



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**Ανάπτυξη μεθοδολογιών για την υποβοηθούμενη διάγνωση
συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων του μαστού**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ιωάννης Ι. Ανδρεάδης
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός &
Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Ιανουάριος 2014



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Ανάπτυξη μεθοδολογιών για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων του μαστού

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Ιωάννης Ι. Ανδρεάδης
Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός &
Μηχανικός Υπολογιστών Ε.Μ.Π.

Συμβουλευτική Επιτροπή : Κωνσταντίνα Νικήτα

Δημήτρης-Διονύσιος Κουτσούρης

Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την

.....
Κ. Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Δ. Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Α. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γ. Ματσόπουλος
Επίκουρος Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Δ. Φωτιάδης
Καθηγητής Πανεπιστημίου
Ιωαννίνων

.....
Σ. Κόλλιας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Σπ. Γολεμάτη
Λέκτορας Ιατρικής Σχολής
Πανεπιστημίου Αθηνών

Αθήνα, Ιανουάριος 2014

.....
Ιωάννης Ι. Ανδρεάδης

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

Copyright © Ιωάννης Ι. Ανδρεάδης 2014.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Στην παρούσα διδακτορική διατριβή αναπτύσσουμε μεθοδολογίες που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε ένα αυτόματο σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης (CAD_x) για συμπλέγματα μικροασβεστώσεων που εντοπίζονται σε μαστογραφικές εικόνες. Οι μικροασβεστώσεις είναι μικροσκοπικά άλατα ασβεστίου που είναι πιθανόν να εντοπιστούν σε ολόκληρη την περιοχή του μαστού και η εμφάνιση τους σχετίζεται με την ανάπτυξη καρκίνου του μαστού. Η υλοποίηση του συστήματος περιλαμβάνει μία σειρά αυτόνομων σταδίων όπως την προ-επεξεργασία της εικόνας, στοχεύοντας στη βελτίωση της ποιότητάς της και στον εντοπισμό σημαντικών ανατομικών δομών του μαστού, την κατάτμηση των μικροασβεστώσεων από την αρχική εικόνα, με σκοπό την απομόνωση των ευρημάτων ενδιαφέροντος, την εξαγωγή χαρακτηριστικών περιγραφής των ευρημάτων και τέλος την επιλογή εύρωστων χαρακτηριστικών και την εφαρμογή μεθόδου ταξινόμησης ώστε να επιτευχθεί με αυτόματο τρόπο διαχωρισμός μεταξύ καλόθων και κακόθων ευρημάτων. Παρουσιάζουμε λοιπόν ακολουθιακά τις μεθοδολογίες που ακολουθήσαμε για την ανάπτυξη κάθε διαφορετικού σταδίου του συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Προσεγγίσαμε πολυπλεύρως την ανάλυση ενός συμπλέγματος μικροασβεστώσεων, εξάγοντας αρχικά χαρακτηριστικά που περιγράφουν τη μορφολογία και τη φωτεινότητα των ευρημάτων, την κατανομή τους μέσα στο σύμπλεγμα, το σχήμα του συμπλέγματος και την υφή του περιβάλλοντος ιστού. Επίσης, αξιολογήθηκαν και συγκρίθηκαν διαφορετικές μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών και ποικίλα σχήματα ταξινόμησης, προκειμένου να καταλήξουμε στον πιο αποδοτικό συνδυασμό που οδηγεί σε βελτιστοποίηση των επιδόσεων διαχωρισμού. Ύστερα από την ανάπτυξη όλων των αυτόνομων σταδίων του συστήματος, προχωράμε στην αξιολόγησή του με σκοπό να διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητά του και τη δυνατότητα εφαρμογής του σε συνθήκες κλινικής πρακτικής. Για την αξιολόγηση του συστήματος χρησιμοποιήθηκαν εικόνες από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών, αξιοποιώντας ελεύθερα διαθέσιμες βάσεις δεδομένων. Συνολικά, χρησιμοποιήσαμε 22 μαστογραφίες από τη βάση MIAS και 1715 διαφορετικές μαστογραφίες από τη βάση DDSM, εξασφαλίζοντας κατ' αυτόν τον τρόπο αντικειμενικά αποτελέσματα, μιας και πρόκειται για το μεγαλύτερο πλήθος περιπτώσεων που έχει χρησιμοποιηθεί για την υπολογιστική διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Μέσα από τα υπολογιστικά πειράματα με το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, οδηγούμαστε σε συμπεράσματα που αφορούν τους παράγοντες που επηρεάζουν την ανάλυση μιας μαστογραφίας, ελέγχουμε την επίδοση του συστήματος σε

μαστογραφίες διαφορετικών ιδιοτήτων, συγκρίνουμε διαφορετικές ομάδες χαρακτηριστικών και εντοπίζουμε τα καλύτερα υποσύνολα για τη διάγνωση των συμπλεγμάτων, ενώ συγκρίνουμε τις επιδόσεις του συστήματος με τις επιδόσεις ακτινολόγων που εξέτασαν το ίδιο σύνολο δεδομένων. Τα αποτελέσματα είναι ενθαρρυντικά καθώς υπάρχουν υποσύνολα μαστογραφιών για τα οποία επιτυγχάνουμε υψηλές επιδόσεις διαχωρισμού ($A_z=0.91$), ενώ υπερέχουμε στη σύγκριση έναντι των επιδόσεων των ακτινολόγων. Μάλιστα, αναλογιζόμενοι και το μεγάλο πλήθος χρησιμοποιούμενων μαστογραφιών, τα αποτελέσματα ταξινόμησης που επιτυγχάνουμε είναι και από τα υψηλότερα που αναφέρονται στη βιβλιογραφία. Αξιοποιώντας τα συγκεκριμένα αποτελέσματα, προχωράμε στη διερεύνηση δύο νέων σταδίων: το πρώτο αφορά την ενίσχυση της αρχικής περιοχής ενδιαφέροντος στοχεύοντας στη βελτίωση της αντίθεσής της, ενώ το δεύτερο αφορά την εισαγωγή χαρακτηριστικών θέσης για την περαιτέρω περιγραφή του ευρήματος. Σχετικά με το πρώτο στάδιο, αναπτύσσονται και συγκρίνονται διαφορετικές μέθοδοι ενίσχυσης εικόνας σε υποσύνολα μαστογραφιών που περιέχουν περιπτώσεις διαφορετικής πυκνότητας μαστού και βαθμού δυσκολίας. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης φανερώνουν πως συγκεκριμένοι παράγοντες της μαστογραφίας καθορίζουν την ανάγκη εφαρμογής διαφορετικών αλγορίθμων προκειμένου να καταλήξουμε σε βελτιστοποίηση της διαγνωστικής διαδικασίας. Όσον αφορά το δεύτερο στάδιο, αναπτύσσουμε μεθοδολογίες για τον εντοπισμό κρίσιμων ανατομικών δομών του μαστού (περιφέρεια μαστού, θωρακικός μυς, θηλή) προκειμένου να εξάγουμε χαρακτηριστικά για την περιγραφή της σχετικής θέσης του ευρήματος μέσα στο μαστό. Τα χαρακτηριστικά αυτά αξιοποιούνται περαιτέρω για την ανάπτυξη ενός μαστογραφικού άτλαντα, που παρουσιάζει περιοχές του μαστού με αυξημένη συχνότητα εμφάνισης των ευρημάτων, ενώ παράλληλα εισάγουμε τη χρήση πιθανοτικών χαρτών όπου αναδεικνύονται περιοχές με αυξημένη πιθανότητα για κακοήθεια. Οι συγκεκριμένοι χάρτες αξιοποιούνται για τη δημιουργία ενός μοντέλου που θα παρέχει εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός συμπλέγματος μικροασβεστώσεων σε μια νέα μαστογραφία, εξάγοντας πληροφορίες από τη σχετική θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό. Στο τελευταίο λοιπόν στάδιο, αξιοποιούμε τα συμπεράσματα που έχουμε εξάγει στα προηγούμενα κεφάλαια και συνδυάζουμε τις προτεινόμενες μεθοδολογίες προκειμένου να καταλήξουμε σε ένα σενάριο χρήσης του CAD_x συστήματος σε συνθήκες κλινικής πρακτικής, προσομοιώνοντας την αλληλεπίδραση μεταξύ ακτινολόγων και CAD_x συστήματος. Το προτεινόμενο σενάριο περιλαμβάνει αξιοποίηση του CAD_x συστήματος, όπου όμως οι υποδείξεις του ακτινολόγου καθορίζουν την επιλογή των καταλληλότερων μεθοδολογιών για την ανάλυση της περιοχής ενδιαφέροντος. Τα μοντέλα του μαστογραφικού άτλαντα και των πιθανοτικών χαρτών αξιοποιούνται προκειμένου να εξαχθεί ένα ποσοστό επικινδυνότητας που σχετίζεται αποκλειστικά με τη θέση του ευρήματος στη μαστογραφία. Παράλληλα, υπολογίζεται ένα ποσοστό επικινδυνότητας που προκύπτει από την περιγραφή του ευρήματος σύμφωνα με το πρότυπο BIRADS, ενώ συνεκτιμάται και η ηλικία της ασθενούς που μπορεί να προσδώσει επιπλέον διαγνωστική αξία. Το προτεινόμενο σενάριο αξιολογείται σε ένα σύνολο ελέγχου 481 περιπτώσεων όπου επιτυγχάνεται τιμή διαχωρισμού μεταξύ καλόηθων και κακόηθων περιπτώσεων $A_z=0.861$. Ο συνδυασμός μάλιστα της διάγνωσης του ακτινολόγου και του CAD_x συστήματος οδηγεί σε υψηλά

επίπεδα ευαισθησίας (97.2%) και ειδικότητας (41.1%), βελτιώνοντας τις επιδόσεις των ακτινολόγων που παρατηρήθηκαν χωρίς χρήση του CAD_x συστήματος (ευαισθησία 93.5%, ειδικότητα 16.6%).

Λέξεις-κλειδιά: σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης, μαστογραφία, σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων, κατάτμηση ευρημάτων, κατάτμηση μαστού, μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων, πλειοψηφικός ταξινομητής, καμπύλες ROC, πυκνότητα μαστού, ανάλυση σχήματος, ανάλυση υφής, χάρτης πιθανοτήτων, μαστογραφικός άτλαντας.

Abstract

In the present PhD thesis, we develop methodologies which may be integrated in a computer aided diagnosis system (CAD_x) for clusters of microcalcifications detected in mammographic images. Microcalcifications are tiny deposits of calcium that can be located anywhere inside the breast and their presence is associated to the existence of breast cancer. The development of the system includes various independent steps such as image preprocessing, aiming to the enhancement of image quality and the detection of important mammographic structures, the segmentation of the microcalcifications from the original image, in order to isolate the findings from the background, the extraction of features describing the findings and finally the application of feature selection and classification methods for the discrimination between benign and malignant findings. Thus, we present the methods implemented for each different stage of the computer aided diagnosis system. We performed the analysis of a microcalcifications cluster by extracting features concerning the morphology and the brightness of the findings, their distribution inside the cluster, the morphology of the cluster and the texture of the surrounding tissue. We also evaluated and compared different feature selection methods and classification schemes, in order to find the most efficient combination which leads to optimization of the classification results. After developing all subunits of the system, we proceed on its evaluation in order to investigate its efficacy and its potential to be adopted in daily clinical practice. For the evaluation of the system we used images from real-life cases provided by public databases. A subset of 22 cases from the MIAS database and 1715 cases from the DDSM database was used, achieving consequently objective results, as it is the greatest subset of images used in studies concerning the automated diagnosis of clusters of microcalcifications. Through our measurements, we extract valuable conclusions concerning the factors that influence the analysis of mammograms, we investigate the performance using subsets of cases of different properties, we compare different feature extraction methodologies in order to locate the best subsets of features for the discrimination of clusters and finally we compare the classification results of the system with the corresponding results obtained by the radiologists that analyzed the same dataset. The results are encouraging, since there are subsets of cases where we achieve high classification results ($A_2=0.91$), while we outperformed the results achieved by the radiologists. Additionally, the classification results of the present study are comparable or even superior to those reported in the literature. Based on the previous results and conclusions, we investigate two new stages: the first concerns the

enhancement of the initial region of interest aiming at the improvement of its contrast, while the second stage concerns the introduction of location features for the diagnosis of the finding. As far as the first stage is concerned, we implemented and compared different image enhancement techniques on subsets of mammograms of varying breast density and subtlety. The results of the comparison reveal that specific properties of the mammogram determine the need of different algorithms in order to optimize the diagnostic process. Concerning the second stage, we develop methodologies for the identification of important breast landmarks (breast periphery, pectoral muscle and nipple) in order to extract features that describe the relative location of the cluster inside the breast. These features are used to develop a mammographic atlas which presents regions of the breast with high occurrence of clusters of microcalcifications. We also introduce the use of probabilistic maps which reveal areas of the breast with increased probability for malignancy. The specific maps are used for the development of a classification model able to provide a priori risk estimation for a cluster of microcalcifications, based absolutely on information extracted from the relative location of the cluster inside the breast. At the last chapter, we use the conclusions that we extracted previously and we combine the proposed methodologies, in order to form a scenario for the use of the CAD_x system in the daily clinical practice, by simulating the interaction between the radiologists and the CAD_x system. The proposed scenario includes the use of the CAD_x system where the suggestions of the radiologist determine the selection of the most appropriate methodologies to analyze the region of interest. The mammographic atlas and the probabilistic maps are used to extract a risk estimation related absolutely to the location of the cluster. Additionally, an extra risk estimation is calculated which is based on the description of the finding following terms described in the BIRADS standard, while the age of the patient is also used to add extra diagnostic information. The proposed scenario is evaluated using a subset of 481 cases and the A_z value achieved is 0.861. If the diagnoses of both the radiologists and the CAD_x system are combined, we achieve high levels of sensitivity (97.2%) and specificity (41.1%), improving consequently the performance of the radiologist without using the CAD_x system (sensitivity 93.5%, specificity 16.6%).

Keywords: computer aided diagnosis system, mammography, cluster of microcalcifications, segmentation of findings, breast segmentation, support vector machines, majority voting classifier, ROC curves, breast density, shape analysis, texture analysis, probabilistic map, mammographic atlas.

Ευχαριστίες

Στη δύσκολη και μακρά αυτή περίοδο της εκπόνησης της διδακτορικής μου διατριβής υπήρξαν άνθρωποι που αποδείχθηκαν σημαντικοί αρωγοί αυτής της προσπάθειάς μου και θα ήθελα στο συγκεκριμένο σημείο να τους ευχαριστήσω θερμά για τη βοήθειά τους.

Πρώτα απ' όλα, θα ήθελα να ευχαριστήσω ολόψυχα την επιβλέπουσα καθηγήτριά μου, κ. Κωνσταντίνα Νικήτα, για τη μεγάλη ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με τη συγκεκριμένη διατριβή, καθώς τα χρόνια που πορεύθηκα κοντά της υπήρξαν εφάλητριο για την προσωπική και επαγγελματική ανέλιξή μου. Θα ήθελα να την ευχαριστήσω για την αποδοτικότερη συνεργασία μας, τις πολύτιμες συμβουλές της και την ηθική συμπαράστασή της στις δύσκολες στιγμές αυτής της περιόδου. Επίσης, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου προς τα μέλη της τριμελούς μου επιτροπής, κ. Διονύσιο-Δημήτριο Κουτσούρη και κ. Ανδρέα Σταφυλοπάτη για τις χρήσιμες συμβουλές και υποδείξεις τους.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλω στον Δρ. Γεώργιο Σπύρου για την καθοριστική του συμβολή στην εξέλιξη της συγκεκριμένης διατριβής. Οι πολύωρες συζητήσεις μας, οι ουσιαστικές υποδείξεις του, η καθημερινή καθοδήγηση και η υπομονή του αποτελούν τους βασικούς λόγους για τους οποίους του είμαι ευγνώμων. Ένα μεγάλο ευχαριστώ οφείλω επίσης στον ακαδημαϊκό κ. Πάνο Λιγομενίδη για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε και στην ιατρό Δρ. Γεωργία Γιαννακοπούλου για τις ιατρικές γνώσεις που μου προσέφερε και τη βοήθειά της στην ανάλυση μαστογραφικών εικόνων.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω όλους τους συναδέλφους από το Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας για το ευχάριστο κλίμα συνεργασίας που καλλιεργήσαμε και όλες τις στιγμές και εμπειρίες που μοιραστήκαμε κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου.

Σημαντικό βοήθημα και εφόδιο για την εκπόνηση της διατριβής μου αποτέλεσε η υποτροφία που μου χορηγήθηκε από το Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο κατά την περίοδο Σεπτέμβριος 2009-Σεπτέμβριος 2012. Η συγκεκριμένη υποτροφία προκηρύχθηκε στη μνήμη του υποψηφίου Διδάκτορα της σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών κ Μηχανικών Η/Υ Σπυρίδωνα Δεμπεγιώτη που δυστυχώς δεν βρίσκεται πλέον εν ζωή. Η υποτροφία αυτή αποτέλεσε σημαντικότερη πηγή εισοδήματος κατά τη διάρκεια της εκπόνησης της διδακτορικής μου διατριβής γι' αυτό και αισθάνομαι την ανάγκη να ευχαριστήσω θερμά τους γονείς του αδικοχαμένου συναδέλφου και να αφιερώσω τη συγκεκριμένη διατριβή στη μνήμη του.

Τέλος, δεν θα μπορούσα να μην αναφερθώ στον ιδιαίτερο ρόλο που διαδραμάτισαν οι φίλοι και η οικογένειά μου στην μακρά αυτή περίοδο της ζωής μου. Η σύντροφος μου Εύη αποτέλεσε το καθημερινό μου στήριγμα και μια μόνιμη πηγή ειλικρινούς ενθάρρυνσης και πολύπλευρης υποστήριξης. Τα δύο μου αδέρφια, Θεόδωρος και Συμεών-Μάριος είναι οι καθημερινοί μου συνοδοιπόροι και τους ευγνωμονώ για την παρουσία τους στη ζωή μου. Τελειώνοντας, αν και η ελληνική γλώσσα είναι πολύ πλούσια, δυσκολεύομαι να βρω τις κατάλληλες λέξεις για να εκφράσω αυτά που νοιώθω για τους γονείς μου, Ιωσήφ και Ζαφειρία. Αποτέλεσαν το παράδειγμα προς μίμηση που ήθελα να ακολουθήσω, τους οφείλω κάθε προσωπική και επαγγελματική μου επιτυχία και τους ευχαριστώ για την άνευ όρων και ανιδιοτελή αγάπη και υποστήριξή τους. Ιδιαίτερα ο πατέρας μου, μου έδωσε το κίνητρο να αρχίσω τη συγκεκριμένη διατριβή και τα εχέγγυα και εφόδια για να τη συνεχίσω. Δυστυχώς δεν είναι πλέον κοντά μου να με δει να την ολοκληρώνω, ωστόσο είμαι σίγουρος πως θα ήταν πολύ περήφανος για εμένα όπως υπήρξε πάντοτε για τα παιδιά του.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη	5
Abstract	9
Ευχαριστίες.....	11
Πίνακας Περιεχομένων.....	13
Υπότιτλοι Εικόνων και Σχημάτων.....	17
Υπέριτλοι Πινάκων	23
Κεφάλαιο 1 – Εισαγωγή.....	27
1.1 Καρκίνος του μαστού.....	27
1.2 Απεικονιστικό σύστημα μαστογραφίας	29
1.3 Μαστογραφικά ευρήματα.....	31
1.3.1 Μάζες.....	32
1.3.2 Αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις	33
1.3.3 Μικροασβεστώσεις.....	33
1.4 Συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης	35
1.5 Σκοπός της διατριβής	40
Βιβλιογραφία.....	41
Κεφάλαιο 2 – Αυτόματη κατάτμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε περιοχές ενδιαφέροντος μαστογραφικών εικόνων.....	45
2.1 Εισαγωγή	45
2.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων κατάτμησης μικροασβεστώσεων	47
2.3 Προτεινόμενος αλγόριθμος κατάτμησης μικροασβεστώσεων	48
2.4 Αξιολόγηση αλγορίθμου κατάτμησης	52
2.5 Συζήτηση.....	52
Βιβλιογραφία.....	53
Κεφάλαιο 3 – Υπολογισμός χαρακτηριστικών για την περιγραφή συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων.....	57
3.1 Χαρακτηριστικά μεμονωμένων μικροασβεστώσεων	58
3.1.1 Μορφολογία μικροασβεστώσεων	58
3.1.2 Οπτική πυκνότητα μικροασβεστώσεων	63
3.2 Χαρακτηριστικά συμπλέγματος μικροασβεστώσεων	64
3.2.1 Μορφολογικά χαρακτηριστικά συμπλέγματος	64
3.2.2 Κατανομή συμπλέγματος	67
3.3 Χαρακτηριστικά περιβάλλοντος ιστού	68
3.3.1 Στατιστικά 1 ^{ης} τάξης	70
3.3.2 Στατιστικά 2 ^{ης} τάξης	73
3.4 Συζήτηση.....	78
Βιβλιογραφία.....	80
Κεφάλαιο 4 – Αυτόματη διάγνωση και κατηγοριοποίηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων	83
4.1 Εισαγωγή	84
4.1.1 Μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών στην υποβοηθούμενη διάγνωση	84
4.1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στην υποβοηθούμενη διάγνωση	86
4.2 Δεδομένα	88
4.3 Υλοποίηση γνωστών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών	89
4.3.1 Ακολουθιακή προσθήκη χαρακτηριστικών	90
4.3.2 Αναδρομική απομάκρυνση χαρακτηριστικών με χρήση SVM (SVM-RFE)	90
4.3.3 Μέθοδος T-test.....	91
4.3.4 Μέθοδος Mann-Whitney (MW).....	92
4.3.5 Κατάταξη μέσω καμπύλων ROC	93
4.3.6 Απόσταση Brattacharyya (Br)	93

4.3.7 Εντροπία (KL)	93
4.3.8 Αξιολόγηση μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών	93
4.4 Υλοποίηση γνωστών ταξινομητών.....	94
4.4.1 Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVMs)	95
4.4.2 Πολυστρωματικό Τεχνητό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης (MLP)	96
4.4.3 Πιθανοτικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (<i>P-NN</i>).....	97
4.4.4 Δένδρο Ταξινόμησης (CT)	99
4.4.5 Random Forests	99
4.4.6 Ταξινομητής <i>k</i> -κοντινότερων γειτόνων (<i>k-NN</i>)	101
4.4.7 Αξιολόγηση ταξινομητών.....	102
4.5 Αποτελέσματα επιλογής χαρακτηριστικών	104
4.6 Αποτελέσματα Ταξινόμησης	112
4.6.1 Στάδιο επιλογής παραμέτρων	112
4.6.2 Συζήτηση και συγκριτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης.....	117
4.6.3 Πλειοψηφικός ταξινομητής	122
4.7 Συζήτηση και συμπεράσματα.....	124
Βιβλιογραφία.....	126
Κεφάλαιο 5 – Αξιολόγηση με χρήση μαστογραφικών εικόνων από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών	131
5.1 Εισαγωγή	132
5.2 Βάσεις μαστογραφιών.....	133
5.2.1 Βάση MIAS	133
5.2.2 Βάση DDSM.....	134
5.3 Επίδραση της σύστασης του συνόλου δεδομένων στην ταξινόμηση	135
5.3.1 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο τη διακριτότητα της μαστογραφίας	135
5.3.2 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο την πυκνότητα του μαστού	138
5.3.3 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο την κατηγορία BI-RADS	141
5.4 Επίδραση των χαρακτηριστικών εικόνας στην ταξινόμηση	145
5.4.1 Σύγκριση ομάδων χαρακτηριστικών.....	146
5.4.2 Συνδυασμός διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών	150
5.5 Συγκριτική μελέτη αποτελεσμάτων ταξινόμησης	157
5.5.1 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ταξινόμησης συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης για τη βάση MIAS.....	158
5.5.2 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ταξινόμησης συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης για τη βάση DDSM	158
5.5.3 Αξιολόγηση των χαρακτηριστικών της βάσης DDSM	160
5.5.4 Αξιολόγηση της διάγνωσης των ακτινολόγων	162
5.6 Συζήτηση.....	166
5.6.1 Σύγκριση με προηγούμενες μελέτες.....	169
5.6.2 Συμπεράσματα.....	172
Βιβλιογραφία.....	173
Κεφάλαιο 6 – Βελτίωση αντίθεσης φωτεινότητας σε περιοχές ενδιαφέροντος μαστογραφικών εικόνων	177
6.1 Εισαγωγή - Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων προ-επεξεργασίας εικόνας.....	178
6.2 Δεδομένα	180
6.3 Υλοποίηση γνωστών μεθόδων προ-επεξεργασίας της εικόνας	181
6.3.1 Μέθοδος Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)	182
6.3.2 Μέθοδος Local Range Modification (LRM)	183
6.3.3 Μέθοδος Μετασχηματισμού Κυματιδίου	185
6.3.4 Μέθοδος Unsharp Masking	187
6.3.5 Αξιολόγηση των μεθόδων.....	188
6.4 Αποτελέσματα	189
6.4.1 Συγκριτική μελέτη ποιότητας ενίσχυσης εικόνας.....	189
6.4.2 Συγκριτική μελέτη αποτελεσμάτων ταξινόμησης.....	192
6.5 Συζήτηση και συμπεράσματα.....	198
Βιβλιογραφία.....	199

Κεφάλαιο 7 – Υλοποίηση πιθανοτικού μαστογραφικού άτλαντα για συμπλέγματα μικροασβεστώσεων.....	203
7.1 Εισαγωγή	204
7.2 Αλγόριθμοι κατάτμησης	206
7.2.1 Περιφέρεια μαστού	206
7.2.2 Θωρακικός μυς	211
7.3 Χαρακτηριστικά θέσης	217
7.3.1 Εικόνες CC	217
7.3.2 Εικόνες MLO.....	219
7.4 Χάρτες πιθανοτήτων και συχνότητων εμφάνισης συμπλεγμάτων	220
7.4.1 Εικόνες CC	220
7.4.2 Εικόνες MLO.....	227
7.5 Συζήτηση.....	233
Βιβλιογραφία.....	234
Κεφάλαιο 8 – Σενάριο συνδυαστικής αλληλεπίδρασης CAD_x συστήματος με ακτινολόγους.....	237
8.1 Δεδομένα και Μεθοδολογίες	238
8.1.1 Σύνολα δεδομένων	238
8.1.2 Δομή CAD _x συστήματος	239
8.1.3 Ταξινομητές με χρήση χαρακτηριστικών εικόνας	240
8.1.4 Ταξινομητής για την θέση του ευρήματος	241
8.1.5 Ταξινομητής με χρήση ακτινολογικών χαρακτηριστικών και ηλικίας ασθενούς	242
8.2 Αποτελέσματα	242
8.2.1 Σύνολο εκπαίδευσης.....	243
8.2.2 Σύνολο αξιολόγησης	244
8.2.3 Σύνολο ελέγχου.....	255
8.3 Συζήτηση και συμπεράσματα.....	263
Βιβλιογραφία.....	265
Κεφάλαιο 9 – Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία	267
9.1 Συνεισφορά της Διατριβής	268
9.2 Προτάσεις για μελλοντική εργασία	271
Βιβλιογραφία.....	275
Κατάλογος δημοσιεύσεων του συγγραφέα	277

Υπότιτλοι Εικόνων και Σχημάτων

Εικόνα 1.1 Ανατομία του μαστού	28
Εικόνα 1.2 Απεικόνιση των τεχνικών μερών ενός συμβατικού απεικονιστικού συστήματος μαστογραφίας [Highnam et al. 1999]	30
Εικόνα 1.3 Μαστογραφική ανατομία	31
Εικόνα 1.4 Περιοχή ενδιαφέροντος με κακοήγη μάζα (περίπτωση 0003, φάκελος cancer_1, βάση DDSM).....	32
Εικόνα 1.5 Περιοχή ενδιαφέροντος με αρχιτεκτονική διαστρέβλωση (περίπτωση 0283, benign_4, βάση DDSM)	33
Εικόνα 1.6 Περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (περίπτωση 1276, φακελος benign_02, βάση DDSM)	34
Σχήμα 1.1 Διαγραμματική απεικόνιση του συμπληρωματικού ρόλου ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης στο διαγνωστικό έργο του ακτινολόγου.	36
Σχήμα 1.2 Διάγραμμα ροής της λειτουργίας ενός (α) συστήματος υποβοηθούμενης ανίχνευσης ευρημάτων, (β) συστήματος υποβοηθούμενης κατηγοριοποίησης ευρημάτων.	38
Σχήμα 2.1 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_02, περίπτωση A_1265, RIGHT_MLO), (β) εικόνα εξόδου ύστερα από την κατάτμηση που περιέχει αναδεδειγμένες τις μικροασβεστώσεις	46
Σχήμα 2.2 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση B_3130, RIGHT_CC), (β) διαφορά της εικόνας μετά την εφαρμογή φίλτρου ενδιάμεσης τιμής από την αρχική εικόνα.	49
Σχήμα 2.3 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση B_3130, RIGHT_CC), (β) εικόνα που προκύπτει έπειτα από την εφαρμογή φίλτρου και κατωφλίου στην κανονικοποιημένη εικόνα.....	50
Σχήμα 2.4 Διάγραμμα ροής του αλγορίθμου κατάτμησης.	51
Εικόνα 3.1 Ισοδύναμη έλλειψη που περικλείει τις μικροασβεστώσεις ενός συμπλέγματος δύο μικροασβεστώσεων.	66
Εικόνα 3.2 Οι τέσσερις διευθύνσεις που χρησιμοποιούνται σε έναν πίνακα συνεμφάνισης με τρεις διακριτές τιμές.	73
Εικόνα 3.3 (α) Εικόνα 4x4 με 4 επίπεδα φωτεινότητας (0-3), (β) Γενική μορφή του πίνακα συνεμφάνισης. Το #(i,j) συμβολίζει τον αριθμό των περιπτώσεων όπου βρίσκονται σε γειτονικές θέσεις φωτεινότητες τιμών i και j. (γ)-(ζ) Οι τέσσερις πίνακες συνεμφάνισης των επιπέδων του γκρι με μοναδιαία απόσταση. [Γούσιας 2003]	74
Σχήμα 3.1 (α) Περιοχή ενδιαφέροντος με αναδεδειγμένες μικροασβεστώσεις και (β) το πολύγωνο για το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων σχεδιασμένο με βάση το κέντρο βάρους των ευρημάτων. ...	65
Σχήμα 3.2 Ιστόγραμμα της μαστογραφίας για τη συχνότητα εμφάνισης (frequency) των φωτεινότητων των εικονοστοιχείων (pixel intensity) (case 1276, benign_02, βάση DDSM).	70
Σχήμα 4.1 Το μοντέλο ενός απλού τεχνητού νευρώνα.....	96
Σχήμα 4.2 Πολυστρωματικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με ένα επίπεδο κρυφών νευρώνων και δύο νευρώνες στο επίπεδο εξόδου.....	97
Σχήμα 4.3 Τιμές ακρίβειας (accuracy) για μεταβλητό αριθμό χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών, σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται από τις μεθόδους: (α) RFE, (β) στατιστικό τεστ T-test, (γ) στατιστικό τεστ MW, (δ) μέθοδος με χρήση καμπύλων ROC, (ε) στατιστικό τεστ Br (στ) στατιστικό τεστ KL.	105

Σχήμα 4.4 Τιμές ακρίβειας (accuracy) για μεταβλητό αριθμό χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών, σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται από τη μέθοδο σταδιακής προσθήκης χαρακτηριστικών με χρήση ταξινομητών: (α) SVM linear, (β) SVM rbf, (γ) SVM sigmoid, (δ) k-nn, (ε) P-NN E και (στ) P-NN G.	109
Σχήμα 4.5 Μέσες τιμές ακρίβειας και αντίστοιχες αποκλίσεις για μεταβλητό αριθμό νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου του ταξινομητή MLP.	114
Σχήμα 4.6 Μέσες τιμές ακρίβειας για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου σ του ταξινομητή (α) P-NN με χρήση της γκαουσιανής συνάρτησης και (β) της εκθετικής συνάρτησης.	115
Σχήμα 4.7 Μέσες τιμές ακρίβειας για μεταβλητό αριθμό δέντρων του ταξινομητή Random Forests.	116
Σχήμα 4.8 Μέσες τιμές ακρίβειας για μεταβλητό αριθμό γειτόνων του ταξινομητή k-NN.	117
Σχήμα 5.1 Κατανομή περιπτώσεων με επισημασμένο σύμπλεγμα μικροασβετώσεων στη βάση DDSM, ανάλογα με την ιστοπαθολογική κατάσταση και τη λήψη της μαστογραφίας.	135
Σχήμα 5.2 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση το βαθμό διακριτότητας της κάθε μαστογραφίας.	136
Σχήμα 5.3 ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφιών διαφορετικής διακριτότητας.	138
Σχήμα 5.4 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση την πυκνότητα του μαστού.	139
Σχήμα 5.5 ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφιών διαφορετικής πυκνότητας.	140
Σχήμα 5.6 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση την αξιολόγησή του από τους ακτινολόγους κατά το πρότυπο BI-RADS.	142
Σχήμα 5.7 ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφιών διαφορετικής κατηγορίας BIRADS.	144
Σχήμα 5.8 Κοινό γράφημα με ROC καμπύλες των: (α) χαρακτηριστικών συμπλέγματος (cluster), κατανομής (distribution) και στατιστικών 2ης τάξης από τα μητρώα συνεμφάνισης (GLCM) και (β) των μορφολογικών χαρακτηριστικών (MCs' morphology), των στατιστικών 1ης τάξης (First Order) και χαρακτηριστικών οπτικής πυκνότητας (Optical density).	147
Σχήμα 5.9 ROC καμπύλες του πλειοψηφικού ταξινομητή στην περίπτωση των λιπωδών (fatty) ιστών και των πυκνών (dense) ιστών.	151
Σχήμα 5.10 Γραφική παράσταση των τιμών A_z σε συνάρτηση με τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών σύμφωνα με την προτεινόμενη κατάταξη από τη μέθοδο RFE για την περίπτωση των λιπωδών μαστών.	153
Σχήμα 5.11 ROC καμπύλες των δύο συνδυαστικών ταξινομητών για την περίπτωση των λιπωδών μαστών.	155
Σχήμα 5.12 Γραφική παράσταση των τιμών A_z σε συνάρτηση με τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών σύμφωνα με την προτεινόμενη κατάταξη από τη μέθοδο RFE για την περίπτωση των πυκνών μαστών.	156
Σχήμα 5.13 ROC καμπύλες των δύο συνδυαστικών ταξινομητών για την περίπτωση των πυκνών μαστών.	157
Σχήμα 5.14 Καμπύλες ROC για την περίπτωση όλων των περιπτώσεων (all), των λιπωδών (fatty) και πυκνών (dense) μαστών.	159
Σχήμα 5.15 ROC καμπύλες για τη σύγκριση των χαρακτηριστικών της βάσης DDSM και των χαρακτηριστικών εικόνας στην περίπτωση (α) λιπωδών μαστών και (β) πυκνών μαστών και (γ) όλων των μαστών.	161
Σχήμα 5.16 Επίδοση των ακτινολόγων και των προτεινόμενων αυτόματων μεθοδολογιών ανάλογα με την (α) πυκνότητα του μαστού και (β) διακριτότητα των συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων.	164
Σχήμα 5.17 ROC καμπύλες για τη σύγκριση των επιδόσεων των ακτινολόγων και των SVM συνδυαστικών ταξινομητών στην περίπτωση (α) λιπωδών μαστών, (β) πυκνών μαστών και (γ) όλων των μαστών.	165
Σχήμα 6.1 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβετώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_02, περίπτωση A_1328, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας.	178
Σχήμα 6.2 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβετώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του αλγορίθμου CLAHE.	183

Σχήμα 6.3. Υπολογισμός μέγιστων και ελάχιστων τοπικών τιμών με βάση τις τιμές του πλέγματος. Τα ζεύγη τιμών (H,L) και (M,N) προκύπτουν από τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή σε (α) παράθυρα διαστάσεων $s \times s$ και (β) διαστάσεων $2s \times 2s$ [Papadopoulos et al. 2008].	184
Σχήμα 6.4 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του αλγορίθμου LRM.	185
Σχήμα 6.5 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του προτεινόμενου μετασχηματισμού κυματιδίου.	187
Σχήμα 6.6 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση της μεθόδου UM για $\alpha=0.15$.	188
Σχήμα 6.7 Καμπύλες ROC για κάθε διαφορετική μέθοδο ενίσχυσης εικόνας για το υποσύνολο (α): Σ1, (β): Σ2, (γ): Σ3 και (δ):Σ4.	194
Σχήμα 6.8 Τιμές Az που προέκυψαν από την ταξινόμηση με κάθε μέθοδο ενίσχυσης εικόνας, χωρίς καθόλου ενίσχυση εικόνας και από ακτινολόγους.	197
Εικόνα 7.1 Μαστογραφία από λήψη CC με ορατές στο πάνω δεξιό μέρος της εικόνας ετικετών τοποθετημένες κατά τη λήψη της μαστογραφίας που περιέχουν σχετικές πληροφορίες με τη ψηφιοποίηση (Περίπτωση 1497, RCC, φάκελος benign_01, βάση DDSM).	205
Εικόνα 7.2 Μαστογραφία από λήψη MLO όπου στο πάνω μέρος της εντοπίζεται ο θωρακικός μυς. Με μπλε χρώμα έχει επισημανθεί το σύνορο μεταξύ του θωρακικού μυός και της περιοχής του μαστού (Περίπτωση 0325, LMLO, φάκελος benign_04, βάση DDSM).	212
Εικόνα 7.3 Περιοχές του μαστού (εξωτερικό και εσωτερικό τμήμα) που μπορούμε να παρατηρήσουμε σε μαστογραφία από λήψη CC.	223
Εικόνα 7.4 Περιοχές του μαστού (άνω και κάτω τμήμα) που μπορούμε να παρατηρήσουμε σε μαστογραφία από λήψη MLO.	229
Σχήμα 7.1 Ιστογράμμο μαστογραφίας (Περίπτωση 0285, RCC, φάκελος benign_04, βάση DDSM). Επισημαίνονται η περιοχή του μαστού Pbr, η περιοχή του φόντου της εικόνας Pbg, καθώς και θέσεις σημαντικών σημείων του ιστογράμμου για την κατάτμηση του μαστού.	207
Σχήμα 7.2 (α)-(β) Αρχική μαστογραφία από λήψη CC με την αντίστοιχη δυαδική εικόνα ύστερα από την αυτόματη κατάτμηση της περιοχής του μαστού (Περίπτωση 0285, RCC, φάκελος benign_04, βάση DDSM), (γ)-(δ) αρχική μαστογραφία από λήψη MLO και δυαδική εικόνα μετά την κατάτμηση του μαστού (Περίπτωση 1343, RMLO, φάκελος benign_02, βάση DDSM).	210
Σχήμα 7.3 Μαστογραφία από λήψη MLO μετά την κατάτμηση του μαστού. Στην εικόνα διακρίνονται οι γραμμές που εντοπίζονται το άνω όριο (y_{top}) του μαστού, το μικρότερο πλάτος μαστού (y_{nar}) και το μεγαλύτερο πλάτος μαστού (y_{wid}).	213
Σχήμα 7.4 (α) Αρχική μαστογραφία από λήψη MLO (Περίπτωση mdb238, βάση MIAS), (β) κατανομή φωτεινότητων κατά μήκος της γραμμής όπου περιέχεται τμήμα του θωρακικού μυός.	214
Σχήμα 7.5 Κατανομή τυπικής απόκλισης φωτεινότητων κατά μήκος της αρχικής γραμμής για την εκτίμηση του συνόρου μεταξύ θωρακικού μυός και μαστού [Wang et al. 2010].	214
Σχήμα 7.6 Μαστογραφία από λήψη MLO (Περίπτωση 0325, LMLO, φάκελος benign_04, βάση DDSM) μετά την κατάτμηση του μαστού και τον εντοπισμό του συνόρου του θωρακικού μυός. Στην εικόνα διακρίνονται οι περιοχές που καθορίζουν το σύνορο του μυός (μπλε χρώμα), την ευθεία ελαχίστων τετραγώνων για το ίδιο σύνορο (κόκκινο χρώμα), την περιφέρεια του μαστού (πράσινο χρώμα) και την περιοχή της θηλής (κίτρινο χρώμα).	216
Σχήμα 7.7 Παράδειγμα υπολογισμού αποστάσεων του κέντρου της περιοχής ενδιαφέροντος (μπλε χρώμα) από τα άκρα του μαστού και από το κέντρο βάρους του. Με έντονο κόκκινο χρώμα απεικονίζουμε τις πλευρές του παραλληλογράμμου που περιέχει την περιοχή του μαστού όπως προέκυψε από την κατάτμηση του (Περίπτωση 1497, RCC, φάκελος benign_05, βάση DDSM).	218
Σχήμα 7.8 Παράδειγμα υπολογισμού αποστάσεων του κέντρου της περιοχής ενδιαφέροντος (μπλε χρώμα) από τα άκρα του μαστού και από τη θηλή του μαστού. Με έντονο κόκκινο χρώμα απεικονίζουμε τις πλευρές του παραλληλογράμμου που περιέχει την περιοχή του μαστού όπως προέκυψε από την κατάτμηση του (Περίπτωση 1343, RMLO, φάκελος benign_02, βάση DDSM).	219

Σχήμα 7.9 Χάρτης συχνότητας εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές σχετικές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας. .	222
Σχήμα 7.10 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 425 καλοήθειες περιπτώσεις και (β) για τις 418 κακοήθειες περιπτώσεις από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.	224
Σχήμα 7.11 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 425 καλοήθειες περιπτώσεις και (β) για τις 418 κακοήθειες περιπτώσεις με απεικόνιση σταθερής κυκλικής περιοχής διαμέτρου 400 για μαστογραφίες από λήψη CC.....	225
Σχήμα 7.12 Χάρτης πιθανοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας και κόκκινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα κακοήθειας. .	226
Σχήμα 7.13 Χάρτης συχνότητας εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.	229
Σχήμα 7.14 Χάρτες συχνότητας εμφάνισης (α) για τις 437 καλοήθειες περιπτώσεις και (β) για τις 409 κακοήθειες περιπτώσεις από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.	230
Σχήμα 7.15 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 437 καλοήθειες περιπτώσεις και (β) για τις 409 κακοήθειες περιπτώσεις με απεικόνιση σταθερής κυκλικής περιοχής διαμέτρου 400 για μαστογραφίες από λήψη MLO.	231
Σχήμα 7.16 Χάρτης πιθανοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας και κόκκινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα κακοήθειας. .	232
Σχήμα 8.1 Κατανομή των περιπτώσεων με βάση το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων στα τρία σύνολα περιπτώσεων.....	239
Σχήμα 8.2 Σχήμα συνδυαστικού ταξινομητή για τον υπολογισμό της τελικής επικινδυνότητας μιας περιοχής ενδιαφέροντος με βάση τις δυαδικές προβλέψεις απλών σχημάτων ταξινόμησης.....	240
Σχήμα 8.3 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R1 και R2) που προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης με την αποκλειστική χρήση CAD_x μεθόδων και την αποκλειστική χρήση ακτινολογικών χαρακτηριστικών αντίστοιχα.	246
Σχήμα 8.4 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων, εξετάζοντας μόνο την επίδραση της αξιολόγησης κατά BIRADS.	247
Σχήμα 8.5 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων αξιοποιώντας και την ένδειξη για την πυκνότητα του μαστού.....	248
Σχήμα 8.6 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων αξιοποιώντας και την ένδειξη για την ακριβή θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό.	250
Σχήμα 8.7 Τελικό διάγραμμα ροής για τον υπολογισμό της επικινδυνότητας μίας περίπτωσης, συνδυάζοντας το ποσοστό επικινδυνότητας από τα ακτινολογικά χαρακτηριστικά και την ηλικία της ασθενούς (Risk 2) και το αντίστοιχο συνδυαστικό ποσοστό των CAD_x μεθοδολογιών (Risk 3).	252
Σχήμα 8.8 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R1, R2, R3 και R_final) που προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης.....	252
Σχήμα 8.9 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R_final και Radiologists) για το συνδυαστικό σενάριο και τους ακτινολόγους αντίστοιχα, όπως προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης.	253
Σχήμα 8.10 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R1, R2, R3 και R_final) που προκύπτουν επί του συνόλου ελέγχου.	255
Σχήμα 8.11 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R_final και Radiologists) για το συνδυαστικό σενάριο και τους ακτινολόγους αντίστοιχα, όπως προκύπτουν επί του συνόλου ελέγχου.....	257
Σχήμα 8.12 Πλαίσιο τελικής κατηγοριοποίησης κατά BIRADS μιας περίπτωσης, μεταβάλλοντας την αρχική κατηγοριοποίηση του ακτινολόγου συνυπολογίζοντας τη διάγνωση από το προτεινόμενο CAD_x σύστημα.	260

Σχήμα 8.13 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (CC, MLO, Combined) για το υποσύνολο των 67 περιπτώσεων, για κάθε διαφορετική λήψη και το συνδυασμό τους. 262

Υπέρτιτλοι Πινάκων

Πίνακας 1.1 Τύποι μικροασβετώσεων και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS.....	34
Πίνακας 1.2 Κατανομή μικροασβετώσεων σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS	35
Πίνακας 4.1 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ4)	106
Πίνακας 4.2 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ1)	107
Πίνακας 4.3 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ2)	107
Πίνακας 4.4 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ3)	107
Πίνακας 4.5 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ4)	109
Πίνακας 4.6 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ1)	110
Πίνακας 4.7 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ2)	110
Πίνακας 4.8 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ3)	110
Πίνακας 4.9 Μέσες τιμές ακρίβειας των ταξινομητών SVM και οι βέλτιστες τιμές παραμέτρων για κάθε διαφορετική συνάρτηση πυρήνα.	113
Πίνακας 4.10 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1) με χρήση της μεθόδου LOO.	118
Πίνακας 4.11 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2) με χρήση της μεθόδου LOO.	118
Πίνακας 4.12 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3) με χρήση της μεθόδου LOO.	118
Πίνακας 4.13 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4) με χρήση της μεθόδου LOO.	119
Πίνακας 4.14 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1) με χρήση της μεθόδου ECV.	119
Πίνακας 4.15 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2) με χρήση της μεθόδου ECV.	120
Πίνακας 4.16 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3) με χρήση της μεθόδου ECV.	120
Πίνακας 4.17 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4) με χρήση της μεθόδου ECV.	120
Πίνακας 4.18 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1).	123
Πίνακας 4.19 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2).	123
Πίνακας 4.20 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3).	123
Πίνακας 4.21 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4).	123
Πίνακας 5.1 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση τη διακριτότητά τους, με χρήση της μεθόδου LOO.	137

Πίνακας 5.2 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση τη διακριτότητά τους, με χρήση της μεθόδου ECV.....	137
Πίνακας 5.3 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την πυκνότητα του μαστού, με χρήση της μεθόδου LOO.....	140
Πίνακας 5.4 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την πυκνότητα του μαστού, με χρήση της μεθόδου ECV.	140
Πίνακας 5.5 Κατηγορίες για την αξιολόγηση των μαστογραφιών σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS.	141
Πίνακας 5.6 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την αξιολόγησή τους κατά BIRADS, με χρήση της μεθόδου LOO.	143
Πίνακας 5.7 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την αξιολόγησή τους κατά BIRADS, με χρήση της μεθόδου ECV.	144
Πίνακας 5.8 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών στην περίπτωση των λιπωδών μαστών.	147
Πίνακας 5.9 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών στην περίπτωση των πυκνών μαστών.	149
Πίνακας 5.10 Μέτρα επίδοσης του ταξινομητή με και χωρίς τη χρήση μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών για την περίπτωση λιπωδών μαστών.	153
Πίνακας 5.11 Τα 23 πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για το διαχωρισμό συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σύμφωνα με τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών RFE.	154
Πίνακας 5.12 Μέτρα επίδοσης του ταξινομητή με και χωρίς τη χρήση μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών για την περίπτωση πυκνών μαστών.	156
Πίνακας 5.13 Μέτρα επίδοσης για το σύνολο μαστογραφιών από τη βάση MIAS.	158
Πίνακας 5.14 Μέτρα επίδοσης για ολόκληρη τη βάση και για τα υποσύνολα των λιπωδών και πυκνών μαστών.	159
Πίνακας 5.15 Μέτρα επίδοσης για την ομάδα των χαρακτηριστικών σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS.	160
Πίνακας 5.16 Τιμές A_z για τους ακτινολόγους και τους αλγορίθμους CAD_x για όλα τα σύνολα μαστογραφιών.	163
Πίνακας 5.17 Κατάταξη με βάση την επίδοση A_z των πιο αντιπροσωπευτικών μελετών για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων.	171
Πίνακας 6.1 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων ($\Sigma 1$).....	190
Πίνακας 6.2 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων ($\Sigma 2$).....	190
Πίνακας 6.3 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων ($\Sigma 3$).....	190
Πίνακας 6.4 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων ($\Sigma 4$).....	191
Πίνακας 6.5 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 1$) μέσω LOO.	192
Πίνακας 6.6 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 2$) μέσω LOO.	192
Πίνακας 6.7 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 3$) μέσω LOO.	193
Πίνακας 6.8 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 4$) μέσω LOO.	193
Πίνακας 6.9 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 1$) μέσω ECV.	194
Πίνακας 6.10 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 2$) μέσω ECV.	194
Πίνακας 6.11 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 3$) μέσω ECV.	194
Πίνακας 6.12 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο ($\Sigma 4$) μέσω ECV.	195
Πίνακας 7.1 Ποσοστά σχετικών συχνοτήτων εμφάνισης για κάθε διαφορετική περιοχή του χάρτη εμφανίσεων για τη λήψη CC.	223
Πίνακας 7.2 Ποσοστά σχετικών συχνοτήτων εμφάνισης για κάθε διαφορετική περιοχή του χάρτη εμφανίσεων για τη λήψη MLO.....	230
Πίνακας 8.1 Επιδόσεις επί του συνόλου εκπαίδευσης των 1114 περιπτώσεων για τους διαφορετικούς ταξινομητές.	244

Πίνακας 8.2 Επιδόσεις CAD _x και ακτινολόγων επί του συνόλου αξιολόγησης των 120 περιπτώσεων.	254
Πίνακας 8.3 Επιδόσεις επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων.	256
Πίνακας 8.4 Επιδόσεις CAD _x και ακτινολόγων επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων.	258
Πίνακας 8.5 Επιδόσεις επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων ακολουθώντας το προτεινόμενο διάγραμμα λήψης απόφασης μεταξύ ακτινολόγων και συνδυαστικού CAD _x συστήματος.	261
Πίνακας 8.6 Επιδόσεις επί του συνόλου των 67 περιπτώσεων ακολουθώντας το προτεινόμενο διάγραμμα λήψης απόφασης μεταξύ ακτινολόγων και συνδυαστικού CAD _x συστήματος.	263

Κεφάλαιο 1 – Εισαγωγή

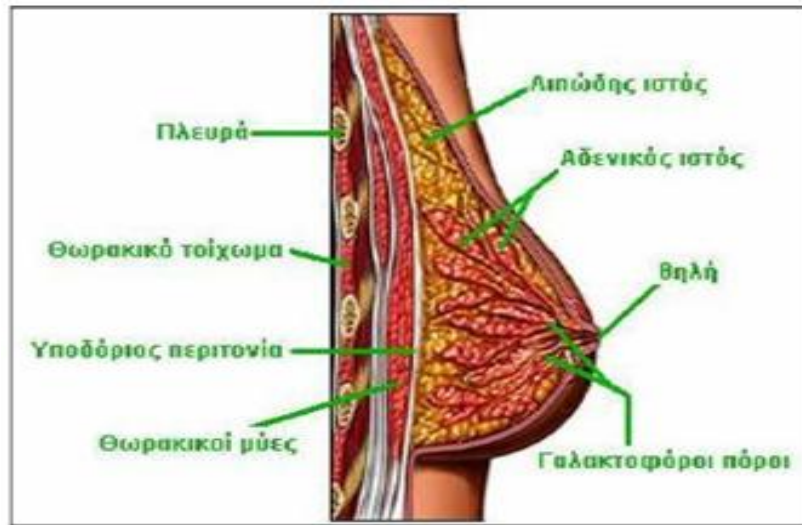
Στο παρόν κεφάλαιο εισάγονται βασικές έννοιες που σχετίζονται με το γενικό πλαίσιο της παρούσας διατριβής. Περιγράφονται έννοιες όπως ο καρκίνος του μαστού, οι μαστογραφίες και τα συμπλέγματα των μικροασβεστώσεων, ενώ εισάγονται οι βασικές αρχές της λειτουργίας των συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των στόχων της διατριβής.

1.1 Καρκίνος του μαστού

Ο καρκίνος είναι μια κατηγορία ασθενειών που χαρακτηρίζονται από τον ανεξέλεγκτο πολλαπλασιασμό των κυττάρων και την δυνατότητα αυτών των κυττάρων να εισβάλλουν σε άλλους ιστούς υπό μορφή μεταστάσεων. Ο ρυθμός εμφάνισης καρκινικών ασθενειών έχει αυξηθεί κατά πολύ τις τελευταίες δεκαετίες με αποτέλεσμα να αποτελούν μια από τις σημαντικότερες αιτίες θανάτου στον κόσμο [WHO, ACS Cancer Facts and Figures 2013].

Ο καρκίνος του μαστού δημιουργείται από μεταλλαγμένα κύτταρα που αναπτύσσονται στον ιστό των μαστών [ACS Breast Cancer Facts and Figures 2013]. Ο μαστός είναι ένας εκκριτικός αδένας ιδιαίτερα εξειδικευμένος όσον αφορά την πρωτεύουσα λειτουργία του, δηλαδή την παραγωγή γάλακτος. Η εσωτερική ανατομία του μαστού όσο και η λειτουργία του διαφοροποιείται ανάλογα με την ηλικία, την παρουσία εγκυμοσύνης και την εμμηνόπαυση. Εν γένει, η ανατομία του γυναικείου μαστού αποτελείται από ένα πολύπλοκο σύστημα που περιλαμβάνει: τα λοβία, τους γαλακτοφόρους πόρους, λίπος και συνδετικό ιστό. Τα λοβία, μέσα στα οποία γίνεται η παραγωγή του γάλακτος μετά τον τοκετό, αποτελούν το αδενικό τμήμα του μαστού, ενώ κάθε λοβίο τροφοδοτεί έναν γαλακτοφόρο πόρο, μέσω του οποίου το γάλα μεταφέρεται στην θηλή. Οι γαλακτοφόροι πόροι

βρίσκονται ενωμένοι με το δέρμα μέσω μιας κολλώδους μάζας που ονομάζεται σύνδεσμος Cooper. Τα υπόλοιπα τμήματά του μαστού συντελούν στη στήριξή του στο πρόσθιο θωρακικό τοίχωμα. Η ανατομία του γυναικείου μαστού απεικονίζεται στην εικόνα 1.1.



Εικόνα 1.1 Ανατομία του μαστού

Αν εξαιρεθούν οι διάφοροι τύποι καρκίνου του δέρματος, ο καρκίνος του μαστού αποτελεί τον πιο συνηθισμένο εμφανιζόμενο τύπο καρκίνου στις γυναίκες [ACS Breast Cancer Facts and Figures 2013]. Επίσης, μετά τον καρκίνο των πνευμόνων, αποτελεί τη δεύτερη κυριότερη αιτία θανάτου των γυναικών παγκοσμίως. Εκτιμάται μάλιστα πως κατά τη διάρκεια του έτους 2013 θα διαγνωσθούν περίπου 232340 νέες περιπτώσεις καρκίνου του μαστού σε γυναίκες στις Ηνωμένες Πολιτείες. Επιπλέον, η ασθένεια μπορεί να εντοπιστεί και στον ανδρικό πληθυσμό, η πιθανότητα εμφάνισης όμως είναι σαφώς μικρότερη. Συγκεκριμένα, υπολογίζεται ότι την χρονιά 2013 θα εντοπιστούν μόλις 2240 νέες περιπτώσεις καρκίνου του μαστού σε άνδρες [ACS Cancer Facts and Figures 2013].

Παρά το γεγονός πως ο καρκίνος του μαστού αποτελεί μάστιγα της σύγχρονης εποχής και ο αριθμός θανάτων από τη συγκεκριμένη ασθένεια είναι αρκετά υψηλός, πρέπει να γίνει σαφές ότι η ασθένεια είναι αντιμετωπίσιμη. Κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών, το ποσοστό θανάτων στις γυναίκες λόγω καρκίνου του μαστού έχει σταδιακά μειωθεί, ιδιαίτερα στην περίπτωση νέων γυναικών με ηλικία μικρότερη των 50 ετών (3.0% ποσοστό μείωσης κάθε χρόνο). Αντίστοιχη πτώση παρατηρούμε και σε γυναίκες μεγαλύτερες των 50 ετών, όπου το ποσοστό θνησιμότητας έχει μία μείωση της τάξης του 2% κάθε χρόνο [ACS Cancer Facts and Figures 2013]. Η συγκεκριμένη πτώση στα ποσοστά θνησιμότητας οφείλεται πρωτίστως στην δυνατότητα πρώιμης διάγνωσης της ασθένειας και στη συνεχή βελτίωση των παρεχόμενων μεθόδων θεραπείας.

Το σύνολο των παραγόντων που σχετίζονται με την εμφάνιση της ασθένειας δεν έχει ακόμη πλήρως διερευνηθεί. Παρ' όλα αυτά, επιδημιολογικές έρευνες αποκάλυψαν ότι η παχυσαρκία, το κάπνισμα, η αυξημένη κατανάλωση αλκοόλ, η συνδυασμένη χρήση οιστρογόνων και ορμονών καθώς και η απουσία φυσικής άσκησης αποτελούν παράγοντες αυξημένης επικινδυνότητας. Σημαντικοί παράγοντες οι οποίοι σχετίζονται με την εμφάνιση της ασθένειας είναι επίσης η ηλικία της

ασθενούς, η πυκνότητα του μαστού, η ηλικία εμμηναρχής, η ύπαρξη ή όχι τοκετών, το οικογενειακό της ιστορικό, τα γονίδια κ.α.

Η πρώτη ένδειξη της ασθένειας είναι συνήθως μια ανωμαλία που εμφανίζεται σε ιατρικές εξετάσεις, πριν καν η ίδια η ασθενής μπορέσει να την αισθανθεί. Λιγότερο συχνά συμπτώματα μπορεί να είναι το πρήξιμο του μαστού, αλλαγή στο χρώμα ή στο σχήμα του, ξήρανση του δέρματος, ασυμμετρία μεταξύ των δύο μαστών, κάποια εμφανής κάκωση, αλλοιώσεις στη θηλή κ.α. Σύμφωνα με έρευνες, ο τακτικός έλεγχος, η αυτοψηλάφηση και οι ιατρικές εξετάσεις σε ετήσια βάση μειώνουν δραστικά τα ποσοστά θνησιμότητας. Υπολογίζεται μάλιστα ότι έγκαιρη διάγνωση της ασθένειας μπορεί να οδηγήσει ακόμα και σε ποσοστό 89% επιβίωσης των ασθενών 5 χρόνια μετά την πρώτη διάγνωση [ACS Breast Cancer Facts and Figures 2013].

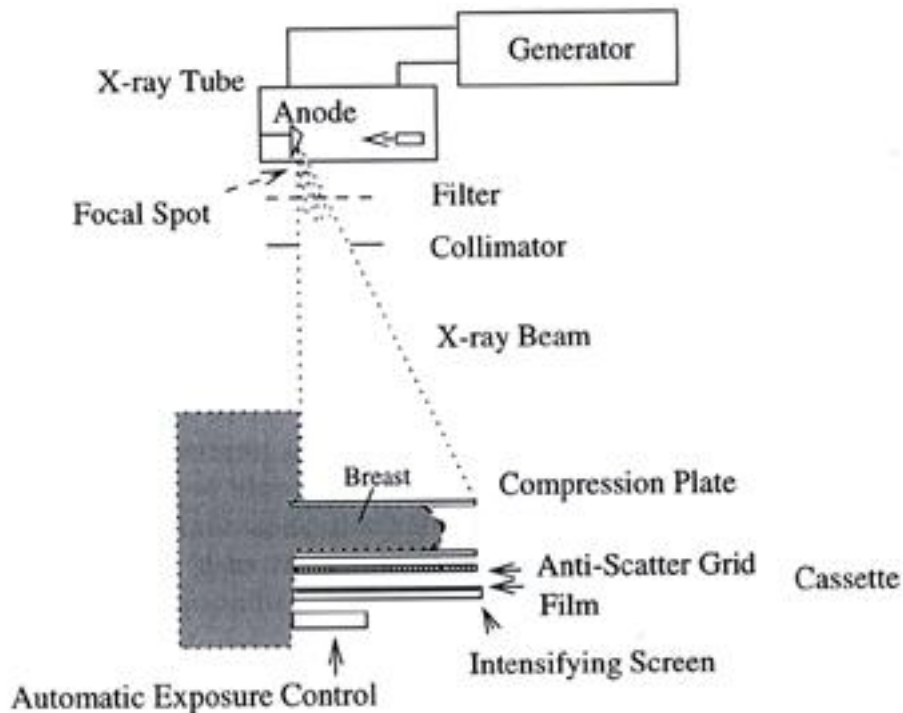
1.2 Απεικονιστικό σύστημα μαστογραφίας

Όπως αναφέρθηκε και στην προηγούμενη παράγραφο, η πρώιμη διάγνωση του καρκίνου του μαστού δίνει μεγαλύτερες πιθανότητες επιβίωσης και προσφέρει περισσότερες επιλογές για θεραπεία. Εκτιμάται ότι το ποσοστό επιβίωσης 5 χρόνια μετά την πρώτη διάγνωση σε περίπτωση που έχει γίνει μετάσταση του καρκίνου σε άλλα όργανα είναι μόνο 23.3% [Howlader et al. 2011]. Είναι λοιπόν πολύ σημαντικό η ασθένεια να εντοπιστεί στα πρώτα της στάδια προτού εξαπλωθεί. Οι πλέον συνήθεις μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την απεικονιστική διερεύνηση του καρκίνου είναι η μαστογραφία, η υπερηχοτομογραφία, η μαγνητική τομογραφία (Magnetic Resonance Imaging-MRI) και η τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (Positron Emission Tomography-PET).

Η μαστογραφία έχει αποδειχθεί να είναι η αποτελεσματικότερη απεικονιστική μέθοδος διάγνωσης του καρκίνου [Maggio 2004]. Στατιστικά στοιχεία δείχνουν ότι η προληπτική μαστογραφία μπορεί να μειώσει τα ποσοστά της θνησιμότητας κατά 30-40% [McTiernan et al. 2008]. Πρόκειται για μια ακίνδυνη, μη επεμβατική τεχνική που έχει αποδειχθεί να παρέχει το μεγαλύτερο ποσοστό αξιοπιστίας για την διερεύνηση ύπαρξης καρκίνου καθώς και για τον εντοπισμό του σε πρώιμο στάδιο, δηλαδή όταν το μέγεθος του είναι μόνο λίγα χιλιοστά και μη ψηλαφητός.

Η συμβατική μαστογραφία είναι μια τεχνική ακτίνων X με την οποία απεικονίζεται σε ειδικό φιλμ η εσωτερική δομή του μαστού [ACS Breast Cancer Facts and Figures 2013]. Η εξέταση γίνεται με χρήση ενός ειδικού μηχανήματος που ονομάζεται μαστογράφος. Η λειτουργία του μαστογράφου είναι η ακόλουθη: Μια δέσμη ακτίνων X κατευθύνεται προς τον μαστό, οποίος συμπιέζεται για καλύτερη απεικόνιση. Η δέσμη φιλτράρεται προτού φτάσει στο μαστό, με σκοπό την ευθυγράμμισή της και την απομάκρυνση των φωτονίων χαμηλής ενέργειας. Τα φωτόνια καθώς διαπερνούν τον μαστό εξασθενούν και πριν φτάσουν στο φιλμ και στην απεικονιστική οθόνη περνούν μέσα από αντισκεδαστικό. Καθώς τα φωτόνια X απορροφώνται από το φιλμ, φωτόνια φωτός εκπέμπονται και σχηματίζουν την εικόνα μαστογραφίας. Η έκθεση του μαστού στην δέσμη σταματά με την παρέμβαση ενός αυτόματου συστήματος ελέγχου έκθεσης. Διαφορετικά επίπεδα εξασθένησης των ακτίνων καθώς διέρχονται από το μαστό είναι ενδεικτικά των διαφορετικών ιστών του μαστού και των πιθανών ευρημάτων. Παρόλο που η εξέταση γίνεται με ακτίνες δεν είναι επικίνδυνη, αφού η

δότης της ακτινοβολίας που εκπέμπει ο μαστογράφος είναι πολύ μικρή. Η εικόνα 1.2 απεικονίζει τα βασικά μέρη ενός συμβατικού απεικονιστικού συστήματος μαστογραφίας.



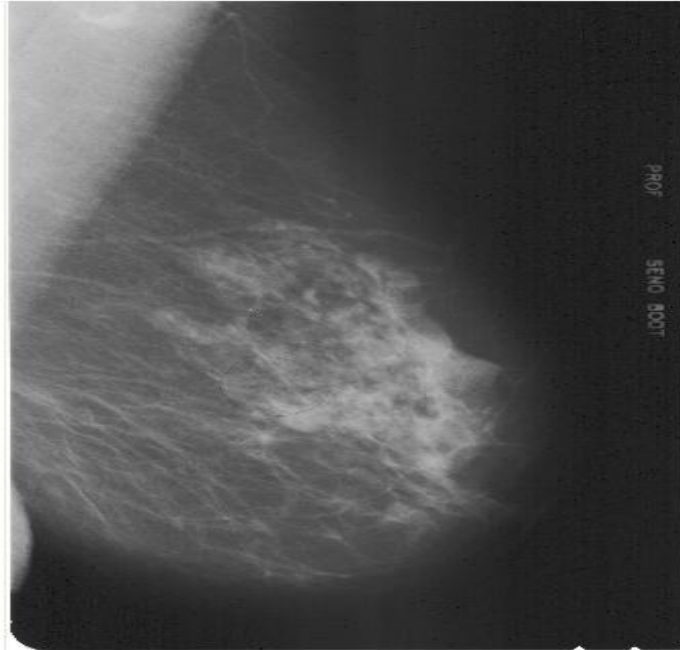
Εικόνα 1.2 Απεικόνιση των τεχνικών μερών ενός συμβατικού απεικονιστικού συστήματος μαστογραφίας [Highnam et al. 1999]

Τα τελευταία χρόνια χρησιμοποιείται πλέον και η ψηφιακή μαστογραφία, όπου οι εικόνες αποθηκεύονται σε ψηφιακή μορφή στον υπολογιστή και όχι σε φιλμ όπως προηγουμένως. Η ψηφιακή μαστογραφία πλεονεκτεί της συμβατικής, μιας και ο γιατρός έχει την δυνατότητα να χειρίζεται ηλεκτρονικά τις εικόνες και να εξετάζει καλύτερα περιοχές ενδιαφέροντος. Επίσης, ένα ακόμα πλεονέκτημα είναι ότι τα αποτελέσματα από την ανάλυση παράγονται ταχύτερα, χάρη στην χρήση του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Ωστόσο, δεν έχει δειχθεί ότι η ψηφιακή μαστογραφία συντελεί σε αποτελεσματικότερη διάγνωση του καρκίνου σε σχέση με τη συμβατική μαστογραφία, παρά μόνο στην περίπτωση πυκνών μαστών νέων γυναικών [Bick et al. 2007].

Με τη χρήση των μαστογραφιών είναι δυνατόν να εντοπιστούν κακώσεις στον μαστό ή αλλαγές στους ιστούς που ενδέχεται να οδηγήσουν σε σοβαρότερα προβλήματα στο μέλλον. Γενικότερα, αποκαλύπτονται ανωμαλίες του μαστού που ακόμα και η ίδια η ασθενής δεν έχει ακόμα αντιληφθεί. Όταν μία τέτοια κάκωση εντοπιστεί, γίνεται δειγματοληψία ιστού (βιοψία) στην συγκεκριμένη περιοχή προκειμένου να γίνει οριστική διάγνωση για καλοήθεια ή κακοήθεια. Στην εικόνα 1.3 παρουσιάζεται μια απλή μαστογραφία.

Παρά το γεγονός ότι η μαστογραφία είναι η πιο διαδεδομένη απεικονιστική μέθοδος δεν λειτουργεί πάντα τέλεια, προφανώς όπως άλλωστε και κάθε ιατρική εξέταση, αφού παρέχει σε πολλές περιπτώσεις χαμηλότερης ποιότητας εικόνα της ανατομίας του μαστού. Παρουσιάζει μάλιστα συγκεκριμένα μειονεκτήματα που δυσχεραίνουν το έργο των ακτινολόγων για τον εντοπισμό του καρκίνου. Τα σημαντικότερα εξ' αυτών είναι:

- 1) Η κακή διακριτική ικανότητα, η χαμηλή αντίθεση και η ύπαρξη θορύβου εμποδίζουν την διαγνωστική αξιολόγηση των μαστογραφικών ευρημάτων.
- 2) Υπάρχουν μικρές διαφορές στην αντίθεση μεταξύ καρκινικών και υγιών ιστών.
- 3) Ένα μεγάλο ποσοστό από τις βιοψίες που έγιναν ύστερα από ερμηνεία των μαστογραφιών αποδεικνύεται τελικά να είναι καλοήθεις περιπτώσεις, με αποτέλεσμα πολλές ασθενείς να έχουν υποβληθεί σε περιττές επίπονες εξετάσεις και έξοδα.



Εικόνα 1.3 Μαστογραφική ανατομία

Ως αποτέλεσμα, κατά μέσο όρο με χρήση μαστογραφίας είναι δυνατό να ανιχνεύονται το 80%-90% των καρκίνων σε γυναίκες χωρίς συμπτώματα [ACS Breast Cancer Facts and Figures 2010]. Κάθε γυναίκα, ιδιαίτερα μετά την ηλικία των 40 ετών οπότε αυξάνει και ο κίνδυνος εμφάνισης καρκίνου, πρέπει να κάνει μαστογραφία τουλάχιστον ετησίως, ώστε να είναι δυνατόν να διαγνωστεί ο καρκίνος σε πρώιμο στάδιο. Μάλιστα, λόγω των πιθανών μειονεκτημάτων στα οποία αναφερθήκαμε προηγουμένως, συνίσταται συνδυασμός ιατρικών εξετάσεων. Για παράδειγμα, είναι προτιμότερο η ετήσια μαστογραφία να συνοδεύεται και από μία εξέταση MRI.

1.3 Μαστογραφικά ευρήματα

Η μαστογραφία μπορεί να αποκαλύψει πολλές ανωμαλίες οι οποίες ενδεχομένως να μαρτυρούν την ύπαρξη καρκίνου του μαστού. Οι βασικές κατηγορίες στις οποίες αυτές κατατάσσονται είναι: (i) οι μάζες, (ii) οι αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις και (iii) οι μικροασβεστώσεις. Είναι βέβαια δυνατόν να εντοπιστεί συνδυασμός των κατηγοριών αυτών. Η αξιολόγηση του συνόλου των ευρημάτων αυτών οδηγούν στην διάγνωση της ασθένειας.

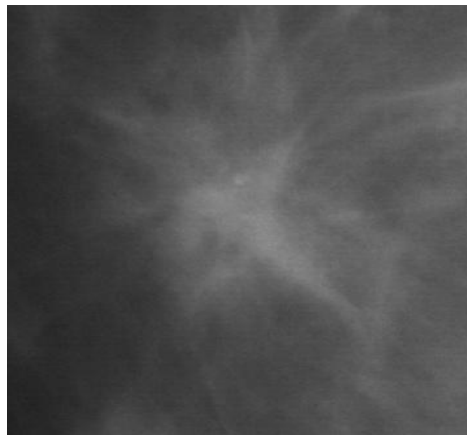
Προκειμένου να γίνει προτυποποίηση της ερμηνείας των μαστογραφιών και να αποφεύγονται παρερμηνείες, το Αμερικάνικο Κολλέγιο Ακτινολογίας (American College of Radiology-ACR) θέσπισε

το πρότυπο BI-RADS (Breast Imaging Reporting and Database System) προκειμένου να υπάρχουν σαφή και αντικειμενικά κριτήρια για την κατηγοριοποίηση των κατώσεων [ACR, Breast Imaging Atlas 2003]. Με βάση λοιπόν το συγκεκριμένο πρότυπο, προχωράμε στην παρουσίαση των σημαντικότερων μαστογραφικών ευρημάτων.

1.3.1 Μάζες

Ως μάζα ορίζεται μία τρισδιάστατη δομή στο εσωτερικό του μαστού που αποκαλύπτεται από τουλάχιστον δύο διαφορετικές προβολές στην μαστογραφία [ACR, Breast Imaging Atlas 2003]. Σε περίπτωση που μία τέτοια δομή απεικονίζεται μόνο σε μία προβολή και δεν μπορεί να επιβεβαιωθεί η τρισδιάστατη δομή της χρησιμοποιείται για την περιγραφή της ο όρος τοπική ασυμμετρία.

Μια μάζα είναι ένα σύμπλεγμα κυττάρων με μεγαλύτερη πυκνότητα από τον περιβάλλοντα ιστό, με αποτέλεσμα να είναι σχετικά εύκολα παρατηρήσιμη στις μαστογραφίες. Η ύπαρξη μιας μάζας αποτελεί ισχυρή ένδειξη για την εκδήλωση καρκίνου του μαστού, ωστόσο είναι δυνατόν η δημιουργία της να προέκυψε από καλοήθεις συνθήκες. Μια μάζα περιγράφεται και κατατάσσεται ως καλοήθης ή κακοήθης με βάση το σχήμα της, την μορφή των ορίων της και την πυκνότητά της. Τυχόν συνοδά ευρήματα, όπως μικροασβετώσεις ή αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις, πρέπει να συνηγορούνται πριν την τελική κατηγοριοποίησή της.

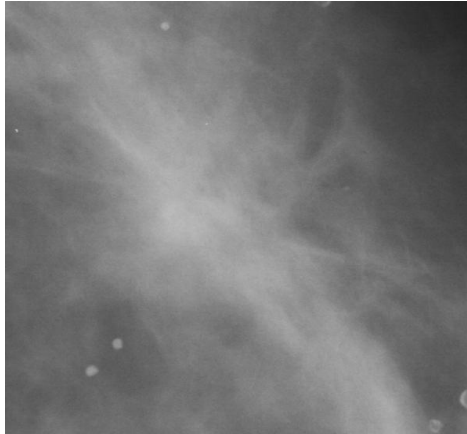


Εικόνα 1.4 Περιοχή ενδιαφέροντος με κακοήθη μάζα (περίπτωση 0003, φάκελος cancer_1, βάση DDSM)

Σχετικά με το σχήμα των μαζών, ανώμαλες μάζες είναι μάλλον κακοήθεις, ενώ στρογγυλές ή ωοειδείς αθώνονται ως καλοήθεις. Κάτι ανάλογο ισχύει με τα όρια των μαζών τα οποία μπορούμε να τα διακρίνουμε σε συνεχή, ημιτελή ή κακώς ορισμένα. Κακώς ορισμένα όρια μαρτυρούν συνήθως κακοήθεια. Τέλος, όσον αφορά την πυκνότητα της μάζας, όσο μεγαλύτερη είναι η διαφορά με τον περιβάλλοντα ιστό τόσο μεγαλύτερη είναι η πιθανότητα η μάζα να είναι κακοήθης. Συνήθως στις μαστογραφίες οι καλοήθεις μάζες μπορούν να διακριθούν σχετικά εύκολα, σε αντίθεση με τις κακοήθεις. Στην εικόνα 1.4 απεικονίζεται μία μαστογραφική εικόνα με επισημασμένη μια περίπτωση κακοήθους μάζας.

1.3.2 Αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις

Ως αρχιτεκτονική διαστρέβλωση μπορεί να οριστεί μία σημαντική αλλαγή στην εσωτερική δομή του μαστού, χωρίς όμως η αλλαγή να οφείλεται σε μία ορατή μάζα [ACR, Breast Imaging Atlas 2003]. Η συνηθέστερη μορφή μιας διαστρέβλωσης είναι λεπτές γραμμές που ακτινοβολούνται από ένα σημείο στο μαστό, όπως φαίνεται στην ακτινογραφία της εικόνας 1.5. Οι διαστρεβλώσεις αυτού του είδους εμφανίζονται συνήθως στην περιοχή του παρεγχύματος του μαστού, όπου και παρατηρείται ανώμαλη διάταξη των ιστών.



Εικόνα 1.5 Περιοχή ενδιαφέροντος με αρχιτεκτονική διαστρέβλωση (περίπτωση 0283, benign_4, βάση DDSM)

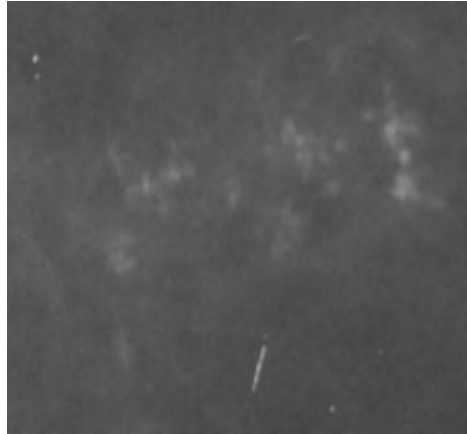
Οι διαστρεβλώσεις αποτελούν σοβαρή ένδειξη καρκίνου του μαστού όντας πολύ ύποπτες για κακοήθεια, ιδιαίτερα στην περίπτωση όπου εντοπίζονται και άλλα συνοδά ευρήματα. Αν η ύπαρξη μιας αρχιτεκτονικής διαστρέβλωσης οφείλεται σε αλλοίωση του ιστού του μαστού λόγω ιστορικού τραύματος ή προηγούμενης χειρουργικής επέμβασης, το εύρημα μπορεί να αθωωθεί ως καλοήθες.

1.3.3 Μικροασβεστώσεις

Οι ασβεστώσεις ή αλλιώς και αποτιτανώσεις αποτελούν το πιο διαδεδομένο αλλά συγχρόνως και το πιο μικρό μαστογραφικό εύρημα [ACR, Breast Imaging Atlas 2003]. Πρόκειται συγκεκριμένα για εναποθέσεις ασβεστίου στα λοβία ή τους πόρους του μαστού. Είναι συνήθως εύκολα παρατηρήσιμες μιας και αντιστοιχούν στις υψηλές συχνότητες της εικόνας και είναι στις περισσότερες περιπτώσεις πιο φωτεινές από τον περιβάλλοντα ιστό. Η παρουσία ασβεστώσεων αποτελεί ένδειξη μίας παρελθούσης ή ακόμα και συνεχιζόμενης μεταβολής του ιστού του μαστού. Ανάλογα με το μέγεθός τους τις διακρίνουμε σε δύο κατηγορίες: τις μακροασβεστώσεις και τις μικροασβεστώσεις.

Οι μακροασβεστώσεις είναι συνήθως μεγαλύτερες από 0.5 mm και στρογγυλές, είναι πιο σπάνιες από τις μικροασβεστώσεις, ενώ η εμφάνισή τους αποδίδεται σε καλοήθεις συνθήκες. Αντίθετα, οι μικροασβεστώσεις, ή αλλιώς μικροαποτιτανώσεις, είναι μικροσκοπικές, μικρότερες από 0.5 mm, εμφανίζονται οπουδήποτε στον μαστό και η συχνότητα εμφάνισής τους αυξάνει με την ηλικία. Παρά το γεγονός ότι η παρουσία τους σχετίζεται συνήθως με καλοήθεις συνθήκες, χρίζουν ιδιαίτερης ανάλυσης καθώς έχει αποδειχθεί ότι ένα ποσοστό 30-50% περιπτώσεων ασθενών που πάσχουν από

καρκίνο του μαστού έχει διαγνωστεί χάρη στην παρουσία μικροασβεστώσεων [Chan et al. 1988]. Εμφανίζονται συνήθως οργανωμένες σε συμπλέγματα και όχι μεμονωμένες. Στην εικόνα 1.6 απεικονίζεται μια περιοχή της μαστογραφίας με επισημασμένο ένα σύμπλεγμα καλόθων μικροασβεστώσεων.



Εικόνα 1.6 Περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (περίπτωση 1276, φακελος benign_02, βάση DDSM)

Ο εντοπισμός των μικροασβεστώσεων στις μαστογραφίες και η διάγνωσή τους αποτελούν ένα δύσκολο έργο για τους ακτινολόγους λόγω του μικρού τους μεγέθους και της ακαθόριστης φύσης τους. Το σχήμα και η κατανομή τους ποικίλλουν, ενώ ενδέχεται να παρουσιάζουν χαμηλή αντίθεση σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό, ειδικά σε περιπτώσεις μαστών υψηλής πυκνότητας, όπως είναι για παράδειγμα ο μαστός νέων γυναικών. Επίσης, ιδιαίτερα στην περίπτωση μεμονωμένων μικροασβεστώσεων, μπορεί να μην είναι δυνατή η διάκρισή τους από το θόρυβο υψηλής συχνότητας της μαστογραφίας.

Πίνακας 1.1 Τύποι μικροασβεστώσεων και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS

	Τύποι Μικροασβεστώσεων	Χαρακτηριστικά
Τυπικά καλοήθεις	Επιδερμικές	Φωτεινό κέντρο με πολυγωνικό σχήμα
	Αγγειακές	Γραμμικές μικροασβεστώσεις παράλληλες με αγγείο του μαστού
	Σφαιρικές	Λεία, κυκλικά συμπλέγματα, με φωτεινά κέντρα που εντοπίζονται κυρίως στο τείχος κυστών
	Στικτές	Στρογγυλές ή ωοειδείς, με μικρό μέγεθος και σαφώς ορισμένα όρια
Ενδιάμεσου κινδύνου	Άμορφες ή ακαθόριστες	Στρογγυλές στο σχήμα, μικρές ή θολές στην όψη, δεν μπορούν να ταξινομηθούν μορφολογικά
Υψηλού κινδύνου	Πλειόμορφες ή ετερογενείς	Μικροασβεστώσεις, με ακανόνιστα μεγέθη και σχήματα
	Λεπτές, πλειόμορφες ή διακλαδιζόμενες	Ποικίλουν σε μέγεθος και σχήμα, είναι λεπτές, ευθείες και ασυνεχείς και συνήθως μικρότερες από 0.5 mm.

Όπως αναφέρθηκε ήδη, η παρουσία μικροασβεστώσεων μπορεί να οφείλεται τόσο σε καλοήθεις όσο και κακοήθεις διεργασίες του μαστού. Με βάση το πρότυπο BI-RADS, για την διάγνωση των μικροασβεστώσεων απαιτείται μελέτη σαφώς ορισμένων χαρακτηριστικών όπως το σχήμα τους, το μέγεθός τους, ο αριθμός τους, η πυκνότητά τους, η κατανομή τους και τέλος η θέση τους στο μαστό. Ο πίνακας 1.1 απαριθμεί τους τύπους των μικροασβεστώσεων και την επικινδυνότητά τους ανάλογα με τη μορφολογία, σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS, ενώ ο πίνακας 1.2 παρουσιάζει την επικινδυνότητα ενός συμπλέγματος σε σχέση με την κατανομή του στο μαστό. Μικροασβεστώσεις μεγάλου μεγέθους, με κυκλικό σχήμα και σαφώς ορισμένο περίγραμμα σχετίζονται με καλοήθεια, ενώ αντίθετα η παρουσία συμπλέγματος που περιέχει μικροασβεστώσεις ακανόνιστου σχήματος ή μικροασβεστώσεις επιμήκεις με διακλαδώσεις οφείλεται συνήθως σε κακοήθεις διεργασίες. Γενικά, η ποικιλομορφία και η διαφορετικότητα μεταξύ μικροασβεστώσεων του ίδιου συμπλέγματος αποτελεί ανησυχητική ένδειξη για την κακοήθεια του συμπλέγματος. Τέλος, η κατανομή των μικροασβεστώσεων στο μαστό παίζει σημαντικό ρόλο για τη διάγνυσή τους. Ευρεία διασπορά μικροασβεστώσεων μαρτυρά καλοήθεια, ενώ αντίθετα γραμμική ή τμηματική κατανομή αποτελεί ανησυχητική ένδειξη κακοήθειας του συμπλέγματος.

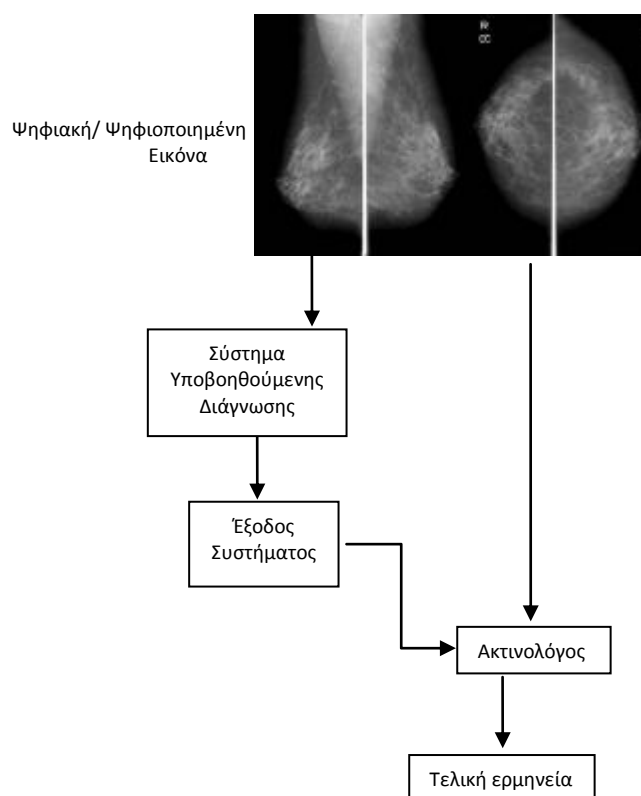
Πίνακας 1.2 Κατανομή μικροασβεστώσεων σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS

<i>Κατανομή μικροασβεστώσεων</i>	<i>Περιγραφή</i>
Γραμμική	Οι μικροασβεστώσεις βρίσκονται διατεταγμένες σε ευθεία γραμμή, με πιθανότητα εμφάνισης διακλαδώσεων
Διάχυτη	Διάσπαρτες μικροασβεστώσεις που εμφανίζονται με τυχαίο τρόπο σε ολόκληρο το μαστό
Συγκεντρωτική	Πολλές μικροασβεστώσεις εμφανίζονται συγκεντρωμένες σε μια μικρή περιοχή του μαστού
Τμηματική	Οι μικροασβεστώσεις εμφανίζονται διάσπαρτες σε έναν μεγάλο όγκο του μαστού. Η συγκεκριμένη κατανομή δείχνει αυξημένο κίνδυνο, καθώς μπορεί να αποτελεί ένδειξη πολυεστιακού καρκίνου σε ένα λοβό ή τμήμα του μαστού.

1.4 Συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης

Ύστερα από την σύντομη περιγραφή των μαστογραφικών ευρημάτων που δόθηκε στις προηγούμενες παραγράφους, μπορεί εύκολα κανείς να καταλάβει πόσο δύσκολη μπορεί να γίνει η ερμηνεία των μαστογραφιών και η λήψη απόφασης για την ύπαρξη ή όχι κακοήθειας, ιδιαίτερα στην περίπτωση άπειρων ακτινολόγων. Πολλοί παράγοντες τεχνητής ή ανθρώπινης φύσης, όπως η περίπλοκη φύση των ακτινογραφικών ευρημάτων, η κακή ποιότητα εικόνας, πιθανές απροσεξίες του ίδιου του ακτινολόγου, μπορεί να οδηγήσουν σε ανικανότητα ανίχνευσης ενός μαστογραφικού ευρήματος. Έχει δειχθεί ότι περίπου 10 – 30% των αλλοιώσεων σε μαστογραφίες παραβλέπονται [Bassett et al. 1987], [Beam et al. 1996], [Bird et al. 1992], [Elmore et al. 2003], [Harvey et al. 1993], [Hillman et al.

1986], [Wallis et al. 1991]. Επιπλέον, ακόμα και αν ο ακτινολόγος εντοπίσει επιτυχώς μία βλάβη, ελλοχεύει ο κίνδυνος να πραγματοποιήσει λάθος διάγνωση, αν αναλογιστούμε το γεγονός ότι τα κριτήρια διαφοροποίησης των ευρημάτων δεν είναι ιδιαίτερα σαφή. Είναι πιθανόν λοιπόν, κακοήθη ευρήματα να αθωωθούν λανθασμένα, ή αντίθετα σε μια μαστογραφία που εντοπίζονται καλοήθη ευρήματα να διαγνωστεί καρκίνος από τον ακτινολόγο. Μάλιστα, η δεύτερη περίπτωση είναι ιδιαίτερα συνηθισμένη. Πολλές ασθενείς προκειμένου να διαπιστωθεί η κατάσταση του ύποπτου ιστού υποβάλλονται σε περιττές χειρουργικές επεμβάσεις (βιοψίες) που επιφέρουν πόνο, άγχος και φυσικά αχρείαστα οικονομικά έξοδα. Έχει δειχθεί ότι μόλις στο 15%-30% των περιπτώσεων που παραπέμπονται βιοψία επιβεβαιώνεται τελικά ύπαρξη καρκίνου [Adler et al. 1992], [Barlow et al. 2004], [Elmore et al 2003], [Hermann et al 1987], [Korans 1992].



Σχήμα 1.1 Διαγραμματική απεικόνιση του συμπληρωματικού ρόλου ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης στο διαγνωστικό έργο του ακτινολόγου.

Προκειμένου να δοθούν λύσεις στα συγκεκριμένα προβλήματα και να βοηθηθούν οι ακτινολόγοι στην ερμηνεία των μαστογραφιών, ξεκίνησε κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών η υλοποίηση και ανάπτυξη συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης (Computer Aided Diagnosis-CAD) [Doi 2007], [Elter et al. 2009], [Giger et al. 2008], [Nishikawa 2007]. Ως υποβοηθούμενη διάγνωση μπορεί να οριστεί η διάγνωση που πραγματοποιεί ένας ακτινολόγος λαμβάνοντας υπ' όψη την ανάλυση που έχει προηγηθεί από ένα υπολογιστικό σύστημα για την ερμηνεία της μαστογραφίας. Ασφαλώς, η τελική διάγνωση γίνεται πάντα από τον ακτινολόγο και η διάγνωση του συστήματος λειτουργεί μόνο συνεπικουρικά. Σε αντίθετη περίπτωση, ενδέχεται να υπάρχουν αρνητικά αποτελέσματα και το σύστημα να απωλέσει τον πραγματικό του ρόλο ο οποίος είναι να συνδράμει

τον ακτινολόγο και όχι να τον αντικαταστήσει. Στο σχήμα 1.1 παρουσιάζεται διαγραμματικά ο ρόλος ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης στη λήψη αποφάσεων από έναν ακτινολόγο στην κλινική πρακτική.

Τα περισσότερα από τα συστήματα αυτά είτε βοηθούν τον ακτινολόγο στον εντοπισμό περιοχών ενδιαφέροντος σε μια μαστογραφία, είτε δίνουν την δική τους εκτίμηση για το αν υπάρχει κακότητα σε μια περιοχή της μαστογραφίας. Συνεπώς μπορούμε να διακρίνουμε τα συστήματα σε δύο βασικές κατηγορίες:

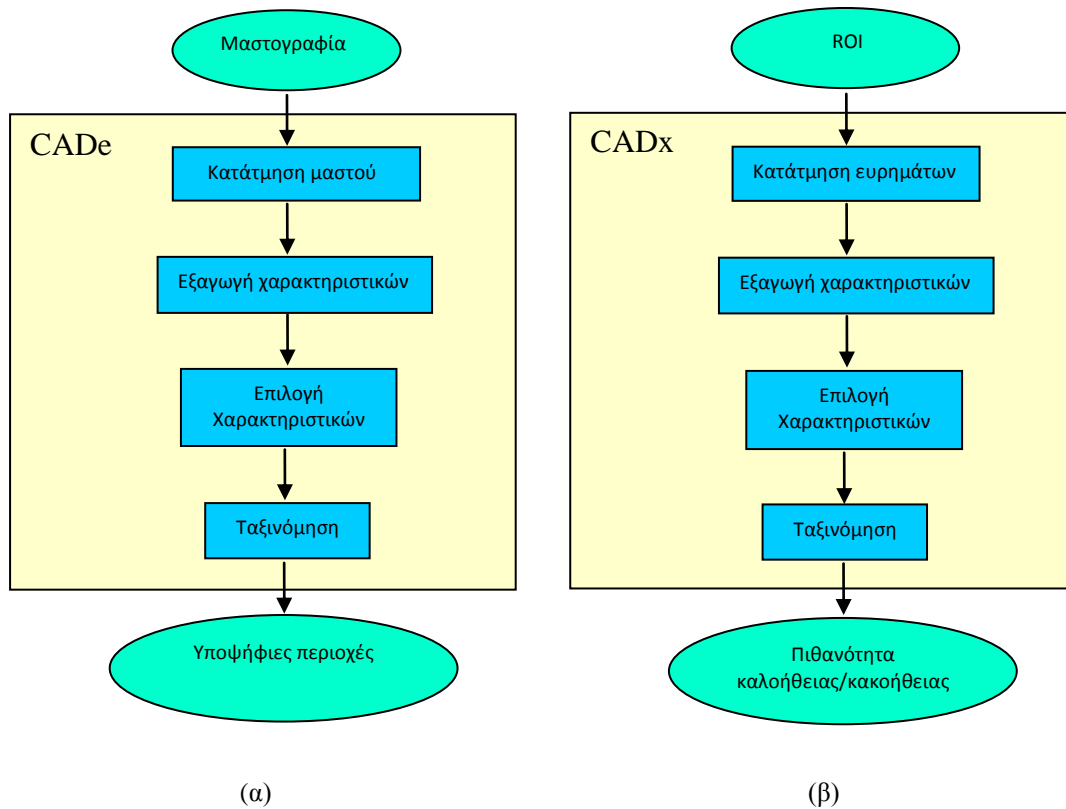
➤ Συστήματα Υποβοηθούμενης Ανίχνευσης Ευρημάτων (CAD_e)

Οι ακτινολόγοι χρησιμοποιούν την έξοδο των συγκεκριμένων συστημάτων για να βοηθηθούν στην ανίχνευση ευρημάτων σε μία μαστογραφία [Nishikawa 2007]. Ρόλος ενός συστήματος της συγκεκριμένης κατηγορίας είναι να τροφοδοτείται με μια μαστογραφική εικόνα και να παρέχει ενδείξεις για τοποθεσίες ύποπτων περιοχών. Στόχος της ενσωμάτωσης ενός τέτοιου συστήματος στη διαγνωστική πρακτική είναι η ελαχιστοποίηση των παρατηρήτων μαστογραφικών ευρημάτων, καθώς όπως έχει ήδη τονιστεί είναι πιθανό λόγω ανθρώπινης απροσεξίας ή κακής ποιότητας εικόνας κάποια ευρήματα να παραβλεφθούν. Τα συστήματα αυτής της κατηγορίας απλά υποδεικνύουν ύποπτες περιοχές, αφήνοντας το κομμάτι της ανάλυσης του ευρήματος και της διάγνωσης αποκλειστικά στον ακτινολόγο.

➤ Συστήματα Υποβοηθούμενης Κατηγοριοποίησης Ευρημάτων (CAD_x)

Τα συστήματα της συγκεκριμένης κατηγορίας υλοποιούν εκτενέστερες λειτουργίες σε σχέση με τα προηγούμενα, μιας και στοχεύουν στην αυτόματη διάγνωση ενός μαστογραφικού ευρήματος [Elter et al. 2009]. Ένα τέτοιο σύστημα τροφοδοτείται με την περιοχή ενδιαφέροντος (Region of Interest-ROI) του ευρήματος και στη συνέχεια το αναλύει με μαθηματικό τρόπο ώστε να προχωρήσει στη διάγνωση αν είναι κακός ή όχι. Φυσικά, όπως τονίστηκε και νωρίτερα, η διάγνωση αυτή απλά συνεκτιμάται από τον ακτινολόγο, ο οποίος είναι ο αποκλειστικός υπεύθυνος για τη λήψη των τελικών αποφάσεων. Επιδίωξη της χρήσης των συγκεκριμένων συστημάτων είναι η βοήθεια προς τον ακτινολόγο για το διαχωρισμό καλόθων-κακώθων ευρημάτων, στοχεύοντας φυσικά στην ελαχιστοποίηση του αριθμού των λανθασμένων διαγνώσεων.

Σε κάθε περίπτωση, ανεξάρτητα από την κατηγορία του, ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης πρέπει να είναι κατάλληλα σχεδιασμένο ώστε να αναλύει με αντικειμενικό τρόπο τις μαστογραφίες και να παρέχει στον ακτινολόγο μία αξιόπιστη δεύτερη γνώμη, την οποία αυτός συνυπολογίζει κατά την ερμηνεία της μαστογραφίας. Εν γένει, η έρευνα πάνω στην ανάπτυξη ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης περιλαμβάνει συγκεκριμένες διακριτές λειτουργίες που πρέπει να υλοποιηθούν και να μελετηθούν και οι οποίες παρουσιάζονται σχηματικά στο σχήμα 1.2.



Σχήμα 1.2 Διάγραμμα ροής της λειτουργίας ενός (α) συστήματος υποβοηθούμενης ανίχνευσης ευρημάτων, (β) συστήματος υποβοηθούμενης κατηγοριοποίησης ευρημάτων.

Η λειτουργία του CAD συστήματος ξεκινάει με την εισαγωγή της μαστογραφίας ή την εισαγωγή μιας περιοχής ενδιαφέροντος που είναι συνήθως μια ορθογώνια υποπεριοχή της εικόνας. Τα πρώτα CAD συστήματα επεξεργάζονταν ψηφιοποιημένες εικόνες. Με την πρόοδο της τεχνολογίας και την κατασκευή ψηφιακών μαστογράφων έγινε δυνατή η απευθείας εισαγωγή ψηφιακών μαστογραφιών. Στο επόμενο στάδιο, σε περίπτωση που έχει εισαχθεί ολόκληρη η μαστογραφία, εφαρμόζονται τεχνικές προ-επεξεργασίας της εικόνας προκειμένου να πραγματοποιηθεί κατάτμηση της περιοχής του μαστού ώστε να απομονωθεί ο ιστός από το φόντο και να αφαιρεθούν αχρείαστα κομμάτια της εικόνας. Για την περίπτωση των συστημάτων CAD_x, στο συγκεκριμένο στάδιο πραγματοποιείται κατάτμηση του ευρήματος, ώστε να απομονωθεί από την υπόλοιπη εικόνα το υπό εξέταση εύρημα και να αναλυθεί ανεξάρτητα από τις ιδιότητες των γύρω ιστών. Στο επόμενο βήμα, το σύστημα υλοποιεί ίσως τη σημαντικότερη φάση της λειτουργίας του μιας και καλείται να υπολογίσει με αντικειμενικό τρόπο χαρακτηριστικά που περιγράφουν μαθηματικά τη μορφολογία του ευρήματος. Στο συγκεκριμένο στάδιο, πρέπει να ενσωματωθούν στο σύστημα τεχνικές και μέθοδοι από το επιστημονικό πεδίο της Όρασης Υπολογιστών, ώστε το σύστημα με πλήρως αυτοματοποιημένο τρόπο να αναλύσει τα ευρήματα ακριβώς όπως θα επιχειρούσε να τα αναλύσει ένας εξειδικευμένος ακτινολόγος. Τα χαρακτηριστικά που θα υπολογιστούν τροφοδοτούν το επόμενο επίπεδο λειτουργίας στο οποίο αναζητείται το βέλτιστο υποσύνολο εξ' αυτών. Αναζητείται ένα μικρό υποσύνολο των υπολογισθέντων χαρακτηριστικών, τα οποία όμως παρέχουν την απαραίτητη

πληροφορία για την πραγματοποίηση της τελικής διάγνωσης του συστήματος και εξασφαλίζουν τη μέγιστη αποδοτικότητά του. Στο τελευταίο στάδιο λειτουργίας τους, τα συστήματα αξιοποιώντας το προηγούμενο υποσύνολο χαρακτηριστικών, πραγματοποιούν την τελική τους διάγνωση (υπόδειξη θέσεων στην περίπτωση CAD_e συστημάτων, διαχωρισμός ευρημάτων στην περίπτωση CAD_x συστημάτων). Εν γένει, το πρόβλημα στο συγκεκριμένο στάδιο είναι ένα πρόβλημα ταξινόμησης, οπότε και πρέπει να βρεθούν κατάλληλα κριτήρια και μέθοδοι διαχωρισμού, όπως αυτές που χρησιμοποιούν οι ακτινολόγοι κατά την τελική τους κρίση. Στο συγκεκριμένο λοιπόν στάδιο πρέπει να υλοποιηθούν και να ενσωματωθούν τεχνικές ενός άλλου επιστημονικού πεδίου, της Υπολογιστικής Νοημοσύνης, ώστε το σύστημα αξιοποιώντας τα υπολογισθέντα χαρακτηριστικά να προχωρά με αυτόματο τρόπο στις τελικές υποδείξεις του.

Προφανώς, το παραπάνω διάγραμμα ροής δεν είναι και το μοναδικό για τη λειτουργία ενός συστήματος, μιας και υπάρχει η περίπτωση κάποια από τα παραπάνω στάδια της λειτουργίας να παραλείπονται. Για παράδειγμα, μπορεί να μη χρειαστεί καθόλου το στάδιο της επιλογής χαρακτηριστικών, ειδικά στην περίπτωση μικρού αριθμού υπολογισθέντων χαρακτηριστικών. Επίσης, ανάλογα με την περιγραφή του ευρήματος που θέλουμε να πραγματοποιήσουμε, είναι πιθανό η κατάτμηση του ευρήματος να είναι περιττή και η επεξεργασία να πρέπει να γίνει επί της αρχικής εικόνας. Τέλος, σε πολλές περιπτώσεις γίνεται χρήση και άλλων χαρακτηριστικών που δεν προκύπτουν από την ανάλυση της εικόνας, π.χ. ιστορικό ασθενούς ή ιατρικά δεδομένα. Τα δεδομένα αυτά συνυπολογίζονται μόνο στο τελικό στάδιο, χωρίς να υπάρχει εμπλοκή τους στα προηγούμενα στάδια που αφορούν την επεξεργασία της μαστογραφίας.

Οι ερευνητές ξεκίνησαν να εξερευνούν την τεχνολογία CAD στις αρχές της δεκαετίας του 1980, οι προσπάθειές τους όμως περιορίζονταν από την περιορισμένη υπολογιστική δύναμη της εποχής. Το 1982, ερευνητές στο πανεπιστήμιο του Σικάγο δημοσίευσαν μια μελέτη για τη χρήση CAD συστήματος σε μαστογραφικές εικόνες [Ishida et al. 1982]. Δυστυχώς, αυτές οι αρχικές προσπάθειες έδειξαν ότι η ικανότητα των υπολογιστών να μετατρέπουν αναλογικές εικόνες σε ψηφιακές δεν ήταν αρκετή ώστε να αναλύονται ικανοποιητικά οι μαστογραφίες, αλλά ούτε και αρκετά γρήγοροι ώστε να μπορούν να δοκιμαστούν πρακτικά σε διαγνωστικά κέντρα. Με την πρόοδο της τεχνολογίας όμως, η θεωρία έγινε πράξη, παρόλο που τα προηγούμενα χρόνια κάτι τέτοιο φαινόταν ακατόρθωτο. Το 1998, το σύστημα R2 Technology/ImageChecker γίνεται το πρώτο που παίρνει την άδεια FDA (Food and Drug Administration) στις Η.Π.Α. να κυκλοφορήσει στο εμπόριο [<http://www.r2tech.com>]. Η επανάσταση στον τομέα της CAD διάγνωσης έχει ήδη ξεκινήσει. Λίγα χρόνια αργότερα, το 2002, η εταιρεία CADx Medical παίρνει επίσης την έγκριση FDA για το σύστημά της [<http://www.icadmed.com>].

Σήμερα, πολλά συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης έχουν αναπτυχθεί από ιδιωτικές εταιρείες, Πανεπιστήμια, νοσοκομεία και ακαδημαϊκούς φορείς. Παρά τις αρχικές αμφιβολίες και αντιδράσεις, τα συστήματα CAD έχουν εισχωρήσει πλέον ουσιαστικά στις καθημερινή κλινική διάγνωση με ευεργετικά αποτελέσματα [Birdwell et al. 2005], [Cupples et al. 2005], [Dean et al. 2006], [Feig et al. 2004], [Fenton et al. 2007], [Freer et al. 2001], [Gromet 2008], [Gur et al. 2004], [Khoo et al. 2005],

[Ko et al., 2006], [Morton et al. 2006]. Ωστόσο, τα περισσότερα συστήματα του εμπορίου εξειδικεύονται στην ανίχνευση ύποπτων περιοχών στο μαστό (CAD_e) και ελάχιστα εξ' αυτών επικεντρώνονται στην υποβοηθούμενη διάγνωση (CAD_x) [Doi 2007], [Elter et al. 2009]. Ο βασικός λόγος είναι ότι απαιτείται σχεδόν τέλεια επίδοση των συστημάτων CAD_x στην κατηγοριοποίηση των μαστογραφικών ευρημάτων, μιας και πρόκειται για ένα πολύ σημαντικό ιατρικό θέμα όπου τα διαγνωστικά λάθη ενδέχεται να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στην υγεία των ασθενών.

1.5 Σκοπός της διατριβής

Βασικός σκοπός της συγκεκριμένης διατριβής είναι η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου συστήματος για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που εντοπίζονται σε εικόνες μαστογραφίας. Τα συμπλέγματα μικροασβεστώσεων αποτελούν όπως τονίσαμε μία από τις σοβαρότερες ενδείξεις καρκίνου του μαστού και η ερμηνεία τους αποτελεί ένα από τα βασικότερα προβλήματα των εξειδικευμένων ακτινολόγων στην καθημερινή κλινική πρακτική. Στόχος μας λοιπόν είναι η δημιουργία ενός ολοκληρωμένου μοντέλου το οποίο θα δέχεται σαν είσοδο μια περιοχή ενδιαφέροντος στη μαστογραφία που θα περιέχει ένα σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων και θα καταλήγει στην κατηγοριοποίησή του και την εκτίμηση αν το σύμπλεγμα σχετίζεται με καλοήθειες ή κακοήθειες συνθήκες. Φυσικά, ένα τέτοιο σύστημα αποτελείται από αυτοτελείς μονάδες-υποσυστήματα, καθένα από τα οποία πρέπει να σχεδιαστεί με ανεξάρτητο τρόπο από τα υπόλοιπα, μιας και υλοποιεί αυτόνομο έργο. Παρουσιάζουμε λοιπόν αρχικά τον αλγόριθμο κατάτμησης των συμπλεγμάτων από εικόνες μαστογραφίας (κεφάλαιο 2), στόχος του οποίου είναι η απομόνωση των μικροασβεστώσεων από την περιοχή ενδιαφέροντος με την απομάκρυνση του περιβάλλοντος ιστού. Στο Κεφάλαιο 3, παρουσιάζουμε το στάδιο εξαγωγής χαρακτηριστικών για την περιγραφή του συμπλέγματος. Παρουσιάζουμε τις μεθόδους για τον υπολογισμό κρίσιμων χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση του ευρήματος. Στο Κεφάλαιο 4, παρουσιάζουμε το σχεδιασμό του τελικού σταδίου λειτουργίας του συστήματος που στόχο έχει τον επιτυχή διαχωρισμό καλοήθων-κακοήθων ευρημάτων. Υλοποιούνται μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης οι οποίες συγκρίνονται ως προς την αποτελεσματικότητά τους στη σωστή κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων. Στο κεφάλαιο 5, ύστερα από την ανάπτυξη όλων των μονάδων του συστήματος, γίνεται αξιολόγησή τους με χρήση δεδομένων και εικόνων από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών. Πραγματοποιούμε ευρείας κλίμακας μελέτη σε μεγάλο πλήθος μαστογραφιών ώστε να διερευνήσουμε τους παράγοντες που επηρεάζουν την υπολογιστική διάγνωση. Παρουσιάζονται επίσης οι επιδόσεις των προτεινόμενων μεθοδολογιών και συγκρίνονται με τα αποτελέσματα των μελετών άλλων ερευνητικών ομάδων με δημοσιεύσεις στο συγκεκριμένο θέμα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Εκμεταλλευόμενοι τα συμπεράσματα που προέκυψαν στο προηγούμενο κεφάλαιο, στο Κεφάλαιο 6 διερευνούμε τη δυνατότητα προ-ενίσχυσης της αρχικής εικόνας, εφαρμόζοντας τεχνικές βελτίωσης αντίθεσης σε μαστογραφίες συγκεκριμένων ιδιοτήτων. Διερευνούμε λοιπόν στο παρόν κεφάλαιο τη δυνατότητα βελτίωσης της διαγνωστικής διαδικασίας μέσω της εφαρμογής τεχνικών προ-ενίσχυσης, πριν από το στάδιο κατάτμησης των

μικροασβεστώσεων. Στο κεφάλαιο 7 εισάγουμε τη χρήση χαρακτηριστικών θέσης για την περιγραφή των ευρημάτων, ενώ παράλληλα στοχεύουμε στην ανάπτυξη ενός μαστογραφικού άτλαντα που θα παρέχει πληροφορίες για την τοπολογική περιγραφή του μαστού και την πιθανότητα κακοήθειας. Εφαρμόζουμε λοιπόν μεθοδολογίες για τον εντοπισμό κρίσιμων ανατομικών δομών, όπως της περιφέρειας του μαστού, της θηλής και του θωρακικού μυός, προκειμένου να εξάγουμε χαρακτηριστικά που περιγράφουν τη σχετική θέση του ευρήματος μέσα στο μαστό. Με χρήση των χαρακτηριστικών αυτών προχωράμε στη διαμόρφωση ενός μαστογραφικού άτλαντα και πιθανοτικών χαρτών που μπορούν να παρέχουν εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός ευρήματος με βάση αποκλειστικά τη θέση του μέσα στο μαστό. Στο κεφάλαιο 8, αξιοποιούμε τις μεθοδολογίες που αναπτύξαμε και τα συμπεράσματα που εξάγαμε στα προηγούμενα κεφάλαια, προκειμένου να σχεδιάσουμε ένα σενάριο χρήσης των μεθοδολογιών σε συνθήκες καθημερινής κλινικής πρακτικής. Προτείνουμε ένα σενάριο χρήσης το οποίο συνδυάζει τη διάγνωση του αυτόματου συστήματος CAD_x, καίριες υποδείξεις των ακτινολόγων καθώς και την ηλικία της ασθενούς. Το συγκεκριμένο σενάριο μπορεί να ακολουθηθεί σε πραγματικές συνθήκες όπου επιτελείται διάγνωση ενός ευρήματος από τους ακτινολόγους και στοχεύει σε βελτίωση της διαγνωστικής διαδικασίας. Τέλος, στο Κεφάλαιο 9 συζητώνται τα σημαντικότερα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη συγκεκριμένη διατριβή και διαμορφώνονται οι βάσεις για τη μελλοντική εργασία πάνω στα ζητήματα που διερευνώνται στα πλαίσια της διατριβής.

Βιβλιογραφία

- Adler D. D and Helvie M. A. 1992. Mammographic biopsy recommendations, *Curr. Opin. Radiol.*, 45, 123–129.
- American Cancer Society, Cancer Facts and Figures, 2013.
- American Cancer Society, Breast Cancer Facts and Figures, 2009-2010.
- American Cancer Society, Breast Cancer Facts and Figures, 2013-2014.
- American College of Radiology (ACR) 2003. ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA.
- Barlow, W. E., Chi, C., Carney, P. A., Taplin, S. H., D’Orsi, C., Cutter, G., Hendrick, R. E. and Elmore, J. G. 2004. Accuracy of screening mammography interpretation by characteristics of radiologists, *J. Natl. Cancer Inst.*, 96(24), 1840–1850.
- Bassett, L. W., Bunnell, D. H., Jahanshahi, R., Gold, R.H., Arndt, R.D. and Linsman J. 1987. Breast cancer detection: One versus two views, *Radiology*, 165, 95–97.
- Beam, C. A., Layde, P. M. and Sullivan, D. C. 1996. Variability in the interpretation of screening mammograms by US radiologists—Findings from a national sample, *Arch. Intern Med.*, 156, 209–213.
- Bick, U. and Dieckmann, F. 2007. Digital mammography: what do we and what don’t we know?, *Eur. Radiol.*, 17, 1931–1942.

- Bird, R. E., Wallace, T. W. and Yankaskas B. C. 1992. Analysis of cancers missed at screening mammography, *Radiology*, 184, 613–617.
- Birdwell, R. L., Bandodkar, P. and Ikeda, D. M. 2005. Computer-aided detection with screening mammography in a university hospital setting, *Radiology*, 236, 451–457.
- Chan, H.P, Doi, K., Vyborny, C.J., Lam, K.L. and Schmidt, R.A. 1988. Computer-aided detection of microcalcifications in mammograms-methodology and preliminary clinical study, *Invest. Radiol.*, 23 (9), 664-671.
- Cupples, T. E., Cunningham, J. E. and Reynolds, J. C. 2005. Impact of computer-aided detection in a regional screening mammography program, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 185, 944–950.
- Dean, J. C. and Ilvento, C. C., 2006. Improved cancer detection using computer aided detection with diagnostic and screening mammography: Prospective study of 104 cancers, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 187, 20–28.
- Doi, K. 2007. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential, *Comput. Med. Imaging Graph.* 31, 198–211.
- Elmore, J. G., Nakano, C. Y., Koepsell, T. D., Desnick, L.M., D’Orsi, C.J. and Ransohoff, D.F. 2003. International variation in screening mammography interpretations in community-based programs, *J. Natl. Cancer Inst.*, 95, 1384–1393.
- Elter, M. and Horsh, A. 2009. A CADx of mammographic masses and clustered microcalcifications: a review, *Med. Phys.*, 36, 2052–2068.
- Feig, S. A., Sickles, E. A., Evans, W. P. and Linver, M. N. 2004. Re: Changes in breast cancer detection and mammography recall rates after the introduction of a computer-aided detection system, *J. Natl. Cancer Inst.*, 96, 1260–1261.
- Fenton, J. J., Taplin, S. H., Carney, P. A., Abraham, L., Sickles, E. A., D’Orsi, C., Berns, E. A., Cutter, G., Hendrick, R. E., Barlow, W. E. and Elmore, J. G. 2007. Influence of computer-aided detection on performance of screening mammography, *N. Engl. J. Med.*, 356, 1399–1409.
- Freer, T. W. and Ulissey, M. J. 2001. Screening mammography with computer aided detection: Prospective study of 12,860 patients in a community breast center, *Radiology*, 220, 781–786.
- Giger, M., Chan, H. and Boone, J. 2008. Anniversary paper: history and status of CAD and quantitative image analysis: the role of medical physics and AAPM, *Med. Phys.*, 35, 5799–5820.
- Gromet, M. 2008. Comparison of computer-aided detection to double reading of screening mammograms: Review of 231,221 mammograms, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 190, 854–859.
- Gur, D., Sumkin, J. H., Rockette, H. E., Ganott, M. A., Hakim, C., Hardesty, L. A., Poller, W. R., Shah, R. and Wallace, L. 2004. Changes in breast cancer detection and mammography recall rates after the introduction of a computer-aided detection system, *J. Natl. Cancer Inst.*, 96, 185–190.
- Harvey, J. A., Fajardo, L. L. and Innis C. A. 1993. Previous mammograms in patients with impalpable breast carcinomas: Retrospective vs blinded interpretation, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 161, 1167–1172.

- Hermann, G., Janus, C., Schwartz, I.S., Krivisky, B., Bier, S. and Rabinowitz, J.G. 1987. Nonpalpable breast lesions: Accuracy of prebiopsy mammographic diagnosis, *Radiology*, 1652, 323–326.
- Highnam, R. and Brady, J., 1999, Mammographic Image Analysis, Kluwer Academic Publishers, *Computational Imaging and Vision*, 392 pages.
- Hillman, B. J., Fajardo, L. L., Hunter, T. B., Mockbee, B., Cook, C. E., Hagman, R. M., Bjelland J. C., Frey, C. S. and Harris C. J. 1987. Mammogram interpretation by physician assistants, *AJR, Am. J. Roentgenol*, 149, 907–911.
- Howlader, N, Noone, A.M., Krapcho M., et al. 2011. SEER Cancer Statistics Review, 1975-2008, Edwards BK eds., National Cancer Institute. Bethesda, MD.
- iCAD website, <http://www.icadmed.com/>.
- Ishida, M., Kato H., Doi K., Frank P. H. 1982. Development of a new digital radiographic image processing system. *Proc. SPIE*, 347, 42–48.
- Khoo, L. A. L., Taylor, P. and Given-Wilson, R. M. 2005. Computer-aided detection in the United Kingdom national breast screening programme: Prospective study, *Radiology*, 237, 444–449.
- Ko, J. M., Nicholas, M. J., Mendel, J. B. and Slanetz, P. L. 2006. Prospective assessment of computer-aided detection in interpretation of screening mammography, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 187, 1483–1491.
- Kopans, D. B. 1992. The positive predictive value of mammography, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 1583, 521–526.
- Maggio, C.D. 2004. State of the art of current modalities for the diagnosis of breast lesions, *Eur. J. Nucl. Med. Mol. Imag.*, 31 (1), 56-59.
- McTiernan, A., Porter, P. and Potter, J.D. 2008. Breast Cancer Prevention in Countries With Diverse Resources, *Cancer Supplement*, 113, 2325-2330.
- Morton, M. J., Whaley, D. H., Brandt, K. R. and Amrami, K. K. 2006. Screening mammograms: Interpretation with computer-aided detection—Prospective evaluation, *Radiology*, 239, 375–383.
- Nishikawa, R. M. 2007. Current status and future directions of computer-aided diagnosis in mammography, *Comput. Med. Imaging Graph.* 31, 224–235.
- R2 Technology website, <http://www.r2tech.com/>.
- Wallis, M. G., Walsh, M. T. and Lee J. R. 1991. A review of false negative mammography in a symptomatic population, *Clin. Radiol.* 44, 13–15.
- World Health Organisation (WHO), <http://www.who.int/en/>.

Κεφάλαιο 2 – Αυτόματη κατάτμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε περιοχές ενδιαφέροντος μαστογραφικών εικόνων

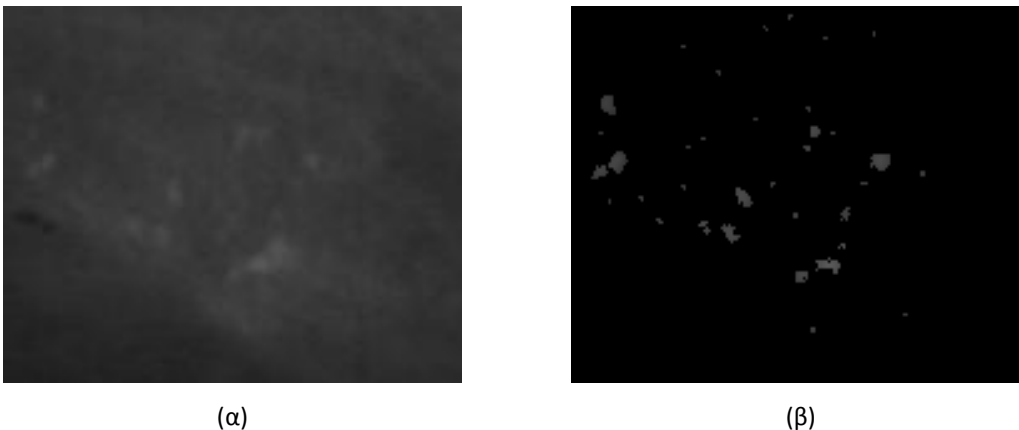
Στο παρόν κεφάλαιο τοποθετείται το γενικό πλαίσιο για την περιγραφή του πρώτου σταδίου της λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Πρόκειται για το πρώτο από τα βήματα που πρέπει να προσομοιωθούν και στόχο έχει τον εντοπισμό και την ανάδειξη των ύποπτων ευρημάτων σε μία περιοχή ενδιαφέροντος της εικόνας. Συζητώνται λοιπόν αρχικά εισαγωγικά στοιχεία για την περιγραφή της λειτουργικότητας και της χρήσης του συγκεκριμένου σταδίου, πραγματοποιώντας στη συνέχεια ανασκόπηση των μελετών που συναντώνται στη βιβλιογραφία, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στις προτεινόμενες μεθοδολογίες. Ακολουθώντας, παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο που προτείνεται στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής.

2.1 Εισαγωγή

Κατά την ανάλυση μιας μαστογραφίας, αν ο ακτινολόγος εντοπίσει περιοχές του μαστού όπου περιέχονται ύποπτα μαστογραφικά ευρήματα, προχωρά αμέσως στην ερμηνεία τους ώστε να αποφασίσει αν θα αθωωθούν, οπότε κρίνονται ως καλοήθη, ή αν θα παραπεμφθούν σε περαιτέρω στάδια ελέγχου, οπότε θεωρούνται αυξημένης επικινδυνότητας. Ιδιαίτερα για την περίπτωση των μικροασβεστώσεων, όπως συζητήθηκε και στο προηγούμενο κεφάλαιο, η μορφολογία τους και η κατανομή τους μέσα στο σύμπλεγμα αποτελούν δύο καθοριστικούς παράγοντες που πρέπει να ληφθούν υπόψη από τους ακτινολόγους προκειμένου να πραγματοποιήσουν τη διάγνυσή τους. Συνεπώς οι ακτινολόγοι σημαδεύουν επί της μαστογραφικής εικόνας την ακριβή θέση κάθε μεμονωμένης μικροασβέστωσης, καθώς και τα σαφή όριά της, ώστε να αναλύσουν στη συνέχεια

τόσο το σχήμα της όσο και τη σχετική θέση των ευρημάτων μεταξύ τους. Αντίστοιχος συνεπώς πρέπει να είναι και ο τρόπος λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης που στο συγκεκριμένο στάδιο οφείλει να σχεδιαστεί με αντικειμενικό τρόπο ώστε να εντοπίζει με τη μέγιστη δυνατή ακρίβεια τη θέση και τη μορφή των μικροασβεστώσεων και να τις απομονώνει από τον περιβάλλοντα ιστό στην αρχική περιοχή ενδιαφέροντος.

Για την υλοποίηση λοιπόν της λειτουργίας του συγκεκριμένου σταδίου, απαιτείται ένα υποσύστημα το οποίο θα δέχεται σαν είσοδο την περιοχή ενδιαφέροντος της μαστογραφίας που περιλαμβάνει το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων και θα επιστρέφει ως έξοδο τα εικονοστοιχεία εκείνα που το συναποτελούν, αφαιρώντας τις περιοχές της εικόνας που θεωρούνται ότι ανήκουν σε περιβάλλοντα ιστό. Η συγκεκριμένη εικόνα θα είναι δυνατόν πλέον να χρησιμοποιηθεί σε μεταγενέστερο στάδιο για τη μαθηματική περιγραφή του ευρήματος και την εξαγωγή κρίσιμων χαρακτηριστικών που θα βοηθήσουν στην κατηγοριοποίησή του ως καλόηθες ή κακόηθες. Παράδειγμα της λειτουργίας του συγκεκριμένου συστήματος αποτελούν οι εικόνες του σχήματος 2.1, στο οποίο παρουσιάζεται η αρχική περιοχή ενδιαφέροντος συνοδευόμενη από το αποτέλεσμα της κατάτμησης που είναι μια εικόνα που περιλαμβάνει αναδεδειγμένες μόνο τις μικροασβεστώσεις της περιοχής.



Σχήμα 2.1 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_02, περίπτωση A_1265, RIGHT_MLO), (β) εικόνα εξόδου ύστερα από την κατάτμηση που περιέχει αναδεδειγμένες τις μικροασβεστώσεις

Το πρόβλημα της κατάτμησης μικροασβεστώσεων λοιπόν περιλαμβάνει αρχικά τον αυτόματο εντοπισμό όλων των μικροασβεστώσεων σε μια περιοχή ενδιαφέροντος και ακολούθως τον ακριβή προσδιορισμό του σχήματός τους, εντοπίζοντας τα εικονοστοιχεία της εικόνας που συναποτελούν την κάθε μικροασβεστωση. Είναι προφανές ότι η κατάτμηση των μικροασβεστώσεων είναι μια λειτουργία μεγάλης σημασίας για την αυτόματη τελική κατηγοριοποίησή τους, αφού από αυτό το στάδιο εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό η ποιότητα των χαρακτηριστικών που θα εξαχθούν και θα χρησιμοποιηθούν για τη διάγνωση. Στη βιβλιογραφία συναντάται μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων και διαφορετικών προσεγγίσεων για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος. Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζουμε σύντομα τις σημαντικότερες μελέτες που πραγματεύονται το συγκεκριμένο ζήτημα.

