αυτό το threshold διατηρείται σταθερό στον αλγόριθμο κατάτμησης για όλες τις εικόνες που χρησιμοποιούνται στην συγκεκριμένη μελέτη.

Με την εφαρμογή του threshold όλα τα αντικείμενα της εικόνας Z_4 ανιχνεύονται. Ο αριθμός των αντικειμένων χρησιμοποιείται ως μια εκτίμηση του αριθμού των πιθανών ακιδώσεων της μάζας. Ο λόγος του συνολικού εμβαδού των αντικειμένων στην Z_4 προς το εμβαδόν της μάζας, αποτελεί μια ένδειξη του σχετικού μεγέθους των ακιδώσεων. Το γινόμενο των δύο παραπάνω χαρακτηριστικών, του αριθμού των αντικειμένων και του μεγέθους του λόγου, χρησιμοποιείται ως μία μεταβλητή ανίχνευσης ακιδώσεων (spiculation detection variable) για την ταξινόμηση της μάζας σε ακτινωτή η όχι. Η επιλογή του threshold για αυτή την ταξινόμηση γίνεται αφού πρώτα υπολογιστεί η συγκεκριμένη μεταβλητή για κάθε μία ύποπτη περιοχή. Αν η μάζα ταξινομηθεί ως ακτινωτή, τότε ο αλγόριθμος συνδυάζει την δυαδική εικόνα που προέκυψε με την χρήση των παραμορφώσιμων μοντέλων (Z_2) και την δυαδική εικόνα που αναπαριστά το αποτέλεσμα του threshold (Z_4) για την κατάτμηση των ακιδώσεων (Σχήμα 4.16). Αν όμως η μάζα ταξινομηθεί ως μη ακτινωτή τότε το αποτέλεσμα της κατάτμησης είναι η εικόνα Z_2 .

Εφαρμόζοντας όλα τα βήματα του αλγορίθμου για την πρώτη μέθοδο κατάτμησης, στις εικόνες mdb1451x, που αποτελεί μια ακτινωτή μάζα, και mdb142gx που είναι μη ακτινωτή, τα αποτελέσματα που προκύπτουν παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.22 που ακολουθεί:



(α)



(β)

Σχήμα 4.22: Τελική κατάτμηση για την (α) mdb1451x, ακτινωτή και (β) mdb142gx, μη ακτινωτή.

4.3.3 Δεύτερη Μέθοδος Κατάτμησης των Ύποπτων Περιοχών

Η δεύτερη προσέγγιση για την κατάτμηση των ύποπτων περιοχών βασίζεται στη θεωρία των παραμετρικών παραμορφώσιμων μοντέλων. Συγκεκριμένα γίνεται χρήση των topology adaptive snakes, γνωστά και ως T-snakes που προτάθηκαν από τους Tim McInerney και Demetri Terzopoulos. Στη συνέχεια ακολουθεί μια λεπτομερής περιγραφή τόσο της θεωρίας των παραμετρικών snakes όσο και των T-snakes [49].

4.3.3.1 Παραμετρικά Παραμορφώσιμα Μοντέλα

Τα παραμορφώσιμα μοντέλα ορίζονται ως παραμετρικές καμπύλες μεταβαλλόμενες με το χρόνο, $u(s,t) = (x(s,t), y(s,t))^T$ στο επίπεδο της εικόνας $(x,y) \in \mathbb{R}^2$, όπου οι συντεταγμένες της καμπύλης $x(s,t)$ και $y(s,t)$ είναι συναρτήσεις των παραμέτρων $s \in [0,1]$, που εκφράζει το μήκος του τόξου, και του χρόνου t . Συνοριακές συνθήκες χρησιμοποιούνται για να καθοριστεί η τοπολογία της καμπύλης. Συγκεκριμένα, ελεύθερες συνοριακές συνθήκες καθορίζουν ανοικτή καμπύλη ενώ περιοδικές $u(0,t) = u(1,t)$ παράγουν ένα κλειστό παραμορφώσιμο μοντέλο.

Το σχήμα της καμπύλης μεταβάλλεται βάση της συνάρτησης ενέργειας

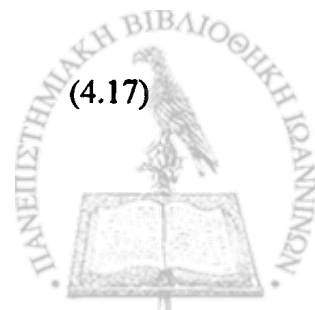
$$E(u) = E_{int}(u) + E_{ext}(u) \quad (4.15)$$

όπου το τελικό σχήμα και η θέση της αντιστοιχεί στα τοπικά ελάχιστα της E . Ο πρώτος όρος της συνάρτησης

$$E_{int}(u) = \int_0^1 w_1(s) \left| \frac{\partial u}{\partial s} \right|^2 + w_2(s) \left| \frac{\partial^2 u}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (4.16)$$

είναι η εσωτερική ενέργεια του παραμορφώσιμου μοντέλου. Οι δύο συναρτήσεις $w_1(s)$ και $w_2(s)$ καθορίζουν την έκταση στην οποία το μοντέλο μπορεί να επιμηκυνθεί ή να κυρτωθεί σε οποιοδήποτε σημείο s της καμπύλης. Ο δεύτερος όρος της συνάρτησης αποτελεί την εξωτερική ενέργεια η οποία συσχετίζει το μοντέλο με την φωτεινότητα της εικόνας $I(x,y)$ και την αλληλεπίδραση του χρήστη. Παραδοσιακά, η εξωτερική ενέργεια δίνεται ως:

$$E_{ext}(u) = \int_0^1 P(u(s,t)) ds \quad (4.17)$$



όπου $P(x,y)$ είναι μια συνάρτηση που ορίζεται στο επίπεδο της εικόνας. Για να συσχετιστούν τα παραμορφώσιμα μοντέλα με τις εικόνες, οι εξωτερικές δυνάμεις σχεδιάζονται έτσι ώστε τα τοπικά ελάχιστα τους να συμπίπτουν με υψηλές φωτεινότητες, ακμές, και άλλα χαρακτηριστικά της εικόνας. Για παράδειγμα, η καμπύλη θα προσελκύσει τις φωτεινές ακμές της εικόνας, αν επιλεγεί ως

$$P(x,y) = -c \|\nabla [G_\sigma * I(x,y)]\| \quad (4.18)$$

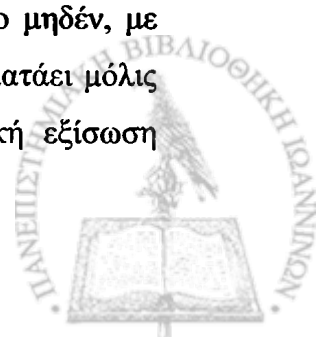
όπου G_σ είναι ένα Gaussian φίλτρο ομαλοποίησης με standard deviation σ , $I(x,y)$ η φωτεινότητα της εικόνας στο σημείο (x,y) και c μια σταθερά.

Ενώ είναι φυσικό να θεωρείται η ελαχιστοποίηση της ενέργειας ως ένα στατικό πρόβλημα, μία αποτελεσματική προσέγγιση για τον υπολογισμό τοπικών ελαχίστων συναρτήσεων όπως η (4.15), είναι η κατασκευή ενός δυναμικού συστήματος το οποίο θα κατευθύνεται από την συνάρτηση και θα επιτρέπει στο σύστημα να αναπτύσσεται μέχρι την επίτευξη ισορροπίας. Το δυναμικό σύστημα μπορεί να κατασκευαστεί εφαρμόζοντας Lagrangian μηχανική. Ένα απλό παράδειγμα είναι ένα δυναμικό παραμορφώσιμο μοντέλο με mass density $\mu(s)$ και damping density $\gamma(s)$. Η Lagrange εξίσωση κίνησης για ένα μοντέλο με εσωτερική ενέργεια (4.16) και εξωτερική ενέργεια (4.17) είναι

$$\mu \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} + \gamma \frac{\partial u}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} (w1 \frac{\partial u}{\partial s}) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} (w2 \frac{\partial^2 u}{\partial s^2}) = -\nabla P(u(s,t)) \quad (4.19)$$

Οι δύο πρώτοι όροι της αριστερής πλευράς της εξίσωσης των μερικών παραγώγων αναπαριστούν τις δυνάμεις αδράνειας (inertial) και απόσβεσης (damping), οι δύο επόμενοι τις εσωτερικές ελαστικές (tensile) δυνάμεις και δυνάμεις καμπής (flexural), ενώ η δεξιά πλευρά της εξίσωσης αναπαριστά τις εξωτερικές δυνάμεις. Η ισορροπία επιτυγχάνεται όταν οι εσωτερικές και εξωτερικές δυνάμεις ισοσταθμίζονται και η καμπύλη σταματά ($\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = 0$).

Στα προβλήματα ανάκτησης σχήματος όπου τα δεδομένα που μεταβάλλονται με τον χρόνο δεν εμπλέκονται, η mass density μ πολλές φορές είναι ίση με το μηδέν, με αποτέλεσμα η εξίσωση κίνησης να απλοποιείται και το μοντέλο να σταματάει μόλις οι εσωτερικές δυνάμεις ισορροπήσουν με τις εξωτερικές. Η δυναμική εξίσωση



πρώτου βαθμού που παράγεται μπορεί να λυθεί με την αναπαράσταση του συνεχούς γεωμετρικού μοντέλου u , με όρους γραμμικών συνδυασμών τοπικών (local) ή γενικών (global) συναρτήσεων βάσης, όπως πεπερασμένα στοιχεία ή πεπερασμένες διαφορές, παράγοντας μια διακριτή έκδοση της εξίσωσης. Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας μία ημι-πεπλεγμένη μέθοδο του Euler πρώτης τάξης ολοκληρώνεται το σύστημα ως προς το χρόνο t .

4.3.3.2 Περιγραφή του Μοντέλου των T-snakes

Ένα T-snake είναι μια διακριτή μορφή των κοινών παραμετρικών παραμορφώσιμων μοντέλων που περιγράφηκαν παραπάνω. Ειδικότερα ορίζεται ως ένα σύνολο N κόμβων, αριθμημένων με $i = 0, \dots, N-1$, που συνδέονται μεταξύ τους με N ακμές ή στοιχεία. Η θέση του κάθε κόμβου μεταβάλλεται με τον χρόνο $x_i(t) = [x_i(t), y_i(t)]$ καθώς και με την επίδραση ελαστικών δυνάμεων $a_i(t)$ (tensile forces), δυνάμεων καμπής $\beta_i(t)$ (flexural forces), πληθωρικών δυνάμεων $\rho_i(t)$ (inflationary forces), και εξωτερικών δυνάμεων $f_i(t)$ (external forces) που εφαρμόζονται στο επίπεδο της εικόνας. Μία περιοδική συνοριακή συνθήκη $x_0(t) = x_N(t)$ εφαρμόζεται για την παραγωγή μιας κλειστής καμπύλης.

