



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

**Μελέτη και Επεξεργασία Εικόνων Αυτοφθορίζουσας
Βρογχοσκόπησης με χρήση Εξελιγμένων Μεθόδων
Ανάλυσης Υφής**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αφροδίτη Ι. Αποστόλου

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

Αθήνα, Μάρτιος 2010



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

**Μελέτη και Επεξεργασία Εικόνων Αυτοφθορίζουσας
Βρογχοσκόπησης με χρήση Εξελιγμένων Μεθόδων
Ανάλυσης Υφής**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αφροδίτη Ι. Αποστόλου

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

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 09^η Μαρτίου 2010.

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

.....
Κωσταντίνα Νικήτα
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Παναγιώτης Τσανάκας
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2010

.....
Αφροδίτη Ι. Αποστόλου

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

Copyright © Αφροδίτη Ι. Αποστόλου, 2010.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Ο καρκίνος του πνεύμονα αποτελεί μια από τις συχνότερα εμφανιζόμενες και από τις πλέον επιθετικές μορφές καρκίνου. Τα υψηλά ποσοστά θνησιμότητας που παρουσιάζει αποδίδονται σε μεγάλο βαθμό στην κακή πρόγνωση της νόσου. Δεδομένου ότι η συγκεκριμένη κακοήθεια εμφανίζεται και εξελίσσεται ασυμπτωματικά στα πρώτα στάδια, όταν πλέον ανιχνευθεί στην ακτινογραφία θώρακος ή γίνει συμπτωματική οι δυνατότητες θεραπείας ελαχιστοποιούνται. Το γεγονός αυτό δικαιολογεί την εστίαση του ερευνητικού ενδιαφέροντος στην έγκαιρη διάγνωση της νόσου. Μια από τις μεθόδους διάγνωσης του καρκίνου του πνεύμονα σε πρώιμα στάδια αποτελεί η Αυτοφθορίζουσα Βρογχοσκόπηση (ΑΦΒ). Τις τελευταίες δεκαετίες αποτελεί ισχυρό διαγνωστικό μέσο αφενός γιατί ανιχνεύει τις νεοπλασίες σε πρώιμα στάδια και αφετέρου γιατί δεν είναι επεμβατική. Το σημαντικό μειονέκτημα της μεθόδου είναι το υψηλό ποσοστό (30%) των ψευδώς θετικών ευρημάτων (ΨΘΕ) που παρουσιάζει καθώς οι περιοχές καρκίνου και φλεγμονής φθορίζουν σε παρόμοιες αποχρώσεις.

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μείωση αυτού του ποσοστού και πιο συγκεκριμένα η ορθότερη ταξινόμηση εικόνων καρκίνου και φλεγμονής. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε στηρίχτηκε στην επεξεργασία εικόνων ΑΦΒ με εφαρμογή συνδυασμού εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης της υφής τους και αναγνώρισης προτύπων.

Για την πραγματοποίηση της έρευνας χρησιμοποιήθηκαν εικόνες ΑΦΒ που ανακτήθηκαν από τη βάση της Μονάδας Laser και Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. Συγκεκριμένα επιλέχθηκαν εικόνες από επτά περιστατικά εκ των οποίων τα τρία αντιστοιχούν σε κακοήθεια και τα υπόλοιπα τέσσερα σε φλεγμονή παρόλο που στην ΑΦΒ παρουσίασαν παθολογικό φθορισμό. Συνολικά εξετάστηκαν 510 εικόνες (250 εικόνες κακοήθειας και 260 εικόνες φλεγμονής).

Οι 400 εικόνες, διαιρεμένες σε δύο εκ των προτέρων γνωστές κλάσεις (200 για καρκίνο και 200 για φλεγμονή) αναλύθηκαν ως προς την υφή τους ώστε να προκύψουν τα χαρακτηριστικά υφής. Η συνεισφορά της εργασίας έγκειται στον ενδεδειγμένο έλεγχο ενός μεγάλου διανύσματος χαρακτηριστικών, που συνήθως αποφεύγεται για λόγους μείωσης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας και στην επιλογή των καταλληλότερων εξ'αυτών με συνδυασμό κριτηρίων επιλογής. Τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν είναι εκείνα που καθιστούν τις εικόνες φλεγμονής και καρκίνου περισσότερο διαχωρίσιμες.

Με βάση τα χαρακτηριστικά αυτά σχεδιάστηκε ένας Αφελής Ταξινομητής Bayes ο οποίος εκπαιδεύτηκε με τις 400 εικόνες, ενώ η απόδοσή του αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας τις υπόλοιπες 110. Από τον έλεγχο της απόδοσης του ταξινομητή διαπιστώθηκε ότι η σωστή ταξινόμηση ανέρχεται σε ποσοστό της τάξης του 92,727% των περιπτώσεων, δηλαδή 92,727%

των περιστατικών ταξινομήθηκαν σωστά. Η αύξηση αυτή της ακρίβειας της ταξινόμησης είναι σε απόλυτη συμφωνία με τον πρωταρχικό σκοπό της εργασίας.

Λέξεις κλειδιά: Ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, Ανάλυση υφής, Αναγνώριση προτύπων, Επιλογή χαρακτηριστικών, Ταξινόμηση προτύπων, Αφελής ταξινομητής Bayes, Καρκίνος του πνεύμονα, Αυτοφθορίζουσα Βρογχοσκόπηση

Abstract

Lung cancer is one of the most common and aggressive types of cancer. Given that the early stages of the disease manifest themselves with no distinctive symptoms and than only limited (in number and efficiency) treatment methods are available over later stages, insufficient early prognosis results in high mortality rates. As a consequence the research interest has been focused on the early diagnosis of the disease. In this context, Autofluorescence Bronchoscopy (AFB) has been proposed as an efficient, non-invasive, early prognosis method of lung cancer. However its diagnostic value is limited by the high rate (30%) of False Positive Findings (FPFs) that engender from the fact that regions of malignancy and inflammation fluoresce at the same wavelengths.

The target of this diploma thesis is FPF minimization and precisely the increase of the accuracy of the classification of cancer and inflammation. The procedure we followed is based on AFB image processing and implementation of a combination of innovative methods of texture analysis and pattern recognition techniques.

The exploited clinical data consist of a set of AFB images retrieved from the database of the Fluorescence Bronchoscopy and Laser Treatment Unit of the Sismanogleio Hospital of Attica. More precisely the selected set of images constitutes of seven cases; three of them represent cancer and the rest of them represent inflammation which had initially been classified as cancer (FPFs). In total, 510 images were analyzed (250 for malignancy and 260 for inflammation).

These 400 images, divided in two a priori known classes (200 for cancer and 200 for inflammation), underwent texture analysis in order to extract textural features with significant discrimination properties. The contribution of this thesis consists at the sedulous examination of a large feature vector, which is usually avoided for computational reasons, and at the selection of its best subset (in aspect of discrimination properties) via a combination of selection criteria.

Based on the selected features, a Naive Bayes Classifier (NBC) was designed. The aforementioned 400 images constituted the training set of the classifier while the rest 110 were used for the evaluation of its performance. As a result the accuracy of the classification increased up to a percentage of 92,727%, namely almost 92,727% of the examined images had been classified correctly, which was our primary purpose.

Key-words: Digital Image Processing, Texture Analysis, Feature Selection, Pattern Classification, Naive Bayes Classifier, Lung Cancer, Autofluorescence Bronchoscopy

Πρόλογος

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο Εργαστήριο Βιοϊατρικής Τεχνολογίας της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου σε συνεργασία με τη Μονάδα Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α.

Κίνητρό της ήταν το υψηλό ποσοστό των ψευδώς θετικών ευρημάτων της Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης, η οποία αποτελεί μέθοδο διάγνωσης του καρκίνου του πνεύμονα στα πρώιμα στάδια. Στόχος της εργασίας ήταν η μείωση του υψηλού αυτού ποσοστού μέσω επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνων ΑΦΒ με συνδυασμό εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής και αναγνώρισης προτύπων.

Οι εικόνες που αποτέλεσαν τα δεδομένα της εργασίας προέρχονται από τη βάση δεδομένων της Μονάδας Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. και αφορούν σε περιστατικά καρκίνου και φλεγμονής. Σκοπός μας ήταν η ακριβής ταξινόμησή τους στις δύο αυτές κατηγορίες.

Η δομή της εργασίας έχει ως εξής:

Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στη νόσο του καρκίνου του πνεύμονα, περιγράφονται συνοπτικά τα στάδια εξέλιξής της και επισημαίνεται η αναγκαιότητα της ακριβούς διάγνωσης σε πρώιμα στάδια. Αναλύονται και συγκρίνονται οι υπάρχουσες διαγνωστικές μέθοδοι ενώ λεπτομερέστερα αναλύεται η μέθοδος της Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης.

Στο δεύτερο κεφάλαιο προσεγγίζεται η έννοια της υφής της ψηφιακής εικόνας και περιγράφονται μέθοδοι ανάλυσής της. Οι μέθοδοι αυτές αφορούν στην εξαγωγή στατιστικών χαρακτηριστικών υφής 1^{ης} τάξης, 2^{ης} τάξης μέσω του πίνακα συνεμφάνισης και χαρακτηριστικών ενέργειας υφής μέσω της μεθοδολογίας που προτάθηκε από τον K.I.Laws.

Το τρίτο κεφάλαιο πραγματεύεται τη διαδικασία αναγνώρισης προτύπων. Στο πρώτο μέρος του αναλύεται η επιλογή των καλύτερων χαρακτηριστικών υφής. Με τον όρο καλύτερα, εννοούνται τα χαρακτηριστικά εκείνα που συμβάλλουν περισσότερο στη σωστή ταξινόμηση των περιοχών καρκίνου και φλεγμονής. Αρχικά αναλύονται βασικές έννοιες και τονίζεται η σημασία της επιλογής των χαρακτηριστικών. Επίσης, παρουσιάζονται και συγκρίνονται κριτήρια επιλογής όπως το Student's t-test και οι καμπύλες ROC. Το δεύτερο μέρος αφορά στην ταξινόμηση και τις βασικές αρχές στις οποίες στηρίζεται. Αναλύεται ο Αφελής Ταξινομητής Bayes με αναφορές στη θεωρία του Bayes στην οποία βασίζεται η σχεδιάσή του. Τέλος, παρουσιάζονται τα μέτρα απόδοσης του ταξινομητή.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρατίθεται λεπτομερώς η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε κατά την εκπόνηση της εργασίας και γίνεται σύγκριση των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν. Τέλος, παρουσιάζονται τα προκύπτοντα αποτελέσματα σε συγκεντρωτικούς πίνακες και σχολιάζονται.

Το πέμπτο κεφάλαιο αφορά στα συμπεράσματα της έρευνας που πραγματοποιήθηκε και στη συνεισφορά της στο πρόβλημα που πραγματεύεται. Γίνεται αναφορά στους μελλοντικούς ερευνητικούς στόχους και στα ανοιχτά θέματα προς μελλοντική έρευνα.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δ. Κουτσούρη για την ανάθεση του θέματος της παρούσας εργασίας και για την εμπιστοσύνη που έδειξε στο πρόσωπό μου. Θερμές ευχαριστίες οφείλω επίσης στη Δρα. Μαρία Χαρίτου για την καθοδήγηση και την υποστήριξή της σε όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας. Ιδιαίτερα ευχαριστώ τον Υ.Δ. Παναγιώτη Μπούντρη για την άψογη συνεργασία, τη συνολική υποστήριξη που μου προσέφερε, τον πολύτιμο χρόνο που αφιέρωσε για την ολοκλήρωση της εργασίας και κυριότερα για τον ενθουσιασμό του που μου μετέδωσε.

Ακόμα ευχαριστώ την Δρα. Ελισάβετ Πασσαλίδου, υπεύθυνη ιατρό της Μονάδας Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. για την παραχώρηση των εικόνων ΑΦΒ που αποτέλεσαν τα δεδομένα της εργασίας.

Ευχαριστώ επίσης όλους όσους ήταν δίπλα μου και συνέβαλαν στην ολοκλήρωση των σπουδών μου είτε με την υποστήριξή τους είτε με τις ανεκτίμητες συμβουλές τους.

Τέλος, ευχαριστώ θερμά τους γονείς μου Γιάννη και Αγγελική και την αδερφή μου Λένια, για την χωρίς όρους και όρια συμπαράσταση και κατανόησή τους σε κάθε μου προσπάθεια.

Αφροδίτη Ι. Αποστόλου
Αθήνα, 17 Φεβρουαρίου 2010

Πίνακας περιεχομένων

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή	17
1.1 Καρκίνος του πνεύμονα	17
1.2 Καρκινογένεση	18
1.3 Μέθοδοι Διάγνωσης	20
1.3.1 Βρογχοσκόπηση	22
1.3.2 Αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση	25
1.3.1.1 Μειονεκτήματα & Περιορισμοί της ΑΦΒ.....	28
1.4 Προηγούμενες έρευνες	30
1.5 Αντικείμενο και Στόχοι της εργασίας	31
1.6 Αναφορές Κεφαλαίου	32
Κεφάλαιο 2 - Ανάλυση υφής	35
2.1 Εισαγωγή	35
2.2 Υφή εικόνας	35
2.3 Μέθοδοι ανάλυσης υφής	38
2.3.1 Στατιστικά στοιχεία 1 ^{ης} τάξης.....	39
2.3.2 Πίνακες συνεμφάνισης	41
2.3.3 Στατιστικά στοιχεία πινάκων συνεμφάνισης.....	47
2.3.4 Μέτρα ενέργειας υφής του Laws (Laws energy measures).....	50
2.4 Αναφορές Κεφαλαίου	54
Κεφάλαιο 3 - Αναγνώριση Προτύπων	57
3.1 Εισαγωγή	57
3.2 Βασικές Έννοιες	58
3.3 Επιλογή Χαρακτηριστικών (Feature Selection)	61
3.3.1 Επιλογή χαρακτηριστικών βασισμένη σε έλεγχο στατιστικών υποθέσεων (Statistical Hypothesis Testing).....	64
Student's t-test.....	65
3.3.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών με χρήση των καμπυλών ROC.....	66
3.3.3 Έλεγχος Ετεροσυσχέτισης Χαρακτηριστικών.....	68
3.4 Αφελής Ταξινομητής Bayes (Naive Bayes Classifier-NBC)	69
3.4.1 Θεωρία Αποφάσεων του Bayes - Bayes Decision Theory	70
3.4.2 Σχεδίαση του Αφελούς Bayes Ταξινομητή.....	73

3.4.3	Μέτρα απόδοσης ταξινομητή	77
3.5	Αναφορές Κεφαλαίου	79
Κεφάλαιο 4 - Μεθοδολογία & Αποτελέσματα		81
4.1	Εισαγωγή	81
4.2	Συγκέντρωση και Διαλογή Δεδομένων	83
4.3	Ανάλυση Υφής	84
4.3.1	Στατιστικά Χαρακτηριστικά Πρώτης Τάξης (First order Statistics-FOS).....	84
4.3.2	Πίνακες Συνεμφάνισης (GLCM).....	85
4.3.3	Μέτρα Ενέργειας Υφής του Laws.....	85
4.4	Επιλογή Χαρακτηριστικών	89
4.4.1	Επιλογή Χαρακτηριστικών με Κριτήριο το Student's t-test	89
4.4.2	Επιλογή Χαρακτηριστικών με Κριτήριο τις καμπύλες ROC.....	92
4.4.3	Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων.....	93
4.5	Εκπαίδευση & Μέτρηση Απόδοσης Ταξινομητή	94
4.6	Αναφορές Κεφαλαίου	96
Κεφάλαιο 5 - Συμπεράσματα & Προοπτικές για Μελλοντικές Επεκτάσεις.....		97
5.1	Συμπεράσματα	97
5.2	Προοπτικές για Μελλοντικές Επεκτάσεις	98
5.3	Αναφορές Κεφαλαίου	99
Παράρτημα Α.....		101
A.1	Ανάλυση σε χρωματικό επίπεδο-το μοντέλο HSV	101
A.1.1	Βασικές αρχές χρώματος.....	101
A.1.2	Χρωματικά Μοντέλα	102
A.1.3	Το χρωματικό μοντέλο HSV.....	103
A.1.4	Αναφορές Παραρτήματος	105
Παράρτημα Β.....		107
B.1	Βασικές Αρχές Πιθανοτήτων.....	107
B.1.1	Θεώρημα Ολικής Πιθανότητας (Total Probability Theorem).....	107
B.1.2	Υπο συνθήκη Πιθανότητα (Conditional Probability).....	107
B.1.3	Κανόνας του Bayes (Bayes Rule)	107
B.1.4	Στατιστική Ανεξαρτησία (Statistical Independence)	108
B.2	Αναφορές Παραρτήματος.....	109

Κατάλογος Εικόνων

<i>Εικόνα 1 : Δέκα κυρίαρχες μορφές καρκίνου για εκτιμώμενα νέα περιστατικά και θανάτους, ανάλογα με το φύλο. Η.Π.Α., 2009. [4]</i>	17
<i>Εικόνα 2 : Θάνατοι οφειλόμενοι σε καρκίνο του πνεύμονα, της τραχείας και του λάρυγγα ως ποσοστό των συνολικών θανάτων που οφείλονται σε καρκίνο. Πηγή: Eurostat</i>	18
<i>Εικόνα 3: Σχηματική περιγραφή της καρκινογένεσης σε επιθήλιο.....</i>	19
<i>Εικόνα 4: Βρογχοσκόπηση με χρήση άκαμπτου βρογχοσκοπίου.....</i>	23
<i>Εικόνα 5: Πλήρης έλεγχος του βρογχικού δένδρου μέσω του ινοβρογχοσκοπίου.....</i>	24
<i>Εικόνα 6: Εξαρτήματα του ινοβρογχοσκοπίου.....</i>	25
<i>Εικόνα 7: Διαφορετικός φθορισμός φυσιολογικών ιστών σε σχέση με τους καρκινικούς</i>	27
<i>Εικόνα 8: Φυσιολογικός βρόγχος σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση</i>	29
<i>Εικόνα 9: Carcinoma in situ σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση</i>	29
<i>Εικόνα 10: Περίπτωση ΨΘΕ σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση.....</i>	30
<i>Εικόνα 11: Ξύλινη επιφάνεια</i>	36
<i>Εικόνα 12 : Παραδείγματα υφής σε ψηφιακές εικόνες</i>	38
<i>Εικόνα 13 : Γειτονικά rixels του $\pi(x,y)$ σε απόσταση ίση με τη μονάδα.....</i>	42
<i>Εικόνα 14: Υπολογισμός του πίνακα συνεμφάνισης.....</i>	43
<i>Εικόνα 15: Διευθύνσεις προσπέλασης του Πίνακα Συνεμφάνισης</i>	45
<i>Εικόνα 16: Σταδιακός υπολογισμός του συμμετρικού πίνακα συνεμφάνισης του A κατά τη διεύθυνση των 45°</i>	46
<i>Εικόνα 17: Συνέλιξη εικόνων.....</i>	51
<i>Εικόνα 18: Εφαρμογή των δύο φίλτρων του Laws: (α) αρχική εικόνα που απεικονίζει δύο διαφορετικές υφές, (β) εφαρμογή φίλτρου για ανίχνευση ακμών, (γ) εφαρμογή φίλτρου για ανίχνευση σημαδιών.....</i>	52
<i>Εικόνα 19: (α) Διαδικασία Εκπαίδευσης, (β) Διαδικασία Πρόβλεψης.....</i>	57
<i>Εικόνα 20: Απεικόνιση δειγμάτων σε διάγραμμα μέσης τιμής-τυπικής απόκλισης.....</i>	59
<i>Εικόνα 21: Διαδικασία ταξινόμησης.</i>	61
<i>Εικόνα 22: Χώρος μεταβλητών εισόδου με τρεις διαστάσεις.....</i>	62
<i>Εικόνα 23: Η «κατάρτα της διαστασιμότητας» (Curse of Dimensionality)</i>	62
<i>Εικόνα 24: Διάστημα αποδοχής και κρίσιμο διάστημα για ένα τεστ στατιστικών υποθέσεων. Η σκιασμένη περιοχή είναι η πιθανότητα εσφαλμένης απόφασης.....</i>	65
<i>Εικόνα 25: παράδειγμα (α) επικαλυπτόμενων συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας του ίδιου χαρακτηριστικού σε δύο κλάσεις (β) η προκύπτουσα καμπύλη ROC.....</i>	66
<i>Εικόνα 26:(α) Περίπτωση πλήρους επικάλυψης (β) Περίπτωση πλήρους διαχωρισμού</i>	67
<i>Εικόνα 27: Καμπύλες ROC για την περίπτωση (α)πλήρους επικάλυψης (β)πλήρους διαχωρισμού</i>	67
<i>Εικόνα 28: Ταξινομημένα αντικείμενα στις κλάσεις ΚΟΚΚΙΝΟ, ΠΡΑΣΙΝΟ (δεδομένα εκπαίδευσης)</i>	70
<i>Εικόνα 29: Ταξινόμηση άγνωστου αντικειμένου (λευκό αντικείμενο στην κυκλωμένη περιοχή)....</i>	71
<i>Εικόνα 30: A posteriori πιθανότητες για $p(\omega_1 x)$, $p(\omega_2 x)$ δεδομένου ότι οι a priori πιθανότητες είναι $P(\omega_1)=2/3$ και $P(\omega_2)=1/3$. Σε αυτή την περίπτωση αν το πρότυπο που μετράται έχει τιμή χαρακτηριστικού $x=14$, τότε η πιθανότητα να ανήκει στην κλάση ω_1 είναι 0,92 ενώ στην κλάση ω_2 περίπου 0,08[1].....</i>	76
<i>Εικόνα 31: Κακοήθεια: (α) αρχική εικόνα ΑΦΒ, (β) εικόνα σε HSV, (γ) εικόνα στο κανάλι H</i>	82
<i>Εικόνα 32: Φλεγμονή: (α) αρχική εικόνα ΑΦΒ, (β) εικόνα σε HSV, (γ) εικόνα στο κανάλι H.....</i>	82

<i>Εικόνα 33: (α) ROI κακοήθειας (β) μετατροπή της εικόνας στο HSV (γ) κανάλι H (δ) 25 εικόνες ενέργειας.....</i>	<i>86</i>
<i>Εικόνα 34: Διάγραμμα ροής της εργασίας.....</i>	<i>88</i>
<i>Εικόνα 35: Χρωματικό διάγραμμα.....</i>	<i>102</i>
<i>Εικόνα 36: Το χρωματικό μοντέλο HSV.....</i>	<i>104</i>
<i>Εικόνα 37: Οι τρεις συνιστώσες του χρωματικού μοντέλου HSV : Απόχρωση, Καθαρότητα, Τόνος.....</i>	<i>104</i>

Κατάλογος Πινάκων


Πίνακας 1: Στατιστικά στοιχεία 1 ^{ης} τάξης.....	40
Πίνακας 2: Στατιστικά Χαρακτηριστικά των Πινάκων Συμφάνισης [10],[11],[12].....	48
Πίνακας 3: Κατανομή των κλινικών δεδομένων (εικόνες ΑΦΒ) σε περιπτώσεις καρκίνου και φλεγμονής.....	84
Πίνακας 4: Πίνακας αποτελεσμάτων μετά από εφαρμογή του Student's t-test	90
Πίνακας 5: Επιλογή των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών με κριτήριο επιλογής το Student's t-test	91
Πίνακας 6: Πίνακας αποτελεσμάτων για τις τιμές των AUC.....	92
Πίνακας 7:Επιλογή των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών με κριτήριο επιλογής τις roc καμπύλες .	93
Πίνακας 8: Μέτρα απόδοσης του ταξινομητή για χαρακτηριστικά επιλεγμένα με χρήση των κριτηρίων Student's t-test και καμπύλες ROC.....	95

Κεφάλαιο 1 - Εισαγωγή


1.1 Καρκίνος του πνεύμονα

Ο καρκίνος του πνεύμονα αποτελεί σήμερα την κυρίαρχη αιτία των θανάτων που αποδίδονται σε καρκίνο παρά το γεγονός ότι ένας αριθμός των παραγόντων που τον προκαλούν έχει σαφώς ορισθεί [1]. Στατιστικές μελέτες κατατάσσουν τον καρκίνο του πνεύμονα στην πρώτη θέση στη λίστα των θανατηφόρων μορφών καρκίνου για τους άνδρες, ενώ στη δεύτερη θέση για τις γυναίκες -μετά τον καρκίνο του μαστού [2]. Υπολογίζεται δε, ότι είναι υπεύθυνος για 1,3 εκατομμύρια θανάτους ετησίως σε παγκόσμια κλίμακα, ενώ ο αριθμός των θανάτων αυτών ξεπερνά εκείνο των θανάτων που οφείλονται στον καρκίνο του προστάτη, του μαστού και του παχέος εντέρου αθροιστικά [3] (Εικόνα 1).

Estimated New Cases*

		Males		Females		
Prostate	192,280	25%		Breast	192,370	27%
Lung & bronchus	116,090	15%		Lung & bronchus	103,350	14%
Colon & rectum	75,590	10%		Colon & rectum	71,380	10%
Urinary bladder	52,810	7%		Uterine corpus	42,160	6%
Melanoma of the skin	39,080	5%		Non-Hodgkin lymphoma	29,990	4%
Non-Hodgkin lymphoma	35,990	5%		Melanoma of the skin	29,640	4%
Kidney & renal pelvis	35,430	5%		Thyroid	27,200	4%
Leukemia	25,630	3%		Kidney & renal pelvis	22,330	3%
Oral cavity & pharynx	25,240	3%		Ovary	21,550	3%
Pancreas	21,050	3%		Pancreas	21,420	3%
All Sites	766,130	100%	All Sites	713,220	100%	

Estimated Deaths

		Males		Females		
Lung & bronchus	88,900	30%		Lung & bronchus	70,490	26%
Prostate	27,360	9%		Breast	40,170	15%
Colon & rectum	25,240	9%		Colon & rectum	24,680	9%
Pancreas	18,030	6%		Pancreas	17,210	6%
Leukemia	12,590	4%		Ovary	14,600	5%
Liver & intrahepatic bile duct	12,090	4%		Non-Hodgkin lymphoma	9,670	4%
Esophagus	11,490	4%		Leukemia	9,280	3%
Urinary bladder	10,180	3%		Uterine Corpus	7,780	3%
Non-Hodgkin lymphoma	9,830	3%		Liver & intrahepatic bile duct	6,070	2%
Kidney & renal pelvis	8,160	3%		Brain & other nervous system	5,590	2%
All Sites	292,540	100%	All Sites	269,800	100%	

Εικόνα 1 : Δέκα κυρίαρχες μορφές καρκίνου για εκτιμώμενα νέα περιστατικά και θανάτους, ανάλογα με το φύλο. Η.Π.Α., 2009. [4]

Στην Ελλάδα συγκεκριμένα, κάθε χρόνο διαγιγνώσκονται περισσότερες από 6000 νέες περιπτώσεις καρκίνου του πνεύμονα, ενώ λιγότερο από 10% των ασθενών αυτών αναμένεται να επιβιώσει για περισσότερο από μια πενταετία (Εικόνα 2). Το γεγονός αυτό κυρίως οφείλεται στην ασυμπτωματική εκδήλωση και εξέλιξη της νόσου. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων, όταν η νόσος διαγιγνώσκεται έχει ήδη προχωρήσει σε τέτοιο στάδιο ώστε οι υπάρχουσες μέθοδοι θεραπείας προσφέρουν μόνο μικρή παράταση ζωής στους ασθενείς [5], [6]. Σημαντική είναι δε η παρατήρηση ότι η αύξηση των περιστατικών καρκίνου του πνεύμονα ανέρχεται στο 50% τα τελευταία 30 χρόνια ενώ οι εκτιμήσεις για περαιτέρω αύξηση είναι δυσοίωνες [7]. Η έκταση του προβλήματος στη χώρα μας υπογραμμίζεται επίσης από το γεγονός ότι παρά τη μείωση των θανάτων που οφείλονται σε καρκίνο του πνεύμονα που φαίνεται να επικρατεί παγκοσμίως, στην Ελλάδα παρατηρείται αξιοσημείωτη αύξηση.

Ο καρκίνος του πνεύμονα εξελίσσεται μέσα από μία διαδοχή παθολογοανατομικών σταδίων που ξεκινά από πρώιμα ασυμπτωματικά στάδια όπως η δυσπλασία και το καρκίνωμα *in situ* (CIS) και καταλήγει στο διηθητικό καρκίνο. Δεδομένης της κακής γενικά πρόγνωσης της νόσου όταν ανιχνευθεί στην ακτινογραφία θώρακος ή γίνει συμπτωματική, είναι απόλυτα δικαιολογημένο το ενδιαφέρον που υπάρχει για την ανεύρεση, αντιμετώπιση και παρακολούθηση προνεοπλασματικών αλλοιώσεων.



Εικόνα 2 : Θάνατοι οφειλόμενοι σε καρκίνο του πνεύμονα, της τραχείας και του λάρυγγα ως ποσοστό των συνολικών θανάτων που οφείλονται σε καρκίνο. Πηγή: Eurostat

1.2 Καρκινογένεση

Η καρκινογένεση θεωρείται ότι είναι αποτέλεσμα μιας μακρόχρονης διαδικασίας πολλών σταδίων κατά τη διάρκεια της οποίας η επίδραση καρκινογόνων και προαγωγέων, οδηγεί σε κλιμακούμενες λειτουργικές και μορφολογικές διαταραχές των κυττάρων [8], [9]. Σύμφωνα με τις τρέχουσες απόψεις, οι παράγοντες αυτοί επιδρούν σε γονίδια που είναι υπεύθυνα για τη ρύθμιση του κυτταρικού πολλαπλασιασμού και της διαφοροποίησης, του κυτταρικού κύκλου, της

επιδιόρθωσης επίκτητων γενετικών βλαβών, της αγωγής τροφικών ερεθισμάτων και του κυτταρικού θανάτου, τα οποία υφίστανται διαδοχικά μεταλλάξεις, που συσσωρευόμενες σε μία πορεία ετών εκτρέπουν τα κύτταρα σε ανώμαλη συμπεριφορά και μορφολογία [9].

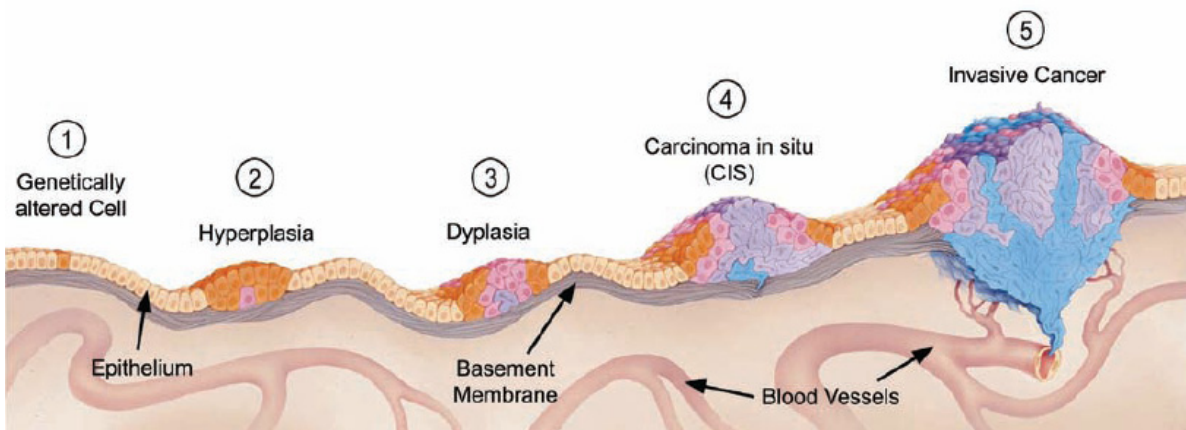
Οι μορφολογικές αλλοιώσεις του βρογχικού βλεννογόνου που αντιστοιχούν στα προνεοπλασματικά στάδια του βρογχογενούς καρκίνου αναθεωρήθηκαν από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (World Health Organisation - WHO) και τη Διεθνή Ένωση για τη Μελέτη του Καρκίνου των Πνευμόνων (International Association for the Study of Lung Cancer - IASLC) στην WHO/IASLC ιστολογική ταξινόμηση των πνευμονικών και πλευρικών όγκων το 1999 [10] , [11].

Τα στάδια της καρκινογένεσης στο επιθήλιο ορίζονται ως εξής (Εικόνα 3) [8]:

1. αντιδραστικές αλλαγές (υπερπλασία-μεταπλασία),
2. χαμηλού βαθμού δυσπλασία LGD (ήπια και μέτρια δυσπλασία),
3. υψηλού βαθμού δυσπλασία HGD (Carcinoma in situ),
4. καρκίνωμα, και
5. επιθετικό-διηθητικό (invasive) καρκίνωμα.

Παρακάτω περιγράφεται σταδιακά η διαδικασία καρκινογένεσης στο επιθήλιο, η οποία ξεκινά από ένα μοναδικό μεταλλαγμένο κύτταρο το οποίο μετατρέπεται σε υπερπλασία και δυσπλασία και καταλήγει σε καρκίνωμα και τελικά σε επιθετικό καρκίνο.

Στην Εικόνα 3 [12] απεικονίζονται οι αλλαγές που εμφανίζονται στο επιθήλιο κατά τη δημιουργία καρκινογένεσης, από την εμφάνιση του πρώτου μεταλλαγμένου κυττάρου έως τον κακοήθη επιθετικό καρκίνο.



Εικόνα 3: Σχηματική περιγραφή της καρκινογένεσης σε επιθήλιο

Η ανάπτυξη του καρκίνου αρχίζει όταν εμφανίζονται γενετικές μεταλλαγές σε ένα κύτταρο (πορτοκαλί) εντός του φυσιολογικού πληθυσμού (1). Το μεταλλαγμένο κύτταρο και τα γειτονικά του φαίνονται ακόμα κανονικά, αλλά παρουσιάζουν υπερβολικό ποσοστό αναπαραγωγής που οδηγεί στην υπερπλασία (Hyperplasia) (2). Μετά από κάποιο χρόνο, ένα από αυτά τα κύτταρα

(ροζ) πιθανώς υφίσταται μια άλλη γενετική μεταλλαγή που αλλάζει περαιτέρω τον πολλαπλασιασμό και την αύξηση των κυττάρων. Οι απόγονοι του ροζ κυττάρου παρουσιάζουν ανωμαλίες στη μορφή και τον προσανατολισμό καθώς και αυξανόμενο ποσοστό πολλαπλασιασμού, με αποτέλεσμα να δημιουργείται δυσπλασία (Dysplasia) (3). Περαιτέρω μεταλλαγή ίσως να εμφανιστεί σε μερικά από τα δυσπλαστικά κύτταρα (μωβ). Τα μεταλλαγμένα (μωβ) κύτταρα πολλαπλασιάζονται και γίνονται πιο ανώμαλα στη μορφή και στην ανάπτυξή τους με αποτέλεσμα να διαταράσσεται η δομή του επιθηλίου. Όσο η βλάβη αυτή εντοπίζεται ενδοεπιθηλιακά και δεν έχει διηθήσει σε εσωτερικά στρώματα (παραδείγματος χάριν στη βασική μεμβράνη), καλείται καρκίνωμα in situ (CIS) (4). Το CIS μπορεί να παραμείνει στη συγκεκριμένη κατάσταση για χρόνια και ίσως ποτέ να μην αναπτυχθεί περαιτέρω. Εντούτοις, ορισμένα ανώμαλα κύτταρα μπορεί να αποκτήσουν πρόσθετες μεταλλαγές (γαλάζια κύτταρα), οι οποίες να τους επιτρέψουν να διαπεράσουν τα σύνορα του επιθηλίου και να εισβάλουν στον εσωτερικό ιστό (επιθετικό καρκίνωμα). Από αυτή τη στιγμή τα καρκινικά κύτταρα μπορούν να εισαχθούν στο αίμα και στο λεμφικό σύστημα. Αυτό επιτρέπει στα καρκινικά κύτταρα να καθιερώσουν νέες εστίες (μετάσταση) σε όλο το σώμα. Η μάζα των καρκινικών κυττάρων θεωρείται τώρα κακοήθης επιθετικός καρκίνος (Invasive Cancer) (5) [12].