2.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων κατάτμησης μικροασβεστώσεων

Στις εργασίες των [Cheng et al. 2003], [Elter et al. 2009], [Thangavel et al. 2005] γίνεται μία σύντομη αναδρομή και κατηγοριοποίηση των αλγορίθμων κατάτμησης μικροασβεστώσεων ανάλογα με τη μεθοδολογία στην οποία βασίστηκαν. Οι πρώτες εργασίες που προτάθηκαν για το πρόβλημα της κατάτμησης μικροασβεστώσεων ήταν ημιαυτόματες και περιείχαν ένα υποχρεωτικό χειροκίνητο βήμα [Jiang et al. 1996], [Paqueralt et al. 2004], [Shen et al. 1994]. Συγκεκριμένα, ο χρήστης του αλγορίθμου κατάτμησης έπρεπε να ορίσει για κάθε μικροασβέστωση που εντόπιζε στην εικόνα ένα αρχικό εικονοστοιχείο, ώστε στη συνέχεια ο αλγόριθμος αυτόματα με μεθόδους ανάπτυξης περιοχής (region growing) να εντοπίζει και όλα τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία, καθορίζοντας με αυτόν τον τρόπο το ακριβές σχήμα κάθε ευρήματος. Είναι εύκολα αντιληπτό ότι τέτοιες μεθοδολογίες αν και έχουν το πλεονέκτημα του ακριβούς προσδιορισμού όλων των μικροασβεστώσεων, είναι ιδιαίτερα χρονοβόρες και δύσκολα εφαρμόσιμες στην καθημερινή κλινική πρακτική.

Πολλές από τις αρχικές δημοσιεύσεις που πρότειναν αυτόματη κατάτμηση μικροασβεστώσεων βάσιαν τους αλγορίθμους τους στην διερεύνηση των τιμών φωτεινότητας [Dhawan et al. 1996], [Leichter et al. 1999], [Shmidt et al. 1999]. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος αποφάσιζε αν ένα εικονοστοιχείο άνηκε σε μικροασβέστωση ή στο φόντο της εικόνας, ανάλογα με το αν η τιμή φωτεινότητάς του ξεπερνούσε κάποιο ορισμένο κατώφλι φωτεινότητας. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι είναι αρκετά απλοί στην υλοποίηση και εκμεταλλεύονται το γεγονός ότι οι μικροασβεστώσεις αντιστοιχούν στις υψηλές συχνότητες της εικόνας. Ωστόσο, παρουσιάζουν σοβαρές αδυναμίες σε μαστογραφίες με υψηλή πυκνότητα ιστού, όπου τα συμπλέγματα μικροασβεστώσεων μπορεί να είναι δυσδιάκριτα. Επιπλέον, υπάρχουν και άλλες μαστογραφικές δομές (π.χ. αγγεία) οι οποίες αντιστοιχούν επίσης σε υψηλές φωτεινότητες και υπάρχει ο κίνδυνος να θεωρηθούν λανθασμένα από τον αλγόριθμο ως μικροασβεστώσεις.

Προκειμένου να ξεπεραστούν οι προηγούμενες αδυναμίες, πολλές ερευνητικές ομάδες στήριξαν τους αλγορίθμους κατάτμησης στη χρήση φίλτρων και μορφολογικών τελεστών. Μία συνήθης επιλογή είναι η χρήση του φίλτρου Laplacian of Gaussian (LoG) η οποία συνίσταται σε περιπτώσεις όπου θέλουμε να εντοπιστούν φωτεινές ενδείξεις σε εικόνα χαμηλότερης μέσης φωτεινότητας, όποτε μπορεί να αποτελέσει μια ικανοποιητική λύση για το πρόβλημα εντοπισμού μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες [Netsch et al. 1999]. Ωστόσο, το συγκεκριμένο φίλτρο επειδή εντοπίζει τοπικά μέγιστα σε εικόνες, παρέχει ενδείξεις για πιθανές θέσεις μικροασβεστώσεων και όχι το ακριβές τους σχήμα. Για το λόγο αυτό, συνίσταται χρήση ή συνδυασμός και μορφολογικών φίλτρων, τα οποία επιτυγχάνουν ακριβή προσδιορισμό του σχήματος ενός αντικειμένου της εικόνας. Τα πιο γνωστά μορφολογικά φίλτρα περιλαμβάνουν τους τελεστές μορφολογικού ανοιγματος-κλεισίματος και μετασχηματισμό top-hat [Μαραγκός 2005]. Φίλτρα αυτής της κατηγορίας χρησιμοποιήθηκαν σε αρκετές μελέτες με ικανοποιητικά αποτελέσματα [Betel et al. 1997], [Dengler et al. 1993]. Επίσης, προτείνεται συνδυασμός τους με τελεστές για την ανίχνευση ακμών (τελεστές Sobel, Canny, Prewitt) [Fu et al. 2005]. Η χρήση μορφολογικών τελεστών για την κατάτμηση μικροασβεστώσεων αποτελεί μια καλή επιλογή, μιας και χάρη στη χρήση δομικών στοιχείων οι

περιοχές που έχουν κατατμηθεί δεν επηρεάζονται από την πολύπλοκη φύση του φόντου της εικόνας. Ωστόσο, απαιτείται εκ των προτέρων γνώση της ανάλυσης της εικόνας καθώς και του σχήματος των μικροασβεστώσεων για την σωστή επιλογή του μεγέθους και του σχήματος των δομικών στοιχείων. Επίσης, ένα ακόμη σημαντικό μειονέκτημα είναι η ευαισθησία στο θόρυβο, με αποτέλεσμα να υπάρχουν και σε αυτήν την περίπτωση αρκετές λανθασμένες ενδείξεις.

Επειδή όπως τονίσαμε οι μικροασβεστώσεις απεικονίζονται στις μαστογραφίες ως φωτεινές ενδείξεις σε σχέση με τον υπόλοιπο ιστό και αντιστοιχούν στις υψηλές συχνότητες της εικόνας, μία συνήθης πρακτική για την ανίχνευση και κατάτμησή τους είναι η χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίου (wavelet transformation). Η χρήση του μετασχηματισμού συνίσταται αρχικά στην αποσύνθεση της εικόνας σε ζώνες συχνοτήτων και στη συνέχεια στην ενίσχυση ή αποκοπή συγκεκριμένων συνιστωσών του μετασχηματισμού, ώστε η ανακατασκευή τις εικόνας να αναδεικνύει τα εικονοστοιχεία που ανήκουν σε μικροασβεστώσεις και να αποκόπτει τα υπόλοιπα που ανήκουν στον υπόλοιπο ιστό του μαστού ή και σε ενδεχόμενο θόρυβο της εικόνας. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία παρουσιάζει ιδιαίτερη απήχηση στο συγκεκριμένο πρόβλημα [Heine et al. 1997], [Lado et al. 1997], [Lemaur et al. 2003], [Regentova et al. 2007], [Strickland et al. 1996], [Yoshida et al. 1996], ωστόσο το βασικό μειονέκτημα της χρήσης της είναι ότι παρουσιάζονται αρκετές λάθος ενδείξεις, αφού άλλες μαστογραφικές δομές, όπως αγγεία, αντιστοιχούν επίσης σε υψηλές συχνότητες και αντιμετωπίζονται λανθασμένα ως μικροασβεστώσεις.

2.3 Προτεινόμενος αλγόριθμος κατάτμησης μικροασβεστώσεων

Η επιλογή του αλγορίθμου κατάτμησης μικροασβεστώσεων για τη συγκεκριμένη διατριβή βασίστηκε στην ανάλυση των μεθοδολογιών που προηγήθηκε. Αποφύγαμε τη χρήση ημιαυτόματων μεθόδων επειδή βασική μας επιδίωξη ήταν η διαδικασία να είναι πλήρως αυτοματοποιημένη, χωρίς να απαιτείται καμία επίδραση στον αλγόριθμο από το χρήστη. Επίσης, αποφασίσαμε να αποφευχθεί η χρήση μετασχηματισμών της εικόνας για τον εντοπισμό των μικροασβεστώσεων, μιας και οι ίδιοι οι ακτινολόγοι για να εντοπίσουν μικροασβεστώσεις στηρίζονται στην διαφορά της φωτεινότητάς του από τον περιβάλλοντα ιστό. Επιθυμούσαμε τη χρήση λοιπόν ενός αλγορίθμου που θα επεξεργάζεται ευθέως τη φωτεινότητα των εικονοστοιχείων και μέσω της χρήσης κατάλληλων φίλτρων θα αναδεικνύει εκείνες τις περιοχές της εικόνας που αποτελούν τις μικροασβεστώσεις, αποκόπτοντας τον περιβάλλοντα ιστό του μαστού.

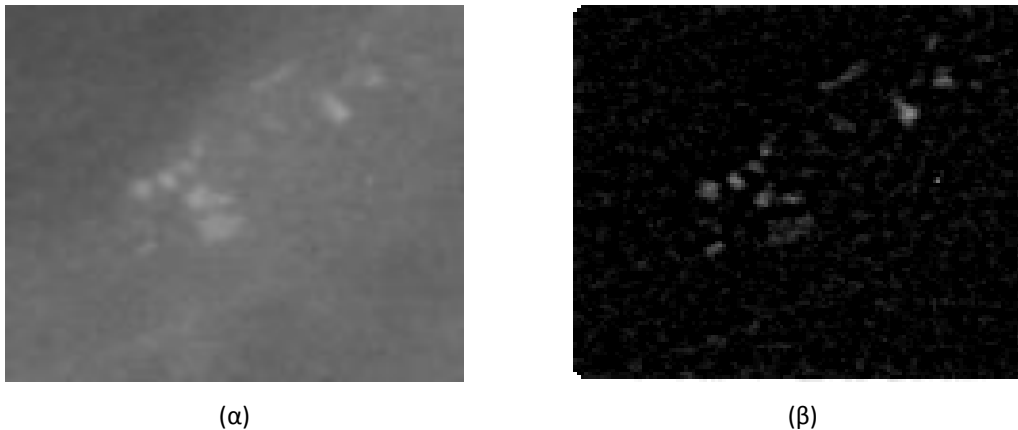
Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε στη συγκεκριμένη διατριβή βασίστηκε στην εργασία των [Srygrou et al. 2006]. Πρόκειται για έναν αλγόριθμο που παρουσιάζει μικρό υπολογιστικό κόστος, υλοποιείται με απλές υπολογιστικές μεθόδους, ενώ παρουσιάζει καλή αξιοπιστία στον εντοπισμό μικροασβεστώσεων με αποτέλεσμα να είναι εύκολα προσαρμόσιμος και να ανταποκρίνεται ικανοποιητικά στις απαιτήσεις ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Γενικά, αποτελείται από τρία βασικά στάδια τα οποία είναι τα ακόλουθα:

- Φιλτράρισμα υψηλών συχνοτήτων

- Κανονικοποίηση διακύμανσης
- Προσαρμοστικό φιλτράρισμα

Όπως αναφέρθηκε ήδη, η είσοδος του αλγορίθμου κατάτμησης πρέπει να είναι είτε η περιοχή ενδιαφέροντος που περιέχει το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων, είτε ολόκληρη η εικόνα μαστογραφίας, συνοδευόμενη όμως με τις συντεταγμένες της περιοχής ενδιαφέροντος. Οι μικροασβεστώσεις συνήθως παρουσιάζουν μεγαλύτερη φωτεινότητα σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό. Εκμεταλλευόμενοι την παραπάνω ιδιότητα, το πρώτο στάδιο λειτουργίας του αλγορίθμου είναι να απομονωθούν τοπικά τα συγκεκριμένα εικονοστοιχεία. Για το λόγο αυτό, εφαρμόζουμε τοπικά σε ολόκληρη την εικόνα φίλτρο ενδιάμεσης τιμής διάστασης 8×8 . Με τον τρόπο αυτό, η τιμή κάθε εικονοστοιχείου της εικόνας αντικαθίσταται από την ενδιάμεση τιμή των 64 γειτονικών του. Αποτέλεσμα της εφαρμογής του συγκεκριμένου φίλτρου είναι να προκύψει μία νέα «λεία» εικόνα, όπου έχουν εξομαλυνθεί οι τιμές φωτεινότητας.

Η διαφορά των δύο εικόνων παρέχει ενδείξεις για κορυφές της εικόνας, για εικονοστοιχεία δηλαδή με τιμές μεγαλύτερη από την ενδιάμεση τιμή της γειτονιάς τους. Σε σημεία όπου παρουσιάζεται ομοιόμορφη κατανομή των φωτεινότητων (όπως ο περιβάλλον ιστός) η διαφορά της αρχικής τιμής ενός εικονοστοιχείου από την ενδιάμεση τιμή της γειτονιάς του δεν είναι ιδιαίτερα μεγάλη. Αντίθετα, σε περιοχές όπου υπάρχουν μικροασβεστώσεις, η συγκεκριμένη διαφορά αναμένεται να είναι σημαντικά μεγαλύτερη. Συνεπώς, η διαφορά της αρχικής εικόνας με την αντίστοιχη λεία είναι μία νέα εικόνα η οποία απεικονίζει εκείνα τα εικονοστοιχεία που είναι υποψήφια να αποτελούν εικονοστοιχεία μικροασβεστώσεων. Η διαφορά της αρχικής εικόνας και εκείνης που προκύπτει από το φίλτρο ενδιάμεσης τιμής παρουσιάζεται στο σχήμα 2.2.



Σχήμα 2.2 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση B_3130, RIGHT_CC), (β) διαφορά της εικόνας μετά την εφαρμογή φίλτρου ενδιάμεσης τιμής από την αρχική εικόνα.

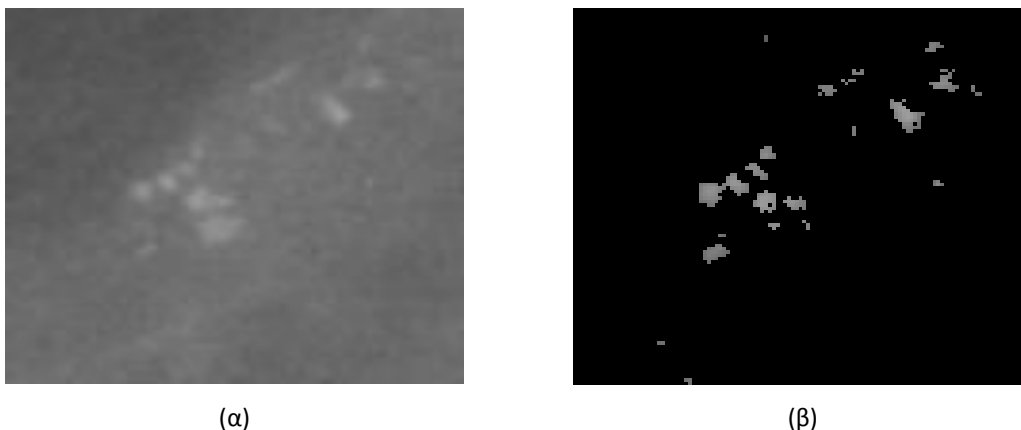
Το επόμενο βήμα είναι η κανονικοποίηση της διακύμανσης, προκειμένου να βελτιώσουμε την ποιότητα του φιλτραρίσματος του προηγούμενου σταδίου. Εφαρμόζουμε στη εικόνα κορυφών του προηγούμενου σταδίου, όπως επίσης και στην φιλτραρισμένη εικόνα με το φίλτρο ενδιάμεσης τιμής, τεχνική μέσης τιμής, όπου η εικόνα διαιρείται σε διαδοχικά ισομεγέθη τετράγωνα (15×15) και για κάθε τετράγωνο υπολογίζεται η μέση τιμή. Στόχος είναι σε κάθε τοπική γειτονιά (τετράγωνο) των

δύο εικόνων να επιτύχουμε προσαρμογή της διακύμανσης με το ενδιάμεσο επίπεδο φωτεινότητας. Εξάγουμε λοιπόν τρεις παραμέτρους το επίπεδο κορεσμού (d), που αποτελεί την τιμή της έντασης κατά την οποία αύξηση της φωτεινότητας της εικόνας δεν παράγει περαιτέρω αύξηση της έντασης, μία πρόσθετη παράμετρο θορύβου (r) και έναν παράγοντα κλίμακας (s). Προκύπτει με αυτό τον τρόπο ένα μαθηματικό μοντέλο θορύβου προσαρμοσμένο στα δεδομένα που υπολογίζεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$noise = \frac{\sqrt{\frac{1}{\frac{1}{m^2} + \frac{1}{d^2}} + r^2}}{s} \quad (2.1)$$

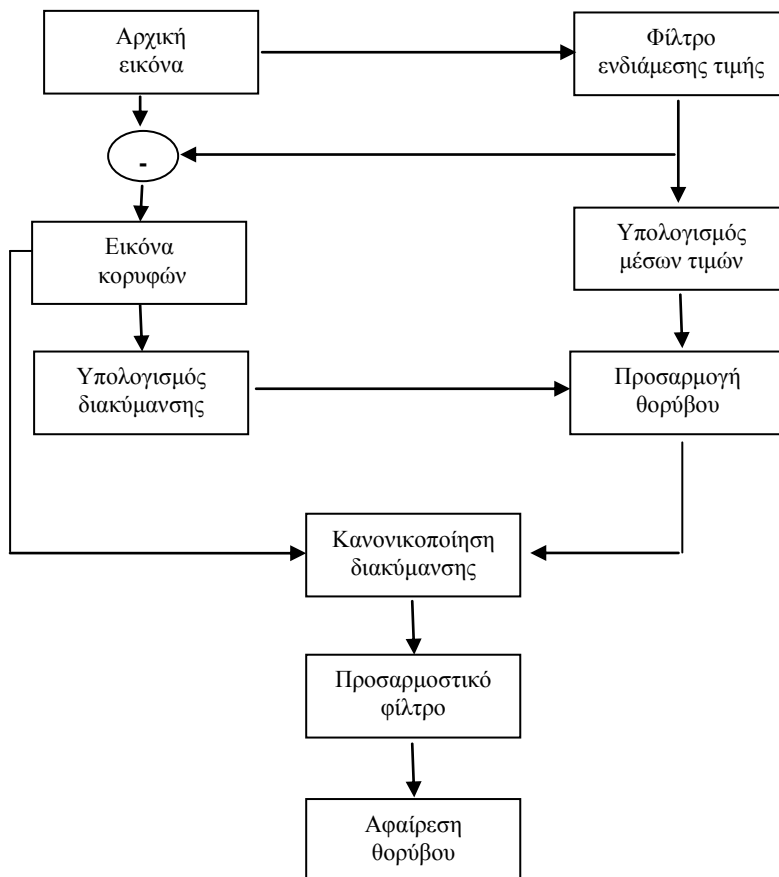
όπου m η ενδιάμεση τιμή φωτεινότητας. Διαιρώντας την τιμή κάθε εικονοστοιχείου της εικόνας κορυφών με την τιμή του θορύβου της παραπάνω εξίσωσης, προκύπτει μία κανονικοποιημένη εικόνα όπου η τιμή του κάθε εικονοστοιχείου της αποτελεί ένα μέτρο της σημαντικότητάς του συγκρινόμενο με την ενδιάμεση τιμή της γειτονιάς του.

Το επόμενο και τελευταίο στάδιο του αλγορίθμου κατάτμησης μικροασβεστώσεων είναι το προσαρμοστικό φιλτράρισμα. Η τεχνική που χρησιμοποιήθηκε στο συγκεκριμένο στάδιο έχει χρησιμοποιηθεί προηγουμένως σε εφαρμογή αστρονομίας με πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα [Lorenz et al. 1993]. Η επιλογή βασίστηκε στην ομοιότητα που εντοπίζεται μεταξύ εικόνων μικροασβεστώσεων στο μαστό και πλανητικών ενδείξεων στο διάστημα. Το προσαρμοστικό φίλτρο ασκείται σε τοπικές περιοχές της εικόνας στοχεύοντας στη λείανσή τους. Συγκεκριμένα, σε περιοχές όπου εντοπίζονται σημαντικές τιμές πάνω από ένα ορισμένο κατώφλι δεν πραγματοποιούνται αλλαγές. Αντίθετα, σε περιοχές της εικόνας όπου οι τιμές δεν είναι μεγαλύτερες από το κατώφλι γίνεται λείανσή τους. Από το συγκεκριμένο στάδιο προκύπτει μία δυαδική εικόνα. Εικονοστοιχεία με τιμή 0 θεωρούνται ότι ανήκουν στο φόντο της εικόνας, δηλαδή στον ιστό, ενώ εικονοστοιχεία με τιμή 1 είναι εκείνα που θεωρήθηκαν από τον αλγόριθμο κατάτμησης ότι ανήκουν σε μικροασβεστώσεις. Η λειτουργία του προσαρμοστικού φιλτραρίσματος απεικονίζεται στο σχήμα 2.3.



Σχήμα 2.3 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση B_3130, RIGHT_CC), (β) εικόνα που προκύπτει έπειτα από την εφαρμογή φίλτρου και κατωφλίου στην κανονικοποιημένη εικόνα.

Τελικά, πραγματοποιήσαμε μία επιπλέον προσθήκη ώστε να βελτιώσουμε την αποδοτικότητα του αλγορίθμου στην κατάτμηση των μικροασβεστώσεων. Παρατηρήσαμε ότι η έξοδος που παίρναμε από τον αλγόριθμο περιείχε μεγάλο αριθμό μικροασβεστώσεων που αποτελούνταν μόλις από ένα ή δύο εικονοστοιχεία. Παρά το γεγονός ότι οι μικροασβεστώσεις είναι ευρήματα πολύ μικρού μεγέθους και απεικονίζονται στις μαστογραφίες με μικρό αριθμό εικονοστοιχείων, τέτοιες ενδείξεις τόσο μικρού μεγέθους θεωρήσαμε ότι μπορούν να θεωρηθούν ως θόρυβος. Το τελευταίο κριτήριο φιλτραρίσματος λοιπόν στον αλγόριθμο κατάτμησης αφορά το μέγεθος της υποψήφιας μικροασβεστώσης. Πρόκειται για ένα σημαντικό στάδιο για την τελική διαφοροποίηση θορύβου και πραγματικών μικροασβεστώσεων. Προχωρήσαμε λοιπόν στην εφαρμογή του φίλτρου το οποίο έλεγχε το μέγεθος της κάθε μικροασβεστώσης και απέρριπτε εκείνες τις ενδείξεις των οποίων το μέγεθος ήταν μικρότερο ή ίσο από 3 εικονοστοιχεία. Η επιλογή αυτή βασίστηκε σε εμπειρικές παρατηρήσεις και σχετικά όρια για τη διακριτική ικανότητα παρατήρησης των ευρημάτων [Freedman et al. 1994], ενώ έρχεται σε συνάφεια με αποτελέσματα προηγούμενων σχετικών μελετών [Kallergi et al. 2004], [Papadopoulos et al. 2008]. Συνολικά λοιπόν το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου κατάτμησης απεικονίζεται στο σχήμα 2.4. Η υλοποίηση του αλγορίθμου έγινε στο περιβάλλον Matlab.



Σχήμα 2.4 Διάγραμμα ροής του αλγορίθμου κατάτμησης.

2.4 Αξιολόγηση αλγορίθμου κατάτμησης

Η συνήθης διαδικασία για τον έλεγχο της αξιοπιστίας ενός αλγορίθμου κατάτμησης γίνεται έμμεσα με μέτρηση των επιδόσεων διαχωρισμού μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων. Αυτή η πρακτική ωστόσο δεν είναι η ενδεικνυόμενη γιατί υπεισέρχεται στην αξιολόγηση και η αξιοπιστία άλλων σταδίων, όπως είναι η εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών και η επιλογή του σχήματος ταξινόμησης. Η αξιολόγηση αλγορίθμων κατάτμησης πρέπει να ανεξάρτητη από τα άλλα στάδια και να στηρίζεται αποκλειστικά στη μέτρηση του ποσοστού των επιτυχώς κατατετμημένων εικονοστοιχείων της κάθε μικροασβεστώσης. Ωστόσο, είναι δύσκολο να πραγματοποιηθούν τέτοιες μετρήσεις, μιας και υπάρχουν περιπτώσεις για τις οποίες ακόμη και έμπειροι ακτινολόγοι δεν μπορούν να ορίσουν τα ακριβή περιγράμματα των μικροασβεστώσεων.

Στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής, οι προσπάθειές μας δεν επικεντρώθηκαν σε μια λεπτομερή βελτιστοποίηση του αλγορίθμου κατάτμησης. Κάτι τέτοιο άλλωστε δεν είναι εφικτό, αφού όπως τονίσαμε είναι εξαιρετικά δύσκολη η αντικειμενική μέτρηση της αποτελεσματικότητάς του. Στόχος μας ήταν να υλοποιήσουμε ένα στάδιο κατάτμησης των ευρημάτων το οποίο θα εντοπίζει σε ικανοποιητικό βαθμό τη μορφολογία και την κατανομή των πραγματικών μικροασβεστώσεων σε ένα σύμπλεγμα και θα παρουσιάζει καλές επιδόσεις στην πλειονότητα των μαστογραφικών περιπτώσεων. Η μέθοδος που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη παράγραφο παρουσίασε ικανοποιητικά αποτελέσματα σε προηγούμενες πιλοτικές μελέτες [Frigas et al. 2006], [Spryrou et al. 1999], [Spryrou et al. 2003]. Επίσης, η αποτελεσματικότητα της φάσης κατάτμησης ελέγχθηκε και από μία συνεργαζόμενη ακτινολόγο η οποία συνέκρινε τις εικόνες που προέκυπταν από την κατάτμηση των συμπλεγμάτων με τα όρια των μικροασβεστώσεων που η ίδια σημείωνε επί των αρχικών εικόνων. Η κατάτμηση κρίθηκε αρκετά ικανοποιητική, αφού στις περισσότερες περιπτώσεις το σχήμα των μικροασβεστώσεων από την εφαρμογή του αλγορίθμου συνέπυε σε μεγάλο βαθμό με τις επισημάνσεις της ακτινολόγου. Τα περισσότερα λάθη εντοπίστηκαν σε περιπτώσεις πυκνών μαστών, όπου και οι ίδιοι ακτινολόγοι δυσκολεύονται να εντοπίσουν πιθανά συμπλέγματα, λόγω χαμηλής αντίθεσης και μεγάλης φωτεινότητας του περιβάλλοντος ιστού.

2.5 Συζήτηση

Παρά την πληθώρα προσεγγίσεων που εντοπίζεται στη βιβλιογραφία για την κατάτμηση μικροασβεστώσεων σε εικόνες μαστογραφίας, παραμένουν ακόμη ανοικτά πολλά ζητήματα γύρω από το συγκεκριμένο πρόβλημα. Όπως τονίσαμε στην παράγραφο 2.2 του παρόντος κεφαλαίου όπου συζητήθηκαν τα πλεονεκτήματα και οι αδυναμίες της κάθε προσέγγισης, όλες παρουσιάζουν την ίδια μεγάλη δυσκολία: αδυνατούν να επιτύχουν ικανοποιητική κατάτμηση μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες με ιστό υψηλής πυκνότητας, όπου εντοπίζεται χαμηλή αντίθεση φωτεινότητας μεταξύ των μαστογραφικών δομών. Επιπροσθέτως, υψηλά επίπεδα θορύβου σε μαστογραφικές εικόνες ή καμπυλόγραμμες δομές, όπως αγγεία, καθιστούν ακόμη πιο δύσκολη τη φάση κατάτμησης.

Επίσης, δεν υπάρχει αποδεδειγμένα κάποια προσέγγιση η οποία να είναι η αποτελεσματικότερη για το πρόβλημα της κατάτμησης, αφού δεν υπάρχει στη βιβλιογραφία κάποια μελέτη που να συγκρίνει διαφορετικές μεθόδους κατάτμησης. Η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών μεθόδων κατάτμησης παρατηρώντας μόνο τα αντίστοιχα αποτελέσματα της κάθε μελέτης είναι αδύνατη για δύο βασικούς λόγους. Πρώτον, το γεγονός πως κάθε μελέτη αξιολογεί την προτεινόμενη μέθοδο κατάτμησης σε διαφορετική βάση μαστογραφιών, καθιστά απαγορευτική την απευθείας μεταξύ τους σύγκριση. Δεύτερον, όπως τονίσαμε ήδη, η αξιοπιστία της κάθε μεθόδου ελέγχεται μέσω των αποτελεσμάτων ταξινόμησης των συμπλεγμάτων. Ωστόσο, ακολουθώντας τη συγκεκριμένη διαδικασία, δεν επικεντρωνόμαστε στην αξιολόγηση της φάσης της κατάτμησης, μιας και οι μετρήσεις επηρεάζονται και από τα υπόλοιπα στάδια της υποβοηθούμενης διάγνωσης. Η αξιολόγηση αλγορίθμων κατάτμησης πρέπει να ανεξάρτητη από τα άλλα στάδια και να στηρίζεται αποκλειστικά στη μέτρηση του ποσοστού των επιτυχώς κατατετημένων εικονοστοιχείων της κάθε μικροασβεστώσεως. Ως εκ τούτου, παρατηρούμε ότι υπάρχει η ανάγκη για μία μελέτη η οποία θα πραγματοποιεί ευθεία σύγκριση μεταξύ των διάφορων μεθόδων, η αξιολόγηση όμως θα πραγματοποιείται σε ένα κοινό σύνολο μαστογραφιών ενώ τα αποτελέσματα θα βασίζονται αποκλειστικά σε μέτρηση της επιτυχούς κατάτμησης με βάση επισημάνσεις που θα έχουν πραγματοποιηθεί από εξειδικευμένους ακτινολόγους.

Ανακεφαλαιώνοντας λοιπόν, παρατηρούμε δύο μεγάλες δυσκολίες στην επιλογή αλγορίθμου κατάτμησης: 1) όλες οι προσεγγίσεις αδυνατούν να παρέχουν ικανοποιητικά αποτελέσματα σε μαστογραφίες υψηλής πυκνότητας όπου η αντίθεση μεταξύ ιστού και μικροασβεστώσεων είναι μικρή και 2) δεν μπορεί να εξαχθεί εύκολα συμπέρασμα για την υπεροχή μιας μεθόδου, καθώς είναι ιδιαίτερα δύσκολο να πραγματοποιηθούν απευθείας συγκρίσεις. Για τους προαναφερθέντες λόγους, πεποίθησή μας κατά τη συγγραφή της παρούσας διατριβής ήταν ότι στο στάδιο της κατάτμησης των μικροασβεστώσεων πρέπει να χρησιμοποιήσουμε ένα αξιόπιστο εργαλείο το οποίο θα παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα με τη σύμφωνη γνώμη ειδικών ακτινολόγων, χωρίς να προχωρήσουμε σε ενδελεχή και χρονοβόρα διερεύνηση της αποτελεσματικότητάς του. Για το λόγο αυτό ελέγξαμε την αποδοτικότητα της μεθόδου σε ένα αρκετά μεγάλο δείγμα μαστογραφιών και ζητήσαμε από συνεργαζόμενη ακτινολόγο να μας κρίνει τα επίπεδα κατάτμησης, όπως περιγράψαμε στην προηγούμενη υποενότητα. Τα αποτελέσματα ήταν ενθαρρυντικά, αφού στις περισσότερες περιπτώσεις η κατάτμηση κρίθηκε πολύ ικανοποιητική. Οι περιπτώσεις στις οποίες τα αποτελέσματα δεν ήταν τόσο ικανοποιητικά άνηκαν σε πυκνούς μαστούς, όπου τα ευρήματα παρουσίαζαν χαμηλό βαθμό διακριτότητας. Η αξιοπιστία του αλγορίθμου κατάτμησης σε συνδυασμό με τα χαρακτηριστικά περιγραφής των συμπλεγμάτων θα παρουσιαστούν σε επόμενο κεφάλαιο.

Βιβλιογραφία

Betal, D., Roberts, N. and Whitehouse, G. H. 1997. Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology, *Br. J. Radiol.*, 70, 903-917.

- Cheng, H. D., Cai, X., Chen, X. W., Hu, L. and Lou, X. 2003. Computer-Aided Detection and Classification of Microcalcifications in Mammograms: A Survey, *Pattern Recogn.*, 36, 2967–2991.
- Dengler, J., Behrens, S. and Desaga, J. 1993. Segmentation of microcalcifications in mammograms, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 12 (4), 634–642.
- Dhawan, A. P., Chitre, Y. and Kaiser-Bonasso C. 1996. Analysis of mammographic microcalcifications using gray-level image structure features, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 153, 246–259.
- Elter, M. and Horsh, A. 2009. A CADx of mammographic masses and clustered microcalcifications: a review, *Med. Phys.*, 36, 2052–2068.
- Freedman, M., Pe, E., Zuurbier, R., Katial, R., Jafroudi, H., Nelson, M., Lo, S. C. and Mun, S. K. 1994. Image Processing in Digital Mammography, *Proc. SPIE*, 2164, 537–554.
- Frigas, A., Kapsimalakou, S., Spyrou, G., Koufopoulos, K., Vassilaros, S., Chatzimichael, K., Mantas, J. and Ligomenides, P. 2006. Evaluation of a Breast Cancer Computer Aided Diagnosis System, *Studies Health Tech. Inf.*, 124, 631-636.
- Fu, J., Lee, S., Wong, S., Yeh, J., Wang, A. and Wu H. 2005. Image segmentation feature selection and pattern classification for mammographic microcalcifications, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 29, 419-429.
- Heine, J. J., Deans, S. R., Cullers, D. K., Stauduhar, R. and Clarke, L. P. 1997. Multiresolution statistical analysis of high-resolution digital mammograms, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 16 (5), 503–515.
- Jiang, Y., Nishikawa, R. M., Wolverton, D. E., Metz C. E., Giger, M. L., Schmidt, R. A., Vyborny, C. J. and Doi, K. 1996. Malignant and benign clustered microcalcifications: Automated feature analysis and classification, *Radiology*, 1983, 671–678.
- Kallergi, M. 2004. Computer-aided diagnosis of mammographic microcalcification clusters, *Med. Phys.*, 31, 314-326.
- Lado, M. J., Tahoces, P. G., Méndez, A. J., Souto, M. and Vidal, J. J. 1999. A wavelet-based algorithm for detecting clustered microcalcifications in digital mammograms, *Med. Phys.*, 26,7, 1294–1305.
- Leichter, I., Lederman, R., Bamberger, P., Novak, B., Fields, S. and Buchbinder, S. S. 1999. The use of an interactive software program for quantitative characterization of microcalcifications on digitized film-screen mammograms, *Invest. Radiol.*, 346, 394–400.
- Lemaur, G., Drouiche, K. and DeConinck, J. 2003. Highly regular wavelets for the detection of clustered microcalcifications in mammograms, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22 (3), 393–401.
- Lorenz, H., Richter, G., Capaccioli, M. and Longo, G. 1993. Adaptive filtering in astronomical image processing. I. Basic considerations and examples, *Astron. Astroph.*, 277, 321-330.
- Netsch, T. and Peitgen, H. O. 1999. Scale-space signatures for the detection of clustered microcalculations in digital mammograms, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 18 (9), 774–786.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I. and Costaridou, L. 2008. Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques, *Comput. Biol. Med.*, 38, 1044-1055.

- Paquerault, S., Yarusso, L. M., Papaioannou, J., Jiang, Y. and Nishikawa, R. M. 2004. Radial gradient-based segmentation of mammographic microcalcifications: Observer evaluation and effect on cad performance, *Med. Phys.*, 31 (9), 2648–2657.
- Regentova, E., Zhang, L., Zheng, J. and Veni, G. 2007. Microcalcification detection based on wavelet domain hidden markov tree model: study for inclusion to computer aided diagnostic prompting system, *Med. Phys.*, 34 (6), 2206–2219.
- Schmidt, F., Sorantin, E., Szepesvári, C., Graif, E., Becker, M., Mayer, H. and Hartwagner, K. 1999. An automatic method for the identification and interpretation of clustered microcalcifications in mammograms, *Phys. Med. Biol.*, 44, 1231–1243.
- Shen, L., Rangayyan, R. M. and Desautels, J. L. 1994. Application of shape analysis to mammographic calcifications, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 13, 263–274.
- Spyrou, G., Pavlou, P., Harissis, A., Bellas, I. and Ligomenides, P. 1999. Detection of Microcalcifications for Early Diagnosis of Breast Cancer. 7th Hellenic Conference on Informatics, August 26-28, Ioannina, Greece.
- Spyrou, G., Koufopoulos, K., Vassilaros, S. and Ligomenides, P. 2003. Computer Aided Image Analysis and Classification Schemes for the Early Diagnosis of Breast Cancer, *HERMIS Inter. J. Comp. Math. Applic.*, 4, 175-181.
- Spyrou, G., Kapsimalakou, S., Frigas, A., Koufopoulos, K., Vassilaros, S. and Ligomenides, P. 2006. “Hippocrates-mst”: a prototype for computer-aided microcalcification analysis and risk assessment for breast cancer, *Med. Bio. Eng. Comput.*, 44, 1007-1015.
- Strickland, R. N. and Hahn, H. I. 1996. Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammograms, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 15,2, 218– 229.
- Thangavel, K., Karnan, M., Sivakumar, R. and Kaja Mohideen, A. 2005. Automatic Detection of Microcalcification in Mammograms-A review, *ICGST GVIP*, 5 (5), 31-61.
- Yoshida, H., Doi, K., Nishikawa, R. M., Giger, M. L. and Schmidt, R. A. 1996. An improved computer-assisted diagnostic scheme using wavelet transform for detecting clustered microcalcifications in digital mammograms, *Acad. Radiol.*, 3 (8), 621–627.
- Μαραγκός, Π. 2005. Ανάλυση εικόνων και Όραση υπολογιστών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.

Κεφάλαιο 3 – Υπολογισμός χαρακτηριστικών για την περιγραφή συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων

Όπως αναφέραμε και στο 1^ο κεφάλαιο, οι ακτινολόγοι όταν πραγματοποιούν τη διάγνυσή τους για ένα σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων λαμβάνουν υπ' όψη τους διάφορους παράγοντες εξετάζοντας τη μαστογραφία της ασθενούς. Από τους σημαντικότερους παράγοντες που μαρτυρούν καλοήθεια ή κακοήθεια του συμπλέγματος είναι η μορφολογία των μικροασβεστώσεων [ACR 2003]. Αναλύοντας το σχήμα τους και το περίγραμμά τους, μπορούν να εξαγουν χρήσιμα συμπεράσματα για τον τρόπο δημιουργίας τους και τη συσχέτισή τους με καταστάσεις παθογένειας. Κυκλικές μικροασβεστώσεις προκύπτουν συνήθως από καλοήθεις διεργασίες, ενώ αντίθετα επιμήκεις μικροασβεστώσεις με διακλαδώσεις αποτελούν ένδειξη κακοήθειας. Παράλληλα, η φωτεινότητα των μικροασβεστώσεων αποτελεί ένα ακόμη γνώρισμα που πρέπει να εκτιμηθεί κατά τη διάγνωση [ACR 2003]. Μικροασβεστώσεις που παρουσιάζουν χαμηλή αντίθεση με τον περιβάλλοντα ιστό παρουσιάζουν μεγαλύτερη πιθανότητα κακοήθειας, ενώ φωτεινές και ευδιάκριτες μικροασβεστώσεις είναι πιο εύκολα περιγράψιμες και η δημιουργία τους σχετίζεται συνήθως με καλοήθεις διαδικασίες.

Ωστόσο, σημαντικό ρόλο για τη διάγνωση παίζουν ακόμα ιδιότητες που σχετίζονται όχι με μεμονωμένες μικροασβεστώσεις αλλά με ολόκληρο το σύμπλεγμα συνολικά. Η θέση του συμπλέγματος στο μαστό αποτελεί σημαντική ένδειξη για την επικινδυνότητά του, μιας και έχει δείχθει ότι οι περισσότερες κακοήθεις κακώσεις εντοπίζονται στο πάνω εξωτερικό τεταρτημόριο του μαστού, ενώ το ενδεχόμενο το σύμπλεγμα να εντοπίζεται κοντά σε λοβίο αυξάνει την επικινδυνότητα [ACR 2003]. Επιπλέον, το σχήμα ολόκληρου του συμπλέγματος καθώς και η κατανομή και ο αριθμός των μικροασβεστώσεων μέσα σε αυτό παρέχουν πολύτιμες πληροφορίες για την παθογένεια του ευρήματος [ACR 2003].

Τέλος, για τη διάγνωση ενός συμπλέγματος αξίζει να μελετηθούν οι ιδιότητες του περιβάλλοντος ιστού [Thiele et al. 1996]. Όπως έχουμε ήδη τονίσει, η παρουσία μικροασβεστώσεων αποτελεί ένδειξη μιας παρελθούσης ή συνεχιζόμενης μεταβολής του ιστού του μαστού. Συνεπώς, η μελέτη του μπορεί να δώσει πληροφορίες σχετικά με το αν η παρουσία ασβεστώσεων προέκυψε από καλοήθεις ή κακοήθεις διεργασίες.

Συνολικά λοιπόν, οι ακτινολόγοι προτού βγάλουν την τελική τους διάγνωση βασίζονται σε πληροφορίες που έχουν προκύψει από την ανάλυση:

- κάθε μεμονωμένης μικροασβέστωσης,
- ολόκληρου του συμπλέγματος και
- του περιβάλλοντος ιστού.

Στόχος ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης είναι η εξαγωγή χαρακτηριστικών που θα περιγράψουν με αντικειμενικό τρόπο τις κακώσεις, προσπαθώντας να «μμηθούν» τη στρατηγική που ακολουθούν οι ακτινολόγοι για να πραγματοποιήσουν τη διάγνωσή τους. Για το λόγο αυτό, στο συγκεκριμένο στάδιο ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης πρέπει να ενσωματωθούν αλγόριθμοι από το πεδίο της Όρασης Υπολογιστών, οι οποίοι με πλήρως αυτοματοποιημένο τρόπο θα υπολογίζουν χαρακτηριστικά που προκύπτουν από την ανάλυση της μαστογραφικής εικόνας για την αντικειμενική περιγραφή των κακώσεων.

Πρόκειται πιθανώς για το πιο σημαντικό στάδιο λειτουργίας ενός CAD συστήματος και αυτό διότι τα χαρακτηριστικά που θα εξαχθούν θα είναι και εκείνα που θα χρησιμοποιηθούν σε μεταγενέστερο στάδιο για την κατηγοριοποίηση των ευρημάτων και τον διαχωρισμό τους σε καλοήθη και κακοήθη. Στη βιβλιογραφία αναφέρονται πολλές αυτόματες μέθοδοι για εξαγωγή χαρακτηριστικών οντοτήτων μέσω ανάλυσης εικόνας [Μαραγκός 2005], [Sonka et al. 1993]. Ακολουθώντας συνεπώς την κατηγοριοποίηση των χαρακτηριστικών που παραθέσαμε παραπάνω, προχωράμε στην αναλυτική περιγραφή κάθε διαφορετικής ομάδας χαρακτηριστικών για την περιγραφή των μικροασβεστώσεων.

3.1 Χαρακτηριστικά μεμονωμένων μικροασβεστώσεων

Σύμφωνα και με το πρότυπο BI-RADS που έχει θεσπιστεί για την περιγραφή των μαστογραφικών ευρημάτων, η μορφολογία των μικροασβεστώσεων αποτελεί καταλυτικό παράγοντα για την κατανόηση της φύσης τους και του τρόπου δημιουργίας τους. Επίσης, η φωτεινότητά τους και η αντίθεσή τους με τον περιβάλλοντα ιστό μπορεί να αποτελέσει σημαντικό κριτήριο διαχωρισμού.

3.1.1 Μορφολογία μικροασβεστώσεων

Στη βιβλιογραφία συναντώνται διάφορες μεθοδολογίες από το πεδίο της Όρασης Υπολογιστών για την μαθηματική περιγραφή του σχήματος ενός αντικειμένου. Πολλές ερευνητικές ομάδες έχουν εστιάσει τις προσπάθειες τους στην ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων αξιοποιώντας μεθόδους που υπολογίζουν μορφολογικά χαρακτηριστικά των μικροασβεστώσεων [Betal et al. 1997], [Bocchi and Nori 2007], [Chan et al. 1998], [Kallergi 2004], [Nakayama et al. 2004], [Shen et al.

1997], [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Στην εργασία της [Kallergi 2004], η συγγραφέας αναπτύσσει ένα σχήμα ταξινόμησης όπου χρησιμοποιούνται μορφολογικά χαρακτηριστικά των μικροασβεστώσεων μέσω της θεωρίας των ροπών, ενώ την ίδια μεθοδολογία χρησιμοποίησαν και οι [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Οι ερευνητές [Nakayama et al. 2004] υλοποίησαν 5 χαρακτηριστικά για να περιγράψουν τη μορφολογία των μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες μεγεθυμένες στην περιοχή ενδιαφέροντος. Οι [Betal et al. 1997] χρησιμοποίησαν ένα σύνολο χαρακτηριστικών για να αναλύσουν τη μορφολογία, μέσω των οποίων υπολόγιζαν αριθμητικά την ανωμαλία του σχήματος της κάθε μικροασβεστώσης, την επιμήκυνσή της καθώς και τον αριθμό των αναδιπλώσεων που παρουσίαζε. Οι [Shen et al. 1997] πρότειναν ένα σύνολο χαρακτηριστικών βασισμένο σε συντελεστές Fourier για την περιγραφή της περιφέρειας των μικροασβεστώσεων. Η ίδια μέθοδος χρησιμοποιήθηκε μετέπειτα στη δημοσίευση της [Kallergi 2004]. Οι [Bocchi et al. 2007] βάσισαν τις μετρήσεις τους για το σχήμα των μικροασβεστώσεων στο μετασχηματισμό Radon [Μαραγκός 2005]. Τέλος, οι [Chan et al. 1998] υπολόγισαν μεγέθη όπως το εμβαδόν, η εκκεντρότητα και η αναλογία των αξόνων κάθε μικροασβεστώσης για να τις περιγράψουν μαθηματικά.

Επιλογή μεθοδολογίας

Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες κατηγορίες στο συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο για την αναπαράσταση σχήματος περιέχουν τεχνικές βασιζόμενες σε μονοδιάστατες συναρτήσεις, τεχνικές προσέγγισης πολυγώνου, μεθόδους που στηρίζονται στον υπολογισμό των ροπών (π.χ. ροπές περιφέρειας αντικειμένου, ροπές περιοχής αντικειμένου), μεθόδους χωρικής κλίμακας και τέλος συναρτήσεις μετασχηματισμού σχήματος (π.χ. μετασχηματισμός Fourier, κυματιδίου). Έχει δειχθεί ότι τα περισσότερα πλεονεκτήματα και τη μεγαλύτερη αξιοπιστία παρουσιάζουν οι δύο τελευταίες κατηγορίες, δηλαδή μεθοδολογίες που στηρίζονται σε μετασχηματισμούς σχήματος και μέθοδοι χωρικής κλίμακας (scale-space) [Yang et al. 2008]. Ωστόσο, η επιλογή της μεθόδου εξαρτάται κυρίως από την εφαρμογή και τη φύση των αντικειμένων των οποίων τη μορφολογία θέλουμε να περιγράψουμε. Για το συγκεκριμένο πρόβλημα, της μέτρησης δηλαδή χαρακτηριστικών του σχήματος των μικροασβεστώσεων, θεωρήσαμε ότι η καλύτερη επιλογή θα ήταν η υλοποίηση της μεθόδου των ροπών και απλών γεωμετρικών μεθόδων για τους ακόλουθους λόγους:

- Παρά το γεγονός ότι οι μέθοδοι μετασχηματισμού σχήματος παρουσιάζουν πολλά πλεονεκτήματα σε ποικίλες εφαρμογές, διακρίνονται για την αυξημένη υπολογιστική τους πολυπλοκότητα. Επίσης, προτιμήσαμε να αποφύγουμε τη χρήση τους για έναν ακόμα κύριο λόγο: οι τεχνικές στις οποίες βασίζονται δεν είναι συμβατές με την ανθρώπινη αντίληψη και τον τρόπο που ένας άνθρωπος μελετά το σχήμα του υπό εξέταση αντικειμένου. Ένας μετασχηματισμός σχήματος προβάλλει το αντικείμενο ή την περιφέρειά του σε έναν άλλο χώρο ώστε να εξάγει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του μέσω της ανάλυσης των συνιστωσών του μετασχηματισμού. Μιας και πρωταρχικός στόχος είναι να υλοποιηθούν μέθοδοι που θα «μιμούνται» τους ακτινολόγους, ακολουθώντας τη στρατηγική διάγνωσης που οι ίδιοι

χρησιμοποιούν, θεωρήσαμε ότι η επιλογή μετασχηματισμών σχήματος δεν ταιριάζει με τη φιλοσοφία της συγκεκριμένης εφαρμογής.

- Διαπιστώσαμε ότι μεθοδολογίες όπως προσέγγιση πολυγώνου ή μέθοδοι χωρικής κλίμακας δεν ταιριάζουν με την εφαρμογή των μικροασβεστώσεων. Ο λόγος είναι ότι οι συγκεκριμένες μεθοδολογίες βασίζονται στην απλοποίηση-λείανση της περιφέρειας των αντικειμένων, στοχεύοντας έτσι στην απομάκρυνση θορύβου και μικρών λεπτομερειών, ώστε οι μετρήσεις να γίνονται επί του αδρού σχήματος του αντικειμένου. Οι συγκεκριμένες συνεπώς τεχνικές δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τις μικροασβεστώσεις, μιας και αναφερόμαστε σε αντικείμενα πολύ μικρού μεγέθους, των οποίων η περιφέρεια μπορεί να φέρει πολύτιμη πληροφορία για την παθογένεια των ευρημάτων.
- Αντίθετα, απλές γεωμετρικές μέθοδοι ταιριάζουν αρκετά στη συγκεκριμένη εφαρμογή. Οι μικροασβεστώσεις είναι πολύ μικρά ευρήματα με αποτέλεσμα να είναι δύσκολο να παρουσιάζουν πολύπλοκο σχήμα. Για το λόγο αυτό, βασικά χαρακτηριστικά όπως η κυκλικότητα, το εμβαδόν, η περίμετρος κ.α. υπολογίζονται εύκολα ακολουθώντας βασικές γεωμετρικές αρχές.
- Τέλος, η μέθοδος των ροπών αποτελεί μια καλή επιλογή, μιας και η αξιοπιστία της μεθόδου έχει ελεγχθεί από παρόμοιες μελέτες για τη μέτρηση χαρακτηριστικών του σχήματος των μικροασβεστώσεων [Kallergi 2004], [Soltanian-Zadeh et al. 2004] ενώ παρουσιάζει χαμηλό υπολογιστικό κόστος. Το σημαντικότερο μειονέκτημα της μεθόδου είναι η υψηλή ευαισθησία στο θόρυβο, ειδικά για τις ροπές υψηλότερης τάξης [Yang et al. 2008]. Ωστόσο, το συγκεκριμένο μειονέκτημα δεν μπορεί να αποτελέσει τροχοπέδη για την εφαρμογή μας, αφού απλά σχήματα όπως είναι αυτά των μικροασβεστώσεων μπορούν να περιγραφούν ικανοποιητικά με τις ροπές χαμηλότερης τάξης.

Για όλους τους παραπάνω λόγους θεωρήσαμε ως ασφαλέστερη επιλογή για την εξαγωγή χαρακτηριστικών σχήματος απλές γεωμετρικές μεθόδους και τη μέθοδο των ροπών. Παρ' όλα αυτά, θεωρούμε ότι οι μετρήσεις μέσω άλλων μεθόδων ελάχιστα θα διέφεραν μεταξύ τους. Ο λόγος είναι ότι οι περισσότερες μικροασβεστώσεις είναι πολύ μικρού μεγέθους και απεικονίζονται σε μαστογραφίες με έναν μικρό αριθμό εικονοστοιχείων. Ως αποτέλεσμα, το σχήμα τους σπάνια μπορεί να γίνει πολύπλοκο και μπορεί να περιγραφεί εύκολα με στοιχειώδεις μετρήσεις.

Υπολογισμός χαρακτηριστικών

Προκειμένου να υπολογίσουμε τα μορφολογικά χαρακτηριστικά της κάθε μικροασβεστώσης, απαιτείται να εφαρμόσουμε τις μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών στην εικόνα που περιέχει αναδεδειγμένες τις μικροασβεστώσεις. Πρόκειται για την εικόνα που έχει προκύψει από το προηγούμενο στάδιο που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 2, όπου στην αρχική εικόνα εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο κατάτμησης. Θυμίζουμε ότι το αποτέλεσμα της κατάτμησης είναι μία δυαδική εικόνα, όπου περιέχονται μόνο οι αναδεδειγμένες μικροασβεστώσεις, αποκομμένες από τον περιβάλλοντα ιστό. Τιμή 0 σε ένα εικονοστοιχείο της εικόνας δείχνει φόντο (ιστό), ενώ τιμή 1 σε εικονοστοιχείο

δείχνει ότι ανήκει σε μικροασβέστωση. Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών σχήματος όμως επιβάλλει επιπλέον επεξεργασία της συγκεκριμένης εικόνας.

Αρχικά απαιτείται να αποδοθεί σε κάθε μικροασβέστωση της εικόνας ένας αύξων αριθμός (labeling), ώστε να βρεθεί ο αριθμός των μικροασβετώσεων στο σύμπλεγμα της κάθε εικόνας και να είναι δυνατός ο χειρισμός της κάθε μικροασβέστωσης ξεχωριστά. Η δυαδική εικόνα σαρώνεται και ανατίθεται ένας αύξων αριθμός σε κάθε μη-μηδενικό εικονοστοιχείο της δυαδικής εικόνας. Η ίδια ετικέτα ανατίθεται και σε καθέναν από τα 8 μη-μηδενικά γειτονικά εικονοστοιχεία. Το τελικό αποτέλεσμα της διαδικασίας είναι η εικόνα των μικροασβετώσεων με διαφορετικές ετικέτες για κάθε μικροασβέστωση. Η μεγαλύτερη τιμή ετικέτας δείχνει προφανώς και τον αριθμό των συνολικών μικροασβετώσεων μέσα στην εικόνα. Επιπλέον, για τον υπολογισμό συγκεκριμένων χαρακτηριστικών σχήματος μπορεί να χρειαστούν υπολογισμοί επί του περιγράμματος της κάθε μικροασβέστωσης. Ως περίγραμμα θεωρούνται εκείνα τα εικονοστοιχεία της κάθε μικροασβέστωσης που έχουν τουλάχιστον έναν μηδενικό εικονοστοιχείο από τα 4 γειτονικά τους στην οριζόντια και κάθετη διεύθυνση. Συνεπώς, μια ετικέτα ανατίθεται στο περίγραμμα κάθε μικροασβέστωσης με τον ίδιο τρόπο όπως παραπάνω, έτσι ώστε να είναι δυνατός ο χειρισμός του περιγράμματος κάθε μικροασβέστωσης ξεχωριστά.

Κάνοντας χρήση λοιπών των ετικετών όπως προέκυψαν από την προηγούμενη διαδικασία, εφαρμόζουμε σε κάθε μεμονωμένη μικροασβέστωση τις γεωμετρικές μεθόδους ώστε να υπολογίσουμε τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

➤ (X1) Εμβαδόν

Πρόκειται για ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά, μιας και μεγάλες μικροασβετώσεις θεωρούνται ότι προέκυψαν από καλοήθειες διεργασίες. Ο υπολογισμός του γίνεται εύκολα μετρώντας τον αριθμό των εικονοστοιχείων που αποτελούν τη μικροασβέστωση. Γνωρίζοντας μάλιστα την ανάλυση του ψηφιοποιητή μπορούμε να υπολογίσουμε και το ακριβές της μέγεθος.

➤ (X2) Περίμετρος

Το συγκεκριμένο μέγεθος δείχνει τον αριθμό των εικονοστοιχείων που αποτελούν την περιφέρεια της μικροασβέστωσης.

➤ (X3) Συμπαγότητα (Compactness)

Το συγκεκριμένο μέγεθος μετρά πόσο συμπαγής είναι μία μικροασβέστωση. Ορίζεται από τον λόγο του τετραγώνου της περιμέτρου της μικροασβέστωσης προς την επιφάνειά της όπως δίνεται από τον τύπο:

$$C = \frac{P^2}{A} \quad (3.1)$$

όπου P η περίμετρος και A το εμβαδόν της.

Η συμπαγότητα εκφράζει την πολυπλοκότητα του περιγράμματος ενός αντικειμένου σε σχέση με την επιφάνειά του. Η μικρότερη τιμή προκύπτει για τον κύκλο και είναι $4\pi = 12.56$.

Σε πιο περίπλοκα και σύνθετα σχήματα, η συμπαγότητα λαμβάνει υψηλότερες τιμές.

Με τον ίδιο τρόπο, αξιοποιώντας τη διαδικασία απόδοσης αύξοντος αριθμού σε κάθε μικροασβέστωση, εφαρμόζουμε σε κάθε μεμονωμένο εύρημα τη μέθοδο των ροπών. Οι ροπές που χρησιμοποιούνται είναι αυτές των περιγραμμάτων των περιοχών μικροασβεστώσεων. Στον ορισμό αυτό τα περιγράμματα χαρακτηρίζονται από μια ακολουθία που αναπαριστά τις ευκλείδειες αποστάσεις των κέντρων μάζας κάθε μικροασβέστωσης από τα ρικελ του περιγράμματος αυτής. Αν $z(i), i= 1, 2, \dots, N$ είναι οι ευκλείδειες αποστάσεις των ρικελ του περιγράμματος από το κέντρο μάζας (όπου N το πλήθος των ρικελ περιγράμματος) η ροπή τάξης p ορίζεται:

$$m_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i)]^p \quad (3.2)$$

και η κεντρική ροπή τάξης p ορίζεται:

$$M_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^p \quad (3.3)$$

Με χρήση των παραπάνω τύπων των ροπών υπολογίζονται τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

➤ (X4) Μέτρο F3-F1

Ορίζουμε τις ροπές χαμηλής τάξης $F1, F2$ και $F3$, οι οποίες είναι λιγότερο ευαίσθητες στο θόρυβο. Οι $F1$ και $F3$ συγκεκριμένα, προκύπτουν από τις σχέσεις:

$$F1 = \frac{(M_2)^{1/2}}{m_1} \quad (3.4)$$

$$F3 = \frac{(M_4)^{1/4}}{m_1} \quad (3.5)$$

Τελικά χρησιμοποιήθηκε το μέτρο $F3 - F1$ το οποίο αναπαριστά την τραχύτητα της μικροασβέστωσης και αυξάνεται καθώς αυξάνεται η μη - κανονικότητα του σχήματος. Το διάστημα τιμών που μπορεί να λάβει το μέτρο είναι το $[0,1]$.

➤ (X5) Μέτρο M

Για τον υπολογισμό του μέτρου M , όπως ορίζεται στην εργασία των [Shen et al. 1994], χρησιμοποιούνται ροπές χαμηλότερης τάξης ώστε το μέγεθος να μην παρουσιάζει ευαισθησία στο θόρυβο. Δίνεται από τον τύπο:

$$M = \frac{(M_4)^{1/4}}{m_1} - \frac{(M_2)^{1/4}}{m_1} \quad (3.6)$$

Το πεδίο τιμών του συγκεκριμένου μεγέθους είναι το $[0,1]$. Το μέτρο M αποτελεί ένα μέτρο της τραχύτητας της περιφέρειας της μικροασβέστωσης και λαμβάνει μεγαλύτερες τιμές καθώς αυξάνει η ανωμαλία και η πολυπλοκότητα του σχήματος.

➤ (X6) Εκκεντρότητα

Το μέγεθος αυτό προκύπτει από ροπές δεύτερης τάξης και δίνεται από τον τύπο:

$$\varepsilon = \frac{(m_{2,0} - m_{0,2})^2 + 4m_{1,1}}{(m_{2,0} - m_{0,2})^2} \quad (3.7)$$

όπου για μια εικόνα $f(x,y)$ η ροπή τάξης $p+q$ ορίζεται:

$$m_{p,q} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (3.8)$$

Η εκκεντρότητα μετρά το βαθμό κατά τον οποίο η μάζα μιας μικροασβέστωσης είναι συγκεντρωμένη σε κάποιον από τους άξονές της και παίρνει μηδενική τιμή για κυκλικές μικροασβεστώσεις, ενώ λαμβάνει τιμή 1 για γραμμικές μικροασβεστώσεις.

➤ (X7) Διασπορά (Spread)

Το συγκεκριμένο μέγεθος στηρίζεται στις κεντρικές ροπές των εικονοστοιχείων της περιφέρειας μιας μικροασβέστωσης και ορίζεται σύμφωνα με τον ακόλουθο τύπο:

$$S = \mu_{0,2} + \mu_{2,0} \quad (3.9)$$

όπου

$$\mu_{p,q} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (3.10)$$

Η διασπορά δείχνει πόσο ομοιόμορφα/ανομοιόμορφα είναι κατανεμημένο ένα αντικείμενο γύρω από το κέντρο μάζας του. Το πεδίο τιμών του χαρακτηριστικού είναι επίσης το διάστημα [0,1]. Στην περίπτωση μιας κυκλικής μικροασβέστωσης η τιμή της διασποράς είναι 0, ενώ αντίθετα τιμή 1 λαμβάνει η διασπορά στην περίπτωση γραμμικής μικροασβέστωσης.

Όπως τονίσαμε, τα παραπάνω χαρακτηριστικά υπολογίζονται για κάθε μικροασβέστωση που έχει εντοπιστεί στην εικόνα της περιοχής ενδιαφέροντος. Προκειμένου λοιπόν τα χαρακτηριστικά αυτά να χρησιμοποιηθούν για τη διάγνωση του συμπλέγματος θα εξάγουμε στατιστικές τιμές για το σύνολο των μικροασβεστώσεων. Συνεπώς, για κάθε χαρακτηριστικό υπολογίζουμε τη μέση τιμή, την τυπική απόκλιση και το εύρος του.

3.1.2 Οπτική πυκνότητα μικροασβεστώσεων

Η φωτεινότητα των μικροασβεστώσεων είναι ακόμη ένας παράγοντας που πρέπει να ληφθεί υπ' όψη για τη διάγνωση ενός συμπλέγματος. Στις περισσότερες δημοσιεύσεις που συναντώνται στη βιβλιογραφία έχουν ενσωματωθεί χαρακτηριστικά που περιγράφουν την οπτική πυκνότητα των μικροασβεστώσεων ο υπολογισμός των οποίων γίνεται με μετρήσεις επί των τιμών των εικονοστοιχείων της αρχικής εικόνας, που δείχνουν τα επίπεδα φωτεινότητας της κάθε μικροασβέστωσης [Betal et al. 1997], [Dhawan et al. 1996], [Kallergi 2004], [Papadopoulos et al. 2005], [Shmidt et al. 1999], [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Μια διαφορετική υλοποίηση πρότειναν οι

[Jiang et al. 1996] οι οποίοι μέτρησαν τον όγκο κάθε μικροασβέστωσης βασιζόμενοι σε ένα μαθηματικό μοντέλο μετασχηματισμού της εικόνας, δείχνοντας ότι οι μετρήσεις τους αποτελούν στατιστικώς σημαντικά χαρακτηριστικά διαχωρισμού.

Τα χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν για τη μέτρηση της οπτικής πυκνότητας κάθε μικροασβέστωσης είναι τα ακόλουθα:

➤ (X8) Μέση Φωτεινότητα

Το συγκεκριμένο μέγεθος δείχνει τη φωτεινότητα της μικροασβέστωσης. Προκύπτει από τη μέση τιμή των τιμών των εικονοστοιχείων της εικόνας που συναποτελούν τη μικροασβέστωση. Δείχνει το μέσο επίπεδο της γκρι απόχρωσης με την οποία απεικονίζεται μια μικροασβέστωση στη μαστογραφία.

➤ (X9) Τυπική Απόκλιση Φωτεινότητας

Για κάθε μικροασβέστωση υπολογίζεται η τυπική απόκλιση των τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων της μικροασβέστωσης. Το συγκεκριμένο μέγεθος μπορεί να δείξει αν μία μικροασβέστωση είναι ομοιόμορφα φωτεινή ή παρουσιάζει διακύμανση, όπως για παραδειγμα μια μικροασβέστωση με υπότυκνο κέντρο.

Όπως και στην περίπτωση των μορφολογικών χαρακτηριστικών, για κάθε χαρακτηριστικό υπολογίζουμε στατιστικές τιμές των μεγεθών.

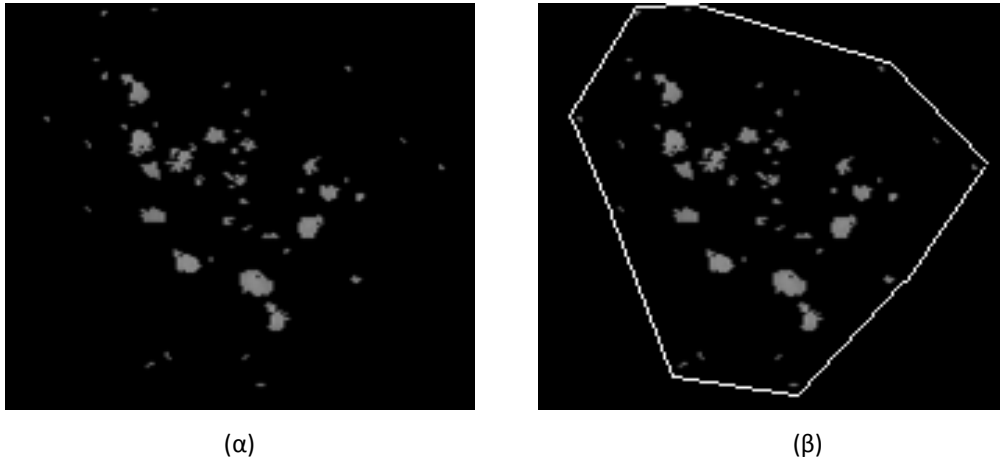
3.2 Χαρακτηριστικά συμπλέγματος μικροασβεστώσεων

Πέρα από την περιγραφή και την κατηγοριοποίηση της κάθε μικροασβέστωσης, οι ακτινολόγοι συνυπολογίζουν προτού βγάλουν τη διάγνωσή τους πληροφορίες που εξάγουν από την ανάλυση ολόκληρου του συμπλέγματος. Η μορφολογία του συμπλέγματος και ο τρόπος που κατανέμονται οι μικροασβεστώσεις μέσα σε αυτό αποτελούν σημαντικούς παράγοντες για την παθολογική κατάσταση του συμπλέγματος.

3.2.1 Μορφολογικά χαρακτηριστικά συμπλέγματος

Η μορφολογία ολόκληρου του συμπλέγματος χρήζει ιδιαίτερης προσοχής, μιας και μπορεί να παρέχει πολύτιμη πληροφορία για τον λόγο δημιουργίας του συμπλέγματος. Οι περισσότερες δημοσιεύσεις πάνω στο συγκεκριμένο θέμα εμπεριέχουν τέτοιου είδους χαρακτηριστικά [Betal et al. 1997], [Leichter et al. 1999], [Papadopoulos et al. 2005], [Shmidt et al. 1999], [Veldkamp et al. 2000]. Οι [Papadopoulos et al. 2005], πέρα από τα χαρακτηριστικά μεμονωμένων μικροασβεστώσεων, υπολόγισαν χαρακτηριστικά για ολόκληρο το σύμπλεγμα όπως το εμβαδόν του συμπλέγματος, η πυκνότητά του, ο αριθμός των μικροασβεστώσεων στο σύμπλεγμα, η εκκεντρότητά του, ο προσανατολισμός του κ.α. Πολλά από αυτά τα χαρακτηριστικά είχαν ήδη χρησιμοποιηθεί και σε προηγούμενες δημοσιεύσεις [Shmidt et al. 1999], [Veldkamp et al. 2000].

Για τον υπολογισμό των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών χρησιμοποιήσαμε το πολύγωνο του συμπλέγματος. Για κάθε μικροασβεστωση υπολογίσαμε το κέντρο βάρους της και με βάση τα σημεία αυτά σχεδιάσαμε το πολύγωνο που τις περικλείει. Η συγκεκριμένη διαδικασία απεικονίζεται στο σχήμα 3.1.



Σχήμα 3.1 (α) Περιοχή ενδιαφέροντος με αναδειγμένες μικροασβεστώσεις και (β) το πολύγωνο για το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων σχεδιασμένο με βάση το κέντρο βάρους των ευρημάτων.

Οι μετρήσεις στη συνέχεια έγιναν επί του συγκεκριμένου πολυγώνου. Καταλήξαμε λοιπόν στα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

➤ (X10) Αριθμός μικροασβεστώσεων

Πρόκειται για ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά, το οποίο χρησιμοποιείται σχεδόν από όλες τις εργασίες για ταξινόμηση μικροασβεστώσεων. Ο υπολογισμός του συγκεκριμένου μεγέθους στηρίζεται στην καταμέτρηση των μεμονωμένων μικροασβεστώσεων στο σύμπλεγμα και γίνεται πολύ εύκολα μέσω της διαδικασίας απόδοσης ετικέτας (αύξαντος αριθμού) που περιγράφηκε προηγουμένως.

➤ (X11) Συνολικό Εμβαδόν Μικροασβεστώσεων

Το συγκεκριμένο μέγεθος δείχνει τον αριθμό των εικονοστοιχείων στην εικόνα που ανήκουν σε μικροασβεστώσεις.

➤ (X12) Εμβαδόν συμπλέγματος

Το χαρακτηριστικό αυτό δείχνει το χώρο που καταλαμβάνει το σύμπλεγμα. Υπολογίζεται εύκολα αφού πρόκειται για τον αριθμό των εικονοστοιχείων που περιέχονται μέσα στο πολύγωνο.

➤ (X13) Μήκος Πρωτεύοντος άξονα

Πρόκειται για το μήκος του πρωτεύοντος άξονα (υπολογισμένο από τον αριθμό των εικονοστοιχείων) της έλλειψης που φέρει τις ίδιες κανονικοποιημένες κεντρικές ροπές 2^{15} τάξης με την περιοχή του συμπλέγματος (βλέπε εικόνα 3.1).



Εικόνα 3.1 Ισοδύναμη έλλειψη που περικλείει τις μικροασβεστώσεις ενός συμπλέγματος δύο μικροασβεστώσεων.

- (Χ14) Μήκος Δευτερεύοντος άξονα
Όπως προηγουμένως, πρόκειται για το μήκος σε εικονοστοιχεία του δευτερεύοντος άξονα της έλλειψης που προσεγγίζει την περιοχή του συμπλέγματος.
- (Χ15) Εκκεντρότητα
Η εκκεντρότητα αντιπροσωπεύει την αναλογία μεταξύ των αποστάσεων του πρωτεύοντος άξονα και της περιφέρειας της έλλειψης που έχει τις ίδιες κεντρικές ροπές 2^{ης} τάξης με την περιοχή του συμπλέγματος. Οι πιθανές τιμές της εκκεντρότητας ανήκουν στο πεδίο [0,1]. Οι ακραίες τιμές προκύπτουν σε εκφυλισμένες καταστάσεις: μία έλλειψη με τιμή εκκεντρότητας 0 είναι στην ουσία ένας κύκλος, ενώ αντίθετα έλλειψη με τιμή εκκεντρότητας 1 πρόκειται για ευθύγραμμο τμήμα.
- (Χ16) Περίμετρος
Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό προκύπτει από τον αριθμό των εικονοστοιχείων που αποτελούν την περιφέρεια του εγγράψιμου πολυγώνου.
- (Χ17) Ισοδύναμη Διάμετρος
Πρόκειται για τη διάμετρο ενός κύκλου που έχει το ίδιο εμβαδόν με την επιφάνεια που καταλαμβάνει το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων. Προκύπτει από τον τύπο:

$$R = \sqrt{\frac{4 * E}{\pi}} \quad (3.11)$$
όπου E το εμβαδόν του συμπλέγματος και $\pi=3.14$ η σταθερά του κύκλου.
- (Χ18) Πυκνότητα Μικροασβεστώσεων
Πρόκειται για το λόγο του συνολικού εμβαδού όλων των μικροασβεστώσεων προς το εμβαδόν της ορθογώνιας περιοχής ενδιαφέροντος.
- (Χ19) Εγγράψιμη Πυκνότητα

Πρόκειται για το λόγο του συνολικού εμβαδού όλων των μικροασβεστώσεων προς το εμβαδόν της περιοχής του συμπλέγματος που περιορίζεται από το εγγράψιμο πολύγωνο. Στην ουσία, πρόκειται για το λόγο των χαρακτηριστικών (X11) και (X12).

➤ (X20) Συμπαγότητα

Όπως και στην περίπτωση των μεμονωμένων μικροασβεστώσεων, με βάση τον τύπο (3.1) υπολογίζουμε τη συμπαγότητα του συμπλέγματος, με χρήση του εμβαδού του και της περιμέτρου του.

3.2.2 Κατανομή συμπλέγματος

Σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS, η παθολογική κατάσταση ενός συμπλέγματος έχει άμεση εξάρτηση από τον τρόπο διάταξης των μικροασβεστώσεων μέσα στο σύμπλεγμα [ACR, 2003]. Για παράδειγμα, σύμπλεγμα σφαιρικού σχήματος θεωρείται ότι προέκυψε από καλοήθεις διεργασίες, ενώ αντίθετα σύμπλεγμα με μεγάλη επιμήκυνση είναι μάλλον κακοήθες. Προκειμένου να περιγραφεί η χωρική κατανομή των μικροασβεστώσεων μέσα στο σύμπλεγμα συστήνεται η μέτρηση των αποστάσεων μεταξύ όλων των μικροασβεστώσεων του συμπλέγματος και μεταξύ γειτονικών μικροασβεστώσεων ή η μέτρηση των αποστάσεων κάθε μικροασβεστώσης από το κέντρο του συμπλέγματος, το οποίο εύκολα μπορεί να βρεθεί από το πολύγωνο. Χαρακτηριστικά αυτής της κατηγορίας έχουν ήδη χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενες μελέτες [Betal et al. 1997], [Paradouroulos et al. 2004], [Schmidt et al. 1999], [Veldkamp et al. 2000]. Μία πιο σύνθετη προσέγγιση προτάθηκε στην εργασία των [Leichter et al. 1999], όπου μέσω του δισδιάστατου μετασχηματισμού Delaunay υπολογίζεται ο μέσος αριθμός γειτονικών μικροασβεστώσεων σε ένα σύμπλεγμα.

Με μετρήσεις λοιπόν επί της εικόνας με τα κέντρα βάρους των μικροασβεστώσεων, υπολογίζουμε τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

➤ (X21) Μέση Απόσταση από το κέντρο του συμπλέγματος

Για κάθε μικροασβεστώση του συμπλέγματος, υπολογίζουμε την απόσταση σε εικονοστοιχεία μεταξύ του κέντρου βάρους της και το κέντρο βάρους ολόκληρου του συμπλέγματος. Υπολογίζουμε στο τέλος τη μέση τιμή όλων των αποστάσεων από το κέντρο του συμπλέγματος.

➤ (X22) Μέση Απόσταση γειτονικών μικροασβεστώσεων

Για κάθε μικροασβεστώση του συμπλέγματος, υπολογίζουμε την απόσταση σε εικονοστοιχεία μεταξύ του κέντρου βάρους της και του κέντρου βάρους της κοντινότερης σε αυτήν μικροασβεστώσης. Υπολογίζουμε στο τέλος τη μέση τιμή όλων αυτών των γειτονικών αποστάσεων.

➤ (X23) Μέση Απόσταση μικροασβεστώσεων

Για κάθε μικροασβέστωση του συμπλέγματος, υπολογίζουμε τη μέση απόσταση σε εικονοστοιχεία μεταξύ του κέντρου βάρους της και του κέντρου βάρους όλων των υπόλοιπων μικροασβεστώσεων του συμπλέγματος. Η τελική τιμή του μεγέθους είναι η μέση τιμή των υπολογισθέντων μέσων αποστάσεων.

Στατιστικές τιμές (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, μέγιστη/ελάχιστη/ενδιάμεση τιμή και εύρος) των παραπάνω χαρακτηριστικών οδηγούν στο σύνολο των χαρακτηριστικών που περιγράφουν την κατανομή του συμπλέγματος.

3.3 Χαρακτηριστικά περιβάλλοντος ιστού

Εξετάζοντας μία μαστογραφική εικόνα ο ακτινολόγος ελέγχει την περιοχή ενδιαφέροντος προσπαθώντας να δει τις αλλοιώσεις που εντοπίζει στην περιοχή συγκριτικά με τον υπόλοιπο ιστό. Αν και πρόκειται για μια διαδικασία που δύσκολα περιγράφεται μιας και αποτελεί προϊόν εμπειρίας και εξάσκησης, αυτό που κάνουν πραγματικά οι ακτινολόγοι είναι να εξετάζουν την υφή της εικόνας στην περιοχή ενδιαφέροντος. Είναι δύσκολο να ορισθεί ακριβώς τι είναι η υφή, μιας και υπάρχουν στη βιβλιογραφία πολλοί διαφορετικοί ορισμοί που έχουν δοθεί για το συγκεκριμένο όρο, και εξαρτώνται κυρίως από την φύση του προβλήματος [Coggins 1982]. Γενικά η υφή παρέχει διαισθητικά μέτρα για τις ιδιότητες μιας επιφάνειας την οποία μπορεί να χαρακτηρίσει ομαλή ή ανώμαλη, απαλή ή σκληρή, τραχιά ή λεία, ματ. Για την ανάλυση εικόνας, μπορούμε να ορίσουμε την υφή σαν τη συνάρτηση της χωρικής κατανομής των τιμών των εικονοστοιχείων της εικόνας. Παρά την έλλειψη ενός σαφούς ορισμού της, έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι για την επεξεργασία εικόνων βάσει της υφής τους. Οι μέθοδοι ανάλυσης υφής χρησιμοποιούνται για την κατάτμηση μιας εικόνας σε περιοχές διαφορετικής υφής και επίσης για την αναγνώριση ή την ταξινόμηση αντικειμένων μια εικόνας βάσει της υφής τους [Chen et al. 1998], [Μαραγκός 2005].

Αρκετές ερευνητικές προσπάθειες για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων βασίστηκαν σε ανάλυση υφής της εικόνας. Οι [Karahaliou et al. 2007] μελέτησαν την υφή του περιβάλλοντος ιστού σε εικόνες με συμπλέγματα μικροασβεστώσεων χρησιμοποιώντας 4 διαφορετικές κατηγορίες χαρακτηριστικών: στατιστικά 1^{ης} τάξης, μητρώα συνεμφάνισης επιπέδων του γκρι, μητρώα έκτασης επιπέδων του γκρι και μεγέθη ενέργειας υφής (Laws). Τα μητρώα συνεμφάνισης αποτελούν μία διαδοσμένη επιλογή, δεδομένου ότι χρησιμοποιήθηκαν και αξιολογήθηκαν για την ανάλυση υφής συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων και σε αρκετές άλλες μελέτες [Chan et al. 1997], [Dhawan et al. 1996], [Kramer et al. 1999], [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Μάλιστα, στην εργασία των [Chan et al. 1998] έγινε σύγκριση μεταξύ μορφολογικών χαρακτηριστικών και χαρακτηριστικών από τα μητρώα συνεμφάνισης και διαπιστώθηκε ότι τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά υφής παρείχαν υψηλότερες επιδόσεις, ενώ ο συνδυασμός των δύο ομάδων επέφερε τα καλύτερα αποτελέσματα διαχωρισμού. Στην ίδια παρατήρηση κατέληξε και η εργασία των [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Οι [Pereira et al. 2007] χρησιμοποίησαν για τις μετρήσεις τους ένα σύνολο από χαρακτηριστικά υφής, χρησιμοποιώντας τον μετασχηματισμό κυματιδίου και

τον πίνακα χωρικής εξάρτησης γκρι επιπέδων. Η μεθοδολογία του μετασχηματισμού κυματιδίου έχει αρκετή απήχηση στη συγκεκριμένη εφαρμογή, μιας και έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως από διάφορες ερευνητικές ομάδες [Dhawan et al. 1996], [Fu et al. 2005], [Kocur et al. 2006], [Kramer et al. 1999], [Soltanian-Zadeh et al. 2004]. Τα αποτελέσματα των εργασιών των [Soltanian-Zadeh et al. 2004], μέσω κατάλληλων συγκρίσεων που έγιναν, έδειξαν ότι τα χαρακτηριστικά από το μετασχηματισμό κυματιδίου παρείχαν καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης σε σχέση με τα χαρακτηριστικά από τα μητρώα συνεμφάνισης.

Επιλογή μεθοδολογίας

Οι μέθοδοι ανάλυσης υφής χωρίζονται σε τρεις βασικές κατηγορίες [Gonzales, Woods 2002]:

(α) Στατιστικές

(β) Φασματικές/ενεργειακές

(γ) Δομικές (Model – Based)

Οι στατιστικές μέθοδοι ασχολούνται με στατιστικά μεγέθη των περιοχών της εικόνας, όπως αυτά προκύπτουν από το ιστόγραμμα, τις ροπές ή τους πίνακες αυτοσυσχέτισης της αρχικής εικόνας. Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι που ανήκουν στη συγκεκριμένη κατηγορία είναι τα στατιστικά 1^{ης} τάξης, τα στατιστικά 2^{ης} τάξης, όπως μητρώα συνεμφάνισης και μητρώα χωρικής εξάρτησης επιπέδων του γκρι. Οι ενεργειακές/φασματικές τεχνικές βασίζονται στην ανάλυση του φάσματος Fourier και χρησιμοποιούνται για να εντοπίσουν καθολική περιοδικότητα σε μια εικόνα ανιχνεύοντας κορυφές του φάσματος υψηλής ενέργειας. Εν γένει, οι συγκεκριμένες μέθοδοι βασίζονται στην εφαρμογή κάποιου μετασχηματισμού ή φίλτρου στην αρχική εικόνα. Τυπικά παραδείγματα μεθόδων της συγκεκριμένης κατηγορίας αποτελούν ο μετασχηματισμός Fourier και ο μετασχηματισμός κυματιδίου, ο διακριτός μετασχηματισμός συνημίτονου και τα φίλτρα Gabor. Τέλος, οι δομικές μέθοδοι χαρακτηρίζουν μια εικόνα υφής με βάση ένα γενικότερο μαθηματικό μοντέλο, το οποίο είναι είτε δομικό που χρησιμοποιεί τη γεωμετρική πολυπλοκότητα για την περιγραφή των μοτίβων της υφής (π.χ. η μέθοδος εκτίμησης κλασματικής διάστασης-fractals), είτε μοντέλο πιθανότητας το οποίο χαρακτηρίζει τη στοχαστική διαδικασία δημιουργίας υφής από την κατανομή των μοτίβων (π.χ. η μέθοδος Τυχαίων Μαρκοβιανών Πεδίων- Markov Random Field).

Για τη συγκεκριμένη εφαρμογή στραφήκαμε στη λύση των στατιστικών μεθόδων για τους ακόλουθους λόγους:

- Παρουσιάζουν χαμηλή πολυπλοκότητα, μιας και στηρίζονται σε απλούς υπολογισμούς, συνεπώς είναι πιο εύκολα προσαρμόσιμες σε ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης.
- Έχουν χρησιμοποιηθεί και σε προγενέστερες μελέτες, παρουσιάζοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα στο διαχωρισμό συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων, οπότε θεωρήσαμε ότι είναι μια ασφαλής επιλογή ώστε να διερευνηθεί η αποτελεσματικότητά τους σε ευρεία κλίμακα με χρήση μεγάλου πλήθους μαστογραφιών.
- Οι φασματικές και δομικές μέθοδοι παρουσιάζουν αυξημένη πολυπλοκότητα σε σύγκριση με τις στατιστικές μεθόδους. Επίσης, το γεγονός ότι στηρίζονται σε μετασχηματισμούς της

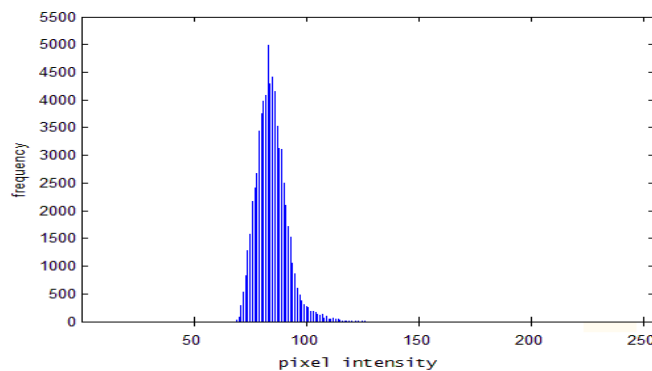
εικόνας έρχεται σε αντίθεση με τη στρατηγική που ακολουθούν οι ακτινολόγοι για να αναλύσουν τη μαστογραφία.

Υπολογισμός χαρακτηριστικών

Ύστερα από την επιλογή των στατιστικών μεθόδων για την εκτίμηση της υφής, προχωράμε στην εξαγωγή των αντίστοιχων χαρακτηριστικών στις περιοχές ενδιαφέροντος που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Για λόγους πληρότητας, επιλέξαμε να υλοποιήσουμε στατιστικά 1^{ης} και 2^{ης} τάξης. Σε αντίθεση με την περίπτωση των χαρακτηριστικών μεμονωμένων μικροασβεστώσεων και των χαρακτηριστικών ολόκληρου του συμπλέγματος που περιγράφηκαν στις προηγούμενες παραγράφους, ο υπολογισμός των χαρακτηριστικών υφής γίνεται επί της αρχικής εικόνας και όχι επί της εικόνας που περιέχει αναδεδειγμένες τις μικροασβεστώσεις. Αυτό σημαίνει ότι τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα από τη φάση κατάτμησης των ευρημάτων. Θεωρητικά, λοιπόν, τα χαρακτηριστικά υφής που υπολογίζονται επί της αρχικής μαστογραφίας πλεονεκτούν έναντι των υπολοίπων ομάδων, μιας και η φάση της κατάτμησης των ευρημάτων επηρεάζει άμεσα την ποιότητα της μέτρησης των χαρακτηριστικών τους. Προχωράμε συνεπώς στην παρουσίαση των δύο ομάδων στατιστικών υφής που υλοποιήσαμε και υπολογίσαμε σε περιοχές ενδιαφέροντος με συμπλέγματα μικροασβεστώσεων.

3.3.1 Στατιστικά 1^{ης} τάξης

Οι στατιστικές μέθοδοι 1ης τάξης παρέχουν στατιστικές ιδιότητες του ιστογράμματος φωτεινότητας της εικόνας (σχήμα 3.2) [Gonzalez, Woods 2002]. Τα στατιστικά αυτά βασίζονται μόνο στην τιμές των φωτεινότητας των εικονοστοιχείων, παρουσιάζοντας έτσι το πλεονέκτημα της απλότητας των υπολογισμών. Εντούτοις, δεν παρέχουν καθόλου πληροφορία για την περιγραφή της αλληλεπίδρασης μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων της εικόνας.



Σχήμα 3.2 Ιστόγραμμα της μαστογραφίας για τη συχνότητα εμφάνισης (frequency) των φωτεινότητων των εικονοστοιχείων (pixel intensity) (case 1276, benign_02, βάση DDSM).

Ορίζοντας λοιπόν ως $I(x,y)$ την τιμή της φωτεινότητας του εικονοστοιχείου (x,y) της εικόνας της περιοχής ενδιαφέροντος που περιέχει το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων, οι στατιστικές παράμετροι 1ης τάξης που υπολογίστηκαν είναι οι ακόλουθες:

➤ (X24) Μέση τιμή φωτεινότητας

Πρόκειται για τη μέση τιμή των φωτεινοτήτων όλων των εικονοστοιχείων στην αρχική εικόνα. Δίνεται από του τύπο:

$$m = \frac{\sum_x \sum_y I(x, y)}{N} \quad (3.12)$$

όπου N ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων της εικόνας.

➤ (X25) Τυπική Απόκλιση Φωτεινότητας

Η τυπική απόκλιση (std) των τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων της εικόνας.

➤ (X26) Ελάχιστη τιμή φωτεινότητας

Η μικρότερη τιμή φωτεινότητας που εντοπίζεται στην εικόνα.

➤ (X27) Μέγιστη τιμή φωτεινότητας

Η μεγαλύτερη τιμή φωτεινότητας που εντοπίζεται στην εικόνα.

➤ (X28) Ενδιάμεση τιμή φωτεινότητας

Η ενδιάμεση τιμή ή ο μέσος όρος των δύο ενδιάμεσων τιμών αν διαταχθούν οι τιμές φωτεινότητας όλων των εικονοστοιχείων σε αύξουσα σειρά.

➤ (X29) Συντελεστής απόκλισης

Πρόκειται για το λόγο της τυπικής απόκλισης των φωτεινοτήτων προς την αντίστοιχη μέση τιμή. Στην ουσία, είναι ο λόγος των χαρακτηριστικών (X25) και (X26).

➤ (X30) Λοξότητα φωτεινοτήτων

Το συγκεκριμένο μέγεθος μετράει το βαθμό ασυμμετρίας του ιστογράμματος γύρω από τη μέση τιμή φωτεινότητας της εικόνας. Δίνεται από τον τύπο:

$$sk = \frac{\sum_x \sum_y (I(x, y) - m)^3}{N * std^3} \quad (3.13)$$

Αν η λοξότητα λάβει αρνητική τιμή σημαίνει ότι η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων έχει τιμές φωτεινότητας μικρότερη της μέσης, ενώ αντίθετα θετική τιμή δείχνει πως το ιστογράμμο παρουσιάζει μεγαλύτερες κορυφές στις τιμές φωτεινότητας που είναι μεγαλύτερες της μέσης τιμής.

➤ (X31) Κύρτωση Φωτεινοτήτων

Το μέγεθος της κύρτωσης παρέχει μετρήσεις για την τραχύτητα της κατανομής του ιστογράμματος. Η τιμή του προκύπτει από τον ακόλουθο τύπο:

$$kur = \frac{\sum_x \sum_y (I(x, y) - m)^4}{N * std^4} \quad (3.14)$$

Αν ένα ιστόγραμμα είναι επίπεδο, υπάρχει δηλαδή ομοιόμορφη κατανομή των συχνοτήτων εμφάνισης για τις διάφορες τιμές της φωτεινότητας, η τιμή της κύρτωσης είναι μικρή. Υψηλές τιμές του μεγέθους της κύρτωσης προκύπτουν από ιστόγραμμα με έντονες ακμές και χαμηλή διασπορά των τιμών.

➤ (X32) Ενέργεια Φωτεινότητας

Ο τύπος υπολογισμού του μεγέθους είναι ο:

$$Eb = \sum_g H(g)^2 \quad (3.15)$$

όπου g είναι οι τιμές φωτεινότητας της εικόνας (για μια εικόνα 8-bit οι τιμές του g ανήκουν στο [0,255]) και H(g) το ποσοστό στο οποίο αντιστοιχεί ο αριθμός των εικονοστοιχείων μιας φωτεινότητας.

➤ (X33) Εντροπία Φωτεινότητας

Προκύπτει από τον τύπο:

$$En = -\sum_g H(g) * \ln(H(g)) \quad (3.16)$$

όπου H(g) το ποσοστό στο οποίο αντιστοιχεί ο αριθμός των εικονοστοιχείων μιας φωτεινότητας.

➤ (X34)-(X38) Ποσοστά

$$P10 \text{ τέτοιο ώστε } \sum_{g=0}^{P10} H(g) = 0.1 \quad (3.17)$$

$$P25 \text{ τέτοιο ώστε } \sum_{g=0}^{P25} H(g) = 0.25 \quad (3.18)$$

$$P50 \text{ τέτοιο ώστε } \sum_{g=0}^{P50} H(g) = 0.5 \quad (3.19)$$

$$P75 \text{ τέτοιο ώστε } \sum_{g=0}^{P75} H(g) = 0.75 \quad (3.20)$$

$$P90 \text{ τέτοιο ώστε } \sum_{g=0}^{P90} H(g) = 0.9 \quad (3.21)$$

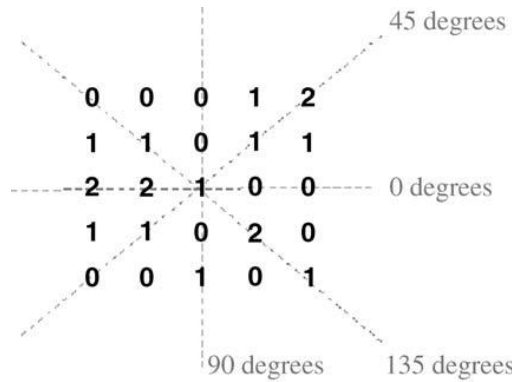
όπου g είναι οι τιμές φωτεινότητας της εικόνας και H(g) το ποσοστό στο οποίο αντιστοιχεί ο αριθμός των εικονοστοιχείων μιας φωτεινότητας.

➤ (X39) Πλάτος Ιστογράμματος

Πρόκειται για τη διαφορά των χαρακτηριστικών (X38) και (X34).

3.3.2 Στατιστικά 2^{ης} τάξης

Σε αντίθεση με τα στατιστικά 1ης τάξης που βασίζονται μόνο στις τιμές φωτεινότητας των εικονοστοιχείων της εικόνας, τα στατιστικά 2ης τάξης παρέχουν πληροφορίες για την αλληλεπίδραση γειτονικών εικονοστοιχείων. Ο υπολογισμός των στατιστικών 2ης τάξης βασίστηκε στα μητρώα συνεμφάνισης επιπέδων του γκρι (Grey Level Co-occurrence Matrices) [Haralick et al. 1973]. Τα μητρώα συνεμφάνισης δείχνουν την χωρική κατανομή των επιπέδων του γκρι (φωτεινοτήτων) σε μία εικόνα. Συγκεκριμένα, αν i και j αποτελούν τις τιμές φωτεινότητας δύο εικονοστοιχείων τα οποία απέχουν μεταξύ τους απόσταση d υπό γωνία θ , το στοιχείο $P_{d,\theta}(i,j)$ αναπαριστά τη συχνότητα εμφάνισης του συγκεκριμένου ζεύγους επιπέδων του γκρι. Διαιρώντας κάθε στοιχείο του πίνακα με το συνολικό αριθμό γειτονικών ζευγών εικονοστοιχείων R , προκύπτει ο κανονικοποιημένος πίνακας συνεμφάνισης, όπου το άθροισμα όλων των στοιχείων του πίνακα ισούται με 1. Κάθε στοιχείο λοιπόν του κανονικοποιημένου πίνακα δείχνει την αντίστοιχη πιθανότητα εμφάνισης ενός ζεύγους επιπέδων του γκρι μέσα σε μια εικόνα. Συνήθως χρησιμοποιούνται οι τέσσερις διευθύνσεις $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ και 135° , και προς τις δύο κατευθύνσεις, όπως φαίνεται στην εικόνα 3.2.



Εικόνα 3.2 Οι τέσσερις διευθύνσεις που χρησιμοποιούνται σε έναν πίνακα συνεμφάνισης με τρεις διακριτές τιμές.

Ορίζοντας λοιπόν ως:

- N , το διακριτό πλήθος των επιπέδων φωτεινότητας
- $I(x,y)$, είναι η φωτεινότητα του στοιχείου στο σημείο (x,y)
- $L_x = \{1,2..N_x\}$, το οριζόντιο χωρικό πεδίο ορισμού
- $L_y = \{1,2..N_y\}$, το κάθετο χωρικό πεδίο ορισμού

οι τύποι που ορίζουν τον τρόπο υπολογισμού του πίνακα για καθεμιά από τις προηγούμενες γωνίες είναι οι ακόλουθοι:

$$p(i, j | d, 0^\circ) = \#\{(x_1, y_1)(x_2, y_2) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) | (y_2 - y_1) = 0, |x_2 - x_1| = d, I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j\} \quad (3.22)$$

$$p(i, j | d, 45^\circ) = \#\{(x_1, y_1)(x_2, y_2) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) | [(y_2 - y_1) = -d, (x_2 - x_1) = d] \text{ ή } [(y_2 - y_1) = d, (x_2 - x_1) = -d], I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j\} \quad (3.23)$$

$$p(i, j | d, 90^\circ) = \# \{ (x_1, y_1)(x_2, y_2) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) | (x_2 - x_1) = 0, |y_2 - y_1| = d, I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j \} \quad (3.24)$$

$$p(i, j | d, 135^\circ) = \# \{ (x_1, y_1)(x_2, y_2) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) | [(y_2 - y_1) = d, (x_2 - x_1) = d] \text{ ή } [(y_2 - y_1) = -d, (x_2 - x_1) = -d], I(x_1, y_1) = i, I(x_2, y_2) = j \} \quad (3.25)$$

όπου $\#\{A\}$ είναι ο αριθμός των στοιχείων του συνόλου A.

Στην εικόνα 3.3(α) φαίνεται ο πίνακας συνεμφάνισης των επιπέδων του γκρι για μια εικόνα διάστασης 4x4, με 4 επίπεδα φωτεινότητας (0-3). Με βάση τους τύπους που δόθηκαν προηγουμένως μπορούμε να υπολογίσουμε τους πίνακες συνεμφάνισης P_H , P_V , P_{LD} και P_{SD} για τις γωνίες 0° , 90° , 135° και 45° αντίστοιχα.

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

(α)

		Gray Level			
		0	1	2	3
0		#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
1		#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
2		#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
3		#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

(β)

$$0^\circ \quad P_H = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad (\gamma) \quad 90^\circ \quad P_V = \begin{pmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix} \quad (\delta)$$

$$135^\circ \quad P_{LD} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix} \quad (\epsilon) \quad 45^\circ \quad P_{SD} = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (\zeta)$$

Εικόνα 3.3 (α) Εικόνα 4x4 με 4 επίπεδα φωτεινότητας (0-3), (β) Γενική μορφή του πίνακα συνεμφάνισης. Το $\#(i,j)$ συμβολίζει τον αριθμό των περιπτώσεων όπου βρίσκονται σε γειτονικές θέσεις φωτεινότητες τιμών i και j . (γ)-(ζ) Οι τέσσερις πίνακες συνεμφάνισης των επιπέδων του γκρι με μοναδιαία απόσταση. [Γούσιας 2003]

Έστω λοιπόν ότι $p(i,j)$ είναι ο κανονικοποιημένος πίνακας εξάρτησης και, όπως σημειώσαμε ήδη, N είναι ο αριθμός των διακριτών επιπέδων φωτεινότητας της εικόνας, τότε σαν $p_x(i)$ και $p_y(j)$ ορίζονται οι οριακές πιθανότητες γραμμής και στήλης:

$$p_x(i) = \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad (3.26)$$

$$p_y(j) = \sum_{i=1}^N p(i, j) \quad (3.27)$$

Επίσης, ορίζονται οι πιθανότητες:

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1, \\ i+j=k}}^N p(i, j) \quad (3.28)$$

όπου $k=2, 3, \dots, 2N$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1, \\ |i-j|=k}}^N p(i, j) \quad (3.29)$$

Όπου $k=0,1, \dots, N$.

Με τη βοήθεια των παραπάνω μεγεθών υπολογίζονται τα παρακάτω χαρακτηριστικά υφής [Haralick et al. 1973]:

➤ (X40) Δεύτερη γωνιακή ροπή (Angular Second Moment-ASM)

Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό μετρά το βαθμό ομοιογένειας μιας εικόνας. Υψηλές τιμές του μεγέθους δείχνουν ότι η εικόνα είναι πολύ ομοιογενής, ενώ χαμηλές τιμές οφείλονται σε ανομοιογένεια της εικόνας. Υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$F40 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \{p(i, j)\}^2 \quad (3.30)$$

➤ (X41) Αντίθεση (Contrast)

Όπως προδίδει και το όνομα του, μέσω του συγκεκριμένου χαρακτηριστικού υπολογίζουμε το βαθμό αντίθεσης της εικόνας. Οι υπολογισμοί βασίζονται στη μέτρηση τοπικών αποκλίσεων της φωτεινότητας της εικόνας.

$$F41 = \sum_{k=0}^{N-1} k^2 \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1, \\ |i-j|=k}}^N p(i, j) = \sum_{k=1}^{N-1} k^2 p_{x-y}(k) \quad (3.31)$$

➤ (X42) Συσχέτιση (Correlation)

Η συσχέτιση μετράει το βαθμό των γραμμικών εξαρτήσεων των μεταβάσεων των γκρι-επιπέδων φωτεινότητας μιας εικόνας. Προκύπτει από τον ακόλουθο τύπο:

$$F42 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.32)$$

όπου:

$$\mu_x = \sum_{i=1}^N i \sum_{j=1}^N p(i, j) = \sum_{i=1}^N i p_x(i, j) \quad (3.33)$$

$$\mu_y = \sum_{j=1}^N j \sum_{i=1}^N p(i, j) = \sum_{j=1}^N j p_y(i, j) \quad (3.34)$$

$$\sigma_x = \left\{ \sum_{i=1}^N [(i - \mu_x)^2 \sum_{j=1}^N p(i, j)] \right\}^{\frac{1}{2}} = \left\{ \sum_{i=1}^N [(i - \mu_x)^2 p_x(i, j)] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3.35)$$

$$\sigma_y = \left\{ \sum_{j=1}^N [(j - \mu_y)^2 \sum_{i=1}^N p(i, j)] \right\}^{\frac{1}{2}} = \left\{ \sum_{j=1}^N [(j - \mu_y)^2 p_y(i, j)] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3.36)$$

οι μέσες τιμές και οι τυπικές αποκλίσεις των p_x και p_y αντίστοιχα.

➤ (X43) Άθροισμα τετραγώνων (Sum of Squares/Variance-SSV)

$$F43 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [(i - \mu)^2 p(i, j)] \quad (3.37)$$

όπου

$$\mu = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y I(x, y) \quad (3.38)$$

η μέση τιμή της αρχικής εικόνας.

➤ (X44) Ροπή αντίστροφης διαφοράς (Inverse Difference Moment-IDM)

Μέσω του συγκεκριμένου μεγέθους υπολογίζουμε την τοπική ομοιογένεια της εικόνας. Ο τύπος είναι:

$$F44 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j) \quad (3.39)$$

➤ (X45) Άθροισμα Μέσων (Sum Average-SAv)

$$F45 = \sum_{i=2}^{2N} i p_{x+y}(i) \quad (3.40)$$

➤ (X46) Άθροισμα Διακυμάνσεων (Sum Variance-SVa)

$$F46 = \sum_{i=2}^{2N} [(i - F45)^2 p_{x+y}(i)] \quad (3.41)$$

➤ (X47) Άθροισμα Εντροπιών (Sum Entropy-SEn)

$$F47 = - \sum_{i=2}^{2N} [p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i))] \quad (3.42)$$

➤ (X48) Εντροπία (Entropy-Ent)

Εν γένει, η εντροπία είναι ένα μέτρο της αταξίας ενός συστήματος. Το ίδιο ισχύει και στη συγκεκριμένη περίπτωση, όπου η εντροπία αποτελεί ένα μέτρο της πολυπλοκότητας της υφής της εικόνας, της αταξίας δηλαδή των φωτεινοτήτων της εικόνας. Δίνεται από τον τύπο:

$$F48 = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \{p(i, j) \log[p(i, j)]\} \quad (3.43)$$

➤ (X49) Διακύμανση διαφορών (Difference Variance-DVA)

$$F49 = -\sum_{i=0}^{N-1} [(i - f')^2 p_{x-y}(i)] \quad (3.44)$$

Όπου:

$$f' = \sum_{i=0}^{N-1} [i p_{x-y}(i)] \quad (3.45)$$

➤ (X50) Εντροπία διαφορών (Difference entropy-DEn)

$$F50 = -\sum_{i=0}^{N-1} [p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i))] \quad (3.46)$$

➤ (X51-X52) Πληροφοριακά μεγέθη συσχέτισης 1 και 2 (Information Measures of Correlation 1 and 2-IC1/IC2)

$$F51 = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (3.47)$$

$$F52 = \{1 - e^{-2(HXY2 - HXY)}\}^{1/2} \quad (3.48)$$

Όπου:

$$HX = -\sum_{i=1}^N [p_x(i) \log(p_x(i))] \quad (3.49)$$

$$HY = -\sum_{j=1}^N [p_y(j) \log(p_y(j))] \quad (3.50)$$

οι εντροπίες των P_x και P_y , αντίστοιχα, και

$$HXY = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [p(i, j) \log(p(i, j))] \quad (3.51)$$

$$HXY1 = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [p(i, j) \log(p_x(i) p_y(j))] \quad (3.52)$$

$$HXY2 = -\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [p_x(i) p_y(j) \log(p_x(i) p_y(j))] \quad (3.53)$$

➤ (X53) Μέγιστη Συνιστώσα Συσχέτισης (Maximal Correlation Coefficient-MCC)

$$F53 = (\text{δευτερη_μεγαλυτερη_ιδιοτιμη_του_}Q)^{\frac{1}{2}} \quad (3.54)$$

όπου:

$$Q(i, j) = \sum_{k=0}^N \frac{p(i, k)p(k, j)}{p_x(i)p_y(k)} \quad (3.55)$$

Μερικά από αυτά τα μεγέθη σχετίζονται με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά υφής της εικόνας όπως η ομοιογένεια, η αντίθεση, και η παρουσία οργανωμένων δομών εντός της εικόνας. Άλλα μεγέθη χαρακτηρίζουν την πολυπλοκότητα και τη φύση των μεταβάσεων από μία φωτεινότητα σε κάποια άλλη που συμβαίνουν στην εικόνα. Εντούτοις, είναι δύσκολο να προσδιοριστεί ποιο μέγεθος αντιστοιχεί σε κάθε μεμονωμένο χαρακτηριστικό υφής [Haralick et al. 1973].

Για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος υπολογίσαμε τα 13 παραπάνω χαρακτηριστικά, δίνοντας την τιμή $d=1$ στην παράμετρο απόστασης, ενώ οι υπολογισμοί έγιναν για τις 4 προαναφερθείσες τιμές γωνιών (0° , 45° , 90° και 135°). Εξάγοντας στη συνέχεια στατιστικές τιμές για κάθε μέγεθος, καταλήγουμε στο σύνολο των στατιστικών 2^{15} τάξης.

3.4 Συζήτηση

Παρά το γεγονός ότι κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών έχουν δημοσιευτεί αρκετές εργασίες για το πρόβλημα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων [Betal et al. 1997], [Bocchi and Nori 2007], [Chan et al. 1998], [Dhawan et al. 1996], [Fu et al. 2005], [Jiang et al. 1996], [Kallergi 2004], [Karahaliou et al. 1997], [Kocur et al. 2006], [Kramer, Aghdasi 1999], [Leichter et al. 1999], [Nakayama et al. 2004], [Papadopoulos et al. 2005], [Pereira et al. 2007], [Shen et al. 1997], [Shmidt et al. 1999], [Soltanian-Zadeh et al. 2004], [Thiele et al. 1996], [Veldkamp et al. 2000], παραμένουν ανοικτά προς επίλυση ζητήματα που σχετίζονται με το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Πρωτίστως, αν και έχουν αναπτυχθεί αρκετές μεθοδολογίες για τη μαθηματική περιγραφή των συμπλεγμάτων με μικροασβεστώσεις δεν υπάρχει σαφές συμπέρασμα ποια μέθοδος είναι καλύτερη για την περιγραφή τους, μιας και δεν υπάρχει στη βιβλιογραφία μεγάλος αριθμός δημοσιεύσεων με απευθείας συγκρίσεις μεταξύ των διαφόρων μεθοδολογιών. Οι περισσότερες δημοσιεύσεις χρησιμοποιούν αποκλειστικά μία μεθοδολογία και διερευνούν την αποτελεσματικότητά της στο διαχωρισμό των ευρημάτων. Η μονοδιάστατη αυτή πρακτική ωστόσο δεν μπορεί να είναι αρκετή, ιδιαίτερα αν αναλογιστούμε το γεγονός ότι η διάγνωση των ακτινολόγων είναι ένα πολυδιάστατο πρόβλημα που βασίζεται σε πληθώρα παραγόντων και εκτείνεται από την ανάλυση του ιστορικού της ασθενούς μέχρι την λεπτομερειακή παρατήρηση της μαστογραφικής εικόνας.

Εξαίρεση αποτελούν οι δημοσιεύσεις των [Chan et al. 1998] και [Soltanian-Zadeh et al. 2004], όπου συνδυάζεται πληροφορία από διάφορες μεθοδολογίες και γίνεται απευθείας σύγκριση μεταξύ τους ώστε να αναδειχθεί η καταλληλότερη για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Επίσης, στη διατριβή της [Karahaliou 2009] γίνεται σύγκριση της μορφολογικής ανάλυσης μικροασβεστώσεων και της ανάλυσης υφής της εικόνας, προκειμένου να διερευνηθεί η

αξία της ανάλυσης του περιβάλλοντος ιστού. Ωστόσο, η αδυναμία των παραπάνω μελετών εντοπίζεται στο πλήθος των μαστογραφιών που χρησιμοποιήθηκαν για τη διεξαγωγή των συγκρίσεων. Σε όλες τις περιπτώσεις, το μέγεθος της χρησιμοποιούμενης βάσης είναι πολύ μικρό, μιας και χρησιμοποιούνται λιγότερες από 150 μαστογραφίες. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τα συμπεράσματα που εξάγονται να είναι επισφαλής, χωρίς μεγάλη ικανότητα γενίκευσης, αφού σε μία μικρή βάση δεν μπορεί να συμπεριληφθεί μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων.

Παρατηρούμε συνεπώς ότι υπάρχει ανάγκη για μία μελέτη η οποία: (1) θα συνδυάζει χαρακτηριστικά από διαφορετικές μεθοδολογίες οι οποίες θα προσομοιώνουν τη στρατηγική που ακολουθούν οι ακτινολόγοι, (2) θα πραγματοποιεί σύγκριση των συγκεκριμένων μεθοδολογιών ώστε να αναδείξει την καταλληλότερη για το πρόβλημα του διαχωρισμού των ευρημάτων και (3) θα αξιολογεί τα αποτελέσματα σε μία μεγάλη διαθέσιμη βάση μαστογραφιών. Με αυτόν τον τρόπο, τα αποτελέσματα θα μπορούν να γενικευτούν και να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα. Παράλληλα, αν η βάση είναι διαθέσιμη και σε άλλες ερευνητικές ομάδες, τα αποτελέσματα των ερευνών τους θα μπορούν να είναι άμεσα συγκρίσιμα, ώστε οι νέες μεθοδολογίες που αναπτύσσονται να μπορούν να συγκριθούν με τις ήδη υπάρχουσες.

Κινούμενοι λοιπόν στα παραπάνω πλαίσια, εφαρμόσαμε μεθοδολογίες που συναντώνται στη βιβλιογραφία για τη μαθηματική περιγραφή των μαστογραφικών ευρημάτων. Διερευνήσαμε τα πλεονεκτήματα και τις αδυναμίες της καθεμιάς, στοχεύοντας να εντοπίσουμε τις καταλληλότερες για τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Χωρίσαμε τα χαρακτηριστικά σε διακριτές ομάδες (μορφολογία μικροασβετώσεων, οπτική πυκνότητα μικροασβετώσεων, μορφολογία συμπλέγματος, κατανομή συμπλέγματος, στατιστικά υφής 1ης τάξης, στατιστικά υφής 2ης τάξης), ώστε κάθε ομάδα να αντιπροσωπεύει συγκεκριμένες ιδιότητες της εικόνας τις οποίες οι ίδιοι οι ακτινολόγοι αξιοποιούν προκειμένου να πραγματοποιήσουν τη διάγνωσή τους.

Οι ομάδες χαρακτηριστικών που περιλαμβάνουν είτε χαρακτηριστικά μεμονωμένων μικροασβετώσεων είτε χαρακτηριστικά ολόκληρου του συμπλέγματος, εξαρτώνται άμεσα από τη φάση της κατάτμησης των ευρημάτων. Οι μετρήσεις δεν γίνονταν επί της αρχικής μαστογραφικής εικόνας, αλλά επί της εικόνας που περιείχε μόνο τις αναδεδειγμένες μικροασβετώσεις αποκομμένες από τον περιβάλλοντα ιστό, από τον αλγόριθμο που περιγράφηκε στο κεφάλαιο 2. Ως αποτέλεσμα, η διαγνωστική αξία των προαναφερθέντων χαρακτηριστικών μπορεί να υπερεκτιμηθεί ή υποεκτιμηθεί μιας και εξαρτάται άμεσα από τους αλγορίθμους προ-επεξεργασίας και κατάτμησης της μαστογραφικής εικόνας. Αυτό αποτελεί ένα από τα βασικότερα μειονεκτήματα των προηγούμενων ομάδων χαρακτηριστικών. Αντίθετα, οι υπολογισμοί της υφής γίνονται επί της αρχικής εικόνας, χωρίς να χρειάζεται κατάτμηση των ευρημάτων. Θεωρητικά λοιπόν, τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά πλεονεκτούν έναντι των προηγούμενων αφού δεν απαιτούν προ-επεξεργασία της μαστογραφικής εικόνας. Ωστόσο, είναι δύσκολη η ερμηνεία τους, αφού προσομοιώνουν πολύπλοκες λειτουργίες που υλοποιεί το ανθρώπινο οπτικό σύστημα.

Είναι προφανές λοιπόν ότι η κάθε ομάδα χαρακτηριστικών μπορεί να φέρει διαφορετική συνεισφορά στη διάγνωση και το διαχωρισμό των συμπλεγμάτων και αποκτά ιδιαίτερη σημασία οι

παραπάνω συλλογισμοί για την ανωτερότητα κάποιων μεθόδων να επαληθευθούν και πρακτικά. Σε επόμενο κεφάλαιο λοιπόν θα αναλυθούν εκτενέστερα οι πειραματικές μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν για την απευθείας σύγκριση των μεθοδολογιών και τα συμπεράσματα που μπορούμε να εξάγουμε από τους υπολογισμούς μας.

Βιβλιογραφία

- American College of Radiology (ACR): ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA, 2003.
- Betal, D., Roberts, N. and Whitehouse, G. H. 1997. Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology, *Br. J. Radiol.*, 70, 903-917.
- Bocchi L. and Nori J. 2007. Shape analysis of microcalcifications using radon transform, *Med. Eng. Phys.*, 29, 691-698.
- Chan, H., Sahiner, B., Petrick, N., Helvie, M., Lam, K., Adler, D. and Goodsitt, M. 1997. Computerized classification of malignant and benign microcalcifications on mammograms: Texture analysis using an artificial neural network, *Phys. Med. Biol.*, 42 (3), 549-567.
- Chan, H., Sahiner, B., Lam, K., Petrick, N., Helvie, M., Goodsitt, M. and Adler, D. 1998. Computerized analysis of mammographic microcalcifications in morphological and texture feature spaces, *Med. Phys.*, 25, 2007-2019.
- Chen, C. H., Pau, L. F. and Wang P. S. P. 1998. The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition), *World Scientific Publishing Co.*, 207-248.
- Coggins, J. M. 1982. A Framework for Texture Analysis Based on Spatial Filtering, *Ph.D. Thesis*, Computer Science Department, Michigan State University, East Lansing, Michigan.
- Dhawan, A. P., Chitre, Y. and Kaiser-Bonasso C. 1996. Analysis of mammographic microcalcifications using gray-level image structure features, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 15, 246-259.
- Fu, J., Lee, S., Wong, S., Yeh, J., Wang, A. and Wu H. 2005. Image segmentation feature selection and pattern classification for mammographic microcalcifications, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 29, 419-429.
- Gonzalez, R. C. and Woods R. E. 2002. Digital image processing. *Prentice-Hall Inc.*, New Jersey, USA.
- Haralick, R. M., Shanmugam K. and Dinstein I. 1973. Textural features for image classification., *IEEE Trans. Syst. Man.Cyber.*, 3, (6), 610-621.
- Jiang, Y., Nishikawa, R. M., Wolverton, D. E., Metz C. E., Giger, M. L., Schmidt, R. A., Vyborny, C. J. and Doi, K. 1996. Malignant and benign clustered microcalcifications: Automated feature analysis and classification, *Radiology*, 198, 671-678.
- Kallergi, M. 2004. Computer-aided diagnosis of mammographic microcalcification clusters, *Med. Phys.*, 31, 314-326.
- Karahaliou, A. 2009. Texture Analysis of Mammographic Images for Computer-Aided Breast Cancer Diagnosis, Ph.D., University of Patras, Greece.

- Karahaliou, A., Skiadopoulos, S., Boniatis, I., Sakellaropoulos, P., Likaki, E., Panayiotakis, G. and Costaridou, L. 2007. Texture analysis of tissue surrounding microcalcifications on mammograms for breast cancer diagnosis, *Br. J. Radiol.*, 80, 648-656.
- Kocur, C. M., Rogers, S. K., Myers, L. R., Burns, T., Kabrisky, M., Hoffmeister, J. W., Bauer, K.W. and Steppe, J.M. 1996. Using neural networks to select wavelet features for breast cancer diagnosis. *IEEE Engin. Med. and Biol.*, 15 (3), 95-102.
- Kramer, D. and Aghdasi, F. 1999. Texture analysis techniques for the classification of microcalcifications in digitized mammograms. *Proceedings of the 5th IEEE AFRICON Conference Electrotechnical Service for Africa*, Cape Town, South Africa.
- Leichter, I., Lederman, R., Bamberger, P., Novak, B., Fields, S. and Buchbinder, S. S. 1999. The use of an interactive software program for quantitative characterization of microcalcifications on digitized film-screen mammograms, *Invest. Radiol.*, 346, 394-400.
- Nakayama, R., Uchiyama, Y., Watanabe, R., Katsuragawa, S., Namba, K. and Doi, K. 2004. Computer-aided diagnosis scheme for histological classification of clustered microcalcifications on magnification mammograms, *Med. Phys.*, 31, 789-799.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I. and Likas, A. 2005. Characterization of clustered microcalcifications in digitized mammograms using neural networks and support vector machines, *Artif. Intell. Med.*, 34, 141-50.
- Pereira, R. R., Azevedo Marques, P. M., Honda, M. O., Kinoshita, S. K., Engelmann, R., Muramatsu, C. and Doi, K. 2007. Usefulness of texture analysis for computerized classification of breast lesions on mammograms, *J. Dig. Imag.*, 20, 248-255.
- Schmidt, F., Sorantin, E., Szepesvári, C., Graif, E., Becker, M., Mayer, H. and Hartwagner, K. 1999. An automatic method for the identification and interpretation of clustered microcalcifications in mammograms, *Phys. Med. Biol.*, 445, 1231-1243.
- Shen, L., Rangayyan, R. M. and Desautels, J. L. 1994. Application of shape analysis to mammographic calcifications, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 132, 263-274.
- Soltanian-Zadeh, H., Rafiee-Rad, F. and Pourabdollah-Nejad S. 2004. Comparison of multiwavelet, wavelet, haralick, and shape features for microcalcification classification in mammograms, *Pattern Recog.*, 37, 1973-1986.
- Sonka, M., Hlavac, V. and Boyle, R. 1993. Image Processing, Analysis and Machine Vision, *Chapman & Hall Computing*.
- Thiele, D.L., Kimme-Smith, C., Johnson, T.D., McCombs, M. and Bassett L.W. 1996. Using tissue texture surrounding calcification clusters to predict benign vs malignant outcomes, *Med. Phys.*, 23, 549-555.
- Veldkamp, W. J., Karssemeijer, N., Otten, J. D. and Hendricks, J. H. 2000. Automated classification of clustered microcalcifications into malignant and benign types, *Med. Phys.*, 27, 2600-2608.
- Yang, M., Kpalma, K. and Ronsin J. 2008. A survey of shape feature extraction techniques, *Pattern Recognition*, Peng-Yeng Yin (Ed.), 43-90.

Γούσιας, Ι. 2003. Ανάλυση της υφής αθηρωματικής πλάκας καρωτίδας από εικόνες υπερήχων β-σάρωσης, Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Ελλάδα.

Μαραγκός, Π. 2005. Ανάλυση εικόνων και Όραση υπολογιστών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα.

Κεφάλαιο 4 – Αυτόματη διάγνωση και κατηγοριοποίηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων

Στο παρόν κεφάλαιο, επικεντρωνόμαστε στο τελευταίο στάδιο λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Ύστερα από την κατάκτηση των μικροασβεστώσεων στην περιοχή ενδιαφέροντος σε μία μαστογραφία και την εξαγωγή των χαρακτηριστικών που περιγράφουν τα ευρήματα, ακολουθεί το στάδιο της τελικής κατηγοριοποίησης των ευρημάτων. Η κατηγοριοποίηση πρέπει να γίνεται με αυτόματο τρόπο, για το λόγο αυτό γίνεται εφαρμογή αλγορίθμων από το πεδίο της Μηχανικής Μάθησης. Αρχικά, παραθέτουμε κάποια βασικά εισαγωγικά στοιχεία για το συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο και τον τρόπο ενσωμάτωσης αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών στο στάδιο λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Στη συνέχεια, παραθέτονται πληροφορίες και υλοποιούνται γωστές μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινομητές για το διαχωρισμό συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Η αποτελεσματικότητά τους αξιολογείται με ένα σύνολο μαστογραφιών από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών, τις οποίες εξασφαλίσαμε από μία ελεύθερα προσβάσιμη βάση δεδομένων. Λόγω του μεγάλου αριθμού των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών για τη φάση της ταξινόμησης, αξιολογούνται μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών, ώστε να εντοπιστεί ένα κατάλληλο υποσύνολο των πιο εύρωστων χαρακτηριστικών, στοχεύοντας στη μείωση της πολυπλοκότητας του προβλήματος και στη μεγιστοποίηση των επιδόσεων της ταξινόμησης. Τέλος, ακολουθεί έλεγχος της αποδοτικότητας όλων των υπό εξέταση ταξινομητών και σύγκριση των επιδόσεών τους, ώστε να εντοπιστεί ο πλέον αποδοτικός για το διαχωρισμό καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Κατόπιν, συζητούνται τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

4.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα ενότητα εισάγουμε τις βασικές αρχές της μηχανικής μάθησης και της επιλογής χαρακτηριστικών, παρουσιάζοντας τον τρόπο εφαρμογής του στο πρόβλημα της υπολογιστικά υποβοηθούμενης διάγνωσης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Πραγματοποιούμε μία σύντομη βιβλιογραφική ανασκόπηση σε προηγούμενες μελέτες που έχουν δημοσιευτεί πάνω στο συγκεκριμένο πρόβλημα, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση στις μεθόδους που έχουν προταθεί και αξιολογηθεί.

4.1.1 Μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών στην υποβοηθούμενη διάγνωση

Η ανάγκη εφαρμογής μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών προέκυψε κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών, μιας και αρχικά τα περισσότερα μοντέλα ταξινόμησης δεν ήταν σχεδιασμένα ώστε να λειτουργούν με πολλά χαρακτηριστικά. Ιδιαίτερα όμως με την ευρεία ανάπτυξη του πεδίου της βιοπληροφορικής, όπου ο μεγάλος αριθμός γονιδίων δημιούργησε μοντέλα μεγάλης διάστασης, δόθηκε ώθηση για την ανάπτυξη πληθώρας μεθοδολογιών επιλογής χαρακτηριστικών. Εν γένει τρεις είναι οι βασικοί στόχοι της επιλογής χαρακτηριστικών: (α) να βελτιωθούν οι αποδόσεις ταξινόμησης, αποφεύγοντας την υπερ-προσαρμογή (over-fitting), (β) να εξασφαλιστούν ταχύτερα μοντέλα ταξινόμησης μειώνοντας την πολυπλοκότητα του προβλήματος και (γ) να αντληθούν πληροφορίες για τη σημαντικότητα των χαρακτηριστικών και τον τρόπο παραγωγής των δεδομένων, καθώς και τη συσχέτιση τους με την ταξινόμηση [Saeys et al, 2007].

Μιας και το τελευταίο στάδιο λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης είναι ένα πρόβλημα ταξινόμησης, αφού επιχειρείται διαχωρισμός των ευρημάτων σε καλοήθη και κακοήθη, η επιλογή χαρακτηριστικών έχει εξελιχθεί σε μια απαραίτητη συνιστώσα της λειτουργίας του συστήματος. Από τα χαρακτηριστικά που εξάγονται για την περιγραφή των ευρημάτων είναι προφανές ότι θα προκύψουν κάποια που θα είναι ιδιαίτερος σημαντικά για την κατηγοριοποίηση των ευρημάτων, ενώ θα προκύψουν και κάποια άλλα που θα αποδειχθούν τελείως περιττά. Κατά συνέπεια, η αύξηση του χώρου των χαρακτηριστικών καθιστά την κατανομή των δειγμάτων πιο αραιή, οδηγώντας έτσι σε μειωμένη ικανότητα διαχωρισμού των δειγμάτων. Το φαινόμενο αυτό ονομάζεται «curse of dimensionality» [Chan et al. 1997b]. Επιπλέον, ένα σύστημα διάγνωσης οφείλει να είναι ευέλικτο και ταχύ στους υπολογισμούς του, γιατί διαφορετικά καθίσταται δύσκολη η χρήση του από τους ακτινολόγους. Οι παραπάνω λόγοι καθιστούν απαραίτητη την εφαρμογή μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών ώστε να αναζητηθεί ένα ικανοποιητικό υποσύνολο των χαρακτηριστικών περιγραφής των ευρημάτων, επιτυγχάνοντας με αυτόν τον τρόπο μείωση της διάστασης του προβλήματος και της πολυπλοκότητας των απαιτούμενων υπολογισμών. Ωστόσο, η εφαρμογή μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών σε ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης προσθέτει ένα επιπλέον επίπεδο πολυπλοκότητας στη μοντελοποίηση του προβλήματος ταξινόμησης.