Οι εσωτερικές ελαστικές δυνάμεις είναι ουσιαστικά η διακριτή προσέγγιση της δεύτερης παραγώγου του x ως προς το s (τρίτος-όρος της 4.19) και εφαρμόζονται για την διατήρηση της ομοιομορφίας των διαστημάτων ανάμεσα στους κόμβους της καμπύλης. Η παράμετρος a με την οποία πολλαπλασιάζονται, ελέγχει την αντίσταση της καμπύλης να επιμηκύνεται κατά την διάρκεια της παραμόρφωσης.

$$a_i(t) = 2x_i(t) - x_{i-1}(t) - x_{i+1}(t) \quad (4.20)$$

Οι εσωτερικές δυνάμεις καμπής είναι η διακριτή προσέγγιση της τέταρτης παραγώγου του x ως προς το s (τέταρτος όρος της 4.19) και εφαρμόζεται για να καθορίσει την κυρτότητα στο σημείο της καμπύλης. Η παράμετρος b ελέγχει την αντίσταση της καμπύλης να κάμπτεται κατά την διάρκεια της παραμόρφωσης.

$$\beta_i(t) = 2a_i(t) - a_{i-1}(t) - a_{i+1}(t) \quad (4.21)$$

Οι $\rho_i(t)$ και $f_i(t)$ αποτελούν τις εξωτερικές δυνάμεις. Εφόσον το μοντέλο δεν έχει αδράνεια, σταματά ($\dot{x}_i = 0$) μόλις ισορροπήσουν οι δυνάμεις που εφαρμόζονται με



τις εσωτερικές δυνάμεις. Η πληθωρική δύναμη (inflation force) εφαρμόζεται για να ωθεί το μοντέλο προς τις φωτεινές ακμές της εικόνας $I(x, y)$ και ορίζεται ως:

$$\rho_i(t) = qF(I(x_i(t)))n_i(t) \quad (4.22)$$

όπου n_i είναι το μοναδιαίο κάθετο διάνυσμα στο κόμβο i της καμπύλης και q το πλάτος της δύναμης. Η δυαδική συνάρτηση

$$F(I(x, y)) = \begin{cases} +1, & \text{if } I(x, y) \geq T \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.23)$$

συνδέει την δύναμη με τα δεδομένα της εικόνας $I(x, y)$. όπου T είναι ένα threshold φωτεινότητας της εικόνας.

Για να σταματά το μοντέλο στις σημαντικές ακμές της εικόνας, εισάγονται οι εξωτερικές δυνάμεις

$$f_i(t) = p\nabla P(x_i(t)) \quad (4.24)$$

με
$$P(x, y) = -c \|\nabla [G_\sigma * I(x, y)]\|$$

όπου το βάρος p ελέγχει το πλάτος της δύναμης. Οι σταθερές p και q συνήθως επιλέγονται να είναι της ίδιας τάξης, με το p ελαφρά μεγαλύτερο από το q έτσι ώστε μία σημαντική ακμή να σταματά την παραμόρφωση, αλλά και με q αρκετά μεγάλο έτσι ώστε το μοντέλο να περνά από τις αδύναμες (χαμηλής φωτεινότητας) ακμές.

Έχοντας λοιπόν καθοριστεί οι εσωτερικές και εξωτερικές δυνάμεις και με βάση το γεγονός ότι ένα T-snake αποτελεί παραμετρικό παραμορφώσιμο μοντέλο, η Langrange εξίσωση κίνησης του όπως προκύπτει από την (4.19) είναι:

$$\gamma_i \dot{x}_i + a\alpha_i + b\beta_i = \rho_i + f_i \quad (4.25)$$

$$\gamma \frac{\partial u}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} (w_1 \frac{\partial u}{\partial s}) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} (w_2 \frac{\partial^2 u}{\partial s^2}) = -\nabla P(u(s, t))$$

όπου $\dot{x}_i = \frac{\partial u}{\partial t}$, γ_i η σταθερά απόσβεσης και α_i, β_i οι εσωτερικές δυνάμεις (ελαστικές και δυνάμεις καμπής) που αποτελούν την διακριτή προσέγγιση της δεύτερης και της τέταρτης παραγώγου του x ως προς το s αντίστοιχα. Η δεξιά πλευρά της εξίσωσης αποτελεί το άθροισμα των εξωτερικών δυνάμεων. Στη συνέχεια ολοκληρώνοντας την (4.25) ως προς τον χρόνο t χρησιμοποιώντας μία άμεση μέθοδο Euler πρώτης τάξης,



προκύπτει ότι οι θέσεις των κόμβων του μοντέλου από τον χρόνο t στον χρόνο $t + \Delta t$ ενημερώνονται σύμφωνα με την σχέση

$$x_i^{(t+\Delta t)} = x_i^t - \frac{\Delta t}{\gamma} (a a_i^{(t)} + b \beta_i^{(t)} - \rho_i^{(t)} - f_i^{(t)}) \quad (4.26)$$

Εφαρμόζεται η μέθοδος των T-snakes στις εικόνες mdb145lx και mdb142rx με τις εξής παραμέτρους: $a = 1$ (tensile force), $b = 0.5$ (flexural force), $p = 50$ (external force), threshold = 0.6 (inflation force), Gaussian smoothing filter = 3 (external force), $q = 1$ (inflation force) και $\gamma = 0.8$ (damping coefficient). Το αποτέλεσμα που προκύπτει απεικονίζεται στο Σχήμα 4.23.



(α)



(β)

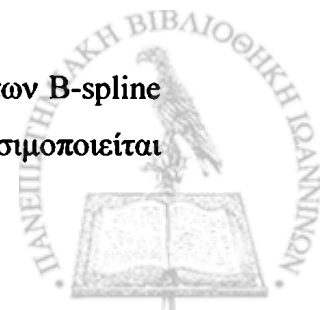
Σχήμα 4.23: Κατάτμηση με την μέθοδο των T-snakes (α) mdb145lx, (β) mdb142rx.

4.3.4 Τρίτη Μέθοδος Κατάτμησης των Ύποπτων Περιοχών

Στη συγκεκριμένη μέθοδο παρουσιάζεται μια διαφορετική προσέγγιση των παραμορφώσιμων μοντέλων για την κατάτμηση των ύποπτων περιοχών. Βασίζεται στην θεωρία των B-spline snakes [50]. Αρχικά γίνεται μια σύντομη αναφορά στον τρόπο με τον οποίο ορίζονται οι B-spline καμπύλες και στη συνέχεια ακολουθεί μια λεπτομερής περιγραφή τόσο για τον καθορισμό της εσωτερικής και εξωτερικής ενέργειας του μοντέλου όσο και για τον τρόπο βελτιστοποίησης της συνάρτησης ενέργειας [51].

4.3.4.1 Ορισμός και Ιδιότητες των B-spline Καμπυλών

Υπάρχουν πολλοί τρόποι για να ορίσει κανείς τις βασικές συναρτήσεις των B-spline αλλά και τις σημαντικές ιδιότητες των καμπυλών αυτών. Σήμερα χρησιμοποιείται

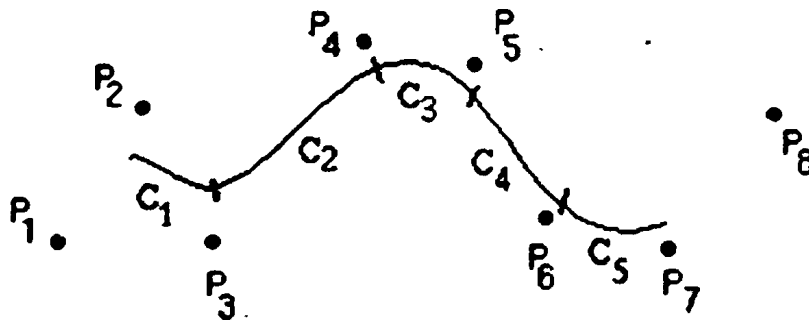


κυρίως η επαναληπτική μέθοδος που είναι πιο χρήσιμη για την επιστήμη της πληροφορικής. Έστω $U = \{u_0, \dots, u_m\}$ είναι μια φθίνουσα ακολουθία πραγματικών αριθμών π.χ. $u_i \leq u_{i-1}$ με $i = 0, \dots, m-1$. Τα u_i αποκαλούνται *κόμβοι* ενώ το U αποκαλείται *διάνυσμα κόμβου (knot vector)*. Η ν -οστή B-spline συνάρτηση βάσης (basis function) βαθμού p (δηλ. τάξης $p+1$) ορίζεται από το $N_{i,p}(u)$ ως εξής :

$$N_{i,0} = \begin{cases} 1 & \text{if } u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.27)$$

$$N_{i,p}(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} N_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} N_{i+1,p-1}(u)$$

Μια καμπύλη B-spline με 8 στοιχεία ελέγχου απεικονίζεται στο Σχήμα 4.24 που ακολουθεί:



Σχήμα 4.24: B-spline καμπύλη με 8 στοιχεία ελέγχου.

Τα σημεία τα οποία χρειάζονται ιδιαίτερη προσοχή είναι :

- $N_{i,0}$ είναι μια συνάρτηση βήματος που έχει τιμή 0, εκτός από το διάστημα όπου το $u \in [u_i, u_{i+1})$ όπου η τιμή της είναι 1.
- Για $p > 0$ το $N_{i,p}$ είναι μια γραμμική συνάρτηση των $p-1$ βαθμού συναρτήσεων.
- Ο υπολογισμός ενός συνόλου συναρτήσεων βάσης απαιτεί προσδιορισμό ενός διανύσματος κόμβου (knot vector) και του βαθμού p .
- Το $N_{i,p}(u)$ είναι ένα πολυώνυμο που καθορίζει ολόκληρη την γραμμή. Γενικά καθορίζει μόνο στο διάστημα ενδιαφέροντος $[u_i, u_{i+1}]$.
- Το ανοιχτό διάστημα από τα δεξιά $[u_i, u_{i+1})$ αποκαλείται το i -οστό διάστημα κόμβων. Μπορεί να έχει μηδενικό μήκος από τη στιγμή που οι κόμβοι δεν χρειάζεται να καθοριστούν.

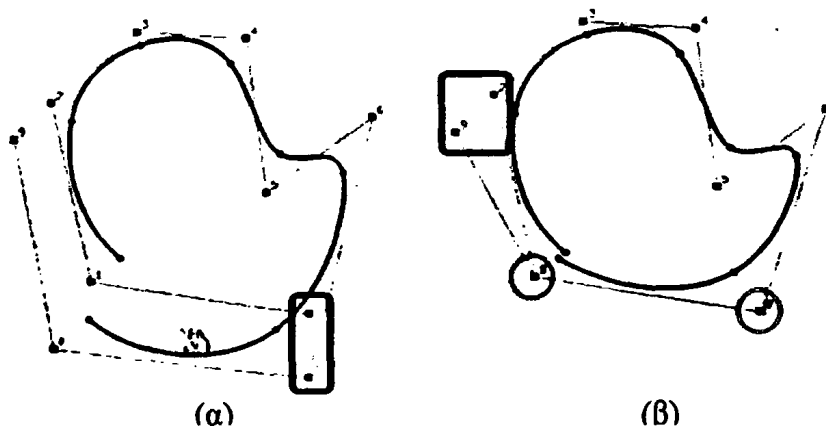


- Ο υπολογισμός των συναρτήσεων βαθμού p δημιουργεί ένα τρίγωνο χωρίς κορυφή.

