



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ  
ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

**Ανάπτυξη Μεθόδων Επεξεργασίας Εικόνων Μαστογραφίας  
Βασισμένων σε Τοπικά Μορφολογικά Χαρακτηριστικά για  
την Υπολογιστική Υποστήριξη της Διάγνωσης**

ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ

Σεβαστιανός Ε. Χατζηστέργος

Αθήνα, Ιούλιος 2020





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

**Ανάπτυξη Μεθόδων Επεξεργασίας Εικόνων Μαστογραφίας  
Βασισμένων σε Τοπικά Μορφολογικά Χαρακτηριστικά για  
την Υπολογιστική Υποστήριξη της Διάγνωσης**

**ΔΙΔΑΚΤΟΡΙΚΗ ΔΙΑΤΡΙΒΗ**

Σεβαστιανός Ε. Χατζηστέργος

**Συμβουλευτική Επιτροπή :** Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα  
Δημήτρης-Διονύσιος Κουτσούρης  
Νικόλαος Κ. Ουζούνογλου

Εγκρίθηκε από την επταμελή εξεταστική επιτροπή την 13<sup>η</sup> Ιουλίου 2020.

.....  
Κ. Νικήτα  
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

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

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

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

.....  
Γ. Στάμου  
Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....  
Σ. Γολεμάτη  
Επίκουρη Καθηγήτρια Ε.Κ.Π.Α.

.....  
Ε. Καρανάσιου  
Καθηγήτρια Στρατιωτικής Σχολής Ευελπίδων

Αθήνα, Ιούλιος 2020

.....

Σεβαστιανός Ε. Χατζηστέργος

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

Copyright © Σεβαστιανός Ε. Χατζηστέργος 2020.

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

Η παρούσα διδακτορική διατριβή εστιάζεται στην υποστήριξη του ακτινολόγου στην αξιολόγηση ευρημάτων σε εικόνες μαστογραφίας. Για τον σκοπό αυτό υλοποιείται σειρά μεθόδων επεξεργασίας εικόνας βασισμένων σε τοπικά μορφολογικά χαρακτηριστικά, οι οποίες μπορούν να αποτελέσουν τμήμα ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης με χρήση υπολογιστή (CAD). Βασικό χαρακτηριστικό των μεθόδων αυτών είναι η εισαγωγή και αξιοποίηση ενός ειδικού χαρακτηριστικού που ονομάσαμε ακτινικό μήκος.

Αρχικά διερευνάται η δυνατότητα αξιοποίησης των ακτινικών μηκών για την βελτίωση της αντίθεσης μαστογραφιών με έμφαση στην ανάδειξη της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας. Η βελτίωση της αντίθεσης αποτελεί τμήμα της διαδικασίας προ-επεξεργασίας σε ένα σύστημα CAD και μπορεί να συμβάλει καθοριστικά στην βελτίωση της αποτελεσματικότητας του συστήματος. Για την αξιολόγηση της μεθόδου (και με δεδομένη την απαίτηση για ανάδειξη της διαγνωστικά κρίσιμης πληροφορίας) επιλέγεται μια διαδικασία μέτρησης αποτελεσματικότητας η οποία στηρίζεται στην ποσοτικοποίηση της αντίθεσης μεταξύ της κρίσιμης περιοχής (π.χ. μάζα) και του περιβάλλοντος ιστού. Η αποτελεσματικότητα της μεθόδου συγκρίνεται με εκείνην ευρέως διαδεδομένων μεθόδων της βιβλιογραφίας και αποδεικνύεται ότι η προτεινόμενη μέθοδος υπερέχει από τις υπό σύγκριση μεθόδους, καθώς αναδεικνύει αποτελεσματικότερα την κρίσιμη πληροφορία -αλλοιώσεις τύπου μάζας- σε ποσοστό που κυμαίνεται από 65.8% έως 85.8% των μελετούμενων περιπτώσεων, ανάλογα με την συγκρινόμενη μέθοδο.

Ακολούθως, διερευνάται η αξιοποίηση των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών των ακτινικών μηκών για την ανίχνευση έντονων ακμών και συγκεκριμένα για την κατάτμηση του θωρακικού μυός από μέσο-πλάγιες λοξές μαστογραφικές λήψεις. Η προτεινόμενη προσέγγιση στηρίζεται στην χρήση των ακτινικών μηκών για τον αρχικό προσδιορισμό των σημείων που πιθανόν ανήκουν στην διαχωριστική γραμμή μυός-μαστού και στην συνέχεια, στην εφαρμογή μιας διαδικασίας επέκτασης γραμμών από αυτά τα σημεία έχοντας σαν οδηγό και πάλι τις τιμές των ακτινικών μηκών στα διάφορα σημεία της εικόνας. Η μέθοδος αξιολογείται μέσω κατάλληλου συνόλου εικόνων που έχει

προταθεί στη βιβλιογραφία και αποτελείται από συγκεκριμένες εικόνες για τις οποίες είναι γνωστά τα ακριβή όρια θωρακικού μύος-μαστού, επιτρέποντας έτσι ευθεία σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών μεθόδων. Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί σε επιδόσεις του συνόλου των λοιπών - συγκρινόμενων μεθόδων της βιβλιογραφίας, καθώς μεταξύ άλλων εμφανίζει χαμηλές τιμές σφάλματος σε ποσοστό 68.6% των μελετούμενων περιπτώσεων, έναντι αντίστοιχου ποσοστού 53.5% - 59.5% για τις υπό σύγκριση μεθόδους.

Πέρα από την μελέτη τεχνικών προ-επεξεργασίας και κατάτμησης, διερευνούμε επίσης την δυνατότητα αξιοποίησης των ακτινικών μηκών για την αναγνώριση αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων σε εικόνες μαστογραφίας. Οι αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις αποτελούν την τρίτη πιο κοινή μορφή αλλοίωσης του μαστού, μετά τις μάζες και τις μικροασβεστώσεις, ωστόσο ο εντοπισμός τους μέσω της μαστογραφίας έχει αποδειχθεί αρκετά δυσκολότερος, λόγω κυρίως των ιδιαίτερων μορφολογικών τους χαρακτηριστικών. Η προτεινόμενη μέθοδος στηρίζεται στον συνδυασμό των ακτινικών μηκών με μια σειρά παραλλαγών της μεθόδου των τοπικών δυαδικών μοτίβων (LBP). Ακολουθως, λόγω του μεγάλου αριθμού χαρακτηριστικών που τελικά προκύπτουν μέσω του συνδυασμού αυτού, εφαρμόζεται συνδυασμός τεχνικών ανάλυσης κύριων συνιστωσών (PCA) και t-test, με απώτερο σκοπό την μείωση του συνολικού αριθμού των χαρακτηριστικών και την επιλογή εκείνων με την μεγαλύτερη διαχωριστική ικανότητα. Η τελική αναγνώριση των αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων πραγματοποιείται μέσω της μεθόδου των μηχανών υποστήριξης διανυσμάτων (SVMs), ενώ σε όλα τα πειράματα που πραγματοποιούνται για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των αναφερόμενων μεθόδων γίνεται χρήση εικόνων από τα ανοικτά και ελεύθερα διαθέσιμα σύνολα DDSM και MIAS. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της μεθόδου κρίνονται ως ιδιαίτερα ενθαρρυντικά καθώς επετεύχθη απόλυτα ορθή ταξινόμηση όταν έγινε χρήση του συνόλου των αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων της DDSM.

Επιπλέον, αναπτύχθηκε εκπαιδευτικό παιχνίδι με σκοπό την βελτίωση της αποτελεσματικότητας εκπαιδευόμενων ακτινολόγων στην αξιολόγηση μαστογραφιών. Η ανάπτυξη στηρίχθηκε σε λεπτομερή διερεύνηση των σύγχρονων εκπαιδευτικών προσεγγίσεων και προσδιορισμό των ειδικών χαρακτηριστικών που θα πρέπει να συγκεντρώνει ένα τέτοιο παιχνίδι προκειμένου να είναι ευχάριστο στην χρήση και ταυτόχρονα αποτελεσματικό ως προς τους εκπαιδευτικούς του σκοπούς.

**Λέξεις-κλειδιά:** μαστογραφίες, βελτίωση αντίθεσης, κατάτμηση, θωρακικός μυς, αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις, ακτινικά μήκη, τοπικά δυαδικά μοτίβα (LBP), μέθοδος ανάλυσης κύριων συνιστωσών (PCA), t-test, παιχνίδι σοβαρού σκοπού

## Abstract

In the current thesis we propose a series of medical image processing methods, based on local morphological characteristics, which can be utilized as building components on a computer aided diagnosis system (CAD). The common characteristic of these methods is the use of a tensor like feature which we call radial length.

We first evaluate the use of tensor lengths on contrast enhancement. An enhancement process is used by the majority of CAD systems as a pre-processing step since it can significantly improve the performance of the whole system. Given the nature of mammographic images we attempt to perform contrast enhancement while preserving the diagnostically critical information. Therefore, in order to evaluate the performance of the proposed method we adopt an evaluation process which evaluates the contrast improvement achieved specifically between a lesion region (e.g. mass) and its surrounding tissue. The proposed method is then compared with other widely used methods outperforming them in 65.8% - 85.8% of cases depending on the method under comparison.

Next, we evaluate the use of radial lengths for the segmentation and removal of pectoral muscle from medio-lateral oblique mammographic images. The proposed procedure involves the use of radial lengths in order to define a number of candidate image points for the muscle-breast edge, followed by a line expansion procedure using the identified image points as starting points. The expansion process is based again on the values of tensor lengths on the different image locations. The evaluation of the method is performed through a specifically defined, by previous works, dataset where the muscle edge is pre-defined. The evaluation results prove the effectiveness of the proposed methodology achieving low error rates for 68.6% of cases as compared to 53.5% - 59.5% achieved by the methods under comparison.

We further evaluate the use of radial lengths for the identification of architectural distortions. Architectural distortions are the third most common form of mammographic lesions, behind masses and microcalcifications, but are the most difficult to identify. The proposed method tries to combine radial lengths with local binary patterns (LBP) and their modifications. Due to the large number of

combinations used, the number of the produced characteristics is very large making the need for transforming them and reducing their size, imperative. In order to achieve this, we propose the combined use of principal components analysis (PCA) and t-test. The reduced characteristics set is then classified using a support vector machine (SVM) classifier with the results being very encouraging especially when large datasets are used. More specifically, the classification is flawless when the whole number of architectural distortions in DDSM is used.

Furthermore, we propose an educational game for trainee radiologists in order to assist them in their efforts to effectively interpret mammograms. The main architectural characteristics of the game are defined after a thorough bibliographic analysis of modern learning theories and the way they can be applied on games.

**Keywords:** mammograms, contrast enhancement, segmentation, pectoral muscle, architectural distortions, radial lengths, local binary patterns (LBP), principal component analysis (PCA), t-test, serious game



## Ευχαριστίες

Αρχικά θέλω να ευχαριστήσω θερμά την επιβλέπουσα μου, καθηγήτρια Κωνσταντίνα Νικήτα. Την ευχαριστώ για την εμπιστοσύνη, την υπομονή, την συμπαράσταση και την πολύτιμη καθοδήγηση που μου παρείχε όλα αυτά τα χρόνια. Στην πραγματικότητα βέβαια της χρωστάω πολλά περισσότερα από μερικά απλά ευχαριστώ. Η επίδραση της υπήρξε για εμένα καθοριστική.

Επίσης θέλω να ευχαριστήσω τον διδάκτορα Ιωάννη Ανδρεάδη για την συνεργασία και την βοήθεια του καθώς και τα μέλη της τριμελούς μου επιτροπής καθηγητές Νικόλαο Ουζούνογλου και Δημήτρη-Διονύση Κουτσούρη.

Τέλος ένα μεγάλο ευχαριστώ χρωστάω και στους γονείς μου. Η αφοσίωση τους στην στήριξη και προστασία της οικογένειας αποτελούν για εμένα σημείο αναφοράς.

Αφιερωμένο στην **Λιάνα**, την γυναίκα μου και συνοδοιπόρο μου στην ζωή, αλλά και στα παιδιά μας **Μάνο** και τον **Βασίλη** που κάνουν την κάθε μας μέρα ξεχωριστή!



## Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη .....	5
Abstract.....	7
Ευχαριστίες .....	9
Πίνακας Περιεχομένων.....	11
Υπότιτλοι Εικόνων και Σχημάτων.....	15
Υπότιτλοι Πινάκων .....	19
Γλωσσάριο Τεχνικών Όρων .....	20
<b>Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή .....</b>	<b>23</b>
1.1 Καρκίνος του Μαστού .....	23
1.2 Απεικονιστικές Τεχνικές για τον Μαστό.....	28
1.2.1 Μαστογραφία .....	28
1.2.2 Ψηφιακή Τομοσύνθεση Μαστού.....	30
1.2.3 Ψηφιακή Μαστογραφία με χρήση Απεικονιστικού Παράγοντα Αντίθεσης (Contrast Enhanced Digital Mammography – CEDM).....	31
1.2.4 Υπερηχογράφημα Μαστού .....	33
1.2.5 Μαγνητική Τομογραφία.....	35
1.3 Αλλοιώσεις Μαστού .....	35
1.3.1 Μάζες .....	35
1.3.2 Μικροασβεστώσεις.....	36
1.3.3 Αρχιτεκτονικές Διαστρεβλώσεις .....	37
1.4 Συστήματα Υποβοηθούμενης Διάγνωσης με Χρήση Υπολογιστή.....	38
1.5 Σκοπός της Διατριβής .....	41
Βιβλιογραφία.....	41
<b>Κεφάλαιο 2 Βελτίωση Αντίθεσης σε Εικόνες Μαστογραφίας.....</b>	<b>47</b>
2.1 Εισαγωγή .....	49
2.2 Τανυστές και Ακτινικά Μήκη.....	50

2.3 Προτεινόμενη Μέθοδος Βελτίωσης Αντίθεσης .....	53
2.3.1 Ακτινικά Μήκη.....	53
2.3.2 Βελτίωση Αντίθεσης με χρήση Ακτινικών Μηκών .....	54
2.4 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου.....	57
2.4.1 Σύνολο Εικόνων.....	58
2.4.2 Μέθοδος Σύγκρισης.....	58
2.4.3 Αποτελέσματα.....	60
2.5 Συμπεράσματα .....	62
Βιβλιογραφία.....	64
<b>Κεφάλαιο 3 Κατάτμηση Θωρακικού Μυός .....</b>	<b>69</b>
3.1 Εισαγωγή .....	69
3.2 Προτεινόμενη Μέθοδος Κατάτμησης Θωρακικού Μυός .....	72
3.2.1 Ακτινικά Μήκη και Θωρακικός Μυς .....	73
3.2.2 Πιθανά Σημεία Διαχωριστικής Γραμμής .....	75
3.2.3 Διαδικασία Επέκτασης Γραμμών .....	76
3.2.4 Αποκλεισμός Υποψήφιων Διαχωριστικών Γραμμών .....	79
3.2.5 Τελική Επιλογή Διαχωριστικής Γραμμής.....	82
3.3 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου.....	84
3.3.1 Σύνολο Δεδομένων .....	84
3.3.2 Μέθοδος Σύγκρισης.....	84
3.3.3 Αποτελέσματα.....	85
3.4 Συμπεράσματα .....	87
Βιβλιογραφία.....	88
<b>Κεφάλαιο 4 Αναγνώριση Αρχιτεκτονικών Διαστρεβλώσεων.....</b>	<b>93</b>
4.1 Εισαγωγή .....	95
4.2 Τεχνικές Ανάλυσης Εικόνων Βασισμένες σε Τοπικά Δυαδικά Μοτίβα (LBP).....	97
4.2.1 Κλασσική μέθοδος LBP.....	97
4.2.2 Πλήρες LBP .....	98

4.2.3 Κατωφλιωμένο CLBP .....	99
4.2.4 CLBP Βασισμένο σε Ακτινικά Μήκη .....	100
4.3 Προτεινόμενη Μέθοδος Αναγνώρισης Αρχιτεκτονικών Διαστρεβλώσεων .....	103
4.3.1 Σύνθεση Ιστογραμμάτων – Χαρακτηριστικών .....	103
4.3.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών .....	105
4.3.3 Πλαίσιο Αξιολόγησης .....	106
4.4 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου .....	107
4.4.1 Σύνολα εικόνων.....	108
4.4.1.1 MIAS .....	109
4.4.1.2 DDSM .....	110
4.4.2 Αποτελέσματα.....	111
4.5 Συμπεράσματα .....	114
Βιβλιογραφία.....	116
<b>Κεφάλαιο 5 Παιχνίδι Σοβαρού Σκοπού για την Εκπαίδευση Ακτινολόγων στην Αξιολόγηση</b>	
<b>Ευρημάτων σε Εικόνες Μαστογραφίας.....</b>	<b>121</b>
5.1 Εισαγωγή .....	121
5.2 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού.....	122
5.2.1 Γενικά .....	122
5.2.2 Ορισμός Παιχνιδιών Σοβαρού Σκοπού .....	123
5.2.3 Μηχανισμοί Μάθησης .....	124
5.2.4 Παρότρυνση - Παρακίνηση .....	126
5.2.5 Εμπειρία Χρήστη (User experience).....	130
5.3 Προτεινόμενη Εκπαιδευτική Εφαρμογή .....	134
5.3.1 Εκπαιδευτικοί Στόχοι .....	134
5.3.2 Λειτουργικές Προδιαγραφές.....	134
5.3.3 Κυρίως Εφαρμογή .....	136
5.3.3.1 Αρχική Οθόνη.....	138
5.3.3.2 Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού .....	142

---

5.3.3.3 Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων .....	149
5.3.3.4 Οθόνη Γραφικής Αναπαράστασης Αποτελεσμάτων .....	151
5.3.3.5 Οθόνη Επισκόπησης Εικόνων .....	151
5.3.3.6 Οθόνες Επιτευγμάτων και Πίνακα Βαθμολογίας .....	153
5.3.4 Πλατφόρμα νέφους Google .....	153
5.4 Συζήτηση.....	157
Βιβλιογραφία.....	157
<b>Κεφάλαιο 6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία .....</b>	<b>163</b>
6.1 Συνεισφορά της Διατριβής .....	164
6.2 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία .....	165
<b>Κατάλογος Δημοσιεύσεων του Συγγραφέα .....</b>	<b>169</b>

## Υπότιτλοι Εικόνων και Σχημάτων

<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.1</b> ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΤΟΥ ΜΑΣΤΟΥ (JESINGER, 2014). .....	24
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.2</b> ΣΤΑΘΜΙΣΜΕΝΟ ΠΛΗΘΟΣ ΘΑΝΑΤΩΝ ΑΝΑ 100,000 ΑΤΟΜΑ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ ΣΕ ΕΥΡΩΠΑΪΚΕΣ ΧΩΡΕΣ ΚΑΙ ΤΗΝ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΈΝΩΣΗ. ....	25
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.3</b> ΣΥΝΟΛΙΚΟ ΠΛΗΘΟΣ ΑΠΟΦΕΥΧΘΕΝΤΩΝ ΘΑΝΑΤΩΝ ΣΤΗΝ ΕΥΡΩΠΑΪΚΗ ΈΝΩΣΗ, ΑΠΟ ΚΑΡΚΙΝΟ ΤΟΥ ΜΑΣΤΟΥ ΣΤΟ ΔΙΑΣΤΗΜΑ ΑΠΟ ΤΟ ΕΤΟΣ 1989 ΕΩΣ ΚΑΙ ΤΟ ΕΤΟΣ 2020 (ΠΕΡΙΟΧΗ ΧΡΩΜΑΤΟΣ ΑΝΟΙΚΤΟ ΓΚΡΙ). Η ΜΑΥΡΗ ΓΡΑΜΜΗ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΕΙ ΣΤΟ ΚΑΤΑΓΕΓΡΑΜΜΕΝΟ ΕΤΗΣΙΟ ΑΡΙΘΜΟ ΘΑΝΑΤΩΝ ΑΠΟ ΤΟ ΕΤΟΣ 1970 ΕΩΣ ΚΑΙ ΤΟ 2012 ΚΑΘΩΣ ΚΑΙ ΣΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΓΙΑ ΤΟ ΔΙΑΣΤΗΜΑ 2013 ΕΩΣ 2020. ΣΤΟ ΔΙΑΣΤΗΜΑ ΤΩΝ 32 ΕΤΩΝ ΑΠΟ ΤΟ ΕΤΟΣ 1989 ΕΩΣ ΤΟ 2020 ΕΚΤΙΜΑΤΑΙ ΟΤΙ ΘΑ ΕΧΟΥΝ ΑΠΟΦΕΥΧΘΕΙ 475,000 ΘΑΝΑΤΟΙ ΑΠΟ ΤΟΥΣ ΟΠΟΙΟΥΣ ΟΙ 32,500 ΑΦΟΡΟΥΝ ΤΟ ΕΤΟΣ 2020 (MALVEZZI ET AL., 2017). .....	26
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.4</b> ΒΑΣΙΚΑ ΔΟΜΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΕΝΟΣ ΑΝΑΛΟΓΙΚΟΥ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΟΥ. ΔΙΑΚΡΙΝΕΤΑΙ Η ΠΗΓΗ ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΩΝ Χ (CAMERA UNIT) ΚΑΘΩΣ ΚΑΙ Η ΔΕΣΜΗ ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΩΝ Χ (X-RAY BEAM) ΟΙ ΟΠΟΙΕΣ ΑΦΟΥ ΔΙΕΛΘΟΥΝ ΑΠΟ ΤΟΝ ΜΑΣΤΟ, ΚΑΤΑΛΗΓΟΥΝ ΣΤΗΝ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ (FILM PLATE) (BLAUSEN.COM STAFF, 2014). .....	29
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.5</b> ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ, (Α) ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΚΑΙ (Β) ΑΝΑΛΟΓΙΚΗΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΣΤΟΝ ΙΔΙΟ ΜΑΣΤΟ. ΣΤΙΣ ΔΥΟ ΕΙΚΟΝΕΣ ΕΧΕΙ ΓΙΝΕΙ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΕΠΙΣΗΜΑΝΣΗ ΚΑΘΗΘΟΥΣ ΜΑΖΑΣ. Η ΕΝ ΛΟΓΩ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΜΦΑΝΙΖΕΤΑΙ ΜΕΓΕΘΥΜΕΝΗ ΤΟΣΟ ΓΙΑ ΤΗΝ (Γ) ΨΗΦΙΑΚΗ ΟΣΟ ΚΑΙ ΤΗΝ ΑΝΑΛΟΓΙΚΗ (Δ) ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑ (ZHANG ET AL., 2007). .....	30
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.6</b> ΣΥΣΤΗΜΑ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΤΟΜΟΣΥΝΘΕΣΗΣ ΜΑΣΤΟΥ (ZACKRISSON, 2016). .....	31
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.7</b> ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΙΚΟΝΩΝ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΤΙΚΟΥ ΠΑΡΑΓΟΝΤΑ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ (CONTRAST ENHANCED DIGITAL MAMMOGRAPHY – CEDM). ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΑ (Α) ΚΛΑΣΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΚΑΙ (Β) ΤΕΛΙΚΗ ΠΑΡΑΓΟΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΣΥΜΦΩΝΑ ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟ CEDM (PATEL ET AL., 2018). .....	33
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.8</b> ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ ΥΠΕΡΧΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ. ΕΙΚΟΝΑ (Α) ΚΛΑΣΙΚΟΥ ΥΠΕΡΧΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΚΑΙ (Β) ΣΥΝΔΥΑΣΜΟΣ ΥΠΕΡΧΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΕΙΚΟΝΑ ΕΛΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ (RICCI ET AL., 2014). .....	34
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.9</b> ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΟΜΗΣ ΤΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΟΥ ΜΑΣΤΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΜΑΓΝΗΤΙΚΗΣ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ (THOMASSIN- NAGGARA ET AL., 2012). .....	34
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.10</b> ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΜΑΖΩΝ. (Α)ΚΑΚΟΗΘΗΣ ΜΑΖΑ ΜΕ ΑΝΩΜΑΛΑ ΟΡΙΑ, (Β) ΚΑΛΟΗΘΗΣ ΜΑΖΑ ΜΕ ΣΤΡΟΓΓΥΛΕΜΕΝΑ ΟΡΙΑ (HUA LI, ZHUANG, LI, ZHAO, & MA, 2019). .....	36
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.11</b> ΤΥΠΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΑΣΒΕΣΤΩΣΕΩΝ ΠΟΥ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΖΟΝΤΑΙ ΩΣ ΚΑΛΟΗΘΕΙΣ (RAO ET AL., 2016). .....	36
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.12</b> ΤΥΠΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΜΙΚΡΟΑΣΒΕΣΤΩΣΕΩΝ ΠΟΥ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΖΟΝΤΑΙ ΩΣ ΥΠΟΠΤΗΣ ΜΟΡΦΟΛΟΓΙΑΣ (RAO ET AL., 2016). .....	37
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.13</b> ΤΥΠΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΩΝ ΔΙΑΣΤΡΕΒΛΩΣΕΩΝ ΣΕ ΕΙΚΟΝΕΣ ΠΟΥ ΛΗΦΘΗΚΑΝ ΜΕΣΩ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΤΟΜΟΣΥΝΘΕΣΗΣ ΜΑΣΤΟΥ (PUJARA, HUI, & WANG, 2019). .....	37
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.14</b> ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ (Α) ΜΑΖΑΣ ΚΑΙ (Β) ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗΣ ΔΙΑΣΤΡΕΒΛΩΣΗΣ (PALMA, BLOCH, & MULLER, 2014). .....	38
<b>ΕΙΚΟΝΑ 1.15</b> ΒΑΣΙΚΑ ΥΠΟΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΕΝΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΥΠΟΒΟΗΘΟΥΜΕΝΗΣ ΔΙΑΓΝΩΣΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΗ (CAD). .....	39
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.1</b> ΒΑΣΙΚΑ ΒΗΜΑΤΑ ΓΙΑ ΤΟΝ ΚΑΘΟΡΙΣΜΟ ΤΗΣ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΠΕΡΙΚΛΕΙΟΜΕΝΗΣ ΕΛΛΕΙΨΗΣ ΣΕ ΕΝΑ ΣΗΜΕΙΟ ΜΙΑΣ ΕΙΚΟΝΑΣ. ΤΑ ΒΗΜΑΤΑ ΑΥΤΑ ΠΕΡΙΛΑΜΒΑΝΟΥΝ: (Α) ΤΟΝ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟ ΤΗΣ ΟΜΟΙΟΓΕΝΟΥΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΓΙΑ ΕΝΑ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΟ ΣΗΜΕΙΟ, (Β) ΤΗΝ ΕΠΕΚΤΑΣΗ ΑΠΟ ΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ΑΥΤΟ ΟΜΟΙΟΜΟΡΦΑ ΠΕΡΙΕΣΤΡΕΜΜΕΝΩΝ ΑΚΤΙΝΩΝ ΚΑΙ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟ ΤΩΝ ΣΗΜΕΙΩΝ ΤΟΜΗΣ	

ΜΕ ΤΗΝ ΟΜΟΙΟΓΕΝΗ ΠΕΡΙΟΧΗ ΚΑΙ (Γ ΚΑΙ Δ) ΤΟΝ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟ ΤΗΣ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΠΕΡΙΚΛΕΙΟΜΕΝΗΣ ΕΛΛΕΙΨΗΣ ΚΑΙ ΤΩΝ ΠΑΡΑΜΕΤΡΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΑΥΤΗΣ. (ANDALO, MIRANDA, TORRES, & FALCÃO, 2010).....	51
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.2</b> ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΜΗΚΩΝ ΣΕ ΕΙΚΟΝΑ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ. (Α) ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ, (Β) 3Δ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ, (Γ) ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΜΗΚΩΝ ΣΕ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΗ ΤΟΜΗ ΤΗΣ 3Δ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗΣ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ. ΑΝ ΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΜΗΚΩΝ ΕΙΝΑΙ ΚΟΝΤΑ ΣΕ ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕ ΑΠΟΤΟΜΗ ΜΕΙΩΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ, ΤΑ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΑ ΑΚΤΙΝΙΚΑ ΜΗΚΗ ΕΧΟΥΝ ΜΙΚΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ( $rA1, rA2, rB1$ ), ΕΝΩ ΣΕ ΑΝΤΙΘΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΕΜΦΑΝΙΖΟΥΝ ΣΑΦΩΣ ΜΕΓΑΛΥΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ( $rB2$ ).....	52
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.3</b> ΕΙΚΟΝΑ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ. ΤΑ ΤΜΗΜΑΤΑ ΤΗΣ ΕΣΩΤΕΡΙΚΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΟΥ ΜΑΣΤΟΥ ΠΟΥ ΑΠΟΤΕΛΟΥΝΤΑΙ ΑΠΟ ΛΙΠΩΔΗ ΙΣΤΟ ΣΥΓΚΡΟΤΟΥΝ ΤΟ «ΠΑΡΑΣΚΗΝΙΟ» ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΕΝΩ ΟΙ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΜΕ ΑΔΕΝΩΔΗ ΙΣΤΟ ΑΠΟΤΕΛΟΥΝ ΤΟ «ΠΡΟΣΚΗΝΙΟ». ....	54
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.4</b> ΕΙΚΟΝΑ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ (Α) ΜΕ ΕΠΙΣΗΜΑΣΜΕΝΗ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ ΚΑΙ (Β) ΠΡΟΚΥΠΤΟΥΣΑ ΕΙΚΟΝΑ (IRL) ΜΕΣΩ ΤΟΥ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΥ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΜΗΚΩΝ ΣΕ ΚΑΘΕ ΣΗΜΕΙΟ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ. ....	55
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.5</b> ΕΠΙΔΡΑΣΗ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΩΝ ΤΙΜΩΝ ΤΗΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ Α ΣΤΗΝ ΤΕΛΙΚΗ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ( $I_{enh}$ ). (Α) ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΕΠΙΣΗΜΑΣΜΕΝΗ ΤΗΝ ΠΕΡΙΟΧΗ ΤΗΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ, (Β) ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΓΙΑ $A=0.03$ , (Γ) ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΓΙΑ $A=0.05$ , (Δ) ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΓΙΑ $A=0.10$ .....	57
<b>ΕΙΚΟΝΑ 2.6</b> ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑΣ ΕΝΙΣΧΥΣΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΔΕΙΞΗΣ ΤΗΣ ΚΡΙΣΙΜΗΣ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΜΕΤΑΞΥ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΚΑΙ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ CLaHE, (ΠΑΝΩ ΣΕΙΡΑ) ΑΡΧΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ, (ΜΕΣΑΙΑ ΣΕΙΡΑ) ΕΙΚΟΝΕΣ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΕΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ CLaHE, (ΚΑΤΩ ΣΕΙΡΑ) ΕΙΚΟΝΕΣ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΕΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ( $\alpha = 0.03$ ). ΓΙΝΕΤΑΙ ΦΑΝΕΡΟ ΟΤΙ Η ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΜΠΟΡΕΙ ΝΑ ΑΝΑΔΕΙΞΕΙ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΟΤΕΡΑ ΤΗΝ ΚΡΙΣΙΜΗ ΔΙΑΓΝΩΣΤΙΚΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑ ΟΠΩΣ ΕΙΝΑΙ ΟΙ ΑΛΛΟΙΩΣΕΙΣ ΤΥΠΟΥ ΜΑΖΑΣ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΜΕΘΟΔΟ CLaHE ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΑ ΜΑΛΙΣΤΑ ΑΠΟ ΤΟ ΑΝ ΑΥΤΕΣ ΚΑΛΥΠΤΟΝΤΑΙ ΑΠΟ ΤΟΝ ΘΩΡΑΚΙΚΟ ΜΥ. ....	63
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.1</b> ΑΚΤΙΝΙΚΑ ΜΗΚΗ ΚΑΙ Η ΣΥΜΠΕΡΙΦΟΡΑ ΤΟΥΣ ΣΕ ΑΠΟΤΟΜΕΣ ΜΕΤΑΒΟΛΕΣ ΤΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ. ΑΝ ΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΕΙΝΑΙ ΚΟΝΤΑ ΣΕ ΠΕΡΙΟΧΗ ΜΕ ΑΠΟΤΟΜΗ ΜΕΙΩΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ, ΤΑ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΑ ΑΚΤΙΝΙΚΑ ΜΗΚΗ ΕΧΟΥΝ ΜΙΚΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ( $rAx, rAy, rBx$ ), ΕΝΩ ΣΕ ΑΝΤΙΘΕΤΗ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΕΜΦΑΝΙΖΟΥΝ ΣΑΦΩΣ ΜΕΓΑΛΥΤΕΡΕΣ ΤΙΜΕΣ ( $rBy, rCx, rCy$ ).....	73
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.2</b> ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ «ΠΙΘΑΝΩΝ» ΣΗΜΕΙΩΝ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΘΩΡΑΚΙΚΟΥ ΜΥΟΣ – ΕΣΩΤΕΡΙΚΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΜΑΣΤΟΥ, ΟΠΟΥ (Α) ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ, (Β) ΕΙΚΟΝΑ IRL, (Γ) ΕΙΚΟΝΑ IRLdiff, (Δ) ΕΙΚΟΝΑ ΠΙΘΑΝΩΝ ΣΗΜΕΙΩΝ ΤΗΣ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ICand.....	76
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.3</b> ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΣ ΠΡΟΣΑΝΑΤΟΛΙΣΜΟΥ ΕΠΕΚΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΚΟΝΤΑ ΣΤΟ ΑΚΡΑΙΟ ΤΗΣ ΣΗΜΕΙΟ ( $x_e, y_e$ ) ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΠΡΟΣ ΤΑ ΠΑΝΩ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ. ΓΙΑ ΤΟΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟ ΤΟΥ ΠΡΟΣΑΝΑΤΟΛΙΣΜΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ ΚΥΚΛΟΣ ΑΚΤΙΝΑΣ R ΚΕΝΤΡΑΡΙΣΜΕΝΟΣ ΣΤΟ ΣΗΜΕΙΟ ( $x_e, y_e$ ).....	77
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.4</b> ΟΡΙΣΜΟΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ NP ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗ ΕΠΟΜΕΝΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ. Η ΕΠΙΛΟΓΗ ΤΟΥ ΣΗΜΕΙΟΥ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΓΙΝΕΤΑΙ ΜΕΤΑΞΥ ΤΩΝ ΣΗΜΕΙΩΝ ΠΟΥ ΒΡΙΣΚΟΝΤΑΙ ΣΕ ΜΙΑ ΤΟΠΙΚΗ ΠΕΡΙΟΧΗ NP ΟΡΙΖΟΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΩΝ ( $q_i$ ) ΜΕ ΜΗΚΟΣ R, ΑΦΕΤΗΡΙΑ ΤΟ ΑΚΡΟ ΤΗΣ ΕΠΕΚΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΟΙ ΟΠΟΙΕΣ ΕΙΝΑΙ ΟΜΟΙΟΜΟΡΦΑ ΚΑΤΑΝΕΜΗΜΕΝΕΣ ΓΥΡΩ ΤΗΝ ΚΕΝΤΡΙΚΗ ΑΚΤΙΝΑ $q_C$ . Η $q_C$ ΕΧΕΙ ΙΔΙΑ ΚΑΤΕΥΘΥΝΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΕΠΕΚΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΓΡΑΜΜΗ ΚΟΝΤΑ ΣΤΟ ΑΚΡΟ ΤΗΣ. ΤΟ ΑΚΡΙΒΕΣ ΣΗΜΕΙΟ ΕΠΕΚΤΑΣΗΣ ΚΑΘΟΡΙΖΕΤΑΙ ΜΕΣΩ ΕΝΟΣ ΣΥΝΔΥΑΣΜΟΥ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΜΙΑΣ ΕΙΚΟΝΑΣ-ΟΔΗΓΟΥ ΣΤΑ ΣΗΜΕΙΑ ΤΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ NP ΚΑΙ ΚΑΤΑΛΛΗΛΗΣ ΓΚΑΟΥΣΙΑΝΗΣ ΚΑΜΠΥΛΗΣ (SjGauss) Η ΜΕΤΑΒΛΗΤΟΤΗΤΑ ( $\sigma_R$ ) ΤΗΣ ΟΠΟΙΑΣ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΖΕΤΑΙ ΜΕ ΤΥΧΑΙΟ ΤΡΟΠΟ. ....	79



<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.5</b> ΥΠΟΨΗΦΙΑ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΗ ΓΡΑΜΜΗ ΘΩΡΑΚΙΚΟΥ ΜΥΟΣ-ΜΑΣΤΟΥ ΚΑΙ ΟΙ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ <i>RegionA</i> ΚΑΙ <i>RegionB</i> . Η ΠΕΡΙΟΧΗ <i>RegionA</i> ΙΔΑΝΙΚΑ ΘΑ ΠΡΕΠΕΙ ΝΑ ΑΠΟΤΕΛΕΙΤΑΙ ΑΜΙΓΩΣ ΑΠΟ ΘΩΡΑΚΙΚΟ ΜΥ ΕΝΩ Η ΠΕΡΙΟΧΗ <i>RegionB</i> ΘΑ ΠΡΕΠΕΙ ΝΑ ΑΠΟΤΕΛΕΙΤΑΙ ΑΜΙΓΩΣ ΑΠΟ ΜΑΣΤΙΚΟ ΙΣΤΟ. ....	81
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.6</b> ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΜΕ ΔΙΠΛΩΜΑΤΑ ΙΣΤΟΥ (AUXILIARY FOLDS), ΟΠΟΥ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΘΗΚΕ (Α) ΛΑΝΘΑΣΜΕΝΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΜΥΟΣ-ΜΑΣΤΟΥ, (Β) ΕΠΙΤΥΧΗΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΜΥΟΣ-ΜΑΣΤΟΥ. ....	82
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.7</b> ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΘΩΡΑΚΙΚΟΥ ΜΥΟΣ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ ΤΗΝ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟ, ΣΤΙΣ ΕΙΚΟΝΕΣ (Α) <i>MDV125</i> ΚΑΙ (Β) <i>MDV130</i> ΤΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ ΕΙΚΟΝΩΝ ΜΙΑΣ. ....	84
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.8</b> ΕΙΚΟΝΑ <i>MDV098</i> ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΜΙΑΣ. ΣΤΗΝ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ Η ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΑΠΕΤΥΧΕ ΝΑ ΕΝΤΟΠΙΣΕΙ ΤΗΝ ΥΠΑΡΞΗ ΘΩΡΑΚΙΚΟΥ ΜΥΟΣ. ....	85
<b>ΕΙΚΟΝΑ 3.9</b> ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΥ ΤΟΥ ΔΙΑΧΩΡΙΣΤΙΚΟΥ ΟΡΙΟΥ (ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ) ΘΩΡΑΚΙΚΟΥ ΜΥΟΣ – ΕΣΩΤΕΡΙΚΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΜΑΣΤΟΥ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ. ....	87
<b>ΕΙΚΟΝΑ 4.1</b> ΔΙΑΦΟΡΑ ΤΜΗΜΑΤΑ ΕΙΚΟΝΩΝ ((Α) ΕΩΣ (Δ)) (ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ - ROI) ΑΠΟ ΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΕΙΚΟΝΩΝ ΜΙΑΣ, ΣΥΝΟΔΕΥΟΜΕΝΑ ΑΠΟ ΤΙΣ ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΕΣ ΜΕΣΕΣ ΤΙΜΕΣ ((Ε) ΕΩΣ (Η)) ΤΩΝ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΜΗΚΩΝ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΠΕΡΙΟΧΗ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ. ΣΤΙΣ ΘΕΣΕΙΣ (Θ) ΕΩΣ (ΙΒ) ΚΑΙ (ΙΓ) ΕΩΣ (ΙΣΤ) ΕΙΚΟΝΙΖΟΝΤΑΙ ΤΑ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΑ <i>LBP_S8</i> ΚΑΙ <i>RL – LBP_S16,0.05</i> ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΙΑ ΑΠΟ ΤΙΣ ΑΡΧΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ. ΤΑ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΑ ΣΥΝΟΔΕΥΟΝΤΑΙ ΑΠΟ ΜΙΑ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΥΣΑ ΚΑΜΠΥΛΗ ΩΣΤΕ ΝΑ ΑΝΑΔΕΙΧΤΟΥΝ ΚΑΛΥΤΕΡΑ ΟΙ ΕΜΦΑΝΙΖΟΜΕΝΕΣ ΔΙΑΚΥΜΑΝΣΕΙΣ. ΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΤΩΝ ΠΕΡΙΒΑΛΟΥΣΩΝ ΚΑΜΠΥΛΩΝ ΓΙΑ ΟΛΑ ΤΑ <i>LBP_S8</i> ΚΑΙ <i>RL – LBP_S16,0.05</i> ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΑ ΔΙΝΟΝΤΑΙ ΣΕ ΠΑΡΑΘΕΣΗ ΣΤΙΣ ΘΕΣΕΙΣ (ΙΖ) ΚΑΙ (ΙΗ) ΑΝΤΙΣΤΟΙΧΩΣ. ΟΙ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ ΠΕΡΙΛΑΜΒΑΝΟΥΝ: (Α) ΚΑΝΟΝΙΚΟ ΙΣΤΟ (NORM), (Β) ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ ΔΙΑΣΤΡΕΒΛΩΣΕΙΣ (ARCH), (Γ) ΜΙΚΡΟΣΒΕΣΤΩΣΕΙΣ (CALC) ΚΑΙ (Δ) ΑΛΛΟΙΩΣΕΙΣ ΤΥΠΟΥ ΜΑΖΑΣ (CIRC). ...	103
<b>ΕΙΚΟΝΑ 4.2</b> ΣΥΝΟΠΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΤΗΣ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑΣ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΥ ΤΩΝ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΩΝ-ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ. ....	105
<b>ΕΙΚΟΝΑ 4.3</b> ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑΣ. ....	105
<b>ΕΙΚΟΝΑ 4.4</b> ΠΟΣΟΣΤΟ ΛΑΝΘΑΣΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ (ΜΕΓΙΣΤΗ ΤΙΜΗ 1) ΣΕ ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕ ΤΟ ΠΛΗΘΟΣ ΤΩΝ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΜΕΝΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ. ....	107
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.1</b> ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΤΩΝ «ΠΑΙΧΝΙΔΙΩΝ ΣΟΒΑΡΟΥ ΣΚΟΠΟΥ» ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΟΥΣ (CALDERON & RUIZ, 2015). ....	123
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.2</b> ΜΟΡΦΕΣ ΠΑΡΑΚΙΝΗΣΗΣ (ΜΑ, ΟΙΚΟΝΟΜΟΥ, & JAIN, 2011). ....	128
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.3</b> ΚΥΡΙΟΤΕΡΕΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΙ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΠΡΟΘΕΣΗΣ ΧΡΗΣΗΣ ΜΙΑΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΚΑΙ ΣΥΣΧΕΤΙΣΕΙΣ ΑΥΤΩΝ (ΒΑΡΤΙΣΤΑ & OLIVEIRA, 2019). ....	132
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.4</b> ΟΙ ΒΑΣΙΚΕΣ ΘΘΟΝΕΣ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ. ....	138
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.5</b> ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΗ ΘΘΟΝΗ. ....	139
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.6</b> ΑΡΧΙΚΗ ΘΘΟΝΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ. ΑΠΟΤΕΛΕΙ ΤΟ ΚΕΝΤΡΙΚΟ ΣΗΜΕΙΟ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ ΑΠΟ ΟΠΟΥ ΞΕΚΙΝΟΥΝ ΟΛΕΣ ΟΙ ΕΝΕΡΓΕΙΕΣ. ΤΟ ΣΤΙΓΜΙΟΤΥΠΟ ΠΟΥ ΕΙΚΟΝΙΖΕΤΑΙ ΑΦΟΡΑ ΑΚΡΙΒΩΣ ΤΗΝ ΣΤΙΓΜΗ ΕΜΦΑΝΙΣΗΣ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΘΘΟΝΗΣ ΚΑΙ ΤΗΣ ΑΠΟΠΕΙΡΑΣ ΣΥΝΔΕΣΗΣ ΜΕ ΤΟΥ ΧΡΗΣΤΗ ΣΤΙΣ ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ ΤΗΣ GOOGLE ΟΠΩΣ ΜΑΡΤΥΡΑ ΚΑΙ Η ΜΠΑΡΑ ΠΡΟΟΔΟΥ ΣΤΟ ΚΕΝΤΡΟ ΤΗΣ ΘΘΟΝΗΣ. Η ΣΥΝΔΕΣΗ ΑΥΤΗ ΕΠΙΧΕΙΡΕΙΤΑΙ ΝΑ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΘΕΙ ΑΥΤΟΜΑΤΑ ΜΕ ΤΗΝ ΕΚΚΙΝΗΣΗ ΤΗΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ. ΣΕ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΠΟΥ Η ΑΥΤΟΜΑΤΗ ΣΥΝΔΕΣΗ ΑΠΟΤΥΧΕΙ, ΔΙΑΤΙΘΕΤΑΙ ΣΧΕΤΙΚΟ ΚΟΥΜΠΙ ΣΤΟ ΚΑΤΩ ΜΕΡΟΣ ΤΗΣ ΘΘΟΝΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΑΓΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΧΕΙΡΟΚΙΝΗΤΗΣ ΣΥΝΔΕΣΗΣ (ΣΗΜΕΙΟ 1). ....	139
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.7</b> ΑΡΧΙΚΗ ΘΘΟΝΗ, (Α) ΕΠΙΛΟΓΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ «DENSITY» ΚΑΙ (Β) ΕΠΙΛΟΓΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ «LESION».....	141

<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.8</b> ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΒΟΗΘΕΙΑΣ ΜΕ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ ΚΑΙ ΟΔΗΓΙΕΣ ΣΧΕΤΙΚΑ ΜΕ ΤΟΝ ΤΡΟΠΟ ΠΟΥ ΠΑΙΖΕΤΑΙ ΤΟ ΠΑΙΧΝΙΔΙ. ΤΟ ΕΝ ΛΟΓΩ ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΕΜΦΑΝΙΖΕΤΑΙ ΟΤΑΝ ΠΑΤΗΘΕΙ ΤΟ ΚΟΥΜΠΙ  , ΤΗΣ ΜΠΑΡΑΣ ΕΠΙΛΟΓΩΝ (ACTION BAR). .....	141
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.9</b> ΤΟ ΚΑΤΩ ΜΕΡΟΣ ΤΟΥ ΠΑΡΑΘΥΡΟΥ ΒΟΗΘΕΙΑΣ. ΜΕ ΤΟ ΠΑΤΗΜΑ ΤΟΥ ΚΟΥΜΠΙΟΥ «GOT IT!» ΚΛΕΙΝΕΙ ΤΟ ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΒΟΗΘΕΙΑΣ ΚΑΙ Ο ΧΡΗΣΤΗΣ ΕΠΙΣΤΡΕΦΕΙ ΣΤΗΝ ΑΡΧΙΚΗ ΟΘΟΝΗ. ....	142
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.10</b> ΟΘΟΝΗ ΚΥΡΙΩΣ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ. ....	142
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.11</b> ΡΥΘΜΙΣΗ ΤΗΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΙΖΟΜΕΝΗΣ ΓΡΑΜΜΗΣ ΚΥΛΙΣΗΣ, (Α) ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ ΚΑΙ (Β) ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΒΕΛΤΙΩΜΕΝΗ ΑΝΤΙΘΕΣΗ. ....	144
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.12</b> ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ, (Α) ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΗΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΚΑΙ (Β) ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΟ ΕΙΔΟΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ. ....	145
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.13</b> ΕΠΙΤΥΧΗΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ. ....	145
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.14</b> ΛΑΝΘΑΣΜΕΝΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΕΚΤΙΜΗΣΗ ΤΗΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΑΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ. ΤΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΣΥΝΟΔΕΥΕΤΑΙ ΑΠΟ ΕΙΔΙΚΗ ΥΠΕΝΘΥΜΙΣΗ ΜΕ ΣΚΟΠΟ ΤΗΝ ΔΙΕΥΚΟΛΥΝΣΗ ΤΟΥ ΧΡΗΣΤΗ ΣΤΗΝ ΚΑΤΑΝΟΗΣΗ ΤΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ. ....	146
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.15</b> ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΛΑΝΘΑΣΜΕΝΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΣΤΗΝ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΗΣ ΕΚΤΙΜΗΣΗΣ ΤΟΥ ΕΙΔΟΥΣ ΤΗΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ. ΠΑΡΕΧΕΤΑΙ (Α) Η ΣΩΣΤΗ ΑΠΑΝΤΗΣΗ ΚΑΙ ΑΚΟΛΟΥΘΩΣ (Β) Η ΑΚΡΙΒΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗ ΣΤΗΝ ΟΠΟΙΑ ΕΝΤΟΠΙΖΕΤΑΙ Η ΑΛΛΟΙΩΣΗ. ....	147
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.16</b> ΕΙΔΙΚΟ ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΠΟΥ ΕΜΦΑΝΙΖΕΤΑΙ ΚΑΤΑ ΤΗΝ ΕΠΙΤΥΧΗ ΟΛΟΚΛΗΡΩΣΗ ΕΝΟΣ ΣΥΓΚΕΚΡΙΜΕΝΟΥ ΕΠΙΠΕΔΟΥ ΤΟΥ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ. ....	147
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.17</b> ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΟΛΟΚΛΗΡΩΣΗΣ ΤΟΥ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ. ΤΟ ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΑΥΤΟ ΠΕΡΙΛΑΜΒΑΝΕΙ ΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΤΩΝ ΠΟΝΤΩΝ ΠΟΥ ΚΑΤΑΦΕΡΕ ΝΑ ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΣΕΙ Ο ΧΡΗΣΤΗΣ ΚΑΘΩΣ ΚΑΙ ΜΙΑ ΣΕΙΡΑ ΕΠΙΛΟΓΩΝ ΟΠΩΣ Η ΕΠΙΣΤΡΟΦΗ ΣΤΗΝ ΑΡΧΙΚΗ ΟΘΟΝΗ Η Η ΕΚ ΝΕΟΥ ΕΚΤΕΛΕΣΗ ΤΟΥ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ. ....	148
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.18</b> ΠΑΓΩΜΑ ΤΟΥ ΠΑΙΧΝΙΔΙΟΥ ΣΑΝ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ ΤΟΥ ΠΑΤΗΜΑΤΟΣ ΤΟΥ ΚΟΥΜΠΙΟΥ  ΤΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ ΤΟΥ ΤΗΛΕΦΩΝΟΥ Η ΤΑΜΠΛΕΤΑΣ. ....	149
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.19</b> ΟΘΟΝΗ ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗΣ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ. ....	151
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.20</b> ΟΘΟΝΗ ΓΡΑΦΙΚΗΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ. ΚΑΘΕ ΡΑΒΔΟΣ ΑΦΟΡΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΗ ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΑ. ....	152
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.21</b> ΟΘΟΝΗ ΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ (Α) ΥΓΙΗ ΙΣΤΟΥ, (Β) ΜΑΖΑΣ ΚΑΙ (Γ) ΜΙΚΡΟΑΒΕΣΤΩΣΕΩΝ. ....	152
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.22</b> ΟΘΟΝΗ (Α) ΕΠΙΤΕΥΓΜΑΤΩΝ ΚΑΙ (Β) ΠΙΝΑΚΑ ΒΑΘΜΟΛΟΓΙΑΣ. ....	153
<b>ΕΙΚΟΝΑ 5.23</b> ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ ΤΗΣ GOOGLE CLOUD PLATFORM ΠΟΥ ΑΞΙΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ ΣΤΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ. ....	155

## Υπέριτλοι Πινάκων

<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1</b> ΚΑΤΑΝΟΜΗ ΑΡΧΙΚΟΥ ΚΑΙ ΜΕΙΩΜΕΝΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ ΕΙΚΟΝΩΝ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΗΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ ΜΕΤΑ ΤΗΝ ΠΡΟΣΠΑΘΕΙΑ ΠΡΟΣΔΙΟΡΙΣΜΟΥ ΤΩΝ ΑΚΡΙΒΩΝ ΟΡΙΩΝ ΤΩΝ ΑΛΛΟΙΩΣΕΩΝ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΕΝΕΡΓΩΝ ΚΑΜΠΥΛΩΝ.....	60
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 2.2</b> ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ $D$ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟ ( $A=0.94, 0.96, 0.97, 0.98$ ) ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ CLAHÉ, HE ΚΑΙ UM.....	60
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 2.3</b> ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ (ΠΟΣΟΣΤΟ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΩΝ ΠΟΥ Η ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΕΤΥΧΕ ΚΑΛΥΤΕΡΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΣΥΓΚΡΙΝΟΜΕΝΗ) ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΤΙΜΕΣ ΤΗΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ $A$ . ....	61
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 2.4</b> ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ $D$ ΣΕ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ, ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟ ( $A=0.06, 0.04, 0.03, 0.02$ ) ΚΑΙ ΤΙΣ ΜΕΘΟΔΟΥΣ CLAHÉ, HE ΚΑΙ UM.....	61
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 2.5</b> ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΒΕΛΤΙΩΣΗΣ ΑΝΤΙΘΕΣΗΣ (ΠΟΣΟΣΤΟ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΩΝ ΠΟΥ Η ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΣ ΠΕΤΥΧΕ ΚΑΛΥΤΕΡΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΣΕ ΣΧΕΣΗ ΜΕ ΤΗΝ ΣΥΓΚΡΙΝΟΜΕΝΗ) ΓΙΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΤΙΜΕΣ ΤΗΣ ΠΑΡΑΜΕΤΡΟΥ $A$ ΚΑΙ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΚΑΤΗΓΟΡΙΕΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ. ....	62
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1</b> ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΗΣ ΕΠΙΔΟΣΗΣ ΤΗΝ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΜΕ ΣΥΝΟΛΟ ΜΕΘΟΔΩΝ ΤΗΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΜΕΓΕΘΟΥΣ ΤΟΥ ΣΦΑΛΜΑΤΟΣ ΚΑΝΟΝΙΚΟΠΟΙΗΜΕΝΟΥ ΕΜΒΑΔΟΥ (NORMALIZED AREA ERROR) .....	86
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 4.1</b> ΠΛΗΘΟΣ ΠΕΡΙΠΤΩΣΕΩΝ ΑΝΑ ΕΙΔΟΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ ΤΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ ΕΙΚΟΝΩΝ ΤΗΣ <i>MIAS</i> . ....	109
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 4.2</b> ΣΥΝΘΕΣΗ ΥΠΟΣΥΝΟΛΩΝ ΠΕΡΙΟΧΩΝ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ.....	111
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 4.3</b> ΕΠΙΔΟΣΗ ΤΗΣ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ (ΜΕΣΕΣ ΤΙΜΕΣ) ΣΤΑ ΥΠΟΣΥΝΟΛΑ ΕΙΚΟΝΩΝ $S1, S2, SM1, SM2, H$ AND $L$ ΓΙΑ ΤΑ ΔΙΑΦΟΡΑ ΣΥΝΟΛΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ $DLRE, DE$ ΚΑΙ $D$ . ....	111
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 4.4</b> ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΜΕ ΜΕΘΟΔΟΥΣ ΤΗΣ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ. ....	113
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 4.5</b> ΕΠΙΔΟΣΗ ΠΡΟΤΕΙΝΟΜΕΝΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΓΙΑ ΤΟ ΣΥΝΟΛΟ. ....	114
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 5.1</b> ΕΠΕΞΗΓΗΣΗ ΠΑΡΑΜΕΤΡΩΝ ΠΟΥ ΕΠΗΡΕΑΖΟΥΝ ΤΗΝ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΠΡΟΘΕΣΗΣ ΧΡΗΣΗΣ ΜΙΑΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ (BARTISTA & OLIVEIRA, 2019). ....	133
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 5.2</b> ΣΥΝΟΛΑ ΕΙΚΟΝΩΝ ΠΟΥ ΔΙΑΤΙΘΕΝΤΑΙ ΓΙΑ ΤΑ ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΑ ΕΙΔΗ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ.....	136
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 5.3</b> ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΟΥ ΠΙΝΑΚΑ ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ (GOOGLE CLOUD DATABASE) ΓΙΑ ΤΙΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΠΟΥ ΜΠΟΡΟΥΝ ΝΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΟΥΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΗΝ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑ. ....	155
<b>ΠΙΝΑΚΑΣ 5.4</b> ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΤΟΥ ΠΙΝΑΚΑ ΤΗΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ (GOOGLE CLOUD DATABASE) ΓΙΑ ΤΙΣ ΕΙΚΟΝΕΣ ΜΑΣΤΟΓΡΑΦΙΑΣ ΠΟΥ ΜΠΟΡΟΥΝ ΝΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΟΥΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΟ ΕΙΔΟΣ ΤΗΣ ΑΛΛΟΙΩΣΗΣ.....	156



## Γλωσσάριο Τεχνικών Όρων

American Cancer Society	Αμερικανική Κοινότητα κατά του Καρκίνου
American College of Obstetricians and Gynecologists	Αμερικανικό Κολλέγιο Γυναικολόγων και Μαιευτήρων
American College of Radiology	Αμερικανικό Κολλέγιο Ακτινολογίας
Big Data Analysis	Ανάλυση Δεδομένων Μεγάλου Όγκου
Computer Aided Diagnosis - CAD	Συστήματα Υποβοηθούμενης Διάγνωσης με την Βοήθεια Υπολογιστή
Contrast Enhanced Digital Mammography	Ψηφιακή Μαστογραφία με Χρήση Απεικονιστικού Παράγοντα Αντίθεσης
Cooccurrence Matrixes	Πίνακες Συν-εμφάνισης
Craniocaudal	Κεφαλο-ουριαίος
Deep Learning	Βαθιά Μάθηση
Fractal Dimension	Μορφοκλασματική Διάσταση
Full Field Digital Mammography	Ψηφιακή Μαστογραφία
Gamification	Παιχνιδοποίηση
Gaussian Mixture Models	Γκαουσιανά Μικτά Μοντέλα
Interval Cancer	Καρκίνος Μεσοδιαστήματος
Local Binary Patterns - LBP	Τοπικά Δυαδικά Μοτίβα
Magnetic Resonance Imaging	Απεικόνιση Μαγνητικού Συντονισμού
Mediolateral Oblique	Μεσοπλάγιος Λοξός
Multiscale Analysis	Πολυκλιμακωτή Ανάλυση
Normalized Area Error	Σφάλμα Κανονικοποιημένου Εμβαδού
Phase Portraits	Πορτρέτα Φάσης
Picture Archiving and Communications System - PACS	Διαλειτουργούντα και Προτυποποιημένα Συστήματα για την Αποθήκευση Ιατρικών Εικόνων
Principal Component Analysis - PCA	Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών
Rotation Invariant	Αμετάβλητο στην Περιστροφή
Screen-film Mammography	Αναλογική Μαστογραφία
Serious Game	Παιχνίδι Σοβαρού Σκοπού
Support Vector Machines - SVM	Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων
Watershed Transform	Μετασχηματισμός Υδροκρίτη

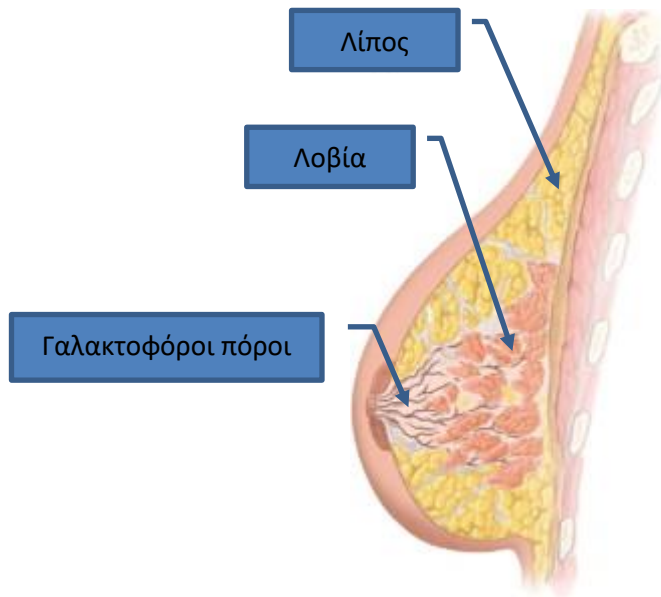


## Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο εισάγονται βασικές έννοιες που σχετίζονται με το γενικό πλαίσιο της παρούσας διατριβής. Περιγράφονται έννοιες όπως ο καρκίνος του μαστού, παρουσιάζονται τα απεικονιστικά συστήματα που χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό πιθανών αλλοιώσεων καθώς και τα συνηθέστερα ευρήματα που εντοπίζονται μέσω αυτών. Το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με την παρουσίαση των στόχων της διατριβής.

### 1.1 Καρκίνος του Μαστού

Με το όρο «καρκίνος» περιγράφεται ένα σύνολο ασθενειών που προκαλούν την μετάλλαξη των κυττάρων του σώματος και την ανεξέλεγκτη εξάπλωση τους. Οι περισσότερες μορφές καρκίνου καταλήγουν στην δημιουργία συμπαγούς μάζας (όγκος) και ονοματίζονται ανάλογα με το σημείο του σώματος που πρωτοεμφανίστηκε ο όγκος (American Cancer Society, 2018). Ειδικά για τον καρκίνο του μαστού οι περισσότεροι καρκίνοι κάνουν την πρώτη τους εμφάνιση είτε στο κομμάτι εκείνο του ιστού που αποτελείται από γαλακτοπαραγωγούς αδένες, οι οποίοι ονομάζονται λοβία (lobules), είτε στους γαλακτοφόρους πόρους (ducts) που συνδέουν τα λοβία με την θηλή. Το υπόλοιπο τμήμα του μαστού αποτελείται από συνδετικό, λεμφικό και λιπώδη ιστό (American Cancer Society, 2018). Τα λοβία, οι γαλακτοφόροι πόροι και ο συνδετικός ιστός καλούνται επίσης και ινοαδενώδης ιστός (Jesinger, 2014). Η δομή του μαστού απεικονίζεται στην εικόνα 1.1.

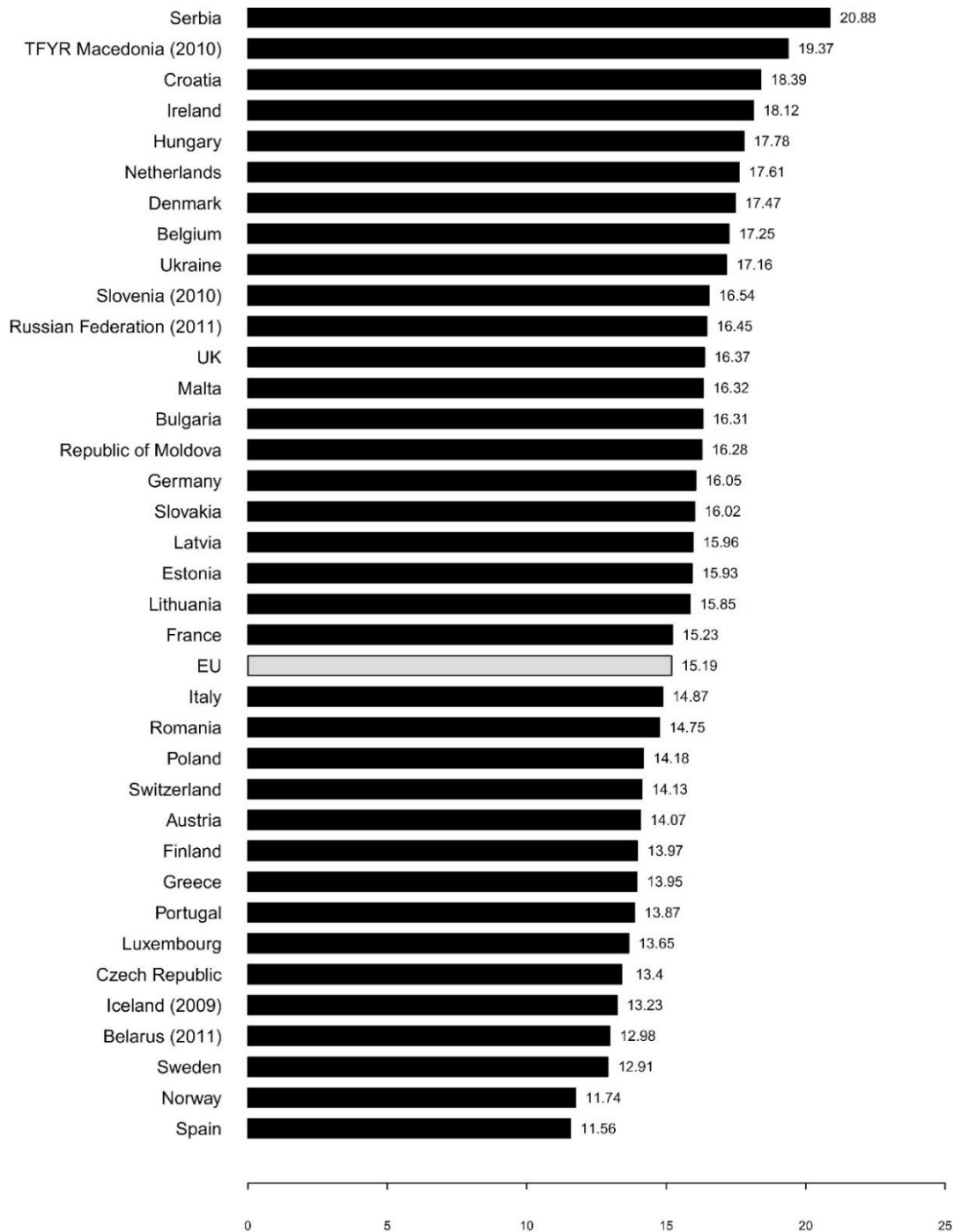


**Εικόνα 1.1** Ανατομία του μαστού (Jesinger, 2014).

Σύμφωνα με τα διαθέσιμα στοιχεία, ο καρκίνος του μαστού αποτελεί την δεύτερη συνηθέστερη αιτία θανάτου, μετά τον καρκίνο του πνεύμονα, για τις γυναίκες στην Ευρωπαϊκής Ένωσης (Malvezzi et al., 2017). Ειδικά για το έτος 2012, στην Ευρωπαϊκή Ένωση, καταγράφηκαν κατά μέσο όρο 15.2 θάνατοι ανά 100,000 άτομα. Στην Ελλάδα το νούμερο που καταγράφηκε ήταν 13.95 θάνατοι ανά 100,000 άτομα. Τα στοιχεία αυτά για διάφορες ευρωπαϊκές χώρες και την Ευρωπαϊκή Ένωση απεικονίζονται στην εικόνα 1.2.

Οι περισσότερες χώρες προσπάθησαν από νωρίς να προστατέψουν τον πληθυσμό τους από αυτήν την απειλή μέσω της εφαρμογής προγραμμάτων προληπτικού ελέγχου. Στόχος των προγραμμάτων αυτών ήταν η έγκαιρη ανίχνευση των διαφόρων μορφών αλλοιώσεων και η αποτελεσματική αντιμετώπιση τους και στην προσπάθεια αυτή κυρίαρχο εργαλείο προληπτικού ελέγχου αποτέλεσε η μαστογραφία. Στις περισσότερες χώρες ο προληπτικός αυτός έλεγχος αφορά γυναίκες ηλικίας από 50 έως 69 ετών αν και δεν λείπουν και οι χώρες που συνιστούν την έναρξη του προληπτικού ελέγχου ήδη από την ηλικία των 40 ετών (Altobelli & Lattanzi, 2014). Στην Αμερική διαφορετικοί φορείς παρέχουν διαφορετικές συστάσεις, έτσι λοιπόν το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας (American College of Radiology) και το Αμερικανικό Κολέγιο Γυναικολόγων και Μαιευτήρων (American College of Obstetricians and Gynecologists) συνιστά ο προληπτικός έλεγχος να είναι ετήσιος και να πραγματοποιείται σε άτομα ηλικίας 40 έως 74 χρόνων. Από την άλλη πλευρά η Αμερικανική Κοινότητα κατά του Καρκίνου (American Cancer Society) συστήνει οι γυναίκες 40-44 να έχουν απλά την επιλογή ετήσιου ελέγχου, ο οποίος θα πρέπει να είναι υποχρεωτικός στις ηλικίες 45-54 και στην συνέχεια για τις ηλικίες πάνω από 55 να πραγματοποιείται ανά διετία (F. J. Gilbert & Selamoglu, 2018).

