



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

Εκτίμηση του Βαθμού Τυχαιότητας ή
Συσχέτισης Δομών της Αθρωματικής Πλάκας
με χρήση του Επιπέδου Αιτιότητας και
Ταξινόμηση της Συμπτωματικότητας της

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΥ Γ. ΣΤΑΜΟΥΛΑΚΑΤΟΥ

Επιβλέπων: Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΩΝ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΩΝ ΚΑΙ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΤΙΚΗΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ
Αθήνα, Φεβρουάριος 2018



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών
Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας

Εκτίμηση του Βαθμού Τυχειότητας ή
Συσχέτισης Δομών της Αθρωματικής Πλάκας
με χρήση του Επιπέδου Αιτιότητας και
Ταξινόμηση της Συμπτωματικότητας της

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΥ Γ. ΣΤΑΜΟΥΛΑΚΑΤΟΥ

Επιβλέπων: Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την στις 2 Μαρτίου του 2018.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....
Κωνσταντίνα Νικήτα
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

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

.....
Δημήτριος Κουτσούρης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2018



Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Τομέας Συστημάτων Μετάδοσης Πληροφορίας και Τεχνολογίας Υλικών
Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας

(Υπογραφή)

.....
ΑΝΑΣΤΑΣΙΟΣ ΣΤΑΜΟΥΛΑΚΑΤΟΣ

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

© 2018 – All rights reserved

Copyright ©–All rights reserved Αναστάσιος Σταμουλακάτος, 2018.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

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.

Περίληψη

Αθηρωμάτωση καλείται η παθολογική κατάσταση που προκαλείται ως αντίδραση στον τραυματισμό του ενδοθηλίου του αγγειακού τοιχώματος και συνεπάγεται το σχηματισμό αθηρωματικής πλάκας που αποτελείται κυρίως από λιπίδια, αλλά και από αίμα, ασβέστιο και ινώδη ιστό. Στη περίπτωση της καρωτίδας, μια πιθανή ρήξη της πλάκας οδηγεί στο σχηματισμό θρόμβου, ο οποίος είναι πιθανό να αποτελέσει την αιτία για την πρόκληση εγκεφαλικού ή παροδικού ισχαιμικού επεισοδίου. Προκειμένου να προβλεφθεί έγκαιρα και να αποτραπεί ένα τέτοιο κλινικό συμβάν, διερευνάται, στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η πιθανή σχέση της επικινδυνότητας για ρήξη μίας πλάκας με το επίπεδο αιτιότητας που παρουσιάζει η εικόνα του υπερήχου της.

Η επεξεργασία της πληροφορίας από εικόνες υπερήχων αθηρωματικής πλάκας εκφράζεται με τη δυναμική μεταβολή της φωτεινότητας. Μέτρα ποσοτικοποίησης της πληροφορίας αποτελούν η εντροπία και η πολυπλοκότητα. Η εντροπία χαρακτηρίζει την τάξη/αταξία ενός σήματος, ενώ η πολυπλοκότητα τη στιγμιαία μη ισορροπημένη δομή του. Η ταυτόχρονη αναπαράστασή τους στο επίπεδο αιτιότητας μπορεί να αναδείξει την παρουσία καταστάσεων, οι οποίες χαρακτηρίζονται από διαφορετικό βαθμό συσχέτισής τους. Σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η κατασκευή και ο χαρακτηρισμός του επιπέδου αιτιότητας σε πραγματικά δεδομένα με την χρήση του μετασχηματισμού κυματιδίου και των κατάλληλων παραμέτρων αλλά και η ταξινόμηση των πλακών σύμφωνα με την συμπτωματικότητα τους.

Λέξεις Κλειδιά

αθηρωμάτωση, καρωτίδα, υπέρηχοι, wavelet, εντροπία, πολυπλοκότητα, επίπεδο αιτιότητας, δυαδική ταξινόμηση, svm

Abstract

Atherosclerosis is called the pathological condition caused by a reaction to injuring the endothelium of the vascular wall and involving formation an atheromatic plaque consisting mainly of lipids but also of blood, calcium and fibrous tissue. In the case of the carotid artery, a possible rupture of the plaque leads to the formation of a thrombus, which is likely to cause the cause of a stroke or transient ischemic attack. In order to anticipate and prevent such a clinical event, the probable relationship between the risk of breaking a plaque and the level of causality presented by the ultrasound image is investigated in this diploma thesis.

The processing of information from ultrasound images of the atheromatic plaque is expressed by the dynamic change in brightness. Measures for quantification of information are entropy and complexity. Entropy characterizes the order/chaos of a signal, while its complexity is the instantly unbalanced structure. Their simultaneous representation at the level of causality can highlight the presence of situations characterized by a different degree of correlation. The aim of this diploma thesis is to construct and characterize the causality plane of real data using the wavelet transformation and the appropriate parameters, as well as the classification of the plates according to their symptomacy.

Keywords

Atherosclerosis, carotid, ultrasound, wavelet, entropy, complexity, causality plane, binary classification, svm

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω την καθηγήτρια κα.Νικήτα για την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας. Επίσης ευχαριστώ ιδιαίτερα τον Δρ.Νικόλαο Τσιαπάρα για την καθοδήγησή του και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε . Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την καθοδήγηση και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια.

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	5
Περιεχόμενα	9
Κατάλογος Σχημάτων	12
Κατάλογος Πινάκων	13
1 Εισαγωγή	15
1.1 Ανατομία Καρωτίδας	15
1.2 Αθηρομάτωση	16
1.2.1 Παράγοντες κινδύνου της Καρωτιδικής Νόσου	17
1.2.2 Ροή αίματος στον εγκέφαλο	17
1.2.3 Εγκεφαλικό	18
1.2.4 Καρωτιδική Αρτηριοσκλήρυνση και Εγκεφαλικό Επεισόδιο	19
1.3 Οδηγίες Κλινικής Πρακτικής	20
1.3.1 Μέθοδοι Απεικόνισης Υπερήχων	21
1.3.2 Υπέρηχος Τύπου Β	21
1.3.3 Κλινικό πρωτόκολλο	22
1.4 Σχηματισμός Εικόνας Υπερήχου	23
1.5 Βασικά στοιχεία υφής εικόνας (Texture)	25
1.5.1 Ηχογένεια και Υφή Αθηρωματικής Πλάκας	26
1.5.2 Ταξινόμηση αθηρωματικών πλακών ανάλογα με την επικινδυνότητα τους	26
1.6 Σκοπός	27
2 Επίπεδο Αιτιότητας	29
2.1 Η έννοια της Εντροπίας	29
2.1.1 Shannon	29
2.1.2 Tsallis	30

2.1.3	escort-Tsallis	30
2.1.4	Renyi	30
2.1.5	Κανονικοποιημένη Εντροπία (Normalized Entropy)	31
2.2	Η έννοια της Στατιστικής Πολυπλοκότητας	32
2.2.1	Ευκλείδεια απόσταση (Euclidean norm)	33
2.2.2	Απόσταση Wootters	34
2.2.3	Απόσταση/Σχετική εντροπία Kullbak	34
2.2.4	Απόκλιση Jensen	34
2.3	Επίπεδο Αιτιότητας (Causality Plane)	36
3	Wavelet	39
3.1	Μετασχηματισμός Wavelet	39
3.2	Διακριτός Μετασχηματισμός Wavelet	40
3.3	Δισδιάστατος Διακριτός Μετασχηματισμός (2D DWT)	41
3.4	Wavelet Ενέργεια	43
3.5	Wavelet Εντροπία	43
3.6	Wavelet Στατιστική Πολυπλοκότητα	45
4	Μηχανική Μάθηση και SVM	47
4.1	Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)	47
4.1.1	Μάθηση με Επίβλεψη (Supervised Learning)	47
4.1.2	Δυαδική Ταξινόμηση	48
4.1.3	Ευαισθησία και Ιδιαιτερότητα	48
4.2	Μηχανές διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM)	49
4.2.1	Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις	50
4.2.2	Μη γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις	51
4.2.3	Θεωρία πυρήνων για SVM	52
4.2.4	Παράμετροι Ακτινικής Βάσης	53
4.3	Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation)	55
5	Υπολογιστικό Μοντέλο και Αποτελέσματα	57
5.1	Συνθετικά Δεδομένα	57
5.1.1	Μεθοδολογία	58
5.1.2	Επιλογή κατάλληλων παραμέτρων και σχολιασμός τους	59
5.1.3	Γεωμετρικές εικόνες	62
5.1.4	Εικόνες Υφής	64
5.1.5	Συνθετικές εικόνες Καρωτίδας	66
5.2	Εικόνες Αθρηρωματικής Πλάκας	67
5.2.1	Περιγραφή συνόλου δεδομένων	67
5.2.2	Αποθήκευση και Επεξεργασία πληροφορίας περιστατικών	67
5.2.3	Μεθοδολογία	67
5.2.4	Παρουσίαση στατιστικών στοιχείων	69

