



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΔΟΥΚΑΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ

με θέμα

**“Μελέτη της μικροστρωματικής δομής κονιαμάτων
τοιχογραφιών μέσω Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνας”**

Εξεταστική Επιτροπή

Καθ. Μιχάλης Ζερβάκης(επιβλέπων)

Επ. Καθ. Παγώνα-Νόννη Μαραβελάκη

Αν. Καθ. Ευριπίδης Πετράκης

XANIA 2012

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

Περίληψη

Η παρούσα μελέτη ασχολείται με τα ζητήματα της αναγνώρισης ρωγμών, πόρων, χρωστικών, διαφορετικής υφής και διαδοχικών στρωμάτων από εικόνες στυλινών τομών τοιχογραφιών σε πολωτικό και ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης μέσω της κατάτμησης των εικόνων, έχοντας ως βασικό στόχο τον συνδυασμό τους. Η κατάτμηση εικόνας χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά για να εντοπίσει τα αντικείμενα και τα όρια (γραμμές, καμπύλες κ.λπ.) στις εικόνες. Οι υπάρχουσες μεθοδολογίες και τα υπάρχοντα λογισμικά πακέτα απαιτούν την παρέμβαση του χρήστη, η οποία καθιστά τα αποτελέσματα της κατάτμησης υποκειμενικά.. Στο πλαίσιο αυτό:

1. Υλοποιήθηκαν και ολοκληρώθηκαν μεθοδολογίες σε περιβάλλον Matlab, βασιζόμενες στην προσέγγιση των ενεργών περιγραμμάτων, καθώς και στην μαθηματική μορφολογία σχετικά με την κατάτμηση στρωμάτων πετρωμάτων με βάση τον αλγόριθμο του haralick..
2. Αυτοματοποιήθηκε μία πρωτότυπη μεθοδολογία κατάτμησης εικόνων.

Μελετήθηκαν εικόνες λεπτής τομής τοιχογραφίας που λήφθηκαν από πολωτικό μικροσκόπιο (SEM). Στα αρχεία εικόνων αναζητήθηκαν και εντοπίστηκαν οι κύριες μορφολογικές περιοχές, με βάση την υφή και τη συνέχεια τους. Παράλληλα εντοπίστηκαν και παρουσιάστηκαν οι περιοχές που αποτελούν ξεχωριστές μορφολογικές οντότητες. Οι περιοχές αυτές είναι οι εξής :

- α. Οι περιοχές δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3
- β. Οι περιοχές με το Αιγυπτιακό μπλε ($\text{CuCaSi}_4\text{O}_{10}$)
- γ. Οι περιοχές πρωτόγεννους κόκκου ασβεστίτη (CaCO_3)
- δ. Οι περιοχές με τα υπολείμματα HgS & CaCO_3 .

Για κάθε μια από τις παραπάνω μορφολογικές οντότητες υπολογίστηκε το ποσοστό που καταλαμβάνουν από την επιφάνεια μελέτης.

Λέξεις Κλειδιά

Ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, κατάτμηση εικόνας, SEM, πορώδες, MATLAB, τοιχογραφία, haralick

Abstract

This thesis deals with the problems of object recognition and image segmentation, having as aim their objective combination. The image segmentation is typically used to locate objects and boundaries (lines, curves etc) in images. Existing methodologies and existing software packages require user's intervention, which makes the segmentation's results subjective. In this frame:

1. Methodologies were implemented and were completed in Matlab environment, based on the approach of active contours and mathematical morphology in the partition of rock layers, mainly based on the haralick algorithm.
2. An original methodology of segmentation of images was automated.

Thesis studied images taken by Scanning Electron Microscope (SEM). Images were processed and the main morphological regions of the study area were identified; this was done based on the difference between their texture and continuity. Furthermore, samples' other morphological entities were identified and presented. These entities were:

- The areas of secondary calcite (CaCO_3)
- The areas with the Egyptian blue ($\text{CuCaSi}_4\text{O}_{10}$)
- The areas with primary grain calcite (CaCO_3)
- The regions with the remains of secco painting (HgS & CaCO_3)

For each one of these morphological entities their proportion area was calculated.

Keywords

Digital image processing, image segmentation, SEM, MATLAB, secco, wallpainting, haralick

Ευχαριστίες

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όσους με βοήθησαν για την εκπόνηση της παρούσας. Αρχικά ευχαριστώ θερμά του Καθηγητές μου κ.Μιχάλη Ζερβάκη και κα.Νόνη Μαραβελάκη καθώς και τον κ.Περδικάτση Βασίλη για την άψογη συνεργασία που είχαμε όλο αυτό το διάστημα. Χωρίς τη βοήθεια τους η ολοκλήρωση της παρούσας δεν θα ήταν εφικτή. Τέλος ευχαριστώ τους γονείς μου και την αδερφή μου για την υποστήριξη τους όλα αυτά τα χρόνια.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη	15
Abstract	4
Ευχαριστίες	5
Πίνακας Περιεχομένων	6
Λίστα Σχημάτων	6
Λίστα Εξισώσεων	6
Λίστα Πινάκων	6
1.1. Αντικείμενο της εργασίας	15
1.2 Μεθοδολογία.....	18
1.3 Η δομή της εργασίας.....	18
2.1 Εισαγωγή	20
2.2 Τα στοιχεία μιας ψηφιακής εικόνας.....	21
2.3 Το μοντέλο της εικόνας	21
2.4 Ψηφιακή Εικόνα	22
2.4.1 Οι στόχοι της επεξεργασίας η εικόνας	23
2.4.2 Οι βασικές μέθοδοι επεξεργασίας εικόνων	23
2.5 Ιστογράμμο Γκρι - Επιπέδων	24
2.6 Επεξεργασία Δυναμικής Εικόνας	25
2.6.1 Tresholding (Κατωφλίωση).....	25
2.6.2 Projections	26
2.6.3 Δυναμική Διαστολή	27
2.6.4 Δυναμική Διάβρωση.....	27
2.6.5 Δυναμική Σκελετοποίηση.....	27
2.7 Φίλτρα για γκρι επιπέδου εικόνες.....	27
2.7.1 Εξισορρόπηση Ιστογράμματος.....	28
2.7.2 Διόρθωση φωτεινότητας.....	28
2.7.3 Διόρθωση αντίθεσης.....	28
2.7.4 Διακριτή Συνέλιξη	28
2.7.5 Φίλτρο Αριθμητικού Μέσου	28
2.7.6 Φίλτρο Μεσαίου	28
2.7.7 Γκαουσιανή Ομαλοποίηση	29
2.8 Ανίχνευση ακμών.....	29

2.8.1 Κλίση (Gradient)	31
2.8.2 Βήματα της ανίχνευσης ακμών	31
2.8.3 Roberts Operator.....	32
2.8.4 Sobel Operator	32
2.8.5 Canny Edge Detector.....	33
2.8.6 Nonmaxima Suppression (Καταστολή των μη μεγίστων σημείων).....	33
2.8.7 Tresholding (Κατωφλίωση).....	33
3.1 Εισαγωγή	34
3.2. Κατάτμηση εικόνας	35
3.3 Τα κριτήρια και μέθοδοι κατάτμησης εικόνων.....	36
3.3.1 Άνωθεν κριτήρια.....	36
3.3.2 Κριτήρια δυαδικής ομαδοποίησης (pairwise clustering).....	36
3.3.3 Κριτήρια ομαδοποίησης δεδομένων.....	36
3.3.4 Κριτήρια συνεκτικότητας εικόνας.....	37
3.3.5 Κριτήρια ακμών/περιγράμματος	37
3.3.6 Μέθοδοι Λογισμού Μεταβολών.....	37
3.3.7 Μέθοδοι στατιστικής συμπερασματολογίας	37
3.3.8 Μέθοδοι θεωρίας γράφων	37
3.4 Μεθοδοι κατάτμησης	38
3.4.1 Thesholding	38
3.4.1.1 Μέθοδος ομαδοποίησης.....	39
3.4.1.1.1 Ο Αλγόριθμος Lloyd.....	40
3.4.1.2 Μέθοδος συμπίεσης	40
3.4.1.3 Μέθοδος του Ιστόγραμματος.....	41
3.4.1.4 Μέθοδος ανίχνευσης των ακρών	42
3.4.1.5 Περιοχής αύξηση της περιοχής.....	43
3.4.1.6 Μέθοδος διαχωρισμού και συγχώνευσης.	43
3.4.1.7 Μερική διαφορική εξίσωση με βάση τις μεθόδους	44
3.4.1.7.1 Παραμετρική μέθοδος.....	44
3.4.1.7.2 Μέθοδοι Ομαδοποίησης Επίπεδου	45
3.4.1.7.3 Γρήγορη μέθοδος της πορείας	45

3.4.1.8 Μέθοδοι διαχωρισμού Γραφήματος	45
3.4.1.9 Λεκάνη μετασχηματισμού	47
3.4.1.10 Μέθοδος που βασίζεται σε μοντέλο κατάτμησης.....	47
3.4.1.11 Πολλαπλής κλίμακας	47
3.4.1.11.1 Μονοδιάστατη ιεραρχική κατάτμηση σήματος	47
3.4.1.11.2 Κατάτμηση και δημιουργία σκίτσου	48
3.4.1.12 Ημιαυτόματη κατάτμηση	49
3.4.1.13 Μέθοδος με χρήση νευρωνικών δικτύων.....	49
3.4.2 Bayesian Method and Image Segmentation	49
3.4.3 Σύνοψη-σύντομη κριτική	49
3.5 Ηλεκτρονικά μικροσκοπία σάρωσης SEM.....	50
3.5.1 Η λειτουργία του sem	51
3.5.1.1 Πηγή ηλεκτρονίων.	50
3.5.1.2 Σύστημα κενού.....	52
3.5.1.3 Σύστημα πληροφοριών.	52
3.6 Εφαρμογές	54
3.7 Ειδικές περιπτώσεις επεξεργασίας (τεχνικές τοιχογραφιών).....	54
3.7.1 Νωπογραφία	54
3.7.2 Ξηρογραφία	55
4.1 Εισαγωγή	56
4.2 Παρόμοιες έρευνες για την μελέτη νωπογραφίας και ξηρογραφίας.....	57
4.3 Το πρόβλημα.....	59
4.3.1 Τα στατιστικά χαρακτηριστικά υφής	60
4.3.1.1 Ενέργεια (Energy ή Angular Second Moment):	61
4.3.1.2 Συσχέτιση (Correlation).....	61
4.3.3.3 Ροπή Αντίστροφης Διαφοράς (Inverse Difference Moment)	61
4.3.3.4 Εντροπία (Entropy)	61
4.4 Ο αλγόριθμος	62
4.5 Δυσκολίες.....	65
4.6 Ανάπτυξη της εφαρμογής	66

4.6.1 Γραφική Διεπαφή (Graphical User Interface)	66
4.6.2 Η ανάπτυξη της διεπαφής	67
4.7 Υπό εξέταση υλικό.....	70
4.7.1 Εύρεση Ρωγμών Χρωστικών Ουσιών Και Εμβαδού Αυτών.....	72
4.7.2 Εύρεση Χρωματισμένων Περιοχών	77
4.7.3 Αποτελέσματα Διαχωρισμού Περιοχών	79
5.1. Συμπεράσματα	86
5.2 Μελλοντική Έρευνα	88
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ	89
«Α» ΚΩΔΙΚΑΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ.....	89
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	101

Λίστα Σχημάτων

Εικόνα 1: Η δομή του μικροσκοπίου SEM.....	16
Εικόνα 2. Οι μορφολογικές περιοχές και οντότητες που διακρίνονται με γυμνό οφθαλμό ...	17
Εικόνα 3: Η απλοποιημένη λογική απεικόνιση της πληροφορίας μιας εικόνας σε πίνακες...	22
Εικόνα 4: Παράδειγμα εικόνας (γκρι επιπέδων) και δίπλα ο διδιάστατος πίνακας με τις τιμές των pixel	23
Εικόνα 5: Κατωφλίωση.....	25
Εικόνα 6. Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας.....	34
Εικόνα 7. Τα ιστογράμματα των αντικειμένων A, B.	42
Εικόνα 8. Τα όρια για τα εσωτερικά, εξωτερικά και επεκταμένα όρια. (α) εσωτερικά, (β) εξωτερικά, (γ) επεκταμένα.....	46
Εικόνα 9. Η πηγή των ηλεκτρονίων	52
Εικόνα 10 Φωτογραφία στιλπνής τομής ξηρογραφίας από πολωτικό μικροσκόπιο	55
Εικόνα 11 Οι περιοχές και οι άλλες μεγάλες περιοχές	56
Εικόνα 12 Επιθυμητή κατάτμηση	59
Εικόνα 13. Οι γωνίες γειτνίασης ως προς το κεντρικό εικονοστοιχείο για απόσταση δ ίση με 1.....	60
Εικόνα 14. αναμενόμενο γραφικό αποτέλεσμα ευρεσης χρωστικών	64
Εικόνα 15. Αναμενόμενο γραφικό αποτέλεσμα εύρεσης ρωγμών	64
Εικόνα 16Εικόνα sei6ca560d4c30_samee	65
Εικόνα 17. Η ομαδοποίηση των μορφολογικών οντοτήτων.....	66
Εικόνα 18. Το γραφικό μενού.....	68
Εικόνα 19. Το PressButton της επιλογής του αρχείου εικόνας.	69
Εικόνα 20. Η εικόνα πριν και μετά την προεπεξεργασία	70

Εικόνα 21. Εικόνα DSC00091kor6 -λεπτή τομή τοιχογραφίας από πολωτικό μικροσκόπιο.	71
Εικόνα 22 Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre- λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM	71
Εικόνα 23. Εικόνα- sei6ca55074c1f_xogye- λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM.....	71
Εικόνα 24. Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM	71
Εικόνα 25 Εικόνα sei6ca560d4c30_samee- λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM.....	72
Εικόνα 26.Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke- λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM.....	72
Εικόνα 27. Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre.	73
Εικόνα 28.Εικόνα sei6ca560d4c30_samee	74
Εικόνα 29.Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke	75
Εικόνα 30. Εικόνα sei6ca55074c1f_xogye.....	76
Εικόνα 31. Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre	77
Εικόνα 32.Εικόνα sei6ca560d4c30_samee	77
Εικόνα 33Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke	78
Εικόνα 34. Εικόνα sei6ca55074c1f_xogye.....	78
Εικόνα 35Εικόνα sei6ca560d4c30_samee. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε....	80
Εικόνα 36. Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε....	81
Εικόνα 37. Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε....	82

Εικόνα 38. Εικόνα sei6ca55074c1f_xogyε. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε.... 83

Εικόνα 39.Εικόνα DSC00091kor6. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε 84

Εικόνα 40. Η χειροκίνητη προσέγγιση επιβεβαιώνεται από τα αποτελέσματα 88

Λίστα Εξισώσεων

$y_{i,j} = \sqrt{X_{i,j}}$ Εξίσωση 1. εξίσωση τελεστή Roberts	32
$Z_{i,j} = \sqrt{(y_{i,j} - y_{i+1,j+1})^2 + (y_{i+1,j} - y_{i,j+1})^2}$ Εξίσωση 2, Εξίσωση τελεστή Roberts	32
$M = \sqrt{sx^2 + sy^2}$, Εξίσωση 3	32
Εξίσωση 4. Ο υπολογισμός των μητρών στον τελεστή Sobel	32
$G = \sqrt{Gx^2 + Gy^2}$ Εξίσωση 5. Ο υπολογισμός του τελεστή Sobel	32
Εξίσωση 6. Οι τύποι της μεθόδου edge detection	43
$F_1 = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j)^2$ Εξίσωση 7	61
Εξίσωση 8	61
Εξίσωση 9	61
Εξίσωση 10	61

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1. Οι υποκατηγορίες των μεθόδων επεξεργασίας	24
Πίνακας 2. Τα στοιχεία των ρωγμών και του εμβαδού.	72
Πίνακας 3. Τα στοιχεία των περιοχών με τα μορφολογικά χαρακτηριστικά.	85

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή

1.1. Αντικείμενο της εργασίας

Το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνων μπορεί να οριστεί σε ένα γενικό επίπεδο ως η την διαδικασία αναζήτησης ενός διαχωρισμού της εικόνας σε ομοιογενείς περιοχές, κατά έναν τρόπο που να γίνεται αντιληπτός από την ανθρώπινη αντίληψη. Η δυσκολία του προβλήματος βρίσκεται τόσο σε υψηλό επίπεδο, καθώς διαφορετικοί άνθρωποι δύναται να κατατμήσουν την ίδια σκηνή με διαφορετικούς τρόπους, όσο και σε χαμηλότερο, καθώς τα κριτήρια με τα οποία ορίζεται η ομοιογένεια των περιοχών ποικίλουν από εικόνα σε εικόνα, ενώ είναι συχνά δύσκολη η διατύπωση και ποσοτικοποίηση τους. Το παραπάνω εμπόδιο δύναται να επιλυθεί με την υπό συνθήκες επεξεργασία της μελετούμενης εικόνας. Ο όρος της κατάτμησης εικόνας αναφέρεται στη διαδικασία επεξεργασίας μιας ψηφιακής εικόνας με σκοπό την διαμέρισή της σε περιοχές που αποτελούνται από περισσότερα εικονοστοιχεία (pixels) που εμφανίζουν κοινά χαρακτηριστικά. Ο στόχος της κατάτμησης είναι να απλοποιηθεί ή/και να αλλαχτεί η μορφή μιας εικόνας σε κάτι που είναι σημαντικότερο και ευκολότερο να αναλυθεί. Η κατάτμηση εικόνας χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά για να εντοπίσει τα αντικείμενα και τα όρια (γραμμές, καμπύλες, κ.λπ.) στις εικόνες. Οι υπάρχουσες μεθοδολογίες και τα υπάρχοντα λογισμικά πακέτα απαιτούν την παρέμβαση του χρήστη, η οποία καθιστά τα αποτελέσματα της κατάτμησης υποκειμενικά (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995).

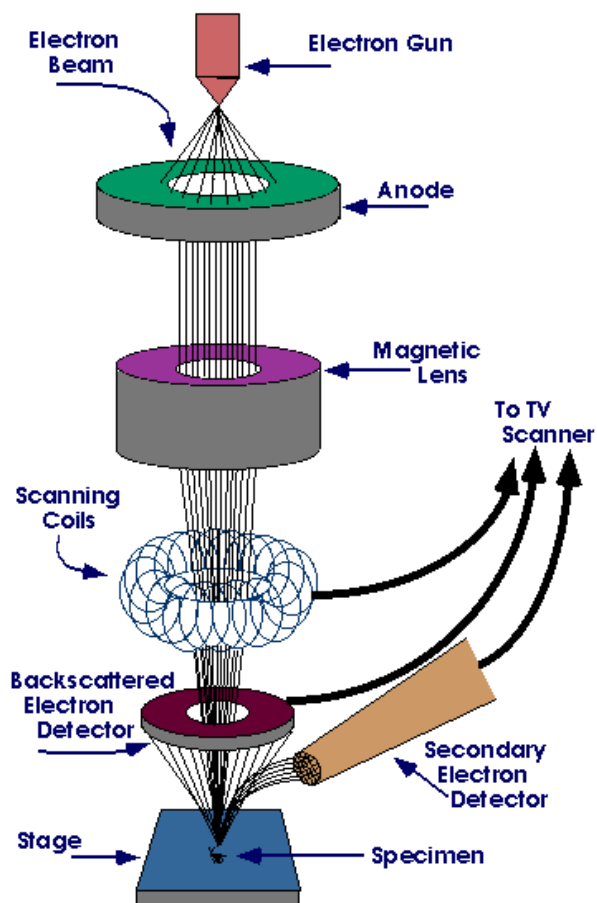
Το αντικείμενο αυτό γίνεται ακόμη πιο ενδιαφέρον στη περίπτωση που μελετώνται δείγματα μικροστρωματικής δομής κονιαμάτων τοιχογραφιών. Για παράδειγμα ερευνητές (Καψάλας, 2006) μελέτησαν την υλοποίηση μορφολογικού αλγόριθμου με σκοπό την αναγνώριση των μοτίβων πάνω σε λίθινες επιφάνειες. Σε αυτή την εργασία τους, μελέτησαν την ποσοτικοποίηση των μαύρων σχηματισμών σε πετρώματα και τον προσδιορισμό τους με τη βοήθεια των μη καταστρεπτικών αναλυτικών τεχνικών.

Η παρούσα μελέτη ασχολείται με το παραπάνω ερευνητικό πεδίο. Στο πλαίσιο αυτό θα:

1. Υλοποιηθούν και ολοκληρωθούν μεθοδολογίες σε περιβάλλον Matlab, που βασίζονται στην προσέγγιση των ενεργών περιγραμμάτων, καθώς και στην μαθηματική μορφολογία σχετικά με την κατάτμηση στρωμάτων πετρωμάτων. Αυτό θα επιτευχθεί με βάση τον αλγόριθμο του haralick.

2. Αυτοματοποιηθεί μία πρωτότυπη μεθοδολογία κατάτμησης εικόνων από δείγματα μικροστρωματικής δομής κονιαμάτων τοιχογραφιών.

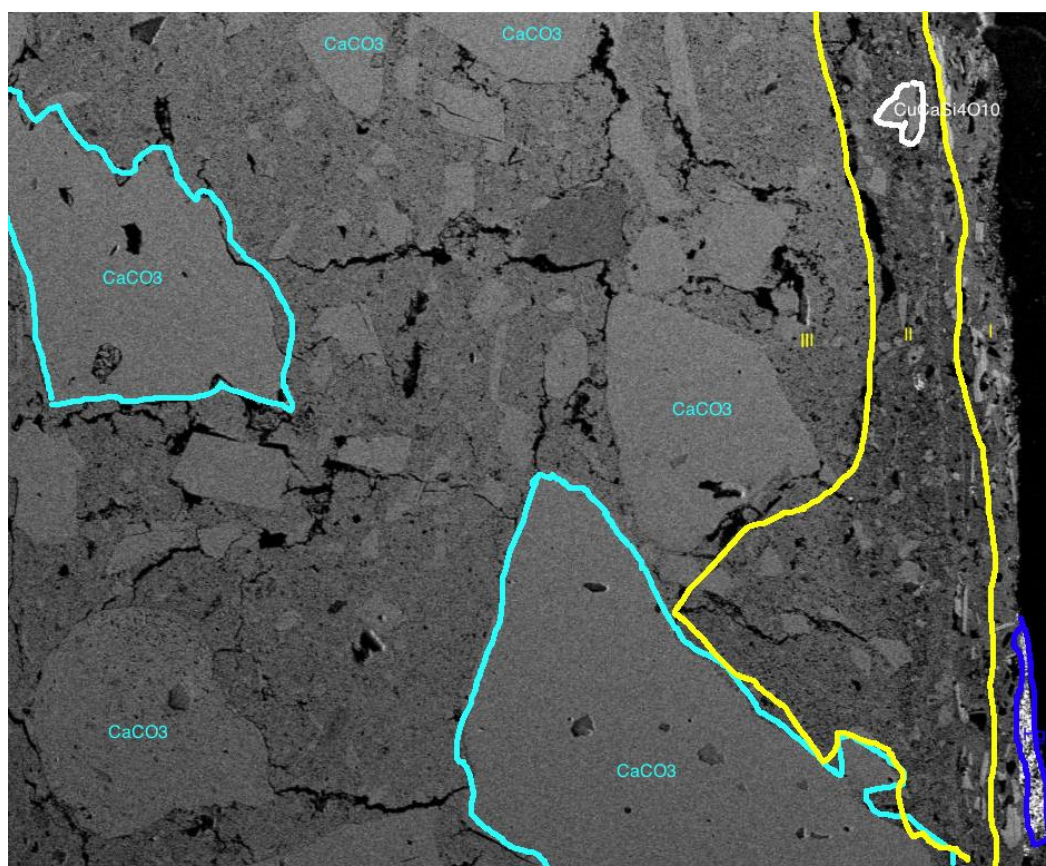
Το κύριο ερευνητικό ερώτημα της μελέτης αυτής εντοπίζεται στην επιλογή εκ των υφισταμένων μεθόδων κατάτμησης και στον συνδυασμό αυτών, με σκοπό την ανάπτυξη μιας εφαρμογής για την εύρεση των ειδικότερων μορφολογικών αντικειμένων από φωτογραφίες στιλπνών τομών τοιχογραφιών, που έχουν ληφθεί από πολωτικό μικροσκόπιο SEM (Scanning Electron Microscope) (Εικόνα 1). Στις φωτογραφίες αυτές, θα εντοπιστούν τόσο οι διαφορετικές μορφολογικές περιοχές όσο οι διαφορετικές οντότητες που οπτικά συνιστούν κλειστά σχήματα. Στόχος λοιπόν, είναι η ανάπτυξη μιας εφαρμογής σε Matlab, η οποία θα διαχωρίζει αυτές τις διαφορετικές περιοχές και θα αναγνωρίζει τα επιμέρους αντικείμενα.



Εικόνα 1: Η δομή του μικροσκοπίου SEM (πηγή <http://www.purdue.edu/rem/rs/sem.htm>)

Αναφορικά με τις εικόνες που υπάρχουν προς μελέτη, όπως φαίνεται στην επόμενη εικόνα, σε αυτές μπορούν να ανιχνευτούν οι κάτωθι ξεχωριστές μορφολογικές οντότητες:

- α. Οι περιοχές δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 .
- β. Οι περιοχές με το Αιγυπτιακό μπλε ($\text{CuCaSi}_4\text{O}_{10}$).
- γ. Οι περιοχές πρωτόγεννους κόκκου ασβεστίτη (CaCO_3).
- δ. Οι περιοχές με τα υπολείμματα της ξηρογραφικής απεικόνισης (HgS & CaCO_3).



Εικόνα 2. Οι μορφολογικές περιοχές και οντότητες που διακρίνονται με γυμνό οφθαλμό

Αφού παρουσιάστηκε το κύριο ερευνητικό ερώτημα, ως δευτερεύοντα ερευνητικά ερωτήματα θέτονται όσα έχουν να κάνουν με την ανάπτυξη της εφαρμογής που θα δύναται να:

1. Λειτουργεί μέσω μιας γραφικής διεπαφής (Graphical User Interface - GUI).
2. Επιλέγει την προς επεξεργασία εικόνα, μέσω ενός παραθύρου (file browser).
3. Αναζητά και αναδεικνύει τα ειδικότερα μορφολογικά χαρακτηριστικά των επιμέρους μερών του κονιάματος.

1.2 Μεθοδολογία

Η μεθοδολογία που θα χρησιμοποιηθεί για την απάντηση του κύριου και των δευτερευόντων ερευνητικών ερωτημάτων περιγράφεται κάτωθι:

1. Μελέτη και κατανόηση των συναφών βιβλιογραφικών μεθόδων κατάτμησης μιας εικόνας.
2. Μελέτη και κατανόηση του τρόπου λειτουργίας των εργαλείων του προγράμματος Matlab, που σχετίζονται με την επεξεργασία εικόνας.
3. Μελέτη των ειδικών χαρακτηριστικών του προβλήματος κατάτμησης των εικόνων των μαρμάρων που λήφθηκαν από μικροσκοπία SEM.
4. Εύρεση του αλγορίθμου που θα οδηγήσει στην επίλυση – απάντηση του ερευνητικού ερωτήματος.

1.3 Η δομή της εργασίας

Για να μελετηθούν τα ανωτέρω, είναι απαραίτητο να αποκτηθεί καλή γνώση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας, που σχετίζεται με την επεξεργασία εικόνων για την απόκτηση πληροφοριών, αλλά και των τεχνολογιών που βρίσκονται πίσω από τις έννοιες των μικροσκοπιών SEM. Η παρούσα μελέτη αποτελείται από τα εξής κεφάλαια:

- ✓ ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζονται οι έννοιες της επεξεργασίας εικόνας. Εδώ μελετώνται και παρουσιάζονται τα στοιχεία που συνθέτουν μια ψηφιακή εικόνα καθώς επίσης το στοιχεία του γενικού μοντέλου της επεξεργασίας, και παρουσιάζονται διάφοροι σχετικές μέθοδοι
- ✓ ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: Σε αυτό το κεφάλαιο καταγράφονται και αναλύονται η θεωρία και οι εφαρμογές γύρω από την ψηφιακή επεξεργασία, που οδηγεί στην κατάτμηση της εικόνας, καθώς επίσης στοιχεία σχετικά με την χρήση των Μικροσκοπιών SEM και ειδικότερα εργασιών σε εικόνες κονιαμάτων τοιχογραφιών. Έτσι παρουσιάζονται αλγόριθμοι παραμετρικής και μη παραμετρικής επεξεργασίας εικόνας καθώς επίσης και συναφείς επιστημονικές εργασίες
- ✓ ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η εφαρμογή που υλοποιήθηκε προκειμένου να επιτευχθεί ο ερευνητικός σκοπός της εργασίας. Το κεφάλαιο ξεκινά με την αναλυτική παρουσίαση των σκοπών της μελέτης και συνεχίζει με την παρουσίαση παρεμφερών εργασιών στο αντικείμενο της επεξεργασίας εικόνων των τοιχογραφιών. Στη συνέχεια προχωρά στην ανάπτυξη του αλγορίθμου που

χρησιμοποιήθηκε και τέλος παρουσιάζει τα αποτελέσματα της επεξεργασίας καθώς επίσης και σχολιασμό αυτών .

- ✓ ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: Στις παραγράφους του κεφαλαίου αυτού παρουσιάζονται τα συμπεράσματα της μελέτης καθώς και προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2 – Επεξεργασία Εικόνας

2.1 Εισαγωγή

Οι εικόνες που βλέπει ο άνθρωπος καθημερινά γύρω του περιέχουν ένα τεράστιο και πολύ σημαντικό όγκο πληροφοριών, που τον βοηθούν να αποτυπώσει κάτι στη μνήμη του και να βγάλει κάποιες σημαντικές αποφάσεις σχετικά με το περιβάλλον του. Η αίσθηση της όρασης λοιπόν είναι μια από τις σημαντικότερες στην καθημερινή μας δραστηριότητα (Ευστρατιάδης, 2005) (Russel, 1995). Οι εικόνες όμως στη σημερινή εποχή παίζουν και έναν άλλο διαφορετικό ρόλο. Από τότε που ο άνθρωπος μπόρεσε να τις αποθηκεύσει όχι μόνο στον εγκέφαλό του αλλά και σε αντικείμενα γύρω του (φωτογραφίες), τις χρησιμοποιεί για να μεταδώσει μια εμπειρία, ή ακόμα και να επηρεάσει κάποιες αποφάσεις γύρω του. Εξαιτίας λοιπόν της σημαντικότητας της αλλά και του τεράστιου όγκου πληροφορίας, οι επιστήμονες οδηγήθηκαν στην εξερεύνηση μέσω ψηφιακής αποθήκευσης της εικόνας και επεξεργασίας της με ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Η εξερεύνηση αυτή μας οδήγησε στον κλάδο της Πληροφορικής που ονομάζεται Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995).

Ο κλάδος αυτός ασχολείται κυρίως με την ψηφιακή καταγραφή εικόνων, καθώς και με την επεξεργασία τους από ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Το κομμάτι της επεξεργασίας ασχολείται με τη βελτίωση της ποιότητας μιας εικόνας, την αφαίρεση θορύβου από αυτήν, τη συμπίεση του όγκου πληροφορίας, την αποθήκευσή της καθώς και την ψηφιακή της μετάδοση. Η περιγραφή αυτή είναι συνήθως συμβολική (γεωμετρική μοντελοποίηση) (Ευστρατιάδης, 2005). Επομένως η είσοδος στην ανάλυση εικόνας είναι η ψηφιακή εικόνα και η έξοδος είναι η συμβολική περιγραφή (Λουίζη, 2010) (Γιακουμάκης, 2012)]. Η ανάλυση της εικόνας προσπαθεί να μιμηθεί την ανθρώπινη όραση, γι' αυτό ένας ταυτόσημος τίτλος της είναι η τεχνητή όραση (computer vision). Η ανθρώπινη όραση όμως είναι ένας πολύπλοκος νευροφυσιολογικός μηχανισμός, ο οποίος δύσκολα μπορεί να προσομοιωθεί σε Η/Υ. Για το λόγο αυτό η τεχνητή όραση απέχει πολύ από την ανθρώπινη όραση από άποψη μεθόδων ανάλυσης. Η ανάλυση της εικόνας είναι πιο εύκολη για εφαρμογές όπου το περιβάλλον, τα αντικείμενα και οι συνθήκες φωτισμού είναι προκαθορισμένες (π.χ. σε μονάδες παραγωγής ενός εργοστασίου) (Σκόδρας, 2008)(Γιακουμάκης, 2012).

2.2 Τα στοιχεία μιας ψηφιακής εικόνας

Τα βασικά στοιχεία μιας ψηφιακής εικόνας είναι τα ακόλουθα (Ευστρατιάδης, 2005) (Σκόδρας, 2008) (Γιακουμάκης, 2012):

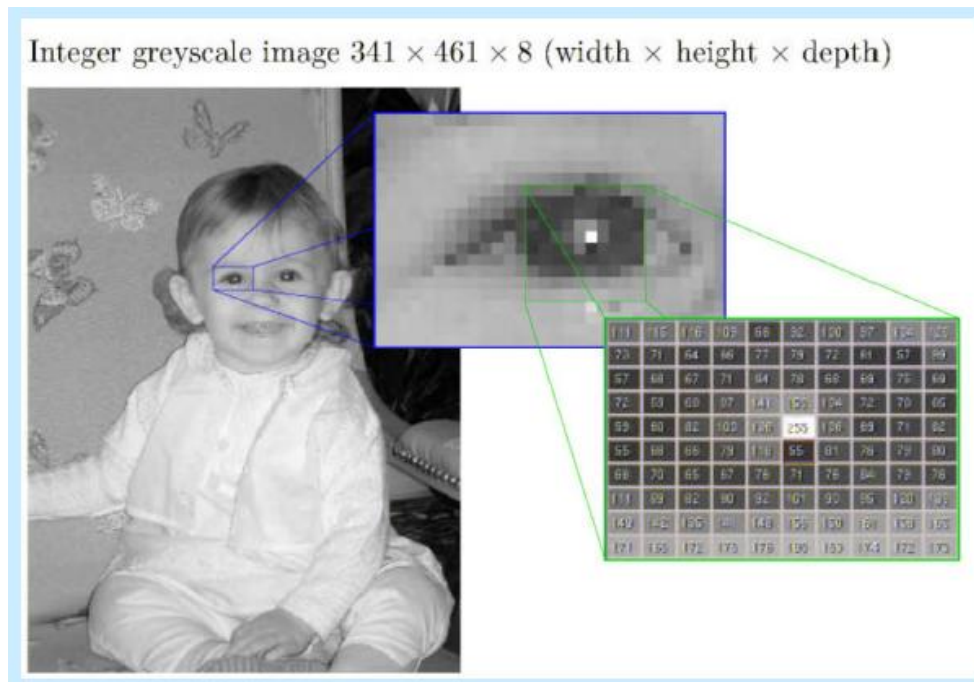
1. Η εικόνα στην αναλογική της μορφή είναι ένα δισδιάστατο σήμα $s(t_1, t_2)$ όπου t_1, t_2 είναι οι δύο ορθογώνιες συντεταγμένες του επιπέδου (που συμβατικά συμβολίζονται με x, y).
2. Το σήμα αυτό μπορεί να είναι η φωτεινότητα ενός φιλμ, το ηλεκτρικό ρεύμα σε μια ηλεκτρονική κάμερα, κλπ.
3. Επομένως είναι πρώτα απ' όλα απαραίτητο να ψηφιοποιηθεί.
4. Έπειτα πρέπει να βρεθούν τα μαθηματικά εργαλεία που να περιγράφουν το δισδιάστατο πλέον διακριτό σήμα, καθώς και τα συστήματα (μετασχηματισμοί), τα οποία το επεξεργάζονται.
5. Ο πιο απλός τρόπος ψηφιοποίησης ενός δισδιάστατου σήματος είναι η ομοιόμορφη δειγματοληψία του κατά μήκος των δύο ορθογώνιων αξόνων t_1, t_2 .