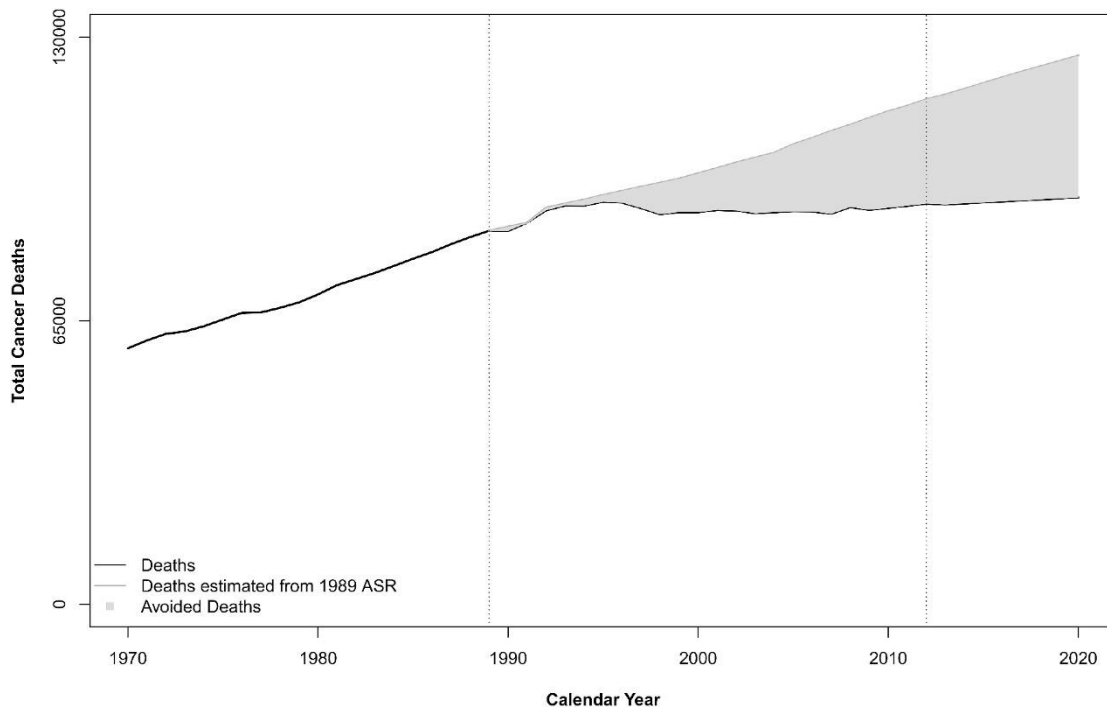




**Εικόνα 1.2** Σταθμισμένο πλήθος θανάτων ανά 100,000 άτομα πληθυσμού σε Ευρωπαϊκές χώρες και την Ευρωπαϊκή Ένωση.

Ιστορικά, σύμφωνα με τα καταγεγραμμένα στοιχεία (Altobelli & Lattanzi, 2014), η θνησιμότητα λόγω της εμφάνισης καρκίνου του μαστού εμφάνιζε μια συνεχώς αυξανόμενη τάση η οποία κορυφώθηκε την δεκαετία του 1980. Από τότε ωστόσο και μέχρι σήμερα παρατηρείται μια μεταβολή η οποία σχετίζεται με την μείωση του ποσοστού θνησιμότητας. Οι μελέτες έδειξαν ότι η συνολική μεταβολή σχετικά με την θνησιμότητα από την συγκεκριμένη αιτία είχαν να κάνουν τόσο με την υιοθέτηση διαδικασιών προληπτικού ελέγχου από τις διάφορες χώρες αλλά και της προόδου της χειρουργικής

και των διαδικασιών αντιμετώπισης της νόσου (Altobelli & Lattanzi, 2014; Autier, Boniol, Gavin, & Vatten, 2011). Η εικόνα 1.3 παρουσιάζει το πλήθος των θανάτων που εκτιμάται ότι αποφεύχθηκαν στην Ευρωπαϊκή Ένωση (περιοχή χρώματος ανοικτό γκρι) μεταξύ του έτους 1989, οπότε και παρατηρήθηκε ο μεγαλύτερος ρυθμός θανάτων και του έτους 2020. Ειδικά για το έτος 2020 εκτιμάται ότι θα αποφευχθούν 32,500 θάνατοι ενώ συνολικά σε διάστημα 32 ετών (1989 -2020) θα έχουν αποφευχθεί 475,000 θάνατοι.



**Εικόνα 1.3** Συνολικό πλήθος αποφευχθέντων θανάτων στην Ευρωπαϊκή Ένωση, από καρκίνο του μαστού στο διάστημα από το έτος 1989 έως και το έτος 2020 (περιοχή χρώματος ανοικτό γκρι). Η μαύρη γραμμή αντιστοιχεί στο καταγεγραμμένο ετήσιο αριθμό θανάτων από το έτος 1970 έως και το 2012 καθώς και στην εκτίμηση για το διάστημα 2013 έως 2020. Στο διάστημα των 32 ετών από το έτος 1989 έως το 2020 εκτιμάται ότι θα έχουν αποφευχθεί 475,000 θάνατοι από τους οποίους οι 32,500 αφορούν το έτος 2020 (Malvezzi et al., 2017).

Ένα ενδιαφέρον στοιχείο είναι ότι η μείωση της θνησιμότητας παρατηρήθηκε ακόμα και σε χώρες που δεν εφάρμοζαν κάποιο οργανωμένο πλάνο προληπτικού ελέγχου του πληθυσμού. Το γεγονός αυτό ξεκίνησε έναν μεγάλο διάλογο για τα πραγματικά οφέλη και εν γένη την σκοπιμότητα των διαφόρων προγραμμάτων προληπτικού ελέγχου που στηρίζονται στην χρήση των διάφορων απεικονιστικών μεθόδων (π.χ. μαστογραφίες).

Το βασικό επιχείρημα των επικριτών είναι ότι η μείωση της θνησιμότητας προέρχεται κυρίως από την αύξηση της ευαισθητοποίησης των γυναικών γύρω από το συγκεκριμένο θέμα γεγονός που τις οδηγεί στην πόρτα του γιατρού αμέσως μόλις παρατηρήσουν κάποιο περίεργο σημάδι, αλλά και της σημαντικής προόδου ως προς τους τρόπους αντιμετώπισης και θεραπείας (Welch, Prorok, O'Malley, & Kramer, 2016). Παράδειγμα αποτελεί ο σχολιασμός επί των αποτελεσμάτων μελέτης που

πραγματοποιήθηκε στον Καναδά με σκοπό την μέτρηση της αποτελεσματικότητας της μαστογραφίας ως μεθόδου έγκαιρης διάγνωσης σε σχέση με την τυπική κλινική εξέταση όπου προτάθηκε ως συμπέρασμα ότι δεν προκύπτει ουσιαστικό όφελος από την χρήση της μιας μεθόδου έναντι της άλλης (Miller et al., 2014). Η μελέτη αυτή η οποία έγινε γνωστή με το όνομα Canadian National Breast Screening Study (CNBSS) ξεκίνησε το 1980 και συμπεριέλαβε 89.835 γυναίκες τις οποίες ακολούθησε κατά μέσω όρο για 22 χρόνια (Miller, To, Baines, & Wall, 2000).

Ωστόσο μια προσεκτικότερη ανάγνωση των αποτελεσμάτων της CNBSS από τους (Jha & WARE, 2015) κατέδειξε τις αδυναμίες της ανάλυσης που προηγήθηκε καταλήγοντας στο ότι είναι μάλλον αδύνατον να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα από τα διαθέσιμα στοιχεία. Από την άλλη μεριά, μια κρίσιμη παράμετρος που σχετίζεται με την αξία των μεθόδων προληπτικού ελέγχου είναι το ότι ανεξάρτητα με το αν μια μέθοδος είναι ή δεν είναι ικανή να μειώσει περαιτέρω την θνησιμότητα από την συγκεκριμένη αιτία, είναι επίσης πολύ σημαντικό να οδηγεί σε έγκαιρο εντοπισμό της αλλοίωσης. Η σημασία του έγκαιρου εντοπισμού έχει να κάνει με το γεγονός ότι καθίσταται σαφώς ευκολότερη η αντιμετώπιση της πάθησης και λιγότερες οι ενδεχόμενες επιπλοκές. Για παράδειγμα, θα αποτελούσε σημαντικό όφελος για μια ασθενή που διαγνώστηκε στα 70 της χρόνια με μεταστατικό καρκίνο του μαστού και πέθανε 5 χρόνια αργότερα από καρδιολογικά αίτια να είχε αποφύγει όλο εκείνο το βάρος του να ζει επί 5 χρόνια με τον καρκίνο (Jha & Ware, 2015).

Ένα δεύτερο επιχείρημα των επικριτών των προγραμμάτων προληπτικού ελέγχου αποτελεί το γεγονός ότι η χρήση των σύγχρονων απεικονιστικών μεθόδων, λόγω της αυξημένης ευαισθησίας ανίχνευσης αλλοιώσεων, οδηγεί συχνά σε παράπλευρες απώλειες, με πολλές γυναίκες να υφίστανται την ταλαιπωρία της βιοψίας ή ακόμα και της θεραπείας ενάντια σε μια αλλοίωση που σε καμία περίπτωση δεν θα απειλούσε την ζωή τους (Black & Welch, 1993). Συγκεκριμένα μελέτες έχουν δείξει ότι μονάχα 15-30% των αλλοιώσεων που υφίστανται βιοψία είναι όντως κακοήθεις (Mohanty, Senapati, Beberta, & Lenka, 2013). Η πραγματοποίηση όμως βιοψίας σε περιπτώσεις που ουσιαστικά δεν χρειάζεται είναι κάτι που μπορεί να επιβαρύνει σημαντικά έναν ασθενή τόσο σε οικονομικό όσο και σε ψυχολογικό επίπεδο (Pedro, Machado-Lima, & Nunes, 2019). Επιπλέον εκφράζεται η άποψη ότι η αυξημένη ευαισθησία των απεικονιστικών μεθόδων έχει μικρά οφέλη σε περιπτώσεις επιθετικών μορφών καρκίνου οι οποίες συχνά εμφανίζουν ραγδαίους ρυθμούς ανάπτυξης και άρα μπορούν να εξαπλωθούν σημαντικά ακόμα και μεταξύ δυο διαδοχικών προληπτικών ελέγχων (Jha & Ware, 2015).

Λύση στο ουσιώδες πρόβλημα της αναίτιας ταλαιπωρίας, λόγω της αυξημένης ευαισθησίας ανίχνευσης αλλοιώσεων, θα ήταν ο διαχωρισμός του πληθυσμού σε κατηγορίες ανάλογα με την πιθανότητα εμφάνισης αλλοιώσεων και με βάση την κατηγορία αυτή τον προσδιορισμό της

απεικονιστικής μεθόδου με την επιθυμητή ευαισθησία (F.J. Gilbert & Selamoglu, 2018). Η κατηγοριοποίηση αυτού του είδους θα μπορούσε να γίνει βάσει της πυκνότητας του μαστού, του οικογενειακού ιστορικού αλλά και των μονονουκλεοτιδικών πολυμορφισμών (Single Nucleotide Polymorphisms, SNPs) (Cuzick, Brentnall, & Dowsett, 2017; F.J. Gilbert & Selamoglu, 2018). Αναφέρεται σαν παράδειγμα η πρακτική που εφαρμόζεται σε πολλές χώρες όπου ειδικά για τις περιπτώσεις με αυξημένο κίνδυνο εκδήλωσης της ασθένειας λαμβάνεται ειδική μέριμνα, ήδη από την ηλικία των 30 ετών (F. J. Gilbert & Selamoglu, 2018), ετήσιου ελέγχου με απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (Magnetic Resonance Imaging - MRI) καθώς η μέθοδος αυτή εμφανίζει αυξημένη ευαισθησία σε σχέση με την κλασική μαστογραφία (Singer et al., 2015).

Συμπερασματικά θα λέγαμε ότι για τις κατηγορίες πληθυσμού με μικρό κίνδυνο εμφάνισης αλλοιώσεων, η μαστογραφία εξακολουθεί να αποτελεί μια αποτελεσματική μέθοδο προληπτικού ελέγχου. Εξάλλου, σύμφωνα με το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας η μαστογραφία αποτελεί την συνιστώμενη μέθοδο προληπτικού ελέγχου για την αντιμετώπιση του καρκίνου του μαστού (American Cancer Society, 2018). Επικουρικά αναφέρονται τα αποτελέσματα μελετών που δείχνουν ότι η χρήση της μαστογραφίας ως μέσο προληπτικού ελέγχου έχει οδηγήσει σε μείωση από 20% έως 40% της θνησιμότητας των εξεταζόμενων γυναικών (Katzen & Dodelzon, 2018; Haixia Li, Meng, Wang, Tang, & Yin, 2017). Από την άλλη πλευρά ωστόσο, για τις κατηγορίες πληθυσμού με υψηλό κίνδυνο κρίνεται απαραίτητη η αξιοποίηση και πρόσθετων απεικονιστικών μεθόδων (F.J. Gilbert & Selamoglu, 2018).

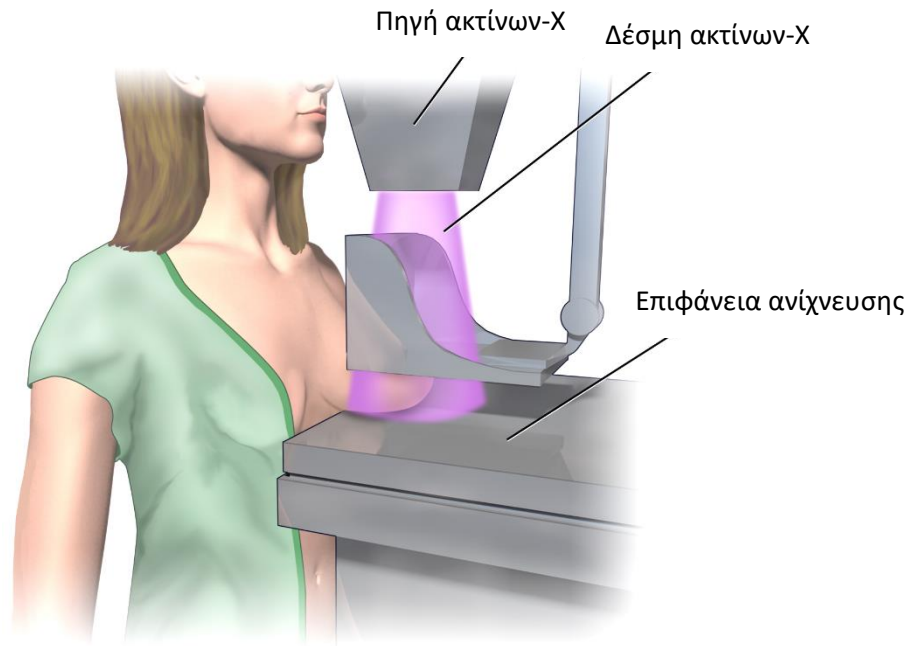
## 1.2 Απεικονιστικές Τεχνικές για τον Μαστό

Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται οι σημαντικότερες απεικονιστικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο του μαστού. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην μαστογραφία καθώς αυτή αποτελεί την κύρια απεικονιστική μέθοδο εναντίον του καρκίνου του μαστού.

### 1.2.1 Μαστογραφία

Η μέθοδος της μαστογραφίας αποτελεί σήμερα την πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδο προληπτικού ελέγχου αναφορικά με τον καρκίνο του μαστού καθώς πρόκειται για μια εξέταση με σχετικά χαμηλό κόστος που είναι όμως σε θέση να εντοπίζει αλλοιώσεις πριν ακόμα αυτές γίνουν ψηλαφητές (Yassin, Omran, El Houbay, & Allam, 2018). Η μέθοδος στηρίζεται στην χρήση ακτίνων Χ οι οποίες αφού διέλθουν από τον μαστό, προσκρούουν σε κατάλληλη επιφάνεια ανίχνευσης. Επισημαίνεται ότι κατά την διάρκεια της διαδικασίας αυτής, ο μαστός είναι κατάλληλα συμπιεσμένος έτσι ώστε να επιτυγχάνεται καλύτερη απεικόνιση των εσωτερικών του δομών. Στην αρχική εκδοχή της μεθόδου, η περιοχή ανίχνευσης αποτελούταν από φιλμ και η μέθοδος ονομαζόταν αναλογική μαστογραφία ή screen-film mammography (SFM). Η εικόνα από το φιλμ

έπρεπε στην συνέχεια να ψηφιοποιηθεί για να μπορεί να επεξεργαστεί απο υπολογιστή. Στα σύγχρονα συστήματα, το φιλμ έχει αντικατασταθεί από ψηφιακό αισθητήρα οπότε πλέον μιλάμε για ψηφιακή μαστογραφία ή αλλιώς full field digital mammography (FFDM) και στην οποία έχουμε την απευθείας δημιουργία ψηφιακής εικόνας. Η εικόνα 1.4 παρουσιάζει τα βασικά δομικά στοιχεία ενός συστήματος λήψης αναλογικών μαστογραφιών (αναλογικός μαστογράφος).



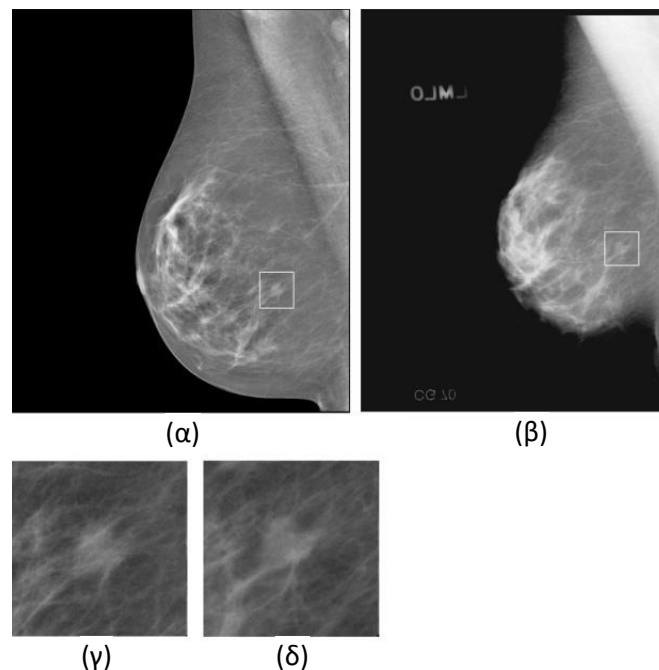
**Εικόνα 1.4** Βασικά δομικά στοιχεία ενός αναλογικού μαστογράφου. Διακρίνεται η πηγή των ακτίνων X (Camera unit) καθώς και η δέσμη των ακτίνων X (X-ray beam) οι οποίες αφού διέλθουν από τον μαστό, καταλήγουν στην επιφάνεια ανίχνευσης (film plate) (Blausen.com staff, 2014).

Το βασικό μειονέκτημα της αναλογικής μαστογραφίας είναι η μειωμένη διακριτική ικανότητα στις περιπτώσεις μαστών με αυξημένο ποσοστό ινοαδενώδους ιστού ή αλλιώς αυξημένη πυκνότητα. Επιπλέον στις περιπτώσεις αυτές εμφανίζεται και αυξημένη απορρόφηση ιοντίζουσας ακτινοβολίας (ακτίνων-X) ακριβώς λόγω της αυξημένης πυκνότητας του ιστού (Yassin et al., 2018). Από την άλλη πλευρά η ψηφιακή μαστογραφία επιτυγχάνει μικρότερη έκθεση σε ιοντίζουσα ακτινοβολία ενώ ταυτόχρονα χάρη στο γεγονός ότι οι παραγόμενες εικόνες είναι εγγενώς ψηφιακές, επιτυγχάνεται η παραγωγή εικόνων με βελτιωμένη αντίθεση και μικρότερο επίπεδο θορύβου ανεξάρτητα από την πυκνότητα του μαστού. Στα θετικά συγκαταλέγονται επίσης η δυνατότητα αξιοποίησης των τεχνικών υποβοηθούμενης διάγνωσης με χρήση υπολογιστή αλλά και των μεθόδων τηλε-ιατρικής (Parikh, 2005). Το μόνο σημείο υστέρησης της ψηφιακής σε σχέση με την αναλογική μαστογραφία φαίνεται να είναι το αυξημένο κόστος (S. Ciatto, Brancato, Baglioni, & Turci, 2006).

Πέρα βέβαια από τα προφανή πλεονεκτήματα της ψηφιακής μαστογραφίας σε σχέση με την αναλογική και έχοντας κατά νου καθαρά την ικανότητα ανίχνευσης αλλοιώσεων, σχετικές μελέτες

έχουν δείξει ότι οι δύο τεχνικές φαίνεται να είναι το ίδιο ικανές όταν χρησιμοποιούνται σε γυναίκες άνω των 50 ετών, ενώ η ψηφιακή μαστογραφία εμφανίζεται ανώτερη σε γυναίκες μικρότερες από 50 έτη (Souza, Wendland, Rosa, & Polanczyk, 2013). Το γεγονός αυτό αποδίδεται μάλλον στο ότι οι νεότερες γυναίκες είναι πιθανότερο να εμφανίζουν αυξημένη πυκνότητα μαστού αλλά και επιθετικότερες μορφές αλλοιώσεων οι οποίες θα πρέπει να εντοπιστούν σε όσο το δυνατόν πιο πρώιμο στάδιο ώστε να είναι ευκολότερα αντιμετωπίσιμες (Kerlikowske et al., 2011).

Η εικόνα 1.5 παρουσιάζει δύο μαστογραφικές εικόνες που ελήφθησαν με ψηφιακό (εικόνα 1.5.α) και αναλογικό (εικόνα 1.5.β) τρόπο.



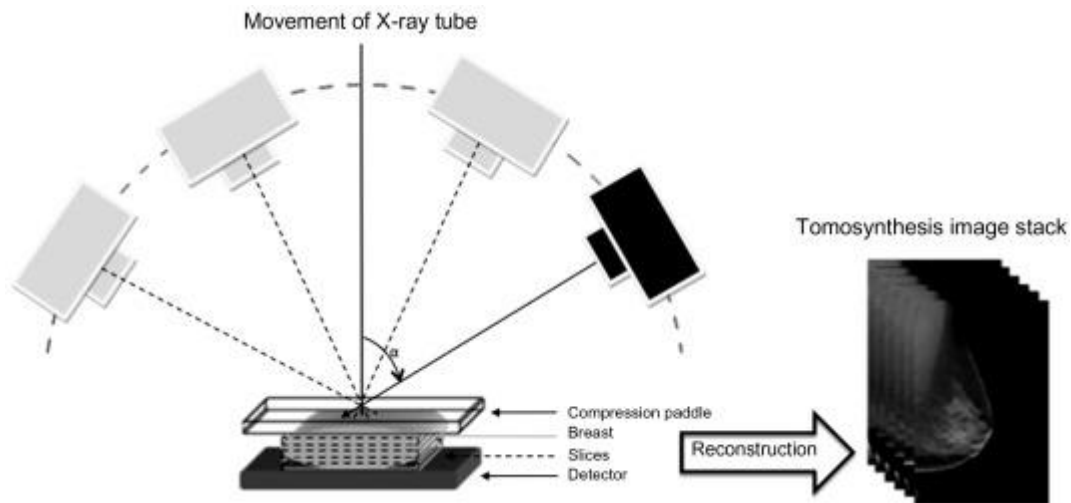
**Εικόνα 1.5** Παραδείγματα εικόνων, (α) ψηφιακής και (β) αναλογικής μαστογραφίας στον ίδιο μαστό. Στις δυο εικόνες έχει γίνει εντοπισμός και επισήμανση καοήθους μάζας. Η εν λόγω περιοχή εμφανίζεται μεγεθυμένη τόσο για την (γ) ψηφιακή όσο και την αναλογική (δ) μαστογραφία (Zhang et al., 2007).

Γίνεται σαφές ότι η ψηφιακή εικόνα γενικά έχει βελτιωμένα χαρακτηριστικά καθώς είναι σαφώς πιο διακριτό το διαχωριστικό όριο μαστού-περιβάλλοντος ενώ η αντίθεση της εικόνας παραμένει υψηλή ακόμα και στις περιοχές με αυξημένη πυκνότητα. Βέβαια αν εξεταστεί μονάχα η περιοχή της εντοπισμένης αλλοίωσης (εικόνα 1.5.γ και δ) τότε δεν παρατηρείται ουσιαστική διαφορά μεταξύ των δύο μεθόδων.

### 1.2.2 Ψηφιακή Τομοσύνθεση Μαστού

Η ψηφιακή τομοσύνθεση μαστού αποτελεί μια τεχνική τρισδιάστατης απεικόνισης κατά την οποία τομογραφικές εικόνες του μαστού κατασκευάζονται από εικόνες προβολών οι οποίες προκύπτουν από την περιστροφή της πηγής της ακτινοβολίας Χ εντός συγκεκριμένου εύρους γωνιών. Ουσιαστικά πρόκειται για ένα είδος επέκτασης της κλασικής μεθόδου μαστογραφίας για την παραγωγή

τριδιάστατων αναπαραστάσεων του μαστού. Η εικόνα 1.6 παρουσιάζει ένα τυπικό σύστημα ψηφιακής τομοσύνθεσης μαστού.



**Εικόνα 1.6** Σύστημα Ψηφιακής Τομοσύνθεσης Μαστού (Zackrisson, 2016).

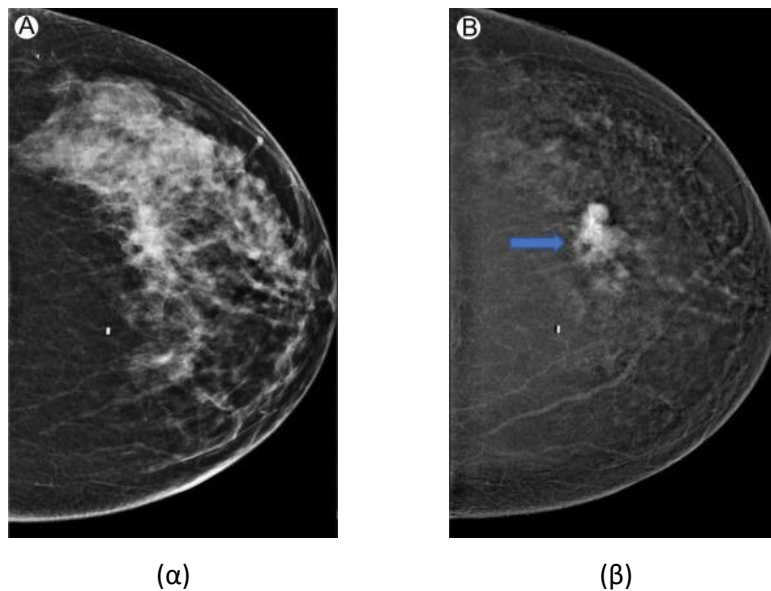
Το βασικό πλεονέκτημα της συγκεκριμένης μεθόδου είναι ότι χάρη στην τριδιάστατη αναπαράσταση του μαστού μπορεί να αντιμετωπίσει καλύτερα τα προβλήματα που προκύπτουν κατά την κλασική μαστογραφία και οφείλονται σε επάλληλα στρώματα ινοαδενώδους ιστού, βελτιώνοντας την διαγνωστική ακρίβεια και την ικανότητα διαχωρισμού καλοθών - κακοθών αλλοιώσεων ιδιαίτερα σε μαστούς με αυξημένο ποσοστό ινοαδενώδους ιστού (αυξημένη πυκνότητα μαστού) (F.J. Gilbert & Selamoglu, 2018). Μια σειρά από κλινικές μελέτες που πραγματοποιήθηκαν με σκοπό την διερεύνηση της ικανότητας της μεθόδου της ψηφιακής τομοσύνθεσης όταν χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με την κλασική ψηφιακή μαστογραφία να οδηγήσει σε αύξηση της ευαισθησίας (sensitivity) με παράλληλη αύξηση της ειδικότητας (specificity) εντοπισμού αλλοιώσεων, έδειξαν ότι ο συνδυασμός των δύο μπορεί πράγματι να οδηγήσει σε βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με την χρήση μονάχα της μαστογραφίας (Stefano Ciatto et al., 2013; Lång et al., 2016).

### 1.2.3 Ψηφιακή Μαστογραφία με χρήση Απεικονιστικού Παράγοντα Αντίθεσης (Contrast Enhanced Digital Mammography – CEDM)

Η μέθοδος της ψηφιακής μαστογραφίας με χρήση απεικονιστικού παράγοντα αντίθεσης (σκιαγραφικό) αποτελεί εξέλιξη της μεθόδου της ψηφιακής μαστογραφίας και απαιτεί την χορήγηση κατάλληλου σκιαγραφικού μέσου. Το σκιαγραφικό αυτό έχει την τάση να συγκεντρώνεται σε περιοχές με αυξημένη αγγειογένεση ή ύπαρξη των οποίων είναι χαρακτηριστικό των περιοχών με αλλοιώσεις (Kuhl, 2007). Ουσιαστικά η συγκεκριμένη μέθοδος στηρίζεται στην λήψη δύο εικόνων με τρόπο όμοιο με αυτόν της μαστογραφίας όπου η πρώτη εικόνα είναι ανεξάρτητη από την ύπαρξη του σκιαγραφικού ενώ η δεύτερη εξαρτάται ακριβώς από την παρουσία του. Η πρώτη εικόνα

αποτελεί το υπόβαθρο το οποίο στην συνέχεια αφαιρείται από την δεύτερη με αποτέλεσμα να αναδεικνύονται οι ύποπτες για την παρουσία αλλοιώσεων περιοχές.

Ανάμεσα στις διάφορες τεχνικές που προτάθηκαν για την δημιουργία των δύο εικόνων αυτή που πλέον κυριαρχεί είναι η χρήση ακτίνων Χ σε δύο διαφορετικές ενεργειακές περιοχές για την λήψη ισάριθμων εικόνων. Η ενέργεια των ακτίνων Χ στην χαμηλότερη ενεργειακά περιοχή επιλέγεται ώστε να μην αλληλοεπιδρά με τον σκιαγραφικό παράγοντα και άρα η τελική παραγόμενη εικόνα ουσιαστικά είναι όμοια με την κλασική μαστογραφία. Αμέσως μόλις ολοκληρωθεί η λήψη της πρώτης εικόνας εκπέμπεται η δέσμη ακτίνων Χ μεγαλύτερης ενέργειας, η ενέργεια των οποίων έχει επιλεγεί έτσι ώστε να αλληλοεπιδρά με τον σκιαγραφικό παράγοντα και επομένως η παραγόμενη εικόνα να αναδεικνύει τις περιοχές με αυξημένη αγγειογένεση (Lobbes, Smidt, Houwers, Tjan-Heijnen, & Wildberger, 2013).



**Εικόνα 1.7** Παράδειγμα εικόνων ψηφιακής μαστογραφίας με χρήση απεικονιστικού παράγοντα αντίθεσης (Contrast Enhanced Digital Mammography – CEDM). Συγκεκριμένα (α) κλασική εικόνα μαστογραφίας και (β) τελική παραγόμενη εικόνα σύμφωνα με την μέθοδο CEDM (Patel et al., 2018).

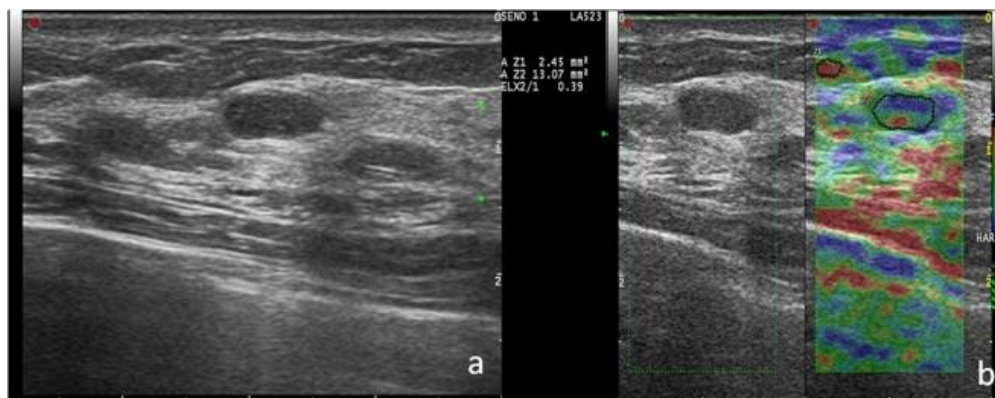
Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγεται η αυξημένη ευαισθησία και ειδικότητα σε σχέση με την κλασική μαστογραφία ειδικά στις περιπτώσεις μαστού με αυξημένη πυκνότητα (James & Tennant, 2018). Μάλιστα θεωρείται το ίδιο αποτελεσματική με μια άλλη σημαντική απεικονιστική τεχνική, την μαγνητική τομογραφία (L. Li et al., 2017) από την οποία μάλιστα χρειάζεται πολύ λιγότερο χρόνο για να ολοκληρωθεί (Patel, Lobbes, & Lewin, 2018). Η εικόνα 1.7 παρουσιάζει την σύγκριση ανάμεσα σε μια κλασική μαστογραφία και σε εικόνα που λήφθηκε με την παρούσα μέθοδο. Από την σύγκριση γίνεται αμέσως αντιληπτή η υπεροχή της CEDM ειδικά σε περιοχές με μεγάλη συγκέντρωση ινοαδενώδους ιστού.



Το βασικό μειονέκτημα ωστόσο της μεθόδου είναι ότι, καθώς στηρίζεται στην χορήγηση σκιαγραφικού παράγοντα, προκύπτει αυξημένη επιβάρυνση του ασθενούς ως προς την ιοντίζουσα ακτινοβολία σε ποσοστό που εκτιμάται μεταξύ 43% και 81% σε σχέση με την μέθοδο της ψηφιακής μαστογραφίας (James & Tennant, 2018).

#### 1.2.4 Υπερηχογράφημα Μαστού

Ένα από τα αναγνωρισμένα προβλήματα της μαστογραφίας είναι η περιορισμένη απόδοση σε μαστούς με μεγάλο ποσοστό ινοαδενώδους ιστού ή αλλιώς μαστούς με μεγάλη πυκνότητα (Persson, 2017). Μια τεχνική που έχει φανεί ότι είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική για αυτές ακριβώς τις περιπτώσεις μαστών με αυξημένη πυκνότητα είναι το υπερηχογράφημα (Yassin et al., 2018). Τα βασικά πλεονεκτήματα του υπερηχογραφήματος είναι το σχετικά χαμηλό κόστος και το ότι είναι μια μη επεμβατική, χωρίς την χρήση ακτινοβολίας, μέθοδος. Επεκτάσεις του κλασικού υπερηχογραφήματος αποτελούν και οι μέθοδοι της ελαστογραφίας και της ελαστογραφίας επιμηκών κυμάτων οι οποίες προσπαθούν να εκτιμήσουν τον βαθμό ακαμψίας των διάφορων σημείων του υπό εξέταση ιστού. Πρόσφατες μελέτες έδειξαν ότι αν η ελαστογραφία χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με το κλασικό υπερηχογράφημα μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένα αποτελέσματα ειδικά για τις περιπτώσεις μαστών με αυξημένη πυκνότητα (Hari et al., 2018; Ricci et al., 2014). Στην εικόνα 1.8 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα εικόνας υπερηχογραφήματος και ελαστογραφίας.



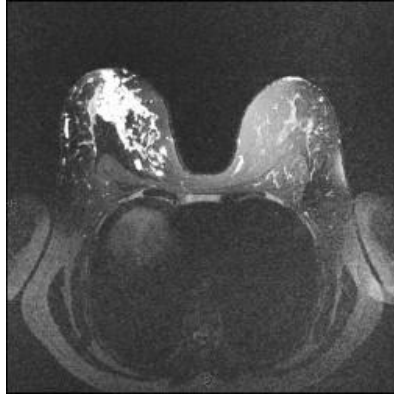
(α)

(β)

**Εικόνα 1.8** Παραδείγματα εικόνων υπερηχογραφήματος. Εικόνα (α) κλασικού υπερηχογραφήματος και (β) συνδυασμός υπερηχογραφήματος με εικόνα ελαστογραφίας (Ricci et al., 2014).

#### 1.2.5 Μαγνητική Τομογραφία

Η μαγνητική τομογραφία είναι μια τεχνική κατά την οποία λαμβάνονται εικόνες του μαστού σε λεπτές φέτες. Η μέθοδος στηρίζεται στο φαινόμενο του μαγνητικού συντονισμού πυρήνων υδρογόνου και επομένως αποτελεί μια μη επεμβατική μέθοδο. Η εικόνα 1.9 παρουσιάζει μια τυπική εικόνα τομής που λαμβάνεται μέσω της συγκεκριμένης μεθόδου.



**Εικόνα 1.9** Απεικόνιση τομής της περιοχής του μαστού με χρήση της μεθόδου μαγνητικής τομογραφίας (Thomassin-Naggara et al., 2012).

Το βασικό χαρακτηριστικό της μεθόδου είναι η αυξημένη ευαισθησία η οποία μάλιστα είναι ανεξάρτητη από την πυκνότητα του μαστού. Ένα πρόσθετο πλεονέκτημα της μεθόδου είναι ότι παρέχει πληροφορία για την αγγείωση των διάφορων περιοχών του μαστού κάτι ιδιαίτερα σημαντικό για τον εντοπισμό αλλοιώσεων (Yassin et al., 2018).

Από την άλλη πλευρά τα βασικά μειονεκτήματα της μεθόδου είναι το αυξημένο κόστος και κυρίως η μεγάλη χρονική διάρκεια για την ολοκλήρωση της διαδικασίας η οποία κυμαίνεται μεταξύ 20 και 60 λεπτών (Greenwood, 2019).

### 1.3 Αλλοιώσεις Μαστού

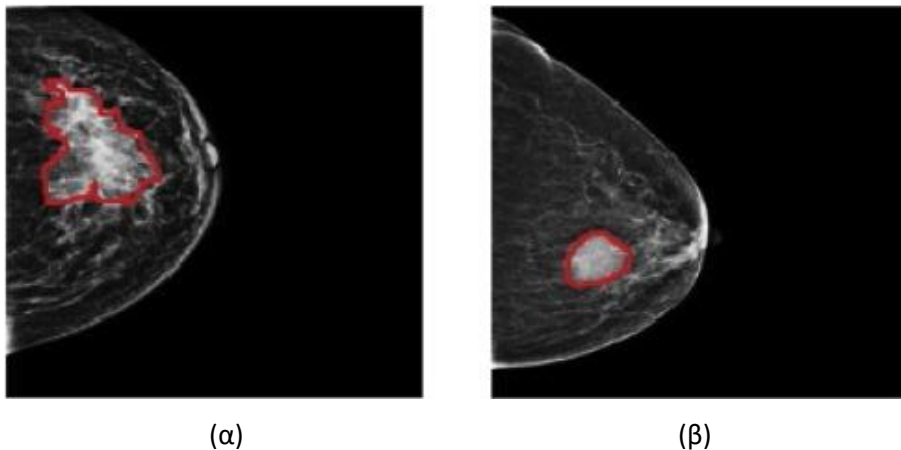
Με τον όρο «αλλοιώσεις» αναφερόμαστε σε μια σειρά από μεταβολές της κανονικής δομής του μαστού που γίνονται ορατές σε εμάς μέσω των διάφορων απεικονιστικών μεθόδων που αναφέρθηκαν προηγουμένα. Πριν από το έτος 2003 δεν υπήρχε κάποια κοινή ορολογία για τον χαρακτηρισμό των αλλοιώσεων με αποτέλεσμα πολλές φορές να δημιουργείται σύγχυση μεταξύ ακτινολόγων και κλινικών γιατρών. Τα δεδομένα άλλαξαν όταν το 2003 το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας δημοσίευσε την 4η έκδοση του breast imaging reporting and data system (BI-RADS), με την οποία επιχείρησε να ορίσει σαφή και αντικειμενικά κριτήρια για την κατηγοριοποίηση των διαφόρων ειδών αλλοιώσεων αλλά και να δώσει σαφείς κατευθύνσεις ως προς την περαιτέρω αντιμετώπιση της κάθε περίπτωσης. Πλέον βρισκόμαστε στην 5<sup>η</sup> έκδοση του εν λόγω οδηγού (Mercado, 2014).

Σύμφωνα λοιπόν και με το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας, οι συνηθέστερες μορφές αλλοιώσεων που μπορούν να εμφανιστούν σε μια μαστογραφία είναι: (α) οι μάζες, (β) οι μικροασβεστώσεις και (γ) οι αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις.

### 1.3.1 Μάζες

Σύμφωνα με το BI-RADS ως μάζα ορίζεται μία τρισδιάστατη δομή στο εσωτερικό του μαστού που ειδικά για την περίπτωση της μαστογραφίας θα πρέπει να είναι ορατή σε τουλάχιστον δύο, διαφορετικές μεταξύ τους, μαστογραφικές προβολές. Το σχήμα μιας μάζας μπορεί να είναι στρογγυλό, ωοειδές-λοβωτό ή ανώμαλο, ενώ τα όρια της μπορεί να χαρακτηρίζονται ως καλά περιγεγραμμένα, επισκιαζόμενα, ασαφή ή ακτινωτά (αστεροειδή).

Μια μάζα γενικά αποτελείται είναι ένα σύνολο κυττάρων με μεγαλύτερη πυκνότητα από τον περιβάλλοντα ιστό γεγονός που την καθιστά εύκολα ανιχνεύσιμη σε μια εικόνα μαστογραφίας. Το αν όμως πρόκειται για καλοήγη ή κακοήγη αλλοίωση συνήθως προκύπτει από το σχήμα και την μορφή των ορίων. Ένας γενικός κανόνας είναι ότι οι ακτινωτές με ασαφή όρια μάζες συνήθως ανήκουν συνήθως στην δεύτερη κατηγορία (κακοήθεις) και οι στρογγυλές ή ωοειδείς με καλά περιγεγραμμένα όρια στην πρώτη κατηγορία (καλοήθεις). Η εικόνα 1.10 παρουσιάζει ένα παράδειγμα μάζας με ανώμαλα όρια (εικόνα 1.10.α) και ένα παράδειγμα μάζας με στρογγυλεμένα όρια (εικόνα 1.10.β)

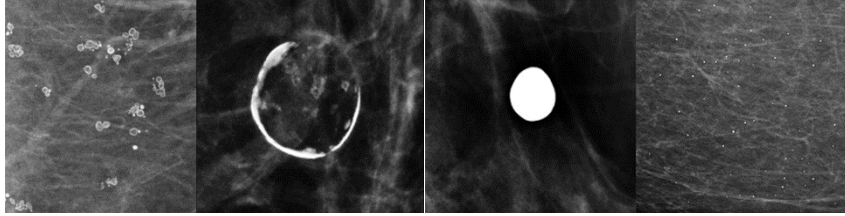


**Εικόνα 1.10** Μαστογραφικές εικόνες μαζών. (α)Κακοήθης μάζα με ανώμαλα όρια, (β) καλοήθης μάζα με στρογγυλεμένα όρια (Hua Li, Zhuang, Li, Zhao, & Ma, 2019).

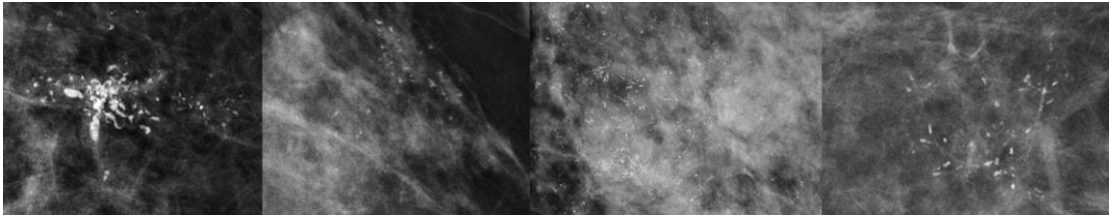
### 1.3.2 Μικροασβεστώσεις

Οι μικροασβεστώσεις αποτελούν την πιο συχνά παρατηρούμενη μορφή ανωμαλίας στην περιοχή του μαστού (Purdie & McLean, 2017). Η δημιουργία τους οφείλεται σε εναποθέσεις ασβεστίου στα λοβία ή τους γαλακτοφόρους πόρους του μαστού. Οι μικροασβεστώσεις αφού εντοπιστούν μέσω κάποιας απεικονιστικής μεθόδου κατηγοριοποιούνται ως προς τον βαθμό επικινδυνότητας τους λαμβάνοντας υπόψη παράγοντες όπως η μορφολογία, το μέγεθος και η κατανομή στον χώρο (O'Grady & Morgan, 2018). Σύμφωνα με το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας και με βάση τα παραπάνω χαρακτηριστικά οι μικροασβεστώσεις μπορούν να διακριθούν σε καλοήθεις και σε ύποπτης μορφολογίας (Rao, Feneis, Lalonde, & Ojeda-Fournier, 2016). Τυπικά παραδείγματα

μικροασβεστώσεων που χαρακτηρίζονται καλοήθεις απεικονίζονται στην εικόνα 1.11, ενώ η εικόνα 1.12 παρουσιάζει παραδείγματα μικροασβεστώσεων που χαρακτηρίζονται ως ύποπτης μορφολογίας.



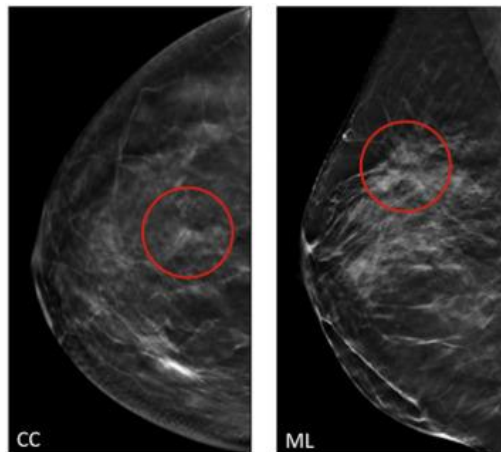
**Εικόνα 1.11** Τυπικά παραδείγματα μικροασβεστώσεων που χαρακτηρίζονται ως καλοήθεις (Rao et al., 2016).



**Εικόνα 1.12** Τυπικά παραδείγματα μικροασβεστώσεων που χαρακτηρίζονται ως ύποπτης μορφολογίας (Rao et al., 2016).

### 1.3.3 Αρχιτεκτονικές Διαστρεβλώσεις

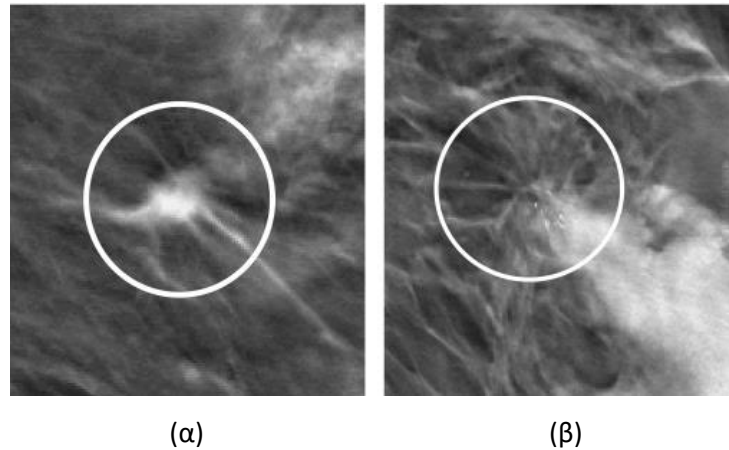
Η Αρχιτεκτονική Διαστρέβλωση (ΑΔ) μπορεί να οριστεί ως μια ανωμαλία στην κατανομή του ινοαδενώδους ιστού η οποία έχει σαν αποτέλεσμα την αλλαγή στην αρχιτεκτονική του παρεγχύματος του μαστού.



**Εικόνα 1.13** Τυπικά παραδείγματα αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων σε εικόνες που λήφθηκαν μέσω ψηφιακής τομοσύνθεσης μαστού (Pujara, Hui, & Wang, 2019).

Η συνηθέστερη μορφή μιας διαστρέβλωσης είναι λεπτές γραμμές που ακτινοβολούνται από ένα σημείο του μαστού χωρίς όμως να συνοδεύεται από αύξηση της πυκνότητας ή ύπαρξη μάζας στο σημείο αυτό (Lanoué et al., 2016). Η εικόνα 1.13 παρουσιάζει δύο παραδείγματα αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων σε εικόνες που λήφθηκαν με την μέθοδο της ψηφιακής τομοσύνθεσης μαστού.

Δυστυχώς εξαιτίας της πολυμορφίας των ΑΔ αλλά και του γεγονότος ότι δεν εμφανίζουν έντονα χαρακτηριστικά, αποδεικνύεται ιδιαίτερα δύσκολο να εντοπιστούν κατά την διάρκεια των τυπικών προληπτικών μαστογραφικών ελέγχων (Burrell et al., 1996). Από την άλλη πλευρά, αναδρομικές αναλύσεις των περιπτώσεων μαστογραφιών όπου λανθασμένα δεν ανιχνεύθηκε αλλοίωση, έδειξαν ότι περίπου 12-45% των περιπτώσεων αφορούσαν ΑΔ. Στην Εικόνα 1.14 παρουσιάζεται συγκριτική απεικόνιση μιας μάζας και μιας αρχιτεκτονικής διαστρέβλωσης όπου γίνεται φανερό πόσο δυσκολότερος είναι ο εντοπισμός της δεύτερης σε σχέση με την πρώτη.



**Εικόνα 1.14** Συγκριτική απεικόνιση (α) μάζας και (β) αρχιτεκτονικής διαστρέβλωσης (Palma, Bloch, & Muller, 2014).

#### 1.4 Συστήματα Υποβοηθούμενης Διάγνωσης με Χρήση Υπολογιστή

Η ευρεία διάδοση της μαστογραφίας σαν μέσο προληπτικού ελέγχου οδήγησε αναπόφευκτα στην δημιουργία μεγάλου όγκου εικόνων οι οποίες θα έπρεπε να αξιολογηθούν από κατάλληλα εκπαιδευμένους γιατρούς. Όμως ο μεγάλος αυτός όγκος εικόνων σε συνάρτηση με την πολυπλοκότητα της δομής του μαστού, το γεγονός ότι κάποιες αλλοιώσεις είναι δύσκολο να εντοπιστούν και την μικρή πιθανότητα ύπαρξης κάποιας αλλοίωσης συχνά οδηγούν τους ακτινολόγους σε λανθασμένη διάγνωση (Balleyguier et al., 2012). Επιπλέον, πρόσφατη μελέτη που πραγματοποιήθηκε σε συνολικό δείγμα 590 μαστογραφιών με καρκίνο μεσοδιαστήματος (interval cancer) έδειξε ότι περίπου 39% των αλλοιώσεων θα μπορούσαν να είχαν εντοπιστεί έγκαιρα αν είχε πραγματοποιηθεί έλεγχος και από δεύτερο ακτινολόγο (Lekanidi, Dilks, Suaris, Kennett, & Purushothaman, 2017). Με τον όρο «καρκίνος μεσοδιαστήματος» αναφερόμαστε σε καρκίνο που εντοπίζεται στο μεσοδιάστημα μεταξύ δυο διαδοχικών εξετάσεων προληπτικού ελέγχου και όπου η πρώτη χρονικά εξέταση δεν είχε εντοπίσει καμία αλλοίωση.

Έχοντας λοιπόν κατά νου την αντιμετώπιση αυτών ακριβώς των προβλημάτων που σχετίζονται με την διαδικασία ελέγχου των μαστογραφιών, η διεθνής επιστημονική κοινότητα έχει καταβάλει σημαντική προσπάθεια για την δημιουργία συστημάτων αυτόματης επεξεργασίας των εικόνων με

την βοήθεια υπολογιστή (Gletsos et al., 2003; Mougiakakou et al., 2007; J Stoitsis et al., 2004; John Stoitsis et al., 2006). Τα συστήματα αυτά είναι γνωστά ως συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης με την βοήθεια υπολογιστή (Computer Aided Detection and Diagnosis – CAD).

Ένα σύστημα CAD είναι ουσιαστικά ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιεί τεχνικές αναγνώρισης προτύπων με σκοπό τον εντοπισμό ύποπτων περιοχών και την υπόδειξη τους στον ακτινολόγο (Katzen & Dodelzon, 2018). Αποτελείται συνήθως από τα εξής τέσσερα (4) υποσυστήματα (Yassin et al., 2018) (εικόνα 1.15):

1. Το υποσύστημα προ-επεξεργασίας που είναι υπεύθυνο για την προετοιμασία των εικόνων για τα βήματα που θα ακολουθήσουν. Η προετοιμασία αυτή συνήθως περιλαμβάνει τον καθαρισμό των εικόνων από τεχνουργήματα και την μείωση του θορύβου.
2. Το υποσύστημα κατάτμησης που είναι υπεύθυνο για τον προσδιορισμό, βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων, κατάλληλων περιοχών ενδιαφέροντος στην εικόνα.
3. Το υποσύστημα εξαγωγής χαρακτηριστικών που είναι υπεύθυνο για την εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών από τις περιοχές ενδιαφέροντος που προσδιορίστηκαν στο προηγούμενο βήμα (Asvestas et al., 1998, 1999). Επίσης στο βήμα αυτό και ειδικά στις περιπτώσεις που το πλήθος των παραγόμενων χαρακτηριστικών είναι μεγάλο, γίνεται περιορισμός του πλήθους τους μέσω του προσδιορισμού των πιο αντιπροσωπευτικών-αποτελεσματικών εξ αυτών.
4. Το υποσύστημα της ταξινόμησης το οποίο αποτελεί την καρδιά του συστήματος CAD και το οποίο, αφού εκπαιδευτεί κατάλληλα με σύνολα χαρακτηριστικών των οποίων είναι γνωστή η κατηγορία στην οποία ανήκουν, καλείται να προσδιορίσει την κατηγορία στην οποία ανήκουν οι υπό εξέταση περιοχές ενδιαφέροντος.



**Εικόνα 1.15** Βασικά υποσυστήματα ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης με χρήση υπολογιστή (CAD).

Ένα από τα βασικά ερωτήματα είναι το κατά πόσο τα συστήματα CAD είναι σε θέση να δώσουν βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με έναν ακτινολόγο εάν χρησιμοποιηθούν ανεξάρτητα ή σε συνδυασμό με αυτόν (F J Gilbert et al., 2008; Taylor & Potts, 2008), ωστόσο τα αποτελέσματα από τις μέχρι στιγμής μελέτες είναι μάλλον διφορούμενα (Fazal, Patel, Tye, & Gurta, 2018). Αυτό στο οποίο φαίνεται ότι συμφωνούν όλοι είναι το ότι η αξιοποίηση των συστημάτων CAD μπορεί να οδηγήσει σε μείωση των περιπτώσεων που ενώ υπάρχει αλλοίωση αυτή δεν εντοπίζεται, ωστόσο ταυτόχρονα αυξάνονται οι περιπτώσεις όπου μια περιοχή επισημαίνεται ως αλλοίωση ενώ στην πραγματικότητα πρόκειται για υγιή ιστό (Fazal et al., 2018). Είναι χρήσιμο να επισημάνουμε στο σημείο αυτό ότι σε κείμενο καλών πρακτικών που εκδόθηκε από το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας δεν εκφράζεται ούτε θετική ούτε αρνητική άποψη ως προς την αξιοποίηση συστημάτων CAD για την παροχή δεύτερης γνώμης ενώ ταυτόχρονα δηλώνεται ότι η παράλληλη χρήση συστήματος CAD είναι σε θέση να αυξήσει ελαφρά την συνολική ευαισθησία της διαδικασίας ανίχνευσης με πιθανές επιπτώσεις ωστόσο στην ειδικότητα (Katzen & Dodelzon, 2018). Από την άλλη πλευρά βέβαια δεν μπορεί να παραβλεφθεί η σημαντική βελτίωση με το πέρασμα του χρόνου της αποτελεσματικότητας των συστημάτων CAD με συνεχή αύξηση τόσο της ευαισθησίας όσο και της ειδικότητάς τους, γεγονός που δείχνει ότι είναι βάσιμο να πιστεύουμε ότι τα επόμενα χρόνια θα δημιουργηθούν πραγματικά αξιόπιστα συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης τα οποία θα μπορέσουν να αποτελέσουν ουσιαστικό βοήθημα στην προσπάθεια που καταβάλλεται από τους ακτινολόγους (Fazal et al., 2018).

Το τελευταίο διάστημα πραγματοποιούνται μια σειρά από ιδιαίτερα σημαντικές εξελίξεις στον χώρο των συστημάτων CAD που δημιουργούν ιδιαίτερη αισιοδοξία για το μέλλον. Μια πρώτη εξέλιξη είναι η σημαντικότερη επένδυση από την εταιρία IBM ποσού ύψους 1 δισεκατομμυρίου δολαρίων στο Watson Health Project για την παροχή αναβαθμισμένων υπηρεσιών υγείας με χρήση εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης. Κάτι ακόμα που αποτελεί θετική εξέλιξη για τα συστήματα CAD και που αφορά το προσεχές μέλλον είναι η χρήση διαλειτουργούντων και προτυποποιημένων συστημάτων για την αποθήκευση ιατρικών εικόνων (Picture Archiving and Communications System - PACS) που προωθείται στα νοσοκομεία του δυτικού κόσμου, μεταξύ αυτών και την Ελλάδα. Η επιχειρησιακή λειτουργία των συστημάτων αυτών αναμένεται να αποτελέσει σημαντικό βοήθημα στην ανάπτυξη βελτιωμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης και τελικά στην δημιουργία ακόμα πιο αξιόπιστων συστημάτων CAD καθώς θα κάνει διαθέσιμο μεγάλο όγκο ιατρικών δεδομένων (Fazal et al., 2018).

Άλλη μια ελπιδοφόρα εξέλιξη είναι η αντιμετώπιση των εικόνων ως εξορύξιμων (mineable) πολυδιάστατων συνόλων δεδομένων (Radiomics) (Gillies, Kinahan, & Hricak, 2016). Μια προσέγγιση η οποία σε συνδυασμό με την δυνατότητα αξιοποίησης πληροφορίας από πολλαπλές πηγές και της προόδου που έχει σημειωθεί στην επεξεργασία και διαχείριση συνόλων δεδομένων μεγάλου όγκου

(big data analysis) μπορούν να οδηγήσουν τα συστήματα CAD σε εντελώς νέα μονοπάτια (Katzen & Dodelzon, 2018). Τελικά η μεγάλη πρόκληση για τα συστημάτων CAD είναι με την αποτελεσματική αξιοποίηση του τεράστιου όγκου της διαθέσιμης πληροφορίας, να περάσουν από την υποστήριξη της διάγνωση στην παροχή πρόγνωσης έτσι ώστε μια ασθένεια να μπορεί να προβλεφθεί πριν καν αυτή εμφανιστεί (Katzen & Dodelzon, 2018).

## 1.5 Σκοπός της Διατριβής

Σκοπός της παρούσας διατριβής είναι η υποστήριξη του ακτινολόγου για την αποτελεσματική διαχείριση-διάγνωση των εικόνων μαστογραφίας. Για τον σκοπό αυτό ακολουθούμε μια διπλή προσέγγιση. Αρχικά προσπαθούμε να αναπτύξουμε μια σειρά από μεθόδους επεξεργασίας εικόνας που μπορούν να αξιοποιηθούν από ένα σύστημα CAD και ακολούθως προτείνουμε την δημιουργία ενός εκπαιδευτικού παιχνιδιού για την καλύτερη εκπαίδευση και προετοιμασία του ίδιου του γιατρού. Συγκεκριμένα, στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται μια μέθοδος για την βελτίωση της αντίθεσης μαστογραφικών εικόνων. Δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή ώστε η προτεινόμενη μέθοδος να είναι σε θέση να αναδεικνύει την κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία. Η μέθοδος αυτή θα μπορούσε να αξιοποιηθεί στο πλαίσιο του υποσυστήματος προ-επεξεργασίας ενός συστήματος CAD είτε να χρησιμοποιηθεί απλά για την βελτίωση της αντίθεσης μιας μαστογραφίας πριν αυτή αξιολογηθεί από τον ακτινολόγο. Το κεφάλαιο 3 παρουσιάζει μια μέθοδο για την αυτόματη κατάτμηση του θωρακικού μυός ο οποίος εμφανίζεται συνήθως στις μέσο-πλάγιες λοξές λήψεις (MLO) μαστογραφιών. Η μέθοδος αυτή θα μπορούσε να αποτελέσει τμήμα του υποσυστήματος κατάτμησης ενός συστήματος CAD. Το κεφάλαιο 4 παρουσιάζει μια μέθοδο αναγνώρισης αλλοιώσεων του μαστού και συγκεκριμένα ΑΔ. Οι ΑΔ αποτελούν την τρίτη πιο κοινή μορφή αλλοίωσης του μαστού, μετά τις μάζες και τις μικροασβεστώσεις, αλλά είναι η πιο δύσκολα ανιχνεύσιμη από τις υπόλοιπες. Και πάλι η μέθοδος αυτή θα μπορούσε να αποτελέσει μέρος των υποσυστημάτων εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης ενός συστήματος CAD. Καθώς όμως πέρα από τα συστήματα CAD τον τελευταίο λόγο ως προς την διάγνωση τον έχει πάντα ο αρμόδιος γιατρός, το κεφάλαιο 5 παρουσιάζει μια εκπαιδευτική εφαρμογή η οποία μπορεί να βοηθήσει στην ταχύτερη εξοικείωση με τις απαιτήσεις της κλινικής πράξης όσον αφορά την αποτελεσματική επισκόπηση των μαστογραφιών. Η διατριβή ολοκληρώνεται στο κεφάλαιο 6 με τα συμπεράσματα και τις προτάσεις για μελλοντική εργασία.



## Βιβλιογραφία

- Altobelli, E., & Lattanzi, A. (2014). Breast cancer in European Union: An update of screening programmes as of March 2014 (Review). *International Journal of Oncology*, *45*(5), 1785–1792. <https://doi.org/10.3892/ijo.2014.2632>
- American Cancer Society. (2018). *2017-18, ACS Breast Cancer - Facts and Figures*.
- Asvestas, P., Matsopoulos, G. K., & Nikita, K. S. (1998). A Power Differentiation Method of Fractal Dimension Estimation for 2-D Signals. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, *9*(4), 392–400. <https://doi.org/https://doi.org/10.1006/jvci.1998.0394>
- Asvestas, P., Matsopoulos, G. K., & Nikita, K. S. (1999). Estimation of fractal dimension of images using a fixed mass approach. *Pattern Recognition Letters*, *20*(3), 347–354. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(99\)00004-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0167-8655(99)00004-5)
- Autier, P., Boniol, M., Gavin, A., & Vatten, L. J. (2011). Breast cancer mortality in neighbouring European countries with different levels of screening but similar access to treatment: trend analysis of WHO mortality database. *Bmj*, *343*, d4411.
- Balleyguier, C., Delaloge, S., Dromain, C., Canale, S., Boyer, B., & Ferré, R. (2012). Computed-aided diagnosis (CAD) in the detection of breast cancer. *European Journal of Radiology*, *82*(3), 417–423. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2012.03.005>
- Black, W. C., & Welch, H. G. (1993). Advances in Diagnostic Imaging and Overestimations of Disease Prevalence and the Benefits of Therapy. *New England Journal of Medicine*, *328*(17), 1237–1243. <https://doi.org/10.1056/NEJM199304293281706>
- Blausen.com staff. (2014). Medical gallery of Blausen Medical 2014. *WikiJournal of Medicine*, *1*(2). <https://doi.org/10.15347/wjm/2014.010>
- Burrell, H. C., Sibbering, D. M., Wilson, A. R., Pinder, S. E., Evans, A. J., Yeoman, L. J., ... Robertson, J. F. (1996). Screening interval breast cancers: mammographic features and prognosis factors. *Radiology*, *199*(3), 811–817. <https://doi.org/10.1148/radiology.199.3.8638010>
- Ciatto, S., Brancato, B., Baglioni, R., & Turci, M. (2006). A methodology to evaluate differential costs of full field digital as compared to conventional screen film mammography in a clinical setting. *European Journal of Radiology*, *57*(1), 69–75. <https://doi.org/10.1016/J.EJRAD.2005.08.010>
- Ciatto, S., Houssami, N., Bernardi, D., Caumo, F., Pellegrini, M., Brunelli, S., ... Macaskill, P. (2013). Integration of 3D digital mammography with tomosynthesis for population breast-cancer

- screening (STORM): a prospective comparison study. *The Lancet Oncology*, 14(7), 583–589. [https://doi.org/10.1016/S1470-2045\(13\)70134-7](https://doi.org/10.1016/S1470-2045(13)70134-7)
- Cuzick, J., Brentnall, A., & Dowsett, M. (2017). SNPs for breast cancer risk assessment. *Oncotarget*, 8(59), 99211–99212. <https://doi.org/10.18632/oncotarget.22278>
- Fazal, M. I., Patel, M. E., Tye, J., & Gupta, Y. (2018). The past, present and future role of artificial intelligence in imaging. *European Journal of Radiology*, 105, 246–250. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2018.06.020>
- Gilbert, F. J., Astley, S. M., Gillan, M. G., Agbaje, O. F., Wallis, M. G., James, J., ... group, C. I. I. (2008). CADET II: A prospective trial of computer-aided detection (CAD) in the UK Breast Screening Programme. *Journal of Clinical Oncology*, 26(15\_suppl), 508.
- Gilbert, F. J., & Selamoglu, A. (2018a). Personalised screening: is this the way forward? *Clinical Radiology*, 73(4), 327–333. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2017.11.021>
- Gilbert, F. J., & Selamoglu, A. (2018b). Personalised screening: is this the way forward? *Clinical Radiology*, 73(4), 327–333. <https://doi.org/10.1016/J.CRAD.2017.11.021>
- Gillies, R. J., Kinahan, P. E., & Hricak, H. (2016). Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, 278(2), 563–577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- Gletsos, M., Mougiakakou, S. G., Matsopoulos, G. K., Nikita, K. S., Nikita, A. S., & Kelekis, D. (2003). A computer-aided diagnostic system to characterize CT focal liver lesions: design and optimization of a neural network classifier. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 7(3), 153–162. <https://doi.org/10.1109/TITB.2003.813793>
- Greenwood, H. I. (2019, January 1). Abbreviated protocol breast MRI: The past, present, and future. *Clinical Imaging*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2018.10.017>
- Hari, S., Paul, S. B., Vidyasagar, R., Dhamija, E., Adarsh, A. D., Thulkar, S., ... Prashad, R. (2018). Breast mass characterization using shear wave elastography and ultrasound. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 99(11), 699–707. <https://doi.org/10.1016/J.DIII.2018.06.002>
- James, J. J., & Tennant, S. L. (2018). Contrast-enhanced spectral mammography (CESM). *Clinical Radiology*, 73(8), 715–723. <https://doi.org/10.1016/J.CRAD.2018.05.005>
- Jesinger, R. A. (2014). Breast Anatomy for the Interventionalist. *Techniques in Vascular and Interventional Radiology*, 17(1), 3–9. <https://doi.org/10.1053/J.TVIR.2013.12.002>
- Jha, S., & Ware, J. B. (2015). Mammogram Trials. *Academic Radiology*, 22(8), 973–975.