Οι μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών διαφέρουν μεταξύ τους ως προς τη προσέγγιση που ακολουθούν για να αναζητήσουν το βέλτιστο υποσύνολο. Σύμφωνα με την εργασία των [Saeys et al.

2007], οι μέθοδοι μπορούν να οργανωθούν σε δύο βασικές κατηγορίες: στις μεθόδους φιλτραρίσματος (στατιστικές) και στις μεθόδους με ενσωματωμένο ταξινομητή (wrapper).

Οι στατιστικές μέθοδοι είναι εν γένει ανεξάρτητες από το χρησιμοποιούμενο σχήμα ταξινόμησης. Για κάθε χαρακτηριστικό υπολογίζεται ένα μέγεθος το οποίο αποτελεί ένδειξη της ικανότητας διαχωρισμού του αντίστοιχου χαρακτηριστικού. Επιλέγονται τα χαρακτηριστικά που παρουσιάζουν υψηλές τιμές του μέτρου, ενώ απορρίπτονται εκείνα που παρουσιάζουν μικρές τιμές του μέτρου. Τα επιλεγόμενα χαρακτηριστικά αποτελούν το τελικό υποσύνολο χαρακτηριστικών που θα τροφοδοτήσει σε επόμενο στάδιο τον ταξινομητή. Το βασικότερα πλεονεκτήματα των συγκεκριμένων μεθόδων είναι η ταχύτητα και απλότητα των υπολογισμών που απαιτούν, ενώ λόγω της ανεξαρτησίας τους από το σχήμα ταξινόμησης μπορούν να συνδυαστούν με πληθώρα ταξινομητών. Ωστόσο, η πιο σημαντική αδυναμία που παρουσιάζουν οι συγκεκριμένες μέθοδοι είναι ότι εξετάζουν κάθε χαρακτηριστικό ξεχωριστά, χωρίς να συυπολογίζουν εξαρτήσεις και συσχετισμούς μεταξύ των χαρακτηριστικών.

Σε αντίθεση με τις προηγούμενες μεθόδους οι οποίες είναι τελείως ανεξάρτητες από το χρησιμοποιούμενο ταξινομητή, η επόμενη κατηγορία ενσωματώνει τη χρήση του σχήματος ταξινόμησης στην εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, ο ίδιος ο ταξινομητής με κατάλληλη ρύθμιση των παραμέτρων του δημιουργεί διαφορετικά υποσύνολα τα οποία τα αξιολογεί με βάση τις επιδόσεις ταξινόμησης, ώστε να εντοπίσει το καλύτερο εξ' αυτών. Το πλεονέκτημα των μεθόδων αυτής της κατηγορίας είναι η αλληλεπίδραση που υπάρχει με τον ταξινομητή, καθώς και το γεγονός ότι πλέον συνεκτιμώνται στην επιλογή του βέλτιστου συνόλου και οι συσχετισμοί μεταξύ διαφορετικών χαρακτηριστικών. Τα μεγάλα μειονεκτήματά τους όμως είναι η αυξημένη πολυπλοκότητα τους, η εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου είναι περισσότερο χρονοβόρα ενώ υπάρχει και αυξημένος κίνδυνος για υπερ-προσαρμογή στα δεδομένα.

Όπως αναφέραμε ήδη, η εφαρμογή μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών έχει γίνει απαραίτητη συνιστώσα σε εφαρμογές ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Αν και σε κάποιες μελέτες όπως των [Nakayama et al. 2004] και [Schmidt et al. 1999] αποφεύγεται η χρήση τέτοιων μεθόδων, πρωτίστως λόγω μικρού πλήθους χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών, στις περισσότερες μελέτες που συναντώνται στη βιβλιογραφία η επιλογή χαρακτηριστικών αποτελεί απαραίτητο στάδιο για την εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου. Η πιο διαδεδομένη ίσως προσέγγιση είναι η επιλογή με σταδιακή προσθήκη ή απομάκρυνση χαρακτηριστικών. Το αρχικό σύνολο χαρακτηριστικών αξιολογείται επαναληπτικά με χρήση κάποιου συγκεκριμένου μέτρου, όπου σε κάθε επανάληψη προστίθεται ή απομακρύνεται από το σύνολο το λιγότερο σημαντικό χαρακτηριστικό, μέχρι να βρεθεί το πιο αποδοτικό υποσύνολο. Η συγκεκριμένη προσέγγιση έχει ακολουθηθεί στις εργασίες των [Fu et al. 2005], [Kallergi 2004] και [Veldkamp et al. 2000]. Στις εργασίες των [Chan et al. 1998], [Dhawan et al. 1996], [Soltanian-Zadeh et al. 2005] προτάθηκε η χρήση γενετικών αλγορίθμων για την εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου. Μία συνηθισμένη επιλογή είναι η μέθοδος ανάλυσης γραμμικού διαχωρισμού (Linear Discriminant Analysis-LDA), η οποία αποτελεί μία αξιόπιστη τεχνική φιλτραρίσματος και έχει δοκιμαστεί σε προβλήματα της

συγκεκριμένης εφαρμογής [Chan et al. 1997a], [Chan et al. 1998]. Τεχνικές φιλτραρίσματος εφάρμοσαν και οι [Papadopoulos et al., 2005] οι οποίοι διαμόρφωσαν το σύνολο των χαρακτηριστικών με βάση τη διαγνωστική αξία του κάθε χαρακτηριστικού, σύμφωνα με το κριτήριο του εμβαδού κάτω από την καμπύλη ROC.

Από τη βιβλιογραφική επισκόπηση προκύπτει ότι δεν υπάρχει σαφής ένδειξη ποια μέθοδος επιλογής είναι η αποδοτικότερη για παρόμοιες εφαρμογές. Για το λόγο αυτό στο παρόν κεφάλαιο θα υλοποιήσουμε μεθόδους τις οποίες θα συγκρίνουμε ως προς το πλήθος των σημαντικών χαρακτηριστικών που προτείνουν για ταξινόμηση και ως προς τις επιδόσεις ταξινόμησης που επιτυγχάνουν.

4.1.2 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης στην υποβοηθούμενη διάγνωση

Με τον όρο μάθηση αναφερόμαστε στη διεργασία επίτευξης μιας επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ενός προκαθορισμένου συνόλου καλά ορισμένων κανόνων επίλυσης του προβλήματος. Διακρίνουμε διαφορετικά παραδείγματα μάθησης που περιλαμβάνουν την επιβλεπόμενη, την ενισχυτική και τέλος τη μη επιβλεπόμενη [Τζαφέστας 2002].

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το πρόβλημα διαχωρισμού συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων αποτελεί μία εφαρμογή επιβλεπόμενης μάθησης. Απαιτείται ο σχηματισμός ενός συνόλου εκπαίδευσης από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών για τις οποίες θα γνωρίζουμε αν είναι καλοήθεις ή κακοήθεις, ώστε με το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων να εκπαιδευτεί με επίβλεψη ένας αυτόματος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης. Μετά τη φάση της εκπαίδευσης, ο ταξινομητής θα βρίσκεται σε θέση να ταξινομεί νέα άγνωστα δεδομένα μέσω μιας συνάρτησης απόφασης που θα έχει διαμορφωθεί κατά την εκπαίδευση. Η συγκεκριμένη συνάρτηση εξόδου του ταξινομητή πρέπει να δίνει δύο διακριτές τιμές, καθώς κάθε σύμπλεγμα πρέπει να ταξινομηθεί ως καλόηθες ή κακόηθες. Συνεπώς, πρόκειται για ένα δυαδικό πρόβλημα ταξινόμησης, μιας και κάθε περίπτωση προς κατηγοριοποίηση κατατάσσεται σε μία από τις δύο προαναφερθείσες κατηγορίες.

Πολλές διαφορετικές μεθοδολογίες επιβλεπόμενης μάθησης έχουν χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες. Τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks, NN) αποτελούν την πιο δημοφιλή επιλογή για τη συγκεκριμένη εφαρμογή, μιας και η χρήση τους συναντάται σε πληθώρα μελετών [Bocchi et al. 2007], [Chan et al. 1997], [Dhawan et al. 1996], [Fu et al. 2005], [Kallergi et al. 2004], [Papadopoulos et al. 2005], [Schmidt et al. 1999]. Πρόκειται για μη-παραμετρικά συστήματα αναγνώρισης προτύπων που στοχεύουν στην εξαγωγή κανόνων ταξινόμησης από το σύνολο εκπαίδευσης του δικτύου. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμα σε εφαρμογές όπου δεν είναι εκ των προτέρων γνωστή η συνάρτηση πυκνότητας πιθανοτήτων της κατανομής των δειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης. Μία ακόμα ευρέως διαδεδομένη επιλογή αποτελεί ο αλγόριθμος των k -κοντινότερων γειτόνων (k -Nearest Neighbor, k -NN). Η χρήση του συγκεκριμένου ταξινομητή έχει προταθεί σε αρκετές μελέτες ταξινόμησης μαστογραφικών ευρημάτων όπως οι [Dhawan et al. 1996], [Nakayama et al. 2007], [Shen et al. 1994], [Soltanian-Zadeh et al. 2004], [Veldkamp et al. 2000], λόγω της απλότητας του αλγορίθμου και της εκτεταμένης

χρήσης που παρουσιάζει σε διάφορα προβλήματα ταξινόμησης. Μία ακόμη συχνά χρησιμοποιούμενη μεθοδολογία αποτελούν οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machines, SVM), οι οποίες ιδιαίτερα την τελευταία δεκαετία χρησιμοποιούνται σε ολοένα και αυξανόμενο αριθμό εργασιών όπου απαιτείται επιβλεπόμενη μάθηση. Η μέθοδος έχει δείξει σημαντικά πλεονεκτήματα, με αποτέλεσμα να έχει προταθεί η χρήση τους και στην εφαρμογή του διαχωρισμού μαστογραφικών ευρημάτων, όπως στις μελέτες των [Fu et al. 2005] και [Papadopoulos et al. 2005]. Τέλος, ένας επιπλέον αλγόριθμος που αποτελεί συνηθισμένη επιλογή για προβλήματα αναγνώρισης προτύπων είναι τα δένδρα ταξινόμησης. Πρόκειται για μια μέθοδο επιβλεπόμενης μάθησης που παράγει ένα δέντρο με βάση τις κατηγορίες των δειγμάτων του συνόλου εκπαίδευσης. Κάθε κόμβος του δέντρου ελέγχει μια συγκεκριμένη ιδιότητα (χαρακτηριστικό) του υπό εξέταση δείγματος, οδηγώντας είτε σε ένα νέο κόμβο είτε σε κάποιο φύλλο του δένδρου που αντιστοιχεί σε μία από τις δυο κατηγορίες που τελικά ταξινομείται το δείγμα. Η συγκεκριμένη μεθοδολογία έχει προταθεί στις ακόλουθες εργασίες [Flores et al. 2004], [Kuo et al. 2002].

Πέρα από τους προαναφερθέντες αλγόριθμους που αποτελούν τις πιο διαδεδομένες επιλογές για το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης μαστογραφικών συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, υπάρχουν μελέτες που έχουν εξετάσει την αποδοτικότητα λιγότερο γνωστών ταξινομητών. Συγκεκριμένα, έχει προταθεί η χρήση έμπειρων συστημάτων [Papadopoulos et al. 2005], η χρήση Bayesian ταξινόμησης [Nakayama et al. 2004], ενώ στην εργασία των [Wei et al. 2005] αξιολογούνται μέθοδοι συναφείς με τον αλγόριθμο SVM, όπως οι μέθοδοι Kernel Fisher Discriminant (KFD) και Relevance Vector Machines (RVM).

Παρά την πληθώρα αλγορίθμων μηχανικής μάθησης που εντοπίζονται στη βιβλιογραφία, δεν υπάρχει ακόμα σαφές συμπέρασμα ποιος ταξινομητής αποτελεί την καταλληλότερη επιλογή για το πρόβλημα που εξετάζουμε. Σε συγκεκριμένες μελέτες γίνεται απευθείας σύγκριση διαφορετικών ταξινομητών σε ένα κοινό σύνολο μαστογραφιών [Dhawan et al. 1996], [Fu et al. 2005], [Papadopoulos et al. 2005], [Wei et al. 2005]. Οι [Dhawan et al. 1996] συνέκριναν τις επιδόσεις ενός νευρωνικού δικτύου, ενός γραμμικού ταξινομητή και ενός k-NN ταξινομητή, καταλήγοντας στο συμπέρασμα ότι το νευρωνικό δίκτυο υπερέχει έναντι των υπόλοιπων δύο ταξινομητών. Αντίθετα, οι [Fu et al. 2005] συγκρίνουν τις επιδόσεις νευρωνικών δικτύων και μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης, δείχνοντας ότι ο ταξινομητής SVM παρέχει υψηλότερα αποτελέσματα. Σε ανάλογο συμπέρασμα καταλήγουν οι [Papadopoulos et al. 2005] οι οποίοι συνέκριναν τις επιδόσεις ενός ταξινομητή SVM με ένα ταξινομητή υλοποιημένο με νευρωνικά δίκτυα, καθώς και με ένα έμπειρο σύστημα κανόνων. Από τις μετρήσεις τους σε δύο διαφορετικές βάσεις δεδομένων προέκυψε ότι ο πρώτος ταξινομητής παρείχε τις υψηλότερες επιδόσεις επιτυχούς διαχωρισμού. Ανάλογες παρατηρήσεις γίνονται στην εργασία των [Wei et al. 2005], όπου ο ταξινομητής SVM υπερέχει έναντι των υπολοίπων ταξινομητών, όπως ο ταξινομητής RVM, KFD και Adaboost. Ωστόσο, στην εργασία των [Sakka et al. 2006], οι συγγραφείς πραγματοποιούν μία ανασκόπηση των επιδόσεων των ταξινομητών που έχουν χρησιμοποιηθεί για διάγνωση και ανίχνευση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων και καταλήγουν στο συμπέρασμα πως τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν την

ασφαλέστερη επιλογή, μιας και παρουσιάζουν τις υψηλότερες επιδόσεις στην πλειονότητα των συγκρινόμενων εργασιών. Είναι φανερό ότι οι προηγούμενες μελέτες οδηγούν σε αντικρουόμενα αποτελέσματα. Το πρόβλημα δημιουργείται από το γεγονός πως κάθε μελέτη χρησιμοποιεί για τη διεξαγωγή των μετρήσεων και τον έλεγχο της αποδοτικότητας των ταξινομητών διαφορετικό σύνολο δεδομένων. Επιπλέον, προτού αξιολογηθεί ο εκάστοτε ταξινομητής, προηγούνται σημαντικά στάδια όπως η κατάτμηση των ευρημάτων και η εξαγωγή χαρακτηριστικών, που είναι προφανώς διαφορετικά υλοποιημένα σε κάθε μελέτη, μέσω διαφορετικών αλγορίθμων και μεθοδολογιών. Οι παράγοντες αυτοί καθιστούν αδύνατη την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων για την υπεροχή κάποιου συγκεκριμένου αλγορίθμου μηχανικής μάθησης.

Ως εκ τούτου, προκειμένου να υιοθετήσουμε ένα σχήμα για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, αφού δεν υπάρχει ενδεδειγμένη επιλογή αλγορίθμου, ελέγξαμε τις επιδόσεις γνωστών ταξινομητών σε ένα σύνολο μαστογραφιών, ώστε να εντοπίσουμε τον πιο αποτελεσματικό εξ' αυτών. Ο συγκεκριμένος ταξινομητής θα είναι αυτός που θα επιλεγεί για την τελική κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων και θα χρησιμοποιηθεί για τις μετρήσεις που θα πραγματοποιήσουμε σε επόμενο κεφάλαιο σε μεγάλη κλίμακα με μεγάλο πλήθος μαστογραφιών. Στις προσεχείς παραγράφους, θα παρουσιάσουμε τους ταξινομητές που υλοποιήθηκαν και χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής.

4.2 Δεδομένα

Για τις μετρήσεις του συγκεκριμένου σταδίου θα χρησιμοποιήσουμε μαστογραφίες από τη βάση δεδομένων DDSM (Digital Database of Screening Mammography) του πανεπιστημίου της Νότιας Φλόριντα [Heath et al. 2001]. Η συγκεκριμένη βάση διατίθεται ελεύθερα για ερευνητικούς σκοπούς και, μέχρι τη στιγμή που γράφτηκε η συγκεκριμένη διατριβή, αποτελεί τη μεγαλύτερη διαθέσιμη βάση μαστογραφιών, μιας και περιέχονται περισσότερες από 2600 μαστογραφίες. Διατίθενται μαστογραφίες που περιέχουν κάποιο εύρημα (μάζες, μικροασβεστώσεις κ.λ.π), καθώς και μαστογραφίες χωρίς ευρήματα, προερχόμενες από 4 διαφορετικούς ψηφιοποιητές. Για κάθε μαστογραφία όπου εντοπίζεται μαστογραφικό εύρημα, παρέχονται πληροφορίες για την ακριβή θέση του ευρήματος στην εικόνα, την πυκνότητα του μαστού και το βαθμό διακριτότητας του ευρήματος που αποτελεί ένα δείκτη δυσκολίας διάγνωσης της περίπτωσης. Επίσης, σε όλα τα ευρήματα έχει γίνει βιοψία ώστε να γνωρίζουμε την ιστοπαθολογική τους κατάσταση. Αναλυτικές λεπτομέρειες για τη βάση DDSM και τις συνοδευτικές πληροφορίες παρέχονται σε επόμενο κεφάλαιο, όπου πραγματοποιούνται μετρήσεις σε ολόκληρο το σύνολο των διαθέσιμων μαστογραφιών.

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο στοχεύουμε στη διερεύνηση της αποτελεσματικότητας διαφορετικών ταξινομητών και μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών, για το λόγο αυτό δε θα χρησιμοποιήσουμε όλες τις διαθέσιμες μαστογραφίες, αλλά ένα τυχαίο και αντιπροσωπευτικό υποσύνολο μεγάλου μεγέθους, ώστε να εξάγουμε αντικειμενικά αποτελέσματα με υψηλή ικανότητα γενίκευσης. Χρησιμοποιήσαμε λοιπόν ένα υποσύνολο 1000 περιπτώσεων που επιλέχθηκαν με τυχαίο τρόπο,

μεταξύ των οποίων ακριβώς οι μισές, δηλαδή οι 500, περιέχουν καλοήθη συμπλέγματα μικροασβεστώσεων, ενώ οι υπόλοιπες περιέχουν κακοήθη συμπλέγματα. Για κάθε περίπτωση, εξάγαμε την περιοχή ενδιαφέροντος και εφαρμόσαμε αρχικά τον αλγόριθμο κατάτμησης και στη συνέχεια τις μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών. Προέκυψε έτσι ένας πίνακας 1000×188, όπου 1000 είναι ο αριθμός των περιπτώσεων και 188 τα χαρακτηριστικά εικόνες που υπολογίζουμε με βάση τις μεθοδολογίες που περιγράψαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Οι περιπτώσεις χωρίστηκαν σε 4 διαφορετικά σύνολα καθένα από τα οποία αποτελεί εφεξής ένα διαφορετικό σύνολο εκπαίδευσης και αξιολόγησης των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Ο διαχωρισμός των περιπτώσεων πραγματοποιήθηκε με βάση την πυκνότητα του μαστού και το βαθμό διακριτότητας του ευρήματος. Η πυκνότητα του μαστού έχει βαθμολογηθεί από τους ακτινολόγους με μία τιμή από 1 μέχρι 4, σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS [ACR, Breast Imaging Atlas 2003]. Ομοίως, η διακριτότητα του ευρήματος είναι μία ακέραια τιμή από 1 μέχρι 5, όπου η τιμή 1 δείχνει πολύ χαμηλή διακριτότητα του συμπλέγματος μικροασβεστώσεων ενώ αντίθετα η υψηλότερη τιμή 5 χαρακτηρίζει ένα ευκρινές σύμπλεγμα που είναι πλήρως διαχωρίσιμο από τον περιβάλλοντα ιστό του μαστού. Θεωρήσαμε λοιπόν δύο μεγάλες κατηγορίες πυκνότητας μαστών, τους λιπώδεις μαστούς (πυκνότητα κατά BI-RADS 1 ή 2) και τους πυκνούς μαστούς (πυκνότητα κατά BI-RADS 3 ή 4). Επίσης, με βάση το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων, θεωρήσαμε ως περιπτώσεις μικρής διακριτότητας εκείνες που είχαν βαθμό από 1 έως και 3, ενώ περιπτώσεις μεγάλης διακριτότητας εκείνες που βαθμολογήθηκαν με βαθμό 4 ή 5. Με βάση τη συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση καταλήξαμε στα 4 ακόλουθα υποσύνολα:

- (Σ1): υποσύνολο πυκνών μαστών χαμηλής διακριτότητας
- (Σ2): υποσύνολο πυκνών μαστών υψηλής διακριτότητας
- (Σ3): υποσύνολο λιπωδών μαστών χαμηλής διακριτότητας
- (Σ4): υποσύνολο λιπωδών μαστών υψηλής διακριτότητας

Το κάθε υποσύνολο μαστογραφιών αποτελείται από 250 περιπτώσεις, μεταξύ των οποίων οι 125 είναι καλοήθεις και οι υπόλοιπες 125 κακοήθεις. Είναι προφανές ότι τα υποσύνολα είναι τελείως ανεξάρτητα μεταξύ τους, καθώς καμία περίπτωση δεν μπορεί να ανήκει σε περισσότερα του ενός υποσύνολα. Τα συγκεκριμένα υποσύνολα μαστογραφικών περιπτώσεων θα αποτελέσουν τα σύνολα δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και τον έλεγχο των επιδόσεων των αυτόματων ταξινομητών που παρουσιάζουμε και υλοποιούμε στο τρέχον κεφάλαιο.

4.3 Υλοποίηση γνωστών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών

Στόχος της συγκεκριμένης ενότητας είναι να εντοπίσουμε την αποτελεσματικότερη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών, η οποία θα εξασφαλίζει βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης με παράλληλη μείωση του μεγάλου αριθμού των χαρακτηριστικών εισόδου. Προτείνουμε την υλοποίηση και διερεύνηση των ακόλουθων στατιστικών μεθόδων, οι οποίες είναι τελείως ανεξάρτητες από το χρησιμοποιούμενο ταξινομητή: στατιστικό τεστ t-test, στατιστικό τεστ Mann-

Whitney, μέθοδος κατάταξης με βάση καμπύλες ROC, μέθοδος κατάταξης με βάση την απόσταση brattacharyga και κατάταξη με βάση την εντροπία των χαρακτηριστικών. Επίσης, εξετάζουμε και υλοποιούμε την μέθοδο της ακολουθιακής προσθήκης χαρακτηριστικών καθώς και τη μέθοδο αναδρομική απομάκρυνση χαρακτηριστικών (SVM-RFE), οι οποίες όμως λειτουργούν με ενσωματωμένο ταξινομητή και η αποδοτικότητά τους μεταβάλλεται αλλάζοντας το σχήμα ταξινόμησης.

4.3.1 Ακολουθιακή προσθήκη χαρακτηριστικών

Η αναζήτηση του βέλτιστου υποσυνόλου χαρακτηριστικών με τη συγκεκριμένη μέθοδο επιτυγχάνεται μέσω της σταδιακής πρόσθιας επιλογής χαρακτηριστικών (Sequential Forward Selection-SFS) [Elter et al. 2009]. Η μέθοδος ανήκει στην κατηγορία εκείνων που λειτουργούν με ενσωματωμένο ταξινομητή, καθώς η επιλογή του κάθε χαρακτηριστικού εξαρτάται από τα αποτελέσματα της ταξινόμησης που αυτό μπορεί να επιφέρει.

Με τη συγκεκριμένη μέθοδο, το πρώτο χαρακτηριστικό που επιλέγεται είναι εκείνο που επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη ακρίβεια στην ταξινόμηση των περιπτώσεων. Συγκεκριμένα, κάθε χαρακτηριστικό ελέγχεται αυτοτελώς, ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα, καταγράφοντας την ακρίβεια στο διαχωρισμό των περιπτώσεων. Το χαρακτηριστικό εκείνο με το οποίο παρατηρείται η μεγαλύτερη τιμή ακρίβειας είναι και το πρώτο που προστίθεται στο βέλτιστο υποσύνολο. Στη δεύτερη επανάληψη, όλα τα εναπομείναντα χαρακτηριστικά εξετάζονται σε συνδυασμό με το πρώτο χαρακτηριστικό που προέκυψε στην προηγούμενη επανάληψη. Το χαρακτηριστικό που, σε συνδυασμό με το πρώτο, επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη ακρίβεια είναι το δεύτερο κατά σειρά που προστίθεται στη λίστα των επιλεχθέντων χαρακτηριστικών. Προχωράμε σε κάθε στάδιο με αντίστοιχο τρόπο, προσθέτοντας σε κάθε επανάληψη ένα επιπλέον χαρακτηριστικό που μεγιστοποιεί τις επιδόσεις ταξινόμησης. Η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να επιλεγούν όλα τα χαρακτηριστικά ή να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού που είναι π.χ. να μην βελτιωθεί η ακρίβεια της ταξινόμησης. Με τον τρόπο αυτό, προκύπτει ένα είδος κατάταξης, καθώς αρχικά επιλέγονται τα χαρακτηριστικά εκείνα που επιτυγχάνουν τις υψηλότερες αποδόσεις και παραμένουν για το τέλος αυτά που δεν συνεισφέρουν σε μεγάλο βαθμό. Το μεγάλο πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι με το συγκεκριμένο τρόπο λαμβάνονται υπ' όψη και συσχετίσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών. Για τη συγκεκριμένη μελέτη, εφαρμόσαμε τη συγκεκριμένη μέθοδο με διαφορετικούς ταξινομητές και για όλα τα χαρακτηριστικά που έχουμε υπολογίσει, ώστε να διαπιστώσουμε τη σχέση μεταξύ αριθμού χαρακτηριστικών και ακρίβειας στην ταξινόμηση.

4.3.2 Αναδρομική απομάκρυνση χαρακτηριστικών με χρήση SVM (SVM-RFE)

Λόγω της εκτεταμένης χρήσης της μεθοδολογίας Support Vector Machines (SVM), οι [Guyon et al. 2002] πρότειναν μία μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών που ενσωματώνει τη χρήση του ταξινομητή SVM, καθώς η επιλογή βασίζεται στην εκπαίδευση του ταξινομητή. Η μέθοδος SVM-RFE αρχικά είχε προταθεί για την επιλογή αντιπροσωπευτικών γονιδίων για την ταξινόμηση μορφών καρκίνου.

Στηρίζεται στη διαδοχική απομάκρυνση χαρακτηριστικών από το αρχικό σύνολο, μέχρι όλα τα χαρακτηριστικά να ταξινομηθούν και να προκύψει η συνολική τους κατάταξη. Συγκεκριμένα, το αρχικό σύνολο περιέχει και τα 188 χαρακτηριστικά. Σε κάθε επανάληψη, εκπαιδεύεται ο ταξινομητής SVM και υπολογίζεται το διάνυσμα \mathbf{W} [Varnik 1995]. Οι συνιστώσες του διανύσματος \mathbf{W} χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση των χαρακτηριστικών, μιας και το χαρακτηριστικό με τη μικρότερη τιμή απομακρύνεται από το σύνολο. Έτσι, παραμένουν τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά οπότε η προηγούμενη διαδικασία επαναλαμβάνεται με νέα ταξινόμηση του ταξινομητή και υπολογισμό εκ νέου του διανύσματος \mathbf{W} . Η διαδικασία ολοκληρώνεται όταν απομακρυνθούν όλα τα χαρακτηριστικά, οπότε στη συγκεκριμένη περίπτωση η διαδικασία επαναλαμβάνεται 188 φορές. Η ακολουθούμενη διαδικασία ανά βήματα είναι η ακόλουθη:

- Βήμα 1: Είσοδος: Κενή λίστα απορριφθέντων χαρακτηριστικών $R []$,
 Λίστα χαρακτηριστικών συνόλου εκπαίδευσης $S = \{1, \dots, d\}$
- Βήμα 2: Όσο $S \neq []$ επανάλαβε
- (α) Εκπαίδευση SVM ταξινομητή με το σύνολο S
 - (β) Προσδιορισμός διανύσματος \mathbf{W}
 - (γ) Υπολογισμός C_i κριτηρίου για κάθε χαρακτηριστικό του S , όπου $C_i = (W_i)^2$
 - (δ) Εντοπισμός χαρακτηριστικού με την ελάχιστη τιμή του κριτηρίου,
 δηλαδή $\gamma = \arg_i \min(C_i)$
 - (ε) Ανανέωση λιστών $R = [\gamma, R]$, $S = S - \{ \gamma \}$
- Βήμα 3: Έξοδος: Λίστα κατάταξης R

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η τιμή d ισούται προφανώς με 188 που είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών εικόνας. Μετά την τελική κατάταξη, το βέλτιστο υποσύνολο μπορεί να βρεθεί με τη διαδικασία που θα περιγράψουμε σε επόμενη παράγραφο (4.3.8).

4.3.3 Μέθοδος T-test

Σε αντίθεση με την προηγούμενη μέθοδο, η μέθοδος T-test είναι μια στατιστική μέθοδος [Τριχόπουλος και συν. 2000]. Η μέθοδος συγκρίνει δύο διαφορετικές κατανομές για ένα χαρακτηριστικό: τη σειρά μετρήσεων για τις καλοήθειες περιπτώσεις και την αντίστοιχη σειρά μετρήσεων για τις κακοήθειες περιπτώσεις. Γίνεται η αρχική (μηδενική) υπόθεση ότι οι δύο κατανομές ανήκουν στον ίδιο πληθυσμό (δηλαδή παρουσιάζουν μικρές διαφορές που οφείλονται σε τυχαία σφάλματα) και ελέγχεται η πιθανότητα αληθείας της υπόθεσης αυτής.

Η μέθοδος εξάγει την εκ συνένωσης τυπική απόκλιση s (εξίσωση 4.11) και εν συνεχεία το t -στατιστικό (εξίσωση 4.12):

$$s = \sqrt{\frac{(N-1) * s_1^2 + (M-1) * s_2^2}{N+M-2}} \quad (4.1)$$

$$t = \frac{|x_1 - x_2|}{s^* \sqrt{\frac{1}{N} + \frac{1}{M}}} \quad (4. 2)$$

Όπου x_1, s_1, x_2, s_2 η μέση τιμή και τυπική απόκλιση αντίστοιχα των δύο κατανομών και N, M ο αριθμός των δειγμάτων στην κάθε κατανομή.

Τελικά, με βάση τις παραπάνω μετρήσεις, η μέθοδος εξάγει p -τιμές που δείχνουν τη σημασία του αποτελέσματος για τη απόρριψη ή την αποδοχή της αρχικής υπόθεσης για ομοιότητα των δύο κατανομών ενός χαρακτηριστικού. Για παράδειγμα, αν η p -τιμή για ένα χαρακτηριστικό βρεθεί ίση με 0.01 αυτό σημαίνει ότι κατά 99% μπορούμε να απορρίψουμε την αρχική υπόθεση περί ομοιότητας των δύο κατανομών. Προφανώς, όσο μικρότερες οι p -τιμές που υπολογίζονται για τα χαρακτηριστικά, τόσο μεγαλύτερη η σημαντικότητα του χαρακτηριστικού για το διαχωρισμό καλόθων-κακόθων περιπτώσεων.

Η μέθοδος θα εφαρμοστεί σε όλα τα χαρακτηριστικά του δείγματος ώστε να υπολογίσουμε για το καθένα την p -τιμή μεταξύ της κατανομής του για τις καλοήθεις και κακοήθεις περιπτώσεις αντίστοιχα. Κοινή πρακτική είναι να θεωρούνται ως στατιστικά σημαντικά χαρακτηριστικά εκείνα που παρουσιάζουν p -τιμές μικρότερες του 0.05, οπότε και υπάρχει 95% διάστημα εμπιστοσύνης στη διαφορά των μέσων τιμών. Αν και το συγκεκριμένο στατιστικό τεστ είναι ευρέως χρησιμοποιούμενο, παρουσιάζει το μειονέκτημα ότι προϋποθέτει κανονικές κατανομές των μετρήσεων και ίσες διακυμάνσεις μεταξύ των ομάδων.

4.3.4 Μέθοδος Mann-Whitney (MW)

Το στατιστικό τεστ Mann-Whitney (MW) είναι ισοδύναμο με το διαδεδομένο τεστ wilcoxon και αποτελεί μία μη-παραμετρική μέθοδο, χωρίς να προϋποθέτει κανονικές κατανομές των δειγμάτων [Τριχόπουλος και συν. 2000]. Η μέθοδος ελέγχει τη μηδενική υπόθεση δύο κατανομές να προέρχονται από τον ίδιο πληθυσμό. Στην ουσία, ελέγχεται η υπόθεση ότι οι δύο κατανομές δεν διαφέρουν ως προς τη θέση τους, γεγονός που φανερώνει ισότητα των διάμεσων των δύο ομάδων. Ο έλεγχος εκτελείται ως εξής: αρχικά, διατάσσονται όλες οι μετρήσεις, ώστε να προσδιοριστεί για καθεμιά η σχετική της θέση στην ενιαία διάταξη. Στο τέλος, υπολογίζεται το άθροισμα των παρατηρήσεων για κάθε κατανομή ξεχωριστά. Το κριτήριο ελέγχου U που χρησιμοποιείται από τη μέθοδο είναι το άθροισμα του αριθμού των περιπτώσεων όπου μια παρατήρηση από το μικρό δείγμα είναι μεγαλύτερη μιας παρατήρησης από το μεγάλο δείγμα και προκύπτει από τον ακόλουθο τύπο:

$$U = n_1 * n_2 + \frac{n_1 * (n_1 + 1)}{2} - T_1 \quad (4. 3)$$

Όπου n_1, n_2 είναι τα μεγέθη των δύο δειγμάτων και T_1 είναι το άθροισμα των σχετικών θέσεων σε μία από τις δύο κατανομές.

4.3.5 Κατάταξη μέσω καμπύλων ROC

Η επόμενη μέθοδος φιλτραρίσματος που εφαρμόσαμε βασίζεται στο κριτήριο A_z , του εμβαδού δηλαδή κάτω από την καμπύλη ROC [Metz, 1978]. Όπως θα δούμε και σε επόμενη παράγραφο, η συγκεκριμένη παράμετρος αποτελεί το πιο αντικειμενικό κριτήριο για τη μέτρηση επιδόσεων σε προβλήματα ταξινόμησης δύο κατηγοριών. Συνεπώς, για καθένα χαρακτηριστικό σχεδιάστηκε η καμπύλη ROC και υπολογίζεται το εμβαδόν κάτω της καμπύλης. Τα χαρακτηριστικά διατάσσονται σε φθίνουσα σειρά με βάση τη συγκεκριμένη τιμή. Με βάση τις συγκεκριμένες τιμές μπορούμε είτε να απορρίψουμε χαρακτηριστικά είτε να αναζητήσουμε το καλύτερο υποσύνολο που μπορεί να μεγιστοποιήσει τις επιδόσεις.

4.3.6 Απόσταση Brattacharyya (Br)

Η απόσταση Brattacharyya μετρά την ομοιότητα μεταξύ δύο πιθανοτικών κατανομών [Reyes-Aldasoro et al. 2006]. Στη συγκεκριμένη συνεπώς περίπτωση το μέγεθος εκτιμά την σχετική ομοιότητα των τιμών ενός χαρακτηριστικού για τις δύο ομάδες περιπτώσεων, τις καλοήθειες και τις κακοήθειες περιπτώσεις, οπότε μπορεί να χρησιμεύσει για να διερευνηθεί η ικανότητα του χαρακτηριστικού στο διαχωρισμό των δύο κλάσεων. Αν και η χρήση της απόστασης Mahalanobis είναι πιο διαδεδομένη σε σχέση με τη απόσταση Brattacharyya, στην ουσία η πρώτη αποτελεί υποπερίπτωση της δεύτερης όταν οι τυπικές αποκλίσεις των δύο κατανομών είναι ίσες. Η απόσταση Brattacharyya συνεπώς μπορεί να χρησιμοποιηθεί ανεξάρτητα από τις μέσες τιμές και τις τυπικές αποκλίσεις των κατανομών. Όπως και στην περίπτωση των προηγούμενων στατιστικών κριτηρίων, για κάθε χαρακτηριστικό υπολογίζεται η απόσταση μεταξύ των δύο ομάδων περιπτώσεων και τα χαρακτηριστικά κατατάσσονται σε φθίνουσα σειρά ανάλογα με την τιμή της απόστασης για το κάθε χαρακτηριστικό.

4.3.7 Εντροπία (KL)

Ένα τελευταίο στατιστικό μέγεθος που μελετήσαμε στη συγκεκριμένη διατριβή είναι η σχετική εντροπία, αλλιώς γνωστή ως Kullback-Lieber (KL) απόκλιση ή κέρδος πληροφορίας (Information Gain) [Cover et al. 1991]. Το συγκεκριμένο μέγεθος φανερώνει επίσης την ομοιότητα μεταξύ δύο κατανομών. Η τιμή του δείχνει την αξία του κάθε χαρακτηριστικού στο διαχωρισμό των περιπτώσεων, καθώς υψηλές τιμές του μεγέθους φανερώνουν μεγάλη διαχωριστική ικανότητα. Το βασικό μειονέκτημα του συγκεκριμένου μεγέθους όπως φυσικά και των προηγούμενων στατιστικών μέτρων είναι ότι δεν λαμβάνει υπ' όψη τη συσχέτιση των χαρακτηριστικών μεταξύ τους, καθώς κάθε χαρακτηριστικό εκτιμάται ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα.

4.3.8 Αξιολόγηση μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών

Για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας μίας μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη μεθοδολογία. Κρίνεται επαρκής όταν μπορεί να εντοπίσει κάποιο υποσύνολο

των χαρακτηριστικών που μπορεί να βελτιώσει τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Ως εκ τούτου, ο έλεγχος της αποδοτικότητας της γίνεται σύμφωνα με τα μεγέθη που θα συζητήσουμε στην παράγραφο 4.4.7, χρησιμοποιώντας ως είσοδο το βέλτιστο υποσύνολο που η μέθοδος προτείνει. Το μέγεθος του υποσυνόλου, δηλαδή το πλήθος των χαρακτηριστικών, είναι μία ακόμη παράμετρος που συνεκτιμάται για την αξιοπιστία της μεθόδου. Εν γένει, όσο μικρότερος ο αριθμός των προτεινόμενων χαρακτηριστικών, τόσο μικρότερη η πολυπλοκότητα του προβλήματος. Βασική μας επιδίωξη λοιπόν είναι να εντοπίσουμε ποια μέθοδος εξασφαλίζει τα υψηλότερα αποτελέσματα ταξινόμησης με τον ελάχιστο δυνατό αριθμό χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών.

Στην περίπτωση των μεθόδων φιλτραρίσματος, η έξοδος των μεθόδων είναι η κατάταξη των χαρακτηριστικών ξεκινώντας από αυτό που η μέθοδος προτείνει ως το σημαντικότερο για τον διαχωρισμό καλόθων-κακόθων συμπλεγμάτων. Προτείνουμε τον ακόλουθο τρόπο αναζήτησης του βέλτιστου υποσυνόλου: Δημιουργούμε ισάριθμα σύνολα εκπαίδευσης με το πλήθος των χαρακτηριστικών. Το πρώτο σύνολο περιέχει μόνο το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό, το δεύτερο σύνολο περιέχει τα δύο πιο σημαντικά χαρακτηριστικά κ.ο.κ. Κάθε μέθοδος προτείνει διαφορετική κατάταξη, συνεπώς θα προκύψουν 188 διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης για κάθε περίπτωση. Προφανώς, το τελευταίο σύνολο περιέχει όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια, κάθε διαφορετικό υποσύνολο τροφοδοτεί έναν ταξινομητή SVM. Για κάθε σύνολο εκπαίδευσης καταγράφεται η μέση τιμή της ακρίβειας της ταξινόμησης, ύστερα από διασταυρωμένη επικύρωση από 10 μέρη. Επιλέγεται τελικά εκείνο το υποσύνολο για το οποίο επιτυγχάνεται η μέγιστη τιμή ακρίβειας.

4.4 Υλοποίηση γνωστών ταξινομητών

Στη συγκεκριμένη ενότητα θα παρουσιάσουμε γνωστούς ταξινομητές οι οποίοι χρησιμοποιούνται στο πρόβλημα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που εντοπίζονται σε περιοχές ενδιαφέροντος σε μαστογραφικές εικόνες. Όπως αναφέρθηκε ήδη, σκοπός της συγκεκριμένης υλοποίησης είναι η μεταξύ τους σύγκριση ώστε να εντοπίσουμε τον πιο αποτελεσματικό ταξινομητή για τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Επιλέξαμε να υλοποιήσουμε ταξινομητές που είναι ευρέως διαδεδομένοι με εφαρμογή σε διάφορα προβλήματα ταξινόμησης, έχοντας όμως εφαρμοστεί ήδη στο συγκεκριμένο πρόβλημα από προηγούμενες μελέτες. Τελικά, οι ταξινομητές αυτοί περιλαμβάνουν μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVMs), πολυστρωματικό νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Perceptron Artificial Neural Network, MLP), πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα (Probabilistic Neural Networks-PNN), δένδρο ταξινόμησης (CT), ταξινομητή Random Forests και ταξινομητή k κοντινότερων γειτόνων (k -NN). Σύνομη παρουσίαση κάθε μεθόδου και λεπτομέρειες για την υλοποίησή τους δίνονται στις παραγράφους 4.4.1-4.4.6.

4.4.1 Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVMs)

Οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων είναι μία σχετικά σύγχρονη μέθοδος ταξινόμησης προτύπων που προτάθηκε το 1995 από τον Vapnik για δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης, δηλαδή ταξινόμηση προτύπων σε δύο κατηγορίες [Vapnik 1995]. Οι SVMs στηρίζονται σε βασικές γεωμετρικές έννοιες, μιας και απεικονίζουν τις εισόδους σε ένα χώρο μεγάλης διάστασης στοχεύοντας στην εύρεση του βέλτιστου υπερεπιπέδου που θα διαχωρίζει τα δεδομένα σε δύο κατηγορίες με τρόπο που να ελαχιστοποιείται ο αριθμός των λαθών. Θεωρώντας λοιπόν ότι έχουμε m διανύσματα στο σύνολο εκπαίδευσης διάστασης n το καθένα, το σύνολο εκπαίδευσης είναι το $S = \{x_i, y_i, i=1,2,\dots,m\}$, όπου $x \in \mathbb{R}^n$ είναι διάνυσμα εισόδου και η μεταβλητή y δείχνει την κλάση (τάξη) του αντίστοιχου διανύσματος με $y \in \{-1,1\}$, μιας και αναφερόμαστε σε ταξινόμηση δύο κατηγοριών. Με χρήση των SVMs, στόχος είναι μετά την εκπαίδευση του ταξινομητή να προκύψει μία συνάρτηση απόφασης $df(z)$ η οποία θα ταξινομεί σε μία από τις δύο κλάσεις το διάνυσμα εισόδου z . Επειδή όπως είπαμε αναζητείται ένα κατάλληλο υπερεπιπέδο, με χρήση βασικών αρχών της γραμμικής άλγεβρας ο τύπος της συνάρτησης απόφασης είναι ο ακόλουθος:

$$df(z) = \text{sgn}\left(\sum_i W_i * K(x_i, z) + b\right) \quad (4.4)$$

όπου $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^n$ είναι ένα διάνυσμα κάθετο στο υπερεπιπέδο, $b \in \mathbb{R}$ μία βαθμωτή τιμή, $K()$ είναι η συνάρτηση πυρήνα που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και απεικονίζει τα διανύσματα εισόδου από το χώρο \mathbb{R}^n στο χώρο ορισμού του υπερεπιπέδου και $\text{sgn}(\circ)$ η συνάρτηση πρόσημου, ώστε να προκύψει κατηγοριοποίηση στις κλάσεις $\{-1,1\}$. Οι παράμετροι \mathbf{W} και b προσδιορίζουν το βέλτιστο υπερεπιπέδο διαχωρισμού και προσδιορίζονται κατά την εκπαίδευση του ταξινομητή. Όλες οι εισοδοί έχουν κανονικοποιηθεί στο διάστημα $[0,1]$, με βάση τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή που παρουσιάζει κάθε χαρακτηριστικό μεταξύ των 250 διαφορετικών περιπτώσεων. Ως συναρτήσεις πυρήνα χρησιμοποιήθηκαν η ακτινικής βάσης συνάρτηση (radial basis function, RBF), η σιγμοειδής (sigmoid) συνάρτηση, η πολυωνυμική (polynomial) συνάρτηση και η γραμμική (linear) συνάρτηση, οι τύποι των οποίων δίνονται αντίστοιχα στις εξισώσεις (4.5)-(4.8) που ακολουθούν:

$$K(x, y) = e^{-g * \|x-y\|^2} \quad (4.5)$$

$$K(x, y) = \tanh(g * x * y) \quad (4.6)$$

$$K(x, y) = (x * y)^p \quad (4.7)$$

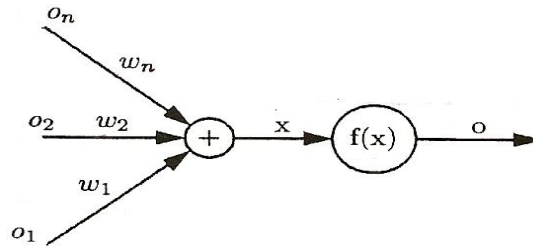
$$K(x, y) = x * y \quad (4.8)$$

Για την εκπαίδευση του ταξινομητή απαιτείται ο καθορισμός κάποιων παραμέτρων εκπαίδευσης. Για την περίπτωση των δύο πρώτων συναρτήσεων πυρήνα, πρέπει να καθοριστεί η παράμετρος g , ενώ για την πολυωνυμική συνάρτηση η παράμετρος p που δείχνει το βαθμό του πολυωνύμου. Σε όλες τις περιπτώσεις, πρέπει να καθοριστεί η παράμετρος C , που αποτελεί ένα συντελεστή βαρύτητας των σφαλμάτων εκπαίδευσης κατά τον προσδιορισμό του υπερεπιπέδου [Burges 1998]. Προφανώς, διαφορετικά ζευγάρια τιμών αυτών των παραμέτρων οδηγούν σε διαφορετικά αποτελέσματα εκπαίδευσης και κατ' επέκταση σε διαφορετικές επιδόσεις ταξινόμησης. Συνεπώς, προηγήθηκε

επιλογή των βέλτιστων παραμέτρων για την εκπαίδευση των ταξινομητών SVM, πραγματοποιώντας άπληστη αναζήτηση στα διαστήματα $C \in \{2^{-3}, 2^{-1} \dots 2^{15}\}$, $g \in \{2^{-12}, 2^{-11}, \dots, 2^3\}$ και $p \in \{2, \dots, 5\}$ μέσω επικυρωμένης διασταύρωσης από 10 μέρη. Οι βέλτιστες παράμετροι χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του τελικού ταξινομητή. Για την υλοποίηση των ταξινομητών χρησιμοποιήθηκε η πλατφόρμα LIBSVM [Chang and Lin, 2001].

4.4.2 Πολυστρωματικό Τεχνητό Δίκτυο Πρόσθιας Τροφοδότησης (MLP)

Θεμελιώδης μονάδα επεξεργασίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι ο τεχνητός νευρώνας, ο οποίος, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.1, αποτελείται από ένα σύνολο n κλάδων διασύνδεσης (συνάψεις), έναν κόμβο άθροισης και μια συνάρτηση ενεργοποίησης [Τζαφέστας, 2002]. Κάθε συνάψη έχει ένα συγκεκριμένο βάρος w_i , ενώ ο κόμβος άθροισης αθροίζει τις εισόδους, πολλαπλασιάζοντας την καθεμιά με το αντίστοιχο βάρος των συνάψεων. Η συνάρτηση ενεργοποίησης, ύστερα από μία πόλωση που προστίθεται στην είσοδό της, δίνει πλάτος σήματος εξόδου σε συγκεκριμένο διάστημα, το οποίο αποτελεί την έξοδο του τεχνητού νευρώνα.

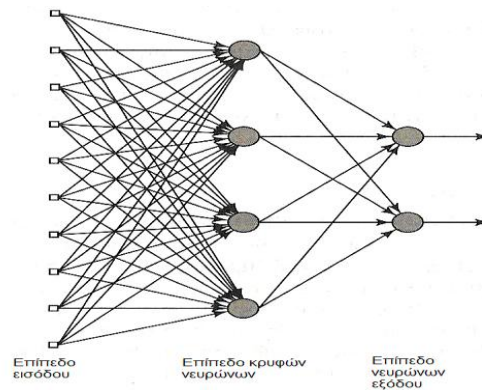


Σχήμα 4.1 Το μοντέλο ενός απλού τεχνητού νευρώνα.

Ανάλογα με τον τρόπο διασύνδεσης των τεχνητών νευρώνων προκύπτουν διαφορετικές αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων. Τα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης αποτελούν την πιο συνήθη μορφή. Αποτελούνται από νευρώνες οργανωμένους στο επίπεδο εισόδου, στο οποίο εφαρμόζεται το διάνυσμα εισόδου, σε ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα (κρυμμένα) επίπεδα και στο επίπεδο εξόδου που παρέχει τη συνολική απόκριση του δικτύου στο διάνυσμα εισόδου. Κατά την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου γίνεται χρήση των δεδομένων εκπαίδευσης ώστε να προσαρμοστούν κατάλληλα οι τιμές των βαρών των συνάψεων και οι τιμές πόλωσης των συναρτήσεων ενεργοποίησης. Το σύστημα αποκτά έτσι ικανότητα γενίκευσης, η οποία ελέγχεται σε ένα διαφορετικό σύνολο δεδομένων που δεν έχει χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου και ονομάζεται σύνολο ελέγχου.

Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για το συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο είναι ο αλγόριθμος όπισθεν διάδοσης σφάλματος (error backpropagation) [Haykin 1999]. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος προσαρμόζει τα βάρη των συνάψεων στοχεύοντας στην ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ των επιθυμητών και πραγματικών αποκρίσεων του νευρωνικού δικτύου στο σύνολο εκπαίδευσης. Η συγκεκριμένη διαδικασία εκτελείται επαναληπτικά για ένα συγκεκριμένο αριθμό εποχών. Σε κάθε εποχή γίνεται χρήση του συνόλου εκπαίδευσης για την προσαρμογή του βάρους των συνάψεων, μέσω του αλγορίθμου όπισθεν διάδοσης σφάλματος.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, ο ταξινομητής MLP αποτελείται από τρία επίπεδα νευρώνων, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.2. Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από 188 νευρώνες, όσα δηλαδή και τα χαρακτηριστικά εικόνας με τα οποία τροφοδοτείται το δίκτυο. Όλες οι εισοδοί έχουν κανονικοποιηθεί στο διάστημα $[-1,1]$. Το ενδιάμεσο επίπεδο υλοποιήθηκε για μεταβλητό αριθμό νευρώνων (8,16,24,32,...136), οπότε κατασκευάστηκαν και αξιολογήθηκαν ισάριθμοι ταξινομητές, προκειμένου να εντοπιστεί η αρχιτεκτονική που επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης. Για τους νευρώνες αυτού του επιπέδου, ως συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιήθηκε η υπερβολική εφάπτομένη. Τέλος, το επίπεδο εξόδου αποτελείται από δύο νευρώνες, όσες δηλαδή και οι κατηγορίες στις οποίες θέλουμε να κατατάξουμε κάθε διάνυσμα εισόδου (καλοήθεια/κακοήθεια). Ως συνάρτηση ενεργοποίησης στους νευρώνες του επιπέδου εξόδου χρησιμοποιείται η λογαριθμική εφάπτομένη, με αποτέλεσμα η τιμή εξόδου των νευρώνων να ανήκει στο διάστημα $[0,1]$. Το διάνυσμα εισόδου κατατάσσεται στην κατηγορία εκείνη με τον αντίστοιχο νευρώνα που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη τιμή εξόδου.



Σχήμα 4.2 Πολυστρωματικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με ένα επίπεδο κρυφών νευρώνων και δύο νευρώνες στο επίπεδο εξόδου.

Όπως τονίσαμε, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος όπισθεν διάδοσης σφάλματος με μεταβλητό συντελεστή εκμάθησης και ορμής. Η αρχική τιμή του συντελεστή εκμάθησης ορίστηκε ίση με 0.01, ενώ η αρχική τιμή του συντελεστή ορμής ορίστηκε ίση με 0.9. Οι αρχικές τιμές των βαρών των συνάψεων καθορίστηκαν με τυχαίο τρόπο, ενώ ο αριθμός των εποχών ορίστηκε ίσος με 5000. Η υλοποίηση του συγκεκριμένου ταξινομητή έγινε με χρήση της εργαλειοθήκης για τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks Toolbox) στο περιβάλλον Matlab.

4.4.3 Πιθανοτικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (P-NN)

Ο συγκεκριμένος ταξινομητής είναι επίσης επιβλεπόμενης μάθησης και λειτουργεί με ανάλογο τρόπο με τα προαναφερθέντα σχήματα ταξινόμησης [Τζαφέστας, 2002]. Δεδομένου ενός συνόλου εκπαίδευσης με διανύσματα χαρακτηριστικών, στόχος του ταξινομητή είναι να αποδώσει σε ένα νέο εφαρμοζόμενο διάνυσμα εισόδου που δεν ανήκει στο σύνολο εκπαίδευσης σε μία από τις κατηγορίες εξόδου. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή θεωρούμε προφανώς δύο κατηγορίες εξόδου, την καλοήθεια και την κακοήθεια.

Το πιθανοτικό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αποτελεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με αρχιτεκτονική πρόσθιας τροφοδότησης με τέσσερα επίπεδα νευρώνων. Το πρώτο επίπεδο περιέχει τόσους νευρώνες όσες και οι είσοδοι του ταξινομητή και τροφοδοτεί το δεύτερο ενδιάμεσο κρυφό επίπεδο το οποίο αποτελείται από τόσους νευρώνες όσες και τα δείγματα στο σύνολο εκπαίδευσης του ταξινομητή. Στο επόμενο επίπεδο, που ονομάζεται επίπεδο άθροισης, περιλαμβάνονται δύο νευρώνες, ένας για κάθε κατηγορία, όπου υπολογίζονται και αθροίζονται οι έξοδοι από το δεύτερο στάδιο, ώστε να τροφοδοτηθεί το τελευταίο επίπεδο του ταξινομητή που αποτελεί το επίπεδο εξόδου και γίνεται η κατηγοριοποίηση του δείγματος σε μία από τις δύο κατηγορίες εξόδου με βάση τις τιμές του προηγούμενου επιπέδου.

Η βασική διαφορά με το νευρωνικό δίκτυο που συζητήθηκε στην προηγούμενη παράγραφο έγκειται στον τρόπο μάθησης και ανανέωσης των βαρών. Στον ταξινομητή P-NN δεν περιλαμβάνονται βάρη στο κρυφό επίπεδο, αντίθετα κάθε νευρώνας του κρυφού επιπέδου αντιπροσωπεύει ένα δείγμα από το σύνολο εκπαίδευσης του ταξινομητή. Έτσι, όταν ένα διάνυσμα εισόδου εφαρμόζεται στον ταξινομητή, υπολογίζονται οι αποστάσεις του διανύσματος από όλα τα υπόλοιπα διανύσματα του συνόλου εκπαίδευσης για καθεμιά από τις δύο κατηγορίες. Στο τρίτο επίπεδο συνεπώς, το επίπεδο άθροισης, οι συγκεκριμένες αποστάσεις αθροίζονται ανά κατηγορία και έτσι υπολογίζονται δύο πιθανότητες P1 και P2, που αντιπροσωπεύουν την πιθανότητα το διάνυσμα εισόδου να ανήκει σε μία από τις δύο κατηγορίες εξόδου. Στο τελευταίο επίπεδο, ο ταξινομητής αποδίδει στο διάνυσμα εισόδου την κατηγορία εξόδου με τη μεγαλύτερη πιθανότητα.

Η συνάρτηση διαχωρισμού που χρησιμοποιείται στον ταξινομητή P-NN δίνεται στην ακόλουθη σχέση

$$g_j(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sigma^p N_j} \sum_{i=1}^{N_j} w(y_i) \quad (4.9)$$

όπου $j=1,2$ για τις δύο κατηγορίες εξόδου, σ είναι παράμετρος εκπαίδευσης που πρέπει να ανήκει στο διάστημα $(0,1]$, ο αριθμός p αντιπροσωπεύει τον αριθμό χαρακτηριστικών του διανύσματος εισόδου και ο αριθμός N_j αντιπροσωπεύει τον αριθμό των διανυσμάτων εισόδου που ανήκουν στην κατηγορία j , ενώ τέλος ως $w(y_i)$ ορίζεται μια συνάρτηση της απόστασης y_i του διανύσματος εισόδου x από ένα διάνυσμα x_i του συνόλου εκπαίδευσης. Η συγκεκριμένη απόσταση προκύπτει από την ακόλουθη σχέση:

$$y_i = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\|x - x_i\|} \quad (4.10)$$

Ως συναρτήσεις της απόστασης y_i στη συγκεκριμένη μελέτη χρησιμοποιήθηκαν η γκαουσιανή (gaussian) συνάρτηση και η εκθετική (exponential) συνάρτηση, οι τύποι των οποίων δίνονται αντίστοιχα στις εξισώσεις (4.11)-(4.12) που ακολουθούν:

$$w(y) = e^{-\frac{y^2}{2}} \quad (4.11)$$

$$w(y) = e^{-|y|} \quad (4.12)$$

Όπως τονίσαμε, το διάνυσμα εισόδου x κατηγοριοποιείται τελικά στην κατηγορία με τη μεγαλύτερη τιμή της συνάρτησης της σχέσης (4.9). Σε όλες τις περιπτώσεις, πρέπει να καθοριστεί η παράμετρος

σ, αφού διαφοροποίηση της παραμέτρου οδηγεί σε διαφορετικά επίπεδα ταξινόμησης. Συνεπώς, προηγήθηκε επιλογή της βέλτιστης τιμής της παραμέτρου σ για κάθε P-NN ταξινομητή, δοκιμάζοντας τιμές στο διάστημα [0.1-1] τροποποιώντας την με βήμα 0.05. Η βέλτιστη τιμή της παραμέτρου χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση των τελικών P-NN ταξινομητών. Όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις ταξινομητών, έγινε κανονικοποίηση των τιμών εισόδου στο διάστημα [-1,1], ενώ η υλοποίηση του ταξινομητή έγινε στο περιβάλλον Matlab.

4.4.4 Δένδρο Ταξινόμησης (CT)

Το δένδρο ταξινόμησης αποτελεί έναν μη παραμετρικό αλγόριθμο ταξινόμησης προτύπων [Quinlan 1986]. Η λειτουργία του συνίσταται στο διαχωρισμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης σε υποσύνολα, κάνοντας χρήση των χαρακτηριστικών εισόδου και κατάλληλων κατωφλίων.

Το αρχικό σύνολο χωρίζεται σε δύο υποσύνολα με βάση κάθε χαρακτηριστικό εισόδου (μεταβλητή) και διαφορετικές τιμές κατωφλίου για κάθε μεταβλητή. Η βέλτιστη μεταβλητή και το αντίστοιχο κατώφλι επιλέγονται με βάση το κριτήριο Gini [Breiman et al., 1984]. Ο κόμβος που προκύπτει από τις επιλεγμένες τιμές αντιστοιχεί στη ρίζα του δέντρου. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται ώστε να διαμορφώνονται νέοι κόμβοι στα φύλλα του δένδρου, με βάση κάθε φορά την βέλτιστη επιλεχθείσα μεταβλητή και το αντίστοιχο κατώφλι. Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία, προκύπτει ένα δέντρο ταξινόμησης το οποίο μπορεί να δεχτεί σαν είσοδο ένα διάνυσμα 188 χαρακτηριστικών, να ελέγξει σταδιακά κάθε κόμβο του δέντρου ξεκινώντας από τη ρίζα του μέχρι να καταλήξει σε κάποιο φύλλο του δέντρου οπότε και γίνεται η κατηγοριοποίησή του σε μία από τις δύο κατηγορίες εξόδου (καλοήθεια/κακοήθεια).

Όλα τα χαρακτηριστικά εισόδου κανονικοποιούνται στο διάστημα [0,1]. Ακολουθεί η κατασκευή του δένδρου ταξινόμησης με χρήση του συνόλου εκπαίδευσης, ο έλεγχος της αποδοτικότητας του οποίου γίνεται μέσω της διασταυρωμένης επικύρωσης σε 10 μέρη. Για την κατασκευή του δένδρου ταξινόμησης και τον έλεγχο της αποδοτικότητάς του χρησιμοποιήθηκαν οι συναρτήσεις `treefit.m` και `treeval.m` του περιβάλλοντος Matlab.

4.4.5 Random Forests

Ο ταξινομητής Random Forests προτάθηκε από τον [Breiman 2001] και αποτελεί ένα σχήμα ταξινόμησης που προκύπτει όπως μαρτυρά και το όνομά του από την δημιουργία πολλών δένδρων ταξινόμησης, όπως αυτά που παρουσιάσαμε στην προηγούμενη υποενότητα. Πρόκειται λοιπόν για ένα σύνολο απλούστερων ταξινομητών που βασίζεται στην ανάπτυξη και το συνδυασμό μεμονωμένων σχημάτων ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, για να ταξινομήσουμε ένα άγνωστο διάνυσμα εισόδου με το συγκεκριμένο ταξινομητή, τροφοδοτούμε το διάνυσμα σε κάθε δένδρο του «δάσους» και το συγκεκριμένο δένδρο κάνει τη δική του πρόβλεψη. Στο τέλος, οι ψήφοι όλων των δένδρων συνεκτιμώνται σε ένα σχήμα ψηφοφορίας και η τελική πρόβλεψη του διανύσματος από τον ταξινομητή είναι η κατηγορία εκείνη που συγκέντρωσε τις περισσότερες ψήφους από τα δένδρα ταξινόμησης.

Έστω N ο αριθμός των διανυσμάτων εισόδου και M ο αριθμός των χαρακτηριστικών που περιέχει το κάθε διάνυσμα. Η διαδικασία εκπαίδευσης κάθε δένδρου ταξινόμησης που χρησιμοποιεί ο ταξινομητής Random Forests περιλαμβάνει τα ακόλουθα στάδια:

1. Το σύνολο των N διανυσμάτων υπόκειται σε κατάλληλη δειγματοληψία ώστε να προκύψουν δύο υποσύνολα, ένα για την εκπαίδευση και ένα για την αξιολόγηση του δένδρου. Συγκεκριμένα, διαλέγουμε n διανύσματα με αντικατάσταση από τα αρχικά δεδομένα για το σύνολο εκπαίδευσης, ενώ χρησιμοποιούμε τα υπόλοιπα για το σύνολο αξιολόγησης.
2. Για κάθε κόμβο του δένδρου, επιλέγουμε έναν αριθμό m χαρακτηριστικών ($m \ll M$), με βάση τα οποία γίνεται η διαμόρφωση του δένδρου. Ο αριθμός m διατηρείται σταθερός κατά τη διάρκεια ανάπτυξης του δένδρου. Τα χαρακτηριστικά επιλέγονται με τυχαίο τρόπο.
3. Το δένδρο αναπτύσσεται στο μεγαλύτερο δυνατό μήκος, χωρίς να προκύψουν διακλαδώσεις στους κόμβους του.

Κατά την εκτέλεση του πρώτου βήματος, όταν γίνεται δειγματοληψία του συνόλου εκπαίδευσης, τα διανύσματα που παραμένουν στο σύνολο αξιολόγησης (out of bag-ooB data) χρησιμοποιούνται για να λάβουμε μια εκτίμηση των ποσοστών ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, αφού περίπου το 1/3 των διανυσμάτων δεν συμμετέχει στην εκπαίδευση του δένδρου, κάθε διάνυσμα του αρχικού συνόλου αξιολογείται στο 1/3 περίπου των δένδρων που σχηματίζονται από το ταξινομητή Random Forests. Σε κάθε διάνυσμα αποδίδεται εκείνη η κατηγορία που συγκεντρώνει τις περισσότερες ψήφους από τα δένδρα που αξιολόγησαν το αντίστοιχο διάνυσμα μετά την εκπαίδευσή τους. Με αυτόν τον τρόπο, ο ταξινομητής Random Forests δεν απαιτεί ούτε διασταυρωμένη επικύρωση ούτε κάποιο ανεξάρτητο τεστ για την αξιολόγησή του, καθώς οι αποδόσεις ταξινόμησης υπολογίζονται εσωτερικά κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης.

Ένα επιπλέον πλεονέκτημα του ταξινομητή Random Forests είναι ότι δεν απαιτεί παραμετροποίηση πολλών παραμέτρων. Συγκεκριμένα, η μόνη παράμετρος που πρέπει να προσδιοριστεί κατά την υλοποίηση του ταξινομητή είναι ο αριθμός των δένδρων (T) που θα κατασκευαστούν. Σύμφωνα με τον [Breiman 2001], ο αριθμός των δένδρων που θα επιλεγεί πρέπει να είναι αρκετά μεγάλος, μιας και ο ταξινομητής είναι αρκετά γρήγορος και μπορεί να χρησιμοποιεί πολλά μεμονωμένα δένδρα χωρίς μεγάλο υπολογιστικό κόστος. Όσον αφορά τον αριθμό των χαρακτηριστικών (m) που θα επιλεγθούν τυχαία και θα χρησιμοποιήσει το κάθε δένδρο κατά την ταξινόμηση, σύμφωνα με την ίδια εργασία προτείνεται η τιμή της να είναι αρκετά μικρότερη από τον αριθμό όλων των χαρακτηριστικών ($m \ll M$) και για το λόγο αυτό προτείνεται η τιμή της παραμέτρου m να ληφθεί ίση με την τετραγωνική ρίζα του αριθμού M .

Για τη συγκεκριμένη λοιπόν εφαρμογή πραγματοποιήσαμε παραμετροποίηση της μεταβλητής T στο διάστημα $[1, 100]$. Προηγήθηκε όπως και στους προηγούμενους ταξινομητές κανονικοποίηση των τιμών εισόδου στο διάστημα $[-1,1]$, ενώ για την κατασκευή του ταξινομητή και τον έλεγχο της αποδοτικότητάς του χρησιμοποιήθηκαν οι συναρτήσεις `treebagger.m` και `oobpredict.m` του περιβάλλοντος Matlab.

4.4.6 Ταξινομητής k -κοντινότερων γειτόνων (k -NN)

Ο συγκεκριμένος ταξινομητής έχει βρει εφαρμογή σε ποικίλα προβλήματα ταξινομήσεων λόγω της απλότητάς του και του μικρού υπολογιστικού κόστους που παρουσιάζει. Η λειτουργία του στηρίζεται στον υπολογισμό της ομοιότητας μεταξύ ενός διανύσματος προς ταξινόμηση και των διανυσμάτων του συνόλου εκπαίδευσης. Ως μέτρο της ομοιότητας μεταξύ δύο διανυσμάτων χρησιμοποιήθηκε η μεταξύ τους ευκλείδεια απόσταση.

Συγκεκριμένα, ο k -NN ταξινομητής υπολογίζει για το διάνυσμα που θέλουμε να κατηγοριοποιήσουμε την ευκλείδεια απόσταση του με κάθε διάνυσμα του συνόλου εκπαίδευσης. Η κατηγοριοποίησή του γίνεται εξετάζοντας μόνο τα k πιο κοντινά διανύσματα από το σύνολο εκπαίδευσης, δηλαδή τα k διανύσματα με τις χαμηλότερες τιμές ευκλείδειας απόστασης. Η συνεισφορά του καθενός από τα k αυτά διανύσματα στην τελική κατηγοριοποίηση εξαρτάται από την απόσταση του διανύσματος από το άγνωστο διάνυσμα. Μεταξύ των γειτόνων πραγματοποιείται ψηφοφορία, όπου η ψήφος του κάθε γείτονα προκύπτει από την ακόλουθη σχέση:

$$Y_i = \frac{1}{D_i + 1} \quad (4.13)$$

όπου Y_i η ψήφος του i -γειτόνα και D_i η ευκλείδεια απόστασή του από το άγνωστο διάνυσμα [Dudani, 1976]. Οι ψήφοι όλων των γειτόνων αθροίζονται και το άγνωστο διάνυσμα κατηγοριοποιείται στην κλάση που συγκεντρώνει το υψηλότερο άθροισμα ψήφων. Συγκεκριμένα, ο k -NN ταξινομητής χρησιμοποιεί την ακόλουθη συνάρτηση απόφασης:

$$F = \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^b Y_i - \sum_{j=1}^m Y_j\right) \quad (4.14)$$

όπου b είναι ο αριθμός των διανυσμάτων-γειτόνων που ανήκουν στην κλάση καλοήθειας και m ο αντίστοιχος αριθμός των διανυσμάτων-γειτόνων που είναι κακοήθεις. Προφανώς ισχύει $b+m=k$.

Στην ακραία περίπτωση όπου $k=1$, δεν διεξάγεται ψηφοφορία, μιας και αναζητείται μόνο ο κοντινότερος γείτονας, δηλαδή το διάνυσμα με την μικρότερη απόσταση. Ο ταξινομητής στην περίπτωση αυτή δεν πραγματοποιεί ψηφοφορία, αλλά κατατάσσει απευθείας το άγνωστο διάνυσμα στην κλάση που ανήκει ο κοντινότερος γείτονας.

Η επιλογή του αριθμού των γειτόνων k είναι σημαντική αφού καθορίζει σε μεγάλο βαθμό το αποτέλεσμα της ψηφοφορίας. Όπως και στις περιπτώσεις των προηγούμενων ταξινομητών, πραγματοποιούμε παραμετροποίηση του ταξινομητή, ελέγχοντας διάφορες τιμές της μεταβλητής k . Συγκεκριμένα, δοκιμάζουμε όλες τις ακέραιες τιμές στο διάστημα $[1,200]$. Κατασκευάζονται έτσι ισάριθμοι ταξινομητές και επιλέγουμε την τιμή εκείνη που βελτιστοποιεί τις επιδόσεις του ταξινομητή. Τα δεδομένα εισόδου κανονικοποιούνται για μια ακόμη φορά γραμμικά στο διάστημα $[0,1]$. Η υλοποίηση έγινε σε περιβάλλον Matlab με χρήση της συνάρτησης `knnclassify.m`.

4.4.7 Αξιολόγηση ταξινομητών

Για την αξιολόγηση των ταξινομητών που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες παραγράφους, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος της διασταυρωμένης επικύρωσης από 10 μέρη (10-fold cross validation), η οποία έχει δειχθεί να δίνει καλή ικανότητα γενίκευσης του ταξινομητή [Li et al., 2007]. Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μέθοδο, το διαθέσιμο σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών εικόνας από τις N μαστογραφίες χωρίστηκε σε 10 ισομεγέθη και μεταξύ τους ξένα υποσύνολα, ώστε να μην υπάρχει κανένα κοινό διάνυσμα μεταξύ των υποσυνόλων. Η εκπαίδευση και αξιολόγηση των ταξινομητών γίνεται συνολικά 10 φορές. Σε κάθε επανάληψη, ως σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται η ένωση των 9 υποσυνόλων, ενώ το εναπομένον υποσύνολο χρησιμοποιείται ως σύνολο ελέγχου των επιδόσεων του ταξινομητή. Έτσι, ο κάθε ταξινομητής ελέγχεται σε ένα σύνολο ελέγχου με άγνωστα δεδομένα τα οποία δεν χρησιμοποιήθηκαν καθόλου στην εκπαίδευσή του. Σε κάθε επανάληψη, χρησιμοποιείται και διαφορετικός συνδυασμός υποσυνόλων ώστε κάθε ένα από τα 10 ξένα υποσύνολα να χρησιμοποιηθεί μόνο μια φορά ως σύνολο ελέγχου.

Για την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας του κάθε ταξινομητή απαιτείται η μέτρηση των επιδόσεών του με σαφώς ορισμένα μεγέθη, έτσι ώστε να είναι πλήρως περιγράψιμη η αποδοτικότητά του και να είναι δυνατή η σύγκρισή του με άλλα σχήματα ταξινόμησης. Το πρόβλημα της διάγνωσης ενός συμπλέγματος μικροασβεστώσεων σε μια περιοχή της μαστογραφίας αποτελεί ένα δυαδικό πρόβλημα. Η περιοχή μπορεί να είναι είτε κακόηθης (θετικό δείγμα) είτε καλόηθης (αρνητικό δείγμα) σύμφωνα με τη βιοψία που γίνεται στην περιοχή για τον προσδιορισμό της ιστοπαθολογικής της κατάστασης. Επίσης, η πρόβλεψη του χρησιμοποιούμενου ταξινομητή μπορεί να είναι είτε αληθής (επιτυχής πρόβλεψη) είτε ψευδής (ανεπιτυχής πρόβλεψη). Συνεπώς, η απόφαση για τη διάγνωση ενός συμπλέγματος μπορεί να ανήκει σε μία από τις επόμενες 4 κατηγορίες:

- Αληθώς θετική ένδειξη (True Positive-TP), σε περίπτωση που η περιοχή είναι κακόηθης και ο ταξινομητής πραγματοποιήσει σωστή πρόβλεψη.
- Αληθώς αρνητική ένδειξη (True Negative-TN), στην περίπτωση κατά την οποία ο ταξινομητής προβλέψει επιτυχώς ότι το σύμπλεγμα είναι καλόηθης.
- Ψευδώς θετική ένδειξη (False Positive-FP), όταν ένα καλόηθες σύμπλεγμα κατηγοριοποιηθεί ως κακόηθες από τον ταξινομητή.
- Ψευδώς αρνητική ένδειξη (False Negative-FN), όταν ένα κακόηθες σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων κατηγοριοποιηθεί από τον ταξινομητή ως καλόηθες.

Οι δύο πρώτες κατηγορίες ενδείξεων αποτελούν επιτυχείς προβλέψεις του σχήματος ταξινόμησης, ενώ αντίθετα οι δύο υπόλοιπες αποτελούν τα λάθη τα οποία πρέπει να ελαχιστοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση της αποδοτικότητάς του. Και οι δύο κατηγορίες λαθών είναι ιδιαίτερα σημαντικές. Ο αριθμός των ψευδώς αρνητικών ενδείξεων πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μικρότερος, μιας και δείχνει τον αριθμό των καρκινικών περιπτώσεων που λανθασμένα αθρώνονται από τον ταξινομητή. Για το λόγο αυτό, ο περιορισμός των συγκεκριμένων λαθών πρέπει να αποτελεί πρωταρχικό στόχο κατά το σχεδιασμό των συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης [Giger et al. 2008]. Ωστόσο, το

τίμημα αυτής της πρακτικής, είναι να προκαλείται αύξηση των ψευδώς θετικών ενδείξεων, μιας και το σύστημα αποκτά ιδιαίτερη ευαισθησία και στην προσπάθεια να μην αθωωθούν καρκινικές περιπτώσεις, πολλά καλόγη ευρήματα κατηγοριοποιούνται ως ύποπτα για κακοήθεια. Ο μεγάλος αριθμός ψευδώς θετικών ενδείξεων αποτελεί ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα που παρουσιάζουν τα συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης [Doi et al. 2007].

Με βάση τον αριθμό των ενδείξεων της κάθε κατηγορίας ορίζονται τα ακόλουθα μεγέθη τα οποία χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των επιδόσεων ενός ταξινομητή:

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Αριθμός_αληθών_ενδείξεων}}{\text{Συνολικός_αριθμός_περιπτώσεων}} = \frac{TPs + TNs}{TPs + TNs + FPs + FNs} \quad (4.15)$$

$$\text{Ευαισθησία} = \frac{\text{Αριθμός_αληθώς_θετικών_ενδείξεων}}{\text{Συνολικός_αριθμός_θετικών_περιπτώσεων}} = \frac{TPs}{TPs + FNs} \quad (4.16)$$

$$\text{Ειδικότητα} = \frac{\text{Αριθμός_αληθώς_αρνητικών_ενδείξεων}}{\text{Συνολικός_αριθμός_αρνητικών_περιπτώσεων}} = \frac{TNs}{TNs + FPs} \quad (4.17)$$

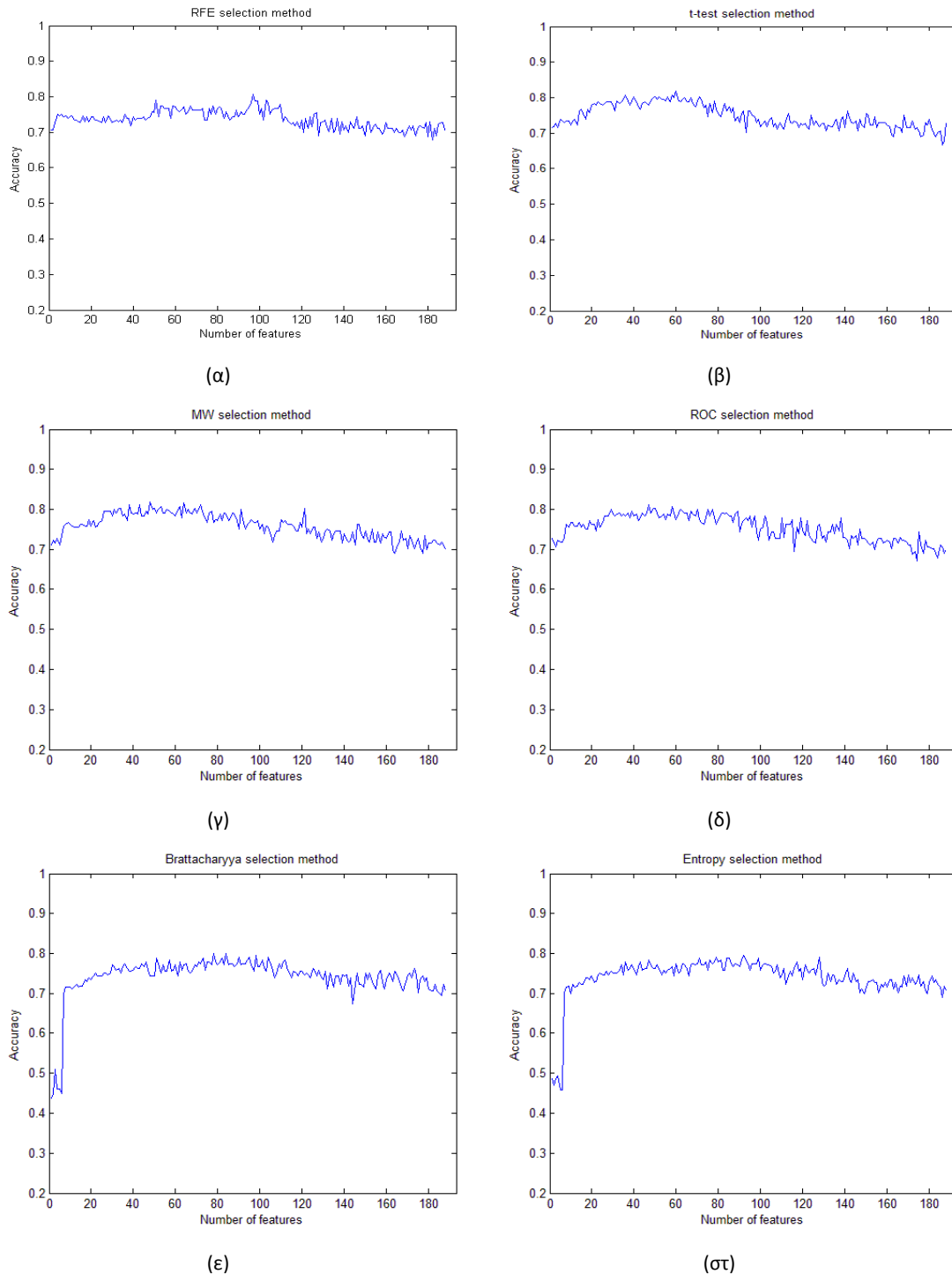
Η ακρίβεια (Accuracy) δείχνει το κλάσμα των περιπτώσεων που κατηγοριοποίησε σωστά ένας ταξινομητής. Παρά το γεγονός ότι αποτελεί ένα άμεσο τρόπο μέτρησης του ποσοστού επιτυχίας, η λειτουργικότητά του σε συγκεκριμένες συνθήκες μπορεί να αποδειχθεί περιορισμένη. Συγκεκριμένα, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το ποσοστό εμφάνισης κακόγητων περιπτώσεων, με αποτέλεσμα να μην είναι αντιπροσωπευτικό μέγεθος σε δείγματα χωρίς ισορροπία, όπου ο αριθμός των θετικών ή αρνητικών περιπτώσεων υπερτερεί κατά πολύ σε σχέση με τις περιπτώσεις της άλλης κατηγορίας. Για να ξεπεραστεί η συγκεκριμένη δυσκολία, πρέπει να συνεκτιμώνται οι παράμετροι της ευαισθησίας και της ειδικότητας, ώστε να ελέγχεται η απόδοση ενός ταξινομητή σε κάθε κατηγορία περιπτώσεων ξεχωριστά. Η ευαισθησία (Sensitivity) δείχνει την ικανότητα σωστής κατηγοριοποίησης καρκινικών περιπτώσεων, ενώ αντίστοιχα η ειδικότητα (Specificity) δείχνει το κλάσμα των επιτυχώς ταξινομημένων καλόγητων περιπτώσεων.

Ωστόσο, ακόμη και η χρήση των συγκεκριμένων μεγεθών δεν κρίνεται επαρκής για την μέτρηση των επιδόσεων ενός ταξινομητή. Ο λόγος είναι ότι οι περισσότεροι ταξινομητές χρησιμοποιούν μία συνεχή τιμή για κάθε περίπτωση και βασίζουν την κατηγοριοποίησή τους στην κατάλληλη επιλογή μιας τιμής κατωφλίου. Περιπτώσεις με τιμή μεγαλύτερη του κατωφλίου κατηγοριοποιούνται από τον ταξινομητή ως θετικές, ενώ περιπτώσεις με τιμή μικρότερη του κατωφλίου κατηγοριοποιούνται ως αρνητικές. Διαφορετικές τιμές του κατωφλίου οδηγούν σε διαφορετικές τιμές του αριθμού αληθών και ψευδών διαγνώσεων και κατά επέκταση σε διαφορετικές τιμές των μεγεθών ακρίβειας, ευαισθησίας και ειδικότητας. Ο πιο αποτελεσματικός τρόπος λοιπόν εκτίμησης των επιδόσεων ενός ταξινομητή είναι να συμπεριληφθεί στις μετρήσεις η επίδραση που ασκεί η επιλογή του κατωφλίου, διερευνώντας όλους τους πιθανούς συνδυασμούς ευαισθησίας-ειδικότητας για τις διάφορες τιμές του κατωφλίου.

Ακολουθώντας τη συγκεκριμένη πρακτική, καταλήγουμε στη χρήση Receiver Operating Characteristic (ROC) καμπύλων. Οι καμπύλες ROC αποτελούν έναν εποπτικό τρόπο αναπαράστασης της σχέσης μεταξύ ευαισθησίας και ειδικότητας για διάφορες τιμές του κατωφλίου [Metz, 1978]. Συγκεκριμένα, αλλάζοντας την τιμή κατωφλίωσης, παίρνουμε ισάριθμα ζεύγη τιμών των δύο μεγεθών. Σχεδιάζοντας μία γραφική παράσταση δύο αξόνων όπου στον οριζόντιο άξονα αναπαριστούμε τις τιμές του μεγέθους 1-ειδικότητα και στον κάθετο άξονα τις τιμές του μεγέθους της ευαισθησίας, προκύπτει μία ROC καμπύλη. Οι τιμές και των δύο αξόνων κυμαίνονται από 0 μέχρι 1. Το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο μέγεθος που προκύπτει από την ανάλυση μιας τέτοιας καμπύλης είναι το εμβαδόν κάτω από τη ROC καμπύλη (Area Under Curve, AUC ή A_z) [Hanley, 1982]. Πρόκειται για ένα αντικειμενικό μέγεθος που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη σύγκριση διαφορετικών ταξινομητών, μιας και είναι ανεξάρτητο της αναλογίας καλόηθων/κακόηθων περιπτώσεων στο δείγμα, σε αντίθεση με τα υπόλοιπα μεγέθη που παραθέσαμε μέχρι τώρα. Αν η τιμή του μεγέθους ισούται με 0.5, θεωρούμε ότι ο ταξινομητής λειτουργεί με τυχαίο τρόπο. Αντίθετα, τέλεια κατηγοριοποίηση θεωρούμε πως επιτυγχάνεται όταν η τιμή του εμβαδού κάτω από την καμπύλη ισούται με 1. Εν γένει, όσο μεγαλύτερη η τιμή του εμβαδού του χωρίου κάτω από τη ROC καμπύλη, τόσο καλύτερη θεωρείται η δυνατότητα σωστής κατηγοριοποίησης του ταξινομητή.

4.5 Αποτελέσματα επιλογής χαρακτηριστικών

Στην τρέχουσα παράγραφο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης που προκύπτουν από τη χρήση των προτεινόμενων μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών. Εφαρμόζουμε τη μεθοδολογία που περιγράψαμε στην παράγραφο 4.3.8 για κάθε διαφορετική μέθοδο και για κάθε φυσικά διαφορετικό σύνολο μαστογραφιών. Ξεκινώντας από το 1^ο στην κατάταξη χαρακτηριστικό προσθέτουμε σταδιακά χαρακτηριστικά ακολουθώντας την προτεινόμενη κατάταξη της κάθε μεθόδου. Για τις στατιστικές μεθόδους, οι οποίες είναι ανεξάρτητες από τον ταξινομητή, χρησιμοποιήσαμε τον ταξινομητή SVM rbf ως κοινή βάση για την ταξινόμηση και τη σύγκριση των μεθόδων. Για κάθε διαφορετικό λοιπόν υποσύνολο χαρακτηριστικών καταγράψαμε την τιμή της ακρίβειας που επιτυγχάνουμε και τις οποίες παρουσιάζουμε στο σχήμα 4.3. Στο συγκεκριμένο σχήμα παρουσιάζουμε τις αποδόσεις της κάθε μεθόδου για όλα τα υποσύνολα χαρακτηριστικών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4), δηλαδή το σύνολο που περιέχει περιοχές ενδιαφέροντος από λιπώδεις μαστούς με υψηλό βαθμό διακριτότητας των μικροασβετώσεων. Φυσικά ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία και για τα υπόλοιπα 3 σύνολα περιπτώσεων, ωστόσο παραθέτουμε ενδεικτικά τα γραφήματα του 4^{ου} συνόλου για λόγους συντομίας.



Σχήμα 4.3 Τιμές ακρίβειας (accuracy) για μεταβλητό αριθμό χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών, σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται από τις μεθόδους: (α) RFE, (β) στατιστικό τεστ T-test, (γ) στατιστικό τεστ MW, (δ) μεθόδου με χρήση καμπύλων ROC, (ε) στατιστικό τεστ Br (στ) στατιστικό τεστ KL.

Παρατηρούμε γενικά ότι για όλες τις μεθόδους κατάταξης (σχήμα 4.3 (α)-(στ)) η προσθήκη χαρακτηριστικών επιφέρει μικρές διακυμάνσεις στην τιμή της ακρίβειας. Ιδιαίτερα για τα σχήματα (β)-(δ) βλέπουμε ότι αρχικά η τιμή αυξάνει μέχρι ένα συγκεκριμένο αριθμό χαρακτηριστικών όπου παρατηρείται η μέγιστη τιμή, αλλά στη συνέχεια παρουσιάζεται φθίνουσα τάση με μικρές βέβαια μεταβολές στην τιμή της ακρίβειας. Μάλιστα το εύρος των τιμών φαίνεται να είναι αρκετά μικρό (<0.1) καθώς από τις πρώτες τιμές του αριθμού των χαρακτηριστικών παρατηρούμε επιτευχθείσες

τιμές ακρίβειας μεγαλύτερες του 0.7. Αντιθέτως, κάτι τέτοιο δεν ισχύει για τις δύο τελευταίες μεθόδους (σχήμα 4.6 (ε)-(στ)) καθώς για μικρό αριθμό χαρακτηριστικών (<10) οι τιμές ακρίβειας που επιτυγχάνονται είναι πολύ μικρές, μικρότερες και από την τιμή 0.5 που μαρτυρά τυχαιότητα στην ταξινόμηση. Με χρήση των συγκεκριμένων μεθόδων μπορούμε να επιτύχουμε συγκρινόμενες τιμές ακρίβειας (>0.7) για τουλάχιστον 10 χαρακτηριστικά, γεγονός που υποδεικνύει ότι οι συγκεκριμένες μεθοδολογίες αδυνατούν να εντοπίσουν μικρά υποσύνολα αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών. Στον πίνακα 4.1 παραθέτουμε για κάθε μέθοδο την μέση τιμή ακρίβειας (mean ACC), την τυπική απόκλιση (std ACC) και τη μέγιστη τιμή (Max ACC), καθώς και τον αριθμό των χαρακτηριστικών για τον οποίο επιτεύχθηκε η μέγιστη τιμή (N).

Πίνακας 4.1 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ4)

<i>Μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
RFE	0.758	0.022	0.808	97
T-test	0.748	0.033	0.816	60
MW	0.758	0.031	0.816	48
ROC	0.753	0.033	0.808	47
Br	0.74	0.056	0.796	78
KL	0.739	0.054	0.792	92

Η τιμή της ακρίβειας που παρατηρούμε χωρίς καθόλου χρήση επιλογής χαρακτηριστικών ισούται με 0.709. Το γεγονός αυτό δείχνει πως όλες οι υπό εξέταση μέθοδοι μπορούν να εντοπίσουν ένα υποσύνολο χαρακτηριστικών με το οποίο επιτυγχάνουμε αύξηση της ακρίβειας κατά περίπου 0.1. Διαπιστώνουμε επίσης από τον παραπάνω πίνακα πως οι διαφορές μεταξύ των μεθόδων φιλτραρίσματος ως προς τη μέση αλλά και τη μέγιστη τιμή ακρίβειας είναι αρκετά μικρές μεταξύ τους. Οι δύο τελευταίες μέθοδοι φαίνεται να είναι λίγο κατώτερες σε σχέση με τις 4 πρώτες. Το σημαντικότερο μειονέκτημα όπως αναφέραμε αποτυπώνεται στο σχήμα όπου τα πρώτα 10 χαρακτηριστικά δίνουν αρκετά χαμηλές τιμές ακρίβειας. Οι μέθοδοι t-test και MW φαίνονται ισοδύναμες, ωστόσο η πρώτη προτιμάται σε σύνολα με μεγάλο αριθμό περιπτώσεων ενώ αντίθετα η δεύτερη αποτελεί μη παραμετρικό έλεγχο και συνιστάται η χρήση της σε μικρά δείγματα. Συνεπώς, για τις συγκεκριμένες μετρήσεις η μέθοδος t-test είναι προτιμότερη. Εν γένει, λίγο καλύτερη συμπεριφορά παρουσιάζει η μέθοδος που στηρίζεται στο κριτήριο ROC, καθώς επιτυγχάνει τη μέγιστη τιμή της για το μικρότερο αριθμό χαρακτηριστικών. Παρουσιάζουμε με παρόμοιο τρόπο στους πίνακες 4.2-4.4 που ακολουθούν τις αντίστοιχες επιδόσεις για τα υπόλοιπα σύνολα περιπτώσεων (Σ1), (Σ2) και (Σ3) αντίστοιχα. Για λόγους συντομίας παρουσιάζουμε μόνο τα συγκεκριμένα μεγέθη και όχι και τα αντίστοιχα γραφήματα που παρουσιάσαμε στο σχήμα 4.3. Ωστόσο, να τονίσουμε πως τα γραφήματα έμοιαζαν και στα άλλα υποσύνολα έμοιαζαν αρκετά με αυτά του σχήματος 4.3 με αποτέλεσμα να μπορούμε να εξάγουμε ανάλογα συμπεράσματα.

Πίνακας 4.2 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ1)

<i>Μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
RFE	0.564	0.024	0.648	50
T-test	0.554	0.029	0.628	5
MW	0.557	0.028	0.632	4
ROC	0.549	0.03	0.632	16
Br	0.559	0.043	0.656	61
KL	0.558	0.042	0.636	56

Πίνακας 4.3 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ2)

<i>Μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
RFE	0.724	0.057	0.796	88
T-test	0.719	0.041	0.784	146
MW	0.719	0.05	0.8	123
ROC	0.702	0.071	0.78	118
Br	0.715	0.07	0.796	83
KL	0.716	0.066	0.784	87

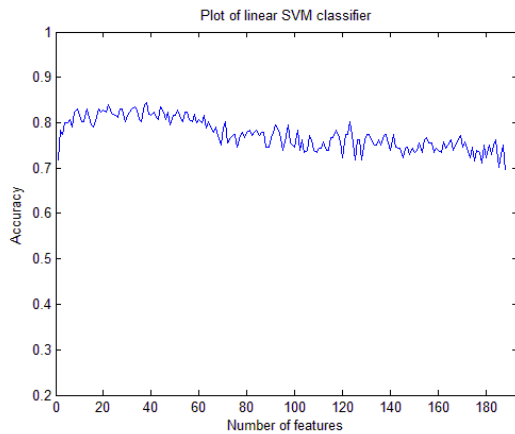
Πίνακας 4.4 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για το σύνολο περιπτώσεων (Σ3)

<i>Μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
RFE	0.732	0.037	0.792	101
T-test	0.735	0.023	0.804	107
MW	0.727	0.024	0.792	188
ROC	0.718	0.058	0.788	59
Br	0.719	0.025	0.796	74
KL	0.723	0.024	0.808	176

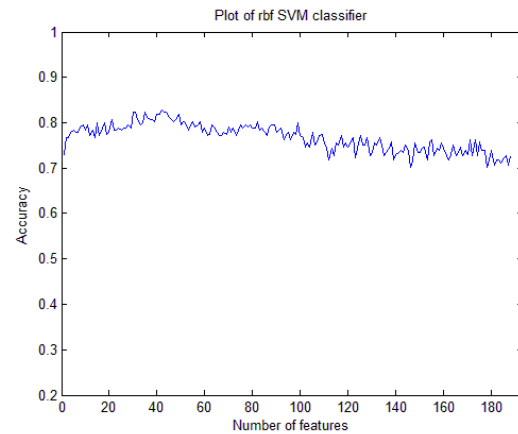
Παρατηρούμε λοιπόν ότι με τις απλές μεθόδους κατάταξης χαρακτηριστικών μπορεί να βρεθεί ένα υποσύνολο που θα βελτιώνει τα αποτελέσματα ταξινόμησης, αφού σε κάθε περίπτωση παρατηρούμε μία διαφορά της μέγιστης με την μέση τιμή μεγαλύτερη από 0.06, ενώ πάντα υπάρχει μία τιμή για συγκεκριμένα υποσύνολα χαρακτηριστικών που είναι μεγαλύτερη από την ακρίβεια που θα λαμβάναμε χρησιμοποιώντας όλα τα χαρακτηριστικά. Η σύγκριση των μεθόδων μεταξύ τους είναι αρκετά δύσκολη καθώς τόσο οι μέσες τιμές όσο και οι μέγιστες τιμές ανά μέθοδο παρουσιάζουν

μικρές διαφορές. Το γεγονός ότι σε κάθε σύνολο περιπτώσεων είναι διαφορετική η μέθοδος που επιτυγχάνει τη μέγιστη τιμή ακρίβειας δείχνει ότι δεν υπάρχει τελικά κάποια στατιστική μέθοδος που να υπερέχει σαφώς έναντι των υπολοίπων. Αν θα μπορούσαμε να ξεχωρίσουμε κάποια μέθοδο, αυτή θα ήταν η μέθοδος RFE. Ο βασικός λόγος είναι επειδή παρουσιάζει στην πλειονότητα των περιπτώσεων τη μεγαλύτερη τιμή ακρίβειας, ενώ αυτό το πετυχαίνει για σχετικά μικρά σύνολα χαρακτηριστικών.

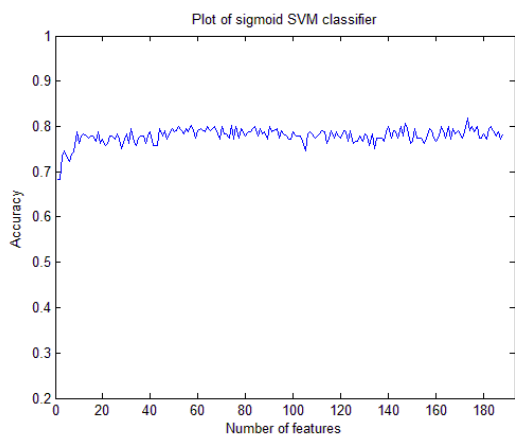
Στη συνέχεια, εφαρμόσαμε πάλι το στάδιο της επιλογής χαρακτηριστικών, ωστόσο στη συγκεκριμένη περίπτωση εξετάζουμε την αποδοτικότητα της μεθόδου που λειτουργεί με ενσωματωμένο ταξινομητή. Δοκιμάσαμε λοιπόν τη μέθοδο της σταδιακής προσθήκης χαρακτηριστικών που περιγράψαμε στην παράγραφο 4.3.1 προσαρμόζοντας κάθε διαφορετικό ταξινομητή. Στο σχήμα 4.4 δείχνουμε τη μέση ακρίβεια που επιτυγχάνουμε για κάθε ταξινομητή σε συνάρτηση με τον αριθμό των χαρακτηριστικών του συνόλου εκπαίδευσης για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4).



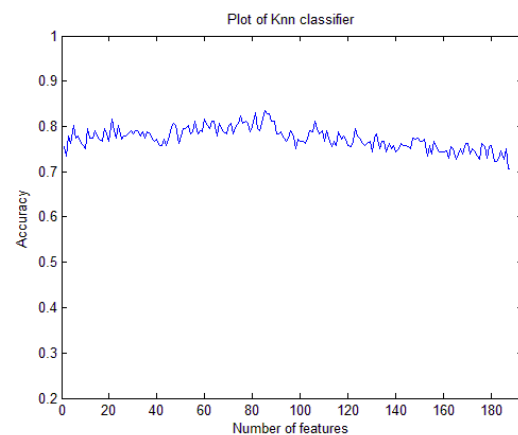
(α)



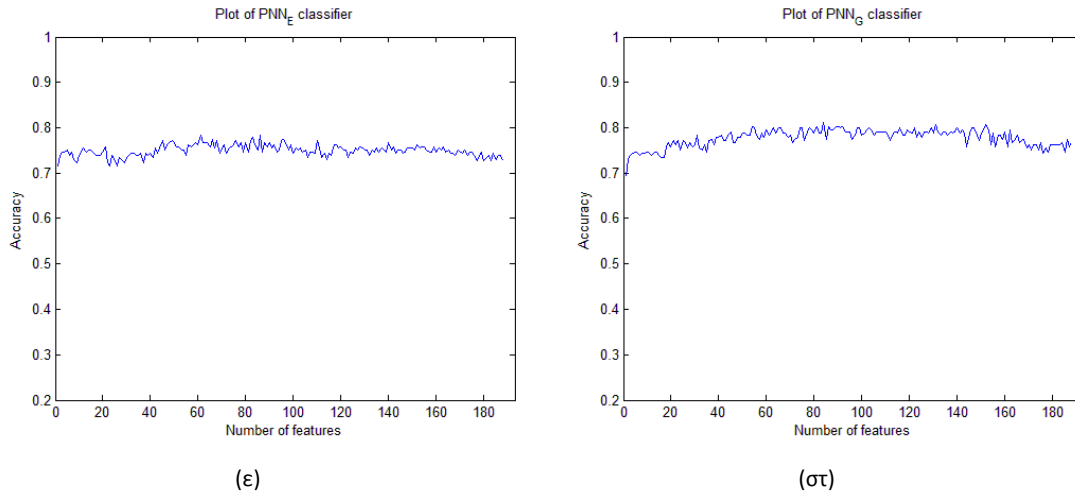
(β)



(γ)



(δ)



Σχήμα 4.4 Τιμές ακρίβειας (accuracy) για μεταβλητό αριθμό χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών, σύμφωνα με την κατάταξη που προτείνεται από τη μέθοδο σταδιακής προσθήκης χαρακτηριστικών με χρήση ταξινομητών: (α) SVM linear, (β) SVM rbf, (γ) SVM sigmoid, (δ) k-nn, (ε) P-NN E και (στ) P-NN G.

Από την παρατήρηση των σχημάτων διαπιστώνουμε ότι η σταδιακή προσθήκη χαρακτηριστικών επιφέρει σε κάθε επανάληψη μικρές αλλαγές στην ακρίβεια, για το λόγο αυτό παρουσιάζονται συνεχείς διακυμάνσεις στην τιμή της μέσης ακρίβειας. Ιδιαίτερα για τα δύο πρώτα σχήματα παρατηρούμε ότι στα πρώτα 40 περίπου χαρακτηριστικά επιτυγχάνεται η μέγιστη τιμή ακρίβειας (>0.8), ενώ στη συνέχεια οι επιδόσεις φθίνουν καθώς αυξάνεται το πλήθος των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών. Παρόμοια συμπεριφορά παρουσιάζει και ο ταξινομητής k -NN, ωστόσο επιτυγχάνει τη μέγιστη τιμή του για μεγαλύτερο αριθμό χαρακτηριστικών. Αντιθέτως, για τους P-NN ταξινομητές (σχήματα 4.4 (ε),(στ)) βλέπουμε ότι η ακρίβεια της ταξινόμησης κυμαίνεται στο διάστημα [0.7-0.8] με αποτέλεσμα να συμπεράνουμε πως η συνεχής προσθήκη χαρακτηριστικών δεν προκαλεί σημαντικές μεταβολές στην ακρίβεια της ταξινόμησης. Όπως και στην περίπτωση των στατιστικών μεθόδων, παρουσιάζουμε στον πίνακα 4.5 για καθένα από τους υπό εξέταση ταξινομητές την μέση τιμή ακρίβειας (mean ACC), την τυπική απόκλιση (std ACC) και τη μέγιστη τιμή (Max ACC), καθώς και τον αριθμό των χαρακτηριστικών για τον οποίο επιτεύχθηκε η μέγιστη τιμή (N).

Πίνακας 4.5 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ4)

Ταξινομητής	Mean ACC	Std ACC	Max ACC	N
SVM linear	0.775	0.034	0.843	38
SVM rbf	0.767	0.029	0.827	42
SVM sigmoid	0.779	0.018	0.819	173
P-NN E	0.75	0.013	0.783	61
P-NN G	0.777	0.019	0.81	84
k -NN	0.774	0.024	0.835	85

Παρατηρούμε από τα στοιχεία του πίνακα πως πράγματι οι P-NN ταξινομητές παρουσιάζουν τη μικρότερη διασπορά τιμών, καθώς έχουν τη μικρότερη τυπική απόκλιση ακρίβειας. Σε όλες τις

περιπτώσεις η χρήση της μεθόδου SFS μας επιτρέπει να εντοπίσουμε ένα υποσύνολο χαρακτηριστικών που οδηγεί σε μεγαλύτερες τιμές ακρίβειας. Συγκρίνοντας τις μέσες τιμές για τον κάθε ταξινομητή διαπιστώνουμε πως δεν υπάρχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ τους. Αν θα μπορούσαμε να ξεχωρίσουμε κάποια περίπτωση, θα διαλέγαμε την περίπτωση των ταξινομητών SVM (linear, rbf) που επιτυγχάνουν μέγιστη τιμή (>0.8) για σχετικά μικρά υποσύνολα χαρακτηριστικών. Ικανοποιητικές αποδόσεις παρέχει και ο ταξινομητής k-NN, ωστόσο η μεγαλύτερη τιμή του επιτυγχάνεται για σχεδόν το διπλάσιο αριθμό χαρακτηριστικών σε σχέση με τον ταξινομητή SVM. Στους πίνακες 4.6-4.8 που ακολουθούν παρουσιάζουμε τα αντίστοιχα αποτελέσματα που λάβαμε για τα υποσύνολα (Σ1), (Σ2) και (Σ3) αντίστοιχα.

Πίνακας 4.6 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ1)

<i>Ταξινομητής</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
SVM linear	0.612	0.039	0.716	91
SVM rbf	0.626	0.033	0.692	87
SVM sigmoid	0.583	0.028	0.636	184
P-NN E	0.581	0.023	0.636	6
P-NN G	0.569	0.023	0.628	5
k-NN	0.616	0.035	0.696	2

Πίνακας 4.7 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ2)

<i>Ταξινομητής</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
SVM linear	0.74	0.028	0.812	150
SVM rbf	0.764	0.02	0.812	131
SVM sigmoid	0.732	0.02	0.772	95
P-NN E	0.769	0.012	0.8	26
P-NN G	0.784	0.018	0.82	135
k-NN	0.799	0.26	0.852	121

Πίνακας 4.8 Μέση τιμή, τυπική απόκλιση και μέγιστη τιμή ακρίβειας για κάθε ταξινομητή με χρήση της μεθόδου SFS για το σύνολο περιπτώσεων (Σ3)

<i>Ταξινομητής</i>	<i>Mean ACC</i>	<i>Std ACC</i>	<i>Max ACC</i>	<i>N</i>
SVM linear	0.736	0.03	0.824	157
SVM rbf	0.748	0.02	0.792	42
SVM sigmoid	0.713	0.029	0.76	84
P-NN E	0.694	0.03	0.756	172
P-NN G	0.721	0.026	0.768	139
k-NN	0.768	0.027	0.832	25

Στους προηγούμενους πίνακες είναι ακόμα πιο εμφανής η συνεισφορά της μεθόδου SFS στα αποτελέσματα ταξινόμησης. Σχεδόν σε όλους τους ταξινομητές και για τα τρία υποσύνολα η μέθοδος εντοπίζει υποσύνολα χαρακτηριστικών που βελτιώνουν κατά 0.05-0.1 την ακρίβεια σε σχέση με τη μέση τιμή του κάθε ταξινομητή. Πιο αξιοσημείωτη είναι η περίπτωση του ταξινομητή SVM linear για το σύνολο (Σ1) που ενώ η μέση του ακρίβεια είναι 0.61, η μέγιστη παρατηρούμενη τιμή ακρίβειας είναι 0.716. Ανάλογα αποτελέσματα παρατηρούμε και στην πλειονότητα των υπόλοιπων ταξινομητών, ιδιαίτερα του ταξινομητή SVM rbf και του k -NN. Ο τελευταίος μάλιστα παρατηρούμε ότι επιτυγχάνει την υψηλότερη ή έστω πολύ κοντά στην υψηλότερη μέση τιμή ακρίβειας και στα τέσσερα διαφορετικά σύνολα περιπτώσεων που ελέγξαμε.

Ιδιαίτερη αναφορά πρέπει επίσης να κάνουμε και στη σύγκριση μεταξύ στατιστικών μεθόδων και τη μεθόδου SFS που λειτουργεί με ενσωματωμένο ταξινομητή. Αν συγκρίνουμε τα αποτελέσματα των πινάκων 4.1-4.5, και ιδιαίτερα τον ταξινομητή SVM-rbf που χρησιμοποιήθηκε για τις στατιστικές μεθόδους, θα διαπιστώσουμε ότι με τη μέθοδο SFS είμαστε σε θέση να επιτύχουμε υψηλότερες επιδόσεις ταξινόμησης. Αυτό αποτυπώνεται τόσο στη μέση τιμή ακρίβειας που είναι υψηλότερη σχεδόν για όλους τους ταξινομητές, όσο και στη μέγιστη τιμή ακρίβειας που είναι μεγαλύτερη από τις αντίστοιχες που λαμβάνουμε με τις στατιστικές μεθόδους. Επίσης, τα συγκεκριμένα αποτελέσματα παρέχονται για μικρότερο ή τουλάχιστον συγκρινόμενο αριθμό χαρακτηριστικών, γεγονός που δείχνει ότι η μέθοδος μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση ελαττώνοντας παράλληλα τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών. Βέβαια, το σημαντικό μειονέκτημα της συγκεκριμένης μεθόδους είναι το μεγάλο υπολογιστικό της κόστος, καθώς ο χρόνος που απαιτείται για να εξαχθούν αποτελέσματα είναι πολύ μεγαλύτερος σε σχέση με τις στατιστικές μεθόδους. Μάλιστα, ιδιαίτερα για συγκεκριμένους ταξινομητές όπως οι MLP, RF και CT. Ο μεγάλος απαιτούμενος χρόνος για να εξάγει η μέθοδος αποτελέσματα ήταν αποτρεπτικός παράγοντας ακόμα και για τα συγκεκριμένα σύνολα 250 περιπτώσεων που δεν είναι ιδιαίτερα μεγάλα. Για το λόγο αυτό δεν παραθέσαμε τα αποτελέσματα των συγκεκριμένων ταξινομητών στην τρέχουσα παράγραφο.

Συνοψίζοντας λοιπόν, όσον αφορά την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου για την επιλογή χαρακτηριστικών πριν τη φάση ταξινόμησης, μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η μέθοδος με ενσωματωμένο ταξινομητή φαίνεται να υπερέχει έναντι των στατιστικών μεθόδων καθώς επιτυγχάνει υψηλότερη ακρίβεια για μικρότερο αριθμό χαρακτηριστικών. Ο βασικός λόγος ενδεχομένως να σχετίζεται με την ικανότητα της μεθόδου να λαμβάνει υπόψη συσχετισμούς μεταξύ των χαρακτηριστικών και να εντοπίζει εκείνα που δεν συνεισφέρουν στο σωστό διαχωρισμό των περιπτώσεων ώστε να μην τα προσθέτει στο σύνολο των επιλεγμένων χαρακτηριστικών. Η ικανότητα αυτή δεν προσφέρεται όπως έχουμε τονίσει από τις μεθόδους κατάταξης, οι οποίες απλά υπολογίζουν τη σημαντικότητα κάθε χαρακτηριστικού, χωρίς να ελέγχουν πιθανούς συσχετισμούς τους. Το σημαντικότερο της μειονέκτημα είναι η εξάρτηση από το χρησιμοποιούμενο ταξινομητή, γεγονός που οδηγεί σε μεγάλο απαιτούμενο χρόνο προσομοίωσης της μεθόδου. Συνεπώς, μπορούμε να συμπεράνουμε πως αν μας ενδιαφέρει η μεγιστοποίηση των επιδόσεων ταξινόμησης

αδιαφορώντας για το υπολογιστικό κόστος, η επιλογή της μεθόδου SFS είναι η πιο ασφαλής επιλογή. Αν επιθυμούμε πιο ταχείς προσομοιώσεις με ένα μικρό κόστος στις επιδόσεις, συνίσταται η χρήση στατιστικών μεθόδων που είναι πολύ απλές στην υλοποίηση και εκτέλεσή τους. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι μέθοδοι t-test και RFE αποτελούν μια καλή και ασφαλή επιλογή για τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Ωστόσο, η δεύτερη παρουσιάζει το μειονέκτημα της εξάρτησής της από τον ταξινομητή SVM, ενώ η πρώτη είναι τελείως ανεξάρτητη από το χρησιμοποιούμενο σχήμα ταξινόμησης.

4.6 Αποτελέσματα Ταξινόμησης

Στην τρέχουσα παράγραφο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης των αλγορίθμων που περιγράφηκαν προηγουμένως. Σε κάθε περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ως σύνολο εκπαίδευσης ένας από τους 4 πίνακες διαστάσεων πίνακα 250×188, όπου 250 είναι ο αριθμός των περιπτώσεων και 188 τα χαρακτηριστικά εικόνας για κάθε περίπτωση. Στον πίνακα προσθέτουμε μία ακόμη στήλη που περιέχει την πληροφορία για την κλάση στην οποία ανήκει η κάθε περίπτωση. Η αξιολόγηση των ταξινομητών γίνεται με βάση τα μεγέθη που παρουσιάστηκαν στην παράγραφο 4.4.7. Για κάθε ταξινομητή πραγματοποιούμε αρχικά επιλογή παραμέτρων, ώστε να εντοπίσουμε τις τιμές εκείνες που μεγιστοποιούν τις επιδόσεις του και επιλογή των πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών. Στη συνέχεια, πραγματοποιούμε σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ των ταξινομητών προκειμένου να αναδείξουμε τη μέθοδο που παρέχει τα υψηλότερα επίπεδα διαχωρισμού και θα ενσωματωθεί στην τελική φάση του συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης.

4.6.1 Στάδιο επιλογής παραμέτρων

Προτού προχωρήσουμε στη σύγκριση των αποτελεσμάτων των διαφορετικών ταξινομητών, απαιτείται να προηγηθεί το στάδιο της κατάλληλης επιλογής παραμέτρων για την εκπαίδευση του κάθε ταξινομητή. Όπως τονίσαμε στις αντίστοιχες παραγράφους που παρουσιάσαμε τους ταξινομητές, διαφορετικές τιμές των παραμέτρων οδηγούν σε διαφορετικά αποτελέσματα ταξινόμησης. Απαιτείται λοιπόν η εύρεση εκείνων των τιμών που θα βελτιστοποιούν τα αποτελέσματα ταξινόμησης, μέσω επικυρωμένης διασταύρωσης σε 10 μέρη. Παραθέτουμε ενδεικτικά κάποια αποτελέσματα για το στάδιο επιλογής παραμέτρων για το υποσύνολο (Σ4) ώστε να παρουσιάσουμε τη διαδικασία που ακολουθήσαμε. Προφανώς, παρόμοιες ενέργειες πραγματοποιήθηκαν και στα υπόλοιπα υποσύνολα μαστογραφιών, απλά δεν παραθέτουμε τα αποτελέσματα για λόγους συντομίας. Σε κάθε διαφορετικό σύνολο είναι απαραίτητο να προηγείται εκτίμηση των ιδανικών παραμέτρων εκπαίδευσης καθώς μικρές αλλαγές στις παραμέτρους μπορεί να οδηγήσουν σε σημαντικές διαφοροποιήσεις στα αποτελέσματα ταξινόμησης. Είναι τέλος προφανές ότι σε κάθε διαφορετικό σύνολο οι παράμετροι είναι εξαιρετικά πιθανό να παρουσιάζουν διαφορετικές βέλτιστες τιμές, καθώς η παραμετροποίηση εξαρτάται φυσικά αποκλειστικά από τη φύση των δεδομένων του συνόλου εκπαίδευσης.

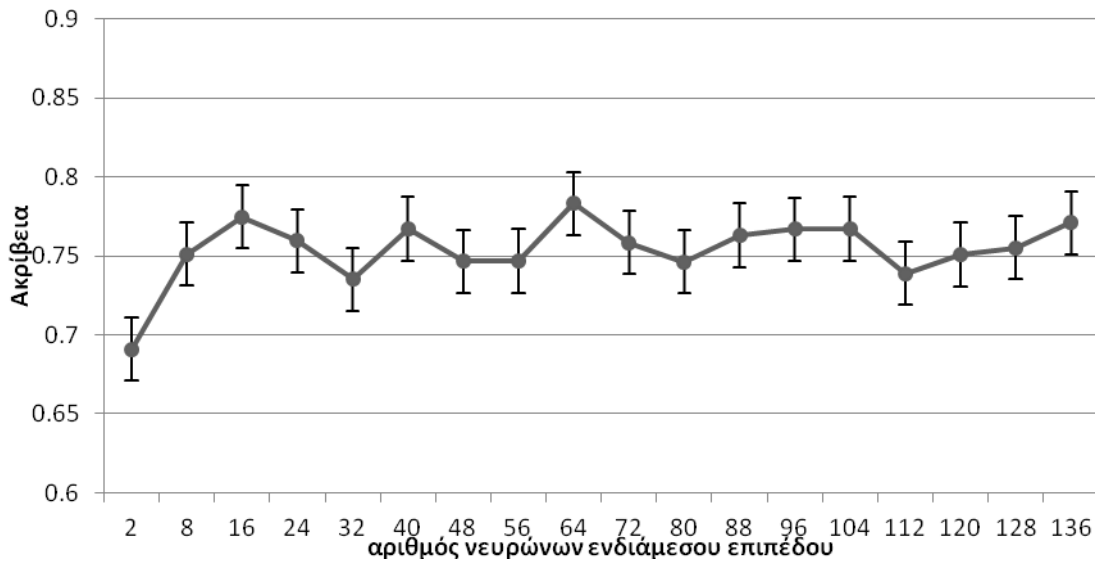
Αρχικά, για την περίπτωση του ταξινομητή SVM, η υλοποίησή του ταξινομητή έγινε με τη χρήση 4 διαφορετικών συναρτήσεων-πυρήνων, οπότε είναι σαν να ταξινομήθηκαν 4 διαφορετικοί ταξινομητές. Για την ακτινικής βάσης και τη σιγμοειδή συνάρτηση έγινε αναζήτηση βέλτιστων τιμών των παραμέτρων C και g, για την πολυωνυμική συνάρτηση των παραμέτρων C και p, ενώ για την γραμμική συνάρτηση μόνο της παραμέτρου C. Η σύγκριση των 4 συναρτήσεων έγινε μέσω διασταυρωμένης επικύρωσης σε 10 μέρη. Στον πίνακα 4.9 παρουσιάζουμε τις μέσες τιμές της ακρίβειας συνοδευόμενες από τις βέλτιστες τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης.

Πίνακας 4.9 Μέσες τιμές ακρίβειας των ταξινομητών SVM και οι βέλτιστες τιμές παραμέτρων για κάθε διαφορετική συνάρτηση πυρήνα.

<i>Συνάρτηση Πυρήνα</i>	<i>Βέλτιστες τιμές παραμέτρων</i>	<i>Μέση Ακρίβεια</i>
Ακτινικής Βάσης	C=512, g=0.0078	0.807
Σιγμοειδής	C=2048, g=0.0039	0.783
Πολυωνυμική	C=0.125, p=2	0.783
Γραμμική	C=8	0.787

Μεταξύ των SVM ταξινομητών, παρατηρούμε ότι δεν υφίστανται σημαντικές διαφορές αφού οι επιδόσεις με χρήση πολυωνυμικής, σιγμοειδής και γραμμικής συνάρτησης είναι αρκετά κοντά. Τα καλύτερα αποτελέσματα παρουσιάζονται από τον ταξινομητή που εκπαιδεύτηκε με χρήση της συνάρτησης ακτινικής βάσης (RBF). Φυσικά, οι μέσες τιμές είναι αρκετά κοντά ώστε οι διαφορές να μην είναι σημαντικά μεγάλες αλλά μόλις 0.02. Φαίνεται λοιπόν ότι για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων η επιλογή της συνάρτησης για τον ταξινομητή SVM δεν παρουσιάζει μεγάλη σημασία, καθώς με κατάλληλη παραμετροποίηση μπορούμε να επιτύχουμε συναφείς επιδόσεις ωστόσο μια μικρή υπεροχή παρουσιάζει η χρήση της ακτινικής βάσης συνάρτησης. Επιπλέον, αν και για τη συγκεκριμένη συνάρτηση απαιτείται αναζήτηση βέλτιστων τιμών για δύο παραμέτρους, δεν παρατηρήθηκαν σημαντικές διαφορές στο χρόνο εκπαίδευσης των ταξινομητών. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι και για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων η χρήση της συνάρτησης ακτινικής βάσης είναι η καταλληλότερη επιλογή.

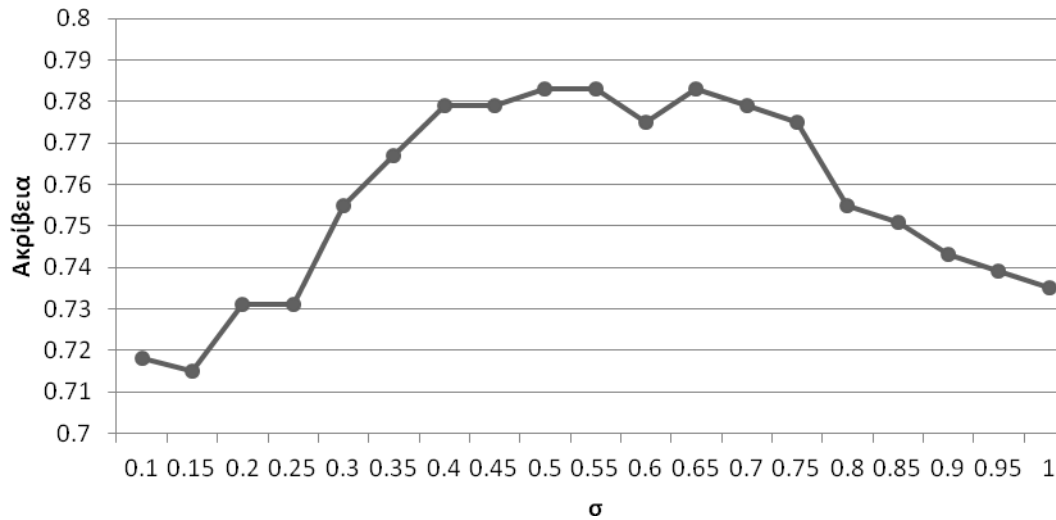
Για την περίπτωση του νευρωνικού δικτύου, σύμφωνα με την προτεινόμενη του τοπολογία χρησιμοποιήσαμε ένα ενδιάμεσο επίπεδο όπου μεταβάλλαμε τον αριθμό των νευρώνων για τα ακέραια πολλαπλάσια της τιμής 8, μέχρι την μεγαλύτερη τιμή των 136 νευρώνων ενδιάμεσου επιπέδου. Για όλους τους διαφορετικούς MLP ταξινομητές, παρουσιάζουμε στο σχήμα 4.6 τις μέσες τιμές της παραμέτρου της ακρίβειας.



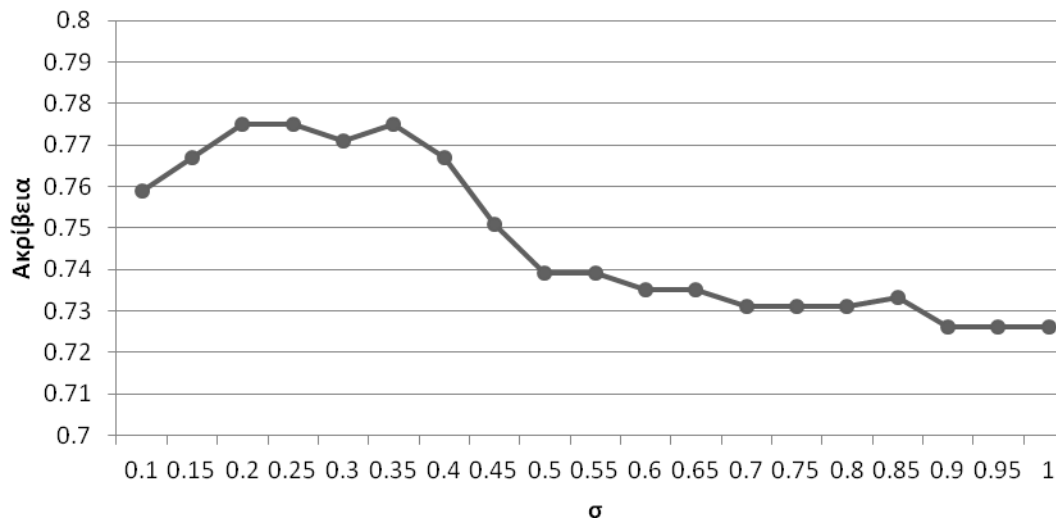
Σχήμα 4.5 Μέσες τιμές ακρίβειας και αντίστοιχες αποκλίσεις για μεταβλητό αριθμό νευρώνων του ενδιάμεσου επιπέδου του ταξινομητή MLP.

Μικρός αριθμός ενδιάμεσων νευρώνων φαίνεται ότι δεν παρέχει ικανοποιητικές τιμές του μεγέθους, οι οποίες ωστόσο βελτιώνονται σταδιακά όσο αυξάνει ο αριθμός των νευρώνων. Αυτό ισχύει μέχρι την τιμή 64 όπου σε αυτό το σημείο παρατηρείται η μέγιστη τιμή της ακρίβειας και είναι ίση με 0.7831. Ωστόσο, παρατηρούμε ότι το νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει μία σταθερή απόδοση. Το εύρος των μέσων τιμών ακρίβειας είναι μόλις 0.092, ενώ οι τυπικές αποκλίσεις δείχνουν ότι οι αποδόσεις δε μεταβάλλονται σημαντικά με την αλλαγή του αριθμού των νευρώνων. Για μικρές τιμές του αριθμού οι αποδόσεις είναι χαμηλότερες, αλλά όταν ο αριθμός νευρώνων κυμαίνεται μεταξύ 64 και 136, οι διαφορές είναι πολύ μικρές μεταξύ τους. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι το νευρωνικό δίκτυο παρουσιάζει αρκετά σταθερή συμπεριφορά, χωρίς να επηρεάζεται σημαντικά από την τοπολογία του ενδιάμεσου επιπέδου.