2.3 Το μοντέλο της εικόνας

Μία εικόνα παριστάνεται από ένα πίνακα U που κάθε στοιχείο του $u(i,j)$ ονομάζεται εικονοστοιχείο – pixel (picture element) (Ευστρατιάδης, 2005) (Σκόδρας, 2008)(Γιακουμάκης, 2012). Η ανάλυση της εικόνας είναι η διάσταση του πίνακα $M \times N$ σε pixel (Ευστρατιάδης, 2005) (Σκόδρας, 2008)(Γιακουμάκης, 2012). Η χωρική ανάλυση είναι το μέγεθος που στο πραγματικό χώρο αντιστοιχεί σε ένα pixel (πχ. Εκτυπωτής - dpi, δορυφορική εικόνα - m κλπ). Το βάθος της εικόνας ορίζεται ως τον αριθμό των bits για την τιμή του pixel (συνήθως 1byte). Οι κυριότεροι τύποι εικόνων που συναντώνται στην βιβλιογραφία είναι οι εξής (Δερματάς, 2011):

- Δυαδικές εικόνες: $u(i,j)$ με τιμές 0 ή 1
- Εικόνες ακεραίων: $u(i,j)$
- Εικόνες πραγματικών αριθμών $u(i,j)$
- Εικόνες έγχρωμες και μαυρόασπρες (gray scale)

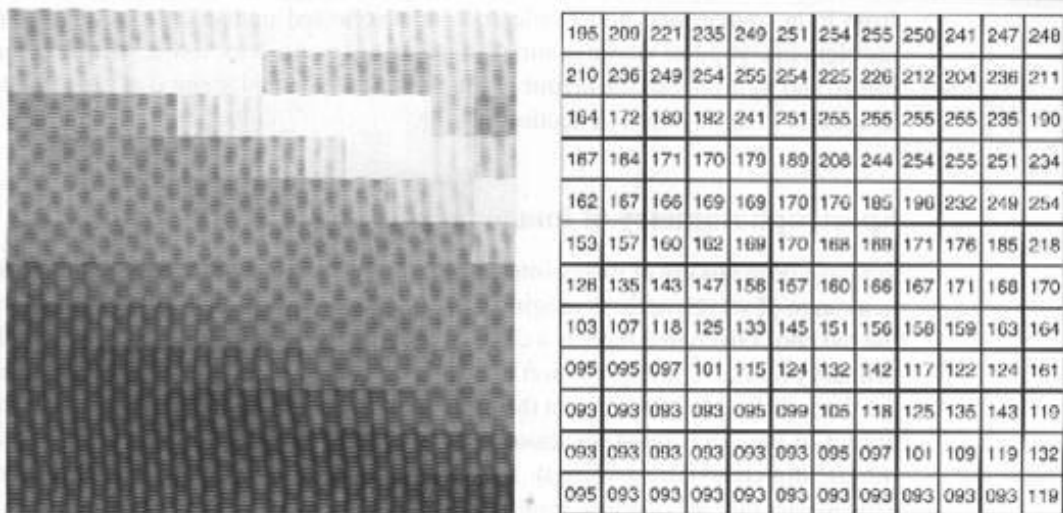
Η λογική απεικόνιση μιας εικόνας γίνεται μέσα από την δημιουργία πινάκων πολλών επιπέδων. Μια απλοποιημένη απεικόνιση ακολουθεί στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 3: Η απλοποιημένη λογική απεικόνιση της πληροφορίας μιας εικόνας σε πίνακες [7]

2.4 Ψηφιακή Εικόνα

Με τον όρο εικονοστοιχείο (pixel) ορίζεται η μικρότερη δυνατή μονάδα σε μια εικόνα. Ψηφιακή εικόνα χαρακτηρίζεται ένας δισδιάστατος πίνακας που κάθε κελί του αναπαριστά ένα pixel της εικόνας (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995). Οι τιμές που μπορεί να πάρει το pixel ορίζουν και το τι θα δείχνει η εικόνα. Έτσι για τιμές pixel 0 και 1 έχουμε μία δυαδική εικόνα, για τιμές pixel 0-255 έχουμε μία εικόνα που κάθε εικονοστοιχείο έχει την τιμή ενός γκρι επιπέδου (ασπρόμαυρη εικόνα), ενώ αν το pixel έχει τρεις τιμές 0-255, 0-255, 0-255 αυτές δείχνουν το βάθος χρώματος του Red, Green, Blue αντίστοιχα έτσι έχουμε μία έγχρωμη εικόνα. Σημαντικό είναι ότι και τα τρία παραδείγματα αναφέρονται στην περίπτωση που δεν έχει οριστεί μια παλέτα χρωμάτων. Μια παλέτα χρωμάτων είναι μια ομάδα από αντιστοιχίσεις τιμών με χρώματα. Έτσι ορίζοντας μια παλέτα 256 χρωμάτων με τιμές από 0-255 αποκτάται μια έγχρωμη εικόνα, αφού η τιμή του κάθε pixel δεν θα αντιστοιχούσε στην τιμή γκρι επιπέδου, αλλά σε αυτό το χρώμα που αντιστοιχίζεται στην τιμή αυτή από την παλέτα (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011) (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995).



Εικόνα 4: Παράδειγμα εικόνας (γκρι επιπέδων) και δίπλα ο δισδιάστατος πίνακας με τις τιμές των pixel [7]

2.4.1 ΟΙ ΣΤΟΧΟΙ ΤΗΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ Η ΕΙΚΟΝΑΣ

Αφού αναλύθηκαν τα γενικά στοιχεία πάνω στα οποία εδράζεται η τεχνική της επεξεργασίας εικόνας, κρίνεται σκόπιμο να παρουσιαστούν οι στόχοι. Σε τεχνικό επίπεδο, λοιπόν οι στόχοι της διαδικασίας αυτής είναι οι κάτωθι (Καγιαφας, 2005):

- Ανάλυση
- Διόρθωση Ανομοιογενούς Φωτισμού (Non-uniform Illumination)
- Εναρμόνιση δύο εικόνων όσον αφορά ορισμένα κοινά σημεία αναφοράς
- Μετατροπή των αντικειμένων της εικόνας (γεωμετρικοί μετασχηματισμοί)
- Απαλοιφή θορύβου (Denoising)
- Αποκατάσταση (Restoration)
- Εγγραφή (Registration) Deblurring (απαλοιφή θολώματος)
- Μετασχηματισμοί Restoration (αποκατάσταση τμημάτων της εικόνας)
- Αυτόματη αναγνώριση αντικειμένων στην εικόνα Βελτίωση (Enhancement)

2.4.2 Οι βασικές μέθοδοι επεξεργασίας εικόνων

Οι βασικές μέθοδοι επεξεργασίας εικόνας σύμφωνα με την βιβλιογραφία υποδιαιρούνται σε τρεις κύριες κατηγορίες:

- Στις σημειακές μεθόδους, οι οποίες υπολογίζουν μια καινούργια τιμή για κάθε pixel της εικόνας με βάση αποκλειστικά την τρέχουσα τιμή του pixel.
- Στα φίλτρα γειτνίασης, τα οποία υπολογίζουν μια καινούργια τιμή για κάθε pixel στην εικόνα με βάση την τρέχουσα τιμή του pixel και την τιμή των «γειτονικών» σε

αυτό pixels. Τα φίλτρα γειτνίασης υλοποιούνται ως δισδιάστατοι πίνακες συντελεστών και η εφαρμογή τους συνίσταται στον υπολογισμό της δισδιάστατης διακριτής συνέλιξης τους με τις τιμές των pixel της εικόνας στην οποία εξαρτίζονται.

- Στις γεωμετρικές μεθόδους που εφαρμόζουν μια σειρά από γεωμετρικούς μετασχηματισμούς σε κάθε pixel με σκοπό να μεταβάλουν τη θέση του στην εικόνα. Οι γεωμετρικές μέθοδοι ασχολούνται με τη μεταβολή της θέσης, δηλ. των συντεταγμένων, των pixel μίας εικόνας μέσω της εφαρμογής ενός ή περισσότερων γεωμετρικών μετασχηματισμών.

Στον παρακάτω πίνακα εμφανίζονται κύριες μέθοδοι με τις κατηγορίες που ταξινομούνται.

ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ Μεθοδοι επεξεργασίας			
ΥΠΟΚΑΤΗΓΟΡΙΕ	Σημειακές μέθοδοι	Φίλτρα γειτνίασης	Γεωμετρικοί Μεθοδοι
	Εκτέλεση αριθμητικών και λογικών πράξεων. (Αφαίρεση-Απόλυτη τιμή -Ελάχιστο / ΜέγιστοΣύγκριση	<ul style="list-style-type: none"> • εξάλειψη του θορύβου από μία εικόνα (denoising) 	<ul style="list-style-type: none"> • η μεγέθυνση /σμίκρυνση (scaling),
	Αντιστοίχιση τιμών (Ενίσχυση αντίθεσης (contrast enhancement)- αρνητικό εικόνας)	<ul style="list-style-type: none"> • άμβλυνση ή θόλωμα (blurring) των χαρακτηριστικών της 	<ul style="list-style-type: none"> • η περιστροφή (rotation),
	Μεταβολή Ιστογράμματος	<ul style="list-style-type: none"> • όξυνση (sharpening) των χαρακτηριστικών της 	<ul style="list-style-type: none"> • η κύρτωση (shear)
	(Ισοστάθμιση ιστογράμματος)		<ul style="list-style-type: none"> • οι ομοπαράλληλοι μετασχηματισμοί (affine transformations)
	Μίξη εικόνων (Morphing)		<ul style="list-style-type: none"> • και οι μεταθέσεις - μετακινήσεις (transpositions).

Πίνακας 1. Οι υποκατηγορίες των μεθόδων επεξεργασίας

2.5 Ιστόγραμμα Γκρι - Επιπέδων

Ένα ιστόγραμμα γκρι επιπέδων μιας εικόνας δείχνει την γκρι - επιπέδου κατανομή των εικονοστοιχείων μέσα στην εικόνα (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011) (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995). Το ιστόγραμμα της εικόνας m ορίζεται ως ένα σύνολο M αριθμών (ο αριθμός των δυνατών γκρι-επιπέδων) που ορίζουν το ποσοστό της εικόνας σε μία συγκεκριμένη τιμή γκρι - επιπέδου.

2.6 Επεξεργασία Δυαδικής Εικόνας

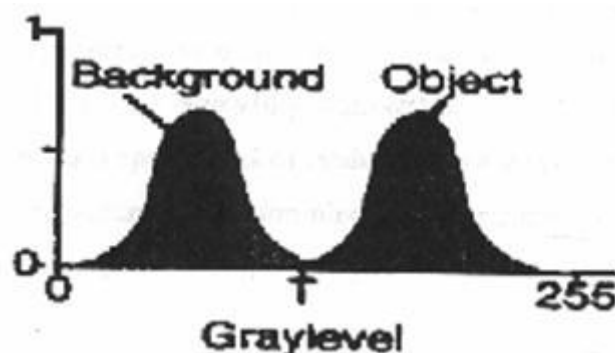
Δυαδικές εικόνες ονομάζονται αυτές που έχουν μόνο δύο χρώματα 0 (μαύρο) και 1 (άσπρο). Είναι οι απλούστερες και πιο εύκολες στην επεξεργασία, αφού έχουμε να δουλέψουμε μόνο με δύο χρώματα. Παρόλα αυτά όμως είναι πολύ σημαντικές αφού αντιμετωπίζουν προβλήματα, τα οποία χωρίς την ύπαρξη τους δεν θα ήταν δυνατόν να επιλυθούν (ανίχνευση ακμών, σκελετοποίηση αντικειμένων). Ορισμένα φίλτρα όπου χρησιμοποιούνται σε τέτοιου είδους εικόνες είναι (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995)(Gose, 1996)(Λουίζη, 2011):

- Thresholding (Κατωφλίωση)
- Projections
- Δυαδική Διαστολή
- Δυαδική Διάβρωση
- Δυαδική Σκελετοποίηση

Στην συνέχεια ακολουθεί μια συνοπτική αναφορά για τα φίλτρα αυτά.

2.6.1 Thresholding (Κατωφλίωση)

Κατωφλίωση ονομάζεται η διαδικασία κατά την οποία από μια εικόνα γκρι επιπέδων καταλήγουμε σε μια δυαδική (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995). Στην ουσία αυτό που γίνεται είναι ο διαχωρισμός του background από το κύριο αντικείμενο της εικόνας. Μια συνηθισμένη διαδικασία που ακολουθείται είναι η βέλτιστη κατωφλίωση. Κατά τη διαδικασία αυτή δεχόμαστε ότι μέσα στο ιστόγραμμα της εικόνας υπάρχουν δύο προεξέχουσες κορυφές, μια για το υπόβαθρο (background) και μια για το αντικείμενο.



Εικόνα 5: Κατωφλίωση (Russel, 1995)

Αυτό που κάνει ο αλγόριθμος είναι να βρίσκει το ελάχιστο ανάμεσα στις δυο αυτές προεξέχουσες κορυφές και να μετατρέπει τα pixel με φωτεινότητα αριστερά αυτής της τιμής σε 0 και τα υπόλοιπα σε 1.

Μια μέθοδος που θεωρείται απλή για τον υπολογισμό της τιμής κατωφλίσωσης μιας εικόνας είναι η επαναληπτική μέθοδος που ακολουθεί:

1. Θεωρούμε μια ορχική τιμή κατωφλίου T
2. Η εικόνα χωρίζεται σε εικονοστοιχεία φόντου (background) και αντικειμένων (objects) δημιουργώντας δύο ομάδες. Αυτές οι δύο ομάδες περιγράφονται μαθηματικά ως εξής:
 - $G1 = \{f(m,n): f(m,n) > T\}$ (object pixels)
 - $G2 = \{f(m,n): f(m,n) \leq T\}$ (background pixels)
3. Στην συνέχεια υπολογίζεται ο μέσος όρος κάθε ομάδας
 - $m1 = \text{average value of } G1$
 - $m2 = \text{average value of } G2$
4. Τότε μια νέα τιμή κατωφλίου υπολογίζεται ως αποτέλεσμα του μέσου όρου των $m1$ και $m2$. Άρα $T' = (m1 + m2)/2$
5. Επιστρέφοντας στο βήμα 1 με βάση την τιμή του βήματος 4 επαναλαμβάνεται ο αλγόριθμος μέχρι να επιτευχτεί κορεσμός.

2.6.2 Projections

Η προβολή μιας δυαδικής εικόνας δύναται εύκολα να δημιουργηθεί με τον παρακάτω τρόπο. Έστω ότι απαιτείται η οριζόντια προβολή μιας δυαδικής εικόνας (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995)(Gose, 1996). Το μόνο που πρέπει να γίνει είναι για κάθε γραμμή να μετρηθούν πόσα pixel με τιμή 1 έχει και στην συνέχεια να δημιουργηθεί το αντίστοιχο διάγραμμα από pixel. Στην κάθετη προβολή θα γίνει το ίδιο με τις στήλες και ούτω καθεξής.

2.6.3 Δυαδική Διαστολή

Η Δυαδική Διαστολή αυξάνει την γεωμετρική περιοχή ενός αντικειμένου, θέτοντας την τιμή των εικονοστοιχείων στο υπόβαθρο, τα οποία είναι προσκείμενα με το περίγραμμα του ίση με τη γκρι-επιπέδου τιμή του αντικειμένου (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995).

2.6.4 Δυαδική Διάβρωση

Η Δυαδική Διάβρωση ενός αντικειμένου μειώνει τη γεωμετρική περιοχή του θέτοντας την τιμή των εικονοστοιχείων του περιγράμματος ενός αντικειμένου, ίση με την τιμή του υπόβαθρου (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995). Η διάβρωση ορίζεται ως το δυαδικό συμπλήρωμα (compliment) της διαστολής που προκύπτει από το δυαδικό συμπλήρωμα του αντικειμένου A με τη δομική συνάρτηση B .

2.6.5 Δυαδική Σκελετοποίηση

Η Σκελετοποίηση (skeletonization) ενός αντικειμένου, που προτάθηκε αρχικά από το H.Blum, ορίζεται ως μια μοναδική συμπίεσμένη γεωμετρική αναπαράσταση ενός αντικειμένου (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995). Η Σκελετοποίηση ενός αντικειμένου συχνά αναφέρεται ως ο Μετασχηματισμός Διάμεσου άξονα. Η μορφολογική σκελετοποίηση ορίζεται ως η ένωση του συνόλου των εικονοστοιχείων που υπολογίζεται από την διαφορά την n -στής διαβρωμένης εικόνας και το άνοιγμα της n -στής διαβρωμένης εικόνας (Λουίζη, 2011).

2.7 Φίλτρα για γκρι επιπέδου εικόνες

Όταν μια εικόνα έχει προέλθει από κάμερα ή από άλλο σύστημα λήψης εικόνας, συχνά το οπτικό σύστημα για το οποίο προορίζεται δεν μπορεί να την χρησιμοποιήσει κατευθείαν (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008). Η εικόνα μπορεί να διακόπτεται από τυχαίες μεταβολές της φωτεινότητας ή ανεπαρκή αντίθεση που πρέπει να αντιμετωπιστούν από τα πρώτα στάδια της οπτικής επεξεργασίας.

Στη συνέχεια θα αναφερθούν διάφορα φίλτρα που μπορούν να επιτύχουν τέτοιου είδους διορθώσεις στην εικόνα έτσι ώστε να επιτύχουμε την εικόνα, την οποία χρειάζεται το οπτικό μας σύστημα (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008).

2.7.1 Εξισορρόπηση Ιστογράμματος

Η εξισορρόπηση ιστογράμματος ανακατανέμει ομοιόμορφα τις γκρι-επιπέδου τιμές των εικονοστοιχείων μέσα στην εικόνα έτσι ώστε ο αριθμός των εικονοστοιχείων σε κάθε ένα γκρι-επίπεδο να είναι περίπου ο ίδιος (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008)(Νικολαΐδης, 2004).

2.7.2 Διόρθωση φωτεινότητας

Η διόρθωση φωτεινότητας χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την οπτική εμφάνιση μιας εικόνας.

2.7.3 Διόρθωση αντίθεσης

Η διόρθωση αντίθεσης χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την οπτική εμφάνιση μιας εικόνας.

2.7.4 Διακριτή Συνέλιξη

Η Διακριτή Συνέλιξη περιγράφεται ως την συνδυαστική διαδικασία που αντιγράφει μια εικόνα σε μια άλλη και η οποία θεωρείται το βασικό αποτέλεσμα μιας διαδικασίας φιλτραρίσματος. Οποιοσδήποτε αριθμός φίλτρων μπορεί να εφαρμοστεί σε μια εικόνα συνελίσσοντας έτσι τη μάσκα του φίλτρου με την αρχική εικόνα.

Ο αλγόριθμος συνέλιξης θα παράγει μεγαλύτερα αποτελέσματα από τις αρχικές τιμές της εικόνας εισόδου. Έτσι μια διαδικασία κλιμάκωσης απαιτείται για την αποθήκευση του αποτελέσματος στο ίδιο εύρος γκρι-επιπέδων της αρχικής εικόνας (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008)(Νικολαΐδης, 2004).

2.7.5 Φίλτρο Αριθμητικού Μέσου

Το Φίλτρο Αριθμητικού Μέσου πραγματοποιείται με μια διαδικασία εύρεσης τοπικών μέσων όρων, έτσι ώστε η τιμή κάθε pixel να αντικατασταθεί από το μέσο όρο όλων των τιμών στην τοπική γειτονία (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008)(Νικολαΐδης, 2004).

2.7.6 Φίλτρο Μεσαίου

Μια διαδικασία Φίλτρου Μεσαίου σε μια εικόνα αφαιρεί θόρυβο μακριάς ουράς, από μια εικόνα με ένα ελάχιστο θόλωμα της εικόνας. Το Φίλτρο Μεσαίου ορίζεται ως ο μεσαίος

από όλα τα εικονοστοιχεία μέσα σε μια τοπική περιοχή μιας εικόνας. Τα εικονοστοιχεία που συμπεριλαμβάνονται στον υπολογισμό του μεσαίου καθορίζονται από τη μάσκα. Το Φίλτρο Μεσαίου αποδίδει πολύ καλύτερα από το Φίλτρο Αριθμητικού Μέσου στην αφαίρεση θορύβου αλατοπίπερου από μια εικόνα και στη διατήρηση των χωρικών λεπτομερειών που υπάρχουν μέσα στην εικόνα (Παπαμάρκου, 2004)(Νικολαΐδη, 2010)(users.sch.gr, 2011)(Σκόδρας, 2008)(Νικολαΐδης, 2004). Το Φίλτρο Μεσαίου μπορεί εύκολα να αφαιρέσει ακανόνιστο (outlier) θόρυβο από εικόνες που περιέχουν λιγότερο από 50% των εικονοστοιχείων τους ως ακανόνιστα.

2.7.7 Γκαουσιανή Ομαλοποίηση

Τα Γκαουσιανά φίλτρα ανήκουν στα γραμμικά φίλτρα ομαλοποίησης με τα βάρη της μάσκας επιλεγμένα σύμφωνα με μια γκαουσιανή συνάρτηση. Τα γκαουσιανά φίλτρα έχουν πέντε ιδιότητες που τα κάνουν ιδιαιτέρως χρήσιμα στα πρώτα στάδια της επεξεργασίας εικόνων. Αυτές οι ιδιότητες δείχνουν ότι τα συγκεκριμένα φίλτρα είναι αποτελεσματικά χαμηλοπερατά φίλτρα από την πλευρά και της χωρικής πληροφορίας και του πεδίου των συχνοτήτων (Παπαμάρκου, 2004) (Νικολαΐδη, 2010) (users.sch.gr, 2011) (Σκόδρας, 2008)(Νικολαΐδης, 2004). Επειδή είναι αποτελεσματικά στην υλοποίηση χρησιμοποιούνται κατά κόρον από αναλυτές σε πρακτικές εφαρμογές οπτικής ανάλυσης, τα οποία έχουν πολύ καλά αποτελέσματα. Οι πέντε αυτές ιδιότητες είναι οι εξής:

1. Στις δύο διαστάσεις, τα γκαουσιανά φίλτρα είναι περιστροφικά συμμετρικά.
2. Η συνάρτηση Gauss έχει μια κορυφή.
3. Ο μετασχηματισμός Fourier της συνάρτησης Gauss έχει μια κορυφή στο φάσμα συχνοτήτων.
4. Το εύρος, με αποτέλεσμα και το βαθμό της ομαλοποίησης, ενός γκαουσιανού φίλτρου παραμετροποιείται από το σ και η σχέση μεταξύ σ και βαθμού ομαλοποίησης είναι πολύ απλή.
5. Μεγάλα γκαουσιανά φίλτρα μπορούν να υλοποιηθούν πολύ ικανοποιητικά γιατί οι γκαουσιανές συναρτήσεις είναι διασπάσιμες.

2.8 Ανίχνευση ακμών (Edge Detection)

Τα πρώτα στάδια της οπτικής επεξεργασίας αναγνωρίζουν χαρακτηριστικά στις εικόνες που είναι σχετικά με τον υπολογισμό της δομής και των ιδιοτήτων των αντικειμένων σε μια σκηνή. Ένα τέτοιο χαρακτηριστικό είναι και οι ακμές οι οποίες είναι σημαντικές

αλλαγές στην εικόνα και αποτελούν σημαντικά χαρακτηριστικά για την ανάλυση εικόνων (Ευστρατιάδης, 2005)(users.sch.gr, 2011). Ακμές τυπικά προκύπτουν στο όριο μεταξύ δύο διαφορετικών περιοχών σε μια εικόνα. Η ανίχνευση ακμών είναι συχνά το πρώτο βήμα στην ανάκτηση πληροφοριών από εικόνες. Λόγω της αναγκαιότητας της, η ανίχνευση ακμών συνεχίζει να είναι μια ενεργή περιοχή έρευνας (Ευστρατιάδης, 2005)(users.sch.gr, 2011).

Μια ακμή σε μια εικόνα είναι σημαντική τοπική αλλαγή στην φωτεινότητα της εικόνας, συνήθως συνδέεται με μια ασυνέχεια είτε της φωτεινότητας της εικόνας είτε της πρώτης παραγώγου της. Ασυνέχειες της φωτεινότητας της εικόνας μπορεί να είναι βηματικές ασυνέχειες, όπου η φωτεινότητα της εικόνας αλλάζει απότομα από μια τιμή στη μια πλευρά της ασυνέχειας σε μια διαφορετική τιμή στην άλλη πλευρά ή γραμμικές ασυνέχειες, που η φωτεινότητα της εικόνας απότομα αλλάζει τιμή, αλλά τότε επιστρέφει στην αρχική τιμή μέσα σε μικρή απόσταση (Ευστρατιάδης, 2005). Παρόλα αυτά, βηματικές και γραμμικές ακμές είναι σπάνιες σε πραγματικές εικόνες. Εξαιτίας της χαμηλής συχνότητας συστατικών ή της ομαλοποίησης που παρουσιάζεται στις περισσότερες ευαίσθητες συσκευές, απότομες ασυνέχειες σπάνια υπάρχουν σε πραγματικά σήματα. Βηματικές ακμές γίνονται *ακμές με κλίση (ramp edges)* και οι γραμμικές ακμές γίνονται *ακμές με στέγη (roof edges)* όπου οι αλλαγές της φωτεινότητας δεν είναι ακαριαίες, αλλά προκύπτουν σε μετρήσιμη απόσταση.

Πριν τη παρουσίαση της ανίχνευσης ακμών, μερικοί όροι πρέπει να οριστούν προσεκτικά [11]:

- 1.Σημείο ακμής (edge point) είναι ένα σημείο σε μια εικόνα με συντεταγμένες $[i,j]$ εκεί όπου έχουμε σημαντική αλλαγή της τοπικής φωτεινότητας της εικόνας.
- 2.Ένα μέρος ακμής (edge fragment) ανταποκρίνεται στις i,j συντεταγμένες μιας ακμής και στον προσανατολισμό της θ , που μπορεί να είναι η γωνία κλίσης.
- 3.Ένας ανιχνευτής ακμών (edged detector) είναι ένας αλγόριθμος που παράγει ένα σύνολο ακμών (σημεία ακμών ή μέρη ακμών) από μια εικόνα.
- 4.Το περίγραμμα (contour) είναι μια λίστα ακμών ή η μαθηματική καμπύλη που μοντελοποιεί τη λίστα των ακμών.
- 5.Η σύνδεση ακμών (edge linking) είναι η διαδικασία μορφοποίησης μιας ταξινομημένης λίστας ακμών από μία μη ταξινομημένη λίστα. Από σύμβαση, οι ακμές ταξινομούνται σύμφωνα με τη διεύθυνση τους με δεξιόστροφη επιλογή τους.
- 6.Ακολουθία ακμών (edge following) είναι η διαδικασία ανίχνευσης την (φιλτραρισμένης) εικόνας για περιγράμματα.

2.8.1 Κλίση (Gradient)

Η ανίχνευση ακμών είναι ουσιαστικά η διαδικασία ανίχνευσης σημαντικών τοπικών αλλαγών σε μια εικόνα. Σε μία διάσταση, μια βηματική ακμή συνδέεται με ένα τοπικό μέγιστο της πρώτης παραγώγου (Κόκκινου, 2010). Η κλίση είναι μια μέτρηση αλλαγής σε μια συνάρτηση και μια εικόνα μπορεί να θεωρηθεί σαν πίνακας παραδειγμάτων μιας συνεχόμενης συνάρτησης της φωτεινότητας της εικόνας. Κατά αναλογία, σημαντικές αλλαγές στις τιμές γκρι-επιπέδου μιας εικόνας μπορούν να ανιχνευθούν χρησιμοποιώντας μια ξεχωριστή στρογγυλοποίηση της κλίσης.

2.8.2 Βήματα της ανίχνευσης ακμών

Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης ακμών συμπεριλαμβάνουν τρία βήματα:

- Φιλτράρισμα (Filtering): Αφού οι υπολογισμοί κλίσης που βασίζονται στις τιμές έντασης φωτεινότητας δύο μόνο σημείων είναι ευάλωτες σε θόρυβο και άλλες ιδιαιτερότητες, το φιλτράρισμα συνήθως χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την απόδοση ενός ανιχνευτή ακμών με σεβασμό στο θόρυβο (Κόκκινου, 2010). Ωστόσο, υπάρχει μια εξισορρόπηση ανάμεσα στην ένταση της ακμής και στη μείωση του θορύβου. Περισσότερο φιλτράρισμα για τη μείωση θορύβου έχει σαν αποτέλεσμα τη μείωση της έντασης της ακμής.
- Τονισμός (Enhancement): Για να διευκολύνουμε την ανίχνευση ακμών, είναι απαραίτητο να ανιχνευθούν αλλαγές της φωτεινότητας στην γειτονιά ενός σημείου. Ο τονισμός δίνει έμφαση σε pixel που υπάρχει μια σημαντική αλλαγή στις τοπικές τιμές φωτεινότητας και συνήθως πραγματοποιείται υπολογίζοντας το μέγεθος της κλίσης (Κόκκινου, 2010).
- Ανίχνευση (Detection): Θέλουμε μόνο σημεία με έντονο περιεχόμενο ακμής. Ωστόσο, πολλά σημεία σε μια εικόνα έχουν μια μη μηδενική τιμή κλίσης, και δεν είναι όλα αυτά τα σημεία ακμές για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Γι' αυτό, μια μέθοδος πρέπει να χρησιμοποιηθεί για να ανιχνευθούν ποια σημεία ανήκουν σε ακμή. Συχνά, η κατωφλίωση παρέχει ένα κριτήριο που χρησιμοποιείται για ανίχνευση (Κόκκινου, 2010).

Πολλοί αλγόριθμοι ανίχνευσης ακμών περιέχουν ένα τέταρτο βήμα, την Εντόπιση (Localization), κατά την οποία η τοποθεσία της ακμής μπορεί να υπολογιστεί με την ανάλυση υπό-εικονοστοιχείου, αν χρειάζεται από την εφαρμογή. Ο προσανατολισμός της ακμής μπορεί επίσης να υπολογιστεί (Κόκκινου, 2010).

2.8.3 Roberts Operator

Ο σταυρωτός τελεστής του Robert παρέχει μια απλή προσέγγιση του μεγέθους της κλίσης χρησιμοποιώντας μάσκες συνέλιξης. Σύμφωνα με το τελεστή Roberts, ένας ανιχνευτής ακμών πρέπει να έχει τις εξής ιδιότητες:

1. Οι παραγόμενες ακμές πρέπει να είναι καλά ορισμένες.
2. Το φόντο πρέπει να προσθέτει όσο το δυνατόν λιγότερο θόρυβο.
3. Η ένταση των ακμών πρέπει να ανιχνεύονται από την ανθρώπινη διακριτική ικανότητα.

Με αυτά τα κριτήρια οι παρακάτω εξισώσεις χρησιμοποιούνται για να οδηγήσουν στα αποτελέσματα. Το βασικό μειονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι η μεγάλη ευαισθησία στον θόρυβο.

$$y_{i,j} = \sqrt{X_{i,j}} \text{ Εξίσωση 1. εξίσωση τελεστή Roberts}$$

$$Z_{i,j} = \sqrt{(y_{i,j} - y_{i+1,j+1})^2 + (y_{i+1,j} - y_{i,j+1})^2} \text{ Εξίσωση 2, Εξίσωση τελεστή Roberts}$$

2.8.4 SOBEL OPERATOR

Ένας τρόπος για την αποφυγή υπολογισμού της κλίσης ενός παρεμβαλλόμενου σημείου ανάμεσα στα pixel είναι η χρήση μιας 3x3 γειτονιάς για τους υπολογισμούς της κλίσης. Ο τελεστής Sobel είναι ένα μέγεθος της κλίσης υπολογισμένο από:

$$M = \sqrt{sx^2 + sy^2}, \text{ Εξίσωση 3}$$

Από μαθηματικής άποψης, ο τελεστής χρησιμοποιεί δύο πίνακες 3x3 οι οποίοι συνελίσσονται με την αρχική εικόνα για να δημιουργήσουν προσεγγίσεις των παραγώγων, ένας για τις οριζόντιες μεταβολές και ένας για τις κατακόρυφες. Έτσι αν ορίσουμε ως A την πηγαία εικόνα τότε Gx Gy είναι οι εικόνες που περιέχουν τις προσεγγίσεις των παραγώγων με υπολογισμούς όπως στις παρακάτω εξισώσεις (το σύμβολο * δείχνεται η συνέλιξη)

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A, \text{ και } G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Εξίσωση 4. Ο υπολογισμός των μητρών στον τελεστή Sobel.

Οπότε το αποτέλεσμα θα δίνεται από την επίλυση της εξίσωσης που ακολουθεί.

$$G = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \text{ Εξίσωση 5. Ο υπολογισμός του τελεστή Sobel}$$

2.8.5 Canny Edge Detector

Ο ανιχνευτής ακμών Canny είναι η πρώτη παράγωγος μια γκαουσιανής συνάρτησης και υπολογίζει τον τελεστή που βελτιστοποιεί την αναλογία του σήματος-θορύβου και την εντόπιση (Κόκκινου, 2010). Η μέθοδος προτάθηκε το 1986. Είναι σύνθετη τεχνική – υβριδική (χρήση παραγώγων και α' και β' βαθμού) που αναζητά τοπικά μέγιστα της κλίσης (gradient) της εικόνας. Η κλίση υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την πρώτη παράγωγο ενός Gaussian φίλτρου. Θεωρείται η βέλτιστη τεχνική ανίχνευσης ακμών (σωστή ανίχνευση, εντοπισμός σωστής χωρικά θέσης, μοναδική απόκριση)

2.8.6 Nonmaxima Suppression (Καταστολή των μη μεγίστων σημείων)

Ο πίνακας $M[i,j]$ της έντασης της κλίσης θα έχει μεγάλες τιμές όπου η κλίση της εικόνας είναι μεγάλη, αλλά αυτό δεν είναι αρκετό για να αναγνωριστούν οι ακμές, αφού το πρόβλημα εύρεσης μερών στο πίνακα της εικόνας όπου υπάρχει γρήγορη αλλαγή έχει μετατραπεί στην εύρεση μερών στο πίνακα $M[i,j]$ που είναι τοπικά μέγιστα. Για να αναγνωριστούν οι ακμές, οι φαρδιές ανυψώσεις στον πίνακα M πρέπει να εξασθενίσουν, έτσι ώστε μόνο τα μεγέθη των σημείων των μεγαλύτερων τοπικών αλλαγών να παραμείνουν. Αυτή η διαδικασία, ονομάζεται *nonmaxima suppression*, που σ' αυτή την περίπτωση έχει ως αποτέλεσμα εξασθενημένες ακμές (Κόκκινου, 2010). Με δεδομένο την κλιμάκωση της έντασης της εικόνας, μια αναζήτηση υλοποιείται ώστε να εντοπιστούν οι τιμές την έντασης για τις οποίες εντοπίζεται ένα τοπικό μέγιστο στην συγκεκριμένη κατεύθυνση.

2.8.7 Thresholding (Κατωφλίωση)

Η τυπική διαδικασία που χρησιμοποιείται για τη μείωση του αριθμού των λάθος τμημάτων ακμών είναι να εφαρμόσουμε ένα κατώφλι στο $N[i,j]$. Όλες οι τιμές κάτω από αυτό το κατώφλι αλλάζουν σε μηδέν. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής ενός τέτοιου κατωφλίου είναι ένας πίνακας με τις ακμές που ανιχνεύθηκαν στην εικόνα $I[i,j]$. Θα υπάρχουν ακόμα μερικές λάθος ακμές γιατί το κατώφλι τ ήταν πολύ μικρό, και τμήματα από αληθή περιγράμματα μπορεί να λείπουν επειδή το κατώφλι τ ήταν πολύ μεγάλο. Η επιλογή του σωστού κατωφλίου είναι δύσκολη και εμπεριέχει μια μέθοδο δοκιμής και λάθους. Μια πιο λειτουργική διαδικασία είναι η χρήση δυο κατωφλίων (Κόκκινου, 2010).