5.2.5	Παρουσίαση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης	71
6	Επίλογος	77
6.1	Συμπεράσματα	77
6.1.1	Επίπεδο Αιτιότητας	77
6.1.2	Ταξινόμηση	78
6.2	Μελλοντικές Επεκτάσεις	78
6.3	Επίλογος	79
	Βιβλιογραφία	80
	Bibliography	80

Κατάλογος Σχημάτων

1.1	Καρωτιδικές Αρτηρίες	15
1.2	Αθηρωματική πλάκα	16
1.3	Χάρτης Αρτηριών	18
1.4	Εξέταση Υπερήχου	23
1.5	Τεχνική Υπερήχου	24
1.6	Παραδείγματα Υφής	25
2.1	Causality Planes	36
2.2	Reference Images (α) Mondrian (β) Pollock (γ) Bosch	37
3.1	Παραδείγματα Συναρτήσεων Wavelet	40
3.2	Πολυκλιμακωτή Ανάλυση Wavelet	41
3.3	Σχηματική Αναπαράσταση 2D DWT	42
3.4	Πολυκλιμακωτή Δισδιάστατη Ανάλυση	42
3.5	Ανάλυση Εικόνας	42
4.1	Sensitivity, Specificity	49
4.2	Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις	50
4.3	Μη Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις	52
4.4	Μεταφορά σε χώρο υψηλότερης διάστασης	52
4.5	Διαφορετικές τιμές στις παραμέτρους	54
4.6	Cross-validation	55
5.1	Επίπεδο αιτιότητας των reference images	60
5.2	Συναρτήσι του q	60
5.3	Συναρτήσι των Levels	61
5.4	Γεωμετρικές εικόνες: Chess, Circles, Mixedgeo, Orientedtexture, Scaledtexture	62
5.5	Επίπεδο Αιτιότητας των γεωμετρικών εικόνων	62
5.6	Επίπεδο Αιτιότητας για τις 4 διαφορετικές στατιστικές αποστάσεις	63
5.7	Αποτελέσματα για εικόνες υφής	64
5.8	Bubbles, leather, weave, wool	64
5.9	bark, pigskin	65

5.10	Brick, sand, water, wood, grass	65
5.11	Συνθετικές εικόνες Καρωτίδας	66
5.12	Αποτελέσματα για συνθετικές εικόνες καρωτίδας	66
5.13	Παραδείγματα υπερήχου πλάκας	68
5.14	Πλάκα με μάσκα	68
5.15	Εικόνες πλάκας συναρτήσει των επιπέδων ανάλυσης	69
5.16	Εικόνες πλάκας συναρτήσει του q	69
5.17	Επίπεδο Αιτιότητας 74 υπερήχων	71
5.18	Εστίαση στην περιοχή της αρχής των αξόνων	72
5.19	Ταξινόμηση	72
5.20	Εστίαση στην περιοχή της αρχής των αξόνων	73
5.21	Επίπεδο Αιτιότητας 74 υπερήχων	73
5.22	Ταξινόμηση	74
5.23	Οικογένειες Wavelet	75
5.24	Μέσοι όροι για τους διαφορετικούς τύπους εντροπίας	76
5.25	Μέσοι όροι πολυπλοκότητας για διαφορετικές στατιστικές αποστάσεις	76

Κατάλογος Πινάκων

5.1	Κατάλληλες Παράμετροι	59
5.2	Αποτελέσματα Ταξινόμησης	71
5.3	Ταξινόμηση για μέγιστο επίπεδο ανάλυσης wavelet	74

Κεφάλαιο 1

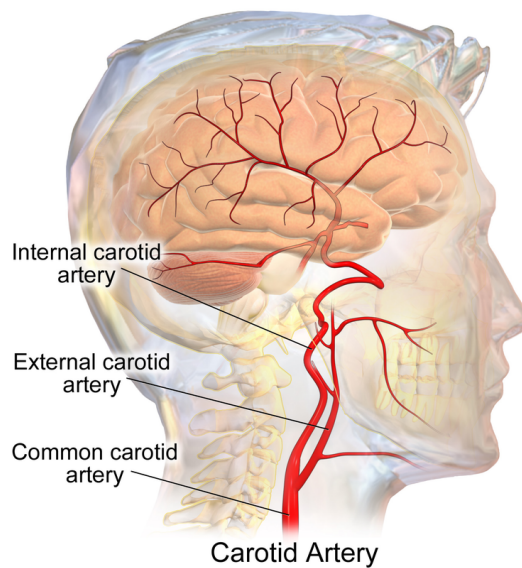
Εισαγωγή

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να παρέχει στον αναγνώστη τις βασικές πληροφορίες σχετικά με τους ιατρικούς όρους που αναφέρονται στην εργασία. Βασικοί ορισμοί σχετικά με την ανατομία του εγκεφάλου και τη δυσλειτουργία του κατά τη διάρκεια εγκεφαλικών επεισοδίων συζητούνται συνοπτικά. Η ασθένεια αρτηριοσκλήρυνσης περιγράφεται και εξετάζονται οι πιθανοί τρόποι ανάλυσης της διάγνωσης της μέσω υπολογιστή.

1.1 Ανατομία Καρωτίδας

Οι καρωτιδικές αρτηρίες είναι μεγάλα αιμοφόρα αγγεία στον αυχένα που παρέχουν αίμα στον εγκέφαλο, τον αυχένα και το πρόσωπο. Υπάρχουν δύο καρωτιδικές αρτηρίες, μία δεξιά και μία αριστερά. Στον αυχένα, κάθε καρωτιδική αρτηρία διακλαδίζεται σε δύο τμήματα:

- Η εσωτερική καρωτιδική αρτηρία παρέχει αίμα στον εγκέφαλο.
- Η εξωτερική καρωτιδική αρτηρία παρέχει αίμα στο πρόσωπο και το λαιμό.



Σχήμα 1.1: Καρωτιδικές Αρτηρίες

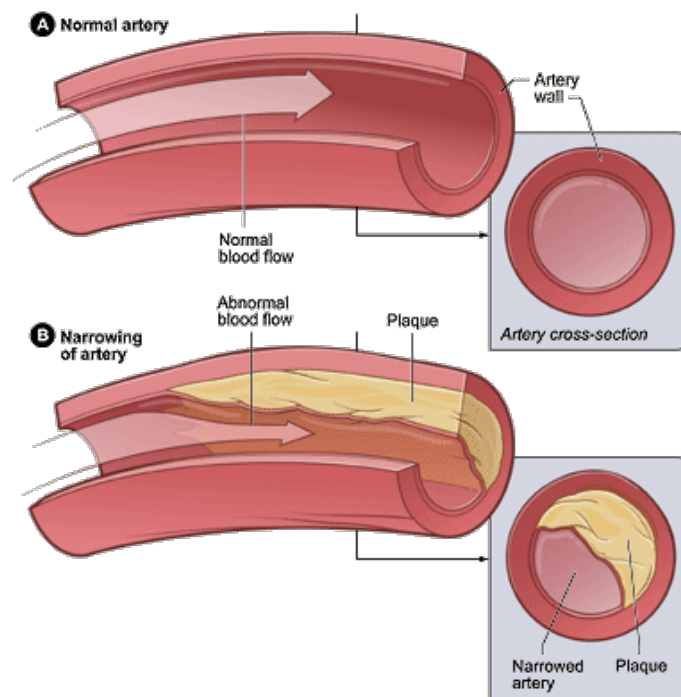
Όπως όλες οι αρτηρίες, οι καρωτιδικές αρτηρίες είναι κατασκευασμένες από τρεις στρώσεις ιστού:

