



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ

Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας
και Τεχνολογίας Υλικών

ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΟ ΕΤΟΣ 2004-2005



Διπλωματική εργασία με θέμα :

**“Σύστημα Επεμβατικής Βρογχοσκόπησης
και Ψηφιακή Ανάλυση Βρογχοσκοπικών Εικόνων
για την Ανίχνευση Καρκίνου σε Πρώιμο Στάδιο.”**

Όνομ/μο φοιτητριάς : Αικατερίνη Ν. Λαζαρίδου

Αριθμός μητρώου : 03098648

Επιβλέποντες καθηγητές : Δ.Κουτσούρης(Καθηγητής Ε.Μ.Π)
Κ.Νικήτα (Αν.Καθηγήτρια Ε.Μ.Π)
Π.Τσανάκας (Καθηγητής Ε.Μ.Π)

Σεπτέμβριος 2005

Διπλωματική εργασία με θέμα :

**“Σύστημα Επεμβατικής Βρογχοσκόπησης
και Ψηφιακή Ανάλυση Βρογχοσκοπικών Εικόνων
για την Ανίχνευση Καρκίνου σε Πρώιμο Στάδιο.”**

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την

16^η Σεπτεμβρίου 2005

Δ.ΚΟΥΤΣΟΥΡΗΣ

.....

Κ.ΝΙΚΗΤΑ

.....

Π.ΤΣΑΝΑΚΑΣ

.....

.....
Αικατερίνη Ν. Λαζαρίδου

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Η/Υ Ε.Μ.Π

Copyright © Αικατερίνη Ν.Λαζαρίδου, 2005
Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Στη διπλωματική μου, ασχολήθηκα με αναπτυγμένες τεχνικές ανάλυσης και επεξεργασίας εικόνας για την ανίχνευση καρκίνου του πνεύμονα σε πρώιμο στάδιο, σε συνεργασία με το νοσοκομείο «Σωτηρία» των Αθηνών.

Στο 1^ο κεφάλαιο, περιγράφω τη διαδικασία της αυτοφθορίζουσας βρογχοσκόπησης, η οποία χρησιμοποιείται εκτενώς στο συνεργαζόμενο νοσοκομείο, με φυσικού αλλά και μπλε φωτός εικόνες.

Στο 2^ο κεφάλαιο, αναλύω με μαθηματικά τις τεχνικές αλλαγής χρωματικών χώρων, που χρησιμοποίησα κατά την προσπάθειά μου για την ανίχνευση του καρκίνου από έγχρωμες βρογχοσκοπικές εικόνες. Από το RGB χώρο, εισήλθα στους NTSC, YIQ, YCbCr, HSV και HIS σε μία προσπάθεια να ανακαλύψω τον χώρο που μου δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα ανίχνευσης καρκίνου.

Στο 3^ο κεφάλαιο, ασχολήθηκα με τεχνικές ανίχνευσης ακμών και συγκεκριμένους τελεστές, όπως οι: Sobel, Prewitt, Canny, Haralick, Deriche, κ.α.

Στο 4^ο κεφάλαιο, αξιοποίησα τεχνικές κατάτμησης εικόνας βάσει του ιστογράμματος αυτής και με τεχνικές κατωφλίωσης, ανάπτυξη περιοχής, μετασχηματισμού Watershed και αλγόριθμου K-means.

Στο 5^ο κεφάλαιο, ασχολήθηκα με την ανάλυση υφής βασιζόμενη κυρίως σε πίνακες συνεμφάνισης.

Στο 6^ο κεφάλαιο, εργάστηκα στα φίλτρα Gabor, ως μία εξειδικευμένη μορφή ανάλυσης υφής εικόνας.

Τέλος ασχολήθηκα με ταξινομητές βάσει γραμμικής ταξινόμησης και κ-κοντινού γείτονα.

Έπειτα, ενσωμάτωσα τον υπολογιστικό κώδικα για κάθε τεχνική που χρησιμοποίησα, σε πλατφόρμα Matlab.

Τα αποτελέσματα της εργασίας είναι σε φάση σύγκρισης με αποτελέσματα βιοψιών από πραγματικούς ασθενείς και αποδοχής από τους υπεύθυνους γιατρούς.

Λέξεις κλειδιά

Αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση, χρωματικοί χώροι, ανίχνευση ακμών, κατάτμηση εικόνας, κατωφλίωση, χωρισμός περιοχών, μετασχηματισμός Watershed, K-means, υφή εικόνας, φίλτρα Gabor, ταξινομητές, βρογχοσκοπικές εικόνες φυσικού φωτός, μπλέ βρογχοσκοπικές εικόνες,

Abstract

In my thesis, I dealt with advanced techniques of image analysis and processing for the early lung cancer detection, in collaboration with the “Sotiria” Athens hospital.

In chapter 1, I describe the Autofluorescence process, that is extensively utilized in the collaborative hospital, with natural and blue light images.

In chapter 2, I mathematically analyze the color space change alteration techniques, that I used in my trial to detect cancer from color bronchoscope images. From the RGB space, I entered the NTSC, YIQ, YCbCr, HSV and HIS, in my effort to discover the space that offers the best cancer detection results.

In chapter 3, I dealt with edge detection techniques and specific operators, such as: Sobel, Prewitt, Canny, Haralick, Deriche, etc.

In chapter 4, I utilized image segmentation techniques based on image histogram, and thresholding techniques, region growing, Watershed transformation and K-means algorithm.

In chapter 5, I dealt with texture analysis mainly based on co-occurrence matrices.

In chapter 6, I worked on Gabor filters, as a specialized form of image texture analysis.

Last, I dealt with linear and k-nearest neighbor classifiers.

Then, I incorporated the computational code for each used technique, in Matlab platform.

The thesis results are in phase of biopsy result comparison from real patients and acceptance by the responsible clinicians.

Key Words

Autofluorescence bronchoscopy, color spaces, edge detection, image segmentation, region separation, Watershed transformation, K-means, image texture, Gabor filters, classifiers, natural light bronchoscopy images, blue light bronchoscopy images.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου σε όλους όσους συνετέλεσαν στη περάτωση της μελέτης αυτής.

Κατ' αρχάς θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές μου κ.κ **Δ. Κουτσούρη, Π. Τσανάκα**, και την κα **Κ. Νικήτα**, που μου εμπιστεύτηκαν την εργασία αυτή, όντας πάντα πρόθυμοι να με κατατοπίσουν σε κάθε βήμα.

Επιπλέον, βασική ήταν η συμβολή των κ.κ **Α. Ρασιδάκη, Ν. Λώλη**, και **Δ. Βελδέκη**, πνευμονολόγων στο Νοσοκομείο 'Σωτηρία'. Δίχως την από μέρος τους παροχή ψηφιακών βρογχοσκοπικών εικόνων θα ήταν αδύνατη η εφαρμογή του θεωρητικού μέρους του παρόντος εδαφίου και ως εκ τούτου η ανάδειξη της πρακτικής του σημασίας και αξίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υποψήφιο διδάκτορα κ. **Νικόλαο Αποστόλου** για την πολύτιμη συμβουλευτική καθοδήγησή του στις βιβλιογραφικές μου αναζητήσεις, τις εύστοχες παρατηρήσεις του καθ' όλη τη διάρκεια της συγγραφής, και κυρίως την ενθάρρυνσή του σε στιγμές δυσκολίας και απογοήτευσης.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΤΗΣ ΒΡΟΓΧΟΣΚΟΠΗΣΗΣ

1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	13
1.2 ΑΥΤΟΦΘΟΡΙΖΟΥΣΑ ΒΡΟΓΧΟΣΚΟΠΗΣΗ(ΑΦΒ)	14
1.3 Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΟΥ ΑΥΤΟΦΘΟΡΙΣΜΟΥ ΣΤΗ ΠΡΩΙΜΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΤΟΥ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ	16
1.3.1 Εισαγωγή.....	16
1.3.2 Η παρούσα κατάσταση.....	22
1.3.3 Το μέλλον.....	27
1.4 Ο ΣΚΟΠΟΣ ΤΟΥ ΠΑΡΟΝΤΟΣ ΕΛΑΦΙΟΥ.....	27

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΛΛΑΓΗΣ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ

2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	28
2.2 ΤΡΙΧΡΩΜΑΤΙΚΟΙ ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΚΑΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ	29
2.3 RGB ΧΡΩΜΑΤΙΚΟΣ ΧΩΡΟΣ	31
2.4 ΑΛΛΟΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΟΙ ΧΩΡΟΙ.....	33

2.4.1 NTSC χρωματικός χώρος (YIQ)	33
2.4.2 YCbCr χρωματικός χώρος	34
2.4.3 HSV χρωματικός χώρος	34
2.4.4 HSI χρωματικός χώρος	36
2.5 ΑΛΛΑΓΕΣ ΜΕΤΑΞΥ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ	41
2.5.1 Μετατροπή των χρωμάτων από RGB σε HSI	41
2.5.2 Μετατροπή των χρωμάτων από HSI σε RGB	43

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΑΚΜΩΝ

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	46
3.2 Sobel ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ.....	48
3.3 Prewitt ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	49
3.4 Roberts ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	49
3.5 Laplacian of Gaussian (LoG) ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	50
3.6 Zero – Crossings ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	50
3.7 Canny ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	50
3.8 Kirsch ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	51
3.9 Wallis ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	52
3.10 Hueckel ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ	53

3.11 Haralick ANIXNEYΣH AKMΩN	53
3.12 Deriche ANIXNEYΣH AKMΩN	53
3.13 Ολική ANIXNEYΣH AKMΩN	53

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	54
4.2 ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑ ΕΙΚΟΝΑΣ.....	55
4.3 ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ (Thresholding)	59
4.3.1 Ολική κατωφλίωση (Global Thresholding)	61
4.3.2 Τοπική κατωφλίωση (Local Thresholding)	62
4.4 ΧΩΡΙΣΜΟΣ ΠΕΡΙΟΧΩΝ (Region Based Segmentation).....	62
4.4.1 Region Growing	63
4.4.2 Χωρισμός και συγχώνευση περιοχών (Region Splitting and Merging).....	65
4.5 ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΥ WATERSHED	66
4.5.1 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση του μετασχηματισμού απόστασης (Distance Transform).....	67
4.5.2 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση κλίσης (Gradient)	69
4.5.3 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση σηματοδευτών (Marker-Controlled Segmentation)	69
4.6 K-MEANS ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ	70

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΦΗΣ

5.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΥΦΗΣ.....	72
5.2 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΥΦΗΣ.....	72
5.3 ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΗΣ ΥΦΗΣ.....	76
5.3.1 Στατιστικά στοιχεία 1ης τάξης (First Order Statistics).....	76
5.3.2 Πίνακες συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices).....	80
5.3.3 Στατιστικά στοιχεία 2ης τάξης (Second Order Statistics)	84
5.3.4 Μέθοδος μήκους διαδρομής (Primitive or run length method).....	85
5.3.5 Συχνότητα Κορυφής (Edge Frequency).....	87
5.3.6 Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation).....	87
5.3.7 Φάσμα Ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum).....	88
5.3.8 Φάσμα Υφής (Texture Spectrum).....	93
5.3.9 Χαρακτηριστικά Ενέργειας Υφής.....	94
5.3.10 Χαρακτηριστικά Υφής Κλασματικής Διάστασης.....	98
5.3.10.1 Εισαγωγή στη θεωρία κλασματικής διάστασης.....	99
5.3.10.2 Μοντέλο κλασματικής κίνησης Brown και εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής κλασματικής διάστασης.....	100
5.3.10.3 Ορισμός κλασματικής κίνησης Brown	101
5.3.10.4 Χρησιμότητα της μεθόδου	104

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.

ΦΙΛΤΡΑ GABOR

6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ	106
6.2 ΦΙΛΤΡΑ GABOR.....	108
6.2.1 Χρήση των Φίλτρων Gabor.....	109
6.3 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ ΥΦΗΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΦΙΛΤΡΑ GABOR.....	110

6.3.1 Μέθοδοι ανάλυσης υφής με Φίλτρα Gabor.....	111
6.3.2 Συμπεράσματα.....	113
6.4 COLOR GABOR FILTERS.....	115
6.4.1 Unichrome Features.....	115
6.4.2 Opponent Color Features.....	116
6.4.3 Complex Moment Features.....	107
6.4.4 Color in Complex Representation.....	117
6.4.5 Gabor Features for Complex Represented Color.....	118

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7.

ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΥΦΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΥΦΗΣ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΩΝ

7.1 ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ(CLASSIFIERS).....	119
7.1.1 Γραμμική Ταξινόμηση (Linear Discriminant Analysis).....	119
7.1.2 Ταξινόμηση κ-κοντινού γείτονα (k-nearest neighbour classifier).....	120
7.2.ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ (PERFORMANCE EVALUATION).....	124
7.2.1 Ανάλυση Βάση Προτύπων (Benchmark Analysis).....	124
7.2.2 Σύγκριση Μεθόδων Ανάλυσης Υφής	126

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8.

ΑΝΑΛΥΣΗ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΒΑΣΕΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΟΥ MATLAB

8.1 ΕΙΚΟΝΕΣ ΦΥΣΙΚΟΥ ΦΩΤΟΣ	127
8.2 ΜΠΑΕ ΕΙΚΟΝΕΣ	165

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9.

ΑΝΑΛΥΣΗ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΒΑΣΕΙ ΥΦΗΣ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΟΥ MATLAB 173

9.1 FUNCTION STATXTURE.

- Υπολογισμός στατιστικών στοιχείων 1ης και 2ης τάξης.....175
- 9.1.1** Κώδικας Function Statxture.....176
- 9.1.2** Εφαρμογή της Function Statxture και εισαγωγή σε βασικές λειτουργίες του Matlab για την επεξεργασία εικόνων.....177

9.2 ΦΙΛΤΡΑ TEXTUREFILTERS.

- Φιλτράρισμα έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων βάσει των χαρακτηριστικών της υφής τους.....184
- 9.2.1** Κοινός Κώδικας (κορμός) των Φίλτρων TextureFilters.....185
- 9.2.2** Φίλτρο TextureFilters1 (Φίλτρο μέσης τιμής φωτεινότητας). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα.....187
- 9.2.3** Φίλτρο TextureFilter2 (Φίλτρο της Σταθερής Απόκλισης Φωτεινότητας). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα197
- 9.2.4** Φίλτρο TextureFilter3 (Φίλτρο με την τιμή της απαλότητας της περιοχής). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα.....205
- 9.2.5** Φίλτρο TextureFilter4 (Φίλτρο με τη λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας των περιοχών).Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα212
- 9.2.6** Φίλτρο TextureFilter5 (Φίλτρο με την τιμή της Ομοιογενείας των περιοχών της εικόνας). Φίλτρο TextureFilter6 (Φίλτρο με την τιμή της Εντροπίας των περιοχών της εικόνας).219
- 9.2.7** Βελτιστοποίηση και Τελικά Συμπεράσματα.....220

9.3 TEXTANALYSIS.m

- Ανάλυση υφής και υπολογισμός στατιστικών στοιχείων και πινάκων συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices) με τις εντολές του Image Processing Toolbox για Texture Analysis.225

9.4 LAWMASKS.m

- Χαρακτηριστικά Ενέργειας Υφής – Μάσκες του Law.....229

9.5 BSEGM.m

- Ανάλυση βρογχοσκοπικών εικόνων βάσει της υφής τους.....233

9.6	MTEXT.M	
	Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων στο πεδίο HSV.....	240
9.7	SPECT.M	
	Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων με το Φάσμα Ισχύος.....	248
9.8	ΦΙΛΤΡΑ GABOR	
	Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων με Φίλτρα Gabor.....	253
<u>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10.</u>		
ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΒΑΣΕΙ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ		
ΜΕΛΕΤΗΣ		
		261
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ		
		262

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΜΕ ΤΗ ΜΕΘΟΔΟ ΤΗΣ ΒΡΟΓΧΟΣΚΟΠΗΣΗΣ



1.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Μια από τις πιο σύγχρονες απεικονιστικές μεθόδους ανίχνευσης του καρκίνου του πνεύμονα, είναι η μέθοδος της βρογχοσκόπησης. Η μέθοδος της βρογχοσκόπησης βασίζεται σε μια συσκευή που ονομάζεται **βρογχοσκόπιο**. Ένα ελαστικό λεπτό καλώδιο, το οποίο έχει φακό και μια πηγή φωτός στο τέλος του εισάγεται στους ανθρώπινους αεραγωγούς δια μέσου της ρινικής οδού, του στόματος (συνηθέστερο) ή δια μέσου τραχειοστομίας. Ο ειδικός μπορεί άμεσα να διακρίνει την εικόνα σε μια οθόνη και να κατευθύνει το λεπτό καλώδιο με την κάμερα ώστε να απεικονιστούν οι περιοχές ενδιαφέροντος για τη διάγνωση. Είναι επίσης δυνατό να εισαχθούν διαφορετικά όργανα, μέσω ενός σωλήνα εντός του λεπτού καλωδίου, γνωστός ως οπτικό κανάλι.

Η ραγδαία εξέλιξη που λαμβάνει χώρα στο χώρο της τεχνολογίας, της απεικόνισης, και της πληροφορικής επέκτεινε τα όρια της χρήσης του βρογχοσκοπίου. Το κέντρο βάρους στις βρογχοσκοπήσεις παραμένει ο καρκίνος του πνεύμονα σε όλο το φάσμα των μορφών του με σκοπό τη διαγνωστική αλλά κυρίως τη θεραπευτική προσέγγιση της νόσου. Αποτέλεσμα, η επεμβατική βρογχοσκόπηση να είναι η πρώτη επιλογή όπου αυτό είναι δυνατό.

Η μέθοδος αυτή έχει **πολυάριθμα πλεονεκτήματα**. Ένα από αυτά είναι η δυνατότητα να αποκτήσουμε **δεδομένα, από τις περιοχές που μας ενδιαφέρουν και μόνο**. Αυτό δεν είναι εφικτό χρησιμοποιώντας μια ραδιογραφική μέθοδο, η οποία δίνει στατικές τρισδιάστατες εικόνες. Επίσης, **οι εικόνες διανέμονται σε πραγματικό χρόνο** κάνοντας τη μέθοδο γρήγορη και αποτελεσματική και εξουδετερώνοντας την αναμονή για εικόνες δεδομένων. Επιπρόσθετα, **το επίπεδο της λεπτομέρειας** μπορεί να είναι σημαντικά υψηλότερο στη βρογχοσκόπηση, με την όψη της επιφάνειας και τη μικρή της δομή να είναι ένα κριτήριο κατά τη διάγνωση. Τέλος, χρησιμοποιώντας κατάλληλα όργανα, είναι δυνατό να πάρουμε **βιοψίες και να πραγματοποιήσουμε μικρές επεμβάσεις**.

Ένα **βασικό μειονέκτημα** αυτής της μεθόδου έχει αποδειχθεί ότι είναι η **μη ακριβής ποσοτική εκτίμηση**, όπως η μέτρηση των διαφορετικών διαμέτρων, περιοχών κ.τ.λ., που είναι ωστόσο μεγάλου ενδιαφέροντος σε πολλές περιπτώσεις. Καθώς η απόσταση από τα εικονιζόμενα αντικείμενα είναι άγνωστη και δύσκολη στην εκτίμηση, ο ιατρός λαμβάνει μόνο μια γενική και ανακριβή ενημέρωση. Είναι συχνά σημαντικό να ξέρουμε ακριβώς το μέγεθος ορισμένων αντικειμένων, όπως των εξογκωμάτων που παρατηρούνται σε διάφορες ασθένειες. Μια άλλη όψη του προβλήματος φαίνεται στις χειρουργικές επεμβάσεις, όπου το μέγεθος της αρτηρίας, καθώς και το αντικείμενο της εγχείρησης, είναι σημαντικά κριτήρια στην επιλογή των κατάλληλων οργάνων και του μεγέθους των.

Επιπλέον, οι εικόνες του βρογχοσκοπίου επηρεάζονται από μια έντονη ακτινική παραμόρφωση εξαιτίας της θέσης του βρογχοσκοπίου. Αυτή η παραμόρφωση κάνει την εκτίμηση ακόμα πιο δύσκολη.

Όλες αυτές οι δυσκολίες που συναντώνται στο κλασσικό βρογχοσκόπιο δημιουργούν ένα πεδίο συνεχούς έρευνας για τη βελτίωση των ήδη χρησιμοποιούμενων βρογχοσκοπίων και κατ'επέκταση την εξέλιξη της ίδιας της μεθόδου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα, η εξέλιξη από το απλό άκαμπτο βρογχοσκόπιο στο σύγχρονο εύκαμπτο που επιτρέπει την είσοδο του οργάνου σε όλους σχεδόν τους τμηματικούς βρόγχους.

Η επεμβατική βρογχοσκόπηση, όσον αφορά τις κλασσικές της ενδείξεις (απόφραξη μεγάλου αεραγωγού από εξωφυτική μάζα, καλοήθεις στενώσεις της τραχείας) αλλά και εφαρμογή της στην αντιμετώπιση πρώιμων μορφών καρκίνου, έγινε αποτελεσματικότερη με την εισαγωγή διαγνωστικών τεχνικών όπως είναι το βρογχοκυψελιδικό έκπλυμα, η ενδοβρογχική υπερηχογραφία, και **η αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση**, την οποία θα εξετάσουμε εκτενώς.

1.2 ΑΥΤΟΦΘΟΡΙΖΟΥΣΑ ΒΡΟΓΧΟΣΚΟΠΗΣΗ (ΑΦΒ)

Είναι γνωστό ότι ο καρκίνος του πνεύμονα εξελίσσεται μέσα από μία διαδοχή παθολογοανατομικών σταδίων που ξεκινά από τη μεταπλασία και καταλήγει στο καρκίνωμα in situ (CIS) και στο διηθητικό καρκίνο. Δεδομένης της κακής γενικά πρόγνωσης της νόσου όταν ανιχνευθεί στην Α/Α θώρακος, είναι απόλυτα δικαιολογημένο το ενδιαφέρον που υπάρχει για την ανεύρεση, αντιμετώπιση και παρακολούθηση προνεοπλασματικών αλλοιώσεων.[1]

Είναι επίσης γνωστό, ότι η εκπομπή ενός συγκεκριμένου μήκους κύματος φωτός μεταξύ 400-600 nm προκαλεί φθορισμό των κυττάρων. Αυτό το είδος φθορισμού καλείται αυτοφθορισμός. Η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση εντοπίζει παθολογικές περιοχές στο βρογχικό βλεννογόνο βασιζόμενη στο διαφορετικό φθορισμό φυσιολογικών από τα νεοπλασματικά κύτταρα (το φυσιολογικό βρογχικό επιθήλιο εμφανίζεται πρασινωπό κυρίως εξαιτίας των φθορίζουσών ουσιών του συνδετικού ιστού, ενώ το παθολογικό σκούρο κόκκινο – καφέ).[1]

Η ανίχνευση δυσπλασίας ή καρκινώματος in situ χωρίς τη χρήση κάποιου φαρμάκου αποτέλεσε μία συναρπαστική ανακάλυψη. Πρόσφατες πρόοδοι στην απεικονιστική τεχνολογία κάνουν πιθανή την επανεξέταση της χρήσης του αυτοφθορισμού των ιστών για την πρώιμη ανίχνευση καρκινικών ή προκαρκινικών αλλοιώσεων.

Το πρώτο και πιο διαδεδομένο σύστημα φθορίζουσας βρογχοσκόπησης είναι το LIFE (Lung Imaging or Light Induced Fluorescence Endoscope) ενώ νεώτερα συστήματα είναι το D-Light (K. Storz) και το SAFE 100 (Pentax). Το 'LIFE' μπορεί να αναδείξει διαφορές στον αυτοφθορισμό των ιστών μεταξύ προκαρκινικών, καρκινικών και φυσιολογικών βρογχικών

ιστών με αποτέλεσμα τη νέα και συναρπαστική πιθανότητα ανίχνευσης και εντοπισμού των αλλοιώσεων αυτών.

Η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση είναι δυνητικά χρήσιμη στην προεγχειρητική εκτίμηση των ασθενών με καρκίνο για να καθοριστεί η έκταση της ενδοβρογχικής διασποράς και για ανιχνευθούν συνυπάρχουσες αλλοιώσεις ή in situ καρκινώματα που δεν είναι ορατά στη συμβατική εξέταση με λευκό φως. Σε ασθενείς που έχουν υποβληθεί σε πλήρη χειρουργική εξαίρεση για στάδιο I πνευμονικού καρκίνου και σε ασθενείς με καρκίνο κεφαλής ή τραχήλου, η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της ανάπτυξης δεύτερου πρωτοπαθούς καρκίνου. Όλες οι βρογχοσκοπικά προσπελάσιμες περιοχές του τραχειοβρογχικού δένδρου μπορούν να εξεταστούν με αυτή τη τεχνική. Λαμβάνοντας βιοψίες από ύποπτες περιοχές έχουμε μία πολύτιμη πηγή για τη μελέτη των αποτελεσμάτων των διάφορων χημειοπροφυλακτικών παραγόντων και για τη μοριακή βιολογία του πνευμονικού καρκίνου.

Οι αλλοιώσεις του βλεννογόνου επί δυσπλασίας και καρκινώματος in situ τις περισσότερες φορές έχουν τη μορφή ειδικών ευρημάτων όπως ένα ανεπαίσθητο οίδημα ή υπεραιμία του βλεννογόνου, ευρήματα που μπορεί να μην επισημανθούν ακόμη και από έμπειρους βρογχοσκόπους με το λευκό φως της απλής βρογχοσκόπησης. Η μέθοδος μπορεί να προσδιορίσει την επιφάνεια της ύποπτης περιοχής και τα όρια αυτής επί του βλεννογόνου, ενώ σε συνδυασμό με C/T υψηλής διακριτικής ευκρίνειας ή με τους ενδοβρογχικούς υπερήχους προσδιορίζεται το βάθος της διήθησης του βρογχικού τοιχώματος, σημεία καθοριστικά για την επιλογή της θεραπείας δεδομένου ότι η διείσδυση εντός του βρογχικού τοιχώματος των ενδοσκοπικών θεραπευτικών τεχνικών (Laser, PDT, βραχυθεραπεία) εξαντλείται σε λίγα χιλιοστά. Αποδίδουν στην ΑΦΒ θετική προγνωστική αξία στην ανίχνευση ενδοεπιθηλιακών νεοπλασματικών αλλοιώσεων 22-76%. Ωστόσο είναι άγνωστη η σημασία των υπόπτων ευρημάτων στην ΑΦΒ που συνοδεύεται από αρνητικές βιοψίες.[1]

Το φθορίζον πρότυπο του βρογχικού βλεννογόνου μπορεί να αντανakλά πρώιμες γενετικές ανωμαλίες που δεν ανιχνεύονται παθολογοανατομικά και οι οποίες δύνανται να εξελιχθούν σε διηθητικό καρκίνο. Ο ρόλος της ΑΦΒ δεν έχει ακόμα διασαφηνιστεί πλήρως. Ψευδώς θετικά αποτελέσματα που οφείλονται σε τραύμα ή φλεγμονή δεν έχουν τόση σημασία όσο ψευδώς αρνητικά αποτελέσματα. Ειδικοί πληθυσμοί που θα ωφεληθούν από τη μέθοδο είναι εργαζόμενοι σε επιβεβαρυμένους χώρους ή βαρείς καπνιστές.[1]

Η αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση (ΑΦΒ) μπορεί επίσης να αποτελέσει ένα πολύτιμο εργαλείο στην εκπαίδευση των βρογχοσκόπων για τις λεπτές αλλαγές που μπορούν να φανούν στη παραδοσιακή βρογχοσκόπηση. Πρόσφατες μελέτες έχουν δείξει ότι η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση ως εξέταση ρουτίνας χωρίς την ανάγκη των φωτοευαισθητοποιητών σε ασθενείς με υψηλό κίνδυνο πνευμονικού καρκίνου μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική αύξηση της συχνότητας ανίχνευσης του καρκίνου in situ, συγκρινόμενη με τη βρογχοσκόπηση με λευκό φως.

Οι ενδείξεις για φθορίζουσα βρογχοσκόπηση είναι πιθανόν να επεκταθούν στο μέλλον καθώς η τεχνική σταδιακά βελτιώνεται. Η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση μπορεί να επιτρέψει την ανάπτυξη νέων στρατηγικών για τον καλύτερο χειρισμό του πνευμονικού καρκίνου

συνδυάζοντας μεθόδους έγκαιρης ανίχνευσης και εντοπισμού με τη χημειοπροφύλαξη και τις μορφές ενδοβρογχικής θεραπείας. Κλινικές μελέτες χρειάζονται για να τεκμηριώσουν την αξία και τη θέση αυτής της μεθόδου στο πλαίσιο των σύγχρονων αποδεκτών πρακτικών.

1.3 Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΟΥ ΑΥΤΟΦΘΟΡΙΣΜΟΥ ΣΤΗΝ ΠΡΩΙΜΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΤΟΥ ΚΑΡΚΙΝΟΥ ΠΝΕΥΜΟΝΩΝ

1.3.1 Εισαγωγή

Ο καρκίνος του πνεύμονα παραμένει ένα από τα επιθετικότερα νεοπλάσματα και είναι υπεύθυνος για ένα μεγάλο αριθμό θανάτων στις αναπτυγμένες χώρες. Αν και η χειρουργική αφαίρεση του όγκου παραμένει η καλύτερη δυνατότητα θεραπείας, η πλειοψηφία των ασθενών (80%) εμφανίζει συμπτώματα όταν η νόσος είναι ήδη αρκετά εκτεταμένη ώστε να μην επιδέχεται πλέον χειρουργική παρέμβαση. Από το μικρό ποσοστό των ασθενών που θα χειρουργηθούν το 50% θα υποτροπιάσει έτσι ώστε η πενταετής επιβίωση να είναι τελικά εφικτή μόνο στο 7%-13%.

Αυτά τα πραγματικά απογοητευτικά συμπεράσματα εξηγούνται αν αναλογιστεί κανείς μερικά στοιχεία από την φυσική ιστορία της νόσου. Ο Geddes περιγράφει ένα αντιπροσωπευτικό πρότυπο ανάπτυξης καρκίνου του πνεύμονα όπου νεόπλασμα διαμέτρου 1cm, που είναι και το μικρότερο μέγεθος που μπορεί να εντοπισθεί στην Α/α θώρακος, έχει υποστεί ήδη 30 διπλασιασμούς του όγκου του (volume doublings).

Ένας ταχύτατα αναπτυσσόμενος όγκος του πνεύμονα όπως είναι ο μικροκυτταρικός χρειάζεται περίπου 2-4 χρόνια για να φτάσει σε αυτό το μέγεθος ενώ ένας μη μικροκυτταρικός χρειάζεται αντίστοιχα 7-9 χρόνια. Και στις δύο περιπτώσεις υπάρχει αρκετός χρόνος για να δώσει ο όγκος μεταστάσεις πριν ανιχνευτεί στην Α/α θώρακος ή γίνει συμπτωματικός.

Είναι γνωστό ότι η συχνότερη αιτία καρκίνου του πνεύμονα είναι το κάπνισμα. Ο Shopland και οι συνεργάτες του αναφέρουν ότι το 10% από τους βαρείς καπνιστές θα εμφανίσουν στο μέλλον καρκίνο του πνεύμονα ενώ ο Witsuba και οι συνεργάτες του εντόπισαν γενετικές ανωμαλίες συμβατές με καρκινογένεση στο 64% των καπνιστών με μακροσκοπικά φυσιολογικό βλεννογόνο.

Ο Auerbach και οι συνεργάτες του πριν 40 χρόνια μελετώντας την επίδραση του καπνού στο βρογχικό επιθήλιο, περιέγραψαν την παρουσία προνεοπλασματικών βλαβών σε μεγάλη έκταση του τραχειοβρογχικού δένδρου σε βαρείς καπνιστές. Οι παρατηρήσεις αυτές οδήγησαν στην υπόθεση ότι ο καρκίνος του πνεύμονα εξελίσσεται μέσα από μια διαδοχή μορφολογικών σταδίων που ξεκινά από την μεταπλασία και καταλήγει στο καρκίνωμα in situ (CIS) και στο διηθητικό καρκίνο.

Δεν είναι ακόμα γνωστό αν όλες οι προνεοπλασματικές βλάβες έχουν τη δυνατότητα να εξελιχθούν σε διηθητικό καρκίνο. Follow-up σε κυτταρολογικές πτυέλων καπνιστών αποκάλυψε ότι το 10% των βλαβών με μέτρια δυσπλασία (moderate dysplasia) και περισσότερο από 40% των βλαβών με σοβαρή δυσπλασία (severe dysplasia) πρόκειται να εξελιχθούν σε διηθητικό καρκίνο σε διάστημα που ποικίλλει από 8 έως 82 μήνες ανάλογα με την βλάβη.

Λόγω του ότι η παρουσία συμπτωμάτων συνήθως αποκαλύπτει προχωρημένη νόσο, ένας πιθανά πιο αποτελεσματικός τρόπος να βελτιώσουμε την πρόγνωση είναι να διαγνώσουμε τον καρκίνο του πνεύμονα σε ασυμπτωματικό στάδιο και να τον αντιμετωπίσουμε σ' αυτή την αρχική φάση.

Οι μέχρι τώρα προσπάθειες πρόωμης διάγνωσης με περιοδική ακτινογραφία θώρακος και κυτταρολογική εξέταση πτυέλων φαίνεται να έχουν αποτύχει. Καινούργιες μέθοδοι όπως η ελικοειδής χαμηλής δόσης CT -θώρακος, και μοριακοί δείκτες στα πτύελα (p53, p16, p31, κ.ά.) κερδίζουν συνεχώς έδαφος. Είναι ήδη γνωστό ότι η καρκινογένεση είναι μία πολυσταδιακή διαδικασία κατά την οποία, συσσωρεύονται επίκτητες γενετικές βλάβες που προκαλούνται από εισπνεόμενα καρκινογόνα, καθοδηγώντας τα κύτταρα του βρογχικού επιθηλίου από τον φυσιολογικό, στον προνεοπλασματικό [μεταπλασία, δυσπλασία, καρκίνος in situ (CIS)] και τελικά, στον κακοήγη φαινότυπο. Οι προνεοπλασματικές βλάβες είναι πολύ μικρές σε μέγεθος (1,5mm-8mm) κι έτσι είναι δύσκολο να ανιχνευθούν ακόμα κι από έναν έμπειρο βρογχοσκόπο. Οι συμβατικές μέθοδοι ελέγχου του βρογχικού δένδρου, όπως η κοινή βρογχοσκόπηση, έχουν τη δυνατότητα εντοπισμού του 30% των προνεοπλασματικών βλαβών. Τα τελευταία χρόνια καινούργιες τεχνικές συμβάλλουν σημαντικά στον καλύτερο εντοπισμό μεγαλύτερου αριθμού προνεοπλασματικών βλαβών.[2]

Μια τέτοια τεχνική είναι η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση η οποία αποτελείται από μία πηγή φωτός από Xenon κι ένα οπτικό φίλτρο που προσαρμόζεται στο βρογχοσκόπιο. Φωτίζοντας με μπλε φως (442 nm), η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση έχει τη δυνατότητα να εντοπίζει περιοχές παθολογικού φθορισμού στο βρογχικό βλεννογόνο βασιζόμενη στο διαφορετικό φθορισμό των νεοπλασματικών κυττάρων σε σχέση με τα φυσιολογικά. Είναι γνωστό ότι η εκπομπή ενός συγκεκριμένου μήκους κύματος φωτός μεταξύ 400nm-600nm, προκαλεί φθορισμό των κυττάρων. Αυτό το είδος του φθορισμού καλείται αυτοφθορισμός και οφείλεται σε ενδογενείς φθορίζουσες ουσίες οι οποίες, στην περίπτωση του βρογχικού δένδρου, βρίσκονται στην υποβλεννογόνια στοιβάδα και είναι το κολλαγόνο και η ελαστίνη.[2]

Όταν μία μονοχρωματική ακτίνα φωτός των 442nm (μπλε φως) οδηγείται πάνω στον βλεννογόνο των βρόγχων, οι ενδογενείς φθορίζουσες ουσίες της υποβλεννογονίας στοιβάδας διεγείρονται, αντανακλούν και φθορίζουν σε μεγαλύτερο μήκος κύματος φωτός 500nm που αντιστοιχεί στο πράσινο. Οι προνεοπλασματικές βλάβες υπολογίζεται ότι φθορίζουν περίπου 10 φορές λιγότερο, με αποτέλεσμα να υπερισχύει η κόκκινη απόχρωση. Πού οφείλεται όμως ο διαφορετικός φθορισμός των νεοπλασματικών κυττάρων ;

Ως πιθανά αίτια αναφέρονται: α) Το αυξημένο πάχος του επιθηλίου μιας καρκινικής βλάβης, β) η καταστροφή στοιχείων του συνδετικού ιστού της υποβλεννογονίας στοιβάδας από μεταλλοπρωτεϊνάσες που εκκρίνουν τα καρκινικά κύτταρα γ) η αυξημένη αιμάτωση και δ) η αυξημένη παραγωγή γαλακτικού οξέος απ'τα καρκινικά κύτταρα.

Ενα μειονέκτημα της μεθόδου του αυτοφθορισμού ήταν η ένταση του χρώματος στη φθορίζουσα εικόνα, που συχνά ήταν τόσο χαμηλή ώστε να μην διακρίνεται με γυμνό μάτι. Το πρόβλημα αυτό λύθηκε με τη χρήση εξωγενών φθορίζόντων ουσιών οι οποίες εκλεκτικά

συγκεντρώνονται στα καρκινικά κύτταρα και ενισχύουν το φθορισμό τους όταν εκτίθενται στο υπεριώδες φως.

Έτσι ο φθορισμός των νεοπλασματικών κυττάρων μπορεί να ενισχυθεί με τη χορήγηση εξωγενών φθορίζοντων ουσιών όπως το 5-ALA που συγκεντρώνεται εκλεκτικά στα καρκινικά κύτταρα. Από τις μελέτες που υπάρχουν στη διεθνή βιβλιογραφία, η παγκόσμια εμπειρία με τη φθορίζουσα βρογχοσκόπηση έδειξε ότι η μέθοδος αυτή έχει τουλάχιστον διπλάσια ευαισθησία από την κοινή βρογχοσκόπηση στον εντοπισμό των προνεοπλασματικών βλαβών (Πίνακας 1.1, Πίνακας 1.2).[3]

ΠΙΝΑΚΑΣ 1.1

Πίνακας 1. Εντοπισμός προνεοπλασματικών βλαβών με την κοινή βρογχοσκόπηση

	<i>Βορ. Αμερική (No =553)^a</i>	<i>Ευρώπη (No=508)^b</i>	<i>ΝΑΑσία (No=401)^c</i>
Δείκτης εντοπισμού	27%	47%	51%
Ειδικότητα	88%	79%	75%
ΘΠΑ	31%	28%	37%
ΑΠΑ	86%	89%	84%

ΘΠΑ: θετική προγνωστική αξία, ΑΠΑ: Αρνητική προγνωστική αξία

a. Lam et al and Khanavkar et al^{14,15}

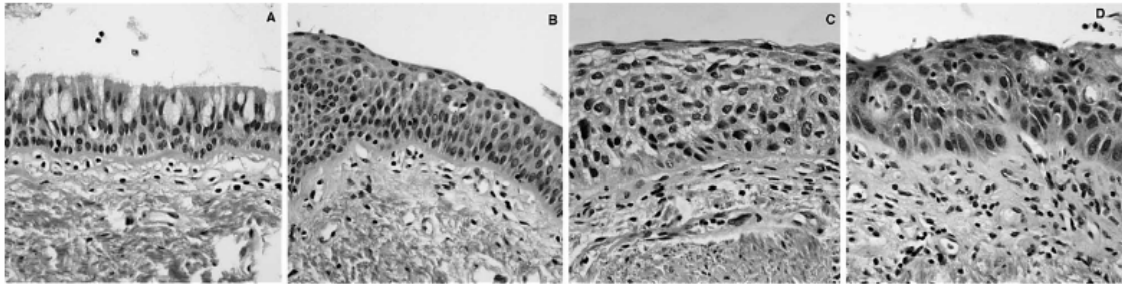
b. Nakhosteen et al. and Yokomise et al^{16,17}

c. Ikeda et al and Lee et al^{18,19}

ΠΙΝΑΚΑΣ 1.2

Πίνακας 2. Εντοπισμός προνεοπλασματικών βλαβών με τη φθορίζουσα βρογχοσκόπηση

	<i>Βορ. Αμερική (No=553)^a</i>	<i>Ευρώπη (No=508)^b</i>	<i>ΝΑΑσία (No =401)^c</i>
Δείκτης εντοπισμού	71%	83%	88%
Ειδικότητα	67%	57%	71%
ΘΠΑ	29%	25%	47%
ΑΠΑ	92%	95%	95%



Εικόνα 1.1

Χαρακτηριστικές μορφολογικές και αρχιτεκτονικές πτυχές από υγιές, κυλινδρικό (A), μεταπλασία (B), ήπια δυσπλασία (C) και αυστηρή δυσπλασία (CIS)(D) στο βρογχικό επιθήλιο.

- Το υγιές βρογχικό επιθήλιο αποτελείται από δύο έως τέσσερα στρώματα που διαμορφώνονται από τα κυλινδρικά κύτταρα που καλύπτονται από cilia στο ανώτερο μέρος (A).
- Στον μεταπλαστικό ιστό (B) τα κύτταρα είναι ευρέως ωοειδή, διασκορπισμένους και δείχνουν κανονική ωρίμανση.
- Στην ήπια δυσπλασία (C) η υπερκυτταρική του ιστού συνοδεύεται από το αυξανόμενο πολυμορφισμό, λιγότερης συχνότητας μίτωσης και μικρή αναλογία πυρήνες/κυτταροπλασματική.
- Η αυστηρή δυσπλασία ή CIS (D) που παρουσιάζεται στην δεξιά εικόνα χαρακτηρίζεται από πολύ περισσότερο έντονο πολυμορφισμό των κυττάρων που εκθέτουν την παρατυπία, τη συχνή μίτωση και την υψηλή αναλογία πυρήνες/κυτταροπλασματική με προεξέχοντα μακρο-νουκλεοτίδια [4].

Η πρώτη απόπειρα διάκρισης του φθορισμού των καρκινικών κυττάρων με την φθορίζουσα βρογχοσκόπηση έγινε το 1979 χρησιμοποιώντας σαν πηγή φωτός μια λάμπα υδραργύρου και αργότερα ένα Krypton-ion laser. Βασικά μειονεκτήματα ήταν η αδυναμία εκτέλεσης κοινής και φθορίζουσας βρογχοσκόπησης την ίδια στιγμή και ο αυξημένος αριθμός ψευδώς θετικών και αρνητικών ευρημάτων. Η πρόοδος της τεχνολογίας συντέλεσε στην δημιουργία βελτιωμένων συστημάτων φθορίζουσας βρογχοσκόπησης με δημοφιλέστερο το LIFE (Lung Imaging or Light Induced Fluorescence Endoscope) σύστημα το οποία κατασκευάστηκε από τον Steven Lam σε συνεργασία με τη Xillix Technologies Corporation of Vancouver.

Χρησιμοποιώντας το LIFE το βρογχικό δένδρο φωτίζεται με μπλε φως (442nm) από ένα Helium-Cadmium Laser και οι φθορίζουσες εικόνες συλλέγονται από τις οπτικές ίνες του βρογχοσκοπίου. Το κόκκινο και το πράσινο μήκος κύματος φιλτράρονται κι ενισχύονται με

ξεχωριστές ενισχυτικές κάμερες. Οι σχετικές πυκνότητες τους μετριοούνται και χρησιμοποιούνται για να συνθέσουν μια ψευδοεικόνα ενισχυμένη από το computer η οποία αναδεικνύει τις παθολογικές περιοχές φθορισμού όταν εμφανίζεται τελικά στο monitor. Η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση πραγματοποιείται ταυτόχρονα με την κοινή βρογχοσκόπηση στον ίδιο χώρο (εικόνα 51) χρησιμοποιώντας ξεχωριστές πηγές φωτός.

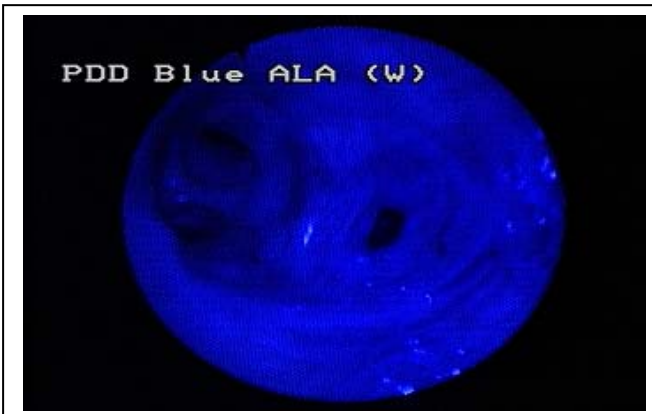
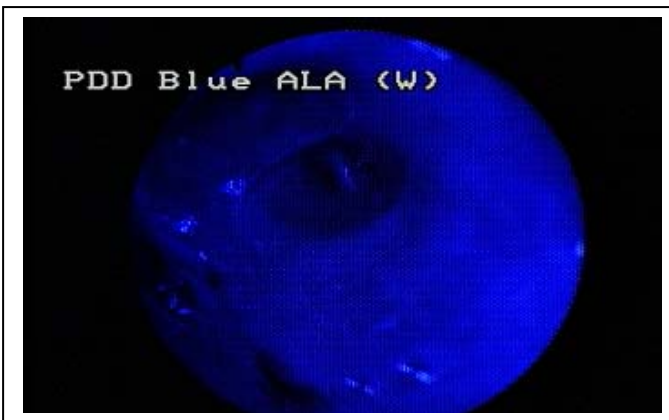
Πρόσφατα ένα άλλο σύστημα φθορίζουσας βρογχοσκόπησης έχει κατασκευασθεί από την εταιρεία Karl-Storz σε συνεργασία με το Laser Research Institute στο Μόναχο, το D-light/AF σύστημα, το οποίο εντοπίζει διαφορές στον φθορισμό των κυττάρων χρησιμοποιώντας τον συνδυασμό μιας πηγής φωτός από Xenon κι ενός οπτικού φίλτρου που εφαρμόζεται στο βρογχοσκόπιο. Το οπτικό φίλτρο μεταφέρει κόκκινο (690nm) και πράσινο (520nm) μήκος κύματος ταυτόχρονα, επιτρέποντας την ανίχνευση περιοχών παθολογικού φθορισμού απευθείας με γυμνό μάτι χωρίς τη χρήση ενισχυτών σύνθεσης εικόνας. Ο αυτοφθορισμός των κυττάρων επιτυγχάνεται φωτίζοντας το βρογχικό δένδρο με μπλε φως μήκους κύματος 380nm-460nm. Το φυσιολογικό βρογχικό επιθήλιο εμφανίζεται πρασινωπό, κυρίως εξαιτίας των φθορίζόντων ουσιών του συνδετικού ιστού, ενώ το παθολογικό σκούρο κόκκινο-καφέ.

Όπως και με το LIFE η κοινή βρογχοσκόπηση μπορεί να πραγματοποιηθεί ταυτόχρονα με την φθορίζουσα βρογχοσκόπηση χρησιμοποιώντας όμως την ίδια πηγή φωτός. Οι περισσότερες από τις δημοσιευμένες κλινικές μελέτες πάνω στη φθορίζουσα βρογχοσκόπηση αφορούν το LIFE σύστημα. Στην πλειοψηφία τους η κοινή βρογχοσκόπηση προηγείται της φθορίζουσας και από τις παθολογικές περιοχές που εντοπίζονται από τη κάθε μέθοδο λαμβάνονται βιοψίες.

Παρακάτω παρουσιάζονται πραγματικές εικόνες που ελήφθησαν με τις προαναφερθείσες μεθόδους .



Εικόνες από
κοινή
βρογχοσκόπηση



Εικόνες από
D-light/AF
Φθορίζουσα
βρογχοσκόπηση
(δ-αμινολεβουλινικό
οξύ ALA)

Εκτός όμως από πολύτιμο εργαλείο πρώιμης διάγνωσης η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση θα μπορούσε επίσης να χρησιμοποιηθεί στις παρακάτω ομάδες ασθενών:

α) Ασθενείς με καρκίνο πνεύμονα σταδίου I-II, πριν υποβληθούν σε χειρουργική αφαίρεση του όγκου, προς καθορισμό της έκτασης του χειρουργικού πεδίου,

β) ασθενείς με θετική κυτταρολογική πτυέλων και αρνητική A/a θώρακος και

γ) καπνιστές με συμπτώματα και αρνητική A/a θώρακος.

Μεταξύ των παθολογοανατόμων υπάρχουν σημαντικές διαφορετικές απόψεις. Η τελευταία δημοσίευση από την Παγκόσμια Οργάνωση Υγείας για τη κατάταξη των προνεοπλασματικών βλαβών θα βοηθήσει στη βελτίωση της ακρίβειας των ιστολογικών απαντήσεων. Οι Lam και συν. αναφέρουν ότι η συχνότητα εντόπισης της δυσπλασίας ήταν 19% ενώ του CIS,6%. Δεν είναι ακόμα γνωστό αν όλες οι προνεοπλασματικές βλάβες έχουν τη δυνατότητα να εξελιχθούν σε διηθητικό καρκίνο. Φαίνεται ότι η υπερπλασία και η μεταπλασία είναι αντιδραστικές αλλαγές του βρογχικού επιθηλίου οι οποίες συχνά υποστρέφουν μόνες τους. Μελέτη σε κυτταρολογικές πτυέλων καπνιστών αποκάλυψε ότι το 10% των βλαβών με μέτρια δυσπλασία και περισσότερο από 40% των βλαβών με σοβαρή δυσπλασία πρόκειται σε διάστημα 9 ετών να εξελιχθούν σε διηθητικό καρκίνο. Η φυσική ιστορία του CIS είναι άγνωστη αν και σε μία πρόσφατη μελέτη από τον Venmans και συν. βρέθηκε ότι το 56% των CIS εξελίχθηκαν σε διηθητικό καρκίνο. Όσο περισσότερες προνεοπλασματικές βλάβες μπορούσαμε να ανιχνεύσουμε τόσες περισσότερες πληροφορίες θα λάβουμε για τη φυσική ιστορία της νόσου οι οποίες πιθανά και θα μας βοηθήσουν να ανακαλύψουμε καινούργιες θεραπευτικές μεθόδους.

Αυτή τη στιγμή υπάρχουν διαθέσιμες αρκετές μέθοδοι ενδοβρογχικής θεραπείας γι' αυτές τις βλάβες, όπως φωτοδυναμική θεραπεία (PDT), ηλεκτροκαυτηριασμός και κρυοθεραπεία οι οποίες αυξάνουν το δείκτη της πενταετούς επιβίωσης σε ποσοστό > 90%. Ένας αξιόλογος αριθμός επίσης χημειοπροφυλακτικών παραγόντων (ρετινοειδή, ανάλογα της βιταμίνης A κ.ά.), που χρησιμοποιούνται αυτή τη στιγμή σε ασθενείς υψηλού κινδύνου με δυσπλασία, μας υπόσχεται πολύ καλά αποτελέσματα στην αντιμετώπιση των βλαβών αυτών. Συγχρόνως, η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση αύξησε σημαντικά τον δείκτη ανευρέσεως των προνεοπλασματικών βλαβών και βοήθησε να καταλάβουμε περισσότερα για την πνευμονική καρκινογένεση [3].

1.3.2 Η παρούσα κατάσταση [2]

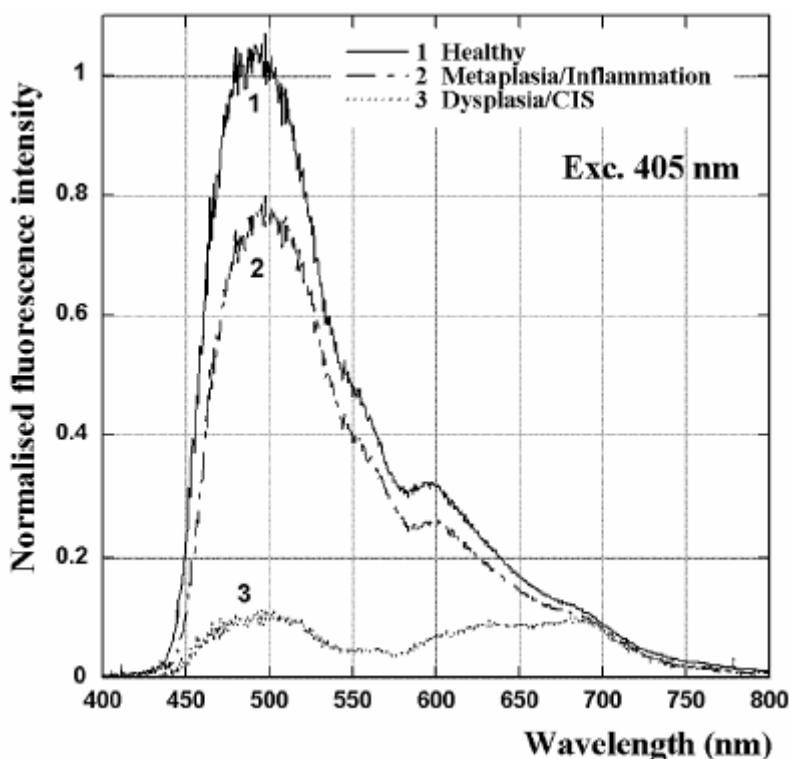
Δυο σημαντικές αλλαγές είναι τώρα στα πρόθυρα της υλοποίησης τους στον τομέα αυτό:

1. Διαλογή των πρώιμων σταδίων καρκίνων με υψηλή ευαισθησία και ιδιομορφία, από προσδιορισμό των σχεδίων στον ορό αίματος. Οι αρκετά πειστικές επιδείξεις αυτής της τεχνολογίας έχουν γίνει για το στήθος, τους προστατικούς και τους καρκίνους των ωοθηκών, έτσι ώστε κατά πάσα πιθανότητα μια παρόμοια διαδικασία θα αναπτυχθεί σύντομα για τους καρκίνους πρώιμων σταδίων του πνεύμονα. Οι εφαρμοσμένες μέθοδοι φαίνονται να είναι

προσαρμόσιμες στην υψηλή διαλογή ρυθμού απόδοσης και πρέπει έτσι να είναι σχετικά χαμηλότερου κόστους.

2. Η ανάπτυξη του βέλτιστου καθώς επίσης και σημαντικά απλουστευμένου βρογχοσκοπικού φθορισμού. Αυτό το τελευταίο πραγματοποιήθηκε από την προσεκτική κλινική φασματοσκοπική μελέτη από το φως το οποίο προήλθε από τον φθορισμό του ιστού υγιούς αλλά και ασθενούς βρόγχου.

Σήμερα η αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση βασίζεται στην έντονα μειωμένη πράσινη ένταση αυτοφθορισμού που παρατηρήθηκε σε μερικά προκαρκινικά βρογχικά τραύματα επάνω στην ιώδη ελαφριά διέγερση. Αυτή η μείωση του πράσινου αυτοφθορισμού δεν παρατηρείται στο κανονικό mucosa γύρω από τα τραύματα, έτσι ώστε το ασθενές mucosa μπορεί να προσδιοριστεί από την αλλαγή στην ένταση αυτοφθορισμού.



Εικόνα 1.2

Φάσματα εκπομπής αυτοφθορισμού υγιούς (1), μεταπλαστικού ή εμπρηστικού ιστού (2), δυσπλασία ή CIS (3), σε ανθρώπινο βρογχικό mucosa που διεγείρεται σε 405 nm in vivo.

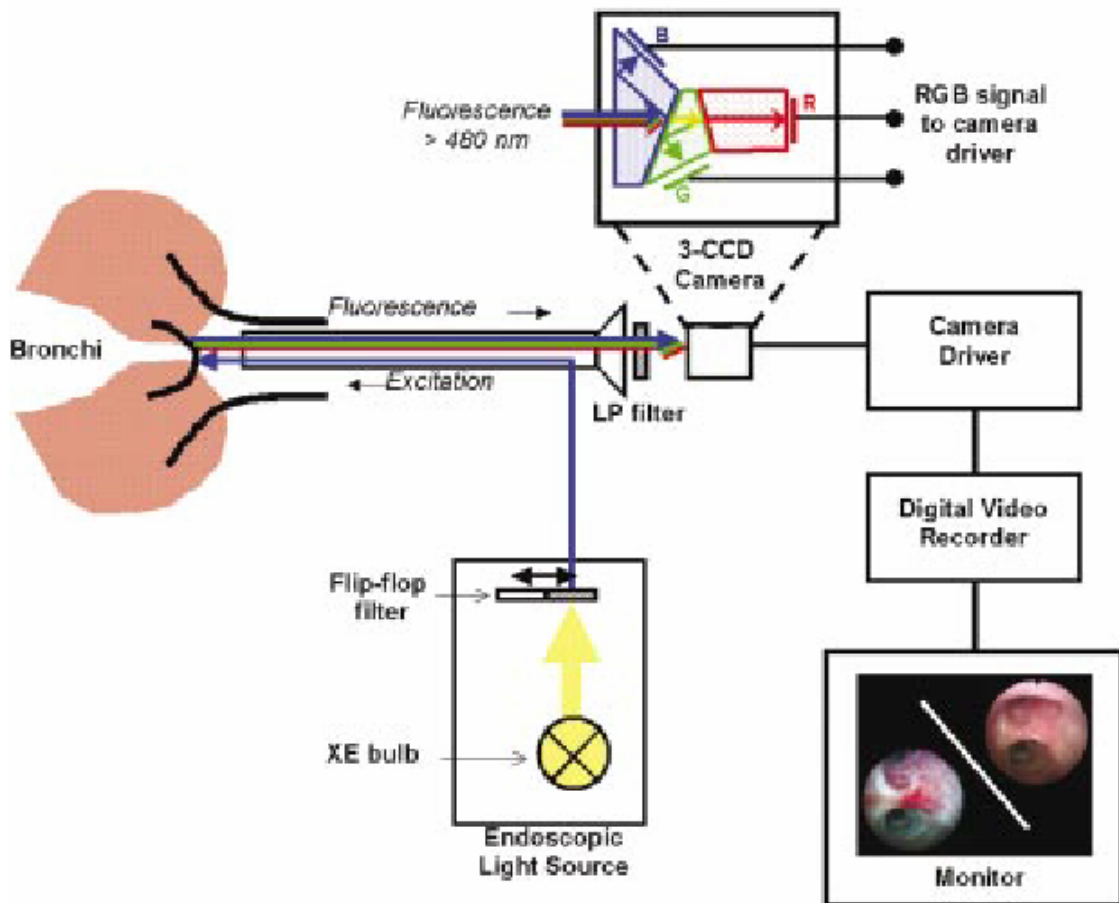
Από την παραπάνω γραφική παρατηρούμε μεγάλη μείωση έντασης φθορισμού στην πράσινη φασματική περιοχή μεταξύ του υγιούς ιστού (1) και του δυσπλαστικού ιστού ή της CIS (3), το οποίο συμβάλλει στην υψηλή ευαισθησία της μεθόδου. Επίσης παρουσιάζει μάλλον μικρή διαφορά μεταξύ του υγιούς ιστού (1) και του μεταπλαστικού ή του εμπρηστικού mucosa (2), το οποίο πρέπει να βοηθήσει με το να μειώσει τον αριθμό ψεύτικων θετικών και να αυξήσει την ιδιομορφία της μεθόδου. Η παρατηρηθείσα μείωση στην ένταση αυτοφθορισμού του

δυσπλαστικού ιστού ή της CIS (3) οφείλεται σε έναν μέχρι τώρα άγνωστο συνδυασμό παραγόντων που μπορεί να περιλαμβάνει:

- 1) Αλλαγές στη συγκέντρωση των φθοριζόντων μορίων όπως το κολλαγόνο, η ελαστίνη, flavins, ή οι αλλαγές στην οξειδοαναγωγική κατάσταση των τελευταίων ή NADH
- 2) Αλλαγές στο πάχος του επιθηλίου.
- 3) Αλλαγές στο υπο-επιθηλιο vasculature [4].

Το γεγονός ότι απαιτούνται τουλάχιστον δύο φασματικές περιοχές (πράσινες και κόκκινες) για την ανίχνευση αυτών των πρώιμων τραυμάτων οφείλονται στην περίπλοκη τρισδιάστατη γεωμετρία των βρόγχων. Ο πράσινος φθορισμός που προέρχεται από μακρύτερα κάτω από έναν βρογχικό σωλήνα είναι πιο αδύνατος, και δεν πρέπει να συγχυθεί με την πράσινη μείωση φθορισμού λόγω της παρουσίας premalignant ή κακοήθους mucosa. Ως εκ τούτου κάποιος πρέπει να συγκρίνει την ένταση φθορισμού του "πράσινου" καναλιού (450–590 NM στην εικόνα 1.2) με αυτό ενός "κόκκινου" καναλιού (μεταξύ 590 NM και 700 NM στην εικόνα 1.2). Η κόκκινη ένταση φθορισμού, παρόμοια με αυτήν του πράσινου φθορισμού, μειώνεται με την αυξανόμενη απόσταση μεταξύ της περιοχής ιστού που παρατηρείται και του τέλους του βρογχοσκοπίου. Εντούτοις, αντίθετα από τον πράσινο φθορισμό που μειώνεται λόγω της παρουσίας ενός τραύματος, ο κόκκινος φθορισμός είναι σχεδόν ανεξάρτητος από την κατάσταση του mucosa. Κατά συνέπεια με σύγκριση του πράσινου και κόκκινου φθορισμού, το λιγότερο πράσινο φως που παρατηρείται ταυτόχρονα με το λιγότερο κόκκινο φως σημαίνει ότι το mucosa που παρατηρείται είναι πιο πέρα, ενώ το μειωμένο πράσινο φως που παρατηρείται μαζί με το κόκκινο φως που δεν μειώνεται, δείχνει την παρουσία ενός τραύματος.

Το γεγονός ότι υπάρχει μια μικρή μείωση στον κόκκινο φθορισμό σε ένα τραύμα, όπως παρουσιάζεται στην εικόνα 1.2, μπορεί σε γενικές γραμμές να οδηγήσει σε μια κάπως μειωμένη απόδοση των συσκευών μας. Εντούτοις, με το να αφήσει ένα μικρό ποσό κόκκινου φωτός μέσω του φίλτρου διέγερσης, προσθέτοντας κατά συνέπεια αναδρομικά κάποιο διασκορπισμένο κόκκινο φως στο κόκκινο κανάλι ανίχνευσης φθορισμού, η επίδραση μπορεί να εξαλειφθεί αποτελεσματικά. Κατά συνέπεια, λαμβάνουμε μια πιο σταθερή εικόνα, αυτή του υποβάθρου. Επιπλέον, η προσθήκη του αναδρομικά διασκορπισμένου κόκκινου φωτός βοηθά επίσης στις στατιστικές αποδόσεις φωτονίων με την προσθήκη της έντασης στο μάλλον αδύνατο κόκκινο σήμα αναφοράς. Ο βρογχοσκοπικός φθορισμός ήταν αρχικά αρκετά σύνθετος και χρειάστηκε έναν ή περισσότερους ενισχυτές εικόνας. Οι παρούσες συσκευές έχουν απλοποιηθεί αρκετά, όπως μπορεί κανείς να αντιληφθεί από το σχηματικό διάγραμμα που παρουσιάζεται στην εικόνα 1.3.

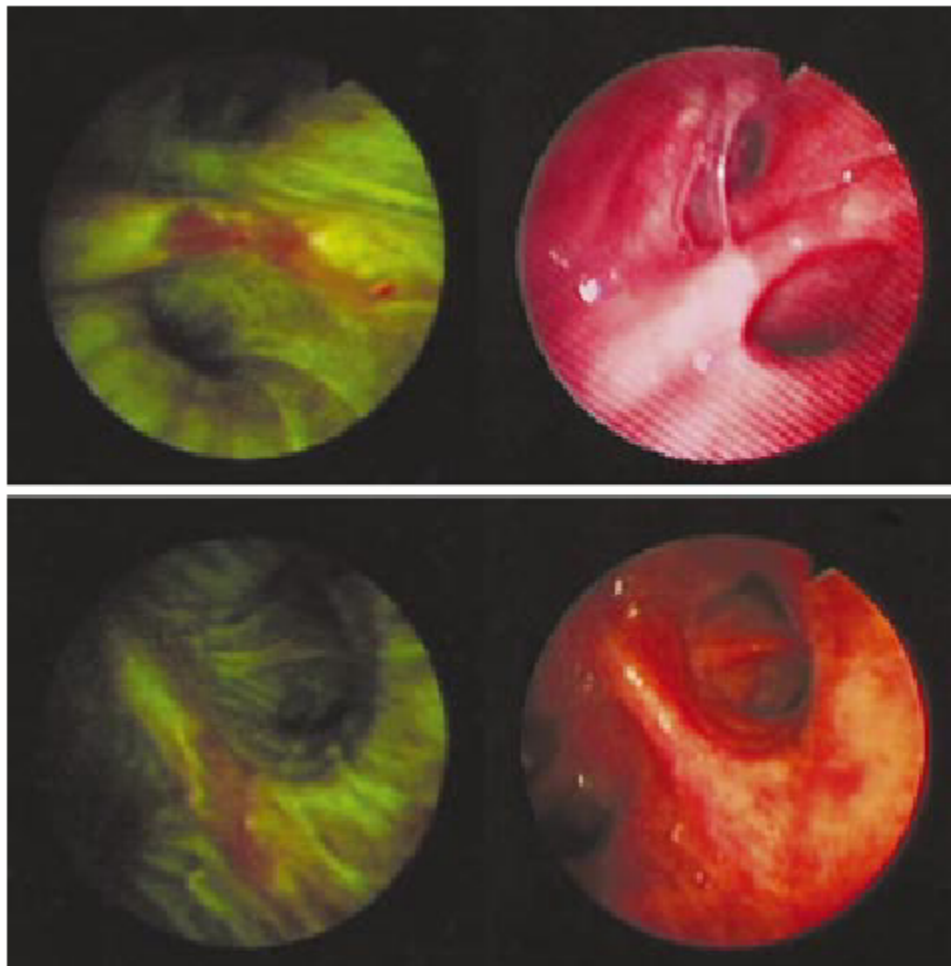


Εικόνα 1.3

Μπλοκ διάγραμμα ενός μοντέρνου απεικονιστικού βρογχοσκόπου αυτοφθορισμού (Wolf Endoskope)

Εν συντομία, σε αυτήν την εμπορική συσκευή, ο αυτοφθορισμος προκαλείται από μια φιλτραρισμένη υψηλή πίεση του λαμπτήρα απαλλαγής Xe 300 Watt. Το flip-flop φίλτρο μεταξύ της πηγής και του ενδοσκοπίου, μαζί με το φιλτράρισμα του φωτός που επιστρέφεται από τους βρόγχους, επιτρέπει τη διαδοχική άσπρη ελαφριά απεικόνιση συντελεστή ανάκλασης και την απεικόνιση φθορισμού. Αυτή η απλή λύση πραγματοποιείται δεδομένου ότι το "διχροϊκό φίλτρο - το φίλτρο-συνδυασμός χρώματος" που χρησιμοποιείται στην τυποποιημένη απεικόνιση συντελεστή ανάκλασης χρώματος 3 CCD για τα κόκκινα και πράσινα σήματα συμβαίνει να είναι πολύ κοντά στα βέλτιστα κόκκινα και πράσινα κανάλια για την απεικόνιση του αυτοφθορισμού. Φυσικά στο τέλος τα χρώματα πρέπει έπειτα να ισορροπηθούν κατάλληλα για κάθε έναν από τους δύο διαφορετικούς τρόπους απεικόνισης. Οι "χαρακτηριστικές" εικόνες αυτοφθορισμού που λαμβάνονται με αυτήν την συσκευή παρουσιάζονται στις εικόνες 1.3 και 1.4. Μπορεί να διαπιστωθεί ότι στην εικόνα αυτοφθορισμού στην εικόνα 1.3, κάποιο αναδρομικά διασκορπισμένο μπλε φως από την πηγή Xe να προστέθει στη σύνθετη εικόνα 3 CCD, για να

δώσει έναν τόνο χρώματος πιο κοντά σε αυτό που φάνηκε κανονικό ελαφρύ άσπρο στο βρογχοσκόπιο [4].



Εικόνα 1.4

Οι εικόνες μετρίου ατοφθορισμού (πάνω) και αυστηρής δυσπλασίας (κάτω) μαζί με τον αντίστοιχο άσπρο ελαφρύ συντελεστή ανάκλασης (δεξιά) βρογχικές

Το πάνω ζευγάρι εικόνων παρουσιάζει μέτρια δυσπλασία που τοποθετείται σε ένα κέντρισμα στον ενδιάμεσο βρόγχο. Το τραύμα είναι σαφώς ορατό ως φωτεινή κόκκινη ζώνη στο πρασινωπό υγιές υπόβαθρο στην εικόνα φθορισμού που παρουσιάζεται στο αριστερό. Στην άσπρη ελαφριά εικόνα το ίδιο τραύμα εμφανίζεται ως ελαφρώς κοκκινωπή ζώνη και είναι δυσκολότερο να διακριθεί.

Το κάτω ζεύγος εικόνων παρουσιάζει αυστηρή δυσπλασία σε ένα κέντρισμα στον αριστερό ανώτερο βρόγχο λοβών. Σε αυτήν την περίπτωση το τραύμα ήταν μετά βίας ορατό (συμβατικό ελαφρύ άσπρο σε βρογχοσκόπιο) ενώ η ενδοσκόπηση φθορισμού αποκάλυψε μια

φωτεινή κοκκινωπή ζώνη στο υγιές πράσινο υπόβαθρο. Τα τραύματα προσδιορίστηκαν ως μέτρια και αυστηρή δυσπλασία, αντίστοιχα, μετά από την ενδοσκόπηση.

1.3.3 Το μέλλον [2]

Η βρογχοσκόπηση αυτοφθορισμού βελτιώνεται συνεχώς, ιδιαίτερα σχετικά με την υψηλότερη απόδοση για το φως διέγερσης και εκπομπής. Τα λέιζερ διόδων μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως διέγερση φθορισμού και ακόμη και ως άσπρες πηγές φωτός. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν οι παλλόμενες πηγές. Το επόμενο βήμα θα είναι αναμφισβήτητα τηλεοπτικός-αυτόματος βρογχοσκοπικός αυτοφθορισμός. Μια άλλη ενδιαφέρουσα δυνατότητα είναι η ομοεστιακή ενδοσκόπηση φθορισμού, μια τεχνική που θα βελτιώσει την αντίθεση απο την απεικόνιση σε ένα επιλεγμένο βέλτιστο βάθος στον ιστό. Τελικά η τεχνική απεικόνισης αυτοφθορισμού που περιγράφεται σε αυτό το έγγραφο μπορεί να συνδυαστεί με μια αληθινή οπτική βιοψία των ύποπτων ζωνών. Με άλλα λόγια, παρά τη λήψη μιας βιοψίας στο ύποπτο mucosa, οι οπτικές μετρήσεις σημείου θα γίνουν επί του τόπου του πιθανού τραύματος χρησιμοποιώντας είτε την πολλαπλάσια φασματοσκοπία φθορισμού μήκους κύματος, τη φασματοσκοπία κατά Ραμάν και την οπτική τομογραφία συνοχής είτε την ελαφριά διασπορά.

Το 1953 ο Dr Slaughter έγραψε: "Η λεπτομερής γνώση της φυσικής ιστορίας αυτής της νόσου είναι υψίστης σημασίας. Με την είσοδο του καινούργιου αιώνα ακόμα δεν γνωρίζουμε γιατί κάποιος θα αναπτύξουν καρκίνο του πνεύμονα και κάποιος άλλοι όχι, ούτε ποιοι από τους καπνιστές ή τους πρώην καπνιστές είναι πράγματι σε υψηλό κίνδυνο. Χρειάζονται αρκετές μελέτες ακόμα για την καλύτερη κατανόηση των δυναμικών αλλαγών του βρογχικού επιθηλίου. Το σίγουρο είναι ότι η φθορίζουσα βρογχοσκόπηση μας βοήθησε να ανιχνεύσουμε ό,τι πριν ήταν αόρατο[4].

1.4 ΣΚΟΠΟΣ ΤΟΥ ΠΑΡΟΝΤΟΣ ΕΛΑΦΙΟΥ

Ο βασικός σκοπός του παρόντος εδαφίου είναι να προσφέρει βοήθεια στο κλινικό έργο των πνευμονολόγων για την ανίχνευση καρκίνου στους βρόγχους σε πρώιμο στάδιο, με τη βοήθεια του H/Y και της ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας.

Μέχρι σήμερα για τα περιστατικά των οποίων η διάγνωση εκρίνετο ως αμφίβολη, η πραγματοποίηση βιοψίας ήταν αναγκαία. Το γεγονός συνεπάγεται περιττές εργαστηριακές μελέτες υψηλού κόστους.

Στόχος μας είναι η μείωση του σφάλματος στη διάγνωση του καρκίνου, που στη παρούσα φάση κυμαίνεται στο 30%, σε ποσοστό της τάξεως του 15%. Ως εκ τούτου αναμένουμε έγκαιρη αλλά κυρίως εγκυρότερη διάγνωση του καρκίνου, με συνέπεια σημαντική μείωση του αντίστοιχου κόστους, καθώς και του επίπνου της διαδικασίας που επιβαρύνει τον ασθενή.

ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΑΛΛΑΓΗΣ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ



2.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

[5] Όπως είναι γνωστό μια φωτεινή ακτινοβολία γίνεται αντιληπτή από το ανθρώπινο μάτι με το χαρακτηριστικό της χρώμα, το οποίο εξαρτάται από το μήκος κύματος αυτής.

Τα τρία βασικά χρώματα (κυανό, πράσινο και κόκκινο) δεν αποτελούνται από μία ακτινοβολία που εκπέμπεται με ένα συγκεκριμένο μήκος κύματος, δηλ. δεν είναι 'μονοχρωματικά'. Αντίθετα, η ακτινοβολία του κάθε βασικού χρώματος χαρακτηρίζεται από ένα συνεχές φάσμα, η κατανομή του οποίου καθορίστηκε από τη Διεθνή Επιτροπή Φωτισμού (CIE).

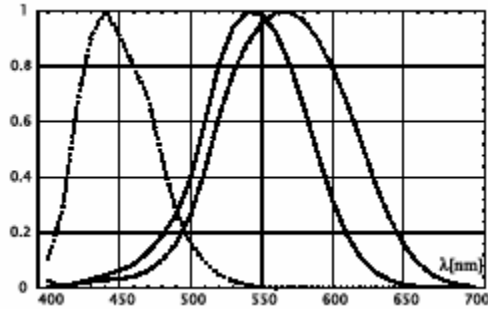
Ένα σύνολο από 3 γραμμικώς ανεξάρτητες φασματικές κατανομές $\Phi_j(\lambda)$ αντιπροσωπεύει ένα σύνολο από βασικά χρώματα και καταλήγει σε ένα πίνακα αποκρίσεων που μπορεί να περιγραφεί από τη μήτρα P , όπου

$$P_{ij} = \int R_i(\lambda) \Phi_j(\lambda) d\lambda$$

Κάθε διάνυσμα $p_j = [p_{1j}, p_{2j}, p_{3j}]^T$ αντιπροσωπεύει τη σύνθεση των 3 βασικών χρωμάτων στον τρισδιάστατο χώρο. Είναι φανερό ότι κάθε χρώμα μπορεί να αναπαρασταθεί από τα 3 βασικά, τα οποία αποτελούν ένα γραμμικό συνδυασμό των διανυσμάτων βάσης p_j στην ακόλουθη μορφή:

$$s = R \cdot p_1 + G \cdot p_2 + B \cdot p_3$$

με $0 \leq R, G, B \leq 1$, όπου οι συντελεστές R, G, B υποδεικνύουν τα 3 αντίστοιχα βασικά χρώματα κόκκινο, πράσινο και μπλε. Αυτοί οι συντελεστές πρέπει να είναι θετικοί και μικρότεροι της μονάδας. Εξαιτίας αυτής της συνθήκης, όλα τα χρώματα πρέπει να παρουσιάζονται ως ένας γραμμικός συνδυασμός ενός συνόλου από πρωταρχικά χρώματα μόνο εάν τα 3 διανύσματα της βάσης είναι ορθογώνια το ένα με το άλλο. Αυτό όμως δε συμβαίνει όταν περισσότεροι από έναν από τους χρωματικούς αισθητήρες του ματιού (κωνία) αντιδρούν στο βασικό χρώμα. Όπως βλέπουμε στο παρακάτω σχήμα, δεδομένης της σημαντικής επικάλυψης στη φασματική απόκριση των τριών τύπων των κωνίων, είναι εμφανές ότι κανένα από τα συστήματα χρωμάτων που βασίζεται σε κάποιο τύπο των πραγματικών βασικών χρωμάτων δε θα είναι ορθογώνιο.



Σχήμα 1: Εκτίμηση των σχετικών κώνων ευαισθησίας του ανθρώπινου ματιού

Τα χρώματα τα οποία μπορούν να αναπαρασταθούν βρίσκονται εντός του παραλληλεπίπεδου που σχηματίζεται από τα τρία διανύσματα βάσης των βασικών χρωμάτων. Όσο πιο πολύ τα βασικά χρώματα συσχετίζονται μεταξύ τους (με άλλα λόγια όσο πιο μικρή είναι η γωνία μεταξύ δύο εξ αυτών), τόσο πιο μικρό είναι το διάστημα των χρωμάτων που μπορεί να αναπαρασταθεί από αυτά. Μαθηματικά, χρώματα που δεν μπορούν να αναπαρασταθούν από το σύνολο των βασικών χρωμάτων έχουν τουλάχιστον ένα αρνητικό συντελεστή στην εξίσωση

$$s = R \cdot p_1 + G \cdot p_2 + B \cdot p_3$$

2.2 ΤΡΙΧΡΩΜΑΤΙΚΟΙ ΣΥΝΤΕΛΕΣΤΕΣ ΚΑΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΟ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ

[5] Μια συνιστώσα στο τρισδιάστατο χρωματικό χώρο είναι και η φωτεινότητα. Εάν ένα διάνυσμα χρώματος πολλαπλασιάζεται με έναν αριθμό, αλλάζει μόνο η φωτεινότητά του και όχι το χρώμα του. Συνεπώς, όλα τα χρώματα θα μπορούσαν να κανονικοποιηθούν από τη φωτεινότητα. Η λειτουργία αυτή περιορίζει το τρισδιάστατο χρωματικό χώρο σε ένα διδιάστατο επίπεδο ή χρωματικό διάγραμμα (επίπεδο) τυποποιημένο κατά DIN 5033 της CIE:

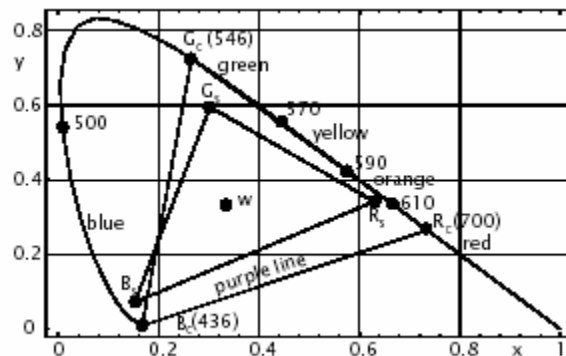
$$r = \frac{R}{R+G+B}, \quad g = \frac{G}{R+G+B}, \quad b = \frac{B}{R+G+B}$$

με $r + g + b = 1$.

Είναι επαρκές να χρησιμοποιούμε μόνο τις δύο συνιστώσες r και g . Η τρίτη συνιστώσα δίνεται τότε από το $b = 1 - r - g$.

Συνεπώς, όλα τα χρώματα που μπορούν να αναπαρασταθούν από τα τρία βασικά R , G και B περιορίζονται μέσα σε ένα τρίγωνο. Όπως έχει ήδη τονιστεί, κάποια χρώματα δεν μπορούν να αναπαρασταθούν από τα τρία βασικά. Το όριο όλων των δυνατών χρωμάτων δίνεται από όλα τα

ορατά χρώματα από το βαθύ ερυθρό στο μπλε. Η γραμμή των μονοχρωματικών χρωμάτων σχηματίζει μια U-σχήματος καμπύλη:



Σχήμα 2: Χρωματικό διάγραμμα που απεικονίζεται στο xy χρωματικό χώρο. Διακρίνεται η U-σχήματος καμπύλη από μονοχρωματικά χρώματα με μήκη κύματος σε nm.

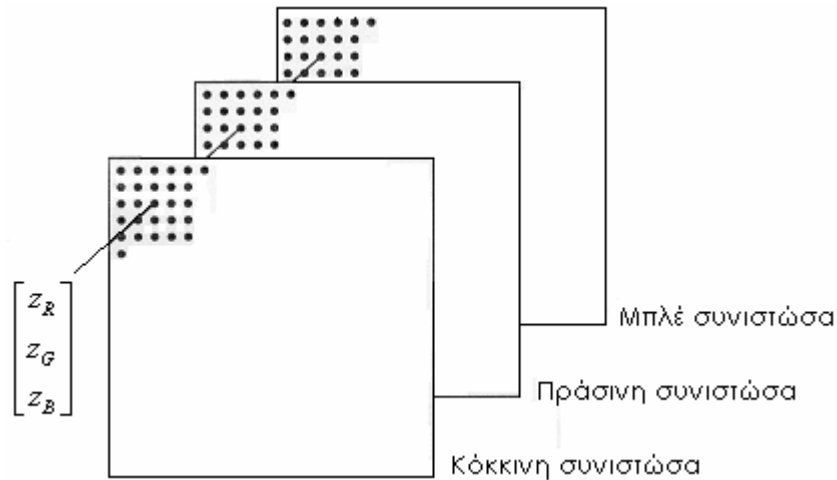
Έτσι, τα περισσότερα μονοχρωματικά χρώματα μπορούν να αναπαρασταθούν από τα μονοχρωματικά βασικά χρώματα. Τα σημεία που βρίσκονται πάνω στην ευθεία που γραμμή που συνδέει δυο απλά χρώματα αντιστοιχούν σε σύνθετα χρώματα που προέκυψαν από την ανάμιξη των δυο αυτών απλών. Άρα το χρώμα που βρίσκεται μέσα στην καμπύλη μπορεί να προέλθει από τη μίξη οποιουδήποτε ζεύγους χρωμάτων των οποίων η ευθεία που τα συνδέει διέρχεται από το σημείο αυτό. Το διάστημα λοιπόν, όλων των δυνατών χρωμάτων καλύπτει την περιοχή μεταξύ της U-σχήματος καμπύλης και της ευθείας ανάμεσα στα δύο άκρα για το μπλε και κόκκινο χρώμα.

Η ευθεία στο κάτω μέρος της καμπύλης CIE ονομάζεται Πορφυρή Γραμμή και απεικονίζει τα πορφυρά χρώματα. Τα χρώματα αυτά δεν είναι απλά, μπορούν όμως να πραγματοποιηθούν με την ανάμιξη του κόκκινου και του ιώδους σε διαφορετικές αναλογίες.

Για να αποφύγουμε αρνητικές τιμές συντεταγμένων, συχνά ένα νέο σύστημα συντεταγμένων επιλέγεται με εικονικά βασικά χρώματα, δηλαδή χρώματα που δεν μπορούν να πραγματοποιηθούν με φυσικά χρώματα. Αυτό το χρωματικό σύστημα είναι γνωστό ως XYZ χρωματικό σύστημα και κατασκευάζεται έτσι ώστε να περιλαμβάνει απλώς την καμπύλη των μονοχρωματικών χρωμάτων με μόνο σταθερούς συντελεστές.

2.3 RGB ΧΡΩΜΑΤΙΚΟΣ ΧΩΡΟΣ

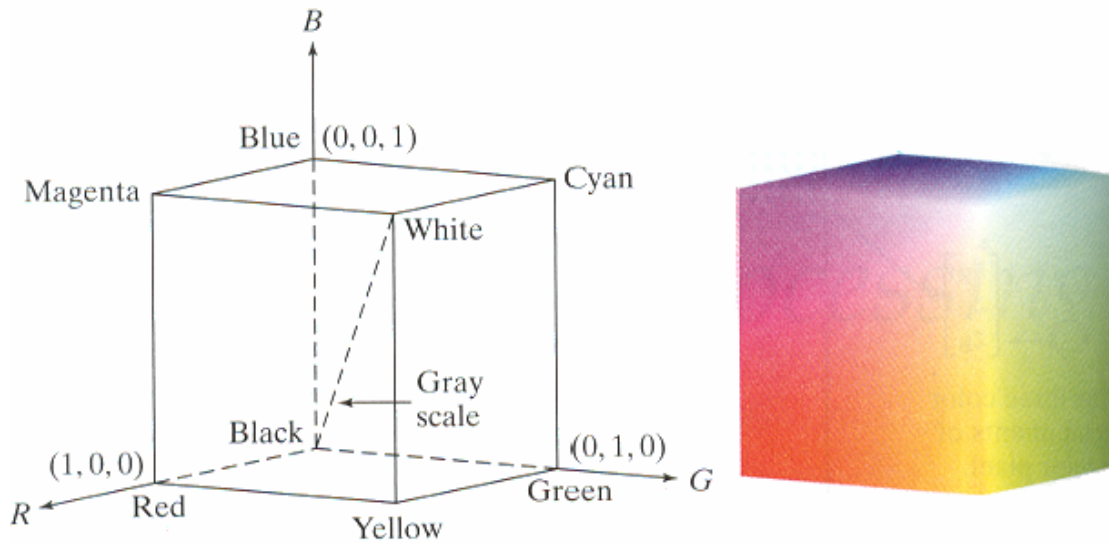
Μια εικόνα *RGB* είναι ένας $M \times N \times 3$ πίνακας έγχρωμων pixels, όπου κάθε pixel αποτελείται από τρεις συνιστώσες (κόκκινη, πράσινη, μπλε) σε μια συγκεκριμένη θέση, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 3: Χρωματικές συνιστώσες RGB εικόνας

Μια *RGB* εικόνα μπορεί να ειπωθεί σαν ένας σωρός τριών γκριζών εικόνων, οι οποίες όταν τροφοδοτηθούν στην κόκκινη, πράσινη και μπλε είσοδο ενός έγχρωμου monitor παράγουν μια έγχρωμη εικόνα στην οθόνη. Οι τρεις αυτές εικόνες ονομάζονται αντίστοιχα κόκκινη, πράσινη και μπλε συνιστώσα της εικόνας.

Το *RGB* πεδίο χρώματος συνήθως απεικονίζεται γραφικά σαν ένας χρωματικός κύβος, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 4: RGB κύβος χρώματος. Στην εικόνα αριστερά φαίνονται τα βασικά και δευτερεύοντα χρώματα. Τα σημεία πάνω στην κύρια διαγώνιο ανήκουν στην κλίμακα του γκρι. Στην εικόνα δεξιά φαίνεται ο RGB κύβος χρώματος με όλα τα χρώματα.

Οι κορυφές του κύβου είναι τα βασικά (κόκκινο, πράσινο και μπλε) και τα δευτερεύοντα (κυανό, ματζέντα και κίτρινο) χρώματα του φωτός. Είναι συχνά χρήσιμο να μπορούμε να δούμε το χρωματικό κύβο από κάποια άλλη γωνία. Στο MatLab υπάρχει για το σκοπό αυτό η συνάρτηση `rgbcube(vx, vy, vz)`, η οποία επιτρέπει να δούμε τον κύβο από το σημείο (v_x, v_y, v_z) .

2.4 ΑΛΛΟΙ ΒΑΣΙΚΟΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΟΙ ΧΩΡΟΙ

2.4.1 NTSC χρωματικός χώρος (YIQ)

[6] Το σύστημα χρώματος *NTSC* χρησιμοποιείται στην τηλεόραση στις Ηνωμένες Πολιτείες. Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα αυτού του συστήματος είναι ότι η πληροφορία της φωτεινότητας είναι χωρισμένη από την πληροφορία χρώματος και έτσι το ίδιο σήμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για έγχρωμες και για ασπρόμαυρες τηλεοράσεις. Με το σύστημα *NTSC*, τα δεδομένα της εικόνας αποτελούνται από τρεις συνιστώσες: φωτεινότητα (*Y*), χροιά (*I*) και κορεσμός (*Q*), όπου η επιλογή των γραμμάτων *YIQ* είναι συμβατική. Η συνιστώσα φωτεινότητας αντιπροσωπεύει τις πληροφορίες γκρίζας-κλίμακας και οι άλλες δύο συνιστώσες φέρουν τις πληροφορίες χρώματος ενός τηλεοπτικού σήματος. Οι συνιστώσες *YIQ* λαμβάνονται από τις *RGB* συνιστώσες μιας εικόνας χρησιμοποιώντας το μετασχηματισμό:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Στο MatLab η μετατροπή αυτή γίνεται με χρήση της συνάρτησης `rgb2ntsc`.