Κεφάλαιο 3 – Η Κατάτμηση Εικόνας

3.1 Εισαγωγή

Το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνων δύναται να οριστεί σε ένα γενικό επίπεδο ως η αναζήτηση ενός διαχωρισμού της εικόνας σε ομοιογενείς περιοχές, κατά έναν τρόπο που να αντιστοιχεί στην ανθρώπινη αντίληψη. Η δυσκολία του προβλήματος βρίσκεται τόσο σε υψηλό επίπεδο, καθώς διαφορετικοί άνθρωποι δύναται να κατατμήσουν την ίδια σκηνή με διαφορετικούς τρόπους, όσο και σε χαμηλότερο, καθώς τα κριτήρια με τα οποία ορίζεται η ομοιογένεια των περιοχών ποικίλουν από εικόνα σε εικόνα, ενώ είναι συχνά δύσκολη η διατύπωση και ποσοτικοποίηση τους (Ευστρατιάδης, 2005).



Εικόνα 6. Παράδειγμα κατάτμησης εικόνας. (πηγή <http://ee.surrey.ac.uk>)

Η συνηθισμένη προσέγγιση θεωρεί ότι τα τμήματα της εικόνας μπορούν να ομαδοποιηθούν βάσει κάποιου χαρακτηριστικού χαμηλού επιπέδου, όπως η φωτεινότητα της εικόνας, το χρώμα, ή η έξοδος μίας συστοιχίας φίλτρων. Τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται

στη διατύπωση των αλγορίθμων κατάτμησης βασίζονται τότε στην ομοιογένεια των χαρακτηριστικών στο εσωτερικό των περιοχών ή/και την ασυνέχεια τους εκατέρωθεν των ορίων τους, ενώ οι επιθυμητές λύσεις μπορούν να περιοριστούν εισάγοντας επιπλέον όρους, που αφορούν το μήκος των διαχωριστικών γραμμών και την έκταση των περιοχών.

3.2. Κατάτμηση εικόνας

Ο όρος της κατάτμησης εικόνας αναφέρεται στη διαδικασία επεξεργασίας μιας ψηφιακής εικόνας με σκοπό την διαμέριση της σε περιοχές που αποτελούνται από περισσότερα εικονοστοιχεία (pixels) που εμφανίζουν κοινά χαρακτηριστικά (Ευστρατιάδης, 2005), (Russel, 1995), (Shi, 2009), (Haindl, 2008). Ο στόχος της κατάτμησης είναι να απλοποιηθεί ή/και να αλλαχτεί η μορφή μιας εικόνας σε κάτι που είναι σημαντικότερο και ευκολότερο να αναλυθεί (Ευστρατιάδης, 2005). Η κατάτμηση εικόνας χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά για να εντοπίσει τα αντικείμενα και τα όρια (γραμμές, καμπύλες, κ.λπ.) στις εικόνες (Ευστρατιάδης, 2005) (Russel, 1995) (Gose, 1996). Το αποτέλεσμα της κατάτμησης εικόνας είναι ένα σύνολο από περιοχές που καλύπτουν στο σύνολο τους ολόκληρη την εικόνα, ή ένα σύνολο από περιγράμματα που έχουν προκύψει από την επεξεργασία της εικόνας. Κάθε ένα από τα εικονοστοιχεία (pixel) σε μια περιοχή είναι παρόμοιο εν σύγκριση με κάποια χαρακτηριστική ή υπολογισμένη ιδιότητα, όπως χρώμα, ένταση, ή σύσταση. Οι γειτονικές περιοχές, ως εκ τούτου εμφανίζονται σημαντικά διαφορετικές όσον αφορά το ίδιο χαρακτηριστικό (Ευστρατιάδης, 2005).

Μερικές από τις πρακτικές εφαρμογές της κατάτμησης εικόνας είναι (Russel, 1995)(Gose, 1996)(Lifshitz, 1990):

1. Ιατρική απεικόνιση
2. Εντοπισμός όγκων και άλλων παθολογιών
3. Χρήση από υπολογιστή για καθοδηγούμενη χειρουργική επέμβαση
4. Διάγνωση
5. Προγραμματισμός επεξεργασίας
6. Μελέτη της ανατομικής δομής των δειγμάτων και των φυσιολογιών.
7. Εντοπισμός αντικείμενων στις δορυφορικές εικόνες (δρόμοι, δάση, κ.λπ.)
8. Αναγνώριση προσώπου
9. Αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων
10. Αυτόματα συστήματα ελέγχου κυκλοφορίας

Αρκετοί αλγόριθμοι γενικής χρήσης, καθώς επίσης και τεχνικές έχουν αναπτυχθεί για την κατάτμηση εικόνας. Δεδομένου ότι δεν υπάρχει καμία γενική λύση στο πρόβλημα κατάτμησης εικόνας, αυτές οι τεχνικές πρέπει συχνά να συνδυαστούν με τη γνώση περιοχών προκειμένου να λυθεί αποτελεσματικά ένα πρόβλημα κατάτμησης εικόνας για μια περιοχή προβλήματος.

3.3 Τα κριτήρια και μέθοδοι κατάτμησης εικόνων

Τα κριτήρια που χρησιμοποιούνται για την κατάτμηση εικόνων μπορούν να ομαδοποιηθούν στις παρακάτω κύριες κατηγορίες:

3.3.1 Άνωθεν κριτήρια

Ως ποιοτική κατάτμηση θεωρείται αυτή όπου μέσα σε κάθε τμήμα της εικόνας μπορεί να κατασκευαστεί ένα απλοποιημένο μοντέλο των παρατηρήσεων, που να τα μοντελοποιεί ικανοποιητικά. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι το τμηματικά ομαλό μοντέλο της εικόνας (Mumford, 1989), (Blake, 1987), (Tsai, 2001) η τμηματικά σταθερή προσέγγισή του και γενικότερα τα αναγεννητικά μοντέλα για κατάτμηση (Tsai, 2001) (Shi, 2003).

3.3.2 Κριτήρια δυαδικής ομαδοποίησης (*pairwise clustering*)

Το κριτήριο επιζητεί την ομοιότητα των χαρακτηριστικών στο εσωτερικό των περιοχών και τη διαφορετικότητά τους σε σχέση με αυτά των υπολοίπων. Παραδείγματα είναι το κριτήριο κανονικοποιημένων τομών (Shi, 2001) (Xu, 2003) και οι τεχνικές παραγοντοποίησης πινάκων συνοχής (Perona, 1998).

3.3.3 Κριτήρια ομαδοποίησης δεδομένων

Τα χαρακτηριστικά της εικόνας θεωρούνται ως απλά δεδομένα, και εφαρμόζονται κοινοί αλγόριθμοι ομαδοποίησης, ενώ η όποια γεωμετρική πληροφορία εισάγεται θεωρώντας τις συντεταγμένες των σημείων της εικόνας επίσης ως χαρακτηριστικά (Comanciu, 2002) (Belongie, 1998). Δύναται να θεωρηθούν τα κριτήρια αυτά ως ειδικές περιπτώσεις των παραπάνω δύο, όταν αφαιρείται η όποια πρότερη πληροφορία σχετικά με την κατάτμηση.

3.3.4 Κριτήρια συνεκτικότητας εικόνας

Στην περίπτωση αυτή, ξεκινώντας από την ανάλυση της εικόνας σε συνεκτικά τμήματα βάσει της γειννίας των παρατηρήσεων και της ομοιότητας των χαρακτηριστικών ή της απουσίας ακμών, ζητείται να βρεθεί μία διαμέριση της εικόνας που να προκύπτει από την συσσώρευση τμημάτων. Τέτοιοι αλγόριθμοι, όπως για παράδειγμα ο αλγόριθμος watershed (Beucher, 1993) έχουν προκύψει από την περιοχή της μαθηματικής μορφολογίας, ενώ η γενικότερη ιδέα απαντά και σε τεχνικές τύπου region growing και θεωρίας γράφων.

3.3.5 Κριτήρια ακμών/περιγράμματος

Η προσέγγιση αυτή ανάγει την κατάτμηση στην ομαδοποίηση της εξόδου ενός συστήματος ανίχνευσης ακμών με κλειστά περιγράμματα. Έτσι, αφενός παρακάμπτεται το πρόβλημα της μοντελοποίησης των χαρακτηριστικών, χρησιμοποιώντας τα αποτελέσματα ενός αλγορίθμου ακμών ως μία σύνοψή τους, αφετέρου εισάγονται νέα προβλήματα όπως η ανίχνευση των ακμών και η ομαδοποίησή τους.

3.3.6 Μέθοδοι Λογισμού Μεταβολών

Εκφράζοντας την κατάτμηση ως μία συνάρτηση, το κριτήριο που εκφράζει την ποιότητά της μπορεί να γραφεί ως ένα συναρτησιακό που ποσοτικοποιεί τις ιδιότητες της κατάτμησης, όπως το μήκος των ορίων, τη σύμπτωσή τους με μεταβολές της φωτεινότητας και την ομοιογένεια των χαρακτηριστικών στο εσωτερικό των περιοχών (Caselles, 1997).

3.3.7 Μέθοδοι στατιστικής συμπερασματολογίας

Για την εκτίμηση της ύστερης κατανομής χρησιμοποιούνται τόσο στοχαστικές τεχνικές δειγματοληψίας Markov Chain Monte Carlo για Τυχαία Μαρκοβιανά Πεδία (Markov Random Fields MRFs) (Tu, 2002) καθώς και μεταβολικές τεχνικές, που παρέχουν μία σημειακή εκτιμήτρια αντί της ύστερης κατανομής.

3.3.8 Μέθοδοι θεωρίας γράφων

Θεωρώντας κάθε pixel της εικόνας ως έναν κόμβο ενός γράφου και την ομοιότητα μεταξύ δύο pixels ως τα βάρη των ακμών του γράφου, το πρόβλημα της κατάτμησης ανάγεται στην εύρεση των τομών που ελαχιστοποιούν μία συνάρτηση κόστους πάνω στον γράφο. Αναλόγως του κριτηρίου που εκφράζει το κόστος της τομής έχουμε συναρτησιακά όμοια με αυτά των στατιστικών/μεταβολικών μεθόδων, που ελαχιστοποιούνται χρησιμοποιώντας αλγόριθμους Επιστήμης των Υπολογιστών και καθολικά συναρτησιακά

που ελαχιστοποιούνται με μεθόδους της Φασματικής Θεωρίας Γράφων (Spectral Graph Theory) (Xu, 2003). Μία σημαντική πτυχή είναι η αποδοτικότητα των τεχνικών με τις οποίες γίνεται η βελτιστοποίηση των κριτηρίων· μία απλή ιδέα είναι να γίνει αρχικά η κατάτμηση σε μία μικρότερη ανάλυση και αργότερα να χρησιμοποιηθούν τα αποτελέσματα για να αρχικοποιηθεί η κατάτμηση στην πλήρη ανάλυση, εξοικονομώντας χρόνο και εξασφαλίζοντας ευρωστία.

3.4 Μεθοδοι κατάτμησης

Στην βιβλιογραφία υφίσταται ποικιλία σχετικά με την επεξεργασία της εικόνας με σκοπό της κατάτμησης της. Στην επόμενες παραγράφους παρουσιάζονται οι μέθοδοι αυτές.

3.4.1 Thesholding

Η απλούστερη μέθοδος για την κατάτμηση της εικόνας είναι αυτή που επιτυγχάνεται μέσω του προσδιορισμού του κατωφλίου της εικόνας (thresholding) (Gose, 1996) (Olander, 2005). Αυτή η μέθοδος βασίζεται στην τιμή κατωφλίου της εικόνας που επεξεργάζεται για να μετατρέψει μια γκρι κλίμακας εικόνα σε μια αντίστοιχη δυαδική. Το κρίσιμο σημείο για την επιτυχία της μεθόδου αυτής είναι η επιλογή της οριακής τιμής (ή των τιμών), όταν είναι επιλεγμένα πολλά επίπεδα. Έτσι ένα κατώφλι στη φωτεινότητα της εικόνας μπορεί να διαχωρίσει τα αντικείμενα από το φόντο που τα περιβάλλει. Η μέθοδος αυτή θεωρείται ότι είναι γρήγορη και απλή. Επίσης είναι η παλαιότερη μέθοδος κατάτμησης εικόνας που χρησιμοποιήθηκε.

Ο αλγόριθμος έχει ως εξής :

1.Για όλα τα pixel (i,j) της εικόνας

Αν $f(i,j) \geq T$ τότε pixel ανήκει στο αντικείμενο αλλιώς ανήκει στο φόντο.

Η επιτυχία του παραπάνω αλγορίθμου εξαρτάται από την επιλογή της τιμής του ορίου του T. Η επιλογή αυτή μπορεί να εξαχθεί από κάποια μέθοδο καθορισμού του ορίου ή μπορεί να γίνει αυθαίρετα. Από την μελετώμενη βιβλιογραφία διαπιστώνεται ότι σπάνια μια τέτοια μέθοδος μπορεί να είναι επιτυχημένη και μάλιστα στην περίπτωση που χρησιμοποιείται σταθερό όριο T για το σύνολο των pixel της εικόνας. Για να αποφευχθεί αυτό το εμπόδιο γίνεται χρήση των τοπικών ορίων που εξαρτούνται από τη θέση. Έτσι λαμβάνεται το όριο είναι $T=T(P_c)$ όπου P_c είναι το τμήμα της εικόνας για το οποίο τμήμα το κατώφλι καθορίστηκε επόμενη εικόνα.. Επίσης η μέθοδος ορίου μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλες ιδιότητες της εικόνας εκτός από τη φωτεινότητα όπως στην τοπική υφή, κλίση κ.α.

Πολλές δημοφιλείς μέθοδοι που χρησιμοποιούνται στη βιομηχανία, συμπεριλαμβανομένης της μεθόδου μέγιστης εντροπίας, της μεθόδου της Otsu (μέγιστη διακύμανση), και της K-means ομαδοποίησης έχουνε στην βάση τους την λογική της κατάτμησης της εικόνας, με την μέθοδο της κατωφλίου, όπως θα παρουσιαστεί στις αμέσως επόμενες παραγράφους.

Αναφορικά με την μέθοδο Otsu αυτή βασίζεται στην παρακάτω θεώρηση: Αν θεωρηθούν τα αντικείμενα και το φόντο ανεξάρτητα πρότυπα τότε πρέπει να βρεθεί η μεγιστοποίηση της διακριτότητας μεταξύ των προτύπων αυτών. Θέτοντας έτσι κάποιο όριο μεταξύ αντικειμένων και φόντου, στόχος είναι ο διαχωρισμός με όσο πιο αυστηρό τρόπο τα πρότυπα αυτά. Στην περίπτωση αυτή που δεν είναι δυνατή η αλλαγή των κατανομών κάθε κλάσης είναι δυνατόν να προσαρμοστεί το όριο ώστε να είναι όσο γίνεται πιο διακριτές. Αυτό γίνεται με την ελαχιστοποίηση της παράστασης που δείχνει τη διασπορά των σημείων που επιλέχθηκαν σε κάθε κλάση (weighted within-class variance) (Πλακιάς, 2005).

3.4.1.1 Μέθοδος ομαδοποίησης

Η μέθοδος ομαδοποίησης (clustering method) είναι γνωστή και ως K-means ομαδοποίηση και εφευρέθηκε το 1956 (Ευστρατιάδης, 2005)(Russel, 1995)(Gose, 1996). Ο K-means αλγόριθμος που χρησιμοποιεί είναι μια επαναληπτική τεχνική που χρησιμοποιείται για την κατάτμηση μιας εικόνας σε K ομάδες.

Ο βασικός αλγόριθμος αναλύεται στα εξής κύρια βήματα:

1. Διαλέξτε K κέντρα διασποράς, είτε τυχαία είτε με βάση κάποια ευρετική μέθοδο.
2. Αντιστοιχίστε κάθε pixel στην εικόνα, στο σύμπλεγμα που ελαχιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των pixel και του κέντρου της διασποράς αυτών.
3. Ξανα-υπολογίστε τα κέντρα διασποράς από το μέσο όρο όλων των pixel του συμπλέγματος.
4. Επαναλάβετε τα βήματα 2 και 3 μέχρι να επιτευχθεί σύγκλιση (π.χ. δεν υφίσταται αλλαγή στις ομάδες pixel)

Σε αυτή την περίπτωση, η απόσταση είναι το τετράγωνο ή η απόλυτη διαφορά, μεταξύ ενός pixel και ένας κέντρου συμπλέγματος (εικοστοιχείων). Η διαφορά που προκύπτει, συνήθως, βασίζεται στο pixel, το χρώμα, την ένταση, την υφή και τη θέση, ή σε ένα σταθμισμένο συνδυασμό των παραγόντων αυτών (Ευστρατιάδης, 2005). Αυτός ο αλγόριθμος -μέθοδος προσφέρει μεγάλη πιθανότητα επιτυχίας χάρις στην σύγκλιση, αλλά

δεν αποτελεί τη βέλτιστη λύση. Διότι η ποιότητα της λύσης εξαρτάται από το αρχικό σύνολο των συστάδων και την αξία του K (Ευστρατιάδης, 2005) (Ken, 1991).

Ο K -means αλγόριθμος είναι ένας αλγόριθμος για την διαμέριση n αντικειμένων σε k ομάδες, όπου $k < n$. Το μοντέλο προβλέπει ότι τα χαρακτηριστικά ενός αντικειμένου αντιστοιχούν σε στοιχεία του χώρου (Ευστρατιάδης, 2005) (Russel, 1995). Ο στόχος που προσπαθεί να επιτύχει είναι να ελαχιστοποιηθούν οι συνολικές τιμές που σχετίζονται με το ενδο-σύμπλεγμα διακύμανσης ή την τιμή του τετραγωνικού σφάλματος. Ένα μειονέκτημα του αλγορίθμου k -means, είναι ότι ο αριθμός των ομάδων k είναι μια παράμετρος εισόδου. Μια ακατάλληλη επιλογή του k μπορεί να αποφέρει πενιχρά αποτελέσματα (Ευστρατιάδης, 2005) (Russel, 1995). Ο αλγόριθμος υποθέτει επίσης, ότι η διακύμανση αποτελεί το κατάλληλο μέτρο της διασποράς συμπλέγματος. Η πιο κοινή μορφή του αλγορίθμου χρησιμοποιεί μια επαναληπτική ευρετική βελτίωση γνωστή ως αλγόριθμος LLOYD.

3.4.1.1.1 Ο Αλγόριθμος Lloyd

Ο Αλγόριθμος Lloyd ξεκινά με τον διαχωρισμό των σημείων εισόδου σε κάποια αρχικά σύνολα, είτε τυχαία είτε χρησιμοποιώντας κάποια ευρετικά δεδομένα (Ευστρατιάδης, 2005). Στη συνέχεια υπολογίζει το μέσο σημείο, ή το κέντρο βάρους, από κάθε σετ. Με αυτό τον τρόπο κατασκευάζει ένα νέο διαμέρισμα με τη συμμετοχή κάθε σημείου με το πλησιέστερο κέντρο βάρους. Στη συνέχεια, λαμβάνει τα κέντρα βάρους εκ νέου για τις νέες ομάδες, και ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται μέχρι τη σύγκλιση, η οποία επιτυγχάνεται όταν τα σημεία δεν είναι πλέον συμπλέγματα (ή τα εναλλακτικά κέντρα βάρους είναι πλέον αλλαγμένα). Συχνά οι Αλγόριθμοι Lloyd και k -means χρησιμοποιούνται ως συνώνυμα, αλλά στην πραγματικότητα ο αλγόριθμος Lloyd είναι μια ευρετική επιλογή για την επίλυση του K -means, και στην πραγματικότητα μπορεί να συγκλίνουν σε λάθος απάντηση. Δηλαδή όσον αφορά στις επιδόσεις ο αλγόριθμος δεν εγγυάται ότι θα επιστρέψει με την βέλτιστη λύση. Η ποιότητα του τελικού αποτελέσματος εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το αρχικό σύνολο των συστάδων. Δεδομένου ότι ο αλγόριθμος είναι εξαιρετικά γρήγορος, μια κοινή μέθοδος είναι να τρέξει τον αλγόριθμο αρκετές φορές και να επιστρέφει την καλύτερη ομαδοποίηση που βρέθηκε.

3.4.1.2 Μέθοδος συμπίεσης

Στην μέθοδο συμπίεσης (compression method) αυτή υποθέτουμε ότι η βέλτιστη κατάτμηση υλοποιείται με την ελαχιστοποίηση της κωδικοποίησης του μήκους των στοιχείων. Η σύνδεση μεταξύ των δύο αυτών εννοιών είναι ότι η κατάτμηση προσπαθεί να

βρει μοτίβα σε μια εικόνα και κάθε κανονικότητα στην εικόνα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την συμπίεση (Gose, 1996). Η μέθοδος αυτή περιγράφει κάθε τμήμα της εικόνας με βάση την υφή και το σχήμα του ορίου. Κάθε ένα από αυτά τα συστατικά διαμορφώνεται από μια συνάρτηση κατανομής πιθανότητας και η κωδικοποίηση του μήκους του υπολογίζεται ως εξής (Gose, 1996):

1. Η κωδικοποίηση ορίου αξιοποιεί το γεγονός ότι οι περιφέρειες σε φυσικές εικόνες τείνουν να έχουν μια ομαλή καμπύλη. Αυτό χρησιμοποιείται πριν από την κωδικοποίηση Huffman για να κωδικοποιήσει τη διαφορά κωδικό αλυσίδα των περιγραμμάτων σε μια εικόνα. Έτσι, όσο ομαλότερη στο όριο είναι, τόσο επιτυγχάνεται η ακριβέστερη κωδικοποίηση.

2. Η υφή της εικόνας κωδικοποιείται από μια χαλαρή (lossy) συμπίεση με τρόπο παρόμοιο με παραπάνω, κατ' αρχήν. Η υφή σε κάθε περιοχή σημείων, διαμορφώνεται από μια πολυμεταβλητή κανονική κατανομή των οποίων η εντροπία έχει κλειστή μορφή έκφρασης. Μια ενδιαφέρουσα ιδιότητα του μοντέλου αυτού είναι ότι η εκτιμώμενη εντροπία δεσμεύει την πραγματική εντροπία των δεδομένων (Gose, 1996). Έτσι, η πραγματική διάρκεια κωδικοποίησης δεν μπορεί να είναι μεγαλύτερη από αυτή που ο αλγόριθμος προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει.

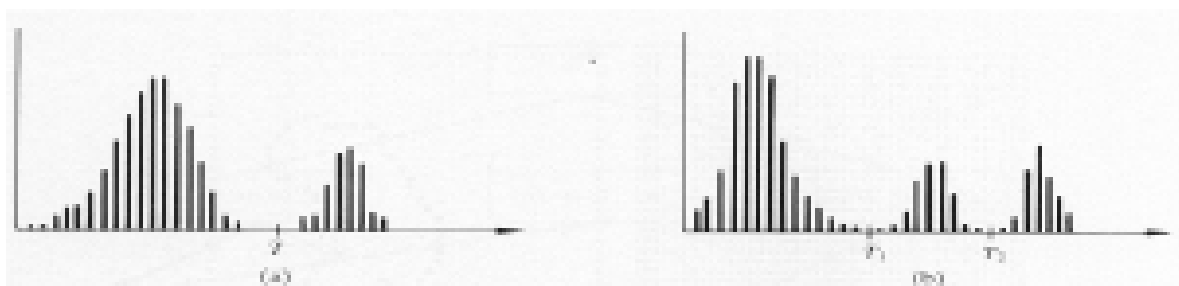
3. Για κάθε δεδομένη κατάτμηση μιας εικόνας, η μέθοδος αυτή αποδίδει τον αριθμό των bits που απαιτούνται για την κωδικοποίηση της εικόνας με βάση τη συγκεκριμένη κατάτμηση. Έτσι, ανάμεσα σε όλες τις πιθανές κατατμήσεις μιας εικόνας, ο στόχος είναι να βρεθεί η κατάτμηση η οποία παράγει το βραχύτερο μήκος κωδικοποίησης.

3.4.1.3 Μέθοδος του Ιστόγραμματος

Η μέθοδος αυτή που συναντάται στην διεθνή βιβλιογραφία με τον όρο histogram-based method, είναι πολύ αποτελεσματική σε σύγκριση με άλλες μεθόδους τμηματοποίησης εικόνων, επειδή συνήθως απαιτούν μόνο ένα πέρασμα μέσα από τα εικονοστοιχεία (Ευστρατιάδης, 2005) (Lindeberg, 1997). Στην τεχνική αυτή, ένα ιστόγραμμα υπολογίζεται από το σύνολο των pixel της εικόνας, και οι κορυφές και κοιλάδες στο ιστόγραμμα χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό των συσχετιζόμενων σχηματισμών στην εικόνα. Επιπλέον το χρώμα ή, η ένταση μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μέτρο. Ένα μειονέκτημα του ιστογράμματος είναι το γεγονός ότι μπορεί να είναι δύσκολο να εντοπιστούν σημαντικές κορυφές και οι κοιλάδες στην εικόνα. Το ιστόγραμμα μπορεί επίσης να εφαρμοστεί σε μια βάση ανά pixel, όπου το αποτέλεσμα πληροφορίες χρησιμοποιούνται για να καθορίσουν την πιο συχνή χρώμα για την τοποθεσία pixel. Τα pixels των αντικειμένων σχηματίζουν κορυφές

διαφορετικές από την κορυφή που σχηματίζουν τα pixels του φόντου. Επομένως τα καθορισμένα όρια μπορεί να καθοριστούν ως τα τοπικά ελάχιστα μεταξύ δύο τοπικών μέγιστων όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. Δηλαδή το pixel (x,y) ανήκει:

- Σε ένα αντικείμενο A εάν $T1 < f(x,y) \leq T2$
- Σε άλλο αντικείμενο B εάν $f(x,y) > T2$
- Στο φόντο εάν $f(x,y) \leq T1$



Εικόνα 7. Τα ιστογράμματα των αντικειμένων A, B.

Προς αποφυγή του εντοπισμού δυο τοπικών μέγιστων που ανήκουν στο ίδιο ολικό μέγιστο, είτε απαιτείται μια ελάχιστη απόσταση μεταξύ των δύο ορίων είτε χρησιμοποιούνται τεχνικές εξομάλυνσης στα ιστογράμματα σαν διαδικασίες προ-επεξεργασίας.

3.4.1.4 Μέθοδος ανίχνευσης των ακρών

Η μέθοδος αυτή (edge detection) αποτελεί μια πολύ καλή μέθοδο, το βασικό μειονέκτημά της οποίας είναι ότι οι ακμές που προσδιορίζονται από την ανίχνευση των άκρων συχνά αποσυνδέονται. Για την κατάτμηση ενός αντικειμένου από μια εικόνα, ωστόσο, πρέπει να έχουν οριστεί κλειστά όρια στη περιοχή μελέτης. Τα επιθυμητά άκρα είναι τα όρια μεταξύ αυτών των αντικειμένων. Οι Lindeberg και Li ανέπτυξαν μια ολοκληρωμένη μέθοδο που κατατμίζει τις «άκρες» σε ίσια και καμπύλα τμήματα, για να προβεί στην ανάλυση των αντικειμένων που προκύπτουν (Chen, 1994), με χρήση ενός κριτηρίου που ονόμασαν minimum description length (MDL) που βελτιστοποιούσε την μέθοδο.

Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί τις ακμές ενός αντικειμένου. Με τον όρο ακμή κάθε pixel μιας εικόνας ονομάζεται η ιδιότητα του συγκεκριμένου pixel της εικόνας που υπολογίζεται με βάση την πληροφορία σχετικά με τη γειτονιά του αντίστοιχου pixel. Η ιδιότητα αυτή σε μαθηματική γλώσσα είναι ένα διάνυσμα στο δισδιάστατο χώρο, το οποίο

έχει μέτρο (magnitude) και κατεύθυνση (direction) που μπορούν να υπολογιστούν με χρήση των παρακάτω τύπων (Πλακιάς, 2005).

$$|grad - g(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial g}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial g}{\partial y}\right)^2}, y = \arg\left(\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y}\right)$$

Εξίσωση 6. Οι τύποι της μεθόδου edge detection

Το μέτρο της ακμής υπολογίζεται από τον παραπάνω τύπο και είναι ίσο με $grad - g(x, y)$ ενώ η κατεύθυνση της ακμής είναι ίση με την κατεύθυνση της συνάρτησης $gradient$ μείον 90° . Ο θόρυβος αποτελεί το σπουδαιότερο παράγοντα που δημιουργεί προβλήματα στο αποτέλεσμα της εφαρμογής του αλγορίθμου. Επίσης σημαντικό πρόβλημα είναι η μη κατάλληλη πληροφορία σε μία εικόνα, δηλαδή η ύπαρξη ακμών όπου δεν υπάρχουν σύνορα αντικειμένων και το αντίστροφο (Πλακιάς, 2005).

3.4.1.5 Περιοχής αύξηση της περιοχής

Η μέθοδος αυτή (region-growing method) λαμβάνει μια σειρά από «εικοστοιχεία» (pixel) μαζί με την εικόνα (Ευστρατιάδης, 2005) (Horovitz, 1976). Οι περιοχές της εικόνας μεγαλώνουν επαναληπτικά με τη σύγκριση όλων των μη διατεθέντων γειτονικών pixel στις περιφέρειες. Η διαφορά μεταξύ της έντασης (volume) ενός pixel και μέση της περιοχής, χρησιμοποιείται ως μέτρο της ομοιότητας τους. Η περιοχή των εικονοστοιχείων με τη μικρότερη διαφορά που μετράται με αυτόν τον τρόπο έχει κατανεμηθεί στην αντίστοιχη περιοχή. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται έως ότου όλα τα pixel που διατίθενται σε μία περιοχή κατανεμηθούν (Ευστρατιάδης, 2005) (Horovitz, 1976).

Μια παραλλαγή αυτής της τεχνικής, που προτάθηκε από Haralick και Shapiro (1985) (Ευστρατιάδης, 2005), βασίζεται στη τιμή της έντασης του pixel. Η μέση τιμή και διασπορά της περιοχής και η ένταση του pixel που μελετάται, χρησιμοποιείται για να υπολογίσει ένα στατιστικό αποτέλεσμα της δοκιμής. Εάν το στατιστικό αποτέλεσμα της δοκιμής είναι αρκετά μικρό, το pixel προστίθεται στην περιοχή, με τη μέση τιμή και διασπορά της περιοχής να είναι πλέον νέες. Διαφορετικά, το pixel απορρίπτεται και χρησιμοποιείται για να διαμορφώσει μια νέα περιοχή.

3.4.1.6 Μέθοδος διαχωρισμού και συγχώνευσης.

Η μέθοδος αυτή (split and merge method) βασίζεται στο quadtree διαμέρισμα μιας εικόνας. Για το λόγο αυτό μερικές φορές ονομάζεται quadtree κατάτμηση. Η μέθοδος αυτή ξεκινά από τη ρίζα του δέντρου που αντιπροσωπεύει το σύνολο της εικόνας. Εάν

διαπιστωθεί μη ομοιόμορφη εικόνα, τότε αυτή χωρίζεται σε τέσσερα τετράγωνα (διαδικασία διάσπασης) και συνεχίζεται ούτω καθεξής. Αντίθετα, αν το αποτέλεσμα των τεσσάρων τετραγώνων είναι ομοιογενές, η διαδικασία συγχωνεύει-συνδέει τα στοιχεία αυτά (διαδικασία συγχώνευσης). Ο κόμβος στο δέντρο είναι ένας κατακερματισμένος κόμβος. Αυτή η διαδικασία συνεχίζεται αναδρομικά μέχρι να μην υπάρχουν περαιτέρω διασπάσεις ή συγχωνεύσεις είναι δυνατές (Horowitz, 1976), (Chen, 1991). Όταν μια ειδική δομή δεδομένων που εμπλέκονται στην εφαρμογή του αλγορίθμου της μεθόδου, χρονική πολυπλοκότητα του μπορεί να φτάσει $O(n \log n)$, η βέλτιστη αλγόριθμος της μεθόδου (Osher, 2003).

3.4.1.7 Μερική διαφορική εξίσωση με βάση τις μεθόδους

Χρησιμοποιώντας μια μερική διαφορική εξίσωση (PDE) - με βάση τη μέθοδο και την επίλυση της εξίσωσης PDE με το αριθμητικό σύστημα, μπορεί κανείς να το τμήμα της εικόνας. Η μέθοδος της διάδοσης της καμπύλη είναι μια δημοφιλής τεχνική σε αυτή την κατηγορία, με πολλές εφαρμογές στην εξόρυξη διαφορών, στην παρακολούθηση αντικειμένου, στη στερεοσκοπική ανασυγκρότηση, κλπ. Η κεντρική ιδέα είναι να εξελιχθεί μια αρχική καμπύλη προς το χαμηλότερο δυναμικό μιας συνάρτησης του κόστους (Horowitz, 1974). Όσο για τα αντίστροφα προβλήματα, η ελαχιστοποίηση του κόστους λειτουργίας είναι μη-τετριμμένη και επιβάλλει ορισμένους περιορισμούς στην ομαλότητα της λύσης, η οποία στην προκειμένη περίπτωση δεν μπορεί να εκφραστεί ως γεωμετρικός περιορισμός στην εξελισσόμενη καμπύλη. Στην συνέχεια παρουσιάζονται συναφείς μέθοδοι με αυτή.

3.4.1.7.1 Παραμετρική μέθοδος

Οι μέθοδοι Lagrangian στηρίζονται στην παραμετροποίηση του περιγράμματος σύμφωνα με κάποια στρατηγική δειγματοληψίας, ώστε στη συνέχεια να εξελιχθούν για κάθε στοιχείο. Τέτοιες τεχνικές είναι γρήγορες και αποτελεσματικές. Η πιο γνωστή μορφή τους είναι γνωστή ως «φίδια» λόγω και οφείλεται στην εργασία του Kass και του Τερζόπουλου το 1987, (Lindeberg, 1994), η οποία γενικά επικρίνεται για τους περιορισμούς της σχετικά με την επιλογή της στρατηγικής δειγματοληψίας, τις εσωτερικές γεωμετρικές ιδιότητες της καμπύλης, τις τοπολογικές αλλαγές (διαχωρισμός καμπύλη και τη συγχώνευση), την αντιμετώπιση των προβλημάτων στις τρεις διαστάσεις, κ.λπ.

3.4.1.7.2 Μέθοδοι Ομαδοποίησης Επίπεδου

Η μέθοδος level-set προτάθηκε αρχικά για να παρακολουθεί κινούμενες διεπαφές από τους Osher και Sethian το 1988 και εξαπλώθηκε σε διάφορους τομείς απεικόνισης στα τέλη της προηγούμενης δεκαετίας (Sethian, 2012). Η συγκεκριμένη μέθοδος δύναται να χρησιμοποιηθεί για να αντιμετωπιστεί αποτελεσματικά το πρόβλημα της διάδοσης της καμπύλης / επιφάνειας κατά συνεκδοχικό τρόπο. Η κεντρική ιδέα είναι να παρουσιάζει εν εξελίξει ένα περίγραμμα χρησιμοποιώντας μια συγκεκριμένη συνάρτηση, όπου το μηδέν επίπεδο αντιστοιχεί στο πραγματικό περίγραμμα. Στη συνέχεια, σύμφωνα με την εξίσωση κίνησης του περιγράμματος, μπορεί κανείς να αντλήσει εύκολα μια παρόμοια ροή για τη σιωπηρή επιφάνεια που όταν εφαρμόζεται σε μηδενικό επίπεδο, θα αντανakλά την εξάπλωση του περιγράμματος. Η μέθοδος που κωδικοποιεί το επίπεδο έχει πολλά πλεονεκτήματα: είναι έμμεση, δεν διαθέτει παραμέτρους και παρέχει έτσι έναν άμεσο τρόπο να υπολογίζονται οι γεωμετρικές ιδιότητες μια δομής. Ως εκ τούτου, μπορεί κανείς να συμπεράνει ότι πρόκειται για ένα πολύ ευέλικτο πλαίσιο για την υλοποίηση πολυάριθμων εφαρμογών της υπολογιστικής όρασης και της ανάλυσης της ιατρικής εικόνας (sethian, 2012). Επιπλέον, η έρευνα σε διάφορες δομές δεδομένων καθορισμένου επίπεδου έχει οδηγήσει στην πολύ αποτελεσματική εφαρμογή αυτής της μεθόδου.