Οι πιο σημαντικές ιδιότητες που χαρακτηρίζουν τις B-spline καμπύλες και τις καθιστούν αποδοτικότερες συγκρινόμενες με τις καμπύλες Bezzier είναι οι εξής:

- Βρίσκονται πάντοτε μέσα στο κυρτό τους περίβλημα (convex hull property).
- Έχουν τοπικότητα. Αλλάζοντας ένα σημείο ελέγχου μετατρέπεται μόνο ένα τμήμα της καμπύλης. Αυτό επιτρέπει στον χρήστη να διορθώσει ένα τμήμα της καμπύλης χωρίς να επηρεαστούν τα υπόλοιπα τα οποία είναι στη σωστή τους θέση.
- Το πολύγωνο ελέγχου είναι μια γραμμική προσέγγιση της καμπύλης. Μάλιστα, όσο πιο μικρός είναι ο βαθμός τόσο πιο λίγο ακολουθεί η B-spline καμπύλη το πολύγωνο αυτό και τόσο πιο απομακρυσμένη είναι από τα σημεία ελέγχου.
- Επιτρέπει την αναπαράσταση πολύπλοκων σχημάτων όπως σφαίρα, κύλινδρος κ.α.
- Μπορεί να εκτιμηθεί με τον υπολογισμό της τιμής της σε κάθε σημείο. Παρόλο αυτά επιτρέπει, εφόσον απαιτείται, τον υπολογισμό της και από της υποδιαιρέσεις της.
- Είναι συνεχής και διαφορίσιμη στο διάστημα ενδιαφέροντος.

Οι B-spline καμπύλες διακρίνονται σε καμπύλες ανοιχτού και κλειστού τύπου οι οποίες απεικονίζονται στα Σχήματα 4.25(α) και 4.25(β) αντίστοιχα. Στην προκειμένη μελέτη χρησιμοποιούνται κυβικές B-spline καμπύλες κλειστού τύπου.



Σχήμα 4.25: (α) Καμπύλη ανοιχτού τύπου και (β) Καμπύλη κλειστού τύπου.

Στη συνέχεια της μελέτης, και συγκεκριμένα κατά την διάρκεια του υπολογισμού της εξωτερικής ενέργειας του μοντέλου, απαιτείται η χρήση του θεωρήματος Green το οποίο συσχετίζει το ολοκλήρωμα που υπολογίζεται επί της κλειστής περιοχής που ορίζεται από μια καμπύλη, με το ολοκλήρωμα που υπολογίζεται μόνο κατά μήκος της καμπύλης.

Θεώρημα Green

Θεωρώντας μια καμπύλη C , και S την κλειστή επιφάνεια που ορίζεται από την καμπύλη αυτή, τότε στις δύο διαστάσεις η συσχέτιση μεταξύ των ολοκληρωμάτων έχει ως εξής:

$$\int_S \left(\frac{\partial F_x}{\partial x} + \frac{\partial F_y}{\partial y} \right) dx dy = \oint_C (F_y dx - F_x dy) \quad (4.28)$$

Το πρώτο ολοκλήρωμα εκτιμάται επί της επιφάνειας S που περικλείει η καμπύλη C , ενώ το δεύτερο μόνο κατά μήκος της καμπύλης. Γενικότερα χρησιμοποιώντας το συγκεκριμένο θεώρημα, ολοκληρώματα επιφανειών μπορούν να υπολογιστούν αποτελεσματικά ως ολοκληρώματα καμπυλών. Για παράδειγμα:

$$\int_S f(x, y) d_x d_y = - \oint_C g(x, y) d_y \quad (4.29)$$

$$\text{όπου } g(x, y) = \int_{-\infty}^x f(\tau, y) d_\tau .$$

4.3.4.2 Εσωτερική Ενέργεια

Η εσωτερική ενέργεια ενισχύει την ομαλότητα και την συνέχεια των συνηθισμένων παραμορφώσιμων μοντέλων, όπου η καμπύλη είναι μια διάταξη επιλεγμένων σημείων. Παρόλο αυτά, αν η καμπύλη αναπαρίσταται με μια κυβική B-spline βάση [52], ο όρος αυτός δεν απαιτείται. Αυτό οφείλεται στους εξής δύο λόγους (α) εξαιτίας της ιδιότητας, της ελάχιστης καμπυλότητας παρεμβολής, των κυβικών B-spline καμπυλών και (β) εξαιτίας της compact support ιδιότητας που έχουν, με αποτέλεσμα να τις καθιστά ικανές για τον τοπικό έλεγχο της καμπύλης. Με την απαλοιφή του όρου της εσωτερικής ενέργειας το πρόβλημα της βελτιστοποίησης γίνεται απλούστερο [53].



Ελάχιστη Καμπυλότητα Παρεμβολής

Η ελάχιστη καμπυλότητα μιας καμπύλης, ικανοποιώντας τις συνθήκες της παρεμβολής, είναι μια κυβική B-spline παρεμβολή, αρκεί να περιγράφεται με την καμπυλοειδής τετμημένη (Παράρτημα Α).

4.3.4.3 Εξωτερική Ενέργεια

Με την απαλλαγή της εσωτερικής ενέργειας, η προσαρμογή του παραμορφώσιμου μοντέλου γίνεται απλούστερη. Στην προκειμένη τεχνική η βασική ιδέα στηρίζεται στο ότι το συγκεκριμένο πρόβλημα μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρόβλημα εκτίμησης παραμέτρων, των βαρών εκείνων με τα οποία πολλαπλασιάζεται η εξωτερική ενέργεια [54]. Στόχος είναι η αυτόματη εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων, χωρίς πειραματική μελέτη, που να δίνουν το καλύτερο αποτέλεσμα κατάτμησης. Ορίζεται, λοιπόν μια συνάρτηση εξωτερικής ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου η οποία και ελαχιστοποιείται. Η ενέργεια αυτή αποτελείται από την ενέργεια της εικόνας E_{image} , η οποία είναι υπεύθυνη στο να οδηγεί το παραμορφώσιμο μοντέλο στα επιθυμητά χαρακτηριστικά της και από την $E_{constraint}$ όπου αναπαριστά την εκ των προτέρων γνώση του σχήματος του μοντέλου. Πρακτικά στόχος της συγκεκριμένης τεχνικής είναι η αυτόματη εύρεση των βέλτιστων παραμέτρων α , β της ενέργειας της εικόνας (4.35) και $1/\sigma^2$ της external constraint ενέργειας (4.36).

Ενέργεια της Εικόνας

Αρχικά εισάγεται ο γενικός τύπος για την συνάρτηση ενέργειας της εικόνας ο οποίος είναι:

$$E_{image} = \int_S g(x, y) dx dy \quad (4.30)$$

όπου $g = Tf$ είναι ένας μετασχηματισμός της εικόνας f και S η κλειστή περιοχή που ορίζεται από την καμπύλη. Στη συνέχεια θα δειχθεί ότι η απλή αυτή συνάρτηση μπορεί να προσαρμόσει μία μεγάλη κατηγορία ευρέως χρησιμοποιούμενων ενεργειών εικόνας, συμπεριλαμβανομένων gradient συστημάτων, Bayesian συστημάτων και των συνδυασμών τους [55]. Επιπλέον κάθε ένα συνηθισμένο σύστημα θα μπορεί να εκφραστεί με την παραπάνω μορφή επιλέγοντας έναν κατάλληλο τελεστή T .



Gradient-based Ενέργεια Εικόνας

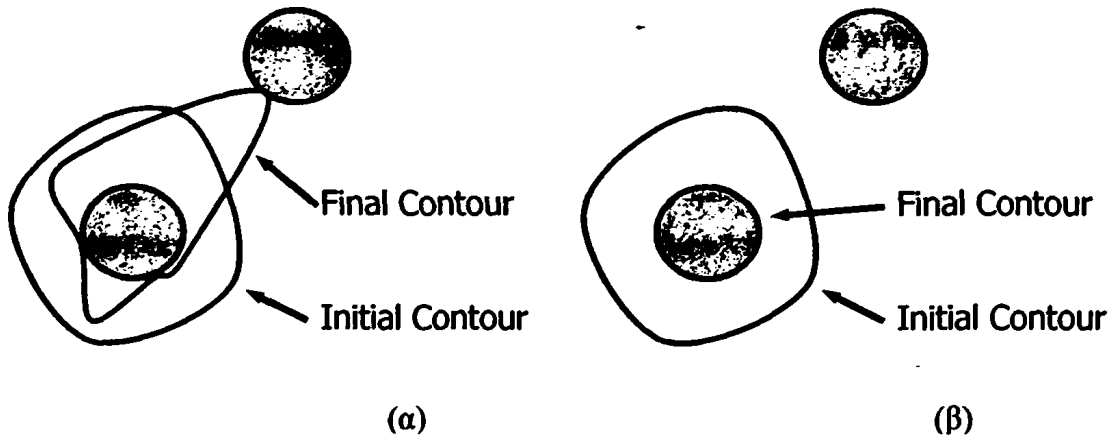
Η πιο γνωστή ενέργεια εικόνας είναι αυτή που βασίζεται στο gradient και δίνεται από την σχέση:

$$E_{image}^g = \oint_C |\nabla f(r)|^2 dr \quad (4.31)$$

όπου f είναι η φωτεινότητα της εικόνας και ∇ αναπαριστά τον gradient τελεστή. Εξαιτίας του ότι η συγκεκριμένη μορφή ενέργειας εξαρτάται μόνο από το μέγεθος του gradient, μπορεί να οδηγήσει το παραμορφώσιμο μοντέλο σε διπλανά αντικείμενα όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.26(α). Το πρόβλημα αυτό μπορεί να εξαλειφθεί βασιζόμενοι στο γεγονός ότι ο χρήστης είναι αυτός που καθορίζει την αρχική καμπύλη παραμόρφωσης. Έτσι, όταν η καμπύλη σαρώνεται δεξιόστροφα, η επιθυμητή περιοχή είναι πάντα στα δεξιά. Ως εκ τούτου αναμένεται το gradient να κατευθύνεται προς τα δεξιά της καμπύλης. Η ενέργεια της εικόνας η οποία ικανοποιεί αυτήν την ιδιότητα είναι:

$$E_{image}^g = \oint_C k(\nabla f(r)) \cdot x dr \quad (4.32)$$

όπου k είναι ένα μοναδιαίο κάθετο διάνυσμα στο $x - y$ επίπεδο [56]. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.26(β) η συγκεκριμένη μορφή ενέργειας οδηγεί το παραμορφώσιμο μοντέλο κοντά στο επιθυμητό αντικείμενο.