Παρατηρούμε ότι τα στοιχεία της πρώτης σειράς έχουν άθροισμα 1 και τα στοιχεία των επόμενων δύο σειρών έχουν άθροισμα 0. Αυτό είναι αναμενόμενο επειδή για μια gray-scale εικόνα οι *RGB* συνιστώσες είναι ίσες, οπότε οι συνιστώσες *I* και *Q* πρέπει να είναι 0 για μια τέτοια εικόνα.

Ομοίως, οι *RGB* συνιστώσες λαμβάνονται από τις *YIQ* συνιστώσες χρησιμοποιώντας το μετασχηματισμό:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.956 & 0.621 \\ 1 & -0.272 & -0.647 \\ 1 & -0.106 & 1.703 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix}$$

Στο MatLab η μετατροπή αυτή γίνεται με χρήση της συνάρτησης `ntsc2rgb`.

2.4.2 YCbCr χρωματικός χώρος

[6] Ο χώρος χρώματος *YCbCr* χρησιμοποιείται ευρέως στο ψηφιακό βίντεο. Σε αυτόν το χώρο, η πληροφορία φωτεινότητας αντιπροσωπεύεται από μια συνιστώσα *Y* και η πληροφορία χρώματος αποθηκεύεται σαν δύο συνιστώσες χρωματικής διαφοράς, το *Cb* και το *Cr*. Η συνιστώσα *Cb* είναι η διαφορά μεταξύ της μπλε συνιστώσας και μιας σταθεράς αναφοράς, ενώ η συνιστώσα *Cr* είναι η διαφορά μεταξύ της κόκκινης συνιστώσας και μιας σταθεράς αναφοράς. Ο μετασχηματισμός για τη μετατροπή από το χώρο *RGB* στον *YCbCr* είναι:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

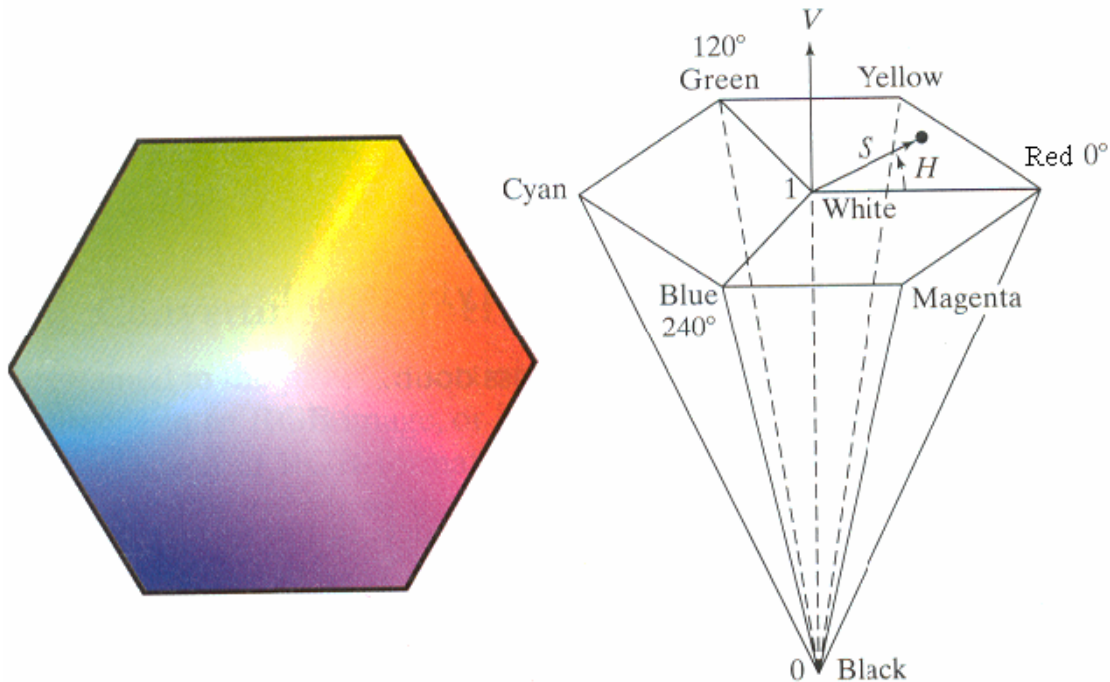
Στο MatLab η μετατροπή αυτή γίνεται με χρήση της συνάρτησης `rgb2ycbcr`.

Ανάλογος μετασχηματισμός χρησιμοποιείται για την αντίστροφη μετατροπή. Αντίστοιχα, στο MatLab η μετατροπή αυτή γίνεται με χρήση της συνάρτησης `ycbcr2rgb`.

2.4.3 HSV χρωματικός χώρος

[6] Το πεδίο *HSV* (hue – χροιά, saturation – κορεσμός, value – φωτεινότητα) είναι ένα από τα διάφορα συστήματα χρώματος που χρησιμοποιούνται από τους ανθρώπους για να επιλέξουν τα χρώματα (π.χ. των βαφών ή των μελανιών) από μια ρόδα ή μια παλέτα χρώματος. Αυτό το πεδίο χρώματος είναι αρκετά πιο στενό από το *RGB* όσον αφορά τον τρόπο με τον οποίο οι άνθρωποι βιώνουν και περιγράφουν την αίσθηση του χρώματος. Σε ορολογία καλλιτεχνών, η χροιά, ο κορεσμός και η φωτεινότητα αναφέρονται περίπου στην απόχρωση, τη σκιά και τον τόνο.

Το πεδίο χρώματος *HSV* διαμορφώνεται εξετάζοντας τον *RGB* κύβο χρώματος κατά μήκος του γκρίζου άξονά του (ο άξονας που ενώνει τις κορυφές του μαύρου και του άσπρου), ο οποίος οδηγεί στην εξαγωνικά διαμορφωμένη παλέτα χρώματος που παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 5: Εικόνα αριστερά: HSV εξάγωνο χρωμάτων. Εικόνα δεξιά: HSV εξαγωνικός κώνος βασικών και δευτερευόντων χρωμάτων.

Καθώς κινούμαστε κατά μήκος του κάθετου (γκρίζου) άξονα στο παραπάνω σχήμα, το μέγεθος του εξαγώνου που είναι κάθετο στον άξονα αλλάζει, δίνοντας τον όγκο που απεικονίζεται στην εικόνα. Η χροιά εκφράζεται ως η γωνία γύρω από το εξάγωνο των χρωμάτων, χρησιμοποιώντας συνήθως τον άξονα του κόκκινου ως άξονα αναφοράς 0° . Η φωτεινότητα μετριέται κατά μήκος του άξονα του κώνου. Το τέλος $V = 0$ του άξονα είναι το μαύρο. Το τέλος $V = 1$ του άξονα είναι το άσπρο, και βρίσκεται στο κέντρο του πλήρους εξαγώνου στο σχήμα Α. Κατά συνέπεια, αυτός ο άξονας αντιπροσωπεύει όλες τις αποχρώσεις του γκριζού. Ο κορεσμός (αγνότητα του χρώματος) μετριέται ως η απόσταση από τον άξονα V .

Το πεδίο χρώματος HSV είναι βασισμένο στις κυλινδρικές συντεταγμένες. Η μετατροπή από RGB σε HSV είναι απλά ένα θέμα διαμόρφωσης των εξισώσεων ώστε να απεικονίζουν τις RGB τιμές (που είναι στις καρτεσιανές συντεταγμένες) σε κυλινδρικές συντεταγμένες.

Στο MatLab οι μετατροπές από το χώρο RGB στον HSV και το αντίστροφο γίνονται με χρήση των συναρτήσεων `rgb2hsv` και `hsv2rgb`.

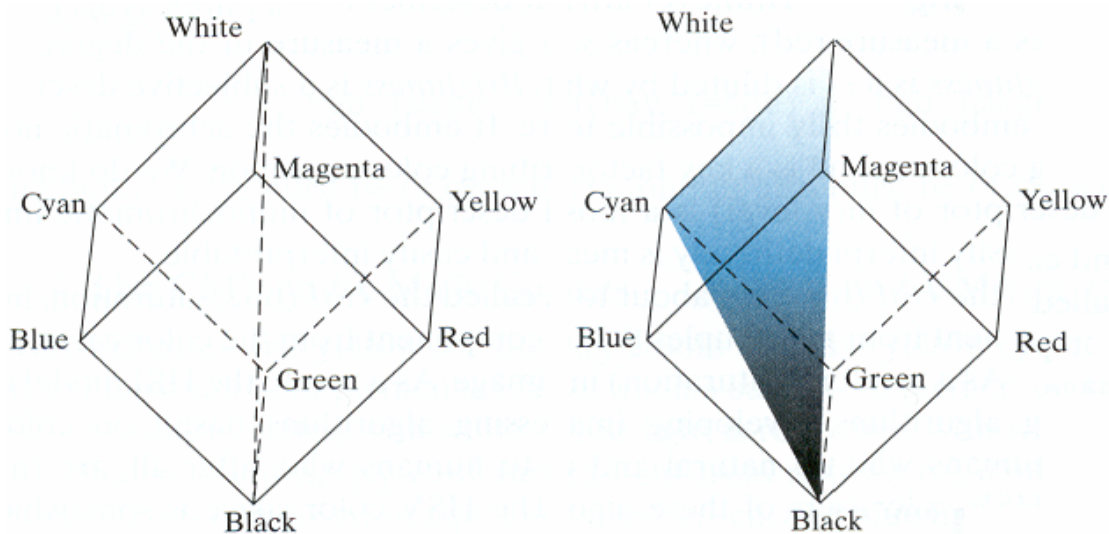
2.4.4 HSI χρωματικός χώρος

[6] Με εξαίρεση το χώρο *HSV*, τα πεδία χρώματος που έχουν αναφερθεί δεν είναι καλά ορισμένα για την περιγραφή των χρωμάτων σε όρους πρακτικούς για την ανθρώπινη αντίληψη. Για παράδειγμα, δεν αναφερόμαστε στο χρώμα ενός αυτοκινήτου δίνοντας το ποσοστό καθενός από τα βασικά χρώματα που συνθέτουν το χρώμα του.

Όταν βλέπουμε ένα έγχρωμο αντικείμενο, τείνουμε να το περιγράψουμε με τη χροιά, τον κορεσμό και τη φωτεινότητά του. Η χροιά είναι μια ιδιότητα που περιγράφει ένα καθαρό χρώμα, ενώ ο κορεσμός δίνει ένα μέτρο του βαθμού στον οποίο ένα καθαρό χρώμα έχει αραιωθεί με άσπρο. Η φωτεινότητα είναι ένα υποκειμενικό μέγεθος που είναι σχεδόν αδύνατο να μετρηθεί. Ενσωματώνει την αχρωματική έννοια της έντασης και είναι ένας βασικός παράγοντας στην περιγραφή της αίσθησης χρώματος. Γνωρίζουμε ότι η φωτεινότητα (επίπεδο γκρι) αποτελεί την πιο χρήσιμη περιγραφή για μονοχρωματικές εικόνες. Αυτό το μέγεθος είναι σίγουρα μετρήσιμο και εύκολα ερμηνεύσιμο.

Το πεδίο χρώματος που θα παρουσιάσουμε, το οποίο ονομάζεται πεδίο χρώματος *HSI* (χροιά, κορεσμός, φωτεινότητα), αποσυνδέει τη συνιστώσα φωτεινότητας από τις χρωματικές πληροφορίες (χροιά και κορεσμός) σε μια έγχρωμη εικόνα. Κατά συνέπεια, το πρότυπο *HSI* είναι ιδανικό εργαλείο για τους αλγόριθμους επεξεργασίας εικόνας που είναι βασισμένοι στις περιγραφές χρώματος που είναι φυσικές και διαισθητικές στους ανθρώπους. Έτσι, οι αλγόριθμοι τελικά είναι πιο εύχρηστοι. Ο *HSV* χώρος χρώματος είναι κάπως παρόμοιος, αλλά εστιάζει περισσότερο στην παρουσίαση των χρωμάτων που είναι σημαντικά όταν ερμηνεύονται από την άποψη της παλέτας ενός καλλιτέχνη.

Όπως αναφέραμε, μια *RGB* εικόνα αποτελείται από τρεις μονοχρωματικές εικόνες φωτεινότητας, και έτσι δεν πρέπει να αποτελεί έκπληξη το γεγονός ότι πρέπει να είμαστε σε θέση να εξαγάγουμε τη φωτεινότητα από μια *RGB* εικόνα. Αυτό γίνεται αρκετά σαφές εάν στηρίξουμε τον κύβο χρώματος στην κορυφή $(0, 0, 0)$ του μαύρου, έχοντας την άσπρη κορυφή $(1, 1, 1)$ άμεσα επάνω από τη μαύρη, όπως φαίνεται στην αριστερή εικόνα του παρακάτω σχήματος:



Σχήμα 6: Εικόνα αριστερά: Σχέση μεταξύ RGB και HSI χώρων χρώματος. Εικόνα δεξιά: HSI μοντέλο χρώματος.

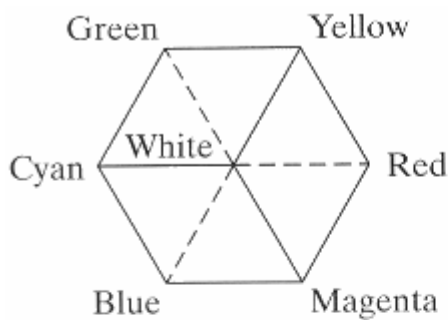
Όπως σημειώσαμε σχετικά με τον κύβο χρώματος, η φωτεινότητα βρίσκεται στη γραμμή που ενώνει αυτές τις δύο κορυφές. Στη διάταξη που παρουσιάζεται στην αριστερή εικόνα παραπάνω, η γραμμή (άξονας φωτεινότητας) που ενώνει μαύρη και άσπρη κορυφή είναι κάθετη. Κατά συνέπεια, εάν θελήσουμε να καθορίσουμε τη συνιστώσα φωτεινότητας οποιουδήποτε χρωματικού σημείου στην αριστερή εικόνα παραπάνω, πρέπει απλά να περάσουμε κάθετα στον άξονα φωτεινότητας ένα επίπεδο που να περιέχει το σημείο αυτό. Η τομή του επιπέδου με τον άξονα φωτεινότητας θα μας έδινε μια τιμή φωτεινότητας στο διάστημα $[0, 1]$. Σημειώνουμε επίσης ότι ο κορεσμός (αγνότητα) ενός χρώματος αυξάνεται σαν συνάρτηση της απόστασης από τον άξονα φωτεινότητας. Στην πραγματικότητα, ο κορεσμός των σημείων στον άξονα φωτεινότητας είναι μηδέν, όπως αποδεικνύεται από το γεγονός ότι όλα τα σημεία κατά μήκος αυτού του άξονα είναι γκριζα.

Προκειμένου να φανεί πώς η χροιά μπορεί να καθοριστεί από ένα δεδομένο *RGB* σημείο, θεωρούμε τη δεξιά εικόνα στο παραπάνω σχήμα, που παρουσιάζει ένα επίπεδο που καθορίζεται από τρία σημεία (μαύρο, άσπρο και κυανό). Το γεγονός ότι τα μαύρα και άσπρα σημεία περιλαμβάνονται στο επίπεδο δηλώνει ότι ο άξονας φωτεινότητας περιλαμβάνεται επίσης στο επίπεδο. Επιπλέον, βλέπουμε ότι όλα τα σημεία που περιλαμβάνονται στο τμήμα του επιπέδου που καθορίζεται από τον άξονα φωτεινότητας και τα όρια του κύβου έχουν το ίδιο χρώμα (κυανό σε αυτήν την περίπτωση).

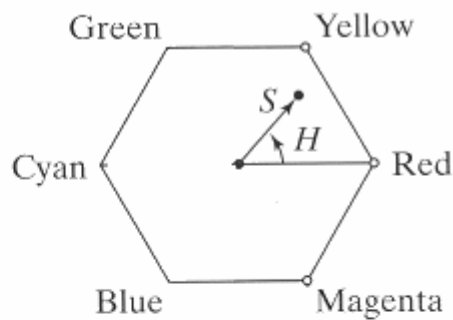
Αυτό συμβαίνει επειδή τα χρώματα μέσα σε ένα χρωματικό τρίγωνο είναι διάφοροι συνδυασμοί ή μίγματα των χρωμάτων των τριών κορυφών. Εάν δύο από τις κορυφές είναι το μαύρο και το λευκό και η τρίτη είναι κάποιο χρώμα, όλα τα σημεία του τριγώνου θα έχουν την ίδια χροιά, αφού η μαύρη και άσπρη συνιστώσα δεν συμβάλλουν σε αλλαγές στη χροιά (φυσικά, η φωτεινότητα και ο κορεσμός των σημείων του τριγώνου αλλάζουν). Με την περιστροφή του επιπέδου αυτού γύρω από τον κάθετο άξονα φωτεινότητας, μπορούμε να λάβουμε διαφορετικές χροιές. Φθάνουμε έτσι στο συμπέρασμα ότι οι τιμές χροιάς, κορεσμού και φωτεινότητας που

απαιτούνται για να διαμορφώσουν το χώρο *HSI* μπορούν να ληφθούν από τον *RGB* κύβο χρώματος. Δηλαδή μπορούμε να μετατρέψουμε οποιοδήποτε *RGB* σημείο σε ένα αντίστοιχο σημείο του χώρου *HSI* με την επίλυση των γεωμετρικών σχέσεων που περιγράφουν το συλλογισμό που περιγράψαμε.

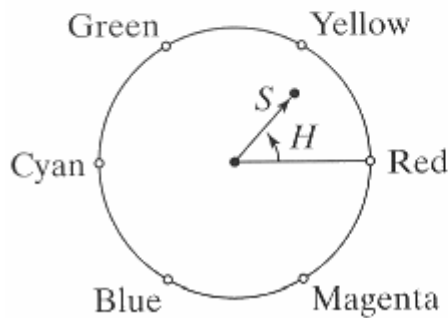
Με βάση τα προηγούμενα, βλέπουμε ότι το πεδίο *HSI* αποτελείται από έναν κάθετο άξονα φωτεινότητας και το γεωμετρικό τόπο των χρωματικών σημείων που βρίσκονται σε ένα επίπεδο κάθετο σε αυτόν τον άξονα. Καθώς το επίπεδο κινείται πάνω-κάτω στον άξονα φωτεινότητας, τα όρια που καθορίζονται από την τομή του επιπέδου με τις πλευρές του κύβου έχουν είτε μια τριγωνική είτε εξαγωνική μορφή. Αυτό απεικονίζεται ευκολότερα κοιτάζοντας τον κύβο κατά μήκος του γκριζού άξονα, όπως φαίνεται στο σχήμα **a** παρακάτω:



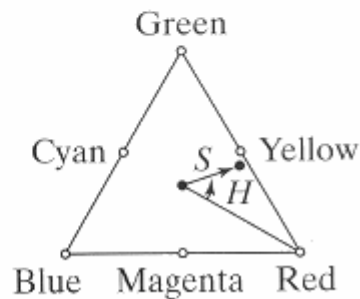
Σχήμα a



Σχήμα b



Σχήμα c

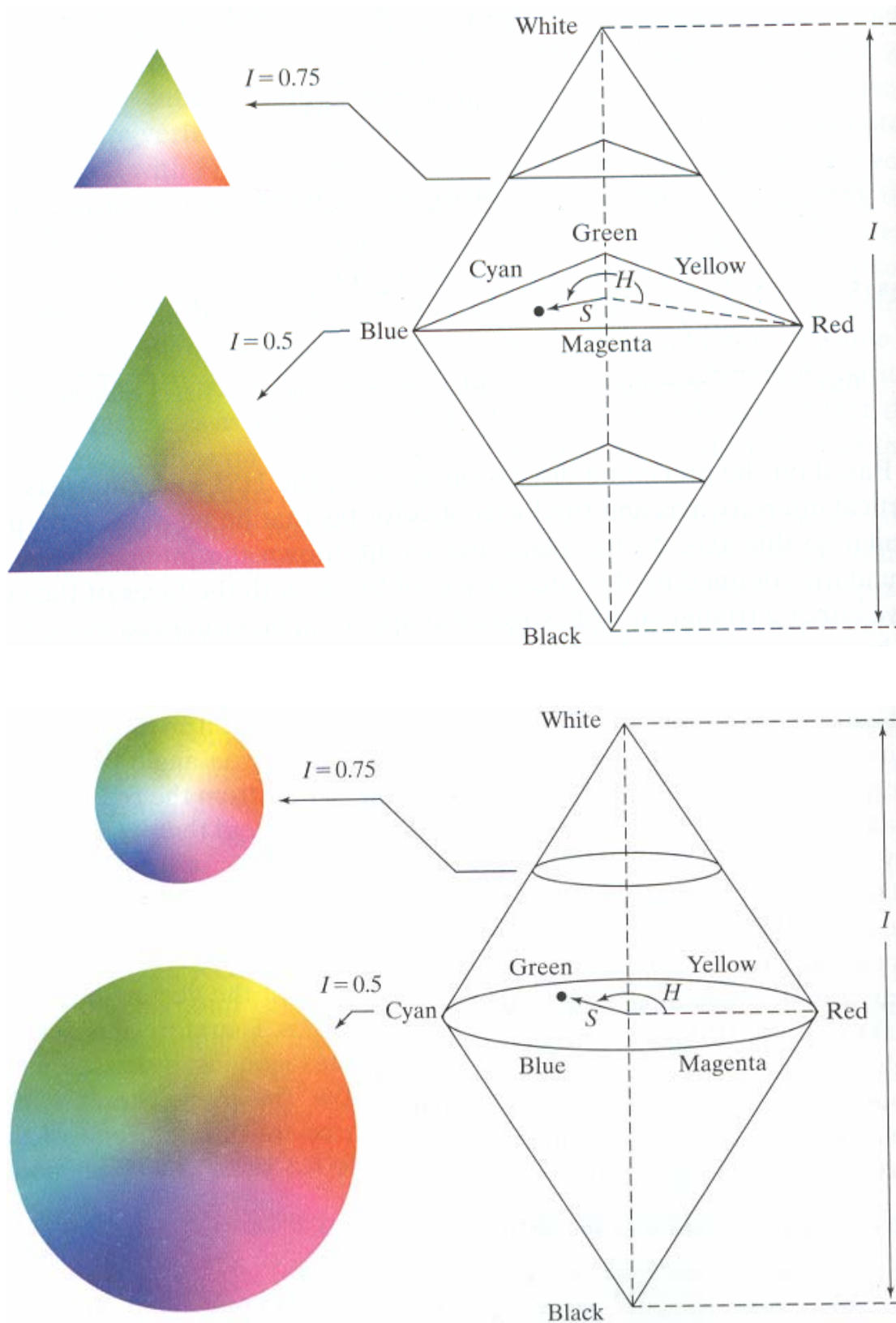


Σχήμα d

Σχήμα 7: Χροιά και κορεσμός στον *HSI* χώρο χρώματος. Η κουκκίδα είναι ένα τυχαίο χρωματικό σημείο. Η γωνία από τον κόκκινο άξονα δίνει τη χροιά και το μήκος του διανύσματος τον κορεσμό. Η φωτεινότητα των χρωμάτων σε κάθε σχήμα δίνεται από τη θέση του σχήματος στον κάθετο άξονα φωτεινότητας.

Σε αυτό το επίπεδο βλέπουμε ότι τα βασικά χρώματα απέχουν 120° . Τα δευτερεύοντα χρώματα απέχουν 60° από τα βασικά, το οποίο σημαίνει ότι η γωνία μεταξύ των δευτερευόντων χρωμάτων είναι επίσης 120° . Το σχήμα **b** παρουσιάζει την εξαγωνική μορφή και ένα αυθαίρετο σημείο χρώματος (που παρουσιάζεται ως κουκκίδα). Η χροιά του σημείου καθορίζεται από τη γωνία από κάποιο σημείο αναφοράς. Συνήθως (αλλά όχι πάντα) μια γωνία 0° από τον άξονα του κόκκινου υποδεικνύει μηδενική χροιά και η χροιά αυξάνεται από εκεί και με τη φορά των δεικτών του ρολογιού. Ο κορεσμός (απόσταση από τον κάθετο άξονα) είναι το μήκος του διανύσματος από την προέλευση στο σημείο. Σημειώνουμε ότι η προέλευση καθορίζεται από τη τομή του επιπέδου χρώματος με τον κάθετο άξονα φωτεινότητας.

Οι σημαντικές συνιστώσες του πεδίου χρώματος *HSI* είναι ο κάθετος άξονας φωτεινότητας, το μήκος του διανύσματος σε ένα χρωματικό σημείο και η γωνία που αυτό το διάνυσμα σχηματίζει με τον άξονα του κόκκινου. Επομένως, δεν είναι ασυνήθιστο να δούμε το επίπεδο *HSI* να καθορίζεται σε όρους του εξαγώνου που αναφέραμε, ενός τριγώνου ή ακόμα και ενός κύκλου όπως φαίνονται στα σχήματα **c** και **d**. Το σχήμα που επιλέγεται δεν είναι σημαντικό επειδή οποιαδήποτε από αυτές τις μορφές μπορεί να μετατραπεί σε ένα από τα άλλα δύο με ένα γεωμετρικό μετασχηματισμό. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει το πεδίο *HSI* βασισμένο στα χρωματικά τρίγωνα και στους κύκλους.



Σχήμα 8: Ο HIS χώρος χρώματος βασισμένος σε χρωματικά τρίγωνα και κύκλους. Τα τρίγωνα και οι κύκλοι είναι κάθετα στον κάθετο άξονα φωτεινότητας.

2.5 ΑΛΛΑΓΕΣ ΜΕΤΑΞΥ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ

2.5.1 Μετατροπή των χρωμάτων από RGB σε HSI

[6] Δεδομένης μιας εικόνας στο RGB πεδίο χρώματος, η συνιστώσα H κάθε RGB pixel λαμβάνεται χρησιμοποιώντας την εξίσωση:

$$H = \begin{cases} \theta & , B \leq G \\ 360 - \theta & , B > G \end{cases}$$

$$\text{με } \theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\left[(R-G)^2 + (R-B)(G-B) \right]^{\frac{1}{2}}} \right\}.$$

Η συνιστώσα κορεσμού δίνεται από τη σχέση:

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} \cdot [\min(R, G, B)]$$

Τέλος, η συνιστώσα φωτεινότητας δίνεται από τη σχέση:

$$I = \frac{1}{3}(R+G+B)$$

Υποτίθεται ότι οι RGB τιμές έχουν ομαλοποιηθεί στο διάστημα $[0, 1]$, και ότι η γωνία θ μετριέται με αναφορά τον άξονα του κόκκινου του πεδίου HSI , όπως φαίνεται στο σχήμα 7 παραπάνω.

Η χροιά μπορεί να κανονικοποιηθεί στο διάστημα $[0, 1]$ αν διαιρέσουμε με το 360° όλες τις τιμές που προκύπτουν από την εξίσωση για το H . Οι άλλες δύο συνιστώσες HSI είναι ήδη σε αυτό το διάστημα εάν οι δεδομένες RGB τιμές είναι στο διάστημα $[0, 1]$.

Στο MatLab δεν υπάρχει συνάρτηση για τη μετατροπή από RGB σε HSI . Στη συνέχεια παρατίθεται μια συνάρτηση για την υλοποίηση της μετατροπής αυτής:

```

% Συνάρτηση μετατροπής από τον RGB χώρο χρώματος
% στον HSI χώρο χρώματος

function hsi = rgb2hsi(rgb)

rgb = im2double(rgb);

% Χωρισμός σε συνιστώσες R,G,B
r = rgb(:,:,1);
g = rgb(:,:,2);
b = rgb(:,:,3);

% Εφαρμογή των τύπων μετασχηματισμού που έχουν αναφερθεί
num = 0.5*((r-g)+(r-b));
den = sqrt((r-g).^2 + (r-b).*(g-b));
theta = acos(num./(den+eps));

% H συνιστώσα
H = theta;
H(b>g) = 2*pi - H(b>g);
H = H/(2*pi);

num = min(min(r,g),b);
den = r+g+b;
den(den==0) = eps;

% S συνιστώσα
S = 1-3.*num./den;

H(S==0) = 0;

% I συνιστώσα
I = (r+g+b)/3;

% Ενωση των τριών (H, S, I) συνιστωσών για τη τελική εικόνα
% στο HSI πεδίο χρώματος

hsi = cat(3,H,S,I);

```

2.5.2 Μετατροπή των χρωμάτων από HSI σε RGB

[6] Δεδομένων των τιμών HSI στο διάστημα $[0, 1]$, βρίσκουμε τις αντίστοιχες RGB τιμές στην ίδια κλίμακα. Οι εξισώσεις εξαρτώνται από τις τιμές του H . Υπάρχουν τρία διαστήματα ενδιαφέροντος, που αντιστοιχούν στα διαστήματα 120° στο χωρισμό των βασικών χρωμάτων (σχήμα ανωτέρω). Αρχίζουμε πολλαπλασιάζοντας το H με 360° , το οποίο δίνει το χρώμα στην αρχική κλίμακά του $[0^\circ, 360^\circ]$.

α. RG διάστημα ($0^\circ \leq H < 120^\circ$): Όταν το H είναι σε αυτό το διάστημα, οι RGB συνιστώσες δίνονται από τις εξισώσεις:

$$\begin{aligned} B &= I(1 - S) \\ R &= I \left[1 + \frac{S \cdot \cos H}{\cos(60^\circ - H)} \right] \\ G &= 3I - (R + B) \end{aligned}$$

β. GB διάστημα ($120^\circ \leq H < 240^\circ$): Εάν η δεδομένη τιμή του H είναι σε αυτό το διάστημα, αφαιρούμε αρχικά 120° από αυτή:

$$H = H - 120^\circ$$

Κατόπιν οι RGB συνιστώσες είναι:

$$\begin{aligned} R &= I(1 - S) \\ G &= I \left[1 + \frac{S \cdot \cos H}{\cos(60^\circ - H)} \right] \\ B &= 3I - (R + G) \end{aligned}$$

γ. BR διάστημα ($240^\circ \leq H \leq 360^\circ$): Τέλος, εάν το H είναι σε αυτό το διάστημα, αφαιρούμε 240° από αυτή:

$$H = H - 240^\circ$$

Κατόπιν οι RGB συνιστώσες είναι:

$$\begin{aligned} G &= I(1 - S) \\ B &= I \left[1 + \frac{S \cdot \cos H}{\cos(60^\circ - H)} \right] \\ R &= 3I - (G + B) \end{aligned}$$

Στο MatLab δεν υπάρχει συνάρτηση για τη μετατροπή από *HSI* σε *RGB*. Στη συνέχεια παρατίθεται μια συνάρτηση για την υλοποίηση της μετατροπής αυτής:

```
% Συνάρτηση μετατροπής από τον HSI χώρο χρώματος
% στον RGB χώρο χρώματος, όπου υποθέτουμε ότι η
% εικόνα εισόδου (HSI) είναι double

function rgb = hsi2rgb(hsi)

% Χωρισμός σε συνιστώσες H, S, I
H = hsi(:,:,1)*2*pi;
S = hsi(:,:,2);
I = hsi(:,:,3);

% Αρχικοποίηση R, G, B συνιστωσών
R = zeros(size(hsi, 1), size(hsi, 2));
G = zeros(size(hsi, 1), size(hsi, 2));
B = zeros(size(hsi, 1), size(hsi, 2));

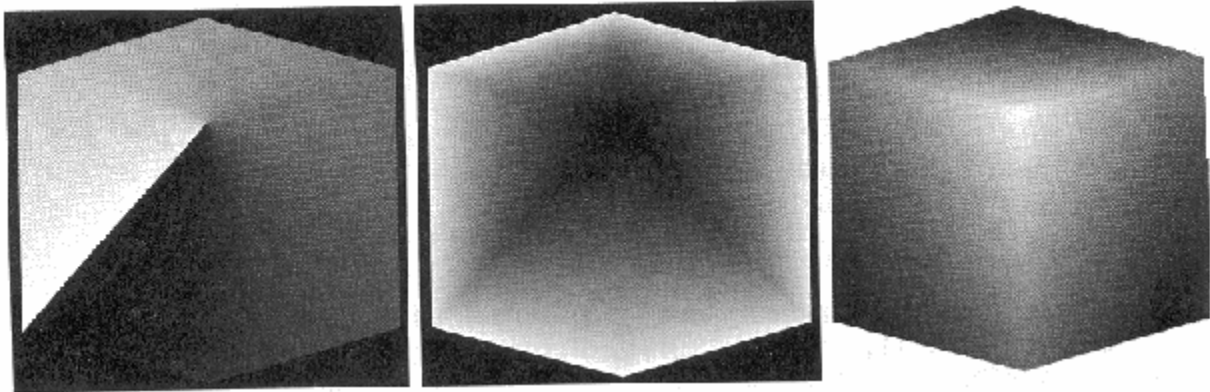
% Εφαρμογή των σχέσεων μετασχηματισμού
% RG τομέας
idx = find( (0 <= H) & (H < 2*pi/3));
B(idx) = I(idx) .* (1 - S(idx));
R(idx) = I(idx) .* (1 + S(idx).*cos(H(idx))./ ...
                    cos(pi/3 - H(idx)));
G(idx) = 3*I(idx) - (R(idx) + B(idx));

% BG τομέας
idx = find( (2*pi/3 <= H) & (H < 4*pi/3));
R(idx) = I(idx) .* (1 - S(idx));
G(idx) = I(idx) .* (1 + S(idx).*cos(H(idx)-2*pi/3)./ ...
                    cos(pi - H(idx)));
B(idx) = 3*I(idx) - (R(idx) + G(idx));

% BR τομέας
idx = find( (4*pi/3 <= H) & (H <= 2*pi));
G(idx) = I(idx) .* (1 - S(idx));
B(idx) = I(idx) .* (1 + S(idx).*cos(H(idx)-4*pi/3)./ ...
                    cos(5*pi/3 - H(idx)));
R(idx) = 3*I(idx) - (G(idx) + B(idx));

% Ένωση των τριών (R, G, B) συνιστωσών για τη τελική εικόνα
% στο RGB πεδίο χρώματος
rgb = cat(3, R, G, B);
rgb = max(min(rgb, 1), 0);
```

Η παρακάτω εικόνα δείχνει τις HSI συνιστώσες μιας εικόνας στον RGB κύβο χρώματος:



Σχήμα 9: HSI συνιστώσες στον RGB κύβο χρώματος. Κατά σειρά: χροιά – κορεσμός – φωτεινότητα

Σημειώνουμε ότι η παραπάνω θεωρία μετατροπής στους διάφορους χρωματικούς χώρους χρησιμοποιείται στις εφαρμογές, στο τελευταίο κεφάλαιο της παρούσας εργασίας.

3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

[7] Ως ακμή ορίζεται το όριο μεταξύ περιοχών με σχετικά διακριτές τιμές χρωματικών πυκνοτήτων. Υποθέτουμε ότι οι περιοχές είναι αρκετά ομοιογενείς ώστε η μεταβολή των χρωματικών πυκνοτήτων να είναι αρκετή για τον προσδιορισμό της μετάβασης μεταξύ περιοχών. Αν δεν ικανοποιείται αυτή η υπόθεση, τότε οι τεχνικές καταφλίωσης και διαχωρισμού περιοχών είναι καταλληλότερες.

Υπάρχουν τρεις τύποι ακμών: απότομη ακμή, ομαλή ακμή και ακμή τύπου κορυφής .

Η βασική ιδέα πίσω από όλες τις μεθόδους ανίχνευσης ακμών είναι ο υπολογισμός ενός τελεστή τοπικής παραγώγου. Η πρώτη παράγωγος σε οποιοδήποτε σημείο της εικόνας υπολογίζεται με τη βοήθεια του μέτρου του διανύσματος της κλίσης και η δεύτερη παράγωγος υπολογίζεται με χρήση του τελεστή Laplace. Ένα στοιχείο της εικόνας ανήκει στο περίγραμμα μιας δομής αν η διδιάστατη πρώτη η δεύτερη παράγωγός του είναι μεγαλύτερη από κάποιο προκαθορισμένο κατώφλι.

Οι μέθοδοι αυτές βασίζονται στη παρατήρηση ότι στη περιοχή των ορίων των αντικειμένων, το πλάτος της κλίσης της έντασης των χρωματικών πυκνοτήτων έχει πολύ υψηλότερη τιμή από ό,τι μακριά από τα όρια. Κατά συνέπεια, το σύνολο των στοιχείων ενός οργάνου στα οποία το πλάτος της κλίσης έχει σημαντική τιμή, αναπαριστούν το σύνολο των στοιχείων του ζητούμενου περιγράμματος του οργάνου.

Αναλυτικότερα:

Η κλίση μιας 2Δ συνάρτησης $f(x, y)$ ορίζεται ως το διάνυσμα

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Το πλάτος αυτού του διανύσματος είναι:

$$\nabla f = \text{mag}(\nabla \mathbf{f}) = \left[G_x^2 + G_y^2 \right]^{\frac{1}{2}} = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

Για να απλοποιήσουμε τους υπολογισμούς, μερικές φορές προσεγγίζουμε αυτή την ποσότητα παραλείποντας την τετραγωνική ρίζα:

$$\nabla f \approx G_x^2 + G_y^2$$

ή χρησιμοποιώντας απόλυτες τιμές:

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y|$$

Αυτές οι προσεγγίσεις συμπεριφέρονται ακόμα ως παράγωγοι: δηλαδή είναι μηδέν στις περιοχές σταθερής φωτεινότητας και οι τιμές τους είναι ανάλογες προς το βαθμό αλλαγής της φωτεινότητας στις περιοχές των οποίων οι τιμές των pixels είναι μεταβλητές. Είναι κοινή πρακτική να αναφερόμαστε στο πλάτος της κλίσης ή των προσεγγίσεων της απλά ως "κλίση".

Μια θεμελιώδης ιδιότητα του διανύσματος κλίσης είναι ότι η κατεύθυνσή του αντιστοιχεί στην κατεύθυνση του μέγιστου ποσοστού αλλαγής της συνάρτησης f στις συντεταγμένες (x, y) . Η γωνία στην οποία εμφανίζεται αυτό το μέγιστο ποσοστό αλλαγής είναι:

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$

Ένα από τα βασικά ζητήματα είναι πώς υπολογίζονται ψηφιακά οι παράγωγοι G_x και G_y .

Οι παράγωγοι δεύτερης τάξης στην επεξεργασία εικόνας υπολογίζονται γενικά χρησιμοποιώντας τη Laplacian. Η Laplacian μιας 2Δ συνάρτησης $f(x, y)$ διαμορφώνεται από τις παραγώγους δεύτερης τάξης, ως εξής:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Η Laplacian χρησιμοποιείται σπάνια μόνη της για την ανίχνευση ακμών επειδή, ως παράγωγος δεύτερης τάξης, είναι πολύ ευαίσθητη στο θόρυβο, το πλάτος της παράγει διπλές ακμές και είναι ανίκανη να ανιχνεύσει την κατεύθυνση των ακμών. Εντούτοις, η Laplacian μπορεί να είναι ένα ισχυρό συμπλήρωμα όταν χρησιμοποιείται σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές ανίχνευσης ακμών. Παραδείγματος χάριν, αν και οι διπλές ακμές της την κάνουν ακατάλληλη για την ανίχνευση ακμών άμεσα, αυτή η ιδιότητα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εύρεση της θέσης των ακμών.

Η βασική ιδέα πίσω από την ανίχνευση ακμών είναι να βρεθούν σε μια εικόνα οι θέσεις όπου η φωτεινότητα αλλάζει γρήγορα, χρησιμοποιώντας ένα από δύο γενικά κριτήρια:

1. Εύρεση των θέσεων όπου η πρώτη παράγωγος της φωτεινότητας έχει μεγαλύτερο πλάτος από ένα διευκρινισμένο κατώφλι.

2. Εύρεση των θέσεων όπου η δεύτερη παράγωγος της φωτεινότητας έχει ένα zero – crossing (τέμνει τον άξονα του χρόνου).

Η ανίχνευση ακμών στο MatLab γίνεται με χρήση της συνάρτησης edge που παρέχει διάφορους εκτιμητές παραγώγων που βασίζονται στα παραπάνω κριτήρια. Για μερικούς από αυτούς τους εκτιμητές, είναι δυνατό να διευκρινιστεί εάν ο ανιχνευτής ακμών είναι ευαίσθητος στις οριζόντιες ή κάθετες ακμές ή και στις δύο.

Για να αναλύσουμε τις διάφορες τεχνικές ανίχνευσης ακμών θεωρούμε την παρακάτω 3x3 περιοχή της εικόνας:

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

3x3 γειτονιά pixels εικόνας

3.2 SOBEL ανίχνευση ακμών

[6] Ο ανιχνευτής ακμών Sobel χρησιμοποιεί τις παρακάτω μάσκες για να προσεγγίσει ψηφιακά τις πρώτες παραγώγους G_x και G_y .

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \quad G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)$$

Με άλλα λόγια, η κλίση στο κεντρικό pixel σε μια γειτονιά pixels υπολογίζεται με χρήση ανιχνευτή Sobel ως εξής:

$$g = \left[G_x^2 + G_y^2 \right]^{\frac{1}{2}} = \left\{ \left[(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \right]^2 + \left[(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

Κατόπιν, λέμε ότι ένα pixel στη θέση (x, y) είναι pixel ακμής εάν $g \geq T$ σε εκείνη την θέση, όπου το T είναι ένα ορισμένο κατώφλι.

Η Sobel ανίχνευση ακμών μπορεί να εφαρμοστεί με το φιλτράρισμα μιας εικόνας f με την αριστερή μάσκα χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση imfilter, και στη συνέχεια φιλτράρισμα της f με

την άλλη μάσκα, υπολογισμό των τετραγώνων των στοιχείων των δύο αυτών εικόνων, πρόσθεση των δύο αποτελεσμάτων και υπολογισμό της τετραγωνικής ρίζας τους. Η συνάρτηση edge ενσωματώνει απλά τις προηγούμενες διαδικασίες σε μια κλήση συνάρτησης και προσθέτει επιπλέον χαρακτηριστικά γνωρίσματα, όπως η αποδοχή μιας τιμής κατωφλίου ή ο καθορισμός ενός κατωφλίου αυτόματα. Επιπλέον, η edge περιέχει τεχνικές ανίχνευσης ακμών που δεν είναι άμεσα εκτελέσιμες με τη συνάρτηση imfilter.

Σημειώνουμε ότι η συνάρτηση edge χρησιμοποιεί τον ανιχνευτή Sobel ως προεπιλογή εάν χρησιμοποιείται η σύνταξη $g = \text{edge}(f)$ ή $[g, t] = \text{edge}(f)$.

3.3 PREWITT ανίχνευση ακμών

[6] Ο ανιχνευτής ακμών Prewitt χρησιμοποιεί τις παρακάτω μάσκες για να προσεγγίσει ψηφιακά τις πρώτες παραγώγους G_x και G_y .

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \quad G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)$$

Ο ανιχνευτής Prewitt είναι ελαφρώς απλούστερος υπολογιστικά από τον ανιχνευτή Sobel, αλλά τείνει να παράγει κάπως θορυβωδέστερα αποτελέσματα. Μπορεί να αποδειχθεί ότι ο συντελεστής 2 στον ανιχνευτή Sobel προσφέρει ομαλοποίηση. (βλ. Εφαρμογές)

3.4 ROBERTS ανίχνευση ακμών

[6] Ο ανιχνευτής ακμών Roberts χρησιμοποιεί τις παρακάτω μάσκες για να προσεγγίσει ψηφιακά τις πρώτες παραγώγους G_x και G_y .

-1	0
0	1

0	-1
1	0

$$G_x = z_9 - z_5$$

$$G_y = z_8 - z_6$$

Ο ανιχνευτής Roberts είναι ένας από τους παλαιότερους ανιχνευτές ακμών στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας και όπως φαίνεται είναι επίσης ο απλούστερος. Αυτός ο ανιχνευτής χρησιμοποιείται λιγότερο από άλλους, γεγονός που οφείλεται εν μέρει στην περιορισμένη λειτουργικότητά του (π.χ. δεν είναι συμμετρικός και δεν μπορεί να γενικευτεί για να ανιχνεύσει τις ακμές που είναι πολλαπλάσιες των 45°). Εντούτοις, χρησιμοποιείται συχνά στις εφαρμογές hardware όπου η απλότητα και η ταχύτητα είναι βασικοί παράγοντες.

3.5 LAPLACIAN OF GAUSSIAN (LoG) ανίχνευση ακμών

[6] Θεωρούμε τη Gaussian συνάρτηση

$$h(r) = -e^{-r^2/2\sigma^2}$$

Όπου $r^2 = x^2 + y^2$ και σ είναι η τυπική απόκλιση. Αυτή είναι μια συνάρτηση ομαλοποίησης, η οποία αν συνελιχθεί με μια εικόνα, θα τη θολώσει. Ο βαθμός της θόλωσης καθορίζεται από την τιμή του σ . Η Laplacian της συνάρτησης αυτής (η δεύτερη παράγωγος ως προς r) είναι:

$$\nabla^2 h(r) = -\left(\frac{r^2 - \sigma^2}{\sigma^4}\right) e^{-r^2/2\sigma^2}$$

Η συνάρτηση αυτή ονομάζεται Laplacian της Gaussian (LoG). Επειδή η δεύτερη παράγωγος είναι γραμμική συνάρτηση, η συνέλιξη μιας εικόνας με τη LoG ισοδυναμεί με τη συνέλιξη της εικόνας με μια συνάρτηση ομαλοποίησης και τον υπολογισμό στη συνέχεια της Laplacian του αποτελέσματος. Στην ιδιότητα αυτή βασίζεται η εφαρμογή του LoG για ανίχνευση ακμών. Συνελίσσουμε την εικόνα με τη LoG γνωρίζοντας ότι έχει δυο αποτελέσματα: ομαλοποιεί την εικόνα (οπότε ελαττώνει το θόρυβο) και υπολογίζει τη Laplacian, η οποία δίνει μια εικόνα διπλών ακμών. Στη συνέχεια η ανίχνευση ακμών συνίσταται στην εύρεση των zero-crossings μεταξύ των διπλών ακμών.

Η εξ' ορισμού τιμή της τυπικής απόκλισης στον υπολογισμό της LoG στο MatLab είναι 2. Ακόμη, αν δεν θέσουμε κάποιο κατώφλι για την αποδοχή ή όχι των ανιχνευθέντων ακμών, τότε το αποτέλεσμα είναι κλειστές περιοχές ίδιας φωτεινότητας (contours), το οποίο αποτελεί χαρακτηριστικό της μεθόδου LoG.

3.6 ZERO-CROSSINGS ανίχνευση ακμών

[6] Αυτή η ανίχνευση βασίζεται στην ίδια λογική με τη μέθοδο LoG, με τη διαφορά ότι η συνέλιξη προκύπτει χρησιμοποιώντας μια δεδομένη συνάρτηση H .

3.7 CANNY ανίχνευση ακμών

[8] Ο Canny καθόρισε τρία θέματα που ένας ανιχνευτής ακμών πρέπει να λαμβάνει υπόψη του. Αυτά είναι:

Ποσοστό λάθους: Ο ανιχνευτής ακμών θα έπρεπε να ανταποκρίνεται μόνο στις ακμές και θα έπρεπε να τις βρίσκει όλες, να μη χάνει καμία.

Εντοπισμός: Η απόσταση ανάμεσα στην πραγματική ακμή και στα pixels των ακμών όπως αυτά βρίσκονται από τον ανιχνευτή ακμών θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μικρότερη.

Ανταπόκριση: Ο ανιχνευτής ακμών δεν πρέπει να αναγνωρίζει πολλαπλά pixels ακμών εκεί όπου υπάρχει μόνο μια απλή ακμή.

Ο ανιχνευτής ακμών υποτίθεται πως ήταν ένα φίλτρο συνέλιξης που θα εξομάλωνε το θόρυβο και θα εντόπιζε τις ακμές. Το πρόβλημα είναι να αναγνωρίσουμε εκείνο το φίλτρο που βελτιστοποιεί τα τρία κριτήρια ανίχνευσης ακμών. Ο Canny προσπαθεί να βρει το φίλτρο εκείνο που μεγιστοποιεί την ποσότητα SNR x εντόπιση, που εξαρτάται από τον περιορισμό πολλαπλής-απόκρισης και ενώ το αποτέλεσμα είναι πολύ σύνθετο για να λυθεί αναλυτικά, μια ικανή προσέγγιση αποδεικνύεται πως είναι η πρώτη παράγωγος της Gaussian συνάρτησης.

[6] Η μέθοδος που ακολουθείται τελικά είναι:

1. Η εικόνα ομαλοποιείται χρησιμοποιώντας ένα Gaussian φίλτρο με δεδομένη τυπική απόκλιση σ , για την ελάττωση του θορύβου.

2. Υπολογίζονται στο κάθε σημείο η κλίση $g = [G_x^2 + G_y^2]^{\frac{1}{2}}$ και η κατεύθυνση ανίχνευσης ακμών $\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$. Η μέθοδος υπολογισμού του gradient μπορεί να είναι οποιαδήποτε από αυτές που αναφέραμε. Σημεία ακμών είναι τα σημεία εκείνα που είναι τοπικά μέγιστα στην κατεύθυνση της κλίσης.

3. Τα σημεία ακμών που ορίστηκαν στο Βήμα 2 δημιουργούν αιχμές στην εικόνα του πλάτους της κλίσης. Ο αλγόριθμος ανιχνεύει στη συνέχεια την κορυφή των αιχμών αυτών και θέτει μηδέν τα pixels εκείνα που δεν βρίσκονται στις κορυφές των αιχμών, έτσι ώστε στην έξοδο να πάρουμε μια λεπτή γραμμή, διαδικασία γνωστή ως "συμπίεση των μη μέγιστων". Τα pixels των αιχμών στη συνέχεια καταωφλιοποιούνται, χρησιμοποιώντας δύο κατώφλια, T_1 και T_2 , με $T_1 < T_2$. Τα pixels των αιχμών με τιμές μεγαλύτερες του T_2 θεωρούνται ισχυρά pixels ακμών, ενώ αυτά με τιμή μεταξύ των T_1 και T_2 θεωρούνται αδύναμα pixels ακμών.

4. Τελικά ο αλγόριθμος συνδέει τις ακμές ενσωματώνοντας τα αδύναμα pixels ακμών που είναι σε σύνδεση με συνεκτικότητα-8 με τα ισχυρά pixels ακμών.

Σημειώνουμε ότι ο ανιχνευτής Canny είναι ένας από τους ισχυρότερους ανιχνευτές ακμών. (βλ. Εφαρμογές)

3.8 KIRSCH ανίχνευση ακμών

[9] Ο ανιχνευτής Kirsch κάνει χρήση της καταωφλιοποίησης της κλίσης (gradient) της εικόνας και αποτελείται από τις παρακάτω μάσκες:

5	5	5
-3	0	-3
-3	-3	-3

-3	5	5
-3	0	5
-3	-3	-3

-3	-3	5
-3	0	5
-3	-3	5

-3	-3	-3
-3	0	5
-3	5	5

-3	-3	-3
-3	0	-3
5	5	5

-3	-3	-3
5	0	-3
5	5	-3

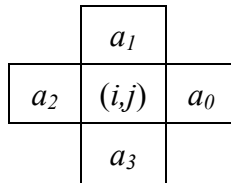
5	-3	-3
5	0	-3
5	-3	-3

5	5	-3
5	0	-3
-3	-3	-3

Κάθε pixel της εικόνας συνελίσσεται με όλες τις παραπάνω μάσκες. Κάθε μάσκα αποκρίνεται σε μια ακμή, η οποία προσανατολίζεται σε μια συγκεκριμένη, γενική κατεύθυνση. Η μέγιστη τιμή από τους οκτώ αυτούς προσανατολισμούς είναι η τιμή της εξόδου για την εικόνα πλάτους των ακμών. Ο δείκτης της μάσκας με τη μέγιστη απόκριση κωδικοποιεί την κατεύθυνση της ακμής.

3.9 WALLIS ανίχνευση ακμών

[10] Στην ανίχνευση ακμών Wallis ένα pixel είναι ένα στοιχείο ακμής εάν ο λογάριθμος της τιμής του υπερβαίνει το μέσο όρο των λογαρίθμων των 4-γειτόνων από ένα σταθερό κατώφλι. Θεωρούμε $a \in (\mathbb{R}^+)^X$ μία εικόνα που περιέχει μόνο θετικές τιμές και a_0, a_1, a_2, a_3 δηλώνουν τις τιμές της 4-γειτονιάς (i, j) όπως φαίνεται παρακάτω:



Η βελτιωμένη εικόνα ακμών δίνεται από:

$$b(i, j) = \log_b(a(i, j)) - \frac{1}{4}(\log_b(a_0) + \log_b(a_1) + \log_b(a_2) + \log_b(a_3))$$

ή

$$b(i, j) = \frac{1}{4} \left(\frac{\log_b(a(i, j))^4}{a_0 a_1 a_2 a_3} \right)$$

Ο ανιχνευτής Wallis είναι αναίσθητος σε μια ολική πολλαπλασιαστική αλλαγή στις τιμές εικόνας. Η εικόνα ακμών της a θα είναι η ίδια με αυτή της $n \cdot a$ για κάθε $n \in \mathbb{R}^+$.

3.10 HUECKEL ανίχνευση ακμών

[10] Η μέθοδος ανίχνευσης ακμών Hueckel βασίζεται στην προσαρμογή των στοιχείων της εικόνας σε ένα ιδανικό διδιάστατο μοντέλο ακμών. Στη μονοδιάστατη περίπτωση, η εικόνα a προσαρμόζεται σε μία βηματική συνάρτηση:

$$s(x) = \begin{cases} b & \text{αν } x < x_0 \\ b+h & \text{αν } x \geq x_0 \end{cases}$$

Εάν η προσαρμογή είναι αρκετά ακριβής σε μια δεδομένη περιοχή, μία ακμή υποτίθεται ότι υπάρχει με τις ίδιες παραμέτρους όπως στο ιδανικό μοντέλο ακμών. Ακμή θεωρούμε ότι υπάρχει όταν το μέσο τετραγωνικό σφάλμα είναι μικρότερο ενός κατωφλίου.

$$E = \int_{x_0-l}^{x_0+l} [a(x) - s(x)]^2 dx$$

3.11 HARALICK ανίχνευση ακμών

[11] Η ανίχνευση αυτή βασίζεται στην ομαλοποίηση της 2Δ διακριτής εικόνας μέσω παρεμβολής με δικυβικά πολυώνυμα και στον υπολογισμό των παραγώγων της εικόνας μέσω αυτών των πολυωνύμων. Τέλος, οι ακμές υπολογίζονται ως τα zero crossings της δεύτερης κατευθυντικής παραγώγου στην κατεύθυνση της κλίσης.

3.12 DERICHE ανίχνευση ακμών

[11] Ο Deriche ανέπτυξε έναν αναδρομικό αλγόριθμο χρησιμοποιώντας τον ανιχνευτή Canny. Το αποτέλεσμα είναι ισοδύναμο με την εφαρμογή παρεμβολής με κυβικές splines.

3.13 ΟΛΙΚΗ ανίχνευση ακμών

[11] Όλες οι προηγούμενες μέθοδοι προσεγγίζουν την ανίχνευση ακμών σε τοπικό επίπεδο. Εναλλακτικά, υπάρχουν και ολικές προσεγγίσεις. Μια τέτοια προσέγγιση είναι η χρήση των ισοψών καμπύλων της εικόνας $f(x, y)$:

$$L_i(f) = \{(x, y) : f(x, y) = i\}$$

Αυτές οι ισοψείς καμπύλες κρύβουν πληροφορία για τα όρια των αντικειμένων. Έτσι με μία καλή επιλογή ενός συνόλου ισοψών καμπύλων μπορούμε να βρούμε ακμές και όρια περιοχών και αντικειμένων. Μία τέτοια επιλογή μπορεί να γίνει για παράδειγμα μέσω της αρχής του Helmholtz.

4.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

[7] Η κατάτμηση αναφέρεται στην εξαγωγή της χρήσιμης πληροφορίας από μια εικόνα ή ένα σύνολο εικόνων με σκοπό:

α) την επίτευξη λεπτομερέστερης απεικόνισης συγκεκριμένων περιοχών, π.χ. για λόγους συμπίεσης η εικόνα μπορεί να σταλεί υπο μορφή σκίτσου (περιγραμμάτων των περιοχών της)

β) την έμφαση σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά της εικόνας, που είναι χρήσιμα για ανίχνευση, εκτίμηση, κατάταξη και αναγνώριση δισδιάστατων ή/και τρισδιάστατων αντικειμένων από δισδιάστατες ή τρισδιάστατες εικόνες (η εκτίμηση των παραμέτρων του αντικειμένου, όπως το μέγεθος, η ταχύτητα ή η επιφάνεια του μπορεί να προηγείται ή να έπεται της ανίχνευσης του αντικειμένου),

γ) τη χρησιμοποίηση μετασχηματισμών (π.χ μετατόπισης, περιστροφής) για καλύτερη απεικόνιση και στη συνέχεια εκτίμηση του αντικειμένου.

[9] Η κατάτμηση εικόνων είναι το πρώτο βήμα στην ανάλυση εικόνων και στην αναγνώριση προτύπων. Μπορούμε να ορίσουμε τη διαδικασία κατάτμησης της εικόνας σαν μια διαδικασία που χωρίζει μια ψηφιακή εικόνα σε μη επικαλυπτόμενες, ασύνδετες περιοχές. Μια περιοχή είναι ένα συνδεδεμένο σύνολο pixels, δηλαδή ένα σύνολο στο οποίο όλα τα pixels είναι γειτονικά ή συνορεύονται. Ο επίσημος ορισμός της συνεκτικότητας (connectedness) είναι: μεταξύ δύο οποιωνδήποτε pixels σε ένα συνεκτικό σύνολο, υπάρχει ένα συνεκτικό μονοπάτι, το οποίο βρίσκεται εξ' ολοκλήρου μέσα στο σύνολο, όπου συνεκτικό μονοπάτι είναι ένα μονοπάτι που κινείται μεταξύ γειτονικών pixels. Έτσι, σε ένα συνεκτικό σύνολο, μπορούμε να χαράξουμε ένα συνεκτικό μονοπάτι ανάμεσα σε οποιαδήποτε δύο pixels χωρίς ποτέ να βρεθούμε εκτός συνόλου.

Υπάρχουν δύο κανόνες συνεκτικότητας:

α) Θεωρούμε ότι μόνο κοντινά γειτονικά pixels (πάνω, κάτω, δεξιά, αριστερά) είναι συνδεδεμένα, οπότε και έχουμε 4–συνεκτικότητα (4–connectivity). Έτσι, κάθε pixel έχει μόνο 4 γείτονες με τους οποίους μπορεί να συνδεθεί.

β) Θεωρούμε ότι και τα διαγώνια γειτονικά (45° - γείτονες) pixels είναι συνδεδεμένα, οπότε και έχουμε 8–συνεκτικότητα (8–connectivity). Κάθε pixel έχει στην περίπτωση αυτή 8 γείτονες με τους οποίους μπορεί να συνδεθεί.

Είτε ο ένας είτε ο άλλος κανόνας συνεκτικότητας μπορεί να χρησιμοποιηθεί, εφόσον ο ένας είναι σταθερός. Συχνά η 8-συνεκτικότητα έχει αποτελέσματα που είναι διαισθητικά καλύτερα.

Η κατάτμηση εικόνας μπορεί να προσεγγιστεί από τρεις διαφορετικές οπτικές γωνίες:

α) Στην προσέγγιση περιοχής, κάθε pixel παραχωρείται σε ένα ιδιαίτερο αντικείμενο ή περιοχή.

β) Στην προσέγγιση ορίων/περιγραμμάτων, εντοπίζονται τα όρια που υπάρχουν μεταξύ των περιοχών.

γ) Στην προσέγγιση ακμών, αρχικά αναγνωρίζονται τα pixels ακμών και στη συνέχεια αυτά συνδέονται για να σχηματιστούν τα απαιτούμενα περιγράμματα.

[7] Η κατάτμηση εικόνας αφορά στη διαίρεση της εικόνας σε περιοχές που αντιστοιχούν στις δομικές μονάδες (περιοχές), με στόχο την καλύτερη ανάλυσή τους. Οι αλγόριθμοι που εφαρμόζονται βασίζονται σε μια από τις δυο βασικές ιδιότητες των τιμών των επιπέδων του γκριζου: την ασυνέχεια – απότομη μεταβολή των τιμών των pixels – και την ομοιότητα.

Οι πιο γνωστές τεχνικές κατάτμησης εικόνων είναι η ανίχνευση κορυφών, γραμμών και ακμών, η ανάλυση ιστογράμματος, η κατωφλιοποίηση, ο χωρισμός περιοχών, ο μετασχηματισμός Watershed, η εξέλιξη καμπύλων και η ανάλυση σε πολλαπλές κλίμακες.

4.2 ΑΝΑΛΥΣΗ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΥΡΕΣΗ ΚΟΡΥΦΩΝ

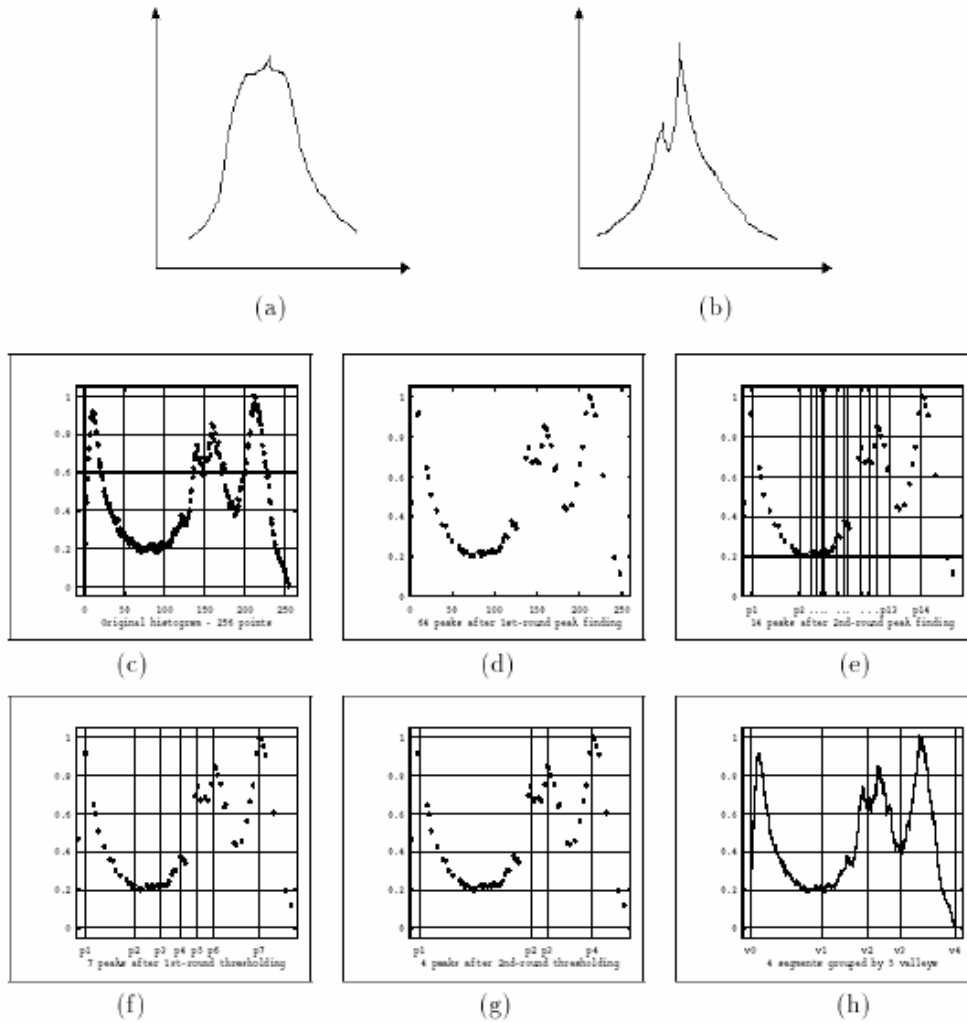
[12] Ένα κλασικό ιστόγραμμα είναι ένα στατιστικό γράφημα που μετρά τη συχνότητα της εμφάνισης του κάθε επιπέδου του γκρι σε μια εικόνα ή μέρος αυτής. Επεκτείνουμε αυτή την ιδέα και καθορίζουμε ένα ιστόγραμμα στο πεδίο ομοιογένειας (homogeneity domain). Πρώτα υπολογίζεται η τιμή της ομοιογένειας για κάθε pixel. Δεύτερον, για κάθε τιμή της φωτεινότητας από 0 έως 255, προσθέτουμε τις τιμές της ομοιογένειας για όλα τα ομοιόμορφα pixel με αυτή τη φωτεινότητα. Εδώ δύο παράγοντες λαμβάνονται υπόψη στον υπολογισμό της ομοιογένειας για κάθε τιμή της φωτεινότητας. Ο πρώτος είναι ότι χρειάζεται να βρούμε pixels που παρουσιάζουν ομοιομορφία για μια δοσμένη τιμή φωτεινότητας και μόνο ομοιόμορφα pixels προσμετρώνται. Ο δεύτερος είναι ο αριθμός των ομοιόμορφων pixels, καθώς θα έπρεπε να ταυτοποιούνται ουσιαστικά ομοιόμορφες περιοχές και όχι μικρές. Πειραματικά, θέτουμε το κατώφλι της ομοιογένειας να είναι 0.95, κάτι που σημαίνει ότι τα pixel που έχουν ομοιογένεια ίση ή μεγαλύτερη από 0.95 παίρνουν μέρος στον υπολογισμό ομοιογενών χαρακτηριστικών. Τέλος, έχουμε την τιμή της ομοιογένειας για κάθε φωτεινότητα κανονικοποιημένη και σχεδιασμένη έναντι στη φωτεινότητα αυτή.

Το ιστόγραμμα ομοιογένειας μας δίνει μια σφαιρική περιγραφή της κατανομής των ομοιόμορφων περιοχών σε συνάρτηση των επιπέδων φωτεινότητας. Κάθε κορυφή σε αυτό το ιστόγραμμα αντιπροσωπεύει μια ομοιόμορφη περιοχή.

Ένα ιστόγραμμα των χαρακτηριστικών μιας εικόνας θα μπορούσε να παράγει μια σφαιρική περιγραφή της πληροφορίας της εικόνας και να χρησιμοποιηθεί ως μια σημαντική βάση για στατιστικές προσεγγίσεις στην επεξεργασία εικόνας. Η βάση της προσέγγισης για την ανάλυση του ιστογράμματος είναι ότι οι περιοχές ενδιαφέροντος τείνουν να σχηματίζουν μορφές (μια κυρίαρχη κορυφή που θα μπορούσε να αναπαριστά μια περιοχή) στο αντίστοιχο ιστόγραμμα. Για παράδειγμα, ένα φωτεινό αντικείμενο σε ένα σκοτεινό υπόβαθρο μπορεί να παράγει δύο μοντέλα στο γκρι επίπεδο ιστογράμματος της εικόνας, ένα είναι στο φωτεινό επίπεδο της φωτεινότητας και το άλλο στο σκοτεινό επίπεδο της φωτεινότητας. Τότε, μια τυπική προσέγγιση της κατάτμησης εικόνας γενικά εκτελεί τρία βήματα:

Πρώτον, αναγνώριση των επικρατουσών τιμών δεδομένων (modes) του ιστογράμματος. Δεύτερον, εύρεση των "κοιλιάδων" μεταξύ διαφορετικών επικρατούντων τιμών. Τέλος, εφαρμογή κατωφλίων στην εικόνα. Ο εντοπισμός των επικρατούντων τιμών μιας εικόνας είναι το σημαντικότερο και πιο δύσκολο βήμα από τα τρία.

Το κλειδί για το χωρισμό των επικρατούντων τιμών σε ένα ιστόγραμμα είναι μια διαδικασία εύρεσης και απομάκρυνσης κορυφών σε μια καμπύλη ιστογράμματος. Ορισμένες ευρέως εφαρμοζόμενες μέθοδοι επιλέγουν σημαντικές κορυφές εξετάζοντας την αιχμηρότητα μιας κορυφής ή περιοχής. Αν η κορυφή δεν είναι αρκετά αιχμηρή ή μεγάλη, τότε αγνοείται. Πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι αυτή η προσέγγιση ορισμένες φορές δε λειτουργεί ικανοποιητικά, ιδιαίτερα για τις εικόνες που έχουν θόρυβο ή μεγάλη μεταβλητότητα. Για παράδειγμα, εάν μια μικρή κορυφή βρίσκεται στην κορυφή μιας μεγάλης κορυφής, τότε η απομάκρυνση της μικρής κορυφής θα μπορούσε επίσης να απομακρύνει και τη μεγάλη κορυφή (σχήμα α). Σε μια άλλη περίπτωση, εάν μια μεσαίου μεγέθους κορυφή είναι απλώς ένα τμήμα μιας πολύ μεγάλης κορυφής (σχήμα b) δε θα έπρεπε να διαχωριστεί από την πολύ μεγάλη κορυφή.



Σχήμα 9: Αλγόριθμος εύρεσης κορυφών για ανάλυση του ιστογράμματος: (a) Η μικρή κορυφή στην κορυφή της μεγάλης κορυφής δε θα έπρεπε να έχει απομακρυνθεί. (b) Η μικρή κορυφή ως κλάδος μιας μεγάλης κορυφής θα έπρεπε να έχει απομακρυνθεί (c) Αυθεντικό ιστόγραμμα (d)-(g) Αποτελέσματα των 4 βημάτων, αντιστοίχως (h) Τελικό αποτέλεσμα από την προτεινόμενη μέθοδο.

Ένα παράδειγμα που δείχνει τη διαδικασία αυτού του αλγορίθμου απεικονίζεται στα σχήματα c-h.

Έστω ότι το ιστόγραμμα ομοιογένειας μιας εικόνας αναπαρίσταται από μια συνάρτηση $h(i)$, όπου i είναι ένας ακέραιος, $0 \leq i \leq 255$. Ο αλγόριθμος εύρεσης κορυφών έχει τα παρακάτω βήματα:

1. Εύρεση όλων των κορυφών: Εύρεση του συνόλου των σημείων που αντιστοιχούν στα τοπικά μέγιστα αυτού του ιστογράμματος

$$P_0 = \{(i, h(i)) \mid h(i) > h(i-1) \& h(i) > h(i+1), 1 \leq i \leq 254\}$$

2. Εύρεση των σημαντικών κορυφών: Τα σημεία στο σύνολο P_0 σχηματίζουν μια νέα

καμπύλη. Σε αυτή τη νέα καμπύλη, επανέλαβε τη λειτουργία του βήματος 1. Το αποτέλεσμα δίνει το σύνολο P_1 .

$$P_1 = \left\{ (p_i, h(p_i)) \mid h(p_i) > h(p_{i-1}) \& h(p_i) > h(p_{i+1}), p_i \in P_0 \right\}$$

Όλα τα σημεία στο σύνολο P_1 είναι πολύ πιο σημαντικά από τα σημεία στο σύνολο P_0 στον καθορισμό των κορυφών του ιστογράμματος.

3. Κατωφλιοποίηση: Το βήμα αυτό χωρίζεται σε τρία στάδια. Το πρώτο βήμα είναι η απομάκρυνση των μικρών κορυφών. Εάν μια κορυφή είναι υπερβολικά μικρή συγκριτικά με τη μεγαλύτερη κορυφή, τότε απομακρύνεται. Έστω i_{max} είναι η τιμή της ψηλότερης ακμής ικανοποιώντας τη σχέση $h_{max} = h(i_{max})$. Για κάθε κορυφή j εάν

$$\frac{h(j)}{h_{max}} < 0.05$$

τότε η κορυφή j απομακρύνεται. Καθώς οι τιμές έχουν κανονικοποιηθεί στο διάστημα από 0 έως 1, με το h_{max} να ισούται με 1. Συνεπώς, τα σημεία όπου $h(j) < 0.05$ θα απομακρυνθούν.

Το δεύτερο βήμα είναι να διαλέξουμε μία κορυφή εάν δύο κορυφές είναι υπερβολικά κοντά. Για δύο κορυφές $h(p_1)$ και $h(p_2)$, $p_1 > p_2$, εάν $p_2 - p_1 \leq 15$ τότε $h = \max\{h(p_1), h(p_2)\}$ δηλαδή επιλέγεται η κορυφή με τη μεγαλύτερη τιμή.

Το τρίτο βήμα είναι να απομακρύνουμε μια κορυφή εάν η κοιλάδα μεταξύ των δύο κορυφών δεν είναι εμφανής. Θεωρούμε ότι η κοιλάδα δεν είναι εμφανής εάν η μέση τιμή του οριζώντιου άξονα ανάμεσα στις δύο κορυφές είναι υπερβολικά μεγάλη σε σχέση με τις κορυφές. Έστω h_{avg} είναι η μέση τιμή ανάμεσα στα σημεία μεταξύ των κορυφών p_1 και p_2 .

$$h_{avg} = \frac{\sum_{p_i=p_1}^{p_i=p_2} h(p_i)}{p_2 - p_1 + 1}$$

Τότε, εάν

$$\frac{h_{avg}}{\frac{h(p_1) + h(p_2)}{2}} > 0.75$$

λέμε ότι η κοιλάδα δεν είναι αρκετά βαθιά ώστε να διαχωρίσει τις δύο κορυφές. Θα απομακρύνουμε από τις υποψήφιες την κορυφή με τη μικρότερη τιμή. Το κατώφλι 0.75 βασίζεται σε πειράματα.

Αυτός ο αλγόριθμος εύρεσης κορυφών εντοπίζει τις τοπικά σημαντικές κορυφές του ιστογράμματος. Αφού οι κορυφές έχουν επιλεγεί, οι ελάχιστες τιμές ανάμεσα σε δύο γειτονικές κορυφές είναι οι κοιλάδες. Οι κοιλάδες είναι τα όρια για την κατάτμηση στο πεδίο ομοιογένειας.

4.3 ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ(Thresholding)

[7] Μια από τις βασικές τεχνικές κατάτμησης είναι η κατωφλίωση. κατέχει κεντρική θέση σε εφαρμογές κατάτμησης εικόνων, λόγω των διαισθητικών της ιδιοτήτων και της απλής της εφαρμογής.

Η κατωφλίωση μπορεί να θεωρηθεί ως μια διαδικασία που περιλαμβάνει ελέγχους και σύγκριση κάποιας ιδιότητας των στοιχείων, όπως της τιμής της χρωματικής πυκνότητας, της υφής κ.ά, με μια συνάρτηση κατωφλίου T της μορφής

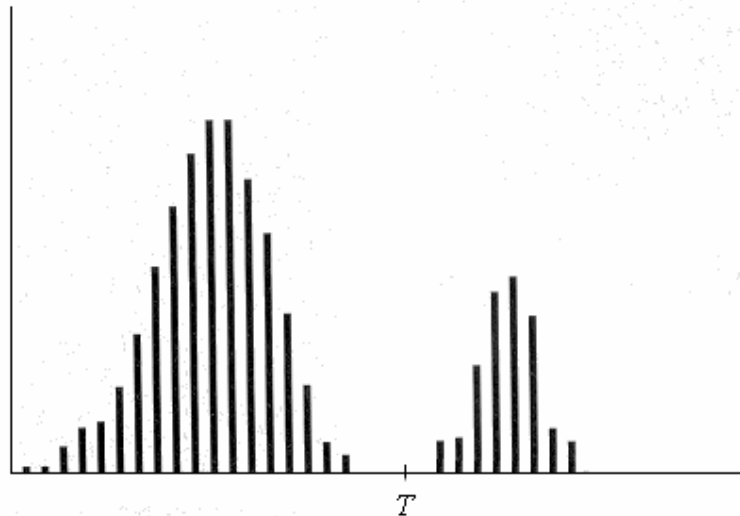
$$T = T [x, y, p(x, y), f(x, y)]$$

όπου $f(x, y)$ είναι η συνάρτηση χρωματικής πυκνότητας (ή υφής) στο σημείο (x, y) , και $p(x, y)$ εκφράζει κάποια τοπική ιδιότητα του σημείου αυτού- για παράδειγμα τη μέση τιμή της χρωματικής πυκνότητας σε μια γειτονιά με κέντρο το σημείο (x, y) .

Με τον τρόπο αυτό καθορίζεται μια κλίμακα τιμών των pixels στην αρχική εικόνα, προσδιορίζονται τα pixels που ανήκουν σε αυτή και τα υπόλοιπα τοποθετούνται στο background. Η εικόνα που δημιουργείται παρουσιάζεται συνήθως με τη χρήση μαύρου – άσπρου.

[9] Η κατωφλίωση παρουσιάζει καλά αποτελέσματα εάν τα αντικείμενα ενδιαφέροντος έχουν ομοιόμορφο επίπεδο γκρι (graylevel) εσωτερικά και βρίσκονται πάνω σε φόντο διαφορετικού, αλλά ομοιόμορφου, επιπέδου γκρι. Εάν τα αντικείμενα διαφέρουν από το φόντο τους σε κάποια ιδιότητα άλλη από το επίπεδο γκρι (όπως η υφή), θα μπορούσαμε πρώτα να μετασχηματίσουμε αυτή την ιδιότητα στο επίπεδο του γκρι. Στη συνέχεια, με graylevel κατωφλίωση επιτυγχάνουμε κατάτμηση της εικόνας.

[6] Ας υποθέσουμε ότι το ιστόγραμμα του παρακάτω σχήματος αντιστοιχεί σε μια εικόνα $f(x, y)$ με φωτεινά αντικείμενα σε σκούρο φόντο, με τρόπο ώστε τα pixels των αντικειμένων και του φόντου έχουν φωτεινότητες που ομαδοποιούνται σε δύο κύρια διαστήματα φωτεινότητας.



Σχήμα 10: Επιλογή κατωφλίου οπτικά, από ανάλυση ιστογράμματος με δύο κορυφές.

Ένας προφανής τρόπος να χωρίσουμε τα αντικείμενα από το φόντο είναι να επιλέξουμε ένα κατώφλι T που χωρίζει τα σύνολα αυτά. Τότε κάθε σημείο (x, y) για το οποίο ισχύει $f(x, y) \geq T$ ανήκει σε αντικείμενο, διαφορετικά ανήκει στο φόντο. Με άλλα λόγια, η κατωφλιοποιημένη εικόνα $g(x, y)$ ορίζεται σαν

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T \\ 0, & f(x, y) < T \end{cases}$$

Τα pixels που είναι 1 αντιστοιχούν σε αντικείμενα, ενώ τα pixels που είναι 0 αντιστοιχούν στο φόντο. Όταν το T είναι σταθερά, η διαδικασία αυτή ονομάζεται ολική κατωφλίωση. (βλ. Εφαρμογές)

[13] Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι για τον καθορισμό του κατωφλίου σε ένα τέτοιο ιστόγραμμα. Ένας τέτοιος αλγόριθμος είναι ο αλγόριθμος Otsu, ο οποίος βασίζεται στη διακριτή ανάλυση, στην οποία η κατωφλίωση θεωρείται ως ο διαχωρισμός των pixels της εικόνας σε δύο κλάσεις C_0 και C_1 σε ένα επίπεδο γκρι (graylevel) T .

4.3.1 Ολική κατωφλίωση (global thresholding)

[9] Ένας τρόπος να επιλέξουμε ένα κατώφλι είναι η οπτική παρατήρηση του ιστογράμματος της εικόνας. Στο ιστόγραμμα της παραπάνω εικόνας φαίνονται καθαρά δύο ξεχωριστά διαστήματα. Κατά συνέπεια είναι εύκολο να επιλέξουμε ένα κατώφλι T που τα διαχωρίζει. Μια άλλη μέθοδος επιλογής κατωφλίου είναι η μέθοδος δοκιμής – και – λάθους, επιλέγοντας διάφορες τιμές κατωφλίων μέχρι να βρεθεί εκείνο που παράγει ένα ικανοποιητικό για τον παρατηρητή αποτέλεσμα. Αυτό είναι εξαιρετικά αποτελεσματικό σε περιβάλλον όπου επιτρέπεται στο χρήστη να αλλάζει εύκολα την τιμή του κατωφλίου και να βλέπει άμεσα το αποτέλεσμα.

Για την αυτόματη επιλογή του κατωφλίου οι Gonzalez και Woods [2002] δίνουν την ακόλουθη επαναληπτική διαδικασία:

1. Επιλογή αρχικής εκτίμησης για το κατώφλι T (μια προτεινόμενη αρχική τιμή είναι η μέση τιμή μεταξύ της ελάχιστης και μέγιστης τιμής φωτεινότητας στην εικόνα).
2. Κατάτμηση της εικόνας χρησιμοποιώντας το T . Το αποτέλεσμα θα είναι δύο ομάδες pixels: G_1 , αποτελούμενη από τα pixels με τιμή μεγαλύτερη ή ίση του κατωφλίου T και G_2 , αποτελούμενη από τα pixels με τιμή μικρότερη του T .
3. Υπολογισμός των μέσων τιμών φωτεινότητας μ_1 και μ_2 για τις παραπάνω ομάδες.
4. Υπολογισμός νέας τιμής κατωφλίου:

$$T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2)$$

5. Επανάληψη των βημάτων 2 έως 4 μέχρι η διαφορά στις διαδοχικές τιμές των κατωφλίων T να είναι μικρότερη από μια προκαθορισμένη παράμετρο T_0 .

4.3.2 Τοπική ή προσαρμοστική κατωφλίωση (local thresholding)

[6], [13] Οι μέθοδοι ολικής κατωφλιοποίησης μπορεί να αποτύχουν όταν ο φωτισμός του φόντου είναι ανομοιογενής. Μια κοινή πρακτική στην περίπτωση αυτή είναι η προεπεξεργασία της εικόνας για να αντισταθμιστούν τα προβλήματα φωτισμού και στη συνέχεια η εφαρμογή ενός κατωφλίου στην προεπεξεργασμένη εικόνα. Η διαδικασία αυτή είναι ισοδύναμη με την κατωφλιοποίηση της εικόνας $f(x, y)$ με μια τοπικά μεταβαλλόμενη συνάρτηση κατωφλίου $T(x, y)$, του οποίου η τιμή εξαρτάται από τις τοπικές ιδιότητες της εικόνας :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T(x, y) \\ 0, & f(x, y) < T(x, y) \end{cases}$$

όπου $T(x, y) = f_0(x, y) + T_0$. Η εικόνα $f_0(x, y)$ είναι το μορφολογικό opening της εικόνας f και η σταθερά T_0 είναι το αποτέλεσμα της εφαρμογής της συνάρτησης graythresh στην εικόνα $f_0(x, y)$ (βέλτιστο κατώφλι). Γνωστοί αλγόριθμοι για τοπική κατωφλιοποίηση είναι οι αλγόριθμοι Chow – Kaneko και Yanowitz – Bruckstein.

4.4 ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΠΕΡΙΟΧΩΝ (Region-Based Segmentation)

[6] Μέχρι τώρα προσεγγίσαμε το πρόβλημα της κατάτμησης εικόνας βρίσκοντας όρια μεταξύ περιοχών, είτε με βάση τις ασυνέχειες των επιπέδων φωτεινότητας είτε βασίζομενοι σε συγκεκριμένες ιδιότητες των pixels (κατωφλίωση). Στη συνέχεια θα δούμε τεχνικές τμηματοποίησης που βασίζονται στον απ' ευθείας διαχωρισμό των περιοχών που επιθυμούμε.

Έστω R η περιοχή ολόκληρης της εικόνας. Κατάτμηση είναι η διαδικασία που χωρίζει την R σε n υποπεριοχές R_1, R_2, \dots, R_n , ώστε

A. $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$

B. R_i είναι συνδεδεμένη περιοχή, $i=1, 2, \dots, n$.

C. $R_i \cap R_j = \emptyset$, για κάθε i και j , $i \neq j$.

D. $P(R_i) = TRUE$ για $i=1, 2, \dots, n$.

E. $P(R_i \cup R_j) = FALSE$ για κάθε γειτονικές περιοχές R_i και R_j .

Εδώ $P(R_i)$ είναι λογικό κατηγορήμα που ορίζεται στα σημεία του συνόλου R_i και \emptyset είναι το κενό σύνολο.

Η προϋπόθεση A υποδηλώνει ότι η κατάτμηση πρέπει να είναι ολική, δηλαδή κάθε pixel πρέπει να ανήκει σε μια περιοχή. Η συνθήκη B απαιτεί τα σημεία μιας περιοχής να είναι σε 4- ή 8- συνεκτικότητα μεταξύ τους. Η συνθήκη C υποδηλώνει ότι οι περιοχές πρέπει να είναι ασύνδετες. Η συνθήκη D έχει να κάνει με τις ιδιότητες τις οποίες πρέπει να ικανοποιούν τα pixel μιας κατατμημένης περιοχής. Τέλος, η τελευταία προϋπόθεση υποδηλώνει ότι συνорεύουσες περιοχές κατάτμησης είναι διαφορετικές στον ορισμό του κατηγορήματος P.

4.4.1 Region Growing

[6] Όπως φαίνεται και από την ονομασία, region growing είναι μια διαδικασία που ομαδοποιεί pixels ή υποπεριοχές σε μεγαλύτερες περιοχές, βασιζόμενη σε προκαθορισμένα κριτήρια προσάδεξης. Η βασική προσέγγιση είναι να αρχίσουμε με ένα σύνολο σημείων "σπόρων", από τους οποίους να δημιουργήσουμε περιοχές προσαρτώντας σε κάθε σπόρο αυτά τα γειτονικά pixels που έχουν προκαθορισμένες ιδιότητες, παρόμοιες με αυτές του σπόρου (όπως για παράδειγμα συγκεκριμένο επίπεδο φωτεινότητας ή ίδιο χρώμα).

[7] Με τη τεχνική αυτή, η εικόνα διαιρείται σε πολλές μικρές περιοχές, καθεμιά από τις οποίες αρχικά μπορεί να αποτελείται από ένα και μόνο στοιχείο. Στη συνέχεια ταξινομούνται στην ίδια περιχή όσα γειτονικά στοιχεία έχουν την ίδια ή το πολύ κοντινή τιμή κάποιας ιδιότητας (π.χ χρωματικής πυκνότητας, υψής) και ελέγχονται τα όρια των περιοχών που δημιουργήθηκαν, όπως και η διαφορά των τιμών εκατέρωθεν των ορίων, συγκρίνοντας με κάποιο κατώφλι. Οι περιοχές που αντιστοιχούν σε μεγάλες μεταβολές διατηρούνται αμετάβλητες, ενώ αυτές που αντιστοιχούν σε μικρότερες φενώνονται σε μεγαλύτερες περιοχές (merging). Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι την εξάλειψη ασθενών μεταβολών ανάμεσα στις περιοχές, με βάση κάποιο προκαθορισμένο κατώφλι.

[7] Μια παραλλαγή αυτού του αλγορίθμου κατάτμησης βασίζεται στην ανάπτυξη περιοχών με εκκίνηση από καθορισμένο αρχικό σημείο. Συγκεκριμένα, επιλέγεται ένα αρχικό σημείο από το οποίο αρχίζει η ανάπτυξη της περιοχής, καθώς και ένα όριο ομοιότητας που καθορίζει τη μέγιστη επιτρεπόμενη διαφορά χρωματικής πυκνότητας (ή υψής) μεταξύ στοιχείων που ανήκουν στην περιοχή: Ο αλγόριθμος εξετάζει τα γειτονικά στοιχεία του αρχικού και αν πληρούν το κριτήριο ομοιότητας εισάγονται στη περιοχή ενδιαφέροντος. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε νέο εισερχόμενο στη περιοχή στοιχείο μέχρι να μη μπορεί να βρεθεί άλλο στοιχείο που να πληρεί τελικά το κριτήριο ομοιότητας

Η επιλογή των κριτηρίων ομοιότητας εξαρτάται όχι μόνο από το πρόβλημα, αλλά και από τον τύπο των δεδομένων της εικόνας. Για παράδειγμα, η ανάλυση εικόνων από δορυφόρους εξαρτάται πολύ από τη χρήση των χρωμάτων. Το πρόβλημα αυτό θα μπορούσε να είναι σχετικά πιο δύσκολο, ή ακόμα και αδύνατο να επιλυθεί χωρίς την απαραίτητη πληροφορία διαθέσιμη σε έγχρωμες εικόνες. Όταν οι εικόνες είναι μονόχρωμες, η ανάλυση περιοχών πρέπει να διεξαχθεί με ένα σύνολο περιγραφικών που βασίζονται σε επίπεδα φωτεινότητας και υψής και χωρικές ιδιότητες.