3.4.1.7.3 Γρήγορη μέθοδος της πορείας

Η Γρήγορη Μέθοδος της Πορείας έχει εισαχθεί από τον James A. Sethian (sethian, 2012). Έχει χρησιμοποιηθεί στην κατάτμηση εικόνας το 2006 ενώ παράλληλα το ίδιο το μοντέλο έχει βελτιωθεί σε μια προσέγγιση που ονομάζεται γενικευμένη μέθοδο ταχείας πορείας (Shi, 2009).

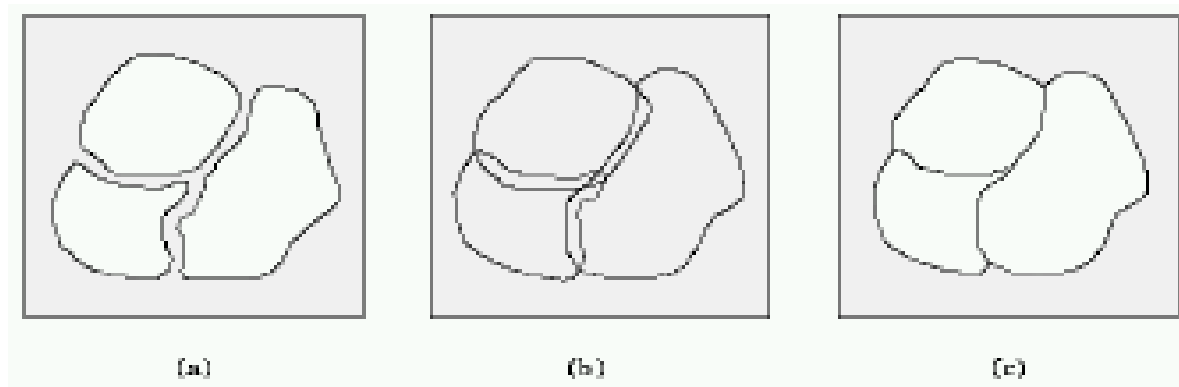
3.4.1.8 Μέθοδοι διαχωρισμού Γραφήματος

Οι μέθοδοι διαχωρισμού γραφήματος (graph portioning methods) μπορούν να χρησιμοποιηθούν αποτελεσματικά για την κατάτμηση της εικόνας (Grady, 2006), (Wu, 1993), (Grady, 2006), (Zahn, 1971). Σε αυτές τις μεθόδους, η εικόνα διαμορφώνεται ως ένα σταθμισμένο, μη-κατευθυνόμενο γράφημα. Συνήθως ένα pixel ή μια ομάδα pixels που συνδέονται με τους κόμβους και άκρη βάρη ορίζουν τη (DIS) ομοιότητα μεταξύ των pixel γειτονιά. Το γράφημα (εικόνα) στη συνέχεια, χωρίζεται σύμφωνα με ένα κριτήριο που έχει σχεδιαστεί για να διαμορφώνει "καλές" ομάδες. Κάθε κατάτμηση των κόμβων (pixel) εξόδου από αυτούς τους αλγόριθμους θεωρείται ένα τμήμα αντικειμένου στην εικόνα. Μερικοί από

τους δημοφιλέστερους αλγορίθμους της κατηγορίας αυτής, είναι αυτοί που σχετίζονται με τις κανονικοποιημένες περικοπές (normalized cuts) (Grady, 2006), τον τυχαίο περιπατητή (random walker) (Wu,1993), την ελάχιστη περικοπή (minimum cuts) (Grady,2006), την ισοπεριμετρική τμηματοποίηση (isoperimetric partitioning) (Zhan, 1971), και το ελάχιστο εκτεταμένο δένδρο με βάση την κατάτμηση (minimum spanning tree-based segmentation) (Witkin, 1983).

Ένας γράφος αποτελείται από ένα σύνολο κόμβων n_i και από ένα σύνολο ακμών μεταξύ των ακμών (n_i, n_j) . Στην περίπτωση αυτή θεωρείται ότι ο γράφος είναι προσανατολισμένος και πως κάθε κόμβος στο γράφο έχει κάποιο βάρος (κόστος). Στην περίπτωση αυτή το πρόβλημα της ανίχνευσης ορίων για μια περιοχή μετατρέπεται στο εξής πρόβλημα (Πλακιάς, 2005):

«εντοπισμός του βέλτιστου μονοπατιού μεταξύ των καθορισμένων κόμβων, του αρχικού και του τελικού κόμβου.»



Εικόνα 8. Τα όρια για τα εσωτερικά, εξωτερικά και επεκταμένα όρια. (α) εσωτερικά, (β) εξωτερικά, (γ) επεκταμένα

Έστω ότι λοιπόν ότι $s(x)$ και $\phi(x)$ είναι αντίστοιχα το μέτρο και η κατεύθυνση της ακμής για ένα pixel της εικόνας. Στην περίπτωση αυτή στο γράφο, το pixel αυτό αναπαρίσταται με ένα κόμβο με βάρος $s(x)$ και συνδέεται με ένα άλλο κόμβο-pixel n_j μόνο αν η κατεύθυνση του είναι $\pm\pi/4$ από το κόμβο n_j (θεωρείται ότι υφίσταται 8 connectivity). Επιπλέον ορίζεται ένα όριο με το οποίο καθορίζονται ποια pixel θα μετασχηματιστούν σε κόμβους στο γράφο. Για παράδειγμα αν το μέτρο της ακμής του είναι μεγαλύτερο από το όριο τότε το αντίστοιχο pixel αναπαρίσταται σε κόμβο. Ως εκ τούτου η διαδικασία εντοπισμού των ορίων λοιπόν μετατρέπεται σε αναζήτηση για το συντομότερο μονοπάτι στον αντίστοιχο γράφο (Πλακιάς 2005).

Ένας αλγόριθμος που χρησιμοποιείται συνήθως είναι ο A-αλγόριθμος του Nilsson. Μια άλλη μέθοδος που στηρίζεται στη φιλοσοφία της προηγούμενης προσέγγισης (αναπαράσταση εικόνας ακμών με γράφο) είναι η χρήση δυναμικού προγραμματισμού. Ο δυναμικός προγραμματισμός είναι μια μέθοδος βελτιστοποίησης και για αυτό ταιριάζει στην προσέγγιση που δόθηκε παραπάνω (Πλακιάς, 2005).

3.4.1.9 Λεκάνη μετασχηματισμού

Η μέθοδος της λεκάνης απορροής μετασχηματισμού θεωρεί τη διαβάθμιση μεγέθους μιας εικόνας ως μια τοπογραφική επιφάνεια. Τα pixels που έχουν τις υψηλότερες εντάσεις μεγέθους κλίσης (GMIs) αντιστοιχούν σε καμπύλες γραμμές, οι οποίες αντιπροσωπεύουν τα όρια της περιοχής. Στην συνέχεια τοποθετείται νερό σε κάθε pixel που περικλείεται από μια κοινή γραμμή καμπί που ρέει κατηφορικά σε μια κοινή τοπική ελάχιστη ένταση (EAY). Τα pixels αποστράγγισης δημιουργούν μια ελάχιστη κοινή μορφή μια λεκάνη αλιευμάτων, που αποτελούν ένα τμήμα της (Gose, 1996).

3.4.1.10 Μέθοδος που βασίζεται σε μοντέλο κατάτμησης

Η κεντρική παραδοχή μιας τέτοιας προσέγγισης είναι ότι οι δομές των οργάνων έχουν μια επαναλαμβανόμενη μορφή της γεωμετρίας. Ως εκ τούτου, μπορεί κανείς να αναζητήσει ένα πιθανοτικό μοντέλο για την εξήγηση της μεταβολής του σχήματος του οργάνου και στη συνέχεια, όταν τμηματοποιήσει μια εικόνα επιβάλλονται περιορισμοί χρησιμοποιώντας το μοντέλο αυτό . Ένα τέτοιο έργο περιλαμβάνει:

1. Καταχώρηση των παραδειγμάτων εκπαίδευσης σε μια κοινή στάση,
2. Πιθανοτική απεικόνιση της διακύμανσης των εγγεγραμμένων δείγματα, και
3. Στατιστική συμπερασματολογία μεταξύ του μοντέλου και της εικόνας.

3.4.1.11 Πολλαπλής κλίμακας

Οι κατατμήσεις εικόνας αυτού του τύπου υπολογίζονται σε πολλαπλές κλίμακες.

3.4.1.11.1 Μονοδιάστατη ιεραρχική κατάτμηση σήματος

Η δημιουργική εργασία (Witkin, 1984), (Koenderick, 1984) του Witkin στην κλίμακα του χώρου περιέχει την έννοια ενός μονοδιάστατου σήματος που θα μπορούσε να είναι σαφώς προσδιοριζόμενο κατά διαστήματα σε περιοχές, με τη χρήση μίας παραμέτρου κλίμακας έλεγχου της κλίμακας της κατάτμησης. Μια βασική παρατήρηση σε αυτή τη μέθοδο είναι ότι οι μηδενικές διελεύσεις των δευτέρων παραγώγων (ελάχιστα και μέγιστα

της πρώτης παραγώγου ή κλίση) των πολλαπλών διαστάσεων σχηματίζουν ένα δέντρο ένθεσης, το οποίο ορίζει ιεραρχικές σχέσεις μεταξύ των τμημάτων σε διαφορετικές κλίμακες.

3.4.1.11.2 Κατάτμηση και δημιουργία σκίτσου

Υπήρξαν πολλές ερευνητικές εργασίες σε αυτόν τον τομέα, εκ των οποίων μερικές έχουν φθάσει πλέον σε μια κατάσταση όπου μπορούν να εφαρμοστούν είτε με διαδραστική παρέμβαση του χειριστή (συνήθως με εφαρμογή στην ιατρική απεικόνιση) ή πλήρως αυτόματα. Η ένθετη δομή που περιγράφεται και ως Witkin είναι, ωστόσο, εξειδικευμένη σε μονοδιάστατα σήματα και δεν είναι δυνατόν εύκολα και κοινότοπα να μεταφερθεί σε τρισδιάστατες εικόνες. Παρόλα αυτά, η γενική αυτή ιδέα έχει εμπνεύσει πολλούς άλλους συγγραφείς να διερευνήσουν την κατάτμηση της εικόνας (Lifshitz, 1990) (Lindberg, 1993), (Lindeberg, 1994) (Gauch, 1993). Ο Koenderink (Lifshitz, 1990) (Lindberg, 1993), (Lindeberg, 1994) (Gauch, 1993) μελέτησε τις ισοκαμπύλες έντασης με την μέθοδο αυτή και η προσέγγιση αυτή εξετάστηκε διεξοδικότερα από Lifshitz και Pizer (Lifshitz, 1990) (Lindberg, 1993), (Lindeberg, 1994) (Gauch, 1993). Ο Lindeberg μελέτησε το πρόβλημα της σύνδεσης των τοπικών και ακρότατων σημείων πάνω σε κλίμακες, και πρότεινε μια αναπαράσταση της που καθιστά σαφείς τις σχέσεις μεταξύ των δομών στις διαφορετικές κλίμακες και αποσαφήνισε το ποια είναι τα χαρακτηριστικά της εικόνας που είναι σταθερά πάνω από μεγάλες περιοχές κλίμακας συμπεριλαμβανομένων των τοπικά κατάλληλων κλιμάκων για εκείνες (Lifshitz, 1990)(Lindberg, 1993),(Lindeberg, 1994)(Gauch, 1993). Ο Bergholm ανίχνευσε τις άκρες και στη συνέχεια τις εντόπισε με χειροκίνητη επιλογή (Lifshitz, 1990)(Lindberg, 1993),(Lindeberg, 1994)(Gauch, 1993). Οι Gauch και Pizer μελέτησαν το πρόβλημα των συμπληρωματικών ραχών και των κοιλάδων σε πολλαπλές κλίμακες και ανέπτυξαν ένα διαδραστικό εργαλείο για κατάτμηση της εικόνας με βάση πολλαπλές κλίμακες λεκανών απορροής. Η χρήση των πολλαπλών διαστάσεων λεκανών με την εφαρμογή του χάρτη κλίσης έχει επίσης διερευνηθεί από Olsen και Nielsen και έχουν μεταφερθεί σε κλινική χρήση. Ο Vincken (Lifshitz, 1990)(Lindberg, 1993),(Lindeberg, 1994)(Gauch, 1993)πρότεινε ένα hyperstack για τον καθορισμό των πιθανοτήτων σχέσης μεταξύ των δομών της εικόνας σε διαφορετικές κλίμακες. Η χρήση των σταθερών δομών της εικόνας πάνω κλίμακες έχει προχωρήσει από τον Ahuja σε ένα πλήρως αυτοματοποιημένο σύστημα. Επιπρόσθετα ένας πλήρως αυτόματος αλγόριθμος κατάτμησης του εγκεφάλου με βάση τις πολλαπλών διαστάσεων λεκάνες απορροής έχει υποβληθεί από τους Undeman και

Lindeberg (Lifshitz, 1990)(Lindberg, 1993),(Lindeberg, 1994)(Gauch, 1993) και έχουν δοκιμαστεί εκτεταμένα σε βάσεις δεδομένων του εγκεφάλου.

3.4.1.12 Ημιαυτόματη κατάτμηση

Σε αυτό το είδος του κατακερματισμού, ο χρήστης περιγράφει την περιοχή ενδιαφέροντος με τα κλικ του ποντικιού και οι αλγόριθμοι εφαρμόζονται έτσι ώστε η διαδρομή που ταιριάζει καλύτερα στην άκρη της εικόνας να εμφανίζεται.

3.4.1.13 Μέθοδος με χρήση νευρωνικών δικτύων.

Η παραπάνω τύπου κατάτμηση βασίζεται στην επεξεργασία μικρών περιοχών μιας εικόνας με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων ή ενός συνόλου των νευρωνικών δικτύων. Μετά την επεξεργασία αυτή, ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων σηματοδοτεί τις περιοχές της εικόνας ανάλογα με την κατηγορία που αναγνωρίζεται από το νευρωνικό δίκτυο. Ένας τύπος δίκτυο σχεδιασμένο ειδικά για αυτό το χάρτη Kohonen (Martin,2001) (Mumford, 1989).

3.4.2 Bayesian Method and Image Segmentation

Τελευταία μια προσέγγιση που χρησιμοποιείται κατά κόρον είναι η θεώρηση του προβλήματος ως classify πρόβλημα, δηλαδή η ανίχνευση κάθε περιοχής που ανήκει κάθε pixel. Ένας αλγόριθμος που έχει χρησιμοποιηθεί είναι ο Bayes Naïv, φυσικά με τις κατάλληλες προσεγγίσεις (π.χ είσοδος χωρικής πληροφορίας μέσω MRF πιθανοτήτων) ώστε να ταιριάζει με το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνας (Πλακιάς 2005). Τελικά ο αλγόριθμος Bayesian απαιτεί την εύρεση ενός μέγιστου, οδηγούμαστε δηλαδή σε ένα δύσκολο υπολογιστικά πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Μια προσέγγιση που έχει δοθεί συνδυάζει το πρόβλημα μας με το πρόβλημα της μέγιστης ροής σε ένα γράφο(min cut- max flow) (Πλακιάς, 2005).

3.4.3 Σύνοψη-σύντομη κριτική

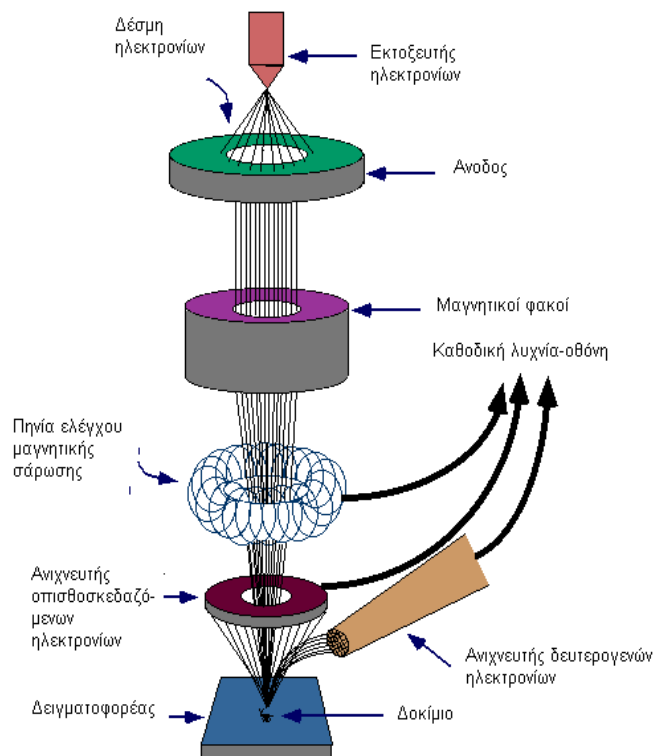
Το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνας έχει μελετηθεί αρκετά και έχουν προταθεί διάφορες προσεγγίσεις που αντιμετωπίζουν το θέμα από τελείως διαφορετικές σκοπιές. Τελευταία οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται περισσότερο και στις οποίες υπάρχει μεγαλύτερη δραστηριότητα στο χώρο της έρευνας, χρησιμοποιούν τεχνολογίες classification, ασαφής λογικής και διαδικασίες προσέγγισης ενεργών περιγραμμάτων με την εικόνα. Ένα σημαντικό πρόβλημα που αντιμετωπίζεται στη βιβλιογραφία του προβλήματος

είναι ότι δεν χρησιμοποιούνται διαδικασίες υπολογισμού της χρησιμότητας του κάθε αλγόριθμου (κριτήρια Image Segmentation κατάτμησης εικόνων) αλλά προβάλλονται συνήθως οπτικά αποτελέσματα.

3.5 Ηλεκτρονικά μικροσκοπία σάρωσης SEM

Η Ηλεκτρονική Μικροσκοπία Σάρωσης (Scanning Electron Microscopy, SEM) είναι μία από τις πιο σύγχρονες και ευέλικτες μεθόδους ανάλυσης της μικροδομής μεγάλου αριθμού υλικών. Η ικανότητα των οπτικών μικροσκοπίων περιορίζεται λόγω της φύσης του φωτός σε επίπεδα μεγεθύνσεων έως 1000x και σε διακριτική ικανότητα έως 0.2 μm . Στις αρχές της δεκαετίας του '30 υπήρχε ήδη η ανάγκη για εξέταση του εσωτερικού του κυττάρου (πυρήνας, μιτοχόνδρια κλπ.) που απαιτούσε μεγεθύνσεις μεγαλύτερες του 10,000 x. Η απαίτηση αυτή οδήγησε στην ανακάλυψη και εφαρμογή των ηλεκτρονικών μικροσκοπίων. Το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο διέλευσης ή διαπερατότητας (TEM, Transmission Electron Microscope) ήταν το πρώτο είδος ηλεκτρονικού μικροσκοπίου και στη συνέχεια ακολούθησε το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης (SEM, Scanning Electron Microscope).

Το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης είναι ένα όργανο που λειτουργεί όπως περίπου και ένα οπτικό μικροσκόπιο μόνο που χρησιμοποιεί δέσμη ηλεκτρονίων υψηλής ενέργειας αντί για φως, για να εξετάσει αντικείμενα σε λεπτομερή κλίμακα. Τα ηλεκτρόνια λόγω της κυματικής τους φύσης μπορούν να εστιαστούν όπως και τα φωτεινά κύματα αλλά σε πολύ μικρότερη επιφάνεια (π.χ. κόκκος υλικού). Η δέσμη ηλεκτρονίων σαρώνει την επιφάνεια του δείγματος με το οποίο αλληλεπιδρά. Από την αλληλεπίδραση αυτή προκύπτουν πληροφορίες σε σχέση με τα άτομα των στοιχείων που απαρτίζουν το εξεταζόμενο υλικό. Από τα άτομα των στοιχείων εκπέμπονται κυρίως δευτερογενή (secondary) και οπισθοσκεδαζόμενα (backscattered) ηλεκτρόνια καθώς και ακτίνες X. Η ένταση των εκπεμπόμενων ηλεκτρονίων επηρεάζεται από τα χαρακτηριστικά της επιφάνειας. Έτσι το SEM δίνει πληροφορίες που αφορούν κυρίως στη μορφολογία και στη σύσταση της επιφανείας. Εφαρμόζοντας ένα σύστημα ανίχνευσης της διασποράς των ενεργειών των ακτίνων X που δημιουργούνται στην επιφάνεια από την προσπίπτουσα δέσμη, μπορεί να γίνει ημιποσοτική στοιχειακή ανάλυση του υλικού. Επομένως το SEM χρησιμοποιείται για την εξέταση μικροδομής στερεών δειγμάτων και για να δίνει εικόνες υψηλού βαθμού ευκρίνειας .



Εικόνα 5. Το SEM (πηγή <http://www.purdue.edu/rem/rs/sem.htm>)

3.5.1 Η λειτουργία του SEM

Η λειτουργία του SEM στηρίζεται στις αλληλεπιδράσεις του προς εξέταση δείγματος και της προσπίπτουσας σε αυτό δέσμης ηλεκτρονίων. Οι βασικές διατάξεις που υπάρχουν στο μικροσκόπιο είναι το σύστημα παραγωγής δέσμης ηλεκτρονίων, το σύστημα κατεύθυνσης της δέσμης, το σύστημα πληροφοριών και τέλος το σύστημα κενού.

Τα βασικά στάδια λειτουργίας ενός ηλεκτρονικού μικροσκοπίου είναι:

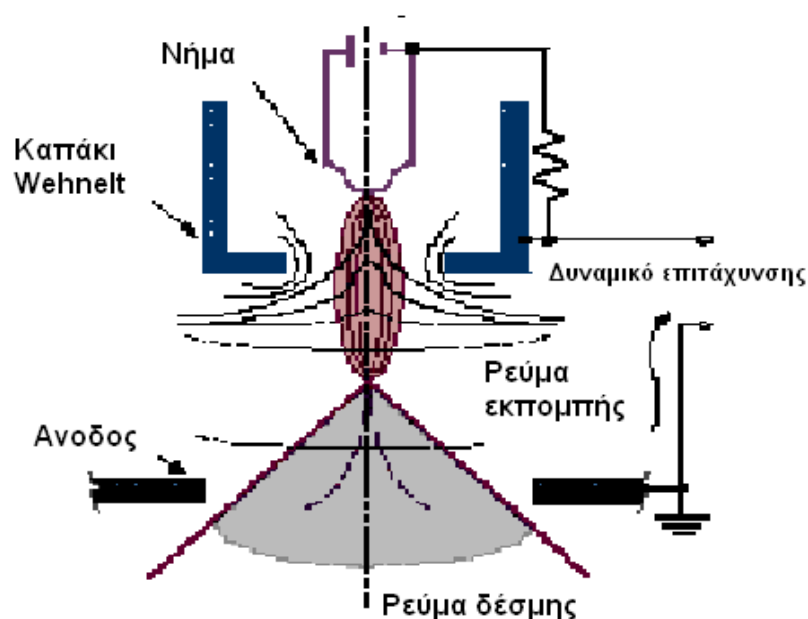
1. Σχηματίζεται μία δέσμη ηλεκτρονίων από την πηγή η οποία επιταχύνεται προς το δείγμα μέσω ενός θετικού ηλεκτρικού δυναμικού.
2. Χρησιμοποιώντας μεταλλικά ανοίγματα, ηλεκτρομαγνητικούς φακούς και πηνία σάρωσης, επιτυγχάνεται μία λεπτή εστιασμένη μονοχρωματική δέσμη η οποία σαρώνει την επιφάνεια του δείγματος.
3. Οι αλληλεπιδράσεις δέσμης δείγματος καταγράφονται από τους ανιχνευτές και μετατρέπονται σε εικόνα.

Τα παραπάνω στάδια ισχύουν για όλους τους τύπους ηλεκτρονικών μικροσκοπίων.

3.5.1.1 Πηγή ηλεκτρονίων

Τα ηλεκτρόνια παράγονται από ένα νήμα βολφραμίου (υπάρχουν και άλλα υλικά), το οποίο λειτουργεί σαν κάθοδος. Μέσα από το νήμα περνάει ρεύμα (filament current). Καθώς

το ρεύμα αυξάνεται, εκπέμπονται ηλεκτρόνια τα οποία κατευθύνονται προς την άνοδο στην οποία εφαρμόζεται ένα δυναμικό 1-30 KV (accelerating voltage). Η άνοδος που είναι θετική όπως και το κύκλωμα δημιουργεί ισχυρές ελκτικές δυνάμεις στα ηλεκτρόνια. Αποτέλεσμα αυτού είναι ότι η άνοδος κατευθύνει και επιταχύνει τα ηλεκτρόνια, ελέγχει δηλαδή την ενέργειά τους. Καθώς αυξάνεται το ρεύμα του νήματος, φθάνει σε ένα σημείο που δεν εκπέμπονται πλέον άλλα ηλεκτρόνια. Αυτή η κατάσταση ονομάζεται κορεσμός του νήματος (filament saturation). Αν το ρεύμα του νήματος αυξηθεί επιπλέον, έχουμε υπερθέρμανση και εξαχνωση του βολφραμίου, δηλαδή το νήμα καίγεται. Ακόμα όμως και στο σημείο κορεσμού, μέρος του βολφραμίου εξαχνώνεται και γι' αυτό με την πάροδο του χρόνου το νήμα λεπταίνει. Ο αριθμός ηλεκτρονίων στην δέσμη ορίζεται σαν ρεύμα εκπομπής (emission current – 100 μ A). Καθορίζεται από την απόσταση ανάμεσα στην άκρη του νήματος (filament tip) και του ανοίγματος που υπάρχει στο καπάκι (Wehnelt cap aperture). Όσο πιο κοντά είναι τόσο περισσότερα ηλεκτρόνια έλκονται και τόσο μεγαλύτερο γίνεται το ρεύμα εκπομπής.



Εικόνα 9. Η πηγή των ηλεκτρονίων (πηγή <http://www.purdue.edu/rem/rs/sem.htm>)

Τα ηλεκτρόνια επιταχύνονται από την άνοδο και περνούν μέσα από ένα ηλεκτρομαγνητικό φακό συμπύκνωσης (condenser lens) που τα μετατρέπει σε δέσμη (Στάδιο απομεγέθυνσης). Η ισχύς αυτού του φακού καθορίζει την διάμετρο της δέσμης (spot size).

Άλλοι ηλεκτρομαγνητικοί φακοί ελέγχουν την εστίαση της δέσμης πάνω στην

επιφάνεια του δείγματος. Τα παρακάτω σχήματα παρουσιάζουν δύο διαφορετικές συνθήκες εστίασης της δέσμης των ηλεκτρονίων: σε μικρή απόσταση εργασίας από το δείγμα (αριστερά) και σε μεγαλύτερη (δεξιά). Και στις δύο περιπτώσεις χρησιμοποιούνται ίδιοι φακοί με το ίδιο μέγεθος διαφράγματος. Όμως, καθώς μετακινείται το δείγμα μακριά από τους φακούς παρατηρούνται τα εξής:

- Η απόσταση εργασίας S αυξάνει.
- Η απομεγέθυνση ελαττώνεται.
- Το μέγεθος του σημείου αυξάνει.
- Η γωνία απόκλισης α ελαττώνεται

Η ελάττωση της απομεγέθυνσης συμβαίνει όταν ελαττώνεται το ρεύμα των φακών, που έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση του μήκους εστίασης f των φακών. Η ανάλυση του δείγματος ελαττώνεται με την αύξηση της απόστασης εργασίας, επειδή αυξάνεται το μέγεθος του σημείου. Αντίστροφα, το βάθος του πεδίου αυξάνει με την αύξηση της απόστασης εργασίας, επειδή η γωνία απόκλισης είναι μικρότερη.

3.5.1.2 Σύστημα κενού

Κατά την χρήση του SEM, η στήλη πρέπει να βρίσκεται υπό κενό για να μπορεί να παραχθεί και διατηρηθεί σταθερή η ακτίνα των ηλεκτρονίων. Ειδικά τα ηλεκτρόνια συγκρούονται με τα μόρια του αέρα και απορροφώνται. Το κενό επιτυγχάνεται με την χρήση δύο αντλιών και είναι της τάξης των $2\text{e-}3\text{ Pa}$.

3.5.1.3 Σύστημα πληροφοριών

Περιλαμβάνει τους διάφορους ανιχνευτές, οι οποίοι δέχονται τα σήματα που παράγονται από την αλληλεπίδραση της δέσμης ηλεκτρονίων με το δείγμα και το σύστημα παρουσίασης (μεγέθυνση – παρουσίαση - καταγραφή). Οι ανιχνευτές που χρησιμοποιούνται συνήθως είναι ανιχνευτές δευτερογενών ηλεκτρονίων όπως ο ανιχνευτής Element – Thornley (ETD), ο ανιχνευτής ευρέως πεδίου (Large Field Detector, LFD), ο ανιχνευτής σε ατμοσφαιρική πίεση (Gaseous Electron Detector GED), ο ανιχνευτής διόδου στερεάς φάσης (Solid State Electron Detector, SSED) για τα οπισθοσκεδαζόμενα ηλεκτρόνια (BSE), καθώς και ο ανιχνευτής διόδου λιθίου – πυριτίου (SiLi), με τον οποίο ανιχνεύουμε ενεργειακή διασπορά ακτίνων - X (Energy Dispersive Spectrometer, EDS).

3.6 Εφαρμογές

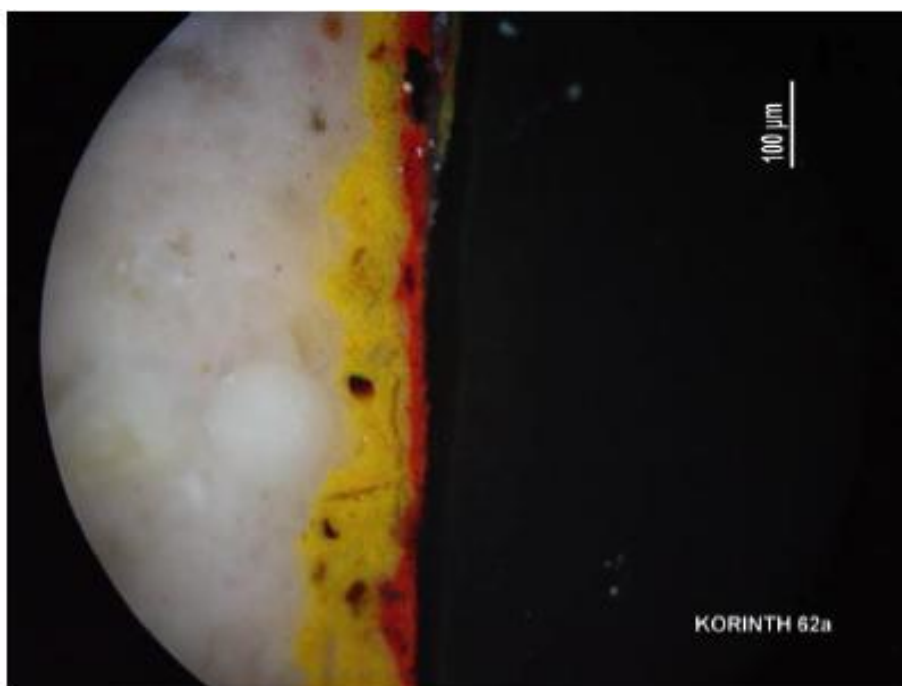
Το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης χρησιμοποιείται ευρύτατα σε όλα τα πεδία που μας ενδιαφέρει η γεωμετρία και η σύσταση της μικροδομής. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μια μεγάλη ποικιλία δειγμάτων όπως, βιολογικά υλικά, φίλμ, μεμβράνες, φίλτρα, ίνες, ρητίνες, τέφρες, τσιμέντα, χώματα, μεταλλικές επιφάνειες, κλπ. Η μεγάλη δυνατότητα εστίασης και αλλαγής μεγέθυνσης σε ένα ευρύ πεδίο, η ελάχιστη προετοιμασία του δείγματος και τα τρισδιάστατα διαγράμματα που μας προσφέρει το SEM το έχουν κάνει ένα απαραίτητο όργανο έρευνας. Με το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης παίρνουμε ποσοτικές αναλύσεις με γεωμετρικές λεπτομέρειες και έχουμε τη δυνατότητα να ξεχωρίζουμε φάσεις. Ο συνδυασμός του SEM με το XRD χρησιμοποιείται για την ποσοτική ανάλυση σε ελατές και εύθραυστες φάσεις, για το βάθος των ρηγμάτων, το μέγεθος της ζώνης στη σχισμή, και τον τρόπο δημιουργίας ρωγμών με σκοπό να καθοριστεί ένα ποσοτικό μοντέλο σκληρότητας της δομής.

Η διάβρωση και επικάλυψη επιφανειών μελετώνται επίσης με το ηλεκτρονικό μικροσκόπιο σάρωσης, χρησιμοποιώντας όλα τα πλεονεκτήματα του για τον χαρακτηρισμό των τύπων της διάβρωσης και της επικάλυψης και τη κινητική μελέτη των διεργασιών. Οι δομές των προστατευτικών επικαλυπτικών και η αποτελεσματικότητά τους ελέγχονται με τις εικόνες του SEM.

3.7 Ειδικές περιπτώσεις επεξεργασίας (τεχνικές τοιχογραφιών)

3.7.1 Νωπογραφία

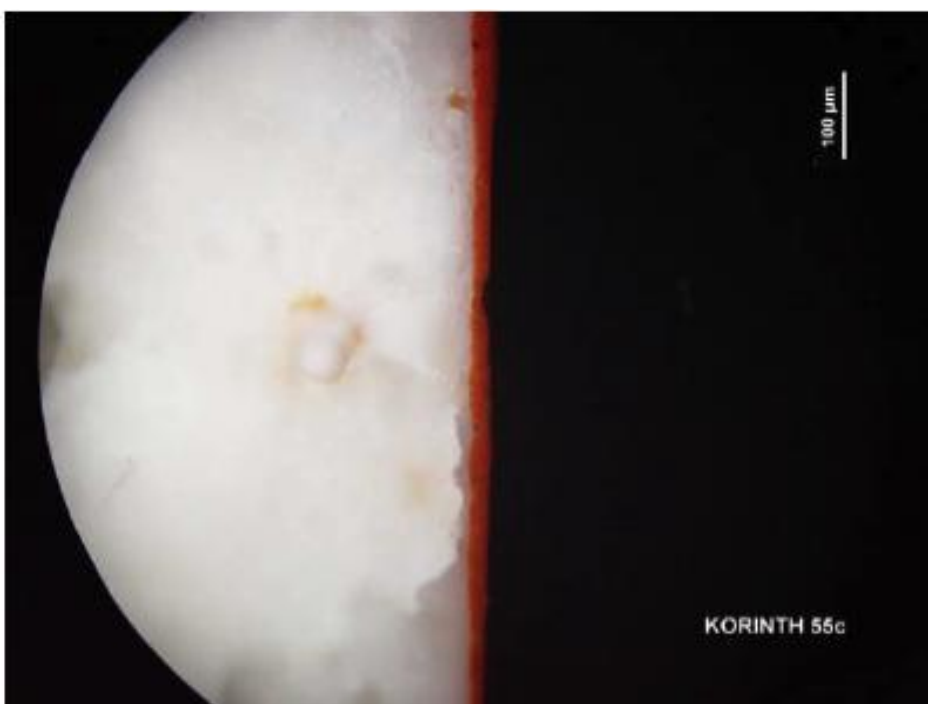
Νωπογραφία (fresco) στα ιταλικά σημαίνει νωπός, τρυφερός. Στην τέχνη είναι η ζωγραφική που γίνεται πάνω σε νωπό κονίαμα. Με αυτό τον τρόπο οι χρωστικές ουσίες δεν αναμειγνύονται με κόλλα αλλά απλώς με ασβεστόνερο.