Οι ταξινομητές P-NN εξαρτώνται από την τιμή της παραμέτρου σ όπως φαίνεται στις εξισώσεις (4.11)-(4.12). Η αναζήτηση της βέλτιστης τιμής της συγκεκριμένης παραμέτρου έγινε στο εύρος [0.05-1] μεταβάλλοντας την τιμή με βήμα 0.05. Για κάθε διαφορετική τιμή πραγματοποιήθηκε διασταυρωμένη επικύρωση σε 10 μέρη καταγράφοντας τη μέση ακρίβεια. Τα αποτελέσματα για κάθε διαφορετική συνάρτηση του ταξινομητή P-NN παρουσιάζονται στο σχήμα 4.7. Είναι εμφανές ότι και στη συγκεκριμένη περίπτωση τα αποτελέσματα δεν αλλάζουν δραστικά με τη μεταβολή της τιμής της παραμέτρου σ . Στην πρώτη περίπτωση της γκαουσιανής συνάρτησης, παρατηρούμε ότι η τιμή της μέσης ακρίβειας αυξάνει όσο μεγαλώνει και η τιμή της παραμέτρου σ , μέχρι τις τιμές στο εύρος [0.5-0.7], οπότε και παρατηρείται η μέγιστη τιμή της ακρίβειας ίση με 0.783. Στη συνέχεια, η ακρίβεια φθίνει διαρκώς για μεγαλύτερες τιμές της παραμέτρου σ . Ανάλογη συμπεριφορά παρουσιάζει και ο ταξινομητής P-NN που υλοποιήθηκε όμως με χρήση της εκθετικής συνάρτησης. Η ακρίβεια αρχικά αυξάνει μέχρι το εύρος των τιμών [0.2-0.35] για την παράμετρο σ όπου η μέγιστη τιμή ισούται με 0.775. Από τη συγκεκριμένη τιμή (0.35) και έπειτα η ακρίβεια παρουσιάζει φθίνουσα συμπεριφορά σε συνάρτηση με την παράμετρο σ .



(α)

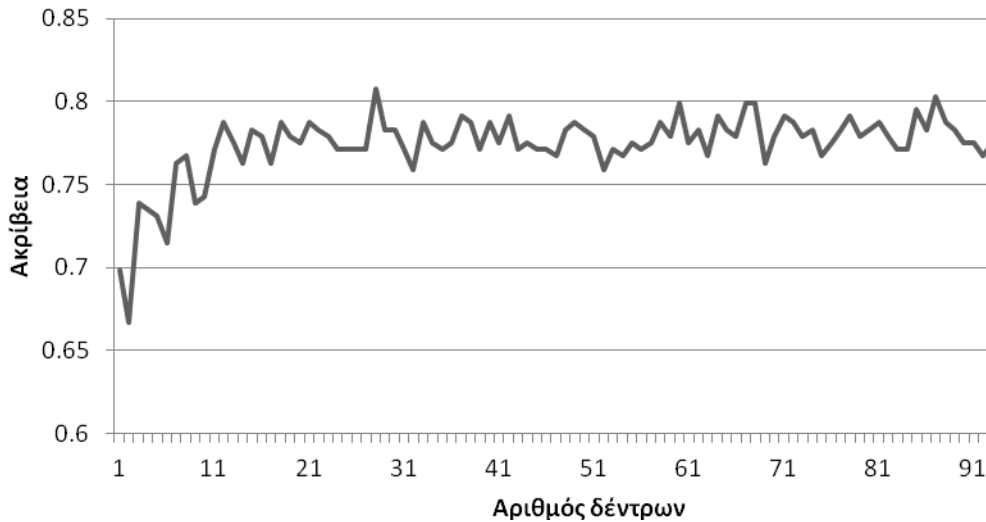


(β)

Σχήμα 4.6 Μέσες τιμές ακρίβειας για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου σ του ταξινομητή (α) P-NN με χρήση της γκαουσιανής συνάρτησης και (β) της εκθετικής συνάρτησης.

Για τον ταξινομητή CT δεν υπήρχαν παράμετροι για αναζήτηση των βέλτιστων τιμών τους. Ακολουθήθηκε για μια ακόμη φορά διασταυρωμένη επικύρωση σε 10 σύνολα ελέγχου. Σε καθεμιά από τις 10 επαναλήψεις, ένα διαφορετικό δένδρο προέκυπτε από τα 9 υποσύνολα εκπαίδευσης, η ικανότητα διαχωρισμού του οποίου ελεγχόταν στο εναπομένον υποσύνολο. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι επιτεύχθηκε μέση τιμή ακρίβειας ίση με 0.708 και απόκλιση ίση με 0.056.

Όσον αφορά την περίπτωση του ταξινομητή RandomForests, όπως τονίσαμε και στην παράγραφο 4.4.5 απαιτείται παραμετροποίηση του αριθμού των δέντρων που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του ταξινομητή. Το γράφημα ακρίβειας και αριθμού δέντρων του ταξινομητή απεικονίζεται στο σχήμα 4.8.



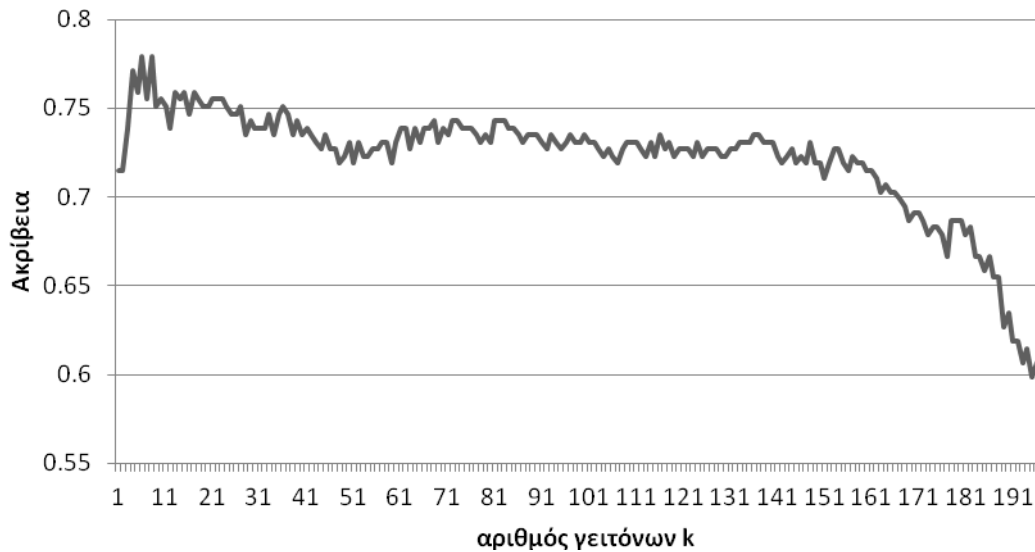
Σχήμα 4.7 Μέσες τιμές ακρίβειας για μεταβλητό αριθμό δέντρων του ταξινομητή Random Forests.

Να τονίσουμε πως σε κάθε δέντρο ο αριθμός των χαρακτηριστικών (m) που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση παραμένει σταθερός και ισούται με την τετραγωνική ρίζα του αριθμού των στατιστικών σημαντικών χαρακτηριστικών που προέκυψαν από τη στατιστική ανάλυση που προηγήθηκε. Ο αριθμός των δέντρων μεταβάλλεται στο εύρος $[1,100]$ με βήμα 1. Για κάθε διαφορετική τιμή υπολογίζεται τελικά με διασταυρωμένη επικύρωση σε 10 μέρη η μέση ακρίβεια.

Τέλος, όσον αφορά τον ταξινομητή k -NN, η μοναδική τιμή χρειάστηκε να ελεγχουμε είναι η παράμετρος k που δείχνει τον αριθμό των γειτόνων. Χρησιμοποιήσαμε τις τιμές $k=1...200$ με βήμα 1. Τα αποτελέσματα για την τιμή της ακρίβειας των ταξινομητών για κάθε διαφορετική τιμή της παραμέτρου k παρουσιάζονται στο σχήμα 4.9. Παρατηρούμε ότι η μέση τιμή της ακρίβειας δεν παρουσιάζει σημαντικές διακυμάνσεις, αλλά αντίθετα δείχνει να έχει μία σταθερά φθίνουσα τάση. Μεγάλες τιμές αριθμού γειτόνων, και συγκεκριμένα για τιμή της παραμέτρου k μεγαλύτερη από 30, οδηγούν σε σταδιακή πτώση της απόδοσης. Είναι φανερό ότι μικρές τιμές της μεταβλητής k πρέπει να χρησιμοποιηθούν ώστε να επιτύχουμε υψηλότερα ποσοστά ταξινόμησης, αφού μεγάλες τιμές προκαλούν σημαντική πτώση των επιδόσεων, χαμηλότερες από 0.75. Μάλιστα, η υψηλότερη τιμή της ακρίβειας (0.779) παρατηρείται για τις τιμές $k=6$ και 8.

Από τις παραπάνω μετρήσεις φαίνεται ότι εκτός από τον ταξινομητή CT, για τους υπόλοιπους ταξινομητές η κατάλληλη επιλογή παραμέτρων οδηγεί σε συγκρινόμενες μέσες τιμές ακρίβειας. Στην επόμενη παράγραφο παρουσιάζουμε σύγκριση των καλύτερων ταξινομητών ανά περίπτωση, χρησιμοποιώντας τις βέλτιστες παραμέτρους ταξινόμησης που εντοπίστηκαν στη συγκεκριμένη φάση για το συγκεκριμένο υποσύνολο. Η διαδικασία αυτή επαναλήφθηκε φυσικά για κάθε διαφορετικό υποσύνολο που εισέρχεται στη φάση της ταξινόμησης. Είναι προφανές ότι δεν υπάρχουν κάποιες τιμές οι οποίες είναι εκ των προτέρων γνωστές να παρέχουν τα υψηλότερα επίπεδα ταξινόμησης. Αντιθέτως, οι τιμές των παραμέτρων εκπαίδευσης για κάθε ταξινομητή εξαρτώνται πρωτίτως από τις τιμές των χαρακτηριστικών μέσα στο σύνολο εκπαίδευσης. Είναι

συνεπώς απαραίτητο πριν τη φάση της ταξινόμησης να προηγείται παραμετροποίηση για κάθε μεταβλητή κάθε διαφορετικού αλγορίθμου, ώστε να επιτυγχάνουμε βελτιστοποίηση των επιδόσεων ταξινόμησης.



Σχήμα 4.8 Μέσες τιμές ακρίβειας για μεταβλητό αριθμό γειτόνων του ταξινομητή k-NN.

4.6.2 Συζήτηση και συγκριτική παρουσίαση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης

Στην προηγούμενη παράγραφο παρουσιάσαμε για κάθε προτεινόμενο ταξινομητή που απαιτούσε παραμετροποίηση τις βέλτιστες παραμέτρους που οδήγησαν στα πιο υψηλά ποσοστά ταξινόμησης για το υποσύνολο περιπτώσεων (Σ4) που περιέχει μαστούς χαμηλής πυκνότητας με υψηλό βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων. Για να πραγματοποιήσουμε ευθεία σύγκριση των ταξινομητών, εκπαιδεύσαμε εκ νέου όλα τα σχήματα ταξινόμησης με τις βέλτιστες παραμέτρους που βρέθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο. Η διαδικασία πραγματοποιήθηκε για καθένα από τα τέσσερα σύνολα περιπτώσεων που περιγράψαμε στην παράγραφο 4.2. Φυσικά, το στάδιο της επιλογής των παραμέτρων επαναλήφθηκε για κάθε διαφορετικό σύνολο από τα τέσσερα που χρησιμοποιήθηκαν στην τρέχουσα μελέτη. Επίσης, πριν τα στάδια της παραμετροποίησης, προηγήθηκε στατιστική ανάλυση στα 188 χαρακτηριστικά εικόνας που έχουμε εξάγει ανά περίπτωση με χρήση της μεθόδου t-test ώστε να κρατήσουμε μόνο τα χαρακτηριστικά εκείνα που προκύπτουν να είναι στατιστικώς σημαντικά.

Αυτή τη φορά, χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο Leave One Out (LOO), η οποία λειτουργεί όπως και η διασταυρωμένη επικύρωση, μόνο που το σύνολο χωρίζεται σε 250 ισομεγέθη υποσύνολα, έτσι ώστε κάθε υποσύνολο να περιέχει μόνο μία περίπτωση του αρχικού συνόλου. Στους πίνακες 4.10-4.13, παρουσιάζουμε συγκεντρωτικά τις τιμές των μεγεθών της ακρίβειας (ACC), ευαισθησίας (SN), ειδικότητας (SP) και του εμβαδού κάτω από την καμπύλη ROC (A_z) για τους υπό εξέταση ταξινομητές για κάθε διαφορετικό σύνολο περιπτώσεων.

Πίνακας 4.10 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1) με χρήση της μεθόδου LOO.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.616	0.616	0.616	0.658
SVM rbf	0.596	0.584	0.608	0.658
<u>SVM sigmoid</u>	<u>0.632</u>	<u>0.664</u>	<u>0.6</u>	<u>0.652</u>
SVM polyn	0.608	0.544	0.672	0.638
MLP	0.612	0.592	0.632	0.617
CT	0.628	0.672	0.592	---
RF	0.576	0.592	0.56	---
<u>P-NN E</u>	<u>0.632</u>	<u>0.664</u>	<u>0.6</u>	<u>0.629</u>
P-NN G	0.612	0.544	0.68	0.622
k-NN	0.6	0.448	0.752	0.625

Πίνακας 4.11 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2) με χρήση της μεθόδου LOO.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.76	0.72	0.80	0.801
SVM rbf	0.764	0.736	0.792	0.828
SVM sigmoid	0.76	0.72	0.80	0.8
SVM polyn	0.752	0.728	0.776	0.783
MLP	0.752	0.736	0.768	0.796
CT	0.744	0.728	0.76	---
RF	0.776	0.76	0.792	---
P-NN E	0.764	0.68	0.848	0.827
P-NN G	0.788	0.736	0.84	0.811
<u>k-NN</u>	<u>0.804</u>	<u>0.816</u>	<u>0.792</u>	<u>0.813</u>

Πίνακας 4.12 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3) με χρήση της μεθόδου LOO.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.74	0.696	0.784	0.812
<u>SVM rbf</u>	<u>0.776</u>	<u>0.768</u>	<u>0.784</u>	<u>0.824</u>
SVM sigmoid	0.712	0.688	0.736	0.765
SVM polyn	0.748	0.72	0.776	0.823
MLP	0.724	0.704	0.744	0.774
CT	0.732	0.72	0.744	---
RF	0.756	0.728	0.784	---
P-NN E	0.708	0.576	0.84	0.811
P-NN G	0.744	0.712	0.776	0.818
k-NN	0.752	0.728	0.776	0.806

Πίνακας 4.13 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4) με χρήση της μεθόδου LOO.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.792	0.744	0.84	0.878
<u>SVM rbf</u>	<u>0.808</u>	<u>0.768</u>	<u>0.848</u>	<u>0.877</u>
SVM sigmoid	0.724	0.688	0.76	0.851
SVM polyn	0.788	0.712	0.864	0.856
MLP	0.788	0.744	0.832	0.847
CT	0.7	0.72	0.68	---
RF	0.788	0.776	0.8	---
P-NN E	0.748	0.568	0.928	0.814
P-NN G	0.784	0.656	0.912	0.8
k-NN	0.756	0.616	0.896	0.81

Επαναλάβουμε τις ίδιες μετρήσεις ώστε να υπολογίσουμε εκ νέου τα αποτελέσματα ταξινόμησης χρησιμοποιώντας όμως αυτήν την φορά διαφορετική μέθοδο εκπαίδευσης και αξιολόγησης των ταξινομητών. Συγκεκριμένα, σε αυτήν την δεύτερα σειρά υπολογισμών ακολουθήσαμε τη μέθοδο External Cross-Validation (ECV). Πρόκειται για μια μέθοδο που παρέχει πιο αντιπροσωπευτικά και γενικεύσιμα αποτελέσματα σε σχέση με τη μέθοδο LOO, καθώς στηρίζεται σε επαναλαμβανόμενη εκπαίδευση και αξιολόγηση ενός ταξινομητή χρησιμοποιώντας διαφορετικά υποσύνολα περιπτώσεων. Με τη συγκεκριμένη μέθοδο, το σύνολο των περιπτώσεων χωρίζεται με τυχαίο τρόπο σε δύο υποσύνολα σε αναλογία 70%-30%: το πρώτο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του ταξινομητή και το δεύτερο για την αξιολόγησή του. Καταγράφουμε τις επιδόσεις του ταξινομητή επί του συνόλου αξιολόγησης και επαναλαμβάνουμε τη συγκεκριμένη διαδικασία 50 φορές. Ως αποτέλεσμα, σε κάθε επανάληψη χρησιμοποιείται διαφορετικό σύνολο εκπαίδευσης και αξιολόγησης και κατ' επέκταση επιτυγχάνονται διαφορετικά μέτρα επίδοσης. Οι τελικές τιμές που παρουσιάζονται στους πίνακες 4.14-4.17 είναι οι μέσες τιμές των αντίστοιχων μεγεθών όπως προέκυψαν στις 50 επαναληπτικές χρήσεις των ταξινομητών.

Πίνακας 4.14 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1) με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.604	0.618	0.6	0.665
<u>SVM rbf</u>	<u>0.614</u>	<u>0.647</u>	<u>0.589</u>	<u>0.675</u>
SVM sigmoid	0.581	0.697	0.5	0.674
SVM polyn	0.589	0.542	0.645	0.635
MLP	0.596	0.573	0.624	0.642
CT	0.517	0.537	0.505	---
RF	0.542	0.569	0.519	---
P-NN E	0.599	0.427	0.777	0.645
P-NN G	0.602	0.441	0.767	0.653
k-NN	0.589	0.535	0.649	0.638

Πίνακας 4.15 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2) με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.742	0.695	0.792	0.792
SVM rbf	0.757	0.731	0.785	0.806
SVM sigmoid	0.74	0.698	0.785	0.792
SVM polyn	0.729	0.718	0.743	0.769
MLP	0.733	0.721	0.734	0.76
CT	0.681	0.686	0.678	---
RF	0.76	0.746	0.777	---
P-NN E	0.757	0.653	0.859	0.807
<u>P-NN G</u>	<u>0.771</u>	<u>0.709</u>	<u>0.833</u>	<u>0.821</u>
k-NN	0.759	0.758	0.764	0.803

Πίνακας 4.16 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3) με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
SVM linear	0.727	0.696	0.759	0.832
SVM rbf	0.731	0.71	0.755	0.816
SVM sigmoid	0.714	0.714	0.714	0.783
SVM polyn	0.732	0.691	0.776	0.836
MLP	0.722	0.702	0.741	0.834
CT	0.698	0.692	0.706	---
RF	0.744	0.74	0.748	---
P-NN E	0.709	0.578	0.839	0.772
P-NN G	0.727	0.685	0.768	0.786
<u>k-NN</u>	<u>0.753</u>	<u>0.729</u>	<u>0.779</u>	<u>0.841</u>

Πίνακας 4.17 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4) με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
<u>SVM linear</u>	<u>0.787</u>	<u>0.749</u>	<u>0.826</u>	<u>0.861</u>
SVM rbf	0.784	0.74	0.829	0.87
SVM sigmoid	0.777	0.752	0.805	0.842
SVM polyn	0.781	0.716	0.847	0.85
MLP	0.765	0.753	0.778	0.838
CT	0.683	0.687	0.678	---
RF	0.773	0.757	0.79	---
P-NN E	0.757	0.593	0.921	0.821
P-NN G	0.775	0.648	0.9	0.836
k-NN	0.751	0.624	0.882	0.817

Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο ECV είναι λογικό να παρατηρούμε διαφορετικά αποτελέσματα σε σχέση με τη μέθοδο LOO, καθώς σε κάθε επανάληψη έχουμε διαφορετικά υποσύνολα περιπτώσεων. Αν μάλιστα επαναλάβουμε την ίδια διαδικασία είναι αναμενόμενο να καταγράψουμε διαφορετικές επιδόσεις, καθώς αυτές εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τη σύσταση των υποσυνόλων εκπαίδευσης και αξιολόγησης που παράγονται με τυχαίο τρόπο σε κάθε εκτέλεση. Παρατηρούμε ωστόσο πως τα αποτελέσματα που λαμβάνουμε σε κάθε μέθοδο είναι συγκρίσιμα μεταξύ τους, γεγονός που φανερώνει την σταθερή συμπεριφορά των υπό εξέταση ταξινομητών.

Αν συγκρίνουμε μεταξύ τους τις επιδόσεις των διαφορετικών ταξινομητών θα διαπιστώσουμε πως οι διαφορές είναι μικρές μεταξύ τους και δεν φαίνεται να μπορούμε να εξάγουμε ασφαλές συμπέρασμα ποιος είναι ο αποδοτικότερος ταξινομητής. Με έντονα και υπογραμμισμένα γράμματα έχουμε σημειώσει στους πίνακες 4.10-4.17 τον ταξινομητή που παρουσίασε τη μεγαλύτερη ακρίβεια σε κάθε διαφορετικό σύνολο δεδομένων. Διαπιστώνουμε ότι στην πλειονότητα των περιπτώσεων οι ταξινομητές SVM είναι εκείνοι που παρουσιάζουν την υψηλότερη ακρίβεια. Τις περισσότερες φορές ο SVM rbf ταξινομητής υπερέρχει των υπολοίπων, ωστόσο οι μεταξύ τους διαφορές είναι επουσιώδεις για να μπορούμε με βεβαιότητα να αποδείξουμε την υπεροχή του. Με εξαίρεση τον ταξινομητή CT που παρουσιάζει σχεδόν πάντα την χαμηλότερη επίδοση, τόσο οι ταξινομητές P-NN και ο k -NN παρουσιάζουν ακρίβεια συγκρίσιμη με εκείνη των ταξινομητών SVM, MLP και Random Forests που αποτελούν πιο διαδεδομένες αρχιτεκτονικές ταξινόμησης. Μάλιστα, οι συγκεκριμένοι ταξινομητές παρουσιάζουν μικρότερο υπολογιστικό κόστος, καθώς είναι αρκετά ταχείς στην υλοποίηση και αξιολόγησή τους, σε αντίθεση ιδιαίτερα με τον ταξινομητή MLP αλλά και τους ταξινομητές SVM που απαιτούν σημαντικά μεγαλύτερο χρόνο εκπαίδευσης.

Μια σημαντική παρατήρηση είναι πως τα αποτελέσματα που λαμβάνουμε και στα τέσσερα διαφορετικά υποσύνολα περιπτώσεων είναι στατιστικώς σημαντικά. Σε περίπτωση τυχαίας ταξινόμησης, μιας και έχουμε 2 κατηγορίες, το εμβαδόν κάτω από τη ROC καμπύλη θα προέκυπτε κοντά στην τιμή 0.5. Όλοι οι ταξινομητές εξασφαλίζουν τιμή αρκετά μεγαλύτερη από την τιμή 0.5, οπότε λειτουργούν προς τη σωστή κατεύθυνση για το διαχωρισμό των συμπλεγμάτων. Οι διαφορές στις επιδόσεις μεταξύ των 4 συνόλων δεδομένων οφείλεται στην πυκνότητα και το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων, παράγοντες που θα μελετηθούν εκτενέστερα σε επόμενο κεφάλαιο. Το γεγονός πως όλες οι επιδόσεις είναι συγκρίσιμες όχι μόνο σε ένα αλλά και στα τέσσερα διαφορετικά σύνολα περιπτώσεων μαρτυρά πως δεν υπάρχει κάποιος ταξινομητής που να είναι ο κατάλληλος για την τελική φάση ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Είναι μάλιστα πιθανόν η αποδοτικότερη λύση να είναι ένας κατάλληλος συνδυασμός των ταξινομητών προκειμένου να ληφθεί η τελική απόφαση για την καλοήθεια ή την κακοήθεια μιας περίπτωσης. Στην επόμενη παράγραφο εργαζόμαστε υπό το συγκεκριμένο πρίσμα με σκοπό τη δημιουργία και τον έλεγχο της αποδοτικότητας ενός πλειοψηφικού ταξινομητή που θα συνδυάζει τις αποφάσεις των μεμονωμένων ταξινομητών που αξιολογήθηκαν στη συγκεκριμένη παράγραφο.

4.6.3 Πλειοψηφικός ταξινομητής

Δείξαμε στην προηγούμενη παράγραφο πως οι διαφορές μεταξύ των υπό εξέταση ταξινομητών είναι μικρές μεταξύ τους, γεγονός που δεν μας επιτρέπει να αποφανθούμε για την υπεροχή κάποιου στο πρόβλημα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Είναι σαφές πως η κατάλληλη παραμετροποίηση του κάθε ταξινομητή μας επιτρέπει να εντοπίζουμε τις κατάλληλες τιμές των παραμέτρων που οδηγούν στη βελτιστοποίηση των επιδόσεων τους. Η καλύτερη επίδοση που καταγράφουμε για κάθε διαφορετικό σύνολο δεδομένων αποτελεί έναν αντικειμενικό δείκτη της ικανότητας διαχωρισμού των περιπτώσεων σε καλοήθειες και κακοήθειες.

Στην παρούσα παράγραφο εξετάζουμε την δυνατότητα να βελτιώσουμε τις επιδόσεις που καταγράψαμε στην προηγούμενη παράγραφο, μέσω κατάλληλου συνδυασμού των μεμονωμένων ταξινομητών. Εφαρμόζουμε ένα πλειοψηφικό σχήμα ταξινόμησης όπου κάθε ταξινομητής συμβάλλει με μία ψήφο για την καλοήθεια ή την κακοήθεια της περίπτωσης. Οι ψήφοι όλων των ταξινομητών αθροίζονται και η τελική κατηγοριοποίηση γίνεται με βάση την αρχή της πλειοψηφίας καθώς επιλέγεται η κατηγορία εκείνη που συγκέντρωσε τις περισσότερες ψήφους. Σε περίπτωση ισοψηφίας, η περίπτωση κατατάσσεται ως κακοήθης. Ακολουθώντας, υπολογίζουμε για τον πλειοψηφικό ταξινομητή τις επιδόσεις του, μέσω των μεγεθών της ακρίβειας, της ευαισθησίας και της ειδικότητας. Προκειμένου να εξάγουμε τη ROC καμπύλη για το συγκεκριμένο ταξινομητή χρειάζεται να ορίσουμε ένα κατώφλι με βάση το οποίο θα προσδιορίσουμε τα σημεία της καμπύλης. Σύμφωνα με τη μεθοδολογία που προτάθηκε από τους [Soltanian-Zadeh et al. 2004], ως κατώφλι ορίζεται ο αριθμός των ψήφων που καθορίζει την τελική απόφαση. Όταν ο αριθμός των ψήφων για κακοήθεια είναι μεγαλύτερος από το κατώφλι ο συνδυαστικός ταξινομητής κατατάσσει την περίπτωση ως κακοήθη, αλλιώς την κατηγοριοποιεί ως καλοήθη. Συγκεκριμένα, μεταβάλλουμε το κατώφλι από -1 έως N με βήμα 1, όπου N το πλήθος των χρησιμοποιούμενων ταξινομητών. Έτσι, όταν η τιμή του κατωφλίου ισούται με -1 όλες οι περιπτώσεις κατατάσσονται ως κακοήθειες, ενώ αντίθετα για τιμή κατωφλίου ίση με N όλες οι περιπτώσεις θεωρούνται καλοήθειες. Με τη συγκεκριμένη πρακτική προκύπτουν διαφορετικά ζεύγη ευαισθησίας και ειδικότητας, τα οποία χρησιμοποιούνται για το σχηματισμό της αντίστοιχης καμπύλης ROC.

Τέλος, εφαρμόσαμε πλειοψηφικά σχήματα ταξινόμησης για διαφορετικούς συνδυασμούς των μεμονωμένων ταξινομητών. Για N διαφορετικούς ταξινομητές μπορούν να προκύψουν

$\sum_{k=1}^N \frac{N!}{(N-k)!k!}$ διαφορετικοί συνδυασμοί τους. Πραγματοποιήσαμε λοιπόν εξαντλητική αναζήτηση

όλων των πιθανών συνδυασμών τους και καταγράψαμε της επίδοση του κάθε συνδυασμού στο σωστό διαχωρισμό των περιπτώσεων. Συγκεκριμένα, αφού χρησιμοποιήσαμε 10 ταξινομητές προέκυψαν συνολικά 1023 διαφορετικοί συνδυασμοί. Στους πίνακες 4.18-4.21 παραθέτουμε για κάθε σύνολο δεδομένων (Σ1-Σ4) τα αποτελέσματα του καλύτερου μεμονωμένου ταξινομητή (Best CI), του πλειοψηφικού ταξινομητή που προέκυψε από ψηφοφορία όλων των ταξινομητών (Major_{all})

και τον συνδυασμό εκείνων των ταξινομητών ($MajVot_{subset}$) που παρουσίασε τη μεγαλύτερη ακρίβεια στην ταξινόμηση.

Πίνακας 4.18 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ1).

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>	<i>Χρησιμοποιούμενοι Ταξινομητές</i>
Best Cl	0.632	0.664	0.6	0.652	SVM sigmoid
$MajVot_{all}$	0.624	0.598	0.65	0.668	ΟΛΟΙ
$MajVot_{subset}$	0.676	0.63	0.724	0.685	{ SVM sigmoid, CT, P-NN G }

Πίνακας 4.19 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ2).

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>	<i>Χρησιμοποιούμενοι Ταξινομητές</i>
Best Cl	0.804	0.816	0.792	0.813	k-NN
$MajVot_{all}$	0.796	0.768	0.824	0.858	ΟΛΟΙ
$MajVot_{subset}$	0.824	0.824	0.824	0.861	{ SVM polyn, k-NN, CT, P-NN G }

Πίνακας 4.20 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ3).

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>	<i>Χρησιμοποιούμενοι Ταξινομητές</i>
Best Cl	0.776	0.768	0.784	0.824	SVM rbf
$MajVot_{all}$	0.768	0.752	0.784	0.845	ΟΛΟΙ
$MajVot_{subset}$	0.792	0.8	0.784	0.828	{ SVM rbf, CT, k-NN }

Πίνακας 4.21 Μέτρα επίδοσης των πλειοψηφικών ταξινομητών για το σύνολο μαστογραφιών (Σ4).

<i>Ταξινομητής</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>	<i>Χρησιμοποιούμενοι Ταξινομητές</i>
Best Cl	0.808	0.768	0.848	0.877	SVM rbf
$MajVot_{all}$	0.808	0.736	0.88	0.846	ΟΛΟΙ
$MajVot_{subset}$	0.827	0.782	0.872	0.854	{ SVM rbf, RF, k-NN, P-NN G }

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα των προηγούμενων πινάκων βλέπουμε πως ο συνδυασμός όλων των σχημάτων ταξινόμησης σε ένα πλειοψηφικό σχήμα δεν αλλάζει αισθητά τα αποτελέσματα. Κυρίως, παρατηρούμε ότι επιτυγχάνουμε ίδια επίπεδα ακρίβειας, μεταβάλλοντας λίγο τα επίπεδα της ευαισθησίας και της ειδικότητας. Αντίθετα, η χρήση μόνο μερικών σχημάτων ταξινόμησης μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια του τελικού ταξινομητή. Διαπιστώνουμε πως και στις 4 περιπτώσεις υπάρχει ένας διαφορετικός συνδυασμός ταξινομητών που μπορεί να παρέχει μία μικρή βελτίωση

στην ακρίβεια της τάξης του 2%-4%. Οι συνδυασμοί δεν είναι πάντα οι ίδιοι σε κάθε σύνολο περιπτώσεων, ωστόσο παρατηρούμε πως σε κάθε συνδυασμό υπάρχει τουλάχιστον ένας ταξινομητής SVM, γεγονός αναμενόμενο καθώς η συγκεκριμένη κατηγορία ταξινομητών παρουσίαζε σταθερά υψηλές επιδόσεις όπως δείξαμε και στην προηγούμενη παράγραφο. Επίσης, σε κάθε συνδυασμό υπάρχει παρουσία ή του ταξινομητή CT ή του ταξινομητή RF, ενώ τέλος σε όλα τα υποσύνολα διαπιστώνουμε τη συνεισφορά ενός τουλάχιστον P-NN ταξινομητή. Οι παρατηρήσεις αυτές ενισχύουν το συμπέρασμα πως δεν υπάρχει κάποιος συγκεκριμένο σχήμα ταξινόμησης που να παρουσιάζει την καλύτερη απόδοση υπερέχοντας των υπολοίπων. Αντίθετα, φαίνεται πως ένας κατάλληλος συνδυασμός σχημάτων διαφορετικής αρχιτεκτονικής μπορεί να παρέχει συγκρίσιμες ή και καλύτερες επιδόσεις ταξινόμησης από τους μεμονωμένους ταξινομητές.

Αν και τα αποτελέσματα ενδεχομένως να ήταν διαφορετικά για διαφορετικά σύνολα δεδομένων, μπορούμε να θεωρήσουμε ότι το δείγμα των 1000 περιπτώσεων που χρησιμοποιήθηκε για τις συγκεκριμένες μετρήσεις είναι αρκετά αντιπροσωπευτικό, καθώς είναι και από τα μεγαλύτερα που έχουν χρησιμοποιηθεί σε μελέτες διάγνωσης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Συνεπώς, μπορούμε χωρίς να αυθαιρετούμε να συμπεράνουμε πως η χρήση του πλειοψηφικού ταξινομητή, ή έστω του ταξινομητή SVM-gbf για να μειώσουμε το υπολογιστικό κόστος, παρουσιάζει αντικειμενικά και γενικεύσιμα αποτελέσματα. Συνεπώς, είμαστε σε θέση υιοθετήσουμε τη χρήση του συγκεκριμένου ταξινομητή για μεγαλύτερο αριθμό περιπτώσεων όπως θα δούμε σε επόμενα κεφάλαια.

4.7 Συζήτηση και συμπεράσματα

Στο Κεφάλαιο 4 επικεντρωθήκαμε στο τελευταίο στάδιο της λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης όπου γίνεται αυτόματη κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Επειδή το σύστημα πρέπει να προσομοιώνει τον τρόπο σκέψης του γιατρού κατά την κατηγοριοποίηση των ευρημάτων, στο συγκεκριμένο στάδιο ενσωματώνονται και υλοποιούνται μεθοδολογίες από το επιστημονικό πεδίο της Μηχανικής Μάθησης.

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση που παρατέθηκε φανερώνει πως δεν υπάρχουν σαφή και κατάλληλα κριτήρια για τη σωστή επιλογή μεθόδου ταξινόμησης και επιλογής χαρακτηριστικών. Μάλιστα, αντικρουόμενα αποτελέσματα έχουν παρατηρηθεί σε μελέτες όπου πραγματοποιήθηκε ευθεία σύγκριση διαφορετικών ταξινομητών. Ο βασικός λόγος για τη συγκεκριμένη διασπορά παρατηρήσεων οφείλεται στη μεγάλη εξάρτηση των επιδόσεων ταξινόμησης από το χρησιμοποιούμενο σύνολο δεδομένων.

Για τους παραπάνω λόγους και προκειμένου να καταλήξουμε στη χρήση ενός κατάλληλου αλγορίθμου για την αυτόματη κατηγοριοποίηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, υλοποιήσαμε και συγκρίναμε τις επιδόσεις γνωστών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινομητών ώστε να εντοπίσουμε ποιες μέθοδοι παρέχουν τα υψηλότερα επίπεδα ταξινόμησης. Κάναμε χρήση τεσσάρων διαφορετικών υποσυνόλων καθένα από τα οποία αποτελείται από 250 (125 καλοήθεις-125 κακοήθεις) τυχαία επιλεγμένες μαστογραφικές εικόνες από τη βάση DDSM οι οποίες

χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και εξέταση των ταξινομητών. Συνολικά, δηλαδή, χρησιμοποιήσαμε 1000 περιπτώσεις και ο διαχωρισμός τους στα διάφορα υποσύνολα έγινε με βάση την πυκνότητα του μαστού και το βαθμό διακριτότητας των μικροασβεστώσεων. Οι δύο παράγοντες προσδιορίστηκαν από τους ακτινολόγους που συμμετείχαν στο σχεδιασμό της βάσης DDSM.

Αρχικά, υλοποιήσαμε και δοκιμάσαμε μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών. Στόχος του συγκεκριμένου σταδίου ήταν η εύρεση μιας μεθόδου που θα προσδιορίζει ένα μικρό υποσύνολο των 188 χαρακτηριστικών, το οποίο θα μπορεί να βελτιώνει τα επίπεδα επιτυχούς ταξινόμησης, εξασφαλίζοντας έτσι ταυτόχρονη μείωση της πολυπλοκότητας του προβλήματος και βελτιστοποίηση των επιδόσεων. Για λόγους σύγκρισης, δοκιμάσαμε μεθόδους διαφορετικής φιλοσοφίας ώστε να εντοπίσουμε ποια ταιριάζει καλύτερα στις ανάγκες του συγκεκριμένου προβλήματος. Οι μέθοδοι φιλτραρίσματος αποκάλυψαν στατιστικά σημαντικά χαρακτηριστικά η χρήση των οποίων βελτίωνε αρκετά τις αποδόσεις του ταξινομητή, ωστόσο τα βέλτιστα αποτελέσματα τα παρατηρήσαμε όταν έγινε χρήση της μεθόδου SFS που ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων με ενσωματωμένο ταξινομητή. Με χρήση της συγκεκριμένης μεθόδου, εντοπίσαμε υποσύνολα χαρακτηριστικών με τα οποία βελτιωνόταν σημαντικά η ακρίβεια της ταξινόμησης σε σχέση με την ακρίβεια που θα επιτυγχάναμε χωρίς καθόλου επιλογή χαρακτηριστικών, για όλα τα διαφορετικά σύνολα μαστογραφιών που ελέγξαμε. Μοναδικό μειονέκτημα είναι ο μεγάλος χρόνος που απαιτείται για την εύρεση του σημαντικότερου υποσυνόλου, γεγονός που αποτρέπει τη χρήση της μεθόδου για συγκεκριμένα σχήματα ταξινόμησης και για σύνολα με μεγαλύτερο αριθμό περιπτώσεων και χαρακτηριστικών. Για το λόγο αυτό προκρίναμε δύο μεθόδους για το στάδιο της επιλογής χαρακτηριστικών, τη στατιστική μέθοδο t-test (ή τη μέθοδο rfe με χρήση ταξινομητή SVM) όταν επιθυμούμε γρήγορα αποτελέσματα ή τη μέθοδο με ενσωματωμένο ταξινομητή SFS όταν μας ενδιαφέρει πρωτίστως μεγαλύτερη ακρίβεια στα αποτελέσματα ταξινόμησης.

Στη συνέχεια, κάνοντας χρήση των ίδιων συνόλων μαστογραφιών, συγκρίναμε αρκετά σχήματα ταξινόμησης, διαφορετικής φιλοσοφίας, προκειμένου να εντοπίσουμε το πιο αποδοτικό εξ' αυτών. Οι μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν επιβεβαίωσαν την αρχική μας υπόθεση πως δεν φαίνεται να υπάρχει κάποιο σχήμα ταξινόμησης που να υπερέχει ξεκάθαρα έναντι των υπολοίπων. Μπορούμε απλά να παρατηρήσουμε μια ελαφρά υπεροχή του αλγορίθμου SVM με χρήση της ακτινικής βάσης για το συγκεκριμένο πρόβλημα ταξινόμησης, αφού επιτυγχάνει στην πλειονότητα των περιπτώσεων τις καλύτερες επιδόσεις. Επιπλέον, δείξαμε πως κατάλληλοι συνδυασμοί των μεμονωμένων ταξινομητών σε πλειοψηφικά σχήματα οδηγεί σε ελαφρά βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης. Το συγκεκριμένο αποτέλεσμα για την υπεροχή του SVM ταξινομητή έρχεται σε συμφωνία με παρατηρήσεις προηγούμενων μελετών για διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων [Fu et al. 2005], [Papadopoulos et al. 2005], [Wei et al. 2005]. Αντίστοιχα συμπεράσματα εξάγαμε και σε διαφορετικές μελέτες που προχωρήσαμε σε σύγκριση διαφορετικών σχημάτων ταξινόμησης. Στις συγκεκριμένες μελέτες μελετήθηκαν χαρακτηριστικά υφής για την ανάλυση της αθηρωματικής πλάκας και διερευνήθηκε η δυνατότητά τους να διαχωρίσουν σωστά τις υγιείς από τις προβληματικές περιπτώσεις [Tsiaras et al. 2012]. Για το τελικό στάδιο της

ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικά σχήματα ταξινόμησης: ταξινομητής SVM με συνάρτηση ακτινικής βάσης και πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο (P-NN). Τα αποτελέσματα της μελέτης έδειξαν πως ο ταξινομητής SVM ήταν εκείνος που πέτυχε τις υψηλότερες επιδόσεις διαχωρισμού, υπερέχοντας ξεκάθαρα έναντι του ταξινομητή P-NN [Tsiaparas et al. 2011]. Οι συγκεκριμένες παρατηρήσεις και τα αποτελέσματα σε ένα τελείως διαφορετικό σύνολο δεδομένων ενισχύουν το συμπέρασμα για την ικανοποιητική λειτουργία του ταξινομητή SVM.

Το μοναδικό συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε από το συγκεκριμένο κεφάλαιο αφορά την κατάλληλη επιλογή μεθόδων για το πρόβλημα της αυτόματης κατηγοριοποίησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Βέβαια, τα εξαγόμενα συμπεράσματα για την υπεροχή κάποιων μεθόδων δεν είναι εύκολα γενικεύσιμα και σε άλλες εφαρμογές, μιας και πρωτίστως η αποτελεσματικότητα εξαρτάται από την ποιότητα του συνόλου εκπαίδευσης. Δεν είναι τυχαίο το γεγονός πως τα αποτελέσματα που παρατηρήσαμε από την ταξινόμηση των περιπτώσεων μεταβάλλονταν σημαντικά στα διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης που χρησιμοποιήσαμε. Για παράδειγμα, μπορούμε να παρατηρήσουμε πως ο βαθμός διακριτότητας του ευρήματος επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα, τόσο για τους πυκνούς (σύνολα Σ1 και Σ2) όσο και για τους λιπώδεις μαστούς (σύνολα Σ3 και Σ4). Επίσης, βλέπουμε πως τα αποτελέσματα στα σύνολα πυκνών μαστών είναι χαμηλότερα σε σχέση με εκείνα που παρατηρούμε στα σύνολα των λιπωδών μαστών, ανεξάρτητα από το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων. Σε επόμενο κεφάλαιο θα μελετήσουμε εκτενέστερα την επίδραση των συγκεκριμένων παραγόντων στην σωστή κατηγοριοποίηση των ευρημάτων. Οι συγκεκριμένες παρατηρήσεις οδηγούν στο συμπέρασμα ότι η ποιότητα και η σύσταση του ίδιου του συνόλου εκπαίδευσης διαδραματίζει πιο σημαντικό ρόλο και συντελεί σε μεγαλύτερο βαθμό στα αποτελέσματα σε σχέση με την επιλογή των μεθόδων μηχανικής μάθησης για την κατηγοριοποίηση των περιπτώσεων. Ωστόσο, αν και οι διαφορές μεταξύ των εξεταζόμενων μεθόδων είναι μικρές, το γεγονός ότι τα αποτελέσματα προέκυψαν από ένα ικανοποιητικά μεγάλο σύνολο δεδομένων αποτελεί τεκμήριο για την ικανότητα διαχωρισμού των μεθόδων και εξασφαλίζει την αξιοπιστία τους για χρήση με μεγαλύτερο αριθμό περιπτώσεων.

Βιβλιογραφία

- American College of Radiology (ACR) 2003. ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA.
- Bocchi L. and Nori J. 2007. Shape analysis of microcalcifications using radon transform, *Med. Eng. Phys.*, 296, 691–698.
- Breiman, L. 2001. Random Forests, *Mach. Learn.*, 45(1), 5-32.
- Breiman, L., Friedman, J., Olson, R. and Stone C. 1984. Classification and Regression Trees, Wadsworth, Belmont, California.
- Burges, C. 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition, *Data Min. Knowl. Disc.*, 2, 121-167.

- Chan, H., Sahiner, B., Petrick, N., Helvie, M., Lam, K., Adler, D. and Goodsitt, M. 1997. Computerized classification of malignant and benign microcalcifications on mammograms: Texture analysis using an artificial neural network, *Med. Phys. Med. Biol.*, 42 (3), 549-567.
- Chan, H., Sahiner, B., Wagner, P. and Petrick, N. 1997. Classifier design for computer-aided diagnosis in mammography: Effects of finite sample size, *Med. Phys.*, 24, 1034–1035.
- Chang, C. and Lin, C. 2001. LIBSVM: a library for support vector machines. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
- Cover, T.M. and Thomas, J.A. 1991. Elements of information theory. New York, NY, USA: Wiley-Interscience.
- Dhawan, A. P., Chitre, Y. and Kaiser-Bonasso C. 1996. Analysis of mammographic microcalcifications using gray-level image structure features, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 153, 246–259.
- Doi, K. 2007. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential, *Comput. Med. Imaging Graph.*, 31, 198–211.
- Dudani, S. 1976. The distance weighted nearest neighbor rule, *IEEE Trans. System. Man. Cybern.*, 325-327.
- Elter, M. and Horsh, A. 2009. A CADx of mammographic masses and clustered microcalcifications: a review, *Med. Phys.*, 36, 2052–2068.
- Flores, B. and Gonzalez, J. 2004. Data mining with decision trees and neural networks for calcification detection in mammograms. *MICAI 2004*, 29, 232-241.
- Fu, J., Lee, S., Wong, S., Yeh, J., Wang, A. and Wu H. 2005. Image segmentation feature selection and pattern classification for mammographic microcalcifications, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 29, 419-429.
- Giger, M., Chan, H. and Boone, J. 2008. Anniversary paper: history and status of CAD and quantitative image analysis: the role of medical physics and AAPM, *Med. Phys.*, 35, 5799–5820.
- Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S. and Vapnik, V. 2002. Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines, *Mach. Learn.*, 46, 389-422.
- Hanley, J. and McNeil, B. 1982. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve, *Radiology*, 143, 29-36.
- Haykin, S. 1999. Neural networks: A comprehensive foundation. *Prentice-Hall*. New Jersey, USA.
- Heath, M., Bowyer, K., Kopand, D., Moore, R. and Kegelmeyer W. 2001. The Digital Database for Screening Mammography, *Proc. of the 5th IWDM*, Yaffe M. Medical Physics Publishing, 212-18.
- Kallergi, M. 2004. Computer-aided diagnosis of mammographic microcalcification clusters, *Med. Phys.*, 31, 314-326.
- Kuo, W., Chang, R., Moon, W., Lee, C. and Chen, D. 2002. Computer-aided diagnosis of breast tumors with different US system, *Acad. Radiol.*, 9, 793-799.
- Li, Q. and Doi, K. 2007. "Comparison of typical evaluation methods for computer-aided diagnostic schemes: MonteCarlo simulation study," *Med. Phys.*, 34 (3), 871–876.
- Metz, C. 1978. Basic principles of ROC analysis, *Semin. Nucl. Med.*, 3, 283-298.

- Nakayama, R., Uchiyama, Y., Watanabe, R., Katsuragawa, S., Namba, K. and Doi, K. 2004. Computer-aided diagnosis scheme for histological classification of clustered microcalcifications on magnification mammograms, *Med. Phys.*, 31, 789-799.
- Nakayama, R., Watanabe, R., Namba, K., Takeda, K., Yamamoto, K., Katsuragawa, S. and Doi, K. 2007. An improved computer-aided diagnosis scheme using the nearest neighbor criterion for determining histological classification of clustered microcalcifications, *Methods Inf. Med.*, 46, 716-722.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I. and Likas, A. 2005. Characterization of clustered microcalcifications in digitized mammograms using neural networks and support vector machines, *Artif. Intell. Med.*, 34, 141-50.
- Quinlan, R. 1986. Induction of decision trees, *Mach. Learn.*, 1, 81-106.
- Reyes-Aldasoro, C.C. and Bhalerao, A. 2006. The Bhattacharyya space for feature selection and its application to texture segmentation, *Pattern Recogn.* 39, 812-826.
- Saeyns, Y., Inza, I. and Larranaga P. 2007. A review of feature selection techniques in bioinformatics, *Bioinformatics*, 23 (19), 2507-2517.
- Sakka, E., Prentza, A. and Koutsouris, D. 2006. Classification algorithms for microcalcifications in mammograms (Review), *Oncology Reports*, 15, 1049-1055.
- Schmidt, F., Sorantin, E., Szepesvári, C., Graif, E., Becker, M., Mayer, H. and Hartwagner, K. 1999. An automatic method for the identification and interpretation of clustered microcalcifications in mammograms, *Phys. Med. Biol.*, 44, 1231-1243.
- Shen, L., Rangayyan, R. M. and Desautels, J. L. 1994. Application of shape analysis to mammographic calcifications, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 13, 263-274.
- Shutao, L., Kwok, J., Zhu, H. and Wang, Y. 2003. Texture classification using support vector machines, *Pattern Recogn.*, 36 (12), 2883-2893.
- Soltanian-Zadeh, H., Rafiee-Rad, F. and Pourabdollah-Nejad S. 2004. Comparison of multiwavelet, wavelet, haralick, and shape features for microcalcification classification in mammograms, *Pattern Recogn.*, 37, 1973-1986.
- Tsiaparas, N., Golemati, S., Andreadis, I., Stoitsis, J., Valavanis, I. and Nikita K. 2012. Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features, *IOP Measurement Science and Technology*, 23, 114004 (10 pp).
- Tsiaparas, N., Golemati, S., Andreadis, I., Stoitsis, J., Valavanis, I. and Nikita K. 2011. Comparison of multiresolution features for texture classification of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15, pp. 130-137.
- Vapnik, V. 1995. *The Nature of Statistic Learning Theory*. Springer, New York.
- Veldkamp, W. J., Karssemeijer, N., Otten, J. D. and Hendricks, J. H. 2000. Automated classification of clustered microcalcifications into malignant and benign types, *Med. Phys.*, 27, 2600-2608.

Wei, L., Yang, Y., Nishikawa, R. and Jiang, Y. 2005. A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 24 (3), 371–380.

Τζαφέτσας, Σ. 2002. *Υπολογιστική Νοημοσύνη, Τόμος Α: Μεθοδολογίες*, Αθήνα.

Τριχόπουλος, Δ., Τζώνου, Α. και Κατσουγιάννη, Κ. 2000. Βιοστατιστική, *Επιστημονικές Εκδόσεις Γρ. Παρισιανός*, Αθήνα.

Κεφάλαιο 5 – Αξιολόγηση με χρήση μαστογραφικών εικόνων από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών

Στα προηγούμενα κεφάλαια παρουσιάσαμε τη μεθοδολογία που ακολουθήσαμε για την ανάπτυξη των διαφορετικών σταδίων ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε εικόνες μαστογραφίας. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων μεθοδολογιών στο σωστό διαχωρισμό καλόθων-κακόθων ευρημάτων. Ήδη στο κεφάλαιο 4 πραγματοποιήσαμε κάποιες μετρήσεις σε πραγματικά δεδομένα ώστε να εντοπίσουμε ένα ικανοποιητικό σχήμα ταξινόμησης για την υλοποίηση του τελευταίου σταδίου του αυτόματου συστήματος διάγνωσης. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο πραγματοποιούμε ανάλογες μετρήσεις σε ευρύτερη όμως κλίμακα, κάνοντας χρήση μεγαλύτερου αριθμού μαστογραφικών εικόνων, ώστε να ελεγχθεί η αποδοτικότητα των μεθοδολογιών μας σε πραγματικές συνθήκες της κλινικής πρακτικής. Ο μεγάλος αριθμός μαστογραφιών είναι απαραίτητος προκειμένου αφ' ενός τα αποτελέσματα να είναι περισσότερο αντικειμενικά και αφ' ετέρου να εξεταστούν ποικίλες διαφορετικές περιπτώσεις μαστογραφικών ευρημάτων. Κύριος στόχος του συγκεκριμένου κεφαλαίου είναι να διερευνηθούν οι παράγοντες εκείνοι που επηρεάζουν τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Μελετάται συνεπώς αρχικά η επίδραση της ποιότητας των εικόνων και συγκεκριμένων ιδιοτήτων της μαστογραφικής ανατομίας στις επιδόσεις ταξινόμησης. Στη συνέχεια, ελέγχουμε την αποτελεσματικότητα των χαρακτηριστικών περιγραφής των ευρημάτων στο σωστό διαχωρισμό τους, αναζητώντας τα καλύτερα εξ' αυτών. Τέλος, συγκρίνουμε τις επιδόσεις των προτεινόμενων αλγορίθμων με τις αντίστοιχες ακτινολόγων, ώστε να ελέγξουμε την δυνατότητα των αυτόματων μεθοδολογιών να συνδράμουν το διαγνωστικό έργο των εξειδικευμένων ιατρών.

5.1 Εισαγωγή

Παρά το γεγονός ότι έχουν δημοσιευτεί αρκετές μελέτες πάνω στο θέμα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, υπάρχουν ακόμη κάποια ανοικτά ζητήματα τα οποία χρήζουν επιπλέον διερεύνησης. Πρώτα απ' όλα, αν και πολλές δημοσιευμένες εργασίες καταγράφουν υψηλές τιμές ταξινόμησης ($A_2 > 0.9$), πρόκειται για αποτελέσματα με μικρό βαθμό αντικειμενικότητας, καθώς προκύπτουν από χρήση περιορισμένου αριθμού περιπτώσεων. Μετρήσεις επί μικρών συνόλων δεδομένων ενδέχεται να οδηγήσουν σε ταξινομητές με υψηλές επιδόσεις διαχωρισμού, χωρίς ωστόσο μεγάλη ικανότητα γενίκευσης. Επιπλέον, στις περισσότερες περιπτώσεις, δεν παρέχονται πληροφορίες για την ποιότητα και τη φύση των μαστογραφικών εικόνων. Η ποιότητα του συνόλου δεδομένων είναι καθοριστικής σημασίας για την φάση της ταξινόμησης. Ακόμη και για τους ακτινολόγους, υπάρχουν περιπτώσεις «εύκολες» για τις οποίες δεν υπάρχει αμφιβολία για τη διάγνωση, ωστόσο υπάρχουν και περιπτώσεις δυσδιάκριτες όπου η μορφή του ευρήματος ή η κακή ποιότητα της εικόνας γεννούν αμφιβολίες για τη διάγνυσή του. Είναι προφανές λοιπόν ότι ένα αυτόματο σύστημα διάγνωσης πρέπει να σχεδιαστεί με κατάλληλη εκπαίδευση σε μεγάλη ποικιλία μαστογραφιών, ώστε να διερευνηθεί πως μεταβάλλονται οι επιδόσεις του σε σχέση με την ποιότητα της κάθε εικόνας και τη δυσκολία ερμηνείας της.

Ο πρώτος παράγοντας που καθορίζει λοιπόν σε σημαντικό βαθμό τα αποτελέσματα είναι η μορφή και η σύσταση του συνόλου δεδομένων. Βέβαια, η δομή του συστήματος διάγνωσης και η μέθοδος σχεδίασής του είναι οι πιο καταλυτικοί παράγοντες που διαμορφώνουν τη λειτουργικότητά του. Όπως συζητήσαμε και στα προηγούμενα κεφάλαια, κάθε στάδιο της λειτουργίας ενός συστήματος CAD υλοποιείται με ανεξάρτητο τρόπο από τα υπόλοιπα και λειτουργεί αυτόνομα, ωστόσο το αποτέλεσμα του τροφοδοτεί τα επόμενα στάδια και επηρεάζει έμμεσα τη λειτουργία τους. Ως εκ τούτου, κάθε διαφορετικό στάδιο προσδίδει ένα επιπλέον επίπεδο πολυπλοκότητας στην επίλυση του προβλήματος της διάγνωσης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Ο δεύτερος στόχος λοιπόν ήταν να διερευνήσουμε πως επιδρούν τα διάφορα στάδια λειτουργίας της αυτόματης διάγνωσης στις τελικές επιδόσεις. Στο κεφάλαιο 4 διερευνήσαμε το τελικό στάδιο της κατηγοριοποίησης ευρημάτων εντοπίζοντας την αποδοτικότερη μέθοδο επιλογής εύρωστων χαρακτηριστικών και τον αποδοτικότερο ταξινομητή. Παρά το γεγονός ότι καταλήξαμε σε συγκεκριμένους αλγορίθμους, οι μικρές διαφορές που παρατηρήθηκαν αποτελούν ισχυρή ένδειξη ότι η επιλογή του τελικού σχήματος ταξινόμησης δεν επηρεάζει σημαντικά τις επιδόσεις. Αντίθετα, προηγούμενα στάδια και συγκεκριμένα η κατάτμηση των ευρημάτων και η φάση εξαγωγής των χαρακτηριστικών, που αποτελούν και τα πρώτα στάδια της διαδικασίας, ενδέχεται να διαδραματίζουν πιο σημαντικό ρόλο στην ταξινόμηση. Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο λοιπόν θα διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητα του συνδυασμού του αλγορίθμου κατάτμησης και της εξαγωγής χαρακτηριστικών, στοχεύοντας παράλληλα στον εντοπισμό εκείνων των χαρακτηριστικών που συντελούν πιο δραστικά στο σωστό διαχωρισμό καλόθων και κακόθων ευρημάτων.

Τέλος, αξιολογούμε το σύστημα σε μεγάλο αριθμό μαστογραφιών και συγκρίνουμε τα αποτελέσματα ταξινόμησης με εκείνα που προκύπτουν από άλλες εργασίες, καθώς και με τις

επιδόσεις εξειδικευμένων ακτινολόγων. Προκειμένου να είναι ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης προσαρμόσιμο στην καθημερινή κλινική πρακτική πρέπει η λειτουργία του να είναι αυτόνομη, προσομοιώνοντας όμως το διαγνωστικό ρόλο του ακτινολόγου. Συνεπώς, οι επιδόσεις του συστήματος οφείλουν να είναι τουλάχιστον συγκρίσιμες με τις αντίστοιχες των ακτινολόγων.

5.2. Βάσεις μαστογραφιών

Για τη υλοποίηση των τριών στόχων που συζητήσαμε στην εισαγωγική ενότητα, είναι απαραίτητη η χρήση ενός συνόλου δεδομένων που θα περιέχει μεγάλη ποικιλία μαστογραφικών εικόνων. Επιπλέον, θα ήταν προτιμότερο να περιέχονται μαστογραφίες από διαφορετικές πηγές, προκειμένου να εξαλείψουμε έτσι τον κίνδυνο εξάρτησης των μεθοδολογιών από την ποιότητα και τις ιδιότητες ενός συγκεκριμένου συνόλου μαστογραφιών. Βασική επιδίωξη μας αποτέλεσε η χρήση μιας διαδικτυακής βάσης τα δεδομένα της οποίας θα ήταν ελεύθερα προσβάσιμα στην επιστημονική κοινότητα. Ο λόγος της συγκεκριμένης πρακτικής ήταν ότι θέλαμε να εξασφαλίσουμε τη δυνατότητα τα αποτελέσματά μας να είναι άμεσα συγκρίσιμα με τα αποτελέσματα άλλων ερευνητικών ομάδων.

5.2.1 Βάση MIAS

Η πιο διαδεδομένη ίσως βάση που έχει χρησιμοποιηθεί σε μελέτες επεξεργασίας μαστογραφιών είναι η βάση Mammographic Image Analysis Society (MIAS) [Suckling et al. 1994], η οποία περιλαμβάνει τόσο μαστογραφίες χωρίς ευρήματα όσο και μαστογραφίες με ευρήματα όλων των ειδών (μάζες, συμπλέγματα μικροασβεστώσεων κ.α). Η βάση έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς σε πολλές μελέτες καθώς παρουσιάζει μια σειρά πλεονεκτημάτων, όπως ευκολία στη χρήση, όλες οι μαστογραφίες είναι ίδιου μεγέθους ενώ η περιοχή όπου βρίσκεται επισημασμένο το εύρημα προσδιορίζεται εύκολα από το κέντρο της περιοχής ενδιαφέροντος, παρέχοντας τις αντίστοιχες συντεταγμένες, αλλά και την αντίστοιχη ακτίνα που περικλείει ολόκληρο του εύρημα. Επίσης, η βάση περιέχει την πληροφορία για την πυκνότητα του κάθε μαστού, ωστόσο η κωδικοποίηση που έχει ακολουθηθεί δεν είναι σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS [ACR 2003].

Το πιο σημαντικό μειονέκτημα της βάσης είναι το μικρό της μέγεθος. Συγκεκριμένα, περιέχει συνολικά 322 μαστογραφίες, όλες από λήψη MedioLateral (MLO), ενώ μόλις 22 περιπτώσεις περιέχουν επισημασμένα συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Μάλιστα, η ανάλυση ψηφιοποίησης των μαστογραφιών είναι αρκετά χαμηλή, γεγονός που καθιστά πολύ δύσκολο εγχείρημα την ανίχνευση των μικροασβεστώσεων. Συνεπώς η συγκεκριμένη βάση δεν πληροί τις προϋποθέσεις που θέσαμε προηγουμένως, ωστόσο τη συμπεριλάβαμε στις μετρήσεις μας ώστε να μπορέσουμε να συγκρίνουμε τις επιδόσεις των μεθοδολογιών μας με τα αποτελέσματα που καταγράφονται σε προηγούμενες δημοσιευμένες μελέτες.

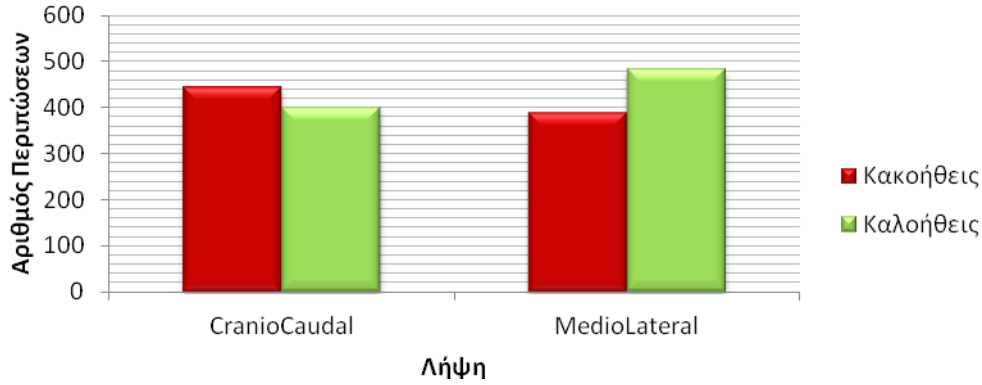
5.2.2 Βάση DDSM

Πριν τη δημιουργία της βάσης MIAS, η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη βάση ήταν η βάση του Πανεπιστημίου του Nijmegen [Karssemeijer 1993], η οποία όμως δε διατίθεται μετά το 2000, καθώς ενσωματώθηκε στη διαδικτυακή βάση δεδομένων του Πανεπιστημίου της Βόρειας Φλόριντα (DDSM: Digital Database for Screening Mammography) [Heath et al. 2001]. Η συγκεκριμένη βάση κρίθηκε ως η καλύτερη επιλογή για χρήση των μαστογραφιών που περιέχει μιας και αποτελεί τη μεγαλύτερη διαθέσιμη βάση μέχρι τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Η βάση μαστογραφιών DDSM περιέχει μαστογραφίες με ευρήματα, είτε καλοήθη είτε κακοήθη, καθώς και μαστογραφίες χωρίς ευρήματα. Σχεδόν για όλες τις περιπτώσεις περιέχονται εικόνες μαστογραφίας από δύο διαφορετικές λήψεις : (α) MedioLateral (MLO) και (β) Craniocaudal (CC). Για κάθε εικόνα υπάρχουν συνοδευτικές πληροφορίες για την ακριβή θέση του ευρήματος καθώς και το αποτέλεσμα της βιοψίας που έχει προηγηθεί, ώστε να είναι γνωστή η ιστοπαθολογική του κατάσταση (καλοήθεια/κακοήθεια). Παράλληλα, παρέχονται στοιχεία από τον ιατρικό φάκελο της ασθενούς (π.χ. ηλικία) και πληροφορίες για την ποιότητα των μαστογραφικών εικόνων και τη διαδικασία ψηφιοποίησής τους. Όλες οι εικόνες της βάσης είναι ψηφιοποιημένες και έχουν ψηφιοποιηθεί με χρήση ενός από τους ακόλουθους ψηφιοποιητές: (α) LUMISYS 2000 σε 12bits με χωρική ανάλυση 50 μ m, (β) HOWTEK MultiRad 850 και HOWTEK 960 με ανάλυση 43.5 μ m και (γ) ψηφιοποιητής DBA (M2100 ImageClear) με ανάλυση 42 μ m.

Οι περιπτώσεις εκείνες που περιέχουν κάποιο εύρημα μετρήθηκαν να είναι 1767. Επειδή είναι δυνατόν κάθε μαστογραφία να περιέχει περισσότερα του ενός ευρήματα, υπολογίσαμε ότι συνολικά στη βάση περιέχονται 3978 ευρήματα, συμπλέγματα μικροασβεστώσεων ή μάζες. Για κάθε εύρημα, η βάση διαθέτει πληροφορίες για την ακριβή τοποθεσία του ευρήματος στο μαστό, επισημασμένη από ειδικούς ακτινολόγους. Μάλιστα, για κάποια ευρήματα παρέχονταν περισσότερες από μία επισημασμένες περιοχές για να καταλήξουμε έτσι σε ένα σύνολο από 4167 διαφορετικές περιοχές ενδιαφέροντος που περιείχαν κάποιο ύποπτο μαστογραφικό εύρημα. Τα συγκεκριμένα στατιστικά μαρτυρούν τη μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων που παρέχει η βάση και δικαιολογούν την επιλογή της για τη διεξαγωγή των μετρήσεων που θα πραγματοποιήσουμε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής.

Από το μεγάλο αυτό αριθμό περιοχών ενδιαφέροντος, απομονώσαμε εκείνες που περιείχαν σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων ή συνδυασμό ενός συμπλέγματος με κάποιο άλλο μαστογραφικό εύρημα. Εξαιρέσαμε μόνο κάποιες περιπτώσεις (7) για τις οποίες δεν υπήρχε πληροφορία για την ιστοπαθολογική κατάσταση του συμπλέγματος, καθώς και λίγες ακόμη (12) στις οποίες δεν ήταν εφ' αρχής σωστή η απεικόνιση της μαστογραφίας ή περιπτώσεις στις οποίες η περιοχή ενδιαφέροντος ήταν πολύ μεγάλη, μιας και εντοπίζονταν διάσπαρτες μικροασβεστώσεις σε ολόκληρη την περιοχή του μαστού. Τελικά, καταλήξαμε σε ένα σύνολο από 1715 επισημασμένες περιοχές ενδιαφέροντος, η κατανομή των οποίων απεικονίζεται στο σχήμα 5.1.



Σχήμα 5.1 Κατανομή περιπτώσεων με επισημασμένο σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων στη βάση DDSM, ανάλογα με την ιστοπαθολογική κατάσταση και τη λήψη της μαστογραφίας.

Μετά τη διαμόρφωση του συνόλου των περιοχών ενδιαφέροντος που θα αποτελέσουν τη βάση των υπολογιστικών πειραμάτων, προχωράμε στη φάση διεξαγωγής των μετρήσεων για το διαχωρισμό καλόθων-κακόθων ευρημάτων.

5.3 Επίδραση της σύστασης του συνόλου δεδομένων στην ταξινόμηση

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, κάθε μαστογραφία έχει συγκεκριμένες ιδιότητες οι οποίες επηρεάζουν και διαμορφώνουν την ανάλυση και κατηγοριοποίησή της. Ένα σύστημα αυτόματης διάγνωσης πρέπει να λειτουργεί ακριβώς όπως ένας ακτινολόγος και να επεξεργάζεται όλες τις πληροφορίες μιας εικόνας που μπορεί να επηρεάζουν τη διάγνυσή της. Ως εκ τούτου, προκειμένου να ελεγχθούν καλύτερα οι επιδόσεις του σχήματος ταξινόμησης ενός αυτόματου συστήματος, απαιτείται η διερεύνηση της αποτελεσματικότητας του σε ομάδες μαστογραφιών με διαφορετικά χαρακτηριστικά, ώστε να μελετηθεί η επίδραση τους στην τελική ταξινόμηση.

Το ζήτημα που θα επιχειρήσουμε να αντιμετωπίσουμε στη συγκεκριμένη παράγραφο είναι η διερεύνηση εκείνων των παραμέτρων στις οποίες πρέπει να βασιστούμε για την κατηγοριοποίηση των περιπτώσεων της βάσης DDSM και πόσο αυτές επηρεάζουν τις επιδόσεις του χρησιμοποιούμενου αυτόματου ταξινομητή.

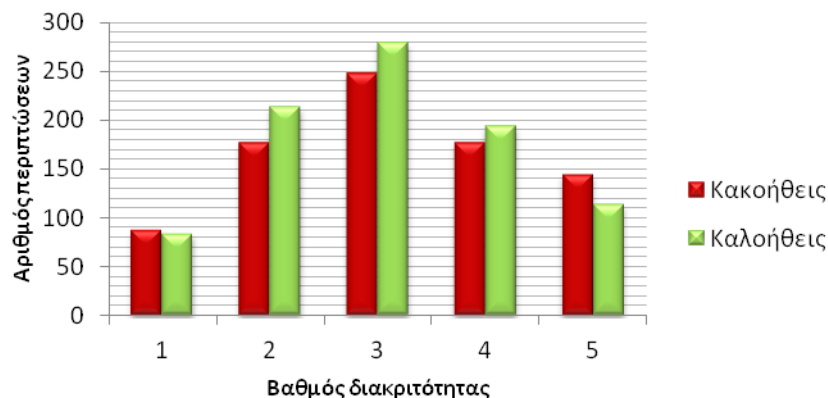
5.3.1 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο τη διακρίσιμότητα της μαστογραφίας

Η πρώτη εύλογη επιλογή που κάναμε ήταν ο διαχωρισμός των περιπτώσεων να βασιστεί στο βαθμό διακρίσιμότητας του ευρήματος της κάθε μαστογραφίας. Στην καθημερινή κλινική πρακτική, οι ακτινολόγοι καλούνται να ερμηνεύσουν μαστογραφίες αυξημένης δυσκολίας στις οποίες είτε αφιερώνουν περισσότερο χρόνο είτε τις παραπέμπουν για επιπλέον διάγνωση σε περισσότερους ακτινολόγους, προκειμένου να εξασφαλίσουν μια δεύτερη γνώμη. Η συγκεκριμένη δυσκολία μπορεί να οφείλεται σε διάφορους λόγους, όπως κακή ποιότητα της εικόνας, υψηλή παρουσία θορύβου, περίπλοκη φύση των μαστογραφικών ευρημάτων κ.α.. Η βάση DDSM περιέχει στα συνοδευτικά αρχεία της κάθε περίπτωσης πληροφορίες για την διακρίσιμότητα (subtlety) της, η οποία αποτελεί πρακτικά ένα μέτρο που προσδιορίζει τη «δυσκολία» που παρουσιάζει στην ερμηνεία της. Οι τιμές

που λαμβάνει το συγκεκριμένο μέγεθος είναι ακέραιες και κυμαίνονται από 1 έως 5. Η τιμή 1 υποδεικνύει μία πολύ δύσκολη περίπτωση ενώ μεγαλύτερες τιμές του μεγέθους υποδηλώνουν μεγαλύτερη ευκολία στην ερμηνεία της μαστογραφίας. Οι τιμές του συγκεκριμένου μεγέθους προσδιορίστηκαν από τους συνεργαζόμενους ακτινολόγους κατά τη φάση ανάπτυξης της βάσης.

Το συγκεκριμένο μέτρο αποτέλεσε τη βάση για το διαχωρισμό μαστογραφιών σε ισάριθμες ομάδες. Προκειμένου λοιπόν να ελέγξουμε την αποδοτικότητα των αλγορίθμων μας για την κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, χωρίσαμε τις μαστογραφίες σε 5 ομάδες, τοποθετώντας σε κοινές ομάδες τις περιπτώσεις με ίδιο βαθμό διακριτότητας. Η αρχική υπόθεση που έγινε ήταν ότι αναμένουμε στις εύκολες περιπτώσεις να επιτυγχάνουμε αυξημένα αποτελέσματα ταξινόμησης, τα οποία θα φθίνουν όσο προχωράμε στις ομάδες μαστογραφιών με αυξημένο δείκτη δυσκολίας. Σε αντίθετη περίπτωση, αν δηλαδή τα αποτελέσματα είναι συγκεχυμένα και ανεξάρτητα από το βαθμό δυσκολίας, απορρίπτεται η υπόθεση που έγινε, γεγονός που ίσως μαρτυρά ότι οι αλγόριθμοι παρουσιάζουν τυχαία συμπεριφορά, χωρίς να μπορούν να συντελέσουν ουσιαστικά στο διαχωρισμό μεταξύ καλόηθων και κακόηθων ευρημάτων.

Στοχεύοντας λοιπόν στην εξακρίβωση της παραπάνω υπόθεσης, δημιουργήσαμε πέντε διαφορετικές ομάδες περιπτώσεων με βάση το δείκτη δυσκολίας που είχαμε στη διάθεσή μας από τις πληροφορίες της βάσης. Η κατανομή των περιπτώσεων ανάλογα με το βαθμό δυσκολίας παρουσιάζεται στο σχήμα 5.2.



Σχήμα 5.2 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση το βαθμό διακριτότητας της κάθε μαστογραφίας.

Σε καθεμιά περιοχή ενδιαφέροντος που συμπεριλαμβάνεται στη βάση εφαρμόσαμε τους αλγορίθμους εξαγωγής χαρακτηριστικών. Υπολογίσαμε έτσι συνολικά για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος 188 χαρακτηριστικά όλων των κατηγοριών (σχήματος, υψής, κατανομής συμπλέγματος κλπ), καταλήγοντας σε έναν πίνακα δύο διαστάσεων μεγέθους $N \times 188$, όπου N ο αριθμός των περιπτώσεων της κάθε ομάδας. Από τις πληροφορίες της βάσης γνωρίζαμε το αποτέλεσμα της βιοψίας του κάθε συμπλέγματος μικροασβεστώσεων, ώστε να προσθέσουμε μία ακόμη στήλη με τις τιμές -1 και 1 που υποδεικνύουν κακοήθεια και καλοήθεια αντίστοιχα. Κατόπιν, ο συγκεκριμένος πίνακας χρησιμοποιήθηκε ως σύνολο εκπαίδευσης σε ένα σχήμα ταξινόμησης με χρήση ταξινομητή SVM και με επιλογή χαρακτηριστικών με χρήση του στατιστικού t-test,

χρησιμοποιώντας για την εκπαίδευση τη μεθοδολογία Leave One Out (LOO). Μετά το πέρας της διαδικασίας υπολογίσαμε τα μέτρα επίδοσης της ακρίβειας (accuracy-ACC), της ευαισθησίας (sensitivity-SN), της ειδικότητας (specificity-SP) και της παραμέτρου A_z που δείχνει το εμβαδόν του χωρίου κάτω από την καμπύλη ROC. Οι επιδόσεις του ταξινομητή σε κάθε διαφορετική ομάδα παρουσιάζονται στον πίνακα 5.1. Εργαζόμενοι όπως και στο Κεφάλαιο 4, επαναλάβαμε τις ίδιες μετρήσεις με χρήση της μεθοδολογία External Cross Validation (ECV) και παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα στον πίνακα 5.2.

Πίνακας 5.1 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση τη διακριτότητά τους, με χρήση της μεθόδου LOO.

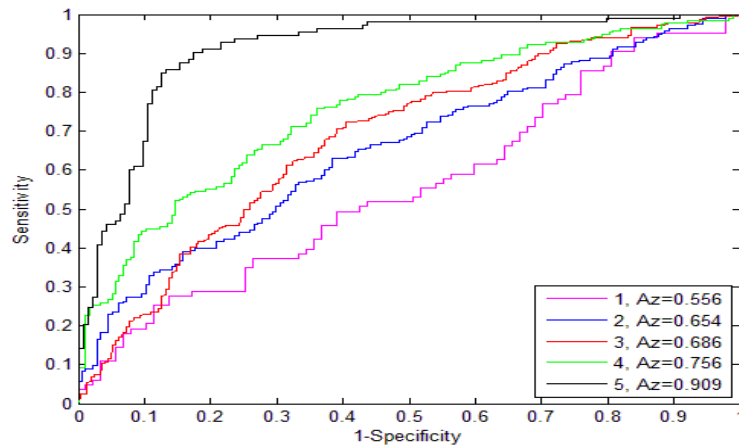
<i>Διακριτότητα</i>	<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
1	170	0.529	0.54	0.518	0.556
2	390	0.61	0.542	0.667	0.654
3	527	0.66	0.597	0.719	0.686
4	371	0.698	0.65	0.742	0.756
5	257	0.852	0.882	0.814	0.909

Πίνακας 5.2 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση τη διακριτότητά τους, με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Διακριτότητα</i>	<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
1	170	0.598	0.81	0.4	0.614
2	390	0.632	0.563	0.694	0.673
3	527	0.612	0.587	0.635	0.667
4	371	0.694	0.622	0.754	0.742
5	257	0.84	0.868	0.798	0.891

Όπως προκύπτει από τη μελέτη και των δύο πινάκων, η αρχική μας υπόθεση επαληθεύεται. Οι υψηλότερες τιμές των επιδόσεων του ταξινομητή εξασφαλίζονται στις περιπτώσεις με υψηλό βαθμό διακριτότητας, ενώ όσο αυξάνει η δυσκολία των μαστογραφιών η τιμή της ακρίβειας φθίνει ώστε στην περίπτωση της ομάδας με βαθμό διακριτότητας ίσο με 1 η ταξινόμηση να θεωρείται σχεδόν

τυχαία, μιας και η ακρίβεια είναι πολύ κοντά στην τιμή 50%. Στο σχήμα 5.3 παρουσιάζουμε τις ROC καμπύλες για κάθε διαφορετική ομάδα μαστογραφιών σε ένα κοινό γράφημα.



Σχήμα 5.3 ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφιών διαφορετικής διακριτότητας.

Το γεγονός ότι επαληθεύσαμε την αρχική μας υπόθεση μαρτυρά πως οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι δεν έχουν τυχαία συμπεριφορά, αλλά αντίθετα ακολουθούν τις επιδόσεις και τις υποδείξεις των ακτινολόγων. Προφανώς, κάθε περίπτωση παρουσιάζει τις δικές της ιδιαιτερότητες και απαιτεί συγκεκριμένη προσέγγιση κατά την ερμηνεία της. Οι αλγόριθμοι αυτόματης διάγνωσης μικροασβεστώσεων παρουσιάζουν πολύ υψηλά αποτελέσματα στην περίπτωση ευδιάκριτων περιπτώσεων, ενώ τα αποτελέσματα είναι σχεδόν τυχαία στην ομάδα περιπτώσεων με χαμηλή διακριτότητα. Είναι προφανές ότι ίσως το βασικότερο ρόλο στην τελική ταξινόμηση διαδραματίζει η σύσταση του συνόλου δεδομένων. Για να είναι αντικειμενική λοιπόν η σύγκριση μεταξύ διαφορετικών σχημάτων ταξινόμησης, επιβάλλεται η εκπαίδευση και ο έλεγχός τους να έχει γίνει σε κοινές βάσεις με μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων.

Στην επόμενη παράγραφο εξετάζουμε πέρα από τη διακριτότητα ακόμα ένα σημαντικό παράγοντα που σχετίζεται με τα ανατομικά χαρακτηριστικά της μαστογραφίας και δυσχεραίνει το έργο των ακτινολόγων.

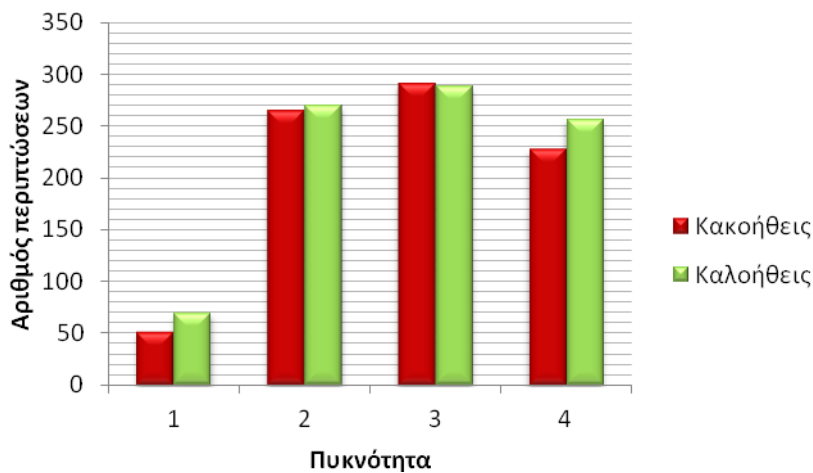
5.3.2 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο την πυκνότητα του μαστού

Τα αποτελέσματα της προηγούμενης παραγράφου κατέδειξαν ότι υπάρχουν σύνολα μαστογραφιών στα οποία μπορούν να επιτευχθούν υψηλά ποσοστά ταξινόμησης, υπάρχουν όμως και περιπτώσεις με χαμηλό βαθμό διακριτότητας, στις οποίες συμβαίνουν τα περισσότερα διαγνωστικά λάθη. Ποιοι είναι όμως εκείνοι οι παράγοντες που επηρεάζουν τη διακριτότητα μιας μαστογραφίας και καθιστούν λιγότερο ή περισσότερο δύσκολη την ανάλυσή της;

Ένας από τους βασικότερους παράγοντες που έχει δείχθει να δυσχεραίνουν το έργο των ακτινολόγων είναι η πυκνότητα του μαστού [Cole et al. 2003], [Kerlikowske et al.1998], [Sampat et al. 2005]. Πρόκειται για μία πολύ σημαντική παράμετρο που συνεκτιμάται κατά την ανάλυση και ερμηνεία της μαστογραφίας, αφού μπορεί να αποτελέσει σοβαρή ένδειξη για την πρόβλεψη καρκίνου του μαστού [ACR 2003]. Εν γένει, όσο μικρότερη η ηλικία της γυναίκας τόσο πυκνότερος

απεικονίζεται στις εικόνες μαστογραφίας ο μαστός. Σύμφωνα με το διεθνές πρότυπο BI-RADS, ανάλογα με την πυκνότητα του μαζικού παρεγχύματος ο μαστός κατηγοριοποιείται σε μία από τις ακόλουθες κατηγορίες: (1) κατ' εξοχήν λιπώδης ιστός, (2) μαστός με αυξημένη σκιερότητα, λόγω παρουσίας αδενικού και ινώδους ιστού, (3) ανομοιογενώς πυκνός και (4) κατ' εξοχήν πυκνός ιστός. Κάποιες μελέτες έχουν ασχοληθεί με την επίδραση της πυκνότητας στην ερμηνεία των μαστογραφιών και έχουν δείξει ότι τα περισσότερα λάθη ταξινόμησης συμβαίνουν σε περιπτώσεις πυκνών μαστών [Cheng et al. 2003], [Li et al. 2006]. Αυτό συμβαίνει διότι οι μαστοί υψηλής πυκνότητας παρουσιάζουν μεγαλύτερη επιφάνεια ακτινοσκιερού μαστού, ο οποίος παρουσιάζει μικρή αντίθεση σε σχέση με τα συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Σαν αποτέλεσμα, ο εντοπισμός και κατ' επέκταση η διάγνωση των μικροασβεστώσεων σε μαστούς μεγάλης πυκνότητας είναι πιο δύσκολο εγχείρημα, ακόμα και για έμπειρους ακτινολόγους.

Αφού η υψηλή πυκνότητα μαστού εμποδίζει σημαντικά το έργο των ακτινολόγων, θα αναμέναμε κάτι αντίστοιχο να συμβαίνει και με τους αλγόριθμους αυτόματης επεξεργασίας που προτείνονται στη συγκεκριμένη διατριβή. Προκειμένου λοιπόν να μελετήσουμε την επίδραση της πυκνότητας στην αυτόματη ταξινόμηση περιπτώσεων, προχωρήσαμε όπως και στην περίπτωση του βαθμού δυσκολίας, χρησιμοποιώντας αυτή τη φορά ως κριτήριο διαχωρισμού την κατηγορία στην οποία κατατάσσεται ο μαστός με βάση το πρότυπο BI-RADS. Κάθε περίπτωση στη βάση DDSM συνοδεύεται από την αντίστοιχη πληροφορία της κατηγορίας στην οποία κατατάσσεται ο μαστός με βάση την πυκνότητά του. Στο σχήμα 5.4 απεικονίζεται η κατανομή όλων των μαστογραφιών της βάσης DDSM ανάλογα με την πυκνότητα του μαστού.



Σχήμα 5.4 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση την πυκνότητα του μαστού.

Χωρίσαμε τα δεδομένα μας σε 4 κατηγορίες προκειμένου να τις μελετήσουμε ξεχωριστά, ώστε να διερευνηθεί η επίδραση της πυκνότητας στην αποτελεσματικότητα της ταξινόμησης. Εργαζόμενοι όπως προηγουμένως, εφαρμόσαμε το προτεινόμενο σχήμα ταξινόμησης σε καθεμία από τις 4 ομάδες περιπτώσεων. Τα αποτελέσματα από τη μέτρηση των επιδόσεων στην κάθε διαφορετική ομάδα παρουσιάζονται στον πίνακα 5.3 για τη μέθοδο LOO, ενώ ο πίνακας 5.4 περιέχει τα αντίστοιχα αποτελέσματα έχοντας γίνει όμως χρήση της μεθόδου ECV.

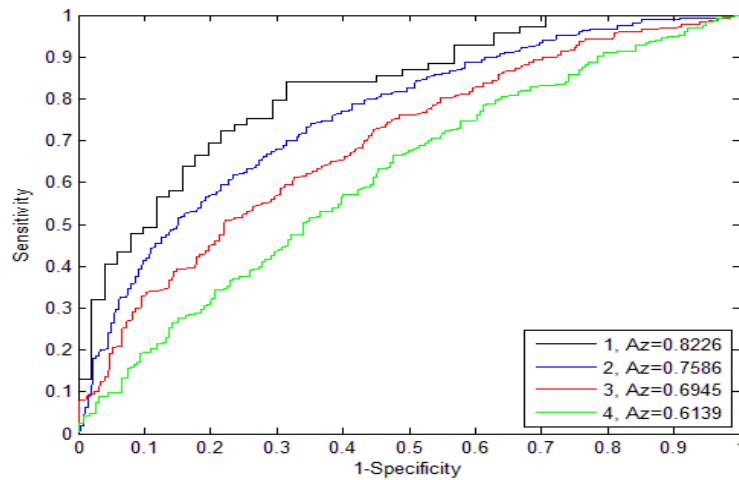
Πίνακας 5.3 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την πυκνότητα του μαστού, με χρήση της μεθόδου LOO.

Πυκνότητα Μαστού	Πλήθος Συμπλεγμάτων	ACC	SN	SP	A_z
1	120	0.767	0.686	0.826	0.823
2	533	0.689	0.655	0.721	0.759
3	579	0.636	0.632	0.639	0.695
4	483	0.592	0.524	0.652	0.614

Πίνακας 5.4 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την πυκνότητα του μαστού, με χρήση της μεθόδου ECV.

Πυκνότητα Μαστού	Πλήθος Συμπλεγμάτων	ACC	SN	SP	A_z
1	120	0.716	0.59	0.846	0.78
2	533	0.69	0.707	0.676	0.748
3	579	0.59	0.587	0.601	0.623
4	483	0.588	0.514	0.646	0.615

Παρατηρούμε ότι η πυκνότητα του μαστού συντελεί αποφασιστικά στην επίδοση της ταξινόμησης, μιας και οι επιδόσεις φθίνουν όσο αυξάνεται η πυκνότητα. Στις δύο πρώτες ομάδες, η ταξινόμηση κρίνεται ικανοποιητική, ενώ στην ομάδα των πυκνών μαστών παρατηρούνται τα περισσότερα διαγνωστικά λάθη. Στο σχήμα 5.5 παρουσιάζονται οι ROC καμπύλες για κάθε διαφορετική ομάδα.

**Σχήμα 5.5** ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφικών διαφορετικής πυκνότητας.

Τα αποτελέσματα αυτά συνάδουν με παρατηρήσεις προηγούμενων ερευνών όπου έχει δειχθεί ότι υψηλή πυκνότητα δυσχεραίνει το έργο των ακτινολόγων. Βασικός λόγος είναι ότι η μεγάλη ποσότητα πυκνού ιστού καθιστά δύσκολη τη διάκριση των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων από τον περιβάλλοντα ιστό, ώστε η μορφολογία τους να μην είναι ευδιάκριτη.

Συνοψίζοντας λοιπόν, στη συγκεκριμένη παράγραφο πραγματοποιήσαμε μετρήσεις σε ομάδες μαστογραφιών με παρόμοια χαρακτηριστικά. Βασικός στόχος ήταν να δείξουμε την επίδραση που έχει η σύσταση του συνόλου δεδομένων στα αποτελέσματα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η διακρίσιμότητα μιας μαστογραφίας και η πυκνότητα του μαστού αποτελούν δύο σημαντικούς παράγοντες που καθορίζουν τη δυσκολία ερμηνείας της. Τα περισσότερα λάθη παρατηρούνται στις περιπτώσεις μεγάλης πυκνότητας μαστού με χαμηλό βαθμό διακρίσιμότητας των ευρημάτων. Ο βασικός λόγος των συγκεκριμένων χαμηλών επιδόσεων είναι προφανής και σχετίζεται με τη δυσκολία επεξεργασίας των μικροασβεστώσεων. Σε περιοχές πυκνού μαστού, ο εντοπισμός των μικροασβεστώσεων αποτελεί ένα πολύ δύσκολο εγχείρημα, μιας και η χαμηλή αντίθεση ευρημάτων και περιβάλλοντος ιστού καθιστά δυσδιάκριτη τη μορφολογία τους. Οι δύο παράγοντες λοιπόν (διακρίσιμότητα και πυκνότητα μαστού) επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό τόσο την κατάτμηση των μικροασβεστώσεων όσο και την περιγραφή της μορφολογίας τους, με αποτέλεσμα να διαμορφώνονται ανάλογα και οι επιδόσεις διαχωρισμού των συμπλεγμάτων στις δύο κατηγορίες.

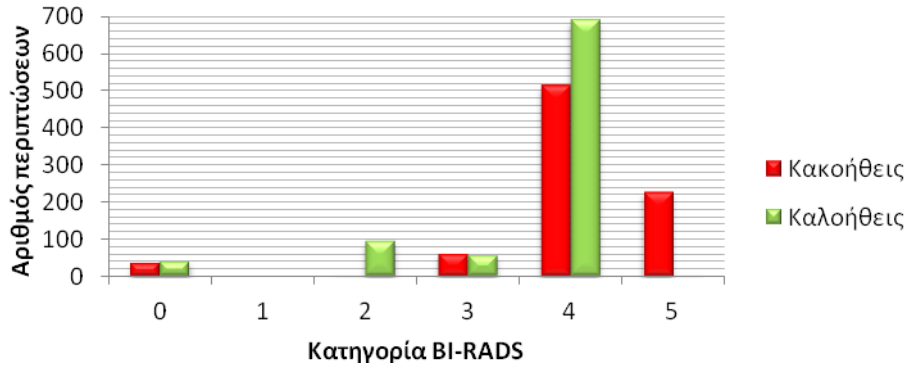
5.3.3 Κατηγοριοποίηση μαστογραφιών με κριτήριο την κατηγορία BI-RADS

Η βάση DDSM περιέχει την πληροφορία για την αξιολόγηση της κάθε μαστογραφίας που έχουν πραγματοποιήσει ακτινολόγοι που συμμετείχαν στο σχεδιασμό της βάσης. Η διάγνωση που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι βασίζεται στο πρότυπο BI-RADS, σύμφωνα με το οποίο μια μαστογραφία κατατάσσεται σε μία από τις 6 κατηγορίες που παρουσιάζονται στον πίνακα 5.5.

Πίνακας 5.5 Κατηγορίες για την αξιολόγηση των μαστογραφιών σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS.

Κατηγορία BI-RADS	Περιγραφή	Ενέργειες που πρέπει να ακολουθηθούν
0	Ανεπαρκής διερεύνηση	Περαιτέρω ιατρικές εξετάσεις
1	Αρνητική (κανένα εύρημα)	Προγραμματισμένη επανεξέταση
2	Σίγουρη καλοήθεια	Προγραμματισμένη επανεξέταση
3	Πιθανή καλοήθεια	Συστήνεται σύντομη επανεξέταση (ύστερα από 6 μήνες για σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων, 4 μήνες για μάζες)
4	Ύποπτη ανωμαλία	Συστήνεται βιοψία
5	Υψηλή πιθανότητα για κακοήθεια	Απαιτείται άμεση βιοψία ή χειρουργική επέμβαση
6	Ιστολογικά αποδεδειγμένη κακοήθεια	Πραγματοποιούνται εξετάσεις ελέγχου μετά από χημειοθεραπείες

Στις περιπτώσεις με τις οποίες εργαστήκαμε δεν υπάρχουν μαστογραφίες κατηγοριοποιημένες ως BI-RADS 1 αντίστοιχα, αφού σε όλες τις περιοχές ενδιαφέροντος υπήρχε τουλάχιστον ένα εύρημα (σύμπλεγμα μικροασβετώσεων). Επίσης, καμία περίπτωση δεν υπάγεται στην κατηγορία BI-RADS 6, αφού η αξιολόγησή τους είχε γίνει από τους ακτινολόγους προτού διαγνωσθεί η ιστολογική κατάσταση με χρήση βιοψίας. Η κατανομή των χρησιμοποιούμενων περιπτώσεων της βάσης ανάλογα με την αξιολόγησή τους κατά BI-RADS παρουσιάζεται στο σχήμα 5.6.



Σχήμα 5.6 Κατανομή περιπτώσεων της βάσης DDSM με βάση την αξιολόγησή του από τους ακτινολόγους κατά το πρότυπο BI-RADS.

Στην κατηγορία BI-RADS 0 κατατάσσονται περιπτώσεις για τις οποίες οι ακτινολόγοι δε διαθέτουν επαρκή στοιχεία για να πραγματοποιήσουν την τελική διάγνωσή του και χρειάζονται επιπλέον εξετάσεις για τη διερεύνηση του ευρήματος. Πρόκειται προφανώς για δύσκολες περιπτώσεις, όπου η μαστογραφία δεν κρίνεται επαρκής για την αξιολόγηση των ευρημάτων.

Στην κατηγορία BI-RADS 2 κατατάσσονται περιπτώσεις που θεωρούνται σίγουρα καλοήθεις από τους ακτινολόγους. Αντίστοιχα για την κατηγορία BI-RADS 5, εδώ κατατάσσονται περιπτώσεις που παρουσιάζουν σαφείς ενδείξεις κακοήθειας. Μπορούμε να συμπεράνουμε συνεπώς πως στις 2 συγκεκριμένες κατηγορίες κατατάσσονται οι περιπτώσεις για τις οποίες οι ακτινολόγοι έχουν ισχυρές ενδείξεις για την παθογένεια του ευρήματος και δεν υπάρχουν μεγάλες αμφιβολίες για την τελική τους απόφαση. Η υπόθεσή μας αυτή επαληθεύεται από την κατανομή που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο σχήμα. Φαίνεται πως το μεγαλύτερο μέρος των περιπτώσεων που αξιολογήθηκαν ως BI-RADS 2 είναι πράγματι καλοήθεις (93 καλοήθεις και 1 κακοήθης), ενώ ακριβώς ίδια παρατήρηση κάνουμε και για την κατηγορία BI-RADS 5 όπου όλες σχεδόν οι περιπτώσεις αποδείχθηκε να είναι κακοήθεις (2 καλοήθεις, 227 κακοήθεις).

Εντελώς αντίθετες παρατηρήσεις μπορούμε να κάνουμε για την κατηγορία BI-RADS 3. Στη συγκεκριμένη κατηγορία υπάρχει μεγάλη αμφιβολία για την πραγματική κατάσταση του ευρήματος. Οι ακτινολόγοι πιστεύουν πως το σύμπλεγμα των μικροασβετώσεων σχετίζεται με καλοήθεις συνθήκες ανάπτυξης, ωστόσο συστήνουν μελλοντική επανεξέταση σε σύντομο χρονικό διάστημα προκειμένου να διαπιστώσουν αν όντως τελικά πρόκειται για καλοήθεια. Πρόκειται για μια κατηγορία που παρουσιάζει πιθανώς τη μεγαλύτερη αμφιβολία από την πλευρά των ακτινολόγων, ενώ συνήθως είναι πολύ λιγότερες οι περιπτώσεις που κατατάσσονται στη συγκεκριμένη κατηγορία

σε σχέση με τις υπόλοιπες [Giannakourou et al. 2010]. Η αμφιβολία για την κατάταξη στη συγκεκριμένη κατηγορία επαληθεύεται και από την κατανομή των περιπτώσεων (61 καλοήθεις, 55 κακοήθεις). Για το συγκεκριμένο σύνολο λοιπόν μαστογραφιών βλέπουμε ότι ενώ σύμφωνα με τους ακτινολόγους το εύρημα θεωρήθηκε αρχικά καλόηθες, τελικά αποδεικνύεται μετά από σύντομο χρονικό διάστημα πως ένα ποσοστό 47% των περιπτώσεων είχε κατηγοριοποιηθεί λανθασμένα.

Τέλος, σε ανάλογες παρατηρήσεις μπορούμε να προχωρήσουμε για το σύνολο των περιπτώσεων που κατατάσσονται στην κατηγορία BIRADS 4. Πρόκειται για περιπτώσεις που παραπέμπονται σε βιοψία καθώς υπάρχουν ενδείξεις πως η ύποπτη ανωμαλία που εντοπίζεται στην μαστογραφία μπορεί να συνδέεται με παρουσία καρκίνου του μαστού. Φαίνεται τελικά όμως, μετά τη βιοψία, πως ένα ποσοστό περίπου ίσο με 57% των περιπτώσεων που αξιολογήθηκαν ως BIRADS 4 αποδείχθηκε πως πρόκειται για καλοήθεις. Το γεγονός αυτό δείχνει πως υπάρχει μεγάλος αριθμός περιπτώσεων βιοψιών, με τις αντίστοιχες συνέπειες που υπάρχουν για την κάθε ασθενή, ωστόσο μπορούμε να είμαστε άμεσα ενήμεροι για την παθολογική κατάσταση του ευρήματος. Συμπερασματικά, όπως και στην περίπτωση της κατηγορίας BIRADS 3, έτσι και στη συγκεκριμένη κατηγορία παρατηρούνται μεγάλες αμφιβολίες για την ορθότητα της απόφασης των ακτινολόγων, καθώς εντοπίζονται εκ των υστέρων πολλά λάθη όσον αφορά την πραγματική ιστολογική κατάσταση του ευρήματος.

Εργαζόμαστε με το κριτήριο της αξιολόγησης των ακτινολόγων όπως στην περίπτωση της διακριτότητας του ευρήματος ή της πυκνότητας του μαστού. Συγκεκριμένα, διαιρούμε το σύνολο των περιπτώσεων σε διαφορετικές υποσύνολα ανάλογα με την κατηγοριοποίηση που έχουν πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι. Στόχος του συγκεκριμένου σταδίου είναι να παρατηρήσουμε τη συμπεριφορά των αυτόματων αλγορίθμων σε συγκεκριμένες κατηγορίες περιπτώσεων. Επειδή οι κατηγορίες 2 και 5 περιέχουν αποκλειστικά καλοήθεις και κακοήθεις περιπτώσεις αντίστοιχα, δεν θα μπορούσε να είναι δυνατή η εκπαίδευση ενός ταξινομητή με ένα σύνολο με τόσο μεγάλο βαθμό ανισορροπίας. Για το λόγο αυτό συνδυάσαμε και τις δύο κατηγορίες σε ένα ενιαίο σύνολο, ώστε να σχηματίσουμε ένα σχετικά ισορροπημένο σύνολο εκπαίδευσης. Τα αποτελέσματα ταξινόμησης για κάθε διαφορετικό σύνολο δεδομένων που προέκυψε με κριτήριο διαχωρισμού την αξιολόγηση BIRADS, παρουσιάζονται στους πίνακες 5.6 και 5.7 για τη μέθοδο LOO και ECV αντίστοιχα.

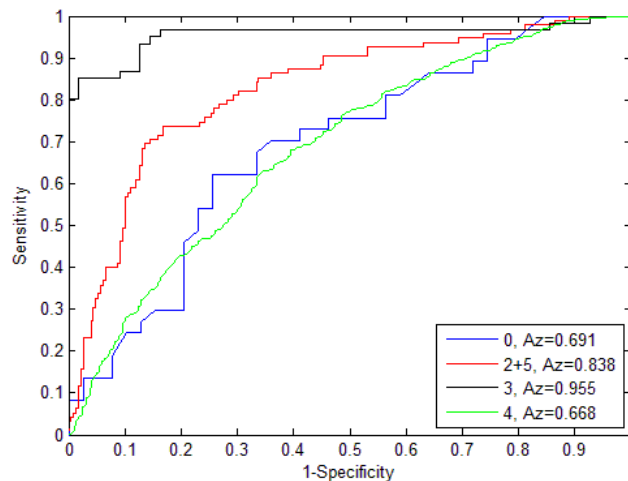
Πίνακας 5.6 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την αξιολόγησή τους κατά BIRADS, με χρήση της μεθόδου LOO.

<i>Αξιολόγηση κατά BIRADS</i>	<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
0	76	0.697	0.703	0.692	0.691
2+5	323	0.82	0.886	0.663	0.838
3	116	0.905	0.927	0.885	0.955
4	1200	0.649	0.489	0.787	0.668

Πίνακας 5.7 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε διαφορετική ομάδα περιπτώσεων με βάση την αξιολόγησή τους κατά BIRADS, με χρήση της μεθόδου ECV.

<i>Αξιολόγηση κατά BIRADS</i>	<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
0	76	0.685	0.702	0.681	0.687
2+5	323	0.814	0.891	0.606	0.841
3	116	0.857	0.808	0.9	0.954
4	1200	0.636	0.503	0.735	0.664

Επίσης, στο σχήμα 5.7 παρουσιάζουμε σε κοινό γράφημα τις 4 καμπύλες ROC ανάλογα με την κατηγορία BI-RADS την οποία πρότειναν οι ακτινολόγοι.

**Σχήμα 5.7** ROC καμπύλες για κάθε ομάδα μαστογραφικών διαφορετικής κατηγορίας BIRADS.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν χρήζουν επιπλέον διερεύνησης και σχολιασμού, καθώς μπορούν να προκύψουν σημαντικά συμπεράσματα. Διαπιστώνουμε καταρχάς πως για το σύνολο των μαστογραφιών που ανήκουν στις κατηγορίες BIRADS 2 και BIRADS 5, τα αποτελέσματα ταξινόμησης που λαμβάνουμε για τον ταξινομητή είναι αρκετά ικανοποιητικά ($A_z=0.84$). Αυτό δείχνει πως το σύστημα λειτουργεί προς τη σωστή κατεύθυνση σε περιπτώσεις σίγουρης καλοήθειας ή κακοήθειας. Κάτι ανάλογο ισχύει και για τις μαστογραφίες της κατηγορίας BIRADS 0, όπου η απόδοση μπορεί να μην είναι τόσο υψηλή όσο στην προηγούμενη περίπτωση ($A_z=0.73$), ωστόσο το γεγονός πως πρόκειται για μαστογραφίες στις οποίες οι ίδιοι οι ακτινολόγοι δεν μπορούσαν να προχωρήσουν σε εκτίμηση, λειτουργεί ενθαρρυντικά για την αξιοπιστία του αυτόματου ταξινομητή. Σε κάθε περίπτωση, τα αποτελέσματα είναι μεγαλύτερα από το κατώφλι τυχαιότητας, συνεπώς είναι εμφανές πως υπάρχουν στις συγκεκριμένες περιπτώσεις χαρακτηριστικά τις οποίες λαμβάνει υπόψη

το σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης για να προβλέψει την καλοήθεια ή την κακοήθεια αντίστοιχα.

Τα χαμηλότερα ποσοστά λαμβάνονται για την κατηγορία BIRADS 4. Κάτι τέτοιο ήταν αναμενόμενο καθώς η συγκεκριμένη κατηγορία περιλαμβάνει τις περισσότερες περιπτώσεις (1200) και είναι λογικό να υπάρχει μεγάλη ποικιλία και όχι περιπτώσεις με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, όπως πιθανώς συμβαίνει στην κατηγορία BIRADS 3 που θα συζητήσουμε αργότερα. Στη συγκεκριμένη κατηγορία υπάρχουν όλες οι περιπτώσεις που παραπέμπονται για βιοψία, προκειμένου να μην υπάρχει αμφιβολία για την ύπαρξη ή όχι παθολογίας και να δρομολογηθεί αμέσως η θεραπευτική αγωγή με βάση το προκύπτον αποτέλεσμα της βιοψίας. Διαπιστώνουμε λοιπόν πως δεν μπορούμε να αναπτύξουμε κάποιο μοντέλο που να μπορεί να εντοπίζει ιδιαίτερα χαρακτηριστικά σε αυτές τις περιπτώσεις και να αυξάνει σημαντικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης.

Το πλέον σημαντικό αποτέλεσμα που λαμβάνουμε αφορά τις περιπτώσεις BIRADS 3. Όπως τονίσαμε και προηγουμένως πρόκειται για περιπτώσεις οι οποίες θεωρούνται καλοήθεις, ωστόσο συστήνεται σύντομα μελλοντική επανεξέταση για την παρακολούθηση της εξέλιξης και την εξακρίβωση της παθολογίας. Για τις μαστογραφίες λοιπόν της συγκεκριμένης κατηγορίας επιτυγχάνουμε και την υψηλότερη επίδοση διαχωρισμού ($Az=0.955$). Η επίδοση αυτή μαρτυρά τη δυνατότητα των προτεινόμενων αλγορίθμων να διακρίνουν την καλοήθεια ή την κακοήθεια περιπτώσεων για τις οποίες οι ακτινολόγοι έχουν αμφιβολίες ως προς την τελική διάγνωσή τους. Είναι λοιπόν φανερό πως για κάποιες μαστογραφίες μεγαλύτερης δυσκολίας, όπως αυτές της συγκεκριμένης κατηγορίας, μπορεί να αναπτυχθεί ένα διαγνωστικό μοντέλο με υψηλή ακρίβεια που θα μπορεί να λειτουργεί συνεπικουρικά προς τον ακτινολόγο, προσφέροντας μια αξιόπιστη δεύτερη γνώμη.

5.4 Επίδραση των χαρακτηριστικών εικόνας στην ταξινόμηση

Στην προηγούμενη παράγραφο καταδείξαμε τη σημαντική επιρροή που ασκεί η σύσταση του συνόλου δεδομένων στην τελική κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων. Ο δεύτερος άξονας των μετρήσεών μας αφορά τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας των διαφόρων ομάδων χαρακτηριστικών εικόνας και την μεταξύ τους σύγκριση ώστε να εντοπίσουμε την πιο σημαντική ομάδα, καθώς και να διερευνήσουμε αν ο συνδυασμός τους βελτιώνει τα επίπεδα ταξινόμησης.

Παρά το γεγονός ότι υπάρχει πληθώρα εργασιών στη βιβλιογραφία για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, δεν υπάρχει ακόμα σαφές συμπέρασμα ποια είναι τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για το διαχωρισμό μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας. Αυτό συμβαίνει επειδή σε λίγες εργασίες έχει γίνει άμεση σύγκριση διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών [Chan et al. 1998], [Soltanian-Zadeh et al. 2004], ενώ αποτελέσματα από διαφορετικές μελέτες είναι δύσκολο να συγκριθούν ευθέως λόγω έλλειψης κοινής βάσης περιπτώσεων. Διαπιστώσαμε λοιπόν ότι υπήρχε η ανάγκη για μια μελέτη που θα στοχεύει στην ευθεία σύγκριση μεταξύ διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών, η οποία συγχρόνως θα γίνει σε ευρεία κλίμακα και θα βασιστεί σε ελεύθερη βάση δεδομένων, έτσι ώστε τα αποτελέσματα να παρουσιάζουν μεγαλύτερη ικανότητα γενίκευσης και να

είναι άμεσα συγκρίσιμα με μεταγενέστερες μελέτες. Η χρήση της βάσης DDSM μας εξασφάλισε αυτήν την βασική επιδίωξη.

Στη συγκεκριμένη ενότητα λοιπόν αρχικά συγκρίνουμε ομάδες χαρακτηριστικών ώστε να βρούμε εκείνη που παρέχει τα υψηλότερα επίπεδα ταξινόμησης. Σε επόμενο στάδιο, συνδυάζουμε τα χαρακτηριστικά μεταξύ τους με δύο διαφορετικούς τρόπους ώστε να διερευνήσουμε αν μπορούμε με το συγκεκριμένο τρόπο να επιτύχουμε βελτίωση των επιδόσεων.

5.4.1 Σύγκριση ομάδων χαρακτηριστικών

Το πρώτο βήμα είναι να εντοπίσουμε την ομάδα των χαρακτηριστικών που συντελεί περισσότερο στην σωστή κατηγοριοποίηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Οι ομάδες αφορούν το είδος της επεξεργασίας που έγινε σε κάθε περιοχή ενδιαφέροντος και είναι αυτές που παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο 3, δηλαδή οι:

- Μορφολογία Μικροασβεστώσεων
- Οπτική Πυκνότητα Μικροασβεστώσεων
- Μορφολογία Συμπλέγματος
- Κατανομή Συμπλέγματος
- Στατιστικά υφής 1^{ης} τάξης
- Στατιστικά υφής 2^{ης} τάξης

Ωστόσο, όπως τονίσαμε στην προηγούμενη ενότητα, τα χαρακτηριστικά εικόνας και ιδιαίτερα οι 4 πρώτες ομάδες που εξαρτώνται από τη φάση κατάτμησης, εξαρτώνται άμεσα από την ποιότητα της μαστογραφίας. Προκειμένου ο έλεγχος των χαρακτηριστικών εικόνας να είναι περισσότερο αντικειμενικός, πρέπει να ελαχιστοποιήσουμε την επίδραση που μπορεί να φέρει το σύνολο δεδομένων και να πραγματοποιήσουμε τη σύγκριση σε ομάδες με κοινά χαρακτηριστικά. Για το λόγο αυτό, και για να μειώσουμε την πολυπλοκότητα της κατηγοριοποίησης μαστογραφιών, θεωρήσαμε δύο βασικές ομάδες ιστών: λιπώδεις ιστούς, στους οποίους κατατάξαμε τους μαστούς των δύο πρώτων κατηγοριών πυκνότητας, και τους πυκνούς ιστούς, όπου κατηγοριοποιήθηκαν οι μαστοί της τρίτης και τέταρτης κατηγορίας πυκνότητας. Ο λόγος που ακολουθήσαμε την συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση είναι επειδή οι δύο πρώτες κατηγορίες ιστών παρουσιάζουν μικρές διαφορές μεταξύ τους, αφού πρόκειται για λιπώδεις ιστούς με διαφορετική αναλογία εμφάνισης ακτινοσκιερύ ιστού (λιγότερο από 50% της επιφάνειας του μαστού είναι ακτινοσκιερύ). Το ίδιο συμβαίνει για τις δύο υπόλοιπες κατηγορίες στις οποίες ανήκουν πυκνοί ιστοί με μεγάλη αναλογία ακτινοσκιερύ ιστού (περισσότερο από 50% του μαστού) [Σκυλακάκη 2007]. Υποθέσαμε ότι η κατηγοριοποίηση ανάλογα με την πυκνότητα σε δύο κύριες κατηγορίες είναι απαραίτητη ώστε να αξιολογήσουμε τα διάφορα χαρακτηριστικά εικόνας με πιο αντικειμενικό τρόπο. Τελικώς, καταλήξαμε σε δύο διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Το πρώτο αποτελείται από 653 συμπλέγματα μικροασβεστώσεων (338 καλοήθη και 315 κακοήθη) που εντοπίζονται σε λιπώδεις μαστούς. Αντίστοιχα, το δεύτερο σύνολο αποτελείται από 1062 συμπλέγματα από πυκνούς ιστούς (544 καλοήθη και 518 κακοήθη). Η διαδικασία σύγκρισης λοιπόν των ομάδων χαρακτηριστικών

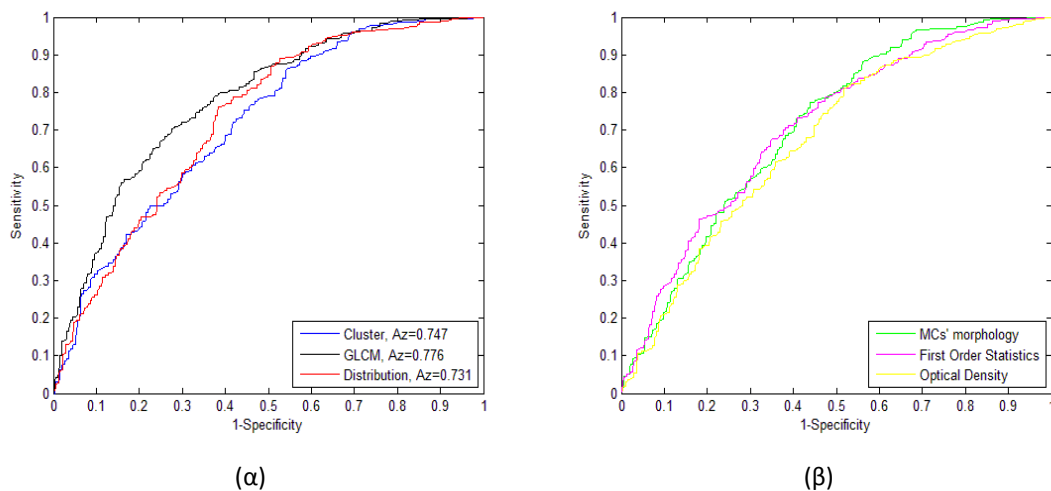
επαναλήφθηκε δύο φορές για καθεμιά από τις δύο βασικές κατηγορίες μαστογραφιών. Στη συνέχεια, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα της σύγκρισης ανά κατηγορία μαστογραφιών.

Λιπώδεις μαστοί

Χρησιμοποιήσαμε αρχικά όλες τις περιπτώσεις που προέρχονται δηλαδή από λιπώδεις μαστούς. Εφαρμόσαμε και πάλι ταξινόμηση, μόνο που στη συγκεκριμένη περίπτωση ελέγξαμε τις επιδόσεις ταξινόμησης για κάθε διαφορετική ομάδα χαρακτηριστικών. Για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών εφαρμόσαμε το σχήμα ταξινόμησης SVM-LOO, αφού προηγήθηκε η επιλογή των καλύτερων χαρακτηριστικών. Η επιλογή βασίστηκε σε εξαντλητική αναζήτηση, ελέγχοντας όλα τα πιθανά υποσύνολα χαρακτηριστικών και διερευνώντας ποιο παρέχει τις υψηλότερες επιδόσεις διαχωρισμού. Τα αποτελέσματα ταξινόμησης παρέχονται στον πίνακα 5.8, ενώ στο σχήμα 5.8 παρουσιάζουμε σε δύο γραφήματα τις ROC καμπύλες κάθε ομάδας χαρακτηριστικών.

Πίνακας 5.8 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών στην περίπτωση των λιπωδών μαστών.

Ομάδα Χαρακτηριστικών	ACC	SN	SP	A_z
Μορφολογία Μικροασβεστώσεων	0.668	0.413	0.905	0.722
Μορφολογία Συμπλέγματος	0.678	0.552	0.796	0.747
Κατανομή Συμπλέγματος	0.685	0.473	0.882	0.731
Οπτική Πυκνότητα	0.628	0.492	0.754	0.671
Στατιστικά υφής 1 ^{ης} τάξης	0.655	0.546	0.757	0.714
Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης	0.701	0.638	0.76	0.776



Σχήμα 5.8 Κοινό γράφημα με ROC καμπύλες των: (α) χαρακτηριστικών συμπλέγματος (cluster), κατανομής (distribution) και στατιστικών 2ης τάξης από τα μητρώα συνεμφάνισης (GLCM) και (β) των μορφολογικών χαρακτηριστικών (MCs' morphology), των στατιστικών 1ης τάξης (First Order) και χαρακτηριστικών οπτικής πυκνότητας (Optical density).

Η σύγκριση αποκαλύπτει ότι κάθε ομάδα χαρακτηριστικών συνεισφέρει διαφορετικά στην ταξινόμηση καλόηθων-κακόηθων συμπλεγμάτων. Τα υψηλότερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται από τα στατιστικά 2^{ης} τάξης όπου το εμβαδόν κάτω του χωρίου της καμπύλης ROC ισούται με 0.776. Ικανοποιητικά αποτελέσματα παρέχουν ακόμη τα χαρακτηριστικά της μορφολογίας του συμπλέγματος και της κατανομής των μικροασβεστώσεων μέσα στο σύμπλεγμα. Ο σημαντικός ρόλος αυτών των χαρακτηριστικών ήταν αναμενόμενος αφού αποτελούν βασικές ενδείξεις που εξετάζουν οι ακτινολόγοι προκειμένου να πραγματοποιήσουν τη διάγνωσή τους. Αντίθετα, τα χαρακτηριστικά οπτικής πυκνότητας των μικροασβεστώσεων και τα στατιστικά 1^{ης} τάξης παρουσιάζουν χαμηλότερες επιδόσεις ταξινόμησης και φαίνεται να συνεισφέρουν λιγότερο στο σωστό διαχωρισμό μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων.

Η πρώτη εκτίμηση λοιπόν από τις συγκρίσεις που παρουσιάσαμε στη συγκεκριμένη υποενότητα είναι ότι υπάρχει μία ομάδα χαρακτηριστικών που υπερέχει σαφώς έναντι των υπολοίπων και παρέχει ικανοποιητικές επιδόσεις στο διαχωρισμό των συμπλεγμάτων. Από τις υπόλοιπες ομάδες κάποιες λειτουργούν επίσης ικανοποιητικά, ενώ άλλες παρέχουν χαμηλότερα αποτελέσματα. Τα συγκεκριμένα συμπεράσματα ωστόσο εξάγονται για την περίπτωση των λιπωδών ιστών, οπότε απαιτείται να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητά τους και στην περίπτωση των πυκνών μαστών.

Πυκνοί μαστοί

Εργαζόμενοι με ανάλογο τρόπο όπως στην περίπτωση των λιπωδών ιστών, επαναλαμβάνουμε την διαδικασία χρησιμοποιώντας όμως αυτή τη φορά ένα νέο υποσύνολο δεδομένων όπου τα συμπλέγματα ανήκουν σε πυκνούς μαστούς. Το συγκεκριμένο σύνολο περιέχει όπως έχουμε ήδη αναφέρει περιέχει 1062 συμπλέγματα, εκ των οποίων τα 544 είναι καλοήθη ενώ τα υπόλοιπα 518 είναι κακοήθη.

Όπως έχουμε τονίσει ήδη τονίσει, η μεγάλη δυσκολία που παρουσιάζεται στην περίπτωση πυκνών μαστών είναι η δυσκολία εντοπισμού των μικροασβεστώσεων, λόγω μικρής αντίθεσης μεταξύ μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού. Στην περίπτωση συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης, το συγκεκριμένο γεγονός οδηγεί σε αυξημένη δυσκολία στα πρώτα στάδια λειτουργίας τους και συγκεκριμένα στη φάση κατάτμησης των ευρημάτων, η οποία όμως επηρεάζει δραστικά τα υπόλοιπα στάδια και ιδιαίτερα το στάδιο εξαγωγής χαρακτηριστικών. Για τους παραπάνω λόγους, και επειδή η κατάτμηση των ευρημάτων είναι πολύ σημαντικό και πολύπλοκο πρόβλημα, αρχική μας υπόθεση ήταν ότι μαστογραφίες μεγαλύτερης πυκνότητας πρέπει να εξεταστούν με διαφορετικό τρόπο. Αυτό συμβαίνει επειδή οι μετρήσεις επί της εικόνας επηρεάζονται σημαντικά από τη φάση κατάτμησης των μικροασβεστώσεων με αποτέλεσμα η διαγνωστική αξία κάποιων χαρακτηριστικών να είναι πιθανόν να υποεκτιμηθεί. Προκειμένου να διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητα των χαρακτηριστικών εικόνας και σε περιπτώσεις όπου η κατάτμηση των ευρημάτων είναι ιδιαίτερα δύσκολη, επαναλαμβάνουμε στη συγκεκριμένη υποενότητα τις μετρήσεις με τον ίδιο αλγόριθμο κατάτμησης και τα ίδια χαρακτηριστικά σε ένα νέο σύνολο που περιέχει περιπτώσεις μόνο πυκνών μαστών. Στόχος είναι, όπως και προηγουμένως, να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα της κάθε ομάδας

στη συγκεκριμένη κατηγορία μαστογραφιών και να διερευνηθεί αν οι επιδόσεις είναι παρόμοιες με την περίπτωση των λιπωδών ιστών.

Επαναλαμβάνοντας λοιπόν τη διαδικασία που ακολουθήσαμε στην περίπτωση των λιπωδών ιστών, αναζητήσαμε για καθεμία από τις έξι ομάδες χαρακτηριστικών με εξαντλητική αναζήτηση το βέλτιστο υποσύνολο και στη συνέχεια εφαρμόσαμε σχήμα ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα που καταγράψαμε παρουσιάζονται στον πίνακα 5.9.

Από την ανάλυση των στοιχείων του πίνακα, παρατηρούμε πως ανάλογα συμπεράσματα μπορούν να εξαχθούν και στην περίπτωση των πυκνών μαστών. Τα καλύτερα αποτελέσματα παρέχονται πάλι από τα στατιστικά 2^{ης} τάξης και τα χαρακτηριστικά συμπλέγματος. Ωστόσο, αυτή τη φορά δεν υπερέχει ξεκάθαρα κάποια ομάδα, αφού τα αποτελέσματα παρουσιάζουν μικρές μεταξύ τους διαφορές. Όσον αφορά λοιπόν την κατάταξη της αποτελεσματικότητας των έξι ομάδων χαρακτηριστικών είναι σε μεγάλο βαθμό ίδια με την κατάταξη που είχαμε παρατηρήσει στους λιπώδεις ιστούς, οι διαφορές όμως στις μεταξύ τους επιδόσεις είναι αρκετά μικρές. Είναι αξιοσημείωτο βέβαια το γεγονός ότι η ομάδα χαρακτηριστικών που περιγράφει τη μορφολογία των μικροασβεστώσεων παρουσιάζει τη χαμηλότερη επίδοση, κάτι που δεν ίσχυε στην περίπτωση των λιπωδών ιστών. Η συγκεκριμένη ομάδα είναι εκείνη που εξαρτάται στο μεγαλύτερο βαθμό από την σωστή κατάτμηση των ευρημάτων, γεγονός που αποδεικνύει πόσο σημαντική είναι η φάση της κατάτμησης της περιοχής ενδιαφέροντος, ιδιαίτερα στην περίπτωση πυκνών μαστών. Επίσης, αν και οι ομάδες των στατιστικών υφής δεν επηρεάζονται από την κατάτμηση, εντούτοις οι επιδόσεις είναι αρκετά χαμηλότερες σε σχέση με τους λιπώδεις ιστούς.

Πίνακας 5.9 Μέτρα επίδοσης των ταξινομητών για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών στην περίπτωση των πυκνών μαστών.

<i>Ομάδα Χαρακτηριστικών</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
Μορφολογία Μικροασβεστώσεων	0.563	0.537	0.588	0.554
Μορφολογία Συμπλέγματος	0.608	0.38	0.825	0.631
Κατανομή Συμπλέγματος	0.608	0.334	0.87	0.606
Οπτική Πυκνότητα	0.561	0.394	0.72	0.578
Στατιστικά υφής 1 ^{ης} τάξης	0.568	0.465	0.665	0.608
Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης	0.608	0.612	0.605	0.636

Η δεύτερη συνεπώς σημαντική παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε είναι ότι τα αποτελέσματα είναι γενικά πολύ χαμηλότερα σε σχέση με αυτά που παρατηρούσαμε στην περίπτωση των λιπωδών ιστών. Αυτό ήταν φυσικά αναμενόμενο με βάση τα αποτελέσματα της παραγράφου 5.3.2. Η διαπίστωση λοιπόν που γίνεται είναι ότι ο συνδυασμός του αλγορίθμου κατάτμησης και των χαρακτηριστικών εικόνας δεν είναι αρκετός για το σαφή διαχωρισμό καλόθων και κακόθων

συμπλεγμάτων που εντοπίζονται σε πυκνούς μαστούς. Οι τιμές της παραμέτρου A_2 είναι αρκετά κοντά στην τιμή 0.5 που υποδεικνύει τυχαιότητα στην ταξινόμηση.

Συνοψίζοντας λοιπόν, η σημαντικότητα της κάθε ομάδας χαρακτηριστικών είναι ίδια και στην περίπτωση των πυκνών μαστών, ενώ συγκεκριμένα τα στατιστικά 2^{ns} τάξης δείχνουν να υπερέχουν συγκριτικά με τις υπόλοιπες ομάδες. Σε μεγαλύτερο βαθμό επηρεάζονται οι επιδόσεις της ομάδας χαρακτηριστικών που περιγράφουν τη μορφολογία των μικροασβεστώσεων. Ωστόσο, οι χαμηλές επιδόσεις λόγω υψηλής πυκνότητας μαστών δεν επιτρέπουν την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων.