<https://doi.org/10.1016/j.acra.2015.05.003>

- Katzen, J., & Dodelzon, K. (2018). A review of computer aided detection in mammography. *Clinical Imaging*, 52, 305–309. <https://doi.org/10.1016/j.clinimag.2018.08.014>
- Kerlikowske, K., Hubbard, R. A., Miglioretti, D. L., Geller, B. M., Yankaskas, B. C., Lehman, C. D., ... Sickles, E. A. (2011). Comparative effectiveness of digital versus film-screen mammography in community practice in the United States: a cohort study. *Annals of Internal Medicine*, 155(8), 493–502. <https://doi.org/10.7326/0003-4819-155-8-201110180-00005>
- Kuhl, C. (2007). The current status of breast MR imaging part I. Choice of technique, image interpretation, diagnostic accuracy, and transfer to clinical practice. *Radiology*, 244(2), 356–378.
- Lång, K., Andersson, I., Rosso, A., Tingberg, A., Timberg, P., & Zackrisson, S. (2016). Performance of one-view breast tomosynthesis as a stand-alone breast cancer screening modality: results from the Malmö Breast Tomosynthesis Screening Trial, a population-based study. *European Radiology*, 26(1), 184–190. <https://doi.org/10.1007/s00330-015-3803-3>
- Lavoué, V., Fritel, X., Antoine, M., Beltjens, F., Bendifallah, S., Boisserie-Lacroix, M., ... Daraï, E. (2016). Clinical practice guidelines from the French College of Gynecologists and Obstetricians (CNGOF): Benign breast tumors - Short text. *European Journal of Obstetrics Gynecology and Reproductive Biology*, 200, 16–23. <https://doi.org/10.1016/j.ejogrb.2016.02.017>
- Lekanidi, K., Dilks, P., Suaris, T., Kennett, S., & Purushothaman, H. (2017). Breast screening: What can the interval cancer review teach us? Are we perhaps being a bit too hard on ourselves? *European Journal of Radiology*, 94, 13–15. <https://doi.org/10.1016/J.EJRAD.2017.07.005>
- Li, H., Meng, X., Wang, T., Tang, Y., & Yin, Y. (2017). Breast masses in mammography classification with local contour features. *Biomedical Engineering Online*, 16(1), 44.
- Li, H., Zhuang, S., Li, D., Zhao, J., & Ma, Y. (2019). Benign and malignant classification of mammogram images based on deep learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 51, 347–354. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2019.02.017>
- Li, L., Roth, R., Germaine, P., Ren, S., Lee, M., Hunter, K., ... Liao, L. (2017). Contrast-enhanced spectral mammography (CESM) versus breast magnetic resonance imaging (MRI): A retrospective comparison in 66 breast lesions. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 98(2), 113–123. <https://doi.org/10.1016/J.DIII.2016.08.013>
- Lobbes, M. B. I., Smidt, M. L., Houwers, J., Tjan-Heijnen, V. C., & Wildberger, J. E. (2013). Contrast

- enhanced mammography: Techniques, current results, and potential indications. *Clinical Radiology*, 68(9), 935–944. <https://doi.org/10.1016/J.CRAD.2013.04.009>
- Malvezzi, M., Carioli, G., Bertuccio, P., Boffetta, P., Levi, F., La Vecchia, C., & Negri, E. (2017). European cancer mortality predictions for the year 2017, with focus on lung cancer. *Annals of Oncology*, 28(5), 1117–1123.
- Mercado, C. L. (2014, May 1). BI-RADS Update. *Radiologic Clinics of North America*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.rcl.2014.02.008>
- Miller, A. B., To, T., Baines, C. J., & Wall, C. (2000). Canadian National Breast Screening Study-2: 13-year results of a randomized trial in women aged 50–59 years. *Journal of the National Cancer Institute*, 92(18), 1490–1499.
- Miller, A. B., Wall, C., Baines, C. J., Sun, P., To, T., & Narod, S. A. (2014). Twenty five year follow-up for breast cancer incidence and mortality of the Canadian National Breast Screening Study: randomised screening trial. *BMJ*, 348. <https://doi.org/10.1136/bmj.g366>
- Mohanty, A. K., Senapati, M. R., Beberta, S., & Lenka, S. K. (2013). Texture-based features for classification of mammograms using decision tree. *Neural Computing and Applications*, 23(3–4), 1011–1017.
- Mougiakakou, S. G. R., Golemati, S., Gousias, I., Nicolaides, A. N., & Nikita, K. S. (2007). Computer-aided diagnosis of carotid atherosclerosis based on ultrasound image statistics, laws' texture and neural networks. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 33(1), 26–36. <https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2006.07.032>
- O'Grady, S., & Morgan, M. P. (2018). Microcalcifications in breast cancer: From pathophysiology to diagnosis and prognosis. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Reviews on Cancer*, 1869(2), 310–320. <https://doi.org/10.1016/J.BBCAN.2018.04.006>
- Paap, E., Holland, R., Den Heeten, G. J., van Schoor, G., Botterweck, A. A. M., Verbeek, A. L. M., & Broeders, M. J. M. (2010). A remarkable reduction of breast cancer deaths in screened versus unscreened women: a case-referent study. *Cancer Causes & Control*, 21(10), 1569–1573.
- Palma, G., Bloch, I., & Muller, S. (2014). Detection of masses and architectural distortions in digital breast tomosynthesis images using fuzzy and a contrario approaches. *Pattern Recognition*, 47(7), 2467–2480. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.01.009>
- Parikh, J. (2005). Digital Mammography: Current Capabilities and Obstacles. *Journal of the American College of Radiology*, 2(9), 759–767. <https://doi.org/10.1016/J.JACR.2005.02.013>

- Patel, B. K., Lobbes, M. B. I., & Lewin, J. (2018). Contrast Enhanced Spectral Mammography: A Review. *Seminars in Ultrasound, CT and MRI*, 39(1), 70–79. <https://doi.org/10.1053/J.SULT.2017.08.005>
- Pedro, R. W. D., Machado-Lima, A., & Nunes, F. L. S. (2019). Is mass classification in mammograms a solved problem? - A critical review over the last 20 years. *Expert Systems with Applications*, 119, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.10.032>
- Persson, J. (2017). A review of the design and development processes of simulation for training in healthcare – A technology-centered versus a human-centered perspective. *Applied Ergonomics*, 58, 314–326. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2016.07.007>
- Pujara, A. C., Hui, J., & Wang, L. C. (2019). Architectural distortion in the era of digital breast tomosynthesis: outcomes and implications for management. *Clinical Imaging*, 54, 133–137. <https://doi.org/10.1016/J.CLINIMAG.2019.01.004>
- Puliti, D., & Zappa, M. (2012). Breast cancer screening: are we seeing the benefit? *BMC Medicine*, 10(1), 106.
- Purdie, C. A., & McLean, D. (2017). Benign microcalcification and its differential diagnosis in breast screening. *Diagnostic Histopathology*, 23(4), 159–171. <https://doi.org/10.1016/J.MPDHP.2017.03.015>
- Rao, A. A., Feneis, J., Lalonde, C., & Ojeda-Fournier, H. (2016). A Pictorial Review of Changes in the BI-RADS Fifth Edition. *RadioGraphics*, 36(3), 623–639. <https://doi.org/10.1148/rg.2016150178>
- Ricci, P., Maggini, E., Mancuso, E., Lodise, P., Cantisani, V., & Catalano, C. (2014). Clinical application of breast elastography: State of the art. *European Journal of Radiology*, 83(3), 429–437. <https://doi.org/10.1016/J.EJRAD.2013.05.007>
- Singer, C. F., Tea, M. K., Pristaux, G., Hubalek, M., Rappaport, C., Riedl, C. C., & Helbich, T. H. (2015). Clinical Practice Guideline for the prevention and early detection of breast and ovarian cancer in women from HBOC (hereditary breast and ovarian cancer) families. *Wiener Klinische Wochenschrift*, 127(23–24), 981–986.
- Souza, F. H., Wendland, E. M., Rosa, M. I., & Polanczyk, C. A. (2013). Is full-field digital mammography more accurate than screen-film mammography in overall population screening? A systematic review and meta-analysis. *The Breast*, 22(3), 217–224. <https://doi.org/10.1016/J.BREAST.2013.02.013>
- Stoitsis, J, Golemati, S., Nikita, K. S., & Nicolaidis, A. N. (2004). A modular software system to assist interpretation of medical images application to vascular ultrasound images. *2004 IEEE*

- International Workshop on Imaging Systems and Techniques (IST) (IEEE Cat. No.04EX896)*, 135–140. <https://doi.org/10.1109/IST.2004.1397300>
- Stoitsis, John, Valavanis, I., Mougiakakou, S. G., Golemati, S., Nikita, A., & Nikita, K. S. (2006). Computer aided diagnosis based on medical image processing and artificial intelligence methods. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 569(2), 591–595. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.nima.2006.08.134>
- Taylor, P., & Potts, H. W. W. (2008). Computer aids and human second reading as interventions in screening mammography: two systematic reviews to compare effects on cancer detection and recall rate. *European Journal of Cancer*, 44(6), 798–807.
- Thomassin-Naggara, I., Trop, I., Lalonde, L., David, J., Péloquin, L., & Chopier, J. (2012). Tips and techniques in breast MRI. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 93(11), 828–839. <https://doi.org/10.1016/J.DIII.2012.06.004>
- Welch, H. G., Prorok, P. C., O'Malley, A. J., & Kramer, B. S. (2016). Breast-Cancer Tumor Size, Overdiagnosis, and Mammography Screening Effectiveness. *New England Journal of Medicine*, 375(15), 1438–1447. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1600249>
- Yassin, N. I. R., Omran, S., El Houby, E. M. F., & Allam, H. (2018). Machine learning techniques for breast cancer computer aided diagnosis using different image modalities: A systematic review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 156, 25–45. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.12.012>
- Zackrisson, S. (2016). Evolution of Mammography Screening: From Film Screen to Digital Breast Tomosynthesis. *Breast Cancer Screening*, 323–346. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802209-2.00013-9>
- Zhang, Y., Ge, J., Paramagul, C., Zhou, C., Wei, J., Sahiner, B., Roubidoux, M. A. (2007). Computer-Aided Detection Systems for Breast Masses: Comparison of Performances on Full-Field Digital Mammograms and Digitized Screen-Film Mammograms. *Academic Radiology*, 14(6), 659–669. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2007.02.017>

## Κεφάλαιο 2 Βελτίωση Αντίθεσης σε Εικόνες Μαστογραφίας

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται μια μέθοδος για την βελτίωση της αντίθεσης σε εικόνες μαστογραφίας. Ο στόχος της διαδικασίας αυτής είναι η συγκριτική αύξηση της φωτεινότητας των περιοχών της μαστογραφίας που έχουν κρίσιμη για την διάγνωση πληροφορία, σε σχέση με τις περιοχές που είναι αδιάφορες. Το κεφάλαιο ξεκινάει με μια σύντομη τεκμηρίωση της σημασίας που έχει η βελτίωση της αντίθεσης σαν στάδιο προ-επεξεργασίας ενώ ακολουθεί η παρουσίαση των σημαντικότερων μεθόδων που συναντάμε σήμερα στην βιβλιογραφία καθώς και των προβλημάτων που έχουν καταγραφεί για ορισμένες από αυτές. Στην συνέχεια παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος η οποία στηρίζεται στην χρήση των ακτινικών μηκών. Επόμενο βήμα είναι η σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με μια σειρά από καθιερωμένες και ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους. Τέλος παρουσιάζονται τα κριτήρια με τα οποία έγινε η αξιολόγηση των μεθόδων, τα σύνολα εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν και τα τελικά συγκριτικά αποτελέσματα επίδοσης κάθε μεθόδου.

## 2.1 Εισαγωγή

Τα συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης αποτελούν έναν πολύτιμο σύμμαχο για κάθε ακτινολόγο που καλείται να προχωρήσει σε διάγνωση στηριζόμενος σε κάποια απεικονιστική μέθοδο. Αν και η ποιότητα των μαστογραφικών εικόνων έχει βελτιωθεί σημαντικά στις μέρες μας κυρίως χάρη στην έλευση των ψηφιακών μαστογραφικών συστημάτων, ταυτόχρονα έχουν αναπτυχθεί μια σειρά από μεθόδους επεξεργασίας εικόνας με στόχο την βελτίωση της αντίθεσης και την ανάδειξη της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας. Ουσιαστικά το ζητούμενο από αυτές τις μεθόδους είναι η μείωση των επιπέδων θορύβου και ταυτόχρονα ενίσχυση των ακμών στα σημεία που έχουν διαγνωστικό ενδιαφέρον (Rahmani Seryasat & Haddadnia, 2018). Οι μέθοδοι αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν είτε μόνες τους απλά για την βελτιωμένη παρουσίαση των εικόνων στους γιατρούς που καλούνται να κάνουν οπτική αναγνώριση αλλοιώσεων, είτε να αποτελέσουν το βήμα της προ-επεξεργασίας της εικόνας, βελτιώνοντας έτσι την αποτελεσματικότητα των επόμενων βημάτων επεξεργασίας τα οποία συνήθως σχετίζονται με την ανίχνευση κάποιων αλλοιώσεων (Anitha, Dinesh Peter, & Immanuel Alex Pandian, 2017; Bandeira Diniz et al., 2018; Rahmani Seryasat & Haddadnia, 2018).

Πλειάδα μεθόδων βελτίωσης της αντίθεσης ιατρικών εικόνων έχει αναπτυχθεί το τελευταίο διάστημα. Σύμφωνα με τους (Panetta, Zhou, Agaian, & Jia, 2011) οι μέθοδοι αυτές μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε μεθόδους που χρησιμοποιούν το πεδίο των συχνοτήτων και σε μεθόδους που χρησιμοποιούν το πεδίο του χώρου.

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν το πεδίο των συχνοτήτων βασίζονται κυρίως στην πολυκλιμακωτή (multiscale) ανάλυση της εικόνας. Η πολυκλιμακωτή ανάλυση πραγματοποιείται συνήθως με χρήση κυματιδίων και διαφόρων παραλλαγών αυτών (Y. Guo et al., 2016; Malar, Kandaswamy, Kirthana, & Nivedhitha, 2012; Mencattini, Salmeri, Lojacono, Frigerio, & Caselli, 2008). Στην συνέχεια οι παραγόμενοι συντελεστές μετασχηματισμού (transform coefficients) τροποποιούνται με διάφορους τρόπους όπως για παράδειγμα με χρήση τεχνικών ήπιας (soft) κατωφλίωσης (Sakellaropoulos, Costaridou, & Panayiotakis, 2002) ή τεχνικών μη-γραμμικού φιλτραρίσματος (Chang & Laine, 1999). Ακολούθως οι τροποποιημένοι συντελεστές χρησιμοποιούνται για την ανασύσταση της βελτιωμένης πλέον εικόνας. Πολύ συχνά η πολυκλιμακωτή ανάλυση συνδυάζεται με τεχνικές ασαφούς λογικής (Chen & Lee, 1996; Jenifer, Parasuraman, & Kadirvelu, 2016), καθώς οι τελευταίες έχουν την ικανότητα να αντιμετωπίσουν την αβεβαιότητα που σχετίζεται με τον προσδιορισμό των ακμών και των ορίων των εικόνων (Panetta et al., 2011)

Ωστόσο, οι μέθοδοι που χρησιμοποιούν το πεδίο των συχνοτήτων είναι πιθανό να εμφανίσουν σημαντικά προβλήματα όπως το ότι πολλές φορές ενώ πετυχαίνουν να βελτιώσουν πολύ καλά την



συνολική αντίθεση της εικόνας, αποτυγχάνουν να ενισχύσουν την αντίθεση σε επιμέρους τμήματα αυτής, ενώ σε κάποιες περιπτώσεις μπορεί ακόμα και να εισάγουν τεχνουργήματα (artifacts) στην εικόνα (Panetta et al., 2011).

Η άλλη μεγάλη κατηγορία μεθόδων περιλαμβάνει αυτές που στηρίζονται στο πεδίο του χώρου. Ανάμεσα τους συναντάμε μεθόδους που κάνουν χρήση μη-γραμμικού φιλτραρίσματος (George & Indu, 2008), προσαρμοζόμενων γειτονιών (adaptive neighborhood) (Pizer et al., 1987; Sun, Suri, Ye, Rangayyan, & Janer, 2005) ή unsharp masking (UM) (Panetta et al., 2011; Strobel & Mitra, 1994; Tian, 2011). Το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του μη-γραμμικού φιλτραρίσματος είναι ότι μπορεί να διατηρήσει την πληροφορία των ακμών και να απορρίψει (θολώσει) όλες τις άλλες περιοχές της εικόνας. Από την άλλη πλευρά οι μέθοδοι που στηρίζονται στην λογική των προσαρμοζόμενων γειτονιών αξιοποιούν πληροφορία από μικρά τμήματα της εικόνας (γειτονιές) για να προσαρμόσουν τον τρόπο του αντιμετωπίζουν κάθε διαφορετικό σημείο της αρχικής εικόνας. Τέλος οι μέθοδοι που στηρίζονται στην τεχνική UM εφαρμόζουν ένα υψηλερατό φίλτρο στην αρχική εικόνα και στην συνέχεια προσαρμόζουν κατάλληλα το αποτέλεσμα και το προσθέτουν στην αρχική εικόνα ενισχύοντας έτσι την πληροφορία που σχετίζεται με τις ακμές αυτής. Στην κατηγορία των μεθόδων που στηρίζονται στο πεδίο του χώρου μπορεί να θεωρηθεί ότι ανήκουν και οι μέθοδοι που αξιοποιούν μορφολογικούς τελεστές (Anitha et al., 2017; Diaz-Huerta, Felipe-Riveron, & Montaño-Zetina, 2014)

Από την ανάλυση που προηγήθηκε προκύπτει ότι οι μέθοδοι που στηρίζονται στο πεδίο του χώρου πιθανώς είναι καταλληλότερες για την βελτίωση μαστογραφικών εικόνων. Από την άλλη και παρά την μεγάλη προσπάθεια που έχει καταβληθεί για την δημιουργία αξιόπιστων μεθόδων βελτίωσης της αντίθεσης σε εικόνες μαστογραφίας, η συγκεκριμένη διαδικασία παραμένει ιδιαίτερα απαιτητική, γεγονός που οφείλεται στην μεγάλη ποικιλομορφία των εικόνων αυτών αλλά και την συχνά μικρή τιμή αντίθεσης μεταξύ ύποπτων δομών και φυσιολογικού ιστού (Panetta et al., 2011). Επίσης συχνό φαινόμενο είναι η εμφάνιση ανομοιομόρφων μοτίβων έκθεσης στην ακτινοβολία (ακτίνες X) με αποτέλεσμα άλλες περιοχές του μαστού να υπέρ-εκτίθενται στην ακτινοβολία και επομένως να εμφανίζονται σκοτεινότερες στην παραγόμενη εικόνα ενώ άλλες περιοχές να υπό-εκτίθενται και τελικά να εμφανίζονται φωτεινότερες.

Το υπόλοιπο κεφάλαιο έχει οργανωθεί ως εξής: α) αρχικά αναλύεται η φιλοσοφία των ακτινικών μηκών, β) ακολούθως παρουσιάζεται η προτεινόμενη διαδικασία βελτίωσης της αντίθεσης, γ) ακολουθεί ο τρόπος αξιολόγησης της μεθόδου και δ) παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα.

## 2.2 Τανυστές και Ακτινικά Μήκη

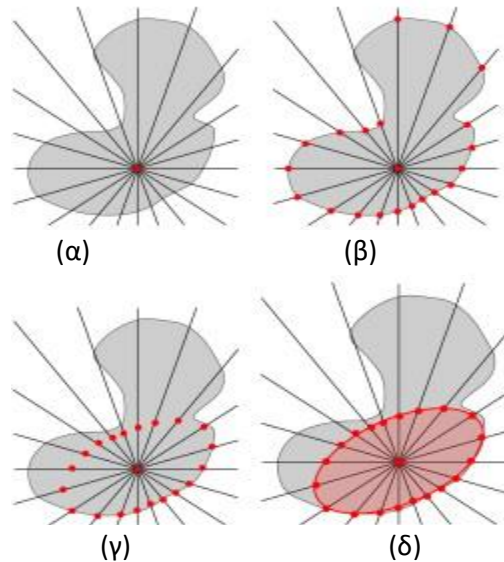
Ο όρος «τανυστής» χρησιμοποιείται για να περιγράψει μια πολυδιάστατη συλλογή ομοειδών αντικειμένων, με τα διανύσματα και τους γνωστούς δισδιάστατους πίνακες να θεωρούνται τανυστές πρώτης και δεύτερης τάξης αντιστοίχως. Η χρήση τανυστών στην επεξεργασία εικόνων εκτιμάται ότι παρέχει σημαντικά πλεονεκτήματα καθώς επιτρέπει την καλύτερη αναπαράσταση των χαρακτηριστικών των εικόνων χωρίς την απώλεια ουσιώδους πληροφορίας (C. Wang et al., 2011).

Ένα παράδειγμα πολυδιάστατης αναπαράστασης μιας εικόνας είναι μέσω των λεγόμενων «δομικών τανυστών» (structure tensor). Σύμφωνα με την προσέγγιση αυτή κάθε σημείο της εικόνας αντιστοιχίζεται σε έναν  $2 \times 2$  πίνακα ο οποίος αποτελείται από τις μερικές παραγώγους της εικόνας στο συγκεκριμένο σημείο μετά την εφαρμογή κατάλληλου φίλτρου εξομάλυνσης (George, Indu, & Rajeev, 2008; Saha, 2005; X. Xu, Chen, & Xia, 2010).

Μια άλλη προσέγγιση επιχειρεί, μέσω της χρήσης των τανυστών, να παράσχει με ενοποιημένο τρόπο πληροφορία σχετικά με το μέγεθος, τον προσανατολισμό και την ανισοτροπία των τοπικών δομών της εικόνας (Saha, 2005; Z. Xu, Saha, & Dasgupta, 2012). Σύμφωνα με την προσέγγιση αυτή, αρχικά για κάθε σημείο της εικόνας καθορίζεται η περιοχή που περικλείει το ίδιο το σημείο και έχει τιμή επιπέδου γκρι ίδια ή μεγαλύτερη από αυτό (ομοιογενής περιοχή). Ακολούθως, για την περιοχή αυτή υπολογίζεται η μεγαλύτερη περικλειόμενη έλλειψη με κέντρο το εν λόγω σημείο. Τα χαρακτηριστικά της έλλειψης για κάθε σημείο της εικόνας μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην συνέχεια για την πολυδιάστατη αναπαράσταση της εικόνας αυτής. Η εικόνα 2.1 παρουσιάζει τα βασικά βήματα για τον καθορισμό της μέγιστης περικλειόμενης έλλειψης σε ένα σημείο μιας εικόνας. Τα βήματα αυτά περιλαμβάνουν τον προσδιορισμό της ομοιογενούς περιοχής για ένα συγκεκριμένο σημείο (εικόνα 2.1.α), την επέκταση από το σημείο αυτό ομοιόμορφα περιστραμμένων ακτίνων και εντοπισμό των σημείων τομής με την ομοιογενή περιοχή (εικόνα 2.1.β). Τέλος και με βάση τα σημεία τομής, γίνεται προσδιορισμός της μέγιστης περικλειόμενης έλλειψης και των παραμετρικών χαρακτηριστικών αυτής (εικόνα 2.1.γ και δ).

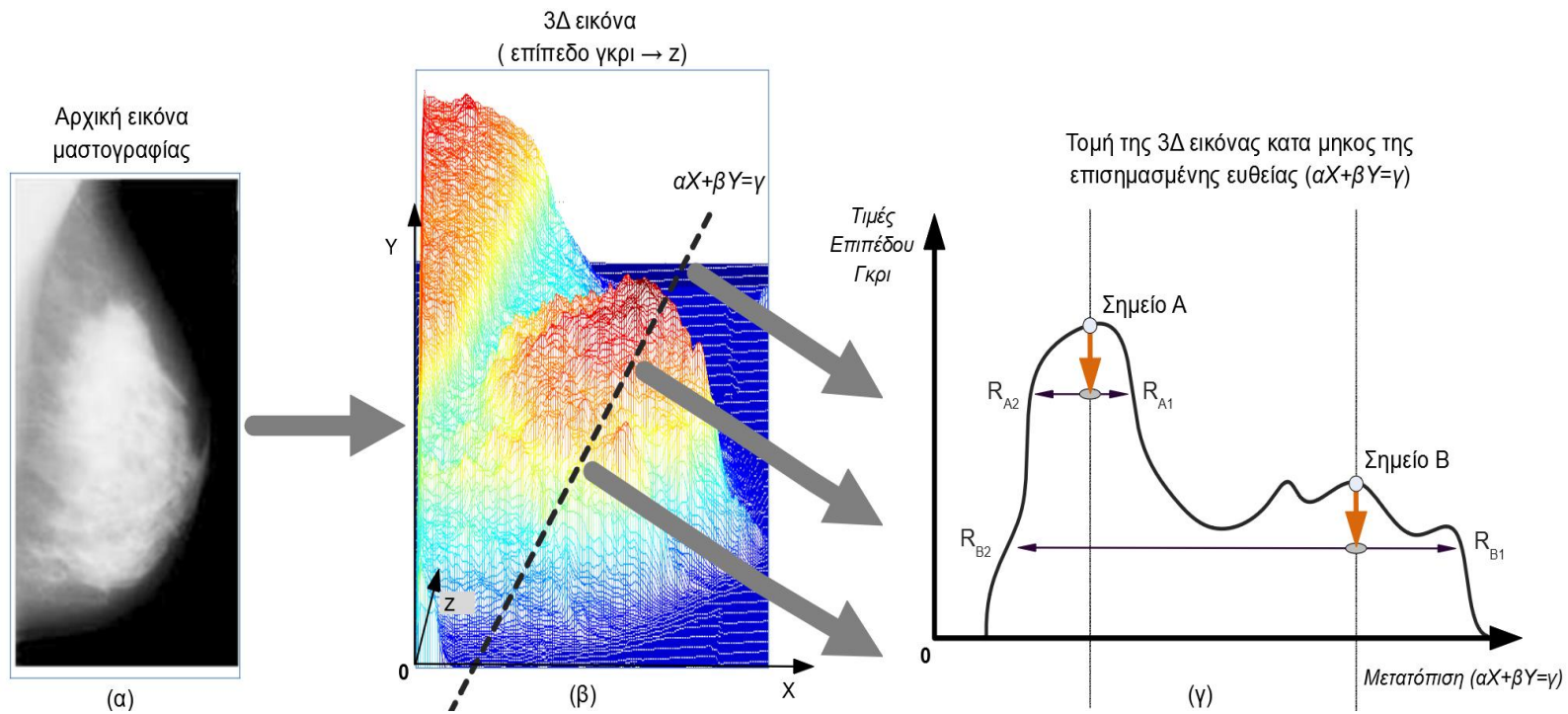
Στηριζόμενοι στην προηγούμενη προσέγγιση θελήσαμε να χρησιμοποιήσουμε μια παρόμοια τεχνική εστιασμένη στην ανάδειξη της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας σε εικόνες μαστογραφίας την οποία στο εξής θα αποκαλούμε μέθοδο ακτινικών μηκών (S. E. Chatzistergos, Andreadis, & Nikita, 2014). Οι σημαντικότερες αλλαγές ως προς την αρχική μέθοδο έχουν να κάνουν με τον τρόπο προσδιορισμού της ομοιογενούς περιοχής αλλά και το γεγονός ότι παραλείπεται το βήμα του υπολογισμού της μέγιστης περικλειόμενης έλλειψης. Πιο συγκεκριμένα, έστω σημείο  $(x_0, y_0)$  της εικόνας  $I$  με τιμή επιπέδου γκρι στο σημείο αυτό ίση με  $I(x_0, y_0)$  και έστω ότι από την τιμή αυτή αφαιρείται μια σταθερή ποσότητα  $K_p$ , τότε θεωρούμε ότι η περιοχή γύρω από το  $x_0, y_0$  όπου  $I(x, y) \geq$

$I(x_0, y_0) - K_p$  αποτελεί μια ομοιογενή περιοχή. Το επόμενο βήμα είναι η επέκταση ομοιόμορφα περιστρεφμένων ακτινών με αφετηρία το σημείο  $(x_0, y_0)$  και τέρμα το σημείο στο οποίο συναντούν τα όρια της ομοιογενούς περιοχής. Τελικά με τον τρόπο αυτό κάθε σημείο της εικόνας αντιστοιχίζεται με ένα συγκεκριμένο πλήθος από μήκη (μήκη ακτινών).



**Εικόνα 2.1** Βασικά βήματα για τον καθορισμό της μέγιστης περικλειόμενης έλλειψης σε ένα σημείο μιας εικόνας. Τα βήματα αυτά περιλαμβάνουν: (α) τον προσδιορισμό της ομοιογενούς περιοχής για ένα συγκεκριμένο σημείο, (β) την επέκταση από το σημείο αυτό ομοιόμορφα περιστρεφμένων ακτινών και εντοπισμό των σημείων τομής με την ομοιογενή περιοχή και (γ και δ) τον προσδιορισμό της μέγιστης περικλειόμενης έλλειψης και των παραμετρικών χαρακτηριστικών αυτής. (Andaló, Miranda, Torres, & Falcão, 2010).

Προκειμένου να γίνει αντιληπτό με ποιον τρόπο επηρεάζονται τα μήκη των επεκτεινόμενων ακτινών από την μορφή των μαστογραφικών εικόνων μπορούμε να θεωρήσουμε τις τιμές επιπέδου γκρι ( $I(x, y)$ ) εικόνας  $I$  σαν τιμές κατά μήκος του άξονα  $z$ , δημιουργώντας έτσι μια τρισδιάστατη αναπαράσταση της αρχικής εικόνας  $S(x, y, I(x, y))$  (εικόνα 2.2.β). Θεωρώντας λοιπόν το σημείο  $(x_0, y_0)$  της αρχικής εικόνας και ακολουθώντας την ίδια προσέγγιση αναφορικά με την αφαίρεση της ποσότητας  $K_p$  από την τιμή  $I(x_0, y_0)$ , ορίζεται το σημείο  $(x_0, y_0, I(x_0, y_0) - K_p)$  το οποίο ουσιαστικά βρίσκεται στο εσωτερικό της επιφάνειας  $S(x, y, I(x, y))$ . Από το σημείο αυτό θα πρέπει να ξεκινήσει η επέκταση των ακτίνων οι οποίες κινούμενες πάντα παράλληλα ως προς το επίπεδο που ορίζεται από του άξονες  $X, Y$  θα πρέπει να προχωρήσουν μέχρι να συναντήσουν την επιφάνεια  $S$ . Έστω τώρα ότι από την συγκεκριμένη επιφάνεια ( $S$ ) λαμβάνουμε την τομή της με επιφάνεια παράλληλη ως προς το άξονα  $z$ , για την οποία  $\alpha X + \beta Y = \gamma$ . Με τον τρόπο αυτό προκύπτει μια κατακόρυφη τομή της επιφάνειας  $S$  η οποία μας επιτρέπει να μελετήσουμε καλύτερα την συμπεριφορά των επεκτεινόμενων ακτινών (εικόνα 2.2.γ).



**Εικόνα 2.2** Καθορισμός ακτινικών μηκών σε εικόνα μαστογραφίας. (α) Αρχική εικόνα μαστογραφίας, (β) 3D αναπαράσταση αρχικής εικόνας, (γ) Υπολογισμός ακτινικών μηκών σε συγκεκριμένη τομή της 3D αναπαράστασης της εικόνας. Αν το σημείο εκκίνησης των ακτινικών μηκών είναι κοντά σε περιοχή με απότομη μείωση των τιμών φωτεινότητας, τα αντίστοιχα Ακτινικά μήκη έχουν μικρές τιμές ( $r_{A1}, r_{A2}, r_{B1}$ ), ενώ σε αντίθετη περίπτωση εμφανίζουν σαφώς μεγαλύτερες τιμές ( $r_{B2}$ ).

Όπως φαίνεται και στην εικόνα 2.2.γ, αν ορίζουμε δύο σημεία A και B και θελήσουμε να υπολογίσουμε τα τελικά μήκη των επεκτεινόμενων ακτινών κατά μήκος της συγκεκριμένης τομής, τότε θα παρατηρήσουμε ότι για μεν το σημείο A το οποίο εμφανίζει μεγάλη τιμή επιπέδου γκρι (άξονας z) σε σχέση με τα γειτονικά του σημεία, οι επεκτεινόμενες ακτίνες εμφανίζουν μικρές τιμές ενώ για το σημείο B, το οποίο βρίσκεται σε μια γειτονιά χωρίς έντονες διακυμάνσεις, οι αντίστοιχες τιμές των ακτίνων είναι σαφώς μεγαλύτερες. Επισημαίνεται ότι στο εξής τα τελικά μήκη των επεκτεινόμενων ακτινών θα αποκαλούνται ακτινικά μήκη.

Τα χαρακτηριστικά αυτά των ακτινικών μηκών κρίνονται ιδιαίτερα σημαντικά στην ανάλυση και επεξεργασία μαστογραφικών εικόνων καθώς η κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία όπως οι μάζες ή οι μικροασβετώσεις βρίσκονται σε περιοχές με μεγάλες τιμές επιπέδου γκρι περιτριγυρισμένες από περιοχές με χαμηλότερες τιμές. Επομένως στα σημεία που ανήκουν στις αναφερθείσες αλλοιώσεις τα ακτινικά μήκη θα εμφανίζουν μικρές τιμές καθώς θα είναι πολύ πιθανό οι επεκτεινόμενες ακτίνες να συναντήσουν κάποιο εμπόδιο κοντά τους. Από την άλλη πλευρά, σημεία της εικόνας που βρίσκονται σε περιοχές με χαμηλές τιμές γκρι θα εμφανίζουν σαφώς μεγαλύτερες τιμές ακτινικών μηκών καθώς θα είναι μικρότερη η πιθανότητα να συναντήσουν εμπόδιο κατά την επέκτασή τους.

### 2.3 Προτεινόμενη Μέθοδος Βελτίωσης Αντίθεσης

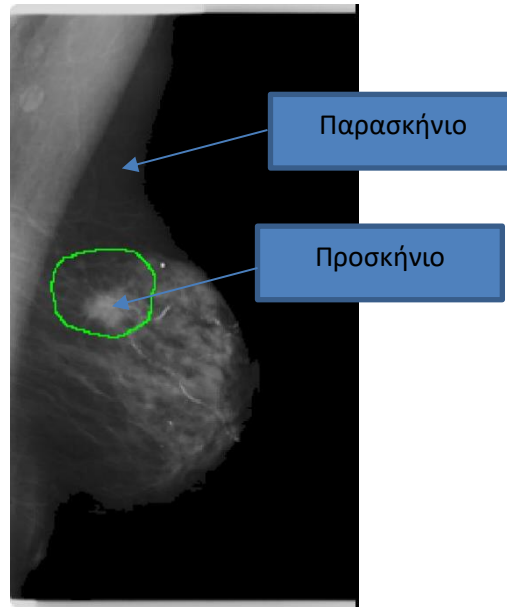
Στην παρούσα ενότητα πραγματοποιείται η παρουσίαση των ιδιοτήτων των ακτινικών μηκών που επιχειρούμε να αξιοποιήσουμε για την επίτευξη της βελτίωσης της αντίθεσης και στην συνέχεια παρουσιάζεται η προτεινόμενη διαδικασία.

#### 2.3.1 Ακτινικά Μήκη

Οι μαστογραφικές εικόνες μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελούνται από δύο διαφορετικά είδη περιοχών ανάλογα με το είδος των ιστών που τις αποτελούν. Στην πρώτη κατηγορία εντάσσονται περιοχές του μαστού που αποτελούνται κυρίως από λιπώδη ιστό και εμφανίζονται σκοτεινές στις μαστογραφίες ενώ στην δεύτερη κατηγορία εντάσσονται περιοχές του μαστού που αποτελούνται από πυκνό ιστό (ινοαδενώδης ιστός) και εμφανίζονται φωτεινές. Συνήθως η κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία εντοπίζεται στις φωτεινότερες περιοχές των εικόνων οι οποίες αναφέρονται ως το προσκήνιο της μαστογραφίας, ενώ αντίστοιχα οι σκοτεινές περιοχές αποτελούν το παρασκήνιο αυτής.

Τα σημεία της εικόνας που ανήκουν στο παρασκήνιο γενικά θα εμφανίζουν χαμηλότερες τιμές επιπέδου γκριζου και συνεπώς τα ακτινικά μήκη στα σημεία αυτά θα έχουν μεγάλες τιμές καθώς θα είναι απίθανο να συναντήσουν κάποιο εμπόδιο κατά την διάδοσή τους. Από την άλλη πλευρά τα

σημεία της εικόνας που ανήκουν στο προσκήνιο θα εμφανίζουν υψηλότερες τιμές επιπέδου γκρίζου και άρα μεγαλύτερη πιθανότητα να βρίσκονται κοντά σε περιοχές με μικρότερες τιμές γκρίζου και άρα μεγαλύτερη πιθανότητα τα ακτινικά μήκη να συναντήσουν κάποιο εμπόδιο κατά την διάδοση τους (εικόνα 2.2, σημεία Β και Γ).



**Εικόνα 2.3** Εικόνα μαστογραφίας. Τα τμήματα της εσωτερικής περιοχής του μαστού που αποτελούνται από λιπώδη ιστό συγκροτούν το «παρασκήνιο» της εικόνας ενώ οι περιοχές με αδενώδη ιστό αποτελούν το «προσκήνιο».

Περιοχές του προσκηνίου με ομοιόμορφες τιμές είναι εύκολο να εντοπιστούν ιδιαίτερα όταν αυτές έχουν μεγάλο μέγεθος και άρα είναι ευδιάκριτες, το ενδιαφέρον ωστόσο εστιάζεται στις περιοχές του προσκηνίου που βρίσκονται κοντά σε περιοχές με μειούμενες τιμές γκρίζου. Οι περιοχές αυτές συχνά κρύβουν κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία η οποία πολλές φορές είναι δύσκολο να εντοπιστεί λόγω μικρής αντίθεσης με την γύρω περιοχή. Όπως έχει ήδη ειπωθεί στα σημεία αυτά οι τιμές των ακτινικών μηκών θα είναι μικρές και αυτή ακριβώς είναι η ιδιότητα τους που επιδιώκουμε να εκμεταλλευτούμε (εικόνα 2.2, σημείο Α).

### 2.3.2 Βελτίωση Αντίθεσης με χρήση Ακτινικών Μηκών

Σύμφωνα με την προτεινόμενη μέθοδο, το πρώτο βήμα αποτελείται από τον υπολογισμό των ακτινικών μηκών  $r_q(x, y)$  (όπου  $q \in [0, Q - 1]$ ) σε όλα τα σημεία  $(x, y)$  της αρχικής εικόνας. Ο υπολογισμός της παραμέτρου  $K_p$  έγινε μέσω της (2.1).

$$K_p = a \cdot \max(I), \quad (2.1)$$

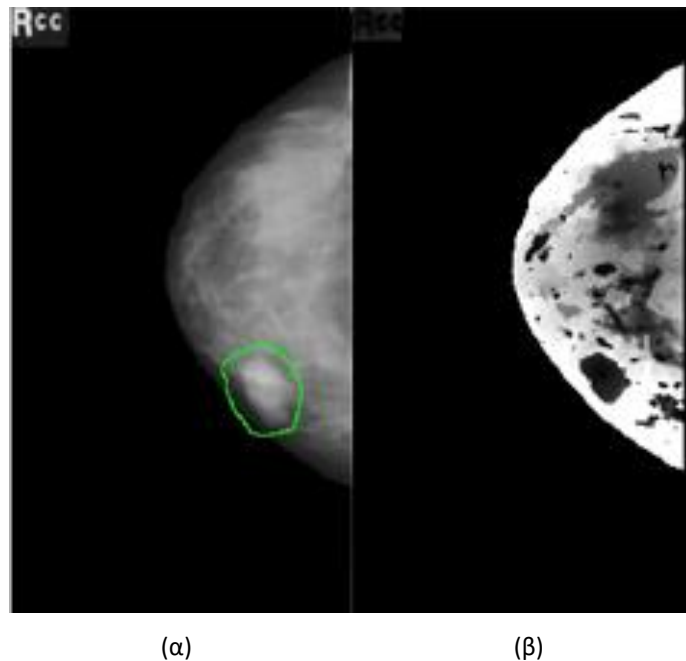
όπου  $\max(I)$  η μέγιστη τιμή γκρίζου της εικόνας και  $a$  παράμετρος που ορίζεται από τον χρήστη στο διάστημα  $(0,1)$ . Πολύ μικρές τιμές της  $a$  οδηγούν σε αυξημένη ευαισθησία στις διακυμάνσεις της

εικόνας (θόρυβος) ενώ πολύ μεγάλες οδηγούν σε μειωμένη ευαισθησία ακόμα και σε ισχυρές ακμές.

Στην συνέχεια και για κάθε ένα σημείο από αυτά υπολογίζεται η μέση τιμή των ακτινικών μηκών όπως περιεγράφηκε προηγουμένως:

$$I_{RL}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N r_q(x, y)}{N}. \quad (2.2)$$

Με τον τρόπο αυτό προκύπτει μια νέα αναπαράσταση της αρχικής εικόνας (εικόνα 2.4.β) η οποία καλείται  $I_{RL}$ . Μέσω της εικόνας  $I_{RL}$  καθίστανται αμέσως ορατά όλα τα σημεία που εμφανίζουν σημαντική διαφορά επιπέδου γκρίζου με τα γειτονικά τους σημεία. Το πόσο μεγάλη πρέπει να είναι η διαφορά στις τιμές γκρίζου ώστε να θεωρηθεί σημαντική ελέγχεται από την τιμή της παραμέτρου  $\alpha$ . Πιο αναλυτικά, όταν η τιμή της παραμέτρου  $\alpha$  παίρνει τιμές κοντά στο 1 τότε ακόμα και πολύ μικρές μεταβολές στις τιμές των επιπέδων γκρίζου στην γειτονιά ενός σημείου  $(x_0, y_0)$  έχουν σημαντικές επιπτώσεις στο μέγεθος των ακτινικών μηκών για το σημείο αυτό. Από την άλλη μεριά, όσο μικρότερη είναι η τιμή του  $\alpha$  τόσο μεγαλύτερη πρέπει να είναι η μεταβολή των επιπέδων γκρίζου στην συγκεκριμένη γειτονιά ώστε αυτές να μπορέσουν να επηρεάσουν τα ακτινικά μήκη.



**Εικόνα 2.4** Εικόνα μαστογραφίας (α) με επισημασμένη την περιοχή της αλλοίωσης και (β) προκύπτουσα εικόνα ( $I_{RL}$ ) μέσω του υπολογισμού της μέσης τιμής των ακτινικών μηκών σε κάθε σημείο της αρχικής εικόνας.

Ακολούθως, η εικόνα  $I_{RL}$  κανονικοποιείται κατάλληλα έτσι ώστε οι τιμές της να βρίσκονται στο διάστημα  $[0,1]$ :

$$I_{RL}^S = \frac{I_{RL} - \min(I_{RL})}{\max(I_{RL}) - \min(I_{RL})} \quad (2.3)$$

Στην συνέχεια η  $I_{RL}^S$  αφαιρείται από την αντίστοιχα κανονικοποιημένη αρχική εικόνα  $I^S$  :

$$I^S = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (2.4)$$

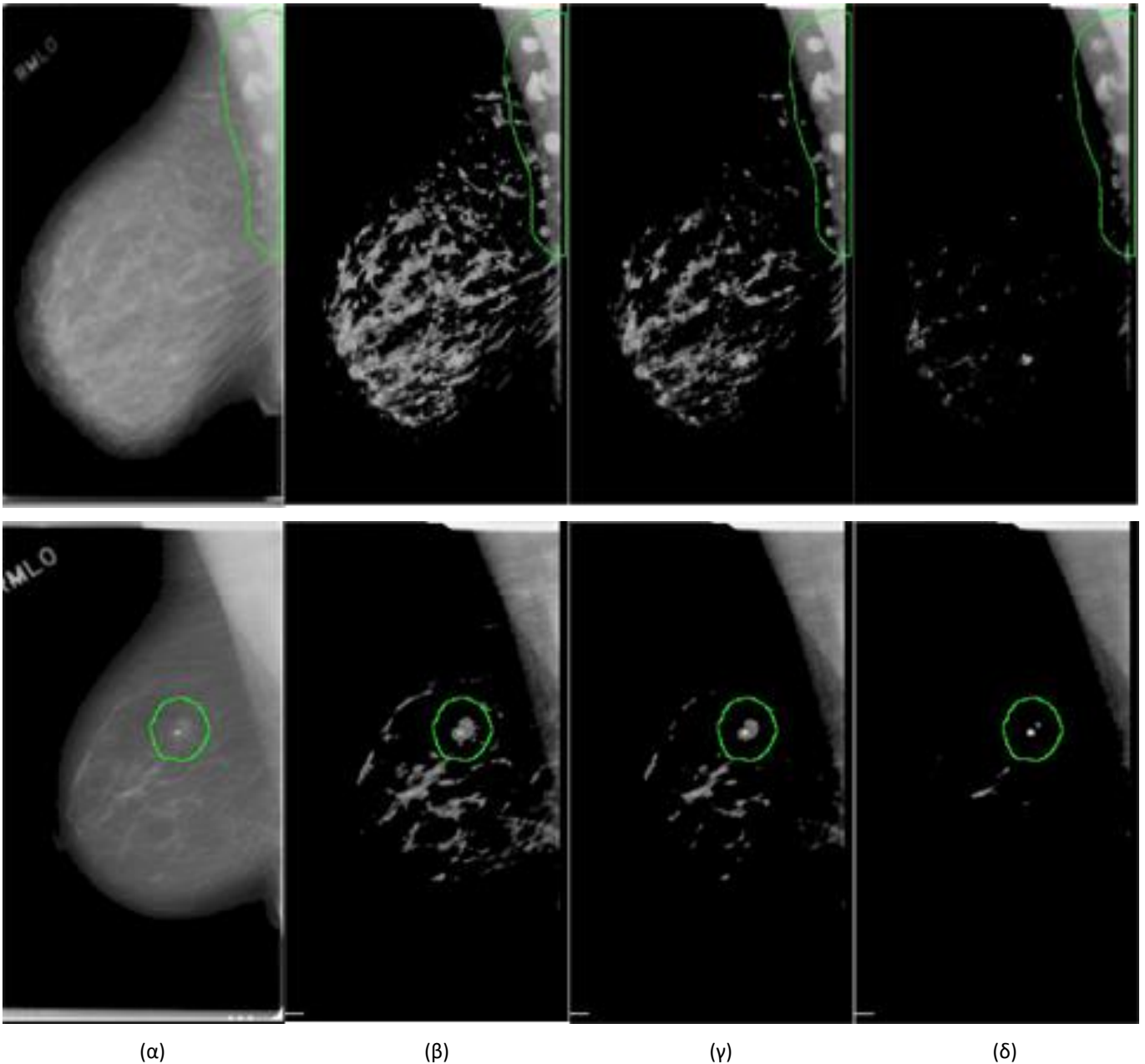
$$I_{enh} = I^S - I_{RL}^S \quad (2.5)$$

Καθώς οι τιμές των  $I_{RL}^S$  και  $I^S$  βρίσκονται στο διάστημα  $[0,1]$  η εικόνα που θα προκύψει από την αφαίρεση τους ( $I_{enh}$ ) θα παίρνει τιμές στο διάστημα  $[-1,1]$ . Τιμές για την  $I_{enh}$  μικρότερες από 0 δείχνουν σημεία με χαμηλό επίπεδο γκρίζο και μεγάλη μέση τιμή ακτινικών μηκών συνεπώς τα σημεία αυτά δεν αναμένεται να περιέχουν χρήσιμη διαγνωστικά πληροφορία και συνεπώς εμφανίζουν χαμηλό ενδιαφέρον κατά την ανάλυση τις εικόνας. Για τα σημεία αυτά, η τιμή της  $I_{enh}$  ορίζεται ίση με 0 και με τον τρόπο αυτό το εύρος τιμών της  $I_{enh}$  αλλάζει και εντοπίζεται πλέον στο διάστημα  $[0,1]$ .

Η εικόνα 2.5 παρουσιάζει την επίπτωση της παραμέτρου  $\alpha$  στην τελική βελτιωμένη εικόνα ( $I_{enh}$ ). Μεγάλες τιμές της παραμέτρου  $\alpha$  έχουν σαν αποτέλεσμα την υπερεκτίμηση της πυκνής περιοχής του μαστού (εικόνα 2.5.β) ενώ από την άλλη μικρές τιμές της  $\alpha$  οδηγούν σε υποεκτίμηση αυτής (εικόνα 2.5.α).

Ένα από τα κύρια ζητήματα που έπρεπε να αντιμετωπιστούν ήταν το θέμα του υπολογιστικού κόστους. Ήδη από τις πρώτες δοκιμές της μεθόδου έγινε σαφές ότι όσο μεγαλύτερο ήταν το πλήθος των χρησιμοποιούμενων ακτινικών μηκών τόσο καλύτερο ήταν το τελικό αποτέλεσμα της ενίσχυσης, με ταυτόχρονη αύξηση ωστόσο του υπολογιστικού κόστους. Για την εύρεση του βέλτιστου πλήθους των ακτινικών μηκών θεωρήθηκαν διαφορετικές τιμές, όλες πολλαπλάσια του 2 με αρχική τιμή πλήθους ίση με 4. Μέσω οπτικής επισκόπησης εκτιμήθηκε ότι η προτεινόμενη μέθοδος εμφάνιζε ικανοποιητικά αποτελέσματα όταν το πλήθος των Μηκών ήταν ίσο ή μεγαλύτερο από 8. Έτσι λοιπόν αποφασίστηκε να γίνει χρήση 8 ακτινών οι οποίες καθώς θα πρέπει να είναι ομοιόμορφα κατανομημένες γύρω το σημείο αφετηρίας τους ( $x_0, y_0$ ) θα εμφανίζουν περιστροφή  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 280^\circ$  and  $325^\circ$  ως προς τον οριζόντιο άξονα της εικόνας. Επιπρόσθετα και έχοντας πάντα κατά νου την μείωση του υπολογιστικού κόστους, αποφασίστηκε ο ορισμός της τιμής του βήματος επέκτασης των ακτινών σε 2 αντί για 1. Με τον τρόπο αυτό, σε κάθε επανάληψη, τα οι επεκτεινόμενες ακτίνες εμφανίζουν αύξηση στο μήκος τους που ισοδυναμεί με το μήκος δύο εικονοστοιχείων. Το αποτέλεσμα είναι ο υποδιπλασιασμός του υπολογιστικού κόστους χωρίς ορατή επίπτωση στο τελικό αποτέλεσμα.





**Εικόνα 2.5** Επίδραση διαφορετικών τιμών της παραμέτρου  $\alpha$  στην τελική βελτιωμένη εικόνα ( $I_{enh}$ ). (α) Αρχική εικόνα με επισημασμένη την περιοχή της αλλοίωσης, (β) βελτιωμένη εικόνα για  $\alpha=0.03$ , (γ) βελτιωμένη εικόνα για  $\alpha=0.05$ , (δ) βελτιωμένη εικόνα για  $\alpha=0.10$ .

#### 2.4 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου

Επόμενο βήμα αποτελεί η αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της σύγκρισης της προτεινόμενης μεθόδου με μια σειρά από άλλες, ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους. Αρχικά παρουσιάζεται το σύνολο εικόνων που επιλέχθηκαν, στην συνέχεια αναλύεται ο τρόπος σύγκρισης της αποτελεσματικότητας των υπό εξέταση μεθόδων και ακολούθως παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα της σύγκρισης.

### 2.4.1 Σύνολο Εικόνων

Προκειμένου να αξιολογηθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου στην βελτίωση της αντίθεσης και ανάδειξης της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας έγινε χρήση ενός συνόλου εικόνων από την συλλογή εικόνων της DDSM (Heath et al., 1998a). Πιο συγκεκριμένα επιλέχθηκαν τυχαία 192 εικόνες που περιείχαν μάζες με διαφορετικά επίπεδα διακριτότητας (subtlety). Καθώς πολύ συχνά οι εικόνες περιέχουν μια σειρά από τεχνουργήματα, σαν ένα πρώτο βήμα θα έπρεπε να προσδιοριστεί η περιοχή που αφορά τον μαστό και να διαχωριστεί από όλη την υπόλοιπη εικόνα. Στην παρούσα εργασία αυτό έγινε με το χέρι χρησιμοποιώντας κατάλληλα εργαλεία επεξεργασίας εικόνων. Ένα δεύτερο σημαντικό πρόβλημα είναι ότι πολύ συχνά στις εικόνες που λαμβάνονται με μέσο-πλάγια λοξή (Mediolateral Oblique) προβολή είναι έντονη η παρουσία του θωρακικού μυός. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίστηκε με χειροκίνητη κατάτμηση του μυός. Οι τελικές κατατμημένες εικόνες υπέστησαν υποδειγματοληψία για την μείωση του υπολογιστικού κόστους και αύξηση της συνολικής ταχύτητας εκτέλεσης των υπό σύγκριση τεχνικών.

### 2.4.2 Μέθοδος Σύγκρισης

Προκειμένου να προσδιοριστεί η επίδοση της προτεινόμενης μεθόδου με μετρήσιμο τρόπο επιλέχθηκε η μέθοδος αξιολόγησης που παρουσιάστηκε από τους (Pisano et al., 1996). Η μέθοδος αυτή στηρίζεται στον προσδιορισμό δύο περιοχών στην γειτονιά μιας αλλοίωσης τύπου μάζας: μία περιοχή που περιλαμβάνει ακριβώς την περιοχή της μάζας που αναφέρεται ως περιοχή στόχος (target - T) και μια περιοχή με όλα τα υπόλοιπα σημεία της γειτονιάς που αναφέρεται ως περιοχή υποβάθρου (background - B). Στην συνέχεια, μια σειρά από χαρακτηριστικά όπως η μέση τιμή, η τυπική απόκλιση και η εντροπία των επιπέδων γκρίζου μπορούν να υπολογιστούν για τις δύο περιοχές (T και B) τόσο στην αρχική όσο και στην βελτιωμένη εικόνα. Με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά προσδιορίζονται τρία μεγέθη που εκφράζουν τον βαθμό βελτίωσης της αντίθεσης της υπό εξέταση εικόνας (2.6), (2.7), (2.8).

$$DSM = (|\mu_T^E - \mu_B^E|) - (|\mu_T^O - \mu_B^O|) \quad (2.6)$$

όπου  $\mu_T^E$  και  $\mu_B^E$ , η μέση τιμή των επιπέδων γκρίζου της βελτιωμένης εικόνας για την περιοχή στόχος και περιοχή υποβάθρου, αντιστοίχως. Όπου  $\mu_T^O$  και  $\mu_B^O$  η μέση τιμή των επιπέδων γκρίζου της αρχικής εικόνας για την περιοχή στόχο και περιοχή υποβάθρου, αντιστοίχως.

$$(TBC_s) = \left\{ \frac{\left( \frac{\mu_T^E}{\mu_B^E} \right) - \left( \frac{\mu_T^O}{\mu_B^O} \right)}{\frac{\sigma_T^E}{\sigma_T^O}} \right\} \quad (2.7)$$

όπου  $\sigma_T^E$  και  $\sigma_T^O$  η τυπική απόκλιση των επιπέδων γκρίζου της περιοχής στόχου για την βελτιωμένη και την αρχική εικόνα, αντίστοιχα.

$$(TBC_e) = \left\{ \frac{\left( \frac{\mu_T^E}{\mu_B^E} \right) - \left( \frac{\mu_T^O}{\mu_B^O} \right)}{\frac{\sigma_T^E}{\sigma_T^O}} \right\} \quad (2.8)$$

όπου  $\varepsilon_T^E$  και  $\varepsilon_T^O$ , η εντροπία των επιπέδων γκρίζου της περιοχής στόχου για την βελτιωμένη και την αρχική εικόνα, αντίστοιχα.

Όλα τα ανωτέρω μεγέθη μέτρησης του βαθμού βελτίωσης μιας εικόνας μπορούν στην συνέχεια να συνδυαστούν (S. Singh & Bovis, 2005) για την παραγωγή ενός σύνθετου και αποτελεσματικότερου μεγέθους:

$$D = \sqrt{(1 - DSM)^2 + (1 - TBC_s)^2 + (1 - TBC_e)^2} \quad (2.9)$$

Μικρή τιμή του μεγέθους D καταδεικνύει την επίτευξη ουσιαστικής βελτίωσης στην αντίθεση της εικόνας για την περιοχή της αλλοίωσης (μάζα). Με άλλα λόγια, κατά την σύγκριση δύο μεθόδων βελτίωσης αντίθεσης, η μέθοδος που παρουσιάζει την μικρότερη τιμή για το μέγεθος D θεωρείται και αποτελεσματικότερη.

Αξιοποιώντας το μέγεθος D, η προτεινόμενη μέθοδος συγκρίθηκε με μεθόδους που χρησιμοποιούνται εκτεταμένα στην βελτίωση της αντίθεσης ιατρικών εικόνων. Συγκεκριμένα οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν ήταν οι: contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE), histogram equalization (HE) και unsharp masking (UM). Οι συγκεκριμένες μέθοδοι επιλέχθηκαν βάση της αποτελεσματικότητας τους αλλά και της ευρείας χρήσης τους (Akila, Jayashree, & Vasuki, 2014; Bhateja, Misra, & Urooj, 2018; Kurt, Nabyev, & Turhan, 2012; Salazar-Licea, Pedraza-Ortega, Pastrana-Palma, & Aceves-Fernandez, 2017; Siddharth, Gupta, & Bhateja, 2012).

Επισημαίνεται ότι η συγκεκριμένη μέθοδος αξιολόγησης (S. Singh & Bovis, 2005) επιλέχθηκε μεταξύ άλλων μεθόδων εκτίμησης της βελτίωσης της αντίθεσης όπως οι μέθοδοι (Tang, Liu, & Sun, 2009) και (Agaian, Panetta, & Grigoryan, 2001) καθώς αυτή εστιάζει στην βελτίωση της αντίθεσης ακριβώς των περιοχών που παρουσιάζουν αλλοιώσεις ή με άλλα λόγια των περιοχών με κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία.

Προκειμένου να προσδιοριστούν οι περιοχές στόχου (T) και υποβάθρου (B) αξιοποιήθηκαν οι σχετικές επισημάνσεις για αλλοιώσεις τύπου μάζας που παρέχονται στην συλλογή εικόνων της DDSM. Οι παρεχόμενες αυτές επισημάνσεις ορίζουν μια περιοχή του μαστού στην οποία περικλείεται η αλλοίωση χωρίς όμως να ακολουθούν επακριβώς τα όρια αυτής. Συνεπώς παρουσιάστηκε η ανάγκη από αυτήν την αρχική επισημασμένη περιοχή να προσδιοριστούν τα

ακριβή όρια της αλλοίωσης τύπου μάζας, κάτι που πραγματοποιήθηκε με την χρήση μιας μεθόδου ενεργής καμπύλης (C. Li, Xu, Gui, & Fox, 2010). Μέσω της μεθόδου ενεργής καμπύλης ορίστηκαν τα ακριβή όρια της αλλοίωσης προσδιορίζοντας έτσι την περιοχή στόχο, ενώ όλα τα υπόλοιπα σημεία της αρχικής επισημασμένης περιοχής αποτέλεσαν την περιοχή υποβάθρου. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειωθεί ότι από τις 192 αρχικές εικόνες με αλλοιώσεις τύπου μάζας που επιλέχθηκαν, η μέθοδος ενεργής καμπύλης απέτυχε να προσδιορίσει με ακρίβεια τα όρια της αλλοίωσης σε 72 εικόνες οι οποίες στην συνέχεια αφαιρέθηκαν από την συλλογή εικόνων που χρησιμοποιήθηκε για την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου. Ο πίνακας 2.1 παρουσιάζει τα τελικά σύνολα εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και η κατανομή τους στις διάφορες κατηγορίες πυκνότητας.

**Πίνακας 2.1** Κατανομή αρχικού και μειωμένου συνόλου εικόνων ως προς την πυκνότητα μετά την προσπάθεια προσδιορισμού των ακριβών ορίων των αλλοιώσεων μέσω της μεθόδου ενεργών καμπυλών.

	Συνολικό πλήθος εικόνων	BI-RADS 1	BI-RADS 2	BI-RADS 3	BI-RADS 4
Αρχικό Σύνολο Εικόνων	192	74	76	32	10
Μειωμένο Σύνολο Εικόνων	120	50	47	20	4

### 2.4.3 Αποτελέσματα

Ο πίνακας 2.2 παρουσιάζει την μέση τιμή της παραμέτρου D για την προτεινόμενη μέθοδο και τις υπόλοιπες μεθόδους της βιβλιογραφίας. Από τον πίνακα γίνεται φανερό ότι η μικρότερη μέση τιμή της παραμέτρου D επιτυγχάνεται για την προτεινόμενη μέθοδο και συγκεκριμένα για  $\alpha=0.03$ . Η παρατηρούμενη βελτίωση της τιμής D σε σχέση με τις μεθόδους CLAHE, HE και UM είναι 3.6%, 53.8% και 20.5% αντιστοίχως.

**Πίνακας 2.2** Μέση τιμή παραμέτρου D για την προτεινόμενη μέθοδο ( $\alpha=0.06, 0.04, 0.03, 0.02$ ) και τις μεθόδους CLAHE, HE και UM.

	Προτεινόμενη Μέθοδος $\alpha=0.06$	Προτεινόμενη Μέθοδος $\alpha=0.04$	Προτεινόμενη Μέθοδος $\alpha=0.03$	Προτεινόμενη Μέθοδος $\alpha=0.02$	CLAHE	HE	UM
Μέση Τιμή D	1.43	1.39	1.38	1.39	1.43	2.99	1.73

Θέλοντας να αναλύσουμε περαιτέρω την επίδοση της προτεινόμενης μεθόδου σε σχέση με τις συγκρινόμενες μεθόδους, προχωρήσαμε στον υπολογισμό του ποσοστού των περιπτώσεων στις οποίες η προτεινόμενη μέθοδος εμφάνισε καλύτερη επίδοση σε σχέση με κάθε μία από τις συγκρινόμενες μεθόδους. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 2.3 όπου διαπιστώνεται

ότι η προτεινόμενη μέθοδος ξεπέρασε όλες τις συγκρινόμενες με αυτήν μεθόδους με τα καλύτερα αποτελέσματα να επιτυγχάνονται για  $\alpha = 0.03$  και  $\alpha = 0.04$ .

**Πίνακας 2.3** Συγκριτικά αποτελέσματα βελτίωσης αντίθεσης (ποσοστό περιπτώσεων που η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την συγκρινόμενη) για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $\alpha$ .

Παράμετρος $\alpha$	Προτεινόμενη vs CLAHE (%)	Προτεινόμενη vs HE (%)	Προτεινόμενη vs UM (%)
0.02	64.2	68.3	84.2
0.03	65.8	70.8	85.8
0.04	65.8	71.7	85.0
0.06	64.2	69.2	85.0

Από τα αποτελέσματα γίνεται επίσης φανερό ότι η μέθοδος CLAHE είναι αυτή που βρέθηκε πιο κοντά ως προς την επίδοση της με την προτεινόμενη μέθοδο.

Σε μια προσπάθεια να διερευνηθεί η επίδραση της διαφορετικής κατηγορίας πυκνότητας στην επίδοση της προτεινόμενης μεθόδου, προχωρήσαμε σε χωρισμό του συνόλου εικόνων σε δύο κατηγορίες πυκνότητας: μια κατηγορία χαμηλής πυκνότητας (BI-RADS 1, BI-RADS 2) και μια κατηγορία υψηλής πυκνότητας (BI-RADS 3, BI-RADS 4). Ο πίνακας 2.4 παρουσιάζει τη μέση τιμή της παραμέτρου D για τις διαφορετικές μεθόδους στις δύο κατηγορίες πυκνότητας. Εκεί γίνεται φανερό ότι για την κατηγορία χαμηλής πυκνότητας, η καλύτερη επίδοση επιτυγχάνεται από την προτεινόμενη μέθοδο ( $\alpha=0.03$ ) με  $D=1.32$  έναντι 1.42 για τη μέθοδο CLAHE. Για την κατηγορία υψηλής πυκνότητας η καλύτερη επίδοση επιτυγχάνεται από την μέθοδο CLAHE με  $D=1.47$  έναντι 1.63 για την προτεινόμενη μέθοδο.

**Πίνακας 2.4** Μέση τιμή παραμέτρου D σε διαφορετικές κατηγορίες πυκνότητας, για την προτεινόμενη μέθοδο ( $\alpha=0.06, 0.04, 0.03, 0.02$ ) και τις μεθόδους CLAHE, HE και UM.

Κατηγορία πυκνότητας κατά BI-RADS	Προτειν. μέθοδος $\alpha=0.06$	Προτειν. μέθοδος $\alpha=0.04$	Προτειν. μέθοδος $\alpha=0.03$	Προτειν. μέθοδος $\alpha=0.02$	CLAHE	HE	UM
1, 2	1.36	1.33	1.32	1.33	1.42	3.28	1.73
3, 4	1.70	1.64	1.63	1.64	1.47	1.83	1.77

Ο πίνακας 2.5 παρουσιάζει το ποσοστό των εικόνων για τις οποίες η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε καλύτερη επίδοση σε σχέση με τις συγκρινόμενες. Παρατηρούμε ότι στην κατηγορία χαμηλής πυκνότητας, η προτεινόμενη μέθοδος επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα στο 69.8% των περιπτώσεων σε σχέση με την μέθοδο CLAHE ενώ στην κατηγορία υψηλής πυκνότητας το αντίστοιχο

ποσοστό είναι 45.8%. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης με τις υπόλοιπες μεθόδους (HE και UM) εμφανίζονται περαιτέρω βελτιωμένα.

**Πίνακας 2.5** Συγκριτικά αποτελέσματα βελτίωσης αντίθεσης (ποσοστό περιπτώσεων που η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την συγκρινόμενη) για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $\alpha$  και διαφορετικές κατηγορίες πυκνότητας.

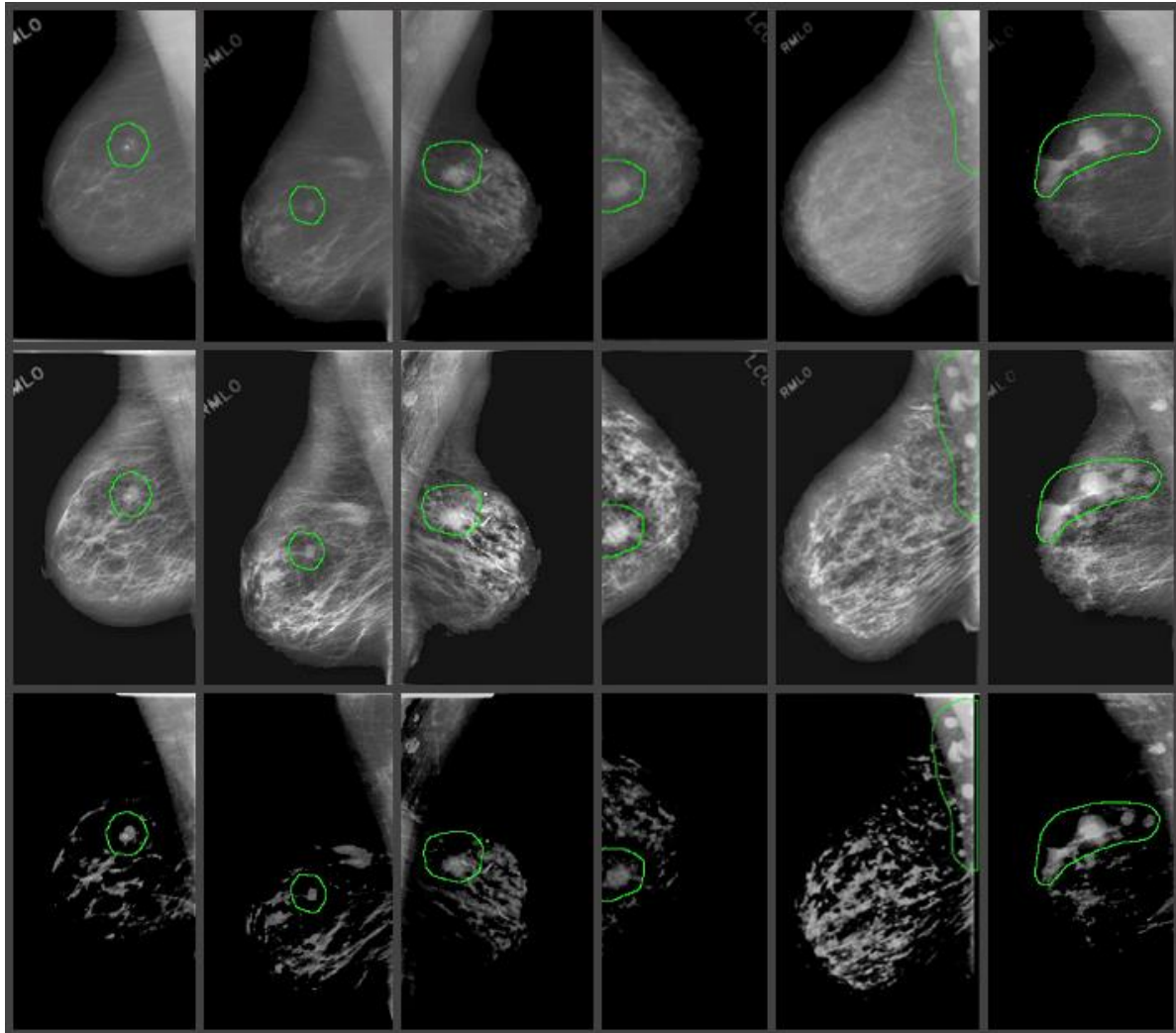
Παράμετρος $\alpha$	Κατηγορία Πυκνότητας κατά BI-RADS	Προτεινόμενη vs CLAHE (%)	Προτεινόμενη vs HE (%)	Προτεινόμενη vs UM (%)
0.03	1, 2	69.8	71.9	90.6
	3, 4	45.8	62.5	66.7
0.04	1, 2	69.8	72.9	88.5
	3, 4	45.8	62.5	70.8

Για να αναδείξουμε καλύτερα την διαφορά την προτεινόμενης μεθόδου με την μέθοδο CLAHE παραθέτουμε στην εικόνα 2.6 συγκριτική απεικόνιση των αποτελεσμάτων βελτίωσης μιας σειράς εικόνων με αλλοιώσεις τύπου μάζας. Από την οπτική σύγκριση γίνεται φανερό ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί καλύτερα να αναδείξει την ύπαρξη αλλοιώσεων τύπου μάζας και μάλιστα αυτό ισχύει ακόμα και όταν οι αλλοιώσεις καλύπτονται από τον θωρακικό μυ.

## 2.5 Συμπεράσματα

Στην ενότητα αυτή παρουσιάστηκε μια μέθοδος βελτίωσης της αντίθεσης εικόνων μαστογραφίας με την χρήση ακτινικών μηκών. Η μέθοδος στηρίζεται στον υπολογισμό των ακτινικών μηκών σε κάθε σημείο της αρχικής εικόνας, τον υπολογισμό της μέσης τιμής τους και στην συνέχεια την αφαίρεση τους από την αρχική εικόνα, αφού προηγηθεί κατάλληλη κανονικοποίηση. Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι ότι σημεία της εικόνας με μεγάλες τιμές επιπέδου γκρίζου που περικλείονται από περιοχές με χαμηλότερες τιμές γκρίζου, όπως είναι οι περιοχές με αλλοιώσεις τύπου μάζας, θα εμφανίζουν μικρότερες τιμές ακτινικών μηκών σε σχέση με τις υπόλοιπες.

Η σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με μια σειρά από άλλες μεθόδους που χρησιμοποιούνται ευρέως για την βελτίωση της αντίθεσης των εικόνων έγινε αξιοποιώντας εικόνες από το σύνολο εικόνων της βάσης DDSM. Ειδικά για την μέτρηση της αποτελεσματικότητας ενίσχυσης της αντίθεσης χρησιμοποιήθηκε κατάλληλο μέγεθος το οποίο λαμβάνει υπόψη του την ανάδειξη της διαγνωστικά κρίσιμης πληροφορίας και όχι απλά την συνολική βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας.



**Εικόνα 2.6** Σύγκριση της αποτελεσματικότητας ενίσχυσης και ανάδειξης της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας μεταξύ της προτεινόμενης μεθόδου και της μεθόδου CLAHE, (πάνω σειρά) αρχικές εικόνες μαστογραφίας, (μεσαία σειρά) εικόνες βελτιωμένες με εφαρμογή της μεθόδου CLAHE, (κάτω σειρά) εικόνες βελτιωμένες με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου ( $\alpha = 0.03$ ). Γίνεται φανερό ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να αναδείξει αποτελεσματικότερα την κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία όπως είναι οι αλλοιώσεις τύπου μάζας σε σχέση με την μέθοδο CLAHE ανεξάρτητα μάλιστα από το αν αυτές καλύπτονται από τον θωρακικό μυ.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της σύγκρισης των διαφόρων μεθόδων, η προτεινόμενη μέθοδος εμφάνισε ανώτερη επίδοση. Συγκεκριμένα η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε να αναδείξει αποτελεσματικότερα την κρίσιμη πληροφορία (αλλοιώσεις τύπου μάζας) σε ποσοστό που κυμαίνεται από 65.8% έως 85.8% των μελετούμενων εικόνων, ανάλογα με την συγκρινόμενη μέθοδο. Η αντίστοιχη βελτίωση στην τιμή της παραμέτρου D κυμάνθηκε μεταξύ 3.6% και 53.7%. Από τις συγκρινόμενες μεθόδους την καλύτερη επίδοση εμφάνισε η μέθοδος CLAHE, με δεύτερη την HE και τρίτη την UM. Επίσης, αναφορικά με την επίδραση της παραμέτρου  $\alpha$  των ακτινικών μηκών διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται για  $\alpha = \{0.03, 0.04\}$ .

Εν κατακλείδι, τα ακτινικά μήκη αποδείχτηκαν ικανά να βελτιώσουν την αντίθεση εικόνων μαστογραφίας ειδικά στα σημεία που υπάρχουν αλλοιώσεις αναδεικνύοντας με τον τρόπο αυτό την κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία.