Από μόνοι τους οι περιγραφείς μπορούν να οδηγήσουν σε εσφαλμένα αποτελέσματα, αν η πληροφορία "συνεκτικότητας" (connectivity) δε χρησιμοποιηθεί στη διαδικασία του region-growing. Για παράδειγμα, έστω ότι απεικονίζουμε μια τυχαία διάταξη pixels με μόνο τρεις διακριτές τιμές φωτεινότητας. Αν ομαδοποιήσουμε τα pixels με το ίδιο επίπεδο φωτεινότητας για να σχηματίσουμε μια περιοχή χωρίς να λάβουμε υπόψη μας τη συνεκτικότητα, το αποτέλεσμα θα είναι άσχετο με την ιδέα της τμηματοποίησης όπως έχει παρουσιαστεί μέχρι τώρα.

Ένα άλλο πρόβλημα είναι η διατύπωση ενός κανόνα τέλους (stopping rule). Κανονικά η προσαύξηση μιας περιοχής θα πρέπει να σταματάει όταν δεν υπάρχουν άλλα pixels που ικανοποιούν τα κριτήρια για να συμπεριληφθούν στην περιοχή αυτή. Κριτήρια όπως το επίπεδο φωτεινότητας, η υφή και το χρώμα είναι τοπική φύσης και δεν λαμβάνουν υπόψη την "ιστορία" της προσαύξησης. Επιπρόσθετα κριτήρια που αυξάνουν την ισχύ ενός region-growing αλγορίθμου χρησιμοποιούν την αίσθηση του μεγέθους, της ομοιότητας μεταξύ ενός υποψήφιου pixel και των έως τώρα προσαρτηθέντων pixels (όπως η σύγκριση της φωτεινότητας ενός υποψήφιου pixel με τη μέση φωτεινότητα της προσαυξημένης περιοχής) και το σχήμα της περιοχής που προσαυξάνεται. Η χρήση τέτοιου τύπου περιγραφών βασίζεται στην υπόθεση ότι έχουμε, έστω και μερικώς, διαθέσιμο ένα μοντέλο των αναμενόμενων αποτελεσμάτων.

Στο MatLab οι αρχές της κατάτμησης εικόνας με χρήση του region-growing εφαρμόζονται στη συνάρτηση regiongrow που υλοποιεί τον αλγόριθμο region-growing. Η συνάρτηση αυτή καλείται ως εξής:

$$[g, NR, SI, TI] = \text{regiongrow}(f, S, T)$$

όπου f είναι η εικόνα προς κατάτμηση και η παράμετρος S είναι πίνακας ίδιου μεγέθους με την εικόνα ή αριθμός. Αν είναι πίνακας, πρέπει να περιέχει 1 στα σημεία όπου βρίσκονται οι σπόροι και 0 αλλού. Ένας τέτοιος πίνακας ορίζεται είτε οπτικά, είτε μέσω μιας συνάρτησης εύρεσης σπόρων. Αν η παράμετρος S είναι αριθμός καθορίζει μια τιμή φωτεινότητας, τέτοια ώστε όλα τα στοιχεία της εικόνας f που έχουν την τιμή αυτή να γίνουν σπόροι. Όμοια, η παράμετρος T μπορεί να είναι πίνακας ίδιου μεγέθους με την εικόνα ή αριθμός. Αν είναι πίνακας, περιέχει μια τιμή κατώφλιου για κάθε θέση της f . Αν είναι αριθμός, καθορίζει ένα γενικό κατώφλι. Τα κατώφλια χρησιμοποιούνται για να ελέγξουμε αν ένα pixel στην εικόνα είναι ικανοποιητικά όμοιο στο σπόρο (ή στους σπόρους) με τους οποίους έχει 8-συνεκτικότητα.

Για παράδειγμα, αν $S=a$ και $T=b$ και συγκρίνουμε φωτεινότητες, τότε ένα pixel θεωρείται όμοιο με το a (στο να περάσει τον έλεγχο του κατώφλιου) αν η απόλυτη τιμή της διαφοράς μεταξύ τη φωτεινότητας και του a είναι μικρότερη ή ίση του b . Αν επιπλέον το pixel αυτό είναι στην περιοχή 8-συνεκτικότητας σε έναν ή περισσότερους σπόρους, τότε το pixel αυτό θεωρείται μέλος περισσότερων από μία περιοχών. Παρόμοιες παρατηρήσεις ισχύουν αν τα S και T είναι πίνακες, με τη διαφορά ότι οι συγκρίσεις γίνονται με τις κατάλληλες θέσεις που καθορίζονται στο S και τις αντίστοιχες τιμές του T .

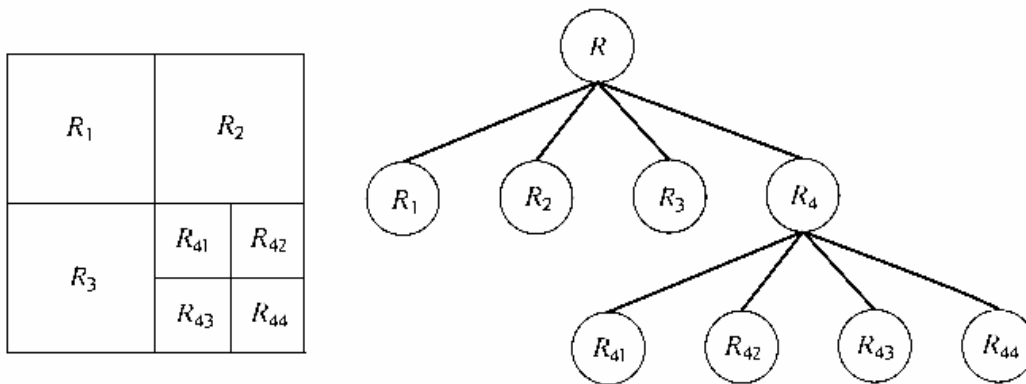
Στην έξοδο, g είναι η κατατμημένη εικόνα με τα μέλη κάθε περιοχής να αριθμούνται με έναν ακέραιο. Η παράμετρος NR είναι ο αριθμός των διαφορετικών περιοχών. Η παράμετρος SI είναι μια εικόνα που περιέχει τα σημεία των σπόρων και η παράμετρος TI είναι μια εικόνα που περιέχει τα pixels που ικανοποιούν το κατώφλι πριν να ελεγχθεί η συνεκτικότητα. Τόσο ο

SI όσο και ο TI είναι του ίδιου μεγέθους με την f .

4.4.2 Χωρισμός και συγχώνευση περιοχών (Region splitting and Merging)

[6] Η διαδικασία που μόλις αναφέραμε προσανξάνει περιοχές από ένα σύνολο σημείων – σπόρων. Μια εναλλακτική διαδικασία είναι η υποδιαίρεση της εικόνας αρχικά σε ένα σύνολο αυθαίρετων μη-συνδεδεμένων περιοχών και η συγχώνευση στη συνέχεια ή/και ο χωρισμός των περιοχών σε μια προσπάθεια να ικανοποιηθούν οι συνθήκες που αναφέραμε στην προηγούμενη ενότητα.

Αν R είναι η περιοχή ολόκληρης της εικόνας και P είναι κάποιο κατηγορήμα, μια προσέγγιση για την κατάτμηση της R είναι η υποδιαίρεσή της σε διαδοχικά μικρότερες τετραγωνικές περιοχές, έτσι ώστε για κάθε περιοχή R_i να ισχύει $P(R_i) = TRUE$. Αρχίζουμε με ολόκληρη την περιοχή. Αν $P(R) = FALSE$ χωρίζουμε την εικόνα σε τεταρτοκύκλια. Αν για κάποια από τις υποπεριοχές είναι $P = FALSE$ υποδιαιρούμε την περιοχή αυτή σε τεταρτοκύκλια κ.ο.κ.. Αυτή η μέθοδος χωρισμού έχει μια πρακτική αναπαράσταση που λέγεται quadtree, το οποίο είναι ένα δέντρο, κάθε κλάδος του οποίου έχει τέσσερις απογόνους, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Σχήμα 11: Κατατμημένη εικόνα και αντίστοιχο quadtree.

Η ρίζα του δέντρου αντιστοιχεί σε ολόκληρη την εικόνα και κάθε κλάδος αντιστοιχεί στην υποδιαίρεση του κόμβου σε τέσσερις διαφορετικούς κόμβους. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, μόνο η R4 χωρίστηκε περαιτέρω.

Αν χρησιμοποιούμε μόνο χωρισμό, η τελική κατάτμηση περιλαμβάνει γειτονικές περιοχές με κοινές ιδιότητες. Αυτό το μειονέκτημα μπορεί να διορθωθεί με συγχώνευση και χωρισμό. Για να ικανοποιηθούν οι συνθήκες που έχουμε αναφέρει, απαιτείται η συγχώνευση μόνο εκείνων των γειτονικών περιοχών των οποίων τα pixels συνδυασμένα ικανοποιούν το P . Έτσι, δύο περιοχές R_j και R_k συγχωνεύονται μόνο αν $P(R_j \cup R_k) = TRUE$.

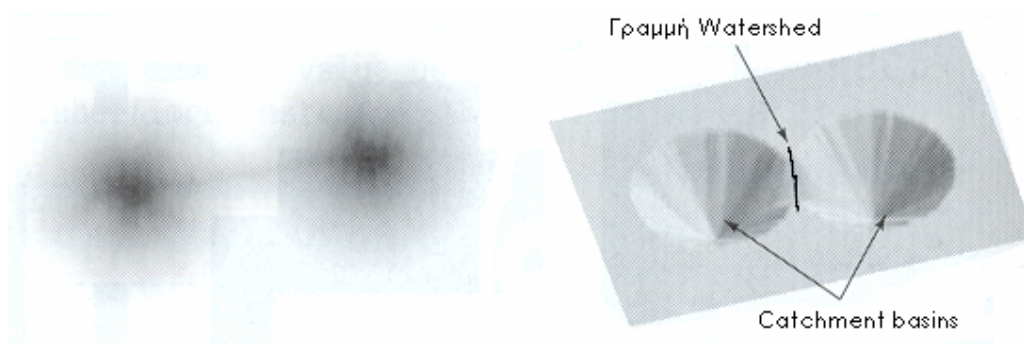
Συνοπτικά, λοιπόν, έχουμε:

1. Χωρισμός κάθε περιοχής R_i για την οποία $P(R_i) = FALSE$ σε τέσσερις ασύνδετες περιοχές.
2. Όταν δε γίνεται περαιτέρω χωρισμός, συγχώνευση των γειτονικών περιοχών R_j και R_k για τις οποίες $P(R_j \cup R_k) = TRUE$.
3. Διακοπή της διαδικασίας όταν δε γίνεται περαιτέρω συγχώνευση.

Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές της παραπάνω διαδικασίας. Για παράδειγμα, μια σημαντική απλοποίηση προκύπτει αν επιτρέψουμε τη συγχώνευση δύο περιοχών αν κάθε μία από αυτές ικανοποιεί από μόνη της το P . Έτσι, έχουμε έναν απλούστερο και γρηγορότερο αλγόριθμο, διότι ο έλεγχος του P γίνεται σε ανεξάρτητες υποπεριοχές. Χρησιμοποιώντας αυτή την προσέγγιση στο βήμα 2, όλες οι περιοχές που ικανοποιούν το P αντικαθίστανται με 1 και η συνεκτικότητά τους μπορεί εύκολα να εξετασθεί, χρησιμοποιώντας για παράδειγμα τη συνάρτηση `imreconstruct`. Η συνάρτηση αυτή πραγματοποιεί την επιθυμητή συγχώνευση των γειτονικών υποπεριοχών. Οι υποπεριοχές που δεν ικανοποιούν το P γίνονται 0 για να δημιουργηθεί η κατατμημένη εικόνα.

4.5 ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΜΕΤΑΣΧΗΜΑΤΙΣΜΟΥ WATERSHED [28]

[6] Στη γεωγραφία, watershed είναι τα όρια που χωρίζουν περιοχές που ανήκουν σε διαφορετικά συστήματα ποταμών. Catchment basin ("δεξαμενή συλλογής") είναι η γεωγραφική περιοχή που καταλήγει ένα ποτάμι. Ο μετασχηματισμός Watershed εφαρμόζει τις ιδέες αυτές στην επεξεργασία γκριζών εικόνων με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορούν να λυθούν πολλά προβλήματα κατάτμησης εικόνας. Η κατανόηση του μετασχηματισμού Watershed απαιτεί να σκεφτούμε τη γκριζα εικόνα σαν τοπολογική επιφάνεια, όπου οι τιμές της $f(x, y)$ αντιστοιχούν σε ύψη. Μπορούμε, για παράδειγμα, να οπτικοποιήσουμε την απλή εικόνα του παρακάτω σχήματος σε τρισδιάστατη επιφάνεια:



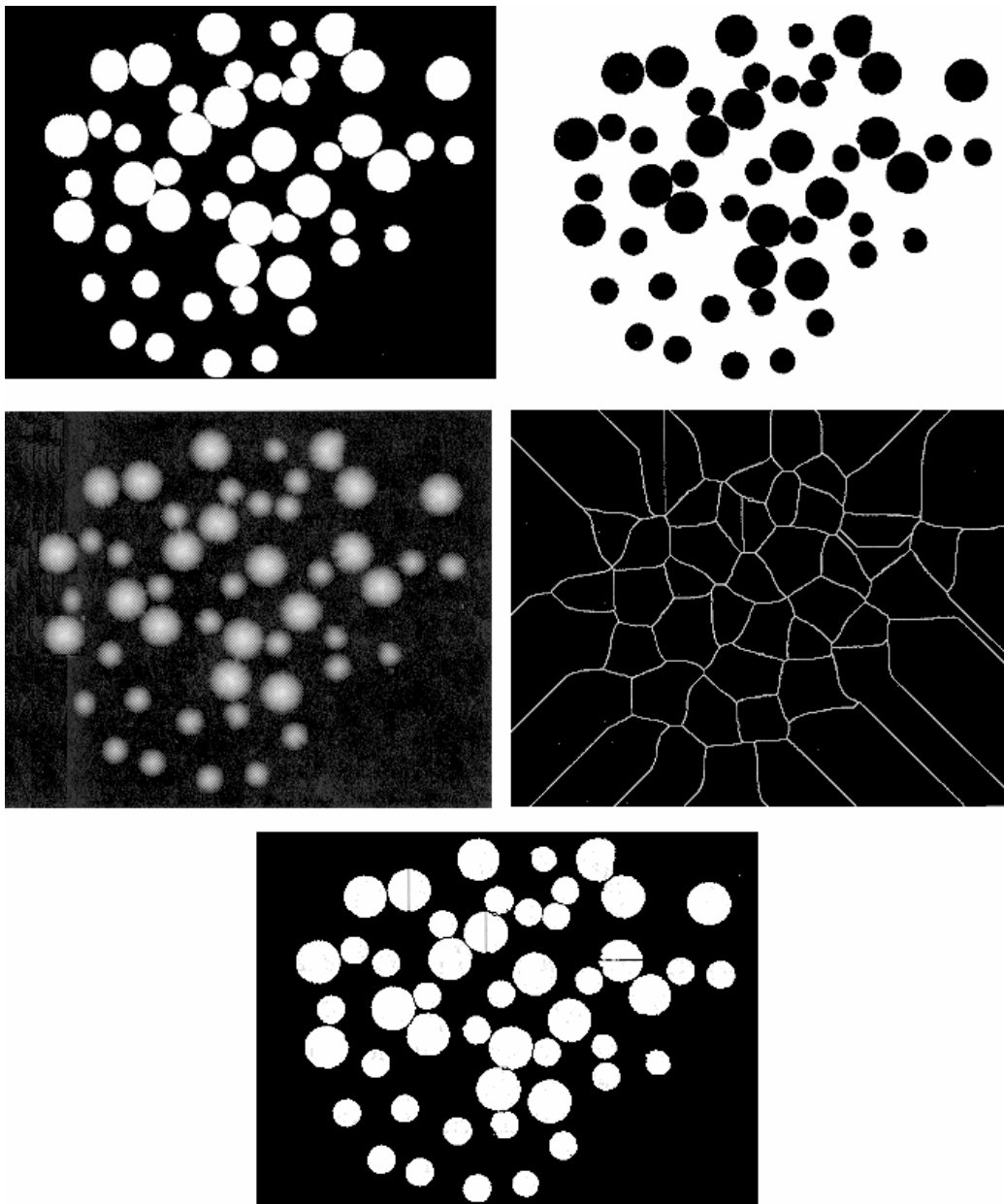
Σχήμα 12: Εικόνα αριστερά: Grayscale εικόνα δύο σκοτεινών κηλίδων. Εικόνα δεξιά: Η εικόνα απεικονίζεται σαν επιφάνεια, πάνω στην οποία φαίνονται η γραμμή Watershed και οι δεξαμενές συλλογής.

Αν φανταστούμε τη βροχή να πέφτει πάνω στην επιφάνεια αυτή, είναι προφανές ότι το

νερό θα μαζευτεί στις δύο περιοχές που σηματοδοτούνται σαν δεξαμενές. Το νερό που πέφτει ακριβώς στη διαχωριστική γραμμή των δύο περιοχών μοιράζεται στις δύο δεξαμενές με την ίδια πιθανότητα για κάθε δεξαμενή. Ο μετασχηματισμός Watershed βρίσκεται σε μια γκριζα εικόνα τις δεξαμενές και τα όρια διαχωρισμού τους. Σε όρους επεξεργασίας εικόνας, η κατάτμηση με χρήση του Watershed έχει σαν στόχο να μετασχηματίσει την αρχική εικόνα σε μια άλλη, στην οποία τα αντικείμενα ή οι περιοχές που θέλουμε να αναγνωρίσουμε είναι οι δεξαμενές.

4.5.1 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση του μετασχηματισμού απόστασης (distance transform) [28]

[6] Ένα εργαλείο που χρησιμοποιείται συχνά στο μετασχηματισμό Watershed για κατάτμηση είναι ο μετασχηματισμός απόστασης. Ο μετασχηματισμός απόστασης μιας δυαδικής εικόνας έχει την εξής απλή λογική: είναι η απόσταση κάθε pixel από το επόμενο μη-μηδενικό pixel. Ο μετασχηματισμός αυτός υπολογίζεται στο MatLab μέσω της συνάρτησης `bwdist` και ένα παράδειγμα εφαρμογής της φαίνεται στις παρακάτω εικόνες: (βλ. Εφαρμογές)



Σχήμα 13: Δυαδική εικόνα και συμπληρωματική της. Μετασχηματισμός απόστασης της αρχικής εικόνας και γραμμές Watershed. Υπέρθυση αρχικής εικόνας και κατάτμησης Watershed.

Ο αλγόριθμος για την υλοποίηση της παραπάνω εφαρμογής στο MatLab είναι:

```
% Αλγόριθμος υλοποίησης μετασχηματισμού Watershed με χρήση
% του μετασχηματισμού απόστασης

% Αποθήκευση εικόνας σε πίνακα
f = imread('plugs.jpg');

% Μετατροπή εικόνας σε δυαδική με χρήση του
% βέλτιστου κατωφλίου
g = im2bw(f, graythresh(f));
```

```

% Συμπληρωματική εικόνα
gc = ~g;

% Μετασχηματισμός απόστασης
D = bwdist(gc);

% Μετασχηματισμός Watershed
L = watershed(-D);
w = L == 0;

% Υπέρθυση κατάτμησης στην αρχική εικόνα
g2 = g & ~w;

% Εμφάνιση αποτελεσμάτων
figure('Name','Binary image'), imshow(g);
figure('Name','Complementary image'), imshow(gc);
figure('Name','Distance Transform'), imshow(D);
figure('Name','Watershed Transform'), imshow(w);
figure('Name','Final Segmentation'), imshow(g2);

```

4.5.2 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση της κλίσης (gradient)

[6] Το πλάτος της κλίσης χρησιμοποιείται συχνά για την προεπεξεργασία μιας γκριζας εικόνας πριν την κατάτμηση με το μετασχηματισμό Watershed. Το πλάτος του gradient έχει υψηλές τιμές στις ακμές των αντικειμένων και χαμηλές τιμές αλλού. Ιδανικά, ο μετασχηματισμός Watershed δίνει σαν αποτέλεσμα κατάτμησης τις γραμμές διαχωρισμού περιοχών πάνω στις ακμές των αντικειμένων.

4.5.3 Μετασχηματισμός Watershed με χρήση σηματοδευτών (Marker-Controlled Segmentation)) [28]

[6] Απ' ευθείας εφαρμογή του Watershed μετασχηματισμού στην εικόνα της κλίσης οδηγεί συνήθως σε υπερκατάτμηση, λόγω θορύβου και άλλων τοπικών ανωμαλιών του gradient. Τα αποτελέσματα μπορεί να είναι τέτοια ώστε η κατατμημένη εικόνα να είναι οπτικά άχρηστη. Αυτό σημαίνει ότι θα έχουμε πολύ μεγάλο αριθμό κατατμημένων περιοχών. Μια πρακτική λύση στο πρόβλημα αυτό είναι να περιορίσουμε τον αριθμό των επιτρεπτών περιοχών εισάγοντας ένα στάδιο προεπεξεργασίας, σχεδιασμένο έτσι ώστε να φέρουμε επιπρόσθετες πληροφορίες στη διαδικασία κατάτμησης.

Μια προσέγγιση για τον έλεγχο της υπερβολικής κατάτμησης βασίζεται στη λογική των σηματοδευτών (markers). Ο σηματοδευτής είναι μια συνεκτική συνιστώσα της εικόνας. Θα ήταν χρήσιμο να έχουμε τόσο ένα σύνολο εσωτερικών σηματοδευτών οι οποίοι βρίσκονται στο εσωτερικό των αντικειμένων που μας ενδιαφέρουν, όσο και ένα σύνολο εξωτερικών σηματοδευτών οι οποίοι βρίσκονται στο φόντο. Αυτοί οι σηματοδευτές χρησιμοποιούνται για να τροποποιήσουν την εικόνα της κλίσης (gradient), χρησιμοποιώντας μια διαδικασία που θα περιγράψουμε στη συνέχεια. Χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι για τον υπολογισμό των

εσωτερικών και εξωτερικών σηματοδευτών, πολλές από τις οποίες περιλαμβάνουν γραμμικό και μη γραμμικό φιλτράρισμα και μορφολογικούς τελεστές. Η συγκεκριμένη μέθοδος που θα χρησιμοποιηθεί εξαρτάται από τη φύση των εικόνων που ασχολούμαστε.

Η επιλογή των σηματοδευτών ποικίλει από τις απλές διαδικασίες που προαναφέραμε μέχρι περίπλοκες μεθόδους που εμπλέκουν σχήμα, μέγεθος, θέση, σχετικές αποστάσεις, στοιχεία υφής κλπ. Η χρήση σηματοδευτών προσφέρει εκ των προτέρων γνώση για το πρόβλημα κατάτμησης. Ένα από τα πλεονεκτήματα της μεθόδου του μετασχηματισμού Watershed είναι ότι η γνώση που έχουμε εκ των προτέρων, η οποία είναι πολύ χρήσιμη για τη σωστή κατάτμηση, χρησιμοποιείται αποτελεσματικά από τη μέθοδο αυτή.

Για την αλλαγή της εικόνας του gradient, με χρήση των σηματοδευτών (εσωτερικών και εξωτερικών), η διαδικασία που ακολουθείται είναι: οι σηματοδευτές επιβάλλονται ως τα μοναδικά ελάχιστα της εικόνας του πλάτους της κλίσης (gradient magnitude) και στη συνέχεια εφαρμόζεται στη νέα εικόνα μετασχηματισμός Watershed για την τελική κατάτμηση της εικόνας. (βλ. Εφαρμογές)

4.6 K-MEANS ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ

[14] Ο k-means είναι ένας αλγόριθμος ταξινόμησης ή ομαδοποίησης κάποιων αντικειμένων με βάση ιδιότητες/χαρακτηριστικά γνωρίσματα σε k ομάδες. Το k είναι θετικός ακέραιος αριθμός. Η ομαδοποίηση γίνεται με την ελαχιστοποίηση του αθροίσματος των τετραγώνων των αποστάσεων μεταξύ των δεδομένων και του αντίστοιχου κεντροειδούς (centroid). Κατά συνέπεια σκοπός του k-means αλγορίθμου είναι να ταξινομηθούν τα δεδομένα.

Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε ότι έχουμε 4 αντικείμενα και κάθε αντικείμενο έχει 2 ιδιότητες:

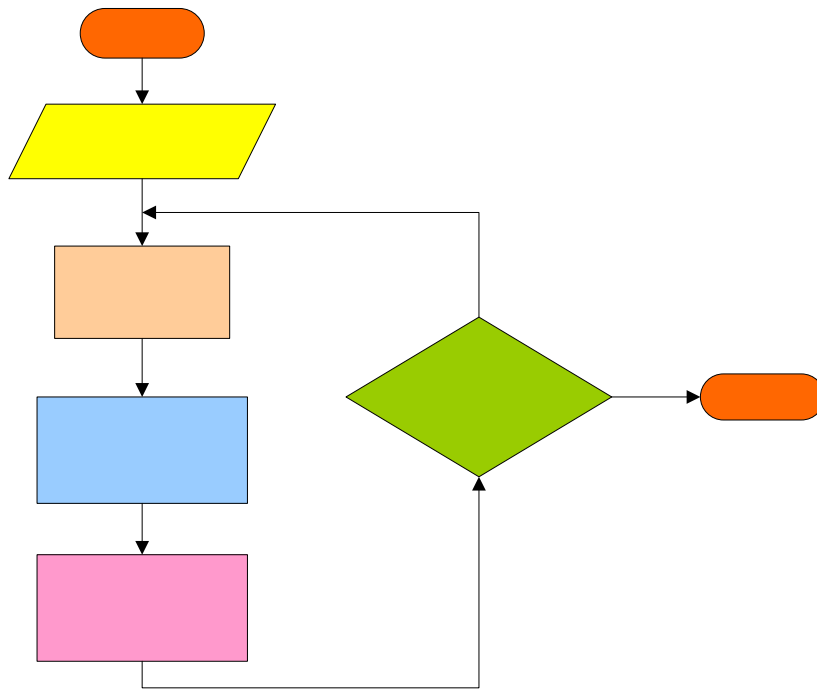
Αντικείμενο	Ιδιότητα 1 (X): Δείκτης βάρους	Ιδιότητα 2 (Y):	pH
Φάρμακο A	1	1	
Φάρμακο B	2	1	
Φάρμακο C	4	3	
Φάρμακο D	5	4	

Ξέρουμε επίσης από πριν ότι αυτά τα αντικείμενα ανήκουν σε δύο ομάδες φαρμάκων (συστάδα 1 και συστάδα 2). Το πρόβλημα τώρα είναι να καθοριστεί ποια φάρμακα ανήκουν στη ομάδα 1 και ποια φάρμακα ανήκουν στην άλλη ομάδα.

Το βασικό βήμα του k-means αλγορίθμου είναι απλό:

Επανάληψη των παρακάτω βημάτων μέχρι τη σύγκλιση (= κανένα αντικείμενο δεν αλλάζει ομάδα):

1. Καθορισμός της συντεταγμένης του centroid
2. Καθορισμός της απόστασης κάθε αντικειμένου από τα centroids
3. Ομαδοποίηση του αντικειμένου βάσει της ελάχιστης απόστασης



Σχήμα 14: Αλγόριθμος k-means

ΑΡΧ

ΚΑΘΟΡ
k

ΕΥΡΗ
ΚΕΝΤΡΟ

ΥΠΟΛΟ
ΑΠΟΣΤ
ΑΝΤΙΚΕΙΜΕ
ΤΟ ΚΕΝΤΡ

ΑΝΑΛΥΣΗ ΥΦΗΣ



5.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΥΦΗΣ [2]

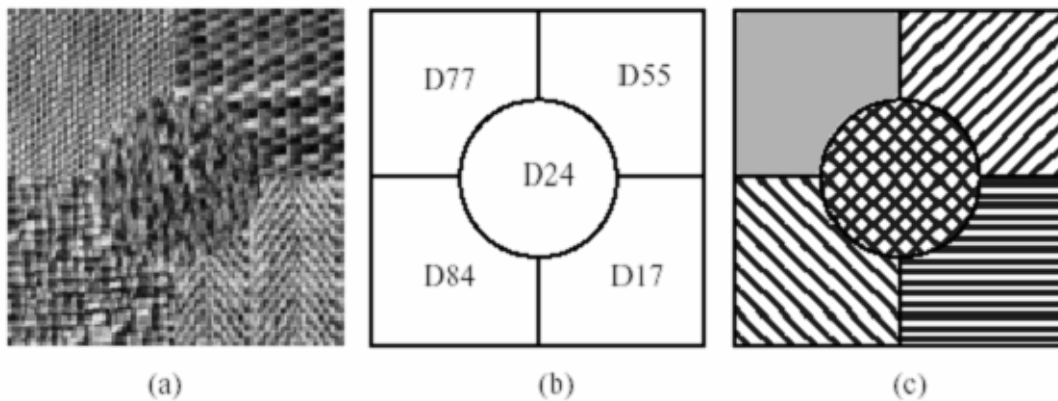
Η έννοια της υφής αναφέρεται στην αίσθηση που δημιουργείται κατά την επαφή του ανθρώπου με μία επιφάνεια και εξαρτάται από τη δομή της επιφάνειας. Στις ψηφιακές εικόνες δεν υπάρχει αυστηρός ορισμός της υφής [15]. Η υφή σχετίζεται με τα επίπεδα φωτεινότητας (*gray levels*) που εμφανίζονται στην εικόνα και τον τρόπο που αυτά κατανομούνται, ώστε να δίνεται η αίσθηση του τρισδιάστατου και του ανάγλυφου. Η υφή θα μπορούσε να προσδιορισθεί από τις παρακάτω παραμέτρους :

- Αδρότητα (Coarseness)
- Αντίθεση (Contrast)
- Τραχύτητα (Roughness)
- Κανονικότητα (Regularity)
- Περιοδικότητα (Periodicity)
- Ινώδες (Line-Lightness)
- Κατευθυντικότητα (Directionality)

5.2 ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΥΦΗΣ [2]

Η ανάλυση της υφής στις εικόνες είναι χρήσιμη σε ένα μεγάλο αριθμό εφαρμογών και είναι αντικείμενο έρευνας εδώ και πολλά χρόνια. Η πιο άμεση εφαρμογή είναι η αναγνώριση περιοχών μιας εικόνας με βάση την υφή. Για παράδειγμα στην εικόνα 5.1.α του παρακάτω σχήματος μπορούμε να αναγνωρίσουμε 5 διαφορετικές περιοχές με διαφορετική υφή. Μια άλλη εφαρμογή είναι η κατηγοριοποίηση με βάση την υφή (*texture classification*). Στόχος της εφαρμογής αυτής είναι να δημιουργήσει ένα χάρτη ταξινόμησης της εικόνας όπου κάθε περιοχή θα αναγνωρίζεται με βάση την κατηγορία υφής στην οποία υπάγεται. Οι κατηγορίες υφής επιλέγονται με βάση πρότυπα που έχουν δημιουργηθεί. Τα πιο γνωστά από αυτά είναι τα **Meastex** και **Vistex**. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην εικόνα 5.1.β. Μια επιπρόσθετη εφαρμογή είναι η τμηματοποίηση με βάση την υφή (*texture segmentation*). Μπορούμε δηλαδή να βρούμε

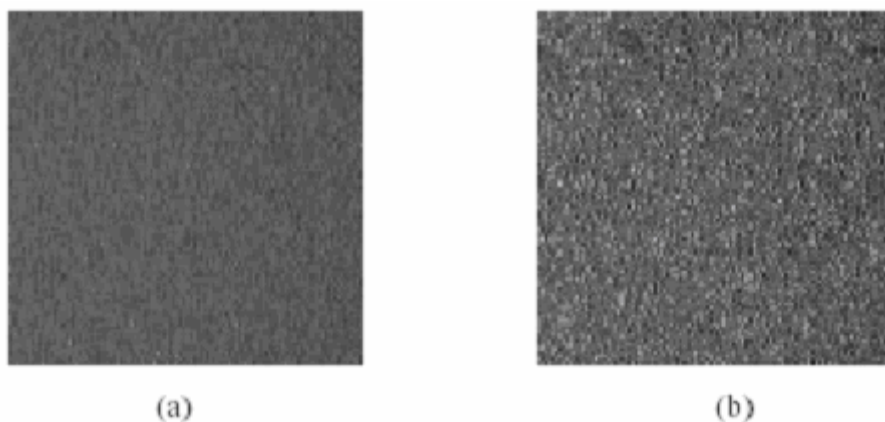
τα σύνορα της εικόνας όπου αλλάζει η υφή και με βάση αυτά να την τμηματοποιήσουμε. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην εικόνα 5.1.γ. [15]



Εικόνα 5.1

- α) Εικόνα με 5 διαφορετικές υφές περιοχές.*
- β) Χάρτης ταξινόμησης της εικόνας με βάση την κατηγορία υφής*
- γ) Τμηματοποιημένη εικόνα με βάση την υφή.*

Η ανάλυση υφής εφαρμόζεται σε πολλούς επιστημονικούς τομείς. Μια εφαρμογή της είναι στον έλεγχο της ποιότητας διαφόρων αντικειμένων. Για παράδειγμα ο Jain χρησιμοποίησε χαρακτηριστικά υφής που υπολόγισε χρησιμοποιώντας φίλτρα Gabor για να αξιολογήσει την ποιότητα βαφής μεταλλικών αντικειμένων. (Εικόνα 5.2) [15]



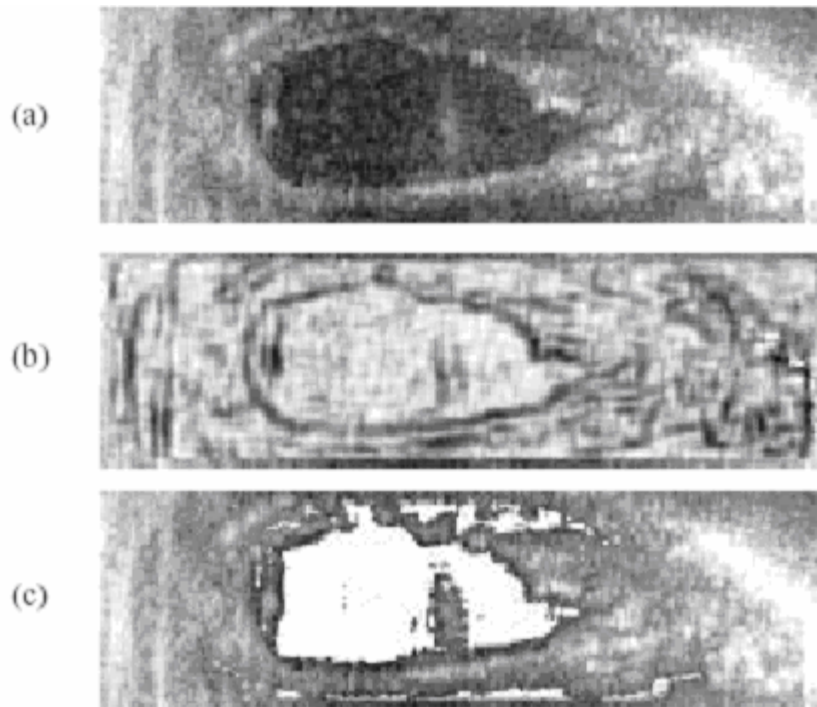
Εικόνα 5.2

Παραδείγματα εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της ποιότητας βαφής.

- α) Μη ελλατωματική βαφή με λεία υφή.*
- β) Ελλατωματική βαφή με διάστικτη εμφάνιση.*

Ένας άλλος τεράστιος τομέας εφαρμογής της ανάλυσης υφής είναι η ιατρική. Ο Lundervolt χρησιμοποίησε χαρακτηριστικά υφής κλασματικής διάστασης (fractals) για να αναλύσει εικόνες της καρδιάς που έχουν ληφθεί από υπερηχοκαρδιογράφο. Οι εικόνες υπερήχου

σε αυτήν την μελέτη είναι εικόνες χρονικής ακολουθίας της αριστερής κοιλίας της καρδιάς. Η εικόνα 5.3 παρουσιάζει ένα πλαίσιο σε μια τέτοια ακολουθία. Η κλασματική διάσταση αναμένεται να είναι υψηλότερη κατά μέσο όρο στο αίμα από ότι στους ιστούς και χαμηλή στη μη τυχαία διεπαφή αίματος-ιστού. [15]



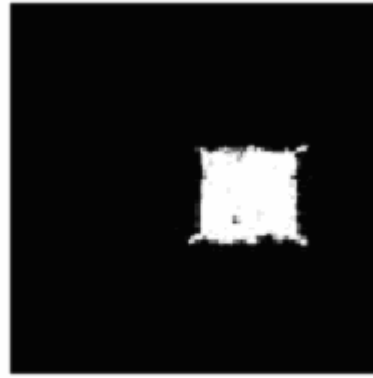
Εικόνα 5.3

- α) Εικόνα καρδιάς που έχει ληφθεί από υπερηχοκαρδιογράφο.*
- β) Ανάλυση της εικόνας με βάση τα χαρακτηριστικά κλασματικής διάταξης.*
- γ) Τμηματοποιημένη εικόνα με βάση τα χαρακτηριστικά κλασματικής διάταξης.*

Άλλος τομέας εφαρμογής της ανάλυσης υφής είναι η επεξεργασία εγγράφων (document processing). Η επεξεργασία εγγράφων είναι απαραίτητη σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση στοιχείων διεύθυνσης και κωδικού περιοχής σε φακέλους καθώς και η ανάλυση χαρτών. (Εικόνες 5.4 και 5.5) [15]



(a)



(b)

Εικόνα 5.4

- a) Εικόνα από εφημερίδα που περιέχει bar code
- b) Τμηματοποιημένη εικόνα σε δύο κατηγορίες χρησιμοποιώντας φίλτρα Gabor.



(a)

(b)

(c)

Εικόνα 5.5

- a) Εικόνα από εφημερίδα
- b) Τμηματοποιημένη εικόνα σε τρεις κατηγορίες χρησιμοποιώντας φίλτρα Gabor.
- c) Περιοχές αναγνωρισμένες ως κείμενα.

5.3 ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΤΗΣ ΥΦΗΣ [2]

Τα τελευταία χρόνια πολλές μέθοδοι, μικρής ή μεγάλης πολυπλοκότητας, έχουν αναπτυχθεί για να αναλύσουν και να περιγράψουν την υφή εικόνας. Οι κυριότερες μέθοδοι ανάλυσης και προσδιορισμού χαρακτηριστικών υφής είναι οι εξής:

- **Στατιστικά στοιχεία 1ης τάξης (First Order Statistics).**
- **Πίνακες συνεμφάνισης - Στατιστικά στοιχεία 2ης τάξης (Co-occurrence matrices-Second Order Statistics)**
- **Primitive or run length method (Μέθοδος μήκους διαδρομής)**
- **Edge frequency (Συχνότητα κορυφής)**
- **Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation)**
- **Φάσμα Ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum)**
- **Φάσμα Υφής (Texture Spectrum)**
- **Χαρακτηριστικά ενέργειας υφής**
- **Χαρακτηριστικά υφής κλασματικής διάστασης**

Καθεμιά από τις παραπάνω μεθόδους ανάλυσης υφής και τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά υφής παρουσιάζονται στις επόμενες παραγράφους

5.3.1 Στατιστικά στοιχεία 1^{ης} τάξης (First Order Statistics)

Τα στατιστικά χαρακτηριστικά 1ης τάξης (First Order Statistics) περιλαμβάνουν μεγέθη όπως η μέση τιμή, η ενδιάμεση τιμή, η τυπική απόκλιση και οι ροπές 1ης, 2ης και 3ης τάξης του επιπέδου φωτεινότητας της εικόνας. Βασίζονται στην κατανομή των επιπέδων γκρι των εικονοστοιχείων στις διάφορες τιμές φωτεινότητας, δηλαδή στο ιστόγραμμα της εικόνας. Τα στατιστικά χαρακτηριστικά 1ης τάξης δεν παρέχουν πληροφορίες για τις σχέσεις της φωτεινότητας μεταξύ των εικονοστοιχείων, ωστόσο χρησιμοποιούνται ευρύτατα γιατί είναι πολύ απλά στον υπολογισμό.

Τα σημαντικότερα στατιστικά χαρακτηριστικά 1ης τάξης είναι τα εξής [6] :

Ελάχιστη τιμή Φωτεινότητας (Minimum Value)

$$f_1 = \min \{g\} \quad (5.1)$$

Μέγιστη τιμή Φωτεινότητας (Maximum Value)

$$f_2 = \max \{g\} \quad (5.2)$$

Μέση τιμή Φωτεινότητας (Mean Value)

$$f_3 = \sum_g gH(g) \quad (5.3)$$

Σταθερή Απόκλιση Φωτεινότητας (Standard Deviation)

$$f_4 = \sqrt{\sum_g (g - f_3)^2 H(g)} \quad (5.4)$$

Συντελεστής Απόκλισης

$$f_5 = \frac{f_4}{f_3} \quad (5.5)$$

Λοξότητα επιπέδων φωτεινότητας

$$f_6 = \frac{1}{f_4^3} \sum_g (g - f_3)^3 H(g) \quad (5.6)$$

Κύρτωση επιπέδων φωτεινότητας

$$f7 = \frac{1}{f_4^4} \sum_g (g - f_3)^4 H(g) - 3 \quad (5.7)$$

Εντροπία επιπέδων Φωτεινότητας (Entropy)

$$f8 = \sum_g (H(g) \ln(H(g))) \quad (5.8)$$

Ενέργεια επιπέδων Φωτεινότητας (Energy)

$$f9 = \sum_g H^2(g) \quad (5.9)$$

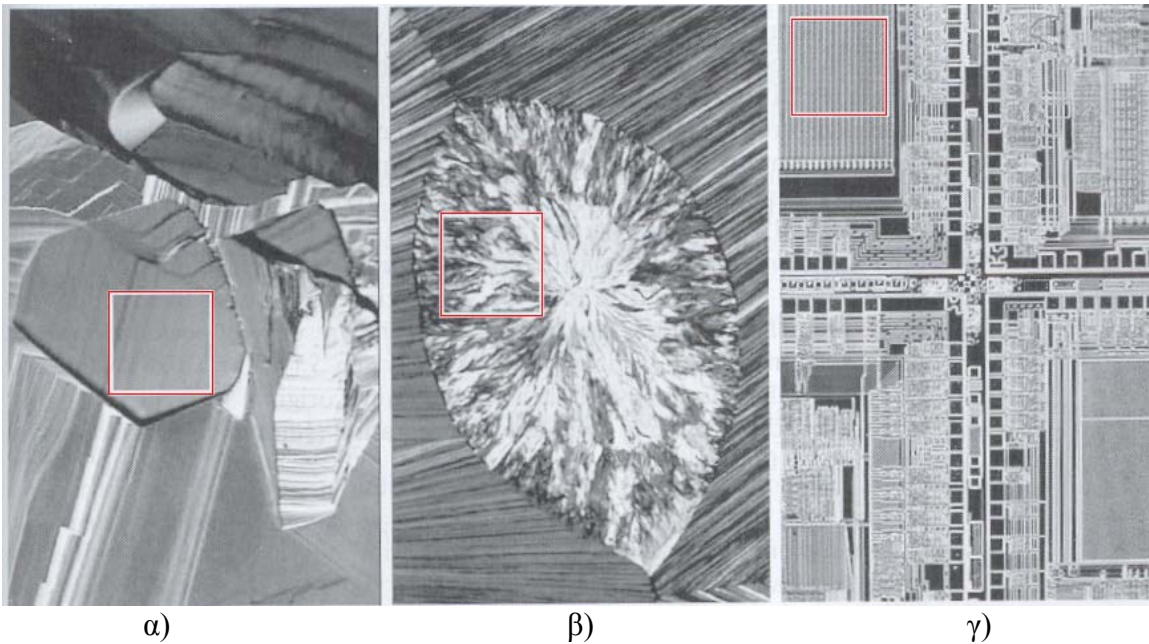
όπου με g , $H(g)$ συμβολίζονται οι δυνατές τιμές της φωτεινότητας (π.χ $1 \leq g \leq 256$ για 8-bit εικόνα) και το ποσοστό των εικονοστοιχείων με τιμή φωτεινότητας g , αντίστοιχα.

Ως παράδειγμα παρατίθενται οι παρακάτω εικόνες και ορισμένα στατιστικά στοιχεία που υπολογίστηκαν για μια περιοχή τους. Η υφή της πρώτης εικόνας είναι λεία (smooth), της δεύτερης τραχεία (coarse) και της τρίτης περιοδική (periodic). Αυτά τα αποτελέσματα είναι συμβατά με τις τιμές των στατιστικών στοιχείων που παρουσιάζονται. Για παράδειγμα η εντροπία, η αντίθεση και η ροπή τρίτης τάξης στην δεύτερη εικόνα όπου η υφή είναι τραχεία είναι μεγαλύτερη από τις αντίστοιχες τιμές των άλλων δύο εικόνων. Επίσης η ομοιομορφία (uniformity) είναι μεγαλύτερη στην πρώτη εικόνα η οποία έχει λεία υφή. [6]

Υφή	Μέση τιμή Φωτεινότητας	Σταθερή Απόκλιση Φωτεινότητας (Αντίθεση)	Απαλότητα	Λοξότητα επιπέδων Φωτεινότητας	Ομοιομορφία	Εντοπία
Λεία	87,02	11.17	0.002	-0.011	0.028	5.367
Τραχεία	119.93	73.89	0.078	2.074	0.005	7.842
Περιοδική	98.48	33.50	0.017	0.557	0.014	6.517

Πίνακας 5.1

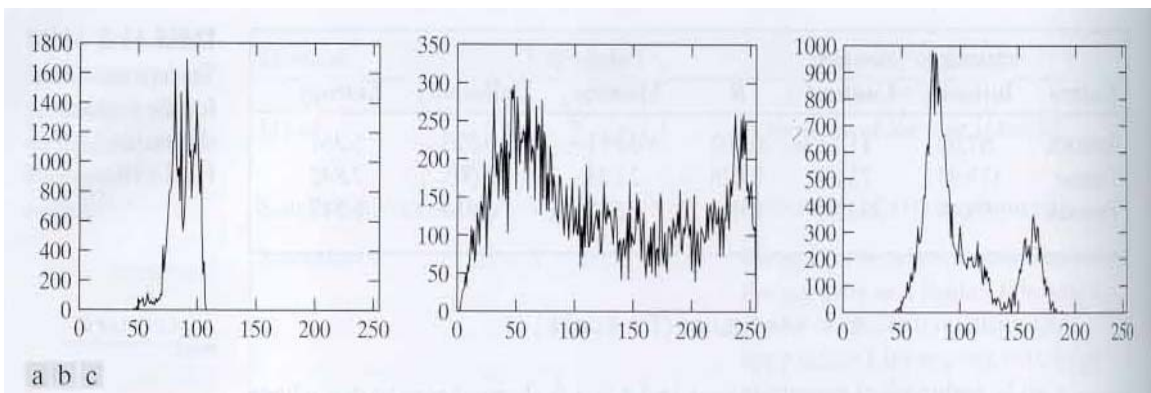
Χαρακτηριστικά υφής για τις περιοχές που έχουν επιλεγεί στη εικόνα 5.6



Εικόνα 5.6

- α) Μικρογραφία ημιαγωγού (Επιλεγμένη λεία επιφάνεια)*
- β) Μικρογραφία ανθρώπινης χοληστερόλης (Επιλεγμένη τραχεία επιφάνεια).*
- γ) Μικρογραφία μικροεπεξεργαστή (Επιλεγμένη περιοδική περιοχή)*

Τα ιστογράμματα των παραπάνω εικόνων είναι τα εξής [6]:



Εικόνα 5.7

Ιστογράμματα των παραπάνω εικόνων

Το ιστόγραμμα της δεύτερης (τραχειάς) εικόνας καταδεικνύει την έλλειψη συμμετρίας της [6].

5.3.2 Πίνακες συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices)

Η σχέση των επιπέδων φωτεινότητας των εικονοστοιχείων μιας εικόνας μπορεί να βρεθεί με την χρήση των πινάκων συνεμφάνισης. Οι τιμές του πίνακα συνεμφάνισης εκφράζουν την συχνότητα εμφάνισης δύο εικονοστοιχείων με επίπεδο φωτεινότητας i και j αντίστοιχα που έχουν μεταξύ τους απόσταση d στην κατεύθυνση των θ° (μοιρών) πάνω στον πίνακα. Συνήθως για το θ χρησιμοποιούνται οι τιμές των 0° 45° 90° και 135° .

Ο πίνακας συνεμφάνισης έχει διάσταση $N \times N$ όπου N ο αριθμός των επιπέδων φωτεινότητας που υπάρχουν στην εικόνα. Τέτοιοι πίνακες χωρικά εξαρτώμενων συχνοτήτων επιπέδων φωτεινότητας είναι συμμετρικοί δηλαδή $P(i, j, d, \theta) = P(j, i, d, \theta)$ και αποτελούν συνάρτηση της γωνιακής σχέσης δύο στοιχείων καθώς και συνάρτηση της απόστασης μεταξύ αυτών.

Αν η υφή είναι λεπτή οι τιμές του είναι απλωμένες. Αντίθετα αν η υφή είναι τραχειά τα στοιχεία τείνουν να συγκεντρωθούν γύρω από την κύρια διαγώνιο. Οι σχέσεις που δίνουν τις τιμές των στοιχείων του πίνακα συνεμφάνισης για απόσταση d μεταξύ δύο εικονοστοιχείων στην κατεύθυνση των θ πάνω στον πίνακα είναι:

$P(i, j, d, 0^\circ) =$ αριθμός στοιχείων του πίνακα τέτοια ώστε:

- $k-m = 0, |l-n| = d$
- $I(k,l) = i, I(m,n)=j$

Όπου k, l οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας i και m, n οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας j .

$P(i, j, d, 45^\circ) =$ αριθμός στοιχείων του πίνακα τέτοια ώστε:

- $k-m = d, l-n = -d$ ή $k-m = -d, l-n = d$
- $I(k,l) = i, I(m,n)=j$

Όπου k, l οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας i και m, n οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας j .

$P(i, j, d, 90^\circ) =$ αριθμός στοιχείων του πίνακα τέτοια ώστε:

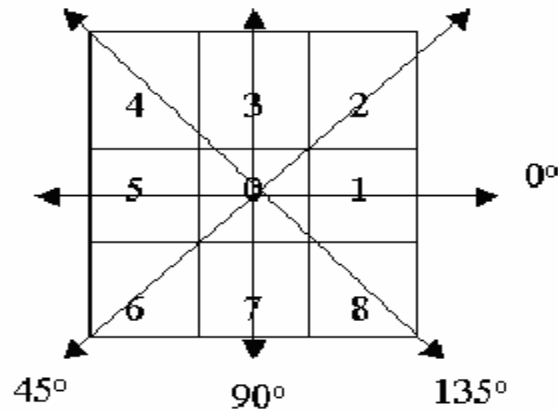
- $|k-m| = d, l-n = 0$
- $I(k,l) = i, I(m,n)=j\}$

Όπου k, l οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας i και m, n οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας j .

$P(i, j, d, 135^\circ) =$ αριθμός στοιχείων του πίνακα τέτοια ώστε:

- $k-m = d, l-n = d$ ή $k-m = -d, l-n = -d$
- $I(k,l) = i, I(m,n)=j\}$

Όπου k, l οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας i και m, n οι συντεταγμένες του pixel με επίπεδο φωτεινότητας j .



Εικόνα 5.8

Κατανομή γωνιών στην επιφάνεια της εικόνας και γωνιακές σχέσεις εικονοστοιχείων. Το κεντρικό εικονοστοιχείο (0) βρίσκεται σε γωνιακή σχέση 0° με τα εικονοστοιχεία 1 και 5, σε 45° με τα 4 και 8, σε 90° με τα 3 και 7 και σε γωνιακή σχέση 135° με τα 2 και 6.

Στη συνέχεια ακολουθεί ένα απλό παράδειγμα υπολογισμού του πίνακα συνεμφάνισης σύμφωνα με τις παραπάνω σχέσεις:

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

(α)

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

(β)

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

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

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

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

Εικόνα 5.9

- α) Εικόνα 4*4 με τέσσερις τιμές φωτεινότητας (επίπεδα του γκρι) από 0 έως 3
 β) Γενική μορφή πίνακα συνεμφάνισης. Το #(i,j) συμβολίζει τον αριθμό των περιπτώσεων όπου βρίσκονται σε γειτονικές θέσεις φωτεινότητας τιμών i και j.
 γ)-ζ) Υπολογισμός των τεσσάρων πινάκων συνεμφάνισης για κατεύθυνση 0ο 90ο 135ο 45ο αντίστοιχα και μοναδιαία απόσταση.

Αρκετά μεγέθη έχουν προταθεί για να χαρακτηρίσουν το περιεχόμενο του πίνακα συνεμφάνισης. Μερικά από αυτά είναι [6], [15], [16]:

Μέγιστη πιθανότητα

$$Pd = \max_{k,l} c_{kl} \quad (5.10)$$

Έντροπία

$$Hd = - \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N c_{kl} \ln c_{kl} \quad (5.11)$$

Ροπή διαφοράς στοιχείων τάξης m

$$Id = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N |k-l|^m c_{kl} \quad (5.12)$$

Όπου c_{kl} η τιμή του στοιχείου της γραμμής k και της στήλης l του πίνακα συνεμφάνισης.

5.3.3 Στατιστικά στοιχεία 2ης τάξης (Second Order Statistics)

Από ένα πίνακα συνεμφάνισης για συγκεκριμένη απόσταση και γωνιακή σχέση μπορούν να υπολογιστούν τα παρακάτω χαρακτηριστικά [15], [16] :

Γωνιακή Ροπή 2ης Τάξης (Angular second moment) :

$$f1 = \sum_i \sum_j P_{ij}^2 \quad (5.13)$$

Αντίθεση (Contrast)

$$f2 = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{ij}, |i-j|=n \right\} \quad (5.14)$$

Συσχέτιση (Correlation)

$$f3 = \frac{\sum_i \sum_j ij P_{ij} - \mu^2}{\sigma^2} \quad (5.15)$$

Διασπορά (Variance)

$$f4 = \sum_i \sum_j ij P_{ij} - \mu^2 \quad (5.16)$$

Ροπή Αντίστροφης Διαφοράς (Inverse difference moment)

$$f5 = \sum_i \sum_j \frac{P_{ij}}{1+(i-j)^2} \quad (5.17)$$

Εντροπία (Entropy)

$$f6 = - \sum_i \sum_j P_{ij} \ln(P_{ij}) \quad (5.18)$$

Ομοιογένεια (Homogeneity)

$$f7 = \sum_i \sum_j \frac{P_{ij}}{1+|i-j|} \quad (5.19)$$

Τάση Συσσωμάτωσης (Cluster tendency)

$$f8 = \sum_i \sum_j (i+j-2\mu)P_{ij} \quad (5.20)$$

όπου P_{ij} είναι το στοιχείο (i,j) του πίνακα συνεμφάνισης και N_g ο αριθμός των επιπέδων του γκρι.

5.3.4 Μέθοδος μήκους διαδρομής (Primitive or run length method)

Ως πρωταρχικός σχηματισμός (Primitive) ορίζεται η ομάδα των παρακείμενων εικονοστοιχείων (pixels) της εικόνας τα οποία έχουν την ίδια φωτεινότητα και βρίσκονται στην ίδια ευθεία πάνω στην εικόνα (είναι δηλαδή συγγραμικά). Τα Primitives χαρακτηρίζονται από το μήκος της διαδρομής που διαγράφουν στην εικόνα, το κοινό επίπεδο φωτεινότητας και τη κατεύθυνση μέσα στην εικόνα [16]. Μεγάλος αριθμός γειτονικών pixels με την ίδια φωτεινότητα αντιπροσωπεύουν τραχεία (coarse) υφή (π.χ υφή πέτρας) ενώ μικρός αριθμός γειτονικών pixels με την ίδια φωτεινότητα αντιπροσωπεύουν λεπτή (fine) υφή (π.χ υφή μεταξιού).

1. Ορίζουμε $\mathbf{B}(\mathbf{a}, \mathbf{r})$ τον αριθμό των **Primitives** προς κάθε κατεύθυνση μέσα στην εικόνα που έχουν μήκος διαδρομής r και επίπεδο φωτεινότητας a .
2. Θεωρούμε \mathbf{L} τον αριθμό των επιπέδων φωτεινότητας που υπάρχουν στην εικόνα.
3. \mathbf{Nr} θεωρούμε είναι το μέγιστο μήκος διαδρομής που διαγράφουν τα Primitives στην εικόνα.
4. Ως \mathbf{A} ορίζουμε τον αριθμό pixels της εικόνας.

5. Τέλος ορίζουμε $K = \sum_{a=1}^L \sum_{r=1}^{N_r} B(a, r)$ τον συνολικό αριθμό των μηκών διαδρομής που διαγράφουν τα Primitives στην εικόνα.

Με βάση τον ορισμό των παραπάνω μεγεθών μπορούν να υπολογιστούν τα εξής χαρακτηριστικά [16]:

Short primitives emphasis:
$$\frac{1}{K} \sum_{a=1}^L \sum_{r=1}^{N_r} \frac{B(a, r)}{r^2} \quad (5.21)$$

Long primitives emphasis :
$$\frac{1}{K} \sum_{a=1}^L \sum_{r=1}^{N_r} r^2 B(a, r) \quad (5.22)$$

Gray level uniformity :
$$\frac{1}{K} \sum_{a=1}^L \left[\sum_{r=1}^{N_r} B(a, r) \cdot r^2 \right] \quad (5.23)$$

Primitive length uniformity:
$$\frac{1}{K} \sum_{a=1}^L \left[\sum_{r=1}^{N_r} B(a, r) \right]^2 \quad (5.24)$$

Primitive percentage:
$$\frac{K}{\sum_{a=1}^L \sum_{r=1}^{N_r} r B(a, r)} = \frac{K}{A} \quad (5.25)$$

5.3.5 Συχνότητα Κορυφής (Edge Frequency)

Σύμφωνα με την μέθοδο αυτή μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε ανιχνευτές ακμών για να πάρουμε μια εικόνα με ακμές (edge image) από μια αρχική εικόνα (original image). Ορίζουμε μια συνάρτηση περιγραφής υφής E που εξαρτάται από ακμές (edge dependent texture description function) με βάση την εξής σχέση (5.26):

$$E(d) = |f(i, j) - f(i + d, j)| + |f(i, j) - f(i - d, j)| + |f(i, j) - f(i, j + d)| + |f(i, j) - f(i, j - d)|$$

Η συνάρτηση αυτή περιγράφει την διαφορική διαφορά (gradient difference) μεταξύ ενός pixel $f(i, j)$ και του γειτονικού του για μια δεδομένη απόσταση d . Για διάφορες τιμές της απόστασης d (pixel distance) (συνήθως $1 < d < 50$) μπορούμε να πάρουμε διάφορα χαρακτηριστικά υφής [16], [17].

5.3.6 Αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation)

Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή η υφή προσδιορίζεται από μία συνάρτηση αυτοσυσχέτισης (autocorrelation), η οποία περιγράφει το χωρικό μέγεθος των πρωταρχικών σχηματισμών της εικόνας (primitives). Μάλιστα μεγάλοι σχηματισμοί είναι ενδεικτικοί μιας πιο τραχείας υφής, ενώ οι μικροί μιας πιο λεπτής υφής. Όταν οι πρωταρχικοί σχηματισμοί είναι σχετικά μεγάλοι, η τιμή της συνάρτησης αυτοσυσχέτισης μειώνεται αργά σε σχέση με την απόσταση, ενώ αν είναι μικροί μειώνεται γρήγορα. Στη περίπτωση περιοδικών σχηματισμών η αυτοσυσχέτιση αυξάνεται και μειώνεται με περιοδικό τρόπο. Οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης C που χρησιμοποιούνται ως χαρακτηριστικά υφής δίνονται από τη σχέση [16]:

$$C_{ff}(p, q) = \frac{MN}{(M - p)(N - q)} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{M-p} \sum_{j=1}^{N-q} f(i, j) f(i + p, j + q)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f^2(i, j)} \quad (5.27)$$

όπου p, q είναι η διαφορά θέσης στην i, j κατεύθυνση και M, N οι διαστάσεις της εικόνας.

5.3.7 Φάσμα Ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum)

Το Φάσμα Ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum) σχετίζεται με την συνάρτηση αυτοσυσχέτισης καθώς είναι ο μετασχηματισμός Fourier αυτής. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για το χαρακτηρισμό της υφής μιας εικόνας καθώς περιέχει πολλές πληροφορίες για αυτήν [3]. Ο μετασχηματισμός Fourier μιας εικόνας $f(x,y)$ καθορίζεται από τη σχέση :

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-2\pi j(ux+vy)} dx dy \quad (5.28)$$

και το φάσμα ισχύος Fourier από τη σχέση:

$$|F|^2 = FF^* \quad (5.29)$$

Οι κορυφές του φάσματος ισχύος δίνουν πληροφορίες σχετικά με την θεμελιώδη χωρική περίοδο των προτύπων της υφής. Μια υφή που έχει ισχυρά χαρακτηριστικά κατεύθυνσης παράγει φάσμα ισχύος συγκεντρωμένο κατά μήκος γραμμών κάθετων στην κατεύθυνση της υφής. Ας υποθέσουμε ότι για την περιγραφή του φάσματος ισχύος Fourier χρησιμοποιούμε πολικές συντεταγμένες [3]. Επομένως έχουμε:

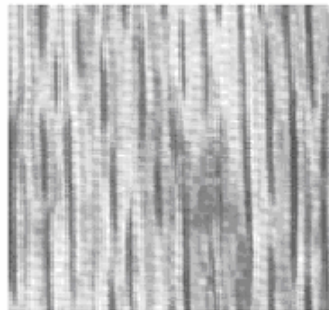
$$r = \sqrt{u^2 + v^2} \quad \text{και} \quad \varphi = \arctan\left(\frac{v}{u}\right) \quad (5.30)$$

Η γωνιακή κατανομή των τιμών της $|F|^2$ είναι ευαίσθητη στην κατευθυντικότητα της υφής της εικόνας. Η τιμή $F_\varphi = \int_0^\infty |F(r, \varphi)|^2 dr$ (5.31) είναι μια πολύ καλή περιγραφή της κατευθυντικότητας της υφής. Μια υφή που έχει ισχυρά χαρακτηριστικά κατεύθυνσης κατά μήκος της κατεύθυνσης θ δημιουργεί ένα μέγιστο του F_φ στη γωνία $\varphi = \theta + \frac{\pi}{2}$. [3]

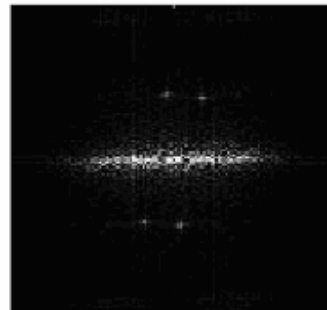
Επίσης η ακτινική κατανομή των τιμών της $|F|^2$ είναι ευαίσθητη στην τραχύτητα της υφής. Η χωρική ιστροπία της υφής παράγει κυκλική συμμετρία στο πεδίο της συχνότητας. Σε αυτήν την περίπτωση είναι σημαντική η ακτινική κατανομή του φάσματος ισχύος. Η συγκέντρωση της ισχύος στις χαμηλές συχνότητες δηλώνει τραχειά υφή. Η συγκέντρωση της ισχύος στις υψηλές συχνότητες δηλώνει λεπτή υφή [3]. Η ακτινική κατανομή του φάσματος

$$\text{ισχύος μπορεί να περιγραφεί από το ολοκλήρωμα } F_r = \int_0^{2\pi} |F(r, \varphi)|^2 d\varphi \quad (5.32)$$

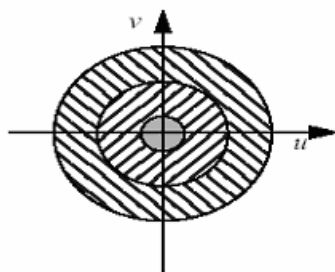
Στη περίπτωση που η συνάρτηση του επιπέδου φωτεινότητας της εικόνας είναι διαθέσιμη σε διακριτή μορφή, γίνεται χρήση του διακριτού μετασχηματισμού Fourier και οι σχέσεις που δίνουν τα Φ_r και Φ_θ τροποποιούνται κατάλληλα ώστε να αποκτήσουν διακριτή μορφή.



(a)



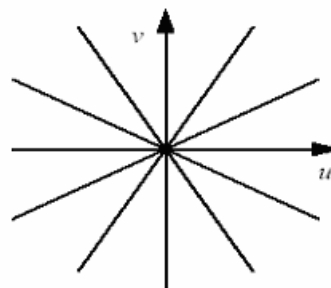
(b)



$$f_{r_1, r_2} = \int_0^{2\pi} \int_{r_2}^{r_1} |F(u, v)|^2 r dr d\theta$$

$$r = \sqrt{u^2 + v^2} \quad \theta = \text{atan}(v/u)$$

(a)



$$f_{\theta_1, \theta_2} = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \int_0^\infty |F(u, v)|^2 r dr d\theta$$

$$r = \sqrt{u^2 + v^2} \quad \theta = \text{atan}(v/u)$$

(b)

(γ)

Εικόνα 5.10

Χαρακτηριστικά υφής από το φάσμα ισχύος.

α) Αρχική Εικόνα

β) Το φάσμα ισχύος της εικόνας.

γ) Η κατευθυντικότητα της υφής αντανακλάται στην κατεύθυνση της διανομής της ενέργειας στο φάσμα ισχύος.

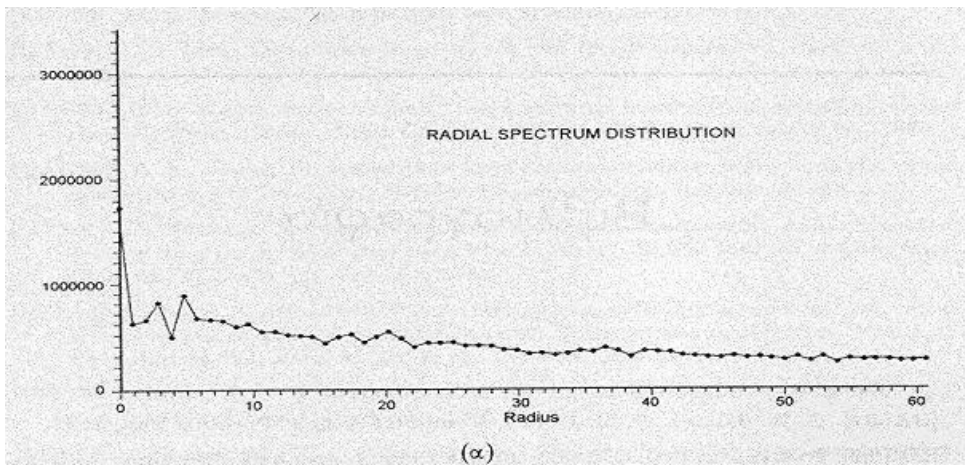
Παρακάτω ακολουθεί η ακτινική και η γωνιακή κατανομή του φάσματος ισχύος για την εικόνα που ακολουθεί [3]:



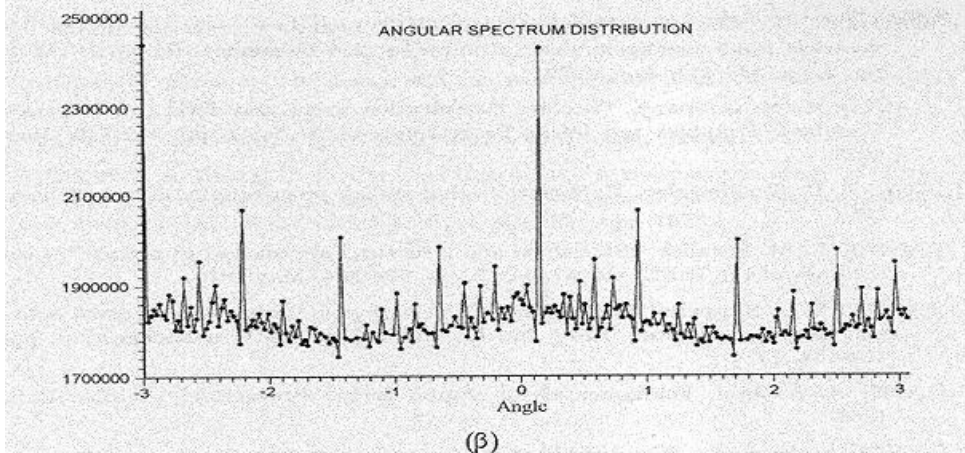
(α)

Εικόνα 5.11

α) Αρχική Εικόνα
β) Η ακτινική και η γωνιακή κατανομή του φάσματος ισχύος της αρχικής εικόνας

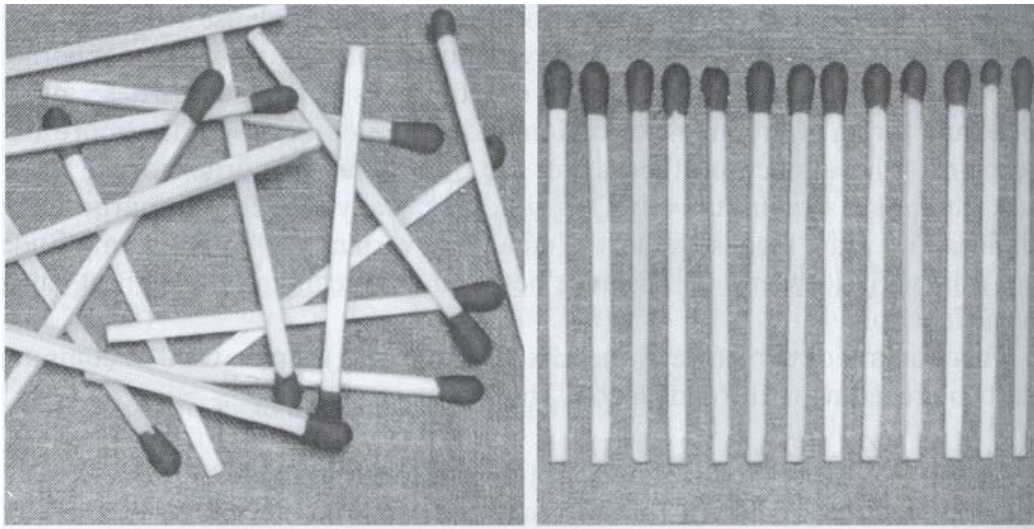


(α)



(β)

Ως ένα επιπρόσθετο παραδειγμα παραθέτουμε τις δύο παρακάτω εικόνες. Στην πρώτη έχουμε τοποθετήσει τα σπίρτα τυχαία ενώ στην δεύτερη τα έχουμε διατάξει περιοδικά.[6]



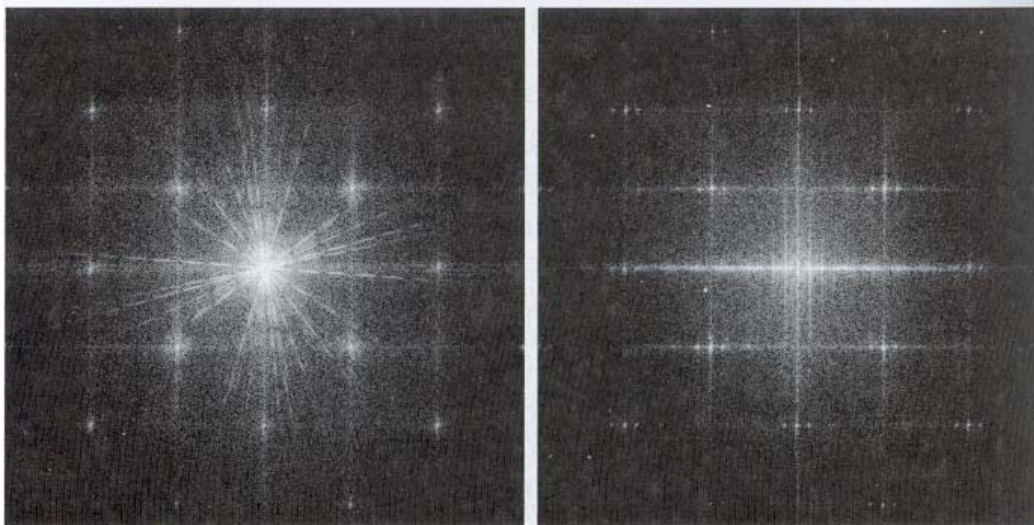
(α)

(β)

Εικόνα 5.12

- α) Τυχαία τοποθέτηση σπίρτων*
- β) Περιοδική τοποθέτηση σπίρτων*

Τα φάσματα ισχύος των παραπάνω εικόνων είναι αντίστοιχα:

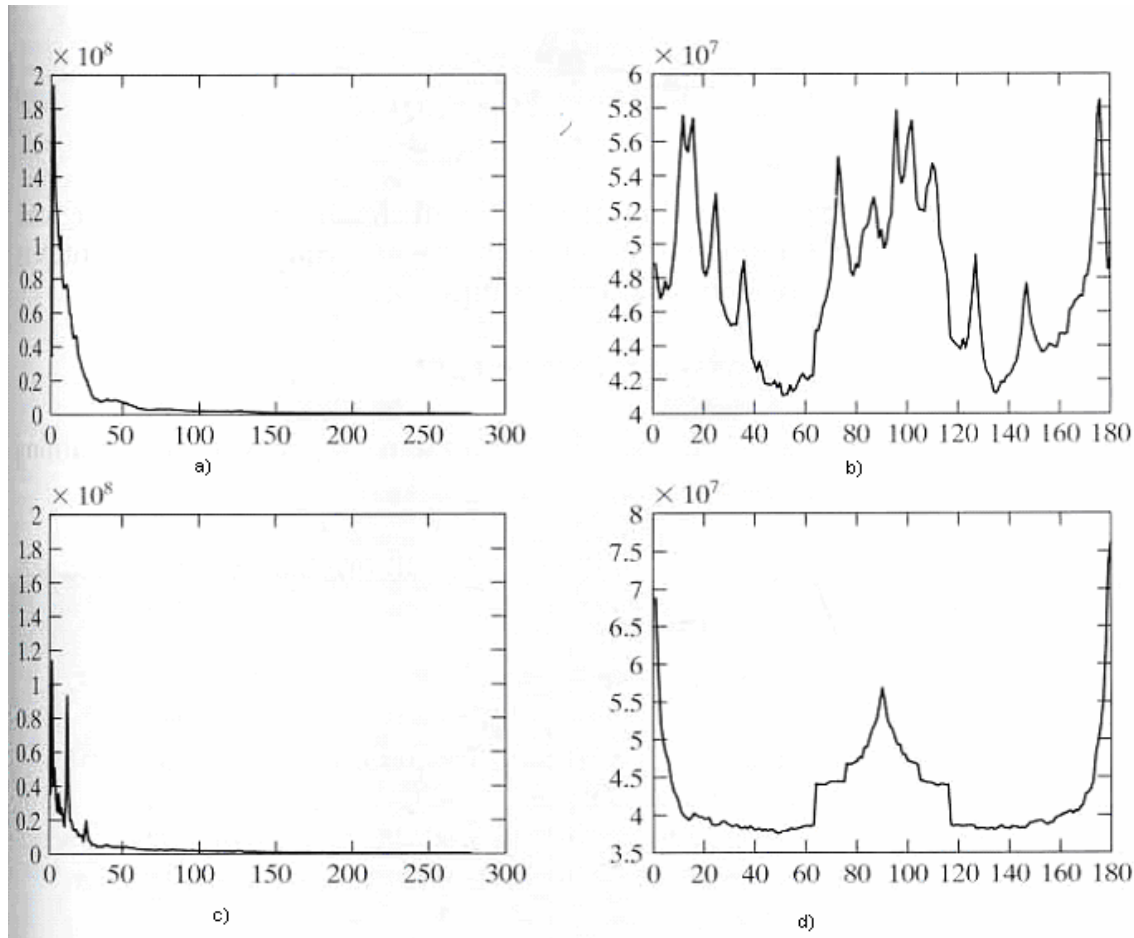


Εικόνα 5.13

- α) Φάσμα ισχύος εικόνας 5.12.α*
- β) Φάσμα ισχύος εικόνας 5.12.β*

Κατ' αρχάς να επισημάνουμε ότι οι “κουκίδες” ενέργειας που είναι περιοδικά τοποθετημένες και στα δύο φάσματα ισχύος οφείλονται στην περιοδική υφή του υλικού πάνω στο οποίο στηρίζονται τα σπέρτα. Τα άλλα στοιχεία του φάσματος στην πρώτη εικόνα οφείλονται στην μη-περιοδική κατανομή των σπέρτων. Αντίθετα όπως φαίνεται στην δεύτερη εικόνα η ενέργεια είναι συγκεντρωμένη γύρω από τον οριζόντιο άξονα κάτι που υποδεικνύει την κάθετη κατεύθυνση των σπέρτων. [6]

Ακολουθεί η ακτινική και γωνιακή κατανομή του φάσματος για τις 2 πρωταρχικές εικόνες [6]:



Εικόνα 5.14

- a) Ακτινική κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα διάσπαρτα σπέρτα
- b) Γωνιακή κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα διάσπαρτα σπέρτα
- c) Ακτινική κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα ταξινομημένα σπέρτα
- d) Γωνιακή κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα διάσπαρτα σπέρτα

Συγκρίνοντας τα σχήματα a) και c) της εικόνας 5.14 βλέπουμε ότι η ακτινική κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα διάσπαρτα σπέρτα δεν υποδεικνύει περιοδικότητες στην εικόνα

καθώς δεν έχει κορυφές. Αντίθετα στην ακτινική κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα ταξινομημένα σπίρτα έχουμε μια κορυφή για $r=15$ και μια μικρότερη για $r=25$. Συγκρίνοντας τώρα τις κατανομές b) και d) παρατηρούμε ότι η γωνιακή κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα ταξινομημένα σπίρτα υποδεικνύει στοιχεία υψηλής ενέργειας στις γωνίες των 0° , 90° και 180° ενώ η γωνιακή κατανομή του φάσματος της εικόνας με τα διάσπαρτα σπίρτα υποδεικνύει την μη περιοδικότητα της εικόνας. [6]

5.3.8 Φάσμα Υφής (Texture Spectrum)

Η μέθοδος του φάσματος υφής (Texture Spectrum) βασίζεται στο ότι μια εικόνα υφής (texture image) μπορεί να αναλυθεί σε μονάδες υφής (texture units). Οι μονάδες υφής αποτελούνται από 9 στοιχεία καθένα από τα οποία μπορεί να έχει τιμή $\{0,1,2\}$ ανάλογα με την τιμή του κεντρικού στοιχείου V_0 . Μια τέτοια μονάδα υφής φαίνεται στο παρακάτω σχήμα. Στη γειτονιά των εικονοστοιχείων του σχήματος το V_0 είναι το κεντρικό στοιχείο, το οποίο περιβάλλεται από οχτώ γειτονικά εικονοστοιχεία V_i ($1 \leq i \leq 8$) [4], [7]

V_2	V_3	V_4
V_1	V_0	V_5
V_8	V_7	V_6

Εικόνα 5.15

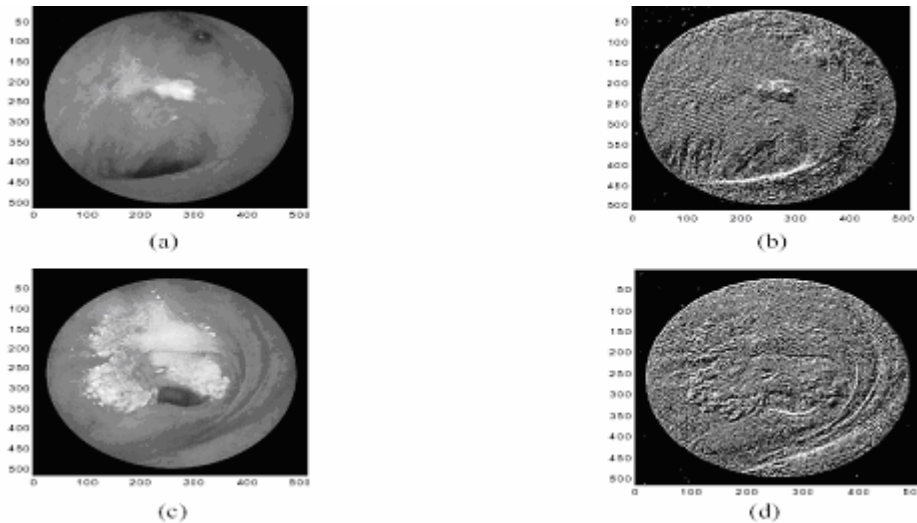
Μονάδα υφής με κεντρικό στοιχείο το V_0

Σε κάθε ένα από τα V_i ανατίθεται μια από τις τιμές $\{0,1,2\}$ σύμφωνα με τη παρακάτω σχέση: [19], [20]

$$E_i = \begin{cases} 0, & V_i < V_0 \\ 1, & V_i = V_0 \\ 2, & V_i > V_0 \end{cases} \quad (5.33)$$

Σύμφωνα με την παραπάνω σχέση μπορούν να προκύψουν $3^8 = 6561$ μονάδες υφής. Οι 6561 μονάδες υφής αντιπροσωπεύουν τη σχέση επιπέδου φωτεινότητας μεταξύ ενός pixel και των γειτονικών του σε όλες τις πιθανές κατευθύνσεις. Η κατανομή εμφάνισης των E_i δίνει το φάσμα υφής. Τα χαρακτηριστικά υφής της αρχικής εικόνας παραμένουν στο φάσμα υφής με

αποτέλεσμα αυτό να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για χαρακτηρισμό (characterization) και κατηγοριοποίηση(classification) υφής. [19] , [20]



Εικόνα 5.16

Στα αριστερά παρουσιάζονται οι ενδοσκοπικές εικόνες και δεξιά οι εικόνες που προέκυψαν από την ανάλυση με βάση το φάσμα υφής. Σε αυτές τις εικόνες φαίνονται δύο διαφορετικά στάδια καρκίνου του πνεύμονα.

5.3.9 Χαρακτηριστικά Ενέργειας Υφής

Στην προσέγγιση της υφής μέσω της ενέργειας (Laws), η εικόνα αρχικά συνελίσσεται με διάφορους πυρήνες. Αν I είναι η εικόνα εισόδου και g_1, \dots, g_N οι πυρήνες, υπολογίζονται οι εικόνες $J_n = I \cdot g_n$, $n=1, \dots, N$. Στη συνέχεια, κάθε συνελιχθείσα εικόνα υπόκειται σε επεξεργασία με ένα μη γραμμικό τελεστή, προκειμένου να καθοριστεί η συνολική ενέργεια στη γειτονιά διαστάσεων 7×7 του κάθε εικονοστοιχείου [16]. Η ενέργεια της εικόνας που αντιστοιχεί στον g_n πυρήνα καθορίζεται από τον τύπο (5.34):

Για κάθε εικονοστοιχείο που βρίσκεται στη θέση (r, c) προκύπτει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών υφής $[S_1(r, c), \dots, S_N(r, c)]$.

$$S_n(r, c) = \frac{1}{49} \sum_{i=-3}^3 \sum_{j=-3}^3 |J_n(r+1, c+1)|$$

Ο Law εισήγαγε μια ομάδα χαρακτηριστικών ενέργειας υφής (Textural Energy Measurements-TEM) που βασίζονται στο βαθμό ταύτισης ή ομοιότητας ομάδων γειτονικών εικονοστοιχείων με ορισμένες μάσκες, τις οποίες ο ίδιος επινόησε. Τα χαρακτηριστικά αυτά

προσδιορίζουν καλύτερα την υφή σε σχέση με τα χαρακτηριστικά που βασίζονται σε ζεύγη εικονοστοιχείων. Ο Law έδειξε ότι τα χαρακτηριστικά ενέργειας υφής μπόρεσαν να χρησιμοποιηθούν για το διαχωρισμό οχτώ δειγμάτων υφής με ποσοστό επιτυχίας 94%, ενώ η χωρική συνεισφορά του γκρι είχε ποσοστό επιτυχίας μόνο 72%. [16]

Τα χαρακτηριστικά του Law βασίζονται σε τρία διανύσματα μήκους $l=3$, τα οποία είναι τα ακόλουθα : [16], [21]

$$\mathbf{L3} = (1,2,1)$$

$$\mathbf{E3} = (-1,0,1)$$

$$\mathbf{S3} = (-1,2,-1)$$

και τα οποία αντιστοιχούν στις μονοδιάστατες πράξεις του τοπικού μέσου όρου κεντρικής βαρύτητας (center-weighted **local** averaging), της πρώτης διαφορίσης για εντοπισμό ακμών (symmetric first differencing- **edge** detection) και της δεύτερης διαφορίσης για εντοπισμό κουκίδων (second differencing- **spot** detection).

Συνελίσσοντας τα διανύσματα αυτά με τον εαυτό τους ή μεταξύ τους προκύπτουν τα ακόλουθα πέντε διανύσματα: [21],[22]

$$\mathbf{L5} \equiv (1,4,6,4,1) = \mathbf{L3} * \mathbf{L3}$$

$$\mathbf{S5} \equiv (-1,0,2,0,-1) = -\mathbf{E3} * \mathbf{E3} = \mathbf{L3} * \mathbf{S3}$$

$$\mathbf{R5} \equiv (1,-4,6,-4,1) = \mathbf{S3} * \mathbf{S3}$$

$$\mathbf{E5} \equiv (-1,-2,0,2,1) = \mathbf{L3} * \mathbf{E3}$$

$$\mathbf{W5} \equiv (-1,2,0,-2,1) = -\mathbf{E3} * \mathbf{S3}$$

Από αυτά το **L5** αντιστοιχεί στον τοπικό μέσο, τα **S5** και **E5** στην ανίχνευση κουκίδων και ακμών ενώ τα **R5** και **W5** θεωρούνται ανιχνευτές ελαφρού (ripple detector) ή έντονου **κυματισμού** (wave detector) .