5.4.2 Συνδυασμός διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών

Η σύγκριση των επιδόσεων των διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα είναι ιδιαίτερα σημαντική, μιας και αποκαλύπτει ποια ομάδα συνδέεται περισσότερο με το διαχωρισμό μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας. Στην καθημερινή κλινική πρακτική ωστόσο ο κατάλληλος συνδυασμός των διαφόρων χαρακτηριστικών οδηγεί στη βελτιστοποίηση της διάγνωσης. Οι ακτινολόγοι λαμβάνουν υπ' όψη διάφορους παράγοντες που σχετίζονται με τη μορφή των μεμονωμένων μικροασβεστώσεων, την κατανομή τους, το σχήμα του συμπλέγματος καθώς και τη μορφή του περιβάλλοντος ιστού. Όλοι οι συγκεκριμένοι παράγοντες συνεκτιμώνται προκειμένου οι ακτινολόγοι να εξαγουν την τελική τους διάγνωση. Για παράδειγμα, αν σε ένα σύμπλεγμα η κατανομή των μικροασβεστώσεων είναι ύποπτη και αποτελεί ισχυρή ένδειξη κακοήθειας, ενώ αντίθετα η μορφολογία των μικροασβεστώσεων και οι υπόλοιποι παράγοντες λειτουργούν αθωωτικά, το σύμπλεγμα μπορεί να παραπεμφθεί για βιοψία.

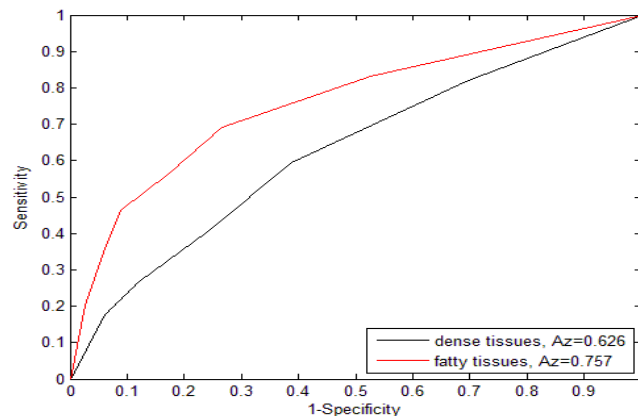
Όλες οι προτεινόμενες ομάδες χαρακτηριστικών όπως παρουσιάστηκαν προηγουμένως, «μιμούνται» την τακτική που ακολουθούν οι ακτινολόγοι ιατροί όταν εξετάζουν μία μαστογραφική εικόνα. Συνεπώς, πέρα από τη μεταξύ τους σύγκριση, πρέπει να διερευνήσουμε αν ο συνδυασμός όλων των ομάδων δύναται να βελτιώσει τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Στην επόμενη ενότητα υποενότητες καταγράφουμε τις επιδόσεις που επιτυγχάνουμε όταν πραγματοποιούμε ταξινόμηση των περιπτώσεων με χρήση όλων των χαρακτηριστικών εικόνας. Ακολουθούμε δύο διαφορετικές προσεγγίσεις: με την πρώτη, εφαρμόζουμε ένα νέο σχήμα ταξινόμησης όπου συνδυάζονται οι αποφάσεις κάθε διαφορετικής ομάδας χαρακτηριστικών με κανόνες πλειοψηφικής ψηφοφορίας. Με τη δεύτερη προσέγγιση, πραγματοποιούμε επιλογή χαρακτηριστικών ώστε να βρούμε το βέλτιστο υποσύνολο και στη συνέχεια εφαρμόζουμε σχήμα ταξινόμησης με χρήση μηχανών διανυσματικής υποστήριξης.

5.4.2.1 Πλειοψηφικός Ταξινομητής

Στη συγκεκριμένη περίπτωση συνδυάζουμε ευθέως τους ταξινομητές που έχουν προκύψει από την εκπαίδευση SVM ταξινομητών για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών ξεχωριστά. Δε δημιουργούμε ένα νέο σύνολο εκπαίδευσης, αλλά αντίθετα συνδυάζουμε τις εξόδους των ταξινομητών του προηγούμενου σταδίου σε ένα νέο σχήμα ταξινόμησης που στηρίζεται σε ψηφοφορία των αρχικών

ταξινομητών, όπου η τελική κατηγοριοποίηση γίνεται με βάση την αρχή της πλειοψηφίας. Με άλλα λόγια, κάθε περίπτωση ταξινομείται από έξι SVM ταξινομητές ως καλοήθης ή κακοήθης. Καταγράφοντας τον αριθμό των ψήφων για καλοήθεια και κακοήθεια αντίστοιχα, ο συνδυαστικός ταξινομητής κατηγοριοποιεί την περίπτωση με βάση ποια απόφαση συγκέντρωσε τις περισσότερες ψήφους.

Προκειμένου να εξάγουμε τη ROC καμπύλη για το συγκεκριμένο ταξινομητή χρειάζεται να ορίσουμε ένα κατώφλι με βάση το οποίο θα προσδιορίσουμε τα σημεία της καμπύλης. Σύμφωνα με τη μεθοδολογία που προτάθηκε από τους [Soltanian-Zadeh et al. 2004], ως κατώφλι ορίζεται ο αριθμός των ψήφων που καθορίζει την τελική απόφαση. Όταν ο αριθμός των ψήφων για κακοήθεια είναι μεγαλύτερος από το κατώφλι ο συνδυαστικός ταξινομητής κατατάσσει την περίπτωση ως κακοήθη, αλλιώς την κατηγοριοποιεί ως καλοήθη. Συγκεκριμένα, μεταβάλλουμε το κατώφλι από -1 έως 6 με βήμα 1. Έτσι, όταν η τιμή του κατωφλίου ισούται με -1 όλες οι περιπτώσεις κατατάσσονται ως κακοήθεις, ενώ αντίθετα για τιμή κατωφλίου ίση με 6 όλες οι περιπτώσεις θεωρούνται καλοήθεις. Με τη συγκεκριμένη πρακτική προκύπτουν έξι σημεία τα οποία χρησιμοποιούνται για το σχηματισμό της αντίστοιχης καμπύλης ROC. Εφαρμόσαμε τη συγκεκριμένη μεθοδολογία και για τις δύο περιπτώσεις (για λιπώδεις και πυκνούς ιστούς) και οι καμπύλες ROC που προέκυψαν αντίστοιχα για κάθε περίπτωση παρουσιάζονται στο σχήμα 5.9.



Σχήμα 5.9 ROC καμπύλες του πλειοψηφικού ταξινομητή στην περίπτωση των λιπωδών (fatty) ιστών και των πυκνών (dense) ιστών.

Στην περίπτωση των λιπωδών ιστών, η τιμή του εμβαδού του χωρίου κάτω από την καμπύλη ισούται με 0.757. Συγκρίνοντας την τιμή αυτή με τις επιδόσεις κάθε ομάδας στον πίνακα 5.3 παρατηρούμε ότι η ταξινόμηση δε βελτιώνεται. Παρά το γεγονός ότι η τιμή 0.757 είναι καλύτερη από τις περισσότερες μεμονωμένες ομάδες, δεν υπερβαίνει την τιμή 0.776 που επιτυγχάνεται από την ομάδα των στατιστικών 2^{15} τάξης. Κάνοντας λοιπόν χρήση του συγκεκριμένου ταξινομητή που στηρίζεται στην ψηφοφορία των αποφάσεων των διάφορων ψηφοφόρων-ταξινομητών, δεν κατορθώνουμε να βελτιώσουμε τα αποτελέσματα αφού ο ταξινομητής που έχει εκπαιδευθεί με τα χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τα μητρώα συνεμφάνισης παραμένει ο καλύτερος.

Ανάλογα συμπεράσματα προκύπτουν και για την περίπτωση των πυκνών ιστών. Η τιμή 0.626 που επιτυγχάνεται από το συνδυαστικό ταξινομητή παραμένει σε πολύ χαμηλά επίπεδα, ενώ είναι συγχρόνως μικρότερη από την αντίστοιχη τιμή του ταξινομητή στατιστικών 2^{ns} τάξης (0.636).

Το συμπέρασμα λοιπόν που εξαγάγουμε είναι ότι ο συνδυασμός των ταξινομητών σε ένα σχήμα πλειοψηφικής ψηφοφορίας δεν είναι κατάλληλος για τη συγκεκριμένη εφαρμογή, αφού υπάρχουν ταξινομητές του 1^{ou} σταδίου που εμφανίζουν καλύτερες επιδόσεις ταξινόμησης σε σχέση με το συνδυαστικό ταξινομητή. Ως εκ τούτου, πρέπει να διερευνηθούν εναλλακτικές μορφές συνδυασμού των διάφορων ομάδων χαρακτηριστικών για να εξασφαλίσουμε βελτιωμένες επιδόσεις ταξινόμησης.

5.4.2.2 Συνδυαστικός SVM ταξινομητής

Αφού παρατηρήσαμε ότι ο συνδυαστικός ταξινομητής της προηγούμενης υποενότητας απέτυχε να βελτιώσει τα συνολικά αποτελέσματα της ταξινόμησης, ακολουθήσαμε μία διαφορετική προσέγγιση ώστε να συνδυάσουμε όλες τις ομάδες χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, επανεκπαίδευσάμε έναν ταξινομητή SVM με χρήση όμως ενός συνόλου εκπαίδευσης που περιείχε όλα τα χαρακτηριστικά εικόνας. Το πρόβλημα σε αυτήν την περίπτωση ήταν ότι πλέον ο αριθμός των χαρακτηριστικών ήταν αρκετά μεγάλος, με αποτέλεσμα να εμπεριέχονται χαρακτηριστικά χωρίς στατιστική σημασία που δε συνεισφέρουν στο διαχωρισμό μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων. Για το λόγο αυτό το πρώτο βήμα στη συγκεκριμένη προσέγγιση περιείχε εφαρμογή μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών ώστε να εντοπίσουμε ένα μικρότερο υποσύνολο που θα μπορούσε να μεγιστοποιήσει τις επιδόσεις ταξινόμησης. Εργαστήκαμε για μια ακόμη φορά διαχωρίζοντας τις περιπτώσεις σε δύο μεγάλες κατηγορίες ανάλογα με την πυκνότητά τους. Ακολουθούν ξεχωριστά τα αποτελέσματα για κάθε κατηγορία μαστογραφιών.

Λιπώδεις μαστοί

Χρησιμοποιήσαμε μόνο τις περιπτώσεις που προέρχονταν από λιπώδη μαστό και δημιουργήσαμε ένα σύνολο εκπαίδευσης που περιείχε όλα τα υπολογισθέντα χαρακτηριστικά εικόνας και από τις έξι διαφορετικές ομάδες χαρακτηριστικών. Καταλήξαμε έτσι σε έναν πίνακα διαστάσεων 653×188, όπου 653 ο αριθμός των περιπτώσεων και 188 ο αριθμός των χαρακτηριστικών εικόνας. Όπως τονίσαμε ήδη, λόγω του μεγάλου αριθμού χαρακτηριστικών, απαιτείται η προ-επεξεργασία του συνόλου με μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών ώστε να απομακρυνθούν χαρακτηριστικά που δε συνεισφέρουν στην ταξινόμηση. Η σύγκριση διαφορετικών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών που πραγματοποιήθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο (Κεφάλαιο 4) ανέδειξε την υπεροχή της μεθόδου RFE που προτάθηκε από τους [Guyon et al. 2002] για την εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου.

Πιο συγκεκριμένα, ακολουθήσαμε την εξής διαδικασία. Αρχικά, κανονικοποιήσαμε το σύνολο εκπαίδευσης στο διάστημα [0,1]. Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε η μέθοδος RFE η οποία κατέταξε σε φθίνουσα σειρά τα χαρακτηριστικά ανάλογα με τη σημαντικότητά τους. Τα υψηλότερα ταξινομημένα χαρακτηριστικά είναι εκείνα που θεωρούνται από τη μέθοδο ως τα πιο σημαντικά για το διαχωρισμό μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Ακολουθώντας

στη συνέχεια τη σειρά ταξινόμησης των χαρακτηριστικών δημιουργήσαμε ισάριθμα σύνολα εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, το πρώτο σύνολο εκπαίδευσης περιείχε μόνο το σημαντικότερο χαρακτηριστικό (διαστάσεις 653×1), το δεύτερο σύνολο εκπαίδευσης περιείχε τα δύο σημαντικότερα χαρακτηριστικά (διαστάσεις 653×2) κ.ο.κ., ώστε τελικά να δημιουργήσουμε 188 διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης. Για να ελέγξουμε την αποδοτικότητα του κάθε διαφορετικού συνόλου, εκπαιδεύσαμε ισάριθμες φορές ένα σχήμα ταξινόμησης καταγράφοντας κάθε φορά την τιμή A_z , που αποτελεί το πιο αντικειμενικό κριτήριο για την αποτελεσματικότητα της ταξινόμησης. Οι τιμές της παραμέτρου A_z σε συνάρτηση με τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών απεικονίζονται στο σχήμα 5.10.



Σχήμα 5.10 Γραφική παράσταση των τιμών A_z σε συνάρτηση με τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών σύμφωνα με την προτεινόμενη κατάταξη από τη μέθοδο RFE για την περίπτωση των λιπωδών μαστών.

Από το διάγραμμα του σχήματος 5.10 μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι τα αποτελέσματα παρουσιάζουν μικρή διασπορά. Αρχικά, για μικρό αριθμό χαρακτηριστικών, οι τιμές της A_z παραμέτρου είναι χαμηλές και σταδιακά αυξάνουν όσο μεγαλώνει ο αριθμός των χαρακτηριστικών μέχρι να φτάσει στα 23, όπου παρατηρείται η μέγιστη τιμή της A_z . Από τη συγκεκριμένη τιμή και μετά υπάρχει μια σταδιακή πτώση, ενώ οι επιδόσεις δεν αλλάζουν σημαντικά μετά από έναν ορισμένο αριθμό χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, η παράμετρος A_z για τα σύνολα που περιέχουν περισσότερα από 80 χαρακτηριστικά παραμένει με μικρές αποκλίσεις στο εύρος τιμών [0.77-0.79].

Πίνακας 5.10 Μέτρα επίδοσης του ταξινομητή με και χωρίς τη χρήση μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών για την περίπτωση λιπωδών μαστών.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	A_z	<i>Αριθμός χαρακτηριστικών</i>
RFE μέθοδος	0.735	0.651	0.814	0.826	23
Χωρίς μέθοδο επιλογής	0.744	0.727	0.76	0.79	188

Στον πίνακα 5.10 παρουσιάζονται συγκεντρωτικά οι επιδόσεις για το αποδοτικότερο σύνολο χαρακτηριστικών της μεθόδου RFE, καθώς και τα αντίστοιχα αποτελέσματα χωρίς επιλογή

χαρακτηριστικών. Για το τελευταίο σύνολο χαρακτηριστικών η τιμή της παραμέτρου υπολογίστηκε ίση με 0.79. Η τιμή αυτή δείχνει τις επιδόσεις που επιτυγχάνονται χωρίς χρήση επιλογής χαρακτηριστικών, μιας και το συγκεκριμένο σύνολο περιέχει και τα 188 χαρακτηριστικά εικόνας. Συνεπώς, χάρη στη χρήση της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών, βλέπουμε ότι υπάρχει ένα σύνολο 23 χαρακτηριστικών που μεγιστοποιεί τα αποτελέσματα. Έχει ιδιαίτερη σημασία να καταγράψουμε τα χαρακτηριστικά αυτά που φαίνεται να συνεισφέρουν δραστικά στο διαχωρισμό μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας, γι αυτό και τα παρουσιάζουμε στον πίνακα 5.11.

Πίνακας 5.11 Τα 23 πιο σημαντικά χαρακτηριστικά για το διαχωρισμό συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σύμφωνα με τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών RFE.

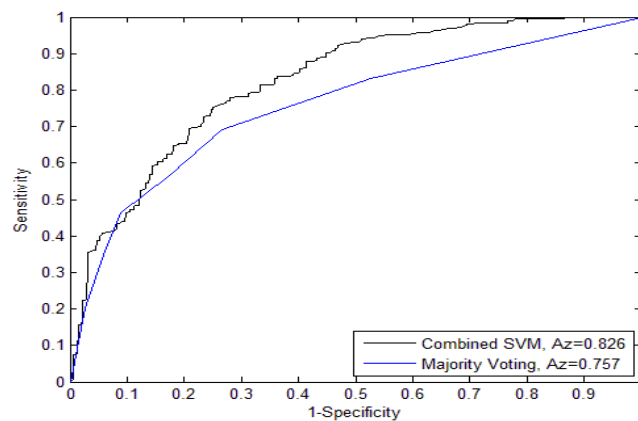
<i>Κατάταξη</i>	<i>Χαρακτηριστικό</i>	<i>Ομάδα χαρακτηριστικών</i>
1	Εύρος αποστάσεων μεταξύ γειτονικών μικροασβεστώσεων	Κατανομή συμπλέγματος
2	Περίμετρος συμπλέγματος	Μορφολογία συμπλέγματος
3	Ελάχιστη τιμή φωτεινότητας μικροασβεστώσεων	Οπτική πυκνότητα
4	Μήκος δευτερεύοντα άξονα	Μορφολογία συμπλέγματος
5	Μέγιστη τιμή συμπαγότητας	Μορφολογία Μικροασβεστώσεων
6	Τυπική απόκλιση αθροίσματος διακυμάνσεων (variance)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
7	Εντροπία διαφορών (90°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
8	Αντίθεση (135°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
9	Ισοδύναμη διάμετρος συμπλέγματος	Μορφολογία συμπλέγματος
10	Τυπική απόκλιση συμπαγότητας μικροασβεστώσεων	Μορφολογία Μικροασβεστώσεων
11	Εκκεντρότητα συμπλέγματος	Μορφολογία συμπλέγματος
12	Τυπική απόκλιση αντίθεσης	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
13	Άθροισμα τετραγώνων (90°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
14	Μέγιστη Συνιστώσα Συσχέτισης (135°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
15	Μέση τιμή μεγέθους μικροασβεστώσεων	Μορφολογία Μικροασβεστώσεων
16	Εύρος αποστάσεων από το κέντρο του συμπλέγματος	Κατανομή συμπλέγματος
17	Αντίθεση (0°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
18	Ελάχιστη απόσταση γειτονικών μικροασβεστώσεων	Κατανομή συμπλέγματος
19	Εντροπία διαφορών (45°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
20	Τυπική απόκλιση εντροπίας διαφορών	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
21	Εύρος αθροίσματος εντροπίας	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
22	Δεύτερη γωνιακή ροπή (0°)	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης
23	Μέση τιμή εντροπίας διαφορών	Στατιστικά υφής 2 ^{ης} τάξης

Είναι αξιοσημείωτο το γεγονός ότι η πλειοψηφία των χαρακτηριστικών που θεωρούνται σημαντικά από τη μέθοδο RFE σχετίζονται με τις ομάδες στατιστικών 2^{ης} τάξης, τη κατανομή των μικροασβεστώσεων και τη μορφολογία του συμπλέγματος. Είναι προφανές ότι πολλά από αυτά τα χαρακτηριστικά παίζουν σημαντικό ρόλο στη διάκριση των συμπλεγμάτων, γι αυτό και κατατάσσονται σε υψηλές θέσεις από την μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών. Αντίθετα,

χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τα στατιστικά 1^{ης} τάξης ή την οπτική πυκνότητα των μικροασβεστώσεων φαίνεται να σχετίζονται λιγότερο με το συγκεκριμένο πρόβλημα διαχωρισμού.

Ο συνδυασμός όλων των χαρακτηριστικών σε ένα κοινό σύνολο εκπαίδευσης και η αναζήτηση ενός βέλτιστου υποσυνόλου φαίνεται να λειτουργούν ευεργετικά για την ταξινόμηση καλόθων-κακόθων συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Σε αντίθεση με το συνδυαστικό ταξινομητή του προηγούμενου σταδίου που υλοποιήθηκε με πλειοψηφία διαφόρων ταξινομητών-συνιστωσών και δε βελτίωνε τις επιδόσεις, με τη συγκεκριμένη προσέγγιση επιτυγχάνουμε καλύτερα αποτελέσματα. Χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών, η τιμή της παραμέτρου A_z ισούται με 0.79, επίδοση που είναι καλύτερη από την τιμή 0.776 που επιτυγχάνεται μόνο με χρήση των χαρακτηριστικών από τα μητρώα συνεμφάνισης. Μάλιστα, η εφαρμογή της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών, βελτιώνει περαιτέρω τα αποτελέσματα, αφού παρατηρείται μια μικρή αύξηση στην τιμή της παραμέτρου A_z από 0.79 σε 0.826.

Στο σχήμα 5.11, παρουσιάζουμε σε κοινό γράφημα τις ROC καμπύλες του συνδυαστικού SVM ταξινομητή (combined SVM) και του πλειοψηφικού ταξινομητή (Majority Voting) ώστε να είναι άμεση η μεταξύ τους σύγκριση. Συνοψίζοντας λοιπόν, ο συνδυαστικός ταξινομητής του συγκεκριμένου σταδίου που εκπαιδεύεται με χαρακτηριστικά από όλες τις ομάδες είναι ο πλέον αποδοτικός για το διαχωρισμό συμπλεγμάτων από λιπώδεις μαστούς, μιας και επιτυγχάνει τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης. Στο επόμενο βήμα, θα πραγματοποιήσουμε τις ίδιες μετρήσεις για την περίπτωση και των πυκνών μαστών ώστε να διερευνήσουμε αν θα εξαγάγουμε ανάλογα συμπεράσματα.

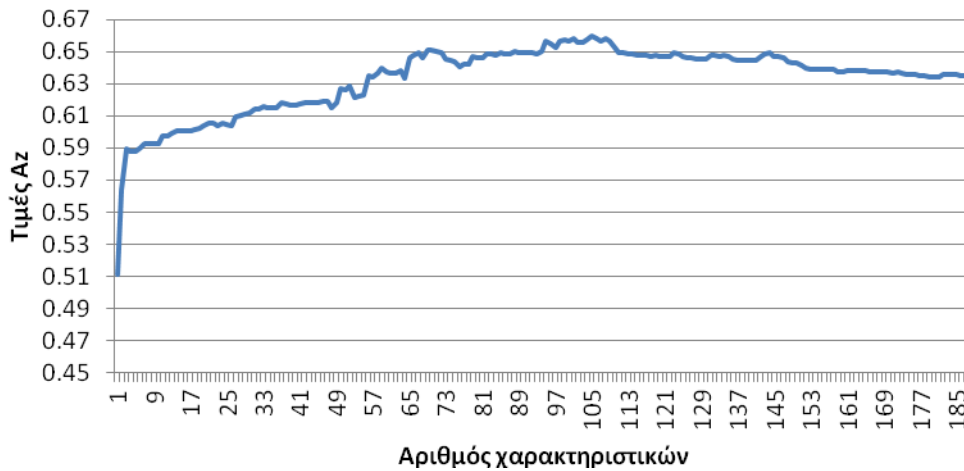


Σχήμα 5.11 ROC καμπύλες των δύο συνδυαστικών ταξινομητών για την περίπτωση των λιπωδών μαστών.

Πυκνοί μαστοί

Εργαζόμενοι όπως στην περίπτωση των λιπωδών μαστών, χρησιμοποιήσαμε αυτή τη φορά μόνο το δεύτερο σύνολο μαστογραφιών με περιπτώσεις από πυκνούς μαστούς. Το σύνολο εκπαίδευσης ήταν ένας πίνακας διαστάσεων 1062×188, όπου 1062 ο αριθμός των περιπτώσεων και 188 ο αριθμός των χαρακτηριστικών εικόνας. Ακολουθήσαμε ακριβώς την ίδια διαδικασία όπως στην περίπτωση των λιπωδών ιστών, δηλαδή κανονικοποιήσαμε το σύνολο εκπαίδευσης, εφαρμόσαμε τη μέθοδο RFE για

να προκύψει κατάταξη των χαρακτηριστικών, δημιουργήσαμε 188 διαφορετικά σύνολα εκπαίδευσης και αξιολογήσαμε κάθε σύνολο εκτιμώντας την παράμετρο A_z . Στο σχήμα 5.12 παρουσιάζουμε τις τιμές για την παράμετρο A_z σε σχέση με το χρησιμοποιούμενο αριθμό χαρακτηριστικών.



Σχήμα 5.12 Γραφική παράσταση των τιμών A_z σε συνάρτηση με τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών σύμφωνα με την προτεινόμενη κατάταξη από τη μέθοδο RFE για την περίπτωση των πυκνών μαστών.

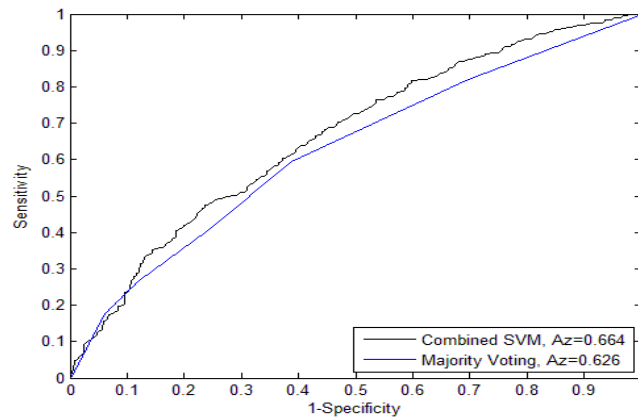
Παρατηρούμε ότι, όπως και στην περίπτωση των λιπωδών μαστών, υπάρχει μικρή διασπορά των τιμών της παραμέτρου A_z στο εύρος [0.63,065]. Όπως αναμενόταν, τα αποτελέσματα είναι σημαντικά χαμηλότερα στη συγκεκριμένη κατηγορία μαστών. Για το υποσύνολο των 105 καλύτερων χαρακτηριστικών παρατηρούμε και τη μεγαλύτερη τιμή που ισούται με 0.664. Η αντίστοιχη τιμή A_z χωρίς επιλογή χαρακτηριστικών είναι 0.634. Η μέθοδος επιλογής εύρωστων χαρακτηριστικών βελτιώνει ελαφρά τις επιδόσεις. Μειώνοντας παράλληλα σε μεγάλο βαθμό την πολυπλοκότητα της ταξινόμησης, αφού τα συγκεκριμένα αποτελέσματα επιτυγχάνονται με χρήση σχεδόν των μισών χαρακτηριστικών. Στον πίνακα 5.12 καταγράφουμε τις επιδόσεις του ταξινομητή με και χωρίς την εφαρμογή της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών.

Πίνακας 5.12 Μέτρα επίδοσης του ταξινομητή με και χωρίς τη χρήση μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών για την περίπτωση πυκνών μαστών.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	A_z	<i>Αριθμός χαρακτηριστικών</i>
RFE μέθοδος	0.614	0.583	0.643	0.664	105
Χωρίς μέθοδο επιλογής	0.612	0.564	0.659	0.634	188

Όπως και στην περίπτωση των λιπωδών ιστών, έτσι και στην περίπτωση των πυκνών μαστών παρατηρούμε ότι η εκπαίδευση με το σύνολο ενός υποσυνόλου των χαρακτηριστικών βελτιώνει σε μικρό βαθμό τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Η εφαρμογή της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών οδηγεί σε ένα υποσύνολο με 105 χαρακτηριστικά, ενώ και η τιμή της A_z αυξάνεται από 0.634 σε 0.664. Σε αντίθεση λοιπόν με τον αντίστοιχο συνδυαστικό ταξινομητή που βασιζόταν σε

ψηφοφορία, η παρούσα προσέγγιση δύναται να αυξήσει τις επιδόσεις στο διαχωρισμό των συμπλεγμάτων. Η διαπίστωση αυτή αποτυπώνεται και στο σχήμα 5.13 από την κοινή απεικόνιση των ROC καμπύλων των δύο συνδυαστικών ταξινομητών για την περίπτωση των πυκνών μαστών.



Σχήμα 5.13 ROC καμπύλες των δύο συνδυαστικών ταξινομητών για την περίπτωση των πυκνών μαστών.

Το τελικό συμπέρασμα λοιπόν που μπορούμε να εξάγουμε είναι ανάλογο με εκείνο που διαπιστώσαμε στην περίπτωση των λιπωδών ιστών. Η εφαρμογή της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών σε ένα σύνολο που περιέχει χαρακτηριστικά από όλες τις κατηγορίες παρέχει συνδυαστικές βελτιωμένες επιδόσεις σε σχέση με εκείνες που σημειώσαμε κάνοντας ταξινόμηση για κάθε κατηγορία χαρακτηριστικών ξεχωριστά. Το γεγονός αυτό δείχνει ότι κάθε ομάδα χαρακτηριστικών περιέχει χαρακτηριστικά σημαντικά για το διαχωρισμό των συμπλεγμάτων, τα οποία αν συνδυαστούν βελτιώνουν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης. Ωστόσο, στην περίπτωση των πυκνών μαστών, τα αποτελέσματα είναι πιο χαμηλά σε σχέση με εκείνα που παρατηρήσαμε στους λιπώδεις μαστούς.

5.5 Συγκριτική μελέτη αποτελεσμάτων ταξινόμησης

Στις προηγούμενες παραγράφους διερευνήσαμε τους παράγοντες που διαμορφώνουν τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Δείξαμε ότι πρωταρχικό ρόλο διαδραματίζει η σύσταση του συνόλου των μαστογραφιών που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και τον έλεγχο του ταξινομητή. Εκμεταλλευόμενοι τις συγκεκριμένες παρατηρήσεις, διαμορφώσαμε δύο υποσύνολα μαστογραφιών με βάση την πυκνότητα του μαστού, ώστε να μελετήσουμε τη σημαντικότητα των χαρακτηριστικών εικόνας και να διαμορφώσουμε ένα σχήμα ταξινόμησης με επιλογή εύρωστων χαρακτηριστικών για κάθε υποσύνολο. Για να αποκτήσουμε πλήρη εικόνα της δυναμικής των αποτελεσμάτων, πρέπει να εξετάσουμε αν είναι συγκρίσιμα με τις επιδόσεις των ακτινολόγων που θα εξέταζαν τις ίδιες μαστογραφίες, ώστε να συμπεράνουμε αν οι προτεινόμενες μεθοδολογίες μπορούν να συνδράμουν το έργο των ιατρών. Στη συγκεκριμένη λοιπόν παράγραφο συγκρίνουμε τις επιδόσεις του αυτόματου συστήματος με τις αντίστοιχες των ακτινολόγων. Αρχικά, παρουσιάζουμε συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα για τη βάση MIAS, για ολόκληρη τη βάση DDSM και για κάθε υποσύνολο ξεχωριστά και ακολουθεί εκτεταμένη συζήτηση για την σύγκρισή τους με τα αντίστοιχα των ακτινολόγων.

5.5.1 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ταξινόμησης συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης για τη βάση MIAS

Η βάση MIAS δεν χρησιμοποιήθηκε καθόλου μέχρι το συγκεκριμένο σημείο. Ο βασικός λόγος είναι ότι λόγω του μικρού μεγέθους της δεν μπορούμε να εξάγουμε σαφή συμπεράσματα για την ικανότητα διαχωρισμού του ταξινομητή. Επίσης, σε αντίθεση με τη βάση DDSM, η βάση MIAS δεν περιέχει αναλυτικές πληροφορίες για την πυκνότητα του μαστού, τη διακριτότητα των συμπλεγμάτων των μικροασβεστώσεων και τη διάγνωση που έχουν πραγματοποιήσει εξειδικευμένοι ακτινολόγοι. Ως εκ τούτου, οι περιπτώσεις από τη βάση MIAS δεν είχαν πρακτική εφαρμογή στις προηγούμενες μετρήσεις που διεξήγαμε για την μελέτη συγκεκριμένων παραγόντων.

Ωστόσο, αν και το δείγμα είναι μικρό, προχωρήσαμε σε ανάλυση του συγκεκριμένου συνόλου ώστε να είμαστε σε θέση να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα που επιτυγχάνουμε με τα αντίστοιχα από προηγούμενες δημοσιευμένες μελέτες. Το συγκεκριμένο σύνολο περιλαμβάνει συνολικά 22 περιπτώσεις με επισημασμένες περιοχές ενδιαφέροντος που περιέχουν σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων. Τα 12 εξ' αυτών είναι κακόηθη συμπλέγματα ενώ τα υπόλοιπα 10 καλόηθη. Τέλος, όλες οι μαστογραφίες προέρχονται από λήψη MedioLateral.

Ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία όπως και στις μαστογραφίες από τη βάση DDSM. Για κάθε περιοχή εξάγαμε τα 188 χαρακτηριστικά εικόνες που περιγράψαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο, ώστε να σχηματίσουμε το σύνολο εκπαίδευσης 22×188. Το συγκεκριμένο σύνολο εκπαίδευσης μετά από κατάλληλη επιλογή των πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών τροφοδότησε ένα σχήμα ταξινόμησης το οποίο αξιολογήθηκε με τη μέθοδο LOO. Τα αποτελέσματα που επιτυγχάνονται παρουσιάζονται στον πίνακα 5.13.

Πίνακας 5.13 Μέτρα επίδοσης για το σύνολο μαστογραφιών από τη βάση MIAS.

<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
22	0.909	0.833	1.000	0.942

Τα αποτελέσματα που λαμβάνουμε είναι αρκετά υψηλά φανερώνοντας ότι επιτυγχάνουμε ικανοποιητικό διαχωρισμό καλόηθων και κακόηθων περιπτώσεων. Αν και το δείγμα είναι μικρό και δεν ενδείκνυται για σαφή συμπεράσματα, τα συγκεκριμένα αποτελέσματα είναι υψηλότερα από τα αντίστοιχα προηγούμενων μελετών, γεγονός που δείχνει ότι οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι λειτουργούν προς τη σωστή κατεύθυνση. Σε επόμενη παράγραφο προχωράμε σε αναλυτικότερη σύγκριση των μεθόδων μας με αντίστοιχες δημοσιευμένες εργασίες.

5.5.2 Συγκεντρωτικά αποτελέσματα ταξινόμησης συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης για τη βάση DDSM

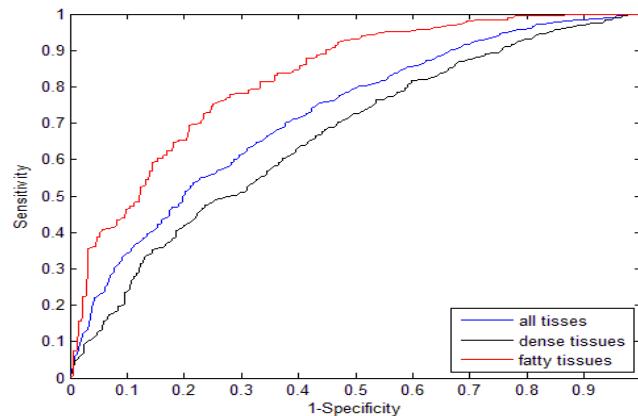
Για τη σύγκριση των διαφορετικών ομάδων χαρακτηριστικών εικόνας καθώς και για το συνδυασμό τους ακολουθήσαμε το διαχωρισμό των μαστογραφιών σε δύο βασικές κατηγορίες ανάλογα με την πυκνότητα του μαστού, σε λιπώδεις και πυκνούς. Παρατηρήσαμε ότι στην περίπτωση των λιπωδών

μαστών επιτυγχάνουμε υψηλότερα ποσοστά ταξινόμησης. Για λόγους πληρότητας, στη συγκεκριμένη παράγραφο ελέγχουμε την απόδοση του ταξινομητή σε όλη τη διαθέσιμη βάση μαστογραφιών, δηλαδή και στις 1715 περιπτώσεις. Εργαζόμενοι με ανάλογο τρόπο όπως σε όλες τις προηγούμενες περιπτώσεις, εφαρμόσαμε τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών RFE για ολόκληρο το σύνολο εκπαίδευσης (1715×188) για να προκύψει κατάταξη των χαρακτηριστικών εικόνας. Αναζητήσαμε στη συνέχεια το βέλτιστο υποσύνολο που μεγιστοποιεί την παράμετρο A_z . Τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για ολόκληρη τη βάση, καθώς και για τα υποσύνολα των λιπωδών και πυκνών μαστών παρουσιάζονται στον πίνακα 5.14.

Πίνακας 5.14 Μέτρα επίδοσης για ολόκληρη τη βάση και για τα υποσύνολα των λιπωδών και πυκνών μαστών.

	Πλήθος Συμπλεγμάτων	ACC	SN	SP	A_z
Όλοι οι μαστοί	1715	0.657	0.577	0.732	0.723
Λιπώδεις Μαστοί	653	0.735	0.651	0.814	0.826
Πυκνοί Μαστοί	1062	0.614	0.583	0.643	0.664

Στο σχήμα 5.14, παρουσιάζονται σε κοινό γράφημα οι καμπύλες ROC και για τα τρία σχήματα ταξινόμησης. Όπως αναμενόταν, τα υψηλότερα αποτελέσματα επετεύχθησαν στο σύνολο των λιπωδών μαστών. Τα αποτελέσματα ταξινόμησης για τους πυκνούς μαστούς είναι αρκετά χαμηλότερα, ενώ οι επιδόσεις για ολόκληρη τη βάση που περιέχει περιπτώσεις όλων των πυκνοτήτων κυμαίνονται σε μέτρια επίπεδα.



Σχήμα 5.14 Καμπύλες ROC για την περίπτωση όλων των περιπτώσεων (all), των λιπωδών (fatty) και πυκνών (dense) μαστών.

Η τιμή $A_z=0.826$ που επιτυγχάνεται για το σύνολο των 653 περιπτώσεων είναι αρκετά υψηλή και συγκρίσιμη με αποτελέσματα άλλων δημοσιευμένων εργασιών, ενώ η τιμή $A_z=0.723$ που επιτυγχάνεται για όλες τις περιπτώσεις είναι υψηλότερη από 0.5, τιμή που μαρτυρά τυχαιότητα στην ταξινόμηση, ωστόσο δεν είναι πολύ υψηλή και σίγουρα χαμηλότερη από άλλες επιδόσεις που αναφέρονται στη βιβλιογραφία. Ωστόσο, όπως θα συζητήσουμε σε επόμενη παράγραφο, πρόκειται

για το μεγαλύτερο σύνολο που έχει χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων, συνεπώς τα αποτελέσματα είναι πιο αντικειμενικά σε σύγκριση με άλλες δημοσιευμένες μελέτες πάνω στο συγκεκριμένο θέμα.

5.5.3 Αξιολόγηση των χαρακτηριστικών της βάσης DDSM

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει, οι ακτινολόγοι για να προτυποποιήσουν την περιγραφή των μαστογραφικών ευρημάτων αλλά και τη διάγνωσή τους χρησιμοποιούν όρους που περιγράφονται από το διεθνές πρότυπο BI-RADS, οι οποίοι έχουν παρουσιαστεί στο 1^ο κεφάλαιο. Κάθε περίπτωση στη βάση DDSM συνοδεύεται από αρχεία που περιέχουν πληροφορίες για τη μαστογραφία με βάση το συγκεκριμένο πρότυπο τις οποίες παρείχαν οι ακτινολόγοι που συνεργάστηκαν για τη δημιουργία της βάσης. Συγκεκριμένα, για κάθε μαστογραφία μπορούμε να αξιοποιήσουμε τα ακόλουθα χαρακτηριστικά: (1) ηλικία της ασθενούς, (2) πυκνότητα του μαστού, (3) τύπος μικροασβεστώσεων, (4) κατανομή μικροασβεστώσεων, (5) σχήμα μάζας, (6) όρια μάζας, (7) διακριτότητα (subtlety) και (8) αξιολόγηση του ευρήματος. Οι πιθανοί τύποι των μικροασβεστώσεων και οι κατανομές τους παρουσιάστηκαν στο 1^ο κεφάλαιο, στους πίνακες 1.1 και 1.2 αντίστοιχα, ενώ η αξιολόγησή τους γίνεται σε μία από τις κατηγορίες που παρουσιάζονται στον πίνακα 5.5 του παρόντος κεφαλαίου.

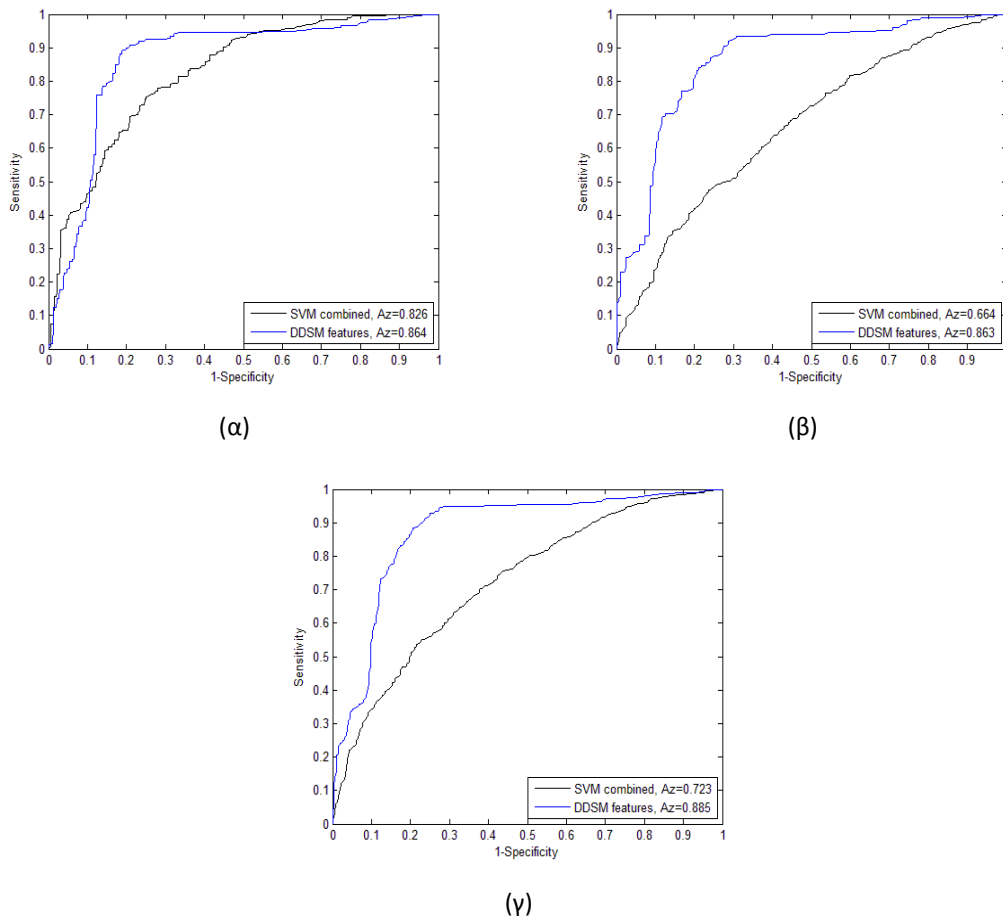
Είναι προφανές ότι πρόκειται για χαρακτηριστικά που δε σχετίζονται με αυτόματη ανάλυση της μαστογραφίας, αλλά αντίθετα χρησιμοποιούνται διεθνώς από τους ακτινολόγους για την περιγραφή των μαστογραφιών και των ευρημάτων με όρους βασισμένους σε ένα κοινό πρότυπο. Ως εκ τούτου, τα χαρακτηριστικά αυτά δεν μπορούν να αποτελέσουν κομμάτι ενός αυτόματου συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης μιας και δε σχετίζονται με επεξεργασία της ιατρικής εικόνας, ενώ ενέχουν μεγάλο βαθμό υποκειμενικότητας, αφού προκύπτουν από τη διάγνωση των ακτινολόγων ιατρών. Ωστόσο, έχει ήδη αξιοποιηθεί η χρήση τους για το διαχωρισμό μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων σε προηγούμενες μελέτες, οδηγώντας μάλιστα σε πολύ υψηλά ποσοστά διαχωρισμού [Lo et al. 2003], [Verma et al. 2010], [Yoon and Kim 2009].

Πίνακας 5.15 Μέτρα επίδοσης για την ομάδα των χαρακτηριστικών σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS.

	<i>Πλήθος Συμπλεγμάτων</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
Όλοι οι μαστοί	1715	0.85	0.807	0.891	0.885
Λιπώδεις Μαστοί	653	0.897	0.86	0.932	0.915
Πυκνοί Μαστοί	1062	0.816	0.789	0.842	0.863

Για λόγους πληρότητας, παραθέτουμε στη συγκεκριμένη ενότητα τα αποτελέσματα ταξινόμησης σε ένα νέο σύνολο δεδομένων που περιέχει μόνο τα παραπάνω 8 χαρακτηριστικά που βασίζονται στο πρότυπο BIRADS. Προηγήθηκε η κωδικοποίηση των χαρακτηριστικών σε αριθμητικές τιμές με βάση το πρότυπο που προτάθηκε στην εργασία των [Lo et al 2003]. Οι επιδόσεις του σχήματος ταξινόμησης παρουσιάζονται στον πίνακα 5.15.

Όπως αναμέναμε, τα αποτελέσματα ταξινόμησης είναι ιδιαίτερα υψηλά και είναι σε συμφωνία με τα αντίστοιχα προηγούμενων μελετών που είχαν αξιοποιήσει τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Συγκρίνοντας τις επιδόσεις του συγκεκριμένου συνόλου με εκείνες που επιτυγχάνουν οι υπόλοιπες προτεινόμενες ομάδες χαρακτηριστικών, παρατηρούμε ότι η συγκεκριμένη ομάδα υπερέχει ξεκάθαρα. Στο σχήμα 5.15 παρουσιάζουμε σε κοινό γράφημα τις ROC καμπύλες μεταξύ των χαρακτηριστικών της βάσης DDSM και των χαρακτηριστικών εικόνας τόσο για την περίπτωση των λιπωδών όσο και την περίπτωση των πυκνών ιστών, με βάση τα αποτελέσματα της ενότητας 5.5.1 όπου είναι εμφανής η μεγάλη διαφορά της αποτελεσματικότητας στο διαχωρισμό των συμπλεγμάτων, ιδιαίτερα για τους πυκνούς μαστούς.



Σχήμα 5.15 ROC καμπύλες για τη σύγκριση των χαρακτηριστικών της βάσης DDSM και των χαρακτηριστικών εικόνας στην περίπτωση (α) λιπωδών μαστών και (β) πυκνών μαστών και (γ) όλων των μαστών.

Τα χαρακτηριστικά που παρέχει η βάση δεδομένων DDSM προέρχονται από την περιγραφή των ακτινολόγων και μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο ως πηγή πληροφοριών για τις μαστογραφίες και όχι ως βάση για την υποβοηθούμενη διάγνωση. Τα χαρακτηριστικά που πρέπει να χρησιμοποιεί το σύστημα πρέπει να προέρχονται είτε από αυτόματη επεξεργασία της εικόνας, είτε να προέρχονται από το ιστορικό της ασθενούς. Για το λόγο αυτό, μόνο η ηλικία της ασθενούς μπορεί να αξιοποιηθεί από ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης. Χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την ανάλυση που πραγματοποιεί ο ακτινολόγος δεν πρέπει να υπεισέρχονται στη διαγνωστική λειτουργία του συστήματος. Ο λόγος που ελέγξαμε και παρουσιάσαμε την αποτελεσματικότητά τους είναι επειδή η

χρήση τους είχε ήδη αξιοποιηθεί σε προηγούμενες μελέτες διαχωρισμού μαστογραφικών ευρημάτων, επιτυγχάνοντας υψηλές επιδόσεις, γεγονός που επιβεβαιώθηκε και από τα αποτελέσματα του πίνακα 5.15.

5.5.4 Αξιολόγηση της διάγνωσης των ακτινολόγων

Όπως τονίσαμε και στο 1^ο κεφάλαιο, ρόλος ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης είναι να συνδράμει το έργο του ακτινολόγου και όχι να τον αντικαταστήσει. Αν και στο παρόν κεφάλαιο εξετάζουμε την αποδοτικότητα των αυτόματων αλγορίθμων στο διαχωρισμό συμπλεγμάτων και τη διάγνωση, η αξιολόγηση ενός συστήματος πρέπει να γίνεται στην καθημερινή κλινική πρακτική, όπου θα καταγράφονται οι επιδόσεις του ακτινολόγου με και χωρίς τη χρήση του αυτόματου συστήματος. Ωστόσο, προκειμένου να αποκτήσουμε εικόνα της δυναμικής των προτεινόμενων μεθοδολογιών και σχημάτων ταξινόμησης, συγκρίνουμε τις επιδόσεις του συστήματος με τις επιδόσεις των ακτινολόγων που συμμετείχαν στο σχεδιασμό της βάσης DDSM. Η διάγνωση που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι βασίζεται στο πρότυπο BI-RADS. Μετά την ανάλυση της μαστογραφίας, την κατατάσσουν σε μία από τις 6 κατηγορίες όπως ορίζονται από το συγκεκριμένο πρότυπο και παρουσιάστηκαν στον πίνακα 5.5.

Όπως προτάθηκε στην εργασία των [Karahaliou et al. 2007], προκειμένου να εκτιμήσουμε την απόδοση των ακτινολόγων σχεδιάσαμε την ROC καμπύλη των επιδόσεών τους, με βάση τις εισηγήσεις που έγιναν για την αξιολόγηση της κάθε μαστογραφίας. Ως κατώφλι για το σχεδιασμό της καμπύλης χρησιμοποιήθηκε η κατηγορία κατά BI-RADS. Για παράδειγμα, για τιμή κατωφλίου ίση με 3, οι περιπτώσεις που έχουν κατηγοριοποιηθεί ως BI-RADS 0, 2 ή 3 θεωρούνται καλοήθειες, ενώ όσες έχουν κατηγοριοποιηθεί σε μεγαλύτερη κατηγορία θεωρούνται κακοήθειες. Μεταβάλλουμε τις τιμές του κατωφλίου από -1 μέχρι 5 με βήμα 1, έτσι ώστε να προκύψουν επτά διαφορετικά ζεύγη ευαισθησίας-ειδικότητας και κατ' επέκταση επτά διαφορετικά σημεία με τα οποία θα σχεδιασθεί η ROC καμπύλη. Έτσι, όταν η τιμή του κατωφλίου ισούται με -1 όλες οι περιπτώσεις κατατάσσονται ως κακοήθειες, ενώ αντίθετα για τιμή κατωφλίου ίση με 5 όλες οι περιπτώσεις θεωρούνται καλοήθειες.

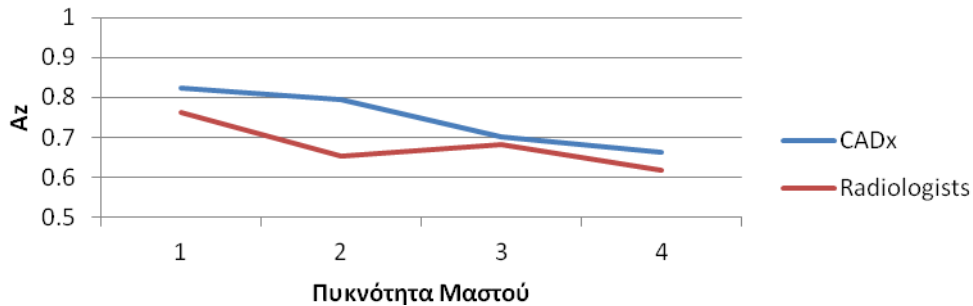
Για κάθε διαφορετικό σύνολο μαστογραφιών που μελετήσαμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο σχεδιάσαμε την καμπύλη ROC της αξιολόγησης των ακτινολόγων και υπολογίσαμε το εμβαδό κάτω από την καμπύλη προκειμένου να συγκρίνουμε τις τρέχουσες τιμές με τις αντίστοιχες που υπολογίσαμε στις προηγούμενες παραγράφους για τους αυτόματους ταξινομητές. Συγκεκριμένα λοιπόν, υπολογίσαμε για κάθε σύνολο ανάλογα με τη διακριτότητα του ευρήματος και την πυκνότητα του μαστού, αλλά και για ολόκληρη τη βάση, τις τιμές A_z των ακτινολόγων τις οποίες παρουσιάζουμε στον πίνακα 5.16. Επίσης, συμπεριλαμβάνουμε τα αποτελέσματα για ολόκληρη τη βάση DDSM, καθώς και για τα υποσύνολα των λιπωδών και των πυκνών μαστών της βάσης. Παραθέτουμε μαζί τις αντίστοιχες τιμές που παρατηρήσαμε κάνοντας χρήση των αυτόματων αλγορίθμων ανάλυσης των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων όπως αυτές προέκυψαν στις προηγούμενες ενότητες.

Πίνακας 5.16 Τιμές A_z για τους ακτινολόγους και τους αλγόριθμους CAD_x για όλα τα σύνολα μαστογραφιών.

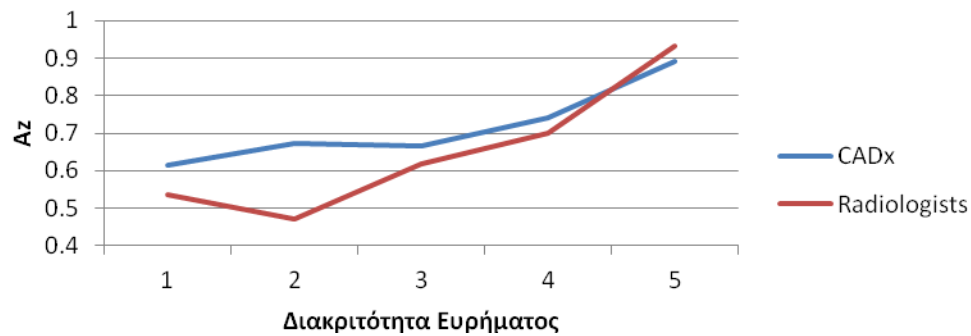
Κριτήριο Διαχωρισμού	Κατηγορία	A_z <i>Ακτινολόγων</i>	A_z <i>CAD_x</i>
Διακριτότητα Ευρημάτων	1	0.538	0.556
	2	0.47	0.654
	3	0.618	0.686
	4	0.699	0.756
	5	0.932	0.909
Πυκνότητα Μαστού	1	0.762	0.823
	2	0.654	0.759
	3	0.682	0.695
	4	0.619	0.624
Λιπώδεις Μαστοί		0.671	0.826
Πυκνοί Μαστοί		0.663	0.664
Ολόκληρη Βάση		0.66	0.723

Παρατηρούμε ότι στην πλειονότητα των περιπτώσεων η τιμή A_z που επιτυγχάνουμε με χρήση των υπολογιστικών μεθόδων είναι μεγαλύτερη από την αντίστοιχη τιμή που προκύπτει από την αξιολόγηση που έχουν κάνει οι ακτινολόγοι. Η διαφορά αυτή μάλιστα είναι περισσότερο έντονη στις κατηγορίες που αφορούν μαστούς χαμηλής πυκνότητας και σε περιπτώσεις ευρημάτων με χαμηλό βαθμό διακριτότητας. Αυτό γίνεται περισσότερο εμφανές στο σχήμα 5.16 όπου παρουσιάζονται σε κοινό γράφημα οι καμπύλες της επίδοσης των ακτινολόγων και των CAD_x αλγόριθμων ανάλογα με την κατηγορία πυκνότητας του μαστού και της διακριτότητας του ευρήματος. Αυτό που παρατηρούμε καταρχάς είναι ότι τα αποτελέσματα του συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης ακολουθούν εκείνα των ακτινολόγων. Όσο αυξάνει ο βαθμός διακριτότητας του ευρήματος (μειώνεται δηλαδή ο δείκτης δυσκολίας της περίπτωσης), τόσο βελτιώνονται τα αποτελέσματα και για τους ακτινολόγους αλλά και για το CAD_x σύστημα. Αντίστροφη συμπεριφορά παρατηρείται με

την αύξηση της πυκνότητας του μαστού, αφού τα αποτελέσματα φθίνουν και στις δύο περιπτώσεις. Ωστόσο παρατηρούμε ότι, ανεξαρτήτως της πυκνότητας του μαστού, η επίδοση CAD_x είναι πάντα μεγαλύτερη σε σύγκριση με την επίδοση των ακτινολόγων. Η διαφορά στις 2 πρώτες κατηγορίες είναι λίγο μεγαλύτερη, ιδιαίτερα για τους μαστούς που έχουν ταξινομηθεί στη δεύτερη κατηγορία, ωστόσο και στους πυκνούς μαστούς (κατηγορίες 3 και 4) η επίδοση CAD_x παραμένει λίγο μεγαλύτερη. Ανάλογα συμπεράσματα παρατηρούμε όταν μελετάμε την επίδραση της διακριτότητας του ευρήματος στα αποτελέσματα. Παρόλο που στις τρεις πρώτες κατηγορίες τα αποτελέσματα της ταξινόμησης είναι χαμηλά (<0.65), διαπιστώνουμε πως και τα αποτελέσματα διαχωρισμού των ακτινολόγων είναι αρκετά χαμηλότερα. Ίδιο αποτέλεσμα παρατηρούμε και για το σύνολο των περιπτώσεων που ο βαθμός διακριτότητας του ευρήματος ισούται με 4. Μοναδική εξαίρεση αποτελεί η τελευταία κατηγορία με τις πιο «εύκολες» περιπτώσεις (βαθμός διακριτότητας=5) στην οποία η επίδοση των ακτινολόγων είναι υψηλότερη σε σχέση με την CAD_x επίδοση κατά 0.04.



(α)

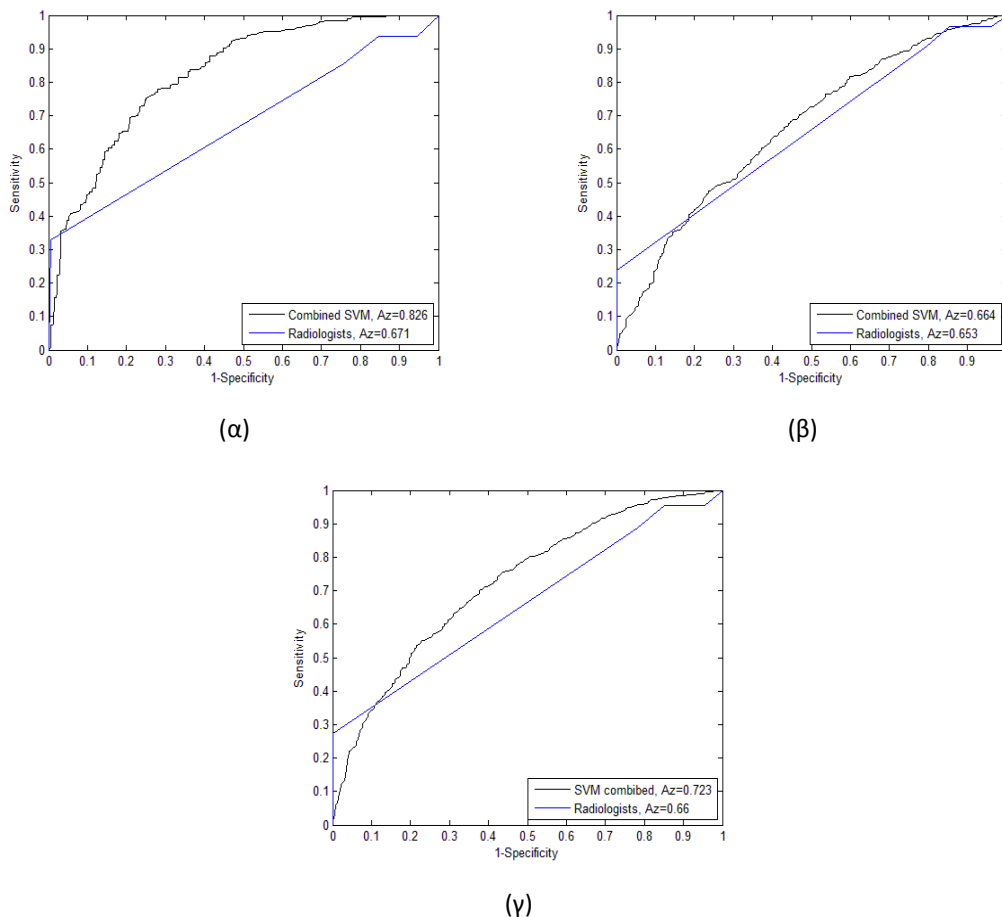


(β)

Σχήμα 5.16 Επίδοση των ακτινολόγων και των προτεινόμενων αυτόματων μεθοδολογιών ανάλογα με την (α) πυκνότητα του μαστού και (β) διακριτότητα των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων.

Στο σχήμα 5.17 παρουσιάζονται σε κοινό γράφημα οι καμπύλες ROC για τους ταξινομητές που περιγράφηκαν προηγουμένως στην ενότητα 5.5.2 μαζί με τις αντίστοιχες καμπύλες των ακτινολόγων στην περίπτωση των λιπωδών μαστών, των πυκνών μαστών και όλων των μαστών αντίστοιχα. Παρατηρούμε ότι και στις δύο περιπτώσεις το εμβαδόν του χωρίου κάτω από την καμπύλη των αυτόματων ταξινομητών είναι μεγαλύτερο από το αντίστοιχο των ακτινολόγων. Οι επιδόσεις των

ακτινολόγων είναι σχετικά χαμηλές ($A_z \approx 0.66$), κυρίως επειδή οι περισσότερες περιπτώσεις κατατάσσονται ως κακοήθεις, ή έστω αυξημένης επικινδυνότητας (κατηγορίες BIRADS 4 ή 5). Αυτό συμβαίνει διότι όταν εντοπιστεί ένα εύρημα, είτε επειδή το επιθυμεί η ίδια η ασθενής, είτε για να αποφευχθεί οριστικά ο κίνδυνος κακοήθειας, οι ακτινολόγοι το παραπέμπουν σε άμεση βιοψία, ώστε να βεβαιωθούν για την ιστολογική κατάσταση του ευρήματος. Ως εκ τούτου, πολλές περιπτώσεις παραπέμπονται σε βιοψία, εξασφαλίζοντας με αυτόν τον τρόπο υψηλά επίπεδα ευαισθησίας από την πλευρά των ακτινολόγων. Ωστόσο, το κόστος της συγκεκριμένης πρακτικής είναι να σημειώνονται χαμηλά επίπεδα ειδικότητας. Συγκεκριμένα, ένα ποσοστό 48.29% των περιπτώσεων που κατηγοριοποιήθηκαν ως BIRADS 4 ή 5 ήταν τελικά καλοήθεις. Αυτό σημαίνει ότι 48.29% των περιπτώσεων που παραπέμφθηκαν σε βιοψία, σχεδόν οι μισές δηλαδή, εκ του αποτελέσματος κρίθηκαν αχρείαστες αφού διαπιστώθηκε η καλοήθης κατάσταση του ευρήματος. Παρατηρώντας τις ROC καμπύλες του σχήματος 5.16, βλέπουμε ότι επιτυγχάνεται ευαισθησία ίση με 90% όταν η αντίστοιχη ειδικότητα είναι ίση περίπου με 20%, ενώ για τους προτεινόμενους ταξινομητές το αντίστοιχο ποσοστό ειδικότητας είναι περίπου 55%.



Σχήμα 5.17 ROC καμπύλες για τη σύγκριση των επιδόσεων των ακτινολόγων και των SVM συνδυαστικών ταξινομητών στην περίπτωση (α) λιπωδών μαστών, (β) πυκνών μαστών και (γ) όλων των μαστών.

Παρά λοιπόν το γεγονός ότι δεν είναι δόκιμη η ευθεία σύγκριση ενός αυτόματου ταξινομητή με έναν ακτινολόγο, μιας και το σύστημα πρέπει να λειτουργεί συμπληρωματικά και όχι ανταγωνιστικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι προτεινόμενες μεθοδολογίες έχουν τη δυναμική να συνδράμουν τους

ακτινολόγους. Με χρήση των SVM ταξινομητών σε ρόλο συμπληρωματικής διάγνωσης, μπορούμε να αυξήσουμε τα επίπεδα της ειδικότητας, μειώνοντας τον αριθμό των περιπτώσεων βιοψιών, δηλαδή καλόηθων περιπτώσεων που κατατάσσονται στις κατηγορίες BIRADS 4 ή 5.

5.6 Συζήτηση

Παρά το γεγονός ότι εντοπίζεται στη βιβλιογραφία μεγάλος αριθμός δημοσιεύσεων που προσεγγίζει το θέμα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, το ζήτημα δεν έχει ακόμα πλήρως επιλυθεί και διευθετηθεί. Ο κύριος λόγος είναι η αδυναμία ευθείας σύγκρισης των διαφορετικών αποτελεσμάτων της κάθε μελέτης, μιας και στις περισσότερες περιπτώσεις οι μετρήσεις γίνονται σε διαφορετικά σύνολα μαστογραφιών. Επίσης, ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων περιπτώσεων είναι συνήθως αρκετά μικρός, με αποτέλεσμα να μην μπορούμε να εξάγουμε ασφαλή συμπεράσματα για την αποτελεσματικότητα και την ικανότητα γενίκευσης των χρησιμοποιηθέντων ταξινομητών.

Ο πρώτος στόχος που τέθηκε συνεπώς ήταν η χρήση ενός μεγάλου αριθμού περιπτώσεων οι οποίες θα ήταν συγχρόνως ελεύθερα διαθέσιμες και σε άλλες ερευνητικές ομάδες, ώστε να εξασφαλίσουμε αφενός ασφαλέστερα συμπεράσματα και αφετέρου να υπάρχει η δυνατότητα για μελλοντικές συγκρίσεις με τα αποτελέσματα άλλων μελετών που θα κάνουν χρήση των ίδιων περιπτώσεων. Για το λόγο αυτό, για τις μετρήσεις του συγκεκριμένου κεφαλαίου κάναμε χρήση της διαδικτυακά προσβάσιμης βάσης μαστογραφικών εικόνων από το Πανεπιστήμιο της Νότιας Φλόριντα, τη βάση DDSM, η οποία είναι η μεγαλύτερη διαθέσιμη βάση μέχρι σήμερα καθώς περιέχει περίπου 2400 περιπτώσεις με διαθέσιμες μαστογραφίες και στοιχεία για το ιστορικό των ασθενών [Heath et al. 2001]. Παράλληλα, ενσωματώνουμε και στις μετρήσεις μας τη βάση MIAS [Suckling et al. 1994], η οποία παρά το μικρό της μέγεθος, χρησιμοποιείται για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματά μας με τα αντίστοιχα άλλων δημοσιευμένων μελετών που χρησιμοποίησαν την ίδια βάση.

Πρώτος άξονας των μετρήσεων μας ήταν να ελέγξουμε την αποτελεσματικότητα των αυτόματων μεθόδων που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια στο διαχωρισμό μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε διάφορα υποσύνολα μαστογραφιών, ώστε να ελέγξουμε κατά πρώτον αν το σύστημα λειτουργεί με αντικειμενικό τρόπο και όχι με τυχαίο και κατά δεύτερον πόσο επηρεάζει η σύσταση του συνόλου δεδομένων τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Κάθε περίπτωση παρουσιάζει διαφορετικές ιδιότητες ενώ και η ίδια η φύση των ευρημάτων μπορεί να καθιστά την ερμηνεία μιας μαστογραφίας λιγότερο ή περισσότερο δύσκολη υπόθεση. Εν γένει, κάθε μαστογραφία παρουσιάζει διαφορετικό βαθμό δυσκολίας με αποτέλεσμα να υπάρχουν πολύπλοκες περιπτώσεις όπου συμβαίνουν περισσότερα λάθη ακόμα και από έμπειρους ακτινολόγους. Για να εξακριβώσουμε αν ένα σύστημα λειτουργεί προς τη σωστή κατεύθυνση για το διαχωρισμό των μαστογραφικών ευρημάτων πρέπει τα αποτελέσματα διάγνωσης του συστήματος να είναι ανάλογα με τα αποτελέσματα που θα παρουσίαζε ένας ακτινολόγος. Τα συνοδευτικά στοιχεία των περιπτώσεων της DDSM βάσης περιείχαν ένα μέτρο της διακριτότητας κάθε περίπτωσης, που είχε εκτιμηθεί από τους ακτινολόγους που συνεργάστηκαν για τη διαμόρφωση της βάσης. Το μέτρο αυτό αποτελεί ένα δείκτη δυσκολίας για την ανάλυση της κάθε μαστογραφίας. Αξιολογήσαμε λοιπόν

ξεχωριστά τις περιπτώσεις ανάλογα με τη δυσκολία τους. Τα αποτελέσματα ήταν ενθαρρυντικά μιας και όπως δείξαμε στο σχήμα 5.3 και στους πίνακες 5.1-5.2 τα αποτελέσματα είναι υψηλότερα για πιο εύκολες περιπτώσεις, ενώ φθίνουν καθώς αυξάνει η δυσκολία ερμηνείας τους. Το γεγονός αυτό κατέδειξε ότι το σύστημα λειτουργεί προς τη σωστή κατεύθυνση, καθώς παρουσιάζει ανάλογη συμπεριφορά με αυτήν που παρουσιάζουν και οι ίδιοι οι ακτινολόγοι στην καθημερινή κλινική πρακτική. Επίσης, τα αποτελέσματα καταδεικνύουν πως η δυσκολία του συνόλου εκπαίδευσης είναι καθοριστικής σημασίας για τις τελικές επιδόσεις του αυτόματου συστήματος.

Εργαζόμενοι με ανάλογο τρόπο, ελέγξαμε ακόμα μία σημαντική παράμετρο στην ανάλυση μιας μαστογραφίας που είναι η πυκνότητα του μαστού. Έχει δειχθεί ότι τα περισσότερα διαγνωστικά λάθη συμβαίνουν σε περιπτώσεις με πυκνούς μαστούς [Cheng et al. 2003], [Li et al. 2006]. Ο λόγος είναι ότι υπάρχει χαμηλή διακριτική ικανότητα στην ανάλυση του μαστού, με αποτέλεσμα τα μαστογραφικά ευρήματα να μην είναι ευδιάκριτα και να έχουν μικρή αντίθεση με τον περιβάλλοντα ιστό. Ως εκ τούτου, προχωρήσαμε στον έλεγχο της επίδρασης που έχει η πυκνότητα του μαστού στην ταξινόμηση των συμπλεγμάτων. Από τις συνοδευτικές πληροφορίες της DDSM βάσης γνωρίζαμε την κατηγορία κάθε μαστογραφίας με βάση την πυκνότητά της, σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS. Χωρίσαμε λοιπόν τις περιπτώσεις σε ισάριθμα υποσύνολα και πραγματοποιήσαμε ταξινόμηση των συμπλεγμάτων. Τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν στους πίνακες 5.3-5.4 και στο σχήμα 5.5 κατέδειξαν ότι όσο μεγαλύτερη η πυκνότητα του μαστού, τόσο χαμηλότερες και οι επιδόσεις ταξινόμησης. Επαληθεύτηκε λοιπόν η αρχική υποψία ότι η πυκνότητα αποτελεί ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διάγνωση, καθώς επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης.

Το τελευταίο κριτήριο που χρησιμοποιήσαμε για το διαχωρισμό των περιπτώσεων σε υποσύνολα ήταν η αξιολόγηση κατά BI-RADS που έχουν πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι που συμμετείχαν στη δημιουργία της βάσης DDSM (πίνακες 5.6-5.7). Διαπιστώσαμε πως για συγκεκριμένες κατηγορίες (BIRADS 2-5, BIRADS 3) οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι παρείχαν υψηλές επιδόσεις. Αυτό δείχνει πως στις συγκεκριμένες κατηγορίες υπάρχουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που οι αλγόριθμοι μπορούν να εντοπίζουν και να αξιοποιούν προς τη σωστή κατεύθυνση για το διαχωρισμό υγιών και καρκινικών περιπτώσεων. Ειδικά για την περίπτωση των μαστογραφιών που ταξινομήθηκαν ως BIRADS 3, η επίδοση είναι ιδιαίτερα υψηλή ($Az=0.955$), γεγονός ιδιαίτερα σημαντικό καθώς πρόκειται για μια κατηγορία που περιγράφει μεγάλη πιθανότητα καλοήθειας του ευρήματος, ωστόσο συνίσταται σύντομη μελλοντική επανεξέταση. Αυτό φανερώνει αμφιβολία ως προς την τελική διάγνωση, με αποτέλεσμα οι υψηλές επιδόσεις που επιτυγχάνουμε να δείχνουν σημαντική δυναμική που θα μπορούσε να αξιοποιηθεί από τους ακτινολόγους στην καθημερινή κλινική πρακτική.

Τον δεύτερο άξονα των υπολογιστικών μας πειραμάτων αποτέλεσε η εύρεση των σημαντικότερων χαρακτηριστικών για το διαχωρισμό των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Θεωρήσαμε έξι βασικές ομάδες χαρακτηριστικών οι οποίες σχετίζονται αντίστοιχα με την περιγραφή της μορφολογίας των μικροασβεστώσεων, την οπτική πυκνότητά τους, τη μορφολογία του

συμπλέγματος, την κατανομή του συμπλέγματος, τα στατιστικά 1^{ης} τάξης και στατιστικά 2^{ης} τάξης που περιγράφουν την υφή της περιοχής ενδιαφέροντος. Οι πρώτες 4 ομάδες επηρεάζονται άμεσα από την κατάτμηση της περιοχής ενδιαφέροντος, ενώ αντίθετα οι δύο τελευταίες ομάδες έχουν το πλεονέκτημα ότι προκύπτουν από την αρχική περιοχή ενδιαφέροντος, όντας έτσι ανεξάρτητες από τη φάση κατάτμησης. Επειδή στόχος μας ήταν να ελέγξουμε ποια ομάδα χαρακτηριστικών σχετίζεται περισσότερο με το πρόβλημα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων και όχι ο έλεγχος της αποδοτικότητας του αλγορίθμου κατάτμησης, πραγματοποιήσαμε τη σύγκριση σε δύο διαφορετικά υποσύνολα περιπτώσεων με βάση την πυκνότητα των μαστών, σύμφωνα με τα αποτελέσματα του προηγούμενου σταδίου. Το πρώτο υποσύνολο περιείχε 653 συμπλέγματα μικροασβετώσεων σε περιοχές ενδιαφέροντος από λιπώδεις μαστούς. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η ομάδα χαρακτηριστικών υφής από στατιστικά 2^{ης} τάξης εξασφάλισε τα καλύτερα αποτελέσματα διαχωρισμού αφού επιτεύχθηκε τιμή για την παράμετρο A_z ίση με 0.776. Οι ομάδες χαρακτηριστικών για τη μορφολογία του συμπλέγματος και τη κατανομή του είχαν επίσης ικανοποιητική ικανότητα διαχωρισμού ενώ οι υπόλοιπες ομάδες παρουσίασαν χαμηλότερες επιδόσεις. Τα ίδια συμπεράσματα εξάγαμε και με τη χρήση του 2^{ου} υποσυνόλου που περιείχε 1062 συμπλέγματα από πυκνούς μαστούς. Η ομάδα των χαρακτηριστικών υφής 2^{ης} τάξης επέφερε τις υψηλότερες επιδόσεις, ενώ και η κατάταξη των υπόλοιπων ομάδων είναι ίδια με την περίπτωση των λιπωδών μαστών. Ωστόσο, στην περίπτωση των πυκνών μαστών, τα αποτελέσματα ταξινόμησης είναι αρκετά χαμηλότερα, γεγονός που καταδεικνύει ότι απαιτείται βελτίωση των φάσεων προ-επεξεργασίας της περιοχής ενδιαφέροντος και κατάτμησης των ευρημάτων, προκειμένου να ελεγχθεί η ικανότητα των χαρακτηριστικών εικόνας με καλύτερες συνθήκες. Τα αποτελέσματα για κάθε ομάδα χαρακτηριστικών και για τις δύο κατηγορίες περιπτώσεων παρουσιάστηκαν στους πίνακες 5.8 και 5.9 αντίστοιχα. Το τελικό συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε από τις μετρήσεις του συγκεκριμένου σταδίου είναι ότι η ομάδα χαρακτηριστικών υφής 2^{ης} τάξης είναι η πιο ισχυρή ομάδα για το διαχωρισμό των συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Το γεγονός αυτό ίσως οφείλεται στο πλεονέκτημα που έχουν τα χαρακτηριστικά υφής να είναι ανεξάρτητα από τον αλγόριθμο κατάτμησης. Ενδεχομένως, τα αποτελέσματα της σύγκρισης να ήταν διαφορετικά κάνοντας χρήση εναλλακτικών αλγορίθμων επεξεργασίας και κατάτμησης της περιοχής ενδιαφέροντος.

Το επόμενο βήμα στις μετρήσεις μας βασίστηκε στο συνδυασμό όλων των ομάδων ώστε να πραγματοποιηθεί ολοκληρωμένη διάγνωση στηριζόμενη σε όλους τους παράγοντες που σχετίζονται με την διάγνωση ενός συμπλέγματος. Εργαστήκαμε με δύο διαφορετικούς τρόπους. Αρχικά, συνδυάσαμε τις εξόδους από τους ταξινομητές κάθε ομάδας του προηγούμενου σταδίου σε ένα πλειοψηφικό σχήμα, όπου κάθε περίπτωση ταξινομείται ως καλοήθης ή κακοήθης από όλες τις ομάδες χαρακτηριστικών, ενώ η τελική κατηγοριοποίηση προκύπτει από την πλειοψηφία των ομάδων. Οι τιμές για την παράμετρο A_z που επιτεύχθηκαν ήταν 0.757 και 0.626 για την περίπτωση των λιπωδών και των πυκνών μαστών αντίστοιχα. Τα συνδυαστικά αποτελέσματα από το νέο σχήμα ταξινόμησης δεν κρίνονται ικανοποιητικά, αφού είναι χαμηλότερα από τα αντίστοιχα που είχαν επιτευχθεί με χρήση μόνο των στατιστικών 2^{ης} τάξης. Είναι σαφές λοιπόν ότι ο πλειοψηφικός

συνδυασμός όλων των ομάδων δεν βελτιώνει τις επιδόσεις. Για το λόγο αυτό, ακολουθήσαμε και ένα δεύτερο συνδυαστικό σχήμα. Αυτή τη φορά πραγματοποιήσαμε τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών RFE για την εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου μεταξύ όλων των χαρακτηριστικών εικόνας. Όπως δείξαμε και στους πίνακες 5.10-5.12, εντοπίστηκαν υποσύνολα μικρού μεγέθους με τα οποία εξασφαλίζαμε τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης, $A_z=0.826$ και $A_z=0.664$ για τα υποσύνολα των λιπωδών και πυκνών μαστών αντίστοιχα. Το συμπέρασμα λοιπόν που εξάγουμε από τις μετρήσεις του συγκεκριμένου σταδίου είναι ότι ο κατάλληλος συνδυασμός όλων των ομάδων χαρακτηριστικών μπορεί να αποδώσει καλύτερα από τις μεμονωμένες ομάδες, μειώνοντας παράλληλα την πολυπλοκότητα του προβλήματος αφού τα αποτελέσματα εξασφαλίζονται για μικρό αριθμό χαρακτηριστικών.

Στο τελευταίο στάδιο, συγκρίναμε τις επιδόσεις των αυτόματων ταξινομητών του προηγούμενου σταδίου με τις επιδόσεις των ακτινολόγων που συμμετείχαν στο σχεδιασμό της βάσης μαστογραφιών DDSM. Όπως φαίνεται στον πίνακα 5.16 και στα σχήματα 5.16-5.17, οι επιδόσεις των αυτόματων ταξινομητών είναι υψηλότερες από εκείνες των ακτινολόγων στη μεγάλη πλειοψηφία των συνόλων μαστογραφιών που εξετάσαμε. Ο βασικός λόγος των χαμηλών επιδόσεων των ακτινολόγων οφείλεται στην τάση τους να παραπέμπουν μεγάλο αριθμό περιπτώσεων σε βιοψία. Ως εκ τούτου, επιτυγχάνονται υψηλά ποσοστά ευαισθησίας, συνοδευόμενα όμως από χαμηλά ποσοστά ειδικότητας. Τα βελτιωμένα αποτελέσματα που παρέχουν τα προτεινόμενα σχήματα ταξινόμησης μαρτυρούν ότι έχουν τη δυναμική να λειτουργήσουν σε ικανοποιητικό βαθμό επικουρικά στο διαγνωστικό έργο των ακτινολόγων.

5.6.1 Σύγκριση με προηγούμενες μελέτες

Πολλές μελέτες συναντώνται στη βιβλιογραφία που πραγματεύονται το ζήτημα της ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Ωστόσο, παρά το μεγάλο πλήθος των δημοσιεύσεων, δύσκολα μπορεί να γίνει ευθεία σύγκριση των αποτελεσμάτων λόγω του διαφορετικού συνόλου περιπτώσεων που χρησιμοποιούνται σε κάθε μελέτη. Πολλές μελέτες έχουν πραγματοποιηθεί με χρήση της βάσης μαστογραφιών Nijmegen, η οποία πλέον δεν είναι διαθέσιμη. Η βάση MIAS είναι μία συνηθισμένη επιλογή, περιέχει όμως μικρό αριθμό περιπτώσεων με επισημασμένο σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων. Ακόμη όμως και στην περίπτωση της βάσης DDSM που περιέχει μεγάλο πλήθος μαστογραφιών, οι περισσότερες ερευνητικές ομάδες επιλέγουν να εργαστούν και να πραγματοποιήσουν τους υπολογισμούς τους επί κάποιου τυχαίου υποσυνόλου των περιπτώσεων. Είναι λοιπόν προφανές ότι πολύ δύσκολα μπορεί να πραγματοποιηθεί άμεση σύγκριση μεταξύ των αποτελεσμάτων δύο ή περισσότερων μελετών.

Η δυσκολία αυτή ήταν ένας από τους βασικούς λόγους που εργαστήκαμε σε ολόκληρο το σύνολο των μαστογραφιών της βάσης DDSM, ή έστω σε σαφώς ορισμένα υποσύνολα, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα άμεσων συγκρίσεων με μελλοντικές εργασίες όπου θα χρησιμοποιηθεί η βάση DDSM. Μέχρι στιγμής, λίγες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει ολόκληρη τη βάση για τις μετρήσεις τους. Τυπικό παράδειγμα αποτελεί η μελέτη των [Pereira et al. 2007] που ανέφεραν τιμή A_z ίση με 0.607 για

ταξινόμηση μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων, χωρίς όμως να αναφέρουν τον ακριβή αριθμό περιοχών ενδιαφέροντος. Οι [Yoon et al. 2009] χρησιμοποίησαν επίσης σχεδόν όλες τις περιπτώσεις της βάσης χωρίζοντάς τις σε υποσύνολα με βάση τον ψηφιοποιητή, επιτυγχάνοντας κατά μέσο όρο $A_z=0.9$. Τα αποτελέσματα είναι πολύ υψηλά, ωστόσο χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά της βάσης DDSM, τα οποία παρέχονται στα συνοδευτικά αρχεία κάθε περίπτωσης. Όπως συζητήθηκε και στην παράγραφο 5.5.3, η τιμή A_z που επιτεύχθηκε με χρήση του SVM σχήματος ταξινόμησης ήταν 0.885, αποτέλεσμα που είναι συγκρίσιμο με εκείνο των [Yoon et al. 2009]. Όπως αναφέραμε ήδη, τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά προκύπτουν από τη διάγνωση των ακτινολόγων και όχι από αυτόματη ανάλυση μαστογραφιών. Τέλος, σε μια πρόσφατη δημοσίευση, οι [Harfelmeier et al. 2011] χρησιμοποίησαν ένα αρκετά μεγάλο υποσύνολο της βάσης DDSM, χρησιμοποιώντας 1314 περιοχές ενδιαφέροντος που περιείχαν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Για τις μετρήσεις τους χρησιμοποίησαν και συνέκριναν δύο διαφορετικά υποσύνολα χαρακτηριστικών εικόνας, επιτυγχάνοντας $A_z=0.777$ με το πρώτο και $A_z=0.657$ με το δεύτερο.

Άλλες μελέτες χρησιμοποίησαν επίσης τη βάση DDSM, όχι όμως το σύνολο όλων των περιπτώσεων αλλά τυχαία υποσύνολα αυτών. Στην εργασία της [Kallergi 2004] αναφέρεται τιμή της παραμέτρου A_z ίση με 0.98, κάνοντας χρήση ενός υποσυνόλου 100 μαστογραφιών ψηφιοποιημένες με τον ψηφιοποιητή DBA. Οι περιπτώσεις συλλέχτηκαν από αρχεία ασθενών από το Ινστιτούτο H Lee Moffitt Cancer Center & Research στο πανεπιστήμιο της Νότιας Φλόριντα. Στα χαρακτηριστικά εικόνας προστέθηκε όμως επιπλέον η ηλικία των ασθενών που αποτελεί χαρακτηριστικό του ιστορικού της κάθε ασθενούς, επιδρώντας σημαντικά στη βελτίωση των αποτελεσμάτων. Οι [Karahaliou et al. 2007] ανέφεραν μία υψηλή τιμή της παραμέτρου A_z (0.96) κάνοντας χρήση 85 περιοχών ενδιαφέροντος από πυκνούς μαστούς σε μαστογραφίες της DDSM βάσης. Ωστόσο, δεν επικεντρώθηκαν σε μεμονωμένες μικροασβεστώσεις, αλλά ανέλυσαν την υφή του περιβάλλοντος ιστού. Συνεπώς, οι μετρήσεις τους ήταν τελείως ανεξάρτητες από την κατάτμηση της περιοχής ενδιαφέροντος, που όπως παρατηρήσαμε επηρεάζει σημαντικά τις επιδόσεις των αλγορίθμων αφού προσθέτει επιπλέον πολυπλοκότητα στη διάγνωση.

Οι [Nakayama et al. 2004] χρησιμοποίησαν για τις μετρήσεις τους μία βάση από εικόνες μαστογραφιών μεγεθυμένες στις περιοχές ενδιαφέροντος, επιτυγχάνοντας έτσι καλύτερη διακριτική ανάλυση των μικροασβεστώσεων. Χρησιμοποιώντας χαρακτηριστικά για την περιγραφή του σχήματος των ευρημάτων πέτυχαν ακρίβεια ίση με 96%. Οι [Chan et al. 1998] ανέφεραν $A_z=0.89$ σε ένα σύνολο 145 μαστογραφιών από το Πανεπιστήμιο του Michigan. Την ίδια ακριβώς επίδοση κατέγραψαν οι [Soltanian-Zadeh et al. 2004] με χρήση της βάσης Nijmegen που περιείχε 103 περιοχές ενδιαφέροντος με συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Με χρήση της ίδιας βάσης, αλλά χρησιμοποιώντας διαφορετικό αριθμό περιπτώσεων, οι [Veldkamp et al. 2000] ανέφεραν τιμή $A_z=0.83$, ενώ οι [Papadopoulos et al. 2005] πέτυχαν τιμή A_z ίση με 0.79. Στην ίδια εργασία, οι συγγραφείς επανέλαβαν τις μετρήσεις τους στη βάση MIAS, επιτυγχάνοντας τιμή A_z ίση με 0.81. Τέλος, οι [Betel et al. 1997] ανέφεραν τιμή $A_z=0.83$, κάνοντας χρήση μιας συλλογής 38 ψηφιοποιημένων μαστογραφιών.

Πίνακας 5.17 Κατάταξη με βάση την επίδοση A_2 των πιο αντιπροσωπευτικών μελετών για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων.

<i>Αναφορά</i>	<i>Αριθμός περιοχών ενδιαφέροντος</i>	<i>Προέλευση μαστογραφιών</i>	<i>A_2</i>
Kallergi et al. 2004	100	H. Lee Moffitt Cancer Center & Research Institute, University of South Florida	0.98
Karahaliou et al. 2007	85	DDSM	0.96
Markopoulos et al. 2001	240	Breast Unit, Laiko General Hospital of Athens	0.94
Soltanian-Zadeh et al. 2004	103	Nijmegen	0.89
Chan et al. 1998	145	Department of Radiology, University of Michigan	0.89
Buchbinder et al. 1998	24	University of Jerusalem	0.88
Leichter et al. 2004	324	University of Jerusalem	0.87
Schmidt et al. 1999	115	University Hospital of Graz	0.87
Wei et al. 2005	386	Department of Radiology, University of Chicago	0.85
Betal et al. 1997	38	Breast Assessment Clinic, UK Breast Screening Programme	0.84
Jiang et al. 1996	107	Department of Radiology, University of Michigan	0.83
Veldkamp et al. 2000	280	Nijmegen	0.83
Papadopoulos et al. 2005	105/25	Nijmegen/MIAS	0.79/0.81
Hapfelmeier et al. 2011	1314	DDSM	0.78
Pereira et al. 2007	-	DDSM	0.61

Τα αποτελέσματα της εργασίας μας για ολόκληρη τη βάση είναι σαφώς μικρότερα από τις προαναφερθείσες μελέτες ($A_2=0.723$), ωστόσο είναι ανώτερα των [Pereira et al. 2007] που έχουν προκύψει από μετρήσεις στις ίδιες περιπτώσεις ($A_2=0.607$). Ακόμη, αν και στην εργασία των [Hapfelmeier et al. 2011] αναφέρεται λίγο υψηλότερη τιμή ($A_2=0.777$), έχουν χρησιμοποιηθεί περίπου 400 λιγότερες περιοχές ενδιαφέροντος. Το πλήθος των χρησιμοποιούμενων περιοχών ενδιαφέροντος (1715) στη συγκεκριμένη διατριβή είναι σαφώς μεγαλύτερο από τα αντίστοιχα που έχουν χρησιμοποιηθεί στις υπόλοιπες μελέτες. Ωστόσο, υπήρχαν σαφή υποσύνολα για τα οποία επετεύχθησαν υψηλές τιμές ταξινόμησης. Για παράδειγμα, για ένα σαφές υποσύνολο 257 περιπτώσεων (βαθμός διακριτότητας=5) η τιμή A_2 που σημειώσαμε ήταν 0.909. Επίσης, για ένα υποσύνολο 635 περιπτώσεων (λιπώδεις ιστοί) η καλύτερη τιμή που επιτύχαμε ήταν $A_2=0.826$, επίδοση που είναι καλύτερη ή έστω ισοδύναμη με τις επιδόσεις των περισσότερων προηγούμενων μελετών. Είναι προφανές, λοιπόν, ότι το πλήθος και η σύσταση του συνόλου των δεδομένων που

χρησιμοποιεί η κάθε μελέτη είναι καθοριστικής σημασίας για τις τελικές επιδόσεις ταξινόμησης. Τέλος, τα αποτελέσματα για τη βάση MIAS είναι τα υψηλότερα σε σύγκριση με όλες τις υπόλοιπες εργασίες που χρησιμοποίησαν την ίδια βάση. Αν και το συγκεκριμένο δείγμα είναι αρκετά μικρό και δεν προσφέρεται για ασφαλή συμπεράσματα, το γεγονός πως επιτυγχάνονται τα υψηλότερα συγκριτικά αποτελέσματα φανερώνει τη δυναμική των αλγορίθμων να λειτουργούν προς τη σωστή κατεύθυνση για το διαχωρισμό μεταξύ υγιών και καρκινικών περιπτώσεων.

Στον πίνακα 5.17 παρουσιάζουμε τις σημαντικότερες εργασίες που συναντώνται στη βιβλιογραφία για το ζήτημα του αυτόματου διαχωρισμού συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που έχουν δημοσιευθεί κατά τη διάρκεια των δύο τελευταίων δεκαετιών. Η παράθεση των μελετών γίνεται κατά φθίνουσα σειρά της τιμής της επίδοσης A_z . Επαναλαμβάνουμε ότι δεν μπορούμε να πραγματοποιήσουμε άμεσες συγκρίσεις λόγω έλλειψης κοινής βάσης χρησιμοποιούμενων μαστογραφιών. Συνεπώς, για λόγους πληρότητας, πέραν από την τελική τιμή της επίδοσης A_z , καταγράφουμε ακόμη για κάθε εργασία τον αριθμό των περιοχών ενδιαφέροντος που συμπεριλήφθηκαν στην έρευνα, καθώς και την προέλευσή τους.

5.6.2 Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, τα βασικά συμπεράσματα που μπορούμε να εξάγουμε είναι τα ακόλουθα:

- Πρωταρχικό ρόλο στην ταξινόμηση παίζει η σύσταση του συνόλου δεδομένων. Κάθε περίπτωση παρουσιάζει διαφορετικό βαθμό διακριτότητας που καθιστά περισσότερο ή λιγότερο δύσκολη την ερμηνεία της. Ιδιαίτερα η πυκνότητα του μαστού αποτελεί καθοριστικό παράγοντα για την ερμηνεία της μαστογραφίας, αφού είναι πολύ δύσκολος ο εντοπισμός των μικροασβεστώσεων λόγω της μεγάλης αναλογίας πυκνού ιστού.
- Η σημαντικότερη ομάδα χαρακτηριστικών είναι τα στατιστικά υψής 2^{ης} τάξης. Η συγκεκριμένη ομάδα παρουσιάζει τα υψηλότερα αποτελέσματα ταξινόμησης έναντι όλων των υπολοίπων ομάδων. Παρουσιάζει παράλληλα το πλεονέκτημα ότι είναι τελείως ανεξάρτητη από τη φάση κατάτμησης των μικροασβεστώσεων.
- Η σύγκριση των ομάδων έγινε σε μαστογραφίες διαφορετικής πυκνότητας. Τα αποτελέσματα στην περίπτωση πυκνών ιστών είναι σαφώς μικρότερα για όλες τις ομάδες. Ωστόσο, τα αποτελέσματα ταξινόμησης φθίνουν σημαντικά για την ομάδα που περιγράφει τη μορφολογία των μικροασβεστώσεων, γεγονός που επιβεβαιώνει τη μεγάλη εξάρτησή τους από την πυκνότητα του μαστού.
- Ο συνδυασμός όλων των ομάδων και η εύρεση του βέλτιστου υποσυνόλου με τα πιο εύρωστα χαρακτηριστικά λειτουργεί ευεργετικά στα αποτελέσματα ταξινόμησης. Παράλληλα, εντοπίζεται αρκετά μικρός αριθμός κρίσιμων χαρακτηριστικών, μειώνοντας κατ' αυτόν τον τρόπο σημαντικά την πολυπλοκότητα του προβλήματος.
- Ακολουθώντας την κατηγοριοποίηση των περιπτώσεων που έχουν πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι, παρατηρούμε πως υπάρχουν συγκεκριμένες κατηγορίες (BIRADS 0 και BIRADS 3) όπου είτε οι γιατροί δεν προχωρούν σε διάγνωση λόγω ανεπαρκών εξετάσεων είτε

συστήνουν μελλοντική επανεξέταση σε σύντομο χρονικό διάστημα. Παρατηρήσαμε ότι και στις δύο κατηγορίες οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι παρέχουν υψηλές επιδόσεις διαχωρισμού, αναδεικνύοντας τη δυναμική τους να χρησιμοποιηθούν σε περιπτώσεις που ανήκουν σε «γκρίζες ζώνες» όπου οι ακτινολόγοι έχουν αμφιβολίες για τη διάγνωσή τους.

- Τα τελικά αποτελέσματα ταξινόμησης των προτεινόμενων μεθοδολογιών προκύπτουν να είναι καλύτερα από τα αντίστοιχα των ακτινολόγων που ανέλυσαν τα ίδια σύνολα μαστογραφιών. Το γεγονός αυτό καταδεικνύει την ικανότητα και τη δυναμική της συγκεκριμένης μεθοδολογίας να λειτουργήσει συνεπικουρικά στο διαγνωστικό έργο των ακτινολόγων.

Επίσης, τα βασικά σημεία τα οποία θεωρούμε ότι διαφοροποιούν τη μεθοδολογία μας και τα αποτελέσματά μας από προηγούμενες εργασίες που εντοπίζονται στη βιβλιογραφία είναι τα ακόλουθα:

- Ενσωματώσαμε στην εργασία μας διάφορες μεθοδολογίες εξαγωγής χαρακτηριστικών εικόνας και πραγματοποιήσαμε άμεση σύγκριση μεταξύ τους αλλά και συνδυασμό τους. Η πλειοψηφία των προγενέστερων μελετών χρησιμοποιούσαν για τις μετρήσεις τους μόνο μία μέθοδο ή ομάδα χαρακτηριστικών.
- Πραγματοποιήσαμε μετρήσεις σε σαφή υποσύνολα μαστογραφιών με συγκεκριμένες ιδιότητες, ώστε να διερευνήσουμε και να αναδείξουμε τους παράγοντες της κάθε μαστογραφίας που επηρεάζουν τα αποτελέσματα ταξινόμησης.
- Αξιοποιήσαμε μεγάλο πλήθος ελεύθερα διαθέσιμων μαστογραφιών για να εξασφαλίσουμε αντικειμενικά αποτελέσματα, καθώς και δυνατότητα για άμεσες συγκρίσεις με άλλες μελλοντικές μελέτες που θα κάνουν χρήση του ίδιου συνόλου περιπτώσεων. Οι μαστογραφίες που χρησιμοποιήθηκαν συνολικά είναι 1715, αξιοποιώντας σχεδόν όλες τις διαθέσιμες εικόνες της βάσης DDSM. Ο συγκεκριμένος αριθμός είναι κατά πολύ μεγαλύτερος από τον αριθμό των μαστογραφιών που χρησιμοποιήθηκε στις προαναφερθείσες εργασίες, γεγονός που προσδίδει στους προτεινόμενους ταξινομητές μεγαλύτερη ικανότητα γενίκευσης των επιδόσεών τους. Συνεπώς, τα αποτελέσματα που εξάγουμε παρουσιάζουν μεγαλύτερο βαθμό αντικειμενικότητας, ενώ οι επιδόσεις σε ορισμένα υποσύνολα είναι συγκρίσιμες ή και καλύτερες από τις αντίστοιχες άλλων εργασιών που εντοπίζουμε στη βιβλιογραφία.

Βιβλιογραφία

- American College of Radiology (ACR): ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA, 2003.
- Betal, D., Roberts, N. and Whitehouse, G. H. 1997. Segmentation and numerical analysis of microcalcifications on mammograms using mathematical morphology, *Br. J. Radiol.*, 70, 903-917.

- Buchbinder, S. S., Leichter, I. S., Bamberger, P. N., Novak, B., Lederman, R., Fields, S. and Behar, D. J. 1998. Analysis of clustered microcalcifications by using a single numeric classifier extracted from mammographic digital images, *Acad. Radiol.*, 5 (11), 779–784.
- Chan, H., Sahiner, B., Lam, K., Petrick, N., Helvie, M., Goodsitt, M. and Adler, D. 1998. Computerized analysis of mammographic microcalcifications in morphological and texture feature spaces, *Med. Phys.*, 25, 2007-2019.
- Cheng, H.D., Cai, X., Chen, X., Hu, L. and Lou X. 2003. Computer-aided detection and classification of microcalcifications in mammograms: a survey. *Pattern Recognit.*, 36, 2967–2991.
- Cole, E. B., Pisano, E. D., Kistner E. O., Muller, K. E., Brown, M. E., Feig, S.A., et al. 2003. Diagnostic accuracy of digital mammography in patients with dense breasts who underwent problem solving mammography: effects of image processing and lesion type, *Radiology*, 226, 153–160.
- Dhawan, A. P., Chitre, Y. and Kaiser-Bonasso C. 1996. Analysis of mammographic microcalcifications using gray-level image structure features, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 153, 246–259.
- Giannakopoulou, G., Spyrou, G., Andreadis, I., Antarakis, A., Koulocheri, D., Zagouri, F., Nonni, A., Filippakis, G., Nikita, K., Ligomenides, P. and Zografos, G. 2010. Downgrading BIRADS 3 to BIRADS 2 category using a computer-aided microcalcification analysis and risk assessment system for early breast cancer, *Computers in Biology and Medicine*, 40 (11-12), pp. 853-859.
- Guyon, I., Weston, J., Barnhill, S. and Vapnik, V. 2002. Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines, *Mach. Learn.*, 46, 389-422.
- Hapfelmeier, A. and Horsch, A. 2011. Image feature evaluation in two new mammography CAD prototypes, *Int J CARS*, 6 (6), 721-735.
- Heath, M., Bowyer, K., Kopand, D., Moore, R. and Kegelmeyer W. 2001. The Digital Database for Screening Mammography, Proc. of the 5th IWDM, Yaffe M. Medical Physics Publishing, 212-18.
- Jiang, Y., Nishikawa, R. M., Wolverton, D. E., Metz C. E., Giger, M. L., Schmidt, R. A., Vyborny, C. J. and Doi, K. 1996. Malignant and benign clustered microcalcifications: Automated feature analysis and classification, *Radiology*, 1983, 671–678.
- Kallergi, M. 2004. Computer-aided diagnosis of mammographic microcalcification clusters, *Med. Phys.*, 31, 314-326.
- Karahaliou, A., Skiadopoulos, S., Boniatis, I., Sakellaropoulos, P., Likaki, E., Panayiotakis, G. and Costaridou, L. 2007. Texture analysis of tissue surrounding microcalcifications on mammograms for breast cancer diagnosis, *Br. J. Radiol.*, 80, 648-656.
- Karssemeijer, N. 1993. Adaptive noise equalization and recognition of microcalcifications in mammography, *Inter. J. Pattern Recog. Artif. Intell.*, 7, 1357–1376.
- Kerlikowske, K., Grady, D., Barclay, J., Frankel, S.D., Ominsky, S.H., Sickles, E.A., et al 1998. Variability and accuracy in mammographic interpretation using the American College of Radiology Breast Imaging Reporting and Data System, *J. Natl. Cancer Inst.*, 90, 1801–1808.
- Leichter, I., Lederman, R., Buchbinder, S. S., Bamberger, P., Novak, B. and Fields, S. 2004. Computerized evaluation of mammographic lesions: What diagnostic role does the shape of the

- individual microcalcifications play compared with the geometry of the cluster?, *AJR, Am. J. Roentgenol.*, 182 (3), 705–712.
- Li, L., Wu, Z., Salem, A., Chen, Z., Chen, L., George, F., Kallergi, M. and Berman, C. 2006. Computerized analysis of tissue density effect on missed cancer detection in digital mammography, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 30, 291-297.
- Lo, J., Gavrielides, M., Markey, M. and Jesneck, J. 2003. Computer-aided classification of breast microcalcification clusters: Merging of features from image processing and radiologists, Proc. of SPIE, Medical Imaging, ed Milan Sonka, J. Michael Fitzpatrick, 5032, 882-889.
- Markopoulos, C., Kouskos, E., Koufopoulos, K., Kyriakou, V. and Gogas, J. 2001. Use of artificial neural networks computer analysis in the diagnosis of microcalcifications on mammography, *Eur. J. Radiol.*, 39 (1), 60–65.
- Nakayama, R., Uchiyama, Y., Watanabe, R., Katsuragawa, S., Namba, K. and Doi, K. 2004. Computer-aided diagnosis scheme for histological classification of clustered microcalcifications on magnification mammograms, *Med. Phys.*, 31, 789-799.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I. and Likas, A. 2005. Characterization of clustered microcalcifications in digitized mammograms using neural networks and support vector machines, *Artif. Intell. Med.*, 34, 141-50.
- Pereira, R. R., Azevedo Marques, P. M., Honda, M. O., Kinoshita, S. K., Engelmann, R., Muramatsu, C. and Doi, K. 2007. Usefulness of texture analysis for computerized classification of breast lesions on mammograms, *J. Dig. Imag.*, 20, 248-255.
- Saeyns, Y., Inza, I. and Larranaga P. 2007. A review of feature selection techniques in bioinformatics, *Bioinformatics*, 23, 19, 2507-2517.
- Sampat, M., Markey, M. and Bovik A. 2005. Computer-aided detection and diagnosis in mammography, Handbook of Image and Video Processing, A.C. Bovik Ed. New York:Academic, 1195-1217.
- Soltanian-Zadeh, H., Rafiee-Rad, F. and Pourabdollah-Nejad S. 2004. Comparison of multiwavelet, wavelet, haralick, and shape features for microcalcification classification in mammograms, *Pattern Recog.*, 37, 1973-1986.
- Suckling, J., Parker, J., Dance, D., Astley, S., Hutt, I. and Boggis C. 1994. The mammographic images analysis society digital mammogram database. *Excerpta Med.*, 1069, 375-378.
- Veldkamp, W. J., Karssemeijer, N., Otten, J. D. and Hendricks, J. H. 2000. Automated classification of clustered microcalcifications into malignant and benign types, *Med. Phys.*, 27, 2600-2608.
- Verma, B., McLeod, P. and Klevansky, A. 2010. Classification of benign and malignant patterns in digital mammograms for the diagnosis of breast cancer, *Expert Systems with Applications*, 37, 3344-3351.
- Wei, L., Yang, Y., Nishikawa, R. and Jiang, Y. 2005. A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 24 (3), 371–380.

Yoon, S. and Kim, S. 2009. Mutual information-based SVM-RFE for diagnostic classification of digitized mammograms, *Pattern Recog. Letters*, 30, 1489-1495.

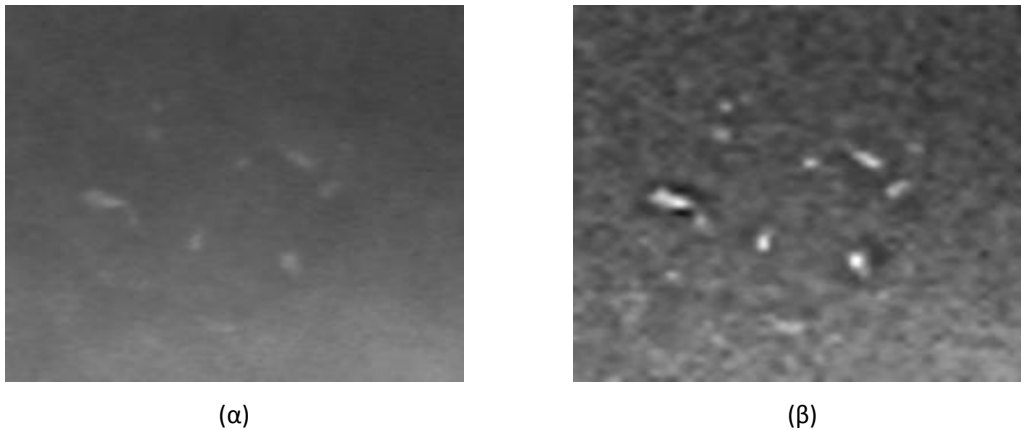
Σκυλακάκη, Μ. Γ., 2007. Σύγχρονη ταξινόμηση των μαστογραφικών ευρημάτων (bi-rads κριτήρια). *Αρχεία Ελληνικής Ιατρικής*, 24 (1), 280-283.

Κεφάλαιο 6 – Βελτίωση αντίθεσης φωτεινοτήτων σε περιοχές ενδιαφέροντος μαστογραφικών εικόνων

Στο παρόν κεφάλαιο, επικεντρωνόμαστε στο στάδιο βελτίωσης της αντίθεσης της αρχικής εικόνας ενδιαφέροντος που στοχεύει στο μετασχηματισμό των φωτεινοτήτων των εικονοστοιχείων της ώστε να αναδείξουμε τα εικονοστοιχεία εκείνα που αποτελούν μικροασβεστώσεις, αυξάνοντας τη φωτεινότητά τους, μειώνοντας συγχρόνως την φωτεινότητα του φόντου της εικόνας, δηλαδή του περιβάλλοντος ιστού. Το συγκεκριμένο στάδιο προηγείται όλων των υπολοίπων διαδικασιών ενός συστήματος CAD καθώς αφορά επεξεργασία της αρχικής εικόνας, προτού εφαρμοστούν οι αλγόριθμοι κατάτμησης, εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης. Ο λόγος που παρατίθεται εδώ η συγκεκριμένη μελέτη είναι το αποτέλεσμα των παρατηρήσεων του προηγούμενου κεφαλαίου από τις μετρήσεις που έγιναν σε ένα μεγάλο σύνολο μαστογραφιών. Το γεγονός ότι η πυκνότητα του μαστού επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης φανερώνει την ανάγκη προ-επεξεργασίας της εικόνας σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, ιδίως σε περιοχές ενδιαφέροντος που βρίσκονται σε πυκνούς μαστούς όπου ο εντοπισμός των μικροασβεστώσεων είναι δύσκολο εγχείρημα, ακόμα και για έμπειρους ακτινολόγους. Η δομή του συγκεκριμένου κεφαλαίου είναι η εξής: αρχικά παραθέτουμε κάποια βασικά στοιχεία και τη βιβλιογραφική επισκόπηση για την βελτίωση της αντίθεσης εικόνας σε περιοχές ενδιαφέροντος σε μαστογραφίες με συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Στη συνέχεια, προτείνονται και υλοποιούνται τεχνικές προ-επεξεργασίας της εικόνας σε διάφορα υποσύνολα μαστογραφιών από τη βάση DDSM με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, η αποτελεσματικότητα των οποίων ελέγχεται ως προς την ικανότητά τους να βελτιώσουν τα αποτελέσματα ταξινόμησης που θα επιτυγχάναμε χωρίς το στάδιο προ-επεξεργασίας της εικόνας. Τα αποτελέσματα από την κάθε μέθοδο αναλύονται και συγκρίνονται με σκοπό να συζητηθεί η δυναμική της κάθε μεθόδου και να αναδειχθεί η αποτελεσματικότερη, αν υπάρχει.

6.1 Εισαγωγή - Βιβλιογραφική ανασκόπηση μεθόδων προ-επεξεργασίας εικόνας

Όπως τονίσαμε και σε προηγούμενο κεφάλαιο η μαστογραφία αποτελεί την αποτελεσματικότερη απεικονιστική μέθοδο για τη διάγνωση του καρκίνου του μαστού. Ωστόσο, ένα από τα βασικά μειονεκτήματά της είναι η χαμηλή αντίθεση των εικόνων, γεγονός που καθιστά δύσκολη την εξέταση και ερμηνεία τους και πολλές φορές αδύνατη την παρατήρηση σημαντικών λεπτομερειών της εικόνας, όπως μικρά συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Οι τεχνικές βελτίωσης αντίθεσης της εικόνας προτάθηκαν με σκοπό να αναδειχθούν σημαντικές περιοχές μιας μαστογραφίας και να βελτιωθεί η αναγνωσιμότητά της. Απώτερος σκοπός των τεχνικών βελτίωσης εικόνας είναι να παραχθεί μία νέα εικόνα μετασχηματίζοντας την αρχική, η οποία θα είναι ευκρινέστερη από αυτήν και θα περιέχει αναδεδειγμένες σημαντικές περιοχές. Στο συγκεκριμένο τομέα που μας ενδιαφέρει, επιθυμούμε στη νέα παραγόμενη εικόνα οι μικροασβεστώσεις να είναι πιο ευδιάκριτες και πιο φωτεινές σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό που δεν ενδιαφέρει την ανάλυσή μας. Ένα παράδειγμα βελτίωσης της αντίθεσης σε μια περιοχή ενδιαφέροντος που περιέχει σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων φαίνεται στο σχήμα 6.1.



Σχήμα 6.1 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_02, περίπτωση A_1328, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας.

Στη βιβλιογραφία συναντάται μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων και διαφορετικών προσεγγίσεων για την επίλυση του συγκεκριμένου προβλήματος. Όλοι οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι στηρίζονται σε μία βασική αρχή ότι οι μικροασβεστώσεις αντιστοιχούν σε υψηλές τιμές φωτεινότητας και συχνότητων της εικόνας, σε αντίθεση με τον περιβάλλοντα ιστό που αντιστοιχεί σε χαμηλότερες τιμές. Στην συνέχεια παρουσιάζουμε σύντομα τις σημαντικότερες μελέτες που πραγματεύονται το συγκεκριμένο ζήτημα. Εν γένει, μπορούμε να διακρίνουμε τις μεθόδους ενίσχυσης εικόνας σε δύο μεγάλες κατηγορίες: άμεσης και έμμεσης βελτίωσης αντίθεσης [Tang et al. 2009,a]. Στην πρώτη περίπτωση, οι τεχνικές της κατηγορίας αυτής χρησιμοποιούν ένα άμεσο μέτρο της αντίθεσης της εικόνας του οποίου η μεταβολή καθορίζει ευθέως την αντίθεση μεταξύ ευρημάτων και μαστού. Αρκετές μέθοδοι έχουν προταθεί στη βιβλιογραφία που ανήκουν στη συγκεκριμένη κατηγορία και στηρίζονται στην εξέταση συγκεκριμένων περιοχών της μαστογραφίας που περιέχουν ύποπτα ευρήματα [Dhawan et al. 1988], [Morrow et al. 1992], [Sun et al. 2003], [Tang et al. 2003], [Rangayyan et al. 1997]. Μία από

τις πρώτες προτεινόμενες μεθόδους της κατηγορίας αυτής δημοσιεύτηκε από τους [Dhawan et al. 1986], όπου οι συγγραφείς καθόριζαν για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας ένα τοπικό μέτρο της αντίθεσης που στηριζόταν στη μέση φωτεινότητα μιας περιοχής με κέντρο το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο και στη μέση φωτεινότητα μιας ευρύτερης τετραγωνικής περιοχής που περικλείει την προηγούμενη κεντρική περιοχή. Η συγκεκριμένη τιμή αντίθεσης αποτελούσε την είσοδο σε μια προτεινόμενη συνάρτηση βελτίωσης αντίθεσης, η οποία παρήγαγε μία νέα τιμή η οποία ήταν η τιμή του συγκεκριμένου εικονοστοιχείου για την καινούρια ενισχυμένη εικόνα. Ανάλογες εργασίες δημοσιεύτηκαν από τους [Cheng et al. 2002] και [Jiang et al. 2005] οι οποίοι στηρίχθηκαν όμως στην χρήση ασαφούς λογικής για την ανάπτυξη των μεθόδων ενίσχυσης εικόνας. Συγκεκριμένα, οι [Cheng et al. 2002] μετασχημάτισαν την αρχική εικόνα σε έναν ασαφή χώρο, όπου υπολόγισαν ένα τοπικό μέτρο της αντίθεσης της εικόνας βασισμένο στην εντροπία των τιμών. Η τελική εικόνα προέκυψε μέσω μετασχηματισμού της εικόνας από τον ασαφή χώρο στην αρχική χωρική απεικόνιση. Στη συνέχεια, οι [Jiang et al. 2005] επέκτειναν την προηγούμενη μεθοδολογία των [Cheng et al. 2002] συνδυάζοντας ασαφή λογική με τη μέθοδο δομικών τελεστών (structure tensors) για την ενίσχυση μικροασβετώσεων σε μαστογραφικές περιοχές ενδιαφέροντος.

Σε αντίθεση με τις προαναφερθείσες μεθόδους που χρησιμοποιούν άμεση μεταβολή της αντίθεσης της εικόνας, οι μέθοδοι έμμεσης βελτίωσης αντίθεσης της εικόνας δεν είναι σχεδιασμένες να χειρίζονται κάποιο μέτρο αντίθεσης αλλά αντίθετα στηρίζονται σε μετασχηματισμούς κυματιδίου, πολυ-κλιμακτούς μετασχηματισμούς ή μετασχηματισμούς ισοστάθμισης ιστογράμματος για την ανάδειξη των υψηλών συχνοτήτων της εικόνας. Ιδιαίτερα οι μέθοδοι ενίσχυσης που στηρίζονται σε μετασχηματισμό κυματιδίου αποτελούν μία δημοφιλή επιλογή για τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει ο συγκεκριμένος μετασχηματισμός αφορούν κυρίως την παρατήρηση πως οι μαστογραφίες περιέχουν ποικίλα χαρακτηριστικά διαφορετικής κλίμακας: Για παράδειγμα, οι μικροασβετώσεις που είναι λεπτοί σχηματισμοί περιέχονται στις μικρές κλίμακες, ενώ αντίθετα οι μάζες που είναι μεγαλύτερες περιοχές με λεία σύνορα αντιστοιχούν σε πιο μεγάλες κλίμακες. Συνεπώς, μπορούμε ανάλογα με την εφαρμογή και το εύρημα που θέλουμε να ενισχύσουμε να χρησιμοποιήσουμε και διαφορετικές κλίμακες αναπαράστασης της αρχικής εικόνας. Η πρώτη ίσως μελέτη που χρησιμοποίησε πολύ-κλιμακωτή ενίσχυση της εικόνας ανήκει στους [Laine et al. 1994], όπου η αρχική εικόνα μαστογραφίας αποσυντέθηκε σε πολλές διαφορετικές κλίμακες και οι συνιστώσες της κάθε ζώνης τροποποιήθηκαν χρησιμοποιώντας μία μη γραμμική συνάρτηση μετασχηματισμού. Εξετάστηκαν τρεις συγκεκριμένοι μετασχηματισμοί: ο δυαδικός μετασχηματισμός κυματιδίου, ο φ -μετασχηματισμός και ο εξαγωνικός μετασχηματισμός. Τα αποτελέσματα ήταν ενθαρρυντικά φανερώνοντας πως οι συγκεκριμένοι μετασχηματισμοί μπορούσαν να βελτιώσουν την ανάλυση μιας ψηφιοποιημένης μαστογραφίας. Στη συνέχεια, και άλλες εργασίες [Sakellariopoulos et al 2003], [Heinlein et al. 2003] χρησιμοποίησαν παρόμοιους μετασχηματισμούς προτείνοντας βελτιώσεις στην εργασία των [Laine et al. 1994]. Οι [Sakellariopoulos et al 2003] πρότειναν ένα επιπλέον στάδιο αφαίρεσης του θορύβου πριν την ενίσχυση της εικόνας, βασιζόμενοι σε ένα προσαρμοστικό χωρικό μετασχηματισμό των συνιστωσών του μετασχηματισμού

κυματιδίου στις διάφορες κλίμακες. Οι [Heinlein et al. 2003] πρότειναν μια παραλλαγή του μετασχηματισμού κυματιδίου (integrated wavelets), σε αντίθεση με τις προηγούμενες δύο εργασίες που χρησιμοποιήθηκε ο δυαδικός μετασχηματισμός κυματιδίου, εξασφαλίζοντας έτσι μεγαλύτερη ευελιξία στο διαχωρισμό των κλιμάκων, οδηγώντας εκ του αποτελέσματος σε καλύτερη ενίσχυση αντίθεσης.

Σκοπός της συγκεκριμένης παραγράφου ήταν να πραγματοποιήσουμε μία σύντομη βιβλιογραφική ανασκόπηση σε προηγούμενες μελέτες που έχουν δημοσιευτεί πάνω στο συγκεκριμένο πρόβλημα της ενίσχυσης μαστογραφικών εικόνων που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Οι προηγούμενες εργασίες συζητούνται ενδεικτικά για να γίνει κατανοητό το πλαίσιο που διέπει τη συγκεκριμένη εφαρμογή. Στη βιβλιογραφία μπορεί να συναντήσει κανείς πληθώρα μελετών που πραγματεύονται το συγκεκριμένο ζήτημα [Kimme-Smith et al. 1989], [Laine et al. 1995], [Lure et al. 1996], [Petrick et al. 1996], [Kim et al. 1997], [Sivaramakrishna et al. 2000], [Singh et al. 2005], [Scharcanski et al. 2006].

Με βάση την σύντομη αναφορά που προηγήθηκε, παραθέτουμε στις επόμενες παραγράφους τις μεθόδους που επιλέξαμε και υλοποιήσαμε για την ενίσχυση μαστογραφικών περιοχών ενδιαφέροντος. Το γεγονός ότι στην παραγόμενη εικόνα οι μικροασβεστώσεις είναι πιο ευδιάκριτες σε σχέση με την αρχική, δεν συνεπάγεται άμεσα ότι θα έχουμε βελτίωση και των αποτελεσμάτων ταξινόμησης. Η προ-επεξεργασία της εικόνας είναι ένα πολύ σημαντικό βήμα για την καλύτερη παρατήρηση της περιοχής ενδιαφέροντος και συντελεί στην μείωση του κινδύνου αβλεψίας κάποιων δυσδιάκριτων σημαντικών μαστογραφικών ευρημάτων. Ωστόσο, είναι πιθανόν περιοχές που δεν αντιστοιχούν σε μικροασβεστώσεις να θεωρηθούν λανθασμένα ως τέτοιες, με άλλα λόγια είναι πιθανό να αυξηθεί ο θόρυβος στην εικόνα.

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα ελέγξουμε την αποτελεσματικότητα του συγκεκριμένου σταδίου ως προς την βελτίωση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων. Συγκεκριμένα, θα εφαρμόσουμε αρχικά σε ένα υποσύνολο περιοχών ενδιαφέροντος από αυτές που έχουμε στη διάθεση μας τεχνικές προ-επεξεργασίας της εικόνας και στις νέες εικόνες που θα παραχθούν θα εφαρμόσουμε την προτεινόμενη μεθοδολογία που παραθέσαμε στα προηγούμενα κεφάλαια, δηλαδή κατάτμηση μικροασβεστώσεων, εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών και κατηγοριοποίηση τους. Τα αποτελέσματα που θα προκύψουν θα αναλυθούν ώστε να συζητηθεί η αποτελεσματικότητα της κάθε μεθόδου, ενώ συγκρίνονται μεταξύ τους προκειμένου να αναδείξουμε, αν υπάρχει, την αποτελεσματικότερη μέθοδο.

6.2 Δεδομένα

Για τις μετρήσεις του συγκεκριμένου σταδίου θα χρησιμοποιήσουμε μαστογραφίες από τη βάση δεδομένων DDSM (Digital Database of Screening Mammography) του πανεπιστημίου της Νότιας Φλόριντα [Heath et al. 2001]. Για λόγους υπολογιστικής πολυπλοκότητας, δε χρησιμοποιήσαμε σε πρώτη φάση όλες τις διαθέσιμες μαστογραφίες όπως περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Αντίθετα, προτιμήσαμε να εργαστούμε αρχικά με τα τέσσερα διακριτά σύνολα δεδομένων που

είχαμε περιγράψει στο Κεφάλαιο 4, που περιέχουν άλλωστε ένα μεγάλο μέρος από τις συνολικά διαθέσιμες μαστογραφίες. Θυμίζουμε ότι είχαμε διαμορφώσει ξεχωριστά σύνολα δεδομένων όπου το καθένα παρουσίαζε διαφορετικό βαθμό πυκνότητας μαστού και διακριτότητας των ευρημάτων. Με τον τρόπο αυτό μπορούμε να ελέγξουμε την αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων μεθοδολογιών σε μαστογραφίες διαφορετικών χαρακτηριστικών και να ελέγξουμε αν συγκεκριμένες ιδιότητες μιας μαστογραφικής εικόνας καθορίζουν τις μεθόδους και τους αλγορίθμους που πρέπει να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυσή τους.

Υπενθυμίζουμε πως κάθε σύνολο δεδομένων αποτελείται από 250 διαφορετικές μαστογραφίες, εκ των οποίων οι μισές περιέχουν περιοχές ενδιαφέροντος με καλοήγη συμπλέγματα ενώ οι υπόλοιπες μισές περιέχουν κακοήγη ευρήματα. Επίσης, καμία περίπτωση δεν συναντάται σε περισσότερα του ενός συνόλου. Με τον τρόπο αυτό χρησιμοποιούμε για τον έλεγχο των μεθόδων 1000 διαφορετικές μαστογραφίες, αριθμός που δείχνει πως οι μετρήσεις μας έγιναν επί ενός αντιπροσωπευτικού υποσυνόλου μεγάλου μεγέθους, γεγονός που επιτρέπει την εξαγωγή αντικειμενικών αποτελεσμάτων με υψηλή ικανότητα γενίκευσης. Για κάθε περίπτωση υπολογίσαμε τα χαρακτηριστικά εικόνας που περιγράψαμε στο Κεφάλαιο 3. Τέλος, επιλέξαμε για την κατηγοριοποίηση τον ταξινομητή SVM με συνάρτηση πυρήνα τη γκαουσιανή, ενώ η επιλογή των πιο κρίσιμων χαρακτηριστικών για την ταξινόμηση έγινε με τη στατιστική μέθοδο t-test. Άλλωστε, στόχος του συγκεκριμένου κεφαλαίου δεν είναι να συγκρίνουμε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης όπως στο Κεφάλαιο 4, αλλά να ελέγξουμε αν είναι δυνατόν να επιτύχουμε υψηλότερες τιμές ταξινόμησης με χρήση διαφορετικών μεθόδων προ-επεξεργασίας της περιοχής ενδιαφέροντος, σε σχέση με τα αποτελέσματα που θα επιτυγχανάμε χωρίς τη προ-επεξεργασία της εικόνας.

6.3 Υλοποίηση γνωστών μεθόδων προ-επεξεργασίας της εικόνας

Στη συγκεκριμένη ενότητα θα παρουσιάσουμε τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν και χρησιμοποιούνται για το πρόβλημα της ενίσχυσης εικόνων σε περιοχές ενδιαφέροντος από μαστογραφίες, όπου ρυθμίζεται η αντίθεση μεταξύ μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού. Σκοπός της συγκεκριμένης υλοποίησης είναι η μεταξύ τους σύγκριση προκειμένου να εντοπίσουμε αν υπάρχει κάποια μέθοδος που να είναι πιο αποτελεσματική από τις υπόλοιπες και να δύναται να βελτιώσει τα αποτελέσματα ταξινόμησης που επιτυγχανούμε αν δεν εφαρμόσουμε κανενός είδους επεξεργασίας της αρχικής εικόνας. Επιλέξαμε να υλοποιήσουμε μεθόδους που είναι ευρέως διαδεδομένες σε προβλήματα ενίσχυσης εικόνων και που ταιριάζουν με τις ανάγκες της συγκεκριμένης εφαρμογής ανάδειξης των μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες. Στις επόμενες υποενότητες 6.3.1-6.3.4 περιγράφουμε τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής.

