



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

**Αυτόματη ανίχνευση αθηρωματικής πλάκας σε
εικόνες B- mode υπερήχων μέσω ανάλυσης υφής.**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος-Χρήστος Χ. Μαυράκης

Επιβλέπουσα : Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος, 2017



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

**Αυτόματη ανίχνευση αθηρωματικής πλάκας σε
εικόνες B- mode υπερήχων μέσω ανάλυσης υφής.**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος-Χρήστος Χ. Μαυράκης

Επιβλέπουσα : Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 1^η Μαρτίου 2017.

.....
Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Διονύσιος-Δημήτριος
Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Ματσόπουλος
Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος, 2017

.....
Γεώργιος-Χρήστος Χ. Μαυράκης

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

Copyright © Γεώργιος-Χρήστος Χ. Μαυράκης, 2017

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.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ.....	i
ΠΕΡΙΛΗΨΗ.....	ii
ABSTRACT.....	iii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	v
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	x
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 Παρουσίαση Ανατομικής Περιοχής Ενδιαφέροντος	1
1.2 Παθοφυσιολογία Του Αρτηριακού Τοιχώματος.....	2
1.3 Καρωτιδική Αθηρωμάτωση	3
1.4 Τεχνική Υπερηχοτομογραφίας.....	5
1.5 Σκοπός Και Δομή Της Εργασίας	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ	10
2.1 Γενικές Αρχές Κατάτμησης Της Εικόνας	10
2.2 Θεωρητικό Υπόβαθρο Των Τεχνικών Αυτόματης Κατάτμησης	11
2.2.1 Κατάτμηση βασισμένη σε κατώφλι.....	11
2.2.2 Κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές.....	13
2.2.3 Κατάτμηση βασισμένη σε ακμές	16
2.2.4 Κατάτμηση βασισμένη στη συσταδοποίηση.....	20
2.2.5 Κατάτμηση βασισμένη στον αλγόριθμο Watershed	22
2.2.6 Κατάτμηση βασισμένη σε γράφο	25
2.2.7 Κατάτμηση βασισμένη στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία (MRF)	28
2.2.8 Κατάτμηση βασισμένη στις Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες (Snakes)	31
2.2.9 Κατάτμηση βασισμένη στα Επιπεδοσύνολα (Level Sets)	34
2.2.10 Άλλες μέθοδοι κατάτμησης	37
2.3 Παραδείγματα Εφαρμογών Των Τεχνικών Αυτόματης Κατάτμησης	47
2.3.1 Μη- ιατρικές εφαρμογές	47
2.3.2 Ιατρικές εφαρμογές	53
2.3.3 Εφαρμογές για Καρωτιδική Αθηρωμάτωση	63
2.3.4 Σύνοψη Εφαρμογών- Συμπεράσματα	65
2.4 Παρουσίαση Των Επιπεδοσυνόλων	68
2.4.1 Γενικές Αρχές.....	68

2.4.2	Μέθοδος Εξέλιξης Επιτεδοσυνόλου Χωρίς Επαναρχικοποίηση (LSWR)	69
2.4.3	Μέθοδος Εξέλιξης Επιτεδοσυνόλου Κανονικοποιημένης Απόστασης (DRLSE).....	73
2.5	Υβριδικό Median Φίλτρο Αφαίρεσης Speckle Θορύβου	77
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΑΘΗΡΩΜΑΤΙΚΗΣ ΠΛΑΚΑΣ		80
3.1	Εισαγωγή.....	80
3.2	Κανονικοποίηση Της Εικόνας	82
3.3	Μείωση Της Περιοχής Της Εικόνας- Εξαγωγή Εικόνας Του Αυλού	84
3.4	Εντοπισμός Του Τμήματος Διεπιφάνειας Αυλού- Οπίσθιου Τοιχώματος.....	85
3.5	Σχηματισμός Των Άνω και Κάτω Ορίων Αυλού- Τοιχωμάτων	89
3.5.1	Αρχικός εντοπισμός των διεπιφανειών	89
3.5.2	Στάδιο μετα- επεξεργασίας	93
3.5.3	Εξαγωγή εικόνων ορίων του αυλού	109
3.6	Απομόνωση Της Πιθανής Περιοχής Της Πλάκας	110
3.6.1	Εξαγωγή της στήλης <i>jmindist</i>	112
3.6.2	Εύρεση της σχετικής θέσης της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα	114
3.6.3	Κατασκευή της μάσκας της πλάκας.....	118
3.7	Φιλτράρισμα Της Εικόνας Του Αυλού Με Υβριδικό Median Φίλτρο	126
3.8	Κατάτμηση Της Πλάκας Μέσω Της Μεθόδου Των Επιτεδοσυνόλων.....	127
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ.....		132
4.1	Εισαγωγή.....	132
4.2	Μεθοδολογία και Μέτρα Αξιολόγησης	132
4.3	Συνθετικές Εικόνες.....	136
4.4	Πρώτο Σύνολο Πραγματικών Δεδομένων	141
4.5	Δεύτερο Σύνολο Πραγματικών Δεδομένων.....	144
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....		150
5.1	Σύνοψη- Συμπεράσματα.....	150
5.1.1	Συνθετικές Εικόνες.....	150
5.1.2	Σύνολα Πραγματικών Δεδομένων	151
5.2	Προοπτικές Για Μελλοντική Έρευνα.....	153
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....		155

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την καθηγήτρια Κωνσταντίνα Νικήτα για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε, καθώς και για τη δυνατότητα που μου έδωσε να εκπονήσω την παρούσα διπλωματική εργασία κάτω από την καθοδήγηση της στο Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας.

Επιπροσθέτως, θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στην υποψήφια διδάκτορα Μόνικα Ξενικού για τη διάθεση που επέδειξε, το χρόνο που αφιέρωσε και τις γνώσεις που μου μετέδωσε κατά την προσπάθειά μου.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και όλους τους κοντινούς μου ανθρώπους για την αμέριστη στήριξή τους σε κάθε μου βήμα.

Γεώργιος- Χρήστος Μαυράκης.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η καρωτιδική αθηρωμάτωση αποτελεί τη συχνότερη αιτία αγγειακών εγκεφαλικών επεισοδίων, γεγονός που δημιουργεί την ανάγκη έγκαιρης και έγκυρης διάγνωσης της νόσου. Ωστόσο, το μεγάλο πλήθος των περιστατικών καθιστά απαραίτητη την υποβοηθούμενη διάγνωση, η οποία διευκολύνει τους ιατρούς στο έργο τους και υποστηρίζεται από τη δημιουργία και εφαρμογή αλγορίθμων αυτόματης κατάτμησης της αθηρωματικής πλάκας.

Η δημιουργία ενός αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης της αθηρωματικής πλάκας αποτελεί τον σκοπό της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δέχεται ως είσοδο μία εικόνα υπερήχων B- mode της καρωτιδικής αρτηρίας και ανιχνεύει τα όρια της αθηρωματικής πλάκας μέσω μίας μεθόδου αυτόματης κατάτμησης. Τα πλεονεκτήματα και οι αδυναμίες των μεθόδων κατάτμησης κατωφλίου, περιοχών, ακμών, συσταδοποίησης, Watershed, γράφου, Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων, ενεργών καμπυλών, επιτεδοσυνόλων και άλλων αξιολογήθηκαν για το υπό μελέτη πρόβλημα κατάτμησης μέσω μίας εκτενούς βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Το συμπέρασμα που εξάχθηκε είναι ότι η μέθοδος των επιτεδοσυνόλων είναι η πιο κατάλληλη για την κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας και επελέγη για την υλοποίηση του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης.

Αρχικά, ο αλγόριθμος αυτόματης κατάτμησης κανονικοποιεί την εικόνα εισόδου στο επιθυμητό διάστημα φωτεινότητας και απομονώνει την περιοχή στην οποία βρίσκεται ο αυλός. Στη συνέχεια, εντοπίζει το τμήμα της διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού και του οπίσθιου τοιχώματος της αρτηρίας και σχηματίζει τα άνω και κάτω όρια του αυλού- τοιχωμάτων. Επιπλέον, πραγματοποιείται απομόνωση της περιοχής στην οποία βρίσκεται η αθηρωματική πλάκα. Η περιοχή αυτή χρησιμοποιείται για την αρχικοποίηση της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου. Τέλος, ο αλγόριθμος φιλτράρει την εικόνα του αυλού μέσω ενός υβριδικού φίλτρου μέσου, προκειμένου να μειωθεί ο θόρυβος και εξάγει τα τελικά όρια της αθηρωματικής πλάκας, χρησιμοποιώντας, ξεχωριστά, δύο τεχνικές επιτεδοσυνόλων, τη μέθοδο εξέλιξης επιτεδοσυνόλου χωρίς επαναρχικοποίηση (LSWR) και τη μέθοδο εξέλιξης επιτεδοσυνόλου κανονικοποιημένης απόστασης (DRLSE).

Οι δύο τεχνικές επιτεδοσυνόλων εφαρμόστηκαν σε ένα σύνολο συνθετικών εικόνων με άριστη απόδοση. Επιπλέον, ο συνολικός αλγόριθμος αυτόματης κατάτμησης εφαρμόστηκε σε δύο σύνολα ασθενών, τα οποία συμπεριλαμβάνουν 24 εικόνες και 96 βίντεο υπερήχων B- mode αντίστοιχα. Στο πρώτο σύνολο, ο αλγόριθμος παρουσίασε υψηλά ποσοστά στους δείκτες ακρίβειας και ειδικότητας και επέδειξε ικανοποιητική απόδοση στην ανίχνευση των πλακών. Στο δεύτερο σύνολο, η ακρίβεια και η ειδικότητα παρέμειναν σε υψηλά επίπεδα, αλλά η απόδοση του αλγορίθμου μειώθηκε σε σχέση με το πρώτο σύνολο κυρίως λόγω της χαμηλότερης ποιότητας των αρχικών εικόνων.

Λέξεις Κλειδιά

Καρωτιδική αθηρωμάτωση, αλγόριθμος αυτόματης κατάτμησης, μέθοδος επιτεδοσυνόλων, LSWR, DRLSE, υβριδικό φίλτρο μέσου.

ABSTRACT

Carotid atherosclerosis is the most common cause of stroke, which highlights the need for reliable and early detection of the disease. However, the vast amount of patient cases makes the use of assisted diagnosis urgent. Assisted diagnosis can ease the doctors' work and is supported by the creation and implementation of carotid atherosclerotic plaque automatic segmentation algorithms.

The aim of the current diploma thesis is to develop an automatic segmentation algorithm of the carotid atherosclerotic plaque. The algorithm receives as input an ultrasound B- mode image of the carotid artery and detects the boundaries of the plaque through an automatic segmentation method. The advantages and limitations of thresholding, region, edge, clustering, Watershed, graph, Markov Random Fields, active contours, level sets and other methods were evaluated for the segmentation problem under study through an extensive literature review. It was concluded that the method of level sets is the most suitable for the segmentation of the carotid atherosclerotic plaque and thus it was selected for the implementation of the automatic segmentation algorithm.

First, the automatic segmentation algorithm normalizes the input image in the desired Gray- Scale Median values and isolates the area in which the vessel lumen is located. Then, the algorithm detects the interface of the lumen and the artery's far wall and forms the boundaries between the lumen and the walls of the carotid artery. Furthermore, the area that contains the plaque is extracted and then used for the initialization of the level set function. In the last step of the algorithm, a hybrid median filter is utilized to reduce the speckle noise of the vessel lumen image and the final borders of the carotid atherosclerotic plaque are extracted through the separate use of two level set methods, the Level Set Without Reinitialization (LSWR) and the Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE).

The above level set techniques were applied to a set of synthetic images, demonstrating excellent performance. Moreover, the automatic segmentation algorithm was evaluated in two data sets of 24 real ultrasound B- mode medical images and 96 videos, respectively. In the first data set, the algorithm scored high levels of accuracy and specificity and showed satisfying performance in detecting the plaques. In the second data set, the metrics of accuracy and specificity remained high, but the algorithm's performance was reduced compared to the first set mainly due to the lower quality of the initial images.

Key Words

Carotid Atherosclerosis, automatic segmentation algorithm, level set method, LSWR, DRLSE, hybrid median filter.

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Ανατομία κοινής, εσωτερικής και εξωτερικής καρωτίδας [3].	1
Εικόνα 2: Δομή αρτηριακού τοιχώματος [5].	2
Εικόνα 3: Πιθανά σενάρια εξέλιξης της αθηρωματικής πλάκας [7].	4
Εικόνα 4: Εικόνα υπερήχου B-mode. Στα αριστερά (α) φαίνεται μια απεικόνιση διαμήκους τομής αρτηρίας και στα δεξιά (β) μια απεικόνιση εγκάρσιας τομής αρτηρίας [18].	7
Εικόνα 5: Διάκριση των στρωμάτων του αρτηριακού τοιχώματος σε εικόνα υπερήχου B-mode κοινής καρωτίδας [19].	7
Εικόνα 6: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου κατωφλίου σε εικόνα υπερήχων που αναπαριστά ένα ελαττωματικό ενισχυμένο γυάλινο πλαστικό (αριστερά). Στα δεξιά παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της μεθόδου κατωφλίου με το ελάττωμα να φαίνεται με άσπρο χρώμα (τιμή κατωφλίου=138) [24].	11
Εικόνα 7: Παράδειγμα εφαρμογής της κατάτμησης σε περιοχές σε εικόνα εγκεφάλου (αριστερά) και το αποτέλεσμα αυτής (δεξιά). Οι περιοχές ενδιαφέροντος φαίνονται με άσπρο χρώμα [34].	14
Εικόνα 8: Τεχνική του διαχωρισμού και συγχώνευσης περιοχών μέσω της quad-tree data structure [33].	15
Εικόνα 9: Παράδειγμα της τεχνικής ανίχνευσης ακμών σε εικόνα νομισμάτων. Αριστερά φαίνεται η αρχική εικόνα και δεξιά οι ακμές της χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του Canny [39].	17
Εικόνα 10: Τύποι ακμών: (α) Βηματική ακμή, (β) Ακμή ράμπας, (γ) Γραμμική ακμή και (δ) Ακμή στέγης [40].	18
Εικόνα 11: Παράδειγμα της τεχνικής της συσταδοποίησης σε φυσική εικόνα. Αριστερά φαίνεται η αρχική εικόνα και δεξιά το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης σε δύο κλάσεις (πράσινο και μαύρο χρώμα) [48].	20
Εικόνα 12: Διαφορετικά αποτελέσματα μεταξύ των αλγορίθμων συσταδοποίησης k- means (γραφική β) και Expectation Maximization (γραφική γ) ενός αρχικού συνόλου δεδομένων (γραφική α). Στη συσταδοποίηση k- means φαίνεται ότι ένας αριθμός δεδομένων έχει καταταχθεί σε διαφορετικές συστάδες σε σχέση με την EM [54].	22
Εικόνα 13: Τοπογραφική αναπαράσταση (β) μιας γκρίζας εικόνας (α). Στην μέση της εικόνας (β) φαίνεται η γραμμή watershed που χωρίζει τις δύο λεκάνες απορροής [55].	23
Εικόνα 14: Αποτέλεσμα του απλού αλγορίθμου Watershed στην εικόνα της Lena. Η εικόνα (α) αναπαριστά την αρχική εικόνα της Lena [57] και η εικόνα (β) την κατατμημένη εικόνα μέσω του αλγορίθμου Watershed [58].	24
Εικόνα 15: Παράδειγμα της χρήσης τομών και τιτλοφόρησης κορυφών- εικονοστοιχείων σε μία εικόνα- γράφο. Στην εικόνα (α) φαίνεται το αποτέλεσμα της τομής των κορυφών και στην (β) φαίνεται η τιτλοφόρηση με {0,1,2} σε κάθε κορυφή- εικονοστοιχείο, με βάση τις τομές [61].	26
Εικόνα 16: Παράδειγμα κατάτμησης βασισμένης σε γράφο. Αριστερά φαίνεται η εικόνα εισόδου και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης βασισμένο στην μέθοδο MST [61].	28
Εικόνα 17: Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας φεγγαριού με τη χρήση των παραμετρικών ενεργών καμπυλών. Αριστερά φαίνεται η αρχική καμπύλη και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης μετά από 35 επαναλήψεις [71].	31
Εικόνα 18: Παράδειγμα της μεθόδου των επιπεδοσυνόλων [80].	35
Εικόνα 19: Αποσύνθεση μιας εικόνας με τη χρήση του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων. Στην αριστερή εικόνα (α) φαίνονται οι τέσσερις υπο- εικόνες εξόδου κάθε επιπέδου και η διαδικασία δημιουργίας τους. Στην δεξιά εικόνα (β) φαίνεται η διαδικασία αποσύνθεσης της εικόνας σε 2 επίπεδα.	

Η εικόνα XX του επιπέδου 1 αποσυντίθεται στις επόμενες τέσσερις υπο- εικόνες του επιπέδου 2 [88], [89].....	38
Εικόνα 20: Παράδειγμα υπερ- κατάτμησης και εξαγωγή των σούπερ- εικονοστοιχείων [96].	41
Εικόνα 21: Τύποι γειτονιάς. Το μαύρο πλαίσιο αναπαριστά το πυρηνικό κύτταρο, ενώ τα γκρι αναπαριστούν τα γειτονικά του. Αριστερά φαίνεται η γειτονιά Von Neumann και δεξιά η γειτονιά Moore [104].....	45
Εικόνα 22: Παράδειγμα κατάτμησης μέσω του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [69]. Στην εικόνα (α) παρουσιάζεται η αρχική εικόνα ενός αεροδρομίου, με τον αεροδιάδρομο να είναι το αντικείμενο ενδιαφέροντος. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της κατάτμησης, με τον αεροδιάδρομο (μαύρο χρώμα) να έχει κατατμηστεί επαρκώς.	50
Εικόνα 23: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [123]. Στην εικόνα (α) φαίνεται το πράσινο κανάλι της έγχρωμης εικόνας εισόδου του αμφιβληστροειδούς αγγείου. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα του αλγορίθμου της S. Belhadi et al και στην εικόνα (γ) φαίνεται η εικόνα αναφοράς. Από τη σύγκριση των εικόνων (β) και (γ) φαίνεται η υψηλή απόδοση του αλγορίθμου.	54
Εικόνα 24: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [138]. Στην εικόνα (α) φαίνεται η αρχική εικόνα ακτινογραφίας του αριστερού χεριού. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της μεθόδου που προτείνεται (κόκκινο χρώμα). Με πράσινο χρώμα φαίνονται τα όρια που εξάχθηκαν χειροκίνητα από έμπειρο γιατρό. Από τη σύγκριση των δύο ορίων φαίνεται η καταλληλότητα της μεθόδου.	59
Εικόνα 25: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου LSWR σε εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας. Οι τιμές των παραμέτρων είναι $\lambda=5.0$, $\mu=0.04$, $\nu=1.5$ και $\tau=5.0$ [155].	73
Εικόνα 26: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου DRLSE σε εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας. Οι τιμές των παραμέτρων είναι $\lambda=5.0$, $\mu=0.04$, $\alpha=1.5$ και $\tau=5.0$ [156].....	77
Εικόνα 27: Δομή της 5x5 γειτονιάς του υβριδικού median φίλτρου.	78
Εικόνα 28: Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας αυτόματης κατάτμησης της αθροισματικής πλάκας.	80
Εικόνα 29: Αρχική έγχρωμη εικόνα B- mode υπερήχων.	83
Εικόνα 30: Αναπαράσταση της γκριζας εικόνας φωτεινότητας και της κανονικοποιημένης εικόνας. Παρατηρείται ότι η κανονικοποιημένη εικόνα είναι λιγότερο φωτεινή, αφού ο δείκτης GSM του εξωτερικού στρώματος μειώθηκε από 200 στο 190.	83
Εικόνα 31: Αυτόματη απομόνωση της περιοχής της εικόνας που περιέχει τον αυλό. Στην πρώτη εικόνα χρησιμοποιήθηκε ως δομικό στοιχείο για το μορφολογικό άνοιγμα δίσκος ακτίνας 10. Στη δεύτερη εικόνα φαίνονται οι τέσσερις γραμμές που οροθετούν τη ζητούμενη περιοχή ενδιαφέροντος. Η τρίτη εικόνα αναπαριστά τη ζητούμενη περιοχή, η οποία είναι διάστασης 485x552 σε αντίθεση με την αρχική κανονικοποιημένη εικόνα, η οποία έχει διαστάσεις 720x589 (οι διαστάσεις είναι της μορφής ύψος x πλάτος).....	84
Εικόνα 32: Βήματα β) και γ) της διαδικασίας refinement της κατωφλιωμένης εικόνας.....	87
Εικόνα 33: Διαδικασία εντοπισμού του τμήματος διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού και του οπίσθιου τοιχώματος της αρτηρίας. Η εικόνα (β) αναπαριστά την εικόνα μετά την εξισορρόπηση ιστογράμματος. Η εικόνα (γ) αναπαριστά την κατωφλιωμένη εικόνα, ενώ η (δ) την εικόνα μετά την διαδικασία επεξεργασίας (refinement). Τέλος, η εικόνα (ε) δηλώνει τα υποψήφια τμήματα της διεπιφάνειας αυλού-οπίσθιου τοιχώματος και η εικόνα (στ) αναπαριστά το τελικό εξαγόμενο τμήμα. Σημειώνεται ότι το τελικό τμήμα είναι συνεχόμενο και όχι όπως παρουσιάζεται παραπάνω.	88

- Εικόνα 34:** Παράδειγμα υπολογισμού των συνόρων των καινούργιων «μετώπων» σε μία στήλη 20 εικονοστοιχείων (τα μαύρα εικονοστοιχεία αναπαριστούν τον ιστό και τα άσπρα το αίμα). Στην δεύτερη στήλη φαίνεται η τιτλοφόρηση των συνεκτικών συνιστωσών. Στην τρίτη στήλη φαίνεται ο υπολογισμός των καινούργιων συνόρων των δύο «μετώπων» και στην τελευταία φαίνεται η επέκτασή τους..... 90
- Εικόνα 35:** Αναπαράσταση των περιπτώσεων χωρισμού, εξαφάνισης και ένωσης «μετώπων». 92
- Εικόνα 36:** Εικόνα μετά το πέρας της διαδικασίας αρχικού προσδιορισμού των διεπιφανειών. Με 1 συμβολίζονται τα εικονοστοιχεία ιστού και με 0 τα εικονοστοιχεία του αίματος. 92
- Εικόνα 37:** Αρχικός *smn* πίνακας (1^η στήλη: γραμμές, 2^η στήλη: στήλες, 3^η στήλη: είδος περίπτωσης και 4^η στήλη επισκεψιμότητα). 93
- Εικόνα 38:** Αποτέλεσμα της διαμόρφωσης των περιοχών εξαφάνισης. Αριστερά φαίνεται η εικόνα με τα διαμορφωμένες περιοχές εντός των δύο κόκκινων κύκλων. Δεξιά φαίνεται ο ενημερωμένος *smn* πίνακας. 96
- Εικόνα 39:** Διαδικασία διαγραφής των συνιστωσών μικρού εμβαδού. Στην εικόνα (α) φαίνεται σε κόκκινο κύκλο η συνιστώσα που διαγράφεται. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της διαγραφής. Στην εικόνα (γ) απεικονίζονται τα εμβαδά των συνιστωσών. Φαίνεται ότι η συνιστώσα με αριθμό 2 έχει λιγότερα εικονοστοιχεία από το κατώφλι $adel = round(0.05100 \cdot 485 \cdot 552) = 134$, άρα διαγράφεται και στην εικόνα (δ) φαίνεται ο ενημερωμένος *smn* πίνακας. 97
- Εικόνα 40:** Παράδειγμα ύπαρξης κενών λόγω πλάκας και θορύβου (περιστατικό case43). 97
- Εικόνα 41:** Αναπαράσταση των μεθόδων εύρεσης περιοχών με κενά. Στην δεξιά στήλη πάνω φαίνονται οι κανόνες υπολογισμού των διαφορών των ορίων και στην δεξιά στήλη κάτω φαίνεται η περίπτωση III της εύρεσης των περιοχών των κενών που δεν φτάνουν στα άκρα της εικόνας (περίπτωση όπου οι αυξήσεις (μειώσεις) είναι περισσότερες από τις μειώσεις (αυξήσεις). 100
- Εικόνα 42:** Εύρεση των περιοχών των κενών. Τα διανύσματα στα δεξιά αναπαριστούν την ελάχιστη, μέγιστη στήλη καθώς και το ότι πρόκειται για περιοχές κενών που φτάνουν στα άκρα της εικόνας (0) ή για περιοχές που δεν φτάνουν στα άκρα της εικόνας (1). 100
- Εικόνα 43:** Αποτέλεσμα της επεξεργασίας των συνιστωσών της παρούσας υποενότητας. Στην πρώτη εικόνα φαίνεται η λανθασμένη αντιστοίχιση της συνιστώσας, η οποία βρίσκεται εντός της περιοχής κενού, στο άνω όριο του αυλού- τοιχωμάτων. Στην δεύτερη φαίνεται η επεξεργασία της συνιστώσας που βρίσκεται εντός του κόκκινου κύκλου. Τέλος, στην τρίτη εικόνα φαίνεται ο ενημερωμένος *smn* πίνακας. 102
- Εικόνα 44:** Διαδικασία επεξεργασίας των περιοχών με κενά. Στην αριστερή εικόνα παρουσιάζεται η διαδικασία, ενώ στη δεξιά πάνω παρουσιάζεται το αποτέλεσμά της. Κάτω δεξιά παρουσιάζονται οι συντεταγμένες του κενού που βρίσκεται στο κάτω μέρος της εικόνας και απομονώνεται για περαιτέρω επεξεργασία. 105
- Εικόνα 45:** Αναπαράσταση της επεξεργασίας των συνιστωσών με εμβαδό μεταξύ των *adel* και *abif*. Αριστερά απεικονίζονται οι δύο τελικώς διαμορφωμένες περιοχές κενών, ενώ δεξιά απεικονίζεται η εξαγωγή της γραμμής *i*. 106
- Εικόνα 46:** Αποτέλεσμα της επεξεργασίας των συνιστωσών με εμβαδό μεγαλύτερο από *abif*. Παρατηρείται ότι η μεσαία συνιστώσα παρόλο που μπορεί να θεωρηθεί διακλάδωση, η τοποθεσία της στο μέσον της εικόνας δεν συνάδει με τον ορισμό της διακλάδωσης (περιστατικό 189_56_B του 2^{ου} συνόλου δεδομένων). 107
- Εικόνα 47:** Εικόνα πριν και μετά το τελικό στάδιο της μετα- επεξεργασίας. Αριστερά φαίνεται η εικόνα με την υποψήφια διακλάδωση εντός του κόκκινου κύκλου (περιστατικό case43). 108

Εικόνα 48: Εικόνες με τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων σε περίπτωση διακλάδωσης. Η πρώτη εικόνα απεικονίζει τα συνολικά όρια. Η μεσαία τα όρια του πάνω κλάδου της διακλάδωσης. Η δεξιά απεικονίζει τα όρια του κάτω κλάδου της διακλάδωσης. Παρατηρούνται με σκούρο γκρι χρώμα τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται στο μέσο του αυλού (περιστατικό case29).	109
Εικόνα 49: Εικόνα αποτελέσματος από την μετα- επεξεργασία (αριστερά) και τελική εικόνα με τα συνολικά όρια αυλού- τοιχωμάτων (δεξιά).	110
Εικόνα 50: Εικόνα με τη συνολική περιοχή του αυλού (περιοχή φωτεινότητας 192) για τα περιστατικά case40 (πάνω- χωρίς διακλάδωση) και case29 (κάτω- με διακλάδωση). Αριστερά φαίνονται οι εικόνες του αυλού με τα όρια αυλού- τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα για τα περιστατικά case40 (εικόνα (α)) και case29 (εικόνα (γ)). Δεξιά φαίνονται οι εικόνες με την περιοχή του αυλού επισημασμένη με ανοιχτό γκρι χρώμα για τα περιστατικά case40 (εικόνα (β)) και case29 (εικόνα (δ)).	111
Εικόνα 51: Αποτέλεσμα της διαδικασίας εύρεσης της <i>jmindist</i> στις εικόνες περιστατικών case40 (αριστερά) και case29 (δεξιά). Με άσπρο χρώμα φαίνονται τα ανιχνευμένα όρια αυλού- τοιχωμάτων και με πράσινο η στήλη <i>jmindist</i> . Παρατηρείται ότι η στήλη και στις δύο περιπτώσεις αντιστοιχεί στην πλάκα. Επίσης στην εικόνα (β) φαίνεται ότι η <i>jmindist</i> ανήκει στον κάτω κλάδο της διακλάδωσης. ..	114
Εικόνα 52: Αναπαράσταση των δύο περιπτώσεων μη- επιθυμητής μέσης τιμής των ορίων της γειτονιάς της <i>jmindist</i> (αριστερά) και των ορίων του αυλού- τοιχωμάτων (δεξιά).	117
Εικόνα 53: Αναπαράσταση των μέσων τιμών των άνω και κάτω εικονοστοιχείων της <i>γειτονιάjmindist</i> (κόκκινο χρώμα) και των άνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων (κίτρινο χρώμα) για τα περιστατικά case40 (αριστερά) και case29 (δεξιά). Παρατηρείται ότι η διαφορά μεταξύ των μέσων τιμών των άνω και κάτω εικονοστοιχείων της <i>γειτονιάjmindist</i> με των άνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων είναι αρνητική, οπότε παρατηρείται αύξηση προς τα πάνω και στο κάτω και στο άνω τοίχωμα, το οποίο υποδεικνύει την ύπαρξη μίας μόνο πλάκας στο κάτω τοίχωμα της αρτηρίας.	118
Εικόνα 54: Παράδειγμα κατασκευής της προσεγγιστικής ευθείας. Παρατηρείται ότι η τελική μορφή της προσομοιώνει σε μεγάλο βαθμό την πραγματική ευθεία.	122
Εικόνα 55: Στην αριστερή εικόνα γίνεται αναπαράσταση της μέσης τιμής των κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων με πορτοκαλί, της προσαρμοστικής μέσης τιμής με κυανό, της <i>jmindist</i> με μωβ, των εικονοστοιχείων που βρίσκονται πάνω από την προσαρμοστική μέση τιμή με σκούρο γκρι και της μεσαία τους στήλης με ανοιχτό πράσινο. Στην δεξιά εικόνα φαίνεται η μορφή της μάσκας της πλάκας με κόκκινο χρώμα.	125
Εικόνα 56: Φιλτράρισμα της εικόνας του αυλού μέσω του υβριδικού φίλτρου μέσου. Αριστερά φαίνεται η εικόνα του αυλού πριν την εφαρμογή του φίλτρου και δεξιά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα.	127
Εικόνα 57: Αναπαράσταση της αρχικής συνάρτησης επιτεδοσυνόλου για τις μεθόδους LSWR (αριστερά) και DRLSE (δεξιά).	128
Εικόνα 58: Εξέλιξη της καμπύλης της μεθόδου LSWR. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω φαίνονται: η αρχική καμπύλη, η εξέλιξή της κατά την 433 ^η επανάληψη, κατά την 866 ^η επανάληψη και η τελική καμπύλη (1300 ^η επανάληψη). Συνολικός χρόνος: 3 λεπτά και 43 δευτερόλεπτα.	130
Εικόνα 59: Εξέλιξη της καμπύλης της μεθόδου DRLSE. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω φαίνονται: η αρχική καμπύλη, η εξέλιξή της κατά την 350 ^η επανάληψη, κατά την 700 ^η επανάληψη και η τελική καμπύλη (1050 ^η επανάληψη). Συνολικός χρόνος: 3 λεπτά και 42 δευτερόλεπτα.	131
Εικόνα 60: Διαδικασία εξαγωγής της ένωσης των δύο τελικών εικόνων. Τα σύνορα της αυτόματης μεθόδου είναι συνεχόμενα. Η εικόνα (η) δείχνει την εικόνα αποτελέσματος της ένωσης των δύο τελικών εικόνων.	133

Εικόνα 61: Αρχικές συνθετικές εικόνες. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω εικονίζονται οι εικόνες: Μαύρος Κύκλος, Μαύρα Σχήματα, Αστέρι, Γκρι Σχήματα, Ποδήλατο και Αστέρι με θόρυβο. Η εικόνα του ποδηλάτου πάρθηκε από την [171].	137
Εικόνα 62: Κατατμημένες συνθετικές εικόνες της μεθόδου LSWR.	138
Εικόνα 63: Κατατμημένες συνθετικές εικόνες της μεθόδου DRLSE.	138
Εικόνα 64: Αποτελέσματα των επτά μέτρων αξιολόγησης για τις συνθετικές εικόνες.	140
Εικόνα 65: Αποτέλεσμα κατάτμησης μιας εικόνας του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (περιστατικό case40). Αριστερά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα του αυλού πριν την κατάτμηση και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης μέσω της μεθόδου DRLSE.	141
Εικόνα 66: Αποτελέσματα των τριών πρώτων μέτρων αξιολόγησης για το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων.	143
Εικόνα 67: Αποτελέσματα των τεσσάρων τελευταίων μέτρων αξιολόγησης για το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων.	144
Εικόνα 68: Αποτέλεσμα κατάτμησης μιας εικόνας του δεύτερου συνόλου πραγματικών δεδομένων (περιστατικό 185_76_B). Αριστερά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα του αυλού πριν την κατάτμηση και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης για την πλάκα που βρίσκεται στο πάνω μέρος του αυλού.	145
Εικόνα 69: Αποτελέσματα των επτά μέτρων αξιολόγησης για το δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων.	149

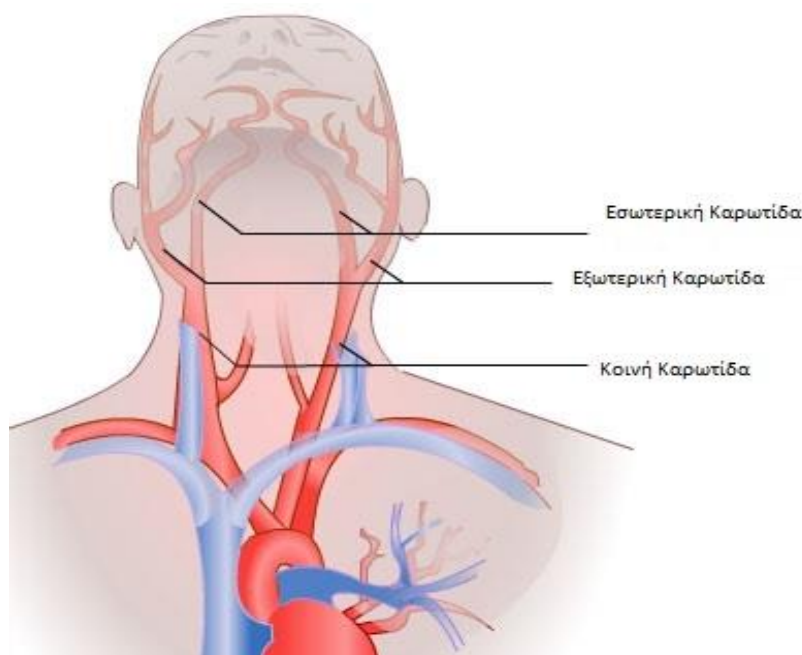
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Γενικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της μεθόδου κατάτμησης σε περιοχές [28], [33], [35].....	15
Πίνακας 2: Αλγόριθμοι της τεχνικής κατάτμησης με τη χρήση γράφου [61].	26
Πίνακας 3: Οφέλη και αδυναμίες της μεθόδου των επιτεδοσυνόλων.	36
Πίνακας 4: Πίνακας σύνοψης των παραδειγμάτων των μη- ιατρικών εφαρμογών στα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές αυτόματης κατάτμησης με καλά αποτελέσματα. Οι συντομογραφίες που αναγράφονται είναι: T (Κατωφλίωση), R (Περιοχές), E (Ακμές), C (Συσταδοποίηση), Wat (Watershed), G (Γράφος), MRF (Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία), PAC (Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες), LS (Επιτεδοσύνολα), Wav (Κυματίδια), GA (Γενετικός Αλγόριθμος), Sw (Αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους).	65
Πίνακας 5: Πίνακας σύνοψης των παραδειγμάτων των ιατρικών εφαρμογών στα οποία έχουν χρησιμοποιηθεί τεχνικές αυτόματης κατάτμησης με καλά αποτελέσματα. Οι συντομογραφίες που αναγράφονται είναι: T (Κατωφλίωση), R (Περιοχές), E (Ακμές), C (Συσταδοποίηση), Wat (Watershed), G (Γράφος), MRF (Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία), LS (Επιτεδοσύνολα), Wav (Κυματίδια), GA (Γενετικός Αλγόριθμος), SP (Σούπερ- Εικονοστοιχεία), Sw (Αλγόριθμοι Νοημοσύνης Σμήνους), CA (Κυτταρικά Αυτόματα), A (Άτλας).....	66
Πίνακας 6: Πίνακας σύνοψης των τεχνικών αυτόματης κατάτμησης, οι οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί αποκλειστικά σε περιπτώσεις καρωτιδικής αθηρωμάτωσης και έχουν καλά αποτελέσματα. Οι συντομογραφίες που αναγράφονται είναι: T (Κατωφλίωση), G (Γράφος), MRF (Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία), PAC (Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες), LS (Επιτεδοσύνολα), Wav (Κυματίδια).	67
Πίνακας 7: Κανόνες εύρεσης κατεύθυνσης στην διαμόρφωση των περιοχών στις οποίες έχει συμβεί εξαφάνιση των «μετώπων».....	94
Πίνακας 8: Κανόνες εύρεσης της περιοχής κενού που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας. ...	112
Πίνακας 9: Κανόνες εξαγωγής σχετικής θέσης της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα.....	116
Πίνακας 10: Επιλογή κατάλληλων ορίων και εικόνας για την κατασκευή της μάσκας της πλάκας.....	119
Πίνακας 11: Παράμετροι των μεθόδων LSWR και DRLSE για τα δύο σύνολα πραγματικών δεδομένων.	128
Πίνακας 12: Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης.....	134
Πίνακας 13: Παράμετροι της μεθόδου LSWR για τις συνθετικές εικόνες.	136
Πίνακας 14: Παράμετροι της μεθόδου DRLSE για τις συνθετικές εικόνες.	136
Πίνακας 15: Αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων (μέθοδος LSWR).	139
Πίνακας 16: Αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων (μέθοδος DRLSE).	139
Πίνακας 17: Αποτελέσματα του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (μέθοδος LSWR).....	141
Πίνακας 18: Αποτελέσματα του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (μέθοδος DRLSE).....	142
Πίνακας 19: Αποτελέσματα του δεύτερου συνόλου πραγματικών δεδομένων.	145

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΑΝΑΤΟΜΙΚΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ

Η κοινή καρωτίδα αποτελεί βασική αρτηρία του ανθρώπινου σώματος και διοχετεύει οξυγονωμένο αίμα σε όλους τους ιστούς και τα όργανα της κεφαλής. Στο ανθρώπινο σώμα συναντώνται δύο κοινές καρωτίδες, μία στην αριστερή πλευρά και μία στη δεξιά. Η αριστερή κοινή καρωτίδα πηγάζει από την ανώνυμη, ενώ η δεξιά κατευθύνεται από το αορτικό τόξο. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 1, τόσο η δεξιά όσο και η αριστερή κοινή καρωτίδα διακλαδίζονται στην έσω (εσωτερική) και στην έξω (εξωτερική) καρωτίδα. Οι πρώτες τροφοδοτούν με αίμα τον εγκέφαλο, τους οφθαλμούς, το μέτωπο και τη μύτη, ενώ οι εξωτερικές τροφοδοτούν με αίμα ιστούς εκτός του εσωτερικού του κρανίου όπως το τριχωτό της κεφαλής [1], [2].

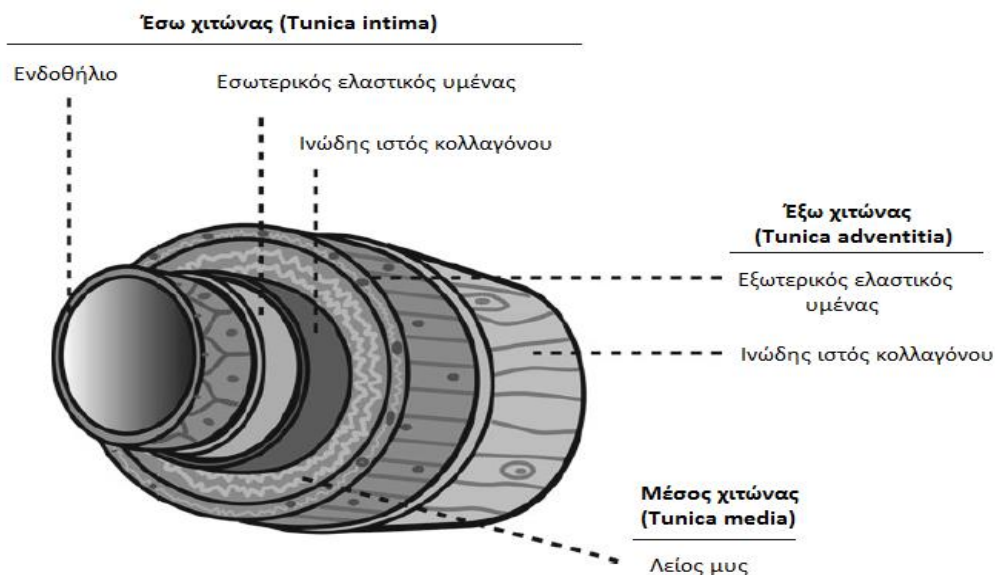


Εικόνα 1: Ανατομία κοινής, εσωτερικής και εξωτερικής καρωτίδας [3].

1.2 ΠΑΘΟΦΥΣΙΟΛΟΓΙΑ ΤΟΥ ΑΡΤΗΡΙΑΚΟΥ ΤΟΙΧΩΜΑΤΟΣ

Η γνώση της δομής του αρτηριακού τοιχώματος είναι απαραίτητη για την κατανόηση της παθοφυσιολογίας της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 2 υπό φυσιολογικές συνθήκες, το αρτηριακό τοίχωμα αποτελείται από τρία στρώματα [4], [5]:

- Το εσωτερικό στρώμα που είναι προσκείμενο στην ροή του αίματος είναι ο έσω χιτώνας, ο οποίος αποτελείται από μία στρώση ενδοθηλιακών κυττάρων. Τα κύτταρα αυτά αλληλοεπιδρούν με τις πρωτεΐνες του αίματος ρυθμίζοντας την αγγειακή διαπερατότητα και παίζουν σημαντικό ρόλο στην συσσωμάτωση των αιμοπεταλίων καθώς και στην αντίσταση στην θρόμβωση. Η ικανότητα του ενδοθηλιακού μονοστρώματος να αυτό-επιδιορθώνεται και να διατηρεί την λειτουργία του παίζει σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη της αθηρωματικής πλάκας. Προχωρώντας προς το εσωτερικό του αρτηριακού τοιχώματος, συναντάται ο εσωτερικός ελαστικός υμένας.
- Το μεσαίο στρώμα, ο μέσος χιτώνας, είναι συνήθως το παχύτερο στρώμα και έχει σαν ιδιότητες να παρέχει στήριξη στο αγγείο όπως και να αλλάζει την διάμετρο του αγγείου ώστε να ρυθμίζεται η ροή και η πίεση του αίματος.
- Τον μέσο χιτώννα περικλείει ο εξωτερικός ελαστικός υμένας. Τέλος, το εξωτερικό στρώμα, το οποίο συνδέει το αγγείο με τον περιβάλλοντα ιστό είναι ο έξω χιτώνας. Ο χιτώνας αυτός είναι εξαιρετικά δυνατός και αποτελείται κυρίως από κολλαγόνο καθώς και από αυτόνομες νευρικές ίνες, οι οποίες εκτείνονται μέχρι τον μέσο χιτώννα.



Εικόνα 2: Δομή αρτηριακού τοιχώματος [5].

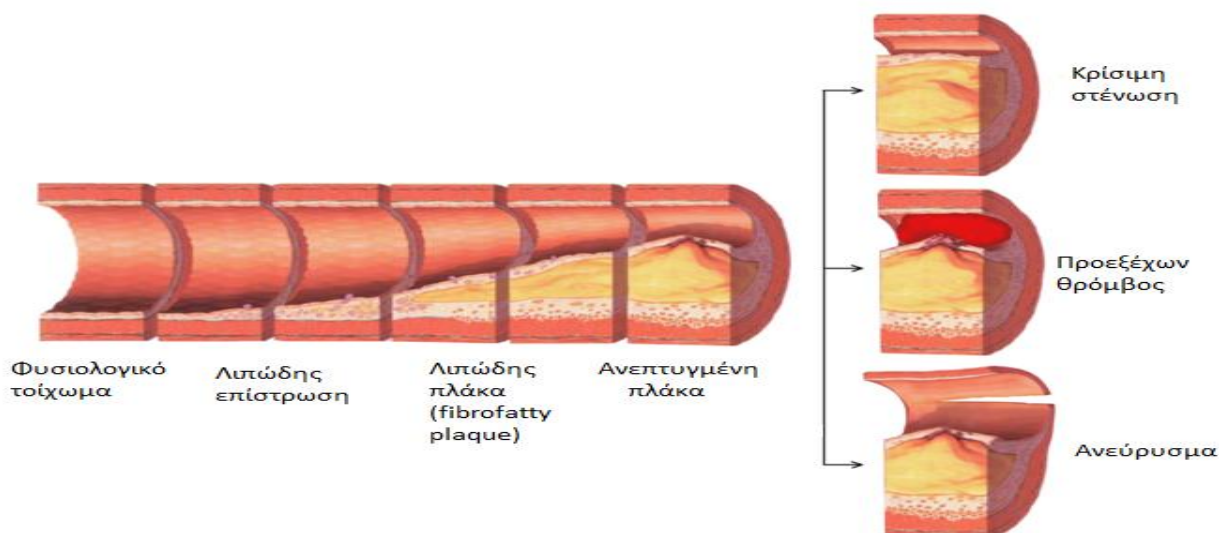
1.3 ΚΑΡΩΤΙΔΙΚΗ ΑΘΗΡΩΜΑΤΩΣΗ

Ο όρος αθηροσκλήρωση ή αθηρωμάτωση περιγράφει μια ειδική μορφή αρτηριοσκλήρωσης στην οποία το πάχος του αρτηριακού τοιχώματος αυξάνεται, λόγω της συσσώρευσης λευκοκυττάρων καθώς και νεκρών κυττάρων, όπως χοληστερόλη και τριγλυκερίδια, με αποτέλεσμα να δημιουργείται μια λιπώδης πλάκα στο εσωτερικού του αγγείου [6].

Η αθηροσκλήρωση ξεκινάει μέσω φλεγμονώδους αντίδρασης στα ενδοθηλιακά κύτταρα στο αγγειακό τοίχωμα η οποία σχετίζεται με χαμηλής πυκνότητας σωματίδια λιποπρωτεϊνών (LDL). Όταν βρίσκονται μέσα στο αγγειακό τοίχωμα, τα σωματίδια LDL είναι επιρρεπή σε οξείδωση. Ως εκ τούτου, τα ενδοθηλιακά κύτταρα προσελκύουν λευκοκύτταρα, τα οποία φεύγουν από την κυκλοφορία του αίματος, εισέρχονται στο αρτηριακό τοίχωμα και γίνονται μακροφάγα, τα οποία αρχίζουν να καταστρέφουν τα γειτονικά λιπίδια και μετατρέπονται σε αφρώδη κύτταρα (foam cells). Παρόλο που ο αρχικός σκοπός της παραπάνω διαδικασίας είναι η ίαση του ενδοθηλίου, η επαναλαμβανόμενη βλάβη οδηγεί στη συσσώρευση αφρωδών κυττάρων, δημιουργώντας έτσι μια λιπώδη επίστρωση (fatty streak) στο αρχικό στάδιο της αθηρωματικής πλάκας [5], [6].

Όμως το πάχος του αρτηριακού τοιχώματος αυξάνεται όταν λεία μυϊκά κύτταρα μεταναστεύουν από τον μέσο χιτώνα στον έσω, οδηγώντας έτσι στην αλλαγή της λειτουργίας τους. Η διαδικασία αυτή σε συνδυασμό με την λειτουργία του ανοσοποιητικού συστήματος στο εσωτερικό του αρτηριακού τοιχώματος οδηγεί στη δημιουργία αθηρώματος, το οποίο μπορεί να αυξηθεί μειώνοντας έτσι την διάμετρο του αρτηριακού αυλού. Με την πάροδο του χρόνου, ο πολλαπλασιασμός των λείων μυϊκών κυττάρων συνεχίζεται οδηγώντας αρχικά στην διαστολή του αρτηριακού τμήματος, με αποτέλεσμα να αντισταθμίζεται η μείωση της διαμέτρου της αρτηρίας. Όμως αυτή η πρακτική έχει όρια και αποτυγχάνει να αντισταθμίσει αυτή τη μείωση όταν η πλάκα καλύπτει το 40-50% της αρτηριακής διαμέτρου, οδηγώντας σε στένωση της αρτηρίας με αποτέλεσμα να μειώνεται η παροχή οξυγόνου σε όργανα και ιστούς και πιο συγκεκριμένα στην περίπτωση της καρωτίδας, την τροφοδοσία του εγκεφάλου σε αίμα [5].

Τα πιθανά σενάρια εξέλιξης της αθηρωματικής πλάκας φαίνονται στην Εικόνα 3:



Εικόνα 3: Πιθανά σενάρια εξέλιξης της αθηρωματικής πλάκας [7].

Δύο είναι οι κατηγορίες παραγόντων της νόσου [8]:

1. Οι παράγοντες με γενετικό υπόβαθρο, όπως η κληρονομικότητα, το φύλο, η ηλικία καθώς και παθήσεις όπως ο διαβήτης και η υπέρταση και
2. Οι περιβαλλοντικοί-εξωτερικοί παράγοντες, όπως το κάπνισμα, η παχυσαρκία, η διατροφή καθώς και η έλλειψη σωματικής άσκησης.

Ωστόσο, η εμφάνιση της αθηρωματικής πλάκας δεν έχει την ίδια πιθανότητα εμφάνισης σε όλα τα σημεία ενός αγγείου, γεγονός που εξηγείται μέσω της ανομοιομορφίας ως προς την διεύθυνση και ένταση των μηχανικών καταπονήσεων που παρουσιάζουν τα διάφορα τμήματα του αγγείου. Ο χρόνος παραμονής των σωματιδίων στο αρτηριακό τοίχωμα καθώς και οι διατμηματικές τάσεις παίζουν τον σημαντικότερο ρόλο στο πλαίσιο αυτών των μηχανικών παραγόντων. Έχει παρατηρηθεί ότι το σημείο διακλάδωσης της κοινής καρωτίδας σε εσωτερική και εξωτερική, παρουσιάζει τη μεγαλύτερη πιθανότητα εμφάνισης πλάκας, λόγω του μειωμένου πάχους του αρτηριακού τοιχώματος καθώς και λόγω της τρισδιάστατης γεωμετρίας στο σημείο αυτό [8].

Χρονικά, η καρωτιδική αθηρωμάτωση κάνει την εμφάνισή της κατά την παιδική ηλικία, αλλά παραμένει κατά μεγάλο ποσοστό ασυμπτωματική. Επίσης, σε σπάνιες περιπτώσεις, η συγκεκριμένη ασθένεια μπορεί να εμφανιστεί ήδη από τη γέννηση του παιδιού. Τα σημάδια της νόσου δύναται να αναπτύσσονται κατά την διάρκεια της εφηβείας, αλλά κατά κανόνα εμφανίζονται μετά την πέμπτη ή έκτη δεκαετία της ζωής [6].

Τέλος, τα συμπτώματα της νόσου δύναται να εμφανιστούν όταν οι καρωτιδικές αρτηρίες είναι φραγμένες, είτε εντελώς, είτε σε μεγάλη έκταση, δηλαδή όταν το ποσοστό φραγμού υπερβαίνει το 80%. Σε αυτό το σημείο ο κίνδυνος ισχαιμικού επεισοδίου ή εγκεφαλικού είναι πολύ μεγάλος,

με συμπτώματα όπως: πρόβλημα στην ομιλία, ζαλάδα, ξαφνικός ισχυρός πονοκέφαλος, προβλήματα στην όραση καθώς και μούδιασμα στο πρόσωπο, στα πόδια και στα χέρια (συνήθως σε μία πλευρά του σώματος), οδηγώντας ακόμα και στον θάνατο ή την μόνιμη αναπηρία [9].

1.4 ΤΕΧΝΙΚΗ ΥΠΕΡΗΧΟΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑΣ

Η Τεχνική Υπερηχοτομογραφίας είναι μία διαγνωστική μέθοδος απεικόνισης και βασίζεται στη χρήση υπερήχων. Χρησιμοποιείται για την απεικόνιση εσωτερικών δομών του σώματος όπως μυών, αγγείων, αρθρώσεων και εσωτερικών οργάνων και σκοπός της είναι να διαγνωστεί κάποια ασθένεια [10].

Οι υπέρηχοι είναι ηχητικά κύματα των οποίων η συχνότητα είναι μεγαλύτερη από αυτή που μπορεί να γίνει αντιληπτή από το ανθρώπινο αυτί (>20kHz). Οι εικόνες υπερήχων προκύπτουν από τη μετάδοση παλμών στον ιστό χρησιμοποιώντας ένα πομπό υπερήχων. Στη συνέχεια ο ήχος απορροφάται, διαπερνά ή ανακλάται στον ιστό ανάλογα με το πάχος, την ηχογένεια και την πυκνότητα του κάθε ιστού. Τέλος, οι ανακλάσεις αυτές καταγράφονται και εμφανίζονται ως εικόνα στο χειριστή [10].

Σε σύγκριση με άλλες συχνά χρησιμοποιούμενες μεθόδους απεικόνισης, οι υπέρηχοι έχουν πολλά πλεονεκτήματα καθώς είναι μία μη- επεμβατική μέθοδος, παρέχουν εικόνες σε πραγματικό χρόνο, φορητότητα, το κόστος τους είναι χαμηλό και δεν χρησιμοποιούν ιοντίζουσα ακτινοβολία, η οποία είναι επιβλαβής για τον ασθενή [11], [12], [13]. Όμως έχουν και μειονεκτήματα όπως το περιορισμένο εύρος του οπτικού τους πεδίου, την αναγκασία συνεργασίας του ασθενούς καθώς και την εξάρτηση από τις ικανότητες του χειριστή. Επιπλέον, οι εικόνες υπερήχων έχουν: α) μειωμένη αντίθεση και λεπτομέρεια λόγω της ύπαρξης speckle θορύβου και β) τα σύνορα μεταξύ των ανατομικών δομών δεν είναι συνεχή [14].

Η δημιουργία μιας εικόνας υπερήχων αποτελείται από τρία στάδια: α) τη δημιουργία του ηχητικού κύματος, β) την ανίχνευση των ηχητικών ανακλάσεων και γ) την ερμηνεία των ανακλάσεων αυτών. Πιο αναλυτικά [10], [15], [16]:

- Δημιουργία του ηχητικού κύματος: Τα ηχητικά κύματα παράγονται από έναν μετατροπέα, δηλαδή από μια συσκευή η οποία μετατρέπει την ενέργεια από μία μορφή σε μία άλλη, στην συγκεκριμένη περίπτωση, τον ηλεκτρισμό σε ηχητικά κύματα. Για την παραγωγή των ηχητικών κυμάτων, εναλλασσόμενο ρεύμα εφαρμόζεται σε έναν πιεζοηλεκτρικό κρύσταλλο, ο οποίος διαστέλλεται ή συστέλλεται ανάλογα με την τάση που του εφαρμόζεται. Αυτή η εφαρμογή του ηλεκτρικού ρεύματος έχει σαν αποτέλεσμα ο κρύσταλλος να δονείται σε μεγάλη ταχύτητα και έτσι να παράγει το ηχητικό κύμα. Το φαινόμενο αυτό ονομάζεται πιεζοηλεκτρικό φαινόμενο.

Στη συνέχεια, τα ηχητικά κύματα εκπέμπονται από τον κρύσταλλο σε συχνότητες μεταξύ 2-15MHz. Πολλοί κρύσταλλοι τοποθετούνται μαζί για να σχηματίσουν τον μετατροπέα. Στην μπροστινή όψη του μετατροπέα τοποθετείται ένα ελαστικό υλικό το οποίο επιτρέπει στον ήχο να μεταδοθεί αποδοτικά στον ασθενή. Για την καλύτερη μετάδοση των ηχητικών κυμάτων χρησιμοποιείται μία γέλη μεταξύ του δέρματος του ασθενή και του ανιχνευτή.

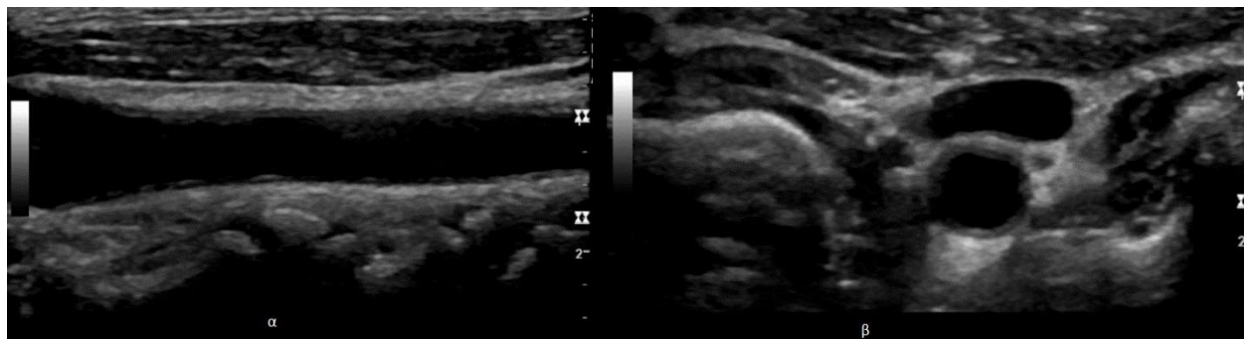
Μέσα στο σώμα, το ηχητικό κύμα είτε αντανακλάται εν μέρει από τα στρώματα μεταξύ διαφορετικών ιστών, είτε σκεδάζεται από μικρότερες δομές, είτε απορροφάται από τον ιστό. Η αντανάκλαση συμβαίνει όταν ο ήχος συναντήσει ένα υλικό με διαφορετική πυκνότητα (ακουστική αντίσταση) όποτε ένα μέρος του αντανακλάται πίσω στον μετατροπέα και εντοπίζεται σαν ηχώ.

- Ανίχνευση των ηχητικών ανακλάσεων: η εικόνα δημιουργείται με την αντίστροφη διαδικασία από αυτήν που χρειάστηκε για τη δημιουργία των ηχητικών κυμάτων. Η ηχώ επιστρέφει στον μετατροπέα και η μηχανική ενέργεια που παράγεται όταν αυτή κάνει τους κρυστάλλους να δονούνται, μετατρέπεται σε ηλεκτρικούς παλμούς, οι οποίοι οδηγούνται στον σαρωτή υπερήχων όπου υποβάλλονται σε επεξεργασία και μετατρέπονται σε ψηφιακή εικόνα.
- Ερμηνεία των ανακλάσεων: για τη δημιουργία της εικόνας ο σαρωτής υπερήχων πρέπει να προσδιορίσει την κατεύθυνση της ηχούς, πόσο ισχυρή είναι σε σχέση με το αρχικά εκπεμπόμενο σήμα καθώς και πόσο χρόνο έκανε να επιστρέψει από τη στιγμή που μεταδόθηκε ο ήχος. Μόλις ο σαρωτής υπερήχων προσδιορίσει αυτούς τους τρεις παράγοντες, μπορεί να αντιστοιχίσει σε κάθε εικονοστοιχείο της δημιουργούμενης εικόνας μια ορισμένη ένταση. Όταν όλα τα ηχητικά κύματα καταγραφούν, έχουμε μια εικόνα γκριζας κλίμακας (gray scale).

Ο τρόπος απεικόνισης των αντηχήσεων ποικίλει με τις σημαντικότερες να αναφέρονται παρακάτω:

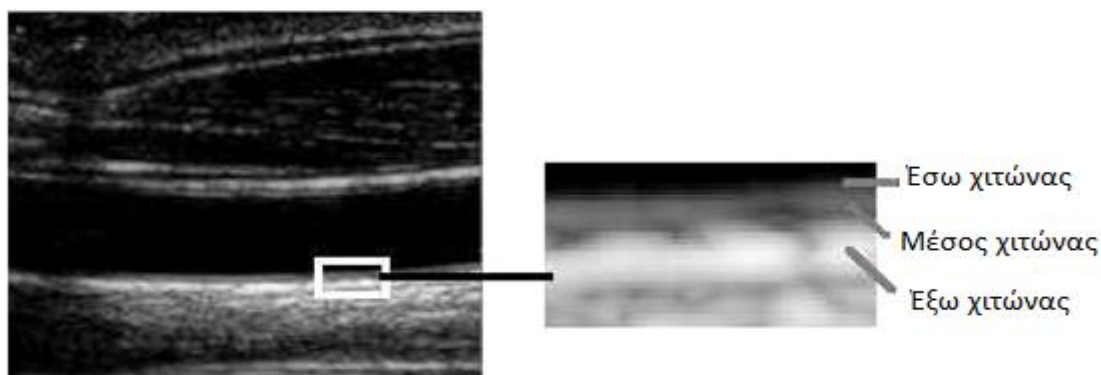
- A- mode (Amplitude mode): είναι η απλούστερη μέθοδος απεικόνισης υπερήχων, όπου γίνεται μια μονοδιάστατη απεικόνιση του πλάτους του ανακλώμενου σήματος συναρτήσει του βάθους, κατά μήκος του άξονα διάδοσης του υπερηχητικού σήματος.
- B- mode (Brightness mode ή 2D-mode): στην απεικόνιση αυτή, μια γραμμική συστοιχία από μετατροπείς σαρώνει ταυτόχρονα μία τομή του σώματος, η οποία εμφανίζεται ως μία δυσδιάστατη εικόνα. Πιο αναλυτικά, το πλάτος μια αντήχησης αντιπροσωπεύεται από ένα σημείο ανάλογης φωτεινότητας ή απόχρωσης του γκρι στην αντίστοιχη γεωμετρική του θέση με αποτέλεσμα την απεικόνιση μιας τομής του σώματος.
- M- mode (Motion mode): γίνεται μια καταγραφή της κίνησης των ανακλαστικών επιφανειών κατά μήκος του άξονα της δέσμης υπερήχων με χρήση σταθερού ρυθμού σάρωσης. Αποτελεί συνδυασμό των δύο προηγούμενων τεχνικών (A- mode, B- mode), όπου το βάθος μέσα στο σώμα αντιπροσωπεύεται από την κάθετη ακτίνα, η οποία μετακινείται ως προς το χρόνο με σταθερή ταχύτητα κατά μήκος της οριζόντιας

διάστασης και το πλάτος της αντήχησης από ένα σημείο κατάλληλης φωτεινότητας [10], [17]. Το πιο γνωστό είδος είναι η τεχνική B-mode, παράδειγμα της οποίας φαίνεται στην Εικόνα 4:



Εικόνα 4: Εικόνα υπερήχου B-mode. Στα αριστερά (α) φαίνεται μια απεικόνιση διαμήκους τομής αρτηρίας και στα δεξιά (β) μια απεικόνιση εγκάρσιας τομής αρτηρίας [18].

Για την απεικόνιση της καρωτίδας σε υπερηχογράφημα χρησιμοποιούνται γραμμικές συστοιχίες από 32 ομάδες πιεζοηλεκτρικών κρυστάλλων, εκ των οποίων η κάθε ομάδα αποτελείται από τουλάχιστον 4 τέτοιους κρυστάλλους (128 το σύνολο). Οι συχνότητες των αρχικών ηχητικών παλμών που εκπέμπονται από τον μετατροπέα κυμαίνονται από 2-10MHz. Επιπλέον, η τεχνική απεικόνισης που χρησιμοποιείται κατά κόρων στην περίπτωση της καρωτιδικής αρτηρίας είναι η B-mode. Στις εικόνες B-mode της καρωτίδας, οι τρεις ξεχωριστοί χιτώνες του αρτηριακού τοιχώματος, λόγω της διαφορετικής ακουστικής αντίστασης που έχει ο καθένας, αναπαρίστανται από τρεις διαχωρίσιμες ζώνες αντήχησης, όπου όσο προχωράμε στο εσωτερικό του αρτηριακού τοιχώματος η φωτεινότητα των χιτώνων αυξάνεται [8]. Τα παραπάνω φαίνονται στην Εικόνα 5:



Εικόνα 5: Διάκριση των στρωμάτων του αρτηριακού τοιχώματος σε εικόνα υπερήχου B-mode κοινής καρωτίδας [19].

1.5 ΣΚΟΠΟΣ ΚΑΙ ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η υπερηχοτομογραφία της καρωτίδας χρησιμοποιείται ευρέως για τη διάγνωση της αθηρωματικής πλάκας παρέχοντας σημαντικές πληροφορίες υψηλής διαγνωστικής αξίας σχετικά με το βαθμό της στένωσης καθώς και τη σύσταση και μορφολογία της αθηρωματικής πλάκας [20], [21]. Μέσα στο πλαίσιο εξαγωγής αυτών των πληροφοριών, σημαντικό ρόλο παίζει ο αρχικός εντοπισμός της πλάκας μέσω ενός κατάλληλου αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης της ψηφιακής εικόνας, ο οποίος απομονώνει την πλάκα, προκειμένου αυτή να υποστεί περαιτέρω επεξεργασία. Η δημιουργία ενός τέτοιου αλγορίθμου είναι σπουδαίας σημασίας, καθώς θα οδηγήσει στην ανάπτυξη αυτοματοποιημένων τεχνικών κατάτμησης και αξιολόγησης της πλάκας και μέσω της ενσωμάτωσής του σε αυτόματα ή ημι- αυτόματα εργαλεία υποβοήθησης της διάγνωσης, θα συμβάλλει στο δύσκολο έργο της διάγνωσης της νόσου από το γιατρό.

Όμως, η αυτόματη κατάτμηση της πλάκας είναι ιδιαίτερα δύσκολο να γίνει, λόγω των ιδιαιτεροτήτων που παρουσιάζει η εικόνα των υπερήχων ως προς την ανάλυσή της και την ύπαρξη μεγάλου ποσοστού θορύβου καθώς και σε επίπεδο ανατομίας της ίδιας της καρωτίδας από ασθενή σε ασθενή.

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής, δημιουργήθηκε ένας αυτοματοποιημένος αλγόριθμος κατάτμησης της αθηρωματικής πλάκας και εφαρμόστηκε σε δύο σύνολα εικόνων B- mode υπερήχων διαμήκους τομής. Ο αλγόριθμος αφού πρώτα εντοπίσει την περιοχή στην οποία πιθανολογείται η ύπαρξη της πλάκας, χρησιμοποιεί την τεχνική κατάτμησης των επιτεδοσυνόλων (level sets) προκειμένου να εντοπίσει τα όρια της πλάκας, ώστε να είναι δυνατή η μελλοντική απομόνωσή της. Λόγω της ποικιλίας ως προς τα είδη των τεχνικών των επιτεδοσυνόλων, αναπτύχθηκαν δύο είδη αυτών και συγκρίθηκαν μεταξύ τους ως προς την απόδοσή τους στην εύρεση των ορίων της πλάκας.

Η δομή της εργασίας είναι η εξής:

- Στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται εκτενής βιβλιογραφική ανασκόπηση των τεχνικών αυτόματης κατάτμησης. Πιο αναλυτικά, αρχικά γίνεται παρουσίαση του θεωρητικού υποβάθρου της κάθε τεχνικής. Στη συνέχεια, δίνονται παραδείγματα εφαρμογής της κάθε τεχνικής σε: α) μη- ιατρικές εφαρμογές, β) ιατρικές εφαρμογές και γ) εφαρμογές κατάτμησης της αθηρωματικής πλάκας. Επιπλέον, αφού γίνει σύγκριση των τεχνικών αυτών, το κεφάλαιο κλείνει με αναλυτική παρουσίαση των δύο τεχνικών των επιτεδοσυνόλων που επιλέχθηκαν.
- Στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζεται εκτενώς η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε για την αυτόματη κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας. Αρχικά, παρουσιάζεται η μεθοδολογία της αυτόματης εύρεσης της πιθανής περιοχής και πλάκας και στη συνέχεια η χρήση των επιτεδοσυνόλων όπως αυτά παρουσιάστηκαν στο δεύτερο κεφάλαιο.

- Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου για τα δύο σύνολα εικόνων B-mode υπερήχων.
- Στο τελευταίο κεφάλαιο παρατίθενται τα συμπεράσματα που εξάγονται από τα αποτελέσματα που προέκυψαν, καθώς και οι προτεινόμενες κατευθύνσεις για μελλοντική επέκταση του αλγορίθμου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ

2.1 ΓΕΝΙΚΕΣ ΑΡΧΕΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

Με τον όρο κατάτμηση μιας εικόνας (image segmentation) νοείται η διαδικασία διαχωρισμού της εικόνας σε περιοχές, δηλαδή σύνολα εικονοστοιχείων (pixels) τα οποία έχουν παρόμοιες ιδιότητες μεταξύ τους. Σκοπός της κατάτμησης είναι να απλουστεύσει ή να αλλάξει την αναπαράσταση της εικόνας σε κάτι που να είναι ευκολότερο προς επεξεργασία. Η κατάτμηση χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό αντικειμένων ή ορίων στην εικόνα [22].

Η κατάτμηση μιας εικόνας μπορεί να χωρισθεί σε δύο γενικά είδη: α) την κατάτμηση βασισμένη σε καμπύλες/ακμές, όπου το αποτέλεσμα της κατάτμησης είναι ένα σύνολο καμπυλών το οποίο εξάγεται από την εικόνα και β) την κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές, όπου το αποτέλεσμα της κατάτμησης είναι ένα σύνολο από τμήματα- περιοχές οι οποίες καλύπτουν όλη την εικόνα. Επιπλέον, όλα τα εικονοστοιχεία σε μια περιοχή πρέπει να έχουν κοινά χαρακτηριστικά, όπως χρώμα, απόχρωση του γκρι ή υφή. Αντίθετα, περιοχές που συνορεύουν μεταξύ τους πρέπει να μην έχουν κοινά χαρακτηριστικά [22]. Μαθηματικά, οι κανόνες που πρέπει να ισχύουν για τις περιοχές που προκύπτουν από την κατάτμηση είναι οι παρακάτω [23]:

Έστω μια εικόνα R , η οποία είναι χωρισμένη σε περιοχές $R_i, i = \{1, 2, \dots, N\}$. Θα πρέπει να ισχύει:

1. Αρχή της πληρότητας, δηλαδή $R = \bigcup_{i=1}^N R_i$: Κάθε εικονοστοιχείο πρέπει να ανήκει σε περιοχή.
2. Αρχή της συνεκτικότητας, δηλαδή $R_i, i = \{1, 2, \dots, N\}$ είναι συνδεδεμένη περιοχή: Τα σημεία σε μια περιοχή πρέπει να είναι συνδεδεμένα με μια προκαθορισμένη λογική.
3. Αρχή της μη-συνδεσιμότητας, δηλαδή $R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i = \{1, 2, \dots, N\}$: Οι περιοχές πρέπει να μην συνδέονται μεταξύ τους.
4. Αρχή της ικανοποιησιμότητας, δηλαδή $P(R_i) = TRUE, i = \{1, 2, \dots, N\}$: Όπου το P είναι ένα λογικό κατηγορημα μεταξύ των σημείων μέσα στο σύνολο R_i : Ο κανόνας αυτός πραγματεύεται τα χαρακτηριστικά που πρέπει να έχουν όλα τα εικονοστοιχεία μέσα στην κάθε περιοχή, για παράδειγμα ίδια φωτεινότητα της κλίμακας του γκρι.
5. Αρχή της κατατμησιμότητας, δηλαδή $P(R_i \cup R_j) = FALSE$, για κάθε γειτονικές περιοχές R_i και R_j : Γειτονικές περιοχές μεταξύ τους πρέπει να είναι διαφορετικές ως προς το λογικό κατηγορημα P .

Τέλος, η κατάτμηση έχει πολλές εφαρμογές στις οποίες μεταξύ άλλων συγκαταλέγονται [22]:

- Η μηχανική όραση
- Η ανάκτηση εικόνας με βάση το περιεχόμενο

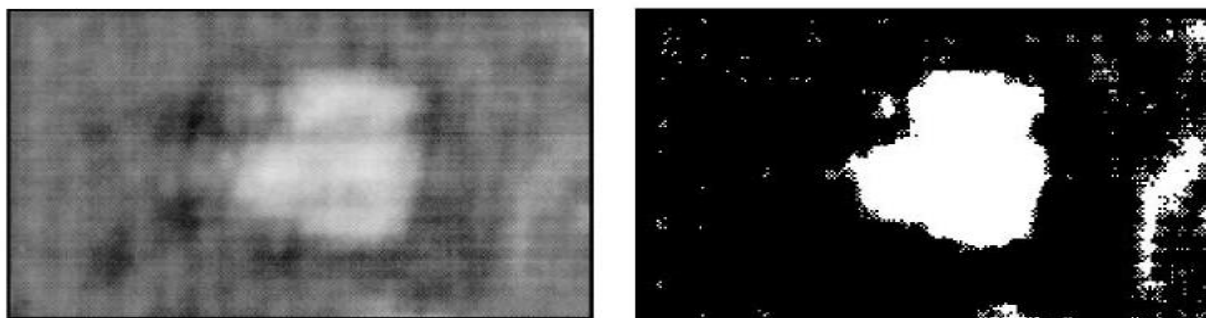
- Η ανίχνευση αντικειμένων σε μια εικόνα, όπως δρόμοι, δάση, σοδιές σε εικόνες δορυφόρου
- Προβλήματα αναγνώρισης προτύπων, όπως η αναγνώριση προσώπου, δακτυλικών αποτυπωμάτων, της ίριδας του ματιού
- Η ιατρική απεικόνιση, όπως ο εντοπισμός καρκινωμάτων και άλλων ασθενειών, η μέτρηση των όγκων των ιστών, η διάγνωση και μελέτη μιας ανατομικής περιοχής καθώς και ο χειρουργικός σχεδιασμός.

Παρόλο που υπάρχει πληθώρα επιλογών κατάτμησης, δεν έχει βρεθεί ακόμα ένας καθολικός αλγόριθμος κατάτμησης, με αποτέλεσμα το πεδίο αυτό να παραμένει ενεργό και να εξελίσσεται.

2.2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΤΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ

2.2.1 Κατάτμηση βασισμένη σε κατώφλι

Αποτελεί την απλούστερη μέθοδο στην κατάτμηση εικόνας [22]. Η μέθοδος αυτή παίρνει σαν είσοδο μια έγχρωμη ή γκριζα εικόνα και το αποτέλεσμα της είναι μια δυαδική εικόνα, της οποίας τα εικονοστοιχεία με την μέγιστη φωτεινότητα (255 σε εικόνα 8-bit) αναπαριστούν το προσκήνιο (foreground) και τα εικονοστοιχεία με την ελάχιστη φωτεινότητα (0 σε εικόνα 8-bit) το παρασκήνιο (background) [24]. Το ποσοστό των εικονοστοιχείων μέγιστης και ελάχιστης φωτεινότητας της εικόνας εξόδου καθορίζεται από την τιμή κατωφλίου. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή αυτή, τόσο λιγότερα (περισσότερα) εικονοστοιχεία μέγιστης (ελάχιστης) φωτεινότητας υπάρχουν στην εικόνα εξόδου και το αντίστροφο. Ένα παράδειγμα της μεθόδου αυτής φαίνεται στην Εικόνα 6:



Εικόνα 6: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου κατωφλίου σε εικόνα υπερήχων που αναπαριστά ένα ελαττωματικό ενισχυμένο γυάλινο πλαστικό (αριστερά). Στα δεξιά παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της μεθόδου κατωφλίου με το ελάττωμα να φαίνεται με άσπρο χρώμα (τιμή κατωφλίου=138) [24].

Επιπλέον, οι μέθοδοι που υπάρχουν για το συγκεκριμένο είδος κατάτμησης, μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε έξι ομάδες [24]:

- I. Μέθοδοι βασισμένοι στο ιστόγραμμα. Στην κατηγορία αυτή, η κατωφλίωση επιτυγχάνεται μέσω των χαρακτηριστικών που έχει το ιστόγραμμα της εικόνας. Κάποιοι αλγόριθμοι αναζητούν μόνο τις κορυφές και τις κοιλάδες που εμφανίζει το ιστόγραμμα, ενώ άλλοι βασίζονται στην απόσταση από το κυρτό περίβλημα (convex hull) του ιστογράμματος.
- II. Μέθοδοι βασισμένοι στην ομαδοποίηση. Στην κατηγορία αυτή, τα εικονοστοιχεία γκριζας φωτεινότητας ομαδοποιούνται σε δύο κλάσεις, το προσκήνιο και το παρασκήνιο. Υπάρχουν πολλά είδη αλγορίθμων σε αυτήν την κατηγορία, με τον πιο γνωστό να είναι ο αλγόριθμος του Otsu, ο οποίος βασίζεται στην εύρεση του κατωφλίου που ελαχιστοποιεί τη διακύμανση στο εσωτερικό μιας κλάσης και ορίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα μεταξύ των δύο κλάσεων. Ο Otsu απέδειξε ότι με τη μέθοδο αυτή μεγιστοποιείται η διακύμανση μεταξύ διαφορετικών κλάσεων [25].
- III. Μέθοδοι βασισμένοι στην εντροπία. Οι αλγόριθμοι της κατηγορίας αυτής βασίζονται στην εντροπία της κατανομής των γκριζων φωτεινότητων της εικόνας, η μεγιστοποίηση της οποίας ισοδυναμεί με μέγιστη μεταφορά πληροφορίας. Υπάρχουν και άλλοι αλγόριθμοι οι οποίοι βασίζονται στην ελαχιστοποίηση της δια-εντροπίας (cross-entropy) μεταξύ της εικόνας εισόδου και της κατωφλιωμένης εικόνας εξόδου. Τέλος, συναντάται και η μέτρηση της ασαφούς εντροπίας (fuzzy entropy) από κάποιους αλγορίθμους.
- IV. Μέθοδοι που βασίζονται σε κάποιο μέτρο ομοιότητας μεταξύ της εικόνας εισόδου και της εικόνας εξόδου, όπως η συνεκτικότητα και η υφή.
- V. Μέθοδοι βασισμένοι στην χωρικότητα. Αυτή η κατηγορία αλγορίθμων βασίζεται όχι μόνο στην κατανομή της γκριζας φωτεινότητας των εικονοστοιχείων, αλλά και στην σχέση που έχουν σε επίπεδο γειτονιάς. Παραδείγματα αποτελούν η χρήση στατιστικών ιδιοτήτων δευτέρας τάξεως, πιθανοτήτων συν- εμφάνισης (cooccurrence probabilities) και η τοπική μέση τιμή φωτεινότητας.
- VI. Τοπικές μέθοδοι κατωφλίωσης. Η τελευταία κατηγορία αλγορίθμων βασίζεται στον υπολογισμό ενός κατωφλίου σε κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας, το οποίο βασίζεται σε τοπικά χαρακτηριστικά της γειτονιάς του εικονοστοιχείου αυτού, όπως η διακύμανση και η αντίθεση. Αποτέλεσμα αυτού είναι είτε το κατώφλι να μην έχει συγκεκριμένη τιμή για όλη την εικόνα, αλλά να εξαρτάται από τις συντεταγμένες του κάθε εικονοστοιχείου ή αν δεν είναι εφικτός ο υπολογισμός κατωφλίου, η απόφαση για την αντιστοίχιση των εικονοστοιχείων σε προσκήνιο και παρασκήνιο να λαμβάνεται μέσω μιας λογικής παραμέτρου.