Σχήμα 4.26: (α) Απομάκρυνση του παραμορφώσιμου μοντέλου από το αντικείμενο και (β) το παραμορφώσιμο μοντέλο οδηγείται στα όρια του επιθυμητού αντικειμένου.

Με την χρήση του θεωρήματος Green η ενέργεια E_{image}^g μπορεί να εκφραστεί και συναρτήσει της κλειστής περιοχής S που ορίζεται από την καμπύλη C (Παράρτημα Β), ως:

$$E_{image}^g = \oint_C k(\nabla f(r)) x dr = - \int_S \underbrace{\nabla^2 f(s)}_{T_g(f)} dS \quad (4.33)$$

όπου ∇^2 αναπαριστά τον Laplacian τελεστή και S την περιοχή που ορίζεται από την καμπύλη C . Από την παραπάνω σχέση γίνεται φανερό ότι η gradient ενέργεια μπορεί να γραφεί στην μορφή (4.30) με $g = -\nabla^2 f$. Το κύριο μειονέκτημα των σχημάτων που βασίζονται στο gradient είναι η αδυναμία τους να εντοπίσουν τα όρια των αντικειμένων στην περίπτωση που η αρχική θέση του παραμορφώσιμου μοντέλου είναι αρκετά μακριά. Αυτό οφείλεται στο ότι τα gradients μηδενίζονται καθώς απομακρύνονται από τα όρια του αντικειμένου. Επιπλέον, ένα παραμορφώσιμο μοντέλο είναι δύσκολο να κινηθεί μέσα σε κοιλότητες και είναι ευαίσθητο στο θόρυβο.

Region-based Ενέργεια Εικόνας

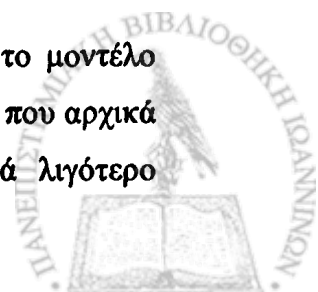
Χρησιμοποιώντας ενέργειες εικόνας βασισμένες στην περιοχή, το πρόβλημα της μη σύγκλισης μακριά από τα όρια των αντικειμένων μπορεί να εξαλειφθεί. Συναρτήσεις τέτοιου είδους είναι λιγότερο ευαίσθητες στο θόρυβο και συμπεριφέρονται πολύ καλύτερα μέσα σε κοιλότητες. Οι ιδιότητες αυτές οφείλονται στο γεγονός ότι στην προκειμένη περίπτωση λαμβάνεται υπόψη ολόκληρη η εικόνα f , σε αντίθεση με την gradient ενέργεια όπου χρησιμοποιούνται μόνο οι τιμές κοντά στο παραμορφώσιμο μοντέλο.

Χρησιμοποιώντας την region-based ενέργεια της εικόνας που ορίστηκε από τους Staib και Duncan [54], προκύπτει ότι:

$$E_{image}^r = \int_S \log \left(\underbrace{\frac{P(f(s) | s \in S)}{P(f(s) | s \in S')}}_{T_r(f)} \right) ds \quad (4.34)$$

όπου S και S' είναι οι περιοχές στο εσωτερικό και εξωτερικό του παραμορφώσιμου μοντέλου αντίστοιχα.

Η συγκεκριμένη μορφή ενέργειας έχει την δυνατότητα να προσελκύει το μοντέλο κοντά στα πραγματικά όρια των αντικειμένων ακόμη και στην περίπτωση που αρχικά βρίσκεται αρκετά μακριά. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να το καθιστά λιγότερο



εξαρτημένο από την αρχικοποίηση. Επιπλέον, χρησιμοποιώντας ολόκληρη την εικόνα f παρά τις τιμές κοντά στα όρια, κάνει τον παραπάνω όρο περισσότερο εύρωστο στο θόρυβο. Ωστόσο, είναι λιγότερο ακριβές από το gradient σύστημα, για το λόγο ότι το peak της συνάρτησης κοντά στα πραγματικά όρια δεν είναι τόσο απότομο (σε κλίση). Συνδυάζοντας τις δύο παραπάνω μορφές ενέργειας, τις gradient – based και region – based, προκύπτει η τελική μορφή της ενέργειας της εικόνας η οποία ουσιαστικά κληρονομεί τα πλεονεκτήματα και των δύο ενεργειών.

$$g = \underbrace{(\alpha T_g + \beta T_r)}_{T_c}(f) \quad (4.35)$$

External Constraint Ενέργεια

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, η external constraint ενέργεια εξαρτάται από την εκ των προτέρων γνώση του σχήματος. Η αρχικοποίηση του μοντέλου γίνεται από τον χρήστη δίνοντας έναν αριθμό σημείων κοντά στα όρια του αντικειμένου. Με βάση τα σημεία αυτά δημιουργείται μια spline η οποία αρχίζει να παραμορφώνεται έως ότου η καμπύλη προσαρμοστεί στα όρια του αντικειμένου. Ο χρήστης μπορεί να καθορίσει και την ομαλότητα της καμπύλης με τον αριθμό των σημείων εισόδου.

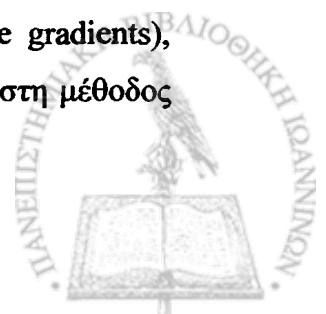
Μετά την παραμόρφωση, το i -οστό σημείο εισόδου αντιστοιχεί σε κάποια τιμή της παραμέτρου t_i . Θεωρείται ότι τα δείγματα της καμπύλης $r_i = r(t_i)$ είναι τυχαία κατανομημένα με μέση τιμή το i -οστό σημείο. Αν η κατανομή είναι Gaussian με ομοιόμορφη διακύμανση σ , τότε η external constraint ενέργεια εκφράζεται ως:

$$E_{constraint} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=0}^{N-1} |r_k - r_{init,k}|^2 \quad (4.36)$$

όπου, r_{init} είναι τα διανύσματα των σημείων εισόδου και r τα διανύσματα των αντίστοιχων σημείων δειγματοληψίας της καμπύλης.

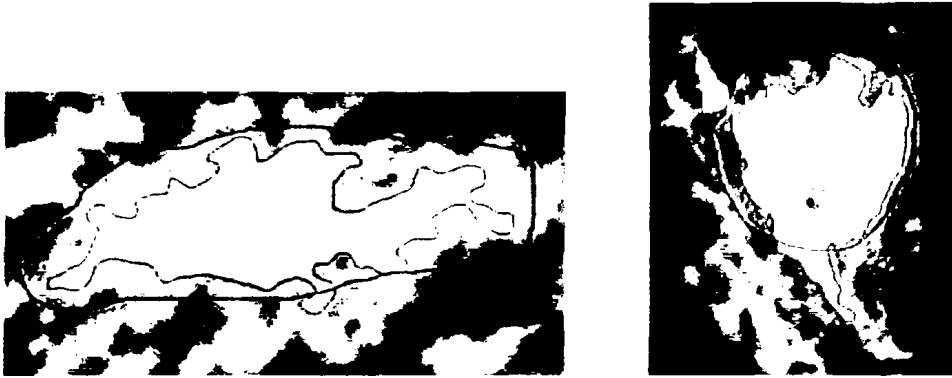
4.3.4.4 Αλγόριθμος Βελτιστοποίησης

Για την βελτιστοποίηση της συνάρτησης εξωτερικής ενέργειας του παραμορφώσιμου μοντέλου χρησιμοποιείται η μέθοδος των συζυγών κλίσεων (conjugate gradients), που προτάθηκε από τους Hestenes και Stiefel και η οποία είναι η βέλτιστη μέθοδος



μεταξύ όλων των μεθόδων συζυγών διευθύνσεων. Ο αλγόριθμος που την περιγράφει παρουσιάζεται στο Παράρτημα Γ.

Εφαρμόζοντας την τρίτη μέθοδο κατάτμησης στις εικόνες mdb1451x και mdb142rx το αποτέλεσμα που προκύπτει απεικονίζεται στο Σχήμα 4.27 που ακολουθεί:



Σχήμα 4.27: Κατάτμηση με την μέθοδο των B-spline snakes των mdb1451x και mdb142rx.

4.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Μετά την διαδικασία της ανίχνευσης και της κατάτμησης των ύποπτων περιοχών ένας αρκετά μεγάλος αριθμός λανθασμένων εντοπίσεων, FP , παρουσιάζεται. Για να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή απόδοση του CAD συστήματος θα πρέπει να απομακρυνθούν οι λανθασμένες εντοπίσεις. Για το σκοπό αυτό ένα σύνολο 11 μορφολογικών χαρακτηριστικών υπολογίζονται για κάθε ένα από τα ύποπτα αντικείμενα. Αρχικά γίνεται εισαγωγή κάποιων βασικών συναρτήσεων που απαιτούνται για τον ορισμό των χαρακτηριστικών και στη συνέχεια ακολουθεί η συνοπτική περιγραφή τους.

$$F_{obj_i}(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \text{ είναι pixel του αντικειμένου } i, \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (4.37)$$

Επιπλέον, $F_{BBi}(x, y)$ ορίζει τα pixels που περιέχονται στο μικρότερο bounding box που περιέχει το αντικείμενο i και $F_{Eqvi}(x, y)$ ορίζει τα pixels του κύκλου με το ίδιο εμβαδόν με το F_{obj_i} και κέντρο το κεντρικό σημείο του αντικειμένου. Η ακτίνα του $F_{Eqvi}(x, y)$ δίνεται από την σχέση:

$$r_{Eqv} = \sqrt{\frac{area(F_{obj_i})}{\pi}} \quad (4.38)$$



Χαρακτηριστικό 1: Αριθμός των pixels της περιμέτρου [4]

$$Perim_i = \sum_{\forall x, \forall y} p_i(x, y) \quad (4.39)$$

$$p_i(x, y) = \begin{cases} 1, & F_{obj_i} \text{ είναι pixel της ακμής του αντικειμένου } i, \\ 0, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Χαρακτηριστικό 2: Εμβαδόν [4]

$$Area_i = \sum_{\forall x, \forall y} F_{obj_i}(x, y) \quad (4.40)$$

Χαρακτηριστικό 3: Λόγος περιμέτρου προς εμβαδόν [4]

$$PAR_i = \frac{Perim_i}{Area_i} \quad (4.41)$$

Χαρακτηριστικό 4: Κυκλικότητα [4]

$$Circ_i = \frac{\sum_{\forall x, \forall y} F_{obj_i} \cap F_{Eqv_i}}{Area_i} \quad (4.42)$$

Χαρακτηριστικό 5: Ορθωγωνικότητα [4]

$$Rect_i = \frac{Area_i}{\sum_{\forall x, \forall y} F_{BB_i}} \quad (4.43)$$

Χαρακτηριστικό 6: Μέσο gradient μέσα στην περιοχή ενδιαφέροντος (mwg) [23]. Η παράμετρος αυτή υπολογίζει τον μέσο όρο του gradient του κάθε pixel στην υπό εξέταση περιοχή.

$$mwg = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N g_k \quad (4.44)$$

όπου N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels στην περιοχή και g_k είναι το gradient του κάθε pixel k .