6.3.1 Μέθοδος Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

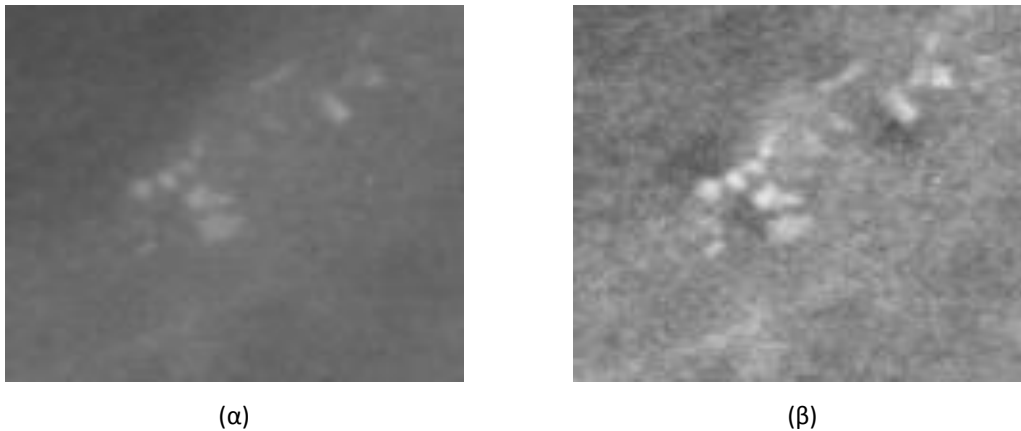
Η συγκεκριμένη μέθοδος, όπως μαρτυρά και το όνομά της, είναι μία τεχνική βελτίωσης της αντίθεσης εικόνων που στηρίζεται στην ισοστάθμιση του ιστογράμματος [Pizer et al. 1987]. Ωστόσο, διαφέρει ως προς την κλασική μέθοδο επεξεργασίας του ιστογράμματος στο γεγονός πως χρησιμοποιεί πολλά ιστογράμματα όπου το καθένα αντιστοιχεί σε ένα διαφορετικό τμήμα της εικόνας και χρησιμοποιούνται για την ανακατανομή των τιμών των φωτεινότητων της εικόνας.

Ο αλγόριθμος CLAHE διαιρεί την αρχική εικόνα σε συνεχείς περιοχές και πραγματοποιεί ισοστάθμιση ιστογράμματος για κάθε μία εξ' αυτών. Συγκεκριμένα, για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας, η μέθοδος μετασχηματίζει την τιμή του με μία μη-γραμμική συνάρτηση που χρησιμοποιεί τις τιμές των γειτονικών εικονοστοιχείων γύρω από το συγκεκριμένο κεντρικό εικονοστοιχείο. Στην απλούστερη περίπτωση, η περιοχή αυτή αποτελείται από μία τετράγωνη περιοχή με κέντρο το υπό εξέταση εικονοστοιχείο. Με τον συγκεκριμένο τρόπο, μέσω της ανακατανομής των φωτεινότητων, επιτυγχάνουμε να βελτιώσουμε την αντίθεση κάνοντας πιο ορατές περιοχές που δεν ήταν πολύ ευδιάκριτες στην αρχική εικόνα. Ωστόσο, μπορεί να παρατηρήσουμε και το αντίθετο αποτέλεσμα, αφού είναι πιθανό να αναδείξουμε περιοχές αυξημένου θορύβου, χειροτερεύοντας έτσι την ποιότητα της αρχικής εικόνας. Για το λόγο αυτό, ορίζουμε ένα κατώφλι πάνω από το οποίο ο αλγόριθμος κόβει το ιστόγραμμα και το ανακατανέμει στις υπόλοιπες τιμές. Με αυτόν τον τρόπο, ο αλγόριθμος επιτυγχάνει τη βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας, περιορίζοντας όμως εντός συγκεκριμένων ορίων, προκειμένου να αποφευχθεί εκτεταμένη ανάδειξη του θορύβου της αρχικής εικόνας.

Ένα μειονέκτημα της μεθόδου είναι ότι δεν λειτουργεί πολύ αποτελεσματικά όταν η κατανομή των τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων διαφέρει σημαντικά στις διαφορετικές περιοχές της εικόνας. Έτσι, όταν υπάρχουν περιοχές σημαντικά πιο φωτεινές ή πιο σκοτεινές από την πλειονότητα των περιοχών της εικόνας, η αντίθεση στις συγκεκριμένες περιοχές δε θα βελτιωθεί σημαντικά. Η συνήθης μορφή των περιοχών ενδιαφέροντος σε μαστογραφίες που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων σπάνια παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις, καθώς ο περιβάλλον ιστός παρουσιάζει μικρή διακύμανση ενώ μόνο οι μικροασβεστώσεις έχουν υψηλότερες τιμές φωτεινότητας, απασχολούν όμως μόνο ένα μικρό κομμάτι της εικόνας. Στο σχήμα 6.2 παρουσιάζουμε μία περιοχή ενδιαφέροντος καθώς και την αντίστοιχη ενισχυμένη που προέκυψε ύστερα από εφαρμογή του αλγορίθμου CLAHE.

Η μέθοδος είναι απλή στην υλοποίησή της χωρίς να διαθέτει πολλές παραμέτρους που πρέπει να οριστούν. Συγκεκριμένα, απαιτείται η παραμετροποίηση δύο μεταβλητών, του κατωφλίου που θα περιορίσει την βελτίωση αντίθεσης και το μέγεθος των υποπεριοχών στις οποίες διαιρείται η αρχική εικόνα προκειμένου να ακολουθήσει η ισοστάθμιση ιστογράμματος. Στα πλαίσια της συγκεκριμένης μελέτης επιλέχθηκαν οι τιμές 0.01 για το κατώφλι, καθώς παρατηρήσαμε πως για μεγαλύτερες τιμές κατωφλίου αυξανόταν σημαντικά ο θόρυβος, εικονοστοιχεία δηλαδή που στον περιβάλλοντα ιστό κατατμήθηκαν λανθασμένα ως μικροασβεστώσεις, ενώ τέλος το μέγεθος της κάθε υποπεριοχής στις οποίες ο αλγόριθμος διαιρεί την αρχική εικόνα επιλέχθηκε ίσο με 10×10 . Η επιλογή των

συγκεκριμένων παραμέτρων έγινε έπειτα από πειραματικές δοκιμές και παρατήρηση των εξαγόμενων εικόνων. Η υλοποίηση της μεθόδου έγινε με τη χρήση της συνάρτησης `adapthisteq.m` στο περιβάλλον Matlab.



Σχήμα 6.2 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβετώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του αλγορίθμου CLAHE.

6.3.2 Μέθοδος Local Range Modification (LRM)

Η μέθοδος LRM είναι μία γραμμική μέθοδος μετασχηματισμού των φωτεινότητων της εικόνας, χρησιμοποιώντας τη γραμμική σχέση:

$$y = a * x + b \quad (6.1)$$

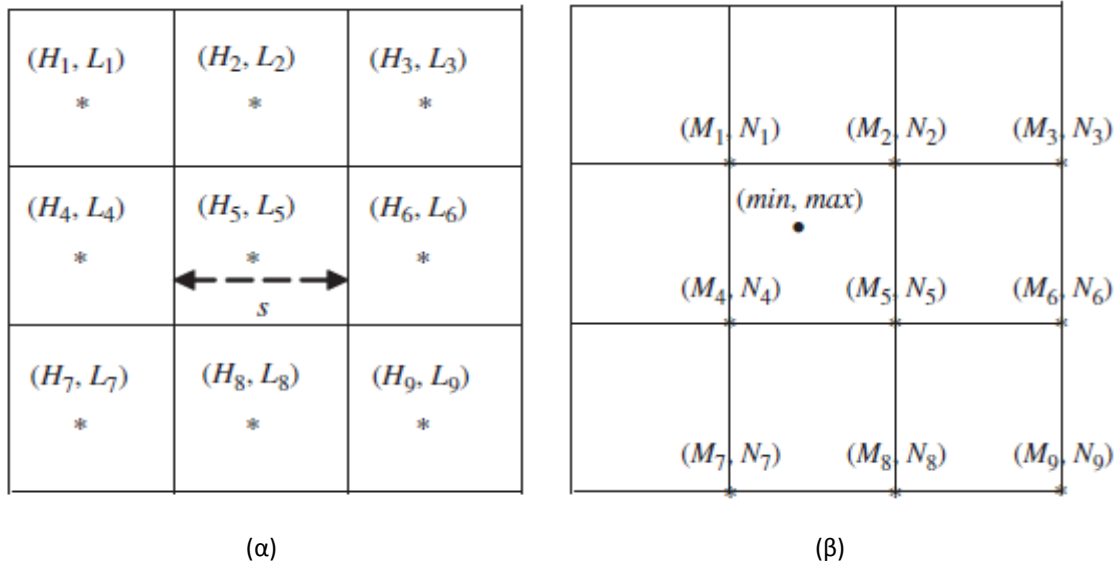
όπου x η αρχική εικόνα και y η μετασχηματισμένη εικόνα η οποία προκύπτει με χρήση των παραμέτρων a και b που εξαρτώνται από την τοπική αντίθεση σε υπο-περιοχές της εικόνας. Πρόκειται συνεπώς για μια μέθοδο που μετασχηματίζει την φωτεινότητα των εικονοστοιχείων ελέγχοντας τοπικά τις τιμές στην αρχική περιοχή ενδιαφέροντος, ελέγχοντας αλληλεπικαλυπτόμενα παράθυρα της αρχικής εικόνας [Fahnestock et al. 1983]. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος επεξεργάζεται την εικόνα σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο, υπολογίζονται οι τοπικές παράμετροι a και b και στο δεύτερο στάδιο πραγματοποιείται ο μετασχηματισμός της αντίθεσης της εικόνας. Κατά τη διάρκεια του πρώτου σταδίου, η αρχική εικόνα διαιρείται σε μη επικαλυπτόμενα τετραγωνικά παράθυρα διάστασης $s \times s$ εικονοστοιχείων και υπολογίζουμε τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή του κάθε παραθύρου, έστω H και L . Εργαζόμενοι με τον ίδιο τρόπο, επεξεργαζόμαστε αυτήν τη φορά ημι-επικαλυπτόμενα παράθυρα διάστασης $2s \times 2s$ υπολογίζοντας πάλι τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή, έστω M και N αυτήν τη φορά. Ο συγκεκριμένος τρόπος σάρωσης που επιτελεί ο αλγόριθμος παρουσιάζεται σχηματικά στο σχήμα 6.3.

Στο δεύτερο στάδιο υλοποίησης του αλγορίθμου, υπολογίζονται τοπικά σε κάθε εικονοστοιχείο μέγιστες και ελάχιστες τιμές για κάθε υποπεριοχή της αρχικής εικόνας, κάνοντας χρήση τεσσάρων τιμών M και N του προηγούμενου σταδίου που περικλείουν το υπό εξέταση εικονοστοιχείο. Ο συγκεκριμένος υπολογισμός για την μέγιστη και ελάχιστη τιμή αντίστοιχα γίνεται με τη χρήση των σχέσεων (6.2) και (6.3) αντίστοιχα.

$$\max = \left[\frac{s_y}{s} M_4 + \frac{s-s_y}{s} M_1 \right] \frac{(s-s_x)}{s} + \left[\frac{s_y}{s} M_5 + \frac{s-s_y}{s} M_2 \right] \frac{s_x}{s} \quad (6.2)$$

$$\min = \left[\frac{s_y}{s} N_4 + \frac{s-s_y}{s} N_1 \right] \frac{(s-s_x)}{s} + \left[\frac{s_y}{s} N_5 + \frac{s-s_y}{s} N_2 \right] \frac{s_x}{s} \quad (6.3)$$

όπου s η διάσταση του παραθύρου, s_x και s_y η απόσταση του υπό εξέταση εικονοστοιχείου από το άνω αριστερά σημεία του πλέγματος (M_1 στο σχήμα) και M_1, M_2, M_4, M_5 τα σημεία του πλέγματος με τις μέγιστες τιμές που περικλείουν το εξεταζόμενο εικονοστοιχείο, ενώ N_1, N_2, N_4, N_5 τα αντίστοιχα με τις ελάχιστες τιμές.



Σχήμα 6.3. Υπολογισμός μέγιστων και ελάχιστων τοπικών τιμών με βάση τις τιμές του πλέγματος. Τα ζεύγη τιμών (H,L) και (M,N) προκύπτουν από τη μέγιστη και ελάχιστη τιμή σε (α) παράθυρα διαστάσεων $s \times s$ και (β) διαστάσεων $2s \times 2s$ [Papadopoulos et al. 2008].

Η τελική τιμή του κάθε εικονοστοιχείου με συντεταγμένες (k,l) για την τελική εικόνα y προκύπτει από την αντίστοιχη τιμή της αρχικής εικόνας x με βάση τη σχέση:

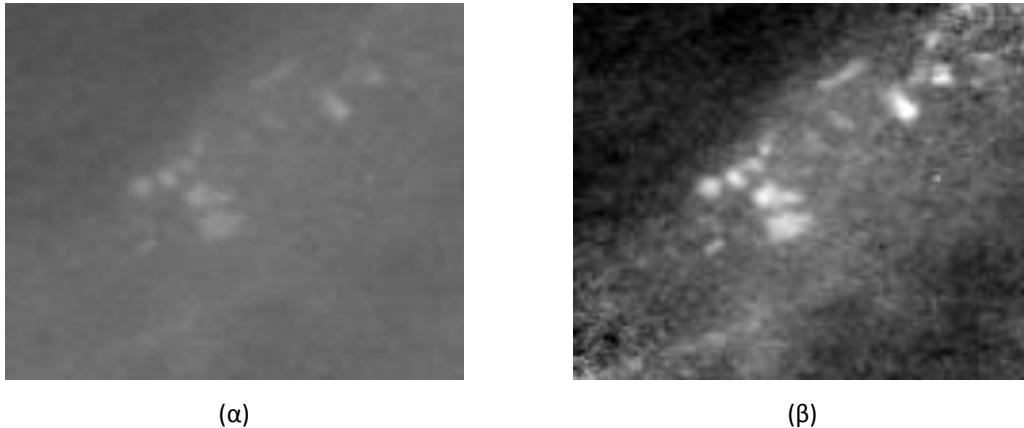
$$y[k, l] = \frac{L-1}{\max - \min} (x[k, l] - \min) \quad (6.4)$$

όπου L το βάθος της εικόνας (2^{16} για μια εικόνα 16bits), και \max, \min η μέγιστη και ελάχιστη τιμή για το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο όπως προέκυψαν από τις σχέσεις (6.2) και (6.3).

Με χρήση της συγκεκριμένης μεθόδου επιτυγχάνουμε βελτίωση της αντίθεσης σε κάθε υπο-περιοχή της εικόνας διάστασης $s \times s$. Μεγάλες διαφορές ανάμεσα στις τιμές \max και \min μαρτυρούν περιοχές υψηλής αντίθεσης, ενώ αντίθετα περιοχές με μικρές διαφορές ανάμεσα στις τιμές \max και \min δείχνουν υπο-περιοχές χαμηλής αντίθεσης.

Η μέθοδος LRM υλοποιείται πολύ εύκολα καθώς στηρίζεται σε στοιχειώδεις λειτουργίες επεξεργασίας των τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων σε υπο-περιοχές της αρχικής εικόνας ενδιαφέροντος. Η μοναδική παράμετρος που απαιτεί ρύθμιση είναι η διάσταση του κάθε παραθύρου της εικόνας που επεξεργάζεται ο αλγόριθμος. Για την τρέχουσα μελέτη, επιλέχθηκε $s=51$ για το μήκος του παραθύρου. Ένα παράδειγμα εκτέλεσης του αλγορίθμου φαίνεται στο σχήμα 6.4,

όπου παρουσιάζουμε μαζί την αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με την ενισχυμένη εικόνα που προέκυψε έπειτα από την εκτέλεση του αλγορίθμου LRM για $s=51$ [Papadopoulos et al. 2008].



Σχήμα 6.4 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του αλγορίθμου LRM.

6.3.3 Μέθοδος Μετασχηματισμού Κυματιδίου

Ο μετασχηματισμός του κυματιδίου έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς τις τελευταίες δεκαετίες σε ποικίλες εφαρμογές που αφορούν επεξεργασία εικόνας. Ιδιαίτερα στην περίπτωση επεξεργασίας μαστογραφικών περιοχών ενδιαφέροντος που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων η χρήση του μετασχηματισμού είναι ιδιαίτερα διαδεδομένη, καθώς το γεγονός ότι οι μικροασβεστώσεις αντιστοιχούν στις υψηλές συχνότητες της εικόνας καθιστά τη χρήση του μετασχηματισμού μία αποτελεσματική λύση για τον εντοπισμό και την κατάτμησή τους. Πολλές δημοσιεύσεις προσέγγισαν με χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίου την ανάδειξη και κατάτμηση [Laine et al. 1994] ή τη βελτίωση της αντίθεσης [Scharcanski et al. 2006] σε εικόνες που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Το βασικό πλεονέκτημα του μετασχηματισμού συνίσταται στο γεγονός ότι μπορεί να αποσυνθέσει την εικόνα σε διαφορετικές κλίμακες, με αποτέλεσμα να είναι δυνατόν να χρησιμοποιούμε κάποιες σημαντικές κλίμακες που μας ενδιαφέρουν και να μειώνουμε τη συνεισφορά των υπολοίπων. Η υλοποίηση του αλγορίθμου βελτίωσης αντίθεσης της εικόνας βασίστηκε στην εργασία των [Tang et al. 2009, b], οι οποίοι χρησιμοποιούν την πολύ-κλιμακωτή αναπαράσταση μιας εικόνας για την ενίσχυσή της.

Αρχικά λοιπόν πραγματοποιούμε αποσύνθεση της αρχικής εικόνας (έστω A_0) σε K επίπεδα ώστε να λάβουμε τις συνιστώσες της εικόνας στην οριζόντια και κάθετη διεύθυνση για κάθε επίπεδο. Συγκεκριμένα, έστω για το επίπεδο N , υπολογίζουμε τις συνιστώσες χαμηλής συχνότητας A_N για το επίπεδο $N-1$, τις οριζόντιες συνιστώσες χαμηλής συχνότητας και κάθετες συνιστώσες υψηλής συχνότητας A_N^1 για το επίπεδο $N-1$, τις οριζόντιες συνιστώσες υψηλής συχνότητας και κάθετες συνιστώσες χαμηλής συχνότητας A_N^2 για το επίπεδο $N-1$ και τέλος τις συνιστώσες υψηλής συχνότητας (σε οριζόντια και κάθετη διεύθυνση) A_N^3 για το επίπεδο $N-1$. Οι συγκεκριμένες

συνιστώσες για το επίπεδο N προκύπτουν από την αρχική εικόνα με βάση τις ακόλουθες σχέσεις (6.5)-(6.8):

$$A_N(i, j) = \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} h(m)h(n)A_{N-1}(2i-m, 2j-n) \quad (6.5)$$

$$A_N^1(i, j) = \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} h(m)g(n)A_{N-1}(2i-m, 2j-n) \quad (6.6)$$

$$A_N^2(i, j) = \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} g(m)h(n)A_{N-1}(2i-m, 2j-n) \quad (6.7)$$

$$A_N^3(i, j) = \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} g(m)g(n)A_{N-1}(2i-m, 2j-n) \quad (6.8)$$

όπου $\{h\}$ και $\{g\}$ είναι κατάλληλα φίλτρα κυματιδίου για την ανάλυση της εικόνας.

Με βάση τις συνιστώσες της εικόνας που εξάγονται στο προηγούμενο βήμα, μπορεί να πραγματοποιηθεί ανακατασκευή της εικόνας και ως προς τις τρεις διευθύνσεις με βάση τη σχέση (6.9), όπου $\{\hat{h}\}$ και $\{\hat{g}\}$ είναι κατάλληλα φίλτρα κυματιδίου για τη σύνθεση της εικόνας.

$$A_{N-1}(i, j) = 4 \times \left[\begin{array}{l} \sum_{n,m \in \mathbb{Z}} \hat{h}(m)\hat{h}(n)A_N\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) + \\ \sum_{n,m \in \mathbb{Z}} \hat{h}(m)\hat{g}(n)A_N\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) + \\ \sum_{n,m \in \mathbb{Z}} \hat{g}(m)\hat{h}(n)A_N\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) + \\ \sum_{n,m \in \mathbb{Z}} \hat{g}(m)\hat{g}(n)A_N\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) \end{array} \right] \quad (6.9)$$

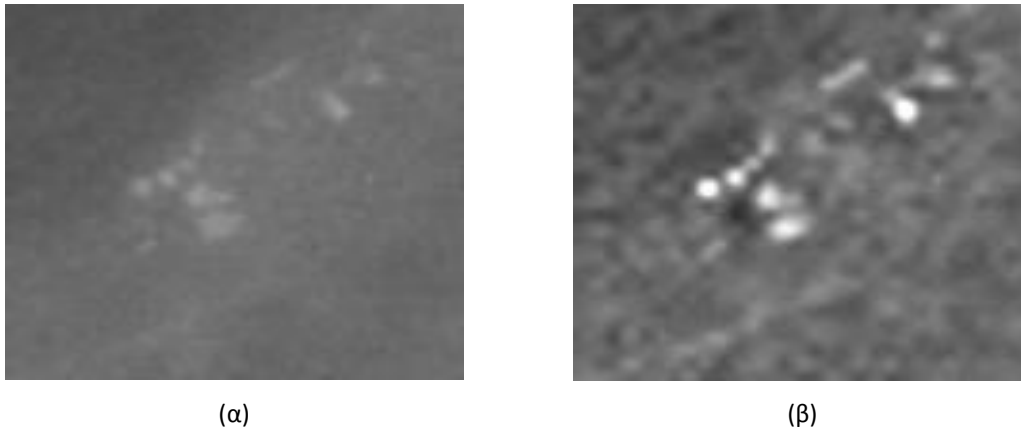
Για τη ρύθμιση της αντίθεσης, χρησιμοποιούμε ένα πολύ-κλιμακωτό τοπικό μέτρο αντίθεσης που προτάθηκε από τους [Pu et al. 2000] και ορίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$c_N^x = \frac{D_N^x(i, j)}{A_N^x(i, j)} \quad (6.10)$$

όπου $x=1,2,3$ ανάλογα με την διεύθυνση που θέλουμε να υπολογίσουμε (κάθετη, οριζόντια και διαγώνια αντίστοιχα). Επιθυμούμε να τροποποιήσουμε ευθέως την αντίθεση μέσω μιας παραμέτρου λ , με βάση την οποία η σχέση που συνδέει την αντίθεση της αρχικής εικόνας με την αντίθεση της ενισχυμένης εικόνας θα δίνεται από την ακόλουθη σχέση 6.11.

$$\bar{c}_N^x = \lambda_N^x(i, j)c_N^x(i, j) \quad (6.11)$$

Αφού ενισχύσουμε τις συνιστώσες σε κάθε επίπεδο αποσύνθεσης της εικόνας, εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο ανακατασκευής της εικόνας, ώστε να πάρουμε την εικόνα \bar{A}_0 που είναι η ενισχυμένη εικόνα της αρχικής περιοχής ενδιαφέροντος A_0 . Ένα παράδειγμα εκτέλεσης του αλγορίθμου φαίνεται στο σχήμα 6.5, όπου παρουσιάζουμε την αρχική περιοχή ενδιαφέροντος (A_0) μαζί με την ενισχυμένη εικόνα (\bar{A}_0).

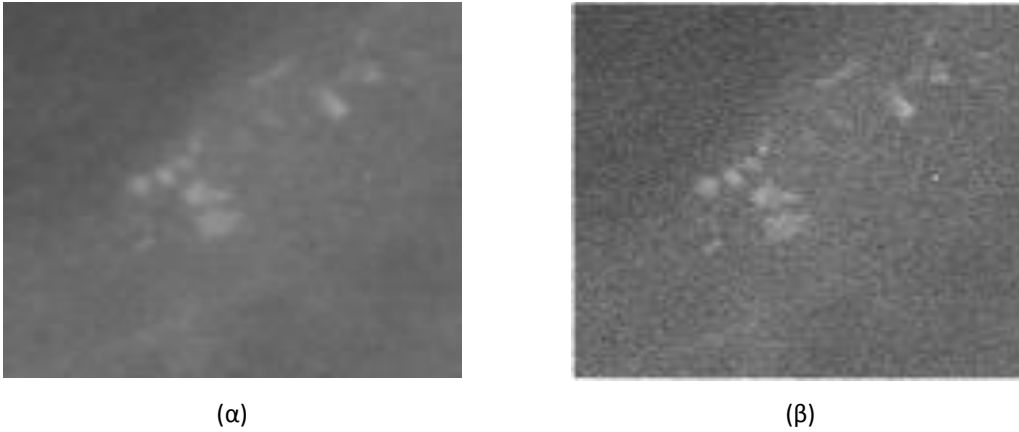


Σχήμα 6.5 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβετώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση του προτεινόμενου μετασχηματισμού κυματιδίου.

Υπάρχει μεγάλη ποικιλία φίλτρων για την ανάλυση και σύνθεση της εικόνας που έχουν χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση του μετασχηματισμού του κυματιδίου. Στη συγκεκριμένη μελέτη καταλήξαμε μετά από οπτική παρατήρηση των ενισχυμένων εικόνων σε συγκεκριμένο φίλτρο καθώς και σε συγκεκριμένη τιμή της παραμέτρου λ που χρησιμοποιείται για την ενίσχυση της εικόνας σύμφωνα με την εξίσωση (6.11). Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήσαμε για όλα τα επίπεδα $\lambda=5$, ενώ το φίλτρο που χρησιμοποιήσαμε ανήκει στην οικογένεια των Biorthogonals και συγκεκριμένα είναι το bior3.9.

6.3.4 Μέθοδος Unsharp Masking

Η συγκεκριμένη μέθοδος (UM) έχει επίσης χρησιμοποιηθεί σε προηγούμενες εργασίες για τη βελτίωση της αντίθεσης σε περιοχές ενδιαφέροντος από πραγματικές μαστογραφίες ασθενών [Chan et al. 1987]. Σκοπός της είναι να τονίσει την αντίθεση μεταξύ ευρημάτων και περιβάλλοντος ιστού ώστε να είναι πιο ευδιάκριτη η παρουσία των μικροασβετώσεων. Συγκεκριμένα, με την τρέχουσα μέθοδο εφαρμόζουμε στην αρχική εικόνα ένα φίλτρο η επίδραση του οποίου είναι να κάνει τις ακμές και τις μικρές δομές περισσότερο έντονες. Πρακτικά, το φίλτρο εφαρμόζει με μη γραμμικό τρόπο ενίσχυση των υψηλών συχνοτήτων της εικόνας. Όπως και στην περίπτωση των προηγούμενων μεθόδων ενίσχυσης, στο σχήμα 6.6 παρουσιάζουμε σε κοινό σχήμα ένα παράδειγμα αρχικής περιοχής ενδιαφέροντος, μαζί με το αποτέλεσμα της ενίσχυσης μετά την εφαρμογή του τρέχοντος φίλτρου. Είναι εμφανές πως οι ακμές των μικροασβετώσεων στην ενισχυμένη εικόνα είναι αρκετά πιο ευδιάκριτες σε σχέση με την αρχική. Βέβαια, όπως και στις υπόλοιπες μεθόδους βελτίωσης της αντίθεσης, υπάρχει ο κίνδυνος να αυξηθεί ο θόρυβος της εικόνας και αμελητέες δομές να καταταμηθούν λανθασμένα ως μικροασβετώσεις. Ωστόσο, πρόκειται για μια πολύ απλή μέθοδο που εξαρτάται από μία μοναδική παράμετρο (α) η οποία καθορίζει τη μορφή του φίλτρου και πρέπει να λάβει τιμή στο διάστημα (0,1). Έπειτα από δοκιμές που έγιναν σε ένα τυχαίο σύνολο από περιοχές ενδιαφέροντος, παρατηρήσαμε πως τα καλύτερα αποτελέσματα από την οπτική παρατήρηση των εικόνων επιτεύχθηκαν για $\alpha=0.15$.



Σχήμα 6.6 (α) Αρχική περιοχή ενδιαφέροντος με σύμπλεγμα μικροασβετώσεων (βάση DDSM, φάκελος benign_01, περίπτωση A_3130, RIGHT_CC), (β) ενισχυμένη εικόνα εξόδου ύστερα από βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση της μεθόδου UM για $\alpha=0.15$.

6.3.5 Αξιολόγηση των μεθόδων

Εκτός από την ποιοτική αξιολόγηση της ενίσχυσης μιας εικόνας, που αφορά την οπτική παρατήρησή της, πρέπει να προχωρήσουμε και σε ποσοτική αξιολόγηση των μεθόδων ενίσχυσης, για να διαπιστώσουμε ποια μπορεί να προσφέρει καλύτερη βελτίωση των αρχικών περιοχών ενδιαφέροντος. Για το λόγο αυτό, πρέπει να οριστεί και υλοποιηθεί κάποιο αντικειμενικό μέτρο το οποίο θα εκτιμά την αποτελεσματικότητα της ενίσχυσης ελέγχοντας τις φωτεινότητες γειτονικών εικονοστοιχείων. Χρησιμοποιήσαμε το μέγεθος της αντίθεσης περιοχής (region contrast-RC) που προτάθηκε από τους [Tang et al. 2009, b], το οποίο ορίζεται ως:

$$C_w(I) = \frac{1}{m} \sum_w |c(x, y)| \log(1 + |c(x, y)|) \quad (6.X)$$

όπου $c(x,y)$ η τοπική αντίθεση στο εικονοστοιχείο με συντεταγμένες (x,y) , η οποία ορίζεται ως:

$$c(x, y) = 4I(x, y) - [I(x-1, y) + I(x, y-1) + I(x+1, y) + I(x, y+1)] \quad (6.X)$$

όπου $I(x,y)$ είναι ο πίνακας φωτεινότητων της εικόνας, w είναι η περιοχή στην οποία υπολογίζουμε το μέγεθος RC και m ο αριθμός των εικονοστοιχείων που περιέχονται στην περιοχή w . Στη επόμενη παράγραφο λοιπόν παρουσιάζουμε τις τιμές του μεγέθους RC για κάθε σύνολο μαστογραφιών που εξετάσαμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο.

Ωστόσο, το προηγούμενο μέτρο αφορά μόνο την αντικειμενική περιγραφή της αποτελεσματικότητας ενίσχυσης μιας εικόνας. Είναι πιθανόν το οπτικό αποτέλεσμα για μια εικόνα να είναι πιο υψηλό και αξιόπιστο σε σχέση με την τιμή του μεγέθους RC που προκύπτει. Αντίστροφα, υψηλές τιμές του μεγέθους RC δεν συνεπάγεται και αυτόματα βελτιστοποίηση των επιδόσεων ταξινόμησης, αφού ο διαχωρισμός σε καλοήθη και κακοήθη ευρήματα δεν εξαρτάται αποκλειστικά από την ποιότητα της αρχικής εικόνας, αλλά και από τα υπόλοιπα στάδια επεξεργασίας. Συνεπώς, για την αξιολόγηση των μεθόδων που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες παραγράφους δεν ακρούμαστε στην οπτική παρατήρηση των εικόνων, ούτε μόνο στο μέτρο RC για την ποσοτικοποίηση της ενίσχυσης. Αντίθετα,

οι μέθοδοι αξιολογούνται ως προς τα αποτελέσματα ταξινόμησης που μπορούμε να επιτύχουμε στα τέσσερα διαφορετικά υποσύνολα μαστογραφιών που έχουμε θεωρήσει. Αυτό σημαίνει πως εφαρμόζουμε την κάθε μέθοδο σε κάθε διαφορετική εικόνα ώστε να παράγουμε μία νέα ενισχυμένη εικόνα η οποία από το συγκεκριμένο σημείο και έπειτα, τροφοδοτεί την ίδια διαδικασία που περιγράψαμε στα κεφάλαια 2-4. Πραγματοποιείται δηλαδή διαδοχικά κατάτμηση των μικροασβεστώσεων (βλέπε Κεφάλαιο 2), εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών (Κεφάλαιο 3) και κατηγοριοποίησή τους με χρήση κατάλληλου ταξινομητή και μεθόδου επιλογής κρίσιμων χαρακτηριστικών (Κεφάλαιο 4).

Όπως αναφέραμε ήδη, ο ταξινομητής που χρησιμοποιείται είναι μια μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης SVM με χρήση συνάρτησης ακτινικής βάσης (RBF). Συνεπώς, η σύγκριση των μεθόδων θα γίνει με τα μεγέθη της ακρίβειας, της ευαισθησίας, της ειδικότητας και του εμβαδού του χωρίου κάτω από την καμπύλη ROC, όπως αυτά περιγράφηκαν στην παράγραφο 4.4.7. Οι μέθοδοι που ακολουθείται για την ταξινόμηση είναι οι Leave One Out (LOO) και External Cross Validation (ECV), ενώ προηγείται το στάδιο για την επιλογή παραμέτρων εκπαίδευσης του ταξινομητή. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε μέθοδο ενίσχυσης και για κάθε διαφορετικό υποσύνολο μαστογραφιών. Να σημειωθεί στο συγκεκριμένο σημείο πως θα χρησιμοποιήσουμε εφεξής την ακόλουθη ονοματολογία για τα σύνολα των μαστογραφιών:

- (Σ1): υποσύνολο πυκνών μαστών χαμηλής διακριτότητας
- (Σ2): υποσύνολο πυκνών μαστών υψηλής διακριτότητας
- (Σ3): υποσύνολο λιπωδών μαστών χαμηλής διακριτότητας
- (Σ4): υποσύνολο λιπωδών μαστών υψηλής διακριτότητας

Συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης ανά μέθοδο και υποσύνολο μαστογραφιών παρουσιάζονται στην επόμενη ενότητα.

6.4 Αποτελέσματα

Στην τρέχουσα παράγραφο παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την αρχική ενίσχυση των εικόνων των τεσσάρων διαφορετικών υποσυνόλων μαστογραφιών που έχουμε θεωρήσει. Αρχικά, κάνουμε μία σύγκριση ως προς την ποιότητα της ενίσχυσης με βάση το κριτήριο RC που συζητήσαμε στην προηγούμενη παράγραφο. Στο δεύτερο σκέλος, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα ταξινόμησης για κάθε διαφορετική μέθοδο ενίσχυσης.

6.4.1 Συγκριτική μελέτη ποιότητας ενίσχυσης εικόνας

Αρχικά προχωράμε στην ποσοτικοποίηση της ενίσχυσης που επιφέρει η κάθε μέθοδος στην αρχική εικόνα, χρησιμοποιώντας το κριτήριο RC. Οι [Tang et al. 2009, b] συνέκριναν την δικιά τους μέθοδο με τις μεθόδους CLAHE και Unsharp Masking δείχνοντας ότι επιτυγχάνουν μεγαλύτερες τιμές του κριτηρίου RC σε ένα σύνολο 10 περιοχών ενδιαφέροντος από τη βάση DDSM. Το δείγμα ελέγχου

είναι αρκετά μικρό ώστε να μπορέσουμε να εξαγάγουμε ασφαλή συμπεράσματα για την υπεροχή κάποιας μεθόδου.

Στη συγκεκριμένη μελέτη εφαρμόζουμε τις τέσσερις προτεινόμενες τεχνικές σε όλες τις περιοχές ενδιαφέροντος των υπό εξέταση συνόλων και καταγράψαμε την τιμή του μεγέθους RC για κάθε ενισχυμένη εικόνα. Φυσικά, υπολογίσαμε το μέτρο RC και για τις αρχικές εικόνες, προτού εφαρμόσουμε βελτίωση της αντίθεσής τους. Στους πίνακες 6.1-6.4 παρουσιάζουμε τη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση του κριτηρίου RC για κάθε διαφορετικό σύνολο περιπτώσεων που εξετάζουμε στην τρέχουσα μελέτη. Το κριτήριο RC αποτελεί ένα τοπικό μέτρο της αντίθεσης της εικόνας, καθώς υπολογίζει τη διαφορά της φωτεινότητας ενός εικονοστοιχείου από τις φωτεινότητες των 4 γειτονικών εικονοστοιχείων. Συνεπώς, μία μέθοδος που μπορεί να αλλάξει σημαντικά τις φωτεινότητες σε μικρές γειτονιές εικονοστοιχείων αναμένουμε να παρουσιάζει μεγάλες τιμές του κριτηρίου RC.

Πίνακας 6.1 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων (Σ1).

<i>Μέθοδος</i>	<i>RC_m</i>	<i>RC_{std}</i>
UM	54.365	29.235
CLAHE	37.77	17.46
LRM	69.657	32.563
WAVELETS	56.298	27.748
NO_ENHANCE	6.889	3.519

Πίνακας 6.2 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων (Σ2).

<i>Μέθοδος</i>	<i>RC_m</i>	<i>RC_{std}</i>
UM	62.481	31.392
CLAHE	43.382	21.337
LRM	73.8	32.641
WAVELETS	63.386	27.984
NO_ENHANCE	7.782	3.547

Πίνακας 6.3 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων (Σ3).

<i>Μέθοδος</i>	<i>RC_m</i>	<i>RC_{std}</i>
UM	66.494	29.091
CLAHE	44.634	17.601
LRM	89.358	40.5381
WAVELETS	66.15	27.988
NO_ENHANCE	8.098	3.487

Πίνακας 6.4 Μέση τιμή (RC_m) και τυπική απόκλιση (RC_{std}) του μέτρου RC για το σύνολο περιπτώσεων (Σ4).

<i>Μέθοδος</i>	<i>RC_m</i>	<i>RC_{std}</i>
UM	77.948	26.634
CLAHE	52.76	20.131
LRM	102.364	38.482
WAVELETS	77.934	24.363
NO_ENHANCE	9.608	3.057

Παρατηρούμε ότι και στα 4 υποσύνολα η μέθοδος LRM παρέχει κατά μέσο όρο τη μεγαλύτερη τιμή του κριτηρίου RC, γεγονός που δείχνει πως πρόκειται για τη μέθοδο που παρέχει τη μεγαλύτερη βελτίωση της αντίθεσης των φωτεινότητων σε πολύ μικρές γειτονίες της εικόνας. Πολύ υψηλές τιμές παρέχουν επίσης και οι μέθοδοι UM και Wavelets που είναι στις περισσότερες περιπτώσεις συγκρίσιμες με τη μέθοδο LRM. Λίγο χαμηλότερες τιμές παρέχει η μέθοδος CLAHE. Ωστόσο και οι τέσσερις μέθοδοι φαίνεται ότι εξασφαλίζουν πολύ σημαντική ενίσχυση της αρχικής εικόνας. Αυτό προκύπτει αν συγκρίνουμε τα αποτελέσματα των μεθόδων με τις τιμές του μεγέθους RC που υπολογίζουμε επί των αρχικών εικόνων, χωρίς να εφαρμόσουμε βελτίωση της αντίθεσής τους. Σε όλες τις περιπτώσεις, οι τιμές του κριτηρίου RC είναι πολλαπλάσια των αρχικών τιμών, γεγονός που δείχνει πως η τοπική αντίθεση των φωτεινότητων γειτονικών εικονοστοιχείων μεταβάλλεται σημαντικά. Πάντως, χρησιμοποιώντας τη μέθοδο με μετασχηματισμό κυματιδίου επιτυγχάνουμε σημαντική ενίσχυση της αρχικής εικόνας, που είναι συγκρίσιμη με τη μέθοδο UM και λίγο καλύτερη από τη μέθοδο CLAHE. Η τελευταία παρατήρηση έρχεται σε συμφωνία με τα αποτελέσματα των [Tang et al. 2009, b] που έδειξαν ότι η δικιά τους μέθοδος υπερτερεί έναντι των υπολοίπων. Ωστόσο, φαίνεται πως η μέθοδος LRM υπερτερεί έναντι όλων των άλλων.

Τα αποτελέσματα της τρέχουσας παραγράφου ανέδειξαν την υπεροχή της μεθόδου LRM στην ενίσχυση των περιοχών ενδιαφέροντος που περιέχουν συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Η μέθοδος μπορεί να παρέχει τις υψηλότερες τιμές του μεγέθους RC σε όλα τα υπό εξέταση σύνολα μαστογραφιών, γεγονός που δείχνει πως η συγκεκριμένη μέθοδος βελτιώνει σημαντικά την αντίθεση των φωτεινότητων σε μικρές γειτονίες εικονοστοιχείων της εικόνας. Ωστόσο, το συγκεκριμένο συμπέρασμα δεν συνεπάγεται αυτόματα πως πρόκειται και για την καλύτερη μέθοδο για την ανάδειξη των μικροασβεστώσεων. Καταρχάς, υψηλή αντίθεση δεν αποκλείει και την ύπαρξη θορύβου στην εικόνα. Αυτό σημαίνει πως υπάρχει ο κίνδυνος κάποιες περιοχές περιβάλλοντος ιστού με υψηλή φωτεινότητα να αντιμετωπισθούν λανθασμένα ως μικροασβεστώσεις. Με άλλα λόγια, υψηλή ενίσχυση της εικόνας δε συνεπάγεται υποχρεωτικά και ποιοτική ανάδειξη των μικροασβεστώσεων. Επίσης, ακόμα και αν έχει γίνει ικανοποιητικός διαχωρισμός μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού μετά την ενίσχυση της αρχικής εικόνας, δεν είναι απαραίτητο πως μπορεί να επιτευχθεί και υψηλός διαχωρισμός καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων. Η τελική κατηγοριοποίηση εξαρτάται από πολλά στάδια, όπως η κατάτμηση μικροασβεστώσεων, η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η εφαρμογή αποτελεσματικών σχημάτων

ταξινόμησης. Συνεπώς, αποτελεσματική βελτίωση της αντίθεσης σε μια περιοχή ενδιαφέροντος, ακόμα και αν προσφέρει βελτιωμένη παρατήρηση των μικροασβεστώσεων, δεν εξασφαλίζει απαραίτητα καλύτερη ταξινόμηση. Για το λόγο αυτό, προχωράμε στην επόμενη ενότητα σε σύγκριση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης για κάθε μέθοδο ενίσχυσης, προκειμένου να τις συγκρίνουμε ως προς τα επίπεδα διαχωρισμού των περιπτώσεων που μπορούν να επιτύχουν.

6.4.2 Συγκριτική μελέτη αποτελεσμάτων ταξινόμησης

Στην τρέχουσα παράγραφο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης στα διαφορετικά σύνολα μαστογραφιών των αλγορίθμων που περιγράφηκαν προηγουμένως. Σε κάθε σύνολο, χρησιμοποιήθηκε ως σύνολο εκπαίδευσης ένας πίνακας 250×188, όπου 250 είναι ο αριθμός των περιπτώσεων με συγκεκριμένες ανά σύνολο ιδιότητες και 188 τα χαρακτηριστικά εικόνες για κάθε περίπτωση. Στον πίνακα φυσικά υπάρχει μία επιπλέον στήλη που περιέχει την πληροφορία για την κατηγορία (καλοήθης ή κακοήθης) στην οποία ανήκει η κάθε περίπτωση

Στους πίνακες 6.5-6.8 παρουσιάζουμε τα μεγέθη της ακρίβειας, ευαισθησίας, της ειδικότητας και φυσικά το εμβαδόν από την καμπύλη ROC για καθένα από τα 4 σύνολα μαστογραφιών για κάθε διαφορετική μέθοδο ενίσχυσης. Παρέχουμε επίσης τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τις αρχικές εικόνες, χωρίς να εφαρμόσουμε καμία μέθοδο βελτίωσης αντίθεσης της εικόνας (NO_ENHANCE). Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα προέκυψαν ύστερα από διασταυρωμένη επικύρωση σε 250 μέρη, στην ουσία δηλαδή εφαρμόσαμε το σχήμα εκπαίδευσης Leave One Out (LOO), όπου σε κάθε επανάληψη εκπαιδεύαμε τον ταξινομητή με 249 περιπτώσεις και τον αξιολογούσαμε στην τελευταία περίπτωση. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι κάθε περίπτωση του συνόλου να χρησιμοποιηθεί ακριβώς μια φορά στο σύνολο ελέγχου του ταξινομητή.

Πίνακας 6.5 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ1) μέσω LOO.

Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.64	0.648	0.632	0.67
CLAHE	0.692	0.72	0.664	0.673
LRM	0.612	0.64	0.584	0.631
WAVELETS	0.684	0.776	0.592	0.717
NO_ENHANCE	0.596	0.584	0.608	0.658

Πίνακας 6.6 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ2) μέσω LOO.

Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.78	0.776	0.784	0.836
CLAHE	0.796	0.76	0.832	0.839
LRM	0.756	0.744	0.768	0.809
WAVELETS	0.82	0.816	0.824	0.861
NO_ENHANCE	0.764	0.736	0.792	0.828

Πίνακας 6.7 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ3) μέσω LOO.

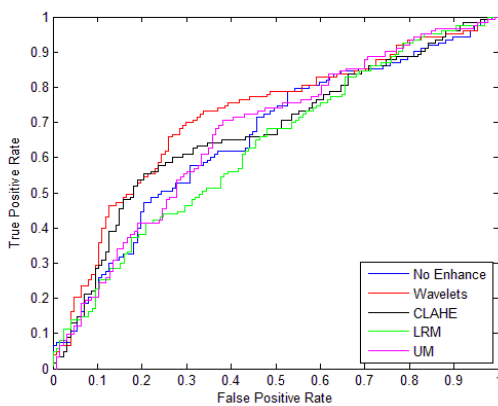
Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.744	0.704	0.784	0.791
CLAHE	0.724	0.696	0.752	0.756
LRM	0.792	0.784	0.8	0.822
WAVELETS	0.732	0.68	0.784	0.793
NO_ENHANCE	0.776	0.768	0.784	0.824

Πίνακας 6.8 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ4) μέσω LOO.

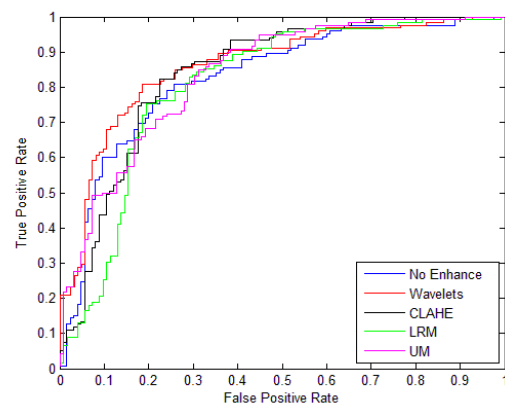
Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.784	0.688	0.872	0.843
CLAHE	0.784	0.68	0.888	0.836
LRM	0.796	0.704	0.888	0.84
WAVELETS	0.808	0.752	0.864	0.843
NO_ENHANCE	0.808	0.768	0.848	0.877

Στο σχήμα 6.7 παρουσιάζουμε σε κοινό γράφημα τις ROC καμπύλες του ταξινομητή για κάθε διαφορετική μέθοδο ενίσχυσης ανά σύνολο μαστογραφιών.

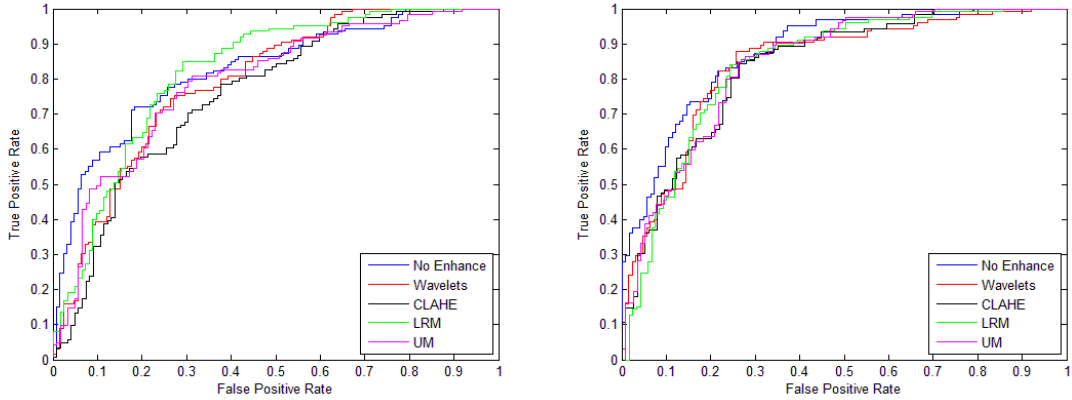
Επαναλάβαμε τις ίδιες μετρήσεις χρησιμοποιώντας όμως αυτήν την φορά για έλεγχο τη μέθοδο External Cross Validation (ECV). Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το σύνολο των περιπτώσεων διαιρείται με τυχαίο τρόπο σε ένα υποσύνολο εκπαίδευσης και ένα υποσύνολο ελέγχου του ταξινομητή σε αναλογία 70%-30%. Καταγράφουμε τις επιδόσεις που επιτυγχάνει ο ταξινομητής στο σύνολο ελέγχου και επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία 50 φορές. Οι τελικές επιδόσεις που παρουσιάζουμε στους πίνακες 6.9-6.12 προκύπτουν από τη μέση τιμή των τιμών του κάθε μεγέθους στις 50 επαναλήψεις. Πραγματοποιήσαμε τις μετρήσεις με δύο διαφορετικές μεθόδους εκπαίδευσης του ταξινομητή για να λάβουμε μία πιο ασφαλή εικόνα για την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων.



(α)



(β)



(γ)

(δ)

Σχήμα 6.7 Καμπύλες ROC για κάθε διαφορετική μέθοδο ενίσχυσης εικόνας για το υποσύνολο (α): Σ1, (β): Σ2, (γ): Σ3 και (δ):Σ4.

Πίνακας 6.9 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ1) μέσω ECV.

Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.62	0.63	0.61	0.666
CLAHE	0.622	0.644	0.607	0.673
LRM	0.592	0.668	0.528	0.642
WAVELETS	0.663	0.682	0.643	0.735
NO_ENHANCE	0.61	0.647	0.589	0.677

Πίνακας 6.10 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ2) μέσω ECV.

Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.762	0.77	0.758	0.83
CLAHE	0.765	0.728	0.81	0.839
LRM	0.753	0.729	0.778	0.809
WAVELETS	0.771	0.769	0.774	0.849
NO_ENHANCE	0.757	0.731	0.785	0.806

Πίνακας 6.11 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ3) μέσω ECV.

Μέθοδος	ACC	SN	SP	A_z
UM	0.723	0.69	0.757	0.8
CLAHE	0.69	0.672	0.713	0.756
LRM	0.744	0.724	0.766	0.808
WAVELETS	0.711	0.656	0.766	0.77
NO_ENHANCE	0.731	0.71	0.755	0.816

Πίνακας 6.12 Μέτρα επίδοσης ανά μέθοδο ενίσχυσης για το σύνολο (Σ4) μέσω ECV.

<i>Μέθοδος</i>	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>	<i>A_z</i>
UM	0.764	0.669	0.853	0.843
CLAHE	0.763	0.663	0.865	0.836
<u>LRM</u>	<u>0.786</u>	<u>0.686</u>	<u>0.885</u>	<u>0.893</u>
WAVELETS	0.805	0.756	0.858	0.84
NO_ENHANCE	0.784	0.74	0.829	0.87

Ένα πρώτο συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε είναι ότι η ενίσχυση εικόνας δεν βελτιώνει απαραίτητα και τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Παρατηρώντας τους πίνακες μπορούμε να εντοπίσουμε αρκετές περιπτώσεις όπου τα αποτελέσματα χωρίς ενίσχυση της εικόνας είναι ανώτερα από εκείνα που λαμβάνουμε από κάποιες ή και όλες τις μεθόδους ενίσχυσης. Το γεγονός αυτό είναι σε ένα βαθμό αναμενόμενο, καθώς η βελτίωση της αντίθεσης μεταξύ μικροασβετώσεων και περιβάλλοντος ιστού καθιστά μεν πιο εύκολη την παρατήρηση των ευρημάτων και μειώνει τον κίνδυνο αβλεψίας τους, ωστόσο μπορεί να υπάρξει ταυτόχρονη αύξηση του επιπέδου του θορύβου στην εικόνα και γειτονιές εικονοστοιχείων που δεν συνιστούν εύρημα να αντιμετωπιστούν λανθασμένα ως τέτοιες. Η αρχική προ-επεξεργασία της εικόνας που στοχεύει στη βελτίωση της αντίθεσής της έχει σαν αποτέλεσμα το προτεινόμενο πλαίσιο λειτουργίας να δέχεται τελείως διαφορετική εικόνα σε σχέση με την αρχική και ως εκ τούτου επηρεάζεται η λειτουργία σε όλα τα επόμενα στάδια (κατάτμηση μικροασβετώσεων, εξαγωγή χαρακτηριστικών). Είναι πιθανό λοιπόν η νέα ενισχυμένη εικόνα παρόλο που παρουσιάζει πιο «καθαρά» τις μικροασβετώσεις, η επεξεργασία της να μην εξασφαλίζει περισσότερες πληροφορίες για την περιγραφή του συμπλέγματος.

Η ερμηνεία του πρώτου συμπεράσματος καθιστά ακόμα πιο σημαντικές κάποιες επιπλέον παρατηρήσεις στις οποίες μπορούμε να προχωρήσουμε από την ανάλυση των αποτελεσμάτων. Όσον αφορά τα σύνολα μαστογραφιών (Σ1) και (Σ2), διαπιστώνουμε ότι τα αποτελέσματα που λαμβάνουμε χωρίς ενίσχυση της εικόνας είναι στην πλειονότητα των περιπτώσεων συγκρίσιμα με τα αποτελέσματα που φέρουν οι μέθοδοι ενίσχυσης. Μοναδική εξαίρεση αποτελεί η περίπτωση της μεθόδου που βασίστηκε στη χρήση μετασχηματισμού κυματιδίου. Όπως εύκολα μπορεί κανείς να διαπιστώσει από την παρατήρηση των πινάκων, και στα δύο σύνολα (Σ1 και Σ2) αλλά και στους δύο τρόπους αξιολόγησης (LOO και ECV) παρατηρούμε αύξηση των επιδόσεων ταξινόμησης με χρήση της μεθόδου κυματιδίου. Συγκεκριμένα, για το σύνολο (Σ1) με τη μέθοδο LOO έχουμε αύξηση της τιμής A_z από 0.658 σε 0.717. Επίσης, για τη μέθοδο ECV παρατηρούμε ανάλογα αποτελέσματα, αφού έχουμε αύξηση της τιμής A_z από 0.677 σε 0.735. Ίδιας κλίμακας βελτίωση της ταξινόμησης παρατηρείται για το σύνολο (Σ2), όπου η τιμή A_z αυξάνεται από 0.828 σε 0.861 μέσω της μεθόδου LOO και από 0.806 σε 0.849 μέσω της μεθόδου ECV. Ανάλογες παρατηρήσεις δεν μπορούν να γίνουν και για τις υπόλοιπες μεθόδους, καθώς τα αποτελέσματα ταξινόμησης χωρίς ενίσχυση εικόνας είναι τουλάχιστον συγκρίσιμα με εκείνα που επιτυγχάνουμε εφαρμόζοντας προηγουμένως το στάδιο προ-

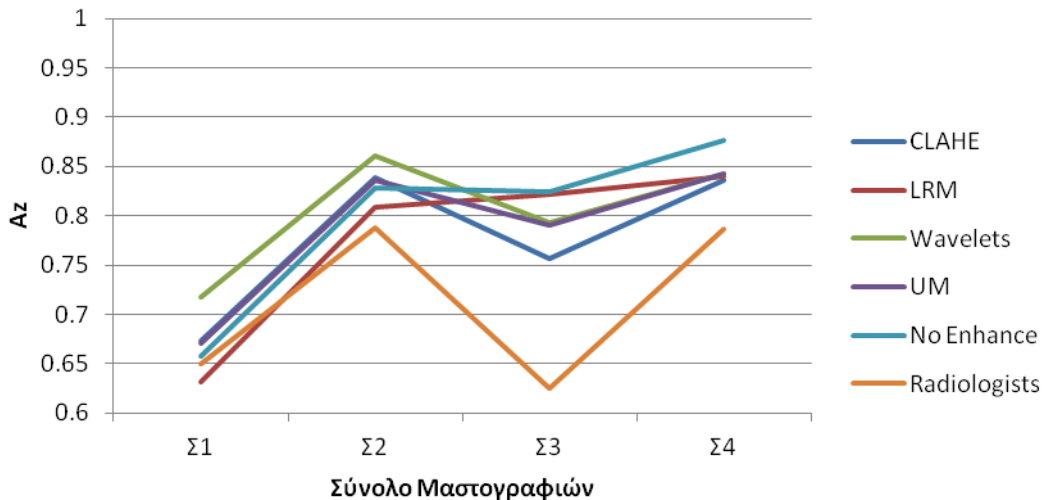
επεξεργασίας των εικόνων. Τα αποτελέσματα αυτά φανερώνουν τη δυναμική της μεθόδου του κυματιδίου να συμβάλλει στην βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης σε πυκνούς μαστούς. Θυμίζουμε ότι τα σύνολα (Σ1) και (Σ2) περιέχουν περιοχές ενδιαφέροντος από πυκνούς μαστούς, με διαφορετικό βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων. Μπορούμε λοιπόν να συμπεράνουμε πως, ανεξαρτήτου βαθμού δυσκολίας της περίπτωσης, η αξιολόγηση συμπλέγματων μικροασβεστώσεων σε πυκνούς μαστούς μπορεί να ενισχυθεί πραγματοποιώντας προηγουμένως βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου με μετασχηματισμό κυματιδίου.

Είναι αξιοσημείωτο επίσης το γεγονός ότι η συγκεκριμένη μέθοδος δεν έχει την ίδια αποτελεσματικότητα στους λιπώδεις μαστούς (σύνολα Σ3 και Σ4). Στην τρέχουσα κατηγορία μαστών βλέπουμε ότι τα αποτελέσματα ταξινόμησης είναι κατώτερα εκείνων που επιτυγχάνουμε χωρίς καθόλου προ-επεξεργασία της εικόνας. Φαίνεται λοιπόν ότι η μέθοδος με χρήση μετασχηματισμού κυματιδίου μπορεί να δώσει λύσεις και να ενισχύσει τη διάγνωση μόνο στην περίπτωση πυκνών μαστών και όχι σε κάθε περίπτωση ανεξαρτήτως της πυκνότητας του μαστού.

Αντίθετα, για την περίπτωση των λιπωδών μαστών, παρατηρούμε ότι καμία μέθοδος ενίσχυσης δεν οδηγεί σε βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης. Τα αποτελέσματα που παίρνουμε χωρίς να εφαρμόζουμε ενίσχυση της εικόνας είναι τα μεγαλύτερα που μπορούμε να παρατηρήσουμε, ιδιαίτερα στους πίνακες που περιέχουν τα αποτελέσματα από τη μέθοδο LOO. Μοναδική περίπτωση που κάποια μέθοδος επιφέρει αποτελέσματα ανώτερα των αποτελεσμάτων που έχουμε χωρίς ενίσχυση της εικόνας είναι η μέθοδος LRM για το υποσύνολο (Σ4) στην περίπτωση εφαρμογής της μεθόδου ECV για την αξιολόγηση. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, παρατηρούμε ότι η τιμή A_2 αυξάνεται από 0.87 σε 0.893, διαφορά αρκετά μικρή για να δικαιολογήσει την υπεροχή κάποιας μεθόδου. Για τα σύνολα λοιπόν των λιπωδών μαστών συμπεραίνουμε πως η μόνη μέθοδος που μπορεί να παρέχει λίγο καλύτερα ή έστω ισοδύναμα αποτελέσματα είναι η μέθοδος LRM. Αντίθετα, στα σύνολα (Σ1) και (Σ2), δηλαδή στην περίπτωση πυκνών μαστών, η μέθοδος LRM δεν μπορεί να βελτιώσει τα αποτελέσματα ταξινόμησης.

Τέλος, όσον αφορά τις μεθόδους CLAHE και UM παρατηρούμε ότι δεν μπορούν να βελτιώσουν τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις οι επιδόσεις είναι πολύ κοντά σε αυτές που επιτυγχάνονται χωρίς ενίσχυση της εικόνας, ενώ ιδιαίτερα για τη μέθοδο CLAHE τα αποτελέσματά της στην περίπτωση των λιπωδών μαστών (υποσύνολα (Σ3) και (Σ4)) είναι σαφώς κατώτερα σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες μεθόδους.

Όλα τα παραπάνω αποτυπώνονται γραφικά στο σχήμα 6.8 όπου παρουσιάζουμε τις τιμές A_2 που επιτυγχάνονται με χρήση της κάθε μεθόδου για καθένα από τα 4 σύνολα μαστογραφιών που εξετάσαμε. Στο συγκεκριμένο σχήμα προσθέτουμε επίσης την τιμή A_2 που προκύπτει από την διάγνωση των ακτινολόγων που εξέτασαν τις συγκεκριμένες περιπτώσεις με βάση την κατηγορία BI-RADS που κατέγραψαν ανά περίπτωση.



Σχήμα 6.8 Τιμές Az που προέκυψαν από την ταξινόμηση με κάθε μέθοδο ενίσχυσης εικόνας, χωρίς καθόλου ενίσχυση εικόνας και από ακτινολόγους.

Είναι εμφανές ότι στα δύο πρώτα σύνολα των πυκνών μαστών τις υψηλότερες επιδόσεις τις επιτυγχάνουμε με χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίου, ενώ στα δύο υπόλοιπα σύνολα με μαστογραφίες λιπωδών μαστών η μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα στην ταξινόμηση παρουσιάζεται όταν δεν έχει γίνει χρήση αλγορίθμου ενίσχυσης της εικόνας. Στο ίδιο σχήμα, παραθέτουμε την καμπύλη που δείχνει τις επιδόσεις των ακτινολόγων που αξιολόγησαν τις συγκεκριμένες περιπτώσεις. Ο υπολογισμός των επιδόσεων τους έγινε σχεδιάζοντας την καμπύλη ROC με τη μέθοδο που περιγράψαμε στο κεφάλαιο 5. Είναι αξιοσημείωτο ότι σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις όλοι οι αλγόριθμοι παρουσιάζουν υψηλότερα αποτελέσματα ταξινόμησης σε σχέση με τους ακτινολόγους που εξέτασαν τις ίδιες μαστογραφικές εικόνες. Ιδιαίτερα σε κάποια σύνολα, με χαρακτηριστικότερο παράδειγμα το σύνολο (Σ3) που περιέχει λιπώδεις μαστούς, η διαφορά ανάμεσα στις επιδόσεις είναι πολύ μεγάλη. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικό, καθώς δείχνει τη δυναμική των προτεινόμενων αλγορίθμων να συμβάλλουν στο διαγνωστικό έργο των ακτινολόγων. Επίσης, φαίνεται ότι το προτεινόμενο πλαίσιο λειτουργίας (που περιλαμβάνει την κατάτμηση μικροασβεστώσεων, την εξαγωγή χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση) είναι αρκετά σταθερό με αποτέλεσμα, ανεξάρτητα από την ποιότητα της αρχικής εικόνας, η διάγνωση που μπορεί να πραγματοποιήσει να είναι πάντα υψηλότερη από την αντίστοιχη των ακτινολόγων.

Συνοψίζοντας, το γενικότερο συμπέρασμα που μπορούμε να εξάγουμε είναι πως η πυκνότητα του μαστού διαδραματίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην αναγκαιότητα προ-επεξεργασίας της εικόνας καθώς και την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου. Φαίνεται πως όλες οι προτεινόμενες μέθοδοι ενίσχυσης εικόνας βελτιώνουν την αντίθεση μεταξύ μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού, καθιστώντας πιο εύκολη την παρατήρησή τους. Ωστόσο, δεν είναι εφικτό να βελτιώσουμε τα αποτελέσματα διαχωρισμού με χρήση όλων των μεθόδων, καθώς απαιτείται προσεκτική επιλογή της μεθόδου ενίσχυσης ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της υπό εξέταση μαστογραφίας. Είναι προφανές, όπως διαπιστώσαμε άλλωστε και από τα αποτελέσματα του κεφαλαίου 5, πως κάθε μαστογραφία απαιτεί ειδική ανάλυση και ένας από τους πλέον βασικούς παράγοντες που επηρεάζουν τη

συγκεκριμένη ανάλυση είναι η πυκνότητα του μαστού. Πέρα από την παρατήρηση πως τα αποτελέσματα ταξινόμησης είναι χαμηλότερα σε πυκνούς μαστούς, διαπιστώνουμε πως διαφορετικές μέθοδοι προ-επεξεργασίας (ενίσχυση της εικόνας) και διαφορετικές τεχνικές ταξινόμησης (επιλογή διαφορετικών αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών, σχημάτων ταξινόμησης) απαιτούνται ανάλογα με την πυκνότητα του μαστού, ώστε να μπορέσουμε να βελτιώσουμε τα αποτελέσματα διαχωρισμού των περιπτώσεων σε καλοήθεις και κακοήθεις.

6.5 Συζήτηση και συμπεράσματα

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο επικεντρωθήκαμε στη χρήση μεθόδων προ-επεξεργασίας της εικόνας που στοχεύουν στη βελτίωση της αντίθεσης μεταξύ μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού. Τα αποτελέσματα του προηγούμενου κεφαλαίου όπου πραγματοποιήθηκαν μεγάλης κλίμακας μετρήσεις σε 1715 μαστογραφίες από τη βάση DDSM, κατέδειξαν ότι οι ιδιότητες της κάθε μαστογραφίας διαδραματίζουν πρωτεύοντα ρόλο στη σωστή διάγνωση και κατηγοριοποίηση των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Συγκεκριμένα, η διακριτότητα του ευρήματος στην εικόνα καθορίζει το βαθμό δυσκολίας της ανάλυσης, ενώ η υψηλή πυκνότητα του μαστού συντελεί επίσης προς την ίδια κατεύθυνση δυσχεραίνοντας τη σωστή ταξινόμηση. Βασικός ρόλος λοιπόν του σταδίου προ-επεξεργασίας που προτείνεται στο συγκεκριμένο κεφάλαιο είναι η διερεύνηση της αποτελεσματικότητας των μεθόδων ενίσχυσης εικόνας να περιορίσουν τη δυσκολία που προκύπτει από τους προαναφερθέντες παράγοντες με σκοπό να αναδείξουν πιο αποτελεσματικά την παρουσία των μικροασβεστώσεων σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό.

Κινούμενοι προς τη συγκεκριμένη κατεύθυνση, εφαρμόσαμε τέσσερις αρκετά διαδεδομένους αλγόριθμους που έχουν χρησιμοποιηθεί για την βελτίωση της αντίθεσης μαστογραφικών εικόνων σε διαφορετικά σύνολα μαστογραφιών που περιείχε το καθένα δεδομένα από 250 περιοχές ενδιαφέροντος. Το κάθε σύνολο μαστογραφιών περιείχε εικόνες διαφορετικής πυκνότητας και διακριτότητας του ευρήματος και ως εκ τούτου καμία περίπτωση δε συμπεριλήφθηκε σε περισσότερα του ενός σύνολα. Με τον τρόπο αυτό, ελέγξαμε συνολικά 1000 περιπτώσεις εξασφαλίζοντας έτσι ένα μεγάλο αριθμό δεδομένων που επιτρέπει τα αποτελέσματα που εξάγαμε να είναι αντιπροσωπευτικά και γενικεύσιμα.

Αρχικά, δείξαμε πως όλες οι μέθοδοι αυξάνουν την αντίθεση της εικόνας μεταξύ συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων και περιβάλλοντος ιστού. Το γεγονός αυτό καθιστά πιο εύκολη την ανάδειξη και παρατήρηση των μικροασβεστώσεων σε μία περιοχή ενδιαφέροντος. Η χρήση τέτοιων μεθόδων είναι πολύ σημαντική στην καθημερινή κλινική πρακτική, καθώς δυσδιάκριτα και μικρά ευρήματα που θα μπορούσαν να περάσουν απαρατήρητα κατά την εξέταση μιας μαστογραφίας, είναι πλέον πιο ευδιάκριτα και περιγράψιμα, μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο αβλεψίας που θα μπορούσε να οδηγήσει σε καρκίνο του μαστού. Η μέθοδος που επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη αντίθεση αποδείχθηκε να είναι η μέθοδος LRM που φαίνεται να παρέχει υψηλή αντίθεση σε μικρές γειτονίες εικονοστοιχείων, με αποτέλεσμα μικρά ευρήματα, όπως οι μικροασβεστώσεις, να είναι πιο ευδιάκριτα σε σχέση με τον περιβάλλοντα ιστό. Ωστόσο, η βελτίωση αντίθεσης δε συνεπάγεται

άμεσα πως μπορούμε να βελτιώσουμε και τα αποτελέσματα διαχωρισμού μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας. Προχωρήσαμε λοιπόν σε σύγκριση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης ανά σύνολο, για να διαπιστώσουμε ποια μέθοδος και σε ποια σύνολα βελτιώνει τις επιδόσεις ταξινόμησης.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι δεν υπάρχει κάποια μέθοδος που να υπερέχει έναντι όλων των υπολοίπων σε όλες τις περιπτώσεις. Μάλιστα, ισχύει το αντίθετο καθώς φαίνεται πως η πυκνότητα του μαστού καθορίζει σε μεγάλο βαθμό την επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου για την επεξεργασία της εικόνας. Συγκεκριμένα, είδαμε πως η μέθοδος που βασίζεται στη χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίου μπορεί να βελτιώσει τα αποτελέσματα σε περιπτώσεις πυκνών μαστών, ενώ αστοχεί σε πιο αραιούς μαστούς. Τα αποτελέσματα που επιτυγχάνονται με την τρέχουσα μέθοδο στα υποσύνολα πυκνών μαστών είναι ανώτερα από τα αντίστοιχα που λαμβάνουμε χωρίς καθόλου προ-επεξεργασία της εικόνας. Αντίθετα, η μέθοδος LRM, αν και υστερεί σε σχέση με την μέθοδο μετασχηματισμού κυματιδίου στους πυκνούς μαστούς, λειτουργεί πιο αποτελεσματικά σε λιπώδεις μαστούς. Τα αποτελέσματα διαχωρισμού που παρατηρούμε με τη συγκεκριμένη μέθοδο είναι συγκρίσιμα με αυτά που λαμβάνουμε χωρίς καθόλου ενίσχυση της αρχικής εικόνας. Οι υπόλοιπες δύο μέθοδοι που εξετάστηκαν (CLAHE, UM) δεν είχαν σταθερή συμπεριφορά και δεν βελτίωναν τις επιδόσεις ταξινόμησης. Το γεγονός ότι τα αποτελέσματα προέκυψαν από ένα ικανοποιητικά μεγάλο σύνολο δεδομένων αποτελεί τεκμήριο για την ικανότητα των μεθόδων και εξασφαλίζει την αξιοπιστία τους στην ενίσχυση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων.

Βιβλιογραφία

- Chan, H.P., Vyborny, C. J., MacMahon, H., Metz, C.E., Doi, K. and Sickles, E.A. 1987. Digital mammography: ROC studies of the effects of pixel size and unsharp-mask filtering on the detection of subtle microcalcifications, *Invest. Radiol.*, 22, 581-589.
- Cheng, H. D. and Xu, H. 2002. A novel fuzzy logic approach to mammogram contrast enhancement, *Inf. Sci.*, 148 (4), 167–184.
- Dhawan, A. P., Buelloni, G. and Gordon, R. 1986. Enhancement of mammographic features by optimal adaptive neighborhood image processing, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 5 (1), 8–15.
- Dhawan, A. and Royer, E. 1988. Mammographic feature enhancement by computerized image processing, *Comput. Methods Programs Biomed.*, 27(1), 23–35.
- Fahnestock, J.D. and Schowengerdt, R.A. 1983. Spatially variant contrast enhancement using local range modification, *Opt. Eng.*, 22, 378–381.
- Heinlein, P., Drexler, J. and Schneider, W. 2003. Integrated wavelets for enhancement of microcalcifications in digital mammography, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 22 (3), 402–413.
- Jiang, J., Yao, B. and Wason, A. M. 2005. Integration of fuzzy logic and structure tensor towards mammogram contrast enhancement, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 29 (1), 83–90.
- Kim, J., Park, J., Song, K. and Park, H. 1997. Adaptive mammographic image enhancement using first derivative and local statistics, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 16 (5), 495–502.

- Kimme-Smith, C., Gold, R.H., Bassett, L.W., Gormley, L. and Morioka, C. 1989. Diagnosis of breast calcifications: Comparison of contact, magnified, and television-enhanced images, *Amer. J. Roentgenol.*, 153 (5), 963–967.
- Laine, A. F., Schuler, S., Fan, J. and Huda, W. 1994. Mammographic feature enhancement by multiscale analysis, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 13 (4), 725–740.
- Laine, A., Fan, J. and Yan, W.H. 1995. Wavelets for contrast enhancement of digital mammography, *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, 14 (5), 536–550.
- Lure, Y., Jones, W. and Gaborski, S. 1996. Multiresolution unsharp masking technique for mammogram image enhancement, in *Proc. SPIE, Med. Imag.: Image Process.*, 2710, M. H. Loew and K. M. Hanson, Eds. Bellingham, WA: SPIE, pp. 830–839.
- Morrow, W. M., Paranjape, R. B., Rangayyan, R. M. and Desautels, J. E. L., 1992. Region-based contrast enhancement of mammograms, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 11 (3), 392–406.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D. I. and Costaridou, L. 2008. Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques, *Comput. Biol. Med.*, 38, 1044-1055.
- Petrick, N., Chan, H. P., Sahiner, B. and Wei, D. 1996. An adaptive densityweighted contrast enhancement filter for mammographic breast mass detection, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 15 (1), 59–67.
- Pizer, S.M., Amburn, E.O.P. and Austin, J.D. 1987. Adaptive histogram equalization and its variations, *Comput. Vision Graphics Image Process*, 39, 355–368.
- Pu, T. and Ni, G. 2000. Contrast-based image fusion using the discrete wavelet transform, *Opt. Eng.*, 39 (8), 2075–2082.
- Rangayyan, R. M., Shen, L., Shen, Y., Desautels, J. E. L., Bryant, H., Terry, T. J., Horeczko, N. and Rose, M. S. 1997. Improvement of sensitivity of breast cancer diagnosis with adaptive neighborhood contrast enhancement of mammograms, *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 1 (3), 161–170.
- Sakellaropoulos, P., Costaridou, L. and Panayiotakis, G. 2003. A wavelet-based spatially adaptive method for mammographic contrast enhancement, *Phys. Med. Biol.*, 48 (6), 787–803.
- Scharcanski, J. and Jung, J. 2006. Denoising and enhancing digital mammographic images for visual screening, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 30 (4), 243–254.
- Singh, S. and Bovis, K. 2005. An evaluation of contrast enhancement techniques for mammographic breast masses, *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, 9 (1), 109–119.
- Sivaramakrishna, R., Obuchowski, N. A., Chilcote, W. A., Cardenosa, G. and Powell, K. A. 2000. Comparing the performance of mammographic enhancement algorithms—A preference study, *Amer. J. Roentgenol.*, 175 (1), 45–51.
- Sun, Q. and Tang, J. 2003. A new contrast measure based image enhancement algorithm in the DCT domain, in *Proc. IEEE Int. Conf. Syst., Man Cybern.*, Washington, DC, Oct. 5–8, 2055–2058.
- Tang, J., Peli, E. and Acton, S. 2003. Image enhancement using a contrast measure in the compressed domain, *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 10 (10), 289–292.

- Tang, J., Rangayyan, R., Xu, J., El Naqa, I. and Yang, Y. 2009. Computer-Aided Detection and Diagnosis of Breast Cancer With mammography: Recent Advances, *IEEE Trans. Inform. Tech. Biomed.*, 13 (2), 236-251.
- Tang, J., Liu, X. and Sun, Q. 2009. A Direct Image Contrast Enhancement Algorithm in the Wavelet Domain for Screening Mammograms, *IEEE Journal of Selected topics in Signal Processing*, 3 (1), 74-80.

Κεφάλαιο 7 – Υλοποίηση πιθανοτικού μαστογραφικού άτλαντα για συμπλέγματα μικροασβεστώσεων

Στο παρόν κεφάλαιο διερευνούμε την αποτελεσματικότητα μίας επιπλέον ομάδας χαρακτηριστικών περιγραφής συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που σχετίζονται με τη θέση του συμπλέγματος στο μαστό. Σε αντίθεση με προηγούμενες ομάδες όπου η εξαγωγή τους βασιζόταν στην ανάλυση της μορφολογίας των ευρημάτων και της υφής της περιοχής ενδιαφέροντος, τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά βασίζονται στην τοπολογία του μαστού και σχετίζονται με τη θέση του ευρήματος μέσα στο μαστό. Πρόκειται για χαρακτηριστικά ιδιαίτερα σημαντικά, μιας και αποτελούν βασικές ενδείξεις κακοήθειας για τους ακτινολόγους, ωστόσο η χρήση τους δεν είναι αρκετά διαδεδομένη λόγω εγγενών δυσκολιών του υπολογισμού τους. Βασικός παράγοντας των συγκεκριμένων δυσκολιών αποτελεί η ύπαρξη πολλών διαφορετικών μαστογραφικών περιοχών που πρέπει να εντοπιστούν και να απομονωθούν, περιοχές ωστόσο οι οποίες είναι συχνά δυσδιάκριτες, με μικρή αντίθεση σε σχέση με το φόντο της εικόνας ή με γειτονικούς ιστούς. Παρουσιάζουμε λοιπόν αρχικά τις μεθόδους που χρησιμοποιήσαμε για την κατάτμηση του μαστού, με σκοπό τον ακριβή προσδιορισμό της περιφέρειάς του, καθώς και τη μέθοδο για την κατάτμηση του θωρακικού μυός στις εικόνες όπου αυτός είναι ορατός. Χάρη στον εντοπισμό των συγκεκριμένων περιοχών, μπορούμε να υπολογίσουμε τις αποστάσεις του συμπλέγματος από τα συγκεκριμένα σημεία. Επιπλέον, προβάλλουμε τη θέση όπου εντοπίζονται συμπλέγματα μικροασβεστώσεων από πραγματικές μαστογραφικές εικόνες ασθενών σε ένα κοινό μαστό αναφοράς, προκειμένου να δημιουργήσουμε χάρτες πιθανοτήτων εμφάνισης κακώσεων. Οι συγκεκριμένοι χάρτες θα αναδείξουν περιοχές υψηλού κινδύνου του μαστού όπου εντοπίζεται αυξημένη συχνότητα εμφάνισης μαστογραφικών συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Παράλληλα, θα χρησιμοποιηθούν

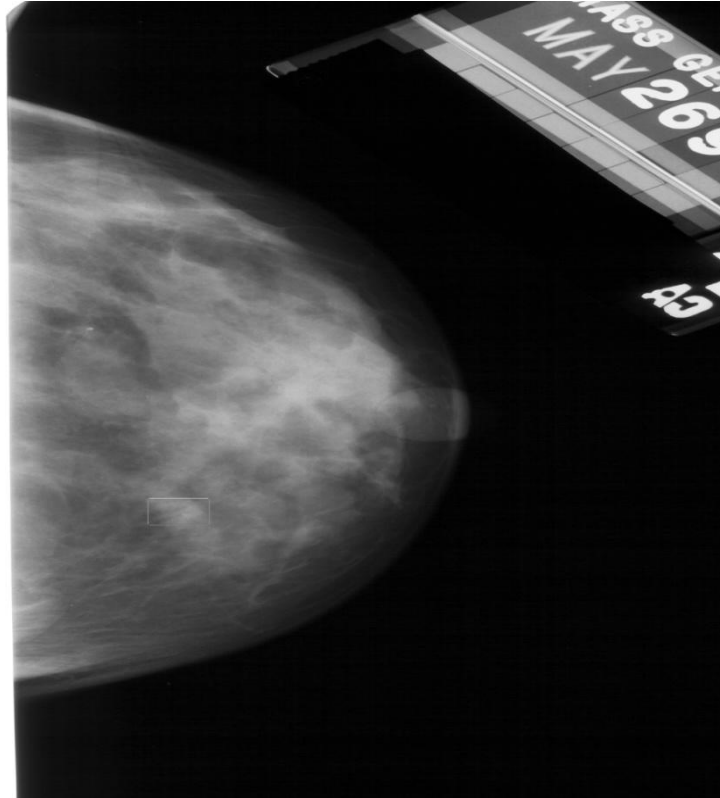
για την εξαγωγή κρίσιμων πληροφοριών οι οποίες στη συνέχεια μπορούν να αξιοποιηθούν για το διαχωρισμό μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων. Για την εφαρμογή των αλγορίθμων και την πραγματοποίηση των υπολογισμών, χρησιμοποιούνται πραγματικές περιπτώσεις μαστογραφικών εικόνων από τη βάση DDSM.

7.1 Εισαγωγή

Στο 3^ο κεφάλαιο της διατριβής παρουσιάστηκαν τα βασικότερα χαρακτηριστικά εικόνας για την περιγραφή των συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων, ενώ στο 5^ο κεφάλαιο πραγματοποιήσαμε μελέτη της αποδοτικότητας κάθε ομάδας και εύρεση των στατιστικώς πιο σημαντικών χαρακτηριστικών. Παρά το γεγονός ότι τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά μιμούνται την εμπειρία των ακτινολόγων και στηρίζονται στην ανάλυσή τους για τη κατηγοριοποίηση των ευρημάτων, η μεγάλη τους αδυναμία είναι ότι δεν συνυπολογίζουν καθόλου μία από τις σημαντικότερες ενδείξεις που είναι η σχετική θέση του ευρήματος στο μαστό. Έχει διαπιστωθεί ότι η πιθανότητα κακοήθειας ενός συμπλέγματος εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την τοποθεσία του μέσα στο μαστό, για το λόγο αυτό κατά την ανάλυση της μαστογραφίας οι ακτινολόγοι λαμβάνουν υπόψη το σημείο που εμφανίζεται η κάκωση, μιας και υπάρχουν περιοχές αυξημένης επικινδυνότητας [ACR, 2003]. Μάλιστα, έχει δειχτεί ότι τα κακοήθη συμπλέγματα εμφανίζονται με μεγαλύτερη συχνότητα στο άνω εξωτερικό τεταρτημόριο του μαστού σε σχέση με τα υπόλοιπα τεταρτημόρια. Οι [Harris et al. 1991] έδειξαν ότι ένα ποσοστό 48% κακόθων κακώσεων εντοπίζονται στο συγκεκριμένο τεταρτημόριο. Επιπλέον, οι [Stacey-Clear et al. 1993] έδειξαν ότι σε ένα σύνολο 86 γυναικών ηλικίας μικρότερης των 50 ετών με εντοπισμένο καρκίνο, ένα ποσοστό 73% των κακώσεων εντοπίστηκε στην περιφέρεια του μαστού.

Σε αντίθεση με τις υπόλοιπες ομάδες χαρακτηριστικών, για τον υπολογισμό χαρακτηριστικών που σχετίζονται με τη θέση του συμπλέγματος στο μαστό δεν είναι αρκετή η ανάλυση της περιοχής ενδιαφέροντος. Αντίθετα, απαιτείται η χρήση ολόκληρης της μαστογραφίας με στόχο τον προσδιορισμό της περιοχής ενδιαφέροντος σε σχέση με την περιοχή του μαστού. Ως εκ τούτου, η χρήση χαρακτηριστικών θέσης προϋποθέτει την ύπαρξη και υλοποίηση άλλων αλγορίθμων που θα εντοπίζουν και θα απομονώνουν συγκεκριμένες μαστογραφικές δομές. Για παράδειγμα, απαιτείται αλγόριθμος για την κατάτμηση του μαστού από το φόντο της εικόνας ώστε να εντοπιστεί με ακρίβεια η περιφέρειά του. Επίσης, μπορεί να αποδειχθεί ιδιαίτερα χρήσιμος ο εντοπισμός της θηλής, ώστε να αποτελέσει ένα σημείο αναφοράς για την τοπολογία του μαστού. Τέλος, σε μαστογραφικές εικόνες από λήψη MedioLateral (MLO) είναι ορατή και η περιοχή του θωρακικού μυός. Ο συγκεκριμένος μυς δεν αποτελεί τμήμα του μαστού και ως εκ τούτου πρέπει να αφαιρεθεί. Βέβαια, η ανάπτυξη τέτοιων αλγορίθμων αποτελεί σημαντικό ερευνητικό πρόβλημα, μιας και συγκεκριμένες ιδιότητες των μαστογραφικών εικόνων καθιστούν δύσκολη τη διάκριση των προαναφερθέντων μαστογραφικών δομών. Για παράδειγμα, σε κάθε μαστογραφία υπάρχουν ετικέτες οι οποίες τοποθετούνται από τους γιατρούς και περιέχουν στοιχεία για την ασθενή ή πληροφορίες για τη λήψη της μαστογραφίας. Στην εικόνα 7.1 απεικονίζεται μία μαστογραφία που περιέχει στο δεξί πάνω μέρος της τέτοια αντικείμενα. Αν και οι συγκεκριμένες ετικέτες είναι

ευδιάκριτες, η ύπαρξή τους αλλοιώνει τις τιμές της έντασης των φωτεινοτήτων της εικόνας, έτσι ώστε να αλλοιώνεται το ιστόγραμμα φωτεινοτήτων και να δυσκολεύει ο αυτόματος εντοπισμός του μαστού. Επίσης, η θηλή δεν είναι πάντα ορατή σε όλες τις εικόνες, ενώ η χαμηλή αντίθεση του θωρακικού μυός με τον ιστό του μαστού καθιστά δύσκολο τον ακριβή προσδιορισμό των μεταξύ τους ορίων.



Εικόνα 7.1 Μαστογραφία από λήψη CC με ορατές στο πάνω δεξιό μέρος της εικόνας ετικετών τοποθετημένες κατά τη λήψη της μαστογραφίας που περιέχουν σχετικές πληροφορίες με τη ψηφιοποίηση (Περίπτωση 1497, RCC, φάκελος benign_01, βάση DDSM).

Οι προηγούμενες εγγενείς δυσκολίες της κατάτμησης του μαστού σε μια εικόνα καθιστούν αρκετά δύσκολη την εφαρμογή χαρακτηριστικών θέσης σε ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να μη συναντάται στη βιβλιογραφία μεγάλος αριθμός δημοσιεύσεων που προτείνει τη χρήση των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών. Στην εργασία των [Veldkamp et al. 2000] πραγματοποιείται κατάτμηση της εικόνας ώστε να εντοπιστεί η θηλή και η περιοχή του θωρακικού μυός και προτείνονται σαν χαρακτηριστικά η σχετική θέση του κέντρου του συμπλέγματος από το θωρακικό μυ και την περιφέρεια του μαστού.

Προκειμένου λοιπόν να εξάγουμε χαρακτηριστικά θέσης ενός συμπλέγματος μικροασβεστώσεων σε μια μαστογραφική εικόνα είναι απαραίτητη η υλοποίηση αυτόματων μεθόδων για την ανάδειξη και κατάτμηση κρίσιμων μαστογραφικών περιοχών. Προτού λοιπόν περιγράψουμε το σύνολο των χαρακτηριστικών θέσης, προχωράμε στην παρουσίαση των αλγορίθμων κατάτμησης που υλοποιήθηκαν στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής.

7.2 Αλγόριθμοι κατάτμησης

Στην παρούσα ενότητα θα παρουσιάσουμε τους αλγόριθμους που εφαρμόσαμε για την κατάτμηση περιοχών του μαστού σε εικόνες από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών. Συγκεκριμένα, στην πρώτη παράγραφο παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο που στοχεύει στην κατάτμηση ολόκληρης της περιοχής του μαστού προκειμένου να προσδιοριστεί η περιφέρειά του. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εφαρμόζεται σε εικόνες και από τις δύο λήψεις (CC-MLO). Αντίθετα, ο δεύτερος αλγόριθμος αφορά τον ακριβή εντοπισμό της περιοχής του θωρακικού μυός ο οποίος εμφανίζεται μόνο σε MLO εικόνες.

7.2.1 Περιφέρεια μαστού

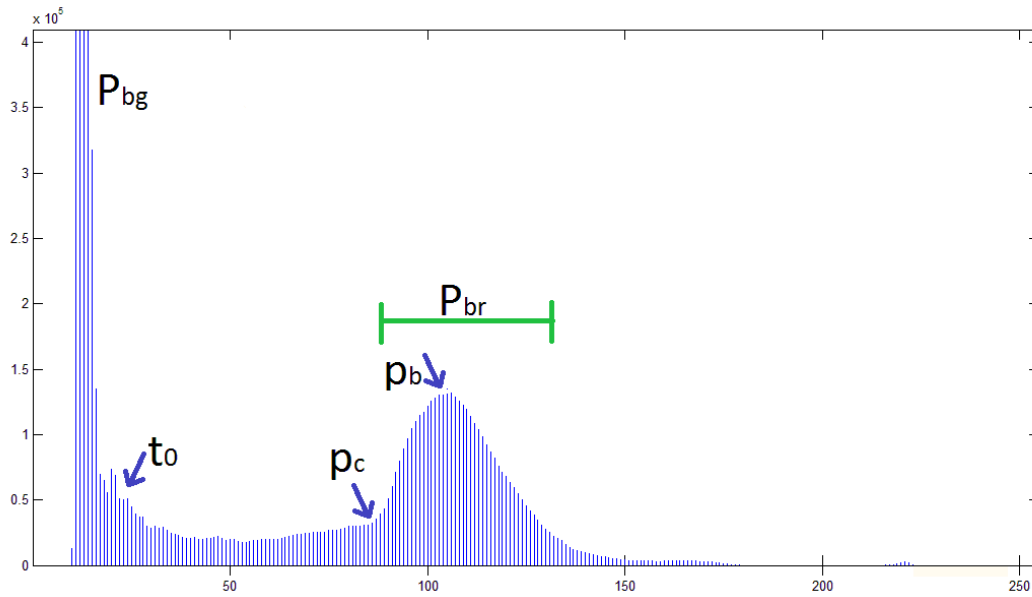
Η κατάτμηση του μαστού στις ανατομικές του περιοχές αποτελεί ένα από τα πρώτα στάδια λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Η εξαγωγή της περιφέρειας του μαστού είναι απαραίτητο, συγχρόνως όμως και ιδιαίτερα δύσκολο, βήμα επεξεργασίας της μαστογραφίας καθώς πρέπει να εντοπίζει με αυτόματο τρόπο την περιοχή του μαστού ανεξάρτητα από το προσανατολισμό του μαστού στην εικόνα ή την ψηφιοποίηση της εικόνας. Εν γένει, οι πλέον σημαντικές δυσκολίες που προκύπτουν για την κατάτμηση του μαστού είναι οι ακόλουθες: υψηλή παρουσία θορύβου, χαμηλή ορατότητα της περιφέρειας του μαστού, δύσκολη διάκριση ανατομικών περιοχών λόγω υπέρθεσής τους στη δισδιάστατη προβολή της εικόνας και παρουσία εξωτερικών αντικειμένων στην εικόνα [Yara et al. 2008]. Συνοψίζοντας, στόχος της κατάτμησης του μαστού είναι η ταχύς και ικανοποιητικά ακριβής απομόνωση της περιοχής του μαστού από το φόντο της εικόνας, χωρίς σημαντική απώλεια ανατομικών πληροφοριών.

Υπάρχουν αρκετές μελέτες στη βιβλιογραφία που πραγματεύονται το συγκεκριμένο ζήτημα [Ferrari et al. 2004], [Raba et al. 2005], [Sun et al. 2006], [Yara et al. 2008]. Στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής, υλοποιήθηκε ένας αλγόριθμος κατάτμησης ακολουθώντας τη μεθοδολογία που προτάθηκε από τους [Ojala et al. 2001]. Ο λόγος για τη συγκεκριμένη επιλογή είναι ότι πρόκειται για έναν απλό και ταχύ αλγόριθμο με χαμηλό υπολογιστικό κόστος, στηρίζεται σε βασικές αρχές επεξεργασίας εκμεταλλευόμενος βασικές ιδιότητες της μαστογραφικής εικόνας, ενώ έχει αξιολογηθεί με μεγάλο πλήθος από πραγματικές εικόνες της βάσης DDSM. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος στηρίζεται σε τρία βασικά στάδια:

- Εφαρμογή κατωφλίου στο ιστόγραμμα φωτεινότητας
- Μορφολογικό φιλτράρισμα
- Λείανση περιφέρειας μαστού

Το πρώτο στάδιο λοιπόν του αλγόριθμου αφορά κατάτμηση του μαστού με βάση την ανάλυση που προκύπτει από το ιστόγραμμα της εικόνας. Όπως έχουμε συζητήσει και σε προηγούμενο κεφάλαιο, το ιστόγραμμα μιας εικόνας δείχνει τη συχνότητα εμφάνισης εικονοστοιχείων με συγκεκριμένη τιμή φωτεινότητας. Δηλαδή, έστω H το ιστόγραμμα, η τιμή $H(200)$ δείχνει τον αριθμό των εικονοστοιχείων της εικόνας με τιμή έντασης φωτεινότητας ίση με 200. Παρατηρώντας λοιπόν τα ιστογράμματα των μαστογραφιών, διαπιστώνουμε ότι υπάρχουν δύο μεγάλες περιοχές κορυφών. Η πρώτη ομάδα κορυφών αντιστοιχεί σε χαμηλές τιμές φωτεινότητας, άρα αφορά το φόντο της

εικόνας, ενώ αντίθετα η δεύτερη ομάδα αφορά την περιοχή του μαστού. Η παρουσία εξωτερικών αντικειμένων (π.χ. ετικέτες) προκαλεί την ύπαρξη και άλλων κορυφών οι οποίες, λόγω μεγάλων τιμών φωτεινότητας, εμφανίζονται στο δεξιό μέρος του ιστογράμματος. Τέλος, μεγάλος αριθμός εικονοστοιχείων παρουσιάζει είτε τη μέγιστη είτε την ελάχιστη τιμή φωτεινότητας. Προφανώς πρόκειται για εικονοστοιχεία που δεν περιέχουν σημαντική πληροφορία και για το λόγο αυτό πρέπει να εξαιρεθούν από την φάση της κατάτμησης. Στο σχήμα 7.1 παραθέτουμε το ιστόγραμμα φωτεινοτήτων μιας μαστογραφίας.



Σχήμα 7.1 Ιστόγραμμα μαστογραφίας (Περίπτωση 0285, RCC, φάκελος benign_04, βάση DDSM). Επισημαίνονται η περιοχή του μαστού P_{br} , η περιοχή του φόντου της εικόνας P_{bg} , καθώς και θέσεις σημαντικών σημείων του ιστογράμματος για την κατάτμηση του μαστού.

Το πρώτο βήμα για την κατάτμηση είναι ο εντοπισμός της τιμής p_b όπου εμφανίζεται η μέγιστη τιμή ιστογράμματος στις κορυφές της περιοχής P_{br} του μαστού. Πρέπει ωστόσο προηγουμένως να περιορίσουμε το εύρος της αναζήτησης ώστε να αποκλείσουμε το φόντο και άλλες πιθανές ομάδες κορυφών λόγω θορύβου. Αναζητούμε λοιπόν τη μέγιστη τιμή p_b στο εύρος $[p_c, p_{max}]$ όπου p_c η τιμή από την οποία ξεκινάει η περιοχή P_{br} και p_{max} η δεξιότερη τιμή φωτεινότητας. Η θέση p_c είναι πλέον αυτή που πρέπει να προσδιοριστεί και προκύπτει από τη μετακίνηση του δείκτη pc' από δεξιά προς τα αριστερά μέχρι να ισχύσει η σχέση:

$$H(p'_b) - H(p'_c) > v_1 * H_m \quad (7.1)$$

Όπου p'_b η τρέχουσα μέγιστη τιμή στο διάστημα $[p'_c, p_{max}]$ και H_m η μέση τιμή ιστογράμματος. Επίσης, η παράμετρος v_1 επιλέχθηκε ίση με 0.8, μετά από πειραματικές μετρήσεις. Η τιμή της παραμέτρου v_1 πρέπει να είναι αρκετά μεγάλη ώστε μικρές ομάδες κορυφών να μη θεωρηθούν λανθασμένα ως η περιοχή P_{br} του μαστού.

Έπειτα από τον προσδιορισμό της περιοχής του μαστού απαιτείται η εύρεση ενός κατωφλίου για την κατάτμησης της. Ο υπολογισμός του κατωφλίου βασίζεται στην παραδοχή ότι το επίπεδο θορύβου στο φόντο της εικόνας είναι μεγαλύτερο από το επίπεδο του θορύβου στον ιστό. Η αλλαγή του επιπέδου του θορύβου είναι πιο έντονη στα όρια μεταξύ των περιοχών, γεγονός που αποδεικνύεται

ως μια έντονη αλλαγή στη συνέχεια των τιμών του ιστογράμματος. Συνεπώς, ορίζουμε ως κατώφλι t_0 την τιμή της φωτεινότητας για την οποία μεγιστοποιείται η τοπική ασυνέχεια σε διαδοχικές τιμές φωτεινότητας του ιστογράμματος. Η ασυνέχεια μετριέται με το μέγεθος ldm που ορίζεται ως εξής:

$$ldm(q) = \sum_{j=0}^{ks-2} (H(p+j) - H(p+j+1))^2 \quad (7.2)$$

Όπου $q=p+ks/2$ και $ks=6$ η διάσταση της περιοχής των γειτονικών τιμών για τις οποίες υπολογίζεται η ασυνέχεια. Το κατώφλι t_0 υπολογίζεται στο εύρος $[p_{var}, p_b]$, όπου p_{var} είναι η θέση της μέγιστης τιμής του μέτρου ldm στην περιοχή εντάσεων P_{bg} . Συνεπώς, το κατώφλι t_0 δείχνει τη θέση της μέγιστης αύξησης του μέτρου ασυνέχειας ldm στο συγκεκριμένο εύρος.

Έπειτα από την κατάλληλη επιλογή κατωφλίου κατάτμησης, εφαρμόζουμε κατωφλίωση ώστε να απομονώσουμε την περιοχή του μαστού από το φόντο της εικόνας, παράγοντας μία δυαδική εικόνα όπου η τιμή 1 δείχνει περιοχή μαστού και η τιμή 0 δείχνει φόντο. Επειδή τα σύνορα της περιοχής περιέχουν αρκετό θόρυβο, προχωράμε στη χρήση μορφολογικών τελεστών για τη λείανση της περιοχής του μαστού. Παράλληλα, με το συγκεκριμένο τρόπο απομακρύνουμε μικρές περιοχές του μαστού ή του φόντου που αποτελούν θόρυβο. Οι μορφολογικοί τελεστές που χρησιμοποιήθηκαν είναι το μορφολογικό άνοιγμα και το μορφολογικό κλείσιμο της εικόνας, που υλοποιούνται με διαδοχική μορφολογική διάβρωση (erosion) και μορφολογική διαστολή (dilation) της εικόνας. Αρχικά, εφαρμόσαμε στη δυαδική εικόνα του προηγούμενου σταδίου μορφολογικό άνοιγμα με ένα δομικό στοιχείο δισκοειδούς σχήματος με ακτίνα $d_1=4$. Με τον τρόπο αυτό γεμίζουν πιθανά κενά στην εικόνα μεταξύ συνεχών περιοχών, ενώ παράλληλα λειαινείται το όριο του μαστού χωρίς να μεταβάλλεται σημαντικά η θέση του, μιας και η ακτίνα του δομικού στοιχείου δεν είναι ιδιαίτερα μεγάλη. Στη συνέχεια, ακολουθεί μορφολογικό άνοιγμα της εικόνας με ένα δομικό στοιχείο δισκοειδούς σχήματος με την ακτίνα όμως να είναι αρκετά μεγαλύτερη αυτήν την φορά ($d_2=50$). Στόχος της συγκεκριμένου τελεστή είναι η αφαίρεση κατατετημένων περιοχών που εμφανίζονται απομακρυσμένες από τις υπόλοιπες περιοχές. Οι παράμετροι d_1 και d_2 επιλέχθηκαν εμπειρικά παρατηρώντας οπτικά τα αποτελέσματα στις εικόνες κατάτμησης, όπως προέκυψαν από την εφαρμογή των μεθόδων σε ένα σύνολο πραγματικών εικόνων. Εν γένει, η παράμετρος d_1 πρέπει να έχει μικρή τιμή, έτσι ώστε τμήματα περιοχών έξω από την περιοχή του μαστού να μην ενσωματωθούν στον ιστό του μαστού. Αντίθετα, η παράμετρος d_2 πρέπει να έχει αρκετά μεγάλη τιμή ώστε να απομακρύνει περιοχές του μαστού που οφείλονται σε εξωτερικά αντικείμενα και θόρυβο και έχουν συνήθως μεγάλο μέγεθος.

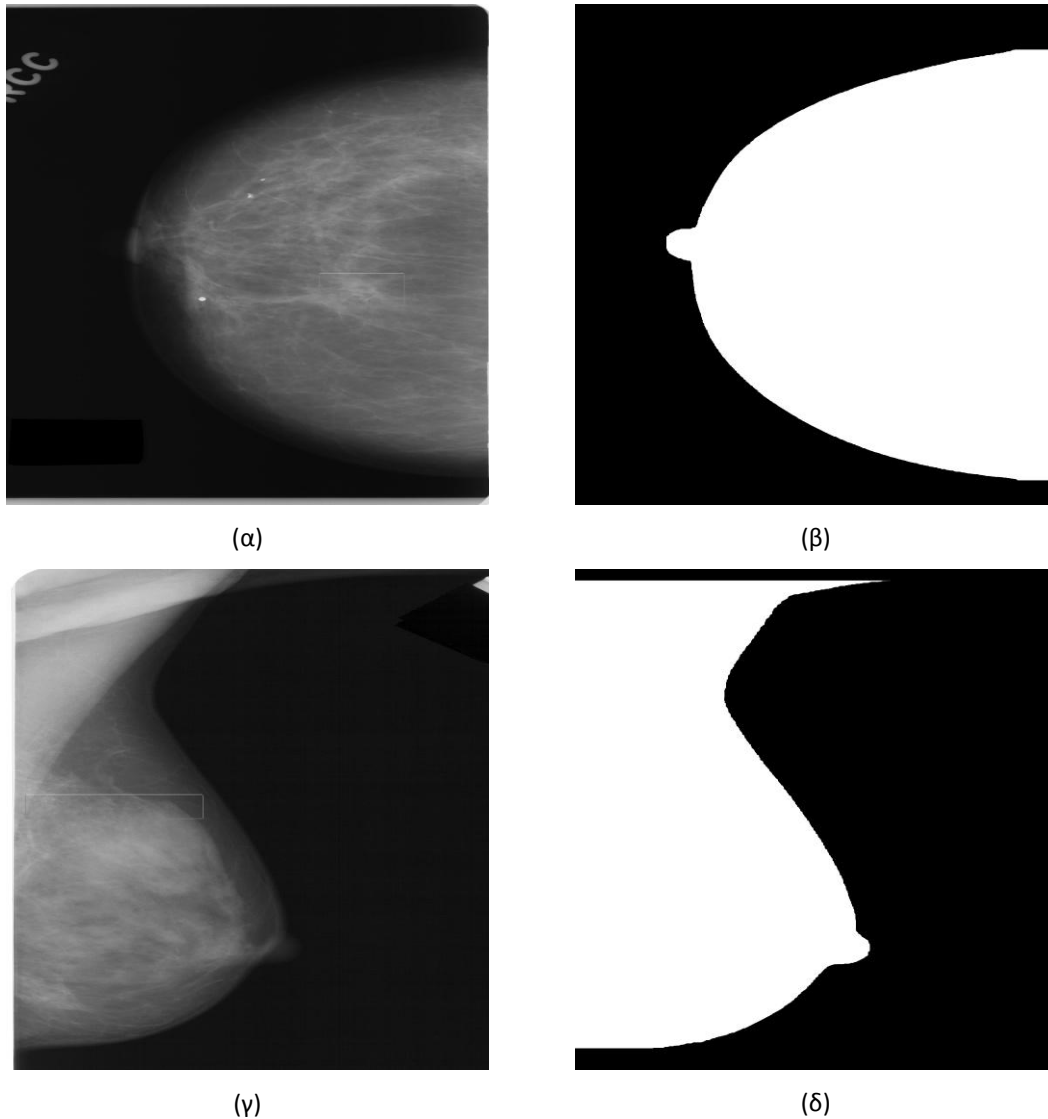
Μετά την μορφολογική επεξεργασία του μαστού, προχωράμε στην εύρεση εκείνων των εικονοστοιχείων που αποτελούν την περιφέρεια του μαστού. Στην εικόνα ωστόσο υπάρχουν τμήματα που αντιστοιχούν σε θόρυβο που έχουν κατατμηθεί αλλά προφανώς δεν ανήκουν στην περιοχή του μαστού. Ωστόσο, τα συγκεκριμένα τμήματα ενδέχεται να βρίσκονται σε επαφή με το μαστό, οπότε πρέπει να αφαιρεθούν ώστε να μη θεωρηθούν λανθασμένα ως τμήματά του. Για το λόγο αυτό, είναι αναγκαία αρχικά η κατά προσέγγιση εύρεση της περιφέρειας του μαστού ώστε σε δεύτερη φάση να αφαιρεθούν τα τμήματα που βρίσκονται έξω από αυτήν.

Αρχικά, πραγματοποιούμε στην εικόνα ταυτοποίηση των τμημάτων της με απόδοση ετικέτας (labeling) σε κάθε διαφορετικό της τμήμα. Συγκεκριμένα, η δυαδική εικόνα σαρώνεται και ανατίθεται ένας αύξων αριθμός σε κάθε μη-μηδενικό εικονοστοιχείο της δυαδικής εικόνας. Η ίδια ετικέτα ανατίθεται και σε καθέναν από τα 8 μη-μηδενικά γειτονικά εικονοστοιχεία. Εντοπίζουμε με αυτόν τον τρόπο την περιοχή με το μεγαλύτερο αριθμό εικονοστοιχείων που προφανώς αντιστοιχεί στην περιοχή του μαστού. Για την εκτίμηση της περιφέρειας της, εντοπίζουμε σε κάθε γραμμή το εικονοστοιχείο που διαχωρίζει την κατατετμημένη περιοχή του μαστού με το φόντο της εικόνας. Επειδή είναι πιθανή η ύπαρξη πολλών συνοριακών σημείων σε κάθε γραμμή, επιλέγεται εκείνο για το οποίο επιτυγχάνεται μέγιστος αριθμός διαχωρισμένων εικονοστοιχείων φόντου και μαστού. Ο υπολογισμός του συνόρου του μαστού ξεκινά από τις $k=15$ πιο μεσαίες γραμμές της εικόνας, αφού κάνουμε την παραδοχή ότι σε εκείνο το σημείο ο μαστός δε μπορεί να έρχεται σε επαφή με κάποιο άλλο αντικείμενο, μιας και αυτά τοποθετούνται από τους γιατρούς σε ακραία σημεία της εικόνας. Στη συνέχεια, υπολογίζονται διαδοχικά τα συνοριακά σημεία για κάθε γραμμή πάνω και κάτω από τις k πιο μεσαίες γραμμές με τις οποίες ξεκινήσαμε τα συνοριακά σημεία. Η επιλογή βασίζεται στην προηγούμενη μέθοδο καθώς και στην παραδοχή ότι διαδοχικά συνοριακά εικονοστοιχεία πρέπει να είναι σχετικά κοντά. Μεγάλες διαφορές στην απόσταση συνοριακών εικονοστοιχείων διαδοχικών γραμμών οφείλονται προφανώς σε τμήματα που δεν ανήκουν στο μαστό. Ξεκινώντας λοιπόν από τις k πιο μεσαίες γραμμές, συνεχίζουμε υπολογίζοντας το σύνορο στις γραμμές και προς τις δύο κατευθύνσεις. Η αναζήτηση του συνόρου τερματίζεται μόλις το συνοριακό στοιχείο μιας γραμμής απέχει απόσταση μεγαλύτερη από 200 εικονοστοιχεία από το μέσο όρο των k προηγούμενων γραμμών.

Μετά τον υπολογισμό του συνόρου του μαστού αφαιρούνται τα τμήματα που βρίσκονται έξω από την περιοχή του μαστού καθώς και εκείνα που εντοπίζονται πάνω και κάτω από αυτήν. Για την απομάκρυνση των συγκεκριμένων τμημάτων εργαστήκαμε ως εξής: υπολογίζουμε για κάθε i γραμμή του άνω τετάρτου της εικόνας το πλάτος $w(i)$ της περιοχής του μαστού ώστε να βρούμε την γραμμή με το ελάχιστο πλάτος ($w(i_{min})$). Ξεκινώντας λοιπόν από τη χαμηλότερη γραμμή αναζητούμε το άνω όριο της περιοχής που είναι η γραμμή για την οποία ικανοποιείται το ακόλουθο κριτήριο

$$w(i) > \frac{w(i_{min}) - w_{im}}{2} \quad (7.3)$$

όπου w_{im} το πλάτος του μαστού. Μετά τον εντοπισμό λοιπόν της γραμμής που αποτελεί το άνω όριο της περιοχής του μαστού, όλα τα τμήματα που βρίσκονται πάνω από τη γραμμή αυτά αφαιρούνται από την εικόνα. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται και στο κάτω τέταρτο της εικόνας ώστε να βρούμε πάλι το κάτω όριο της περιοχής του μαστού και να αφαιρέσουμε όλα τα τμήματα κάτω από τη γραμμή αυτή. Η περιοχή που έχει κατατηθεί μετά το πέρας ολόκληρης της παραπάνω διαδικασίας αποτελεί την περιοχή του μαστού που έχει κατατηθεί ο αυτόματος αλγόριθμος.



Σχήμα 7.2 (α)-(β) Αρχική μαστογραφία από λήψη CC με την αντίστοιχη δυαδική εικόνα ύστερα από την αυτόματη κατάτμηση της περιοχής του μαστού (Περίπτωση 0285, RCC, φάκελος benign_04, βάση DDSM), (γ)-(δ) αρχική μαστογραφία από λήψη MLO και δυαδική εικόνα μετά την κατάτμηση του μαστού (Περίπτωση 1343, RMLO, φάκελος benign_02, βάση DDSM).

Το τελικό στάδιο επεξεργασίας αφορά τη λείανση του συνόρου του μαστού, το οποίο όπως έχει προκύψει από το προηγούμενο στάδιο μπορεί να περιέχει έντονες ακμές και μεταβολές. Η λείανση επιτυγχάνεται με χρήση του ταχύ μετασχηματισμού Fourier. Αποθηκεύουμε σε έναν πίνακα τις χ-τετμημένες των σημείων του συνόρου και εφαρμόζουμε στον πίνακα το μετασχηματισμό. Τα στοιχεία του μετασχηματισμένου πίνακα φιλτράρονται στις χαμηλές συχνότητες, θέτοντας τις υψηλές συχνότητες ίσες με μηδέν, μειώνοντας έτσι τη διακύμανση των τετμημένων στον χωρικό τομέα. Τελικά, εφαρμόζεται στα δεδομένα ο αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier ώστε να προκύψει η περιοχή του μαστού με πιο λείο σύνορο. Στο σχήμα 7.2 απεικονίζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του αλγορίθμου στην κατάτμηση δύο μαστογραφιών, η πρώτη περίπτωση από λήψη CC και η δεύτερη από λήψη MLO.

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την κατάτμηση του μαστού συνοψίζεται στα ακόλουθα βήματα αλγορίθμου.

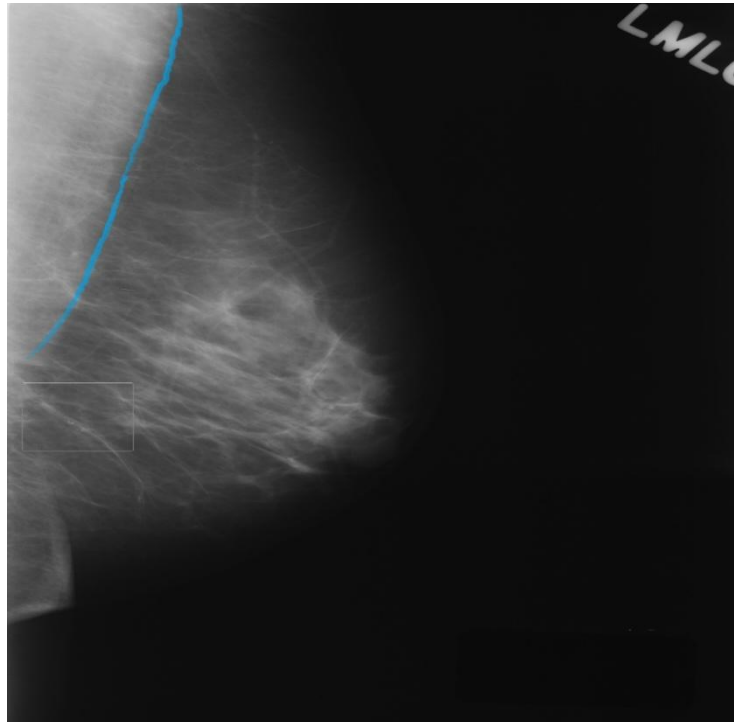
Βήμα 1:	Είσοδος: Ψηφιοποιημένη μαστογραφία I_c
Βήμα 2:	Κατωφλίωση εικόνας I_c για την απομόνωση της περιοχής του μαστού
(α)	Υπολογισμός ιστογράμματος I_c
(β)	Εύρεση της περιοχής P_{br} του μαστού και εκτίμηση της θέσης p_b της μέγιστης συχνότητας
(γ)	Υπολογισμός κατωφλίου t_0
(δ)	Κατάτμηση της I_c με το κατώφλι t_0 για να προκύψει η δυαδική εικόνα I_b .
Βήμα 3:	Εφαρμογή μορφολογικών τελεστών στην εικόνα I_b για τη λείανση του συνόρου της περιοχής του μαστού.
Βήμα 4:	Απομάκρυνση τμημάτων θορύβου στην εικόνα I_b
(α)	Εντοπισμός της περιοχής του μαστού και του συνόρου της περιοχής
(β)	Απομάκρυνση τμημάτων έξω από την περιοχή
Βήμα 5:	Λείανση του συνόρου του μαστού με μετασχηματισμό Fourier.
Βήμα 6:	Έξοδος: Τελική εικόνα κατάτμησης I_b

7.2.2 Θωρακικός μυς

Ο θωρακικός μυς είναι μία περιοχή υψηλής συχνότητας, τριγωνικού σχήματος που βρίσκεται στο άνω όριο της εικόνας και εμφανίζεται σχεδόν σε όλες τις μαστογραφίες που προέρχονται από τη λήψη MedioLateral (βλέπε εικόνα 7.2). Ο ακριβής εντοπισμός και η απομάκρυνση του θωρακικού μυ είναι ιδιαίτερα σημαντική διαδικασία και ένα από τα βασικά βήματα της προ-επεξεργασίας της εικόνας. Έχει δειχθεί ότι η αφαίρεση του μυ από εικόνες μαστογραφίας κρίνεται απαραίτητη σε διάφορες εφαρμογές. Για παράδειγμα, οι [Dominguez et al. 2007] έδειξαν ότι η κατάτμηση μαζών αποτυγχάνει όταν αυτές εντοπίζονται κοντά στα όρια του θωρακικού μυός. Επίσης, ο υπολογισμός της πυκνότητας του μαστού επηρεάζεται σημαντικά από την υψηλή φωτεινότητα της περιοχής του μυός [Glide-Hurst et al. 2007]. Τέλος, οι [Yam et al. 2001] προκειμένου να απεικονίσουν σε τρισδιάστατο χώρο τη δομή του μαστού έκριναν ως προϋπόθεση σωστής απεικόνισης την απομάκρυνση του θωρακικού μυ, μιας και αυτός δεν αποτελεί τμήμα του μαστού.

Στα πλαίσια της διατριβής, το βήμα του εντοπισμού του θωρακικού μυός είναι απαραίτητο για τον υπολογισμό χαρακτηριστικών θέσης ενός συμπλέγματος μικροασβεστώσεων, αφού ο μυς αποτελεί χαρακτηριστική δομή του μαστού και μπορεί να αποτελέσει σημείο αναφοράς για την απεικόνισή του. Είναι απαραίτητη λοιπόν η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου που θα υλοποιεί με αυτόματο τρόπο τον εντοπισμό και την κατάτμηση του θωρακικού μυ. Στη βιβλιογραφία εντοπίζονται αρκετές μέθοδοι που έχουν προταθεί για τον εντοπισμό του ακριβούς συνόρου του μαστού με το θωρακικό μυ, η οποία όμως είναι μια δύσκολη διαδικασία με σημαντικά προβλήματα που πρέπει να ξεπεραστούν [Ferrari et al. 2004], [Kinoshita et al. 2007], [Kwok et al. 2004], [Ma et al. 2007]. Οι σημαντικότερες δυσκολίες που πρέπει να αντιμετωπιστούν περιλαμβάνουν τη μεγάλη ομοιότητα του μυ με τους γειτονικούς ιστούς του μαστού, καθώς και το γεγονός ότι η θέση του στις διάφορες μαστογραφίες

ποικίλει σημαντικά, αφού είναι δύσκολο να προσδιοριστεί το επίπεδο στην εικόνα στο οποίο τελειώνει η περιοχή του.

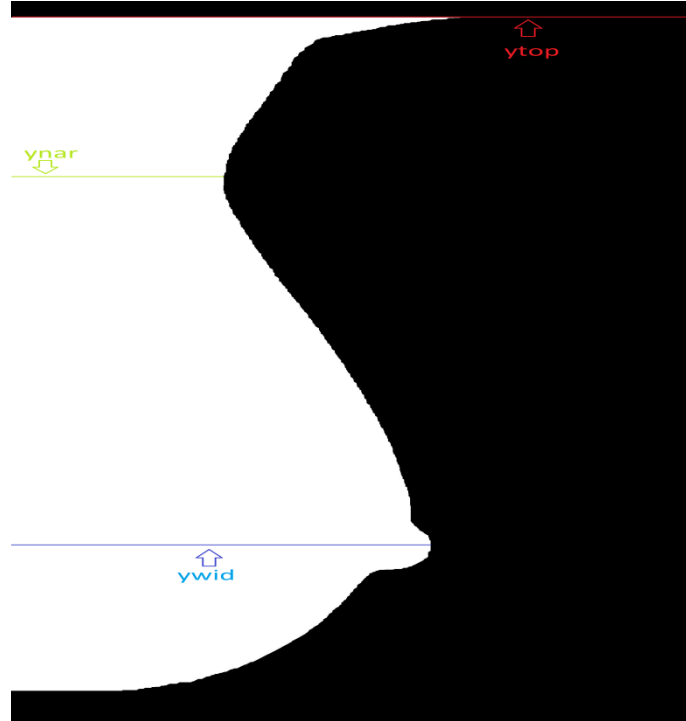


Εικόνα 7.2 Μαστογραφία από λήψη MLO όπου στο πάνω μέρος της εντοπίζεται ο θωρακικός μυς. Με μπλε χρώμα έχει επισημανθεί το σύνορο μεταξύ του θωρακικού μυός και της περιοχής του μαστού (Περίπτωση 0325, LMLO, φάκελος benign_04, βάση DDSM).

Αν και εντοπίζεται ποικιλία διαφορετικών προσεγγίσεων στη βιβλιογραφία για την ανάδειξη του θωρακικού μυός, καμία μέθοδος δεν παρέχει ακριβή αποτελέσματα, καθώς το σχήμα, το μέγεθος και η φωτεινότητα των μυών μεταβάλλεται σημαντικά στις μαστογραφικές εικόνες. Ο αλγόριθμος που υλοποιήσαμε στηρίζεται σε κάποιες βασικές αρχές: ο θωρακικός μυς έχει ένα βασικό τριγωνικό σχήμα και βρίσκεται στο πάνω αριστερό τμήμα της εικόνας, παρουσιάζει διαφορά στη φωτεινότητά του με την περιοχή του μαστού ενώ το σύνορό του είναι συνεχές χωρίς να εμφανίζει μεγάλες διακυμάνσεις κατά μήκος της εικόνας. Επίσης, αφού θέλουμε να προσδιορίσουμε το σύνορο του μυός που θα μας επιτρέψει στη συνέχεια να εντοπίσουμε και την περιοχή της θηλής, μας ενδιαφέρει να προσδιορίσουμε τα συνοριακά σημεία μεταξύ μυός και μαστού και όχι το επίπεδο στην εικόνα που πλέον ο μυς δεν είναι ορατός. Επίσης, μας ενδιέφερε ο χρόνος επεξεργασίας να είναι μικρός καθώς θα εφαρμόσουμε τη μέθοδο σε όλες τις διαθέσιμες MLO μαστογραφίες, κάτι που εξασφάλισαμε με τον αλγόριθμο που προτείνουμε ακολούθως.

Αρχικά, εφαρμόζουμε κατάτμηση του μαστού με τον αλγόριθμο που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα (βλέπε σχήμα 7.2 (γ)-(δ)), η οποία είναι απαραίτητη για τον προσδιορισμό και του μυός καθώς αξιοποιήσουμε και το σύνορο του μαστού. Στη συνέχεια, μπορούμε να ξεκινήσουμε για τον προσδιορισμό του συνόρου του θωρακικού μυός. Αρχικός σκοπός είναι η επιλογή μιας αρχικής γραμμής της εικόνας η οποία θα περιέχει το θωρακικό μυ, ώστε να προσδιοριστεί το σύνορο μεταξύ του μυός και του μαστού. Ακολουθήσαμε την επιλογή αρχικής γραμμής που προτάθηκε στην εργασία των [Wang et al. 2010]. Από την εικόνα που προκύπτει μετά την κατάτμηση του μαστού,

μπορούμε εύκολα να υπολογίζουμε τις παραμέτρους y_{top} που αντιπροσωπεύει τον αριθμό της γραμμής του άνω ορίου του μαστού, την παράμετρο y_{nar} που δείχνει την γραμμή όπου το πλάτος του μαστού είναι το μικρότερο δυνατό και την παράμετρο y_{wid} που δείχνει την γραμμή όπου το πλάτος του μαστού είναι το μεγαλύτερο δυνατό (βλέπε σχήμα 7.3).



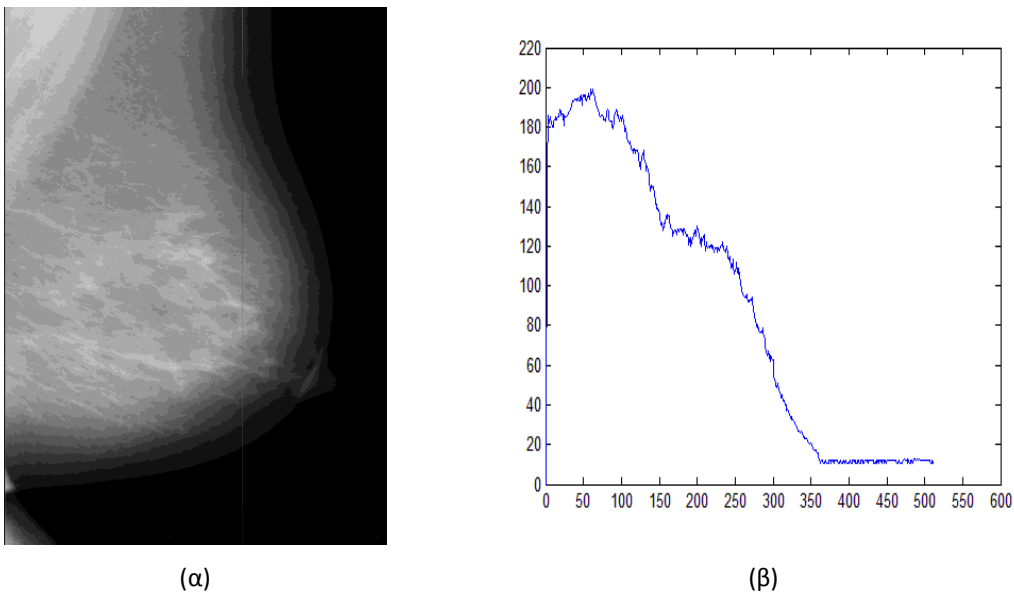
Σχήμα 7.3 Μαστογραφία από λήψη MLO μετά την κατάτμηση του μαστού. Στην εικόνα διακρίνονται οι γραμμές που εντοπίζονται το άνω όριο (y_{top}) του μαστού, το μικρότερο πλάτος μαστού (y_{nar}) και το μεγαλύτερο πλάτος μαστού (y_{wid}).

Με βάση τις συγκεκριμένες τιμές, υπολογίζουμε τον αριθμό της γραμμής y_{init} από την οποία θα ξεκινήσει ο προσδιορισμός του συνόρου του θωρακικού μύος σύμφωνα με την ακόλουθη εξίσωση:

$$y_{init} = \max(y_{nar}, y_{top} + \frac{y_{wid} - y_{top}}{2}) \quad (7.4)$$

Με την συγκεκριμένη επιλογή της αρχικής γραμμής εξασφαλίζουμε πως ο εντοπισμός του συνόρου θα ξεκινήσει από μία αρχική γραμμή της εικόνας στην οποία πράγματι περιέχεται τμήμα του θωρακικού μύος. Ο προσδιορισμός του συνόρου του μύος γίνεται σχετικά εύκολα, καθώς η φωτεινότητα των εικονοστοιχείων της εικόνας διαφοροποιείται σημαντικά μεταξύ των περιοχών του μύος και του μαστού, όπως φαίνεται και στο σχήμα 7.4. Παρατηρώντας το σχήμα 7.4(β) βλέπουμε ότι κατά μήκος της γραμμής η φωτεινότητα των εικονοστοιχείων φθίνει σταδιακά. Σε δύο σημεία παρατηρούμε ότι η πτώση είναι μεγαλύτερη: η πρώτη μεγάλη μείωση παρατηρείται γύρω από το εικονοστοιχείο 150 ενώ η δεύτερη μεγάλη πτώση παρατηρείται στο εικονοστοιχείο 300. Παρατηρώντας και την αντίστοιχη εικόνα στο σημείο 7.4 (α), μπορούμε να συμπεράνουμε ότι η πρώτη μεγάλη μείωση της φωτεινότητας οφείλεται στη μετάβαση από την περιοχή του θωρακικού μύος στην περιοχή του μαστού. Στη δεύτερη περίπτωση, η μείωση οφείλεται στην μετάβαση από την περιοχή του μαστού στο φόντο της εικόνας που έχει μηδενικές τιμές φωτεινότητας. Από τις

συγκεκριμένες περιοχές που μειώνεται η φωτεινότητα, μπορούμε να προσδιορίσουμε το σύνορο του θωρακικού μυός με το μαστό, αλλά και το σύνορο του μαστού με το φόντο της εικόνας.