Η μέθοδος της κατωφλίωσης παρουσιάζει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Τα πλεονεκτήματα είναι: α) η απλότητα της μεθόδου [26], β) η κατωφλίωση είναι γρήγορη μέθοδος, δηλαδή δεν χρειάζεται πολύς υπολογιστικός χρόνος για τον υπολογισμό του κατωφλίου [26], γ) είναι αποδοτική μέθοδος σε σχέση με άλλες μεθόδους κατάτμησης [27], δ)

δεν χρειάζεται a priori πληροφορία σχετικά με την εικόνα [28] και ε) το αποτέλεσμα είναι μια δυαδική εικόνα, οπότε μειώνεται η πολυπλοκότητα αυτής [28].

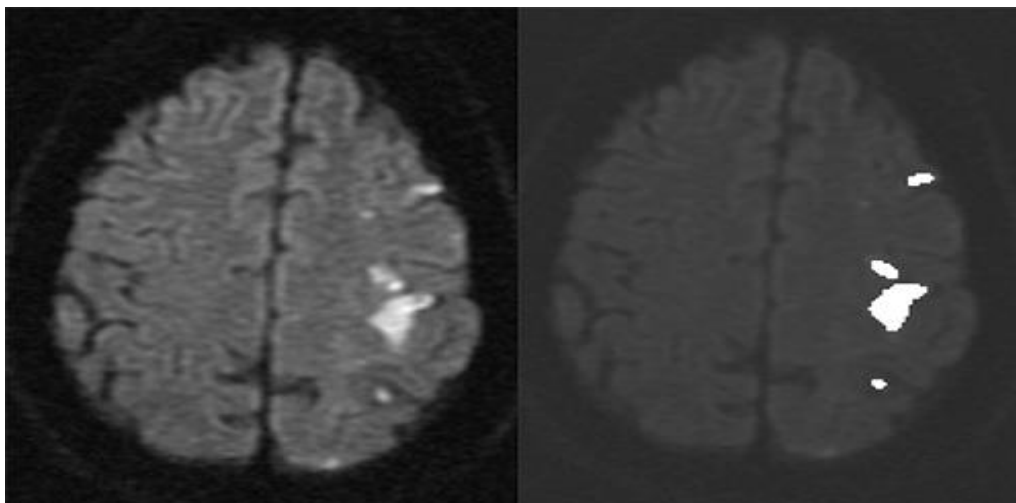
Αντίθετα, ανάμεσα στα μειονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγονται: η τεχνική λαμβάνει υπόψη της μόνο την φωτεινότητα των εικονοστοιχείων και όχι κάποια τοπική τους σχέση με αποτέλεσμα να μην έχουμε συναφείς περιοχές καθώς και να καθίσταται η μέθοδος ευαίσθητη στον θόρυβο [28] και στις ανομοιογένειες της φωτεινότητας. Με τον τελευταίο όρο νοείται η αλλαγή στην φωτεινότητα μέσα σε ομογενείς περιοχές με αποτέλεσμα να μειώνεται η απόδοση των αλγορίθμων επεξεργασίας εικόνας [29]. Επιπλέον, η μέθοδος παραμένει αποδοτική όταν έχουμε περιπτώσεις διαχωρισμού της εικόνας σε μόνο δύο κλάσεις [30] και όχι σε περισσότερες μιας και ο υπολογιστικός χρόνος αυξάνεται εκθετικά με την αύξηση των κατωφλίων [31]. Όμως ο διαχωρισμός της εικόνας μόνο σε δύο κλάσεις, δεν είναι επιθυμητός όταν η εικόνα πρέπει να χωριστεί σε περισσότερες. Τέλος, η επιλογή του κατωφλίου είναι ιδιαίτερα σημαντική μιας και λάθος υπολογισμός αυτής οδηγεί σε υπό- ή υπέρ- κατάτμηση. Η επιλογή του κατωφλίου είναι εν γένει δύσκολη όταν αναλύεται το ιστόγραμμα της εικόνας και συγκεκριμένα όταν πρέπει να καθοριστούν οι σωστές κορυφές και κοιλάδες αυτού, επειδή το ιστόγραμμα μιας πραγματικής εικόνας πολλές φορές δεν έχει προφανείς κοιλάδες και κορυφές [32].

Λόγω της απλότητάς της, η μέθοδος της κατωφλίωσης χρησιμοποιείται συνήθως επικουρικά σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές σε πολλές εφαρμογές.

2.2.2 Κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές

Η υποενότητα αυτή αναφέρεται στην κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές και πιο συγκεκριμένα, στην κατάτμηση βασισμένη στην αύξηση περιοχών (region- growing) και στην κατάτμηση βασισμένη στον διαχωρισμό και στην συγχώνευση περιοχών (region splitting and merging).

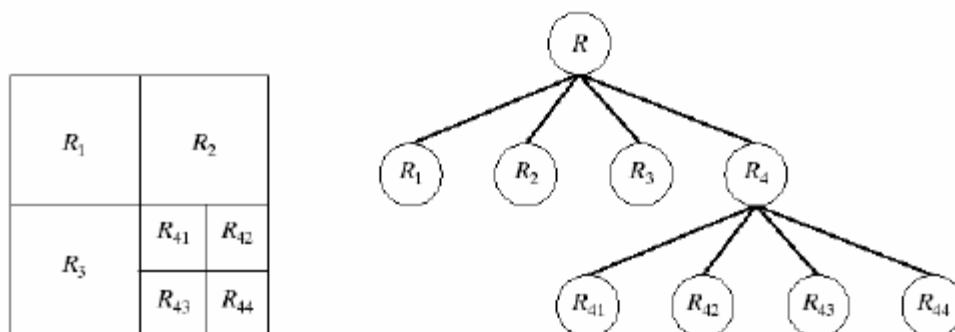
Η τεχνική κατάτμησης βασισμένη σε περιοχές στηρίζεται στην ιδέα ότι γειτονικά εικονοστοιχεία τα οποία περιέχονται σε μια περιοχή έχουν παρόμοιες ιδιότητες, όπως παρόμοια τιμή φωτεινότητας, υφή και χρώμα. Η διαδικασία που ακολουθείται συνήθως είναι να ελεγχθεί αν ικανοποιείται κάποιο κριτήριο ομοιότητας μεταξύ των γειτονικών εικονοστοιχείων μέσα σε μια περιοχή. Αν το κριτήριο αυτό ικανοποιείται, τότε τα εικονοστοιχεία αυτά ταξινομούνται στην ίδια ομάδα [33]. Η εικόνα εξόδου αποτελείται από ομοιόμορφες περιοχές, όπως φαίνεται στην Εικόνα 7:



Εικόνα 7: Παράδειγμα εφαρμογής της κατάτμησης σε περιοχές σε εικόνα εγκεφάλου (αριστερά) και το αποτέλεσμα αυτής (δεξιά). Οι περιοχές ενδιαφέροντος φαίνονται με άσπρο χρώμα [34].

Η μέθοδος κατάτμησης βασισμένη στην αύξηση περιοχών βασίζεται στην ιδέα των εικονοστοιχείων- σπόρων (seed points). Αρχικά προσδιορίζεται ένα σύνολο των εικονοστοιχείων- σπόρων. Στη συνέχεια οι περιοχές μεγαλώνουν από αυτά τα σημεία, συμπεριλαμβάνοντας σε κάθε σπόρο τα γειτονικά εικονοστοιχεία του με τα οποία μοιράζονται τις ίδιες ιδιότητες σύμφωνα με κάποιο κριτήριο συγχώνευσης. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας να ανήκει σε κάποια περιοχή. Η εικόνα εξόδου αποτελείται από διαφορετικές περιοχές των οποίων τα σύνορα ορίζονται από κλειστά πολύγωνα [33].

Η κατάτμηση βασισμένη στον διαχωρισμό και στη συγχώνευση περιοχών είναι η αντίθετη περίπτωση της προηγούμενης μεθόδου. Πιο αναλυτικά, η τεχνική υλοποιείται μέσω τις θεωρίας του quad-tree data structure, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8, και ενός κριτηρίου ομοιογένειας. Αρχικά όλη η εικόνα αντιπροσωπεύεται από τον κόμβο R (κόμβος- γονέας). Στη συνέχεια, η εικόνα διαιρείται σε τέσσερις πιο ομοιογενείς και ασύνδετες περιοχές, οι οποίες αντιπροσωπεύονται από τα $R_i, i = \{1,2,3,4\}$ (κόμβοι- παιδιά). Αν ο κόμβος R_i ικανοποιεί το κριτήριο ομοιογένειας, τότε δεν διαιρείται περαιτέρω (κόμβος- φύλλο), ειδάλλως διαιρείται σε τέσσερις κόμβους- παιδιά, οι οποίοι αντιπροσωπεύονται από τα $R_i, i = \{41,42,43,44\}$. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να μην υπάρχουν κόμβοι που να μπορούν να διαιρεθούν περαιτέρω. Το τελικό στάδιο αποτελείται από τη συγχώνευση των διαιρεμένων περιοχών, οι οποίες μοιράζονται τις ίδιες ιδιότητες. Τέλος, οι μέθοδοι του διαχωρισμού και της συγχώνευσης μπορούν να εφαρμοστούν και ξεχωριστά η μία από την άλλη σε μια εικόνα, με τη διαφορά ότι στη συγχώνευση πρέπει να προσδιοριστούν εικονοστοιχεία- σπόροι, σε αντίθεση με την ολική μέθοδο στην οποία οι κόμβοι- φύλλα αντιπροσωπεύουν τα εικονοστοιχεία αυτά [33].



Εικόνα 8: Τεχνική του διαχωρισμού και συγχώνευσης περιοχών μέσω της quad-tree data structure [33].

Τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα της κατάτμησης βασισμένης σε περιοχές, που ισχύουν και για τις δύο παραπάνω μεθόδους, φαίνονται στον Πίνακα 1:

Πίνακας 1: Γενικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της μεθόδου κατάτμησης σε περιοχές [28], [33], [35].

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΜΕΟΝΕΚΤΗΤΑΤΑ
Τα κριτήρια χωρισμού της εικόνας σε περιοχές μπορούν να αποφασιστούν εκ των προτέρων	Οι αλγόριθμοι είναι από τη φύσης τους σειριακοί, με αποτέλεσμα να καταναλώνουν πολύ υπολογιστικό χρόνο και μνήμη
Είναι απλοί στην υλοποίησή τους	
Δουλεύουν καλύτερα όταν τα κριτήρια ομοιότητας μεταξύ των περιοχών είναι πιο εύκολο να προσδιοριστούν	
Λαμβάνουν υπόψη την χωρική πληροφορία μεταξύ των εικονοστοιχείων με αποτέλεσμα να είναι περισσότερο ανθεκτικοί στον θόρυβο σε σχέση με τις τεχνικές βασισμένες στις καμπύλες/ακμές	

Όμως σε πιο συγκεκριμένο επίπεδο, οι δύο μέθοδοι (region- growing & region splitting and merging) παρουσιάζουν διαφορετικά οφέλη και ελαττώματα.

Τα οφέλη της κάθε μιας μεθόδου είναι:

- Κατάτμηση βασισμένη στην αύξηση περιοχών:
 - 1) Το αποτέλεσμα της κατάτμησης έχει εύκολα διακριτές μεταξύ τους ακμές [26]

- 2) Παρέχει σωστό διαχωρισμό των περιοχών, σύμφωνα με τα κριτήρια ομοιότητας των εικονοστοιχείων [36]
 - 3) Τα σχήματα των αποτελεσμάτων ταιριάζουν με τα επιθυμητά [36].
- Κατάτμηση βασισμένη στον διαχωρισμό και στην συγχώνευση περιοχών:
 - 1) Η συνδεσιμότητα των περιοχών είναι εξασφαλισμένη [26]
 - 2) Η εικόνα μπορεί να διαχωριστεί μέχρι την επιθυμητή ανάλυση [36]
 - 3) Τα κριτήρια διαχωρισμού μπορεί να είναι διαφορετικά από αυτά της συγχώνευσης [36].

Από την άλλη πλευρά, τα ελαττώματα της κάθε μιας μεθόδου είναι:

- Κατάτμηση βασισμένη στην αύξηση περιοχών:
 - 1) Είναι πολύ ευαίσθητη στην ύπαρξη θορύβου και στις ανομοιογένειες της φωτεινότητας, καθώς δυσχεραίνεται η επιλογή κατάλληλων εικονοστοιχείων-σπόρων [26], στην οποία βασίζεται η μέθοδος αυτή, με αποτέλεσμα είτε να υπάρχουν οπές στο εσωτερικό των περιοχών, ή να υπάρξει υπερ- κατάτμηση [37]
 - 2) Χρειάζεται εκ των προτέρων γνώση για την εικόνα [26]
 - 3) Η σειρά με την οποία εξετάζεται το κάθε εικονοστοιχείο και η κάθε περιοχή επηρεάζει το αποτέλεσμα [33].
- Κατάτμηση βασισμένη στον διαχωρισμό και στην συγχώνευση περιοχών:
 - 1) Η εύρεση σημείου συγχώνευσης είναι δύσκολη [26]
 - 2) Το αποτέλεσμα που θα παραχθεί δεν είναι απαραίτητο ότι θα είναι και μοναδικό [26]
 - 3) Τα σύνορα των περιοχών μπορεί να μην είναι ομοιόμορφα (blocky-segmentation) [36].

2.2.3 Κατάτμηση βασισμένη σε ακμές

Η παρούσα υποενότητα αναφέρεται στις κλασσικές μεθόδους ανίχνευσης ακμών σε μια εικόνα, για παράδειγμα στους ανιχνευτές ακμών βασισμένους στην κλίση της εικόνας, στους ανιχνευτές διέλευσης από το μηδέν (zero- crossing), στους ανιχνευτές βασισμένους στην λαπλασιανή της γκαουσιανής (LoG) καθώς και στον ανιχνευτή του Canny.

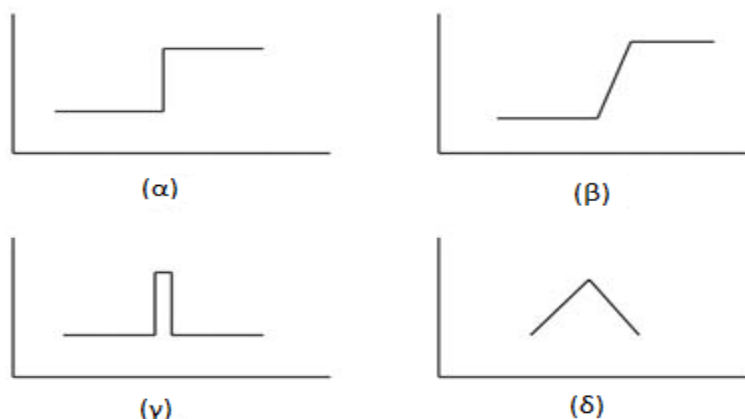
Η ανίχνευση ακμών περιλαμβάνει πολλές μαθηματικές μεθόδους που στόχο έχουν να αναγνωρίσουν τα σημεία στα οποία η φωτεινότητα μιας εικόνας αλλάζει έντονα ή εμφανίζει ασυνέχειες. Τα σημεία αυτά αποτελούν ένα σύνολο από κυρτά γραμμικά τμήματα που

ονομάζονται ακμές. Στην ιδανική περίπτωση, το αποτέλεσμα της μεθόδους αυτής είναι μια εικόνα η οποία θα έχει ένα σύνολο από συνδεδεμένες καμπύλες, οι οποίες θα αναπαριστούν τα αντικείμενα ενδιαφέροντος της εικόνας, μειώνοντας έτσι την πολυπλοκότητά της [38]. Αντίθετα με την τεχνική κατάτμησης βασισμένης σε περιοχές, η οποία βασίζεται στην ομοιότητα των εικονοστοιχείων, η παρούσα τεχνική βασίζεται στις διαφορές φωτεινότητας μεταξύ των εικονοστοιχείων. Παράδειγμα της παρούσας τεχνικής φαίνεται στην Εικόνα 9:



Εικόνα 9: Παράδειγμα της τεχνικής ανίχνευσης ακμών σε εικόνα νομισμάτων. Αριστερά φαίνεται η αρχική εικόνα και δεξιά οι ακμές της χρησιμοποιώντας τη μέθοδο του Canny [39].

Οι ασυνέχειες σε μία εικόνα μπορούν να είναι είτε βηματικές, όπου η φωτεινότητα της εικόνας παρουσιάζει μια απότομη αλλαγή από τη μία πλευρά της ασυνέχειας προς την άλλη, ή γραμμικές, όπου εμφανίζεται μια απότομη αλλαγή της φωτεινότητας όπως στην βηματική ακμή, με τη διαφορά όμως ότι η φωτεινότητα επανέρχεται στην αρχική της τιμή μετά από κάποια μικρή απόσταση. Όμως, αυτού του τύπου οι ακμές, δηλαδή οι έντονες ασυνέχειες, συναντώνται σπάνια σε πραγματικές εικόνες, λόγω των συνιστωσών χαμηλής συχνότητας καθώς και λόγω της εξομάλυνσης που εισάγεται από τις αισθητήριες συσκευές. Το παραπάνω έχει σαν αποτέλεσμα οι βηματικές ακμές να μετατραπούν σε ακμές ράμπας και η γραμμικές σε ακμές στέγης (roof edges). Σε αυτού του τύπου τις ακμές οι αλλαγές δεν γίνονται στιγμιαία, αλλά συμβαίνουν μετά από επερασμένη απόσταση [40]. Τα είδη των ακμών φαίνονται στην Εικόνα 10:



Εικόνα 10: Τύποι ακμών: (α) Βηματική ακμή, (β) Ακμή ράμπας, (γ) Γραμμική ακμή και (δ) Ακμή στέγης [40].

Η διαδικασία που ακολουθείται για την εύρεση ακμών περιλαμβάνει αρχικά το στάδιο του φιλτραρίσματος της εικόνας από θόρυβο, όμως το φιλτράρισμα συνήθως μειώνει την ένταση των ακμών, οπότε χρειάζεται προσοχή στο ποσοστό του φιλτραρίσματος. Με το πέρας αυτού του σταδίου, η εικόνα εισέρχεται στο στάδιο της ενίσχυσης, το οποίο δίνει έμφαση στα εικονοστοιχεία όπου υπάρχει σημαντική αλλαγή στις τοπικές αλλαγές της φωτεινότητας. Τέλος, ακολουθεί το στάδιο του εντοπισμού, όπου καθορίζεται ποια εικονοστοιχεία ανήκουν σε ακμές [40].

Για να πραγματοποιηθεί το στάδιο του εντοπισμού, είναι αναγκαίο να επιλεγεί η κατάλληλη μέθοδος ανίχνευσης ακμών. Οι κλασσικές μέθοδοι βασίζονται στον προσανατολισμό των ακμών [41]:

- Ο ανιχνευτής Roberts αρχικά υπολογίζει τις διαγώνιες ακμές γωνίας 135° (G_x) και τις διαγώνιες ακμές γωνίας 45° (G_y). Στη συνέχεια τις συνδυάζει υπολογίζοντας το πλάτος των ακμών της εικόνας, είτε χρησιμοποιώντας την προσεγγιστική σχέση $|G| = |G_x| + |G_y|$, ή την ακριβή $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$. Όμως, ο ανιχνευτής αυτός έχει μικρό μέγεθος με αποτέλεσμα να είναι ευαίσθητος στην παρουσία θορύβου.
- Ο ανιχνευτής Prewitt, ο οποίος ακολουθεί την ίδια μεθοδολογία με τον ανιχνευτή Roberts, αλλά χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό των κάθετων και οριζόντιων ακμών, χρησιμοποιώντας του πυρήνες $\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix}$ και $\begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}$ αντίστοιχα [42].
- Ο ανιχνευτής Sobel, ο οποίος μοιάζει σε μεθοδολογία με τους δύο προηγούμενους. Όπως και ο ανιχνευτής Prewitt, ο συγκεκριμένος ανιχνευτής χρησιμοποιείται για τον

εντοπισμό των κάθετων και οριζόντιων ακμών, χρησιμοποιώντας όμως του πυρήνες $\begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$ και $\begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}$ αντίστοιχα.

- Ο ανιχνευτής zero- crossing. Ο συγκεκριμένος ανιχνευτής χρησιμοποιεί τη δεύτερη παράγωγο της εικόνας σε συνδυασμό με τον τελεστή Laplace ($\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$, όπου f η εικόνα εισόδου). Ο τελεστής αυτός αναζητεί τα σημεία στα οποία το σήμα της εικόνας περνάει από το μηδέν σε ένα εικονοστοιχείο, ενώ εμφανίζει θετική/αρνητική τιμή στην μία του πλευρά και την αντίθετη τιμή στην άλλη. Τα σημεία αυτά ονομάζονται σημεία διέλευσης μηδενικών και προσδιορίζουν τα σημεία ακμών [43].
- Ο ανιχνευτής λαπλασιανή της γκαουσσισιανής (LoG operator), όπου το φιλτράρισμα της εικόνας με τη χρήση γκαουσσισιανού φίλτρου συνδυάζεται με τον τελεστή Laplace και η διαδικασία που ακολουθείται είναι ίδια με τον ανιχνευτή zero- crossing.
- Ο ανιχνευτής του Canny αποτελεί τον πιο φημισμένο τελεστή ανίχνευσης ακμών. Αρχικά, η εικόνα φιλτράρεται με ένα γκαουσσισιανό φίλτρο, προκειμένου να μειωθεί η παρουσία του θορύβου. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται ένας από τους βασικούς ανιχνευτές ακμών, όπως για παράδειγμα ο τελεστής Roberts, ο Prewitt ή ο Sobel, με αποτέλεσμα να εντοπιστούν οι ακμές στην εικόνα. Η διαδικασία που ακολουθείται στη συνέχεια περιλαμβάνει λέπτυνση των ακμών, όπου όλες οι υπόλοιπες τιμές της κλίσης λαμβάνουν μηδενική τιμή, εκτός από αυτές που είναι τοπικά μέγιστες και έτσι δεικνύουν την μέγιστη μεταβολή στην φωτεινότητα. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται δύο φορές η μέθοδος της κατωφλίωσης προκειμένου να απορριφθούν οι ακμές με χαμηλή τιμή κλίσης (1^η εφαρμογή του κατωφλίου) και να διατηρηθούν αυτές με υψηλή (2^η εφαρμογή του κατωφλίου). Τέλος, εφαρμόζεται η μέθοδος της υστέρησης προκειμένου να απορριφθούν όσες εναπομείνουσες ακμές είναι αδύναμες και δεν συνδέονται με ισχυρές ακμές [44]. Από τα παραπάνω φαίνεται ότι ο ανιχνευτής του Canny δεν είναι τόσο ευαίσθητος στον θόρυβο σε σχέση με τους ανιχνευτές Sobel και Roberts. Το μειονέκτημα, όμως, αυτού έγκειται στο ότι είναι πιο χρονοβόρος υπολογιστικά.

Η τεχνική ανίχνευσης ακμών θεωρείται ο τρόπος με τον οποίο ο άνθρωπος αντιλαμβάνεται τα διάφορα αντικείμενα στην εικόνα. Επιπλέον, δουλεύει καλά σε εικόνες στις οποίες υπάρχει καλή αντίθεση μεταξύ των διαφορετικών περιοχών [28]. Επειδή ανιχνεύονται ακμές σε όλη την εικόνα, η παρούσα μέθοδος είναι ικανή να περικλείει μεγάλες περιοχές αυτής [45]. Τέλος, γίνεται αντιληπτό ότι η ανίχνευση ακμών είναι μια εύκολη μέθοδος και δεν χρειάζεται a priori πληροφορία σχετικά με την εικόνα, μιας και η μέθοδος αυτή περιορίζεται μόνο στον υπολογισμό των παραγώγων της εικόνας.

Αντίθετα με τα παραπάνω πλεονεκτήματα, η μέθοδος παρουσιάζει και ελαττώματα. Δεν δουλεύει καλά σε εικόνες στις οποίες οι ακμές είναι ασαφείς ή υπάρχουν πολλές ακμές. Επιπλέον, συνήθως οι ακμές που παράγονται δεν σχηματίζουν κλειστές καμπύλες- σύνορα μεταξύ των περιοχών. Επίσης, επειδή η μέθοδος αυτή βασίζεται στον υπολογισμό μόνο της

κλίσης σε μια εικόνα και δεν λαμβάνει υπόψη την χωρική πληροφορία μεταξύ των εικονοστοιχείων, όπως η μέθοδος κατάτμησης σε περιοχές, είναι πιο ευαίσθητη στον θόρυβο σε σχέση με άλλες μεθόδους [28], με αποτέλεσμα να παράγονται συνήθως περισσότερες ή απώστες ακμές (ακμές που δεν έπρεπε να υπάρχουν) [46]. Ένα επιπλέον ελάττωμα της μεθόδου είναι ότι ανιχνεύει όλες τις ακμές της εικόνας, με αποτέλεσμα να είναι δύσκολη η εύρεση της σχέσης μεταξύ των ακμών και των αντικειμένων ενδιαφέροντος [47].

2.2.4 Κατάτμηση βασισμένη στη συσταδοποίηση

Η διαδικασία κατανομής ενός φυσικού ή αφηρημένου συνόλου από αντικείμενα σε ομάδες που αποτελούνται από αντικείμενα με παρόμοιες ιδιότητες λέγεται συσταδοποίηση (clustering). Μία συστάδα (cluster) είναι μια συλλογή αντικειμένων/δεδομένων τα οποία είναι παρόμοια μεταξύ τους μέσα στην ίδια συστάδα, ενώ παρουσιάζουν διαφορές με τα αντικείμενα διαφορετικών συστάδων. Η μέθοδος αυτή έχει πολλές εφαρμογές οι οποίες μεταξύ άλλων περιλαμβάνουν την στατιστική ανάλυση δεδομένων, την αναγνώριση προτύπων καθώς και την ανάλυση εικόνας [48].

Η μέθοδος της συσταδοποίησης είναι μια τεχνική ταξινόμησης στην οποία δοθέντος: α) ενός διανύσματος από N μετρήσεις, οι οποίες περιγράφουν κάθε εικονοστοιχείο ή μία ομάδα εικονοστοιχείων σε μια εικόνα και β) ενός κριτηρίου ομοιότητας μεταξύ των μετρούμενων εικονοστοιχείων, το αποτέλεσμα της ταξινόμησής τους υποδηλώνει την ομοιότητα μεταξύ των εικονοστοιχείων αυτών στον N -διάστατο χώρο μετρήσεων. Οπότε η μέθοδος καθίσταται κατάλληλη για κατάτμηση [48]. Παρατηρείται τέλος ότι υπάρχει ομοιότητα μεταξύ της μεθόδου συσταδοποίησης με αυτήν που είναι βασισμένη σε περιοχές. Παράδειγμα της παρούσας τεχνικής φαίνεται στην Εικόνα 11:



Εικόνα 11: Παράδειγμα της τεχνικής της συσταδοποίησης σε φυσική εικόνα. Αριστερά φαίνεται η αρχική εικόνα και δεξιά το αποτέλεσμα της ομαδοποίησης σε δύο κλάσεις (πράσινο και μαύρο χρώμα) [48].

Υπάρχουν δύο κατηγορίες μάθησης: η μη- επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning), της οποίας στόχος είναι η ανακάλυψη μιας πιθανής δομής που μπορεί να κρύβεται πίσω από μη χαρακτηριστικά δεδομένα, και η επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning) στην οποία οι αλγόριθμοι αναλύουν ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και παράγουν ένα μοντέλο το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να χαρακτηρίσει νέα άγνωστα παραδείγματα [49], [50]. Η μέθοδος της συσταδοποίησης ανήκει στην πρώτη κατηγορία, με αποτέλεσμα να μην χρειάζεται δεδομένα εκπαίδευσης για την κατάτμηση μιας εικόνας.

Υπάρχουν πολλά μοντέλα αλγορίθμων συσταδοποίησης, με τα πιο χαρακτηριστικά να αναφέρονται στη συνέχεια [51]:

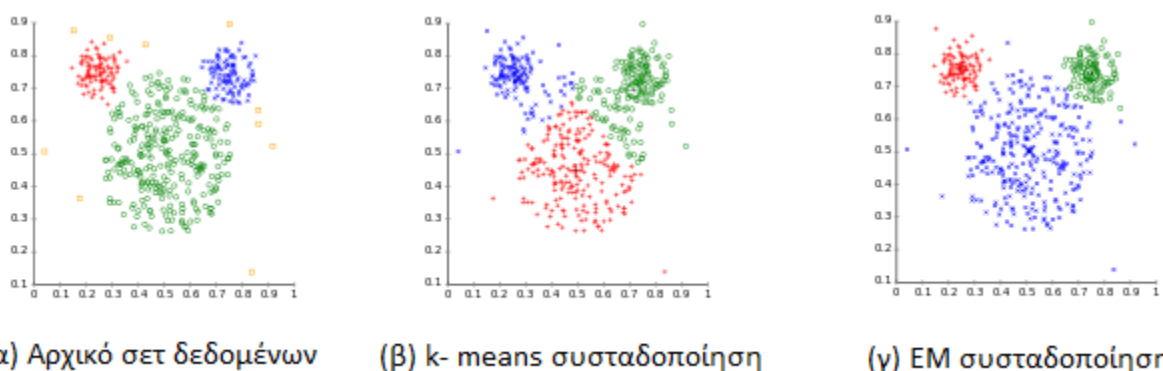
- Μοντέλα συνδεσιμότητας, με χαρακτηριστικό παράδειγμα την ιεραρχική συσταδοποίηση, τα οποία συνδέουν τα αντικείμενα σε συστάδες βασιζόμενα στην απόσταση που έχουν μεταξύ τους. Όσο μικρότερη είναι η μεταξύ τους απόσταση, τόσο περισσότερα κοινά χαρακτηριστικά θα μοιράζονται.
- Μοντέλα βασισμένα σε κέντρα, με χαρακτηριστικό παράδειγμα την k- means συσταδοποίηση. Στην συγκεκριμένη κατηγορία, οι συστάδες αντιπροσωπεύονται από ένα διάνυσμα κέντρου, το οποίο δεν ανήκει απαραίτητα στο σύνολο δεδομένων. Το πρόβλημα, λοιπόν, έγκειται στο να βρούμε έναν αριθμό κέντρων και να ανάγουμε τα αντικείμενα στο πλησιέστερό τους κέντρο.
- Μοντέλα βασισμένα στην κατανομή, με χαρακτηριστικό παράδειγμα τον αλγόριθμο expectation-maximization, όπου οι συστάδες ορίζονται από ένα σύνολο αντικειμένων, τα οποία είναι πιο πιθανό να ανήκουν στην ίδια κατανομή.
- Μοντέλα βασισμένα στην πυκνότητα, όπου οι συστάδες ορίζονται σαν περιοχές με τη μεγαλύτερη πυκνότητα αντικειμένων σε σχέση με το υπόλοιπο σύνολο δεδομένων.

Μια τελευταία διαφοροποίηση των τεχνικών συσταδοποίησης είναι η σαφής (hard) και η ασαφής (fuzzy ή soft) συσταδοποίηση. Στην πρώτη κατηγορία κάθε αντικείμενο είτε ανήκει είτε δεν ανήκει σε μία συστάδα. Παράδειγμα αποτελεί ο αλγόριθμος της k- means συσταδοποίησης. Τέλος, στην δεύτερη κατηγορία, κάθε αντικείμενο ανήκει σε μία συστάδα κατά έναν συγκεκριμένο βαθμό, με αποτέλεσμα να ανήκει σε μία ή περισσότερες συστάδες [51].

Από τα παραπάνω είναι σαφές ότι η μέθοδος της συσταδοποίησης αποτελεί έναν ξεκάθαρο τρόπο για κατάτμηση και είναι εύκολη στην υλοποίησή της [52]. Επιπλέον, όπως προαναφέρθηκε, η μέθοδος δεν χρειάζεται φάση εκπαίδευσης, με αποτέλεσμα να αποφεύγεται η υπερεκπαίδευση των παραμέτρων, πρόβλημα που συναντάται ιδιαίτερα στην κατηγορία της επιβλεπόμενης μάθησης. Τέλος, μπορούν να επιλεγούν πολλά διαφορετικά είδη χαρακτηριστικών των εικόνων προκειμένου να γίνει η συσταδοποίηση.

Ωστόσο, επειδή υπάρχουν πολλά διαφορετικά είδη χαρακτηριστικών, δηλαδή των ιδιοτήτων που πρέπει να έχουν τα αντικείμενα της ίδιας συστάδας, η συγκεκριμένη μέθοδος εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την επιλογή του κατάλληλου χαρακτηριστικού, με αποτέλεσμα να εξαρτάται και το αποτέλεσμα της κατάτμησης από αυτό. Επιπλέον, ο προσδιορισμός του αριθμού των

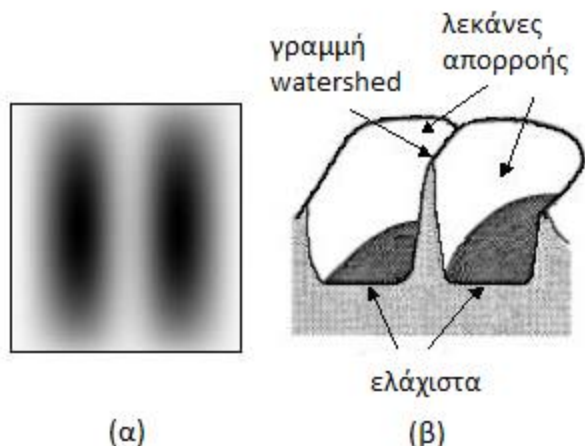
συστάδων πριν την κατάτμηση, παραμένει ένα πρόβλημα, καθώς επίσης και το γεγονός ότι η παρούσα τεχνική δεν χρησιμοποιεί τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων, με αποτέλεσμα να είναι ευάλωτη στον θόρυβο [52]. Ένα επιπρόσθετο πρόβλημα που αντιμετωπίζει αυτή η τεχνική έγκειται στο γεγονός ότι οι περιοχές της εικόνας εξόδου: α) δεν είναι εγγυημένο ότι θα έχουν συνοχή [53], γεγονός που ενισχύεται ακόμη περισσότερο από την ευαισθησία στον θόρυβο και από τα μη- ξεκάθαρα σύνορα που μπορεί να παρατηρούνται μεταξύ των περιοχών και β) να μην αντιστοιχούν σε φυσικά αντικείμενα, δηλαδή να μην έχουν λογικό/αντιληπτό νόημα. Επίσης, ο υπολογιστικός χρόνος εκτέλεσης των αλγορίθμων είναι μεγάλος [53], γεγονός που παρατηρείται ιδιαίτερα στην δεύτερη κατηγορία των παραπάνω μοντέλων. Τέλος, οι περιοχές που παράγονται από τον αλγόριθμο μπορεί να μην είναι ίδιες σε διαφορετικές επαναλήψεις αυτού, αφού με διαφορετικά κέντρα μπορεί να παραχθούν άλλες κλάσεις, ή μεταξύ αλγορίθμων άλλων κατηγοριών, επειδή χρησιμοποιούν άλλα κριτήρια για να διαχωρίσουν τα αντικείμενα σε κλάσεις. Το τελευταίο φαίνεται στην Εικόνα 12:



Εικόνα 12: Διαφορετικά αποτελέσματα μεταξύ των αλγορίθμων συσταδοποίησης *k- means* (γραφική β) και *Expectation Maximization* (γραφική γ) ενός αρχικού συνόλου δεδομένων (γραφική α). Στη συσταδοποίηση *k- means* φαίνεται ότι ένας αριθμός δεδομένων έχει καταταχθεί σε διαφορετικές συστάδες σε σχέση με την EM [54].

2.2.5 Κατάτμηση βασισμένη στον αλγόριθμο Watershed

Ο αλγόριθμος Watershed ανήκει στο πεδίο της μορφολογίας και είναι ένα είδος κατάτμησης βασισμένης σε περιοχές. Βασίζεται στην τοπογραφική αναπαράσταση μιας εικόνας γκριζας κλίμακας, η οποία περιέχει τρεις βασικά χαρακτηριστικά: α) τα τοπικά ελάχιστα, β) τις λεκάνες απορροής και τις γραμμές watershed [55], όπως φαίνονται στην Εικόνα 13:



Εικόνα 13: Τοπογραφική αναπαράσταση (β) μιας γκριζας εικόνας (α). Στην μέση της εικόνας (β) φαίνεται η γραμμή watershed που χωρίζει τις δύο λεκάνες απορροής [55].

Αναλυτικότερα, η τοπογραφική αναπαράσταση μιας εικόνας παράγεται από το γεγονός ότι οι φωτεινές περιοχές της εικόνας χαρακτηρίζονται από μεγάλο ύψος, ενώ οι περιοχές μικρής φωτεινότητας από μικρό, όπως φαίνεται στην Εικόνα 13(β). Στην επιφάνεια αυτή, χαρακτηρίζουμε τριών ειδών σημεία: α) τα σημεία που ανήκουν σε διαφορετικά τοπικά ελάχιστα, β) τα σημεία στα οποία, αν τα γεμίσουμε με νερό, αυτό θα πέσει με σιγουριά μέσα σε ένα μόνο ελάχιστο. Τα σημεία αυτά σχηματίζουν μια εσωτερική περιοχής βαθμίδας και ονομάζονται λεκάνες απορροής και γ) τα σημεία στα οποία το νερό έχει ίδιες πιθανότητες να πέσει σε παραπάνω από ένα ελάχιστο. Αυτός ο τύπος σημείων σχηματίζει γραμμές στην κορυφή των λεκανών απορροής διαχωρίζοντάς τα και ονομάζεται γραμμές watershed [55].

Βασικός λοιπόν στόχος του αλγορίθμου watershed είναι ο προσδιορισμός των γραμμών watershed. Η διαδικασία προσδιορισμού αποτελείται από τα εξής βήματα [56]:

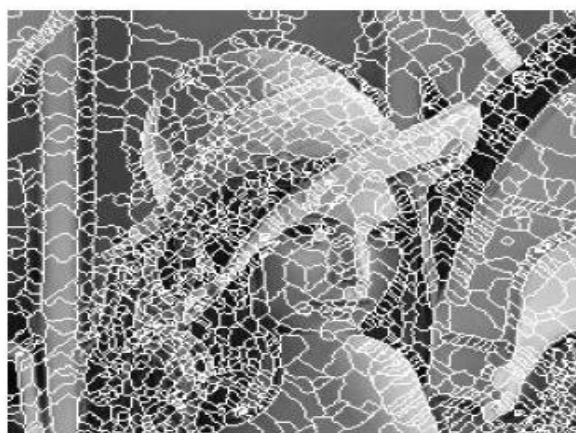
- Έστω ότι ανοίγεται μια οπή σε κάθε ελάχιστο της κάθε περιοχής
- Στη συνέχεια πλημμυρίζεται η τοπογραφία στο σύνολό της από κάτω προς τα πάνω
- Όταν το νερό έχει ανέβει αρκετά μέσα στις λεκάνες απορροής ώστε να είναι έτοιμο να συνενωθεί, ένα φράγμα κατασκευάζεται προκειμένου να αποφευχθεί η ένωση αυτή
- Τελικά, το πλημμύρισμα της τοπολογίας φτάνει σε ένα στάδιο όπου μόνο οι κορυφές των φραγμάτων είναι ορατές πάνω από τη γραμμή το νερού
- Τα όρια των φραγμάτων αυτών αντιστοιχούν στις γραμμές watershed.

Η μέθοδος του μετασχηματισμού απόστασης, η μέθοδος της κλίσης καθώς και η μέθοδος των σημαδευτών (markers) αποτελούν τις συνηθέστερες μεθόδους υλοποίησης του αλγορίθμου watershed. Η πρώτη χρησιμοποιεί τον μετασχηματισμό απόστασης, δηλαδή την απόσταση μεταξύ κάθε εικονοστοιχείου και του πλησιέστερου σε αυτό μη- μηδενικού εικονοστοιχείου, σε

συνδυασμό με τον αλγόριθμο watershed. Επιλέγεται συνήθως προκειμένου να μετατραπεί μία δυαδική εικόνα σε εικόνα γκρίζας κλίμακας. Όμως το αποτέλεσμα εξαρτάται από τον μετασχηματισμό απόστασης που θα επιλεγεί. Η δεύτερη μέθοδος πραγματεύεται την εφαρμογή της μεθόδου watershed στην κλίση μιας εικόνας παρά στην εικόνα αυτή κάθε αυτή, όπου τα ελάχιστα των περιοχών των λεκανών απορροής σχετίζονται με τη μικρή τιμή της κλίσης που αντιστοιχεί στα αντικείμενα ενδιαφέροντος. Ωστόσο, η απ' ευθείας υλοποίηση της μεθόδου watershed στην εικόνα κλίσης μπορεί να οδηγήσει σε υπερ- κατάτμηση λόγω της παρουσίας θορύβου. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται με τη χρήση των σημαδευτών. Οι σημαδευτές χωρίζονται σε εξωτερικούς για την ανίχνευση του παρασκηνίου μιας εικόνας και εσωτερικούς για την ανίχνευση των αντικειμένων αυτής. Η διαδικασία είναι αρχικά η επιλογή των κατάλληλων σημαδευτών και μετέπειτα η χρήση του αλγορίθμου watershed στην εικόνα κλίσης [55], [56].



(α) Αρχική εικόνα της Lena



(β) Εικόνα της Lena μετά την εφαρμογή του απλού αλγορίθμου Watershed

Εικόνα 14: Αποτέλεσμα του απλού αλγορίθμου Watershed στην εικόνα της Lena. Η εικόνα (α) αναπαριστά την αρχική εικόνα της Lena [57] και η εικόνα (β) την κατατμημένη εικόνα μέσω του αλγορίθμου Watershed [58].

Από την Εικόνα 14 φαίνεται ότι: α) ο αλγόριθμος watershed σχηματίζει κλειστές και συνδεδεμένες περιοχές, η ένωση των οποίων καλύπτει όλη την εικόνα [58] και β) η χρήση του απλού αλγορίθμου watershed δημιουργεί υπερ- κατάτμηση, κυρίως λόγω θορύβου [58].

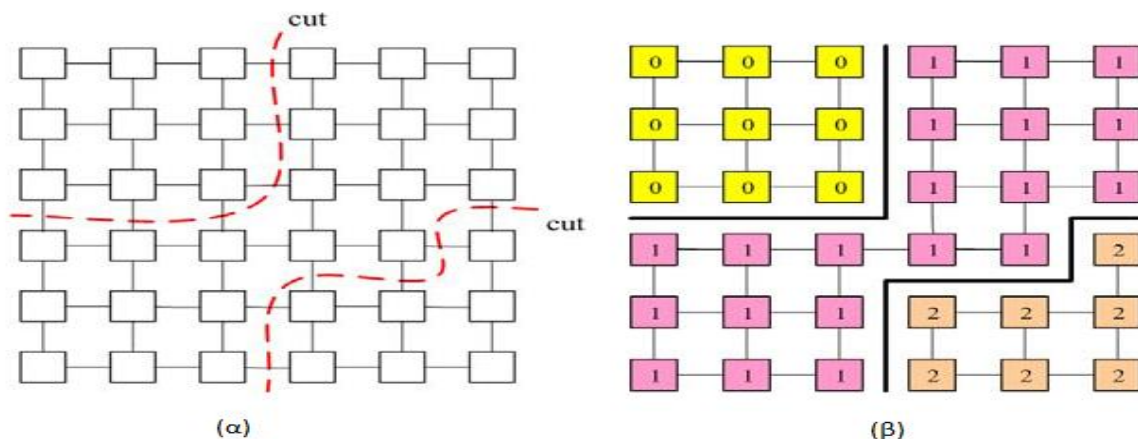
Άλλα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα του αλγορίθμου watershed είναι τα εξής: Η τεχνική κατάτμησης αυτή μπορεί να παραλληλισθεί [59], με αποτέλεσμα ο χρόνος εκτέλεσής της να μειωθεί πολύ. Επιπλέον, ο αλγόριθμος είναι σταθερός, δηλαδή μπορεί να παράγει παρόμοια αποτελέσματα σε παρόμοιες εικόνες [56]. Αντιθέτως, δεν υπάρχει έλεγχος στο σχήμα των παραγόμενων καμπυλών [60].

2.2.6 Κατάτμηση βασισμένη σε γράφο

Έστω ο γράφος $G = (V, E)$, όπου $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ είναι ένα σύνολο από κορυφές, οι οποίες αντιστοιχούν σε εικονοστοιχεία ή περιοχές του Ευκλείδειου χώρου. Το σύνολο E αποτελεί τις ακμές, οι οποίες ενώνουν συγκεκριμένα ζευγάρια γειτονικών κορυφών. Σε κάθε ακμή, η οποία συμβολίζεται με $(v_i, v_j) \in E$, αντιστοιχεί ένα βάρος $w(v_i, v_j)$ το οποίο δείχνει την ισχύ της σχέσης μεταξύ δύο κορυφών που συνδέονται στην ακμή. Σκοπός της παρούσας τεχνικής λοιπόν είναι να χωριστεί μια εικόνα- γράφος σε μη- κενά σύνολα $A_1, A_2, \dots, A_k$, τέτοια ώστε να ισχύουν οι παρακάτω δύο ιδιότητες: α) $A_i \cap A_j = \emptyset$, $i, j \in \{1, 2, \dots, k\}, i \neq j$, δηλαδή να μην υπάρχει επικάλυψη μεταξύ διαφορετικών συνόλων και β) $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_k = G$, δηλαδή όλες οι περιοχές μαζί να σχηματίζουν την εικόνα- γράφο. Επιπλέον, τα στοιχεία της εικόνας σε κάθε σύνολο A πρέπει να μοιράζονται ομογενείς ιδιότητες όπως φωτεινότητα, χρώμα, υφή κ.α., ενώ αντίθετα τα στοιχεία μεταξύ διαφορετικών συνόλων πρέπει να διαφέρουν ως προς τις παραπάνω ιδιότητες [61].

Αυτή η διαφορά μεταξύ των στοιχείων διαφορετικών συνόλων μπορεί να υπολογιστεί με τη μορφή μιας τομής (graph cut). Μια τομή σχετίζεται με ένα σύνολο ακμών από τις οποίες ο γράφος G θα χωριστεί σε δύο ξένα μεταξύ τους σύνολα A και B . Συμπερασματικά λοιπόν, η κατάτμηση μιας εικόνας μπορεί να ερμηνευτεί με τη μορφή τομών και η αξία της τομής ορίζεται συνήθως ως: $cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)$. Ωστόσο η ακριβής λύση του συγκεκριμένου προβλήματος κατάτμησης είναι δύσκολο να υπολογιστεί, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιούνται στην πράξη τεχνικές βελτιστοποίησης, οι οποίες υπολογίζουν την προσεγγιστική- βέλτιστη λύση του προβλήματος, δηλαδή αυτήν η οποία ελαχιστοποιεί την αξία της τομής $cut(A, B)$ [61].

Επιπλέον, το πρόβλημα κατάτμησης με τη χρήση γράφου μπορεί να θεωρηθεί ως ένα πρόβλημα τιτλοφόρησης (labeling), όπου ένα σύνολο από τίτλους L ανατίθεται σε ένα σύνολο από περιοχές S , όπου η κάθε περιοχή αποτελείται από εικονοστοιχεία ή από περιοχές της εικόνας. Συνήθως, όμως, έχει επικρατήσει ο συνδυασμός των δύο μεθόδων, δηλαδή πρώτα γίνονται οι τομές στον γράφο και έπειτα γίνεται η τιτλοφόρηση [61], όπως φαίνεται στην Εικόνα 15:



Εικόνα 15: Παράδειγμα της χρήσης τομών και τιτλοφόρησης κορυφών- εικονοστοιχείων σε μία εικόνα- γράφο. Στην εικόνα (α) φαίνεται το αποτέλεσμα της τομής των κορυφών και στην (β) φαίνεται η τιτλοφόρηση με $\{0,1,2\}$ σε κάθε κορυφή- εικονοστοιχείο, με βάση τις τομές [61].

Η κατάτμηση με χρήση γράφου είναι μια ιδιαίτερα διαδεδομένη τεχνική με αποτέλεσμα να υπάρχουν πολλά είδη αλγορίθμων που την περιγράφουν. Μερικοί από τους σημαντικότερους αναφέρονται στον Πίνακα 2:

Πίνακας 2: Αλγόριθμοι της τεχνικής κατάτμησης με τη χρήση γράφου [61].

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ	ΣΥΝΤΟΜΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
MST (Minimum spanning tree) μέθοδος	Ένα δέντρο ελάχιστης σύνδεσης ενός γράφου G είναι ένα δέντρο για το οποίο ισχύει: $T = (V, E'), E' \subseteq E$, όπου E το σύνολο των ακμών του γράφου. Η μέθοδος αυτή σχετίζεται με την συσταδοποίηση βασισμένη σε γράφο, όπου τα δεδομένα προς συσταδοποίηση αναπαρίστανται από έναν μη- κατευθυνόμενο γράφο, στον οποίο προσδιορίζονται ακμές με συγκεκριμένα βάρη με βάση ένα δοσμένο σύστημα γειτνίασης. Η συσταδοποίηση επιτυγχάνεται με την αφαίρεση των ακμών του γράφου και την δημιουργία αποκλειστικών υπο- γράφων.
Μέθοδοι ελαχίστου τομής (Minimal cut methods)	Η μέθοδος αυτή προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει την εξίσωση $cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)$, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω
Μέθοδοι κανονικοποιημένης τομής (Normalized cut methods)	Η μέθοδος αυτή προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει την εξίσωση $Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{vol(A)} + \frac{cut(A, B)}{vol(B)}$, όπου $vol(A) = \sum_{v_i \in A, v_j \in V} w(v_i, v_j)$, όπου V : το σύνολο όλων των κορυφών του γράφου G και $w(v_i, v_j)$ είναι κάποιο χαρακτηριστικό όπως φωτεινότητα, υφή κ.α.

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ	ΣΥΝΤΟΜΗ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
Μέθοδοι συντομότερης διαδρομής (Shortest path methods)	Βασίζονται στον αλγόριθμο του Dijkstra. Το πρόβλημα εύρεσης του καλύτερου ορίου μεταξύ των περιοχών μετατρέπεται σε εύρεση του μονοπατιού με το χαμηλότερο κόστος μεταξύ των δύο κορυφών (s, t). Ξεκινώντας από την κορυφή s , δημιουργείται ένα δέντρο Dijkstra, όπου σε κάθε επανάληψη, προστίθεται στο δέντρο αυτό μία συνοριακή ακμή, της οποίας το καταληκτικό σημείο που δεν ανήκει στο δέντρο, βρίσκεται όσο το δυνατόν πιο κοντά στην s . Με τον όρο πιο κοντά νοείται το μονοπάτι μεταξύ των κορυφών s, t , του οποίου το σύνολο των βαρών των ακμών είναι ελάχιστο.

Η αναπαράσταση μιας εικόνας ως γράφος έχει πολλαπλά οφέλη. Πρώτον, το πρόβλημα της κατάτμησης λύνεται στον χωρικά διακριτό χώρο, οπότε μπορεί να μην χρειαστεί να γίνει διακριτοποίηση και ως εκ τούτου να μην υπάρχουν σφάλματα διακριτοποίησης, λόγω δειγματοληψίας ή κβαντισμού [61]. Επιπλέον, τα σύνορα της κάθε περιοχής είναι συνεχή [35]. Ένα επιπλέον χαρακτηριστικό της μεθόδου είναι ότι μπορούν να παράγουν καλά αποτελέσματα ακόμα και όταν οι περιοχές της εικόνας δεν είναι καλά διαχωρισμένες μεταξύ τους [47]. Επιπρόσθετο χαρακτηριστικό, ιδιαίτερα για τις μεθόδους τομής, είναι ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν εξίσου χωρικές και συνοριακές ιδιότητες της εικόνας για την κατασκευή της ενεργειακής συνάρτησης [62]. Όμως, το μεγαλύτερο πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι ότι αντιμετωπίζει την κατάτμηση σαν ένα ολικό πρόβλημα βελτιστοποίησης και έτσι το αποτέλεσμα αυτής είναι, εγγυημένα, ολικά βέλτιστο [26]. Τέλος, η θεωρία γράφων στην οποία βασίζεται η παρούσα τεχνική κατάτμησης είναι πολύ αναπτυγμένη μαθηματικά και επομένως, υπάρχουν πολλές μέθοδοι για να επιλυθεί το πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Από την άλλη πλευρά, η παρούσα μέθοδος αντιμετωπίζει προβλήματα όπως μεγάλο υπολογιστικό κόστος, αφού πρέπει κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας να αναπαρασταθεί ως κόμβος στον γράφο. Επιπλέον, τα όρια των περιοχών που θα προκύψουν μπορεί να μην είναι λεία [35]. Τέλος, οι μέθοδοι κατάτμησης βασισμένοι σε γράφο, λόγω υπολογιστικών παραγόντων, συχνά εισάγουν περιορισμούς και απλουστεύσεις στο αρχικό πρόβλημα βελτιστοποίησης με αποτέλεσμα η ποιότητα της κατάτμησης να μειώνεται. Για παράδειγμα, στις μεθόδους της κανονικοποιημένης τομής, οι ομοιότητες μεταξύ των ζευγών των εικονοστοιχείων περιορίζονται μόνο σε επίπεδο τοπικής γειτονιάς [63].

Ένα παράδειγμα της τεχνικής κατάτμησης με γράφο φαίνεται στην Εικόνα 16:



Εικόνα 16: Παράδειγμα κατάτμησης βασισμένης σε γράφο. Αριστερά φαίνεται η εικόνα εισόδου και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης βασισμένο στην μέθοδο MST [61].

2.2.7 Κατάτμηση βασισμένη στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία (MRF)

Τα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία ανήκουν σε μια ειδική κατηγορία των τεχνικών κατάτμησης βασισμένων σε γράφο. Η ανάπτυξή τους έχει βοηθήσει στην επίλυση πολλών προβλημάτων υπολογιστικής όρασης, γραφικών και ιατρικής απεικόνισης, για αυτό το λόγο αναλύονται σε ξεχωριστή ενότητα από τις υπόλοιπες μεθόδους των γράφων.

Ακολουθώντας ορίζονται κάποιοι χρήσιμοι μαθηματικοί συμβολισμοί [64]: Έστω ένα γραφικό μοντέλο, το οποίο ορίζεται ως ένας γράφος $G = (V, E)$, όπου V είναι ένα σύνολο από κόμβους και E ένα σύνολο από ακμές. Για κάθε κόμβο $i \in V$ ορίζεται μια τυχαία μεταβλητή X_i , x_i η παρατηρούμενη τιμή της X_i και S_{p_i} ο χώρος κατάστασης του x_i , δηλαδή ισχύει $x_i \in S_{p_i}$. Επιπλέον, ορίζουμε την κοινή τυχαία μεταβλητή ως $\mathbf{X} = (X_i)_{i \in V}$ καθώς και την παρατήρηση-διαμόρφωση του γραφικού μοντέλου $\mathbf{x} = (x_i)_{i \in V}$, η οποία παίρνει τιμές στον χώρο $S_{\mathbf{p}}$, ο οποίος ορίζεται ως το καρτεσιανό γινόμενο των χώρων κατάστασης S_{p_i} , δηλαδή ισχύει: $S_{\mathbf{p}} = \prod_{i \in V} S_{p_i}$. Τέλος, ως $p(\mathbf{x})$ ορίζεται η κατανομή πιθανότητας μιας τυχαίας μεταβλητής $\mathbf{X}$ και $\mathbf{x}_c = (x_i)_{i \in c}$, $c \subseteq V$, μια ομάδα από c μεταβλητές.

Σύμφωνα με τα παραπάνω, ένα Μαρκοβιανό Τυχαίο Πεδίο ορίζεται ως ένας μη-κατευθυνόμενος γράφος G , του οποίου όλες οι ακμές E είναι μη-κατευθυνόμενες, και υπακούει στην τοπική Μαρκοβιανή ιδιότητα ότι ένας κόμβος (ο οποίος ταυτίζεται με την τυχαία μεταβλητή του) είναι ανεξάρτητος από κάθε άλλο κόμβο δοθέντων όλων των γειτόνων του, δηλαδή ισχύει ότι: $\forall i \in V, X_i \perp X_{V-\{i\}} | X_{N_i}$, όπου N_i είναι το σύνολο των γειτόνων του κόμβου i και η έκφραση $X_i \perp X_j | X_k$ δηλώνει ότι η X_i είναι ανεξάρτητη από την X_j δοθείσας της X_k . Επιπλέον, στον ορισμό των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων σημαντικό ρόλο παίζει ο όρος της κλίκας (clique). Μια κλίκα είναι ένα πλήρως συνδεδεμένο υποσύνολο κόμβων σε έναν γράφο

και είναι μέγιστη εάν δεν περιέχεται σε μία μεγαλύτερη κλίκα. Σύμφωνα με το θεώρημα Hammersley-Clifford, η οικογένεια των κατανομών από κοινού πιθανότητας (joint probability distributions), οι οποίες κατανομές μπορούν να υπολογιστούν μέσω των κλικών και άρα ικανοποιούν την τοπική Μαρκοβιανή ιδιότητα, είναι κατανομές Gibbs και η κατανομή πιθανότητας της οικογένειας αυτής υπολογίζεται μέσω της σχέσης: $p(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \prod_{c \in C} \psi_c(x_c)$, όπου Z είναι ο παράγοντας κανονικοποίησης, $\psi_c(x_c)$ η συνάρτηση δυναμικότητας (potential function) μιας κλίκας, δηλαδή μία θετική πραγματική συνάρτηση μιας πιθανής διαμόρφωσης x_c της κλίκας c και με C ορίζεται ένα σύνολο κλικών. Τέλος, τα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία υπακούουν και στην ολική Μαρκοβιανή ιδιότητα, η οποία ορίζεται ως: $\forall V_1, V_2, V_3 \subseteq V$, εάν ένα οποιοδήποτε μονοπάτι από τον κόμβο V_1 στον κόμβο V_2 περιλαμβάνει τουλάχιστον ένα κόμβο του V_3 , τότε ισχύει ότι $X_{V_1} \perp X_{V_2} | X_{V_3}$. Σημειώνεται ότι η τοπική και η ολική Μαρκοβιανή ιδιότητα ταυτίζονται για κάθε θετική κατανομή [64].

Επομένως, το πρόβλημα βελτιστοποίησης που προκύπτει, μπορεί να λυθεί μέσω της εκτίμησης MAP (Maximum a posteriori): $\mathbf{x}^{opt} = \underset{\mathbf{x} \in Sp}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{x})$. Επιπλέον, επειδή οι συναρτήσεις δυναμικότητας είναι θετικές, ορίζεται η ενέργεια κλίκας $\theta_c = -\log \psi_c(x_c)$ μιας κλίκας $c \in C$, οπότε η κατανομή πιθανότητας $p(\mathbf{x})$ γίνεται: $p(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} e^{-E(\mathbf{x})}$, όπου το μέγεθος $E(\mathbf{x})$ αποτελεί την ενέργεια του Μαρκοβιανού Τυχαίου Πεδίου και υπολογίζεται μέσω της σχέσης: $E(\mathbf{x}) = \sum_{c \in C} \theta_c(x_c)$. Λόγω του γεγονότος ότι η συνάρτηση του λογαρίθμου είναι μονοτονική, η παραπάνω εκτίμηση MAP ταυτίζεται με την ελαχιστοποίηση της $E(\mathbf{x})$, δηλαδή: $\mathbf{x}^{opt} = \underset{\mathbf{x} \in Sp}{\operatorname{argmin}} E(\mathbf{x})$ [64].

Η εισαγωγή των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων σε εφαρμογές επεξεργασίας εικόνων έγινε το 1984 από τους Geman και Geman. Το πρόβλημα της κατάτμησης με τη χρήση των Πεδίων αυτών έγκειται στο να βρεθεί η κατάλληλη τιτλοφόρηση των εικονοστοιχείων, η οποία εμφανίζει τη μέγιστη πιθανότητα για ένα δοθέν σύνολο από χαρακτηριστικά [65]. Όπως αναλύθηκε παραπάνω, το πρόβλημα τιτλοφόρησης με τη μέγιστη πιθανότητα, ισούται με την ελαχιστοποίηση μιας ενεργειακής συνάρτησης, δηλαδή με την εξίσωση: $f^{opt} = \underset{f}{\operatorname{argmin}} E(f|d)$, όπου d είναι η παρατήρηση των εικονοστοιχείων της εικόνας, f είναι η άγνωστη τιτλοφόρηση και $E(f|d)$ η ύστερη (posterior) ενεργειακή συνάρτηση [61].

Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται για τη λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης:

- Ο αλγόριθμος ICM, ο οποίος προσπαθεί να ανακατασκευάσει την ιδανική τιτλοφόρηση αλλάζοντας τις τιμές του κάθε εικονοστοιχείου σε κάθε επανάληψη και στη συνέχεια αξιολογεί την ενέργεια της τιτλοφόρησης που προέκυψε στην τωρινή επανάληψη με αυτή της προηγούμενης [65].
- Ο αλγόριθμος Simulated annealing, ο οποίος αλλάζει την τιτλοφόρηση των εικονοστοιχείων με την πάροδο των επαναλήψεων και υπολογίζει τη διαφορά της

ενέργειας μεταξύ του καινούργιου γράφου που θα προκύψει με τον αρχικό. Εάν ο καινούργιος γράφος είναι περισσότερο αποδοτικός, από άποψη χαμηλού ενεργειακού κόστους, τότε επιλέγεται [65].

- Συνδυασμός της μεθόδου τομής γράφων με τα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία, όπου χρησιμοποιούνται οι τεχνικές ελάχιστης τομής/μέγιστης ροής (min-cut/max-flow) προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η ενέργεια ενός διακριτού Πεδίου. Η ιδέα είναι να κατασκευαστεί ένας κατευθυνόμενος γράφος ($s-t$ γράφος), ο οποίος έχει δύο ειδικούς τελικούς κόμβους, την πηγή s και τον νεροχύτη t και μη-αρνητικά βάρη σε κάθε ακμή, τέτοιος ώστε το κόστος της τομής $s-t$ το οποίο χωρίζει τους κόμβους σε δύο ξεχωριστά σύνολα (S και T) να ισούται με την ενέργεια του Μαρκοβιανού Τυχαίου Πεδίου με την αντίστοιχη διαμόρφωση x . Η ελαχιστοποίηση της ενέργειας ενός τέτοιου Πεδίου ισούται με την ελαχιστοποίηση του κόστους του προβλήματος $s-t$, δηλαδή ένα πρόβλημα ελάχιστης τομής (min-cut). Σύμφωνα με το θεώρημα Ford-Fulkerson, έχει αποδειχτεί ότι η λύση του προβλήματος ελάχιστης τομής αντιστοιχεί στην μέγιστη ροή από την πηγή s στον νεροχύτη t (max-flow) [64].

Τα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία έχουν πολλές δυνατότητες ώστε να είναι μια ισχυρή λύση για κατάτμηση. Αρχικά, παρέχουν έναν ευέλικτο τρόπο συνδυασμού χρήσιμων χαρακτηριστικών μέσα σε έναν γράφο, όπου μπορούν να παρθούν ταυτόχρονα και συνεχείς και διακριτές μεταβλητές. Επιπλέον, η μοντελοποίηση των Πεδίων μέσω γράφου παρέχει έναν απλό τρόπο για εποπτεία και σχεδιασμό του μοντέλου αυτού. Τρίτον, η παραγοντοποίηση της από κοινού πιθανότητας πάνω σε ένα γράφο οδηγεί σε προβλήματα τα οποία λύνονται με υπολογιστικά αποδοτικό τρόπο. Επιπρόσθετα, η πιθανοτική τους πλευρά παρουσιάζει πλεονεκτήματα στην εκμάθηση παραμέτρων και στην ανάλυση αβεβαιότητας, σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους, επειδή εισάγει μια πιθανοτική εξήγηση στην λύση [64]. Ένα άλλο χαρακτηριστικό των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων είναι ότι η συνάρτηση κατανομής πιθανότητας μπορεί να εκφραστεί με συγκεκριμένη συναρτησιακή μορφή, αφού σύμφωνα με το θεώρημα Hammersley-Clifford, η συνάρτηση αυτή είναι η κατανομή Gibbs. Εφόσον, η μοντελοποίηση των Πεδίων γίνεται μέσω γράφου, αποκτούν ένα ισχυρό μαθηματικό υπόβαθρο και παρέχουν τη δυνατότητα εύρεσης της ολικής βέλτιστης λύσης, ακόμα και όταν για την εύρεση της λύσης αυτής χρησιμοποιούνται τοπικά χαρακτηριστικά [66]. Τέλος, μπορούν να εισαχθούν στο μοντέλο κατάτμησης οι χωρικές εξαρτήσεις μεταξύ των κόμβων, όπως επίσης και πολλά είδη χαρακτηριστικών της εικόνας, λόγω του ότι το μοντέλο κατάτμησης των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων μπορεί να συναχθεί στο μπασιανό μοντέλο [67].

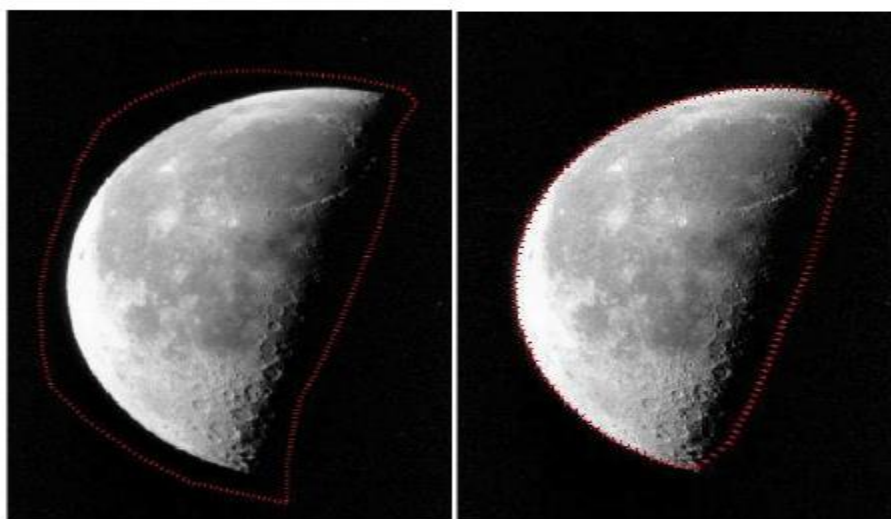
Όμως, η μεγαλύτερη αδυναμία της τεχνικής αυτής είναι ότι η αντικειμενική συνάρτηση η οποία σχετίζεται με τα περισσότερα μη-τετριμμένα προβλήματα των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων, είναι μη-κυρτή (non-convex), το οποίο έχει σαν αντίκτυπο το πρόβλημα βελτιστοποίησης να είναι υπολογιστικά ασύμφορο [68]. Επιπλέον, ο μεγάλος αριθμός παραμέτρων αυξάνει περαιτέρω τον υπολογιστικό χρόνο. Τέλος, το πρότερο Μαρκοβιανό μοντέλο (Markovian prior model) είναι ένα μοντέλο χαμηλού επιπέδου, με συνέπεια να μην εισάγεται μεγάλο μέρος

σημασιολογικής πληροφορίας σε αυτό, πράγμα το οποίο οδηγεί σε μια κατάσταση όπου οι κατατμημένες περιοχές να μην αντιστοιχούν σε κάποιο αντικείμενο ενδιαφέροντος [69].

2.2.8 Κατάτμηση βασισμένη στις Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες (Snakes)

Τα μοντέλα κατάτμησης βασισμένη στις παραμετρικές ενεργές καμπύλες είναι πολύ διαδεδομένα στην επιστημονική κοινότητα και χρησιμοποιούνται σε πληθώρα περιπτώσεων όπως στην παρακολούθηση αντικειμένων, στην αναγνώριση σχήματος και στην κατάτμηση εικόνας [70].

Οι παραμετρικές ενεργές καμπύλες είναι παραμορφώσιμες καμπύλες, οι οποίες βασίζονται στις δυνάμεις της εικόνας προκειμένου να συγκλίνουν στο σχήμα του αντικειμένου ενδιαφέροντος. Αυτές οι δυνάμεις είναι οι εξωτερικές δυνάμεις. Παράλληλα υπάρχουν και οι εσωτερικές δυνάμεις της καμπύλης, οι οποίες ελέγχουν την παραμόρφωση και την ομαλότητα της καμπύλης. Τα δύο είδη των δυνάμεων αποτελούν την συνολική ενέργεια της καμπύλης [70]. Ένα παράδειγμα της μεθόδου φαίνεται στην Εικόνα 17:



Εικόνα 17: Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας φεγγαριού με τη χρήση των παραμετρικών ενεργών καμπυλών. Αριστερά φαίνεται η αρχική καμπύλη και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης μετά από 35 επαναλήψεις [71].

Μαθηματικά το μοντέλο ορίζεται ως εξής: Έστω μία παραμετρική καμπύλη $\mathbf{v}(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$. Έστω επίσης και η εσωτερική ενέργεια $E_{internal}$ και η εξωτερική ενέργεια

$E_{external}$ της καμπύλης. Η εξωτερική ενέργεια της καμπύλης είναι ένας συνδυασμός από δυνάμεις που οφείλονται στην ίδια την εικόνα E_{image} , καθώς και σε δυνάμεις περιορισμού E_{con} . Η ενέργεια της καμπύλης είναι το άθροισμα της εσωτερικής και της εξωτερικής ενέργειας, δηλαδή ισχύει ότι:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(\mathbf{v}(s)) ds \Rightarrow$$

$$E_{snake} = \int_0^1 (E_{internal}(\mathbf{v}(s)) + E_{external}(\mathbf{v}(s))) ds \Rightarrow$$

$$E_{snake} = \int_0^1 (E_{internal}(\mathbf{v}(s)) + E_{image}(\mathbf{v}(s)) + E_{con}(\mathbf{v}(s))) ds$$

Πιο αναλυτικά [70]:

- I. Η εσωτερική ενέργεια της καμπύλης ισούται με το άθροισμα της συνέχειας E_{cont} και της ομαλότητας E_{curv} της καμπύλης: $E_{internal} = E_{cont} + E_{curv} = \frac{1}{2}(\alpha(s)|\mathbf{v}_s(s)|^2) + \frac{1}{2}(\beta(s)|\mathbf{v}_{ss}(s)|^2)$, όπου $\alpha(s)$ και $\beta(s)$ είναι βάρη που προσδιορίζονται από τον χρήστη και οι $\mathbf{v}_s(s)$ και $\mathbf{v}_{ss}(s)$ είναι η πρώτη και η δεύτερη παράγωγος αντίστοιχα της καμπύλης $\mathbf{v}(s)$ ως προς s . Ο πρώτος όρος της εσωτερικής ενέργειας ελέγχει το ποσό της έκτασης της καμπύλης, ενώ ο δεύτερος ελέγχει το ποσό της καμπυλότητάς της. Συνολικά, η εσωτερική ενέργεια ελέγχει τους περιορισμούς στο σχήμα της καμπύλης.
- II. Η ενέργεια E_{image} βασίζεται στα εκάστοτε χαρακτηριστικά της εικόνας και αποτελεί τον όρο με την μεγαλύτερη τροποποίηση στις μεθόδους αυτές. Για μία εικόνα $I(x, y)$ ο όρος αυτός υπολογίζεται με τον ακόλουθο τρόπο: $E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{term}E_{term}$, όπου τα $w_{line}, w_{edge}, w_{term}$ είναι κατάλληλα βάρη. Οι επιμέρους ενέργειες ορίζονται ως εξής:
 - a. Η ενέργεια E_{line} ισούται απευθείας με την φωτεινότητα της εικόνας ή με την φιλτραρισμένη έκδοσή της σε περίπτωση θορύβου, δηλαδή $E_{line} = I(x, y)$ ή $E_{line} = \text{φίλτρο}(I(x, y))$.
 - b. Η ενέργεια E_{edge} ισούται με την κλίση της εικόνας, $E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2$. Ωστόσο, διαδεδομένη είναι η παράσταση $E_{edge} = -|G_\sigma * \nabla^2 I|^2$, η οποία χρησιμοποιείται για να αποφευχθεί η λανθασμένη σύγκλιση της καμπύλης σε τοπικά ελάχιστα της εικόνας. Ο όρος G_σ είναι μια γκαουσιανή με τυπική απόκλιση σ .
 - c. Η ενέργεια τερματισμού E_{term} είναι συνάρτηση της καμπυλότητας της εικόνας και υπολογίζεται μέσω των σχέσεων $E_{term} = \frac{\partial \theta}{\partial \mathbf{n}_\perp} = \frac{\partial^2 C / \partial \mathbf{n}_\perp^2}{\partial C / \partial \mathbf{n}} = \frac{C_{yy}C_x^2 - 2C_{xy}C_xC_y + C_{xx}C_y^2}{(C_x^2 + C_y^2)^{\frac{3}{2}}}$, όπου $C(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y)$, $\theta = \tan^{-1} \frac{C_y}{C_x}$ είναι η γωνία της κλίσης, $\mathbf{n} = (\cos \theta, \sin \theta)$ είναι το μοναδιαίο διάνυσμα κατά μήκος

της κατεύθυνσης της κλίσης και $\mathbf{n}_\perp = (-\sin \theta, \cos \theta)$ είναι το μοναδιαίο διάνυσμα το οποίο είναι κάθετο στην κατεύθυνση της κλίσης [72].

- III. Η ενέργεια E_{con} επιτρέπει στον χρήστη διαδραστικά να καθοδηγεί τις ενεργές καμπύλες προς ή μακριά από συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της εικόνας.

Η καμπύλη η οποία ελαχιστοποιεί την ενέργεια E_{snake} πρέπει να ικανοποιεί την εξίσωση Euler, δηλαδή πρέπει: $\alpha(s)\mathbf{v}''(s) - \beta(s)\mathbf{v}''''(s) - \nabla E_{external} = \mathbf{0}$. Η εξίσωση αυτή μπορεί να ερμηνευτεί με τη μορφή δυνάμεων ως $\mathbf{F}_{internal} + \mathbf{F}_{external} = \mathbf{0}$ [73].

Υπάρχουν πολλές παραλλαγές του κλασσικού υπολογισμού των παραμετρικών καμπυλών, όπως το μοντέλο GVF snake, το μοντέλο μπαλονιού (balloon model) και το μοντέλο Diffusion. Το πρώτο μοντέλο αντικαθιστά τον όρο $-\nabla E_{external}$ της εξίσωσης Euler με το gradient vector flow (GVF) πεδίο $\omega(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ το οποίο ελαχιστοποιεί την ενεργειακή συνάρτηση: $E = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\omega - \nabla f|^2 dx dy$, όπου η παράμετρος μ ελέγχει την ομαλότητα [73]. Το μοντέλο του μπαλονιού εισάγει έναν όρο πίεσης (inflation term) στις δυνάμεις της καμπύλης, ο οποίος σπρώχνει την καμπύλη προς τα έξω σαν εκείνη να είχε μέσα της αέρα: $F_{inflation} = k_1 \mathbf{n}(s)$, όπου ο όρος $\mathbf{n}(s)$ είναι το μοναδιαίο κάθετο διάνυσμα της καμπύλης στο σημείο $\mathbf{v}(s)$ και k_1 το μέγεθος της δύναμης [70]. Η τελευταία μέθοδος αντικαθιστά την ενέργεια της εικόνας E_{image} με την σχέση: $E_{image}^* = E_i + aE_c$, όπου ο πρώτος όρος βασίζεται σε μία τροποποίηση της συνάρτησης Mumford- Shah, ενώ ο δεύτερος βασίζεται σε προπόνηση δυαδικών εικόνων διάφορων καμπυλών και ελέγχεται από την παράμετρο a [70].

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι παραμετρικές καμπύλες χωρίζονται σε καμπύλες βασισμένες στις ακμές και σε καμπύλες βασισμένες σε χαρακτηριστικά των περιοχών της εικόνας. Η επιλογή μεταξύ των δύο μεθόδων έγκειται στα διαφορετικά χαρακτηριστικά της κάθε εικόνας.

Οι Παραμετρικές καμπύλες εμφανίζουν πολλές δυνατότητες σε σχέση με τις κλασσικές μεθόδους εξαγωγής χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα, οι ενεργές καμπύλες είναι εύκολο να ελεγχθούν χρησιμοποιώντας εξωτερικές δυνάμεις της εικόνας, αυτοπροσαρμόζονται στην αναζήτησή τους για την ελάχιστη ενεργειακά κατάσταση και μπορούν να ανιχνεύουν δυναμικά αντικείμενα τόσο στον χρόνο, όσο και στον χώρο [71]. Επιπλέον, οι ενεργές καμπύλες έχουν την δυνατότητα να δίνουν μια τμηματική περιγραφή του σχήματος του αντικειμένου κατά την σύγκλιση, χωρίς να χρειάζεται περαιτέρω επεξεργασία [74]. Επίσης, ανήκουν στα άμεσα (explicit) μοντέλα, δηλαδή περιγράφουν καμπύλες και επιφάνειες με άμεσο τρόπο κατά τη διάρκεια της εξέλιξής τους, λόγω της παραμετρικής τους μοντελοποίησης. Αυτή η περιγραφή επιτρέπει άμεση αλληλεπίδραση με το μοντέλο και είναι ικανή για εφαρμογές πραγματικού χρόνου, λόγω της γρήγορης εκτέλεσής τους [75]. Ένα ακόμα χαρακτηριστικό είναι ότι τα σύνορα των καμπυλών που προκύπτουν είναι συνδεδεμένα, όπως φαίνεται και από την Εικόνα 17. Τέλος, με την συγκεκριμένη μέθοδο είναι δυνατή η εύρεση απατηλών καμπυλών (illusory contours) στην εικόνα [70], δηλαδή οπτικών ψευδαισθήσεων, οι οποίες δίνουν την εντύπωση της ύπαρξης ακμής χωρίς να υπάρχει αλλαγή στο χρώμα ή στην φωτεινότητα κατά μήκος της ακμής αυτής [76].