1.3 Μέθοδοι Διάγνωσης

Ο στόχος της διαγνωστικής προσπέλασης του καρκίνου του πνεύμονα είναι η ταυτοποίησή του (τύπος), η σταδιοποίηση, και τέλος η εφαρμογή της πλέον κατάλληλης θεραπείας [13].

Ο αρχικός εντοπισμός του καρκίνου του πνεύμονα συνήθως επιτυγχάνεται μέσω της απλής ακτινογραφίας θώρακα (x-rays) ενώ για τον ακριβή προσδιορισμό της θέσης της κακοήθειας καθώς και για τη σταδιοποίηση της νόσου χρειάζονται πιο εξειδικευμένες εξετάσεις.

Τα κύρια διαγνωστικά μέσα που διατίθενται σήμερα είναι:

- ✓ Απεικονιστικές μέθοδοι: οι κυριότερες εξ αυτών είναι:
 - η αξονική τομογραφία (CT)
 - η τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίου (Positron Emission Tomography-P.E.T.)
 - τομογραφία PET/CT
 - μαγνητική τομογραφία (MRI scan)

Οι δύο πρώτες εξετάσεις είναι πολύ χρήσιμες στη διάγνωση του καρκίνου, με ικανοποιητικά ποσοστά ευαισθησίας και ειδικότητας (CT: ευαισθησία 60%, ειδικότητα 81%, PET scan: ευαισθησία 84%, ειδικότητα 89%). Το PET scan είναι περισσότερο ειδική εξέταση στον

αιτιολογικό καθορισμό της βλάβης (νεοπλασία ή όχι), συγκριτικά με την αξονική τομογραφία, με αρκετά όμως ψευδώς θετικά αποτελέσματα, κυρίως σε περιπτώσεις φλεγμονής ή νέκρωσης. Τελευταία εφαρμόζεται και συνδυασμός της αξονικής τομογραφίας (CT) με τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίου (PET scan). Η PET/CT τομογραφία επιτυγχάνει ακριβή εντοπισμό της θέσης της κακοήθειας και παράλληλα προσδιορίζει με ακρίβεια το στάδιο εξέλιξης της νόσου [14], [15].

Βέβαια, καμία από τις παραπάνω μεθόδους δεν μπορεί να θέσει την ακριβή διάγνωση (ιστολογικός τύπος), η οποία θα τεθεί από το παθολογοανατομικό ή/και κυτταρολογικό εργαστήριο, μετά από τη λήψη κατάλληλου κυτταρολογικού ή/και ιστολογικού υλικού.

✓ Επεμβατικές μέθοδοι:

Στις κυριότερες επεμβατικές μεθόδους ανήκουν:

- Η διαθωρακική παρακέντηση θώρακος υπό αξονικό τομογράφο (FNA - Transthoracic CT guided needle aspiration)
- Η θωρακοσκόπηση (VATS-video assisted-thoracoscopy) και τέλος
- Η θωρακοτομή

Και οι δύο προαναφερθείσες κατηγορίες μεθόδων θέτουν 100% διάγνωση. Παρουσιάζουν, όμως, τα εξής μειονεκτήματα :

- Αδυναμία προσπέλασης κεντρικών βλαβών
- Κίνδυνος πνευμοθώρακα ή/και αιμορραγίας, όσον αφορά την πρώτη και αδυναμία εφαρμογής σε ασθενείς με άλλα σοβαρά προβλήματα υγείας, όσο αφορά τη δεύτερη.

✓ Βρογχοσκόπηση

Η βρογχοσκόπηση χρησιμοποιείται ευρέως στη διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα, ενώ σε συνδυασμό με νέες τεχνικές που εφαρμόζονται σήμερα, μετά την τεράστια ανάπτυξη που έχει παρουσιάσει η τεχνολογία στην απεικόνιση και στην πληροφορική, αποτελεί ισχυρό εργαλείο στην υπηρεσία της διάγνωσης. Σημαντικότερες από τις νέες αυτές τεχνικές είναι:

- Αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση - AFB
- Ενδοβρογχικός υπέρηχος (EBUS)
- Ηλεκτρομαγνητική πλοήγηση (endobronchial GPS)

Αξίζει ωστόσο να σημειωθεί ότι και κατά τη διάρκεια της βρογχοσκόπησης λαμβάνονται δείγματα για βιοψία με σκοπό την ακριβή διάγνωση. Η διαφορά της μεθόδου με τη λήψη δείγματος για βιοψία επεμβατικά έγκειται στο γεγονός ότι η πρώτη αποτελεί αναίμακτη

μέθοδο, επομένως λιγότερο επώδυνη και πιο εύκολη. Τα δείγματα μπορούν να ληφθούν από οποιοδήποτε σημείο του ενδοβροχικού ιστού αλλά όχι από σημεία που βρίσκονται εκτός των αεραγωγών των πνευμόνων. Στις περιπτώσεις όπου υπάρχει αναγκαιότητα για λήψη δείγματος από σημεία εκτός του ενδοβροχικού ιστού, ακολουθούνται επεμβατικές μέθοδοι.

Η βρογχοσκόπηση και η αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση αναλύονται λεπτομερέστερα στις ακόλουθες υποενότητες.

✓ Άλλες μέθοδοι:

Σύγχρονες έρευνες προσανατολίζονται στη διάγνωση της νόσου μέσω των μοναδικών χημικών αλλαγών στην αναπνοή των ατόμων με καρκίνο των πνευμόνων. Η επαναστατική αυτή τεχνική εκμεταλλεύεται το γεγονός ότι καρκινικά κύτταρα του πνεύμονα αναδύουν χημικές ουσίες, τα οργανικά πτητικά, τα οποία φυσικά εκπνέονται. Οι ουσίες αυτές αναγνωρίζονται μέσω ενός χρωματικού τεστ [16].

Πλήθος ακόμα νέων ελπιδοφόρων τεχνικών βρίσκονται ήδη σε εξέλιξη στοχεύοντας την πιο πρώιμη, πιο λεπτομερή και ακριβέστερη διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα [13]. Σε αυτές συγκαταλέγονται η τρισδιάστατη απεικόνιση με τη βοήθεια φθορισμού, μαγνητικού συντονισμού και υπερήχων και η μικροσκοπική ενδοσκοπική εξέταση που επιτρέπει τη διερεύνηση σε κυτταρικό επίπεδο (Magnification, Confocal Fluorescence Microendoscopy, Narrow-Band Imaging).

Σε κάθε περίπτωση, με τα σημερινά δεδομένα, για την τελική κυτταρολογική διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα, είναι απαραίτητη η βιοψία.

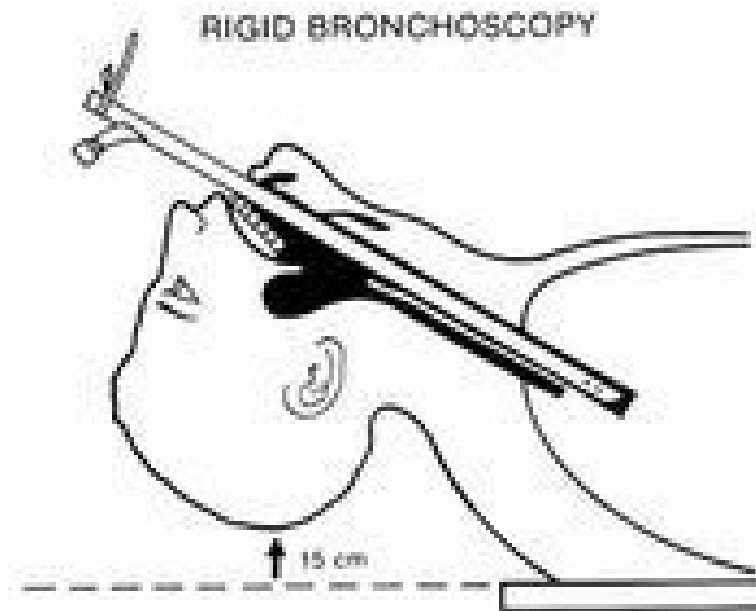
1.3.1 Βρογχοσκόπηση

Η διαγνωστική αξία του βρογχοσκοπικού ελέγχου έχει θέση σε κάθε πνευμονική νεοπλασία, κεντρική ή περιφερειακή και σε οποιοδήποτε στάδιο της νόσου. Πρόκειται για μια τεχνική που μέσω της άμεσης επισκόπησης των εσωτερικών αεροφόρων οδών του αναπνευστικού συστήματος επιτυγχάνει πλήρη έλεγχο του βρογχικού δένδρου.

Μέσω της βρογχοσκόπησης εντοπίζονται τυχόν ανωμαλίες του αναπνευστικού συστήματος ενώ αν κρίνεται απαραίτητο λαμβάνονται ιστολογικά δείγματα για βιοψία. Εφαρμόζεται δε και για θεραπευτικούς σκοπούς αφού επιτρέπει τη χρήση ραδιοφαρμάκων μέσω των αεροφόρων οδών για τη θεραπεία του καρκίνου (brachytherapy) [17].

Η βρογχοσκόπηση μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε με το άκαμπτο είτε με το εύκαμπτο βρογχοσκόπιο. Καθεμιά από τις τεχνικές αυτές παρουσιάζει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα και η καταλληλότητά τους κρίνεται ανάλογα με την περίπτωση.

Βρογχοσκόπηση με άκαμπτο βρογχοσκόπιο (rigid bronchoscope):

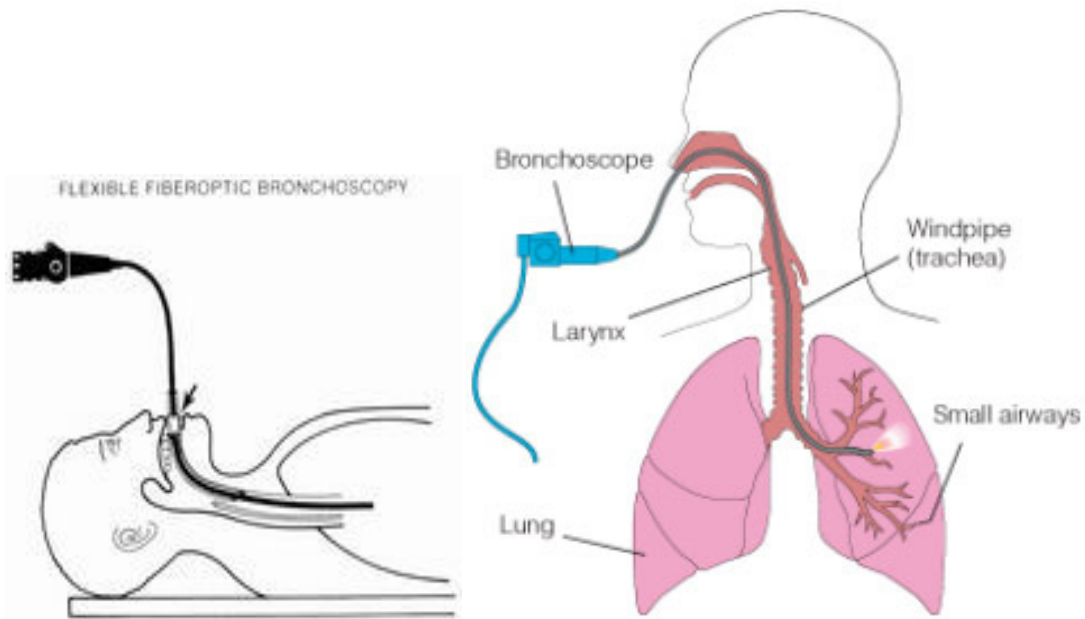


Εικόνα 4: Βρογχοσκόπηση με χρήση άκαμπτου βρογχοσκοπίου

Το άκαμπτο βρογχοσκόπιο αποτελεί την πρώτη μορφή βρογχοσκοπίου και ουσιαστικά είναι ένας μεταλλικός άκαμπτος σωλήνας που εισέρχεται μέσω του στόματος. Η χρήση του συνιστάται σε ορισμένες μόνο περιπτώσεις, ενώ μειονεκτήματα όπως η γενική αναισθησία του ασθενούς που προϋποθέτει η εξέταση, η δυνατότητα ελέγχου μόνο των κύριων βρόγχων, η δυσκολία ή και αδυναμία εισαγωγής σε δυσκαμψία ή σοβαρή βλάβη του αυχένα καθώς και η αδυναμία εισαγωγής του σε διασωληνωμένους ασθενείς, έχουν περιορίσει σημαντικά τη συχνότητα χρησιμοποίησής του.

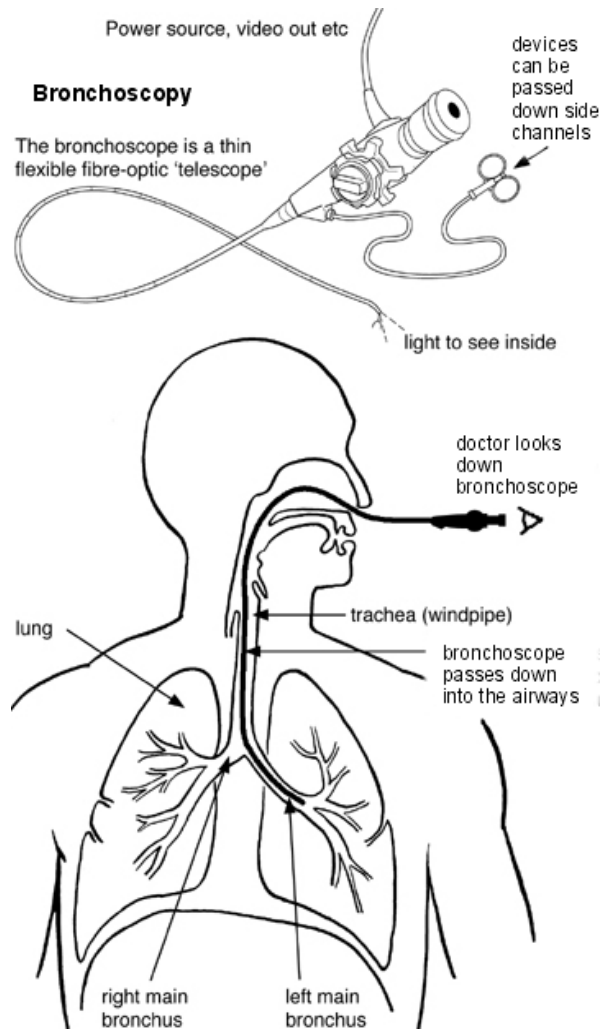
Η χρήση του συνιστάται ακόμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχει αιμορραγία η οποία εμποδίζει την οπτική ικανότητα του εύκαμπτου βρογχοσκοπίου, σε περιπτώσεις που πρέπει να αφαιρεθεί για βιοψία μεγάλο τμήμα ιστού είτε όταν σκοπός της εξέτασης είναι η αφαίρεση αντικειμένων που φράσσουν τις αεροφόρους οδούς.

Βρογχοσκόπηση με εύκαμπτο βρογχοσκόπιο-ινοβρογχοσκόπιο (flexible bronchoscope):



Εικόνα 5: Πλήρης έλεγχος του βρογχικού δένδρου μέσω του ινοβρογχοσκοπίου.

Το ινοβρογχοσκόπιο αποτελεί εξέλιξη του άκαμπτου βρογχοσκοπίου και πρόκειται για έναν λεπτό και εύκαμπτο σωλήνα που χρησιμοποιεί σύστημα οπτικών ινών για να μεταφέρει την εικόνα από την άκρη του εργαλείου στο μάτι του βρογχοσκοπίου είτε σε οθόνη που συνδέεται στην άλλη πλευρά του οργάνου (Εικόνα 6). Το βρογχοσκόπιο εισάγεται συνηθέστερα από το στόμα, αλλά και από τη μύτη και σε μεμονωμένες περιπτώσεις μέσω της τραχείας αν ήδη υπάρχει η τραχειοτομή. Στα πλεονεκτήματά του έναντι του άκαμπτου βρογχοσκοπίου συγκαταλέγεται η δυνατότητά του να κατευθύνεται σε περισσότερα σημεία εντός των αεροφόρων οδών με αποτέλεσμα όχι μόνο να ελέγχεται πληρέστερα το βρογχικό δένδρο αλλά και να συλλέγονται δείγματα για βιοψία από μια σαφώς ευρύτερη περιοχή. Τα περισσότερα εύκαμπτα βρογχοσκόπια διαθέτουν επίσης κανάλι συλλογής υλικού από το εσωτερικό των πνευμόνων που προορίζεται για βιοψία. Επιπρόσθετα, η ελαχιστοποίηση της δυσφορίας που προκαλεί στον εξεταζόμενο με συνακόλουθη την ταχύτερη ανάρρωσή του σε συνδυασμό με τη χρήση τοπικής αναισθησίας έναντι της ολικής κατατάσσουν τη βρογχοσκόπηση με ινοβρογχοσκόπιο ως την περισσότερο χρησιμοποιούμενη επεμβατική μέθοδο για τις παθήσεις των πνευμόνων [18], [19].



Εικόνα 6: Εξαρτήματα του ινοβρογχοσκοπίου

1.3.2 Αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση

Οι συμβατικές μέθοδοι ελέγχου του βρογχικού δένδρου που ήδη αναφέρθηκαν έχουν τη δυνατότητα εντοπισμού μόνο του 30% των προνεοπλασματικών βλαβών. Οι αλλοιώσεις του βλεννογόνου επί δυσπλασίας και καρκινώματος *in situ* (CIS) 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. Τα τελευταία χρόνια καινούργιες τεχνικές ανίχνευσης και εντοπισμού εισβάλλουν στην κλινική πράξη και ξεπερνώντας τις δυνατότητες του γυμνού οφθαλμού αποκαλύπτουν πληροφορίες κρυμμένες στα κύτταρα που βοηθούν στη διάκριση του νεοπλασματικού ιστού από τον φυσιολογικό. Μια τέτοια τεχνική πρώιμης διάγνωσης του καρκίνου του πνεύμονα είναι η Αυτοφθορίζουσα Βρογχοσκόπηση (ΑΦΒ) [5].

Η ΑΦΒ αποτελεί μια τεχνική που αντλεί πληροφορία από μια από τις βασικές ιδιότητες του φωτός, τον φθορισμό. Κρίνεται επομένως σκόπιμη μια αναφορά στον φθορισμό και πιο συγκεκριμένα στον φθορισμό των βιολογικών ιστών:

Φθορισμός βιολογικών ιστών:

Είναι γενικά γνωστό ότι όταν ένα μόριο απορροφήσει κατάλληλο ποσό ενέργειας μπορεί να μεταπηδήσει από μια ενεργειακή κατάσταση σε μια νέα που καλείται διεγερμένη. Το μόριο αυτό στη συνέχεια μεταπίπτει εκ νέου στη θεμελιώδη ενεργειακή του κατάσταση. **Φθορισμός** καλείται το φωτοφυσικό φαινόμενο κατά το οποίο η μετάβαση αυτή συντελείται μεταξύ καταστάσεων της ίδιας ενεργειακής τροχιάς (spin) [20].

Ο φθορισμός των βιολογικών ιστών χωρίζεται σε δύο κατηγορίες:

- i. στον ενδογενή φθορισμό που ονομάζεται *αυτοφθορισμός* [21]: προέρχεται από την αντίδραση στο φως ενδογενών φθορίζοντων μορίων. Σχεδόν όλοι οι βιολογικοί ιστοί εκπέμπουν φθορισμό όταν διεγείρονται από το κατάλληλο μήκος κύματος
- ii. στον προκληθέντα ή εξωγενή φθορισμό

Το φαινόμενο του φθορισμού δύναται να προσφέρει πληροφορίες μεγάλης διαγνωστικής αξίας αφού μπορούν να οπτικοποιηθούν ή και να μετρηθούν χαρακτηριστικά της μορφολογίας και της σύστασης των ιστών. Η συμβολή του φθορισμού στη διάγνωση έγκειται στο γεγονός ότι ο παθολογικός ιστός παρουσιάζει διαφορές στη σύσταση ή στη μορφολογία του από τον φυσιολογικό.

Αυτοφθορίζουσα Βρογχοσκόπηση(ΑΦΒ):

Η αυτοφθορίζουσα βρογχοσκόπηση (ΑΦΒ) αποτελεί μια διαδικασία κατά την οποία η υπό εξέταση περιοχή των πνευμόνων φωτίζεται από πηγή μπλε φωτός (442nm) – αντί για λευκό όπως στην κοινή βρογχοσκόπηση- που προκαλεί τον φθορισμό των υπό ακτινοβολία ιστών με αποτέλεσμα την οπτικοποίηση τυχόν ανωμαλιών, αφού τα τμήματα παθολογικού ιστού παρουσιάζονται στην εικόνα με διαφορετικό χρώμα από τον φυσιολογικό ιστό. Συγκεκριμένα, οι περιοχές φυσιολογικού ιστού απεικονίζονται με πράσινο χρώμα ενώ οι περιοχές παθολογικού ιστού με ένα πιο σκούρο κόκκινο-καφέ χρώμα ή ιώδες-μπλε ανάλογα με το σύστημα φθορισμού.

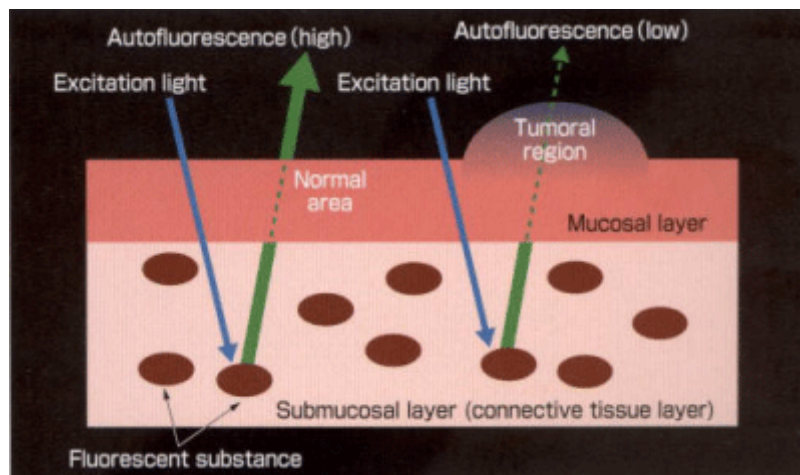
Η ΑΦΒ δύναται να ανιχνεύσει κακοήθειες και δυσπλασίες των ιστών, καρκινώματα in situ (CIS) και πρώιμα στάδια μεταστατικών καρκίνων που δεν είναι ορατά με την κοινή βρογχοσκόπηση [22]. Η ευαισθησία της έναντι της βρογχοσκόπησης με λευκό φως είναι δύο φορές μεγαλύτερη [23].

Η τεχνική της ΑΦΒ βασίζεται στο γεγονός ότι όταν μια μονοχρωματική ακτίνα (442nm) οδηγείται πάνω στο βλεννογόνο των βρόγχων, οι ενδογενείς φθορίζουσες ουσίες της υποβλεννογόνιας στοιβάδας διεγείρονται, ανακλούν 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 άλλη απόχρωση.

Σαν πιθανά αίτια για τον διαφορετικό φθορισμό των νεοπλασματικών κυττάρων αναφέρονται:

1. Το αυξημένο πάχος του επιθηλίου μιας καρκινικής βλάβης και η καταστροφή στοιχείων του συνδετικού ιστού της υποβλεννογόνιας στοιβάδας από μεταλλοπρωτεΐνες που εκκρίνουν τα καρκινικά κύτταρα.
2. Η αυξημένη αιμάτωση που παρατηρείται τόσο στις νεοπλασματικές όσο και στις προνεοπλασματικές βλάβες καθώς το αίμα θεωρείται ότι μειώνει τον αυτοφθορισμό λόγω αυξημένης απορρόφησης του μπλε φωτός.
3. Η αυξημένη παραγωγή γαλακτικού οξέος από τα καρκινικά κύτταρα λόγω αυξημένης απορρόφησης γλυκόζης (φαινόμενο Warburg). Το γαλακτικό οξύ μειώνει τον αυτοφθορισμό των κυττάρων σε αντίθεση με ενδογενείς φθορίζουσες ουσίες, όπως το κολλαγόνο, η ελαστίνη κ.ά. που αυξάνουν τον αυτοφθορισμό των κυττάρων [24].

Λόγω της καθοριστικής συμβολής της μεθόδου της ΑΦΒ στη διάγνωση των παθήσεων των πνευμόνων, τα συστήματα βρογχοσκόπησης εξελίσσονται συνεχώς, ενώ στις μέρες μας τα δημοφιλέστερα συστήματα είναι το LIFE της Xilix, το SAFE της Pentax και το D-light της Karl Storz [25], [26], [27].



Εικόνα 7: Διαφορετικός φθορισμός φυσιολογικών ιστών σε σχέση με τους καρκινικούς

1.3.1.1 Μειονεκτήματα & Περιορισμοί της ΑΦΒ

Παρά το γεγονός που ήδη αναφέρθηκε ότι η ΑΦΒ παρέχει αποτελέσματα σπουδαίας διαγνωστικής αξίας, εντούτοις το βασικότερο ίσως πρόβλημα που παρουσιάζει είναι η εμφάνιση υψηλού ποσοστού ψευδώς θετικών ευρημάτων (ΨΘΕ) -που εκτιμάται ότι φτάνει έως και 30%- που οφείλονται σε τραύματα ή φλεγμονές.

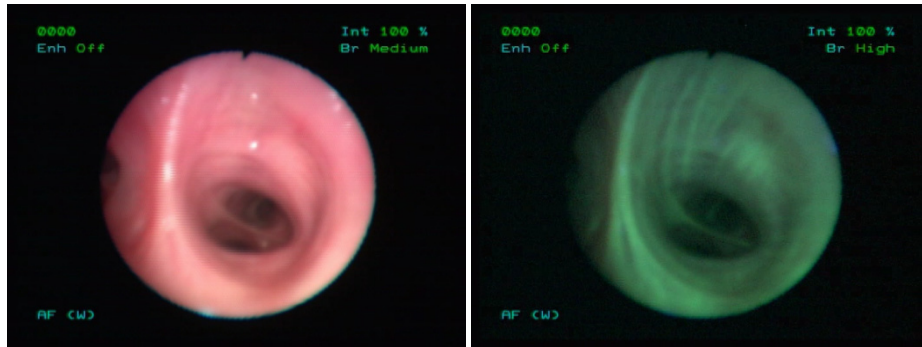
Το υψηλό αυτό ποσοστό έχει ως αποτέλεσμα δύο βασικούς προβληματισμούς που σχετίζονται με το αν είναι αναγκαία η λήψη δειγμάτων για βιοψία αλλά και σε ποια σημεία θα πρέπει αυτή να διενεργηθεί.

Αναλυτικότερα:

- i. αναγκαιότητα διενέργειας βιοψίας: σε περίπτωση που η εξεταζόμενη περιοχή παρουσιάζει παθολογικό φθορισμό, ενώ στην πραγματικότητα αποτελεί ΨΘΕ, η διενέργεια βιοψίας είναι προφανώς περιττή με αποτέλεσμα την απώλεια χρόνου.
- ii. περιοχές λήψης δειγμάτων: το δεύτερο αυτό πρόβλημα αφορά στις περιπτώσεις όπου πολλές περιοχές παρουσιάζουν παθολογικό φθορισμό. Ωστόσο το πλήθος των δειγμάτων που λαμβάνονται με σκοπό τη βιοψία είναι περιορισμένο και εξαιρετικά κρίσιμο για την ορθότητα της διάγνωσης. Τα ΨΘΕ σε αυτή την περίπτωση δυσχεραίνουν το έργο των βρογχοσκόπων να κρίνουν ποιο είναι το ακριβές και αξιόπιστο δείγμα για τη διενέργεια βιοψίας και μάλιστα στον περιορισμένο χρόνο της βρογχοσκοπικής εξέτασης.

Για την καλύτερη κατανόηση τόσο του προβλήματος των ΨΘΕ όσο και της δυναμικής της ΑΦΒ, παρατίθενται στη συνέχεια ορισμένες εικόνες. Οι εικόνες αυτές προέρχονται από κοινή βρογχοσκόπηση (δηλαδή με χρήση λευκού φωτός) και από ΑΦΒ με το σύστημα Karl Storz D-Light στο οποίο οι ύποπτες περιοχές εμφανίζονται σε μπλε-μωβ απόχρωση.

Στην *Εικόνα 8(α)* παρουσιάζεται ένας φυσιολογικός βρόγχος σε απλή βρογχοσκόπηση. Στα αριστερά διακρίνεται μια φυσιολογική τρόπιδα (ο διχασμός μεταξύ 2 βρόγχων). Η *Εικόνα 8(β)* παρουσιάζει την ίδια περιοχή με χρήση του συστήματος ΑΦΒ. Το σύνολο της περιοχής φθορίζει σε πράσινη απόχρωση, χαρακτηριστικό φυσιολογικού βλεννογόνου.

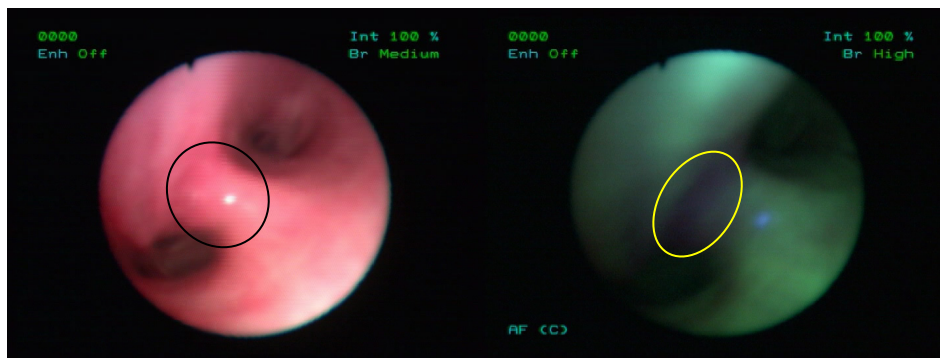


(α)

(β)

Εικόνα 8: Φυσιολογικός βρόγχος σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση

Στην *Εικόνα 9(α)* παρουσιάζεται μια διογκωμένη δευτερεύουσα τρόπιδα (κυκλωμένη περιοχή) σε απλή βρογχοσκόπηση. Καθώς το υπόλοιπο βρογχικό δέντρο του ασθενούς έδειχνε απόλυτα υγιές, και η ίδια η τρόπιδα, πέρα από την ελαφρά διόγκωσή της, εμφανίζει φυσιολογικά τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά της, είναι λογικό ότι σε απλή βρογχοσκόπηση ένας βρογχοσκόπος ίσως να μην έδινε τη δέουσα σημασία στο συγκεκριμένο εύρημα. Στην ΑΦΒ όμως η περιοχή διόγκωσης παρουσιάζει έντονη μπλε-μωβ απόχρωση (*Εικόνα 9(β)*). Το γεγονός αυτό οδήγησε στη λήψη βιοψίας από τη συγκεκριμένη περιοχή, η οποία ανέδειξε την ύπαρξη καρκίνωματος *in situ*. Το συγκεκριμένο περιστατικό αποτελεί ένα από τα περιστατικά όπου ο καρκίνος ανιχνεύεται σε πολύ πρώιμο στάδιο, και μία από τις περιπτώσεις όπου αναδεικνύεται η δυναμική της ΑΦΒ.

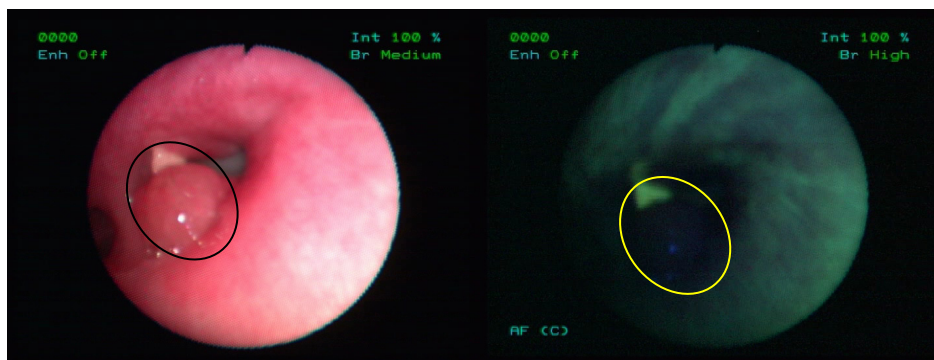


(α)

(β)

Εικόνα 9: Carcinoma *in situ* σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση

Στην *Εικόνα 10(α)* απεικονίζεται ένα ογκίδιο που αποφράσσει το πέρασ του βρόγχου (κυκλωμένη περιοχή). Το γεγονός ότι το συγκεκριμένο ογκίδιο έχει κλείσει σχεδόν ολοκληρωτικά το άνοιγμα του βρόγχου αποτελεί ένδειξη ύπαρξης επιθετικού καρκίνου. Σε ΑΦΒ (*Εικόνα 10(β)*) σχεδόν όλη η εικόνα παρουσιάζει μπλε απόχρωση, υποδεικνύοντας ότι μάλλον πρόκειται τελικά για περίπτωση κακοήθους όγκου. Ωστόσο, βιοψία από το σημείο εμφάνισης παθογένειας έδειξε φλεγμονώδες οίδημα, γεγονός που κατατάσσει το συγκεκριμένο περιστατικό σε περίπτωση ΨΘΕ.



(α)

(β)

Εικόνα 10: Περίπτωση ΨΘΕ σε απλή (α) και (β) ΑΦΒ βρογχοσκόπηση

1.4 Προηγούμενες έρευνες

Πολύ λίγες εργασίες που στοχεύουν στη βελτίωση της ευαισθησίας (sensitivity) και της ειδικότητας (specificity) της ΑΦΒ έχουν δημοσιευθεί μέχρι σήμερα. Αυτές αναφέρουν ορισμένες επιπρόσθετες τεχνικές που μπορούν να συνδυαστούν με την απεικόνιση του αυτοφθορισμού για να βελτιώσουν την απόδοση του συστήματος. Η δια-ενδοσκοπική οπτική φασματοσκοπία αναφέρθηκε πρόσφατα από τους Bard et al. [28], Kusunoki et al. [29], Zeng et al. [30] και Tercelj et al. [31]. Οι ερευνητικές ομάδες των Bard και Kusunoki, με σκοπό τη βελτίωση του συστήματος ΑΦΒ, μέτρησαν το φάσμα αυτοφθορισμού και το συντελεστή ανάκλασης της εκπομπής διέγερσης κατά τη διάρκεια της εξέτασης. Για να το πετύχουν αυτό χρησιμοποίησαν μια οπτική ίνα που παρεμβλήθηκε στο κανάλι βιοψιών του βιντεο-βρογχοσκοπίου και την οποία έφεραν σε επαφή με τον βρογχικό βλεννογόνο. Εντούτοις, αυτή η διαδικασία ορισμένες φορές τραυμάτιζε τον ιστό και προκαλούσε αιμορραγία. Σε αντίθεση με το παραπάνω σύστημα, οι Zeng et al. [30] και Tercelj et al. [31] χρησιμοποίησαν ένα σύστημα μέτρησης φασμάτων χωρίς την ανάγκη επαφής με τον ιστό, οδηγώντας την επιστροφή της εικόνας του βρογχοσκοπίου σε φασματόμετρο. Εντούτοις, αυτές οι τεχνικές απαιτούν πρόσθετο εξοπλισμό, παρατείνουν τη βρογχοσκοπική εξέταση και είναι ακόμα μακριά από την ενσωμάτωσή τους στα εμπορικά συστήματα. Μια διαφορετική προσέγγιση για τη βελτίωση της ειδικότητας της ΑΦΒ παρουσιάστηκε από τους Goujon et al. [32] και Qu et al. [33]. Αυτές οι ομάδες χρησιμοποίησαν αλγόριθμους ανάλυσης εικόνας σε μη πραγματικό χρόνο για να μετρήσουν το φασματικό περιεχόμενο των εικόνων ΑΦΒ με σκοπό την εύρεση ψευδώς θετικών δειγμάτων, αλλά τελικά είχαν περιορισμένη επιτυχία.