Εικόνα 7. Φωτογραφία στιλπνής τομής νωπογραφίας από πολωτικό μικροσκόπιο

3.7.2 Ξηρογραφία

Ξηρογραφία (secco) αποκαλείται η ζωγραφική πάνω σε στεγνό (ξηρό) κονίαμα. Πρόκειται για την τεχνική της τέμπερας, όπου στη χρωστική ουσία (σκόνη) προστίθεται κόλλα, σαν συνδετικό μέσο, για να συγκολληθεί το χρώμα πάνω στην επιφάνεια που ζωγραφίζεται.



Εικόνα 10 Φωτογραφία στιλπνής τομής ξηρογραφίας από πολωτικό μικροσκόπιο

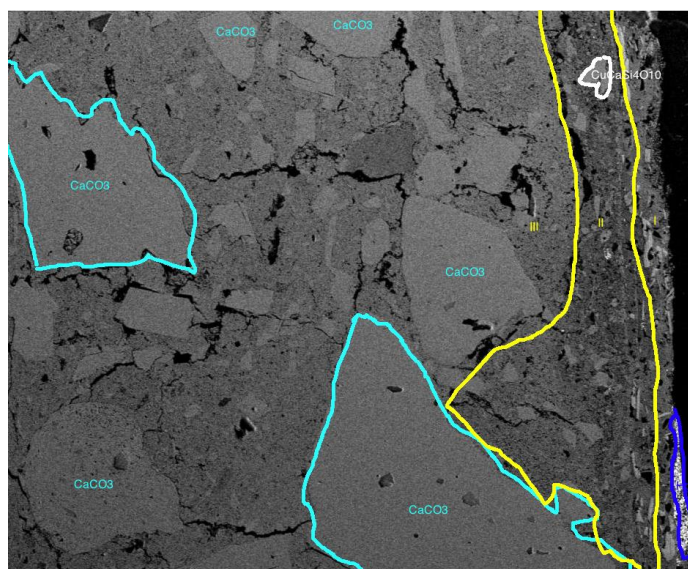
Κεφάλαιο 4 – Η Εφαρμογή

4.1 Εισαγωγή

Έχοντας μελετήσει θεωρητικά τις μεθόδους επεξεργασίας εικόνας και τις εφαρμογές τους στην κατάτμηση εικόνων υπάρχει πλέον το ερευνητικό υπόβαθρο να αναλυθεί και να επιλυθεί το κύριο ερευνητικό ερώτημα υλοποίησης της παρούσας μελέτης.

Για το σκοπό αυτό έχουν δοθεί φωτογραφίες–κονιαμάτων τοιχογραφιών από SEM (Scanning Electron Microscope) καθώς και έγχρωμες εικόνες που ελήφθησαν από οπτικό μικροσκόπιο, ήτοι οι εικόνες που θα παρατεθούν στη συνέχεια. Οι φωτογραφίες αυτές, είναι δυνατόν να διαχωριστούν από τον παρατηρητή σε 3 διαφορετικά μέρη με διαφορετική υφή το καθένα.

Ξεκινώντας από δεξιά, όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα, παρατηρείται μια περιοχή στην επιφάνεια του δείγματος που χαρακτηρίζεται από έντονες ασυνέχειες. Σε κάποιο νοητό όριο αυτές οι ασυνέχειες μεταβάλλουν την συχνότητα τους μέχρι που κινούμενοι προς τα αριστερά οι ασυνέχειες αυτές ομαλοποιούνται. Επομένως αφαιρώντας τις μεγάλες επιφάνειες που αποτελούν δείγμα συγκεκριμένης σύνθεσης κοκκίων (CaCO_3 κτλ, όπως φαίνονται στην εικόνα) αλλά και τις ρωγμές είναι δυνατόν να διαχωριστούν νοητά οι τρεις περιοχές. Μια χειροκίνητη προσπάθεια διαχωρισμού φαίνεται επίσης στην εικόνα αυτή (Εικόνα 11).



Εικόνα 11 Οι περιοχές και οι άλλες μεγάλες περιοχές

Στόχος είναι η ανάπτυξη μιας εφαρμογής σε Matlab, η οποία θα οδηγεί σε διαχωρισμό αυτών των 3 διαφορετικών περιοχών (ουσιαστικά τις δύο τελευταίες στην

εικόνα από δεξιά προς τα αριστερά, γιατί η πρώτη είναι ευδιάκριτη και ξεχωρίζει). Ο διαχωρισμός των περιοχών πραγματοποιείται είτε γραμμικά (με μια γραμμή) είτε μη γραμμικά. Στην μεσαία περιοχή, θα πρέπει να βρεθούν μεγάλες ομοιόμορφες επιφάνειες και κλειστές περιοχές.

Η εφαρμογή σε Matlab αποτελείται από:

- Τη γραφική διεπαφή (GUI), που θα επιτρέπει στο χρήστη να επιλέξει την επιθυμητή φωτογραφία προς επεξεργασία.
- Τον αλγόριθμο υλοποίησης της επιθυμητής επεξεργασίας.

4.2 Παρόμοιες έρευνες για την μελέτη νωπογραφίας και ξηρογραφίας

Το 2006 οι Καψάλας κ.α, μελέτησαν την υλοποίηση μορφολογικού αλγόριθμου με σκοπό την αναγνώριση των μοτίβων πάνω σε λίθινες επιφάνειες. Σε αυτή την εργασία τους, μελέτησαν την ποσοτικοποίηση των μαύρων σχηματισμών σε πετρώματα και τον προσδιορισμό τους με τη βοήθεια των μη καταστρεπτικών αναλυτικών τεχνικών. Η προτεινόμενη στην εργασία τους μη καταστρεπτική Morphologically Fused Detection (MFD) προσέγγιση, ποσοτικοποιεί την πληροφορία στις μαρμάρινες επιφάνειες, παρέχοντας τον αριθμό, τη θέση και το σχήμα των διαφόρων σημείων. Σύμφωνα με την προσέγγιση αυτή, μια σταθμισμένη διαφορά των Gaussians φίλτρων καθορίζει τις ακριβείς θέσεις των προτύπων, ενώ ένας μορφολογικός ανιχνευτής συνδυάζει πληροφορίες τοποθεσίας και σχήματος από τα προηγούμενα στάδια. Το πρώτο βήμα για την υλοποίηση μιας τέτοιας αποτελεσματικής διαδικασίας είναι η χρήση ενός φίλτρου. Ένα ευρυζωνικό γκαουσιανό highpass φίλτρο χρησιμοποιείται για την εξαγωγή των μεταβολών της έντασης και μετέπειτα θέτει ένα σύστημα κατωφλίου για την απομόνωση των δομών που σχετίζονται με σημεία μελέτης.

Κάθε στάδιο περιλαμβάνει τόσο την συνολική όσο και τοπική επεξεργασία. Το στάδιο του φιλτραρίσματος βασίζεται στη διαφορά της Gaussians υπόστασης τους. Ο ανιχνευτής Gaussian είναι ικανός να ανιχνεύσει την τοπολογία των προτύπων αλλά διαστρεβλώνει το σχήμα τους. Το όριο των μεμονωμένων σημείων είναι πάνω-ομαλοποιημένο. Για να καταστεί δυνατή η περαιτέρω ανάλυση είναι απαραίτητο να αντληθούν ακριβείς πληροφορίες για το σχήμα των παράγωγων περιοχών.

Συνοπτικά, η προτεινόμενη προσέγγιση τους περιλαμβάνει μια MFD εφαρμογή των Gaussian και μορφολογικών ανιχνευτών. Με τον όρο MDF - Morphologically Fused Detection περιέγραψαν την διαδικασία με την οποία συνδυάζονται ενδείκτες, οι οποίοι έχουν

επιτυχώς εφαρμοστεί σε άλλες περιπτώσεις ανάλυσης εικόνας και συμβάλουν στην ανίχνευση των κοκκίων αλλά και του φόντου (background) της υπό μελέτης εικόνας. Παράλληλα ο συνδυασμός των αποτελεσμάτων τους προσεγγίζει με αρκετή ακρίβεια το σχήμα και το μέγεθος και παρέχει αξιόπιστες πληροφορίες σχετικά με την τοπολογία τους. Τα αποτελέσματα που επιτεύχθηκαν σε μια ποικιλία από εικόνες από μαρμάρινες επιφάνειες υποστηρίζουν την αποτελεσματικότητα της MFD προσέγγισης ως διαγνωστικό εργαλείο για τη μελέτη των προτύπων.

Σε άλλες εργασίες (Καψάλα, 2007) έγινε η σχεδίαση ενός ανιχνευτή που εκτελεί ακριβή εντοπισμό των περιοχών. Εκεί καταγράφεται ότι οι ιδιαιτερότητες του προβλήματος θα πρέπει να προσδιορίζονται σαφώς ως εξής:

- Συνήθως τα αντικείμενα που παρουσιάζουν ενδιαφέρον είναι πολύ μικρά.
- Συχνά εμφανίζονται εμπρός από ένα ανομοιογενές υπόβαθρο που απεικονίζει τη δομή της επιφάνειας του μαρμάρου. Η δομή του υπόβαθρου μπορεί να είναι πιο σκούρα σε ορισμένα μέρη της εικόνας από τα σωματίδια μελέτης σε άλλα μέρη. Για το λόγο αυτό, ένα απλό σύστημα κατωφλίου δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατάτμηση και θα πρέπει να ληφθούν υπό εξέταση τα τοπικά χαρακτηριστικά της εικόνας.
- Ένα άλλο πρόβλημα είναι η συνήθης χαμηλή αντίθεση μεταξύ των αντικειμένων που παρουσιάζουν ενδιαφέρον και το φόντο. Αυτή η αντίθεση είναι μερικές φορές αδύνατον να συγκριθεί με αυτή του θορύβου που προκαλείται από την ανομοιογένεια της δομής του-κονιάματος.

Προκειμένου να αντιμετωπιστούν οι ιδιαιτερότητες της επιθυμητής διαδικασίας κατάτμησης, ένας αποτελεσματικός ανιχνευτής σημείων θα πρέπει να εξετάσει τις ακόλουθες προδιαγραφές. Έτσι:

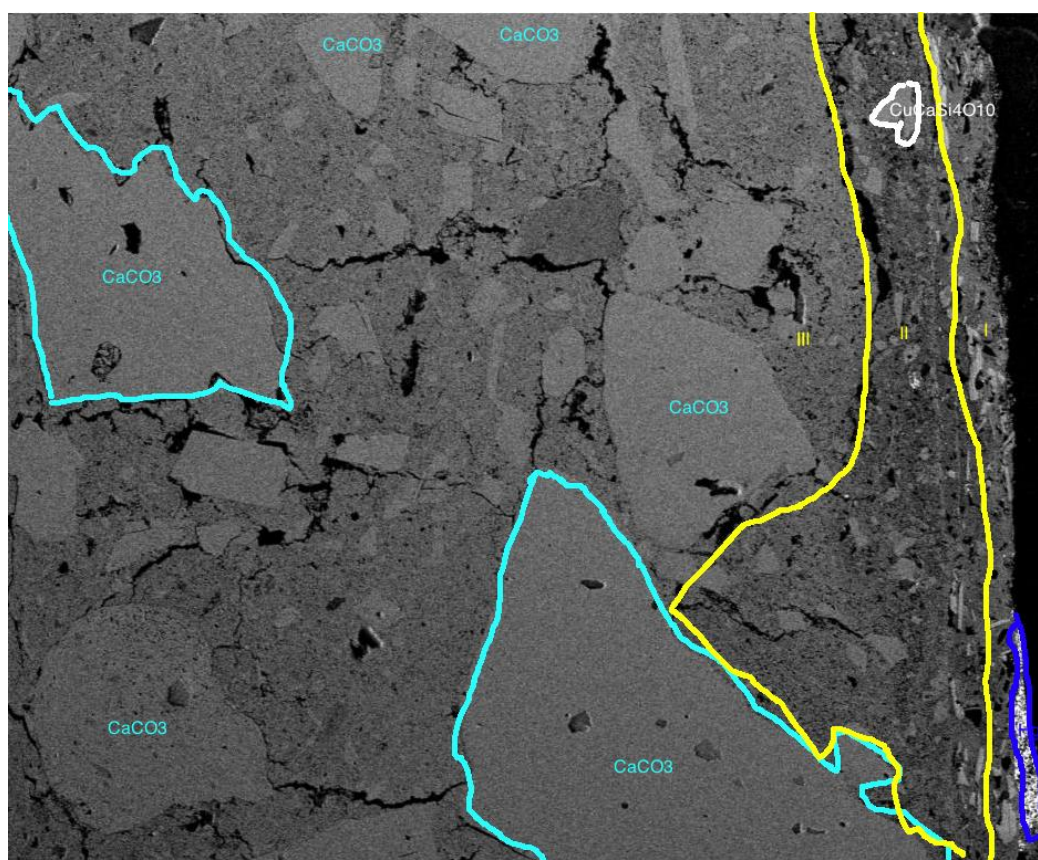
- Θα πρέπει να επηρεάζεται από μεταβολές μεγάλης κλίμακας ένταση.
- Καθώς το μέγεθος των κηλίδων είναι περίπου γνωστό, αλλά μπορεί να ποικίλλει, ο ανιχνευτής θα πρέπει να προσαρμόζεται σε ένα αναμενόμενο μέγεθος, αλλά δεν πρέπει να είναι πάρα πολύ συγκεκριμένος.
- Σημεία με υψηλή αντίθεση θα πρέπει να ανιχνεύονται ακόμη και σε περιοχές με υψηλή στάθμη θορύβου, ενώ σε περιοχές με χαμηλό επίπεδο θορύβου σημεία της χαμηλής αντίθεσης πρέπει επίσης να ανιχνευθούν.

4.3 Το πρόβλημα

Το κύριο ερευνητικό ερώτημα αυτής της μελέτης είναι η εύρεση, ο εντοπισμός και η κατάτμηση των διαφορετικών μορφολογικών ενοτήτων μιας εικόνας ενός κονιάματος, που προέρχεται από νωπογραφική ή ξηρογραφική σύνθεση και είναι σε ψηφιακή μορφή κατόπιν επεξεργασίας από μικροσκόπιο SEM. Για να επιτευχτεί αυτό, λήφθηκαν υπόψη όλες οι προηγούμενες βιβλιογραφικές αναφορές. Τελικά αναπτύχθηκε μια εφαρμογή σε περιβάλλον Matlab, η οποία και εκτελεί το ζητούμενο.

Στα αρχεία εικόνων αναζητούνται οι 3 κύριες μορφολογικές περιοχές. Παράλληλα απαιτείται η μορφολογική εύρεση σχημάτων που αποτελούν ξεχωριστές μορφολογικές οντότητες. Οι περιοχές αυτές είναι οι εξής :

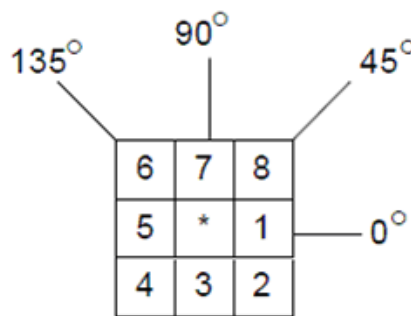
- α. Οι περιοχές δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3
- β. Οι περιοχές με το Αιγυπτιακό μπλε ($\text{CuCaSi}_4\text{O}_{10}$)
- γ. Οι περιοχές πρωτογενούς κόκκου ασβεστίτη (CaCO_3)
- δ. Οι τρεις κύριες μορφολογικές περιοχές του πετρώματος (σημειώνονται ως I, II, III)
- ε. Οι περιοχές με τα υπολείμματα της ξηρογραφικής απεικόνισης (HgS & CaCO_3)



Εικόνα 12 Επιθυμητή κατάτμηση. (πρόχειρη χειροκίνητη εκτίμηση)

4.3.1 Τα στατιστικά χαρακτηριστικά υφής

Ουσιαστικά το πρόβλημα που εξετάζει η παρούσα πτυχιακή ανάγεται σε πρόβλημα ανάλυσης των στατιστικών χαρακτηριστικών της υφής. Η ταξινόμηση μιας υφής σε κλάσεις, σε αυτήν την εργασία γίνεται με τη χρήση στατιστικών δευτέρης τάξης. Αυτά υπολογίζονται με χρήση των πινάκων συνεμφάνισης (Cooccurrence Matrix). Οι πίνακες αυτοί είναι τετράγωνοι και το πλήθος των στηλών και των γραμμών τους είναι ίσο με τον αριθμό των αποχρώσεων του γκρι στην εικόνα (Θεωρούμε ότι έχουμε ασπρόμαυρες εικόνες). Το κάθε στοιχείο $C(i,j)$ του πίνακα αυτού δείχνει τη πιθανότητα εμφάνισης στην εικόνα ενός ζεύγους εικονοστοιχείων με τιμές φωτεινότητας i και j , για δοσμένη γωνία και απόσταση μεταξύ τους. Σε μια εικόνα ή περιοχή εικόνας μπορούμε να ορίσουμε τέσσερις τέτοιους πίνακες, για σταθερή απόσταση, ανάλογα με τη γωνία γειτνίασης από την οποία έχουν προέλθει. Οι τέσσερις δυνατές γωνίες γειτνίασης είναι των 0° , 45° , 90° και 135° μοιρών.



Εικόνα 13. Οι γωνίες γειτνίασης ως προς το κεντρικό εικονοστοιχείο για απόσταση d ίση με 1.

Έτσι σύμφωνα με το παραπάνω σχήμα 20 τα εικονοστοιχεία 5 και 1 έχουν γωνία 0° ως προς το κεντρικό, τα 4 και 8 έχουν γωνία 45° , τα 3 και 7 έχουν γωνία 90° και τα 2 και 6 γωνία 135° . Το κάθε στοιχείο $C(i,j)$ του πίνακα γωνίας α και απόστασης d , υπολογίζεται μετρώντας το πλήθος των ζευγαριών των εικονοστοιχείων που έχουν φωτεινότητες i και j , γωνία α μοιρών μεταξύ τους και απόσταση d . Στην συνέχεια διαιρείται με το πλήθος των δυνατών ζευγών που υπάρχουν στην εικόνα για την δοσμένη γωνία. Σε κάθε έναν από τους τέσσερις αυτούς πίνακες υπολογίζονται τέσσερα ουσιώδη χαρακτηριστικά από τα 14 που προτάθηκαν για αναγνώριση υφής από τον Haralick : Η ενέργεια, η συσχέτιση, η ροπή αντίστροφης διαφοράς και η εντροπία. Στις σχέσεις που ακολουθούν για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών αυτών, με $p(i,j)$ συμβολίζουμε το (i,j) στοιχείο του πίνακα συνεμφάνισης, με N_g τον αριθμό των αποχρώσεων του γκρι στην εικόνα, με μ_x , μ_y τον μέσο όρο και διασπορά $\sigma_x(i)$ των τιμών των γραμμών του πίνακα $p(i,j)$ και με μ_y , $\sigma_y(j)$ τον μέσο όρο και διασπορά $\sigma_y(j)$ των τιμών των στηλών του πίνακα $p(i,j)$.

Για την επίλυση του προβλήματος που εξετάζεται εδώ, χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω κύριες σχέσεις για διαφορά μεγέθη (entropy, contrast, dissimilarity, homogeneity, SumAverage, sumVariance, sumentropy, DiffAverage, diffVariance, diffEntropy).

4.3.1.1 Ενέργεια (Energy ή Angular Second Moment):

Η ενέργεια υπολογίζεται από την σχέση:

$$F_1 = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j)^2 \quad \text{Εξίσωση 7}$$

Η ενέργεια είναι ένα μέτρο της ομοιογένειας που υπάρχει στην εικόνα. Μια ομοιογενής εικόνα έχει λίγα μη μηδενικά στοιχεία στον πίνακα συνεμφάνισης αλλά με μεγάλες τιμές. Μια μη ομοιογενής εικόνα έχει περισσότερα μη μηδενικά στοιχεία στον πίνακα συνεμφάνισης αλλά με μικρότερες τιμές. Στις ομοιογενείς εικόνες η ενέργεια έχει γενικά μικρότερες τιμές από τις μη ομοιογενείς.

4.3.1.2 Συσχέτιση (Correlation)

Η συσχέτιση υπολογίζεται από την σχέση:

$$F_1 = \left(\sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i * j) p(i, j) - \mu_x \mu_y \right) / (\sigma_x \sigma_y)$$

Εξίσωση 8

Η συσχέτιση μας δίνει ένα μέτρο της γραμμικής εξάρτησης των επιπέδων του γκρι στην εικόνα.

4.3.3.3 Ροπή Αντίστροφης Διαφοράς (Inverse Difference Moment)

Η ροπή αντίστροφης διαφοράς υπολογίζεται από την σχέση:

$$F_1 = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \left(\frac{1}{1 + i - j} \right) p(i, j)$$

Εξίσωση 9

4.3.3.4 Εντροπία (Entropy)

Η εντροπία υπολογίζεται από την σχέση:

$$F_1 = \left(- \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j) \log(p(i, j)) \right) \quad \text{Εξίσωση 10}$$

Γενικά η εντροπία παρουσιάζει μεγάλες τιμές όταν η δομή της υφής είναι περίπλοκη.

4.4 Ο αλγόριθμος

Για την επίλυση του προβλήματος ανάπτυξης της εφαρμογής κατάτμησης των εικόνων κονιάματος που λήφθηκαν από μικροσκόπια SEM χρησιμοποιήθηκε ο εξής αλγόριθμος:

ΒΗΜΑ 1: ΕΠΙΛΟΓΗ ΑΡΧΕΙΟΥ

- 1.Επέλεξε το αρχείο εικόνας και αποθήκευσε το ως μια μεταβλητή A.

ΒΗΜΑ 2: ΑΡΧΙΚΟΠΟΙΗΣΗ ΑΡΧΕΙΟΥ

1. Επέλεξε το αρχείο δεδομένων A,
2. Μετέτρεψε την αρχείο εικόνας σε δυαδικό αρχείο.
3. Εντόπισε την μέση τιμή του δυαδικού αρχείου, κανονικοποίησε την και αποθήκευσε την ως μεταβλητή ως A1.
4. Εφάρμοσε τον αλγόριθμο του haralick και αποθήκευσε τις παρακάτω πληροφορίες για την εικόνα :

- α.entropy
- β.contrast
- γ.dissimilarity
- δ.homogeneity
- ε.sumAverage
- στ.sumVariance
- ζ.sumEntropy
- η.diffAverage
- θ. diffVariance
- ι.diffEntropy

ΒΗΜΑ 3: ΕΥΡΕΣΗ ΧΡΩΣΤΙΚΩΝ ΟΥΣΙΩΝ

1. Με βάση την ανάλυση που έχεις κάνει στο βήμα 2, εντόπισε τις περιοχές που περιέχουν κάποια χρωστική, με βάση την φωτεινότητα τους σε σχέση με την υπόλοιπη εικόνα.

ΒΗΜΑ 4: ΕΥΡΕΣΗ ΡΩΓΜΩΝ ΚΑΙ ΠΟΣΟΣΤΟΥ ΕΠΙ ΤΗΣ ΣΥΝΟΛΙΚΗΣ ΕΠΙΦΑΝΕΙΑΣ

1. Εντόπισε τις περιοχές που είναι σκοτεινές ως εξής: αναζήτησε τα στοιχεία της εικόνας που έχουν contrast πολύ χαμηλό (κοντά στο 0) και δημιούργησε ένα σύνολο με αυτά.
2. Βγάλε τα υπόλοιπα στοιχεία της εικόνας
3. Υπολόγισε το εμβαδόν της επιφάνειας των ρωγμών.
4. Διαίρεσε το παραπάνω εμβαδόν με το συνολικό εμβαδόν και δώσε το, σε μορφή ποσοστού.

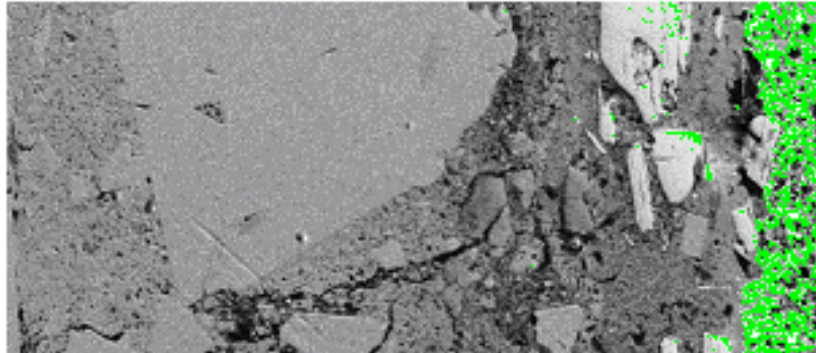
ΒΗΜΑ 5: ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΠΕΡΙΟΧΩΝ, ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΤΩΝ ΜΕΓΑΛΩΝ ΚΟΚΚΙΩΝ

1. Με βάση τα στοιχεία που έχεις από το βήμα 2, εντόπισε τα αντικείμενα που έχουν μέγεθος 150 εικονοστοιχείων και πάνω.
2. Χώρισε τα αντικείμενα αυτά σε 3 ομάδες με βάση τα δεδομένα που συνέλλεξες (sumentropy, sumVariance).
3. Κάνε το περίγραμμα των αντικειμένων της κάθε ομάδας, ανάλογα με τον μέγεθος τους.
4. Αφαίρεσε τα αντικείμενα αυτά από την υπόλοιπη εικόνα και αποθήκευσε τα ως μια μεταβλητή A.
5. Δημιούργησε ένα παράθυρο 10X10 εικοστοιχείων. Ξεκίνησε από την αρχή της εικόνας που έχει απομείνει και ομαδοποίησε τα εικονοστοιχεία με βάση τις τιμές variance που έχεις συλλέξει από το βήμα 2.
6. Δημιούργησε 3 μεγάλες ομάδες
7. Όρισε τα όρια μεταξύ των περιοχών.
8. Παρουσίασε γραφικά τα ευρήματα όλου του βήματος.

Ως αναμενόμενα αποτελέσματα από κάθε ένα από τα βήματα του παραπάνω αλγορίθμου είναι τα εξής:

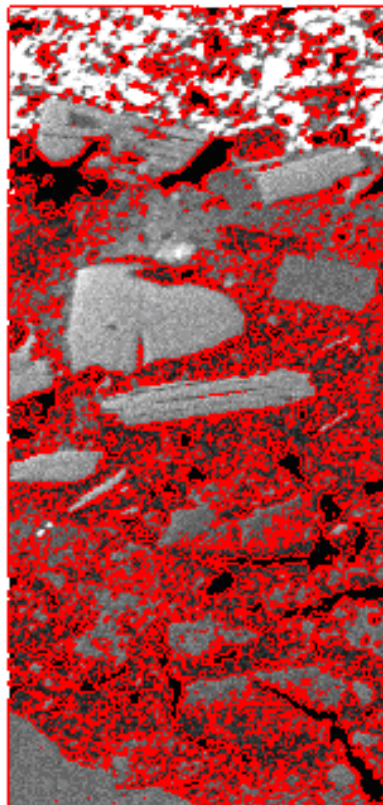
- ✓ μετά το πέρας του βήματος 1, η εικόνα έχει πλέον αποθηκευτεί σε μια μεταβλητή ως αρχείο
- ✓ μετά το πέρας του βήματος 2, έχει δημιουργηθεί ένα σύνολο από αρχεία τύπου .mat που αναφέρεται σε κάθε μια από τις ιδιότητες που ζητήθηκαν κατά την επεξεργασία του haralick.

✓ Τα αποτελέσματα αυτά, συνδυάζονται ώστε να εντοπιστούν οι περιοχές που έχουν μεγάλη ένταση φωτεινότητας . Αυτές είναι οι περιοχές της χρωστικής . Οι περιοχές αυτές θα επισημανθούν με ένα περίγραμμα. αναμένεται δηλαδή να εμφανιστεί μια εικόνα όπως η επόμενη (Εικόνα 13).



Εικόνα 14. αναμενόμενο γραφικό αποτέλεσμα ευρεσης χρωστικών

✓ Στο 4^ο βήμα υπολογίζονται το ποσοστό που καταλαμβάνουν οι ρωγμές, το πορώδες και εντοπίζονται επί της εικόνας , αφού περικλείονται με μια γραμμή. Αναμένεται δηλαδή ένα γραφικό αποτέλεσμα όπως στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 14).

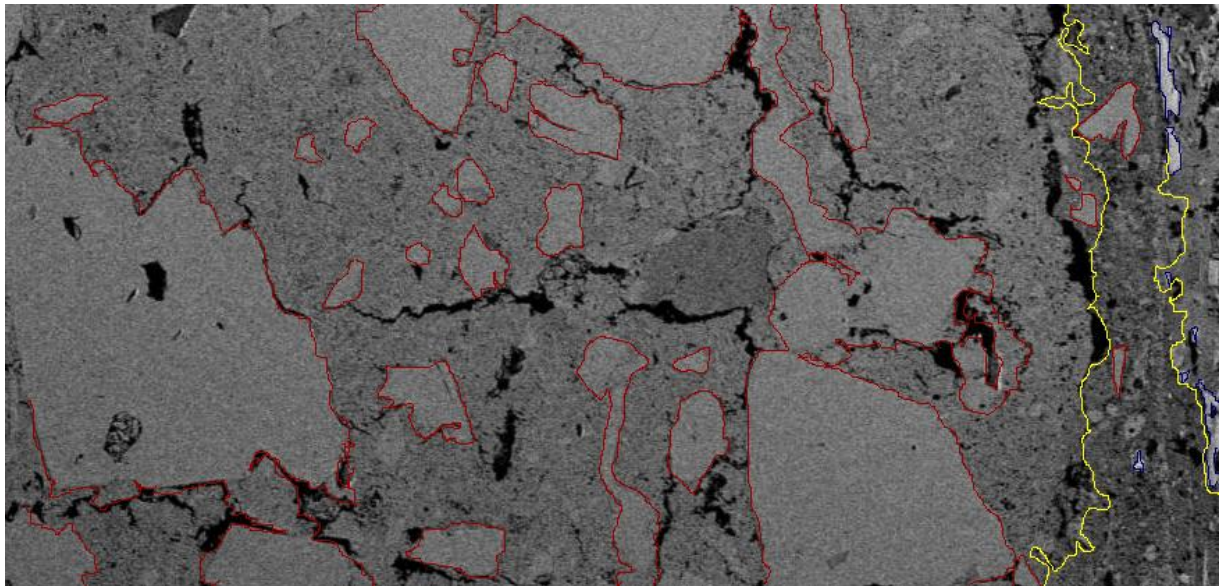


Εικόνα 15. Αναμενόμενο γραφικό αποτέλεσμα εύρεσης ρωγμών

✓ Στο τελευταίο βήμα ολοκληρώνεται η απεικόνιση των ζητούμενων: χωρίζονται οι τρεις περιοχές ανάλογα με την υφή και γίνεται το περίγραμμα των κοκκίων

που καταγράφηκαν στην παράγραφο 4.3. Το γραφικό αποτέλεσμα αναμένεται να είναι παρόμοιο με αυτό της εικόνας που ακολουθεί.

✓

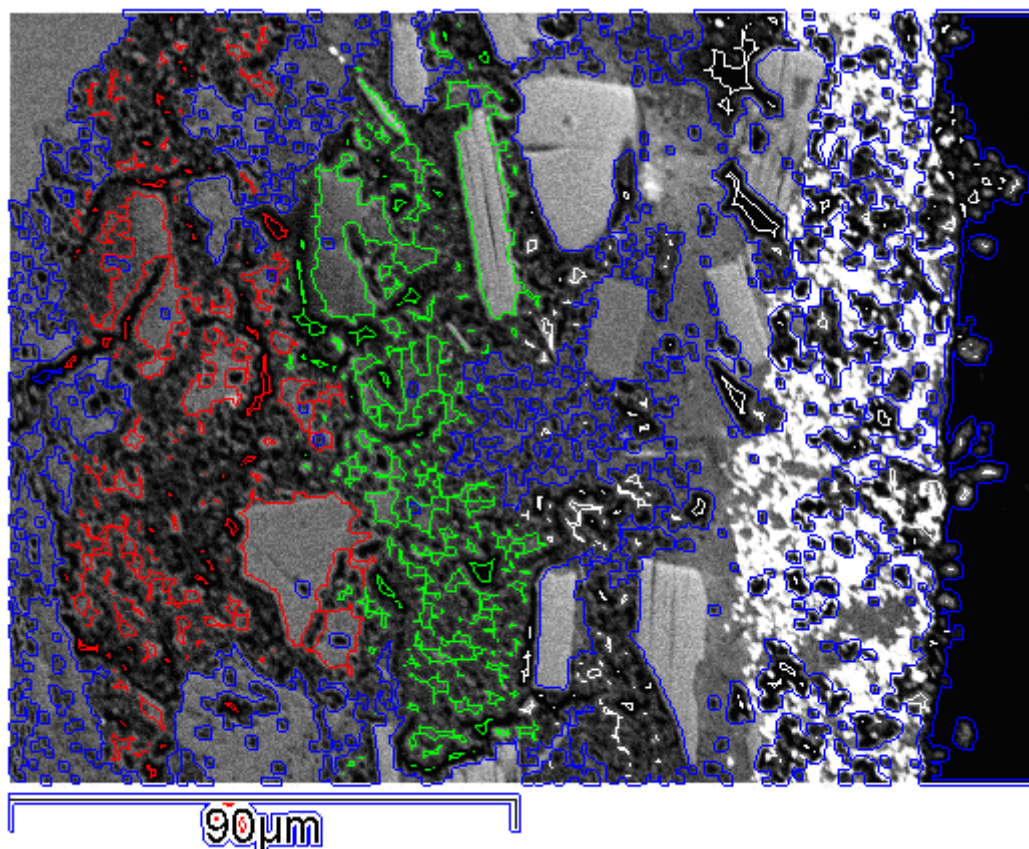


Εικόνα 16Εικόνα sei6ca560d4c30_samee

4.5 Δυσκολίες

Κατά την υλοποίηση του παραπάνω αλγορίθμου συναντήθηκαν τα εξής προβλήματα:

1. Ο προσδιορισμός του μεγέθους του παραθύρου του βήματος 1 και 5. Επιλύθηκε με δοκιμές.
2. Η επαλήθευση της εφαρμογής και σε άλλες εικόνες. Λόγω του ότι η όλη ανάπτυξη θα γίνει με βάση τα δεδομένα αρχεία, οι τιμές του παραθύρου κτλ (όπως αναφέρονται παραπάνω), μπορεί να μην αποδίδει σε φωτογραφίες με διαφορετική ανάλυση.
3. Η επεξεργασία της εικόνας, είναι μια χρονοβόρα διαδικασία που απαιτεί πόρους μνήμης και επεξεργαστική ισχύ. Με δεδομένο αυτό, αναμένεται να υπάρχει μεγάλος χρόνος αναμονής προς ολοκλήρωση των δοκιμών.



Εικόνα 17. Η ομαδοποίηση των μορφολογικών οντοτήτων

4.6 Ανάπτυξη της εφαρμογής

4.6.1 Γραφική Διεπαφή (Graphical User Interface)

Το Matlab προσφέρει στο χρήστη τη δυνατότητα κατασκευής δικών του γραφικών διεπαφών (GUI). Η χρησιμότητα της λειτουργίας αυτής είναι μεγάλη, διότι τα προγράμματα – εφαρμογές που περιέχουν γραφική διεπαφή γίνονται πιο φιλικά προς τον τελικό χρήστη. Υπάρχουν πολλά πλεονεκτήματα από τη χρήση παραθυρικού περιβάλλοντος. Σημαντικό ρόλο όμως παίζει και η αρχική σωστή σχεδίαση μιας διεπαφής χρήστη, έτσι ώστε να δημιουργηθεί ένα απλό και λειτουργικό GUI, χωρίς περιττά στοιχεία που θα περιπλέκουν τον απλό χρήστη.