Το **O7** αντιστοιχεί στην ταλάντωση (oscillation):

$$\mathbf{L7} = [1 \ 6 \ 15 \ 20 \ 15 \ 6 \ 1]$$

$$\mathbf{E7} = [-1 \ -4 \ -5 \ 0 \ 5 \ 4 \ 1]$$

$$\mathbf{S7} = [-1 \ -2 \ 1 \ 4 \ 1 \ -2 \ -1]$$

$$\mathbf{W7} = [-1 \ 0 \ 3 \ 0 \ -3 \ 0 \ 1]$$

$$\mathbf{R7} = [1 \ -2 \ -1 \ 4 \ -1 \ -2 \ 1]$$

$$\mathbf{O7} = [-1 \ 6 \ -15 \ 20 \ -15 \ 6 \ -1]$$

Πολλαπλασιάζοντας τους παραπάνω πίνακες-γραμμές με τους πίνακες-στήλες που προκύπτουν από την αναστροφή τους προκύπτουν οι 5x5 μάσκες του Law. Από αυτές οι πιο σημαντικές, σύμφωνα με τις μελέτες του Law, είναι οι εξής: [21],[22]

$$\mathbf{L5E5} = \mathbf{L5^T E5} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (1^{\text{η}} \text{ Μάσκα})$$

$$\mathbf{E5S5} = -\mathbf{E5^T S5} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 4 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2^{\text{η}} \text{ Μάσκα})$$

$$\mathbf{L5S5} = \mathbf{L5^T S5} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3^{\text{η}} \text{ Μάσκα})$$

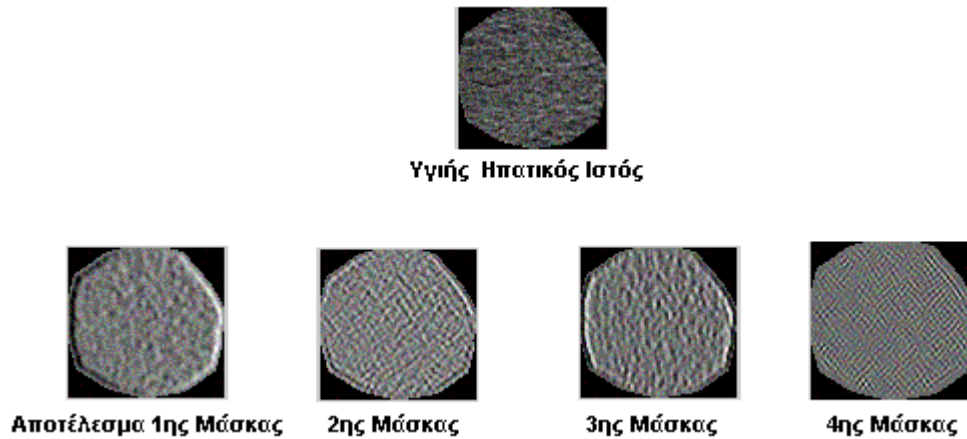
$$\mathbf{R5R5} = \mathbf{R5^T S5} = \begin{bmatrix} 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 6 & -24 & 36 & -24 & 6 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad (4^{\text{η}} \text{ Μάσκα})$$

Τα χαρακτηριστικά υφής του Law εξάγονται από κάθε εικόνα μετά από τη συνέλιξη της με κάθε μάσκα. Ας σημειωθεί ότι αν μια εικόνα είναι μεγέθους AxB και το επίπεδο φωτεινότητας της κυμαίνεται από 1 έως 256, η εικόνα που προκύπτει μετά τη συνέλιξη της με μία μάσκα μεγέθους 5x5 έχει μέγεθος (A+5-1)x(B+5-1) και οι τιμές φωτεινότητας των εικονοστοιχείων της δε κυμαίνονται απαραίτητα από 1 έως 256 αλλά μπορεί να είναι μεγαλύτερες ή και αρνητικές.

Επίσης ας σημειωθεί ότι για δύο συναρτήσεις a,b με εισόδους δύο διακριτές μεταβλητές n1, n2 το αποτέλεσμα της συνέλιξης θα είναι μία συνάρτηση c όπου :

$$c(n_1, n_2) = \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} a(k_1, k_2) b(n_1 - k_1, n_2 - k_2) \quad (5.35)$$

Τα παραπάνω γίνονται καλύτερα κατανοητά με τα παράδειγμα της παρακάτω εικόνας . Συγκεκριμένα παρατίθεται μια εικόνα υγιούς ηπατικού ιστού από Αξονική Τομογραφία (ΑΤ) και τα αποτελέσματα μετά την εφαρμογή των τεσσάρων μασκών.



Εικόνα 5.17

Εικόνα υγιούς ηπατικού ιστού και τα αποτελέσματα της εφαρμογής των τεσσάρων μασκών του Law.

Συνήθως για κάθε εικόνα που προκύπτει από τη συνέλιξη της αρχικής εικόνας με μία από τις τέσσερις μάσκες υπολογίζονται τρία χαρακτηριστικά:

1. Το άθροισμα των απολύτων τιμών του επιπέδου γκρι των εικονοστοιχείων / # εικονοστοιχείων (absolute values sum / # of pixels: **as**)
2. Το άθροισμα των τετραγώνων των τιμών του επιπέδου γκρι των εικονοστοιχείων / # εικονοστοιχείων (square values sum / # of pixels: **ss**) και
3. Η εντροπία της εικόνας (entropy: **ent**).

Σημειώνεται ότι με # **εικονοστοιχείων (# of pixels)** συμβολίζεται το πλήθος των εικονοστοιχείων της εικόνας πριν εφαρμοστεί η μάσκα. Τα παραπάνω χαρακτηριστικά υπολογίζονται από τις εξής σχέσεις:

Άθροισμα απόλυτων τιμών φωτεινότητας / # εικονοστοιχείων:

$$as = \sum_x \sum_y |I(x, y)| / \# \text{ of pixels} \quad (5.36)$$

Άθροισμα των τετραγώνων των τιμών φωτεινότητας / # εικονοστοιχείων:

$$ss = \sum_x \sum_y I^2(x, y) / \# \text{ of pixels} \quad (5.37)$$

Έντροπία

$$ent = \sum_g H(g) \ln H(g) \quad (5.38)$$

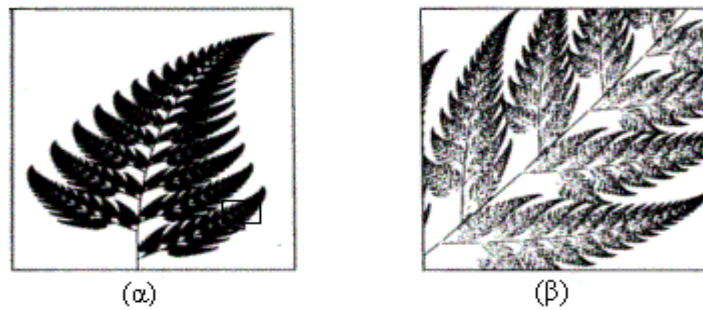
Στις παραπάνω σχέσεις $I(x,y)$ είναι η τιμή της συνάρτησης φωτεινότητας του εικονοστοιχείου (x,y) της εικόνας, g είναι οι δυνατές τιμές της φωτεινότητας (συνήθως $1 \leq g \leq 256$) και $H(g)$ είναι το ποσοστό των εικονοστοιχείων με τιμή φωτεινότητας g .

5.3.10 Χαρακτηριστικά Υφής Κλασματικής Διάστασης

Για την ανάλυση της υφής μιας εικόνας μπορεί να υπολογισθεί η κλασματική διάσταση της (fractal dimension). Η διάσταση αυτή χαρακτηρίζει την τραχύτητα μιας επιφάνειας, ενώ μπορεί να υπολογιστεί με μεθόδους, όπως η καταμέτρηση κύβων ή στατιστικές μέθοδοι. Ο υπολογισμός της κλασματικής διάστασης μπορεί επίσης να πραγματοποιηθεί σε εικόνες που έχουν υποστεί προεπεξεργασία (εφαρμογή κατωφλίων ή μείωση της ανάλυσης) προκειμένου να μεγιστοποιηθεί η παρεχόμενη πληροφορία υφής. Παρακάτω γίνεται μία εισαγωγή στη θεωρία της κλασματικής διάστασης, ενώ περιγράφεται η μέθοδος υπολογισμού χαρακτηριστικών υφής κλασματικής διάστασης (Fractal Dimension Measurements-FDM) με βάση το μοντέλο κλασματικής κίνησης Brown.[15]

5.3.10.1 Εισαγωγή στη θεωρία κλασματικής διάστασης

Ο όρος fractal¹ χαρακτηρίζει σχήματα και αντικείμενα που παρουσιάζουν πολύπλοκη και ακανόνιστη δομή σε κάθε κλίμακα ανάλυσης. Οι ακτογραμμές, οι επιφάνειες βουνών ή οι τροχιές που διαγράφονται από τυχαίες κινήσεις μορίων αποτελούν σχήματα με πολύπλοκη και ακανόνιστη δομή. Ιδανικά ένα fractal αντικείμενο χαρακτηρίζεται από αυτό-ομοιότητα (self-similarity), δηλαδή οποιοδήποτε τμήμα του αντικειμένου αποτελεί σμίκρυνση ολόκληρου του αντικειμένου .



Εικόνα 5.18

Αυτό-όμοιο αντικείμενο

(α) Ολόκληρο αντικείμενο (φύλλο φτέρης).

(β) Μεγέθυνση του τμήματος του αντικειμένου που βρίσκεται στο ορθογώνιο πλαίσιο.

Τα αντικείμενα όμως που υπάρχουν στο φυσικό κόσμο χαρακτηρίζονται από τη λεγόμενη στατιστική αυτό-ομοιότητα (statistical self-similarity), δηλαδή τμήμα του αντικειμένου δεν είναι ακριβώς το ίδιο με ολόκληρο το αντικείμενο, αλλά έχει τις ίδιες στατιστικές ιδιότητες με αυτό. Αυτό σημαίνει ότι μια μεγέθυνση ενός τμήματος του αντικειμένου αποκαλύπτει νέες λεπτομέρειες αλλά παράλληλα φανερώνει ότι διατηρείται ο βαθμός πολυπλοκότητας.

Για τη περιγραφή των fractal σχημάτων ή αντικειμένων η Ευκλείδεια γεωμετρία δεν επαρκεί. Ο λόγος είναι ότι στηρίζεται στην υπόθεση ότι κάθε σχήμα ή αντικείμενο, όποια και να είναι η πολυπλοκότητα του, μπορεί να προκύψει από τον συνδυασμό θεμελιωδών σχημάτων όπως ευθύγραμμα τμήματα, κύβοι, σφαίρες ή κύλινδροι. Για παράδειγμα, σύμφωνα με την Ευκλείδεια Γεωμετρία μια καμπύλη αποτελείται από n ευθύγραμμα τμήματα μήκους λ το καθένα. Έτσι το μήκος L της καμπύλης δίνεται από τη σχέση:

$$L=n\lambda \quad (5.39)$$

¹ Σύμφωνα με μία εκδοχή προέρχεται από τη λατινική λέξη fractus=θρυμματίζω ,ενώ σύμφωνα με μια άλλη προέρχεται από τη λέξη fractional=κλασματικός .

Γενικεύοντας την παραπάνω θεώρηση, κάθε μετρική ποσότητα (μήκος, εμβαδόν, όγκος) διάστασης $d=1,2,..$ μπορεί να περιγραφεί από τη σχέση:

$$L=n\lambda^d \quad (5.40)$$

Ο Mandelbrot απέδειξε ότι αυτή η σχέση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη περιγραφή των fractal σχημάτων ή αντικειμένων αν το d παίρνει και κλασματικές τιμές. Η γενικευμένη αυτή διάσταση ονομάζεται κλασματική διάσταση (Fractal Dimension-FD).[15]

Μία άλλη προσέγγιση του ορισμού της κλασματικής διάστασης είναι η εξής:

Ο ορισμός της κλασματικής διάστασης ακολουθεί τον ορισμό της διάστασης του Hausdorff. Αν ένα αντικείμενο X μπορεί να οριστεί σε ένα χώρο m διαστάσεων, όπου m είναι ακέραιος, και ο m -διάστατος χώρος είναι ο μικρότερος χώρος ακέραιης διάστασης μεταξύ όλων των πιθανών χώρων ακέραιης διάστασης που μπορεί να εμπεριέχει το X , και $N(\varepsilon)$ είναι ο αριθμός των m -διάστατων σφαιρών διαμέτρου ε που χρειάζονται για να καλύψουν το X , και αν $N(\varepsilon) \propto \left(\frac{1}{\varepsilon}\right)^D$ καθώς $\varepsilon \rightarrow 0$ μπορούμε να πούμε ότι το X έχει τη διάσταση Hausdorff D . Αν το D είναι πολύ μικρό, το D ονομάζεται κλασματική διάσταση.[15]

Αν υποθέσουμε ότι υπάρχει μία m -διάστατη σφαίρα αναφοράς μοναδιαίας διαμέτρου η οποία καλύπτει ακριβώς το αντικείμενο X , τότε η διάμετρος ε μπορεί να θεωρηθεί μία κλιμακωτή αναλογία αναφοράς σε σχέση με τη διάμετρο αναφοράς. Ο παραπάνω τύπος μπορεί να γραφτεί (5.41):

$$N(\varepsilon) = \left(\frac{1}{\varepsilon}\right)^D$$

Για τον υπολογισμό της FD έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες μέθοδοι, όπως η μέθοδος καταμέτρησης κύβων, η χρήση μορφολογικών τελεστών διαστολής (dilation) και συστολής (erosion) της συνάρτησης ή η μέθοδος του φάσματος ισχύος. Μία από τις καλύτερες μεθόδους για τον υπολογισμό της FD ιατρικών εικόνων βασίζεται στη χρήση μοντέλου κλασματικής κίνησης Brown. Το μοντέλο αυτό καθώς και η μέθοδος εξαγωγής χαρακτηριστικών υφής κλασματικής διάστασης που βασίζεται στο μοντέλο αυτό περιγράφονται στην επόμενη παράγραφο.[22],[23]

5.3.10.2 Μοντέλο κλασματικής κίνησης Brown και εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής κλασματικής διάστασης

Η κλασματική κίνηση Brown (fractional Brownian motion) είναι μια γενίκευση της κλασικής κίνησης Brown, σύμφωνα με την οποία ένα σωματίδιο μέσα σε ένα ρευστό διαγράφει τυχαίες διαδρομές (random walks), εξαιτίας των συγκρούσεων του με τα κινούμενα μόρια του

ρευστού. Αν τη χρονική στιγμή t_i το σωματίδιο βρίσκεται στη θέση $x(t_i)$ και τη χρονική στιγμή t_j στη θέση $x(t_j)$, τότε οι τυχαίες μεταβλητές $x(t_i)$ και $x(t_j)$ είναι μη στάσιμες και ακολουθούν κανονική κατανομή. Η τυχαία μεταβλητή $x(t_j)-x(t_i)$ ακολουθεί επίσης κανονική κατανομή με μέση τιμή μηδέν, διασπορά ανάλογη της διαφοράς t_j-t_i και είναι στάσιμη υπό την αυστηρή έννοια. Η κλασματική κίνηση Brown μπορεί να οριστεί ως εξής:

5.3.10.3 Ορισμός κλασματικής κίνησης Brown

Έστω πραγματικός αριθμός H ($0 < H < 1$) και η κλασική κίνηση Brown $B(t)$. Η κλασματική κίνηση Brown με παράμετρο H , $B_H(t)$, ορίζεται ως ακολούθως :

$$B_H(t) = \frac{1}{\Gamma(H+1/2)} \left[\int_{-\infty}^0 (|t-s|^{H-1/2} - |s|^{H-1/2}) dB(s) + \int_0^t |t-s|^{H-1/2} dB(s) \right] \quad (5.42)$$

όπου $\Gamma(p) = \int_0^{\infty} x^{p-1} e^{-x} dx$ ($0 < p < \infty$) είναι η συνάρτηση γάμμα και τα ολοκληρώματα είναι

υπό τη στοχαστική έννοια.

Η τραχύτητα της κυματομορφής της κλασματικής κίνησης Brown $B_H(t)$ αυξάνεται αντιστρόφως με τη τιμή της παραμέτρου H .

Η έννοια της κλασματικής κίνησης μπορεί να επεκταθεί και στις n διαστάσεις ($n \geq 2$). Έτσι η πολυδιάστατη κλασματική κίνηση Brown με παράμετρο H ($0 < H < 1$), $B_H(t_1, \dots, t_n)$, είναι μια (πολυδιάστατη) στοχαστική ανέλιξη με τις ακόλουθες ιδιότητες :

- Οι μεταβολές $B_H(t_1, \dots, t_n) - B_H(s_1, \dots, s_n)$ ακολουθούν κανονική κατανομή με μέση τιμή μηδέν

- Η διασπορά των μεταβολών $B_H(t_1, \dots, t_n) - B_H(s_1, \dots, s_n)$ είναι ανάλογη της ποσότητας $[\sum_{i=1}^n (t_i - s_i)^2]^H$, δηλαδή ισχύει ότι :

$$\text{var}\{[B_H(t_1, \dots, t_n) - B_H(s_1, \dots, s_n)]^2\} \propto [\sum_{i=1}^n (t_i - s_i)^2]^H \quad (5.43)$$

- Η φασματική πυκνότητα ισχύος της ανέλιξης δίνεται από την ακόλουθη σχέση :

$$S_{B_H}(\omega_1, \dots, \omega_n) = \frac{1}{(\sqrt{\omega_1^2 + \dots + \omega_n^2})^{2H+n}} \quad (5.44)$$

- Η παράμετρος H συνδέεται με την FD με τη εξής σχέση:

$$FD = n+1-H \quad (5.45)$$

Όπως και στη περίπτωση της μονοδιάστατης κλασματικής κίνησης, η τραχύτητα μιας επιφάνειας κλασματικής κίνησης Brown ($n=2$) αυξάνεται αντιστρόφως με την τιμή της παραμέτρου H.

Οι ιατρικές εικόνες μπορούν να θεωρηθούν το αποτέλεσμα τυχαίων διαδρομών (random walks), οπότε το Brownian μοντέλο κλασματικής κίνησης μπορεί να εφαρμοστεί σε αυτές. Έτσι αν είναι $I(x,y)$ η συνάρτηση φωτεινότητας της εικόνας η fractal διάσταση, FD, της εικόνας μπορεί να υπολογιστεί από την παρακάτω σχέση : [23]

$$E(\Delta I^2) = c(\Delta r)^{(6-2FD)} \quad (5.46)$$

όπου E είναι ο τελεστής αναμενόμενης τιμής (expectation operator), το ΔI είναι η διαφορά του επιπέδου φωτεινότητας ανάμεσα σε δύο εικονοστοιχεία (x_1,y_1) και (x_2,y_2) , δηλαδή ισχύει $\Delta I \equiv |I(x_2,y_2) - I(x_1,y_1)|$, το c είναι μια σταθερά και $\Delta r \equiv \|(x_2,y_2) - (x_1,y_1)\|$ είναι η απόσταση ανάμεσα στα δύο εικονοστοιχεία .

Η σχέση (5.46), λαμβάνοντας υπόψη τη σχέση (5.45) για $n=2$ αφού μια εικόνα είναι ένα δισδιάστατο σήμα, παίρνει την παρακάτω μορφή :[23]

$$E(\Delta I^2) = c(\Delta r)^{2H} \quad (5.47)$$

όπου H είναι η παράμετρος της κίνησης Brown.

Λογαριθμίζοντας τα δύο μέλη της σχέσης (5.47) προκύπτει ότι:

$$\log(E(\Delta I^2)) = \log(c) + 2H \log(\Delta r) \quad (5.48)$$

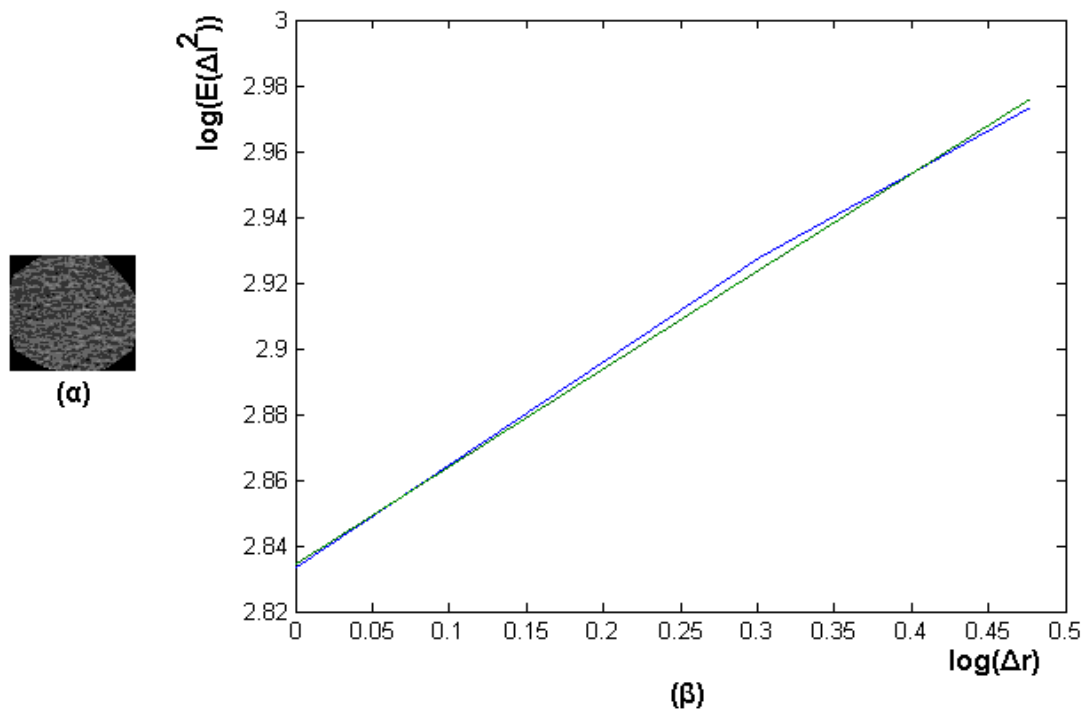
Αυτό σημαίνει ότι αν σχεδιαστεί το $E(\Delta I^2)$ ως προς το Δr σε λογαριθμική κλίμακα προκύπτει μια ευθεία της οποίας η κλίση είναι το διπλάσιο της παραμέτρου H. Έτσι μπορεί να υπολογιστεί η παράμετρος H αλλά και η FD μέσω της (5.45).

Για συγκεκριμένο Δr το $E(\Delta I^2)$ είναι ίσο με τη μέση τιμή του τετραγώνου της διαφοράς του επιπέδου φωτεινότητας ανάμεσα δυο εικονοστοιχεία τα οποία βρίσκονται σε απόσταση Δr . Επομένως προσδιορίζονται όλα τα εικονοστοιχεία που ανά δύο απέχουν απόσταση Δr , είτε αυτά βρίσκονται σε οριζόντια ή κάθετη γωνιακή σχέση ή σε γωνιακή σχέση 45ο ή 135ο. Τα τετράγωνα των διαφορών των επιπέδων φωτεινότητας αθροίζονται και το αποτέλεσμα διαιρείται με τον αριθμό των ζευγαριών των εικονοστοιχείων που βρίσκονται σε απόσταση Δr . Συνήθως θεωρούμε ότι το Δr παίρνει τιμές $\Delta r=1,2,3$. Για τα ζεύγη τιμών $[\log(E(\Delta I^2)), \log(\Delta r)]$ εφαρμόζουμε τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων και από τη κλίση της ευθείας που προκύπτει υπολογίζεται εύκολα η παράμετρος H αλλά και η FD.

Ας σημειωθεί ότι αν για μία συνάρτηση $y=f(x)$ έχουμε n ζευγάρια τιμών (x_i, y_i) , $i=1..n$, τότε με τη μέθοδο ελαχίστων τετραγώνων τα n σημεία του γραφήματος της συνάρτησης f δίνουν μια ευθεία $y=ax+b$, όπου

$$b = \frac{n \sum_i x_i y_i - \sum_i x_i \sum_i y_i}{n \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2} \quad \text{και} \quad a = \frac{\sum_i y_i - b \sum_i x_i}{n}$$

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται το γράφημα του $\log(E(\Delta l^2))$ ως συνάρτηση του $\log(\Delta r)$ για μία εικόνα φυσιολογικού ηπατικού ιστού από ΑΤ καθώς και η ευθεία που προκύπτει με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Για τη συγκεκριμένη εικόνα η κλίση της ευθείας που προκύπτει με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων είναι 0.296, άρα $H=0.148$ οπότε από τη (5.45), με $n=2$, προκύπτει ότι $FD=2.852$.



Εικόνα 5.19

(α) Εικόνα φυσιολογικού ιστού ήπατος από αξονικό τομογράφο
 (β) Το γράφημα του $\log(E(\Delta l^2))$ ως συνάρτηση του $\log(\Delta r)$ πριν και μετά την εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων .

Όπως προαναφέρθηκε η τιμή της FD μιας επιφάνειας δίνει πληροφορίες για την τραχύτητα της. Όσο πιο μεγάλη είναι η τιμή της κλασματικής διάστασης τόσο πιο μεγάλη είναι η τραχύτητα της επιφάνειας. Όμως είναι δυνατό να αυξηθεί η πληροφορία υφής μιας εικόνας, αν

υπολογιστεί η τιμή της κλασματικής διάστασης της όταν αυτή έχει 1,2,3 ή περισσότερες φορές μικρότερη ανάλυση. Είναι δυνατόν ,έτσι, να προκύψει ένα διάνυσμα FD πολλαπλής ανάλυσης (Multiresolution Fractal Feature Vector, MF) το οποίο περιέχει τις τιμές της παραμέτρου H για την αρχική εικόνα αλλά και για τις εικόνες μειωμένης ανάλυσης.[23] Δηλαδή:

$$MF \equiv (H^{(m)}, H^{(m-1)}, \dots, H^{(m-n+1)})$$

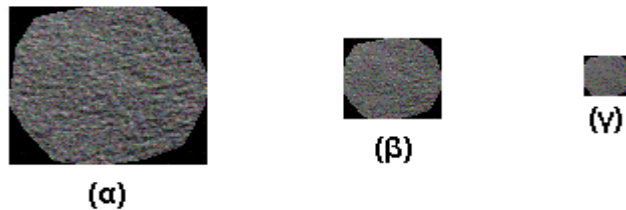
όπου H(k) είναι η τιμή του H για την ανάλυση k, m είναι η αρχική ανάλυση της εικόνας και n είναι ο επιθυμητός αριθμός των επιπέδων ανάλυσης.

Από μια εικόνα I(i+1)(x,y) ανάλυσης (i+1) προκύπτει η ίδια εικόνα I(i)(x,y) με ανάλυση i σύμφωνα με τη παρακάτω σχέση:

$$I(i)(x,y) = [I(i+1)(2x,2y) + I(i+1)(2x+1,2y) + I(i+1)(2x,2y+1) + I(i+1)(2x+1,2y+1)] / 4$$

όπου $0 \leq i \leq m$.

Παράδειγμα μείωσης της ανάλυσης με βήμα 1, για μία εικόνα φυσιολογικού ηπατικού ιστού προερχόμενη από ΑΤ, παρουσιάζεται στην επόμενη εικόνα .



Εικόνα 5.20

(α) Αρχική εικόνα περιοχής ενδιαφέροντος από υγιές ηπατικό παρέγχυμα προερχόμενη από ΑΤ με ανάλυση m,

(β) η ίδια εικόνα με ανάλυση m-1,

(γ) η ίδια εικόνα με ανάλυση m-2

Τα στοιχεία του διανύσματος MF παρέχουν πληροφορίες όχι μόνο για την τραχύτητα της επιφάνειας που απεικονίζεται σε μία εικόνα αλλά και για τη κενότητα της (lacunarity, lacuna = κενό), δηλαδή για την ύπαρξη ή μη σχηματισμών / δομών στην επιφάνεια. Επίσης παρέχει πληροφορίες και για την κανονικότητα (regularity) που παρουσιάζει η επιφάνεια που απεικονίζεται, δηλαδή για το πόσο οργανωμένος ή τυχαίος είναι ο τρόπος με τον οποίο κατανέμονται οι δομές και οι σχηματισμοί πάνω σε αυτή.

5.3.10.4 Χρησιμότητα της μεθόδου

Η FD αποτελεί σημαντικό μέγεθος για τον χαρακτηρισμό της τραχύτητας των γραφημάτων συναρτήσεων, καθώς γραφήματα με μεγάλη τραχύτητα, δηλαδή με έντονες τοπικές μεταβολές των τιμών της συνάρτησης, χαρακτηρίζονται από υψηλές τιμές της κλασματικής διάστασης. Η FD έχει χρησιμοποιηθεί για την ποσοτική περιγραφή εικόνων, αφού εικόνες με

διαφορετική υφή έχουν διαφορετική κλασματική διάσταση. Επίσης, όσον αφορά στην επεξεργασία ιατρικών δεδομένων, η fractal θεωρία έχει χρησιμοποιηθεί για την ανάλυση ακτινογραφιών οστών, την ανάλυση μαστογραφιών, αλλά και την τρισδιάστατη παρεμβολή.

Επίσης η μέθοδος της κλασματικής διάστασης έχει άλλες δύο βασικές εφαρμογές: την κατηγοριοποίηση και την ανίχνευση και ενδυνάμωση των ακμών. Στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης, υπολογίζεται ως χαρακτηριστικό διάνυσμα της κανονικοποιημένης κλασματικής Brownian κίνησης. Αυτό αντιπροσωπεύει τον κανονικοποιημένο μέσο όρο της διαφοράς των απολύτων τιμών έντασης / φωτεινότητας σε κάθε ζευγάρι εικονοστοιχείων σε μία επιφάνεια, σε διαφορετικές κλίμακες (αποστάσεις ζευγαριών εικονοστοιχείων). Στην περίπτωση της ανίχνευσης, λαμβάνεται μία μετασχηματισμένη εικόνα, υπολογίζοντας την κλασματική διάσταση του κάθε εικονοστοιχείου επί του συνόλου της ιατρικής εικόνας.

Σε μία εικόνα, η κλασματική διάσταση είναι ένας κλασματικός αριθμός μεταξύ του 2 και του 3, ο οποίος αποτελεί μέτρο της αδρότητας της επιφάνειας φωτεινότητας. Πειράματα έχουν δείξει ότι η κλασματική διάσταση είναι υψηλά συσχετιζόμενη με την ανθρώπινη αντίληψη της υφής σε μία ψηφιακή εικόνα. Όσο πιο αδρή είναι η εμφάνιση της υφής, τόσο μεγαλύτερη είναι η κλασματική διάσταση.



Εικόνα 5.21

Υφή από fractal model



6.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

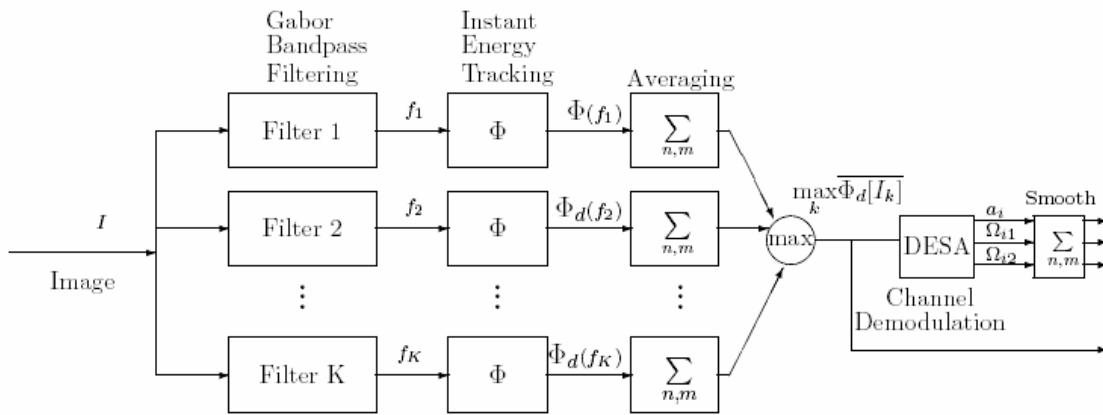
Μπορούμε να ορίσουμε την έννοια της υψής απλά ως ένα σχέδιο που φωτοβολεί και γίνεται αντιληπτό ως ομογενές. Κάθε υφή μπορεί να θεωρηθεί σαν ένα σύνολο από συστατικά μεταβλητών orientation (προσανατολισμού) και spatial frequency (χωρητικής συχνότητας). Έτσι αν φιλτράρουμε κάθε φορά την εικόνα με πολλαπλά ζωνοπερατά φίλτρα συντονισμένα σε μια επικρατούσα τιμή συχνότητας και προσανατολισμού μπορούμε να εντοπίσουμε κάθε υφή από μια συγκεκριμένη εικόνα.

Η εικόνα περνά μέσα από ένα σύνολο «καναλιών» καθένα από τα οποία εφαρμόζει ένα κατάλληλα συντονισμένο φίλτρο (εικόνα 6.1). Στη συνέχεια μελετάμε την έξοδο από τα φίλτρα και καθορίζουμε τις περιοχές που καταλαμβάνονται από τις μελετούμενες υφές. Τέτοια φίλτρα «καναλιών» μπορούν να είναι και τα φίλτρα Gabor τα οποία είναι ζωνοπερατά φίλτρα με συντονισμένο προσανατολισμό, κεντρική συχνότητα και εύρος ζώνης. Το σύνολο των φίλτρων όλων αυτών των καναλιών συγκροτούν μια filterbank (εικόνα 6.2) έτσι ώστε να καλύπτεται όλο το φάσμα της εικόνας που θέλουμε να επεξεργαστούμε.

Η χρήση των φίλτρων αυτών στηρίζεται στην αρχή της αβεβαιότητας (το ζητούμενο είναι η ικανοποίηση της ελάχιστης τιμής του γινομένου του πάχους στον χώρο και στην συχνότητα της). Οι βιολογικές ενδείξεις που χρησιμοποιούμε αφορούν την μοντελοποίηση των διεγερτικών και ανασταλτατικών πεδίων της απόκρισης απλών κυττάρων στον οπτικό φλοιό. Περιληπτικά, η ανάλυση και μοντελοποίηση υψής πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας πολλά ζωνοπερατά φίλτρα, μετρώντας την ενέργεια των εξόδων τους και αποδιαμορφώνοντας την πιο ενεργητική έξοδο.

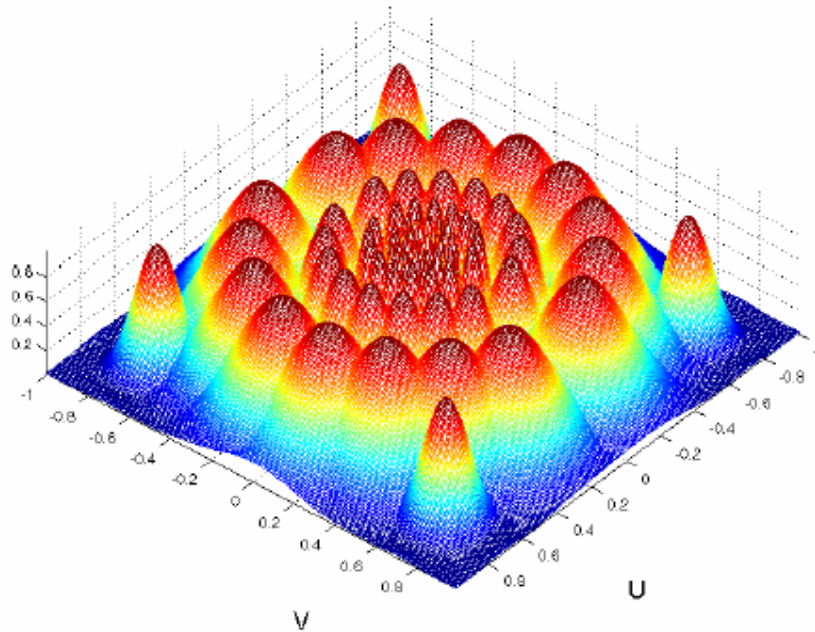
Η απάντηση στην ερώτηση γιατί χρησιμοποιούμε τα φίλτρα Gabor για ανάλυση υψής έχει να κάνει με τις διάφορες ιδιότητες των φίλτρων αυτών που τα καθιστά ιδιαίτερα κατάλληλα για αυτήν την εργασία. Καταρχήν έχει μεγάλη σημασία η λειτουργία του Gabor σαν ένα ζωνοπερατό φίλτρο που μπορεί να είναι συντονισμένο σε ένα μικρό εύρος συχνοτήτων οπουδήποτε στο πεδίο συχνότητας.

Επίσης έχει δειχτεί ότι ένα περιορισμένο σύνολο φίλτρων Gabor είναι ικανό να προσεγγίσει τους συντελεστές μιας εικόνας περιορισμένου εύρους συχνοτήτων. Έτσι μπορούν τα φίλτρα αυτά να χρησιμοποιηθούν για να αναδημιουργήσουν τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά κατά την ανακατασκευή μιας εικόνας [24].



Εικόνα 6.1

Επεξεργασία εικόνας μέσω της διαδικασίας των «καναλιών» σε καθένα από τα οποία εφαρμόζεται κατάλληλα το επιθυμητό φίλτρο Gabor [11]



Εικόνα 6.2

Παράδειγμα αποκρίσεων συχνότητας έπειτα από την εφαρμογή φίλτρων Gabor που προέρχονται από μια προκαθορισμένη (ανάλογα με την εικόνα) filterbank σε τρισδιάστατη απεικόνιση [11]

6.2 ΦΙΛΤΡΑ GABOR [2]

Ως είσοδο χρησιμοποιούμε ένα μέρος της προς επεξεργασία εικόνας

$$I(x, y), x, y \in \Omega \quad (6.1)$$

όπου Ω είναι το σύνολο των σημείων της εικόνας. Αυτό το κομμάτι της εικόνας συνελίσσεται με μια συνάρτηση Gabor $g(x, y)$. Το αποτέλεσμα είναι μια εικόνα με ανάλυση Gabor που δίνεται από τη σχέση

$$r(x, y) = \iint_{\Omega} I(\xi, \eta) g(x - \xi, y - \eta) d\xi d\eta \quad (6.2)$$

Οι συναρτήσεις Gabor που χρησιμοποιούμε περιγράφονται μαθηματικά ως εξής [25]:

$$g_{\lambda, \Theta, \varphi}(x, y) = e^{-\frac{(x')^2 + \gamma^2 (y')^2}{2\sigma^2}} \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right)$$

$$x' = x \cos \Theta + y \sin \Theta$$

$$y' = -x \sin \Theta + y \cos \Theta, \quad (6.3)$$

όπου:

σ η σταθερά απόκλισης που καθορίζει το μέγεθος της επίδρασης του χώρου γύρω από ένα pixel

g η σταθερά συνέλιξης Kernel

γ spatial aspect ratio, πρόκειται για σταθερή τιμή που δεν αποτελεί ένδειξη όσον αφορά το φίλτρο και τη χρήση του

λ το μήκος κύματος

$1/\lambda$ η συχνότητα του αρμονικού παράγοντα $\cos((2\pi x'/\lambda) + \varphi)$

φ η γωνία που καθορίζει τη συμμετρία της συνάρτησης (για $\varphi=0, \pi$ είναι άρτια ενώ για

$\varphi = (-1/2)\pi$ ή $\varphi = (1/2)\pi$ είναι περιττή).

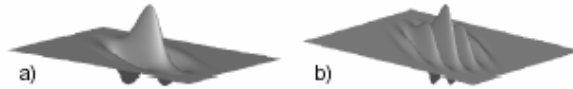
Το εύρος συχνότητας b του φίλτρου δίνεται από τη σχέση:

$$b = \log_2 \frac{\frac{\sigma}{\lambda} \pi + \sqrt{\frac{\ln 2}{2}}}{\frac{\sigma}{\lambda} \pi - \sqrt{\frac{\ln 2}{2}}}, \quad \frac{\sigma}{\lambda} = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{\ln 2}{2}} \cdot \frac{2^b + 1}{2^b - 1} \quad (6.4)$$

όπου:

το πηλίκο σ/λ καθορίζει το εύρος συχνότητας του φίλτρου

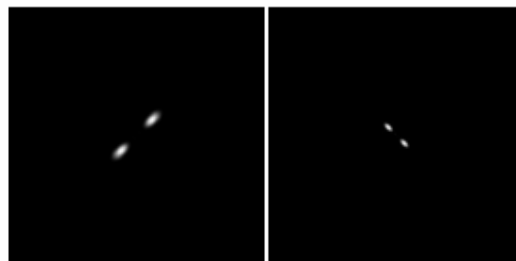
θ η γωνία που καθορίζει την κατεύθυνση των λοβών οι οποίοι θα έχουν τη μορφή του παρακάτω σχήματος 1 όπου παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης με ίδια σταθερά απόκλισης σ αλλά διαφορετικό πηλίκιο σ/λ (δηλαδή διαφορετικό μήκος κύματος).



Εικόνα 6.3

Απεικόνιση δύο δισδιάστατων συναρτήσεων Gabor με ίδια σταθερά απόκλισης και διαφορετικό μήκος κύματος

Στην εικόνα 6.3 που ακολουθεί παρουσιάζονται δύο φάσματα που έχουν προκύψει με χρήση δύο φίλτρων Gabor με διαφορετικές παραμέτρους. Οι φωτεινές περιοχές απεικονίζουν ουσιαστικά συχνότητες και προσανατολισμένα διανύσματα (μεταβλητές orientation και spatial frequency) που έχουν «περάσει» από τα αντίστοιχα φίλτρα. Με τον τρόπο αυτό τα φίλτρα Gabor δρουν ως ζωνοπερατά φίλτρα [25].



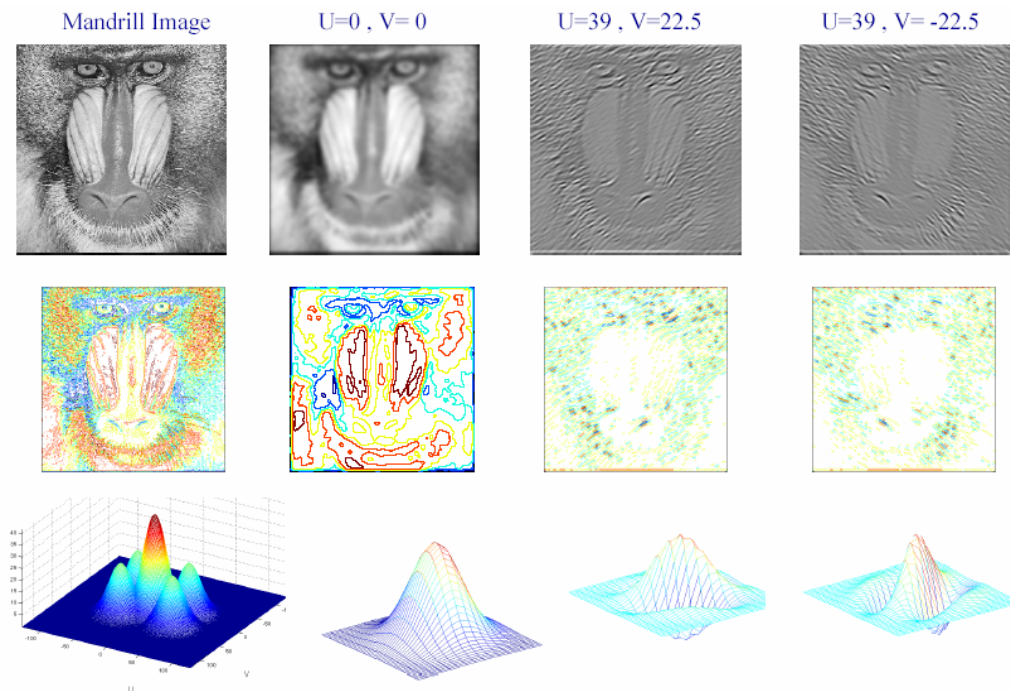
Εικόνα 6.4

Φάσμα δύο δισδιάστατων συναρτήσεων Gabor

6.2.1 Χρήση των φίλτρων gabor

Το πλάτος των εξόδων των καναλιών παρέχει τις πληροφορίες για τη θέση των υφών σε σχέση με τη συνολική εικόνα. Το πλάτος αυτό πρέπει να είναι μεγάλο όταν η υφή παρουσιάζει τη συχνότητα και τον προσανατολισμό στα οποία είναι συντονισμένο το φίλτρο Gabor του καναλιού. Αντίθετα πρέπει να είναι αμελητέο, όταν η υφή δεν παρουσιάζει αυτά τα χαρακτηριστικά. Η σύγκριση της τιμής του πλάτους μας δίνει την πληροφορία για το ποια υφή βρίσκεται σε ποια περιοχή της εικόνας.

Η φάση της εξόδου των καναλιών μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να εντοπίσουμε τις λεπτότερες μεταβάσεις από μια υφή σε μια άλλη. Οι απότομες αλλαγές στην τιμή της φάσης δείχνουν ασυνέχεια στην υφή. Μια τέτοια ασυνέχεια μπορεί να εμφανιστεί όταν η γεωμετρία ενός αντικειμένου στο οποίο εφαρμόζεται η ανάλυση είναι ανώμαλη [24].



Εικόνα 6.5

Παράδειγμα χρήσης διδιάστατων φίλτρων Gabor για συγκεκριμένη εικόνα[11]

Στην παραπάνω εικόνα παρατηρούμε την ιδιότητα του φίλτρου Gabor να δρα ως ζωνοπερατό με αποτέλεσμα να έχουμε κάθε φορά διαφορετικό αποτέλεσμα ανάλογα με το ποια σημεία της υφής της εικόνας «περνούν» από τη ζώνη που εφαρμόζει κάθε φορά το φίλτρο.

6.3 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΑΝΑΛΥΣΕΩΝ ΥΦΗΣ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΦΙΛΤΡΑ GABOR [2]

Εκτιμάται η απόδοση ενός αριθμού μεθόδων ανάλυσης η οποία κάθε φορά βασίζεται στα φάσματα που παρέχονται μετά την επεξεργασία με χρήση φίλτρων Gabor. Η σύγκριση των διάφορων μεθόδων γίνεται μέσω μιας ποσοτικής μεθόδου η οποία βασίζεται στο κριτήριο Fisher. Στις περισσότερες από τις μελέτες αυτού του αντικειμένου χρησιμοποιούνται φίλτρα Gabor δύο διαστάσεων, γραμμικά τα οποία ανταποκρίνονται στις εκάστοτε απαιτήσεις για συγκεκριμένες τιμές των μεταβλητών orientation (προσανατολισμού) και spatial frequency (χωρητικής συχνότητας). Δρα σαν ένα ζωνοπερατό φίλτρο του οποίου οι βέλτιστες ιδιότητες μπορούν να οριστούν στο πεδίο του χρόνου (μέσω της συχνότητας).

Ουσιαστικά πραγματοποιείται το εξής σενάριο: μια εικόνα επεξεργάζεται με μια σειρά φίλτρων που έχουν όμως διαφορετικές τιμές των προαναφερόμενων μεταβλητών που καλύπτουν κατάλληλα το πεδίο του χρόνου. Τα χαρακτηριστικά στοιχεία που προκύπτουν κάθε φορά δίνουν ένα διάνυσμα το οποίο με τη σειρά του χρησιμοποιείται σε επόμενο στάδιο της επεξεργασίας είτε απευθείας σαν είσοδο σε μια διαδικασία τμηματοποίησης

(segmentation) ή κατηγοριοποίησης (classification) είτε αφού πρώτα μετασχηματιστεί σε νέο διάνυσμα.

Επειδή υπάρχουν διαφορετικοί τρόποι επεξεργασίας μέσω φίλτρων Gabor πρέπει να εκτιμήσουμε την απόδοση της κάθε μεθόδου χωριστά. Γεννάται όμως το ερώτημα όσον αφορά το κατά πόσο το μέγεθος αυτό είναι μετρήσιμο. Οι μελέτες που ασχολούνται με το θέμα αυτό ονομάζονται CRC (Classification Result Comparison) και η διαδικασία που ακολουθείται έχει ως εξής: εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος τμηματοποίησης σε ένα διάνυσμα Gabor και ο αριθμός των pixels που δεν έχει ενσωματωθεί κατάλληλα σε τμήματα αποτελεί μέτρο της απόδοσης της εκάστοτε μεθόδου.

Η παραπάνω σύγκριση έχει περισσότερο ποιοτικό χαρακτήρα. Για μια περισσότερο ποσοτική σύγκριση χρησιμοποιούμε μια άλλη διαδικασία κατά την οποία συγκρίνονται τα χαρακτηριστικά μεγέθη που έχουν προκύψει από μία μόνο ανάλυση κάθε φορά ανεξάρτητα από τυχόν διαδικασίες τμηματοποίησης. Στη συνέχεια προσεγγίζουμε στατιστικά την ικανότητα του «αναλυτή» να διακρίνει δύο διαφορετικές υφές υπολογίζοντας την απόσταση ανάμεσα στα αντίστοιχα συμπλέγματα σημείων σύμφωνα πάντα με το κριτήριο Fisher [25].

6.3.1 Μέθοδοι ανάλυσης υφής με φίλτρα Gabor

Οι μέθοδοι ανάλυσης υφής με φίλτρα Gabor είναι οι εξής [25]:

Linear Gabor: Χρησιμοποιούνται δύο ομάδες γραμμικών φίλτρων από τις οποίες η μία είναι συμμετρική με ίδια όμως τιμή του πηλίκου $\sigma/\lambda=0.56$ και για τις δύο ομάδες, μια τιμή που έχει άμεση σχέση με τις ιδιότητες των απλών κυττάρων του οπτικού φλοιού που μπορούν να μοντελοποιηθούν μέσω του φίλτρου. Οι μεταβλητές που χρησιμοποιούνται στη μέθοδο αυτή είναι orientation 3 και spatial frequency 8, ο συνδυασμός ($3 \times 8=24$) των οποίων έχει ως αποτέλεσμα το διάνυσμα της ανάλυσης να αποτελείται από 24 στοιχεία για κάθε σημείο της εικόνας.

Threshold Gabor: Κατά τη μέθοδο αυτή εφαρμόζουμε σε γραμμικά διανύσματα ανάλυσης μη γραμμική επεξεργασία. Περιγράφεται μαθηματικά από τη σχέση

$$t_{\lambda,\theta,\varphi}(x,y) = \chi(r_{\lambda,\theta,\varphi}(x,y)) \quad (6.5)$$

Gabor Energy: Η ποσότητα που προκύπτει αν συνδυάσουμε σε ένα, τα αποτελέσματα ενός συμμετρικού και ενός αντισυμμετρικού φίλτρου. Το αποτέλεσμα είναι μια ομάδα μη γραμμικών φίλτρων που καλύπτει όμως το ίδιο εύρος συχνοτήτων. Αφορά μοντέλα σύνθετων κυττάρων στον κύριο οπτικό φλοιό και περιγράφεται από τη σχέση

$$e_{\lambda,\theta}(x,y) = \sqrt{r_{\lambda,\theta,0}^2(x,y) + r_{\lambda,\theta,-\frac{1}{2}\pi}^2(x,y)} \quad (6.6)$$

Για να αναφέρουμε την επόμενη μέθοδο θα ήταν καλό να αναλύσουμε την έννοια του *Local power spectrum*. Σχετίζεται με την έννοια του pixel σε μια εικόνα. Ορίζεται ως ο

τετραγωνικός συντελεστής του μετ/σμου Fourier της παραγώγου μιας συνάρτησης παραθύρου και της εικόνας που θέλουμε να επεξεργαστούμε. Ως συνάρτηση παραθύρου χρησιμοποιούμε συνήθως τη δισδιάστατη Gaussian και ο ρόλος της είναι βοηθητικός όσο αφορά την επιλογή μιας περιοχής ενδιαφέροντος γύρω από ένα pixel. Για παράδειγμα το Local power spectrum της εικόνας I στο σημείο (x,y) δίνεται από τη σχέση:

$$P_{\lambda, \Theta}(x, y) = r_{\lambda, \Theta, 0}^2(x, y) + r_{\lambda, \Theta, -\frac{\pi}{2}}^2(x, y). \quad (6.7)$$

Complex Moment Features (C_{mn}): Είναι στοιχείο του local power spectrum που περιγράψαμε αμέσως παραπάνω. Πρόκειται για χαρακτηριστικά εντός ομογενών περιοχών που δίνουν την πληροφορία για την παρουσία ή την απουσία κυρίαρχων δομών στην υφή της εικόνας (ο αριθμός των κυρίαρχων δομών είναι το άθροισμα m+n). Όταν αναφέρεται ότι η τάξη της μεθόδου είναι m+n τότε προκύπτει απευθείας ότι μέσω αυτής της μεθόδου μπορούμε να διακριτοποιήσουμε υφές με (m+n)/2 κυρίαρχες δομές. Περιγράφεται από τη σχέση:

$$C_{mn}(x, y) = \iint (u + iv)^m (u - iv)^n \bar{p}_{u,v}(x, y) du dv \quad (6.8)$$

όπου

$$u = \frac{1}{\lambda} \cos \Theta, \quad v = \frac{1}{\lambda} \sin \Theta, \quad \bar{p}_{u,v}(x, y) = P_{\lambda, \Theta}(x, y) \quad (6.9)$$

Grating cell operator features: Η μέθοδος αυτή αναπαράγει την ιδιότητα ορισμένων κυττάρων να μην αντιδρούν σε μία και μοναδική διέγερση αλλά σε μια σειρά διεγέρσεων γεγονός που τα διαφοροποιεί από την πλειοψηφία των κυττάρων του οπτικού ιστού. Οι αποκρίσεις σε αυτές τις πολλαπλές διεγέρσεις συνδυάζονται σε ένα τελικό αποτέλεσμα. Περιγράφεται μαθηματικά από τη σχέση

$$w_{\xi, \eta, \Theta, \lambda} = \int_{\Omega} e^{-\frac{(\xi - \xi')^2 + (\eta - \eta')^2}{2(\rho \sigma)^2}} (q_{\xi', \eta', \Theta, \lambda} + q_{\xi', \eta', \Theta + \pi, \lambda}) d\xi' d\eta', \quad \Theta \in [0, \pi) \quad (6.10)$$

όπου

$$q_{\Theta, \lambda}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } \forall n, M_{\Theta, \lambda, n}(x, y) \geq \rho M_{\Theta, \lambda}(x, y) \\ 0 & \text{if } \exists n, M_{\Theta, \lambda, n}(x, y) < \rho M_{\Theta, \lambda}(x, y) \end{cases} \quad (6.11)$$

με

$$n \in \{-3 \dots 2\} \quad (6.12)$$

6.3.2 Συμπεράσματα

Τα διανύσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή της ανάλυσης υφής σε διάφορα σημεία της εικόνας δεν είναι μεταξύ τους πανομοιότυπα, αλλά ποικίλουν από ένα σύμπλεγμα σημείων μέχρι ένα πολυδιάστατο σύστημα. Όσο μεγαλύτερη είναι η απόσταση μεταξύ δύο ομάδων σημείων (clusters) οι οποίες αντιστοιχούν σε δύο διαφορετικούς τύπους υφής τόσο μεγαλύτερη είναι η δυνατότητα διακριτοποίησης του αναλυτή. Η απόσταση βέβαια έχει άμεση σχέση με το μέγεθος των clusters. Για να καθορίσουμε την απόσταση μεταξύ δύο clusters διανυσμάτων ανάλυσης εξετάζουμε την προβολή των διανυσμάτων αυτών σε μια γραμμή υποθέτοντας ότι η προβολή απεικονίζει τη μέγιστη διακριτική ικανότητα σε μονοδιάστατο χώρο. Η συνάρτηση Fisher είναι ένας γραμμικός μετασχηματισμός που επαληθεύει την προβολή αυτή

$$y = (\mu_1^* - \mu_2^*)^T S^{-1} \mathbf{x}, \quad (6.13)$$

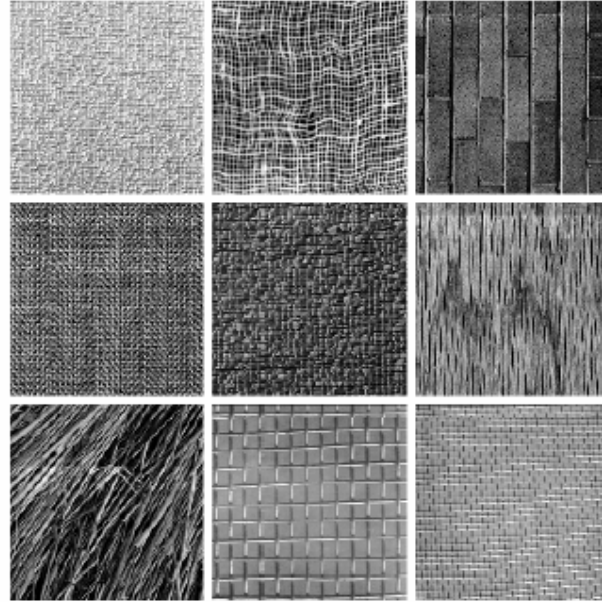
όπου μ_1 και μ_2 τα δύο clusters και S ο πίνακας συνδιακύμανσης. Αν θεωρήσουμε σ_1 και σ_2 τις τυπικές αποκλίσεις των διανυσμάτων της ανάλυσης τότε το κριτήριο Fisher εκφράζεται από τη σχέση

$$f = \frac{|\eta_1 - \eta_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (6.14)$$

Δηλαδή το κριτήριο αυτό εκφράζει την απόσταση μεταξύ δύο clusters σχετικά με τη συμπύκνωσή τους σε μία ποσότητα.

Αν θεωρήσουμε την εικόνα 6.3 και τις 9 διαφορετικές υφές που απεικονίζονται για να εφαρμόσουμε τη διαδικασία σύγκρισης των μεθόδων και το κριτήριο Fisher μετράμε τη διαχωριστικότητα (separability) κάθε υφής με τον ακόλουθο τρόπο: Η συγκεντρωμένη μήτρα συνδιακύμανσης υπολογίζεται για κάθε ζευγάρι των εικόνων με 1000 διανύσματα χαρακτηριστικών από κάθε εικόνα. Κατόπιν αυτά τα διανύσματα χαρακτηριστικών προβάλλονται σε μια γραμμή και στη συνέχεια εφαρμόζεται το κριτήριο του Fisher στο διάστημα προβολής [25].

Οι τιμές του κριτηρίου Fisher για κάθε μια από τις παραπάνω μεθόδους συνοψίζονται στον πίνακα 6.1 που ακολουθεί.



*Εικόνα 6.6
Δείγματα υφής για τη σύγκριση
των μεθόδων ανάλυσης υφής*

ΠΙΝΑΚΑΣ 6.1

Feature type	Avg	Min	Max
Linear sym. Gabor	0.16	0.11	0.20
Linear asym. Gabor	0.16	0.14	0.20
Thresh. sym. Gabor	1.22	0.60	1.83
Thresh. asym. Gabor	1.25	0.64	1.88
Gabor energy	6.33	2.35	12.89
Complex moments	2.69	0.65	4.84
Grating cell operator	14.02	5.44	31.62

Συμπεραίνουμε ότι η διακριτική ικανότητα αυξάνει με το μέγεθος της επεξεργασίας με φίλτρα Gabor. Εξάιρεση στον κανόνα αποτελεί η μέθοδος complex moments που έχει χαμηλότερη απόδοση από την ποσότητα Gabor-Energy από την οποία προέρχεται. Η αποδοτικότερη μέθοδος είναι η Grating cell operator.

6.4 COLOR GABOR FILTERS [2]

6.4.1 Unichrome Features

Ο υπολογισμός αυτών των χαρακτηριστικών αποτελεί στην ουσία έναν απευθείας τρόπο να διαχειριστούμε με φίλτρα Gabor έγχρωμες εικόνες. Τα χαρακτηριστικά μεγέθη υπολογίζονται χωριστά για κάθε χρωματική ζώνη. Δίνεται από τη σχέση

$$U_{i,f,\varphi} = \sum_{x,y} g_{i,f,\varphi}^2(x,y) \quad (6.15)$$

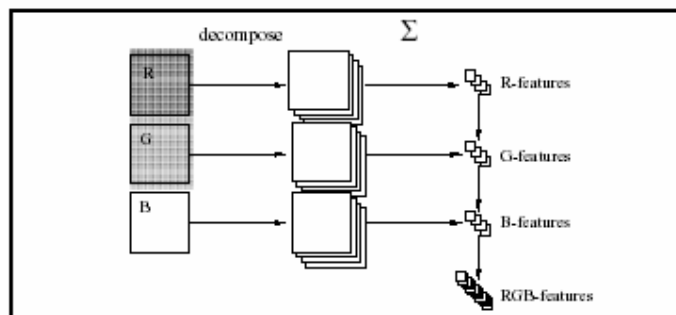
όπου

i το εύρος φάσματος,

f η κεντρική συχνότητα και

φ ο προσανατολισμός

Για κάθε χρωματική ζώνη μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα είδος κατηγοριοποίησης ανάλογα με το μήκος κύματος. Με το συνδυασμό των επιμέρους διανυσμάτων που προκύπτουν από την παραπάνω διαδικασία παίρνουμε τη χρωματική πληροφορία στο σύνολό της (εικόνα 6.7). Εντούτοις τα χαρακτηριστικά αυτά που υπολογίζονται στο σύστημα μεταβλητών RGB δεν αξιοποιούν τη συσχέτιση μεταξύ των χρωματικών ζωνών [26].



Εικόνα 6.7

Συνδυασμός των RGB χαρακτηριστικών

6.4.2 Opponent Color Features

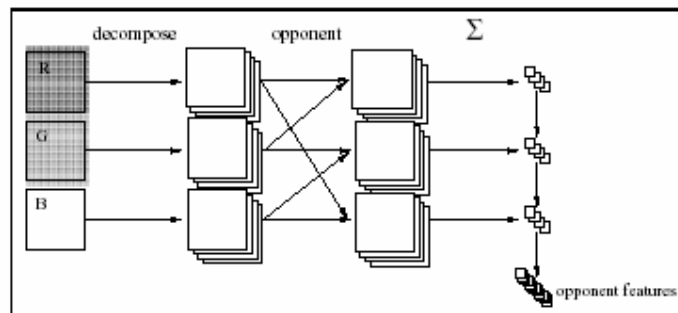
Ο υπολογισμός αυτών των χαρακτηριστικών στηρίζεται στην αντίθεση που παρουσιάζει η ανθρώπινη αντιληπτική ικανότητα όσον αφορά τα χρώματα. Τα αποδεκτά πεδία στον αμφιβληστροειδή χιτώνα του ματιού από τα φωτοευαίσθητα κύτταρα που συνδέονται με τους νευρώνες παρουσιάζουν χωρητικές και χρονικές αντιθέσεις. Αν μια ομάδα φωτοευαίσθητων κυττάρων διεγερθεί, τα κύτταρα που βρίσκονται γύρω από αυτή αναστέλλονται. Για να εφαρμόσουμε τη θεωρία αυτή μέσω των φίλτρων Gabor, οι διαφορετικές ομάδες κυττάρων σχετίζονται με το εύρος φάσματος και τις γειτονικές κεντρικές συχνότητες (εικόνα 6.5) Για αυτό το λόγο τα χαρακτηριστικά αυτού του είδους μπορούν να οριστούν με την ενέργεια της διαφοράς δύο κανονικοποιημένων χρωματικών ζωνών i και j με προκαθορισμένες μεταβλητές κεντρικής συχνότητας και προσανατολισμού [26].

$$\sum_{x,y} \left(\frac{g_{i,f,\varphi}(x,y)}{U_{i,f,\varphi}} - \frac{g_{j,f',\varphi}(x,y)}{U_{j,f',\varphi}} \right)^2 \quad (6.16)$$

Απομακρύνοντας την πλεονάζουσα πληροφορία (όσον αφορά τους σκοπούς της κατηγοριοποίησης που ακολουθούμε προκύπτει η ποσότητα

$$O_{i,j,f,f',\varphi} = \sum_{x,y} \frac{g_{i,f,\varphi}(x,y)g_{j,f',\varphi}(x,y)}{U_{i,f,\varphi}U_{j,f',\varphi}} \quad (6.17)$$

ως κανονικοποιημένη cross-correlation των $g_{i,f,\varphi}(x,y)$ και $g_{j,f',\varphi}(x,y)$, $i \neq j$.

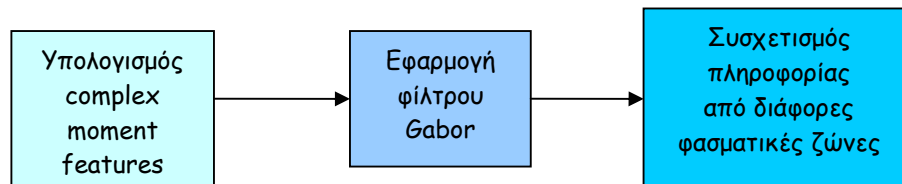


Εικόνα 6.8

Κανονικοποίηση των unichrome features και υπολογισμός των opponent features

6.4.3 Complex Moment Features

Ο συσχετισμός της πληροφορίας από τις διάφορες φασματικές ζώνες δεν ολοκληρώνεται με την εξαγωγή RGB χαρακτηριστικών επειδή μέσω της διαδικασίας υπολογισμού των opponent features η πληροφορία αυτή αποτελεί το επόμενο στάδιο του φιλτραρίσματος με Gabor. Πριν όμως από την εφαρμογή του φίλτρου υπολογίζουμε τα complex moment features (εικόνα 6.6) μέσω των μεταβλητών HSV.



Διάγραμμα 6.1

6.4.4 Color in Complex Representation

Οι μεταβλητές HSV αποτελούν ένα μη γραμμικό μετασχηματισμό των μεταβλητών RGB και χρησιμοποιούνται ευρέως στην οπτική. Περιγράφονται μαθηματικά από τις σχέσεις [26]

$$\begin{aligned} H &= \arctan \frac{\sqrt{3}(G - B)}{(R - G) + (R - B)} \\ S &= 1 - \frac{\min\{R, G, B\}}{V} \\ V &= \frac{R + G + B}{3} \end{aligned} \quad (6.18)$$

Τα χρωματικά αυτά συστατικά (Hue, Saturation, Value) προσεγγίζουν τον τρόπο με τον οποίο αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος τα χρώματα. Μειονέκτημα της χρήσης των μεταβλητών αυτών αποτελεί η αστάθειά τους κοντά στο 0 και η ιδιόμορφη συμπεριφορά τους για S=0.

Για αυτό το λόγο η απεικόνιση HSV θα πρέπει να χρησιμοποιείται σε εικόνες με ζωηρά και έντονα χρώματα. Ένα άλλο πρόβλημα αναδεικνύεται αν εφαρμόσουμε μετασχηματισμό Fourier στη μεταβλητή H. Κάτι τέτοιο θα προκαλούσε σύγχυση στις υψηλές συχνότητες για μικρές αλλαγές μεταξύ του κόκκινου και του βαθυκόκκινου. Για να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα αυτό εφαρμόζουμε τη σχέση

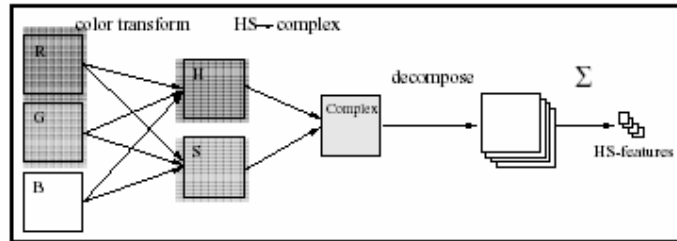
$$b(x, y) = S(x, y) \cdot e^{iH(x, y)} \quad (6.19)$$

Με τον τρόπο αυτό η μεταβλητή S ερμηνεύεται ως πλάτος και η H ως φάση μιας σύνθετης μεταβλητής b. Για χρώματα που δεν είναι ζωηρά και έντονα οι τιμές των μεταβλητών αυτών είναι μικρές.

6.4.5 Gabor Features for Complex Represented Color

Πρόκειται για μια παρόμοια διαδικασία με αυτή που ακολουθείται κατά τον υπολογισμό των unichrome features επειδή ο συνδυασμός των χρωματικών ζωνών στη σύνθετη εικόνα που παριστάνει η συνάρτηση $b(x,y)$ γίνεται πριν από την εφαρμογή του φίλτρου (εικόνα 6.9) και περιγράφεται από τη σχέση

$$C_{f,\varphi} = \sum_{x,y} \left(\text{FFT}^{-1} \{ B(u,v) \cdot M_{f,\varphi}(u,v) \} \right)^2 \quad (6.20)$$



Εικόνα 6.9

Μετασχηματισμός βασισμένος στο σύστημα μεταβλητών HSV

Επειδή η ένταση είναι ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της υφής, οι τιμές που προκύπτουν μπορούν να συνδυαστούν με αυτά που παίρνουμε από την επεξεργασία εικόνων με χρώματα στην κλίμακα του γκρι.

ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΑΝΑΛΥΣΗΣ ΥΦΗΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΥΦΗΣ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΩΝ



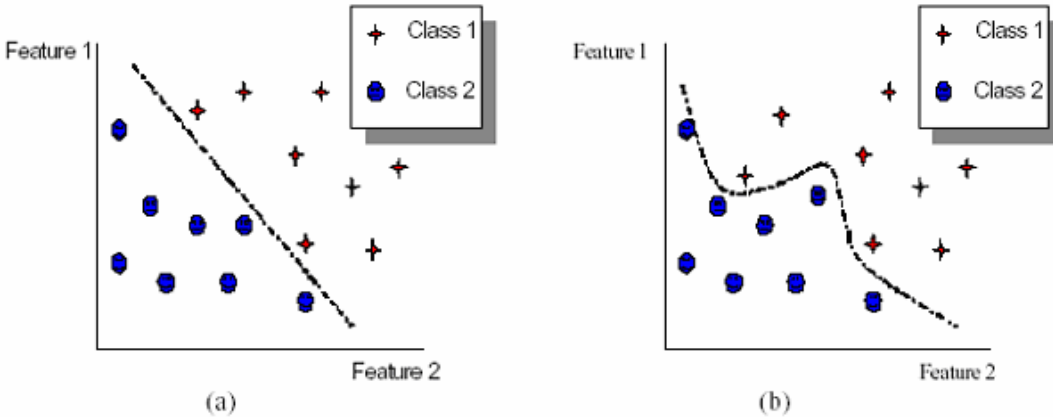
7.1 ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ(CLASSIFIERS) [2]

Η ταξινόμηση κατηγοριών (classes) αποτελεί αντικείμενο μελέτης για πολλούς επιστημονικούς τομείς, ενώ οι εφαρμογές της αφορούν στην επεξεργασία εικόνας, την τεχνητή νοημοσύνη, την όραση υπολογιστών αλλά και στην βιολογία, την ιατρική, την οικονομία κ.λπ. Ιδιαίτερη ώθηση στην ανάπτυξη νέων και αποδοτικότερων μεθόδων ταξινόμησης δόθηκε μέσω των ραγδαίων εξελίξεων στο τομέα των Ηλεκτρονικών Υπολογιστών (Η/Υ).

Η ταξινόμηση κατηγοριών (classes) συνίσταται στη εξαγωγή συμπεράσματος για την κατηγορία δεδομένων, που περιγράφονται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Η κατηγορία αυτή μπορεί να είναι εκ των προτέρων γνωστή ή και όχι. Στη συγκεκριμένη παράγραφο θα αναλύσουμε τη μέθοδο γραμμικής ταξινόμησης και τη μέθοδο ταξινόμησης κ-κοντινότερων γειτόνων που χρησιμοποιούνται σε επόμενες παραγράφους.

7.1.1 Γραμμική Ταξινόμηση (Linear Discriminant Analysis)

Οι γραμμικοί ταξινομητές χρησιμοποιούν γραμμικά όρια για τον διαχωρισμό κατηγοριών και μπορούν και ταξινομούν κατηγορίες οι οποίες είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Όπως φαίνεται στο σχήμα 7.1 στην περίπτωση που οι κατηγορίες δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες δεν μπορεί να επιτευχθεί 100% ταξινόμηση.[2]



Εικόνα 7.1

- α) Γραμμικά διαχωρίσιμες κατηγορίες
 β) Μη-γραμμικά διαχωρίσιμες κατηγορίες.

Επίσης οι γραμμικοί ταξινομητές εκτελούν επιβλεπόμενη ταξινόμηση, δηλαδή είναι απαραίτητο ένα σύνολο στοιχείων κατάρτισης (training data) για τα οποία είναι γνωστό εκ των προτέρων σε ποια κατηγορία ανήκουν. Με βάση τα στοιχεία κατάρτισης ο γραμμικός ταξινομητής ορίζει τα όρια που ξεχωρίζουν τις διαφορετικές κατηγορίες. Στην εξίσωση των ορίων ο γραμμικός ταξινομητής θέτει συντελεστές βάρη για την βέλτιστη ταξινόμηση των κατηγοριών. Η εξίσωση του ορίου του γραμμικού ταξινομητή για τον διαχωρισμό ξεχωριστών κατηγοριών είναι:

$$D = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_pX_p \quad (7.1)$$

όπου X_i είναι οι τιμές των μεταβλητών ή των χαρακτηριστικών και B_i συντελεστές που υπολογίζονται από τα δεδομένα. [16]

7.1.2 Ταξινόμηση κ-κοντινού γείτονα (k-nearest neighbour classifier)

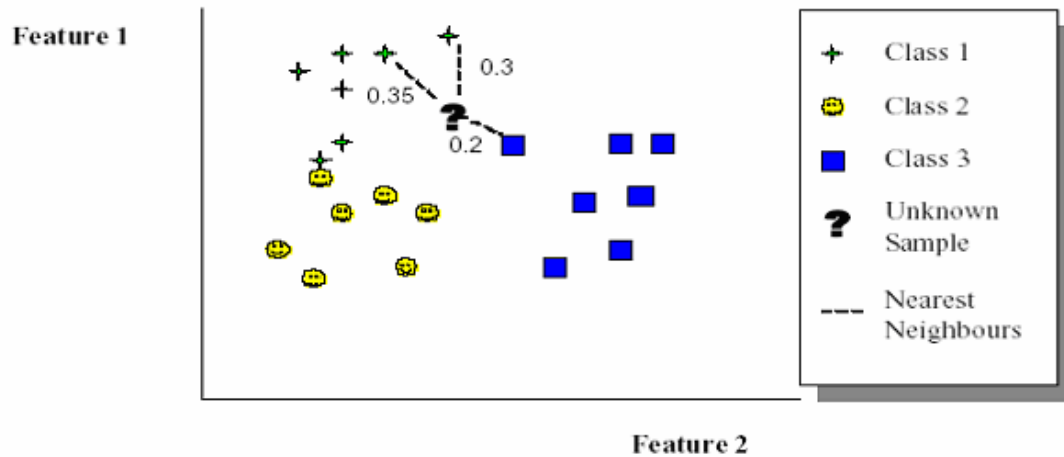
Η μέθοδος της ταξινόμησης του κ-κοντινότερου γείτονα είναι μία στατιστική μέθοδος επιβλεπόμενης ταξινόμησης, δηλαδή είναι γνωστές οι κατηγορίες του προβλήματος και ένας αριθμός προτύπων που ανήκουν σε αυτές. Ο αλγόριθμος της μεθόδου ταξινομεί κάθε πρότυπο σε εκείνη τη κατηγορία από την οποία απέχει λιγότερο, με βάση ένα υπερ-σφαίριο (hyper-sphere) δεδομένης ακτίνας. Η μέθοδος αυτή μπορεί να έχει τη μορφή της ταξινόμησης του κοντινότερου γείτονα ή των κ-κοντινότερων γειτόνων. [16]

Ο αλγόριθμος της μεθόδου ταξινόμησης του κ-κοντινότερου γείτονα είναι ο εξής [16]:

- Από τα N συνολικά στοιχεία κατάρτισης βρες τα k πιο κοντινά ανεξάρτητα από την κατηγορία στην οποία ανήκουν. Το k εκλέγεται συνήθως περιττός αριθμός.
- Βρες την κατηγορία (class) ω_i που ανήκει το καθένα από τα k στοιχεία.

- Ταξινόμησε το πρότυπο στην κατηγορία ω_i που ανήκουν τα περισσότερα k -στοιχεία.

Ένα απλό παράδειγμα εφαρμογής του παραπάνω αλγορίθμου φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 7.2

Στην περίπτωση που 2 ή περισσότερες κατηγορίες έχουν τον ίδιο μέγιστο αριθμό κοντινών στοιχείων (conflict) τότε μπορούμε να μεγαλώσουμε την ακτίνα του υπερ-σφαιρίου (hyper-sphere) εκλέγοντας περισσότερους k -κοντινούς γείτονες. Εναλλακτικά υπάρχουν 2 παραλλαγές του παραπάνω αλγορίθμου.

Παραλλαγή 1 (model 1) [16]

- Από τα N συνολικά στοιχεία κατάρτισης βρες τα k πιο κοντινά ανεξάρτητα από την κατηγορία στην οποία ανήκουν. Το k εκλέγεται συνήθως περιττός αριθμός.
- Βρες την κατηγορία (class) ω_i που ανήκει το καθένα από τα k στοιχεία.
- Ταξινόμησε το πρότυπο στην κατηγορία ω_i που ανήκουν τα περισσότερα k -στοιχεία.
- Αν 2 ή περισσότερες κατηγορίες έχουν τον ίδιο μέγιστο αριθμό E κοντινών στοιχείων τότε έχουμε σύγκρουση (conflict):

- Για κάθε κατηγορία που συμμετέχει στην σύγκρουση (conflict) βρες την απόσταση d_i που αντιπροσωπεύει την απόσταση μεταξύ του προτύπου $x = [x_1, \dots, x_n]$ και της κατηγορίας ω_i με βάση τους E κοντινότερους γείτονες που ανήκουν στις κατηγορίες ω_i . Αν το μ-οστό δείγμα της κατηγορίας ω_i που συμμετείχε στην σύγκρουση είναι $y = [y_1^{im}, \dots, y_N^{im}]$ τότε η απόσταση d_i δίνεται από τη σχέση:

$$d_i = \frac{1}{E} \sum_{j=1}^N |x_j - y_j^{im}|$$

- Ταξιλόγησε το πρότυπο x στην κατηγορία με την μικρότερη απόσταση d_i

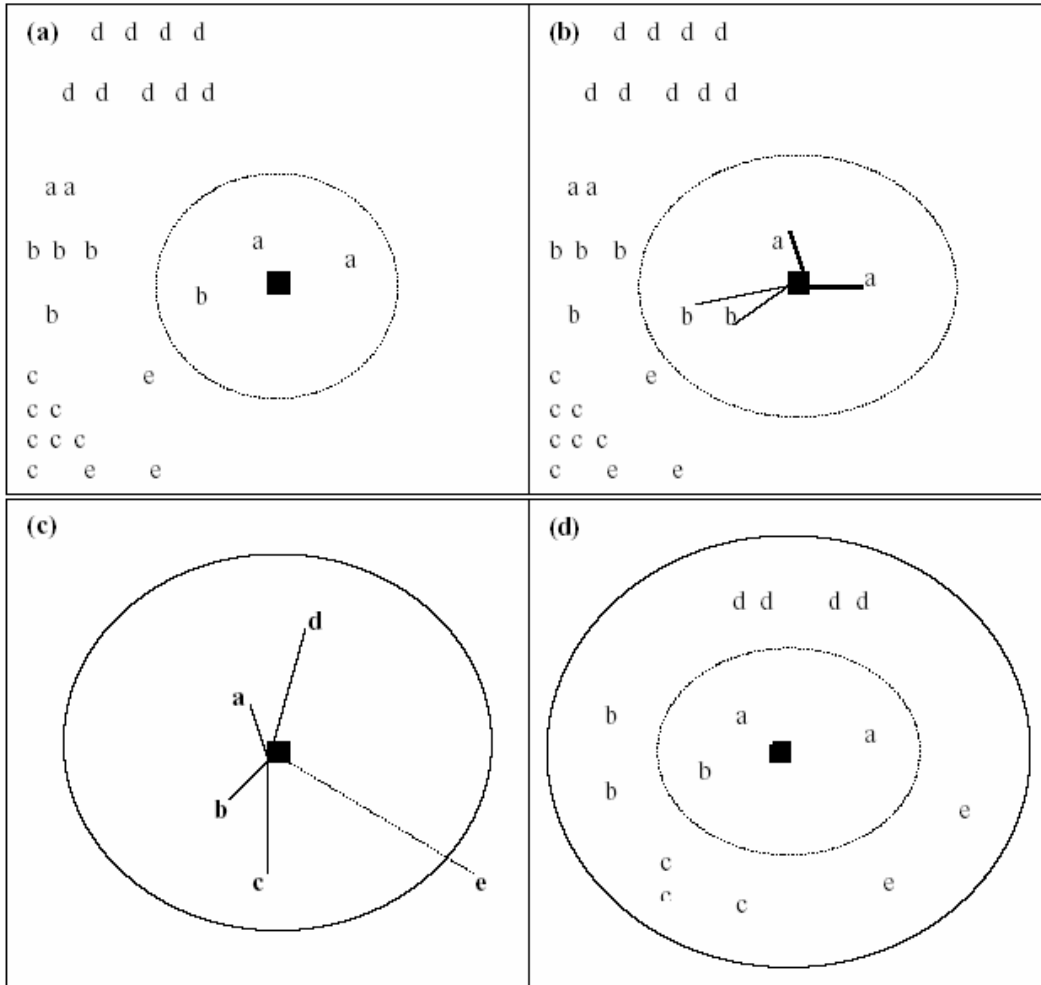
Παραλλαγή 2 (model 2) [16]

- Από τα N συνολικά στοιχεία κατάρτισης βρες τα k πιο κοντινά ανεξάρτητα από την κατηγορία στην οποία ανήκουν. Το k εκλέγεται συνήθως περιττός αριθμός.
- Βρες την κατηγορία (class) ω_i που ανήκει το καθένα από τα k στοιχεία.
- Βρες την απόσταση d_i που αντιπροσωπεύει την απόσταση μεταξύ του προτύπου $x = [x_1, \dots, x_n]$ και των E_i κοντινότερων γειτόνων για τις κατηγορίες ω_i . Συμπεριλαμβάνονται μόνο οι κατηγορίες που βρέθηκαν στο δεύτερο βήμα. Αν το μ-οστό δείγμα της κατηγορίας ω_i είναι $y = [y_1^{im}, \dots, y_N^{im}]$ τότε η απόσταση d_i δίνεται από τη σχέση:

$$d_i = \frac{1}{E} \sum_{j=1}^N |x_j - y_j^{im}|$$

- Ταξιλόγησε το πρότυπο x στην κατηγορία με την μικρότερη απόσταση d_i . Η απόφαση ταξινόμησης με βάση αυτό την παραλλαγή δεν στηρίζεται στον αριθμό των k -κοντινότερων γειτόνων αλλά μόνο στη μέση απόσταση μεταξύ του προτύπου και των δειγμάτων των κατηγοριών που βρέθηκαν στο δεύτερο βήμα.

Ένα γραφικό παράδειγμα εφαρμογής των παραπάνω αλγορίθμων φαίνεται στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 7.3

- a) Απλό παράδειγμα κ-κοντινότερου γείτονα
- b) Περίπτωση σύγκρουσης (conflict)
- c) Παραλλαγή 2
- d) Μεγένθυση της ακτίνας του υπερ-σφαιρίου.

7.2. ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΑΠΟΔΟΣΗΣ (PERFORMANCE EVALUATION) [2]

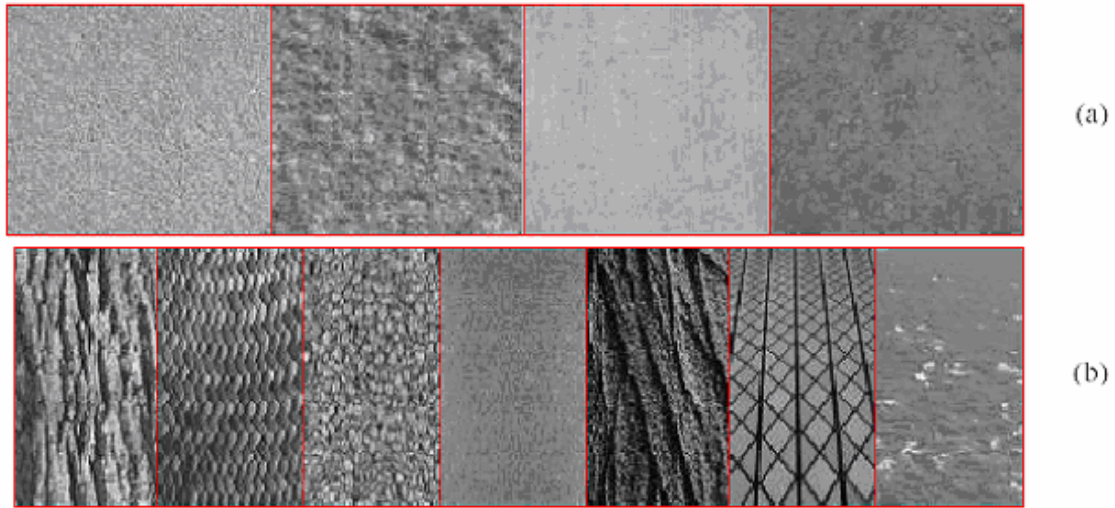
7.2.1 Ανάλυση Βάση Προτύπων (Benchmark Analysis)

Η καθιέρωση της ανάλυσης εικόνας με βάση τεχνητά ή φυσικά πρότυπα υφής είναι πολύ σημαντική και χρησιμοποιείται κατά κόρον τα τελευταία χρόνια. Τα πρότυπα υφής επιτρέπουν σε ένα μεγάλο εύρος μεθόδων εξαγωγής χαρακτηριστικών υφής να συγκριθούν χωρίς να είναι απαραίτητη η τμηματοποίηση των διαθέσιμων εικόνων. Τα πιο γνωστά πρότυπα υφής είναι το **MeasTex** και το **VisTex**.

Το MeasTex [16],[27] είναι ένα ευρέως διαθέσιμο πρότυπο υφής. Κάθε εικόνα έχει μέγεθος 512X512 pixels και είναι σε PGM format. Οι εικόνες χωρίζονται σε 16 υπο-εικόνες για να έχουμε πολλά δείγματα από κάθε κατηγορία υφής. Οι κατηγορίες υφής που είναι διαθέσιμες είναι:

- άσφαλτος (64 δείγματα)
- μπετό (192 δείγματα)
- γρασίδι (288 δείγματα)
- πέτρα (400 δείγματα)

Το VisTex [16],[27] είναι ένα επίσης ευρέως διαθέσιμο πρότυπο υφής. Οι εικόνες του έχουν ανάλυση (resolution) 512X512 pixels και είναι σε P6 format. Η σύγκριση μεθόδων ανάλυσης υφής με βάση εικόνες του προτύπου VisTex είναι πολύπλοκη αφενός λόγω των πολλών κατηγοριών δειγμάτων που περιέχει το πρότυπο με αποτέλεσμα να μην μπορούν να ταξινομηθούν αποτελεσματικά με την χρήση γραμμικών ταξινομητών και αφετέρου λόγω του μικρού αριθμού δειγμάτων που υπάρχει για κάθε κατηγορία.