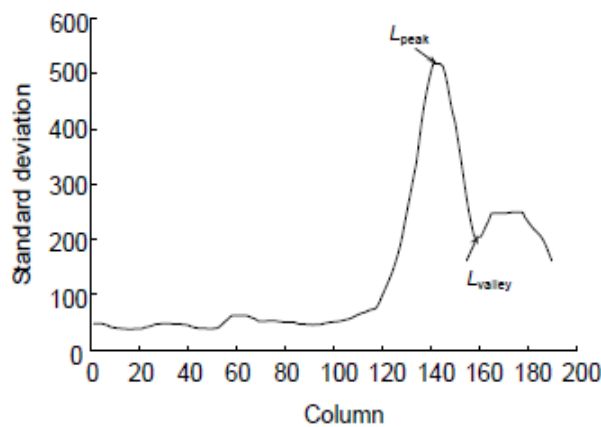


Σχήμα 7.4 (α) Αρχική μαστογραφία από λήψη MLO (Περίπτωση mdb238, βάση MIAS), (β) κατανομή φωτεινότητων κατά μήκος της γραμμής όπου περιέχεται τμήμα του θωρακικού μυός.

Συγκεκριμένα λοιπόν, για κάθε εικονοστοιχείο της αρχικής γραμμής της εικόνας με συντεταγμένες x_0, y_0 υπολογίζουμε πρώτα την ενδιάμεση τιμή φωτεινότητας των γειτονικών του εικονοστοιχείων και στη συνέχεια την τυπική απόκλιση των φωτεινότητων σε μία τετράγωνη περιοχή Π με κέντρο το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο μήκους $2 \cdot \sigma$, η οποία ορίζεται ως εξής:

$$\Pi(x_0, y_0, \sigma) = \{(x, y), x_0 - \sigma < x < x_0 + \sigma, y_0 - \sigma < y < y_0 + \sigma\} \quad (7.5)$$

Η σταθερά σ επιλέχτηκε ίση με 10, ύστερα από πειραματικές μετρήσεις που διεξήγαμε προκειμένου να επιτύχουμε μία ικανοποιητική τιμή της. Υπολογίζοντας λοιπόν την τυπική απόκλιση για κάθε εικονοστοιχείο της αρχικής γραμμής στην συγκεκριμένη περιοχή απεικονίζουμε την μεταβολή των τιμών κατά μήκος της αρχικής γραμμής, η οποία φαίνεται στο σχήμα 7.5.



Σχήμα 7.5 Κατανομή τυπικής απόκλισης φωτεινότητων κατά μήκος της αρχικής γραμμής για την εκτίμηση του συνόρου μεταξύ θωρακικού μυός και μαστού [Wang et al. 2010].

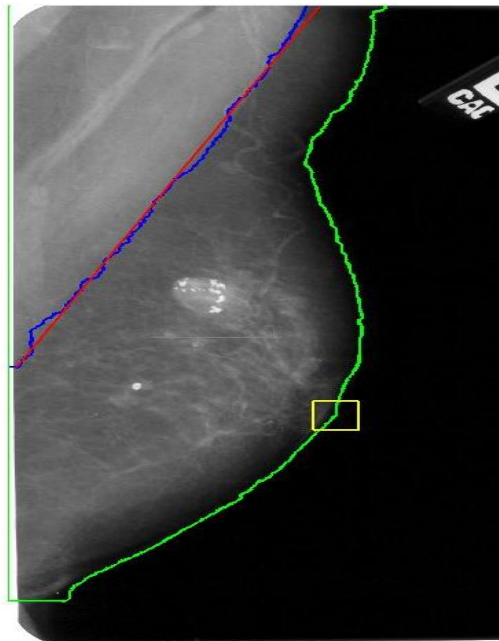
Η παραπάνω απεικόνιση αποτελεί μια τυπική μορφή της μεταβολής των φωτεινότητων κατά μήκος της αρχικής γραμμής. Παρατηρούμε ότι στα πρώτα εικονοστοιχεία η μεταβολή είναι μικρή, καθώς τα συγκεκριμένα ανήκουν στην ίδια περιοχή του θωρακικού μύος και έτσι οι μεταβολές των φωτεινότητων της εικόνας είναι μικρές. Αντίθετα, στο σημείο όπου τελειώνει η περιοχή του μύος και αρχίζει εκείνη του μαστού οι μεταβολές είναι έντονες καθώς έχουμε μετάβαση από υψηλές ζώνες φωτεινότητων σε χαμηλότερες. Παρατηρούμε λοιπόν μία απότομη αύξηση στο σημείο του συνόρου των περιοχών και στη συνέχεια μία επακόλουθη πτώση, καθώς τα συγκεκριμένα εικονοστοιχεία βρίσκονται πλέον στην ίδια περιοχή του μαστού. Οι συγκεκριμένες τιμές φιλτράρονται με χρήση φίλτρου ενδιάμεσης τιμής προκειμένου να περιορίσουμε μικρές μεταβολές που οφείλονται σε ασήμαντες διακυμάνσεις των τιμών φωτεινότητας της εικόνας. Επιλέγουμε ως συνοριακό σημείο της συγκεκριμένης γραμμής το πιο κοντινό εικονοστοιχείο στην αριστερή πλευρά της εικόνας με τιμή L_{peak} για το οποίο ικανοποιείται η σχέση:

$$L_{peak} - L_{valley} > \frac{\max(L) - \min(L)}{2} \quad (7.6)$$

όπου L είναι οι τιμές της τυπικής απόκλισης όλων των εικονοστοιχείων κατά μήκος της αρχικής γραμμής, L_{valley} η τιμή του σημείου που παρατηρείται η πρώτη χαμηλότερη τιμή δεξιά της κορυφής L_{peak} . Μετά τον προσδιορισμό του συνόρου μεταξύ μύος και μαστού στην αρχική γραμμή, εργαζόμαστε σε δύο διαφορετικές περιοχές P1 και P2, θεωρώντας αντίστοιχα την περιοχή πάνω από την αρχική γραμμή και κάτω από αυτήν.

Λόγω της γεωμετρίας του θωρακικού μύος, αναμένουμε στην περιοχή P1 που βρίσκεται πάνω από την αρχική γραμμή το σύνορο μεταξύ μύος και μαστού να εντοπίζεται πιο δεξιά σε σχέση με το συνοριακό στοιχείο της αρχικής γραμμής. Για το λόγο αυτό, για κάθε γραμμή y μεταξύ των γραμμών y_{init} και y_{top} κινούμενοι προς τα πάνω, υπολογίζουμε το συνοριακό εικονοστοιχείο αναλύοντας όπως προηγουμένως τις τυπικές αποκλίσεις των φωτεινότητων της κάθε γραμμής, ελέγχοντας όμως μόνο τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται δεξιά από το αντίστοιχο της αμέσως προηγούμενης γραμμής. Επίσης, επειδή είναι ευνόητο ότι το σύνορο του μύος πρέπει να είναι συνεχές χωρίς μεγάλες αποκλίσεις μεταξύ διαδοχικών γραμμών της εικόνας, περιορίζουμε την αναζήτηση του νέου συνοριακού στοιχείο σε μια γειτονιά 5 εικονοστοιχείων σε σχέση με το σύνορο της αμέσως προηγούμενης γραμμής. Ακολουθούμε ακριβώς την ίδια διαδικασία και για την περιοχή P2 που βρίσκεται κάτω από την αρχική γραμμή. Στη συγκεκριμένη περιοχή εργαζόμαστε αναλόγως αναζητώντας την εύρεση νέων συνοριακών σημείων, ελέγχοντας όμως την περιοχή αριστερά του συνοριακού σημείου της επόμενης γραμμής, μέχρι να φτάσουμε στα εικονοστοιχεία της πρώτης στήλης της εικόνας ή να παρατηρήσουμε ότι το σύνορο του μύος γίνεται κάθετο, γεγονός που υποδεικνύει ότι δεν υπάρχει πλέον προβολή του θωρακικού μύος στη μαστογραφία κάτω από το συγκεκριμένο επίπεδο της εικόνας. Επειδή στο τέλος το σύνορο παρουσιάζει μικρές διακυμάνσεις μεταξύ των γραμμών της εικόνας, εφαρμόζουμε την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων χρησιμοποιώντας τις συντεταγμένες των συνοριακών σημείων, ώστε να υπολογίσουμε το σύνορο του μύος σαν μια ευθεία γραμμή που διαχωρίζει τον μυ από την υπόλοιπη περιοχή του μαστού. Εν

γένει ωστόσο, είναι λογικό να εντοπίζονται τέτοιες διακυμάνσεις, καθώς στη μεγάλη πλειονότητα των μαστογραφιών το σύνορο του μύος δεν είναι μια ευθεία γραμμή, αλλά μπορεί να παρουσιάζει καμπυλότητα ή ακόμα να είναι και κάθετο σε ορισμένα σημεία. Στο σχήμα 7.6 παρουσιάζουμε ένα παράδειγμα μαστογραφίας από λήψη MLO όπου με μπλε χρώμα παρουσιάζουμε το σύνορο του θωρακικού μύος όπως το υπολόγισε ο προτεινόμενος αλγόριθμος και με κόκκινο χρώμα το τελικό σύνορο που επιλέγεται ως η ευθεία ελαχίστων τετραγώνων που προκύπτει από τις συντεταγμένες των συνοριακών σημείων. Με πράσινο χρώμα απεικονίζεται η περιφέρεια του μαστού ενώ με κίτρινο χρώμα η περιοχή που εκτιμάται πως βρίσκεται η θηλή, καθώς είναι το σημείο της περιφέρειας που απέχει μεγαλύτερη απόσταση από το θωρακικό μυ.



Σχήμα 7.6 Μαστογραφία από λήψη MLO (Περίπτωση 0325, LMLO, φάκελος benign_04, βάση DDSM) μετά την κατάτμηση του μαστού και τον εντοπισμό του συνόρου του θωρακικού μύος. Στην εικόνα διακρίνονται οι περιοχές που καθορίζουν το σύνορο του μύος (μπλε χρώμα), την ευθεία ελαχίστων τετραγώνων για το ίδιο σύνορο (κόκκινο χρώμα), την περιφέρεια του μαστού (πράσινο χρώμα) και την περιοχή της θηλής (κίτρινο χρώμα).

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εφαρμόστηκε στις 846 μαστογραφίες από λήψη MLO που είχαμε στη διάθεσή μας. Τα αποτελέσματα της κατάτμησης αξιολογήθηκαν από συνεργαζόμενη ακτινολόγο και κρίθηκαν ικανοποιητικά στη μεγάλη πλειονότητά τους. Σημαντικό ρόλο στην κατάτμηση παίζει η επιλογή της αρχικής γραμμής επεξεργασίας, καθώς παρατηρήσαμε ότι αρκετές αστοχίες σε συγκεκριμένες εικόνες οφείλονταν σε μεγάλο βαθμό σε κακή επιλογή της αρχικής γραμμής, γεγονός που επηρέαζε όλη τη μετέπειτα επεξεργασία. Σε τέτοιες εικόνες, η επεξεργασία επαναλήφθηκε επιλέγοντας άλλη αρχική γραμμή, γεγονός που βελτίωσε σημαντικά τον αριθμό των μαστογραφιών όπου είχαμε επιτυχή κατάτμηση του μαστού. Τέλος, από τη συγκεκριμένη μελέτη εξαιρέθηκαν συγκεκριμένες εικόνες στις οποίες η κατάτμηση του θωρακικού μύος δεν είχε επιτυχή αποτελέσματα. Πρόκειται για εικόνες στις οποίες είτε εμφανίζονταν στην μαστογραφία πολλαπλά στρώματα του θωρακικού μύος (π.χ. περίπτωση 3130, φάκελος benign_01, βάση DDSM), γεγονός

που δεν επέτρεπε το σαφή διαχωρισμό της περιοχής του μαστού και του μυός, είτε μαστογραφίες στις οποίες το τμήμα του μυός ή δεν ήταν ορατό στην εικόνα ή ήταν πολύ μικρό και εμφανιζόταν με ένα κάθετο σύνορο στην κατώτερη περιοχή του μαστού (π.χ. περίπτωση 3469, φάκελος benign_13, βάση DDSM). Ο αριθμός των συγκεκριμένων εικόνων που δεν συμπεριλήφθηκαν στη συγκεκριμένη μελέτη ήταν μόλις 28.

7.3 Χαρακτηριστικά θέσης

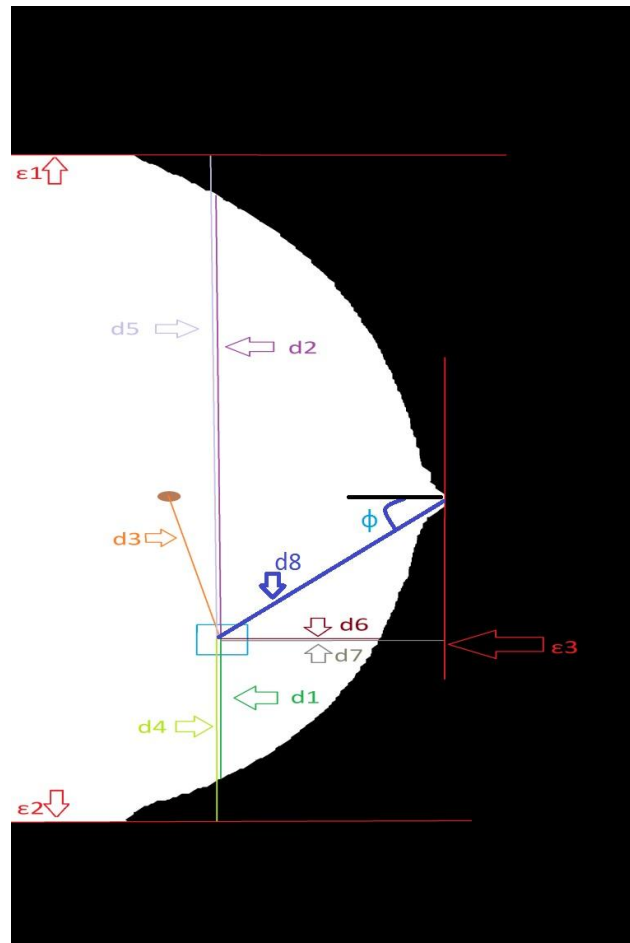
Ύστερα από την κατάτμηση των μαστογραφικών δομών που παρουσιάστηκε στην προηγούμενη παράγραφο, μπορούμε να εκτιμήσουμε τη σχετική θέση του συμπλέγματος ως προς τις συγκεκριμένες δομές. Η βασική διαφορά μεταξύ εικόνων CC και εικόνων MLO είναι η παρουσία του θωρακικού μυός. Συνεπώς, και για τις δύο κατηγορίες εικόνων μπορούμε να υπολογίσουμε χαρακτηριστικά όπως η απόσταση του συμπλέγματος από την περιφέρεια του μαστού ή τη θηλή, ενώ για την περίπτωση των εικόνων MLO μπορούμε να προσθέσουμε επιπλέον χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη σχετική θέση ως προς το θωρακικό μυ. Στις επόμενες υποπαραγράφους παρουσιάζουμε τα χαρακτηριστικά θέσης για την περίπτωση των εικόνων CC και MLO αντίστοιχα

7.3.1 Εικόνες CC

Εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο κατάτμησης που υλοποιήσαμε για τις εικόνες της DDSM βάσης που έχουν ληφθεί από γωνία CranioCaudal. Συνολικά, πραγματοποιήσαμε κατάτμηση σε 843 εικόνες της βάσης και ακολούθως δημιουργήσαμε ένα υποσύνολο με εκείνες στις οποίες η κατάτμηση ήταν επιτυχής. Απορρίφθηκαν εικόνες στις οποίες η κατάτμηση απέτυχε όπως εικόνες όπου η κατάτμηση δεν έδινε καθόλου αποτελέσματα ή εικόνες όπου περιείχαν μεγάλα τμήματα εικόνας που ήταν προφανές ότι δεν άνηκαν στο μαστό. Σε ένα μικρό αριθμό εικόνων αφαιρέσαμε χειροκίνητα τμήματα εικόνας που βρίσκονταν πάνω ή κάτω από την περιοχή του μαστού και ήταν φανερό ότι δεν άνηκαν σε αυτόν. Συνολικά, καταλήξαμε στη χρήση ενός συνόλου 843 μαστογραφιών.

Για κάθε εικόνα στην οποία έγινε σωστή κατάτμηση υπολογίζουμε το επίπεδο του άνω και κάτω ορίου (βλέπε στο σχήμα 7.7 ημιευθείες ε1-ε2), ώστε να υπολογιστεί έτσι το μήκος του μαστού, ενώ υπολογίζουμε και το πλάτος του μαστού από τη διαφορά μεταξύ του πιο ακραίου σημείου του μαστού (ημιευθεία ε3) και της αρχής της εικόνας. Από τις τρεις αυτές ευθείες, μπορεί να προκύψει το κέντρο βάρους του μαστού που είναι το σημείο τομής των μεσοκαθέτων των ημιευθειών ε1 (ή ε2) και ε3 αντίστοιχα. Με τον τρόπο αυτό μπορούμε να χωρίσουμε την περιοχή του μαστού σε 4 τεταρτημόρια θεωρώντας ως αρχή των αξόνων το κέντρο βάρους του. Στο σημείο αυτό κάνουμε την παραδοχή ότι το δεξιότερο σημείο της εικόνας αντιστοιχεί στη θηλή του μαστού. Αυτό δεν είναι πάντοτε προφανές, όπως στο σχήμα 7.7, καθώς σε πολλές μαστογραφίες η θηλή δεν είναι ορατή. Πρόκειται για μία παραδοχή που έχει γίνει και σε προηγούμενες μελέτες [Veldkamp et al. 2000], καθώς στην πλειονότητα των εικόνων CC η λήψη της εικόνας γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε η θηλή, αν αυτή είναι ορατή, να απεικονίζεται στο πιο ακραίο σημείο της περιοχής του μαστού.

Για κάθε περίπτωση στη βάση DDSM παρέχονται πληροφορίες για την ακριβή θέση και μορφή του συμπλέγματος στο μαστό. Εκμεταλλευόμενοι τις συγκεκριμένες πληροφορίες, μπορούμε να υπολογίσουμε τη σχετική θέση του συμπλέγματος ως προς το κέντρο βάρους του μαστού ή την περιφέρειά του, με βάση τη διαδικασία τμηματοποίησής του που προηγήθηκε. Συγκεκριμένα, ακολουθώντας τις επισημάνσεις των γιατρών, βρίσκουμε το κέντρο βάρους του συμπλέγματος στην περιοχή ενδιαφέροντος (βλέπε μπλε χρώμα στο σχήμα 7.7) και στη συνέχεια υπολογίζουμε τη σχετική απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από τα άκρα του μαστού. Συνολικά υπολογίζουμε με τον τρόπο αυτό το μήκος του μαστού (απόσταση ε_1 - ε_2), το πλάτος του, την απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από το άνω όριο του μαστού (d_5), αλλά και από την περιφέρεια στο αντίστοιχο σημείο (d_2), τις ίδιες αποστάσεις από το κάτω (d_1 - d_4) και το δεξί όριο του μαστού (d_6 - d_7) και τέλος την απόσταση (d_3) από το κέντρο βάρους ολόκληρου του μαστού. Με τον ίδιο τρόπο, μπορούμε να υπολογίσουμε την απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από τη θηλή (d_8), καθώς και τη γωνία που σχηματίζει τότε με τον οριζόντιο άξονα (ϕ). Περιγράφουμε έτσι τη θέση του συμπλέγματος ως προς τη θηλή του μαστού, όπως θα εργαστούμε στην επόμενη υποπαράγραφο για τις εικόνες από λήψη MLO.

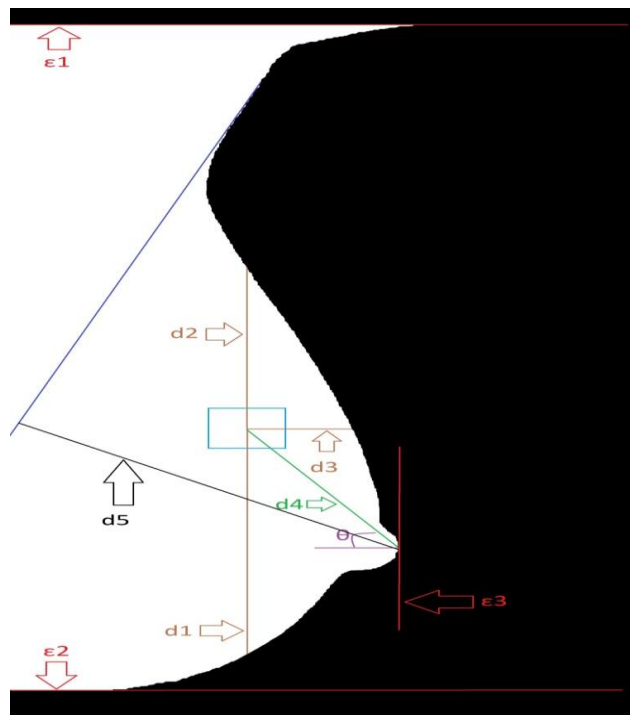


Σχήμα 7.7 Παράδειγμα υπολογισμού αποστάσεων του κέντρου της περιοχής ενδιαφέροντος (μπλε χρώμα) από τα άκρα του μαστού και από το κέντρο βάρους του. Με έντονο κόκκινο χρώμα απεικονίζουμε τις πλευρές του παραλληλογράμμου που περιέχει την περιοχή του μαστού όπως προέκυψε από την κατάτμηση του (Περίπτωση 1497, RCC, φάκελος benign_05, βάση DDSM).

7.3.2 Εικόνες MLO

Εργαζόμενοι όπως και στην περίπτωση των εικόνων από λήψη CC, εφαρμόζουμε αρχικά τον αλγόριθμο κατάτμησης που υλοποιήσαμε και για τις εικόνες της DDSM βάσης που έχουν ληφθεί από γωνία MedioLateral. Η κατάτμηση πραγματοποιήθηκε σε ένα σύνολο 846 εικόνων. Στη συνέχεια εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο για τον προσδιορισμό του θωρακικού μυός. Στις 605 εικόνες (ποσοστό 70.68%) πραγματοποιήθηκε αυτόματη κατάτμηση του μυός, ενώ στις υπόλοιπες ο προσδιορισμός του συνόρου έγινε με χειρωνακτικό τρόπο σύμφωνα με τις υποδείξεις που έγιναν από συνεργαζόμενη ακτινολόγο.

Για κάθε εικόνα υπολογίζουμε όπως και προηγουμένως το επίπεδο του άνω και κάτω ορίου (βλέπε στο σχήμα 7.8 ημιευθείες ϵ_1 - ϵ_2), ώστε να υπολογιστεί έτσι το μήκος του μαστού, ενώ υπολογίζουμε και το πλάτος του μαστού από τη διαφορά μεταξύ του πιο ακραίου σημείου του μαστού (ημιευθεία ϵ_3) και της αρχής της εικόνας. Στην περίπτωση των εικόνων MLO ο προσδιορισμός της θηλής γίνεται λίγο διαφορετικά σε σχέση με τις εικόνες CC. Εδώ θεωρούμε ότι η θηλή βρίσκεται στην περιοχή του σημείου της περιφέρειας του μαστού που απέχει τη μέγιστη απόσταση από το θωρακικό μυ [Veldkamp et al. 2000].



Σχήμα 7.8 Παράδειγμα υπολογισμού αποστάσεων του κέντρου της περιοχής ενδιαφέροντος (μπλε χρώμα) από τα άκρα του μαστού και από τη θηλή του μαστού. Με έντονο κόκκινο χρώμα απεικονίζουμε τις πλευρές του παραλληλογράμμου που περιέχει την περιοχή του μαστού όπως προέκυψε από την κατάτμηση του (Περίπτωση 1343, RMLO, φάκελος benign_02, βάση DDSM).

Αξιοποιώντας λοιπόν τα στοιχεία που υπάρχουν στα συνοδευτικά αρχεία της βάσης DDSM για τη θέση του συμπλέγματος, υπολογίζουμε τη σχετική του θέση ως προς την περιφέρεια του μαστού και το θωρακικό μυ. Συγκεκριμένα, βρίσκουμε το κέντρο βάρους του συμπλέγματος στην περιοχή ενδιαφέροντος (βλέπε μπλε χρώμα στο σχήμα 7.8) και στη συνέχεια υπολογίζουμε τη σχετική απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από τα άκρα του μαστού (αποστάσεις d_1 , d_2 και d_3).

Επίσης, μπορούμε να υπολογίζουμε την απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από τη θηλή (απόσταση d_4), την απόσταση μεταξύ θηλής και θωρακικού μυός (απόσταση d_5) καθώς και τη γωνία που σχηματίζει η ευθεία που καθορίζεται από τη θηλή και το σύμπλεγμα με τον οριζόντιο άξονα (γωνία θ). Συνολικά λοιπόν, για να περιγραφεί η σχετική θέση του συμπλέγματος στο μαστό, υπολογίζουμε το μήκος του μαστού (απόσταση ε_1 - ε_2), το πλάτος του, την απόσταση του κέντρου του συμπλέγματος από το άνω όριο του μαστού, από το κάτω όριο του μαστού αλλά και από το δεξί όριο του μαστού, την απόσταση από τη θηλή και τη γωνία που σχηματίζεται με τον οριζόντιο άξονα, και τέλος την απόσταση μεταξύ μυός και θηλής, η οποία θα χρησιμοποιηθεί ως αναφορά για την περιγραφή του μεγέθους του μαστού. Οι συγκεκριμένες αποστάσεις παρουσιάζονται στο σχήμα 7.8.

7.4 Χάρτες πιθανοτήτων και συχνοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων

Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα παρουσιάσουμε τη μέθοδο που χρησιμοποιήσαμε για την κατασκευή χαρτών πιθανοτήτων εμφάνισης μαστογραφικών ευρημάτων. Η κατασκευή ενός παρόμοιου χάρτη έχει προταθεί στη μελέτη των [Russakoff et al. 2006], ωστόσο έγινε χρήση μαστογραφιών που περιείχαν μόνο μάζες και όχι συμπλέγματα μικροασβεστώσεων. Στη βιβλιογραφία δεν έχουμε εντοπίσει μελέτη που να απεικονίζει με παρόμοιο τρόπο την πιθανότητα εμφάνισης μικροασβεστώσεων στα διάφορα τμήματα του μαστού. Η μέθοδος που προτείνεται στη συνέχεια αφορά τόσο εικόνες από λήψη CranioCaudal (CC), για την οποία είναι αρκετή η δυαδική εικόνα που προκύπτει από την κατάτμηση του μαστού, όσο και εικόνες από MedioLateral (MLO) λήψη για την οποία ωστόσο απαιτείται όπως τονίσαμε και στην προηγούμενη παράγραφο προσδιορισμός του συνόρου μεταξύ της περιοχής του μαστού και του θωρακικού μυός που εμφανίζεται στις μαστογραφίες από τη συγκεκριμένη λήψη.

7.4.1 Εικόνες CC

Για την κατασκευή του χάρτη πιθανοτήτων γίνεται χρήση του υποσυνόλου των 843 περιπτώσεων για τις οποίες όπως αναφέραμε ήδη πραγματοποιήθηκε επιτυχής κατάτμηση. Πέρα από τα χαρακτηριστικά θέσης του συμπλέγματος στο μαστό που περιγράψαμε στην προηγούμενη παράγραφο, προσπαθήσαμε να εξαγάμε μέσω του συγκεκριμένου χάρτη την πιθανότητα με την οποία η θέση που εμφανίζεται ένα εύρημα σχετίζεται με καλοήθεια ή κακοήθεια. Προσπαθήσαμε με άλλα λόγια να δημιουργήσουμε έναν πιθανοτικό άτλαντα του μαστού όπου κάθε σημείο του θα φανερώνει την αντίστοιχη πιθανότητα κακοήθειας με βάση παρατηρήσεις σε μαστογραφίες από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών.

Για την υλοποίηση του συγκεκριμένου άτλαντα πρέπει να ξεπεραστούν αρκετές δυσκολίες. Η σημαντικότερη εξ' αυτών είναι η ποικιλομορφία που παρουσιάζουν οι μαστοί ως προς το σχήμα τους και το μέγεθός τους. Ωστόσο, το πρόβλημα μπορεί να περιοριστεί καθώς δεν μας ενδιαφέρει η εσωτερική ανατομία του μαστού, αλλά μόνο το σχήμα της περιφέρειάς τους. Χάρη στους αλγορίθμους κατάτμησης που παρουσιάστηκαν προηγουμένως, έχουμε εξασφαλίσει μία

ικανοποιητική αναπαράσταση του σχήματός τους όπως εμφανίζονται στη μαστογραφία. Για την δημιουργία του άτλαντα πιθανοτήτων έπρεπε να επιλεγεί ένας μαστός που θα αποτελούσε σημείο αναφοράς για κάθε άλλη μαστογραφία. Επιλέχτηκε λοιπόν με τυχαίο τρόπο μια CC μαστογραφία από τη βάση DDSM για την οποία επιτεύχθηκε επιτυχής κατάτμηση. Εφαρμόζουμε τη διαδικασία που περιγράφηκε προηγουμένως για τον υπολογισμό των ορίων του και του κέντρου βάρους του, ώστε ο συγκεκριμένος μαστός αναφοράς να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αναπαράσταση του χάρτη πιθανοτήτων.

Στη συνέχεια, χρησιμοποιούμε μαστογραφίες με επισημασμένα συμπλέγματα μικροασβετώσεων. Πρέπει λοιπόν να είμαστε σε θέση να προβάλουμε στο μαστό αναφοράς τη μορφή ενός συμπλέγματος από διαφορετική μαστογραφία και να καταγράψουμε τη θέση του μέσα σε αυτόν. Προφανώς, πρέπει η σχετική θέση του συμπλέγματος μέσα στον πραγματικό μαστό να παραμένει ίδια μετά την προβολή του στο μαστό αναφοράς. Η διαδικασία συνεπώς που ακολουθήθηκε για κάθε μαστογραφία έχει ως εξής: αντλούμε πληροφορίες από τα συνοδευτικά αρχεία της βάσης ώστε να προσδιορίσουμε το ακριβές σχήμα αλλά και την ακριβή θέση του συμπλέγματος μικροασβετώσεων στο μαστό. Με βάση τη θέση του συμπλέγματος, τη μορφή του όπως έχει επισημανθεί από τους ακτινολόγους και την κατάτμηση του μαστού υπολογίζεται η σχετική του θέση μέσα στο μαστό μέσω των αποστάσεων που περιγράψαμε προηγουμένως. Η αναλογία του μήκους και του πλάτους μεταξύ του τρέχοντος μαστού και του μαστού αναφοράς χρησιμοποιείται για το μετασχηματισμό του σχήματος του συμπλέγματος για την προβολή του στο μαστό αναφοράς. Αν χρειαστεί μάλιστα το αντιστρέψουμε ώστε να προσαρμοστεί πλήρως με τον προσανατολισμό του μαστού αναφοράς. Με τον ίδιο τρόπο, η αναλογία των αποστάσεων από τη θηλή του τρέχοντος μαστού και την περιφέρειά του, οδηγεί στην εύρεση των σημείων που πρέπει να προβληθεί το σύμπλεγμα. Στο συγκεκριμένο σημείο λοιπόν γίνεται ταίριασμα της περιοχής στο μαστό αναφοράς. Ο μαστός αναφοράς υλοποιείται πρακτικά σαν πίνακας μετρητών, όπου κάθε εικονοστοιχείο του μετράει το πλήθος των εμφανίσεων μιας περιοχής ενδιαφέροντος σε αυτόν. Το ταίριασμα λοιπόν του συμπλέγματος αυξάνει την τιμή των εικονοστοιχείων στα οποία έγινε η προβολή κατά την τιμή ένα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις διαθέσιμες μαστογραφίες, οπότε μετά το πέρας της διαδικασίας κάθε εικονοστοιχείο του μαστού αναφοράς περιέχει το πλήθος των ταιριασμάτων που έγιναν σε αυτό. Διαιρώντας με το μέγιστο πλήθος των εμφανίσεων που παρατηρήθηκαν, προκύπτει ένας κανονικοποιημένος μαστός αναφοράς όπου η τιμή κάθε εικονοστοιχείου του δείχνει τη σχετική συχνότητα εμφάνισης τμήματος περιοχών ενδιαφέροντος σε αυτό.

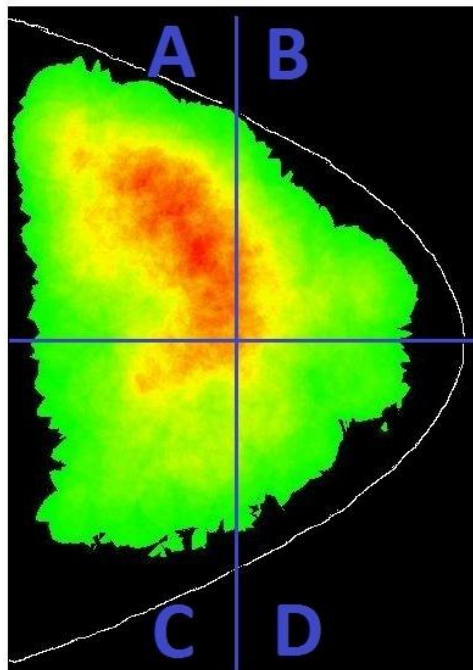
Συνοψίζοντας, τα βήματα που ακολουθήσαμε για την παραγωγή του χάρτη πιθανοτήτων είναι τα ακόλουθα:

- 1) Χρησιμοποιούμε σαν βάση αναφοράς έναν πραγματικό μαστό, όπως προέκυψε το σχήμα του από κατάτμηση που έχει προηγηθεί. Μηδενίζουμε τα εικονοστοιχεία στο εσωτερικό του και διατηρούμε μόνο την περιφέρειά του.
- 2) Για κάθε περίπτωση που χρησιμοποιούμε υλοποιούμε τα ακόλουθα:

- a. Από τις επισημάνσεις των γιατρών εξάγουμε τη μορφή και τη θέση του συμπλέγματος μικροασβεστώσεων.
- b. Υπολογίζουμε τις αποστάσεις του κέντρου του συμπλέγματος από το κέντρο του μαστού.
- c. Με βάση την αναλογία των διαστάσεων τρέχοντος μαστού και μαστού αναφοράς, εξάγουμε την προβολή του συμπλέγματος στο μαστό καθώς και τη σχετική του θέση μέσα σε αυτόν ως προς το κέντρο βάρους του.
- d. Προβάλλουμε τελικά το μετασχηματισμένο σύμπλεγμα στο μαστό αναφοράς. Η τιμή των εικονοστοιχείων στα οποία γίνεται η προβολή αυξάνεται κατά ένα.

3) Μετά την προβολή όλων των περιπτώσεων, κανονικοποιούμε την τιμή των εικονοστοιχείων του μαστού αναφοράς για να εξάγουμε την τελική μορφή του πίνακα συχνότητων.

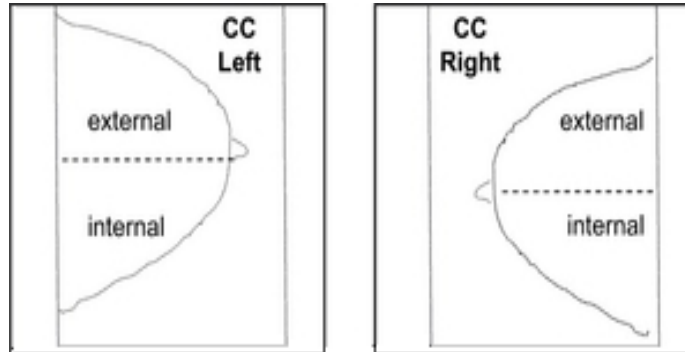
Χρησιμοποιήθηκαν όπως αναφέραμε και προηγουμένως 843 περιπτώσεις, μεταξύ των οποίων υπάρχουν 425 καλοήθεις και 418 κακοήθεις περιπτώσεις. Αρχικά, χρησιμοποιήσαμε την παραπάνω διαδικασία για κάθε περίπτωση ώστε να δημιουργήσουμε έναν χάρτη εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων για όλες τις περιπτώσεις (καλοήθεις/κακοήθεις) προκειμένου να εντοπίσουμε περιοχές του μαστού όπου παρατηρείται μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης των μαστογραφικών ευρημάτων. Καταλήξαμε λοιπόν στον χάρτη που απεικονίζουμε στο σχήμα 7.9.



Σχήμα 7.9 Χάρτης συχνότητων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές σχετικές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.

Η περιφέρεια του μαστού απεικονίζεται με άσπρο χρώμα ενώ στο εσωτερικό του χρησιμοποιούμε χρωματική κωδικοποίηση για την απεικόνιση των συχνότητων εμφάνισης. Το κόκκινο χρώμα υποδηλώνει μεγάλες τιμές συχνότητων εμφάνισης των συμπλεγμάτων ενώ το πράσινο χρώμα υποδεικνύει μικρότερες τιμές. Παρατηρώντας το συγκεκριμένο χάρτη μπορούμε να διαπιστώσουμε

ότι η μεγάλη πλειονότητα των συμπλεγμάτων που εντοπίστηκαν στις μαστογραφίες βρέθηκαν στο εξωτερικό τμήμα του μαστού (περιοχές A και B). Εν γένει, η λήψη μαστογραφίας CC (είτε για τον αριστερό είτε για το δεξί μαστό) μπορεί να απεικονίσει δύο βασικές περιοχές του μαστού, το εξωτερικό και το εσωτερικό τμήμα του, όπως δείχνει η εικόνα 7.3.



Εικόνα 7.3 Περιοχές του μαστού (εξωτερικό και εσωτερικό τμήμα) που μπορούμε να παρατηρήσουμε σε μαστογραφία από λήψη CC.

Παρατηρώντας λοιπόν το σχήμα 7.9 που αφορά το χάρτη εμφάνισης συμπλεγμάτων σε CC μαστογραφίες μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι η μεγάλη πλειονότητα των συμπλεγμάτων που εντοπίστηκαν στις μαστογραφίες βρέθηκαν στο εξωτερικό τμήμα του μαστού, όπως αυτό καθορίζεται από τη νοητή οριζόντια ευθεία που ενώνει τη θηλή με την αρχή της εικόνας. Επίσης, μετρήσαμε για κάθε μια από τις 4 περιοχές (A, B, C και D) που φαίνονται στο σχήμα το αντίστοιχο ποσοστό εμφάνισης και παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα στον πίνακα 7.1.

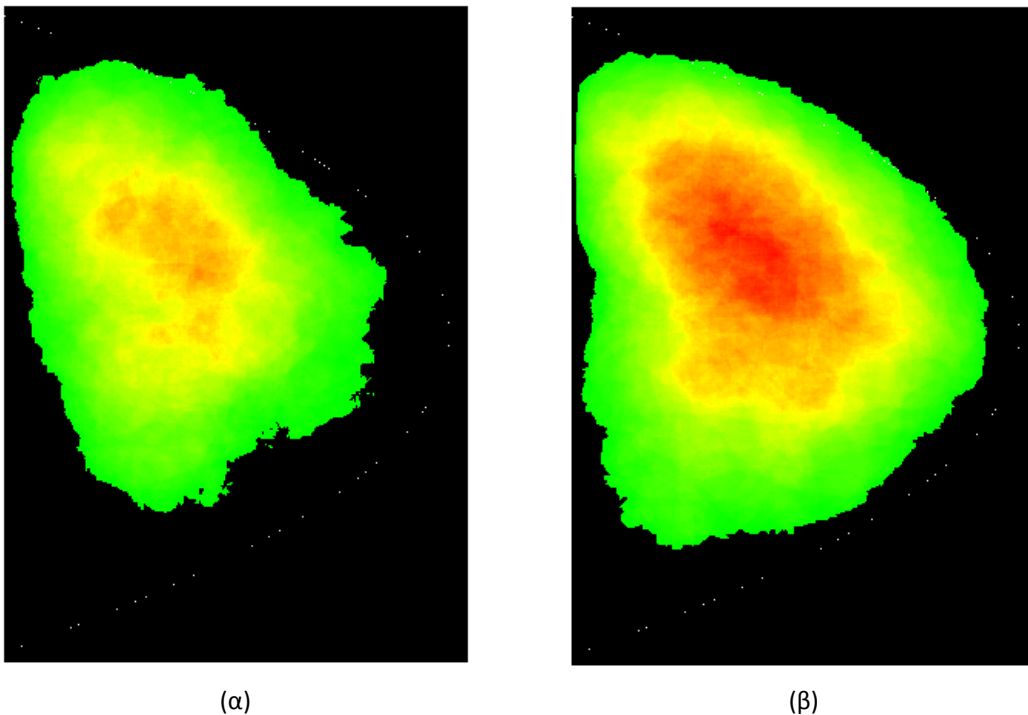
Πίνακας 7.1 Ποσοστά σχετικών συχνοτήτων εμφάνισης για κάθε διαφορετική περιοχή του χάρτη εμφανίσεων για τη λήψη CC.

Περιοχή	Ποσοστό εμφάνισης (%)
A	47.89
B	16.32
C	23.76
D	12.03

Οι συγκεκριμένες μετρήσεις φανερώνουν τη μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης που παρατηρείται στην περιοχή A, αλλά και γενικότερα στο εξωτερικό τμήμα του μαστού. Το γεγονός αυτό έρχεται σε συμφωνία με τις παρατηρήσεις ακτινολόγων [ACR 2003] και αναδεικνύει την συγκεκριμένη περιοχή του μαστού ως περιοχή αυξημένου κινδύνου με υψηλή συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων. Η πληροφορία αυτή θα αποτελέσει τη βάση για την εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός συμπλέγματος ανάλογα με τη θέση που βρίσκεται στο μαστό.

Στη συνέχεια, επαναλάβαμε την παραπάνω διαδικασία για κάθε περίπτωση, ωστόσο αυτή τη φορά θέτοντας σαν στόχο να εξάγουμε δύο διαφορετικούς άτλαντες, ο πρώτος για τις καλοήθειες περιπτώσεις και ο δεύτερος για τις κακοήθειες, οι οποίοι παρουσιάζονται αντίστοιχα στα σχήματα 7.10(α)-(β). Σκοπός της συγκεκριμένης προσομοίωσης είναι να συγκρίνουμε τις διάφορες θέσεις του μαστού ως προς τη συχνότητα εμφάνισης καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων σε αυτές για να

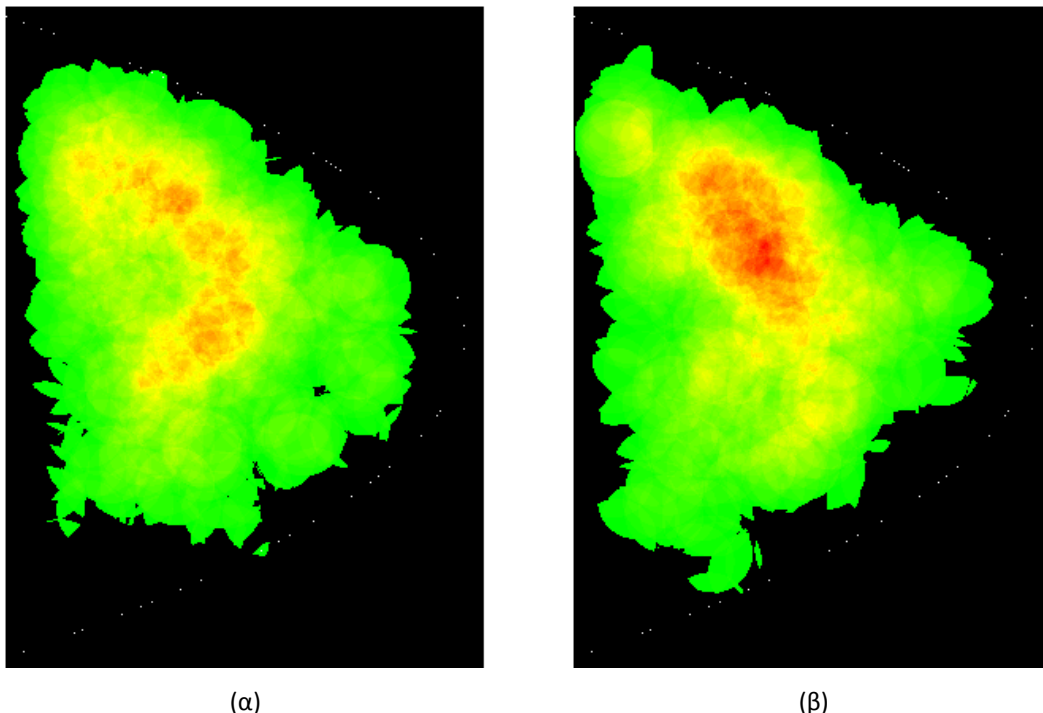
ελέγχουμε την ύπαρξη περιοχών που μπορεί να υποδηλώνουν αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας ή κακοήθειας αντίστοιχα. Στα συγκεκριμένα σχήματα με άσπρο διακεκομμένο χρώμα απεικονίζεται η περιφέρεια του μαστού αναφοράς. Για την χρωματική απεικόνιση του εύρους των πιθανοτήτων, χρησιμοποιούνται αποχρώσεις χρωμάτων μεταξύ του πράσινου και του κόκκινου. Συγκεκριμένα, το κόκκινο χρώμα αντιστοιχεί σε περιοχές με μεγάλη συχνότητα εμφάνισης ευρημάτων, ενώ το πράσινο στις χαμηλές τιμές. Περιοχές με ενδιάμεσες τιμές πιθανοτήτων απεικονίζονται με αποχρώσεις του κίτρινου χρώματος. Από την παρατήρηση των δύο σχημάτων μπορούμε εύκολα να εξάγουμε κάποια πρώτα συμπεράσματα. Φαίνεται ότι πράγματι υπάρχουν περιοχές όπου η συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων είναι μεγαλύτερη, άρα υπάρχουν όντως περιοχές με μεγαλύτερη ευαισθησία στην εμφάνιση ευρημάτων που σχετίζονται με την ανάπτυξη καρκίνου του μαστού. Αξίζει συνεπώς να διερευνηθεί σε μεγαλύτερο βάθος η εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός συμπλέγματος με βάση τη σχετική του θέση μέσα στο μαστό.



Σχήμα 7.10 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 425 καλοήθεις περιπτώσεις και (β) για τις 418 κακοήθεις περιπτώσεις από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.

Επιπλέον, για την περίπτωση των κακοήθων περιπτώσεων, παρατηρούμε πως υπάρχει μια ευδιάκριτη περιοχή όπου η συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων είναι αρκετά μεγάλη. Μάλιστα, η περιοχή αυτή εκτείνεται στο εξωτερικό τμήμα του μαστού. Αντίθετα, η συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων είναι αισθητά πιο χαμηλή στο εσωτερικό τμήμα του μαστού. Ανάλογες παρατηρήσεις ωστόσο δεν μπορούμε να κάνουμε στην περίπτωση καλοήθων ευρημάτων. Παρά το γεγονός ότι το πλήθος των καλοήθων μαστογραφιών είναι μεγαλύτερο (425 καλοήθεις-418 κακοήθεις), βλέπουμε ότι τα συμπλέγματα παρουσιάζουν μεγαλύτερη διασπορά στις περιοχές εμφάνισής τους, καθώς δε μπορούμε να εντοπίσουμε κάποια σαφώς ορισμένη περιοχή όπου να εμφανίζονται συγκεντρωμένα τα καλοήθη συμπλέγματα.

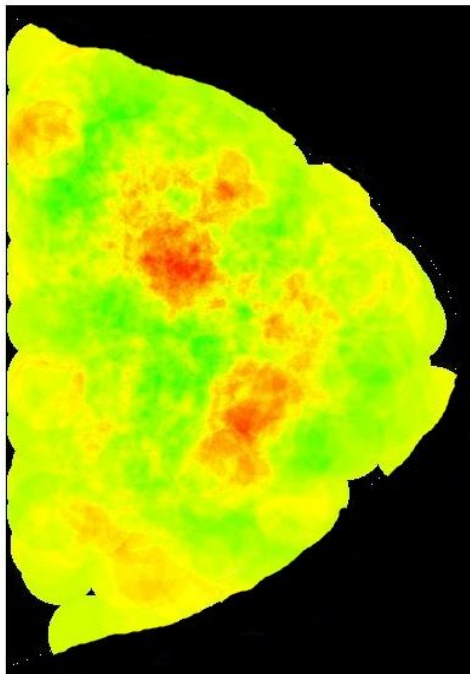
Στη προηγούμενη υλοποίηση είναι εμφανές πως τα κακοήθη συμπλέγματα εμφανίζουν μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης σε συγκεκριμένες περιοχές του μαστού, ενώ αντίθετα τα καλοήθη συμπλέγματα εμφανίζουν μεγαλύτερη διασπορά στην εμφάνισή τους. Ωστόσο, μία ακόμη παράμετρος που επηρεάζει σημαντικά τα αποτελέσματα και δεν περιορίσαμε τη συμβολή της είναι το μέγεθος της περιοχής ενδιαφέροντος, όπως αυτή επισημάνθηκε από τους ακτινολόγους που συμμετείχαν στη διαμόρφωση της DDSM βάσης δεδομένων. Επειδή είναι πιθανό τα καλοήθη συμπλέγματα να καταλαμβάνουν μικρότερο χώρο στη μαστογραφία σε σχέση με τα κακοήθη, ένας πιθανός κίνδυνος είναι τα κακοήθη συμπλέγματα να εκτείνονται σε μεγαλύτερο χώρο πάνω στο μαστό και να υπερκαλύπτουν με αυτόν τον τρόπο την κατανομή των καλοήθων συμπλεγμάτων. Το εμβαδόν της περιοχής ενδιαφέροντος είναι ένα από τα χαρακτηριστικά που εξάγαμε στο 3^ο κεφάλαιο για τον χαρακτηρισμό του συμπλέγματος, συνεπώς θέλουμε να περιορίσουμε την επιρροή του κατά την κατασκευή των χαρτών πιθανοτήτων, ώστε να εστιάσουμε το ενδιαφέρον μόνο στον προσδιορισμό της θέσης του συμπλέγματος και όχι στο εμβαδόν που μπορεί να καταλάβει. Για το λόγο αυτό, επαναλάβαμε τη διαδικασία που περιγράψαμε στην αρχή της παραγράφου εκτιμώντας τη θέση του συμπλέγματος, χωρίς όμως να προχωρήσουμε σε μετασχηματισμό του σχήματός του για να γίνει η προβολή στο μαστό αναφοράς. Αντίθετα, προβάλλουμε στο μαστό αναφοράς μία σταθερή κυκλική περιοχή διαμέτρου 400 εικονοστοιχείων με κέντρο της περιοχής το σημείο που θα προβαλλόταν το κέντρο του συμπλέγματος στο μαστό αναφοράς. Με τον τρόπο αυτό, χρησιμοποιούμε την ίδια περιοχή για όλα τα ευρήματα σε όλες τις μαστογραφίες και επιτυγχάνουμε να εκμηδενίσουμε την επίδραση του εμβαδού και του σχήματος του συμπλέγματος. Καταλήγουμε έτσι στους αντίστοιχους χάρτες που φαίνονται στο σχήμα 7.11.



Σχήμα 7.11 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 425 καλοήθεις περιπτώσεις και (β) για τις 418 κακοήθεις περιπτώσεις με απεικόνιση σταθερής κυκλικής περιοχής διαμέτρου 400 για μαστογραφίες από λήψη CC.

Παρατηρούμε ότι στα συγκεκριμένα σχήματα έχει μειωθεί σημαντικά η επίδραση του μεγέθους της περιοχής ενδιαφέροντος και δεν υπάρχουν οι μεγάλες διαφορές που απεικονίζονται στο σχήμα 7.10. Βλέπουμε για μια ακόμη φορά πως και στην περίπτωση των καλόθων αλλά και των κακόθων περιπτώσεων η πλειονότητα των ευρημάτων εντοπίζεται στο εξωτερικό τμήμα του μαστού. Για την περίπτωση των καρκινικών περιπτώσεων, μπορούμε να εντοπίσουμε μία σαφή περιοχή που παρατηρούμε τη μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης μαστογραφικών συμπλεγμάτων. Σε αντίστοιχη θέση μπορούμε να δούμε και την περιοχή εμφάνισης των καλόθων περιπτώσεων, όπου βέβαια η διασπορά είναι λίγο μεγαλύτερη, ενώ και οι συχνότητες εμφάνισης παρουσιάζουν μικρότερες τιμές σε σχέση με τα κακόθη συμπλέγματα. Συνοψίζοντας λοιπόν, φαίνεται πως υπάρχουν περιοχές που παρουσιάζουν μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης καρκινικών συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, χωρίς να παίζει ρόλο το μέγεθος της περιοχής του συμπλέγματος, καθώς απεικονίσαμε όλα τα συμπλέγματα με συγκεκριμένες διαστάσεις, τόσο για τις καλοήθειες, όσο και τις κακοήθειες περιπτώσεις.

Αξιοποιώντας τις συχνότητες εμφάνισης των συμπλεγμάτων στο μαστό αναφοράς, δημιουργούμε επίσης έναν χάρτη πιθανοτήτων μεταξύ καλόθων και κακόθων συμπλεγμάτων ο οποίος απεικονίζεται στο σχήμα 7.12. Συγκεκριμένα, για κάθε εικονοστοιχείο του μαστού αναφοράς υπολογίζουμε την πιθανότητα εμφάνισης καλοήθειας ως το πηλίκο της συχνότητας εμφάνισης καλόθων συμπλεγμάτων προς τη συνολική συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων (κακόθων και καλόθων) που υπολογίστηκε στο συγκεκριμένο εικονοστοιχείο. Αντιστοίχως ορίζεται και η πιθανότητα κακοήθειας.



Σχήμα 7.12 Χάρτης πιθανοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη CC. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας και κόκκινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα κακοήθειας.

Σχεδιάσαμε λοιπόν επί του συγκεκριμένου μαστογραφικού άτλαντα την κατανομή πιθανοτήτων μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας, όπου το κόκκινο χρώμα υποδηλώνει αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης κακοήθειας στη συγκεκριμένη περιοχή, ενώ αντίθετα το πράσινο χρώμα υποδεικνύει αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης καλοήθειας. Τέλος, περιοχές με κίτρινο χρώμα παρουσιάζουν ίσες πιθανότητες εμφάνισης καλοήθειας και κακοήθειας.

Είναι εμφανές πως μεγάλο τμήμα του μαστού δεν παρουσιάζει σημαντική διαφορά ως προς την πιθανότητα εμφάνισης καλοήθειας ή κακοήθειας αντίστοιχα, καθώς απεικονίζεται με κίτρινο χρώμα. Ωστόσο, φαίνεται πως υπάρχουν συγκεκριμένες περιοχές που παρουσιάζουν υψηλότερη πιθανότητα για κακοήθεια (κόκκινο χρώμα), όπως επίσης συνεχείς περιοχές με μεγαλύτερη πιθανότητα καλοήθειας (πράσινο χρώμα). Είναι ενδεικτικό ότι η περιφέρεια του μαστού περιέχει ως επί τω πλείστω περιοχές με αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας, παρατήρηση που συνάδει με το πρότυπο BI-RADS για τα συμπλέγματα μικροασβετώσεων που είναι κοντά στην επιδερμίδα της ασθενούς [ACR 2003]. Αντίθετα, συγκεκριμένες περιοχές γύρω από το κέντρο του μαστού παρουσιάζουν αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης κακοήθων συμπλεγμάτων.

Μια πρώτη λοιπόν παρατήρηση των χαρτών μεταξύ των καλόηθων και κακόηθων περιπτώσεων φανερώνει κάποιες διαφορές μεταξύ τους όσον αφορά την διασπορά εμφάνισης των συμπλεγμάτων στην περιοχή του μαστού. Το γεγονός πως οι συγκεκριμένοι χάρτες πιθανοτήτων έχουν εξαχθεί από μεγάλο αριθμό περιπτώσεων αποτελεί ισχυρή ένδειξη πως μπορεί η θέση του συμπλέγματος στο μαστό μπορεί να λειτουργήσει ως πηγή πληροφοριών για τη διάγνωση της παθολογικής του κατάστασης. Είναι σημαντικό οι πληροφορίες που μπορούμε να αντλήσουμε από τους συγκεκριμένους χάρτες να χρησιμοποιηθούν για την a priori εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός συμπλέγματος και για το διαχωρισμό μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων.

7.4.2 Εικόνες MLO

Η διαδικασία που ακολουθήσαμε προηγουμένως επαναλαμβάνεται και στην περίπτωση των εικόνων από λήψη MLO. Στη συγκεκριμένη περίπτωση σημαντικό ρόλο παίζει η τοπολογία του θωρακικού μυός, καθώς αποτελεί τη βάση αναφοράς για την περιγραφή της σχετικής θέσης του συμπλέγματος μέσα στο μαστό.

Τα βασικά βήματα που ακολουθήσαμε και εδώ είναι ίδια με την περίπτωση των CC εικόνων. Αρχικά επιλέχτηκε μια MLO μαστογραφία η οποία θα αποτελέσει τη βάση αναφοράς για την παραγωγή του μαστογραφικού άτλαντα. Στη συνέχεια, επεξεργαζόμαστε κάθε μαστογραφία που περιείχε σύμπλεγμα μικροασβετώσεων από το σύνολο των 846 εικόνων που είχαμε στη διάθεσή μας ώστε να προβάλλουμε την περιοχή ενδιαφέροντος της κάθε εικόνας στο μαστό αναφοράς. Συγκεκριμένα, πραγματοποιήσαμε τα εξής: χρησιμοποιώντας τους υπολογισμούς της παραγράφου 7.3.2 υπολογίζουμε τη σχετική θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό. Η αναλογία των εμβαδών μεταξύ τρέχοντος μαστού και μαστού αναφοράς, αφού αφαιρεθεί η περιοχή του θωρακικού μυός σε κάθε μαστογραφία, χρησιμοποιείται για το μετασχηματισμό του σχήματος της περιοχής ενδιαφέροντος ώστε να γίνει η προβολή της στο μαστό αναφοράς. Επίσης, ο προσδιορισμός της ακριβούς θέσης στην

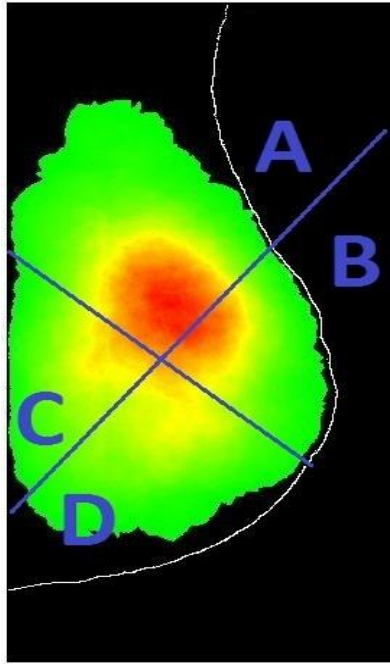
οποία θα προβληθεί στο μαστό αναφοράς γίνεται αξιοποιώντας την αναλογία των αποστάσεων μεταξύ θωρακικού μυός και θηλής, καθώς και τη γωνία που σχηματίζεται μεταξύ του κέντρου του συμπλέγματος και της θηλής. Η συγκεκριμένη διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε μαστογραφία, αυξάνοντας έτσι τη συχνότητα εμφάνισης των διαφόρων εικονοστοιχείων του μαστού αναφοράς. Στο τέλος, έπειτα από την προβολή όλων των μαστογραφιών, κανονικοποιούμε ως προς τη μέγιστη συχνότητα εμφάνισης ώστε να αναδείξουμε περιοχές αυξημένης συχνότητας. Συνοψίζοντας λοιπόν, όπως και στην περίπτωση του μαστογραφικού άτλαντα των εικόνων CC, για την περίπτωση των MLO εικόνων ακολουθήσαμε τα ακόλουθα βήματα για την παραγωγή ενός MLO χάρτη πιθανοτήτων:

- 1) Σαν βάση αναφοράς χρησιμοποιείται η μαστογραφία από λήψη MLO για έναν τυχαία επιλεγμένο πραγματικό μαστό. Χρησιμοποιείται το σχήμα του όπως προέκυψε ύστερα από κατάτμησή του και αφαίρεση του θωρακικού μυός. Ο χάρτης αρχικοποιείται μηδενίζοντας τις τιμές των εικονοστοιχείων στο εσωτερικό του.
- 2) Η επεξεργασία κάθε μαστογραφίας από λήψη MLO περιλαμβάνει τα εξής βήματα:
 - a. Εξάγουμε την ακριβή θέση κάθε συμπλέγματος μικροασβετώσεων που έχει επισημανθεί στη μαστογραφία.
 - b. Υπολογίζουμε τις αποστάσεις του κέντρου του συμπλέγματος από τη θηλή και το θωρακικό μυ, καθώς και τη γωνία που σχηματίζει με τον οριζόντιο άξονα.
 - c. Με βάση την αναλογία των εμβαδών τρέχοντος μαστού και μαστού αναφοράς, μετασχηματίζουμε την περιοχή ενδιαφέροντος και εντοπίζουμε την θέση της προβολής της στο μαστό αναφοράς.
 - d. Προβάλλουμε τελικά το μετασχηματισμένο σύμπλεγμα στο μαστό αναφοράς, αυξάνοντας τη τιμή στα αντίστοιχα εικονοστοιχεία του άτλαντα κατά μία μονάδα.
- 3) Μετά την προβολή όλων των περιπτώσεων, κανονικοποιούμε την τιμή των εικονοστοιχείων του μαστού αναφοράς για να εξάγουμε την τελική μορφή του χάρτη για την περίπτωση της λήψης MLO.

Χρησιμοποιήθηκαν συνολικά 846 μαστογραφίες από λήψη MLO, εκ των οποίων οι 437 περιέχουν καλοήθη συμπλέγματα ενώ οι υπόλοιπες 409 περιπτώσεις κακοήθη.

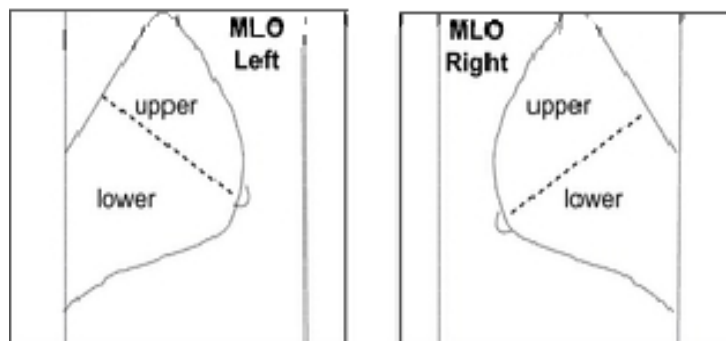
Αρχικά, ακολουθήσαμε την προαναφερθείσα διαδικασία για όλες τις εικόνες MLO που είχαμε στη διάθεση μας με σκοπό να δημιουργήσουμε ένα πίνακα που δείχνει τις συχνότερες εμφανίσεις των συμπλεγμάτων στο μαστό αναφοράς. Ο συγκεκριμένος χάρτης απεικονίζεται στο σχήμα 7.13.

Όπως και στην περίπτωση των εικόνων από λήψη CC, όπου απεικονίζεται το εξωτερικό και εσωτερικό τμήμα του μαστού, έτσι και στην περίπτωση από τη λήψη MLO μπορούμε να παρατηρήσουμε δύο διαφορετικά τεταρτημόρια του μαστού. Συγκεκριμένα, μία μαστογραφία από λήψη MLO, απεικονίζει από διαφορετική γωνία το μαστό αναδεικνύοντας τα άνω και κάτω τμήματά του. Το κάθε τμήμα καθορίζεται από την ευθεία που ενώνει τη θηλή με το θωρακικό μυ, όπως παρουσιάζουμε και στην εικόνα 7.4.



Σχήμα 7.13 Χάρτης συχνότητων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων σε μαστογραφίες από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.

Παρατηρώντας το σχήμα 7.13, διαπιστώνουμε πως οι μεγαλύτερες τιμές συχνότητων εμφάνισης των συμπλεγμάτων εντοπίζονται στην άνω περιοχή του μαστού, όπως αυτό καθορίζεται από τη νοητή ευθεία που ενώνει τη θηλή με το θωρακικό μυ. Επαναλάβαμε τις μετρήσεις των σχετικών συχνότητων εμφάνισης για κάθε μία από τις τέσσερις διαφορετικές περιοχές του μαστού (A, B, C, D) που διακρίνονται στο σχήμα 7.13 και παρουσιάζουμε τα αντίστοιχα αποτελέσματα στον πίνακα 7.2. Παρατηρούμε πως οι υψηλότερες τιμές συχνότητων εμφάνισης παρατηρούνται στην περιοχή A και γενικότερα στο άνω τμήμα του μαστού που αποτελείται από τις περιοχές A και B.



Εικόνα 7.4 Περιοχές του μαστού (άνω και κάτω τμήμα) που μπορούμε να παρατηρήσουμε σε μαστογραφία από λήψη MLO.

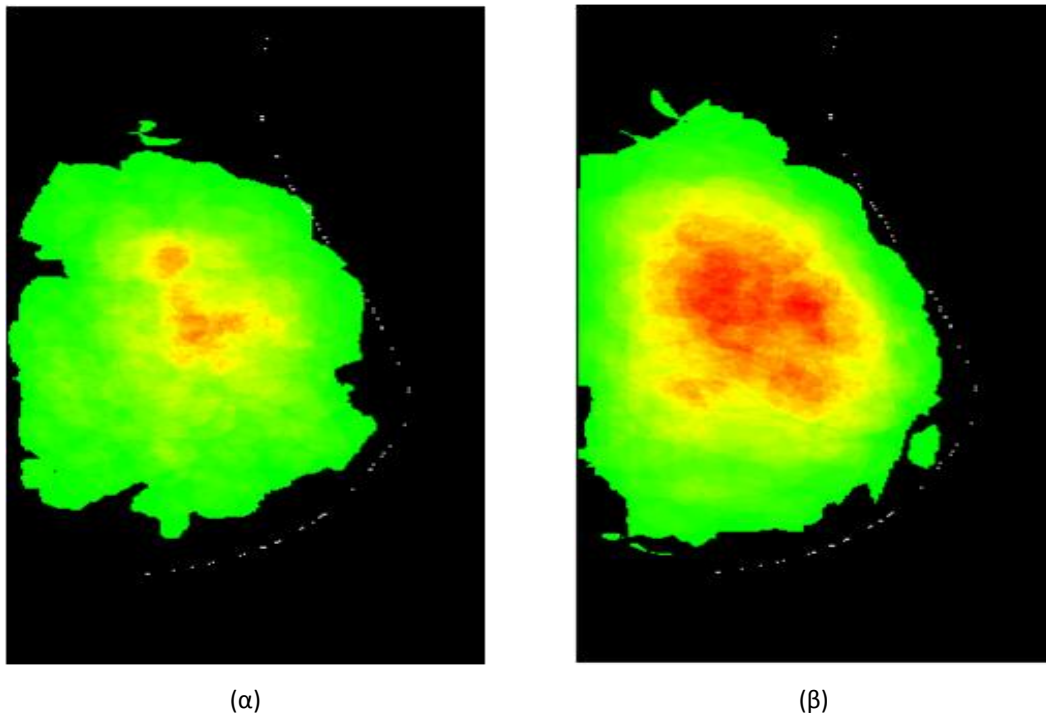
Να θυμίσουμε ότι στην περίπτωση των εικόνων CC τη μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης την παρατηρήσαμε στο εξωτερικό τμήμα του μαστού. Συνεπώς, τα αποτελέσματα των σχημάτων 7.9 και 7.13 και των πινάκων 7.1 και 7.2 συνάδουν με τις παρατηρήσεις των ακτινολόγων πως η πλειονότητα των συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων εμφανίζεται στο άνω εξωτερικό τεταρτημόριο του μαστού [ACR 2003]. Χάρη στους συγκεκριμένους χάρτες και τις προτεινόμενες μεθοδολογίες μπορούμε να

εκτιμήσουμε τη σχετική θέση του συμπλέγματος στο μαστό και να διαπιστώσουμε αν βρίσκεται σε περιοχή υψηλού κινδύνου, γεγονός που μπορεί να δώσει πολύτιμες πληροφορίες για την εκτίμηση της επικινδυνότητας του συμπλέγματος, χωρίς να συνεκτιμούμε τη μορφολογία των μικροασβετώσεων ή την υφή του περιβάλλοντος ιστού.

Πίνακας 7.2 Ποσοστά σχετικών συχνοτήτων εμφάνισης για κάθε διαφορετική περιοχή του χάρτη εμφανίσεων για τη λήψη MLO.

Περιοχή	Ποσοστό εμφάνισης (%)
A	48.94
B	19.42
C	18.18
D	13.46

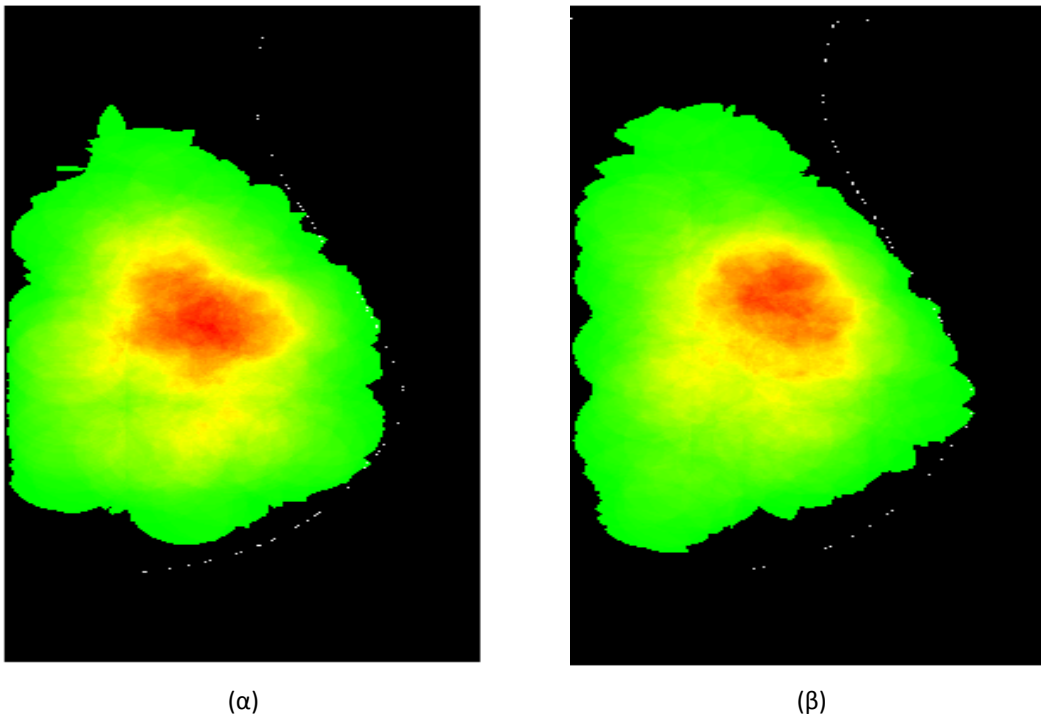
Εργαζόμενοι με τον ίδιο τρόπο όπως και στην περίπτωση των εικόνων CC, δημιουργήσαμε παρόμοιους χάρτες συχνοτήτων εμφάνισης, διαχωρίζοντας ωστόσο αυτήν τη φορά τις καλοήθειες με τις κακοήθειες περιπτώσεις. Σχηματίζονται έτσι δύο διαφορετικοί χάρτες συχνοτήτων εμφάνισης για κάθε κατηγορία ώστε να μπορούμε να συγκρίνουμε τις διάφορες περιοχές του μαστού και να εξαγάγουμε πληροφορίες ως προς τη συσχέτισή τους με την καλοήθεια ή την κακοήθεια. Οι συγκεκριμένοι χάρτες απεικονίζονται στο σχήμα 7.14.



Σχήμα 7.14 Χάρτες συχνοτήτων εμφάνισης (α) για τις 437 καλοήθειες περιπτώσεις και (β) για τις 409 κακοήθειες περιπτώσεις από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για μικρές συχνότητες εμφάνισης και σε κόκκινο χρώμα για τιμές μεγαλύτερης συχνότητας.

Όπως και προηγουμένως, με άσπρο διακεκομμένο χρώμα παρουσιάζεται η περιφέρεια του μαστού αναφοράς. Το κόκκινο χρώμα μαρτυρά υψηλές τιμές συχνοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων σε κάποια περιοχή του μαστού, ενώ οι αποχρώσεις του κίτρινου και πράσινου

χρώματος φανερώνουν φθίνουσες τιμές συχνότητας εμφάνισης. Όπως και στο αντίστοιχο σχήμα για τις εικόνες CC, έτσι και στους χάρτες του σχήματος 7.14 παρατηρούμε ότι στην περίπτωση των καρκινικών περιπτώσεων εντοπίζεται μία μεγάλη περιοχή στο εσωτερικό του μαστού η οποία εμφανίζει αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης κακόθων συμπλεγμάτων. Στην αντίστοιχη περίπτωση καλόθων ευρημάτων, παρατηρούμε πως επίσης στην ίδια περιοχή εμφανίζεται αυξημένη συχνότητα εμφάνισης, ωστόσο η περιοχή αυτή έχει σαφώς πιο μικρό μέγεθος και περιορισμένη έκταση. Και στις δύο περιπτώσεις, όσο απομακρυνόμαστε από το κέντρο του μαστού και κινούμαστε προς την περιφέρειά του, οι τιμές των συχνότητων εμφάνισης φθίνουν αισθητά. Επίσης, και στους δύο χάρτες οι μεγαλύτερες τιμές εμφανίζονται όπως αναμενόταν στο άνω τεταρτημόριο του μαστού. Όπως και στην περίπτωση των μαστογραφιών που έγιναν από λήψη CC, ελέγχουμε την περίπτωση η διαφορά που παρατηρείται στο προηγούμενο σχήμα να οφείλεται στο μεγαλύτερο μέγεθος των κακόθων συμπλεγμάτων. Επαναλάβουμε λοιπόν την προτεινόμενη διαδικασία για την παραγωγή χαρτών εμφάνισης συμπλεγμάτων, χωρίς να χρησιμοποιήσουμε αυτήν την φορά μετασχηματισμό του εμβαδού της επισημασμένης περιοχής του συμπλέγματος. Αντίθετα, χρησιμοποιούμε μια σταθερή περιοχή διαμέτρου 400 εικονοστοιχείων για την αναπαράσταση ενός συμπλέγματος, ώστε να εκμηδενίσουμε την επίδραση του μεγέθους και του σχήματος του συμπλέγματος. Καταλήγουμε έτσι στους αντίστοιχους χάρτες που φαίνονται στο σχήμα 7.15.

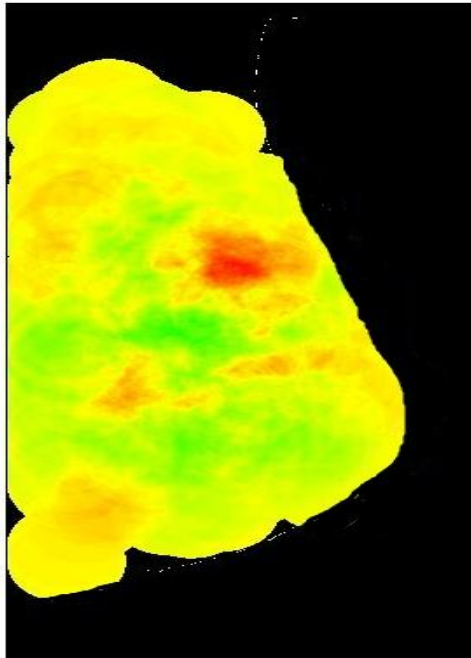


Σχήμα 7.15 Χάρτες πιθανοτήτων (α) για τις 437 καλοήθεις περιπτώσεις και (β) για τις 409 κακοήθεις περιπτώσεις με απεικόνιση σταθερής κυκλικής περιοχής διαμέτρου 400 για μαστογραφίες από λήψη MLO.

Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να διαπιστώσουμε πως πράγματι το μέγεθος των επισημασμένων περιοχών διαδραματίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην παρουσίαση του παραγόμενου χάρτη εμφανίσεων. Σε αντίθεση με το σχήμα 7.14 όπου φαινόταν να υπάρχει διαφορά ανάμεσα στην κατανομή των συμπλεγμάτων, βλέπουμε ότι οι χάρτες του σχήματος 7.15 παρουσιάζουν μεγάλη

ομοιότητα μεταξύ τους. Και στις δύο περιπτώσεις φαίνεται ότι οι μεγαλύτερες συχνότητες εμφάνισης παρατηρούνται σε παραπλήσιες περιοχές στο άνω τμήμα του μαστού. Μάλιστα, από την κατανομή των χρωμάτων είναι εμφανές πως οι διαφορές ανάμεσα στην πιθανότητα εμφάνισης καλοήθειας ή κακοήθειας είναι αρκετά μικρές. Το γεγονός αυτό δείχνει πως για την περίπτωση μαστογραφιών από λήψη MLO δεν φαίνεται να είμαστε σε θέση να παρατηρήσουμε μεγάλες διαφορές στη διασπορά και κατανομή των συμπλεγμάτων ανάλογα με την ιστοπαθολογική του κατάσταση, παρατήρηση που έρχεται σε αντίθεση με τις αντίστοιχες που μπορούσαμε να πραγματοποιήσουμε για τις μαστογραφίες από τη λήψη CC που αποκαλύφθηκαν στα σχήματα 7.10 και 7.11.

Τέλος, αξιοποιούμε τις συχνότητες εμφάνισης για να παράγουμε έναν χάρτη πιθανοτήτων μεταξύ καλόηθων και κακόηθων συμπλεγμάτων για την περίπτωση μαστογραφιών από λήψη MLO, ο οποίος παρουσιάζεται στο σχήμα 7.16.



Σχήμα 7.16 Χάρτης πιθανοτήτων εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων σε μαστογραφίες από λήψη MLO. Η χρωματική κωδικοποίηση που έχει χρησιμοποιηθεί αντιστοιχεί σε πράσινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας και κόκκινο χρώμα για αυξημένη πιθανότητα κακοήθειας.

Για κάθε εικονοστοιχείο του άτλαντα υπολογίσαμε την πιθανότητα κακοήθειας και καλοήθειας και τις προβάλλαμε σε ένα κοινό σχήμα. Η χρωματική κωδικοποίηση είναι ίδια με προηγουμένως, το κόκκινο χρώμα υποδεικνύει μεγαλύτερη πιθανότητα κακοήθειας ενώ το πράσινο χρώμα αυξημένη πιθανότητα καλοήθειας. Διαπιστώνουμε πως στην πλειονότητα των περιοχών οι πιθανότητες μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας είναι μοιρασμένες, καθώς το κίτρινο χρώμα επικρατεί στο μεγαλύτερο μέρος του μαστού. Όπως και στην περίπτωση των μαστογραφιών από λήψη CC, η περιφέρεια του μαστού παρουσιάζει αυξημένες πιθανότητες για καλοήθεια ή τουλάχιστον ίσες πιθανότητες. Επίσης, υπάρχει μία σαφώς ορισμένη περιοχή στο άνω τεταρτημόριο του μαστού όπου παρατηρούμε αυξημένες πιθανότητες για εμφάνιση κακόηθων συμπλεγμάτων.

7.5 Συζήτηση

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο πραγματοποιήσαμε μία μελέτη για την περιγραφή της τοπολογίας του μαστού και τη σημασία που μπορεί να έχει ο προσδιορισμός της σχετικής θέσης του συμπλέγματος μέσα στο μαστό για την εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητάς του. Συγκεκριμένα, εισάγουμε τη χρήση ενός πιθανοτικού μαστογραφικού άτλαντα για την περιγραφή των περιοχών ενός μαστού αναφοράς, προτείνοντας ένα συγκεκριμένο σχέδιο παραγωγής του άτλαντα. Αρχικά, προκειμένου να εκτιμήσουμε τη σχετική θέση του συμπλέγματος, απαιτείται η περιγραφή του μαστού και ο εντοπισμός κρίσιμων ανατομικών δομών του, οι οποίες θα αποτελέσουν την βάση αναφοράς για την περιγραφή της μορφολογίας του. Υλοποιήθηκαν συνεπώς αρχικά αλγόριθμοι κατάτμησης του μαστού και του θωρακικού μυός οι οποίοι ανέδειξαν την περιφέρεια του μαστού, το σύνορο μεταξύ θωρακικού μυός και μαστού σε MLO μαστογραφίες και την ακριβή θέση της θηλής. Στη συνέχεια, αξιοποιώντας πληροφορίες για την ακριβή θέση του συμπλέγματος στο μαστό που αντλήσαμε από τις υποδείξεις των ακτινολόγων που διέθετε η βάση μαστογραφιών που χρησιμοποιήσαμε, υπολογίσαμε τις αποστάσεις του κέντρου του συμπλέγματος από τις προαναφερθείσες δομές του μαστού (θηλή, θωρακικός μυς κ.λ.π.). Οι συγκεκριμένες αποστάσεις αποτέλεσαν τη βάση για την περιγραφή της σχετικής θέσης του συμπλέγματος μέσα στο μαστό. Ακολούθησε λοιπόν μετά από κατάλληλο μετασχηματισμό της μορφής του συμπλέγματος η προβολή του σε ένα μαστό αναφοράς που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή του μαστογραφικού άτλαντα. Η συγκεκριμένη διαδικασία ακολουθήθηκε για κάθε διαφορετική λήψη μαστογραφιών (CC/MLO), ενώ η εφαρμογή της έχει διττό ρόλο: να αναδείξει περιοχές του μαστού με αυξημένη συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων, καθώς και να φανερωθούν περιοχές του μαστού που παρουσιάζουν αυξημένη πιθανότητα προς την καλοήθεια ή την κακοήθεια αντίστοιχα.

Το συγκεκριμένο κεφάλαιο αποτελεί την εισαγωγική εργασία που πραγματοποιήσαμε για τη χρήση χαρακτηριστικών θέσης ενός συμπλέγματος και τη διερεύνηση της αποτελεσματικότητάς τους, καθώς διαμορφώθηκαν οι βασικές αρχές για την αξιοποίηση τους και την εφαρμογή τους στη κατασκευή πιθανοτικών χαρτών. Τα πρώτα αποτελέσματα που εξάγαμε είναι αρκετά ενθαρρυντικά καθώς οι χάρτες που δημιουργήθηκαν ανέδειξαν την ύπαρξη περιοχών στο μαστό με αυξημένη συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων, καθώς και άλλες περιοχές με μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης κακοήθειας. Το συγκεκριμένο γεγονός αποδεικνύει πως η σχετική θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό μπορεί να παρέχει σημαντικές πληροφορίες για την πρόβλεψη της παθολογικής κατάστασης του συμπλέγματος. Σκοπός μας λοιπόν είναι η προσαρμογή αυτών των πληροφοριών στη διαγνωστική διαδικασία του προτεινόμενου συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης που πραγματευόμαστε στη συγκεκριμένη διατριβή. Για παράδειγμα, οι συγκεκριμένοι χάρτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός συμπλέγματος με βάση την προβολή του πάνω σε αυτούς. Στο επόμενο κεφάλαιο συνεπώς προχωράμε στην πρόταση ενός σεναρίου αλληλεπίδρασης μεταξύ ακτινολόγου και συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης για την εκτίμηση του ποσοστού επικινδυνότητας ενός υπό εξέταση ευρήματος, όπου το ποσοστό επικινδυνότητας καθορίζεται, πέραν από τη διάγνωση του ακτινολόγου

και τις προβλέψεις του συστήματος, από μία αρχική εκτίμηση που προκύπτει με χρήση των πιθανοτικών χαρτών του συγκεκριμένου κεφαλαίου.

Βιβλιογραφία

- American College of Radiology (ACR): ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA, 2003.
- Dominguez, A.R. and Nandi, A.K., 2007. Improved dynamic programming-based algorithms for segmentation of masses in mammograms, *Med. Phys.*, 34(11), 4256-4269.
- Ferrari, R., Rangayyan, R., Desautels, J., Borges, R. and Frere, A. 2004. Automatic identification of the pectoral muscle in mammograms, *IEEE Trans. Med. Im.*, 23 (2), 232–245.
- Ferrari, R., Rangayyan, R., Frere, A., Desautels, J. and R. A. Borges 2004. Identification of the breast boundary in mammograms using active contour models, *Med. Biol. Eng. Comput.*, 42 (2), 201–208.
- Glide-Hurst, C.K., Duric, N. and Littrup, P., 2007. A new method for quantitative analysis of mammographic density. *Med.Phys.*, 34(11), 4491-4498.
- Harris, J. R., Hellman, S. H., Henderson, I. C. and Kinne, D. W. 1991. Breast Diseases, *J. B. Lippincott Company*, Philadelphia, PA.
- Kinoshita, S., Azevedo-Marques, P., Pereira, R., Rodrigues, J. and Rangayyan, R., 2007. Radon-domain detection of the nipple and the pectoral muscle in mammograms, *J. Dig. Imag.*, 21(1), 37-49.
- Kwok, S., Chandrasekhar, R., Attikiouzel, Y. and Rickard, M. 2004. Automatic pectoral muscle segmentation on mediolateral oblique view mammograms, *IEEE Trans. Med. Im.*, 23 (9), 1129–1140.
- Ma, F., Bajger, M., Slavotinek, J.P. and Bottema, M.J., 2007. Two graph theory based methods for identifying the pectoral muscle in mammograms, *Patt. Recogn.*, 40(9), 2592-2602.
- Ojala, T., Nappi, J. and Nevalainen, O. 2001. Accurate segmentation of the breast region from digitized mammograms, *Comput. Med. Imag. Graph.*, 25, 47-59.
- Raba, D., Oliver, A., Marti, J., Peracaula, M. and J. Espunya, 2005. Breast Segmentation with Pectoral Muscle Suppression on Digital Mammograms, in Proceedings of the 2nd Iberian Conference (IbPRIA 2005), Estoril, Portugal, Springer Berlin Heidelberg.
- Russakoff, D.B. and Hasegawa, A. 2006. Generation and Application of a Probabilistic Breast Cancer Atlas. In: Larsen, R., Nielsen, M., Sporring, J. (eds.) MICCAI 2006, LNCS, 4191.
- Stacey-Clear, A., McCarthy, K. A., Hall, D. A., Pile-Spellman, E., White, G., Hulka, C., Whitman, G. J., Halpern, E. F. and Kopans, D. B. 1993. 'Mammographically detected breast cancer: location in women under 50 years old, *Radiology*, 186, 677–680.
- Sun, Y., Suri, J., Desautels, J. and Rangayyan, R. 2006. A new approach for breast skin-line estimation in mammograms. *Pattern Anal. Appl.*, 9 (1), 34-47.
- Veldkamp, W. J., Karssemeijer, N., Otten, J. D. and Hendricks, J. H. 2000. Automated classification of clustered microcalcifications into malignant and benign types, *Med. Phys.*, 27, 2600-2608.

- Wang, L., Zhu, M., Deng, L. and Yuan, X. 2010. Automatic pectoral muscle boundary detection in mammograms based on Markov chain and active contour model. *J Zhejiang Univ-Sci C*, 11 (2), 111-118.
- Yam, M., Brady, M., Highnam, R., Behrenbruch, C., English, R. and Kita, Y., 2001. Three-dimensional reconstruction of microcalcification clusters from two mammographic views, *IEEE Trans. Med. Imag.*, 20(6), 479-489.
- Yapa, R. D. and Harada, K. 2008. Breast Skin-Line Estimation and Breast Segmentation in Mammograms using Fast-Marching Method, *Inter. J. Biol. Biom. Medical Sc.*, 3 (1), 54-62.

Κεφάλαιο 8 – Σενάριο συνδυαστικής αλληλεπίδρασης CAD_x συστήματος με ακτινολόγους

Στα προηγούμενα κεφάλαια προχωρήσαμε στην ανάπτυξη μεθοδολογιών για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων στο μαστό. Οι προτεινόμενες μεθοδολογίες αξιολογήθηκαν σε ένα μεγάλο σύνολο από πραγματικές περιπτώσεις ασθενών ώστε να ελέγξουμε τη δυναμική τους και να αναδείξουμε τους παράγοντες που επηρεάζουν τη διάγνωση. Όλες οι μεθοδολογίες που παρουσιάσαμε είναι απόλυτα αυτοματοποιημένες, προσφέροντας μία ολοκληρωμένη διάγνωση χωρίς να απαιτείται καμία παρέμβαση από την πλευρά των ακτινολόγων. Ωστόσο, στην καθημερινή κλινική πρακτική, ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης δεν χρησιμοποιείται αυτόνομα, αλλά αντίθετα λειτουργεί συμπληρωματικά προς τον ακτινολόγο με σκοπό να προσφέρει μία δεύτερη γνώμη, η οποία αξιοποιείται από τον ακτινολόγο προτού εκείνος βγάλει την τελική του απόφαση. Στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής, η αξιοποίηση των προτεινόμενων μεθοδολογιών στην κλινική πρακτική δεν κατέστη δυνατή, καθώς πέρα από την ανάγκη σύναψης συνεργασίας με κάποιο ιδιωτικό κέντρο, απαιτείται η ανάπτυξη ενός λογισμικού που θα περιέχει τις προτεινόμενες μεθοδολογίες και θα είναι φιλικό ως προς τη χρήση του προκειμένου να μπορεί να χρησιμοποιηθεί από ένα ακτινολόγο. Ωστόσο, το γεγονός ότι χρησιμοποιήσαμε περιπτώσεις για τις οποίες διαθέταμε στοιχεία που αφορούσαν τη διάγνωση που έχει προηγηθεί από ακτινολόγους, μας επιτρέπει να ελέγξουμε, έστω και σε υπολογιστικό επίπεδο, την αλληλεπίδραση των αποφάσεων των ακτινολόγων με τις προβλέψεις των αυτόματων ταξινομητών. Προχωράμε, λοιπόν, στο παρόν κεφάλαιο στην πρόταση ενός πρωτότυπου σεναρίου χρήσης των αυτόματων αλγορίθμων σε συνδυασμό με τη διάγνωση των ακτινολόγων. Αξιοποιούμε τα σημαντικότερα αποτελέσματα που προέκυψαν στα προηγούμενα κεφάλαια, προκειμένου να

καταλήξουμε στην πρόταση ενός σεναρίου χρήσης το οποίο θα αναδείξει τη δυναμική των προτεινόμενων μεθοδολογιών στη βελτίωση της διαγνωστικής διαδικασίας.

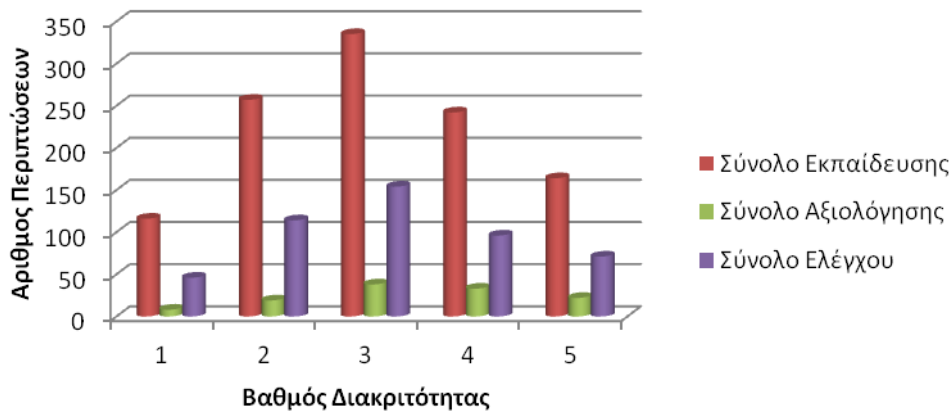
8.1 Δεδομένα και Μεθοδολογίες

Σκοπός του συγκεκριμένου κεφαλαίου είναι να συνδυάσουμε τα σημαντικότερα συμπεράσματα που εξάγαμε στα προηγούμενα κεφάλαια ώστε να προχωρήσουμε στη θέσπιση ενός σεναρίου χρήσης των προτεινόμενων μεθοδολογιών για μελλοντική χρήση σε κλινική πρακτική. Μάλιστα, όπως τονίσαμε στο Κεφάλαιο 1, ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης πρέπει να λειτουργεί όχι αυτόνομα αλλά συμπληρωματικά προς τον ακτινολόγο. Για το λόγο αυτό, το σενάριο που θα προτείνουμε πρέπει να περιέχει και στοιχεία από τη διάγνωση που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι. Θυμίζουμε πως οι ακτινολόγοι για την πραγμάτωση της διάγνωσής τους ακολουθούν το πρότυπο BI-RADS [ACR 2003], το οποίο αποτελεί παγκοσμίως τη βάση για την ανάλυση μαστογραφιών. Στο συγκεκριμένο πρότυπο χρησιμοποιούνται συγκεκριμένοι όροι και συστήματα αρίθμησης για την περιγραφή των ευρημάτων, την πυκνότητα του μαστού και την διάγνωση των ακτινολόγων. Η χρησιμοποιούμενη βάση μαστογραφιών (DDSM) περιέχει βασικά στοιχεία της διάγνωσης που είχαν πραγματοποιήσει ειδικοί ακτινολόγοι για κάθε περίπτωση που εμπεριέχεται στη βάση. Παρά το γεγονός λοιπόν ότι το προτεινόμενο σενάριο δεν εφαρμόζεται σε πραγματικές συνθήκες, η ύπαρξη πληροφοριών σχετικά με τη διάγνωση που έχει προηγηθεί από ακτινολόγους μας επιτρέπει να προσομοιώσουμε την αλληλεπίδραση ακτινολόγων και του αυτόματου συστήματος της παρούσας διατριβής.

8.1.1 Σύνολα δεδομένων

Κινούμενοι λοιπόν προς αυτήν την κατεύθυνση, χρησιμοποιούμε για μια ακόμη φορά το σύνολο των 1715 μαστογραφιών από τη βάση DDSM που εξετάσαμε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής. Η εφαρμογή ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης προϋποθέτει την εκπαίδευση του σχήματος ταξινόμησης που χρησιμοποιεί με ένα μεγάλο πλήθος περιπτώσεων, προκειμένου να εξασφαλιστεί η ικανότητα του να διαχωρίζει ποικίλες περιπτώσεις διαφορετικών ιδιοτήτων και δυσκολίας, και η ακόλουθη αξιολόγησή του σε άγνωστες περιπτώσεις που δε χρησιμοποιήθηκαν καθόλου κατά την εκπαίδευση. Για να εξασφαλίσουμε λοιπόν ικανοποιητική εκπαίδευση αλλά και αντικειμενική αξιολόγηση του συστήματος, χωρίσαμε το αρχικό σύνολο σε δύο υποσύνολα, το σύνολο εκπαίδευσης που περιέχει 1114 περιπτώσεις (65%) και το σύνολο επικύρωσης που περιέχει τις υπόλοιπες 601 περιπτώσεις (35%). Η επιλογή των υποσυνόλων έγινε με απόλυτα τυχαίο τρόπο, με μοναδική παραδοχή το σύνολο εκπαίδευσης να είναι αρκετά ισορροπημένο ώστε να περιέχει ίσο αριθμό καλόθων και κακόθων περιπτώσεων. Τέλος, το σύνολο επικύρωσης το διαιρούμε περαιτέρω σε δύο νέα υποσύνολα. Το πρώτο είναι αρκετά μικρό (120 περιπτώσεις-20%) και λειτουργεί ως σύνολο αξιολόγησης του προτεινόμενου σεναρίου αλληλεπίδρασης CAD_x και ακτινολόγων, ώστε να μπορούμε να το τροποποιήσουμε για να παρατηρήσουμε την απόκριση της

διαγνωστικής του ικανότητας. Το δεύτερο υποσύνολο περιέχει τις υπόλοιπες 481 περιπτώσεις και λειτουργεί ως σύνολο ελέγχου, το οποίο χρησιμοποιείται αποκλειστικά για την αξιολόγηση του προτεινόμενου σεναρίου και δε συμμετέχει ούτε στην εκπαίδευση ούτε στη διαμόρφωση του σεναρίου. Για να είναι πιο αντικειμενικά τα αποτελέσματα πρέπει και τα τρία διαφορετικά σύνολα να περιέχουν περιπτώσεις διαφορετικής δυσκολίας, έτσι ώστε τόσο η εκπαίδευση όσο και ο έλεγχος των ταξινομητών να πραγματοποιηθεί σε ένα ευρύ φάσμα περιπτώσεων. Αυτό επιτυγχάνεται σε ικανοποιητικό βαθμό χάρη στον τυχαίο διαχωρισμό των περιπτώσεων στα τρία σύνολα, όπως αποτυπώνεται στο σχήμα 8.1, όπου παρουσιάζουμε την κατανομή των περιπτώσεων στα τρία σύνολα με βάση το βαθμό διακριτότητας (δυσκολίας) των ευρημάτων.



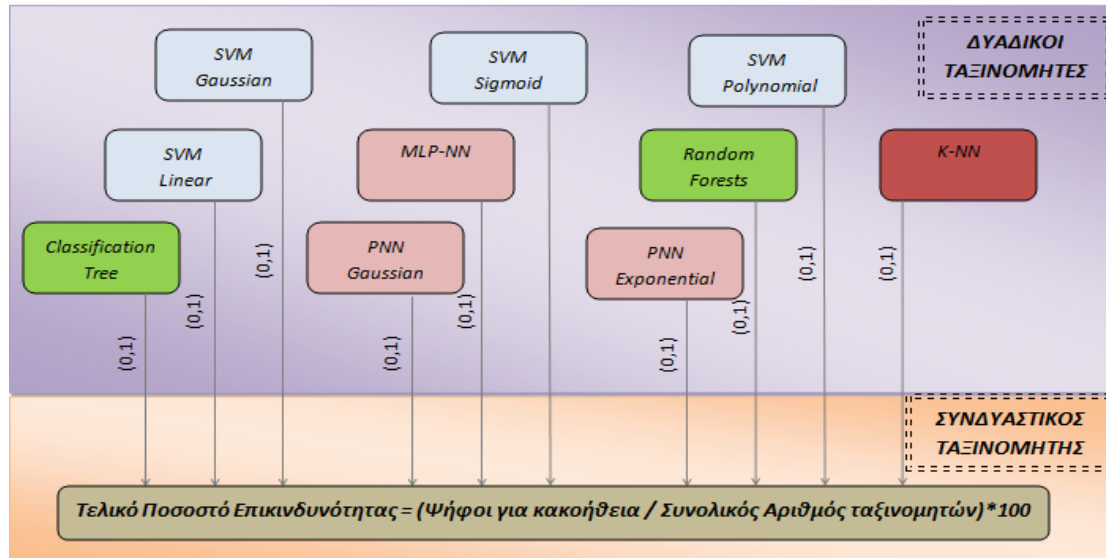
Σχήμα 8.1 Κατανομή των περιπτώσεων με βάση το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων στα τρία σύνολα περιπτώσεων.

8.1.2 Δομή CAD_x συστήματος

Το σύνολο εκπαίδευσης που αποτελείται από 1114 περιπτώσεις που συζητήσαμε στην προηγούμενη παράγραφο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του CAD_x συστήματος. Κάθε περιοχή ενδιαφέροντος που συμπεριλαμβάνεται στο σύνολο εκπαίδευσης τροφοδοτεί το CAD_x σύστημα και εκτελούνται ακολουθιακά τα διαφορετικά στάδια του συστήματος που παρουσιάσαμε στα προηγούμενα κεφάλαια, δηλαδή κατάτμηση των μικροασβεστώσεων (Κεφάλαιο 2), εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών (Κεφάλαιο 3), επιλογή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση (Κεφάλαιο 4) [Andreadis et al., 2011]. Μάλιστα, η διαδικασία επαναλήφθηκε και για τους αλγόριθμους ενίσχυσης εικόνας LRM και WB (Κεφάλαιο 6) [Andreadis et al., 2013a]. Για την επιλογή χαρακτηριστικών προτιμήθηκε η μέθοδος της ακολουθιακής προσθήκης (βλέπε παράγραφο 4.3.1), ενώ για την ταξινόμηση σαν τελικός ταξινομητής χρησιμοποιήθηκε το πλειοψηφικό σχήμα αποτελούμενο από όλους τους ταξινομητές που παρουσιάσαμε (βλέπε 4.4.1-4.4.6). Χρησιμοποιήσαμε συνεπώς σε κάθε στάδιο τις μεθόδους εκείνες που παρείχαν τις καλύτερες επιδόσεις, σύμφωνα με τα αποτελέσματα των προηγούμενων κεφαλαίων.

Συγκεκριμένα για το πλειοψηφικό ταξινομητή, η λειτουργία του συγκεκριμένου σχήματος ταξινόμησης βασίζεται στις αρχές που συζητήσαμε στην παράγραφο 4.6.3 και παρουσιάζεται στο

σχήμα 8.2. Συγκεκριμένα, ο συνδυαστικός ταξινομητής τροφοδοτείται με τις εκτιμήσεις των 10 μεμονωμένων ταξινομητών, καθένας από τους οποίους δίνει μία ψήφο για την καλοήθεια ή την κακοήθεια της περίπτωσης. Ο γενικευμένος ταξινομητής αποδίδει ένα ποσοστό επικινδυνότητας στην περίπτωση ανάλογα με τον αριθμό των ψήφων για κακοήθεια που δέχθηκε. Για παράδειγμα, αν 7 στους 10 ταξινομητές θεωρήσουν μία περίπτωση ως κακοήθη, το ποσοστό επικινδυνότητας που αποδίδεται σε αυτήν από τον πλειοψηφικό ταξινομητή ισούται με 70%.



Σχήμα 8.2 Σχήμα συνδυαστικού ταξινομητή για τον υπολογισμό της τελικής επικινδυνότητας μιας περιοχής ενδιαφέροντος με βάση τις δυαδικές προβλέψεις απλών σχημάτων ταξινόμησης.

8.1.3 Ταξινομητές με χρήση χαρακτηριστικών εικόνας

Το χρησιμοποιούμενο σύνολο εκπαίδευσης είναι αρκετά μεγάλο ώστε να μας εξασφαλίσει μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων και κατά συνέπεια ταξινομητές με υψηλή ικανότητα γενίκευσης. Για την εκπαίδευση των ταξινομητών ακολουθήθηκε η διαδικασία που παρουσιάσαμε στο κεφάλαιο 4, δηλαδή επιλογή των πιο κρίσιμων χαρακτηριστικών, παραμετροποίηση του κάθε ταξινομητή και εκπαίδευσή του με τις βέλτιστες παραμέτρους. Ο τελικός ταξινομητής, όπως σημειώσαμε και προηγουμένως, είναι το πλειοψηφικό σχήμα των 10 μεμονωμένων ταξινομητών.

Ωστόσο, δεν αρκεστήκαμε στην παραγωγή του ταξινομητή με αποκλειστική χρήση όλων των περιπτώσεων του συνόλου εκπαίδευσης, αλλά αντίθετα προχωρήσαμε σε εκπαίδευση πιο «εξειδικευμένων» ταξινομητών, δηλαδή ταξινομητών η εκπαίδευση των οποίων έγινε με περιπτώσεις συγκεκριμένων ιδιοτήτων. Όπως δείξαμε στο Κεφάλαιο 5, τα αποτελέσματα μεταβάλλονταν σημαντικά για διαφορετικές τιμές πυκνότητας του μαστού ή για διαφορετική αξιολόγηση των ακτινολόγων. Ήταν δηλαδή δυνατή η παραγωγή πιο αποδοτικών ταξινομητών, οι οποίοι λειτουργούσαν πιο αποτελεσματικά σε περιπτώσεις συγκεκριμένων ιδιοτήτων. Για το λόγο αυτό, διαιρέσαμε το αρχικό σύνολο εκπαίδευσης των 1114 περιπτώσεων σε κατάλληλα υποσύνολα με βάση την πυκνότητα του μαστού και την κατηγορία BIRADS στην οποία είχε καταταχθεί η κάθε περίπτωση από τους ακτινολόγους που την εξέτασαν. Για κάθε υποσύνολο, ακολουθήσαμε τη

διαδικασία εκπαίδευσης των 10 ταξινομητών, προκειμένου να σχηματίζουν τον τελικό πλειοψηφικό ταξινομητή ανά περίπτωση. Συνολικά, προέκυψαν από το συγκεκριμένο στάδιο τα εξής σχήματα ταξινόμησης:

- ✓ (T1) ταξινομητής για όλες τις περιπτώσεις
- ✓ (T2) ταξινομητής για τις περιπτώσεις που αξιολογήθηκαν ως BIRADS 2 ή BIRADS 5
- ✓ (T3) ταξινομητής για τις περιπτώσεις που αξιολογήθηκαν ως BIRADS 3
- ✓ (T4) ταξινομητής για τις περιπτώσεις που αξιολογήθηκαν ως BIRADS 4
- ✓ (T5) ταξινομητής για λιπώδεις μαστούς (πυκνότητα = 1 ή 2)
- ✓ (T6) ταξινομητής για πυκνούς μαστούς (πυκνότητα = 3 ή 4)
- ✓ (T7) ταξινομητής για λιπώδεις μαστούς μέσω αλγορίθμου LRM (πυκνότητα = 1 ή 2)
- ✓ (T8) ταξινομητής για πυκνούς μαστούς μέσω αλγορίθμου WB (πυκνότητα = 3 ή 4)

8.1.4 Ταξινομητής για την θέση του ευρήματος

Στο Κεφάλαιο 7 παρουσιάσαμε τη μεθοδολογία για την παραγωγή πιθανοτικών χαρτών με βάση τους οποίους εντοπίσαμε περιοχές του μαστού με αυξημένη συχνότητα εμφάνισης συμπλεγμάτων, καθώς και περιοχές όπου υπάρχει αυξημένη πιθανότητα κακοήθειας για τα συμπλέγματα που εντοπίζονται στις περιοχές αυτές [Andreadis et al., 2013b]. Οι συγκεκριμένοι χάρτες, όπως συζητήσαμε και στο αντίστοιχο κεφάλαιο, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν είτε για την προβολή μιας νέας περιοχής ενδιαφέροντος πάνω στο μαστογραφικό άτλαντα, ώστε να ελέγξουμε αν βρίσκεται σε περιοχές με μεγάλη συχνότητα εμφάνισης, είτε για την εκτίμηση ενός ποσοστού επικινδυνότητας που θα σχετίζεται αποκλειστικά με τη σχετική θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό.

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο θα αξιοποιήσουμε περαιτέρω τη διαγνωστική πληροφορία που μπορεί να προσδώσει η θέση του συμπλέγματος, όπως αυτή επισημαίνεται από τους ακτινολόγους που εξέτασαν τη βάση DDSM. Για το σκοπό αυτό, αξιοποιούμε τους πιθανοτικούς χάρτες που παρουσιάσαμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο, ώστε για κάθε νέα περίπτωση να υπολογίσουμε ένα αντικειμενικό ποσοστό επικινδυνότητας που να σχετίζεται αποκλειστικά με τη θέση του ευρήματος μέσα στο μαστό.

Οι συγκεκριμένοι χάρτες μπορούν συνεπώς να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της επικινδυνότητας ενός νέου συμπλέγματος που μπορεί να προβληθεί πάνω σε αυτούς. Ένα νέο σύμπλεγμα μπορεί πλέον να προβληθεί επί των συγκεκριμένων χαρτών και να εξαγάγουμε για αυτό ένα ποσοστό επικινδυνότητας που προκύπτει ως η μέση τιμή των πιθανοτήτων των εικονοστοιχείων του χάρτη στα οποία γίνεται η προβολή. Το συγκεκριμένο ποσοστό παρέχει επιπλέον διαγνωστικές πληροφορίες για την παθογένεια του ευρήματος, όποτε στη συνέχεια παρουσιάζουμε την αξιοποίησή του στο σενάριο χρήσης των CAD_x μεθοδολογιών που θα αναλύσουμε σε επόμενη παράγραφο.

8.1.5 Ταξινομητής με χρήση ακτινολογικών χαρακτηριστικών και ηλικίας ασθενούς

Οι προτεινόμενες μέθοδοι που συζητήσαμε μέχρι στιγμής είναι όλες αυτόματες και στηρίζονται στην ανάλυση της εικόνας της μαστογραφίας και την εξαγωγή κρίσιμων πληροφοριών από την ανάλυση αυτή. Ωστόσο, τονίσαμε πως αντικειμενικός σκοπός ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης δεν είναι να λειτουργεί αυτόματα, αλλά αντίθετα να συντελεί αλληλεπιδραστικά στο διαγνωστικό έργο του ακτινολόγου. Πέρα λοιπόν από τις αυτόματες μεθοδολογίες, χρειαζόμαστε και μία συνιστώσα στη διάγνωση του CAD_x συστήματος που θα καθορίζεται από τις επισημάνσεις του ακτινολόγου, καθώς επίσης και από το ιστορικό της ασθενούς που μπορεί να προσδώσει επιπλέον διαγνωστική αξία.

Προκειμένου να ικανοποιήσουμε τη συγκεκριμένη απαίτηση, χρησιμοποιούμε για μια ακόμη φορά τις συνοδευτικές πληροφορίες που υπάρχουν στα συνοδευτικά αρχεία για κάθε περίπτωση στη βάση DDSM. Πρόκειται για τα χαρακτηριστικά των ακτινολόγων των οποίων την αποτελεσματικότητα ελέγξαμε στο Κεφάλαιο 5, διαπιστώνοντας ότι μπορεί να παρέχουν ικανοποιητικό διαχωρισμό των υπό εξέταση περιπτώσεων [Andreadis et al., 2011]. Θυμίζουμε πως πρόκειται για τα ακόλουθα χαρακτηριστικά: (1) ηλικία της ασθενούς, (2) πυκνότητα του μαστού, (3) τύπος μικροασβεστώσεων, (4) κατανομή μικροασβεστώσεων, (5) σχήμα μάζας, (6) όρια μάζας, (7) διακριτότητα (subtlety) και (8) αξιολόγηση του ευρήματος. Το 7^ο χαρακτηριστικό είναι ένα υποκειμενικό κριτήριο των ακτινολόγων για τη διακριτότητα του ευρήματος και κατά συνέπεια της δυσκολίας ανάλυσής του, ενώ το τελευταίο χαρακτηριστικό δείχνει την τελική απόφαση που έλαβε ο ακτινολόγος που ανέλυσε την περίπτωση. Είναι λοιπόν προφανές ότι για τη συγκεκριμένη μελέτη τα 6 πρώτα χαρακτηριστικά είναι αυτά που χρειαζόμαστε για να προσομοιώσουμε τη διάγνωση του ακτινολόγου, καθώς περιλαμβάνεται στοιχείο από το ιστορικό της ασθενούς (ηλικία), όπως επίσης και όροι που χρησιμοποιούν οι ακτινολόγοι για την περιγραφή των ευρημάτων σύμφωνα με το πρότυπο BIRADS.

Εργαζόμαστε λοιπόν προς την ίδια κατεύθυνση με σκοπό να φτιάξουμε ένα μοντέλο που θα προβλέπει την παθογένεια σύμφωνα με τα 6 συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, που δε σχετίζονται με την υπολογιστική ανάλυση της εικόνας αλλά αντίθετα στηρίζονται στη διάγνωση που κάνει ένας ακτινολόγος μελετώντας την εικόνα της μαστογραφίας της ασθενούς. Για τις 1114 περιπτώσεις του συνόλου εκπαίδευσης, εξάγαμε τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και προχωρήσαμε σε κατάλληλη εκπαίδευση των ταξινομητών, ώστε να προκύψει τελικά ο γενικευμένος πλειοψηφικός ταξινομητής (T_R) που συζητήσαμε προηγουμένως στην παράγραφο 8.1.2. Το συγκεκριμένο μοντέλο ταξινομητή προσφέρει τη δυνατότητα πρόβλεψης της επικινδυνότητας ενός ευρήματος με βάση τα χαρακτηριστικά που μπορεί να παρέχει ένας ακτινολόγος και την ηλικία της ασθενούς.

8.2 Αποτελέσματα

Με βάση το διαχωρισμό των περιπτώσεων στα σύνολα εκπαίδευσης, αξιολόγησης και ελέγχου προχωράμε αντίστοιχα στην παραγωγή των ταξινομητών με χρήση του συνόλου εκπαίδευσης, την αξιολόγησή τους και τη διαμόρφωση ενός σεναρίου συνεργασίας ακτινολόγου-συστήματος CAD_x με

χρήση του συνόλου αξιολόγησης και τον έλεγχο της αποδοτικότητας των προτεινόμενων μεθόδων με χρήση του συνόλου ελέγχου, που δεν έχει χρησιμοποιηθεί καθόλου τόσο στην εκπαίδευση των ταξινομητών όσο και στη διαμόρφωση των κανόνων χρήσης τους. Παρουσιάζουμε λοιπόν σταδιακά τα αποτελέσματα για κάθε διαφορετικό σύνολο περιπτώσεων.

8.2.1 Σύνολο εκπαίδευσης

Όπως τονίσαμε και προηγουμένως, το συγκεκριμένο σύνολο αποτελείται από 1114 περιπτώσεις και θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση ταξινομητών. Συγκεκριμένα, εκπαιδεύσαμε όλους τους ταξινομητές που παρουσιάσαμε στο Κεφάλαιο 4 (παράγραφοι 4.4.1-4.4.6). Για κάθε ταξινομητή, χρησιμοποιήθηκε αρχικά η μέθοδος SFS για την επιλογή των πιο αντιπροσωπευτικών χαρακτηριστικών, ενώ στη συνέχεια έγινε κατάλληλη παραμετροποίηση των παραμέτρων εισόδου μέσω διασταυρωμένης επικύρωσης σε 10 μέρη, ώστε να εντοπιστούν οι τιμές που βελτιστοποιούν τις επιδόσεις του κάθε ταξινομητή. Οι συγκεκριμένες παράμετροι και το αντίστοιχο υποσύνολο χαρακτηριστικών χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή ενός ταξινομητή. Τα 10 διαφορετικά σχήματα ταξινόμησης συνδυάζονται σε ένα πλειοψηφικό σχήμα ταξινόμησης, όπως περιγράψαμε στην παράγραφο 8.1.2.

Όπως αναφέραμε, παράγαμε ένα γενικευμένο ταξινομητή για όλες τις περιπτώσεις του συνόλου εκπαίδευσης, ωστόσο προχωρήσαμε και στη δημιουργία πιο «εξειδικευμένων» ταξινομητών, χρησιμοποιώντας ως κριτήρια την πυκνότητα του μαστού και την αξιολόγηση των ακτινολόγων, ενώ επαναλάβαμε τη διαδικασία χρησιμοποιώντας διαφορετικούς αλγορίθμους (LRM/WB) ενίσχυσης της εικόνας. Τέλος, όπως αναφέραμε στην προηγούμενη παράγραφο, παράγαμε και ένα διαφορετικό ταξινομητή που στηρίζεται αποκλειστικά σε επισημάνσεις ακτινολόγων και την ηλικία της ασθενούς και όχι σε αυτόματη επεξεργασία εικόνας.

Ενδεικτικά, στη συγκεκριμένη παράγραφο στον πίνακα 8.1 παρουσιάζουμε τις τιμές A_z που επιτυγχάνουμε με το συγκεκριμένο συνδυαστικό σχήμα ταξινόμησης, για κάθε διαφορετικό υποσύνολο περιπτώσεων του συνόλου εκπαίδευσης. Η μέθοδος εκπαίδευσης για την παραγωγή των συγκεκριμένων αποτελεσμάτων είναι η Leave One Out (LOO).

Παρατηρούμε ότι επαληθεύονται σε μεγάλο βαθμό κάποια από τα συμπεράσματα που είχαμε εξάγει σε προηγούμενα κεφάλαια και στο συγκεκριμένο υποσύνολο περιπτώσεων. Φαίνεται ότι οι επιδόσεις σε λιπώδεις μαστούς είναι βελτιωμένες σε σχέση με εκείνες που παρατηρούμε σε πυκνούς μαστούς. Η ενίσχυση της εικόνας έχει ευεργετική επίδραση στην περίπτωση του αλγορίθμου WB για τις περιπτώσεις με πυκνούς μαστούς. Αντίστοιχα, βλέπουμε ότι στην περίπτωση των λιπωδών μαστών η επίδοση που επιτυγχάνουμε με χρήση του αλγορίθμου LRM είναι αρκετά κοντά στην αντίστοιχη που επιτυγχάνουμε χωρίς προ-ενίσχυση της εικόνας. Οι παρατηρήσεις αυτές συνάδουν με τα αποτελέσματα που παρατηρήσαμε στο Κεφάλαιο 6 για διαφορετικά υποσύνολα περιπτώσεων. Επίσης, στα υποσύνολα που προκύπτουν με βάση την αξιολόγηση κατά BIRADS των ακτινολόγων, συναντάμε σημαντικές μεταβολές. Στα υποσύνολα περιπτώσεων που είχαν αξιολογηθεί ως BIRADS 2 ή 5 και BIRADS 3, τα αποτελέσματα είναι αρκετά υψηλά. Αντίθετα, οι επιδόσεις φθίνουν όταν

εξετάζουμε το υποσύνολο των περιπτώσεων της κατηγορίας BIRADS 4. Εν γένει, παρατηρούμε ότι υπάρχουν παράγοντες, όπως η πυκνότητα του μαστού και η αξιολόγηση των ακτινολόγων, που διαμορφώνουν και επηρεάζουν τις επιδόσεις των αυτόματων ταξινομητών.

Πίνακας 8.1 Επιδόσεις επί του συνόλου εκπαίδευσης των 1114 περιπτώσεων για τους διαφορετικούς ταξινομητές.

<i>Ταξινομητής</i>	<i>A_z</i>
T1	0.692
T2	0.876
T3	0.926
T4	0.674
T5	0.739
T6	0.637
T7	0.728
T8	0.657

8.2.2 Σύνολο αξιολόγησης

Οι ταξινομητές που προέκυψαν στο προηγούμενο στάδιο με χρήση του συνόλου εκπαίδευσης πρέπει να αξιολογηθούν σε ένα νέο σύνολο αξιολόγησης που δεν πρέπει να έχει χρησιμοποιηθεί καθόλου κατά τη φάση εκπαίδευσης των ταξινομητών ώστε να περιέχει άγνωστες στους ταξινομητές περιπτώσεις. Επίσης, σκοπός μας όπως τονίσαμε είναι να προτείνουμε ένα σενάριο συνεργασίας μεταξύ ακτινολόγων και CAD_x αλγορίθμων το οποίο πρακτικά θα περιέχει ένα σύνολο κανόνων οι οποίοι θα καθορίζουν τη σωστή χρήση των προτεινόμενων αλγορίθμων με βάση τις υποδείξεις των ακτινολόγων.

Για το λόγο αυτό, από τις υπόλοιπες 601 περιπτώσεις (εξαιρώντας από τις 1715 συνολικά περιπτώσεις τις 1114 που χρησιμοποιήθηκαν στο σύνολο εκπαίδευσης) χρησιμοποιούμε ένα μικρό ποσοστό (20%) εξ' αυτών ώστε να διαμορφώσουμε τελικά ένα ισορροπημένο σύνολο 120 περιπτώσεων το οποίο θα χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο των ταξινομητών του προηγούμενου σταδίου, κυρίως όμως θα αξιοποιηθεί για την παραγωγή των κανόνων και το σχεδιασμό του δένδρου αποφάσεων που θέλουμε να κατασκευάσουμε για τη συνεργασία μεταξύ ακτινολόγου και CAD_x αλγορίθμων. Στην παρούσα υποπαράγραφο λοιπόν εκτιμάμε τις επιδόσεις διαχωρισμού με αποκλειστική χρήση CAD_x ταξινομητών, με αποκλειστική χρήση χαρακτηριστικών ακτινολόγων και τέλος προτείνουμε ένα σενάριο και εκτιμούμε τη συνδυαστική επίδοση CAD_x και ακτινολόγων.

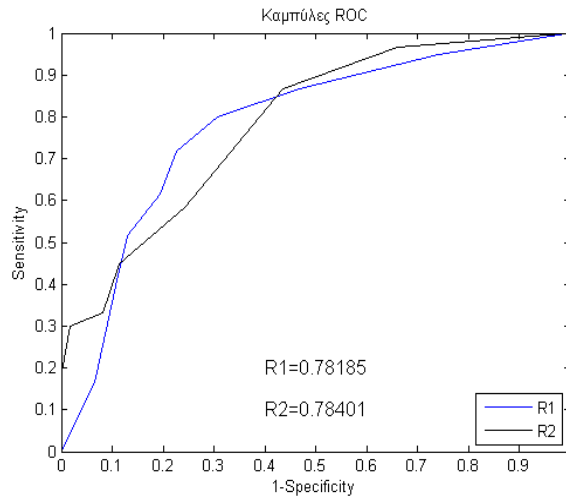
8.2.2.1 Αποκλειστική χρήση μεθοδολογιών CAD_x

Οι ταξινομητές που προέκυψαν από την εκπαίδευση 1114 περιπτώσεων, είναι εντελώς ανεξάρτητοι από τις υποδείξεις των ακτινολόγων, καθώς η παραγωγή τους έγινε μέσα από μία πλήρως αυτοματοποιημένη διαδικασία. Συγκεκριμένα, για την αξιολόγηση μιας νέας περίπτωσης, αρκεί η εισαγωγή της περιοχής ενδιαφέροντος που περιέχει το υπό εξέταση σύμπλεγμα μικροασβεστώσεων, οπότε αυτόματα ακολουθεί η ενίσχυση της εικόνας, η κατάτμηση των μικροασβεστώσεων, η εξαγωγή και επιλογή των πιο κρίσιμων χαρακτηριστικών και τέλος η κατηγοριοποίηση της περίπτωσης, ή έστω η εκτίμηση της επικινδυνότητάς της, με χρήση του γενικευμένου ταξινομητή που προτάθηκε.

Στη συγκεκριμένη λοιπόν φάση ελέγχουμε αποκλειστικά τις επιδόσεις των CAD_x αλγορίθμων στο σύνολο αξιολόγησης των νέων 120 περιπτώσεων. Σε κάθε περίπτωση εφαρμόζονται ακολουθιακά όλοι οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι και υπολογίζεται στο τέλος ένα ποσοστό επικινδυνότητας που αποδίδεται σε αυτήν μέσω του γενικευμένου πλειοψηφικού ταξινομητή της παραγράφου 8.1.2. Με χρήση των συγκεκριμένων ποσοστών επικινδυνότητας για όλες τις 120 περιπτώσεις, εξάγουμε την καμπύλη ROC με σκοπό να υπολογίσουμε την επίδοση A_2 . Τη συγκεκριμένη επίδοση θα την αναφέρουμε στο εξής R1 και πρόκειται για την επίδοση διαχωρισμού A_2 που μπορούμε να επιτύχουμε με αποκλειστική χρήση του CAD_x ταξινομητή (T1) που εκπαιδεύτηκε με το σύνολο εκπαίδευσης των 1114 περιπτώσεων. Στο σχήμα 8.3 παρουσιάζουμε την καμπύλη ROC και την επίδοση R1 των CAD_x ταξινομητών για το σύνολο αξιολόγησης.

8.2.2.2 Αποκλειστική χρήση υποδείξεων των ακτινολόγων και ηλικίας ασθενούς

Πέρα από τους προτεινόμενους CAD_x αλγορίθμους, και οι ίδιοι οι ακτινολόγοι μπορούν να παρέχουν μία διάγνωση για την επικινδυνότητα του ευρήματος ελέγχοντας αποκλειστικά την περιοχή ενδιαφέροντος. Ο ταξινομητής που εκπαιδεύτηκε με ακτινολογικά χαρακτηριστικά (T_R) μπορεί επίσης να παρέχει μία εκτίμηση της επικινδυνότητας της περίπτωσης, η οποία πρακτικά σχετίζεται αποκλειστικά με τις υποδείξεις των ακτινολόγων και όχι με τη χρήση CAD_x αλγορίθμων. Αξιοποιούμε λοιπόν για κάθε περίπτωση του συνόλου αξιολόγησης τα χαρακτηριστικά που έχουν χρησιμοποιήσει οι ακτινολόγοι ώστε να εξάγουμε μέσω του γενικευμένου ταξινομητή ένα ποσοστό επικινδυνότητας της περίπτωσης. Και στη συγκεκριμένη περίπτωση, χρησιμοποιούμε τα ποσοστά και για τις 120 περιπτώσεις ώστε να εξάγουμε την καμπύλη ROC, υπολογίζοντας έτσι την επίδοση R2 που είναι η τιμή A_2 για τη συγκεκριμένη καμπύλη. Η συγκεκριμένη επίδοση φανερώνει τη δυναμική των ακτινολογικών υποδείξεων και της ηλικίας της ασθενούς για την πρόβλεψη της επικινδυνότητας μίας νέας περίπτωσης. Στο σχήμα 8.3, λοιπόν, παρουσιάζουμε την καμπύλη ROC μαζί με την επίδοση R2 των ακτινολογικών χαρακτηριστικών για το σύνολο αξιολόγησης.