## Βιβλιογραφία

- Agaian, S. S., Panetta, K., & Grigoryan, A. M. (2001). Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(3), 367–382. <https://doi.org/10.1109/83.908502>
- Akila, K., Jayashree, L. S., & Vasuki, A. (2014). Mammographic image enhancement using indirect contrast enhancement techniques - A comparative study. In *Procedia Computer Science* (Vol. 47, pp. 255–261). <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.03.205>
- Andaló, F. A., Miranda, P. A. V., Torres, R. da S., & Falcão, A. X. (2010). Shape feature extraction and description based on tensor scale. *Pattern Recognition*, 43(1), 26–36. <https://doi.org/10.1016/J.PATCOG.2009.06.012>
- Anitha, J., Dinesh Peter, J., & Immanuel Alex Pandian, S. (2017). A dual stage adaptive thresholding (DuSAT) for automatic mass detection in mammograms. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 138, 93–104. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2016.10.026>
- Bandeira Diniz, J. O., Bandeira Diniz, P. H., Azevedo Valente, T. L., Corrêa Silva, A., de Paiva, A. C., & Gattass, M. (2018). Detection of mass regions in mammograms by bilateral analysis adapted to breast density using similarity indexes and convolutional neural networks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 156, 191–207. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.01.007>
- Bhateja, V., Misra, M., & Urooj, S. (2018). Unsharp masking approaches for HVS based enhancement of mammographic masses: A comparative evaluation. *Future Generation Computer Systems*, 82, 176–189. <https://doi.org/10.1016/J.FUTURE.2017.12.006>
- Chang, C. M., & Laine, a. (1999). Coherence of multiscale features for enhancement of digital mammograms. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine : A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 3(1), 32–46. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10719502>
- Chatzistergos, S. E., Andreadis, I. I., & Nikita, K. S. (2014). Tensor radial lengths for mammographic



- image enhancement. In L. M. Roa Romero (Ed.), *IFMBE Proceedings* (Vol. 41, pp. 305–308). Springer International Publishing . [https://doi.org/10.1007/978-3-319-00846-2\\_76](https://doi.org/10.1007/978-3-319-00846-2_76)
- Chen, C. H., & Lee, G. G. (1996). A multiresolution wavelet analysis of digital mammograms. In *Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition* (Vol. 2, pp. 710–714). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICPR.1996.546915>
- Diaz-Huerta, C. C., Felipe-Riveron, E. M., & Montaña-Zetina, L. M. (2014). Quantitative analysis of morphological techniques for automatic classification of micro-calcifications in digitized mammograms. *Expert Systems with Applications*, 41(16), 7361–7369. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2014.05.051>
- George, J., & Indu, S. P. (2008). Fast adaptive anisotropic filtering for medical image enhancement. In *Proceedings of the 8th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, ISSPIT 2008* (pp. 227–232). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISSPIT.2008.4775677>
- George, J., Indu, S. P., & Rajeev, K. (2008). Three dimensional ultrasound image enhancement using local structure tensor analysis. *TENCON 2008 - 2008 IEEE Region 10 Conference*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2008.4766779>
- Guo, Y., Dong, M., Yang, Z., Gao, X., Wang, K., Luo, C., ... Zhang, J. (2016). A new method of detecting micro-calcification clusters in mammograms using contourlet transform and non-linking simplified PCNN. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 130, 31–45. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2016.02.019>
- Heath, M., Bowyer, K., Kopans, D., Kegelmeyer, P., Moore, R., Chang, K., & Munishkumaran, S. (1998). Current Status of the Digital Database for Screening Mammography (pp. 457–460). Springer, Dordrecht. [https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8\\_75](https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8_75)
- Jenifer, S., Parasuraman, S., & Kadirvelu, A. (2016). Contrast enhancement and brightness preserving of digital mammograms using fuzzy clipped contrast-limited adaptive histogram equalization algorithm. *Applied Soft Computing Journal*, 42, 167–177. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.01.039>
- Kurt, B., Nabiyeve, V. V., & Turhan, K. (2012). Medical images enhancement by using anisotropic filter and CLAHE. In *INISTA 2012 - International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/INISTA.2012.6246971>
- Li, C., Xu, C., Gui, C., & Fox, M. D. (2010). Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(12), 3243–3254.

<https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2069690>

- Malar, E., Kandaswamy, A., Kirthana, S. S., & Nivedhitha, D. (2012). A comparative study on mammographic image denoising technique using wavelet, curvelet and contourlet transforms. In *2012 International Conference on Machine Vision and Image Processing, MVIP 2012* (pp. 65–68). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MVIP.2012.6428762>
- Mencattini, A., Salmeri, M., Lojaco, R., Frigerio, M., & Caselli, F. (2008). Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, *57*(7), 1422–1430. <https://doi.org/10.1109/TIM.2007.915470>
- Panetta, K., Zhou, Y., Agaian, S., & Jia, H. (2011). Nonlinear unsharp masking for mammogram enhancement. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, *15*(6), 918–928. <https://doi.org/10.1109/TITB.2011.2164259>
- Pisano, E. D., Hemminger, B. M., Chandramouli, J., Garrett, W., Johnston, R. E., Glueck, D., ... Pizer, S. (1996). Does clahe image processing improve the detection of simulated masses in dense breasts in a laboratory setting? *Academic Radiology*, *3*(12), 1066. [https://doi.org/10.1016/S1076-6332\(96\)80108-5](https://doi.org/10.1016/S1076-6332(96)80108-5)
- Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., ... Zuiderveld, K. (1987). Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, *39*(3), 355–368. [https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(87\)80186-X](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X)
- Rahmani Seryasat, O., & Haddadnia, J. (2018). Evaluation of a New Ensemble Learning Framework for Mass Classification in Mammograms. *Clinical Breast Cancer*, *18*(3), e407–e420. <https://doi.org/10.1016/J.CLBC.2017.05.009>
- Saha, P. K. (2005). Tensor scale: A local morphometric parameter with applications to computer vision and image processing. *Computer Vision and Image Understanding*, *99*(3), 384–413. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2005.03.003>
- Sakellaropoulos, P., Costaridou, L., & Panayiotakis, G. (2002). An adaptive wavelet-based method for mammographic image enhancement. In *International Conference on Digital Signal Processing, DSP* (Vol. 1, pp. 453–456). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDSP.2002.1027916>
- Salazar-Licea, L. A., Pedraza-Ortega, J. C., Pastrana-Palma, A., & Aceves-Fernandez, M. A. (2017). Location of mammograms ROI's and reduction of false-positive. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *143*, 97–111. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2017.02.003>

- Siddharth, Gupta, R., & Bhateja, V. (2012). An improved Unsharp Masking algorithm for enhancement of mammographic masses. In *2012 Students Conference on Engineering and Systems, SCES 2012* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SCES.2012.6199066>
- Singh, S., & Bovis, K. (2005). An evaluation of contrast enhancement techniques for mammographic breast masses. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, *9*(1), 109–119. <https://doi.org/10.1109/TITB.2004.837851>
- Strobel, N., & Mitra, S. K. (1994). Quadratic filters for image contrast enhancement. In *Proceedings of 1994 28th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers* (Vol. 1, pp. 208–212 vol.1). <https://doi.org/10.1109/ACSSC.1994.471446>
- Sun, Y., Suri, J., Ye, Z., Rangayyan, R. M., & Janer, R. (2005). Effect of Adaptive - Neighborhood Contrast Enhancement on the Extraction of the Breast Skin - Line in Mammograms. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2005.1617227>
- Tang, J., Liu, X., & Sun, Q. (2009). A direct image contrast enhancement algorithm in the wavelet domain for screening mammograms. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, *3*(1), 74–80. <https://doi.org/10.1109/JSTSP.2008.2011108>
- Tian, X. (2011). The application of adaptive unsharp mask algorithm in medical image enhancement. In *Proceedings of 2011 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference, CSQRWC 2011* (Vol. 2, pp. 1368–1370). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSQRWC.2011.6037218>
- Wang, C., He, X., Bu, J., Chen, Z., Chen, C., & Guan, Z. (2011). Image representation using Laplacian regularized nonnegative tensor factorization. *Pattern Recognition*, *44*(10–11), 2516–2526. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2011.03.021>
- Xu, X., Chen, Q., & Xia, D. (2010). Improving image enhancement by gradient fusion. In *2010 Symposium on Photonics and Optoelectronic, SOPO 2010 - Proceedings* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SOPO.2010.5504345>
- Xu, Z., Saha, P. K., & Dasgupta, S. (2012). Tensor scale: An analytic approach with efficient computation and applications. *Computer Vision and Image Understanding*, *116*(10), 1060–1075. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2012.05.006>



## Κεφάλαιο 3 Κατάτμηση Θωρακικού Μυός

Από την πληθώρα των συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης σε εικόνες μαστογραφίας που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία σχεδόν το σύνολο τους έχει ένα κοινό προαπαιτούμενο, την εφαρμογή κατάλληλων μεθόδων κατάτμησης για τον σωστό διαχωρισμό της εσωτερικής περιοχής του μαστού από τις υπόλοιπες περιοχές της εικόνας. Ο διαχωρισμός αυτός αφορά τον ακριβή προσδιορισμό τόσο του διαχωριστικού ορίου μεταξύ μαστού και περιβάλλοντος όσο και του διαχωριστικού ορίου θωρακικού μυός – μαστού. Στο παρόν κεφάλαιο επιχειρείται η αντιμετώπιση του δεύτερου ζητήματος δηλαδή του διαχωρισμού του θωρακικού μυός από την εσωτερική περιοχή του μαστού. Η συγκεκριμένη εργασία είναι απαιτητική καθώς πολλές φορές οι δύο περιοχές εμφανίζουν σχεδόν όμοια χαρακτηριστικά είτε σε επίπεδο φωτεινότητας είτε σε επίπεδο υφής.

Στις ενότητες που ακολουθούν γίνεται ανασκόπηση των σχετικών μεθόδων που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία καθώς και των αδυναμιών που έχουν καταγραφεί για ορισμένες εξ' αυτών. Στην συνέχεια παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος η οποία στηρίζεται στην αξιοποίηση των ακτινικών μηκών. Ακολουθεί η παρουσίαση μεθόδων μέτρησης της αποτελεσματικότητας της κατάτμησης του μυός και τέλος σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με άλλες μεθόδους της βιβλιογραφίας.

### 3.1 Εισαγωγή

Έχει ήδη αναφερθεί η έμφαση που δίνεται τα τελευταία χρόνια για την ανάπτυξη μεθόδων και συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης βασισμένων σε εικόνες μαστογραφίας, ωστόσο για να

είναι αποτελεσματική μια τέτοια μέθοδος είναι αναγκαίος ο ακριβής προσδιορισμός της εσωτερικής περιοχής του μαστού και η αφαίρεση τυχών τεχνουργημάτων. Τα πράγματα γίνονται ακόμα δυσκολότερα όταν στην μαστογραφία εμφανίζεται και ο θωρακικός μυς, γεγονός που είναι πολύ συχνό κατά την μέσο-πλάγια λοξή (MLO) λήψη αυτών. Υπάρχουν μάλιστα συγκεκριμένες αναφορές στην βιβλιογραφία ότι η επιτυχία των μεθόδων υποβοηθούμενης διάγνωσης εξαρτάται άμεσα από την ικανότητα τους να διαχωρίσουν ικανοποιητικά τον θωρακικό μυ (Anitha et al., 2017; Hussain, 2014). Υπάρχουν διάφοροι λόγοι που μπορούν να εξηγήσουν την εξάρτηση αυτή, ο ποιο σημαντικός ωστόσο φαίνεται να είναι ότι με την επιτυχή κατάτμηση του θωρακικού μυός, μπορεί να προσδιοριστεί με σαφήνεια η εσωτερική περιοχή του μαστού, περιορίζοντας έτσι την υπό εξέταση περιοχή αλλά και απαλλάσσοντας την από σημεία με έντονη φωτεινότητα ή περιοχές με σημαντικές διακυμάνσεις (Majeed, Al-Jawad, & Sellahewa, 2013). Ωστόσο, ο ακριβής προσδιορισμός των ορίων του θωρακικού μυός έχει αποδειχτεί ότι είναι μια πολύ απαιτητική διαδικασία καθώς πολλές φορές το όριο των δύο περιοχών (μυς-εσωτερική περιοχή μαστού) είναι ιδιαίτερα δυσδιάκριτο (Ganesan, Acharya, Chua, Min, & Abraham, 2013; Vincent, Vincent, & Soille, 1991).

Διάφορες μέθοδοι έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία προκειμένου να διαχωριστεί ο θωρακικός μυς. Μια από τις πιο γνωστές προσεγγίσεις αποτέλεσε η χρήση του μετασχηματισμού Hough για τον προσδιορισμό ευθείας γραμμής που προσεγγίζει την διαχωριστική γραμμή μεταξύ μυός και μαστού και στην συνέχεια αξιοποίηση κάποιας επαναληπτικής μεθόδου, βασισμένη συνήθως σε ανίχνευση ακμών, για την προσαρμογή της αρχικής γραμμής στην πραγματική διαχωριστική γραμμή (Ferrari, Rangayyan, Desautels, Borges, & Frère, 2004; Kwok, Chandrasekhar, Attikiouzel, & Rickard, 2004). Ένα μειονέκτημα αυτού του είδους των προσεγγίσεων είναι ότι απαιτείται η ύπαρξη ισχυρών ακμών στην διαχωριστική γραμμή των δύο περιοχών κάτι όμως που πολύ συχνά δεν συμβαίνει. Μια άλλη προσέγγιση, στηρίζεται στην χρήση φίλτρων Gabor (Ferrari et al., 2004) και μετασχηματισμού κυματιδίων (Mustra, Bozek, & Grgic, 2009). Σύμφωνα με την πρώτη προσέγγιση, η αρχική εικόνα περιελίσσεται με ένα πλήθος από φίλτρα Gabor και από κάθε φίλτρο προκύπτει μια εικόνα πλάτους και μια εικόνα φάσης. Οι παραγόμενες εικόνες από το σύνολο των φίλτρων συνδυάζονται μεταξύ τους έτσι ώστε από την συνολική διαδικασία περιέλιξης να προκύψουν δύο τελικές εικόνες, μία εικόνα πλάτους και μία φάσης και οι οποίες χρησιμοποιούνται στην συνέχεια για τον εντοπισμό των πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής μυός-μαστού. Στην συνέχεια ακολουθεί η τελική φάση της επεξεργασίας κατά την οποία επιχειρείται ο αποκλεισμός των σημείων που δεν σχετίζονται με την πραγματική διαχωριστική γραμμή και η συνένωση των υπολοίπων. Πρόσφατα οι (Rampun, Morrow, Scotney, & Winder, 2017) παρουσίασαν μια τεχνική που στηρίζεται στον αλγόριθμο Canny για την αρχική ανίχνευση των πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής. Το σημαντικότερο πρόβλημα όλων αυτών των προσεγγίσεων είναι ότι συχνά αποτυγχάνουν όταν στην

διαχωριστική γραμμή μυός-μαστού παρεμβάλλεται αδενώδης ιστός (Y. Li, Chen, Yang, & Yang, 2013).

Μια άλλου είδους προσέγγιση στηρίζεται στην κατάλληλη κατωφλίωση. Στην περίπτωση αυτή αρχικά απομονώνεται μια γενική περιοχή που περιέχει τον θωρακικό μυ και στην συνέχεια εφαρμόζεται κατάλληλη κατωφλίωση (Subashini, Ramalingam, & Palanivel, 2010). Η κατωφλίωση μπορεί να πραγματοποιηθεί με χρήση προκαθορισμένης τιμής κατωφλίου, ωστόσο η χρήση ενός τέτοιου κατωφλίου αν και προσφέρει απλότητα δεν μπορεί να παρέχει ικανοποιητικά αποτελέσματα στο σύνολο των περιπτώσεων. Μια αποτελεσματικότερη προσέγγιση αποτελεί ο συνδυασμός της μεθόδου κατωφλίωσης Otsu με μεθόδους μορφολογικής επεξεργασίας για τον προσδιορισμό μιας αρχικής εκτίμησης της διαχωριστικής γραμμής ακολουθούμενων μια διαδικασία ακριβέστερου προσδιορισμού της διαχωριστικής γραμμής (Hmida, Hamrouni, Solaiman, & Boussetta, 2018; C. C. Liu, Tsai, Liu, Yu, & Yu, 2012; Mabrouk, Afify, & Marzouk, 2019).

Η μέθοδος ανάπτυξης περιοχών (Region Growing) αποτέλεσε μια ακόμα κοινά χρησιμοποιούμενη προσέγγιση. Ένα παράδειγμα της προσέγγισης αυτής αποτελεί ο διαχωρισμός της αρχικής εικόνας σε περιοχές ανάλογα με την τιμή επιπέδου γκρι και στην συνέχεια η συνένωση των διάφορων περιοχών μέσω μιας διαδικασίας ανάπτυξης περιοχών (Saltanat, Hossain, & Alam, 2010). Μια ακόμα προσέγγιση αποτέλεσε η ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων της εικόνας ανάλογα με την διαφορά του επιπέδου γκριζου του κάθε σημείου από τα επίπεδα γκριζου των γειτονικών του σημείων και στην συνέχεια η εφαρμογή μιας διαδικασίας ανίχνευσης ακμών πάνω στις καθορισμένες, στο προηγούμενο βήμα, περιοχές (Maitra, Nag, & Bandyopadhyay, 2012). Παρόμοια προσέγγιση αποτελεί και ο χονδροειδής προσδιορισμός της περιοχής που περιέχει την διαχωριστική γραμμή μυός-μαστού και στην συνέχεια εφαρμογή κάποιας μεθόδου ανάπτυξης περιοχών για τον ακριβή προσδιορισμό των ορίων (C. C. Liu et al., 2012). Επίσης οι (Camilus, Govindan, & Sathidevi, 2010) πρότειναν την χρήση της τεχνικής διαμέρισης γράφων (graph-cut) για την αρχική κατάτμηση της εικόνας και στην συνέχεια την εφαρμογή μιας διαδικασίας συνένωσης των παραγόμενων περιοχών αν και προέκυψε πρόβλημα λόγω της εξάρτησης από την σειρά με την οποία γίνεται η συνένωση των περιοχών. Οι ίδιοι συγγραφείς, λίγο αργότερα, πρότειναν και μια μέθοδο βασισμένη στον μετασχηματισμό υδροκρίτη (watershed). Μια ακόμα παραλλαγή της μεθόδου ανάπτυξης περιοχών με χρήση πινάκων συν-εμφάνισης (cooccurrence matrixes) παρουσιάστηκε από τους (V. P. Singh & Srivastava, 2018).

Άλλες προσεγγίσεις που παρουσιάστηκαν περιλαμβάνουν την χρήση μαρκοβιανών αλυσίδων διακριτού χρόνου (discrete time Markov chain) σε συνδυασμό με ενεργές καμπύλες (Active Contours) (L. Wang, Zhu, Deng, & Yuan, 2010), αλλά και την χρήση πολυονομικών καμπυλών

(Mughal, Muhammad, & Sharif, 2019; Mustra & Grgic, 2013; Shi, Zhong, Rampun, & Wang, 2018). Ωστόσο η μεν πρώτη προσέγγιση αποδείχτηκε ευαίσθητη όσον αφορά την αντίθεση της εικόνας ενώ η δεύτερη συχνά αποτυγχάνει καθώς η διαχωριστική γραμμή μύος-μαστού συχνά δεν μπορεί να προσεγγιστεί πολυωνυμικά.

Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας κατέδειξε ότι λόγω της μεγάλης ποικιλομορφίας των εικόνων μαστογραφίας αλλά και του γεγονότος ότι πολλές φορές τόσο σε επίπεδο φωτεινότητας όσο και σε επίπεδο υψής εμφανίζεται σχεδόν αμελητέα διαφοροποίηση ανάμεσα στην περιοχή του θωρακικού μύος και της εσωτερικής περιοχής του μαστού, δεν μπορεί να θεωρηθεί ότι υπάρχει μια μοναδική μέθοδος που αποδίδει ικανοποιητικά σε όλες τις περιπτώσεις (Ganesan et al., 2013; Shi et al., 2018). Η πλειοψηφία των μεθόδων αποδίδει βέλτιστα σε συγκεκριμένο είδος εικόνων ενώ είναι βέβαιο ότι χρήση εικόνων από μη ελεγχόμενα περιβάλλοντα θα έχει σημαντική επίπτωση στην επίδοση τις εκάστοτε μεθόδου (Mustra, Grgic, & Rangayyan, 2016).

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται μια νέα μέθοδος διαχωρισμού του θωρακικού μύος η οποία βασίζεται στην μέθοδο των ακτινικών μηκών (Chatzistergos, Andreadis, & Nikita, 2014). Η κεντρική ιδέα είναι η χρήση των ακτινικών μηκών για τον προσδιορισμό ενός συνόλου πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής μύος-μαστού τα οποία χρησιμοποιούνται ως αφετηρία για την επέκταση γραμμών που επιχειρούν να εντοπίσουν και να ακολουθήσουν την πραγματική διαχωριστική γραμμή. Σαν οδηγός για τις επεκτεινόμενες γραμμές χρησιμοποιούνται και πάλι τα ακτινικά μήκη. Τελικό ζητούμενο είναι ο προσδιορισμός εκείνης της γραμμής που προσεγγίζει καλύτερα την πραγματική διαχωριστική γραμμή. Το υπόλοιπο κεφάλαιο έχει οργανωθεί ως εξής: α) παρουσιάζεται η προτεινόμενη διαδικασία διαχωρισμού του θωρακικού μύος, β) ακολουθεί η παρουσίαση του τρόπου αξιολόγησης της μεθόδου καθώς και των σχετικών και γ) παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα.

### 3.2 Προτεινόμενη Μέθοδος Κατάτμησης Θωρακικού Μυός

Ακολούθως παρουσιάζεται η διαδικασία κατάτμησης του θωρακικού μύος με χρήση των ακτινικών μηκών (S. Chatzistergos, Andreadis, & Nikita, 2016). Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται τα ακτινικά μήκη και η κεντρική ιδέα πίσω από αξιοποίηση τους και στην συνέχεια ακολουθεί η προτεινόμενη μέθοδος.

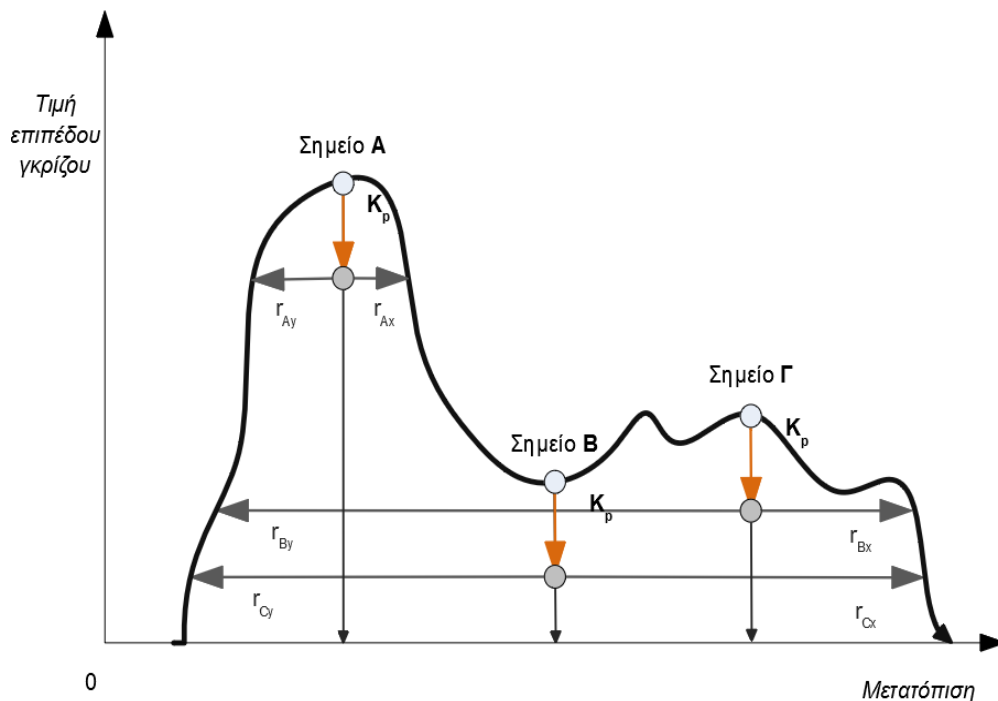
Τα βασικά βήματα της μεθόδου είναι τα εξής: α) αρχικά προσδιορίζονται οι τιμές των ακτινικών μηκών στην αρχική εικόνα και με βάση τις τιμές αυτές εντοπίζονται πιθανά σημεία της ζητούμενης διαχωριστικής γραμμής, β) χρησιμοποιώντας τα σημεία αυτά ως αφετηρία και τα ακτινικά μήκη σαν οδηγό πραγματοποιείται επέκταση κατάλληλων γραμμών που προσπαθούν να ακολουθήσουν την πραγματική διαχωριστική γραμμή μύος-μαστού (υποψήφιες διαχωριστικές γραμμές), γ) με



κατάλληλα κριτήρια γίνεται ο αποκλεισμός μέρους των υποψήφιας διαχωριστικών γραμμών και δ) προσδιορίζεται η υποψήφια διαχωριστική γραμμή που εκτιμάται ότι προσεγγίζει καλύτερα την πραγματική διαχωριστική γραμμή.

### 3.2.1 Ακτινικά Μήκη και Θωρακικός Μυς

Έχει ήδη γίνει αναφορά στην δυνατότητα αξιοποίησης των ακτινικών μηκών για την ανάδειξη κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας. Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται χρήση τους για μια ακόμη φορά με σκοπό τον διαχωρισμό του θωρακικού μυός από το εσωτερικό του μαστού.



**Εικόνα 3.1** Ακτινικά μήκη και η συμπεριφορά τους σε απότομες μεταβολές της φωτεινότητας της εικόνας. Αν το σημείο εκκίνησης είναι κοντά σε περιοχή με απότομη μείωση των τιμών φωτεινότητας, τα αντίστοιχα ακτινικά μήκη έχουν μικρές τιμές ( $r_{Ax}$ ,  $r_{Ay}$ ,  $r_{Bx}$ ), ενώ σε αντίθετη περίπτωση εμφανίζουν σαφώς μεγαλύτερες τιμές ( $r_{By}$ ,  $r_{Cx}$ ,  $r_{Cy}$ ).

Το βασικό χαρακτηριστικό των ακτινικών μηκών που επιδιώκουμε να εκμεταλλευτούμε στην παρούσα ενότητα είναι το γεγονός ότι οι τιμές τους για κάθε σημείο της εικόνας παρουσιάζουν άμεση εξάρτηση από την απόσταση του σημείου αυτού της εικόνας από περιοχές με απότομη μείωση των τιμών φωτεινότητας. Αυτού του είδους η συμπεριφορά των ακτινικών μηκών παρουσιάζεται στην εικόνα 3.1, όπου το σημείο Α εμφανίζει μικρές τιμές ακτινικών μηκών γιατί βρίσκεται κοντά σε περιοχή με απότομη μείωση των τιμών φωτεινότητας ενώ αντίθετα τα σημεία Β και Γ που βρίσκονται μακρύτερα από σημεία με απότομη μείωση φωτεινότητας, εμφανίζουν σαφώς μεγαλύτερες τιμές ακτινικών μηκών. Ο λόγος που μας ενδιαφέρει η συμπεριφορά αυτού του είδους είναι γιατί κοντά στο διαχωριστικό όριο μαστού-μυός και από μεν την πλευρά του μυός (εικόνα 3.1,

σημείο A) αναμένονται μικρές τιμές ακτινικών μηκών ενώ από την πλευρά του μαστού (εικόνα 3.1, σημείο B) αναμένονται μεγάλες τιμές.

Όπως έχει ήδη επισημανθεί μια σημαντική παράμετρος για την επιτυχία της μεθόδου των ακτινικών μηκών είναι η επιλογή της τιμής της παραμέτρου  $K_p$ . Στην συγκεκριμένη περίπτωση η τιμή της παραμέτρου αυτής επιλέχθηκε με τρόπο ώστε να προσαρμόζεται στις αλλαγές που παρατηρούνται σε τοπικό επίπεδο. Για τον σκοπό αυτό θεωρήθηκε ένα παράθυρο  $W_i$  γύρω από κάθε σημείο της εικόνας με μήκος πλευράς  $W^L$  οπότε προσδιορίστηκε έτσι μια γειτονιά σημείων στην οποία εντοπίστηκε η μέγιστη και ελάχιστη τιμή και στην συνέχεια μέσω της σχέσης (3.1) ορίστηκε η τιμή  $K_p$ .

$$K_p = a \cdot (\max(W_i) - \min(W_i)), \quad (3.1)$$

όπου  $a$  παράμετρος οριζόμενη από τον χρήστη και μπορεί να πάρει τιμές στο διάστημα  $(0,1)$ , ενώ  $\max(W_i)$  και  $\min(W_i)$  η μέγιστη και ελάχιστη τιμή επιπέδου γκρίζου στην γειτονιά που ορίζεται από το παράθυρο  $W_i$ .

Για τα πειράματα μας επιλέχθηκαν οι τιμές  $a = 0.15$  και  $W^L = 20$ .

Μια άλλη σημαντική παράμετρος είναι το πλήθος των ακτινικών μηκών ( $Q$ ) που θα χρησιμοποιηθούν. Προκαταρκτικά αποτελέσματα έδειξαν ότι όταν το πλήθος των ακτινικών μηκών γίνεται μεγαλύτερο από 16 τότε η ικανότητα ανάδειξης της κρίσιμης πληροφορίας παραμένει σχεδόν αμετάβλητη. Συνεπώς και έχοντας κατά νου την επίτευξη του καλύτερου δυνατού συμβιβασμού ανάμεσα στο υπολογιστικό κόστος και την αποτελεσματικότητα, αποφασίστηκε η χρήση 32 ακτινικών μηκών. Επιπρόσθετα και καθώς η διαχωριστική γραμμή μεταξύ θωρακικού μυός και εσωτερικής περιοχής του μαστού αναμένεται να έχει συγκεκριμένο προσανατολισμό έγινε σαφές ότι δεν ήταν απαραίτητη η χρήση του συνόλου των ακτινικών μηκών αλλά μονάχα αυτών των οποίων ο προσανατολισμός ήταν τέτοιος ώστε να συναντούν κάθετα την διαχωριστική ακμή. Πιο συγκεκριμένα, η γωνία την ακμής αυτής ως προς σύστημα συντεταγμένων της εικόνας αναμένεται στο διάστημα  $(-\frac{3\pi}{4}, 0)$  και συνεπώς θα έπρεπε να επιλεγούν τα ακτινικά μήκη που σχημάτιζαν γωνία  $(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})$  ως προς το σύστημα συντεταγμένων. Από το σύνολο των 32 μηκών, μονάχα 6 εμφάνιζαν τον επιθυμητό προσανατολισμό και συνεπώς χρησιμοποιήθηκαν στα μετέπειτα στάδια.

Πριν ξεκινήσει η διαδικασία υπολογισμού των τιμών των ακτινικών τιμών έπρεπε να γίνει κάποιου είδους προ-επεξεργασία των εικόνων. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκε υποδειγματοληψία ώστε να μειωθούν οι διαστάσεις των εικόνων και να περιοριστεί έτσι το υπολογιστικό κόστος των μετέπειτα σταδίων. Η υποδειγματοληψία έγινε με τέτοιο τρόπο ώστε οι τελικές διαστάσεις των

εικόνων να είναι περίπου 250x250 εικονοστοιχεία. Όπου ήταν αναγκαίο πραγματοποιήθηκε περιστροφή κατά τον κατακόρυφο άξονα ώστε ο θωρακικός μυς να καταλαμβάνει την πάνω και αριστερή γωνία της εικόνας. Επόμενο βήμα ήταν ο υπολογισμός, σε κάθε σημείο  $(x, y)$  της αρχικής εικόνας  $I$ , των ακτινικών μηκών  $r_q(x, y)$  (όπου  $q \in [0, Q - 1]$ ) και στην συνέχεια των μέσων τιμών αυτών, καταλήγοντας έτσι στην εικόνα  $I_{RL}$ :

$$I_{RL}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N r_q(x, y)}{N}. \quad (3.2)$$

### 3.2.2 Πιθανά Σημεία Διαχωριστικής Γραμμής

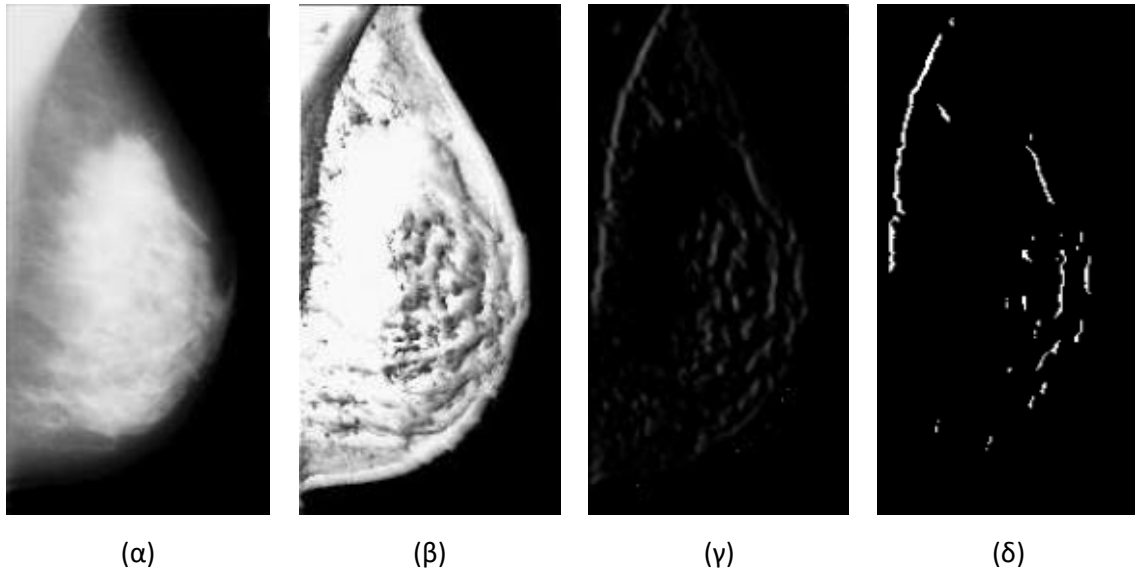
Ο ακριβής προσδιορισμός των πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής έχει ιδιαίτερη σημασία για την συνολική επιτυχία της μεθόδου καθώς τόσο η αποτελεσματικότητα όσο και η ταχύτητα ολοκλήρωσης εξαρτώνται από τον επιτυχή προσδιορισμό τους. Αν και ο προτεινόμενος αλγόριθμος μπορεί να ανιχνεύσει με επιτυχία την ζητούμενη διαχωριστική γραμμή ακόμα και αν έχει προσδιοριστεί μικρός αριθμός πιθανών σημείων, εντούτοις όσο μεγαλύτερο το πλήθος των πιθανών σημείων που πράγματι ανήκουν στην διαχωριστική γραμμή, τόσο πιο αξιόπιστο και γρήγορο είναι το τελικό αποτέλεσμα.

Προκειμένου να προσδιοριστούν τα πιθανά σημεία ( $I_{Cand}$ ), η εικόνα  $I_{RL}$  ομαλοποιείται μέσω ενός φίλτρου μέσης τιμής διαστάσεων  $2 \times 2$  εικονοστοιχείων και στην συνέχεια προσδιορίζεται η τιμή του σχετικού λόγου μεταβολής ( $I_{RL}^{diff}$ ) της  $I_{RL}$  κατά τον οριζόντιο άξονα:

$$I_{RL}^{diff}(x, y) = \frac{I_{RL}(x, y) - I_{RL}(x, y-1)}{I_{RL}(x, y)}. \quad (3.3)$$

Η  $I_{RL}^{diff}$  μετατρέπεται στην συνέχεια σε δυαδική εικόνα μέσω κατάλληλης κατωφλίωσης ( $T_c = 0.5$ ), ενώ τα μη μηδενικά της σημεία ( $I_{RL}^{diff} > T_c$ ) χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό ομάδων σημείων με συνδεσιμότητα 8 σημείων (8-connected regions). Οι περιοχές με πολύ μικρό αριθμό σημείων (<10) απορρίπτονται ενώ τα σημεία όλων των υπόλοιπων περιοχών θεωρούνται ως πιθανά σημεία της διαχωριστικής γραμμής ( $I_{Cand}$ ).

Η εικόνα 3.2 παρουσιάζει την διαδικασία που παρουσιάστηκε μέχρι τώρα πάνω στην εικόνα mdb003 της βάσης εικόνων MIAS. Ποιο συγκεκριμένα παρουσιάζεται η αρχική εικόνα (εικόνα 3.2.α), η εικόνα  $I_{RL}$  με την μέση τιμή των ακτινικών μηκών (εικόνα 3.2.β), η εικόνα  $I_{RL}^{diff}$  με την τιμή του σχετικού λόγου μεταβολής (εικόνα 3.2.γ) και η εικόνα  $I_{Cand}$  με τα πιθανά σημεία της διαχωριστικής γραμμής (εικόνα 3.2.δ).



**Εικόνα 3.2** Προσδιορισμός «πιθανών» σημείων διαχωριστικής γραμμής θωρακικού μυός – εσωτερικής περιοχής μαστού, όπου (α) αρχική εικόνα, (β) εικόνα  $I_{RL}$ , (γ) εικόνα  $I_{RL}^{diff}$ , (δ) εικόνα πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής  $I_{cand}$ .

### 3.2.3 Διαδικασία Επέκτασης Γραμμών

Έχοντας προσδιορίσει τα πιθανά σημεία της διαχωριστικής γραμμής, αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν αφετηρία για επεκτεινόμενες γραμμές οι οποίες προσπαθούν να ακολουθήσουν την αναζητούμενη διαχωριστική γραμμή. Η επεκτεινόμενη γραμμή χρησιμοποιούν σαν οδηγό την εικόνα  $I_{Guid}$  η οποία προκύπτει από την  $I_{RL}$  ως εξής:

$$I_{Guid}(x, y) = \begin{cases} 100 & \text{εαν } I_{Mask}(x, y) = 0, \\ 0.01 * I_{RL}(x, y) & \text{εαν } I_{Mask}(x, y) = 1 \text{ και } I_{RL}^{diff}(x, y) > T_C, \\ I_{RL}(x, y) & \text{εαν } I_{Mask}(x, y) = 1 \text{ και } I_{RL}^{diff}(x, y) \leq T_C, \end{cases} \quad (3.4)$$

όπου  $I_{Mask}$  δυαδική εικόνα που χρησιμοποιείται σαν μάσκα και η οποία έχει την τιμή 1 στα σημεία που ανήκουν στην ευρύτερη περιοχή του μαστού και 0 στα σημεία που ανήκουν στο παρασκήνιο της εικόνας. Η εικόνα  $I_{Mask}$  προσδιορίστηκε με χρήση του αλγορίθμου k-means από τον οποίο ζητήθηκε να διαχωρίσει τα εικονοστοιχεία της εικόνας με βάση την τιμή του επιπέδου γκρίζου σε τρεις διαφορετικές ομάδες. Η ομάδα με την μεγαλύτερη μέση τιμή γκρίζου θεωρείται ότι χονδροειδώς περιλαμβάνει τις περιοχές του αδενώδους ιστού και του θωρακικού μυός, η ομάδα με την μεσαία μέση τιμή γκρίζου θεωρείται ότι περιλαμβάνει την υπόλοιπη περιοχή του λιπώδους ιστού ενώ η κατηγορία με την μικρότερη μέση τιμή, το παρασκήνιο της εικόνας. Για τον τελικό προσδιορισμό της  $I_{Mask}$  πραγματοποιήθηκε συνένωση των δύο πρώτων περιοχών, δηλαδή αυτών με την μεγαλύτερη και μεσαία τιμή γκρίζου. Πρέπει να σημειωθεί στο σημείο αυτό, ότι η  $I_{Mask}$  διαχωρίζει χονδροειδώς την περιοχή του μαστού από το παρασκήνιο, χωρίς όμως να μπορεί αποκλείσει τυχόν τεχνουργήματα με υψηλές τιμές γκρίζου.

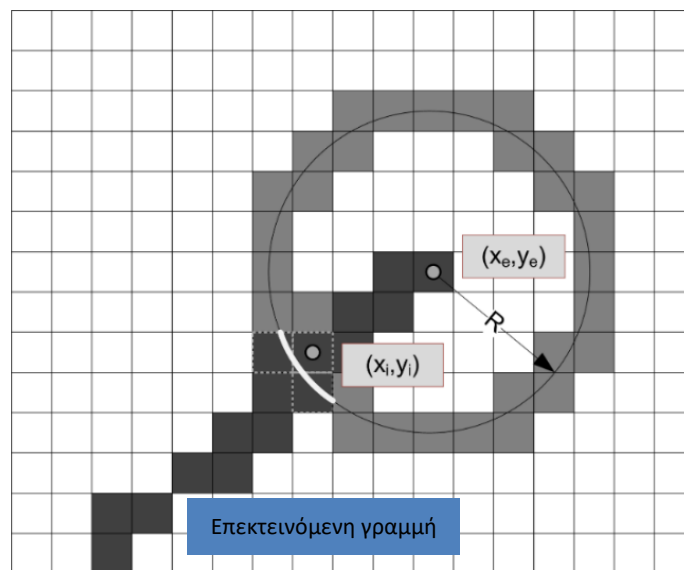
Επιστρέφοντας στην εικόνα  $I_{\text{Guid}}$ , αυτή εξ ορισμού θα εμφανίζει πολύ μεγάλες τιμές στις περιοχές όπου η  $I_{\text{Mask}}$  θα έχει τιμή 0 και χαμηλές τιμές στα υπόλοιπα σημεία.

Από το σύνολο των πιθανών σημείων της διαχωριστικής γραμμής επιλέγεται τυχαία κάποιο, έστω  $(x_0, y_0)$ , το οποίο ορίζεται ως το σημείο εκκίνησης μιας επεκτεινόμενης γραμμής που προσπαθεί να ακολουθήσει την διαχωριστική γραμμή μυός-μαστού. Η επέκταση αρχικά πραγματοποιείται προς το πάνω μέρος της εικόνας και στην συνέχεια προς το κάτω.

Ζωτική παράμετρος για την διαδικασία της επέκτασης είναι ο προσανατολισμός ( $\text{Angl}_{\text{Prop}}$ ) που εμφανίζει το τμήμα της επεκτεινόμενης γραμμής κοντά στο επεκτεινόμενο άκρο. Προκειμένου να προσδιοριστεί η τιμή της παραμέτρου  $\text{Angl}_{\text{Prop}}$ , ορίζεται ένας κύκλος  $C_{\text{or}}$  με ακτίνα  $R$ , και κέντρο στο ακραίο σημείο της επεκτεινόμενης γραμμής  $(x_e, y_e)$  και έστω ότι το σημείο που ο κύκλος  $C_{\text{or}}$  τέμνεται με την επεκτεινόμενη γραμμή είναι το  $(x_i, y_i)$  (βλέπε εικόνα 3.3).

Βάσει όσων αναφέρθηκαν, η τιμή της  $\text{Angl}_{\text{Prop}}$  υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{Angl}_{\text{Prop}} = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y_e - y_i}{x_e - x_i}\right) & \text{κατεύθυνση επέκτασης προς τα πάνω,} \\ \arctan\left(\frac{y_i - y_e}{x_i - x_e}\right) & \text{κατεύθυνση επέκτασης προς τα κάτω.} \end{cases} \quad (3.5)$$



**Εικόνα 3.3** Προσδιορισμός προσανατολισμού επεκτεινόμενης γραμμής κοντά στο ακραίο της σημείο  $(x_e, y_e)$  κατά την διάρκεια διαδικασίας προς τα πάνω επέκτασης. Για τον υπολογισμό του προσανατολισμού χρησιμοποιείται κύκλος ακτίνας  $R$  κεντραρισμένος στο σημείο  $(x_e, y_e)$ .

Ειδική μέριμνα πρέπει να ληφθεί όταν επιχειρείται ο υπολογισμός τη  $\text{Angl}_{\text{Prop}}$  για πρώτη φορά με σημείο εκκίνησης το σημείο  $(x_0, y_0)$ . Στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιείται η εικόνα  $I_{\text{Cand}}$  από την οποία με χρήση της συνδεσιμότητας 8 σημείων (8-connected) προσδιορίζονται όλα τα σημεία που ανήκουν στην ίδια περιοχή με το σημείο  $(x_0, y_0)$ . Εάν η περιοχή αυτή είναι αρκετά μεγάλη ώστε να

υπάρχει σημείο τομής  $(x_i, y_i)$  με τον κύκλο  $C_{or}$  ακολουθείται η κανονική διαδικασία όπως αυτή περιεγράφηκε προηγουμένως. Σε αντίθετη περίπτωση, προσδιορίζεται το χαμηλότερο σημείο της κοινής περιοχής και οι συντεταγμένες αυτού αποτελούν τις συντεταγμένες του σημείου  $(x_i, y_i)$ .

Το βασικό μέλημα κατά την διαδικασία επέκτασης των υποψήφιων γραμμών είναι, θεωρώντας πάντα ότι το σημείο  $(x_e, y_e)$  αποτελεί το ακραίο σημείο της γραμμής, να καθοριστεί ένα νέο σημείο  $(x_p, y_p)$  στην γειτονιά ( $N_p$ ) του  $(x_e, y_e)$  το οποίο ικανοποιεί μια σειρά από κριτήρια και στην συνέχεια να πραγματοποιηθεί ένωση των σημείων αυτών μέσω ευθείας γραμμής επεκτείνοντας έτσι την αρχική γραμμή. Ο προσδιορισμός της αναφερόμενης γειτονιάς  $N_p$  γύρω από το σημείο  $(x_e, y_e)$  πραγματοποιείται θεωρώντας τα ακραία σημεία ενός πλήθους ακτινών ( $a_i$ ) οι οποίες εκκινούν από το σημείο  $(x_e, y_e)$ , αναπτύσσονται γύρω από μια κεντρική ακτίνα ( $a_c$ ), έχουν μήκος  $R$  και παρουσιάζουν ίση περιστροφή η μία ως προς την άλλη. Για λόγους απλότητας το μήκος  $R$  ορίστηκε ως ταυτόσημο με την ακτίνα του κύκλου  $C_{or}$ . Ο προσανατολισμός της κεντρικής ακτίνας  $a_c$  προσδιορίζεται από τον προσανατολισμό  $AngI_{prop}$  της επεκτεινόμενης γραμμής. Τα άκρα των  $a_i$  είναι αυτά που τελικά προσδιορίζουν την γειτονιά  $N_p$ . Ο τρόπος προσδιορισμού της γειτονιάς  $N_p$  απεικονίζεται στην εικόνα 3.4.

Μικρότερες τιμές για την ακτίνα  $R$  έχουν σαν αποτέλεσμα την παραγωγή πιο ομαλών υποψήφιων γραμμών, ωστόσο αυξάνεται αντίστοιχα και το υπολογιστικό κόστος καθώς η επέκταση γίνεται με μικρότερα βήματα. Στην τρέχουσα εργασία η τιμή της ακτίνας  $R$  ορίστηκε ίση με 5 εικονοστοιχεία. Αναφορικά με τις ακτίνες  $a_i$ , χρησιμοποιήθηκαν συνολικά 9 ακτίνες η περιστροφή των οποίων σε σχέση με την κεντρική ακτίνα είναι  $\left\{-\frac{\pi}{6}, -\frac{\pi}{9}, -\frac{\pi}{12}, -\frac{\pi}{20}, 0, \frac{\pi}{20}, \frac{\pi}{12}, \frac{\pi}{9}, \frac{\pi}{6}\right\}$ .

Έχοντας ορίσει την περιοχή  $N_p$ , το επόμενο βήμα είναι ο προσδιορισμός του σημείου εκείνης που θα αποτελέσει τμήμα της επεκτεινόμενης γραμμής. Προκειμένου να εισαχθεί ένας βαθμός τυχαιότητας στην διαδικασία, γίνεται χρήση ενός παράγοντα κλιμάκωσης ο οποίος βασίζεται στην εξίσωση της γκαουσιανής καμπύλης  $S^{Gauss}$  (3.6).

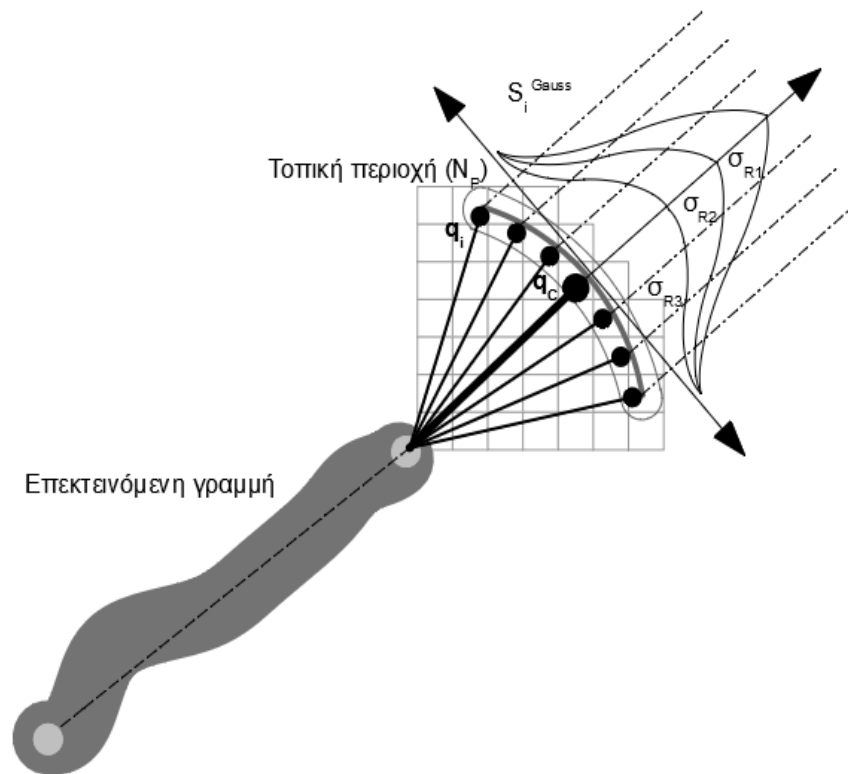
$$S_j^{Gauss} = e^{-\left(\frac{j-j_c}{\sigma_R}\right)^2} \quad (3.6)$$

όπου  $j$  είναι αύξον αριθμός που σχετίζεται με το πλήθος των ακτινών  $a_i$  και στην περίπτωση μας παίρνει τιμές από 1 έως 9. Το  $j_c$  αφορά την κεντρική ακτίνα και παίρνει τιμή ίση με 5. Επιπλέον,  $\sigma_R = 4 \cdot j_T \cdot A_{rand}$ , όπου  $A_{rand}$  τυχαία τιμή μεταξύ 0 και 1 και  $j_T$  ο συνολικός αριθμός των ακτινών. Η τιμή της παραμέτρου  $A_{rand}$  προσδιορίζεται με τυχαίο τρόπο κάθε φορά που πρέπει να οριστεί μια νέα περιοχή  $N_p$ .

Το ακριβές σημείο που θα αποτελέσει τμήμα της επεκτεινόμενης γραμμής είναι αυτό που βρίσκεται στο ακραίο σημείο της  $q_j$  για την οποία η τιμή της παραμέτρου  $F_j$  (3.7) ελαχιστοποιείται.

$$F_j = \left( \frac{1}{1+S_j^{Gauss}} \right) I_{Guid}(x_j, y_j) \quad (3.7)$$

Στην συνέχεια το επιλεγμένο σημείο  $(x_j, y_j)$  της  $q_j$  ορίζεται ως το νέο ακραίο σημείο ( νέο σημείο  $(x_p, y_p)$ ) της επεκτεινόμενης γραμμής. Ο τρόπος προσδιορισμού του σημείου  $(x_p, y_p)$  της επεκτεινόμενης γραμμής παρουσιάζεται σχηματικά στην εικόνα 3.4.



**Εικόνα 3.4** Ορισμός περιοχής  $N_p$  και επιλογή επόμενου σημείου επέκτασης γραμμής. Η επιλογή του σημείου επέκτασης γίνεται μεταξύ των σημείων που βρίσκονται σε μια τοπική περιοχή  $N_p$  οριζόμενη από το σύνολο των ακτινών  $(q_i)$  με μήκος  $R$ , αφετηρία το άκρο της επεκτεινόμενης γραμμής οι οποίες είναι ομοιόμορφα κατανομημένες γύρω την κεντρική ακτίνα  $q_c$ . Η  $q_c$  έχει ίδια κατεύθυνση με την επεκτεινόμενη γραμμή κοντά στο άκρο της. Το ακριβές σημείο επέκτασης καθορίζεται μέσω ενός συνδυασμού των τιμών μιας εικόνας-οδηγού στα σημεία της περιοχής  $N_p$  και κατάλληλης γκαουσιανής καμπύλης ( $S_j^{Gauss}$ ) η μεταβλητότητα ( $\sigma_R$ ) της οποίας προσδιορίζεται με τυχαίο τρόπο.

### 3.2.4 Αποκλεισμός Υποψήφιων Διαχωριστικών Γραμμών

Η διαδικασία που περιεγράφηκε μέχρι εδώ έχει σαν αποτέλεσμα την παραγωγή μιας σειράς από υποψήφιες διαχωριστικές γραμμές ( $Line^c$ ). Ωστόσο αρκετές από αυτές θα εμφανίζουν σημαντική απόκλιση από το πραγματικό όριο θωρακικού μυός και εσωτερικής περιοχής μαστού, επομένως θα πρέπει να υπάρχει ένας τρόπος να εντοπιστούν οι γραμμές αυτές και να αποκλειστούν από τα επόμενα βήματα της προτεινόμενης διαδικασίας. Για να επιτευχθεί αυτό, αρχικά υπολογίζεται η

μέση τιμή της εικόνας  $I_{Guid}$  όταν μόνο τα σημεία της υποψήφιας γραμμής ( $Line_i^{Cand}$ ) χρησιμοποιηθούν. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται μέσω της σχέσης (3.8).

$$V_i = \frac{1}{N_V} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \left( I_{Guid}(x, y) * \delta \left( Line_i^{Cand}(x, y) \right) \right), \quad (3.8)$$

όπου

$$N_V = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \delta \left( Line_i^{Cand}(x, y) \right)$$

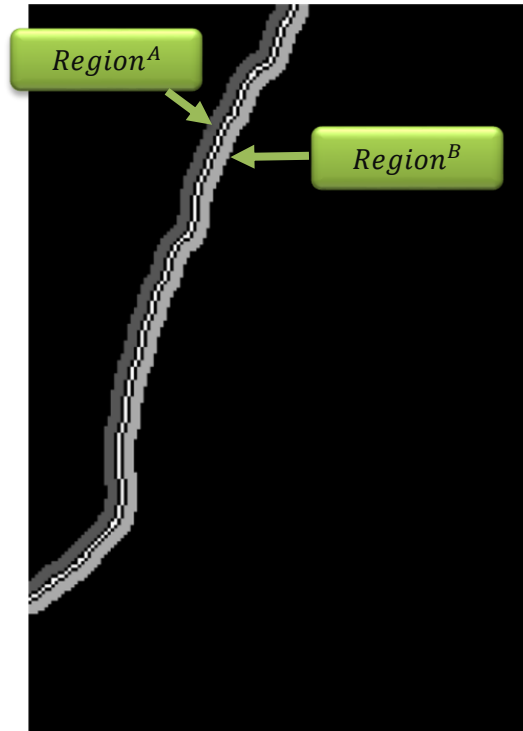
και  $\delta$  η συνάρτηση δέλτα του Dirac.

Μικρές τιμές της παραμέτρου  $V_i$  καταδεικνύουν ότι η γραμμή  $Line_i^{Cand}$  ακολουθεί πιστά το διαχωριστικό όριο του μυός. Πειραματικά φάνηκε ότι γραμμές  $Line_i^{Cand}$  για τις οποίες  $V_i > 2.5$  εμφάνιζαν σημαντική απόκλιση από το πραγματικό διαχωριστικό όριο. Επομένως η συγκεκριμένη τιμή για την παράμετρο  $V_i$  επιλέχθηκε ως κατώφλι και όσες γραμμές  $Line_i^{Cand}$  εμφάνιζαν τιμές για την παράμετρο αυτή μεγαλύτερες από το ορισμένο κατώφλι αποκλείονταν από την συνέχεια.

Μέσω της παραμέτρου  $V_i$  διασφαλίζεται ότι η γραμμή  $Line_i^{Cand}$  βρίσκεται στο όριο δύο περιοχών: μίας με μεγάλες τιμές γκρίζου και μιας με μικρές τιμές. Ωστόσο μια γραμμή που ικανοποιεί το κριτήριο αυτό μπορεί να μην έχει σε τίποτα να κάνει με την ζητούμενη διαχωριστική γραμμή του μυός αλλά να ακολουθεί απλά το εξωτερικό όριο του μαστού με το περιβάλλον.

Συνεπώς απαιτείται ο υπολογισμός μιας ακόμα παραμέτρου. Η παράμετρος αυτή ( $S_i$ ) στηρίζεται στον υπολογισμό της διαφοράς των μέσων τιμών επιπέδου γκρίζου δύο περιοχών εκατέρωθεν της γραμμής  $Line_i^{Cand}$  (3.9). Οι δύο περιοχές αυτές προκύπτουν μέσω της μορφολογικής διαστολής της  $Line_i^{Cand}$  και στην συνέχεια της αφαίρεσης της ίδιας της  $Line_i^{Cand}$  από το αποτέλεσμα. Με τον τρόπο αυτό παράγονται δύο ασύνδετες μεταξύ τους περιοχές. Η περιοχή κοντύτερα αριστερό άκρο της εικόνας ( $Region_i^A$ ) θα πρέπει ιδανικά να ανήκει στην περιοχή του θωρακικού μυός ενώ η άλλη περιοχή ( $Region_i^B$ ) θα πρέπει ιδανικά να ανήκει στην εσωτερική περιοχή του μαστού. Ένα παράδειγμα των δύο αυτών περιοχών δίνεται στην εικόνα 3.5 .





**Εικόνα 3.5** Υποψήφια διαχωριστική γραμμή θωρακικού μυός-μαστού και οι αντίστοιχες περιοχές  $Region_A$  και  $Region_B$ . Η περιοχή  $Region_A$  ιδανικά θα πρέπει να αποτελείται αμιγώς από θωρακικό μυ ενώ η περιοχή  $Region_B$  θα πρέπει να αποτελείται αμιγώς από μαστικό ιστό.

$$S_i = S_i^A - S_i^B, \quad (3.9)$$

όπου

$$S_i^A = \frac{1}{N_A} \sum_x \sum_y \left( I(x, y) * \delta \left( Region_i^A(x, y) \right) \right),$$

$$S_i^B = \frac{1}{N_B} \sum_x \sum_y \left( I(x, y) * \delta \left( Region_i^B(x, y) \right) \right)$$

και

$$N_A = \sum_x \sum_y \left( \delta \left( Region_i^A(x, y) \right) \right),$$

$$N_B = \sum_x \sum_y \left( \delta \left( Region_i^B(x, y) \right) \right).$$

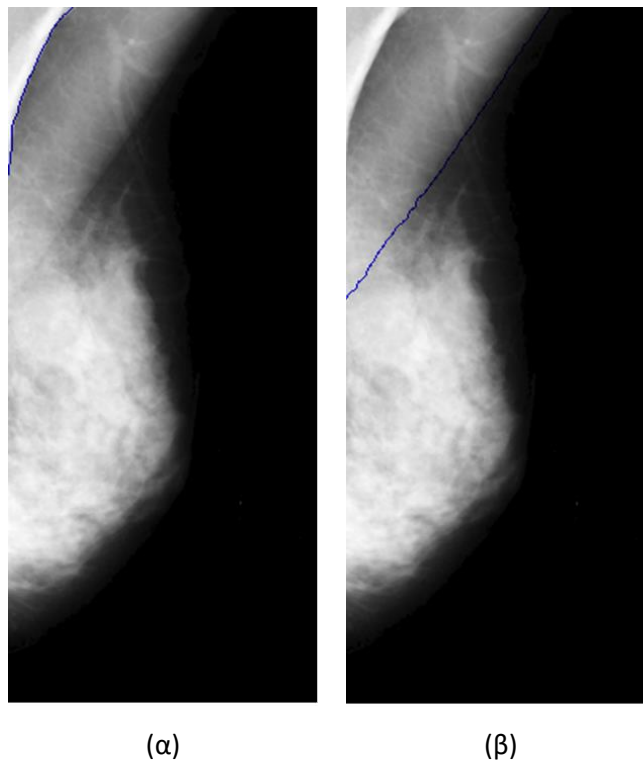
Μεγάλες τιμές για την παράμετρο  $S_i$  καταδεικνύουν ότι οι περιοχές  $Region_i^A$  και  $Region_i^B$  διαφέρουν σημαντικά όσον αφορά τις μέσες τιμές επιπέδου γκριζου και συνεπώς η γραμμή  $Line_i^{Cand}$  διαχωρίζει ικανοποιητικά τον θωρακικό μυ από τον υπόλοιπο μαστό. Επομένως υποψήφιες γραμμές για τις οποίες η τιμή του  $S_i$  είναι μικρή, πιθανότατα δεν αποτελούν καλή εκτίμηση της πραγματικής

διαχωριστικής γραμμής και συνεπώς πρέπει να απαλειφθούν. Στην παρούσα εργασία τέθηκε σαν όριο για την παράμετρο  $S_i$  η τιμή 10. Με άλλα λόγια, όσες  $Line_i^{Cand}$  εμφανίζουν τιμή της  $S_i$  μικρότερη από 10 αποκλείονται από την συνέχεια.

Στην παρούσα εργασία η μορφολογική διαστολή έγινε με χρήση δισκοειδούς δομικού στοιχείου με ακτίνα μεγέθους 5 εικονοστοιχείων.

### 3.2.5 Τελική Επιλογή Διαχωριστικής Γραμμής

Υπάρχουν πολλές περιπτώσεις όπου εντός της περιοχής του θωρακικού μυός εμφανίζονται περισσότερες από μια διαχωριστικές γραμμές (ακμές) (εικόνα 3.6). Το φαινόμενο αυτό είναι πολύ συνηθισμένο όταν υπάρχουν διπλώματα του ιστού (axillary folds). Στις περιπτώσεις αυτές θα πρέπει να υπάρχει ο τρόπος να ανιχνευθεί η ύπαρξη πολλαπλών διαχωριστικών γραμμών και να αποκλειστούν οι υποψήφιες γραμμές  $Line_i^{Cand}$  που ακολουθούν αυτές και όχι την πραγματική διαχωριστική γραμμή μύος-μαστού.



**Εικόνα 3.6** Παράδειγμα εικόνας μαστογραφίας με διπλώματα ιστού (axillary folds), όπου πραγματοποιήθηκε (α) λανθασμένη ανίχνευση διαχωριστικής γραμμής μύος-μαστού, (β) επιτυχής ανίχνευση της διαχωριστικής γραμμής μύος-μαστού.

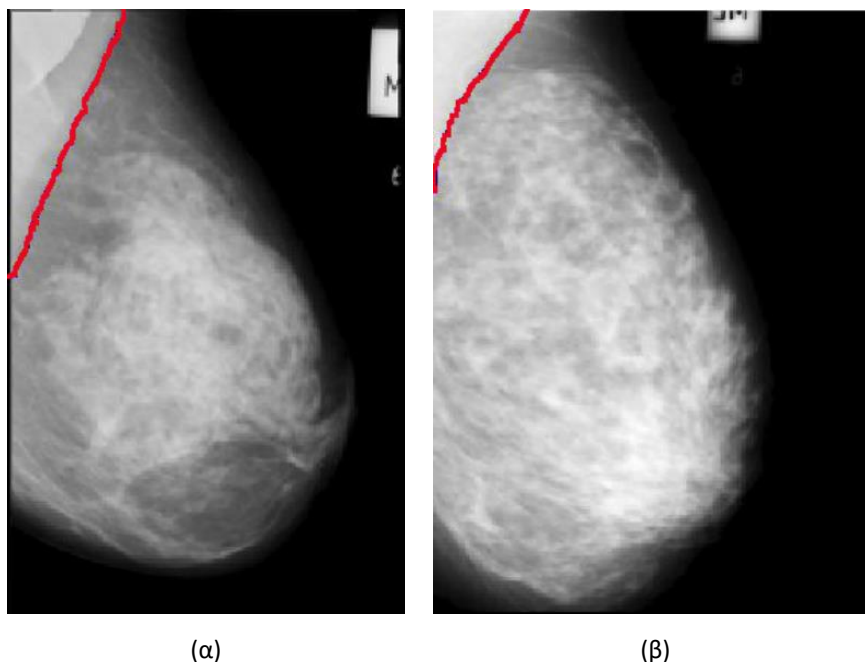
Για να το επιτύχουμε αυτό, ορίζουμε την παράμετρο  $E_i^{Line}$  η οποία ισούται με εμβαδόν της εικόνας που περικλείεται ανάμεσα στην γραμμή  $Line_i^{Cand}$  και το πάνω αριστερό άκρο της εικόνας. Αφού λοιπόν γίνει ο υπολογισμός της παραμέτρου  $E_i^{Line}$  για όλες τις διαθέσιμες  $Line_i^{Cand}$ , το σύνολο των τιμών  $E_i^{Line}$  δίνεται σαν είσοδος σε έναν αλγόριθμο κατηγοριοποίησης k-means από τον οποίο

ζητείται ο διαχωρισμός των τιμών σε δύο κατηγορίες. Ακολούθως ελέγχεται αν η μέση τιμή των  $E_i^{Line}$  των δύο κατηγοριών διαφέρει σημαντικά. Αν αυτό πράγματι ισχύει τότε όλες οι γραμμές  $Line_i^{Cand}$  των οποίων οι τιμές  $E_i^{Line}$  εντάχθηκαν από τον k-means στην κατηγορία με την χαμηλότερη μέση τιμή, απορρίπτονται. Στην παρούσα εργασία θεωρήθηκε ότι δυο κατηγορίες διαφέρουν σημαντικά αν η μέση τιμή της κατηγορίας με τις μεγαλύτερες τιμές  $E_i^{Line}$  είναι υπερδιπλάσια της μέσης τιμής της άλλης ομάδας.

Οι υποψήφιας γραμμές που δεν απαλείφθηκαν μέχρι το σημείο αυτό, θεωρούνται ότι αποτελούν ικανοποιητικές προσεγγίσεις της πραγματικής διαχωριστικής γραμμής του θωρακικού μυός. Μεταξύ όλων αυτών όμως θα πρέπει να επιλεγεί εκείνη η γραμμή που ακολουθεί καλύτερα το διαχωριστικό όριο. Για τον προσδιορισμό αυτής ακριβώς της γραμμής χρησιμοποιείται και πάλι η παράμετρος  $V_i$ , με την τελικά επιλεγμένη γραμμή να είναι αυτή που εμφανίζει την μικρότερη τιμή για την εν λόγω παράμετρο.

Κάτι άλλο που πρέπει να ληφθεί υπόψη είναι ο ρόλος που παίζει το πλήθος των υποψήφιας γραμμών που φτάνουν μέχρι το βήμα αυτό της διαδικασίας. Γενικά όσο μεγαλύτερο το πλήθος γραμμών αυτών, τόσο μεγαλύτερη η πιθανότητα ύπαρξης και συνακόλουθα εντοπισμού υποψήφιας γραμμής με απόλυτη ταύτιση με το διαχωριστικό όριο του μυός. Για να το επιτύχουμε αυτό, η διαδικασία επέκτασης επαναλαμβάνεται συνεχώς, χρησιμοποιώντας διαφορετικό αρχικό σημείο κάθε φορά, μέχρις ότου προκύψει ικανός αριθμός υποψήφιας γραμμών που ικανοποιούν τα κριτήρια που ορίστηκαν παραπάνω. Στην παρούσα εργασία ορίστηκε η διαδικασία να ολοκληρώνεται είτε όταν έχουν καθοριστεί 50 υποψήφιας γραμμές είτε κάθε υποψήφιο σημείο εκκίνησης έχει χρησιμοποιηθεί 3 φορές.

Η εικόνα 3.7 παρουσιάζει το αποτέλεσμα διαχωρισμού του θωρακικού μυός σε δύο εικόνες μαστογραφίας, χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη μεθοδολογία



**Εικόνα 3.7** Αποτελέσματα κατάτμησης θωρακικού μυός χρησιμοποιώντας την προτεινόμενη μέθοδο, στις εικόνες (a) mdb125 και (b) mdb130 του συνόλου εικόνων MIAS.

### 3.3 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου

Επόμενο βήμα αποτελεί η αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της σύγκρισης της προτεινόμενης μεθόδου με μια σειρά από άλλες, ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους. Αρχικά παρουσιάζεται το σύνολο εικόνων που επιλέχθηκαν, στην συνέχεια αναλύεται ο τρόπος σύγκρισης της αποτελεσματικότητας των υπό εξέταση μεθόδων και ακολούθως παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα της σύγκρισης.

#### 3.3.1 Σύνολο Δεδομένων

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί η αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου έγινε χρήση εικόνων από το σύνολο εικόνων μαστογραφίας MIAS (Suckling et al., 1994). Οι εικόνες αυτές έχουν διαστάσεις  $1024 \times 1024$  εικονοστοιχείων με κάθε εικονοστοιχείο να αντιστοιχεί σε πραγματική επιφάνεια  $200 \mu\text{m}^2$ . Από τις διαθέσιμες εικόνες επιλέχθηκαν οι ίδιες ακριβώς 84 εικόνες με αυτές που χρησιμοποιήθηκαν από τους (Ferrari et al., 2004), έτσι ώστε να είναι δυνατή η άμεση σύγκριση των αποτελεσμάτων της προτεινόμενης μεθόδου με μεθόδους της βιβλιογραφίας. Για τις εικόνες αυτές παρασχέθηκε επισήμανση του ακριβούς διαχωριστικού ορίου ανάμεσα στον θωρακικό μυ και την εσωτερική περιοχή του μαστού, το οποίο και προέκυψε κατόπιν της επεξεργασίας των συγκεκριμένων εικόνων από έμπειρο ακτινολόγο (Ferrari et al., 2004).