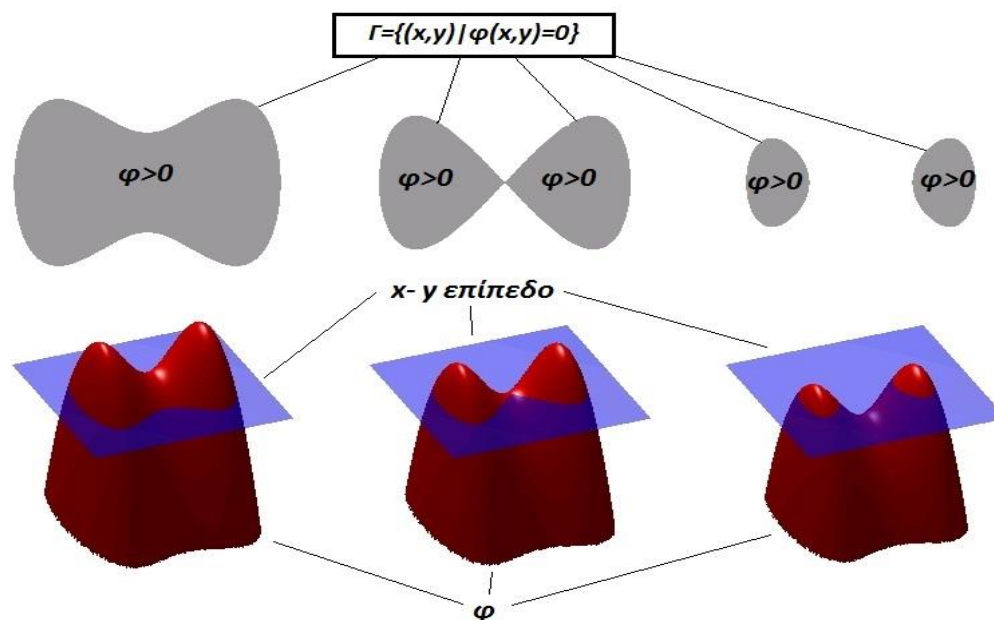
Σε αντίθεση ωστόσο με τις πολλές δυνατότητες των Παραμετρικών καμπυλών, υπάρχουν και πολλές αδυναμίες. Η μεγαλύτερη είναι η σύγκλιση της καμπύλης σε τοπικά ελάχιστα, το οποίο αναγκάζει την αρχικοποίησή της κοντά στα σύνορα του αντικειμένου ενδιαφέροντος, γεγονός που απαιτεί την παρέμβαση του χρήστη [30]. Υπάρχουν όμως περιπτώσεις, όπως αυτές της αυτόματης κατάτμησης, στις οποίες δεν είναι επιθυμητή η παρέμβαση αυτή. Επίσης, οι ενεργές καμπύλες, ιδιαίτερα αυτές που είναι βασισμένες στις ακμές, αξιοποιούν χαρακτηριστικά από την κλίση της εικόνας, με αποτέλεσμα να υπάρχουν φαινόμενα διαρροής, δηλαδή να μην υπάρχει επαρκής πληροφορία της εικόνας για να σταματήσει η καμπύλη στα επιθυμητά σύνορα. Αυτά τα φαινόμενα συμβαίνουν λόγω του θορύβου, της ελλιπούς αντίθεσης, των μεγάλων κενών στα σύνορα καθώς και στα αδύναμα σύνορα μεταξύ των περιοχών. Για αυτό το λόγο, η εύρεση ακμών με ισχυρή κλίση για την καθοδήγηση της καμπύλης είναι σημαντική [74]. Σύμφωνα με την εξίσωση της εσωτερικής ενέργειας $E_{internal}$ και της ενέργειας της εικόνας E_{image} , υπάρχει ένα πλήθος παραμέτρων, η επιλογή των οποίων επηρεάζει το μοντέλο της καμπύλης και η προσαρμογή τους στο εκάστοτε πρόβλημα είναι μία ιδιαίτερα πολύπλοκη διαδικασία [30]. Επιπλέον, λόγω της σαφούς φύσης τους, καθίσταται δύσκολη η προσαρμογή των παραμετρικών καμπυλών στις αλλαγές της τοπολογίας, όπως ο διαχωρισμός και η συγχώνευση τμημάτων τους, κατά τη διάρκεια της παραμόρφωσης [75]. Μία ακόμη αδυναμία των παραμετρικών καμπυλών είναι η αποτυχία τους στο να εξάγουν σχήματα με οξεία κοιλότητα, επειδή τα εξωτερικά δυναμικά τους πεδία είναι στατικά [77].

2.2.9 Κατάτμηση βασισμένη στα Επιπεδοσύνολα (Level Sets)

Η μέθοδος των επιπεδοσυνόλων προτάθηκε αρχικά για την ανίχνευση κινούμενων επιφανειών από τους Osher και Sethian το 1988. Αντίθετα με τις παραμετρικές καμπύλες, οι οποίες αποτελούν την άμεση (explicit) μορφή των μεθόδων κατάτμησης βασισμένης σε μερικές διαφορικές εξισώσεις, τα επιπεδοσύνολα αποτελούν την έμμεση (implicit) μορφή των μεθόδων αυτών, αφού χειρίζονται την εξέλιξη της καμπύλης έμμεσα μέσω μιας συνάρτησης ανώτερης διάστασης φ (επιφάνεια), η οποία ονομάζεται συνάρτηση επιπεδοσυνόλου. Η κλειστή καμπύλη Γ ορίζεται ως το επιπεδοσύνολο στο οποίο η φ είναι ίση με το μηδέν, δηλαδή ισχύει ότι: $\Gamma = \{(x, y) | \varphi(x, y) = 0\}$. Επίσης, η συνάρτηση φ παίρνει συνήθως θετικές τιμές μέσα στην περιοχή της καμπύλης Γ και αρνητικές τιμές στο εξωτερικό. Στη συνέχεια, με βάση την εξίσωση κίνησης της καμπύλης, παράγεται εύκολα μια παρόμοια ροή της έμμεσης επιφάνειας φ , τέτοια ώστε όταν εφαρμοστεί στο μηδενικό επίπεδό της, θα αντικατοπτρίζει την διάδοση- εξέλιξη της καμπύλης Γ [78], [79].

Στην Εικόνα 18 φαίνεται ένα παράδειγμα της μεθόδου των επιπεδοσυνόλων. Πιο συγκεκριμένα, στην κάτω σειρά, διακρίνεται με κόκκινο χρώμα το γράφημα της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου φ , η οποία προσδιορίζει το σχήμα της περιοχής που φαίνεται στην πάνω σειρά. Με μπλε χρώμα παρουσιάζεται το επίπεδο x - y . Το σύνορο του σχήματος είναι το μηδενικό επιπεδοσύνολο της

φ , ενώ το ίδιο το σχήμα είναι το σύνολο των σημείων στο επίπεδο $x-y$ στο οποίο η φ είναι θετική στο εσωτερικό του ή μηδενική στο σύνορο. Στην πάνω σειρά διακρίνεται η αλλαγή τοπολογίας του σχήματος, το οποίο χωρίζεται στα δύο, ενώ η φ μόλις έχει μετακινηθεί προς τα κάτω. Αυτή η αλλαγή τοπολογίας θα ήταν πολύ δύσκολο να επιτευχθεί εάν χρησιμοποιούνταν οι παραμετρικές ενεργές καμπύλες της προηγούμενης ενότητας. Για αυτό το λόγο είναι ευκολότερος ο χειρισμός του σχήματος μέσω μιας συνάρτησης επιτεδοσυνόλου (implicit), παρά μέσω του ίδιου του σχήματος (explicit) [79].



Εικόνα 18: Παράδειγμα της μεθόδου των επιτεδοσυνόλων [80].

Είναι από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους κατάτμησης, έχοντας βρει πολλές εφαρμογές στο πεδίο της υπολογιστικής όρασης και στην ιατρική απεικόνιση. Επιπλέον, όπως και οι ενεργές καμπύλες, τα επιτεδοσύνολα χωρίζονται σε αυτά που βασίζονται στις ακμές και σε αυτά που βασίζονται σε χαρακτηριστικά των περιοχών της εικόνας. Τέλος, οι μέθοδοι των επιτεδοσυνόλων χωρίζονται σε δύο μεγάλες κατηγορίες: α) επιτεδοσύνολα βασισμένα σε μερικές διαφορικές εξισώσεις, όπου η εξέλιξη του επιτεδοσυνόλου προέρχεται από την γεωμετρική ερμηνεία των εξισώσεων κίνησης και πιο συγκεκριμένα από την θεμελιώδη εξίσωση των επιτεδοσυνόλων: $\frac{\partial \varphi}{\partial t} + F|\nabla \varphi| = 0$ και β) επιτεδοσύνολα βασισμένα στην ελαχιστοποίηση ενός ενεργειακού συναρτησιακού ορισμένου στο επιτεδοσύνολο [81].

Τα θετικά και τα αρνητικά στοιχεία των επιτεδοσυνόλων φαίνονται στον Πίνακα 3:

Πίνακας 3: Οφέλη και αδυναμίες της μεθόδου των επιτεδοσυνόλων.

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΑΔΥΝΑΜΙΕΣ
Οι αριθμητικοί υπολογισμοί που έχουν να κάνουν με καμπύλες και επιφάνειες, πραγματοποιούνται σε ένα σταθερό καρτεσιανό πλέγμα, χωρίς να χρειάζεται παραμετροποίηση των καμπυλών-επιφανειών αυτών (Eulerian approach) [79]	Η αυτόματη αλλαγή τοπολογίας σε κάποιες εφαρμογές δεν είναι επιθυμητή, όπως στην κατάτμηση βιοϊατρικής εικόνας, όπου η τοπολογία του σχήματος ενδιαφέροντος υπαγορεύεται από ανατομική γνώση [84]
Τα επιτεδοσύνολα έχουν την δυνατότητα να αναπαριστούν καμπύλες- επιφάνειες με πολύπλοκη τοπολογία και να αλλάζουν την τοπολογία τους με φυσικό- αυτόματο τρόπο [82], επιτρέποντας έτσι την ανίχνευση πολλών αντικειμένων στην εικόνα.	Το κόστος της ενημέρωσης όλων των σημείων του πλέγματος της συνάρτησης φ , τα οποία αναπαριστούν όλα τα επιτεδοσύνολα της, ενώ μόνο το μηδενικό επιτεδοσύνολο είναι σημαντικό, αυξάνει τον υπολογιστικό χρόνο [85]
Η μεθοδολογία των επιτεδοσυνόλων μπορεί εύκολα να επεκταθεί σε μεγαλύτερες διαστάσεις [83]	Το αποτέλεσμα της κατάτμησης εξαρτάται από την αρχικοποίηση του επιτεδοσυνόλου [87]
Οι γεωμετρικές ιδιότητες της καμπύλης, όπως η καμπυλότητα, μπορούν να υπολογιστούν εύκολα από την συνάρτηση επιτεδοσυνόλου [84]	Όπως και στις παραμετρικές ενεργές καμπύλες, όταν υπάρχουν ασαφή σύνορα μεταξύ των περιοχών ή θόρυβος, παρατηρούνται φαινόμενα διαρροής [87]
Στα επιτεδοσύνολα, τα οποία είναι βασισμένα στην ελαχιστοποίηση ενεργειακής συνάρτησης, είναι δυνατή η απευθείας ενσωμάτωση στατιστικής prior πληροφορίας στο μοντέλο κατάτμησης μέσω του σχεδιασμού της ενεργειακής συνάρτησης [86]	Στις κλασσικές μεθόδους επιτεδοσυνόλων είναι απαραίτητο η εξελισσόμενη συνάρτηση επιτεδοσυνόλων να μοιάζει με μία προσημασμένη συνάρτηση απόστασης (signed distance function). Για να επιτευχθεί αυτό, χρησιμοποιείται η τεχνική της επαναρχειοποίησης (reinitialization) της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου σε μια προσημασμένη συνάρτηση απόστασης κατά τη διάρκεια της εξέλιξής της. Η τεχνική αυτή πραγματοποιείται προκειμένου να διατηρηθεί η εξέλιξη της καμπύλης σταθερή, ωστόσο είναι ιδιαίτερα ακριβή υπολογιστικά και παρουσιάζει πολλά μη-επιθυμητά αποτελέσματα [87]
Τα σύνορα των περιοχών ενδιαφέροντος είναι συνεχή	Σε σχέση με τις παραμετρικές καμπύλες, τα επιτεδοσύνολα είναι συνήθως πιο αργά, επειδή απαιτείται η παραμόρφωση μιας συνάρτησης μεγαλύτερης διάστασης [77]
Τα επιτεδοσύνολα είναι έμμεσα (implicit)	

ΠΛΕΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ	ΑΔΥΝΑΜΙΕΣ
Μπορούν να εισαχθούν γεωμετρικές ιδιότητες ή περιορισμοί στην εξίσωση εξέλιξης της καμπύλης, χωρίς να αλλαχτεί ή να ξαναλυθεί το πρόβλημα ελαχιστοποίησης της ενέργειας [63]	

2.2.10 Άλλες μέθοδοι κατάτμησης

Στη συγκεκριμένη κατηγορία ανήκουν οι τεχνικές κατάτμησης, οι οποίες δεν έχουν τόσο ευρεία χρήση σε σχέση με τις προηγούμενες. Επιπλέον, οι περισσότερες από τις τεχνικές αυτές εκτελούν την κατάτμηση μιας εικόνας σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο χρησιμοποιούν κάποια μέθοδο εξαγωγής χαρακτηριστικών ή βελτιστοποίησης παραμέτρων και στο δεύτερο στάδιο εκτελούν κάποιες από τις μεθόδους κατάτμησης που αναφέρθηκαν παραπάνω.

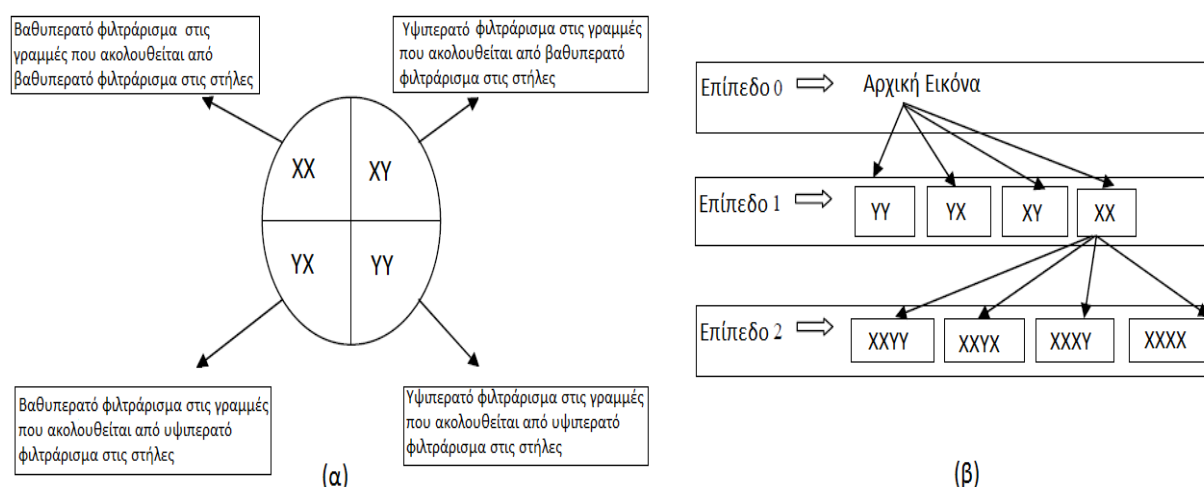
Στην παρούσα ομάδα τεχνικών ανήκουν οι εξής:

- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυματιδίων (wavelet based segmentation)
- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση γενετικού αλγορίθμου (genetic algorithm based segmentation)
- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση σούπερ- εικονοστοιχείων (superpixel based segmentation)
- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους (swarm intelligence)
- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυτταρικών αυτομάτων (cellular automata based segmentation)
- Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση ατλάντων (atlas based segmentation)

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυματιδίων:

Ο δυσδιάστατος μετασχηματισμός κυματιδίων είναι ένα μαθηματικό εργαλείο και δημιουργεί μία πολύ- κλιμακωτή έκφραση μιας εικόνας και εκτελείται μέσω της διαδοχικής εφαρμογής ενός μονοδιάστατου μετασχηματισμού κυματιδίων στις γραμμές και στις στήλες της εικόνας. Με τον όρο κυματίδιο νοείται ένα μικρό κύμα, το οποίο ξεκινάει από το μηδέν, αυξάνεται και μετά μειώνεται πίσω στο μηδέν, σαν μια σύντομη ταλάντωση. Ο μετασχηματισμός κυματιδίων χωρίζεται σε τρεις κατηγορίες: α) στον συνεχή (CWT), όπου η συνάρτηση κυματιδίου είναι συνεχής στον χρόνο και στη συχνότητα, β) στον σύνθετο, ο οποίος αποτελεί επέκταση του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων και γ) στον διακριτό (DWT), ο οποίος αποσυνθέτει το σήμα σε σήμα προσεγγιστικό και σήμα λεπτομερειών, μέσω ανάλυσης του σήματος σε διαφορετικές μπάντες συχνοτήτων με διαφορετικές αναλύσεις. Ο μετασχηματισμός αυτός

σχετίζεται με δύο σύνολα συναρτήσεων, τις συναρτήσεις οι οποίες παίζουν τον ρόλο των βαθυπερατών φίλτρων, εφαρμόζονται στις γραμμές- στήλες της εικόνας και μετά υποδειγματοληπτούνται κατά παράγοντα ίσο με 2, προκειμένου να απομονωθούν οι χαμηλές συχνότητες προσέγγισης της εικόνας και τις συναρτήσεις οι οποίες παίζουν τον ρόλο των υψυπερατών φίλτρων, εφαρμόζονται στις γραμμές- στήλες της εικόνας και μετά υποδειγματοληπτούνται και αυτές κατά παράγοντα ίσο με 2, προκειμένου να απομονωθούν οι υψηλές συχνότητες λεπτομέρειας της εικόνας. Με τα δύο αυτά είδη συναρτήσεων η εικόνα αποσυντίθεται σε τέσσερις υπο- εικόνες, όπως φαίνεται στην Εικόνα 19(α): στις ΧΧ (προσέγγιση της εικόνας), ΧΥ, ΥΧ και ΥΥ υπο- εικόνες (λεπτομέρειες της εικόνας στην κάθετη, οριζόντια και διαγώνια διεύθυνση). Τέλος, η διαδικασία μπορεί να επαναληφθεί για πολλά επίπεδα αποσύνθεσης, όπου σε κάθε επίπεδο οι υπο- εικόνες έχουν υποδιπλάσια ανάλυση από την ΧΧ εικόνα του προηγούμενου επιπέδου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 19(β) [88].



Εικόνα 19: Αποσύνθεση μιας εικόνας με τη χρήση του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων. Στην αριστερή εικόνα (α) φαίνονται οι τέσσερις υπο- εικόνες εξόδου κάθε επιπέδου και η διαδικασία δημιουργίας τους. Στην δεξιά εικόνα (β) φαίνεται η διαδικασία αποσύνθεσης της εικόνας σε 2 επίπεδα. Η εικόνα ΧΧ του επιπέδου 1 αποσυντίθεται στις επόμενες τέσσερις υπο- εικόνες του επιπέδου 2 [88], [89].

Ο μετασχηματισμός κυματιδίων, λόγω της πολυκλιμακωτής ιδιότητάς του, έχει τη δυνατότητα να μειώνει την ανάλυση σε μια εικόνα με αποτέλεσμα να μειώνει και την πολυπλοκότητά της και να καταστέλλει τον θόρυβο μιας εικόνας στις μικρές κλίμακες. Επιπλέον, είναι ικανός να διαχωρίσει τις λεπτές λεπτομέρειες σε μια εικόνα, ανάλογα με τη χρήση των κατάλληλων κυματιδίων. Τα πολύ μικρά κυματίδια είναι ικανά να διαχωρίσουν τις πολύ λεπτές λεπτομέρειες [89]. Χαρακτηριστική είναι και η ικανότητα του μετασχηματισμού κυματιδίων να προσφέρει εντοπισμό (localization), δηλαδή την ικανότητα των στοιχείων βάσης να εντοπίζονται και στον

χρόνο και στην συχνότητα, όπως επίσης και η ικανότητα να ανιχνεύουν σημειακές ασυνέχειες των καμπυλών [90]. Αντίθετα, δεν είναι ικανά να: α) παρέχουν κατευθυντικότητα, δηλαδή να έχουν τα στοιχεία βάσης ορισμένα σε πολλές κατευθύνσεις [90], [91], β) είναι μη-ευαίσθητα στην μετατόπιση του αρχικού σήματος [26], [91] και γ) παρέχουν πληροφορίες φάσης (phase information) [26].

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση γενετικού αλγορίθμου:

Ο γενετικός αλγόριθμος είναι μία μέθοδος βελτιστοποίησης, η οποία χρησιμοποιεί το κριτήριο του Δαρβίνου της εξέλιξης πληθυσμού προκειμένου να λύσει προβλήματα βελτιστοποίησης βασισμένος στην φυσική επιλογή. Η διαδικασία της φυσικής επιλογής χρησιμοποιείται προκειμένου να αυξηθεί η αποτελεσματικότητα μιας ομάδας πιθανών λύσεων και να βρεθεί ένα περιβαλλοντολογικό βέλτιστο. Ο γενετικός αλγόριθμος ανήκει στην ευρύτερη οικογένεια Εξελικτικών Αλγορίθμων (Evolutionary Algorithm), μαζί με τον Εξελικτικό Προγραμματισμό (Evolutionary Programming), τις Εξελικτικές Στρατηγικές (Evolutionary Strategies) καθώς και τον Γενετικό Προγραμματισμό (Genetic Programming) [92].

Τυπικά ένας γενετικός αλγόριθμος χρειάζεται δύο πράγματα: α) μία γενετική αναπαράσταση του χώρου των λύσεων και β) μία συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function). Στη συνέχεια, αρχικοποιείται ένας πληθυσμός λύσεων με τυχαίο τρόπο και βελτιώνεται μέσω των διαδικασιών της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης [92].

Ο χώρος όλων των πιθανών πραγματοποιήσιμων λύσεων ονομάζεται χώρος αναζήτησης, όπου κάθε λύση διακρίνεται μέσω της τιμής της καταλληλότητάς της για το εκάστοτε πρόβλημα. Η αναζήτηση της λύσης ισοδυναμεί με την αναζήτηση ακροτάτων, είτε μέγιστων, είτε ελάχιστων στον χώρο αναζήτησης, ο οποίος αναπαρίσταται σαν μία καμπύλη εξελισσόμενη στο χρόνο [92].

Η μεθοδολογία ενός γενετικού αλγορίθμου είναι η εξής: Αρχικά υπάρχει ένας πληθυσμός από χρωμοσώματα, δηλαδή ένας πληθυσμός από ακολουθίες, οι οποίες κωδικοποιούν τις υποψήφιες λύσεις ενός προβλήματος βελτιστοποίησης. Ο πληθυσμός αυτός εξελίσσεται για να βρει καλύτερες λύσεις. Η διαδικασία της εξέλιξης ξεκινάει από έναν πληθυσμό, ο οποίος παράγεται τυχαία και πραγματοποιείται μέσω γενεών. Σε κάθε γενιά κάποια μέλη επιλέγονται στοχαστικά από τον τρέχοντα πληθυσμό με βάση την καταλληλότητά τους και τροποποιούνται μέσω της διασταύρωσης και της μετάλλαξης, ώστε να δημιουργήσουν έναν καινούργιο πληθυσμό, ο οποίος χρησιμοποιείται στην επόμενη επανάληψη του αλγορίθμου. Τυπικά, ο αλγόριθμος τερματίζει είτε όταν έχει παραχθεί ο μέγιστος αριθμός γενεών, είτε όταν έχει φτάσει η καταλληλότητα του πληθυσμού σε ικανοποιητικό επίπεδο. Στην πρώτη περίπτωση ωστόσο, είναι δυνατόν η λύση να μην είναι ικανοποιητική [92].

Τέλος, υπάρχουν δύο χρήσεις του γενετικού αλγορίθμου στην κατάτμηση εικόνας. Η πρώτη και η πιο συνήθης είναι για βελτιστοποίηση παραμέτρων, όπου οι γενετικοί αλγόριθμοι

χρησιμοποιούνται προκειμένου να τροποποιήσουν τις παραμέτρους μιας μεθόδου κατάτμησης, ώστε να επιτευχθεί καλύτερο αποτέλεσμα. Η δεύτερη χρησιμοποιεί τους αλγορίθμους αυτούς για κατάτμηση σε επίπεδο εικονοστοιχείων και πιο συγκεκριμένα για τιτλοφόρηση περιοχών [92].

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι χρήσιμοι στην περίπτωση που έχουμε προβλήματα με πολλές λύσεις. Επίσης, είναι εύκολοι στην κατανόηση μιας και δεν απαιτούν κάποια μαθηματική γνώση [26]. Έχουν μικρότερες πιθανότητες να παγιδευτούν σε τοπικά βέλτιστα κατά τη διάρκεια της αναζήτησής τους για το ολικό βέλτιστο σε σχέση με τις ντετερμινιστικές τεχνικές βελτιστοποίησης. Επιπλέον, είναι λιγότερο ακριβοί υπολογιστικά σε σχέση με άλλες προσαρμοστικές μεθόδους, όπως το simulated annealing καθώς και πιο αποδοτικοί στην αντιμετώπιση αβεβαιοτήτων, ανεπαρκούς πληροφορίας και θορύβου σε μια εικόνα [93]. Επιπροσθέτως, τα κυριότερα χαρακτηριστικά των γενετικών αλγορίθμων είναι η ικανότητά τους να προσδιορίζουν τον βέλτιστο αριθμό περιοχών ενός αποτελέσματος κατάτμησης ή να διαλέγουν κάποια χαρακτηριστικά όπως το μέγεθος του παραθύρου ανάλυσης ή κάποια ευρετικά κατώφλια (heuristic thresholds) [94]. Τέλος, μπορούν εύκολα να παραλληλισθούν, ώστε να είναι αποδοτικά δυνατή η εφαρμογή τους σε πολυ- επεξεργαστικά περιβάλλοντα [95].

Οι αδυναμίες που προκύπτουν από την χρήση της συγκεκριμένης τεχνικής κατάτμησης είναι [93]:

- Το κριτήριο τερματισμού δεν είναι ξεκάθαρο σε κάθε πρόβλημα
- Πολλές φορές συγκλίνει ο αλγόριθμος σε τοπικά βέλτιστα, εάν η συνάρτηση καταλληλότητας δεν έχει οριστεί καλά, ή δίνει μια καλή προσέγγιση του ολικού βέλτιστου, δηλαδή δεν είναι εγγυημένη η εύρεση ολικού βέλτιστου
- Παρόλο που οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι περισσότερο αποδοτικοί από την πραγματοποίηση μιας εξαντλητικής έρευνας, ο χρόνος σύγκλισής τους μπορεί να είναι μεγάλος
- Είναι δύσκολη η λειτουργία τους σε δυναμικά σύνολα δεδομένων
- Οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν είναι κατάλληλοι για λύση προβλημάτων βελτιστοποίησης με περιορισμούς
- Η εύρεση της βέλτιστης λύσης πολύπλοκων και πολυδιάστατων προβλημάτων συχνά απαιτεί πολύ ακριβές και χρονοβόρες αξιολογήσεις από τη συνάρτηση καταλληλότητας, καθιστώντας τη μέθοδο απαγορευτική.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση σούπερ- εικονοστοιχείων:

Οι περισσότεροι αλγόριθμοι επεξεργασίας εικόνας αναπαριστούν μια εικόνα με τη χρήση ενός πλέγματος εικονοστοιχείων. Ωστόσο, θα ήταν περισσότερο φυσικό και αποδοτικό, η επεξεργασία των εικόνων να γίνεται μέσω κάποιων οντοτήτων που έχουν μεγαλύτερο νοηματικό περιεχόμενο από αυτό των εικονοστοιχείων και δημιουργούνται μέσω μιας διαδικασίας ομαδοποίησης χαμηλού επιπέδου. Οι οντότητες αυτές είναι αποτέλεσμα μιας υπερ- κατάτμησης και ονομάζονται σούπερ- εικονοστοιχεία (superpixels). Ο συγκεκριμένος τρόπος αναπαράστασης δημιουργεί μικρές περιοχές, οι οποίες αποτελούν τις στοιχειώδεις μονάδες κάθε μεθόδου ανίχνευσης, κατηγοριοποίησης ή εντοπισμού [96].



(α) Αρχική Εικόνα

(β) Εξαγωγή των superpixels

Εικόνα 20: Παράδειγμα υπερ- κατάτμησης και εξαγωγή των σούπερ- εικονοστοιχείων [96].

Τα χαρακτηριστικά που πρέπει να επιδεικνύουν τα σούπερ- εικονοστοιχεία είναι [97]:

- Ομοιογένεια, τα εικονοστοιχεία που ανήκουν στο ίδιο σούπερ- εικονοστοιχείο πρέπει να παρουσιάζουν ομοιότητα στην φωτεινότητα ή στο χρώμα
- Συνδεδεμένος διαχωρισμός, κάθε σούπερ- εικονοστοιχείο δημιουργείται από μία και μοναδική συνδεδεμένη συνιστώσα, τα σούπερ- εικονοστοιχεία δεν επικαλύπτονται
- Τήρηση των ορίων του αντικειμένου, τα σύνορα του αντικειμένου πρέπει να περιέχονται στα σύνορα των σούπερ- εικονοστοιχείων
- Κανονικότητα, τα σούπερ- εικονοστοιχεία πρέπει να σχηματίζουν ένα κανονικό μοτίβο στην εικόνα. Αυτή η ιδιότητα είναι επιθυμητή καθώς κάνει τα σούπερ- εικονοστοιχεία πιο εύχρηστα για την μετέπειτα επεξεργασία της εικόνας.

Τα στοιχεία των σούπερ- εικονοστοιχείων που παρουσιάζονται στις δύο τελευταίες θέσεις, στην πράξη είναι αντιφατικά. Μια καλή λύση, κατά συνέπεια, πρέπει να στοχεύει στην εύρεση ενός συμβιβασμού μεταξύ των δύο αυτών απαιτήσεων [97].

Έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι για την παρούσα μέθοδο κατάτμησης, οι οποίες μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο κατηγορίες. Η πρώτη κατηγορία δεν λαμβάνει υπόψη

τους περιορισμούς ακεραιότητας κατά την διαδικασία παραγωγής των σούπερ-εικονοστοιχείων, με χαρακτηριστικά παραδείγματα τον αλγόριθμο meanshift και τους αλγορίθμους βασισμένους σε γράφο. Η μη θεώρηση των περιορισμών αυτών παράγει σούπερ-εικονοστοιχεία που έχουν ακανόνιστα σχήματα και μεγέθη. Η δεύτερη κατηγορία λαμβάνει υπόψη τους περιορισμούς ακεραιότητας. Οι αλγόριθμοι κανονικοποιημένης τομής, TurboPixels και τομής πλέγματος (lattice cut) αποτελούν παραδείγματα της κατηγορίας αυτής [96].

Η αναπαράσταση της εικόνας μέσω των σούπερ-εικονοστοιχείων προσδίδει πολλά οφέλη στην επεξεργασία της. Πρώτον, το πλήθος των δομικών στοιχείων της εικόνας, από δεκάδες χιλιάδες εικονοστοιχεία γίνεται μερικές εκατοντάδες σούπερ-εικονοστοιχεία, με αποτέλεσμα να μειώνεται το υπολογιστικό κόστος και να αυξάνεται η ταχύτητα επεξεργασίας. Δεύτερον, η αναπαράσταση των σούπερ-εικονοστοιχείων δίνει μια ομοιόμορφη και περισσότερο χρήσιμη νοηματικά αναπαράσταση της εικόνας με βάση την υφή ή το χρώμα. Τρίτον, η αναπαράσταση είναι σχεδόν-πλήρης (near-complete), δηλαδή η δομή της εικόνας, στο μεγαλύτερο μέρος της, έχει διατηρηθεί, επειδή τα σούπερ-εικονοστοιχεία είναι αποτέλεσμα μιας υπερ-κατάτμησης. Η απώλεια που εμφανίζεται λόγω της μετατροπής του πλέγματος των εικονοστοιχείων σε σούπερ-εικονοστοιχεία, είναι πολύ μικρή [96]. Επιπλέον, οι περιορισμοί μεταξύ ζευγών σούπερ-εικονοστοιχείων μπορούν να αναπαριστούν μεγάλου εύρους χωρικές σχέσεις σε σύγκριση με τα πλέγματα εικονοστοιχείων [98]. Επιπροσθέτως, τα σούπερ-εικονοστοιχεία έχουν τη δυνατότητα να περιγράφουν περιοχές με φτωχή υφή [99]. Τέλος, επειδή τα σούπερ-εικονοστοιχεία είναι αποτέλεσμα εξαγωγής μικρών περιοχών μέσω υπερ-κατάτμησης, είναι λιγότερο ευαίσθητα στο θόρυβο και περιέχουν περισσότερη χωρική πληροφορία σε σχέση με τα απλά εικονοστοιχεία.

Ωστόσο, παρόλα τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν τα σούπερ-εικονοστοιχεία στην επεξεργασία εικόνας, υπάρχουν κάποιες σοβαρές αδυναμίες. Δεν υπάρχει κάποιος ευρέως αποδεκτός περιγραφέας χαρακτηριστικών για τα σούπερ-εικονοστοιχεία, πολλά χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου συχνά συνδυάζονται με ευριστικό τρόπο, με αποτέλεσμα τα χαρακτηριστικά των σούπερ-εικονοστοιχείων να μην είναι πολύ διακριτικά για τα αντικείμενα. Τέλος, τα σούπερ-εικονοστοιχεία συνήθως κατακερματίζουν τα αντικείμενα, πράγμα το οποίο μπορεί να μην είναι επιθυμητό σε κάποιες εφαρμογές, όπως στην σημασιολογική κατάτμηση της ανάλυσης σκηνής [100].

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους (swarm intelligence):

Η νοημοσύνη σμήνους είναι η συλλογική συμπεριφορά των μη-κατανεμημένων, αυτοοργανωμένων φυσικών ή τεχνητών συστημάτων και προέρχεται από το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης. Ο όρος εισήχθη από τους Gerardo Beni και Jing Wang το 1989 [101].

Τα συστήματα σμήνους αποτελούνται από έναν πληθυσμό από απλούς δράστες (agents), οι οποίοι αλληλοεπιδρούν τοπικά μεταξύ τους και με το περιβάλλον τους προκειμένου να πετύχουν έναν κοινό σκοπό. Το χαρακτηριστικό της συνεργασίας μεταξύ των δραστών είναι

σημαντικό σε περιπτώσεις όπου δεν υπάρχει ολική γνώση του περιβάλλοντος. Οι δράστες αλληλοεπιδρούν ανταλλάσσοντας τοπική, διαθέσιμη πληροφορία, τέτοια ώστε ο ολικός σκοπός να επιτευχθεί πιο αποδοτικά σε σύγκριση με την επίτευξή του από έναν μόνο δράστη. Η ομάδα δραστών που δρα με τέτοιο τρόπο ονομάζεται σμήνος [102].

Τα τεχνητά σμήνη συνήθως σχεδιάζονται από κάτω προς τα πάνω (bottom-up). Ο σχεδιαστής πρέπει να θέσει ένα σύνολο από κανόνες, οι οποίοι κυβερνούν τις αμοιβαίες, τοπικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των δραστών του σμήνους και μεταξύ των δραστών και του περιβάλλοντος. Η έμμεση επικοινωνία μεταξύ των δραστών μέσω του περιβάλλοντος ονομάζεται στιγμαργία (stigmergy). Με τον όρο αυτόν νοείται η αλλαγή του περιβάλλοντος από έναν δράστη, το οποίο με τη σειρά του αλλάζει την συμπεριφορά άλλων δραστών, δηλαδή αποκρίνονται σε αυτό [102].

Ο αρχικός σκοπός των αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους ήταν η λύση προβλημάτων βελτιστοποίησης. Ωστόσο, η τεχνική αυτή βρίσκει συνεχώς εφαρμογές και σε άλλα επιστημονικά πεδία, όπως η κατάτμηση εικόνας και πιο συγκεκριμένα στην ανίχνευση ακμών.

Στην παρούσα κατηγορία αλγορίθμων εντάσσονται οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης μέσω του μοντέλου των αποικιών των μυρμηγκιών (Ant Colony Optimization- ACO), οι αλγόριθμοι εμπνευσμένοι από την αποικία των μελισσών (Bee Colony inspired Algorithms) καθώς και οι αλγόριθμοι βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων (Particle Swarm Optimization- PSO) [102].

Οι αλγόριθμοι ACO μοντελοποιούν την συμπεριφορά των αποικιών μυρμηγκιών στην φύση. Τα τεχνητά μυρμήγκια μετακινούνται μέσα σε ένα διακριτό περιβάλλον, το οποίο αποτελείται από κόμβους και έχουν μνήμη. Όταν μετατοπίζονται από τον έναν κόμβο σε άλλο, αφήνουν μονοπάτια φερομόνης στις ακμές που συνδέουν τους κόμβους. Τα μονοπάτια ελκύουν και άλλα μυρμήγκια, τα οποία με τη σειρά τους αφήνουν περισσότερη φερομόνη, με αποτέλεσμα να παρατηρείται συσσώρευση της στο συγκεκριμένο μονοπάτι. Στη συνέχεια, μέσω αρνητικής ανάδρασης που εφαρμόζεται μέσω της εξάτμισης της φερομόνης, αποτρέπει τα μυρμήγκια απ' το να επιλέξουν την συγκεκριμένη διαδρομή, επιτρέποντας έτσι τη συνεχόμενη αναζήτηση για καλύτερα μονοπάτια- λύσεις [102].

Η συμπεριφορά της τροφοληψίας των μελισσών μπορεί να εφαρμοστεί για βελτιστοποίηση προβλημάτων, όπου αναζητείται η βέλτιστη πηγή τροφής. Όταν μία μέλισσα τροφοληψίας βρίσκει μια πηγή τροφής, γυρνάει στην κυψέλη και εκτελεί ένα «χορό» με σκοπό να προσελκύσει και άλλες μέλισσες. Στη συνέχεια η πληροφορία της τοποθεσίας της τροφής διαδίδεται μέσω της απευθείας επικοινωνίας των μελισσών. Οι αλγόριθμοι εμπνευσμένοι από την αποικία των μελισσών εφαρμόζουν αυτή την πρακτική. Πιο συγκεκριμένα, ο Bees αλγόριθμος αξιοποιεί αυτή τη μεθοδολογία για να διαλέξει τις πιο κατάλληλες πηγές τροφής, χωρίς όμως να υφίσταται ευθεία επικοινωνία μεταξύ των μελών του σμήνους. Η προσέλκυση των μελισσών γίνεται μέσω των τιμών καταλληλότητας των πηγών τροφής. Τέλος, ο αλγόριθμος τερματίζει όταν έχει επέλθει ένας μέγιστος αριθμός επαναλήψεων ή όταν η τελική λύση βρίσκεται μέσα σε ένα προκαθορισμένο περιθώριο λάθους [102].

Η τρίτη και τελευταία τεχνική αφορά τους αλγορίθμους PSO και είναι εμπνευσμένοι από την συλλογική συμπεριφορά των πτηνών. Σε αναλογία με την συμπεριφορά αυτή, ένας βελτιστοποιητής βασισμένος σε σμήνος σωματιδίων αποτελείται από έναν αριθμό σωματιδίων, ή πτηνών, τα οποία πετάνε στον χώρο, ή στον ουρανό, αναζητώντας την βέλτιστη τοποθεσία. Κάθε τέτοιο σωματίδιο αντιστοιχεί σε έναν δράστη, ο οποίος κινείται σε έναν πολυδιάστατο χώρο αναζήτησης, δειγματοληπτώντας μια αντικειμενική συνάρτηση σε διάφορες θέσεις. Η κίνηση ενός σωματιδίου υπαγορεύεται από την ταχύτητά του, η οποία συνεχώς ενημερώνεται προκειμένου να το μετατοπίσει προς την βέλτιστη θέση του καθώς και στις βέλτιστες θέσεις των γειτόνων του. Η απόδοση του κάθε σωματιδίου μετριέται μέσω μιας συνάρτησης καταλληλότητας, η οποία προσομοιάζει τα χαρακτηριστικά του προβλήματος βελτιστοποίησης [102].

Οι αλγόριθμοι βασισμένοι στην νοημοσύνη σμήνους προσφέρουν επεκτασιμότητα (scalability), δηλαδή οι μηχανισμοί ελέγχου που χρησιμοποιούνται στα συστήματα SI είναι ανεξάρτητοι από το μέγεθος του σμήνους, με την προϋπόθεση ότι δεν είναι πολύ μικρό σε μέγεθος, προσαρμοστικότητα (adaptability) στις αλλαγές του περιβάλλοντος, το οποίο τους δίνει την δυνατότητα να προσαρμόζουν αυτόνομα και δυναμικά τη συμπεριφορά των δραστών τους στο εξωτερικό περιβάλλον σε πραγματικό χρόνο, συλλογική ευρωστία (collective robustness), αφού η ανοχή των συστημάτων αυτών σε σφάλματα είναι πολύ ισχυρή, για το λόγο ότι δεν έχουν ένα ενιαίο σημείο αποτυχίας (single point of failure). Το ενιαίο σημείο αποτυχίας είναι ένα μέρος του συστήματος, που αν το σύστημα σταματήσει να λειτουργεί, υπάρχει κίνδυνος ολικής αποτυχίας. Τέλος, τα συστήματα SI παρουσιάζουν ατομική απλότητα (individual simplicity), έχοντας ένα πλήθος από απλούς δράστες με λίγες ατομικές δυνατότητες, οι οποίες όμως όταν συνδυάζονται σε συλλογικό επίπεδο, είναι αρκετές ώστε το σύνολο να παρουσιάζει ικανοποιητική συμπεριφορά [103].

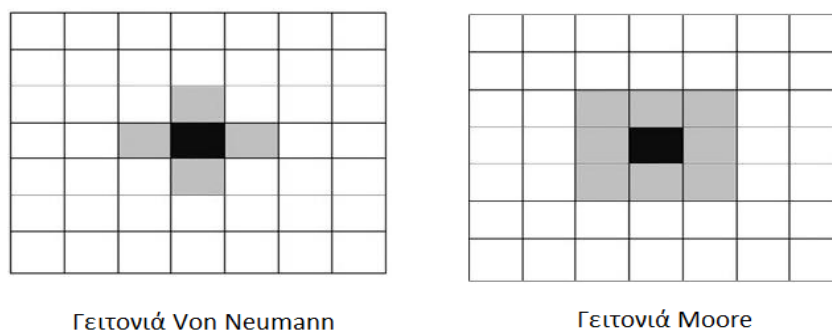
Ωστόσο, οι τεχνικές αυτές δεν είναι κατάλληλες για εφαρμογές οι οποίες απαιτούν χρονική ακρίβεια, επειδή οι τρόποι που οδηγούν στην λύση δεν είναι προκαθορισμένοι. Επιπλέον, η ρύθμιση των παραμέτρων είναι ένα σημαντικό πρόβλημα, αφού πολλοί παράμετροι των συστημάτων SI εξαρτώνται από το εκάστοτε πρόβλημα με αποτέλεσμα είτε να είναι προεπιλεγμένοι εμπειρικά μέσω της διαδικασίας δοκιμής και λάθους (trial and error), είτε να προσαρμόζονται κατά την διάρκεια της εκτέλεσης του αλγορίθμου. Τέλος, η έλλειψη ενός κεντρικού συντονισμού οδηγεί τα συστήματα SI σε κατάσταση στασιμότητας (stagnation) ή σε πρόωρη σύγκλιση σε τοπικό βέλτιστο. Το φαινόμενο αυτό αντιμετωπίζεται με κατάλληλη επιλογή των παραμέτρων [103]. Τρία ακόμη αρνητικά στοιχεία της έλλειψης κεντρικού συντονισμού είναι η σύγκρουση μεταξύ των μελών του σμήνους, πλεονάζουσες δραστηριότητες καθώς και αργή ολική απόκριση του συστήματος σε μία αλλαγή του περιβάλλοντος [102].

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυτταρικών αυτομάτων:

Τα κυτταρικά αυτόματα αποτελούνται από ένα πλέγμα κυττάρων, όπου το κάθε κύτταρο μπορεί να έχει έναν πεπερασμένο αριθμό από δυνατές καταστάσεις. Η κατάσταση ενός κυττάρου σε μία συγκεκριμένη χρονική στιγμή ενημερώνεται παράλληλα και καθορίζεται από τις προηγούμενες καταστάσεις του ίδιου και των γειτονικών του κυττάρων, μέσω ενός καθορισμένου κανόνα μετάβασης. Όταν όλα τα κύτταρα υπακούουν στον ίδιο κανόνα, τότε το αυτόματο ονομάζεται ομοιόμορφο κυτταρικό αυτόματο. Το πλέγμα των δυσδιάστατων κυτταρικών αυτομάτων μπορεί να είναι είτε ορθογώνιο είτε εξαγωνικό με τα γειτονικά κύτταρα να συνδέονται μεταξύ τους [104].

Ένα κυτταρικό αυτόματο ορίζεται ως ένα σύνολο πέντε στοιχείων $\{L, N, Q, \delta, q_0\}$, όπου L είναι ένα πλέγμα κυττάρων, Q είναι ένα πεπερασμένο σύνολο από καταστάσεις, q_0 είναι η αρχική κατάσταση, N είναι ένα πεπερασμένο σύνολο μεγέθους $n = |N|$ από γειτονικούς δείκτες τέτοιους ώστε: $\forall r \in L, \forall c \in N: r + c \in L$ και $\delta: Q^n \rightarrow Q$ είναι η συνάρτηση μετάβασης. Για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα βασισμένο στα κυτταρικά αυτόματα πρέπει να είναι γνωστά: α) η γεωμετρία του πλέγματος, η οποία περιλαμβάνει τη διάσταση και το σχήμα του, β) το μέγεθος της γειτονιάς, γ) οι οριακές συνθήκες, οι οποίες χωρίζονται σε μηδενικές (τα κύτταρα των ορίων να βρίσκονται στη μηδενική λογική κατάσταση) και περιοδικές (τα κύτταρα των ορίων να είναι γειτονικά μεταξύ τους), δ) οι αρχικές συνθήκες, ε) το σύνολο των καταστάσεων καθώς και στ) ο κανόνας μετάβασης. Οι τρεις τελευταίες απαιτήσεις εξαρτώνται από το εκάστοτε πρόβλημα [104].

Το κύτταρο που βρίσκεται στο κέντρο μιας γειτονιάς κυττάρων ονομάζεται πυρηνικό κύτταρο. Η γειτονιά απαρτίζεται από το πυρηνικό κύτταρο και τα γειτονικά του, ανάλογα με τον τύπο της γειτονιάς. Υπάρχουν δύο τύποι γειτονιάς: η γειτονιά Von Neumann και η γειτονιά Moore, όπως φαίνεται στην Εικόνα 21:



Εικόνα 21: Τύποι γειτονιάς. Το μαύρο πλαίσιο αναπαριστά το πυρηνικό κύτταρο, ενώ τα γκρι αναπαριστούν τα γειτονικά του. Αριστερά φαίνεται η γειτονιά Von Neumann και δεξιά η γειτονιά Moore [104].

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η κατάσταση του πυρηνικού κυττάρου (i, j) τη χρονική στιγμή $t + 1$ εξαρτάται από την κατάσταση του ίδιου και τις καταστάσεις των γειτονικών του κυττάρων την χρονική στιγμή. Σύμφωνα λοιπόν με τις δομές των δύο τύπων γειτονιάς της παραπάνω εικόνας, προκύπτουν οι εξής σχέσεις [104]:

- $q_{i,j}(t + 1) = \delta(q_{i,j}(t), q_{i,j-1}(t), q_{i,j+1}(t), q_{i-1,j}(t), q_{i+1,j}(t))$, για τη γειτονιά Von Neumann
- $q_{i,j}(t + 1) = \delta(q_{i,j}(t), q_{i,j-1}(t), q_{i,j+1}(t), q_{i-1,j}(t), q_{i+1,j}(t), q_{i+1,j+1}(t), q_{i-1,j-1}(t), q_{i-1,j+1}(t), q_{i+1,j-1}(t))$, για τη γειτονιά Moore.

Τα κυτταρικά αυτόματα προσφέρουν πολλά πλεονεκτήματα τα οποία είναι [104]:

- Όλες οι αλληλεπιδράσεις μεταξύ των κυττάρων είναι σε τοπικό επίπεδο, με αποτέλεσμα να υπάρχει μια πιο αποδοτική ολική συμπεριφορά
- Λόγω της απλοποιημένης υλοποίησής τους και της πολυπλοκότητας της συμπεριφοράς τους, τα κυτταρικά αυτόματα καθίστανται πιο κατάλληλα για την μοντελοποίηση πολύπλοκων συστημάτων σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους
- Τα κυτταρικά αυτόματα μπορούν να παραλληλισθούν
- Έχουν την δυνατότητα επεκτασιμότητας, μέσω της προσθήκης νέων κυττάρων στο αυτόματο
- Η τοπική συνδεσιμότητα μεταξύ των γειτονικών κυττάρων περιορίζει το σφάλμα που τυχόν δημιουργείται από ελαττωματικά κύτταρα, με αποτέλεσμα το αυτόματο να συνεχίζει την λειτουργία του.

Κατάτμηση βασισμένη στην χρήση ατλάντων:

Η κατάτμηση βασισμένη στην χρήση ατλάντων χρησιμοποιείται αποκλειστικά σε ιατρικές εφαρμογές. Στην μέθοδο αυτή, ένας κλινικός εμπειρογνώμονας τιτλοφορεί πολλές εικόνες, ώστε να γίνει κατάτμηση άγνωστων εικόνων μέσω προέκτασης (extrapolation) των γνωστών τιτλοφορημένων εικόνων, οι οποίες λειτουργούν ως εικόνες προπόνησης. Υπάρχουν δύο μέθοδοι κατάτμησης με τη χρήση άτλαντα, οι παραμετρικές, στις οποίες γίνεται συνδυασμός των εικόνων προπόνησης σε μία μοναδική εικόνα άτλαντα (atlas image) και οι μη- παραμετρικές, όπου γίνεται ξεχωριστή χρήση κάθε μίας εικόνας προπόνησης. Τέλος, οι συγκεκριμένες μέθοδοι συχνά απαιτούν την χρήση εγγραφής εικόνας (image registration) προκειμένου να προσαρμόσουν την εικόνα άτλαντα στην άγνωστη εικόνα. Η εγγραφή είναι η διαδικασία με την οποία αναζητείται η σωστή ευθυγράμμιση- ταίριασμα μεταξύ εικόνων. Η πιο απλή περίπτωση είναι όταν το πλήθος των εικόνων ισούται με δύο, εκ των οποίων η μία είναι η εικόνα- στόχος και η άλλη η εικόνα- πηγή. Η εγγραφή ανήκει στα προβλήματα βελτιστοποίησης και είναι επαναληπτική. Σε κάθε επανάληψη, η μετατροπή της εικόνας- πηγής στην εικόνα- στόχο ενημερώνεται βασιζόμενη σε ένα μέτρο καταλληλότητας, το οποίο αξιολογεί την τρέχουσα

ποιότητα της ευθυγράμμισης. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να βρεθεί ένα μέγιστο [105].

Η μοντελοποίηση των ιατρικών εικόνων μπορεί να γίνει χρησιμοποιώντας είτε μία εικόνα για πρότυπο ή πολλές. Το μειονέκτημα της πρώτης επιλογής έγκειται στο ότι εάν υπάρχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ της εικόνας προτύπου και της εικόνας- στόχου, τότε μπορεί να μην υπάρχει καλός τρόπος χαρτογράφησης της μίας πάνω στην άλλη, ενώ της δεύτερης στο ότι σε πολλές εφαρμογές δεν είναι ξεκάθαρο το πλήθος των προτύπων που χρειάζεται [105].

Τα θετικά της χρήσης άτλαντα για κατάτμηση είναι τα εξής: Πρώτον, ο άτλαντας αποτελεί μια μη- επεμβατική τεχνική για την κατανόηση της δομής της περιοχής ενδιαφέροντος του ασθενή. Επιπλέον, μπορεί να παρέχει τους διάφορους τύπους των ιστών και περιέχει εκ φύσεως την κατάτμηση μικρότερων υποφλοιωδών δομών, οι οποίες χρειάζονται στον χειρουργικό σχεδιασμό. Τέλος, αφού γίνει η αντιστοίχιση του άτλαντα με την εικόνα του ασθενή, η ίδια παραμόρφωση μπορεί να εφαρμοστεί για υπέρθεση και άλλων λεπτομερειών από τον ίδιο άτλαντα στον ασθενή [106].

Από την άλλη πλευρά, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, χρειάζεται η συμβολή ενός ειδικού προκειμένου να δημιουργηθεί ο άτλαντας, με αποτέλεσμα να απαιτείται περισσότερος χρόνος και εξειδικευμένη γνώση για να δημιουργηθεί η βάση δεδομένων των ατλάντων. Τέλος, το αποτέλεσμα της κατάτμησης εξαρτάται από την τεχνική εγγραφής της εικόνας του άτλαντα στην εικόνα- στόχο.

2.3 ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ ΤΩΝ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ

Η κατάτμηση είναι ένα σημαντικό κομμάτι της επεξεργασίας εικόνας. Στην παρούσα ενότητα δίνονται σύντομα παραδείγματα των παραπάνω τεχνικών σε εφαρμογές αυτόματης κατάτμησης, οι οποίες διαχωρίζονται σε τρία κύρια είδη: α) σε μη- ιατρικές εφαρμογές, β) σε ιατρικές εφαρμογές και γ) σε εφαρμογές για καρωτιδική αθηρωμάτωση.

2.3.1 Μη- ιατρικές εφαρμογές

Κατάτμηση βασισμένη σε κατώφλι:

Ο J. Long et al [107] ανέπτυξε μία μέθοδο για την κατάτμηση θορυβωδών γκριζων εικόνων, η οποία βασίζεται στην ανακατασκευή και την μείωση της διάστασης του 3D ιστογράμματος προκειμένου να γίνει ευκολότερη η αναζήτηση της τιμής του κατωφλίου. Στη συνέχεια, η μέθοδος αυτή εφαρμόστηκε στους αλγορίθμους ολικής αναζήτησης κατωφλίου, όπως στον αλγόριθμο Otsu, σε γκριζες εικόνες ελαττωματικών πλακιδίων καθώς και διατομής ίνας.

Ο K.S. Tan et al [108] ανέπτυξε μία μέθοδο για κατάτμηση έγχρωμων εικόνων κάνοντας χρήση των τεχνικών του κατωφλίου και του ασαφούς C- means αλγορίθμου συσταδοποίησης (fuzzy c-means clustering), δημιουργώντας τον αλγόριθμο Histogram Thresholding- Fuzzy C- Means (HTFCM). Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος διαχωρίζει την εικόνα σε ομογενείς περιοχές με τη χρήση της κατωφλίωσης μέσω ιστογράμματος και στη συνέχεια κάνει τις περιοχές πιο συμπαγείς μέσω της τεχνικής της ασαφούς C- means συσταδοποίησης. Ο αλγόριθμος αυτός προσφέρει χαμηλή πολυπλοκότητα και καλύτερη ποιότητα των συστάδων συγκρινόμενος με μεθόδους οι οποίες βασίζονται στην τεχνική της αποικίας μυρμηγκιών.

Κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές:

Ο B. Peng et al [109] παρουσιάζει έναν αλγόριθμο δυναμικής συγχώνευσης περιοχών. Αρχικά, γίνεται υπερ- κατάτμηση της εικόνας ώστε να δημιουργηθούν πολλές περιοχές με ομογενή χρώμα. Στη συνέχεια, κατασκευάζεται ο γράφος των περιοχών της εικόνας και μέσω ενός καινοτόμου κριτηρίου συγχώνευσης, το οποίο ελέγχει τη σχέση μεταξύ των γειτονικών περιοχών, οι περιοχές αυτές ενώνονται μεταξύ τους και δημιουργούν το αντικείμενο ενδιαφέροντος. Στο παρόν άρθρο χρησιμοποιούνται οι αλγόριθμοι Watershed και Mean- Shift για την υπερ- κατάτμηση της αρχικής εικόνας. Τέλος, ο αλγόριθμος εξετάστηκε σε πραγματικές, έγχρωμες, φυσικές εικόνες και συγκρίθηκε με άλλες παραδοσιακές μεθόδους (Canny, Mean-Shift).

Κατάτμηση βασισμένη σε ακμές:

Ο C. NagaRaju et al [110] παρουσιάζει έναν αλγόριθμο ανίχνευσης ακμών για κατάτμηση γκρίζων εικόνων βασισμένο σε πολύ- δομικά στοιχεία διαφορετικών κατευθύνσεων. Τα συγκεκριμένα δομικά στοιχεία κατασκευάζονται μέσω της σχέσης: $A_i = \{I(m + m_1, n + n_1), \varphi_i = i \cdot \alpha, -N < m_1, n_1 < N\}$, όπου (m, n) είναι οι συντεταγμένες του κεντρικού εικονοστοιχείου, $i = 0, 1, 2, \dots, 4N - 1$, $\alpha = \frac{180}{4N}$, φ_i είναι η κατεύθυνση του κάθε δομικού στοιχείου, η μεταβλητή N καθορίζει το μέγεθος του $(2N + 1, 2N + 1)$ παραθύρου της γειτονιάς των εικονοστοιχείων και του βήματος των κατευθύνσεων και I είναι η εικόνα προς επεξεργασία. Αφού κατασκευαστούν τα συγκεκριμένα δομικά στοιχεία, ανιχνεύονται οι ακμές σε κάθε κατεύθυνση μέσω της μορφολογικής κλίσης, η οποία ορίζεται ως η διαφορά της διαστολής (dilation) και της συστολής (erosion) ενός δομικού στοιχείου S με την εικόνα I , δηλαδή: $G(I) = I \oplus S - I \ominus S$ και στην προκειμένη περίπτωση: $E_i(I) = I \oplus A_i - I \ominus A_i$. Η τελική εικόνα ακμών υπολογίζεται μέσω της σχέσης: $D(x, y) = \left[\frac{I(x, y)}{E(x, y)} \right] \cdot \overline{E(x, y)}$, όπου x, y είναι οι συντεταγμένες του κάθε εικονοστοιχείου, D είναι η τελική εικόνα, $E(I) = \sum_{i=1}^M W_i E_i(I)$, όπου M είναι ο αριθμός των δομικών στοιχείων και W_i είναι το βάρος της διαφορετικής πληροφορίας σχετικά με τις ακμές. Το βάρος μπορεί να υπολογιστεί μέσω της σχέσης: $W_i = \frac{1}{M}$. Τέλος, ο όρος $\overline{E(x, y)}$ είναι ο μέσος όρος της εικόνας E .

Ο αλγόριθμος αυτός εφαρμόστηκε σε διάφορες γκριζες εικόνες ανθρώπων και φυσικές εικόνες και συγκρίθηκε με βασικούς αλγορίθμους (Watershed, Sobel, Canny) επιδεικνύοντας καλύτερη ανίχνευση των ακμών ακόμα και σε συνθήκες θορύβου και ανομοιόμορφου φωτισμού.

Κατάτμηση βασισμένη στη συσταδοποίηση:

Ο M. Hu et al [111] χρησιμοποιεί μία μέθοδο για την κατάτμηση έγχρωμων εικόνων μπανάνας, η οποία βασίζεται στην συσταδοποίηση κατά k- means. Συγκεκριμένα, οι καμπύλες του φρούτου διαχωρίζονται από το παρασκήνιο μέσω της τεχνικής k- means και στη συνέχεια μία δεύτερη κατάτμηση με την ίδια τεχνική διαχωρίζει τις περιοχές του φρούτου που έχουν υποστεί ζημιά ή είναι πολύ ώριμα. Τα αποτελέσματα της αυτόματης κατάτμησης συγκρίθηκαν με τα αντίστοιχα της χειροκίνητης και τα συμπεράσματα για την απόδοση της μεθόδου είναι ενθαρρυντικά.

Ο V. Jumb et al [112] παρουσιάζει μία τεχνική κατάτμησης έγχρωμων εικόνων βασισμένη στην k- means συσταδοποίηση και στον αλγόριθμο κατωφλίωσης του Otsu. Η διαδικασία είναι η εξής: Αρχικά η εισαγόμενη εικόνα μετατρέπεται από τον χώρο RGB στον HSV και το V κανάλι απομονώνεται. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος του Otsu για πολλαπλή κατωφλίωση εφαρμόζεται στο κανάλι και το αποτέλεσμα αυτού είναι μια υπερ- κατατμημένη εικόνα. Τέλος, γίνεται συγχώνευση των περιοχών μέσω της συσταδοποίησης k- means και μορφολογική επεξεργασία για γέμισμα των οπών της κατατμημένης εικόνας. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εφαρμόστηκε στην βάση δεδομένων του Berkley παράγοντας καλά αποτελέσματα.

Κατάτμηση βασισμένη στον αλγόριθμο Watershed:

Ο M.H. Rahman et al [113] δημιούργησε τον αλγόριθμο Modified Watershed (MWS) για κατάτμηση έγχρωμων εικόνων. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος δημιουργήθηκε προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα του κλασσικού αλγορίθμου watershed, όπως η υπερ-κατάτμηση και η ευαισθησία στο θορύβου. Αναλυτικότερα, σε κάθε κανάλι της RGB εικόνας, εφαρμόζεται προσαρμοστική κατωφλίωση, η οποία ακολουθείται από N- διάστατη συνέλιξη. Στη συνέχεια, γίνεται χρήση διαδικασιών δημιουργίας προσαρμοστικών масκών, οι οποίες ακολουθούνται από μορφολογική επεξεργασία. Τέλος, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Watershed και οι τρεις εικόνες R, G, B που προκύπτουν, ενώνονται ξανά για να δημιουργήσουν την τελική έγχρωμη, κατατμημένη εικόνα. Οι πειραματικές εικόνες πάρθηκαν από την βάση δεδομένων του Berkeley.

Κατάτμηση βασισμένη σε γράφο:

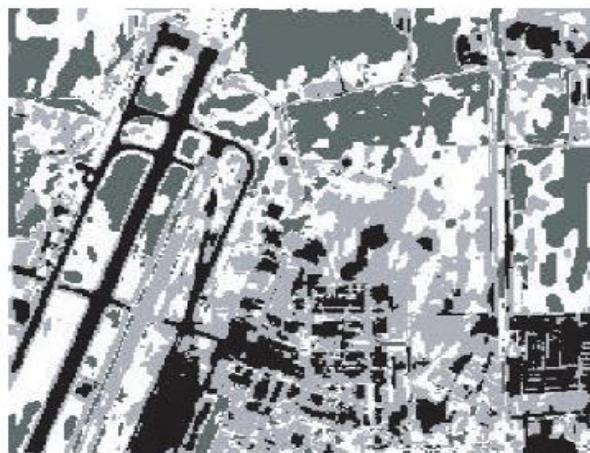
Ο B. Sumengen et al [63] υλοποιεί μία μέθοδο, η οποία συνδυάζει τις τεχνικές του γράφου και των επιπεδοσυνόλων με αποτέλεσμα να δημιουργηθεί η μέθοδος GPAC (Graph Partitioning Active Contours), η οποία εισάγει νέες μεταβολικές (variational) συναρτήσεις κόστους καθώς και μία λύση για τις συναρτήσεις αυτές βασισμένη στην εξέλιξη καμπύλης. Τέλος, εισάγεται και ένα αποδοτικό πλαίσιο εκτέλεσης της παραπάνω διαδικασίας. Ο αλγόριθμος GPAC εφαρμόστηκε σε φυσικές εικόνες δείχνοντας υποσχόμενα αποτελέσματα.

Κατάτμηση βασισμένη στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία:

Ο F. Li et al [69] εφαρμόζει έναν αλγόριθμο βασισμένο στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία για την κατάτμηση εικόνων τηλεπισκόπησης (remote sensing). Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται σαν εξωτερικό πεδίο μια εικόνα αναφοράς, η οποία δημιουργείται μέσω της αποσύνθεσης Wold. Η αποσύνθεση Wold παράγει μια αμιγώς τυχαία εικόνα υφής και μια εικόνα κατασκευαστικής υφής από την αρχική εικόνα. Η πρώτη αντιπροσωπεύει την στοχαστική φύση της υφής, ενώ η δεύτερη την περιοδικότητα και την κατευθυντικότητα της. Επιπλέον, παρουσιάζονται και άλλες αλλαγές στην δομή των MRF καθώς και μία τροποποιημένη μέθοδος για την εκτίμηση των παραμέτρων τους. Τέλος, ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε εικόνες τηλεπισκόπησης αστικών περιοχών. Ένα παράδειγμα κατάτμησης μιας εικόνας αεροδρομίου μέσω του παραπάνω αλγορίθμου φαίνεται στην Εικόνα 22:



(α) Αρχική εικόνα



(β) Αποτέλεσμα κατάτμησης μέσω της χρήσης του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο F. Li et al

Εικόνα 22: Παράδειγμα κατάτμησης μέσω του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [69]. Στην εικόνα (α) παρουσιάζεται η αρχική εικόνα ενός αεροδρομίου, με τον αεροδιάδρομο να είναι το αντικείμενο ενδιαφέροντος. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της κατάτμησης, με τον αεροδιάδρομο (μαύρο χρώμα) να έχει καταταμηστεί επαρκώς.

Κατάτμηση βασισμένη στις Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες:

Η J.I. Olszewska [114] υλοποιεί μία μέθοδο για αυτόματη ανίχνευση προσώπων σε πραγματικές εικόνες με πολύπλοκο παρασκήνιο και πολλαπλά προσκήνια. Ο αλγόριθμος αρχικά υπολογίζει τις πολύ- κλιμακωτές αναπαραστάσεις της αρχικής έγχρωμης εικόνας και με βάση αυτές αρχικοποιεί τις παραμετρικές ενεργές καμπύλες, οι οποίες βασίζονται σε πολλαπλά, πολύ- κλιμακωτά χαρακτηριστικά (Multi- Scale Multi- Feature Vector Flow Active Contours). Αυτές οι καμπύλες επιλέγουν για χαρακτηριστικά τον χάρτη ακμών της εικόνας καθώς και την διαφορά των R, G καναλιών των πολύ- κλιμακωτών εικόνων, τα οποία στη συνέχεια ελαχιστοποιούν μια συνάρτηση διανυσματικής ροής (vector flow) παρόμοια με την E της GVF καμπύλης. Η μέθοδος δοκιμάστηκε σε πολλές έγχρωμες εικόνες με πολύ καλά αποτελέσματα.

Κατάτμηση βασισμένη στα Επιτεδοσύνολα:

Η S.U. Maheswari et al [115] δημιουργεί έναν αλγόριθμο για εξαγωγή δακτυλικών αποτυπωμάτων. Πιο συγκεκριμένα, η μέθοδος αποτελείται από τρία στάδια. Στο πρώτο γίνεται χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίων προκειμένου να κατασκευαστεί μία πολύ- κλιμακωτή αναπαράσταση- πυραμίδα της εικόνας. Στη συνέχεια, για κάθε εικόνα της πυραμίδας εφαρμόζεται μία τεχνική αύξησης περιοχών, η οποία αρχικοποιεί την συνάρτηση επιτεδοσυνόλου. Τέλος, γίνεται χρήση της μεθόδου των επιτεδοσυνόλων προκειμένου να απομονωθεί η περιοχή ενδιαφέροντος της εικόνας. Ο παρών αλγόριθμος χρησιμοποιήθηκε σε εικόνες δακτυλικών αποτυπωμάτων και συγκρίθηκε με τις τεχνικές της αύξησης περιοχών και των επιτεδοσυνόλων, δίνοντας καλύτερα αποτελέσματα.

Η M. Lianantonakis et al [116] υλοποιεί μία μέθοδο για δυαδική κατάτμηση εικόνων υποβρύχιου ραντάρ (sonar) υψηλής ανάλυσης. Αρχικά εξάγονται χαρακτηριστικά υφής, με αυτόματο τρόπο, από μία εικόνα πλευρικής σάρωσης (sidescan image) δύο περιοχών μέσω του γνωστού συνόλου χαρακτηριστικών υφής του Haralick (ενέργεια, αντίθεση, συσχέτιση, ομοιογένεια κ.α.). Στην συνέχεια γίνεται χρήση της τεχνικής των επιτεδοσυνόλων του Chan- Vese, η οποία είναι βασισμένη σε περιοχές, στην διανυσματική εικόνα χαρακτηριστικών που προκύπτει από το προηγούμενο βήμα. Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου σε εικόνες προσομοίωσης και πραγματικές δείχνουν την χρησιμότητα των τεχνικών της εξέλιξης καμπυλών στην ανάλυση εικόνων sonar.

Ο Z. Li et al [117] εφαρμόζει έναν αλγόριθμο, ο οποίος δίνει μία πιθανοτική λύση στο πρόβλημα της αυτόματης κατάτμησης και βασίζεται στην στοχαστική εξέλιξη καμπυλών. Αρχικά, εξάγονται από την εικόνα χαρακτηριστικά υφής και χρώματος. Στη συνέχεια η εικόνα χωρίζεται σε καμπύλες, οι οποίες εξελίσσονται στοχαστικά και είναι βασισμένες σε μια τροποποιημένη τεχνική των επιτεδοσυνόλων. Για κάθε εικονοστοιχείο υπολογίζεται το πλήθος των φορών κατά τις οποίες επιλέχθηκε σαν εικονοστοιχείο της καμπύλης, με αποτέλεσμα να δημιουργηθεί μία μέση καμπύλη. Τέλος, η εικόνα διαιρείται ιεραρχικά σε περιοχές με βάση την μέση αυτή

καμπύλη. Η μέθοδος εξετάστηκε σε μεγάλο πλήθος φυσικών έγχρωμων εικόνων και συγκρίθηκε με άλλους γνωστούς αλγορίθμους.

Κατάτμηση βασισμένη στην χρήση κυματιδίων:

Ο M. Priya et al [118] υλοποιεί μία μέθοδο, η οποία βασίζεται στον συνδυασμό των κυματιδίων και της συσταδοποίησης, προκειμένου να γίνει κατάτμηση κειμένου σε έγχρωμες εικόνες. Η διαδικασία αποτελείται από τα εξής βήματα: α) Ενίσχυση της ανάλυσης της εικόνας μέσω κυβικής παρεμβολής, β) Κβαντισμός του χρώματος, ο οποίος μειώνει τα χρώματα της εικόνας, αφήνοντας μόνο το πιο κυρίαρχο, γ) Εφαρμογή του Διακριτού Μετασχηματισμού Κυματιδίων, ο οποίος κατανέμει τα εικονοστοιχεία της εικόνας σε αυτά που ανήκουν σε κείμενο και σε αυτό που δεν ανήκουν, δ) Εφαρμογή του ασαφούς C- means αλγορίθμου συσταδοποίησης, ο οποίος χωρίζει τις περιοχές του κειμένου από το παρασκήνιο της εικόνας και ε) Μορφολογική επεξεργασία για την αφαίρεση ανεπιθύμητων μικρών αντικειμένων της εικόνας. Η μέθοδος αξιολογήθηκε σε ποικίλες εικόνες κειμένου με διάφορα χαρακτηριστικά, πετυχαίνοντας πολύ καλή κατάτμηση.

Ο A. Sengur et al [119] εφαρμόζει έναν αλγόριθμο, ο οποίος βασίζεται στον μετασχηματισμό κυματιδίων και στην συσταδοποίηση, για την κατάτμηση έγχρωμων εικόνων υφής. Αρχικά, γίνεται ανεξάρτητη μεταφορά κάθε καναλιού της έγχρωμης εικόνας και της αποσύνθεσης μέσω κυματιδίων της γκρίζας έκδοσης της εικόνας στον Neutrosophic χώρο. Σύμφωνα με τη θεωρία Neutrosophy, κάθε γεγονός έχει τρεις βαθμίδες: α) την πραγματική, β) την ψεύτικη και γ) την απροσδιοριστία, οι οποίες πρέπει να λαμβάνονται υπόψη ανεξάρτητα. Οπότε κάθε γεγονός {A} λαμβάνεται υπόψη μαζί με το αντίθετό του {Anti- A} καθώς και με την ουδετερότητα {Neut- A}. Τα δύο τελευταία αναφέρονται σαν {Non- A}. Οπότε, κάθε ιδέα {A} εξουδετερώνεται και ισορροπείται από τα {Anti- A} και τα {Non- A}. Η θεωρία αυτή προσφέρει έναν αποτελεσματικό τρόπο για να αντιμετωπιστεί η απροσδιοριστία. Τέλος, γίνεται χρήση της τεχνικής συσταδοποίησης γ- means για την κατάτμηση της εικόνας. Η μέθοδος εξετάστηκε σε πολλές έγχρωμες εικόνες και συγκρίθηκε ως προς την απόδοση με άλλους καινούργιους αλγορίθμους.

Κατάτμηση βασισμένη στην χρήση γενετικού αλγορίθμου:

Ο C.T. Li et al [120] συνδυάζει τις τεχνικές του γενετικού αλγορίθμου και της συσταδοποίησης k- means σε μία πολύ- κλιμακωτή δομή για κατάτμηση υφής. Η διαδικασία κατάτμησης της εικόνας περιλαμβάνει την δημιουργία μίας quad- tree δομής, η οποία αποτελείται από πολλές εικόνες με αναλύσεις διαφορετικές από της αρχικής. Στην συνέχεια γίνεται χωρισμός της κάθε εικόνας σε τμήματα (blocks). Από το κάθε τμήμα εξάγονται χαρακτηριστικά υφής. Με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά, εφαρμόζεται ένας υβριδικός γενετικός αλγόριθμος, ο οποίος αντικαθιστά το στάδιο της μετάλλας της κλασσικής μεθόδους με την k- means συσταδοποίηση. Τέλος, τα εξαγόμενα σύνορα και τα αποτελέσματα της κατάτμησης της τωρινής εικόνας ανάλυσης

μεταφέρονται στο ακριβώς κατώτερο επίπεδο και δρουν σαν περιορισμοί και αρχική διαμόρφωση αντίστοιχα. Η παρούσα μέθοδος εξετάστηκε σε γκρίζες εικόνες υφής.

Κατάτμηση βασισμένη στην χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους:

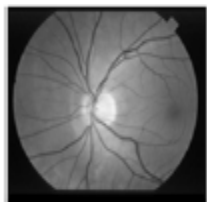
Η S.P. Duraisamy et al [121] δημιουργεί μία μέθοδο για την εύρεση των κατάλληλων τιμών των κατωφλίων για κατωφλίωση πολλαπλών επιπέδων. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος της βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων για την μεγιστοποίηση των αντικειμενικών συναρτήσεων δύο τεχνικών κατωφλίωσης, οι οποίες δεν είναι τόσο αποδοτικές για κατωφλίωση πολλαπλών επιπέδων. Η μέθοδος αξιολογήθηκε σε πολλές γνωστές γκρίζες εικόνες (Lena, Pepper, Baboon κ.α.) και παρουσιάζει καλύτερη ποιότητα κατάτμησης σε σχέση με την υλοποίησή της με γενετικό αλγόριθμο.

Ο W. Tao et al [122] εξετάζει την απόδοση της μεθόδου κατωφλίωσης βασισμένη στην ασαφή εντροπία, της οποίας οι παράμετροι έχουν επιλεγεί με βέλτιστο τρόπο χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης ACO. Στην παρούσα τεχνική, γίνεται χρήση του αλγορίθμου ACO προκειμένου να λυθεί το πρόβλημα βελτιστοποίησης: $J = \max H(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, όπου $H(x)$ είναι η συνάρτηση της ολικής ασαφούς εντροπίας και x είναι το διάνυσμα των λύσεων του προβλήματος. Τα αποτελέσματα σε πραγματικές γκρίζες εικόνες αντικειμένων δείχνουν ικανοποιητικά. Τέλος, η μέθοδος συγκρίθηκε με διάφορες τεχνικές κατωφλίωσης επιδεικνύοντας καλύτερη απόδοση στην αυτόματη αναγνώριση αντικειμένων.

2.3.2 Ιατρικές εφαρμογές

Κατάτμηση βασισμένη σε κατώφλι:

Η S. Belhadi et al [123] εφαρμόζει μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης του αμφιβληστροειδούς αγγείου με τη χρήση εντροπικής κατωφλίωσης βασισμένης στο ιστόγραμμα γκρίζας, χωρικής συσχέτισης (Gray Level Spatial Correlation Histogram), το οποίο λαμβάνει υπόψη τις τοπικές ιδιότητες της εικόνας. Η μέθοδος εμφανίζει ευρωστία και υψηλή ανίχνευση του δέντρου του αμφιβληστροειδούς αγγείου, όπως φαίνεται στην Εικόνα 23:



(α) Πράσινο κανάλι της αρχικής έγχρωμης εικόνας του αμφιβληστροειδούς αγγείου



(β) Αποτέλεσμα του αλγορίθμου της S. Belhadi et al



(γ) Εικόνα αναφοράς

Εικόνα 23: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [123]. Στην εικόνα (α) φαίνεται το πράσινο κανάλι της έγχρωμης εικόνας εισόδου του αμφιβληστροειδούς αγγείου. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα του αλγορίθμου της S. Belhadi et al και στην εικόνα (γ) φαίνεται η εικόνα αναφοράς. Από τη σύγκριση των εικόνων (β) και (γ) φαίνεται η υψηλή απόδοση του αλγορίθμου.

Η R. Garnavi et al [124] υλοποίησε μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης παθογενειών του δέρματος και ειδικότερα μελανωμάτων. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί σαν χώρο χρώματος τον XYZ, ο οποίος ορίζεται από τη σχέση:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = T \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \text{ όπου } T \text{ είναι ένας σταθερός πίνακας. Στη}$$

συνέχεια, γίνεται εφαρμογή της τεχνικής κατωφλίωσης του Otsu προκειμένου να διαχωριστεί η εικόνα σε δύο κλάσεις: την περιοχή του μελανώματος και το παρασκήνιο (περιοχή του δέρματος). Η μέθοδος εξετάστηκε σε 30 εικόνες δερματοσκόπησης υψηλής ανάλυσης και συγκρίθηκε: α) με χειροκίνητα κατατμημένες εικόνες, δημιουργημένες από ειδικούς δερματολόγους, επιδεικνύοντας υψηλά ποσοστά ανίχνευσης και β) με άλλες γνωστές αυτόματες μεθόδους, παρουσιάζοντας καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά το βαθμό ανίχνευσης και την ταχύτητα.

Η A. Jeevitha et al [125] χρησιμοποιεί ένα συνδυασμό της μεθόδου κατωφλίωσης και του αλγορίθμου Watershed για την κατάτμηση εγκεφαλικών όγκων σε εικόνες MRI. Συγκεκριμένα, η εικόνα, αφού περάσει από το στάδιο της προ- επεξεργασίας, μετατρέπεται σε δυαδική μέσω της μεθόδου του Otsu. Στο τελικό στάδιο, ο όγκος απομονώνεται από την υπόλοιπη εικόνα μέσω της μεθόδου Watershed.

Κατάτμηση βασισμένη σε περιοχές:

Ο N. Mesanovic et al [126] δημιουργεί μία μέθοδο για αυτόματη κατάτμηση των πνευμόνων σε εικόνες CT. Αρχικά, χρησιμοποιείται μία επαναληπτική μέθοδος κατωφλίου, η οποία σε κάθε επανάληψη, αφού χωρίσει την εικόνα σε δύο μέρη, υπολογίζει τις μέσες τιμές των εικονοστοιχείων των δύο αυτών μερών και εξάγει τη νέα τιμή κατωφλίου ως τον μέσο όρο των δύο μέσω τιμών, η οποία χρησιμοποιείται στην επόμενη επανάληψη. Στη συνέχεια, μέσω της μεθόδου αύξησης των περιοχών, διαχωρίζονται οι σκοτεινές περιοχές από τους πνεύμονες. Τέλος, εφαρμόζεται ο ανιχνευτής ακμών Sobel για την εύρεση των καμπυλών του οργάνου καθώς και μετα- επεξεργασία για την ακριβή εξαγωγή των πνευμόνων. Η μέθοδος εξετάστηκε σε πραγματικές θωρακικές εικόνες CT.

Κατάτμηση βασισμένη στη συσταδοποίηση:

Η M.E. Plissiti et al [127] παρουσιάζει μία αυτόματη μέθοδο ανίχνευσης κυτταρικών πυρήνων σε Pap εικόνες κηλίδων (Pap smear). Αρχικά εντοπίζονται οι τοποθεσίες των υποψήφιων πυρηνικών κέντρων μέσω μορφολογικής επεξεργασίας και σε δεύτερο στάδιο γίνεται εξευγενισμός (refinement) τους, ο οποίος ενσωματώνει a priori γνώση για την περιφέρεια του κάθε πυρήνα. Στο επόμενο βήμα, γίνεται εξάλειψη των μη- επιθυμητών αντικειμένων σε δύο στάδια: α) με χρήση ενός κανόνα απόστασης στα εναπομείναντα κέντρα και β) με χρήση δύο αλγορίθμων ταξινόμησης, ενός μη- επιβλεπόμενης μάθησης (ασαφής C- means συσταδοποίηση) και ενός επιβλεπόμενης. Η μέθοδος εξετάστηκε σε 38 Pap smear εικόνες με ενθαρρυντικά αποτελέσματα.