Με βάση την προσέγγιση χρήσης αλγόριθμων επεξεργασίας εικόνας και βίντεο, παρόμοια έρευνα πραγματοποιείται στο Εργαστήριο Βιοϊατρικής Τεχνολογίας του Ε.Μ.Π. από το 2005. Για το σκοπό αυτό, από το 2007, το Εργαστήριο συνεργάζεται με τη Μονάδα Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. Στο πλαίσιο αυτής της συνεργασίας, ο Παναγιώτης

Μπούντρης στη διπλωματική του εργασία χρησιμοποίησε εξελιγμένες τεχνικές όρασης υπολογιστών και αναγνώρισης προτύπων προκειμένου να αναγνωρισθούν και να προτυποποιηθούν οι περιοχές παθολογικού φθορισμού. Επίσης μετά από έλεγχο διάφορων χρωματικών χώρων η έρευνά του κατέληξε στο συμπέρασμα ότι στον χρωματικό χώρο HSV (Παράρτημα Α) αναδεικνύονται πληροφορίες που δεν είναι ορατές στον RGB χρωματικό χώρο. Τέλος, με την εφαρμογή στατιστικών στοιχείων υφής στο κανάλι Η του χώρου HSV προέκυψαν εμφανείς διαφορές ανάμεσα σε εικόνες καρκίνου και φλεγμονής [34].

1.5 Αντικείμενο και Στόχοι της εργασίας

Σύμφωνα με όσα ήδη αναφέρθηκαν, οι υπάρχουσες μέθοδοι διάγνωσης του καρκίνου του πνεύμονα επιδέχονται περεταίρω βελτίωσης προκειμένου να καταστεί δυνατή η έγκυρη διάγνωση. Το γεγονός αυτό, σε συνδυασμό με το μεγάλο αριθμό θανάτων που οφείλονται στον καρκίνο του πνεύμονα συγκριτικά με τις υπόλοιπες μορφές καρκίνου, αποτέλεσε κίνητρο της παρούσας εργασίας.

Σε αυτό το πλαίσιο, αντικείμενο της εργασίας είναι η μελέτη εικόνων ΑΦΒ με εφαρμογή συνδυασμού εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής με στόχο τη μείωση του υψηλού ποσοστού των ΨΘΕ που παρουσιάζονται ως τώρα στην ΑΦΒ. Όπως προαναφέρθηκε, στην εργασία [34] αναδείχθηκε ότι στον χρωματικό χώρο HSV και συγκεκριμένα στο κανάλι Η αυτού, υπάρχουν εμφανείς διαφορές στις εικόνες καρκίνου και φλεγμονής. Στην εργασία [34] οι διαφορές αναζητώνται με υπολογισμό στατιστικών χαρακτηριστικών πρώτης τάξης. Στην παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιείται εκτεταμένος έλεγχος της υφής των εικόνων και συγκεκριμένα του καναλιού Η του HSV χώρου, εφαρμόζοντας συνδυασμό εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής. Υπολογίζονται στατιστικά χαρακτηριστικά 1^{ης} τάξης αλλά παράλληλα, μέσω του υπολογισμού του πίνακα συμεμφάνισης των εικόνων, προχωράμε στον υπολογισμό στατιστικών χαρακτηριστικών και 2^{ης} τάξης.

Ειδικότερα, υπολογίστηκαν 7 στατιστικά χαρακτηριστικά υφής πρώτης τάξης και 22 στατιστικά στοιχεία πινάκων συμεμφάνισης (2^{ης} τάξης) για κάθε μια από τις 25 εικόνες ενέργειας υφής. Οι τελευταίες προέρχονται από τη συνέλιξη μιας εικόνας ΑΦΒ (στο επίπεδο Η του χρωματικού χώρου HSV) με τους 25 πίνακες συνέλιξης (διαστάσεων 5x5) που προτάθηκαν από τον Laws (Laws' masks).

Λεπτομερέστερα η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε αναλύεται στο κεφάλαιο 4.

1.6 Αναφορές Κεφαλαίου

- [1] "Deaths by cause, sex and mortality stratum" (PDF). World Health Organization. http://www.who.int/whr/2004/annex/topic/en/annex_2_en.pdf. Retrieved on 2008-12-25.
- [2] Epidemiology of Lung Cancer* Anthony J. Alberg, PhD, MPH and Jonathan M. Samet, MD, MS
- [3] WHO (February 2006). "Cancer". World Health Organization. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs297/en/>. Retrieved on 2007-06-25
- [4] Cancer Statistics, 2009, Ahmedin Jemal, DVM, PhD, Rebecca Siegel, MPH, Elizabeth Ward, PhD, Yongping Hao, PhD, Jiaquan Xu, MD and Michael J. Thun, MD, MS
- [5] H. van den Bergh, "Early Detection of Lung Cancer and the Role of Endoscopic Fluorescence Imaging", Med. Laser Appl., vol. 18, pp 20-26, 2003.
- [6] E. Passalidou, "Early Detection of the Lung Cancer", Pneumon, vol. 3, issue 15, Sept-Dec 2002.
- [7] <http://news.bbc.co.uk/2/hi/europe/1878359.stm>
- [8] Γ. Σταθόπουλος, «Καρκίνος Πνεύμονα, Επιδημιολογία, αιτιολογία, παθογένεση», Μεταπτυχιακά σεμινάρια Πνευμονολογίας 2007-2008, www.pneumologia.gr
- [9] Ι. Καλομενίδης, Δ. Ορφανίδου, Γ. Παπαμιχάλης, Α. Σκορίλας, Α. Βίσκος, Α. Ρασιδάκης, Η. Παπασταματίου, Ι. Ιορδάνογλου, «Έκφραση των πρωτεϊνών p53 και p21 κατά την καρκινογένεση στο βρογχικό επιθήλιο», Πνεύμων, Τόμος 12, Τεύχος 2, Αύγουστος 1999.
- [10] Ι. Γκιάζος, «Σταδιοποίηση και φυσική ιστορία καρκίνου πνεύμονα», Μεταπτυχιακά σεμινάρια Πνευμονολογίας 2007-2008, www.pneumologia.gr
- [11] E. Brambilla, W.D. Travis, T.V. Colby, B. Corrin, Y. Shimosato, "The new World Health Organization classification of lung tumours", European Respiratory Journal, vol.18, pp. 1059-1068, 2001
- [12] R. A. Weinberg, "How Cancer Arises", Scientific American, pp. 62-70, September 1996
- [13] Ο ρόλος της βρογχοσκόπησης στη διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα-Νέες τεχνικές, Νίκος Δ. Χαϊνης Πνευμονολόγος Ιατρικό Κέντρο Αθηνών
- [14] <http://www.oncologychannel.com/lungcancer/diagnosis.shtml>
- [15] http://www.petscaninfo.com/zportal/portals/pat/petct_basics
- [16] <http://health.in.gr/news/article.asp?lngArticleID=136168>
- [17] <http://www.webmd.com/a-to-z-guides/bronchoscopy-16978>

- [18] Ν.Χαΐνης, Διαγνωστική και επεμβατική βρογχοσκόπηση, <http://www.pneumonologist.gr/pages/Greek/articlespn/bronchoscopy.html>
- [19] <http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/ency/article/003857.htm>
- [20] Δ.Γιόβα , «Εισαγωγή στη βιοϊατρική και κυτταρική μηχανική», Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα 2004.
- [21] Wright Cell Imaging Facility, “Autofluorescence: Causes and Cures”, www.uhnresearch.ca/wcif
- [22] Interventional Pulmonary Procedures: Autofluorescence Bronchoscopy, http://www.medscape.com/viewarticle/455720_6
- [23] Autofluorescence bronchoscopy: quantification of inter-patient variations of fluorescence intensity Tanja Gabrecht & Blaise Lovisa & Huber van den Bergh & Georges Wagnières
- [24] Ε. Πασσαλίδου, «Η μέθοδος του αυτοφθορισμού στην πρώιμη διάγνωση του καρκίνου του πνεύμονα», Επεμβατική Πνευμονολογία, Εκδόσεις της Ελληνικής πνευμονολογικής εταιρίας, σελ.191-203, Αθήνα, 2001
- [25] G. Sutedja, “New techniques for early detection of lung cancer”, *European Respiratory Journal*, vol.21, pp.57-66, Jan.2003
- [26] F.J.F.Herth, A.ernst, H. D. Becker, “Autofluorescence Bronchoscopy-A Comparison of Two Systems (LIFE and D-light)”, *Respiration*, vol.70, pp.395-398, 2003
- [27] PENTAX, “Video Autofluorescence Bronchoscopy SAFE-3000. Breathe easily”, www.pentaxlifecare.nl/downloads/medical/nl/news/safe_3000.pdf
- [28] M. R. L. Bard, A. Amelink, M. Skurichina, M. den Bakker, S. A. Burgers, J. P. van Meerbeck, R. P. W. Duin, J. Aerts, H. C. Hoogsteden and H. Sterenborg, “Improving the specificity of fluorescence bronchoscopy for the analysis of neoplastic lesions of the bronchial tree by combination with optical spectroscopy: preliminary communication”, *Lung Cancer*, vol. 47, pp. 41-47, Jan. 2005.
- [29] Y. Kusunoki, F. Imamura, H. Uda, M. Mano and T. Horai, “Early detection of lung cancer with laser-induced fluorescence endoscopy and spectrofluorometry”, *Chest*, vol. 118, pp. 1776-1782, Jun. 2000.
- [30] H. Zeng, M. Petek, M. T. Zorman, A. McWilliams, B. Palcic and S. Lam, “Integrated endoscopy system for simultaneous imaging and spectroscopy for early lung cancer detection”, *Optics Letters*, vol. 29, pp. 587-589, Jun. 2004.
- [31] M. Tercelj, H. Zeng, M. Petek, T. Rott and B. Palcic, “Acquisition of fluorescence and reflectance spectra during routine bronchoscopy examinations using the ClearVu Elite(TM) device: Pilot study”, *Lung Cancer*, vol. 50, pp. 35-42, Jan. 2005.

- [32] D. Goujon, M. Zellweger, A. Radu, B. C. Weber, H. van den Bergh, P. Monnier and G. Wagnieres, "In vivo autofluorescence imaging of early cancers in the human tracheobronchial tree with a spectrally optimized system", *Journal of Biomedical Optics*, vol. 8, pp. 17-25, Jan. 2003.
- [33] J. Qu, H. Chang and S. Xiong, "Light induced fluorescence imaging of tissue using the multivariate statistical analysis", *Spie's BIOS 2002, Technical summary digest 79*, 2002.
- [34] Π. Μπούντρης, «Ανάπτυξη Συστήματος Ανάλυσης Εικόνων και Βίντεο Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης με Χρήση Μεθόδων Όρασης Υπολογιστών και Αναγνώρισης Προτύπων για την Ανίχνευση Καρκίνου σε Πρώιμα Στάδια», Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 2008.

Κεφάλαιο 2 - Ανάλυση υφής

2.1 Εισαγωγή

Όπως αναφέρθηκε, αντικείμενο της παρούσας εργασίας είναι η επεξεργασία και ανάλυση των εικόνων ΑΦΒ με σκοπό την εύρεση κριτηρίων για τον βέλτιστο διαχωρισμό των εικόνων που αφορούν σε περιστατικό κακοήθειας από τα ΨΘΕ. Οι εικόνες που παρατέθηκαν στο κεφάλαιο 1 δείχνουν σαφώς πως ο εντοπισμός διαφορών μεταξύ των περιοχών που είναι πραγματικά ύποπτες και εκείνων που αποτελούν ΨΘΕ συχνά ξεπερνά τις δυνατότητες της ανθρώπινης όρασης. Ως τώρα αναφέρθηκε πως ο διαχωρισμός αυτός επιχειρείται με κριτήριο την απόχρωση στην οποία η υπό εξέταση περιοχή φθορίζει, με τις περιοχές που φθορίζουν σε αποχρώσεις του μπλε να κρίνονται ως ύποπτες. Ανακύπτουν λοιπόν τα ερωτήματα, κατά πόσο τα χρώματα των περιοχών κακοήθειας είναι όμοια με εκείνα των ΨΘΕ και κατά πόσο το ανθρώπινο μάτι είναι ευαίσθητο στις πιθανές μικρές μεταβολές των χρωμάτων αυτών. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού κρίνεται σκόπιμη η ψηφιακή ανάλυση των εικόνων ΑΦΒ σε χρωματικό επίπεδο.

Εκτός όμως από το χρώμα, οι οπτικές εικόνες αποτελούνται και από άλλα χαρακτηριστικά όπως το σχήμα, το βάθος, η κίνηση και η υφή [1]. Τα χαρακτηριστικά αυτά αποτελούν επίσης σημαντικές πηγές πληροφορίας αξιοποιήσιμες στην κατεύθυνση της επίλυσης του προβλήματος του υψηλού ποσοστού των ΨΘΕ.

Στην παρούσα εργασία, το πρόβλημα αυτό προσεγγίζεται σε πρώτο στάδιο με ανάλυση των εικόνων ΑΦΒ στο χρωματικό χώρο HSV (Παράρτημα Α) ενώ σε δεύτερο στάδιο με ανάλυση υφής των ψηφιακών εικόνων. Οι μέθοδοι ανάλυσης υφής που τελικά χρησιμοποιήθηκαν είναι οι Πίνακες Συνεμφάνισης, τα χαρακτηριστικά ενέργειας υφής με τη μέθοδο του Laws καθώς και συνδυασμός των δύο παραπάνω μεθόδων.

2.2 Υφή εικόνας

Στους περισσότερους αλγορίθμους επεξεργασίας εικόνας και όρασης υπολογιστών, γίνονται πολλές παραδοχές με σκοπό την απλοποίηση του προβλήματος, με αποτέλεσμα οι περιοχές μιας εικόνας να χαρακτηρίζονται από την ομοιομορφία τους ή την ένταση. Ωστόσο οι περιοχές των εικόνων πραγματικών αντικειμένων δεν επιδεικνύουν ομοιόμορφες εντάσεις. Για παράδειγμα, η εικόνα μιας ξύλινης επιφάνειας (*Εικόνα 11*) περιέχει μια ποικιλία εντάσεων που σχηματίζουν

συγκεκριμένα επαναλαμβανόμενα πρότυπα (patterns), σχηματίζουν δηλαδή την οπτική υφή του αντικειμένου (visual texture) [1].



Εικόνα 11: Ξύλινη επιφάνεια

Η έννοια της υφής αναφέρεται σε ιδιότητες που αναπαριστούν την επιφάνεια ή τη δομή ενός αντικειμένου. Η υφή γίνεται εύκολα αντιληπτή διαισθητικά, ωστόσο δεν είναι το ίδιο εύκολο να οριστεί. Η δυσκολία αυτή αποδεικνύεται από το γεγονός ότι έχει προταθεί ένας αριθμός από ορισμούς για την έννοια της υφής, δύο από τους οποίους παρατίθενται στη συνέχεια:

- «Μπορούμε να θεωρήσουμε την υφή ως οτιδήποτε αποτελεί μακροσκοπικά μια περιοχή. Η δομή της στοιχειοθετείται από τα επαναλαμβανόμενα πρότυπα όπου τα στοιχεία διατάσσονται σύμφωνα με έναν κανόνα τοποθέτησης» [2].
- «Η υφή είναι μια εμφανώς παράδοξη έννοια. Από τη μία πλευρά, χρησιμοποιείται συχνά στην πρώιμη επεξεργασία των οπτικών πληροφοριών, ειδικά για σκοπούς πρακτικής ταξινόμησης. Από την άλλη πλευρά κανένας δεν έχει καταφέρει ακόμα να δώσει έναν κοινώς αποδεκτό ορισμό για την υφή. Η λύση αυτού του παράδοξου βρίσκεται στη χρήση ενός εμπλουτισμένου μοντέλου για επεξεργασία εικόνας μια κεντρική ιδέα του οποίου θα είναι η χρήση απεικονιστικών συστημάτων πολλών επιπέδων αφαιρετικότητας. Τα επίπεδα αυτά πιθανόν να ξεκινούν από τις πραγματικές εντάσεις της εικόνας και σταδιακά θα περιλαμβάνουν περιγραφές για τις ακμές και τον προσανατολισμό της εικόνας και ίσως για τον όγκο. Με δεδομένες αυτές τις πολυεπίπεδες δομές γίνεται σαφέστερος ο ορισμός της υφής». [3]

Γενικότερα, η υφή μπορεί να προσδιορισθεί από τις παρακάτω παραμέτρους:

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

Υφή ψηφιακής εικόνας

Όπως είναι γνωστό μια ψηφιακή εικόνα στη μονόχρωμη (αχρωματική) μορφή της αποτελεί ένα σήμα δύο διαστάσεων και μπορεί να παρασταθεί από μια πραγματική συνάρτηση δύο πραγματικών μεταβλητών $f(x,y)$, $|x| < L_x$, $|y| < L_y$. Η συνάρτηση f μετρά απλώς τη φωτεινότητα (τιμή έντασης) της εικόνας στο σημείο (x,y) [4]. Σε έναν υπολογιστή η εικόνα αποθηκεύεται σε έναν δισδιάστατο πίνακα, τα εικονοστοιχεία του οποίου περιέχουν τιμές έντασης.

Η **υφή** μιας ψηφιακής εικόνας αποτελεί ουσιαστικά μια συνάρτηση της χωρικής κατανομής των τιμών των εντάσεων των εικονοστοιχείων (pixels) [2]. Για παράδειγμα, όταν οι τιμές έντασης των pixels σε μια περιοχή της εικόνας παρουσιάζουν μικρές διακυμάνσεις, τότε η υφή χαρακτηρίζεται ως ομαλή ή λεία ενώ αντίθετα μεγάλες μεταβολές στις τιμές των pixels μιας περιοχής αντιστοιχούν σε τραχεία υφή.

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω η υφή της εικόνας χαρακτηρίζεται από αμοιβαίως συσχετιζόμενα στοιχεία. Για την περιγραφή της, θεωρούμε μια ομάδα από pixels (ένα αρχέγονο υφής ή στοιχείο υφής- texture primitive or texture element-textel) και η υφή που περιγράφεται από αυτά εξαρτάται άμεσα από τον αριθμό τους.

Το πρώτο βήμα για τον χαρακτηρισμό της υφής είναι η αναγνώριση και η ανάλυση του σχήματός της. Οι άνθρωποι την περιγράφουν συνήθως ως λεπτή, χονδροειδή, σπυρωτή, απαλή κλπ. Αυτό σημαίνει ότι θα πρέπει να οριστούν κάποια πιο ακριβή χαρακτηριστικά ώστε να είναι δυνατή η συνεισφορά της στη μηχανική αναγνώριση. Τέτοια χαρακτηριστικά μπορεί να είναι ο **τόνος** (tone) και η **δομή** (structure). Ο τόνος βασίζεται κυρίως στις ιδιότητες της έντασης της φωτεινότητας του pixel σε κάθε αρχέγονο στοιχείο ενώ η δομή είναι η χωρική σχέση μεταξύ των στοιχείων.

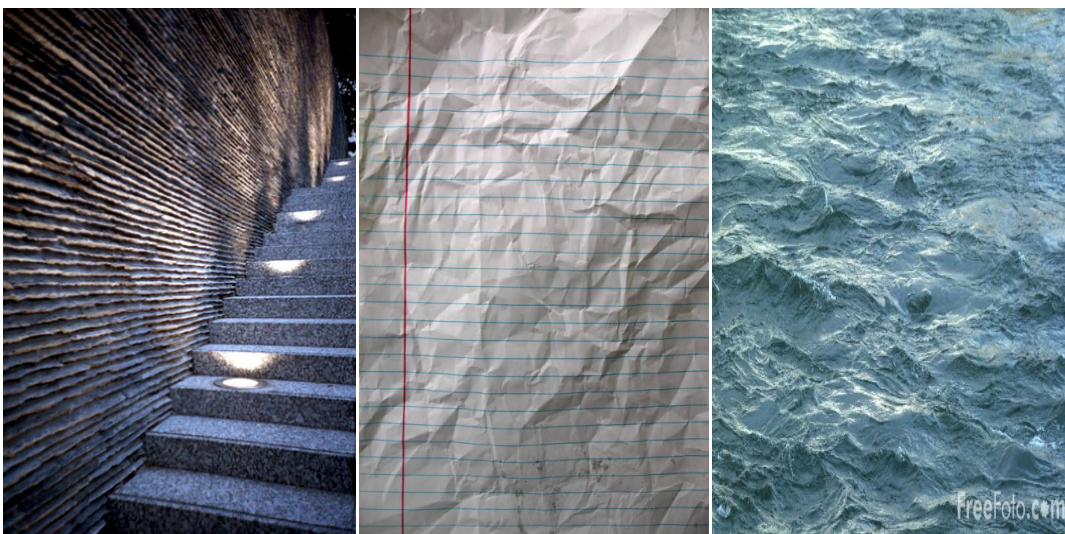
Κάθε pixel μπορεί να χαρακτηριστεί από τη θέση του και από τις τονικές του ιδιότητες. Ένα αρχέγονο στοιχείο υφής είναι ένα σετ από εφασπτόμενα pixels με κάποια τονική και/ή χωρική ιδιότητα και μπορεί να περιγραφεί από τη μέση τιμή έντασής του, τη μέγιστη ή ελάχιστη ένταση, το μέγεθος, το σχήμα, κλπ. Η χωρική σχέση των στοιχείων μπορεί να είναι τυχαία ή να υπάρχει

εξάρτηση κατά ζεύγη ή να υπάρχει αμοιβαία εξάρτηση μεταξύ κάποιου αριθμού στοιχείων. Συνεπώς, η υφή μιας εικόνας μπορεί να περιγραφεί από τον αριθμό και τον τύπο των στοιχείων υφής αλλά και από τη χωρική τους σχέση.

Η ποιοτική αναγνώριση της υφής είναι ένα σημαντικό βήμα στη μαθηματική μοντελοποίησή της. Η διαφοροποίηση των εντάσεων σε μια ψηφιακή εικόνα που ουσιαστικά αποτελούν την υφή της είναι συνέπεια κάποιας φυσικής διαφοροποίησης στο απεικονιζόμενο αντικείμενο όπως κύματα σε νερό ή τσακίσεις σε χαρτί (Εικόνα 12).

Τις τελευταίες δεκαετίες η ανάλυση υφής πρωτοστατεί στην επεξεργασία ψηφιακών εικόνων βρίσκοντας εφαρμογή σε συνεχώς αυξανόμενο αριθμό τομέων ενώ ιδιαίτερα χρήσιμη αποδεικνύεται στον τομέα των ιατρικών απεικονιστικών συστημάτων.

Γενικά, η μέθοδος που ακολουθείται είναι η αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών από την εικόνα που μετέπειτα χρησιμοποιούνται για σκοπούς ταξινόμησης. Ανάλογα με την εκάστοτε εφαρμογή τα χαρακτηριστικά αυτά αφορούν σε ιδιότητες μορφολογικές, χρωματικές ή άλλες πιο συγκεκριμένες ιδιότητες υφής.



(α)

(β)

(γ)

Εικόνα 12 : Παραδείγματα υφής σε ψηφιακές εικόνες

2.3 Μέθοδοι ανάλυσης υφής

Με σκοπό την ανάλυση της υφής ψηφιακών εικόνων έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι μικρής ή μεγάλης πολυπλοκότητας. Οι βασικότερες γωνίες προσέγγισης του προβλήματος είναι οι στατιστικές μέθοδοι, οι δομικές και μέθοδοι βασισμένες σε κάποιο μετασχηματισμό. Οι κυριότερες μέθοδοι που χρησιμοποιούνται παρατίθενται στη συνέχεια:

- Στατιστικά στοιχεία 1ης τάξης (First Order Statistics)
- Πίνακες συνεμφάνισης (Co-occurrence matrices)
- Χαρακτηριστικά αυτοσυσχέτισης (Autocorrelation)
- Μέθοδοι μήκους διαδρομής (Primitive or run length method)
- Φάσμα ισχύος Fourier (Fourier Power Spectrum)
- Φάσμα υφής (Texture Spectrum)
- Χαρακτηριστικά ενέργειας υφής
- Χαρακτηριστικά υφής βασιζόμενα σε fractals
- Χαρακτηριστικά υφής βασιζόμενα σε wavelets

Οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα για αυτό και επιλέγονται ανάλογα με την εκάστοτε εφαρμογή. Για παράδειγμα, χαρακτηριστικά όπως η απαλότητα (smoothness) ή η τραχύτητα (coarseness) αναλύονται ικανοποιητικά με στατιστικές μεθόδους, καθώς σχετίζονται κυρίως με τη χρήση στατιστικών ροπών του ιστογράμματος μιας gray-level εικόνας. Όταν αντίθετα αυτό που ενδιαφέρει είναι η αναγνώριση των αρχέγονων υφής (texture primitives) καταλληλότερες κρίνονται οι δομικές μέθοδοι. Τέλος φασματικές προσεγγίσεις που βασίζονται στο φάσμα Fourier περιγράφουν την κατευθυντικότητα ή την περιοδικότητα των προτύπων σε μια εικόνα [6]. Στις επόμενες υποενότητες, ακολουθεί ανάλυση των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία.

2.3.1 Στατιστικά στοιχεία 1^{ης} τάξης

Μια από τις απλούστερες μεθόδους προσέγγισης και περιγραφής της υφής είναι ο υπολογισμός των στατιστικών στοιχείων (ροπές) του ιστογράμματος μιας gray level εικόνας ή μιας περιοχής της [7], [8]. Τα στατιστικά στοιχεία του ιστογράμματος ονομάζονται στατιστικά στοιχεία υφής 1^{ης} τάξης (First Order Statistics-FOS).

Τα στατιστικά χαρακτηριστικά 1^{ης} τάξης (FOS) περιλαμβάνουν μεγέθη όπως η μέση τιμή, η ενδιάμεση τιμή, η τυπική απόκλιση και οι ροπές ν-οστής τάξης του επιπέδου φωτεινότητας της εικόνας. Βασίζονται στην κατανομή των επιπέδων γκρι των εικονοστοιχείων, δηλαδή στο ιστόγραμμα της εικόνας.

Έστω g η τιμή της έντασης της φωτεινότητας ενός εικονοστοιχείου. Στην περίπτωση των ασπρόμαυρων εικόνων, η φωτεινότητα g παίρνει τιμές στο διάστημα $[0, 255]$ για την αναπαράσταση των διάφορων αποχρώσεων του γκρι (gray levels). Αν $h(g)$ είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων της εικόνας με φωτεινότητα g , και

$$\sum_{g=0}^{255} h(g) = N$$

το πλήθος όλων των εικονοστοιχείων της εικόνας, τότε το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα,

$$H(g) = \frac{h(g)}{N}$$

αποτελεί μια εκτίμηση της πιθανότητας εμφάνισης της φωτεινότητας με τιμή g .

Τα στατιστικά στοιχεία 1^{ης} τάξης περιγράφουν τη συνολική κατανομή των επιπέδων φωτεινότητας μιας εικόνας και υπολογίζονται από το κανονικοποιημένο gray-level ιστόγραμμα. Οι μαθηματικές εκφράσεις που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των στατιστικών στοιχείων υφής εικόνας παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.

Πίνακας 1: Στατιστικά στοιχεία 1^{ης} τάξης

α/α	Χαρακτηριστικό Υφής	Εννοιολογική Σημασία	Μαθηματική έκφραση
1	Average Gray Level	Μέση τιμή επιπέδων φωτεινότητας	$f_1 = \sum_g gH(g)$
2	Standard Deviation	Τυπική απόκλιση επιπέδων φωτεινότητας	$f_2 = \sqrt{\sum_g (g - f_1)^2 H(g)}$
3	Skewness	3 ^η ροπή των επιπέδων φωτεινότητας	$f_3 = \frac{1}{f_2^3} \sum_g (g - f_1)^3 H(g)$
4	Kurtosis	4 ^η ροπή των επιπέδων φωτεινότητας	$f_4 = \frac{1}{f_2^4} \sum_g (g - f_1)^4 H(g) - 3$
5	Smoothness	Ομαλότητα των επιπέδων φωτεινότητας	$f_5 = 1 - \frac{1}{(1 + f_2^2)}$
6	Uniformity/Energy	Ομοιογένεια των επιπέδων φωτεινότητας	$f_6 = \sum_g H^2(g)$
7	Entropy	Εντροπία των επιπέδων φωτεινότητας	$f_7 = -\sum_g H(g) \log_2 H(g)$

Παρακάτω περιγράφεται η σημασία ορισμένων από τα παραπάνω στατιστικά στοιχεία:

- Η *μέση τιμή* μιας εικόνας είναι η μέση τιμή των εντάσεων των εικονοστοιχείων της. Αυτή μπορεί να υπολογιστεί είτε σε όλη την εικόνα είτε σε μέρος αυτής.
- Η *τυπική απόκλιση* μιας εικόνας είναι ένα μέτρο της μεταβλητότητας των εντάσεων των εικονοστοιχείων της.
- Η *στρέβλωση (skewness)* των επιπέδων φωτεινότητας είναι ένα μέτρο της ασυμμετρίας των τιμών των εικονοστοιχείων σε σχέση με τη μέση τιμή. Αν η ασυμμετρία είναι αρνητική, τότε οι εντάσεις των εικονοστοιχείων είναι περισσότερο διαμοιρασμένες αριστερότερα από τη μέση τιμή. Αν η ασυμμετρία είναι θετική τότε οι εντάσεις είναι μοιρασμένες περισσότερο προς τα δεξιά της μέσης τιμής.
- Η *κύρτωση (kurtosis)* είναι ένα μέτρο του κατά πόσο η κατανομή των εντάσεων στην εικόνα έχει κορύφωση ή είναι επίπεδη σε σχέση με μια φυσιολογική κατανομή. Αυτό σημαίνει ότι η κατανομή των εντάσεων στην εικόνα με υψηλή κύρτωση τείνει να έχει μια κορυφή κοντά στη μέση τιμή, η οποία μειώνεται σχετικά απότομα. Η κατανομή των εντάσεων μιας εικόνας με χαμηλή κύρτωση τείνει να έχει μια επίπεδη κορυφή κοντά στη μέση τιμή.

2.3.2 Πίνακες συνεμφάνισης

Η περιγραφή της υφής μόνο με ροπές του ιστογράμματος όπως αναφέρθηκε παραπάνω έχει έναν σημαντικό περιορισμό, καθώς δεν εκμεταλλεύεται τη βασική πληροφορία που χαρακτηρίζει την υφή, δηλαδή πώς οι τιμές των pixels διαδέχονται η μία την άλλη μέσα σε μια περιοχή. Ωστόσο, η σχετική θέση των pixels σε μια εικόνα φέρει σημαντική πληροφορία για την ανάλυση της υφής καθώς ποσοτικοποιεί τη χωρική οργάνωση της φωτεινότητας στην εικόνα. Ένας τρόπος που συμπεριλαμβάνει την πληροφορία αυτή στη διαδικασία ανάλυσης της υφής είναι ο υπολογισμός όχι μόνο της διασποράς των εντάσεων μέσα στην υπό εξέταση εικόνα αλλά και των θέσεων των pixels με ίδιες ή παραπλήσιες τιμές έντασης. Μια τεχνική ανάλυσης της υφής που πληροί τις παραπάνω προϋποθέσεις είναι ο **Πίνακας Συνεμφάνισης (Gray Level Co-occurrence Matrix-GLCM)**.

Επειδή ο πίνακας συνεμφάνισης εξετάζει ουσιαστικά τη χωρική θέση των στοιχείων σε μια εικόνα αξίζει να αναφερθεί στο σημείο αυτό τι ορίζεται ως *γειτνίαση* των pixels σε μια εικόνα:

Γειτνίαση των pixels:

Έστω ότι ένα pixel π έχει συντεταγμένες (x,y) . Το pixel αυτό έχει 4 γειτονικά pixels στην οριζόντια και κάθετη διεύθυνση και 4 κατά τη διαγώνια. Τα επαπτόμενα σε αυτό pixels έχουν απόσταση ίση με τη μονάδα, ενώ ανάλογα με την εκάστοτε εφαρμογή μπορούμε να θεωρήσουμε ως γειτονική μια περιοχή που ορίζεται από pixels με απόσταση μεγαλύτερη της μονάδας.

Για απόσταση ίση με τη μονάδα, τα γειτονικά pixels του π κατά την οριζόντια και κάθετη διεύθυνση έχουν συντεταγμένες και αντίστοιχη γωνία γειτνίασης ως εξής: $(x,y+1)$ με γωνία 0° , $(x-1,y)$ με γωνία 90° , $(x,y-1)$ με γωνία 180° και $(x+1,y)$ με γωνία 270° . Αντίστοιχα κατά τη διαγώνια διεύθυνση: $(x-1,y+1)$ με γωνία 45° , $(x-1,y-1)$ με γωνία 135° , $(x+1,y-1)$ με γωνία 225° και τέλος $(x+1,y+1)$ με γωνία διεύθυνσης 315° .

$x-1,y-1$	$x-1,y$	$x-1,y+1$
$x,y-1$	x,y	$x,y+1$
$x+1,y-1$	$x+1,y$	$x+1,y+1$

Εικόνα 13 : Γειτονικά pixels του $\pi(x,y)$ σε απόσταση ίση με τη μονάδα

Έχοντας ορίσει τη γειτνίαση των pixels, μπορεί να αναλυθεί ο πίνακας συνεμφάνισης, από τον οποίο εξαγονται στατιστικά στοιχεία υφής 2^{ns} τάξης.

Υπολογισμός του πίνακα συνεμφάνισης:

Για να υπολογιστεί ο πίνακας συνεμφάνισης, πρώτα ορίζεται (ανάλογα με την εκάστοτε εφαρμογή) το «διάνυσμα τοποθέτησης» (displacement vector) σύμφωνα με το οποίο οριοθετείται η περιοχή γειτνίασης του pixel ενδιαφέροντος. Το διάνυσμα τοποθέτησης, όπως αναλύθηκε προηγουμένως, ορίζεται από την απόσταση στην οποία θεωρούμε ότι βρίσκεται το γειτονικό pixel καθώς και από τη διεύθυνση (συνηθέστερα χρησιμοποιείται γωνία 0° , 45° , 90° και 135°).

Ο πίνακας συνεμφάνισης P μιας εικόνας I , είναι ένας $m \times m$ πίνακας (όπου m ο αριθμός των επιπέδων φωτεινότητας που υπάρχουν στην εικόνα) που υπολογίζεται ως εξής: κάθε στοιχείο (i,j) του P προκύπτει ως το άθροισμα των φορών που εμφανίζεται ένα pixel φωτεινότητας i κοντά σε ένα pixel φωτεινότητας j με τη μεταξύ τους εγγύτητα να ορίζεται από το διάνυσμα τοποθέτησης.