Χαρακτηριστικό 7: Μέσο gradient στα όρια της περιοχής (mg) [23]. Η παράμετρος αυτή υπολογίζει την αντίθεση των ακμών της εξαγόμενης περιοχής. Ορίζεται ως:

$$mg = \frac{1}{N_g} \sum_{k=1}^{N_g} g_k \quad (4.45)$$



όπου N_g είναι ο συνολικός αριθμός των pixels του συνόρου της περιοχής, και g_k είναι η τιμή του gradient της ακμής στο k -οστό pixel του ορίου. Το gradient της ακμής υπολογίζεται με τελεστή Sobel.

Χαρακτηριστικό 8: Μεταβολή της απόστασης της ακμής (ev) [23]: Η παράμετρος αυτή υπολογίζει την περιστροφική συμμετρία και την ομαλότητα της ακμής της εξαγόμενης περιοχής. Ορίζεται ως:

$$ev = \frac{\left(\frac{1}{N_g} \sum_{k=1}^{N_g} (d_k - m_d) \right)^{1/2}}{m_d} \quad (4.46)$$

όπου d_k είναι η απόσταση ανάμεσα στο k -οστό pixel του ορίου της περιοχής και του κέντρου, και m_d είναι η μέση απόσταση των pixels του ορίου.

Χαρακτηριστικό 9: Μέση διαφορά φωτεινότητας (diff) [23]: Η παράμετρος αυτή υπολογίζει την διαφορά της φωτεινότητας μεταξύ των pixels που βρίσκονται μέσα στην περιοχή από εκείνα που βρίσκονται έξω από αυτήν, αλλά ταυτόχρονα βρίσκονται μέσα στο bounding box της περιοχής.

$$diff = \frac{1}{N_a} \sum_{(i,j) \in A} X(i,j) - \frac{1}{N_c} \sum_{(i,j) \in C} X(i,j) \quad (4.47)$$

όπου N_a είναι ο συνολικός αριθμός των pixels που βρίσκονται μέσα στην περιοχή, και N_c ο συνολικός αριθμός των pixels που βρίσκονται έξω από αυτήν αλλά μέσα στο bounding box.

Χαρακτηριστικό 10: Μεταβολή της φωτεινότητας (var) [23]: Η παράμετρος αυτή υπολογίζει την ομαλότητα της περιοχής:

$$var = \left(\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in A} (X(i,j) - \bar{X})^2 \right)^{1/2} \quad (4.48)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in A} X(i,j)$$

όπου $X(i,j)$ είναι η φωτεινότητα του pixel μέσα στην περιοχή, και N είναι ο συνολικός αριθμός των pixels της περιοχής.



Χαρακτηριστικό 11: Αντίθεση [4]

$$Cont_i = \frac{g_{in_i}}{g_{out_i}} \quad (4.49)$$

όπου g_{in_i} είναι η μέση φωτεινότητα μέσα στο αντικείμενο i και g_{out_i} είναι η μέση φωτεινότητα σε περιοχή πλάτους ενός pixel γύρω από το αντικείμενο.

4.5 Ταξινόμηση

Μετά τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών το επόμενο στάδιο, που αποτελεί και το τελευταίο της μεθοδολογίας, είναι η ταξινόμηση των ύποπτων περιοχών. Για την ταξινόμηση των περιοχών σε εκείνες που αποτελούν μάζες και σε εκείνες που είναι φυσιολογικές χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα. Μία από τις κύριες ιδιότητες των νευρωνικών δικτύων είναι η ικανότητα τους να γενικεύουν. Αυτό σημαίνει ότι ένα εκπαιδευμένο δίκτυο μπορεί να ταξινομήσει δεδομένα που δεν έχει δει ποτέ αλλά ανήκουν σε μια από τις κλάσεις των δεδομένων εκπαίδευσης.

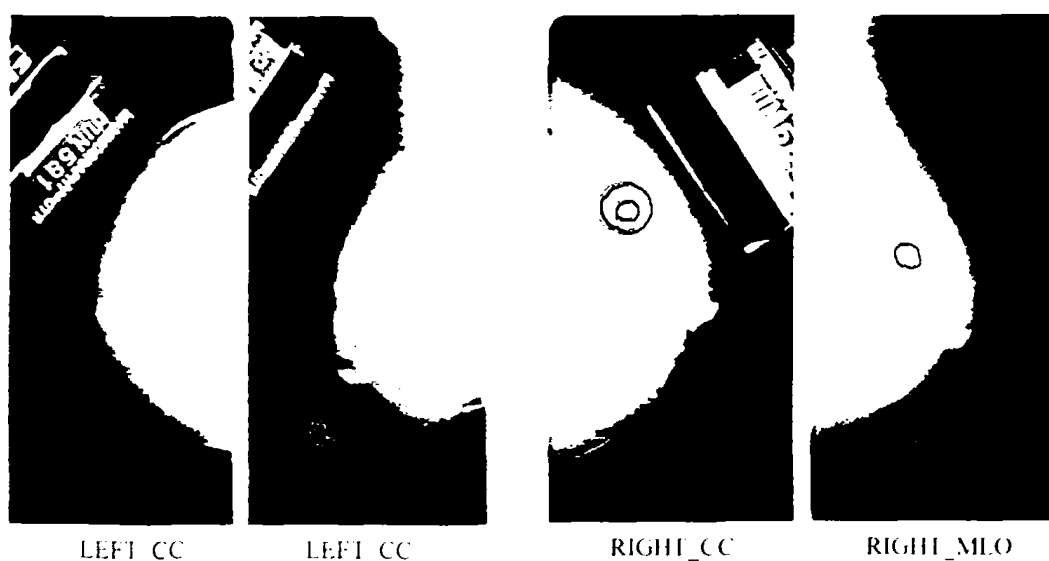
Η απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου και κατά συνέπεια η απόδοση ενός CAD συστήματος καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από την τοπολογία του δικτύου. Στην προκειμένη περίπτωση και μετά από πειραματική μελέτη έγινε φανερό ότι η αρχιτεκτονική του δικτύου που δίνει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα είναι: (α) ένα επίπεδο εισόδου με έντεκα νευρώνες, όσα δηλαδή και τα χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν για κάθε ένα αντικείμενο, (β) δύο κρυμμένα επίπεδα με δεκαπέντε και δέκα νευρώνες αντίστοιχα. Η επιλογή της διάστασης του κρυμμένου επιπέδου είναι το πιο κρίσιμο σημείο στο σχεδιασμό της τοπολογίας του δικτύου. Πρέπει να είναι αρκετά μεγάλη ώστε να επιλύει το πρόβλημα μάθησης και αρκετά μικρή για να αποφευχθεί η υπερεκπαίδευση, και (γ) το επίπεδο εξόδου έχει μόνο ένα νευρώνα, αφού πρέπει να αποφασιστεί η πραγματοποίηση ενός γεγονότος ή μη. Η τιμή του επιπέδου εξόδου είναι ένα στην περίπτωση που η ύποπτη περιοχή αποτελεί μάζα και μηδέν διαφορετικά.

Η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου γίνεται χρησιμοποιώντας το 50% του συνόλου των προτύπων (το άλλο 50% αποτελεί το test set) και κάνοντας χρήση του αλγορίθμου *back propagation* με τα βάρη να αρχικοποιούνται τυχαία.

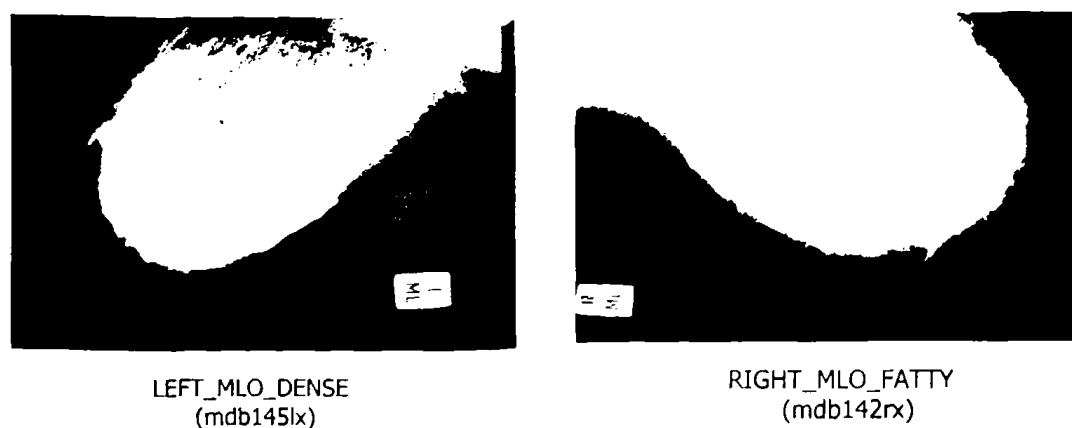


χαρακτηρισμένες. οίνονται οι κύκλοι μέσα στους οποίους υπάρχουν οι μάζες, μειονεκτεί όμως στο ότι περιέχει μόνο ένα είδος μαζών, τις ακτινωτές [57].

Η *MIAS*, *Mammographic Image Analysis Society*, αποτελείται από 57 μαστογραφικές εικόνες κάθε μια από τις οποίες έχει μία μόνο μάζα (Σχήμα 5.2). Συγκεκριμένα, περιέχει: (α) 19 εικόνες με ακτινωτές μάζες από τις οποίες 11 χαρακτηρίζονται ως καλοήθεια και 8 ως κακοήθεια με 12 να έχουν λιπαρό μαστικό ιστό και 7 πυκνό. (β) 23 εικόνες με well defined / circumscribed μάζες από τις οποίες 19 χαρακτηρίζονται ως καλοήθεια και 4 ως κακοήθεια με 20 να έχουν λιπαρό μαστικό ιστό και 3 πυκνό, και (γ) 15 εικόνες με ill-defined μάζες από τις οποίες 7 χαρακτηρίζονται ως καλοήθεια και 8 ως κακοήθεια με 13 να έχουν λιπαρό μαστικό ιστό και 2 πυκνό. Η *MIAS* έχει το πλεονέκτημα ότι αποτελείται από χαρακτηρισμένες εικόνες, περιέχει 3 διαφορετικά είδη μαζών όμως μειονεκτεί στο ότι ο αριθμός των εικόνων δεν είναι και τόσο μεγάλος (συγκρινόμενη με την *DDSM*) [58].