Σχήμα 8.3 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R1 και R2) που προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης με την αποκλειστική χρήση CAD_x μεθόδων και την αποκλειστική χρήση ακτινολογικών χαρακτηριστικών αντίστοιχα.

8.2.2.3 Συνδυαστική χρήση υποδείξεων των ακτινολόγων και μεθοδολογιών CAD_x

Η επίδοση R1 που παρουσιάστηκε σε προηγούμενη παράγραφο μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν αναφορά για την ικανότητα διαχωρισμού των μεθοδολογιών CAD_x που έχουν αναπτυχθεί. Πρόκειται για την επίδοση που επιτυγχάνουμε αν αφήσουμε τον αυτόματο ταξινομητή να εκτιμά το ποσοστό επικινδυνότητας περιπτώσεων ενός συνόλου αξιολόγησης, χωρίς ωστόσο να ληφθεί υπόψη καμία ένδειξη που να προέρχεται από τη διάγνωση κάποιου ακτινολόγου.

Ομοίως, η επίδοση R2 δείχνει την ικανότητα διαχωρισμού που επιτυγχάνεται λαμβάνοντας υπόψη μόνο χαρακτηριστικά που έχουν συμπληρώσει ακτινολόγοι κατά το πρότυπο BIRADS καθώς και την ηλικία της ασθενούς. Η συγκεκριμένη επίδοση δε σχετίζεται καθόλου με τη χρήση CAD_x μεθοδολογιών, εκτός βέβαια από το γενικευμένο ταξινομητή που προέκυψε με κατάλληλη εκπαίδευση.

Από τα αποτελέσματα επί του συνόλου αξιολόγησης, φάνηκε πως οι δύο επιδόσεις είναι σχεδόν ισοδύναμες. Το ερώτημα που διερευνάται στη συγκεκριμένη παράγραφο είναι αν η διάγνωση από τους CAD_x ταξινομητές αλλά και οι ενδείξεις των ακτινολόγων μπορούν να συνδυαστούν με συγκεκριμένο τρόπο ώστε να έχουμε βελτιστοποίηση της διαγνωστικής διαδικασίας. Οι CAD_x ταξινομητές με την παρούσα τους μορφή μπορούν να πραγματοποιήσουν αυτόματη διάγνωση με την εισαγωγή της περιοχής ενδιαφέροντος που περιέχει το σύμπλεγμα των μικροασβεστώσεων. Ωστόσο, δεν είναι εφικτή η πρόβλεψη/εκτίμηση των τριών ακόλουθων ενδείξεων που φαίνεται να διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη διάγνωση:

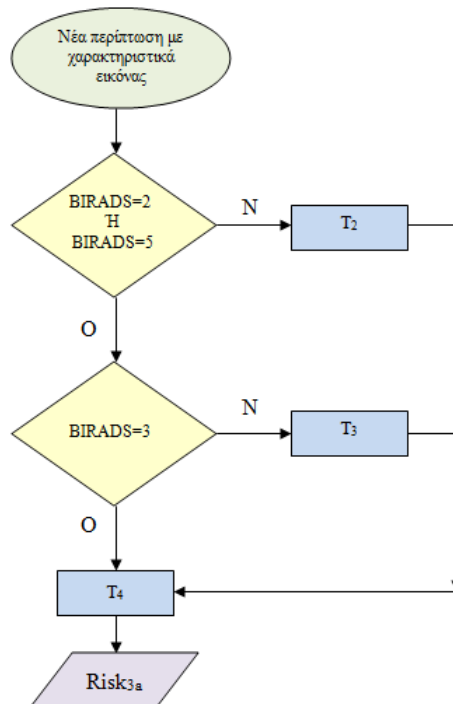
- ✓ Αξιολόγηση κατά BIRADS της περίπτωσης
- ✓ Πυκνότητα του μαστού
- ✓ Εντοπισμός της ακριβής θέσης του ευρήματος μέσα στο μαστό

Οι συγκεκριμένοι παράγοντες μπορούν να επισημανθούν από έναν ακτινολόγο κατά τη διάρκεια ανάλυσης της μαστογραφίας, ενώ για τις ανάγκες της συγκεκριμένης μελέτης τα συγκεκριμένα

στοιχεία διατίθενται στη βάση DDSM, καθώς έχουν συμπληρωθεί στα συνοδευτικά αρχεία της κάθε περίπτωσης. Διερευνούμε λοιπόν την ικανότητα διαχωρισμού των αυτόματων ταξινομητών, χρησιμοποιώντας ωστόσο συνδυαστικά τις παραπάνω επισημάνσεις των ακτινολόγων. Στόχος μας είναι να καταλήξουμε στη πρόταση ενός συνδυαστικού σεναρίου χρήσης των CAD_x ταξινομητών, όπου το σύνολο των κανόνων θα καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό και από επισημάνσεις των ακτινολόγων και θα μπορεί να έχει εφαρμογή στην καθημερινή κλινική πρακτική.

Επίδραση κατηγοριοποίησης κατά BIRADS

Ο πρώτος παράγοντας που μελετάται είναι η αξιολόγηση κατά το πρότυπο BIRADS που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι. Τα αποτελέσματα της παραγράφου 5.3.3 στο κεφάλαιο 5, καθώς και εκείνα της παραγράφου 8.2.1 στο τρέχον κεφάλαιο αναδεικνύουν τη δυναμική των ταξινομητών που εκπαιδεύονται αποκλειστικά με περιπτώσεις κατηγορίας BIRADS 2 και 5, καθώς και της κατηγορίας BIRADS 3. Το γεγονός αυτό αναδεικνύει πως αν γνωρίζουμε την κατηγοριοποίηση που έχει πραγματοποιήσει ο ακτινολόγος, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε έναν πιο εξειδικευμένο ταξινομητή για αυτές τις κατηγορίες. Αντί λοιπόν να ταξινομούμε όλες τις περιπτώσεις με τον γενικευμένο ταξινομητή (T1), κάθε περίπτωση ανάλογα με την κατηγορία που της αποδίδεται από τον ακτινολόγο δρομολογείται σε έναν συγκεκριμένο ταξινομητή, σύμφωνα με το σχήμα 8.4.



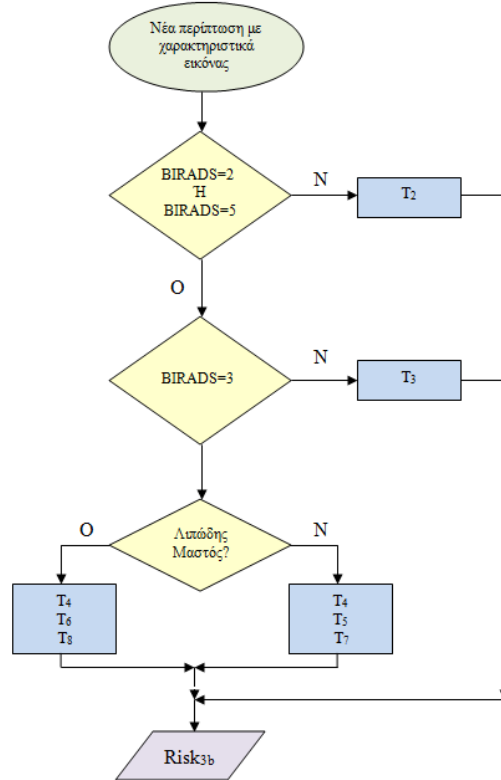
Σχήμα 8.4 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων, εξετάζοντας μόνο την επίδραση της αξιολόγησης κατά BIRADS.

Εφαρμόσαμε το συγκεκριμένο σχήμα δρομολογώντας κάθε περίπτωση του συνόλου αξιολόγησης στον αντίστοιχο ταξινομητή, με βάση την διάγνωση κατά BIRADS που έχουν προηγουμένως πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι. Υπολογίζοντας τα ποσοστά επικινδυνότητας και για τις 120 περιπτώσεις του συνόλου αξιολόγησης εξάγαμε εκ νέου την καμπύλη ROC για τον υπολογισμό της

επίδοσης R3a. Η συγκεκριμένη τροποποίηση φέρει σαν αποτέλεσμα τη βελτίωση της επίδοσης A₂ από 0.782 (επίδοση R1) σε 0.858. Το συγκεκριμένο αποτέλεσμα δείχνει πως η γνώση της αξιολόγησης που έχουν πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι δύναται να λειτουργήσει ευεργετικά στις επιδόσεις των CAD_x αλγορίθμων επί του συνόλου αξιολόγησης, καθώς η αξιολόγηση των ακτινολόγων τροφοδοτεί για κάθε περίπτωση έναν πιο κατάλληλο ταξινομητή που είναι εκπαιδευμένος με περιπτώσεις ανάλογων ιδιοτήτων.

Επίδραση πυκνότητας μαστού

Στα Κεφάλαιο 5 και 6 αναδείξαμε τη διαγνωστική αξία της πυκνότητας του μαστού τόσο στην επιλογή κατάλληλων χαρακτηριστικών όσο και στην ανάγκη για την προ-ενίσχυση της εικόνας ή όχι. Το γεγονός ότι στις περιπτώσεις της κατηγορίας BIRADS 4 έχουμε τα λιγότερο ακριβή αποτελέσματα φανερώνει πως ίσως χρειάζεται επιπλέον διερεύνηση των περιπτώσεων της συγκεκριμένης κατηγορίας με βάση την πυκνότητα του μαστού. Διερευνούμε δηλαδή αν η πυκνότητα του μαστού μπορεί να σηματοδοτήσει διαφορετικό χειρισμό των περιπτώσεων της συγκεκριμένης κατηγορίας. Θυμίζουμε πως ανάλογα με την πυκνότητα του μαστού (λιπώδης/πυκνός) εκπαιδεύσαμε διαφορετικά σχήματα ταξινόμησης, ενώ εφαρμόσαμε και διαφορετικούς αλγορίθμους βελτίωσης της αντίθεσης της αρχικής εικόνας. Με βάση λοιπόν αυτές τις παρατηρήσεις δοκιμάσαμε επί του συνόλου αξιολόγησης εναλλακτικές μεθόδους εκτίμησης της επικινδυνότητας και καταλήξαμε στο διάγραμμα που παρουσιάζουμε στο σχήμα 8.5.



Σχήμα 8.5 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων αξιοποιώντας και την ένδειξη για την πυκνότητα του μαστού.

Με τις συγκεκριμένες προσθήκες, δοκιμάζουμε περισσότερα σχήματα ταξινόμησης σε μία κατηγορία περιπτώσεων που φαίνεται να συμβαίνουν τα περισσότερα διαγνωστικά λάθη (BIRADS 4). Κάθε περίπτωση της συγκεκριμένης κατηγορίας υποβάλλεται σε διαφορετικούς αλγόριθμους ενίσχυσης της εικόνας και το ποσοστό της επικινδυνότητάς της καθορίζεται ως η μέση τιμή όλων των μεμονωμένων ταξινομητών που συμμετέχουν για την ανάλυσή της. Για την περίπτωση μαστών με πυκνότητα 1 ή 2 (λιπώδεις μαστοί) οι χρησιμοποιούμενοι ταξινομητές είναι οι (T4), (T5) και (T7), που έχουν προκύψει από εκπαίδευση με περιπτώσεις BIRADS 4, με περιπτώσεις λιπωδών μαστών, χωρίς ενίσχυση της αρχικής περιοχής ενδιαφέροντος και με χρήση του αλγορίθμου LRM αντίστοιχα. Εργαζόμαστε ανάλογα για την περίπτωση των πυκνών μαστών, όπου χρησιμοποιούνται οι ταξινομητές (T4), (T6) και (T8), δηλαδή ταξινομητές πιο «εξειδικευμένοι» σε περιπτώσεις πυκνών μαστών, όπου ο δεύτερος εκπαιδεύτηκε με εικόνες χωρίς ενίσχυση της αρχικής εικόνας, ενώ αντίθετα ο τρίτος έχει εκπαιδευτεί με εικόνες όπου έχει γίνει προ-ενίσχυση με χρήση του αλγορίθμου WB (κυματιδίου).

Με το συγκεκριμένο διάγραμμα ροής, επιτυγχάνουμε πολύπλευρη προσέγγιση των συγκεκριμένων περιπτώσεων με ταξινομητές που έχουν εκπαιδευτεί σε περιπτώσεις με παρόμοιες ιδιότητες. Έτσι, μια περίπτωση π.χ. με πυκνό μαστό που κατηγοριοποιήθηκε ως BIRADS 4 ταξινομείται από τρεις διαφορετικούς ταξινομητές, όπου κάθε ταξινομητής έχει προηγουμένως εκπαιδευτεί με μαστογραφίες παρόμοιων ιδιοτήτων. Τα αποτελέσματα του συγκεκριμένου τρόπου υπολογισμού βελτιώνουν εκ νέου την επίδοση του συνδυαστικού σχήματος ταξινόμησης. Η επίδοση A_2 που επιτυγχάναμε στο προηγούμενο στάδιο ($R3a=0.858$) αυξάνεται σε 0.883 ($R3b$). Το γεγονός αυτό δείχνει πως, επί του συγκεκριμένου συνόλου αξιολόγησης, η πυκνότητα του μαστού όπως επισημαίνεται από τους ακτινολόγους μπορεί να καθορίσει την αναγκαιότητα εφαρμογής εναλλακτικών αλγορίθμων και την επιλογή συγκεκριμένων ταξινομητών για την εκτίμηση της επικινδυνότητας μίας περίπτωσης.

Επίδραση θέσης συμπλέγματος μέσα στο μαστό

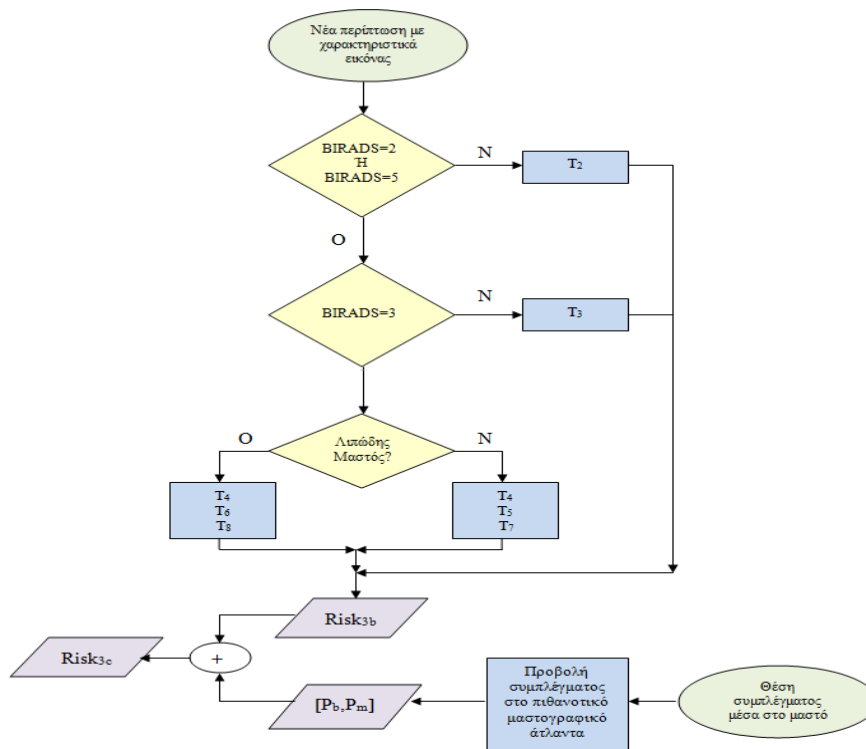
Η τελευταία επισήμανση των ακτινολόγων σχετίζεται με την καταγραφή της ακριβούς θέσης του συμπλέγματος μέσα στη μαστογραφία. Με την παρούσα μορφή των προτεινόμενων μεθοδολογιών δεν είναι δυνατός ο αυτόματος εντοπισμός συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων μέσα στο μαστό, καθώς αυτός είναι ο ρόλος των CAD_e συστημάτων (βλέπε Κεφάλαιο 1) [Doi et al., 2007] που δεν αποτελούν αντικείμενο της συγκεκριμένης διατριβής. Ωστόσο, σύμφωνα με τις μεθοδολογίες που αναπτύξαμε στο Κεφάλαιο 7, αν γνωρίζουμε τις συντεταγμένες του συμπλέγματος στην εικόνα της μαστογραφίας είναι δυνατόν να υπολογίσουμε τη σχετική του θέση μέσα στο μαστό και να προβάλλουμε την περιοχή ενδιαφέροντος στους πιθανοτικούς χάρτες που αναπτύξαμε. Εργαζόμενοι κατ' αυτόν τον τρόπο μπορούμε να εκτιμήσουμε την πιθανότητα κινδύνου με βάση αποκλειστικά τη θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό.

Το συγκεκριμένο ποσοστό επικινδυνότητας μπορεί να λειτουργήσει συνδυαστικά με το αντίστοιχο ποσοστό που έχουμε εξάγει μέχρι στιγμής ακολουθώντας το σχήμα αποφάσεων που παρουσιάσαμε

στο σχήμα 8.5. Συγκεκριμένα, προβάλλουμε μία νέα περίπτωση στο αντίστοιχο μαστογραφικό άτλαντα (λήψη CC/MLO) και υπολογίζουμε ένα ζεύγος πιθανοτήτων, έστω $[P_b, P_m]$ που δείχνει αντίστοιχα την πιθανότητα καλοήθειας-κακοήθειας του συμπλέγματος, με βάση αποκλειστικά τη θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστογραφικό άτλαντα. Τα συγκεκριμένα ποσοστά προκύπτουν από τη μέση τιμή των τιμών των εικονοστοιχείων του άτλαντα στα οποία γίνεται η προβολή του υπό εξέταση συμπλέγματος. Με βάση τις συγκεκριμένες τιμές, το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας προκύπτει από την ακόλουθη σχέση:

$$RISK_{3c} = RISK_{3b} + \alpha * (P_m - P_b) \tag{8.1}$$

Στην παραπάνω εξίσωση το ποσοστό $RISK_{3b}$ είναι το ποσοστό επικινδυνότητας μίας περίπτωσης όπως προέκυψε ύστερα από την εφαρμογή του διαγράμματος ροής που παρουσιάστηκε στο σχήμα 8.5. Η παράμετρος α επιλέχθηκε ίση με 0.5, αφενός επειδή παρείχε τα καλύτερα αποτελέσματα επί του συνόλου αξιολόγησης ύστερα από έλεγχο της στο διάστημα (0,1), αφετέρου επειδή με τη συγκεκριμένη τιμή χρησιμοποιούμε τη διαφορά πιθανότητας μεταξύ καλοήθειας και κακοήθειας ως προς το επίπεδο 50%. Πρακτικά, το ποσοστό που προέκυψε με βάση τη σχετική του θέση στον άτλαντα, λειτουργεί ως ολίσηση του προηγούμενου ποσοστού, λειτουργώντας είτε αθωωτικά μειώνοντάς το, είτε το αυξάνει θεωρώντας ότι η θέση του συμπλέγματος έχει μεγαλύτερη πιθανότητα για κακοήθεια. Ελέγχσαμε την επίδραση του συγκεκριμένου σταδίου στην συνολική επίδοση του νέου σχήματος ταξινόμησης που παρουσιάζουμε στο σχήμα 8.6.



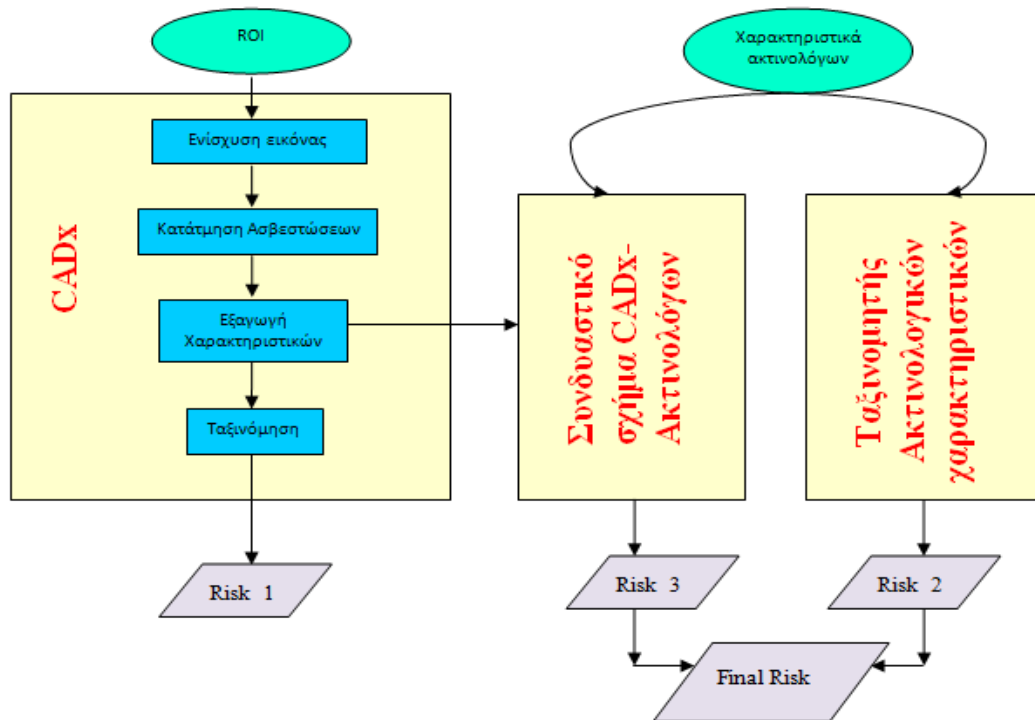
Σχήμα 8.6 Διαγραμματική απεικόνιση σεναρίου χρήσης CAD_x μεθόδων και ενδείξεων των ακτινολόγων αξιοποιώντας και την ένδειξη για την ακριβή θέση του συμπλέγματος μέσα στο μαστό.

Διαπιστώσαμε ότι η επίδοση του συστήματος βελτιώνεται σε μικρό βαθμό καθώς η A_2 τιμή αυξάνεται από 0.883 (R3b) σε 0.916 (R3c). Το γεγονός αυτό δείχνει πως, έστω και σε μικρό βαθμό, η θέση του συμπλέγματος στο μαστό μπορεί να δώσει διαγνωστικές πληροφορίες για την παθολογική κατάσταση του ευρήματος. Η τελική αυτή επίδοση (R3c) θα αναφέρεται εφεξής ως R3 και δείχνει την επίδοση που μπορούμε να επιτύχουμε στην ταξινόμηση των περιπτώσεων, κάνοντας χρήση του συνδυαστικού σχήματος λήψης αποφάσεων του σχήματος 8.6.

Ήδη, μελετώντας τα αποτελέσματα επί του συνόλου αξιολόγησης, βλέπουμε ότι η επίδοση R3 του συνδυαστικού σχήματος ταξινόμησης έχει βελτιωθεί αισθητά σε σύγκριση με τις επιδόσεις που θα μπορούσαμε να λάβουμε μόνο από τον γενικευμένο CAD_x ταξινομητή (επίδοση R1) ή τον ταξινομητή που στηρίζεται σε ακτινολογικά χαρακτηριστικά (επίδοση R2). Στην ουσία το συγκεκριμένο σύνολο κανόνων δείχνει πως είναι δυνατόν να βελτιώσουμε την επίδοση των προτεινόμενων CAD_x μεθοδολογιών, ακολουθώντας τις υποδείξεις των ακτινολόγων για την πυκνότητα του μαστού, την αξιολόγηση κατά BIRADS και τη θέση του συμπλέγματος. Η αύξηση συγκεκριμένα είναι η διαφορά που επιτυγχάνεται μεταξύ των επιδόσεων R1 και R3 και ισούται με 0.134 για το σύνολο αξιολόγησης των 120 περιπτώσεων. Φαίνεται λοιπόν πως οι προτεινόμενοι CAD_x αλγόριθμοι μπορούν να επιτύχουν σημαντικά βελτιωμένες επιδόσεις διαχωρισμού όταν αξιοποιούνται συγκεκριμένες επιστημονικές των ακτινολόγων, μέσα από ένα απλό σύνολο κανόνων διαμόρφωσης ενός συνδυαστικού ποσοστού επικινδυνότητας.

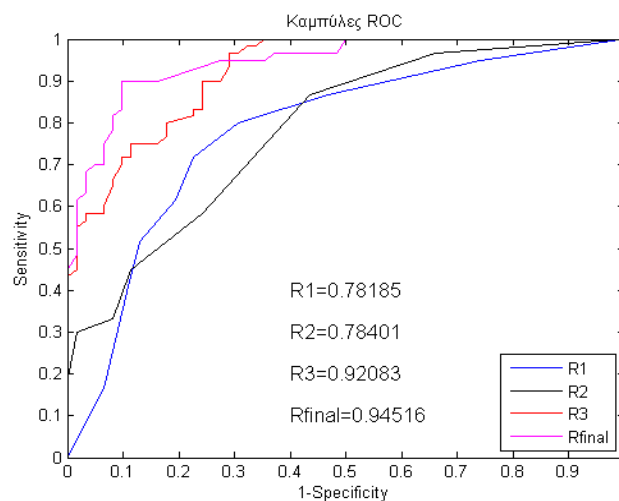
Εκτίμηση τελικού ποσοστού επικινδυνότητας

Τα αποτελέσματα που έχουμε παρουσιάσει μέχρι στιγμής προέρχονται κυρίως από την αυτόματη ανάλυση των CAD_x μεθοδολογιών, ακολουθώντας μόνο συγκεκριμένες ενδείξεις των ακτινολόγων. Ωστόσο, αφού πρωταρχικός στόχος του συγκεκριμένου σεναρίου είναι να συνδυάζει τη διάγνωση CAD_x και ακτινολόγων, το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας πρέπει να προκύπτει σα συνδυασμός των ποσοστών επικινδυνότητας Risk₂ και Risk₃. Με το συγκεκριμένο τρόπο, συνεκτιμώνται οι επιστημονικές των ακτινολόγων για τη μορφολογία των μικροασβεστώσεων και του συμπλέγματος, χρησιμοποιώντας όρους του προτύπου BIRADS, ενώ προστίθεται η διαγνωστική αξία της ηλικίας της ασθενούς, που αποτελεί βασικό στοιχείο του ιστορικού της ασθενούς. Κατά συνέπεια, η τελευταία προσθήκη που πραγματοποιήσαμε είναι η τελική επικινδυνότητα μιας περίπτωσης να εξάγεται ως η μέση τιμή των ποσοστών Risk₂ και Risk₃, όπως φαίνεται στο σχήμα 8.7. Με τον τρόπο αυτό, όχι μόνο επιλέγουμε κατάλληλους ταξινομητές με βάση τις επιστημονικές των ακτινολόγων, αλλά δίνουμε τη δυνατότητα μεταβολής του τελικού ποσοστού με βάση την ανάλυση σε όρους του προτύπου BIRADS που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι και της ηλικίας ασθενούς. Η εκτίμηση των ακτινολόγων (Risk₂) και η αντίστοιχη των CAD_x αλγορίθμων (Risk₃) συμμετέχουν ισομερώς στη διαμόρφωση του τελικού ποσοστού επικινδυνότητας.



Σχήμα 8.7 Τελικό διάγραμμα ροής για τον υπολογισμό της επικινδυνότητας μίας περίπτωσης, συνδυάζοντας το ποσοστό επικινδυνότητας από τα ακτινολογικά χαρακτηριστικά και την ηλικία της ασθενούς (Risk 2) και το αντίστοιχο συνδυαστικό ποσοστό των CAD_x μεθοδολογιών (Risk 3).

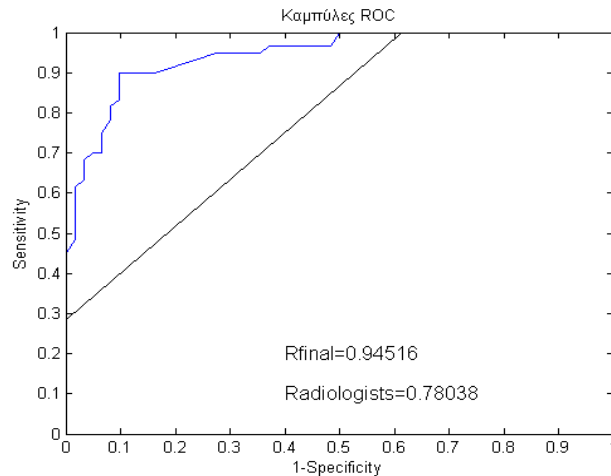
Ακολουθώντας την τελευταία προσθήκη, σχεδιάζουμε την καμπύλη ROC για το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας, όπως προκύπτει από τον υπολογισμό της μέσης τιμής των ποσοστών Risk₂ και Risk₃. Στο σχήμα 8.8 παρουσιάζουμε σε κοινό σχήμα τις καμπύλες ROC για τις επιδόσεις R₁, R₂, R₃ και R_{final}. Παρατηρούμε πως η τιμή της επίδοσης R_{final} είναι λίγο μεγαλύτερη από τις υπόλοιπες, γεγονός που δείχνει πως ο συγκεκριμένος τρόπος υπολογισμού του τελικού ποσοστού μπορεί να βελτιώσει ακόμα περισσότερο την ταξινόμηση, καθώς επιτυγχάνουμε βελτιωμένες τιμές σε σύγκριση με τις μεμονωμένες επιδόσεις των CAD_x ταξινομητών (R₃) και των ακτινολόγων (R₂).



Σχήμα 8.8 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επίδοσεις R₁, R₂, R₃ και R_{final}) που προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης.

Το προηγούμενο σχήμα φανερώνει πως το προτεινόμενο σενάριο χρήσης CAD_x μεθοδολογιών και ακτινολογικών χαρακτηριστικών δύναται να βελτιώσει σημαντικά τα αποτελέσματα που λαμβάνουμε χρησιμοποιώντας μεμονωμένα την κάθε διαφορετική μεθοδολογία. Έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον να παρουσιάσουμε τη σύγκριση των τελικών επιδόσεων του προτεινόμενου σεναρίου με τις επιδόσεις των ακτινολόγων που ανέλυσαν τις περιπτώσεις του συνόλου αξιολόγησης.

Να τονίσουμε πως δεν αναφερόμαστε στα ακτινολογικά χαρακτηριστικά που επεσήμαναν οι ακτινολόγοι, αλλά αντίθετα στην τελική διάγνωση που πραγματοποίησαν κατά το πρότυπο BIRADS. Όπως αναφέραμε και σε προηγούμενο κεφάλαιο, εξάγαμε την καμπύλη ROC για την περίπτωση των ακτινολόγων σύμφωνα με την διαδικασία που προτάθηκε από τους [Karahaliou et al. 2007]. Στο σχήμα 8.9 παρουσιάζουμε λοιπόν σε κοινό γράφημα την καμπύλη για την επίδοση R_{final} του προτεινόμενου συνδυαστικού σεναρίου μαζί με την καμπύλη ROC που προκύπτει από την επίδοση των ακτινολόγων. Η διαφορά στις τιμές του μεγέθους A_z είναι αρκετά σημαντική (0.16), γεγονός που δείχνει τη δυναμική του προτεινόμενου σεναρίου, καθώς για μια ακόμη φορά επιτυγχάνονται επιδόσεις ανώτερες εκείνων που παρουσιάζουν οι ακτινολόγοι που εξέτασαν τις περιπτώσεις.



Σχήμα 8.9 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επίδοσεις R_{final} και $Radiologists$) για το συνδυαστικό σενάριο και τους ακτινολόγους αντίστοιχα, όπως προκύπτουν επί του συνόλου αξιολόγησης.

Προχωράμε ένα βήμα παραπάνω τη σύγκριση μεταξύ CAD_x μεθοδολογιών και ακτινολόγων αναλύοντας περαιτέρω τις καμπύλες ROC που έχουμε εξάγει. Από την καμπύλη για την επίδοση R_{final} του συνδυαστικού σχήματος ακτινολόγων-CAD_x μπορούμε να υπολογίσουμε το βέλτιστο σημείο για τον διαχωρισμό των περιπτώσεων. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει, η καμπύλη ROC αποτελείται από πολλά διαφορετικά ζεύγη ευαισθησίας-ειδικότητας. Η επιλογή του τελικού ζεύγους προκύπτει συνήθως από τις απαιτήσεις που έχουμε για το σύστημα, αν δηλαδή επιθυμούμε υψηλότερη ευαισθησία ή υψηλότερη ειδικότητα αντίστοιχα. Σύμφωνα με τους [Kumar et al. 2011], προτείνονται δύο διαφορετικές μέθοδοι για να εντοπίσουμε το βέλτιστο σημείο. Ακολουθώντας την πρώτη μέθοδο, το βέλτιστο σημείο που επιλέγεται είναι το σημείο της καμπύλης που απέχει την ελάχιστη απόσταση από την πάνω αριστερή γωνία του σχήματος, δηλαδή το σημείο (0,1). Σύμφωνα με τη δεύτερη μέθοδο, επιλέγεται ως βέλτιστο σημείο το σημείο της καμπύλης ROC που απέχει τη μέγιστη απόσταση από τη γραμμή τυχαιότητας.

Εφαρμόσαμε και τις δύο μεθόδους στην καμπύλη ROC για την επίδοση R_{final} και βρήκαμε ότι το βέλτιστο κατώφλι είναι 31%. Με χρήση του συγκεκριμένου κατωφλίου προχωράμε στην αναλυτικότερη διερεύνηση της επίδοσης του συστήματος. Περιπτώσεις για τις οποίες το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας προκύπτει μεγαλύτερο ή ίσο του 31% κατατάσσονται από το συνδυαστικό σύστημα ως κακοήθεις, ενώ περιπτώσεις με μικρότερο ποσοστό θεωρούνται καλοήθεις. Με βάση τις συγκεκριμένες προβλέψεις υπολογίζουμε την ευαισθησία του συστήματος (SN) που ισούται με 0.9 και την ειδικότητα (SP) του συστήματος που προκύπτει και αυτή ίση με 0.9.

Ωστόσο, όπως είπαμε μπορούμε να επιλέξουμε άλλο κατώφλι ανάλογα με την ισορροπία που θέλουμε να επιτύχουμε ανάμεσα στην ευαισθησία και την ειδικότητα. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή είναι προφανές ότι η υψηλή ευαισθησία είναι πολύ σημαντική, καθώς θέλουμε να εντοπίζουμε όσο δυνατόν περισσότερες καρκινικές περιπτώσεις, εις βάρος βέβαια των περιπτώσεων που αν και καλοήθεις μπορεί να αντιμετωπιστούν ως κακοήθεις και να παραπεμφθούν σε βιοψία. Για το λόγο αυτό εντοπίζουμε το κατώφλι εκείνο που μας παρέχει «τέλεια» ευαισθησία (=1), ενώ επιτυγχάνει τη μεγαλύτερη δυνατή τιμή ειδικότητας. Παρατηρώντας λοιπόν την καμπύλη βλέπουμε ότι αυτό επιτυγχάνεται για κατώφλι ίσο με 15%. Αν δηλαδή το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας ξεπεράσει το συγκεκριμένο ποσοστό η περίπτωση κατατάσσεται αυτόματα ως κακοήθης. Για το συγκεκριμένο κατώφλι επιτυγχάνουμε ευαισθησία ίση με 1, ενώ η ειδικότητα ισούται πλέον με 0.5. Αυτό σημαίνει πως όλες οι καρκινικές περιπτώσεις κατατάσσονται επιτυχώς ως κακοήθεις ενώ μόλις 1 στις 2 καλοήθεις περιπτώσεις, δηλαδή ακριβώς οι μισές, κατατάσσονται ορθώς.

Τα δύο συγκεκριμένα ποσοστά που χρησιμοποιούνται ως κατώφλια προέκυψαν επί του συνόλου αξιολόγησης, αναλύοντας την καμπύλη ROC. Στον πίνακα 8.2 παρουσιάζουμε συγκεντρωτικά τα συγκεκριμένα αποτελέσματα. Επίσης, για λόγους σύγκρισης, παραθέτουμε τα επιδόσεις των ακτινολόγων που ανέλυσαν τις μαστογραφίες. Θυμίζουμε πως για τους ακτινολόγους τα μεγέθη της ευαισθησίας και της ειδικότητας υπολογίζονται με βάση την κατηγορία BIRADS ως εξής: όταν μία περίπτωση έχει αξιολογηθεί ως BIRADS 0, 4 ή 5 η περίπτωση θεωρείται κακοήθης, ενώ όταν η αξιολόγηση είναι BIRADS 2 ή 3 η περίπτωση θεωρείται καλοήθης.

Πίνακας 8.2 Επιδόσεις CAD_x και ακτινολόγων επί του συνόλου αξιολόγησης των 120 περιπτώσεων.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>
CAD _x με κατώφλι 31%	0.900	0.900	0.900
CAD _x με κατώφλι 15%	0.75	1.000	0.500
Ακτινολόγοι	0.683	1.000	0.366

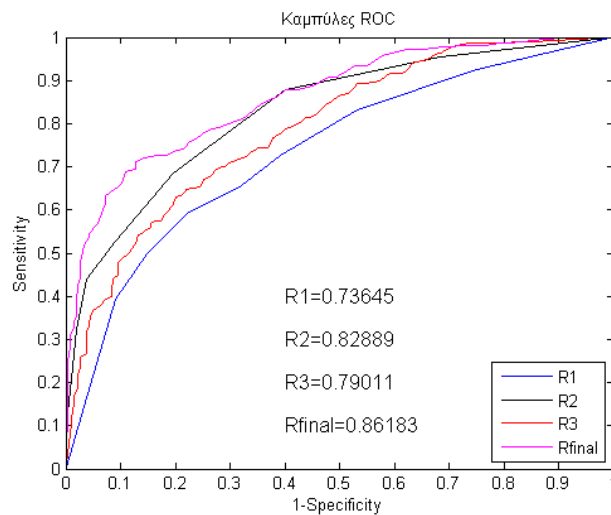
Φαίνεται και από τις συγκεκριμένες μετρήσεις πως τα αποτελέσματα μεταξύ CAD_x και ακτινολόγων είναι συγκρίσιμα επί του συνόλου αξιολόγησης. Για το χαμηλό κατώφλι που ισούται με 15%

βλέπουμε ότι τόσο μέσω CAD_x όσο και οι ακτινολόγοι επιτυγχάνουν τη μέγιστη ευαισθησία. Ωστόσο, η ειδικότητα και η ακρίβεια που επιτυγχάνεται με τις μεθοδολογίες CAD_x είναι υψηλότερη από την αντίστοιχη των ακτινολόγων.

8.2.3 Σύνολο ελέγχου

Στην προηγούμενη παράγραφο σχεδιάσαμε ένα σύνολο κανόνων με σκοπό να αναδείξουμε την αλληλεπίδραση ακτινολόγων και CAD_x αλγορίθμων στη διαγνωστική διαδικασία και να βελτιώσουμε τις επιδόσεις διαχωρισμού. Σκόπιμα χρησιμοποιήθηκε ένα μικρό υποσύνολο περιπτώσεων (το σύνολο αξιολόγησης αποτελούμενο από 120 περιπτώσεις) προκειμένου να ελέγξουμε την αποδοτικότητα των αλγορίθμων σε περιπτώσεις που δε συμμετείχαν στην εκπαίδευση των ταξινομητών. Η διαμόρφωση των κανόνων πραγματοποιήθηκε με δοκιμές πάνω στο συγκεκριμένο υποσύνολο και καταλήξαμε στη χρήση του προτεινόμενου σεναρίου που αποτυπώνεται στο σχήμα 8.7, με χρήση του οποίου επιτυγχάνουμε μεγιστοποίηση των επιδόσεων ($A_z=0.945$).

Φυσικά, η συγκεκριμένη επίδοση αναφέρεται σε ένα μικρό υποσύνολο περιπτώσεων και προέκυψε έπειτα από κατάλληλη παραμετροποίηση και σχεδιασμό επί του ίδιου του συνόλου. Για το λόγο αυτό, η αξιολόγηση του προτεινόμενου σεναρίου, όπως αυτό τελικά διαμορφώθηκε, πρέπει να αξιολογηθεί σε ένα νέο σύνολο περιπτώσεων, που δε συμμετείχε καθόλου ούτε στην εκπαίδευση των ταξινομητών ούτε στο σχεδιασμό του συνόλου των κανόνων. Συνεπώς, χρησιμοποιούμε το τελευταίο υποσύνολο περιπτώσεων, το σύνολο ελέγχου, που αποτελείται από συνολικά 481 περιπτώσεις (265 καλοήθεις-216 κακοήθεις).



Σχήμα 8.10 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επίδοσεις R1, R2, R3 και Rfinal) που προκύπτουν επί του συνόλου ελέγχου.

Εφαρμόζουμε λοιπόν για κάθε περίπτωση του συνόλου ελέγχου τις αντίστοιχες CAD_x μεθοδολογίες, όπως τις παρουσιάσαμε στις προηγούμενες παραγράφους. Υπολογίζουμε δηλαδή για κάθε περίπτωση το ποσοστό των CAD_x ταξινομητών (RISK_1), των ακτινολόγων (RISK_2) και το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας (Final Risk) σύμφωνα με το σενάριο του σχήματος 8.7, καθώς και τις

αντίστοιχες επιδόσεις. Στον πίνακα 8.3 παρουσιάζουμε τις τιμές A_z για κάθε περίπτωση και στο σχήμα 8.10 τις καμπύλες ROC σε κοινό γράφημα για όλες τις επιδόσεις.

Πίνακας 8.3 Επιδόσεις επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων.

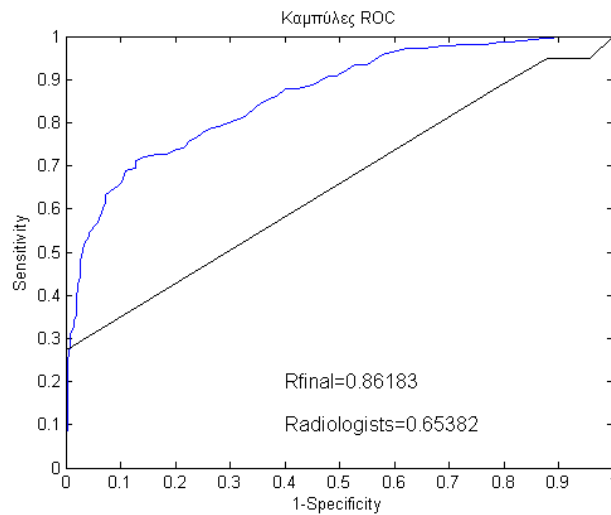
<i>Επίδοση</i>	A_z
R1	0.736
R3a	0.749
R3b	0.767
R3	0.79
R2	0.829
R_final	0.862

Για το σύνολο ελέγχου δεν επιτυγχάνουμε τόσο υψηλά αποτελέσματα (>0.94) όπως στην περίπτωση του συνόλου αξιολόγησης, γεγονός αναμενόμενο καθώς το σύνολο ελέγχου περιέχει πολύ μεγαλύτερο αριθμό περιπτώσεων, ενώ η διαμόρφωση των κανόνων του σχήματος 8.7 έγινε επί του συνόλου αξιολόγησης προκειμένου να βελτιστοποιήσουμε τις επιδόσεις, γι αυτό και παρατηρήθηκε σημαντική αύξηση των επιδόσεων. Παρ' όλα αυτά, παρατηρούμε και στη συγκεκριμένη περίπτωση του συνόλου ελέγχου παρόμοιες τάσεις με αυτές που διαπιστώσαμε επί του συνόλου αξιολόγησης. Η πρώτη παρατήρηση αφορά το γεγονός ότι η επίδοση R1 (0.736) που προκύπτει από την αποκλειστική χρήση του CAD_x ταξινομητή που έχει εκπαιδευτεί με όλες τις περιπτώσεις του συνόλου εκπαίδευσης παρουσιάζει χαμηλότερη επίδοση σε σχέση με εκείνη που μπορούμε να λάβουμε ακολουθώντας συγκεκριμένες υποδείξεις των ακτινολόγων (επίδοση R3=0.79). Αποδεικνύεται συνεπώς ότι και στην περίπτωση του συνόλου ελέγχου η συνδυαστική χρήση ακτινολογικών ενδείξεων στην αυτόματη διάγνωση επιφέρει θετικά αποτελέσματα. Τόσο η δρομολόγηση των περιπτώσεων σε κατάλληλους ταξινομητές (R3a-R3b) όσο και η χρήση του πιθανοτικού μαστογραφικού άτλαντα (R3) μπορεί να βελτιώσει τις επιδόσεις διαχωρισμού αυξάνοντας συνολικά την τιμή A_z κατά $0.79-0.736=0.054$.

Η δεύτερη σημαντική παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε αφορά την επίδοση που επιτυγχάνεται με χρήση αποκλειστικά ακτινολογικών χαρακτηριστικών και της ηλικίας της ασθενούς. Βλέπουμε πως η τιμή A_z που επιτυγχάνεται είναι αρκετά υψηλή και ισούται με 0.829. Είναι μάλιστα υψηλότερη ακόμα και από την επίδοση R3 που επιτυγχάνουμε με τη συνδυαστική χρήση ακτινολογικών χαρακτηριστικών και CAD_x μεθοδολογιών, γεγονός που δεν παρατηρήθηκε στην περίπτωση του συνόλου αξιολόγησης. Οπότε, επί του συνόλου ελέγχου η επίδοση R2 είναι η υψηλότερη καθώς υπερέχει των επιδόσεων R1 και R3. Ωστόσο, όταν συνδυάζουμε τα ποσοστά Risk₂ και Risk₃ σύμφωνα με την πρόταση του τελικού δένδρου αποφάσεων στο σχήμα 8.7, η

επίδοση R_{final} που παρατηρούμε είναι μεγαλύτερη των τιμών R_2 και R_3 . Ακόμα λοιπόν και στην περίπτωση που εκ των προτέρων τα ακτινολογικά χαρακτηριστικά μπορούν να παρέχουν ικανοποιητικές επιδόσεις διαχωρισμού, φαίνεται ότι το προτεινόμενο σενάριο μπορεί να αυξήσει ακόμα περισσότερο τις επιδόσεις. Η τελική επίδοση R_{final} που ισούται με 0.862 είναι και η μεγαλύτερη που παρατηρήθηκε επί του συνόλου ελέγχου.

Όπως και στην περίπτωση του συνόλου αξιολόγησης, προχωράμε σε απευθείας σύγκριση με τους ακτινολόγους που εξέτασαν τις περιπτώσεις του συνόλου ελέγχου. Χρησιμοποιήσαμε την αξιολόγηση κατά BIRADS που δείχνει την κατηγορία στην οποία κατέταξαν οι ακτινολόγοι την κάθε περίπτωση. Οι δύο καμπύλες ROC, δηλαδή η καμπύλη των ακτινολόγων και η αντίστοιχη του τελικού συνδυαστικού σχήματος παρουσιάζονται σε κοινό γράφημα στο σχήμα 8.11. Είναι εμφανές πως και στη συγκεκριμένη περίπτωση η τελική συνδυαστική επίδοση που μπορούμε να επιτύχουμε είναι σημαντικά υψηλότερη, περίπου 0.2, σε σχέση με την επίδοση των ακτινολόγων.



Σχήμα 8.11 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (επιδόσεις R_{final} και Radiologists) για το συνδυαστικό σενάριο και τους ακτινολόγους αντίστοιχα, όπως προκύπτουν επί του συνόλου ελέγχου.

Ακολούθως, συγκρίνουμε τις επιδόσεις ως προς την ακρίβεια, την ευαισθησία και την ειδικότητα. Αναλύοντας την καμπύλη ROC επί του συνόλου αξιολόγησης είχαμε εντοπίσει δύο πιθανές τιμές κατώφλιου, η πρώτη εξασφάλιζε τη μεγαλύτερη ακρίβεια ενώ με τη δεύτερη εξασφαλίσαμε μέγιστη ευαισθησία. Χρησιμοποιώντας αυτές τις δύο τιμές υπολογίζουμε τα μέτρα επίδοσης για το συνδυαστικό CAD_x σύστημα και για τους ακτινολόγους, χρησιμοποιώντας όπως και προηγουμένως την αξιολόγηση κατά BIRADS, επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 8.4.

Είναι προφανές ότι με τη συνδυαστική χρήση CAD_x μεθόδων και ακτινολογικών υποδείξεων μπορούμε να βελτιώσουμε τα αποτελέσματα διαχωρισμού στο σύνολο ελέγχου. Ακόμη και στην περίπτωση που θέλουμε να επιτύχουμε υψηλή ευαισθησία, οπότε χρησιμοποιούμε μικρό κατώφλι για τη λήψη της απόφασης, η ευαισθησία του CAD_x συστήματος είναι λίγο υψηλότερη σε σχέση με την αντίστοιχη των ακτινολόγων, ενώ η ειδικότητα είναι παραπάνω από διπλάσια. Χρησιμοποιώντας το υψηλό κατώφλι (31%) που θεωρήθηκε ως το βέλτιστο επί του συνόλου αξιολόγησης, λαμβάνουμε

την υψηλότερη παρατηρούμενη τιμή ακρίβειας. Αυτό γίνεται βέβαια με κόστος μία μικρή μείωση της ευαισθησίας του συστήματος, ωστόσο η αύξηση της ειδικότητας είναι αρκετά μεγάλη, καθώς αυξάνεται από 0.377 σε 0.702, δηλαδή σχεδόν διπλασιάζεται. Κάθε διαφορετική τιμή κατωφλίου που προέκυψε νωρίτερα από την αξιολόγηση του συστήματος με το υπόσυνολο των 120 περιπτώσεων οδηγεί σε ένα σύστημα με ελαφρώς διαφοροποιούμενη συμπεριφορά. Το χαμηλό κατώφλι οδηγεί σε υψηλά επίπεδα ευαισθησίας, ενώ το υψηλότερο κατώφλι σε υψηλά επίπεδα ακρίβειας. Η παρατήρηση αυτή επαληθεύεται με βάση τα τρέχοντα αποτελέσματα και στο σύνολο ελέγχου των 481 περιπτώσεων. Σε κάθε περίπτωση, όποιο κατώφλι και αν ελέγξουμε, τα αποτελέσματα της διάγνωσης υπερέρχουν έναντι των αποφάσεων των ακτινολόγων. Είναι ενδεικτικό ότι η ακρίβεια των ακτινολόγων στο σύνολο ελέγχου ήταν μόλις 51.1%, γεγονός που σημαίνει πως μόλις 1 στις 2 περιπτώσεις ήταν σωστά κατηγοριοποιημένες.

Πίνακας 8.4 Επιδόσεις CAD_x και ακτινολόγων επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>
CAD _x με κατώφλι 31%	0.746	0.801	0.702
CAD _x με κατώφλι 15%	0.645	0.972	0.377
Ακτινολόγοι	0.511	0.935	0.166

Τέλος, να αναφέρουμε ότι παρατηρώντας την καμπύλη ROC επί του συνόλου ελέγχου, η μεγαλύτερη ακρίβεια θα προέκυπτε για κατώφλι ίσο με 40%. Για τη συγκεκριμένη τιμή, τα μεγέθη της ακρίβειας, της ειδικότητας και της ευαισθησίας θα είχαν τιμές 0.801, 0.713, και 0.872 αντίστοιχα. Αν και δεν μπορούμε να υπολογίσουμε το βέλτιστο κατώφλι επί του συνόλου ελέγχου, το γεγονός πως το κατώφλι 40% είναι αρκετά κοντά στην τιμή 31% που υπολογίστηκε επί του συνόλου αξιολόγησης, δείχνει πως για την κατηγοριοποίηση μιας περίπτωσης συνίσταται η επιλογή ενός κατωφλίου στο εύρος τιμών [30-40], καθώς μπορούμε για τις συγκεκριμένες τιμές να εξασφαλίσουμε υψηλές τιμές ακρίβειας.

Συνδρομή CAD_x στη λήψη απόφασης του ακτινολόγου

Το συνδυαστικό σχήμα ταξινόμησης του σχήματος 8.7 αφορά τον τρόπο υπολογισμού του τελικού ποσοστού επικινδυνότητας που μπορεί να αποδώσει το CAD_x σύστημα, ακολουθώντας συγκεκριμένες υποδείξεις των ακτινολόγων. Όπως τονίσαμε στο κεφάλαιο 1, η τελική απόφαση λαμβάνεται πάντα από τον ακτινολόγο, ωστόσο ρόλος του CAD_x συστήματος είναι να προσφέρει μία αξιόπιστη δεύτερη άποψη προτού ο ακτινολόγος σχηματίσει την τελική του διάγνωση [Elter et al. 2009]. Η αντικειμενική αξία και συνεισφορά του προτεινόμενου συστήματος θα μπορούσε να αποδειχθεί μόνο στην καθημερινή πράξη, όπου ένας ακτινολόγος θα μπορούσε στην ανάλυση

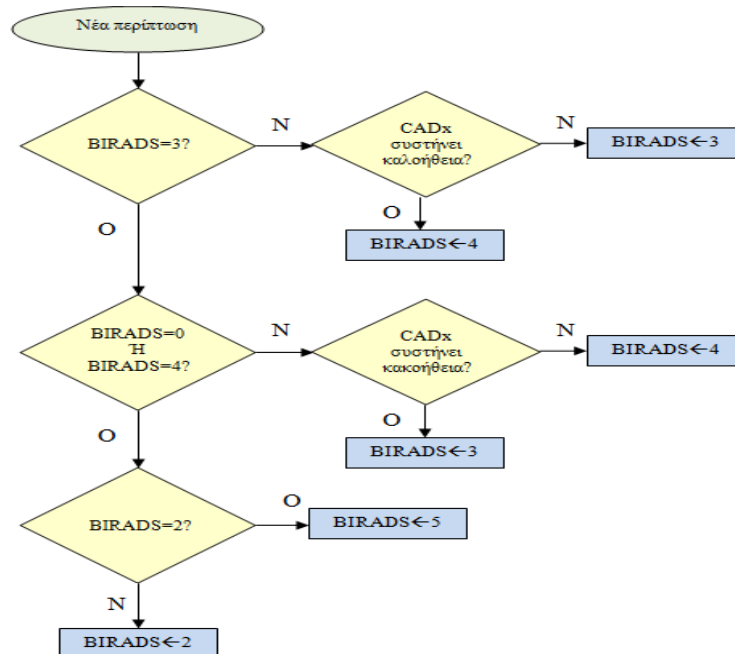
μαστογραφιών να χρησιμοποιεί το CAD_x σύστημα και να καταγράφει τη διάγνωση που θα έκανε με και χωρίς τη χρήση του συστήματος. Από τη στιγμή που αυτό δεν έγινε δυνατό να επιτευχθεί στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής, στην παρούσα παράγραφο προσομοιώνουμε τον τρόπο που θα μπορούσε ένας ακτινολόγος να λαμβάνει την τελική του απόφαση, συνεπικουρούμενος από τη διάγνωση του CAD_x συστήματος. Φυσικά, μία τέτοια προσομοίωση είναι δύσκολη να είναι πλήρως εφαρμόσιμη, καθώς απαιτεί να προσομοιώσουμε παράλληλα τον προσωπικό παράγοντα του ιατρού και τον ανθρώπινο τρόπο σκέψης, που φυσικά διαφέρει από ακτινολόγο σε ακτινολόγο και φυσικά εμπεριέχει πολλά υποκειμενικά κριτήρια. Ωστόσο, αναλύοντας τα αποτελέσματα επί του συνόλου ελέγχου, καταλήγουμε σε ένα απλό γενικευμένο πρωτόκολλο που θα μπορούσε να ακολουθηθεί ένας ακτινολόγος συμβουλευόμενος το CAD_x σύστημα.

Συγκεκριμένα, ελέγχουμε τα αποτελέσματα του CAD_x συστήματος σε περιπτώσεις που ανήκουν στις «γκρίζες ζώνες», δηλαδή περιπτώσεις που εμπεριέχεται μεγάλη αβεβαιότητα των ακτινολόγων για τη διάγνυσή τους. Πρόκειται προφανώς για την κατηγορία BIRADS 3, όπου η περίπτωση θεωρείται μάλλον καλοήθης αλλά συστήνεται σύντομος επανέλεγχος, την κατηγορία BIRADS 4 όπου η περίπτωση θεωρείται μάλλον κακοήθης και γι αυτό συστήνεται άμεση βιοψία, αλλά και την κατηγορία BIRADS 0 όπου οι ακτινολόγοι δεν έχουν βγάλει τελική διάγνωση, καθώς απαιτούνται επιπλέον εξετάσεις. Όσον αφορά την κατηγορία BIRADS 3, στο σύνολο ελέγχου υπήρχαν 37 περιπτώσεις BIRADS 3, από τις οποίες αποδείχθηκε τελικά πως οι 14 ήταν κακοήθεις. Θεωρώντας το κατώφλι 15%, το CAD_x σύστημα προέβλεψε επιτυχώς και τις 14 περιπτώσεις, γεγονός που δείχνει πως αν ο ακτινολόγος χρησιμοποιούσε τη συγκεκριμένη διάγνωση θα μπορούσε ενδεχομένως να προλάβει νωρίτερα την εξέλιξη της ασθένειας. Από την άλλη, υπάρχουν 8 περιπτώσεις που ήταν καλοήθεις αλλά το σύστημα τις κατέταξε ως κακοήθεις. Συνεπώς, αν ο ακτινολόγος ακολουθούσε τη διάγνωση του συστήματος, θα προέβλεπε νωρίτερα 14 καρκινικές περιπτώσεις με κόστος 8 περιπτώσεων βιοψιών. Για την περίπτωση της κατηγορίας BIRADS 4, οι περιπτώσεις του συνόλου ελέγχου είναι 342, από τις οποίες οι 210 ήταν τελικά κακοήθεις, συνεπώς η βιοψία αποδείχθηκε περιττή. Από τις 210 αυτές περιπτώσεις, το σύστημα κατέταξε σωστά ως καλοήθεις τις 70. Αν λοιπόν υπερίσχυε η διάγνωση του CAD_x συστήματος, θα επιτυγχάναμε μείωση κατά 1/3 του περιττού αριθμού των βιοψιών. Βέβαια, από την άλλη μεριά, θα υπήρχαν μόλις 6 περιπτώσεις οι οποίες αν και τελικά κακοήθεις, θα είχαν ταξινομηθεί ως καλοήθεις. Ακολουθώντας συνεπώς τη διάγνωση του CAD_x συστήματος θα προχωρούσαμε σε σημαντική μείωση του αριθμού των περιττών βιοψιών, με κόστος όμως 6 περιπτώσεις που θα είχαν λανθασμένα αθωωθεί. Τέλος, για την κατηγορία BIRADS 0, περιλαμβάνονται στο σύνολο ελέγχου 22 τέτοιες περιπτώσεις, εκ των οποίων οι μισές (11) είναι καλοήθεις και οι υπόλοιπες μισές κακοήθεις. Το CAD_x σύστημα κατέταξε σωστά ως κακοήθεις και τις 11 καρκινικές περιπτώσεις, ενώ από τις 11 καλοήθεις αθώωσε επιτυχώς μόλις τις 3.

Με βάση τις παρατηρήσεις αυτές προχωράμε στη θέσπιση ενός υποθετικού σεναρίου κατά το οποίο ο ακτινολόγος θα συμβουλευόταν για τη διάγνυσή του και την τελική πρόβλεψη του CAD_x συστήματος, ακολουθώντας τους εξής απλούς κανόνες με βάση την κατηγορία που κατέταξε ο ακτινολόγος μια περίπτωση:

- ✓ Στην περίπτωση BIRADS 0, αν η υπόδειξη του συστήματος είναι καλοήθεια, η περίπτωση αθρώνεται ως BIRADS 3, αλλιώς συστήνεται βιοψία δηλαδή BIRADS 4.
- ✓ Στην περίπτωση BIRADS 3, αν η υπόδειξη του συστήματος είναι καλοήθεια η περίπτωση παραμένει στην ίδια κατηγορία, αλλιώς αν το σύστημα συστήσει κακοήθεια η περίπτωση κατατάσσεται ως BIRADS 4.
- ✓ Τέλος, στην περίπτωση BIRADS 4, αν η υπόδειξη του συστήματος είναι κακοήθεια η περίπτωση παραμένει στην ίδια κατηγορία, αλλιώς αν το σύστημα συστήσει καλοήθεια η περίπτωση κατατάσσεται ως BIRADS 3.

Το σχήμα εφαρμόζεται μόνο για κατηγορίες με αρκετή αβεβαιότητα ως προς τη διάγνωση. Σε περίπτωση που ένα εύρημα έχει κατηγοριοποιηθεί ως σίγουρη καλοήθεια (BIRADS 2) ή σίγουρη κακοήθεια (BIRADS 5) η απόφαση του CAD_x συστήματος δε συνυπολογίζεται και η κατηγοριοποίηση δε μεταβάλλεται. Το συγκεκριμένο σχήμα λήψης απόφασης παρουσιάζεται στο σχήμα 8.12.



Σχήμα 8.12 Πλαίσιο τελικής κατηγοριοποίησης κατά BIRADS μιας περίπτωσης, μεταβάλλοντας την αρχική κατηγοριοποίηση του ακτινολόγου συνυπολογίζοντας τη διάγνωση από το προτεινόμενο CAD_x σύστημα.

Χρησιμοποιώντας τις υποδείξεις των ακτινολόγων και του CAD_x συστήματος για τις 481 περιπτώσεις του συνόλου ελέγχου, εφαρμόσαμε το προτεινόμενο πρωτόκολλο λήψης απόφασης και καταγράψαμε τις τελικές επιδόσεις που θα επιτυγχάνονταν, οι οποίες παρουσιάζονται στον πίνακα 8.5.

Παραθέσαμε στον πίνακα για λόγους σύγκρισης και τα αποτελέσματα που θα παίρναμε αν χρησιμοποιούσαμε το μεγάλο κατώφλι (31%) για το διαχωρισμό των περιπτώσεων. Από τα αποτελέσματα του πίνακα φαίνεται πως η χρήση του CAD_x συστήματος ακολουθώντας το συγκεκριμένο πλαίσιο λήψης απόφασης θα μπορούσε να έχει ευεργετικά αποτελέσματα στις επιδόσεις των ακτινολόγων. Χρησιμοποιώντας το χαμηλό κατώφλι, διαπιστώνουμε ότι η ακρίβεια βελτιώνεται αρκετά, καθώς αυξάνεται από 0.511 σε 0.663. Το πιο σημαντικό ωστόσο είναι ότι

διατηρούνται τα υψηλά επίπεδα ευαισθησίας, καθώς παρατηρούμε μία μικρή αύξηση της τάξης του 3.7%, ενώ συγχρόνως η ειδικότητα των ακτινολόγων αυξάνεται κατά 24.5%. Η αύξηση της ακρίβειας και της ειδικότητας θα ήταν ακόμη μεγαλύτερη αν χρησιμοποιούσαμε το μεγάλο κατώφλι, ωστόσο αυτό θα γινόταν σε βάρος της ευαισθησίας, κάτι που δεν είναι επιθυμητό σε ρεαλιστικές συνθήκες.

Πίνακας 8.5 Επιδόσεις επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων ακολουθώντας το προτεινόμενο διάγραμμα λήψης απόφασης μεταξύ ακτινολόγων και συνδυαστικού CAD_x συστήματος.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>
Ακτινολόγοι χωρίς CAD _x	0.511	0.935	0.166
Ακτινολόγοι με CAD _x (31%)	0.759	0.81	0.717
Ακτινολόγοι με CAD _x (15%)	0.663	0.972	0.411

Συμπερασματικά, το πρωτόκολλο λήψης απόφασης που εφαρμόσαμε μπορεί να βελτιώσει τις επιδόσεις των ακτινολόγων και αναδεικνύει τη δυναμική του προτεινόμενου CAD_x συστήματος να συνδράμει τους γιατρούς προσφέροντας μία δεύτερη διάγνωση. Αν και δεν μπορούμε να προσομοιώσουμε τον τρόπο λήψης της τελικής απόφασης των ακτινολόγων, καθώς πάντα θα υπάρχει ο προσωπικός και υποκειμενικός παράγοντας του κάθε γιατρού, η αξιοποίηση του συστήματος σε συμπληρωματικό ρόλο προσφέροντας διάγνωση σε περιπτώσεις μεγαλύτερης αβεβαιότητας φαίνεται να λειτουργεί προς τη σωστή κατεύθυνση.

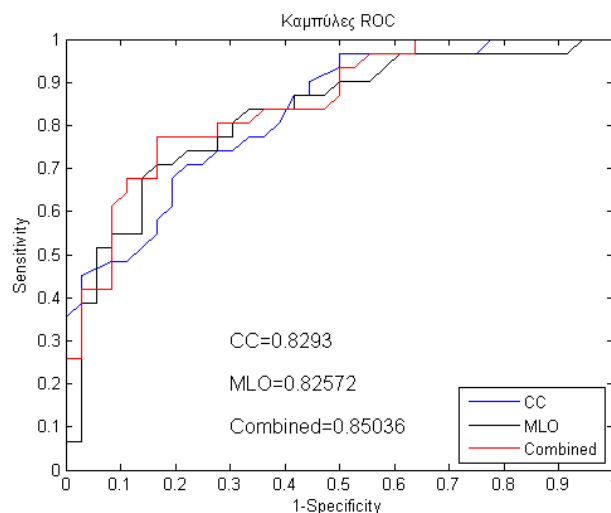
Συνδυαστική διάγνωση εικόνων από τις δύο λήψεις (CC/MLO)

Στη συγκεκριμένη παράγραφο ελέγχουμε τη δυνατότητα συνδυασμού της διαγνωστικής πληροφορίας που προέρχεται από την ανάλυση των μαστογραφιών από τις δύο διαφορετικές λήψεις, με σκοπό να ελέγξουμε τη δυνατότητα βελτίωσης των επιδόσεων διαχωρισμού. Σε ρεαλιστικές συνθήκες κλινικής πρακτικής, ο ακτινολόγος δεν αναλύει τη μαστογραφία μόνο από μία λήψη, αλλά αντίθετα ελέγχει το ύποπτο εύρημα και από τις δύο λήψεις (CC/MLO) προτού εξάγει την τελική του απόφαση. Ελέγχουμε λοιπόν αν, συνδυάζοντας με συγκεκριμένο τρόπο τα ποσοστά επικινδυνότητας που προτείνει το CAD_x σύστημα, μπορούμε να βελτιώσουμε τις επιδόσεις διαχωρισμού των περιπτώσεων.

Αφού το σύνολο ελέγχου έχει επιλεγεί με τυχαίο τρόπο, είναι λογικό οι 481 περιπτώσεις που περιέχει να προέρχονται από εικόνες από λήψη διαφορετικών περιπτώσεων. Ελέγξαμε λοιπόν στο συγκεκριμένο σύνολο πόσες εκ των εικόνων ανήκουν στην ίδια περίπτωση, είναι δηλαδή περιοχές ενδιαφέροντος από τις δύο διαφορετικές λήψεις της ίδιας περίπτωσης ασθενούς. Τελικά, διαπιστώσαμε πως μόλις για ένα μικρό υποσύνολο 67 περιπτώσεων διαθέταμε στο σύνολο ελέγχου

την περιοχή ενδιαφέροντος τόσο από την λήψη CC όσο και από τη λήψη MLO. Οι 36 εξ' αυτών είναι καλοήθεις περιπτώσεις, ενώ οι υπόλοιπες 31 περιέχουν κακοήθη ευρήματα.

Για τις συγκεκριμένες 67 περιπτώσεις εργαστήκαμε ως εξής: εφαρμόσαμε το προτεινόμενο διαγνωστικό συνδυαστικό μοντέλο που παρουσιάσαμε στο σχήμα 8.7 και για τις δύο περιοχές ενδιαφέροντος, ώστε να εξάγουμε για την καθεμία το ποσοστό επικινδυνότητάς της. Στη συνέχεια, υπολογίσαμε την τιμή A_z μόνο για το υποσύνολο των 67 εικόνων από λήψη CC, ενώ επαναλάβαμε τη μέτρηση μόνο για τις εικόνες από λήψη MLO. Τέλος, προκειμένου να συνδυάσουμε τα αποτελέσματα από τις δύο λήψεις, συνδυάσαμε τα δύο ποσοστά υπολογίζοντας ως τελικό ποσοστό επικινδυνότητας της περίπτωσης το μέσο όρο των δύο ποσοστών που υπολογίσαμε από τις δύο διαφορετικές λήψεις. Π.χ. αν για την περιοχή ενδιαφέροντος από τη λήψη CC μιας περίπτωσης το ποσοστό επικινδυνότητας είναι 60%, ενώ για την αντίστοιχη περιοχή ενδιαφέροντος από τη λήψη MLO το ποσοστό είναι υψηλότερο και ισούται με 90%, θεωρούμε ότι το τελικό ποσοστό είναι 75%. Με τον τρόπο αυτό, υπολογίσαμε το ποσοστό επικινδυνότητας για κάθε περίπτωση και υπολογίσαμε την A_z τιμή για το διαχωρισμό των περιπτώσεων. Στο σχήμα 8.13 παρουσιάζουμε σε κοινό γράφημα τις καμπύλες ROC που προκύπτουν για τα ποσοστά μόνο από τη λήψη CC, μόνο από τη λήψη MLO και τέλος συνδυάζοντας τα αποτελέσματα και από τις δύο λήψεις. Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα ποσοστά επικινδυνότητας ανάμεσα στις δύο λήψεις ήταν παραπλήσια, ωστόσο κάτι τέτοιο δεν είναι απαραίτητο να ισχύει πάντα καθώς μπορεί η εικόνα από τη μία λήψη να περιέχει περισσότερες διαγνωστικές πληροφορίες σε σχέση με την εικόνα από την άλλη λήψη. Παρατηρούμε λοιπόν ότι υπάρχει έστω και μία μικρή αύξηση των επιδόσεων όταν συνδυάζουμε τα ποσοστά και από τις δύο λήψεις. Αν και το δείγμα των 67 περιπτώσεων είναι μικρό για την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων, αναλύοντας το συγκεκριμένο σχήμα μπορούμε να υποθέσουμε ότι η ταυτόχρονη εφαρμογή του CAD_x συστήματος στις δύο εικόνες της ίδιας περίπτωσης που προέρχονται όμως από διαφορετικές λήψεις, μπορεί να αυξήσει τις επιδόσεις διαχωρισμού σε σχέση με εκείνες που θα παρατηρούσαμε αν ελέγχαμε αποκλειστικά μόνο μία από τις δύο εικόνες.



Σχήμα 8.13 Καμπύλες ROC και οι αντίστοιχες τιμές A_z (CC, MLO, Combined) για το υποσύνολο των 67 περιπτώσεων, για κάθε διαφορετική λήψη και το συνδυασμό τους.

Μάλιστα, εφαρμόζουμε το διάγραμμα που παρουσιάσαμε στο σχήμα 8.12 για τη συνδρομή των CAD_x αλγορίθμων στη λήψη απόφασης, ακολουθώντας τη διάγνωση των ακτινολόγων. Χρησιμοποιούμε ως τελικό ποσοστό επικινδυνότητας το μέσο όρο των δύο ποσοστών όπως προέκυψαν από την ανάλυση των δύο περιοχών ενδιαφέροντος από τη λήψη CC και τη λήψη MLO. Με βάση το συγκεκριμένο ποσοστό και τα βέλτιστα κατώφλια που έχουν προκύψει από την προηγούμενη ανάλυση, υπολογίζουμε τις επιδόσεις για τις 67 συνολικά περιπτώσεις του συγκεκριμένου δείγματος. Στον πίνακα 8.6 παρουσιάζουμε την επίδοση των ακτινολόγων χωρίς τη χρήση του CAD_x συστήματος, και τις αντίστοιχες επιδόσεις όταν γίνεται συνδυαστική διάγνωση με το CAD_x σύστημα, κάνοντας χρήση και των δύο κατωφλίων.

Πίνακας 8.6 Επιδόσεις επί του συνόλου των 67 περιπτώσεων ακολουθώντας το προτεινόμενο διάγραμμα λήψης απόφασης μεταξύ ακτινολόγων και συνδυαστικού CAD_x συστήματος.

	<i>ACC</i>	<i>SN</i>	<i>SP</i>
Ακτινολόγοι χωρίς CAD _x	0.552	1.000	0.166
Ακτινολόγοι με CAD _x (31%)	0.776	0.806	0.75
Ακτινολόγοι με CAD _x (15%)	0.686	1.000	0.416

Συμπεραίνουμε πως και στη συγκεκριμένη περίπτωση η συνδυαστική χρήση του CAD_x συστήματος δύναται να βελτιώσει τα αποτελέσματα διαχωρισμού μεταξύ καλόηθων και κακόηθων περιπτώσεων. Αξιοποιώντας και τις δύο λήψεις για κάθε περίπτωση, φαίνεται ότι μπορούμε να εξάγουμε με χρήση CAD_x μεθόδων ένα συνολικό ποσοστό επικινδυνότητας ανά περίπτωση που αξιοποιείται από τους ακτινολόγους για το χειρισμό περιπτώσεων αυξημένης δυσκολίας. Χρησιμοποιώντας το κατώφλι 15%, η ευαισθησία των ακτινολόγων παραμένει στο ίδιο επίπεδο, άρα καμία καρκινική περίπτωση δεν ταξινομείται λανθασμένα, ενώ η ειδικότητα για μια ακόμη φορά βελτιώνεται σημαντικά από 16.67% που είναι η επίδοση χωρίς τη χρήση CAD_x σε 41.67% με χρήση του CAD_x. Με χρήση του κατωφλίου 31%, παρατηρούμε τη μέγιστη ακρίβεια που ισούται με 77.61% που συνοδεύεται από πτώση της ευαισθησίας περίπου κατά 20%, όμως η ειδικότητα αυξάνεται σημαντικά περίπου κατά 60%.

8.3 Συζήτηση και συμπεράσματα

Το βασικό ζήτημα που διερευνήσαμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο είναι ο τρόπος που μπορούν να αξιοποιηθούν οι CAD_x μεθοδολογίες που αναπτύξαμε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής σε συνθήκες κλινικής πρακτικής, όπου απαιτείται λήψη αποφάσεων από τους ακτινολόγους που αναλύουν μαστογραφίες ασθενών. Η βασική μας πρόταση είναι πως ένα CAD_x σύστημα δεν πρέπει

να λειτουργεί αυτόνομα, αλλά αντίθετα επιβάλλεται η χρήση του να έχει συμπληρωματικό ρόλο στη διάγνωση του ακτινολόγου ακολουθώντας τις βασικές υποδείξεις του τελευταίου. Προτείνουμε στο συγκεκριμένο κεφάλαιο ένα πρωτότυπο σενάριο χρήσης, όπου βασικές αποφάσεις και υποδείξεις του ακτινολόγου, όπως η αξιολόγηση κατά BIRADS, η πυκνότητα του μαστού και η θέση του υπό εξέταση ευρήματος, καθορίζουν την επιλογή των καταλληλότερων μεθοδολογιών.

Για τον έλεγχο της αξιοπιστίας του συγκεκριμένου σεναρίου προσομοιώσαμε την αλληλεπίδραση ακτινολόγου και CAD_x συστήματος στο σύνολο των μαστογραφιών της βάσης DDSM όπου περιέχονται οι απαραίτητες πληροφορίες που συζητήσαμε προηγουμένως. Χωρίσαμε κατάλληλα τα δεδομένα σε τρία διαφορετικά και πλήρως ανεξάρτητα υποσύνολα (σύνολο εκπαίδευσης, σύνολο αξιολόγησης και σύνολο ελέγχου) όπου το πρώτο χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των CAD_x ταξινομητών, το δεύτερο για τη διαμόρφωση του συνδυαστικού σεναρίου ενώ το τελευταίο για την επικύρωση των αποτελεσμάτων σε ένα τελείως άγνωστο σύνολο που δεν έχει χρησιμοποιηθεί καθόλου σε νωρίτερο στάδιο, όπως ακριβώς θα συνέβαινε με νεοεισερχόμενες περιπτώσεις σε ένα διαγνωστικό κέντρο όπου ο ακτινολόγος καλείται να αναλύσει τις νέες μαστογραφίες.

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι μπορούμε να βελτιώσουμε τις επιδόσεις του CAD_x συστήματος ακολουθώντας συγκεκριμένες υποδείξεις των ακτινολόγων μέσα από ένα σύνολο αποφάσεων. Ένας γενικευμένος ταξινομητής που εκπαιδεύτηκε με ολόκληρο το σύνολο παρείχε χαμηλότερες επιδόσεις σε σχέση με πιο εξειδικευμένους ταξινομητές που εκπαιδεύτηκαν με περιπτώσεις συγκεκριμένων ιδιοτήτων. Η κατάλληλη επιλογή των ταξινομητών καθορίστηκε από δύο βασικές υποδείξεις των ακτινολόγων, την πυκνότητα του μαστού και την αξιολόγηση κατά BIRADS που είχαν προηγουμένως πραγματοποιήσει. Επίσης, αξιοποιώντας τη θέση του ευρήματος μέσα στο μαστό, προσθέσαμε επιπλέον διαγνωστική πληροφορία που μετέβαλλε το τελικό ποσοστό επικινδυνότητας. Δείξαμε πως και η συγκεκριμένη προσθήκη μπορούσε να βελτιώσει επιπλέον την τελική επίδοση διαχωρισμού. Τέλος, προστέθηκε μία επιπλέον συνιστώσα η οποία αφορούσε την ηλικία της ασθενούς και ακτινολογικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιεί ένας ακτινολόγος κατά την ανάλυση της μαστογραφίας. Με τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά εκπαιδεύτηκε ένας επιπλέον ταξινομητής ο οποίος μπορεί να κάνει επίσης πρόβλεψη της επικινδυνότητας. Συνοψολογίζοντας το συγκεκριμένο ποσοστό, καταλήξαμε στο μοντέλο διάγνωσης του σχήματος 8.7 που τροφοδοτείται αποκλειστικά από ανάλυση αυτόματων CAD_x αλγορίθμων, ακτινολογικών χαρακτηριστικών και της ηλικίας της ασθενούς.

Με το συγκεκριμένο μοντέλο επιτεύχθηκε η μέγιστη επίδοση ($A_2=0.945$) επί του συνόλου αξιολόγησης, ενώ και επί του συνόλου ελέγχου των 481 περιπτώσεων η επίδοση $A_2=0.862$ είναι η μεγαλύτερη που παρατηρήσαμε. Τα συγκεκριμένα αποτελέσματα είναι αρκετά υψηλά, γεγονός που πιστοποιείται από τη σύγκριση με τις επιδόσεις των ακτινολόγων που είναι 0.78 και 0.654 στο σύνολο αξιολόγησης και ελέγχου αντίστοιχα. Επιδιώκοντας υψηλά επίπεδα ευαισθησίας που είναι υψίστης σημασίας σε ρεαλιστικές συνθήκες, η ευαισθησία που επιτυγχάνουμε είναι 0.972 έναντι 0.935 της ευαισθησίας των ακτινολόγων, ενώ επιτυγχάνουμε σχεδόν διπλάσια ειδικότητα καθώς λαμβάνουμε τιμή 0.377 έναντι 0.166 των ακτινολόγων.

Οι συγκεκριμένες επιδόσεις είναι και από τις υψηλότερες που συναντάμε και στη βιβλιογραφία, ιδιαίτερα αν αναλογιστούμε το μεγάλο πλήθος του συνόλου ελέγχου (481 περιπτώσεις). Το μεγάλο ίσως πλεονέκτημα των προτεινόμενων μεθοδολογιών είναι πως δεν περιοριζόμαστε στη χρήση μόνο αυτόματων μεθοδολογιών, αντίθετα προτείνεται η δυναμική χρήση των μεθόδων μέσα από υποδείξεις των ακτινολόγων. Η αλληλεπίδραση με τον ακτινολόγο που ερμηνεύει μια περίπτωση σηματοδοτεί και καθορίζει την επιλογή των πιο αντιπροσωπευτικών και αποδοτικών ανά περίπτωση αλγορίθμων, προκειμένου να εξαχθεί ένα συνδυαστικό ποσοστό επικινδυνότητας ανά περίπτωση που συνδυάζει πληροφορίες από την αυτόματη ανάλυση της περιοχής ενδιαφέροντος, την ανάλυση των ακτινολόγων και της ηλικίας της ασθενούς.

Βιβλιογραφία

- American College of Radiology (ACR): ACR Breast Imaging Reporting and Data System, Breast Imaging Atlas, 4th Edition, Reston, VA. USA, 2003.
- Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., “Variations on breast density and subtlety of the findings require different computational intelligence pipelines for the diagnosis of clustered microcalcifications”, accepted for publication in 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 10-13 November, Chania, Greece, 2013.
- Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., “Generation of clustered microcalcifications’ atlases for benign and malignant cases”, accepted for publication in 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, Chania, Greece, 2013.
- Doi, K. 2007. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential, *Comput. Med. Imaging Graph.* 31, 198–211.
- Elter, M. and Horsh, A. 2009. A CAD_x of mammographic masses and clustered microcalcifications: a review, *Med. Phys.*, 36, 2052–2068.
- Karahaliou, A., Skiadopoulou, S., Boniatis, I., Sakellaropoulos, P., Likaki, E., Panayiotakis, G. and Costaridou, L. 2007. Texture analysis of tissue surrounding microcalcifications on mammograms for breast cancer diagnosis, *Br. J. Radiol.*, 80, 648-656.
- Kumar, R. and Indrayan, A. 2011. Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve for Medical Researchers, *Indian Pediatrics*, 48, 277-287.

Κεφάλαιο 9 – Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Στη συγκεκριμένη διατριβή αναπτύχθηκαν μεθοδολογίες για την αυτόματη ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που εντοπίζονται σε εικόνες μαστογραφίας. Ακολουθήθηκαν οι βασικές αρχές που διέπουν ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης για την ανάλυση ευρημάτων και υλοποιήθηκαν διαφορετικές μεθοδολογίες και αλγόριθμοι για κάθε διαφορετικό στάδιο λειτουργίας του συστήματος. Για την κατάτμηση των μικροασβεστώσεων από τον περιβάλλοντα ιστό χρησιμοποιήθηκε ένας αυτόματος αλγόριθμος που βασίζεται στην απευθείας διερεύνηση των φωτεινότητων των εικονοστοιχείων της περιοχής ενδιαφέροντος, πραγματοποιώντας φιλτράρισμα υψηλών συχνοτήτων (Κεφάλαιο 2). Για την περιγραφή των συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, εξάγαμε χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη μορφολογία της κάθε μικροασβέστωσης και τη φωτεινότητά της σε σχέση με τον ιστό που την περικλείει, την διάταξη των μικροασβεστώσεων μέσα στο σύμπλεγμα καθώς και τη μορφολογία ολόκληρου του συμπλέγματος και τέλος χαρακτηριστικά που περιγράφουν την υφή του ιστού στην περιοχή ενδιαφέροντος (Κεφάλαιο 3). Στο επόμενο στάδιο, αναπτύξαμε και συγκρίναμε διαφορετικές μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης (κεφάλαιο 4) προκειμένου να διερευνήσουμε την αποτελεσματικότητά τους και να αναδείξουμε τον αποτελεσματικότερο συνδυασμό των μεθόδων αυτών. Με τις μεθόδους που παρουσιάσαμε στο προηγούμενα κεφάλαια προχωρήσαμε σε μία ευρείας κλίμακας μελέτη αναλύοντας περιοχές ενδιαφέροντος από πραγματικές μαστογραφικές εικόνες που αντλήσαμε από ελεύθερα προσβάσιμες βάσεις δεδομένων, προκειμένου να ελέγξουμε την αποτελεσματικότητα των προτεινόμενων μεθοδολογιών και να διερευνήσουμε τους παράγοντες που επηρεάζουν την υποβοηθούμενη διάγνωση (Κεφάλαιο 5). Τα συμπεράσματα που προέκυψαν από το προηγούμενο κεφάλαιο μας ώθησαν να διερευνήσουμε μεθόδους ενίσχυσης εικόνας ώστε να ελέγξουμε αν

μπορούν να βελτιώσουν τα επίπεδα ταξινόμησης (Κεφάλαιο 6) καθώς και να ενσωματώσουμε τη χρήση χαρακτηριστικών θέσης του συμπλέγματος μέσα στο μαστό (Κεφάλαιο 7) προκειμένου να δημιουργήσουμε μαστογραφικούς άτλαντες εμφάνισης συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων και χάρτες πιθανοτήτων για την εκ των προτέρων εκτίμηση της επικινδυνότητας μίας περίπτωσης. Τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν από τα προηγούμενα κεφάλαια μαζί με τους βέλτιστους αλγορίθμους για κάθε διαφορετικό στάδιο λειτουργίας αποτιμώνται και συνδυάζονται προκειμένου να θεσπίσουμε ένα πρωτότυπο σενάριο χρήσης του συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης στην καθημερινή κλινική πρακτική (κεφάλαιο 8), όπου συνδυάζονται αποτελέσματα από αυτόματους αλγορίθμους επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνας μαζί με τις εκτιμήσεις των ακτινολόγων προκειμένου να βελτιστοποιηθεί η διαγνωστική διαδικασία και να αυξηθούν οι επιδόσεις διαχωρισμού του συστήματος. Στο τρέχον κεφάλαιο, συνοψίζουμε τα βασικότερα συμπεράσματα που προέκυψαν από τη συγκεκριμένη διατριβή και προτείνουμε τους άξονες για τις μελλοντικές προεκτάσεις πάνω στο υπό εξέταση ζήτημα.

9.1 Συνεισφορά της Διατριβής

Βασικός στόχος της συγκεκριμένης διατριβής είναι η ανάπτυξη και υλοποίηση αυτόματων μεθόδων για την κατηγοριοποίηση συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων που εμφανίζονται σε μαστογραφίες ασθενών. Η συγκεκριμένη εφαρμογή απαιτεί την υλοποίηση διακριτών σταδίων λειτουργίας, γι αυτό και προχωρήσαμε σε έναν ανεξάρτητο σχεδιασμό του κάθε σταδίου από τα υπόλοιπα. Σε κάθε περίπτωση, εξετάσαμε εναλλακτικούς αλγορίθμους με σκοπό να εντοπίσουμε και να αναδείξουμε εκείνους που παρέχουν τα ικανοποιητικότερα επίπεδα διαχωρισμού.

Μία πρώτη σημαντική συνεισφορά της διατριβής αφορά την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων που είναι σε άμεση εξάρτηση με το χρησιμοποιούμενο πλήθος μαστογραφιών για την εκπόνηση της μελέτης. Πολλές εργασίες που συναντώνται στη βιβλιογραφία αναφέρουν υψηλά επίπεδα διαχωρισμού ($Az > 0.9$), με χρήση όμως περιορισμένων συνόλων μαστογραφιών (< 100). Στη συγκεκριμένη διατριβή, το πλήθος των μαστογραφιών (περίπου 1750) που χρησιμοποιήθηκε είναι το μεγαλύτερο που έχει αναφερθεί στη βιβλιογραφία για το διαχωρισμό συμπλεγμάτων μικροασβετώσεων, με αποτέλεσμα τα συμπεράσματα που προκύπτουν να έχουν μεγαλύτερο βαθμό αξιοπιστίας και υψηλότερη ικανότητα γενίκευσης.

Οι πρώτες μετρήσεις που πραγματοποιήσαμε κατέδειξαν πως το προτεινόμενο σύστημα λειτουργεί προς τη σωστή κατεύθυνση, καθώς η αποδοτικότητα του επηρεάζεται από τους ίδιους παράγοντες που επηρεάζουν τη διάγνωση των ακτινολόγων στην καθημερινή κλινική πρακτική. Συγκεκριμένα, μελετήσαμε διαφορετικά υποσύνολα μαστογραφιών με βάση το βαθμό διακριτότητας των ευρημάτων και την πυκνότητα του μαστού. Εντοπίσαμε υποσύνολα για τα οποία τα αποτελέσματα ταξινόμησης ήταν πολύ υψηλά, καθώς και άλλα για τα οποία η ταξινόμηση ήταν κοντά στο επίπεδο τυχαιότητας. Είδαμε ότι, όπως αναμενόταν, όσο μεγαλύτερος ήταν ο βαθμός της διακριτότητας των ευρημάτων τόσο υψηλότερες ήταν και οι επιδόσεις διαχωρισμού που επιτυγχάναμε. Επιπλέον, σημαντικό ρόλο φαίνεται να διαδραματίζει η πυκνότητα του μαστού και να αποτελεί βασικό

παράγοντα που δυσχεραίνει την κατάτμηση και ανάλυση των μικροασβεστώσεων, καθώς δείξαμε ότι οι επιδόσεις φθίνουν για αυξανόμενο βαθμό πυκνότητας του μαστού [Andreadis et al. 2011]. Φαίνεται συνεπώς πως το βασικότερο ρόλο για την επίτευξη υψηλών αποτελεσμάτων διαχωρισμού τον διαδραματίζει η ίδια η σύσταση του συνόλου μαστογραφιών.

Μία επιπλέον ένδειξη που επιβεβαιώνει το συγκεκριμένο συμπέρασμα προέκυψε από τη σύγκριση διαφορετικών σχημάτων επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης που πραγματοποιήσαμε στο κεφάλαιο 4, χρησιμοποιώντας τέσσερα διαφορετικά σύνολα περιπτώσεων μεταβλητού βαθμού δυσκολίας. Το συμπέρασμα που καταλήξαμε είναι ότι δεν φαίνεται να υπάρχει κάποιος ταξινομητής που να υπερέχει ξεκάθαρα των υπολοίπων, με εξαίρεση ίσως τον ταξινομητή SVM_{rbf} του οποίου οι επιδόσεις ήταν λίγο υψηλότερες. Το συγκεκριμένο αποτέλεσμα συνάδει και με παρατηρήσεις δύο άλλων μελετών στις οποίες δείξαμε ότι ο συγκεκριμένος ταξινομητής απέδωσε καλύτερα σε σχέση με τα πιθανοτικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [Tsiaras et al. 2012]. Επιπλέον, ένα πλειοψηφικό σχήμα ταξινόμησης ορισμένων ή όλων των υπό εξέταση ταξινομητών ήταν αυτό που παρείχε συνήθως τις υψηλότερες επιδόσεις. Το γεγονός αυτό κατέδειξε πως πρωταρχικό ρόλο για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων δε διαδραματίζει τόσο η επιλογή του ταξινομητή, αλλά αντίθετα η σύσταση και η δυσκολία του συνόλου εκπαίδευσης καθώς και η ποιότητα των χαρακτηριστικών που έχουν επιλεγεί για την περιγραφή των ευρημάτων.

Όσον αφορά λοιπόν τις ομάδες χαρακτηριστικών περιγραφής μικροασβεστώσεων που παρουσιάσαμε στο κεφάλαιο 3, η απευθείας μεταξύ τους σύγκριση ανέδειξε την υπεροχή των χαρακτηριστικών υφής για την ταξινόμηση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων τόσο για πυκνούς όσο και για λιπώδεις μαστούς [Andreadis et al. 2011]. Παράλληλα, παρουσιάζουν το μεγάλο πλεονέκτημα πως είναι ανεξάρτητα από τη φάση κατάτμησης των μικροασβεστώσεων, καθώς τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά βασίζονται στην ανάλυση των αρχικών φωτεινοτήτων των εικονοστοιχείων της περιοχής ενδιαφέροντος. Συγκριτικά υψηλές επιδόσεις διαχωρισμού παρείχαν και τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν τη μορφολογία και την κατανομή του συμπλέγματος, γεγονός που αποδεικνύει πως η περιγραφή ολόκληρου του συμπλέγματος μπορεί να παρέχει σημαντικές πληροφορίες για το διαχωρισμό των ευρημάτων. Η ομάδα που φάνηκε να επηρεάζεται σε μεγαλύτερο βαθμό από την πυκνότητα του μαστού είναι εκείνη που αφορά τη μορφολογία μεμονωμένων μικροασβεστώσεων. Παρατηρούμε λοιπόν ότι η συγκεκριμένη ομάδα, παρά το γεγονός ότι αποτελεί τη βασική πηγή πληροφοριών για τη διάγνωση που πραγματοποιούν οι ακτινολόγοι, είναι και η πιο δύσκολη στην ερμηνεία καθώς παρουσιάζει τη μεγαλύτερη εξάρτηση από την ποιότητα της εικόνας και τους αυτόματους αλγορίθμους που έχουν εφαρμοστεί σε προηγούμενα στάδια.

Η σύγκριση των αποτελεσμάτων των προτεινόμενων μεθόδων με αποτελέσματα άλλων προηγούμενων δημοσιεύσεων είναι δύσκολη καθώς δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κοινά σύνολα μαστογραφιών. Στο μοναδικό σύνολο που χρησιμοποιήθηκε και σε άλλες μελέτες (βάση MIAS) τα αποτελέσματα που έχουμε εξάγει είναι και τα υψηλότερα που συναντώνται στη βιβλιογραφία. Ωστόσο, μία επιπλέον παρατήρηση που αναδεικνύει τη δυναμική των προτεινόμενων μεθοδολογιών

αποτελεί η υπεροχή των αποτελεσμάτων ταξινόμησης σε σύγκριση με εκείνα που προκύπτουν από την διάγνωση που έχουν πραγματοποιήσει οι ακτινολόγοι που συμμετείχαν στο σχεδιασμό της βάσης DDSM. Φαίνεται ότι σχεδόν σε όλα τα υποσύνολα μαστογραφιών τα παραγόμενα αποτελέσματα είναι υψηλότερα σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή A_z των ακτινολόγων [Andreadis et al. 2013a]. Το γεγονός αυτό πιστοποιεί την σωστή ικανότητα διαχωρισμού των προτεινόμενων αλγορίθμων και αναδεικνύει τη δυναμική τους να λειτουργήσουν συμπληρωματικά στο διαγνωστικό έργο των ακτινολόγων. Μάλιστα, σε ένα συγκεκριμένο σύνολο περιπτώσεων που ταξινομήθηκαν από τους ακτινολόγους ως BIRADS 3, κατηγορία που μαρτυρά μεγάλη αμφιβολία για την παθογένεια του ευρήματος και συνίσταται επανέλεγχος μετά από σύντομο χρονικό διάστημα [Giannakourouli et al. 2010], τα αποτελέσματα διαχωρισμού από τους προτεινόμενους αυτόματους αλγόριθμους είναι πολύ υψηλά ($A_z=0.954$), γεγονός που δείχνει τη δυναμική των αλγορίθμων να προσφέρουν αξιόπιστη διάγνωση σε δύσκολες περιπτώσεις με αυξημένες αμφιβολίες για τη διάγνωση.

Οι προηγούμενες παρατηρήσεις για τη σημαντικότητα της πυκνότητας του μαστού στη διάγνωση και την επακόλουθη διαφορετική επιλογή κρίσιμων χαρακτηριστικών μας ώθησε στη διερεύνηση της αναγκαιότητας για προ-ενίσχυση της αντίθεσης της εικόνας. Σκοπός του συγκεκριμένου βήματος ήταν να παρατηρήσουμε αν υπάρχει η δυνατότητα βελτίωσης των αποτελεσμάτων ταξινόμησης συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, τροποποιώντας την αντίθεση στη φωτεινότητα των εικονοστοιχείων της αρχικής εικόνας. Παρατηρήσαμε λοιπόν πως πράγματι υπάρχουν αλγόριθμοι ενίσχυσης που μπορούν να δράσουν ευεργετικά στον τρόπο λειτουργίας του προτεινόμενου συστήματος. Μάλιστα, η πυκνότητα του μαστού και η διακριτότητα των ευρημάτων καθορίζουν άμεσα την επιλογή του αντίστοιχου αλγόριθμου. Συγκεκριμένα, δείξαμε ότι σε υποσύνολα δύσκολων περιπτώσεων, ένας προτεινόμενος αλγόριθμος που στηρίζεται σε μετασχηματισμό κυματιδίου μπορούσε να βελτιώσει σημαντικά τα αποτελέσματα ταξινόμησης, ιδιαίτερα στην περίπτωση πυκνών μαστών. Αντίστοιχα, σε υποσύνολα λιπωδών μαστών, ένας διαφορετικός αλγόριθμος που στηρίζεται σε γραμμικό μετασχηματισμό των φωτεινοτήτων των αρχικών εικονοστοιχείων μπορούσε να επιφέρει τις υψηλότερες επιδόσεις διαχωρισμού [Andreadis et al. 2013a]. Το προκύπτον συμπέρασμα συνεπώς είναι πως οι ιδιότητες της κάθε μαστογραφίας καθορίζουν και ενδεχομένως να καθιστούν αναγκαία την προ-ενίσχυση της εικόνας στοχεύοντας σε καλύτερη παρατήρηση των μικροασβεστώσεων και σε βελτιωμένη διάγνωση.

Στη συγκεκριμένη διατριβή προτείνεται επίσης η χρήση χαρακτηριστικών θέσης για την πρόβλεψη της παθογένειας του συμπλέγματος. Σε προηγούμενες δημοσιεύσεις η χρήση χαρακτηριστικών θέσης ήταν πολύ περιορισμένη, καθώς ο υπολογισμός του προϋποθέτει τον εντοπισμό κρίσιμων ανατομικών δομών (περιφέρεια μαστού, θωρακικός μυς) που αποτελεί από τη φύση του ένα αρκετά δύσκολο εγχείρημα. Στα πλαίσια της διατριβής, προτείναμε ένα σχέδιο λειτουργίας που στοχεύει στον υπολογισμό τέτοιων χαρακτηριστικών. Μάλιστα, προχωρήσαμε ένα βήμα παραπάνω ώστε να σχεδιάσουμε με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά μαστογραφικούς άτλαντες (χάρτες πιθανοτήτων) για την περιγραφή της τοπολογίας του μαστού [Andreadis et al. 2013b]. Τέτοιοι χάρτες δεν έχουν προταθεί προηγουμένως στη βιβλιογραφία για την περίπτωση μικροασβεστώσεων, παρά μόνο για

την περίπτωση μαζών. Οι χάρτες που προέκυψαν φανέρωσαν την ύπαρξη περιοχών του μαστού με μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης μικροασβεστώσεων, καθώς και περιοχές με αυξημένη πιθανότητα εμφάνισης κακοήθειας. Οι συγκεκριμένοι χάρτες αξιοποιήθηκαν στο τελευταίο στάδιο για την διαμόρφωση του τελικού ποσοστού επικινδυνότητας μιας περίπτωσης, εξάγοντας εκ των προτέρων πληροφορίες για την επικινδυνότητα του συμπλέγματος με βάση τη σχετική του θέση μέσα στο μαστό.

Στο τελευταίο κεφάλαιο, αναδεικνύουμε τον τρόπο με τον οποίο μπορούν να αξιοποιηθούν οι προτεινόμενες μεθοδολογίες μέσω ενός σεναρίου χρήσης το οποίο καθορίζεται από βασικές υποδείξεις των ακτινολόγων. Οι υποδείξεις αυτές περιλαμβάνουν την πυκνότητα του μαστού, την αξιολόγηση κατά BIRADS και την ακριβή θέση του συμπλέγματος. Στόχος είναι η εξαγωγή ενός τελικού ποσοστού επικινδυνότητας το οποίο θα διαμορφώνεται από επιμέρους συνιστώσες, όπως η εκτίμηση του CAD_x συστήματος συνδυάζοντας τα αποτελέσματα των καταλληλότερων ταξινομητών, η εκτίμηση για τη σχετική θέση του συμπλέγματος στο μαστό κανοντας χρήση των πιθανοτικών χαρτών και η διάγνωση των ακτινολόγων με όρους που προέρχονται από το πρότυπο BIRADS. Συνδυάζουμε συνεπώς διαγνωστικές πληροφορίες που προέρχονται από την αυτόματη CAD_x ανάλυση μιας περιοχής ενδιαφέροντος που περιέχει το ύποπτο σύμπλεγμα, πληροφορίες που σχετίζονται με την ανάλυση που έχουν πραγματοποιήσει ακτινολόγοι για το ίδιο εύρημα καθώς και την ηλικία της ασθενούς. Τα αποτελέσματα είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικά και δείχνουν ότι η συνδυαστική χρήση όλων των διαγνωστικών πληροφοριών οδηγεί σε βελτιωμένες επιδόσεις σε σχέση με αυτές που θα επιτυγχάνονταν από την αποκλειστική χρήση μόνο του CAD_x συστήματος ή των υποδείξεων των ακτινολόγων. Μάλιστα, οι επιδόσεις είναι σημαντικά υψηλότερες σε σχέση με εκείνες που παρατηρούνται από την τελική διάγνωση των ακτινολόγων και δείχνουμε πως η χρήση του προτεινόμενου σεναρίου οδηγεί τόσο σε υψηλότερα επίπεδα ευαισθησίας, όσο και σε σημαντική αύξηση της ειδικότητας. Συμπερασματικά, τα αποτελέσματα του συγκεκριμένου κεφαλαίου αναδεικνύουν την αξιοπιστία των προτεινόμενων μεθοδολογιών για την διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, ενώ παράλληλα μέσω του συνδυαστικού σεναρίου χρήσης διαφαίνεται η δυναμική τους να συνδράμουν το διαγνωστικό έργο των ακτινολόγων.

9.2 Προτάσεις για μελλοντική εργασία

Στην παρούσα παράγραφο συζητούνται κάποιες προτάσεις για μελλοντική εργασία που αφορούν προεκτάσεις των θεμάτων που αντιμετωπίστηκαν στη συγκεκριμένη διατριβή.

Ενσωμάτωση σε σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης

Αν και η συγκεκριμένη διατριβή πραγματεύεται αλγορίθμους για την υποβοηθούμενη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, δε συζητήθηκε καθόλου η ενσωμάτωση τους σε ένα υπολογιστικό εργαλείο που θα μπορεί να εφαρμοστεί στην καθημερινή κλινική πρακτική. Όπως συζητήθηκε και στο κεφάλαιο 1, ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης δεν αρκεί να είναι αποτελεσματικό στη διάγνωση ώστε να λειτουργεί συμπληρωματικά στον ακτινολόγο, αλλά πρέπει

να είναι σχεδιασμένο με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι εύκολο στη χρήση του και φιλικό προς τον ακτινολόγο που θα το χρησιμοποιήσει για την ανάλυση των μαστογραφιών. Βασικός μελλοντικός στόχος, λοιπόν, είναι οι προτεινόμενοι αλγόριθμοι της παρούσας διατριβής να ενσωματωθούν σε ένα σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης το οποίο θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί συμπληρωματικά από ακτινολόγους στην καθημερινή κλινική πρακτική για την διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων που εμφανίζονται σε μαστογραφίες ασθενών. Μάλιστα, θα ήταν επιθυμητό το σύστημα να μπορεί να λειτουργεί εξ' αποστάσεως από ακτινολόγους απομακρυσμένων περιοχών, ακολουθώντας της σύγχρονες ανάγκες που μπορεί να ικανοποιήσει η τηλεϊατρική. Η συνεργασία μας με το Τμήμα Πληροφορικής της Ακαδημίας Αθηνών μας έχει προσφέρει την κατάλληλη τεχνογνωσία για την ανάπτυξη συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης, χάρη στο σύστημα Ιπποκράτης-Μαστού που έχει αναπτυχθεί [Spryrou et al. 2006] και αποτελεί ένα πρότυπο ψηφιακό σύστημα πρώιμης ανίχνευσης και ταξινόμησης καρκινικών μικροαποτιτανώσεων του μαστού.

Δημιουργία διαδικτυακής βάσης μαστογραφιών

Μία δεύτερη πρόταση για μελλοντική εργασία αφορά τη διαχείριση του μεγάλου πλήθους δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε στη συγκεκριμένη διατριβή σε μία διαδικτυακή βάση. Θυμίζουμε πως οι μαστογραφίες που χρησιμοποιήσαμε προήλθαν από τη βάση DDSM και τη βάση MIAS. Ιδιαίτερα στην πρώτη περίπτωση, η προεργασία που έπρεπε να γίνει για τη διαχείριση των μαστογραφιών ήταν πολύ επίπονη και χρονοβόρα, καθώς οι εικόνες έπρεπε να μετατραπούν σε μορφή που να είναι πιο εύκολα επεξεργάσιμη, καθώς είχε προηγηθεί συμπίεση των εικόνων με ένα πρότυπο (JPEG) που δεν είναι ευρέως διαδεδομένο. Επίσης, η εξαγωγή πληροφοριών για το ιστορικό της ασθενούς, τη ψηφιοποίηση της εικόνας, την περιοχή ενδιαφέροντος και την περιγραφή των ευρημάτων αποτέλεσε ένα ακόμη επίπονο εγχείρημα, καθώς οι πληροφορίες αυτές ήταν αποθηκευμένες σε συνοδευτικά αρχεία κειμένου, οπότε έπρεπε να γίνει αυτόματη εξαγωγή τους και μετέπειτα οργάνωσή τους προκειμένου να είναι πιο εύκολα προσβάσιμες. Ανάλογες δυσκολίες σε μικρότερο όμως βαθμό αντιμετωπίσαμε και στην περίπτωση των μαστογραφιών από τη βάση MIAS. Όπως έχουμε τονίσει ήδη, η σωστή οργάνωση των δεδομένων είναι πολύ σημαντική για την έρευνα γύρω από τη διάγνωση μαστογραφικών ευρημάτων. Στις περισσότερες δημοσιεύσεις χρησιμοποιούνται ιδιωτικές βάσεις που ακόμη και να είναι σωστά οργανωμένες, δεν επιτρέπουν τη σωστή κρίση των αποτελεσμάτων, καθώς μπορεί να υπάρχει υπερεκτίμηση λόγω εύκολων περιπτώσεων, ενώ μπορεί να παρατηρηθούν χαμηλότερες επιδόσεις επειδή το υπό εξέταση σύνολο περιέχει πιο δύσκολες περιπτώσεις. Από την άλλη πλευρά, όσοι ερευνητές χρησιμοποίησαν τη βάση DDSM, αρκέστηκαν στη χρήση ενός περιορισμένου υποσυνόλου και όχι όλων των διαθέσιμων μαστογραφιών, πιθανώς λόγω των προβλημάτων και των δυσκολιών που αναφέραμε προηγουμένως. Άμεσο συνεπακόλουθο είναι να μην μπορεί να γίνει απευθείας σύγκριση διαφορετικών μελετών ακόμα και αν έχουν χρησιμοποιήσει την ίδια βάση, καθώς το πιο πιθανό είναι να έχουν εξεταστεί διαφορετικές μαστογραφίες σε κάθε μελέτη και όχι το σύνολο όλων των περιπτώσεων.

Είναι λοιπόν εμφανής η ανάγκη για την ύπαρξη μίας βάσης που θα περιέχει μεγάλη ποικιλία περιπτώσεων, θα είναι εύκολα και ελεύθερα προσβάσιμη και θα παρέχει τις απαραίτητες πληροφορίες για την ανάλυση των ευρημάτων (παθολογία, πυκνότητα μαστού στοιχεία ιστορικού). Κινούμενοι προς αυτήν την κατεύθυνση, συνεργαστήκαμε προς τη διαμόρφωση μιας νέας βάσης, την MIRACLE [Antoniou et al. 2009], η οποία ικανοποιεί τις βασικές αρχές που αναφέραμε προηγουμένως. Πρόκειται για μια βάση που προς το παρόν περιέχει περιπτώσεις από μία ιδιωτική βάση. Ωστόσο, είναι δυνατόν να φορτώσουμε όλες τις περιπτώσεις που εξετάσαμε στη συγκεκριμένη διατριβή. Η βάση παρέχει εργαλεία αναζήτησης περιπτώσεων που ικανοποιούν συγκεκριμένα κριτήρια, ο χρήστης μπορεί να δει ολόκληρη τη μαστογραφία ή μόνο την περιοχή ενδιαφέροντος με το επισημασμένο από τους ακτινολόγους εύρημα, ενώ πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά των ευρημάτων και τις πληροφορίες της ασθενούς είναι άμεσα διαθέσιμες. Τέλος, η βάση είναι σχεδιασμένη έτσι ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την εκπαίδευση νέων ακτινολόγων, όσο και για τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας υπολογιστικών ταξινομητών.

Ένας στόχος που μπορεί να υλοποιηθεί λοιπόν άμεσα είναι η συμπλήρωση της συγκεκριμένης βάσης με τις μαστογραφίες που αναλύσαμε στη συγκεκριμένη διατριβή. Με τη συγκεκριμένη ενέργεια, αισιοδοξούμε ότι θα ανοίξουμε μεγαλύτερες ευκαιρίες για τη διάγνωση συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων, καθώς η συλλογή και επεξεργασία των εικόνων που μέχρι σήμερα αποτελούσε ένα ιδιαίτερος δύσκολο εγχείρημα, θα είναι πλέον πολύ πιο εύκολη για τους ερευνητές που θέλουν να ασχοληθούν με το συγκεκριμένο θέμα. Επίσης, δίνεται η δυνατότητα για άμεση σύγκριση των αποτελεσμάτων διαφορετικών ερευνητικών προσπαθειών, καθώς το υπό εξέταση σύνολο μπορεί να καθοριστεί και προσδιοριστεί με εύκολο τρόπο. Τέλος, η βάση δίνει την ευκαιρία στον κάθε χρήστη που τη χρησιμοποιεί να αποθηκεύει ανά περίπτωση την πρόβλεψη που πραγματοποιούν οι αυτόματοι αλγόριθμοί του. Με τον τρόπο αυτό, μπορούμε να συλλέξουμε ανά περίπτωση την απόκριση διαφορετικών αλγορίθμων-ταξινομητών και να εξάγουμε συμπεράσματα για την καταλληλότητα του κάθε ταξινομητή καθώς και συμπεράσματα που αφορούν τη δυσκολία κάθε περίπτωσης, εντοπίζοντας εκείνες που οι περισσότεροι ταξινομητές αποτυγχάνουν να πραγματοποιήσουν σωστή πρόβλεψη. Συμπερασματικά, άμεσος στόχος είναι η συγκεκριμένη βάση να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για μελλοντικές ερευνητικές προσπάθειες και να προσφέρει ποιοτική καταγραφή των αποτελεσμάτων ταξινόμησης κάθε ερευνητικής εργασίας και αντικειμενική περιγραφή της δυσκολίας κάθε μαστογραφίας.

Διαμόρφωση συνόλου για τον έλεγχο της αξιοπιστίας της κατάτμησης μικροασβεστώσεων

Στο Κεφάλαιο 2 συζητήσαμε τον αλγόριθμο που σχεδιάσαμε και υλοποιήσαμε για την κατάτμηση των μικροασβεστώσεων από τον περιβάλλοντα ιστό. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δοκιμάστηκε σε ένα σύνολο μαστογραφιών και η αποδοτικότητά του ελέγχθηκε από συνεργαζόμενη ακτινολόγο η οποία στις περισσότερες περιπτώσεις έκρινε το αποτέλεσμα της κατάτμησης αρκετά ικανοποιητικό. Επίσης, με τη βοήθεια της ίδιας ακτινολόγου, πραγματοποιήθηκε μία μικρής κλίμακας σύγκριση με άλλους αλγορίθμους που εντοπίσαμε στη βιβλιογραφία. Και στην δεύτερη περίπτωση πήραμε την

έγκριση πως ο προτεινόμενος αλγόριθμος λειτουργεί ικανοποιητικά συγκριτικά με τους υπόλοιπους. Η σύγκριση αυτή δεν παρατίθεται στη συγκεκριμένη διατριβή καθώς στηρίζεται σε οπτική παρατήρηση των εικόνων, απλά την αναφέρουμε ως ένδειξη σωστής λειτουργίας του προτεινόμενου αλγορίθμου κατάτμησης. Εν γένει, το στάδιο της κατάτμησης είναι ίσως ένα από τα πιο σημαντικά της λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης, καθώς εδώ καθορίζονται οι υποψήφιες μικροασβεστώσεις που στη συνέχεια θα αναλυθούν και θα κατηγοριοποιηθούν. Παρά την πληθώρα των μεθοδολογιών που συναντώνται στη βιβλιογραφία, η σύγκρισή τους δεν είναι άμεση ως προς την κατάτμηση που επιτυγχάνουν, αλλά αντίθετα η σύγκριση είναι έμμεση ως προς τα αποτελέσματα ταξινόμησης που επιτυγχάνονται. Για να επιτευχθεί άμεση σύγκριση πρέπει να ελεγχθεί η ακρίβεια που επιτυγχάνει κάθε αλγόριθμος στην κατάτμηση μιας μικροασβέστωσης, χρησιμοποιώντας ένα σύνολο περιπτώσεων που θα περιέχει επισημασμένα τα ακριβή όρια της κάθε μικροασβέστωσης. Ο σχεδιασμός μιας τέτοιας βάσης είναι οπωσδήποτε κάτι πολύ δύσκολο να γίνει, καθώς απαιτείται ακρίβεια σε επίπεδο εικονοστοιχείου της εικόνας, κάτι που αφενός είναι επίπονο ακόμη και για έμπειρους ακτινολόγους και αφετέρου πρακτικά είναι σχεδόν αδύνατο να επιτευχθεί απόλυτη ακρίβεια λόγω του μικρού μεγέθους της κάθε μικροασβέστωσης, του μεγάλου αριθμού τους μέσα σε ένα σύμπλεγμα και της χαμηλής αντίθεσης (μικρή διακριτικότητα) μεταξύ μικροασβέστωσης και ιστού. Κινούμενοι προς αυτήν την κατεύθυνση, πρέπει να δημιουργηθεί μία βάση αποτελούμενη από περιοχές ενδιαφέροντος με μικροασβεστώσεις τις οποίες θα αναλύσει ένας ακτινολόγος σημειώνοντας τα περιγράμματα της κάθε μικροασβέστωσης. Το συγκεκριμένο σύνολο δεν μπορεί προφανώς να είναι πολύ μεγάλο, καθώς η ανάλυσή του από τον ακτινολόγο θα είναι επίπονη, ωστόσο θα πρέπει να περιέχει περιπτώσεις με μεταβλητό αριθμό μικροασβεστώσεων, διαφορετικής διακριτικότητας αλλά και μικροασβεστώσεις διαφορετικού τύπου (γραμμικές, κυκλικές, πολύμορφες, με υπόπυκνο κέντρο κλπ). Το συγκεκριμένο σύνολο έχει ήδη διαμορφωθεί, χρησιμοποιώντας 50 περιοχές ενδιαφέροντος από τη βάση DDSM. Το συγκεκριμένο σύνολο θα μπορεί να αναλυθεί από έναν ακτινολόγο ώστε να προχωρήσει στις ζητούμενες επισημάνσεις για να αποτελέσει τη βάση για σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων κατάτμησης. Θα μπορούμε μελλοντικά συνεπώς να αξιολογήσουμε εναλλακτικούς αλγορίθμους κατάτμησης, γεγονός που θα επιτρέψει ενδεχομένως την βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης, ειδικά σε περιπτώσεις χαμηλής διακριτικότητας που προς το παρόν δεν επιτυγχάνουμε ικανοποιητική κατάτμηση.

Ανάλυση με επιπλέον μεθόδους ανάλυσης υφής

Στο Κεφάλαιο 3 προχωρήσαμε σε μια αναλυτική περιγραφή των χαρακτηριστικών εικόνας που χρησιμοποιήσαμε για την περιγραφή συμπλεγμάτων μικροασβεστώσεων. Μάλιστα, το τρέχον σύνολο χαρακτηριστικών είναι και το μεγαλύτερο που έχει χρησιμοποιηθεί μέχρι τη στιγμή συγγραφής αυτής της διατριβής για την περιγραφή των συγκεκριμένων ευρημάτων. Τα αποτελέσματα από την ευρείας κλίμακας μελέτη που πραγματοποιήθηκε στο κεφάλαιο 5 κατέδειξε ότι τα χαρακτηριστικά υφής 2^{75} τάξης είναι και τα πλέον αποτελεσματικά για το διαχωρισμό καλόηθων-κακόηθων συμπλεγμάτων. Φαίνεται συνεπώς πως η περιγραφή της υφής της περιοχής

ενδιαφέροντος μπορεί να παρέχει σημαντικές πληροφορίες για την εξακρίβωση της παθογένειας ενός συμπλέγματος. Το γεγονός αυτό ανοίγει το δρόμο για τον έλεγχο και άλλων μεθοδολογιών ανάλυσης υφής. Εκτός από τα στατιστικά 1^{ης} και 2^{ης} τάξης που ελέγχθηκαν στα πλαίσια της συγκεκριμένης διατριβής, μπορεί να εξετασθεί η αποτελεσματικότητα άλλων ομάδων χαρακτηριστικών (Laws' energy measures, Grey Level Run Length Matrices, πολυκλιμακωτοί μετασχηματισμοί) ελέγχοντας τα αποτελέσματα ταξινόμησης που επιτυγχάνουν στα ίδια σύνολα μαστογραφιών.

Ανάλυση μαζών

Στη συγκεκριμένη διατριβή ασχοληθήκαμε μόνο με την περίπτωση των μικροασβεστώσεων. Ωστόσο, οι μάζες αποτελούν ένα ακόμη συχνά εμφανιζόμενο εύρημα σε μαστογραφίες, η παρουσία των οποίων μπορεί να σχετίζεται με κακοήθεις συνθήκες [Chatzistergos et al. 2013]. Η ταξινόμηση μαζών είναι μία εφαρμογή με πλούσια βιβλιογραφία, ωστόσο και στη συγκεκριμένη περίπτωση παρουσιάζονται προβλήματα που υπάρχουν και στην περίπτωση των μικροασβεστώσεων. Εν γένει, η κατηγοριοποίηση μαζών ακολουθεί τα ίδια στάδια όπως και η κατηγοριοποίηση μικροασβεστώσεων, δηλαδή κατάτμηση, εξαγωγή χαρακτηριστικών, επιλογή κρίσιμων χαρακτηριστικών και ταξινόμηση. Πρακτικά, μόνο το στάδιο της κατάτμησης απαιτεί διαφορετικούς αλγόριθμους, καθώς η μορφή των μαζών είναι τελείως διαφορετική από αυτή των μικροασβεστώσεων (βλέπε Κεφάλαιο 1), ενώ και το στάδιο εξαγωγής χαρακτηριστικών δεν αλλάζει δραματικά, καθώς οι ίδιοι αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση της μορφολογίας της μάζας, της ανωμαλίας του περιγράμματός της και της υφής της. Οι αλγόριθμοι επιλογής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης δε σχετίζονται προφανώς με τη φύση του ευρήματος και μπορούν να ακολουθηθούν οι ίδιες μεθοδολογίες. Τέλος, η συλλογή των μαστογραφιών που περιέχουν μάζες έχει ήδη πραγματοποιηθεί από τις βάσεις DDSM και MIAS, καθώς η οργάνωσή τους έχει γίνει με τους ίδιους κανόνες που ακολουθήθηκαν στην περίπτωση των μικροασβεστώσεων. Συνοψίζοντας, παρά το γεγονός ότι η φύση των δύο ευρημάτων είναι τελείως διαφορετική, η τεχνογνωσία που έχει προκύψει από την ενασχόληση μας με τις μικροασβεστώσεις μπορεί να αποδειχθεί πολύ χρήσιμη για να προχωρήσουμε μελλοντικά σε ανάπτυξη μεθοδολογιών υποβοηθούμενης διάγνωσης και για την περίπτωση μαζών.

Βιβλιογραφία

- Andreadis, I., Spyrou, G. and Nikita, K. 2011. A comparative study of image features for classification of breast microcalcifications, *IOP Measurement Science and Technology*, 22 (11).
- Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., "Variations on breast density and subtlety of the findings require different computational intelligence pipelines for the diagnosis of clustered microcalcifications", 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 10-13 November, Chania, Greece, 2013.
- Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., "Generation of clustered microcalcifications' atlases for benign and malignant cases", 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, Chania, Greece, 2013.

-
- Antoniou, Z., Giannakopoulou, G., Andreadis, I., Nikita, K., Ligomenides, P. and Spyrou, G. 2009. A web-accessible mammographic image database dedicated to combined training and evaluation of radiologists and machines, 9th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine-ITAB 2009 , 5-7 November, Larnaca, Cyprus.
- Chatzistergos, S., Andreadis, I. and Nikita, K. 2013. Tensor Radial Lengths for Mammographic Image Enhancement, XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing (MEDICON), 25-28 September, Sevilla, Spain.
- Giannakopoulou, G., Spyrou, G., Andreadis, I., Antarakis, A., Koulocheri, D., Zagouri, F., Nonni, A., Filippakis, G., Nikita, K., Ligomenides, P. and Zografos, G. 2010. Downgrading BIRADS 3 to BIRADS 2 category using a computer-aided microcalcification analysis and risk assessment system for early breast cancer, *Computers in Biology and Medicine*, 40 (11-12), pp. 853-859.
- Spyrou, G., Kapsimalakou, S., Frigas, A., Koufopoulos, K., Vassilaros, S. and Ligomenides, P. 2006. "Hippocrates-mst": a prototype for computer-aided microcalcification analysis and risk assessment for breast cancer, *Med. Bio. Eng. Comput.*, 44, 1007-1015.
- Tsiaparas, N., Golemati, S., Andreadis, I., Stoitsis, J., Valavanis, I. and Nikita K. 2012. Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features, *IOP Measurement Science and Technology*, 23, 114004 (10 pp).

Κατάλογος δημοσιεύσεων του συγγραφέα

Διεθνή Επιστημονικά Περιοδικά:

1. Andreadis I., Spyrou G. and Nikita K., "Fused man-machine classification schemes to enhance breast cancer diagnosis," expected to be submitted at *Medical Image Analysis* until the end of January 2014.
2. Andreadis I., Spyrou G. and Nikita K., "A CADx Scheme for Mammography Empowered with Topological Information from Clustered Microcalcifications' Atlases," under review at *Journal of Biomedical and Health Informatics*.
3. Andreadis I., Spyrou G. and Nikita K., "A comparative study of image features for classification of breast microcalcifications," *IOP Measurement Science and Technology*, 22 (11), 2011.
4. Tsiaparas, N., Golemati, S., Andreadis, I., Stoitsis, J., Valavanis, I. and Nikita K. 2012. Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features, *IOP Measurement Science and Technology*, 23, 114004 (10 pp).
5. Tsiaparas N., Golemati S., Andreadis I., Stoitsis J., Valavanis I. and Nikita K., "Comparison of multiresolution features for texture classification of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15, pp. 130-137, 2011.
6. Giannakopoulou G., Spyrou G., Andreadis I., Antarakis A., Koulocheri D., Zagouri F., Nonni A., Filippakis G., Nikita K., Ligomenides P. and Zografos G., "Downgrading BIRADS 3 to BIRADS 2 category using a computer-aided microcalcification analysis and risk assessment system for early breast cancer", *Computers in Biology and Medicine*, 40 (11-12), pp. 853-859, 2010.

Διεθνή Επιστημονικά Συνέδρια:

1. Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., "Variations on breast density and subtlety of the findings require different computational intelligence pipelines for the diagnosis of clustered microcalcifications", 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 10-13 November, Chania, Greece, 2013. **(Best Student Paper Award)**
2. Andreadis I., Spyrou G., Ligomenides P. and Nikita K., "Generation of clustered microcalcifications' atlases for benign and malignant cases", 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 10-13 November, Chania, Greece, 2013.
3. Chatzistergos S., Andreadis I. and Nikita K., "Tensor Radial Lengths for Mammographic Image Enhancement", XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing (MEDICON), 25-28 September, Sevilla, Spain, 2013.

4. Tsiaparas N., Golemati S., Andreadis I., Stoitsis I. and Nikita K., "Multiscale Geometric Texture Analysis of Ultrasound Images of Carotid Atherosclerosis," 10th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine-ITAB 2010, 2-5 November, Corfu, Greece, 2010.
5. Andreadis I., Antarakis A., Spyrou G. and Nikita K., "Investigating the Image Features Landscape for the Classification of Breast Microcalcifications", IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques, 1-2 July, Thessaloniki, Greece, 2010.
6. Andreadis I., Giannakakis G., Papageorgiou C. and Nikita K., "Detecting Complexity Abnormalities in Dyslexia Measuring Approximate Entropy of Electroencephalographic Signals", 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2-6 September, Minneapolis, USA, 2009.
7. Antoniou Z., Giannakopoulou G., Andreadis I., Nikita K., Ligomenides P. and Spyrou G., "A web-accessible mammographic image database dedicated to combined training and evaluation of radiologists and machines", 9th International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine-ITAB 2009 , 5-7 November, Larnaca, Cyprus, 2009.
8. Andreadis I., Nikita K., Giannakopoulou G., Koulocheri D., Zografos G., Antarakis A., Ligomenides P. and Spyrou G., "Computer aided insights on obscure cases of breast cancer diagnosis", International Conference on Imaging Systems and Techniques, 8-10 September, Chania, Crete, Greece, 2008.
9. Andreadis I., Spyrou G., Antarakis A., Giannakopoulou G., Koulocheri D., Zografos G., Nikita K. and Ligomenides P., "Combining SVM and Rule-Based classifiers for optimal classification in breast cancer diagnosis", The 7th Hellenic European Research on Computer Mathematics & its Applications Conference, 20-22 September, Athens, Greece, 2007.