- Intima, το λείο εσωτερικό στρώμα
- Media, το μυϊκό μεσαίο στρώμα
- Adventitia, το εξωτερικό στρώμα

Ο καρωτιδικός κόλπος ή ο καρωτιδικός βολβός είναι μια διεύρυνση μιας καρωτιδικής αρτηρίας στο κύριο σημείο διακλάδωσης. Ο κόλπος της καρωτίδας περιέχει αισθητήρες που βοηθούν στη ρύθμιση της αρτηριακής πίεσης. Ο παλμός της καρωτιδικής αρτηρίας μπορεί κανονικά να γίνει αισθητός στο λαιμό πιέζοντας τα άκρα των δακτύλων προς την πλευρά του καθετήρα ή της τραχείας.[1]

1.2 Αθηρομάτωση

Η αθηρομάτωση (γνωστή επίσης ως αρτηριοσκληρωτική αγγειακή νόσος) είναι μια ειδική μορφή αρτηριοσκλήρυνσης στην οποία ένα τοίχωμα αρτηρίας πυκνώνει ως αποτέλεσμα της εισβολής και της συσσώρευσης λευκών αιμοσφαιρίων (κύτταρα αφρού) και πολλαπλασιασμού κυττάρων εσωτερικού-ομαλού μυός δημιουργώντας αθηρωματική (Ινώδης) πλάκα.



Σχήμα 1.2: Αθηρωματική πλάκα

1.2.1 Παράγοντες κινδύνου της Καρωτιδικής Νόσου

Όπως αναφέρθηκε, η αρτηριοσκλήρυνση είναι η κύρια αιτία της καρωτιδικής νόσου και πιστεύεται ότι η αθηρωματική πλάκα είναι το αποτέλεσμα τραυματισμού του εσωτερικού (ενδοθηλίου) των αρτηριών. Οι παράγοντες που μπορούν να προκαλέσουν αυτό το τραύμα είναι παρόμοιοι με εκείνους για άλλους τύπους καρδιακών παθήσεων. Οι πιο σημαντικοί εξ'αυτών είναι:

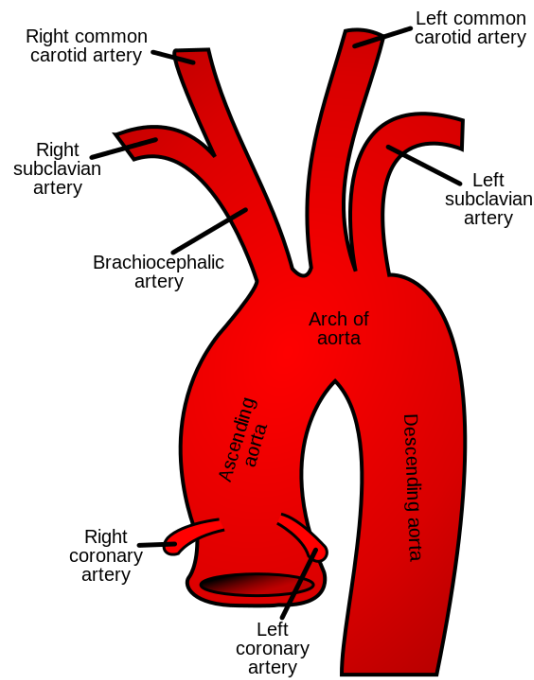
- η ηλικία
- το κάπνισμα
- η υπέρταση
- η υπερλιπιδαιμία
- η παχυσαρκία
- η αντίσταση στην ινσουλίνη

Οι άνδρες ηλικίας κάτω των 75 ετών διατρέχουν μεγαλύτερο κίνδυνο από ό, τι οι γυναίκες της ίδιας ηλικιακής ομάδας. Ωστόσο, οι γυναίκες άνω των 75 ετών διατρέχουν μεγαλύτερο κίνδυνο από ό, τι οι άνδρες της ίδιας ηλικίας. Τα άτομα που πάσχουν από στεφανιαία νόσο έχουν αυξημένο κίνδυνο να αναπτύξουν και νόσο της καρωτίδας. Συνήθως, οι καρωτιδικές αρτηρίες προσβάλλονται από αθηρωμάτωση λίγα χρόνια αργότερα από τις στεφανιαίες αρτηρίες.

1.2.2 Ροή αίματος στον εγκέφαλο

Η ανθρώπινη καρδιά προμηθεύει κάθε μέρος του ανθρώπινου σώματος με αίμα μέσω της αορτικής αψίδας. Τα κύρια αγγεία μέσω των οποίων ο εγκέφαλος τροφοδοτείται με αίμα είναι οι δύο εσωτερικές κοινές καρωτιδικές αρτηρίες (αριστερή και δεξιά κοινές αρτηρίες) και οι δύο σπονδυλικές αρτηρίες. Οι τελευταίες δύο αρτηρίες συνδυάζονται τελικά για να δημιουργήσουν τη μεσαία κεντρική αρτηρία, η οποία με τη σειρά της συνδυάζεται με κλαδιά των δύο εσωτερικών αρτηριών και κατασκευάζει τον κύκλο του Willis. Όπως φαίνεται παρακάτω, η αριστερή κοινή καρωτιδική αρτηρία προκύπτει απευθείας από την αψίδα της αορτής πριν από τον κλάδο της δεξιάς υποκλειδίας αρτηρίας. Η δεξιά κοινή καρωτιδική αρτηρία προκύπτει επίσης από την αορτική αψίδα ως την αριστερή υποκλειδία αρτηρία.[2]

Ο εγκέφαλος αποτελείται από τον λιγότερο ανεκτικό ιστό του ανθρώπινου σώματος, αφού η διακοπή αίματος λόγω ισχαιμικών επιθέσεων για περισσότερο από πέντε δευτερόλεπτα μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια αισθήσεων. Εάν η ισχαιμική προσκόλληση κρατήσει περισσότερο από λίγα λεπτά, ο ιστός έχει καταστραφεί ανεπανόρθωτα.



Σχήμα 1.3: Χάρτης Αρτηριών

1.2.3 Εγκεφαλικό

Το εγκεφαλικό επεισόδιο ορίζεται ως η βλάβη στον εγκέφαλο λόγω της έλλειψης οξυγόνου που προκαλείται από την παύση του αίματος στα αγγεία. Μπορεί να είναι ήπια ή σοβαρή με προσωρινά ή μόνιμα αποτελέσματα. Διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου είναι ενδεικτικές για διάφορα καθήκοντα του ανθρώπινου σώματος, έτσι ώστε τα συμπτώματα της εμβέλειας να εξαρτώνται από την πληγείσα περιοχή και ακόμη και αν το εγκεφαλικό επεισόδιο είναι ήπιο μπορεί να προκαλέσει μόνιμη βλάβη.[3]

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι τα εγκεφαλικά κύτταρα είναι τα μόνα κύτταρα του σώματος που δεν μπορούν να αναγεννηθούν. Το εγκεφαλικό επεισόδιο μπορεί να είναι

- αιμορραγικό ή
- ισχαιμικό

Τα αιμορραγικά εγκεφαλικά επεισόδια διακρίνονται ανάλογα με τη θέση του αιμοφόρου αγγείου και μπορούν να είναι ενδοεγκεφαλικά (αιμορραγία στον εγκέφαλο) ή υποαραχνοειδή (αιμορραγία στην περιοχή μεταξύ του εγκεφάλου και των ιστών που καλύπτουν τον εγκέφαλο). Στην πρώτη περίπτωση ένα αγγείο στον εγκεφαλικό κόμβο θραύεται λόγω της υψηλής αρτηριακής πίεσης. Το αποτέλεσμα είναι απώλεια συνείδησης ή θάνατος. Τα μέρη του εγκεφάλου που συνήθως παρουσιάζουν ενδοεγκεφαλική αιμορραγία είναι τα βασικά γάγγλια, η παρεγκεφαλίδα, το στέλεχος του εγκεφάλου και ο εγκεφαλικός φλοιός. Στη δεύτερη περίπτωση δημιουργείται ένα αδύναμο σημείο σε ένα τοίχωμα αρτηρίας και τελικά εκρήγνυται. Στη συνέχεια, η περιοχή είναι γεμάτη με αίμα και συμβαίνουν συνήθως συμπτώματα όπως

πονοκέφαλος, πόνος στο λαιμό, ναυτία και εμετός. Η υψηλή πίεση μπορεί επίσης να οδηγήσει σε απώλεια αισθήσεων ή θάνατο.