Σχήμα 5.1: Εικόνες της DDSM βάσης δεδομένων.



Σχήμα 5.2: Εικόνες της MIAS βάσης δεδομένων.

Κεφάλαιο 5

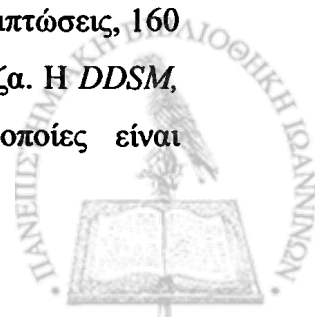
Αποτελέσματα – Συμπεράσματα

Το συγκεκριμένο κεφάλαιο έχει ως στόχο την παρουσίαση των δύο μεγαλύτερων βάσεων δεδομένων σε ψηφιακή μαστογραφία, των DDSM και MIAS, καθώς επίσης και των μέτρων απόδοσης που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των ερευνητικών προσεγγίσεων. Επιπλέον γίνεται αναφορά στα αποτελέσματα που προέκυψαν με την χρήση της προτεινόμενης μεθόδου, στα συμπεράσματα που μπορούν να εξαχθούν καθώς και στον τρόπο με τον οποίο μπορεί να εξελιχθεί η συγκεκριμένη μελέτη.

5.1 Περιγραφή των Βάσεων Δεδομένων DDSM / MIAS

Ένας μεγάλος αριθμός ερευνητών έχει ασχοληθεί με το πρόβλημα της ανίχνευσης των μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία, με αποτέλεσμα την δημιουργία ποικίλων και διαφορετικών βάσεων δεδομένων. Ωστόσο, οι δύο μεγαλύτερες και αυτές που χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο είναι η *DDSM* και η *MIAS*.

Η *DDSM*, *Digital Database for Screening Mammography*, δημιουργήθηκε από το Πανεπιστήμιο της Florida και αποτελεί την μεγαλύτερη βάση δεδομένων σε ψηφιακές μαστογραφίες. Συγκεκριμένα, αποτελείται από 2620 περιπτώσεις, κάθε μια από τις οποίες περιέχει 4 μαστογραφίες, αριστερός και δεξιός μαστός, στις δύο λήψεις, CC και MLO (Σχήμα 5.1). Για να υπάρχει όμως ένα κοινό κριτήριο σύγκρισης για όλες τις ερευνητικές προσεγγίσεις, η συγκεκριμένη βάση δεδομένων δημιούργησε: (α) ένα training set που αποτελείται από 39 περιπτώσεις, 156 μαστογραφίες, κάθε μια από τις οποίες έχει τουλάχιστον μία κακοήθη μάζα και (β) ένα test set με 40 περιπτώσεις, 160 μαστογραφίες με κάθε μία να έχει επίσης μια τουλάχιστον κακοήθη μάζα. Η *DDSM*, έχει το πλεονέκτημα ότι αποτελείται από πολλές εικόνες οι οποίες είναι



5.2 Περιγραφή Μέτρων Απόδοσης

Σε κάθε κλινικό τεστ το αποτέλεσμα είναι δυαδικό, 1 στην περίπτωση που το τεστ είναι θετικό και 0 στην περίπτωση που είναι αρνητικό. Υπάρχουν επιπλέον και οι δύο καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρίσκεται το άτομο που υποβάλλεται το τεστ, 0 αν είναι υγιής και 1 αν πάσχει από την ασθένεια που το τεστ καλείται να ανιχνεύσει. Σύμφωνα με τα παραπάνω ένα σύστημα μπορεί να βρίσκεται σε τέσσερις διαφορετικές καταστάσεις:

(α) Αληθώς Θετικό (True Positive - TP): Είναι θετικό το αποτέλεσμα του συστήματος σε άτομο με πάθηση.

(β) Αληθώς Αρνητικό (True Negative - TN): Είναι αρνητικό το αποτέλεσμα του συστήματος σε άτομο χωρίς πάθηση.

(γ) Ψευδώς Θετικό (False Positive - FP): Είναι θετικό το αποτέλεσμα του συστήματος σε άτομο χωρίς πάθηση.

(δ) Ψευδώς Αρνητικό (False Negative - FN): Είναι αρνητικό το αποτέλεσμα του συστήματος σε άτομο με πάθηση.

Το αποτέλεσμα αυτών των τεσσάρων καταστάσεων μπορεί να αποδοθεί σε ένα πίνακα 2x2 (Σχήμα 5.3).

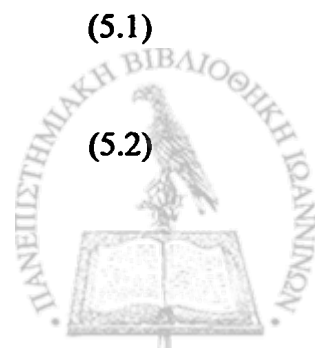
	Θετικό	Αρνητικό
Αληθές	TP	FN
Ψευδές	FP	TN

Σχήμα 5.3: Πίνακας για τεστ ανίχνευσης.

Τα μέτρα αποτελεσματικότητας του συστήματος είναι η *ευαισθησία* (sensitivity) και η *εξειδίκευση* (specificity) του συστήματος, καθένα από τα οποία ορίζεται ως εξής:

$$sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.1)$$

$$specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (5.2)$$

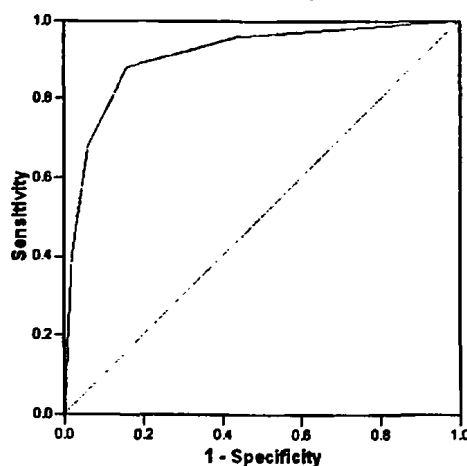


Άλλα μέτρα που χρησιμοποιούνται, είναι σε σχέση με την ακρίβεια θετικής πρόβλεψης (positive predictivity), και τη συνολική ακρίβεια (precision) του συστήματος, τα οποία ορίζονται ως εξής:

$$\text{positive predictivity} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.3)$$

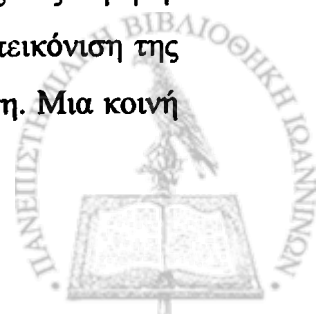
$$\text{precision} = \frac{TP + TN}{S} \quad (5.4)$$

Για την αποτίμηση ενός συστήματος χρησιμοποιείται η ανάλυση με τον Χαρακτηριστικό Δέκτη Λειτουργίας (ΧΔΛ - ROC). Σε μια γραφική παράσταση ROC (Σχήμα 5.4), η ευαισθησία σχεδιάζεται στον άξονα Y και $1 - \text{εξειδίκευση}$ στον άξονα X. Είναι χρήσιμο να γίνει αναφορά σε κάποια χαρακτηριστικά σημεία της ROC γραφικής παράστασης. Στο κάτω αριστερό σημείο, (0,0), το οποίο αναπαριστά την περίπτωση κατά την οποία δεν υπάρχει καμία θετική κατηγοριοποίηση, ένας τέτοιος ταξινομητής καταγράφει όλες τις FP περιπτώσεις, αλλά δεν καταγράφει καμία TP. Το σημείο (1,1) εκφράζει την αντίθετη ακριβώς περίπτωση και το σημείο (0,1) αναπαριστά τον τέλειο ταξινομητή. Κάθε ταξινομητής που τυχαία υποθέτει την κατηγορία, αναπαρίσταται με την διαγώνιο $y = x$. Μία πιο λεπτομερής μελέτη για την ROC ανάλυση υπάρχει στην μελέτη [59].

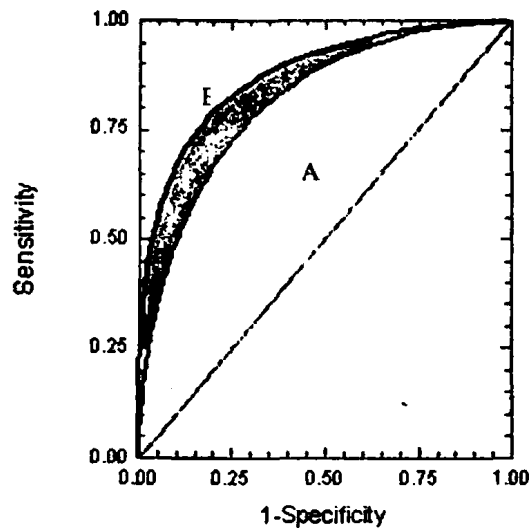


Σχήμα 5.4: Καμπύλη ROC.

Μια καμπύλη ROC είναι μια δισδιάστατη απεικόνιση της επίδοσης ενός ταξινομητή. Για να επιτευχθεί σύγκριση μεταξύ των ταξινομητών πρέπει να γίνει απεικόνιση της ROC επίδοσης τους σε έναν αριθμό που να αναπαριστά τη μέση επίδοση. Μια κοινή



μέθοδος είναι η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC, που συμβολίζεται ως A_z . Η τιμή της A_z πρέπει να είναι μεταξύ του 0 και του 1. Επειδή η τυχαία πρόβλεψη αναπαρίσταται από την διαγώνιο, που έχει A_z 0.5, κάθε ρεαλιστικός ταξινομητής πρέπει να έχει A_z μεγαλύτερη από 0.5. Το Σχήμα 5.5 απεικονίζει τις A_z δύο ROC καμπυλών, των A και B, όπου η καμπύλη B εμφανίζει μεγαλύτερο εμβαδόν και κατά συνέπεια έχει καλύτερη μέση επίδοση.



Σχήμα 5.5: Περιοχή κάτω από την καμπύλη (A_z).