Εικόνα 7.4

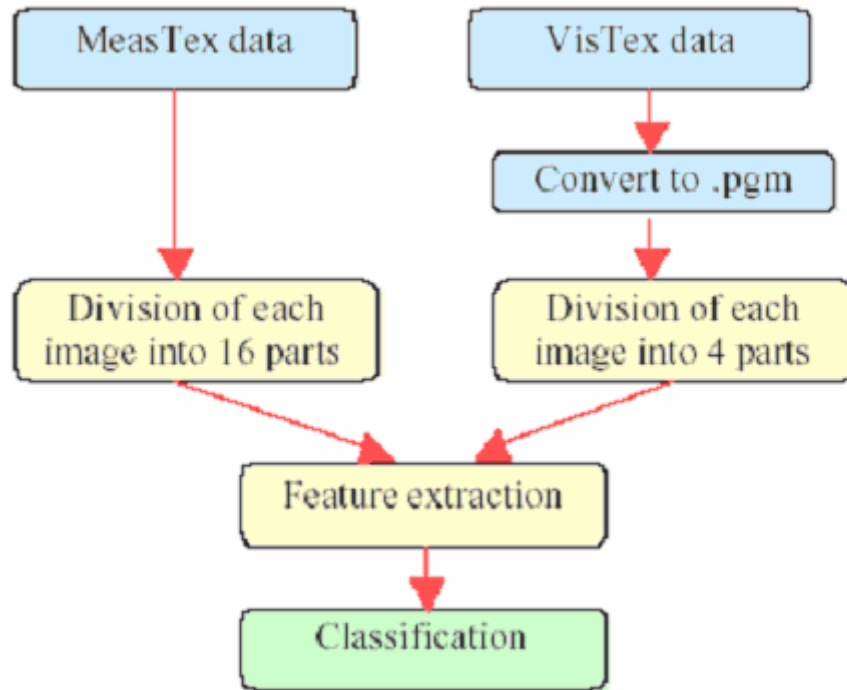
- α) Δείγματα του προτύπου Meastex (ασφαλτος, μπετό, γρασίδι, πέτρα)
 β) Δείγματα του προτύπου Vistex (φλούδα δέντρου, ύφασμα, φαγητό, μέταλλο, αμμος, πλακάκι, νερό)

Label	Class	Images
1	Asphalt	64
2	Concrete	192
3	Grass	288
4	Rock	400

Εικόνα 7.5

Προτυπο υφής Meastex

Το διάγραμμα ροής της ανάλυσης βάση προτύπων (Benchmark analysis) που ακολουθούμε είναι [16]:



Εικόνα 7.6

7.2.2 Σύγκριση Μεθόδων Ανάλυσης Υφής

Σε αυτή την παράγραφο θα συγκρίνουμε ορισμένες μεθόδους ανάλυσης υφής χρησιμοποιώντας δείγματα από το πρότυπο MeasTex και θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα [17]. Οι μέθοδοι ανάλυσης υφής που θα συγκρίνουμε είναι:

- αυτοσυσχέτιση (Autocorrelation)
- πίνακες συνεμφάνισης (Co-Occurrence matrices)
- edge frequency
- Law's mask
- Primitive or run length method

Η αξιολόγηση της απόδοσης των πέντε παραπάνω μεθόδων ανάλυσης υφής είναι βασισμένη στη δυνατότητα ενός ταξινομητή να αναγνωρίσει τα δείγματα των τεσσάρων κατηγοριών βάσει των στοιχείων κατάρτισης (training data). Η μέθοδος ανάλυσης υφής που θα παράγει την καλύτερη απόδοση ταξινόμησης θεωρείται η καλύτερη. Στην ανάλυσή μας, χρησιμοποιούμε γραμμική μέθοδο ταξινόμησης (Linear Discriminant Analysis), και δύο παραλλαγές της μεθόδου ταξινόμησης κ-κοντινότερων γειτόνων. Στην μέθοδο ταξινόμησης κ-κοντινότερων γειτόνων, θέτουμε τον αριθμό κοντινότερων γειτόνων, παράμετρος κ, ίση με περιττό αριθμό δηλαδή κ = 1 ..3 ..5, και 7. Η ανάλυσή μας είναι βασισμένη στην leave one out μέθοδο. Σύμφωνα με αυτήν την μέθοδο αυτή, από τα N δείγματα συνολικά, παίρνουμε ένα δείγμα σε μία δεδομένη στιγμή για τη δοκιμή, και χρησιμοποιούμε τα υπόλοιπα ως στοιχεία κατάρτισης (training data). Η διαδικασία επαναλαμβάνεται N φορές, κάθε φορά με ένα διαφορετικό σύνολο δειγμάτων και κατάρτισης δοκιμής (training data), και το ποσοστό αναγνώρισης υπολογίζεται κατά μέσο όρο από τις N δοκιμές.[17]

Παρουσιάζουμε αρχικά τα αποτελέσματα που προκύπτουν εφαρμόζοντας την πρώτη παραλλαγή της μεθόδου ταξινόμησης κ-κοντινότερων γειτόνων. Ο πίνακας 7.1 δείχνει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα επιτυγχάνονται για τα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από τον πίνακα συνεμφάνισης (Co-Occurrence matrices), και ακολουθούν αυτά που προέκυψαν με τη μέθοδο αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation), τη Law's mask μέθοδο, τη μέθοδο edge frequency, και τελικά την μέθοδο Primitive or run length method. Στον ίδιο πίνακα παρατηρούμε ότι εφαρμόζοντας τη δεύτερη παραλλαγή της μεθόδου ταξινόμησης κ-κοντινότερων γειτόνων, παίρνουμε παρόμοια αποτελέσματα εκτός από το γεγονός ότι η μέθοδος edge frequency ξεπερνά τη Law's mask μέθοδο.[17]

ΠΙΝΑΚΑΣ 7.1

Classifier	Texture Method	k=1	k=3	k=5	k=7
k-NN (model 1)	Autocorrelation	77.7%	79.3%	79.4%	79.3%
k-NN (model 2)	Autocorrelation	77.7%	76.0%	70.8%	68.9%
k-NN (model 1)	Co-occurrence	86.6%	86.0%	86.8%	86.5%
k-NN (model 2)	Co-occurrence	86.6%	84.8%	80.1%	77.2%
k-NN (model 1)	Edge Frequency	69.8%	70.7%	70.0%	70.1%
k-NN (model 2)	Edge Frequency	69.8%	64.7%	62.0%	59.4%
k-NN (model 1)	Primitive Length	45.2%	49.7%	52.7%	54.1%
k-NN (model 2)	Primitive Length	45.2%	42.5%	40.7%	40.3%
k-NN (model 1)	Law's	73.3%	71.8%	69.9%	75.1%
k-NN (model 2)	Law's	63.3%	60.0%	55.2%	53.2%

Στον πίνακα 7.2, παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα που προκύπτουν εφαρμόζοντας την μέθοδο της γραμμικής ταξινόμησης. Η γραμμική μέθοδος ταξινόμησης δίνει άριστα ποσοστά αναγνώρισης των χαρακτηριστικών που προκύπτουν από τη Law's mask μέθοδο και από τον πίνακα συνεμφάνισης (Co-Occurrence matrices) [17]

ΠΙΝΑΚΑΣ 7.2

Texture Method	Recognition rate
<i>Autocorrelation</i>	76.1%
<i>Co-occurrence</i>	79.2%
<i>Edge Frequency</i>	63.5%
<i>Law's</i>	82.8%
<i>Primitive Length</i>	43.1%
<i>Combined</i>	87.5%

Στην συνέχεια συνδυάζουμε τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα και από τις τέσσερις μεθόδους, δεδομένου ότι προηγούμενες μελέτες έχουν δείξει ότι προκύπτουν καλύτερες αποδόσεις με συνδυασμό των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων από περισσότερες από μια προσεγγίσεις. Ο στόχος αυτού του πειράματος είναι να φανεί εάν τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τον συνδυασμό των χαρακτηριστικών υφής που προκύπτουν από τις διαφορετικές μεθόδους είναι καλύτερα από τα αποτελέσματα που προκύπτουν εφαρμόζοντας μία μόνο μέθοδο ανάλυσης υφής. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στους πίνακες 7.2 και 7.3. [17]

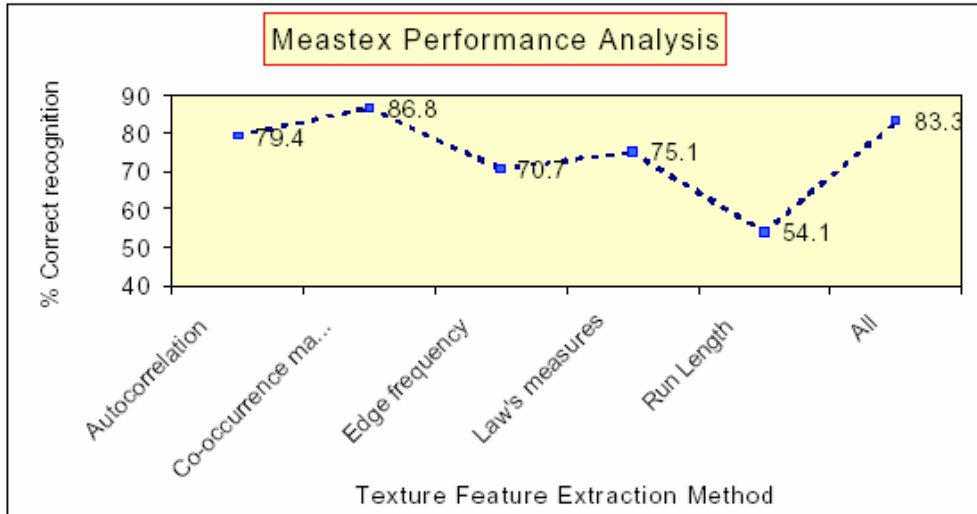
ΠΙΝΑΚΑΣ 7.3

Classifier	$k=1$	$k=3$	$k=5$	$k=7$
Model 1	81.0%	82.7%	83.3%	80.5%
Model 2	80.9%	77.9%	75.5%	72.9%

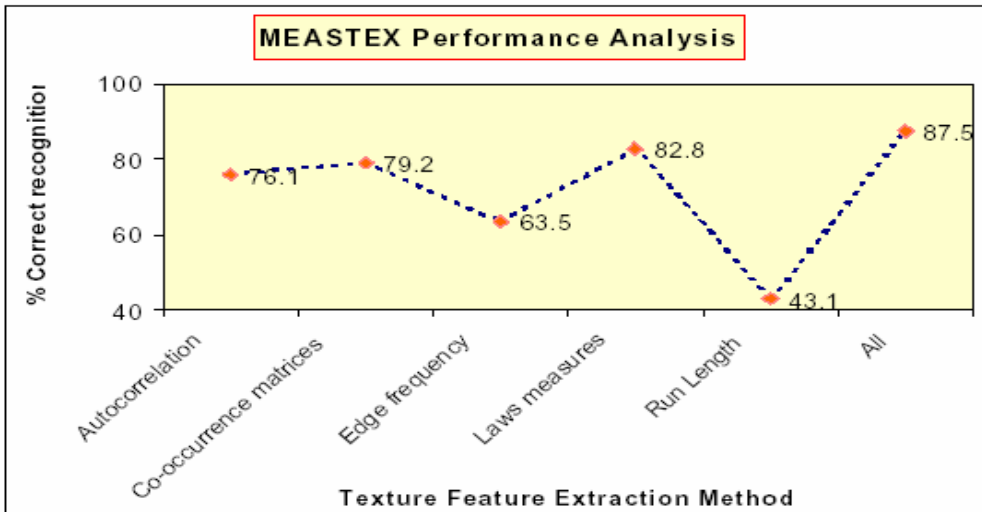
Με την χρήση μικτών χαρακτηριστικών υφής και εφαρμόζοντας τις δύο παραλλαγές της μεθόδου ταξινόμησης k -κοντινότερων γειτόνων παρατηρούμε ότι δεν έχουμε βελτιωμένα αποτελέσματα καθώς το μέγιστο ποσοστό αναγνώρισης είναι 83.3% ενώ η μέθοδος του πίνακα συνεμφάνισης (Co-Occurrence matrices) είχε δώσει μέγιστο ποσοστό αναγνώρισης 86,8%. Αντίθετα όταν χρησιμοποιούμε την μέθοδο της γραμμικής ταξινόμησης στα συνδυασμένα χαρακτηριστικά υφής, επιτυγχάνουμε μέγιστο ποσοστό αναγνώρισης 87,5% που είναι καλύτερη από οποιοδήποτε άλλο αποτέλεσμα μέχρι τώρα. Κατά συνέπεια, υπάρχει ένα πειστικό επιχείρημα ότι ο συνδυασμός χαρακτηριστικών γνωρισμάτων αυξάνει σημαντικά τη δυνατότητα του ταξινομητή να αναγνωρίσει την σύσταση στις εικόνες.[17]

Στο σχήμα 1, σχεδιάζουμε το μεγαλύτερο ποσοστό αναγνώρισης για κάθε μέθοδο ξεχωριστά καθώς και για την χρήση μικτών χαρακτηριστικών υφής που προκύπτει με εφαρμογή των δύο παραλλαγών της μεθόδου ταξινόμησης k -κοντινότερων γειτόνων. Στο σχήμα 2 υπάρχουν τα αντίστοιχα ποσοστά που προέκυψαν με εφαρμογή της μεθόδου γραμμικής ταξινόμησης.[17]

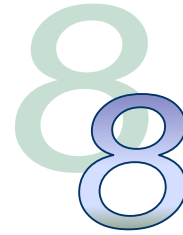
ΣXHMA 7.1



ΣXHMA 7.2



ΑΝΑΛΥΣΗ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΒΑΣΕΙ ΧΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΧΩΡΩΝ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΟΥ MATLAB



Όσα αναφέρθηκαν μέχρι τώρα μπορούν να εφαρμοστούν σε πρακτικό επίπεδο, με στόχο την εξαγωγή κάποιων χρήσιμων συμπερασμάτων. Για το σκοπό αυτό υλοποιούμε τις παραπάνω θεωρίες σε MatLab, χρησιμοποιώντας ιατρικές βρογχοσκοπικές εικόνες πραγματικού ασθενούς.

Οι βρογχοσκοπικές εικόνες που εξετάζονται είναι δύο ειδών: εικόνες σε φυσικό φως και εικόνες που απεικονίζουν τον αυτοφθορισμό των πιθανά πασχόντων περιοχών (μπλε εικόνες). Ο αλγόριθμος επεξεργασίας που ακολουθείται είναι διαφορετικός για κάθε είδος εικόνων.

8.1 ΕΙΚΟΝΕΣ ΦΥΣΙΚΟΥ ΦΩΤΟΣ

[28] Αρχικά, είναι χρήσιμο να εξετάσουμε τις εικόνες σε διάφορους χώρους χρώματος, ώστε να εφαρμόσουμε τους αλγόριθμους στον καταλληλότερο για τη συγκεκριμένη εφαρμογή χώρο. Η μετατροπή από τον RGB χώρο χρώματος στους άλλους χώρους που αναφέραμε γίνεται με χρήση των απλών συναρτήσεων μετατροπής που παραθέσαμε στο αντίστοιχο τμήμα της θεωρίας. Σημειώνουμε ότι για την επιλογή του κατάλληλου αυτού χώρου χωρίζουμε την εικόνα στις συνιστώσες κάθε χώρου, μελετώντας παράλληλα τα αντίστοιχα ιστογράμματα.

Ενδεικτικά, παραθέτουμε τον αλγόριθμο για τη μετατροπή από τον *RGB* στον *HSI* χώρο χρώματος, με τα παραγόμενα αποτελέσματα:

```
% Μετατροπή στον HSI χώρο χρώματος και μελέτη των  
% ιστογραμμάτων των συνιστωσών της εικόνας
```

```
clear all; close all;  
pic=uigetfile('*.*.');
```

```
% Αρχική εικόνα  
pic=imread(pic);
```

```

figure('Name','RGB color space'),
subplot(2,2,1),imshow(pic), title('RGB image');
subplot(2,2,2),imshow(pic(:,:,1)), title('R component');
subplot(2,2,3),imshow(pic(:,:,2)), title('G component');
subplot(2,2,4),imshow(pic(:,:,3)), title('B component');

% Μετατροπή στον HSI χώρο χρώματος
pic_hsi = rgb2hsi(pic);
figure('Name','HSI color space'),
subplot(2,2,1),imshow(pic_hsi), title('HSI image');
subplot(2,2,2),imshow(pic_hsi(:,:,1)), title('H component');
subplot(2,2,3),imshow(pic_hsi(:,:,2)), title('S component');
subplot(2,2,4),imshow(pic_hsi(:,:,3)), title('I component');

% Ιστόγραμμα της H συνιστώσας της εικόνας
figure,imhist(pic_hsi(:,:,1));
title('Histogram of H image component')

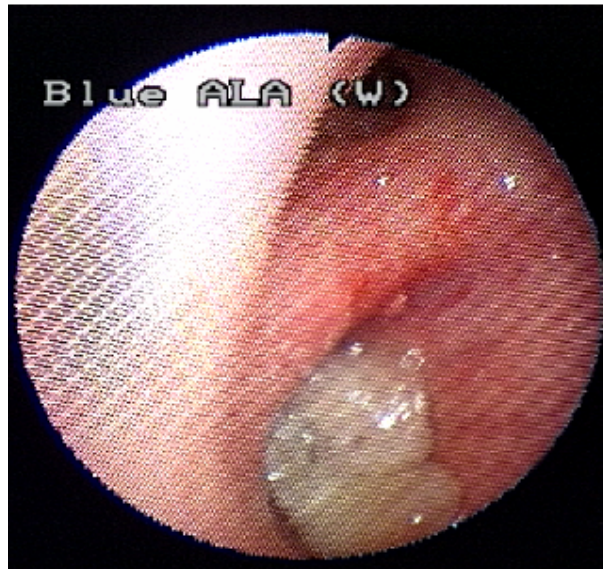
% Ιστόγραμμα της S συνιστώσας της εικόνας
figure,imhist(pic_hsi(:,:,2));
title('Histogram of S image component')

% Ιστόγραμμα της I συνιστώσας της εικόνας
figure,imhist(pic_hsi(:,:,3));
title('Histogram of I image component')

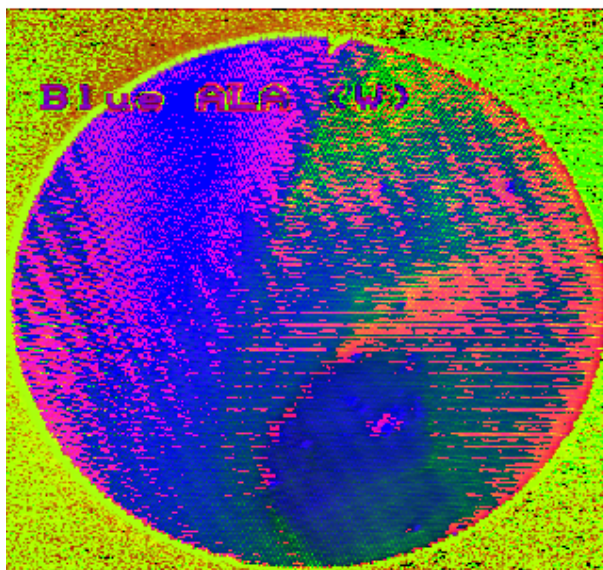
```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:

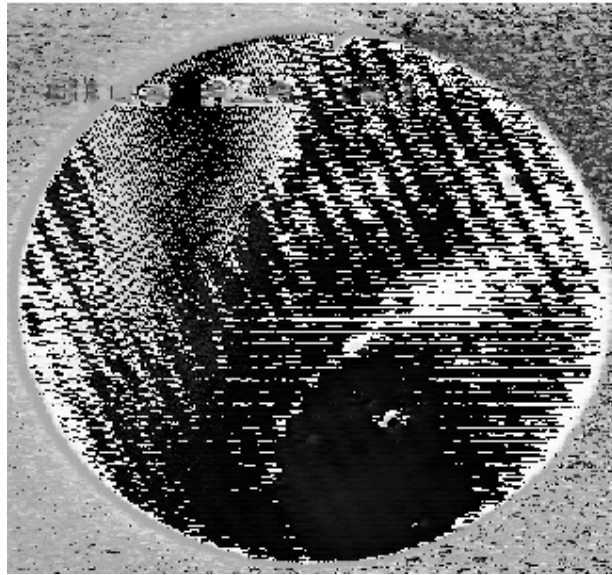
RGB image



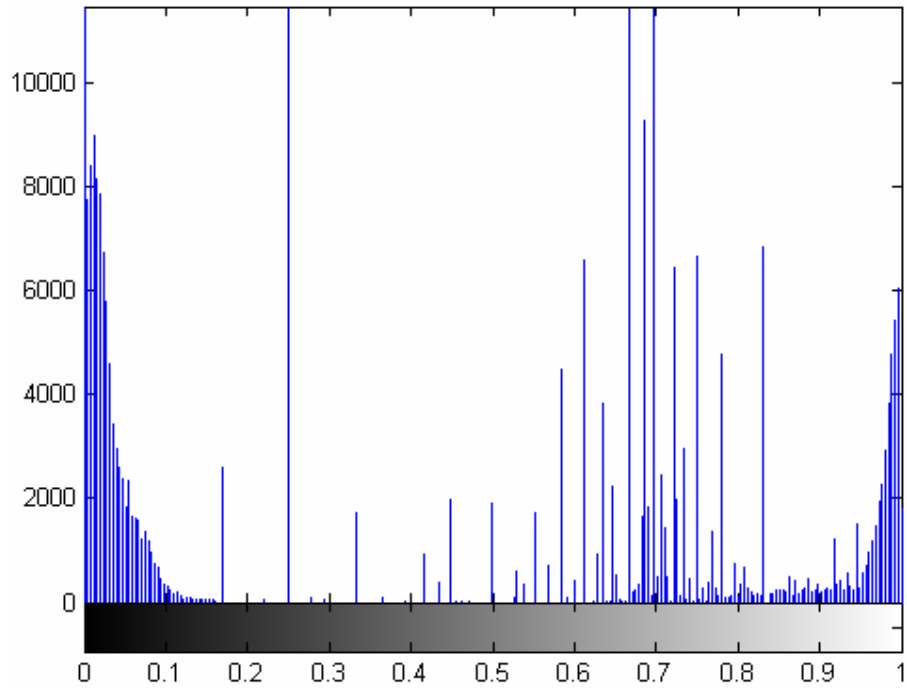
HSI image



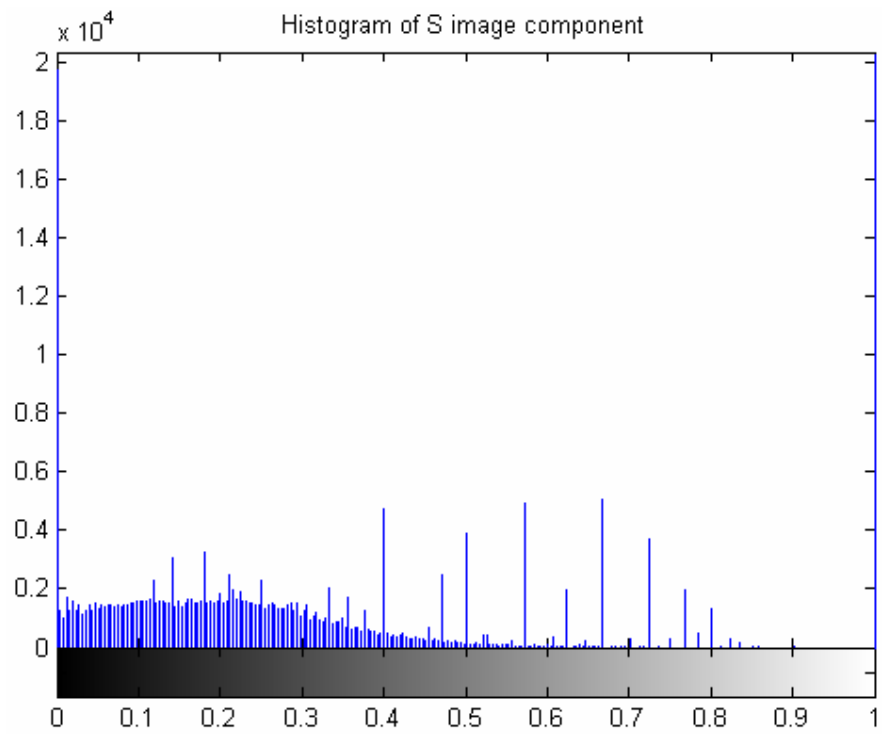
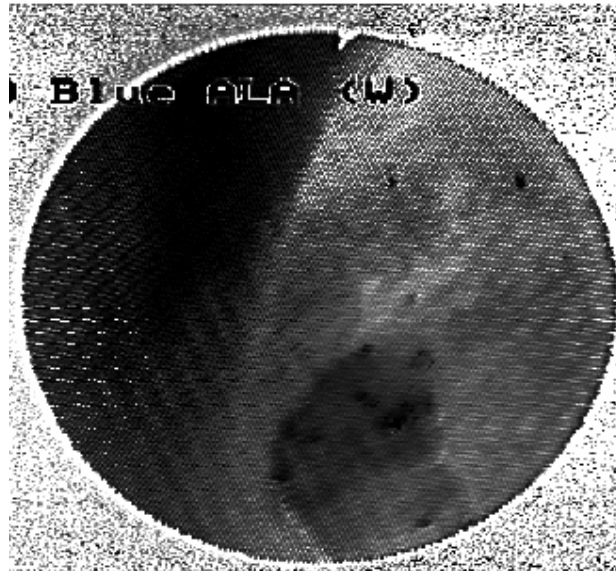
H component



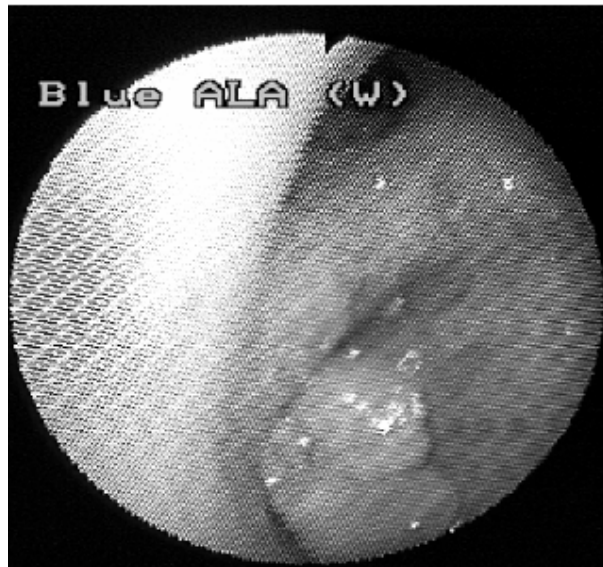
Histogram of H image component



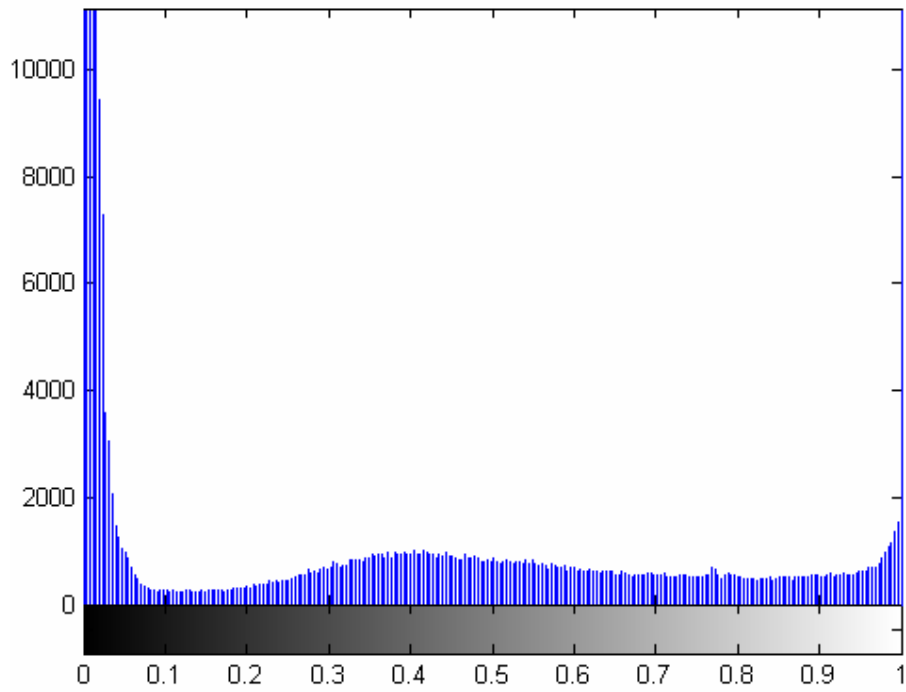
S component



I component



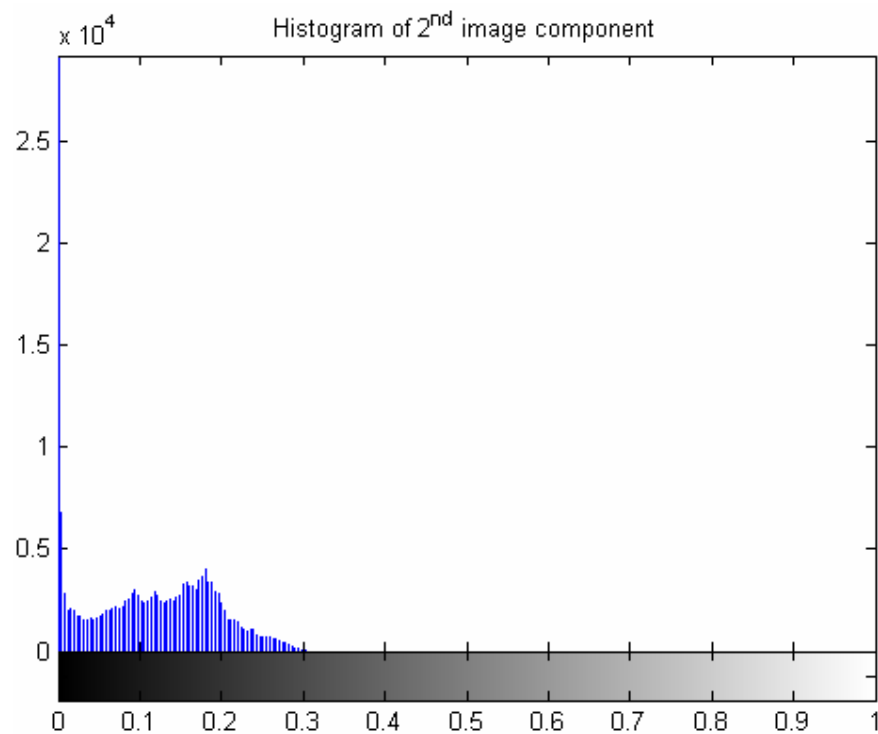
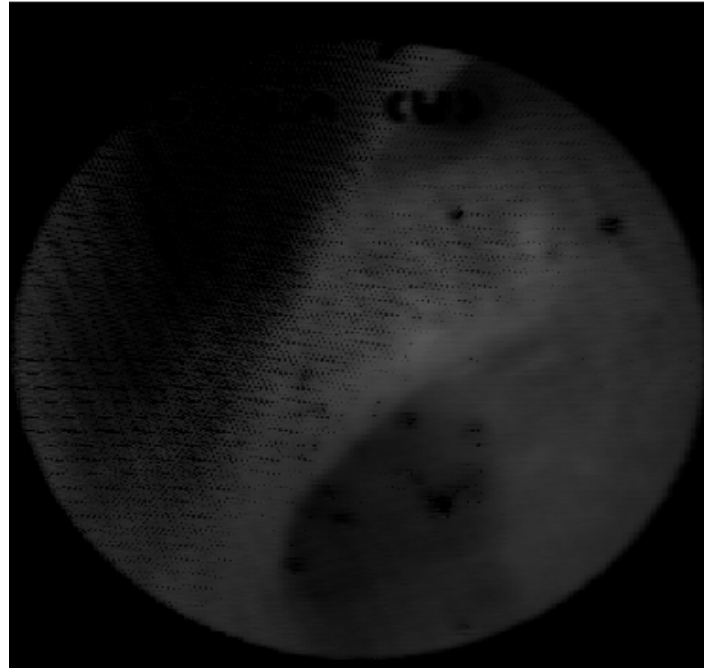
Histogram of I image component



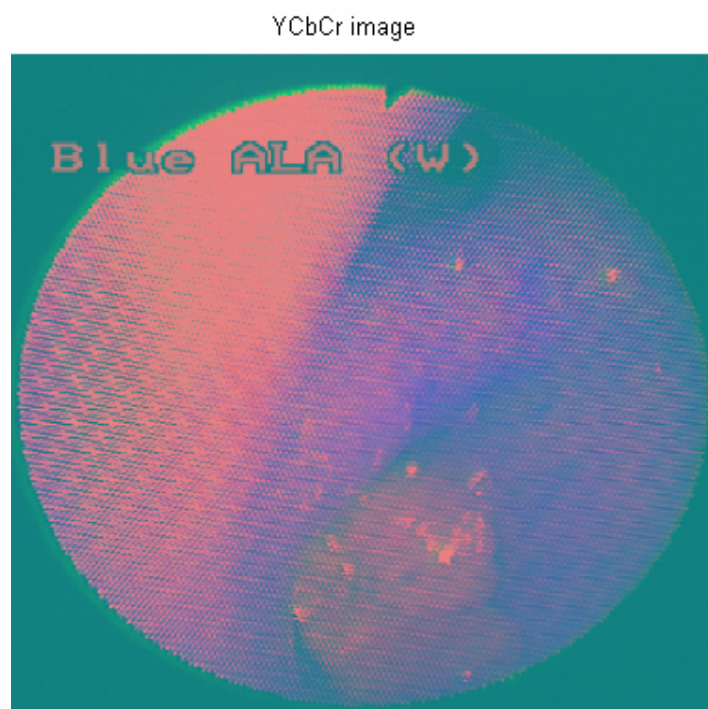
[28] Όμοια, εκτελούμε τις υπόλοιπες μετατροπές, των οποίων ενδεικτικά αποτελέσματα παραθέτουμε στη συνέχεια.

✓ NTSC χώρος

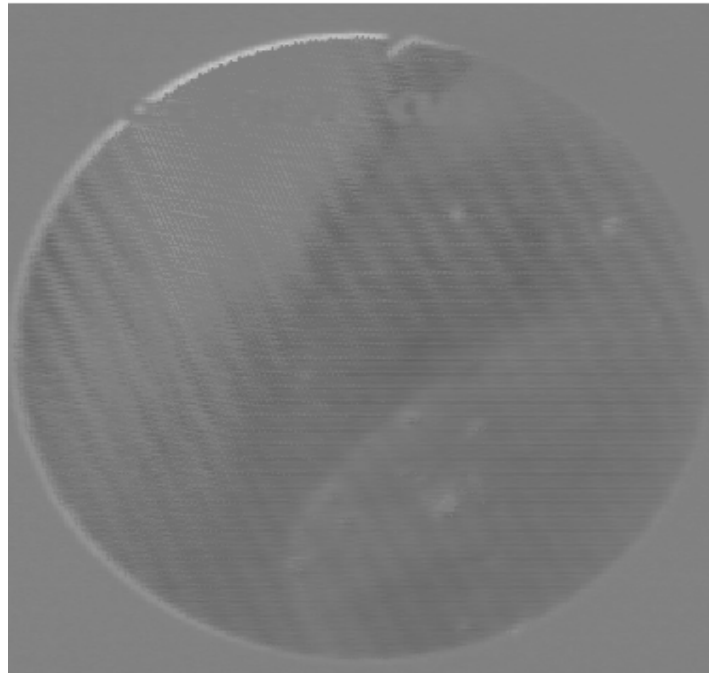
2nd component



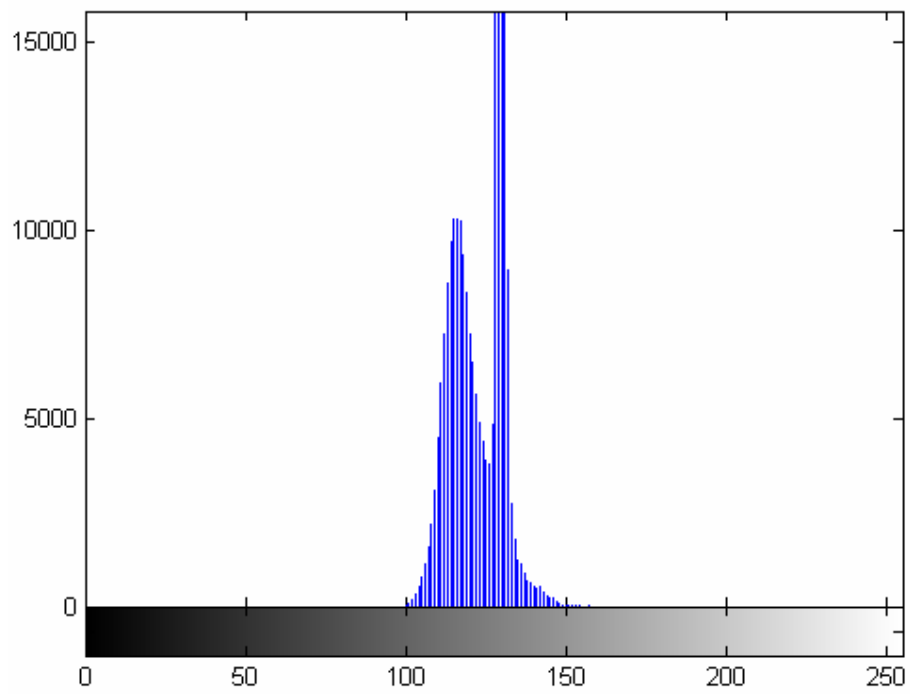
✓ YCbCr χώρος



Cb component

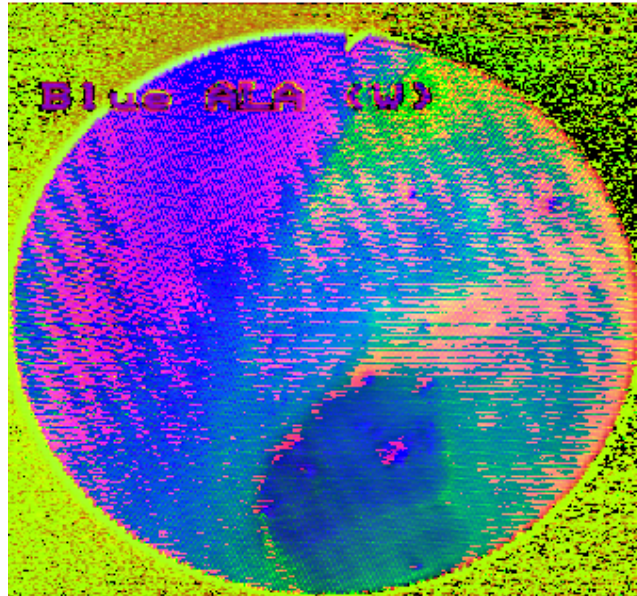


Histogram of Cb image component



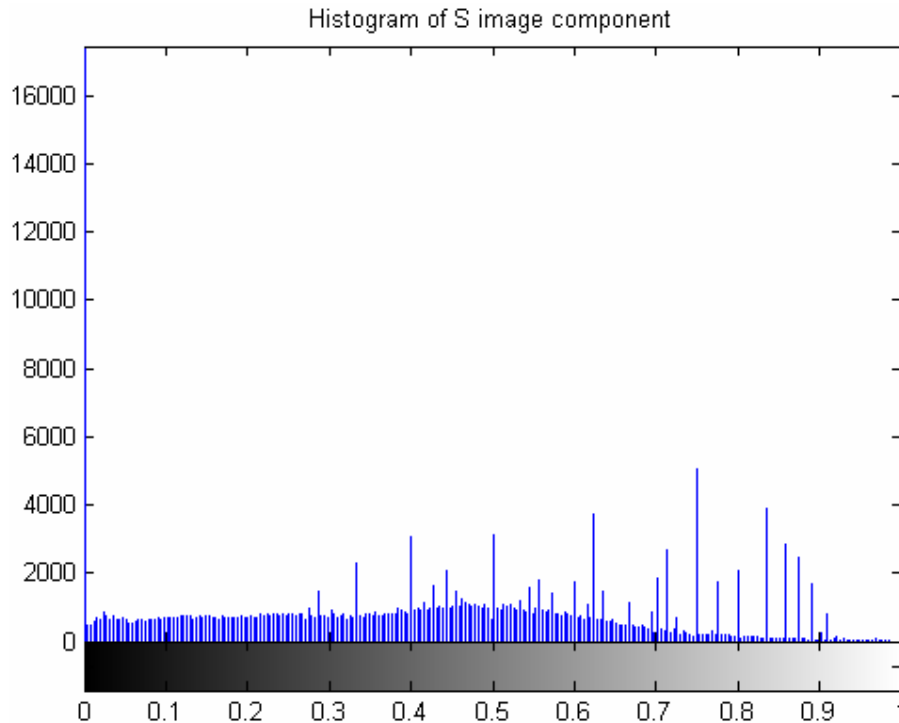
✓ HSV χώρος

HSV image



S component





[28] Όπως παρατηρούμε από την εκτέλεση των MatLab scripts για τους διάφορους χρωματικούς χώρους και τα παραπάνω ενδεικτικά αποτελέσματα, η μετατροπή των RGB εικόνων σε άλλους χώρους χρώματος δίνει πολύ διαφορετικά αποτελέσματα σε κάθε περίπτωση, με αποτέλεσμα κάποιες συνιστώσες ορισμένων χώρων να κρίνονται καταλληλότερες για την ανίχνευση των επιθυμητών περιοχών. Έτσι, για παράδειγμα, η συνιστώσα κορεσμού S στους χώρους HSI, HSV είναι καταλληλότερη για επεξεργασία, αφού στο αντίστοιχο ιστόγραμμα εμφανίζονται έντονες κορυφές, γεγονός που οδηγεί σε ευκολότερη απομόνωση των περιοχών που αντιστοιχούν στις κορυφές αυτές. Επίσης, στη συνιστώσα Cb του χώρου YCbCr το ιστόγραμμα παρουσιάζει δύο κορυφές (bimodal), οπότε είναι και αυτή πιθανόν μια εύκολη στην επεξεργασία συνιστώσα.

Οι ύποπτες περιοχές, δηλαδή οι πιθανόν πάσχουσες από καρκίνο περιοχές, είναι αυτές που εμφανίζονται περισσότερο ερυθρές στην RGB εικόνα. Πρέπει φυσικά να τονίσουμε ότι οι περιοχές που προσδιορίζονται ως προσβεβλημένες από καρκίνο πρέπει να αξιολογηθούν από κάποιον ειδικευμένο πνευμονολόγο ιατρό, ο οποίος είναι σε θέση να κρίνει οπτικά αν οι περιοχές αυτές είναι και στην πραγματικότητα πάσχουσες.

[28] Τα παρακάτω MatLab scripts στοχεύουν στην ανίχνευση των ύποπτων περιοχών. Η γενική ιδέα αυτής της πρώτης κατηγορίας αλγορίθμων που υλοποιούμε είναι παρόμοια. Έτσι, αρχικά ομαλοποιούμε την εικόνα με διαδοχικά Gaussian φιλτραρίσματα και στη συνέχεια τη μετατρέπουμε από το RGB σε άλλο πεδίο χρώματος. Σε κάποιες περιπτώσεις είναι χρήσιμη και περαιτέρω ομαλοποίηση της εικόνας που προκύπτει. Τελικά, οι ζητούμενες περιοχές προσδιορίζονται μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών. Για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων επιστρέφουμε στον RGB χώρο χρώματος, όπου και υπερθέτουμε στην αρχική εικόνα το αποτέλεσμα της ανίχνευσης των ύποπτων περιοχών.

```
% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε  
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο HSI πεδίο χρώματος
```

```
clear all; close all;  
pic = uigetfile('*.*.');
```

```
% Αρχική εικόνα  
pic = imread(pic);  
original = pic;
```

```
f = fspecial('gaussian',[3 3],2);  
f2 = fspecial('gaussian',[5 5],2);
```

```
% Ομαλοποίηση αρχικής εικόνας με gaussian [3x3]φιλτράρισμα  
for i=1:8  
    pic = imfilter(imfilter(pic,f),f);  
end
```

```
figure, imshow(pic); title('Smoothed image in RGB')
```

```
% Μετατροπή στον HSI χώρο χρώματος  
pic_hsi = rgb2hsi(pic);
```

```
% Ομαλοποίηση της S συνιστώσας της εικόνας με gaussian  
% [3x3]φιλτράρισμα στον HSI χώρο  
new_pic = imfilter(imfilter(pic_hsi(:, :, 2),f),f);  
new_pic = imfilter(imfilter(new_pic,f),f);  
new_pic = imfilter(imfilter(new_pic,f),f);
```

```
figure, imshow(new_pic); pixval on;  
title('Smoothed S image (HSI)')
```

```
% Ιστόγραμμα της S συνιστώσας της εικόνας  
figure, imhist(new_pic);  
title('Histogram of smoothed S image component')
```

```
% Κατωφλιοποίηση της S συνιστώσας της εικόνας
```

```
katofli = new_pic>0.36 & new_pic<0.46 ;
```

```

figure, imshow(katofli);
title('Segmentation through thresholding')

% Ανίχνευση ακμών στην κατατμημένη εικόνα για εύρεση των ορίων
% των κατατμημένων αντικειμένων
edg = edge(katofli,'canny');
edg2 = edge(katofli,'sobel');

figure, imshow(edg); title('Canny edges of segmented image')
figure, imshow(edg2); title('Sobel edges of segmented image')

% Τελική κατάτμηση με υπέρθεση των αποτελεσμάτων στην αρχική
% εικόνα
h1 = original(:,:,1);
h2 = original(:,:,2);
h3 = original(:,:,3);

for i = 1:480
    for j = 1:720

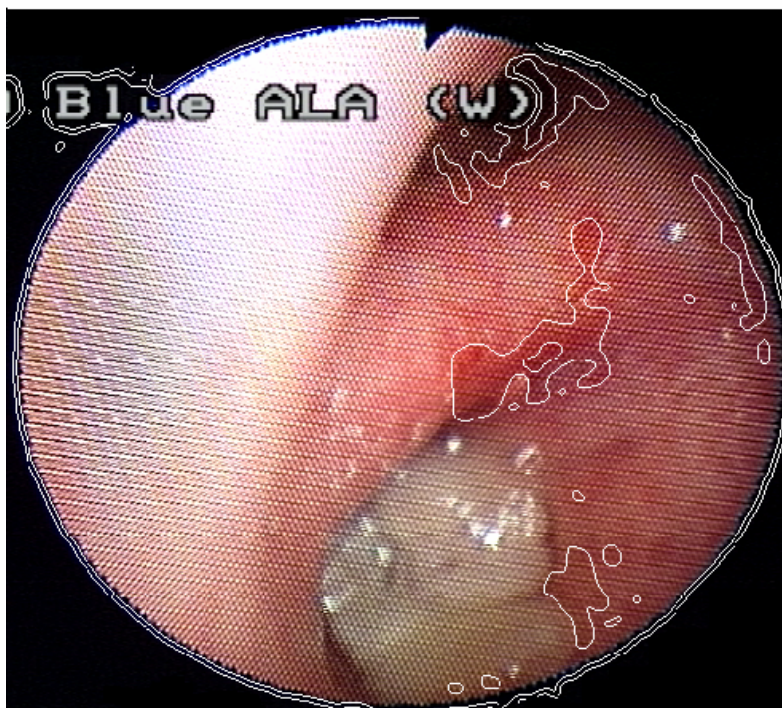
        if edg(i,j)== 1
            h1(i,j)=255;
            h2(i,j)=255;
            h3(i,j)=255;
        end
    end
end

original = cat(3,h1,h2,h3);

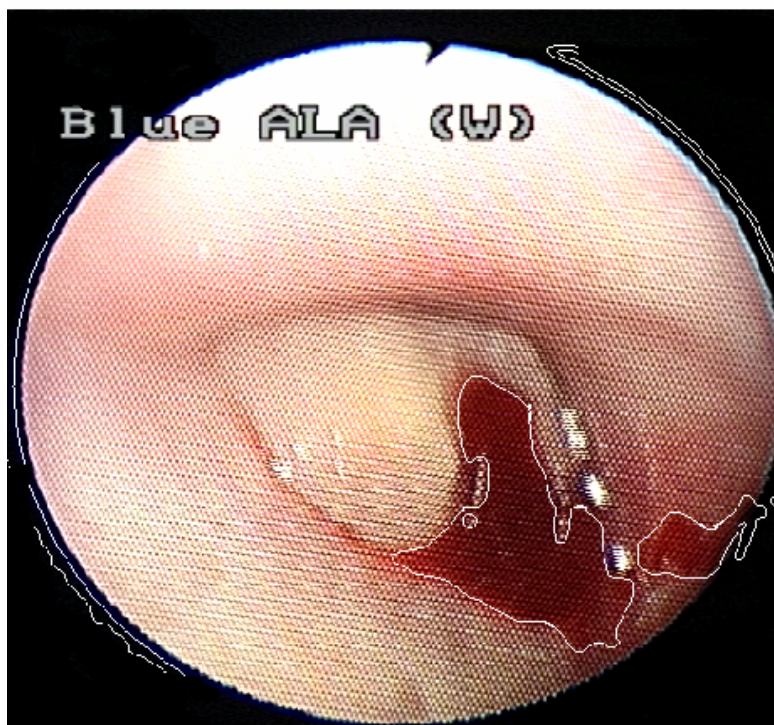
figure, imshow(original); pixval on;
title('Final Segmentation');

```


Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:
Final Segmentation



Final Segmentation



[28] Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο HSI και η ανίχνευση της πάσχουσας περιοχής με χρήση της S συνιστώσας δίνει αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα. Βέβαια, οι εικόνες αυτές πρέπει να αξιολογηθούν, όπως αναφέραμε από ιατρό. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε επίσης ότι ο παραπάνω αλγόριθμος δε λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα, αλλά πρέπει ο χρήστης κάθε φορά να εισάγει ένα ελάχιστο και ένα μέγιστο κατώφλι, το οποίο επηρεάζει σημαντικά την ποιότητα της τελικής ανίχνευσης. Τα κατώφλια αυτά μπορούν όμως να προσδιοριστούν άμεσα μέσω των τιμών των pixels αυτής στις επιθυμητές περιοχές, είτε μέσω του ιστογράμματος της συνιστώσας την οποία επεξεργαζόμαστε.

```
% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο YCbCr
% πεδίο χρώματος
```

```
clear all; close all;
pic = uigetfile('*.');
```

```
% Αρχική εικόνα
pic = imread(pic);
original = pic;
```

```
f = fspecial('gaussian',[3 3],2);
f2 = fspecial('gaussian',[5 5],2);
```

```
% Ομαλοποίηση αρχικής εικόνας με gaussian [3x3]φιλτράρισμα
for i = 1:4
    pic = imfilter(imfilter(pic,f),f);
end
```

```
figure, imshow(pic); title('Smoothed image in RGB')
```

```
% Μετατροπή στον YCbCr χώρο χρώματος
pic_ycc = rgb2ycbcr(pic);
```

```
figure, imshow(pic_ycc); pixval on; title('YCbCr image')
```

```
figure, imshow(pic_ycc(:,:,1)); pixval on;
title('Cr image component')
```

```
% Κατωφλιοποίηση της Cr συνιστώσας της εικόνας
p1 = pic_ycc(:,:,1)>= 94 & pic_ycc(:,:,1)<= 107 ;
```

```
figure, imshow(p1); pixval on; title('Y image component')
```

```
figure, imshow(pic_ycc(:,:,2)); pixval on;
title('Cb image component')
```

```
% Κατωφλιοποίηση της Cb συνιστώσας της εικόνας
p2 = pic_ycc(:,:,2)>= 104 & pic_ycc(:,:,2)<= 110;
```

```

figure, imshow(p2); pixval on; title('Cb image')

% Ανίχνευση ακμών στην κατατμημένη συνιστώσα Cb της εικόνας
% για εύρεση των ορίων των κατατμημένων αντικειμένων
edg = edge(p2,'canny');
edg2 = edge(p2,'prewitt');
figure, imshow(edg); title('Canny edges of segmented image')
figure, imshow(edg2); title('Prewitt edges of segmented image')

% Τελική κατάτμηση με υπέρθεση των αποτελεσμάτων στην αρχική
% εικόνα
h1 = original(:,:,1);
h2 = original(:,:,2);
h3 = original(:,:,3);

for i = 1:480
    for j = 1:720

        if edg(i,j)== 1
            h1(i,j)=255;
            h2(i,j)=255;
            h3(i,j)=255;
        end
    end
end
end

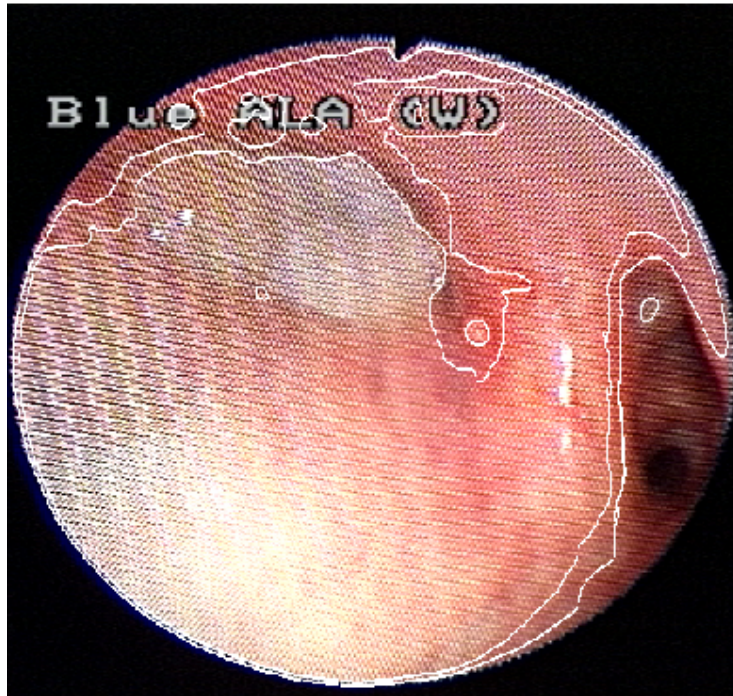
original = cat(3,h1,h2,h3);

figure, imshow(original); title('Final Segmentation');

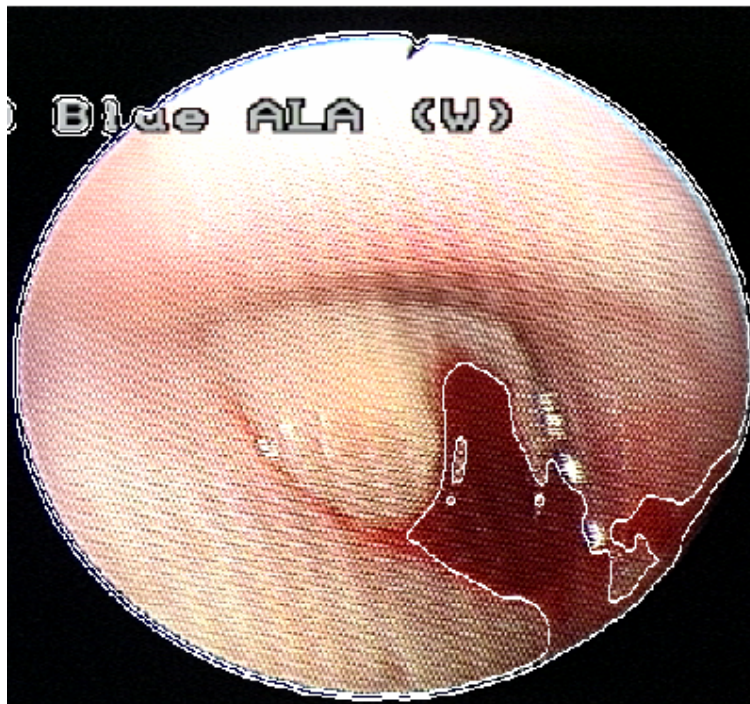
```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:

Final Segmentation



Final Segmentation



[28] Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο YCbCr και η ανίχνευση της πάσχουσας περιοχής με χρήση της Cb συνιστώσας δε δίνει πολύ καλά αποτελέσματα, ειδικά σε εικόνες που οι ύποπτες περιοχές δεν είναι άμεσα αναγνωρίσιμες. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε επίσης ότι και αυτός ο αλγόριθμος δε λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα.

```
% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε  
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο HSV πεδίο χρώματος
```

```
clear all; close all;  
pic = uigetfile('*.');  
pic = imread(pic);
```

```
% Αρχική εικόνα  
original = pic;
```

```
f = fspecial('gaussian',[3 3],2);  
f2 = fspecial('gaussian',[5 5],2);
```

```
% Ομαλοποίηση αρχικής εικόνας με gaussian [3x3]φιλτράρισμα  
for i=1:8  
    pic = imfilter(imfilter(pic,f),f);  
end
```

```
figure, imshow(pic); title('Smoothed image in RGB')
```

```
% Μετατροπή στον HSV χώρο χρώματος  
pic_hsv = rgb2hsv(pic);  
% Ομαλοποίηση της S συνιστώσας της εικόνας με gaussian  
% [3x3]φιλτράρισμα στον HSV χώρο  
new_pic = imfilter(imfilter(pic_hsv(:,:,2),f),f);
```

```
for i = 1:2  
    new_pic = imfilter(imfilter(new_pic,f),f);  
end
```

```
figure, imshow(new_pic); pixval on;  
title('Smoothed S image component')
```

```
% Ιστόγραμμα της S συνιστώσας της εικόνας  
figure, imhist(new_pic); title('Histogram of smoothed image')
```

```
% Κατωφλιοποίηση της S συνιστώσας της εικόνας  
katofli = new_pic>0.58 & new_pic<0.69 ;  
figure, imshow(katofli);  
title('Segmentation through thresholding')
```

```
% Ανίχνευση ακμών στην κατατμημένη εικόνα για εύρεση των ορίων  
% των κατατμημένων αντικειμένων  
edg = edge(katofli,'canny');
```

```

figure, imshow(edg); title('Canny edges of segmented image')

% Τελική κατάτμηση με υπέρθεση των αποτελεσμάτων στην αρχική
% εικόνα

h1 = original(:,:,1);
h2 = original(:,:,2);
h3 = original(:,:,3);

for i = 1:480
    for j = 1:720

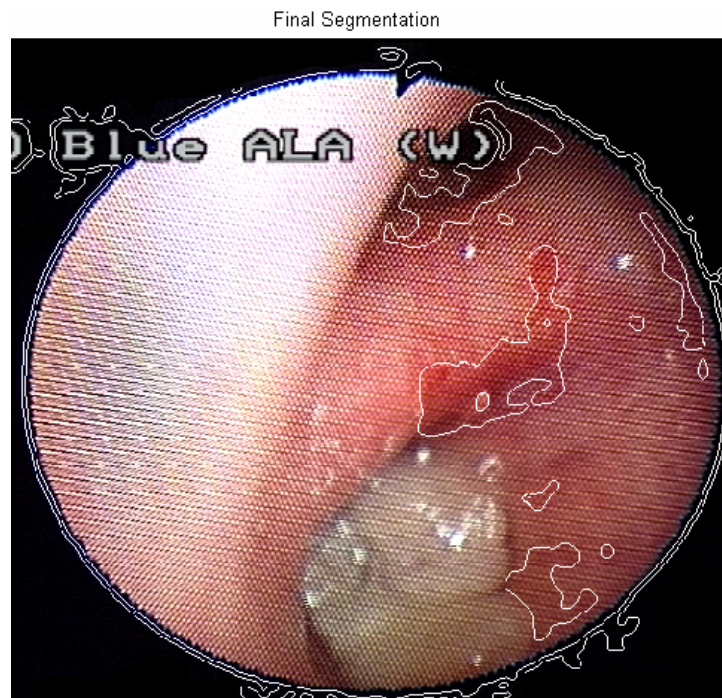
        if edg(i,j)== 1
            h1(i,j)=255;
            h2(i,j)=255;
            h3(i,j)=255;
        end
    end
end

original = cat(3,h1,h2,h3);

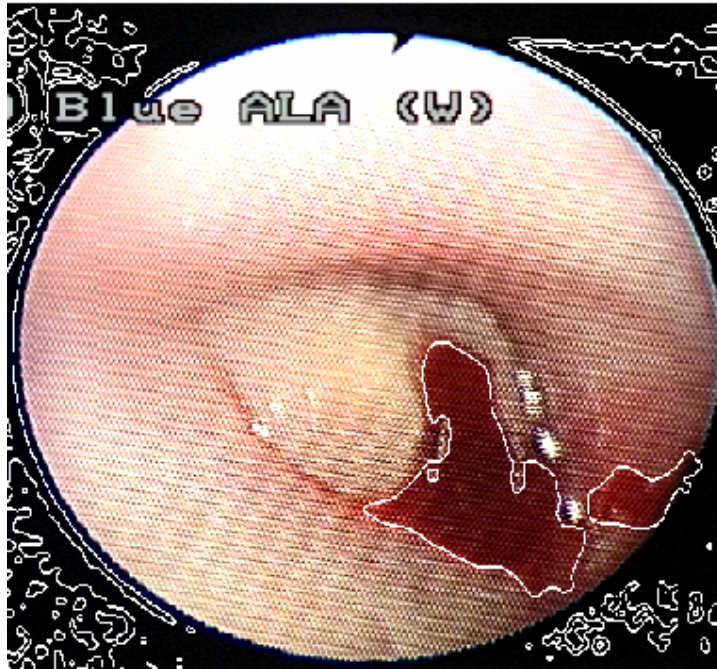
figure, imshow(original); pixval on;
title('Final Segmentation');

```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:



Final Segmentation



[28] Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο HSV και η ανίχνευση της πάσχουσας περιοχής με χρήση της S συνιστώσας δίνει αντίστοιχα με το χώρο HSI αποτελέσματα, τόσο σε εικόνες που οι ύποπτες περιοχές δεν είναι άμεσα αναγνωρίσιμες όσο και σε εικόνες που οι ύποπτες περιοχές είναι αρκετά εμφανείς. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε επίσης ότι και αυτός ο αλγόριθμος δε λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα και η ποιότητα της τελικής ανίχνευσης εξαρτάται άμεσα από τα κατώφλια που θέτουμε.

*% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο NTSC πεδίο χρώματος*

```
clear all; close all;
Ia = uigetfile('*.*.');

% Αρχική εικόνα
pic = imread(Ia);
f = fspecial('gaussian',[5 5],2);

% Ομαλοποίηση της εικόνας με gaussian [5x5]φιλτράρισμα στον
% RGB χώρο
gauss_pic = imfilter(pic,f);

for i=1:9
    gauss_pic = imfilter(gauss_pic,f);
end

% Μετατροπή στον NTSC χώρο χρώματος
ntsc_pic = rgb2ntsc(gauss_pic);
figure, imshow(ntsc_pic(:, :, 1)); pixval on;
title('NTSC Filtered image 1st component');
```

```

figure,imshow(ntsc_pic(:,:,2)); pixval on;
title('NTSC Filtered image 2nd component');

% Κατωφλιοποίηση της 2ης συνιστώσας της εικόνας
katofli_ntsc2 = ntsc_pic(:,:,2)>0.24 & ntsc_pic(:,:,2)<0.33;

figure,imshow(katofli_ntsc2); pixval on;
title('NTSC Segmented image 2nd component');

% Ανίχνευση ακμών στην κατατμημένη εικόνα για εύρεση των ορίων
% των κατατμημένων αντικειμένων
edg = edge(katofli_ntsc2,'canny');
figure,imshow(edg); pixval on; title('Canny image');

% Τελική κατάτμηση με υπέρθεση των αποτελεσμάτων στην αρχική
% εικόνα
h1 = pic(:,:,1);
h2 = pic(:,:,2);
h3 = pic(:,:,3);

for i = 1:480
    for j = 1:720

        if edg(i,j)== 1
            h1(i,j)=255;
            h2(i,j)=255;
            h3(i,j)=255;
        end
    end
end
end

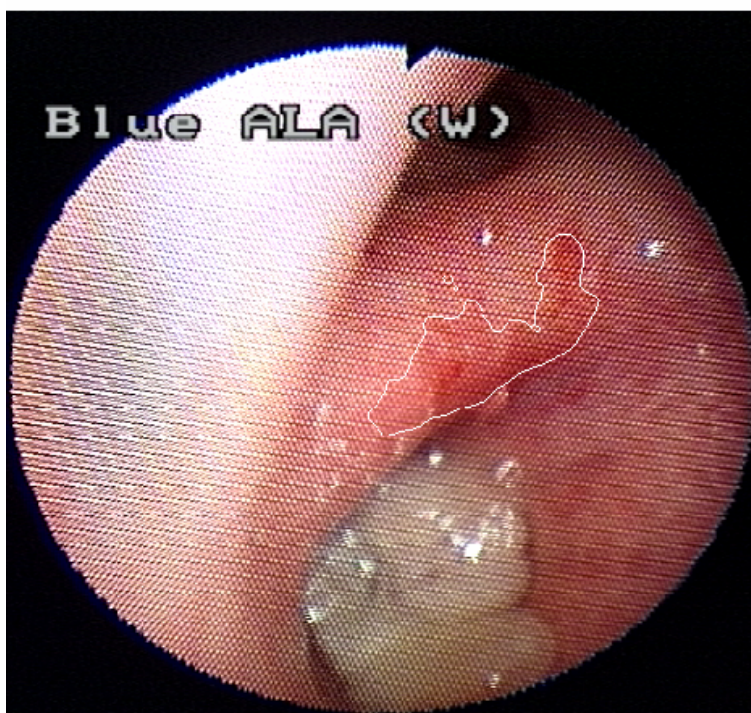
pic = cat(3,h1,h2,h3);

figure,imshow(pic); pixval on; title('Final Segmentation');

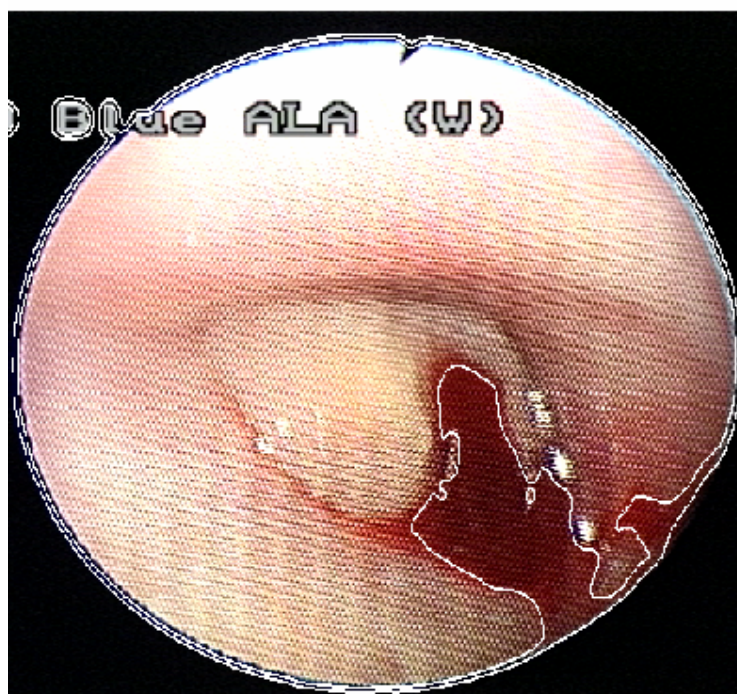
```


Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:

Final Segmantation



Final Segmantation



[28] Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο NTSC και η ανίχνευση της πάσχουσας περιοχής με χρήση της δεύτερης συνιστώσας του χώρου δίνει καλά αποτελέσματα. Το σημαντικότερο για τον αλγόριθμο αυτό είναι ότι λειτουργεί αυτόματα σχεδόν για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα, χωρίς να είναι απαραίτητη η εισαγωγή νέου κατωφλίου για την επεξεργασία διαφορετικών εικόνων. Φυσικά, για να έχουμε βέλτιστη ποιότητα στα αποτελέσματα, η εισαγωγή νέου κατωφλίου είναι επιθυμητή.

```
% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε  
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο HSV πεδίο χρώματος  
% και επιστροφή στο RGB πεδίο χρώματος
```

```
clear all; close all;  
Ia = uigetfile(*.*);
```

```
% Αρχική εικόνα  
pic = imread(Ia);
```

```
% Ομαλοποίηση εικόνας με Gaussian φίλτρο  
f = fspecial('gaussian',[5 5],2);  
pic = imfilter(pic,f);  
figure, imshow(pic); title('Smoothed image in RGB');  
pixval on;
```

```
% Μετατροπή στον HSV χώρο χρώματος  
HSV = rgb2hsv(pic);  
figure, imshow(HSV); title('Original image on HSV plane');  
colormap(jet);
```

```
% Χωρισμός στις 3 συνιστώσες χρώματος H, S, V  
H = HSV(:,:,1);  
figure, imshow(H,[]); pixval on; title('H plane');  
figure, imhist(H); title('Histogram of H image component')
```

```
S = HSV(:,:,2);  
figure, imshow(S); pixval on; title('S plane');  
figure, imhist(S); title('Histogram of S image component');  
pixval on;
```

```
V = HSV(:,:,3);
```

```
% Κατωφλιοποίηση της S συνιστώσας  
[N,M] = size(H);
```

```
for i = 1:N  
    for j = 1:M
```

```
        if (S(i,j) < 0.6 | S(i,j) > 0.9)  
            S(i,j) = 0;
```

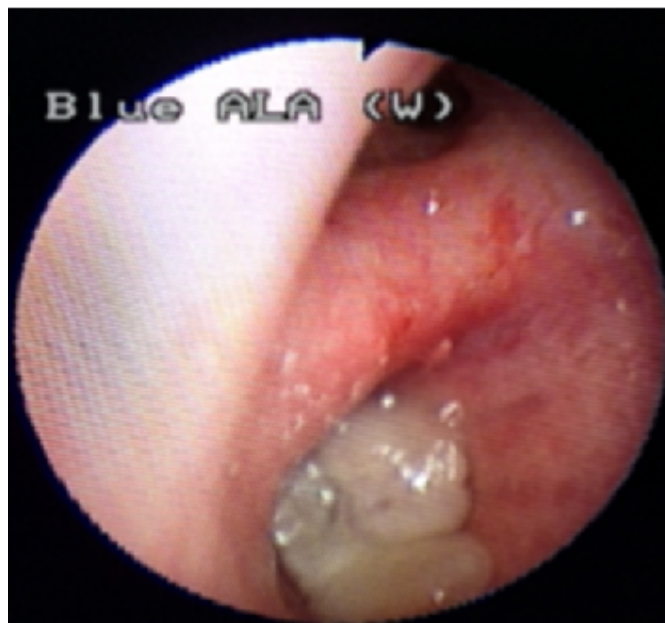
```
end  
end  
end
```

```
% Επιστροφή και πάλι στον αρχικό χώρο για οπτικοποίηση της  
% ανάλυσης
```

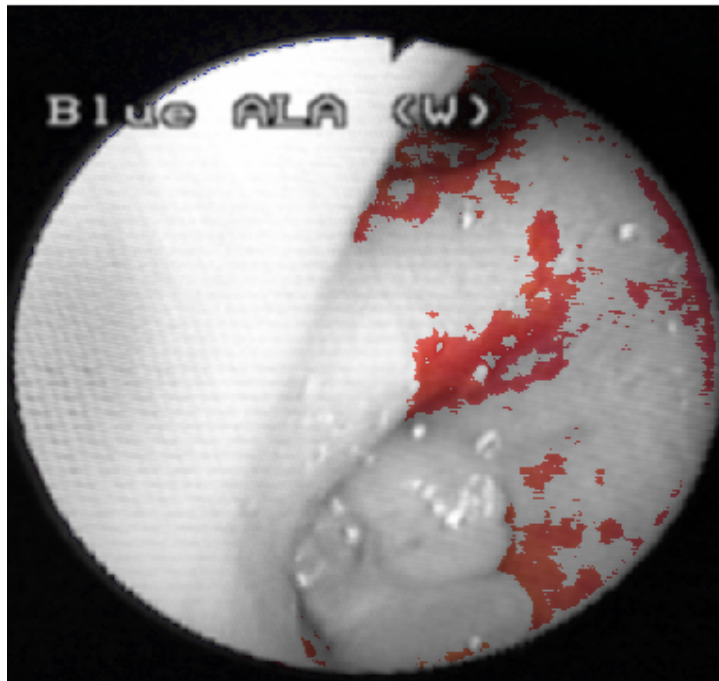
```
HSVnew = cat(3,H,S,V);  
RGBnew = hsv2rgb(HSVnew);
```

```
figure, imshow(RGBnew,[]); title('New segmented image')
```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:
Smoothed image in RGB



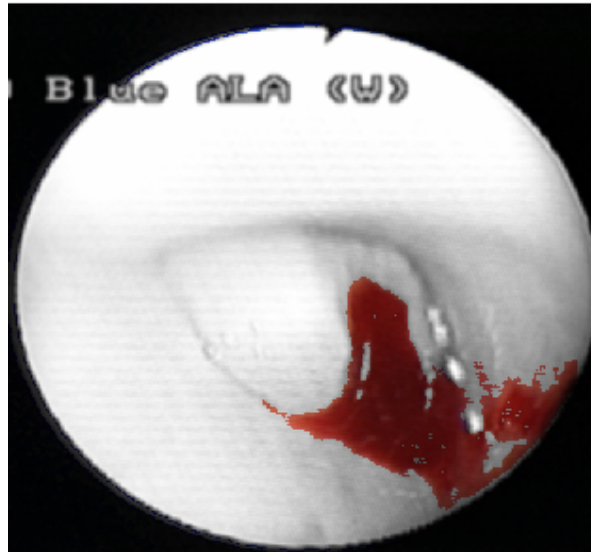
New image



Smoothed image in RGB



New segmented image



[28] Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο HSV και η ανίχνευση της πάσχουσας περιοχής με χρήση της S συνιστώσας δίνει πολύ καλά αποτελέσματα. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε επίσης ότι ο αλγόριθμος δε λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα.

```
% Κατάτμηση μέσω κατωφλιοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε  
% βρογχοσκοπικές εικόνες με φυσικό φως στο HSI πεδίο χρώματος  
% και επιστροφή στο RGB πεδίο χρώματος
```

```
clear all; close all;  
Ia = uigetfile('*.*.');  
  
% Αρχική εικόνα  
pic = imread(Ia);  
  
f = fspecial('gaussian',[5 5],2);  
pic = imfilter(pic,f);  
figure, imshow(pic); title('Smoothed image in RGB');  
pixval on;  
  
% RGB to HSI color space  
HSI = rgb2hsi(pic);  
figure, imshow(HSI); title('Original image on HSI plane');  
colormap(jet);  
  
% Χωρισμός στις 3 συνιστώσες χρώματος H, S, I  
H = HSI(:, :, 1); figure, imshow(H, []); title('H plane');  
pixval on;  
figure, imhist(H); title('Histogram of H image component')  
  
S = HSI(:, :, 2); figure, imshow(S); title('S plane');
```

```

pixval on;
figure, imhist(S); title('Histogram of H image component');
pixval on;

I = HSI(:,:,3);

% Κατωφλιοποίηση της S συνιστώσας
[N,M] = size(H);

for i = 1:N
    for j = 1:M

        if (S(i,j)<0.6 | S(i,j)>0.9)
            S(i,j)=0;
        end
    end
end

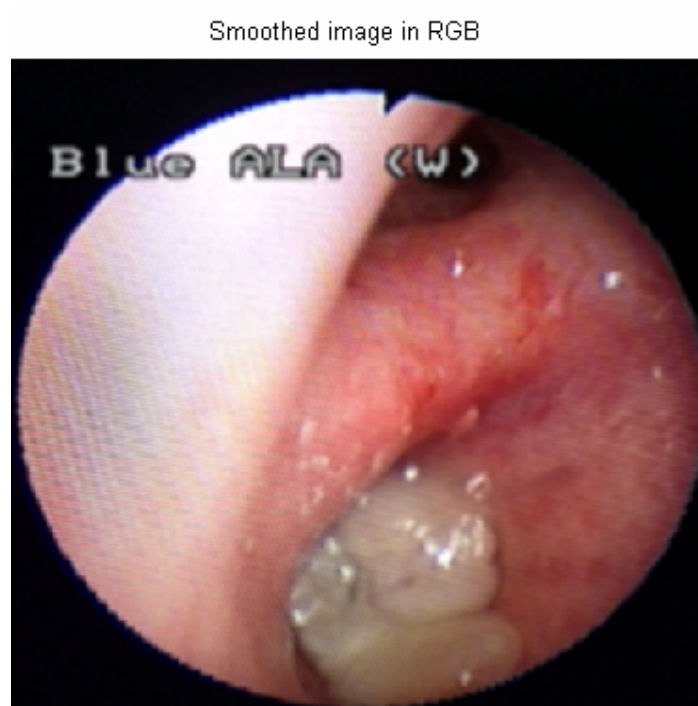
% Επιστροφή και πάλι στον αρχικό χώρο για οπτικοποίηση της
% ανάλυσης
HSInew = cat(3,H,S,I);

RGBnew = hsi2rgb(HSInew);

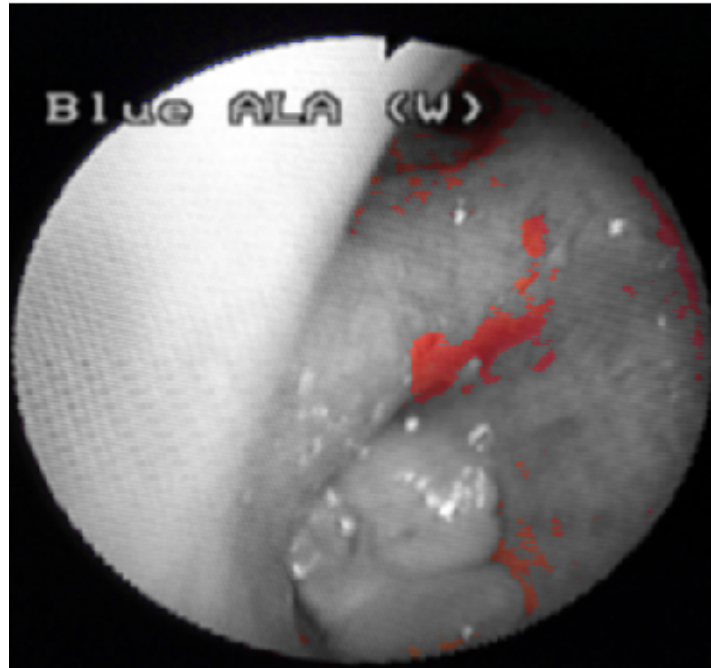
figure, imshow(RGBnew,[]); title('New segmented image')

```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:



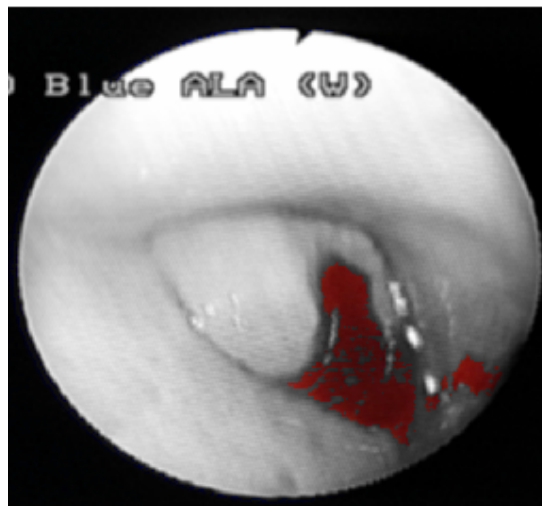
New image



Smoothed image in RGB



New segmented image



[28] Μια δεύτερη κατηγορία αλγορίθμων βασίζεται στο μετασχηματισμό Watershed. Συγκεκριμένα, στον παρακάτω πρώτο αλγόριθμο εφαρμόζουμε το μετασχηματισμό Watershed με βάση το μετασχηματισμό απόστασης, όπως περιγράψαμε στο αντίστοιχο τμήμα της θεωρίας:

```
% Αλγόριθμος υλοποίησης μετασχηματισμού Watershed με χρήση  
% του μετασχηματισμού απόστασης
```

```
clear all; close all;
```

```
% Αποθήκευση εικόνας σε πίνακα
```

```
f = uigetfile('*.*.');  
f = imread(f);  
original = f;  
f = rgb2gray(f);
```

```
% Εύρεση μεγέθους εικόνας
```

```
[k,l] = size(f);
```

```
f1 = fspecial('gaussian',[3 3],2);
```

```
f2 = fspecial('gaussian',[5 5],2);
```

```
% Ομαλοποίηση αρχικής εικόνας με gaussian [3x3] φιλτράρισμα
```

```
for i = 1:8
```

```
    f = imfilter(imfilter(f,f1),f1);
```

```
end
```

```
% Μετατροπή εικόνας σε δυαδική με χρήση του
```

```
% βέλτιστου κατωφλίου
```

```
g = im2bw(f, graythresh(f));
```

```

% Συμπληρωματική εικόνα
gc = ~g;

% Μετασχηματισμός απόστασης
D = bwdist(gc);

% Μετασχηματισμός Watershed
L = watershed(-D);
w = L == 0;

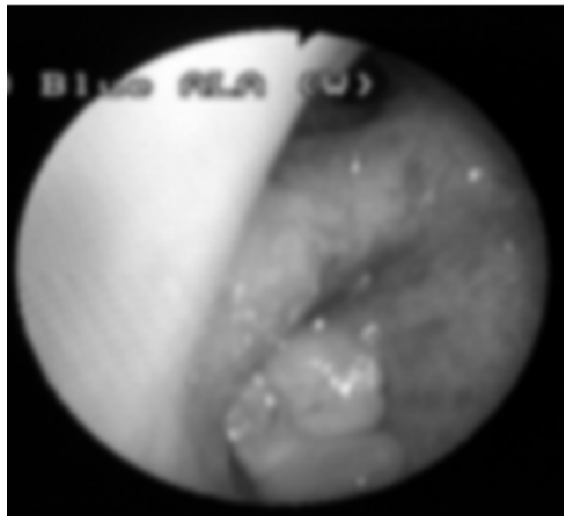
% Υπέρθυση κατάτμησης στην αρχική εικόνα
g2 = g & ~w;

% Εμφάνιση αποτελεσμάτων
figure, imshow(f); title('Smoothed image in RGB')
figure, imshow(g); title('Binary image')
figure, imshow(gc); title('Complementary image')
figure, imshow(D); title('Distance Transform')
figure, imshow(w); title('Watershed Transform')
figure, imshow(g2); title('Final Segmentation')

```

Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του m-file είναι:

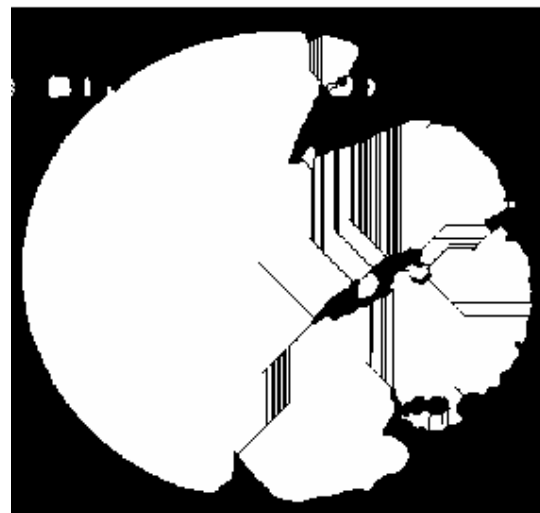
Smoothed image in RGB



Binary image



Final Segmentation



[28] Όπως βλέπουμε από τις παραπάνω εικόνες, ο αλγόριθμος αυτός δε δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Μια λύση για τη βελτίωση των παραπάνω αποτελεσμάτων, χωρίς όμως χρήση του μετασχηματισμού Watershed είναι η ανίχνευση ακμών στη δυαδική εικόνα και η υπέρθεση του αποτελέσματος στην αρχική εικόνα:

```
% Κατάτμηση μέσω βέλτιστης κατωφλιοποίησης και  
% ανίχνευσης ακμών
```

```
clear all; close all;
```

```
% Αποθήκευση εικόνας σε πίνακα
```

```
f = uigetfile('*.*');
```

```
f = imread(f);
```

```
original = f;
```

```
f = rgb2gray(f);
```

```

[k,l]=size(f);

f1 = fspecial('gaussian',[3 3],2);
f2 = fspecial('gaussian',[5 5],2);

% Ομαλοποίηση αρχικής εικόνας με gaussian [3x3] φίλτρο
for i = 1:8
    f = imfilter(imfilter(f,f1),f1);
end

% Μετατροπή εικόνας σε δυαδική με χρήση του
% βέλτιστου κατωφλίου
g = im2bw(f, graythresh(f));

% Συμπληρωματική εικόνα
gc = ~g;
figure, imshow(gc); title('Complementary image')

% Ανιχνευση ακμών
edg = edge(double(gc),'canny');
figure, imshow(edg); title('Canny edges of segmented image')

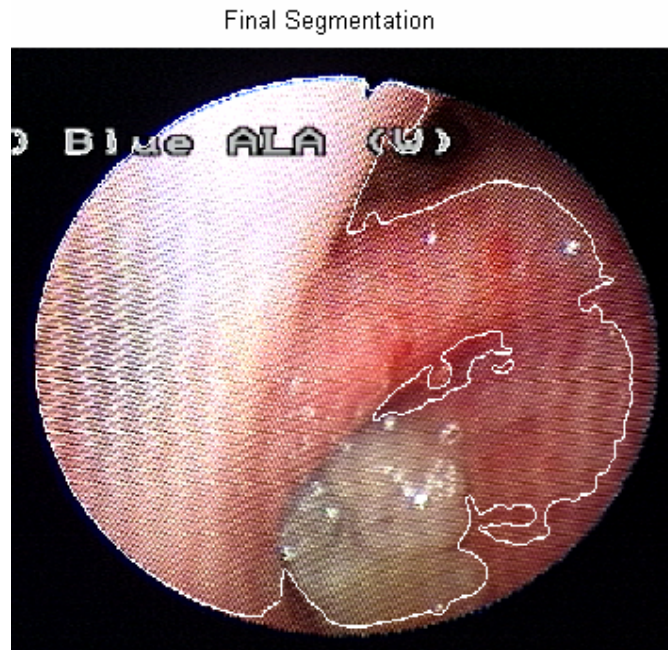
% Τελική κατάτμηση με υπέρθεση των αποτελεσμάτων στην αρχική
% εικόνα
h1 = original(:,:,1);
h2 = original(:,:,2);
h3 = original(:,:,3);

for i = 1:k
    for j = 1:l
        if edg(i,j)== 1
            h1(i,j)=255;
            h2(i,j)=255;
            h3(i,j)=255;
        end
    end
end
end
original = cat(3,h1,h2,h3);

figure, imshow(original); title('Final Segmentation');

```

Το αποτέλεσμα που παίρνουμε από την εκτέλεση του m-file είναι:



Στη συνέχεια, εφαρμόζουμε το μετασχηματισμό Watershed με χρήση σημαδευτών. Αναλυτικότερα, ο αλγόριθμος που ακολουθούμε είναι:

Αρχικά είναι απαραίτητο να ομαλοποιήσουμε την εικόνα. Για το σκοπό αυτό εφαρμόζουμε alternating sequential filtering σε κλίμακα 3:

$$\Psi_3(f) = \beta_3 \left(\alpha_3 \left(\beta_2 \left(\alpha_2 \left(\beta_1 \left(\alpha_1(f) \right) \right) \right) \right) \right)$$

όπου

$$\alpha_r(f) = \rho^-(f \exists rB | f) \text{ (reconstruction opening) και}$$

$$\beta_r(f) = \rho^+(f \oplus rB | f) \text{ (reconstruction closing), } r = 1, 2, 3, \dots$$

Ως δομικό στοιχείο B χρησιμοποιούμε το μοναδιαίο δίσκο.

Το reconstruction closing υπολογίζεται αν λάβουμε υπόψη την ιδιότητα $closing(f) = (opening(f^c))^c$. Στη συνέχεια βρίσκουμε τους markers τους οποίους θα επιβάλλουμε ως ελάχιστα της εικόνας για την εφαρμογή του μετασχηματισμού Watershed. Οι markers αυτοί είναι η ένωση των συνόλων των inside markers (σημαδευτές αντικειμένων) και των outside markers (σημαδευτές background).

Οι σημαδευτές των αντικειμένων βρίσκονται από τα τοπικά ελάχιστα της εικόνας f :

$$RegMin(f) = \rho^+(f + h | f) - f$$

όπου h είναι μια σταθερά. Για βελτίωση των αποτελεσμάτων αφαιρούμε από τους σηματοδευτές των αντικειμένων, πριν την ένωσή τους με τους εξωτερικούς σηματοδευτές, τα στοιχεία αυτά που έχουν έκταση μικρότερη από 4 pixels.