Ο Z.F. Khan et al [128] υλοποιεί μία μέθοδο για αυτόματη κατάτμηση των νεύρων του αμφιβληστροειδούς, χρησιμοποιώντας ένα συνδυασμό ενός βελτιωμένου αλγορίθμου ασαφούς C- means συσταδοποίησης και ενός ενισχυμένου, πολύ- διάστατου και πολύ- κλιμακωτού αναλυτή (Enhanced Multidimensional Multiscale Parser EMMP). Αρχικά, η εικόνα κατατμήζεται μέσω του κλασσικού αλγορίθμου C- means, στον οποίο έχει ενσωματωθεί μία a priori πιθανότητα. Η πιθανότητα αυτή προσδιορίζει το χωρικό βάρος των γειτονικών εικονοστοιχείων στο κεντρικό τους εικονοστοιχείο. Τέλος, χρησιμοποιείται ο αναλυτής EMMP, ο οποίος χρησιμοποιεί τον μετασχηματισμό κυματιδίων καθώς και κατωφλίωση, για την κατάτμηση της εικόνας. Η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε σε CT εικόνες αμφιβληστροειδούς με μέσο όρο αποτελεσμάτων πάνω από 90%.

Ο S.L. Jui et al [129] παρουσιάζει μία μέθοδο για κατάτμηση εικόνων MRI, η οποία συνδυάζει την ασαφή C- means συσταδοποίηση με το φιλτράρισμα θορύβου στον χώρο των κυματιδίων. Πιο συγκεκριμένα, δημιουργείται ένα φίλτρο το οποίο βασίζεται στην πολύ- κλιμακωτή ανάλυση των κυματιδίων και χρησιμοποιείται για δύο σκοπούς: την διατήρηση των λεπτομερειών και την μείωση του θορύβου. Το φίλτρο ενσωματώνεται στην συνάρτηση συμμετοχής (membership function) του ασαφούς αλγορίθμου C- means. Αυτή η ένωση έχει σαν αποτέλεσμα αφενός την εκμετάλλευση της χωρικής πληροφορίας, αλλά και τη δυναμική μείωση των λαθών, λόγω

θορύβου, της συσταδοποίησης. Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε θορυβώδεις εικόνες MRI του εγκεφάλου και συγκρίθηκε με άλλες μεθόδους ασαφούς συσταδοποίησης, επιδεικνύοντας καλύτερα αποτελέσματα κατάτμησης, ειδικά όταν η παρουσία του θορύβου είναι υψηλή.

Ο M. Hassan et al [130] δημιουργεί έναν αλγόριθμο κατάτμησης ιατρικών εικόνων βασισμένο στην ασαφή C- means συσταδοποίηση και στο κέρδος πληροφορίας (information gain). Η μέθοδος της ασαφούς C- means έχει μεγάλη ευαισθησία στο θόρυβο με αποτέλεσμα να παράγει μη- ομοιογενή συσταδοποίηση. Για να αντιμετωπιστεί το συγκεκριμένο πρόβλημα, οι ασαφείς τιμές μέλους και τα κέντρα των συστάδων ενημερώνονται μέσω του κέρδους πληροφορίας. Αποτέλεσμα αυτού είναι πιο ομοιογενής συσταδοποίηση σε θορυβώδεις εικόνες. Ο αλγόριθμος εξετάστηκε σε συνθετικές CT εικόνες ήπατος, αλλά και σε 30 εικόνες υπερήχων της καρωτίδας. Τέλος, συγκρίθηκε με άλλους αλγορίθμους συσταδοποίησης επιδεικνύοντας καλύτερα αποτελέσματα.

Κατάτμηση βασισμένη στον αλγόριθμο Watershed:

Ο B. Sridhar et al [131] παρουσιάζει μία αυτόματη μέθοδο κατάτμησης ιατρικών εικόνων βασισμένη στον μετασχηματισμό Watershed και στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία. Αρχικά, στην εικόνα εφαρμόζεται ο κλασσικός αλγόριθμος Watershed. Στην συνέχεια δημιουργείται ένας γράφος, ο οποίος χρησιμοποιείται για τον ορισμό ενός Μαρκοβιανού Τυχαίου Πεδίου. Τέλος, μέσω μίας διαδικασίας χαλάρωσης, αποκτάται το τελικό αποτέλεσμα της κατάτμησης. Η εξέταση του αλγορίθμου σε εικόνες μαστογραφίας δείχνουν καλή απόδοση αυτού στον εντοπισμό του όγκου.

Ο X. Wang et al [132] δημιουργεί έναν αλγόριθμο κατάτμησης ιατρικών εικόνων εγκεφάλου. Αρχικά η εικόνα υπόκειται σε μορφολογική επεξεργασία στην οποία δημιουργείται ένας χάρτης δομικού στοιχείου ο οποίος σε κάθε εικονοστοιχείο (x, y) της εικόνας ορίζεται ως: $M(x, y) = \text{round}(-\log(a \cdot V(x, y)))$, όπου a μία σταθερά, $V(x, y)$ είναι το άθροισμα της διακύμανσης και για μία γειτονιά εικονοστοιχείων ορίζεται ως το σταθμισμένο άθροισμα των διαφορών της μορφολογικής κλίσης των γειτονικών εικονοστοιχείων με το κεντρικό, υψωμένες στο τετράγωνο. Για παράδειγμα για το εικονοστοιχείο που βρίσκεται πάνω αριστερά σε μια γειτονιά 3×3 ισχύει ότι: $v_1 = w_1 (G(x-1, y-1) - G(x, y))^2$, οπότε: $V(x, y) = \sum_{i=1}^{\# \text{εικονοστοιχείων γειτονιάς}} v_i$. Για το βάρος ισχύει ότι $w_i = \frac{1}{\sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2}}$, όπου (x, y) το κεντρικό εικονοστοιχείο και (x', y') το γειτονικό του. Στη συνέχεια, η μορφολογική επεξεργασία ολοκληρώνεται μέσω διαδοχικού ανοίγματος και κλεισίματος της μορφολογικής κλίσης του εικονοστοιχείου (x, y) με το $M(x, y)$. Τέλος, εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Watershed μέσω της μεθόδου των σημαδευτών στο αποτέλεσμα της μορφολογικής επεξεργασίας. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε εικόνες CT εγκεφαλικών όγκων και συγκρίθηκε με τον κλασσικό αλγόριθμο Watershed.

Κατάτμηση βασισμένη σε γράφο:

Η Α. Salazar- Gonzalez et al [133] παρουσιάζει μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης του οπτικού δίσκου σε εικόνες αμφιβληστροειδούς. Η μέθοδος βασίζεται στην τεχνική της τομής γράφου και αποτελείται από δύο βήματα, την ανίχνευση του οπτικού δίσκου και την κατάτμησης του. Για το δεύτερο βήμα δημιουργείται ένας γράφος, ο οποίος λαμβάνει υπόψη: α) την σχέση μεταξύ των γειτονικών εικονοστοιχείων και β) την πιθανότητα να ανήκουν τα εικονοστοιχεία αυτά στο προσκήνιο ή στο παρασκήνιο μέσω a priori πληροφορίας. Ο αλγόριθμος εξετάστηκε σε δύο σύνολα δεδομένων και συγκρίθηκε με χειροκίνητα κατατμημένες εικόνες.

Ο V.T. Ta et al [134] αναφέρει κάποιους αλγορίθμους για κατάτμηση εικόνων μικροσκοπικών κυττάρων (microscopic cellular images). Συγκεκριμένα δίνονται τρεις αλγόριθμοι για την αυτόματη κατάτμηση των συγκεκριμένων εικόνων:

- Στον πρώτο, η εικόνα αρχικά φιλτράρεται μέσω μίας διαδικασίας γραμμικής διάχυσης σε γράφο. Στη συνέχεια, εξάγονται τα ελάχιστα της εικόνας κλίσης, τα οποία ταξινομούνται μέσω του αλγορίθμου της ασαφούς C- means συσταδοποίησης σε τρεις κλάσεις. Τέλος, χρησιμοποιώντας τα τιλοφορημένα ελάχιστα σαν κορυφές, πραγματοποιείται μία μέθοδος διακριτής ενεργειακής διαίρεσης (discrete energy partition), η οποία αντιστοιχεί με την εύρεση ενός μονοπατιού ελάχιστου κόστους σε γράφο, για την πλήρη κατάτμηση της εικόνας.
- Στον δεύτερο, η εικόνα απλοποιείται μέσω της μεθόδου διακριτής ενεργειακής διαίρεσης. Ακολούθως δημιουργείται το Minimum Spanning Tree του γράφου της εικόνας και μέσω της μεθόδου διακριτής ενεργειακής διαίρεσης εξάγεται ένα σύνολο σπόρων, οι οποίοι ταξινομούνται μέσω της K- means συσταδοποίησης σε τρεις κλάσεις. Τέλος, εφαρμόζονται διαδικασίες διάχυσης ετικέτας (label diffusion) για την κατάτμηση της εικόνας.
- Στον τελευταίο αλγόριθμο, η εικόνα φιλτράρεται μέσω ενός φίλτρου μη- γραμμικής διάχυσης σε γράφο. Στη συνέχεια, τα ελάχιστα της κλίσης ταξινομούνται μέσω ασαφούς συσταδοποίησης σε δύο τάξεις. Επιπλέον, οι περιοχές της εικόνας απλοποιούνται περαιτέρω μέσω του φίλτρου γραμμικής διάχυσης σε γράφο και σε αυτές λαμβάνει χώρα περαιτέρω επεξεργασία για την εξαγωγή των πυρήνων. Τέλος, πραγματοποιείται ασαφής συσταδοποίηση για τον χωρισμό των πυρήνων σε μαρκαρισμένους και σε μη- μαρκαρισμένους.

Κατάτμηση βασισμένη στα Επιτεδοσύνολα:

Ο J. Vidal et al [135] υλοποιεί μία μέθοδο για αυτόματη κατάτμηση εικόνων βιοψίας προστάτη, η οποία βασίζεται στις τεχνικές των επιτεδοσυνόλων και του mean filtering. Οι δομές ενδιαφέροντος στις εικόνες προστάτη είναι τρεις: α) ο αυλός, β) το κυτόπλασμα και γ) οι περιοχές των κυττάρων. Το πρώτο βήμα του αλγορίθμου είναι η κατάτμηση των περιοχών που

περιέχουν τις τρεις δομές ενδιαφέροντος μέσω της τεχνικής των επιτεδοσυνόλων. Αρχικά εντοπίζεται η περιοχή του αυλού και χρησιμοποιείται ως αρχικό επιτεδοσύνολο για την τεχνική των γεωδαιτικών επιτεδοσυνόλων μέσω των οποίων κατατμίζονται οι περιοχές ενδιαφέροντος. Το αποτέλεσμα του προηγούμενου βήματος τροφοδοτείται στον αλγόριθμο εντοπισμού των κυτταρικών περιοχών με μεγάλη πυκνότητα, ο οποίος χρησιμοποιεί ένα φίλτρο μέσου: $\sum_{i=1}^N \frac{p_i}{N}$, όπου N είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων μιας γειτονιάς και p_i είναι τα εικονοστοιχεία αυτής που θεωρούνται κύτταρα και προέκυψαν μέσω κατωφλίωσης. Ο αλγόριθμος εξετάστηκε σε 100 εικόνες βιοψίας προστάτη και από τα αποτελέσματα εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι η μέθοδος είναι γρήγορη και ακριβής.

H A. Masood et al [136] δημιουργεί μία τεχνική αυτόματης κατάτμησης εικόνων με δερματικές κακώσεις. Αρχικά η εικόνα υπόκειται σε προ- επεξεργασίας φιλτραρίσματος. Στη συνέχεια πραγματοποιείται συσταδοποίηση C- means για τον διαχωρισμό της εικόνας σε 3 κλάσεις. Στη συνέχεια πραγματοποιείται κατωφλίωση, η οποία βασίζεται στις φωτεινότητες των συστάδων που προέκυψαν. Τέλος, η δυαδική εικόνα που προκύπτει, χρησιμοποιείται: α) για την αρχικοποίηση και β) για τον καθορισμό των παραμέτρων της τεχνικής των επιτεδοσυνόλων. Τέλος, η μέθοδος εξετάστηκε σε δερματικές εικόνες με διάφορες παθήσεις και συγκρίθηκε με άλλες τεχνικές, επιδεικνύοντας καλύτερα αποτελέσματα.

O C. Pluempitiwiriyaewej et al [137] παρουσιάζει μία τεχνική αυτόματης κατάτμησης καρδιακών εικόνων MRI, η οποία βασίζεται σε στοχαστικές ενεργές καμπύλες (Stochastic Active Contour Scheme- STACS). Η μέθοδος βασίζεται στην ελαχιστοποίηση μιας ενεργειακής συνάρτησης, η οποία έχει τέσσερις όρους: 1) έναν όρο βασισμένο σε περιοχές, ο οποίος μοντελοποιεί τις δύο περιοχές που βρίσκονται εκτός και εντός της καμπύλης. Οι φωτεινότητες των περιοχών αυτών ακολουθούν δύο διαφορετικά στοχαστικά μοντέλα. 2) έναν όρο που βασίζεται στον χάρτη ακμών της εικόνας. 3) έναν όρο, ο οποίος περιγράφει το γενικό σχήμα της καρδιάς και οι παράμετροί του εκτιμώνται από την εικόνα MR. 4) έναν όρο που ελέγχει την ομαλότητα της καμπύλης. Η εξέλιξη της καμπύλης γίνεται μέσω της τεχνικής των επιτεδοσυνόλων. Η μέθοδος STACS αξιολογήθηκε σε 48 εικόνες MR, κατατμίζοντας επιτυχώς την καρδιά από τις γειτονικές της περιοχές και συγκρίθηκε με άλλες μεθόδους εξέλιξης καμπυλών.

O S. Anam et al [138] υλοποιεί έναν αλγόριθμο αυτόματης ανίχνευσης των ορίων των οστών σε εικόνες ακτινογραφίας χεριού. Αρχικά υπολογίζεται η εντροπία σε κάθε παράθυρο της εικόνας μέσω ράστερ σκαναρίσματος, με αποτέλεσμα να δημιουργηθεί η εικόνα εντροπίας. Στη συνέχεια γίνεται μορφολογική συστολή της εικόνας και τέλος εφαρμόζεται μία τροποποιημένη μέθοδος επιτεδοσυνόλων στην εικόνα της εντροπίας. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε ένα σύνολο εικόνων ακτινογραφίας χεριού καταφέροντας να ανιχνεύσει επαρκώς τα όρια των οστών. Ένα παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου φαίνεται στην Εικόνα 24:



(α) Αρχική εικόνα ακτινογραφίας του αριστερού χεριού



(β) Εικόνα με το αποτέλεσμα του αλγορίθμου του S. Anam et al

Εικόνα 24: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [138]. Στην εικόνα (α) φαίνεται η αρχική εικόνα ακτινογραφίας του αριστερού χεριού. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της μεθόδου που προτείνεται (κόκκινο χρώμα). Με πράσινο χρώμα φαίνονται τα όρια που εξάχθηκαν χειροκίνητα από έμπειρο γιατρό. Από τη σύγκριση των δύο ορίων φαίνεται η καταλληλότητα της μεθόδου.

Η Μ. Rastgarpour et al [139] παρουσιάζει μία μέθοδο για αυτόματη κατάτμηση ιατρικών εικόνων που έχουν ανομοιογένειες φωτεινότητας (intensity inhomogeneities), οι οποίες προκαλούνται από χωρικές διαφορές στον φωτισμό, από τις συσκευές απεικόνισης και άλλους παράγοντες. Αποτελείται από τρεις φάσεις. Στην πρώτη, λαμβάνει χώρα μία αρχική κατάτμηση της εικόνας μέσω μίας τροποποιημένης μεθόδου ασαφούς C- means συσταδοποίησης, η οποία βασίζεται σε ένα γκαουσιανό πυρήνα ακτινικής βάσης (Gaussian radial basis function kernel) εκθετικής μορφής για την ενημέρωση των κέντρων και της συνάρτησης συμμετοχής. Στην δεύτερη φάση χρησιμοποιείται το αποτέλεσμα της συσταδοποίησης για την αρχικοποίηση της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου με αυτόματο τρόπο. Στην τελική φάση γίνεται κατάτμηση της εικόνας μέσω μιας τεχνικής επιπεδοσυνόλων βασισμένη σε περιοχές. Η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε για κατάτμηση διάφορων ιατρικών εικόνων με ανομοιογένειες φωτεινότητας όπως μία CT εικόνα αιμοφόρων αγγείων, μία εικόνα μικρογραφίας φθορισμού πυρήνα (nucleus fluorescence micrograph), μία MR εικόνα εγκεφάλου, μία MR εικόνα στήθους καθώς και μία CT εικόνα καρδιάς και συγκρίθηκε με άλλες μεθόδους.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυματιδίων:

Η Μ. Papadogiorgaki et al [140] υλοποιεί έναν αλγόριθμο αυτόματης κατάτμησης ενδοαγγειακών εικόνων υπερήχου (IVUS images). Αρχικά, η εικόνα υπόκειται σε αποσύνθεση DWF (Discrete Wavelet Frames) τεσσάρων επιπέδων, η οποία μοιάζει με τον διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίων με τη διαφορά ότι το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος δεν υποδειγματοληπτείται. Με το πέρας της αποσύνθεσης δημιουργούνται συνολικά δεκατρείς εικόνες: δώδεκα εικόνες λεπτομερειών από τα τέσσερα επίπεδα αποσύνθεσης (τρεις από κάθε επίπεδο) και μία εικόνα προσέγγισης, η οποία προκύπτει από το τελευταίο επίπεδο. Στη συνέχεια, αρχικοποιούνται δύο καμπύλες μέσω κατωφλίωσης, μία για τον εντοπισμό του αυλού και μία για τον έξω χιτώνα. Τέλος, οι καμπύλες αυτές γίνονται πιο ομαλές μέσω βαθυπερατού φιλτραρίσματος. Η μέθοδος αξιολογήθηκε σε 57 εικόνες IVUS και συγκρίθηκε με τις χειροκίνητες κατατμήσεις των εικόνων, επιδεικνύοντας ενθαρρυντικά αποτελέσματα.

Η S. Dalmiya et al [141] δημιουργεί μία μέθοδο κατάτμησης εικόνων μαστογραφίας MRI βασισμένη στη k- means συσταδοποίηση, στα κυματίδια και στην κατωφλίωση. Η μέθοδος αποτελείται από τα εξής βήματα: α) Εφαρμογή του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων στην εικόνα, β) Εφαρμογή του αντίστροφου διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων στις εικόνες λεπτομερειών XY, YX, YY για τη δημιουργία μιας εικόνας λεπτομερειών, γ) Πρόσθεση της εικόνας λεπτομερειών του προηγούμενου βήματος με την αρχική για τη δημιουργία μίας λεπτομερούς εικόνας, δ) Εφαρμογή της k- means συσταδοποίησης, ε) Εφαρμογή κατωφλίου για την ανίχνευση του όγκου. Η μέθοδος εξετάστηκε σε ένα μεγάλο σύνολο από εικόνες MR μαστογραφίας. Από τα αποτελέσματα εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι η μέθοδος είναι κατάλληλη για την κατάτμηση εικόνων μαστογραφίας.

Η A. Sindhuja et al [142] δημιουργεί έναν αλγόριθμο για την κατάτμηση εικόνων υπερήχων στήθους. Αρχικά, γίνεται χρήση του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων για αποσύνθεση της εικόνας σε 6 επίπεδα. Στη συνέχεια εξάγονται τρία χαρακτηριστικά υψής από κάθε υπομπάντα. Τέλος, γίνεται εφαρμογή της k- means συσταδοποίησης προκειμένου να εξαχθεί το τελικό αποτέλεσμα. Ο αλγόριθμος συγκρίθηκε σε 15 πραγματικές εικόνες με την αντίστοιχη χειροκίνητη κατάτμηση. Από τα αποτελέσματα φάνηκε ότι η μέθοδος που προτείνεται έχει τη δυνατότητα να απομονώσει τον όγκο σε ικανοποιητικό βαθμό.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση γενετικού αλγορίθμου:

Ο Ο. Jamshidi et al [143] παρουσιάζει μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης μη- φυσιολογικών εικόνων MR εγκεφάλου. Συγκεκριμένα, η παρούσα τεχνική συνδυάζει την μέθοδο της ασαφούς C- means συσταδοποίησης και του γενετικού αλγορίθμου για τον αυτόματο προσδιορισμό του αριθμού των συστάδων της εικόνας, όπου η συνάρτηση καταλληλότητας του γενετικού αλγορίθμου βασίζεται στην αντικειμενική συνάρτηση της ασαφούς C- means συσταδοποίησης. Ο αλγόριθμος αξιολογήθηκε σε προσομοιωμένες εικόνες MR και τα αποτελέσματα ήταν ενθαρρυντικά.

Ο M.A. Jaffar et al [144] υλοποιεί έναν αλγόριθμο αυτόματης κατάτμησης CT εικόνων πνευμόνων. Αρχικά, γίνεται προ- επεξεργασία για την αφαίρεση του θορύβου της εικόνας. Στην συνέχεια γίνεται κατωφλίωση της εικόνας για να αφαιρεθεί το παρασκήνιο, όπου η βέλτιστη τιμή του κατωφλίου υπολογίζεται μέσω γενετικού αλγορίθμου. Τέλος, πραγματοποιούνται: α) τεχνικές ανίχνευσης ακμών μέσω μορφολογικής επεξεργασίας, β) λέπτυνση των ακμών αυτών, γ) ανακατασκευή των συνόρων των πνευμονικών λοβών, δ) επαναπροσδιορισμός των σωστών τιμών των φωτεινότητων μέσα στους πνεύμονες και ε) διαχωρισμός του μέρους των πνευμόνων από την αρχική εικόνα. Η τεχνική εφαρμόστηκε σε ένα σετ δεδομένων 240 CT πνευμονικών εικόνων επιτυγχάνοντας εξαιρετικά αποτελέσματα.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση σούπερ- εικονοστοιχείων:

Η M.E. Plissiti et al [145] παρουσιάζει μία τεχνική για τον προσδιορισμό της περιοχής κάθε κυττάρου σε συγκροτήματα τα οποία περιέχουν επικαλυπτόμενα κύτταρα. Ο αλγόριθμος ξεκινά με τον διαχωρισμό της εικόνας σε σούπερ- εικονοστοιχεία τα οποία παρουσιάζουν ομοιογενή χαρακτηριστικά φωτεινότητας. Στη συνέχεια ανιχνεύονται τα σύνορα των πυρήνων μέσω της k-means συσταδοποίησης και κατωφλίωσης των σούπερ- εικονοστοιχείων, εξάγεται η περιοχή του κυτοπλάσματος για κάθε κύτταρο μέσω της k-means συσταδοποίησης και τέλος, πραγματοποιείται ανίχνευση της επικαλυπτόμενης περιοχής μέσω κατωφλίωσης των φωτεινότητων των σούπερ- εικονοστοιχείων που ανήκουν στην ίδια τάξη με τους πυρήνες. Τα τελικά σύνορα εξάγονται από την ένωση των παλαιών συνόρων των κυττάρων με τα σύνορα των επικαλυπτόμενων περιοχών. Ο αλγόριθμος αξιολογήθηκε σε Pap εικόνες κηλίδων, οι οποίες περιέχουν δύο επικαλυπτόμενα κύτταρα και συγκρίθηκε με τις χειροκίνητα κατατμημένες εικόνες. Από τη σύγκριση εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι τα αποτελέσματα της μεθόδου που προτείνεται παρουσιάζουν μεγάλη ομοιότητα με αυτά των χειροκίνητων εικόνων.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση αλγορίθμων νοημοσύνης σμήνους:

Η G.I. Sayed et al [146] υλοποιεί μία τεχνική για την κατάτμηση παρεγχύματος σε CT εικόνες ήπατος. Αρχικά γίνεται προ- επεξεργασία της εικόνας για την αφαίρεση του θορύβου. Στη συνέχεια γίνεται πολύ- επίπεδη κατωφλίωση της εικόνας σε τρία επίπεδα χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης σμήνους σωματιδίων, ο οποίος αναζητεί τις βέλτιστες τιμές των δύο κατωφλίων που μεγιστοποιούν την συνάρτηση καταλληλότητας. Αποτέλεσμα της παραπάνω διαδικασίας είναι η παραγωγή τριών εικόνων, από τις οποίες επιλέγεται αυτή με τη μεγαλύτερη μέση τιμή φωτεινότητας. Η επιλεγμένη εικόνα μετατρέπεται σε δυαδική και εφαρμόζεται σε αυτή μορφολογική επεξεργασία. Τέλος, γίνεται χρήση του αλγορίθμου Watershed για την τελική κατάτμηση του παρεγχύματος. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε ένα σύνολο δεδομένων με όγκους διαφόρων τύπων και συγκρίθηκε με άλλες προηγούμενες μεθόδους του συγκεκριμένου τομέα, επιδεικνύοντας καλύτερη απόδοση από αυτές.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση κυτταρικών αυτομάτων:

Ο S. Katsigiannis et al [147] δημιουργεί έναν αλγόριθμο κατάτμησης εικόνων μικροσυστοιχιών cDNA (cDNA microarray images). Η τεχνική βασίζεται στον αλγόριθμο Grow- Cut για την κατάτμηση της εικόνας. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιεί το κυτταρικό αυτόματο σαν μοντέλο της εικόνας, του οποίου κάθε κύτταρο μπορεί να πάρει έναν τίτλο (αντικείμενο, παρασκήνιο και άδειο στην περίπτωση της δυαδικής κατάτμησης) και κατά τη διάρκεια της εξέλιξης των αυτομάτων, κάποια κύτταρα μπορούν να αλλάξουν τον τίτλο των γειτόνων τους [148]. Αρχικά, γίνεται προ- επεξεργασία για την αφαίρεση του θορύβου και στη συνέχεια εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Grow- Cut ξεχωριστά σε κάθε τοποθεσία στίγματος (spot location). Στην κλασσική υλοποίησή του, ο αλγόριθμος Grow- Cut είναι διαδραστικός, δηλαδή ο χρήστης καθορίζει τους σπόρους από τους οποίους θα επιτευχθεί η αύξηση των περιοχών [148]. Ωστόσο στην παρούσα τεχνική, οι σπόροι κάθε στίγματος επιλέγονται αυτόματα. Η μέθοδος εφαρμόστηκε σε συνθετικές και πραγματικές εικόνες μικροσυστοιχιών cDNA επιδεικνύοντας καλύτερη απόδοση σε σχέση με προηγούμενες προτεινόμενες μεθόδους κατάτμησης.

Κατάτμηση βασισμένη στη χρήση ατλάντων:

Ο S. Bauer et al [106] παρουσιάζει μία τεχνική αυτόματης κατάτμησης όγκου σε MR εικόνες εγκεφάλου, η οποία βασίζεται στην εγγραφή εικόνας μέσω της χρήσης άτλαντα και σε ένα μοντέλο αύξησης της περιοχής, στην οποία παρατηρείται ο όγκος, βασισμένο στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία. Σε πρώτο στάδιο, ο αλγόριθμος περιλαμβάνει μία διαδικασία προ- επεξεργασίας, η οποία περιλαμβάνει: α) εξαγωγή της περιοχής του εγκεφάλου χρησιμοποιώντας μία τεχνική εγγραφής μέσω άτλαντα και εξευγενισμό μέσω της τεχνικής των επιπεδοσυνόλων, β) διόρθωση των ανομοιογενειών της φωτεινότητας, γ) μείωση του θορύβου και δ) ταίριασμα των ιστογραμμάτων του άτλαντα και της εικόνας του ασθενή. Στη συνέχεια, ο άτλαντας ευθυγραμμίζεται με την εικόνα του ασθενή μέσω ενός αφινικού αλγορίθμου και εισάγεται σε αυτόν με αυτόματο τρόπο ένας σπόρος, ο οποίος βρίσκεται στο κέντρο μάζας του όγκου. Ακολούθως, ο όγκος αυξάνεται στο κατά προσέγγιση σχήμα του μέσω ενός αλγορίθμου, ο οποίος βασίζεται στα Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία. Τέλος, ακολουθείται μία διαδικασία μορφολογικής επεξεργασίας καθώς και μία διαδικασία εγγραφής προκειμένου να εξαχθεί το ακριβές σχήμα του όγκου. Η παρούσα τεχνική εφαρμόστηκε σε 8 σύνολα συνθετικών και πραγματικών MR εικόνων εγκεφάλου με ενθαρρυντικά αποτελέσματα.

Ο H. Kalinić et al [149] υλοποιεί μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης των κατανομών ταχύτητας της αορτικής εκροής (aortic outflow velocity profiles) σε εικόνες υπερήχων Doppler. Η τεχνική περιλαμβάνει: α) έναν νέο αλγόριθμο εγγραφής της εικόνας- πηγής στην εικόνα- αναφοράς, ο οποίος αποτελείται από έναν γεωμετρικό μετασχηματισμό, ένα μέτρο ομοιότητας και έναν αλγόριθμο βελτιστοποίησης, β) μία μέθοδο δημιουργίας ενός στατιστικού άτλαντα, ο οποίος χρησιμοποιείται ως εικόνα- αναφοράς και υπόκειται σε χειροκίνητη κατάτμηση μόνο για μία φορά από έναν ειδικό καρδιολόγο και γ) μία μέθοδο κατάτμησης μέσω άτλαντα. Αρχικά, η προς

κατάτμηση εικόνα- πηγή εγγράφεται στην εικόνα- αναφοράς, έχοντας ως αποτέλεσμα ένα σύνολο παραμέτρων που περιγράφουν τον γεωμετρικό μετασχηματισμό. Στη συνέχεια, η κατάτμηση της κατανομής ταχύτητας της αορτικής εκροής μεταφέρεται από τον άτλαντα στην εικόνα- πηγή. Τέλος, χρησιμοποιώντας το αντίστροφο σύνολο των παραμέτρων, η εικόνα- πηγή μετασχηματίζεται μαζί με την μεταφερόμενη κατάτμηση στην αρχική της μορφή. Η μέθοδος αξιολογήθηκε σε προσομοιωμένες και σε πραγματικές εικόνες υπερήχων Doppler και συγκρίθηκε με την αντίστοιχη χειροκίνητη κατάτμηση τους. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης έδειξαν ότι δεν υπάρχει μεγάλη διαφορά μεταξύ της μεθόδου που προτείνεται και της χειροκίνητης κατάτμησης.

2.3.3 Εφαρμογές για Καρωτιδική Αθηρωμάτωση

Η συγκεκριμένη υποενότητα περιγράφει δύο κατηγορίες αυτόματης κατάτμησης σε εικόνες υπερήχων καρωτιδικής αθηρωμάτωσης: την κατάτμηση του αρτηριακού τοιχώματος και την κατάτμηση της ίδιας της πλάκας.

Κατάτμηση του αρτηριακού τοιχώματος:

Η S. Petroudi et al [150] πραγματοποιεί αυτόματη κατάτμηση του εσωτερικού- μέσου συγκροτήματος (intima- media complex- IMC) του τοιχώματος της κοινής καρωτίδας για την αξιολόγηση του δείκτη IMT (intima media thickness) σε εικόνες B- mode υπερήχων. Η μέθοδος περιλαμβάνει τα εξής στάδια: 1) Αφαίρεση του θορύβου, 2) Αυτόματη κανονικοποίηση της εικόνας μέσω μίας μεθόδου επιπεδοσυνόλων βασισμένης σε περιοχές και 3) Κατάτμηση του IMC μέσω των παραμετρικών ενεργών καμπυλών. Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε φυσιολογικές, ασυμπτωματικές διαμήκεις (longitudinal) εικόνες υπερήχων και συγκρίθηκε με τη χειροκίνητη κατάτμηση τους παρουσιάζοντας μεγάλη ομοιότητα με αυτή.

Ο M.C. Moraes et al [151] αναπτύσσει μία τεχνική κατάτμησης των συνόρων μεταξύ του μέσου και του έξω χιτώνα σε ενδαγγειακές εικόνες υπερήχων (Intravascular Ultrasound- IVUS). Η διαδικασία αποτελείται από το στάδιο της προ- επεξεργασίας, όπου γίνεται κανονικοποίηση της εικόνας, φιλτράρισμα του θορύβου και μεταφορά στο χώρο των πολικών συντεταγμένων, από το στάδιο της κύριας επεξεργασίας που περιλαμβάνει εξαγωγή των χαρακτηριστικών του αγγείου και της πλάκας μέσω του μετασχηματισμού κυματιδίων, βέλτιστη κατωφλίωση μέσω της μεθόδου του Otsu και εύρεση του σχήματος του έξω χιτώνα μέσω της χρήσης μορφολογικής επεξεργασίας. Τέλος, η εικόνα μεταφέρεται ξανά στο καρτεσιανό επίπεδο, όπου εξάγεται η καμπύλη των συνόρων. Η μέθοδος αξιολογήθηκε σε 100 εικόνες IVUS διαφόρων ιδιοτήτων και η αποτελεσματικότητά της συγκρίθηκε με άλλες πρόσφατες μεθόδους. Τα αποτελέσματα της σύγκρισης έδειξαν ότι η τεχνική που προτείνεται παρουσιάζει, σε μικρό βαθμό, χειρότερη

συμπεριφορά από τις μεθόδους με τις οποίες συγκρίνεται. Ωστόσο, η παρούσα μέθοδος είναι περισσότερο απλή υπολογιστικά.

Η S. Petroudi et al [152] υλοποιεί μία μέθοδο αυτόματης κατάτμησης του IMC του τοιχώματος της κοινής καρωτίδας σε εικόνες υπερήχων. Αρχικά, γίνεται αφαίρεση του θορύβου της εικόνας. Στη συνέχεια γίνεται χρήση του μετασχηματισμού Hough για την ανίχνευση του συνόρου μεταξύ του αυλού και του έσω χιτώνα καθώς και κανονικοποίηση της φωτεινότητας της εικόνας. Τέλος, πραγματοποιείται κατάτμηση του IMC μέσω των Μαρκοβιανών Τυχαίων Πεδίων. Σκοπός της κατάτμησης είναι ο χωρισμός της εικόνας σε τρεις κλάσεις: αίμα, IMC και περιοχή του έξω χιτώνα. Η *a priori* πληροφορία που απαιτείται προκειμένου να γίνει αρχικοποίηση των MRF λαμβάνεται αυτόματα μέσω αξιολόγησης των φωτεινότητων της κανονικοποιημένης εικόνας και χρησιμοποίησης της γεωμετρικής πληροφορίας που αποκτάται από τον μετασχηματισμό Hough. Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε φυσιολογικές, ασυμπτωματικές διαμήκεις εικόνες υπερήχων B- mode και αιματικής ροής (PW Doppler) και συγκρίθηκε με την χειροκίνητη κατάτμησή τους, επιδεικνύοντας ενθαρρυντικά αποτελέσματα.

Κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας:

Ο Z. Akkus et al [153] δημιουργεί έναν αλγόριθμο για την αυτόματη κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας χρησιμοποιώντας συνδυαστικά εικόνες υπερήχων B- mode (BMUS) και υπερήχων αυξημένης- αντίθεσης (contrast- enhanced ultrasound- CEUS). Η μέθοδος αποτελείται από τα εξής βήματα:

- Ευέλικτη (non-rigid) εκτίμηση κίνησης, με αποτέλεσμα τη δημιουργία εικόνων «επιτομής» (“epitome”) $\bar{I}_{BMUS}(s)$ και $\bar{I}_{CEUS}(s)$, οι οποίες έχουν βελτιωμένο SNR,
- Αυτόματη ανίχνευση των αγγείων στις εικόνες επιτομής αποτελούμενη από τέσσερα στάδια: α) ανίχνευση του αυλού, β) μορφολογική επεξεργασία, γ) σκανάρισμα της κατανομής των αγγείων και δ) ευρετική ταξινόμηση των υποψήφιων αγγείων σε τέσσερις κατηγορίες (μόνο κοινή καρωτίδα, κοινή καρωτίδα- σφαγίτιδα φλέβα, μόνο κοινή καρωτίδα με διακλάδωση και κοινή καρωτίδα με διακλάδωση- σφαγίτιδα φλέβα) και
- Κατάτμηση των συνόρων του αυλού- έσω χιτώνα μέσω κατάτμησης βασισμένη σε γράφο στις εικόνες επιτομής BMUS και CEUS, κατάτμηση των συνόρων του μέσου- έξω χιτώνα μέσω πολύ- διάστατου δυναμικού προγραμματισμού για την ανίχνευση παράλληλων καμπυλών στην εικόνα επιτομής BMUS και εφαρμογή του Mannheim consensus για την οροθεσία της πλάκας. Το Mannheim consensus καθιέρωσε τα κριτήρια αναγνώρισης της πλάκας: Ως πλάκα ορίζεται μία εστιακή δομή (focal structure) που παρεισδύει μέσα στον αρτηριακό αυλό για τουλάχιστον 0,5mm ή 50% του περιβάλλοντος δείκτη IMT ή παρουσιάζει πάχος μεγαλύτερο από 1,5mm όπως μετρήθηκε από τα σύνορα της διεπιφάνειας μεταξύ του μέσου- έξω χιτώνα έως τα σύνορα της διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού- έσω χιτώνα.

Εφαρμογές Κατάτμησης	Μέθοδοι Κατάτμησης														
	T	R	E	C	Wat	G	MRF	LS	Wav	GA	SP	Sw	CA	A	
Εικόνα Υπερήχων Στήθους				+					+						
Εικόνα Υπερήχων Καρδιακής Αιματικής Ροής														+	
Ραρ Κυτταρική Εικόνα κηλίδων				+							+				
Προστάτη								+							
Ενδαγγειακή Εικόνα Υπερήχων									+						
Εικόνα Μικροσυστοιχιών cDNA													+		
Εικόνα μικρογραφίας φθορισμού πυρήνα				+				+							

Πίνακας 6: Πίνακας σύνοψης των τεχνικών αυτόματης κατάτμησης, οι οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί αποκλειστικά σε περιπτώσεις **καρωτιδικής αθηρωμάτωσης** και έχουν καλά αποτελέσματα. Οι συντομογραφίες που αναγράφονται είναι: T (Κατωφλίωση), G (Γράφος), MRF (Μαρκοβιανά Τυχαία Πεδία), PAC (Παραμετρικές Ενεργές Καμπύλες), LS (Επιτεδοσύνολα), Wav (Κυματίδια).

Εφαρμογές Κατάτμησης	Μέθοδοι Κατάτμησης					
	T	G	MRF	PAC	LS	Wav
Τοίχωμα	+		+	+	+	+
Πλάκα		+		+	+	

Από τον παραπάνω πίνακα φαίνεται ότι οι μέθοδοι με τις περισσότερες εφαρμογές είναι δύο: η συσταδοποίηση και τα επιτεδοσύνολα. Επιπλέον, παρατηρείται ότι τα επιτεδοσύνολα χρησιμοποιούνται στην περίπτωση της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης τόσο για την κατάτμηση του τοιχώματος του αρτηριακού αγγείου, όσο και για την κατάτμηση της ίδιας της πλάκας. Επίσης, τα οφέλη των επιτεδοσυνόλων όπως αναλύθηκαν στον Πίνακα 3 (αυτόματη αλλαγή τοπολογίας, εύκολος υπολογισμός των γεωμετρικών ιδιοτήτων της καμπύλης κ.α.) καθώς και ο μεγάλος αριθμός των διαφορετικών παραλλαγών της τεχνικής αυτής, την καθιστούν κατάλληλη για την κατάτμηση της πλάκας. Επομένως, η μέθοδος που επιλέχθηκε στην παρούσα εργασία προκειμένου να εφαρμοστεί στην αυτόματη ανίχνευση πλάκας, είναι η μέθοδος των επιτεδοσυνόλων.

2.4 ΠΑΡΟΥΣΙΑΣΗ ΤΩΝ ΕΠΙΠΕΔΟΣΥΝΟΛΩΝ

Στην παρούσα ενότητα περιγράφεται η μέθοδος που επιλέχθηκε για την κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας: η μέθοδος των επιπεδοσυνόλων (level sets). Παρακάτω δίνεται μία περιγραφή της κλασσικής μεθόδου των επιπεδοσυνόλων καθώς και των δύο τεχνικών, οι οποίες βασίζονται στην ελαχιστοποίηση ενός ενεργειακού συναρτησιακού και ονομάζονται εξέλιξη του επιπεδοσυνόλου χωρίς επαναρχικοποίηση (Level Set Evolution Without Re- initialization- LSWR) [155] και εξέλιξη του επιπεδοσυνόλου κανονικοποιημένης απόστασης (Distance Regularized Level Set Evolution- DRLSE) [156].

2.4.1 Γενικές Αρχές

Όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 2.2.9, η βασική ιδέα της τεχνικής των επιπεδοσυνόλων είναι η αναπαράσταση μιας καμπύλης ως το μηδενικό επιπεδοσύνολο μιας συνάρτησης μεγαλύτερης διάστασης, η οποία ονομάζεται συνάρτηση επιπεδοσυνόλου ϕ και η περιγραφή της κίνησης της καμπύλης αυτής ως η εξέλιξη της ϕ . Μαθηματικά η καμπύλη C αναπαρίσταται μέσω της εξίσωσης:

$$C(t) = \{(x, y) | \phi(t, x, y) = 0\} \quad (1)$$

Η εξέλιξη της καμπύλης μπορεί να εκφραστεί ως [156]:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \cdot N \quad (2)$$

όπου F είναι η συνάρτηση ταχύτητας που ελέγχει την κίνηση της καμπύλης και N είναι το εσωτερικό κάθετο διάνυσμα της C . Όμως σύμφωνα με την εξίσωση (1), πρέπει να ισχύει:

$$\phi(C(t), t) = 0, \forall t \quad (3)$$

Παραγωγίζοντας την ϕ ως προς τον χρόνο, προκύπτει η εξίσωση:

$$\frac{d\phi(C(t), t)}{dt} = 0 \rightarrow \nabla \phi \cdot \frac{dC}{dt} + \frac{\partial \phi}{\partial t} = 0 \quad (4)$$

Υποθέτοντας ότι η συνάρτηση ϕ παίρνει αρνητικές τιμές στο εσωτερικό της καμπύλης του μηδενικού επιπεδοσυνόλου και θετικές τιμές στο εξωτερικό της, τότε το διάνυσμα N μπορεί να εκφραστεί ως [156]:

$$N = -\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \quad (5)$$

Αντικαθιστώντας την εξίσωση (2) στην (4) και το N από την παραπάνω εξίσωση παίρνουμε:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = -\nabla\phi \cdot F \cdot N \stackrel{(5)}{\Rightarrow} \frac{\partial\phi}{\partial t} = \nabla\phi \cdot F \cdot \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \xrightarrow{\nabla\phi \cdot \nabla\phi = |\nabla\phi|^2} \frac{\partial\phi}{\partial t} = F|\nabla\phi| \quad (6)$$

Η εξίσωση (6) είναι μία μερική διαφορική εξίσωση (PDE), η οποία ονομάζεται εξίσωση εξέλιξης του επιπεδοσυνόλου. Παρατηρείται ότι η παραπάνω PDE έχει αντίθετο πρόσημο από την εξίσωση της ενότητας 2.2.9. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο πρόσημο της ϕ στο εσωτερικό και στο εξωτερικό της, το οποίο αλλάζει το πρόσημο του διανύσματος N .

Στις κλασσικές μεθόδους των επιπεδοσυνόλων, η συνάρτηση ϕ είναι πιθανό να αναπτύξει πολύ οξύ και/ή επίπεδο σχήμα κατά τη διάρκεια της εξέλιξής της, με αποτέλεσμα οι περαιτέρω υπολογισμοί να καθίσταται ανακριβείς. Για να αντιμετωπιστούν αυτά τα προβλήματα πρέπει: α) η ϕ να αρχικοποιηθεί σαν μία προσημασμένη συνάρτηση απόστασης (signed distance function) πριν την αρχή της εξέλιξης και β) να επαναρχικοποιείται σαν προσημασμένη συνάρτηση απόστασης περιοδικά κατά τη διάρκεια της εξέλιξης. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται επαναρχικοποίηση (reinitialization) [155].

Στη βιβλιογραφία έχουν αναπτυχθεί πολλές μέθοδοι για την επαναρχικοποίηση. Η κλασσική μέθοδος έγκειται στην λύση της εξίσωσης επαναρχικοποίησης [155]:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \text{sign}(\phi_0) \cdot (1 - |\nabla\phi|) \quad (7)$$

όπου ϕ_0 είναι η συνάρτηση προς επαναρχικοποίηση και $\text{sign}(\cdot)$ είναι η συνάρτηση προσήμου. Η διαδικασία της επαναρχικοποίησης χρησιμοποιείται ως αντιστάθμιση προκειμένου η εξέλιξη της καμπύλης να είναι ευσταθής και να παράγει επιθυμητά αποτελέσματα. Ωστόσο, η επαναρχικοποίηση είναι πολύ πολύπλοκη, ακριβή υπολογιστικά και έχει πολλές παρενέργειες. Τέλος, δεν είναι ξεκάθαρος ο χρόνος και ο τρόπος επαναρχικοποίησης της ϕ σε προσημασμένη συνάρτηση απόστασης [155].

2.4.2 Μέθοδος Εξέλιξης Επιπεδοσυνόλου Χωρίς Επαναρχικοποίηση (LSWR)

Από την παραπάνω ενότητα φαίνεται η αναγκαιότητα διατήρησης της εξελισσόμενης συνάρτησης επιπεδοσυνόλου σαν μία προσεγγιστική προσημασμένη συνάρτηση απόστασης. Μία προσημασμένη συνάρτηση απόστασης πρέπει να ικανοποιεί τη συνθήκη: $|\nabla\phi| = 1$. Αντιστρόφως, οποιαδήποτε συνάρτηση ϕ , η οποία ικανοποιεί την προηγούμενη συνθήκη, είναι

μία προσημασμένη συνάρτηση απόστασης συν μία σταθερά. Ένα μετρικό που χαρακτηρίζει πόσο κοντά σε μία προσημασμένη συνάρτηση απόστασης είναι η συνάρτηση ϕ , δίνεται από τη σχέση [155]:

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (8)$$

όπου $\Omega \subset \mathbb{R}^2$. Συνεπώς ορίζεται η παρακάτω ενεργειακή συνάρτηση [155]:

$$E(\phi) = \mu P(\phi) + E_m(\phi) \quad (9)$$

όπου η μ είναι μία θετική παράμετρος, η οποία ελέγχει την ποινή απόκλισης της ϕ από τη προσημασμένη συνάρτηση απόστασης και $E_m(\phi)$ είναι η ενέργεια που οδηγεί τη κίνηση του μηδενικού επιτεδοσυνόλου της ϕ . Η εφαρμογή της εξίσωσης (9) στην κατάτμηση εικόνας έχει σαν αποτέλεσμα ο πρώτος όρος της να θεωρείται η εσωτερική και ο δεύτερος η εξωτερική ενέργεια της ϕ . Επιπλέον, κατά την διάρκεια εξέλιξης της ϕ , η καμπύλη του μηδενικού επιτεδοσυνόλου θα μετακινείται μέσω της εξωτερικής ενέργειας $E_m(\phi)$, ενώ παράλληλα λόγω της εσωτερικής ενέργειας $P(\phi)$, η συνάρτηση ϕ θα διατηρείται αυτόματα σαν μία προσεγγιστική προσημασμένη συνάρτηση απόστασης, με αποτέλεσμα να μην είναι απαραίτητη η διαδικασία επαναρχικοποίησης [155].

Έστω μία εικόνα I και g είναι η συνάρτηση ακμών (edge indicator function), η οποία ορίζεται μέσω της σχέσης [155]:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} I|^2} \quad (10)$$

όπου G_{σ} είναι ένας γκαουσιανός πυρήνας τυπικής απόκλισης σ και μεγέθους $3 \cdot \sigma$. Η εξωτερική ενέργεια $E_m(\phi)$ ορίζεται ως [155]:

$$E_m(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy \quad (11)$$

όπου: $\lambda > 0$, ν είναι σταθερές, δ είναι η μονοπαραγοντική συνάρτηση Dirac και H είναι η συνάρτηση Heaviside. Τέλος, ο όρος $L_g(\phi)$ υποδηλώνει το μήκος της καμπύλης του μηδενικού επιτεδοσυνόλου και ο όρος $A_g(\phi)$ εισάγεται για την επιτάχυνση της εξέλιξης της καμπύλης. Σημειώνεται ότι όταν η συνάρτηση g ισούται με 1, ο όρος $A_g(\phi)$ υπολογίζει το εμβαδό της περιοχής στην οποία η συνάρτηση ϕ είναι αρνητική. Τέλος, η σταθερά ν μπορεί να πάρει είτε θετικές είτε αρνητικές τιμές, ανάλογα με την θέση της αρχικής καμπύλης σε σχέση με το αντικείμενο ενδιαφέροντος ($\nu > 0$, για αρχικοποίηση της καμπύλης έξω από το αντικείμενο

ενδιαφέροντος και $\nu < 0$, για αρχικοποίηση της καμπύλης μέσα στο αντικείμενο ενδιαφέροντος) [155].

Σύμφωνα με τον λογισμό μεταβολών, η Gateaux παράγωγος της εξίσωσης (9), $\frac{\partial E}{\partial \phi}$, μπορεί να γραφτεί στη μορφή [155]:

$$\frac{\partial E}{\partial \phi} = -\mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] - \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu g \delta(\phi) \quad (12)$$

όπου Δ είναι ο λαπλασιανός τελεστής. Οπότε η ϕ που ελαχιστοποιεί το παραπάνω συναρτησιακό, ικανοποιεί την εξίσωση Euler-Lagrange $\frac{\partial E}{\partial \phi} = 0$ [155]. Μέσω της μεθόδου steepest descent για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης E , προκύπτει η παρακάτω ροή κλίσης [155]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial \phi} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu g \delta(\phi) \quad (13)$$

Η παραπάνω εξίσωση είναι η εξίσωση εξέλιξης της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου ϕ της μεθόδου LSWR. Ο πρώτος όρος της παραπάνω εξίσωσης μπορεί να μετασχηματιστεί στον όρο: $\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \operatorname{div}(\nabla \phi) - \operatorname{div} \left(\frac{1}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla \phi \right) = \operatorname{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla \phi|} \right) \nabla \phi \right]$, ο οποίος έχει παράγοντα ρυθμού διάχυσης ίσο με $1 - \frac{1}{|\nabla \phi|}$. Εάν $|\nabla \phi| > 1$, τότε ο ρυθμός διάχυσης είναι θετικός με αποτέλεσμα να έχουμε κανονική διάχυση, δηλαδή η ϕ να είναι περισσότερο ομαλή και έτσι ο παράγοντας $|\nabla \phi|$ να μειώνεται. Αντίθετα, εάν $|\nabla \phi| < 1$, τότε παρατηρείται αντίστροφη διάχυση με αποτέλεσμα ο παράγοντας $|\nabla \phi|$ να αυξάνεται [155]. Αυτή η διάχυση ονομάζεται μπρος-πίσω διάχυση (FAB diffusion) [156]. Από την παραπάνω ανάλυση φαίνεται ότι η συνάρτηση ϕ θα είναι πάντοτε μία προσεγγιστική προσημασμένη συνάρτηση απόστασης.

Σε πρακτικό επίπεδο, η συνάρτηση Dirac της εξίσωσης (13) χρησιμοποιείται μέσω της ομαλοποιημένης της μορφής [155]:

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos \left(\frac{\pi x}{\varepsilon} \right) \right], & |x| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (14)$$

Λόγω του όρου διάχυσης που εισάγεται μέσω της εσωτερικής ενέργειας, δεν χρειάζεται η χρήση του πολύπλοκου συστήματος των upwind πεπερασμένων διαφορών που χρησιμοποιείται στην κλασική μέθοδο των επιπεδοσυνόλων. Αντιθέτως, οι παράγωγοι $\frac{\partial \phi}{\partial x}$ και $\frac{\partial \phi}{\partial y}$ προσεγγίζονται από

την κεντρική διαφορά και η $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ από την εμπρός διαφορά. Η προσέγγιση της σχέσης (13) μέσω των παραπάνω διαφορών είναι [155], [156]:

$$\frac{\phi_{i,j}^{k+1} - \phi_{i,j}^k}{\tau} = L(\phi_{i,j}^k) \rightarrow \phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + \tau L(\phi_{i,j}^k), k = 0, 1, \dots, k_{max} \quad (15)$$

όπου k είναι η τρέχουσα επανάληψη, τ το χρονικό βήμα, (i, j) είναι οι συντεταγμένες του κάθε εικονοστοιχείου, L είναι η προσέγγιση του δεξιού όρου της σχέσης (13) και k_{max} είναι ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων, ο οποίος σηματοδοτεί το τέλος της εξέλιξης της καμπύλης. Συνήθως, η τιμή του k_{max} επιλέγεται τέτοια ώστε η καμπύλη να φτάσει στη μόνιμη κατάστασή της. Η επιλογή του χρονικού βήματος τ μπορεί να είναι πολύ μεγαλύτερη από αυτήν της παραδοσιακής μεθόδου των επιτεδοσυνόλων, με αποτέλεσμα ο αριθμός των επαναλήψεων να μικραίνει σημαντικά. Επιπλέον, το χρονικό βήμα τ και η σταθερά μ πρέπει να ικανοποιούν την σχέση [155]:

$$\tau \cdot \mu < \frac{1}{4} \quad (16)$$

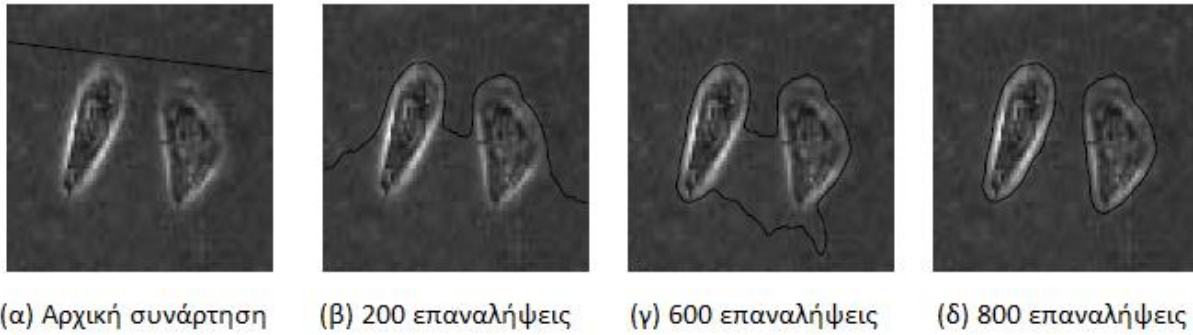
προκειμένου η εξέλιξη της ϕ να διατηρείται ευσταθής. Τέλος, ένα μεγάλο χρονικό βήμα έχει σαν αποτέλεσμα την επιτάχυνση της εξέλιξης της καμπύλης, ωστόσο μπορεί να δημιουργηθεί σφάλμα στην τοποθεσία των συνόρων. Οπότε, συνήθως πρέπει να ισχύει ότι $\tau \leq 10.0$ για τις περισσότερες εικόνες [155].

Τέλος, η αρχικοποίηση της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου ορίζεται μέσω της σχέσης [155]:

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho, & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0, & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho, & \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (17)$$

όπου $\rho > 2\varepsilon$ είναι μία σταθερά, ε είναι το πλάτος της ομαλοποιημένης συνάρτησης Dirac, Ω_0 είναι ένα υποσύνολο του πεδίου ορισμού της εικόνας Ω και $\partial\Omega_0$ είναι το σύνορο του Ω_0 . Παρατηρείται ότι η ϕ δεν είναι απαραίτητο να αρχικοποιηθεί σαν μία προσημασμένη συνάρτηση επιτεδοσυνόλου και υπολογίζεται από μία αυθαίρετη περιοχή Ω_0 του πεδίου ορισμού της εικόνας Ω και όχι από την καμπύλη όπως συμβαίνει στις προσημασμένες συναρτήσεις απόστασης. Αυτός ο τρόπος αρχικοποίησης είναι υπολογιστικά αποδοτικός και ευέλικτος [155].

Μία εφαρμογή της μεθόδου σε εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας (microscope cell image) φαίνεται στην Εικόνα 25:



Εικόνα 25: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου LSWR σε εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας. Οι τιμές των παραμέτρων είναι $\lambda=5.0$, $\mu=0.04$, $\nu=1.5$ και $\tau=5.0$ [155].

Στην Εικόνα 25 φαίνεται η ευρωστία της μεθόδου σε περιπτώσεις αντικειμένων με δυσδιάκριτα σύνορα. Η περιοχή Ω_0 για τον υπολογισμό της ϕ_0 ορίζεται ως το κάτω μέρος της μαύρης ευθείας γραμμής. Παρατηρείται ότι η γραμμή αυτή εξελίχθηκε ευσταθώς και ανίχνευσε αρκετά καλά τα σύνορα των κυττάρων. Τέλος, η μέθοδος εφαρμόστηκε και σε εικόνα υπερήχων εγκάρσιας τομής της καρωτιδικής αρτηρίας με πολύ καλά αποτελέσματα [155].

2.4.3 Μέθοδος Εξέλιξης Επιπεδοσυνόλου Κανονικοποιημένης Απόστασης (DRLSE)

Η εξίσωση (8) μπορεί σε μερικές περιπτώσεις να επηρεάσει την αριθμητική ακρίβεια της μεθόδου LSWR. Για αυτό το λόγο, ο C. Li et al [156] παρουσιάζει μια πιο γενική μέθοδο επιπεδοσυνόλων, η οποία βασίζεται σε έναν όρο κανονικοποίησης απόστασης (distance regularization term). Ο όρος αυτός ορίζεται μέσω μίας συνάρτησης δυναμικού (potential function), η οποία διατηρεί ένα προφίλ προσημασμένης απόστασης κοντά στο μηδενικό επιπεδοσύνολο της ϕ . Η κανονικοποίηση της απόστασης έχει σαν αποτέλεσμα: α) να μην είναι απαραίτητη η επαναρχικοποίηση της ϕ και β) να μην υπάρχει η παρενέργεια που εισάγεται από την εξίσωση (8).

Για τον ορισμό της ολικής ενέργειας της παρούσας μεθόδου, αντικαθίσταται ο όρος $P(\phi)$ της εξίσωσης (9) με τον όρο κανονικοποίησης απόστασης [156]:

$$E(\phi) = \mu R_p(\phi) + E_{ext}(\phi) \quad (18)$$

όπου $R_p(\phi)$ είναι ο όρος κανονικοποίησης απόστασης και ορίζεται μέσω της σχέσης [156]:

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla\phi|) dx dy \quad (19)$$

όπου p είναι η συνάρτηση δυναμικού. Προκειμένου να διατηρηθεί η ιδιότητα της προσημασμένης απόστασης, πρέπει να ισχύει ότι $\nabla\phi = 1$. Το γεγονός αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας μία συνάρτηση δυναμικού $p(s)$ με ελάχιστο στο $s = 1$. Παρατηρείται ότι εάν οριστεί η συνάρτηση δυναμικού μέσω της σχέσης: $p_{single}(s) = p_1(s) = \frac{1}{2}(s - 1)^2$, η οποία έχει ένα μόνο ελάχιστο στο $s = 1$, τότε ο όρος κανονικοποίησης απόστασης $R_p(\phi)$ θα ισούται με τον $P(\phi)$ της εξίσωσης (8). Ωστόσο, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, η χρήση της συγκεκριμένης συνάρτησης δυναμικού οδηγεί σε κάποια μη επιθυμητά φαινόμενα, τα οποία για να αποφευχθούν είναι απαραίτητη η χρήση μίας άλλης συνάρτησης δυναμικού, η οποία θα διατηρεί την ιδιότητα της προσημασμένης απόστασης μόνο κοντά στην περιοχή του μηδενικού επιτεδοσύνολου, ενώ παράλληλα θα διατηρεί την ϕ σταθερή ($\nabla\phi = 0$) μακριά από το μηδενικό επιτεδοσύνολο. Συμπερασματικά, πρέπει να οριστεί μία συνάρτηση $p(s)$, η οποία να έχει δύο ελάχιστα στα σημεία $s = 1$ και $s = 0$ και ονομάζεται συνάρτηση δυναμικού διπλού πηγαδιού (double- well potential) $p_{double}(s)$ [156].

Σύμφωνα με τον λογισμό μεταβολών, η Gateaux παράγωγος της εξίσωσης (18) ορίζεται μέσω της σχέσης [156]: $\frac{\partial E}{\partial \phi} = \mu \frac{\partial R_p(\phi)}{\partial \phi} + \frac{\partial E_{ext}(\phi)}{\partial \phi}$. Ο πρώτος όρος της σχέσης αυτής ισούται με [156]:

$$\frac{\partial R_p}{\partial \phi} = -\operatorname{div}(d_p(|\nabla\phi|)\nabla\phi) \quad (20)$$

όπου $d_p(s) \triangleq \frac{p'(s)}{s}$. Οπότε η ροή κλίσης της ενέργειας $E(\phi)$ ισούται με [156]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial \phi} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla\phi|)\nabla\phi) - \frac{\partial E_{ext}}{\partial \phi} \quad (21)$$

Ο πρώτος όρος της παραπάνω εξίσωσης έχει ρυθμό διάχυσης ίσο με $D = \mu d_p(|\nabla\phi|)$ (αν περαστεί η σταθερά μ μέσα στην div) και ακολουθεί τις ίδιες αρχές με την μπρος-πίσω διάχυση που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα. Αν χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση δυναμικού $p_{single}(s)$, δηλαδή στην περίπτωση της LSWR, ο ρυθμός διάχυσης είναι ίσος με $D_{single} = \mu(1 - \frac{1}{|\nabla\phi|})$ για τον οποίο ισχύει: $\lim_{|\nabla\phi| \rightarrow 0} D_{single} = -\infty$, το οποίο προκαλεί μη- επιθυμητά φαινόμενα στην ϕ και αποφεύγεται μέσω της χρήσης της συνάρτησης δυναμικού $p_{double}(s)$ [156].

Η συνάρτηση δυναμικού διπλού πηγαδιού που προτείνεται στο [156] δίνεται από τη σχέση:

$$p_{double}(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)), & s < 1 \\ \frac{1}{2} (s - 1)^2, & s \geq 1 \end{cases} \quad (22)$$

Από την παραπάνω εξίσωση φαίνεται ότι $|d_{p_{double}}(s)| < 1, \forall s \in (0, \infty)$ και στο όριο ισχύει ότι: $\lim_{s \rightarrow 0} [d_{p_{double}}(s)] = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\sin(2\pi s)}{2\pi s} = 1$ και $\lim_{s \rightarrow \infty} [d_{p_{double}}(s)] = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{s-1}{s} = 1$, άρα ισχύει ότι $\mu d_{p_{double}}(|\nabla \phi|) \leq \mu$. Η τελευταία σχέση επιβεβαιώνει ότι ο ρυθμός διάχυσης D_{double} είναι άνω φραγμένος. Τέλος, για την μπρος-πίσω διάχυση του πρώτου όρου της εξίσωσης (21) όταν χρησιμοποιείται συνάρτηση δυναμικού διπλού πηγαδιού ισχύουν τα παρακάτω: α) όταν $|\nabla \phi| > 1 \rightarrow \mu d_p(|\nabla \phi|) > 0 \rightarrow |\nabla \phi|$ μειώνεται, β) όταν $\frac{1}{2} < |\nabla \phi| < 1 \rightarrow \mu d_p(|\nabla \phi|) < 0 \rightarrow |\nabla \phi|$ αυξάνεται και γ) όταν $|\nabla \phi| < \frac{1}{2} \rightarrow \mu d_p(|\nabla \phi|) > 0 \rightarrow |\nabla \phi|$ μειώνεται. Ο φραγμένος ρυθμός διάχυσης, αλλά και η μείωση του $|\nabla \phi|$ όταν το μέτρο της κλίσης της ϕ είναι μικρότερο από $\frac{1}{2}$ είναι οι δύο σημαντικότερες διαφορές των p_{single} και p_{double} .

Η αρχικοποίηση της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου της συγκεκριμένης μεθόδου ορίζεται ως [156]:

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -c_0, & (x, y) \in R_0 \\ c_0, & \text{αλλού} \end{cases} \quad (23)$$

όπου $c_0 \geq 1$ είναι μία σταθερά και R_0 είναι μία περιοχή του πεδίου ορισμού της εικόνας Ω . Το πλεονέκτημα της p_{double} έναντι της p_{single} φαίνεται από την χρησιμοποίηση της παραπάνω συνάρτησης ϕ_0 ως αρχικής:

- Για την p_{single} ισχύουν τα εξής: η $|\nabla \phi|$ στο εσωτερικό των δύο περιοχών ($\phi_0 = c_0$ και $\phi_0 = -c_0$) είναι μηδέν, με αποτέλεσμα η μπρος-πίσω διάχυση να αυξάνει σημαντικά το $|\nabla \phi|$ με μεγάλο ρυθμό. Η δραστική αυτή αύξηση έχει σαν συνέπεια να παρατηρείται ταλάντωση στη ϕ , η οποία παραμορφώνει ελαφρώς την καμπύλη του μηδενικού επιπεδοσυνόλου.
- Για την p_{double} ισχύουν τα εξής: στο εσωτερικό των δύο περιοχών της ϕ_0 , όπου $|\nabla \phi| = 0$, ο ρυθμός διάχυσης είναι μεγαλύτερος- ίσος από το μηδέν με αποτέλεσμα η διάχυση να μειώνει το $|\nabla \phi|$. Συνέπεια αυτού είναι η ϕ να παραμένει επίπεδη- ομαλή και να μην παρουσιάζει ταλαντώσεις.

Εφαρμόζοντας την παραπάνω μεθοδολογία στην κατάτμηση εικόνας προκύπτουν οι παρακάτω σχέσεις [156]:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx dy + \lambda \int_{\Omega} g\delta(\phi)|\nabla \phi| dx dy + \alpha \int_{\Omega} gH(-\phi) dx dy \quad (24)$$

όπου ο δεύτερος και ο τρίτος όρος είναι οι όροι $L_g(\phi)$ και $A_g(\phi)$ αντίστοιχα, όπως περιγράφονται στην εξίσωση (11) και οι σταθερές λ, α είναι ίδιες με τις λ, ν της εξίσωσης αυτής. Η ενεργειακή συνάρτηση της παραπάνω εξίσωσης ελαχιστοποιείται λύνοντας την παρακάτω ροή κλίσης [156]:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial \phi} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \phi|)\nabla \phi) + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + \alpha g\delta(\phi) \quad (25)$$

Η παραπάνω εξίσωση είναι η εξίσωση εξέλιξης της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου ϕ της μεθόδου DRLSE. Όπως και στην προηγούμενη ενότητα, χρησιμοποιείται η ομαλοποιημένη μορφή της συνάρτησης Dirac σύμφωνα με την εξίσωση (14) και η συνάρτηση g είναι η συνάρτηση ακμών της εξίσωσης (10). Τέλος, χρησιμοποιείται η μέθοδος των πεπερασμένων διαφορών με τον ίδιο τρόπο, όπως στην εξίσωση (15).

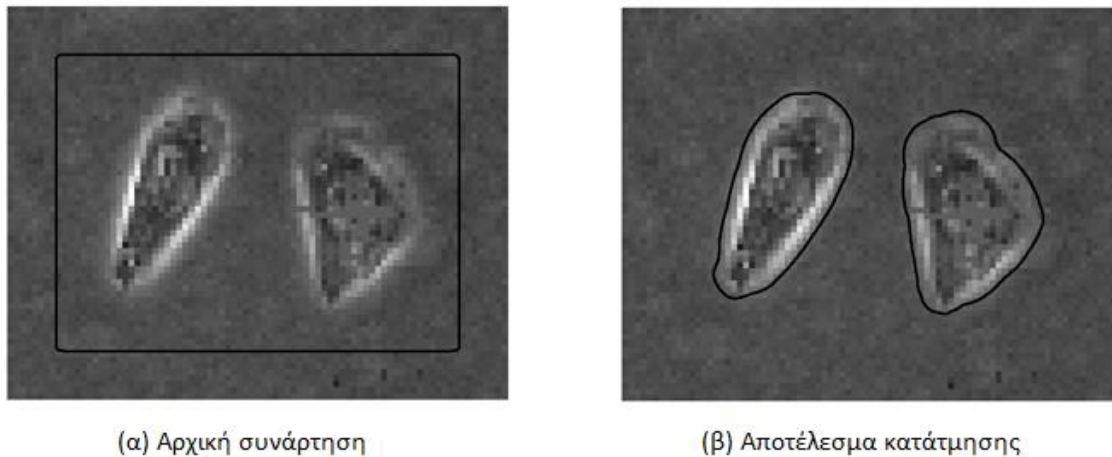
Για τις παραμέτρους πρέπει να ισχύουν οι παρακάτω κανόνες [156]:

- Οι παράμετροι μ και τ πρέπει να ικανοποιούν τη σχέση: $\mu \cdot \tau < \frac{1}{4}$
- $\tau > 1$, εφόσον η παρούσα μέθοδος επιτρέπει μεγάλα χρονικά βήματα
- $c_0 \geq 1$
- Για εικόνες με δυσδιάκριτα σύνορα μεταξύ των αντικειμένων, η παράμετρος α της εξίσωσης (25) πρέπει να έχει σχετικά χαμηλή τιμή προκειμένου να αποφευχθούν φαινόμενα διαρροής στα σύνορα.

Η παράμετρος α , όταν είναι διάφορη του μηδενός, προσφέρει μία πρόσθετη εξωτερική δύναμη στην κίνηση της καμπύλης. Ωστόσο, η τελική καμπύλη μπορεί ελαφρώς να παρεκκλίνει από τα πραγματικά σύνορα του αντικειμένου λόγω του φαινομένου συρρίκνωσης ή επέκτασης που εισάγεται από τον όρο $A_g(\phi)$. Προκειμένου να αποφευχθεί το παραπάνω φαινόμενο, πρέπει να πραγματοποιηθεί εξευγενισμός της τελικής καμπύλης μέσω της περαιτέρω εξέλιξής της για λίγες επαναλήψεις με την παράμετρο $\alpha = 0$ [156].

Η μέθοδος DRLSE εφαρμόστηκε σε πολλές εικόνες, μη-ιατρικές και ιατρικές και συγκρίθηκε με την μέθοδο των γεωδαιτικών επιπεδοσυνόλων. Από τα πειράματα φάνηκε ότι η παρούσα τεχνική δεν είναι ευαίσθητη στην επιλογή των παραμέτρων λ και μ [156].

Η ευρωστία της μεθόδου σε εικόνες με δυσδιάκριτα σύνορα φαίνεται στην Εικόνα 26 (εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας (microscope cell image)):



Εικόνα 26: Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου DRLSE σε εικόνα κυττάρων μικροσκοπίας. Οι τιμές των παραμέτρων είναι $\lambda=5.0$, $\mu=0.04$, $\alpha=1.5$ και $\tau=5.0$ [156].

2.5 ΥΒΡΙΔΙΚΟ MEDIAN ΦΙΛΤΡΟ ΑΦΑΙΡΕΣΗΣ SPECKLE ΘΟΡΥΒΟΥ

Ο θόρυβος speckle είναι ένα είδος κοκκώδους (granular) θορύβου που υποβαθμίζει την ποιότητα των εικόνων υπερήχων και δημιουργείται κυρίως λόγω της συμβολής του κύματος επιστροφής στον μετατροπέα. Πιο συγκεκριμένα, λόγω της πεπερασμένης ανάλυσης, λαμβάνονται σε κάθε χρονική στιγμή σήματα από μία κατανομή σκεδαστών στο εσωτερικό του κυττάρου ανάλυσης (resolution cell). Το κύτταρο ανάλυσης έχει την ιδιότητα να καθιστά αδύνατη την διάκριση δύο στόχων, οι οποίοι βρίσκονται μέσα στο εσωτερικό του. Συνέπεια των παραπάνω είναι τα σκεδασμένα σήματα να προστίθενται ανάλογα με τις σχετικές φάσεις της κάθε σκεδασμένης κυματομορφής (ενισχυτική ή αποσβεστική συμβολή). Το αποτέλεσμα αυτών των προτύπων ενισχυτικής- αποσβεστικής συμβολής είναι η δημιουργία speckle θορύβου, ο οποίος εμφανίζεται στην εικόνα σαν φωτεινές- σκοτεινές κουκίδες [157], [158].

Ο speckle θόρυβος ανήκει στα πολλαπλασιαστικά είδη θορύβου και το μοντέλο του δίνεται μέσω της σχέσης [159]: $f_{i,j} = g_{i,j}u_{i,j} + \alpha_{i,j}$, όπου $f_{i,j}$ είναι το θορυβώδες εικονοστοιχείο, $g_{i,j}$ είναι το χωρίς θόρυβο εικονοστοιχείο, $u_{i,j}$, $\alpha_{i,j}$ είναι ο πολλαπλασιαστικός και ο προσθετικός θόρυβος και (i,j) είναι οι χωρικές συντεταγμένες. Επειδή η επιρροή του προσθετικού θορύβου είναι πολύ μικρή σε σχέση με αυτήν του πολλαπλασιαστικού, το μοντέλο απλοποιείται στην εξής σχέση [159]:

$$f_{i,j} = g_{i,j}u_{i,j} \quad (26)$$

Για να ενταχθεί το ανιχνευμένο σήμα ηχούς στο διάστημα απεικόνισης, υπόκειται σε λογαριθμική συμπίεση. Η τεχνική αυτή επηρεάζει τα στατιστικά του speckle θορύβου και τον κάνει να μοιάζει με λευκό γκαουσσσιανό θόρυβο, μετατρέποντάς τον από πολλαπλασιαστικό σε προσθετικό θόρυβο [159]:

$$\log f_{i,j} = \log g_{i,j} + \log u_{i,j} \rightarrow x_{i,j} = y_{i,j} + n_{i,j} \quad (27)$$

Τα προσαρμοστικά φίλτρα μειώνουν τον speckle θόρυβο, ενώ παράλληλα διατηρούν τις ακμές των αντικειμένων. Επιπλέον, τα συγκεκριμένα φίλτρα τροποποιούν την εικόνα βασιζόμενα στην στατιστική που εξάγεται από το τοπικό περιβάλλον του κάθε εικονοστοιχείου. Στην κατηγορία αυτή ανήκει και το median φίλτρο, το οποίο είναι μία μη- γραμμική μέθοδος φιλτραρίσματος. Για τον υπολογισμό του διάμεσου είναι απαραίτητη η ταξινόμηση όλων των τιμών των εικονοστοιχείων της τοπική γειτονιάς σε αριθμητική σειρά και στη συνέχεια η αντικατάσταση του κεντρικού εικονοστοιχείου με την τιμή του μεσαίου εικονοστοιχείου της ταξινόμησης. Τέλος, το median φίλτρο είναι σχετικά αργό, αλλά δεν θολώνει τις ακμές των αντικειμένων [159].

Το υβριδικό median φίλτρο είναι μία τροποποίηση του median φίλτρου. Η διαδικασία φιλτραρίσματος αποτελείται από τα εξής βήματα [159]:

1. Σε μία 5x5 γειτονιά εικονοστοιχείων της εικόνας υπολογίζεται ο μέσος MR που αποτελείται από τα εικονοστοιχεία που σχηματίζουν μεταξύ τους γωνία 90 μοιρών (οριζόντια, κάθετα) και το κεντρικό εικονοστοιχείο C
2. Σε μία 5x5 γειτονιά εικονοστοιχείων της εικόνας υπολογίζεται ο μέσος MD που αποτελείται από τα εικονοστοιχεία που σχηματίζουν μεταξύ τους γωνία 45 μοιρών (διαγώνια) και το κεντρικό εικονοστοιχείο C
3. Τέλος, υπολογίζεται ο μέσος των MR, MD και C, ο οποίος αντικαθιστά το κεντρικό εικονοστοιχείο.

Η δομή της 5x5 γειτονιάς φαίνεται στην Εικόνα 27:

D		N		D
	D	N	D	
N	N	C	N	N
	D	N	D	
D		N		D

C: κεντρικό εικονοστοιχείο
N: γείτονες 90 μοιρών
D: γείτονες 45 μοιρών

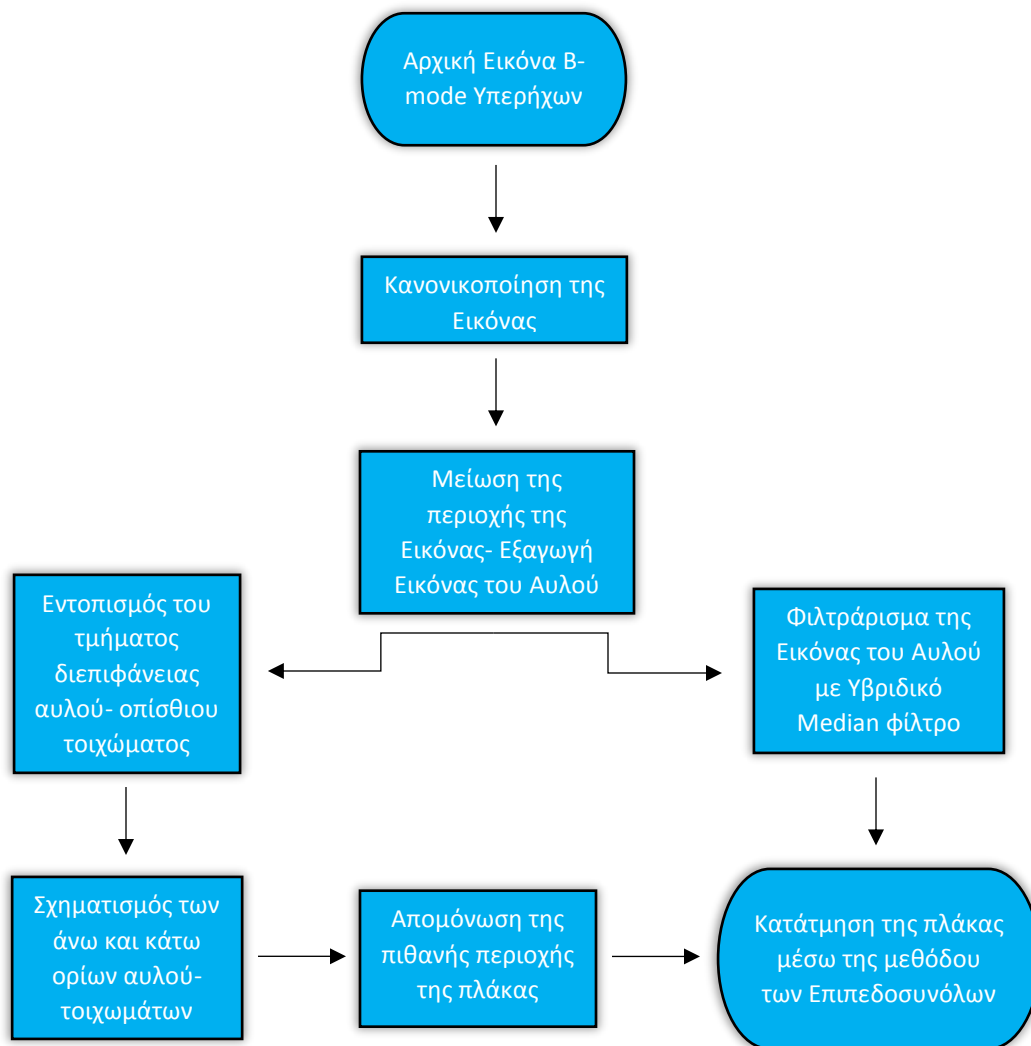
Εικόνα 27: Δομή της 5x5 γειτονιάς του υβριδικού median φίλτρου.