Το ισχαιμικό αγγειακό εγκεφαλικό επεισόδιο (γνωστό και ως θρόμβος) είναι αποτέλεσμα παρεμπόδισης εντός του αιμοφόρου αγγείου που παρέχει αίμα στον εγκέφαλο. Η απόφραξη προκαλείται από θρόμβους αίματος λόγω ασθένειας αρτηριοσκληρύωσης.[4]

1.2.4 Καρωτιδική Αρτηριοσκληρύωση και Εγκεφαλικό Επεισόδιο

Ένα εγκεφαλικό επεισόδιο -μερικές φορές ονομάζεται και «εγκεφαλική προσβολή»-παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με μια καρδιακή προσβολή. Συμβαίνει όταν η ροή του αίματος έχει αποκοπεί από ένα ορισμένο μέρος του εγκεφάλου. Αν η έλλειψη ροής αίματος διαρκέσει για περισσότερο από τρεις έως έξι ώρες, η βλάβη είναι συνήθως μόνιμη. Υπάρχουν τρεις τρόποι, με τους οποίους η καρωτιδική στένωση αυξάνει τον κίνδυνο εγκεφαλικού επεισοδίου:

- Μερικές καρωτιδικές πλάκες είναι αρκετά μαλακές και επιρρεπείς στο να σπάνε ή να δημιουργούν ακανόνιστες προεξβολές στον αυλό της καρωτίδας. Αυτό ο οργανισμός το αντιλαμβάνεται ως ένα είδος εσωτερικού τραύματος και προσπαθεί να το «επουλώσει» με τη δημιουργία θρόμβου μέσω των αιμοπεταλίων. Αν ο θρόμβος αυτός μεγαλώσει αρκετά μπορεί να μειώσει ή να διακόψει τη ροή του αίματος και του οξυγόνου προς τον εγκέφαλο προκαλώντας εγκεφαλικό επεισόδιο.
- Πολύ συχνά ένα μικρό τμήμα της εύθρυπτης πλάκας ή του θρόμβου μπορεί να αποσπαστεί και με τη ροή του αίματος να καταλήξει σε μικρότερες αρτηρίες του εγκεφάλου. Εκεί ενσφηνώνεται και διακόπτει την αιματική ροή στον εγκέφαλο δημιουργώντας εγκεφαλικό έμφρακτο και, συνεπώς, εγκεφαλικό επεισόδιο.
- Τα εναποθέματα πλάκας μπορούν να γίνουν ολοένα και μεγαλύτερα, στενεύοντας σημαντικά την αρτηρία και μειώνοντας τη ροή του αίματος προς τον εγκέφαλο. Η πλάκα μπορεί να μπλοκάρει, τελικά, εντελώς την αρτηρία (καρωτιδική απόφραξη).

Η αθηροσκλήρωση της καρωτίδας είναι η κύρια αιτία του εγκεφαλικού επεισοδίου, η οποία παραμένει η τρίτη πιο κοινή αιτία θανάτου στις περισσότερες μη βιομηχανικές χώρες. Μεταξύ των ασθενών με αθηροσκλήρωση καρωτίδας, λίγοι μόνο έχουν προειδοποιητικά συμπτώματα, ενώ η πλειονότητα παρουσιάζει εγκεφαλικά επεισόδια από προηγούμενες ασυμπτωματικές αθηρωματικές πλάκες.[5]

Οι πλάκες δεν σχηματίζονται τυχαία στην καρωτιδική αρτηρία αλλά κατά προτίμηση γύρω από την διακλάδωση της καρωτιδικής αρτηρίας (εξωκρανία θέση) και το σιφόνι της καρωτιδικής αρτηρίας (ενδοκρανιακή θέση). Στη καρωτιδική διάσπαση της αρτηρίας, η πλάκα συσσωρεύεται στην εξωτερική όψη της εσωτερικής καρωτιδικής αρτηρίας και όχι στο σημείο της διακλάδωσης. Υψηλή τάση διάτμησης τοιχώματος (δύναμη τριβής της ροής αίματος στο τοίχωμα του αγγείου) και στρωτή ροή (ομαλό παραβολικό προφίλ) είναι πιθανό να κυριαρχήσουν στην διακλάδωση της καρωτιδικής αρτηρίας και μπορεί να παρέχουν 'προστασία' σε αυτήν την περιοχή από σχηματισμό πλάκας. Αντίθετα, η χαμηλή τάση διάτμησης σε τοιχώματα κυριαρχεί στην εξωτερική πλευρά (πλευρικό τοίχωμα) του και μπορεί να επιφέρει αθηρομάτωση.

Το συμπέρασμα από αυτές τις μελέτες είναι ότι η ανατομία της καρωτιδικής αρτηρίας μπορεί να επηρεάσει τις αιμοδυναμικές δυνάμεις και παίζει ρόλο στην ανάπτυξη της αθηροσκλήρωσης.

1.3 Οδηγίες Κλινικής Πρακτικής

Στο δυτικό κόσμο, το ισχαιμικό εγκεφαλικό επεισόδιο έχει σημαντικό αντίκτυπο στη δημόσια υγεία, ως η πρώτη αιτία μακροπρόθεσμης αναπηρίας και η τρίτη κύρια αιτία θανάτου. Η θνησιμότητα του εγκεφαλικού επεισοδίου κυμαίνεται από 10% έως 30%, και οι επιζώντες εξακολουθούν να κινδυνεύουν από επαναλαμβανόμενα νευρολογικά και καρδιακά ισχαιμικά επεισόδια. Ο κίνδυνος εγκεφαλικού επεισοδίου και παροδικών ισχαιμικών επεισοδίων (Transient Ischaemic Attacks), τα οποία ορίζονται στις περισσότερες μελέτες ως παροδικές νευρολογικές ανεπάρκειες, που συνήθως διαρκούν 1-2 ώρες και όχι περισσότερο από 24 ώρες, αυξάνονται με την ηλικία. Η προχωρημένη αρτηριακή αθηροσκλήρωση, και συγκεκριμένα η στένωση της έσω καρωτιδικής αρτηρίας, ευθύνεται για το 20% του συνόλου των ισχαιμικών επεισοδίων. Η καρωτιδική αρτηριακή στένωση θεωρείται συμπτωματική, στην περίπτωση που ένα εγκεφαλικό επεισόδιο ή ένα παροδικό ισχαιμικό επεισόδιο έχει πλήξει την αντίστοιχη περιοχή, εντός των προηγούμενων 6 μηνών.

Στη Μελέτη Συμπτωματικής Καρωτιδικής Ενδαρτηρεκτομής Βόρειας Αμερικής (North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial), ο κίνδυνος επαναλαμβανόμενου σύστοιχου εγκεφαλικού επεισοδίου σε ασθενείς με συμπτωματική καρωτιδική στένωση, που ακολουθούσαν συντηρητική αγωγή, ήταν 4,4% ετησίως για βαθμό στένωσης 50-69% και 13% ετησίως για βαθμό στένωσης μεγαλύτερο του 70%. Σε ασθενείς με ασυμπτωματική καρωτιδική στένωση, βαθμού μεγαλύτερου του 60%, ο κίνδυνος εγκεφαλικού επεισοδίου είναι περίπου 1-2% ετησίως. Ωστόσο, ο κίνδυνος μπορεί να αυξηθεί σε 3-4% ετησίως σε ηλικιωμένους ασθενείς ή λόγω της παρουσίας ετερόπλευρης καρωτιδικής στένωσης ή απόφραξης, ενδείξεων βωβού εμβολισμού κατά την απεικόνιση του εγκεφάλου, ετερογένειας της καρωτιδικής πλάκας, κακής περιφερειακής αιματικής παροχής, γενικευμένης φλεγμονώδους κατάσταση, και συναφών στεφανιαίων ή περιφερικών αρτηριοπαθειών. Επί του παρόντος, υπάρχουν ενδείξεις ότι ο κίνδυνος εγκεφαλικού επεισοδίου σε ασθενείς με ασυμπτωματική καρωτιδική νόσο μειώνεται, χάρη σε καλύτερη φαρμακευτική αγωγή. [6]