Η μαθηματική έκφραση για τον πίνακα συνεμφάνισης P με διάνυσμα τοποθέτησης (dx, dy) είναι:

$$P_{dx,dy}(i, j) = \sum_{r=1}^n \sum_{c=1}^m \begin{cases} 1, & \text{αν } I(r,c)=i \text{ και } I(r+dx, c+dy)=j \\ 0, & \text{Σε κάθε άλλη περίπτωση} \end{cases}$$

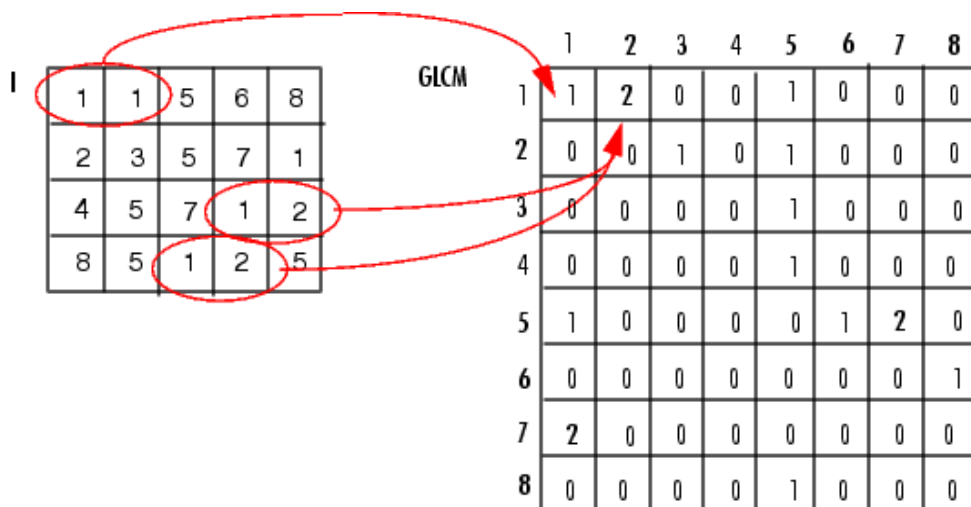
Κάθε στοιχείο του $P_{dx,dy}(i,j)$ με $i,j=1,2,3,4..$ εκφράζει τη συνδυασμένη πιθανότητα του ενδεχόμενου «ένα ζεύγος από διαδοχικά pixels που γειτνιάζουν κατά τη διεύθυνση d, να έχουν τιμές το πρώτο i και το δεύτερο j».

Για την καλύτερη κατανόηση παρατίθεται ένα παράδειγμα υπολογισμού του πίνακα συνεμφάνισης του πίνακα I (Εικόνα 14) [9].

Σύμφωνα με όσα αναφέρθηκαν το στοιχείο (i,j) του προκύπτοντος P εκφράζει τη συχνότητα εμφάνισης ενός ζεύγους pixels με φωτεινότητες i και j αντίστοιχα σύμφωνα με το διάνυσμα τοποθέτησης. Για το παράδειγμα, το διάνυσμα τοποθέτησης έχει τιμή απόστασης ίση με τη μονάδα και γωνία διεύθυνσης 0°.

Για τον υπολογισμό του στοιχείου (1,1) αρκεί να μετρηθεί πόσες φορές εμφανίζεται pixel με τιμή 1 και ακριβώς δίπλα του να υπάρχει επίσης pixel με τιμή 1. Από τον πίνακα I παρατηρούμε ότι αυτό συμβαίνει μία φορά, έτσι η τιμή του (1,1) του P τίθεται ίση με 1.

Με τον ίδιο τρόπο υπολογίζεται και το στοιχείο (1,2) του P. Αρκεί δηλαδή να μετρηθεί πόσες φορές εμφανίζονται στον πίνακα I δύο διαδοχικά pixels κατά την οριζόντια διεύθυνση με τιμές 1 και 2 αντίστοιχα. Από τον πίνακα I προκύπτει ότι αυτό συμβαίνει δύο φορές άρα η τιμή (1,2) του P τίθεται ίση με 2. Για την τιμή του στοιχείου (1,3) παρατηρούμε ότι δεν εμφανίζονται στον πίνακα I διαδοχικά pixels με τιμές 1 και 3, γι'αυτό η τιμή (1,3) του P τίθεται ίση με 0.



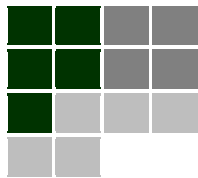
Εικόνα 14: Υπολογισμός του πίνακα συνεμφάνισης

Από το παραπάνω παράδειγμα γίνεται φανερό ότι ο πίνακας P εξαρτάται άμεσα από το διάνυσμα τοποθέτησης και από τον προσανατολισμό της εικόνας. Αν μια από τις δύο αυτές παραμέτρους μεταβληθεί, μεταβάλλεται αντίστοιχα και ο πίνακας συνεμφάνισης.

Ανάλογα με την εφαρμογή, ο πίνακας συνεμφάνισης μπορεί να λαμβάνει υπόψη ή όχι τη σειρά με την οποία εμφανίζονται τα δύο διαδοχικά pixels. Για παράδειγμα, κατά τη μέτρηση της συχνότητας εμφάνισης της τιμής 1 δίπλα στην τιμή 2, ο πίνακας ανάλογα με τις ρυθμίσεις του χρήστη δύναται να υπολογίζει τα ζεύγη (1,2) μόνο, είτε τα ζεύγη (1,2) και (2,1). Στο προηγούμενο παράδειγμα, ο P είναι ευαίσθητος στη σειρά εμφάνισης των τιμών στα pixels. Όταν ο πίνακας συνεμφάνισης αγνοεί τη σειρά εμφάνισης των pixels, είναι **συμμετρικός** ως προς την κύρια διαγώνιό του. Στη συνέχεια παρατίθεται ένα παράδειγμα υπολογισμού ενός τέτοιου πίνακα, με τέσσερα διαφορετικά διανύσματα τοποθέτησης.

Έστω ο πίνακας

A:



Με τιμές:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

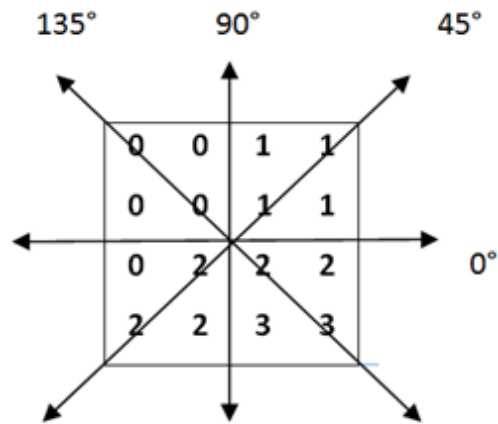
Οι αντίστοιχοι πίνακες συνεμφάνισης για απόσταση 1 pixel και γωνίες 0°, 45°, 90° και 135° είναι:

$$0^\circ \rightarrow P_H = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad 90^\circ \rightarrow P_V = \begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$45^\circ \rightarrow P_{SD} = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad 135^\circ \rightarrow P_{LD} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

Οι παραπάνω πίνακες προκύπτουν ως ακολούθως:

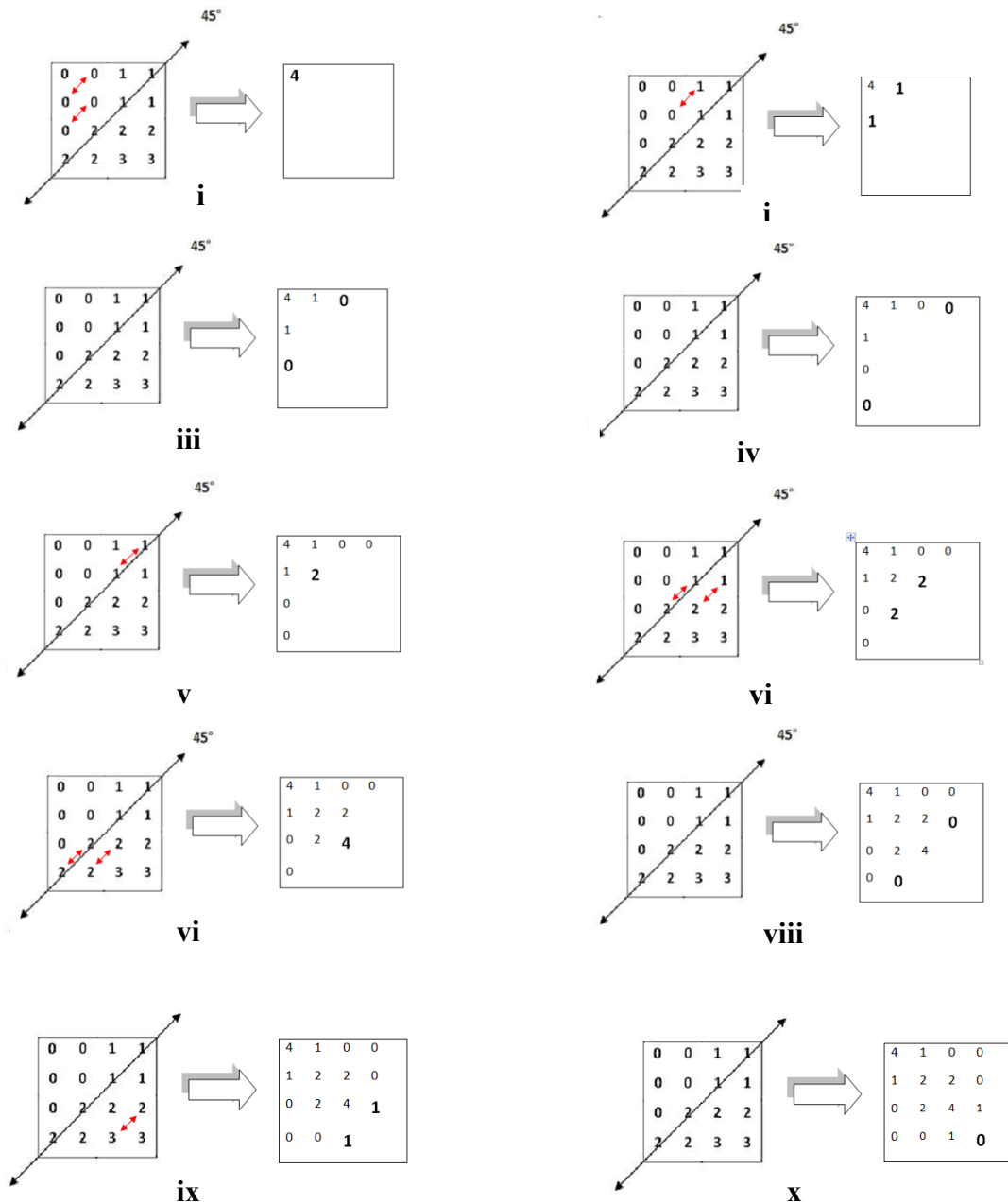
Τα στοιχεία του αρχικού πίνακα A προσπελάζονται προς τις δυο διευθύνσεις μιας γωνίας όπως φαίνεται στην *Εικόνα 15*.



Εικόνα 15: Διευθύνσεις προσπέλασης του Πίνακα Συνεμφάνισης

Συγκεκριμένα ο πίνακας P_{SD} , προκύπτει από τα παρακάτω διαδοχικά βήματα:

- Σύμφωνα με το διάνυσμα τοποθέτησης που ορίστηκε, γειτονικά pixels θεωρούνται εκείνα που έχουν απόσταση 1 και η μεταξύ τους γωνία ισούται με 45° . Επειδή ο πίνακας είναι συμμετρικός, τα στοιχεία προσπελάζονται και ως προς τη διεύθυνση των 45° αλλά και ως προς τη διεύθυνση των 225° . Έτσι, για το στοιχείο (0,0) του αντίστοιχου P, παρατηρούμε δύο ζεύγη γειτονικών pixels με τιμές 0 και 0 αντίστοιχα κατά τη διεύθυνση των 45° και άλλα δύο κατά τη διεύθυνση των 225° . (Εικόνα 16 i).
- Για το στοιχείο (0,1) και (1,0) του P_{SD} παρατηρούμε ότι μόνο ένα ζεύγος pixels με τιμές 0 και 1 αντίστοιχα γειτνιάζουν σύμφωνα με το διάνυσμα τοποθέτησης επομένως η τιμή τους τίθεται ίση με 1 κ.ο.κ.



Εικόνα 16: Σταδιακός υπολογισμός του συμμετρικού πίνακα συνεμφάνισης του A κατά τη διεύθυνση των 45°

Από την Εικόνα 16 παρατηρούμε ότι οι πίνακες συνεμφάνισης που υπολογίζονται κατ'αυτό τον τρόπο είναι συμμετρικοί ως προς τα στοιχεία της κύριας διαγωνίου τους.

2.3.3 Στατιστικά στοιχεία πινάκων συνεμφάνισης

Μετά τον υπολογισμό του πίνακα συνεμφάνισης μιας εικόνας ή μιας περιοχής αυτής ακολουθεί ο χαρακτηρισμός της υφής της μέσω της πληροφορίας που φέρει ο πίνακας. Συγκεκριμένα από την ανάλυση του πίνακα συνεμφάνισης εξάγονται Στατιστικά στοιχεία υφής $2^{\text{ης}}$ τάξης. Στη συνέχεια (Πίνακας 2) παρατίθενται 22 από αυτά τα στοιχεία καθώς και οι εξισώσεις που τα περιγράφουν. Μερικά από τα στοιχεία αυτά, συσχετίζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά υφής όπως η ομοιογένεια και η αντίθεση, με την παρουσία οργανωμένης δομής μέσα στην εικόνα. Άλλα, χαρακτηρίζουν την πολυπλοκότητα και τη φύση των μεταβάσεων των αποχρώσεων που συντελούνται στην εικόνα. Παρόλο που τα στοιχεία αυτά παρέχουν πληροφορία για τα χαρακτηριστικά υφής είναι συνήθως δύσκολο να αναγνωρισθεί ποια ακριβώς χαρακτηριστικά αναπαριστούν [12].

Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής, πρώτα υπολογίζεται ο συμμετρικός πίνακας συνεμφάνισης της υπό εξέταση εικόνας και στη συνέχεια υπολογίζεται ο **κανονικοποιημένος συμμετρικός πίνακας συνεμφάνισης** από όπου και εξάγονται τα χαρακτηριστικά υφής. Τα στοιχεία του κανονικοποιημένου πίνακα $p(i,j)$, προκύπτουν από τη σχέση:

$$p(i, j) = \frac{P(i, j)}{\sum_{i, j=0}^{N-1} P(i, j)}$$

Ουσιαστικά ο κανονικοποιημένος πίνακας δεν περιέχει απλά τιμές αλλά πιθανότητες, υπό την έννοια ότι κάθε του στοιχείο εκφράζει την πιθανότητα εμφάνισης του ζεύγους τιμών (i,j) σύμφωνα με τον τρόπο που ορίζει το διάνυσμα τοποθέτησης. Αυτό συμβαίνει αφού κάθε στοιχείο του p ορίζεται ως το πηλίκο της συχνότητας εμφάνισης του ζεύγους τιμών (i,j) όπως ορίζει το διάνυσμα τοποθέτησης προς το σύνολο των πιθανών συνδυασμών.

Σημειώνεται ότι:

- $p(i,j)$: είναι το (i,j) στοιχείο του κανονικοποιημένου πίνακα συνεμφάνισης
- $p_x(i)$: ο πίνακας που προκύπτει από το άθροισμα των γραμμών του κανονικοποιημένου

πίνακα συνεμφάνισης
$$p_x(i) = \sum_{j=1}^{Ng} p(i, j)$$

- $p_y(i)$: ο πίνακας που προκύπτει από το άθροισμα των στηλών του κανονικοποιημένου

πίνακα συνεμφάνισης
$$p_y(i) = \sum_{i=1}^{Ng} p(i, j)$$

- Ng : ο αριθμός των επιπέδων του γκρι στην εικόνα

- $\mu_x = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} i p(i, j)$ και $\mu_y = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} j p(i, j)$: οι μέσες τιμές των r_x, r_y αντίστοιχα
- $\sigma_x^2 = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - \mu_x)^2 p(i, j)$ και $\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (j - \mu_y)^2 p(i, j)$: οι τυπικές αποκλίσεις των r_x, r_y αντίστοιχα

Στις παρακάτω εξισώσεις ισχύει:

$$\sum_i = \sum_{i=1}^{Ng} \quad \text{και} \quad \sum_j = \sum_{j=1}^{Ng}$$

Πίνακας 2: Στατιστικά Χαρακτηριστικά των Πινάκων Συνεμφάνισης [10],[11],[12]

α/α	Στατιστικό Χαρακτηριστικό GLCM	Μαθηματική Έκφραση
1	Maximum probability	$g_1 = \max \{p(i, j)\}$, για κάθε (i, j)
2	Γωνιακή ροπή 2 ^{ης} τάξης (Angular second moment) ή Ενέργεια (Energy)	$g_2 = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2$
3	Αντίθεση (Contrast)	$g_3 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j)$
4	Συσχέτιση I (Correlation I) (μορφή σύμφωνα με τον Haralick)	$g_4 = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ Όπου μ_x, μ_y, σ_x και σ_y είναι οι μέσες τιμές και οι τυπικές αποκλίσεις των r_x και r_y .
5	Συσχέτιση II (Correlation II) (μορφή σύμφωνα με τον Soh)	$g_5 = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}$ Όπου μ_x, μ_y, σ_x και σ_y είναι οι μέσες τιμές και οι τυπικές αποκλίσεις των r_x και r_y .
6	Autocorrelation	$g_6 = \sum_i \sum_j (ij) p(i, j)$
7	Cluster Shade	$g_7 = \sum_i \sum_j (i - \mu_x + j - \mu_y)^3 p(i, j)$
8	Cluster Prominence	$g_8 = \sum_i \sum_j (i - \mu_x + j - \mu_y)^4 p(i, j)$

9	Dissimilarity	$g_9 = \sum_i \sum_j i - j p(i, j)$
10	Διασπορά (Variance)	$g_{10} = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$
11	Inverse Difference ή Homogeneity	$g_{11} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + i - j } p(i, j)$
12	Inverse Difference normalized ή Homogeneity normalized	$g_{12} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + \frac{ i - j ^2}{Ng^2}} p(i, j)$
13	Inverse Difference Moment	$g_{13} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$
14	Inverse Difference Moment normalized	$g_{14} = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + \frac{(i - j)^2}{Ng^2}} p(i, j)$
15	Εντροπία (Entropy)	$g_{15} = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$
16	Sum Average	$g_{16} = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$
17	Sum Variance	$g_{17} = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - g_{18})^2 p_{x+y}(i)$
18	Sum Entropy	$g_{18} = -\sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log\{p_{x+y}(i)\}$
19	Difference Variance	$g_{19} = \text{variance of } p_{x-y}$
20	Difference Entropy	$g_{20} = -\sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log\{p_{x-y}(i)\}$
21 - 22	Information Measures of Correlation I και II	$g_{21} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX.HY\}}$ $g_{22} = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2}$ $HXY = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$ <p>Όπου HX και HY είναι οι εντροπίες του p_x και του p_y και</p> $HXY1 = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$ $HXY2 = -\sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log\{p_x(i)p_y(j)\}$

2.3.4 Μέτρα ενέργειας υφής του Laws (Laws energy measures)

Μια διαφορετική προσέγγιση στην ανάλυση υφής προτάθηκε από τον K.I.Laws (University of Southern California) το 1980 [13], [14], [15]. Σύμφωνα με αυτή τα χαρακτηριστικά υφής εξάγονται μέσω του υπολογισμού των μέτρων ενέργειας υφής τα οποία ουσιαστικά εξάγονται από ένα σύνολο φίλτρων σχεδιασμένα ώστε να ανιχνεύουν πρωτογενή χαρακτηριστικά μιας εικόνας όπως σημάδια (spots), ακμές (edges) και πτυχώσεις (ripples) σε μια περιοχή. Αναδεικνύουν δηλαδή σημεία με υψηλή ενέργεια υφής. Κάθε φίλτρο ή αλλιώς μάσκα (*mask*) ανταποκρίνεται σε μια συγκεκριμένη ιδιότητα της εικόνας.

Η βασική ιδέα της μεθόδου έγκειται στην εφαρμογή των φίλτρων στην εικόνα και στη συνέχεια στο μετασχηματισμό της σε εικόνα ενέργειας. Ο μετασχηματισμός είναι απλός και απαιτεί μόνο συνελίξεις και τεχνικές μετακίνησης ενός *τελεστή παραθύρου* (*window operator*) [16].

Συνέλιξη

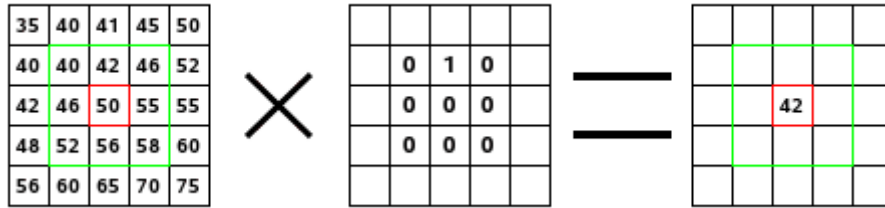
Είναι μια πράξη μεταξύ δύο συναρτήσεων f και g , η οποία παράγει μια τρίτη συνάρτηση που μπορεί να θεωρηθεί ως μια τροποποιημένη εκδοχή μιας εκ των αρχικών συναρτήσεων. Η συνέλιξη συμβολίζεται με $f * g$. Ορίζεται ως το ολοκλήρωμα του γινομένου των δύο συναρτήσεων αφού η μία έχει αναστραφεί και μετατοπιστεί:

$$(f * g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(t-\tau)d\tau = \int_{-\infty}^{\infty} f(t-\tau)g(\tau)d\tau$$

Συνέλιξη εικόνων

Όταν πρόκειται για εικόνες, η βασική ιδέα της συνέλιξης έγκειται στη σάρωση της μιας εικόνας με ένα παράθυρο ορισμένου μεγέθους και σχήματος που ονομάζεται *Πυρήνας Συνέλιξης* (*Convolution Kernel*). Η τιμή του pixel εξόδου είναι το *σταθμισμένο άθροισμα* (*weighted sum*) των pixels εισόδου που βρίσκονται στο παράθυρο ενώ οι συντελεστές βαρύτητας ορίζονται από τις τιμές των pixels του πυρήνα συνέλιξης. Αν ο πυρήνας συνέλιξης είναι $h[j,k]$ και η εικόνα είναι α μεγέθους $M \times N$ τότε η συνέλιξή τους c είναι:

$$c[m,n] = a[m,n] * h[m,n] = \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^{K-1} h[j,k]a[m-j,n-k]$$



Εικόνα 17: Συνέλιξη εικόνων

Μάσκες του Laws

Τα φίλτρα που χρησιμοποιούνται προέρχονται από τρία βασικά διανύσματα, αντιστοιχούν σε ένα Γκαουσιανό φίλτρο και στα δύο πρώτα παράγωγά του, και είναι τα εξής:

$$L3=[1 \ 2 \ 1] \quad (\text{για εξομάλυνση της εικόνας-smooth})$$

$$E3=[-1 \ 0 \ 1] \quad (\text{για ανίχνευση των ακμών-edge detection})$$

$$S3=[-1 \ 2 \ -1] \quad (\text{για ανίχνευση σημάδιών-spots})$$

Τα παραπάνω διανύσματα, συνελισσόμενα με τους εαυτούς τους και μεταξύ τους παράγουν πέντε (1x5) διανύσματα. Καθένα από αυτά συνδέεται με μια ιδιότητα της μικροδομής της εικόνας. Συγκεκριμένα ανιχνεύει μια από τις εξής ιδιότητες: επίπεδο φωτεινότητας (Level), ακμές (edges), σημάδια (Spots), κυματώσεις (Wave) και πτυχώσεις (Ripples). Οι (1x5) μάσκες είναι:

$$L5=[1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1] \quad (\text{επίπεδο φωτεινότητας})$$

$$E5=[-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1] \quad (\text{ακμές})$$

$$S5=[-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1] \quad (\text{σημάδια})$$

$$R5=[1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1] \quad (\text{πτυχώσεις})$$

$$W5=[-1 \ 2 \ 0 \ -2 \ 1] \quad (\text{κυματώσεις})$$

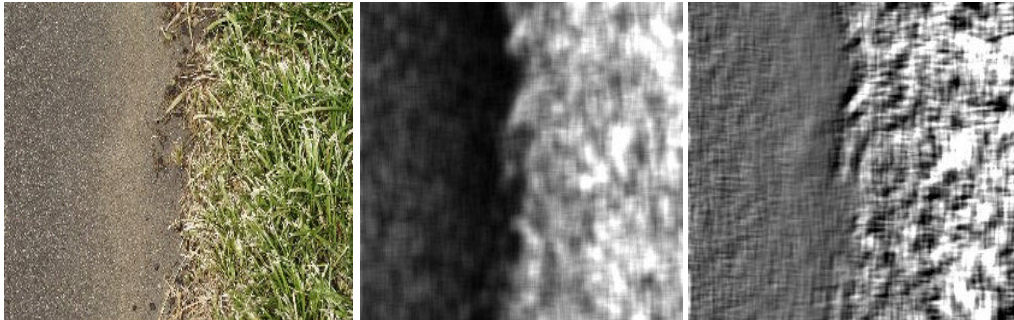
Με την ίδια συλλογιστική οι (1x5) μάσκες που προαναφέρθηκαν συνελισσόμενες παράγουν ένα σύνολο 25 (5x5) μασκών που τελικά εφαρμόζονται στην εικόνα. Οι μάσκες αυτές είναι:

$$\begin{array}{ccccc}
 L5*L5 & E5*L5 & S5*L5 & W5*L5 & R5*L5 \\
 L5*E5 & E5*E5 & S5*E5 & W5*E5 & R5*E5 \\
 L5*S5 & E5*S5 & S5*S5 & W5*S5 & R5*S5 \\
 L5*W5 & E5*W5 & S5*W5 & W5*W5 & R5*W5 \\
 L5*R5 & E5*R5 & S5*R5 & W5*R5 & R5*R5
 \end{array}$$

Όπως είναι φυσικό, και τα χαρακτηριστικά που αναδεικνύονται από τη συνέλιξη της εικόνας με τις 25 παραπάνω μάσκες σχετίζονται άμεσα με εκείνα που αναδεικνύονται με τη συνέλιξη της

εικόνας με τις (1x5) μάσκες που τα δημιούργησαν. Για παράδειγμα, η συνέλιξη της μάσκας E5*L5 αναδεικνύει τις οριζόντιες ακμές ενώ η L5*E5 ανιχνεύει τις κάθετες.

Συμπερασματικά, τα διανύσματα χαρακτηριστικών που προέρχονται από τα μέτρα του Laws παρέχουν καλή χωρική διακριτική ικανότητα, αφού το μέτρο που καθορίζεται είναι πολύ καλά ορισμένο στο χώρο.



Εικόνα 18: Εφαρμογή των δύο φίλτρων του Laws: (α) αρχική εικόνα που απεικονίζει δύο διαφορετικές υφές, (β) εφαρμογή φίλτρου για ανίχνευση ακμών, (γ) εφαρμογή φίλτρου για ανίχνευση σημαδιών

Μέθοδος του Laws

Η προσέγγιση αυτή για χαρακτηρισμό υφής συνίσταται ουσιαστικά σε δύο βήματα [16], [17]:

Στο πρώτο βήμα γίνεται συνέλιξη της αρχικής εικόνας με μία από τις 5x5 μάσκες του Laws. Η συνέλιξη μεγέθους $(2\alpha+1)\times(2\alpha+1)$ της αρχικής εικόνας $I_m(i,j)$ και της μάσκας $A(i,j)$ δίνεται από τον τύπο:

$$F(i, j) = A(i, j) * I(i, j)$$

$$= \sum_{p=-\alpha}^{\alpha} \sum_{l=-\alpha}^{\alpha} A(p, l) I(i + p, j + l)$$

(όπου ο τελεστής * υποδηλώνει τη διδιάστατη συνέλιξη).

Στο δεύτερο βήμα εφαρμόζεται στην φιλτραρισμένη εικόνα ένας *τελεστής τοπικής ενέργειας (local-energy operator)* ως εξής: Αρχικά θεωρούμε ένα pixel στην εικόνα. Ορίζεται ένα παράθυρο k διάστασης το οποίο οριοθετεί μια περιοχή με κέντρο το αρχικό pixel. Στη συνέχεια υπολογίζονται κάποιες τιμές στο εσωτερικό του παραθύρου, οι οποίες συνήθως είναι το άθροισμα των τετραγώνων των τιμών των pixels (squared magnitudes) ή το άθροισμα των απόλυτων τιμών τους (absolute magnitudes). Η *ενέργεια υφής* ουσιαστικά είναι το ποσό της διακύμανσης των τιμών αυτών [16]. Οι τιμές εξαρτώνται από τη μάσκα που χρησιμοποιείται και από το μέγεθος του παραθύρου. Το άθροισμα των τετραγώνων των τιμών εξηγεί και τον όρο

«ενέργεια υφής». Ωστόσο, για λόγους μείωσης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας, συνήθως υπολογίζεται το άθροισμα απόλυτων τιμών ως εξής:

$$E(i, j) = \frac{1}{(2k+1)^2} \sum_{p=i-k}^{i+k} \sum_{l=i-k}^{j+l} |F(p, l)|$$

Στη συνέχεια η τιμή του κεντρικού ριxel αντικαθίσταται από την τιμή που προέκυψε από τον παραπάνω τύπο. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται διαδοχικά μέχρι να καλυφθεί ολόκληρη η εικόνα μετακινώντας το παράθυρο, ώστε να προκύψει η *εικόνα ενέργειας*.

2.4 Αναφορές Κεφαλαίου

- [1] Δ. Γιόβα, Εισαγωγή στη βιοϊατρική και κυτταρική μηχανική, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, 2004
- [2] The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition), by C. H. Chen, L. F. Pau, P. S. P. Wang (eds.), pp. 207-248, World Scientific Publishing Co., 1998.
- [3] Tamura, H., S. Mori, and Y. Yamawaki, "Textural Features Corresponding to Visual Perception," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-8, pp. 460-473, 1978.
- [4] Σ. Κόλλιας, «Επεξεργασία, ανάλυση και τεχνολογία εικόνων-βίντεο», Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, Οκτώβριος 2005.
- [5] Zucker, S. W. and K. Kant, "Multiple-level Representations for Texture Discrimination," In Proceedings of the IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing, pp. 609-614, Dallas, TX, 1981.
- [6] Texture image analysis: Methods and Applications Thematic Session within VIPIMAGE2009 II ECCOMAS Thematic Conference on Computational Vision and Medical Image Processing Porto, Portugal, 14-16 October 2009
- [7] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publ. Co., 1993.
- [8] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, S. L. Eddins, Digital Image Processing Using Matlab. New Jersey: Ed. Pearson Prentice Hall, 2004
- [9] <http://matlab.izmiran.ru/help/toolbox/images/enhanc15.html#29758>
- [10] L. Soh and C. Tsatsoulis, "Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, no. 2, pp. 780-795, 1999.
- [11] D. A. Clausi, "An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization," Can. J. Remote Sensing, vol. 28, no. 1, pp. 45-62, 2002.
- [12] R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," IEEE Transactions on Systems, Man, and cybernetics, Vol. SMC-3, No. 6, November 1973.
- [13] E. R. Davies, "Chapter 1: Introduction to Texture Analysis", Handbook of Texture Analysis, Imperial College Press, 2008
- [14] Bruce A. Maxwell, Stephanie J. Brubaker, "Texture Edge Detection Using the Compass Operator"

- [15] Anke-Meyer Base, "Pattern Recognition for Medical Imaging", Elsevier Academic Press, California, 2004
- [16] K.I.Laws, Texture Image Segmentation, PhD Thesis, University of Southern California, 1980
- [17] S. S. Kumar, L. Ganesan, "Texture Classification Using Wavelet Based Laws Energy Measure," International Journal of Soft Computing 3(4):293-296,2008, Medwell Journals, 2008.

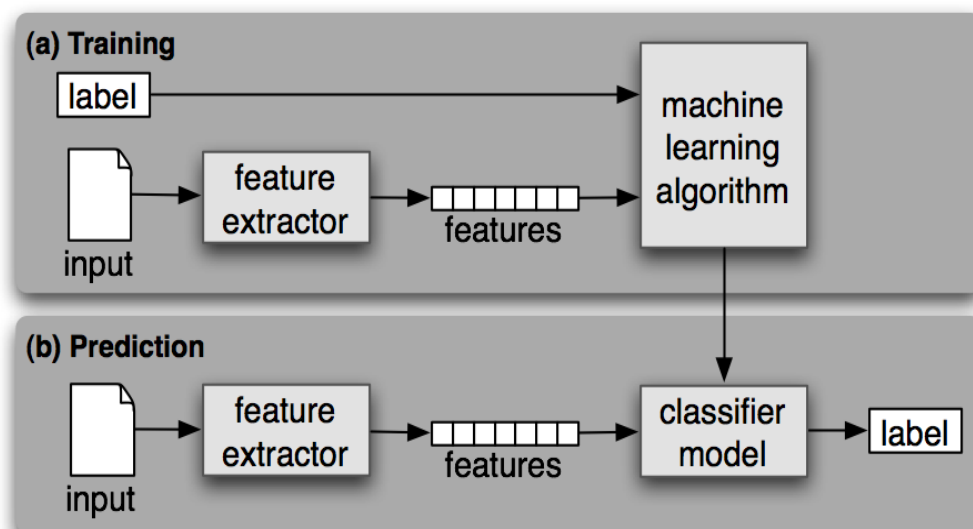
Κεφάλαιο 3 - Αναγνώριση Προτύπων

3.1 Εισαγωγή

Η ευκολία με την οποία αναγνωρίζουμε ένα πρόσωπο, καταλαβαίνουμε και διαβάζουμε λέξεις ή αναγνωρίζουμε αντικείμενα από την αφή ή την οσμή τους ενέχει τις εξαιρετικά πολύπλοκες διαδικασίες που εμπεριέχονται στις ενέργειες *αναγνώρισης προτύπων (Pattern Recognition)* [1]. Επομένως, η αναγνώριση προτύπων συνίσταται στην εξαγωγή συμπεράσματος για την κατηγορία δεδομένων που περιγράφονται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών [2]. Με άλλα λόγια σκοπός είναι η ταξινόμηση των προτύπων σε κατηγορίες (κλάσεις).

Η αναγνώριση/ταξινόμηση προτύπων αποτελεί ένα ιδιαίτερα σύνθετο πρόβλημα για έναν υπολογιστή καθώς η σχέση δεδομένων εισόδου και εξόδου δεν είναι πλήρως καθορισμένη. Επομένως, δεν μπορεί να επιλυθεί με τις κλασσικές προγραμματιστικές τεχνικές. Μια προσέγγιση του προβλήματος ωστόσο είναι η «εκπαίδευση» του υπολογιστή με παραδείγματα, χρησιμοποιώντας δηλαδή ήδη ταξινομημένα πρότυπα. Η διαδικασία αυτή είναι γνωστή ως *Μέθοδος Μάθησης (Learning Methodology)* και τα χρησιμοποιούμενα παραδείγματα ως *Δεδομένα Εκπαίδευσης (Training Data)*.

Στην περίπτωση που τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ζεύγη εισόδου/εξόδου η διαδικασία καλείται *Μάθηση με επίβλεψη (Supervised Learning)*. Η αναγνώριση προτύπων αποτελεί επίσης πρόβλημα *Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning)*, έχει δηλαδή την ικανότητα να βελτιώνεται αυτόματα με την εμπειρία που αποκτά κατά τη διάρκεια της εκτέλεσής της.



Εικόνα 19: (a) Διαδικασία Εκπαίδευσης, (b) Διαδικασία Πρόβλεψης

Πιο συγκεκριμένα το έργο της ταξινόμησης συντελείται σε δύο κύρια στάδια. Στο πρώτο στάδιο αναζητώνται χαρακτηριστικά των εικόνων που τις καθιστούν εύκολα διαχωρίσιμες ώστε να ελαχιστοποιείται η πιθανότητα σφάλματος. Το δεύτερο στάδιο περιλαμβάνει τη σχεδίαση ενός ταξινομητή, ο οποίος εκπαιδεύεται ώστε να «αποφασίζει» για την τελική ταξινόμηση των δεδομένων με γνώμονα τα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από το πρώτο στάδιο.

Στην παρούσα εργασία συγκεκριμένα, όπως υπογραμμίστηκε στο κεφάλαιο 1, στόχος είναι η ταξινόμηση εικόνων ΑΦΒ σε δύο κλάσεις που αφορούν σε περιστατικά καρκίνου και φλεγμονής αντίστοιχα.

Όσο αφορά στο πρώτο στάδιο, τα χαρακτηριστικά αναζητήθηκαν με τις μεθόδους ανάλυσης υφής και εξαγωγής χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν στο κεφάλαιο 2. Το κρίσιμο ζήτημα της *επιλογής των χαρακτηριστικών (Feature Selection)* που συνεισφέρουν περισσότερο στη σωστή ταξινόμηση αναλύεται στη συνέχεια του κεφαλαίου.