Επισημαίνεται ότι η παραπάνω διαδικασία δεν είναι τόσο χρονοβόρα σε σχέση με το απλό median φίλτρο, επειδή χρησιμοποιούνται στο σύνολο 9 εικονοστοιχεία για τον υπολογισμό των μέσω MR και MD και μόνο 3 τιμές συγκρίνονται τελικά για τον υπολογισμό του μέσου. Άρα με την υπόθεση της αθροιστικής λογικής, το υβριδικό median φίλτρο συγκρίνει $9+9+3=21$ τιμές, ενώ το απλό median φίλτρο $5 \times 5=25$ τιμές. Τέλος, το υβριδικό median φίλτρο δεν έχει την τάση να εξαλείφει γραμμές, οι οποίες είναι πιο στενές από το μισό πλάτος της γειτονιάς καθώς και δεν στρογγυλεύει τις γωνίες σε σχέση με το απλό median φίλτρο [159].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΤΗΣ ΑΘΗΡΩΜΑΤΙΚΗΣ ΠΛΑΚΑΣ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται ένας αυτοματοποιημένος αλγόριθμος για την κατάτμηση της αθηρωματικής πλάκας σε εικόνες υπερήχων B- mode, ο οποίος βασίζεται στην εργασία του L. Christodoulou et al [154], η μεθοδολογία του οποίου περιγράφηκε στην ενότητα 2.3.3. Η δομή του αλγορίθμου αυτού φαίνεται στο παρακάτω διάγραμμα ροής:



Εικόνα 28: Διάγραμμα ροής της προτεινόμενης μεθοδολογίας αυτόματης κατάτμησης της αθηρωματικής πλάκας.

Ο αλγόριθμος ξεκινά διαβάζοντας την Εικόνα B- mode υπερήχων και την κανονικοποιεί στο επιθυμητό διάστημα φωτεινότητας. Στη συνέχεια απομονώνεται αυτόματα η περιοχή της εικόνας όπου υπάρχει χρήσιμη πληροφορία, δηλαδή η περιοχή του αυλού. Ακολουθεί ο εντοπισμός της θέσης του αυλού στην εικόνα καθώς και η εξαγωγή των ορίων του αυλού-τοιχωμάτων. Επιπλέον, υλοποιείται μία μέθοδος, η οποία απομονώνει αυτόματα την περιοχή στην οποία είναι πιθανή η ύπαρξη της πλάκας. Η περιοχή αυτή χρησιμεύει για την αρχικοποίηση της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου. Τέλος, γίνεται μείωση του speckle θορύβου της εικόνας του αυλού μέσω ενός υβριδικού median φίλτρου και εκτελείται η κατάτμηση της εικόνας μέσω της τεχνικής των επιπεδοσυνόλων.

Τα απεικονιστικά δεδομένα, στα οποία εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος, αποτελούνται από:

- Έξι (6) Συνθετικές Εικόνες, στις οποίες εφαρμόστηκαν οι δύο τεχνικές των επιπεδοσυνόλων που περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο
- Δύο (2) σύνολα πραγματικών δεδομένων στα οποία εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος στο σύνολό του:

Το πρώτο σύνολο αποτελείται από ασθενείς που παρακολουθούνταν στο Αγγειοχειρουργικό τμήμα του Γενικού Νοσοκομείου Αθηνών «Κοργιαλένειο- Μπενάκειο Ε.Ε.Σ», οι οποίοι υποβλήθηκαν σε εξέταση B- mode υπερηχοτομογραφίας και ελαστογραφίας στο αγγειολογικό διαγνωστικό εργαστήριο «Ευρωιατρική Ψυχικού». Το σύνολο αυτό, το οποίο αριθμεί 18 ασθενείς (15 άντρες, 3 γυναίκες), με ηλικίες από 56 έως 86 έτη, μέσο όρο ηλικίας τα 71 έτη και τυπική απόκλιση 9 έτη, υποβλήθηκε σε τουλάχιστον μια εξέταση υπερηχογραφήματος B-mode στην περιοχή της καρωτίδας. Οι εξετάσεις πραγματοποιήθηκαν κατά τα έτη 2014 και 2015. Οι ασθενείς είχαν βαθμό στένωσης καρωτίδας από 62.5% έως 97%, με μέσο όρο στένωσης 78% και τυπική απόκλιση 10%. Όσον αφορά την εμφάνιση συμπτωμάτων, 10 ασθενείς δεν είχαν παρουσιάσει συμπτώματα που σχετίζονται με την αθηρωμάτωση, ενώ 8 είχαν παρουσιάσει. Συνολικό το πρώτο σύνολο αποτελείται από 24 εικόνες B- mode υπερήχων.

Το δεύτερο σύνολο αποτελείται από ασθενείς που περιλαμβάνονται στην βάση δεδομένων του έργου με κωδικό 09ΣΥΝ-12-1054 και τίτλο «Η αθηρωματική πλάκα στην καρωτίδα: μία πολυ-επιστημονική προσέγγιση με στόχο τη βέλτιστη διαχείριση συμπτωματικών και ασυμπτωματικών ασθενών», υπαγόμενο στα επιχειρησιακά προγράμματα «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ & ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ», ΕΣΠΑ 2007-2013 [160]. Το σύνολο αριθμεί 82 ασθενείς (61 άντρες, 21 γυναίκες) με ηλικίες από 46 έως 88 έτη, με μέσο όρο ηλικίας τα 73 έτη και τυπική απόκλιση 9 έτη. Κάθε ασθενής υποβλήθηκε σε τουλάχιστον μια εξέταση υπερηχογραφήματος B- mode στην περιοχή της καρωτίδας. Οι εξετάσεις πραγματοποιήθηκαν στο αγγειοχειρουργικό τμήμα του Πανεπιστημιακού Γενικού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ» κατά τα έτη 2012 - 2015. Οι ασθενείς είχαν βαθμό στένωσης μεταξύ 20- 99%, με μέσο όρο στένωσης 72% και τυπική απόκλιση 20%. Όσον αφορά την εμφάνιση συμπτωμάτων 59 ασθενείς δεν είχαν παρουσιάσει συμπτώματα

που σχετίζονται με την αθηρωμάτωση, ενώ 21 είχαν παρουσιάσει. Τέλος 70 ασθενείς υποβλήθηκαν σε επέμβαση αποκατάστασης της καρωτίδας, ενώ 12 δεν υποβλήθηκαν. Το δεύτερο σύνολο αποτελείται από 96 βίντεο B- mode υπερήχων.

Το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων περιέχει έγχρωμες εικόνες υπερήχων B- mode, οι οποίες αποτελούνται από την κανονική εικόνα και την αντίστοιχη ελαστογραφία της. Το δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων περιέχει έγχρωμα βίντεο υπερήχων των καρωτιδικών αρτηριών. Όλα τα δεδομένα είναι αποθηκευμένα σύμφωνα με το πρότυπο DICOM. Επειδή ο αλγόριθμος λειτουργεί πάνω σε εικόνες, απομονώνεται το πρώτο πλαίσιο (frame) από τα βίντεο του δεύτερου συνόλου δεδομένων.

Τέλος, επισημαίνεται ότι οι εικόνες που ακολουθούν και επεξηγούν τα διάφορα στάδια του αλγορίθμου, ανήκουν στο περιστατικό case40 του πρώτου συνόλου δεδομένων, εκτός αν διευκρινίζεται διαφορετικά.

3.2 ΚΑΝΟΝΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

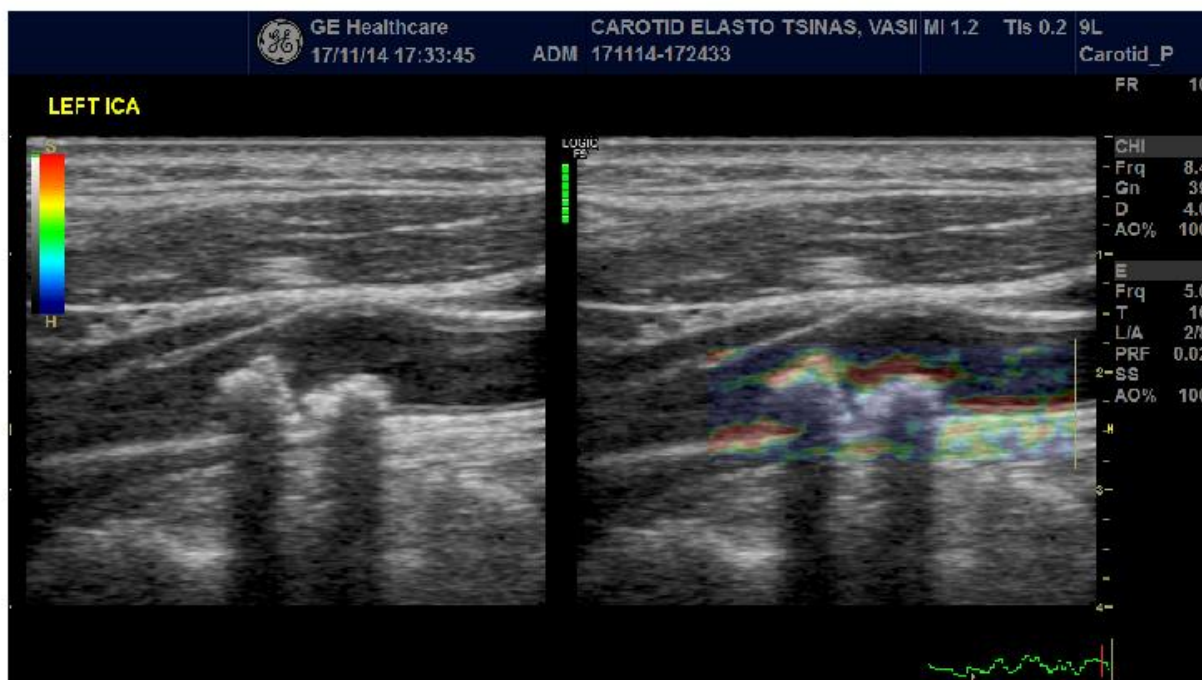
Απαραίτητο βήμα πριν την περαιτέρω ανάλυση της εικόνας είναι η κανονικοποίησή της στο κατάλληλο διάστημα φωτεινότητας [154]. Η διαδικασία αυτή γίνεται προκειμένου να ελαχιστοποιηθεί η μεταβλητότητα που εισάγεται από διαφορετικούς εξοπλισμούς, χειριστές και ρυθμίσεις κέρδους, διευκολύνοντας έτσι τη συγκρισιμότητα των ιστών. Τέλος, είναι ευρέως αποδεκτό ότι οι εικόνες υπερήχων που έχουν τους δείκτες GSM (μέσος γκρίζας- κλίμακας) για το αίμα και το εξωτερικό στρώμα μεταξύ [0 5] και [180 190] αντίστοιχα, θεωρούνται κανονικοποιημένες και δεν χρειάζεται περαιτέρω επεξεργασία [161], [162].

Η διαδικασία κανονικοποίησης αποτελείται από τα εξής βήματα¹:

1. Μετατροπή της έγχρωμης εικόνας σε εικόνα γκρίζας φωτεινότητας
2. Προσαρμογή των φωτεινότητων της γκρίζας εικόνας από το διάστημα [GSM_{blood} $GSM_{adventitia}$] στο διάστημα [0 190].

Η αρχική εικόνα φαίνεται στην Εικόνα 29. Η γκρίζα και η κανονικοποιημένη εικόνα φαίνονται στην Εικόνα 30.

¹ Επειδή οι αρχικές εικόνες του πρώτου συνόλου δεδομένων περιέχουν και την ελαστογραφία της εικόνας, πριν την κανονικοποίηση πραγματοποιείται απομόνωση της γκρίζας εικόνας στο 46% του μήκους της (στήλες) προκειμένου να απομονωθεί μόνο η εικόνα των υπερήχων.



Εικόνα 29: Αρχική έγχρωμη εικόνα B- mode υπερήχων.



(α) Γκρίζα Εικόνα



(β) Κανονικοποιημένη Εικόνα

Εικόνα 30: Αναπαράσταση της γκρίζας εικόνας φωτεινότητας και της κανονικοποιημένης εικόνας. Παρατηρείται ότι η κανονικοποιημένη εικόνα είναι λιγότερο φωτεινή, αφού ο δείκτης GSM του εξωτερικού στρώματος μειώθηκε από 200 στο 190.

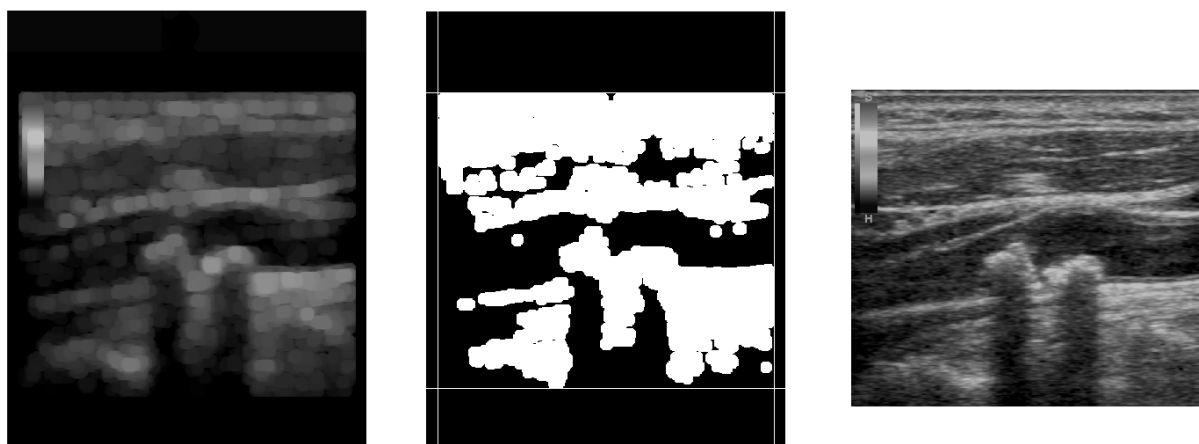
3.3 ΜΕΙΩΣΗ ΤΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ- ΕΞΑΓΩΓΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΤΟΥ ΑΥΛΟΥ

Στην παρούσα ενότητα απομονώνεται αυτόματα μία ορθογώνια περιοχή, η οποία περιέχει τον αυλό. Προς τούτο, ορίζονται τέσσερα σημεία στην εικόνα εισόδου (κανονικοποιημένη εικόνα), προκειμένου να οροθετηθεί η περιοχή για περαιτέρω επεξεργασία [161]. Η διαδικασία που ακολουθείται αποτελείται από τρία βήματα [161]:

- Μορφολογικό άνοιγμα της εικόνας εισόδου χρησιμοποιώντας ως δομικό στοιχείο ένα δίσκο ακτίνας 10, προκειμένου να αφαιρεθούν οι μικρές δομές όπως τα γράμματα
- Κατωφλίωση της μορφολογικής εικόνας για να αφαιρεθεί μία ομοιογενής περιοχή χαμηλής φωτεινότητας, η οποία συνήθως βρίσκεται γύρω από την εικόνα υπερήχων. Στον αλγόριθμο χρησιμοποιήθηκε η αυτόματη μέθοδος του Otsu
- Ορισμός των πρώτων και τελευταίων μη- μηδενικών γραμμών και στηλών από την δυαδική εικόνα. Αυτές οι δύο γραμμές και στήλες χρησιμοποιούνται για τον καθορισμό τεσσάρων σημείων ελέγχου $N_i, i = \{1, \dots, 4\}$, μέσω των οποίων κατασκευάζεται η ζητούμενη ορθογώνια περιοχή.

Τέλος, οι συντεταγμένες της περιοχής αυτής χρησιμοποιούνται για να απομονωθεί η περιοχή του αυλού στην κανονικοποιημένη εικόνα.

Η παραπάνω διαδικασία φαίνεται στην Εικόνα 31:



(α) Εικόνα έπειτα από το μορφολογικό άνοιγμα

(β) Εικόνα μετά την κατωφλίωση με επισημασμένη τη ζητούμενη ορθογώνια περιοχή

(γ) Τελική Εικόνα του αυλού

Εικόνα 31: Αυτόματη απομόνωση της περιοχής της εικόνας που περιέχει τον αυλό. Στην πρώτη εικόνα χρησιμοποιήθηκε ως δομικό στοιχείο για το μορφολογικό άνοιγμα δίσκος ακτίνας 10. Στη δεύτερη εικόνα φαίνονται οι τέσσερις γραμμές που οροθετούν τη ζητούμενη περιοχή ενδιαφέροντος. Η τρίτη εικόνα αναπαριστά τη ζητούμενη περιοχή, η οποία είναι διάστασης 485x552 σε αντίθεση με την αρχική κανονικοποιημένη εικόνα, η οποία έχει διαστάσεις 720x589 (οι διαστάσεις είναι της μορφής ύψος x πλάτος).

3.4 ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΔΙΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ ΑΥΛΟΥ- ΟΠΙΣΘΙΟΥ ΤΟΙΧΩΜΑΤΟΣ

Αφού έχει απομονωθεί η εικόνα του υπερήχου που περιέχει αποκλειστικά ιατρική πληροφορία, πρέπει να εντοπιστεί η πιθανή θέση του αυλού στην εικόνα αυτή. Η μεθοδολογία που ακολουθείται είναι παρόμοια με αυτή που περιγράφεται στο [163] και [164]. Το αποτέλεσμα αυτής είναι ο εντοπισμός ενός τμήματος της διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού και του οπίσθιου τοιχώματος (far wall) της αρτηρίας.

Ένα βασικό μειονέκτημα των εικόνων υπερήχων είναι η χαμηλή αντίθεση μεταξύ των ανατομικών δομών. Λόγω των χαμηλών αποκρίσεων της ηχούς που προκλήθηκαν από τη διαδικασία συλλογής των υπερήχων, συγκεκριμένοι τομείς της εικόνας έχουν μειωμένη αντίθεση και δεν είναι εύκολα ευδιάκριτοι. Για αυτό το λόγο είναι απαραίτητη η ενίσχυση της αντίθεσης, η οποία στον παρόντα αλγόριθμο γίνεται μέσω της εξίσωσης του ιστογράμματος (histogram equalization) σε 64 επίπεδα. Η τεχνική της εξίσωσης του ιστογράμματος τροποποιεί μια εικόνα έτσι ώστε το ιστόγραμμα των φωτεινότητων της να έχει ένα επιθυμητό σχήμα [165], [166]. Στη συνέχεια, γίνεται κατάτμηση της εικόνας σε δύο κλάσεις (αίμα και ιστός) ακολουθώντας την εξής διαδικασία [163]:

Αρχικά, εφαρμόζεται στην εικόνα ενισχυμένης αντίθεσης η μέθοδος της κατωφλίωσης μέσω της μεθόδου του Otsu. Στη συνέχεια, λαμβάνει χώρα μία μέθοδος επεξεργασίας (refinement) της κατωφλιωμένης εικόνας, προκειμένου να αφαιρεθούν οι μικρές- ανεπιθύμητες περιοχές, η οποία αποτελείται από τα παρακάτω βήματα:

α) σε μία γειτονιά της εικόνας μεγέθους $win_size \times win_size$, με κεντρικό εικονοστοιχείο το (i, j) υπολογίζεται ο αριθμός των λευκών (255) και μαύρων (0) εικονοστοιχείων, τα οποία αντιστοιχούν σε ιστό και αίμα αντίστοιχα. Αυτή η κατανομή βοηθάει στην αναγνώριση των εικονοστοιχείων του αίματος που έχουν λανθασμένα κατηγοριοποιηθεί σαν εικονοστοιχεία ιστού μέσω της κατωφλίωσης. Αν ο αριθμός των λευκών εικονοστοιχείων είναι μεγαλύτερος ή ίσος από αυτόν των μαύρων, τότε το κεντρικό εικονοστοιχείο (i, j) είναι πιο πιθανό να ανήκει σε ιστό, οπότε και λαμβάνει ένα ανοιχτό γκρι χρώμα (128) στην εξαγόμενη εικόνα. Αντιθέτως αν τα μαύρα εικονοστοιχεία είναι περισσότερα από τα λευκά, τότε το εικονοστοιχείο (i, j) έχει πιθανώς δημιουργηθεί από θόρυβο και άρα μετατρέπεται σε εικονοστοιχείο αίματος, λαμβάνοντας την τιμή μηδέν (0) στην εξαγόμενη εικόνα [164],

β) στη συνέχεια πραγματοποιείται μορφολογική επεξεργασία της εξαγόμενης εικόνας και πιο συγκεκριμένα μορφολογικό άνοιγμα και κλείσιμο, χρησιμοποιώντας ως δομικά στοιχεία ένα τετράγωνο πλάτους 5 και ένα δίσκο ακτίνας 6 αντίστοιχα. Το πρώτο γίνεται προκειμένου να αφαιρεθούν τα μικρά αντικείμενα από το προσκήνιο και το δεύτερο για να κλείσουν οι μικρές οπές και για να γίνουν περισσότερο ενιαίες- ομοιόμορφες οι ακμές των δύο κλάσεων. Η παραπάνω διαδικασία γίνεται, επειδή είναι απαραίτητο η περιοχή του αυλού να είναι όσο το δυνατόν απαλλαγμένη από τα εικονοστοιχεία που δημιουργούνται λόγω θορύβου,

γ) για να μεγιστοποιηθεί η πιθανότητα της σωστής εύρεσης της θέσης του αυλού στην εικόνα, πρέπει να μειωθεί όσο το δυνατόν περισσότερο ο αριθμός των υποψήφιας θέσεων. Προς τούτο, πραγματοποιείται γέμισμα των οπών που έχουν χαρακτηριστεί ως αίμα και: α) δεν αφαιρέθηκαν μέσω της μορφολογικής επεξεργασίας και β) οι ελάχιστες, μέγιστες γραμμές και στήλες τους δεν αντιστοιχούν στα όρια της εικόνας, δηλαδή περιβάλλονται από εικονοστοιχεία φωτεινότητας 128. Ο λόγος εφαρμογής του β) κριτηρίου είναι ότι ο αυλός της αρτηρίας εκτείνεται από την αρχή μέχρι το τέλος της εικόνας και έχει μαύρο χρώμα (αίμα), οπότε οι προαναφερθείσες οπές-τμήματα δεν μπορεί να ανήκουν σε αυτόν και

δ) τα εικονοστοιχεία χρώματος ανοιχτού γκρι που βρίσκονται στα σύνορα μεταξύ των δύο κλάσεων λαμβάνουν άσπρο (255) χρώμα [164].

Τα βήματα (β) και (γ) φαίνονται στην Εικόνα 32. Στην μεσαία εικόνα φαίνεται ότι κάποιες μικρές οπές έχουν κλείσει. Επίσης, τα σύνορα μεταξύ των εικονοστοιχείων των δύο κλάσεων έχουν γίνει περισσότερο ομοιόμορφα. Παρατηρείται ότι υπάρχουν κάποια τμήματα μαύρων εικονοστοιχείων που περιβάλλονται από εικονοστοιχεία ανοιχτού γκρι χρώματος (κόκκινοι κύκλοι). Τα συγκεκριμένα τμήματα δεν μπορεί να ανήκουν στον αυλό, αφού αυτός εκτείνεται σε όλο το μήκος της εικόνας. Οπότε τα τμήματα αυτά λαμβάνουν τιμή φωτεινότητας 128, όπως φαίνεται στην Εικόνα 32(γ).

Από την παραπάνω διαδικασία είναι φανερό ότι υπάρχουν πολλές διεπιφάνειες ιστού- αίματος στην εικόνα, στις οποίες ανήκει και η ζητούμενη. Στη συνέχεια, γίνεται απομόνωση των τμημάτων, τα οποία είναι πιθανό να ανήκουν στη ζητούμενη διεπιφάνεια. Τα κριτήρια που πρέπει να πληρούν τα εικονοστοιχεία των τμημάτων αυτών είναι [164]:

- Να έχουν άσπρο χρώμα, δηλαδή να ανήκουν σε τμήμα διεπιφάνειας
- Να έχουν α μαύρα εικονοστοιχεία από πάνω τους, δηλαδή να έχουν αίμα για α εικονοστοιχεία πάνω
- Να έχουν α εικονοστοιχεία διάφορα του μηδενός από κάτω τους, δηλαδή να έχουν ιστό για α εικονοστοιχεία κάτω.

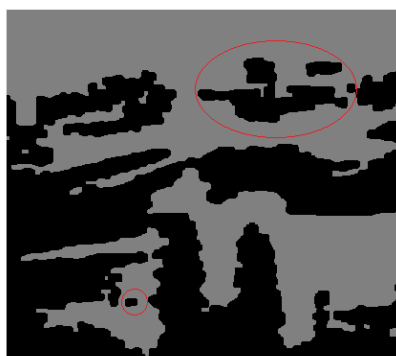
Τα κριτήρια αυτά επιβάλλουν τον ανατομικό περιορισμό που είναι χαρακτηριστικός για κάθε διεπιφάνεια αυλού- οπίσθιου τοιχώματος [164]. Τέλος, το ζητούμενο τμήμα της διεπιφάνειας του αυλού- οπίσθιου τοιχώματος βρίσκεται μέσω των παρακάτω βημάτων:

- Κατασκευή ενός πίνακα, ο οποίος σε κάθε γραμμή θα έχει το κάθε τμήμα του προηγούμενου βήματος, στην 1^η και 2^η στήλη του θα έχει την γραμμή και στήλη αντίστοιχα του πιο δεξιού εικονοστοιχείου του τμήματος, στην 3^η στήλη θα έχει το μήκος του κάθε τμήματος και στην 4^η θα έχει την μέση φωτεινότητα των q εικονοστοιχείων που βρίσκονται πάνω από το κάθε τμήμα, όπως αυτή ορίζεται στο [164]
- Ταξινόμηση του πίνακα σε αύξουσα σειρά με βάση τη φωτεινότητα του κάθε τμήματος. Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται ότι το ζητούμενο τμήμα θα έχει όσο το δυνατόν μικρότερη μέση φωτεινότητα γίνεται, κριτήριο που εφαρμόζεται στο [164]

- Το τελικό τμήμα πρέπει να έχει μήκος μεγαλύτερο από $length$ εικονοστοιχεία και το πιο δεξί του εικονοστοιχείο να βρίσκεται τουλάχιστον στην μέση της εικόνας και δεξιότερα. Μαθηματικά δηλαδή πρέπει να ισχύει ότι: $μήκος_{\tauμήματος} \geq length$ και $column_{right\ pixel} \geq round(\frac{M}{2})$, όπου M είναι οι στήλες της εικόνας και $round$ η συνάρτηση στρογγυλοποίησης. Το πρώτο κριτήριο εφαρμόζεται προκειμένου να αποφευχθεί η επιλογή τμημάτων που μπορεί να αποτελούνται από μικρό αριθμό εικονοστοιχείων και άρα η μέση φωτεινότητά τους να μην είναι ενδεικτική για την τοπική περιοχή. Τέλος, το δεύτερο κριτήριο εφαρμόζεται για να αποφευχθεί το τελικό τμήμα να ανήκει στην εσωτερική ή εξωτερική καρωτίδα σε περίπτωση διακλάδωσης, όπως εξηγείται στην ενότητα 3.5.1.



(α) Εικόνα μετά τον αρχικό διαχωρισμό σε δύο κλάσεις



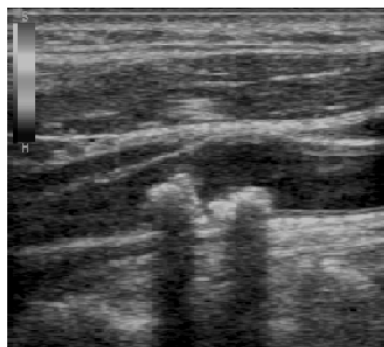
(β) Εικόνα μετά τη μορφολογική επεξεργασία



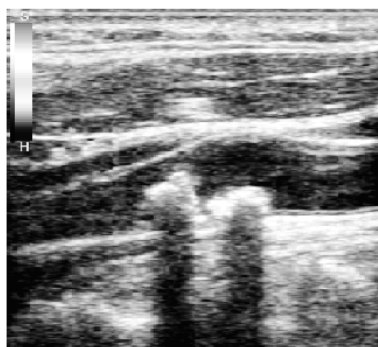
(γ) Εικόνα μετά το γέμισμα των οπών που περιβάλλονται από ιστό

Εικόνα 32: Βήματα β) και γ) της διαδικασίας *refinement* της κατωφλιωμένης εικόνας.

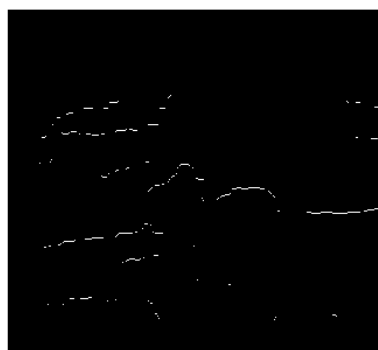
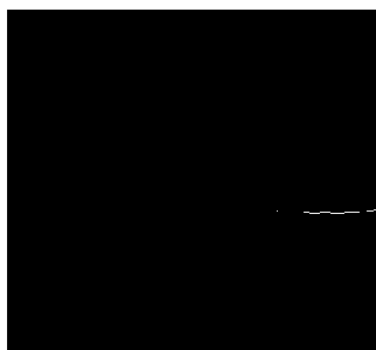
Η πλήρης διαδικασία εντοπισμού του τμήματος της διεπιφάνειας αυλού- οπίσθιου τοιχώματος φαίνονται στην Εικόνα 33:



(α) Αρχική Εικόνα του αυλού

(β) Εικόνα ενισχυμένης αντίθεσης
μετά την εξίσωση ιστογράμματος

(γ) Εικόνα μετά την κατωφλίωση

(δ) Εικόνα μετά την
επεξεργασία- refinement(ε) Εικόνα με τα υποψήφια τμήματα
διεπιφάνειας αυλού- οπίσθιου
τοιχώματος(στ) Εικόνα με το τελικό
τμήμα

Εικόνα 33: Διαδικασία εντοπισμού του τμήματος διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού και του οπίσθιου τοιχώματος της αρτηρίας. Η εικόνα (β) αναπαριστά την εικόνα μετά την εξισορρόπηση ιστογράμματος. Η εικόνα (γ) αναπαριστά την κατωφλιωμένη εικόνα, ενώ η (δ) την εικόνα μετά την διαδικασία επεξεργασίας (refinement). Τέλος, η εικόνα (ε) δηλώνει τα υποψήφια τμήματα της διεπιφάνειας αυλού- οπίσθιου τοιχώματος και η εικόνα (στ) αναπαριστά το τελικό εξαγόμενο τμήμα. Σημειώνεται ότι το τελικό τμήμα είναι συνεχόμενο και όχι όπως παρουσιάζεται παραπάνω.

Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν στον συγκεκριμένο αλγόριθμο είναι: $winsize = 7$, $\alpha = 10$, $q = 50$ και $length = 20$.

3.5 ΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΆΝΩ ΚΑΙ ΚΑΤΩ ΟΡΙΩΝ ΑΥΛΟΥ- ΤΟΙΧΩΜΑΤΩΝ

Στην παρούσα ενότητα υλοποιείται μία μέθοδος, η οποία έχει σαν στόχο την όσο το δυνατόν καλύτερη αναπαράσταση των ορίων του αυλού στην εικόνα. Αρχικά, χρησιμοποιώντας την εικόνα επεξεργασίας- refinement της προηγούμενης ενότητας, εντοπίζονται τα σύνορα των διεπιφανειών που βρίσκονται στο ίδιο επίπεδο με το εξαγόμενο τμήμα, όπως αυτό εξάχθηκε προηγουμένως. Στη συνέχεια πραγματοποιείται ένα στάδιο μετα- επεξεργασίας (post processing) στην εικόνα που προκύπτει από το αρχικό βήμα και τέλος, δημιουργούνται δύο εικόνες με τα πάνω και κάτω όρια αντίστοιχα του αυλού και των τοιχωμάτων της αρτηρίας.

3.5.1 Αρχικός εντοπισμός των διεπιφανειών

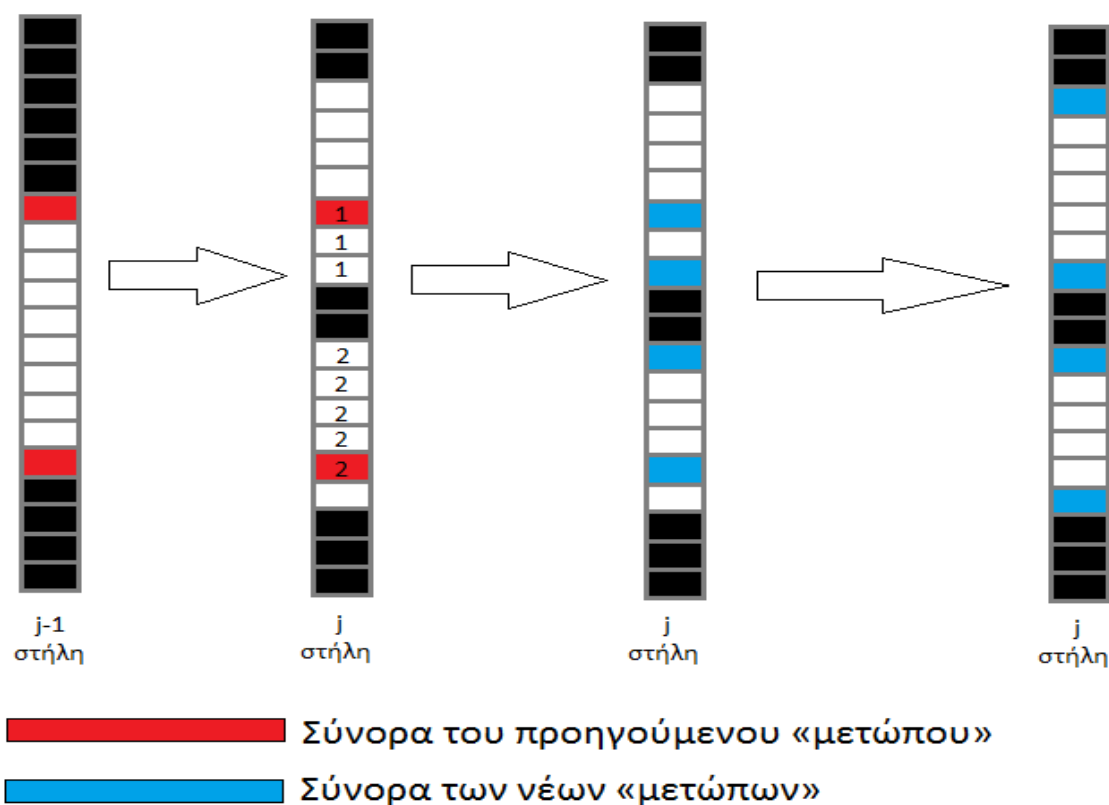
Η διαδικασία του αρχικού εντοπισμού των διεπιφανειών αποτελείται από δύο στάδια: α) την αρχικοποίηση και β) τον βρόχο.

Στο πρώτο στάδιο, η εικόνα επεξεργασίας- refinement μετατρέπεται σε λογική εικόνα (1 τα μη-μηδενικά εικονοστοιχεία και 0 τα μηδενικά), R_{logic} , και στη συνέχεια υπολογίζεται η εικόνα αρνητικής λογικής (0 τα μη-μηδενικά εικονοστοιχεία και 1 τα μηδενικά), $R_{negative}$. Σε επόμενο βήμα, υπολογίζονται οι συντεταγμένες του εικονοστοιχείου που βρίσκεται στο μέσο του τμήματος της διεπιφάνειας αυλού- οπίσθιου τοιχώματος, $pixel_{down}$, που εξήχθη στην προηγούμενη ενότητα. Επιπλέον, εντοπίζονται στην R_{logic} οι συντεταγμένες του μη-μηδενικού εικονοστοιχείου, $pixel_{up}$, που βρίσκεται ακριβώς πάνω από το $pixel_{down}$. Αν υπάρχει το $pixel_{up}$, τότε αποθηκεύονται οι συντεταγμένες των μηδενικών εικονοστοιχείων που βρίσκονται ακριβώς κάτω και πάνω από το $pixel_{up}$ και $pixel_{down}$ αντίστοιχα. Σε αντίθετη περίπτωση, αποθηκεύονται οι συντεταγμένες του μηδενικού εικονοστοιχείου της πρώτης γραμμής της εικόνας και αυτού που βρίσκεται ακριβώς πάνω από το $pixel_{down}$. Αυτές οι συντεταγμένες αποτελούν τα όρια ενός «μετώπου», το οποίο μετατοπίζεται αριστερά και δεξιά στην εικόνα, εντοπίζοντας τα αρχικά όρια του αυλού- τοιχωμάτων.

Στο στάδιο του βρόχου μετατοπίζεται το αρχικό «μέτωπο» προς τα αριστερά, ξεκινώντας από την αμέσως αριστερή στήλη των εικονοστοιχείων $pixel_{up}$ και $pixel_{down}$ μέχρι την αρχή της εικόνας και στη συνέχεια προς τα δεξιά, ξεκινώντας από την αμέσως δεξιά στήλη των παραπάνω εικονοστοιχείων, μέχρι το τέλος της εικόνας. Σε κάθε στήλη j της εικόνας $R_{negative}$ υπολογίζονται τα καινούργια «μέτωπα» και οι συντεταγμένες τους αποθηκεύονται σε πίνακα μέσω της παρακάτω διαδικασίας:

- i. Μετατοπίζονται τα σύνορα του κάθε «μετώπου» της προηγούμενης στήλης στην στήλη j

- ii. Εντός των συνόρων αυτών, υπολογίζονται και τιτλοφορούνται οι μη-μηδενικές ομάδες των εικονοστοιχείων (συνεκτικές συνιστώσες²), όπου τα εικονοστοιχεία με τον τίτλο-αριθμό i αναπαριστούν την i ομάδα
- iii. Αν ο αριθμός των ομάδων είναι διαφορετικός του μηδενός, τότε υπολογίζονται για κάθε ομάδα το εικονοστοιχείο που βρίσκεται στην ελάχιστη (πιο πάνω) και στην μέγιστη (πιο κάτω) γραμμή. Οι δύο γραμμές αυτές αντιπροσωπεύουν τα σύνορα των καινούργιων «μετώπων»
- iv. Γίνεται επέκταση των συνόρων προς τα κάτω/πάνω προσθέτοντας στο «μέτωπο» τα μη-μηδενικά εικονοστοιχεία που βρίσκονται κάτω/πάνω από τα σύνορα του προηγούμενου βήματος.



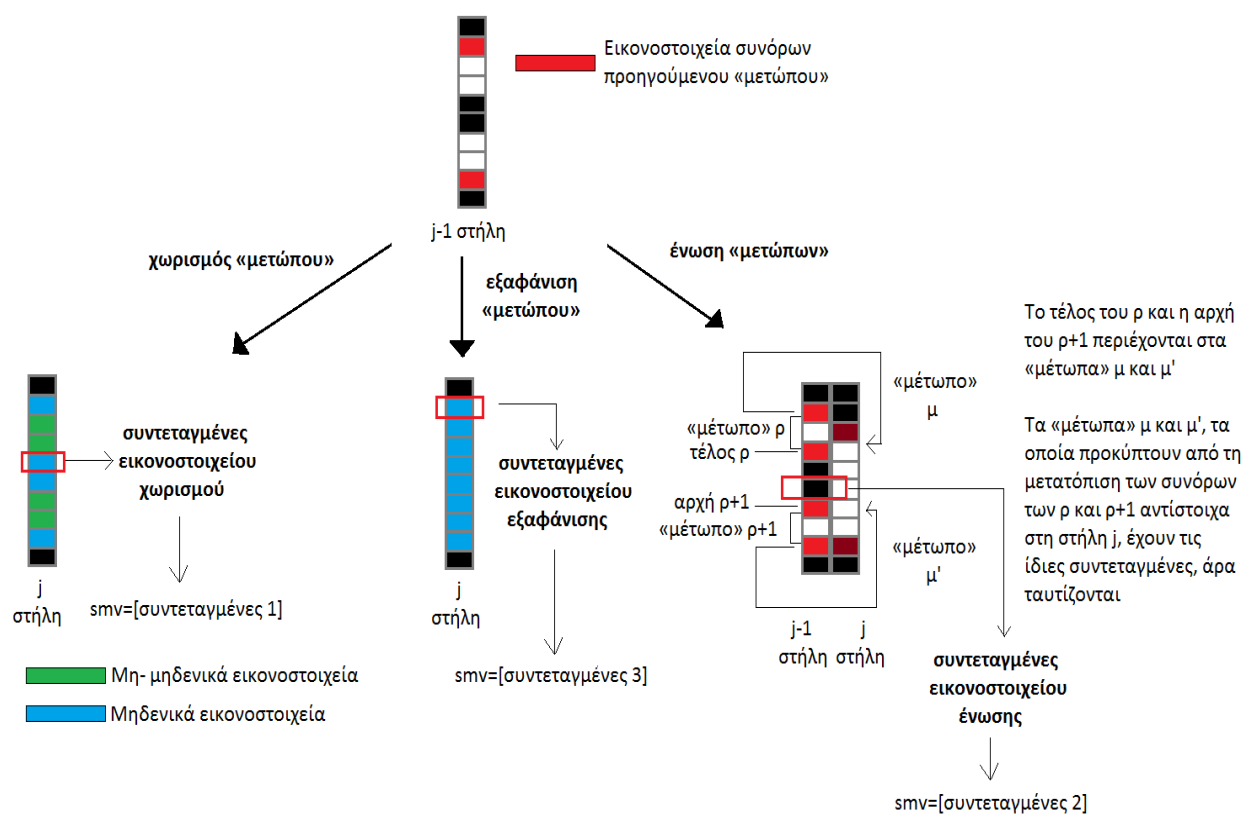
Εικόνα 34: Παράδειγμα υπολογισμού των συνόρων των καινούργιων «μετώπων» σε μία στήλη 20 εικονοστοιχείων (τα μαύρα εικονοστοιχεία αναπαριστούν τον ιστό και τα άσπρα το αίμα). Στην δεύτερη στήλη φαίνεται η τιτλοφόρηση των συνεκτικών συνιστωσών. Στην τρίτη στήλη φαίνεται ο υπολογισμός των καινούργιων συνόρων των δύο «μετώπων» και στην τελευταία φαίνεται η επέκτασή τους.

² Η διαδικασία εύρεσης και τιτλοφόρησης των συνεκτικών συνιστωσών για τον παρόντα αλγόριθμο ακολουθεί την γενική μεθοδολογία όπως αυτή περιγράφεται στο [167].

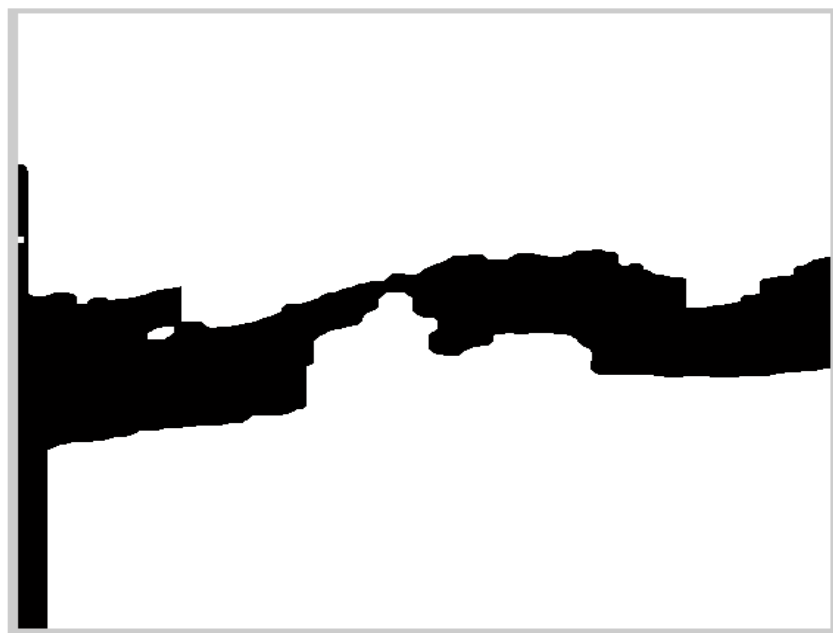
Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 34, υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες ένα «μέτωπο» μπορεί να χωρισθεί σε περισσότερα. Επιπλέον, ένα «μέτωπο» μπορεί να εξαφανιστεί, όπως και να ενωθούν δύο «μέτωπα» σε ένα. Αυτές οι περιπτώσεις είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για τη συνέχεια, οπότε κατασκευάζεται ένας πίνακας (*smv* πίνακας), ο οποίος αποθηκεύει σε κάθε γραμμή του τις συντεταγμένες εμφάνισης και το είδος των τριών παραπάνω περιπτώσεων. Συγκεκριμένα:

- Όταν υπάρχουν παραπάνω από ένα «μέτωπα» εντός των ορίων του «μετώπου» ρ της προηγούμενης στήλης, τότε υπάρχει χωρισμός (*split*). Στον *smv* πίνακα αποθηκεύονται οι συντεταγμένες του μηδενικού εικονοστοιχείου (ιστού) με τον εξής τρόπο: α) υπολογίζονται οι συντεταγμένες των μηδενικών και μη-μηδενικών εικονοστοιχείων που βρίσκονται εντός των ορίων του ρ , β) το ζητούμενο εικονοστοιχείο βρίσκεται μεταξύ της ελάχιστης- μέγιστης γραμμής των μη-μηδενικών εικονοστοιχείων του καινούργιου «μετώπου» και από πάνω του υπάρχει μη-μηδενικό εικονοστοιχείο (αίματος). Τέλος, αποθηκεύεται ο αριθμός 1, ο οποίος δηλώνει ότι υπάρχει χωρισμός,
- Όταν δεν ανιχνεύεται καμία συνεκτική συνιστώσα, δηλαδή όταν ανιχνεύονται μόνο μαύρα εικονοστοιχεία (ιστός), τότε υπάρχει εξαφάνιση (*vanish*). Στον *smv* πίνακα αποθηκεύονται οι συντεταγμένες του πάνω ορίου του «μετώπου» και ο αριθμός 3 και
- Για την ένωση (*merge*) ακολουθείται η εξής διαδικασία. Αν ο αριθμός των «μετώπων» της προηγούμενης στήλης είναι μεγαλύτερος από ένα, τότε υπάρχει περίπτωση πιθανής ένωσης εάν για κάθε «μέτωπο» ρ της προηγούμενης στήλης και για το επόμενο του ($\rho + 1$) ισχύει ότι: το τέλος του ρ και η αρχή του $\rho + 1$ περιέχονται σε «μέτωπο» μ της τρέχουσας στήλης. Τα συγκεκριμένα «μέτωπα» της τρέχουσας στήλης αποθηκεύονται σε πίνακα. Τέλος, αν υπάρχουν δύο «μέτωπα» στον προαναφερθέντα πίνακα που έχουν τις ίδιες συντεταγμένες (ελάχιστες-μέγιστες γραμμές), δηλαδή ταυτίζονται, τότε υπάρχει ένωση και αποθηκεύεται στον πίνακα *smv* το μηδενικό εικονοστοιχείο της προηγούμενης στήλης που βρίσκεται στο μέσο των «μετώπων» ρ και $\rho + 1$ μαζί με τον αριθμό 2.

Τέλος, εάν υπάρχουν στην τρέχουσα στήλη «μέτωπα» που έχουν τις ίδιες συντεταγμένες, διαγράφονται, εκτός από ένα. Οι τρεις παραπάνω περιπτώσεις καθώς και το αποτέλεσμα της συνολικής διαδικασίας φαίνονται στην Εικόνα 35 και στην Εικόνα 36 αντίστοιχα:



Εικόνα 35: Αναπαράσταση των περιπτώσεων χωρισμού, εξαφάνισης και ένωσης «μετώπων».



Εικόνα 36: Εικόνα μετά το πέρας της διαδικασίας αρχικού προσδιορισμού των διεπιφανειών. Με 1 συμβολίζονται τα εικονοστοιχεία ιστού και με 0 τα εικονοστοιχεία του αίματος.

Από την παραπάνω διαδικασία φαίνεται η χρησιμότητα του δεύτερου κριτηρίου της ενότητας 3.4 σε περίπτωση διακλάδωσης. Εάν το τελικό τμήμα της διεπιφάνειας βρισκόταν στον πάνω (κάτω) κλάδο, δηλαδή αν ίσχυε ότι: $column_{right\ pixel} < round(\frac{M}{2})$, δεν θα ανιχνευόταν το κάτω (πάνω) μέρος της διακλάδωσης, με αποτέλεσμα την λανθασμένη κατασκευή των ορίων του αυλού.

3.5.2 Στάδιο μετα- επεξεργασίας

Στο στάδιο αυτό πραγματοποιείται μετά- επεξεργασία στο αποτέλεσμα της προηγούμενης ενότητας. Αρχικά, ο *smn* πίνακας που προκύπτει από την αριστερή και δεξιά κατασκευή των διεπιφανειών, αυξάνεται κατά μία στήλη μηδενικών, η οποία δηλώνει αν έχει γίνει επεξεργασία των εικονοστοιχείων των γραμμών του. Ο *smn* πίνακας φαίνεται στην Εικόνα 37:

268	390	1	0
275	389	3	0
243	285	1	0
254	279	3	0
248	106	1	0
255	89	2	0
177	4	1	0

Εικόνα 37: Αρχικός *smn* πίνακας (1^η στήλη: γραμμές, 2^η στήλη: στήλες, 3^η στήλη: είδος περίπτωσης και 4^η στήλη επισκεψιμότητα).

Διαμόρφωση των περιοχών εξαφάνισης:

Η διαδικασία της μετα- επεξεργασίας των διεπιφανειών ξεκινά με την διαμόρφωση των περιοχών στις οποίες έχει συμβεί εξαφάνιση των «μετώπων». Αρχικά εντοπίζονται και αποθηκεύονται ξεχωριστά οι συντεταγμένες των εικονοστοιχείων εξαφάνισης και χωρισμού του *smn* πίνακα, οι οποίες έχουν 0 στην τελευταία στήλη τους. Στη συνέχεια, δημιουργείται ένας μηδενικός πίνακας, *πίνακας₁*, διάστασης *πλήθος εικονοστοιχείων_{εξαφάνισης} × 6*, ο οποίος σε κάθε γραμμή του περιλαμβάνει: α) τις συντεταγμένες (γραμμή/στήλη) του εικονοστοιχείου εξαφάνισης, β) τις συντεταγμένες του εικονοστοιχείου χωρισμού, γ) την κατεύθυνση επεξεργασίας (αριστερά/δεξιά) καθώς και δ) τη θέση (πάνω/κάτω/άγνωστο/ανωμαλία) του αίματος της περιοχής ενδιαφέροντος ως προς τον ιστό.

Για κάθε εικονοστοιχείο εξαφάνισης $\lambda(i_{van}, j_{van})$ επαναλαμβάνεται η εξής διαδικασία:

α) Εύρεση κατεύθυνσης: Η κατεύθυνση βρίσκεται ακολουθώντας τους κανόνες του Πίνακα 7:

Πίνακας 7: Κανόνες εύρεσης κατεύθυνσης στην διαμόρφωση των περιοχών στις οποίες έχει συμβεί εξαφάνιση των «μετώπων».

Στήλες Τιμή εικονοστοιχείου			Περιγραφή
Αριστερή στήλη	Εικονοστοιχείο εξαφάνισης	Δεξιά Στήλη	
-	1 1	2 0	Δεξιά
M-1 0	M 1	-	Αριστερά
j-1 1	j 1	j+1 0	Δεξιά
j-1 0	j 1	J+1 1	Αριστερά
j-1 0	j 1	j+1 0	Η κατεύθυνση ισούται με την σχετική θέση (αριστερά/δεξιά) του κοντινότερου εικονοστοιχείου χωρισμού που ανήκει στην ίδια συνεκτική συνιστώσα με το εικονοστοιχείο εξαφάνισης.

β) Αντιστοίχιση του εικονοστοιχείου εξαφάνισης στο κατάλληλο εικονοστοιχείο χωρισμού. Η εύρεση του σωστού εικονοστοιχείου χωρισμού είναι μία επαναληπτική διαδικασία, όπου σε κάθε επανάληψη πραγματοποιείται μετατόπιση κατά μήκος των στηλών της εικόνας σύμφωνα με την κατεύθυνση που βρέθηκε προηγουμένως. Ειδικότερα, σε κάθε επανάληψη κ:

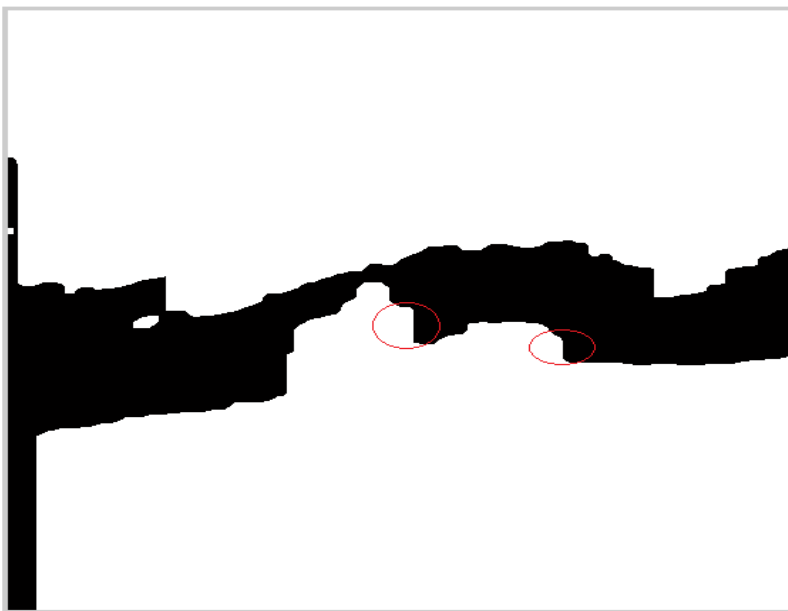
- Πραγματοποιείται τιτλοφόρηση των συνεκτικών συνιστωσών του αίματος $L_{αίμα}^κ$ και του ιστού $L_{ιστός}^κ$. Στη συνέχεια βρίσκεται η συνιστώσα $\Sigma_{αίματος}^κ$ του αίματος της περιοχής $\Pi_{αίματος}^κ$, η οποία περιέχει την γραμμή $εξαφάνισης^κ$, η οποία για $\kappa = 1$ ταυτίζεται με την γραμμή i_{van} του εικονοστοιχείου εξαφάνισης και πρέπει να λαμβάνει τη τιμή 0. Εάν η γραμμή $εξαφάνισης^κ$ παραμείνει σταθερή κατά τη διάρκεια των επαναλήψεων, είναι δυνατό να αντιστοιχηθεί με τις συντεταγμένες κάποιου εικονοστοιχείου ιστού, λαμβάνοντας την τιμή 1 και έτσι να μην υπάρχει συνιστώσα αίματος που να την περιέχει. Οπότε καθίσταται απαραίτητη η εύρεση νέας γραμμής για την $\kappa + 1$ επανάληψη, η οποία βρίσκεται: α) μετατοπίζοντας τα όρια της $\Sigma_{αίματος}^κ$ στην στήλη $j^{κ+1}$, β) εντοπίζοντας τα εικονοστοιχεία του αίματος (0) εντός των ορίων αυτών και γ) $εξαφάνισης^{κ+1} = μέσο των εικονοστοιχείων$.
- Υπολογίζονται οι συνιστώσες $\Sigma_{ιστούπάνω}^κ$ και $\Sigma_{ιστούκάτω}^κ$ που βρίσκονται ακριβώς πάνω και κάτω από την $\Sigma_{αίματος}^κ$ αντίστοιχα. Είναι φανερό ότι εάν η $\Sigma_{αίματος}^κ$ εκτείνεται μέχρι το πάνω ή/και το κάτω όριο της εικόνας τότε ισχύει: $\Sigma_{ιστούπάνω}^κ = \emptyset$ ή/και $\Sigma_{ιστούκάτω}^κ = \emptyset$ αντίστοιχα.
- Εύρεση της θέσης του αίματος της περιοχής ενδιαφέροντος ως προς τον ιστό στον οποίο υπάρχει το επιθυμητό εικονοστοιχείο χωρισμού (πάνω (1)/κάτω (2)/άγνωστο (0)/ανωμαλία (-1)). Ισχύουν τα παρακάτω κριτήρια: α) εάν $\Sigma_{ιστούπάνω}^κ = \emptyset$ και $\Sigma_{ιστούκάτω}^κ \neq \emptyset$, τότε ισχύει η πάνω περίπτωση, β) εάν $\Sigma_{ιστούπάνω}^κ \neq \emptyset$ και $\Sigma_{ιστούκάτω}^κ = \emptyset$,

τότε ισχύει η κάτω, γ) εάν $\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa} \neq \emptyset$ και $\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa} \neq \emptyset$, τότε: γ1) εάν $\min \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa}) = 1$ και $\max \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa}) < N$, όπου N οι γραμμές της εικόνας, τότε ισχύει η πάνω, γ2) εάν $\min \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa}) > 1$ και $\max \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa}) = N$, τότε ισχύει η κάτω, γ3) εάν $\min \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa}) = 1$ και $\max \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa}) = N$, τότε υπάρχει ανωμαλία (-1). Αυτή η περίπτωση συμβαίνει όταν η στένωση της αρτηρίας είναι τόσο μεγάλη ώστε να ενώνονται τα άνω και κάτω όρια του αυλού μέσω της πλάκας και γ4) εάν $\min \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa}) > 1$ και $\max \text{γραμμή}(\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa}) < N$, τότε μπορεί να ισχύει είτε η πάνω, είτε η κάτω θέση (άγνωστο- 0).

- Εύρεση του εικονοστοιχείου χωρισμού. Εάν κάποιο εικονοστοιχείο χωρισμού περιέχεται στην $\Sigma_{\text{ιστούπάνω}}^{\kappa}$ για τις περιπτώσεις 2/0 ή στην $\Sigma_{\text{ιστούκάτω}}^{\kappa}$ για τις περιπτώσεις 1/0 αντίστοιχα, τότε αποθηκεύονται οι συντεταγμένες του στον πίνακα ς_1 . Παρατηρείται ότι μπορεί να υπάρχουν εικονοστοιχεία εξαφάνισης που να αντιστοιχούν στο ίδιο εικονοστοιχείο χωρισμού.
- Εάν ο πίνακας ς_1 δεν περιέχει μηδενικές εγγραφές στις 5 πρώτες στήλες του, εξαιρουμένων των γραμμών με -1, οι οποίες είναι ολόκληρες μηδενικές, για το εικονοστοιχείο εξαφάνισης λ , τότε τερματίζει η εύρεση του εικονοστοιχείου χωρισμού. Τέλος, εάν υπάρχουν γραμμές των οποίων η 6^η στήλη τους έχει -1 ή 0, τότε αυτές αποθηκεύονται σε νέο πίνακα (πίνακας ς_2).

Εφόσον συμπληρωθεί ο πίνακας ς_1 , τότε για κάθε γραμμή του πραγματοποιείται η παρακάτω διαδικασία. Για τις περιπτώσεις 1 και 2 της 6^{ης} στήλης και για κάθε στήλη που περιέχεται μεταξύ των στηλών των εικονοστοιχείων εξαφάνισης και χωρισμού κάθε γραμμής, υπολογίζονται και τιτλοφορούνται οι συνιστώσες του αίματος. Στη συνέχεια, για την περίπτωση 1 της 6^{ης} στήλης επιλέγεται η συνιστώσα με τον αριθμό 1 (πιο πάνω), ενώ για την περίπτωση 2 της 6^{ης} στήλης επιλέγεται η συνιστώσα με τον μεγαλύτερο αριθμό (πιο κάτω) και γίνεται μετατροπή των εικονοστοιχείων των συγκεκριμένων συνιστωσών από αίμα σε ιστό (0->1). Τέλος, συμπληρώνεται η 4^η στήλη του *smv* πίνακα όσων εικονοστοιχείων εξαφάνισης ή χωρισμού ανήκουν στις περιπτώσεις 1 και 2 του πίνακας ς_1 .

Όλη η παραπάνω διαδικασία διαμόρφωσης των περιοχών εξαφάνισης επαναλαμβάνεται μέχρι ο πίνακας ς_2 να μην αλλάζει περαιτέρω ή να είναι κενός. Σημειώνεται ότι πρέπει να επαναληφθεί η διαδικασία τουλάχιστον 1 φορά για καλύτερα αποτελέσματα. Το αποτέλεσμα της διαδικασίας φαίνεται στην Εικόνα 38:



268	390	1	1
275	389	3	1
243	285	1	1
254	279	3	1
248	106	1	0
255	89	2	0
177	4	1	0

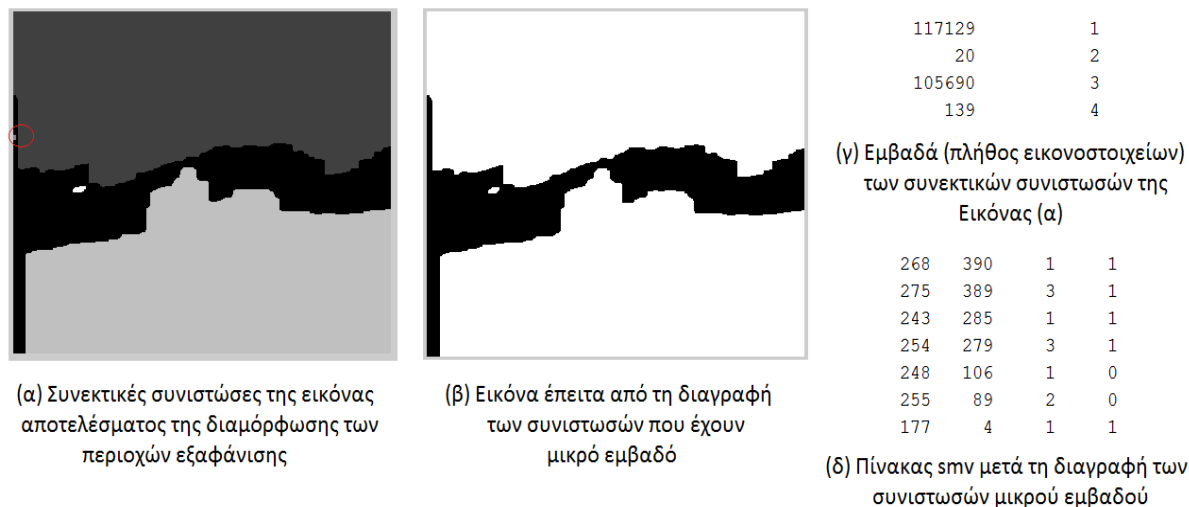
(α) Εικόνα μετά τη διαμόρφωση των περιοχών εξαφάνισης

(β) Πίνακας *smn* μετά τη διαμόρφωση των περιοχών εξαφάνισης

Εικόνα 38: Αποτέλεσμα της διαμόρφωσης των περιοχών εξαφάνισης. Αριστερά φαίνεται η εικόνα με τα διαμορφωμένες περιοχές εντός των δύο κόκκινων κύκλων. Δεξιά φαίνεται ο ενημερωμένος *smn* πίνακας.

Διαγραφή των συνεκτικών συνιστωσών της εικόνας που έχουν εμβαδό μικρότερο- ίσο από a_{del} :

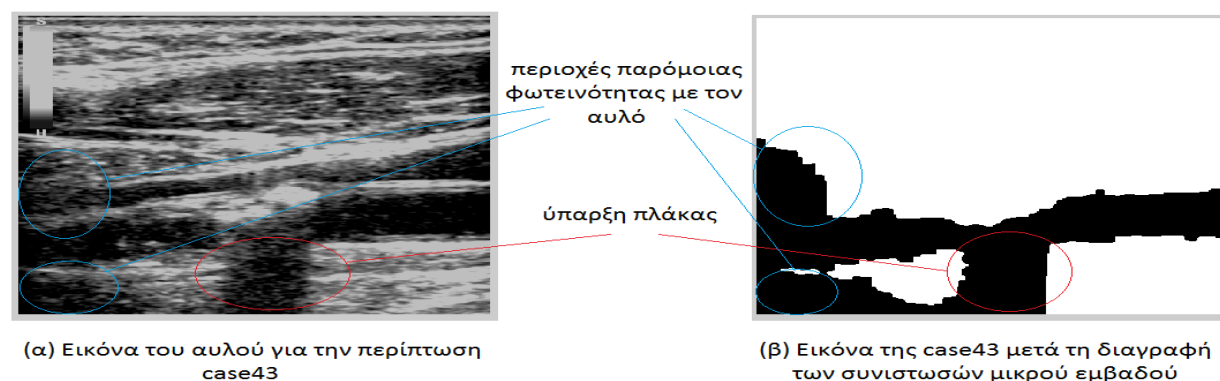
Η μετα- επεξεργασία συνεχίζεται υπολογίζοντας τα εμβαδά, δηλαδή το πλήθος των εικονοστοιχείων, των συνεκτικών συνιστωσών της εικόνας εξόδου της διαμόρφωσης των περιοχών εξαφάνισης. Στη συνέχεια γίνεται αφαίρεση των συνιστωσών, οι οποίες έχουν $Area_{conn.comp.} \leq a_{del}$, όπου a_{del} είναι ένα κατώφλι, επειδή είναι πιθανό οι συνιστώσες αυτές να έχουν δημιουργηθεί λόγω θορύβου. Τέλος, ανιχνεύονται τα εικονοστοιχεία του *smn* πίνακα που ανήκουν στις συνιστώσες αυτές (ανεξάρτητα από την ένδειξή τους) και λαμβάνουν την τιμή 1 στην 4^η στήλη τους. Στον παρόντα αλγόριθμο, η παράμετρος a_{del} ισούται με το 0,05% των συνολικών εικονοστοιχείων της εικόνας του αυλού (στρογγυλοποιημένο).



Εικόνα 39: Διαδικασία διαγραφής των συνιστωσών μικρού εμβαδού. Στην εικόνα (α) φαίνεται σε κόκκινο κύκλο η συνιστώσα που διαγράφεται. Στην εικόνα (β) φαίνεται το αποτέλεσμα της διαγραφής. Στην εικόνα (γ) απεικονίζονται τα εμβαδά των συνιστωσών. Φαίνεται ότι η συνιστώσα με αριθμό 2 έχει λιγότερα εικονοστοιχεία από το κατώφλι $a_{del} = \text{round}(\frac{0.05}{100} \cdot (485 \cdot 552)) = 134$, άρα διαγράφεται και στην εικόνα (δ) φαίνεται ο ενημερωμένος smn πίνακας.

Διαδικασία εύρεσης των περιοχών που παρατηρούνται κενά:

Όπως φαίνεται στην αριστερή πλευρά της Εικόνας 39(β), υπάρχουν δύο πολύ μεγάλες μειώσεις των ορίων του αυλού- τοιχωμάτων. Μάλιστα η μείωση που συνέβη στα κάτω όρια φτάνει μέχρι το τέλος της εικόνας. Αυτές οι μειώσεις παρατηρούνται συνήθως για δύο λόγους: α) λόγω παρόμοιων φωτεινότητων των περιοχών αυτών με τον αυλό ή β) λόγω παρουσίας της πλάκας, όπως φαίνεται στην Εικόνα 40:



Εικόνα 40: Παράδειγμα ύπαρξης κενών λόγω πλάκας και θορύβου (περιστατικό case43).

Ο δεύτερος λόγος παρατηρείται κυρίως σε κενά που: α) βρίσκονται στο κάτω μέρος του αυλού και β) δεν βρίσκονται στα άκρα της εικόνας. Σκοπός της παρούσας υποενότητας είναι η εύρεση των περιοχών της εικόνας στις οποίες παρατηρούνται κενά. Η εύρεση χωρίζεται ανάλογα με το αν η περιοχές των κενών φτάνουν μέχρι τα πάνω/κάτω άκρα της εικόνας (κάτω κύκλοι της παραπάνω εικόνας) ή όχι (πάνω μπλε κύκλος της παραπάνω εικόνας).

α) Περιοχές κενών που φτάνουν ως τα άκρα της εικόνας: Παρακάτω περιγράφεται η διαδικασία για την αντιμετώπιση κενών μόνο των κάτω ορίων του αυλού, αφού για τα πάνω όρια ισχύουν παρόμοιες διαδικασίες (η αναζήτηση λαμβάνει χώρα στην 1^η σειρά): Αρχικά εντοπίζονται οι στήλες των μαύρων εικονοστοιχείων στην τελευταία σειρά (N) της εικόνας. Μεταξύ της ελάχιστης και μέγιστης στήλης των μαύρων αυτών εικονοστοιχείων μπορεί να παρεμβάλλονται άσπρα εικονοστοιχεία ιστού. Οπότε γίνεται χωρισμός του διαστήματος μεταξύ ελάχιστης-μέγιστης στήλης σε περιοχές $\Gamma_{μηδέν}^{\mu}$, $\mu = 1, 2, \dots$, όπου υπάρχουν μόνο μαύρα εικονοστοιχεία. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται ένωση των διαστημάτων $\Gamma_{μηδέν}^{\mu}$, εάν μεταξύ τους περιέχονται περιοχές άσπρων εικονοστοιχείων της εικόνας, οι οποίες έχουν εμβαδό $Area_{ιστός} < a_{bif}$, όπου a_{bif} είναι ένα κατώφλι. Οπότε προκύπτει ένα διάνυσμα $\Gamma_{μηδέν}^{κάτω}$, το οποίο σε κάθε γραμμή του έχει την ελάχιστη- μέγιστη γραμμή του κάθε διαστήματος.

β) Περιοχές κενών που δεν φτάνουν ως τα άκρα της εικόνας: Αρχικά εντοπίζονται τα όρια των άσπρων εικονοστοιχείων του πάνω και κάτω μέρους του αυλού. Αν δεν υπάρχουν άσπρα εικονοστοιχεία, τότε ως όρια θεωρούνται οι γραμμές 1 ή N αντίστοιχα. Στη συνέχεια ξεκινώντας από το δεξί άκρο της εικόνας μέχρι τη δεύτερη στήλη της, υπολογίζονται οι διαφορές των ορίων μεταξύ της j και $j - 1$ στήλης σύμφωνα με τους παρακάτω κανόνες:

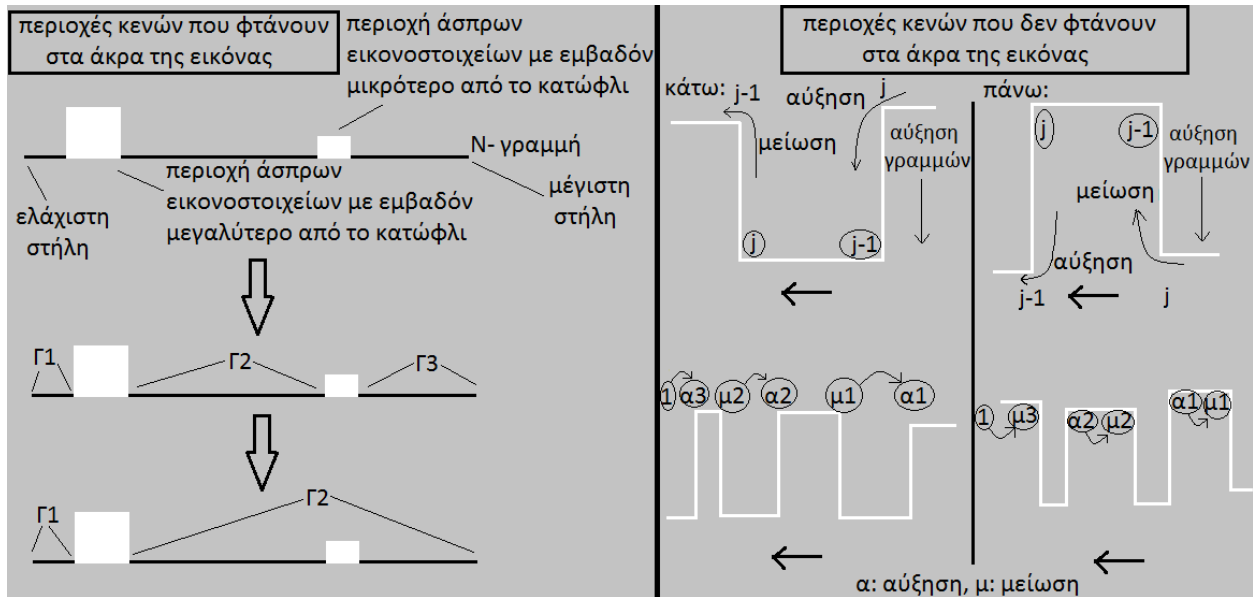
- Εάν ισχύει ότι $\delta_{ριο_{j-1}}^{κάτω} \neq N$ και $\delta_{ριο_{j-1}}^{κάτω} - \delta_{ριο_j}^{κάτω} \geq T_{pix}$, τότε υπάρχει αύξηση προς τα κάτω του κάτω μέρους του αυλού και αποθηκεύεται σε πίνακα $A_{κάτω}$, μαζί με την στήλη $j - 1$.
- Εάν ισχύει ότι $\delta_{ριο_j}^{κάτω} \neq N$ και $\delta_{ριο_j}^{κάτω} - \delta_{ριο_{j-1}}^{κάτω} \geq T_{pix}$, τότε υπάρχει μείωση προς τα πάνω του κάτω μέρους του αυλού και αποθηκεύεται σε πίνακα $M_{κάτω}$, μαζί με την στήλη j .
- Εάν ισχύει ότι $\delta_{ριο_j}^{πάνω} \neq 1$ και $\delta_{ριο_{j-1}}^{πάνω} - \delta_{ριο_j}^{πάνω} \geq T_{pix}$, τότε υπάρχει αύξηση προς τα κάτω του πάνω μέρους του αυλού και αποθηκεύεται σε πίνακα $A_{πάνω}$, μαζί με την στήλη j .
- Εάν ισχύει ότι $\delta_{ριο_{j-1}}^{πάνω} \neq 1$ και $\delta_{ριο_{j-1}}^{πάνω} - \delta_{ριο_j}^{πάνω} \geq T_{pix}$, τότε υπάρχει μείωση προς τα πάνω του πάνω μέρους του αυλού και αποθηκεύεται σε πίνακα $M_{πάνω}$, μαζί με την στήλη $j - 1$.

Αποτέλεσμα των παραπάνω κανόνων είναι ο εντοπισμός των αυξήσεων- μειώσεων, οι οποίες είναι μεγαλύτερες από T_{pix} κατά μήκος των ορίων του αυλού που δεν φτάνουν στα άκρα της εικόνας. Επιπλέον, από την πειραματική διαδικασία διαπιστώθηκε ότι είναι εξαιρετικά σπάνιο να υπάρχουν διαδοχικές αυξήσεις ή μειώσεις που να είναι και οι δύο μεγαλύτερες του

κατωφλίου T_{pix} . Ακολουθως, υλοποιείται η μέθοδος για την εύρεση των ζητούμενων περιοχών των κάτω (πάνω) ορίων του αυλού, σύμφωνα με τις εξής περιπτώσεις:

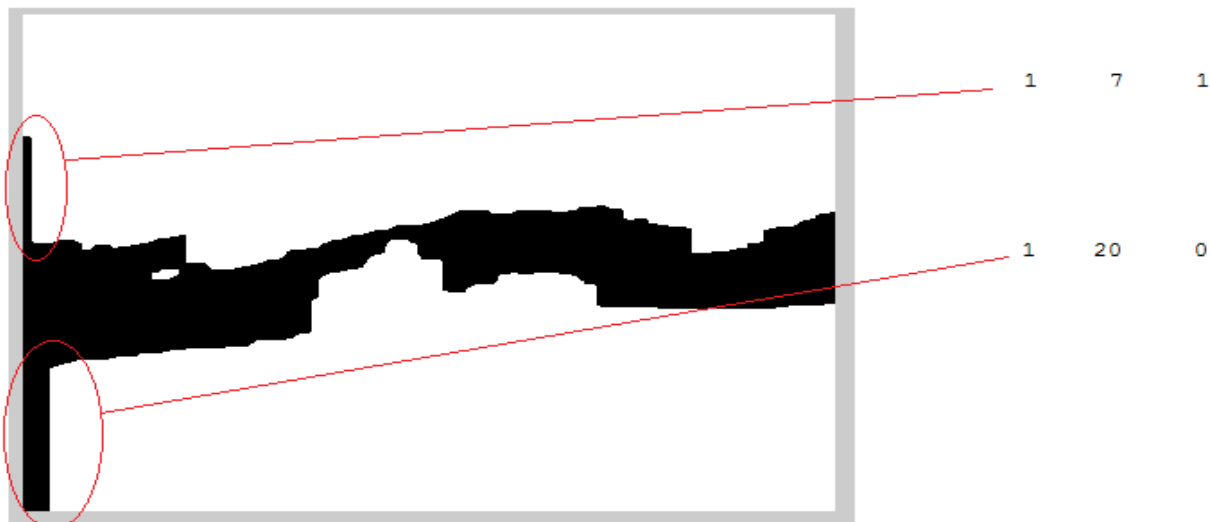
- I. Παρατηρούνται αυξήσεις (μειώσεις) και όχι μειώσεις (αυξήσεις). Σύμφωνα με την παραπάνω παράγραφο, το πλήθος τους, στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, δεν είναι δυνατό να είναι μεγαλύτερο της μονάδας. Οπότε, σαν περιοχή απομονώνεται το διάστημα από την 1^η στήλη της εικόνας μέχρι την στήλη της αύξησης (μείωσης).
- II. Παρατηρούνται αυξήσεις και μειώσεις. Σε αυτή την περίπτωση απομονώνεται το διάστημα μεταξύ δύο διαδοχικών αυξήσεων (μειώσεων), πηγαίνοντας από τα δεξιά της εικόνας προς τα αριστερά. Στη συνέχεια, αντιστοιχίζεται στην αύξηση (μείωση) που βρίσκεται δεξιότερα, η μείωση (αύξηση) που βρίσκεται εντός του προαναφερθέντος διαστήματος. Οπότε, σαν περιοχή απομονώνεται το διάστημα από την στήλη της μείωσης (αύξησης) μέχρι την στήλη της αύξησης (μείωσης). Τέλος, γίνεται έλεγχος αν έχει αντιστοιχηθεί με κάποια μείωση (αύξηση) η πιο αριστερή αύξηση (μείωση). Αν δεν έχει αντιστοιχηθεί, τότε: α) αν έχουν αντιστοιχηθεί όλες οι μειώσεις (αυξήσεις), τότε απομονώνεται το διάστημα από την 1^η στήλη της εικόνας μέχρι αυτή της πιο αριστερής αύξησης (μείωσης) και β) αν δεν έχουν αντιστοιχηθεί, τότε εξετάζεται εάν υπάρχουν μειώσεις (αυξήσεις) αριστερά από την πιο αριστερή αύξηση (μείωση). Αν υπάρχουν, τότε απομονώνεται το διάστημα από την στήλη της μείωσης (αύξησης) που βρίσκεται ακριβώς αριστερά από την πιο αριστερή αύξηση (μείωση) μέχρι την πιο αριστερή αύξηση (μείωση), ειδάλως, αν δεν υπάρχουν, απομονώνεται το διάστημα από την 1^η στήλη της εικόνας μέχρι αυτή της πιο αριστερής αύξησης (μείωσης).
- III. Τα διαστήματα που προκύπτουν κάθε φορά αποθηκεύονται σε πίνακα $\Gamma_{\text{όχι μηδέν}}^{\text{κάτω}}$ ($\Gamma_{\text{όχι μηδέν}}^{\text{πάνω}}$).