Η φυσική ιστορία της καρωτιδικής αρτηρίας έχει σχετιστεί με το βαθμό της αθηροσκληρωτικής στένωσης και δύο μεγάλες τυχαίοποιημένες δοκιμές έχουν τεκμηριώσει την κλινική αξία της προφυλακτικής καρωτίδοενδαρτηρεκτομής σε συμπτωματικούς ασθενείς με υψηλού βαθμού στένωση. Η πρόσφατη έρευνα έχει επίσης δείξει ότι η εμφάνιση της αθηροματικής πλάκας, όπως αξιολογείται με απεικόνιση υπερήχων B, καθώς και τα χαρακτηριστικά της επιφάνειας μπορεί να είναι παθογόνου σημασίας. Ετερογενείς και ηχομονωτικές πλάκες, καθώς και οι ελκωμένες πλάκες μπορούν να συσχετιστούν με μεγαλύτερο κίνδυνο εγκεφαλικού επεισοδίου σε σύγκριση με ομοιογενείς ηχογενείς πλάκες.

1.3.1 Μέθοδοι Απεικόνισης Υπερήχων

Ανάλογα με τον τρόπο παράστασης της πληροφορίας, διακρίνουμε τους παρακάτω τύπους υπερήχων:

- Τον A-mode (Amplitude Mode), όπου το πλάτος του ανακλώμενου υπερήχου εμφανίζεται σε την οθόνη του παλμογράφου. Πλέον, είναι περισσότερο ιστορικής σημασίας, αφού ο A-mode χρησιμοποιείται πλέον μόνο στην Οφθαλμολογία.
- Τον B-mode (Brightness Mode) (2D στο ηχοκαρδιογράφημα), που είναι τώρα η βασική μέθοδος απεικόνισης στο διαγνωστικό υπέρηχο. Το πλάτος των ανακλώμενων υπερήχων σε κάθε σημείο αντιστοιχίζεται σε μία grayscale τιμή κι έτσι προκύπτει μια γκριζα εικόνα της εξεταζόμενης περιοχής. Λόγω της ευρείας κλίμακας του γκρι (τα περισσότερα από τα μηχανήματα υπερήχων χρησιμοποιούν 256 αποχρώσεις του γκρι), ακόμη και πολύ μικρές διαφορές στην ηχογένεια είναι δυνατό να απεικονιστούν.
- Τον M-mode (Motion Mode), που αντανακλά μια κίνηση των καρδιακών δομών, συναρτήσει του χρόνου. Σήμερα, είναι δυνατή η ενσωμάτωση των 2D και των M-mode εικόνων. Χάρη στην εξαιρετική χρονική ανάλυση (υψηλός ρυθμός δειγματοληψίας), ο M-mode είναι εξαιρετικά πολύτιμος για την ακριβή αξιολόγηση των ταχέων κινήσεων.
- Τέλος, τον D-mode (Doppler Mode), που βασίζεται στο φαινόμενο Doppler, δηλαδή στην αλλαγή της συχνότητας (μετατόπιση Doppler) που προκαλείται από την παλινδρομική κίνηση της γεννήτριας ήχου και του παρατηρητή.

Ο διαγνωστικός υπέρηχος χρησιμοποιεί τη μεταβολή της συχνότητας του σήματος υπερήχων, που έχει υποστεί οπισθοσκέδαση από τα ερυθρά κύτταρα του αίματος. Η συχνότητα των ανακλώμενων υπερηχητικών κυμάτων αυξάνεται ή μειώνεται, ανάλογα με την κατεύθυνση της ροής του αίματος, σε σχέση με τον μετατροπέα.

1.3.2 Υπέρηχος Τύπου Β

Ο ιατρικός υπερηχογράφος (επίσης γνωστός ως διαγνωστική ηχογραφία ή υπερηχογραφία) είναι μια τεχνική διαγνωστικής απεικόνισης που βασίζεται στην εφαρμογή υπερήχων. Χρησιμοποιείται για να βλέπουμε εσωτερικές δομές σώματος όπως τένοντες, μύες, αρθρώσεις, αγγεία και εσωτερικά όργανα. Σκοπός του είναι συχνά να βρεθεί πηγή ασθένειας ή να αποκλειστεί οποιαδήποτε παθολογία. Η πρακτική της εξέτασης των εγκύων γυναικών που χρησιμοποιούν υπερηχογράφημα ονομάζεται υπερηχογράφημα μαιευτικής και χρησιμοποιείται ευρέως. Ο υπέρηχος είναι ηχητικά κύματα με συχνότητες υψηλότερες από αυτές που ακούγονται στον άνθρωπο ($> 20.000\text{Hz}$). Οι υπερηχητικές εικόνες που είναι γνωστές και ως ηχογραφήματα, γίνονται με την αποστολή παλμών υπερήχων σε ιστό χρησιμοποιώντας έναν ανιχνευτή. Ο ήχος αντηχεί από τον ιστό και οι διαφορετικοί ιστοί αντανακλούν διάφορους βαθμούς ήχου. Αυτές οι αντανακλάσεις καταγράφονται και εμφανίζονται ως εικόνα στον χειριστή.[7]

Σε σύγκριση με άλλες εξέχουσες μεθόδους ιατρικής απεικόνισης, ο υπέρηχος έχει αρκετά πλεονεκτήματα:

- παρέχει εικόνες σε πραγματικό χρόνο
- είναι φορητός και μπορεί να φτάσει στο κρεβάτι
- είναι σημαντικά χαμηλότερος στο κόστος
- δεν χρησιμοποιεί επιβλαβή ιονίζουσα ακτινοβολία

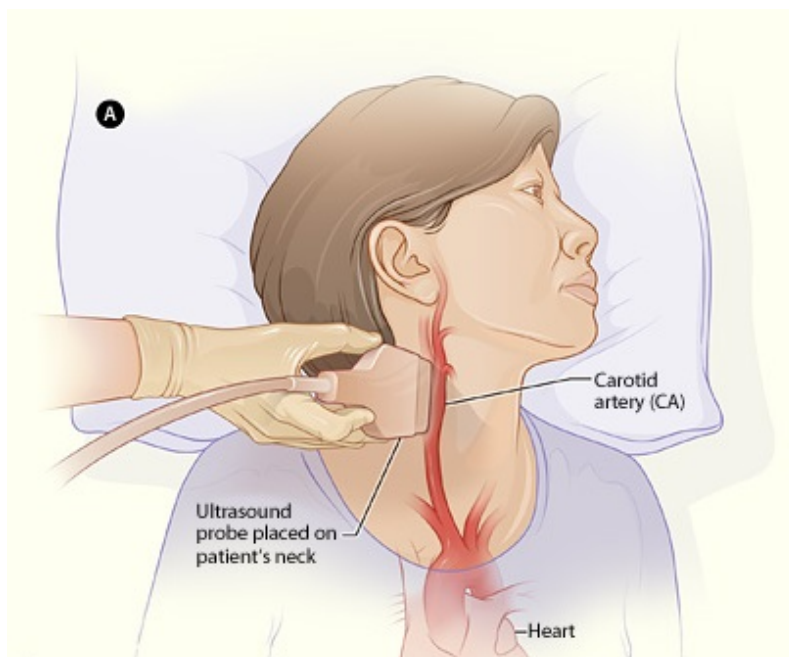
Τα μειονεκτήματα της υπερηχογραφίας περιλαμβάνουν διάφορα όρια στο οπτικό πεδίο της, συμπεριλαμβανομένης της συνεργασίας των ασθενών και της σωματικής διάπλασης, των δυσκολιών των δομών απεικόνισης πίσω από τα οστά και τον αέρα, και την εξάρτηση από έναν εξειδικευμένο χειριστή.