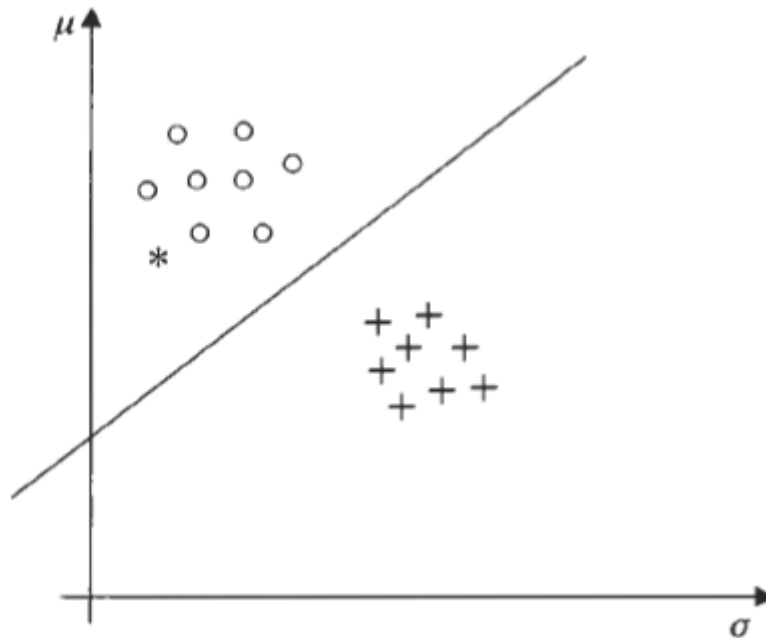
Αναφορικά με το δεύτερο στάδιο, δηλαδή τη σχεδίαση ενός ταξινομητή για ένα σύστημα αναγνώρισης προτύπων, σχεδιάστηκε ένας *Αφελής Ταξινομητής Bayes (Naive Bayes Classifier)* που αναλύεται στη συνέχεια του κεφαλαίου. Η προσέγγιση που θα ακολουθηθεί στηρίζεται σε στοχαστικά επιχειρήματα που απορρέουν από τη στατιστική φύση των χαρακτηριστικών. Αυτό συμβαίνει γιατί τα πρότυπα που εξετάζονται παρουσιάζουν στατιστικές διακυμάνσεις και γιατί επηρεάζονται από την ύπαρξη θορύβου κατά τη διαδικασία μέτρησής τους. Ο ταξινομητής σχεδιάστηκε ώστε να ταξινομεί ένα άγνωστο πρότυπο στην περισσότερο πιθανή κλάση. Επομένως πρέπει στη συνέχεια να ορισθεί τι εννοούμε ως περισσότερο πιθανή κλάση.

Στη συνέχεια του κεφαλαίου αναλύονται αρχικά ορισμένες βασικές έννοιες. Ακολούθως αναλύονται μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών και τέλος περιγράφεται η σχεδίαση και η λειτουργία του Αφελούς Ταξινομητή Bayes.

3.2 Βασικές Έννοιες

Το πρώτο βήμα στην ταξινόμηση των εικόνων είναι η αναζήτηση χαρακτηριστικών που τις καθιστούν διαχωρίσιμες. Για παράδειγμα, για ένα σύνολο εικόνων (και συγκεκριμένα για τις περιοχές ενδιαφέροντος) μπορούν να μετρηθούν χαρακτηριστικά όπως η μέση τιμή φωτεινότητας και η τυπική απόκλιση γύρω από αυτή. Το επόμενο βήμα είναι να ελεγχθεί αν τα χαρακτηριστικά αυτά είναι επαρκή ώστε να διαχωρίζουν με τη μεγαλύτερη δυνατή σαφήνεια τις εικόνες σε κλάσεις. Στην Εικόνα 20 παρουσιάζεται το διάγραμμα των χαρακτηριστικών αυτών. Κάθε σημείο αντιστοιχεί σε μια διαφορετική εικόνα από μια βάση δεδομένων. Είναι φανερό ότι τα σημεία της κλάσης Α τείνουν να κυμαίνονται σε μια διαφορετική περιοχή από εκείνα της κλάσης Β. Η ευθεία γραμμή που σχεδιάστηκε φαίνεται να διαχωρίζει σαφώς τις κλάσεις Α και Β.

Για να ταξινομηθεί μια νέα εικόνα της οποίας η κλάση δεν είναι γνωστή είναι λογικό να μετρηθούν η μέση τιμή φωτεινότητας και η τυπική απόκλιση και στη συνέχεια να απεικονιστεί μέσω αυτών στο προηγούμενο διάγραμμα (η νέα εικόνα συμβολίζεται με τον αστερίσκο). Από την Εικόνα 20 γίνεται φανερό ότι η νέα εικόνα είναι πιο πιθανό να ανήκει στην κλάση Α.



Εικόνα 20: Απεικόνιση δειγμάτων σε διάγραμμα μέσης τιμής-τυπικής απόκλισης

Το παραπάνω παράδειγμα ταξινόμησης αναδεικνύει το σκεπτικό που υπεισέρχεται σε πολλά προβλήματα ταξινόμησης. Τα μέτρα που υπολογίζονται (μέση τιμή και τυπική απόκλιση για το παράδειγμα) αποτελούν τα *χαρακτηριστικά (features)* που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση, ενώ μαζί σχηματίζουν ένα *διάνυσμα χαρακτηριστικών (feature vector)*. Στη γενική περίπτωση, k -χαρακτηριστικά: $x_i, i=1,2,\dots,k$ σχηματίζουν το διάνυσμα χαρακτηριστικών $\bar{x} = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$.

Η ευθεία γραμμή που σχεδιάστηκε στην Εικόνα 20 είναι γνωστή ως *ευθεία απόφασης (decision line)*, και αποτελεί τον ταξινομητή δηλαδή έχει ως ρόλο το διαχωρισμό του χώρου σε περιοχές που αντιστοιχούν στις κλάσεις Α και Β. Έτσι αν ένα σημείο που αντιστοιχεί σε μια εικόνα απεικονίζεται πάνω από τη γραμμή απόφασης τότε η εικόνα φαίνεται να ανήκει στην κλάση Α ενώ αν σχεδιάζεται κάτω από τη γραμμή απόφασης φαίνεται να ανήκει στην κλάση Β. Ωστόσο η απόφαση αυτή δεν είναι απαραίτητως σωστή. Στην περίπτωση που η απόφαση δεν είναι σωστή, παρουσιάζεται σφάλμα ταξινόμησης.

Στο προηγούμενο παράδειγμα, προκειμένου να σχεδιαστεί η γραμμή απόφασης που παίζει το ρόλο του ταξινομητή και να ταξινομηθεί το νέο περιστατικό (συμβολισμός με αστερίσκο) στην κλάση Α, χρησιμοποιήθηκαν εικόνες των οποίων η κλάση ήταν εκ των προτέρων γνωστή. Τα

διανύσματα χαρακτηριστικών που είναι γνωστό σε ποια κλάση ανήκουν και χρησιμοποιούνται για τη σχεδίαση του ταξινομητή είναι γνωστά ως *διανύσματα εκπαίδευσης (training vectors)*.

Στην πραγματικότητα, το έργο της ταξινόμησης αναλαμβάνουν κατάλληλα εκπαιδευμένοι ταξινομητές που ορίζονται ακριβέστερα στη συνέχεια. Η διαδικασία της ταξινόμησης μπορεί να συνοψισθεί στο εξής:

Πρόκειται για μια αντιστοίχιση ενός συνόλου μεταβλητών εισόδου x_1, x_2, \dots, x_k , που αναπαριστούν τα διανύσματα χαρακτηριστικών, σε ένα σύνολο μεταβλητών εξόδου y_1, y_2, \dots, y_m , που αναπαριστά το σύνολο των m κλάσεων. Στην πράξη η αντιστοίχιση αυτή δεν είναι εφικτή χωρίς τη βοήθεια ενός συνόλου παραδειγμάτων, δηλαδή εικόνων των οποίων η κλάση είναι γνωστή. Εν συνεχεία, η αντιστοίχιση αυτή μοντελοποιείται με όρους μαθηματικής συνάρτησης, που περιλαμβάνει έναν αριθμό προσαρμόσιμων παραμέτρων, οι τιμές των οποίων καθορίζονται με βάση το σύνολο παραδειγμάτων που προαναφέρθηκε, δηλαδή τα διανύσματα εκπαίδευσης. Οι συναρτήσεις αυτές μπορούν να γραφούν:

$$y_k = y_k(x, w)$$

όπου w οι προσαρμόσιμες παράμετροι.

Ο ταξινομητής ουσιαστικά μπορεί να θεωρηθεί ως μια επιλογή των συναρτήσεων y_k . Στην περίπτωση αυτή, οι παράμετροι w είναι συνήθως γνωστές ως *συντελεστές βάρους (weights)*.

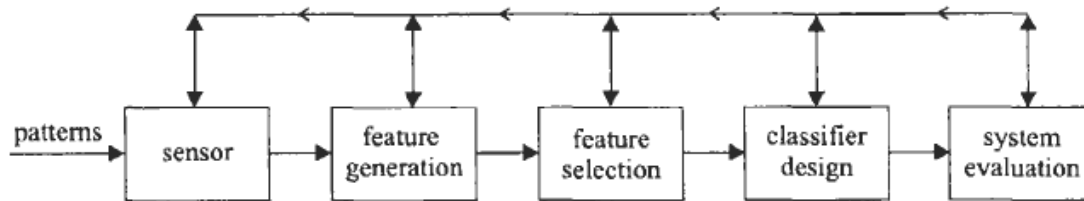
Η σημασία του ταξινομητή έγκειται στον ορισμό ενός ισχυρού και γενικού πλαισίου για την αναπαράσταση αντιστοιχίσεων ενός αριθμού μεταβλητών εισόδου σε έναν αριθμό μεταβλητών εξόδου, με την αντιστοίχιση αυτή να ορίζεται από τα διανύσματα εκπαίδευσης. Η διαδικασία καθορισμού των τιμών των διανυσμάτων αυτών με βάση το σύνολο δεδομένων είναι γνωστή ως διαδικασία εκπαίδευσης (learning) του δικτύου. Επομένως ένας ταξινομητής μπορεί να θεωρηθεί ως μια επιλογή συναρτήσεων για τη ζητούμενη αντιστοίχιση μαζί με ένα σύνολο διαδικασιών για τη βελτιστοποίηση των διανυσμάτων εκπαίδευσης.

Αφού ορίστηκαν οι βασικές έννοιες, ανακύπτουν ορισμένα κρίσιμα ερωτήματα:

- Πώς επιλέγονται τα χαρακτηριστικά; Η απάντηση σε αυτό δεν είναι προφανής. Η επιλογή αυτή άπτεται άμεσα του εκάστοτε προβλήματος.
- Ποιος είναι ο καταλληλότερος αριθμός k των χαρακτηριστικών που θα χρησιμοποιηθούν; Και σε αυτή την περίπτωση υπάρχει εξάρτηση από το ίδιο το πρόβλημα. Στην πραγματικότητα υπολογίζεται ένας μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών και τελικά υιοθετείται μόνο ένα μέρος τους.
- Έπειτα από την επιλογή των χαρακτηριστικών, πώς γίνεται η σχεδίαση του ταξινομητή; Στο προηγούμενο παράδειγμα η σχεδίαση έγινε εμπειρικά με κριτήριο να είναι οπτικά

σωστή η ταξινόμηση. Στην πράξη ο σχεδιασμός γίνεται με γνώμονα κάποιο κριτήριο βελτιστοποίησης.

Στην *Εικόνα 21* απεικονίζεται η διαδικασία ταξινόμησης. Αρχικά υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά, στη συνέχεια επιλέγεται κατάλληλος αριθμός αυτών. Ακολουθεί η σχεδίαση του ταξινομητή και τέλος γίνεται αποτίμηση του συστήματος προκειμένου να ελεγχθεί ο ρυθμός του σφάλματος ταξινόμησης.



Εικόνα 21: Διαδικασία ταξινόμησης.

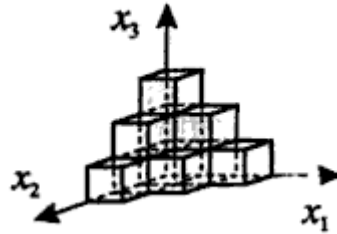
3.3 Επιλογή Χαρακτηριστικών (Feature Selection)

Στην προηγούμενη ενότητα αναφέρθηκε ότι ο ταξινομητής εκμεταλλεύεται τα χαρακτηριστικά εκείνα που καθιστούν τα δεδομένα εισόδου διαχωρίσιμα μεταξύ τους ώστε να κατανεμηθούν μετέπειτα στις αντίστοιχες κλάσεις. Φαίνεται επομένως εύλογη η σκέψη ότι όσο περισσότερα χαρακτηριστικά έχει στη διάθεσή του ο ταξινομητής τόσο καλύτερη θα είναι η επίδοσή του. Στην πραγματικότητα, αύξηση του αριθμού των χαρακτηριστικών πάνω από ένα όριο ενδέχεται να οδηγήσει σε μείωση της απόδοσης του ταξινομητή. Υπάρχουν περισσότεροι από ένας λόγοι που επιβάλλουν τη μείωση των χαρακτηριστικών. Δεδομένου ότι τα χαρακτηριστικά δεν μπορεί να είναι όσα παράγονται καθώς αυτά ενδέχεται να είναι της τάξης των δεκάδων ή και εκατοντάδων, η επιλογή των καταλληλότερων από αυτά είναι ζωτικής σημασίας για την απόδοση του ταξινομητή.

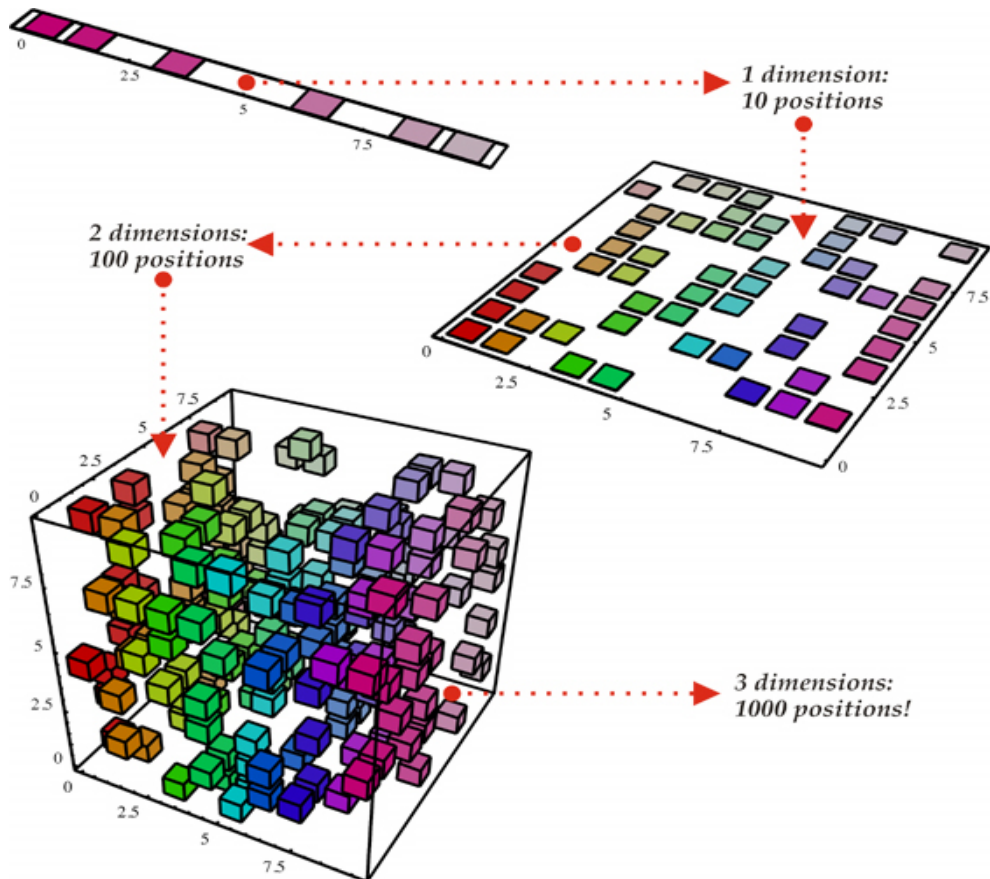
Ο πρώτος λόγος είναι ο προφανής και αφορά στην αύξηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας όσο αυξάνεται ο αριθμός των χαρακτηριστικών.

Ένας ακόμα λόγος σχετίζεται με ένα μείζονος σημασίας πρόβλημα για τη σχεδίαση ταξινομητών, γνωστό ως «κατάρτα της διαστασιμότητας» (curse of dimensionality). Το πρόβλημα αυτό αφορά στην εκθετική αύξηση των απαιτούμενων τιμών εκπαίδευσης όσο αυξάνει ο αριθμός των διαστάσεων του προβλήματος (δηλαδή ο αριθμός των χρησιμοποιούμενων χαρακτηριστικών). Στο παράδειγμα που φαίνεται στην *Εικόνα 20* οι διαστάσεις είναι $d=2$ (δύο χαρακτηριστικά: μέση τιμή και τυπική απόκλιση) ενώ στην *Εικόνα 22* φαίνεται ένα πρόβλημα με $d=3$. Πιο συγκεκριμένα, στην *Εικόνα 23* φαίνεται ότι για να προκύψει η ίδια πυκνότητα τιμών

δεδομένων στους άξονες, για $d=1$ αρκούν 10 σημεία ενώ για $d=2$ και $d=3$ απαιτούνται 100 και 1000 σημεία αντίστοιχα κ.ο.κ. Στη συνήθη περίπτωση οι τιμές εκπαίδευσης που ο σχεδιαστής έχει στη διάθεσή του είναι λίγες. Επομένως αυξάνοντας τις διαστάσεις συνακόλουθα τα σημεία στο χώρο εισόδου κατανέμονται αραιά με αποτέλεσμα τη φτωχή απεικόνιση της αντιστοίχισης στις μεταβλητές εξόδου.



Εικόνα 22: Χώρος μεταβλητών εισόδου με τρεις διαστάσεις



Εικόνα 23: Η «κατάρρα της διαστασιμότητας» (*Curse of Dimensionality*)

Επιπροσθέτως, παρόλο που δύο χαρακτηριστικά μπορεί να φέρουν σημαντική πληροφορία για την ταξινόμηση όταν μελετώνται ξεχωριστά, συνδυαζόμενα μπορεί να αποδίδουν μικρό κέρδος

εξαιτίας της μεγάλης μεταξύ τους συσχέτισης. Ως αποτέλεσμα προκύπτει η αύξηση της πολυπλοκότητας χωρίς αντίστοιχη αύξηση του κέρδους.

Ένας μείζονος σημασίας λόγος σχετίζεται με τις ικανότητες γενίκευσης που πρέπει να έχει ένας ταξινομητής. Κρίσιμη παράμετρος στη σχεδίαση ενός ταξινομητή είναι το μέγεθός του. Το μέγεθος αυτό δεν μπορεί να είναι οσοδήποτε μεγάλο καθώς αυτό επιδρά αρνητικά στις ικανότητες γενίκευσής του δηλαδή στον τρόπο που αντιμετωπίζει νέα δεδομένα πέρα από αυτά που χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία εκπαίδευσής του. Με άλλα λόγια όσο το μέγεθος αυξάνεται ο ταξινομητής τείνει να προσαρμόζεται στην ιδιοσυγκρασία των τιμών που χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευσή του με αποτέλεσμα την αύξηση του σφάλματος ταξινόμησης των νέων δεδομένων που του παρέχονται για ταξινόμηση. Θεωρώντας N τον αριθμό των προτύπων εκπαίδευσης του ταξινομητή και K τον αριθμό των ελεύθερων παραμέτρων ταξινόμησης, τότε όσο μεγαλύτερος είναι ο λόγος N/K τόσο καλύτερη είναι η ικανότητα γενίκευσης του ταξινομητή. Ο μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών μπορεί ευθέως να μεταφραστεί ως αντίστοιχη αύξηση του K . Γίνεται επομένως φανερό ότι για πεπερασμένο και συνήθως μικρό N , η ελαχιστοποίηση του αριθμού των χαρακτηριστικών εναρμονίζεται ακριβώς με την επιδίωξη σχεδίασης ενός ταξινομητή με υψηλές ικανότητες γενίκευσης. Επιπρόσθετα, το πρόβλημα της διαστασιμότητας επηρεάζει τη σχεδίαση και από μια άλλη σκοπιά. Ένα σημαντικό βήμα στη σχεδίαση ενός ταξινομητή είναι η αποτίμηση της λειτουργίας του όπου εκτιμάται η πιθανότητα εσφαλμένης ταξινόμησης, η οποία βελτιώνεται όσο αυξάνεται ο λόγος N/d .

Έπειτα από τα παραπάνω μπορούμε να συνοψίσουμε το σκοπό της διαδικασίας της επιλογής χαρακτηριστικών ή μείωσης (reduction) ως εξής: «Δεδομένου ενός αριθμού χαρακτηριστικών, πώς μπορεί κάποιος να επιλέξει τα πιο σημαντικά από αυτά ώστε να μειώσει τον αριθμό τους και συγχρόνως να διατηρήσει όσο το δυνατόν καλύτερα τη διακριτική πληροφορία που φέρουν». Η διαδικασία αυτή είναι ζωτικής σημασίας καθώς αν επιλεγούν χαρακτηριστικά μικρής διακριτικής ικανότητας η απόδοση του ταξινομητή δεν θα είναι ικανοποιητική, αν όμως επιλεγούν χαρακτηριστικά με αξιόλογη διακριτική ικανότητα το κέρδος πολυπλοκότητας του ταξινομητή μπορεί να γίνει σημαντικά μεγάλο. Με μια πιο ποσοτική περιγραφή, σκοπός είναι η επιλογή χαρακτηριστικών με μεγάλη απόσταση μεταξύ διαφορετικών κλάσεων αλλά μικρή διακύμανση στο εσωτερικό μιας κλάσης. Αυτό σημαίνει ότι επιδιώκουμε τα χαρακτηριστικά να παίρνουν απομακρυσμένες τιμές όταν ανήκουν σε διαφορετικές κλάσεις αλλά κοντινές όταν βρίσκονται στην ίδια κλάση. Με το σκεπτικό αυτό υιοθετούνται πολλά διαφορετικά σενάρια. Ένα από αυτά είναι να εξετάσουμε τα χαρακτηριστικά ξεχωριστά και να απορρίψουμε εκείνα που παρουσιάζουν μικρή διακριτική ικανότητα. Μια καλύτερη εναλλακτική είναι να τα εξετάσουμε σε συνδυασμούς. Μερικές φορές η εφαρμογή ενός γραμμικού ή μη μετασχηματισμού σε ένα χαρακτηριστικό μπορεί να οδηγήσει σε ένα νέο με καλύτερη διακριτική ικανότητα.

3.3.1 Επιλογή χαρακτηριστικών βασισμένη σε έλεγχο στατιστικών υποθέσεων (Statistical Hypothesis Testing)

Το πρώτο βήμα για την επιλογή χαρακτηριστικών είναι η εξέταση του καθενός ξεχωριστά ως προς τη διακριτική του ικανότητα [3]. Παρόλο που η μέθοδος αυτή δεν είναι η βέλτιστη ωστόσο είναι χρήσιμη για μια πρώτη διαλογή και απόρριψη των εύκολα αναγνωρίσιμων ακατάλληλων χαρακτηριστικών. Έτσι οι περισσότερες εξεζητημένες διαδικασίες εφαρμόζονται στη συνέχεια ώστε να αποφεύγεται η περιττή υπολογιστική επιβάρυνση.

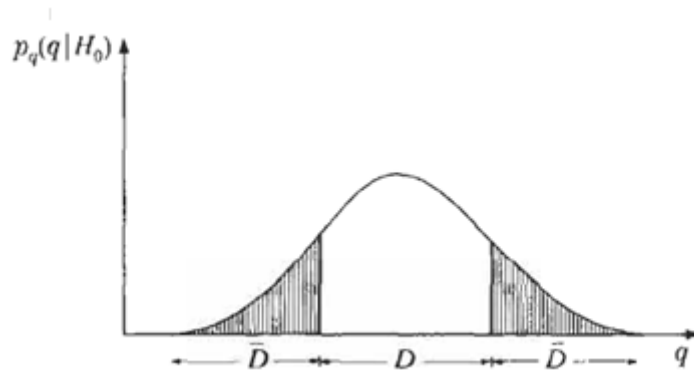
Έστω x η τυχαία μεταβλητή που αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό. Θα προσπαθήσουμε να ερευνήσουμε αν οι τιμές που παίρνει για τις διαφορετικές κλάσεις έστω ω_1 , ω_2 διαφέρουν σημαντικά. Για να δώσουμε την απάντηση σε αυτό το ερώτημα θα διατυπώσουμε το πρόβλημα ως περιεχόμενο ενός *τεστ στατιστικών υποθέσεων (statistical hypothesis testing)*. Συγκεκριμένα θα προσπαθήσουμε να απαντήσουμε ποια από τις ακόλουθες υποθέσεις είναι σωστή:

H_1 : οι τιμές του χαρακτηριστικού διαφέρουν σημαντικά

H_0 : οι τιμές του χαρακτηριστικού δεν διαφέρουν σημαντικά

Η υπόθεση H_0 είναι γνωστή ως *μηδενική υπόθεση (null hypothesis)* και η H_1 σαν *εναλλακτική υπόθεση (alternative hypothesis)*. Η απόφαση λαμβάνεται βάσει πειραματικών ενδείξεων που υποστηρίζουν την απόρριψη ή όχι της υπόθεσης H_0 . Αυτό επιτυγχάνεται με εκμετάλλευση της στατιστικής πληροφορίας και προφανώς οποιαδήποτε απόφαση υπόκειται σε πιθανότητα σφάλματος.

Έστω q ένα δείγμα ενός εξεταζόμενου χαρακτηριστικού. Ορίζεται ως D το διάστημα όπου το q έχει μεγάλη πιθανότητα να επιβεβαιώνει την υπόθεση H_0 και \bar{D} το συμπληρωματικό του δηλαδή το διάστημα όπου με μικρή πιθανότητα το q επιβεβαιώνει την υπόθεση H_0 (Εικόνα 24). Αν η τιμή του q που προκύπτει από τα διαθέσιμα δείγματα x_i βρίσκεται στο διάστημα D δεχόμαστε την υπόθεση H_0 ενώ αν βρίσκεται στο διάστημα \bar{D} την απορρίπτουμε. Το διάστημα D είναι γνωστό ως *διάστημα αποδοχής (acceptance interval)* ενώ το \bar{D} είναι γνωστό ως *κρίσιμο διάστημα (critical interval)*. Η μεταβλητή q είναι γνωστή ως *test statistic*. Στο σημείο αυτό είναι εύλογο το ερώτημα ποια είναι η πιθανότητα λήψης εσφαλμένης απόφασης. Έστω ότι η υπόθεση H_0 είναι αληθής. Τότε η πιθανότητα σφάλματος στην απόφαση είναι $P(q \in \bar{D} | H_0) \rightarrow p$. Στην πράξη η τιμή του p , που καλείται *επίπεδο σημαντικότητας (significance level)*, προεπιλέγεται. Συνήθεις τιμές για το p είναι $p=0.05$, $p=0.005$, $p=0.001$. Διαφορετικά εκφράζεται ως ποσοστό π.χ. $p=5\%$.



Εικόνα 24: Διάστημα αποδοχής και κρίσιμο διάστημα για ένα τεστ στατιστικών υποθέσεων. Η σκιασμένη περιοχή είναι η πιθανότητα εσφαλμένης απόφασης

Student's t-test

Το Student's t-test [4] έγκειται στη σύγκριση του μηδενός με τη διαφορά $\mu_1 - \mu_2$ μεταξύ των μέσων τιμών ενός χαρακτηριστικού σε δύο κλάσεις. Έστω x_i , όπου $i=1,2,\dots,N$, τα δείγματα του χαρακτηριστικού στην κλάση ω_1 με μέση τιμή μ_1 . Κατ'αντιστοιχία έχουμε τα δείγματα y_i για την κλάση ω_2 με μέση τιμή μ_2 . Υποθέτουμε ότι η διακύμανση των τιμών του χαρακτηριστικού είναι ίδια και στις δύο κλάσεις. Για να αποφασίσουμε για την εγγύτητα των δύο μέσων τιμών θα εξετάσουμε την υπόθεση:

$$H_1: \Delta_\mu = \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

$$H_0: \Delta_\mu = \mu_1 - \mu_2 = 0$$

Στην περίπτωση που οι δύο μέσες τιμές διαφέρουν σημαντικά, τότε το εξεταζόμενο χαρακτηριστικό επιλέγεται για τη σχεδίαση του ταξινομητή. Η μέγιστη πιθανότητα σφάλματος όπως προαναφέρθηκε είναι ίση με το επίπεδο σημαντικότητας που έχει προεπιλεγεί.

Ο τύπος που υλοποιεί το Student's T-test είναι ο εξής:

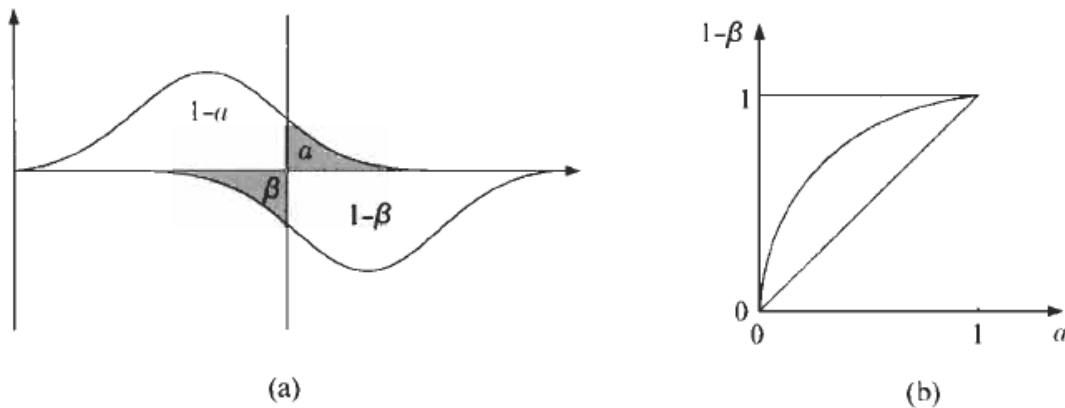
$$t = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}}$$

όπου μ_1, μ_2 οι μέσες τιμές των δύο κλάσεων και s_1, s_2 οι αντίστοιχες τυπικές αποκλίσεις. N_1, N_2 είναι το πλήθος των δειγμάτων x_i και y_i .

Αφού υπολογιστεί η τιμή t , εντοπίζεται από τους σχετικούς πίνακες της κατανομής Student η κρίσιμη τιμή t_{crit} με βάση το επίπεδο σημαντικότητας α που έχει επιλεγεί. Αν $t > t_{crit}$ τότε απορρίπτεται η υπόθεση H_0 και αποδεχόμαστε την H_1 , καταλήγουμε δηλαδή ότι τα δείγματα διαφέρουν σημαντικά. Αν αντιθέτως $t < t_{crit}$ τότε ισχύει η υπόθεση H_0 και συμπεραίνουμε ότι το εξεταζόμενο χαρακτηριστικό δεν έχει καλή ικανότητα κατηγοριοποίησης.

3.3.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών με χρήση των καμπυλών ROC

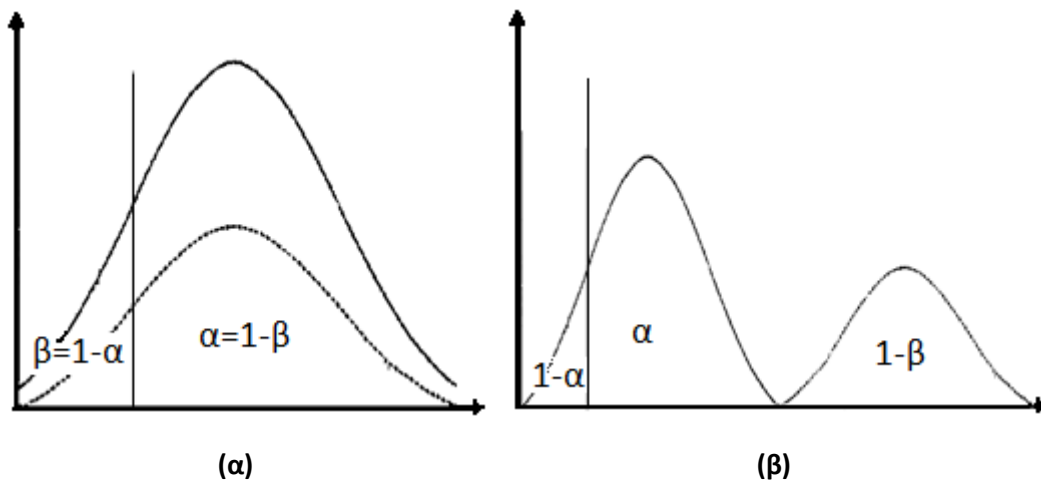
Ο στατιστικός έλεγχος που βασίζεται στην εφαρμογή του Student's t-test προσφέρει ένδειξη σχετικά με τη διαφορά μέσων τιμών ενός μόνο χαρακτηριστικού σε διαφορετικές κλάσεις. Αν και αυτή αποτελεί μια χρήσιμη πληροφορία για την απόρριψη χαρακτηριστικών (όταν δηλαδή οι μέσες τιμές τους δεν διαφέρουν πολύ) ωστόσο δεν αποτελεί επαρκή ένδειξη για να πιστοποιήσει την ικανότητα διαχωρισμού των χαρακτηριστικών που τελικά περνούν το τεστ. Οι μέσες τιμές μπορεί να διαφέρουν σημαντικά αλλά η διασπορά γύρω από τη μέση τιμή μπορεί να είναι τόσο μεγάλη ώστε να αμβλύνει την ικανότητα διάκρισης. Ενδέχεται δηλαδή κάποια χαρακτηριστικά παρόλο που περνούν το Student's t-test να παρουσιάζουν μεγάλη αλληλοεπικάλυψη (*overlap*) με αποτέλεσμα τον εσφαλμένο διαχωρισμό των δεδομένων. Κρίνεται λοιπόν σκόπιμο να εξετασθούν τεχνικές που παρέχουν πληροφορία σχετικά με την αλληλοεπικάλυψη των κλάσεων.



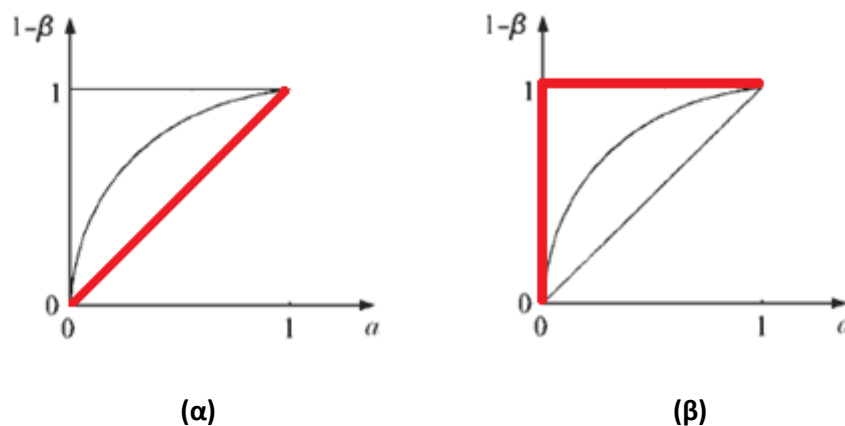
Εικόνα 25: παράδειγμα (α) επικαλυπτόμενων συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας του ίδιου χαρακτηριστικού σε δύο κλάσεις (β) η προκύπτουσα καμπύλη ROC

Στην Εικόνα 25 παρουσιάζεται ένα παράδειγμα δύο επικαλυπτόμενων συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας, που περιγράφουν την κατανομή ενός χαρακτηριστικού στις δύο κλάσεις, καθώς και ένα κατώφλι. Η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας που βρίσκεται στα δεξιά της Εικόνας 25(α) παρουσιάζεται ανεστραμμένη για λόγους καλύτερης παρουσίασης. Θεωρούμε ότι οι τιμές που βρίσκονται στα αριστερά του κατωφλίου ανήκουν στην κλάση ω_1 ενώ στα δεξιά στην ω_2 . Από την εικόνα είναι εμφανές ότι η απόφαση αυτή ενέχει μια πιθανότητα σφάλματος ίση με α για την κλάση ω_1 και είναι ίση με τη σκιασμένη περιοχή κάτω από την αντίστοιχη καμπύλη, ενώ η πιθανότητα σωστής απόφασης ισούται με $1-\alpha$ (τμήμα στα αριστερά του κατωφλίου). Αντίστοιχα για την κλάση ω_2 η πιθανότητα σφάλματος είναι ίση με β , ενώ η πιθανότητα σωστής απόφασης ισούται με $1-\beta$. Μετακινώντας το κατώφλι, οι τιμές α και β

μεταβάλλονται. Θεωρούμε δύο ακραίες περιπτώσεις: την περίπτωση της πλήρους επικάλυψης των δύο κλάσεων και την περίπτωση οι δύο κλάσεις να είναι απόλυτα διαχωρισμένες.