Η ανάπτυξη μίας εφαρμογής σε GUI χωρίζεται γενικά σε τέσσερα στάδια:

- Θεωρητική σχεδίαση της εφαρμογής πριν την υλοποίησή της σε Matlab.
- Σχεδίαση της εφαρμογής στο κατάλληλο περιβάλλον (GUIDE Layout Editor) και δημιουργία των απαιτούμενων αντικειμένων.
- Καθορισμός των ιδιοτήτων του GUI και του κάθε αντικειμένου.

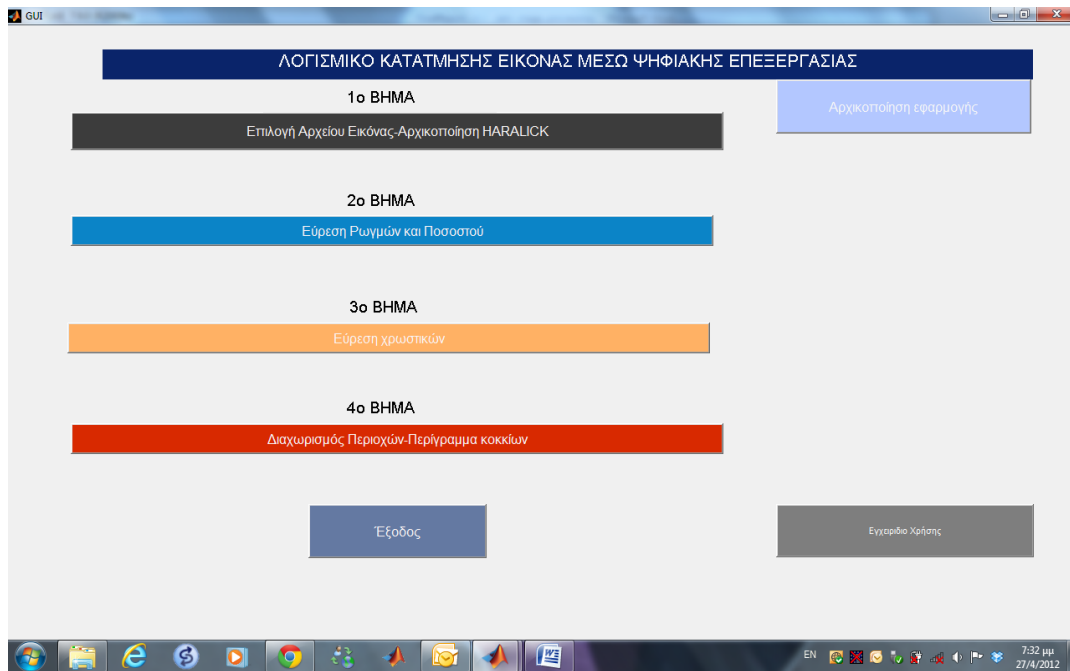
- Προγραμματισμός του κάθε αντικειμένου, εάν χρειάζεται.

Το Matlab προσφέρει μία ικανοποιητική εργαλειοθήκη, η οποία διευκολύνει τη δημιουργία ενός GUI. Αυτή η εργαλειοθήκη ή αλλιώς GUIDE (Graphical User Interface Design Environment), όπως θα εξεταστεί στη συνέχεια, περιέχει μία πληθώρα χρήσιμων εργαλείων ελέγχου όπως κουμπιά, πλαίσια κ.α. Για να αξιοποιήσει πλήρως ο χρήστης τις δυνατότητες του GUIDE, είναι απαραίτητο να γνωρίζει πρώτα κάποιες βασικές εντολές της γλώσσας Matlab. Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να μη χρησιμοποιήσει τον GUIDE και αντί αυτού να δημιουργήσει μόνος του κάποιο figure προγραμματίζοντας κατάλληλα σε ένα M-file. Επίσης μπορεί να εισάγει και να προγραμματίσει τα διάφορα στοιχεία ελέγχου εκ του μηδενός. Η τεχνική αυτή προγραμματισμού, η οποία ονομάζεται χαμηλού επιπέδου, θα χρησιμοποιηθεί ιδιαίτερα στο κομμάτι παρουσίασης της εφαρμογής. Στην επόμενη ενότητα θα περιγραφούν τα στάδια ανάπτυξης μίας εφαρμογής με την χρήση του GUIDE, το οποίο αποτελεί μία τεχνική προγραμματισμού υψηλού επιπέδου.

Ένα GUI αποτελείται συνήθως από διάφορα παράθυρα, τα οποία περιέχουν ποικίλα στοιχεία ελέγχου όπως πεδία κειμένου, γραμμές κύλισης, λίστες, πεδία εισαγωγής κειμένου κ.α. Τα παράθυρα αυτά είναι δυνατόν να καλούν το ένα το άλλο, να δέχονται δεδομένα από το χρήστη, να μεταβιβάζουν πιθανώς τα δεδομένα από το ένα παράθυρο στο άλλο και γενικά να επιτελούν διάφορες λειτουργίες. Το GUIDE για να το πετύχει αυτό δημιουργεί για κάθε νέο παράθυρο δύο αρχεία. Τα αρχεία αυτά είναι το Fig-file και το M-file. Το Fig-file ουσιαστικά είναι το παράθυρο-figure, όπου το Matlab αποθηκεύει τα στοιχεία ελέγχου και την ακριβή θέση τους. Εδώ ο προγραμματιστής σχεδιάζει την εμφάνιση του παραθύρου.

4.6.2 Η ανάπτυξη της διεπαφής

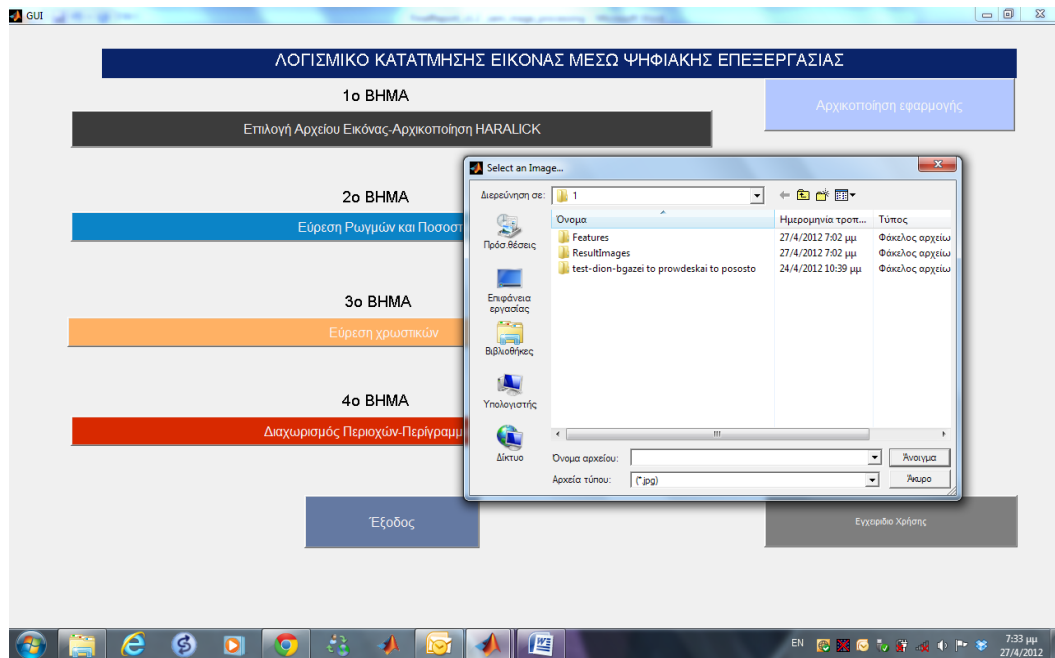
Ακολουθώντας την γενική μεθοδολογία που αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, σχεδιάστηκε μια γραφική διεπαφή με την οποία γίνεται πιο εύκολος ο χειρισμός της όλης διαδικασίας επεξεργασίας εικόνας, όπως αυτή εξετάζεται στη παρούσα μελέτη. Η γενική εικόνα είναι αυτή που φαίνεται στην επόμενη εικόνα.



Εικόνα 18. Το γραφικό μενού

Παρατηρείται ότι η διεπαφή προσφέρει με απλό και κατανοητό τρόπο την διαδικασία που πρέπει να ακολουθήσει κάποιος για να την χειριστεί. Αποτελείται από κουμπιά πίεσης (press button), το πάτημα των οποίων ενεργοποιεί την εκτέλεση μιας λογικής διαδικασίας. Η όλη διαδικασία επεξεργασίας έχει χωριστεί σε λογικά βήματα – στάδια, ώστε να διασφαλιστεί η τμηματική αποθήκευση των αποτελεσμάτων, η μικρότερη επιβάρυνση του υπολογιστικού μηχανήματος που εκτελεί την εφαρμογή αλλά και η δυνατότητα διακοπής της διαδικασίας και συνέχιση της σε επόμενο χρόνο. Πάνω από τα κουμπιά υφίσταται η ένδειξη της σειράς με την οποία πρέπει να πατηθούν. Η εκτέλεση των βημάτων – διαδοχικών εντολών γίνεται μέσα από το πάτημα ενός «κουμπιού», όπως θα αναλυθεί αμέσως παρακάτω:

- Αρχικά ο χειριστής της εφαρμογής οφείλει να επιλέξει την επιλογή «*Αρχειοποίηση Εφαρμογής*» (πάνω και στο κέντρο), όπως απεικονίζεται στ πάνω αριστερό μέρος της προηγούμενης εικόνας. Με το πάτημα του συγκεκριμένου κουμπιού εκτελείται η εντολή clear και ελευθερώνεται η μνήμη της εφαρμογής Matlab από δεδομένα άχρηστα με την εργασία της επεξεργασίας της εικόνας.
- Στην συνέχεια ο χειριστής της εφαρμογής μπορεί να αρχίσει την διαδικασία της επεξεργασίας. Με το πάτημα του κουμπιού του βήματος 1 (παρακάτω εικόνα) επιλέγει το αρχείο της εικόνας που θέλει να επεξεργαστεί, οπότε και ανοίγει ένα παράθυρο όπως φαίνεται παρακάτω.



Εικόνα 19. Το PressButton της επιλογής του αρχείου εικόνας.

Επειδή το αρχείο που θα επιλεγεί προς επεξεργασία πρόκειται να είναι «.jpg», έχει προστεθεί στον κώδικα της εντολής η συγκεκριμένη πληροφορία, όπως φαίνεται παρακάτω:

% --- Executes on button press in pushbutton1.

```
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
```

```
[filename,pathname] = uigetfile('*.jpg','Επιλέξτε το αρχείο εικόνας:');
```

```
if isequal(filename,0)
```

```
disp('User selected Cancel')
```

```
else
```

```
disp(['User selected: ', fullfile(pathname, filename)])
```

```
imagePath= fullfile(pathname, filename)
```

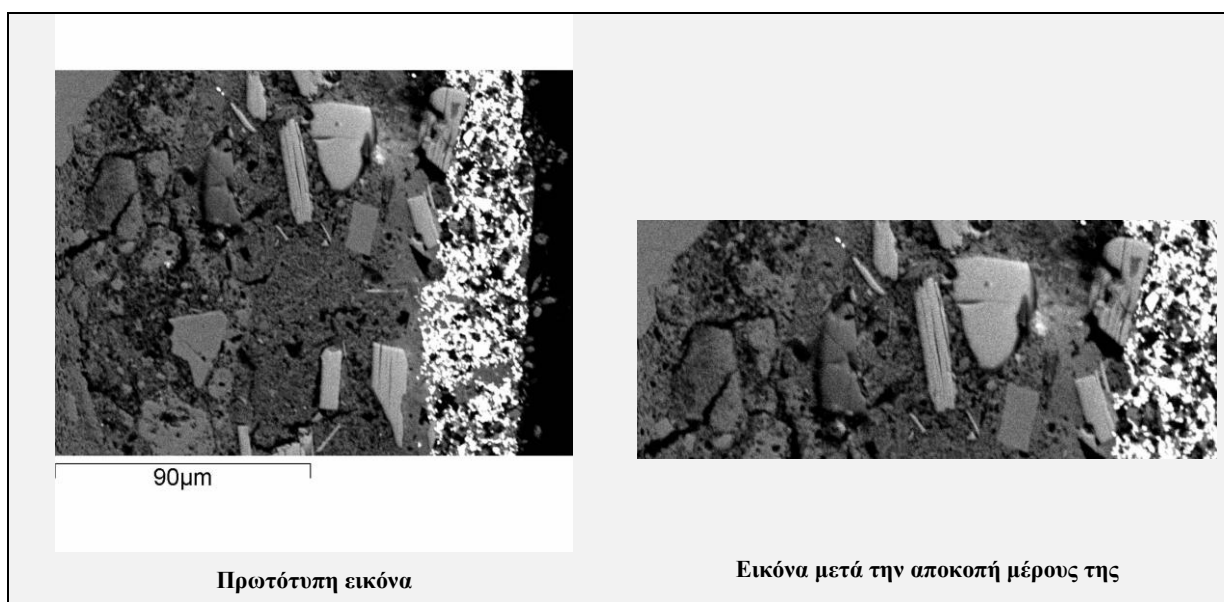
```
end
```

```
load(imagePath)
```

Στο τέλος της εκτέλεσης της εντολής, το όνομα του αρχείου εμφανίζεται στο πεδίο εντολών του Matlab, ενώ το όνομα του καθώς επίσης η διαδρομή του αποθηκεύεται στην τιμή imagePath, ώστε να χρησιμοποιηθεί στο επόμενο βήμα. Στο επόμενο βήμα (2), η εικόνα υπόκειται σε επεξεργασία, προκειμένου να αρχικοποιηθεί, να μετατραπεί σε ασπρόμαυρη και τελικά να ανιχνευτούν οι πορώδεις περιοχές.

4.7 Υπό εξέταση υλικό

Για την υλοποίηση της κατάτμησης της εικόνας χρησιμοποιήθηκαν εικόνες από μικροσκόπιο SEM, που έχουν ληφθεί από κονιάματα τοιχογραφιών επί των οποίων έχουν απεικονιστεί ζωγραφικές συνθέσεις. Οι εικόνες αυτές στην πρωτότυπη μορφή τους φαίνεται στον πίνακα των επόμενων σελίδων. Συνολικά η μελέτη αυτή είχε στην διάθεση της 6 εικόνες. Πριν την εισαγωγή τους στο λογισμικό που δημιουργήθηκε για τον λόγο αυτό, υπήρξε μια προ-επεξεργασία αυτών, προκειμένου να αφαιρεθεί το περίγραμμα φόντου (λευκό). Αυτό έγινε ώστε στην διαδικασία της επεξεργασίας να μην εισαχθούν πληροφορίες που δεν χρειάζονται. Εν τούτοις θα ήταν δυνατόν αυτό να αντιμετωπιστεί αν το ίδιο το λογισμικό αναγνώριζε τα περιθώρια σε κάθε εικόνα και τα αφαιρούσε. Επειδή όμως σε αυτή την περίπτωση, αν εισαγόταν μια εικόνα χωρίς περιθώρια πιθανόν η διαδικασία αφαίρεσης των περιθωρίων να αφαιρούσε μέρος ωφέλιμου για επεξεργασία και ως εκ τούτου θα υπήρχαν εσφαλμένα αποτελέσματα. Παρακάτω φαίνεται η εικόνα, όπως δόθηκε και όπως διαμορφώθηκε μετά την αποκοπή μέρους της.

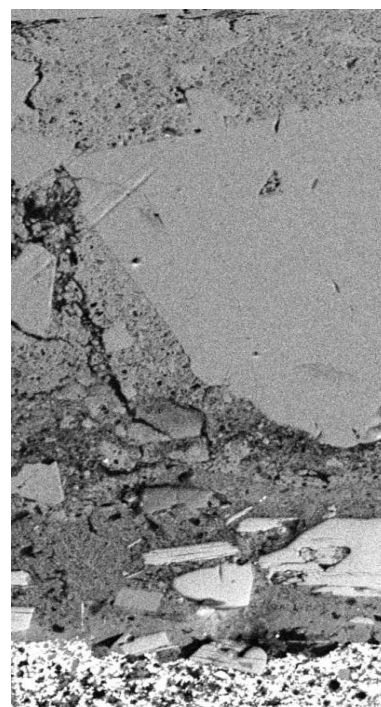


Εικόνα 20. Η εικόνα πριν και μετά την προεπεξεργασία

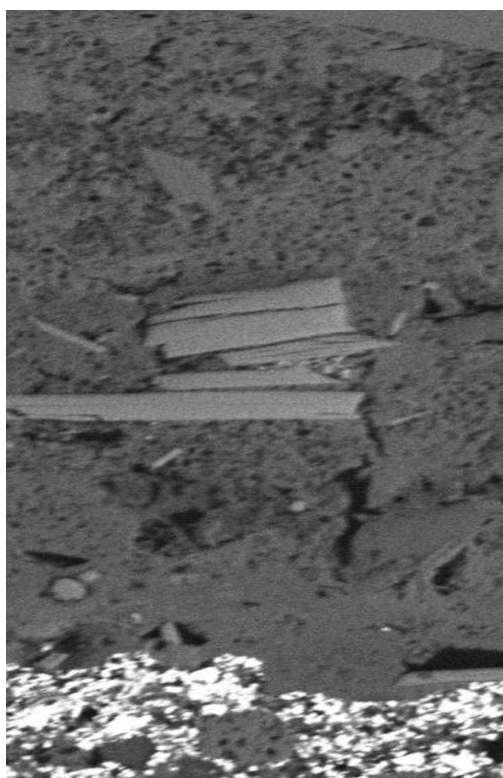
Ακολουθούν οι εικόνες όπως προέκυψαν μετά την προ-επεξεργαστική διαδικασία .



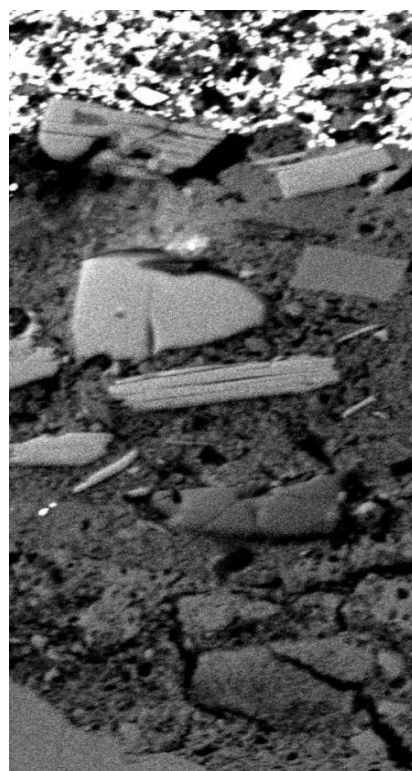
Εικόνα 21. Εικόνα DSC00091kor6 -λεπτή τομή
τοιχογραφίας από πολωτικό μικροσκόπιο



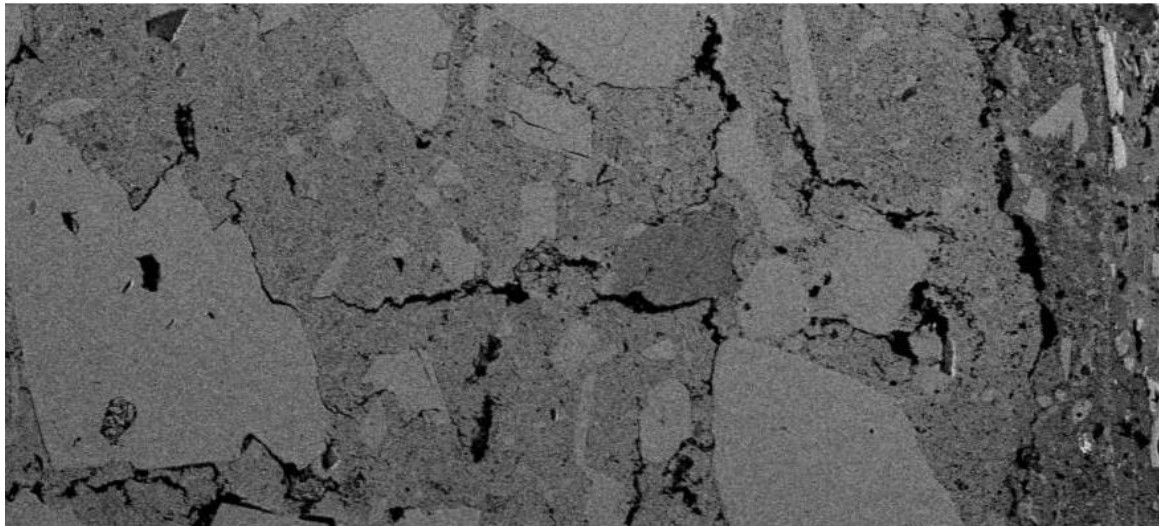
Εικόνα 22 Εικόνα seídca53184c06_vqzre- λεπτή τομή
τοιχογραφίας στο SEM



Εικόνα 23. Εικόνα- seídca55074c1f_xogye- λεπτή τομή
τοιχογραφίας στο SEM



Εικόνα 24. Εικόνα seídca53394c0a_ijtke λεπτή τομή
τοιχογραφίας στο SEM



Εικόνα 25 Εικόνα sei6ca560d4c30_samee- λεπτή τομή τοιχογραφίας στο SEM

4.7.1 Εύρεση Ρωγμών Χρωστικών Ουσιών Και Εμβαδού Αυτών

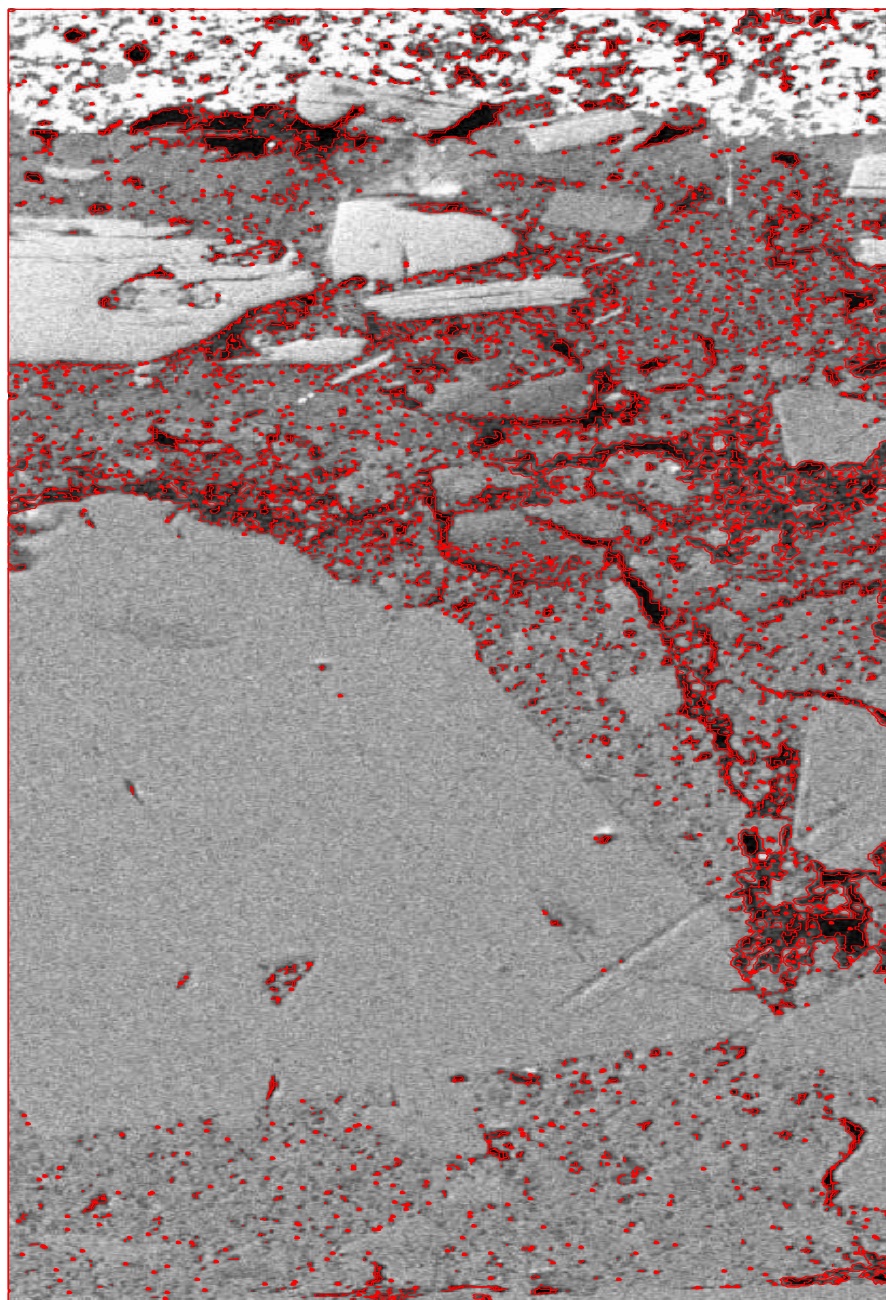
Σύμφωνα με τον αλγόριθμο που παρουσιάστηκε στα προηγούμενη παράγραφο, αρχικά από την εφαρμογή της διαδικασίας υλοποίησης προκύπτει ο προσδιορισμός και η κατάτμηση των περιοχών των εικόνων που είναι ρωγμές αλλά χαρακτηρίζονται από πορώδες. Αυτές οι περιοχές εντοπίζονται και οριοθετούνται με μία κόκκινη γραμμή. Οι περιοχές αυτές αφαιρούνται από την εικόνα και υπολογίζεται το εμβαδόν τους και στην συνέχεια το ποσοστό που καταλαμβάνουν επί αυτού της μελετούμενης επιφάνειας.

Κατόπιν ο αλγόριθμος εντοπίζει τις περιοχές που υπάρχουν υπολείμματα χρωστικών ουσιών, εφόσον τα δείγματα αυτά ήταν από τοιχογραφίες. Οι περιοχές αυτές εντοπίζονται λόγω της φωτεινότητας του και καταγράφεται στα αποτελέσματα της επεξεργασίας με τον αλγόριθμο του Haralick.

Τα αποτελέσματα του ποσοστού των περιοχών αυτών φαίνονται στον επόμενο πίνακα, ενώ στις επόμενες σελίδες τα γραφικά αποτελέσματα κατάτμησης των εικόνων για τον προσδιορισμό των ρωγμών και των χρωστικών ουσιών. Μετά την ολοκλήρωση της κατάτμησης των εικόνων που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη υποπαράγραφο, προέκυψαν οι ακόλουθες εικόνες.

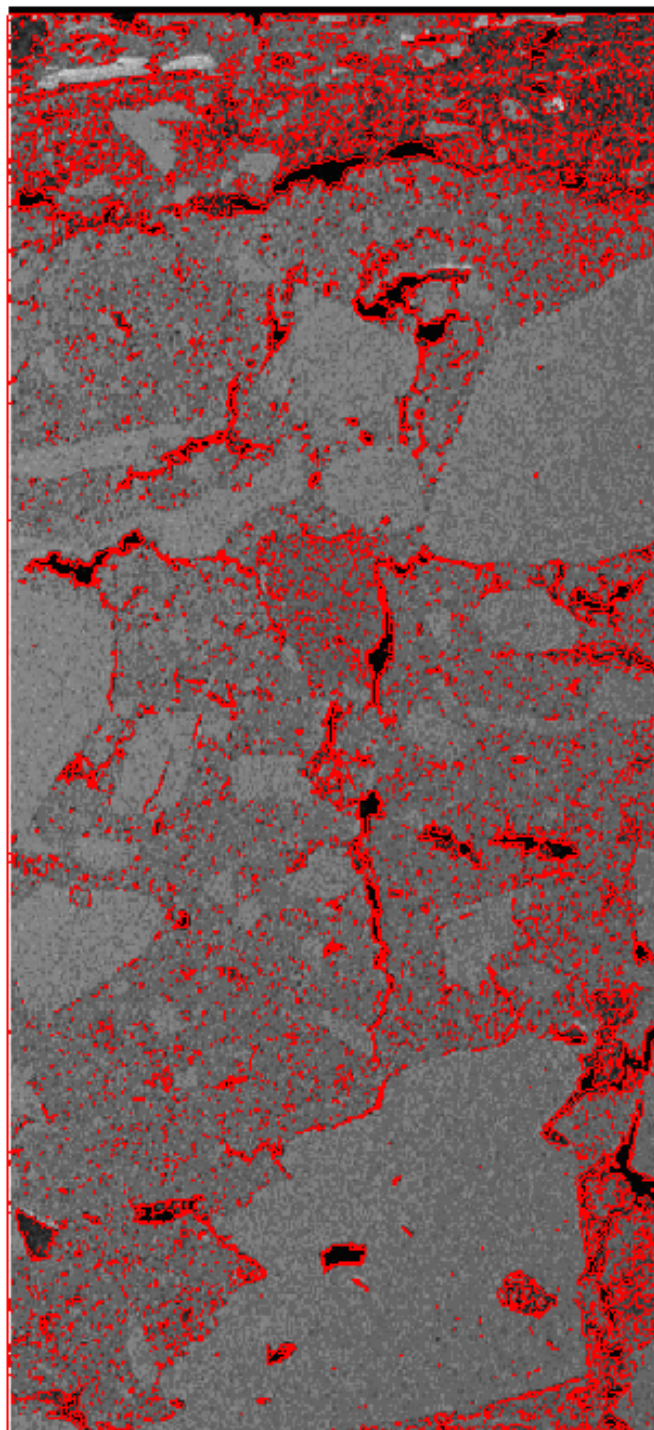
EIKONA	ΕΜΒΑΔΟΝ ΡΩΓΜΩΝ	ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΧΡΩΣΤΙΚΗΣ
sei6ca53184c06_vqzre	2.2%	Ναι
sei6ca560d4c30_samee	5.3%	Όχι
sei6ca53394c0a_ijtke	9.1%	Ναι
sei6ca55074c1f_xogye	15.2%	Ναι

Πίνακας 2. Τα στοιχεία των ρωγμών και του εμβαδού.



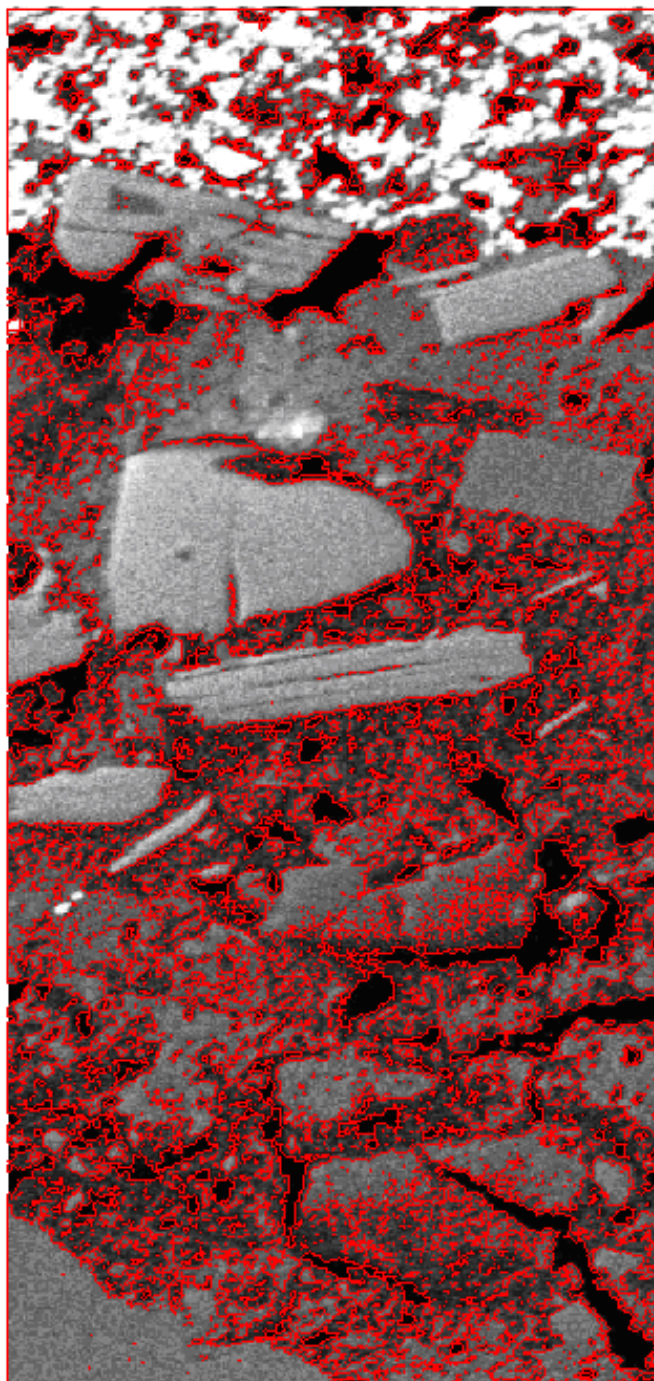
Εικόνα 27. Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre.

Από την μελέτη των αποτελεσμάτων στην περίπτωση αυτή παρατηρείται ότι ο εντοπισμός των ρωγμών και η επισήμανση τους με κλειστές γραμμές γίνεται με σχετικά πολύ καλή επιτυχία. Παράλληλα το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το 2.2% της συνολικής επιφάνειας.



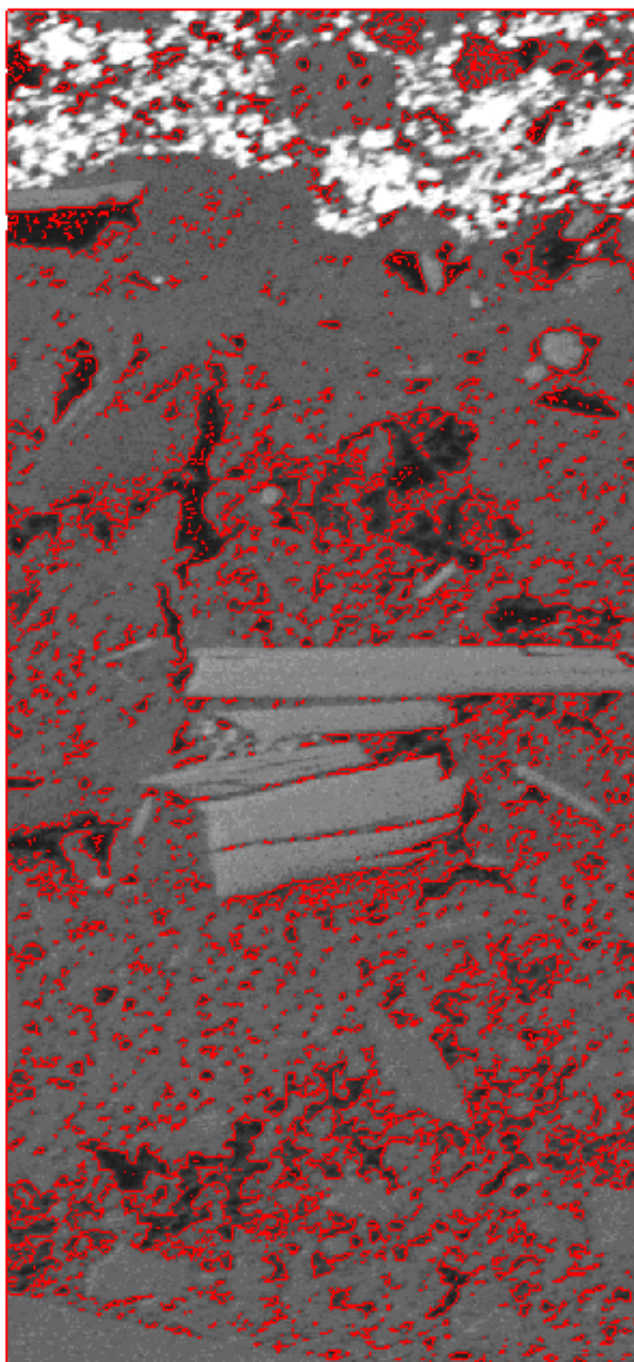
Εικόνα 28.Εικόνα sei6ca560d4c30_samee

Από την μελέτη των αποτελεσμάτων στην περίπτωση αυτή παρατηρείται ότι ο εντοπισμός των ρωγμών και η επισήμανση τους με κλειστές γραμμές γίνεται με σχετικά πολύ καλή επιτυχία. Το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το 5.3% της συνολικής επιφάνειας της συγκεκριμένης εικόνας.