Τόσο ο χειριστής όσο και ο ασθενής θα πρέπει να είναι σωστά τοποθετημένοι ώστε να διευκολύνουν τις υψηλής ποιότητας εικόνες και να αφιερώνουν αρκετό χρόνο για τη σάρωση. Οι καρωτιδικές αρτηρίες θα πρέπει να διερευνηθούν χρησιμοποιώντας υπερηχογράφο με συστοιχία γραμμικό-μετατροπέα που λειτουργεί με θεμελιώδη συχνότητα τουλάχιστον $7MHz$. Χρήση των κεκτημένων συχνοτήτων μπορεί να αυξήσει το πάχος του τοιχώματος. Οι περισσότεροι ασθενείς μπορεί να έχουν σαρωθεί σε τυπικό βάθος $4cm$, ωστόσο μπορεί να αυξηθεί το βάθος αν είναι απαραίτητο σε μερικούς ασθενείς με μεγαλύτερους λαιμούς ή βαθύτερα αγγεία. Η ανάλυση μειώνεται με το αυξανόμενο βάθος απεικόνισης. Το τυπικό μέγεθος εικονοστοιχείου όταν γίνεται απεικόνιση σε βάθος $4 cm$ είναι περίπου $0,11 mm$. Επειδή οι μετρήσεις είναι εξαιρετικά μικρές, διαφορές στο ψηφιακό εικονοστοιχείο μπορεί να ταξινομούν τους ασθενείς σε διαφορετικές κατηγορίες κινδύνου. Η προσοχή στην οργανωμένη και τυποποιημένη απεικόνιση και ανάγνωση πρωτοκόλλων είναι κρίσιμη.

1.3.3 Κλινικό πρωτόκολλο

Το πρωτόκολλο εξέτασης είναι σημαντικό για να εξασφαλιστεί η συνοχή και η ακρίβεια της απεικόνισης. Το πρωτόκολλο πληροί τα διεθνή πρότυπα που έχουν θεσπιστεί από το Αμερικανικό Ινστιτούτο Υπερηχογραφίας στην Ιατρική, την Διακοινοτική Επιτροπή για τη διαπίστευση αγγειακών εργαστηρίων ή το Αμερικανικό Κολέγιο Ακτινολογίας. Η απεικόνιση των αυχενικών αρτηριών επιτυγχάνεται με έναν μορφο-μετατροπέα υψηλής συχνότητας που παράγει εικόνες υπερήχων τύπου Β με υψηλή χωρική ανάλυση ($5 - 10MHz$). Ο ασθενής βρίσκεται σε ύπτια θέση με το κεφάλι ελαφρώς υπερεκκενρισμένο και ο εξεταστής κάθετα στο κεφάλι του ασθενούς. Η θέση των μορφο-μετατροπέων είναι σε διαμήκες επίπεδο και η καρωτιδική διακλάδωση ταυτοποιείται στο οπίσθιο, μακρόστερο ή εγκάρσιο τμήμα. Ο τρόπος με τον οποίο χρησιμοποιείται ο υπέρηχος έχει ως αποτέλεσμα διαφορετικά αποτελέσματα.

- Το εγκάρσιο επίπεδο διαφοροποιεί τις εσωτερικές και εξωτερικές καρωτιδικές αρτηρίες
- Στο διαμήκες επίπεδο ο εξεταστής αναζητά τον χαρακτηρισμό / διαφοροποίηση της πλάκας.



Σχήμα 1.4: Εξέταση Υπερήχου

Έχουν ακολουθηθεί βελτιώσεις στην τεχνολογία με την ευρεία αποδοχή και χρήση του υπερήχου στην ιατρική διάγνωση. Οι εφαρμογές έχουν προχωρήσει από απλές μετρήσεις των ανατομικών διαστάσεων σε λεπτομερή εξέταση για εμβρυϊκές ανωμαλίες, ανίχνευση λεπτών αλλαγών στον ιστό, υφή και λεπτομερή μελέτη της ροής του αίματος στις αρτηρίες. Σε πολλές περιοχές, οι υπέρηχοι επιλέγονται τώρα ως η πρώτη επιλογή πριν από εναλλακτικές τεχνικές απεικόνισης.

1.4 Σχηματισμός Εικόνας Υπερήχου

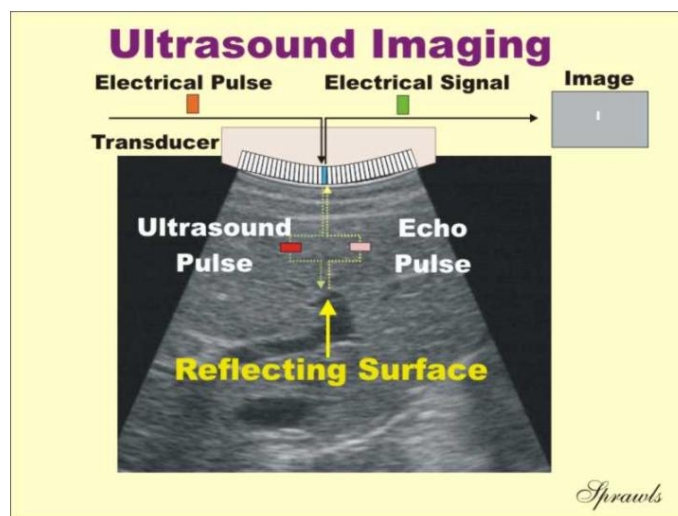
Μία εικόνα τύπου B είναι μια εικόνα διατομής που αντιπροσωπεύει ιστούς και όρια οργάνων μέσα στο σώμα. Κατασκευάζεται από ηχώ, που δημιουργείται από την αντανάκλαση των υπερηχητικών κυμάτων στα όρια του ιστού και τη διάσπαση από μικρές ανωμαλίες μέσα στους ιστούς. Κάθε ηχώ εμφανίζεται σε ένα σημείο στην εικόνα, η οποία αντιστοιχεί στη σχετική θέση της προέλευσής του μέσα στην εγκάρσια διατομή του σώματος, με αποτέλεσμα έναν κλιμακωτό χάρτη χαρακτηριστικών παραγωγής ηχώ. Η φωτεινότητα της εικόνας σε κάθε σημείο σχετίζεται με τη δύναμη ή το πλάτος της ηχούς, δημιουργώντας τον όρο B-mode (Λειτουργία φωτεινότητας). Συνήθως, η εικόνα B-mode φέρει μια ομοιότητα στην ανατομία, που θα μπορούσαμε να δούμε με το μάτι, αν το σώμα μπορούσε να κοπεί στο ίδιο επίπεδο. Ασυνήθιστα ανατομικά όρια και αλλοιώσεις στη διασκορπιστική συμπεριφορά των ιστών μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως ένδειξη παθολογίας.[8]

Για να σχηματιστεί μια εικόνα τύπου B, μια πηγή υπερήχων, ο μετατροπέας, τίθεται σε επαφή με το δέρμα και μικρές εκρήξεις ή παλμοί υπερήχων αποστέλλονται στον ασθενή. Αυτά κατευθύνονται κατά μήκος στενών με σχήμα δέσμης μονοπατιών. Καθώς οι παλμοί ταξιδεύουν

στους ιστούς του σώματος, αντανακλώνται και διασκορπίζονται, δημιουργούν ηχώ, μερικές από τα οποίες ταξιδεύουν πίσω στον ανιχνευτή, όπου ανιχνεύονται. Αυτές χρησιμοποιούνται για να σχηματίσουν την εικόνα. Για να εμφανιστεί κάθε ηχώ σε αντίστοιχη θέση με αυτήν της διεπαφής ή του χαρακτηριστικού (γνωστού ως στόχου) που το προκάλεσε, το σύστημα B-mode χρειάζεται δύο κομμάτια πληροφορίας. Αυτά είναι:

- το εύρος (απόσταση) του στόχου από το μετατροπέα και
- την κατεύθυνση του στόχου από το ενεργό μέρος του μετατροπέα, δηλαδή τη θέση και τον προσανατολισμό της υπερηχητικής δέσμης

Οι ηχώ από τους στόχους κοντά στον ανιχνευτή επιστρέφουν πρώτα και αυξάνουν τη φωτεινότητα του σημείου. Άλλες ηχώ, από αυξανόμενα βάθη, επιστρέφουν σε αυξανόμενους χρόνους μετά τη μετάδοση καθώς το σημείο μετακινείται προς τα κάτω οθόνη. Ως εκ τούτου, η απόσταση κάτω από την οθόνη στην οποία κάθε ηχώ εμφανίζεται σχετίζεται με το βάθος της κάτω από το μετατροπέα. Ο ρυθμός με τον οποίο ταξιδεύει το σημείο εμφάνισης προς τα κάτω στην οθόνη καθορίζει την κλίμακα της εικόνας. Ένα γρήγορα κινούμενο σημείο δημιουργεί μια μεγεθυμένη εικόνα. Η αλληλουχία παλμού-ηχώ, που περιγράφηκε παραπάνω, οδήγησε στην εμφάνιση μιας γραμμής πληροφοριών σχετικά με την εικόνα λειτουργίας B. Μία πλήρης εικόνα είναι συνήθως κατασκευασμένη από 100 ή περισσότερες γραμμές λειτουργίας B.