#### 3.3.2 Μέθοδος Σύγκρισης

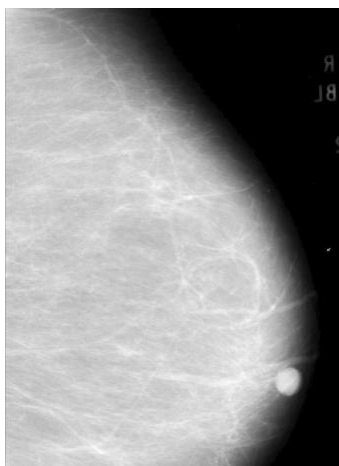
Για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου έγινε χρήση του μεγέθους του σφάλματος κανονικοποιημένου εμβαδού (normalized area error) όπως αυτό

χρησιμοποιήθηκε και από τους (Ferrari et al., 2004). Το εν λόγω μέγεθος αποτελείται από δύο επιμέρους παραμέτρους:

- Η πρώτη παράμετρος ( $FP_i$ ), εκφράζει το πλήθος των εικονοστοιχείων που θεωρήθηκαν λανθασμένα ότι ανήκουν στην εσωτερική περιοχή του μαστού ενώ στην πραγματικότητα αποτελούσαν τμήμα του θωρακικού μυός, διαιρεμένο με το συνολικό πλήθος των εικονοστοιχείων που πραγματικά αποτελούν τον θωρακικό μυ ( $N_{TT}$ ).
- Η δεύτερη παράμετρος ( $FN_i$ ), εκφράζει το πλήθος των εικονοστοιχείων που μετά την κατάτμηση, θεωρήθηκαν λανθασμένα ότι ανήκουν στον θωρακικό μυ ενώ στην πραγματικότητα αποτελούσαν τμήμα της εσωτερικής περιοχής του μαστού, διαιρεμένο και πάλι με το συνολικό πλήθος των εικονοστοιχείων που πραγματικά αποτελούν τον θωρακικό μυ ( $N_{TT}$ ).

Για τον προσδιορισμό του πλήθους των εικονοστοιχείων που ανήκουν πραγματικά στον θωρακικό μυ χρησιμοποιήθηκε η οριοθέτηση από ακτινολόγο που παρουσιάστηκε στο (Ferrari et al., 2004).

Πρέπει να επισημανθεί ότι από τις 84 εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου, υπήρξε μια περίπτωση (μαστογραφία mdb098) κατά την οποία η προτεινόμενη μέθοδος απέτυχε να εντοπίσει την ύπαρξη του θωρακικού μυός. Όπως όμως φαίνεται και στην εικόνα 3.8 στην συγκεκριμένη μαστογραφία η περιοχή του θωρακικού μυός παρουσιάζει την ιδιαιτερότητα ότι είναι πολύ μικρή σε μέγεθος.



**Εικόνα 3.8** Εικόνα mdb098 της βάσης δεδομένων MIAS. Στην συγκεκριμένη εικόνα η προτεινόμενη μέθοδος απέτυχε να εντοπίσει την ύπαρξη θωρακικού μυός.

### 3.3.3 Αποτελέσματα

Ο πίνακας 3.1 παρουσιάζει συγκριτικά τα αποτελέσματα της της προτεινόμενης μεθόδου με τα αποτελέσματα μιας σειράς άλλων μεθόδων που προτάθηκαν στην βιβλιογραφία και συγκεκριμένα

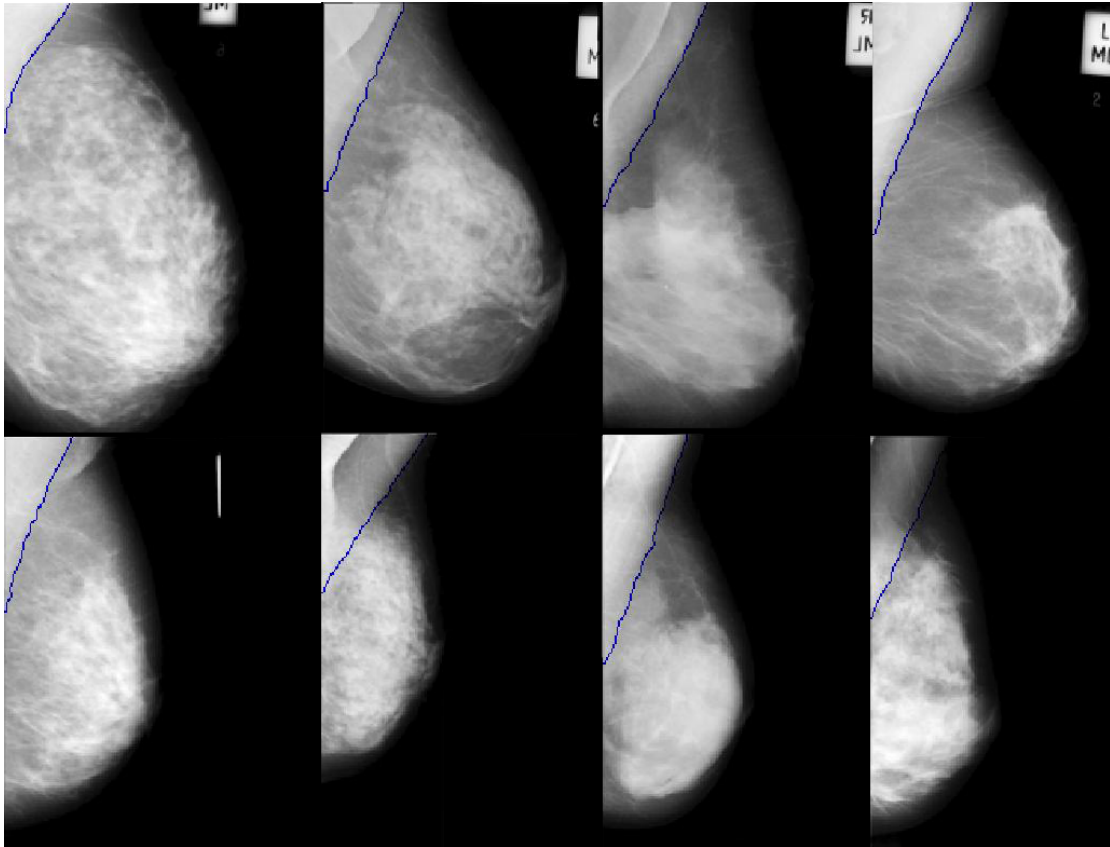
τις μεθόδους: Gabor (Ferrari et al., 2004), AP (Ma, Bajger, Slavotinek, & Bottema, 2007) και ID (Y. Li et al., 2013).

**Πίνακας 3.1** Ανάλυση της επίδοσης την προτεινόμενης μεθόδου με σύνολο μεθόδων της βιβλιογραφίας με χρήση μεγέθους του σφάλματος κανονικοποιημένου εμβαδού (normalized area error)

Μετρούμενο μέγεθος σφάλματος	Gabor*	AP**	ID***	Προτεινόμενη μέθοδος
FP	0.0058	0.0371	0.0145	0.0197
FN	0.0577	0.0595	0.0552	0.0471
FP<0.05 & FN<0.05	45	50	48	57
min(FP,FN)<0.05 & 0.05<max(FP,FN)<0.10	0	18	28	17
min(FP,FN)<0.05 & max(FP,FN)<0.10	0	11	7	7
0.05<FP<0.10 & 0.05<FN<0.10	22	0	0	1
0.05<min(FP,FN)<0.10 & max(FP,FN)>0.10	0	0	1	1
FP>0.10 & FN>0.10	17	5	0	0

\* (Ferrari et al., 2004), \*\* (Ma, Bajger, Slavotinek, & Bottema, 2007), \*\*\* (Y. Li et al., 2013)

Από τον πίνακα αποτελεσμάτων γίνεται φανερό ότι η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει την μικρότερη τιμή σε σύγκριση με όλες τις υπόλοιπες μεθόδους όσον αφορά την τιμή της παραμέτρου FN. Από την άλλη πλευρά, η τιμή της παραμέτρου FP της προτεινόμενης μεθόδου εμφανίζεται μεγαλύτερη από ότι στις μεθόδους Gabor και ID. Ωστόσο αν ληφθεί υπόψη η κατανομή των αποτελεσμάτων σε διάφορα εύρη τιμών σφάλματος (παραμέτροι FN και FP) η προτεινόμενη μέθοδος υπερτερεί ξεκάθαρα έναντι όλων των υπολοίπων. Πιο συγκεκριμένα, 57 περιπτώσεις (περίπου 68% επί του συνόλου) ανήκουν στην κατηγορία του μικρότερου σφάλματος έναντι 48 περιπτώσεων (περίπου 57% επί του συνόλου) για την μέθοδο ID, 50 (περίπου 59% επί του συνόλου) για την μέθοδο AP και 45 (περίπου 53% επί του συνόλου) για την μέθοδο Gabor. Επιπρόσθετα, όσον αφορά ειδικά την μέθοδο Gabor 17 (περίπου 20% επί του συνόλου) περιπτώσεις ανήκουν στην υψηλότερη κατηγορία σφάλματος επίδοση η οποία είναι η χειρότερη μεταξύ όλων των συγκρινόμενων μεθόδων.



*Εικόνα 3.9 Παραδείγματα προσδιορισμού του διαχωριστικού ορίου (κατάτμησης) θωρακικού μυός – εσωτερικής περιοχής μαστού με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου.*

Η εικόνα 3.9 παρουσιάζει παραδείγματα προσδιορισμού του διαχωριστικού ορίου (κατάτμησης) θωρακικού μυός – εσωτερικής περιοχής μαστού με χρήση της προτεινόμενης μεθόδου.

### 3.4 Συμπεράσματα

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε μια μέθοδος για την κατάτμηση του θωρακικού μυός σε εικόνες μαστογραφίας. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση ανέδειξε ότι αν και έχουν παρουσιαστεί πληθώρα μεθόδων στην βιβλιογραφία, η ορθή κατάτμηση του θωρακικού μυός αποτελεί μια ιδιαίτερα δύσκολη διαδικασία.

Η προτεινόμενη μέθοδος ακολούθησε μια διαφορετική προσέγγιση σε σχέση με τις προτεινόμενες στην βιβλιογραφία μεθόδους και στηρίχτηκε στην αξιοποίηση των ακτινικών μηκών. Πιο συγκεκριμένα, τα ακτινικά μήκη χρησιμοποιήθηκαν για τον αρχικό προσδιορισμό πιθανών σημείων του διαχωριστικού ορίου μυός-μαστού και στην συνέχεια για την εκτέλεση μιας διαδικασίας επέκτασης γραμμής από τα σημεία αυτά. Ακολούθως έγινε χρήση μιας σειράς κριτηρίων προκειμένου να εκτιμηθεί ποια από αυτές τις γραμμές αποτελεί την καλύτερη εκτίμηση του ζητούμενου διαχωριστικού ορίου. Μια παράμετρος που έπρεπε να ληφθεί υπόψη ήταν το πλήθος των ακτινικών μηκών που έπρεπε να χρησιμοποιηθούν. Καθώς αυξημένο πλήθος μηκών θα

οδηγούσε σε αυξημένη ακρίβεια αλλά ταυτόχρονα μεγάλο υπολογιστικό κόστος επιλέχθηκε η χρήση έξι (6) ακτινικών μηκών ομοιόμορφα κατανεμημένων στην περιοχή γωνιών  $(\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2})$ , ως προς το σύστημα συντεταγμένων της εικόνας.

Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε σύνολο 84 εικόνων από το σύνολο εικόνων της βάσης δεδομένων MIAS. Το σύνολο αυτό επιλέχθηκε καθώς είχε ήδη οριοθετηθεί με την βοήθεια έμπειρου ακτινολόγου και ήταν διαθέσιμο το όριο μαστού-μυός. Παράλληλα, οι εικόνες αυτές έχουν χρησιμοποιηθεί στην βιβλιογραφία για την αξιολόγηση ευρέως χρησιμοποιούμενων μεθόδων, με αποτέλεσμα να είναι εύκολη η απευθείας σύγκριση με τις μεθόδους αυτούς.

Τα αποτελέσματα της διαδικασίας αξιολόγησης κατέδειξαν ότι η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζει συγκρίσιμα ή ακόμα και βελτιωμένα αποτελέσματα όταν ληφθούν υπόψη επιμέρους ποιοτικά χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα, η προτεινόμενη μέθοδος εμφανίζει βελτιωμένη επίδοση ως προς την παράμετρο FN σε ποσοστό 14.7% έως 20.8% σε σχέση με τις συγκρινόμενες μεθόδους. Επίσης επιτυγχάνει μεγαλύτερο ποσοστό εικόνων (68.7%) στην χαμηλότερη κατηγορία σφαλμάτων, σε σχέση με τις συγκρινόμενες μεθόδους (ποσοστό 53.6%-59.5%).

## Βιβλιογραφία

- Anitha, J., Dinesh Peter, J., & Immanuel Alex Pandian, S. (2017). A dual stage adaptive thresholding (DuSAT) for automatic mass detection in mammograms. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 138, 93–104. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2016.10.026>
- Camilus, K. S., Govindan, V. K., & Sathidevi, P. S. (2010). Computer-aided identification of the pectoral muscle in digitized mammograms. *Journal of Digital Imaging*, 23(5), 562–580. <https://doi.org/10.1007/s10278-009-9240-6>
- Chatzistergos, S. E., Andreadis, I. I., & Nikita, K. S. (2014). Tensor radial lengths for mammographic image enhancement. In L. M. Roa Romero (Ed.), *IFMBE Proceedings* (Vol. 41, pp. 305–308). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-00846-2\\_76](https://doi.org/10.1007/978-3-319-00846-2_76)
- Chatzistergos, S., Andreadis, I., & Nikita, K. S. (2016). Pectoral muscle segmentation on mammographic images based on radial lengths. In *IST 2016 - 2016 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques, Proceedings* (pp. 504–509). <https://doi.org/10.1109/IST.2016.7738278>
- Ferrari, R. J., Rangayyan, R. M., Desautels, J. E. L., Borges, R. A., & Frère, A. F. (2004). Automatic Identification of the Pectoral Muscle in Mammograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*,



- 23(2), 232–245. <https://doi.org/10.1109/TMI.2003.823062>
- Ganesan, K., Acharya, U. R., Chua, K. C., Min, L. C., & Abraham, K. T. (2013). Pectoral muscle segmentation: A review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 110(1), 48–57. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2012.10.020>
- Hmida, M., Hamrouni, K., Solaiman, B., & Boussetta, S. (2018). Mammographic mass segmentation using fuzzy contours. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 164, 131–142. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2018.07.005>
- Hussain, M. (2014). False-positive reduction in mammography using multiscale spatial Weber law descriptor and support vector machines. *Neural Computing and Applications*, 25(1), 83–93. <https://doi.org/10.1007/s00521-013-1450-7>
- Kwok, S. M., Chandrasekhar, R., Attikiouzel, Y., & Rickard, M. T. (2004). Automatic pectoral muscle segmentation on mediolateral oblique view mammograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(9), 1129–1140. <https://doi.org/10.1109/TMI.2004.830529>
- Li, Y., Chen, H., Yang, Y., & Yang, N. (2013). Pectoral muscle segmentation in mammograms based on homogenous texture and intensity deviation. *Pattern Recognition*, 46(3), 681–691. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.09.021>
- Liu, C. C., Tsai, C. Y., Liu, J., Yu, C. Y., & Yu, S. S. (2012). A pectoral muscle segmentation algorithm for digital mammograms using Otsu thresholding and multiple regression analysis. *Computers and Mathematics with Applications*, 64(5), 1100–1107. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2012.03.028>
- Ma, F., Bajger, M., Slavotinek, J. P., & Bottema, M. J. (2007). Two graph theory based methods for identifying the pectoral muscle in mammograms. *Pattern Recognition*, 40(9), 2592–2602. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2006.12.011>
- Mabrouk, M. S., Afify, H. M., & Marzouk, S. Y. (2019). Fully automated computer-aided diagnosis system for micro calcifications cancer based on improved mammographic image techniques. *Ain Shams Engineering Journal*. <https://doi.org/10.1016/J.ASEJ.2019.01.009>
- Maitra, I. K., Nag, S., & Bandyopadhyay, S. K. (2012). Technique for preprocessing of digital mammogram. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 107(2), 175–188. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2011.05.007>
- Majeed, T. F., Al-Jawad, N., & Sellaheewa, H. (2013). Breast border extraction and pectoral muscle removal in MLO mammogram images. In *2013 5th Computer Science and Electronic Engineering*

- Conference, CEEC 2013 - Conference Proceedings* (pp. 119–124).  
<https://doi.org/10.1109/CEEC.2013.6659457>
- Mughal, B., Muhammad, N., & Sharif, M. (2019). Adaptive hysteresis thresholding segmentation technique for localizing the breast masses in the curve stitching domain. *International Journal of Medical Informatics, 126*, 26–34. <https://doi.org/10.1016/J.IJMEDINF.2019.02.001>
- Mustra, M., Bozek, J., & Grgic, M. (2009). Breast border extraction and pectoral muscle detection using wavelet decomposition. In *Ieee Eurocon 2009, Eurocon 2009* (pp. 1426–1433).  
<https://doi.org/10.1109/EURCON.2009.5167827>
- Mustra, M., & Grgic, M. (2013). Robust automatic breast and pectoral muscle segmentation from scanned mammograms. *Signal Processing, 93*(10), 2817–2827.  
<https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2012.07.026>
- Mustra, M., Grgic, M., & Rangayyan, R. M. (2016). Review of recent advances in segmentation of the breast boundary and the pectoral muscle in mammograms. *Medical and Biological Engineering and Computing, 54*(7), 1003–1024. <https://doi.org/10.1007/s11517-015-1411-7>
- Rampun, A., Morrow, P. J., Scotney, B. W., & Winder, J. (2017). Fully automated breast boundary and pectoral muscle segmentation in mammograms. *Artificial Intelligence in Medicine, 79*, 28–41.  
<https://doi.org/10.1016/J.ARTMED.2017.06.001>
- Saltanat, N., Hossain, M. A., & Alam, M. S. (2010). An efficient pixel value based mapping scheme to delineate pectoral muscle from mammograms. In *Proceedings 2010 IEEE 5th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications, BIC-TA 2010* (pp. 1510–1517). <https://doi.org/10.1109/BICTA.2010.5645272>
- Shi, P., Zhong, J., Rampun, A., & Wang, H. (2018). A hierarchical pipeline for breast boundary segmentation and calcification detection in mammograms. *Computers in Biology and Medicine, 96*, 178–188. <https://doi.org/10.1016/J.COMPBIOMED.2018.03.011>
- Singh, V. P., & Srivastava, R. (2018). Automated and effective content-based mammogram retrieval using wavelet based CS-LBP feature and self-organizing map. *Biocybernetics and Biomedical Engineering, 38*(1), 90–105. <https://doi.org/10.1016/J.BBE.2017.09.003>
- Subashini, T. S., Ramalingam, V., & Palanivel, S. (2010). Pectoral Muscle removal and Detection of masses in Digital Mammogram using CCL. *International Journal of Computer Applications, 1*(6), 71–76. <https://doi.org/10.5120/140-258>
- Suckling, J., Parker, J., Dance, D., Astley, S., Hutt, I., Boggis, C., ... Savage, J. (1994). The Mammographic

Image Analysis Society Digital Mammogram Database. *Experta Medica, International Congress Series*, 1069(JANUARY 1994), 375–378. Retrieved from [http://www.researchgate.net/publication/247927550\\_The\\_Mammographic\\_Image\\_Analysis\\_Society\\_Digital\\_Mammogram\\_Database](http://www.researchgate.net/publication/247927550_The_Mammographic_Image_Analysis_Society_Digital_Mammogram_Database)”*Exerpta\_Medica*

Vincent, L., Vincent, L., & Soille, P. (1991). Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6), 583–598. <https://doi.org/10.1109/34.87344>

Wang, L., Zhu, M., Deng, L., & Yuan, X. (2010). Automatic pectoral muscle boundary detection in mammograms based on Markov chain and active contour model. *Journal of Zhejiang University*, 11(2), 111–118. <https://doi.org/10.1631/jzus.C0910025>



## Κεφάλαιο 4 Αναγνώριση Αρχιτεκτονικών Διαστρεβλώσεων

Στο παρόν κεφάλαιο εστιάζουμε τις προσπάθειες μας στην αναγνώριση Αρχιτεκτονικών Διαστρεβλώσεων (ΑΔ) σε εικόνες μαστογραφίας. Οι ΑΔ αποτελούν την τρίτη πιο κοινή μορφή αλλοίωσης του μαστού, μετά τις μάζες και τις μικροασβεστώσεις, ωστόσο ο εντοπισμός τους μέσω της μαστογραφίας έχει αποδειχτεί αρκετά δυσκολότερος σε σχέση με τις προαναφερθείσες μορφές αλλοιώσεων. Η βασική αιτία για την δυσκολία αυτή έχει να κάνει με την ίδια την μορφή των ΑΔ μιας και αυτές αποτελούνται από λεπτές γραμμές που ακτινοβολούνται από ένα σημείο του μαστού χωρίς όμως στο σημείο αυτό να εμφανίζεται αύξηση της πυκνότητας. Η δομή του συγκεκριμένου κεφαλαίου είναι η εξής: αρχικά παρατίθεται βιβλιογραφική ανασκόπηση αναφορικά με την ανίχνευση και αναγνώριση ΑΔ σε εικόνες μαστογραφίας, στην συνέχεια παρουσιάζεται η προτεινόμενη μέθοδος η οποία στην συνέχεια εξετάζεται ως προς την αποτελεσματικότητας της χρησιμοποιώντας εικόνες από τις βάσεις εικόνων MIAS και DDSM. Τέλος παρουσιάζονται τα αποτελεσμάτων καθώς και τα συμπεράσματα που προκύπτουν.

### 4.1 Εισαγωγή

Η ΑΔ μπορεί να οριστεί ως μια ανωμαλία στην κατανομή του ινοαδενώδους ιστού η οποία έχει σαν αποτέλεσμα την αλλαγή στην αρχιτεκτονική του παρεγχύματος του μαστού. Η συνηθέστερη μορφή μιας διαστρέβλωσης είναι λεπτές γραμμές που ακτινοβολούνται από ένα σημείο στο μαστό χωρίς όμως να συνοδεύεται από αύξηση της πυκνότητας ή ύπαρξη μάζας στο σημείο αυτό (Lanoué et al., 2016). Δυστυχώς εξαιτίας της πολυμορφίας των ΑΔ αλλά και του γεγονότος ότι δεν εμφανίζουν έντονα χαρακτηριστικά, καθίσταται ιδιαίτερα δύσκολος ο εντοπισμός τους κατά την διάρκεια των τυπικών προληπτικών μαστογραφικών ελέγχων (Burrell et al., 1996). Επιπρόσθετα, μια πρόσφατη

μελέτη (Suleiman et al., 2016) κατέδειξε ότι παρά την ύπαρξη πλέον προηγμένων εργαλείων για την μετα-επεξεργασία (post-processing) των εικόνων που λαμβάνονται ακόμα και μέσω ψηφιακής μαστογραφίας, ο εντοπισμός των ΑΔ εξακολουθεί να είναι δύσκολος για τους γιατρούς-ακτινολόγους. Υπολογίζεται μάλιστα ότι οι ΑΔ αφορούν περίπου το 50% των αλλοιώσεων που περνούν απαρατήρητες κατά την διάρκεια των ελέγχων (de Oliveira et al., 2019). Από την άλλη πλευρά η ύπαρξη ΑΔ έχει συσχετιστεί με αυξημένο κίνδυνο κακοήθειας (Walcott-Sapp, Garreau, Johnson, & Thomas, 2019).

Το βασικό χαρακτηριστικό των ΑΔ στο οποίο στηρίζεται η πλειοψηφία των μεθόδων εντοπισμού τους είναι η ύπαρξη φωτεινών γραμμών οι οποίες ξεκινώντας από μια ορισμένη περιοχή, ακτινοβολούν προς τα έξω. Μία μέθοδος η οποία στηρίχθηκε στην ανίχνευση των ακτινοβολούμενων γραμμών με την χρήση τεχνικών εξαγωγής γραμμών (line extraction methods) παρουσιάστηκε από τους (Nemoto et al., 2009). Σκοπός της μεθόδου αυτής ήταν ο προσδιορισμός της πιθανότητας ύπαρξης ΑΔ σε κάποιο σημείο της εικόνας, βάση των γεωμετρικών χαρακτηριστικών και πυκνότητας των εξαγόμενων γραμμών. Παράλληλα, ένα πλήθος άλλων μεθόδων στηρίχθηκε στην ανάλυση προσανατολισμένων δομών (oriented structures) οι οποίες προσδιορίστηκαν με χρήση τεχνικών ανάλυσης σε πολλαπλές κλίμακες κυρίως μέσω φίλτρων Gabor (Ayres & Rangayyan, 2007; Banik, Rangayyan, & Desautels, 2011; Karssemeijer & Te Brake, 1996; Rangayyan, Banik, Chakraborty, Mukhopadhyay, & Desautels, 2013). Σε κάποιες περιπτώσεις, οι προσανατολισμένες δομές συνδυάστηκαν με πορτρέτα φάσης (phase portraits) (Ayres & Rangayyan, 2007; Banik et al., 2011) ενώ σε άλλες περιπτώσεις χρησιμοποιήθηκε η απόκλιση του προσανατολισμού των δομών αυτών από τον αναμενόμενο για φυσιολογικό μαστό προσανατολισμό (Rangayyan et al., 2013).

Ωστόσο το σύνολο των μεθόδων που στηρίζονται στην ανάλυση σε πολλαπλές κλίμακες υποφέρουν από το γεγονός ότι οι ακτινοβολούμενες φωτεινές γραμμές των ΑΔ εμφανίζουν ποικιλία μεγεθών και αντίθεσης. Επιπρόσθετα η ανάλυση με βάση τα πορτρέτα φάσης συχνά αποτυγχάνει καθώς οι εν λόγω ακτινοβολούμενες γραμμές δεν εμφανίζονται συμμετρικά γύρω από το κέντρο δίνοντας την εικόνα ατελούς άστρου (Biswas & Mukherjee, 2011).

Σαν αποτέλεσμα, εμφανίστηκαν μια σειρά από εναλλακτικές μεθόδους οι οποίες αγνόησαν τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά σχήματος των ΑΔ και στηρίχτηκαν κύρια σε τεχνικές ανάλυσης υφής. Στην προσέγγιση αυτή στηρίχτηκαν οι μέθοδοι που παρουσιάστηκαν από τους (Beheshti, Ahmadi Noubari, Fatemizadeh, & Khalili, 2016; Bhowmik, Roy, Gogoi, & Nath, 2017; Q. Guo, Shao, & Ruiz, 2009; Zyout & Togneri, 2018) και οι οποίες έκαναν χρήση της μορφοκλασματικής διάστασης (Fractal Dimension). Σε μια άλλη περίπτωση έγινε προσδιορισμός ενός πλήθους χαρακτηριστικών υφής με

την βοήθεια προσανατολισμένων, πολύ-κλιμακωτών φίλτρων, τα οποία στην συνέχεια δόθηκαν σαν είσοδος σε έναν αλγόριθμο βασισμένο στην λογική των γκαουσιανών μικτών μοντέλων (gaussian mixture models) ώστε να προσδιοριστεί ένα μικρότερο και περιεκτικότερο σύνολο χαρακτηριστικών (Biswas & Mukherjee, 2011).

Όλες οι μέθοδοι που αναφέρθηκαν μέχρι τώρα στηρίζονται στον υπολογισμό των τιμών κάποιων χαρακτηριστικών και στην συνέχεια στην χρήση κάποιου ταξινομητή, όπως οι μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (Support Vector Machines - SVMs) για την κατηγοριοποίηση των υπό εξέταση εικόνων ή περιοχών. Πρόσφατα ωστόσο, προτάθηκε μια διαφορετική προσέγγιση που στηρίζεται στην έννοια της βαθιάς μάθησης (deep learning), σύμφωνα με την οποία καθίσταται περιττός ο εκ των προτέρων προσδιορισμός συγκεκριμένων χαρακτηριστικών (Hua Li et al., 2019). Παραδείγματα τέτοιων μεθόδων ειδικά για την ανίχνευση ΑΔ αποτελούν οι μέθοδοι που προτάθηκαν από τους (Ben-Ari, Akselrod-Ballin, Karlinsky, & Hashoul, 2017; Cai, Liu, & Guo, 2018).

Οι μέθοδοι που περιεγράφηκαν μέχρι τώρα μπορούν να διαχωριστούν σε δύο μεγάλες κατηγορίες, στις μεθόδους που πραγματοποιούν ανίχνευση ΑΔ (Q. Guo et al., 2009; Tourassi, Delong, & Floyd, 2006; Wajid & Hussain, 2015) και σε αυτές που πραγματοποιούν αναγνώριση (Ayres & Rangayyan, 2007; Banik et al., 2011; Beheshti et al., 2016; Biswas & Mukherjee, 2011; Karssemeijer & Te Brake, 1996; Nemoto et al., 2009; Rangayyan et al., 2013). Οι μέθοδοι που πραγματοποιούν ανίχνευση δέχονται ως είσοδο ολόκληρη την περιοχή του μαστού και επιχειρούν να αποφανθούν για την ύπαρξη ή όχι ΑΔ. Από την άλλη πλευρά, στις μεθόδους που επιχειρούν να πραγματοποιήσουν αναγνώριση ΑΔ, δίνονται σαν είσοδοι ένα πλήθος από περιοχές ενδιαφέροντος που αποτελούν τμήματα των μαστογραφικών εικόνων και ζητείται η κατηγοριοποίηση της κάθε περιοχής σαν περιοχή που περιέχει ΑΔ ή όχι. Στην παρόν κεφάλαιο προσπαθήσαμε να αντιμετωπίσουμε αυτό ακριβώς το πρόβλημα, δηλαδή της αναγνώρισης ΑΔ.

Στο σημείο αυτό θα θέλαμε επισημάνουμε ότι αν και στο σύνολο των μεθόδων γίνεται χρήση κοινά αποδεκτών μεθόδων μέτρησης της επίδοσης, εν τούτοις η άμεση σύγκριση μεταξύ των μεθόδων αυτών τις περισσότερες φορές είναι αδύνατη. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι πολλές φορές γίνεται χρήση συνόλων εικόνων μη-ελεύθερα διαθέσιμων. Όμως ακόμα και αν γίνει χρήση ελεύθερα διαθέσιμων συνόλων συνήθως αποφεύγεται να γίνει δήλωση του ακριβούς υποσυνόλου αυτών. Με άλλα λόγια, δεν προσδιορίζεται ποιες ακριβώς εικόνες χρησιμοποιήθηκαν, κάτι θα ήταν πολύ σημαντικό, ιδιαίτερα όταν το συνολικό πλήθος των εικόνων είναι μικρό. Εκτιμούμε ότι στις περιπτώσεις αυτές, η επιλογή διαφορετικών εικόνων μπορεί να έχει σημαντική επίδραση στο τελικό αποτέλεσμα και ως εκ τούτου αυτού του είδους η αβεβαιότητα θα πρέπει με κάποιο τρόπο να αντιμετωπιστεί.

Βασικό στοιχείο σε όλες τις μεθόδους επεξεργασίας ιατρικών εικόνων με σκοπό τον εντοπισμό ή αναγνώριση κάποιου είδους ανωμαλίας αποτελεί η εξαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών. Μεταξύ των χαρακτηριστικών αυτών, τα πιο κοινά χρησιμοποιούμενα είναι τα χαρακτηριστικά υφής. Το τελευταίο διάστημα έχει γίνει ιδιαίτερα δημοφιλής η χρήση των τοπικών δυαδικών μοτίβων (Local Binary Patterns – LBP) (Ojala, Pietikäinen, & Mäenpää, 2002). Η βασική αιτία για αυτό είναι ότι παρέχουν την δυνατότητα εξαγωγής αξιόπιστων χαρακτηριστικών υφής με πολύ γρήγορο και αποτελεσματικό τρόπο. Η ιδέα πίσω από την μέθοδο αυτή είναι ότι οι τοπικές δομές μιας εικόνας μπορούν να εκφραστούν αποτελεσματικά αν για κάθε σημείο της εικόνας υπολογιστεί η διαφορά του επιπέδου γκρίζου του σημείου αυτού από τα σημεία που ανήκουν σε μια γειτονιά γύρω από αυτό. Η μέθοδος των LBP παρά την απλότητα της έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική στον χαρακτηρισμό περιοχών βάση υφής και μάλιστα το έχει επιτύχει σε μια σειρά από δημοφιλή και αντιπροσωπευτικά σύνολα εικόνων με διαφορετικά είδη υφής (Hong, Zhao, Pietikäinen, & Chen, 2014).

LBP χρησιμοποιήθηκαν πρόσφατα και για την ανίχνευση αλλοιώσεων τύπου μάζας σε εικόνες μαστογραφίας. Πιο συγκεκριμένα, μια παραλλαγή των LBP που ονομάστηκε Completed LBP (CLBP) χρησιμοποιήθηκε σε συνδυασμό με χαρακτηριστικά υφής από πίνακες συν-εμφάνισης βασισμένους στις τιμές επιπέδου γκρίζου των εικόνων και ένα σύνολο από γεωμετρικά χαρακτηριστικά ώστε να γίνει διαχωρισμός μεταξύ περιοχών του μαστού που περιείχαν αλλοιώσεις τύπου μάζας από περιοχές φυσιολογικού ιστού (Z. Guo, Zhang, & Zhang, 2010). Επιπρόσθετα σε μια άλλη προσπάθεια από τους (X. Liu & Zeng, 2015) με σκοπό τον διαχωρισμό περιοχών με καλοήθειες από περιοχές με κακοήθειες αλλοιώσεις τύπου μάζας, αξιοποιήθηκαν τα λεγόμενα μη-ομοιόμορφα μοτίβα που εμφανίζονται κατά την διαδικασία προσδιορισμού των LBP και τα οποία κατά την κλασική διαδικασία θεωρούνταν θόρυβος και απορρίπτονταν. Παρόλα αυτά και σύμφωνα με όσα έχουμε δει στην σχετική βιβλιογραφία μέχρι στιγμής, τα LBP δεν έχουν χρησιμοποιηθεί ξανά για την αναγνώριση ΑΔ σε εικόνες μαστογραφίας.

Παρακινούμενοι λοιπόν από την απλότητα και αποτελεσματικότητα των LBP στον χαρακτηρισμό διαφορετικών ειδών υφής αλλά και με δεδομένη την αποτελεσματικότητα των ακτινικών μηκών στην ανάδειξη της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας σε εικόνες μαστογραφίας, όπως αυτό παρουσιάστηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, αποφασίσαμε να συνδυάσουμε τις δύο αυτές μεθόδους προς την κατεύθυνση της αναγνώρισης ΑΔ σε εικόνες μαστογραφίας (Sevastianos E. Chatzistergos, Andreadis, & Nikita, 2018). Το υπόλοιπο κεφάλαιο έχει οργανωθεί ως εξής: α) αρχικά παρουσιάζονται τα LBP, οι παραλλαγές τους, β) ακολουθεί ο προτεινόμενος τρόπος συνδυασμού τους για την δημιουργία του απαιτούμενου συνόλου χαρακτηριστικών, γ) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της αξιολόγησης της μεθόδου και δ) παρουσιάζονται τα τελικά συμπεράσματα.



## 4.2 Τεχνικές Ανάλυσης Εικόνων Βασισμένες σε Τοπικά Δυναμικά Μοτίβα (LBP)

Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζεται η μέθοδος LBP, μια σειρά από παραλλαγές της, αλλά και ένας τρόπος συνδυασμού της λογικής των LBP με τα ακτινικά μήκη.

### 4.2.1 Κλασσική μέθοδος LBP

Σύμφωνα με την μέθοδο LBP, έστω εικόνα  $I$  η οποία εμφανίζει στο σημείο  $(x_c, y_c)$  τιμή επιπέδου γκριζου ίση με  $g_c$ . Για το σημείο αυτό μπορεί να υπολογιστεί μια τιμή που ορίζεται ως χαρακτηριστικό LBP, αν η τιμή  $g_c$  αφαιρεθεί από τις τιμές γκριζου της εικόνας σε μια στενή περιοχή γύρω από το σημείο  $(x_c, y_c)$ . Εάν το αποτέλεσμα της αφαίρεσης σε ένα από αυτά τα σημεία είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το μηδέν τότε στο σημείο αυτό αποδίδεται η τιμή 1, ενώ σε αντίθετη περίπτωση αποδίδεται η τιμή 0. Στην συνέχεια οι τιμές αυτές που έχουν αποδοθεί αθροίζονται:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad (4.1)$$

όπου  $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$ ,  $g_c$  είναι η τιμή επιπέδου γκριζου της εικόνας στο σημείο  $(x_c, y_c)$ ,  $g_p$  η τιμή του επιπέδου γκριζου των γειτονικών του  $(x_c, y_c)$  σημείων,  $P$  ο συνολικός αριθμός των εμπλεκόμενων γειτονικών σημείων και  $R$  το μήκος της ακτίνας γύρω από το  $(x_c, y_c)$  μέσω τις οποίας προσδιορίζονται τα γειτονικά στο  $(x_c, y_c)$  σημεία.

Θεωρώντας το σημείο  $(x_c, y_c)$  σαν κεντρικό, οι συντεταγμένες των σημείων  $g_p$  ορίζονται ως εξής:  $(x_c + R \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot p/P), y_c + R \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot p/P))$ . Αν οι υπολογιζόμενες συντεταγμένες διαφοροποιούνται από τις ακριβείς συντεταγμένες των κοντινών εικονοστοιχείων, τότε χρησιμοποιείται η μέθοδος της παρεμβολής (interpolation) για τον καθορισμό της ακριβούς τιμής επιπέδου γκριζου για τις υπολογιζόμενες συντεταγμένες.

Το χαρακτηριστικό LBP όπως προσδιορίστηκε στην σχέση (4.1) δεν εμφανίζει ανεξαρτησία από την περιστροφή (rotation invariant). Προκειμένου να επιτευχθεί η περιστροφική ανεξαρτησία, το πλήθος των χωρικών μετατοπίσεων (εναλλαγές μεταξύ 0 και 1) του LBP πρέπει να υπολογιστεί:

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^P \text{left} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (4.2)$$

Όταν οι τιμές της παραμέτρου  $U$  είναι  $U \leq 2$  τότε λέμε ότι εμφανίζεται ένα ομοιόμορφο μοτίβο, καθώς παρουσιάζεται περιορισμένος αριθμός εναλλαγών μεταξύ 0 και 1 ή διαφορετικά ασυνεχειών. Βάση ορισμού, σε μια κυκλικά συμμετρική περιοχή αποτελούμενη από  $P$  εικονοστοιχεία μπορούν να υπάρξουν ακριβώς  $P + 1$  ομοιόμορφα διαδικαία μοτίβα.

Το χαρακτηριστικό LBP μπορεί τώρα να εκφραστεί με ανεξάρτητο ως προς την περιστροφή τρόπο (LBP<sub>P,R</sub><sup>riu2</sup>) αν χρησιμοποιηθούν μόνο τα σημεία της εικόνας τα οποία εμφανίζουν ομοιόμορφα μοτίβα:

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & \text{εάν } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (4.3)$$

Το LBP<sub>P,R</sub><sup>riu2</sup>, το οποίο μπορεί να πάρει P + 2 διαφορετικές τιμές μπορεί τώρα να χρησιμοποιηθεί για την δημιουργία κωδικοσειρών οι οποίες με την σειρά τους μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την δημιουργία αντιπροσωπευτικών, για την υφή της εικόνας, ιστογραμμάτων:

$$H(k) = \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W f(LBP_{(P,R)}^{riu2}(i, j), k), k \in [0, P + 1], \quad (4.4)$$

$$f(x, y) = \begin{cases} 1, & x = y \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases}$$

όπου οι παράμετροι (H, W) αναφέρονται στο ύψος και το πλάτος της εικόνας αντιστοίχως. Επισημαίνεται ότι στο εξής όπου γίνεται αναφορά σε χαρακτηριστικά LBP, θα υπονοείται η ανεξάρτητη ως προς την περιστροφή εκδοχή τους.

#### 4.2.2 Πλήρες LBP

Όπως είδαμε μέχρι τώρα η μέθοδος των LBP στηρίζεται εξολοκλήρου στο πρόσημο των υπολογιζόμενων διαφορών μεταξύ του επιπέδου γκρίζου ενός σημείου της εικόνας με τα επίπεδα γκρίζου σε μια στενή περιοχή γύρω από αυτό, αδιαφορώντας έτσι για την πληροφορία που εμπεριέχεται στο μέγεθος των διαφορών αυτών (πλάτος). Μπορεί βέβαια η πληροφορία του προσήμου των διαφορών να είναι αρκετή για τον εντοπισμό τοπικών μεταβολών στην εικόνα όμως χωρίς την πληροφορία του πλάτους των διαφορών αυτών είναι αδύνατον να προσδιοριστεί το πόσο έντονες ή αλλιώς ισχυρές είναι οι τοπικές αυτές μεταβολές. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί ακριβώς αυτό το θέμα και να καταστεί εφικτή η ενσωμάτωση και της πληροφορίας του πλάτους των διαφορών, προτάθηκε από τους (Z. Guo et al., 2010) μια διαφοροποίηση του κλασικού LBP η οποία ονομάστηκε πλήρες LBP (CLBP).

Στην μέθοδο CLBP μια τοπική περιοχή περιγράφεται από την τιμή επιπέδου γκρίζου του κεντρικού σημείου της και ενός μετασχηματισμού προσήμου-πλάτους (LDSMT) επι των τοπικών διαφορών επιπέδου γκρι:

$$d_p = g_p - g_c = s_p \cdot m_p, \quad (4.5)$$

$$s_p = \text{sign}(d_p), \quad (4.6)$$

$$m_p = |d_p|. \quad (4.7)$$

Ο μετασχηματισμός LDSMT αποδομεί τους τοπικούς σχηματισμούς της εικόνας σε δύο συμπληρωματικά στοιχεία: πρόσημο διαφορών ( $s_p$ ) και πλάτος διαφορών ( $m_p$ ). Στην συνέχεια τα στοιχεία αυτά μετασχηματίζονται με την βοήθεια των ακόλουθων τελεστών:

$$CLBP\_S_{P,R} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(s_p, 0), & \text{εάν } U(CLBP\_S_{P,R}) \leq 2, \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.8)$$

$$CLBP\_M_{P,R} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p, 0), & \text{εάν } U(CLBP\_M_{P,R}) \leq 2, \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.9)$$

$$t(x, c) = \begin{cases} 1, & x \geq c \\ 0, & x < c \end{cases} \quad (4.10)$$

όπου  $c$  κατώφλι που συνήθως ορίζεται ίσο με την μέση τιμή όλων των  $m_p$  που προκύπτουν από την εικόνα. Κατά τα λοιπά, ακολουθείται ακριβώς η ίδια διαδικασία με την κλασική εκδοχή του LBP ώστε να προσδιοριστούν οι αντίστοιχες κωδικοσειρές και τα τελικά ιστογράμματα. Επισημαίνεται ότι στο εξής όπου γίνεται αναφορά σε χαρακτηριστικά LBP πρόκειται για την ανεξάρτητη ως προς την περιστροφή εκδοχή τους.

Η τιμή του κεντρικού σημείου κάθε τοπικής περιοχής μπορεί επίσης να κωδικοποιείται απλά με την χρήση ολικής κατωφλίωσης (global thresholding):

$$CLBP\_C_{P,R} = t(g_c, c_I), \quad (4.11)$$

όπου  $c_I$  η μέση τιμή επιπέδου γκρίζου για όλη την εικόνα.

### 4.2.3 Κατωφλιωμένο CLBP

Ένα καταγεγραμμένο μειονέκτημα της μεθόδου LBP είναι ότι τείνει να εμφανίζει ευαισθησία στον θόρυβο. Το φαινόμενο αυτό είναι ιδιαίτερα έντονο σε σχεδόν ομοιόμορφες περιοχές μιας εικόνας με μικρή κλιμάκωση των επιπέδων γκρίζου. Για να αντιμετωπιστεί ακριβώς αυτό το πρόβλημα, οι (Tan & Triggs, 2010) πρότειναν μια παραλλαγή του τρόπου προσδιορισμού των τοπικών διαφορών με την πρόσθεση ή αφαίρεση μιας σταθερής ποσότητας από την τιμή γκρίζου του κεντρικού σημείου. Με τον τρόπο δημιουργήθηκε μια κατωφλιωμένη παραλλαγή του LBP.

Πιο συγκεκριμένα, έστω  $(x_c, y_c)$  το κεντρικό σημείο μιας τοπικής περιοχής με τιμή επιπέδου γκρίζου ίση με  $g_c$ , τότε η κατωφλιωμένη παραλλαγή του CLBP μπορεί να οριστεί με την προσθήκη (4.12) ή αφαίρεση (4.13) της παραμέτρου  $E_c$  από την τιμή γκρίζου ( $g_c$ ) του σημείου  $(x_c, y_c)$ :

$$g_c^+ = g_c + E_c, \quad (4.12)$$

$$g_c^- = g_c - E_c. \quad (4.13)$$

Χρησιμοποιώντας τις νέες τιμές για το σημείο  $(x_c, y_c)$  οι εξισώσεις (4.5), (4.8), (4.9) μεταβάλλονται σε:

$$d_p^+ = g_p - g_c^+ = s_p^+ \cdot m_p^+, \quad (4.14)$$

$$TCLBP_{S_{P,R}^+} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(S_p^+, 0), & \text{εάν } U(TCLBP_{S_{P,R}^+}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.15)$$

$$TCLBP_{M_{P,R}^+} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p^+, 0), & \text{εάν } U(TCLBP_{M_{P,R}^+}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.16)$$

$$d_p^- = g_p - g_c^- = s_p^- \cdot m_p^-, \quad (4.17)$$

$$TCLBP_{S_{P,R}^-} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(S_p^-, 0), & \text{εάν } U(TCLBP_{S_{P,R}^-}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.18)$$

$$TCLBP_{M_{P,R}^-} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} t(m_p^-, 0), & \text{εάν } U(TCLBP_{M_{P,R}^-}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}. \quad (4.19)$$

Σημειώνεται ότι εάν θεωρηθεί ότι  $E_c = 0$ , τότε το TCLBP ταυτίζεται με το CLBP.

Στην παρούσα εργασία εξετάστηκαν δύο διαφορετικοί τρόποι για τον καθορισμό της παραμέτρου  $E_c$ . Προαπαιτούμενο και για τους δύο τρόπους αποτελεί ο υπολογισμός των διαφορών μεταξύ  $g_c$  και  $g_p$  για τα σημεία της περιοχής ενδιαφέροντος της εικόνας. Στην συνέχεια υπολογίζονται οι τιμές  $E_c^{mean}$  και  $E_c^{std}$  χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις (4.20) και (4.21) αντιστοίχως.

$$E_c^{mean} = \frac{1}{T_N} \sum_i |DIFF_i|, \quad (4.20)$$

$$E_c^{std} = \sqrt{\frac{1}{T_N} \sum_i ((DIFF_i - E_c^{mean})^2)}, \quad (4.21)$$

όπου  $T_N$  ο συνολικός αριθμός των σημείων της εικόνας που χρησιμοποιήθηκαν.

#### 4.2.4 CLBP Βασισμένο σε Ακτινικά Μήκη

Σε προηγούμενο κεφάλαιο παρουσιάστηκε η τεχνική των ακτινικών μηκών καθώς και η ικανότητα τους στον να αναδεικνύουν κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία. Ουσιαστικά το χαρακτηριστικό των

ακτινικών μηκών που προσπαθούμε να εκμεταλλευτούμε και στο παρόν κεφάλαιο είναι η συσχέτιση ανάμεσα στο πλάτος τους και την ύπαρξη ισχυρών ακμών.

Για τον υπολογισμό των ακτινικών μηκών απαιτείται ο προσδιορισμός του πλήθους των ακτινών ( $Q$ ) καθώς και της τιμής της παραμέτρου  $K_p$ . Για το πλήθος των ακτινών θεωρήθηκαν διάφορες τιμές, όλες τους πολλαπλάσια του 2 ξεκινώντας από τον αριθμό 4. Το ζητούμενο ήταν η χρήση του μικρότερου ικανού αριθμού ακτινών ώστε από την μια πλευρά να μην υπάρχει απώλεια πληροφορίας και από την άλλη να μην προστίθεται περιττό υπολογιστικό κόστος. Προκαταρκτικά αποτελέσματα που στηρίχτηκαν στην χρήση της διαδικασίας βελτίωσης της αντίθεσης με χρήση των ακτινικών μηκών έδειξαν ότι για τιμές του  $Q \geq 8$  επιτυγχάνεται ικανοποιητική αποτύπωση της αναγκαίας πληροφορίας, έτσι για την παρούσα μέθοδο επιλέχθηκε ο διπλασιασμός της προηγούμενης τιμής ( $Q = 16$ ) ώστε να υπάρχει η βεβαιότητα ότι δεν προκύπτει απώλεια πληροφορίας.

Για τον προσδιορισμό της τιμής της παραμέτρου  $K_p$  χρησιμοποιήθηκε η σχέση:

$$K_p = a \cdot \max(I), \quad (4.22)$$

όπου στην παράμετρος  $a$  δόθηκαν οι τιμές  $\{0.05, 0.10, 0.15\}$  και  $I$  η αρχική εικόνα ή περιοχή ενδιαφέροντος.

Αφού προσδιοριστούν όλα τα ακτινικά μήκη  $r_q(x, y)$  (όπου  $q \in [0, Q - 1]$ ) σε κάθε σημείο  $(x, y)$  της εικόνας, μπορούν να υπολογιστούν οι ακτινικές διαφορές ( $R_q$ ):

$$R_q = r_q - c, \quad (4.23)$$

όπου

$$c = \frac{1}{H \cdot W \cdot Q} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \sum_{q=0}^{Q-1} r_q(x, y). \quad (4.24)$$

Η αφαίρεση της παραμέτρου  $c$  από τις τιμές  $r_q$  γίνεται κατ' αντιστοιχία με την αφαίρεση της τιμής  $g_c$  από τις τιμές  $g_p$  που περιγράφεται στον κλασικό αλγόριθμο LBP.

Επιπρόσθετα και ακολουθώντας την λογική του CLBP οι εξισώσεις(4.5), (4.8), (4.9) μετασχηματίζονται ως εξής:

$$R_q = s_q \cdot m_q, \quad (4.25)$$

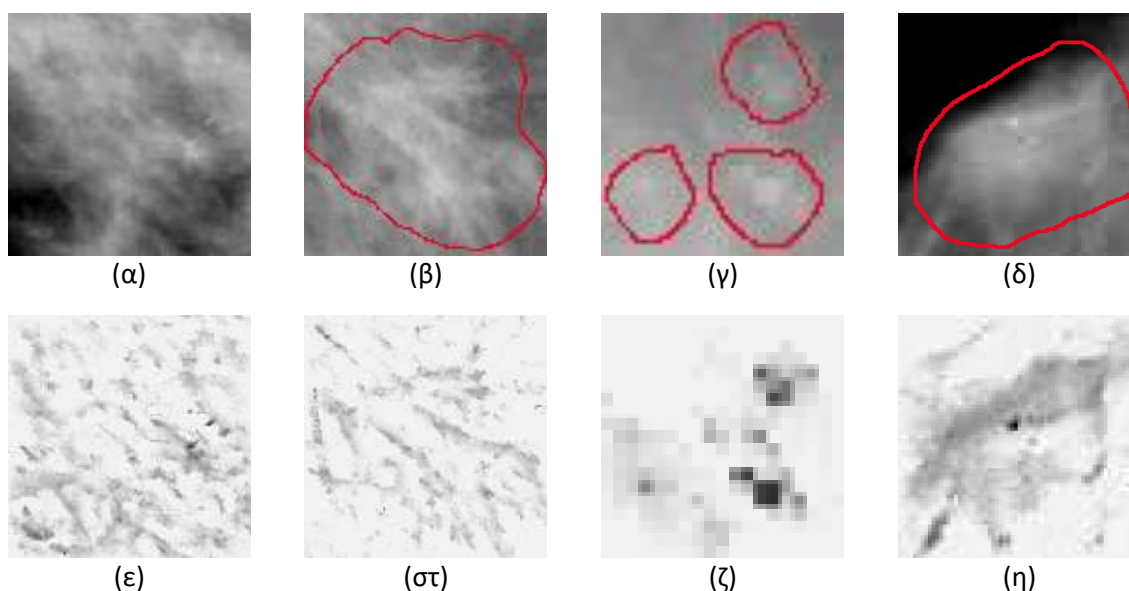
$$RL - LBP_{S_{Q,a}} = \begin{cases} \sum_{q=0}^{Q-1} t(s_q, 0), & \text{εάν } U(RL - LBP_{S_{Q,a}}) \leq 2, \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.26)$$

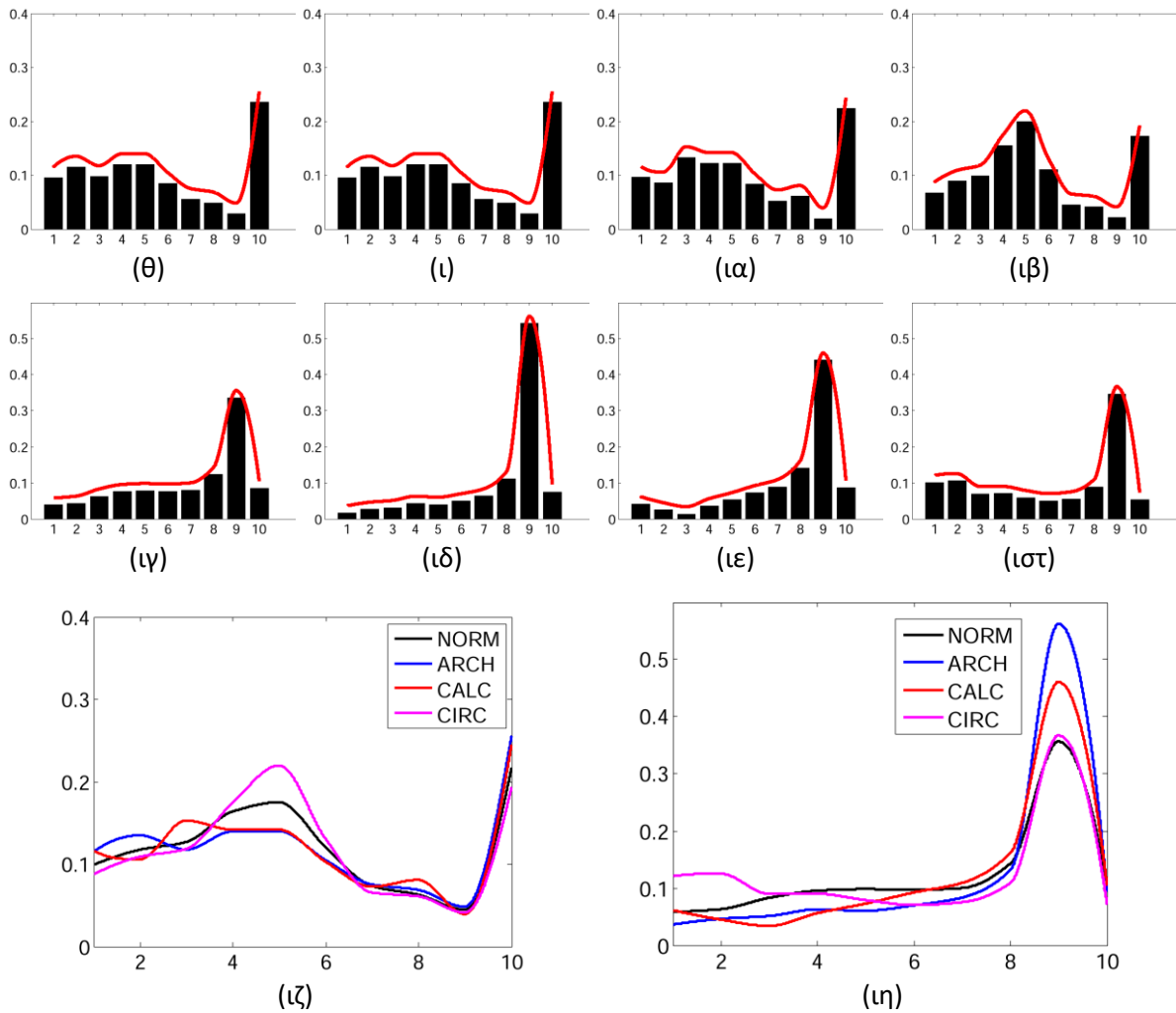
$$RL - LBP_{M_{Q,a}} = \begin{cases} \sum_{q=0}^{Q-1} t(m_q, 0), & \text{εάν } U(RL - LBP_{M_{Q,a}}) \leq 2, \\ P + 1, & \text{αλλιώς} \end{cases}, \quad (4.27)$$

όπου

$$c_M = \frac{1}{H \cdot W \cdot Q} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \sum_{q=0}^{Q-1} R_q(x, y). \quad (4.28)$$

Η ικανότητα της μεθόδου των ακτινικών μηκών να αναδεικνύει τις ισχυρές τοπικές ακμές παρουσιάζεται στην εικόνα 4.1, όπου στα σημεία (α) έως (δ), παρουσιάζονται μια σειρά από περιοχές ενδιαφέροντος με διαφορετικά είδη αλλοιώσεων ενώ στην συνέχεια στα σημεία (ε) έως (η) παρουσιάζονται οι αντίστοιχες μέσες τιμές των ακτινικών μηκών για κάθε σημείο των αρχικών περιοχών. Από την οπτική παρατήρηση γίνεται φανερό ότι τα διάφορα είδη αλλοιώσεων γίνονται πιο ευδιάκριτα. Στα σημεία (θ) έως (ιβ) και (ιγ) έως (ιστ) της εικόνας παρουσιάζονται τα ιστογράμματα  $LBP_{S_{8,1}}$  και  $RL - LBP_{S_{16,0.05}}$  για κάθε διαφορετική περιοχή ενδιαφέροντος. Γίνεται φανερό ότι και οι δύο μέθοδοι ( $LBP_S$  και  $RL - LBP_S$ ) παράγουν διαφοροποιούμενα ιστογράμματα ανάλογα με το είδος της εμφανιζόμενης αλλοίωσης, γεγονός που μας οδηγεί στην εκτίμηση ότι ο συνδυασμός τους μπορεί να οδηγήσει σε βελτιωμένα αποτελέσματα σε σχέση με την χρήση κάθε μεθόδου ξεχωριστά.





**Εικόνα 4.1** Διάφορα τμήματα εικόνων ((α) έως (δ)) (περιοχές ενδιαφέροντος - ROI) από το σύνολο εικόνων MIAS, συνοδευόμενα από τις αντίστοιχες μέσες τιμές ((ε) έως (η)) των ακτινικών μηκών για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος. Στις θέσεις (θ) έως (ιβ) και (ιγ) έως (ιστ) εικονίζονται τα ιστογράμματα  $LBP_{S_{8,1}}$  και  $RL - LBP_{S_{16,0.05}}$  για κάθε μια από τις αρχικές περιοχές ενδιαφέροντος. Τα ιστογράμματα συνοδεύονται από μια περιβάλλουσα καμπύλη ώστε να αναδειχθούν καλύτερα οι εμφανιζόμενες διακυμάνσεις. Το σύνολο των περιβαλλουσών καμπυλών για όλα τα  $LBP_{S_{8,1}}$  και  $RL - LBP_{S_{16,0.05}}$  ιστογράμματα δίνονται σε παράθεση στις θέσεις (ιζ) και (ιη) αντίστοιχως. Οι περιοχές ενδιαφέροντος περιλαμβάνουν: (α) κανονικό ιστό (NORM), (β) Αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις (ARCH), (γ) Μικροασβεστώσεις (CALC) και (δ) αλλοιώσεις τύπου μάζας (CIRC).

Στο σημείο αυτό θα θέλαμε να επισημάνουμε ότι ένας από τους λόγους που η μέθοδος των LBP έχει αποδειχτεί τόσο ικανή στον χαρακτηρισμό των διαφόρων ειδών υφής έχει να κάνει με το γεγονός ότι εξ' ορισμού χρησιμοποιεί μονάχα τα λεγόμενα ομοιόμορφα μοτίβα καθώς με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός ανάμεσα σε ισχυρές και ασθενείς τοπικές ακμές, απορρίπτοντας τις τελευταίες ως θόρυβο. Αυτό ακριβώς το χαρακτηριστικό της μεθόδου LBP είναι αυτό που θέλουμε να εκμεταλλευτούμε ακόμα περισσότερο και για αυτό εφαρμόζουμε την μέθοδο CLBP στις τιμές  $r_q$ .

### 4.3 Προτεινόμενη Μέθοδος Αναγνώρισης Αρχιτεκτονικών Διαστρεβλώσεων

Έχοντας ορίσει το γενικό θεωρητικό υπόβαθρο, επόμενο βήμα αποτέλεσε ο συνδυασμός των διάφορων παραλλαγών της μεθόδου LBP για τον προσδιορισμό χαρακτηριστικών ικανών να αναγνωρίσουν ΑΔ. Καθώς το πλήθος των παραγόμενων χαρακτηριστικών ανά εικόνα ήταν τόσο μεγάλο ώστε να δημιουργείται δυσκολία στην ταξινόμηση, προτάθηκε μια διαδικασία επιλογής των χαρακτηριστικών με την μεγαλύτερη διακριτική ικανότητα. Επίσης, για την τελική αξιολόγηση θεωρήθηκε σκόπιμο να προταθεί συγκεκριμένο πλαίσιο έτσι ώστε να αντισταθμίζονται ζητήματα που προκύπτουν από το μικρό μέγεθος των συνόλων εικόνων κάνοντας τα αποτελέσματα περισσότερο αντιπροσωπευτικά. Οι διαδικασίες που χρησιμοποιήσαμε αποτυπώνονται στις ενότητες που ακολουθούν.

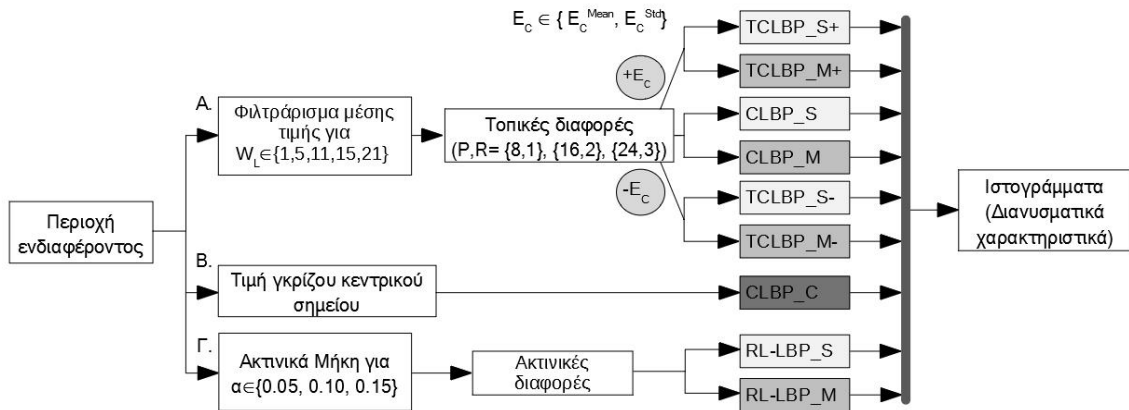
#### 4.3.1 Σύνθεση Ιστογραμμάτων – Χαρακτηριστικών

Για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος προσδιορίστηκε ένα πλήθος τιμών με την βοήθεια των τελεστών που παρουσιάστηκαν προηγουμένως διαμορφώνοντας έτσι ένα σύνολο κωδικοσειρών. Τονίζεται ότι χρησιμοποιούμε τις κωδικοσειρές και όχι τα ιστογράμματα καθώς έτσι έχουμε την δυνατότητα να συνδυάσουμε μεταξύ τους τις διαφορετικές κωδικοσειρές και να φτιάξουμε πολυδιάστατα ιστογράμματα. Σε όλες τις περιπτώσεις έγινε χρήση των αμετάβλητων ως προς την περιστροφή εκδοχών των τελεστών. Για τα στοιχεία προσήμου και πλάτους, οι σχετικές κωδικοσειρές προσδιορίστηκαν μέσω μιας σειράς από παραλλαγές. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν πέντε (5) διαφορετικά κατώφλια ( $E_c^{Thres} = +E_c^{std}, -E_c^{std}, +E_c^{mean}, -E_c^{mean}, 0$ ) τα οποία συνδυάστηκαν με τρία (3) διαφορετικά ζευγάρια τιμών για τις παραμέτρους P και R, ( $P, R = \{8,1\}, \{16,2\}, \{24,3\}$ ). Μια επιπλέον παραλλαγή είναι ότι οι υπολογισμοί πραγματοποιήθηκαν όχι στην αρχική εικόνα αλλά σε παράγωγα αυτής (Jia et al., 2013) που προέκυψαν μέσω φιλτραρίσματος μέσης τιμής με την βοήθεια τετραγωνικών παραθύρων πλάτους ( $W_L$ ) κυμαινόμενο μεταξύ 1 και 21 εικονοστοιχείων ( $W_L = \{1, 5, 11, 15, 21\}$ ). Όταν  $W_L = 1$  τότε ουσιαστικά δεν έχουμε φιλτράρισμα. Επιπρόσθετα και όσον αφορά τα ακτινικά μήκη έγινε προσδιορισμός των στοιχείων προσήμου και πλάτους για τρεις (3) διαφορετικές τιμές της παραμέτρου  $\alpha$  ( $\alpha = \{0.05, 0.10, 0.15\}$ ). Ακολουθώντας την μέθοδο CLBP προσδιορίστηκε κατάλληλη κωδικοσειρά και από την τιμή επιπέδου γκρίζου κάθε εικονοστοιχείου (κεντρικό σημείο).

Οι παραγόμενες κωδικοσειρές χρησιμοποιήθηκαν στην συνέχεια για την δημιουργία ιστογραμμάτων ή συνδυάστηκαν μεταξύ τους για την δημιουργία ιστογραμμάτων δύο (2Δ) ή και τριών (3Δ) διαστάσεων. Ακολούθως, τα πολυδιάστατα ιστογράμματα μετατράπηκαν σε μονοδιάστατα μέσω απλής γραμμικής αναδιάταξης των στοιχείων τους. Το τελευταίο αυτό βήμα πραγματοποιήθηκε για λόγους ομοιογένειας και απλότητας κατά την διαδικασία ταξινόμησης. Στην



εικόνα 4.2 απεικονίζεται η διαδικασία προσδιορισμού των χρησιμοποιούμενων ιστογραμμάτων-χαρακτηριστικών

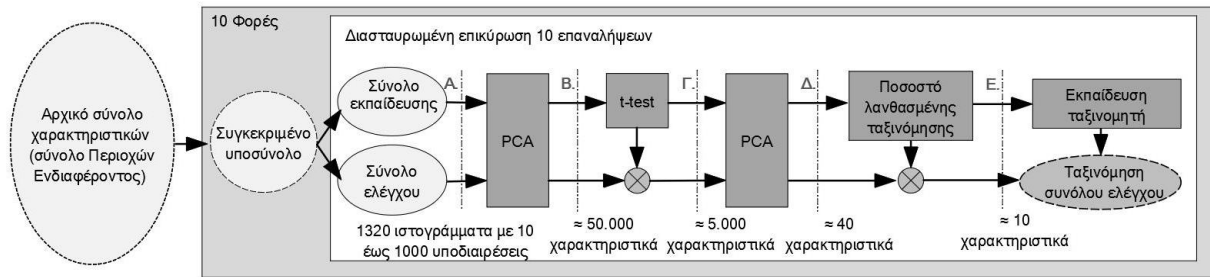


**Εικόνα 4.2** Συνοπτική απεικόνιση της διαδικασίας προσδιορισμού των ιστογραμμάτων-διανυσματικών χαρακτηριστικών.

### 4.3.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών

Το πλήθος των παραγόμενων ιστογραμμάτων για κάθε Περιοχή Ενδιαφέροντος είναι πολύ μεγάλο καθώς κάθε περιοχή ενδιαφέροντος εκφράζεται από ένα σύνολο 1320 ιστογραμμάτων κάθε ένα από τα οποία περιλαμβάνει από 10 έως 1000 υποδιαίρεσεις (bins). Συνεπώς τίθεται επιτακτικά η ανάγκη περιορισμού του συνόλου των χαρακτηριστικών και η ανάδειξη εκείνων με την μεγαλύτερη διαχωριστική ικανότητα. Στο πλαίσιο αυτό προτάθηκε η υιοθέτηση μιας μεθοδολογίας στηριζόμενη σε στατιστικές διαδικασίες και συγκεκριμένα στην ανάλυση κύριων συνιστωσών (principal component analysis - PCA) και στην  $t$  – test. Η εικόνα 4.3 παρουσιάζει την προτεινόμενη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών.

Η διαδικασία PCA έχει σαν σκοπό τον μετασχηματισμό συνόλου χαρακτηριστικών σε γραμμικά ασυσχέτιστες μεταβλητές οι οποίες αποκαλούνται κύριες συνιστώσες (Martinez & Kak, 2001). Στην δική μας περίπτωση θεωρήσαμε κάθε ιστόγραμμα σαν ένα μονοδιάστατο σύνολο χαρακτηριστικών και έτσι μπορέσαμε να εφαρμόσουμε εύκολα την διαδικασία PCA σε κάθε διαφορετικό είδος ιστογράμματος που υπολογίσαμε. Σύμφωνα με την PCA, κάθε κύρια συνιστώσα σχετίζεται με μια τιμή  $V_p$  η οποία εκφράζει το ποσοστό επί της συνολικής διακύμανσης που παρουσιάζει η συγκεκριμένη μεταβλητή. Από την άλλη πλευρά η διαδικασία στατιστικού ελέγχου  $t$  – test όταν εφαρμόζεται για ένα σύνολο χαρακτηριστικών με γνωστή κατηγοριοποίηση έχει σαν στόχο τον εντοπισμό εκείνων των χαρακτηριστικών που εμφανίζουν σημαντικές διαφοροποιήσεις (διαφέρουν στατιστικά) μεταξύ των διαφόρων κατηγοριών.