Τέλος, εάν οι περιοχές της α) κατηγορίας επικαλύπτονται με κάποιες της β), τότε διαγράφεται το επικαλυπτόμενο μέρος των διαστημάτων των περιοχών μόνο της β) κατηγορίας, δηλαδή οι περιοχές της α) κατηγορίας παραμένουν ως έχουν. Αποτέλεσμα αυτού είναι η παραγωγή μη-επικαλυπτόμενων περιοχών για την κάτω και την πάνω πλευρά του αυλού, οι οποίες περιέχονται στους πίνακες $\Gamma^{\text{κάτω}}$ και $\Gamma^{\text{πάνω}}$ αντίστοιχα, μέσω των ελάχιστων- μέγιστων στηλών τους. Στον παρόντα αλγόριθμο, η παράμετρος a_{bif} ισούται με το 1,35% των συνολικών εικονοστοιχείων της εικόνας του αυλού (στρογγυλοποιημένο) και η T_{pix} ισούται με 60 εικονοστοιχεία. Η περιγραφή των περιπτώσεων α) και β) φαίνονται στην Εικόνα 41:



Εικόνα 41: Αναπαράσταση των μεθόδων εύρεσης περιοχών με κενά. Στην δεξιά στήλη πάνω φαίνονται οι κανόνες υπολογισμού των διαφορών των ορίων και στην δεξιά στήλη κάτω φαίνεται η περίπτωση III της εύρεσης των περιοχών των κενών που δεν φτάνουν στα άκρα της εικόνας (περίπτωση όπου οι αυξήσεις (μειώσεις) είναι περισσότερες από τις μειώσεις (αυξήσεις)).

Το αποτέλεσμα της εύρεσης φαίνεται στην Εικόνα 42:



Εικόνα 42: Εύρεση των περιοχών των κενών. Τα διανύσματα στα δεξιά αναπαριστούν την ελάχιστη, μέγιστη στήλη καθώς και το ότι πρόκειται για περιοχές κενών που φτάνουν στα άκρα της εικόνας (0) ή για περιοχές που δεν φτάνουν στα άκρα της εικόνας (1).

Επεξεργασία των συνεκτικών συνιστωσών της εικόνας που έχουν εμβαδό μεταξύ των a_{del} και a_{bif} και δεν είναι εντός περιοχών με κενά:

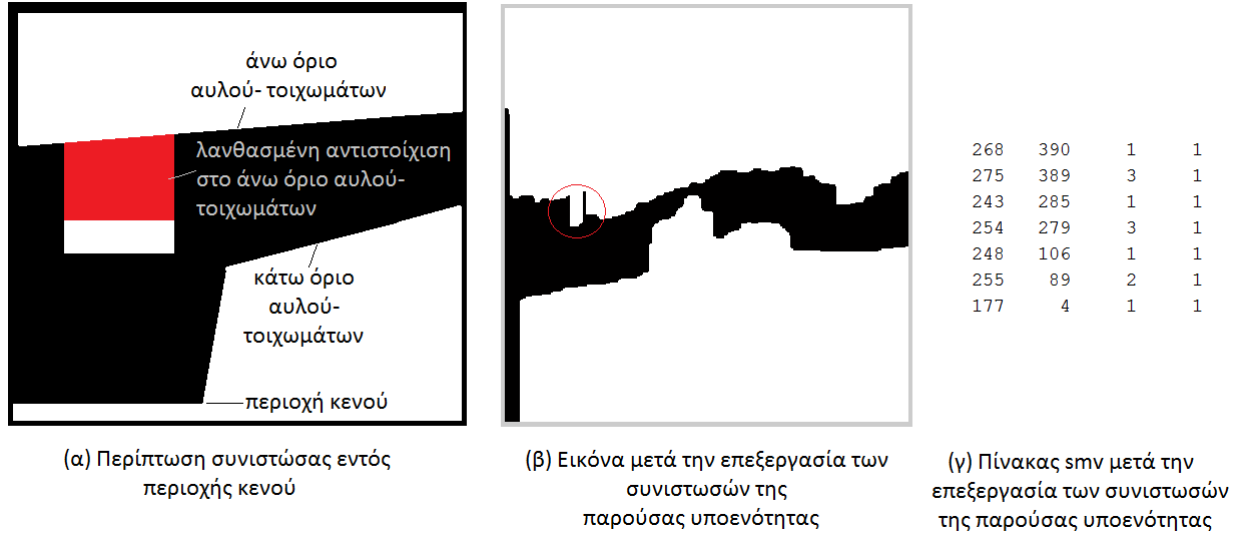
Η μετα- επεξεργασία συνεχίζεται με την επεξεργασία των συνιστωσών της εικόνας, οι οποίες κατά πάσα πιθανότητα ανήκουν στο πάνω ή κάτω μέρος του αυλού της εικόνας και δεν είναι αποτέλεσμα του θορύβου ($Area_{conn.comp.} > a_{del}$), αλλά το εμβαδόν τους δεν είναι αρκετά μεγάλο ώστε να θεωρηθούν ότι είναι η διακλάδωση της κοινής αρτηρίας ($Area_{conn.comp.} < a_{bif}$).

Η διαδικασία ξεκινά με την εύρεση των εικονοστοιχείων χωρισμού του smv πίνακα που έχουν ένδειξη 0 στην 4^η στήλη τους, αφού αυτά τα εικονοστοιχεία θα ανήκουν σε συνιστώσες με εμβαδόν είτε μεγαλύτερο είτε μικρότερο από a_{bif} . Αφού υπολογιστούν οι συνιστώσες αυτές, απομονώνονται όσες ικανοποιούν τα παρακάτω δύο κριτήρια:

1. Βρίσκονται εκτός των περιοχών με κενά, $\Gamma^{κάτω}$ και $\Gamma^{πάνω}$, και
2. $a_{del} < Area_{conn.comp.} < a_{bif}$.

Η αξία του πρώτου κριτηρίου φαίνεται στην επόμενη παράγραφο. Από τις τελικές συνιστώσες που θα προκύψουν, ακολουθείται η εξής διαδικασία. Για τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται στα πάνω και κάτω σύνορά τους, υπολογίζεται η απόστασή τους από τα πάνω και κάτω όρια αντίστοιχα του αυλού- τοιχωμάτων που βρίσκονται μεταξύ της ελάχιστης και της μέγιστης στήλης της κάθε συνιστώσας. Ακολουθώς λαμβάνεται η μέση τιμή της πάνω και κάτω απόστασης. Στη συνέχεια, ανάλογα με την μικρότερη απόσταση, ο χώρος μεταξύ των συνιστωσών αυτών και του πάνω ή κάτω ορίου του αυλού- τοιχωμάτων μετατρέπεται από 0 σε 1. Σημειώνεται ότι στην περίπτωση που οι μέσες τιμές των δύο αποστάσεων είναι ίσες, τότε μετατρέπεται από 0 σε 1 ο χώρος μεταξύ των συνιστωσών και του κάτω ορίου του αυλού- τοιχωμάτων. Τέλος, τα εικονοστοιχεία του smv πίνακα που ανήκουν στις συνιστώσες αυτές λαμβάνουν την τιμή 1 στην 4^η στήλη τους.

Έστω ότι μία συνιστώσα βρισκόταν εντός μίας περιοχής κενού. Τότε θα υπήρχαν δύο αποστάσεις: η απόσταση από το όριο του αυλού- τοιχωμάτων και η απόσταση από την περιοχή του κενού. Το γεγονός αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να παρθεί η απόσταση από το όριο του αυλού- τοιχωμάτων σαν μικρότερη. Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες εάν η περιοχή του κενού δεν υπήρχε (ήταν 1 αντί για 0), η συνιστώσα θα βρισκόταν πιο κοντά σε αυτή παρά στο προαναφερθέν όριο, οπότε θα μετατρέποταν η περιοχή ανάμεσα στο μη υπάρχον κενό και στη συνιστώσα από 0 σε 1 και όχι αυτή που τελικά μετατρέπεται στην περίπτωση που η περιοχή του κενού υπάρχει.



Εικόνα 43: Αποτέλεσμα της επεξεργασίας των συνιστωσών της παρούσας υποενότητας. Στην πρώτη εικόνα φαίνεται η λανθασμένη αντιστοίχιση της συνιστώσας, η οποία βρίσκεται εντός της περιοχής κενού, στο άνω όριο του αυλού- τοιχωμάτων. Στην δεύτερη φαίνεται η επεξεργασία της συνιστώσας που βρίσκεται εντός του κόκκινου κύκλου. Τέλος, στην τρίτη εικόνα φαίνεται ο ενημερωμένος smn πίνακας.

Επεξεργασία των περιοχών όπου παρατηρούνται κενά:

Όπως φάνηκε παραπάνω, για να γίνει η σωστή αντιστοίχιση μεταξύ της συνιστώσας και του ορίου του αυλού- τοιχωμάτων, πρέπει να μετατραπεί η περιοχή του κενού από 0 σε 1. Πιο αναλυτικά, για κάθε περιοχή κενού των πινάκων $\Gamma^{\text{κάτω}}$ και $\Gamma^{\text{πάνω}}$ με ελάχιστη στήλη $j_{\text{ελ}}$ και μέγιστη $j_{\text{μεγ}}$, ξεκινώντας από τις περιοχές που φτάνουν μέχρι τα άκρα της εικόνας, ακολουθείται η παρακάτω μεθοδολογία:

α) Για τις περιοχές με κενά που φτάνουν μέχρι τα πάνω- κάτω άκρα της εικόνας και η $j_{\text{ελ}} > 1$. Αρχικά, εντοπίζονται τα όρια των άσπρων εικονοστοιχείων του πάνω και κάτω μέρους του αυλού- τοιχωμάτων. Αν δεν υπάρχουν άσπρα εικονοστοιχεία στο πάνω ή κάτω μέρος του αυλού- τοιχωμάτων, τότε ως όρια θεωρούνται οι γραμμές 1 ή N αντίστοιχα. Στη συνέχεια καταγράφονται: 1) οι διαφορές μεταξύ των ορίων $\text{diff} = \text{orio}_j^{\text{κάτω}} - \text{orio}_{j-1}^{\text{κάτω}}$ ή $\text{diff} = \text{orio}_{j-1}^{\text{πάνω}} - \text{orio}_j^{\text{πάνω}}$, β) $i_{\text{diff}} = \text{orio}_{j-1}^{\text{κάτω}}$ ή $i_{\text{diff}} = \text{orio}_{j-1}^{\text{πάνω}}$ και γ) $j_{\text{diff}} = j - 1$, για κάθε στήλη, πηγαίνοντας από την $j_{\text{ελ}}$ προς τα αριστερά μέχρι τη δεύτερη στήλη της εικόνας. Εάν η $j - 1$ στήλη ισούται με την $j_{\text{μεγ}}$ της αμέσως αριστερής περιοχής κενού, αν υπάρχει, ή το όριο της $j - 1$ στήλης ισούται με 0 (στην περίπτωση όπου η στένωση προκαλεί ένωση του πάνω με του κάτω ορίου του αυλού- τοιχωμάτων), τότε η διαδικασία σταματάει. Ακολουθώς, υπολογίζονται οι ποσότητες: $\max \text{diff}$, $i_{\text{αριστερά}} = i_{\max \text{diff}}^{\text{κάτω}}$ ή $i_{\text{αριστερά}} = i_{\max \text{diff}}^{\text{πάνω}}$ και $j_{\text{αριστερά}} = j_{\max \text{diff}} + 1$, οι οποίες αναπαριστούν την μέγιστη διαφορά που υποδηλώνει τη

μετάβαση από τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων σε περιοχή κενού, την γραμμή της μέγιστης διαφοράς καθώς και την επόμενη στήλη της μέγιστης διαφοράς. Τέλος, στην περίπτωση όπου οι περιοχές κενού είναι διαδοχικές, δεν υφίστανται υποψήφιος $diff$ και υπολογίζονται οι ποσότητες: $i_{αριστερά} = orio_{j_{ελ}-1}^{κάτω}$ ή $i_{αριστερά} = orio_{j_{ελ}-1}^{πάνω}$ και $j_{αριστερά} = j_{ελ}$.

Για τις περιοχές με κενά που φτάνουν μέχρι τα πάνω- κάτω άκρα της εικόνας και η $j_{μεγ} < M$. Παρόμοια διαδικασία ακολουθείται για το διάστημα από την $j_{μεγ}$ και δεξιότερα μέχρι την προτελευταία στήλη της εικόνας, η οποία παράγει τις ποσότητες $\max diff$, $i_{δεξιά} = i_{\max diff}^{κάτω}$ ή $i_{δεξιά} = i_{\max diff}^{πάνω}$ και $j_{δεξιά} = j_{\max diff} - 1$. Τέλος, στην περίπτωση όπου οι περιοχές κενού είναι διαδοχικές, δεν υφίστανται υποψήφιος $diff$ και υπολογίζονται οι ποσότητες: $i_{δεξιά} = orio_{j_{μεγ}+1}^{κάτω}$ ή $i_{δεξιά} = orio_{j_{μεγ}+1}^{πάνω}$ και $j_{δεξιά} = j_{μεγ}$.

β) Για τις περιοχές με κενά που δεν φτάνουν μέχρι τα άκρα της εικόνας και η $j_{ελ} > 1$. Υπολογίζονται $i_{αριστερά} = orio_{j_{ελ}-1}^{κάτω}$ ή $i_{αριστερά} = orio_{j_{ελ}-1}^{πάνω}$ και $j_{αριστερά} = j_{ελ}$.

Για τις περιοχές με κενά που δεν φτάνουν μέχρι τα άκρα της εικόνας και η $j_{μεγ} < M$. Παρομοίως, $i_{δεξιά} = orio_{j_{μεγ}+1}^{κάτω}$ ή $i_{δεξιά} = orio_{j_{μεγ}+1}^{πάνω}$ και $j_{δεξιά} = j_{μεγ}$ και

γ) Για τις περιοχές με $j_{ελ} = 1$. Για αυτή την κατηγορία περιοχών κενού ισχύει ότι: $i_{αριστερά} = 0$ (για την πάνω περίπτωση) ή $i_{αριστερά} = N + 1$ (για την κάτω περίπτωση), δηλαδή η γραμμή βρίσκεται εκτός ορίων της εικόνας, $j_{αριστερά} = j_{ελ}$.

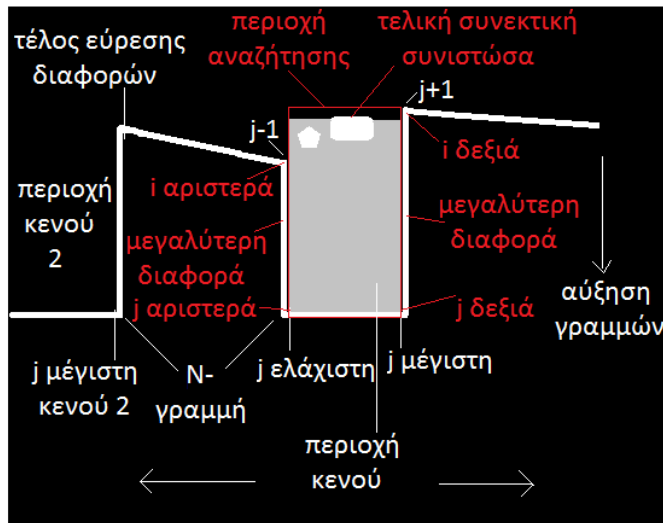
Για τις περιοχές με $j_{μεγ} = M$. Παρομοίως, για αυτή την κατηγορία περιοχών κενού ισχύει ότι: $i_{δεξιά} = 0$ (για την πάνω περίπτωση) ή $i_{δεξιά} = N + 1$ (για την κάτω περίπτωση), δηλαδή η γραμμή βρίσκεται εκτός ορίων της εικόνας, $j_{δεξιά} = j_{μεγ}$.

Αφού υπολογιστούν οι παραπάνω ποσότητες, εξάγεται η γραμμή αναζήτησης, η οποία πρέπει να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στα αντίστοιχα όρια του αυλού- τοιχωμάτων. Άρα, για περιοχή κενού που βρίσκεται στο κάτω μέρος της εικόνας, η γραμμή I ισούται με το ελάχιστο της $i_{αριστερά}$ και $i_{δεξιά}$ (πιο κοντά στα κάτω όρια του αυλού- τοιχωμάτων). Αντίθετα, για περιοχή κενού που βρίσκεται στο πάνω μέρος της εικόνας, η γραμμή I ισούται με το μέγιστο της $i_{αριστερά}$ και $i_{δεξιά}$. Στη συνέχεια, απομονώνονται οι συνεκτικές συνιστώσες που βρίσκονται εντός, είτε ολόκληρες, είτε ένα μέρος τους, της περιοχής αναζήτησης, η οποία εκτείνεται από τα πάνω ή κάτω όρια της εικόνας (1 ή N) μέχρι την I και από την $j_{ελ}$ μέχρι την $j_{μεγ}$. Σημειώνεται ότι οι συνιστώσες αυτές δεν πρέπει να εκτείνονται από το αριστερό άκρο της εικόνας μέχρι το δεξί, επειδή πιθανότατα αναπαριστούν το πάνω ή κάτω μέρος του αυλού, οπότε πρέπει να μείνουν ως έχουν. Διακρίνονται οι εξής δύο περιπτώσεις:

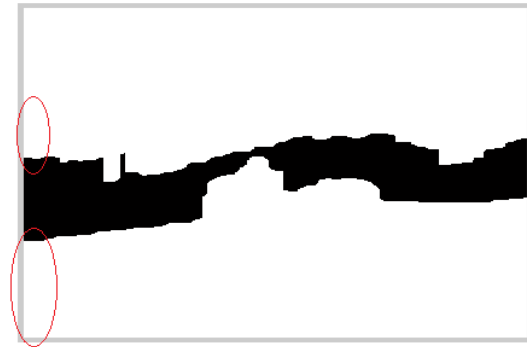
- Αν δεν υπάρχουν συνιστώσες στην περιοχή αναζήτησης, τότε η περιοχή του κενού έχει μόνο μαύρα εικονοστοιχεία στο εσωτερικό της και άρα η περιοχή $[I\ N] \times [j_{αριστερά}\ j_{δεξιά}]$ (κάτω περίπτωση) ή $[1\ I] \times [j_{αριστερά}\ j_{δεξιά}]$ (πάνω περίπτωση) μετατρέπεται από 0 σε 1. Επίσης, αποθηκεύεται σε πίνακα **Gaps** = $[j_{αριστερά}\ j_{δεξιά}]$.

- Αν υπάρχουν συνιστώσες στην περιοχή αναζήτησης, τότε εξάγεται η τελική συνιστώσα $Conn.comp.final$, της οποίας η ελάχιστη (κάτω περίπτωση) ή μέγιστη (πάνω περίπτωση) γραμμή βρίσκεται όσο το δυνατόν πιο κοντά στα αντίστοιχα όρια του αυλού-τοιχωμάτων, σε σχέση με τις υπόλοιπες συνιστώσες. Με αυτόν το τρόπο εξασφαλίζεται ότι το σύνολο των γραμμών της $Conn.comp.final$, ανήκει στην πραγματική διεπιφάνεια μεταξύ του αυλού και του τοιχώματος της αρτηρίας. Στη συνέχεια, η περιοχή μεταξύ της $Conn.comp.final$ και του κάτω (κάτω περίπτωση) ή πάνω (πάνω περίπτωση) άκρου της εικόνας μετατρέπεται από 0 σε 1 και υπολογίζονται οι συντεταγμένες των ελάχιστων (κάτω περίπτωση) ή μέγιστων (πάνω περίπτωση) γραμμών, $i_{j_{Conn.comp.final}^{minimum}}$ και $i_{j_{Conn.comp.final}^{maximum}}$, που βρίσκονται στην ελάχιστη και μέγιστη στήλη της $Conn.comp.final$ αντίστοιχα. Τέλος, γίνεται μετατροπή των περιοχών $\left[i_{j_{Conn.comp.final}^{minimum}} N \right] \times \left[j_{αριστερά\ j_{Conn.comp.final}^{minimum}} \right]$ και $\left[i_{j_{Conn.comp.final}^{maximum}} N \right] \times \left[j_{Conn.comp.final}^{maximum} j_{δεξιά} \right]$ για την κάτω περίπτωση, ή $\left[1 i_{j_{Conn.comp.final}^{minimum}} \right] \times \left[j_{αριστερά\ j_{Conn.comp.final}^{minimum}} \right]$ και $\left[1 i_{j_{Conn.comp.final}^{maximum}} \right] \times \left[j_{Conn.comp.final}^{maximum} j_{δεξιά} \right]$ για την πάνω περίπτωση περιοχής κενού αντίστοιχα, όπου $j_{Conn.comp.final}^{minimum}$ και $j_{Conn.comp.final}^{maximum}$ είναι η ελάχιστη και μέγιστη στήλη αντίστοιχα της $Conn.comp.final$, από 0 σε 1. Τα διαστήματα: $\left[j_{αριστερά\ j_{Conn.comp.final}^{minimum}} - 1 \right]$ και $\left[j_{Conn.comp.final}^{maximum} + 1 j_{δεξιά} \right]$ αποθηκεύονται στον πίνακα **Gaps**, επειδή είναι διαστήματα μόνο μαύρων εικονοστοιχείων. Η διαδικασία ολοκληρώνεται μέσω της ενημέρωσης των εικονοστοιχείων του *syn* πίνακα που ανήκουν σε κάθε συνιστώσα, η οποία βρίσκεται, είτε ολόκληρη, είτε ένα μέρος της, σε περιοχή που μετατράπηκε από 0 σε 1.

Μετά το πέρας της συνολικής διαδικασίας, απομονώνονται για περαιτέρω επεξεργασία μόνο οι περιοχές κενών του πίνακα **Gaps**, οι οποίες ανήκουν στο κάτω μέρος του αυλού, επειδή μόνο σε αυτές είναι δυνατό να παρατηρηθεί ύπαρξη πλάκας, όπως αναφέρεται και στην υποενότητα που περιγράφει τη διαδικασία εύρεσης των περιοχών με κενά. Η διαδικασία και τα αποτελέσματα της παρούσας υποενότητας παρουσιάζονται στην Εικόνα 44:



(α) Αναπαράσταση της διαδικασίας επεξεργασίας των περιοχών με κενά



(β) Εικόνα μετά το πέρας της διαδικασίας επεξεργασίας των περιοχών με κενά

1 20

(γ) Ελάχιστη και μέγιστη στήλη της κάτω περιοχής κενού της εικόνας (β), η οποία απομονώνεται για περαιτέρω επεξεργασία

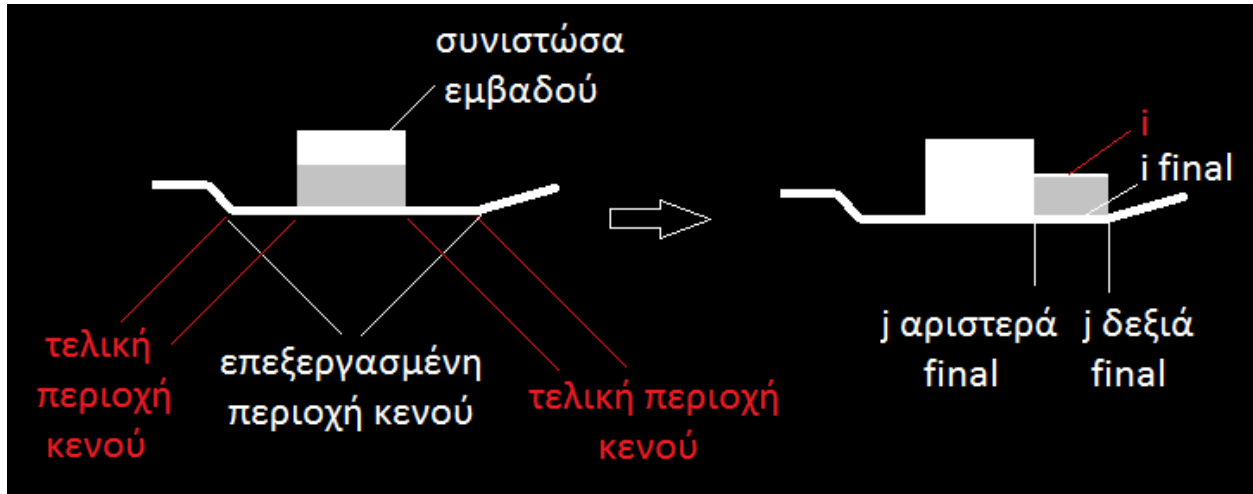
Εικόνα 44: Διαδικασία επεξεργασίας των περιοχών με κενά. Στην αριστερή εικόνα παρουσιάζεται η διαδικασία, ενώ στη δεξιά πάνω παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της. Κάτω δεξιά παρουσιάζονται οι συντεταγμένες του κενού που βρίσκεται στο κάτω μέρος της εικόνας και απομονώνεται για περαιτέρω επεξεργασία.

Επεξεργασία των εναπομεινανσών συνεκτικών συνιστωσών της εικόνας που έχουν εμβαδό μεταξύ των a_{del} και a_{bif} :

Εφόσον οι περιοχές των κενών επεξεργάστηκαν, δεν παρατηρούνται στην εικόνα. Οπότε γίνεται επεξεργασία των συνεκτικών συνιστωσών άσπρων εικονοστοιχείων που δεν επεξεργάστηκαν την πρώτη φορά, λόγω του ότι κείτονταν στις περιοχές αυτές. Η διαδικασία που ακολουθείται είναι ακριβώς η ίδια με αυτή των συνιστωσών μεσαίου εμβαδού, με τη διαφορά ότι το πρώτο κριτήριο δεν έχει ισχύ. Επίσης, στην συγκεκριμένα υποενότητα, λαμβάνει χώρα και ένα επιπλέον στάδιο επεξεργασίας. Πιο αναλυτικά, οι περιοχές των κενών του κάτω μέρους του αυλού που απομονώθηκαν στην προηγούμενη υποενότητα, υπόκεινται σε διαμόρφωση ώστε να μην υπάρχει επικάλυψη μεταξύ αυτών και κάποιας συνεκτικής συνιστώσας με εμβαδόν μεταξύ a_{del} και a_{bif} μιας και αυτή δεν αποτελεί μέρος κάποιας περιοχής κενού, αλλά τμήμα της διεπιφάνειας του αυλού και των τοιχωμάτων της αρτηρίας. Οι τελικώς διαμορφωμένες περιοχές κενών αποθηκεύονται στον πίνακα **Gaps_{final}**. Σημειώνεται ότι διαδοχικές περιοχές κενών ενώνονται μεταξύ τους.

Έστω ότι η τελική περιοχή κενού έχει όρια i_{final} , $j_{final}^{αριστερά}$ και $j_{final}^{δεξιά}$, τα οποία αναπαριστούν την γραμμή, την αριστερή και τη δεξιά στήλη της αντίστοιχα. Επειδή, πρέπει η γραμμή i_{final} να βρίσκεται όσο πιο πάνω γίνεται, προσεγγίζοντας το πραγματικό όριο της διεπιφάνειας μεταξύ του αυλού και του οπίσθιου τοιχώματος, πραγματοποιείται ο εξής έλεγχος:

- α. Εάν $j_{final}^{αριστερά} \geq 1$ και $j_{final}^{δεξιά} \leq M$, υπολογίζεται η ποσότητα $i = \text{round}\left(\frac{\text{orio}_{j_{final}^{αριστερά}-1} + \text{orio}_{j_{final}^{δεξιά}+1}}{2}\right)$, όπου $\text{orio}_{j_{final}^{αριστερά}-1}$ και $\text{orio}_{j_{final}^{δεξιά}+1}$ είναι η γραμμή διεπιφάνειας της αμέσως αριστερής και αμέσως δεξιάς στήλης της τελικής περιοχής κενού αντίστοιχα. Αν ισχύει ότι $i \leq i_{final}$, δηλαδή η i βρίσκεται πιο πάνω από την i_{final} , τότε η περιοχή του διαστήματος $[i \ N] \times [j_{final}^{αριστερά} \ j_{final}^{δεξιά}]$ μετατρέπεται από 0 σε 1,
- β. Εάν $j_{final}^{αριστερά} = 1$ και $j_{final}^{δεξιά} \leq M$, υπολογίζεται η ποσότητα $i = \text{orio}_{j_{final}^{δεξιά}+1}$. Αν ισχύει ότι $i \leq i_{final}$, δηλαδή η i βρίσκεται πιο πάνω από την i_{final} , τότε η περιοχή του διαστήματος $[i \ N] \times [j_{final}^{αριστερά} \ j_{final}^{δεξιά}]$ μετατρέπεται από 0 σε 1, και
- γ. Εάν $j_{final}^{αριστερά} \geq 1$ και $j_{final}^{δεξιά} = M$, υπολογίζεται η ποσότητα $i = \text{orio}_{j_{final}^{αριστερά}-1}$. Αν ισχύει ότι $i \leq i_{final}$, δηλαδή η i βρίσκεται πιο πάνω από την i_{final} , τότε η περιοχή του διαστήματος $[i \ N] \times [j_{final}^{αριστερά} \ j_{final}^{δεξιά}]$ μετατρέπεται από 0 σε 1.

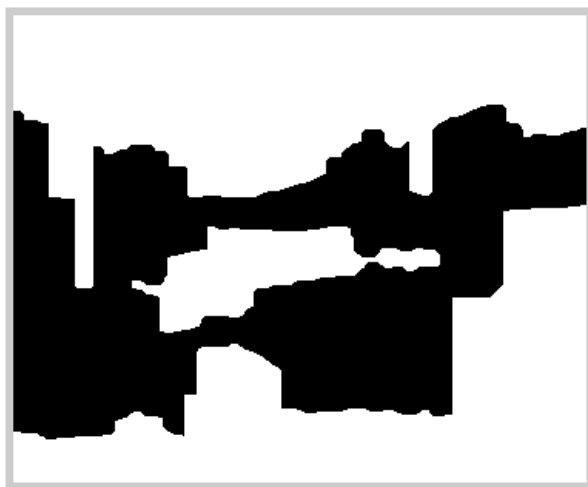


Εικόνα 45: Αναπαράσταση της επεξεργασίας των συνιστωσών με εμβαδό μεταξύ των a_{del} και a_{bif} . Αριστερά απεικονίζονται οι δύο τελικώς διαμορφωμένες περιοχές κενών, ενώ δεξιά απεικονίζεται η εξαγωγή της γραμμής i .

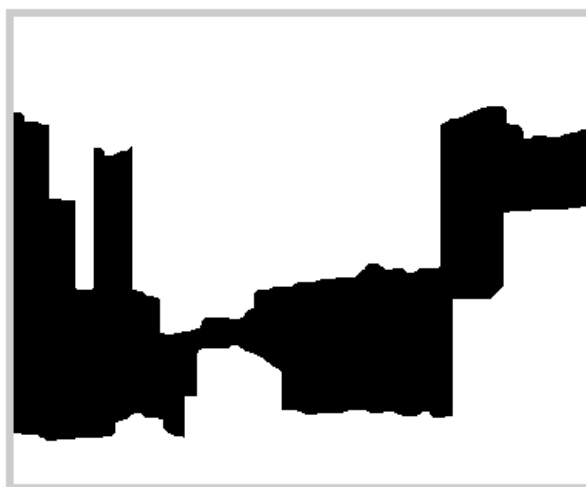
Επεξεργασία των συνεκτικών συνιστωσών της εικόνας που έχουν εμβαδό μεγαλύτερο- ίσο από a_{bif} :

Τα κριτήρια που πρέπει να πληροί μία συνεκτική συνιστώσα για να επεξεργασθεί στην υποενότητα αυτή είναι: α) από πάνω της και από κάτω της να υπάρχουν μαύρα εικονοστοιχεία (ανήκει στο εσωτερικό του αυλού), β) να ισχύει $Area_{conn.comp.} \geq a_{bif}$ και γ) $j_{αριστερά} \geq j_{thresh}$, όπου $j_{αριστερά}$ είναι η πιο αριστερή στήλη της συνιστώσας και j_{thresh} είναι ένα κατώφλι. Αν ισχύουν και τα τρία κριτήρια, τότε ακολουθείται η ίδια διαδικασία με αυτή της 3^{ης} παραγράφου της υποενότητας των συνιστωσών μεσαίου εμβαδού. Στον παρόντα αλγόριθμο, η παράμετρος j_{thresh} ισούται με το 5% των στηλών της εικόνας του αυλού (στρογγυλοποιημένο).

Αν το κριτήριο γ) δεν πληρείται, τότε θεωρείται ότι υπάρχει διακλάδωση και η συνιστώσα αφήνεται ως έχει. Ο λόγος ύπαρξης τους κατωφλίου j_{thresh} είναι ότι σε μερικές περιπτώσεις η διακλάδωση της κοινής αρτηρίας στα άκρα της εικόνας «διακόπτεται» λόγω θορύβου.



(α) Εικόνα πριν την επεξεργασία των συνιστωσών της παρούσας υποενότητας



(β) Εικόνα μετά την επεξεργασία των συνιστωσών της παρούσας υποενότητας

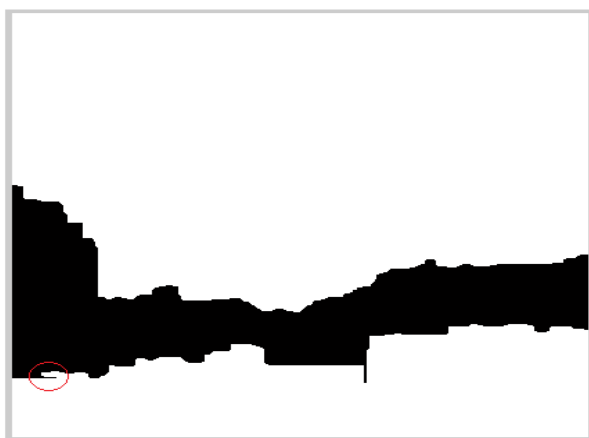
Εικόνα 46: Αποτέλεσμα της επεξεργασίας των συνιστωσών με εμβαδό μεγαλύτερο από a_{bif} . Παρατηρείται ότι η μεσαία συνιστώσα παρόλο που μπορεί να θεωρηθεί διακλάδωση, η τοποθεσία της στο μέσον της εικόνας δεν συνάδει με τον ορισμό της διακλάδωσης (περιστατικό 189_56_B του 2^{ου} συνόλου δεδομένων).

Τελικό στάδιο της μετα- επεξεργασίας:

Στο στάδιο αυτό γίνεται μία τελική επεξεργασία της εικόνας. Πιο αναλυτικά, γίνεται ανίχνευση και μετατροπή από 0 σε 1 τυχουσών περιοχών μαύρων εικονοστοιχείων των οποίων οι ελάχιστες- μέγιστες γραμμές και στήλες τους δεν αντιστοιχούν στα όρια της εικόνας, δηλαδή περιβάλλονται από άσπρα εικονοστοιχεία. Ο λόγος, όπως εξηγείται σε προηγούμενη ενότητα, είναι ότι οι συγκεκριμένες περιοχές δεν μπορεί να ανήκουν στον αυλό.

Υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες δημιουργείται λανθασμένα διακλάδωση στην εικόνα, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 47. Οπότε πραγματοποιείται ένας επιπλέον έλεγχος για ύπαρξη διακλάδωσης, ξεκινώντας από τα δεξιά της εικόνας προς τα αριστερά. Αρχικά, γίνεται απομόνωση της δεξιάς στήλης $j_{bif}^{δεξιά}$ της διακλάδωσης. Στη συνέχεια, απομονώνεται η $j_{bif}^{αριστερά}$ εάν: α) δεν παρατηρείται συνέχιση της διακλάδωσης στην $j_{bif}^{αριστερά} - 1$ και β) εάν $j_{bif}^{αριστερά} \geq j_{thresh}$, όπου j_{thresh} είναι το κατώφλι της προηγούμενης υποενότητας. Σημειώνεται, ότι μπορεί να ταυτίζονται οι δύο στήλες $j_{bif}^{δεξιά}$ και $j_{bif}^{αριστερά}$ (περιπτώσεις όπου δημιουργείται λανθασμένη «διακλάδωση» μίας στήλης). Τέλος, απομονώνεται η περιοχή της εικόνας μεταξύ $j_{bif}^{αριστερά}$ και $j_{bif}^{δεξιά}$, εντοπίζεται η συνεκτική συνιστώσα της οποίας η μέγιστη και ελάχιστη γραμμή δεν αντιστοιχούν στα κάτω και άνω όρια της εικόνας αντίστοιχα (ανήκει στο εσωτερικό του αυλού) και ακολουθείται η ίδια διαδικασία με αυτή της 3^{ης} παραγράφου της υποενότητας των συνιστωσών μεσαίου εμβადού για τη συνιστώσα της διακλάδωσης.

Αν υπάρχουν μαύρα εικονοστοιχεία στα πάνω (1) και κάτω (N) άκρα της εικόνας, τότε μετατρέπονται από 0 σε 1, επειδή το τοίχωμα της αρτηρίας πρέπει να είναι ενιαίο και να μην «διακόπτεται».



(α) Εικόνα με την υποψήφια διακλάδωση μέσα στον κόκκινο κύκλο

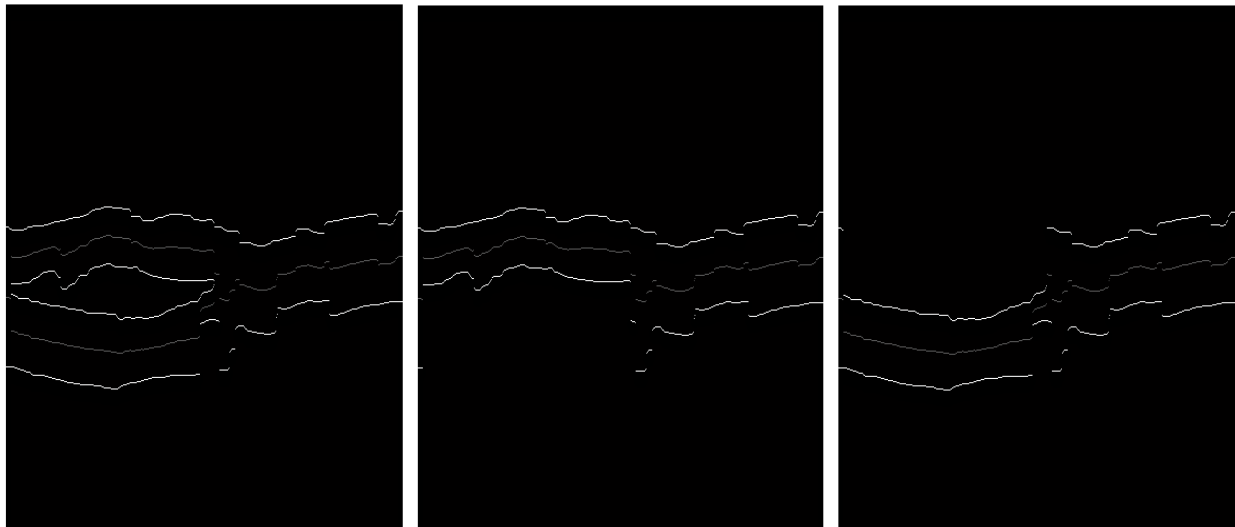


(β) Εικόνα μετά το τελικό στάδιο της μετα- επεξεργασίας

Εικόνα 47: Εικόνα πριν και μετά το τελικό στάδιο της μετα- επεξεργασίας. Αριστερά φαίνεται η εικόνα με την υποψήφια διακλάδωση εντός του κόκκινου κύκλου (περιστατικό case43).

3.5.3 Εξαγωγή εικόνων ορίων του αυλού

Η ενότητα κλείνει με τον εντοπισμό των ορίων μεταξύ του αυλού και των τοιχωμάτων της αρτηρίας (εικονοστοιχεία φωτεινότητας 255), τα οποία βρίσκονται ακριβώς πάνω ή κάτω από τα μαύρα εικονοστοιχεία του αυλού, δηλαδή σε μία στήλη j απομονώνονται τα άσπρα εικονοστοιχεία για τα οποία ισχύει: $\text{φωτεινότητα}(i_{\text{άσπρο εικ.}} + 1, j) = 0$, για τα πάνω όρια και $\text{φωτεινότητα}(i_{\text{άσπρο εικ.}} - 1, j) = 0$ για τα κάτω όρια, όπου $i_{\text{άσπρο εικ.}}$ είναι η γραμμή του ορίου και οι γραμμές αυξάνονται από πάνω προς τα κάτω. Επιπλέον, εξαγονται οι εικόνες $\text{Image}_{\text{πάνω κλάδος}}$ και $\text{Image}_{\text{κάτω κλάδος}}$, οι οποίες αναπαριστούν το πάνω και κάτω μέρος της διακλάδωσης αντίστοιχα. Τέλος, στις εικόνες αυτές αναπαρίσταται με φωτεινότητα 64 τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται στο μέσο του αυλού. Σημειώνεται ότι εάν δεν υπάρχει διακλάδωση, οι εικόνες $\text{Image}_{\text{πάνω κλάδος}}$ και $\text{Image}_{\text{κάτω κλάδος}}$ ταυτίζονται.



(α) Εικόνα με τα συνολικά όρια αυλού- τοιχωμάτων

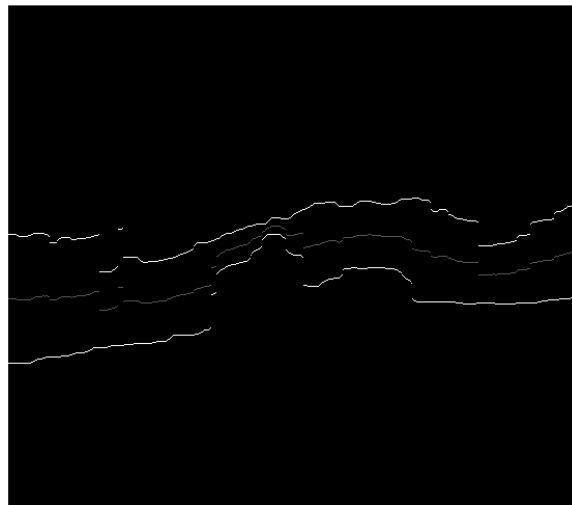
(β) Εικόνα με τα πάνω όρια αυλού- τοιχωμάτων

(γ) Εικόνα με τα κάτω όρια αυλού- τοιχωμάτων

Εικόνα 48: Εικόνες με τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων σε περίπτωση διακλάδωσης. Η πρώτη εικόνα απεικονίζει τα συνολικά όρια. Η μεσαία τα όρια του πάνω κλάδου της διακλάδωσης. Η δεξιά απεικονίζει τα όρια του κάτω κλάδου της διακλάδωσης. Παρατηρούνται με σκούρο γκρι χρώμα τα εικονοστοιχεία που βρίσκονται στο μέσο του αυλού (περιστατικό case29).



(α) Εικόνα μετά την μετα- επεξεργασία



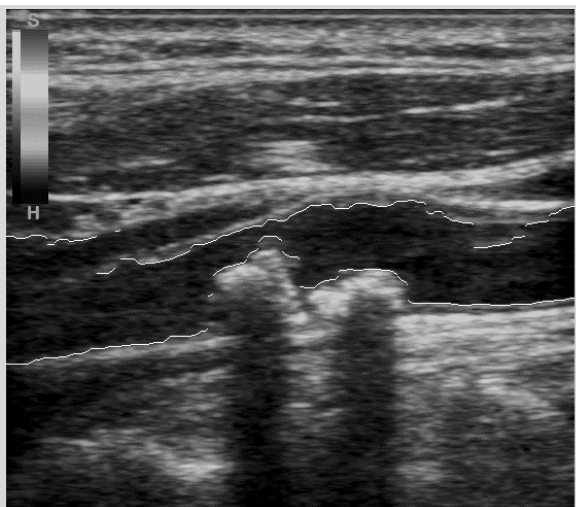
(β) Εικόνα με τα συνολικά όρια αυλού- τοιχωμάτων

Εικόνα 49: Εικόνα αποτελέσματος από την μετα- επεξεργασία (αριστερά) και τελική εικόνα με τα συνολικά όρια αυλού- τοιχωμάτων (δεξιά).

3.6 ΑΠΟΜΟΝΩΣΗ ΤΗΣ ΠΙΘΑΝΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ ΤΗΣ ΠΛΑΚΑΣ

Στην ενότητα αυτή απομονώνεται η περιοχή της εικόνας στην οποία είναι πιθανή η ύπαρξη της πλάκας. Η μεθοδολογία που χρησιμοποιείται αποτελείται κυρίως από τρία στάδια. Στο πρώτο στάδιο, πραγματοποιείται εξαγωγή της στήλης $j_{mindist}$ της εικόνας στην οποία παρατηρείται στένωση μεγαλύτερη από ένα κατώφλι. Η στήλη αυτή πιθανότατα ανήκει στην πλάκα. Το επόμενο στάδιο πραγματεύεται τη σχετική θέση της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα. Τέλος, κατασκευάζεται μία μάσκα για την κάθε πλάκα, η οποία λειτουργεί ως αρχικοποίηση της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου ϕ για την τελική κατάτμηση της πλάκας.

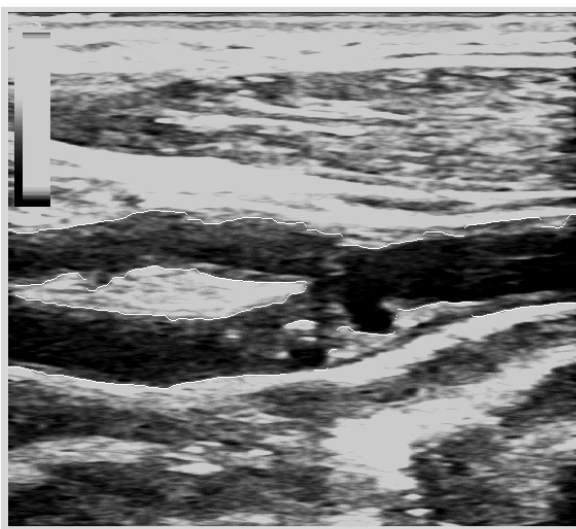
Αρχικά, εξάγονται οι συντεταγμένες των ορίων της $Image_{πάνω\ κλάδος}$ και της $Image_{κάτω\ κλάδος}$ που βρίσκονται στα πάνω και κάτω τοιχώματα της αρτηρίας και αποθηκεύονται στους εξής τέσσερις πίνακες: $oria_{πάνω\ κλάδος}^{πάνω}$, $oria_{πάνω\ κλάδος}^{κάτω}$, $oria_{κάτω\ κλάδος}^{πάνω}$ και $oria_{κάτω\ κλάδος}^{κάτω}$. Στη συνέχεια, ο χώρος του αυλού για τις εικόνες $Image_{πάνω\ κλάδος}$ και $Image_{κάτω\ κλάδος}$ απομονώνεται και λαμβάνει τιμή φωτεινότητας ίση με 192. Επίσης, οι δύο εικόνες που προκύπτουν, συνδυάζονται προκειμένου να εξαχθεί ο συνολικός χώρος του αυλού $Image_{lumen}$, όπως φαίνεται στην Εικόνα 50:



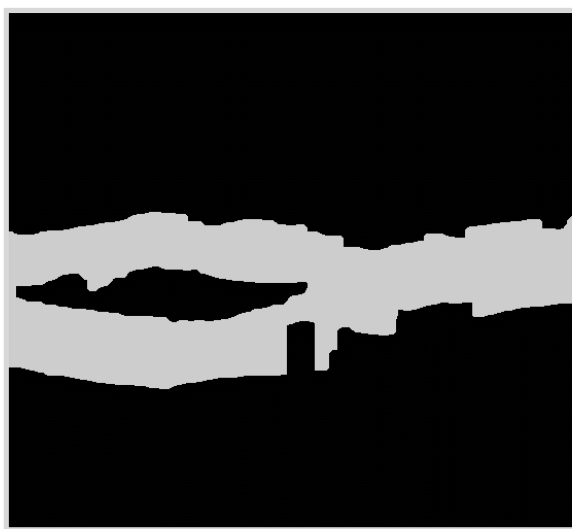
(α) Εικόνα του αυλού της case40 με τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα



(β) Εικόνα της case40 με το συνολικό χώρο του αυλού επισημασμένο με ανοιχτό γκρι χρώμα



(γ) Εικόνα του αυλού της case29 με τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα



(δ) Εικόνα της case29 με το συνολικό χώρο του αυλού επισημασμένο με ανοιχτό γκρι χρώμα

Εικόνα 50: Εικόνα με τη συνολική περιοχή του αυλού (περιοχή φωτεινότητας 192) για τα περιστατικά case40 (πάνω- χωρίς διακλάδωση) και case29 (κάτω- με διακλάδωση). Αριστερά φαίνονται οι εικόνες του αυλού με τα όρια αυλού- τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα για τα περιστατικά case40 (εικόνα (α)) και case29 (εικόνα (γ)). Δεξιά φαίνονται οι εικόνες με την περιοχή του αυλού επισημασμένη με ανοιχτό γκρι χρώμα για τα περιστατικά case40 (εικόνα (β)) και case29 (εικόνα (δ)).

3.6.1 Εξαγωγή της στήλης $j_{mindist}$

Στην παρούσα υποενότητα γίνεται εξαγωγή της στήλης $j_{mindist}$, η οποία αποτελεί μέρος της πλάκας. Σε πρώτο στάδιο, υπολογίζεται η περιοχή κενού του πίνακα $Gaps_{final}$, η οποία βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας. Ο λόγος για τον οποίο πραγματοποιείται αυτό, όπως εξηγείται στην Εικόνα 40, είναι επειδή η συγκεκριμένη περιοχή υποδηλώνει την ύπαρξη της πλάκας. Προς τούτο, απορρίπτονται αρχικά οι περιοχές του πίνακα $Gaps_{final}$, οι οποίες βρίσκονται στα άκρα της εικόνας (αριστερή στήλη μεγαλύτερη του 1 και δεξιά στήλη μικρότερη του M). Στη συνέχεια, υπολογίζονται οι εναπομείνουσες περιοχές οι οποίες βρίσκονται αριστερά-δεξιά από την κεντρική στήλη της εικόνας καθώς και αυτή που την περιέχει. Τέλος, η ζητούμενη περιοχή υπολογίζεται με βάση τους κανόνες του Πίνακα 8:

Πίνακας 8: Κανόνες εύρεσης της περιοχής κενού που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας.

Θέση περιοχής κενού ως προς την κεντρική στήλη			Περιγραφή
Αριστερά	Περιέχει την κεντρική στήλη	Δεξιά	
Οτιδήποτε	Υπάρχει	Οτιδήποτε	Η περιοχή που περιέχει την κεντρική στήλη λαμβάνεται πάντα ως η ζητούμενη
Υπάρχει	-	-	Αν υπάρχουν μόνο αριστερές περιοχές, τότε η ζητούμενη περιοχή είναι εκείνη της οποίας το δεξί άκρο βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας
-	-	Υπάρχει	Αν υπάρχουν μόνο δεξιές περιοχές, τότε η ζητούμενη περιοχή είναι εκείνη της οποίας το αριστερό άκρο βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας
Υπάρχει	-	Υπάρχει	Απομονώνονται οι περιοχές αριστερά και δεξιά σύμφωνα με τις δύο παραπάνω περιπτώσεις και ως ζητούμενη περιοχή λαμβάνεται αυτή της οποίας το άκρο που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο (δεξί για αριστερή περιοχή, αριστερό για δεξιά) απέχει λιγότερο από την κεντρική στήλη της εικόνας. Εάν η απόσταση από το αριστερό κενό είναι ίση με την απόσταση από το δεξί, τότε λαμβάνεται ως τελικό κενό το αριστερό

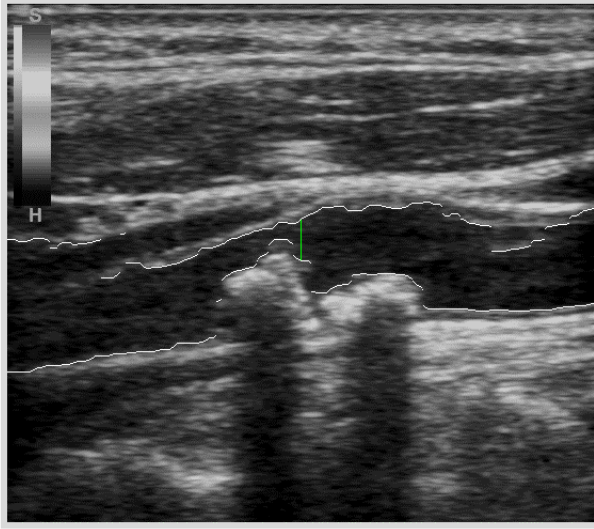
Μετά την εύρεση της ζητούμενης περιοχής κενού, Gap_{middle} , βρίσκεται η $j_{mindist}$ ως εξής. Πηγαίνοντας από τα δεξιά της εικόνας $Image_{lumen}$ προς τα αριστερά, ανιχνεύονται, σε κάθε

στήλη j , τα εικονοστοιχεία του χώρου του αυλού και απομονώνεται η περιοχή μεταξύ αυτών που βρίσκονται στην ελάχιστη και μέγιστη γραμμή του. Στη συνέχεια, γίνεται έλεγχος αν υπάρχουν στην περιοχή αυτή εικονοστοιχεία μαύρης φωτεινότητας, προκειμένου να διαπιστωθεί αν η j είναι στήλη διακλάδωσης. Αν δεν υπάρχουν, τότε η j δεν είναι στήλη διακλάδωσης και υπολογίζεται ο αριθμός των εικονοστοιχείων της περιοχής του αυλού rix_{lumen} . Αντίθετα, αν υπάρχουν, τότε η j είναι στήλη διακλάδωσης και υπολογίζεται ο αριθμός των εικονοστοιχείων του αυλού, $rix_{lumen}^{πάνω}$ και $rix_{lumen}^{κάτω}$, που βρίσκονται πάνω και κάτω από τα εικονοστοιχεία μαύρης φωτεινότητας αντίστοιχα. Οπότε, σαν rix_{lumen} επιλέγεται ο ελάχιστος αριθμός μεταξύ των $rix_{lumen}^{πάνω}$ και $rix_{lumen}^{κάτω}$. Επίσης, αποθηκεύεται σαν j_{bif} η πρώτη στήλη για την οποία παρατηρείται η ύπαρξη διακλάδωσης. Αν ισχύει ότι: $rix_{lumen} \leq T_{distance}$, όπου $T_{distance}$ είναι ένα κατώφλι εικονοστοιχείων, τότε η j θεωρείται σαν πιθανή $j_{mindist}$.

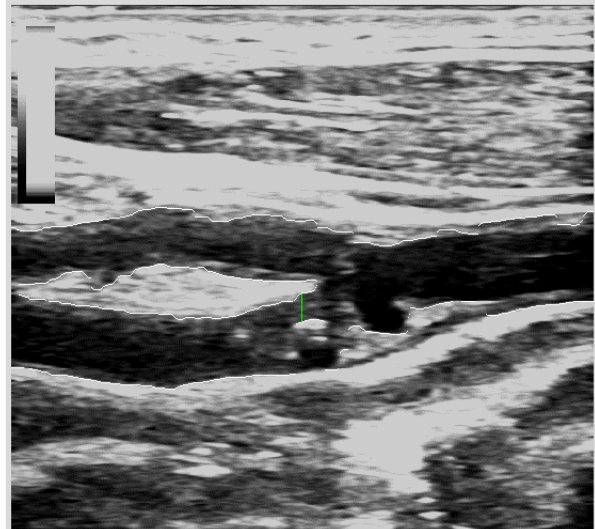
Η περιοχή Gap_{middle} υποδεικνύει την ύπαρξη πλάκας. Για αυτό το λόγο πραγματοποιείται ένας έλεγχος για την εύρεση της τελικής $j_{mindist}$ όταν: α) υπάρχει η Gap_{middle} , β) η στήλη j ισούται με το αριστερό άκρο της, δηλαδή όταν έχει επεξεργασθεί η περιοχή Gap_{middle} για πιθανές $j_{mindist}$ και γ) έχουν βρεθεί πιθανές $j_{mindist}$. Εάν οι συγκεκριμένες τρεις προϋποθέσεις ικανοποιούνται, τότε η τελική $j_{mindist}$ ισούται με αυτή που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας και η διαδικασία της προηγούμενης παραγράφου σταματάει. Εάν δεν υπάρχει η περιοχή Gap_{middle} ή αν δεν έχουν βρεθεί πιθανές $j_{mindist}$ μέχρις ότου η j να ισούται με το αριστερό άκρο της Gap_{middle} , τότε η διαδικασία εύρεσης συνεχίζεται μέχρι το αριστερό άκρο της εικόνας ($j = 1$). Αν υπάρχουν πιθανές $j_{mindist}$, τότε η τελική $j_{mindist}$ ισούται με αυτή που βρίσκεται πιο κοντά στο κέντρο της εικόνας. Τέλος, αν δεν έχουν βρεθεί πιθανές $j_{mindist}$ κατά μήκος της εικόνας, τότε το κατώφλι $T_{distance}$ δεν είναι ικανοποιητικό και θα πρέπει να αυξηθεί. Αυτό συμβαίνει όταν η διάμετρος του αυλού είναι πολύ μεγάλη σε σχέση με τη διεύθυνση της πλάκας σε αυτόν. Για να αντιμετωπιστεί λοιπόν αυτή η περίπτωση, το κατώφλι $T_{distance}$ αυξάνεται κατά 1 εικονοστοιχείο και επαναλαμβάνεται η διαδικασία εύρεσης των πιθανών $j_{mindist}$ καθώς και της τελικής $j_{mindist}$.

Τέλος, η επιλογή της τελικής $j_{mindist}$ ακολουθεί παρόμοια διαδικασία με την εύρεση της Gap_{middle} . Αρχικά, υπολογίζονται οι πιθανές $j_{mindist}$ που βρίσκονται αριστερά, δεξιά καθώς και αυτή που ταυτίζεται με την κεντρική στήλη της εικόνας. Στη συνέχεια, ακολουθούνται παρόμοιοι κανόνες με αυτούς του Πίνακα 8.

Το αποτέλεσμα της διαδικασίας φαίνεται στην Εικόνα 51:



(α) Εικόνα του αυλού της case40 με τα όρια του αυλού-τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα και την τελική στήλη mindist με πράσινο



(β) Εικόνα του αυλού της case29 με τα όρια του αυλού-τοιχωμάτων επισημασμένα με άσπρο χρώμα και την τελική στήλη mindist με πράσινο

Εικόνα 51: Αποτέλεσμα της διαδικασίας εύρεσης της $j_{mindist}$ στις εικόνες περιστατικών case40 (αριστερά) και case29 (δεξιά). Με άσπρο χρώμα φαίνονται τα ανιχνευμένα όρια αυλού-τοιχωμάτων και με πράσινο η στήλη $j_{mindist}$. Παρατηρείται ότι η στήλη και στις δύο περιπτώσεις αντιστοιχεί στην πλάκα. Επίσης στην εικόνα (β) φαίνεται ότι η $j_{mindist}$ ανήκει στον κάτω κλάδο της διακλάδωσης.

Στον παρόντα αλγόριθμο, η παράμετρος $T_{distance}$ ισούται με 50 εικονοστοιχεία.

3.6.2 Εύρεση της σχετικής θέσης της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα

Η μεθοδολογία που ακολουθείται για την εύρεση της σχετικής θέσης της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα, είναι η σύγκριση της μέσης τιμής μίας γειτονιάς των άνω και κάτω εικονοστοιχείων της $j_{mindist}$ (γειτονιά $_{j_{mindist}}$) με την μέση τιμή των άνω και κάτω ορίων αντίστοιχα του αυλού-τοιχωμάτων. Για να ανιχνευθεί λοιπόν ορθά η πλάκα πρέπει να επιλεχθούν τα κατάλληλα όρια του αυλού-τοιχωμάτων, επειδή ακολουθείται άλλη διαδικασία αν η $j_{mindist}$ βρίσκεται εκτός ή εντός διακλάδωσης. Προς τούτο, διακρίνονται οι εξής τρεις περιπτώσεις:

- Αν δεν υπάρχει διακλάδωση στην εικόνα ή εάν η $j_{mindist}$ βρίσκεται εκτός διακλάδωσης, τότε επιλέγονται ως όρια τα $oria_{πάνω κλάδος}^{πάνω}$ και $oria_{κάτω κλάδος}^{κάτω}$
- Αν υπάρχει διακλάδωση στην εικόνα και η $j_{mindist}$ βρίσκεται εντός του πάνω κλάδου της, τότε επιλέγονται ως όρια τα $oria_{πάνω κλάδος}^{πάνω}$ και $oria_{πάνω κλάδος}^{κάτω}$

- Αν υπάρχει διακλάδωση στην εικόνα και η $j_{mindist}$ βρίσκεται εντός του κάτω κλάδου της, τότε επιλέγονται ως όρια τα $oria_{\overset{\text{πάνω}}{\text{κάτω κλάδος}}}$ και $oria_{\overset{\text{κάτω}}{\text{κάτω κλάδος}}}$.

Αφού επιλεγούν τα κατάλληλα όρια, πρέπει να σχηματιστεί η κατάλληλη γειτονιά $j_{mindist}$, μήκους $neigh$ εικονοστοιχείων, γύρω από τα άνω- κάτω εικονοστοιχεία της $j_{mindist}$. Η χρήση γειτονιάς εικονοστοιχείων είναι καλύτερη από την απλή χρήση ενός μόνο εικονοστοιχείου, επειδή προσομοιώνει καλύτερα το επίπεδο των ορίων στο οποίο βρίσκονται τοπικά τα εικονοστοιχεία της $j_{mindist}$. Όμως, όπως φαίνεται στην Εικόνα 52(α), η επιλογή της $j_{mindist}$ ως κέντρου της γειτονιάς δεν αποτελεί ορθή επιλογή, επειδή κατά μήκος της εικόνας παρατηρούνται απότομες μεταβολές των ορίων του αυλού- τοιχωμάτων, οι οποίες προκαλούν μείωση ή αύξηση του επιθυμητού επιπέδου της μέσης τιμής της γειτονιάς $j_{mindist}$. Για να αποφευχθεί το πρόβλημα αυτό, υπολογίζονται οι συνεκτικές συνιστώσες των άνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων, μέσω των οποίων γίνεται ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων με τα γειτονικά τους τα οποία ανήκουν στην γειτονιά Moore. Στη συνέχεια, επιλέγονται τα εικονοστοιχεία των άνω και κάτω ορίων που ανήκουν στην ίδια συνιστώσα με αυτά της $j_{mindist}$ και ακολουθείται η εξής μεθοδολογία:

Υπολογίζεται η απόσταση $dist_{αριστερά} = j_{mindist} - j_{γειτονιά}^{ελ}$ και $dist_{δεξιά} = j_{γειτονιά}^{μεγ} - j_{mindist}$, όπου $j_{γειτονιά}^{ελ}$, $j_{γειτονιά}^{μεγ}$ είναι η ελάχιστη και μέγιστη στήλη αντίστοιχα της συνιστώσας της $j_{mindist}$. Ακολουθως, επιλέγεται ο αριθμός των αριστερών και δεξιών εικονοστοιχείων της $j_{mindist}$ ως εξής:

1. Εάν ο αριθμός των εικονοστοιχείων της συνιστώσας είναι μικρότερος- ίσος με $neigh$, τότε: $number_{αριστερά} = dist_{αριστερά}$ και $number_{δεξιά} = dist_{δεξιά}$ και
2. Εάν ο αριθμός των εικονοστοιχείων της συνιστώσας είναι μεγαλύτερος από $neigh$, τότε:
 - i. αν $dist_{δεξιά} < \left\lfloor \frac{neigh}{2} \right\rfloor$, $number_{δεξιά} = dist_{δεξιά}$ και $number_{αριστερά} = neigh - number_{δεξιά} - 1$,
 - ii. αν $dist_{δεξιά} \geq \left\lfloor \frac{neigh}{2} \right\rfloor$ και $dist_{αριστερά} \geq \left\lfloor \frac{neigh}{2} \right\rfloor$, τότε $number_{δεξιά} = \left\lfloor \frac{neigh}{2} \right\rfloor$ και $number_{αριστερά} = neigh - number_{δεξιά} - 1$ και
 - iii. αν $dist_{αριστερά} < \left\lfloor \frac{neigh}{2} \right\rfloor$, τότε $number_{αριστερά} = dist_{αριστερά}$ και $number_{δεξιά} = neigh - number_{αριστερά} - 1$.

Όπου $\lfloor . \rfloor$ είναι η στρογγυλοποίηση προς τα κάτω (συνάρτηση floor). Με αυτό τον τρόπο εξασφαλίζεται ότι η γειτονιά $j_{mindist}$ βρίσκεται σε παρόμοιο επίπεδο με τα εικονοστοιχεία της $j_{mindist}$. Η διαδικασία συνεχίζεται υπολογίζοντας την στρογγυλοποιημένη μέση τιμή του διαστήματος εικονοστοιχείων $[j_{mindist} - number_{αριστερά} \ j_{mindist} + number_{δεξιά}]$, μ.τ.πάνω και μ.τ.κάτω, για τα πάνω και τα κάτω όρια της γειτονιάς $j_{mindist}$ αντίστοιχα. Επιπλέον, υπολογίζεται η στρογγυλοποιημένη μέση τιμή μ.τ.πάνω και μ.τ.κάτω των πάνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων αντίστοιχα στο διάστημα $[1 \ M]$, αν δεν υπάρχει διακλάδωση στην

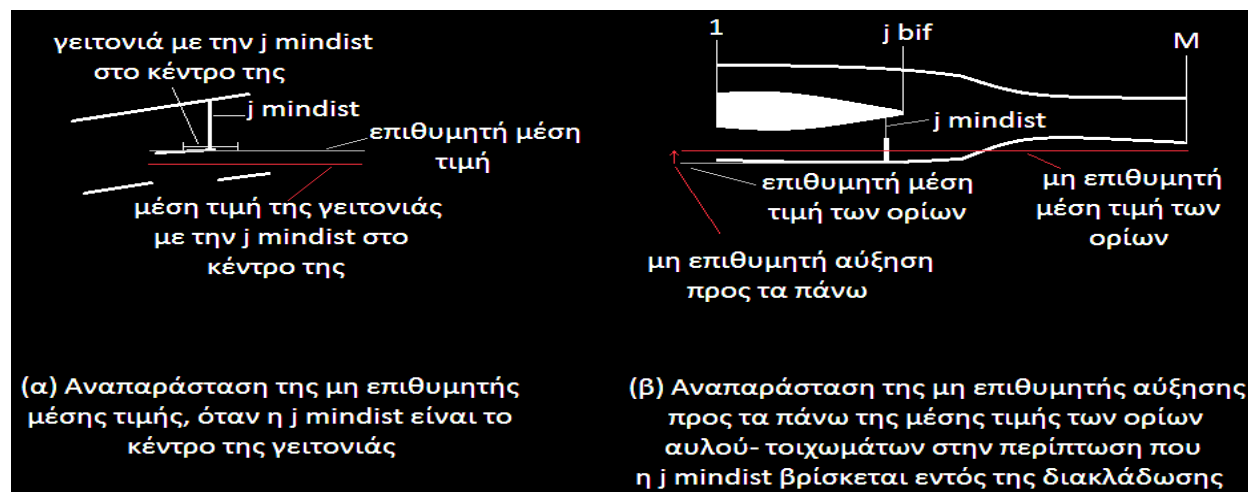
εικόνα ή αν η $j_{mindist}$ δεν είναι εντός κάποιου κλάδου της, ή στο διάστημα $[1 j_{bif}]$ στην αντίθετη περίπτωση. Ο λόγος για αυτή τη διαφοροποίηση των διαστημάτων είναι η ανατομία της κοινής αρτηρίας στην διακλάδωση, η οποία γίνεται πιο στενή σε σχέση με τη διατομή της στο διάστημα $[1 j_{bif}]$, οπότε αν στην τελευταία περίπτωση το διάστημα ήταν το $[1 M]$, θα δημιουργούνταν μία μη επιθυμητή αύξηση προς τα πάνω της μέσης τιμής των ορίων του αυλού-τοιχωμάτων, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 52(β). Σημειώνεται ότι οι μέσες τιμές των άνω και κάτω ορίων του αυλού-τοιχωμάτων υπολογίζονται μόνο κατά μήκος των στηλών στις οποίες παρατηρούνται λευκά εικονοστοιχεία-όρια, δηλαδή εάν σε μία στήλη δεν παρατηρείται η ύπαρξη ορίου, τότε δεν λαμβάνεται υπόψη η στήλη αυτή στον υπολογισμό της μέσης τιμής.

Ακολούθως, υπολογίζονται οι διαφορές της μέσης τιμής των δύο επιπέδων ορίων $diff \mu.τ.πάνω = \mu.τ.πάνω - \mu.τ.πάνω_{\text{όρια}}$ και $diff \mu.τ.κάτω = \mu.τ.κάτω - \mu.τ.κάτω_{\text{όρια}}$. Αν η διαφορά είναι θετική, τότε υπάρχει μείωση προς τα κάτω του επιπέδου της γειτονιάς $j_{mindist}$. Αν η διαφορά είναι αρνητική, τότε ισοδυναμεί με αύξηση προς τα πάνω του επιπέδου της γειτονιάς $j_{mindist}$. Αν είναι μηδενική, τότε το επίπεδο της γειτονιάς $j_{mindist}$ ταυτίζεται με το επίπεδο της μέσης τιμής των ορίων του αυλού-τοιχωμάτων. Τέλος, το συμπέρασμα για τη σχετική θέση της πλάκας ως προς το πάνω ή το κάτω μέρος του αυλού λαμβάνεται σύμφωνα με τους κανόνες του Πίνακα 9:

Πίνακας 9: Κανόνες εξαγωγής σχετικής θέσης της πλάκας ως προς το άνω ή κάτω τοίχωμα.

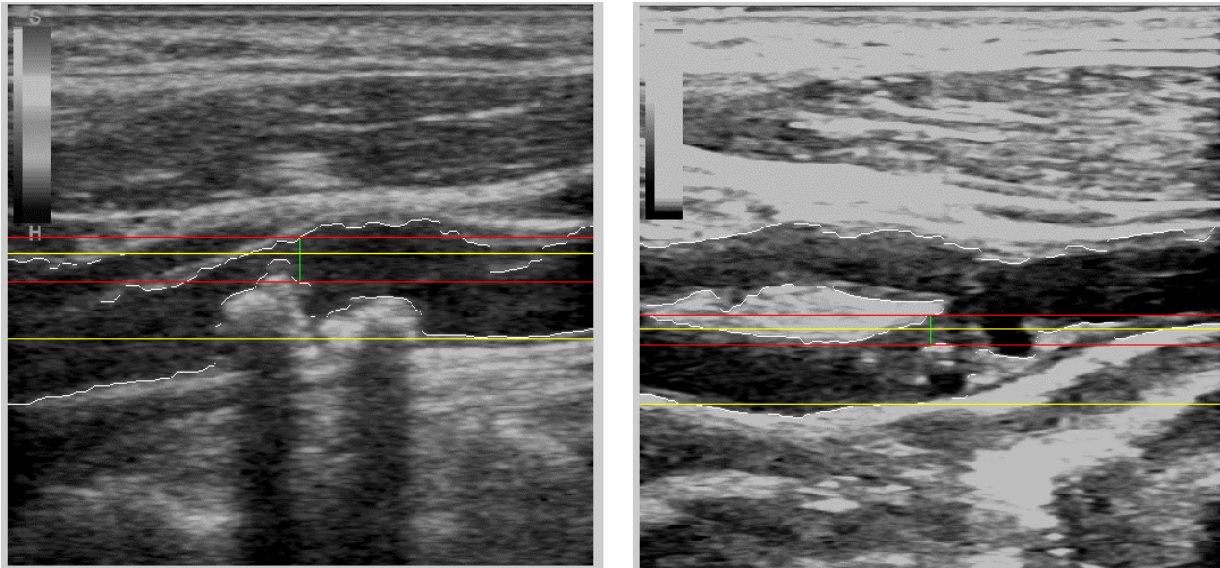
Διαφορά στα άνω όρια	Διαφορά στα κάτω όρια	Περιγραφή
Θετική: μείωση προς τα κάτω Αρνητική: αύξηση προς τα πάνω Μηδενική: ίδιο επίπεδο		
Αρνητική	Αρνητική	Υπάρχει μία πλάκα στο κάτω τοίχωμα
Θετική	Θετική	Υπάρχει μία πλάκα στο άνω τοίχωμα
Θετική	Αρνητική	Αν $\frac{ diff \mu.τ.κάτω }{ diff \mu.τ.πάνω } \geq \rho$, τότε υπάρχει μία πλάκα στο κάτω τοίχωμα
Θετική	Αρνητική	Αν $\frac{ diff \mu.τ.πάνω }{ diff \mu.τ.κάτω } \geq \rho$, τότε υπάρχει μία πλάκα στο άνω τοίχωμα
Θετική	Αρνητική	Αν δεν ισχύουν οι δύο παραπάνω περιπτώσεις, τότε υπάρχουν δύο πλάκες στο άνω και κάτω τοίχωμα
Μηδενική	Αρνητική	Υπάρχει μία πλάκα στο κάτω τοίχωμα
Θετική	Μηδενική	Υπάρχει μία πλάκα στο άνω τοίχωμα
Αρνητική	Θετική	Δεν παρατηρείται πλάκα
Μηδενική	Θετική	Δεν παρατηρείται πλάκα
Αρνητική	Μηδενική	Δεν παρατηρείται πλάκα

Αναλύοντας τον Πίνακα 9, εξάγονται τα ακόλουθα συμπεράσματα. Όταν οι διαφορές των ορίων παρουσιάζουν την ίδια συμπεριφορά, τότε υπάρχει μία πλάκα, είτε στο άνω είτε στο κάτω τοίχωμα, ανάλογα με το είδος της συμπεριφοράς. Όταν παρατηρείται μείωση στα άνω όρια και αύξηση στα κάτω (μετατόπιση των άνω και κάτω επιπέδων της γειτονιάς $j_{mindist}$ προς το εσωτερικό του αυλού), τότε αν ισχύει $|διαφορά_\lambda| \geq \rho \cdot |διαφορά_\kappa|$, όπου λ είναι οποιαδήποτε από τις δύο διαφορές και $\kappa \neq \lambda$, τότε παρατηρείται μία πλάκα, είτε στο άνω είτε στο κάτω τοίχωμα, ανάλογα με το ποια διαφορά είναι μεγαλύτερη. Αντίθετα, αν $|διαφορά_\lambda| < \rho \cdot |διαφορά_\kappa|$, $\forall \lambda, \forall \kappa, \lambda \neq \kappa$, τότε οι δύο διαφορές δεν διαφέρουν πολύ μεταξύ τους και άρα υποδεικνύουν την ύπαρξη δύο πλακών στο άνω και κάτω τοίχωμα. Επίσης, όταν δεν παρατηρείται κάποια διαφορά σε ένα από τα δύο όρια, ενώ στο άλλο όριο υπάρχει μετατόπιση του επιπέδου της γειτονιάς $j_{mindist}$ προς το εσωτερικό του αυλού, τότε υπάρχει μία πλάκα, η οποία βρίσκεται στο όριο που παρατηρείται η μετατόπιση. Τέλος, όταν στα όρια παρατηρούνται διαφορές μετατόπισης του επιπέδου της γειτονιάς $j_{mindist}$ προς τα τοιχώματα της αρτηρίας, είτε και στα δύο, είτε στο ένα, ενώ στο άλλο δεν υπάρχει κάποια μετατόπιση, τότε δεν παρατηρείται στην περιοχή η ύπαρξη πλάκας.



Εικόνα 52: Αναπαράσταση των δύο περιπτώσεων μη- επιθυμητής μέσης τιμής των ορίων της γειτονιάς της $j_{mindist}$ (αριστερά) και των ορίων του αυλού- τοιχωμάτων (δεξιά).

Στην Εικόνα 53 φαίνονται οι μέσες τιμές των πάνω και κάτω εικονοστοιχείων της γειτονιάς $j_{mindist}$ και των ορίων του αυλού- τοιχωμάτων:



Αναπαράσταση των μέσων τιμών: των πάνω και κάτω εικονοστοιχείων της γειτονιάς της $j_{mindist}$ (κόκκινο χρώμα) και των πάνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων (κίτρινο χρώμα)

Εικόνα 53: Αναπαράσταση των μέσων τιμών των άνω και κάτω εικονοστοιχείων της γειτονιάς $j_{mindist}$ (κόκκινο χρώμα) και των άνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων (κίτρινο χρώμα) για τα περιστατικά case40 (αριστερά) και case29 (δεξιά). Παρατηρείται ότι η διαφορά μεταξύ των μέσων τιμών των άνω και κάτω εικονοστοιχείων της γειτονιάς $j_{mindist}$ με των άνω και κάτω ορίων του αυλού- τοιχωμάτων είναι αρνητική, οπότε παρατηρείται αύξηση προς τα πάνω και στο κάτω και στο άνω τοίχωμα, το οποίο υποδεικνύει την ύπαρξη μίας μόνο πλάκας στο κάτω τοίχωμα της αρτηρίας.

Όπως έχει εξηγηθεί, η ύπαρξη περιοχής κενού που βρίσκεται στο κάτω τοίχωμα της αρτηρίας και δεν βρίσκεται στα άκρα της εικόνας, υποδεικνύει την ύπαρξη πλάκας. Για αυτό το λόγο, αν υπάρχει η περιοχή κενού Gap_{middle} , όπως αυτή εξάχθηκε στην ενότητα 3.6.1, αλλά έχει βρεθεί μέσω της παραπάνω διαδικασίας πλάκα μόνο στο άνω τοίχωμα της αρτηρίας, τότε θεωρείται ότι υπάρχει πλάκα και στο κάτω τοίχωμα, στην περιοχή της $j_{mindist}$.

Στον παρόντα αλγόριθμο, η παράμετρος $neigh$ ισούται με 31 εικονοστοιχεία και η ρ ισούται με 2.

3.6.3 Κατασκευή της μάσκας της πλάκας

Με την θέση της πλάκας στην αρτηρία να θεωρείται πλέον γνωστή, το τελευταίο βήμα της ενότητας αυτής είναι η κατασκευή της μάσκας για κάθε πλάκα, η οποία απομονώνει την περιοχή

στην οποία βρίσκεται και χρησιμοποιείται προκειμένου να αρχικοποιηθεί η συνάρτηση ϕ της μεθόδου των επιπεδοσυνόλων.

Πριν την έναρξη της μεθοδολογίας, σημαντικό ρόλο παίζει η απομόνωση των ορίων ($oria_{\text{πάνω κλάδος}}, oria_{\text{κάτω κλάδος}}, oria_{\text{πάνω κλάδος}} \text{ ή } oria_{\text{κάτω κλάδος}}$) στα οποία βρίσκεται η πλάκα καθώς και η επιλογή της κατάλληλης εικόνας ($Image_{\text{πάνω κλάδος}} \text{ ή } Image_{\text{κάτω κλάδος}}$). Η επιλογή τους βασίζεται στον Πίνακα 10:

Πίνακας 10: Επιλογή κατάλληλων ορίων και εικόνας για την κατασκευή της μάσκας της πλάκας.

Περιγραφή περίπτωσης	Πλάκα εντός διακλάδωσης	Κλάδος	Εικόνα	Όρια
Πλάκα κάτω	Όχι/Ναι	-/Κάτω	$Image_{\text{κάτω κλάδος}}$	$oria_{\text{κάτω κλάδος}}$
	Ναι	Πάνω	$Image_{\text{πάνω κλάδος}}$	$oria_{\text{πάνω κλάδος}}$
Πλάκα πάνω	Όχι/Ναι	-/Πάνω	$Image_{\text{πάνω κλάδος}}$	$oria_{\text{πάνω κλάδος}}$
	Ναι	Κάτω	$Image_{\text{κάτω κλάδος}}$	$oria_{\text{κάτω κλάδος}}$

Η μέθοδος που περιγράφεται στη συνέχεια, αφορά την περίπτωση σχηματισμού της μάσκας για πλάκα που βρίσκεται στο κάτω τοίχωμα της αρτηρίας, αφού χρησιμοποιείται εντελώς παρόμοια μέθοδος και για την πάνω περίπτωση. Επιπλέον, χωρίζεται σε 3 φάσεις: την κατασκευή της αριστερής- δεξιάς στήλης, την κατασκευή του κάτω συνόρου και την κατασκευή του άνω συνόρου της μάσκας.