Σχήμα 1.5: Τεχνική Υπερήχου

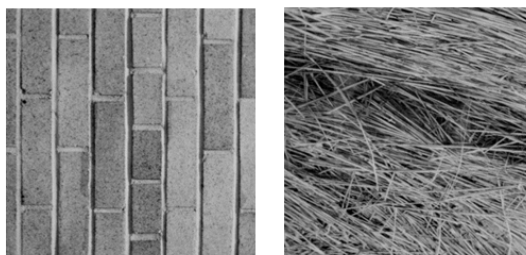
Ας εξετάσουμε μία συστοιχίας γραμμικού καθετήρα. Κατά τη διάρκεια της πρώτης ακολουθίας παλμών-ηχώ, μία εικόνα γραμμής σχηματίζεται, ως πούμε στα αριστερά της οθόνης. Η ενεργός περιοχή του μορφο-μετατροπέα, και συνεπώς η δέσμη, τότε μετακινείται κατά μήκος της συστοιχίας στη συγκεκριμένη δέσμη. Εδώ μια νέα ακολουθία παλμών-ηχώ παράγει μια νέα γραμμή εικόνας των ηχώ, με μια θέση αντίστοιχη με εκείνη της νέας δέσμης. Η δέσμη προχωράει προοδευτικά κατά μήκος της συστοιχίας με νέα ακολουθία παλμός-ηχώ που δημιουργεί

μια νέα γραμμή εικόνας στην κάθε θέση. Ένα πλήρες σκούπισμα μπορεί να πάρει ίσως 1/30 του δευτερολέπτου. Αυτό θα σήμαινε ότι 30 πλήρεις εικόνες μπορούν να διαμορφωθούν σε 1 δευτερόλεπτο, επιτρέποντας την απεικόνιση σε πραγματικό χρόνο.

1.5 Βασικά στοιχεία υφής εικόνας (Texture)

Η υφή στις εικόνες μπορεί να αναγνωριστεί από την κανονικότητα των εντάσεων στις τοπικές περιοχές, αλλά δεν υπάρχει συγκεκριμένος ορισμός. Εν συντομία, η υφή έχει χαρακτηριστεί ως:

- επαναλαμβανόμενα πρότυπα υπό τη διάταξη τοποθέτησης ενός ειδικού κανόνα
- πεδία με περιοχές συνιστωσών σε τοπική τάξη με μη ενωμένη διάταξη
- μέρη με παρόμοιες ουσίες
- περιοχές με σταθερές ή σχεδόν περιοδικές στατιστικές ιδιότητες
- δομή πολλαπλών επιπέδων. [9]



Σχήμα 1.6: Παραδείγματα Υφής

Η υφή περιέχει σημαντικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται από τον άνθρωπο για την ερμηνεία και την ανάλυση πολλών τύπων εικόνων. Η υφή αναφέρεται στη χωρικές αλληλεξαρτήσεις και τη ρύθμιση των βασικών στοιχείων μιας εικόνας. Οπτικά, αυτές οι χωρικές αλληλεξαρτήσεις των εικονοστοιχείων θεωρούνται ως μεταβολές στην ένταση, στα σχέδια ή στους γκρι τόνους. Αν και είναι εύκολο για τον άνθρωπο να αναγνωρίσει την υφή, είναι πολύ δύσκολο να ερμηνευτεί από ψηφιακούς υπολογιστές.[10] Υπάρχουν πολλές τεχνικές για την αξιολόγηση μοτίβων υφής, περιλαμβανομένης της διακύμανσης, των πινάκων συνάφειας, στατιστικές διαφορές στάθμης γκρι, ισχύς Fourier φάσματος και φράκταλ ιδιότητες. [11] Η κατανομή των υλικών εντός της πλάκας καθορίζει την χωρική κατανομή των επιπέδων γκρι σε υπερηχογραφήματα πλάκας. Τέτοιες κατανομές μπορεί να χαρακτηρίζονται από:

- χαμηλές χωρικές συχνότητες, δηλαδή αργές αλλαγές στα επίπεδα του γκρι: αυτά μπορεί να αντιστοιχούν σε μεγάλες εκτάσεις που καταλαμβάνουν συγκεκριμένο τύπο υλικού, ή
- υψηλές χωρικές συχνότητες, δηλαδή ταχείες μεταβολές σε γκριζα επίπεδα: αυτά μπορεί να αντιστοιχούν σε διαφορετικά υλικά τυχαία διάσπαρτα μέσα στην πλάκα.

Η υφή μπορεί να οριστεί ως η ρύθμιση των γκρι επιπέδων σε μια εικόνα.

1.5.1 Ηχογένεια και Υφή Αθηρωματικής Πλάκας

Ο τρόπος με τον οποίο δομείται μια εικόνα γκριζας κλίμακας υπερήχων παίζει σημαντικό ρόλο κατά την αξιολόγηση των αθηρωματικών πλακών. Οι αποχρώσεις του γκρι σε μια πλάκα κυμαίνονται από σκοτεινό έως φωτεινό και αναφέρονται ως ηχοδιαπερατές και ηχογενείς πλάκες αντίστοιχα. [12]

Η κατανομή των ηχογενών (ινώδης και ασβεστοποιημένος ιστός) και ηχοδιαπερατών (αίμα, λιπίδια) υλικών μέσα στην πλάκα καθορίζει την εμφάνιση και τη χωρική κατανομή των επιπέδων του γκριζου στις εικόνες πλακών από υπερήχους. [13] Δηλαδή, η υφή της πλάκας «αντικατοπτρίζεται» στην ηχογένειά της. Αρκετές μελέτες έχουν συγκρίνει συμπτωματικά και ασυμπτωματικά περιστατικά από την άποψη της ηχογένειας και της υφής. Σε αυτό το πλαίσιο, η ηχογένεια της πλάκας έχει αναλυθεί με διάφορες στατιστικές μεθόδους μεταξύ των οποίων η GSM (grayscale median - διάμεσος των τιμών της κλίμακας του γκρι) η οποία έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα στη μελέτη των διαφόρων πτυχών της αγγειακής νόσου. Σύμφωνα με αυτές τις μελέτες, οι χαμηλές τιμές GSM, που αντιστοιχούν σε ηχοδιαπερατές πλάκες, έχουν συσχετιστεί με συμπτωματικές περιπτώσεις, και επομένως θεωρούνται ως δείκτες των ευάλωτων πλακών.[14]

Σε μια προσπάθεια να κατανοήσουμε τη σημαντικότητα των χαρακτηριστικών που βασίζονται στην ηχογένεια, αυτά έχουν συνδεθεί με βιοχημικούς δείκτες, που ευθύνονται για την αποσταθεροποίηση και τη ρήξη της αθηρωματικής πλάκας. Οι ηχοδιαπερατές πλάκες έχουν συσχετιστεί με αυξημένα επίπεδα πλούσιων σε τριγλυκερίδια λιποπρωτεϊνών, χαμηλότερα επίπεδα HDL (high density lipoprotein - λιποπρωτεΐνη υψηλής πυκνότητας) χοληστερόλης, αυξημένες συγκεντρώσεις στο πλάσμα των παραγόντων οξειάς φάσης (άλφα-1-οξειά γλυκοπρωτεΐνη), υψηλή ευαισθησία στη c-αντιδρώσα πρωτεΐνη, μη φυσιολογικές τιμές αδιποκινών (*RBP4*, ιντερλευκίνης-6, ομεντίνης) και λεκτινών (γαλεκτίνης-3) και την κυκλοφορία οξειδωμένης LDL (low density lipoprotein - λιποπρωτεΐνη χαμηλής πυκνότητας). [15]