**Εικόνα 4.3 Διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών και εκτίμησης αποτελεσματικότητας.**

Πιο αναλυτικά, η διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών περιλαμβάνει τα εξής βήματα: Έστω σύνολο περιοχών ενδιαφέροντος και των παραγόμενων από αυτές ιστογραμμάτων, τα οποία με χρήση διασταυρωμένης επικύρωσης δέκα (10) επαναλήψεων χωρίζονται σε σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου (εικόνα 4.3 σημείο Α).

Αρχικά εφαρμόζεται η διαδικασία PCA στο σύνολο των ιστογραμμάτων ανεξάρτητα με το αν αυτά ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσης ή ελέγχου. Η PCA πραγματοποιείται ξεχωριστά για κάθε ιστογράμμα και υπολογίζονται οι κύριες συνιστώσες για κάθε ένα από αυτά. Συνιστώσες για τις οποίες  $V_p < 1$  απορρίπτονται, έτσι με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται σημαντική μείωση στο πλήθος των συνιστωσών που θα χρησιμοποιηθούν στο επόμενο βήμα χωρίς σημαντική απώλεια πληροφορίας. Στην συνέχεια οι διατηρούμενες κύριες συνιστώσες από όλα τα ιστογράμματα συγκεντρώνονται και σχηματίζεται έτσι ένα νέο σύνολο χαρακτηριστικών για κάθε μια από τις αρχικές περιοχές ενδιαφέροντος (εικόνα 4.3 σημείο Β). Η χρήση του συνόλου ελέγχου μαζί με το σύνολο εκπαίδευσης δεν εισάγει κάποιο σφάλμα στην διαδικασία καθώς δεν λαμβάνεται καθόλου υπόψη η κατηγοριοποίηση της κάθε περιοχής ενδιαφέροντος (ΑΔ, φυσιολογικός ιστός).

Στην συνέχεια, στα παραγόμενα χαρακτηριστικά πραγματοποιείται στατιστικός έλεγχος (t – test) με σκοπό τον εντοπισμό εκείνων των χαρακτηριστικών που εμφανίζουν σημαντική στατιστική διαφοροποίηση για τις υπό εξέταση κατηγοριοποιήσεις (για παράδειγμα ΑΔ έναντι φυσιολογικού ιστού). Επισημαίνεται ότι σε αυτό το βήμα χρησιμοποιούνται μονάχα τα παραγόμενα χαρακτηριστικά που αφορούν το σύνολο εκπαίδευσης και όχι αυτά από το σύνολο ελέγχου. Τα χαρακτηριστικά για τα οποία δεν παρατηρείται σημαντική στατιστική διαφοροποίηση απορρίπτονται τόσο από το σύνολο εκπαίδευσης όσο και από το σύνολο ελέγχου (εικόνα 4.3 σημείο Γ). Ο στατιστικός έλεγχος πραγματοποιείται μέσω αμφίπλευρου t – test με επίπεδο σημαντικότητας ίσο με 5%.

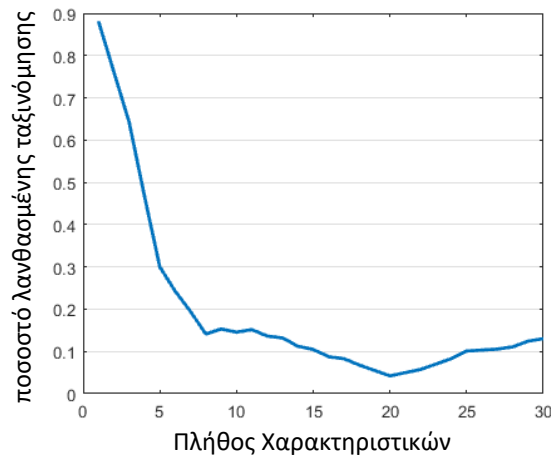
Προκειμένου να προκύψει ακόμα μεγαλύτερη μείωση του πλήθους των χαρακτηριστικών γίνεται εκ νέου χρήση της διαδικασίας PCA για το σύνολο των χαρακτηριστικών που προέκυψαν από το προηγούμενο βήμα ανεξάρτητα με το αν αυτά ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσης ή ελέγχου. Όπως

και στην αρχική εφαρμογή του PCA οι προκύπτουσες Συνιστώσες με  $V_p < 1$  απορρίπτονται. Τα τελικά μετασχηματισμένα χαρακτηριστικά για τα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου (εικόνα 4.3 σημείο Δ) χρησιμοποιούνται στο επόμενο στάδιο της διαδικασίας που περιλαμβάνει την ταξινόμηση.

### 4.3.3 Πλαίσιο Αξιολόγησης

Προκειμένου να πραγματοποιηθεί το τελικό στάδιο ταξινόμησης, γίνεται χρήση ενός ταξινομητή βασισμένου σε μηχανές υποστήριξης διανυσμάτων (SVMs) με γραμμικό πυρήνα. Ο γραμμικός πυρήνας επιλέχθηκε κυρίως γιατί αποτελεί έναν απλό και αξιόπιστο πυρήνα που έχει χρησιμοποιηθεί επανειλημμένως για την πραγματοποίηση διαδικασιών ταξινόμησης (Andreadis, Spyrou, & Nikita, 2011; X. Liu & Tang, 2014; Wei, Yang, Nishikawa, & Jiang, 2005). Όπως παρουσιάστηκε στην προηγούμενη ενότητα, μετά και την δεύτερη εφαρμογή του PCA (εικόνα 4.3 σημείο Δ) προκύπτει ένα σημαντικό μικρότερο πλήθος χαρακτηριστικών σε σχέση τα αρχικά (εικόνα 4.3 σημείο Α), ωστόσο έγινε γρήγορα φανερό ότι το ακριβές πλήθος των τελικών χαρακτηριστικών μπορούσε να επηρεάσει σημαντικά το τελικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης.

Για να αντιμετωπιστεί αυτή ακριβώς η συσχέτιση και να καθοριστεί το βέλτιστο κάθε φορά πλήθος χαρακτηριστικών που θα πρέπει να χρησιμοποιηθούν για την τελική ταξινόμηση, αποφασίστηκε η προσθήκη ενός ακόμα βήματος στην συνολική διαδικασία, με σκοπό τον υπολογισμό του ποσοστού λανθασμένης ταξινόμησης ανάλογα με το πλήθος των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, ακολουθώντας την λογική της διασταυρωμένης επικύρωσης δέκα (10) επαναλήψεων έγινε χωρισμός του συνόλου εκπαίδευσης σε νέα υποσύνολα εκπαίδευσης και νέα υποσύνολα ελέγχου. Στην συνέχεια, με βάση τα υποσύνολα αυτά και για διαφορετικό πλήθος χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών έγινε χρήση του ταξινομητή για την εκπαίδευση και ακολούθως έλεγχο της επίδοσης του ταξινομητή. Με τον τρόπο αυτό γίνεται υπολογισμός του ποσοστού λανθασμένης ταξινόμησης για διαφορετικό πλήθος χαρακτηριστικών. Η εικόνα 4.4 απεικονίζει την μεταβολή του ποσοστού λανθασμένης ταξινόμησης ως προς το πλήθος των χαρακτηριστικών. Το τελικό πλήθος των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση του δείγματος ελέγχου είναι εκείνο για το οποίο παρατηρείται η ελάχιστη τιμή του ποσοστού λανθασμένης ταξινόμησης. Κατά την επιλογή του πλήθους των χαρακτηριστικών δεν απαιτείται η τοποθέτηση τους σε μια συγκεκριμένη σειρά καθώς αυτά στην πραγματικότητα είναι ταξινομημένα κατά φθίνουσα σειρά ως προς την διακύμανση  $V_p$ , όπως αυτή υπολογίστηκε κατά την τελευταία εφαρμογή της διαδικασίας PCA.



**Εικόνα 4.4** ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης (μέγιστη τιμή 1) σε συνάρτηση με το πλήθος των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών.

#### 4.4 Αξιολόγηση Προτεινόμενης Μεθόδου

Επόμενο βήμα αποτελεί η αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της σύγκρισης της προτεινόμενης μεθόδου με μια σειρά από άλλες, ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους. Αρχικά παρουσιάζεται το σύνολο εικόνων που επιλέχθηκαν και ακολούθως παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα της σύγκρισης.

##### 4.4.1 Σύνολα εικόνων

Προκειμένου να καταστεί εφικτή η σύγκριση της παρούσας μεθόδου με μεθόδους που παρουσιάστηκαν στην βιβλιογραφία έγινε προσπάθεια να σχηματιστούν σύνολα περιοχών ενδιαφέροντος ανάλογα με αυτά που είχαν ήδη παρουσιαστεί από τους (Biswas & Mukherjee, 2011). Πιο συγκεκριμένα σχηματίστηκαν τέσσερα υποσύνολα περιοχών (M1, M2, SM1, SM2) από την βάση εικόνων MIAS (Suckling et al., 1994) καθώς και δύο υποσύνολα (H, L) από την βάση DDSM (Heath et al., 1998b). Επιπρόσθετα σχηματίστηκε και ένα υποσύνολο εικόνων (F) με το σύνολο των περιοχών ενδιαφέροντος της βάσης DDSM που περιείχαν ΑΔ έναντι περιοχών ενδιαφέροντος φυσιολογικού ιστού που αποκτήθηκαν από εικόνες που βρίσκονταν σε δύο συγκεκριμένους υποφακέλους της βάσης DDSM.

Στις εικόνες που εμφανίζονται αλλοιώσεις και προκειμένου να καθοριστούν οι περιοχές ενδιαφέροντος οι οποίες περικλείουν τις αλλοιώσεις αυτές, έγινε χρήση των στοιχείων που παρέχονται από τις ίδιες τις βάσεις εικόνων, δηλαδή τις DDSM και MIAS. Τα στοιχεία αυτά αφορούν τα αποτελέσματα διαδικασιών εντοπισμού αλλοιώσεων που πραγματοποιήθηκαν από έμπειρους γιατρούς-ακτινολόγους. Πιο συγκεκριμένα, η βάση εικόνων DDSM περιλαμβάνει την εκτίμηση του περιγράμματος της αλλοίωσης όπως αυτή σχεδιάστηκε από τον γιατρό, ενώ η βάση MIAS παρέχει το κέντρο της αλλοίωσης και την ακτίνα του κύκλου που περικλείει το σύνολο αυτής. Έτσι λοιπόν,

αξιοποιώντας την παρεχόμενη πληροφορία, ορίστηκε σαν περιοχή ενδιαφέροντος το μικρότερο εκείνο τετράγωνο της αρχικής εικόνας με μήκος ακμής  $r^{All}$  που περιέκλειε πλήρως το παρεχόμενο περίγραμμα ή κύκλο και κατά συνέπεια περιέκλειε πλήρως και την διαγνωσμένη αλλοίωση.

Για τον καθορισμό των περιοχών ενδιαφέροντος φυσιολογικού ιστού έγινε χρήση εικόνων χωρίς ευρήματα από τις οποίες προσδιορίστηκε με τυχαίο τρόπο μια τετράγωνη περιοχή από την εσωτερική περιοχή του μαστού. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε μια από τις διαθέσιμες εικόνες χωρίς ευρήματα θεωρήθηκε ένα τυχαίο σημείο στο εσωτερικό του μαστού και στην συνέχεια με κέντρο το σημείο αυτό ορίστηκε ένα τετράγωνο με μήκος ακμής  $r^{Φυσ}$ . Για τον ορισμό της τιμής  $r^{Φυσ}$  για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος θεωρήθηκε το σύνολο των τιμών  $r^{All}$  και στην συνέχεια επιλέχθηκε τυχαία μια εξ' αυτών. Εάν η προκύπτουσα περιοχή περιέκλειε εξωτερική του μαστού περιοχή σε ποσοστό μεγαλύτερο του 10% τότε η διαδικασία για την συγκεκριμένη εικόνα επαναλαμβανόταν από την αρχή. Ο προσδιορισμός της εσωτερικής περιοχής του μαστού έγινε με χρήση κατωφλίωσης ενώ στις περιοχές που αυτή απέτυχε, πραγματοποιήθηκε διόρθωση με το χέρι. Στο σημείο αυτό αξίζει να σημειωθεί ότι ο λόγος που θελήσαμε χρησιμοποιήσουμε τις ήδη υπάρχουσες τιμές ακμών ( $r^{All}$ ) των αλλοιώσεων για τον προσδιορισμό των περιοχών φυσιολογικού ιστού ήταν για να αποφύγουμε κάθε είδους συστηματικού σφάλματος που θα μπορούσε να προκύψει από μια καθορισμένη από εμάς ή μια εντελώς τυχαία τιμή για την ακμή  $r^{Φυσ}$ .

#### 4.4.1.1 MIAS

Το πρώτο υποσύνολο από την βάση MIAS (M1) αποτελείται από 19 περιοχές ενδιαφέροντος με ΑΔ και 45 περιοχές με φυσιολογικό ιστό, το δεύτερο υποσύνολο (M2) αποτελείται από 19 περιοχές με ΑΔ και 28 περιοχές με άλλες αλλοιώσεις όπως μικροασβεστώσεις και περίγραπτες μάζες. Το τρίτο υποσύνολο (SM2) περιέχει 18 αστεροειδείς μάζες και 45 περιοχές με φυσιολογικό ιστό ενώ το τέταρτο υποσύνολο (SM2) περιέχει 18 περιοχές με αστεροειδείς μάζες και 28 περιοχές με άλλες αλλοιώσεις.

Ο πίνακας 4.1 παρουσιάζει την κατανομή των διαφόρων τύπων αλλοιώσεων των εικόνων που περιέχονται στην βάση εικόνων MIAS. Από τον πίνακα γίνεται φανερό ότι υπάρχουν συνολικά 209 εικόνες χωρίς ευρήματα από τις οποίες πρέπει να χρησιμοποιηθούν 45 περιοχές ενδιαφέροντος ενώ υπάρχουν 53 περιοχές με μικροασβεστώσεις ή περίγραπτες μάζες από τις οποίες αφού αφαιρεθούν 4 για τις οποίες δεν παρέχονται πληροφορίες για την θέση της αλλοίωσης πρέπει να επιλεγούν οι 28. Προκειμένου να αποφευχθεί κάθε πιθανότητα επηρεασμού του αποτελέσματος από τον τρόπο επιλογής των εικόνων που θα χρησιμοποιούνταν για την δημιουργία κάθε υποσυνόλου (M1, M2, SM1, SM2) αποφασίστηκε τα υποσύνολα αυτά να δημιουργηθούν με τυχαίο τρόπο. Με άλλα λόγια αρχικά χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των διαθέσιμων εικόνων για τον

προσδιορισμό των περιοχών ενδιαφέροντος και στην συνέχεια με μια διαδικασία τυχαίας επιλογής έγινε η συγκρότηση των τελικών υποσυνόλων. Επισημαίνεται ότι κατά την διαδικασία αυτή δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή ώστε τα δημιουργούμενα υποσύνολα να περιέχουν περιοχές ενδιαφέροντος από εικόνες ομοιόμορφα κατανομημένες στις διάφορες κατηγορίες πυκνότητας ή κατηγορίας αλλοίωσης. Επισημαίνεται ότι στην MIAS οι εικόνες χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες πυκνότητας: λιπώδης, λιπώδης-αδενώδης, πυκνός-αδενώδης.

**Πίνακας 4.1** Πλήθος περιπτώσεων ανά είδος αλλοίωσης του συνόλου εικόνων της MIAS.

Είδος αλλοίωσης	Συνολικός αριθμός περιπτώσεων
Περίγραπτη μάζα	25
Αστεροειδής μάζα	19
Μικροασβεστώσεις	28
Αρχιτεκτονική Διαστρέβλωση	19
Χωρίς ευρήματα (Φυσιολογικός ιστός)	209
Άλλο	30

#### 4.4.1.2 DDSM

Το πρώτο υποσύνολο περιοχών ενδιαφέροντος από την βάση εικόνων της DDSM (H) αποτελείται από 40 περιοχές με AD και 40 περιοχές με φυσιολογικό ιστό οι οποίες ανήκαν σε ισάριθμες μαστογραφίες ψηφιοποιημένες μέσω του σαρωτή Howtek, ενώ το δεύτερο υποσύνολο (L) αποτελείται από 40 περιοχές με AD και 40 περιοχές με φυσιολογικό ιστό οι οποίες προήλθαν από μαστογραφίες ψηφιοποιημένες μέσω του σαρωτή Lumisys (Biswas & Mukherjee, 2011). Με δεδομένο το αρκετά μεγάλο πλήθος εικόνων που ήταν διαθέσιμο στην DDSM, ακολουθήθηκε μια προσέγγιση αντίστοιχη με την βάση MIAS. Πιο συγκεκριμένα τα απαιτούμενα υποσύνολα περιοχών ενδιαφέροντος προσδιορίστηκαν με τυχαία επιλογή περιοχών από διαθέσιμα σύνολα με μεγαλύτερο πλήθος περιοχών. Αυτά τα σύνολα αποτελούνταν από 54 περιοχές με AD με εικόνες μέσο-πλάγια λοξής (MLO) λήψης καθώς, 80 περιοχές από εικόνες χωρίς ευρήματα ψηφιοποιημένες με τον σαρωτή Howtek και 80 ψηφιοποιημένες με τον σαρωτή Lumisys.

Στην DDSM οι μαστογραφίες κατηγοριοποιούνται σε 4 κατηγορίες πυκνότητας ακολουθώντας το πρότυπο breast imaging reporting and data system (BI-RADS) (D’Orsi, 2013). Κατά την διαδικασία σύνθεσης των συνόλων περιοχών ενδιαφέροντος λήφθηκε ιδιαίτερη μέριμνα ώστε το πλήθος περιοχών που προέρχονται από εικόνες που ανήκουν στις δύο κατηγορίες μικρότερης πυκνότητας να ίσο με εκείνες που προέρχονται από εικόνες που ανήκουν στις δύο κατηγορίες μεγαλύτερης πυκνότητας. Πιο συγκεκριμένα και καθώς έπρεπε να επιλεγούν 40 εικόνες από κάθε έναν από τους

δύο σαρωτές επιλέγονταν κάθε φορά 3 εικόνες από την κατηγορία πυκνότητας «1», 17 εικόνες από την κατηγορία πυκνότητας «2», 17 εικόνες από την κατηγορία «3» και 3 εικόνες από την κατηγορία «4». Ο λόγος που επιλέχθηκαν περισσότερες εικόνες από τις κατηγορίες «2» και «3» είναι ότι οι δύο αυτές κατηγορίες είναι οι πιο πολυπληθείς.

Επιπρόσθετα και προκειμένου να πραγματοποιηθεί μια όσο το δυνατόν αντικειμενικότερη αξιολόγηση της επίδοσης της προτεινόμενης μεθόδου αποφασίσαμε να διαμορφώσουμε ένα ακόμα υποσύνολο περιοχών ενδιαφέροντος (F) αποτελούμενο αυτήν την φορά από το σύνολο των ΑΔ που ήταν διαθέσιμες στην DDSM και αυτές να συγκριθούν με περιοχές ενδιαφέροντος από συγκεκριμένες εικόνες χωρίς ευρήματα. Έτσι λοιπόν χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των καλοηθών (29 περιοχές) και κακοηθών (134 περιοχές) ευρημάτων τύπου ΑΔ καθώς και 375 περιοχές από εικόνες χωρίς ευρήματα μεσο-πλάγια λοξής (MLO) και κεφαλουραίας (CC) λήψης που ανήκαν για μεν τον σαρωτή Howtek στους υποφακέλους normal-7 και normal-8 (συνολικά 211 περιοχές) της DDSM και για δε τον σαρωτή Lumisys στους υποφακέλους normal-9 and normal-10 (συνολικά 164 περιοχές).

Ο πίνακας 4.2 παρουσιάζει τα διάφορα σύνολα περιοχών ενδιαφέροντος.

**Πίνακας 4.2** Σύνθεση υποσυνόλων περιοχών ενδιαφέροντος.

Υποσύνολο περιοχών ενδιαφέροντος	Περιοχές ενδιαφέροντος
M1	19 περιοχές με ΑΔ vs 45 περιοχές φυσιολογικού ιστού
M2	19 περιοχές με ΑΔ vs 28 περιοχές με άλλες αλλοιώσεις
SM1	18 περιοχές με Αστεροειδείς μάζες vs 45 περιοχές φυσιολογικού ιστού
SM2	18 περιοχές με Αστεροειδείς μάζες vs 28 περιοχές με άλλες αλλοιώσεις
H	40 περιοχές με ΑΔ vs 40 περιοχές φυσιολογικού ιστού (Howtek)
L	40 περιοχές με ΑΔ vs 40 περιοχές φυσιολογικού ιστού (Lumisys)
F	163 περιοχές με ΑΔ vs 375 περιοχές φυσιολογικού ιστού

#### 4.4.2 Αποτελέσματα

Η εκτίμηση της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου πραγματοποιήθηκε μέσω της διαδικασίας που παρουσιάστηκε παραπάνω η οποία εφαρμόστηκε σε κάθε ένα από τα διαφορετικά είδη υποσυνόλων που παρουσιάστηκαν (πίνακας 4.2). Επισημαίνεται ότι η διαδικασία αξιολόγησης επαναλήφθηκε για 10 φορές για κάθε διαφορετικό είδος υποσυνόλου και κάθε φορά έγινε εκ νέου επιλογή των περιοχών που θα χρησιμοποιηθούν. Η αξιολόγηση στο σύνολο F έγινε μόνο μια φορά και όχι επαναληπτικά καθώς εκεί χρησιμοποιήθηκε το σύνολο των διαθέσιμων περιοχών με ΑΔ.

Ο πίνακας 4.3 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της διαδικασίας εκτίμησης της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου.

**Πίνακας 4.3** Επίδοση της προτεινόμενης μεθόδου (μέσες τιμές) στα υποσύνολα εικόνων *S1, S2, SM1, SM2, H* and *L* για τα διάφορα σύνολα χαρακτηριστικών *DLRE, DE* και *D*.

Υποσύνολο περιοχών	Σύνολο χαρακτηριστικών	Ακρίβεια(%)	Ευαισθησία(%)	Ειδικότητα(%)	Εμβαδόν κάτω από την ROC καμπύλη (AUC)
M1	DRLE	72.6	54.1	80.3	0.67
	DE	69.0	49.6	77.1	0.63
	D	67.0	6.8	92.4	0.50
M2	DRLE	65.0	61.2	66.8	0.64
	DE	64.3	59.2	67.7	0.63
	D	53.1	42.1	60.4	0.51
SM1	DRLE	79.4	48.2	91.9	0.70
	DE	75.4	43.5	88.2	0.66
	D	70.1	17.6	91.1	0.54
SM2	DRLE	51.4	42.1	57.1	0.50
	DE	50.2	38.9	57.1	0.48
	D	50.2	43.7	54.2	0.49
H	DRLE	76.0	76.3	75.8	0.76
	DE	75.2	72.9	77.5	0.75
	D	65.8	72.1	59.6	0.66
L	DRLE	73.0	71.4	74.6	0.73
	DE	70.4	68.6	72.1	0.70
	D	68.6	68.9	68.6	0.69

D: μονάχα CLBP

DE: συνδυασμός CLBP με κατωφλίωση και φιλτράρισμα περιοχής

DRLE: συνδυασμός CLBP με κατωφλίωση και φιλτράρισμα περιοχής με ακτινικά μήκη

Για τον προσδιορισμό της αποτελεσματικότητας της μεθόδου έγινε υπολογισμός της ακρίβειας, της ευαισθησίας της ειδικότητας αλλά του χαρακτηριστικού «εμβαδόν κάτω από την καμπύλη» (receiver operating characteristic - ROC). Οι τιμές που παρουσιάζονται είναι μέσες τιμές καθώς όπως έχει ήδη αναφερθεί η διαδικασία της αξιολόγησης πραγματοποιήθηκε επαναληπτικά. Προκειμένου να γίνει σαφής η επίδραση των διάφορων τεχνικών κατά την σύσταση των αρχικών ιστογραμμάτων, παρουσιάζονται αποτελέσματα για τις περιπτώσεις όπου έχουν χρησιμοποιηθεί: α) μόνο χαρακτηριστικά που προκύπτουν μέσω του CLBP (D), β) χαρακτηριστικά που προκύπτουν μέσω του



συνδυασμού του CLBP με κατωφλίωση και φιλτράρισμα περιοχής (DE) και γ) χαρακτηριστικά που προκύπτουν μέσω του συνδυασμού των προηγούμενων με τα Ακτινικά μήκη (DRLE).

Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων γίνεται φανερό ότι για την πλειοψηφία των υποσυνόλων περιοχών το σύνολο χαρακτηριστικών DRLE επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από το σύνολο DE και αντίστοιχα το σύνολο DE επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από το σύνολο D. Οι μόνες εξαιρέσεις είναι τα σύνολα περιοχών M2 και SM2 για τα οποία και τα τρία σύνολα χαρακτηριστικών επιτυγχάνουν παρόμοια αποτελέσματα. Πρέπει να επισημανθεί ωστόσο ότι τα συγκεκριμένα υποσύνολα περιοχών περιέχουν τον μικρότερο αριθμό περιοχών, 47 και 46 αντιστοίχως.

Ο πίνακας 4.4 παρουσιάζει την σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με άλλες μεθόδους που προτάθηκαν στην βιβλιογραφία. Για την προτεινόμενη μέθοδο οι παρουσιαζόμενες τιμές των χαρακτηριστικών επίδοσης είναι στην πραγματικότητα μέσες τιμές καθώς η διαδικασία αξιολόγησης πραγματοποιήθηκε 10 φορές, σε καθεμιά από τις οποίες έγινε εκ νέου επιλογή των περιοχών ενδιαφέροντος για το κάθε διαφορετικό υποσύνολο. Μαζί με τις μέσες τιμές των αποτελεσμάτων παρέχεται και η τιμή της τυπικής απόκλισης τους ώστε να γίνεται αντιληπτό το μέγεθος της διακύμανσης τους μεταξύ των διαφορετικών επαναλήψεων. Επιπλέον παρέχονται και οι τιμές των χαρακτηριστικών επίδοσης εκείνης της επανάληψης που εμφάνισε την μέγιστη τιμή ακρίβειας.

**Πίνακας 4.4** Σύγκριση προτεινόμενης μεθόδου με μεθόδους της βιβλιογραφίας.

Σύνολο περιοχών	Χαρακτηριστικό επίδοσης	Προτεινόμενη μέθοδος (μέση τιμή $\mu \pm \sigma$ )	Προτεινόμενη μέθοδος (επανάληψη με την καλύτερη Ακρίβεια)	Μέθοδος A	Μέθοδος B
M1	Ακρίβεια (%)	72.5 $\pm$ 4.2	76.7	81.6	83.6
	Ευαισθησία(%)	54.1 $\pm$ 8.4	52.6	84.2	82.4
	Ειδικότητα (%)	80.3 $\pm$ 5.0	86.7	79.1	71.9
	AUC	0.67 $\pm$ 0.05	0.70	0.83 <sup>α</sup>	0.77 <sup>α</sup>
M2	Ακρίβεια (%)	64.6 $\pm$ 4.5	68.6	82.5	76.4
	Ευαισθησία(%)	61.2 $\pm$ 7.4	57.9	85.5	76.4
	Ειδικότητα (%)	66.8 $\pm$ 5.5	75.9	81.0	76.5
	AUC	0.64 $\pm$ 0.05	0.67	0.83 <sup>α</sup>	0.77 <sup>α</sup>
SM1	Ακρίβεια (%)	79.4 $\pm$ 3.0	82.5	76.3	-
	Ευαισθησία(%)	48.2 $\pm$ 7.6	50.0	78.2	-
	Ειδικότητα (%)	91.9 $\pm$ 5.0	95.6	74.3	-

	AUC	0.70 ±0.03	0.73	-	-
SM2	Ακρίβεια (%)	51.4 ±8.9	61.7	74.4	-
	Ευαισθησία(%)	42.1 ±13.2	61.1	79.0	-
	Ειδικότητα (%)	57.1 ±8.2	62.1	72.1	-
	AUC	0.50 ±0.09	0.62	-	-
H	Ακρίβεια (%)	76.0 ±5.3	82.5	86.5	-
	Ευαισθησία(%)	76.3 ±5.6	80.0	87.4	-
	Ειδικότητα (%)	75.8 ±9.8	85.0	84.1	-
	AUC	0.76 ±0.05	0.83	0.87 <sup>β</sup>	-
L	Ακρίβεια (%)	73.0 ±3.6	76.3	88.3	-
	Ευαισθησία(%)	71.4 ±10.5	77.5	89.2	-
	Ειδικότητα (%)	74.6 ±10.2	75.0	86.7	-
	AUC	0.73 ±0.03	0.76	0.87 <sup>β</sup>	-

<sup>α</sup> μέση τιμή για τα M1 και M2.

<sup>β</sup> μέση τιμή για τα M1 και M2.

Μέθοδος A, προτεινόμενη απο (Biswas & Mukherjee, 2011).

Μέθοδος B, προτεινόμενη απο (Avres & Rangavnan, 2005).

Από τα αποτελέσματα της σύγκρισης με τις άλλες μεθόδους της βιβλιογραφίας (πίνακας 4.4) γίνεται φανερό ότι η προτεινόμενη μέθοδος εμφανίζει γενικά χειρότερη επίδοση σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους. Μόνη εξαίρεση αποτελεί το υποσύνολο SM1 καθώς εκεί τα αποτελέσματα είναι συγκρίσιμα. Εάν τώρα χρησιμοποιήσουμε για την σύγκριση την επανάληψη με την μέγιστη τιμή ακρίβειας τότε παρατηρούμε ότι η προτεινόμενη μέθοδος εμφανίζεται αποτελεσματικότερη για το υποσύνολο SM1 και συγκρίσιμη αν και κάπως υποδεέστερη για τα υποσύνολα M1 και H.

Ωστόσο για το υποσύνολο F η επίδοση της μεθόδου για το σύνολο χαρακτηριστικών D ήταν σχεδόν αλάνθαστη, ενώ για τα σύνολα DE και DRLE το σύνολο των διαθέσιμων περιπτώσεων ταξινομήθηκαν επιτυχώς (πίνακας 4.5). Η σημαντικά βελτιωμένη επίδοση της μεθόδου όταν εφαρμόστηκε στο σύνολο F θεωρούμε ότι θα πρέπει να αποδοθεί στο μεγάλο πλήθος των χρησιμοποιούμενων περιπτώσεων γεγονός που επέτρεψε την βασισμένη σε PCA και t – test διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών να λειτουργήσει αποτελεσματικά.

Ο πίνακας 4.5 παρουσιάζει την επίδοση της προτεινόμενης μεθόδου για το υποσύνολο F.

**Πίνακας 4.5** Επίδοση προτεινόμενης μεθόδου για το σύνολο.

Σύνολο χαρακτηριστικών	Ακρίβεια (%)	Ευαισθησία (%)	Ειδικότητα (%)	AUC
DRLE	100.0	100.0	100.0	1.00
DE	100.0	100.0	100.0	1.00
D	99.3	99.4	99.2	0.99

#### 4.5 Συμπεράσματα

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε μια μέθοδος για την αναγνώριση αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων σε εικόνες μαστογραφίας. Οι αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις που αποτελούν την τρίτη πιο κοινή μορφή αλλοίωσης του μαστού, μετά τις μάζες και τις μικροασβετώσεις, εμφανίζουν μεγάλη δυσκολία στον εντοπισμό μέσω εικόνων μαστογραφίας καθώς το κύριο χαρακτηριστικό τους είναι ότι αποτελούνται από λεπτές γραμμές που ακτινοβολούνται από ένα σημείο του μαστού χωρίς όμως στο σημείο αυτό να εμφανίζεται αύξηση της πυκνότητας.

Η προτεινόμενη μέθοδος στηρίζεται στην χρήση μιας σειράς παραλλαγών της μεθόδου LBP καθώς και των ακτινικών μηκών για τον προσδιορισμό ενός συνόλου χαρακτηριστικών. Επειδή το πλήθος των χαρακτηριστικών αυτών ήταν πολύ μεγάλο έγινε προσπάθεια για τον μετασχηματισμό του αρχικού συνόλου σε ένα νέο σύνολο μικρότερου μεγέθους. Η διαδικασία αυτή στηρίχθηκε στην συνδυαστική αξιοποίηση των στατιστικών μεθόδων PCA και t – test. Η τελική ταξινόμηση πραγματοποιήθηκε με την χρήση του αλγόριθμου SVM. Προκειμένου να εκτιμηθεί η αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου έγινε προσπάθεια να διαμορφωθούν σύνολα περιοχών ενδιαφέροντος αντίστοιχα με εκείνα που έχουν παρουσιαστεί στην βιβλιογραφία από σχετικές μεθόδους έτσι ώστε να καταστεί εφικτή η κατά το δυνατόν αντικειμενικότερη σύγκριση των αποτελεσμάτων. Απαραίτητη προϋπόθεση για τον σκοπό αυτό ήταν λοιπόν η χρήση εικόνων από τις βάσεις εικόνων μαστογραφίας DDSM και MIAS. Πιο συγκεκριμένα διαμορφώθηκαν τα υποσύνολα εικόνων M1, M2, SM1, SM2 από την βάση εικόνων MIAS και τα H, L από την βάση εικόνων DDSM, όπως αυτά περιεγράφηκαν στην βιβλιογραφία. Ωστόσο εκτιμήσαμε ότι αυτό από μόνο του δεν θα ήταν αρκετό για την πραγματοποίηση μιας απόλυτα αντικειμενικής σύγκρισης καθώς σε όλες τις μεθόδους που συναντήσαμε στην βιβλιογραφία δηλωνόταν ότι είχε επιλεγεί τυχαία ένα υποσύνολο εικόνων από το σύνολο των διαθέσιμων.

Θέλοντας λοιπόν να ξεπεράσουμε την επίδραση του τρόπου επιλογής των εικόνων, προτείναμε την δημιουργία ενός συγκεκριμένου πλαισίου σύμφωνα με το οποίο η διαδικασία αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας της μεθόδου επαναλαμβάνεται ένα συγκεκριμένο πλήθος φορών με διαφορετικά σύνολα εικόνων σε κάθε επανάληψη. Το τελικό μέγεθος της αποτελεσματικότητας

προκύπτει από τον υπολογισμό του μέσου όρου της αποτελεσματικότητας κάθε επιμέρους επανάληψης. Σε κάθε επανάληψη το χρησιμοποιούμενο σύνολο περιοχών είναι διαφορετικό και ορίζεται μεν με τυχαίο τρόπο αλλά ταυτόχρονα διασφαλίζεται ότι κάθε διαφορετικό υποσύνολο έχει παρόμοια ποιοτικά χαρακτηριστικά όπως για παράδειγμα είναι η κατανομή των εικόνων στις διάφορες κατηγορίες πυκνότητας.

Επιπρόσθετα και πάντοτε στο πλαίσιο της προσπάθειας για την όσο το δυνατόν αντικειμενικότερη μέτρηση της αποτελεσματικότητας της προτεινόμενης μεθόδου, διαμορφώθηκε υποσύνολο εικόνων (F) αποτελούμενο από το σύνολο των περιοχών με αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις (163 περιοχές) από την βάση εικόνων DDSM καθώς και περιοχές με φυσιολογικό ιστό από το σύνολο των εικόνων χωρίς ευρήματα σε δύο συγκεκριμένους φακέλους της ίδιας βάσης εικόνων (374 εικόνες-περιοχές). Το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του συγκεκριμένου συνόλου είναι ότι δεν έγινε επιλογή των περιοχών με αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις καθώς χρησιμοποιήθηκε το σύνολο τους ενώ επίσης το μεγάλο μέγεθος του τελικού συνόλου είναι ικανό να παρέχει αξιόπιστα αποτελέσματα.

Ένα επιπλέον ερώτημα που θελήσαμε να απαντήσουμε κατά την διαδικασία αξιολόγησης ήταν και το πως διαφοροποιούνται τα τελικά αποτελέσματα όταν χρησιμοποιηθούν χαρακτηριστικά που προκύπτουν μέσω της κλασσικής μεθόδου LBP (D), χαρακτηριστικά που προκύπτουν με συνδυασμό της κλασσικής μεθόδου LBP και μια σειρά απο παραλλαγές της (DE) και τέλος χαρακτηριστικά που προκύπτουν με συνδυασμό των προηγούμενων με την μέθοδο των ακτινικών μηκών (DLRE).

Ξεκινώντας με τα υποσύνολα περιορισμένου πλήθους περιοχών (M1, M2, SM1, SM2, H, L) διαπιστώθηκε κατ' αρχήν ότι η προτεινόμενη μέθοδος απέτυχε για όλα τα σύνολα χαρακτηριστικών (D, DE, DLRE) να δώσει αποτελέσματα καλύτερα από αυτά των συγκρινόμενων μεθόδων, όταν χρησιμοποιήθηκε η μέση τιμή των αποτελεσμάτων από το σύνολο των επαναληπτικών διαδικασιών αξιολόγησης. Όταν θεωρήθηκε η επανάληψη εκείνη με την καλύτερη τιμή ακρίβειας φάνηκε ότι η προτεινόμενη μέθοδος εμφάνισε καλύτερες τιμές για το υποσύνολο SM1 αλλά χειρότερες τιμές για τα υπόλοιπα υποσύνολα. Αναφορικά τώρα με την επίδραση των διαφορετικών συνόλων χαρακτηριστικών, οι χειρότερες επιδόσεις παρατηρήθηκαν για το σύνολο D, ενώ τα σύνολα DE και DLRE εμφάνισαν συγκρίσιμες τιμές με εξαίρεση τα σύνολα εικόνων M1, SM1 και L όπου το DLRE είχε ελαφρώς καλύτερες επιδόσεις.

Όταν χρησιμοποιήθηκε το σύνολο περιοχών ενδιαφέροντος F, το οποίο αποτελούνταν από το σύνολο των περιοχών με αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις στην βάση εικόνων DDSM, η προτεινόμενη μέθοδος κατάφερε να δώσει απόλυτα σωστά αποτελέσματα για το σύνολο των περιπτώσεων όταν χρησιμοποιήθηκαν τα σύνολα χαρακτηριστικών DE, DLRE ενώ για το D σημειώθηκε ένας μικρός αριθμός σφαλμάτων. Εκτιμούμε ότι ο λόγος που η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε τόσο καλές

επιδόσεις όταν εφαρμόστηκε στο σύνολο περιοχών ενδιαφέροντος F σχετίζεται άμεσα με το μεγάλο μέγεθος του συγκεκριμένου συνόλου που επέτρεψε στις μεθόδους PCA και t – test να εκτιμήσουν επιτυχώς τα στατιστικά χαρακτηριστικά των παρεχόμενων σε αυτές συνόλων.

Συνοψίζοντας, στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε μια αποτελεσματική μέθοδος για την αναγνώριση αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων ιδιαίτερα όταν το χρησιμοποιούμενο σύνολο περιοχών ενδιαφέροντος έχει ικανό μέγεθος. Επιπλέον τα σύνολα χαρακτηριστικών DE και DLRE εμφανίζουν συγκρίσιμη αποτελεσματικότητα στις περισσότερες περιπτώσεις, με το σύνολο DLRE σε κάποιες περιπτώσεις να εμφανίζει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα.

## Βιβλιογραφία

- Andreadis, I. I., Spyrou, G. M., & Nikita, K. S. (2011). A comparative study of image features for classification of breast microcalcifications. *Measurement Science and Technology*, 22(11), 114005. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/22/11/114005>
- Ayres, F. J., & Rangayyan, R. M. (2005). Characterization of architectural distortion in mammograms. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 24(1), 59–67. <https://doi.org/10.1109/MEMB.2005.1384102>
- Ayres, F. J., & Rangayyan, R. M. (2007). Reduction of false positives in the detection of architectural distortion in mammograms by using a geometrically constrained phase portrait model. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 1(6), 361–369. <https://doi.org/10.1007/s11548-007-0072-x>
- Banik, S., Rangayyan, R. M., & Desautels, J. E. L. (2011). Rényi entropy of angular spread for detection of architectural distortion in prior mammograms. *MeMeA 2011 - 2011 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications, Proceedings*, 8(1), 121–134. <https://doi.org/10.1109/MeMeA.2011.5966645>
- Beheshti, S. M. A., Ahmadi Noubari, H., Fatemizadeh, E., & Khalili, M. (2016). Classification of abnormalities in mammograms by new asymmetric fractal features. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 36(1), 56–65. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2015.07.002>
- Ben-Ari, R., Akselrod-Ballin, A., Karlinsky, L., & Hashoul, S. (2017). Domain specific convolutional neural nets for detection of architectural distortion in mammograms. In *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017)* (pp. 552–556). <https://doi.org/10.1109/ISBI.2017.7950581>
- Bhowmik, M. K., Roy, A., Gogoi, U. R., & Nath, N. (2017). Estimation of Architectural Distortion in

- Mammograms using Fractal Features. In *2017 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)* (pp. 1–3). <https://doi.org/10.1109/NSSMIC.2017.8533040>
- Biswas, S. K., & Mukherjee, D. P. (2011). Recognizing architectural distortion in mammogram: A multiscale texture modeling approach with GMM. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *58*(7), 2023–2030. <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2128870>
- Burrell, H. C., Sibbering, D. M., Wilson, A. R., Pinder, S. E., Evans, A. J., Yeoman, L. J., ... Robertson, J. F. (1996). Screening interval breast cancers: mammographic features and prognosis factors. *Radiology*, *199*(3), 811–817. <https://doi.org/10.1148/radiology.199.3.8638010>
- Cai, Q., Liu, X., & Guo, Z. (2018). Identifying Architectural Distortion in Mammogram Images Via a SE-DenseNet Model and Twice Transfer Learning. In *2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)* (pp. 1–6). <https://doi.org/10.1109/CISP-BMEI.2018.8633197>
- Chatzistergos, Sevastianos E., Andreadis, I., & Nikita, K. S. (2018). Identification of architectural distortions in mammograms using local binary patterns and radial lengths through an exhaustive evaluation framework. *Expert Systems*, *35*(4). <https://doi.org/10.1111/exsy.12281>
- D’Orsi, C. J. (2013). *ACR BI-RADS atlas: breast imaging reporting and data system*. American College of Radiology.
- de Oliveira, H. C. R., Mencattini, A., Casti, P., Catani, J. H., de Barros, N., Gonzaga, A., ... da Costa Vieira, M. A. (2019). A cross-cutting approach for tracking architectural distortion locii on digital breast tomosynthesis slices. *Biomedical Signal Processing and Control*, *50*, 92–102. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2019.01.001>
- Guo, Q., Shao, J., & Ruiz, V. F. (2009). Characterization and classification of tumor lesions using computerized fractal-based texture analysis and support vector machines in digital mammograms. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, *4*(1), 11–25. <https://doi.org/10.1007/s11548-008-0276-8>
- Guo, Z., Zhang, L., & Zhang, D. (2010). A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, *19*(6), 1657–1663. <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2044957>
- Heath, M., Bowyer, K., Kopans, D., Kegelmeyer, P., Moore, R., Chang, K., & Munishkumaran, S. (1998). Current Status of the Digital Database for Screening Mammography. In *Proceedings of the Fifth International Workshop on Digital Mammography* (pp. 457–460). Yaffe M. Medical Physics

Publishing . [https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8\\_75](https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8_75)

- Hong, X., Zhao, G., Pietikäinen, M., & Chen, X. (2014). Combining LBP difference and feature correlation for texture description. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(6), 2557–2568. <https://doi.org/10.1109/TIP.2014.2316640>
- Jia, X., Yang, X., Zang, Y., Zhang, N., Dai, R., Tian, J., & Zhao, J. (2013). Multi-scale block local ternary patterns for fingerprints vitality detection. In *Proceedings - 2013 International Conference on Biometrics, ICB 2013* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICB.2013.6612964>
- Karssemeijer, N., & Te Brake, G. M. (1996). Detection of stellate distortions in mammograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(5), 611–619. <https://doi.org/10.1109/42.538938>
- Lavoué, V., Fritel, X., Antoine, M., Beltjens, F., Bendifallah, S., Boisserie-Lacroix, M., ... Darai, E. (2016). Clinical practice guidelines from the French College of Gynecologists and Obstetricians (CNGOF): Benign breast tumors - Short text. *European Journal of Obstetrics Gynecology and Reproductive Biology*, 200, 16–23. <https://doi.org/10.1016/j.ejogrb.2016.02.017>
- Li, H., Zhuang, S., Li, D., Zhao, J., & Ma, Y. (2019). Benign and malignant classification of mammogram images based on deep learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 51, 347–354. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2019.02.017>
- Liu, X., & Tang, J. (2014). Mass classification in mammograms using selected geometry and texture features, and a new SVM-based feature selection method. *IEEE Systems Journal*, 8(3), 910–920. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2013.2286539>
- Liu, X., & Zeng, Z. (2015). A new automatic mass detection method for breast cancer with false positive reduction. *Neurocomputing*, 152, 388–402. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.10.040>
- Martinez, A. M., & Kak, A. C. (2001). PCA versus LDA. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(2), 228–233. <https://doi.org/10.1109/34.908974>
- Nemoto, M., Honmura, S., Shimizu, A., Furukawa, D., Kobatake, H., & Nawano, S. (2009). A pilot study of architectural distortion detection in mammograms based on characteristics of line shadows. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 4(1), 27–36. <https://doi.org/10.1007/s11548-008-0267-9>
- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Mäenpää, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 971–987. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1017623>

- Rangayyan, R. M., Banik, S., Chakraborty, J., Mukhopadhyay, S., & Desautels, J. E. L. (2013). Measures of divergence of oriented patterns for the detection of architectural distortion in prior mammograms. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 8(4), 527–545. <https://doi.org/10.1007/s11548-012-0793-3>
- Suckling, J., Parker, J., Dance, D., Astley, S., Hutt, I., Boggis, C., ... Savage, J. (1994). The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database. *Experta Medica, International Congress Series*, 1069(JANUARY 1994), 375–378. Retrieved from [http://www.researchgate.net/publication/247927550\\_The\\_Mammographic\\_Image\\_Analysis\\_Society\\_Digital\\_Mammogram\\_Database](http://www.researchgate.net/publication/247927550_The_Mammographic_Image_Analysis_Society_Digital_Mammogram_Database)’Exerpta\_Medica
- Suleiman, W. I., McEntee, M. F., Lewis, S. J., Rawashdeh, M. A., Georgian-Smith, D., Heard, R., ... Brennan, P. C. (2016). In the digital era, architectural distortion remains a challenging radiological task. *Clinical Radiology*, 71(1), e35–e40. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2015.10.009>
- Tan, X., & Triggs, B. (2010). Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(6), 1635–1650. <https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2042645>
- Tourassi, G. D., Delong, D. M., & Floyd, C. E. (2006). A study on the computerized fractal analysis of architectural distortion in screening mammograms. *Physics in Medicine and Biology*, 51(5), 1299–1312. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/51/5/018>
- Wajid, S. K., & Hussain, A. (2015). Local energy-based shape histogram feature extraction technique for breast cancer diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 42(20), 6990–6999. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.04.057>
- Walcott-Sapp, S., Garreau, J., Johnson, N., & Thomas, K. A. (2019). Pathology results of architectural distortion on detected with digital breast tomosynthesis without definite sonographic correlate. *The American Journal of Surgery*. <https://doi.org/10.1016/J.AMJSURG.2019.01.029>
- Wei, L., Yang, Y., Nishikawa, R. M., & Jiang, Y. (2005). A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(2), 371–380. <https://doi.org/10.1109/TMI.2004.842457>
- Zyout, I., & Togneri, R. (2018). A computer-aided detection of the architectural distortion in digital mammograms using the fractal dimension measurements of BEMD. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 70, 173–184. <https://doi.org/10.1016/J.COMPMEDIMAG.2018.04.001>



## Κεφάλαιο 5 Παιχνίδι Σοβαρού Σκοπού για την Εκπαίδευση Ακτινολόγων στην Αξιολόγηση Ευρημάτων σε Εικόνες Μαστογραφίας

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται ένα εκπαιδευτικό παιχνίδι, σκοπός του οποίου είναι να βοηθήσει εκπαιδευόμενους ακτινολόγους στον γρήγορο και αποτελεσματικό εντοπισμό αλλοιώσεων σε εικόνες μαστογραφίας και στην εκτίμηση της κατηγορίας πυκνότητας των μαστών. Στις επόμενες ενότητες παρουσιάζεται το θεωρητικό παιδαγωγικό πλαίσιο το οποίο σχετίζεται με τα εκπαιδευτικά παιχνίδια και ακολούθως επιχειρείται η ανάδειξη των χαρακτηριστικών εκείνων που είναι απαραίτητα για την δημιουργία ενός επιτυχημένου παιχνιδιού, δηλαδή ενός παιχνιδιού που είναι ταυτόχρονα ευχάριστο στη χρήση και αποτελεσματικό ως προς τους εκπαιδευτικούς του στόχους. Στην συνέχεια παρουσιάζεται αναλυτικά το παιχνίδι που αναπτύχθηκε ενώ το κεφάλαιο κλείνει με τα απαιτούμενα μελλοντικά βήματα για την βελτίωση και ανάδειξη αυτού.

### 5.1 Εισαγωγή

Τα παραδοσιακά περιβάλλοντα μάθησης είναι συνήθως στατικά, αδυνατούν να παρακινήσουν επαρκώς τους εκπαιδευόμενους και κάποιες φορές μπορούν να χαρακτηριστούν ακόμα και βαρετά (Aburahma & Mohamed, 2015). Στον αντίποδα βρίσκονται μια σειρά από πρόσφατες προσεγγίσεις οι οποίες στηρίζονται στην χρήση ειδικά σχεδιασμένων ηλεκτρονικών παιχνιδιών με σκοπό την μάθηση τα οποία συχνά αποκαλούνται «παιχνίδια σοβαρού σκοπού». Τα εκπαιδευτικά οφέλη των παιχνιδιών αυτών έχουν επιβεβαιωθεί από μια σειρά μελετών (R. Lamb, Antonenko, Etorio, & Seccia, 2018; R. L. Lamb, Annetta, Firestone, & Etorio, 2018) αν και είναι γεγονός ότι έχουν εκφραστεί επίσης και επιφυλάξεις (Connolly, Boyle, MacArthur, Hailey, & Boyle, 2012) ως προς την

αποτελεσματικότητα τους. Σε κάθε περίπτωση αποτελεί κοινό τόπο ότι για να μπορέσει ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού να επιτελέσει αποτελεσματικά τον ρόλο του θα πρέπει να οριστούν με σαφήνεια και ρεαλισμό οι εκπαιδευτικοί του στόχοι και οι προσδοκίες από την χρήση του (S. Moran & Warren-Forward, 2016).

Σχετικά με το προφίλ των όσων παίζουν ηλεκτρονικά παιχνίδια, πρόσφατη μελέτη έδειξε ότι περίπου το 72% αυτών είναι πάνω από 18 ετών ενώ η μέση ηλικία τους είναι τα 35 έτη (John, Sharma, & Karanee, 2019). Παράλληλα, ενώ παλιότερα οι παίκτες αυτοί ήταν κυρίως άντρες, πλέον τα ποσοστά μεταξύ των δύο φύλων έχουν σχεδόν εξισωθεί (Hamari & Keronen, 2017). Το συμπέρασμα από τα στοιχεία αυτά είναι ότι δεν υπάρχει κάποιο ουσιαστικό ηλικιακό ή φυλετικό εμπόδιο στην χρήση ηλεκτρονικών παιχνιδιών για εκπαιδευτικούς σκοπούς.

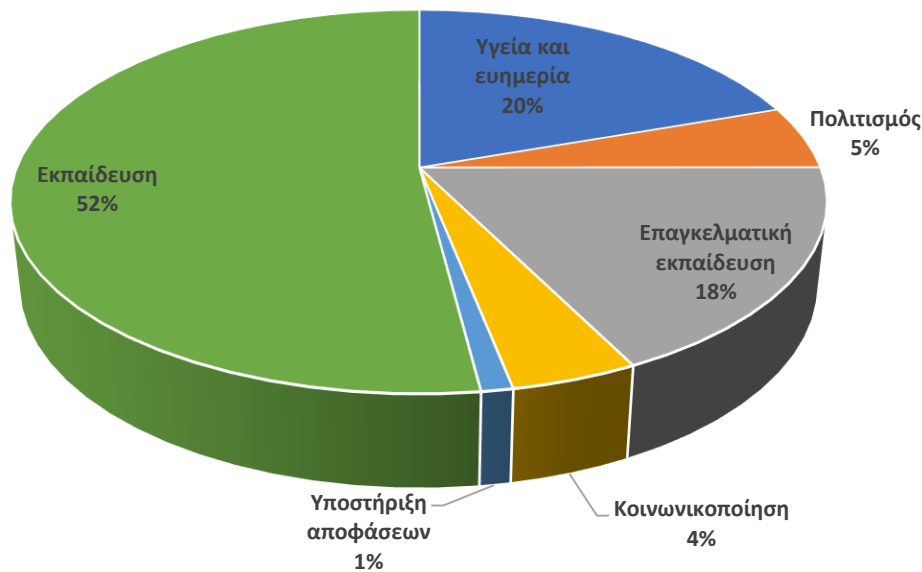
## 5.2 Παιχνίδια Σοβαρού Σκοπού

Ακολουθως δίνονται στοιχεία σχετικά με την εξάπλωση των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού και των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους ενώ επίσης επιχειρείται η ανάλυση του θεωρητικού υποβάθρου στο οποίο στηρίζονται.

### 5.2.1 Γενικά

Το μεγάλο πλεονέκτημα των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού είναι η προσθήκη διαδραστικότητας και διασκέδασης στην εκπαιδευτική διαδικασία (Buchinger & da Silva Hounsell, 2018). Συνεπώς τα παιχνίδια αυτά αποτελούν έναν ασφαλή και ταυτόχρονα ευχάριστο τρόπο μάθησης. Επιπλέον έχει επισημανθεί στην βιβλιογραφία ότι η προσθήκη του χαρακτηριστικό της διασκέδασης σε μια διαδικασία μάθησης, αυξάνει το αίσθημα χρησιμότητας ενισχύοντας έτσι και βελτιώνοντας το τελικό αποτέλεσμα, δηλαδή την γνώση (Hamari & Keronen, 2017).

Το πεδίο εφαρμογής των παιχνιδιών αυτών είναι πολύ μεγάλο και εκτείνεται από την εκπαίδευση σε εξειδικευμένα αντικείμενα όπως η κυβερνοασφάλεια (Tioh, Mina, & Jacobson, 2017; Yasin, Liu, Li, Wang, & Zowghi, 2018), η σχολική χημεία και φυσική (Hodges, Wang, Lee, Cohen, & Jang, 2018) μέχρι και η ευαισθητοποίηση σε θέματα εμβολιασμού (Ohannessian, Yaghobian, Verger, & Vanhems, 2016) και σχολικού εκφοβισμού (Boduszek et al., 2019). Η εικόνα 5.1 παρουσιάζει μια κατανομή των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού με βάση το αντικείμενο τους από όπου γίνεται σαφές ότι τα περισσότερα παιχνίδια σοβαρού σκοπού αφορούν τον χώρο της εκπαίδευσης με ποσοστό περίπου 53%, με τον χώρο της υγείας να έρχεται δεύτερος με ποσοστό περίπου 20% (Calderón & Ruiz, 2015).



**Εικόνα 5.1** Κατανομή των «Παιχνιδιών Σοβαρού Σκοπού» με βάση το αντικείμενο τους (Calderón & Ruiz, 2015).

Ειδικά ο χώρος της υγείας θέλησε από νωρίς να εκμεταλλευτεί τα ειδικά χαρακτηριστικά των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού για την αποτελεσματική εκπαίδευση των επαγγελματιών υγείας (Hakak et al., 2019). Μερικές πρόσφατες υλοποιήσεις είναι οι εξής:

- Διαδικτυακή εφαρμογή για την εκπαίδευση στην παροχή Α΄ βοηθειών σε παιδιατρικά περιστατικά (Aksoy, Guven, Sayali, & Kitarcioglu, 2019).
- Εργαλείο για την εκπαίδευση νεαρών φυσιοθεραπευτών (Savazzi et al., 2018).
- Εικονική εφαρμογή για την εκπαίδευση στην φαρμακολογία (Lam, Gutierrez, Goad, Odessky, & Bock, 2019).
- Εφαρμογή για την εκπαίδευση σε μεθόδους ελάχιστα επεμβατικής χειρουργικής για την αντιμετώπιση του καρκίνου (Rekman & Alseidi, 2019).

### 5.2.2 Ορισμός Παιχνιδιών Σοβαρού Σκοπού

Οι προϋποθέσεις που πρέπει να έχει μια εφαρμογή ώστε να θεωρείται παιχνίδι σοβαρού σκοπού ήταν ένα ζήτημα που απασχόλησε έντονα της ερευνητική-ακαδημαϊκή κοινότητα. Σύμφωνα με τους (Erhel & Jamet, 2019) ο καλύτερος ίσως ορισμός είναι αυτός που προτάθηκε από τον (Mayer, 2019a) ο οποίος πρότείνει ότι ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού θα πρέπει να συγκεντρώνει τα ακόλουθα πέντε χαρακτηριστικά:

- Να στηρίζεται σε συγκεκριμένους αιτιολογικούς κανόνες τους οποίους ο χρήστης πρέπει να αφομοιώσει προκειμένου να μπορέσει να ολοκληρώσει το παιχνίδι.

- Να εμπεριέχει το χαρακτηριστικό τη ανταπόκρισης, με την έννοια ότι αποκρίνεται γρήγορα και με σαφήνεια στις ενέργειες του χρήστη.
- Να είναι απαιτητικό με την έννοια ότι θα πρέπει να παρέχει σημαντικές προκλήσεις στους χρήστες τους οι οποίες όμως είναι εφικτό να κατακτηθούν (δεν αποθαρρύνουν) με την κατάλληλη προσπάθεια.
- Να έχει χαρακτήρα αθροιστικό, ή με άλλα λόγια να διατηρεί τις προηγούμενες προσπάθειες των χρηστών επιτρέποντας τους να διαπιστώνουν την πρόοδο τους προς την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων.
- Να είναι δελεαστικό με την έννοια ότι θα πρέπει να είναι ευχάριστο, ενδιαφέρον και ελκυστικό παρακινώντας έτσι τους χρήστες του να συνεχίσουν να παίζουν.

Ένας άλλος όρος που έκανε την εμφάνιση του τελευταία είναι αυτός της «παιχνιδοποίησης» (gamification). Αν και συχνά οι όροι παιχνιδοποίηση και παιχνίδι σοβαρού σκοπού χρησιμοποιούνται χωρίς διάκριση, στην πραγματικότητα οι δύο τους δεν ταυτίζονται. Ο πιο κοινά αποδεκτός ορισμός της παιχνιδοποίησης είναι ότι πρόκειται για «την διαδικασία εμπλουτισμού μιας υπηρεσίας με στοιχεία που προσφέρουν μια παιγνιώδη εμπειρία με σκοπό την υποστήριξη της δημιουργίας πρόσθετης αξίας για τον τελικό χρήστη» (Huotari & Hamari, 2017). Ουσιαστικά λοιπόν η παιχνιδοποίηση αναφέρεται στην αναβάθμιση ήδη υπαρχόντων (διαδραστικών) συστημάτων με στοιχεία παιχνιδιού, χωρίς όμως το τελικό αποτέλεσμα να είναι ένα παιχνίδι και εκεί ακριβώς είναι η διαφορά με τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού (Deterding, 2012).

### 5.2.3 Μηχανισμοί Μάθησης

Καθώς σκοπός των αναφερόμενων προσεγγίσεων είναι η προώθηση της διαδικασίας μάθησης κρίνεται σκόπιμο στο σημείο αυτό να ορίσουμε την έννοια της μάθησης. Σύμφωνα με τον (Mayer, 2019b) μάθηση είναι «η ενεργή διαδικασία φιλτραρίσματος, επιλογής, οργάνωσης και συνδυασμού πληροφοριών η οποία βασίζεται και αξιοποιεί προ-υπάρχουσα γνώση (prior knowledge)». Τα βασικά στοιχεία του ορισμού αυτού είναι ότι η μάθηση είναι μια ενεργή διαδικασία η οποία στηρίζεται και αξιοποιεί προηγούμενη γνώση. Πολύ συχνά στην βιβλιογραφία γίνεται διάκριση μεταξύ ουσιώδους μάθησης (meaningful learning) και επιφανειακής μάθησης (surface learning) (Erhel & Jamet, 2019). Η ουσιώδης μάθηση, η οποία προϋποθέτει την κριτική ανάλυση της νέας πληροφορίας και συνδυασμού της με προ-υπάρχουσα γνώση, οδηγεί σε κατανόηση, μακρόχρονη διατήρηση των βασικών εννοιών και δυνατότητα αξιοποίησης τους για την επίλυση προβλημάτων σε διαφορετικά πλαίσια από ότι το αρχικό. Από την άλλη πλευρά η επιφανειακή μάθηση περιλαμβάνει την άκριτη αποδοχή πληροφοριών και την απομνημόνευση τους σαν απομονωμένα και ασύνδετα στοιχεία. Είναι σαφές ότι στόχος κάθε εκπαιδευτικού εργαλείου όπως είναι ένα

παιχνίδι σοβαρού σκοπού, θα πρέπει να είναι η προαγωγή της ουσιαστικής μάθησης και όχι της επιφανειακής.

Σε μια προσπάθεια να αποσαφηνιστεί η διαδικασία με την οποία ο εγκέφαλος επεξεργάζεται νέες πληροφορίες και τις μετατρέπει σε γνώση έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία διάφορες προσεγγίσεις. Σύμφωνα με τον (Mayer, 2019b) κατά την διαδικασία της μάθησης ο ανθρώπινος εγκέφαλος χρησιμοποιεί δύο διαφορετικά κανάλια για την επεξεργασία πληροφοριών. Το ένα από αυτά είναι το οπτικό και το άλλο είναι το ακουστικό ή λεκτικό. Επισημαίνεται ότι η χωρητικότητα των συγκεκριμένων καναλιών θεωρείται πεπερασμένη ή με άλλα λόγια το μέγεθος της πληροφορίας που μπορεί να μεταφερθεί από τα κανάλια αυτά και να μετατραπεί σε νέα γνώση είναι περιορισμένο. Συνεπώς ένα άμεσο συμπέρασμα της συγκεκριμένης θεώρησης είναι ότι θα πρέπει να υπάρχει ισορροπία στον όγκο πληροφορίας που δίνεται μέσω του οπτικού και του λεκτικού καναλιού.

Η προηγούμενη θεώρηση έρχεται σε συμφωνία και με την θεωρία του γνωστικού φόρτου η οποία και αποτελεί μια από τις δημοφιλέστερες θεωρήσεις στον χώρο της μάθησης (Li, Antonenko, & Wang, 2019). Πιο συγκεκριμένα ως «γνωστικός φόρτος» ορίζεται ο όγκος της νοητικής δραστηριότητας η οποία πραγματοποιείται στην προσωρινή μνήμη και έχει σαν σκοπό την μάθηση (Paas, Renkl, & Sweller, 2004). Σύμφωνα με την θεώρηση αυτή, η παρεχόμενη πληροφορία αρχικά υπόκειται σε επεξεργασία από την προσωρινή μνήμη η οποία όμως παρουσιάζει περιορισμούς ως προς το μέγεθος της πληροφορίας που μπορεί να διαχειριστεί. Στην συνέχεια, το αποτέλεσμα της επεξεργασίας αυτής αποθηκεύεται στην μακρόχρονη μνήμη, η χωρητικότητα της οποίας θεωρείται απεριόριστη (Sweller, van Merriënboer, & Paas, 2019). Η ανάκληση πληροφοριών και η μεταφορά τους στην προσωρινή μνήμη δεν συνεπάγεται αύξηση του γνωστικού φόρτου. Από την άλλη πλευρά ο γνωστικός φόρτος αυξάνεται είτε όταν υπάρχουν άσχετοι με το αντικείμενο της μάθησης περισπασμοί από το περιβάλλον είτε όταν λόγω κακού σχεδιασμού της εκπαιδευτικής εφαρμογής ο εκπαιδευόμενος δέχεται μη ουσιαστικές πληροφορίες (Sweller et al., 2019). Ο γνωστικός φόρτος μπορεί επίσης να αυξηθεί σημαντικά όταν ο εκπαιδευόμενος δέχεται πληροφορίες με ρυθμό μεγαλύτερο από αυτόν με τον οποίο μπορεί να τις επεξεργαστεί. Μια πρόσθετη παράμετρος είναι ότι οι διαθέσιμοι πόροι της προσωρινής μνήμης δεν πρέπει να θεωρούνται σταθεροί καθώς έχει φανεί ότι παρατεταμένη διανοητική προσπάθεια οδηγεί σε κόπωση και μείωση των συγκεκριμένων πόρων (Chen, Castro-Alonso, Paas, & Sweller, 2018).

Συνεπώς και με βάση την συγκεκριμένη θεώρηση, μια εκπαιδευτική εφαρμογή θα πρέπει να διασφαλίζει ότι ο γνωστικός φόρτος που θα δημιουργείται στον εκπαιδευόμενο θα είναι ο ελάχιστος δυνατός. Η μείωση αυτή μπορεί να επιτευχθεί μέσω της μείωσης της περιττής

πληροφορίας, την προσπάθεια αξιοποίησης και σύνδεσης με ήδη αποκτημένη γνώση (πρότερη γνώση) καθώς και την επιλογή του σωστού ρυθμού παροχής της νέας πληροφορίας έτσι ώστε να αποφεύγεται η διανοητική κόπωση και η συνακόλουθη μείωση των διαθέσιμων πόρων της προσωρινής μνήμης.

Ειδικά το τελευταίο κομμάτι, δηλαδή η σύνδεση γνωστικού φόρτου και μειωμένης απόδοσης λόγω κόπωσης μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελεί την θεωρητική ερμηνεία της αρχής της απόστασης (spacing effect). Σύμφωνα με αυτήν, η ικανότητα αφομοίωσης νέας πληροφορίας αυξάνεται όταν αυτή δεν παρουσιάζεται με ενιαίο και συνεχή τρόπο αλλά όταν αυτή παρουσιάζεται σε τμήματα τα οποία απέχουν χρονικά μεταξύ τους (Kapler, Weston, & Wiseheart, 2015).

Ένας παράγοντας που εκτιμάται ότι επιδρά στην χωρητικότητα της προσωρινής μνήμης και άρα επηρεάζει και τον γνωστικό φόρτο είναι το άγχος και γενικότερα η συναισθηματική φόρτιση. Πιο συγκεκριμένα εκτιμάται ότι η συναισθηματική φόρτιση μειώνει την χωρητικότητα της προσωρινής μνήμης αυξάνοντας έτσι τον γνωστικό φόρτο και δυσχεραίνοντας την διαδικασία της μάθησης (T. P. Moran, 2016). Συνεπώς είναι σκόπιμο να λαμβάνεται ειδική μέριμνα ώστε ο εκπαιδευόμενος να νιώθει ήρεμος και ασφαλής κατά την διαδικασία της εκπαίδευσης. Εξάιρεση βέβαια αποτελούν οι περιπτώσεις όπου ο εκπαιδευόμενος θα κληθεί να εφαρμόσει τις γνώσεις που πρόκειται να αποκτήσει σε περιβάλλοντα που προκαλούν εγγενώς συναισθηματική φόρτιση και άγχος. Στην περίπτωση αυτή η αντιμετώπιση των συναισθημάτων αυτών θα πρέπει να θεωρείται σαν πρόσθετο αντικείμενο μάθησης (Sweller et al., 2019).

#### 5.2.4 Παρότρυνση - Παρακίνηση

Ένας από τους σημαντικότερους παράγοντες που καθοδηγούν την διαδικασία της μάθησης είναι ύπαρξη κατάλληλων κινήτρων από την πλευρά του εκπαιδευόμενου (Paas, Tuoninen, Van Merriënboer, & Darabi, 2005). Συνεπώς ένα εκπαιδευτικό παιχνίδι για να είναι πετυχημένο θα πρέπει να λάβει σοβαρά υπόψη του την διάσταση της παρακίνησης.

Σύμφωνα με την θεωρία του αυτό-προσδιορισμού (self-determination theory), η παρακίνηση μπορεί να χωριστεί σε δύο βασικές κατηγορίες με βάση την πηγή προέλευσης της (Deci & Ryan, 2000): σε εξωτερική και εσωτερική. Η εξωτερική παρακίνηση μπορεί να χωριστεί με την σειρά της σε τρεις επιμέρους υποκατηγορίες:

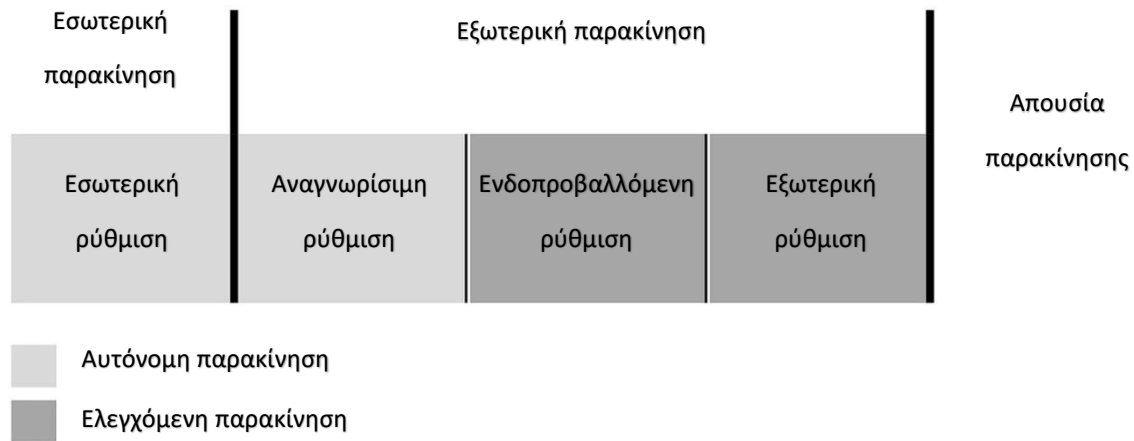
- Εξωτερική ρύθμιση – Στην περίπτωση αυτή ο εκπαιδευόμενος ανταποκρίνεται σε μια σαφή ανταμοιβή ή τιμωρία αλλά αδυνατεί να εκτιμήσει την αξία της συγκεκριμένης εκπαιδευτικής δραστηριότητας ή τα μαθησιακά της αποτελέσματα πέρα από την ίδια την ανταμοιβή ή τιμωρία. Παράδειγμα αποτελεί ο εκπαιδευόμενος που εκτελεί μια άσκηση

σχεδόν μηχανικά για να κερδίσει ένα δώρο ή να αποφύγει μια τιμωρία χωρίς όμως να εκδηλώνει κανένα ενδιαφέρον για τον πραγματικό σκοπό της άσκησης.