Εικόνα 26: (α) Περίπτωση πλήρους επικάλυψης (β) Περίπτωση πλήρους διαχωρισμού



Εικόνα 27: Καμπύλες ROC για την περίπτωση (α)πλήρους επικάλυψης (β)πλήρους διαχωρισμού

Περίπτωση πλήρους επικάλυψης

Για την περίπτωση αυτή όπως φαίνεται και από την Εικόνα 26(α), αν μετακινήσουμε το κατώφλι σε οποιοδήποτε σημείο προκύπτει ότι $\alpha=1-\beta$. Η σχέση αυτή παριστάνεται με μια ευθεία που διέρχεται από την αρχή των αξόνων (με άξονες τους α και $1-\beta$) και αντιστοιχεί στην ευθεία που απεικονίζεται στην Εικόνα 27(α) (καμπύλη ROC). Αξιοσημείωτο είναι ότι καθώς οι δύο καμπύλες που αντιστοιχούν στις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας απομακρύνονται η μια από την άλλη, η καμπύλη ROC να αρχίζει να αποκλίνει από την ευθεία όπως φαίνεται στην Εικόνα 25(b). Συμπερασματικά, όσο μικρότερη είναι η επικάλυψη των κλάσεων, τόσο μεγαλύτερο είναι το εμβαδό που περικλείεται ανάμεσα στην αντίστοιχη ROC καμπύλη και την ευθεία.

Περίπτωση πλήρους διαχωρισμού

Σε αυτή την ακραία περίπτωση, στην Εικόνα 26(β) παρατηρείται ότι μετακινώντας το κατώφλι σε οποιοδήποτε σημείο του διαστήματος τιμών του α , δηλαδή στο διάστημα $[0,1]$ η τιμή του $1-\beta$ παραμένει σταθερή και ίση με τη μονάδα. Επομένως η καμπύλη ROC σε αυτή την περίπτωση αντιστοιχεί σε μια καμπύλη από 0 έως 1 στον άξονα $1-\beta$ και από 0 έως 1 στον άξονα α . όπως φαίνεται στην Εικόνα 27(b). Σε αυτή την περίπτωση το εμβαδό που περικλείεται από την καμπύλη roc και την ευθεία που διέρχεται από την αρχή των αξόνων (δηλαδή το εμβαδό του άνω τριγώνου που φαίνεται στην εικόνα 25(b)) ισούται με $1/2$.

Επομένως, από τις δύο περιπτώσεις που αναλύθηκαν προκύπτει το συμπέρασμα ότι το εμβαδό που περικλείεται ανάμεσα στη ROC καμπύλη και την ευθεία παίρνει τιμές από 0 (για την περίπτωση πλήρους επικάλυψης) έως $1/2$ (για την περίπτωση πλήρους διαχωρισμού). Το εμβαδό αυτό (*Area Under ROC Curve - AUC*) αποτελεί ουσιαστικά το μέτρο της διαχωρισιμότητας του συγκεκριμένου χαρακτηριστικού. Προφανώς μεγαλύτερο μέτρο αντιστοιχεί σε μεγαλύτερη διαχωρισιμότητα.

Στην πράξη, η καμπύλη ROC μπορεί εύκολα να σχεδιασθεί, μετακινώντας το κατώφλι και μετρώντας τα ποσοστά σωστής και εσφαλμένης ταξινόμησης για τα διαθέσιμα διανύσματα χαρακτηριστικών.

3.3.3 Έλεγχος Ετεροσυσχέτισης Χαρακτηριστικών

Στις μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν νωρίτερα, τα χαρακτηριστικά εξετάζονται μεμονωμένα. Τέτοιες τεχνικές υπερτερούν από άποψη υπολογιστικής πολυπλοκότητας ωστόσο δεν λαμβάνουν υπόψη την ετεροσυσχέτιση που μπορεί να υπάρχει μεταξύ των εξεταζόμενων χαρακτηριστικών. Η ετεροσυσχέτιση των χαρακτηριστικών όπως ήδη αναφέρθηκε αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα στην απόδοση ενός ταξινομητή. Η χρήση δηλαδή χαρακτηριστικών που έχουν μεγάλη ετεροσυσχέτιση αφενός αυξάνει το μέγεθος του ταξινομητή χωρίς όμως αντίστοιχο κέρδος της απόδοσής του, αφετέρου επιδρά αρνητικά στις ιδιότητες γενίκευσής του.

Στην ενότητα αυτή αναλύονται κάποιες ad hoc τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών που συνυπολογίζουν την ικανότητα διαχωρισιμότητας των χαρακτηριστικών αλλά και τη μεταξύ τους ετεροσυσχέτιση.

Πιο συγκεκριμένα, έστω ότι έχουμε k χαρακτηριστικά και n πρότυπα. Έστω επίσης ότι x_{nk} , όπου $n=1,2,\dots,N$ και $k=1,2,\dots,K$ το k -στό χαρακτηριστικό του n -οστού προτύπου. Ο συντελεστής ετεροσυσχέτισης μεταξύ οποιωνδήποτε δύο εξ αυτών είναι:

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N x_{ni} x_{nj}}{\sqrt{\sum_{n=1}^N x_{ni}^2 \sum_{n=1}^N x_{nj}^2}}$$

Η διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

- Επιλέγεται ένα κριτήριο διαχωρισιμότητας κλάσεων, έστω C , και υπολογίζονται οι τιμές του για όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά x_k , $k = 1, 2, \dots, K$. Ακολούθως οι τιμές αυτές κατατάσσονται κατά φθίνουσα σειρά και επιλέγεται το κριτήριο εκείνο με την καλύτερη τιμή, έστω το x_{i_1} .
- Για την επιλογή του δεύτερου χαρακτηριστικού υπολογίζεται ο συντελεστής ετεροσυσχέτισης του χαρακτηριστικού που ήδη επιλέχθηκε (x_{i_1}) με καθένα από τα εναπομείναντα $K-1$ χαρακτηριστικά. Δηλαδή ο συντελεστής $\rho_{i_1 j}$, με $j \neq i_1$.
- Στη συνέχεια επιλέγεται το δεύτερο χαρακτηριστικό, x_{i_2} , για το οποίο ισχύει $i_2 = \arg \max_j \{a_1 C(j) - a_2 |\rho_{i_1 j}|\}$, για κάθε $j \neq i_1$ και a_1 και a_2 συντελεστές βαρύτητας

που καθορίζουν τη σχετική σημαντικότητα που δίνουμε στους δύο όρους. Με άλλα λόγια, για την επιλογή του δεύτερου χαρακτηριστικού λαμβάνεται υπόψη όχι μόνο η τιμή του κριτηρίου διαχωρισιμότητας C , αλλά και η συσχέτισή του με το ήδη επιλεγμένο χαρακτηριστικό.

- Η διαδικασία αυτή γενικεύεται και για την επιλογή του k -οστού χαρακτηριστικού:

$$i_k = \arg \max_j \{a_1 C(j) - \frac{a_2}{k-1} \sum_{r=1}^{k-1} |\rho_{i_r j}|\}, \text{ για } j \neq i_r, r=1, 2, \dots, k-1$$

Δηλαδή λαμβάνεται υπόψη η ετεροσυσχέτιση του χαρακτηριστικού με όλα τα προηγούμενα που έχουν επιλεγεί.

3.4 Αφελής Ταξινομητής Bayes (Naive Bayes Classifier-NBC)

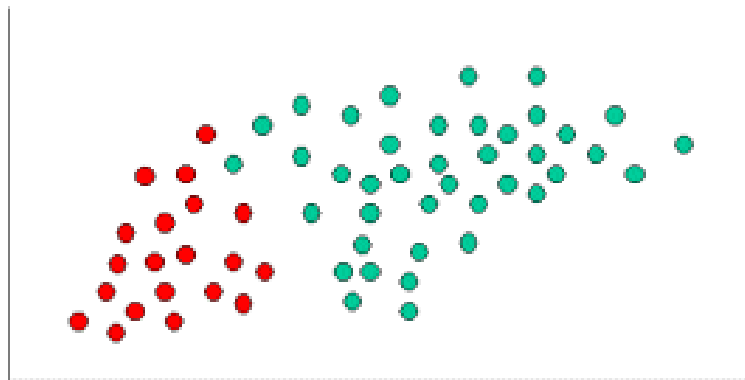
Ο NBC αποτελεί έναν από τους πιο αποτελεσματικούς και αποδοτικούς επαγωγικούς ταξινομητές μηχανικής μάθησης. Η ανταγωνιστική του παρουσία είναι απροσδόκητη εξαιτίας των υπεραπλουστευμένων παραδοχών στις οποίες στηρίζεται: ο Naive Bayes ταξινομητής θεωρεί πως όλα τα χαρακτηριστικά μιας κλάσης είναι στατιστικά ανεξάρτητα μεταξύ τους και δεν επηρεάζονται από την παρουσία ή απουσία άλλων χαρακτηριστικών, γεγονός που σπανίως συμβαίνει στην πραγματικότητα [5].

Οι παραδοχές αυτές δικαιολογούν και τον όρο αφελής. Ο NBC είναι στην ουσία ένας απλός ταξινομητής που βασίζεται στην εφαρμογή της *Θεωρίας αποφάσεων του Bayes (Bayes Decision Theory)* με τις παραδοχές για στατιστική ανεξαρτησία των χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν. Εκτός της αξιοσημείωτης αποδοτικότητάς του, ένα ακόμα πλεονέκτημα του αφελούς Bayes ταξινομητή είναι ότι απαιτεί μικρό αριθμό δεδομένων εκπαίδευσης προκειμένου να υπολογίσει τις απαραίτητες για την ταξινόμηση παραμέτρους. Εξαιτίας της στατιστικής ανεξαρτησίας που υποτέθηκε, χρειάζεται να καθοριστούν μόνο οι διασπορές των μεταβλητών και όχι ολόκληρος ο πίνακας συνδιασποράς τους.

3.4.1 Θεωρία Αποφάσεων του Bayes - Bayes Decision Theory

Η στατιστική θεωρία του Bayes αποτελεί μια θεμελιώδη προσέγγιση στο πρόβλημα ταξινόμησης προτύπων [1] (Παράρτημα Β). Η προσέγγιση αυτή βασίζεται στην παραδοχή ότι τα προβλήματα αποφάσεων τίθενται σε πιθανοτικούς όρους και ότι όλες οι τιμές των πιθανοτήτων είναι γνωστές.

Η θεωρία θα αναλυθεί με τη βοήθεια ενός παραδείγματος που αφορά σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης δύο κλάσεων.



Εικόνα 28: Ταξινομημένα αντικείμενα στις κλάσεις ΚΟΚΚΙΝΟ, ΠΡΑΣΙΝΟ (δεδομένα εκπαίδευσης)

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα οι κλάσεις είναι δύο, δηλαδή τα προς ταξινόμηση αντικείμενα μπορεί να είναι κόκκινα (κλάση ΚΟΚΚΙΝΟ) ή πράσινα (κλάση ΠΡΑΣΙΝΟ). Σκοπός είναι να ταξινομηθούν άγνωστα αντικείμενα στις δύο αυτές κλάσεις με γνώμονα τα ήδη ταξινομημένα αντικείμενα.

Δεδομένου ότι τα πράσινα αντικείμενα είναι διπλάσια από τα κόκκινα είναι λογικό να υποθέσουμε ότι ένα νέο αντικείμενο έχει διπλάσιες πιθανότητες να είναι πράσινο παρά κόκκινο. Το γεγονός αυτό, στη θεωρία του Bayes είναι γνωστό ως *πιθανότητα εκ των προτέρων* ή *priori*

πιθανότητα. Οι a priori πιθανότητες βασίζονται στα γεγονότα που ήδη έχουν συμβεί, για το παράδειγμα το ποσοστό κόκκινων και πράσινων αντικειμένων, και συχνά χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν αποτελέσματα πριν καν συμβούν.

Έτσι γράφουμε:

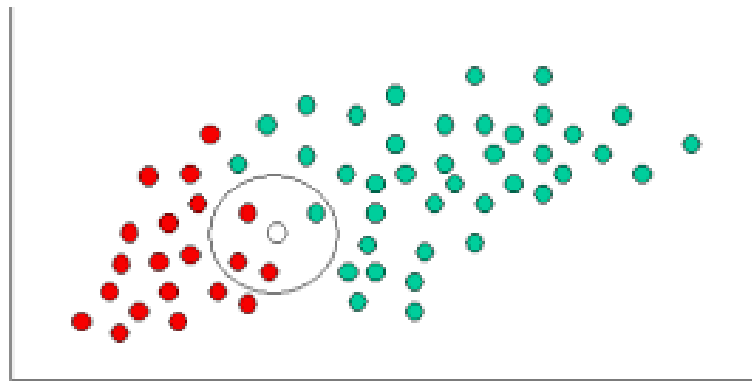
$$A_priori_πιθανότητα_κλάσης_ΠΡΑΣΙΝΟ \propto \frac{\text{Πλήθος_πράσινων_αντικειμένων}}{\text{Συνολικό_πλήθος_αντικειμένων}}$$

$$A_priori_πιθανότητα_κλάσης_ΚΟΚΚΙΝΟ \propto \frac{\text{Πλήθος_κόκκινων_αντικειμένων}}{\text{Συνολικό_πλήθος_αντικειμένων}}$$

Αφού υπάρχουν 60 συνολικά αντικείμενα εκ των οποίων 40 είναι πράσινα και 20 κόκκινα, οι αντίστοιχες a priori πιθανότητες είναι:

$$A_priori_πιθανότητα_κλάσης_ΠΡΑΣΙΝΟ \propto \frac{40}{60}$$

$$A_priori_πιθανότητα_κλάσης_ΚΟΚΚΙΝΟ \propto \frac{20}{60}$$



Εικόνα 29: Ταξινόμηση άγνωστου αντικειμένου (λευκό αντικείμενο στην κυκλωμένη περιοχή)

Έχοντας ορίσει την a priori πιθανότητα μπορούμε να ταξινομήσουμε ένα νέο αντικείμενο, έστω X (λευκός κύκλος). Δεδομένου ότι τα αντικείμενα είναι ομοιόμορφα κατανεμημένα, είναι λογικό να υποθέσουμε ότι όσο περισσότερα πράσινα/κόκκινα αντικείμενα υπάρχουν κοντά στο X τόσο πιθανότερο είναι το νέο αντικείμενο να ανήκει στην ίδια κλάση. Προκειμένου να μετρήσουμε αυτή την πιθανότητα, σχεδιάζουμε έναν κύκλο γύρω από το X που περιέχει έναν αριθμό (που επιλέγεται εκ των προτέρων) αντικειμένων που ανήκουν στην κάθε κλάση. Στη συνέχεια υπολογίζουμε τον αριθμό των αντικειμένων που εμπεριέχονται στον κύκλο που ανήκουν στην κάθε κλάση. Από αυτό υπολογίζουμε την πιθανοφάνεια (*likelihood*) ή υπό συνθήκη κατηγορίας (*class-conditional*) πυκνότητα πιθανότητας:

$$\begin{aligned} & \text{Πιθανότητα του } X \text{ με δεδομένο το πράσινο} = \\ & = P(X | \text{ΠΡΑΣΙΝΟ}) \propto \frac{\text{πλήθος πράσινων κοντά στο } X}{\text{συνολικό πλήθος πράσινων αντικειμένων}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{Πιθανότητα του } X \text{ με δεδομένο το κόκκινο} = \\ & = P(X | \text{ΚΟΚΚΙΝΟ}) \propto \frac{\text{πλήθος κόκκινων κοντά στο } X}{\text{συνολικό πλήθος κόκκινων αντικειμένων}} \end{aligned}$$

Είναι φανερό ότι για το παράδειγμά μας, η πιθανότητα $P(X|\text{ΠΡΑΣΙΝΟ})$ είναι μικρότερη της πιθανότητας $P(X|\text{ΚΟΚΚΙΝΟ})$, αφού ο κύκλος εμπεριέχει περισσότερα κόκκινα παρά πράσινα αντικείμενα.

Έτσι:

$$P(X | \text{ΠΡΑΣΙΝΟ}) \propto \frac{1}{40}$$

Και

$$P(X | \text{ΚΟΚΚΙΝΟ}) \propto \frac{3}{20}$$

Παρόλο που οι a priori πιθανότητες δείχνουν ότι το X αντικείμενο ανήκει στην κλάση ΠΡΑΣΙΝΟ, η πιθανοφάνεια δείχνει αντίθετο αποτέλεσμα: ότι το X ανήκει στην κλάση ΚΟΚΚΙΝΟ αφού εμπεριέχονται περισσότερα κόκκινα αντικείμενα στον κύκλο που σχεδιάστηκε.

Σύμφωνα με τη θεωρία του Bayes, η τελική ταξινόμηση γίνεται συνδυάζοντας τις δύο αυτές πηγές πληροφορίας, ώστε να προκύψει η *εκ των υστέρων πιθανότητα (a posteriori probability)*:

- A posteriori πιθανότητα το X να ανήκει στην κλάση ΠΡΑΣΙΝΟ \propto A priori πιθανότητα

$$\text{κλάσης ΠΡΑΣΙΝΟ} * \text{Πιθανοφάνεια του } X \text{ με δεδομένο το ΠΡΑΣΙΝΟ} = \frac{40}{60} \times \frac{1}{40} = \frac{1}{60}$$

- A posteriori πιθανότητα το X να ανήκει στην κλάση ΚΟΚΚΙΝΟ \propto A priori πιθανότητα

$$\text{κλάσης ΚΟΚΚΙΝΟ} * \text{Πιθανοφάνεια του } X \text{ με δεδομένο το ΚΟΚΚΙΝΟ} = \frac{20}{60} \times \frac{3}{20} = \frac{1}{20}$$

Τελικά το αντικείμενο X ταξινομείται στην κλάση ΚΟΚΚΙΝΟ αφού αυτή παρουσιάζει τη μεγαλύτερη a posteriori πιθανότητα.

Συνοψίζοντας τα παραπάνω [7], αν το X αναπαριστά ένα πρότυπο του οποίου η κλάση δεν είναι γνωστή και το H κάποια υπόθεση όπως «Το X ανήκει στην κλάση C », για την ταξινόμησή του αρκεί να προσδιορίσουμε την *a posteriori* πιθανότητα $P(H|X)$, την πιθανότητα δηλαδή να είναι η υπόθεση σωστή, με δεδομένη την παρατήρηση X .

Για παράδειγμα, η πιθανότητα ένα φρούτο να είναι μήλο, με δεδομένη την παρατήρηση ότι είναι κόκκινο και σφαιρικό. Η *a priori* πιθανότητα $P(H)$ είναι η πιθανότητα οποιοδήποτε φρούτο από τα εξεταζόμενα να είναι μήλο. Ομοίως, η *a posteriori* πιθανότητα $P(X|H)$ είναι η πιθανότητα το X να είναι κόκκινο και σφαιρικό με δεδομένο το γεγονός ότι είναι μήλο. $P(X)$ είναι η *a priori* πιθανότητα του X , η πιθανότητα δηλαδή, κάποιο από τα διαθέσιμα δείγματα να είναι κόκκινο και σφαιρικό.

Η θεωρία του Bayes συνοψίζεται στην παρακάτω εξίσωση:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)}$$

Με άλλα λόγια η παραπάνω εξίσωση μπορεί να γραφεί ως εξής:

$$a_posteriori_πιθανότητα = \frac{a_priori_πιθανότητα \times πιθανοφάνεια}{παρατήρηση}$$

όπου με τον όρο παρατήρηση εννοείται η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του εκάστοτε χαρακτηριστικού.

3.4.2 Σχεδίαση του Αφελούς Bayes Ταξινομητή

Η σχεδίαση ενός Naive Bayes ταξινομητή συνδυάζει ένα πιθανοτικό μοντέλο με έναν κανόνα απόφασης.

Αν θεωρήσουμε C_i τις πιθανές κλάσεις και $F_j, j=1, \dots, n$ τα χαρακτηριστικά τότε το πιθανοτικό μοντέλο και ο κανόνας απόφασης διαμορφώνονται ως εξής:

Πιθανοτικό Μοντέλο (Probability Model)

Πρόκειται ουσιαστικά για το εξαρτημένο μοντέλο $P(C|F_1, F_2, \dots, F_n)$, δηλαδή η εξαρτημένη πιθανότητα της κλάσης C με τα χαρακτηριστικά F_1, F_2, \dots, F_n .

Για να είναι εφικτός ο υπολογισμός της παραπάνω πιθανότητας, ακόμα και σε περίπτωση μεγάλου αριθμού χαρακτηριστικών n , η πιθανότητα αυτή γράφεται σύμφωνα με τη θεωρία του Bayes:

$$p(C | F_1, F_2, \dots, F_n) = \frac{p(C)p(F_1, F_2, \dots, F_n | C)}{p(F_1, F_2, \dots, F_n)}$$

Πρακτικά μας ενδιαφέρει μόνο ο αριθμητής αυτού του κλάσματος, αφού ο παρονομαστής δεν εξαρτάται από την τιμή του C και οι τιμές των χαρακτηριστικών F_i είναι δεδομένες, με αποτέλεσμα ο παρονομαστής να είναι ουσιαστικά σταθερός. Ο αριθμητής ισοδυναμεί με το μοντέλο συνδυασμένης πιθανότητας :

$$p(C, F_1, F_2, \dots, F_n)$$

το οποίο μπορεί να γραφεί εφαρμόζοντας επαναλαμβανόμενα τον ορισμό της υπό συνθήκη πιθανότητας (Παράρτημα Β) ως εξής:

$$\begin{aligned} p(C, F_1, F_2, \dots, F_n) &= \\ &= p(C)p(F_1, F_2, \dots, F_n | C) = \\ &= p(C) p(F_1 | C) p(F_2, \dots, F_n | C, F_1) = \\ &= p(C) p(F_1 | C) p(F_2 | C, F_1) p(F_3, \dots, F_n | C, F_1, F_2) = \\ &= p(C) p(F_1 | C) p(F_2 | C, F_1) p(F_3 | C, F_1, F_2) p(F_4, \dots, F_n | C, F_1, F_2, F_3) = \\ &= p(C) p(F_1 | C) p(F_2 | C, F_1) p(F_3 | C, F_1, F_2) \dots p(F_n | C, F_1, F_2, F_3, \dots, F_{n-1}) \end{aligned}$$

Όπως όμως αναφέρθηκε ο Bayesian ταξινομητής θεωρεί ότι οι τιμές όλων των χαρακτηριστικών F_i είναι μεταξύ τους ανεξάρτητες, δηλαδή ότι η τιμή F_i είναι ανεξάρτητη οποιασδήποτε F_j με $i \neq j$. Αυτό σημαίνει ότι:

$$P(F_i | C, F_j) = p(F_i | C)$$

και επίσης ότι το μοντέλο συνδυασμένης πιθανότητας μπορεί να ξαναγραφεί ως εξής:

$$p(C, F_1, \dots, F_n) = p(C) p(F_1 | C) p(F_2 | C) p(F_3 | C) \dots = p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i | C)$$

Εξαιτίας όμως της παραδοχής για ανεξαρτησία των χαρακτηριστικών που έγινε παραπάνω, η πιθανότητα $P(C | F_1, F_2, \dots, F_n)$ μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$P(C | F_1, F_2, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i | C)$$

όπου Z είναι ένας βαθμωτός παράγοντας που εξαρτάται μόνο από τις τιμές F_1, F_2, \dots, F_n

Αφελής ταξινομητής Bayes για κανονική κατανομή [3]

Μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας είναι η γκαουσιανή ή κανονική. Ο λόγος που είναι τόσο δημοφιλής είναι η υπολογιστική απλότητα που προσφέρει σε συνδυασμό με το ότι μοντελοποιεί κατάλληλα έναν μεγάλο αριθμό περιπτώσεων. Στην περίπτωση αυτή η πιθανότητα $p(C | F_i)$ σε χώρο 1 διάστασης είναι:

$$p(C | F_i) = \frac{1}{(2\pi)^{l/2} |\Sigma_i|^{l/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(F - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (F - \mu_i)\right), i=1,2,\dots,N$$

όπου μ_i η μέση τιμή της κλάσης C_i και Σ_i ο πίνακας συνδιασποράς που ορίζεται από την εξίσωση:

$$\Sigma_i = E[(F - \mu_i)(F - \mu_i)^T]$$

Με $|\Sigma_i|$ εννοείται η ορίζουσα του Σ_i ενώ με $E[.]$ συμβολίζεται η μέση τιμή μιας μεταβλητής.

Σκοπός είναι η σχεδίαση του ταξινομητή. Εξαιτίας της εκθετικής μορφής των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας είναι πιο βολικό να χρησιμοποιηθεί η παρακάτω συνάρτηση που περιλαμβάνει τη λογαριθμική συνάρτηση:

$$g_i(C) = \ln(P(F | C_i)P(C_i)) = \ln(P(F | C_i)) + \ln(P(C_i))$$

ή

$$g_i(C) = -\frac{1}{2}(F - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (F - \mu_i) + \ln(P(C_i)) + c_i$$

όπου c_i είναι μια σταθερά ίση με $-(1/2)\ln 2\pi - (1/2)\ln |\Sigma_i|$

Αναπτύσσοντας την παραπάνω εξίσωση προκύπτει:

$$g_i(C) = -\frac{1}{2}F^T \Sigma_i^{-1} F + \frac{1}{2}F^T \Sigma_i^{-1} \mu_i - \frac{1}{2}\mu_i^T \Sigma_i^{-1} \mu_i + \frac{1}{2}\mu_i^T \Sigma_i^{-1} F + \ln P(C_i) + c_i$$

Γενικά αυτή είναι μια μη γραμμική τετραγωνική μορφή. Στην περίπτωση όπου $l=2$ και

$$\Sigma_i = \begin{bmatrix} \sigma_i^2 & 0 \\ 0 & \sigma_i^2 \end{bmatrix}$$

τότε η παραπάνω εξίσωση γίνεται:

$$g_i(C) = -\frac{1}{2\sigma_i^2}(F_1^2 + F_2^2) + \frac{1}{\sigma_i^2}(\mu_{i1}F_1 + \mu_{i2}F_2) - \frac{1}{2\sigma_i^2}(\mu_{i1}^2 + \mu_{i2}^2) + \ln P(C_i) + c_i$$

και προφανώς οι σχετικές καμπύλες απόφασης $g_i(F) - g_j(F) = 0$ είναι τετραγωνικές (π.χ. ελλειψοειδείς, παραβολοειδείς, υπερβολικές). Στην περίπτωση αυτή ο ταξινομητής Bayes είναι ένας τετραγωνικός ταξινομητής (*quadratic classifier*) υπό την έννοια ότι ο χώρος των διανυσμάτων χαρακτηριστικών προκύπτει από καμπύλες απόφασης που είναι τετραγωνικές.

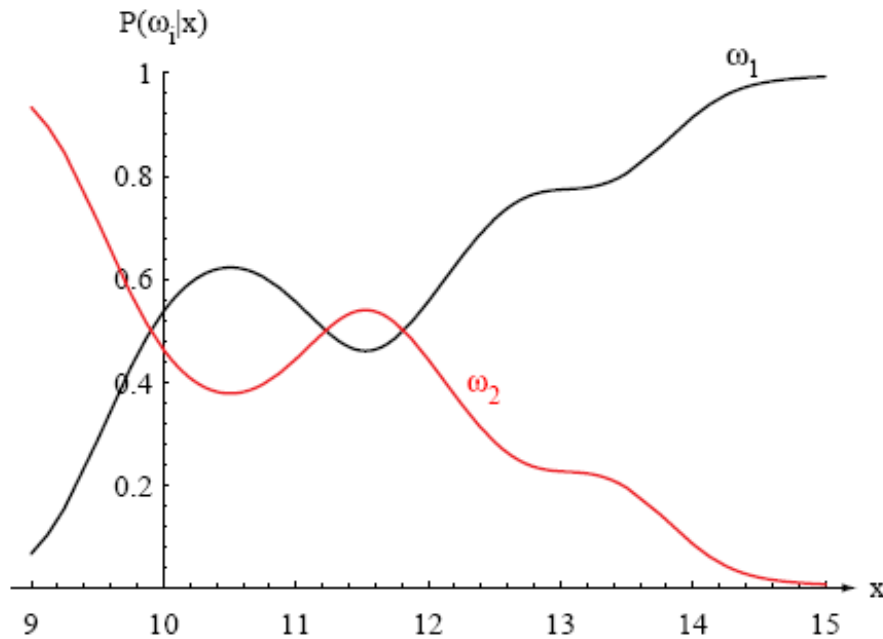
Κανόνας Απόφασης (Decision Rule)

Ο Bayesian ταξινομητής συνδυάζει το πιθανοτικό μοντέλο που αναφέρθηκε παραπάνω με έναν κανόνα απόφασης (decision rule). Ένας συχνά εφαρμοζόμενος κανόνας είναι η επιλογή της υπόθεσης εκείνης που είναι πιο πιθανή, δηλαδή ο κανόνας της μέγιστης a posteriori πιθανότητας (Maximum A Posteriori- MAP).

Ο αντίστοιχος ταξινομητής υλοποιείται ουσιαστικά από την παρακάτω συνάρτηση ταξινόμησης:

$$\text{ταξινόμηση}(f_1, \dots, f_n) = \arg \max_c p(C = c) \prod_{i=1}^n p(F_i = f_i | C = c)$$

Η Εικόνα 30 αναπαριστά ένα παράδειγμα εφαρμογής αυτού του κανόνα απόφασης σε ένα πρόβλημα δύο κλάσεων:



Εικόνα 30: A posteriori πιθανότητες για $p(\omega_1|x)$, $p(\omega_2|x)$ δεδομένου ότι οι a priori πιθανότητες είναι $P(\omega_1)=2/3$ και $P(\omega_2)=1/3$. Σε αυτή την περίπτωση αν το πρότυπο που μετράται έχει τιμή χαρακτηριστικού $x=14$, τότε η πιθανότητα να ανήκει στην κλάση ω_1 είναι 0,92 ενώ στην κλάση ω_2 περίπου 0,08[1]

Πιθανότητα Σφάλματος (Error Probability)

Ο κανόνας απόφασης που επιλέγεται ενδέχεται να οδηγήσει σε λανθασμένη ταξινόμηση. Για το παράδειγμα δύο κλάσεων ω_1 και ω_2 , αν $p(\omega_1|x) > p(\omega_2|x)$ τότε το πρότυπο ταξινομείται στην ω_1 . Η πιθανότητα σφάλματος είναι:

$$p(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha|x)= \begin{cases} P(\omega_1|x), & \text{αν αποφασίσουμε } \omega_2 \\ P(\omega_2|x), & \text{αν αποφασίσουμε } \omega_1 \end{cases}$$

Προφανώς για μια δεδομένη τιμή του x η πιθανότητα σφάλματος μπορεί να ελαχιστοποιηθεί αποφασίζοντας ω_1 αν $p(\omega_1|x) > p(\omega_2|x)$ και ω_2 αντίθετα. Ωστόσο ο κανόνας αυτός μπορεί να ελαχιστοποιήσει την πιθανότητα σφάλματος ακόμα και όταν η τιμή του x δεν είναι δεδομένη. Αυτό συμβαίνει γιατί η μέση πιθανότητα σφάλματος δίνεται από τον τύπο:

$$p(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha\tau\omicron\varsigma) = \int_{-\infty}^{\infty} p(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha\tau\omicron\varsigma, x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} p(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha\tau\omicron\varsigma | x) p(x) dx$$

Αν για κάθε x η πιθανότητα $p(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha\tau\omicron\varsigma|x)$ ελαχιστοποιείται τότε ελαχιστοποιείται και ολόκληρο το ολοκλήρωμα. Επομένως εφαρμόζοντας τον κανόνα απόφασης που αναφέρθηκε συνεπάγεται ότι:

$$P(\sigma\phi\alpha\lambda\mu\alpha\tau\omicron\varsigma|x) = \min [p(\omega_1|x), p(\omega_2|x)]$$

3.4.3 Μέτρα απόδοσης ταξινομητή

Για την αξιολόγηση των ταξινομητών χρησιμοποιούνται τρία βασικά μεγέθη τα οποία παρέχουν ένα μέτρο της αξιοπιστίας τους. Όπως έχει αναφερθεί τη διαδικασία εκπαίδευσης του ταξινομητή ακολουθεί η διαδικασία της δοκιμής του με ένα σύνολο δεδομένων των οποίων η κλάση είναι γνωστή στο σχεδιαστή αλλά άγνωστη στον ταξινομητή (testing set). Συνεπώς, συγκρίνοντας την πρόβλεψη κάθε ταξινομητή με την πραγματική κατάσταση ενός δείγματος μπορούμε να αποφανθούμε για το αν η ταξινόμηση είναι σωστή ή λανθασμένη. Για την αξιολόγηση ενός ταξινομητή με ένα σύνολο δεδομένων που δεν ανήκουν στο σύνολο εκπαίδευσής του, υπολογίζουμε τα ακόλουθα στοιχεία [8], [9]:

Για λόγους απλούστευσης θεωρείται η περίπτωση όπου τα δεδομένα μπορούν να ανήκουν σε μία από τις κλάσεις: Θετικό-P ή Αρνητικό-N (π.χ. ασθενείς που πάσχουν ή όχι από μια συγκεκριμένη ασθένεια)

- True P (TP): είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων για την κλάση P
- False N (FN): είναι ο αριθμός των λανθασμένων προβλέψεων για την περίπτωση που η σωστή κλάση είναι η P αλλά ο ταξινομητής αποφάσισε N
- True N (TN): είναι ο αριθμός των σωστών προβλέψεων για την κλάση N

- False P (FP): είναι ο αριθμός των λανθασμένων προβλέψεων για την περίπτωση που η σωστή κλάση είναι η N αλλά ο ταξινομητής αποφάσισε P

Με βάση τους παραπάνω αριθμούς προσδιορίζουμε τα τρία βασικά μεγέθη τα οποία ελέγχουμε για την αξιολόγηση της επίδοσης του συστήματος:

- **Specificity** = $TN / (TN + FP)$
- **Sensitivity** = $TP / (TP + FN)$
- **Accuracy** = $(TN + TP) / (TN + FP + TP + FN)$

Το μέγεθος *accuracy* (ακρίβεια) δείχνει την ικανότητα του συστήματος να διακρίνει σωστά περιοχές ασθένειας και μη. Το μέγεθος *sensitivity* (ευαισθησία) μετρά την αναλογία πραγματικά θετικών δειγμάτων τα οποία ταξινομήθηκαν ως θετικά (π.χ. το ποσοστό των ατόμων που πάσχουν από την ασθένεια και διαγνώστηκαν ως θετικοί). Το μέγεθος *specificity* (ειδικότητα) μετρά την αναλογία αρνητικών δειγμάτων τα οποία αναγνωρίστηκαν σωστά από τον ταξινομητή (π.χ. το ποσοστό των ανθρώπων που διαγνώστηκαν αρνητικοί στην ασθένεια και είναι πράγματι υγιείς). Οι δύο αυτές έννοιες είναι σχετικές με την ιδέα των σφαλμάτων τύπου I και II.