Εικόνα 29.Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke

Από την μελέτη των αποτελεσμάτων στην περίπτωση αυτή παρατηρείται ότι ο εντοπισμός των ρωγμών και η επισήμανση τους με κλειστές γραμμές γίνεται με σχετικά πολύ καλή επιτυχία. Το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το 9.1% της συνολικής επιφάνειας της συγκεκριμένης εικόνας.

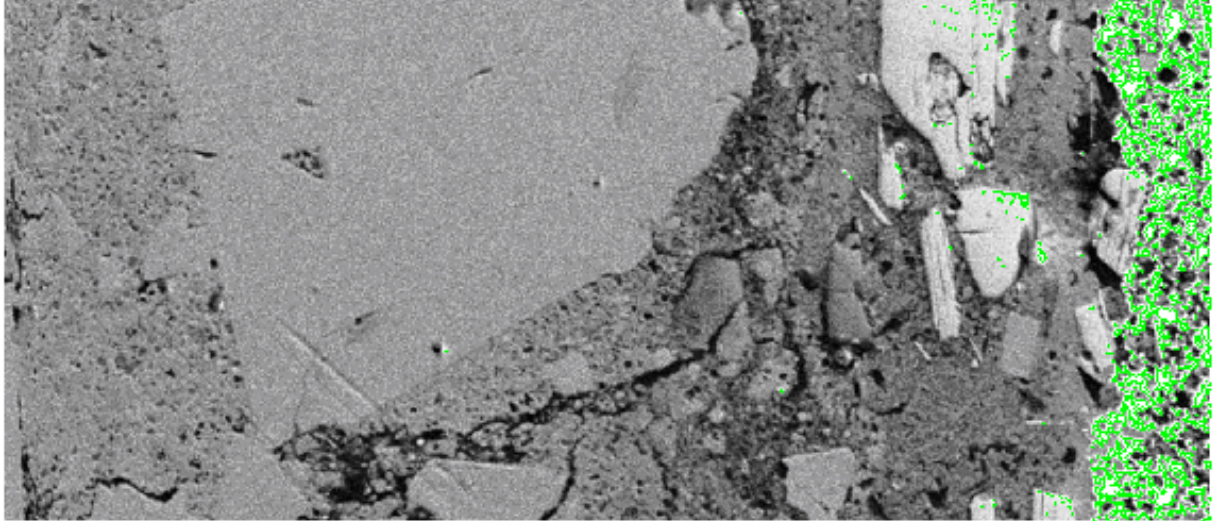


Εικόνα 30. Εικόνα seí6ca55074c1f_xogyε

Από την μελέτη των αποτελεσμάτων στην περίπτωση αυτή παρατηρείται ότι ο εντοπισμός των ρωγμών και η επισήμανση τους με κλειστές γραμμές γίνεται με σχετικά πολύ καλή επιτυχία. Το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το 15.2% της συνολικής επιφάνειας της εικόνας.

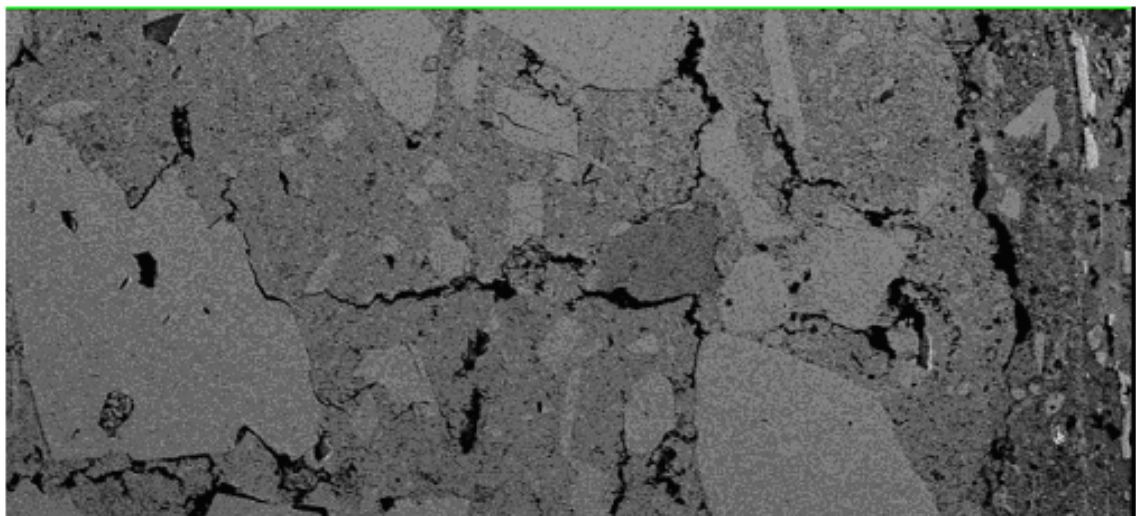
4.7.2 Εύρεση Χρωματισμένων Περιοχών

Τα δείγματα που χρησιμοποιήθηκαν είναι μέρος από κονιάματα τοιχογραφιών που έχουν ζωγραφιστεί. Μετά την ολοκλήρωση της κατάτμησης των εικόνων που παρουσιάστηκαν στην προηγούμενη υποπαράγραφο, προέκυψαν οι ακόλουθες εικόνες.



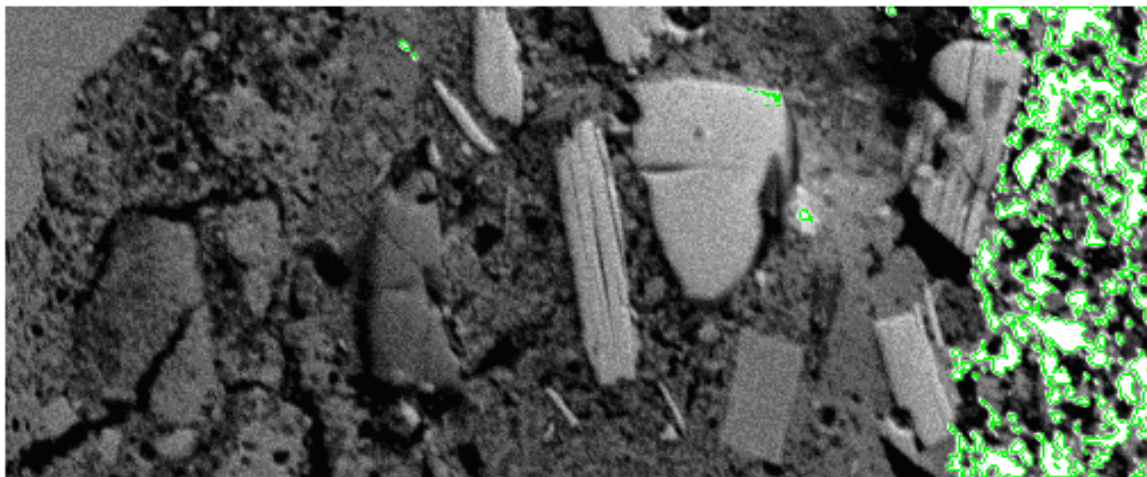
Εικόνα 31. Εικόνα seí6ca53184c06_vqzre

Παρατηρείται η ανίχνευση των περιοχών με το έντονο χρώμα, δηλαδή οι περιοχές με τα υπολείμματα της χρωστικής. Κάποια επίσης υπολείμματα ανιχνεύονται προς το εσωτερικό του δείγματος. Το γεγονός αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι στην συγκεκριμένη περιοχή δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν χρωστικές αλλά οι ιδιότητες των συγκεκριμένων εικονοστοιχείων να ταυτίζονται με αυτές των αντιστοίχων της χρωστικής. Δηλαδή προκύπτει μια σχετική αδυναμία του αλγορίθμου να αυτοπροσαρμόζεται σε κάθε μια εικόνα, γεγονός που αναφέρθηκε ήδη από την αρχή της συγκεκριμένης ανάπτυξης.



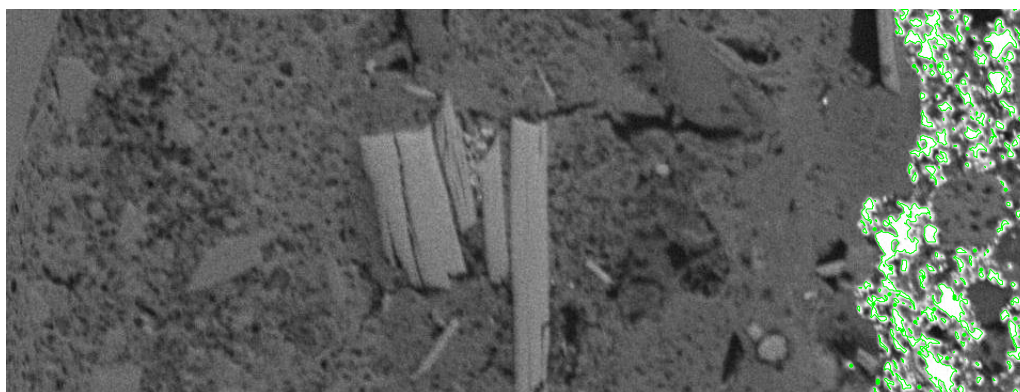
Εικόνα 32. Εικόνα seí6ca560d4c30_samee

Δεν παρατηρείται η ανίχνευση των περιοχών με το έντονο χρώμα, δηλαδή οι περιοχές με τα υπολείμματα της χρωστικής. Παρότι η διαδικασία για διαφορετικά επίπεδα φωτεινότητας και θορύβου και πάλι δεν κατέστη δυνατόν να γίνει η ανίχνευση τους. Με γυμνό μάτι δεν διαπιστώνεται με βεβαιότητα ότι υπάρχει περιοχή με χρωστικές.



Εικόνα 33Εικόνα sei6ca53394c0a_ijtke

Παρατηρείται η ανίχνευση των περιοχών με το έντονο χρώμα, δηλαδή οι περιοχές με τα υπολείμματα της χρωστικής. Κάποια επίσης υπολείμματα ανιχνεύονται προς το εσωτερικό του δείγματος. Το γεγονός αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι στην συγκεκριμένη περιοχή δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν χρωστικές αλλά οι ιδιότητες των συγκεκριμένων εικονοστοιχείων να ταυτίζονται με αυτές των αντιστοιχών της χρωστικής. Δηλαδή προκύπτει μια σχετική αδυναμία του αλγορίθμου να αυτοπροσαρμόζεται σε κάθε μια εικόνα, γεγονός που αναφέρθηκε ήδη από την αρχή της συγκεκριμένης ανάπτυξης και παρατηρήθηκε και σε άλλη φωτογραφία.



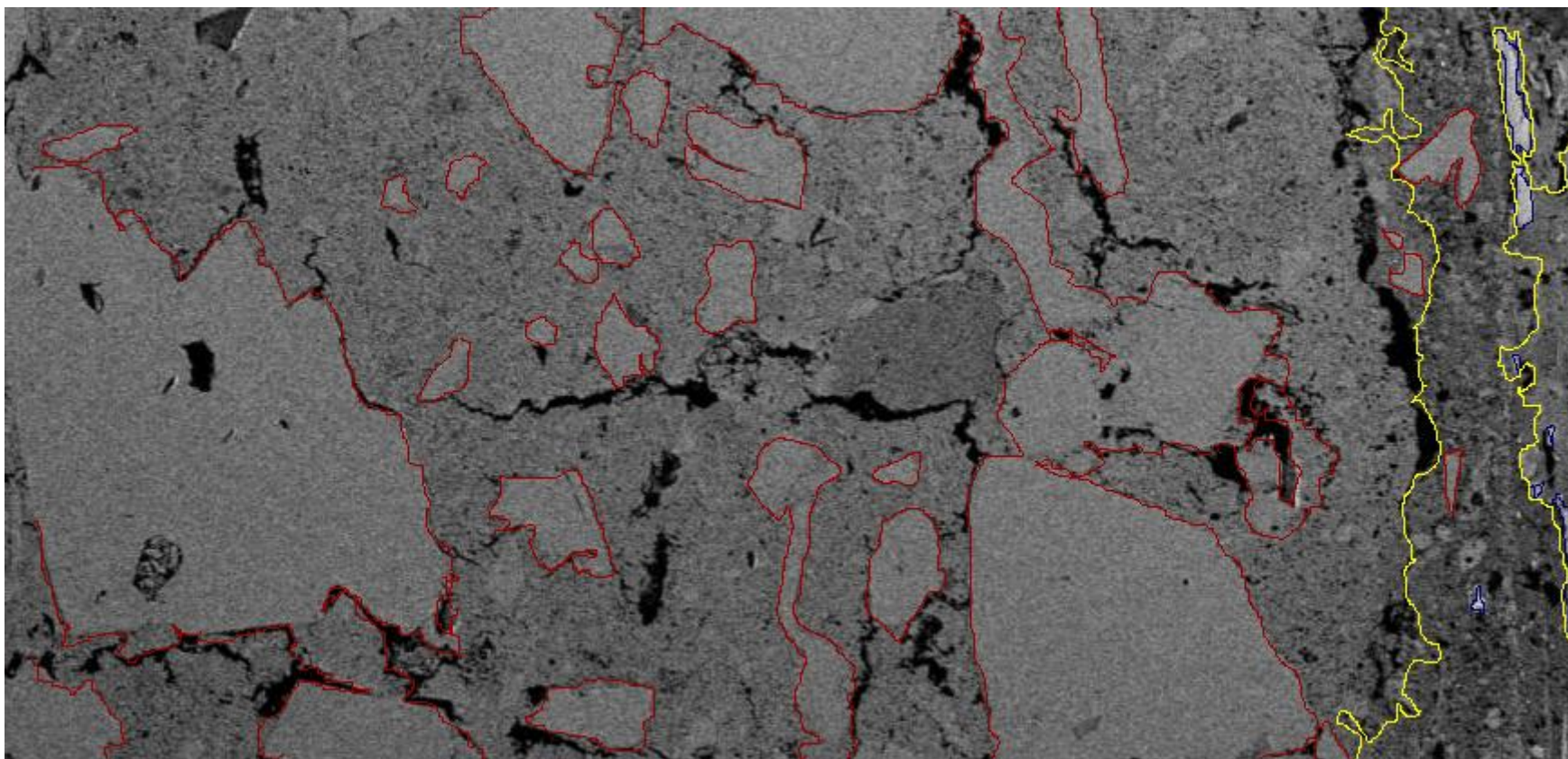
Εικόνα 34. Εικόνα sei6ca55074c1f_xogye

Παρατηρείται η ανίχνευση των περιοχών με το έντονο χρώμα, δηλαδή οι περιοχές με τα υπολείμματα της χρωστικής. Δεν ανιχνεύονται υπολείμματα προς το εσωτερικό του δείγματος.

4.7.3 Αποτελέσματα Διαχωρισμού Περιοχών

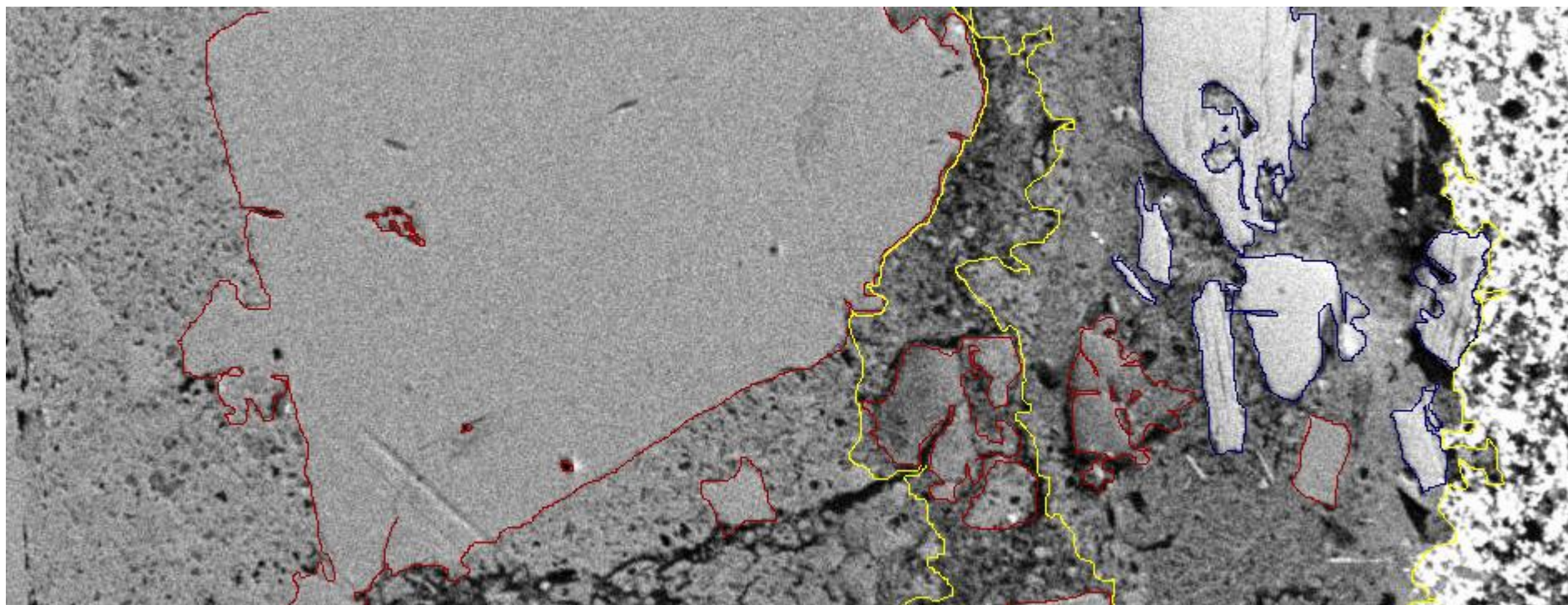
Μετά την παρουσίαση των αποτελεσμάτων της κατάτμησης των εικόνων για την εύρεση των ιχνών της χρωστικής αλλά και τον εντοπισμό των περιοχών ρωγμών επί του δείγματος ακολουθούν τα αποτελέσματα της επεξεργασίας για το διαχωρισμό των περιοχών και τον εντοπισμό των κοκκίων. Συνολικά σε κάθε εικόνα έγινε με διαφορετικό χρώμα η απεικόνιση της εύρεση σχημάτων που αποτελούν ξεχωριστές μορφολογικές οντότητες. Οι περιοχές αυτές είναι οι εξής:

- α. Οι περιοχές δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3
- β. Οι περιοχές με το Αιγυπτιακό μπλε ($\text{CuCaSi}_4\text{O}_{10}$)
- γ. Οι περιοχές πρωτογενούς κόκκου ασβεστίτη (CaCO_3)
- δ. Οι τρεις κύριες μορφολογικές περιοχές του πετρώματος (σημειώνονται ως I, II, III)
- ε. Οι περιοχές με τα υπολείμματα της ξηρογραφικής απεικόνισης (HgS & CaCO_3)



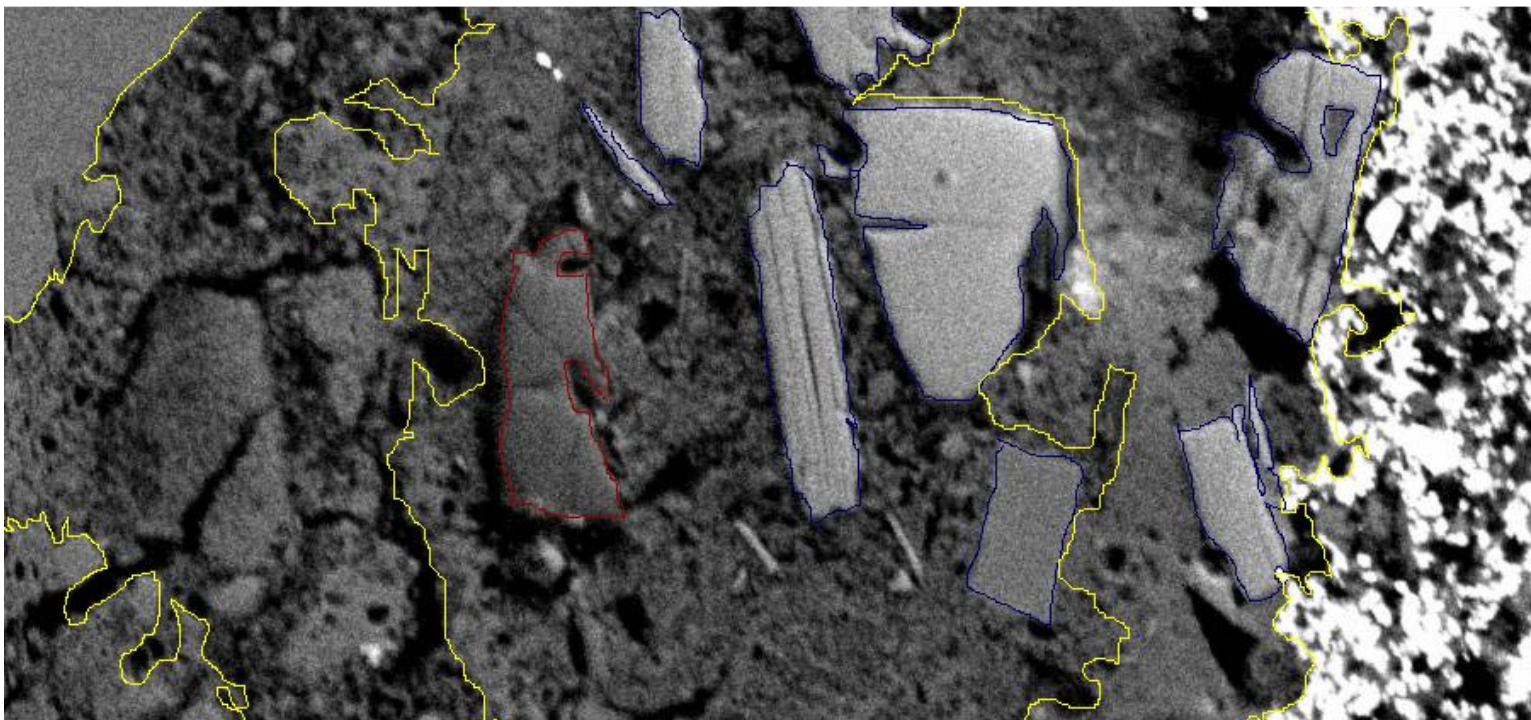
Εικόνα 35 Εικόνα sei6ca560d4c30_samee. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε.

Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων. Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων. Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση μετρήθηκε και βρέθηκε να είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10×10 εικονοστοιχείων), όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4).



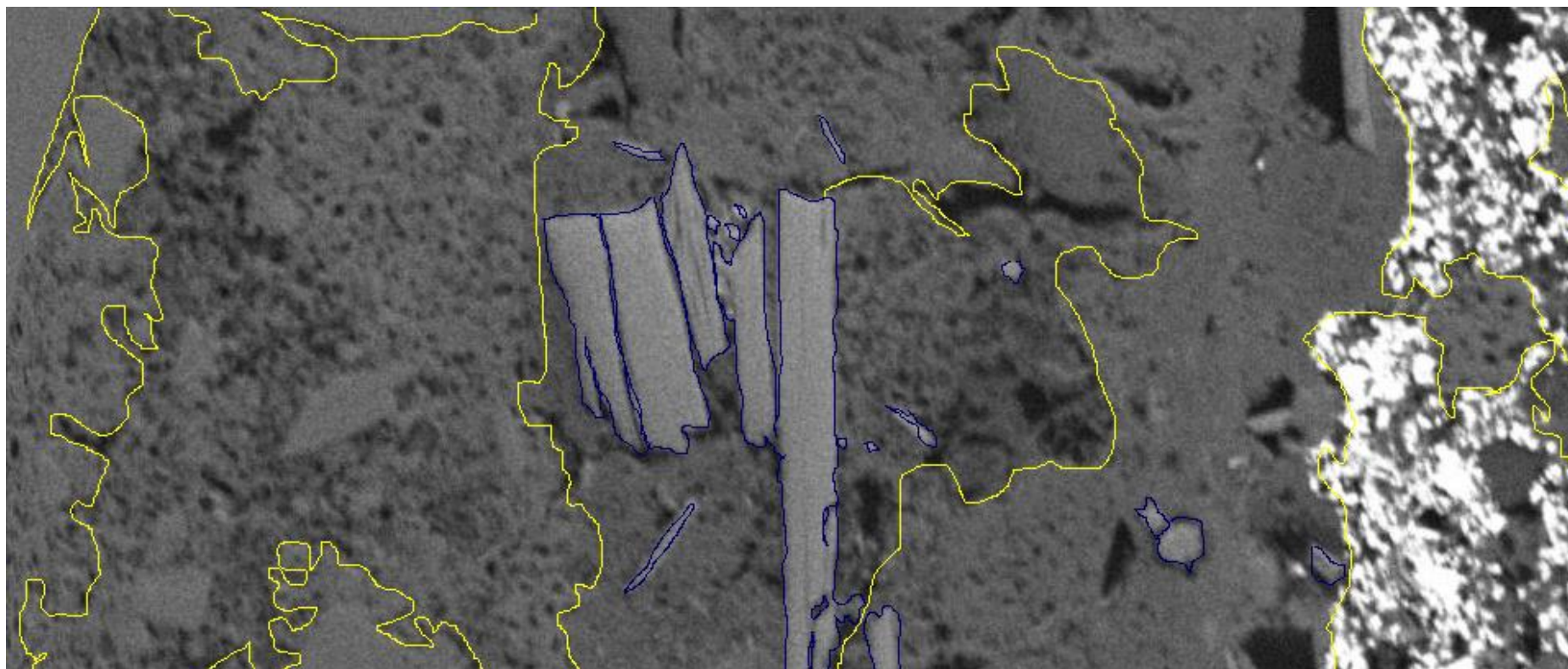
Εικόνα 36. Εικόνα sei6ca53184c06_vqzre Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε.

Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων. Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων. Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση μετρήθηκε και βρέθηκε να είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10*10 εικονοστοιχείων) όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4). Τα συμπεράσματα ταυτίζονται με αυτά της πρώτης εικόνας.



Εικόνα 37. Εικόνα seí6ca53394c0a_ijtke. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε

Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων. Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων. Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση μετρήθηκε και βρέθηκε να είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10*10 εικονοστοιχείων) όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4). Τα συμπεράσματα ταυτίζονται με αυτά της πρώτης εικόνας. Τέλος υφίστανται κάποια μικρα μορφολογικά κοκκία για τα οποία το γυμνό μάτι δεν μπορεί να αποφανθεί αν πρόκειται για δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε.



Εικόνα 38. Εικόνα seídca55074c1f_xogyε. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε

Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων. Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων. Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση μετρήθηκε και βρέθηκε να είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10*10 εικονοστοιχείων) όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4). Τα συμπεράσματα ταυτίζονται με αυτά των άλλων εικόνων.

Μετά την παρουσίαση των αποτελεσμάτων εύρεσης των μορφολογικών οντοτήτων στις εικόνες που λήφθηκαν από το SEM, έγινε επεξεργασία σε έγχρωμη εικόνα. Το γραφικό αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην επόμενη εικόνα



Εικόνα 39.Εικόνα DSC00091kor6. Με κίτρινο χρώμα δίνεται ο διαχωρισμός των τριών κύριων μορφολογικών περιοχών του κονιάματος και με κόκκινο το περίγραμμα των κόκκων του δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε

Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων. Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων. Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση μετρήθηκε και βρέθηκε ότι είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10*10 εικονοστοιχείων), όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4). Τα συμπεράσματα ταυτίζονται με αυτά των άλλων εικόνων.

Συνολικά τα αποτελέσματα της επεξεργασίας για κάθε εικόνα έχουν όπως στον πίνακα που ακολουθεί

EIKONA	ΕΜΒΑΔΟ N περιοχών δευτερογεν ή ασβεστίτη CaCO ₃	Εμβαδό ν περιοχή ς I	Εμβαδό ν περιοχή ς II	Εμβαδό ν περιοχή ς III	ΕΜΒΑΔΟ N περιοχών οξείδια του χαλκού (CuCaSiO ₁ ο)	ΕΜΒΑΔΟ N περιοχών πρωτογενο ύς κόκκου ασβεστίτη (CaCO ₃)	ΕΜΒΑΔΟΝ περιοχών υπολείμματ α της ξηρογραφικ ής απεικόνισης (HgS & CaCO ₃)
sei6ca53184c06_vqz re	39,4	25,7	4,8	24,3	6.5	43.1	10.9
sei6ca560d4c30_sa mee	71,3	83,5	7,0	4,6	0.4	28.5	Δεν βρέθηκαν
sei6ca53394c0a_ijtk e	55,4	24,1	43,4	25,3	24.3	4.0	16.1
sei6ca55074c1f_xog ye	78,0	23,9	30,7	28,5	11.1	Δεν βρέθηκαν	10.8
DSC00091kor6	89,5	62,7	18,6	14,7	1.3	4.3	4.7

Πίνακας 3. Τα στοιχεία των περιοχών με τα μορφολογικά χαρακτηριστικά.

Από την μελέτη των ποσοστών της επιφάνειας όπου καλύπτει κάθε μορφολογική οντότητα παρατηρείται ότι η περιοχή I, δηλαδή η περιοχή με σχετικά ήρεμη και ομαλή υφή (αυτή που βρίσκεται αριστερά στην εικόνα που ακολουθεί) καταλαμβάνει το μεγαλύτερο ποσοστό. Ακολουθούν οι περιοχές με δευτερογενή ασβεστίτη CaCO₃ που καταλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος της επιφάνειας, στην συνέχεια η περιοχή II και μετά η περιοχή III. Οι περιοχές με αιγυπτιακό μπλε κατατάσσονται προτελευταίες και ακολουθούν οι περιοχές των χρωστικών. Τα παραπάνω αποτελέσματα συμφωνούν με την προσέγγιση που είχε γίνει με το «μάτι» (εικόνα 39)

Κεφάλαιο 5 - Συμπεράσματα

5.1. Συμπεράσματα

Για την ολοκλήρωση των στόχων της παρούσας μελέτης, δηλαδή την κατάτμηση των εικόνων χρησιμοποιήθηκε κατά βάση ο αλγόριθμος του Haralick. Από την εφαρμογή του αλγορίθμου στις διαθέσιμες εικόνες, λήφθηκαν στοιχεία για τα παρακάτω μεγέθη:

1. Energy
2. Entropy
3. Contrast
4. Dissimilarity
5. Homogeneity
6. SumAverage
7. SumVariance
8. SumEntropy
9. DiffAverage
10. DiffVariance
11. DiffEntropy

Βάσει των στοιχείων αυτών για το υπόβαθρο της εικόνας, με την βοήθεια ενός κινούμενου παραθύρου εντοπίστηκαν οι διαφορετικές στην υφή κάθε περιοχής της εικόνας. Επιπλέον κατατμήθηκαν τα αντικείμενα, και αφαιρέθηκαν οι περιοχές των ρωγμών, ενώ υπολογίστηκε το μέρος που καταλαμβάνει επί της μελετούμενης περιοχής.

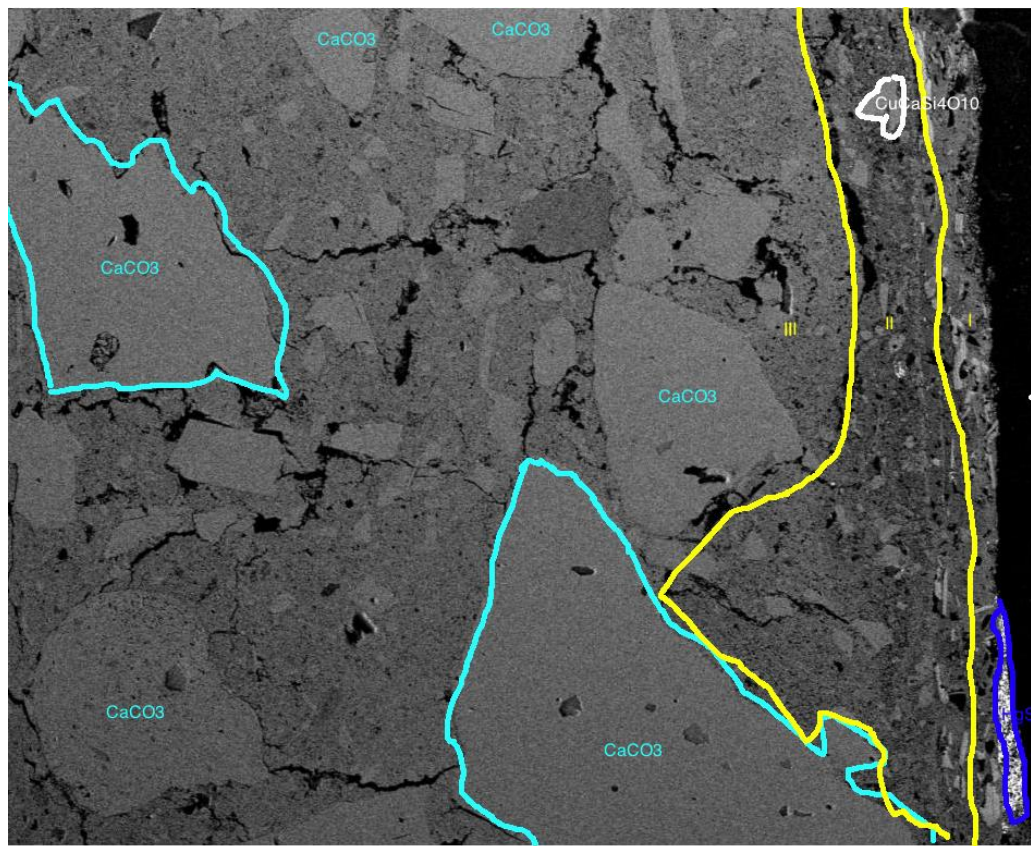
Από τα αποτελέσματα διαπιστώνονται τα εξής:

- Ο εντοπισμός των ρωγμών και η επισήμανση τους με κλειστές γραμμές γίνεται με σχετικά πολύ καλή επιτυχία.
- Παρατηρείται η ανίχνευση των περιοχών με το έντονο χρώμα, δηλαδή οι περιοχές με τα υπολείμματα της χρωστικής.
- Κάποια επίσης υπολείμματα ανιχνεύονται προς το εσωτερικό του δείγματος. Το γεγονός αυτό μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι στην συγκεκριμένη περιοχή δεν είναι απαραίτητο να υπάρχουν χρωστικές, αλλά οι ιδιότητες των συγκεκριμένων εικονοστοιχείων να ταυτίζονται με αυτές των αντιστοίχων της χρωστικής.

- Δηλαδή προκύπτει μια σχετική αδυναμία του αλγορίθμου να αυτοπροσαρμόζεται σε κάθε μια εικόνα, γεγονός που αναφέρθηκε ήδη από την αρχή της συγκεκριμένης ανάπτυξης.
- Διαπιστώνεται η επιτυχής εμφάνιση των 3 περιοχών και των άλλων μορφολογικών οντοτήτων.
- Παράλληλα σε κάποιες περιπτώσεις διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων.
- Σε κάθε περίπτωση αυτή η απόκλιση φαίνεται να είναι μικρότερη από 5 pixels και πιθανόν να οφείλεται στο μέγεθος του επιλεγμένου κινούμενου παραθύρου ανίχνευσης των περιοχών (10*10 εικονοστοιχείων) όπως περιγράφηκε στον αλγόριθμο (4.4)
- Τέλος υφίστανται κάποια μικρά μορφολογικά κοκκία για τα οποία το γυμνό μάτι δεν μπορεί να αποφανθεί αν πρόκειται για δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 με μπλε χρώμα αυτές του αιγυπτιακού μπλε.
- Και για την έγχρωμη εικόνα διαπιστώνεται ότι τα περιγράμματα πολλές φορές δεν ακολουθούν την ακριβή οριογραμμή των μορφολογικών οντοτήτων.