- Ενδοπροβαλλόμενη ρύθμιση – Στην περίπτωση αυτή ο εκπαιδευόμενος αρχίζει να εσωτερικεύει κάπως την ρύθμιση χωρίς όμως να έχει εδραιωθεί μέσα του η πίστη στην πραγματική αξία της συγκεκριμένης εκπαιδευτικής δραστηριότητας. Στην περίπτωση αυτή εμφανίζει κάπως πιο αυξημένο βαθμό παρακίνησης σε σχέση με πριν και αντιλαμβάνεται κάπως την αξία της συγκεκριμένης δραστηριότητας. Ο κύριος όμως λόγος που την εκτελεί σχετίζεται λιγότερο με την αναγνώριση της πραγματικής της αξίας και περισσότερο με το ότι νιώθει ότι πρέπει να την κάνει επειδή σε αυτήν συμμετέχουν και οι φίλοι του ή επειδή θέλει να πετύχει υψηλότερο βαθμό από ότι ένας αντίπαλος.
- Αναγνωρίσιμη ρύθμιση – ο εκπαιδευόμενος στην περίπτωση αυτή έχει εσωτερικεύσει πλήρως την εξωτερική ρύθμιση, η οποία έχει πλέον εδραιωθεί μέσα του. Πιο συγκεκριμένα, ο εκπαιδευόμενος παρακινείται να εκτελέσει μια δραστηριότητα που μπορεί να μην τον ευχαριστεί ιδιαίτερα ωστόσο το κάνει επειδή την θεωρεί σημαντική. Παράδειγμα αποτελεί εκπαιδευόμενος ο οποίος παρακινείται να ολοκληρώσει τις ασκήσεις του γιατί κάνοντας το είναι πολύ πιθανόν να βελτιώσει τις επιδόσεις του σε κάποια τελική εξέταση το αποτέλεσμα της οποίας θεωρεί πολύ σημαντικό. Τέτοιου είδους σημαντικές εξετάσεις θα μπορούσαν να είναι οι εξετάσεις εισόδου στην τριτοβάθμια εκπαίδευση ή ακόμα και οι εξετάσεις για μια υποτροφία. Τελικά αυτό που συμβαίνει είναι ότι η προσδοκία για μια μελλοντική επιτυχία συσχετίζεται στο μυαλό του εκπαιδευόμενου με την επιτυχή ολοκλήρωση της συγκεκριμένης δραστηριότητας και έτσι επιτυγχάνεται η εσωτερική ρύθμιση και τελικά η παρακίνηση.

Όταν από την άλλη πλευρά η παρακίνηση είναι εσωτερική, τότε η ρύθμιση είναι ενδογενής. Το εσωτερικά παρακινούμενο άτομο δεν χρειάζεται καθόλου προτροπή προκειμένου να ολοκληρώσει μια δραστηριότητα καθώς το κάνει επειδή νιώθει ευχαρίστηση και αίσθημα ολοκλήρωσης από την δραστηριότητα αυτή.

Η εικόνα 5.2 παρουσιάζει σχηματικά τα διαφορετικά είδη παρακίνησης. Το δεξί άκρο του σχήματος αντιστοιχεί σε πλήρη απουσία παρακίνησης ενώ το αριστερό στην εσωτερική παρακίνηση. Όπως παρατηρούμε και από την εικόνα η εξωτερική και η ενδοπροβαλλόμενη ρύθμιση ανήκουν στην κατηγορία της ελεγχόμενης παρακίνησης ενώ η αναγνωρίσιμη και εσωτερική ρύθμιση στην κατηγορία της αυτόνομης παρακίνησης.



**Εικόνα 5.2** Μορφές παρακίνησης (Ma, Oikonomou, & Jain, 2011).

Γενικά είναι αποδεκτό ότι η εσωτερική παρακίνηση έχει πολύ μεγαλύτερη αξία σε σχέση με την εξωτερική παρακίνηση καθώς η πρώτη είναι αποτελεσματικότερη στην παραγωγή ουσιώδους γνώσης (van Roy & Zaman, 2017) έστω και αν βραχυπρόθεσμα οι δυο τους μπορεί να φαίνεται ότι έχουν παρόμοια επίδραση (Gray, Robertson, Manches, & Rajendran, 2019). Τα καλά νέα στην περίπτωση αυτή είναι ότι σύμφωνα με την θεωρία του αυτό-προσδιορισμού όταν ένας εκπαιδευόμενος γίνει αποδέκτης επαρκούς εξωτερικής παρακίνησης τότε είναι δυνατόν να εσωτερικεύσει την παρακίνηση, ή με άλλα λόγια να συμβεί μετατροπή της εξωτερικής παρακίνησης σε εσωτερική. Για να μπορέσει ωστόσο να συμβεί αυτή η μετατροπή θα πρέπει να εκπληρώνονται οι ακόλουθες τρεις βασικές ψυχοκοινωνικές ανάγκες (Cook & Artino, 2016):

- Η ανάγκη της ικανότητας (competence) η οποία εκφράζει την ανάγκη του ατόμου να νιώθει ότι είναι ικανό να ανταπεξέλθει στις απαιτήσεις μιας δραστηριότητας.
- Η ανάγκη της αυτονομίας (autonomy) που σχετίζεται με την ανάγκη του ατόμου να αισθάνεται ότι μπορεί να κάνει επιλογές για τον εαυτό του.
- Η ανάγκη της συνάφειας (relatedness) η οποία σχετίζεται με την ανάγκη του ατόμου να νιώθει ότι ανήκει σε μια ομάδα με κοινά χαρακτηριστικά ή επιδιώξεις.

Σύμφωνα με τους (Rutledge et al., 2018) οι ψυχοκοινωνικές ανάγκες θα μπορούσαν αντιμετωπιστούν στο πλαίσιο ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού με τους ακόλουθους τρόπους:

- Αίσθημα ικανότητας – θα πρέπει ο βαθμός δυσκολίας μιας δραστηριότητας να μην είναι ούτε πολύ μικρός ώστε ο εκπαιδευόμενος να βαριέται αλλά ούτε και πολύ μεγάλος ώστε να αδυνατεί να ολοκληρώσει την δραστηριότητα. Επίσης επιμέρους στοιχεία παιχνιδιοποίησης όπως πίνακες βαθμολογίας ή παράσημα επίτευξης στόχου (badges) μπορούν να συμβάλουν θετικά στην καλλιέργεια του αισθήματος της ικανότητας.



- Αίσθημα αυτονομίας – το παιχνίδι θα πρέπει να δίνει στον χρήστη την δυνατότητα να κάνει επιλογές. Η δυνατότητα αυτή θα μπορούσε να επιτευχθεί μέσα από την δημιουργία ποικιλίας δραστηριοτήτων μέσω των οποίων ο εκπαιδευόμενος θα μπορεί να συγκεντρώνει βαθμούς και μέσα από την παροχή στον χρήστη της ελευθερίας να επιλέγει ο ίδιος πόσες και ποιες από αυτές θα εκτελέσει. Το αίσθημα αυτονομίας μπορεί επίσης να ενισχυθεί από ένα παιχνίδι εύχρηστο και φιλικό προς τον χρήστη.
- Αίσθημα συνάφειας – το παιχνίδι θα πρέπει να δίνει την δυνατότητα διαγωνισμού ή συνεργασίας με άλλους εκπαιδευόμενους. Η δυνατότητα αυτή θα μπορούσε να επιτευχθεί μέσω της δημιουργίας δραστηριοτήτων με πολλαπλούς παίκτες καθώς και η χρήση πινάκων βαθμολόγησης στους οποίους εμφανίζονται τα καλύτερα αποτελέσματα από το σύνολο των παικτών.

Πάντως είναι γεγονός ότι παρά την γενική συμφωνία σε επίπεδο βιβλιογραφίας ως προς τις γενικές αρχές της παρακίνησης, αυτή δεν παύει να εμφανίζει αποκλίσεις από άτομο σε άτομο ανάλογα με την ιδιοσυγκρασία και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του καθενός (van Roy & Zaman, 2018). Απόρροια αυτού είναι ότι ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού για να είναι πετυχημένο στο κομμάτι της παρακίνησης θα πρέπει να ενσωματώνει ποικιλία στοιχείων και χαρακτηριστικών και να συνδυάζει εξωγενή και ενδογενή κίνητρα (Johnson et al., 2018). Για παράδειγμα, ένα παιχνίδι είναι πιο αποτελεσματικό όταν εκτός από την χρήση πίνακα βαθμολογίας (εξωγενές κίνητρο) ταυτόχρονα είναι και ευχάριστο (ενδογενές κίνητρο) (Gray et al., 2019).

Ένας άλλος όρος που χρησιμοποιείται συχνά στον χώρο των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού και σχετίζεται με την παρακίνηση, είναι αυτός της «ροής». Ο όρος αυτός χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τους (Mirvis & Csikszentmihalyi, 1991) για να περιγράψει την νοητική εκείνη κατάσταση η οποία χαρακτηρίζεται από έντονη συγκέντρωση σε συνδυασμό με αυξημένη ευχαρίστηση κατά την εκτέλεση μιας εγγενώς ευχάριστης δραστηριότητας (Shernoff, 2013). Μια από τις πιο σημαντικές προϋποθέσεις για την επίτευξη ροής είναι το παιχνίδι να είναι αρκετά δύσκολο ώστε να απαιτείται ικανότητα για την επιτυχή ολοκλήρωση των επιμέρους σταδίων χωρίς όμως ταυτόχρονα να είναι τόσο δύσκολο ώστε να αποθαρρύνεται ο χρήστης (Hamari et al., 2016). Με άλλα λόγια, το μέγεθος της πρόκλησης και ο βαθμός δυσκολίας θα πρέπει να είναι υψηλά και ταυτόχρονα σε ισορροπία με τις δεξιότητες του χρήστη. Οι διαφορετικοί συνδυασμοί δυσκολίας και δεξιότητας εκ μέρους του χρήστη, μπορούν να οδηγήσουν στις ακόλουθες βασικές ψυχολογικές καταστάσεις: α) απάθεια (apathy) που είναι αποτέλεσμα χαμηλής δυσκολίας και χαμηλής δεξιότητας, β) χαλαρότητα, που είναι αποτέλεσμα υψηλής δεξιότητας αλλά χαμηλής δυσκολίας, γ) αγωνία, που είναι αποτέλεσμα υψηλής δυσκολίας αλλά χαμηλής δεξιότητας και δ) ροή, που είναι αποτέλεσμα υψηλής δυσκολίας σε συνδυασμό με υψηλή δεξιότητα (Hamari et al., 2016).

Η επίτευξη αυτής της ισορροπίας δυσκολίας-δεξιότητας αποτελεί σημαντική πρόκληση για τον επιπλέον λόγο ότι όσο οι χρήστες χρησιμοποιούν το παιχνίδι τόσο βελτιώνονται οι δεξιότητες τους. Για τον λόγο αυτό πολλοί κατασκευαστές παιχνιδιών προσπαθούν να ενσωματώσουν ειδικούς μηχανισμούς για την προσαρμογή του βαθμού δυσκολίας του παιχνιδιού στις μεταβαλλόμενες ανάγκες των χρηστών τους ανάλογα με τις επιδόσεις και την συμπεριφορά που επιδεικνύουν παίζοντας το παιχνίδι (Denisova & Cairns, 2019; Westera, 2017). Επιπλέον μια άλλη προσέγγιση που βοηθάει στην προσπάθεια επίτευξης ροής είναι η ενσωμάτωση χαρακτηριστικών όπως τα επιτεύγματα, η χρονομέτρηση και η βαθμολόγηση έτσι ώστε ο χρήστης να μην έρχεται αντιμέτωπος με το δίπολο αποτυχία – επιτυχία, αλλά να μπορεί να οδηγηθεί σε διάφορα επίπεδα επιτυχίας μέσα από μικρές ανταμοιβές (Hendrix, Bellamy-Wood, McKay, Bloom, & Dunwell, 2018). Ο όρος επιτεύγματα που αναφέρθηκε προηγουμένως αφορά ένα ειδικό αρχιτεκτονικό στοιχείο που υποστηρίζεται και από το λειτουργικό σύστημα android και το οποίο έχει σαν στόχο την παροχή ανταμοιβής στον χρήστη για την επίτευξη μικρότερων στόχων οι οποίοι σχετίζονται μεν αλλά δεν ταυτίζονται πάντα με τον συνολικό στόχο του παιχνιδιού.

### 5.2.5 Εμπειρία Χρήστη (User experience)

Με τον όρο «εμπειρία χρήστη» (User Experience - UX) περιγράφεται η εμπειρία που απέκτησε κάποιος χρησιμοποιώντας μια εφαρμογή (Fanfarelli, McDaniel, & Crossley, 2018). Είναι γεγονός ότι η εμπειρία αυτή μπορεί να επηρεαστεί και από μια σειρά από παράγοντες ξένους προς την εφαρμογή όπως τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του κάθε ατόμου ή οι συνθήκες του περιβάλλοντος. Σε κάθε περίπτωση ωστόσο, μια εφαρμογή είναι επιτυχημένη όταν είναι σε θέση μέσω της κατάλληλης σχεδίασης να μειώνει την επίδραση των εξωγενών παραμέτρων και να οδηγεί σε θετική αλληλεπίδραση του χρήστη με αυτήν. Κατά καιρούς έχουν εμφανιστεί στην βιβλιογραφία διάφορες απόψεις ως προς τους παράγοντες που επηρεάζουν την εμπειρία χρήστη αλλά και τα χαρακτηριστικά μιας αποτελεσματικής εφαρμογής. Έτσι λοιπόν, σύμφωνα με τον (Alben, 1996) τα βασικά χαρακτηριστικά μιας εφαρμογής που επηρεάζουν άμεσα την εμπειρία χρήστη είναι τα εξής:

- Καλαισθησία.
- Ευκολία στην διαχείριση.
- Γνώση των αναγκών των τελικών αναγκών της εφαρμογής.
- Ευχρηστία – το πόσο εύκολο είναι σε έναν χρήστη να μάθει να την χρησιμοποιεί.
- Χρησιμότητα.
- Επεκτασιμότητα.
- Χρήση αποτελεσματικής μεθόδου σχεδίασης και αξιολόγησης σε κάθε επιμέρους στάδιο σχεδιασμού και υλοποίησης.

- Αποτελεσματικότητα ως προς την επίτευξη του τελικού σκοπού, ο οποίος στην περίπτωση μας είναι η μάθηση.

Σύμφωνα με τους (Fanfarelli et al., 2018) και ειδικά για τον χώρο της υγείας, οι βασικές κατηγορίες χαρακτηριστικών που προσδιορίζουν την εμπειρία χρήσης είναι η χρηστικότητα, η προσαρμοστικότητα και η αποτελεσματικότητα. Ποιο συγκεκριμένα:

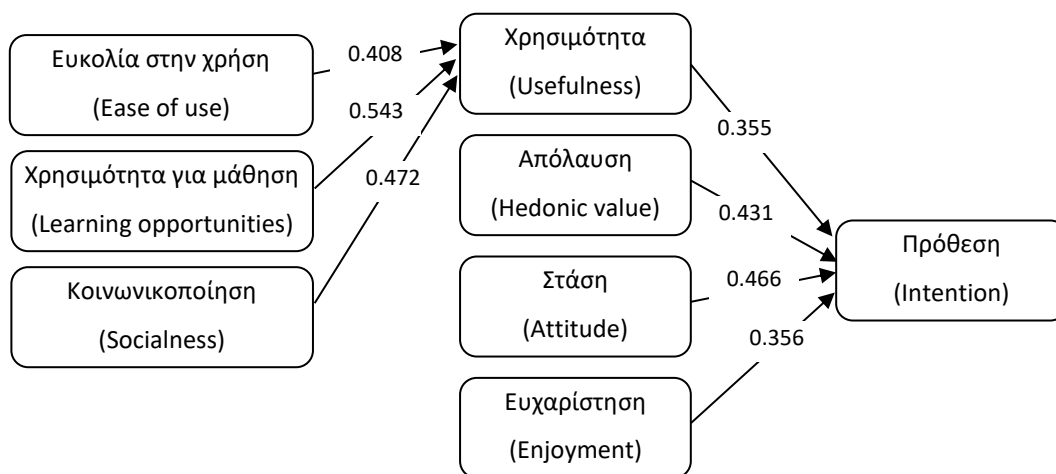
- Η χρηστικότητα σχετίζεται με την δομή και τον σχεδιασμό της εφαρμογής. Μια εφαρμογή εμφανίζει υψηλό βαθμό χρηστικότητας όταν οι χρήστες της μπορούν εύκολα να εξοικειωθούν με αυτήν και να την χρησιμοποιήσουν σωστά. Μια δύσχρηστη εφαρμογή μπορεί να προκαλέσει σειρά αρνητικών συναισθημάτων όπως ενόχληση ή ακόμα και θυμό, τα οποία με την σειρά τους οδηγούν σε μείωση της αλληλεπίδρασης με την εφαρμογή και συνεπώς δυσχεραίνουν την διαδικασία μάθησης.
- Η προσαρμοστικότητα αφορά την ικανότητα της εφαρμογής να ανταποκρίνεται στις μεταβαλλόμενες ανάγκες των χρηστών της. Για παράδειγμα μια εφαρμογή με υψηλό βαθμό προσαρμοστικότητας είναι μια εφαρμογή που μπορεί να προσαρμόζεται στον βαθμό ικανότητας και τις μαθησιακές ανάγκες των χρηστών της.
- Η αποτελεσματικότητα αφορά το κατά πόσο η εφαρμογή λειτουργεί σωστά (χωρίς σφάλματα) αλλά και το κατά πόσο αυτή ανταποκρίνεται στις ανάγκες που οδήγησαν στην δημιουργία της, π.χ. η ικανοποίηση των εκπαιδευτικών στόχων.

Σε μια πρόσφατη εργασία που παρουσιάστηκε από τους (Moizer et al., 2019) η εμπειρία χρήστη αναλύεται σε:

- Εμπειρία παιχνιδιού, που περιγράφει την αίσθηση που δημιουργείται στον χρήστη από αυτό καθ' εαυτό το παιχνίδι. Παράγοντες που συμβάλουν σε θετική εμπειρία παιχνιδιού είναι η ικανότητα προσαρμογής του βαθμού δυσκολίας στις δεξιότητες του χρήστη, η επίτευξη ροής, η δημιουργία θετικών συναισθημάτων και η αποφυγή εντάσεων.
- Μαθησιακή εμπειρία η οποία συχνά ονομάζεται και αποτελεσματικότητα και σχετίζεται με την αίσθηση που δημιουργείται στον χρήστη ως προς την αξία της εφαρμογής σαν εκπαιδευτικό εργαλείο. Παράγοντες που την επηρεάζουν θετικά είναι η ύπαρξη ξεκάθαρων μαθησιακών στόχων, καθώς και η παροχή κατάλληλης ανάδρασης ή βοήθειας.
- Προσαρμοστικότητα, που περιγράφει την αίσθηση που δημιουργείται στον χρήστη ως προς την ικανότητα της εφαρμογής να προσαρμόζεται στις μαθησιακές του ανάγκες προσαρμόζοντας συνεχώς τον βαθμό δυσκολίας. Στο πλαίσιο αυτό σημαντική είναι και η χρήση προσωποποιημένων μηνυμάτων με σκοπό την υποβοήθηση και καθοδήγηση του χρήστη.

- Ευχρηστία, η οποία περιγράφει την αίσθηση του χρήστη σχετικά με την ευκολία χρήσης της εφαρμογής. Τα στοιχεία που θεωρούνται σημαντικά ώστε να θεωρηθεί μια εφαρμογή εύκολη στην χρήση είναι η παροχή επιλογών για τον έλεγχο και προσαρμογή του περιβάλλοντος του παιχνιδιού, η απουσία σφαλμάτων και η αίσθηση ικανοποίησης από την αλληλεπίδραση με την εφαρμογή.
- Πιστότητα, που περιγράφει τον βαθμό ρεαλιστικότητας του περιβάλλοντος της εφαρμογής. Η ρεαλιστικότητα θεωρείται σημαντική ιδιαίτερα στις περιπτώσεις όπου επιδιώκεται η εκπαίδευση του χρήστη στην αντιμετώπιση πραγματικών καταστάσεων. Από την άλλη πλευρά βέβαια έχει εκφραστεί και η άποψη ότι μικρότερος βαθμός πιστότητας μπορεί να οδηγήσει σε αποτελεσματικότερη μάθηση μέσω της απλοποίησης της πραγματικότητας και άρα καλύτερης εστίασης στο πραγματικό αντικείμενο μάθησης.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να επισημάνουμε ότι, όπως φάνηκε και από τα ανωτέρω, αν και σε γενικές γραμμές οι διάφορες εργασίες που παρουσιάστηκαν στην βιβλιογραφία συμφωνούν ως προς τους βασικούς παράγοντες που συντελούν στην δημιουργία θετικής εμπειρίας χρήστη, εντούτοις εμφανίζουν αποκλίσεις στις επιμέρους παραμέτρους που προσδιορίζουν τους παράγοντες αυτούς. Έχοντας αυτό σαν αφετηρία οι (Bartista & Oliveira, 2019) προσπάθησαν να κάνουν μια ανασκόπηση όλων εκείνων των παραμέτρων που έχουν αναφερθεί στην βιβλιογραφία και ακολούθως να εντοπίσουν αυτές που τελικά έχουν την μεγαλύτερη επίδραση στο να διαμορφώσουν θετική στάση του χρήστη ως προς την εφαρμογή ή με άλλα λόγια επηρεάζουν την πρόθεση του χρήστη να χρησιμοποιήσει την εφαρμογή. Η εικόνα 5.3 παρουσιάζει τις παραμέτρους που εντοπίστηκαν με τον τρόπο αυτό καθώς επίσης και τις μεταξύ τους συσχετίσεις, ενώ ο πίνακας 5.1 παρουσιάζει μια συνοπτική περιγραφή τους.



**Εικόνα 5.3** Κυριότερες παράμετροι που επηρεάζουν την διαμόρφωση πρόθεσης χρήσης μιας εφαρμογής και συσχετίσεις αυτών (Bartista & Oliveira, 2019).

**Πίνακας 5.1** Επεξήγηση παραμέτρων που επηρεάζουν την διαμόρφωση πρόθεσης χρήσης μιας εφαρμογής (Baptista & Oliveira, 2019).

Παράμετρος	Περιγραφή
Ευκολία στην χρήση (Ease of use)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της συγκεκριμένης εφαρμογής θεωρείται εύκολη και απροβλημάτιστη.
Χρησιμότητα για μάθηση (Learning opportunities)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της συγκεκριμένης εφαρμογής μπορεί να βοηθήσει στην διαδικασία της μάθησης.
Κοινωνικοποίηση (Socialness)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της εφαρμογής προάγει την διασύνδεση με άλλα άτομα.
Χρησιμότητα (Usefulness)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της συγκεκριμένης εφαρμογής μπορεί να βελτιώσει τις επαγγελματικές επιδόσεις του χρήστη.
Απόλαυση (Hedonic value)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της εφαρμογής δημιουργεί στον χρήστη αίσθημα χαράς απόλαυσης και ενθουσιασμού.
Στάση (Attitude)	Η συνολική αντίληψη του χρήστη ως προς την εφαρμογή (ευνοϊκή ή μη-ευνοϊκή).
Ευχαρίστηση (Enjoyment)	Ο βαθμός στον οποίο η χρήση της εφαρμογής από μόνη της θεωρείται ευχάριστη.
Πρόθεση (Intention)	Ο βαθμός στον οποίο ο χρήστης έχει αποφασίσει συνειδητά αν επιθυμεί να χρησιμοποιήσει ξανά την εφαρμογή ή όχι.

Με βάση τα παραπάνω αξίζει να επισημάνουμε:

- Την ιδιαίτερη σημασία που εμφανίζεται να έχει στην ενίσχυση της πρόθεσης χρήσης μιας εφαρμογής η δημιουργία στον χρήστη αίσθησης ευδαιμονίας (ευχαρίστηση, απόλαυση).
- Την σημασία που εμφανίζεται να έχει στην ενίσχυση της πρόθεσης χρήσης μιας εφαρμογής το αίσθημα χρησιμότητας που αυτή δημιουργεί στον χρήστη. Με την σειρά του το αίσθημα χρησιμότητας φαίνεται να επηρεάζεται από την αίσθηση του χρήστη ως προς την:
  - Ευκολία χρήσης.
  - Αποτελεσματικότητα στην υποστήριξη της μάθησης.
  - Δυνατότητα κοινωνικής διασύνδεσης.

Στο σημείο αυτό κρίνεται σκόπιμο να επισημανθεί ότι τα ευρήματα της παρούσας ενότητας έρχονται σε συνέχεια και συμπληρώνουν τα ευρήματα των προηγούμενων εννοιών που

αφορούσαν τους μηχανισμούς μάθησης και την παρακίνηση. Ουσιαστικά, η παρούσα ενότητα μπορεί να θεωρηθεί ως μια πιο πρακτική προσέγγιση του ζητήματος της μάθησης και της παρακίνησης.

Σκοπός μας μέχρι το σημείο αυτό ήταν να αναδείξουμε τις διαφορετικές προσεγγίσεις που σχετίζονται με την μάθηση μέσω παιχνιδιών σοβαρού σκοπού και να δώσουμε έτσι μια όσο το δυνατόν πληρέστερη απάντηση στο ποια είναι τα χαρακτηριστικά ενός παιχνιδιού που είναι ταυτόχρονα ευχάριστο αλλά και αποτελεσματικό ως προς τους εκπαιδευτικούς του στόχους. Ακολουθεί η ανάλυση της προτεινόμενης εκπαιδευτικής εφαρμογής η οποία ονομάζεται Mammo-X-Play

### 5.3 Προτεινόμενη Εκπαιδευτική Εφαρμογή

Στην παρούσα ενότητα προσδιορίζονται οι εκπαιδευτικοί στόχοι της εφαρμογής και στην συνέχεια παρουσιάζονται οι βασικές λειτουργικές προδιαγραφές της. Ακολούθως, αναλύονται οι βασικές της λειτουργικότητες και παρουσιάζονται οι διεπαφές χρήστη (οθόνες).

#### 5.3.1 Εκπαιδευτικοί Στόχοι

Οι βασικοί εκπαιδευτικοί στόχοι της εφαρμογής είναι:

- Εξοικείωση με την διαδικασία ταξινόμησης μαστογραφιών ως προς την πυκνότητα.
- Βελτίωση της αποτελεσματικότητας (περιορισμός σφαλμάτων) αλλά και της αποδοτικότητας (μείωση του μέσου χρόνου ταξινόμησης) του χρήστη κατά την ταξινόμηση των εικόνων ως προς την πυκνότητα τους.
- Εξοικείωση με την διαδικασία εντοπισμού αλλοιώσεων (μάζες, μικροασβεστώσεις) σε περιοχές ενδιαφέροντος μαστογραφικών εικόνων.
- Βελτίωση της αποτελεσματικότητας (περιορισμός σφαλμάτων) αλλά και της αποδοτικότητας (μείωση του μέσου χρόνου απόφασης) του χρήστη κατά την επισκόπηση των εικόνων για τον εντοπισμό αλλοιώσεων.

Κοινό στόχος: Φοιτητές ιατρικής με στοιχειώδη εξοικείωση με τα χαρακτηριστικά των μαστογραφικών εικόνων και των βασικών αλλοιώσεων που δύνανται να απεικονιστούν σε αυτές.

#### 5.3.2 Λειτουργικές Προδιαγραφές

Σε συνέχεια των όσων παρουσιάστηκαν στην ενότητα 5.2 αναφορικά με τα επιθυμητά χαρακτηριστικά ενός εκπαιδευτικού παιχνιδιού, η κατασκευή της προτεινόμενης εφαρμογής έγινε με τέτοιο τρόπο ώστε να επιτυγχάνεται:

- Περιορισμός του γνωστικού φόρτου. Εκτιμάται ο γνωστικός φόρτος θα είναι μικρός καθώς η ροή νέας πληροφορίας είναι επίσης μικρή. Ωστόσο με σκοπό την αποφυγή περιττού φόρτου άσχετου με τους εκπαιδευτικούς στόχους της εφαρμογής δόθηκε έμφαση στην δημιουργία λιτών διεπαφών χωρίς περιττή πληροφορία.
- Αποτελεσματική παρακίνηση. Πιο συγκεκριμένα έγινε προσπάθεια δημιουργίας αισθήματος:
  - Ικανότητας μέσω της κατάλληλης ρύθμισης του βαθμού δυσκολίας της εφαρμογής αλλά και προσθήκη ειδικών στοιχείων όπως τα επιτεύγματα τα οποία κερδίζει ο χρήστης μέσα από την επίτευξη μικρότερων στόχων εντός του παιχνιδιού.
  - Αυτονομίας μέσω της παροχής στον χρήστη επιλογών ως προς το είδος του παιχνιδιού αλλά και κατά την διάρκεια αυτού για την επανεκκίνηση του ή το σταμάτημά του.
  - Συνάφειας ή αλλιώς σύνδεσης με άλλους χρήστες μέσα από την χρήση βαθμολογικού πίνακα στον οποίο παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα μεταξύ του συνόλου των χρηστών της εφαρμογής.
- Ροή. Για τον σκοπό αυτό δόθηκε έμφαση στην δημιουργία μηχανισμού για την ρύθμιση του βαθμού δυσκολίας έτσι ώστε αυτός να μην είναι ούτε πολύ μικρός ώστε ο χρήστης να βαριέται αλλά ούτε και πολύ μεγάλος ώστε αυτός να απογοητεύεται. Επίσης έγινε χρήση του αρχιτεκτονικού στοιχείου των επιτευγμάτων έτσι ώστε να παρέχεται ανταμοιβή για την επίτευξη μικρότερων στόχων.
- Αναβαθμισμένη εμπειρία χρήστη. Προκειμένου να επιτευχθεί ικανοποιητική εμπειρία χρήστη και πέρα από τα στοιχεία που παρουσιάστηκαν προηγουμένως και οπωσδήποτε επηρεάζουν την εμπειρία χρήστη, δόθηκε επιπλέον έμφαση στην:
  - Ευκολία στην χρήση της εφαρμογής μέσω της δημιουργίας απλών διεπαφών των οποίων η λειτουργικότητα είναι εύκολα αντιληπτή. Παράλληλα προβλέφθηκε η δυνατότητα εύκολης λήψης βοήθειας.
  - Αίσθημα ευχαρίστησης / ικανοποίησης μέσω κατάλληλων γραφικών για την επιβράβευση του χρήστη όταν οι απαντήσεις του είναι σωστές, μέσω της παροχής επιπλέον «ζωών» μετά την πραγματοποίηση διαδοχικών επιτυχών αξιολογήσεων.
  - Τόνωση της αίσθησης της χρησιμότητας για μάθηση μέσω της παροχής ανάδρασης μετά από κάθε απάντηση του χρήστη, σχετικά με την ορθότητα της απάντησης, παρουσίαση του σωστού αποτελέσματος με σχετικό σχολιασμό, αλλά και επισήμανσης της ύποπτης περιοχής (περίπτωση ανίχνευσης μαζών, μικροασβεστώσεων). Παράλληλα οι απαντήσεις και τα αναλυτικά στοιχεία όλων

των μαστογραφιών που χρησιμοποιήθηκαν καταγράφονται στην μνήμη της συσκευής με σκοπό την παροχή της δυνατότητας εκ των υστέρων επισκόπηση τους.

### 5.3.3 Κυρίως Εφαρμογή

Ο βασικός στόχος του παιχνιδιού είναι η ταξινόμηση μαστογραφικών εικόνων ή συγκεκριμένων περιοχών αυτών (περιοχή ενδιαφέροντος - *ROI*) με βάση την κατηγορία πυκνότητας στην οποία ανήκουν είτε με βάση το είδος της αλλοίωσης που περιέχουν. Επισημαίνεται ότι όταν γίνεται κατηγοριοποίηση με βάση την πυκνότητα παρέχονται ολόκληρες οι μαστογραφίες ενώ όταν γίνεται κατηγοριοποίηση ως προς το είδος της αλλοίωσης παρέχεται μονάχα τμήμα αυτών (*ROI*). Η κατηγοριοποίηση με βάση την πυκνότητα γίνεται σε μία από τις τέσσερις κατηγορίες πυκνότητας όπως αυτές έχουν οριστεί από το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας στο breast imaging reporting and data system (BI-RADS) (D'Orsi, 2013).

Το σύνολο των εικόνων που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εφαρμογή έχουν προέλθει από το σύνολο εικόνων DDSM (Heath et al., 1998). Οι βασικοί λόγοι είναι ότι πρόκειται για ένα αρκετά διαδεδομένο σύνολο εικόνων με ελεύθερη πρόσβαση, ενώ επιπλέον κάθε εικόνα συνοδεύεται από αναλυτικά στοιχεία όπως η κατηγορία πυκνότητας κατά BI-RADS ή εφόσον παρουσιάζεται κάποια αλλοίωση, στοιχεία σχετικά με αυτήν όπως το είδος, η μορφή, το πόσο ευδιάκριτη είναι αλλά και το περίγραμμα αυτής. Ο Πίνακας 5.2 παρουσιάζει τα σύνολα των εικόνων που χρησιμοποιούνται για τα διαφορετικά είδη κατηγοριοποίησης. Λήφθηκε ειδική μέριμνα ώστε στα σύνολα αυτά οι κεφαλο-ουριαίες (Cranio-Caudal - CC) και μέσο-πλάγιες λοξές (mediolateral-oblique - MLO) λήψεις να είναι περίπου ισάριθμες.

**Πίνακας 5.2** Σύνολα εικόνων που διατίθενται για τα διαφορετικά είδη κατηγοριοποίησης.

Είδος κατηγοριοποίησης	Είδος Αλλοίωσης	Πλήθος εικόνων
Κατηγοριοποίηση ως προς την πυκνότητα	Φυσιολογικός ιστός	373
	Φυσιολογικός ιστός	200
Κατηγοριοποίηση ως προς το είδος της αλλοίωσης	Μάζα	136
	Μικροασβεστώσεις	200

Όσον αφορά το ίδιο το παιχνίδι, αυτό αποτελείται συνολικά από δέκα επίπεδα δυσκολίας, με κάθε επόμενο επίπεδο να εμφανίζει αυξημένο βαθμό δυσκολίας σε σχέση με το αμέσως προηγούμενο του. Ο χρήστης με το ξεκίνημα του παιχνιδιού έχει στην διάθεση του τρεις ζωές ή με άλλα λόγια την ευκαιρία να πραγματοποιήσει μέχρι τρεις λανθασμένες ταξινομήσεις πριν το παιχνίδι τερματιστεί. Ωστόσο, εφόσον καταφέρει να πετύχει τρεις συνεχόμενες φορές σωστή ταξινόμηση τότε μπορεί να



αποκαταστήσει μια από τις χαμένες του ζωές. Δεν προστίθεται επιπλέον ζωή αν ο χρήστης έχει ήδη τρεις ζωές.

Στο πρώτο επίπεδο, ο χρήστης καλείται να ταξινομήσει πέντε (5) εικόνες μέσα σε συνολικό χρόνο ενός (1) λεπτού. Σε κάθε επόμενο επίπεδο το πλήθος των εικόνων αυξάνεται κατά τρεις (3) εικόνες ενώ επίσης λαμβάνεται ειδική μέριμνα ώστε ο βαθμός δυσκολίας κάθε επόμενου επιπέδου να μεταβάλλεται ανάλογα με την επίδοση του χρήστη στο αμέσως προηγούμενο επίπεδο.

Για τον καθορισμό του βαθμού δυσκολίας (DL) κάθε επόμενου επιπέδου γίνεται χρήση της σχέσης (5.1).

$$DL = 0.4 + \frac{n}{2 * N} * SR, \quad (5.1)$$

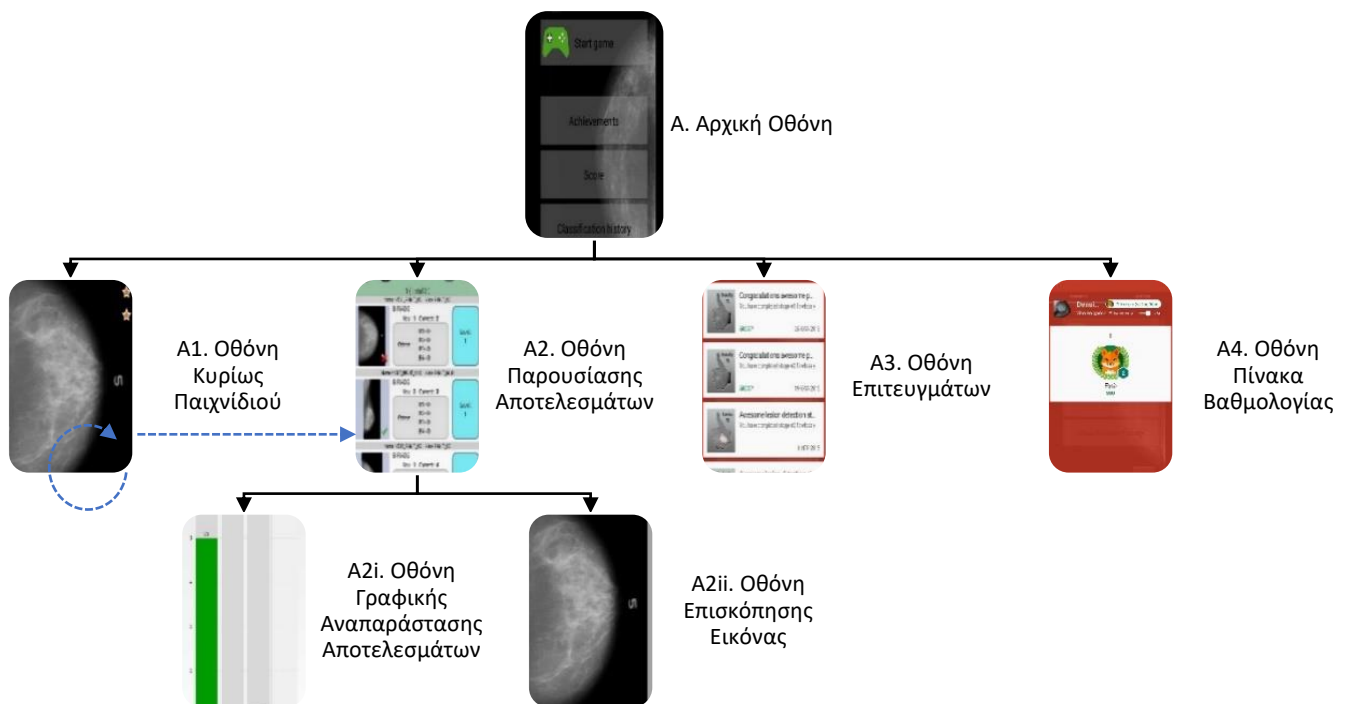
όπου DL ο βαθμός δυσκολίας του νέου επιπέδου,  $n \in [1, \dots, N]$  ο αριθμός του νέου επιπέδου, N το συνολικό πλήθος επιπέδων και SR το ποσοστό επιτυχιών ταξινομήσεων στο αμέσως προηγούμενο επίπεδο. Κατά την έναρξη του παιχνιδιού η παράμετρος SR ορίζεται ίση με 1.

Με την χρήση της προηγούμενης σχέσης επιτυγχάνουμε ο DL να ξεκινάει από 0.405 για το πρώτο επίπεδο και να φτάνει μέχρι 0.9 για το τελευταίο επίπεδο, εφόσον βέβαια το προηγούμενο επίπεδο είχε ολοκληρωθεί χωρίς κανένα σφάλμα. Η παράμετρος SR έχει το ρόλο του ρυθμιστή του βαθμού δυσκολίας ανάλογα με τον βαθμό ικανότητας του χρήστη. Προκειμένου τώρα ο DL να αντιστοιχισθεί με την επιλογή εικόνων με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, ακολουθήθηκε η εξής προσέγγιση:

- Για την ταξινόμηση με βάση την πυκνότητα, η τιμή της παραμέτρου DL αντιστοιχίσθηκε με το ποσοστό των επιλεγμένων προς ταξινόμηση εικόνων που ανήκουν στις κατηγορίες πυκνότητας 2 και 3 καθώς αυτές οι κατηγορίες είναι οι πιο δύσκολες να διακριθούν. Με άλλα λόγια, βαθμός δυσκολίας 0.6 σημαίνει για την εφαρμογή ότι από τις εικόνες που θα επιλεγούν για ταξινόμηση στο συγκεκριμένο επίπεδο, το 60% αυτών θα ανήκει στις κατηγορίες πυκνότητας 2 και 3.
- Για την ταξινόμηση με βάση το είδος της αλλοίωσης αποφασίστηκε να συσχετιστεί η παράμετρος DL με την τιμή της παραμέτρου δυσδιακριτότητας (subtlety), η τιμή της οποίας παρέχεται από την DDSM για κάθε εικόνα με αλλοίωση και εκφράζει την δυσκολία διάκρισης της συγκεκριμένης αλλοίωσης. Για λόγους απλότητας χωρίσαμε τις διαθέσιμες εικόνες σε εικόνες χαμηλής (κατηγορίες 1 έως 3) και υψηλής (κατηγορίες 4 έως 6) δυσδιακριτότητας και συνεπώς ο βαθμός δυσκολίας αντιστοιχίσθηκε με το ποσοστό των εικόνων που ανήκουν στην κατηγορία υψηλής δυσδιακριτότητας.

Οι βασικές διεπαφές χρήστη (οθόνες) από τις οποίες αποτελείται η παρούσα εφαρμογή παρουσιάζονται στην εικόνα 5.4. Με την εκκίνηση του παιχνιδιού ο χρήστης εισέρχεται στην αρχική

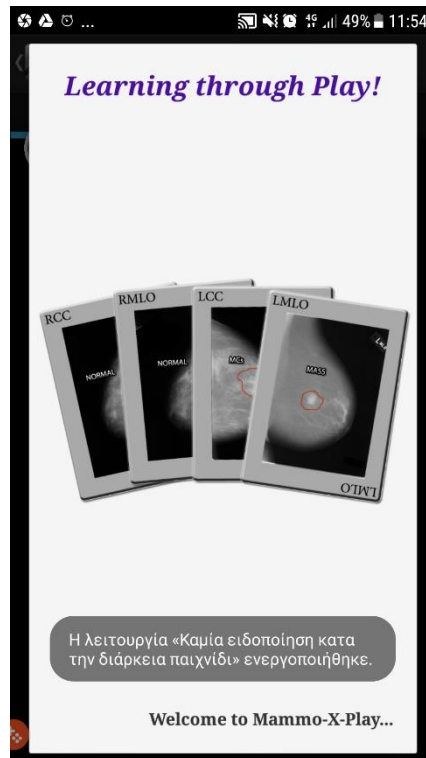
οθόνη (Αρχική Οθόνη) από όπου μπορεί να επιλέξει να μεταβεί στην κύρια οθόνη του παιχνιδιού (Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού), επίσης μπορεί να επιλέξει να δει το πλήρες ιστορικό των προηγούμενων προσπαθειών του (Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων), να μεταβεί στην οθόνη επιτευγμάτων (Οθόνη Επιτευγμάτων) ή να μεταβεί στον πίνακα βαθμολογίας (Οθόνη Πίνακα Βαθμολογίας). Από την Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού έχει την δυνατότητα να επανεκκινήσει το παιχνίδι ή να μεταβεί απευθείας στην Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων. Από την Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων μπορεί να δει λεπτομερέστερα μια εικόνα (Οθόνη Επισκόπησης Εικόνας) ή να δει μια γραφική αναπαράσταση των επιδόσεων του (Οθόνη Γραφικής Αναπαράστασης Αποτελεσμάτων). Για την επιλογή και μεταφόρτωση των εικόνων γίνεται χρήση της πλατφόρμας υπολογιστικού νέφους της google (Google Cloud Platform) ενώ για την αποθήκευση των στοιχείων που προβάλλονται στην Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων γίνεται χρήση της βάσης δεδομένων SQLITE που βρίσκεται εγκατεστημένη σε όλες τις Android συσκευές.



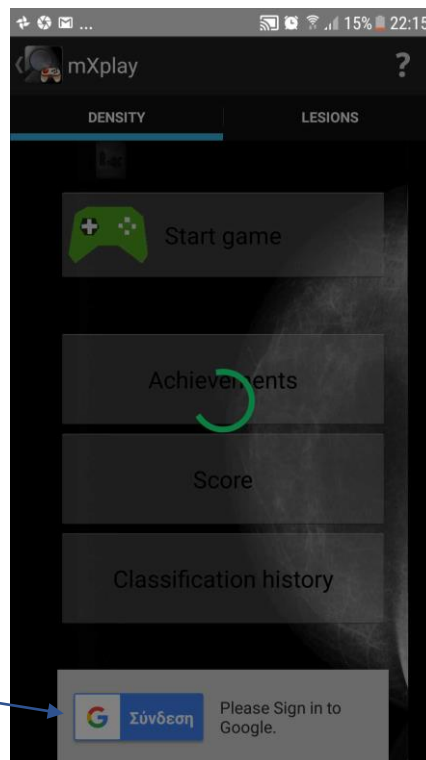
**Εικόνα 5.4** Οι βασικές οθόνες της εφαρμογής.

### 5.3.3.1 Αρχική Οθόνη

Με την έναρξη της εφαρμογής ο χρήστης βλέπει για μερικά δευτερόλεπτα μια εισαγωγική οθόνη που τον καλωσορίζει στην εφαρμογή (εικόνα 5.5). Ακολούθως εμφανίζεται η Αρχική Οθόνη (εικόνα 5.6). Εκεί επιχειρείται αυτόματα η σύνδεση στον λογαριασμό google που διαθέτει ο χρήστης. Σε περίπτωση που αυτό αποτύχει δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να κάνει την σύνδεση στον λογαριασμό του με χειροκίνητο τρόπο μέσω κατάλληλου κουμπιού (εικόνα 5.6, σημείο 1).



Εικόνα 5.5 Εισαγωγική οθόνη.



Εικόνα 5.6 Αρχική Οθόνη εφαρμογής. Αποτελεί το κεντρικό σημείο της εφαρμογής από όπου ξεκινούν όλες οι ενέργειες. Το στιγμιότυπο που εικονίζεται αφορά ακριβώς την στιγμή εμφάνισης της αρχικής οθόνης και της απόπειρας σύνδεσης με του χρήστη στις υπηρεσίες της google όπως μαρτυρά και η μπάρα πρόδου στο κέντρο της οθόνης. Η σύνδεση αυτή επιχειρείται να πραγματοποιηθεί αυτόματα με την εκκίνηση της


εφαρμογής. Σε περίπτωση που η αυτόματη σύνδεση αποτύχει, διατίθεται σχετικό κουμπί στο κάτω μέρος της οθόνης για την πραγματοποίηση χειροκίνητης σύνδεσης (σημείο 1).

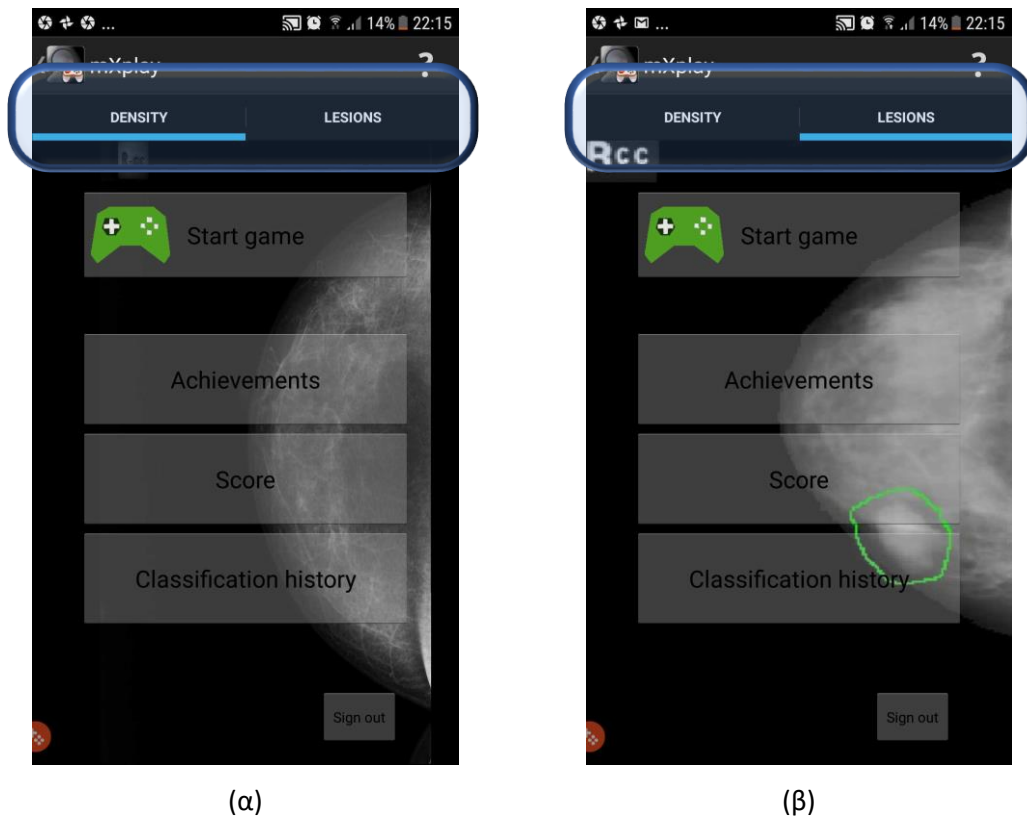
Η Αρχική Οθόνη περιλαμβάνει δύο διαφορετικές καρτέλες που αντιστοιχούν σε δύο παρόμοια παιχνίδια με διαφορετικό σκοπό. Στην περίπτωση που επιλεγεί η καρτέλα DENSITY ο σκοπός του παιχνιδιού γίνεται η σωστή κατηγοριοποίηση μιας σειράς εικόνων σε μια από τις τέσσερις (4) κατηγορίες πυκνότητας του BI-RADS. Στην περίπτωση που επιλεγεί η καρτέλα LESIONS σκοπός του παιχνιδιού γίνεται η κατηγοριοποίηση μιας σειράς εικόνων ανάλογα με το είδος της αλλοίωσης που περιέχουν. Στην περίπτωση αυτή οι κατηγορίες είναι: Μάζα, Μικροασβεστώσεις ή Φυσιολογικός Ιστός.

Η Εικόνα 5.7 παρουσιάζει τις δύο διαφορετικές καρτέλες της Αρχικής Οθόνης. Οπτικά το μόνο που μεταβάλλεται είναι η εικόνα παρασκηνίου ενώ όλες οι υπόλοιπες επιλογές και κουμπιά παραμένουν αμετάβλητα.

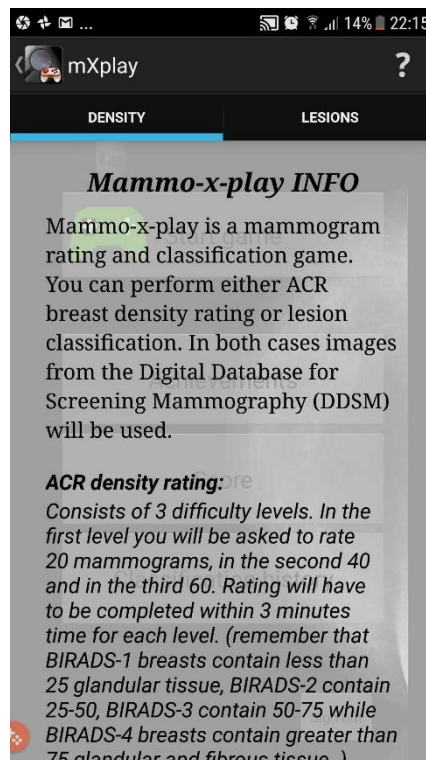
Σε κάθε μια από τις προηγούμενες καρτέλες περιέχονται οι ακόλουθες επιλογές μέσω των αντίστοιχων κουμπιών:


- Start game – που οδηγεί στο κυρίως παιχνίδι.
- Achievements – που οδηγεί στον πίνακα με τα επιτεύγματα του χρήστη.
- Score – που οδηγεί στον πίνακα βαθμολογίας.
- Classification history – που οδηγεί σε οθόνη με αναλυτική καταγραφή του ιστορικού των προηγούμενων προσπαθειών του χρήστη.

Παρατηρούμε ότι στο πάνω μέρος της οθόνης εμφανίζεται η μπάρα επιλογών (action bar), στο δεξιό άκρο της οποίας βρίσκεται το κουμπί . Όταν το κουμπί αυτό πατηθεί τότε ανοίγει ένα ειδικό παράθυρο που υπερκαλύπτει την Αρχική Οθόνη και παρέχει πληροφορίες σχετικά με το παιχνίδι και τον τρόπο με τον οποίο παίζεται. Η εικόνα 5.8 δείχνει αυτό το παράθυρο βοήθειας.




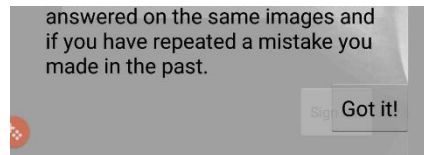
Εικόνα 5.7 Αρχική Οθόνη, (α) επιλογή λειτουργίας «DENSITY» και (β) επιλογή λειτουργίας «LESIONS».



Εικόνα 5.8 Παράθυρο βοήθειας με πληροφορίες και οδηγίες σχετικά με τον τρόπο που παίζεται το παιχνίδι. Το εν λόγω παράθυρο εμφανίζεται όταν πατηθεί το κουμπί , της μπάρας επιλογών (action bar).

Επισημαίνεται ότι με την ολοκλήρωση ανάγνωσης των παρεχόμενων πληροφοριών ο χρήστης επιστρέφει στο προηγούμενο σημείο (Αρχική Οθόνη) επιλέγοντας το πλήκτρο Got it! που βρίσκεται

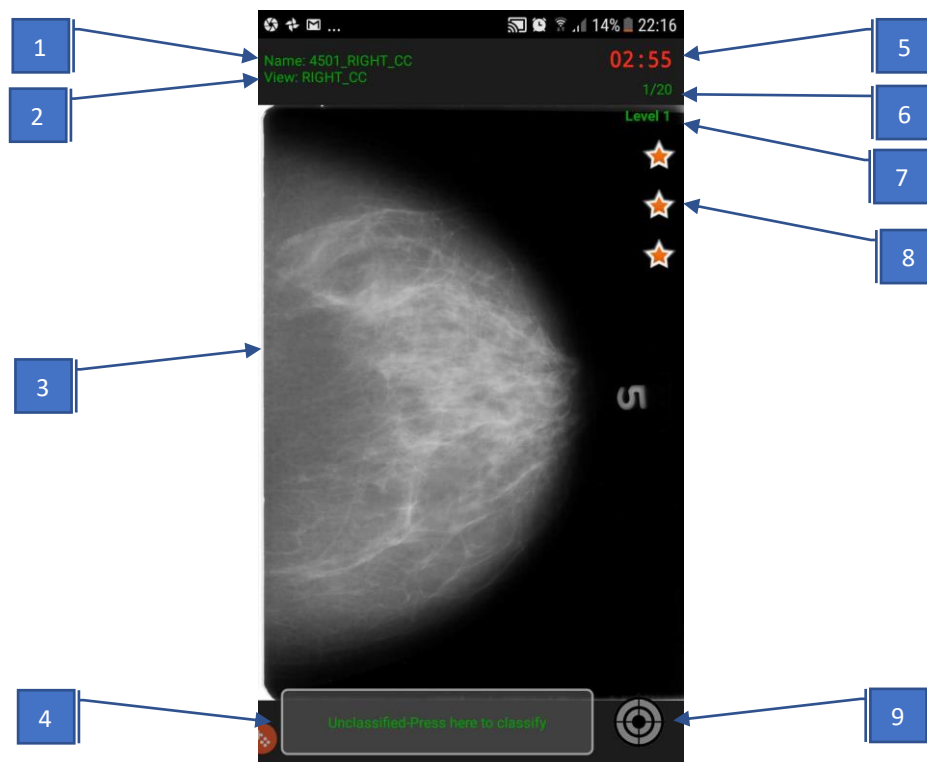
στο τέλος του παραθύρου βοήθειας (βλέπε εικόνα 5.9). Επίσης έχει υπάρξει ειδική πρόβλεψη έτσι ώστε το παράθυρο αυτό να ανοίγει αυτόματα κατά το πρώτο άνοιγμα της εφαρμογής έτσι ώστε οι νέοι χρήστες να ενημερώνονται για τους κανόνες και τον σκοπό του παιχνιδιού. Σε κάθε επόμενη είσοδο του χρήστη στο παιχνίδι, το παράθυρο βοήθειας δεν εμφανίζεται παρα μόνο εάν πατηθεί το κουμπί .



**Εικόνα 5.9** Το κάτω μέρος του παραθύρου βοήθειας. Με το πάτημα του κουμπιού «Got it!» κλείνει το παράθυρο βοήθειας και ο χρήστης επιστρέφει στην Αρχική Οθόνη.

### 5.3.3.2 Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού

Εφόσον ο χρήστης επιλέξει Start game από την Αρχική Οθόνη, μεταφέρεται στην Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού η οποία παρουσιάζεται στην εικόνα 5.10.



**Εικόνα 5.10** Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού.

Στην οθόνη αυτή διακρίνονται τα εξής στοιχεία:

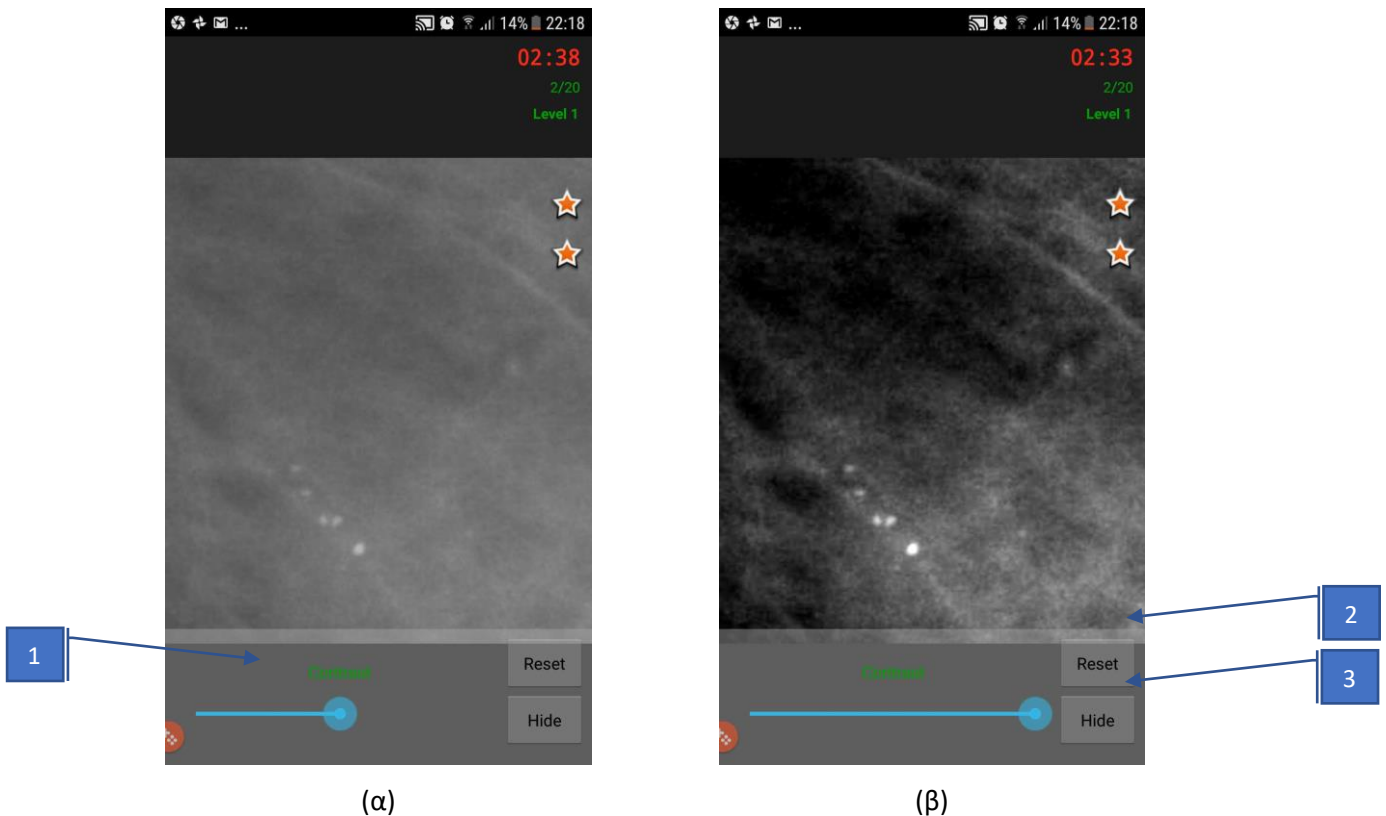
1. Το όνομα της εικόνας (όνομα αρχείου) που προβάλλεται.
2. Πληροφορίες σχετικά με την προβαλλόμενη εικόνα και πιο συγκεκριμένα αν πρόκειται για τον δεξί ή τον αριστερό μαστό και αν η προβολή είναι CC ή MLO.
3. Η προς ταξινόμηση εικόνα μαστογραφίας (πλήρης ή τμήμα αυτής).

4. Κουμπί ταξινόμησης μέσω του οποίου ο χρήστης εκφράζει την εκτίμησης του είτε ως προς την κατηγορία πυκνότητας είτε ως προς την ύπαρξη αλλοίωσης (μάζα ή μικροασβεστώσεις)
5. Ο χρόνος που απομένει μέχρι την ολοκλήρωση των ταξινομήσεων. Ο αρχικός χρόνος σε κάθε διαφορετικό επίπεδο είναι ένα λεπτό.
6. Ο αύξων αριθμός της τρέχουσας εικόνας στο συγκεκριμένο επίπεδο καθώς και το σύνολο των εικόνων που πρέπει να ταξινομηθούν για να ολοκληρωθεί το επίπεδο. Τα στοιχεία αυτά δίνονται στην μορφή [αύξων αριθμός εικόνας]/ [σύνολο εικόνων].
7. Ο αριθμός του τρέχοντος επιπέδου. Υπενθυμίζεται ότι έχουν οριστεί δέκα επίπεδα δυσκολίας για την επιτυχή ολοκλήρωση του παιχνιδιού. Ο βαθμός δυσκολίας αυξάνεται από το ένα επίπεδο στο άλλο μέσω της αύξησης του πλήθους των εικόνων που πρέπει να ταξινομηθούν σε συγκεκριμένο χρόνο αλλά και μέσω της επιλογής εικόνων με υψηλότερο βαθμό δυσκολίας ως προς την ταξινόμηση τους.
8. Το πλήθος των εσφαλμένων εκτιμήσεων που επιτρέπεται να κάνει ο χρήστης πριν λήξει το παιχνίδι. Το πλήθος των λανθασμένων αυτών εκτιμήσεων ισούται με το πλήθος των εμφανιζόμενων αστεριών (★). Με την έναρξη του παιχνιδιού το πλήθος των αστεριών είναι τρία (3).
9. Κουμπί ρύθμισης αντίθεσης της εικόνας.


Ένα από τα κουμπιά που είναι διαθέσιμα από την Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού είναι το κουμπί ρύθμισης της αντίθεσης (🔍). Το πάτημα του κουμπιού αυτού οδηγεί στην εμφάνιση ενός ειδικού παραθύρου στο κάτω μέρος της οθόνης όπως φαίνεται στην εικόνα 5.11.

Στο παράθυρο αυτό περιλαμβάνονται:

1. Γραμμή κύλισης, μέσω της οποίας γίνεται η ρύθμιση της αντίθεσης. Όταν η γραμμή βρίσκεται στο κέντρο, η εικόνα έχει την αρχική της αντίθεση ενώ αυτή αυξομειώνεται καθώς η γραμμή κύλισης μετακινείται δεξιά ή αριστερά.
2. Το κουμπί Reset, το οποίο όταν πατηθεί επαναφέρει την αντίθεση στην αρχική της τιμή.
3. Το κουμπί Hide, που αποκρύπτει το ειδικό αυτό παράθυρο ρύθμισης αντίθεσης έτσι ώστε να είναι πλήρως ορατή η προς ταξινόμηση εικόνα.

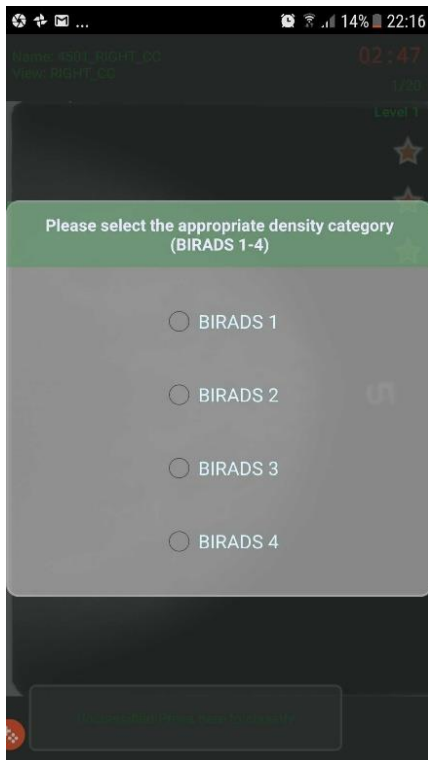


**Εικόνα 5.11** Ρύθμιση της αντίθεσης της εικόνας μέσω της εικονιζόμενης γραμμής κύλισης, (α) αρχική εικόνα και (β) εικόνα με βελτιωμένη αντίθεση.

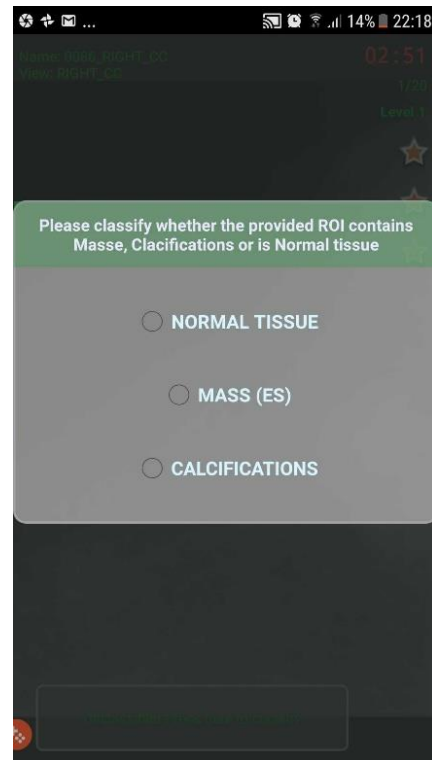
Το επόμενο διαθέσιμο κουμπί στην Οθόνη Κυρίως Παιχνιδιού είναι το κουμπί ταξινόμησης (  ). Όταν ο χρήστης πατήσει στο κουμπί ταξινόμησης, τότε ανάλογα και με το αν στην Αρχική Οθόνη είχε επιλεγεί η λειτουργία DENSITY ή LESIONS, ανοίγει πάνω από την τρέχουσα οθόνη ένα από τα παράθυρα επιλογής που παρουσιάζονται στην εικόνα 5.12. Η εικόνα 5.12 (α) αντιστοιχεί στην λειτουργία DENSITY όπου το ζητούμενο είναι η ταξινόμηση με βάση την πυκνότητα ενώ η εικόνα 5.12 (β) αντιστοιχεί στην λειτουργία LESIONS όπου το ζητούμενο είναι η κατηγοριοποίηση ανάλογα με το είδος της αλλοίωσης εφόσον αυτή υπάρχει.

Με την επιλογή από τον χρήστη μιας από τις διαθέσιμες κατηγορίες, το παράθυρο κατηγοριοποίησης εξαφανίζεται και δίνεται η απάντηση αν η κατηγοριοποίηση ήταν σωστή ή όχι. Στην περίπτωση λοιπόν σωστής κατηγοριοποίησης εμφανίζεται για συνολική διάρκεια τριών (3) δευτερολέπτων, ειδικό πλαίσιο χρώματος πράσινου, στο κέντρο της οθόνης, το οποίο αναγράφει Correct!!!. Το ειδικό πλαίσιο για την περίπτωση σωστής ταξινόμησης παρουσιάζεται στην εικόνα 5.13.



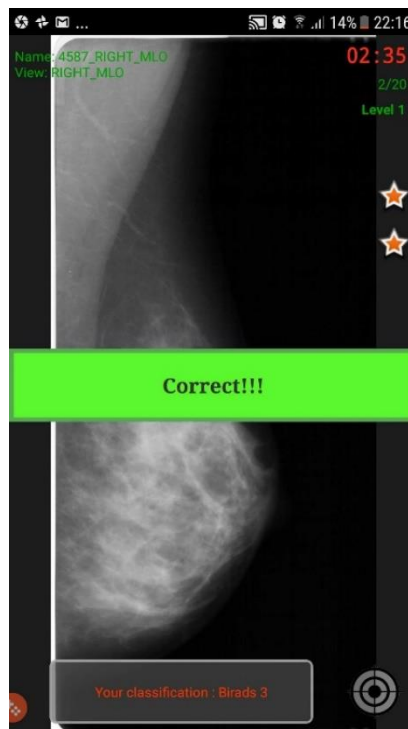


(α)



(β)

**Εικόνα 5.12** Παράθυρο ταξινόμησης, (α) ως προς την πυκνότητα και (β) ως προς το είδος αλλοίωσης.

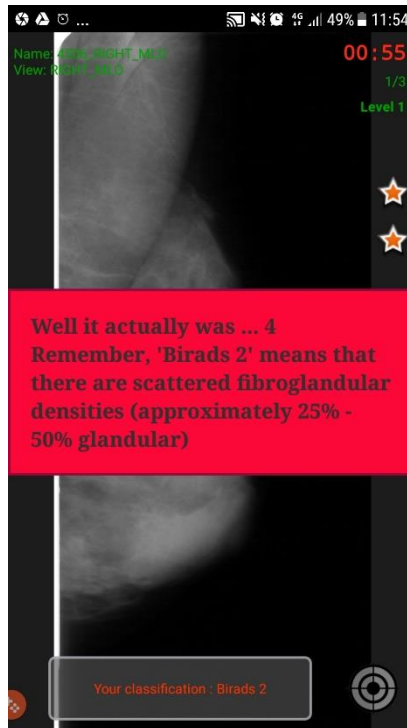


**Εικόνα 5.13** Επιτυχημένη ταξινόμηση.

Στην περίπτωση που η κατηγοριοποίηση ήταν λάθος το πλαίσιο έχει χρώμα κόκκινο και πάνω του αναγράφεται το σωστό αποτέλεσμα ως εξής: Well it actually was ... [σωστή κατηγορία].