Για την θεωρητικά βέλτιστη πρόβλεψη η ευαισθησία είναι 100% (π.χ. διάγνωση ως θετικών όλων των πασχόντων από την ασθένεια) και η ειδικότητα 100% (π.χ. καμία θετική διάγνωση για το σύνολο των υγιών εξεταζόμενων).

3.5 Αναφορές Κεφαλαίου

- [1] R. O. Duda, P.E. Hart, D. G. Stork, “Pattern Classification (Second Edition)”, Wiley Publications, 2000
- [2] Ι. Βλαχάβας, Π. Κεφαλάς, Ν. Βασιλειάδης, Φ. Κόκκορας, Η. Σακελλαρίου, “Τεχνητή Νοημοσύνη (Γ΄ Έκδοση)”, Γκιούρδας Εκδοτική, Θεσσαλονίκη, 2006.
- [3] S. Theodoridis, K. Koutroumbas, “Pattern Recognition”, Elsevier Academic Press, 2003
- [4] C.Bishop, “Neural Networks for Pattern Recognition”, Oxford University Press, 1995 The MathWorks,Statistics Toolbox Documentation, <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/toolbox/stats>
- [5] Harry Zhang, “The Optimality of Naive Bayes”, Faculty of Computer Science, University of New Brunswick Fredericton, New Brunswick, Canada
- [6] Pawel Lewicki and Thomas Hill, “Statistics Methods and Applications Book” ,StatSoft <http://www.statsoft.com/products/statistics-methods-and-applications-book/>
- [7] “Classification using Naive Bayes”, <http://www.resample.com/>
- [8] http://en.wikipedia.org/wiki/Type_I_and_type_II_errors
- [9] http://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity

Κεφάλαιο 4 - Μεθοδολογία & Αποτελέσματα

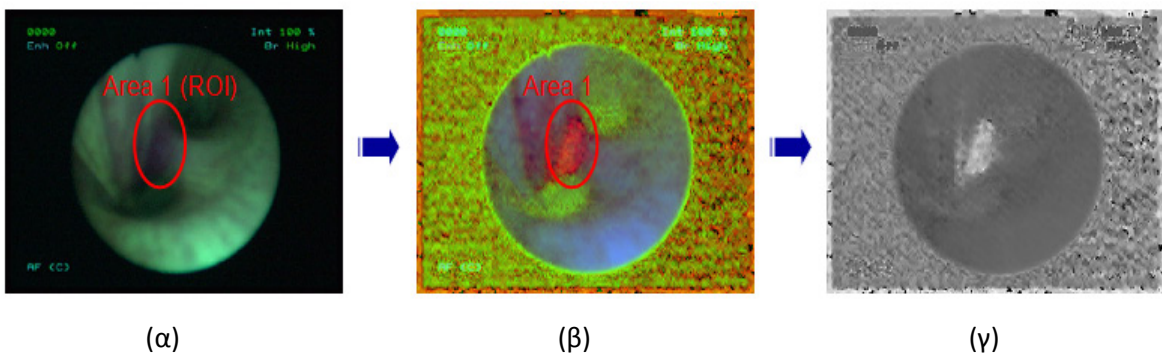
4.1 Εισαγωγή

Έχει ήδη αναφερθεί προηγούμενα ότι ο σημαντικότερος περιορισμός της ΑΦΒ στη διαδικασία της διάγνωσης είναι η μικρή ειδικότητα και ευαισθησία που συνεπάγονται μεγάλο ποσοστό ΨΘΕ. Στην ενότητα 1.3 αναφέρθηκαν οι μελέτες που έχουν ήδη πραγματοποιηθεί με σκοπό τη μείωση αυτού του ποσοστού. Ωστόσο οι τεχνικές που ως τώρα προτείνονται απαιτούν πρόσθετο εξοπλισμό, όπως φασματόμετρα, και παρατείνουν τη διάρκεια της εξέτασης με περιορισμένη όμως επιτυχία.

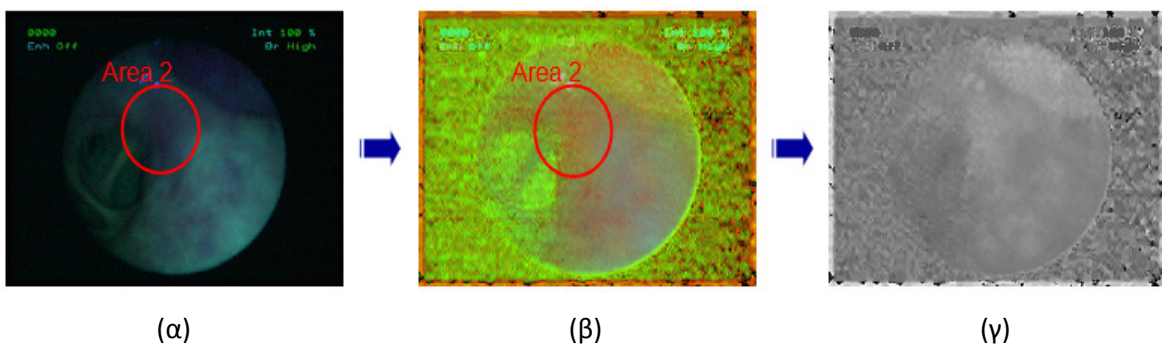
Με τον ίδιο σκοπό, το Εργαστήριο Βιοϊατρικής Τεχνολογίας του Ε.Μ.Π. πραγματοποιεί παρόμοια έρευνα, ενώ από το 2007 το Εργαστήριο συνεργάζεται με τη Μονάδα Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. Ένα από τα σημαντικότερα προβλήματα στο οποίο εστιάστηκε η έρευνα αυτή [1], [2] είναι ότι στις εικόνες ΑΦΒ που προκύπτουν από το σύστημα βρογχοσκόπησης Karl Storz D-Light οι περιοχές καρκίνου και φλεγμονής απεικονίζονται με παρόμοια απόχρωση. Το γεγονός αυτό δυσχεραίνει το έργο της διάγνωσης ακόμα και για τους πιο έμπειρους βρογχοσκόπους αφού συχνά απαιτείται βιοψία για τον πλήρη χαρακτηρισμό της ύποπτης περιοχής. Στα αποτελέσματα αυτής της έρευνας συγκαταλέγεται η αποκάλυψη χρωματικών διαφορών μεταξύ περιοχών κακοήθειας και ΨΘΕ μέσω ψηφιακής μετατροπής των εικόνων από το χρωματικό μοντέλο RGB στο μοντέλο HSV (Hue-Saturation-Value) (Παράρτημα Α) και διαφορών στην υφή του επιπέδου H του χώρου HSV αυτών.

Πιο συγκεκριμένα, από την ανάλυση των κλινικών δεδομένων παρατηρήθηκε ότι οι περιοχές φυσιολογικού ιστού απεικονίζονται με μια πράσινη απόχρωση ενώ οι περιοχές κακοήθειας με μια μπλε απόχρωση σε πράσινο φόντο που αντιστοιχεί στο τμήμα του φυσιολογικού ιστού. Επίσης, με παρόμοια μπλε απόχρωση απεικονίζονται και οι περιοχές φλεγμονής. Προκειμένου να ανιχνευθούν τυχόν χρωματικές διαφορές των εικόνων των δύο αυτών περιπτώσεων επιχειρήθηκε ψηφιακή μετατροπή της εικόνας σε άλλους χρωματικούς χώρους. Σημειώνεται ότι ο χρωματικός χώρος στον οποίο αρχικά απεικονίζονταν τα κλινικά δεδομένα ήταν ο RGB. Είναι γενικά γνωστό ότι το μοντέλο RGB είναι ακατάλληλο για την περιγραφή των χαρακτηριστικών των ιστών, επομένως δυσχεραίνει το διαγνωστικό έργο [3]. Αντιθέτως, ο χρωματικός χώρος HSV και συγκεκριμένα το κανάλι H αυτού αποκαλύπτει πληροφορία που δεν είναι ορατή στον RGB χρωματικό χώρο [2].

Οι *Εικόνα 31* και *Εικόνα 32* αντιστοιχούν σε ένα περιστατικό καρκίνου και ένα περιστατικό φλεγμονής. Από τις εικόνες 31(α) και 32(α) φαίνεται πως από τις αρχικές εικόνες ΑΦΒ όπως προκύπτουν από το σύστημα Karl Srocz D-Light ο διαχωρισμός των δύο περιστατικών είναι αδύνατος αφού οι περιοχές ενδιαφέροντος (κυκλωμένη περιοχή) απεικονίζονται με την ίδια μπλε απόχρωση. Από τις εικόνες 31(β) και 32(β) είναι εμφανές ότι μετά τη μετατροπή των εικόνων στο χρωματικό χώρο HSV, ο διαχωρισμός γίνεται ευκολότερος: η περιοχή κακοήθειας απεικονίζεται με βαθύ κόκκινο χρώμα ενώ η περιοχή της φλεγμονής δεν παρουσιάζει έντονα κόκκινη απόχρωση. Τέλος, μετά την απομόνωση του καναλιού H (εικόνες 31(γ) και 32(γ)) παρατηρούμε ότι η περιοχή της κακοήθειας είναι φωτεινότερη και διακρίνεται από την υπόλοιπη εικόνα, ενώ δεν συμβαίνει το ίδιο για την περιοχή της φλεγμονής. Συμπερασματικά, από τις *Εικόνα 31* και *Εικόνα 32* είναι εμφανές ότι στον HSV χρωματικό χώρο υπάρχουν ευδιάκριτες χρωματικές διαφορές μεταξύ των περιοχών καρκίνου και φλεγμονής [1].



Εικόνα 31: Κακοήθεια: (α) αρχική εικόνα ΑΦΒ, (β) εικόνα σε HSV, (γ) εικόνα στο κανάλι H



Εικόνα 32: Φλεγμονή: (α) αρχική εικόνα ΑΦΒ, (β) εικόνα σε HSV, (γ) εικόνα στο κανάλι H

Στην παρούσα εργασία, οι εικόνες ΑΦΒ μετατρέπονται στον χρωματικό χώρο HSV και εν συνεχεία απομονώνεται το κανάλι H αυτού. Το πρόβλημα του διαχωρισμού περιοχών φλεγμονής και καρκίνου προσεγγίζεται μέσω εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής και αναγνώρισης προτύπων όπως παρουσιάζεται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες.

Η εργασία πραγματοποιήθηκε σε τέσσερα στάδια: Αρχικά συγκεντρώθηκαν και ακολούθως επιλέχθηκαν τα δεδομένα, δηλαδή εικόνες ΑΦΒ. Ακολούθησε ανάλυση των εικόνων αυτών ως προς την υφή τους και εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής με μεθόδους που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 2. Στη συνέχεια επιλέχθηκαν τα χαρακτηριστικά εκείνα που συνεισφέρουν περισσότερο στη σωστή ταξινόμηση των εικόνων με μεθόδους που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 3. Τέλος σχεδιάστηκε ένας αφελής ταξινομητής Bayes και έγινε εκτίμηση της απόδοσής του.

Στη συνέχεια του κεφαλαίου αναλύονται λεπτομερώς τα τέσσερα αυτά στάδια.

4.2 Συγκέντρωση και Διαλογή Δεδομένων

Τα κλινικά δεδομένα που μελετήθηκαν στην παρούσα εργασία ανακτήθηκαν από τη βάση της μονάδας Laser και Φθορίζουσας Βρογχοσκόπησης του Σισμανόγλειου Γ.Ν.Α. Χρησιμοποιήθηκαν εικόνες και videos από ΑΦΒ που πραγματοποιήθηκαν στο Σισμανόγλειο Γ.Ν.Α. με χρήση του συστήματος βρογχοσκόπησης Karl Storz D-Light ενώ τα δεδομένα αποθηκεύθηκαν ψηφιακά με χρήση του συστήματος Karl Storz AIDA system.

Συγκεκριμένα επιλέχθηκαν εικόνες ΑΦΒ από επτά περιστατικά που αντιπροσωπεύουν τις δύο περιπτώσεις που καλούμαστε να εξετάσουμε, δηλαδή την κακοήθεια και την φλεγμονή. Τα τρία εξ αυτών αποτελούν, σύμφωνα με τη βιοψία, περιπτώσεις κακοήθειας. Τα υπόλοιπα τέσσερα, αν και παρουσίασαν παθολογικό φθορισμό στην ΑΦΒ, σύμφωνα με τη βιοψία που ακολούθησε αποτελούν περιστατικά φλεγμονής. Συνολικά συλλέχθηκαν 510 εικόνες από τους επτά ασθενείς, εκ των οποίων οι 250 παρουσιάζουν περιοχές κακοήθειας και οι 260 περιοχές φλεγμονής που στην ΑΦΒ εμφάνισαν παθολογικό φθορισμό.

Υπό την καθοδήγηση της Δρ. Ελισάβετ Πασσαλίδου, επιλέχθηκαν οι περιοχές ενδιαφέροντος (Region Of Interest-ROI) οι οποίες και αποτέλεσαν στη συνέχεια το σύνολο των εικόνων που μελετήθηκαν. Από τις διαθέσιμες ROI οι 400 (200 για κακοήθεια και 200 για φλεγμονή) χρησιμοποιήθηκαν για ανάλυση υφής, επιλογή χαρακτηριστικών καθώς και για την εκπαίδευση του ταξινομητή, ενώ οι υπόλοιπες 110 (50 για κακοήθεια και 60 για φλεγμονή) για τον έλεγχο της απόδοσης του ταξινομητή. Τα στοιχεία αυτά παρουσιάζονται συγκεντρωμένα στον Πίνακα 3 που ακολουθεί:

Πίνακας 3: Κατανομή των κλινικών δεδομένων (εικόνες ΑΦΒ) σε περιπτώσεις καρκίνου και φλεγμονής

IMAGE DISTRIBUTION ACCORDING TO THE PATIENT CASE								
		Malignancy (M)			Inflammation (I)			
		M1	M2	M3	I1	I2	I3	I4
Analysis - Training Dataset	No.	100	70	30	80	80	40	-
	Total	200			200			
Testing Dataset	No.	21	19	10	20	15	10	15
	Total	50			60			

4.3 Ανάλυση Υφής

Στο στάδιο αυτό αναζητήθηκαν διαφορές στην υφή των ROI κακοήθειας και φλεγμονής που παρουσιάζονται στο κανάλι Η του χρωματικού χώρου HSV. Συνήθως η ανάλυση υφής των εικόνων γίνεται χρησιμοποιώντας κάποια από τις μεθόδους που αναλύθηκαν στο κεφάλαιο 2. Στη συγκεκριμένη εργασία εφαρμόζεται ένας συνδυασμός των μεθόδων αυτών με αποτέλεσμα να συνδυάζονται τελικά η ενέργεια υφής και τα στατιστικά χαρακτηριστικά υφής.

4.3.1 Στατιστικά Χαρακτηριστικά Πρώτης Τάξης (First order Statistics-FOS)

Τα στατιστικά χαρακτηριστικά πρώτης τάξης παρουσιάζουν διαφορετικές στατιστικές ιδιότητες στο ιστόγραμμα έντασης μιας εικόνας [4]. Εξαρτώνται δε μόνο από την τιμή μεμονωμένων pixels και όχι από την αλληλεπίδραση ή συνεμφάνιση των τιμών των γειτονικών τους pixels. Στην παρούσα εργασία εξετάστηκαν επτά στατιστικά χαρακτηριστικά πρώτης τάξης τα οποία συγκεντρώνονται στον Πίνακα 1 και επαναλαμβάνονται εδώ επιγραμματικά. Σημειώνεται ότι και τα επτά χαρακτηριστικά αναφέρονται στα επίπεδα φωτεινότητας της εικόνας και αντιπροσωπεύουν συγκεκριμένες ιδιότητές τους:

- Μέση τιμή (Average Gray Level)
- Τυπική απόκλιση (Standard Deviation)
- Στρέβλωση (Skewness)
- Κύρτωση (Kurtosis)

- Ομοιογένεια (Uniformity)
- Ομαλότητα (Smoothness)
- Εντροπία (Entropy)

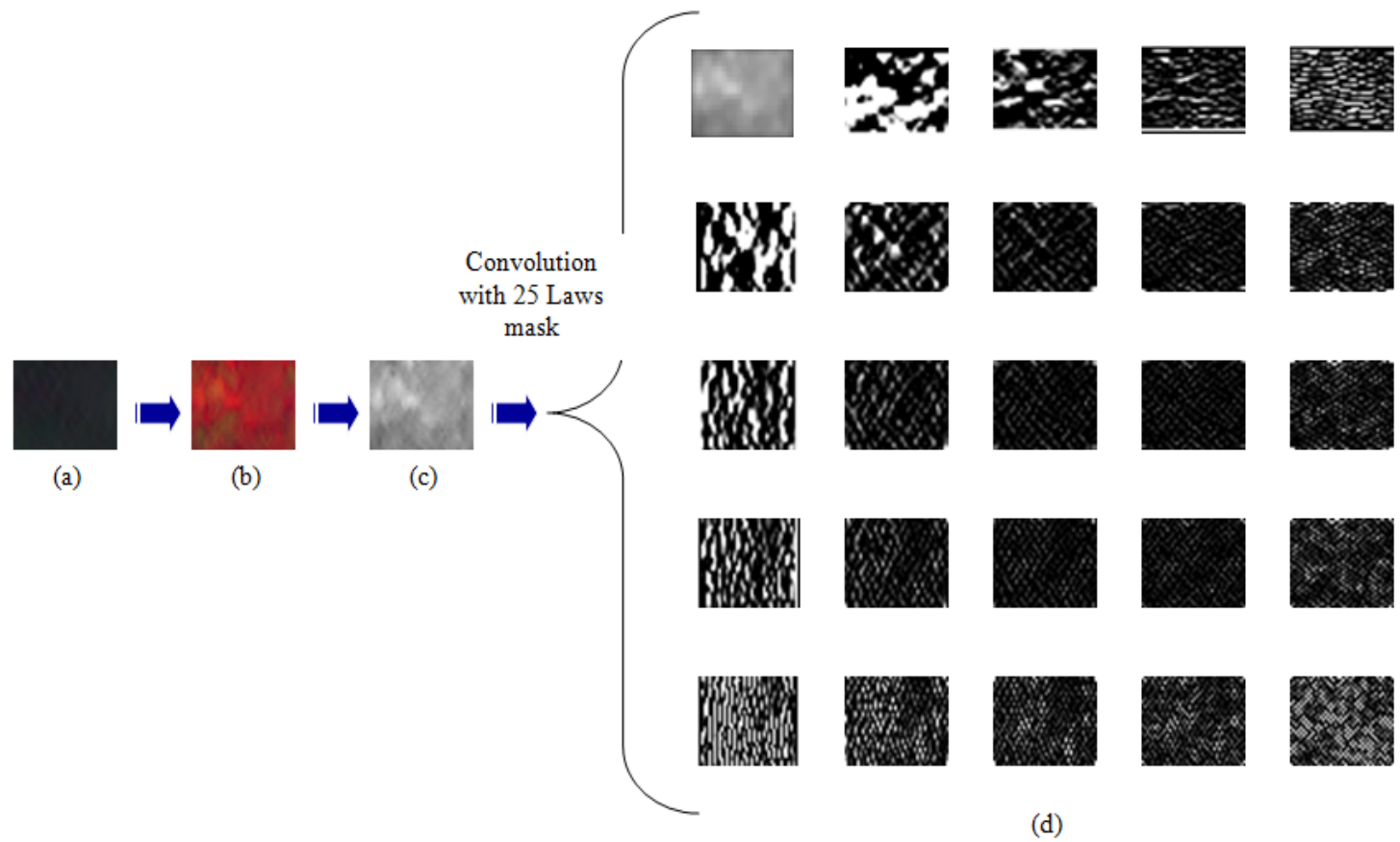
4.3.2 Πίνακες Συνεμφάνισης (GLCM)

Όπως αναλύθηκε στην υποενότητα 2.3.2 μέσω της ανάλυσης των πινάκων συνεμφάνισης των εικόνων μπορούμε να υπολογίσουμε στατιστικά χαρακτηριστικά δεύτερης τάξης. Ο Haralick στην εργασία του [5] πρότεινε την εξαγωγή 14 στατιστικών χαρακτηριστικών. Συνήθως για λόγους μείωσης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας, επιλέγεται ένα υποσύνολο αυτών για το χαρακτηρισμό της υφής. Προσφάτως προτάθηκαν πρόσθετα χαρακτηριστικά υφής που εξάγονται από τους GLCM από τις ομάδες των Soh [6] και Clausi [7].

Στη συγκεκριμένη εργασία, αφού υπολογίστηκαν οι συμμετρικοί πίνακες συνεμφάνισης (ενότητα 2.3.2) των εικόνων ενέργειας υφής του επιπέδου H των εικόνων ΑΦΒ, επιλέξαμε να εξάγουμε από αυτούς 22 από τα προτεινόμενα στη σχετική βιβλιογραφία χαρακτηριστικά. Τα χαρακτηριστικά αυτά παρατίθενται στον Πίνακα 2.

4.3.3 Μέτρα Ενέργειας Υφής του Laws

Σύμφωνα με τη μέθοδο του Laws, από τη συνέλιξη των εικόνων με τις 25 διδιάστατες μάσκες, προκύπτουν οι *εικόνες ενέργειας*. Για τη συγκεκριμένη εργασία πραγματοποιήθηκε συνέλιξη των 25 μασκών με τις διαθέσιμες ROI των εικόνων και συγκεκριμένα με το κανάλι H του χώρου HSV αυτών. Ως αποτέλεσμα αυτής της συνέλιξης προέκυψαν 25 *εικόνες ενέργειας* (Εικόνα 33).



Εικόνα 33: (a) ROI κακοήθειας (b) μετατροπή της εικόνας στο HSV (c) κανάλι H (d) 25 εικόνες ενέργειας

Αξίζει να σημειωθεί ότι στην πλειονότητα των αντίστοιχων εργασιών η συνέλιξη πραγματοποιείται μόνο με ένα υποσύνολο των 25 μασκών για λόγους μείωσης της διάστασης του διανύσματος χαρακτηριστικών. Για τον ίδιο λόγο, τη μείωση δηλαδή του υπολογιστικού φόρτου, τα στατιστικά χαρακτηριστικά που υπολογίζονται στις εικόνες ενέργειας είναι συνήθως τα στατιστικά χαρακτηριστικά 1ης τάξης. Για παράδειγμα, στην εργασία [8] η συνέλιξη γίνεται με 5 από τις μάσκες του Laws και υπολογίζονται 19 FOS ώστε να προκύψουν 80 χαρακτηριστικά ενέργειας υφής, ενώ στην [9] η συνέλιξη γίνεται με 15 μάσκες, υπολογίζονται 5 FOS και τελικά προκύπτουν 75 χαρακτηριστικά ενέργειας υφής.

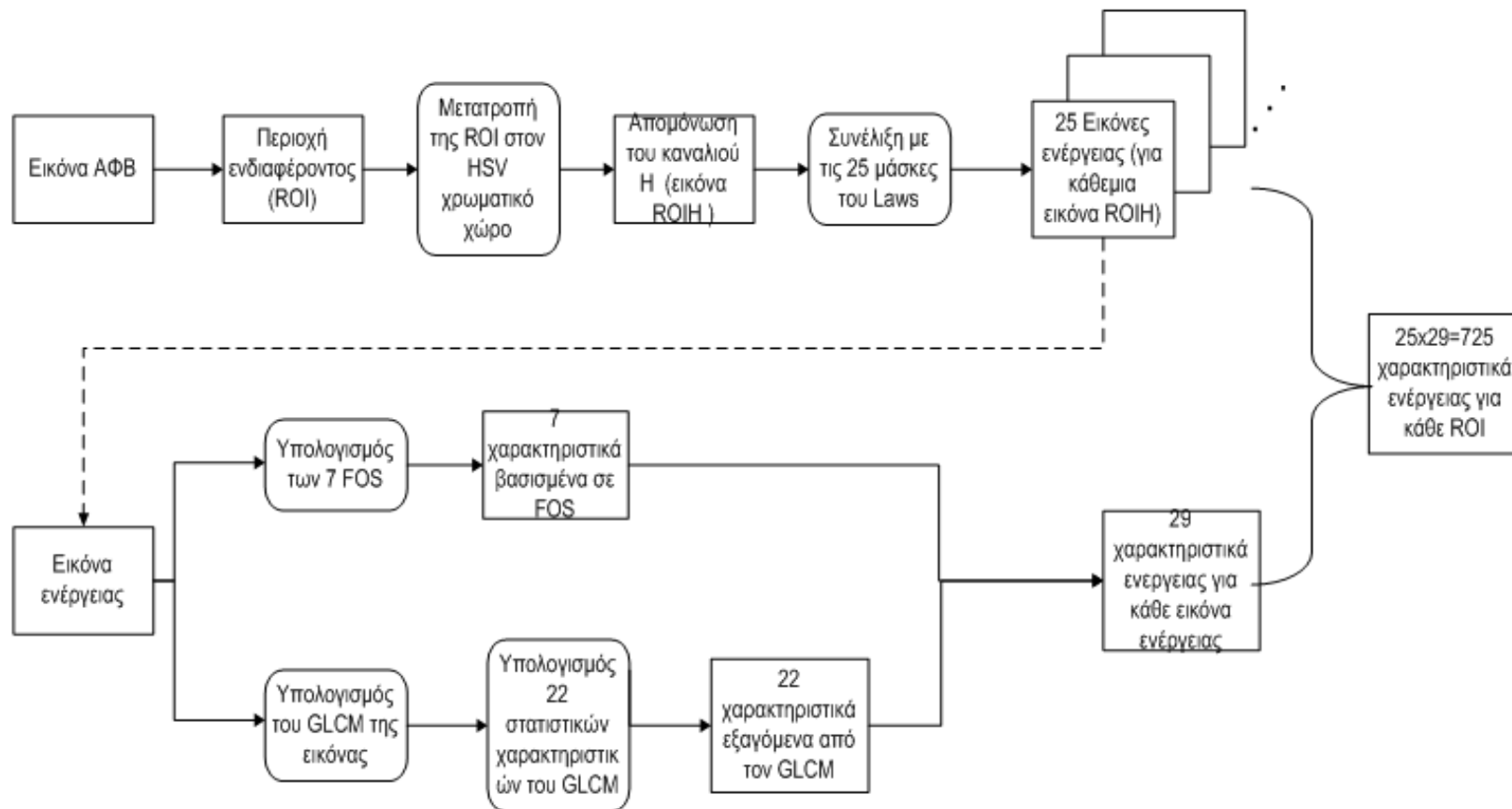
Ωστόσο, μειώνοντας τους συνδυασμούς μασκών και στατιστικών χαρακτηριστικών ενδέχεται να παραλειφθούν χαρακτηριστικά με σημαντική συνεισφορά στο έργο της ταξινόμησης. Για το λόγο αυτό, στη συγκεκριμένη εργασία επιλέχθηκε να γίνει ενδελεχής έλεγχος όλων των πιθανών συνδυασμών. Η συνέλιξη πραγματοποιήθηκε για το σύνολο των 25 μασκών του Laws ενώ στη συνέχεια δεν υπολογίστηκαν μόνο στατιστικά χαρακτηριστικά 1^{ης} τάξης όπως συνηθίζεται αλλά και 2^{ης} (μέσω των GLCM).

Εξαγωγή χαρακτηριστικών ενέργειας υφής

Όπως προαναφέρθηκε, για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών ενέργειας εφαρμόσαμε συνδυασμό στατιστικών χαρακτηριστικών πρώτης τάξης και στατιστικών χαρακτηριστικών των πινάκων συνεμφάνισης. Πιο συγκεκριμένα, από τις 25 εικόνες ενέργειας που δημιουργήσαμε υπολογίσαμε τα επτά στατιστικά χαρακτηριστικά πρώτης τάξης που αναφέρθηκαν στην υποενότητα 4.3.1. Από τον υπολογισμό αυτό προέκυψαν 175 χαρακτηριστικά ενέργειας.

Στη συνέχεια, υπολογίσαμε τον πίνακα συνεμφάνισης για καθεμιά από τις 25 εικόνες ενέργειας. Ο πίνακας συνεμφάνισης υλοποιήθηκε για απόσταση γειτονικού pixel $d=1$ και γωνία του διανύσματος κατεύθυνσης $\theta=45^\circ$. Ακολούθησε ο υπολογισμός των 22 χαρακτηριστικών των πινάκων συνεμφάνισης που αναφέρθηκαν στην 4.3.2. Από τη διαδικασία αυτή προέκυψε ένα σύνολο 550 χαρακτηριστικών ενέργειας.

Επομένως καταλήξαμε στον υπολογισμό 725 χαρακτηριστικών ενέργειας για κάθε ROI από τις εικόνες κλινικών δεδομένων. Προφανώς με τον τρόπο αυτό δημιουργήσαμε ένα υπερβολικά μεγάλης διάστασης διάνυσμα χαρακτηριστικών το οποίο φυσικά δεν είναι πρακτικό. Ο σκοπός ωστόσο δεν ήταν να χρησιμοποιήσουμε το διάνυσμα αυτό ως έχει για το διαχωρισμό των περιστατικών κακοήθειας και φλεγμονής. Η βασική ιδέα ήταν να υπολογίσουμε αρχικά όλα τα χαρακτηριστικά ενέργειας και στη συνέχεια να επιλέξουμε ποια από αυτά συνεισφέρουν περισσότερο στη διαδικασία διαχωρισμού των περιστατικών. Η διαδικασία επιλογής των καταλληλότερων χαρακτηριστικών είναι ένα από τα κρίσιμότερα ζητήματα που αφορούν στο έργο της διάκρισης των περιστατικών και αναλύεται στην επόμενη ενότητα.



Εικόνα 34: Διάγραμμα ροής της εργασίας

4.4 Επιλογή Χαρακτηριστικών

Όπως αναφέρθηκε και προηγούμενα, ο πίνακας των 725 υπολογισθέντων χαρακτηριστικών έχει ως στόχο μόνο την ενδελεχή διερεύνηση όλων των χαρακτηριστικών που μπορούν να προκύψουν από κάθε δυνατό συνδυασμό των προαναφερθεισών μεθόδων.

Σε καμία περίπτωση δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν και τα 725 χαρακτηριστικά για την ταξινόμηση των δειγμάτων για τους λόγους που αναφέρθηκαν στην ενότητα 3.3. Συνεπώς το επόμενο βήμα είναι η επιλογή των καταλληλότερων χαρακτηριστικών για την διαδικασία της ταξινόμησης. Στη συνέχεια του κεφαλαίου αναλύονται οι μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών που εφαρμόστηκαν καθώς και τα προκύπτοντα αποτελέσματα και εξηγείται τι ορίζουμε τελικά ως «καταλληλότερα» χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα επιλέχθηκαν χαρακτηριστικά με κριτήρια επιλογής αρχικά βασισμένα στο Student's t-test και στη συνέχεια στις καμπύλες ROC.

4.4.1 Επιλογή Χαρακτηριστικών με Κριτήριο το Student's t-test

Στην ενότητα 4.2 αναφέρθηκε ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούν ένα σύνολο 400 ROI από τις οποίες οι 200 αντιστοιχούν σε καρκίνο και οι υπόλοιπες 200 σε φλεγμονή. Επομένως έχοντας υπολογίσει 725 χαρακτηριστικά υφής για κάθε ROI προκύπτει τελικά ένας πίνακας 725 στηλών (μία για κάθε χαρακτηριστικό) και 400 γραμμών (μία για κάθε ROI). Για κάθε χαρακτηριστικό εφαρμόζουμε το Student's t-test σύμφωνα με την εξίσωση

$$t = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{N_1} + \frac{s_2^2}{N_2}}}$$

όπου μ_1 , s_1 η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση του εκάστοτε χαρακτηριστικού για τις 200 ROI κακοήθειας ($N_1=200$) και αντίστοιχα μ_2 , s_2 αντιστοιχούν σε 200 ROI φλεγμονής ($N_2=200$). Τα προκύπτοντα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 4

Πίνακας 4: Πίνακας αποτελεσμάτων μετά από εφαρμογή του Student's t-test

	ROIs	Χαρακτηριστικά				
		F1	F2	F3	. . .	F725
Κακοήθεια	1	96,725	0,263	3,891	. . .	0,714
	2	85,314	0,253	3,642	. . .	0,458
	3	82,735	0,252	3,795	. . .	0,404

	200	64,614	0,252	3,414	. . .	0,460
Φλεγμονή	201	41,855	0,256	2,862	. . .	0,125
	202	56,568	0,259	2,688	. . .	0,145
	203	40,874	0,258	2,689	. . .	0,097

	400	62,754	0,263	2,964	. . .	0,131
Τιμές t του t-test		12,06	3,13	21,28		16,76

Αν και σύμφωνα με το Student's t-test ως καταλληλότερα κρίνονται τα χαρακτηριστικά με τη μεγαλύτερη t τιμή, στην προκειμένη περίπτωση η επιλογή των χαρακτηριστικών δεν βασίζεται μόνο στην τιμή του κριτηρίου αλλά παράλληλα πραγματοποιείται και έλεγχος της ετεροσυσχέτισης των χαρακτηριστικών.

Για την τελική επιλογή τους ακολουθείται η παρακάτω διαδικασία:

- Αφού έχουν υπολογισθεί οι τιμές t του Student's t-test τα χαρακτηριστικά κατατάσσονται κατά φθίνουσα σειρά. Το πρώτο χαρακτηριστικό που επιλέγεται είναι εκείνο με τη μεγαλύτερη t τιμή. Συγκεκριμένα πρόκειται για το χαρακτηριστικό **Difference Entropy** των εικόνων ενέργειας που προέκυψαν από συνέλιξη των ROI με τη μάσκα **S5*S5**.
- Υπολογίζεται ο συντελεστής ετεροσυσχέτισης του πρώτου χαρακτηριστικού με όλα τα υπόλοιπα σύμφωνα με την εξίσωση

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N x_{ni} x_{nj}}{\sqrt{\sum_{n=1}^N x_{ni}^2 \sum_{n=1}^N x_{nj}^2}}$$

- Το επόμενο χαρακτηριστικό που επιλέγεται είναι εκείνο που έχει μεγάλη t τιμή και ταυτόχρονα μικρή τιμή συντελεστή ετεροσυσχέτισης. Δηλαδή ελέγχεται η διαφορά των δύο παραπάνω τιμών. Το χαρακτηριστικό επιλέγεται όπως ορίζει η εξίσωση:

$$i_2 = \arg \max_j \{a_1 C(j) - a_2 |\rho_{i_1 j}|\}, \text{ για κάθε } j \neq i_1.$$

(Οι συντελεστές βαρύτητας a_1 και a_2 τέθηκαν ίσοι με τη μονάδα ενώ στην προκειμένη περίπτωση οι τιμές του κριτηρίου C είναι οι t τιμές).

- Η παραπάνω διαδικασία γενικεύεται και για τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά. Η επιλογή τους ορίζεται από την εξίσωση:

$$i_k = \arg \max_j \{a_1 C(j) - \frac{a_2}{k-1} \sum_{r=1}^{k-1} |\rho_{i_r j}|\}$$

- Επιλογή των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών. Το πλήθος τους προέκυψε μετά από δοκιμές στον ταξινομητή με στόχο τη μεγιστοποίηση της απόδοσής του.

Τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν και οι αντίστοιχες t τιμές παρατίθενται στον Πίνακα 5 που ακολουθεί.