5.3 Αποτελέσματα

Για την ανάπτυξη και την αξιολόγηση της μεθόδου χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων MIAS, η οποία αποτελείται από 57 εικόνες όπου καθεμία από αυτές περιέχει μία μάζα. Ακολουθώντας την μεθοδολογία, όπως αυτή περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, εντοπίστηκαν 402 ύποπτες περιοχές, δηλαδή 7,05 περίπου περιοχές ανά εικόνα. Με τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών, ο αριθμός των ύποπτων περιοχών μειώθηκε κατά μεγάλο ποσοστό και τα αποτελέσματα που προέκυψαν είναι: (α) χρησιμοποιώντας την πρώτη προσέγγιση κατάτμησης, όπου γίνεται συνδυασμός τεχνικών ομαδοποίησης, παραμορφώσιμων μοντέλων και τεχνικών κατάτμησης ακιδώσεων, η ευαισθησία του συστήματος είναι 91,2% με 1,2 λανθασμένες εντοπίσεις (FP) ανά εικόνα, (β) με την δεύτερη μέθοδο κατάτμησης, των παραμετρικών παραμορφώσιμων μοντέλων, η ευαισθησία που προέκυψε είναι 93% με 1,8 FP ανά εικόνα και (γ) με την τρίτη τεχνική κατάτμησης, των B-spline παραμορφώσιμων μοντέλων, η ευαισθησία είναι 94,7% με 2,1 FP ανά εικόνα. Συνοπτικά τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.6 που ακολουθεί. Οι δύο

τελευταίες στήλες του πίνακα αποτελούν τα συστήματα με την μεγαλύτερη επίδοση στην αυτόματη ανίχνευση των μαζών.

	1 ^η Μέθοδος Κατάτμησης	2 ^η Μέθοδος Κατάτμησης	3 ^η Μέθοδος Κατάτμησης	DWT, MMRF, Fractal analysis	Fusion Data
Sensitivity	91.2%	93%	94.7	97.3	93%
FP/image	1.2	1.8	2.1	3.92	1.2-1.9

Σχήμα 5.6: Αποτελέσματα του προτεινόμενου συστήματος.

5.4 Συμπεράσματα

Σκοπός της προτεινόμενης μελέτης ήταν η δημιουργία ενός αυτόματου συστήματος ανίχνευσης μαζών σε ψηφιακή μαστογραφία, με όσο το δυνατόν καλύτερη επίδοση. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε επικεντρώθηκε σε πέντε βασικά βήματα: (α) στην προεπεξεργασία της εικόνας, όπου πραγματοποιήθηκε απομάκρυνση των artifacts, μείωση του μεγέθους της, αφαίρεση του θορύβου και βελτίωση της αντίθεσής της, χρησιμοποιώντας απλές τεχνικές region-based κατάτμησης, μορφολογικά φίλτρα και πολύ-επίπεδες αναπαραστάσεις (wavelets), (β) στην ανίχνευση των ύποπτων περιοχών χρησιμοποιώντας τα κύρια χαρακτηριστικά των μαζών όπως το μέγεθος, την υψηλή φωτεινότητα και την θέση στην οποία εμφανίζονται, (γ) στην κατάτμηση των ύποπτων περιοχών συνδυάζοντας τεχνικές ομαδοποίησης, κατάτμησης ακιδώσεων και παραμορφώσιμων μοντέλων (απλών, πυραμετρικών, B-spline), (δ) στην εξαγωγή των χαρακτηριστικών των περιοχών, κυρίως μορφολογικών, και (ε) στην ταξινόμηση των περιοχών σε μάζες ή φυσιολογικές με νευρωνικό δίκτυο. Η απόδοση του προτεινόμενου συστήματος είναι πολύ ικανοποιητική, συγκρινόμενη με τις υπάρχουσες, με την τρίτη μέθοδο κατάτμησης (B-spline) να δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα.

5.5 Μελλοντική Εργασία

Η συνέχεια της προτεινόμενης μελέτης αποβλέπει: (α) στην εφαρμογή της σε μεγαλύτερη βάση δεδομένων όπως είναι η DDSM, (β) στην ανάπτυξη μιας νέας μεθόδου κατάτμησης όπως είναι τα Active Appearance Modes, με στόχο την καλύτερη επίδοση του συστήματος, και (γ) στην εξαγωγή νέων χαρακτηριστικών,



κυρίως χαρακτηριστικών υφής, για την ταξινόμηση των μαζών σε καλοήθεια και κακοήθεια.



Βιβλιογραφία

- [1] Rayer Zwiggelaar, Timothy C. Parr, James E. Schumm, Ian W. Hutt, Christopher J. Taylor, Susan M. Astley, and Caroline R. M. Boggis, "Model-based detection of spiculated lesions in mammograms," *Med. Image Anal.*, vol. 3, no. 1, pp. 39-62, 1999.
- [2] Y. Wang, T. Adali, and S. C. B. Lo., "Automatic threshold selection using histogram quantization," *SPIE J. Biomedical Optics*, vol. 2, no. 2, pp. 211-217, 1997.
- [3] Bradley M. Hemminger, Shuquan Zong, Keith E. Muller, Christopher S. Coffey, Marla C. DeLuca, R. Eugene Johnston, Etta D. Pisano, "Improving the Detection of Simulated Masses in Mammograms through Two Different Image-processing Techniques," *Radiology*, vol. 8, no. 9, pp. 845-855, 2001.
- [4] Nicholas Petrick, Heang-Ping Chan, Berkman Sahiner, and Mark A. Helvie, "Combined adaptive enhancement and region-growing segmentation of breast masses on digitized mammograms," *Med. Phys.*, vol. 26, no. 8, pp. 1642-1654, 1999.
- [5] Nicholas Petrick, Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Mark A. Helvie, Sophie Paquerault, Lubomir M. Hadjiiski, "Breast Cancer Detection: Evaluation of a Mass-Detection Algorithm for Computer-aided Diagnosis-Experience in 263 Patients," *Radiology*, vol. 224, no. 1, pp. 217-224, 2002.
- [6] Guido M te Brake, Nico Karssemeijer, and Jan H C L Hendriks, "An automatic method to discriminate malignant masses from normal tissue in digital mammograms," *Phys. Med. Biol.*, vol. 45, pp. 2843-2857, 2000.



- [7] Hidesumi Kobatake, Masayuki Murakami, Hideya Takeo, and Sigeru Nawano, "Computerized Detection of Malignant Tumors on Digital Mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 18, no. 5, pp. 369-378, 1999.
- [8] Nicholas Petrick, Heang-Ping Chan, Berkman Sahiner, and Datong Wei, "An Adaptive Density - Weighted Contrast Enhancement Filter for Mammographic Breast Mass Detection," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 1, pp. 59-67, 1996.
- [9] Yuji Hatanaka, Takeshi Hara, Hiroshi Fujita, Satoshi Kasai, Tokiko Iindo, and Takuji Iwase, "Development of an Automated Method for Detecting Mammographic Masses With a Partial Loss of Region," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 12, pp. 1209-1214, 2001.
- [10] Hao Jiang, Wilson Tiu, Shinji Yamamoto, and Shun-ichi Iisaku, "A Method for Automatic Detection of Spicules in Mammograms," *Journal of Computer Aided Diagnosis of Medical Images*, vol. 2, no. 4, pp. 1-9, 1998.
- [11] W. P. Kegelmeyer Jr., J. M. Pruneda, P. D. Bourland, A. Hillis, M. W. Riggs, and M. L. Nipper, "Computer-aided mammographic screening for spiculated lesions," *Radiology*, vol. 191, pp. 331-337, 1994.
- [12] Hidesumi Kobatake, and Yukiyasu Yoshinaga, "Detection of Spicules on Mammogram Based on Skeleton Analysis," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 3, pp. 235-245, 1996.
- [13] Nico Karssemeijer, and Guido M. te Brake, "Detection of Stellate Distortions in Mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 5, pp. 611-619, 1996.
- [14] Huai Li, Yue Wang, K. J. Ray Liu, Shih-Chung B. Lo, and Matthew T. Freedman, "Computerized Radiographic Mass Detection - Part II: Decision Support by Featured Database Visualization and Modular Neural Networks," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 4, pp. 302-313, 2001.
- [15] Wouter J. H. Veldkamp, and Nico Karssemeijer, "Normalization of Local Contrast in Mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 19, no. 7, pp. 731-738, 2000.



- [16] Georgia D. Tourassi, Erik D. Frederick, Mia K. Markey, Carey E. Floyd, "Application of the mutual information criterion for feature selection in computer-aided diagnosis," *Med. Phys.*, vol. 28, no. 12, pp. 2394-2402, 2001.
- [17] J. Zhang, and J. W. Modestino, "A model-fitting approach to cluster validation with application to stochastic model-based image segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, pp. 1009-1017, Oct. 1990.
- [18] H. D. Li, M. Kallergi, L. P. Clarke, V. K. Jain, and R. A. Clark, "Markov Random Field for Tumor Detection in Digital Mammography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 14, no. 3, pp. 565-576, 1995.
- [19] Matthew A. Kupinski, and Maryellen L. Giger, "Automated Seeded Lesion Segmentation on Digital Mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17, no. 4, pp. 510-517, 1998.
- [20] Punam K. Saha, Jayaram K. Udupa, Emily F. Conant, Dev P. Chakraborty, and Daniel Sullivan, "Breast Tissue Density Quantification Via Digitized Mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 8, pp. 792-803, 2001.
- [21] M. Sameti, and R. K. Ward, "A fussy segmentation algorithm for mammogram partition," in *Digital Mammography*, ser, International Congress Series, K. Doi, Ed. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 1996, pp. 471-474.
- [22] Lori Mann Bruce, and Reza R. Adhami, "Classifying Mammographic Mass Shapes Using the Wavelet Transform Modulus – Maxima Method", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 18, no. 12, pp. 302-313, 1999.
- [23] Lei Zheng, and Andrew K. Chan, "An Artificial Intelligent Algorithm for Tumor Detection in Screening Mammogram," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 7, pp. 559-567, 2001.
- [24] Wei Qian, Xuejun Sun, Dansheng Song, Robert A. Clark, "Wavelet Transform and Kalman-filtering Neural Network in Mass Segmentation and Detection," *Radiology*, vol. 8, no. 11, pp. 1074-1082, 2001.