Ένας ενιαίος σηματοδευτής για το background βρίσκεται με εφαρμογή του μετασχηματισμού Watershed στην ομαλοποιημένη εικόνα. Επόμενο βήμα είναι η εύρεση του μορφολογικού gradient της ομαλοποιημένης εικόνας, στο οποίο επιβάλλουμε τους markers που βρήκαμε προηγουμένως. Το μορφολογικό gradient υπολογίζεται από τη σχέση $(\Psi \oplus B) - (\Psi \ominus B)$, όπου B είναι ο μοναδιαίος δίσκος. Η τελική κατάτμηση της εικόνας επιτυγχάνεται με εφαρμογή του μετασχηματισμού Watershed στην εικόνα του gradient. Στο αποτέλεσμα υπερθέτουμε την αρχική εικόνα για να έχουμε μια εκτίμηση της ποιότητας της κατάτμησης.

```
% Αλγόριθμος υλοποίησης μετασχηματισμού Watershed
% με χρήση markers

clear all; close all;

% Αποθήκευση εικόνας σε πίνακα
f = uigetfile('*. *');
f = imread(f);
original = f;
f = rgb2gray(f);

% Ορισμός αρχικών χαρακτηριστικών του δομικού στοιχείου για τα
% μορφολογικά φίλτρα που θα εφαρμόσουμε
type = 'disk';           % Γεωμετρικό σχήμα
a = 1;                   % Πλευρά

% Αρχικοποίηση ομαλοποιημένης εικόνας
Y = f;

% Εφαρμογή Alternating Sequential Filtering για ομαλοποίηση
% B: δομικό στοιχείο
% marker1: marker για το reconstruction opening
% a_r: reconstruction opening
% marker2: marker για το reconstruction closing
% Y = b(a())
for r=1:3
    B = strel(type,r*a);
    marker1 = imerode(Y,B);
    a_r = imreconstruct(marker1,Y);
    marker2 = imerode(imcomplement(a_r),B);
    Y = imcomplement(imreconstruct(marker2,imcomplement(a_r)));
end
```

```

% Εύρεση εσωτερικών σηματοδευτών από τα τοπικά ελάχιστα της εικόνας
% marker: marker για το reconstruction opening
% reg_min_f: τοπικά ελάχιστα της εικόνας
% ins_marker: σηματοδευτές αντικειμένων (δυναδική εικόνα ελάχιστων)
marker = imcomplement(imadd(f,60));

reg_min_f = ...
imsubtract(imcomplement(imreconstruct(marker,imcomplement(f))), f);

ins_marker1 = (reg_min_f>10);
ins_marker = bwareaopen(ins_marker1, 4);

% Αλλαγή τοπολογίας με επιβολή των τοπικών ελάχιστων ως
% μοναδικών ελάχιστων της εικόνας
Y_hom_mod = imimposemin(Y,ins_marker);

% Εύρεση σηματοδευτών background με εφαρμογή του
% μετασχηματισμού Watershed
Y_water = watershed(Y_hom_mod);

out_marker1 = (Y_water==0);
out_marker = bwmorph(out_marker1, 'thin', Inf);
col_Y_water = label2rgb(Y_water,'jet');

% Τελικό σύνολο σηματοδευτών: Inside | Outside Markers
se = strel('disk',1);
ins_marker = imerode(ins_marker,se);
inout_marker = ins_marker | out_marker;

% Υπολογισμός μέτρου gradient
grad_magn = imsubtract(imdilate(Y,se), imerode(Y,se));

% Αλλαγή τοπολογίας στο gradient της ομαλοποιημένης εικόνας
grad_hom_mod = imimposemin(grad_magn,inout_marker);

% Εφαρμογή μετασχηματισμού Watershed για την τελική κατάτμηση
grad_water = watershed(grad_hom_mod);
col_grad_water = label2rgb(grad_water,'jet');

% Υπέρθωση τελικού αποτελέσματος και αρχικής εικόνας
seg_f = original;
seg_f(find(grad_water==0))=255;

% Εμφάνιση αποτελεσμάτων

```

```

figure('Name','Original & Smoothed picture');
subplot(1,2,1); imshow(original,[]); title('Original picture');
subplot(1,2,2); imshow(Y,[]); title('Smoothed picture');

figure('Name','Inside Marker & Minima Imposition');
subplot(1,2,1); imshow(ins_marker,[]); title('Inside Marker');
subplot(1,2,2); imshow(Y_hom_mod,[]);
                    title('Modified image with imposed minima');

figure('Name','Watershed Transform');
subplot(1,2,1); imshow(Y_water); title('Watershed Transform');
subplot(1,2,2); imshow(col_Y_water,[]);
                    title('Watershed Transform - coloured');

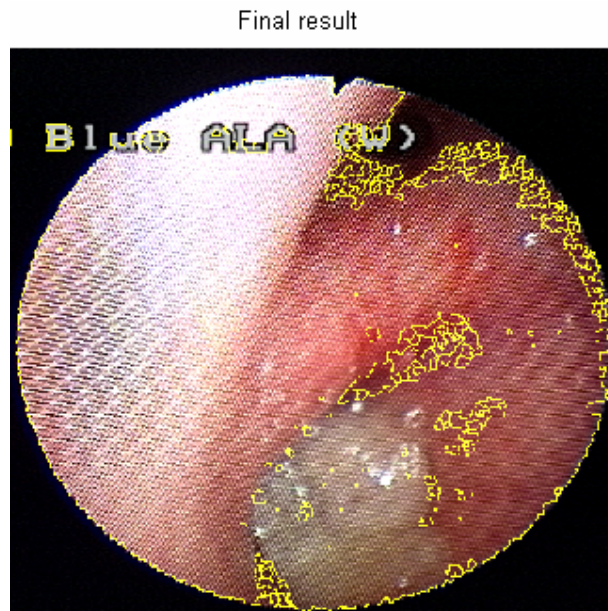
figure('Name','Outside Marker & Final Marker');
subplot(1,2,1); imshow(out_marker,[]); title('Outside Marker');
subplot(1,2,2); imshow(inout_marker,[]); title('Final Marker');

figure('Name','Gradient');
subplot(1,2,1); imshow(grad_magn,[]); title('Image Gradient');
subplot(1,2,2); imshow(grad_water,[0 10]);
                    title('Watershed Tranform on Image Gradient');

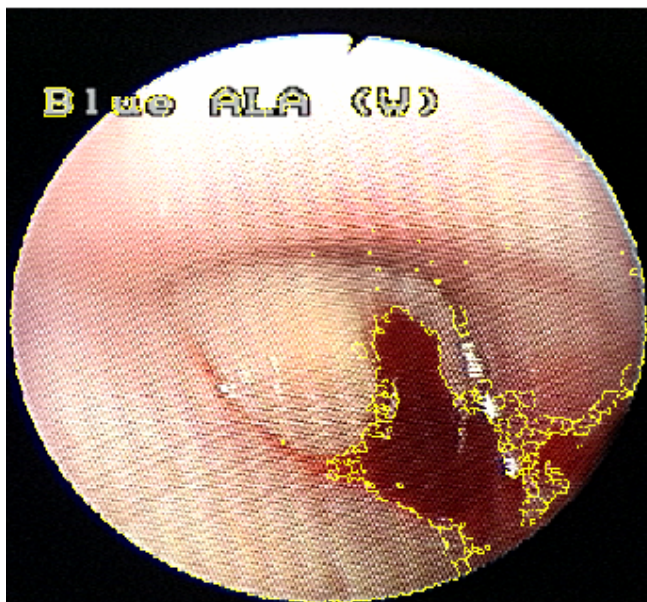
figure('Name','Final Segmentation');
subplot(1,2,1); imshow(col_grad_water, []);
                    title('Coloured objects');
subplot(1,2,2); imshow(seg_f,[]); title('Final result');

```

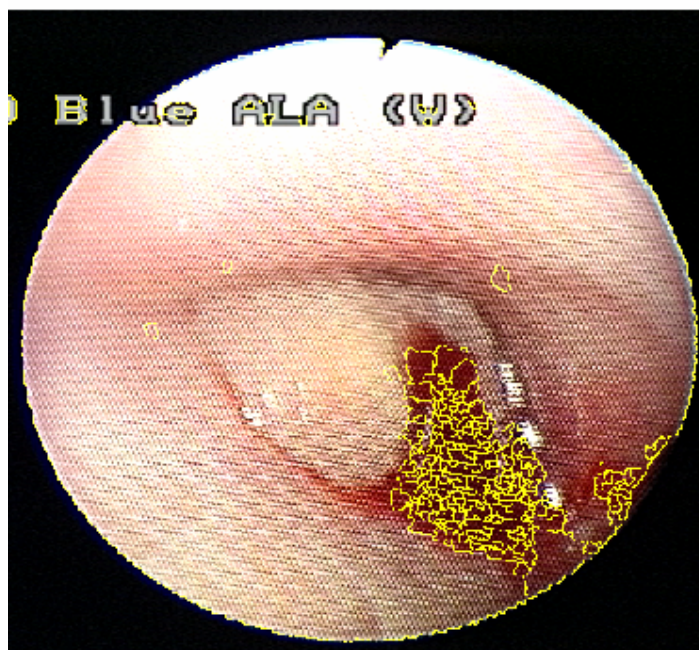
Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:



Final result



Final result



Όπως παρατηρούμε, ο αλγόριθμος αυτός δίνει σχετικά καλά αποτελέσματα, αφού καταφέρνει να ανιχνεύσει τις διαφορετικές διαβαθμίσεις του κόκκινου και απομονώνει τις ύποπτες περιοχές, παρόλο που σε κάποια σημεία έχουμε υπερκατάτμηση.

Σημειώνουμε ότι ο αλγόριθμος αυτός παράγει αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα και στις εικόνες μπλε φωτός, τα οποία παρατίθενται στη συνέχεια.

8.2 ΜΠΛΕ ΕΙΚΟΝΕΣ

[28] Όπως αναφέραμε και παραπάνω, στο δεύτερο είδος εικόνων που εξετάζουμε φωτίζουμε τις περιοχές που θέλουμε να εξετάσουμε με μπλε ακτινοβολία. Οι ύποπτες περιοχές αυτοφθορίζουν και στην εικόνα φαίνονται ως λευκές περιοχές.

Για τις εικόνες αυτού του είδους ακολουθείται διαφορετικός αλγόριθμος για τον προσδιορισμό των περιοχών που αναφέρθηκαν. Ο αλγόριθμος ομαλοποιεί αρχικά την εικόνα και στη συνέχεια μέσω της εντροπίας της εικόνας, της ομοιομορφίας της κλπ, προσδιορίζει τις πάσχουσες περιοχές, οι οποίες φθορίζουν έντονα. Ένας δεύτερος αλγόριθμος μετατρέπει την εικόνα στον HSV χώρο, εφαρμόζει κατάτμηση στη συνιστώσα κορεσμού S και επιστρέφει το αποτέλεσμα στον RGB χώρο.

```
% Αλγόριθμος εύρεσης φθορίζουσών περιοχών και υπέρθεση αυτών  
% στην αρχική εικόνα με μεθόδους εντροπίας, ομοιομορφίας και  
% κατωφλιοποίησης
```

```
clear all; close all;  
Ia = uigetfile('*.*.');
```

```
% Αρχική εικόνα και ομαλοποίησή της με Gaussian φίλτρο  
pic = imread(Ia);  
f = fspecial('gaussian',[5 5],2);  
pic = imfilter(pic,f);  
figure, imshow(pic); title('Original image');
```

```
% Αποθήκευση της αρχικής  
Temp1 = pic;  
Temp2 = pic;  
Temp3 = pic;  
Temp4 = pic;
```

```
% Χωρισμός σε συνιστώσες  
R = double(pic(:,:,1));  
G = double(pic(:,:,2));  
B = double(pic(:,:,3));
```

```
% Μετατροπή έγχρωμης σε γκριζα εικόνα  
gray_pic = rgb2gray(pic);  
gray_pic = double(gray_pic);
```

```
[K,L] = size(gray_pic);
```

```
% Δημιουργία φίλτρου μέσης τιμής 3x3 γειτονιάς  
N = 3;  
A = ones(N,N);  
filter = A.*1/(N^2);
```

```

% Τυπική Απόκλιση
mean = conv2(gray_pic,filter,'same');
Std = (gray_pic-mean).^2;
mean_Std = conv2(Std,filter,'same');

figure, imshow(mean_Std); pixval on;
title('mean_Std distribution');

thres = (mean_Std>1.5);
figure, imshow(thres); pixval on;
title('Thresholded mean_Std distribution')

Temp1(thres) = 255;
figure, imshow(Temp1); pixval on;
title('Final Segmented image through s2');

% Ομαλοποίηση
Smooth = 1-1./(1+mean_Std);
figure, imshow(Smooth); title('Smoothness');
thres2 = (Smooth>0.6);
figure, imshow(thres2); title('Segmented Smoothness');
Temp2(thres2) = 255;
figure, imshow(Temp2); pixval on;
title('Final Segmented image through Smoothness ');

% Κατάτμηση μέσω χάρτη εντροπίας
% Υπολογισμός εντροπίας
Entr = -log2(gray_pic+eps);
Entr = gray_pic.*Entr;
Entropymap = conv2(Entr,A,'same');

figure, imshow(Entropymap,[]); colormap(jet); pixval on;
title('Entropy map of the image');
figure, imshow(Entropymap,[]); pixval on;
title('Entropy map of the image');

% Κατωφλιοποίηση του χάρτη εντροπίας
thresEM = ((-Entropymap./1000)>1.25);
figure, imshow(thresEM,[]);
title('Thresholded Entropy map of the image');

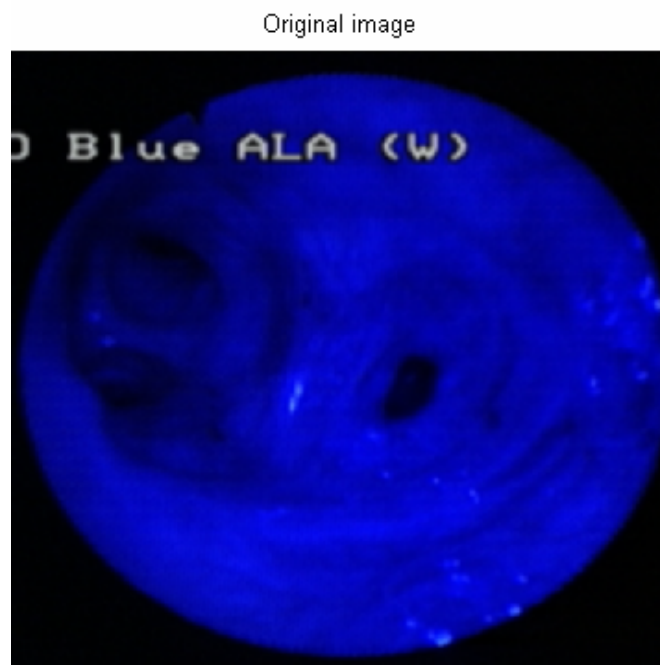
Temp3(thresEM) = 255;
figure, imshow(Temp3); pixval on;
title('Final Segmented image through Entropy');

% Κατάτμηση μέσω ομοιομορφίας
Un = conv2(gray_pic.^2,A,'same');
thresUN = ((Un./100)>75);
figure, imshow(thresUN); title('Uniformity'); pixval on;
Temp4(thresUN) = 255;

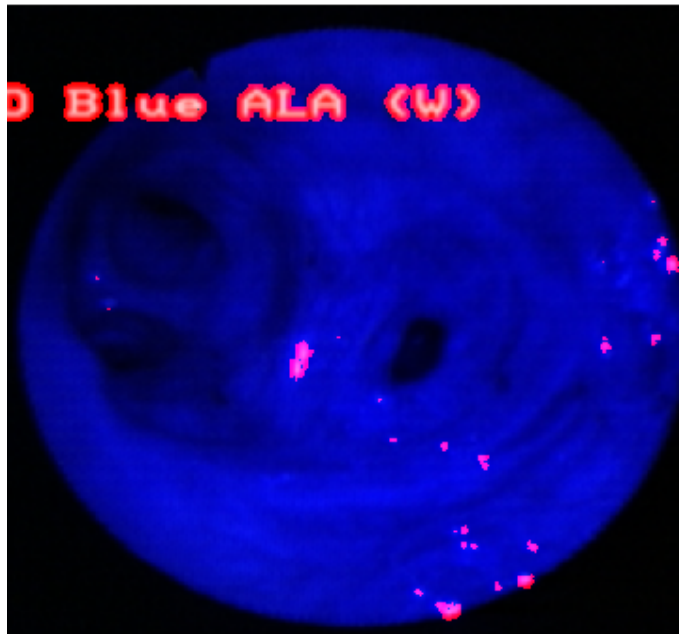
```

```
figure, imshow(Temp4); pixval on;  
title('Final Segmented image through Uniformity');
```

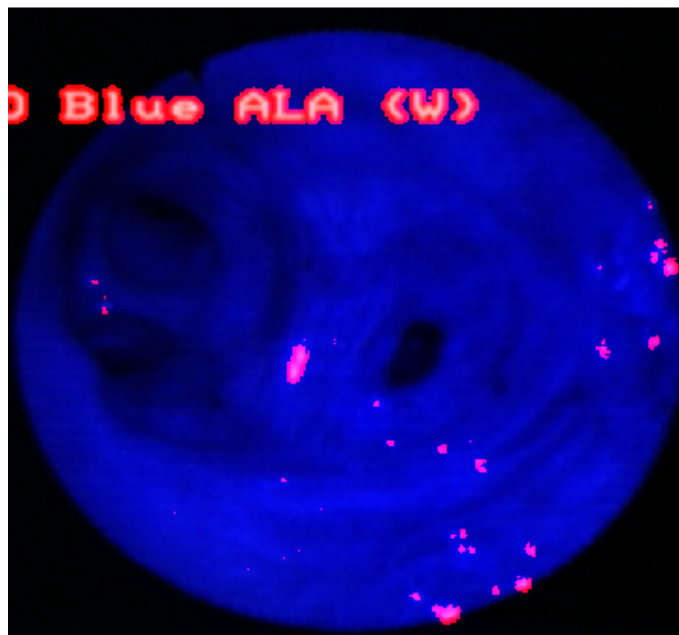
Τα αποτελέσματα που παίρνουμε από την εκτέλεση του παραπάνω m-file είναι:



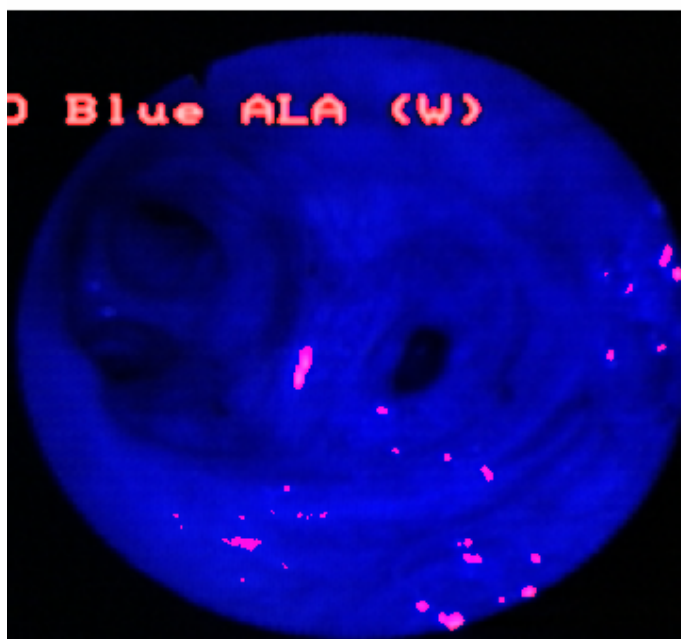
Final original image && S2



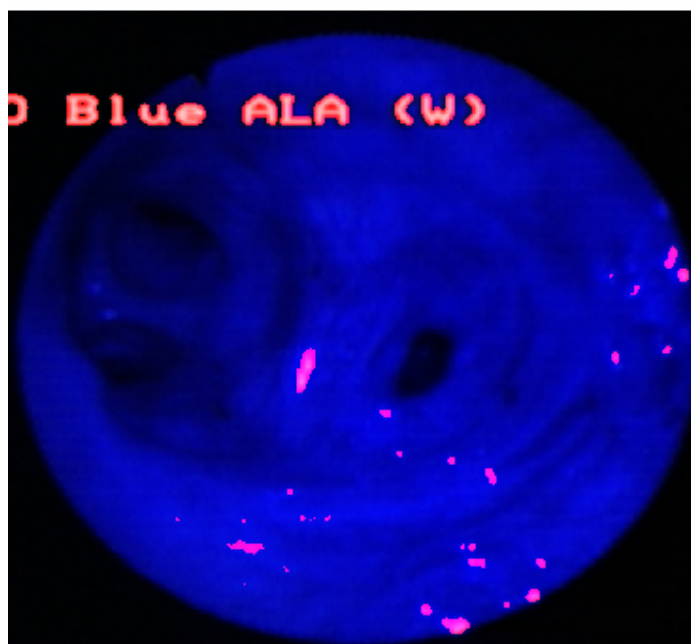
Final segmented image



Final image && E



Final segmented image through Uniformity



Παρατηρούμε ότι η ανίχνευση των φθορίζουσων περιοχών με χρήση του παραπάνω αλγορίθμου δίνει εξίσου καλά αποτελέσματα, είτε χρησιμοποιώντας την ομοιομορφία, είτε την εντροπία της εικόνας, είτε καταφλιποιώντας την ομαλοποιημένη αρχική εικόνα. Οι φθορίζουσες περιοχές ανιχνεύονται σχεδόν απόλυτα. Σημαντικό είναι να αναφέρουμε επίσης ότι και αυτός ο αλγόριθμος δε λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα, αλλά εξαρτάται άμεσα από τα κατώφλια που θέτουμε στα επιμέρους στάδια του αλγορίθμου.

```

[28]
% Αλγόριθμος εύρεσης φθοριζουσών περιοχών μέσω μετατροπής της
% αρχικής εικόνας στον HSV χώρο χρώματος, εφαρμογής
% κατοφλιοποίησης στη συνιστώσα κορεσμού και επιστροφή
% στον αρχικό RGB χώρο χρώματος

clear all; close all;
Ia = uigetfile('*.');

% Αρχική εικόνα
pic = imread(Ia);

f = fspecial('gaussian',[5 5],2);
pic = imfilter(pic,f);
figure, imshow (pic); pixval on;
title('Smoothed image in RGB');

% RGB to HSV color space
HSV = rgb2hsv(pic);
figure; imshow(HSV); colormap(jet);
title('Original image on HSV plane');

% Χωρισμός στις 3 συνιστώσες χρώματος H, S, V
H = HSV(:,:,1);
figure;imshow(H,[]); pixval on; title('H plane');
figure, imhist (H); title('Histogram of H image component')

S = HSV(:,:,2);
figure; imshow(S); pixval on; title('S plane');
figure, imhist (S); title('Histogram of H image component');
pixval on;

I = HSV(:,:,3);

% Κατωφλιοποίηση της S συνιστώσας
[N,M] = size(H);
for i = 1:N
    for j = 1:M
        if (S(i,j) < 0.6 | S(i,j) > 0.9)
            S(i,j) = 0;
        end
    end
end
end

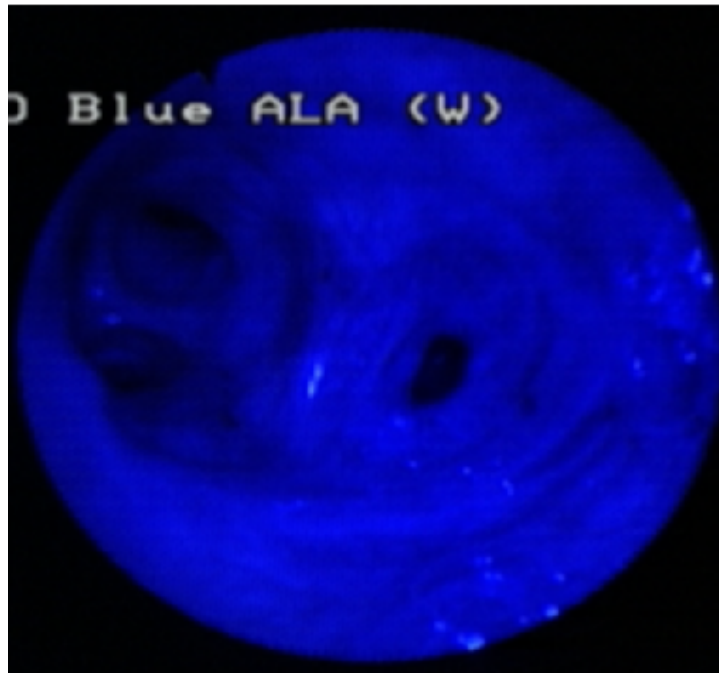
% Επιστροφή και πάλι στον αρχικό χώρο για οπτικοποίηση της
% ανάλυσης
HSVnew = cat(3,H,S,I);

```

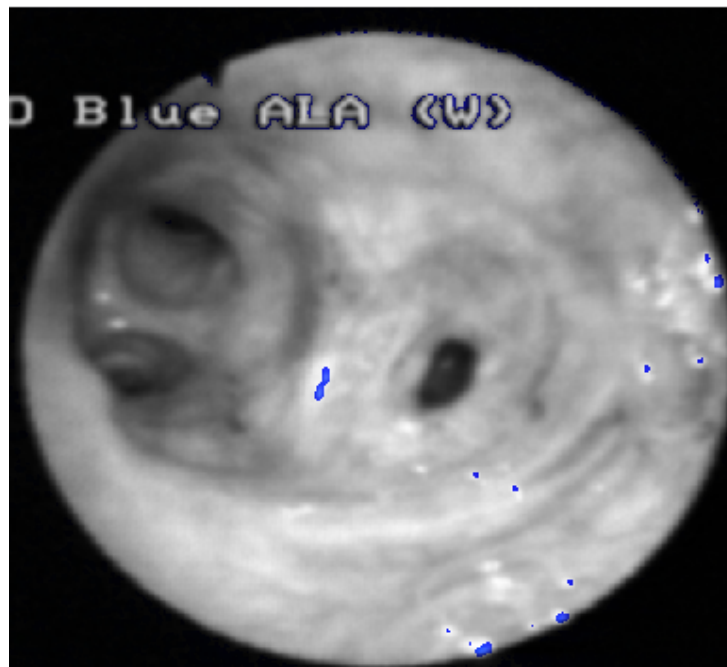
```
RGBnew = hsv2rgb(HSVnew);
```

```
figure, imshow(RGBnew,[]); title('New segmented image')
```

Smoothed image in RGB

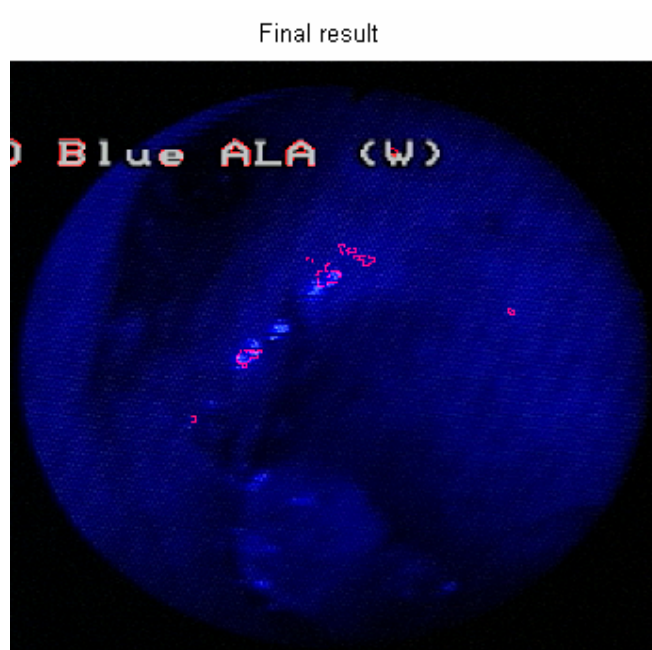


New segmented image



Παρατηρούμε ότι η μετάβαση στο χώρο HSV και η εκεί επεξεργασία της εικόνας εντοπίζει κάποιες φθορίζουσες περιοχές της εικόνας, αλλά με λιγότερο καλά αποτελέσματα σε σχέση με τον προηγούμενο αλγόριθμο. Σημειώνουμε ότι αυτός ο αλγόριθμος λειτουργεί αυτόματα για κάθε βρογχοσκοπική εικόνα, με σχετικά καλά αποτελέσματα στην ανίχνευση των φθορίζουσών περιοχών.

Τέλος, παραθέτουμε τα αποτελέσματα που δίνει ο αλγόριθμος εφαρμογής του μετασχηματισμού Watershed με χρήση markers, που παραθέσαμε στην προηγούμενη ενότητα, στις εικόνες φυσικού φωτός.



ΑΝΑΛΥΣΗ ΙΑΤΡΙΚΩΝ ΕΙΚΟΝΩΝ ΒΑΣΕΙ ΤΗΣ ΥΦΗΣ ΜΕ ΤΗ ΒΟΗΘΕΙΑ ΤΟΥ MATLAB



[2] Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται εφαρμογή των μεθόδων ανάλυσης της υφής που παρουσιάστηκαν στα προηγούμενα κεφάλαια, σε έγχρωμες βρογχοσκοπικές εικόνες πραγματικού ασθενούς. Με τη βοήθεια του Matlab δημιουργούμε προγράμματα (m-files) τα οποία εφαρμόζουν διάφορες από τις μεθόδους ανάλυσης της υφής που παρουσιάστηκαν προηγουμένως πάνω σε ιατρικές εικόνες, ώστε να ελέγξουμε την ιατρική αξία των μεθόδων αυτών στην περίπτωση των βρογχοσκοπικών εικόνων. Συγκεκριμένα σκοπός μας είναι να αναλύσουμε τις βρογχοσκοπικές εικόνες ώστε να ανιχνεύσουμε καρκινοπαθείς περιοχές του πνεύμονα.

Όπως θα δούμε και παρακάτω μερικές από τις μεθόδους ανάλυσης της υφής λειτουργούν αρκετά ικανοποιητικά για την ανίχνευση καρκινοπαθών περιοχών, ενώ άλλες δεν έχουν καμία πρακτική αξία στην περίπτωση μας.

Παρακάτω παρουσιάζονται τα προγράμματα (m-files) τα οποία κατασκευάσαμε εμείς, έτοιμα προγράμματα τα οποία μας δόθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα αυτών.

Για την ανάλυση των ιατρικών εικόνων με τα παραπάνω προγράμματα χρησιμοποιήθηκε κυρίως το πακέτο **Image Processing Toolbox** του **Matlab**. Το συγκεκριμένο Toolbox περιέχει πολλές έτοιμες ρουτίνες και εντολές (functions) για ψηφιακή επεξεργασία εικόνων, δίνοντας τη δυνατότητα στο χρήστη να μπορεί να συνδυάσει πολλές μεθοδολογίες ανάλυσης εικόνας. Στον Πίνακα 9.1 παρουσιάζονται όλες οι κατηγορίες των εντολών που περιέχει το πακέτο Image Processing Toolbox [29].

Εντολές	Λειτουργία
Εισαγωγής, εξαγωγής, και επίδειξης εικόνων	Εντολές για την εισαγωγή, την εξαγωγή, και την επίδειξη των εικόνων στο Matlab, καθώς και τη μετατροπή τους σε διαφορετικά format.
Μετασχηματισμών	Εντολές για την εκτέλεση διάφορων μετασχηματισμών εικόνων.
Ανάλυσης εικόνων και στατιστικών	Εντολές για ανάλυση εικόνων και εξαγωγή στατιστικών στοιχείων των pixels αυτών.

Αριθμητικής εικόνων	Εντολές για την εκτέλεση των αριθμητικών διαδικασιών στις εικόνες, όπως πρόσθεση, αφαίρεση, πολλαπλασιασμός και διαίρεση.
Βελτίωσης και αποκατάστασης εικόνων	Εντολές για την βελτίωση και την αποκατάσταση εικόνων, όπως π.χ. η εντολή αποθορυβοποίησης.
Γραμμικά φίλτρα και μετατροπές	Εντολές για τη δημιουργία και τη χρησιμοποίηση γραμμικών φίλτρων και των μετατροπών.
Μορφολογικές διαδικασίες	Εντολές για την εκτέλεση μορφολογικής επεξεργασίας εικόνας.
Επεξεργασίας περιοχών, γειτονιών, ή κομματιών μιας εικόνας	Εντολές για να καθοριστούν περιοχές ενδιαφέροντος και να γίνει επεξεργασία μόνο σε αυτές τις περιοχές της εικόνας.
Εντολές χρώματος	Εντολές για επεξεργασία του χρώματος των εικόνων.
Διάφορες Εντολές	Διάφορες άλλες εντολές για την επεξεργασία εικόνων που δεν ανήκουν όμως στις παραπάνω κατηγορίες.

Πίνακας 9.1

Κατηγορίες Εντολών (functions) του Image Processing Toolbox

Όπως βλέπουμε και από τον παραπάνω Πίνακα, το Matlab και το Image Processing Toolbox διαθέτουν πλήθος εντολών για την ανάλυση και την επεξεργασία εικόνων, προσφέροντας στο χρήστη πάρα πολλές δυνατότητες.

Συγκεκριμένα για την ανάλυση της υψής το Image Processing Toolbox προσφέρει 6 έτοιμες εντολές (ρουτίνες) για τον υπολογισμό διάφορων χαρακτηριστικών της υψής μιας εικόνας (Πίνακας 9.2).

Εντολή - Function	Λειτουργία
entropy	Υπολογίζει τη συνολική εντροπία της φωτεινότητας μιας εικόνας

entropyfilt	Υπολογίζει τοπική εντροπία της φωτεινότητας μιας εικόνας
graycomatrix	Υπολογίζει τον πίνακα συνεμφάνισης
graycoprops	Υπολογίζει διάφορες παραμέτρους του πίνακα συνεμφάνισης
rangefilt	Υπολογίζει τη μέση τιμή φωτεινότητας
stdfilt	Υπολογίζει τη σταθερή απόκλιση φωτεινότητας μιας εικόνας

Πίνακας 9.2

Εντολές για ανάλυση υφής του *Image Processing Toolbox*

Η σύνταξη των παραπάνω εντολών είναι της μορφής $J = \text{εντολή}(\text{I})$, όπου J είναι το αποτέλεσμα της εντολής (είτε εικόνα, είτε κάποιος πίνακας) και I είναι η αρχική εικόνα. Σε παραδείγματα στη συνέχεια χρησιμοποιούμε όλες τις παραπάνω εντολές και παραθέτουμε και τα αποτελέσματα τους. Για περισσότερες λεπτομέρειες για τις συγκεκριμένες εντολές δείτε στο *Image Processing Toolbox User's Guide (Matlab's Help)*, στην κατηγορία *Image Analysis and Statistics* του Matlab [29].

Στα προγράμματα που ακολουθούν χρησιμοποιούνται οι παραπάνω εντολές καθώς και άλλες τις οποίες είτε κατασκευάσαμε είτε χρησιμοποιήσαμε έτοιμες. Κάθε πρόγραμμα εξηγείται αναλυτικά για τη λειτουργία του.

9.1 FUNCTION STATXTURE [2]

Υπολογισμός στατιστικών στοιχείων 1ης και 2ης τάξης

Η εντολή **Statxture** είναι μια M-Function που δημιούργησαν οι συγγραφείς του βιβλίου *Digital Image Processing using Matlab* [6], η οποία υπολογίζει ορισμένα στατιστικά στοιχεία 1^{ης} και 2^{ης} τάξης μιας εικόνας ή μιας περιοχής μιας εικόνας. Παρακάτω παραθέτουμε την σύνταξη της εντολής καθώς και τον κώδικα της.

Όπως βλέπουμε και από τον παρακάτω κώδικα η εντολή είναι της μορφής $t = \text{statxture}(f, \text{scale})$ όπου f είναι η περιοχή ενδιαφέροντος μιας εικόνας και scale είναι ένας δείκτης που χρησιμοποιείται για λόγους βαθμονόμησης (στην πραγματικότητα πολλαπλασιάζει το αποτέλεσμα με την τιμή της scale , συνήθως δεν χρησιμοποιούμε καθόλου το δείκτη scale). Η εντολή επιστρέφει τον πίνακα t που είναι ένας πίνακας 6 στοιχείων. Τα 6 αυτά στοιχεία είναι τιμές διάφορων χαρακτηριστικών της υφής (στατιστικών στοιχείων 1ης

και 2ης τάξης) της περιοχής ενδιαφέροντος της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα για την επιλεγμένη περιοχή της εικόνας είναι:

- T(1) = Μέση τιμή φωτεινότητας
- T(2) = Σταθερή απόκλιση φωτεινότητας
- T(3) = Τιμή της απαλότητας
- T(4) = Λοξότητα επιπέδων φωτεινότητας
- T(5) = Τιμή της ομοιογενείας
- T(6) = Τιμή της εντροπίας

Ο κώδικας της εντολής όπως δίνεται στο βιβλίο Digital Image Processing using Matlab [6] είναι ο παρακάτω:

9.1.1 Κώδικας Function Statxture

```
function t = statxture (f,scale)
%STATXTURE Computes statistical measures of texture in an image.
% T = STATXTURE(F, SCALE) computes six measures of texture from an
% image (region) F. Parameter SCALE is a 6-dim row vector whose
% elements multiply the 6 corresponding elements of T for scaling
% purposes. If SCALE is not provided it defaults to all 1s. The
% output T is 6-by-1 vector with the following elements:
% T(1) = Average gray level
% T(2) = Average contrast
% T(3) = Measure of smoothness
% T(4) = Third moment
% T(5) = Measure of uniformity
% T(6) = Entropy

if nargin == 1
    scale(1:6) = 1;
else % Make sure it's a row vector.
    scale=scale(:)';
end

% Obtain histogram and normalize it.
% Παίρνουμε το ιστόγραμμα της περιοχής και το εξομαλύνουμε.
p=imhist(f);
p=p./numel(f);
L=length(p);

% Compute the three moments. We need the unnormalized ones
% from function statmoments. These are in vector mu.

% Χρησιμοποιούμε την εντολή statmoments για να υπολογίσουμε τα 3 πρώτα
% στατιστικά στοιχεία (μέσες τιμές φωτεινότητας κτλ) του παραπάνω
% ιστογράμματος( mu(1), mu(2) και mu(3)).
% Η εντολή statmoments είναι βοηθητική εντολή η οποία δίνεται στο βιβλίο
% Digital Image Processing using Matlab [1] και χρησιμοποιείται για τον
% υπολογισμό διάφορων στατιστικών στοιχείων του ιστογράμματος μιας εικόνας.

[v, mu]=statmoments(p,3);
```

```

% Compute the six texture measures.
% Υπολογίζουμε τα 6 χαρακτηριστικά της υφής χρησιμοποιώντας τους τύπους της
%θεωρίας

% Average gray level.
% Μέση τιμή φωτεινότητας
t(1)=mu(1);

% Standard deviation.
%Σταθερή απόκλιση φωτεινότητας
t(2)=mu(2).^0.5;

% Smoothness.
%Τιμή της απαλότητας

% First normalize the variance to [0 1] by
% dividing it by (L-1)^2.
varn=mu(2)/(L-1)^2;
t(3)=1-1/(1+varn);

% Third moment (normalized by (L - 1)^2 also).
%Λοξότητα επιπέδων φωτεινότητας
t(4)=mu(3)/(L-1)^2;

% Uniformity.
%Τιμή της ομοιογενείας
t(5)=sum(p.^2);

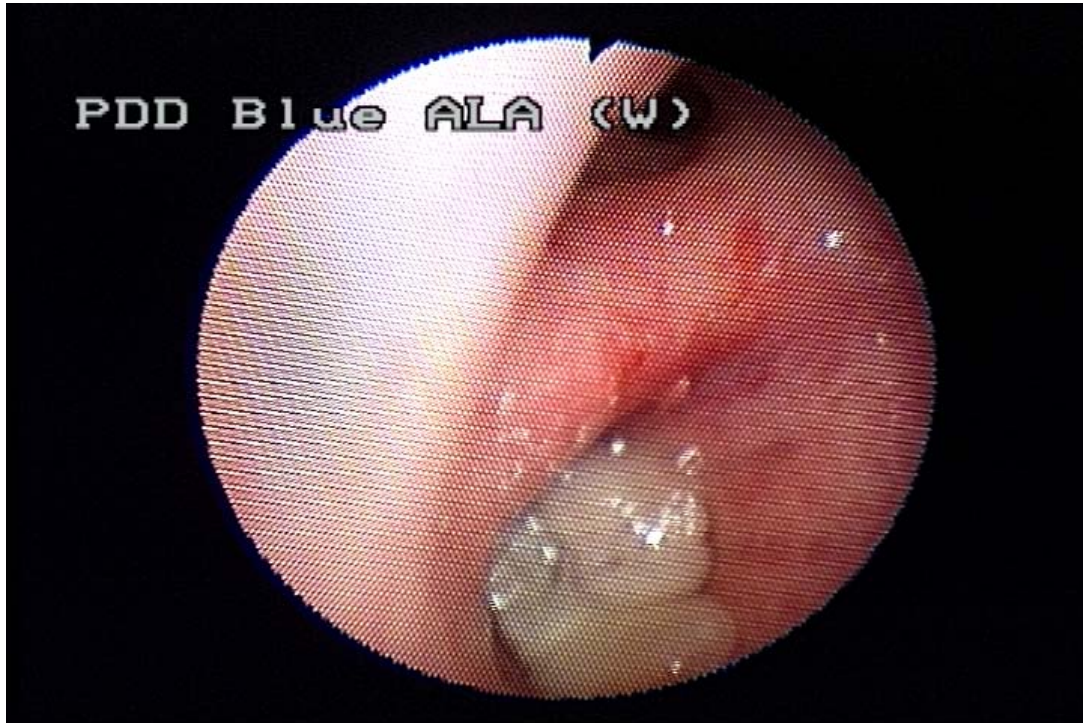
% Entropy.
%Τιμή της εντροπίας
t(6)=-sum(p.*(log2(p + eps)));

% Scale the values.
% Εξαγωγή των παραπάνω τιμών σε ένα πίνακα
t=t.*scale

```

9.1.2 Εφαρμογή της Function Statxture και εισαγωγή σε βασικές λειτουργίες του Matlab για την επεξεργασία εικόνων.

Χρησιμοποιούμε την εντολή Statxture για να υπολογίσουμε τα χαρακτηριστικά της υφής σε διάφορα σημεία της παρακάτω εικόνας, που είναι μια βρογχοσκοπική εικόνα ενός πραγματικού ασθενούς.



Εικόνα 9.1

Έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα πραγματικού ασθενούς (I1)

Να σημειώσουμε ότι η συγκεκριμένη εντολή λειτουργεί μόνο για grayscale εικόνες οπότε πριν αναλύσουμε μια έγχρωμη εικόνα ή τις περιοχές της πρέπει να την μετατρέψουμε σε ασπρόμαυρη εικόνα (grayscale). Αυτό το πετυχαίνουμε με την εντολή `J = rgb2gray (I)`, όπου `I` είναι μια έγχρωμη εικόνα και `J` είναι η αντίστοιχη ασπρόμαυρη εικόνα.

Επίσης όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στην εικόνα 9.1, η εικόνα ‘πάσχει’ από θόρυβο. Για να μπορέσουμε να κάνουμε ακόμα καλύτερη ανάλυση πρέπει αρχικά να κάνουμε αποθορυβοποίηση της εικόνας. Με την εντολή `fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);` δημιουργούμε ένα φίλτρο αποθορυβοποίησης χρησιμοποιώντας ένα Gauss βαθυπερατό φίλτρο, και με την εντολή `I2=imfilter(I1,fa);` Φιλτράρουμε την εικόνα `I1` με το φίλτρο `fa`. Η εικόνα `I2` που προκύπτει είναι η `I1` αλλά χωρίς τον αρχικό θόρυβο.

Τα παραπάνω μπορούμε να τα παρατηρήσουμε και στις επόμενες εικόνες.

Την παραπάνω εικόνα την έχουμε αποθηκεύσει στον φάκελο με τα `m-files` μας με το όνομα `I1.bmp`.

```
>> I1=imread('I1.bmp');           % Φορτώνουμε στο Workspace την εικόνα I1.bmp
                                   με το όνομα I1.
>> imshow(I1)                     % Βλέπουμε την εικόνα.
>> fa=fspecial('gaussian',[5 5],2); % Δημιουργούμε το βαθυπερατό φίλτρο
                                   αποθορυβοποίησης
>> I2=imfilter(I1,fa);           % Φιλτράρουμε την εικόνα I1 με το φίλτρο fa
```

```
>> imshow(I2); % Βλέπουμε την εικόνα I2, που είναι η εικόνα I1 χωρίς το θόρυβο (Εικόνα 9.2)
```



Εικόνα 9.2

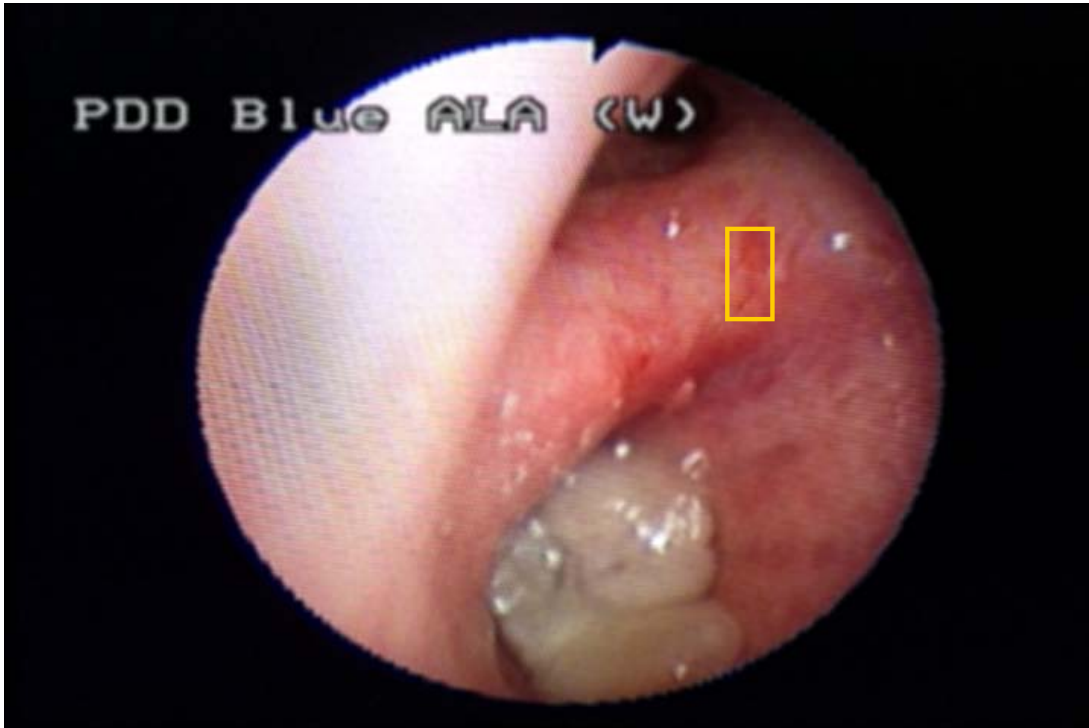
Έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα πραγματικού ασθενούς χωρίς το θόρυβο (I2)

Στη συνέχεια επιλέγουμε το κομμάτι του ιστού που θέλουμε να αναλύσουμε με την εντολή `Statxture`. Αυτό το πετυχαίνουμε με την εντολή `imcrop` η οποία μας δίνει τη δυνατότητα να υποθηκεύσουμε σαν ξεχωριστή εικόνα οποιοδήποτε κομμάτι της αρχικής επιλέξουμε εμείς. Όταν τρέξουμε την εντολή εμφανίζεται ένας σταυρός με τη βοήθεια του οποίου επιλέγουμε την περιοχή της εικόνας που μας ενδιαφέρει. Επιλέγουμε ένα κομμάτι ιστού που φαίνεται να έχει προσβληθεί από καρκίνο. Στην εικόνα 9.3 βλέπουμε την περιοχή που επιλέξαμε και στην εικόνα 9.4 βλέπουμε την νέα εικόνα I3 που είναι μόνο η επιλεγμένη περιοχή.

```
>> I3=imcrop(I2); % Επιλογή περιοχής της εικόνας και ονομασία της νέας εικόνας σε I3
```



```
>> imshow(I3); % Η εικόνα I3
```



Εικόνα 9.3

Επιλογή περιοχής ενδιαφέροντος στην εικόνα I2



Εικόνα 9.4

Εικόνα I3. Η περιοχή που θα εφαρμόσουμε την εντολή Statxture

Όπως αναφέραμε και προηγουμένως η εντολή Statxture λειτουργεί μόνο για grayscale εικόνες οπότε πριν αναλύσουμε την εικόνα I3 πρέπει να την μετατρέψουμε σε ασπρόμαυρη (grayscale)

```
>> I3=rgb2gray(I3); % Μετατρέπουμε την εικόνα I3 σε ασπρόμαυρη
```

Στην συνέχεια τρέχουμε την εντολή Statxture (δεν χρησιμοποιούμε τον όρο scale) η οποία μας επιστρέφει τα παρακάτω αποτελέσματα:

```
>> t = statxture (I3);
```

```
t =
```

```
110.8455    13.0604    0.0026    0.0108    0.0222    5.6348
```

όπου

T(1) = Μέση τιμή φωτεινότητας = 110.8455

T(2) = Σταθερή απόκλιση φωτεινότητας = 13.0604

T(3) = Τιμή της απαλότητας = 0.0026

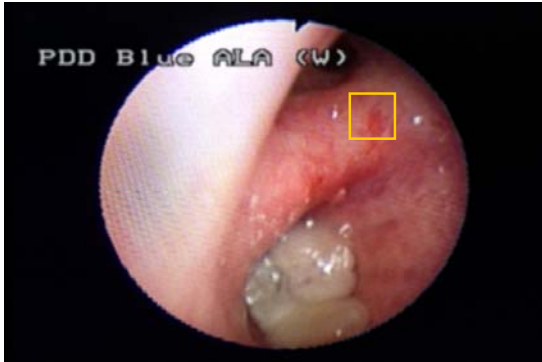
T(4) = Λοξότητα επιπέδων φωτεινότητας = 0.0108

T(5) = Τιμή της ομοιογενείας = 0.0222

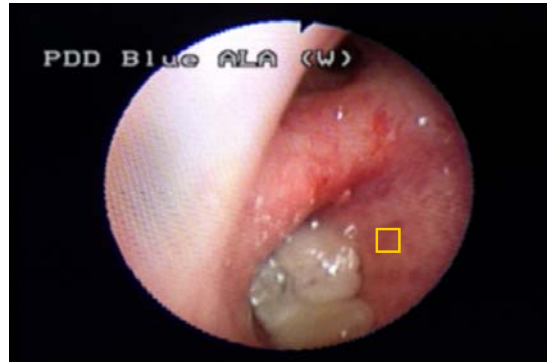
T(6) = Τιμή της εντροπίας = 5.6348

Διαπιστώνουμε ότι με τη βοήθεια του Matlab μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα πίνακα για να ταξινομήσουμε διάφορες περιοχές του ιστού των βρογχοσκοπικών εικόνων σύμφωνα με την υφή τους. Παρακάτω δημιουργούμε ένα τέτοιο Πίνακα από 6 διαφορετικές περιοχές της εικόνας I2. Για να το κάνουμε αυτό επαναλαμβάνουμε τον παραπάνω κώδικα για 6 διαφορετικές περιοχές.

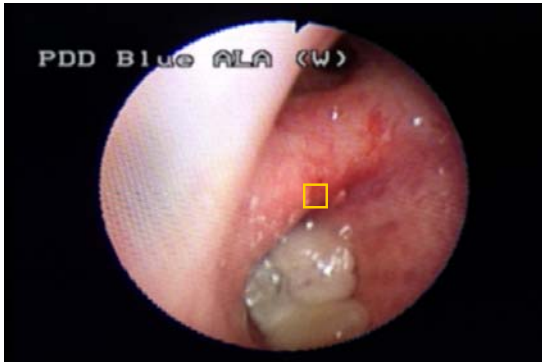
Στην συνέχεια παρουσιάζονται 6 διαφορετικές περιοχές ενδιαφέροντος καθώς και ο Πίνακας με τα χαρακτηριστικά της υφής κάθε περιοχής. Οι περιοχές (α), (β) και (γ) επιλέχθηκαν στα σημεία όπου φαίνεται ο ιστός να έχει προσβληθεί από καρκίνο. Οι περιοχές (δ) και (ε) επιλέχθηκαν σε σημεία όπου ο ιστός φαίνεται να είναι καθαρός και τέλος η περιοχή (ζ) επιλέχθηκε σε σημείο εκτός του ιστού.



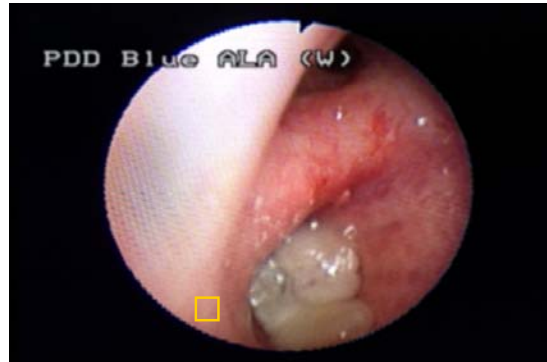
(α)



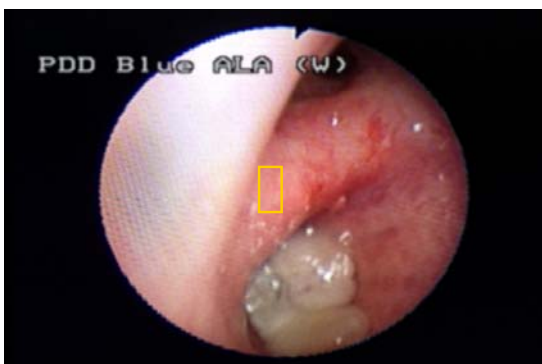
(β)



(γ)



(δ)



(ε)



(ζ)

Εικόνα 9.5

Επιλογή 6 διαφορετικών περιοχών ενδιαφέροντος για την ανάλυση των χαρακτηριστικών της υφής τους.

Περιοχές	Μέση τιμή Φωτεινότητας	Σταθερή Απόκλιση Φωτεινότητας (Αντίθεση)	Απαλότητα	Λοξότητα επιπέδων Φωτεινότητας	Ομοιομορφία	Εντροπία
(α) Καρκινοπαθής περιοχή	98.9135	6.1895	0.0006	0.0008	0.0469	4.5899
(β) Καρκινοπαθής περιοχή	87.4074	3.4257	0.0002	0.0009	0.1126	3.4974
(γ) Καρκινοπαθής περιοχή	97.8750	6.6415	0.0007	0.0004	0.0470	4.5300
(δ) Περιοχή καθαρού ιστού	156.6513	6.4018	0.0006	-0.0013	0.0482	4.5939
(ε) Περιοχή καθαρού ιστού	168.9717	4.3814	0.0003	0.0000	0.0648	4.1191
(ζ) Περιοχή εκτός ιστού	160.8881	11.7279	0.0021	0.0337	0.0319	5.3337

Πίνακας 9.3

Τιμές των χαρακτηριστικών υφής για τις περιοχές που έχουν επιλεγεί στη εικόνα 9.5

Από τον παραπάνω Πίνακα μπορούμε να βγάλουμε τα εξής συμπεράσματα :

- Η μέση τιμή φωτεινότητας στις καρκινοπαθείς περιοχές είναι πολύ μικρότερη από τη μέση τιμή φωτεινότητας στις υπόλοιπες περιοχές του ιστού. Επίσης διαφορετικές καρκινοπαθείς περιοχές έχουν κοντινή μέση τιμή φωτεινότητας. Ομοίως και διαφορετικές περιοχές καθαρού ιστού.
- Περιοχές εκτός του ιστού έχουν μεγαλύτερη σταθερή απόκλιση φωτεινότητας από ότι ο ιστός. Όμως καρκινοπαθείς και καθαρές περιοχές του ιστού έχουν κοντινές τιμές σταθερής απόκλισης φωτεινότητας, οπότε και δεν μπορούμε να ξεχωρίσουμε τις περιοχές αυτές από την τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας τους.
- Ομοίως με τις τιμές σταθερής απόκλισης φωτεινότητας των περιοχών είναι και οι τιμές απαλότητας τους. Περιοχές του ιστού (καρκινοπαθείς και μη) έχουν κοντινές τιμές απαλότητας, σε αντίθεση με περιοχές εκτός ιστού.
- Οι τιμές της λοξότητα επιπέδων φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών είναι πολύ κοντά μεταξύ τους. Θα μπορούσαμε λοιπόν να χρησιμοποιήσουμε και τις τιμές αυτές σαν κριτήριο ανίχνευσης των περιοχών που έχουν προσβληθεί.
- Τέλος από τον παραπάνω Πίνακα διαπιστώνουμε ότι η ομοιομορφία της υφής δεν μας δίνει κάποιο ικανοποιητικό αποτέλεσμα για την ταξινόμηση των παραπάνω περιοχών.

9.2 ΦΙΑΤΡΑ TEXTUREFILTERS [2]

Φιλτράρισμα έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων βάσει των χαρακτηριστικών της υφής τους.

Βασισμένοι στην εντολή **Statxture** και στα χαρακτηριστικά της υφής μιας εικόνας που επιστρέφει η εντολή, κατασκευάσαμε 6 φίλτρα **TextureFilters**. Κάθε ένα φίλτρο, φιλτράρει την εικόνα σύμφωνα με την τιμή ενός από τα χαρακτηριστικά της υφής που μας επιστρέφει η εντολή **Statxture**. Τα φίλτρα αυτά είναι κατασκευασμένα με τέτοιο τρόπο ώστε να επιλέγουμε εμείς μια περιοχή που μας ενδιαφέρει και στη συνέχεια να φιλτράρετε ολόκληρη η εικόνα με ένα από τα χαρακτηριστικά της υφής της ενδιαφέρουσας περιοχής. Για παράδειγμα αν φιλτράρουμε μια βρογχοσκοπική εικόνα με το φίλτρο **TextureFilter1** (Φίλτρο μέσης τιμής φωτεινότητας) και επιλέξουμε μια καρκινοπαθής περιοχή του ιστού, το φίλτρο θα φιλτράρει όλη την εικόνα με την τιμή της μέσης τιμής φωτεινότητας που έχει η περιοχή του καρκινοπαθούς ιστού που επιλέξαμε, και θα σημειώσει τις περιοχές της εικόνας που έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με τη μέση τιμή φωτεινότητας της καρκινοπαθούς περιοχής. Όπως θα δούμε και παρακάτω το συγκεκριμένο φίλτρο μας δίνει πάρα πολύ καλά αποτελέσματα αφού καταφέρνει να βρει σε μεγάλο ποσοστό όλες τις καρκινοπαθείς περιοχές.

Τα **TextureFilters** που κατασκευάσαμε είναι τα εξής:

TextureFilter1 = Φίλτρο Μέσης Τιμής Φωτεινότητας των περιοχών της εικόνας

TextureFilter2 = Φίλτρο της Σταθερής Απόκλισης Φωτεινότητας των περιοχών της εικόνας

TextureFilter3 = Φίλτρο Τιμής της Απαλότητας των περιοχών της εικόνας

TextureFilter4 = Φίλτρο της Λοξότητας των Επιπέδων Φωτεινότητας των περιοχών της εικόνας

TextureFilter5 = Φίλτρο της Τιμής της Ομοιογενείας των περιοχών της εικόνας

TextureFilter6 = Φίλτρο της Τιμής της Εντροπίας των περιοχών της εικόνας

Ο κώδικας των φίλτρων που κατασκευάσαμε στο Matlab χωρίζεται σε 2 μέρη. Το πρώτο μέρος (ο 'κορμός' του κώδικα) είναι το ίδιο για όλα τα φίλτρα. Στην πραγματικότητα αρχικός σκοπός μας ήταν η δημιουργία ενός φίλτρου το οποίο θα μας επέστρεφε 6 διαφορετικές φιλτραρισμένες εικόνες. Όμως ο χρόνος που παίρνει να τρέξει κάθε φίλτρο από μόνο του αποδείχτηκε τόσο μεγάλος που δεν μας επέτρεψε να ενώσουμε όλα τα φίλτρα σε ένα. Έτσι κάθε φίλτρο χωρίζεται στο πρώτο μέρος (που είναι κοινό και για τα 6), και στο δεύτερο μέρος που είναι το φίλτρο του κάθε χαρακτηριστικού της υφής. Παρακάτω θα παρουσιάσουμε αρχικά τον κορμό των φίλτρων (κοινό μέρος) και στη συνέχεια θα παρουσιαστούν ξεχωριστά τα φίλτρα και τα αποτελέσματά τους.

Να σημειώσουμε εδώ ότι τις εντολές που εξηγήσαμε στην ενότητα 9.1 ή εντολές που θα εξηγήσουμε μια φορά πλέον θα τις χρησιμοποιούμε απευθείας.

9.2.1 Κοινός Κώδικας (κορμός) των Φίλτρων TextureFilters.

Ο κοινός κώδικας των φίλτρων που κατασκευάσαμε στο Matlab βασίζεται στην εντολή Statxture και στα αποτελέσματα της. Χρησιμοποιούμε ακριβώς τον ίδιο κώδικα της εντολής Statxture που είδαμε στην ενότητα 9.1.1 για να πάρουμε τα χαρακτηριστικά της υφής μιας περιοχής της βρογχοσκοπικής εικόνας. Η διάφορα με την εντολή statxture είναι ότι εδώ δεν υπολογίζουμε τα χαρακτηριστικά της υφής μιας περιοχής της βρογχοσκοπικής εικόνας, αλλά υπολογίζουμε τη μέση τιμή των χαρακτηριστικών της υφής πολλών περιοχών που φαίνονται να είναι ίδιες (π.χ. καρκινοπαθείς περιοχές).

Εστιάζοντας το ενδιαφέρον μας στις καρκινοπαθείς περιοχές το πρόγραμμα που φτιάξαμε αρχικά ζητάει να του επιλέξουμε εμείς που θεωρούμε ότι υπάρχουν καρκινοπαθείς περιοχές (ο αριθμός των περιοχών που μας ζητάει να επιλέξουμε καθορίζεται από τον δείκτη k του βρόχου του προγράμματος). Στη συνέχεια υπολογίζει τις μέσες τιμές των χαρακτηριστικών της υφής των περιοχών αυτών (και τις αποθηκεύει στο σκληρό δίσκο). Όπως είδαμε και από τον Πίνακα 9.3 οι καρκινοπαθείς περιοχές έχουν κοντινές τιμές των χαρακτηριστικών της υφής τους. Χρησιμοποιώντας αυτό το γεγονός και τις τιμές που πήραμε από το πρόγραμμα, φιλτράρουμε ανά μπλοκ όλη την αρχική εικόνα και κάνουμε κατωφλίωση σε αυτήν.

Να σημειώσουμε εδώ ότι σχεδιάσαμε το πρόγραμμα έτσι ώστε να μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τα χαρακτηριστικά της υφής καρκινοπαθών περιοχών και από διαφορετικές βρογχοσκοπικές εικόνες. Όμως όπως διαπιστώσαμε αυτή η μέθοδος δεν δίνει καλά αποτελέσματα αφού οι βρογχοσκοπικές εικόνες που έχουμε στη διάθεση μας είναι αρκετά διαφορετικές μεταξύ τους.

```
clear all;close all; % Καθάρισμα του workspace από προηγούμενες τιμές

%ΑΡΧΙΚΕΣ ΤΙΜΕΣ ΤΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΥΦΗΣ
average=0;
deviation=0;
smoothness=0;
thirdmoment=0;
Uniformity=0;
entropy=0;

% LOOP ΓΙΑ ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΕΡΙΟΧΩΝ ΤΟΥ ΚΑΡΚΙΝΟΥ
% ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ 1ΗΣ ΤΑΞΗΣ ΤΗΣ ΚΑΘΕ ΠΕΡΙΟΧΗΣ

for k=1:3

Ia=uigetfile('*.'); % Εντολή για επιλογή εικόνας (για καλύτερα
                    αποτελέσματα επιλέγουμε την ίδια εικόνα. Μπορούμε
                    όμως να κάνουμε ανάλυση χρησιμοποιώντας
                    διαφορετικές εικόνες).

Ib=imread(Ia);

fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,fa); %ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
ΓΙΑ ΑΠΟΘΡΥΒΟΠΟΙΗΣΗ
```

```

figure;imshow(I);title('ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατά προτίμηση
όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

I=imcrop; % ΕΠΙΛΟΓΗ ΠΙΘΑΝΗΣ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗΣ ΠΕΡΙΟΧΗΣ

f=rgb2gray(I);

p=imhist(f); % ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑ ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
p=p./numel(f);
L=length(p);

[v, mu]=statmoments(p,3); % ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ 1ΗΣ ΤΑΞΗΣ
ΜΕΣΩ ΤΗΣ FUNCTION statmoments

% ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
t(k).av=mu(1);
average=t(k).av+average;

% ΣΤΑΘΕΡΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
t(k).dev=mu(2).^0.5;
deviation=t(k).dev+deviation;

% SMOOTHNESS
varn=mu(2)/(L-1)^2;
t(k).smooth=1-1/(1+varn);
smoothness=t(k).smooth+smoothness;

% ΛΟΕΟΤΗΤΑ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
t(k).third=mu(3)/(L-1)^2;
thirdmoment=t(k).third+thirdmoment;

% ΟΜΟΙΟΓΕΝΕΙΑ
t(k).Uni=sum(p.^2);
Uniformity=t(k).Uni+Uniformity;

% ΕΝΤΡΟΠΙΑ
t(k).entr=-sum(p.*(log2(p + eps)));
entropy=t(k).entr+entropy;

end %ΤΕΛΟΣ LOOP

% ΜΕΣΕΣ ΤΙΜΕΣ ΤΩΝ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ 1ΗΣ ΤΑΞΗΣ ΑΠΟ ΤΙΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΠΟΥ
ΕΠΙΛΕΧΘΗΚΑΝ
average=average/k;
Average_Gray_Level=average % ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
deviation=deviation/k;
Standard_Deviation=deviation % ΣΤΑΘΕΡΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
smoothness=smoothness/k;
Smoothness=smoothness % SMOOTHNESS
thirdmoment=thirdmoment/k;
Third_Moment=thirdmoment % ΛΟΕΟΤΗΤΑ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
Uniformity=Uniformity/k % ΟΜΟΙΟΓΕΝΕΙΑ
entropy=entropy/k;
Entropy=entropy % ΕΝΤΡΟΠΙΑ

% ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΤΩΝ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΣΤΟΙΧΕΙΩΝ 1ΗΣ ΤΑΞΗΣ ΣΕ MAT FILES ΩΣΤΕ
% ΝΑ ΜΠΟΡΟΥΝ ΝΑ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΟΥΝ ΑΡΓΟΤΕΡΑ ΑΠΟ ΤΙΣ ΥΠΟΛΟΙΠΕΣ FUNCTIONS
save('av.mat', 'average');

```

```

save('dev.mat', 'deviation');
save('smooth.mat', 'smoothness');
save('third.mat', 'thirdmoment');
save('uni.mat', 'Uniformity');
save('entr.mat', 'entropy');

```

9.2.2 Φίλτρο TextureFilters1 (Φίλτρο μέσης τιμής φωτεινότητας). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογγοσκοπική εικόνα.

Μετά τον κοινό κώδικα που παρουσιάσαμε παραπάνω κάθε φίλτρο συνεχίζει με τον δικό του κώδικα. Για το φίλτρο **TextureFilter1** ο κώδικας φαίνεται παρακάτω.

Το φίλτρο αυτό φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε (για καλύτερα αποτελέσματα επιλέγουμε την ίδια εικόνα που επιλέξαμε και αρχικά) σύμφωνα με τη μέση τιμή φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών που μας έδωσε σαν αποτέλεσμα προηγουμένως η εντολή `Statxture` (αποθηκευμένη μεταβλητή `average`). Η εικόνα φιλτράρετε ανά περιοχές (μπλοκ των 5x5 pixels) και οποίες περιοχές έχουν κοντινή μέση τιμή φωτεινότητας με αυτή που μας έδωσε η εντολή `Statxture` για τις καρκινοπαθείς περιοχές, επισκιάζετε. Το αποτέλεσμα είναι να έχουν επισκιαστεί όσες περιοχές μοιάζουν με τις καρκινοπαθείς περιοχές όσον αφορά τη μέση τιμή της φωτεινότητας τους. Η συγκεκριμένη μέθοδος όπως θα δούμε και παρακάτω μας δίνει πολύ καλά αποτελέσματα, και μπορούμε να πούμε ότι κάνει καλή ανίχνευση των καρκινοπαθών περιοχών.

```

% ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΠΑΡΑΠΑΝΩ ΤΙΜΕΣ
Ia=uiigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,fa);
figure;imshow(I);title('ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% RGB ΠΙΝΑΚΕΣ. Σπάμε την εικόνα σε RGB πίνακες ώστε να κάνουμε στη συνέχεια
επισκίαση των περιοχών στην έγχρωμη εικόνα.
I1=I(:,:,1);
I2=I(:,:,2);
I3=I(:,:,3);

Ig=rgb2gray(I);

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΗ ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ (function
averagegray) ΑΝΑ ΜΠΛΟΚ ΤΩΝ 5X5
filt1 = blkproc(Ig,[5 5],@averagegray);

```

Για να φιλτράρουμε την εικόνα ανά περιοχές χρησιμοποιούμε την εντολή **blkproc**. Η σύνταξη της εντολής είναι **B = blkproc(A,[N M],@fun)**. Η εντολή αυτή μας δίνει τη δυνατότητα να φιλτράρουμε μια εικόνα A με μια εντολή fun ανά μπλοκ των MxN pixels. Το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος είναι μια εικόνα B η οποία έχει τις ίδιες διαστάσεις με την εικόνα A. Εμείς χρησιμοποιούμε σαν είσοδο την εικόνα Ig, που είναι η αρχική εικόνα σε grayscale, και σαν φίλτρο την function **averagegray** (παρουσιάζεται παρακάτω). Τη συγκεκριμένη εντολή την κατασκευάσαμε για να ξεχωρίσουμε ποιες περιοχές της αρχικής

εικόνας έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με αυτήν των καρκινοπαθών περιοχών. Η εντολή `averagegray` είναι έτσι κατασκευασμένη ώστε να μας επιστρέφει μια δυαδική εικόνα **`filt1`**, με μαύρες τις περιοχές που δεν έχουν κοντινή μέση τιμή φωτεινότητας με των καρκινοπαθών περιοχών και λευκές αυτές που έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με των καρκινοπαθών περιοχών. Το ποσοστό της κατωφλίωσης (κοντινή μέση τιμή φωτεινότητας ή όχι) το καθορίζουμε μέσα στην εντολή `averagegray`. Σε γενικές γραμμές φιλτράρουμε για τιμές $\pm 10\%$ από τις τιμές των χαρακτηριστικών της υφής που μας έδωσε ο κοινός κώδικας των φίλτρων.

Την εικόνα **`filt1`** στη συνέχεια την χρησιμοποιούμε σαν φίλτρο στην αρχική εικόνα ώστε να επισκιάσουμε τις περιοχές που πληρούν το κριτήριο της μέσης τιμής φωτεινότητας ($\pm 10\%$ από την μέση τιμή φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών που επιλέξαμε αρχικά). Οι λευκές περιοχές της `filt1` μετατρέπονται σε σκιά στην αρχική εικόνα. Επειδή όλες αυτές οι εντολές λειτουργούν για δυοδιάστατους πίνακες, το φιλτράρισμα με την `filt1` το κάνουμε στον πίνακα `I3` που είναι ο πίνακας Blue της RGB αρχικής εικόνας `I`. Στη συνέχεια ξαναδημιουργούμε την RGB εικόνα `I` (με την εντολή `cat`) αλλά χρησιμοποιώντας το νέο φιλτραρισμένο πίνακα `I3a`. Το αποτέλεσμα είναι να έχουμε την αρχική εικόνα και επισκιασμένες τις περιοχές που πληρούν το παραπάνω κριτήριο της μέσης τιμής φωτεινότητας με χρώμα μπλε.

```
% ΦΙΛΤΡΟ filt1
figure;imshow(filt1);title('ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ',
'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (μόνο του Πίνακα I3) ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ filt1
r = inline('imadjust(x, [], [], 0.4)'); %εντολή για να δημιουργήσουμε σκιά
I3a = roifilt2(I3, filt1, r);
% με την εντολή roifilt2 φιλτράρουμε την
% εικόνα I3 με την εντολή r χρησιμοποιώντας την
% εικόνα filt1. Η filt1 και η I3 πρέπει να
% έχουν τις ίδιες διαστάσεις. Η filt1 πρέπει να
% είναι μια δυαδική εικόνα και χρησιμοποιείται
% για να ορίσει ποιες περιοχές θα
% φιλτραριστούν. Οι περιοχές της filt1 που
% περιέχουν 0 δείχνουν τις περιοχές της I3 που
% θα παραμείνουν απείραχτες, ενώ οι περιοχές
% της filt1 που περιέχουν 1 δείχνουν τις
% περιοχές της I3 που θα φιλτραριστούν.

Ifilt1=cat(3,I1, I2, I3a); %Με την εντολή cat ξαναδημιουργούμε την RGB
% εικόνα αλλά χρησιμοποιώντας την φιλτραρισμένη
% εικόνα I3a.

Iga=roifilt2(Ig, filt1, r); %Ασπρόμαυρη φιλτραρισμένη εικόνα

figure;imshow(Iga);title('ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ
ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ' , 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
figure;imshow(Ifilt1);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ
ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ' , 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΤΟΥ ΦΙΛΤΡΟΥ filt1
```

```

filt1neg=imadjust(filt1,[0 1], [1 0]);
% Δημιουργούμε την αρνητική
% εικόνα της εικόνας filt1 με την
% εντολή imadjust. Το κάνουμε αυτό
% έτσι ώστε με το νέο αρνητικό
% φίλτρο που έχουμε δημιουργήσει να
% επισκιάσουμε όλες τις άλλες
% περιοχές και να αφήσουμε ανέπαφες
% τις περιοχές που πληρούν το
% κριτήριο της μέσης τιμής
% φωτεινότητας, για καλύτερη μελέτη
% τους.

figure;imshow(filt1neg);title('ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ
ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

I3b = roifilt2(I3,filt1neg,r);
Ifilt1neg=cat(3,I1, I2, I3b);
figure;imshow(Ifilt1neg);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ
ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

T=[I Ifilt1]; % Σε ένα figure την αρχική και την φιλτραρισμένη εικόνα.
figure;imshow(T);

```

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την εντολή **averagegray** που κατασκευάσαμε για την κατωφλίωση των μπλοκ της εικόνας με μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με αυτή των καρκινικών περιοχών.

```

function [filt1] = averagegray(I)

EW = load('av.mat' , 'average'); %Φορτώνει τη μέση τιμή φωτεινότητας που
% υπολόγισε στον κοινό κώδικα η εντολή
% Statxture.

average = getfield(EW,'average'); % Το αρχείο av.mat έχει μορφή struct.
% Για να πάρουμε και να χρησιμοποιήσουμε
% ΜΟΝΟ τον αριθμό της παραμέτρου average
% χρησιμοποιούμε την εντολή getfield.

N=5;
A=ones(N,N); % Ορίζουμε πίνακα 5x5 (ίδιας διάστασης
% με την διάσταση των μπλοκ που ορίσαμε
% στην εντολή blkproc) με όλα τα στοιχεία
% του να είναι 1.

filt1=I;
p=imhist(filt1);
p=p./numel(filt1);
L=length(p);
[v, mu]=statmoments(p,3); % Χρησιμοποιούμε τον κώδικα της εντολής
% Statxture για να υπολογίσουμε τη μέση
% τιμή φωτεινότητας κάθε μπλοκ 5x5 pixels
% της εικόνας

t(1).av=mu(1);

```

```

average2=t(1).av; % Μέση τιμή φωτεινότητας κάθε μπλοκ
                  % 5x5.

% ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ ΤΩΝ ΜΕΣΩΝ ΤΙΜΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ

if average2>average+0.10*average; %Αν η μέση τιμή φωτεινότητας του μπλοκ
                                  είναι πάνω από την μέση τιμή
                                  φωτεινότητας που υπολογίσαμε αρχικά για
                                  τις καρκινοπαθείς περιοχές + 10% της
                                  τιμής αυτής, τότε θέσε όλες τις τιμές
                                  του μπλοκ ίσες με 0 (μαύρη περιοχή).

    filt1=0*A;

elseif average2<average-0.10*average;
    filt1=0*A;

                                  %Αν η μέση τιμή φωτεινότητας του μπλοκ
                                  είναι κάτω από την μέση τιμή
                                  φωτεινότητας που υπολογίσαμε αρχικά για
                                  τις καρκινοπαθείς περιοχές - 10% της
                                  τιμής αυτής, τότε θέσε όλες τις τιμές
                                  του μπλοκ ίσες με 0 (μαύρη περιοχή).

else
    filt1=A;
end %Αλλιώς (δηλαδή αν είναι στο ενδιάμεσο)
    θέσε τα στοιχεία του Πίνακα του μπλοκ
    όλα με 1 (λευκή περιοχή).

```

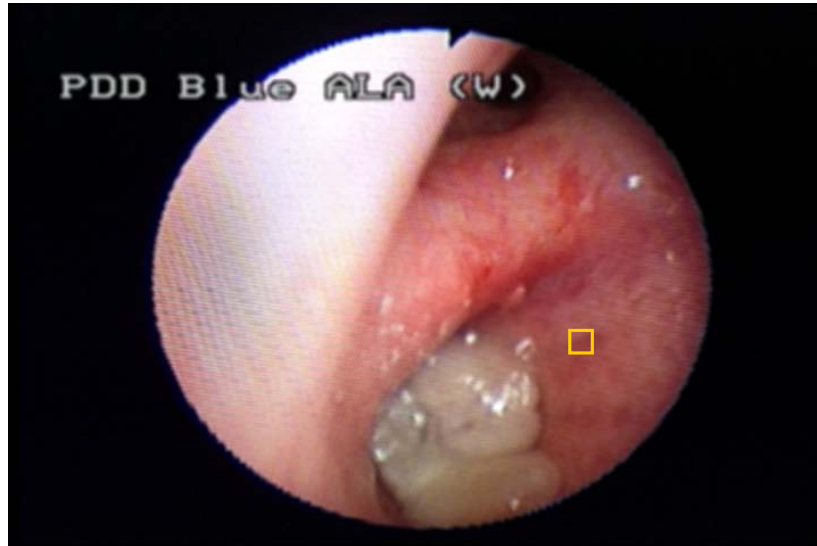
Η εντολή **averagegray** επιστρέφει την δυαδική εικόνα `filt1` που είναι το φίλτρο που χρησιμοποιήσαμε προηγουμένως στο m-file `TextureFilter1`.

Παρακάτω βλέπουμε την εφαρμογή του φίλτρου `TextureFilter1` που φτιάξαμε, πάνω σε μια έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα για 3 καρκινοπαθείς περιοχές. Για να τρέξουμε το πρόγραμμα που φτιάξαμε απλά πληκτρολογούμε στο Matlab το όνομα του φίλτρου και πατάμε Enter, δηλαδή:

```
>> TextureFilter1
```

Στην οθόνη εμφανίζεται ένα παράθυρο από το οποίο επιλέγουμε την εικόνα την οποία θέλουμε να επεξεργαστούμε.

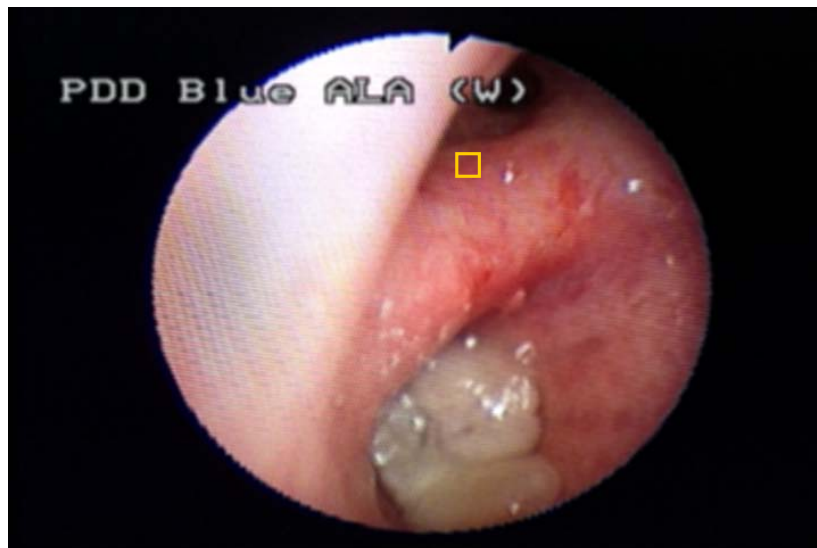
ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.6

Επιλογή πρώτης καρκινοπαθούς περιοχής.

ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.7

Επιλογή δεύτερης καρκινοπαθούς περιοχής.

ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.8

Επιλογή τρίτης καρκινοπαθούς περιοχής.

Το πρόγραμμα τρέχει και μας επιστρέφει τις παρακάτω τιμές καθώς και τις επόμενες εικόνες.

Average_Gray_Level =
90.8698

Standard_Deviation =
4.3125

Smoothness =
3.2115e-004

Third_Moment =
1.6541e-004

Uniformity =
0.0832

Entropy =
3.9203

ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.9

Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

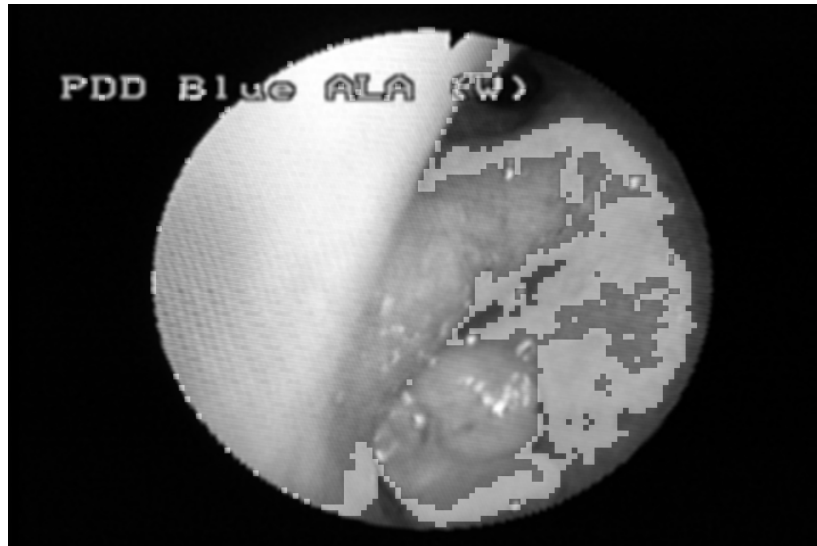
ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.10

Φίλτρο της μέσης φωτεινότητας $filt1$

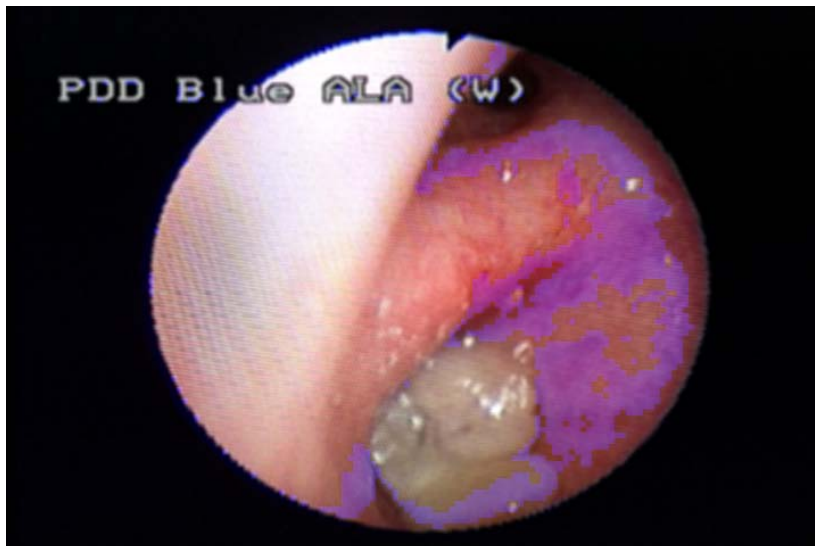
ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.11

Ασπρόμαυρη φιλτραρισμένη εικόνα.

ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



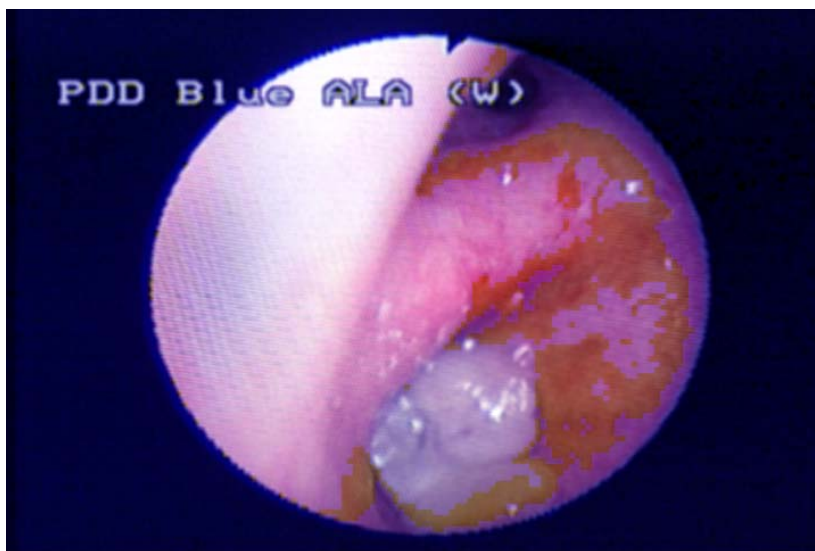
Εικόνα 9.12

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με τη μέση φωτεινότητα των καρκινοπαθών περιοχών.



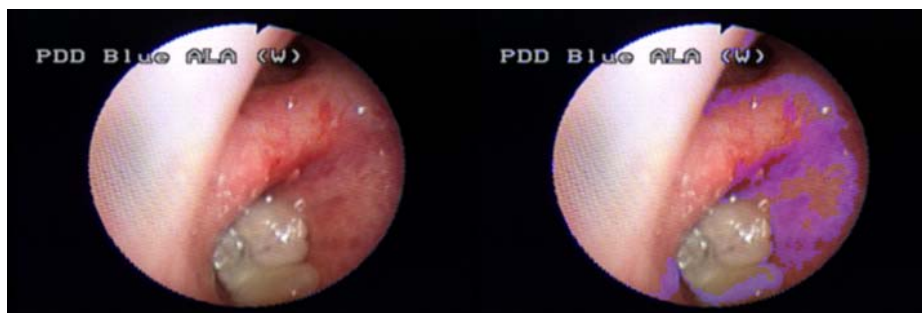
Εικόνα 9.13

Αρνητικό Φίλτρο της μέσης φωτεινότητας



Εικόνα 9.14

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που δεν έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με τη μέση φωτεινότητα των καρκινοπαθών περιοχών. Οι περιοχές κοντά στις καρκινοπαθείς περιοχές είναι αφιλτράριστες προς μελέτη.



Εικόνα 9.15

Αρχική και τελική (φιλτραρισμένη) εικόνα.

Όπως βλέπουμε και από τις παραπάνω εικόνες η μέθοδος που χρησιμοποιήσαμε **ανίχνευσης των καρκινοπαθών περιοχών μέσω της υφής μας δίνει πολύ καλά αποτελέσματα**. Αν ελέγξουμε προσεχτικά την αρχική και την τελική εικόνα θα διαπιστώσουμε ότι έχουν επισκιαστεί **σχεδόν όλες οι καρκινοπαθείς περιοχές**, ενώ οι περισσότερες υγιείς περιοχές έχουν μείνει ανέπαφες.

Εντύπωση κάνει η επιλεκτικότητα του φίλτρου. Για παράδειγμα στην κάτω δεξιά περιοχή έχει επιλεγθεί η καρκινοπαθείς περιοχή και στη μέση έχει αφήσει ανέπαφη την υγιή περιοχή. Αν επιστρέψουμε στην αρχική εικόνα 9.1 θα διαπιστώσουμε ότι κοιτώντας απλά την εικόνα δεν φαίνεται αμέσως ο υγιής ιστός και γύρω γύρω ο καρκινοπαθής. Συγκρίνοντας όμως την αρχική με την τελική εικόνα παραπάνω διαπιστώνουμε **ότι ξεχωρίζουμε καλύτερα τις προσβεβλημένες περιοχές**.

Να σημειώσουμε ότι η **επιλεκτικότητα των φίλτρων εξαρτάται από 3 παράγοντες**:

1. Την **σωστή επιλογή** των καρκινοπαθών περιοχών.
2. Το **μέγεθος των μπλοκ** που χωρίζει το φίλτρο την εικόνα κατά την επεξεργασία.
3. Από **το ποσοστό λάθους στην τιμή κατωφλίσωσης** που ορίζουμε.

Ο πρώτος παράγοντας εξαρτάται από το ανθρώπινο λάθος, ενώ ο δεύτερος παράγοντας εξαρτάται από την υπολογιστική ισχύ που διαθέτουμε.

Σε ορισμένα σημεία το φίλτρο μαρκάρει λάθος περιοχές διότι εκεί η μέση τιμή της φωτεινότητας είναι κοντά με τη μέση τιμή της φωτεινότητας που υπολόγισε το m-file. Αυτά τα σημεία όμως διακρίνονται εύκολα αφού φαίνεται ότι δεν υπάρχει περίπτωση εκεί να είναι καρκινοπαθείς περιοχή (π.χ. πολύ χαμηλά στην εικόνα στην περιοχή που δεν είναι ιστός).

Καταλήγουμε λοιπόν στο συμπέρασμα ότι κατασκευάσαμε ένα πολύ καλό φίλτρο ανίχνευσης καρκινικών περιοχών χρησιμοποιώντας την υφή των περιοχών αυτών, και πιο συγκεκριμένα τη μέση τιμή της φωτεινότητας των περιοχών αυτών.