Από την μελέτη των ποσοτήτων της επιφάνειας όπου καλύπτει κάθε μορφολογική οντότητα παρατηρείται ότι η περιοχή I, δηλαδή η περιοχή με σχετικά ήρεμη και ομαλή υφή (αυτή που βρίσκεται αριστερά στην εικόνα που ακολουθεί) καταλαμβάνει το μεγαλύτερο ποσοστό. Ακολουθούν οι περιοχές με δευτερογενή ασβεστίτη CaCO_3 , που καταλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος της επιφάνειας. Στην συνέχεια η περιοχή II και μετά η περιοχή III. Οι περιοχές με αιγυπτιακό μπλε κατατάσσονται προτελευταίες και ακολουθούν οι περιοχές των χρωστικών. Τα παραπάνω αποτελέσματα συμφωνούν με την προσέγγιση που είχε γίνει με το «μάτι» (εικόνα 39).

Η παρούσα μελέτη κατάληξε και επιβεβαίωσε μέσα από την προσομοίωση το γεγονός του θορύβου στο τελικό αποτέλεσμα. Ενώ αναμενόταν να προκύψει γενικά ομοιογένεια σε κάθε μεγάλη περιοχή, εντούτοις εμφανίζονται κλειστές περιοχές με pixel άλλων χαρακτηριστικών εντός άλλων. Αυτό οδηγεί στο αποτέλεσμα ότι είναι αδύνατος ο απόλυτος διαχωρισμός των περιοχών αυτών χωρίς την παράλειψη πληροφορίας. Επομένως ο ερευνητικός σκοπός έχει εκπληρωθεί, αφού η μελέτη αυτή κατάφερε να διαπιστώσει σε γενικές γραμμές τις περιοχές.



Εικόνα 40. Η χειροκίνητη προσέγγιση επιβεβαιώνεται από τα αποτελέσματα.

5.2 Μελλοντική Έρευνα

Δεδομένων των αποτελεσμάτων της παρούσας εργασίας είναι δυνατόν να προταθούν τα παρακάτω θέματα προς μελλοντική διερεύνηση:

- η εξακρίβωση του θορύβου που εισάγει το σύστημα των μικροσκοπίων SEM,
- η επαλήθευση των αποτελεσμάτων και η εξακρίβωση της αποτελεσματικότητας του αλγόριθμου και σε άλλες εικόνες,
- η ταυτοποίηση συγκεκριμένων χημικών ενώσεων που συναντώνται με την μορφή κοκκίων εντός των κονιαμάτων.

«Α» ΚΩΔΙΚΑΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ

```
function varargout = GUI(varargin)
% GUI M-file for GUI.fig
%   GUI, by itself, creates a new GUI or raises the existing
%   singleton*.
%
%   H = GUI returns the handle to a new GUI or the handle to
%   the existing singleton*.
%
%   GUI('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the local
%   function named CALLBACK in GUI.M with the given input arguments.
%
%   GUI('Property','Value',...) creates a new GUI or raises the
%   existing singleton*. Starting from the left, property value pairs are
%   applied to the GUI before GUI_OpeningFcn gets called. An
%   unrecognized property name or invalid value makes property application
%   stop. All inputs are passed to GUI_OpeningFcn via varargin.
%
%   *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows only one
%   instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES
```

% Last Modified by GUIDE v2.5 27-Apr-2012 19:15:43

```
% Begin initialization code - DO NOT EDIT
```

```
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn',  @GUI_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',   @GUI_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [], ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
```

```

    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% --- Executes just before GUI is made visible.
function GUI_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles     structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin   command line arguments to GUI (see VARARGIN)

% Choose default command line output for GUI
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = GUI_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout  cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles     structure with handles and user data (see GUIDATA)
% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% EKKINHSEH ANAΛYSEH ENEPTEION PRESS BUTTONS
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% APXIKOΠOIEHSEH EΦAPMOΓHEH
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% --- Executes on button press in pushbutton7.
function pushbutton7_Callback(hObject, eventdata, handles)
clear all;
clc;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΑΡΧΕΙΟΥ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% get a file to read % get a file to read
[FileName, FilePath] = uigetfile({'*.jpg'; '*.png'; '*.jpeg'; '*.bmp'; '*.gif'; '*.tiff'; }, 'Select an Image...');
% read the image
h=msgbox('PLEASE WAIT...');
I = imread([FilePath, FileName]);
% set the image in the user data, if this is not done, the image would be lost
setappdata(GUI, 'MyImage', I);

```

```

% set the file name and path in the user data
setappdata(GUI, 'FileNameAndPath', [FilePath, FileName]);
close(h);
h=msgbox('IMAGE LOADING IS COMPLETED, PLEASE PRESS OK');
close(h);
% h=msgbox('PLEASE WAIT, IMAGE INITIALIZATION IS IN PROGRESS. ');
% imagePath=[FilePath, FileName]
% [harFeats]=haralick(imagePath, 1, 2);
% close(h);
% h=msgbox('IMAGE PROCESSING IS FINISHED. ')

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

function [harFeats] = haralick(imagePath, windowSize, numLevels)
% HARALICK Extracts Haralick features.
%
% HARALICK extracts the Haralick features from an image. It works
% iteratively on sub-images based on the window specified. First the
% Grey Level Co-occurrence Matrix is created for the four directions at
% 0, 45, 90 and 135 degrees using the 'graycomatrix' function. Then
% their mean value is used to compute each one of the features.
%
% This function returns a structure holding the extracted features but
% also saves the results on the following directory hierarchy for future
% reference.
%
% The features extracted are saved at
%
% Features/
%   haralick/
%     'image name'/
%       nl_'numLevels'_ws_'windowSize'.mat
%
% The images created are saved at
%
% ResultImages/
%   haralick/
%     'image name'/
%       nl_'numLevels'_ws_'windowSize'/
%         'feature name'.jpg
%
% There is NO arguments check.
%
% DEPENDS on 'textprogressbar.m' for showing the extraction progress,
% which is found at:
%
% www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28067-text-progress-bar
%
% Usage:
%   [harFits] = haralick('path/image.jpg', 7, 64);
%
% Inputs:
%   imageFile -> STRING, the filename of an image to process
%   windowSize -> INT, the size of the window to use
%   numLevels -> INT, the number of levels to use
%
% Outputs:

```

```

%     harFeats -> STRUCT, contains the Haralick features extracted
%
%
%
% The following features are computed:
%
% energy      = ?? P(i, j)^2
% entropy     = -?? P(i, j) * |log(P(i, j))|
% contrast    = ?? (i - j)^2 * P(i, j)
% dissimilarity = ?? |i - j| * P(i, j)
% homogeneity = ?? P(i, j) / [1 + (i - j)^2]
%
% With i,j = 1...n
%
% sumAverage  = ?? i * Pxplusy(i)
% sumVariance = ?? (i - sumAverage)^2 * Pxplusy(i)
% sumEntropy  = -?? Pxplusy(i) * log(Pxplusy(i))
%
% With i = 2...2n
%
% diffAverage = ?? i * Pxminusy(i)
% diffVariance = ?? (i - diffAverage)^2 * Pxminusy(i)
% diffEntropy = -?? Pxminusy(i) * log(Pxminusy(i))
%
% With i = 0...n-1
%
% HXY1        = -?? P(i, j) * log(Px(i) * Py(j))
% HXY2        = -?? Px(i) * Py(j) * log(Px(i) * Py(j))
% meanCorrelation1 = [entropy - HXY1] / max(Hx, Hy)
% meanCorrelation2 = sqrt(1 - {1 / [exp(HXY2 - entropy)^2]})
% correlation   = [?? {(i * j) * P(i, j) - ?x?y} / [?x?y]
%
% With i,j = 1...n
%
% Where,
% P is the Grey Level Co-occurrence Matrix,
% Px is the sum of columns of P,
% Py is the sum of rows of P,
% Hx is the entropy of Px,
% Hy is the entropy of Py,
% Pxplusy(k) = ?? P(i, j) with k = i + j and k = 2...2n,
% Pxminusy(k) = ?? P(i, j) with k = |i - j| and k = 0...n-1,
% ?x = ? i ? P(i, j)
% ?y = ? j ? P(i, j)
% ?x = ? (i - ?x)^2 ? P(i, j)
% ?y = ? (j - ?y)^2 ? P(i, j)

%% Create basic directory hierarchy to save the results
splitPath = regexp( imagePath, '\+', 'split' );
filename = char( splitPath(1, size(splitPath,2)) );

splitFname = regexp( filename, '\.', 'split' );
fname = char(splitFname(1, 1));

featuresDir = './Features/haralick/';
imagesDir = './ResultImages/haralick/';

exists = exist(featuresDir, 'dir');

% Split the path string on '/'
% The last token is the image filename

% Split the filename string on '.'
% The first token is kept

% Basic dir hierarchy to keep result files

% Make sure the dirs exist

```

```

if ( exists ~= 7 )
    mkdir(featuresDir);
end

exists = exist(imagesDir, 'dir');

if ( exists ~= 7 )
    mkdir(imagesDir);
end

clear splitPath filename splitFname exists; % Clean up

%% Load image
imOriginal = imread(imagePath);

figure; imshow(imOriginal); title('Original image'); % Show the image loaded

image = imOriginal; % Cut out useless margins. This function
                    % applies *ONLY* to the image used! For other
                    % images is either not a necessary step or
                    % additional pre-processing is needed.

[imRows imCols] = size(image); % Save usefull image data

imMax = 255;
imMin = 0;

figure; imshow(image, [imMin imMax]); title('Cropped image'); % Show the cropped image

clear imOriginal; % Clean up

%% Initialize Haralick features
harFeats.energy = zeros(size(image));
harFeats.entropy = zeros(size(image));
harFeats.contrast = zeros(size(image));
harFeats.dissimilarity = zeros(size(image));
harFeats.homogeneity = zeros(size(image));

harFeats.sumAverage = zeros(size(image));
harFeats.sumVariance = zeros(size(image));
harFeats.sumEntropy = zeros(size(image));

harFeats.diffAverage = zeros(size(image));
harFeats.diffVariance = zeros(size(image));
harFeats.diffEntropy = zeros(size(image));

harFeats.HXY1 = zeros(size(image));
harFeats.HXY2 = zeros(size(image));
harFeats.meanCorrelation1 = zeros(size(image));
harFeats.meanCorrelation2 = zeros(size(image));
harFeats.correlation = zeros(size(image));

%% Compute basic terms
radius = round(windowSize/2); % The window radius to compute various limits
allDirections = [0 1; -1 1; -1 0; -1 -1]; % Set the GLCM to use all four directions

nl = num2str(numLevels);

```

```

ws = num2str(windowSize);

ijDiff = zeros(numLevels);
ijSum = zeros(numLevels);
ijMul = zeros(numLevels);

% Used in computations inside the loop.
% Computed here once, for efficiency.

for i = 0:numLevels - 1
    for j = 0:numLevels - 1
        ijDiff(i+1, j+1) = abs(i-j);
        ijSum(i+1, j+1) = i + j;
        ijMul(i+1, j+1) = i * j;
    end
end

ijDiffSquare = ijDiff.^2;

totalIter = ((imRows - radius) - (radius + 1) + 1);
totalIter = totalIter * ((imCols - radius) - (radius + 1) + 1);
iter = 0;

%% Begin feature extraction
c = clock;
hour = sprintf('%02d', c(4));
minutes = sprintf('%02d', c(5));

disp('-----');
disp(['Starting at ' hour ':' minutes]);
disp(['Working on ' '' imagePath '']);
disp(' ');
disp(['Window size : ' ws]);
disp(['Levels number: ' nl]);
disp(' ');
textprogressbar('Haralick feature extraction progress: ');
tic

c='.';
for i = radius + 1:imRows - radius
    for j = radius + 1:imCols - radius
        window = image(i-radius:i+radius, j-radius:j+radius);

        glcms = graycomatrix(window, 'offset', allDirections, 'NumLevels', numLevels, 'GrayLimits', [imMin
imMax]);

        glcmMean = ( glcms(:, :, 1) + glcms(:, :, 2) + glcms(:, :, 3) + glcms(:, :, 4) ) ./ 4;

        [glcmRows glcmCols] = size(glcmMean);

        glcmProbabilities = glcmMean ./ sum(sum(glcmMean));
        glcmPropHelper = (glcmProbabilities == 0); % All *Helper variables are used on log
                                                    % computations to avoid log(0). Instead
                                                    % log(1) is computed which equals 0.

        harFeats.energy(i,j) = sum(sum( glcmProbabilities.^2 ));
        harFeats.entropy(i,j) = -sum(sum( glcmProbabilities .* log10(glcmProbabilities + glcmPropHelper) ));
        harFeats.contrast(i,j) = sum(sum( glcmProbabilities .* ijDiffSquare ));
        harFeats.dissimilarity(i,j) = sum(sum( ijDiff .* glcmProbabilities ));
        harFeats.homogeneity(i,j) = sum(sum( glcmProbabilities ./ (1 + ijDiffSquare) ));

```

```

pX = sum(glcmPropabilities, 2)';
pY = sum(glcmPropabilities);
meanX = sum( (0:numLevels - 1) .* pX );
meanY = sum( (0:numLevels - 1) .* pY );
varX = sum( (((0:numLevels - 1) - meanX) .^ 2) .* pX );
varY = sum( (((0:numLevels - 1) - meanY) .^ 2) .* pY );
xy = pX' * pY;

pXHelper = (pX == 0);
pYHelper = (pY == 0);
xyHelper = (xy == 0);

HX = -sum( pX .* log10(pX + pXHelper) );
HY = -sum( pY .* log10(pY + pYHelper) );

p_xplusy = zeros(1, glcmRows * 2-1);
p_xminusy = zeros(1, glcmRows);

for k = 1:glcmRows
    for l = 1:glcmCols
        p_xplusy( (k+l) - 1 ) = p_xplusy( (k+l) - 1 ) + glcmPropabilities(k, l);
        p_xminusy( abs(k-l) + 1 ) = p_xminusy( abs(k-l) + 1 ) + glcmPropabilities(k, l);
    end
end

p_xplusyHelper = (p_xplusy == 0);
p_xminusyHelper = (p_xminusy == 0);

harFeats.sumAverage(i,j) = sum( (0:2*numLevels - 2) .* p_xplusy );
harFeats.sumVariance(i,j) = sum( (((0:2*numLevels - 2) - harFeats.sumAverage(i,j)) .^ 2) .* p_xplusy );
harFeats.sumEntropy(i,j) = -sum( (0:2*numLevels - 2) .* log10(p_xplusy + p_xplusyHelper) );

harFeats.diffAverage(i,j) = sum( (0:numLevels - 1) .* p_xminusy );
harFeats.diffVariance(i,j) = sum( (((0:numLevels - 1) - harFeats.diffAverage(i,j)) .^ 2) .* p_xminusy );
harFeats.diffEntropy(i,j) = -sum( (0:numLevels - 1) .* log10(p_xminusy + p_xminusyHelper) );

harFeats.HXY1(i,j) = -sum(sum( glcmPropabilities .* log10(xy + xyHelper) ));
harFeats.HXY2(i,j) = -sum(sum( xy .* log10(xy + xyHelper) ));

harFeats.meanCorrelation1(i,j) = abs(harFeats.entropy(i,j) - harFeats.HXY1(i,j)) / max(HX, HY);
harFeats.meanCorrelation2(i,j) = sqrt(1 - (1 / exp( harFeats.HXY2(i,j) - harFeats.entropy(i,j) )^2) );
harFeats.correlation(i,j) = sum(sum(abs( ijMul .* glcmPropabilities - meanX*meanY ))) /
(sqrt(varX*varY));

    iter = iter + 1;
    textprogressbar(100*iter/totalIter);
end
end

disp(' '); toc
textprogressbar('-----');
disp(' ');

%% Finalize process
hfDir = './Features/haralick/img_orig2./'; % [featuresDir fname '/'];
directories to save results % Create the
% if ( exists ~ = 7 )
mkmdir(hfDir);

```

```

% end

% if ( exist(featuresDir, 'dir') ~= 7 )
%     mkdir(hfDir);
% end

hfPath = [hfDir 'nl_' nl '_ws_' ws '.mat'];
save(hfPath, 'harFeats');

rimDir = [imagesDir fname '/nl_' nl '_ws_' ws '/'];

if ( exist(rimDir, 'dir') ~= 7 )
    mkdir(rimDir);
end

hf = structfun(@(x) (255 .* x ./ max(max(x))), harFeats, 'UniformOutput', false); % Make features as images

names = fieldnames(hf);

for i = 1:numel(names)
    figure(i);
    imshow(hf.(names{i}), [0 255]); % Show the features images
    title(names{i});
    saveas(gcf, [rimDir names{i}], 'jpg');
end

function textprogressbar(c)
% This function creates a text progress bar. It should be called with a
% STRING argument to initialize and terminate. Otherwise the number correspodng
% to progress in % should be supplied.
% INPUTS: C Either: Text string to initialize or terminate
%          Percentage number to show progress
% OUTPUTS: N/A
% Example: Please refer to demo_textprogressbar.m

% Author: Paul Proteus (e-mail: proteus.paul (at) yahoo (dot) com)
% Version: 1.0
% Changes tracker: 29.06.2010 - First version

% Inspired by: http://blogs.mathworks.com/loren/2007/08/01/monitoring-progress-of-a-calculation/

%% Initialization
persistent strCR; % Carriage return pesistent variable

% Vizualization parameters
strPercentageLength = 10; % Length of percentage string (must be >5)
strDotsMaximum = 10; % The total number of dots in a progress bar

%% Main

if isempty(strCR) && ~ischar(c),
    % Progress bar must be initialized with a string
    error('The text progress must be initialized with a string');
elseif isempty(strCR) && ischar(c),
    % Progress bar - initialization
    fprintf('%s',c);
    strCR = -1;

```



```

elseif ~isempty(strCR) && ischar(c),
    % Progress bar - termination
    strCR = [];
    fprintf([c '\n']);
elseif isnumeric(c)
    % Progress bar - normal progress
    c = floor(c);
    percentageOut = [num2str(c) '%%'];
    percentageOut = [percentageOut repmat(' ',1,strPercentageLength-length(permissionOut)-1)];
    nDots = floor(c/100*strDotsMaximum);
    dotOut = [' ' repmat('.',1,nDots) repmat(' ',1,strDotsMaximum-nDots) ''];
    strOut = [percentageOut dotOut];

    % Print it on the screen
    if strCR == -1,
        % Don't do carriage return during first run
        fprintf(strOut);
    else
        % Do it during all the other runs
        fprintf([strCR strOut]);
    end

    % Update carriage return
    strCR = repmat('\b',1,length(strOut)-1);

else
    % Any other unexpected input
    error('Unsupported argument type');
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ΕΥΡΕΣΗ ΡΩΓΜΩΝ ΚΑΙ ΠΟΣΟΣΤΟΣΗΣ ΑΥΤΩΝ
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
Image = getappdata(GUI, 'MyImage');
h=msgbox('PLEASE WAIT FOR SOME MINUTES...', 'PLEASE WAIT');
I=Image(:,:,1);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Eim=I;
A=mean(mean(Eim(:)))
BW=im2bw(I,A/1000);
size(BW);
dim=size(BW);
col=round(dim(2)/2-90)
row=min(find(BW(:,col)));
boundary=bwtraceboundary(BW,[row,col],'E');
size(boundary)
figure, imshow(I)
hold on;
plot(boundary(:,2),boundary(:,1),'r','LineWidth',0.1);
boundaries=bwboundaries(BW);
[x y]=size(boundaries);
Image_area=x*y;
for k=1:x
    b=boundaries{k};
    plot(b(:,2),b(:,1),'r','LineWidth',0.1);
end
hold on;

```

```

BW=im2bw(I,A/1000+.2);
size(BW);
dim=size(BW);
col=round(dim(2)/2)
row=min(find(BW(:,col)));
boundary=bwtraceboundary(BW,[row,col],'E');
size(boundary)
plot(boundary(:,2),boundary(:,1),'r','LineWidth',0.1);
boundaries=bwboundaries(BW);
[x y]=size(boundaries);
for k=1:x
b=boundaries{k};
plot(b(:,2),b(:,1),'r','LineWidth',0.1);
end
[a b]=size(regionprops(BW, 'Area'));
Area_percentage=10*(a*b)/Image_area;
close(h);
message=['Το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το ', num2str(Area_percentage),'% της αρχικής εικόνας'];
h=msgbox(message);

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% EΥΡΕΣΗ ΡΩΓΜΩΝ ΚΑΙ ΠΟΣΟΣΤΟΣΗΣ ΑΥΤΩΝ
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
Image = getappdata(GUI, 'MyImage');
h=msgbox('PLEASE WAIT FOR SOME MINUTES...', 'PLEASE WAIT');
I=Image(:, :, 1);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Eim=I;
A=mean(mean(Eim(:)))
BW=im2bw(I,A/1000);
size(BW);
dim=size(BW);
col=round(dim(2)/2-90)
row=min(find(BW(:,col)));
boundary=bwtraceboundary(BW,[row,col],'E');
size(boundary)
figure, imshow(I)
hold on;
plot(boundary(:,2),boundary(:,1),'r','LineWidth',0.1);
boundaries=bwboundaries(BW);
[x y]=size(boundaries);
Image_area=x*y;
for k=1:x
b=boundaries{k};
plot(b(:,2),b(:,1),'r','LineWidth',0.1);
end
hold on;
BW=im2bw(I,A/1000+.2);
size(BW);
dim=size(BW);
col=round(dim(2)/2)
row=min(find(BW(:,col)));
boundary=bwtraceboundary(BW,[row,col],'E');
size(boundary)
plot(boundary(:,2),boundary(:,1),'r','LineWidth',0.1);
boundaries=bwboundaries(BW);
[x y]=size(boundaries);
for k=1:x
b=boundaries{k};
plot(b(:,2),b(:,1),'r','LineWidth',0.1);

```

```

end
[a b]=size(regionprops(BW, 'Area'));
Area_percentage=10*(a*b)/Image_area;
close(h);
message=['Το πορώδες και οι ρωγμές καλύπτουν το ', num2str(Area_percentage), '% της αρχικής εικόνας'];
h=msgbox(message);% hObject handle to pushbutton4 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
% --- Executes on button press in close.

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ΕΥΡΕΣΗ ΧΡΩΣΤΙΚΩΝ ΟΥΣΙΩΝ %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

% --- Executes on button press in pushbutton9.
function pushbutton9_Callback(hObject, eventdata, handles)

```

```

Image = getappdata(GUI, 'MyImage');
I=Image(:,:,1);
img_file = I;
I=img_file(:,:,1);
BW=I;
A=mean(mean(BW(:)))
A1=A/1000+.82
BW=im2bw(BW,A1);
% BW = entropyfilt(BW);
BW = mat2gray(BW);
[B,L,N] = bwboundaries(BW);
N;
length(B);
% figure, imshow(imcontour(I,3));
figure, imshow(I); hold on;
for k=1:length(B),
    boundary = B{k};
    % if(k > length(B)/2)
    % if(k>(length(B)*3/4))
    % plot(boundary(:,2),...
    % boundary(:,1),'w','LineWidth',1);
    % fill(boundary(:,2),boundary(:,1),'w')
    % else
    % plot(boundary(:,2),...
    % boundary(:,1),'g','LineWidth',1);
    % fill(boundary(:,2),boundary(:,1),'g')
    % end
    % else
    % if(k<length(B)/4)
    % plot(boundary(:,2),...
    % boundary(:,1),'b','LineWidth',1);
    % fill(boundary(:,2),boundary(:,1),'b')
    % else
    % plot(boundary(:,2),...
    % boundary(:,1),'r','LineWidth',1);
    % fill(boundary(:,2),boundary(:,1),'r')
    % end
% end
end

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ΕΓΧΕΙΡΙΔΙΟ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```

function pushbutton8_Callback(hObject, eventdata, handles)
winopen('manual.pdf')
% hObject handle to pushbutton8 (see GCBO)
% eventdata reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles structure with handles and user data (see GUIDATA)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% ΤΕΡΜΑΤΙΣΜΟΣ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

```

```
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
clear all;
clear all;
clc;
close(gui);

% --- Executes on button press in close.
function close_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to close (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
```

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1]Σεραφεΐμ Ν. Ευστρατιάδης, *Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας*, 2005
- [2]Stuart Russell, Peter Norvig “Artificial Intelligence, a Modern Approach» Prentice Hall; 1st edition (January 15, 1995) ,machine Vision” Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunk, ISBN 978-0131038059
- [3]Earl Gose, Richard Johnsonbaugh, Steve Jost Pattern Recognition and Image Analysis Prentice Hall; Har/Dsk edition (May 1996), ISBN-10: 0132364158
- [4]Λουΐζη Άννα «Στοιχεία λήψης και επεξεργασίας ιατρικής εικόνας» <http://mpl.med.uoa.gr/wp-content/uploads/2011/03/stoi3c7eia-lpsis-kai-epeksergasias-iatriks-eikonas-b-meros.pdf>
- [5]Σκόδρας, Αναστόπουλος «Ψηφιακή επεξεργασία εικόνων σημάτων» http://portal.survey.ntua.gr/main/courses/general/sigproc/files/sigproc_selected_web.pdf, 2008
- [6]Γιακουμάκης «Εφαρμογές Ψηφιακής Ιατρικής Απεικόνισης», <http://mpl.med.uoa.gr/wp-content/uploads/2011/03/digital-imaging-3.pdf>, 2012
- [7]Δερματάς «Συμπύεση Πολυφασματικής Εικόνας Με Κριτηρια Οπτικής Αντιληψης» http://www.wcl.ece.upatras.gr/dalas/lib/exe/fetch.php?media=diplomat_thesis.pdf, 2011
- [8]Παπαμάρκου Νικολάου. Ψηφιακή Επεξεργασία και Ανάλυση Εικόνων Εταιρεία Αξιοποίησης και Διαχείρισης Περιουσίας Δ.Π.Θ. Ξάνθη, 2004.
- [9]Νικολαΐδη Αθανασίου, Σημειώσεις Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνας με το T.E.I. Σεργίων, 2004, http://www.teiser.gr/icd/staff/simeonid/psee/Photoshop_CS.pdf, 2010
- [10] <http://users.sch.gr/theoddimo/coinsserver/html/imageanalysis.html>, 2011
- [11] Κοκκινου «Συνέργεια Κατάτμησης Εικόνων και Αναγνώρισης Αντικειμένων με Γεωμετρικές και Στατιστικές Τεχνικές της Όρασης Υπολογιστών», 2010
- [12] Pham, Dzung L.; Xu, Chenyang; Prince, Jerry L. (2000). "Current Methods in Medical Image Segmentation". *Annual Review of Biomedical Engineering* 2: 315–337. doi:10.1146/annurev.bioeng.2.1.315. PMID 11701515.
- [13] Hossein Mobahi, Shankar Rao, Allen Yang, Shankar Sastry and Yi Ma. Segmentation of Natural Images by Texture and Boundary Compression, International Journal of Computer Vision (IJCV), 95 (1), pg. 86-98, Oct. 2011.
- [14] Shankar Rao, Hossein Mobahi, Allen Yang, Shankar Sastry and Yi Ma Natural Image Segmentation with Adaptive Texture and Boundary Encoding, Proceedings of the Asian

Conference on Computer Vision (ACCV) 2009, H. Zha, R.-i. Taniguchi, and S. Maybank (Eds.), Part I, LNCS 5994, pp. 135--146, Springer.

[15] Ohlander, Ron; Price, Keith; Reddy, D. Raj (1978). "Picture Segmentation Using a Recursive Region Splitting Method". *Computer Graphics and Image Processing* 8 (3): 313–333. doi: 10.1016/0146-664X(78)90060-6, 2005.

[16] T.Lindeberg and M.-X.Li "Segmentation and classification of edges using minimum description length approximation and complementary junction cues", *Computer Vision and Image Understanding*, vol.67, no. 1, pp. 88--98, 1997.

[17] L.Chen, HD Cheng, and J. Zhang, Fuzzy subfiber and its application to seismic lithology classification, *Information Sciences: Applications*, Vol 1, No 2, pp 77-95, 1994.

[18] SL Horowitz and T. Pavlidis, Picture Segmentation by a Directed Split and Merge Procedure, *Proc.ICPR*, 1974, Denmark, pp.424-433.

[19] SL Horowitz and T. Pavlidis, Picture Segmentation by a Tree Traversal Algorithm, *Journal of the ACM*, 23 (1976), pp. 368-388.

[20] L. Chen, The lambda-connected segmentation and the optimal algorithm for split-and-merge segmentation, *Chinese J. Computers*, 14(1991), pp 321-331

[21] S.Osher and N. Paragios. *Geometric Level Set Methods in Imaging Vision and Graphics*, Springer Verlag, ISBN 0387954880, 2003.

[22] James A. Sethian. "Segmentation in Medical Imaging" . Retrieved 15 January 2012 .

[23] Forcade, Nicolas; Le Guyader, Carole; Gout, Christian (July 2008), "Generalized fast marching method: applications to image segmentation", *Numerical Algorithms* **48** (1-3): 189-211

[24] Jianbo Shi and Jitendra Malik (2000): "Normalized Cuts and Image Segmentation", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* , pp 888-905, Vol. 22, No. 8, 2009

[25] Leo Grady (2006): "Random Walks for Image Segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* , pp. 1768–1783, Vol. 28, No. 11

[26] Z.Wu and R. Leahy (1993): "An optimal graph theoretic approach to data clustering: Theory and its application to image segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1101–1113, Vol.15, No. 11

[27] Leo Grady and Eric L. Schwartz (2006): "Isoperimetric Graph Partitioning for Image Segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 469–475, Vol. 28, No. 3

- [28] CT Zahn (1971): "Graph-theoretical methods for detecting and describing gestalt clusters", *IEEE Transactions on Computers*, pp. 68–86, Vol. 20, No. 1
- [29] Witkin, AP "Scale-space filtering", Proc. 8th Int. Joint Conf. Art. Intell., Karlsruhe, Germany, 1019–1022, 1983.
- A. Witkin, "Scale-space filtering: A new approach to multi-scale description," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing (ICASSP), vol. 9, San Diego, CA, Mar. 1984, pp. 150–153.
- [30] Koenderink, Jan "The structure of images", *Biological Cybernetics*, 50:363–370, 1984
- [31] Lifshitz, L. and Pizer, S.: A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12:6, 529–540, 1990.
- [32] Lindeberg, T.: Detecting salient blob-like image structures and their scales with a scale-space primal sketch: A method for focus-of-attention, *International Journal of Computer Vision*, 11(3), 283–318, 1993.
- [33] Lindeberg, Tony, *Scale-Space Theory in Computer Vision*, Kluwer Academic Publishers, 1994, ISBN 0-7923-9418-6
- [34] Gauch, J. and Pizer, S.: Multiresolution analysis of ridges and valleys in grey-scale images, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15:6 (June 1993), pages: 635–646, 1993.
- [35] Olsen, O. and Nielsen, M.: Multi-scale gradient magnitude watershed segmentation, Proc. of ICIAP 97, Florence, Italy, *Lecture Notes in Computer Science*, pages 6–13. Springer Verlag, September 1997.
- [36] Dam, E., Johansen, P., Olsen, O. Thomsen, A. Darvann, T., Dobrzenieck, A., Hermann, N., Kitai, N., Kreiborg, S., Larsen, P., Nielsen, M.: "Interactive multi-scale segmentation in clinical use" in *European Congress of Radiology 2000*.
- [37] Vincken, K., Koster, A. and Viergever, M.: Probabilistic multiscale image segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19:2, pp. 109–120, 1997.
- [38] M. Tabb and N. Ahuja, Unsupervised multiscale image segmentation by integrated edge and region detection, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 6, No. 5, 642–655, 1997.
- [39] E. Akbas and N. Ahuja, "From ramp discontinuities to segmentation tree"

- [40] C.Undeman and T. Lindeberg (2003) "Fully Automatic Segmentation of MRI Brain Images using Probabilistic Anisotropic Diffusion and Multi-Scale Watersheds", Proc. Scale-Space'03, Isle of Skye, Scotland, Springer Lecture Notes in Computer Science, volume 2695, pages 641--656.
- [41] Florack, L. and Kuijper, A.: The topological structure of scale-space images, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 12:1, 65–79, 2000.
- [42] Bijaoui, A., Rué, F.: 1995, A Multiscale Vision Model, *Signal Processing* **46**, 345
- [43] Mahinda Pathegama & Ö Göl (2004): "Edge-end pixel extraction for edge-based image segmentation", *Transactions on Engineering, Computing and Technology*, vol. 2, pp 213–216, ISSN 1305-5313
- [44] Haindl, M. – Mikeš, S. Texture Segmentation Benchmark, Proc. of the 19th Int. Conference on Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2008, pp. 1–4 ISBN 978-1-4244-2174-9 ISSN 1051-4651
- [45] D.Martin; C. Fowlkes and D. Tal and J. Malik (July 2001). "A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics". *Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision*. **2**. pp. 416–423.
- [46] D. Mumford and J. Shah. Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 42(5):577–685, 1989.
- A. Blake and A. Zisserman. *Visual Reconstruction*. MIT Press, 1987.
- [47] Tsai, A. Yezzi, and A. Willsky. Curve Evolution Implementation of the MumfordShah Functional for Image Segmentation, Denoising, Interpolation, and magnification. *IEEE Trans. Im. Proc.*, 10(8):1169–1186, 2001.
- [48] S. Zhu and A. Yuille. Region Competition: Unifying Snakes, Region Growing and Bayes/MDL for Multiband Image Segmentation. *IEEE Trans. PAMI*, 18(9):884–900,1996.
- [49] T. Chan and L. Vese. Active Contours Without Edges. *IEEE Trans. Im. Proc.*,10(2):266–277, 2001.
- [50] Z. Tu, X. Chen, A. Yuille, and S. Zhu. Image Parsing: Unifying Segmentation, Detection, and Recognition. *Int.l. J. of Comp. Vision*, 63(2):113–140,2005.
- [51] J. Shi and J. Malik. Normalized Cuts and Image Segmentation. *IEEE Trans.PAMI*, 22(8):888–905, 2001.
- [52] S. Xu and J. Shi. Object Specific FigureGround Segregation. In *Proc. IEEE Conf. on Comp. Vision and Pat. Recogn.*, 2003

- [53] J. Malik, S. Belongie, T. Leung, and J. Shi. Contour and texture analysis for image segmentation. *Int.l. J. of Comp. Vision*, 43(1):7–27, 2001.
- [54] P. Perona and W. Freeman. A Factorization Approach to Grouping. In *Proc.Eur. Conf. on Comp. Vision*, pages 655–670, 1998.
- [55] D. Comaniciu and P. Meer. Mean shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis. *IEEE Trans. PAMI*, 24(5):603–619, 2002.
- [56] S. Belongie, C. Carson, H. Greenspan, and J. Malik. Color and texture based image segmentation using EM and its application to content based image retrieval. In *Proc. Int.l Conf. on Comp. Vision*, 1998.
- [57] S. Beucher and F. Meyer. The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation. In E. R. Dougherty, editor, *Mathematical Morphology in Image Processing*, pages 433–481. Marcel Dekker, New York, 1993.
- [58] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. Geodesic Active Contours. *Int.l. J. of Comp. Vision*, 22(1):61–79, 1997.
- [59] P. Perona and J. Malik. ScaleSpace and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. *IEEE Trans. PAMI*, 12(7):629–639, 1990
- [60] Z. Tu and S. Zhu. Image Segmentation by Data Driven MCMC. *IEEE Trans. PAMI*, 24(5):657–673, 2002.
- [61] J. Shah. Riemannian Drums, Curve Evolution and Segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 11:142–153, 2000
- [62] P. Kapsalas “A morphological fusion algorithm for optical detection and quantification of decay patterns on stone surfaces”, *Construction and Building Materials* 22 (2008) 228–238
- [63] Kapsalas : Evaluation of image segmentation approaches for non-destructive detection and quantification of corrosion damage on stonework” *Corrosion Science* 49 (2007) 4415–4442
- [64] R. M. Haralick K. Shanmugam and I. Dinstein, “Textural Features for Image Classification”, *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, SMC-3, Vol. 6, pp. 610-621, 1973.