Πίνακας 5: Επιλογή των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών με κριτήριο επιλογής το Student's t-test

α/α Χαρακτηριστικού F (F= 1 – 725)	Υπολογίζεται από τον συνδυασμό		Τιμή του t του t-test
	Στατιστικό στοιχείο υφής	Μάσκα	
420	Difference entropy	S5*S5	34,33082
181	Angular Second Moment	S5*W5	34,21294
176	Angular Second Moment	E5*W5	32,1089
372	Sum entropy	S5*S5	33,58387
156	Dissimilarity	S5*S5	30,5128
175	Angular Second Moment	E5*S5	32,37755
204	Entropy	S5*S5	32,50294
186	Angular Second Moment	W5*W5	32,98373
157	Dissimilarity	S5*W5	29,9787
179	Angular Second Moment	S5*E5	31,97812

Ως αποτέλεσμα αυτής της επιλογής τα δεδομένα του Πίνακα 4 διάστασης (400x725), συγκεντρώνονται σε έναν πίνακα (400x10) όπου ουσιαστικά βρίσκονται οι τιμές των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών για καθεμιά από τις διαθέσιμες ROI. Ονομάζουμε τον πίνακα αυτό t-test training set και θα χρησιμοποιηθεί στη συνέχεια για την εκπαίδευση ενός ταξινομητή Bayes (ενότητα 4.5).

4.4.2 Επιλογή Χαρακτηριστικών με Κριτήριο τις καμπύλες ROC

Το δεύτερο κριτήριο επιλογής που εφαρμόστηκε ήταν οι roc καμπύλες και συγκεκριμένα το μέτρο του AUC (ενότητα 3.3.2). Υπολογίσθηκαν αρχικά οι τιμές των AUC για τις 400 ROI και τα 725 χαρακτηριστικά. Ο πίνακας αποτελεσμάτων έχει τη μορφή του Πίνακα 6.

Πίνακας 6: Πίνακας αποτελεσμάτων για τις τιμές των AUC

	ROIs	Χαρακτηριστικά				
		F1	F2	F3	. . .	F725
Κακοήθεια	1	96,725	0,263	3,891	. . .	0,714
	2	85,314	0,253	3,642	. . .	0,458
	3	82,735	0,252	3,795	. . .	0,404

	200	64,614	0,252	3,414	. . .	0,460
Φλεγμονή	201	41,855	0,256	2,862	. . .	0,125
	202	56,568	0,259	2,688	. . .	0,145
	203	40,874	0,258	2,689	. . .	0,097

	400	62,754	0,263	2,964	. . .	0,131
AUC		0,456	0,474	0,479		0,448

Η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την επιλογή των χαρακτηριστικών είναι όμοια με εκείνη για το Student's t-test. Στη θέση των τιμών t υπολογίζονται οι τιμές των AUC.

Τα 10 καλύτερα χαρακτηριστικά που προέκυψαν συγκεντρώνονται στον Πίνακα 7.

Πίνακας 7:Επιλογή των 10 καλύτερων χαρακτηριστικών με κριτήριο επιλογής τις roc καμπύλες

α/α Χαρακτηριστικού F (F= 1 – 725)	Υπολογίζεται από τον συνδυασμό		AUC
	Στατιστικό στοιχείο υφής	Μάσκα	
565	Standard Deviation (FOS)	S5*W5	0,4912
177	Angular Second Moment	E5*R5	0,4803
613	Kurtosis (FOS)	S5*W5	0,4863
182	Angular Second Moment	S5*R5	0,4838
609	Kurtosis (FOS)	E5*R5	0,4834
617	Kurtosis (FOS)	W5*S5	0,4828
187	Angular Second Moment	W5*R5	0,4814
102	Cluster Prominence	E5*E5	0,4774
444	Information measure of correlation 1	S5*S5	0,4253
109	Cluster Prominence	S5*W5	0,4845

Και σε αυτή την περίπτωση προκύπτει ο (400x10) πίνακας AUC training set, που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του ταξινομητή και περιέχει τις τιμές των 10 χαρακτηριστικών που επιλέχθηκαν με κριτήριο το μέτρο της AUC για καθεμιά από τις 400 ROI.

4.4.3 Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

Από τους Πίνακες 5 και 7 είναι εμφανές ότι το χαρακτηριστικό της γωνιακής ροπής 2ης τάξης (angular second moment) επιδεικνύει σημαντική ικανότητα διάκρισης των εικόνων καθώς εμφανίζεται περισσότερες φορές και στους δύο πίνακες. Ομοίως οι μάσκες που φαίνεται να επικρατούν και στις δύο δοκιμές είναι κυρίως η S5*S5 και η S5*W5. Υπενθυμίζεται ότι η μάσκα S5 αναδεικνύει κυρίως σημάδια στην εικόνα ενώ η W5 την κυμάτωση.

Από τους πίνακες αυτούς υπερτονίζεται επίσης η σημασία του ελέγχου ετεροσυσχέτισης που πραγματοποιήθηκε. Και στις δύο περιπτώσεις παρατηρούνται χαρακτηριστικά με μικρότερη τιμή

t (AUC αντίστοιχα) να βρίσκονται σε υψηλότερη θέση στους πίνακες επιλογής καθώς παρουσίαζαν μικρότερη ετεροσυσχέτιση με τα ήδη επιλεγμένα χαρακτηριστικά. Είναι ευνόητο πως η επιλογή χαρακτηριστικών χωρίς έλεγχο ετεροσυσχέτισης δεν οδηγεί στην επιλογή του βέλτιστου υποσυνόλου αυτών.

Αξιοσημείωτο είναι τέλος το γεγονός ότι κανένα από τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν με κριτήριο το Student's t-test δεν συμπίπτει με κάποιο από εκείνα που επιλέχθηκαν με κριτήριο τις καμπύλες ROC. Η παρατήρηση αυτή εγείρει ερωτήματα σε σχέση με την καταλληλότητα του ελέγχου του t-test για εφαρμογές ταξινόμησης, αφού προφανώς τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν παρουσιάζουν μεγαλύτερη αλληλοκάλυψη από εκείνα που επιλέχθηκαν από τις ROC καμπύλες, επομένως δεν αποτελούν το βέλτιστο υποσύνολο.

4.5 Εκπαίδευση & Μέτρηση Απόδοσης Ταξινομητή

Το επόμενο στάδιο μετά την επιλογή χαρακτηριστικών αποτελεί η σχεδίαση ενός αφελούς ταξινομητή Bayes. Στη συνέχεια αναλύεται η διαδικασία εκπαίδευσης του ταξινομητή καθώς και η διαδικασία μέτρησης της απόδοσής του.

Εκπαίδευση του ταξινομητή:

Οι πίνακες t-test training set και AUC training set που αναφέρθηκαν στην προηγούμενη ενότητα αποτελούν τα δεδομένα εκπαίδευσης του ταξινομητή για καθένα από τα δύο κριτήρια επιλογής. Συγκεκριμένα αποτελούνται από 200 ROI καρκίνου και 200 ROI φλεγμονής.

Ουσιαστικά ο χώρος χαρακτηριστικών είναι 10 διαστάσεων στον οποίο βρίσκονται 200 δείγματα που αφορούν σε καρκίνο και 200 δείγματα που αφορούν σε φλεγμονή.

Ο ταξινομητής εκπαιδεύεται πρώτα με το t-test training set και στη συνέχεια με το AUC training set και στη συνέχεια μετράται η απόδοσή του για καθένα από τα δύο κριτήρια επιλογής.

Έλεγχος απόδοσης ταξινομητή:

Το επόμενο βήμα μετά την εκπαίδευση είναι ο έλεγχος της απόδοσης του ταξινομητή. Ο έλεγχος αυτός πραγματοποιείται με ένα σύνολο δεδομένων (testing set) των οποίων η κλάση είναι γνωστή στον σχεδιαστή αλλά άγνωστη στον ταξινομητή. Όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 4.2, το testing set αποτελείται από 110 ROIs από τις οποίες 50 αφορούν σε καρκίνο και 60 σε φλεγμονή. Όταν τα άγνωστα δείγματα ταξινομηθούν, μετράται η απόδοση του ταξινομητή μέσω της ακρίβειας, της ευαισθησίας και της ειδικότητας.

Για τα δύο κριτήρια επιλογής χαρακτηριστικών προέκυψαν οι τιμές:

Πίνακας 8: Μέτρα απόδοσης του ταξινομητή για χαρακτηριστικά επιλεγμένα με χρήση των κριτηρίων Student's t-test και καμπύλες ROC

	Specificity (Ειδικότητα)	Sensitivity (Ευαισθησία)	Accuracy (Ακρίβεια)
Student's t-test	96,66%	78%	88,18%
AUC	96,66%	88%	92,727%

Συμπεράσματα:

Από τον παραπάνω πίνακα προκύπτουν ορισμένα ενδιαφέροντα συμπεράσματα.

Αρχικά, εύκολα παρατηρούμε ότι το μέτρο του AUC ως κριτήριο επιλογής χαρακτηριστικών είναι προτιμητέο συγκριτικά με το Student's t-test αφού συνεπάγεται καλύτερη απόδοση του ταξινομητή. Η μεγαλύτερη συνεισφορά του πρώτου κριτηρίου στη διαδικασία της ταξινόμησης ήταν αναμενόμενη αφού λαμβάνει ως παράμετρο την αλληλοεπικάλυψη των κλάσεων και επιλέγει χαρακτηριστικά τέτοια ώστε αυτή να ελαχιστοποιείται. Παρατηρείται επίσης ότι ενώ η ειδικότητα είναι η ίδια και για τα δύο κριτήρια ωστόσο οι τιμές της ευαισθησίας και της ακρίβειας διαφέρουν περισσότερο από δέκα ποσοστιαίες μονάδες για τα δύο κριτήρια, με το μέτρο του AUC να υπερέχει αισθητά.

Επίσης από τον Πίνακα 8 είναι εμφανής η αύξηση της ακρίβειας ταξινόμησης και η ταυτόχρονη μείωση του ποσοστού ΨΘΕ συγκριτικά με τις ήδη υπάρχουσες διαγνωστικές μεθόδους, γεγονός που αποτέλεσε εξ αρχής τη βασική επιδίωξη της παρούσας διπλωματικής.

4.6 Αναφορές Κεφαλαίου

- [1] P. Bountris, M. Haritou, E. Passalidou, N. Apostolou, and D. Koutsouris, "Detection and classification of suspicious areas in autofluorescence bronchoscopy", in IFMBE Proc. of World Cong. on Medical Physics and Biomedical Engineering (WC2009), vol.25/4, pp.1838-1841, Munich, Germany, Sep. 2009
- [2] Π. Μπούντρης, «Ανάπτυξη Συστήματος Ανάλυσης Εικόνων και Βίντεο Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης με Χρήση Μεθόδων Όρασης Υπολογιστών και Αναγνώρισης Προτύπων για την Ανίχνευση Καρκίνου σε Πρώιμα Στάδια», Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 2008
- [3] Nishibori M (2000) Problems and solutions in medical color imaging,, Second Intern. Sympos. on Multispectral Imaging and High Accurate Color Reproduction Proc., October 2000, pp.9-17
- [4] R. Gonzalez, R. Woods, and S. Eddins, Digital Image Processing using Matlab. New Jersey: Prentice Hall, 2004, pp. 464-474.
- [5] R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Syst., Man., Cybern., vol. 3, no. 6, pp. 610-622, 1973.
- [6] L. Soh and C. Tsatsoulis, "Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, no. 2, pp. 780-795, 1999.
- [7] D. A. Clausi, "An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization," Can. J. Remote Sensing, vol. 28, no. 1, pp. 45-62, 2002.
- [8] S. Gr. Mougiakakou, S. Golemati, I. Gousias, K. S. Nikita, and A. N. Nicolaidis, "Computer-aided diagnosis of carotid atherosclerosis using Laws' texture features and a hybrid trained neural network," in Proc. 25th Annu. Int. Conf. of IEEE EMBS, Cancun, Mexico, pp. 1248-1251, Sep. 2003
- [9] A. Karahaliou, I. Boniatis, S. Skiadopoulos et al., "A texture analysis approach for characterizing microcalcifications on mammograms," in Proc. 6th Int. Conf. on Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB2006), Ioannina, Greece, Oct. 2006.

Κεφάλαιο 5 - Συμπεράσματα & Προοπτικές για Μελλοντικές Επεκτάσεις

5.1 Συμπεράσματα

Όπως έχει ήδη επισημανθεί προηγουμένα, κίνητρο της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτέλεσε η ανάγκη για βελτίωση των διαγνωστικών μεθόδων του καρκίνου του πνεύμονα που πλήττει ολοένα αυξανόμενο αριθμό ανθρώπων. Ακόμα πιο συγκεκριμένα, οι υπάρχουσες μέθοδοι διάγνωσης υστερούν σε δύο βασικά σημεία: Πρώτον η διάγνωση δεν είναι έγκαιρη επειδή συχνά δεν υπάρχουν συμπτώματα στα πρώτα στάδια της νόσου αλλά ακόμα περισσότερο επειδή τα ευρήματα στα στάδια αυτά συχνά διαφεύγουν της προσοχής ακόμα και των πιο έμπειρων βρογχοσκόπων (π.χ. ανεπαίσθητο οίδημα ή υπεραϊμία του βλεννογόνου). Το δεύτερο σημείο όπου υστερούν οι διαγνωστικές μέθοδοι είναι η ακρίβεια της διάγνωσης. Δηλαδή ακόμα και όταν χρησιμοποιείται η ΑΦΒ που αποτελεί μέθοδο διάγνωσης των πρώιμων σταδίων του καρκίνου του πνεύμονα, το ποσοστό των ΨΘΕ αγγίζει το 30% αφού καρκίνος και φλεγμονή φθορίζουν σε παρόμοιες αποχρώσεις (μήκη κύματος).

Σκοπός της έρευνάς μας ήταν η μείωση του ποσοστού ΨΘΕ μέσω μελέτης και επεξεργασίας εικόνων ΑΦΒ με εφαρμογή εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής και αναγνώρισης προτύπων.

Από τον Πίνακα 8 φαίνεται ότι η προσέγγιση του προβλήματος που προτείνεται από την παρούσα εργασία οδηγεί σε αύξηση της ακρίβειας σε ποσοστό που ανέρχεται έως και σε 92,727% και παράλληλη μείωση των ΨΘΕ σε ποσοστό περίπου 12%.

Η ορθότερη ταξινόμηση περιοχών καρκίνου και φλεγμονής που αποδεικνύεται από τις παραπάνω τιμές, στηρίζεται σε τρεις βασικούς άξονες που αφορούν στον χρωματικό χώρο όπου αναλύονται τα δεδομένα, στο συνδυασμό εξελιγμένων μεθόδων ανάλυσης υφής και τέλος στα κριτήρια επιλογής των χαρακτηριστικών που καθιστούν τις εικόνες των δύο κατηγοριών διαχωρίσιμες.

Αναφορικά με τον χρωματικό χώρο, οι εικόνες δεδομένων μεταφέρθηκαν από το χρωματικό χώρο RGB στο χώρο HSV αφού όπως υποδεικνύεται από την έρευνα [1] οι πληροφορίες που παίρνουμε από τον RGB σχετικά με τις διαφορές των εικόνων φλεγμονής και καρκίνου είναι ελλιπείς. Αντιθέτως, στον HSV χρωματικό χώρο αναδεικνύονται περισσότερες διαφορές μεταξύ των εικόνων, επομένως αντλούνται περισσότερες χρήσιμες πληροφορίες. Οι διαφορές αυτές γίνονται περισσότερο εμφανείς στο κανάλι H του HSV, επομένως αυτό απομονώθηκε και η περαιτέρω επεξεργασία και ανάλυση των εικόνων πραγματοποιήθηκε σε αυτό.

Ο δεύτερος άξονας που αναφέρθηκε αφορά στο συνδυασμό μεθόδων ανάλυσης της υφής των εικόνων. Στο συνδυασμό αυτό έγκειται και η καινοτομικότητα της εργασίας. Συγκεκριμένα πρόκειται για τον υπολογισμό στατιστικών στοιχείων 1^{ης} (FOS) αλλά και 2^{ης} (μέσω του GLCM) τάξης σε εικόνες ενέργειας υφής. Οι εικόνες ενέργειας υφής προέκυψαν από τη συνέλιξη των αρχικών εικόνων (ROI) με τις 25 μάσκες που προτείνονται από τον K.I.Laws. Αξίζει να σημειωθεί ότι σε παρόμοιες έρευνες η συνέλιξη πραγματοποιείται με ένα υποσύνολο των 25 μασκών για λόγους μείωσης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας. Στην παρούσα εργασία αντίθετα, χρησιμοποιήθηκαν και οι 25 μάσκες με στόχο τον εκτεταμένο έλεγχο όλων των πιθανών χαρακτηριστικών που μπορούν να εξαχθούν από τις εικόνες ενέργειας. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά αφορούν σε 7 FOS και 22 εξαγόμενα χαρακτηριστικά από τους αντίστοιχους GLCM. Προέκυψε δηλαδή ένα υπερβολικά μεγάλο διάνυσμα χαρακτηριστικών με σκοπό να μην διαφύγει από τον έλεγχο, ως προς την ικανότητα διαχωρισμού των περιοχών, κανένα από τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά.

Τέλος, το τρίτο και εξίσου βασικό στοιχείο για την ορθότερη ταξινόμηση των περιοχών ήταν η επιλογή των καλύτερων από τα χαρακτηριστικά που προέκυψαν. Για την επιλογή αυτή πραγματοποιήθηκε έλεγχος ετεροσυσχέτισης των χαρακτηριστικών αφού αυτή αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα για τη διαδικασία της ορθής ταξινόμησης. Στη συνέχεια δοκιμάστηκαν δύο κριτήρια επιλογής: το Student's t-test και το μέτρο της AUC που προκύπτει από τις καμπύλες ROC. Σημαντικό γνώρισμα του δεύτερου κριτηρίου είναι ότι ελέγχει την αλληλοεπικάλυψη των κλάσεων και επιλέγει χαρακτηριστικά που οδηγούν στη μικρότερη δυνατή αλληλοεπικάλυψη των κλάσεων. Από τον Πίνακα 8 φαίνεται ότι χαρακτηριστικά που έχουν επιλεγεί με βάση το δεύτερο κριτήριο συμβάλλουν στην ορθότερη ταξινόμηση με ακρίβεια 92,727%.

5.2 Προοπτικές για Μελλοντικές Επεκτάσεις

Μελλοντικό ερευνητικό στόχο αποτελεί η εφαρμογή της μεθοδολογίας που πραγματοποιήθηκε σε περισσότερα και διαφορετικά περιστατικά ώστε να αξιολογηθεί πληρέστερα η συμβολή της στη διαγνωστική διαδικασία.

Επίσης, αντικείμενο προς μελλοντική έρευνα αποτελεί η εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας σε άλλους ταξινομητές με σκοπό να εκτιμηθεί η απόδοσή τους.

Ενδιαφέρουσα μελλοντική κατεύθυνση αποτελεί η εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας και σε άλλες διαγνωστικές μεθόδους που εκμεταλλεύονται την πληροφορία που προέρχεται από την υφή της εικόνας. Παραδείγματα τέτοιων μεθόδων, αποτελούν η μαστογραφία, η λαρυγγοσκόπηση και η κολποσκόπηση.

5.3 Αναφορές Κεφαλαίου

- [1] Π. Μπούντρης, «Ανάπτυξη Συστήματος Ανάλυσης Εικόνων και Βίντεο Αυτοφθορίζουσας Βρογχοσκόπησης με Χρήση Μεθόδων Όρασης Υπολογιστών και Αναγνώρισης Προτύπων για την Ανίχνευση Καρκίνου σε Πρώιμα Στάδια», Διπλωματική εργασία, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Αθήνα, 2008.

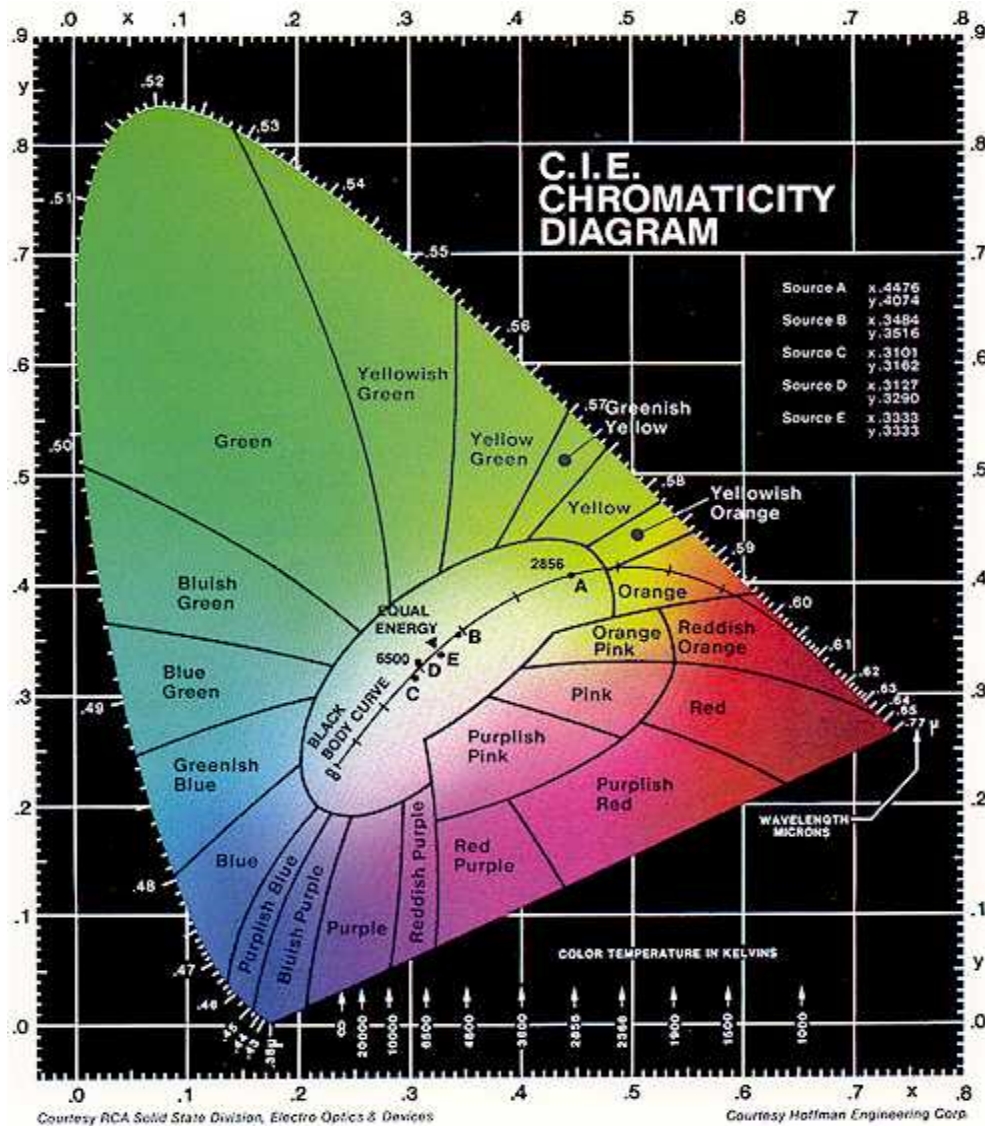
Παράρτημα Α

A.1 Ανάλυση σε χρωματικό επίπεδο-το μοντέλο HSV

A.1.1 Βασικές αρχές χρώματος

Οι φωτοϋποδοχείς στον αμφιβληστροειδή, τα κωνία, είναι οι υπεύθυνοι αισθητήρες για την έγχρωμη όραση στον άνθρωπο. Έρευνες καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι τα κωνία διαιρούνται σε τρεις βασικές κατηγορίες, καθεμιά από τις οποίες ανταποκρίνεται στα κόκκινο (red-R), στο πράσινο (green-G) και στο μπλε (blue-B) αντίστοιχα. Λόγω αυτής της ιδιότητας του ματιού, όλα τα χρώματα μπορούν να θεωρηθούν ως συνδυασμοί των βασικών αυτών χρωμάτων [1].

Οι συνιστώσες διαφορετικής αντίληψης των χρωμάτων, είναι η φωτεινότητα (brightness), η χροιά ή απόχρωση (hue) και ο κόρος (saturation). Η φωτεινότητα ενσωματώνει την αχρωματική έννοια της έντασης του φωτός, ενώ η χροιά σχετίζεται με το κυρίαρχο μήκος κύματος ανάμεσα σε ένα μείγμα άλλων κυμάτων φωτός. Ουσιαστικά, η χροιά εκφράζει το χρώμα που αντιλαμβάνεται ο παρατηρητής, αναφέρεται δηλαδή στο πόσο κόκκινο, πράσινο κ.τ. λ. είναι ένα χρώμα. Τέλος ο κόρος αναφέρεται στην αλλαγή της αντίληψης του φωτός που προκαλείται από συνεχή πρόσθεση λευκού φωτός σε μονοχρωματική ακτινοβολία. Δηλαδή εκφράζει την καθαρότητα μιας απόχρωσης (hue) ή διαφορετικά την ποσότητα λευκού φωτός που αναμειγνύεται με μια απόχρωση. Για παράδειγμα, χρώματα απόλυτης καθαρότητας είναι το κόκκινο και το πράσινο. [1][2].



Εικόνα 35: Χρωματικό διάγραμμα

A.1.2 Χρωματικά Μοντέλα

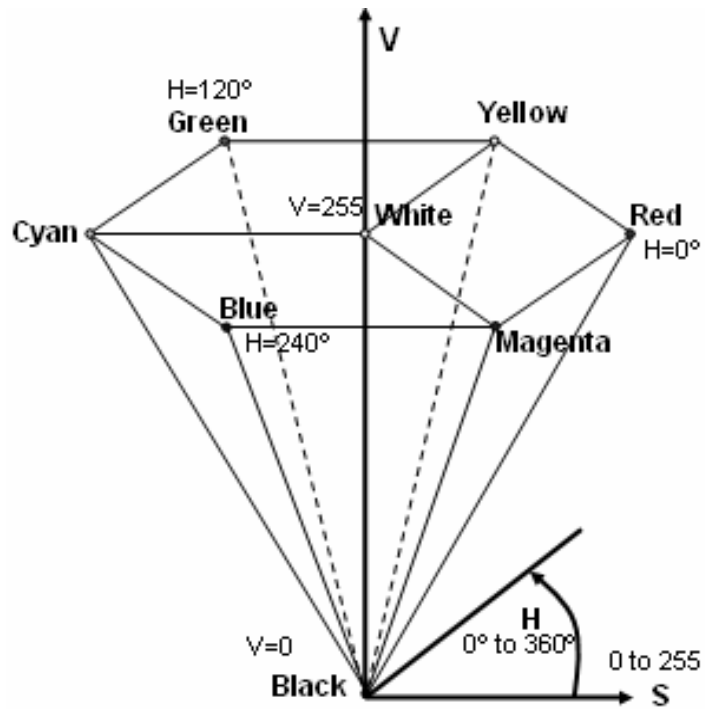
Σκοπός ενός χρωματικού μοντέλου (ή χρωματικός χώρος ή χρωματικό σύστημα) είναι να διευκολύνει τον καθορισμό των χρωμάτων μέσω κάποιου προτυποποιημένου, κοινώς αποδεκτού τρόπου. Ουσιαστικά, ένα χρωματικό μοντέλο είναι ο καθορισμός ενός συστήματος συντεταγμένων και ενός υποσυστήματος μέσα σε αυτό, όπου κάθε χρώμα αντιστοιχεί σε ένα μοναδικό σημείο. Παραδείγματα χρωματικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται σήμερα είναι το RGB, το CMY, το YCbCr, το HSV κ.ά.

Στην παρούσα εργασία, οι εικόνες μεταφέρθηκαν στον HSV χρωματικό χώρο ο οποίος και αναλύεται στη συνέχεια.

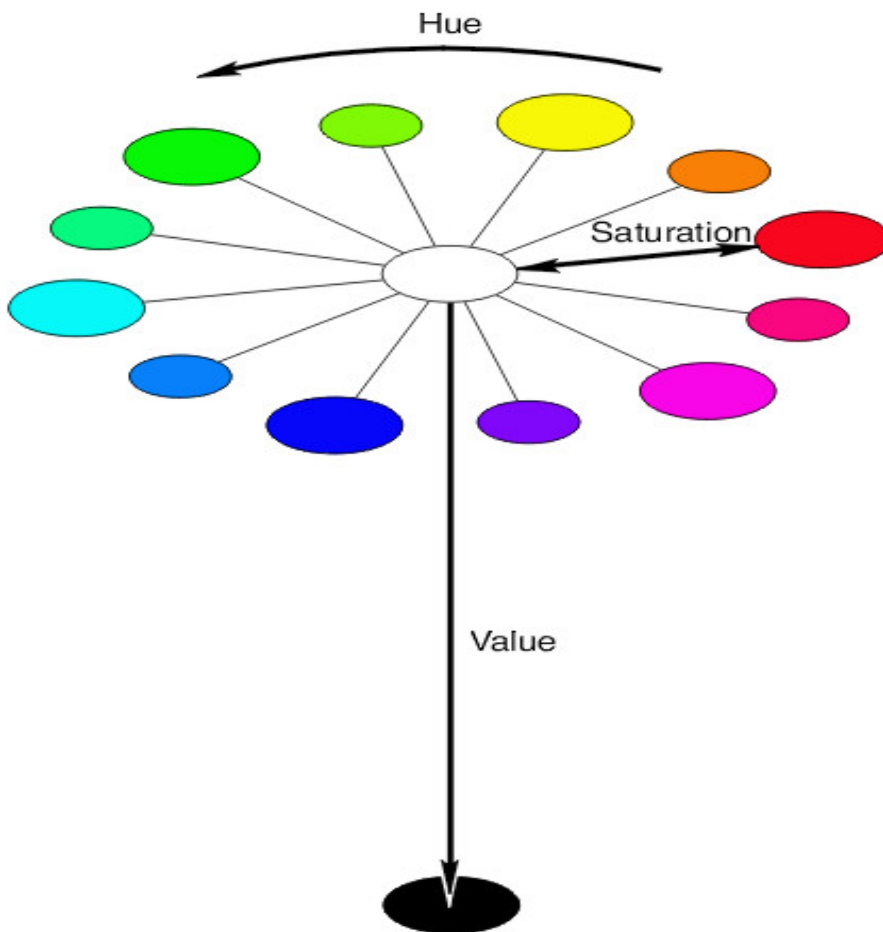
A.1.3 Το χρωματικό μοντέλο HSV

Το χρωματικό μοντέλο HSV χρησιμοποιεί για την αναπαράσταση των χρωμάτων πολικό σύστημα συντεταγμένων με διαστάσεις τις εύκολα αντιληπτές για τον άνθρωπο έννοιες της απόχρωσης (Hue), του κόρου ή χρωματικής καθαρότητας (Saturation) και τέλος του τόνου (Value)[3]. Η απόχρωση μπορεί να περιγραφεί ως το χρώμα που γίνεται αντιληπτό από τον άνθρωπο, όπως κόκκινο, κίτρινο, πορτοκαλί κ.τ.λ. και πιο συγκεκριμένα αναφέρεται στο κυρίαρχο μήκος κύματος. Οι τιμές της κυμαίνονται από 0°-360°. Ο κόρος είναι η διάσταση που εκφράζει την καθαρότητα ενός χρώματος, κατά πόσο δηλαδή αυτό απέχει από το λευκό. Με άλλα λόγια εκφράζει την ένταση κάποιας χροιάς και μετράται στην κλίμακα 0-100%. Τέλος ο τόνος αναφέρεται στη φωτεινότητα ενός χρώματος, πόσο δηλαδή αυτό απέχει από το μαύρο και μετράται επίσης στην κλίμακα 0-100%.

Ένα από τα βασικά πλεονεκτήματα του μοντέλου HSV είναι ότι οι συνιστώσες αναπαράστασης των χρωμάτων είναι πιο εύκολα αντιληπτές από τον άνθρωπο. Το μοντέλο αυτό επιχειρεί στην ουσία να θέσει ένα σύνολο διαστάσεων που μοντελοποιούν τον τρόπο με τον οποίο ένας ζωγράφος αναμειγνύει τα χρώματα στην παλέτα του. Δηλαδή, ένας ζωγράφος αρχικά επιλέγει ένα χρώμα και στη συνέχεια το φωτίζει με πρόσμειξη λευκού είτε το σκουραίνει σε μια σκιά του αρχικού χρώματος με πρόσμειξη μαύρου. Γενικά όλες οι αποχρώσεις του προκύπτουν από την πρόσμειξη λευκού, μαύρου ή της ανάμειξής τους (γκρι). Κατ'αντιστοιχία, η μεταβολή της απόχρωσης (H) είναι η επιλογή ενός χρώματος από τον χρωματικό κύκλο, η ελάττωση του κόρου (S) είναι η αύξηση του λευκού και η ελάττωση του τόνου (V) είναι η πρόσμειξη μαύρου [3].



Εικόνα 36: Το χρωματικό μοντέλο HSV



Εικόνα 37: Οι τρεις συνιστώσες του χρωματικού μοντέλου HSV : Απόχρωση, Καθαρότητα, Τόνος

A.1.4 Αναφορές Παραρτήματος

- [1] R. Gonzalez, R.Woods, Digital Image Processing (Second Edition), Prentice Hall, New Jersey, 2002
- [2] Σ.Κόλλιας, Επεξεργασία, Ανάλυση και τεχνολογία Εικόνων-Βίντεο, Εκδόσεις Ε.Μ.Π., Αθήνα, Οκτώβριος 2005
- [3] Alvy Ray Smith, "Color Gamut Transform Pairs", Computer graphics Lab, New York Institute of Technology, Old Westbury, NY 11568

Παράρτημα Β

B.1 Βασικές Αρχές Πιθανοτήτων

B.1.1 Θεώρημα Ολικής Πιθανότητας (Total Probability Theorem)

Έστω M αμοιβαία αποκλειόμενα ενδεχόμενα A_i , $i=1,2,\dots,M$, έτσι ώστε $\sum_{i=1}^M P(A_i) = 1$. Η πιθανότητα ενός τυχαίου ενδεχομένου B είναι:

$$P(B) = \sum_{i=1}^M P(B | A_i)P(A_i) \quad (\text{B.1})$$

Η πιθανότητα αυτή καλείται *θεώρημα ολικής πιθανότητας (total probability theorem)* [1].

B.1.2 Υπο συνθήκη Πιθανότητα (Conditional Probability)

Η πιθανότητα $P(B | A_i)$ στην εξίσωση (B.1) είναι η υπό συνθήκη πιθανότητα του B με δεδομένο το A_i και ορίζεται από τον τύπο:

$$P(B | A) = \frac{P(B \cap A)}{P(A)} \quad (\text{B.2})$$

B.1.3 Κανόνας του Bayes (Bayes Rule)

Από την εξίσωση (B.2) ο κανόνας του Bayes γράφεται:

$$P(B | A)P(A) = P(A | B)P(B) \quad (\text{B.3})$$

Οι παραπάνω εξισώσεις μπορούν εύκολα να γενικευθούν και για την περίπτωση τυχαίων μεταβλητών ή διανυσμάτων που περιγράφονται από συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας ως εξής:

$$P(x | A)P(A) = P(A | x)P(x) \quad (\text{B.4})$$

και

$$P(x | y)P(y) = P(y | x)P(x) \quad (\text{B.5})$$

και τέλος

$$P(x) = \sum_{i=1}^M P(x | A_i)P(A_i) \quad (\text{B.6})$$

B.1.4 Στατιστική Ανεξαρτησία (Statistical Independence)

Δύο (ή περισσότερες) τυχαίες μεταβλητές x και y είναι στατιστικά ανεξάρτητες αν και μόνο αν

$$P(x, y) = P(x)P(y) \quad (\text{B.7})$$

B.2 Αναφορές Παραρτήματος

[1] S.Theodoridis, K.Koutroumbas, "Pattern Recognition", Elsevier Academic Press, 2003

Αρκτικόλεξα

AΦΒ: Αυτοφθορίζουσα Βρογχοσκόπηση

ΨΘΕ: Ψευδώς Θετικά Ευρήματα

AUC: Area Under ROC Curve

CIS: Carcinoma in Situ

FOS: First Order Statistics

GLCM: Gray-level Co-occurrence Matrix

HSV: Hue Saturation Value

NBC: Naive Bayes Classifier

RGB: Red-Green-Blue

WHO: World Health Organisation