9.2.3 Φίλτρο TextureFilter2 (Φίλτρο της Σταθερής Απόκλισης Φωτεινότητας). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα.

Το φίλτρο **TextureFilter2** φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε σύμφωνα με την τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας των καρκίνοπαθών περιοχών που μας δίνει σαν αποτέλεσμα η εντολή `stdeviation` (αποθηκευμένη μεταβλητή `stdeviation`). Το φίλτρο **TextureFilter2** λειτουργεί **ΑΚΡΙΒΩΣ** όπως το φίλτρο **TextureFilter1** που είδαμε παραπάνω, με τη μονή διαφορά ότι φιλτράρει τις περιοχές της εικόνας συμφώνα με τη τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας τους. Η εικόνα φιλτράρετε ανά περιοχές (μπλοκ των 5x5 pixels) και οποίες περιοχές έχουν κοντινή σταθερή απόκλιση φωτεινότητας με αυτή που μας έδωσε η εντολή `stdeviation` για τις καρκίνοπαθείς περιοχές, επισκιάζετε. Το αποτέλεσμα είναι να έχουν επισκιαστεί όσες περιοχές μοιάζουν με τις καρκίνοπαθείς περιοχές όσον αφορά τη σταθερή απόκλιση της φωτεινότητας τους. Η λειτουργία του φίλτρου κατά τα άλλα είναι ακριβώς η ίδια με αυτή που αναλύσαμε στο φίλτρο **TextureFilter1**.

Μετά τον κοινό κώδικα των φίλτρων που παρουσιάσαμε στην ενότητα 9.2.1, ο υπόλοιπος κώδικας του φίλτρου **TextureFilter2** φαίνεται παρακάτω.

```
% ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΠΑΡΑΠΑΝΩ ΤΙΜΕΣ
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,fa);
figure;imshow(I);title('ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% RGB ΠΙΝΑΚΕΣ
I1=I(:,:,1);
I2=I(:,:,2);
I3=I(:,:,3);

Igray=rgb2gray(I);

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΗ ΣΤΑΘΕΡΗ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ
(function stdeviation) ΑΝΑ ΜΠΛΟΚ ΤΩΝ 5X5

filt2 = blkproc(Igray,[5 5],@stdeviation); % Η εντολή stdeviation είναι μια
function παρόμοια με την function
averagegray που αναλύθηκε στην
ενότητα 6.2.2. Σκοπός της είναι
να φιλτράρει κάθε μπλοκ και να
ελέγξει την τιμή της σταθερής
απόκλισης φωτεινότητας του. Αν
αυτή είναι εκτός κατωφλιού τότε
το μπλοκ γίνεται μαύρο (τα
στοιχεία του γίνονται 0) αλλιώς
γίνεται λευκό (τα στοιχεία του
γίνονται 1. Η εντολή stdeviation
δίνεται παρακάτω.

% ΦΙΛΤΡΟ filt2
figure;imshow(filt2);title('ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ',
'FontName', 'Arial Unicode Ms');
```

```
% ΦΙΑΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ filt2 - Ίδιες εντολές με το
φίλτρο filt1 που χρησιμοποιήθηκε στην ενότητα 6.2.2 για το φίλτρο
TextureFilter1.
```

```
r = inline('imadjust(x,[],[],0.4)');
I3a = roifilt2(I3,filt2,r);
Ifilt2=cat(3,I1, I2, I3a);
Iga=roifilt2(Ig,filt2,r);
figure;imshow(Iga);title('ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΑΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ
ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
figure;imshow(Ifilt2);title('ΦΙΑΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ
ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
```

```
% ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΤΟΥ ΦΙΛΤΡΟΥ filt2 - Ίδιες εντολές με το φίλτρο filt1 που
χρησιμοποιήθηκε στην ενότητα 6.2.2 για το φίλτρο TextureFilter1.
```

```
filt2neg=imadjust(filt2,[0 1], [1 0]);
figure;imshow(filt2neg);title('ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ
ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
I3b = roifilt2(I3,filt2neg,r);
Ifilt2neg=cat(3,I1, I2, I3b);
figure;imshow(Ifilt2neg);title('ΦΙΑΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ
ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
```

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την εντολή **stdeviation** που κατασκευάσαμε για την κατωφλίωση των μπλοκ της εικόνας με τιμές της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας κοντινές με αυτή των καρκινικών περιοχών. Οι εντολές που χρησιμοποιούμε παρακάτω είναι παρόμοιες με τις εντολές που χρησιμοποιήσαμε για να κατασκευάσουμε την εντολή **averagegray**.

```
function [filt2] = stdeviation(I)

EW = load('dev.mat', 'deviation'); % Φόρτωση της τιμής της σταθερής
                                  απόκλισης φωτεινότητας που
                                  υπολογίστηκε από τον κώδικα της
                                  ενότητας 6.2.1.

deviation = getfield(EW, 'deviation');

N=5;
A=ones(N,N);

% ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΠΛΟΚ
ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
filt2=I;
p=imhist(filt2);
p=p./numel(filt2);
L=length(p);
[v, mu]=statmoments(p,3);
t(1).dev=mu(2).^0.5;
deviation2=t(1).dev;

% ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΠΛΟΚ
```

```

if deviation2>deviation+0.15*deviation;
    filt2=0*A;
elseif deviation2<deviation-0.15*deviation;
    filt2=0*A;
else
    filt2=A;
end

```

Η εντολή **stdeviation** επιστρέφει την δυαδική εικόνα *filt2* που είναι το φίλτρο που χρησιμοποιήσαμε προηγουμένως στο m-file *TextureFilter2*.

Παρακάτω βλέπουμε την εφαρμογή του φίλτρου *TextureFilter2* που φτιάξαμε, πάνω σε μια έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα για 3 καρκινοπαθείς περιοχές. Για να τρέξουμε το πρόγραμμα που φτιάξαμε απλά πληκτρολογούμε στο Matlab το όνομα του φίλτρου και πατάμε Enter, δηλαδή:

```
>> TextureFilter2
```

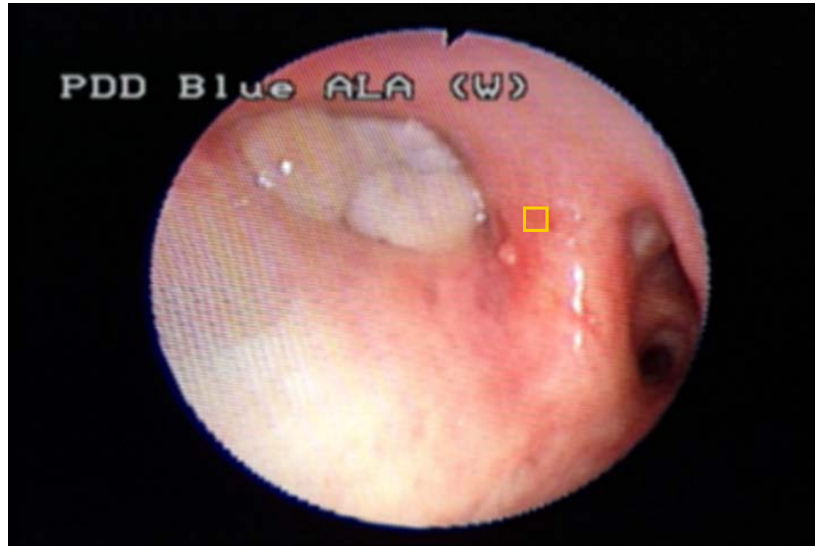
Στην οθόνη εμφανίζεται ένα παράθυρο από το οποίο επιλέγουμε την εικόνα την οποία θέλουμε να επεξεργαστούμε.



Εικόνα 9.16

Επιλογή πρώτης καρκινοπαθούς περιοχής.

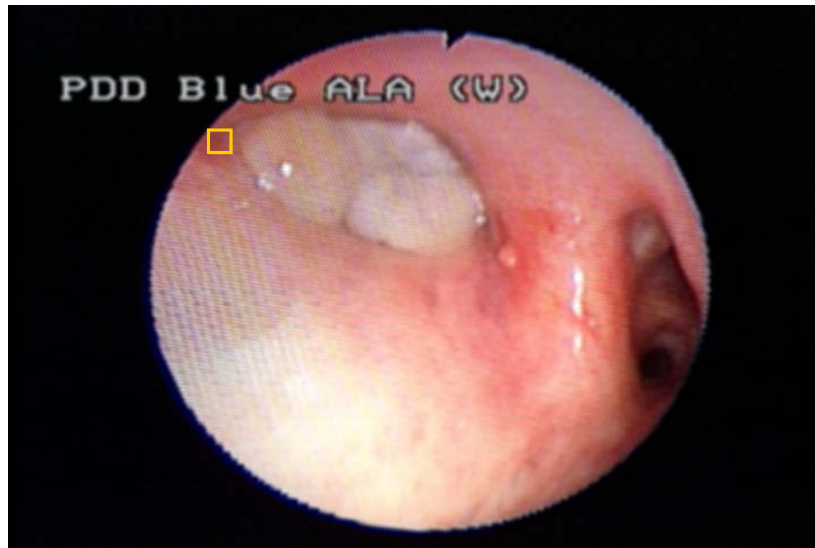
ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.17

Επιλογή δεύτερης καρκινοπαθούς περιοχής.

ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.18

Επιλογή τρίτης καρκινοπαθούς περιοχής.

Το πρόγραμμα τρέχει και μας επιστρέφει τις παρακάτω τιμές καθώς και τις επόμενες εικόνες.

Average_Gray_Level =
113.1963

Standard_Deviation =
6.0927

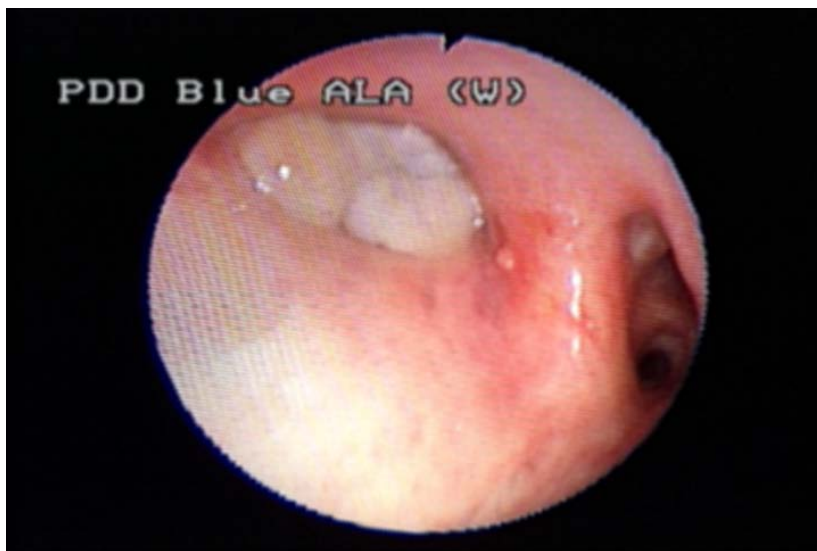
Smoothness =
5.8298e-004

Third_Moment =
0.0011

Uniformity =
0.0553

Entropy =
4.4192

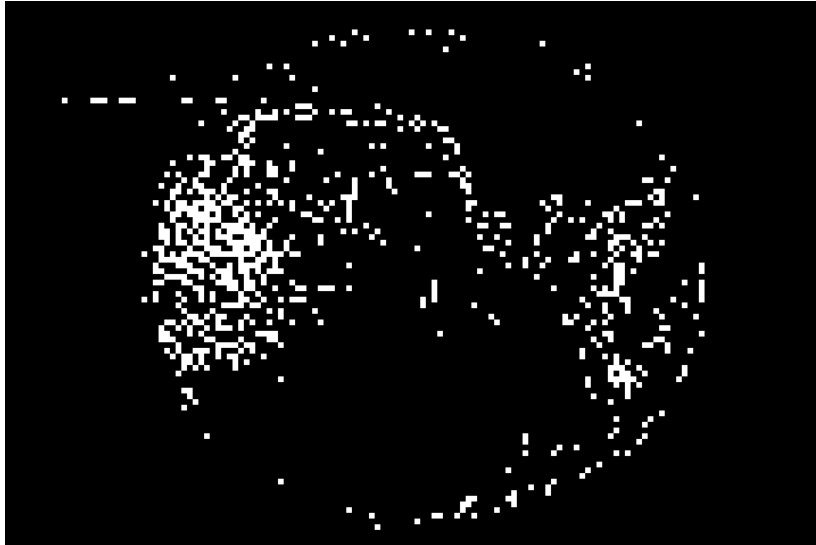
ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.19

Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

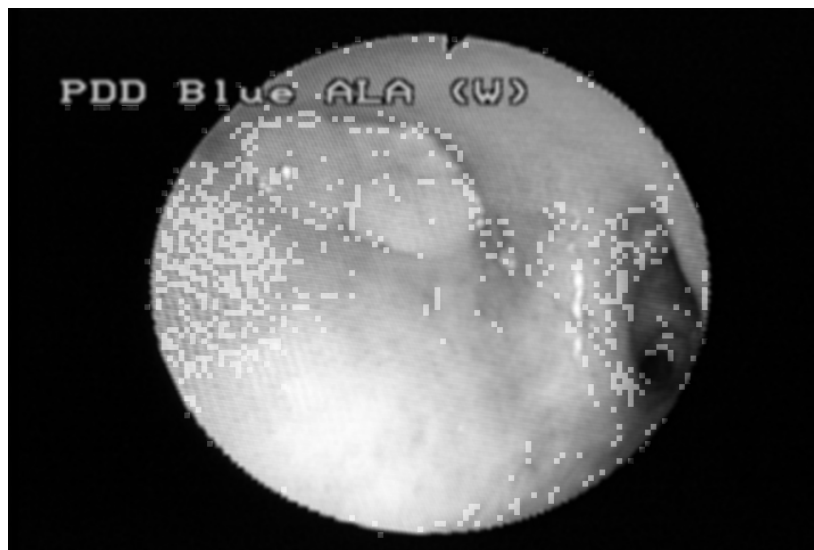
ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.20

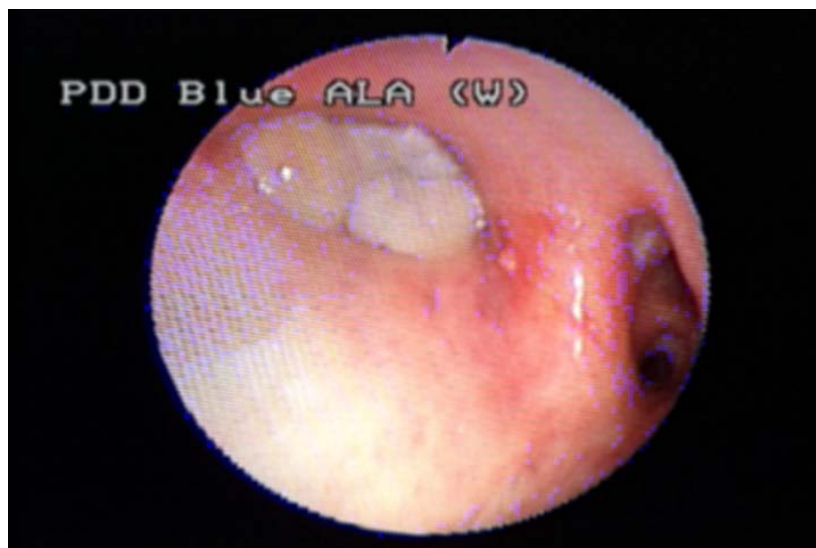
Φίλτρο της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας filt2

ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΣΤΑΘΕΡΗΣ ΑΠΟΚΛΙΣΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.21

Ασπρόμαυρη φιλτραρισμένη εικόνα με το Φίλτρο της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας



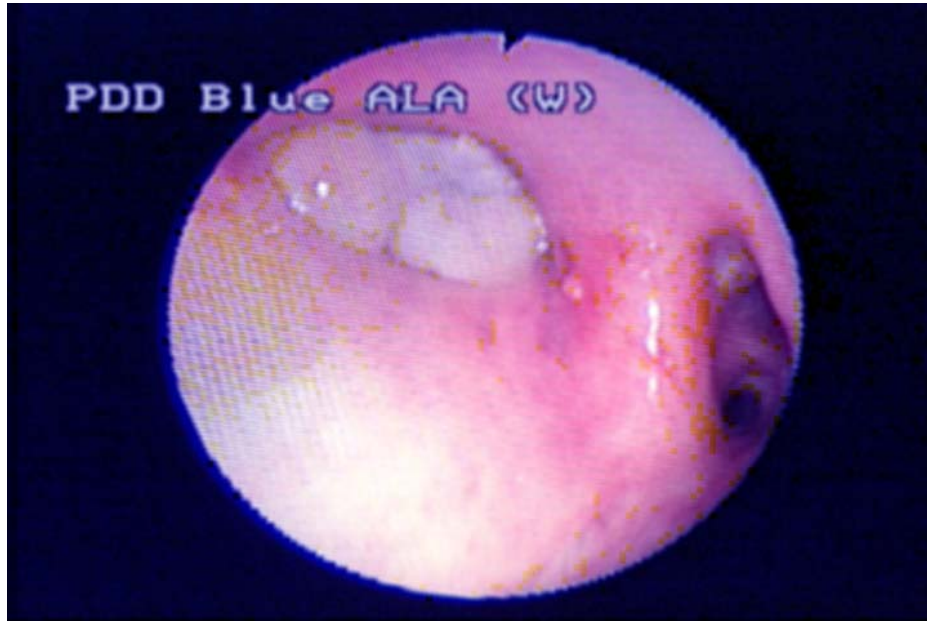
Εικόνα 9.22

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας κοντινή με την τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών.



Εικόνα 9.23

Αρνητικό Φίλτρο της μέσης φωτεινότητας



Εικόνα 9.24

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που ΔΕΝ έχουν τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας κοντινή με την τιμή της σταθερής απόκλισης φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών.

Παρατηρώντας τα αποτελέσματα του φίλτρου TextureFilter2, δεν μπορούμε να βγάλουμε κάποια συγκεκριμένα συμπεράσματα.

Από τη μια πλευρά, βλέποντας το φίλτρο filt2 διαπιστώνουμε πως πράγματι επισκιάζονται αρκετές από τις περιοχές που φαίνονται να είναι προσβεβλημένες. Μπορούμε να πούμε ότι το φίλτρο ακολουθεί μια διαδρομή πάνω στους προσβεβλημένους ιστούς.

Από την άλλη όμως είναι έντονα μαρκαρισμένη μια περιοχή στα αριστερά της εικόνας η οποία με απλή παρατήρηση δεν φαίνεται να έχει σχέση με τον καρκίνο. Ίσως μια άλλη φωτογραφία στο συγκεκριμένο σημείο να βοηθούσε να βγάλουμε περισσότερα συμπεράσματα.

9.2.4 Φίλτρο TextureFilter3 (Φίλτρο με την τιμή της απαλότητας της περιοχής). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα.

Το φίλτρο **TextureFilter3** φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε σύμφωνα με την τιμή της απαλότητας (smoothness) των καρκινοπαθών περιοχών που μας δίνει σαν αποτέλεσμα η εντολή `Statxture` (αποθηκευμένη μεταβλητή `smoothness`). Το φίλτρο **TextureFilter3** λειτουργεί **ΑΚΡΙΒΩΣ** όπως το φίλτρο **TextureFilter1** που είδαμε στην ενότητα 9.2.2, με τη μονή διαφορά ότι φιλτράρει τις περιοχές της εικόνας συμφωνά με τη τιμή της απαλότητας τους. Η εικόνα φιλτράρετε ανά περιοχές (μπλοκ των 5x5 pixels) και οποίες περιοχές έχουν τιμή της απαλότητας κοντινή με αυτή που μας έδωσε η εντολή `Statxture` για τις καρκινοπαθείς περιοχές, επισκιάζετε. Το αποτέλεσμα είναι να έχουν επισκιαστεί όσες περιοχές μοιάζουν με τις καρκινοπαθείς περιοχές όσον αφορά τη τιμή της απαλότητας τους. Η λειτουργία του φίλτρου κατά τα άλλα είναι ακριβώς η ίδια με αυτή που αναλύσαμε στο φίλτρο `TextureFilter1`.

Μετά τον κοινό κώδικα των φίλτρων που παρουσιάσαμε στην ενότητα 9.2.1, ο υπόλοιπος κώδικας του φίλτρου **TextureFilter3** φαίνεται παρακάτω.

```
% ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΠΑΡΑΠΑΝΩ ΤΙΜΕΣ
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,fa);
figure;imshow(I);title('ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% RGB ΠΙΝΑΚΕΣ
I1=I(:,:,1);
I2=I(:,:,2);
I3=I(:,:,3);

Ig=rgb2gray(I);

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΟ function smoothF, ΑΝΑ ΜΠΛΟΚ ΤΩΝ 5X5
filt3 = blkproc(Ig,[5 5],@smoothF);

% Η εντολή smoothF είναι μια
function παράμοια με την function
averagegray. Σκοπός της είναι να
φιλτράρει κάθε μπλοκ 5X5 της
εικόνας και να ελέγξει την τιμή
της απαλότητας της περιοχής. Αν
αυτή είναι εκτός κατωφλιού τότε
το μπλοκ γίνεται μαύρο (τα
στοιχεία του γίνονται 0) αλλιώς
γίνεται λευκό (τα στοιχεία του
γίνονται 1. Η εντολή smoothF
δίνεται παρακάτω.

% ΦΙΛΤΡΟ filt3
figure;imshow(filt3);title('ΦΙΛΤΡΟ SMOOTHNESS ', 'FontName', 'Arial Unicode
Ms');

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ filt3
r = inline('imadjust(x,[],[],0.3)');
I3a = roifilt2(I3,filt3,r);
```

```

Ifilt3=cat(3, I1, I2, I3a);
Iga=roifilt2(Ig,filt3,r);
figure;imshow(Iga);title('ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ
SMOOTHNESS' , 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
figure;imshow(Ifilt3);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ SMOOTHNESS',
'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΤΟΥ ΦΙΛΤΡΟΥ filt3
filt3neg=imadjust(filt3,[0 1], [1 0]);
figure;imshow(filt3neg);title('ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ SMOOTHNESS', 'FontName',
'Arial Unicode Ms');
I3b = roifilt2(I3,filt3neg,r);
Ifilt3neg=cat(3, I1, I2, I3b);
figure;imshow(Ifilt3neg);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ
SMOOTHNESS', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

```

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την εντολή **smoothF** που κατασκευάσαμε για την κατωφλίωση των μπλοκ της εικόνας με τιμές απαλότητας κοντινές με αυτή των καρκινικών περιοχών. Οι εντολές που χρησιμοποιούμε παρακάτω είναι παρόμοιες με τις εντολές που χρησιμοποιήσαμε για να κατασκευάσουμε την εντολή `averagegray`.

```

function [filt3] = smoothF(I)

EW = load('smooth.mat', 'smoothness');

smoothness = getfield(EW, 'smoothness');

N=5;
A=ones(N,N);

% ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΑΠΑΛΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΠΛΟΚ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
filt3=I;
p=imhist(filt3);
p=p./numel(filt3);
L=length(p);
[v, mu]=statmoments(p,3);

varn=mu(2)/(L-1)^2;
t(1).smooth=1-1/(1+varn);
smoothness2=t(1).smooth;

% ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΑΠΑΛΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΠΛΟΚ 5X5 ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
if smoothness2>smoothness+0.4*smoothness; % Στη συγκεκριμένη
περίπτωση χρησιμοποιήσαμε κατώφλι
+/- 40% από την τιμή που επέστρεψε η
function staxture για τις περιοχές
που ορίσαμε αρχικά. Αυτό το κάναμε
διότι όπως μπορούμε να δούμε και από
τον πίνακα 6.3 οι τιμές απαλότητας
των περιοχών σε βρογχοσκοπικές
εικόνες είναι της τάξης του 10-4.
Οπότε για να πάρουμε αρκετές
γειτονικές τιμές πρέπει να

```

προαφαιρέσουμε στην αρχική τιμή τουλάχιστον το 40% αυτής.

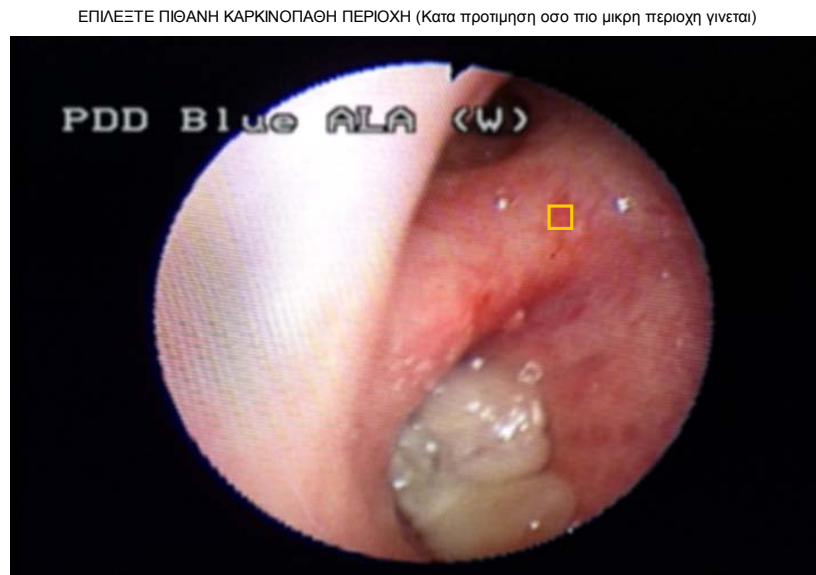
```
filt3=0*A;  
elseif smoothness2<smoothness-0.4*smoothness;  
    filt3=0*A;  
else  
    filt3=A;  
end
```

Η εντολή **smoothF** επιστρέφει την δυαδική εικόνα `filt3` που είναι το φίλτρο που χρησιμοποιήσαμε προηγουμένως στο m-file `TextureFilter3`.

Παρακάτω βλέπουμε την εφαρμογή του φίλτρου `TextureFilter3` που φτιάξαμε, πάνω σε μια έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα για 3 καρκινοπαθείς περιοχές. Για να τρέξουμε το πρόγραμμα που φτιάξαμε απλά πληκτρολογούμε στο Matlab το όνομα του φίλτρου και πατάμε Enter, δηλαδή:

```
>> TextureFilter3
```

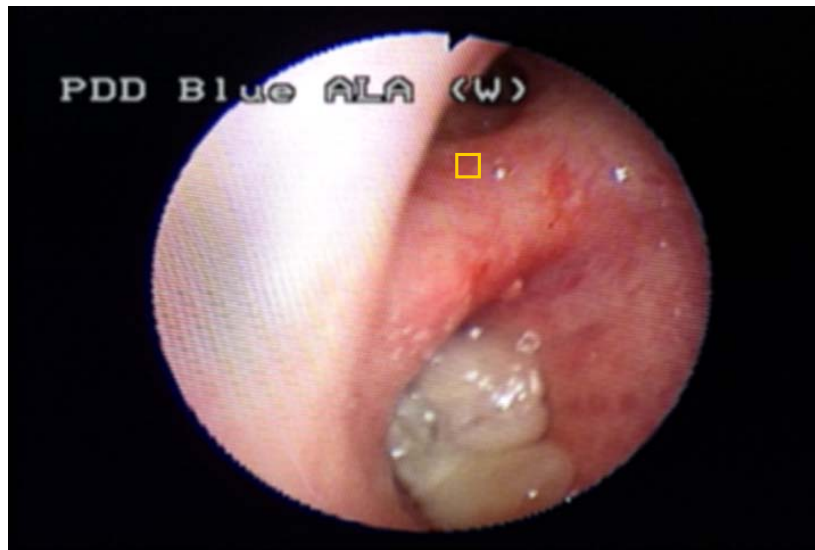
Στην οθόνη εμφανίζεται ένα παράθυρο από το οποίο επιλέγουμε την εικόνα την οποία θέλουμε να επεξεργαστούμε.



Εικόνα 9.25

Επιλογή πρώτης καρκινοπαθούς περιοχής.

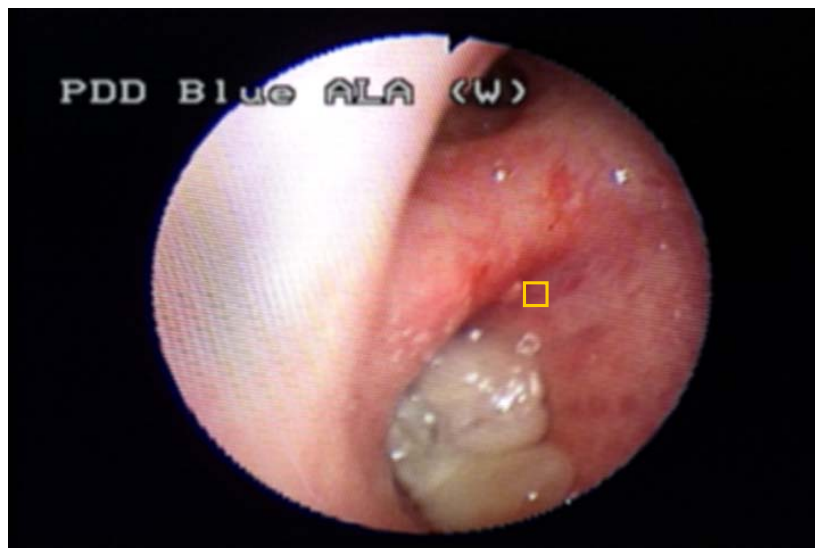
ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.26

Επιλογή δεύτερης καρκινοπαθούς περιοχής.

ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.27

Επιλογή τρίτης καρκινοπαθούς περιοχής.

Το πρόγραμμα τρέχει και μας επιστρέφει τις παρακάτω τιμές καθώς και τις επόμενες εικόνες.

Average_Gray_Level =
95.6811

Standard_Deviation =
4.9249

Smoothness =
3.9410e-004

Third_Moment =
1.8181e-004

Uniformity =
0.0682

Entropy =
4.1414

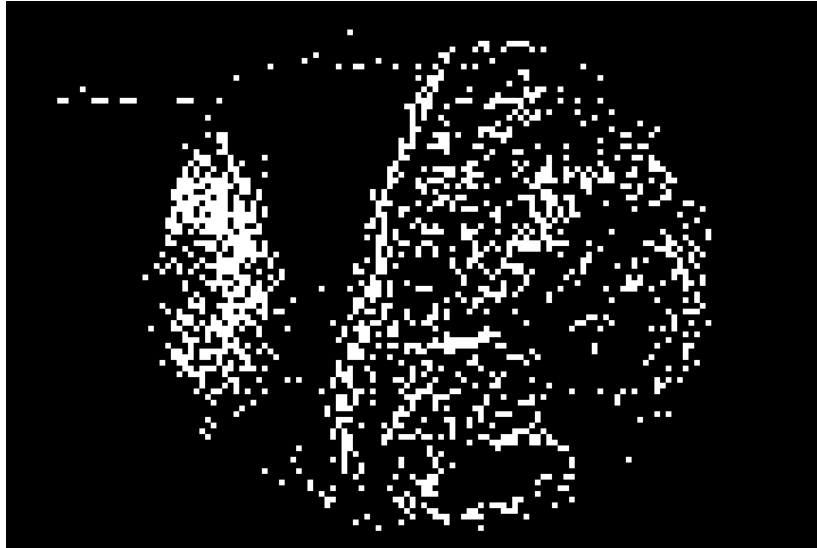
ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.28

Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

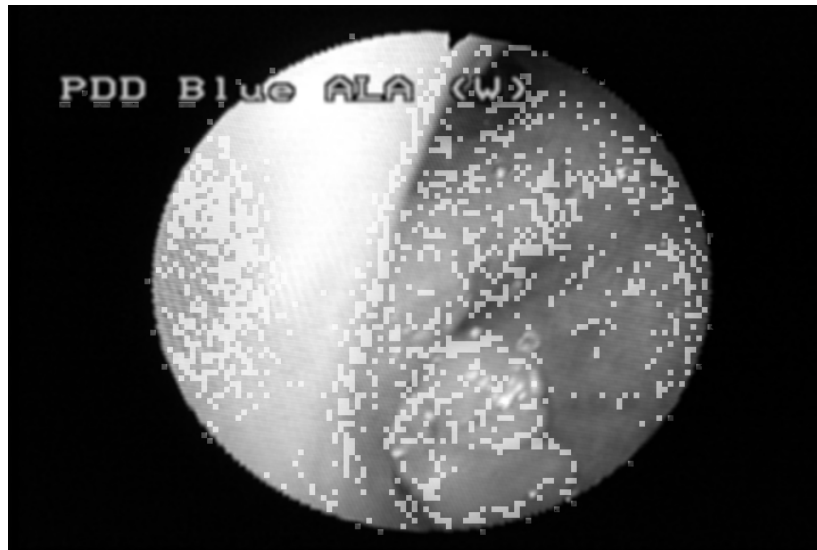
ΦΙΛΤΡΟ SMOOTHNESS



Εικόνα 9.29

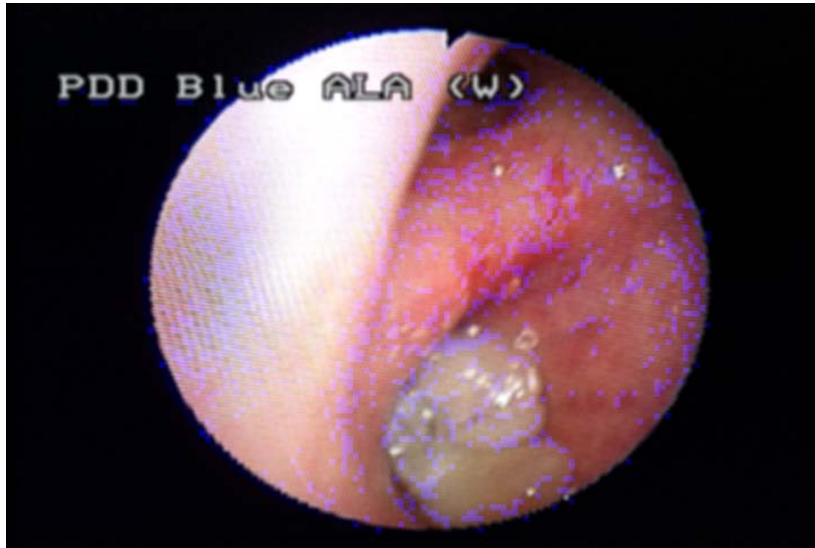
Φίλτρο smoothness filt3

ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ SMOOTHNESS



Εικόνα 9.30

Ασπρόμαυρη φιλτραρισμένη εικόνα με το Φίλτρο smoothness (filt3)



Εικόνα 9.31

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν τιμή απαλότητας κοντινή με την τιμή απαλότητας των καρκινοπαθών περιοχών.

Το αντίστροφο φίλτρο και την τελική φιλτραρισμένη εικόνα με το αντίστροφο φίλτρο, δεν τα παραθέτουμε διότι όπως βλέπουμε και από τις παραπάνω εικόνες το συγκεκριμένο φίλτρο δεν λειτουργεί όπως θα περιμέναμε. Οι περιοχές οι οποίες επισκιάζει είναι πολλές και διάσπαρτες σε όλη την εικόνα και δεν παρουσιάζεται κάποια συγκεκριμένη επιλεκτικότητα. Θα μπορούσαμε να πούμε ότι το φιλτράρισμα σύμφωνα με τις τιμές απαλότητας των περιοχών μιας βρογχοσκοπικής εικόνας δεν λειτουργεί ικανοποιητικά για την ανίχνευση καρκινοπαθών περιοχών σε αυτή.

Το συγκεκριμένο γεγονός θα μπορούσαμε να το συμπεράνουμε μελετώντας τις τιμές του πίνακα 9.3, όπου διαπιστώνουμε ότι οι τιμές απαλότητας διαφόρων περιοχών δεν προσφέρουν κάποια συγκεκριμένη πληροφορία για τις καρκινοπαθείς περιοχές της βρογχοσκοπικής εικόνας.

Καταλήγουμε λοιπόν ότι το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό της υφής δεν έχει ιδιαίτερη αξία στην ανάλυση την οποία κάνουμε.

9.2.5 Φίλτρο TextureFilter4 (Φίλτρο με τη λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας των περιοχών). Κώδικας και εφαρμογή του σε έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα.

Το φίλτρο TextureFilter4 φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε σύμφωνα με την λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας των καρκινοπαθών περιοχών που μας δίνει σαν αποτέλεσμα η εντολή Statxture (αποθηκευμένη μεταβλητή thirdmoment). Το φίλτρο TextureFilter4 λειτουργεί **ΑΚΡΙΒΩΣ** όπως το φίλτρο **TextureFilter1** που είδαμε στην ενότητα 9.2.2, με τη μονή διαφορά ότι φιλτράρει τις περιοχές της εικόνας συμφωνά με τη λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας τους. Η εικόνα φιλτράρετε ανά περιοχές (μπλοκ των 5x5 pixels) και οποίες περιοχές έχουν τιμή της λοξότητας των επιπέδων φωτεινότητας κοντινή με αυτή που μας έδωσε η εντολή Statxture για τις καρκινοπαθείς περιοχές, επισκιάζετε. Το αποτέλεσμα είναι να έχουν επισκιαστεί όσες περιοχές μοιάζουν με τις καρκινοπαθείς περιοχές όσον αφορά τη λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας τους. Η λειτουργία του φίλτρου κατά τα άλλα είναι ακριβώς η ίδια με αυτή που αναλύσαμε στο φίλτρο TextureFilter1.

Μετά τον κοινό κώδικα των φίλτρων που παρουσιάσαμε στην ενότητα 9.2.1, ο υπόλοιπος κώδικας του φίλτρου **TextureFilter4** φαίνεται παρακάτω.

```
% ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΓΙΑ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΜΕ ΤΙΣ ΠΑΡΑΠΑΝΩ ΤΙΜΕΣ
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
fa=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,fa);
figure;imshow(I);title('ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% RGB ΠΙΝΑΚΕΣ
I1=I(:,:,1);
I2=I(:,:,2);
I3=I(:,:,3);

Ig=rgb2gray(I);

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΟ function ThirdMu, ΑΝΑ ΜΠΛΟΚ ΤΩΝ 5X5
filt4 = blkproc(Ig,[5 5],@ThirdMu);

% Η εντολή ThirdMu είναι μια
function παράμοια με την function
averagegray που αναλύθηκε στην
ενότητα 6.2.2. Σκοπός της είναι
να φιλτράρει κάθε μπλοκ 5X5 της
εικόνας και να ελέγξει την τιμή
της λοξότητας των επιπέδων
φωτεινότητας της περιοχής. Η
εντολή ThirdMu δίνεται παρακάτω.

% ΦΙΛΤΡΟ filt4
figure;imshow(filt4);title('ΦΙΛΤΡΟ ΛΟΞΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ',
'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΑ ΤΗΣ ΑΡΧΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ filt4
r = inline('imadjust(x,[],[],0.3)');
I3a = roifilt2(I3,filt4,r);
```

```

Ifilt4=cat(3, I1, I2, I3a);
Iga=roifilt2(Ig,filt4,r);
figure;imshow(Iga);title('ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ
ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ' , 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
figure;imshow(Ifilt4);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ
ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

% ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΤΟΥ ΦΙΛΤΡΟΥ filt4
filt4neg=imadjust(filt4,[0 1], [1 0]);
figure;imshow(filt4neg);title('ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ
ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');
I3b = roifilt2(I3,filt4neg,r);
Ifilt4neg=cat(3, I1, I2, I3b);
figure;imshow(Ifilt4neg);title('ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΑΡΝΗΤΙΚΟ ΦΙΛΤΡΟ
ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

```

Στη συνέχεια παρουσιάζουμε την εντολή **ThirdMu** που κατασκευάσαμε για την κατωφλίωση των μπλοκ της εικόνας με τιμές λοξότητας των επιπέδων φωτεινότητας κοντινές με αυτές των καρκινικών περιοχών. Οι εντολές που χρησιμοποιούμε παρακάτω είναι παρόμοιες με τις εντολές που χρησιμοποιήσαμε για να κατασκευάσουμε την εντολή `averagegray`.

```

function [filt4] = ThirdMu(I)
EW = load('third.mat', 'thirdmoment');
thirdmoment = getfield(EW, 'thirdmoment');

N=5;
A=ones(N,N);

% ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ ΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΤΗΣ ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ ΤΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ
ΜΠΛΟΚ ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ
filt4=I;
p=imhist(filt4);
p=p./numel(filt4);
L=length(p);
[v, mu]=statmoments(p,3);
t(1).third=mu(3)/(L-1)^2;
thirdmoment2=t(1).third;

% ΚΑΤΩΦΛΙΩΣΗ ΤΩΝ ΤΙΜΩΝ ΛΟΕΟΤΗΤΑΣ ΤΩΝ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ ΓΙΑ ΚΑΘΕ ΜΠΛΟΚ
5X5 ΤΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ

if thirdmoment>=0;
    if thirdmoment2>thirdmoment+0.45*thirdmoment;
        filt4=0*A;
    elseif thirdmoment2<thirdmoment-0.45*thirdmoment;
        filt4=0*A;
    else
        filt4=A;
    end
else
    if thirdmoment2<thirdmoment+0.45*thirdmoment;
        filt4=0*A;
    elseif thirdmoment2>thirdmoment-0.45*thirdmoment;
        filt4=0*A;

```

```

else
filt4=A;
end
end

```

% Στη συγκεκριμένη περίπτωση χρησιμοποιήσαμε κατώφλι +/- 45% από την τιμή που επέστρεψε η function staxture για τις περιοχές που ορίσαμε αρχικά. Αυτό το κάναμε διότι όπως μπορούμε να δούμε και από τον πίνακα 6.3 οι τιμές λοξότητας των επιπέδων φωτεινότητας των περιοχών σε βρογχοσκοπικές εικόνες είναι της τάξης του 10^{-4} . Οπότε για να πάρουμε αρκετές γειτονικές τιμές πρέπει να προαφαιρέσουμε στην αρχική τιμή τουλάχιστον το 45% αυτής. Επίσης όπως βλέπουμε και παραπάνω έχουμε βάλει δυο βρόχους για την καταφλίωση των τιμών. Αυτό το έχουμε κάνει διότι η λοξότητα των επιπέδων φωτεινότητας παίρνει και αρνητικές τιμές. Ο πρώτος βρόχος κάνει καταφλίωση για θετικές τιμές λοξότητας των επιπέδων φωτεινότητας που έχουν υπολογιστεί αρχικά από το κορμό του φίλτρου, και ο δεύτερος βρόχος για αρνητικές τιμές.

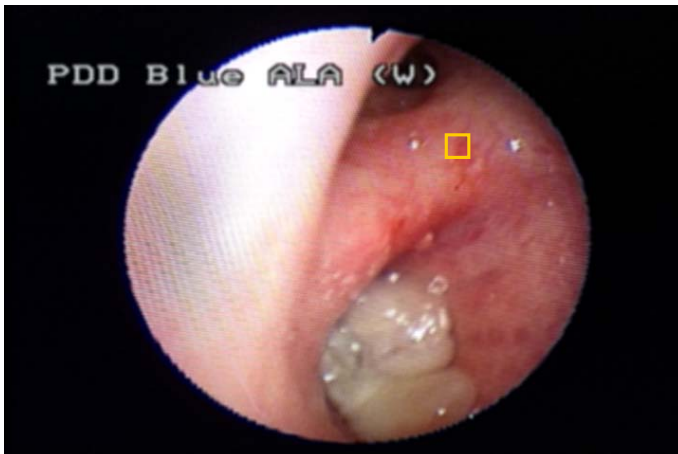
Η εντολή **ThirdMu** επιστρέφει την δυαδική εικόνα `filt4` που είναι το φίλτρο που χρησιμοποιήσαμε προηγουμένως στο m-file `TextureFilter4`.

Παρακάτω βλέπουμε την εφαρμογή του φίλτρου `TextureFilter4` που φτιάξαμε, πάνω σε μια έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα για 3 καρκινοπαθείς περιοχές. Για να τρέξουμε το πρόγραμμα που φτιάξαμε απλά πληκτρολογούμε στο Matlab το όνομα του φίλτρου και πατάμε Enter, δηλαδή:

```
>> TextureFilter4
```

Στην οθόνη εμφανίζεται ένα παράθυρο από το οποίο επιλέγουμε την εικόνα την οποία θέλουμε να επεξεργαστούμε.

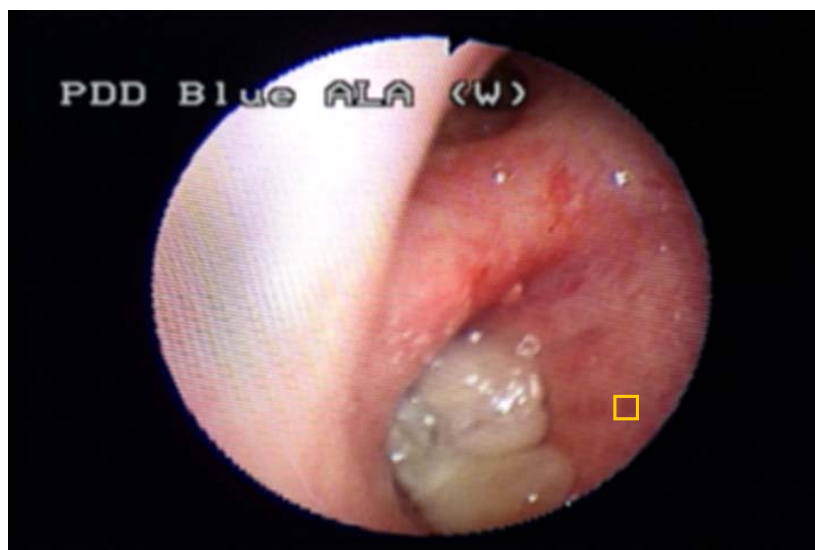
ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.32

Επιλογή πρώτης καρκινοπαθούς περιοχής.

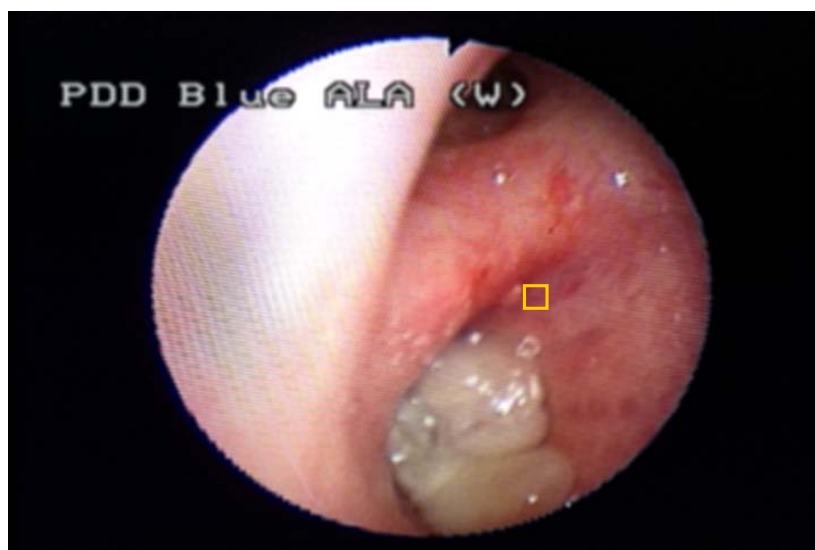
ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.33

Επιλογή δεύτερης καρκινοπαθούς περιοχής.

ΕΠΙΛΕΞΤΕ ΠΙΘΑΝΗ ΚΑΡΚΙΝΟΠΑΘΗ ΠΕΡΙΟΧΗ (Κατα προτίμηση όσο πιο μικρή περιοχή γίνεται)



Εικόνα 9.34

Επιλογή τρίτης καρκινοπαθούς περιοχής.

Το πρόγραμμα τρέχει και μας επιστρέφει τις παρακάτω τιμές καθώς και τις επόμενες εικόνες.

Average_Gray_Level =
97.4182

Standard_Deviation =
4.5660

Smoothness =
4.4304e-004

Third_Moment =
7.2059e-004

Uniformity =
0.0962

Entropy =
3.7714

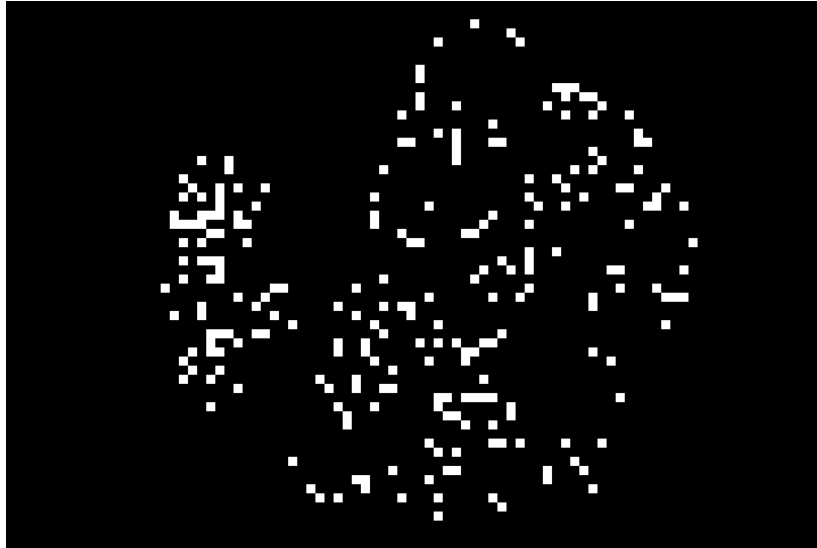
ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.35

Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

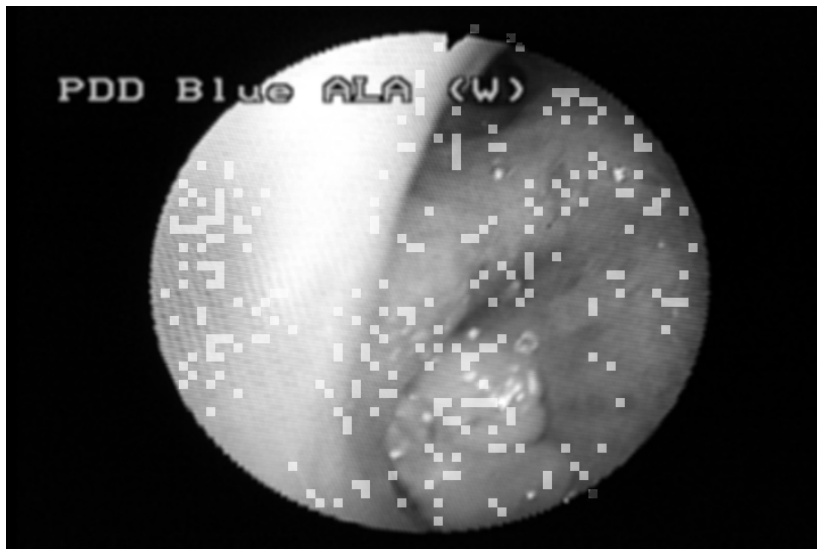
ΦΙΛΤΡΟ ΛΟΞΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.36

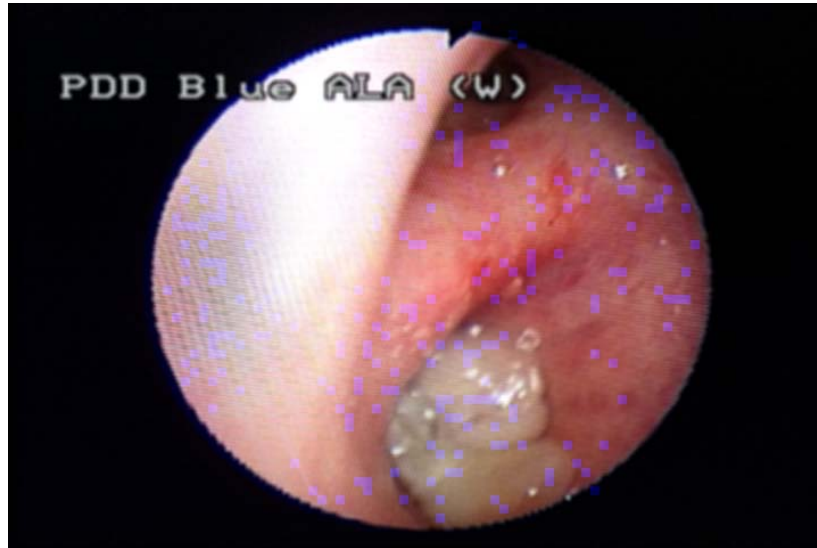
Φίλτρο Λοξότητας Επιπέδων Φωτεινότητας (filt4)

ΑΣΠΡΟΜΑΥΡΗ ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΛΟΞΟΤΗΤΑΣ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.37

Ασπρόμαυρη φιλτραρισμένη εικόνα με το Φίλτρο Λοξότητας Επιπέδων Φωτεινότητας (filt4)



Εικόνα 9.38

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Με μπλε είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν τιμή Λοξότητας Επιπέδων Φωτεινότητας κοντινή με την τιμή των καρκινοπαθών περιοχών.

Το αντίστροφο φίλτρο και την τελική φιλτραρισμένη εικόνα με το αντίστροφο φίλτρο, δεν τα παραθέτουμε διότι όπως βλέπουμε και από τις παραπάνω εικόνες το συγκεκριμένο φίλτρο δεν λειτουργεί ακριβώς όπως θα θέλαμε.

Από τη μια πλευρά, διαπιστώνουμε πως πράγματι επισκιάζονται αρκετές από τις περιοχές που φαίνονται να είναι προσβεβλημένες, από την άλλη όμως είναι επισκιασμένες περιοχές που δεν φαίνονται να έχουν σχέση με τον καρκίνο.

9.2.6 Φίλτρο TextureFilter5 (Φίλτρο με την τιμή της Ομοιογένειας των περιοχών της εικόνας).

Φίλτρο TextureFilter6 (Φίλτρο με την τιμή της Εντροπίας των περιοχών της εικόνας).

Τα δύο αυτά φίλτρα λειτουργούν ακριβώς όπως τα προηγούμενα. Το φίλτρο **TextureFilter5** φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε σύμφωνα με την τιμή της **Ομοιογένειας** των καρκινοπαθών περιοχών που μας δίνει σαν αποτέλεσμα η εντολή Statxture (υποθηκευμένη μεταβλητή Uniformity), και το φίλτρο **TextureFilter6** φιλτράρει την εικόνα που του δίνουμε σύμφωνα με την τιμή της **Εντροπίας** των καρκινοπαθών περιοχών που μας δίνει σαν αποτέλεσμα η εντολή Statxture (υποθηκευμένη μεταβλητή entropy).

Ο κώδικας τους μοιάζει με τα προηγούμενα φίλτρα και δίνεται στο συνοδευτικό cd. Στην εργασία μας όμως δεν θα παραθέσουμε αποτελέσματα των 2 αυτών φίλτρων διότι αυτά δεν λειτουργούν όπως θα θέλαμε. Η μορφή και των δυο φίλτρων είναι σαν το φίλτρο TextureFilter3. Τα δυο αυτά φίλτρα επισκιάζουν πολλές περιοχές, διάσπαρτες σε όλη την εικόνα και δεν παρουσιάζουν κάποια συγκεκριμένη επιλεκτικότητα. Θα μπορούσαμε λοιπόν να πούμε ότι το φιλτράρισμα σύμφωνα με τις τιμές ομοιογένειας και εντροπίας των περιοχών μιας βρογχοσκοπικής εικόνας **δεν λειτουργεί ικανοποιητικά** για την ανίχνευση καρκινοπαθών περιοχών σε αυτή.

Το συγκεκριμένο γεγονός θα μπορούσαμε να το συμπεράνουμε μελετώντας τις τιμές του πίνακα 9.3, όπου διαπιστώνουμε ότι οι τιμές ομοιογένειας και εντροπίας διαφόρων περιοχών δεν προσφέρουν κάποια συγκεκριμένη πληροφορία για τις καρκινοπαθείς περιοχές της βρογχοσκοπικής εικόνας.

Για τα 2 αυτά φίλτρα λοιπόν ισχύουν τα ίδια ακριβώς συμπεράσματα που βγάλαμε για το φίλτρο TextureFilter3 που φιλτράρει σύμφωνα με τις τιμές απαλότητας των περιοχών της εικόνας.

9.2.7 Βελτιστοποίηση και Τελικά Συμπεράσματα.

Παραπάνω στο τέλος κάθε ενότητας έχουμε γράψει συμπεράσματα για κάθε φίλτρο. Συνολικά θα μπορούσαμε να διαπιστώσουμε ότι από τα 6 αυτά φίλτρα αυτό που δίνει πολύ καλά αποτελέσματα είναι το **TextureFilter1** το οποίο χρησιμοποιεί τη μέση τιμή φωτεινότητας. Επίσης το **TextureFilter2** και **TextureFilter4** μας δίνουν κάποια αποτελέσματα τα οποία με πρώτη ματιά δεν φαίνονται ικανοποιητικά αλλά η ικανοποιητική επιλογή των καρκινοπαθών περιοχών δεν μας επιτρέπει να τα παραβλέψουμε. Τα υπόλοιπα τα οποία χρησιμοποιούν τα αλλά χαρακτηριστικά της υφής δεν δίνουν ικανοποιητικά αποτελέσματα για την ερευνά μας.

Αλλάζοντας τις διάφορες παραμέτρους των φίλτρων θα μπορούσαμε να πετύχουμε πολύ καλύτερα αποτελέσματα. Για παράδειγμα μπορούμε να μειώσουμε το μέγεθος των μπλοκ που επεξεργάζεται κάθε φίλτρο στο ελάχιστο (για μπλοκ = 1 pixel γίνεται επεξεργασία ανά pixel) και να αυξήσουμε τις περιοχές δειγματοληψίας από 3 σε 5 ή και παραπάνω. Όμως μια τέτοια ενέργεια θα έχει σαν αποτέλεσμα να αυξηθεί κατακόρυφα ο χρόνος που χρειάζεται το φίλτρο να επεξεργαστεί την εικόνα.

Παρακάτω αλλάζουμε τις παραμέτρους του φίλτρου **TextureFilter1** έτσι ώστε να ζητούνται 5 καρκινοπαθείς περιοχές από τον χρήστη και να γίνεται επεξεργασία της εικόνας ανά pixel.

Για να ζητούνται 5 καρκινοπαθείς περιοχές αλλάζουμε στον κοινό κώδικα την τιμή του k στη γραμμή 15, που είναι ο αριθμός των loops που θα εκτελέσει ο κώδικας. Από 1 έως 3 τον κάνουμε 1 έως 5, δηλαδή:

```
for k=1:5
```

Για να γίνεται επεξεργασία ανά pixel αρχικά αλλάζουμε τις παραμέτρους της εντολής `blkproc` που κάνει την επεξεργασία των μπλοκ. Από 5X5 που έχουμε ορίσει, την αλλάζουμε σε 1X1, δηλαδή κάθε μπλοκ θα είναι 1 pixel. Είναι:

```
filt1 = blkproc(Ig,[1 1],@averagegray);
```

Επίσης πρέπει να αλλάξουμε και τις παραμέτρους της function `averagegray`. Στο σημείο που ορίζουμε την διάσταση του πίνακα που είναι γεμάτος άσσους (πίνακας A) θέτουμε την τιμή της διάστασης του (N) ίσο με 1. Δηλαδή κάθε πίνακας θα έχει ένα στοιχείο που αντιστοιχεί σε ένα pixel.

```
N=1;
```

Για να ελέγξουμε και το χρόνο που θα χρειαστεί το φίλτρο να επεξεργαστεί την εικόνα προσθέτουμε και τις παρακάτω εντολές.

```
tic
```

στην αρχή του κώδικα, αμέσως μετά την εντολή `clear all;close all;`. Η εντολή αυτή ξεκινάει ένα χρονόμετρο.

```

toc
time=toc;
display('time is cputime in seconds the script needed to be executed');time

```

Στο τέλος του κώδικα. Η εντολή `toc` μετράει την τιμή που έχει στο τέλος του κώδικα το χρονόμετρο `tic`.

Επίσης μπορούμε να αλλάξουμε και το χρώμα το οποίο θα έχει η σκιά την οποία περνάει το φίλτρο πάνω από τις περιοχές που έχει ανιχνεύσει. Σε εικόνες με έντονο το μπλε χρώμα, η μπλε σκιά που έχουμε εφαρμόσει παραπάνω δεν είναι βολική. Θα μπορούσαμε να εφαρμόσουμε κόκκινη σκιά αν φιλτράρουμε τον πίνακα `I1` που είναι ο πίνακας Red ή πράσινη σκιά αν χρησιμοποιήσουμε τον πίνακα `I2` που είναι ο πίνακας Green της εικόνας. Επίσης θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε και τους 3 πίνακες τις εικόνες RGB ώστε να έχουμε μια γκριζωπή σκιά. Για να το πετύχουμε αυτό αλλάζουμε και προσθέτουμε τις εξής εντολές στο σημείο που έχουμε το φιλτράρισμα της αρχικής εικόνας από το φίλτρο `filt1`.

```

r = inline('imadjust(x, [], [], 0.6)');
I3a = roifilt2(I3, filt1, r); %Φιλτράρουμε το B (Blue)
I2a = roifilt2(I2, filt1, r); %Φιλτράρουμε το G (Green)
I1a = roifilt2(I1, filt1, r); %Φιλτράρουμε το R (Red)
Ifilt1=cat(3, I1a, I2a, I3a); % Η φιλτραρισμένη εικόνα αποτελείται από τους
3 φιλτραρισμένους πίνακες

```

Δηλαδή φιλτράραμε με το φίλτρο `filt1` και τους τρεις πίνακες (R, G, B) της αρχικής εικόνας, τους οποίους χρησιμοποιούμε για να δημιουργήσουμε την ολική φιλτραρισμένη εικόνα. Το αποτέλεσμα είναι η σκιά να έχει γκριζωπή απόχρωση.

Παρακάτω βλέπουμε 2 βρογχοσκοπικές εικόνες τις οποίες επεξεργαστήκαμε με το βελτιωμένο φίλτρο `TextureFilt1`.

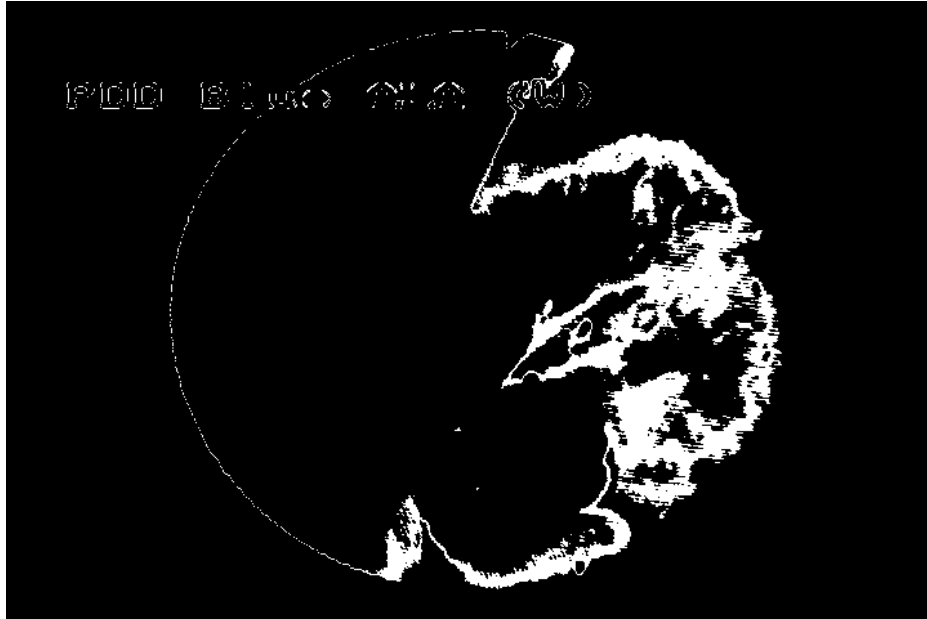
ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.39

Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.40

Βελτιωμένο φίλτρο της μέσης φωτεινότητας *filt1*

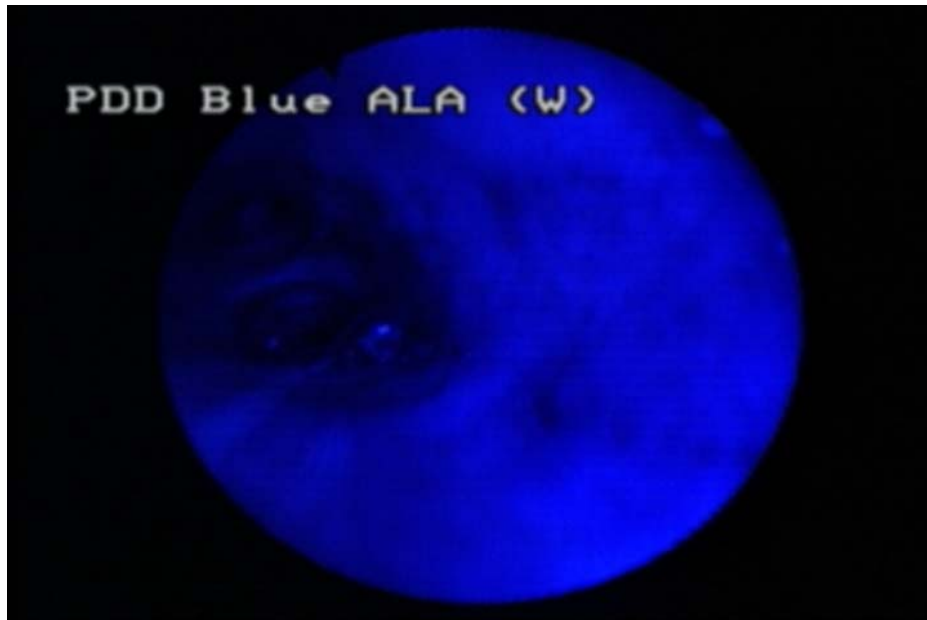
ΦΙΛΤΡΑΡΙΣΜΕΝΗ ΕΙΚΟΝΑ ΜΕ ΤΟ ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.41

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με τη μέση φωτεινότητα των καρκινοπαθών περιοχών.

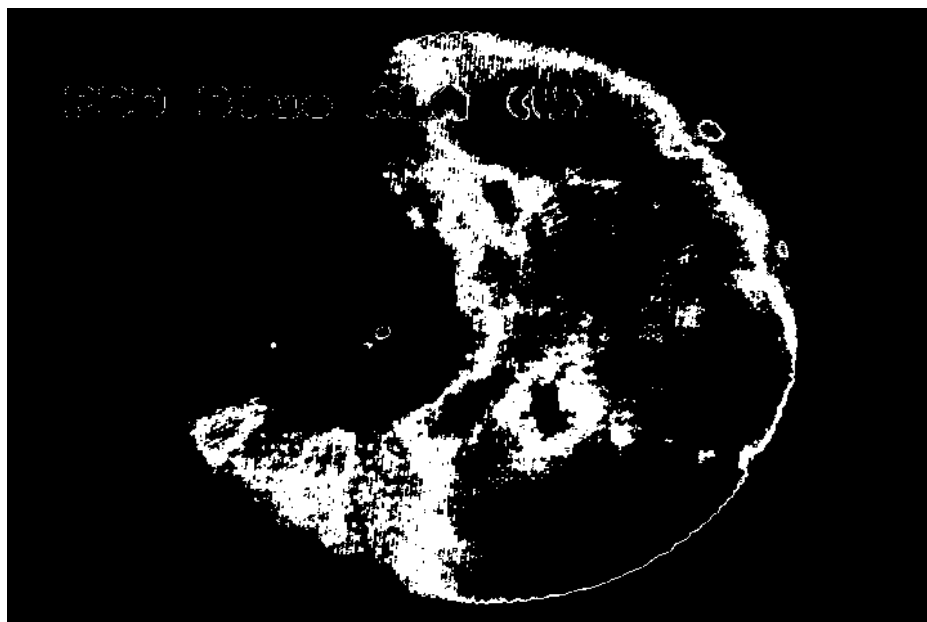
ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ



Εικόνα 9.42

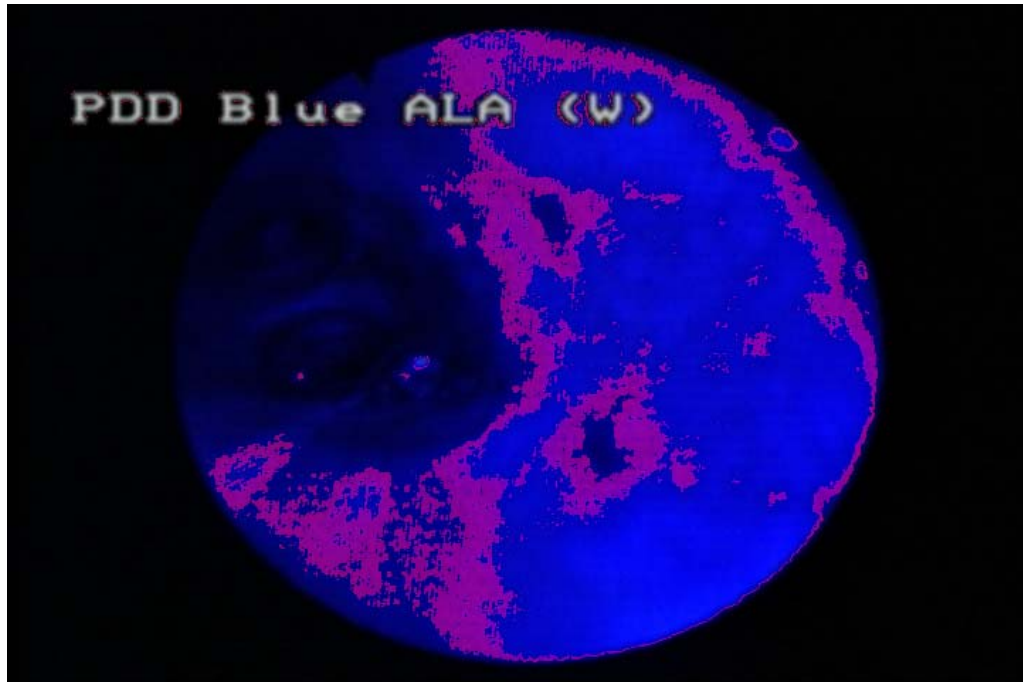
Αρχική Εικόνα προς επεξεργασία

ΦΙΛΤΡΟ ΤΗΣ ΜΕΣΗΣ ΤΙΜΗΣ ΦΩΤΕΙΝΟΤΗΤΑΣ



Εικόνα 9.43

Βελτιωμένο φίλτρο της μέσης φωτεινότητας filt1



Εικόνα 9.44

Τελική φιλτραρισμένη εικόνα. Είναι επισκιασμένες οι περιοχές που έχουν μέση τιμή φωτεινότητας κοντινή με τη μέση φωτεινότητα των καρκινοπαθών περιοχών.

Από τις παραπάνω εικόνες είναι προφανές ότι αλλάζοντας τις παραμέτρους του φίλτρου μπορούμε να πάρουμε ακριβέστερα αποτελέσματα.

Για την πρώτη εικόνα το φίλτρο μας επιστρέφει

```
Elapsed time is 764.719000 seconds.  
time is cputime in seconds the script needed to be executed  
  
time =  
  
764.7190
```

Ο χρόνος λοιπόν που χρειάστηκε το φίλτρο να επεξεργαστεί την πρώτη εικόνα ήταν 764.7190 δευτερόλεπτα, δηλαδή 12,745 λεπτά!!!

Να σημειωθεί εδώ ότι το φίλτρο έτρεξε σε υπολογιστή με επεξεργαστή AMD Barton 3.0 Ghz και μνήμη 1Gb!!!

9.3 TEXTANALYSIS.m [2]

Ανάλυση υφής και υπολογισμός στατιστικών στοιχείων και πινάκων συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices) με τις εντολές του Image Processing Toolbox για Texture Analysis.

Όπως αναφέραμε και αρχικά το **Image Processing Toolbox του Matlab** προσφέρει 6 έτοιμες εντολές (ρουτίνες) για τον υπολογισμό διάφορων χαρακτηριστικών της υφής μιας εικόνας (**Πίνακας 9.2**).

Το **m-file TextAnalysis.m** το οποίο δημιουργήσαμε χρησιμοποιεί τις συγκεκριμένες εντολές (Πίνακας 9.2) για να κάνει ανάλυση υφής και να υπολογίσει στατιστικά στοιχεία 1^{ης} και 2^{ης} τάξης καθώς και τον πίνακα συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices) μιας έγχρωμης βρογχοσκοπικής εικόνας.

Η σύνταξη αυτών των εντολών είναι της μορφής $J = \text{εντολή}(I)$ π.χ. $J = \text{stdfilt}(I)$, όπου J είναι το αποτέλεσμα της εντολής (είτε εικόνα, είτε κάποιος πίνακας) και I είναι η αρχική εικόνα. Παρακάτω χρησιμοποιούμε αυτές τις εντολές και παραθέτουμε τα αποτελέσματά τους. Για περισσότερες λεπτομέρειες για τις συγκεκριμένες εντολές δείτε στο Image Processing Toolbox User' Guide (Matlab's Help), στην κατηγορία Image Analysis and Statistics του Matlab [29].

```
% Texture Analysis me entoles tou Matlab.

clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);
figure;imshow(I);title('Original image'); %Αρχική εικόνα.

B = rangefilt(I); % Επιστρέφει την εικόνα B στην οποία κάθε
                 % pixel της εικόνας I έχει πάρει την τιμή της
                 % μέσης φωτεινότητας της 3X3 γειτονιάς του.

figure;imshow(B);title('Local Range of Original Image');

C = stdfilt(I); % Επιστρέφει την εικόνα C στην οποία κάθε
                % pixel της εικόνας I έχει πάρει την τιμή της
                % σταθερής απόκλισης φωτεινότητας της 3X3
                % γειτονιάς του.

figure;imshow(C);title('Local Standard Deviation of Original Image');

D=entropyfilt(I); % Επιστρέφει την εικόνα D στην οποία κάθε
                  % pixel της εικόνας I παίρνει την τιμή της
                  % εντροπίας της 9X9 γειτονιάς του.

figure;imshow(D);title('Local Entropy of Original Image');
```

```

E=entropy(I); % Entropy of Original Image
                Υπολογίζει τη συνολική εντροπία
                της φωτεινότητας της αρχικής
                εικόνας

display('Entropy of Original Image');E

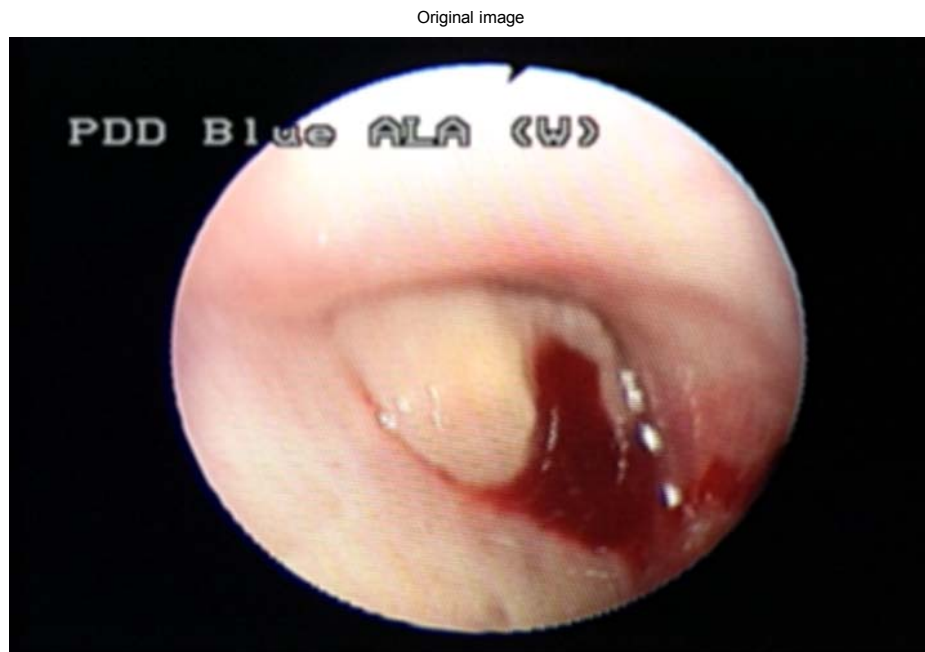
I=rgb2gray(I);

glcm = graycomatrix(I) % Gray-level co-occurrence matrix from original
                        image. Υπολογίζει τον πίνακα συνεμφάνισης της
                        αρχικής εικόνας

stats = graycoprops(glcm,{'contrast','homogeneity'}) %Properties of the
                                                       gray-level
                                                       co-occurrence matrix
                                                       Υπολογίζει διάφορες παραμέτρους
                                                       (την αντίθεση και την
                                                       ομοιογένεια) του πίνακα
                                                       συνεμφάνισης.

```

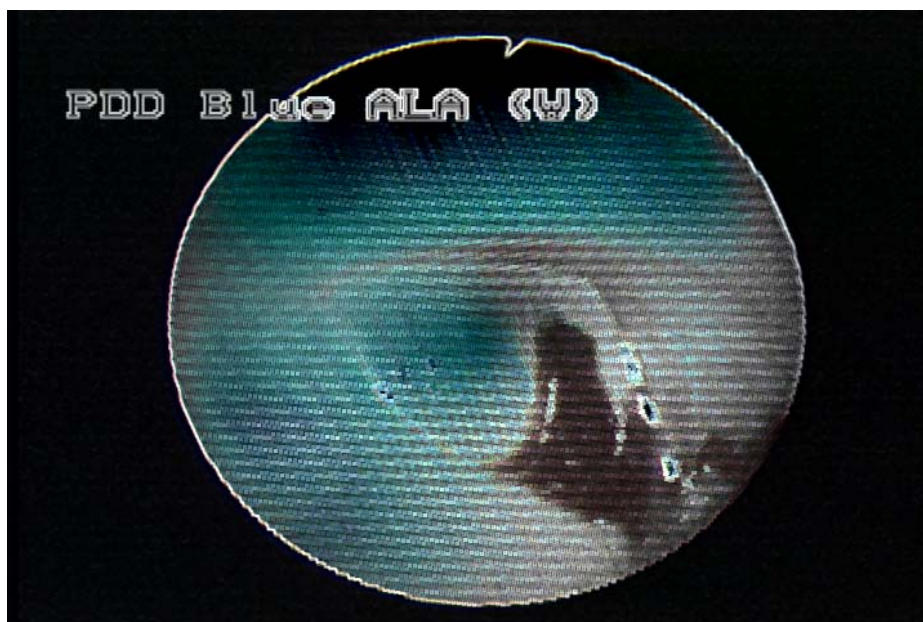
Παρακάτω παραθέτουμε τα αποτελέσματα του m-file TextAnalysis.m για μια βρογχοσκοπική εικόνα. Να σημειώσουμε ότι την εντολή rangefilt την χρησιμοποιούμε σε εικόνες τις οποίες δεν έχουμε περάσει από το φίλτρο αποθορυβοποίησης gauss, διότι μετά από δοκιμές διαπιστώσαμε ότι μετά από αποθορυβοποίηση η rangefilt δεν λειτουργεί σωστά.



Εικόνα 9.45

Έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα (Αρχική εικόνα)

Local Range of Original Image



Εικόνα 9.46

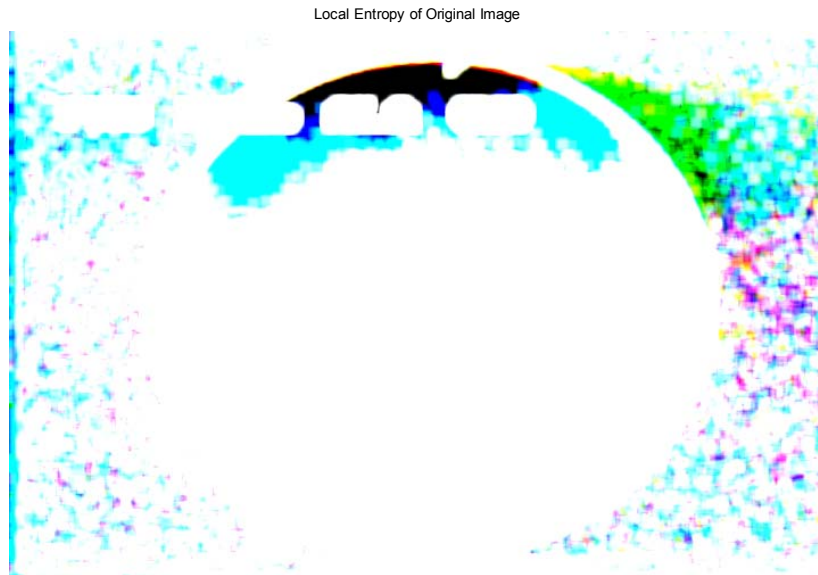
Εικόνα Β. Αποτέλεσμα της εντολής *rangefilt* (μέση τιμή φωτεινότητας)

Local Standard Deviation of Original Image



Εικόνα 9.47

Εικόνα C. Αποτέλεσμα της εντολής *stdfilt* (σταθερή απόκλιση φωτεινότητας)



Εικόνα 9.48

Εικόνα D. Αποτέλεσμα της εντολής entropyfilt (εντροπία της φωτεινότητας)

Entropy of Original Image (εντροπία της φωτεινότητας της αρχικής εικόνας)

E =
6.2294

glcm = (πίνακας συνεμφάνισης της αρχικής εικόνας)

Columns 1 through 6

169316	594	10	0	0	0
599	14685	902	66	0	0
5	949	8556	1028	119	0
0	24	1151	13374	1393	84
0	0	38	1523	17609	1211
0	0	0	35	1288	32826
0	0	0	0	20	1717
0	0	0	0	0	14

Columns 7 through 8

0	0
0	0
0	0
0	0
48	0
1685	18
48552	621
625	24435

stats = (αντίθεση και ομοιογένεια του πίνακα συνεμφάνισης)

Contrast: 0.0499 Homogeneity: 0.9769

9.4 LAWMASKS.m [2]

Χαρακτηριστικά Ενέργειας Υφής – Μάσκες του Law

Όπως είδαμε ο Law εισήγαγε μια ομάδα χαρακτηριστικών ενέργειας υφής (Textural Energy Measurements - TEM) που βασίζονται στο βαθμό ταύτισης ή ομοιότητας ομάδων γειτονικών εικονοστοιχείων με ορισμένες **μάσκες**, τις οποίες ο ίδιος επινόησε. Εμείς εδώ κατασκευάσαμε ένα m-file το οποίο βασίζεται στις 4 πιο σημαντικές μάσκες του Law.

Ο κώδικας του **LAWMASKS.m** είναι ο παρακάτω. Στην πραγματικότητα αυτό το οποίο κάνουμε είναι η δημιουργία των τεσσάρων μασκών της ενότητας 7.3.9 και στη συνέχεια η συνέλιξη της αρχικής εικόνας με τις μάσκες αυτές.

```
% Χαρακτηριστικά Ενέργειας Υφής - Μάσκες Law

clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);
figure;imshow(I);title('ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ', 'FontName', 'Arial Unicode Ms');

I=rgb2gray(I);

%1H MASKA LAW
L1=[-1 -2 0 2 1;
    -4 -8 0 8 4;
    -6 -12 0 12 6;
    -4 -8 0 8 4;
    -1 -2 0 2 1];

LI1=convn(L1, I); % Συνέλιξη της αρχικής εικόνας με την 1η Μάσκα.

figure;imshow(LI1);title('ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 1ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW', 'FontName', 'Arial
Unicode Ms');

%2H MASKA LAW
L2=[-1 0 2 0 -1;
    -4 0 8 0 -4;
    -6 0 12 0 -6;
    -4 0 8 0 -4;
    -1 0 2 0 -1];

LI2=convn(L2, I); % Συνέλιξη της αρχικής εικόνας με την 2η Μάσκα.

figure;imshow(LI2);title('ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 2ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW', 'FontName', 'Arial
Unicode Ms');

%3H MASKA LAW
L3=[-1 0 2 0 -1;
    -2 0 4 0 -2;
    0 0 0 0 0;
    2 0 -4 0 2;
```

```

1 0 -2 0 1];

LI3=convn(L3, I);           % Συνέλιξη της αρχικής εικόνας με την 3η Μάσκα.

figure;imshow(LI3);title('ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 3ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW', 'FontName', 'Arial
Unicode Ms');

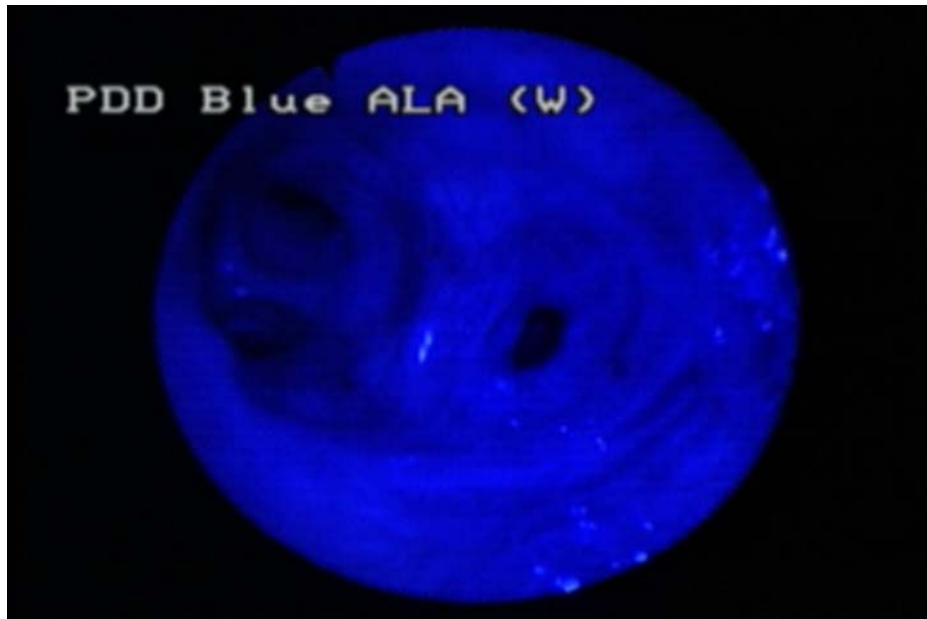
%4H MASKA LAW
L4=[ 1 -4 6 -4 1;
     -4 16 -24 16 -4;
       6 -24 36 -24 6;
     -4 16 -24 16 -4;
       1 -4 6 -4 1];
LI4=convn(L4, I);           % Συνέλιξη της αρχικής εικόνας με την 4η Μάσκα.

figure;imshow(LI4);title('ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 4ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW', 'FontName', 'Arial
Unicode Ms');

```

Παρακάτω παραθέτουμε τα αποτελέσματα της εφαρμογής των τεσσάρων масκών του Law σε μια βρογχοσκοπική εικόνα.