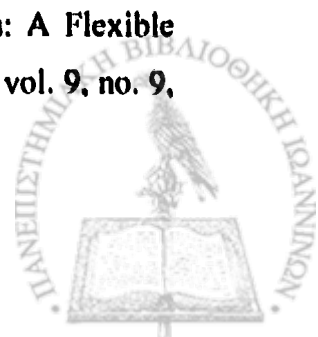
- [25] Wei Qian, Lihua Li, and Laurence P. Clarke, "Image feature extraction for mass detection in digital mammography: Influence of wavelet analysis," *Med. Phys.*, vol. 26, no. 3, pp. 402-408, 1999.
- [26] Guido M. te Brake, and Nico Karssemeijer, "Segmentation of suspicious densities in digital mammograms," *Med. Phys.*, vol. 28, no. 2, pp. 259-266, 2001.
- [27] Naga R. Mudigonda, Rangaraj M. Rangayyan, and J. E. Leo Desautels, "Detection of Breast Masses in Mammograms by Density Slicing and Texture Flow-Field Analysis," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 12, pp. 1215-1227, 2001.
- [28] Lihua Li, Yang Zheng, Lei Zhang, and Robert A. Clark, "False-positive reduction in CAD mass detection using a competitive classification strategy," *Med. Phys.*, vol. 28, no. 2, pp. 250-258, 2001.
- [29] Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Nicholas Petrick, Datong Wei, Mark A. Helvie, Dorit D. Adler, and Mitchell M. Goodsitt, "Classification of Mass and Normal Breast Tissue: A Convolution Neural Network Classifier with Spatial Domain and Texture Images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 5, pp. 598-610, 1996.
- [30] Lihua Li, Robert A. Clark, Jerry A. Thomas, "Computer-aided Diagnosis of Masses with Full-Field Mammography," *Radiology*, vol. 9, no. 1, pp. 4-12, 2002.
- [31] F. F. Yin, M. L. Giger, C. J. Vyborny, K. Doi, and R. A. Schmidt, "Comparison of bilateral-subtraction and single-image processing techniques in the computerized detection of mammographic masses," *Investigat. Radiol.*, vol. 28, no. 6, pp. 473-481, 1993.
- [32] T. K. Lau, and W. F. Bischof, "Automated detection of breast tumors using the asymmetry approach," *Comput. Biomed. Res.*, vol. 24, no. 9, pp. 1501-1513, 1995.
- [33] Sophie Paquerault, Nicholas Petrick, Heang-Ping Chan, Berkman Sahiner, "Improvement of computerized mass detection on mammograms: Fusion of two-view information," *Med. Phys.*, vol. 29, no. 2, pp. 238-247, 2002.



- [34] Y. Hatanaka, T. Hara, H. Fujita, S. Kasai, T. Endo, T. Iwase, "An automated detection method of mammographic masses existing around thick-mammary-gland and near chest-wall regions," *International Congress Series* 1230 pp. 560-566, 2001.
- [35] Arturo J. Mendez, Pablo G. Tahoces, Maria J. Lado, Miguel Souto, and Juan J. Vidal, "Computer-aided diagnosis: Automatic detection of malignant masses in digitized mammograms," *Med. Phys.*, vol. 25, no. 6, pp. 957-964, 1998.
- [36] Huai Li, Yue Wang, K. J. Ray Liu, Shih-Chung B. Lo, and Matthew T. Freedman, "Computerized Radiographic Mass Detection – Part I: Lesion Site Selection by Morphological Enhancement and Contextual Segmentation," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 4, pp. 289-301, 2001.
- [37] Ralf Mekanle, Andrew Laine, Suzanne Smith, Cory Singer, Tova Koenigsberg, and Marc Brown, "Evaluation of a Multi-Scale Enhancement Protocol for Digital Mammography," *Biomedical Image Processing and Biomedical Visualization, Proceedings of the SPIE*.
- [38] M. Unser and A. Aldroubi, "A review of wavelets in biomedical applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 84, pp. 626-638, 1996.
- [39] M. Holschneider and R. Kronland-Martinet, "A real-time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform," presented at *Wavelets: Time-frequency Methods and Phase Space*, Springer Verlag, Berlin, Germany, pp. 286-304, 1990.
- [40] E. P. Simoncelli, W. T. Freeman, E. H. Adelson, and D. J. Heeger, "Shiftable multiscale transforms," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, pp. 587-607, 1992.
- [41] C. M. Chang and A. F. Laine, "Enhancement of mammograms from oriented information," *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 3, IEEE Comput. Soc., Santa Barbara, CA, pp. 524-527, 1997.



- [42] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, pp. 710-732, 1992.
- [43] A. F. Laine, J. Fan, and S. Schuler, "A framework for contrast enhancement by dyadic wavelet analysis," in *Digital Mammography*, S. M. A. A. G. Gale, D. R. Dance, and A. Y. Cairns, Ed. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, pp. 91-100, 1994.
- [44] W. B. Richardson Jr., "Nonlinear filtering and multiscale texture discrimination for mammograms," *Mathematical Methods in Medical Imaging*, D. C. Wilson and J. N. Wilson, Eds., vol. 1768, San Diego, CA, pp. 293-305, 1992.
- [45] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *Int'l J. Computer Vision*, pp. 321-331, 1987.
- [46] Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Nicholas Petrick, Mark A. Helvie, and Lubomir M. Hadjiiski, "Improvement of mammographic mass characterization using spiculation measures and morphological features," *Med. Phys.*, vol. 28, no. 7, pp. 1455-1465, 2001.
- [47] Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Nicholas Petrick, Mark A. Helvie, and Mitchell M. Goodsitt, "Computerized characterization of masses on mammograms: The rubber band straightening transform and texture analysis," *Med. Phys.*, vol. 25, no. 4, pp. 516-526, 1998.
- [48] Donna J. Williams, and Mubarak Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," *Comput. Vision Graphics Image Process.*, vol. 55, pp. 14-26, 1992.
- [49] Tim McInerney, and Demetri Terzopoulos, "T-snakes: Topology adaptive snakes," *Medical Image Analysis* 4, pp. 73-91, 2000.
- [50] Patrick Brigger, Jeff Hoeg, and Michael Unser, "B-Spline Snakes: A Flexible Tool for Parametric Contour Detection," *IEEE Trans. Image processing*, vol. 9, no. 9, pp. 1484 - 1495, 2000.



- [51] Mathews Jacob, Thierry Blu, and Michael Unser, "A unifying approach and interface for spline-based snakes," *Medical Imaging, Proceedings of SPIE*, vol. 4322, pp. 340-347, 2001.
- [52] M. Flickner, H. Sawhney, d. Pryor, and J. Lotspeich, "Intelligent interactive image outlining using spline snakes," in *28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1994.
- [53] M. Unser, "Splines: a perfect fit for signal and image processing," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 16, pp. 22-38, 1999.
- [54] L. H. Staib and J. S. Duncan, "Boundary finding with parametrically deformable models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 14, pp. 1061-1075, 1992.
- [55] Y. L. Fork, J. C. K. Chan, and R. T. Chin, "Automated analysis of nerve-cell images using active contour models," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, pp. 353-367, 1996.
- [56] M. A. T. Figueiredo, J. M. N. Leitao, and A. K. Jain, "Unsupervised contour representation and estimation using B-splines and a minimum description length criterion," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, pp. 1075-1087, 2000.
- [57] M. Heath, K. Bowyer, D. Kopans, R. Moore and P. Kegelmeyer Jr., "The Digital Database for Screening Mammography", in *The Proceedings of the 5th International Workshop on Digital Mammography* (Toronto, Canada, June 2000), Medical Physics Publishing (Madison, WI), ISBN 1-930524-00-5.
- [58] D H Davies "Digital mammography – the comparative evaluation of film digitizers" *British Journal of Radiology*, vol. 66, pp. 930 – 933, 1993.
- [59] F. Provost and T. Fawcett, "Robust classification for imprecise environments," *Machine Learning*, vol. 42, no. 3, pp. 203-231, 2001.



Παραρτήματα

Παράρτημα - Α: Ελάχιστη Καμπυλότητα Παρεμβολής

Θεωρείται ότι η καμπυλότητα στο σημείο $(x(t), y(t))$ της καμπύλης δίνεται ως:

$$C(x, y) = \frac{x'y'' - x''y'}{(x'^2 + y'^2)^{\frac{3}{2}}}$$

Αν η παράμετρος t είναι η καμπυλοειδής τετμημένη, τότε η ποσότητα $x'^2 + y'^2$ είναι σταθερή για όλα τα t . Κατά συνέπεια το τετράγωνο της καμπυλότητας μπορεί να γραφεί ως:

$$|C(x, y)|^2 = K, |x'y'' - x''y'|^2 = K, (r'xr'')(r'xr'')$$

όπου $r = (x, y)$. Κάνοντας χρήση της ταυτότητας των διανυσμάτων $a \cdot (b \times c) = c \cdot (a \times b)$, η παραπάνω σχέση μπορεί να γραφεί ως:

$$\begin{aligned}(r'xr'') \times (r'xr'') &= r'' \times (r'xr''xr'') \\ &= r'' \times (r''(r' \times r') - r'(r' \times r'')) \\ &= |r''|^2 |r'|^2 - \underbrace{|r'' \times r'|^2}_{d(r'^2) = 0}\end{aligned}$$

Για το δεύτερο βήμα, χρησιμοποιείται η ταυτότητα $a \times b \times c = (a \cdot c)b - (b \cdot c)a$. Ο δεύτερος όρος στην τελευταία έκφραση είναι μηδέν καθώς είναι η παράγωγος του r'^2 , η οποία είναι σταθερά όταν η καμπύλη περιγράφεται με την καμπυλοειδής τετμημένη. Έτσι η έκφραση για την καμπυλότητα μπορεί να γραφεί ως:

$$|C(r)|^2 = K |r''|^2 = K[x''^2 + y''^2]$$



όπου K είναι μια σταθερά. Η ελαχιστοποίηση αυτού του όρου μαζί με τις συνθήκες παρεμβολής είναι ένα γνωστό πρόβλημα και η λύση του είναι η κυβική B – spline παρεμβολή.

Παράρτημα – Β: Έκφραση της Gradient – based Ενέργειας ως Ολοκλήρωμα Επιφάνειας

Θεωρείται ο όρος της ενέργειας

$$E_{image}^g = \oint_C k \times (\nabla f(r)) \times dr = -\oint_C dr \times (k \nabla f(r))$$

Χρησιμοποιώντας το θεώρημα Green, μετασχηματίζεται το ολοκλήρωμα γραμμής σε ολοκλήρωμα επιφάνειας ως:

$$E_{image}^g = -\int_S \nabla \times (k \nabla f(r)) \times ds$$

όπου S είναι η περιοχή που ορίζεται από την καμπύλη C και ds είναι το διάνυσμα εμβαδού που προσανατολίζεται στην κατεύθυνση του K . Χρησιμοποιώντας τις κλασικές ταυτότητες των διανυσμάτων, η παραπάνω ισότητα μπορεί να εκφραστεί ως:

$$E_{image}^g = -\int_S (\nabla^2 f) k \times ds = -\int_S (\nabla^2 f) dS$$

όπου dS είναι το μέγεθος (magnitude) του ds .

Παράρτημα – Γ: Αλγόριθμος Μεθόδου Συζυγών Κλίσεων

Ο αλγόριθμος της μεθόδου των συζυγών κλίσεων, που προτάθηκε από τους Hestenes και Stiefel δίνεται στη συνέχεια. Όπως είναι δυνατόν να παρατηρήσει κανείς είναι σχεδόν ταυτόσημος με αυτόν των συζυγών διευθύνσεων εκτός από το τμήμα του που αφορά στην εύρεση της νέας διεύθυνσης $p^{(k)}$, που βρίσκεται, μόνο από την προηγούμενη διεύθυνση και όχι σαν συνάρτηση όλων των προηγούμενων διευθύνσεων. Ακόμη μπορεί να αποδειχθεί ότι είναι η βέλτιστη μέθοδος μεταξύ όλων των μεθόδων συζυγών διευθύνσεων.