Πριν ανιχνευθούν τα όρια της μάσκας, υπολογίζεται η στρογγυλοποιημένη μέση τιμή των $oria_{\text{κάτω κλάδος}}$, όπως αυτή περιγράφηκε στην 4η παράγραφο της προηγούμενης υποενότητας. Η μέση τιμή των ορίων αντιπροσωπεύει την μορφή που θα είχε η διεπιφάνεια του αυλού-τοιχώματος, αν όλα τα όρια βρίσκονταν στο ίδιο επίπεδο. Στην πράξη ωστόσο, τα όρια μεταβάλλονται ως προς το επίπεδό τους κατά μήκος των στηλών της εικόνας, καταλήγοντας, πολλές φορές, το όριο που βρίσκεται στην πιο αριστερή στήλη να βρίσκεται πιο κάτω ή πιο πάνω από το όριο της δεξιάς. Επιπλέον, η ύπαρξη της πλάκας προκαλεί μία μικρή, λόγω του περιορισμένου μήκους της, μετατόπιση της μέσης τιμής προς το εσωτερικό του αυλού. Αυτή η μικρή μετατόπιση λειτουργεί ως οδηγός για τον προσδιορισμό του μήκους της πλάκας, μιας και όσες τιμές ορίων βρίσκονται πάνω από τη μέση τιμή, πιθανότατα ανήκουν σε αυτή. Όμως, μόνο η μετατόπιση της μέσης τιμής λόγω της πλάκας δεν επαρκεί για την εύρεση του μήκους της, λόγω του διαφορετικού επιπέδου της αριστερής και της δεξιάς στήλης της εικόνας. Για το λόγο αυτό υλοποιείται μία μέθοδος, η οποία στρέφει την μέση τιμή κατάλληλα, έτσι ώστε αυτή να προσομοιώνει κατάλληλα τη διαφορά επιπέδου μεταξύ των ακραίων στηλών.

Έστω $p_{\text{αριστερά}}(i_{\text{αριστερά}}, j_{\text{αριστερά}})$ και $p_{\text{δεξιά}}(i_{\text{δεξιά}}, j_{\text{δεξιά}})$ τα εικονοστοιχεία των ορίων που βρίσκονται στην αριστερή και στη δεξιά στήλη τους. Η συγκεκριμένη μέθοδος χρησιμοποιεί την

οριζόντια και την κάθετη απόσταση μεταξύ των δύο εικονοστοιχείων προκειμένου να τα ενώσει μέσω ζευγαριών πλάγιων και οριζόντιων τμημάτων μιας επαναληπτικής διαδικασίας. Έτσι δημιουργείται μία γραμμή, η οποία, λόγω του διακριτού πλέγματος στο οποίο είναι οργανωμένα τα εικονοστοιχεία μιας εικόνας, προσεγγίζει την υποτείνουσα ενός ορθογωνίου τριγώνου και έχει ως άκρα τα $p_{αριστερά}$ και $p_{δεξιά}$, όπως φαίνεται στην Εικόνα 54. Το συνολικό μήκος των πλάγιων τμημάτων ισούται με $length_{πλάγιων} = |i_{αριστερά} - i_{δεξιά}|$, ενώ των οριζόντιων με $length_{οριζόντιων} = (j_{δεξιά} - j_{αριστερά}) - length_{πλάγιων}$. Ο αριθμός των ζευγαριών ισούται με $number_{pairs} = |i_{αριστερά} - i_{δεξιά}|$, ώστε να προσεγγίζει όσο γίνεται καλύτερα την ευθεία γραμμή.

Η αρχικοποίηση της επαναληπτικής διαδικασίας περιλαμβάνει την επιλογή του εικονοστοιχείου έναρξης καθώς και την κατεύθυνση (αριστερά/δεξιά) στην οποία θα κατασκευαστούν τα ζευγάρια των τμημάτων. Για την περίπτωση των κάτω ορίων επιλέγεται ως εικονοστοιχείο έναρξης αυτό που βρίσκεται σε μεγαλύτερη γραμμή από το άλλο και η κατεύθυνση δεικνύει προς το εικονοστοιχείο της μικρότερης, ενώ για την περίπτωση των πάνω ορίων επιλέγεται ως εικονοστοιχείο έναρξης αυτό που βρίσκεται σε μικρότερη γραμμή από το άλλο και η κατεύθυνση δεικνύει προς το εικονοστοιχείο της μεγαλύτερης.

Ακολούθως λαμβάνει χώρα η επαναληπτική υλοποίηση των ζευγαριών των τμημάτων, η οποία είναι σειριακή, δηλαδή το τέλος κάθε ζευγαριού χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό του επόμενου. Πρώτο βήμα αποτελεί η κατασκευή του οριζόντιου τμήματος του ζευγαριού, μήκους $\left\lfloor \frac{length_{οριζόντιων}}{number_{pairs}} \right\rfloor$ εικονοστοιχείων, προς την κατεύθυνση που εξήχθη προηγουμένως. Στη συνέχεια, κατασκευάζεται το πλάγιο τμήμα, το οποίο προσδιορίζεται μέσω του τέλους του οριζόντιου τμήματος του ζευγαριού του, μήκους $\left\lfloor \frac{length_{πλάγιων}}{number_{pairs}} \right\rfloor$ εικονοστοιχείων, ως εξής:

- Για τα κάτω όρια και για δεξιά κατεύθυνση, κάθε εικονοστοιχείο του πλάγιου τμήματος τοποθετείται πάνω- δεξιά σε σχέση με το προηγούμενό του
- Για τα κάτω όρια και για αριστερή κατεύθυνση, κάθε εικονοστοιχείο του πλάγιου τμήματος τοποθετείται πάνω- αριστερά σε σχέση με το προηγούμενό του
- Για τα πάνω όρια και για δεξιά κατεύθυνση, κάθε εικονοστοιχείο του πλάγιου τμήματος τοποθετείται κάτω- δεξιά σε σχέση με το προηγούμενό του
- Για τα πάνω όρια και για αριστερή κατεύθυνση, κάθε εικονοστοιχείο του πλάγιου τμήματος τοποθετείται κάτω- αριστερά σε σχέση με το προηγούμενό του.

Η διαδικασία τελειώνει μέχρι να σχηματιστούν όλα τα ζευγάρια. Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες δεν ενώνονται τα δύο άκρα της προσεγγιστικής ευθείας, λόγω του διακριτού πλέγματος των εικονοστοιχείων. Οπότε, λαμβάνει χώρα μία επιπλέον επεξεργασία κατά την οποία πραγματοποιείται επέκταση της προσεγγιστικής ευθείας προς το ζητούμενο άκρο. Η επέκταση χωρίζεται σε αυτή των γραμμών και αυτή των στηλών. Η πρώτη συμβαίνει είτε όταν η γραμμή του τελικού εικονοστοιχείου του πλάγιου τμήματος του τελευταίου

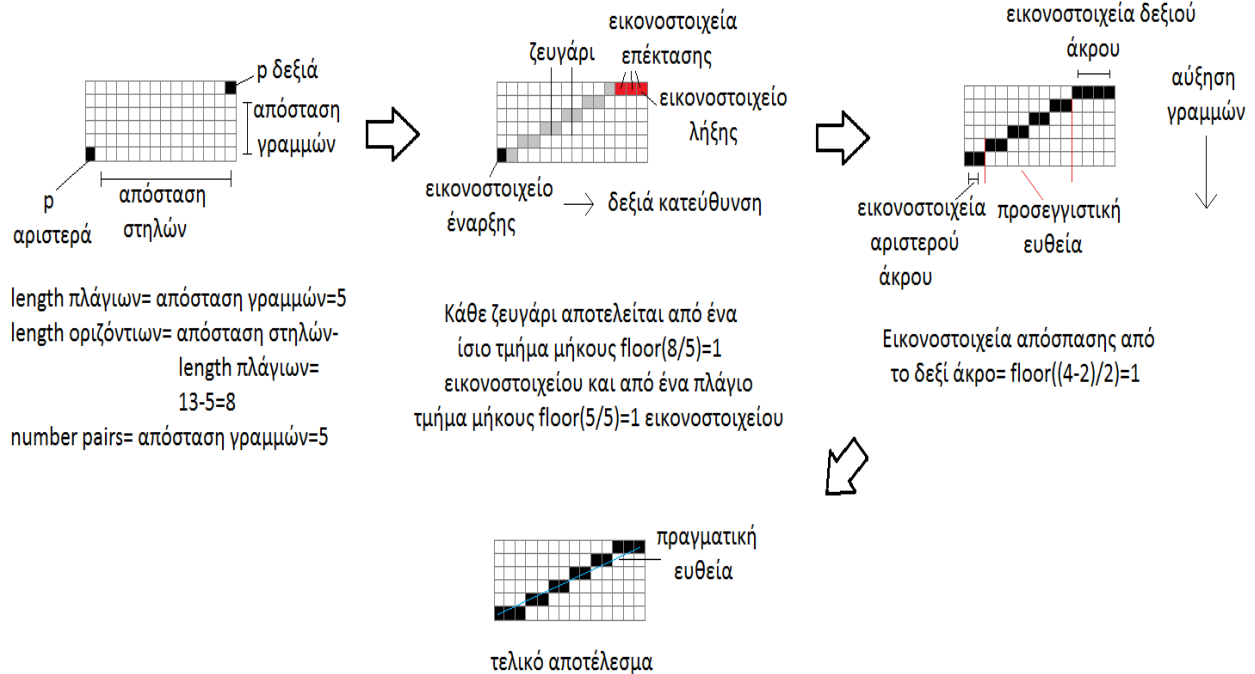
ζευγαριού βρίσκεται, για την περίπτωση των κάτω ορίων, πιο κάτω από την $\min(i_{\text{αριστερά}}, i_{\text{δεξιά}})$, οπότε πραγματοποιείται επέκταση προς τα πάνω μέχρι και την $\min(i_{\text{αριστερά}}, i_{\text{δεξιά}})$ ή, για την περίπτωση των πάνω ορίων, πιο πάνω από την $\max(i_{\text{αριστερά}}, i_{\text{δεξιά}})$, οπότε πραγματοποιείται επέκταση προς τα κάτω μέχρι και την $\max(i_{\text{αριστερά}}, i_{\text{δεξιά}})$. Η δεύτερη συμβαίνει όταν η στήλη του πιο ακραίου εικονοστοιχείου της προσεγγιστικής ευθείας βρίσκεται, για την δεξιά κατεύθυνση, πιο αριστερά από την $j_{\text{δεξιά}}$, οπότε πραγματοποιείται επέκταση προς τα δεξιά μέχρι και την $j_{\text{δεξιά}}$, ή, για την αριστερή κατεύθυνση, πιο δεξιά από την $j_{\text{αριστερά}}$, οπότε πραγματοποιείται επέκταση προς τα αριστερά μέχρι και την $j_{\text{αριστερά}}$.

Η παραπάνω διαδικασία ενδέχεται να δημιουργήσει πολλά οριζόντια εικονοστοιχεία στο ένα άκρο σε σχέση με το άλλο, δηλαδή η προσεγγιστική ευθεία να είναι μετατοπισμένη προς τα αριστερά ή δεξιά σε σχέση με την επιθυμητή. Προκειμένου να αρθεί αυτό το πρόβλημα, πραγματοποιείται απόσπαση από το άκρο με τα περισσότερα οριζόντια εικονοστοιχεία,

$$\left\lfloor \frac{\text{number of pixels}_{\text{άκρο}}^{\text{περισσότερα}} - \text{number of pixels}_{\text{άκρο}}^{\text{λιγότερα}}}{2} \right\rfloor \text{ εικονοστοιχείων, τοποθέτησή τους στο άκρο}$$

με τα λιγότερα και μετατόπιση της προσεγγιστικής ευθείας μεταξύ των δύο οριζόντιων άκρων, είτε αριστερά, είτε δεξιά, κατά τον αριθμό των αποσπώμενων εικονοστοιχείων, προς το άκρο από το οποίο αποσπάστηκαν τα παραπάνω εικονοστοιχεία. Οι μεταβλητές $\text{number of pixels}_{\text{άκρο}}^{\text{περισσότερα}}$ και $\text{number of pixels}_{\text{άκρο}}^{\text{λιγότερα}}$ αντιπροσωπεύουν τα άκρα με τα περισσότερα και τα λιγότερα οριζόντια εικονοστοιχεία αντίστοιχα.

Αφού σχηματιστεί η τελική μορφή της προσεγγιστικής ευθείας, η μέθοδος τελειώνει με την μετατόπισή της είτε προς τα πάνω, είτε προς τα κάτω, ούτως ώστε το εικονοστοιχείο που βρίσκεται στην κεντρική της στήλη να ταυτίζεται με το αντίστοιχο εικονοστοιχείο της μέσης τιμής των ορίων. Επιπλέον, γίνεται ανίχνευση όσων εικονοστοιχείων των κάτω ορίων βρίσκονται πάνω από αυτή την προσαρμοστική μέση τιμή.



Εικόνα 54: Παράδειγμα κατασκευής της προσεγγιστικής ευθείας. Παρατηρείται ότι η τελική μορφή της προσομοιώνει σε μεγάλο βαθμό την πραγματική ευθεία.

Με το πέρας της παραπάνω μεθόδου, υπολογίζεται η ελάχιστη και μέγιστη στήλη, $j_{μέσοι}^{ελ}$ και $j_{μέσοι}^{μεγ}$, των εικονοστοιχείων που βρίσκονται πάνω από την προσαρμοστική μέση τιμή, καθώς και η στήλη που βρίσκεται στο μέσο της απόστασής τους, $j_{μέσοι}^{μέση}$. Έστω $length_{μάσκα}$ το μήκος της μάσκας.

Εύρεση της αριστερής και δεξιάς στήλης της μάσκας, $j_{μάσκα}^{αριστερά}$ και $j_{μάσκα}^{δεξιά}$:

Η αριστερή και δεξιά στήλη της μάσκας δημιουργούνται συγκρίνοντας την $j_{mindist}$ με την $j_{μέσοι}^{μέση}$ και ανάλογα αν είναι δεξιά ή αριστερά, υπολογίζονται οι ζητούμενες στήλες. Επιπλέον, προστίθεται ένα περιθώριο *offset* στους υπολογισμούς για μεγαλύτερη βεβαιότητα. Η μέθοδος είναι η εξής:

α) Εάν η $j_{mindist}$ είναι πιο αριστερά ή ταυτίζεται με την $j_{μέσοι}^{μέση}$, τότε θα βρίσκεται πιο κοντά στην $j_{μέσοι}^{ελ}$ και υπολογίζεται η υποψήφια αριστερή στήλη της μάσκας: $j_{μάσκα}^{υποψ.αριστερά} = j_{μέσοι}^{ελ} - offset$. Σημειώνεται ότι αν ισχύει $j_{μάσκα}^{υποψ.αριστερά} \leq 1$, τότε: $j_{μάσκα}^{υποψ.αριστερά} = 1$. Στη συνέχεια προσδιορίζεται η απόσταση μεταξύ της $j_{μάσκα}^{υποψ.αριστερά}$ και της $j_{mindist}$, $distance_{αριστερά}$. Εάν η

$distance_{αριστερά} < length_{μάσκα}$, τότε: $j_{μάσκα}^{αριστερά} = j_{μάσκα}^{υποψ.αριστερά}$ και $j_{μάσκα}^{δεξιά} = j_{μάσκα}^{αριστερά} - 1 + length_{μάσκα}$.

Αντίθετα, εάν $distance_{αριστερά} \geq length_{μάσκα}$, τότε θεωρείται ότι η $j_{μέσοι}^{ελ}$ δεν ανήκει στην πλάκα. Οπότε ανιχνεύεται η $j_{μάσκα}^{δεξιά}$ στο διάστημα $[j_{mindist} + 1 \ M]$ ως εξής. Σε κάθε στήλη ανιχνεύεται η ύπαρξη εικονοστοιχείου που βρίσκεται πάνω από την προσαρμοστική μέση τιμή. Αν υπάρχει, τότε συμπεριλαμβάνεται στον αριθμό των εικονοστοιχείων, $number_{right\ pixels}$, που βρίσκονται δεξιά από την $j_{mindist}$. Αν δεν υπάρχει το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο, τότε η ανίχνευση σταματάει και λαμβάνεται ως δεξιά στήλη της μάσκας η $j_{μάσκα}^{δεξιά} = j - 1 + offset$, δηλαδή η προηγούμενη στήλη, στην οποία ανιχνεύτηκε το εικονοστοιχείο, συμπεριλαμβανομένου του περιθωρίου. Στην ειδική περίπτωση που υπάρχει το εικονοστοιχείο και $j = M$, τότε $j_{μάσκα}^{δεξιά} = M$. Τέλος, εξετάζεται αν ο αριθμός $number_{right\ pixels}$ είναι μεγαλύτερος- ίσος από $length_{μάσκα}$ ή μικρότερος. Στην πρώτη περίπτωση, τότε και η επιθυμητή $j_{μάσκα}^{δεξιά}$ βρίσκεται εκτός πλάκας, οπότε ως αριστερή και δεξιά στήλη λαμβάνονται αυτές που απέχουν από την $j_{mindist}$ απόσταση ίση με $j_{μάσκα}^{αριστερά} = j_{mindist} - \left\lfloor \frac{length_{μάσκα}}{2} \right\rfloor$ και $j_{μάσκα}^{δεξιά} = j_{mindist} + \left\lfloor \frac{length_{μάσκα}}{2} \right\rfloor$, αντίστοιχα (λαμβάνεται η $j_{mindist}$ ως κέντρο της μάσκας). Στη δεύτερη περίπτωση, λαμβάνεται η επιθυμητή $j_{μάσκα}^{δεξιά}$ και $j_{μάσκα}^{αριστερά} = j_{μάσκα}^{δεξιά} + 1 - length_{μάσκα}$.

β) Εάν η $j_{mindist}$ είναι πιο δεξιά σε σχέση με την $j_{μέσοι}^{μέση}$, τότε θα βρίσκεται πιο κοντά στην $j_{μέσοι}^{μεγ}$ και υπολογίζεται η υποψήφια δεξιά στήλη της μάσκας: $j_{μάσκα}^{υποψ.δεξιά} = j_{μέσοι}^{μεγ} + offset$. Σημειώνεται ότι αν ισχύει $j_{μάσκα}^{υποψ.δεξιά} \geq M$, τότε: $j_{μάσκα}^{υποψ.δεξιά} = M$. Τέλος, ακολουθείται παρόμοια διαδικασία με την α) περίπτωση.

Υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες η $j_{mindist}$ βρίσκεται εκτός του διαστήματος $[j_{μέσοι}^{ελ} \ j_{μέσοι}^{μεγ}]$. Αυτό παρατηρείται συνήθως όταν τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων δεν έχουν ανιχνευθεί επαρκώς (πιο κάτω από τα επιθυμητά- πραγματικά όρια), με αποτέλεσμα η περιοχή της $j_{mindist}$ να μην συγκαταλέγεται από την προσαρμοστική μέση τιμή ως περιοχή με εικονοστοιχεία πάνω από αυτή. Ωστόσο, επειδή η $j_{mindist}$ πιθανότατα αποτελεί σημείο της πλάκας, πραγματοποιείται μετατόπιση της αριστερής ή της δεξιάς στήλης της μάσκας ώστε να την συμπεριλαμβάνει. Ειδικότερα, με το πέρας της παραπάνω μεθόδου, εάν ισχύει $j_{mindist} < j_{μέσοι}^{ελ}$, τότε $j_{μάσκα}^{αριστερά} = j_{mindist} - offset$, ειδάλλως εάν $j_{mindist} > j_{μέσοι}^{μεγ}$, τότε $j_{μάσκα}^{δεξιά} = j_{mindist} + offset$. Παρατηρείται ότι σε αυτή την περίπτωση η $distance_{αριστερά}$ ή η $distance_{δεξιά}$ προκύπτει αρνητική, ωστόσο η παραπάνω μέθοδος δεν επηρεάζεται μιας και τότε θα επιλεγεί η περίπτωση όπου $distance_{αριστερά} < length_{μάσκα}$ ή $distance_{δεξιά} < length_{μάσκα}$.

Επιπλέον, μόνο στην περίπτωση των πλακών που βρίσκονται στα κάτω όρια του αυλού-τοιχωμάτων, εάν υπάρχει περιοχή κενού Gap_{middle} , στην οποία πιθανότατα παρατηρείται πλάκα, και η αριστερή στήλη της μάσκας βρίσκεται πιο δεξιά από την αριστερή στήλη της περιοχής, τότε πραγματοποιείται επέκταση της στήλης της μάσκας προς αυτή της περιοχής του κενού: $j_{μάσκα}^{αριστερά} = j_{Gap_{middle}}^{αριστερά} - offset$. Ανάλογα, εάν η δεξιά στήλη της μάσκας βρίσκεται πιο αριστερά από την δεξιά στήλη της περιοχής, τότε πραγματοποιείται επέκταση της στήλης της μάσκας προς αυτή της περιοχής του κενού: $j_{μάσκα}^{δεξιά} = j_{Gap_{middle}}^{δεξιά} + offset$.

Σημειώνεται ότι εάν κάποια από τις δύο στήλες της μάσκας λαμβάνει τιμή εκτός ορίων της εικόνας, τότε ισούται με την αντίστοιχη οριακή στήλη.

Κατασκευή του κάτω συνόρου της μάσκας:

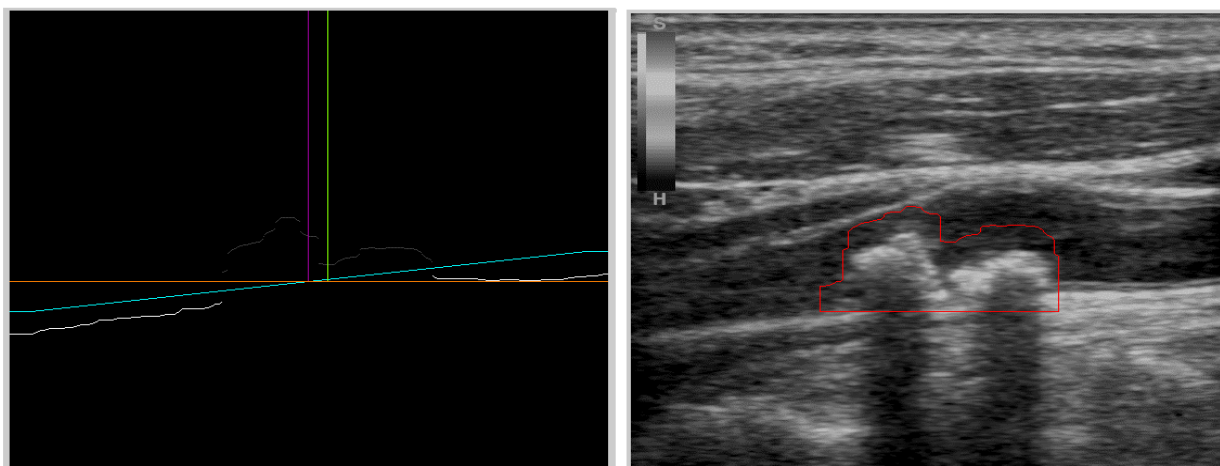
Το κάτω σύνορο της μάσκας βρίσκεται μέσω των γραμμών της $j_{μάσκα}^{αριστερά}$ και της $j_{μάσκα}^{δεξιά}$, οι οποίες κείτονται στο εξωτερικό της πλάκας, με αποτέλεσμα να βρίσκονται ελαφρώς πιο κάτω από το επίπεδο της. Οπότε ως κάτω σύνορο της μάσκας λαμβάνεται η μέγιστη των δύο αυτών γραμμών, προκειμένου αυτό να περικλείει σίγουρα την πλάκα. Μαθηματικά δηλαδή πρέπει να ισχύει: $σύνορο_{κάτω} = \max(i_{μάσκα}^{αριστερά}, i_{μάσκα}^{δεξιά})$, όπου i_k είναι η γραμμή της k στήλης. Είναι προφανές ότι εάν δεν παρατηρείται κάποιο εικονοστοιχείο κάτω ορίων αυλού-τοιχωμάτων σε κάποια από τις δύο στήλες, τότε ως κάτω σύνορο λαμβάνεται η γραμμή του εικονοστοιχείου της άλλης.

Κατασκευή του άνω συνόρου της μάσκας:

Το άνω σύνορο της μάσκας έχει τη μορφή των κάτω συνόρων του αυλού-τοιχωμάτων, μετατοπισμένα προς τα πάνω κατά ένα περιθώριο $offset_{πάνω}$. Ο λόγος που επιλέγεται αυτή η υλοποίηση για το άνω σύνορο, είναι πρώτον για να προσαρμοστεί καλύτερα η συνάρτηση ϕ στο σχήμα της πλάκας και δεύτερον εάν επιλεγόταν μία απλή γραμμή, όπως στην υλοποίηση του κάτω ορίου, δηλαδή αν η μάσκα της πλάκας ήταν ορθογώνια, τότε ένα μέρος της θα κάλυπτε και τα άνω σύνορα του αυλού-τοιχωμάτων, με αποτέλεσμα να υπήρχε σύγκλιση της ϕ στα τοπικά ελάχιστα αυτών και να μην συνέκλινε στα πραγματικά σύνορα της πλάκας.

Ο υπολογισμός του $offset_{πάνω}$ πραγματοποιείται μέσω της διαφοράς μεταξύ των στρογγυλοποιημένων μέσων τιμών των κάτω ορίων του αυλού-τοιχωμάτων και των εικονοστοιχείων φωτεινότητας 64 που βρίσκονται στο μέσο του αυλού, στο διάστημα $[j_{μάσκα}^{αριστερά}, j_{μάσκα}^{δεξιά}]$. Η κατασκευή του άνω συνόρου της μάσκας είναι μία επαναληπτική διαδικασία, στην οποία για κάθε στήλη j του παραπάνω διαστήματος, πηγαίνοντας από τα δεξιά προς τα αριστερά, εκτελούνται τα παρακάτω βήματα: α) εύρεση του εικονοστοιχείου $\pi_{κάτω}$ του κάτω ορίου του αυλού-τοιχωμάτων και αν υπάρχει: β) εξετάζεται αν βρίσκεται στην

περιοχή του Gap_{middle} , γ) ως αρχική συντεταγμένη του πάνω συνόρου της μάσκας λαμβάνεται η $συντ_{αρχική} = \pi_{κάτω} - offset_{πάνω}$, δ) πραγματοποιείται έλεγχος αν η $συντ_{αρχική}$ βρίσκεται, λόγω του $offset_{πάνω}$, σε γραμμή μικρότερη (πιο πάνω) από το όριο του άνω τοιχώματος της αρτηρίας και αν βρίσκεται, τότε το σύνορο μετατοπίζεται προς την ακριβώς κάτω γραμμή του ορίου του άνω τοιχώματος, ώστε να αποφευχθεί η σύγκλιση της ϕ στα τοπικά ελάχιστα των πάνω ορίων. Επιπλέον, ε) εάν η $συντ_{αρχική}$ βρίσκεται εντός των άνω και κάτω ορίων του αυλού-τοιχωμάτων και εντός της περιοχής Gap_{middle} , τότε το σύνορο μετατοπίζεται προς την ακριβώς κάτω γραμμή του άνω ορίου. Η μετατόπιση αυτή λαμβάνεται, επειδή δεν είναι γνωστή η έκταση της πλάκας (σε ύψος) εντός της περιοχής Gap_{middle} . Τέλος, στ) από την 2^η επανάληψη και έπειτα, εξετάζεται η θέση του τωρινού συνόρου της μάσκας σε σχέση με αυτή του συνόρου της προηγούμενης επανάληψης και αν βρίσκεται εκτός του διαστήματος $[-1 \ 1]$, δηλαδή βρίσκεται παραπάνω από μία γραμμή πιο πάνω ή πιο κάτω από το προηγούμενο, τότε οι γραμμές μεταξύ του προηγούμενου και του τωρινού συνόρου αποτελούν και αυτές σύνορα και συμπληρώνονται στην στήλη του προηγούμενου ($j + 1$) ή του τωρινού (j), εάν το τωρινό σύνορο βρίσκεται πιο πάνω ή πιο κάτω αντίστοιχα. Επίσης, ζ) στις γραμμές του πάνω συνόρου εντάσσεται και το τωρινό σύνορο. Εάν το εικονοστοιχείο $\pi_{κάτω}$ δεν υπάρχει, τότε $p_{τωρινό\ σύνορο} = (i_{προηγούμενο\ σύνορο}, j)$, δηλαδή το τωρινό σύνορο βρίσκεται στην ίδια γραμμή με το προηγούμενό του.



(Α) Εικόνα που αναπαριστά: με πορτοκαλί την μέση τιμή των κάτω ορίων του αυλού-τοιχωμάτων, με κυανό την προσαρμοστική μέση τιμή, με μωβ τη στήλη $j_{mindist}$, με σκούρο γκρι τα εικονοστοιχεία που είναι πάνω από την προσαρμοστική μέση τιμή και με ανοιχτό πράσινο την μεσαία στήλη των εικονοστοιχείων αυτών

(Β) Εικόνα με την μάσκα της πλάκας σε κόκκινο χρώμα

Εικόνα 55: Στην αριστερή εικόνα γίνεται αναπαράσταση της μέσης τιμής των κάτω ορίων του αυλού-τοιχωμάτων με πορτοκαλί, της προσαρμοστικής μέσης τιμής με κυανό, της $j_{mindist}$ με μωβ, των εικονοστοιχείων που βρίσκονται πάνω από την προσαρμοστική μέση τιμή με σκούρο γκρι και της μεσαία τους στήλης με ανοιχτό πράσινο. Στην δεξιά εικόνα φαίνεται η μορφή της μάσκας της πλάκας με κόκκινο χρώμα.

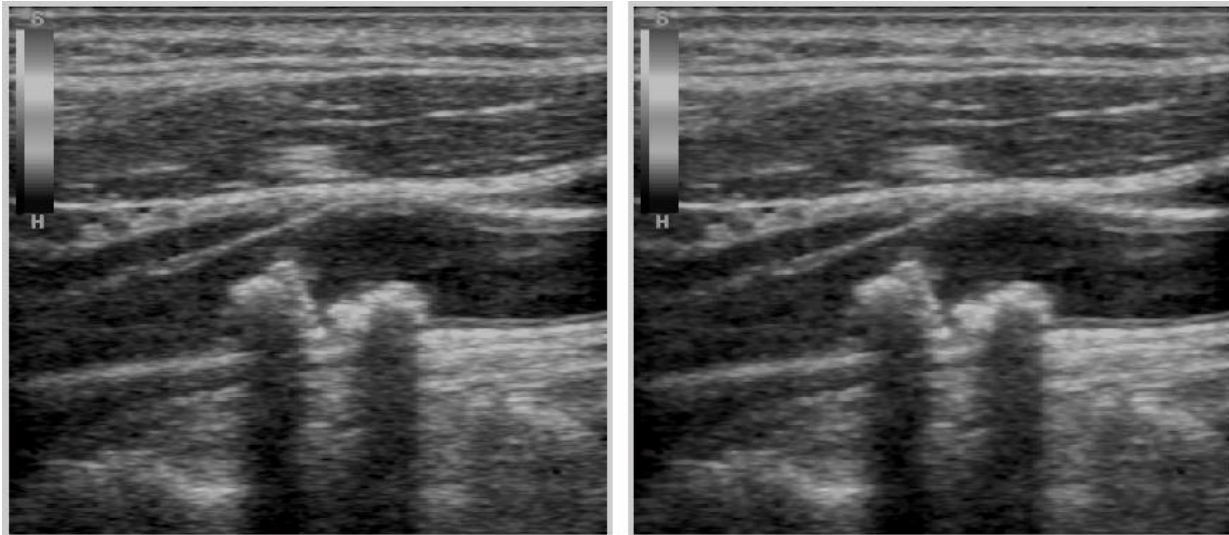
Στην Εικόνα 55(α) φαίνεται η χρησιμότητα της προσαρμοστικής μέσης τιμής για την εύρεση του μήκους της πλάκας. Αν επιλεγόταν μόνο η απλή μετατόπιση προς τα πάνω της μέσης τιμής των ορίων, τότε ολόκληρη η δεξιά πλευρά της εικόνας θα βρισκόταν πάνω από τη μέση τιμή, το οποίο δεν είναι ορθό. Αντίθετα, μέσω της προσαρμοστικής μέσης τιμής, επιλέγεται το σωστό μήκος της πλάκας. Στην Εικόνα 55(β) παρουσιάζεται η μάσκα της πλάκας. Παρατηρείται ότι η μάσκα την περικλείει σε ικανοποιητικό βαθμό. Επίσης, φαίνεται ότι στην περίπτωση που επιλεγόταν μάσκα ορθογώνιας μορφής, τότε θα περιλάμβανε στα αριστερά της και ένα μέρος του πάνω τοιχώματος της αρτηρίας.

Τέλος, επισημαίνεται ότι στον παρόντα αλγόριθμο, οι παράμετροι $length_{\text{μάσκας}}$ και $offset$ λαμβάνουν τις τιμές $length_{\text{μάσκας}} = 0.4 \cdot M$ και $offset = 0.04 \cdot M$, στρογγυλοποιημένες. Το ποσοστό για το μέγεθος της μάσκας (40% των συνολικών στηλών της εικόνας του αυλού), ύστερα από πειραματισμό, βρέθηκε ότι είναι ικανοποιητικό για την πλειοψηφία των πλακών.

3.7 ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΤΟΥ ΑΥΛΟΥ ΜΕ ΥΒΡΙΔΙΚΟ MEDIAN ΦΙΛΤΡΟ

Ο θόρυβος speckle είναι ένα μεγάλο πρόβλημα για τις εικόνες υπερήχων υποβαθμίζοντας την ποιότητά τους. Όπως αναφέρεται και στην Ενότητα 2.5, το φίλτρο μέσου (Median filter) αποδεικνύεται αποδοτικό στην αφαίρεση του θορύβου speckle. Οπότε στην εικόνα του αυλού εφαρμόζεται το υβριδικό φίλτρο μέσου, όπως αυτό περιγράφεται στο προηγούμενο κεφάλαιο. Το μέγεθος της γειτονιάς επεξεργασίας επιλέχθηκε ίσο με 5x5.

Το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος φαίνεται στην Εικόνα 56:



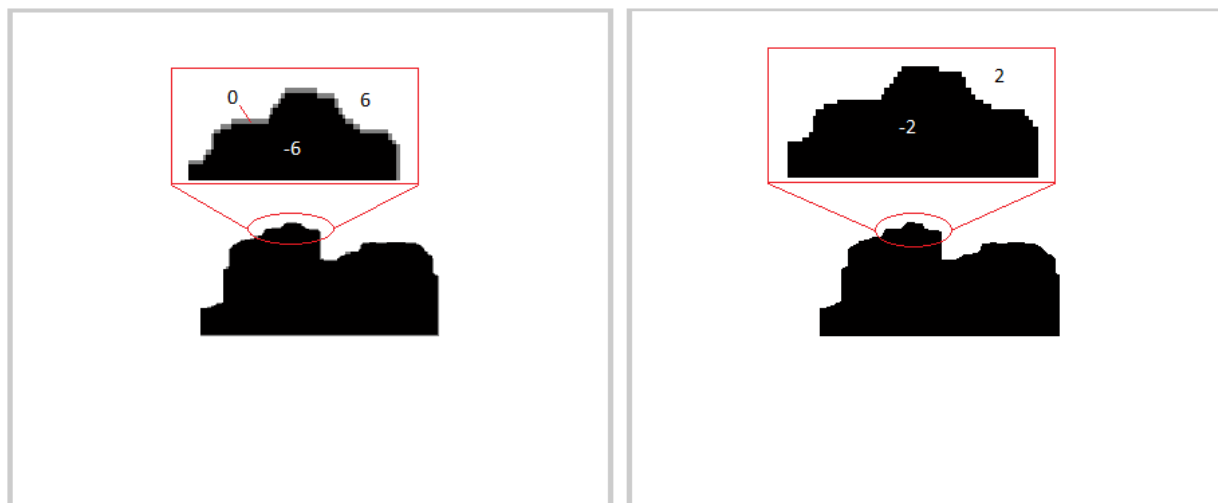
(α) Εικόνα του αυλού πριν την εφαρμογή του Υβριδικού Median φίλτρου

(β) Φιλτραρισμένη Εικόνα

Εικόνα 56: Φιλτράρισμα της εικόνας του αυλού μέσω του υβριδικού φίλτρου μέσου. Αριστερά φαίνεται η εικόνα του αυλού πριν την εφαρμογή του φίλτρου και δεξιά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα.

3.8 ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΤΗΣ ΠΛΑΚΑΣ ΜΕΣΩ ΤΗΣ ΜΕΘΟΔΟΥ ΤΩΝ ΕΠΙΠΕΔΟΣΥΝΟΛΩΝ

Το τελευταίο στάδιο του αλγορίθμου περιλαμβάνει την χρήση των επιπεδοσυνόλων για την αυτόματη κατάτμηση της πλάκας στην φιλτραρισμένη εικόνα, χρησιμοποιώντας ως αρχική συνάρτηση ϕ_0 την περιοχή της μάσκας όπως αυτή εξήχθη σε προηγούμενη ενότητα. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται ξεχωριστά οι μέθοδοι LSWR και DRLSE του κεφαλαίου 2. Αρχικά, κατασκευάζεται η αρχική συνάρτηση ϕ_0 , χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις (17) και (23), όπου για τη μέθοδο LSWR η περιοχή Ω είναι η φιλτραρισμένη εικόνα του αυλού, Ω_0 είναι η περιοχή του εσωτερικού της μάσκας και $\partial\Omega_0$ είναι τα σύνορα αυτής, όπως κατασκευάστηκαν προηγουμένως. Επιπλέον, για την μέθοδο DRLSE, χρησιμοποιείται σαν περιοχή R_0 η περιοχή της μάσκας (συμπεριλαμβανομένων των συνόρων της). Στο σύνολο των πειραμάτων, η ϕ_0 παίρνει τιμές: $\rho = 6$, για την LSWR μέθοδο [155] και $c_0 = 2$ για την DRLSE μέθοδο [156]. Η συνάρτηση ϕ_0 και για τις δύο περιπτώσεις φαίνεται στην Εικόνα 57:



(α) Αρχική συνάρτηση επιπεδοσυνόλου για την μέθοδο LSWR

(β) Αρχική συνάρτηση επιπεδοσυνόλου για την μέθοδο DRLSE

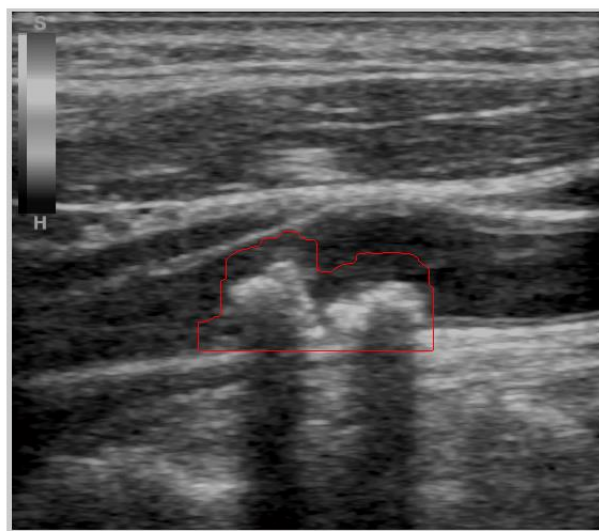
Εικόνα 57: Αναπαράσταση της αρχικής συνάρτησης επιπεδοσυνόλου για τις μεθόδους LSWR (αριστερά) και DRLSE (δεξιά).

Στη συνέχεια, η συνάρτηση ϕ εξελίσσεται προς τις ακμές της πλάκας. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν για τις εικόνες των δύο συνόλων πραγματικών δεδομένων, φαίνονται στον Πίνακα 11:

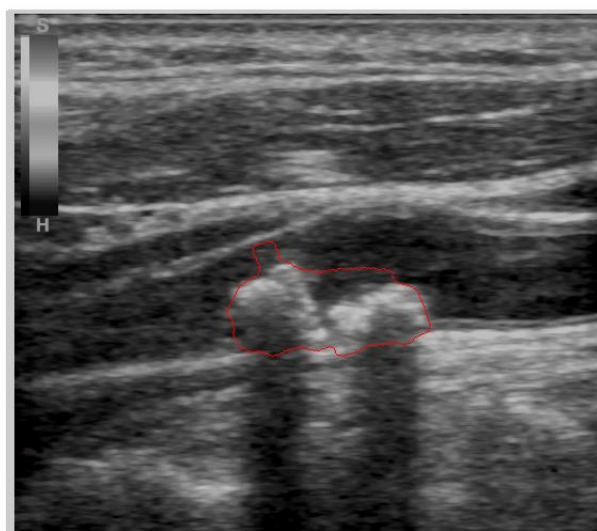
Πίνακας 11: Παράμετροι των μεθόδων LSWR και DRLSE για τα δύο σύνολα πραγματικών δεδομένων.

Παράμετροι	Πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων		Δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων
	LSWR	DRLSE	DRLSE
ε (14)	1.5	1.5	1.5
σ (10)	5	5	5
μ ((13) και (25))	0.02	0.02	0.02
λ ((13) και (25))	25	25	27
ν (LSWR- (13)) / α (DRLSE- (25))	2	2	2
τ (15)	9	9	9
Αριθμός επαναλήψεων k_{max} (15)	1300	1000	700

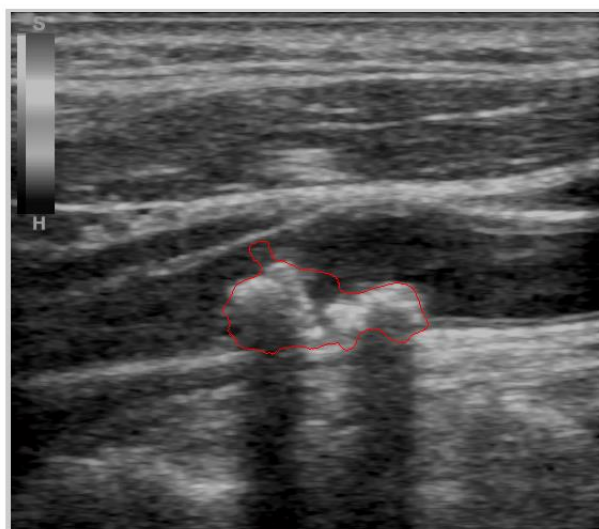
Η παράμετρος ε της ομαλοποιημένης μορφής της Dirac, σε όλα τα πειράματα λαμβάνει την τιμή 1.5 [155], [156]. Η παράμετρος σ της συνάρτησης ακμών g λαμβάνει την τιμή 5 για μεγαλύτερη ομαλοποίηση (smoothing) της εικόνας. Επιπλέον, το χρονικό βήμα τ της εξίσωσης των πεπερασμένων διαφορών επιλέχθηκε αρκετά μεγάλο ($\tau = 9$), προκειμένου να μειωθεί ο αριθμός των επαναλήψεων που απαιτούνται ώστε η ϕ να συγκλίνει προς τις ακμές τις πλάκας, ικανοποιώντας ωστόσο τη σχέση $\tau \leq 10.0$, όπως αναφέρεται στην ενότητα 2.4.2. Οπότε, στη παράμετρο μ δόθηκε η τιμή 0.02, ώστε να ικανοποιείται η εξίσωση (16) και για τις δύο μεθόδους. Επίσης, οι παράμετροι ν και α που περιγράφουν τον τρίτο όρο της εξίσωσης ροής κλίσης της μεθόδου LSWR και DRLSE αντίστοιχα, έχουν επιλεγεί να έχουν χαμηλή τιμή (ίση με 2), επειδή οι εικόνες υπερήχων των συνόλων δεδομένων έχουν αδύναμα σύνορα μεταξύ των διαφόρων δομών τους και πρέπει να αποφευχθεί το φαινόμενο διαρροής της καμπύλης. Το γεγονός ότι έχουν θετική τιμή οφείλεται στο ότι οι καμπύλες αρχικοποιούνται έξω από την πλάκα. Επιπλέον, η παράμετρος λ λαμβάνει υψηλή τιμή, επειδή μέσω της πειραματικής διαδικασίας παρατηρήθηκε ότι όσο μεγαλύτερη είναι η συγκεκριμένη παράμετρος, τόσο περισσότερο αποφεύγονται τα φαινόμενα διαρροής. Ύστερα από πειραματισμό, εξάχθηκε το συμπέρασμα ότι για την πλειοψηφία των πλακών, η τιμή του k_{max} που αναγράφεται στον παραπάνω πίνακα, θεωρείται ικανοποιητική προκειμένου η καμπύλη να φτάσει στη μόνιμη κατάστασή της. Τέλος, στη μέθοδο DRLSE χρησιμοποιήθηκαν 50 επαναλήψεις επιπλέον με την παράμετρο $\alpha = 0$, προκειμένου να πραγματοποιηθεί ο εξευγενισμός της τελικής καμπύλης. Η εξέλιξη της καμπύλης για τη μέθοδο LSWR και DRLSE φαίνεται στην Εικόνα 58 και Εικόνα 59 αντίστοιχα.



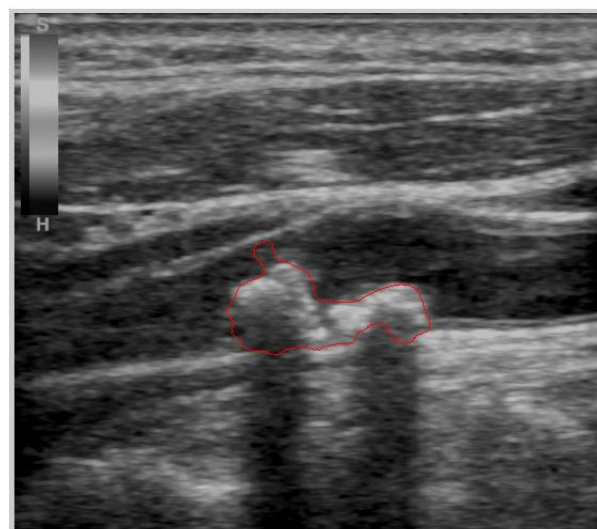
(α) Αρχική καμπύλη



(β) Εξέλιξη της καμπύλης κατά την 433η επανάληψη

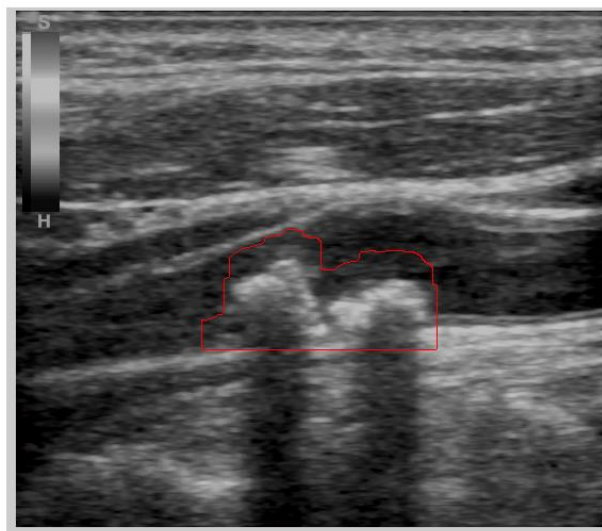


(γ) Εξέλιξη της καμπύλης κατά την 866η επανάληψη

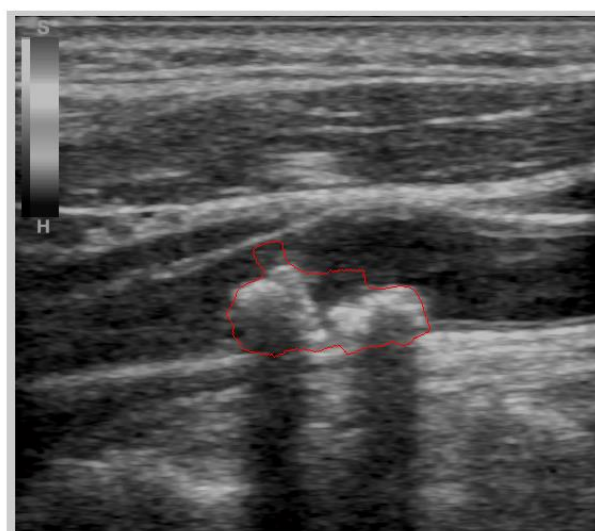


(δ) Τελική καμπύλη

Εικόνα 58: Εξέλιξη της καμπύλης της μεθόδου *LSWR*. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω φαίνονται: η αρχική καμπύλη, η εξέλιξή της κατά την 433^η επανάληψη, κατά την 866^η επανάληψη και η τελική καμπύλη (1300^η επανάληψη). Συνολικός χρόνος: 3 λεπτά και 43 δευτερόλεπτα.



(α) Αρχική καμπύλη



(β) Εξέλιξη της καμπύλης κατά την 350η επανάληψη



(γ) Εξέλιξη της καμπύλης κατά την 700η επανάληψη



(δ) Τελική καμπύλη

Εικόνα 59: Εξέλιξη της καμπύλης της μεθόδου DRLSE. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω φαίνονται: η αρχική καμπύλη, η εξέλιξή της κατά την 350^η επανάληψη, κατά την 700^η επανάληψη και η τελική καμπύλη (1050^η επανάληψη). Συνολικός χρόνος: 3 λεπτά και 42 δευτερόλεπτα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής του αυτόματου αλγορίθμου που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο σε συνθετικές εικόνες και πραγματικά δεδομένα. Αναλυτικότερα, στην επόμενη ενότητα παρουσιάζεται η μεθοδολογία και τα μέτρα αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκαν, στην τρίτη τα αποτελέσματα των μεθόδων LSWR και DRLSE στις συνθετικές εικόνες. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των δύο μεθόδων στο πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων και στην τελευταία ενότητα, τα αποτελέσματα της μεθόδου DRLSE στο δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων.

4.2 ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΜΕΤΡΑ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

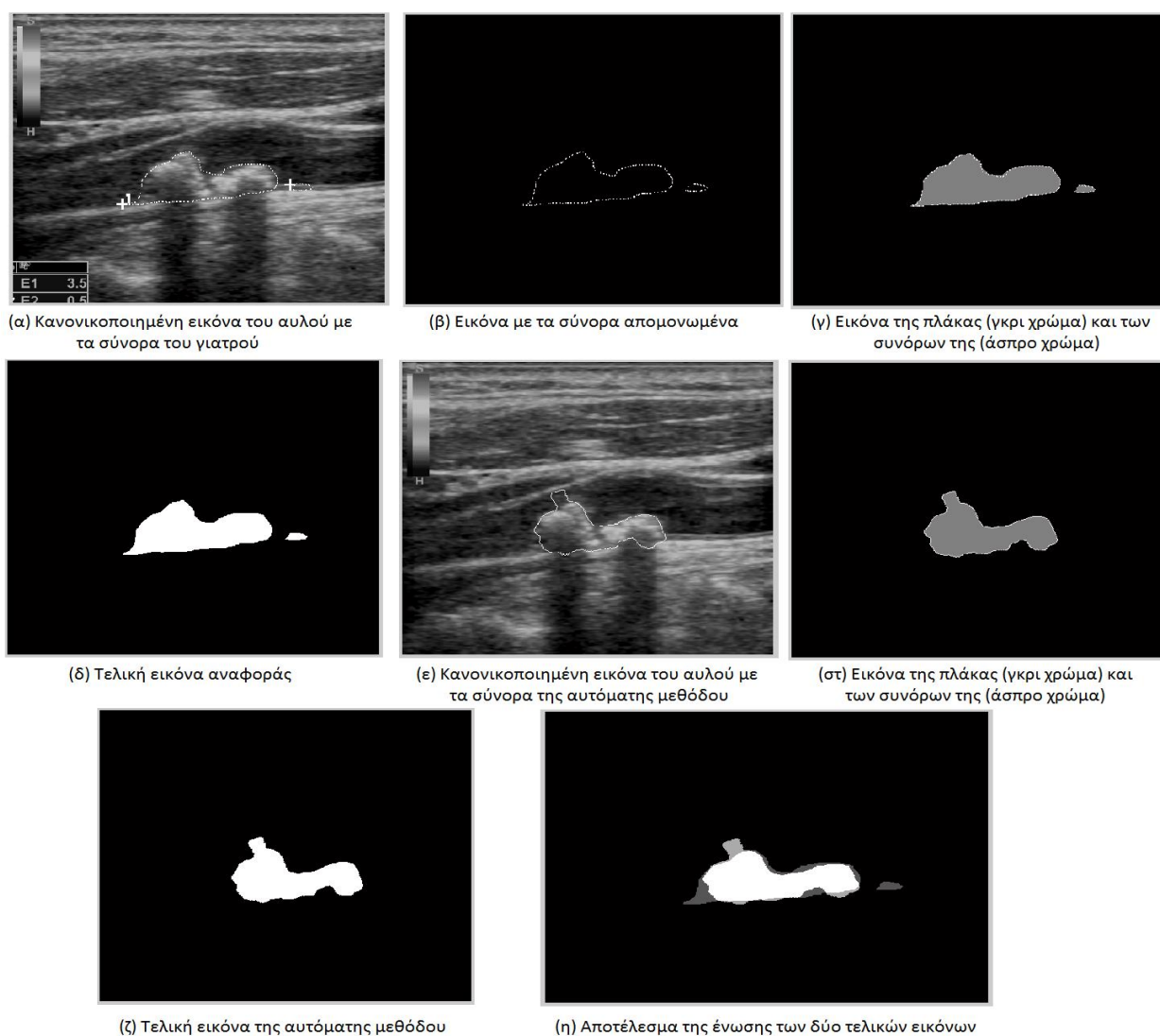
Η μεθοδολογία που ακολουθείται περιλαμβάνει την σύγκριση μεταξύ των εικόνων αναφοράς, όπου για τις συνθετικές εικόνες είναι η αρχική εικόνα, ενώ για τα δύο σύνολα πραγματικών δεδομένων είναι οι εικόνες με τα σύνορα που έχει σχηματίσει ο γιατρός, και των εικόνων των ορίων που ανιχνεύτηκαν από τον αλγόριθμο αυτόματης κατάτμησης. Η διαδικασία περιλαμβάνει:

- την εξαγωγή των συνόρων των αντικειμένων ενδιαφέροντος στις δύο εικόνες σύγκρισης,
- την επισήμανση του εσωτερικού των συνόρων αυτών και
- την ένωση των δύο εικόνων σε μία, από την οποία εξάγονται οι πληροφορίες για τα μέτρα αξιολόγησης.

Για τις συνθετικές εικόνες, η εξαγωγή των συνόρων των εικόνων αναφοράς πραγματοποιείται μέσω της εύρεσης των ακμών χρησιμοποιώντας την μέθοδο Canny. Τα σύνορα λαμβάνουν την τιμή 1. Στη συνέχεια, γίνεται μορφολογική διαστολή των συνόρων αυτών, προκειμένου να γίνουν περισσότερο ομοιόμορφα και να μην παρατηρούνται κενά. Επιπλέον, η εσωτερική περιοχή των συνόρων λαμβάνει την τιμή 1 και η τελική εικόνα αναφοράς προκύπτει μέσω της μορφολογικής συστολής, χρησιμοποιώντας το ίδιο δομικό στοιχείο με αυτό της διαστολής, προκειμένου τα διεσταλμένα σύνορα να αποκτήσουν τις κανονικές τους διαστάσεις. Σε επόμενο στάδιο, εξάγεται η τελική εικόνα της αυτόματης μεθόδου, όπου τα σύνορα της τελικής καμπύλης καθώς και το εσωτερικό τους επισημαίνονται με 2 και η υπόλοιπη εικόνα με 0. Τέλος, πραγματοποιείται ένωση των δύο αυτών εικόνων.

Τα σύνορα των δύο συνόλων πραγματικών δεδομένων δεν είναι συνεχή. Επιπλέον, οι εικόνες αναφοράς έχουν ίδια χαρακτηριστικά με τις εικόνες εισόδου του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης. Προκειμένου λοιπόν να αποκτήσουν τις ίδιες ιδιότητες με τις εικόνες εξόδου του αλγορίθμου, υπόκεινται στην επεξεργασία κανονικοποίησης και μείωσης της περιοχής τους, όπως αυτές περιγράφηκαν στις ενότητες 3.2 και 3.3. Ειδικά για το πρώτο σύνολο ακολουθεί αφαίρεση των περιττών τμημάτων (αριθμοί, σταυροί) που παρατηρούνται γύρω από το σχήμα της πλάκας. Τέλος, πραγματοποιείται η ίδια διαδικασία με τις συνθετικές εικόνες.

Η διαδικασία εξαγωγής της εικόνας ένωσης για το περιστατικό case40 του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων φαίνεται στην Εικόνα 60:



Εικόνα 60: Διαδικασία εξαγωγής της ένωσης των δύο τελικών εικόνων. Τα σύνορα της αυτόματης μεθόδου είναι συνεχόμενα. Η εικόνα (η) δείχνει την εικόνα αποτελέσματος της ένωσης των δύο τελικών εικόνων.

Στην τελική εικόνα παρατηρείται ότι: α) τα κοινά εικονοστοιχεία των δύο τελικών εικόνων έχουν άσπρο χρώμα, β) τα εικονοστοιχεία που έχουν σκούρο γκρι χρώμα αντιπροσωπεύουν το μέρος της πλάκας του γιατρού που δεν ανιχνεύτηκε από τον αλγόριθμο αυτόματης κατάτμησης, γ) τα εικονοστοιχεία ανοιχτού γκρι χρώματος αναπαριστούν το μέρος της εικόνας που ανιχνεύτηκε σαν πλάκα από την αυτόματη μέθοδο, αλλά δεν ανήκουν στα επισημασμένα σύνορα του γιατρού και δ) τα εικονοστοιχεία μαύρου χρώματος αντιπροσωπεύουν το μέρος της εικόνας που δεν αποτελεί μέρος της πλάκας και για τις δύο τελικές εικόνες.

Σύμφωνα με την παραπάνω παράγραφο μπορούν να οριστούν οι παρακάτω ποσότητες:

- Αριθμός αληθώς θετικών εικονοστοιχείων (TP- True Positive): ένα εικονοστοιχείο θεωρείται αληθώς θετικό, εάν ανήκει και στις δύο πλάκες (ομάδα (α))
- Αριθμός ψευδώς θετικών εικονοστοιχείων (FP- False Positive): ένα εικονοστοιχείο θεωρείται ψευδώς θετικό, εάν ανήκει στην πλάκα της αυτόματης μεθόδου, αλλά όχι σε αυτή του γιατρού (ομάδα (γ))
- Αριθμός αληθώς αρνητικών εικονοστοιχείων (TN- True Negative): ένα εικονοστοιχείο θεωρείται αληθώς αρνητικό, εάν δεν ανήκει σε καμία από τις δύο πλάκες (ομάδα (δ))
- Αριθμός ψευδώς αρνητικών εικονοστοιχείων (FN- False Negative): ένα εικονοστοιχείο θεωρείται ψευδώς αρνητικό, εάν δεν ανήκει στην πλάκα της αυτόματης μεθόδου, αλλά ανήκει σε αυτή του γιατρού (ομάδα (β)).

Από την ανίχνευση των παραπάνω κατηγοριών των εικονοστοιχείων παράγονται τα μέτρα αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της απόδοσης του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης. Τα μέτρα αναλύονται στον Πίνακα 12:

Πίνακας 12: Μέτρα αξιολόγησης της απόδοσης του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης.

Μέτρο Αξιολόγησης	
Όνομα	Εξίσωση
Ακρίβεια	$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} [168]$
Ευαισθησία	$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} [168]$
Ειδικότητα	$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} [168]$
Θετική προγνωστική αξία	$Positive Predictive Value (Precision) = \frac{TP}{TP+FP} [168]$

Μέτρο Αξιολόγησης	
Όνομα	Εξίσωση
Συντελεστής Συσχέτισης <i>Matthews</i>	$MCC = \frac{(TP \cdot TN) - (FP \cdot FN)}{\sqrt{(TP+FP) \cdot (TP+FN) \cdot (TN+FP) \cdot (TN+FN)}} [168]$
Συντελεστής Ομοιότητας <i>Jaccard</i>	$J = \frac{ Auto \cap GT }{ Auto \cup GT } = \frac{TP}{TP+FP+FN} [169]$
Συντελεστής Ομοιότητας <i>Dice</i>	$D (F1 \text{ score}) = \frac{2J}{1+J} = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP+FP+FN} [168]$

Ο δείκτης ακριβείας δείχνει το ποσοστό των αληθών εικονοστοιχείων σε σχέση με τα συνολικά εικονοστοιχεία της εικόνας. Ο δείκτης ευαισθησίας περιγράφει το ποσοστό των εικονοστοιχείων της πλάκας που ανιχνεύονται ορθώς, σε σχέση με τα συνολικά εικονοστοιχεία της. Επιπλέον, ο δείκτης ειδικότητας εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων της εικόνας που ορθώς δεν ανιχνεύονται ως πλάκα. Ο δείκτης θετικής προγνωστικής αξίας περιγράφει το ποσοστό των εικονοστοιχείων της πλάκας που ανιχνεύτηκαν, σε σχέση με τα συνολικά εικονοστοιχεία που ανιχνεύτηκαν μέσω του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης. Ο συντελεστής συσχέτισης Matthews είναι ένας δείκτης συσχέτισης μεταξύ της παρατηρούμενης (από το γιατρό) και της προβλεπόμενης (αυτόματης μεθόδου) εικόνας. Αναλυτικότερα, λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$, με την τιμή +1 να αναπαριστά την τέλεια πρόβλεψη, την μηδενική να υποδεικνύει ότι η πρόβλεψη δεν διαφέρει από μία τυχαία και την -1 να δηλώνει την πλήρη διαφωνία μεταξύ των δύο εικόνων [170]. Επισημαίνεται ότι εάν ένας από τους τέσσερις όρους του παρονομαστή είναι μηδέν, τότε ο MCC ισούται με τον αριθμητή, προκειμένου να αποφευχθεί η απροσδιοριστία. Ο δείκτης Jaccard μετράει την ομοιότητα μεταξύ δύο συνόλων. Πιο συγκεκριμένα, ισούται με την τομή των πλακών του γιατρού (GT) και της αυτόματης μεθόδου (Auto), προς την ένωσή τους, δηλαδή με τον αριθμό των κοινών τους εικονοστοιχείων προς τον αριθμό των μη-κοινών εικονοστοιχείων που ανήκουν στις δύο πλάκες (FP, FN), συν τα κοινά τους εικονοστοιχεία. Από τον ορισμό του δείκτη Jaccard απορρέει το συμπέρασμα ότι η ποσότητα αυτή μετράει το ποσοστό επικάλυψης μεταξύ των πλακών του γιατρού και της αυτόματης μεθόδου. Τέλος, ο συντελεστής ομοιότητας Dice ή F1 score συγκρίνει την ομοιότητα μεταξύ δύο συνόλων και παρουσιάζει ομοιότητες με τον δείκτη Jaccard. Οι τέσσερις πρώτοι δείκτες σύγκρισης λαμβάνουν ποσοστιαίες τιμές $[0\%, 100\%]$, ο MCC λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[-1, 1]$, ενώ οι δείκτες Jaccard και Dice στο διάστημα $[0, 1]$. Από τη βιβλιογραφία προκύπτει ότι ο δείκτης της Ευαισθησίας, ο συντελεστής Ομοιότητας Jaccard καθώς και ο συντελεστής Ομοιότητας Dice είναι οι πιο ευρέως χρησιμοποιούμενοι δείκτες για την εξέταση της απόδοσης των αλγορίθμων κατάτμησης. Επιπροσθέτως, οι δείκτες της Ακρίβειας και της Ειδικότητας αναμένεται να εμφανίζουν μεγάλη απόδοση, επειδή εξαρτώνται από το πλήθος των αληθώς αρνητικών (TN) εικονοστοιχείων, το οποίο αναπαριστά το παρασκήνιο της εικόνας, με αποτέλεσμα να είναι πολύ μεγαλύτερο από το πλήθος των υπολοίπων κατηγοριών των εικονοστοιχείων.

4.3 ΣΥΝΘΕΤΙΚΕΣ ΕΙΚΟΝΕΣ

Οι δύο μέθοδοι των επιτεδοσυνόλων εφαρμόστηκαν σε ένα σύνολο έξι συνθετικών εικόνων, το οποίο αποτελείται από πέντε εικόνες διαφόρων σχημάτων χωρίς θόρυβο και μία εικόνα στην οποία έχει προστεθεί πολλαπλασιαστικός θόρυβος μηδενικής μέσης τιμής και τυπικής απόκλισης 0.05. Επιπλέον, σε όλες τις εικόνες η συνάρτηση επιτεδοσυνόλου έχει αρχικοποιηθεί ως ένα παραλληλόγραμμο του οποίου το κέντρο ταυτίζεται με το κεντρικό εικονοστοιχείο της εικόνας. Τέλος, οι παράμετροι των μεθόδων LSWR και DRLSE παρουσιάζονται στους Πίνακες 13 και 14 αντίστοιχα:

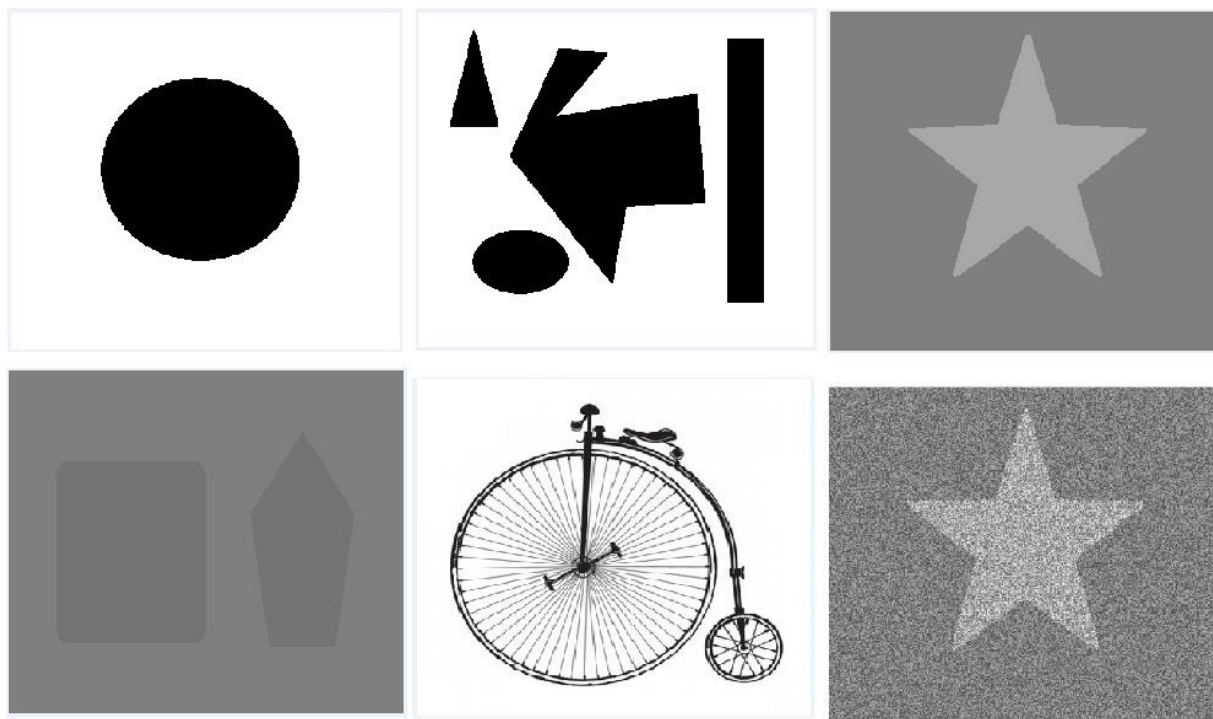
Πίνακας 13: Παράμετροι της μεθόδου LSWR για τις συνθετικές εικόνες.

Παράμετροι	Εικόνες					
	1	2	3	4	5	6
ρ (17)	6	6	6	6	6	6
ε (14)	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
σ (10)	3	3	3	3	3	3
μ (13)	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
λ (13)	8	6	12	15	5	8
ν (13)	2	2	2	2	2	2
τ (15)	9	9	9	9	9	9
Αριθμός επαναλήψεων k_{max} (15)	1250	1200	850	1400	550	4500

Πίνακας 14: Παράμετροι της μεθόδου DRLSE για τις συνθετικές εικόνες.

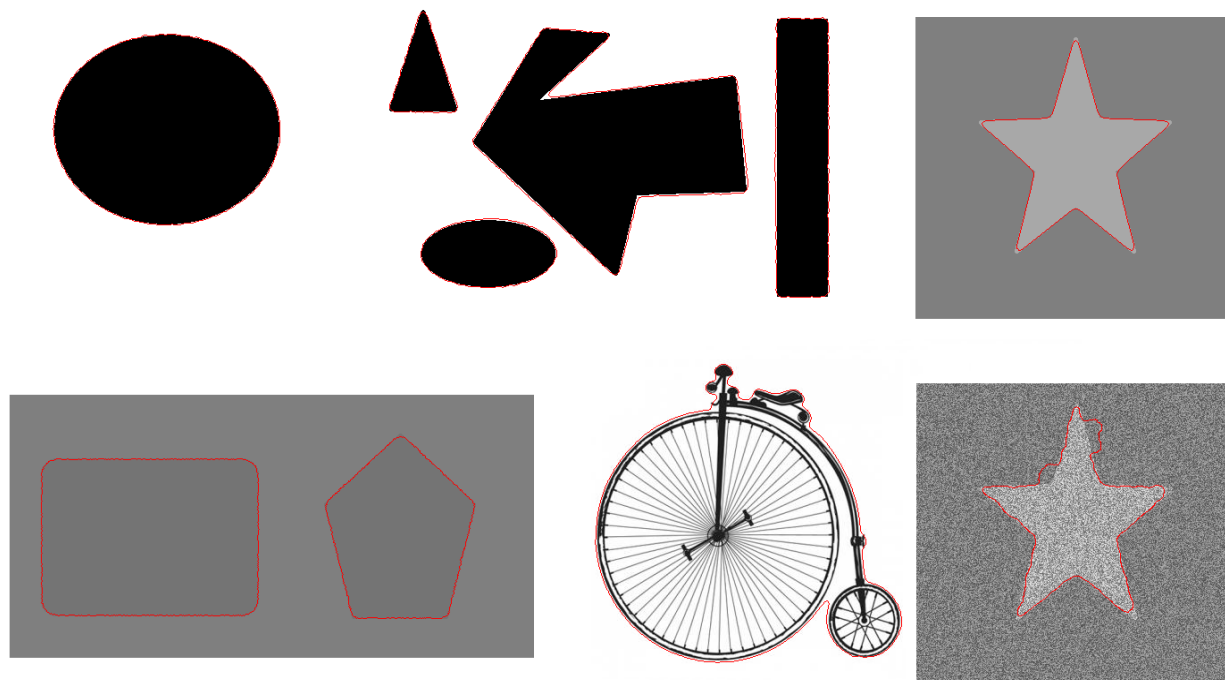
Παράμετροι	Εικόνες					
	1	2	3	4	5	6
c_0 (23)	2	2	2	2	2	2
ε (14)	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
σ (10)	3	3	3	3	3	3
μ (25)	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
λ (25)	8	6	12	15	5	8
α (25)	2	2	2	2	2	2
τ (15)	9	9	9	9	9	9
Αριθμός επαναλήψεων k_{max} (15) (+ επιπλέον επαναλήψεις με $\alpha = 0$)	850 (+10)	800 (+10)	400 (+10)	680 (+10)	250 (+10)	2000 (+10)

Οι αρχικές εικόνες φαίνονται στην Εικόνα 61:

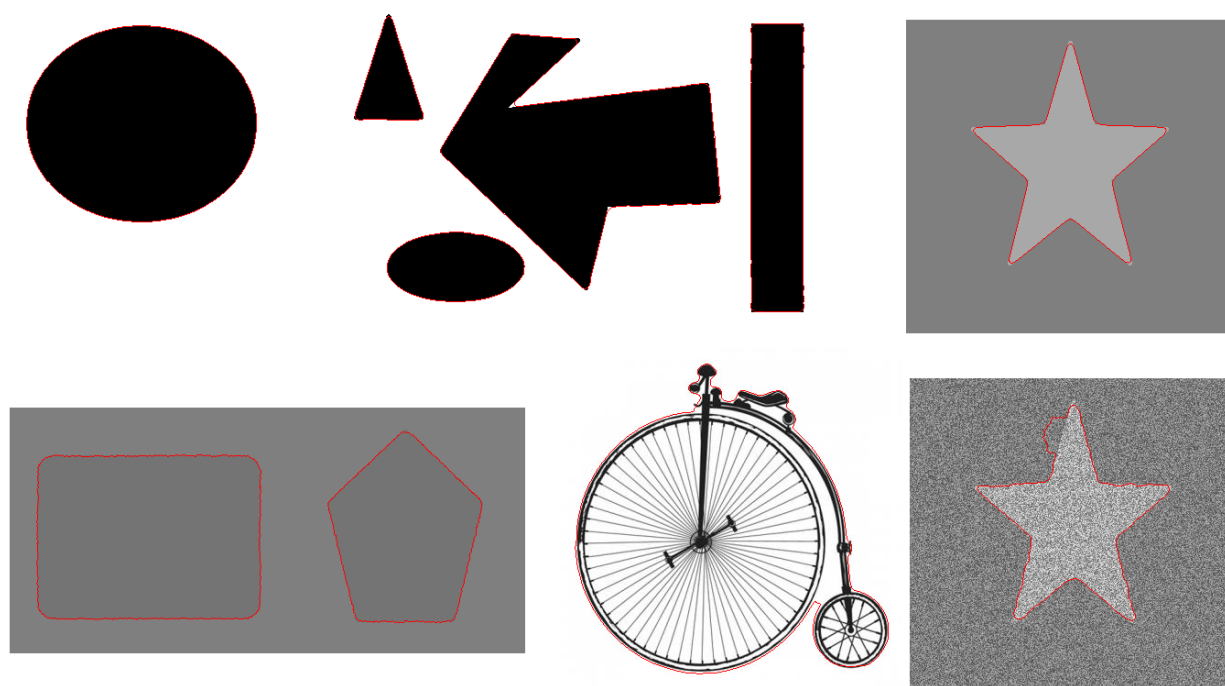


Εικόνα 61: Αρχικές συνθετικές εικόνες. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς κάτω εικονίζονται οι εικόνες: Μαύρος Κύκλος, Μαύρα Σχήματα, Αστέρι, Γκρι Σχήματα, Ποδήλατο και Αστέρι με θόρυβο. Η εικόνα του ποδηλάτου πάρθηκε από την [171].

Τα αποτελέσματα της κατάτμησης των αρχικών εικόνων παρουσιάζονται στις Εικόνες 62 και 63:



Εικόνα 62: Κατατμημένες συνθετικές εικόνες της μεθόδου LSWR.



Εικόνα 63: Κατατμημένες συνθετικές εικόνες της μεθόδου DRLSE.

Στους Πίνακες 15 και 16 φαίνονται τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για τις μεθόδους LSWR και DRLSE αντίστοιχα.

Πίνακας 15: Αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων (μέθοδος LSWR).

Περίπτωση	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
Μαύρος Κύκλος	99.7618	99.8185	99.7458	99.1035	0.9931	0.9893	0.9946
Μαύρα Σχήματα	99.0677	99.749	98.7603	97.3199	0.9786	0.9708	0.9852
Αστέρι	99.4013	96.4899	99.9688	99.8342	0.978	0.9634	0.9813
Γκρι Σχήματα	99.3437	97.9601	99.9946	99.9882	0.9849	0.9795	0.9896
Ποδήλατο	96.8681	99.9635	94.383	93.4589	0.9389	0.9343	0.966
Αστέρι με θόρυβο	98.3257	94.1916	99.1314	95.4825	0.9384	0.9017	0.9483

Πίνακας 16: Αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων (μέθοδος DRLSE).

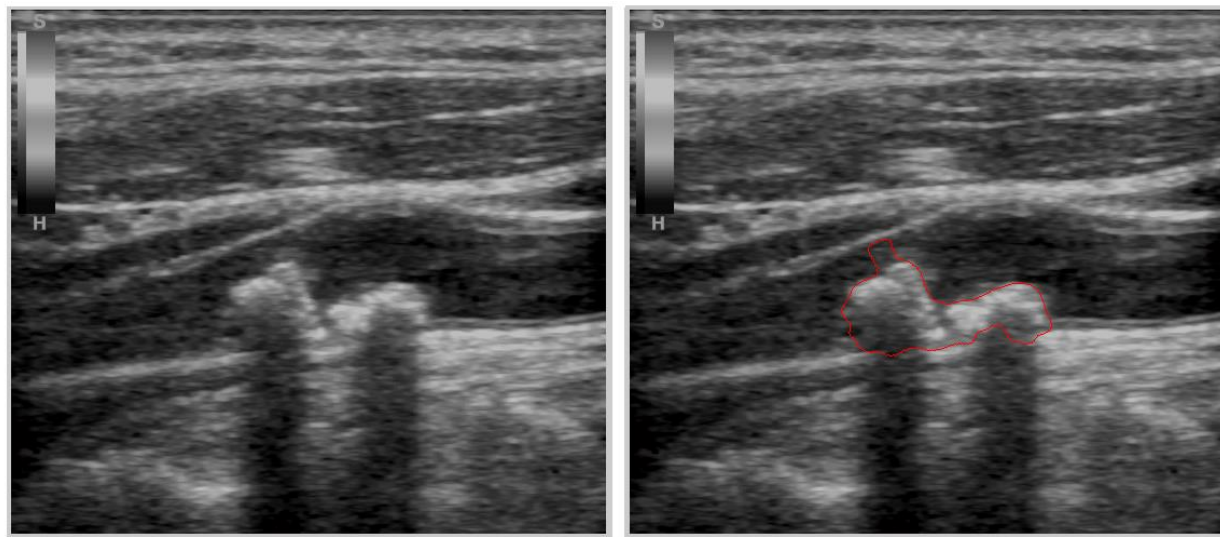
Περίπτωση	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
Μαύρος Κύκλος	99.8042	99.2436	99.962	99.8642	0.9943	0.9911	0.9955
Μαύρα Σχήματα	99.5211	99.0299	99.7427	99.4277	0.9888	0.9847	0.9923
Αστέρι	99.5696	97.7267	99.9288	99.6274	0.9842	0.9737	0.9867
Γκρι Σχήματα	99.5465	98.7529	99.9197	99.8274	0.9896	0.9858	0.9929
Ποδήλατο	97.165	99.8512	95.0084	94.1383	0.9444	0.9401	0.9691
Αστέρι με θόρυβο	98.8696	96.7202	99.2885	96.3632	0.9587	0.9331	0.9654



Εικόνα 64: Αποτελέσματα των επτά μέτρων αξιολόγησης για τις συνθετικές εικόνες.

4.4 ΠΡΩΤΟ ΣΥΝΟΛΟ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Στην Εικόνα 65 απεικονίζεται το αποτέλεσμα της κατάτμησης για το περιστατικό case40 του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων:



Εικόνα 65: Αποτέλεσμα κατάτμησης μιας εικόνας του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (περιστατικό case40). Αριστερά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα του αυλού πριν την κατάτμηση και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης μέσω της μεθόδου DRLSE.

Τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων για τις μεθόδους LSWR και DRLSE φαίνονται στους Πίνακες 17 και 18 αντίστοιχα:

Πίνακας 17: Αποτελέσματα του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (μέθοδος LSWR).

Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
18	98.5992	70.7829	99.6073	86.7241	0.7766	0.6386	0.7795
20	96.9219	43.7705	98.767	55.2034	0.476	0.323	0.4883
21	98.2755	37.2164	98.9908	30.1674	0.3264	0.1999	0.3332
24	95.1105	51.386	97.5036	52.9752	0.496	0.3529	0.5217
25	95.893	21.0128	99.7503	81.2584	0.4007	0.2004	0.3339
26	86.2738	3.30363	89.6562	1.28525	-0.0454	0.0093	0.0185
27	94.3413	62.6203	95.7326	39.1576	0.4676	0.3174	0.4818

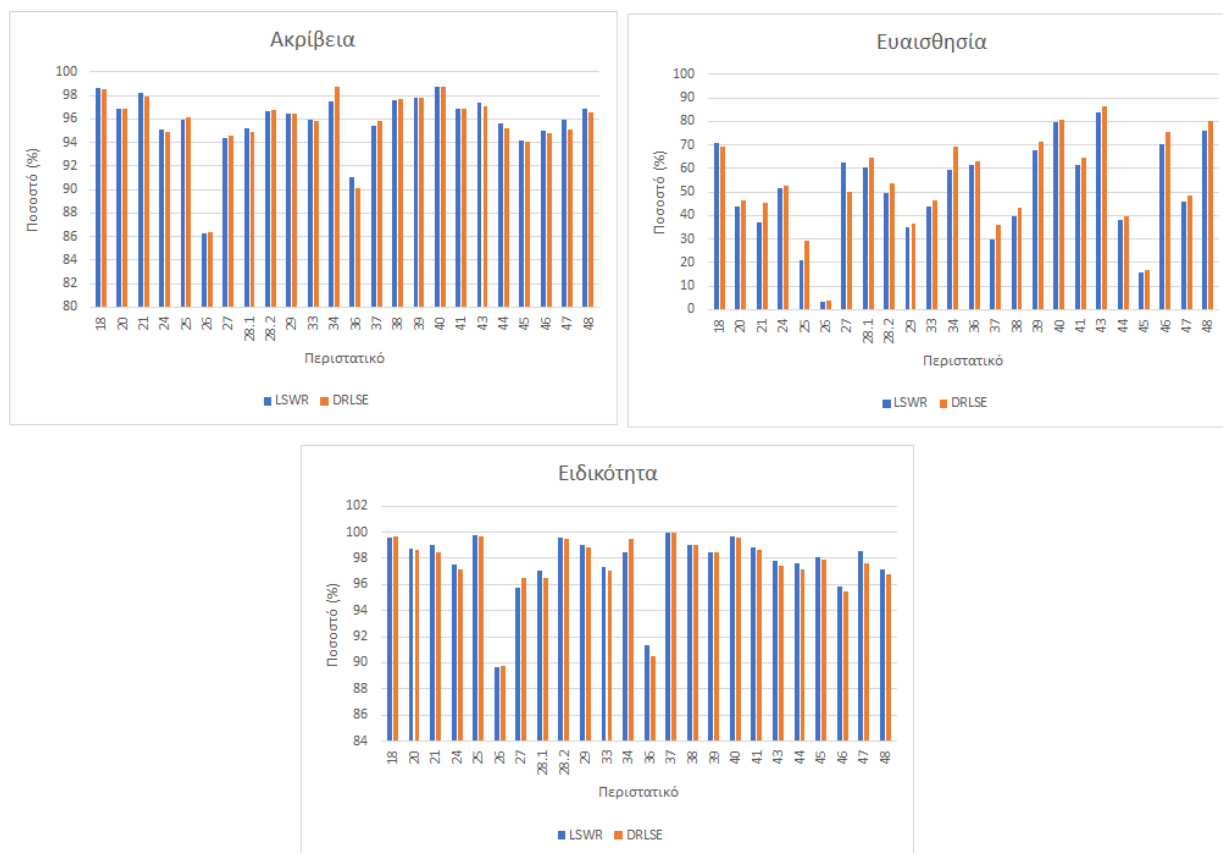
Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
28.1	95.2214	60.2721	97.0584	51.8527	0.534	0.3864	0.5575
28.2	96.6775	49.5238	99.5843	88.0146	0.646	0.4639	0.6338
29	96.4835	34.82	98.9745	57.8351	0.4321	0.2777	0.4347
33	95.9782	43.9917	97.3194	29.7454	0.3418	0.2157	0.3549
34	97.4539	59.6426	98.4347	49.7051	0.5316	0.372	0.5422
36	91.0403	61.6205	91.3922	7.88863	0.1979	0.0752	0.1399
37	95.4417	29.9949	100	100	0.5348	0.2999	0.4615
38	97.5829	39.8014	99.0303	50.6942	0.4371	0.2869	0.4459
39	97.8055	67.8246	98.4633	49.2	0.5669	0.3989	0.5703
40	98.7778	79.472	99.6813	92.1081	0.8494	0.7441	0.8532
41	96.8886	61.662	98.8629	75.2434	0.6652	0.5126	0.6778
43	97.3706	83.7625	97.8256	56.2911	0.6744	0.5075	0.6733
44	95.6296	38.1007	97.6001	35.2255	0.3438	0.224	0.3661
45	94.1698	15.9431	98.0616	29.037	0.1869	0.1147	0.2058
46	95.0105	70.1497	95.8029	34.7557	0.472	0.3028	0.4648
47	95.9339	46.134	98.5552	62.6976	0.5174	0.362	0.5316
48	96.8673	76.2877	97.1944	30.179	0.4679	0.2759	0.4325

Πίνακας 18: Αποτελέσματα του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων (μέθοδος DRLSE).

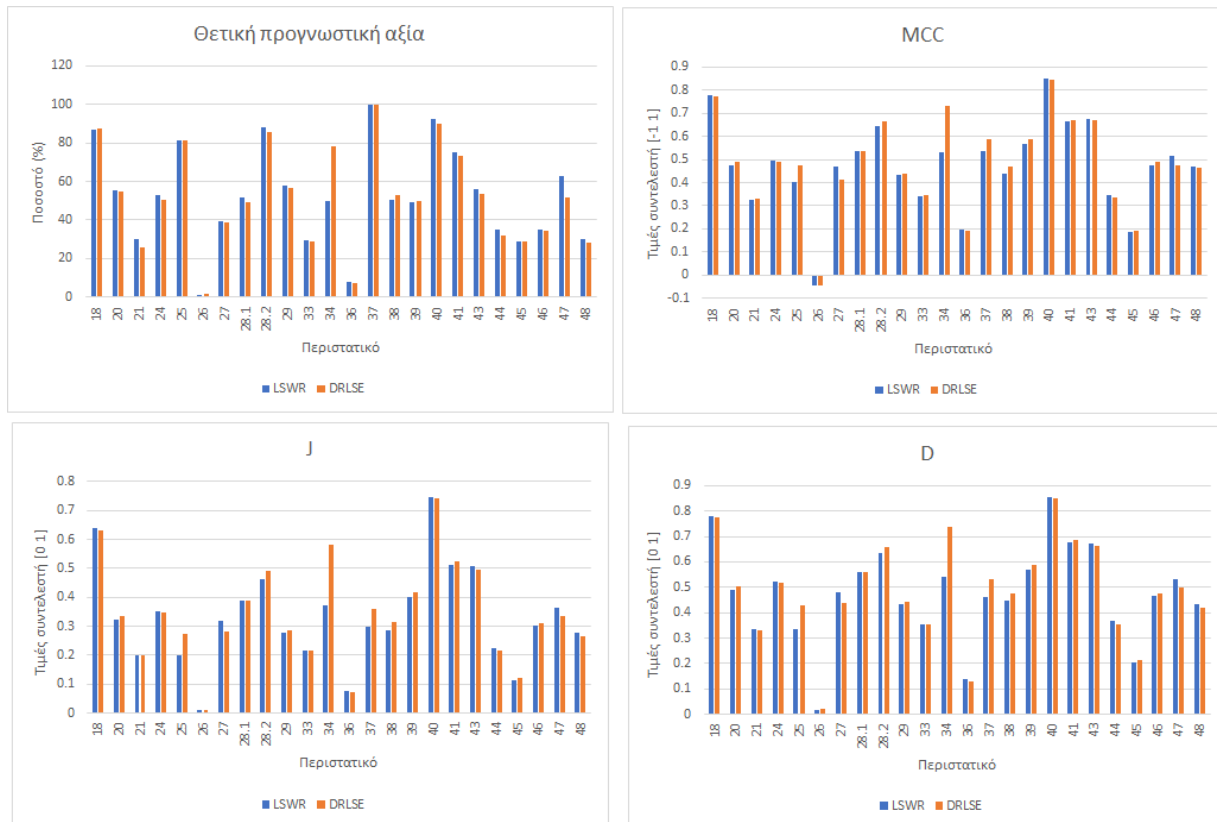
Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
18	98.5743	69.3967	99.6317	87.227	0.771	0.63	0.773
20	96.923	46.5989	98.67	54.8796	0.49	0.3369	0.504
21	97.8782	45.1405	98.4961	26.0148	0.3327	0.1977	0.3301
24	94.8738	52.886	97.1718	50.5789	0.4901	0.3487	0.5171
25	96.202	29.0525	99.6611	81.5385	0.4733	0.2726	0.4284
26	86.3954	3.75413	89.7643	1.47313	-0.0419	0.0107	0.0212
27	94.5621	50.1943	96.5081	38.6671	0.4126	0.2795	0.4368
28.1	94.9067	64.6476	96.4971	49.2397	0.5381	0.3879	0.559
28.2	96.7789	53.563	99.4429	85.564	0.6624	0.4912	0.6588
29	96.4418	36.3534	98.8691	56.4952	0.436	0.284	0.4424
33	95.7871	46.2094	97.0661	28.8939	0.3449	0.2162	0.3556
34	98.7422	69.5329	99.4998	78.2869	0.7314	0.5829	0.7365
36	90.1568	62.8998	90.4829	7.32737	0.1911	0.0702	0.1313
37	95.8396	36.1053	100	100	0.5879	0.3611	0.5305
38	97.6717	43.4351	99.0303	52.8753	0.4675	0.3131	0.4769

Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
39	97.8481	71.2986	98.4307	49.9228	0.5862	0.4157	0.5873
40	98.7442	80.8589	99.5812	90.0363	0.8468	0.7422	0.852
41	96.8684	64.4935	98.6829	73.2943	0.6712	0.5222	0.6861
43	97.1225	86.6974	97.4711	53.4044	0.6676	0.4936	0.661
44	95.2172	39.8795	97.1127	32.1165	0.3334	0.2164	0.3558
45	94.0509	17.0578	97.8814	28.5995	0.1915	0.1196	0.2137
46	94.8136	75.5827	95.4265	34.5005	0.4891	0.3104	0.4738
47	95.1359	48.7368	97.5782	51.4389	0.4752	0.3338	0.5005
48	96.5424	80.4176	96.7987	28.5361	0.4668	0.2668	0.4212

Στις Εικόνες 66 και 67 φαίνονται τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για τις μεθόδους LSWR και DRLSE.



Εικόνα 66: Αποτελέσματα των τριών πρώτων μέτρων αξιολόγησης για το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων.



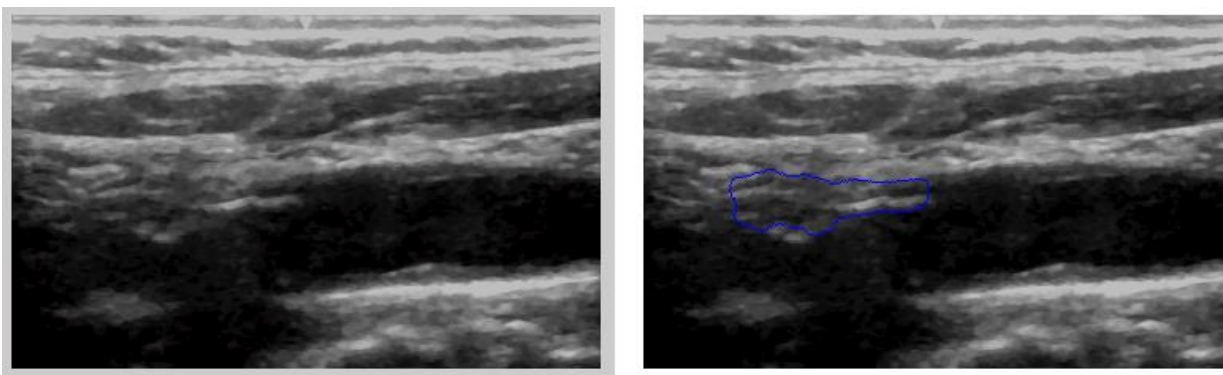
Εικόνα 67: Αποτελέσματα των τεσσάρων τελευταίων μέτρων αξιολόγησης για το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων.

Επισημαίνεται ότι τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για τα περιστατικά: case24, case 28.2, ενδέχεται να διαφέρουν, λόγω της διαφορετικότητας μεταξύ των εικόνων εισόδου του αλγορίθμου και των εικόνων των συνόρων του γιατρού.

4.5 ΔΕΥΤΕΡΟ ΣΥΝΟΛΟ ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Το δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων αποτελείται από 96 έγχρωμα βίντεο B- mode υπερήχων, από τα οποία απομονώνεται το πρώτο πλαίσιο- εικόνα. Από τις 96 αυτές εικόνες εξάγονται 154 περιπτώσεις πλακών.

Στην Εικόνα 68 απεικονίζεται το αποτέλεσμα της κατάτμησης για το περιστατικό 185_76_B του δεύτερου συνόλου πραγματικών δεδομένων:



Εικόνα 68: Αποτέλεσμα κατάτμησης μιας εικόνας του δεύτερου συνόλου πραγματικών δεδομένων (περιστατικό 185_76_B). Αριστερά φαίνεται η φιλτραρισμένη εικόνα του αυλού πριν την κατάτμηση και δεξιά το αποτέλεσμα της κατάτμησης για την πλάκα που βρίσκεται στο πάνω μέρος του αυλού.

Πίνακας 19: Αποτελέσματα του δεύτερου συνόλου πραγματικών δεδομένων.

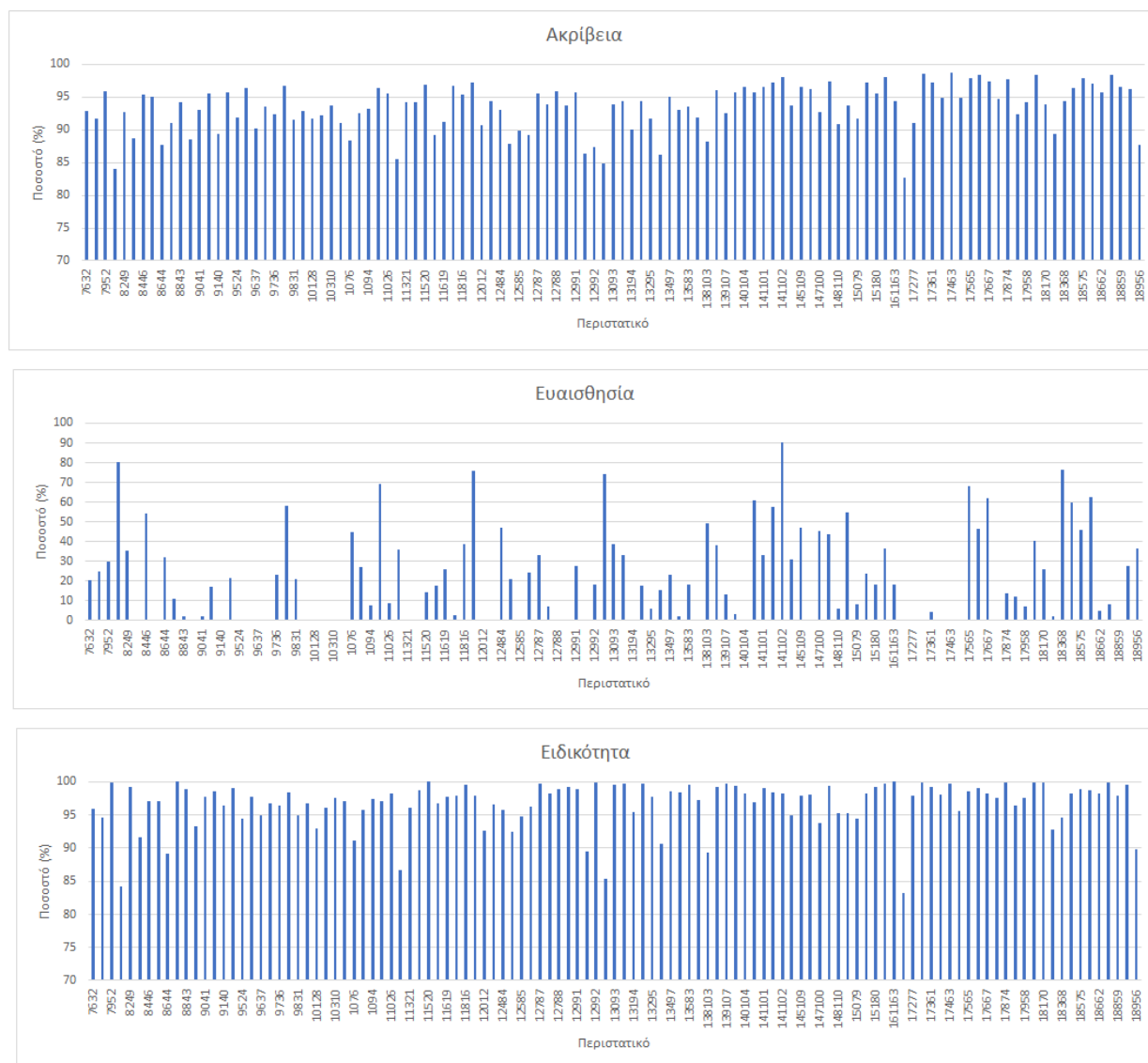
Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
7632	92.9717	20.2083	96.0008	17.3796	0.1508	0.1031	0.1869
7853	91.7623	25.1286	94.5724	16.3351	0.1607	0.1099	0.198
7952	95.8407	30.0486	99.9175	95.7593	0.5239	0.2965	0.4574
8051	84.0243	80.377	84.2386	23.0598	0.3745	0.2183	0.3584
8249	92.7307	35.3306	99.234	83.9372	0.5161	0.3309	0.4973
8249	88.743	0	91.605	0	-0.0534	0	0
8446	95.3873	54.3885	97.0992	43.9099	0.4649	0.3209	0.4859
8545	95.0589	0	97.0411	0	-0.0249	0	0
8644	87.6992	31.8762	89.1771	7.23338	0.1051	0.0626	0.1179
8725	90.9877	10.954	100	100	0.3155	0.1095	0.1975
8843	94.1467	2.01735	98.9453	9.05991	0.02	0.0168	0.033
8942	88.6038	0	93.3637	0	-0.0601	0	0
9041	93.1017	1.96805	97.7464	4.26117	-0.0041	0.0136	0.0269
9041	95.5169	17.1749	98.6142	32.8856	0.2164	0.1272	0.2256
9140	89.4122	0	96.3958	0	-0.052	0	0
9255	95.7206	21.3882	99.1046	52.0953	0.3156	0.1787	0.3033
9524	91.9689	0	94.4119	0	-0.0391	0	0
9637	96.4678	0	97.8375	0	-0.0176	0	0
9637	90.2885	0	94.9054	0	-0.051	0	0
9735	93.6128	0	96.8181	0	-0.033	0	0
9736	92.3648	23.1156	96.4003	27.231	0.2109	0.1429	0.2501
9736	96.7184	58.4035	98.3625	60.4813	0.5772	0.4227	0.5942
9831	91.5504	21.1407	94.9678	16.937	0.1451	0.1038	0.1881

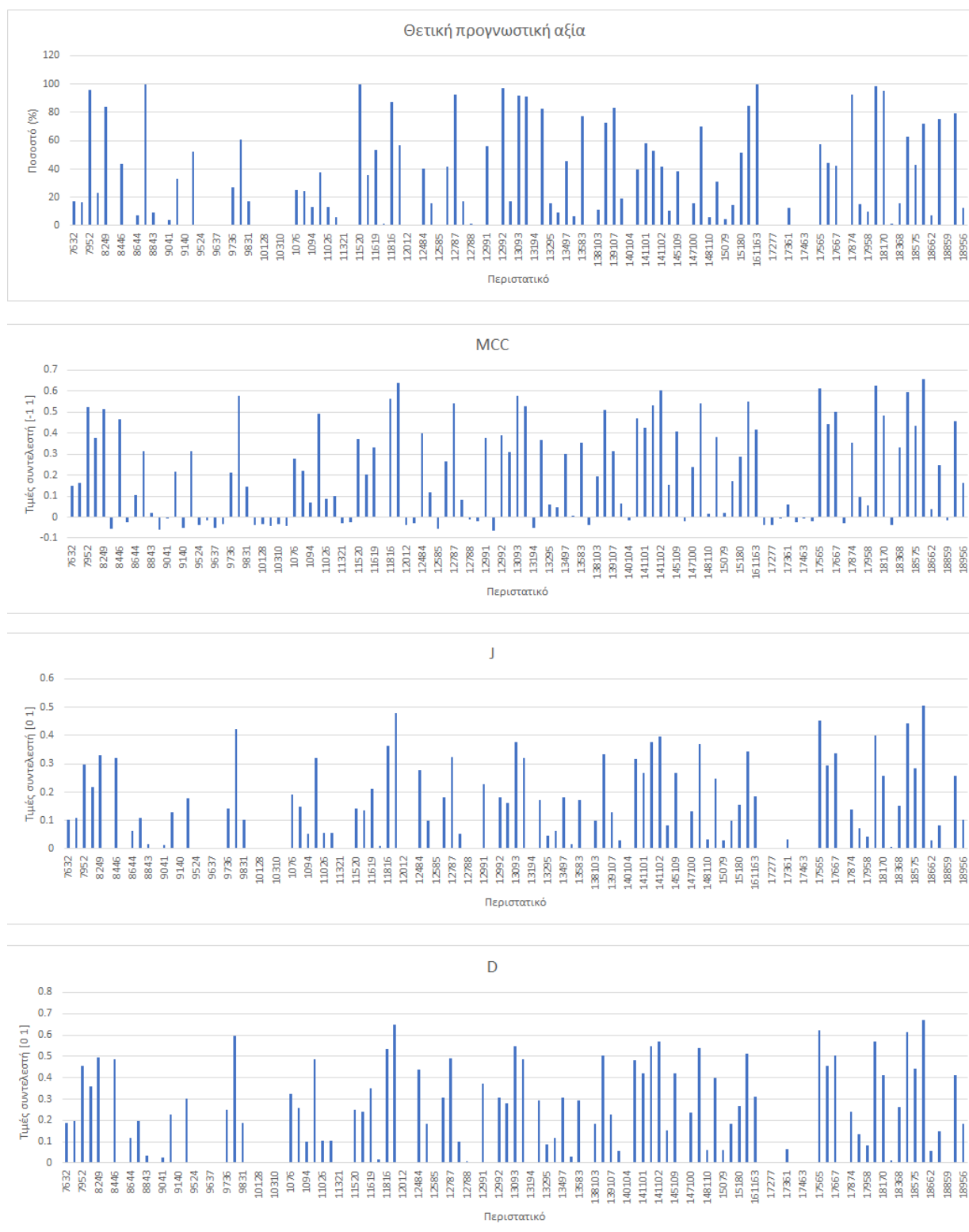
Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
9930	92.9602	0	96.6988	0	-0.0363	0	0
10128	91.7917	0	93.0044	0	-0.0313	0	0
10227	92.2683	0	96.1514	0	-0.0402	0	0
10310	93.6585	0	97.6704	0	-0.0313	0	0
1058	91.0221	0	97.0738	0	-0.0433	0	0
1076	88.3205	44.9563	91.1721	25.087	0.2772	0.1919	0.322
1085	92.5138	27.0725	95.8237	24.6915	0.2192	0.1483	0.2583
1094	93.3029	7.99136	97.4917	13.5267	0.0706	0.0529	0.1005
11026	96.4811	69.2712	97.1521	37.4935	0.4939	0.3215	0.4865
11026	95.5834	8.72664	98.256	13.3432	0.0859	0.0557	0.1055
11321	85.5056	35.8656	86.7251	6.22424	0.1002	0.056	0.1061
11321	94.288	0	96.1283	0	-0.0278	0	0
11434	94.2186	0	98.7732	0	-0.0239	0	0
11520	96.87	14.3371	99.9989	99.7996	0.3722	0.1433	0.2507
11520	89.2749	17.8771	96.6928	35.9631	0.2015	0.1356	0.2388
11619	91.1717	26.0523	97.7225	53.5047	0.3322	0.2124	0.3504
11717	96.6882	2.58844	97.8798	1.52246	0.0036	0.0097	0.0192
11816	95.462	38.5989	99.5801	86.9416	0.5618	0.3648	0.5346
11915	97.171	75.6447	97.9372	56.6223	0.6405	0.4789	0.6477
12012	90.7649	0	92.5954	0	-0.0397	0	0
12111	94.3303	0	96.5533	0	-0.0287	0	0
12484	93.0524	47.322	95.804	40.4263	0.4007	0.2788	0.436
12484	87.8958	21.1358	92.4406	15.9904	0.1194	0.1001	0.1821
12585	89.8557	0	94.8448	0	-0.0534	0	0
12787	89.2442	24.1079	96.3543	41.9216	0.2638	0.1807	0.3061
12787	95.6055	33.2907	99.8186	92.5408	0.5404	0.3242	0.4897
12788	93.9227	7.13064	98.2984	17.4425	0.0837	0.0533	0.1012
12788	95.9669	0.46925	98.9832	1.43663	-0.0095	0.0035	0.0071
12890	93.665	0	99.2906	0	-0.0201	0	0
12991	95.7849	27.708	98.9834	56.1506	0.3755	0.2278	0.3711
12991	86.4248	0	89.5769	0	-0.0639	0	0
12992	87.3665	18.2472	99.9019	97.121	0.3909	0.1815	0.3072
12992	84.9461	74.2372	85.3859	17.2609	0.3092	0.1629	0.2801
13093	93.9183	38.9492	99.6478	92.0162	0.5762	0.3768	0.5473
13093	94.3783	33.022	99.7301	91.4332	0.5304	0.3203	0.4852
13194	90.09	0	95.4366	0	-0.0517	0	0
13295	94.4723	17.8827	99.7436	82.7607	0.3694	0.1724	0.2941
13295	91.6945	5.9262	97.7893	16.0013	0.0597	0.0452	0.0865
13396	86.1629	15.3835	90.6634	9.48292	0.0484	0.0623	0.1173
13497	95.0871	23.1025	98.6433	45.688	0.3021	0.1812	0.3069
13583	93.0086	2.00372	98.3437	6.62252	0.0062	0.0156	0.0308
13583	93.5357	18.1401	99.5813	77.6508	0.3559	0.1724	0.2941
138103	91.8896	0.21601	97.2289	0.45195	-0.0364	0.0015	0.0029

Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
138103	88.268	49.3839	89.3226	11.1456	0.1931	0.1	0.1819
139107	96.0848	38.4019	99.2081	72.4206	0.51	0.335	0.5019
139107	92.6113	13.3272	99.7629	83.5267	0.3159	0.1299	0.2299
139108	95.7485	3.23253	99.4467	18.9313	0.0638	0.0284	0.0552
140104	96.5285	0	98.2939	0	-0.0177	0	0
140104	95.7885	60.8705	96.9428	39.6922	0.471	0.3162	0.4805
141101	96.5935	33.0848	99.079	58.4362	0.4239	0.2678	0.4225
141101	97.1929	57.3621	98.4137	52.569	0.5347	0.378	0.5486
141102	98.1333	90.5247	98.2382	41.4702	0.6057	0.3975	0.5688
141102	93.8061	31.0883	94.9693	10.2832	0.1528	0.0837	0.1545
145109	96.5881	46.9867	97.9414	38.3763	0.4073	0.2678	0.4225
145109	96.1661	0	98.0972	0	-0.0195	0	0
147100	92.6865	45.5238	93.8754	15.7802	0.2377	0.1327	0.2344
147100	97.485	43.9002	99.3463	69.9951	0.5426	0.3695	0.5396
148110	90.9245	6.21164	95.2248	6.19436	0.0143	0.032	0.062
149111	93.7191	54.876	95.2378	31.0603	0.3828	0.2474	0.3967
15079	91.7964	8.33872	94.5332	4.76366	0.022	0.0313	0.0606
15079	97.2559	23.7146	98.215	14.7679	0.1737	0.1001	0.182
15180	95.5975	18.0705	99.2005	51.2283	0.2865	0.1542	0.2672
155164	97.9896	36.7153	99.7996	84.4057	0.5491	0.3438	0.5117
161163	94.4291	18.3861	100	100	0.4165	0.1839	0.3106
16478	82.6153	0	83.2291	0	-0.0385	0	0
17277	90.9818	0	97.919	0	-0.0388	0	0
17360	98.5633	0	99.8516	0	-0.0044	0	0
17361	97.2213	4.55704	99.2753	12.2327	0.0624	0.0343	0.0664
17361	94.9602	0	98.0115	0	-0.0251	0	0
17463	98.6926	0	99.7583	0	-0.0051	0	0
17564	94.8864	0	95.6745	0	-0.0193	0	0
17565	97.8579	68.2509	98.6477	57.3797	0.615	0.4529	0.6234
17666	98.3629	46.437	99.1346	44.3643	0.4456	0.2935	0.4538
17667	97.4811	61.9667	98.233	42.6083	0.5016	0.3378	0.505
17873	94.6506	0	97.6223	0	-0.0272	0	0
17874	97.7581	13.8978	99.9695	92.3077	0.3534	0.1374	0.2416
17957	92.3163	12.4383	96.4321	15.2279	0.0977	0.0735	0.1369
17958	94.2256	7.10372	97.5333	9.85583	0.0543	0.0431	0.0826
18072	98.4666	40.2721	99.983	98.4043	0.6245	0.4001	0.5715
18170	93.9298	26.116	99.8898	95.4195	0.4819	0.2579	0.4101
18171	89.3136	1.99021	92.7273	1.05848	-0.0392	0.007	0.0138
18368	94.439	76.699	94.6717	15.8831	0.3333	0.1515	0.2632
18369	96.3469	59.9256	98.2057	63.0241	0.5954	0.4434	0.6144
18575	97.9663	46.1071	98.8975	42.8865	0.4343	0.2857	0.4444
18576	97.0768	62.7748	98.7949	72.2934	0.6586	0.506	0.672
18662	95.6739	4.90121	98.2061	7.08194	0.0372	0.0298	0.0579

Περιστατικό	Ακρίβεια	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Θετική προγνωστική αξία	MCC	J	D
18859	98.3847	8.30959	99.9521	75.1073	0.2465	0.0809	0.1496
18859	96.5005	0	97.8789	0	-0.0175	0	0
18956	96.249	27.6868	99.6406	79.2138	0.455	0.2581	0.4103
18956	87.74	36.7661	89.7578	12.4419	0.1606	0.1025	0.1859

Τα γραφήματα των επτά μέτρων αξιολόγησης φαίνονται στην Εικόνα 69:





Εικόνα 69: Αποτελέσματα των επτά μέτρων αξιολόγησης για το δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

5.1 ΣΥΝΟΨΗ- ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1.1 Συνθετικές Εικόνες

Τα αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων δείχνουν ότι οι δύο τεχνικές παρουσιάζουν άριστη συμπεριφορά στην εύρεση των ακμών των αντικειμένων ενδιαφέροντος ακόμα και σε συνθήκες πολλαπλασιαστικού θορύβου (συνθετική εικόνα Αστεριού με θόρυβο). Πιο συγκεκριμένα, αναλύοντας τα αποτελέσματα των συνθετικών εικόνων, απορρέουν τα εξής συμπεράσματα. Οι μέθοδοι DRLSE και LSWR μπορούν να ανιχνεύσουν τις ακμές αντικειμένων με βαθιές κοιλότητες (συνθετική εικόνα Μαύρων Σχημάτων). Επιπλέον, εντοπίζουν σχήματα τα οποία δεν διαφέρουν πολύ από το παρασκήνιο της εικόνας (συνθετικές εικόνες Αστεριού και Γκρι Σχημάτων), καθώς και αντικείμενα με πολύπλοκο σχήμα (συνθετική εικόνα Ποδηλάτου). Παρατηρείται επίσης ότι στην εικόνα του αστεριού που έχει πολλαπλασιαστικό θόρυβο, ο αριθμός των επαναλήψεων έχει αυξηθεί δραματικά και για τις δύο μεθόδους, σε σχέση με την ίδια εικόνα χωρίς θόρυβο. Το φαινόμενο αυτό συμβαίνει κυρίως λόγω της αρχικοποίησης της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου μακριά από τις ακμές του αστεριού, οπότε η ϕ επιβραδύνεται από την ύπαρξη ανεπιθύμητων τοπικών ελαχίστων που δημιουργούνται από το θόρυβο.

Αναλύοντας τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης για τις δύο μεθόδους παρατηρούνται τα εξής. Πρώτον, όλα τα μέτρα μειώνονται ελαφρώς στη δεύτερη συνθετική εικόνα (Μαύρα Σχήματα), επειδή τα σχήματα που απεικονίζονται έχουν πολλές οξείες γωνίες, με αποτέλεσμα είτε να υπάρχει φαινόμενο διαρροής της ϕ στο εσωτερικό του σχήματος (μείωση των TP εικονοστοιχείων και αύξηση των FN), είτε μη καλή προσαρμογή της τελικής καμπύλης σε αυτή του αντικειμένου, λόγω της βαθιάς κοιλότητας (αύξηση των FP εικονοστοιχείων και μείωση των TN). Επιπλέον, λόγω του φαινομένου διαρροής, υπάρχει μία σημαντική μείωση της ευαισθησίας στην τρίτη συνθετική εικόνα (Αστέρι). Για την πέμπτη συνθετική εικόνα (Ποδήλατο) παρατηρείται μία μεγάλη μείωση των μέτρων αξιολόγησης και των δύο μεθόδων, εκτός της ευαισθησίας, λόγω της πολυπλοκότητας του σχήματος του ποδηλάτου, αλλά και της μη σύγκλισης της τελικής καμπύλης στην βαθιά κοιλότητα που παρατηρείται. Τέλος, στην εικόνα θορύβου παρατηρείται σε μεγαλύτερο βαθμό μία αύξηση των FP και μείωση των TN εικονοστοιχείων και σε μικρότερο, μία μείωση των TP και αύξηση των FN εικονοστοιχείων για τις δύο μεθόδους, το οποίο έχει σαν συνέπεια την μείωση όλων των μέτρων αξιολόγησης.

Συγκρίνοντας τις δύο μεθόδους συμπεραίνεται ότι η μέθοδος DRLSE επιδεικνύει καλύτερη συμπεριφορά στο σύνολο των εικόνων και ιδιαίτερα στη θορυβώδη εικόνα, οπότε καθίσταται περισσότερο κατάλληλη για την κατάτμηση των εικόνων υπερήχων.

5.1.2 Σύνολα Πραγματικών Δεδομένων

Η απόδοση των δύο μεθόδων επιτεδοσυνόλων μειώνεται στα δύο σύνολα πραγματικών δεδομένων. Το γεγονός αυτό οφείλεται κυρίως στα ασθενή σύνορα μεταξύ των ανατομικών δομών της αρτηρίας καθώς και της έντονης παρουσίας του θορύβου speckle που υπάρχει στις εικόνες αυτές. Επιπλέον, η συνάρτηση επιτεδοσυνόλου ϕ αρχικοποιείται στο εξωτερικό των πλακών και συρρικνώνεται προς τις ακμές τους, με αποτέλεσμα: α) είτε να επιβραδύνεται λόγω ανεπιθύμητων τοπικών ελαχίστων, οπότε να μην συγκλίνει στις ακμές της πλάκας με το πέρασμα των επαναλήψεων ή β) σε μερικές περιπτώσεις όπου η πλάκα είναι μεγαλύτερη από τη μάσκα αρχικοποίησης της ϕ , η συρρίκνωση της τελικής καμπύλης να μην είναι επιθυμητή. Τέλος, κρατώντας τις τιμές των μεταβλητών του αλγορίθμου ίδιες σε όλο το φάσμα των εικόνων, έχει σαν αποτέλεσμα τη μείωση της απόδοσής του.

Πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων:

Αναλύοντας τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων, συμπεραίνεται ότι:

- Η ακρίβεια παραμένει σε υψηλά επίπεδα ($> 86\%$), λόγω του μεγάλου αριθμού των TN εικονοστοιχείων
- Η ευαισθησία παρουσιάζει μείωση σε σχέση με τις συνθετικές εικόνες, λόγω των αιτιών που αναφέρθηκαν πιο πάνω
- Η ειδικότητα παρουσιάζει παρόμοια συμπεριφορά με την ακρίβεια, παραμένοντας σε υψηλά επίπεδα ($> 89\%$), λόγω της ικανοποιητικής ανίχνευσης των TN εικονοστοιχείων,
- Η θετική προγνωστική αξία φαίνεται να παρουσιάζει έντονες διακυμάνσεις στην τιμή της, επειδή εξαρτάται από το ποσοστό ανίχνευσης της πλάκας από την αυτόματη μέθοδο κατάτμησης. Οι διακυμάνσεις αυτές οφείλονται κυρίως στο θόρυβο της εικόνας καθώς και στην αρχικοποίηση και εξέλιξη της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου
- Οι τρεις συντελεστές ομοιότητας παρουσιάζουν παρόμοια συμπεριφορά με έντονες διακυμάνσεις, λόγω του θορύβου καθώς και της αρχικοποίησης και εξέλιξης της συνάρτησης επιτεδοσυνόλου.

Στις περιπτώσεις case26, case36 και case45 φαίνεται μια μεγάλη μείωση στα μέτρα αξιολόγησης, η οποία οφείλεται στη λανθασμένη ανίχνευση της πλάκας από τον αλγόριθμο αυτόματης κατάτμησης (μη ορθός σχηματισμός ορίων αυλού- τοιχωμάτων για τις περιπτώσεις

case26, case45 και μεγάλη μάσκα σε σχέση με τα όρια της πλάκας για την περίπτωση case36), οπότε υπάρχει ένας μικρός αριθμός κοινών εικονοστοιχείων μεταξύ των εικόνων αναφοράς και του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης (με εξαίρεση την case36, στην οποία έχει ανιχνευθεί μεγάλο ποσοστό της πλάκας, αλλά η ανιχνευμένη πλάκα περιλαμβάνει ένα μεγάλο αριθμό FP εικονοστοιχείων).

Συγκρίνοντας τις δύο μεθόδους επιπεδοσυνόλων στο πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων παρατηρείται ότι η μέθοδος DRLSE είναι περισσότερο εύρωστη στην κατάτμηση των πλακών, παρουσιάζοντας καλύτερο ποσοστό ανίχνευσης της πλάκας (ευαισθησία) καθώς και μεγαλύτερη ομοιότητα με την επισημασμένη πλάκα του γιατρού (συντελεστές MCC, J και D). Τέλος, όπως δείχνει ο Πίνακας 11, η μέθοδος DRLSE χρειάζεται λιγότερες επαναλήψεις προκειμένου να συγκλίνει στις ακμές της πλάκας. Ωστόσο, συγκρίνοντας τους χρόνους μεταξύ των μεθόδων LSWR και DRLSE για την case40, παρατηρείται ότι είναι σχεδόν ίδιοι. Αυτό οφείλεται στο ότι: α) η μέθοδος DRLSE είναι περισσότερο πολύπλοκη ως προς τους υπολογισμούς της σε σχέση με την LSWR, με αποτέλεσμα να αυξάνεται ο χρόνος εκτέλεσης της κάθε επανάληψης και β) η διαφορά μεταξύ των επαναλήψεων των δύο μεθόδων δεν είναι πολύ μεγάλη.

Δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων:

Στο δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων εφαρμόζεται μόνο η μέθοδος DRLSE, λόγω της καλύτερης συμπεριφοράς που επέδειξε σε σχέση με τη μέθοδο LSWR στις συνθετικές εικόνες καθώς και στο πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων. Από τα αποτελέσματα των μέτρων αξιολόγησης φαίνεται ότι η ακρίβεια και η ειδικότητα παραμένουν σε ικανοποιητικά επίπεδα ($> 82\%$). Ωστόσο, παρατηρείται ένας αριθμός περιπτώσεων στον οποίο δεν ανιχνεύεται η πλάκα, υπάρχει δηλαδή πλήρης ασυμφωνία μεταξύ της πλάκας του γιατρού και της πλάκας του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης. Η ύπαρξη θορύβου, τα ασθενή σύνορα μεταξύ των ανατομικών δομών καθώς και η λανθασμένη αρχικοποίηση της ϕ οδηγούν σε λανθασμένη ανίχνευση της πλάκας, με αποτέλεσμα τις έντονες διακυμάνσεις στους δείκτες ευαισθησία (0%-91%), θετική προγνωστική αξία (0%-100%), MCC (-0,07-0,66), J (0-0,51) και D (0-0,68).

Παρατηρείται ότι η απόδοση του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης είναι μειωμένη στο δεύτερο σύνολο πραγματικών δεδομένων σε σχέση με το πρώτο, ιδιαίτερα στους δείκτες ευαισθησίας, θετικής προγνωστικής αξίας, MCC, J και D. Η συγκεκριμένη διαφορά στην απόδοση οφείλεται στο γεγονός ότι το πρώτο σύνολο πραγματικών δεδομένων περιέχει εικόνες καλύτερης ποιότητας σε σχέση με το δεύτερο και η πλειοψηφία των πλακών του δεν είναι ηχοδιαπερατές, με αποτέλεσμα ο αλγόριθμος να τις ανιχνεύει επαρκώς.

Συνοψίζοντας, από την απόδοση του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης στα τρία σύνολα δεδομένων (συνθετικές- πραγματικές εικόνες), απορρέουν τα ακόλουθα συμπεράσματα:

- Η μέθοδος DRLSE παρουσιάζει καλύτερη απόδοση στην κατάτμηση των αθηρωματικών πλακών σε σχέση με τη μέθοδο LSWR. Οπότε προτείνεται η χρησιμοποίηση της μεθόδου DRLSE για την κατάτμηση της πλάκας
- Ένα επιπλέον ζήτημα είναι ο χρόνος εκτέλεσης του αλγορίθμου, ο οποίος τον καθιστά κατάλληλο ή μη για εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο στο περιστατικό case40 του πρώτου συνόλου πραγματικών δεδομένων και χρησιμοποιώντας τη μέθοδο DRLSE ως τεχνική επιπεδοσυνόλων, βρέθηκε ότι ο χρόνος εξαγωγής της κατατμημένης πλάκας ανέρχεται σε 3 λεπτά και 42 δευτερόλεπτα. Παρατηρείται ότι η μέθοδος των επιπεδοσυνόλων είναι υπεύθυνη για την αύξηση του χρόνου εξαγωγής της πλάκας
- Ο αλγόριθμος που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία έχει τους εξής περιορισμούς: Πρώτον, δεν μπορεί να ανιχνεύσει επαρκώς πλάκες, οι οποίες δεν έχουν ικανοποιητικό βαθμό διείδυσης στον αυλό, επειδή το σύνορο τους που κείται στα τοιχώματα της αρτηρίας, εξάγεται από τα όρια του αυλού- τοιχωμάτων της αριστερής και δεξιάς στήλης της μάσκας. Δεύτερον, ο αλγόριθμος δεν μπορεί να ανιχνεύσει επαρκώς πλάκες, οι οποίες δεν διαφέρουν πολύ από τον αυλό, λόγω των ασθενών ακμών μεταξύ της πλάκας και του αυλού (ηχοδιαπερατές πλάκες- echolucent plaques). Επιπλέον, το πεπερασμένο μήκος της μάσκας της ϕ σε συνδυασμό με τη διαδικασία συρρίκνωσης της συνάρτησης επιπεδοσυνόλου, έχουν σαν αποτέλεσμα τη μη επαρκή ανίχνευση πλακών μήκους μεγαλύτερου από αυτό της μάσκας. Τέλος, ο αλγόριθμος φαίνεται ότι επηρεάζεται από την ποιότητα των αρχικών εικόνων.

5.2 ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΈΡΕΥΝΑ

Στα πλαίσια εξέλιξης της παρούσας εργασίας προτείνονται κάποιες προοπτικές, οι οποίες μπορούν να εξεταστούν μελλοντικά για τη βελτίωση του αλγορίθμου καθώς και για την εξαγωγή καλύτερων αποτελεσμάτων:

- Υλοποίηση της μεθόδου των επιπεδοσυνόλων μέσω της τεχνικής narrowband, όπως αυτή περιγράφεται στο [156]. Η τεχνική αυτή μπορεί να μειώσει δραματικά τον χρόνο εκτέλεσης του αλγορίθμου, επειδή ανανεώνει τις τιμές της συνάρτησης ϕ τοπικά και όχι σε όλο το φάσμα της εικόνας, συμβάλλοντας στη γρηγορότερη εκτέλεση της μεθόδου των επιπεδοσυνόλων.
- Υλοποίηση του αλγορίθμου αυτόματης κατάτμησης χρησιμοποιώντας μία τεχνική των επιπεδοσυνόλων βασισμένη σε περιοχές, προκειμένου να αναιρεθεί η εξάρτηση της ϕ από τις ακμές της εικόνας, οι οποίες σε πολλές περιπτώσεις είναι ασθενείς.

- Υπάρχουν περιπτώσεις εικόνων, στις οποίες ανιχνεύεται η σφαγίτιδα φλέβα ως αυλός της αρτηρίας με αποτέλεσμα τη μη σωστή κατάτμηση της πλάκας. Οπότε προτείνεται η βελτίωση της μεθόδου που αναπτύχθηκε στην ενότητα 3.4 προκειμένου να αποφευχθεί η συγκεκριμένη επιπλοκή.
- Ο αλγόριθμος αυτόματης κατάτμησης που προτείνεται στην παρούσα εργασία εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από έναν αριθμό παραμέτρων. Ωστόσο, οι τιμές τους δεν είναι βέλτιστες και επιλέχθηκαν με βάση τη βιβλιογραφία ή τον πειραματισμό επί των συγκεκριμένων δεδομένων. Οπότε είναι αναγκαία η εύρεση των βέλτιστων τιμών των παραμέτρων αυτών ή η περαιτέρω αυτοματοποίησή τους, προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η απόδοση του αλγορίθμου. Επίσης, η χρήση γενετικού αλγορίθμου μπορεί να οδηγήσει προς αυτή την κατεύθυνση.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] H. Gray, *Anatomy of the Human Body*. Philadelphia, USA: Lea & Febiger, 1918.
- [2] F.H. Martini, "Blood vessels and circulation," in *Fundamentals of Anatomy and Physiology*. New Jersey: Prentice Hall Inc., 1995, pp. 717–777.
- [3] <http://medicalpicturesinfo.com/common-carotid-artery>.
- [4] <http://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>.
- [5] H.A. Hall and H.S. Bassiouny, "Pathophysiology of carotid atherosclerosis," in *Ultrasound and Carotid Bifurcation Atherosclerosis*. London, UK: Springer, 2011, pp. 27-39.
- [6] <https://en.wikipedia.org/wiki/Atherosclerosis>.
- [7] Npathcett, "Atherosclerosis disease progression," [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/w/index.php?curid=46223676>.
- [8] Γ.Α. Ασιμομήτης, "Ανάπτυξη συστήματος υποστήριξης διάγνωσης καρωτιδικής αθηρωμάτωσης μέσω ταξινόμησης ασβεστοποιημένων και μη ασβεστοποιημένων πλακών – ολοκληρωμένη διαδικτυακή πλατφόρμα.," Διπλωματική Εργασία, Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, Ελλάς, 2015.
- [9] <http://www.healthline.com/health/carotid-artery-disease#RiskFactors3>.
- [10] https://en.wikipedia.org/wiki/Medical_ultrasound.
- [11] S. Golemati, A. Gastounioti and K.S. Nikita, "Towards novel noninvasive and low-cost markers for predicting strokes in asymptomatic carotid atherosclerosis: the role of ultrasound image analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 3, pp. 652-658, Mar. 2013.
- [12] A. Gastounioti, S. Golemati, J. Stoitsis and K.S. Nikita, "Comparison of Kalman-filter-based approaches for block matching in arterial wall motion analysis from B-mode ultrasound," *IOP Measurement Science and Technology*, vol. 22, no. 11, 114008 (9pp), Oct. 2011.

- [13] A. Gastounioti, S. Makrodimitris, S. Golemati, N. Kadoglou, C.D. Liapis and K.S. Nikita, "A novel computerized tool to stratify risk in carotid atherosclerosis using kinematic features of the arterial wall," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 3, pp. 1137-1145, May 2015.
- [14] S. Golemati, A. Gastounioti and K.S. Nikita, "Ultrasound-image-based cardiovascular tissue motion estimation," *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 9, pp. 208-218, Apr. 2016.
- [15] <http://www.wikiradiography.net/page/Ultrasound+Physics>.
- [16] http://www.genesis.net.au/~ajs/projects/medical_physics/ultrasound/.
- [17] Δ. Κουτσούρης, Κ. Νικήτα και Σ. Παυλόπουλος, *Ιατρικά Απεικονιστικά Συστήματα*. Θεσσαλονίκη, Ελλάς: Εκδόσεις Τζιόλα, 2004.
- [18] <http://www.angiologist.com/wp-content/uploads/2012/02/Common-carotid-b-mode-duplex.jpg>.
- [19] A. Gastounioti, S. Golemati, J.S. Stoitsis and K.S. Nikita, "Carotid artery wall motion analysis from B-mode ultrasound using adaptive block matching: in silico evaluation and in vivo application," *Physics in medicine and biology*, vol. 58, no. 24, pp. 8647-8661, Nov. 2013.
- [20] S. Golemati, J. Stoitsis and K.S. Nikita, "Motion Analysis of the Carotid Artery Wall and Plaque Using B-mode Ultrasound," *Vascular Disease Prevention*, vol. 4, no. 4, pp. 296-302, Nov. 2007.
- [21] S. Golemati, J.S. Stoitsis, A. Gastounioti, A.C. Dimopoulos, V. Koropouli and K.S. Nikita, "Comparison of block-matching and differential methods for motion analysis of the carotid artery wall from ultrasound images," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 16, no. 5, pp. 852-858, Sep. 2012.
- [22] https://en.wikipedia.org/wiki/Image_segmentation.
- [23] https://en.wikipedia.org/wiki/Region_growing.
- [24] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic imaging*, vol. 13, no. 1, pp. 146-168, Jan. 2004.
- [25] https://en.wikipedia.org/wiki/Otsu%27s_method.

- [26] B. Baral, S. Gonnade and T. Verma, "Image Segmentation and Various Segmentation Techniques- A Review," *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, vol. 4, no. 1, pp. 134-139, Mar. 2014.
- [27] S. Kumar and R. Srinivas, "A study on Image Segmentation and its Methods," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 3, no. 9, pp. 1112-1114, Sep. 2013.
- [28] P. Thakur and N. Madaan, "A survey of image segmentation techniques," *INTERNATIONAL JOURNAL OF RESEARCH IN COMPUTER APPLICATIONS AND ROBOTICS*, vol. 2, no. 4, pp. 158-165, Apr. 2014.
- [29] M.A. Balafar, "Review of intensity inhomogeneity correction methods for brain MRI Images," *International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering*, vol. 4, no. 4, pp. 60-66, Dec. 2012.
- [30] R. Dass and S. Devi, "Image Segmentation Techniques," *International Journal of Electronics & Communication Technology (IJECT)*, vol. 3, no. 1, pp. 66-70, Mar. 2012.
- [31] H.D. Cheng, Y.H. Chen and Y. Sun, "A novel fuzzy entropy approach to image enhancement and thresholding," *Signal Processing*, vol. 75, no. 3, pp. 277-301, Jun. 1999.
- [32] S.S. Al-amri, N.V. Kalyankar and S.D. Khamitkar, "Image Segmentation by Using Threshold Techniques," *Journal of Computing*, vol. 2, no. 5, pp. 83-86, May 2010.
- [33] P. Sharda and H. Singh, "Image Segmentation Techniques: A Review," *International Journal of Research in Electronics and Computer Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 15-21, Jan.-Mar. 2015.
- [34] <http://www.bigr.nl/website/static/research/regrowfig1.gif>.
- [35] H. John and J. Anitha, "A Study of Image Segmentation Approaches," *International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering (IJARECE)*, vol. 1, no. 4, pp. 62-68, Oct. 2012.
- [36] C.H. Tsai and Y.H. Wang, "Segmentation," *Graduate Institute of Communication Engineering, National Taiwan University, Taipei, Taiwan, ROC*.
- [37] S. Kamdi and R.K. Krishna, "Image Segmentation and Region Growing Algorithm," *International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering (IJCTEE)*, vol. 2, no. 1, pp. 103-107, Feb. 2012.

- [38] https://en.wikipedia.org/wiki/Edge_detection.
- [39] http://www.mathworks.com/cmsimages/97697_wm_image-segmentation-canny-method.jpg.
- [40] N. Senthilkumaran and R. Rajesh, "Edge Detection Techniques for Image Segmentation – A Survey of Soft Computing Approaches," *International Journal of Recent Trends in Engineering*, vol. 1, no. 2, pp. 250-254, May 2009.
- [41] S. Lakshmi and V. Sankaranarayanan, "A study of Edge Detection Techniques for Segmentation Computing Approaches," *IJCA Special Issue on "Computer Aided Soft Computing Techniques for Imaging and Biomedical Applications" CASCT*, pp. 35-41, 2010.
- [42] https://en.wikipedia.org/wiki/Prewitt_operator.
- [43] https://en.wikipedia.org/wiki/Zero_crossing.
- [44] https://en.wikipedia.org/wiki/Canny_edge_detector.
- [45] V. Seenivasagam and S. Arumugadevi, "A Survey of Image Segmentation Methods using Conventional and Soft Computing Techniques for Color Images," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering (IJARCSEE)*, vol. 1, no. 6, pp. 116-121, Aug. 2012.
- [46] I. Singh and D. Kumar, "A Review on Different Image Segmentation Techniques," *Indian Journal of Applied Research*, vol. 4, no. 4, Apr. 2014.
- [47] B. Basavaprasad and M. Ravi, "A comparative study on classification of image segmentation methods with a focus on graph based techniques," *IJRET: International Journal of Research in Engineering and Technology*, vol. 3, no. 3, pp. 310-315, May 2014.
- [48] S. Islam and M. Ahmed, "Implementation of Image Segmentation for Natural Images using Clustering Methods," *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 175-180, Mar. 2013.
- [49] https://en.wikipedia.org/wiki/Unsupervised_learning.
- [50] https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised_learning.
- [51] https://en.wikipedia.org/wiki/Cluster_analysis.

- [52] H.D. Cheng, X.H. Jiang, Y. Sun and J.L. Wang, "Color image segmentation: advances and prospects," *Pattern recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259-2281, Dec. 2001.
- [53] D. Jeyakumari and D. Somasundareswari, "ANALYSIS ON CURRENT TRENDS IN COLOR IMAGE SEGMENTATION," *International Journal of Modern Sciences and Engineering Technology (IJMSET)*, vol. 1, no. 5, pp. 1-12, 2014.
- [54] https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/thumb/0/09/ClusterAnalysis_Mouse.svg/450px-ClusterAnalysis_Mouse.svg.png.
- [55] A. Kaur and Aayushi, "Image Segmentation Using Watershed Transform," *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, vol. 4, no. 1, pp. 5-8, Mar. 2014.
- [56] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*. New Jersey: Prentice-Hall, 2008.
- [57] https://lts2.epfl.ch/unlocbox/doc/signals/lena_1_1.png.
- [58] N. Amoda and R.K. Kulkarni, "Image Segmentation and Detection using Watershed Transform and Region Based Image Retrieval," *International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS)*, vol. 2, no. 2, pp. 89-94, Apr. 2013.
- [59] A. Kaur and A. Verma, "The Marker-Based Watershed Segmentation- A Review," *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, vol. 3, no. 3, pp. 171-174, Sep. 2013.
- [60] H.T. Nguyen, M. Worring, and R. Van Den Boomgaard, "Watersnakes: energy-driven watershed segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 3, pp. 330-342, 2003.
- [61] B. Peng, L. Zhang and D. Zhang, "A Survey of Graph Theoretical Approaches to Image Segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 46, no. 3, pp. 1020-1038, Mar. 2013.
- [62] F. Yi and I. Moon, "Image Segmentation: A Survey of Graph-cut Methods," in *2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, Yantai, China, 2012, pp. 1936-1941.
- [63] B. Sumengen and B. S. Manjunath, "Graph Partitioning Active Contours (GPAC) for Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 4, pp. 509-521, Apr. 2006.

- [64] C. Wang, N. Komodakis and N. Paragios, "Markov Random Field modeling, inference & learning in computer vision & image understanding: A survey," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, no. 11, pp. 1610-1627, Nov. 2013.
- [65] https://en.wikipedia.org/wiki/Image_segmentation#Markov_random_fields.
- [66] A. Manikannan and J. SenthilMurugan, "A Comparative Study about Region Based and Model Based Using Segmentation Techniques," *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 3, no. 3, pp. 1948-1950, Mar. 2015.
- [67] A. Şengür and İ. Türkoğlu, "AN UNSUPERVISED IMAGE SEGMENTATION USING POISSON MARKOV RANDOM FIELDS," *e-Journal of New World Sciences Academy*, vol. 2, no. 4, pp. 305-320, Oct. 2007.
- [68] F. Yang and T. Jiang, "Pixon-Based Image Segmentation With Markov Random Fields," *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, vol. 12, no. 12, pp. 1552-1559, Dec. 2003.
- [69] F. Li, J. Peng and X. Zheng, "Object-Based and Semantic Image Segmentation Using MRF," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2004, no. 6, pp. 833-840, Jun. 2004.
- [70] https://en.wikipedia.org/wiki/Active_contour_model.
- [71] F. Kussener, "Active contour: a parallel genetic algorithm approach," in *ICSI 2011: International conference on swarm intelligence*, Cergy, France, 2011, pp. 1-9.
- [72] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, Jan. 1988.
- [73] C. Xu and J.L. Prince, "Gradient Vector Flow: A New External Force for Snakes," in *IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Juan, Puerto Rico, 1997, pp. 66-71.
- [74] A.A. Aly, S.B. Deris and N. Zaki, "A NOVEL IMAGE SEGMENTATION ENHANCEMENT TECHNIQUE BASED ON ACTIVE CONTOUR AND TOPOLOGICAL ALIGNMENTS," *Advanced Computing: An International Journal (ACIJ)*, vol. 2, no. 3, pp. 1-7, May 2011.
- [75] H. Tirandaz, S. Azadi and M. Sharifi, "A New Approach for Parametric Active Contour Segmentation," *World Applied Sciences Journal*, vol. 28, no. 12, pp. 2010-2015, 2013.
- [76] https://en.wikipedia.org/wiki/Illusory_contours.

- [77] T. Wang, I. Cheng and A. Basu, "Fluid Vector Flow and Applications in Brain Tumor Segmentation," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 56, no. 3, pp. 781-789, Mar. 2009.
- [78] https://en.wikipedia.org/wiki/Image_segmentation#Level_set_methods.
- [79] https://en.wikipedia.org/wiki/Level_set_method.
- [80] https://en.wikipedia.org/wiki/Level_set_method#/media/File:Level_set_method.jpg.
- [81] Z.C. Bhaidasna and S. Mehta, "A Review on Level Set Method for Image Segmentation," *International Journal of Computer Applications*, vol. 63, no. 11, pp. 20-22, Feb. 2013.
- [82] M. MargretRubini and P. Eswaran, "A New Semi Supervised Color Image Segmentation Using Level Set Method," *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, vol. 4, no. 6, pp. 2732-2736, Jun. 2013.
- [83] L. Cheng, J. Yang and X. Fan, "A New Region-Based Active Contour for Object Extraction Using Level Set Method," in *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, Estoril, Portugal, 2005, pp. 285-291.
- [84] F. Ségonne, "Active Contours Under Topology Control—Genus Preserving Level Sets," *International Journal of Computer Vision*, vol. 79, no. 2, pp. 107-117, Aug. 2008.
- [85] R.J. Renka, "Image Segmentation with a Sobolev Gradient Method," *Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications*, vol. 71, no. 12, pp. e774-e780, Dec. 2009.
- [86] S. Chen and R.J. Radke, "Level Set Segmentation with Both Shape and Intensity Priors," in *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, Kyoto, Japan, 2009, pp. 763-770.
- [87] T. Saikumar, P. Yugander, P.S. Murthy and B. Smitha, "Image Segmentation Algorithm Using Watershed Transform and Fuzzy C-Means Clustering on Level Set Method," *International Journal of Computer Theory and Engineering*, vol. 5, no. 2, pp. 209-213, Apr. 2013.
- [88] G. Kaur and B. Singh, "INTENSITY BASED IMAGE SEGMENTATION USING WAVELET ANALYSIS AND CLUSTERING TECHNIQUES," *Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE)*, vol. 2, no. 3, pp. 379-384, Jun.- Jul. 2011.
- [89] K. Mahantesh, M. Anusha and K.R. Manasa, "A Novel Approach for Image Retrieval System Combining Color, Shape & Texture Features," *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering (IJETAEE)*, vol. 3, no. 3, pp. 79-84, Mar. 2013.

- [90] S. Patil and A. Junnarkar, "Color Image Segmentation using Median Cut and Contourlet Transform: A Parallel Segmentation Approach," *(IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 5, no. 6, pp. 7353-7358, Dec. 2014.
- [91] N.N. Tsiaparas, S. Golemati, I. Andreadis, J.S. Stoitsis, I. Valavanis and K.S. Nikita, "Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features," *IOP Measurement Science and Technology*, vol. 23, no. 11, 114004 (10 pp), Nov. 2012.
- [92] R.K. Mohanta and B. Sethi, "A Review of Genetic Algorithm application for Image Segmentation," *International Journal of Computer Technology and Applications*, vol. 3, no. 2, pp. 720-723, Mar.- Apr. 2012.
- [93] M. Mittal and Gagandeep, "Comparison between BBO and Genetic Algorithm," *International Journal of Science, Engineering and Technology Research (IJSETR)*, vol. 2, no. 2, pp. 284-293, Feb. 2013.
- [94] S. Chabrier, C. Rosenberger, B. Emile and H. Laurent, "Optimization Based Image Segmentation by Genetic Algorithms," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2008, Feb. 2008.
- [95] S. Szénási and Z. Vámosy, "Evolutionary Algorithm for Optimizing Parameters of GPGPU-based Image Segmentation," *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 10, no. 5, pp. 7-28, 2013.
- [96] S. Ranjitham and K. Padmavathi, "Superpixel Based Color Image Segmentation Techniques: A Review," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 4, no. 9, pp. 465-471, Sep. 2014.
- [97] V. Machairas, E. Decenci re and T. Walter, "WATERPIXELS: SUPERPIXELS BASED ON THE WATERSHED TRANSFORMATION," in *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Paris, France, 2014, pp. 4343-4347.
- [98] G. Shu, "HUMAN DETECTION, TRACKING AND SEGMENTATION IN SURVEILLANCE VIDEO," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng. and Comp. Sc., Central Florida Univ., Orlando, Florida, 2014.
- [99] A. Concha and J. Civera, "Using Superpixels in Monocular SLAM," in *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Hong Kong, China, 2014, pp. 365-372.

- [100] F. Tung and J.J. Little, "CollageParsing: Nonparametric scene parsing by adaptive overlapping windows," in *13th European Conference on Computer Vision*, Zurich, Switzerland, 2014, pp. 511-525.
- [101] https://en.wikipedia.org/wiki/Swarm_intelligence.
- [102] A. Jevtić, "SWARM INTELLIGENCE: NOVEL TOOLS FOR OPTIMIZATION, FEATURE EXTRACTION, AND MULTI-AGENT SYSTEM MODELING," Ph.D. dissertation, Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, Spain, 2011.
- [103] H. Ahmed and J. Glasgow, "Swarm Intelligence: Concepts, Models and Applications," Queen's Univ., Kingston, Ontario, Canada, Tech. Rep. 2012-585, 2012.
- [104] D.R. Nayak, S.K. Sahu and J. Mohammed, "A Cellular Automata based Optimal Edge Detection Technique using Twenty-Five Neighborhood Model," *International Journal of Computer Applications*, vol. 84, no. 10, pp. 27-33, Dec. 2013.
- [105] https://en.wikipedia.org/wiki/Medical_image_computing.
- [106] S. Bauer, L.P. Nolte and M. Reyes, "SEGMENTATION OF BRAIN TUMOR IMAGES BASED ON ATLAS-REGISTRATION COMBINED WITH A MARKOV-RANDOM-FIELD LESION GROWTH MODEL," in *2011 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, Chicago, IL, USA, 2011, pp. 2018-2021.
- [107] J. Long, X. Shen and H. Chen, "A Robust Thresholding Algorithm Framework based on Reconstruction and Dimensionality Reduction of the Three Dimensional Histogram," *Journal of Computers*, vol. 8, no. 3, pp. 645-652, Mar. 2013.
- [108] K.S. Tan and N.A.M. Isa, "Color image segmentation using histogram thresholding – Fuzzy C-means hybrid approach," *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 1, pp. 1-15, Jan. 2011.
- [109] B. Peng, L. Zhang and D. Zhang, "Automatic Image Segmentation by Dynamic Region Merging," *IEEE Transactions on image processing*, vol. 20, no. 12, pp. 3592-3605, Dec. 2011.
- [110] C. NagaRaju, S. NagaMani, G. rakesh Prasad and S. Sunitha, "Morphological Edge Detection Algorithm Based on Multi-Structure Elements of Different Directions," *International Journal of Information and Communication Technology Research*, vol. 1, no. 1, pp. 37-43, May 2011.

- [111] M. Hu, Q. Dong, B. Liu and P.K. Malakar, "THE POTENTIAL OF DOUBLE K-MEANS CLUSTERING FOR BANANA IMAGE SEGMENTATION," *Journal of Food Process Engineering*, vol. 37, no. 1, pp. 10-18, Feb. 2014.
- [112] V. Jumb, M. Sohani and A. Shrivastava, "Color Image Segmentation Using K-Means Clustering and Otsu's Adaptive Thresholding," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, vol. 3, no. 9, pp. 72-76, Feb. 2014.
- [113] M.H. Rahman and M. R. Islam, "A Version of Watershed Algorithm for Color Image Segmentation," *AIUB Journal of Science and Engineering (AJSE)*, vol. 12, no. 1, pp. 105-116, Aug. 2013.
- [114] J.I. Olszewska, "MULTI-SCALE, MULTI-FEATURE VECTOR FLOW ACTIVE CONTOURS FOR AUTOMATIC MULTIPLE FACE DETECTION," in *6th International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing*, Barcelona, Spain, 2013, pp. 429-435.
- [115] S.U. Maheswari and E. Chandra, "An Enhanced Active contour based Segmentation for Fingerprint Extraction," *International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE)*, vol. 4, no. 9, pp. 1633-1638, Sep. 2012.
- [116] M. Lianantonakis and Y.R. Petillot, "Sidescan Sonar Segmentation Using Texture Descriptors and Active Contours," *IEEE JOURNAL OF OCEANIC ENGINEERING*, vol. 32, no. 3, pp. 744-752, Jul. 2007.
- [117] Z. Li and J. Fan, "Stochastic contour approach for automatic image segmentation," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 18, no. 4, pp. 043004, Nov. 2009.
- [118] M. Priya and C.K. Gobu, "A Wavelet based Method for Text Segmentation in Color Images," *International Journal of Computer Applications (IJCA)*, vol. 69, no. 3, pp. 14-17, May 2013.
- [119] A. Sengur and Y. Guo, "Color texture image segmentation based on neutrosophic set and wavelet transformation," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 115, no. 8, pp. 1134-1144, Aug. 2011.
- [120] C.T. Li and R. Chiao, "Multiresolution genetic clustering algorithm for texture segmentation," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11, pp. 955-966, Oct. 2003.
- [121] S.P. Duraisamy and R. Kayalvizhi, "A New Multilevel Thresholding Method Using Swarm Intelligence Algorithm for Image Segmentation," *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications (JILSA)*, vol. 2, no. 3, pp. 126-138, Sep. 2010.

- [122] W. Tao, H. Jin and L. Liu, "Object segmentation using ant colony optimization algorithm and fuzzy entropy," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, no. 7, pp. 788-796, May 2007.
- [123] S. Belhadi and N. Benblidia, "Automated Retinal Vessel Segmentation using Entropic Thresholding Based Spatial Correlation Histogram of Gray Level Images," *The International Arab Journal of Information Technology*, vol. 12, no. 5, pp. 441-447, Sep. 2015.
- [124] R. Garnavi, M. Aldeen, M.E. Celebi, A. Bhuiyan, C. Dolianitis and G. Varigos, "Automatic Segmentation of Dermoscopy Images Using Histogram Thresholding on Optimal Color Channels," *International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering*, vol. 5, no. 7, pp. 275-283, 2011.
- [125] A. Jeevitha and P. Narendran, "BTS (Brain Tumor Segmentation)Based on Otsu Thresholding," *PARIPEX- INDIAN JOURNAL OF RESEARCH (PIJR)*, vol. 2, no. 2, pp. 53-55, Feb. 2013.
- [126] N. Mesanovic, M. Grgic, H. Huseinagic, M. Males, E. Skejic and M. Smajlovic, "Automatic CT Image Segmentation of the Lungs with Region Growing Algorithm," in *18th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, Sarajevo, Bosnia and Herzegovina, 2011, pp. 395-400.
- [127] M.E. Plissiti, C. Nikou and A. Charchanti, "Automated Detection of Cell Nuclei in Pap Smear Images Using Morphological Reconstruction and Clustering," *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE*, vol. 15, no. 2, pp. 233-241, Mar. 2011.
- [128] Z.F. Khan and S.U. Quadri, "Automatic Segmentation of Retinal Nerves by Improved Fuzzy-C-Means Clustering," *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS)*, vol. 9, no. 6, pp. 7-10, Sep. 2015.
- [129] S.L. Jui, C. Lin, H. Guan, A. Abraham, A.E. Hassanien and K. Xiao, "Fuzzy C-Means with Wavelet Filtration for MR Image Segmentation," in *2014 Sixth World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, Porto, Portugal, 2014, pp. 12-16.
- [130] M. Hassan, A. Chaudhry, A. Khan, M.A. Iftikhar and J.Y. Kim, "Medical Image Segmentation Employing Information Gain and Fuzzy C-Means Algorithm," in *2013 International Conference on Open Source Systems and Technologies (ICOSST)*, Lahore, Pakistan, 2013, pp. 34-39.
- [131] B. Sridhar, K.V.V.S. Reddy and A.M. Prasad, "Automated Medical image segmentation for detection of abnormal masses using Watershed transform and Markov random fields," *International Journal on Signal and Image Processing*, vol. 4, no. 3, pp. 56-59, Sep. 2013.

- [132] X. Wang, S. Wan and T. Lei, "Brain Tumor Segmentation Based on Structuring Element Map Modification and Marker-controlled Watershed Transform," *JOURNAL OF SOFTWARE*, vol. 9, no. 11, pp. 2925- 2932, Nov. 2014.
- [133] A. Salazar-Gonzalez, Y. Li and X. Liu, "AUTOMATIC GRAPH CUT BASED SEGMENTATION OF RETINAL OPTIC DISC BY INCORPORATING BLOOD VESSEL COMPENSATION," *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research (JAISCR)*, vol. 2, no. 3, pp. 235-245, 2012.
- [134] V.T. Ta, O. L  zoray, A. Elmoataz and S. Sch  pp, "Graph-based tools for microscopic cellular image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 42, no. 6, pp. 1113-1125, Jun. 2009.
- [135] J. Vidal, G. Bueno, J. Galeotti, M. Garc  a-Rojo, F. Relea and O. D  niz, "A fully automated approach to prostate biopsy segmentation based on level-set and mean filtering," *Journal of Pathology Informatics*, vol. 2, no. 2, pp. 5, 2011.
- [136] A. Masood and A.A. Al-Jumaily, "Fuzzy C Mean Thresholding based Level Set for Automated Segmentation of Skin Lesions," *Journal of Signal and Information Processing*, vol. 4, no. 3B, pp. 66-71, Aug. 2013.
- [137] C. Pluempitiwiriyaewej, J.M.F. Moura, Y.J.L. Wu and C. Ho, "STACS: New Active Contour Scheme for Cardiac MR Image Segmentation," *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, vol. 24, no. 5, pp. 593-603, May 2005.
- [138] S. Anam, E. Uchino, H. Misawa and N. Suetake, "Texture Analysis and Modified Level Set Method for Automatic Detection of Bone Boundaries in Hand Radiographs," (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 5, no. 10, pp. 117-126, Oct. 2014.
- [139] M. Rastgarpour and J. Shanbehzadeh, "A New Kernel-Based Fuzzy Level Set Method for Automated Segmentation of Medical Images in the Presence of Intensity Inhomogeneity," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2014, pp. 14, 2014.
- [140] M. Papadogiorgaki, V. Mezaris, Y.S. Chatzizisis, I. Kompatsiaris and G.D. Giannoglou, "A Fully Automated Texture-based Approach for the Segmentation of Sequential IVUS Images," in *13th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, Budapest, Hungary, 2006, pp. 461-464.
- [141] S. Dalmiya, A. Dasgupta and S.K. Datta, "Application of Wavelet based K-means Algorithm in Mammogram Segmentation," *International Journal of Computer Applications*, vol. 52, no. 15, pp. 15-19, Aug. 2012.

- [142] A. Sindhuja and V. Sadasivam, "WAVELET BASED SEGMENTATION USING OPTIMAL STATISTICAL FEATURES ON BREAST IMAGES," *ICTACT JOURNAL ON IMAGE AND VIDEO PROCESSING*, vol. 4, no. 4, pp. 853-857, May 2014.
- [143] O. Jamshidi and A.H. Pilevar, "Automatic Segmentation of Medical Images Using Fuzzy c-Means and the Genetic Algorithm," *Journal of Computational Medicine*, vol. 2013, pp. 7, 2013.
- [144] M.A. Jaffar, A. Iqbal, A. Hussain, R. Baig and A.M. Mirza, "Genetic Fuzzy Based Automatic Lungs Segmentation from CT Scans Images," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 7, no. 4, pp. 1875-1890, Apr. 2011.
- [145] M.E. Plissiti, M. Vrigkas and C. Nikou, "Segmentation of cell clusters in Pap smear images using intensity variation between superpixels," in *2015 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, London, United Kingdom, 2015, pp. 184-187.
- [146] G.I. Sayed and A.E. Hassanien, "Abdominal CT Liver Parenchyma Segmentation Based on Particle Swarm Optimization," in *The 1st International Conference on Advanced Intelligent System and Informatics (AISI2015)*, Beni Suef, Egypt, 2016, pp. 219-228.
- [147] S. Katsigiannis, E. Zacharia and D. Maroulis, "Grow-Cut Based Automatic cDNA Microarray Image Segmentation," *IEEE Transactions on NanoBioscience*, vol. 14, no. 1, pp. 138-145, Jan. 2015.
- [148] https://en.wikipedia.org/wiki/GrowCut_algorithm.
- [149] H. Kalinić, S. Lončarić, M. Čikeš, D. Miličić and B. Bijmens, "Image registration and atlas-based segmentation of cardiac outflow velocity profiles," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 106, no. 3, pp. 188-200, Jun. 2012.
- [150] S. Petroudi, C. Loizou, M. Pantziaris, M. Pattichis and C. Pattichis, "A Fully Automated Method Using Active Contours for the Evaluation of the Intima-Media Thickness in Carotid US images," in *2011 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Boston, MA, USA, 2011, pp. 8053-8057.
- [151] M.C. Moraes and S.S. Furuie, "An approach to automatically segment the media-adventitia borders in IVUS," *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, vol. 26, no. 3, pp. 219-233, Dec. 2010.

- [152] S. Petroudi, C.P. Loizou and C.S. Pattichis, "Atherosclerotic Carotid Wall Segmentation in Ultrasound Images Using Markov Random Fields," in *2010 10th IEEE International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB 2010)*, Corfu, Greece, 2010, pp. 1-5.
- [153] Z. Akkus, D.D.B. Carvalho, S.C.H. van den Oord, A.F.L. Schinkel, W.J. Niessen, N. de Jong, A.F.W. van der Steen, S. Klein and J.G. Bosch, "FULLY AUTOMATED CAROTID PLAQUE SEGMENTATION IN COMBINED CONTRAST-ENHANCED AND B-MODE ULTRASOUND," *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 41, no. 2, pp. 517-531, Feb. 2015.
- [154] L. Christodoulou, C.P. Loizou, C. Spyrou, T. Kasparis and M. Pantziaris, "FULL-AUTOMATED SYSTEM FOR THE SEGMENTATION OF THE COMMON CAROTID ARTERY IN ULTRASOUND IMAGES," in *2012 5th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP)*, Roma, Italy, 2012, pp. 1-6.
- [155] C. Li, C. Xu, C. Gui and M.D. Fox, "Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 2005, vol. 1, pp. 430-436.
- [156] C. Li, C. Xu, C. Gui and M.D. Fox, "Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation," *IEEE transactions on image processing*, vol. 19, no. 12, pp. 3243-3254, Dec. 2010.
- [157] <http://www.radartutorial.eu/01.basics/The%20resolution%20cell.en.html>.
- [158] https://en.wikipedia.org/wiki/Speckle_noise.
- [159] R. Vanithamani, G. Umamaheswari and M. Ezhilarasi, "Modified Hybrid Median Filter for Effective Speckle Reduction in Ultrasound Images," in *12th International Conference on NETWORKING, VLSI and SIGNAL PROCESSING (ICNVS'10)*, Cambridge, UK, 2010, pp. 166-171.
- [160] A. Gastounioti, V. Kolas, S. Golemati, N.N. Tsiaparas, A. Matsakou, J.S. Stoitsis, N.P.E. Kadoglou, C. Gekas, J.D. Kakisis, C.D. Liapis, P. Karakitsos, I. Sarafis, P. Angelidis and K.S. Nikita, "CAROTID – A web-based platform for optimal personalized management of atherosclerotic patients," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 114, no. 2, pp. 183-193, Apr. 2014.
- [161] S. Golemati, J. Stoitsis, E.G. Sifakis, T. Balkizas and K.S. Nikita, "USING THE HOUGH TRANSFORM TO SEGMENT ULTRASOUND IMAGES OF LONGITUDINAL AND TRANSVERSE SECTIONS OF THE CAROTID ARTERY," *Ultrasound in medicine & biology*, vol. 33, no. 12, pp. 1918-1932, Dec. 2007.

- [162] S. Golemati, J. Stoitsis, D. Perakis, E. Varela, A. Alexandridi, C. Davos and K.S. Nikita, "Carotid artery motion estimation from sequences of B-mode ultrasound images: effect of scanner settings and image normalization," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, no. 7, pp. 2102-2112, Jul. 2009.
- [163] D.E. Ilea, P.F. Whelan, C. Brown and A. Stanton, "An Automatic 2D CAD Algorithm for the Segmentation of the IMT in Ultrasound Carotid Artery Images," in *2009 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Minneapolis, MN, USA, 2009, pp. 515-519.
- [164] D.E. Ilea, C. Duffy, L. Kavanagh, A. Stanton and P.F. Whelan, "Fully Automated Segmentation and Tracking of the Intima Media Thickness in Ultrasound Video Sequences of the Common Carotid Artery," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 60, no. 1, pp. 158-177, Jan. 2013.
- [165] J. Stoitsis, S. Golemati and K.S. Nikita, "A modular software system to assist interpretation of medical images - Application to vascular ultrasound images," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 55, no. 6, pp. 1944-1952, Dec. 2006.
- [166] S. Mougiakakou, S. Golemati, I. Gousias, A.N. Nikolaidis and K.S. Nikita, "Computer-Aided Diagnosis of Carotid Atherosclerosis Based on Ultrasound Image Statistics, Laws' Texture and Neural Networks," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 33, no. 1, pp. 26- 36, Jan. 2007.
- [167] R.M. Haralick and L.G. Shapiro, *Computer and Robot Vision, Volume I*. Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc, 1992, pp. 28-48.
- [168] https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity.
- [169] https://en.wikipedia.org/wiki/Jaccard_index.
- [170] https://en.wikipedia.org/wiki/Matthews_correlation_coefficient.
- [171] <http://www.gotvectors.com/images/preview/thumb/retro-old-fashioned-bicycle.jpg>.