ΑΡΧΙΚΗ ΕΙΚΟΝΑ

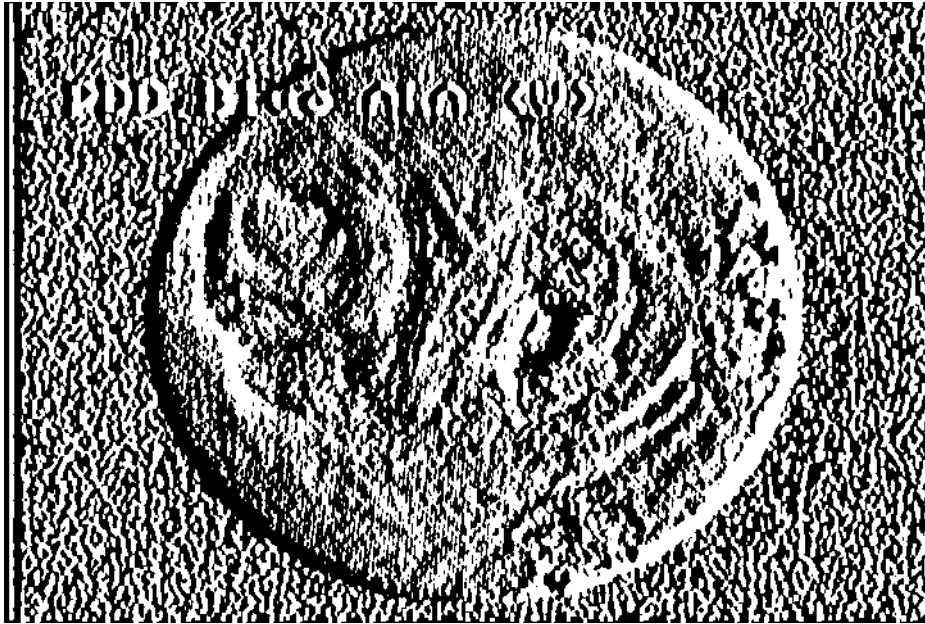


Εικόνα

9.49

Αρχική βρογχοσκοπική εικόνα

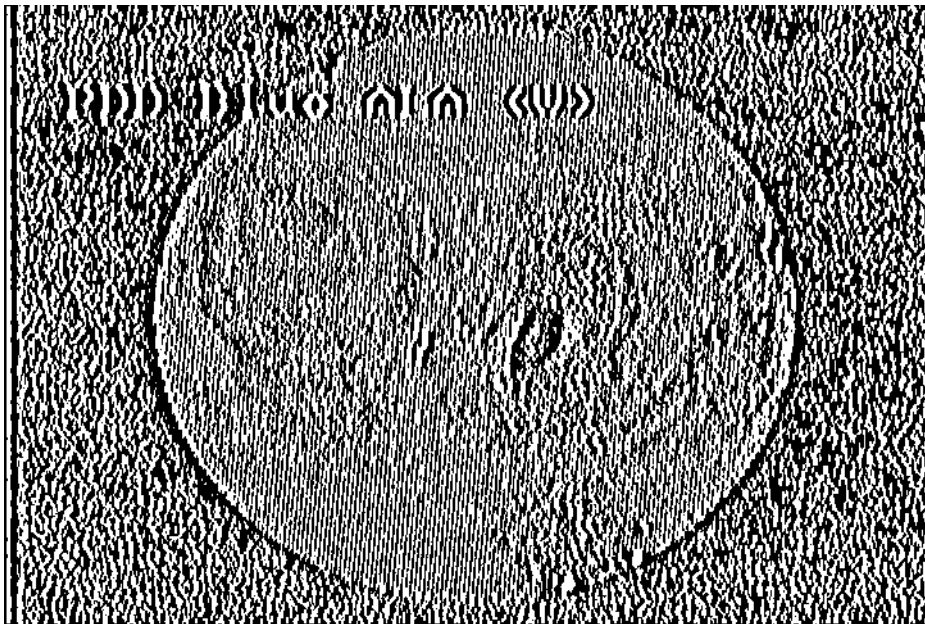
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 1ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW



Εικόνα 9.50

Αποτέλεσμα 1^{ης} Μάσκας Law

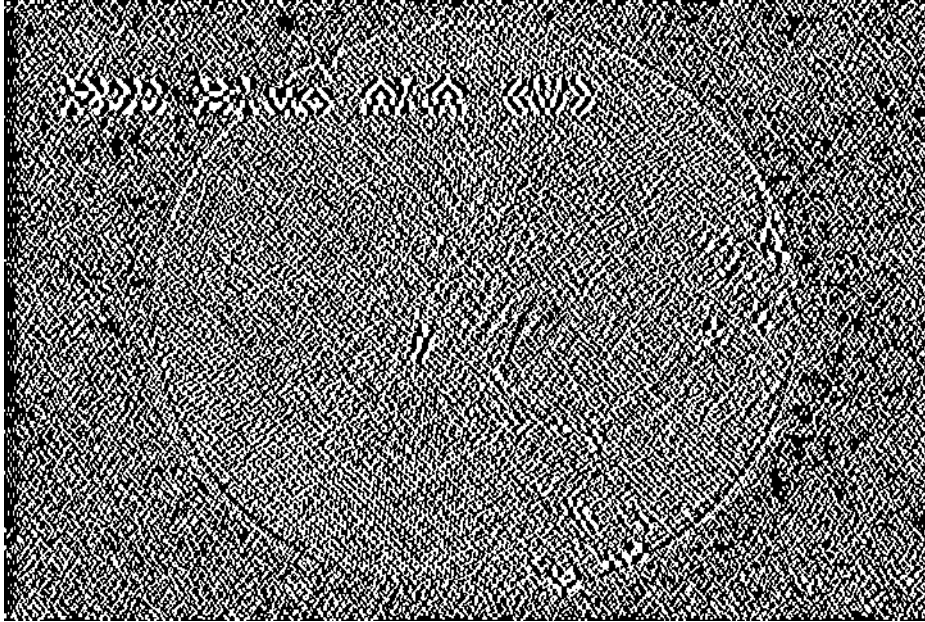
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 2ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW



Εικόνα 9.51

Αποτέλεσμα 2^{ης} Μάσκας Law

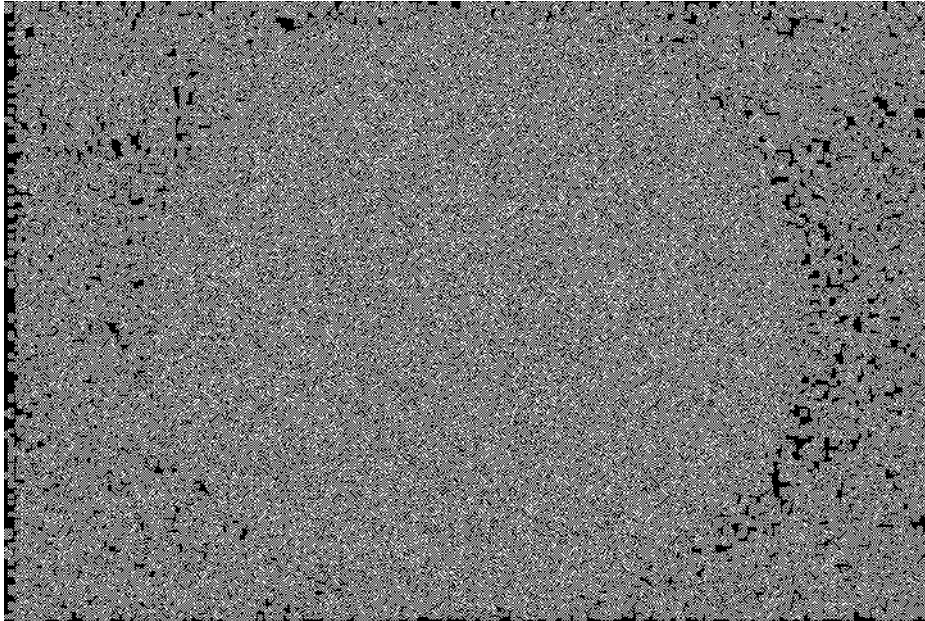
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 3ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW



Εικόνα 9.52

Αποτέλεσμα 3^{ης} Μάσκας Law

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ 4ΗΣ ΜΑΣΚΑΣ LAW



Εικόνα 9.53

Αποτέλεσμα 4^{ης} Μάσκας Law

9.5 BSEGM.m [2]

Ανάλυση βρογχοσκοπικών εικόνων βάσει της υφής τους.

Το **m-file bsegm.m** είναι ένα αρχείο που μας δόθηκε έτοιμο, το οποίο χρησιμοποιεί τις μεθόδους ανάλυσης της υφής της ενότητας 7.3 για να αναλύσει βρογχοσκοπικές εικόνες βάσει της σταθερή απόκλιση φωτεινότητας τους, της απαλότητας τους, της ομοιογενείας τους και της εντροπίας τους.

Εδώ αντί να χρησιμοποιήσουμε τις έτοιμες εντολές του Matlab για την ανάλυση των χαρακτηριστικών της υφής υπολογίζουμε τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά σύμφωνα με τους μαθηματικούς τύπους που δόθηκαν στην ενότητα 7.3. Στη συνέχεια αναλύουμε τις εικόνες και κάνουμε καταφλίωση με τα χαρακτηριστικά αυτά. Παρακάτω παραθέτουμε τον κώδικα του αρχείου καθώς και την εφαρμογή του πάνω σε μια βρογχοσκοπική εικόνα

```
% Image Analysis
% Nikos Apostolou 10/2/2005

clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);
figure;imshow(I);title('Original image');I1=I;I2=I;I3=I;I4=I;I5=I;

I=rgb2gray(I);
I=double(I);

[K,L]=size(I);
mean=mean2(I);

%Connectivity N
N=3;
A=ones(N,N);
B=A.*1/(N^2);

%Std - σταθερή απόκλιση φωτεινότητας
M=conv2(I,B,'same');
S=(I-M).^2;
S2=conv2(S,B,'same');

figure;imshow(S2);title('Katanomh tou S2');pixval on;

S3=(S2>1.5);
figure;imshow(S3);pixval on;title('Thresholded katanomh tou S2');

I1(S3)=255;
figure;imshow(I1);pixval on;title('Final original image + S2');

%Smoothness - Απαλότητα
R=1-1./(1+S2);
figure;imshow(R);title('Smoothness');
R1=(R>0.6);
figure;imshow(R1);title('Segmented Smoothness');
```

```

I2(R1)=255;
figure;imshow(I2);pixval on;title('Final image + R');
%Entropy - Εντροπία

E1=-log2(I+eps);
E2=I.*E1;
E=conv2(E2,A,'same');
figure;imshow(E,[]);title('Entropy map of the image');colormap(jet);pixval
on;

figure;imshow(E,[]);title('Entropy map of the image');pixval on;

EE=(-E./1000)>1.65);
figure;imshow(EE,[]);title('Entropy map of the image');

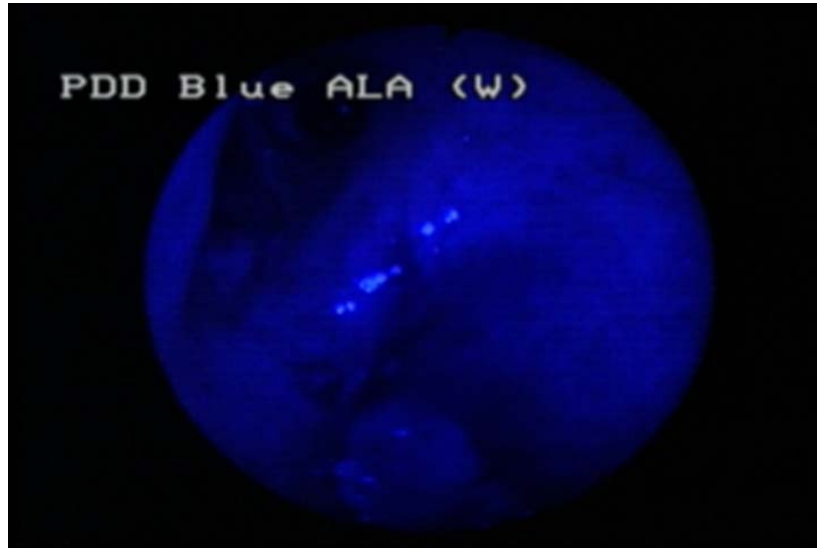
I3(EE)=255;
figure;imshow(I3);pixval on;title('Final image + E');

%Uniformity - Ομοιογένεια

U=conv2(I.^2,A,'same');
U1=(U./100)>100);
figure;imshow(U1);title('Katanomh tis Uniformity');pixval on;
I4(U1)=255;
figure;imshow(I4);pixval on;title('Final image + U');

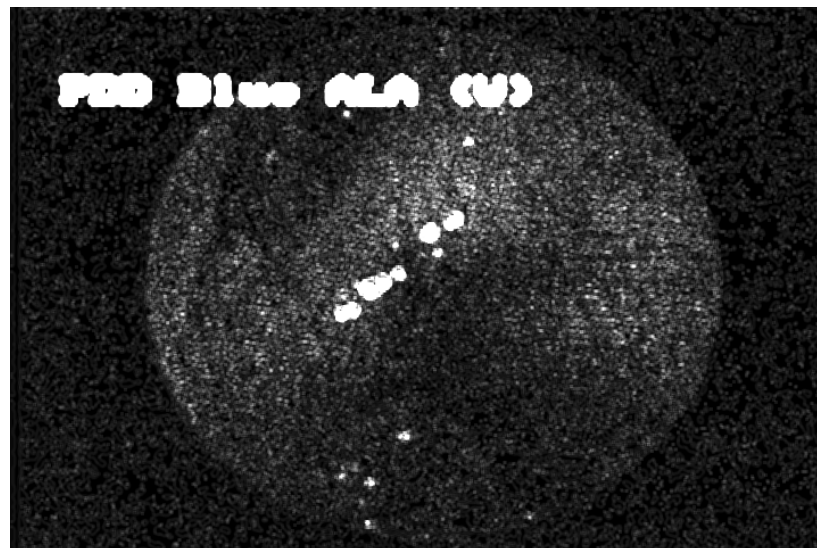
```

Original image



Εικόνα 9.54
Αρχική Εικόνα

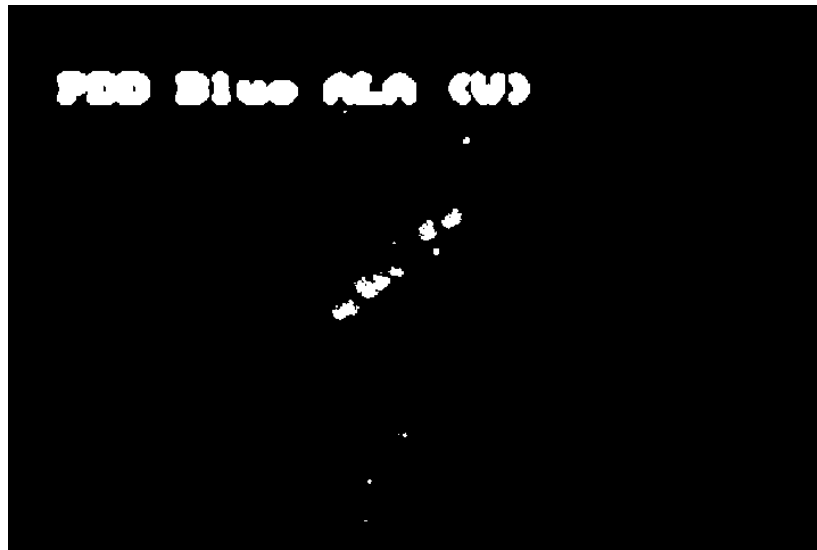
Katanomh tou S2



25, 96 = 0.0151

Εικόνα 9.55
Κατανομή της Σταθερής Απόκλισης Φωτεινότητας της αρχικής εικόνας

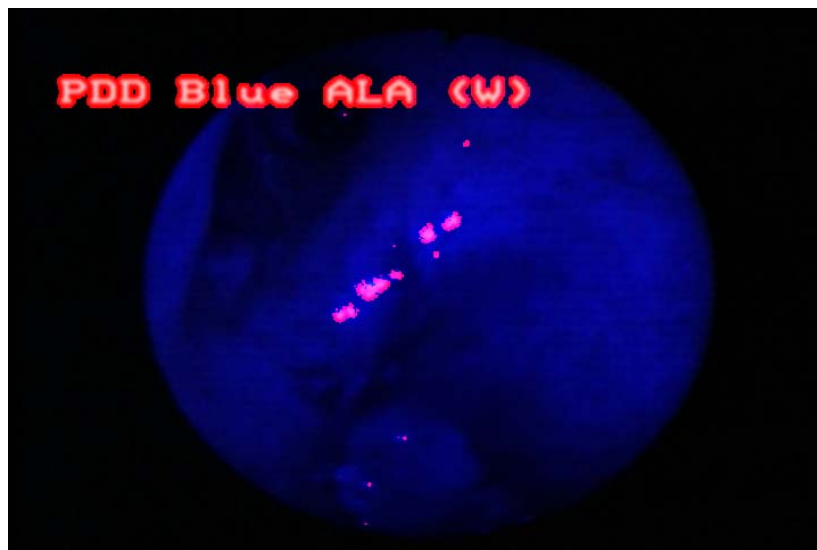
Thresholded katanomh tou S2



Εικόνα 9.56

Κατωφλιωμένη κατανομή της Σταθερής Απόκλισης Φωτεινότητας της αρχικής εικόνας

Final original image + S2



80, 120 = 0, 1, 1

Εικόνα 9.57

Αρχική εικόνα με επισκιασμένες τις περιοχές κατωφλίωσης

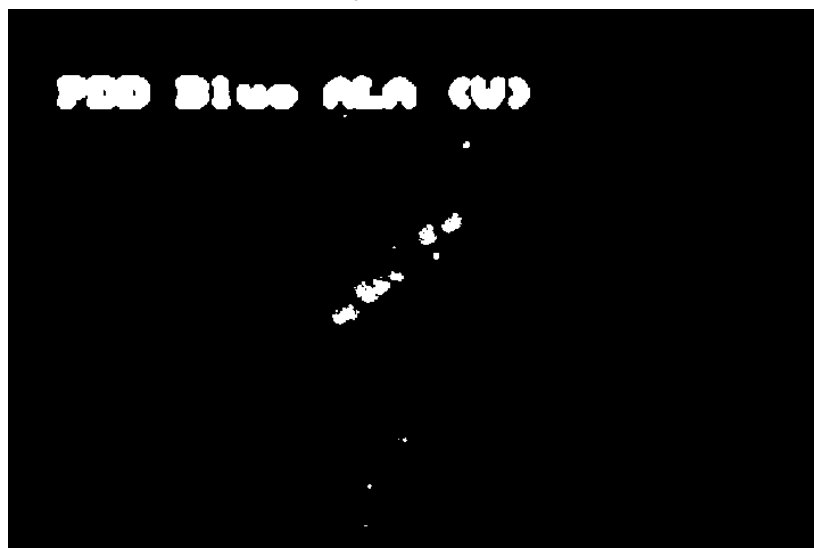
Smoothness



Εικόνα 9.58

Απαλότητα της αρχικής εικόνας

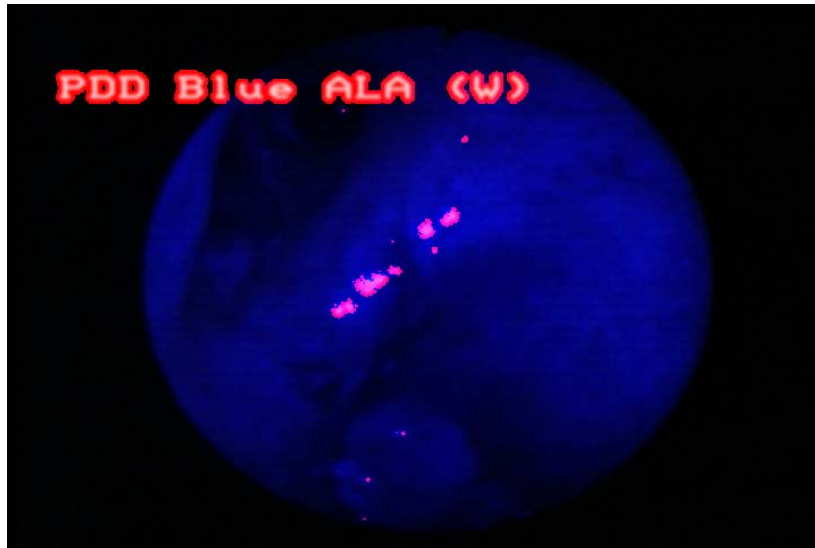
Segmented Smoothness



Εικόνα 9.59

Κατοφλιωμένη κατανομή της απαλότητας της αρχικής εικόνας

Final image + R

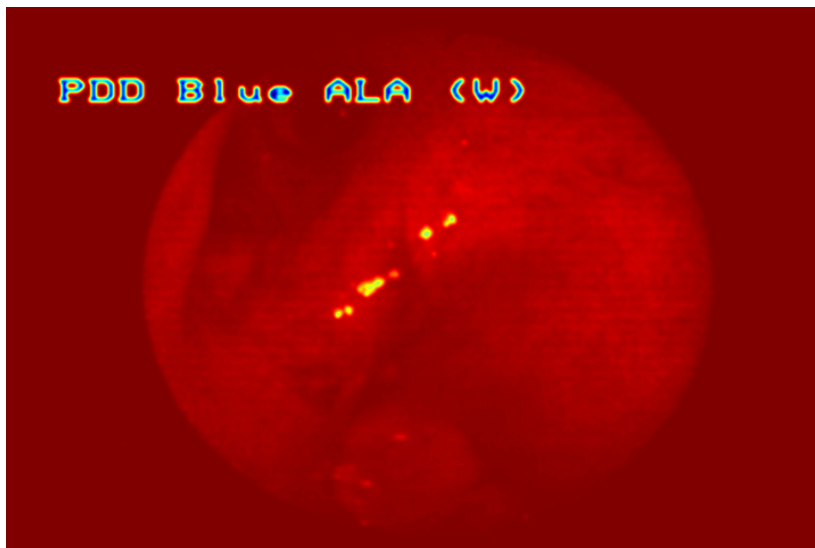


406, 128 = 7, 5, 129

Εικόνα 9.60

Αρχική εικόνα με επισκιασμένες τις περιοχές κατωφλίωσης απαλότητας

Entropy map of the image



57, 125 = -8.0000

Εικόνα 9.61

Κατανομή της εντροπίας της αρχικής εικόνας (με ψευδοχρώματα)

Entropy map of the image

PDD Blue ALA (W)



367, 190 = -1205.3325



Εικόνα 9.62

Κατανομή της εντροπίας της αρχικής εικόνας

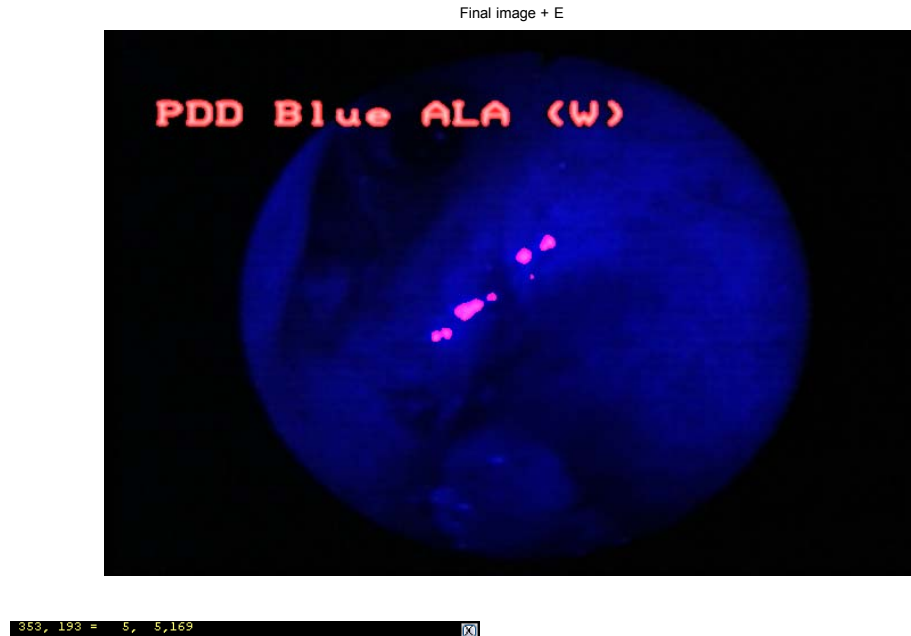
Entropy map of the image

PDD Blue ALA (W)



Εικόνα 9.63

Κατωφλιωμένη κατανομή της εντροπίας της αρχικής εικόνας



Εικόνα 9.64

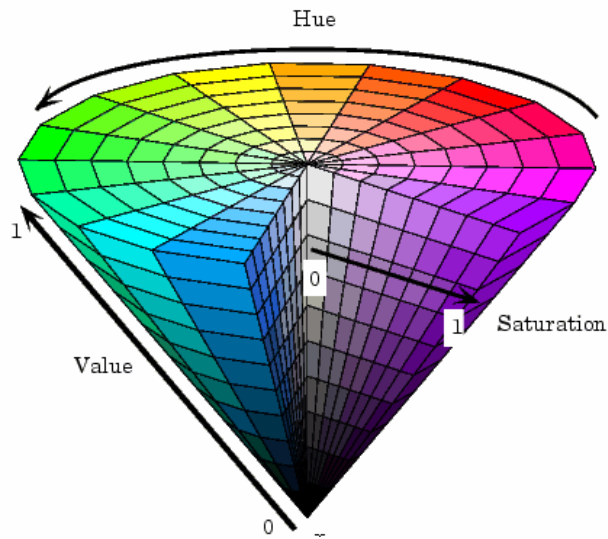
Αρχική εικόνα με επισκιασμένες τις περιοχές κατοφλίωσης εντροπίας

9.6 MTEXT.M [2]

Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων στο πεδίο HSV.

Το **m-file mtext.m** είναι και αυτό ένα αρχείο που μας δόθηκε έτοιμο. Χρησιμοποιεί σα χαρακτηριστικό της υφής την εντροπία (όπως αναλύθηκε παραπάνω και **στο κεφάλαιο 7.3**) έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων για να κάνει κατοφλίωση των εικόνων αυτών βάσει της υφής τους.

Στα προηγούμενα παραδείγματα δουλεύαμε είτε στο χώρο RGB είτε σε ασπρόμαυρες (grayscale) εικόνες. Στο αρχείο αυτό δουλεύουμε τις έγχρωμες βρογχοσκοπικές εικόνες στο χρωματικό χώρο HSV. Στο χώρο αυτό τα χρώματα μιας έγχρωμης εικόνας αναλύονται βάσει της **χρoιάς τους (Hue)**, του **εμποτισμού τους** στην εικόνα (**Saturation**) και της τιμής της **έντασης τους (Value of intensity)**. Παρακάτω βλέπουμε το χρωματικό χώρο HSV. [29]



Εικόνα 9.65

Χρωματικός χώρος HSV

Αρχικά μετατρέπουμε την έγχρωμη εικόνα σε HSV εικόνα και στη συνέχεια δουλεύουμε σε κάθε ένα πεδίο (H, S και V) χωριστά για να δούμε την εντροπία κάθε πεδίου στην εικόνα. Παρακάτω εφαρμόζουμε το πρόγραμμα σε μια έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα και βλέπουμε ξεχωριστά κάθε ένα πεδίο, το ιστόγραμμα του και την εντροπία του. Θέτοντας ορισμένες τιμές κατωφλίσωσης για την εντροπία των πεδίων αυτών, προσπαθούμε να ανιχνεύσουμε στην εικόνα τις περιοχές που η εντροπία τους ταιριάζει με καρκινοπαθείς περιοχές.

```
% Texture segmentation
% Nikos Apostolou 17/2/2005

% Read the image
clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);
figure;imshow(I);title('Original Image');pixval on;

% RGB to HSV color space
% Μετατροπή της αρχικής εικόνας στον HSV χώρο και χωρισμός των πεδίων H, S
και V (Intensity).

HSV=rgb2hsv(I);
```

```

figure;imshow(HSV);title('Original image on HSV plane');colormap(jet);

H=HSV(:,:,1);figure;imshow(H,[]);pixval on;title('H plane');
figure;imhist(H);title('H histogram');pixval on;
S=HSV(:,:,2);figure;imshow(S);pixval on;title('S plane');
figure;imhist(S);title('S histogram');pixval on;
I=HSV(:,:,3);figure;imshow(I);pixval on;title('Intensity plane');pixval on;

%Υπολογισμός της εντροπίας του πεδίου V (Intensity)

le=-log2(I+eps);
le2=I.*le;
A=ones(3,3);
E=conv2(le2,A,'same');
figure;imshow(E,[]);pixval on;title('Entropy image of intensity plane');

%Υπολογισμός της εντροπίας του πεδίου S (Saturation)

le=-log2(S+eps);
le2=S.*le;
A=ones(3,3);
E=conv2(le2,A,'same');
figure;imshow(E,[]);pixval on;title('Entropy image of S plane');

% Κατωφλίωση τιμών εντροπίας για τα πεδία S και V

[N,M]=size(H);
for i=1:N
    for j=1:M
        if (H(i,j)<0.6 | H(i,j)>0.65)
            H(i,j)=0;
        end
        if (S(i,j)<0.7 | S(i,j)>0.9)
            S(i,j)=0;
        end
    end
end

% Τελική εικόνα με επισκιασμένες τις κατωφλιωμένες τιμές

HSV1=cat(3,H,S,I);

RGB1=hsv2rgb(HSV1);

figure;imshow(RGB1,[]);title('New image')

```

Original Image

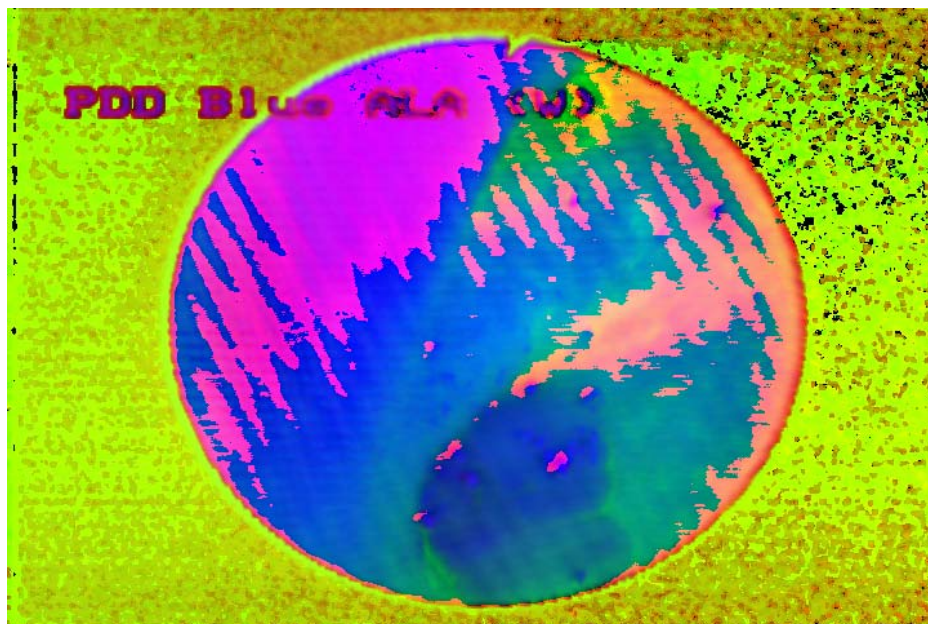


16, 86 = 1, 1, 4

Εικόνα 9.66

Αρχική βρογχοσκοπική εικόνα

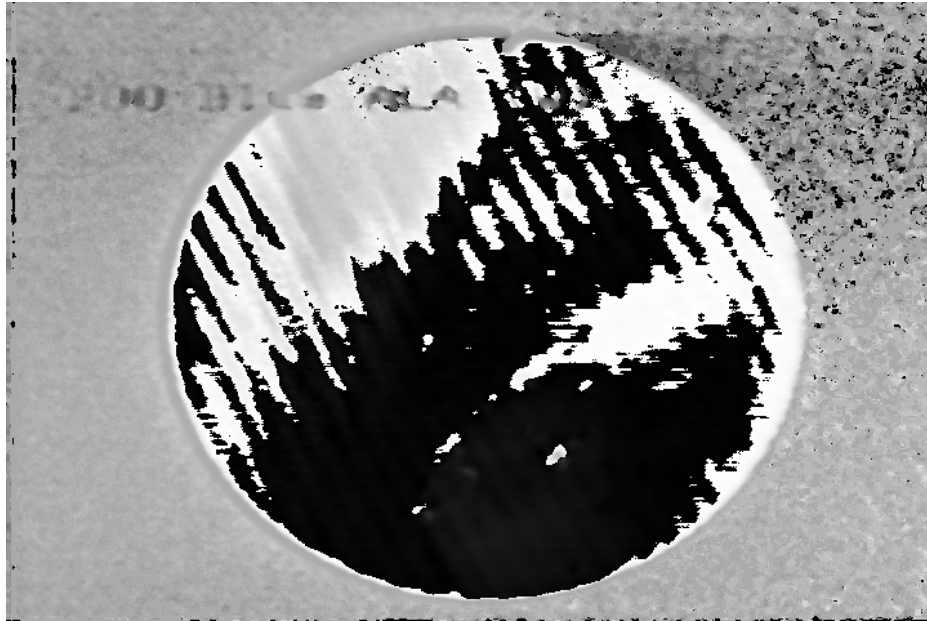
Original image on HSV plane



Εικόνα 9.67

Αρχική βρογχοσκοπική εικόνα στο χρωματικό χώρο HSV

H plane



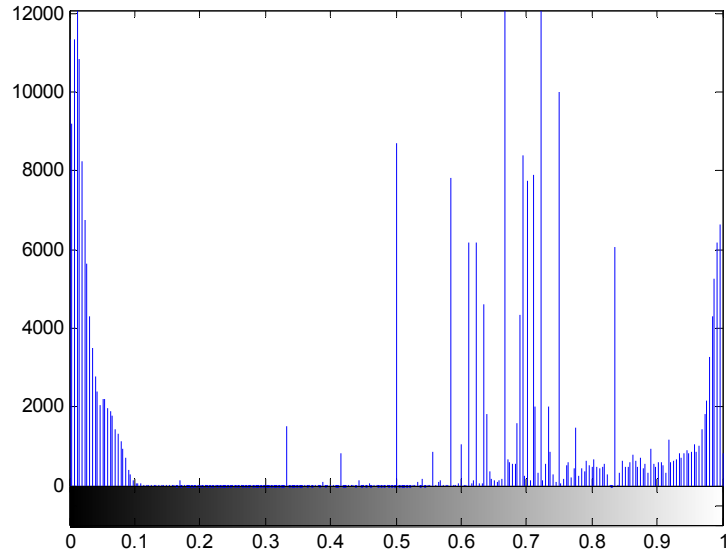
36, 251 = 0.6667



Εικόνα 9.68

Πεδίο H (Hue) της βρογχοσκοπικής εικόνας

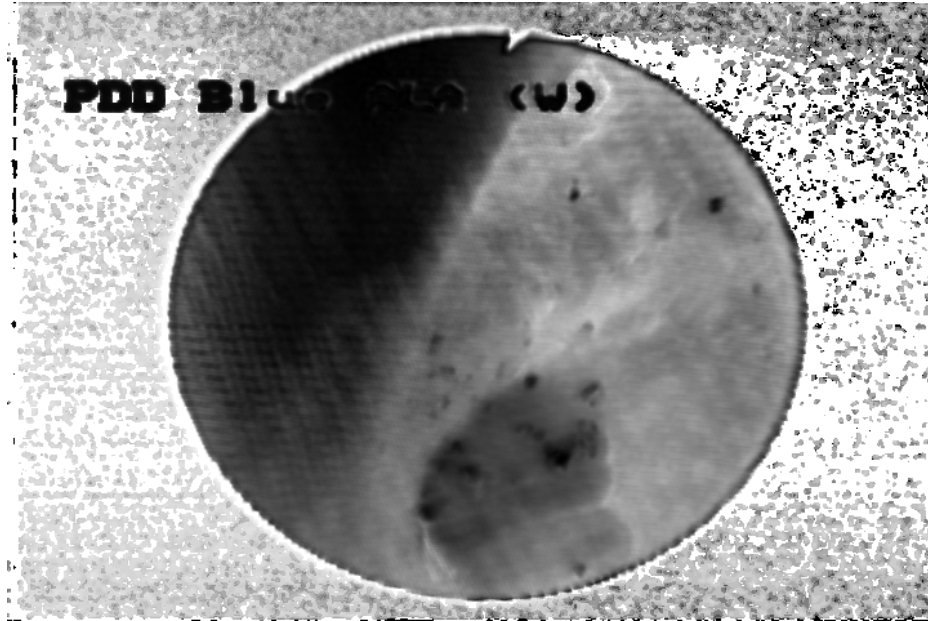
H histogram



Εικόνα 9.69

Ιστόγραμμα του πεδίου H (Hue) της βρογχοσκοπικής εικόνας

S plane

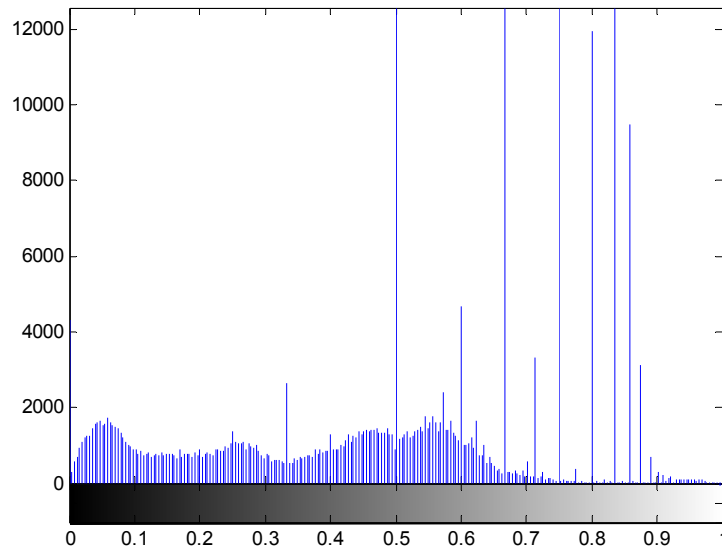


8, 85 = 1.0000

Εικόνα 9.70

Πεδίο S (Saturation) της βρογχοσκοπικής εικόνας

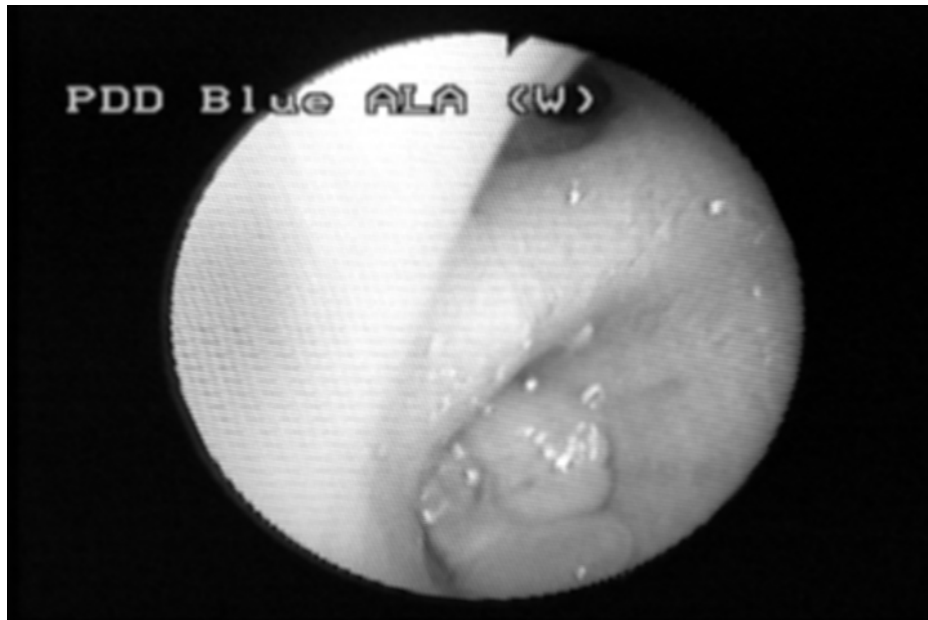
S histogram



Εικόνα 9.71

Ιστόγραμμα του πεδίου S (Saturation) της βρογχοσκοπικής εικόνας

Intensity plane

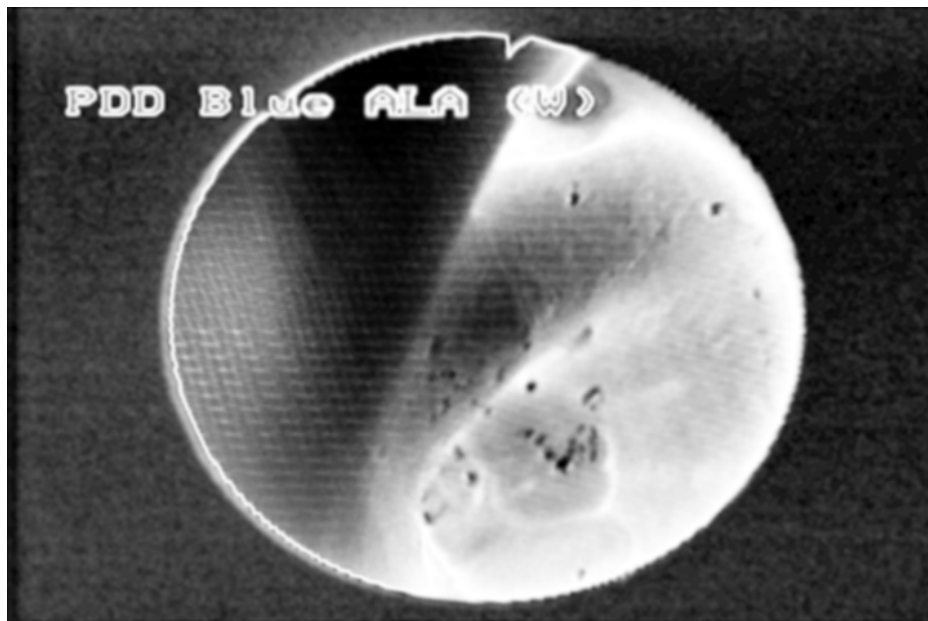


330, 106 = 0.9843

Εικόνα 9.72

Πεδίο V (Value of Intensity) της βρογχοσκοπικής εικόνας

Entropy image of intensity plane

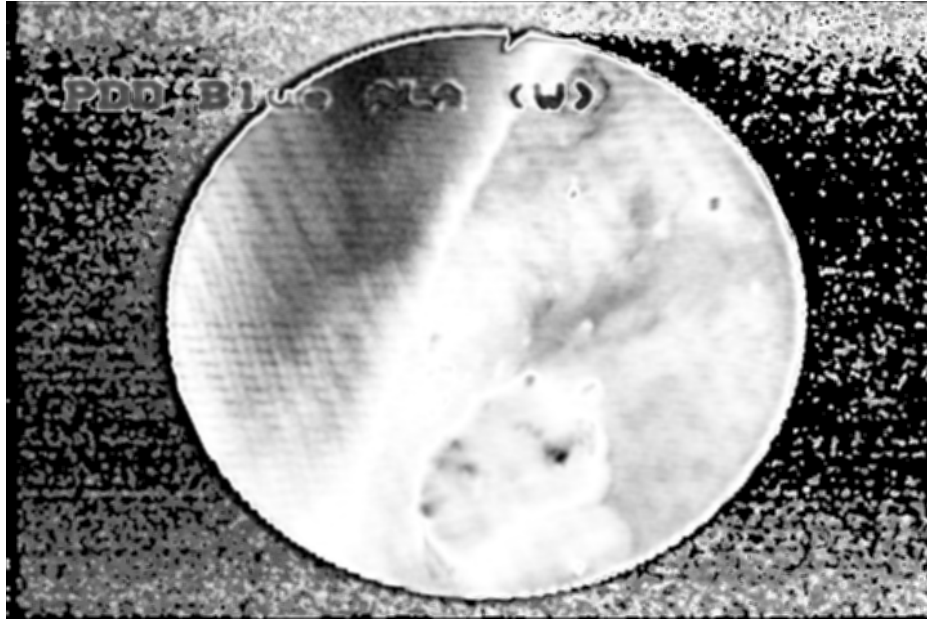


57, 96 = 0.8448

Εικόνα 9.73

Εντροπία του πεδίου V (της έντασης των χρωμάτων) της βρογχοσκοπικής εικόνας

Entropy image of S plane



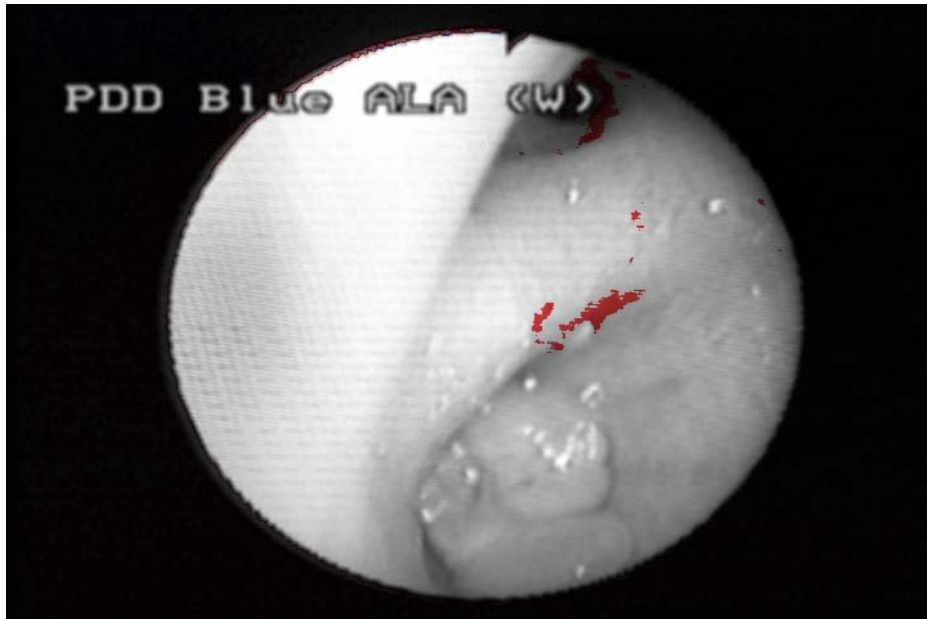
56, 108 = 1.7602



Εικόνα 9.74

Εντροπία του πεδίου S (του εμποτισμού των χρωμάτων) της βρογχοσκοπικής εικόνας

New image



Εικόνα 9.75

Τελική εικόνα με επισκιασμένες τις περιοχές κατωφλίωσης της εντροπία του πεδίου S και του πεδίου V

Όπως βλέπουμε και από τις παραπάνω εικόνες η επεξεργασία στο χώρο HSV μας δίνει αρκετές σημαντικές πληροφορίες. Θέτοντας συγκεκριμένα όρια καταφλίωσης της εντροπίας των πεδίων H και V της εικόνας διαπιστώνουμε ότι μπορούμε να ανιχνεύσουμε ορισμένες καρκινοπαθείς περιοχές (Εικόνα 9.75). Αντίθετα στα πρώτα παραδείγματα (ενότητα 9.2.6) όπου εφαρμόζαμε τους τύπους της εντροπίας για ασπρόμαυρες εικόνες είδαμε ότι η τιμή της εντροπίας ορισμένων περιοχών δεν μπορεί να μας ωφελήσει για την ανίχνευση καρκινοπαθών περιοχών.

Επίσης θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι εικόνες της εντροπίας του H και του V πεδίου μας προσφέρουν πληροφορίες οι οποίες δεν είναι άμεσα ορατές στην αρχική εικόνα. Για παράδειγμα στην εικόνα 9.74 όπου βλέπουμε την εντροπία του πεδίου S (την εντροπία του εμποτισμού των χρωμάτων) φαίνονται ξεκάθαρα οι περιοχές στις οποίες αλλάζει η ομοιογένεια του χρώματος (σκούρες περιοχές ανάμεσα σε ποιο ανοιχτές). Τέτοιες περιοχές θα μπορούσαν να χαρακτηρισθούν σαν καρκινοπαθείς περιοχές αφού αλλαγή της ομοιογένειας του χρώματος σημαίνει και αλλαγή της ομοιογένειας του ιστού.

9.7 SPECT.M [2]

Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων με το Φάσμα Ισχύος

Το **m-file spect.m** είναι και αυτό ένα αρχείο που μας δόθηκε έτοιμο. Σκοπός του είναι να μας δώσει το **φάσμα ισχύος** έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων, ώστε να το χρησιμοποιήσουμε για το χαρακτηρισμό της υφής των εικόνων αυτών όπως έχει αναλυθεί στην **ενότητα 7.3.7**. Παρακάτω παραθέτουμε τον κώδικα του αρχείου καθώς και την εφαρμογή του πάνω σε μια βρογχοσκοπική εικόνα.

```
% Texture Segmentation SPECTRUM ANALYSIS
% Nikos Apostolou 15/2/2005

clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);
figure;imshow(I);pixval on;title('Original bronchoscopic image');

I=rgb2gray(double(I));

K=fftshift(fft2(I));
figure;imshow(log(abs(K)+eps),[]);title('FFT magnitude');colormap(jet);

Kr=real(K);
Ki=imag(K);
f=atan(Ki./Kr);
figure;imshow(log(abs(f)+eps));title('Phase');colormap(jet)
```

```

figure;plot(Ki,Kr);
figure;imshow(Ki, []);title('Imaginary Part');colormap(jet);

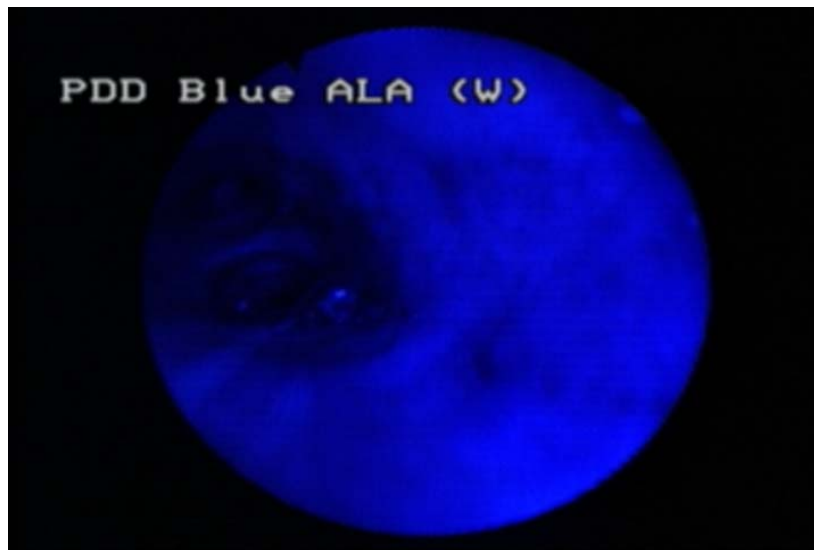
K=log(abs(fftshift(fft2(I)))+eps);
Kr=real(K);
Ki=imag(K);
figure;imshow(Kr, []);title('Real Part');colormap(jet);

P=(Kr.*Kr)+(Ki.*Ki);
figure;imshow(P, []);title('Power Spectrum');colormap(jet);

PP=sqrt(P);
figure;imshow(PP, []);title('Spectrum');colormap(jet);

```

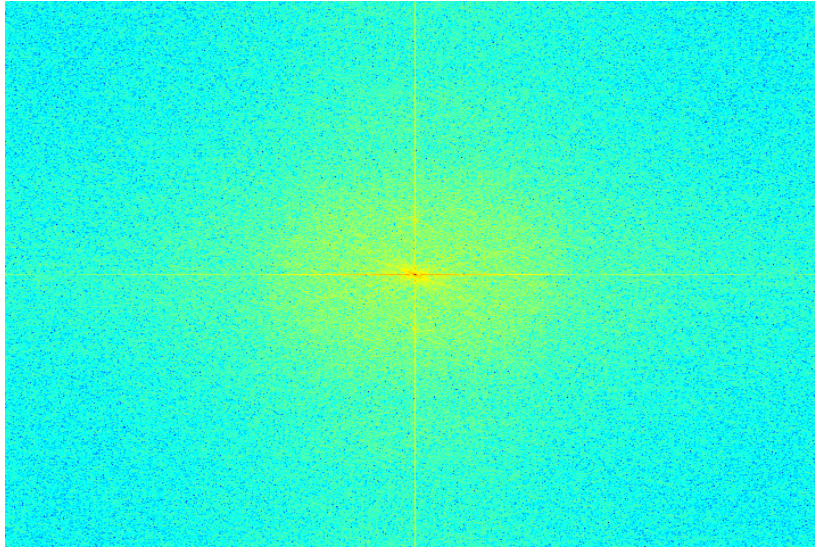
Original bronchoscopic image



49, 85 = 37, 38, 40

Εικόνα 9.76
Αρχική εικόνα

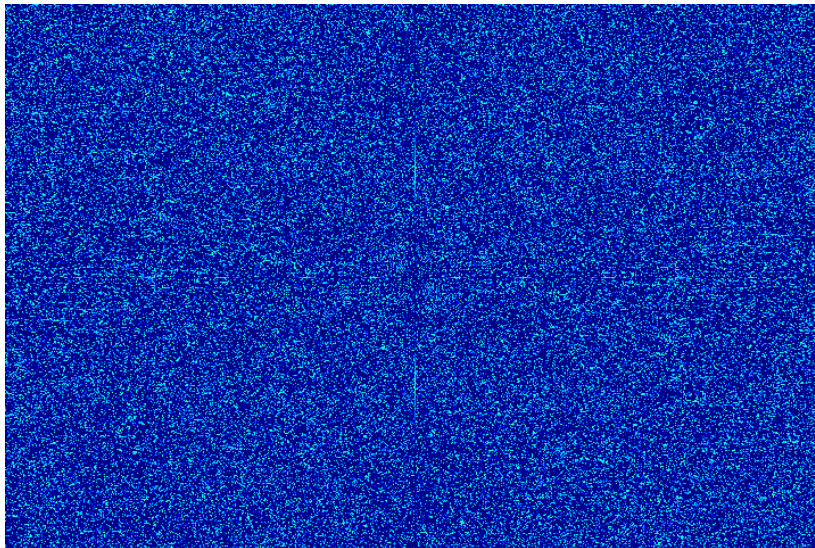
FFT magnitude



Εικόνα 9.77

Μέτρο του FFT της αρχικής εικόνας

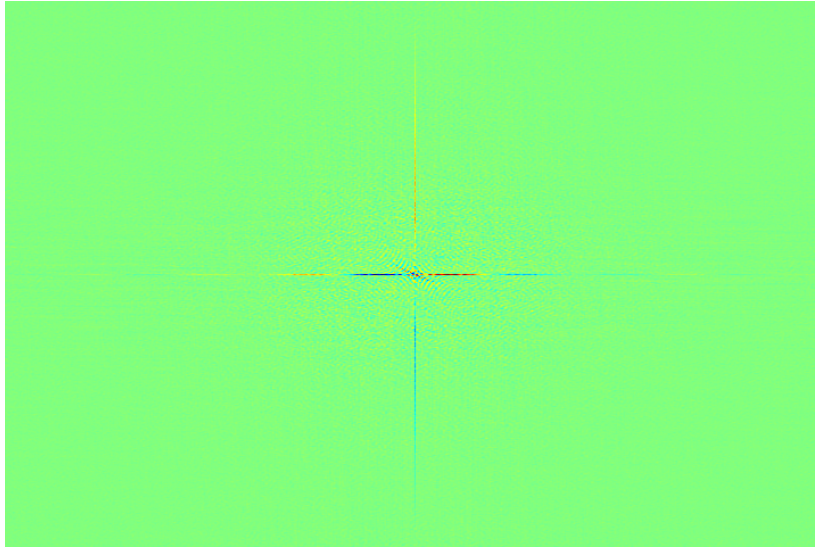
Phase



Εικόνα 9.78

Φάση του FFT της αρχικής εικόνας

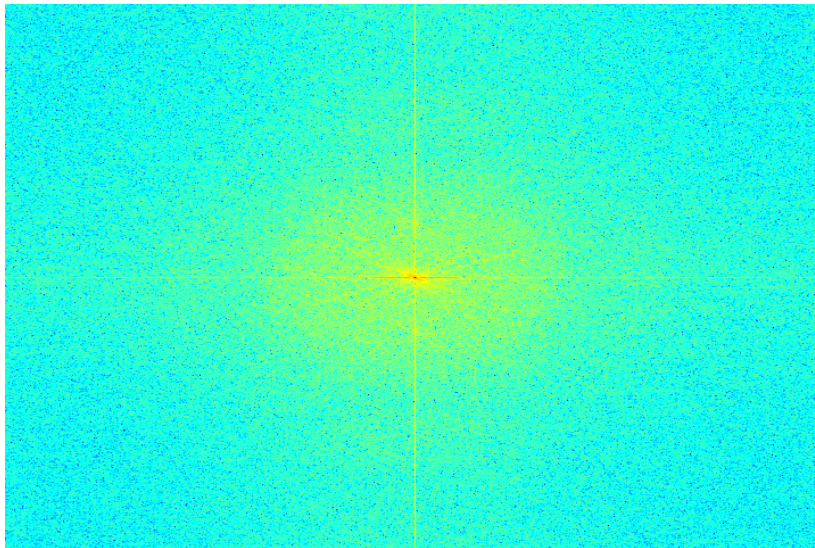
Imaginary Part



Εικόνα 9.79

Φανταστικό μέρος του FFT

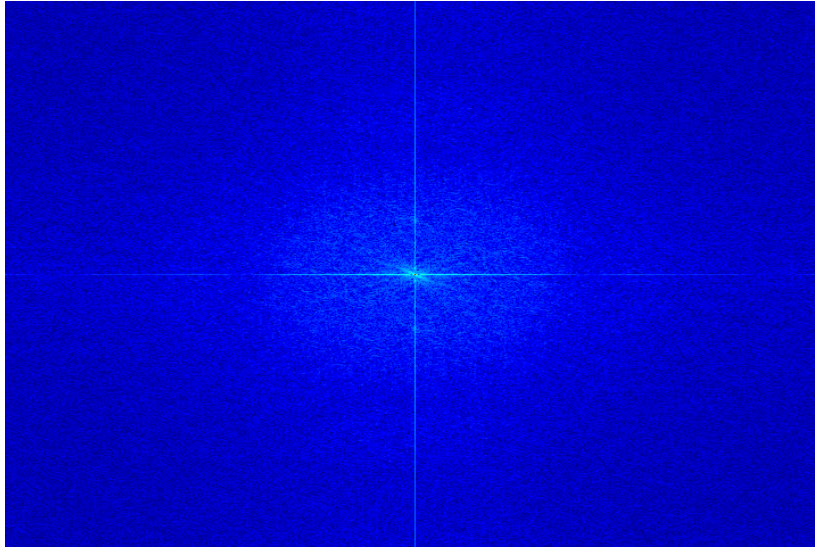
Real Part



Εικόνα 9.80

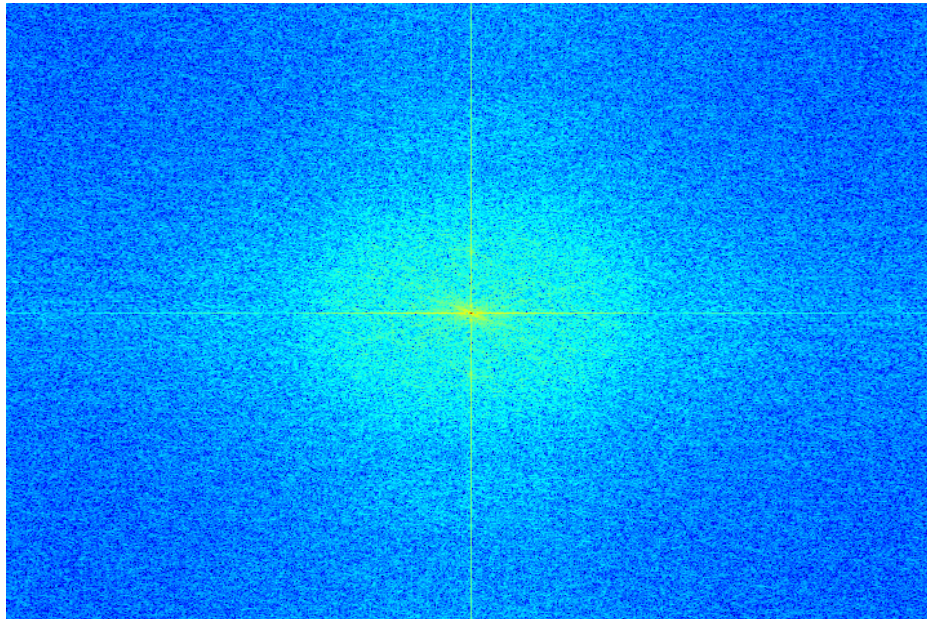
Πραγματικό μέρος του FFT

Power Spectrum



Εικόνα 9.81
Φάσμα Ισχύος της αρχικής εικόνας

Spectrum



Εικόνα 9.82
Φάσμα της αρχικής εικόνας

Από τις παραπάνω εικόνες διαπιστώνουμε ότι το φάσμα ισχύος δεν μπορεί να μας δώσει κάποια πληροφορία για την υφή της αρχικής εικόνας. Αντιθέτως στην ενότητα 7.3.7 και συγκεκριμένα στις εικόνες 7.12 και 7.13 το φάσμα ισχύος προσφέρει συγκεκριμένη πληροφορία για την υφή της εικόνας. Καταλήγουμε λοιπόν ότι δεν μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την πληροφορία που μας δίνει το φάσμα ισχύος για την ανάλυση της υφής έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων.

9.8 ΦΙΛΤΡΑ GABOR [2]

Ανάλυση έγχρωμων βρογχοσκοπικών εικόνων με Φίλτρα Gabor

Παρακάτω αναλύουμε έγχρωμες βρογχοσκοπικές εικόνες με τα φίλτρα Gabor τα οποία παρουσιάσαμε στο κεφάλαιο 9. Για την ανάλυση χρησιμοποιήσαμε την **function gaborfilter1**, η οποία δημιουργεί ένα φίλτρο Gabor.

Το φίλτρο Gabor είναι βασικά ένα γκαουσιανό φίλτρο (όπου οι μεταβλητές s_x και s_y περιγράφουν τον X και Y άξονα της εικόνας) το οποίο διαμορφώνεται από ένα σύνθετο ημίτονο. Το φίλτρο περιγράφεται από την ακόλουθη εξίσωση

$$G(x, y, \theta, f) = \exp \left(\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x'}{s_x} \right)^2 + \left(\frac{y'}{s_y} \right)^2 \right] \right) \cos(2\pi f x');$$

$$x' = x \cos(\theta) + y \sin(\theta);$$

$$y' = y \cos(\theta) - x \sin(\theta);$$

όπου

I: Εικόνα εισαγωγής

s_x, s_y : Μεταβλητές κατά μήκος του X και του Y αξόνων αντίστοιχα της εικόνας

f: Η συχνότητα της ημιτονοειδούς λειτουργίας

θ : Ο προσανατολισμός του φίλτρου Gabor

Στη συνέχεια παραθέτουμε την **function gaborfilter1**.

```
%The Gabor filter is basically a Gaussian (with variances sx and sy along x
and y-axes respectively)
%modulated by a complex sinusoid (with centre frequencies U and V along x
and y-axes respectively)
%described by the following equation
%%
%
%% G(x,y,theta,f) = exp ( [----{ (----) 2+(----) 2}]) *cos(2*pi*f*x');
```

```

%
%          2      sx'      sy'
%%% x' = x*cos(theta)+y*sin(theta);
%%% y' = y*cos(theta)-x*sin(theta);

%% Describtion :

%% I : Input image
%% Sx & Sy : Variances along x and y-axes respectively
%% f : The frequency of the sinusoidal function
%% theta : The orientation of Gabor filter
%% G : The output filter as described above
%% gabout : The output filtered image

%% Author : Ahmad poursaberi e-mail : a.poursaberi@ece.ut.ac.ir
%% Faculty of Engineering, Electrical&Computer Department, Tehran
%% University, Iran, June 2004

function [G,gabout] = gaborfilter1(I,Sx,Sy,f,theta);

if isa(I,'double')~=1
    I = double(I);
end

for x = -fix(Sx):fix(Sx)
    for y = -fix(Sy):fix(Sy)
        xPrime = x * cos(theta) + y * sin(theta);
        yPrime = y * cos(theta) - x * sin(theta);
        G(fix(Sx)+x+1,fix(Sy)+y+1) = exp(-
.5*((xPrime/Sx)^2+(yPrime/Sy)^2))*cos(2*pi*f*xPrime);
    end
end

Imgabout = conv2(I,double(imag(G)),'same');
Regabout = conv2(I,double(real(G)),'same');

gabout = sqrt(Imgabout.*Imgabout + Regabout.*Regabout);

```

Η εντολή μας επιστρέφει το φίλτρο Gabor G, καθώς και την φιλτραρισμένη εικόνα gabout. Ανάλογα με τις τιμές που θα θέσουμε στη συχνότητα f του ημιτόνου του φίλτρου καθώς και στη μεταβλητή theta που ορίζει τον προσανατολισμό του φίλτρου μπορούμε να πάρουμε πολλές διαφορετικές φιλτραρισμένες εικόνες. Αναλύοντας τις εικόνες αυτές μπορούμε να βγάλουμε διάφορα συμπεράσματα για την υφή της αρχικής βρογχοσκοπικής εικόνας.

Για να πάρουμε τις διάφορες φιλτραρισμένες εικόνες με τα φίλτρα Gabor χρησιμοποιούμε το **m-file gfilter1**, το οποίο παραθέτουμε παρακάτω.

```

clear all;close all;
Ia=uigetfile('*.');
Ib=imread(Ia);
f=fspecial('gaussian',[5 5],2);I=imfilter(Ib,f);%Ic=I;
figure;imshow(I);

I=rgb2gray(I);

```

```

[G,gabout] = gaborfilter1(I,2,4,16,pi/3);           % Η function gaborfilter
                                                    που αναλύθηκε παραπάνω με
                                                    τιμές f=16 και theta = pi/3

figure,imshow(uint8(gabout));                       % Η φιλτραρισμένη εικόνα

G                                                    % Το φίλτρο Gabor

```

Στις μεταβλητές f και theta δίνουμε τιμές από τα παρακάτω πεδία

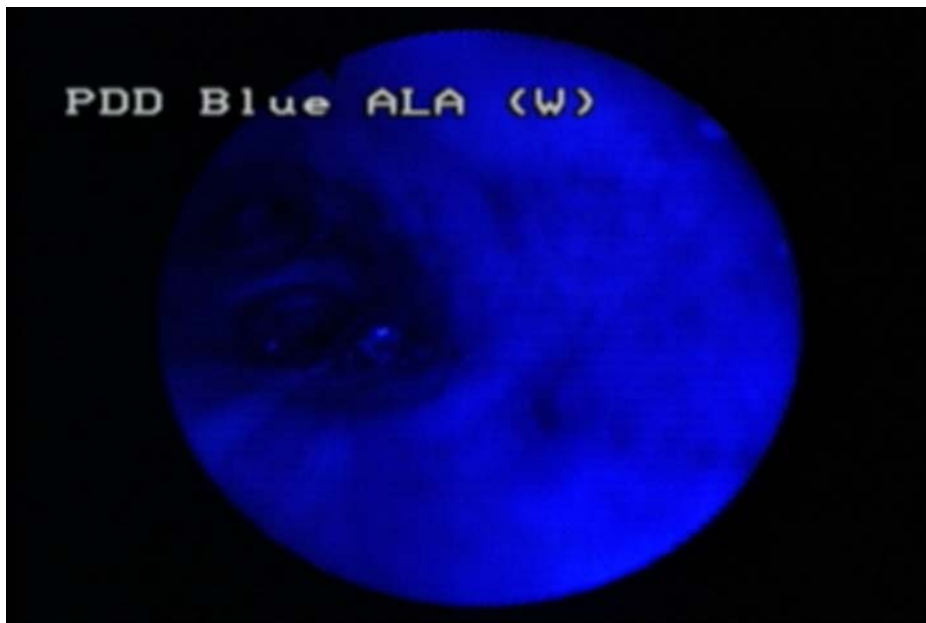
```

f: 0,2,4,8,16,32
theta = 0,pi/3,pi/6,pi/2,3pi/4

```

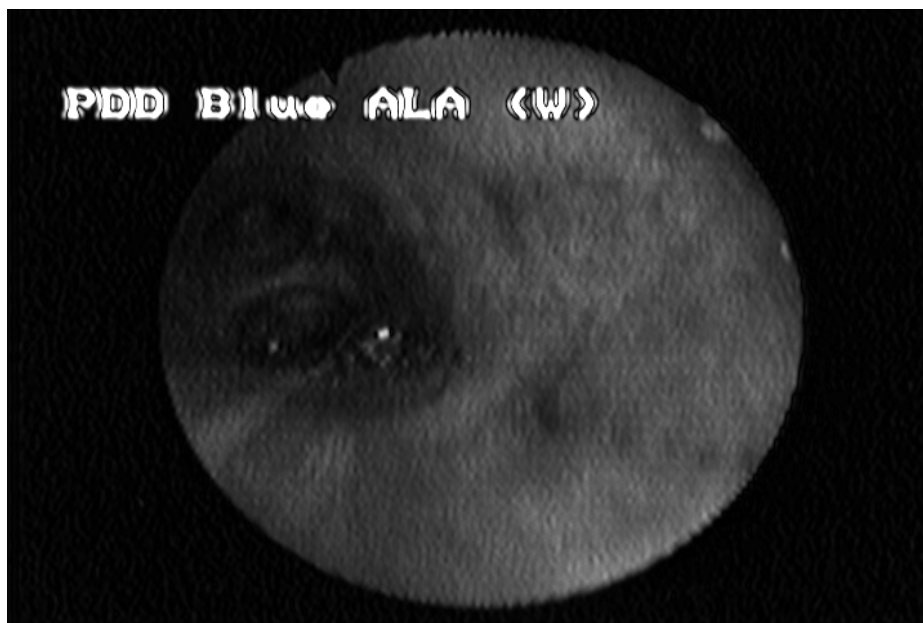
Διαπιστώνουμε από το παραπάνω ότι μπορούμε να πάρουμε 30 διαφορετικές φιλτραρισμένες εικόνες (και 30 διαφορετικά φίλτρα Gabor).

Στη συνέχεια παραθέτουμε 2 φιλτραρισμένες εικόνες και τα φίλτρα Gabor τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για 2 διαφορετικές τιμές της συχνότητας του ημιτόνου f (για f=16 και f=8).



Εικόνα 9.83

Αρχική βρογχοσκοπική εικόνα



Εικόνα 9.84

Φιλτραρισμένη εικόνα με φίλτρο Gabor, με $f=16$ και $\theta=\pi/3$

Το φίλτρο Gabor το οποίο φίλτραρε την παραπάνω εικόνα (εικόνα 9.84) είναι το εξής:

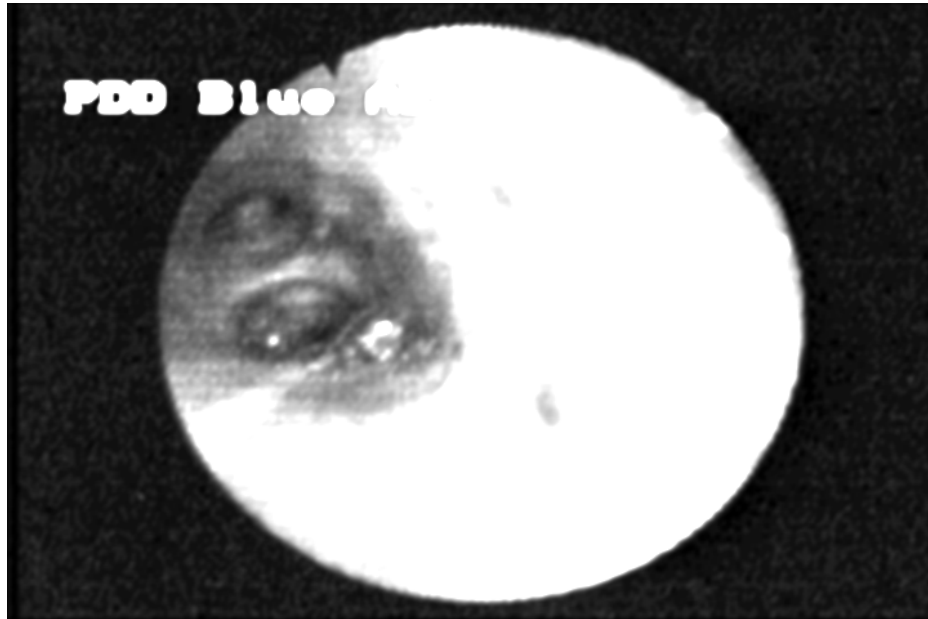
G =

Columns 1 through 7

-0.0738	-0.1795	-0.0896	0.3825	0.8035	0.5293	-0.1715
-0.1203	-0.2698	-0.1241	0.4889	0.9468	0.5750	-0.1718
-0.1758	-0.3636	-0.1542	0.5600	1.0000	0.5600	-0.1542
-0.2303	-0.4392	-0.1718	0.5750	0.9468	0.4889	-0.1241
-0.2705	-0.4755	-0.1715	0.5293	0.8035	0.3825	-0.0896

Columns 8 through 9

-0.4755	-0.2705
-0.4392	-0.2303
-0.3636	-0.1758
-0.2698	-0.1203
-0.1795	-0.0738



Εικόνα 9.85

Φιλτραρισμένη εικόνα με φίλτρο Gabor, με $f=8$ και $theta=\pi/3$

Το φίλτρο Gabor το οποίο φίλτραρε την παραπάνω εικόνα (εικόνα 9.85) είναι το εξής:

G=

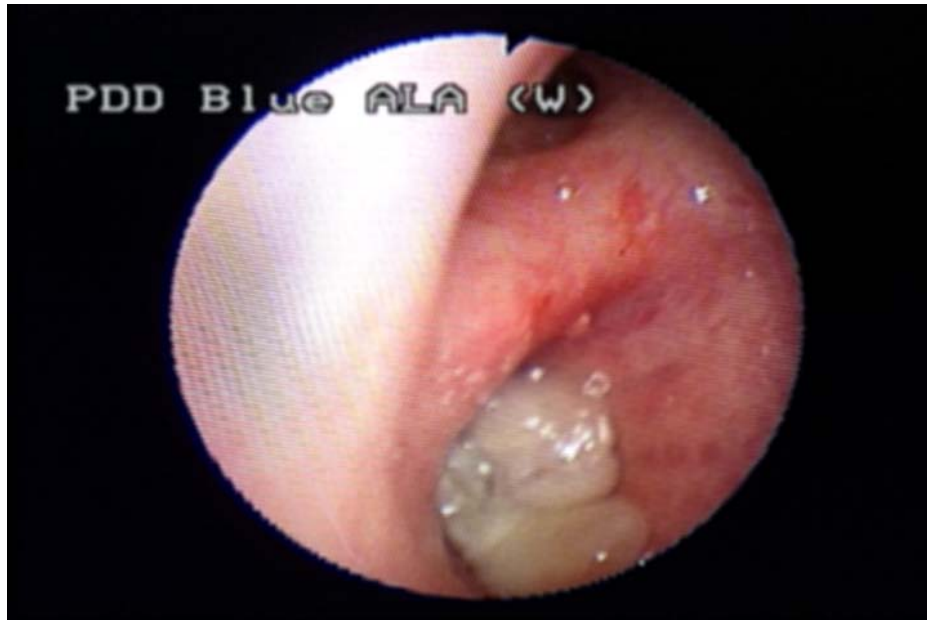
Columns 1 through 7

-0.0191	0.0427	0.2398	0.5554	0.8035	0.7685	0.4591
-0.0312	0.0642	0.3323	0.7098	0.9468	0.8349	0.4599
-0.0456	0.0865	0.4129	0.8130	1.0000	0.8130	0.4129
-0.0597	0.1045	0.4599	0.8349	0.9468	0.7098	0.3323
-0.0701	0.1131	0.4591	0.7685	0.8035	0.5554	0.2398

Columns 8 through 9

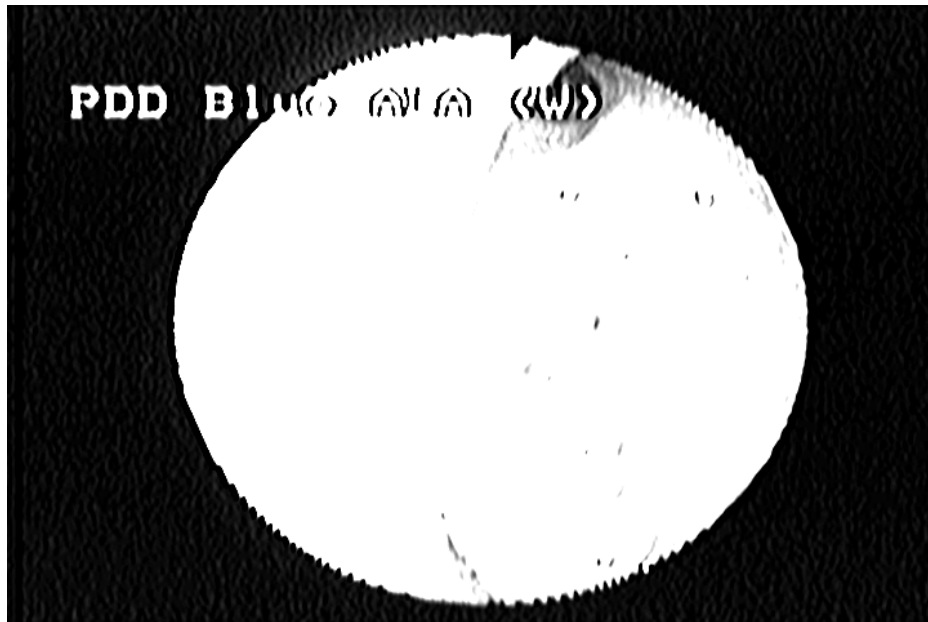
0.1131	-0.0701
0.1045	-0.0597
0.0865	-0.0456
0.0642	-0.0312
0.0427	-0.0191

Στη συνέχεια παραθέτουμε τα αποτελέσματα του **m-file gimage.m** το οποίο μας δόθηκε και το οποίο αφού υπολογίζει το ζητούμενο φίλτρο Gabor, φιλτράρει την εικόνα με αυτό, και στη συνέχεια κάνει ανάλυση στην έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα στο πεδίο HSV χρησιμοποιώντας το παραπάνω φίλτρο Gabor.



Εικόνα 9.86

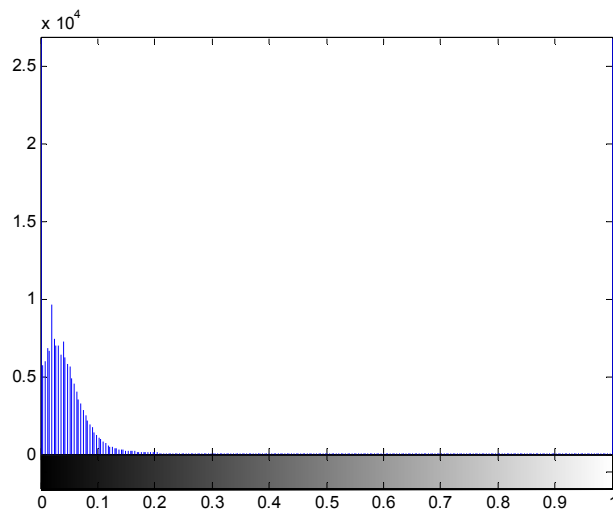
Αρχική βρογχοσκοπική εικόνα



602, 224 = 1.5391 

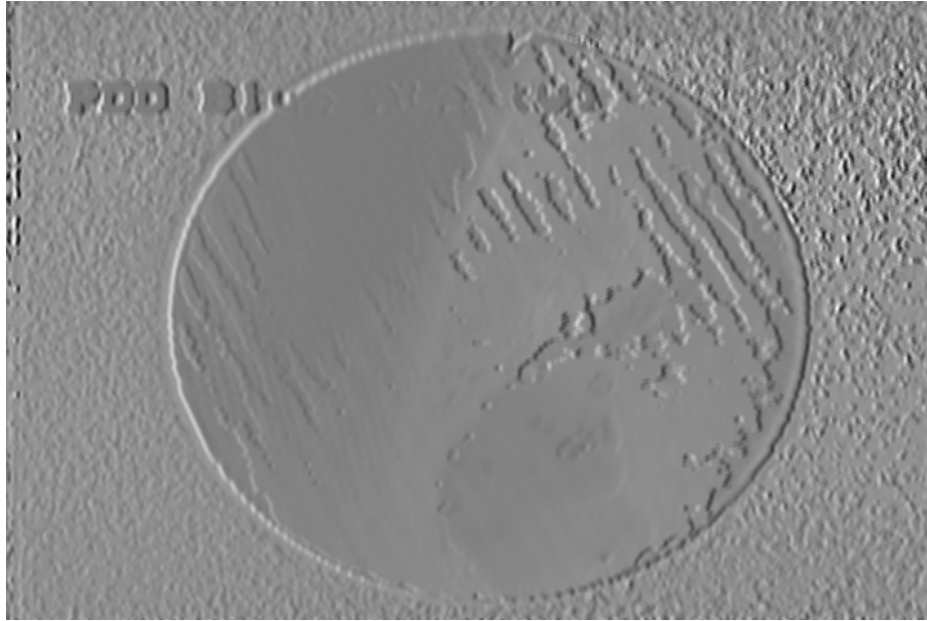
Εικόνα 9.87

Φιλτραρισμένη εικόνα με φίλτρο Gabor, με $f=16$ και $\theta=\pi/3$



Εικόνα 9.88

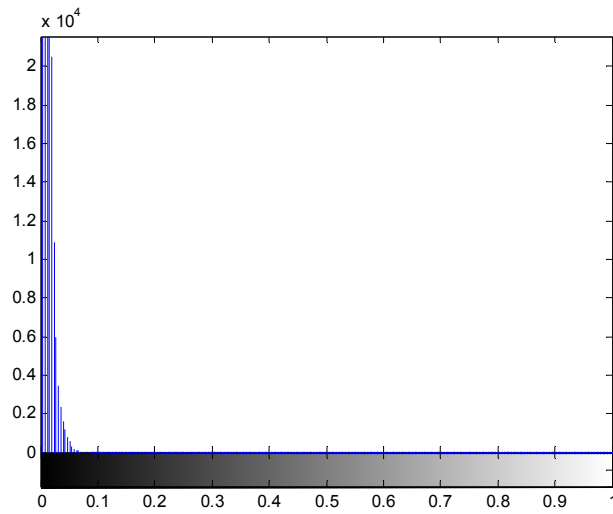
Ιστόγραμμα της παραπάνω φιλτραρισμένης εικόνας



39, 99 = 0.0293

Εικόνα 9.89

Εφαρμογή του παραπάνω φίλτρου Gabor στην έγχρωμη βρογχοσκοπική εικόνα στο πεδίο HSV



Εικόνα 9.90

Ιστόγραμμα της παραπάνω φιλτραρισμένης εικόνας

ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΒΑΣΕΙ ΤΗΣ ΠΑΡΟΥΣΑΣ ΜΕΛΕΤΗΣ



Επεξεργαζόμενοι τις βρογχοσκοπικές εικόνες τόσο βάσει των χρωματικών χώρων όσο και βάσει της υφής, διαπιστώσαμε ότι οι ύποπτες περιοχές, δηλαδή οι πιθανόν πάσχουσες από καρκίνο περιοχές εντοπίζονται και επισημαίνονται με μεγαλύτερη ακρίβεια στις επεξεργασθείσες εικόνες.

Θα πρέπει φυσικά να τονίσουμε ότι οι περιοχές που προσδιορίζονται ως προσβεβλημένες από καρκίνο επιβάλλεται να αξιολογηθούν από κάποιον ειδικευμένο πνευμονολόγο ιατρό, ο οποίος με βάσει την εμπειρία, θα είναι σε θέση να κρίνει οπτικά αν οι περιοχές αυτές είναι και στη πραγματικότητα πάσχουσες.

Με δεδομένα τα παραπάνω, το αμέσως επόμενο βήμα είναι η εσωμάτωση όλων των υλοποιηθέντων προγραμμάτων σε μια πλατφόρμα φιλική προς το χρήστη, η οποία θα 'τρέχει' σε καθημερινή βάση στο κλινικό περιβάλλον της Επεμβατικής Πνευμονολογικής Μονάδας του Νοσοκομείου 'Σωτηρεία', προσφέροντας στο ήδη δύσκολο έργο των πνευμονολόγων διευκόλυνση, ταχύτητα, ακρίβεια και συνεπώς μεγαλύτερη αξιοπιστία.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] ΕΠΕΜΒΑΤΙΚΗ ΒΡΟΓΧΟΣΚΟΠΗΣΗ Ε. Ζαχαριάδης, Χ. Παπαγόρας,
Ν.Παπανικολάου ΠΝΕΥΜΟΝΟΛΟΓΙΚΟ ΤΜΗΜΑ - ΕΥΡΩΚΛΙΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ
Πασσαλίδου Ε. Η μέθοδος του αυτοφθορισμού στη πρώιμη διάγνωση του καρκίνου
του πνεύμονα. Επεμβατική Πνευμονολογία, Εκδόσεις Ε.Π.Ε., Αθήνα 2001,
σελ. 191-203
- [2] Εξαμηνιαία εργασία με θέμα : Ανάλυση ιατρικών εικόνων βάσει υφής ,
Μπούντρης Παναγιώτης, Κοκλώνης Κυριάκος, Παπακωνσταντίνου Χρήστος,
Φαραντάτος Ευάγγελος, Λιώτου Ειρήνη.
- [3] Πρώιμη διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα με τη φθορίζουσα βρογχοσκόπηση,
Ε.Πασσαλίδου
Γ΄ Πνευμονολογική Κλινική Σισμανογλείου Νοσοκομείου
- [4] Early Detection of Lung Cancer and the Role of Endoscopic Fluorescence Imaging
HUBERT VAN DEN BERGH
Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland
- [5] Φωτοτεχνία, Βασικές αρχές φωτομετρίας και μελέτες φωτισμού, Φ.Β.Τοπαλής,
Εκδόσεις ΕΜΠ, Τμήμα ΗΜ&ΜΥ.
- [6] Digital Image Processing Using Matlab, R.C Gonzalez

- [7] Ιατρικά Απεικονιστικά Συστήματα, Δ.Κουτσούρης, Κ.Νικήτα, Σ.Παυλόπουλος,
Εκδόσεις Τζιόλα
- [8] J. R. Parker, Algorithms for Image Processing and Computer Vision,
Wiley Computer Publishing, 1997
- [9] K. R. Castleman, Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1996
- [10] G. X. Ritter, et al., Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra
- [11] Π.Μαραγκός Σημειώσεις Όραση Υπολογιστών 2004
Κεφάλαιο 13 Υφή
Εκδόσεις ΕΜΠ, Τμήμα ΗΜ&ΜΥ.
- [12] H. D. Cheng, Y. Sun, A Hierarchical Approach to Color Image Segmentation using
Homogeneity, Utah, 2000
- [13] http://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/19940006802_1994006802.pdf
- [14] <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/kMean/NumericalExample.htm>
- [15] Texture Analysis, By Mihran Tuceryan And Anil K. Jain
- [16] Performance Evaluation Of Image Segmentation And Texture Extraction Methods In
Scene Analysis, By Mona Sharma
- [17] Evaluation Of Texture Methods For Image Analysis, By Mona Sharma And Sameer
Singh

- [18] Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας , Πίπτας Ιωαννης
- [19] A New Data Structure For The Implementation Of Unsupervised Texture Segmantation,
By Padmapriya N. Pradeep P.P And Whelan P.F
- [20] Classification Of Endoscopic Images Based On Texture Spectrum, By S.Karkanis
K.Galousi And D.Maroulis
- [21] The Effect Of Variation In Illuminant Direction On Texture Classification ,By Michael J
Chantler
- [22] Image Processing Analysis And Machine Vision (Lecture Material), By Sonka Hlavak
And Boyle.
- [23] Analysis Of Texture, By Schleimer And Veistera
- [24] Texture Segmentation Using Gabor Filters
Vincent Levesque
Center For Intelligent Machines, McGill University
December 6, 2000
- [25] Comparison of texture features based on Gabor filters
P. Kruizinga, N. Petkov and S.E. Grigorescu
Institute of Mathematics and Computing Science, University of Groningen
- [26] Gabor Filtering of Complex Hue/Saturation Images for Color Texture Classification
Christoph Palm, Daniel Keysers, Thomas Lehmann, Klaus Spitzer
Institute of Medical Informatics Aachen University of Technology (RWTH)
- [27] Spatial Texture Analysis: A Comparative Study ,By M.Singh And S.Singh

- [28] Εξαμηνιαία εργασία με θέμα : ‘Βασικές τεχνικές επεξεργασίας έγχρωμων (RGB) ιατρικών εικόνων. Τεχνικές μετατροπής τους στο NTSC, YCbCr, HSV και HIS πεδίο χρώματος. Βασικές τεχνικές τμηματοποίησης και ανίχνευσης ακμών σε RGB εικόνες. Εφαρμογή πάνω σε βρογχοσκοπικές εικόνες’, Δογιάμης Γεώργιος , Ιακωβάκης Δημήτριος, Κατσαούνου Ευαγγελία , Νικολαΐδης Στέφανος
- [29] MathWorks Matlab Help - Image Processing Toolbox User’ Guide