Επιπρόσθετα, στην περίπτωση αυτή αφαιρείται ένα αστέρι (★) το οποίο αντιστοιχεί σε μια ζωή ή αλλιώς στο περιθώριο να γίνει λάθος κατηγοριοποίηση χωρίς να τερματιστεί το παιχνίδι.

Η εικόνα 5.14 παρουσιάζει την περίπτωση λανθασμένης ταξινόμησης στην κατηγοριοποίηση ως προς την πυκνότητα (DENSITY). Επισημαίνεται ότι ταυτόχρονα με την σωστή απάντηση δίνεται μια υπενθύμιση με σκοπό να βοηθήσει τον χρήστη να καταλάβει γιατί ήταν λάθος η δική του εκτίμηση.



**Εικόνα 5.14** Λανθασμένη ταξινόμηση κατά την εκτίμησης της κατηγορίας πυκνότητας. Το αποτέλεσμα συνοδεύεται από ειδική υπενθύμιση με σκοπό την διευκόλυνση του χρήστη στην κατανόηση του σφάλματος.

Στην περίπτωση εσφαλμένης εκτίμησης κατά την κατηγοριοποίηση ως προς το είδος της αλλοίωσης (LESIONS) τότε αρχικά ο χρήστης λαμβάνει την σωστή απάντηση μέσω του ειδικού πλαισίου (εικόνα 5.15.α) και ακολούθως αυτό εξαφανίζεται και εμφανίζεται η ακριβής περιοχή της εικόνας που περιείχε την αλλοίωση (εικόνα 5.15.β). Υπενθυμίζεται ότι στην περίπτωση τριών διαδοχικών σωστών απαντήσεων ο χρήστης κερδίζει μια επιπλέον ζωή (αστέρι). Με τον τρόπο αυτό επιδιώκεται η παροχή μικρών επιβραβεύσεων στον χρήστη κατά την διάρκεια του παιχνιδιού.

Εάν ο χρήστης καταφέρει να ολοκληρώσει την διαδικασία ταξινόμησης για το σύνολο των εικόνων που ζητήθηκαν στο συγκεκριμένο επίπεδο χωρίς να έχει χάσει όλα του τα αστέρια τότε θεωρείται ότι έχει ολοκληρώσει επιτυχώς το συγκεκριμένο επίπεδο και μπορεί να προχωρήσει στο επόμενο επίπεδο. Στην περίπτωση αυτή, στον χρήστη παρουσιάζεται για σύντομο χρόνο ένα ειδικό παράθυρο όπως αυτό που εικονίζεται στην εικόνα 5.16 που τον πληροφορεί για την επιτυχή ολοκλήρωση του επιπέδου και την έναρξη του επόμενου επιπέδου. Ακολούθως, το ειδικό αυτό παράθυρο εξαφανίζεται και αμέσως μετά ξεκινάει το επόμενο επίπεδο.

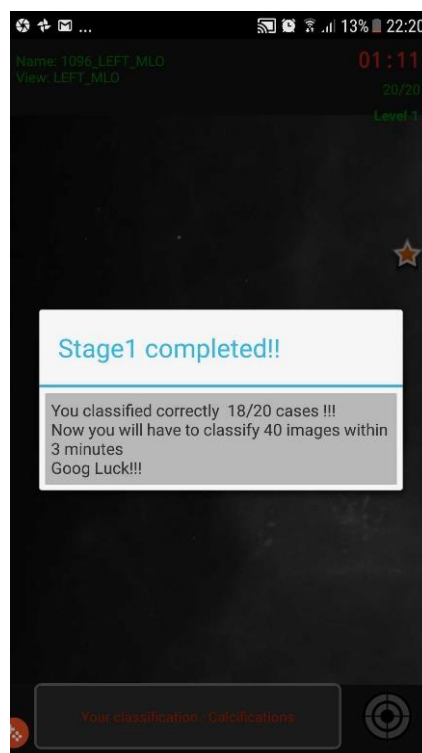


(α)



(β)

**Εικόνα 5.15** Αποτέλεσμα λανθασμένης ταξινόμησης στην περίπτωση της εκτίμησης του είδους της αλλοίωσης. Παρέχεται (α) η σωστή απάντηση και ακολούθως (β) η ακριβής περιοχή στην οποία εντοπίζεται η αλλοίωση.

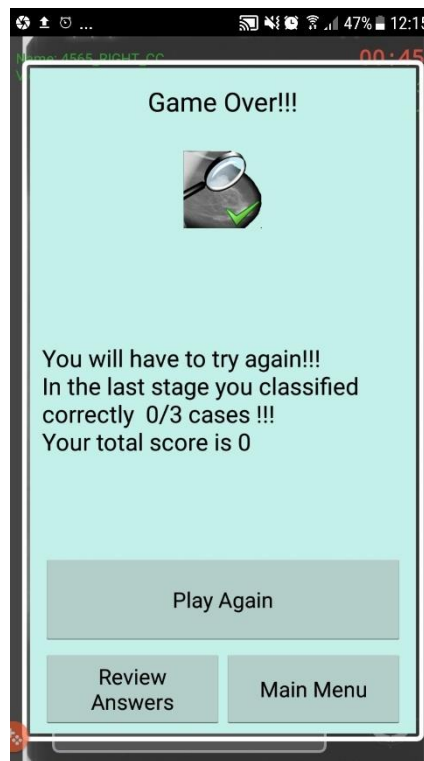


**Εικόνα 5.16** Ειδικό παράθυρο που εμφανίζεται κατά την επιτυχή ολοκλήρωση ενός συγκεκριμένου επιπέδου του παιχνιδιού.


Ωστόσο, αν ως αποτέλεσμα μιας λάθος ταξινόμησης αφαιρεθεί και το τελευταίο αστέρι τότε θεωρείται ότι ο χρήστης έχει χάσει όλες του τις ευκαιρίες και το παιχνίδι τελειώνει. Στην περίπτωση

αυτή εμφανίζεται ένα παράθυρο σύνοψης όπου δηλώνεται το σύνολο των πόντων που κατάφερε να συγκεντρώσει ο χρήστης καθώς και μια σειρά επιλογών όπως η δυνατότητα να ξαναπαίξει το ίδιο παιχνίδι, να επιστρέψει στην Αρχική Οθόνη ή να προχωρήσει σε ανασκόπηση των αποτελεσμάτων και των ταξινομήσεων της τελευταίας ή παλαιότερων προσπαθειών του. Το παράθυρο σύνοψης παρουσιάζεται στην Εικόνα 5.17. Τα βασικά στοιχεία του συγκεκριμένου παραθύρου είναι:

1. Το σύνολο των πόντων που κατάφερε να συγκεντρώσει ο χρήστης.
2. Κουμπί για την επανάληψη του παιχνιδιού.
3. Κουμπί για την μετάβαση στην Οθόνη Σύνοψης Αποτελεσμάτων όπου παρουσιάζονται τα αναλυτικά αποτελέσματα τόσο της τελευταίας προσπάθειας όσο και όλων των προηγούμενων με ειδική επισήμανση των σωστών και λανθασμένων κατηγοριοποιήσεων.
4. Κουμπί για την επιστροφή στην Αρχική Οθόνη.

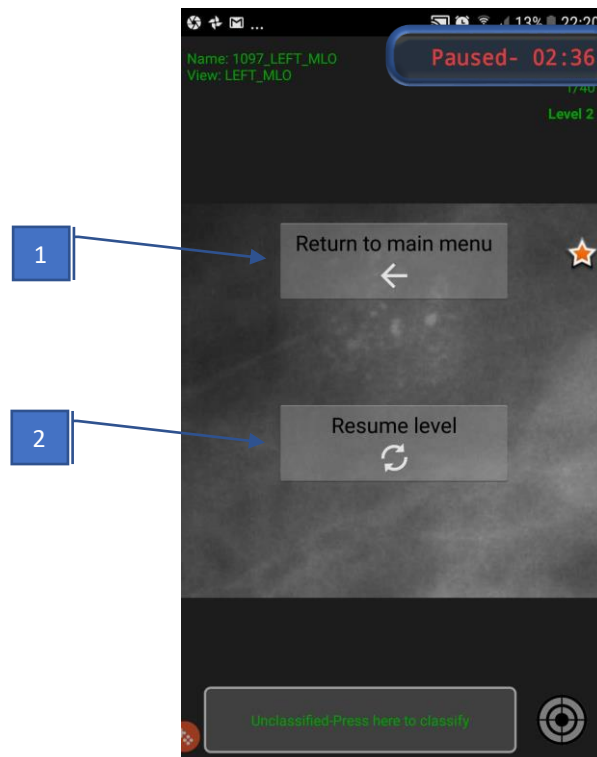


**Εικόνα 5.17** Παράθυρο ολοκλήρωσης του παιχνιδιού. Το παράθυρο αυτό περιλαμβάνει το σύνολο των πόντων που κατάφερε να συγκεντρώσει ο χρήστης καθώς και μια σειρά επιλογών όπως η επιστροφή στην Αρχική Οθόνη ή η εκ νέου εκτέλεση του παιχνιδιού.

Μια τελευταία λειτουργικότητα της Οθόνης Κυρίως Παιχνιδιού είναι η συμπεριφορά της στο πάτημα του ειδικού κουμπιού  του κινητού τηλεφώνου ή ταμπλέτας. Στην περίπτωση λοιπόν αυτή, αμέσως το χρονόμετρο τίθεται σε παύση και ακολούθως εμφανίζεται ειδικό παράθυρο όπως στην εικόνα 5.18 το οποίο περιέχει:

1. Το κουμπί Return to main menu για την ακύρωση του τρέχοντος παιχνιδιού και την επιστροφή στην Αρχική Οθόνη.
2. Το κουμπί Resume level για την ακύρωση των πεπραγμένων στο τρέχον επίπεδο και το παίξιμο του από την αρχή.

Εάν ο χρήστης πατήσει οπουδήποτε αλλού πάνω στην οθόνη εκτός από τα δύο προαναφερθέντα κουμπιά τότε αμέσως το συγκεκριμένο παράθυρο εξαφανίζεται, το χρονόμετρο τίθεται και πάλι σε λειτουργία από το σημείο στο οποίο είχε σταματήσει και το παιχνίδι συνεχίζεται κανονικά.










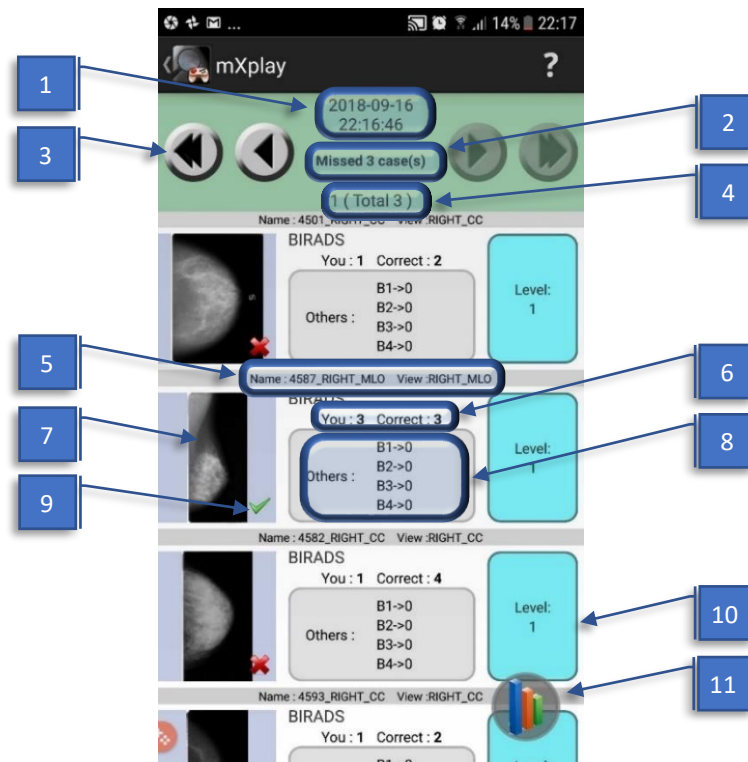
**Εικόνα 5.18** Πάγωμα του παιχνιδιού σαν αποτέλεσμα του πατήματος του κουμπιού ↶ της συσκευής του τηλεφώνου ή ταμπλέτας.

### 5.3.3.3 Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων

Η Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων παρέχει μια αναλυτική παρουσίαση του συνόλου των αποτελεσμάτων ταξινόμησης για όλες τις προσπάθειες του χρήστη από την στιγμή που πραγματοποιήθηκε η εγκατάσταση της εφαρμογής στην συσκευή του. Μεταξύ άλλων παρέχονται η βαθμολογία κάθε προσπάθειας, το σύνολο των επιτυχών ταξινομήσεων αλλά και επισήμανση των περιπτώσεων όπου η ταξινόμηση ήταν λανθασμένη. Η Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων παρουσιάζεται στην εικόνα 5.19. Τα στοιχεία που την απαρτίζουν είναι τα ακόλουθα:

1. Η ημερομηνία και η ώρα που ολοκληρώθηκε η συγκεκριμένη προσπάθεια (παιχνίδι).
2. Το σύνολο των εσφαλμένων ταξινομήσεων κατά την συγκεκριμένη προσπάθεια.

3. Κουμπιά για την μεταπήδηση στα αποτελέσματα προηγούμενων προσπαθειών. Πιο συγκεκριμένα το πάτημα του πλήκτρου  οδηγεί στην εμφάνιση των αποτελεσμάτων της πρώτης και παλαιότερης χρονικά, προσπάθειας ενώ του πλήκτρου  στα αποτελέσματα της αμέσως προηγούμενης χρονικά προσπάθειας σε σχέση με την προβαλλόμενη. Η ίδια λογική ισχύει και για τα κουμπιά  και  το πάτημα των οποίων οδηγεί αντίστοιχα στην εμφάνιση των αποτελεσμάτων της τελευταίας και της χρονικά επόμενης προσπάθειας σε σχέση με την προβαλλόμενη.
4. Ο αριθμός των προσπαθειών που είναι αποθηκευμένες καθώς και ποια η τρέχουσα προβαλλόμενη προσπάθεια. Τα στοιχεία αυτά είναι δοσμένα με τον εξής τρόπο: [αριθμός προβαλλόμενης προσπάθειας] ( Total [Συνολικό πλήθος προσπαθειών] ). Επισημαίνεται ότι η πιο πρόσφατη προσπάθεια έχει πάντα τον αριθμό 1.
5. Στοιχεία μιας μεμονωμένης εικόνας που ταξινομήθηκε. Τα στοιχεία αυτά περιλαμβάνουν το όνομα της καθώς και πληροφορίες σχετικά με το είδος της προβολής (π.χ. CC ή MLO).
6. Ποια ήταν η ταξινόμηση του χρήστη και ποια η σωστή ταξινόμηση. Η εν λόγω πληροφορία δίνεται με την εξής μορφή: You: [ταξινόμηση χρήστη] Correct: [πραγματική κατηγορία]
7. Μικρογραφία της μαστογραφίας ή του τμήματος αυτής που χρησιμοποιήθηκε. Η συγκεκριμένη μικρογραφία λειτουργεί επίσης και ως κουμπί. Έτσι λοιπόν αν πατηθεί, ο χρήστης οδηγείται σε νέα οθόνη (Οθόνη Επισκόπησης Εικόνας) η οποία αποτελείται εξολοκλήρου από την συγκεκριμένη εικόνα καθώς και τις διαθέσιμες για αυτήν πληροφορίες. Περισσότερες πληροφορίες δίνονται παρακάτω.
8. Οι ταξινομήσεις που έγιναν από τους υπόλοιπους χρήστες της εφαρμογής. Ο σκοπός του πεδίου αυτού είναι να δώσει στον χρήστη μια εικόνα του πόσο πολύ ή λίγο δυσκολεύτηκαν οι υπόλοιποι χρήστες της εφαρμογής για την ταξινόμηση της συγκεκριμένης εικόνας.
9. Εικονίδιο για την επισήμανση και εύκολη επισκόπηση των λανθασμένων ταξινομήσεων. Πιο συγκεκριμένα στο κάτω δεξί άκρο της μικρογραφίας της εικόνας εμφανίζεται είτε το εικονίδιο  είτε το  με το πρώτο να σηματοδοτεί λανθασμένη ταξινόμηση και το δεύτερο επιτυχημένη.
10. Το επίπεδο (δυσκολίας) στο οποίο είχε ενταχθεί η συγκεκριμένη εικόνα.
11. Κουμπί για την γραφική αναπαράσταση των αποτελεσμάτων (  ). Πιο συγκεκριμένα το πάτημα του κουμπιού οδηγεί στο άνοιγμα μιας νέας οθόνης (Οθόνη Γραφικής Αναπαράστασης των Αποτελεσμάτων) στην οποία αναπαρίσταται γραφικά η πρόοδος του χρήστη. Η συγκεκριμένη οθόνη αναλύεται περισσότερο ακολούθως.



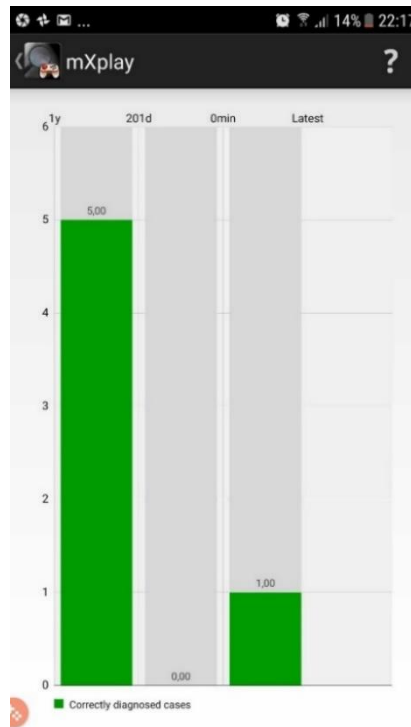
**Εικόνα 5.19** Οθόνη Παρουσίασης Αποτελεσμάτων.

#### 5.3.3.4 Οθόνη Γραφικής Αναπαράστασης Αποτελεσμάτων

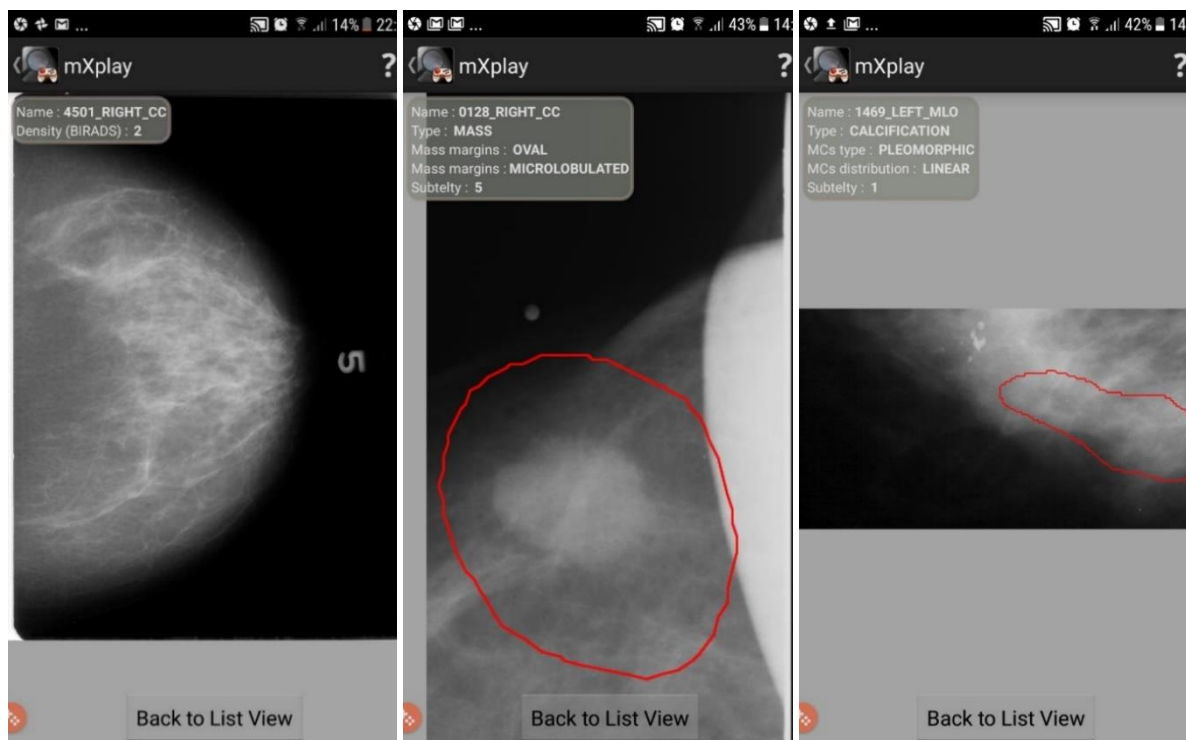
Η εικόνα 5.20 παρουσιάζει την Οθόνη Γραφικής Αναπαράστασης των Αποτελεσμάτων, όπου εμφανίζεται μια γραφική αναπαράσταση, με την μορφή μπάρας, του πλήθους των σωστών ταξινομήσεων του χρήστη. Κάθε διαφορετική μπάρα αντιστοιχεί σε διαφορετική προσπάθεια (παιχνίδι). Ο σκοπός της οθόνης αυτής είναι να δώσει μια γρήγορη αποτύπωση της προόδου του χρήστη, δηλαδή της αύξησης των σωστών ταξινομήσεων με το πέρασμα του χρόνου.

#### 5.3.3.5 Οθόνη Επισκόπησης Εικόνων

Η Οθόνη Επισκόπησης Εικόνων έχει σαν αποκλειστικό σκοπό να παρουσιάσει την κάθε εικόνα ξεχωριστά, συνοδευόμενη από μια σειρά στοιχείων που σχετίζονται με την διαδικασία ταξινόμησης που προηγήθηκε. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση ταξινόμησης ως προς το είδος της αλλοίωσης εμφανίζεται το περίγραμμα της πάσχουσας περιοχής αλλά και κάποια ειδικά χαρακτηριστικά της αλλοίωσης όπως χαρακτηρισμός των ορίων στην περίπτωση μάζας ή της χωρικής κατανομής στην περίπτωση μικροαβεστώσεων. Η εικόνα 5.21 παρουσιάζει την Οθόνη Επισκόπησης Εικόνας για την περίπτωση εικόνας που ζητήθηκε η ταξινόμηση ως προς την πυκνότητα (εικόνα 5.21.α) αλλά και εικόνων με μάζα (εικόνα 5.21.β) και μικροαβεστώσεις (εικόνα 5.21.γ) που ζητήθηκε η ταξινόμηση ως προς το είδος της αλλοίωσης.



Εικόνα 5.20 Οθόνη Γραφικής Αναπαράσταση Αποτελεσμάτων. Κάθε ράβδος αφορά διαφορετική προσπάθεια.



(α)

(β)

(γ)

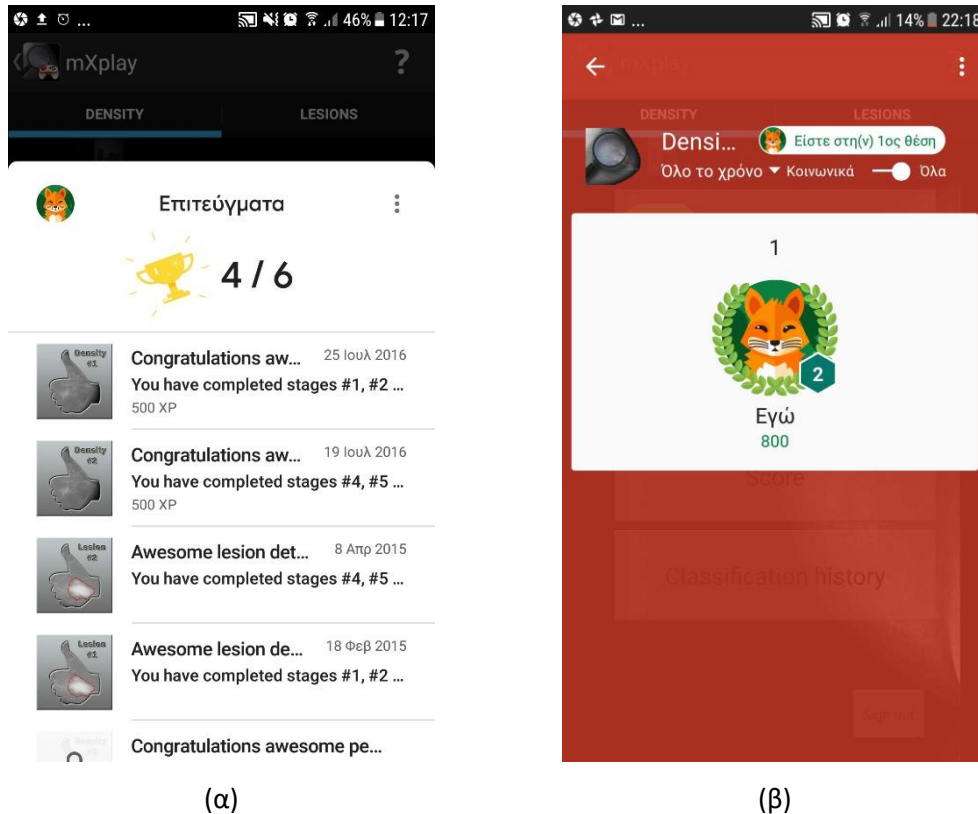
Εικόνα 5.21 Οθόνη Επισκόπησης Εικόνας για την περίπτωση (α) υγιή ιστού, (β) μάζας και (γ) μικροαβεστώσεων.

### 5.3.3.6 Οθόνες Επιτευγμάτων και Πίνακα Βαθμολογίας

Οι δύο τελευταίες οθόνες της εφαρμογής είναι η Οθόνη Επιτευγμάτων και η Οθόνη του Πίνακα Βαθμολογίας (εικόνα 5.22). Για τις συγκεκριμένες οθόνες έγινε χρήση των προσφερόμενων από το



android λειτουργικότητας. Ως προς τα επιτεύγματα τα οποία αποτελούν ειδικές ανταμοιβές που λαμβάνει ο χρήστης για την επίτευξη επιμέρους στόχων, επιλέχθηκε ο ορισμός τριών επιτευγμάτων για την κατηγοριοποίηση με βάση την πυκνότητα και τριών για την κατηγοριοποίηση με βάση το είδος της αλλοίωσης. Και για τις δύο περιπτώσεις το πρώτο επίτευγμα απονέμεται όταν ολοκληρωθούν χωρίς κανένα σφάλμα τα επίπεδα 1 έως 3, το δεύτερο επίτευγμα όταν ολοκληρωθούν χωρίς σφάλματα τα επίπεδα 4 έως 6 και το τελευταίο επίτευγμα όταν ολοκληρωθούν χωρίς σφάλματα τα επίπεδα 7 έως 9.



**Εικόνα 5.22** Οθόνη (α) Επιτευγμάτων και (β) Πίνακα Βαθμολογίας.

### 5.3.4 Πλατφόρμα νέφους Google

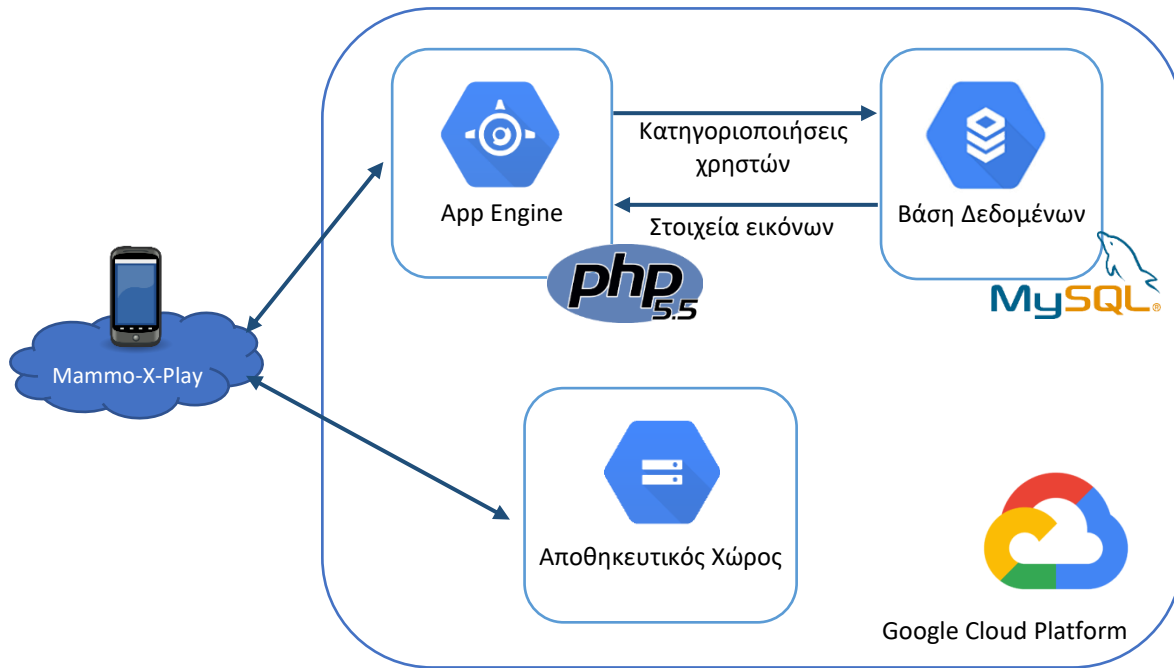
Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως με την ολοκλήρωση κάθε επιπέδου και με βάση την επίδοση του χρήστη στο επίπεδο αυτό, γίνεται κατάλληλη επιλογή των εικόνων που θα χρησιμοποιηθούν στο επόμενο επίπεδο. Για την πραγματοποίηση αυτής της διαδικασίας επιλογής αλλά και για την διαφύλαξη και διαμοιρασμό των ίδιων των μαστογραφικών εικόνων επιλέχθηκε η αξιοποίηση των δυνατοτήτων και υπηρεσιών που παρέχονται από την εξειδικευμένη πλατφόρμα νέφους google (Google Cloud Platform). Συγκεκριμένα γίνεται χρήση των ακόλουθων στοιχείων που παρέχονται ως υπηρεσίες (ΧaaS):

- App Engine, το οποίο αποτελεί μια ειδική πλατφόρμα για την φιλοξενία διαδικτυακών εφαρμογών (web applications). Η ανάπτυξη των εφαρμογών μπορεί να γίνει σε java, PHP, Node.js, Python, C#, .Net, Ruby ή και Go. Στο παρόν επιλέχθηκε η γλώσσα PHP.
- Βάση Δεδομένων η οποία μπορεί να βασίζεται είτε σε MySQL, είτε σε PostgreSQL. Στο παρόν επιλέχθηκε η MySQL.
- Αποθηκευτικός Χώρος.

Αναλυτικότερα, η υπηρεσία του Αποθηκευτικού Χώρου, χρησιμοποιήθηκε για την αποθήκευση των ίδιων των αρχείων των μαστογραφικών εικόνων ενώ η υπηρεσία της Βάσης Δεδομένων για την αποθήκευση όλων των υπόλοιπων στοιχείων που σχετίζονται με την κάθε εικόνα. Τέτοια στοιχεία μεταξύ άλλων είναι το πλήρες όνομα της εικόνας, το περίγραμμα της πιθανής αλλοίωσης, η κατηγορία πυκνότητας στην οποία ανήκει, το ακριβές σημείο που είναι αποθηκευμένη στον Αποθηκευτικό Χώρο αλλά και οι προηγούμενες κατηγοριοποιήσεις των χρηστών. Επίσης, καθώς η κατηγοριοποίηση ως προς την πυκνότητα βασίστηκε σε εικόνες υγιούς ιστού ενώ η κατηγοριοποίηση ως προς το είδος αλλοίωσης σε εικόνες με συγκεκριμένα ευρήματα, προέκυψε η ανάγκη για την διατήρηση διαφορετικών στοιχείων για κάθε μια από τις δύο αυτές περιπτώσεις και συνεπώς δημιουργήθηκαν δύο διαφορετικοί πίνακες για την διατήρηση των απαιτούμενων στοιχείων.

Το App Engine χρησιμοποιήθηκε για την φιλοξενία δύο εφαρμογών, σκοπός των οποίων ήταν: (α) η επιλογή κατάλληλων υποσυνόλων μαστογραφιών και (β) η τροφοδοσία της Βάσης Δεδομένων με τα αποτελέσματα των προηγούμενων κατηγοριοποιήσεων των χρηστών τα οποία κρατούνται για καθαρά στατιστικούς λόγους. Επισημαίνεται ότι όσον αφορά την πρώτη εφαρμογή που αφορά την επιλογή των υποσυνόλων μαστογραφιών, αυτό που επιστρέφεται είναι μόνο τα στοιχεία των εικόνων αυτών και οι θέσεις τους στον Αποθηκευτικό Χώρο. Το τελικό κατέβασμα των εικόνων γίνεται μέσω κατάλληλου αιτήματος προς τον Αποθηκευτικό Χώρο. Η εικόνα 5.23 παρουσιάζει σχηματικά τις υπηρεσίες του Google Cloud Platform που αξιοποιήθηκαν.

Οι δύο πίνακες που ακολουθούν (πίνακας 5.3 και πίνακας 5.4) παρουσιάζουν τα στοιχεία των δύο αντίστοιχων πινάκων που δημιουργήθηκαν στην Βάση Δεδομένων για την διατήρηση των στοιχείων των εικόνων που χρησιμοποιούνται για την κατηγοριοποίηση ως προς την πυκνότητα και ως προς το είδος της αλλοίωσης.



**Εικόνα 5.23** Υπηρεσίες της Google Cloud Platform που αξιοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας.

**Πίνακας 5.3** Στοιχεία του πίνακα της Βάσης Δεδομένων (Google Cloud Database) για τις εικόνες μαστογραφίας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση ως προς την πυκνότητα.

Όνομα Πεδίου	Τύπος Πεδίου
Id (πρωτεύον κλειδί)	int(10)
filename	varchar(100)
view	varchar(100)
filepath	varchar(100)
density	varchar(10)
density_user_b1	varchar(10)
density_user_b2	varchar(10)
density_user_b3	varchar(10)
density_user_b4	varchar(10)

Τα στοιχεία του προηγούμενου πίνακα (πίνακας 5.3) αναλύονται ως εξής:

- filename – το όνομα της συγκεκριμένης εικόνας,
- view – το είδος της λήψης (π.χ. LEFT\_MLO),
- filepath – η ακριβής διαδρομή στον Αποθηκευτικό Χώρο που βρίσκεται το αρχείο εικόνας,
- density – η κατηγορία πυκνότητας στην οποία ανήκει η συγκεκριμένη εικόνα σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS,
- density\_user\_b1 έως 4 – για κάθε μια από τις κατηγορίες πυκνότητας (1 έως 4) εκφράζει το πλήθος των χρηστών της εφαρμογής που σε κάποια προηγούμενη στιγμή, εκτίμησαν ότι αυτή η εικόνα ανήκει στην συγκεκριμένη κατηγορία. Για παράδειγμα Density\_user\_b1 = 5

σημαίνει ότι 5 άτομα μέχρι τώρα έχουν εκτιμήσει ότι η συγκεκριμένη εικόνα ανήκει στην κατηγορία πυκνότητας 1.

**Πίνακας 5.4** Στοιχεία του πίνακα της Βάσης Δεδομένων (Google Cloud Database) για τις εικόνες μαστογραφίας που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση ως προς το είδος της αλλοίωσης.

Όνομα Πεδίου	Τύπος Πεδίου
Id (πρωτεύον κλειδί)	int(10)
filename	varchar(100)
view	varchar(100)
filepath	varchar(100)
lesion_type	varchar(100)
mass_shape	varchar(100)
mass_margins	varchar(100)
calc_type	varchar(100)
calc_distribution	varchar(100)
assesment	varchar(100)
subtelty	varchar(100)
boundary	text
lesion_user_normal	varchar(10)
lesion_user_mass	varchar(10)
lesion_user_calc	varchar(10)

Ομοίως, τα στοιχεία του προηγούμενου πίνακα (πίνακας 5.4) αναλύονται ως εξής:

- filename – το όνομα της συγκεκριμένης εικόνας,
- view – το είδος της λήψης (π.χ. LEFT\_MLO),
- filepath – η ακριβής διαδρομή στον Αποθηκευτικό Χώρο που βρίσκεται το αρχείο εικόνας,
- lesion\_type – το είδος της αλλοίωσης που περιέχεται στην συγκεκριμένη εικόνα,
- mass\_shape, mass\_margins, calc\_type, calc\_distribution – αποτελούν ειδικά χαρακτηριστικά κάθε αλλοίωσης που ακολουθούν το πρότυπο BI-RADS. Τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στον χρήστη της εφαρμογής μέσω της Οθόνης Παρουσίασης Αποτελεσμάτων,
- assesment – μια σύνοψη του αποτελέσματος της διάγνωσης σύμφωνα με το πρότυπο BI-RADS,
- subtelty – παράμετρος που δείχνει τον βαθμό δυσδιακριτότητας της αλλοίωσης και παίρνει τιμές από 1 έως 5, με το 5 να αντιστοιχεί στην μεγαλύτερη δυσκολία εντοπισμού της αλλοίωσης. Η συγκεκριμένη παράμετρος δεν στηρίζεται στο πρότυπο BI-RADS αλλά αποτελεί ειδικό χαρακτηριστικό του συνόλου εικόνων της DDSM,
- boundary – το περίγραμμα της περιοχής που περιέχει την αλλοίωση,

- `lesion_user_[ normal | mass | calc ]` - εκφράζει το πλήθος των χρηστών της εφαρμογής που σε κάποια προηγούμενη στιγμή εκτίμησαν ότι αυτή η εικόνα ανήκει στην συγκεκριμένη κατηγορία (υγιής ιστός, μάζα ή μικροασβεστώσεις). Για παράδειγμα `lesion_user_mass = 5` σημαίνει ότι 5 άτομα μέχρι τώρα έχουν εκτιμήσει ότι η συγκεκριμένη εικόνα περιέχει μάζα.

## 5.4 Συζήτηση

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε η δημιουργία ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού με αντικείμενο την υποβοήθηση εκπαιδευόμενων ακτινολόγων στην αντιμετώπιση ζητημάτων όπως η γρήγορη και σωστή αξιολόγηση εικόνων μαστογραφίας. Αρχικά περιεγράφηκε το θεωρητικό παιδαγωγικό υπόβαθρο στο οποίο στηρίζονται αυτού του είδους τα εκπαιδευτικά παιχνίδια και στην συνέχεια παρουσιάστηκε το ίδιο το παιχνίδι αλλά και ο τρόπος με τον οποίο επιχειρήθηκε η συμμόρφωση με το προαναφερθέν παιδαγωγικό υπόβαθρο. Ωστόσο, είναι σαφές ότι η δημιουργία ενός πραγματικά αποτελεσματικού εκπαιδευτικού παιχνιδιού είναι μια διαδικασία αρκετά σύνθετη που μπορεί να επηρεαστεί από πλήθος παραμέτρων. Στο πλαίσιο αυτό, κρίνεται ότι το επόμενο βήμα στην διαδικασία ολοκλήρωσης του εν λόγω παιχνιδιού θα πρέπει να είναι η πραγματοποίηση δοκιμών με πραγματικούς χρήστες που ανήκουν στην ομάδα στόχο και ακολούθως η αξιολόγηση τόσο της ίδιας της εμπειρίας χρήστη όσο και του ποσοστού επίτευξης των καθορισμένων μαθησιακών στόχων. Ειδικά για την αξιολόγηση της εμπειρίας χρήστη θα μπορούσε να γίνει χρήση προτυποποιημένων για τον σκοπό αυτό ερωτηματολογίων όπως είναι τα ερωτηματολόγια που στηρίζονται στο μοντέλο MEEKA+ (Petri, von Wangenheim, & Borgatto, 2017). Τα αποτελέσματα των αξιολογήσεων αυτών μπορούν να προσφέρουν πολύτιμη καθοδήγηση για την τροποποίηση και συνακόλουθα βελτίωση της προτεινόμενης εφαρμογής μέσω μιας κυκλικής διαδικασίας αξιολόγησης και τροποποιήσεων.

## Βιβλιογραφία

- Aburahma, M. H., & Mohamed, H. M. (2015). Educational games as a teaching tool in pharmacy curriculum. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 79(4), 59. <https://doi.org/10.5688/ajpe79459>
- Aksoy, M. E., Guven, F., Sayali, M. E., & Kitapcioglu, D. (2019). The effect of web-based learning in pediatric basic life support (P-BLS) training. *Computers in Human Behavior*, 94, 56–61. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.12.032>
- Alben, L. (1996). Quality of experience: defining the criteria for effective interaction design. *Interactions*, 3(3), 11–15. <https://doi.org/10.1145/235008.235010>
- Baptista, G., & Oliveira, T. (2019). Gamification and serious games: A literature meta-analysis and

- integrative model. *Computers in Human Behavior*, 92, 306–315.  
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.11.030>
- Boduszek, D., Debowska, A., Jones, A. D., Ma, M., Smith, D., Willmott, D., ... Kirkman, G. (2019). Prosocial video game as an intimate partner violence prevention tool among youth: A randomised controlled trial. *Computers in Human Behavior*, 93, 260–266.  
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.12.028>
- Buchinger, D., & da Silva Hounsell, M. (2018). Guidelines for designing and using collaborative-competitive serious games. *Computers and Education*, 118(November 2017), 133–149.  
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.11.007>
- Calderón, A., & Ruiz, M. (2015). A systematic literature review on serious games evaluation: An application to software project management. *Computers and Education*, 87, 396–422.  
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2015.07.011>
- Chen, O., Castro-Alonso, J. C., Paas, F., & Sweller, J. (2018). Extending Cognitive Load Theory to Incorporate Working Memory Resource Depletion: Evidence from the Spacing Effect. *Educational Psychology Review*, 30(2), 483–501. <https://doi.org/10.1007/s10648-017-9426-2>
- Connolly, T. M., Boyle, E. A., MacArthur, E., Hainey, T., & Boyle, J. M. (2012). A systematic literature review of empirical evidence on computer games and serious games. *Computers and Education*, 59(2), 661–686. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.03.004>
- Cook, D. A., & Artino, A. R. (2016). Motivation to learn: an overview of contemporary theories. *Medical Education*, 50(10), 997–1014. <https://doi.org/10.1111/medu.13074>
- D’Orsi, C. J. (2013). *ACR BI-RADS atlas: breast imaging reporting and data system*. American College of Radiology.
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). Self-Determination Theory and the Facilitation of Intrinsic Motivation, Social Development, and Well-Being. *American Psychologist*, 55(1), 68–78.
- Denisova, A., & Cairns, P. (2019). Player experience and deceptive expectations of difficulty adaptation in digital games. *Entertainment Computing*, 29, 56–68.  
<https://doi.org/10.1016/j.entcom.2018.12.001>
- Deterding, S. (2012). Gamification: designing for motivation. *Interactions*, 19(4), 14.  
<https://doi.org/10.1145/2212877.2212883>
- Erhel, S., & Jamet, E. (2019). Improving instructions in educational computer games: Exploring the

- relations between goal specificity, flow experience and learning outcomes. *Computers in Human Behavior*, 91, 106–114. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.09.020>
- Fanfarelli, J. R., McDaniel, R., & Crossley, C. (2018). Adapting UX to the design of healthcare games and applications. *Entertainment Computing*, 28, 21–31. <https://doi.org/10.1016/j.entcom.2018.08.001>
- Gray, S. I., Robertson, J., Manches, A., & Rajendran, G. (2019). BrainQuest: The use of motivational design theories to create a cognitive training game supporting hot executive function. *International Journal of Human Computer Studies*, 127, 124–149. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2018.08.004>
- Hakak, S., Noor, N. F. M., Ayub, M. N., Affal, H., Hussin, N., ahmed, E., & Imran, M. (2019). Cloud-assisted gamification for education and learning – Recent advances and challenges. *Computers and Electrical Engineering*, 74, 22–34. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.01.002>
- Hamari, J., & Keronen, L. (2017, June 1). Why do people play games? A meta-analysis. *International Journal of Information Management*. Pergamon. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.01.006>
- Hamari, J., Shernoff, D. J., Rowe, E., Coller, B., Asbell-Clarke, J., & Edwards, T. (2016). Challenging games help students learn: An empirical study on engagement, flow and immersion in game-based learning. *Computers in Human Behavior*, 54, 170–179. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.07.045>
- Heath, M., Bowyer, K., Kopans, D., Kegelmeyer, P., Moore, R., Chang, K., & Munishkumaran, S. (1998). Current Status of the Digital Database for Screening Mammography. In *Proceedings of the Fifth International Workshop on Digital Mammography* (pp. 457–460). Yaffe M. Medical Physics Publishing . [https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8\\_75](https://doi.org/10.1007/978-94-011-5318-8_75)
- Hendrix, M., Bellamy-Wood, T., McKay, S., Bloom, V., & Dunwell, I. (2018). Implementing Adaptive Game Difficulty Balancing in Serious Games. *IEEE Transactions on Games*, 1502(c), 1–1. <https://doi.org/10.1109/tg.2018.2791019>
- Hodges, G. W., Wang, L., Lee, J., Cohen, A., & Jang, Y. (2018). An exploratory study of blending the virtual world and the laboratory experience in secondary chemistry classrooms. *Computers and Education*, 122, 179–193. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.03.003>
- Huotari, K., & Hamari, J. (2017). A definition for gamification: anchoring gamification in the service marketing literature. *Electronic Markets*, 27(1), 21–31. <https://doi.org/10.1007/s12525-015->

0212-z

- John, N., Sharma, M. K., & Kapanee, A. R. M. (2019). Gaming- a bane or a boon-a systematic review. *Asian Journal of Psychiatry, 42*, 12–17. <https://doi.org/10.1016/j.ajp.2019.03.001>
- Johnson, D., Klarkowski, M., Vella, K., Phillips, C., McEwan, M., & Watling, C. N. (2018). Greater rewards in videogames lead to more presence, enjoyment and effort. *Computers in Human Behavior, 87*, 66–74. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.05.025>
- Kapler, I. V., Weston, T., & Wiseheart, M. (2015). Spacing in a simulated undergraduate classroom: Long-term benefits for factual and higher-level learning. *Learning and Instruction, 36*, 38–45. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2014.11.001>
- Lam, J. T., Gutierrez, M. A., Goad, J. A., Odessky, L., & Bock, J. (2019). Use of virtual games for interactive learning in a pharmacy curriculum. *Currents in Pharmacy Teaching and Learning, 11*(1), 51–57. <https://doi.org/10.1016/j.cptl.2018.09.012>
- Lamb, R., Antonenko, P., Etopio, E., & Seccia, A. (2018). Comparison of virtual reality and hands on activities in science education via functional near infrared spectroscopy. *Computers and Education, 124*, 14–26. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.05.014>
- Lamb, R. L., Annetta, L., Firestone, J., & Etopio, E. (2018). A meta-analysis with examination of moderators of student cognition, affect, and learning outcomes while using serious educational games, serious games, and simulations. *Computers in Human Behavior, 80*, 158–167. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.10.040>
- Li, J., Antonenko, P. D., & Wang, J. (2019). Trends and issues in multimedia learning research in 1996–2016: A bibliometric analysis. *Educational Research Review, 28*, 100282. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2019.100282>
- Ma, M., Oikonomou, A., & Jain, L. C. (2011). *Serious Games and Edutainment Applications* (Vol. 504). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-2161-9>
- Mayer, R. E. (2019a). Introduction: Taking an Evidence-Based Approach to Games for Learning. In *Computer Games for Learning* (p. 1). MITP. <https://doi.org/10.7551/mitpress/9427.003.0004>
- Mayer, R. E. (2019b). Theory: Applying Cognitive Science to Games for Learning. In *Computer Games for Learning* (p. 1). MITP. <https://doi.org/10.7551/mitpress/9427.003.0006>
- Mirvis, P. H., & Csikszentmihalyi, M. (1991). Flow: The Psychology of Optimal Experience. *The Academy of Management Review, 16*(3), 636. <https://doi.org/10.2307/258925>



- Moizer, J., Lean, J., Dell'Aquila, E., Walsh, P., Keary, A. (Alfie), O'Byrne, D., ... Sica, L. S. (2019). An approach to evaluating the user experience of serious games. *Computers and Education*, 136, 141–151. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.04.006>
- Moran, S., & Warren-Forward, H. (2016). The diagnostic accuracy of radiographers assessing screening mammograms: A systematic review. *Radiography*, 22(2), 137–146. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2015.09.008>
- Moran, T. P. (2016). Supplemental Material for Anxiety and Working Memory Capacity: A Meta-Analysis and Narrative Review. *Psychological Bulletin*, 142(8), 831. <https://doi.org/10.1037/bul0000051.supp>
- Ohannessian, R., Yaghobian, S., Verger, P., & Vanhems, P. (2016). A systematic review of serious video games used for vaccination. *Vaccine*, 34(38), 4478–4483. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2016.07.048>
- Paas, F., Renkl, A., & Sweller, J. (2004). Cognitive Load Theory: Instructional Implications of the Interaction between Information Structures and Cognitive Architecture. *Instructional Science*, 32(1/2), 1–8. <https://doi.org/10.1023/b:truc.0000021806.17516.d0>
- Paas, F., Tuovinen, J. E., Van Merriënboer, J. J. G., & Darabi, A. A. (2005). A motivational perspective on the relation between mental effort and performance: Optimizing learner involvement in instruction. *Educational Technology Research and Development*, 53(3), 25–34. <https://doi.org/10.1007/BF02504795>
- Persson, J. (2017). A review of the design and development processes of simulation for training in healthcare – A technology-centered versus a human-centered perspective. *Applied Ergonomics*, 58, 314–326. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2016.07.007>
- Petri, G., von Wangenheim, C., & Borgatto, A. F. (2017). MEEGA+, Systematic Model to Evaluate Educational Games. In N. Lee (Ed.), *Encyclopedia of Computer Graphics and Games* (pp. 1–7). Cham: Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-08234-9\\_214-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-08234-9_214-1)
- Rekman, J. F., & Alseidi, A. (2019). Training for Minimally Invasive Cancer Surgery. *Surgical Oncology Clinics of North America*, 28(1), 11–30. <https://doi.org/10.1016/j.soc.2018.07.007>
- Rutledge, C., Walsh, C. M., Swinger, N., Auerbach, M., Castro, D., Dewan, M., ... Chang, T. P. (2018). Gamification in action: Theoretical and practical considerations for medical educators. *Academic Medicine*, 93(7), 1014–1020. <https://doi.org/10.1097/ACM.0000000000002183>
- Savazzi, F., Isernia, S., Jonsdottir, J., Di Tella, S., Pazzi, S., & Baglio, F. (2018). Engaged in learning

- neurorehabilitation: Development and validation of a serious game with user-centered design. *Computers and Education*, 125, 53–61. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.06.001>
- Shernoff, D. J. (2013). *Optimal Learning Environments to Promote Student Engagement*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7089-2>
- Sweller, J., van Merriënboer, J. J. G., & Paas, F. (2019). Cognitive Architecture and Instructional Design: 20 Years Later. *Educational Psychology Review*, 31(2), 261–292. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5>
- Tioh, J. N., Mina, M., & Jacobson, D. W. (2017). Cyber security training: A survey of serious games in cyber security. In *Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE* (Vol. 2017-October, pp. 1–5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE.2017.8190712>
- van Roy, R., & Zaman, B. (2017). Why gamification fails in education and how to make it successful: Introducing nine gamification heuristics based on self-determination theory. In M. Ma & A. Oikonomou (Eds.), *Serious Games and Edutainment Applications: Volume II* (pp. 485–509). Cham: Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-51645-5\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-51645-5_22)
- van Roy, R., & Zaman, B. (2018). Need-supporting gamification in education: An assessment of motivational effects over time. *Computers and Education*, 127, 283–297. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.08.018>
- Westera, W. (2017). How people learn while playing serious games: A computational modelling approach. *Journal of Computational Science*, 18, 32–45. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2016.12.002>
- Yasin, A., Liu, L., Li, T., Wang, J., & Zowghi, D. (2018). Design and preliminary evaluation of a cyber Security Requirements Education Game (SREG). *Information and Software Technology*, 95, 179–200. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2017.12.002>

## Κεφάλαιο 6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

Στην παρούσα διατριβή αναπτύχθηκαν μια σειρά από τεχνικές επεξεργασίας εικόνας καθώς επίσης και ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού. Για την υποστήριξη της διάγνωσης σε εικόνες μαστογραφίας αρχικά αναπτύσσεται μέθοδος για την βελτίωση της αντίθεσης εικόνων με έμφαση στην ανάδειξη της διαγνωστικά κρίσιμης πληροφορίας με βάση τα χαρακτηριστικά ενός ειδικού τανυστή που ονομάσαμε ακτινικό μήκος. Η σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με τις υπόλοιπες, ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους, έδειξε ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί επιτελέσει αποτελεσματικά τον σκοπό της (κεφάλαιο 2). Επόμενο βήμα αποτέλεσε η δημιουργία μεθόδου για την κατάτμηση του θωρακικού μυός σε μέσο-πλάγιες λοξές λήψεις μαστογραφιών. Η μέθοδος στηρίχθηκε και πάλι στα ακτινικά μήκη τα οποία χρησιμοποιήθηκαν σε συνδυασμό με μια διαδικασία επέκτασης γραμμών για τον προσδιορισμό του τελικού διαχωριστικού ορίου μυός-μαστού. Η μέθοδος αξιολογήθηκε με χρήση συγκεκριμένων υποσυνόλων εικόνων, όπως αυτά έχουν αναφερθεί στην βιβλιογραφία, ώστε να είναι άμεση η σύγκριση του με άλλες μεθόδους (κεφάλαιο 3). Ακολούθως, χρησιμοποιήθηκαν τα ακτινικά μήκη σε συνδυασμό με ένα σύνολο από παραλλαγές των τοπικών δυαδικών μοτίβων για την αναγνώριση αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων. Ο όρος «αναγνώριση» χρησιμοποιείται για να δηλώσει ότι η διαδικασία στηρίζεται στον διαχωρισμό ενός συνόλου περιοχών ενδιαφέροντος σε υγιή ιστό ή σε περιοχές που περιέχουν αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις (κεφάλαιο 4). Το τελευταίο τμήμα της διατριβής αφιερώθηκε στην ανάπτυξη ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού για την εκπαίδευση και εξοικείωση ακτινολόγων στην κατηγοριοποίηση πυκνότητας μαστού και στον εντοπισμό αλλοιώσεων σε εικόνες μαστογραφίας

(κεφάλαιο 5). Στην συνέχεια, συνοψίζονται τα βασικά συμπεράσματα που προέκυψαν από την εκπόνηση της διατριβής και προτείνονται πιθανές μελλοντικές ερευνητικές επεκτάσεις.

## 6.1 Συνεισφορά της Διατριβής

Βασική επίδιωξη στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας αποτέλεσε η δημιουργία μεθόδων επεξεργασίας μαστογραφικών εικόνων, ικανών να καλύψουν τόσο το στάδιο της προ-επεξεργασίας όσο και το στάδιο της κυρίως επεξεργασίας αυτών. Κύριο χαρακτηριστικό των μεθόδων που προτάθηκαν είναι η χρήση ενός νέου χαρακτηριστικού που αποκαλούμε ακτινικό μήκος. Στα προτερήματα των ακτινικών μηκών εντάσσεται η ικανότητα να ενσωματώνουν πληροφορία από την τοπική περιοχή των εικόνων αλλά και η δυνατότητα ανάδειξης των κρίσιμων διαγνωστικά περιοχών.

Αρχικά μελετήθηκαν οι διάφορες μέθοδοι βελτίωσης αντίθεσης οι οποίες και αποτελούν σημαντικό στάδιο προ-επεξεργασίας των μαστογραφικών εικόνων, ικανό να επηρεάσει καθοριστικά την επίδοση ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης. Αν και έχουν προταθεί στην βιβλιογραφία αρκετές μέθοδοι βελτίωσης αντίθεσης, η πλειονότητα αυτών εστιάζει περισσότερο στην συνολική βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας και λιγότερο στην ανάδειξη των διαγνωστικά κρίσιμων περιοχών (περιοχές με αλλοιώσεις). Με αφετηρία την παρατήρηση αυτή, θελήσαμε να εστιάσουμε στην αποτελεσματική βελτίωση της αντίθεσης μεταξύ των περιοχών με αλλοιώσεις (π.χ. μάζες) και του περιβάλλοντος υγιούς ιστού. Μια πρώτη λοιπόν συνεισφορά της παρούσας διατριβής αποτελεί η χρήση των ακτινικών μηκών για την βελτίωση της αντίθεσης εικόνων μαστογραφίας με έμφαση στην ανάδειξη της κρίσιμης διαγνωστικά πληροφορίας. Η σύγκριση της προτεινόμενης μεθόδου με άλλες ευρέως χρησιμοποιούμενες μεθόδους, έδειξε την υπεροχή της καθώς κατάφερε να αναδείξει αποτελεσματικότερα την κρίσιμη διαγνωστικά πληροφορία (αλλοιώσεις τύπου μάζας) σε ποσοστό που κυμαίνεται μεταξύ 65.8% και 85.8% των μελετούμενων περιπτώσεων, ανάλογα με την συγκρινόμενη μέθοδο.

Ένα επόμενο στάδιο επεξεργασίας, που συνήθως κρίνεται απαραίτητο σε μέσο-πλάγιες λοξές λήψεις μαστογραφιών, είναι η κατάτμηση και ο διαχωρισμός του θωρακικού μυός από την εσωτερική περιοχή του μαστού. Η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας κατέδειξε ότι λόγω της μεγάλης ποικιλομορφίας των εικόνων μαστογραφίας αλλά και του γεγονότος ότι πολλές φορές τόσο σε επίπεδο φωτεινότητας όσο και σε επίπεδο υφής εμφανίζεται σχεδόν αμελητέα διαφοροποίηση ανάμεσα στην περιοχή του θωρακικού μυός και της εσωτερικής περιοχής του μαστού, δεν μπορεί να θεωρηθεί ότι υπάρχει μια μοναδική μέθοδος που αποδίδει ικανοποιητικά σε όλες τις περιπτώσεις. Για τον λόγο αυτό και με δεδομένη την δυνατότητα αξιοποίησης των ακτινικών μηκών για την βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας, εξετάστηκε η δυνατότητα αξιοποίησης τους για την κατάτμηση του θωρακικού μυός. Η μέθοδος που αναπτύχθηκε, στηρίζεται στην χρήση των

ακτινικών μηκών σε συνδυασμό με μια διαδικασία επέκτασης γραμμών αλλά και μιας διαδικασίας για τον καθορισμό της καταλληλότερης εξ αυτών. Η αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθόδου έδειξε την υπεροχή της έναντι ευρέως χρησιμοποιούμενων μεθόδων της βιβλιογραφίας, καθώς εμφανίζει χαμηλές τιμές σφάλματος σε ποσοστό 68.7% των μελετούμενων εικόνων έναντι αντίστοιχου ποσοστού 53.6 – 59.5% για τις συγκρινόμενες μεθόδους της βιβλιογραφίας.

Όσον αφορά την αναγνώριση αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων, σε μαστογραφικές περιοχές ενδιαφέροντος, προτάθηκε ο συνδυασμός των ακτινικών μηκών και της μεθόδου των LBP. Επισημαίνεται ότι αν και το συγκεκριμένο είδος αλλοιώσεων είναι το τρίτο πιο κοινό μετά τις μάζες και τις μικροασβεστώσεις, ο εντοπισμός τους έχει αποδειχθεί σαφώς δυσκολότερος, γεγονός που δηλώνει την ανάγκη για την δημιουργία νέων και αποτελεσματικότερων μεθόδων επεξεργασίας των μαστογραφιών. Συγκεκριμένα, η μέθοδος που προτάθηκε στηρίζεται στην δημιουργία ενός μεγάλου πλήθους χαρακτηριστικών μέσω του συνδυασμού παραλλαγών των LBP και των ακτινικών μηκών. Λόγω του μεγάλου πλήθους παραγόμενων χαρακτηριστικών, κατέστη απαραίτητη η εφαρμογή μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών. Για τον σκοπό αυτό προτάθηκε ο συνδυασμός των στατιστικών μεθόδων PCA και t-test, ο οποίος οδήγησε στον περιορισμό των χιλιάδων αρχικών χαρακτηριστικών σε λιγότερα από είκοσι τελικά. Η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε απόλυτα ορθή ταξινόμηση όταν έγινε χρήση του συνόλου των αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων της DDSM.

Ένα από τα σημαντικά προβλήματα που αντιμετωπίσαμε κατά την αξιολόγηση της μεθόδου αναγνώρισης αρχιτεκτονικών διαστρεβλώσεων ήταν η δυσκολία δίκαιης σύγκρισης με τις ήδη προτεινόμενες στην βιβλιογραφία μεθόδους. Αυτό οφείλεται στην αδυναμία αναπαραγωγής των αποτελεσμάτων της βιβλιογραφίας, καθώς αφορούσαν είτε σε χρήση κλειστών συνόλων εικόνων είτε σχετικά μικρού πλήθους επιλεγμένων εικόνων από ανοικτά σύνολα χωρίς να δηλώνεται ποιες εικόνες έχουν χρησιμοποιηθεί και σε ποια κριτήρια έχει βασιστεί η επιλογή τους. Προκειμένου να ξεπεραστεί αυτή η δυσκολία προτείναμε ένα πλαίσιο αξιολόγησης που στηρίζεται στην συγκρότηση πολλαπλών συνόλων εικόνων μέσω τυχαίας επιλογής και ακολούθως εκτέλεση ισάριθμου πλήθους αξιολογήσεων. Το τελικό αποτέλεσμα της αξιολόγησης προκύπτει ως ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των επιμέρους αξιολογήσεων. Σε κάθε επανάληψη το χρησιμοποιούμενο σύνολο περιοχών είναι διαφορετικό και ορίζεται μεν με τυχαίο τρόπο αλλά ταυτόχρονα διασφαλίζεται ότι κάθε διαφορετικό υποσύνολο έχει παρόμοια ποιοτικά χαρακτηριστικά όπως για παράδειγμα είναι η κατανομή των εικόνων στις διάφορες κατηγορίες πυκνότητας

Εκτός όμως από τις μεθόδους επεξεργασίας εικόνας θελήσαμε να παράσχουμε στον ακτινολόγο ένα επιπλέον βοήθημα για την επιτυχή ολοκλήρωση του έργου του με την μορφή ενός εκπαιδευτικού παιχνιδιού. Σχετική έρευνα για τον εντοπισμό παρόμοιων εκπαιδευτικών εφαρμογών στο πεδίο των

μαστογραφικών εικόνων έδειξε ότι δεν έχουν υλοποιηθεί παρόμοιες εφαρμογές υποστηρίζοντας έτσι τον καινοτόμο χαρακτήρα της συγκεκριμένης προσέγγισης.

Συνοψίζοντας, η συμβολή της παρούσας διατριβής συνίσταται στην εισαγωγή των ακτινικών μηκών και στην χρήση τους για την βελτίωση της αντίθεσης των μαστογραφιών αλλά και στην κατάτμηση του θωρακικού μύος. Επίσης, στον συνδυασμό ακτινικών μηκών με LBP για την δημιουργία αρχικού συνόλου χαρακτηριστικών, στον συνδυασμό των μεθόδων PCA και t-test για τον μετασχηματισμό των χαρακτηριστικών αυτών και στην διαμόρφωση κατάλληλου πλαισίου αξιολόγησης. Ακόμη, στη δημιουργία για πρώτη φορά εκπαιδευτικής εφαρμογής για χρήση από έξυπνα κινητά με σκοπό την εξάσκηση των εκπαιδευόμενων ακτινολόγων στην επισκόπηση και αξιολόγηση εικόνων μαστογραφίας.

## 6.2 Προτάσεις για Μελλοντική Εργασία

Στην παρούσα παράγραφο συζητούνται κάποιες προτάσεις για μελλοντική εργασία που αφορούν προεκτάσεις των θεμάτων που αντιμετωπίστηκαν στη συγκεκριμένη διατριβή.

### Αξιοποίηση του συνδυασμού ακτινικών μηκών και LBP για την ανίχνευση / αναγνώριση περισσότερων κατηγοριών αλλοιώσεων

Μελλοντική εργασία θα μπορούσε να αποτελέσει η χρήση του συνδυασμού ακτινικών μηκών και LBP ακολουθούμενων από τις τεχνικές PCA και t-test για την ανίχνευση ή/και αναγνώριση περισσότερων μορφών αλλοιώσεων πέρα από τις αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις. Η αποτελεσματικότητα της μεθόδου στις αρχιτεκτονικές διαστρεβλώσεις υπήρξε ιδιαίτερα ικανοποιητική γεγονός που μας ενθαρρύνει να διερευνήσουμε την δυνατότητα περαιτέρω αξιοποίησης της.

### Ενσωμάτωση μεθόδων σε σύστημα υποβοηθούμενης διάγνωσης

Μια άλλη μελλοντική εργασία θα μπορούσε να αποτελέσει η αξιοποίηση των προτεινόμενων, στην παρούσα διατριβή, μεθόδων επεξεργασίας εικόνας για την δημιουργία ενός ολοκληρωμένου συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης με χρήση υπολογιστή. Η δυνατότητα αξιοποίησης των ακτινικών μηκών για όσο το δυνατόν περισσότερα στάδια επεξεργασίας είναι ιδιαίτερα σημαντική καθώς είναι γεγονός ότι ο υπολογισμός των τιμών των ακτινικών μηκών είναι μια σχετικά χρονοβόρα διαδικασία. Επομένως, εάν διαδοχικές μέθοδοι επεξεργασίας χρησιμοποιούν τα ίδια ακτινικά μήκη τότε δεν θα είναι αναγκαίος ο εκ νέου υπολογισμός τους οδηγώντας σε αποδοτικότερο τελικό σύστημα.

### Εφαρμογή τεχνικών βαθιάς μάθησης (deep learning) στις τιμές των ακτινικών μηκών

Επόμενη μελλοντική εργασία θα μπορούσε να αποτελέσει η εφαρμογή τεχνικών βαθιάς μάθησης στις τιμές των ακτινικών μηκών. Από την μια πλευρά, η ικανότητα των συγκεκριμένων μεθόδων να χειρίζονται δύσκολα προβλήματα ταξινόμησης και από την άλλη η ικανότητα των ακτινικών μηκών να ενσωματώνουν πληροφορία σε τοπικό επίπεδο, δημιουργούν την πεποίθηση ότι ο συνδυασμός των δύο μπορεί να είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός. Στην περίπτωση αυτή, θα μπορούσε να γίνει χρήση ολόκληρης της περιοχής του μαστού για την εκτίμηση της κατηγορίας πυκνότητας ή χρήση συγκεκριμένων περιοχών ενδιαφέροντος για την αναγνώριση αλλοιώσεων.

Πραγματοποίηση πειραμάτων για την μέτρηση του επιπέδου αποδοχής της εκπαιδευτικής μας εφαρμογής

Η εργασία σχετικά με την εκπαιδευτική εφαρμογή θα μπορούσε να συμπληρωθεί με την πραγματοποίηση πειραμάτων μέτρησης του βαθμού ικανοποίησης των τελικών χρηστών αλλά και μέτρησης του βαθμού επίτευξης των εκπαιδευτικών στόχων της εφαρμογής. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων αυτών θα μπορούσαν να αποδειχθούν ιδιαίτερα σημαντικά για τον εντοπισμό πιθανών αδυναμιών στον σχεδιασμό της εφαρμογής και συνεπώς να επιτρέψουν την αντιμετώπιση τους μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία εκτέλεσης πειραμάτων ικανοποίησης και τροποποίησης της εφαρμογής.





## Κατάλογος Δημοσιεύσεων του Συγγραφέα

### Διεθνή Επιστημονικά Περιοδικά:

1. S. E. Chatzistergos, I. Andreadis, and K. S. Nikita, "Identification of architectural distortions in mammograms using local binary patterns and radial lengths through an exhaustive evaluation framework," *Expert Syst.*, vol. 35, no. 4, 2018.
2. I. Andreadis, S. Chatzistergos, G. Spyrou, K. Nikita, "Fused man-machine classification schemes to enhance diagnosis of breast microcalcifications," *Measurement Science and Technology*, vol. 28, no. 11, 2017.

### Διεθνή Επιστημονικά Συνέδρια:

1. S. Chatzistergos, I. Andreadis, and K. S. Nikita, "Pectoral muscle segmentation on mammographic images based on radial lengths," in *IST 2016 - 2016 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques, Proceedings*, 2016, pp. 504–509.
2. S. E. Chatzistergos, I. I. Andreadis, and K. S. Nikita, "Tensor radial lengths for mammographic image enhancement," in *IFMBE Proceedings*, vol. 41, L. M. Roa Romero, Ed. Springer International Publishing, 2014, pp. 305–308.
3. S. Chatzistergos, J. Stoitsis, A. Papaevangelou, G. Zografos and K. S. Nikita, "Parenchymal breast density estimation with the use of statistical characteristics and textons," *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine*, Corfu, 2010, pp. 1-4.