1.5.2 Ταξινόμηση αθηρωματικών πλακών ανάλογα με την επικινδυνότητά τους

Μέχρι και σήμερα έχουν πραγματοποιηθεί αρκετές μελέτες με στόχο την ακριβή και αξιόπιστη διάκριση μεταξύ σταθερών και ευάλωτων καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών. Η πλειοψηφία αυτών έχει στηριχθεί στα χαρακτηριστικά υφής, ως κριτήριο για την αναγνώριση της επικινδυνότητας ρήξης των πλακών. Συγκεκριμένα, ορισμένοι δημοφιλείς δείκτες υφής είναι οι εξής: πολυκλιμακωτή ανάλυση υφής της εικόνας (μετασχηματισμός wavelet, μετασχηματισμός ridgelet, μετασχηματισμός curvelet), μορφολογικοί δείκτες (κατανομές πιθανότητας που σχετίζονται με το Pattern Spectrum γκριζων και δυαδικών εικόνων), πρώτης (FOS), δεύτερης ή υψηλότερης (HOS) τάξης στατιστικές ιδιότητες υφής, διάσταση fractal υφής της εικόνας, ενεργειακά μέτρα υφής του Laws. [16] [17]

Στη συγκεκριμένη εργασία θα χρησιμοποιήσουμε την wavelet εντροπία και την στατιστική πολυπλοκότητα της εικόνας ως χαρακτηριστικά υφής.

1.6 Σκοπός

Οι σοβαρές επιπτώσεις που έχει η καρωτιδική αθηρωμάτωση στην υγεία του ανθρώπου, αλλά και αυτές που ενδεχομένως μπορεί να προκύψουν από μια μη αναγκαία χειρουργική επέμβαση, επιβάλλουν την ανάγκη για έγκυρη αξιολόγηση των αθηρωματικών αλλοιώσεων. Σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση της δυνατότητας αυτόματης αναγνώρισης επικίνδυνων αθηρωματικών πλακών στην καρωτίδα με χρήση του επιπέδου αιτιότητας (εντροπία-πολυπλοκότητα) των υπερήχων β-σάρωσης. Για την εξαγωγή των 2 αυτών χαρακτηριστικών γίνεται πρώτα πολυκλιμακωτή ανάλυση wavelet.

Κεφάλαιο 2

Επίπεδο Αιτιότητας

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται αναλυτικά οι έννοιες της εντροπίας, πολυπλοκότητας, επιπέδου αιτιότητας αλλά και οι μαθηματικοί τύποι αυτών.

2.1 Η έννοια της Εντροπίας

2.1.1 Shannon

Το πληροφοριακό περιεχόμενο ενός συστήματος τυπικά αξιολογείται μέσω μιας συνάρτησης κατανομής πιθανότητας που περιγράφει την κατανομή ορισμένων μετρήσιμων ή παρατηρήσιμων ποσοτήτων. Ένα μέτρο πληροφόρησης μπορεί να θεωρηθεί κυρίως ως μια ποσότητα που χαρακτηρίζει αυτή τη δεδομένη κατανομή πιθανότητας P . Η εντροπία Shannon χρησιμοποιείται πολύ συχνά ως «φυσική». Λαμβάνοντας υπόψη οποιαδήποτε αυθαίρετη κατανομή πιθανότητας $P = \{p_i : i = 1, \dots, M\}$, με τον αριθμό των βαθμών ελευθερίας M , διαβάζεται η λογαριθμική εντροπία Shannon ως:

$$S[P] = - \sum_{i=1}^M p_i \ln(p_i) \quad (2.1)$$

Μπορεί να θεωρηθεί ως μέτρο αβεβαιότητας που σχετίζεται με τη φυσική διαδικασία που περιγράφεται από το P . Από εδώ και στο εξής υποθέτουμε ότι ο μοναδικός περιορισμός στη συνάρτηση κατανομής πιθανότητας που αντιπροσωπεύει την κατάσταση του συστήματός μας είναι $\sum_{j=1}^N p_j = 1$ (μικροκανονική αναπαράσταση). Εάν $S[P] = S_{min} = 0$, είμαστε σε θέση να προβλέψουμε με απόλυτη βεβαιότητα ποια από τα πιθανά αποτελέσματα i , των οποίων οι πιθανότητες δίδονται από το p_i , θα πραγματοποιηθούν. Η γνώση μας για την υποκείμενη διαδικασία που περιγράφεται από την κατανομή πιθανότητας είναι μέγιστη σε αυτή την περίπτωση. Αντίθετα, οι γνώσεις μας είναι ελάχιστες για ομοιόμορφη κατανομή και η αβεβαιότητα είναι μέγιστη, $S[Pe] = S_{max}$. [18]

2.1.2 Tsallis

Το 1998 ο Tsallis πρότεινε μια γενίκευση του διάσημου μέτρου της Shannon-Boltzmann-Gibbs η οποία είναι κυρίως για συστήματα που έχουν ισχυρή εξάρτηση από τις αρχικές συνθήκες. Η νέα συνάρτηση εντροπίας που εισήγαγε ο Tsallis προσφέρεται σήμερα ως η πιθανή βάση ενός νέου θεωρητικού πλαισίου κατάλληλου για την αντιμετώπιση μη εκτεταμένων κανόνων (non-extensive settings) [19]. Η μη εκτεταμένη στατιστική μηχανική υποτίθεται ότι είναι μια θεωρία για συστήματα των οποίων οι διαμορφώσεις φάσης-χώρου έχουν αμελητέες ιεραρχικές δομές με ισχυρή συσχέτιση. Ουσιαστικά πρόκειται για πιο πολύπλοκα συστήματα. Αυτή η εντροπία έχει τη μορφή:

$$S_q^{(T)}[P] = \frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^M [p_i - p_i^q] \quad (2.2)$$

όπου ο εντροπικός δείκτης q είναι οποιοσδήποτε πραγματικός αριθμός. Αυτή η συνάρτηση εντροπίας γίνεται η φυσική εντροπία Shannon-Boltzmann-Gibbs για $q \rightarrow 1$. Αυτή η εντροπία είναι μη εκτεταμένη (non-extensive).

$$S_q^{(T)}[A+B] = S_q^{(T)}[A] + S_q^{(T)}[B] + (1-q) \cdot S_q^{(T)}[A] \cdot S_q^{(T)}[B] \quad (2.3)$$

Όπου A και B δύο ανεξάρτητα συστήματα, υπό την έννοια ότι $P(A+B) = P(A) \cdot P(B)$. Είναι σαφές ότι το q είναι δείκτης μη έκτασης.

Η πρωτοποριακή εργασία του Tsallis έχει ενθαρρύνει την εξερεύνηση των ιδιοτήτων άλλων γενικευμένων ή εναλλακτικών μέτρων πληροφορίας.

2.1.3 escort-Tsallis

Συγκεκριμένα, θεωρούμε εδώ τις escort κατανομές τάξης q . Το μέτρο escort-Tsallis είναι:

$$S_q^{(G)}[P] = \frac{1}{q-1} \left\{ 1 - \left[\sum_{i=1}^M p_i^{1/q} \right]^{-q} \right\} \quad (2.4)$$

2.1.4 Renyi

Τέλος, η εντροπία Renyi για μια διακριτή κατανομή πιθανότητας P δίνεται από:

$$S_q^{(R)}[P] = \frac{1}{q-1} \ln \left\{ \sum_{i=1}^M p_i^q \right\} \quad (2.5)$$

Στο όριο $q \rightarrow 1$ συμπίπτει με το μέτρο του Shannon που δίνεται από την εξίσωση 2.1.

2.1.5 Κανονικοποιημένη Εντροπία (Normalized Entropy)

Η κανονικοποιημένη εντροπία $H_q^{(k)}$ είναι:

$$H_q^{(k)}[P] = S_q^{(k)}[P]/S_{max}^{(k)} \quad (2.6)$$

όπου $S_{max}^{(k)}$, είναι η μέγιστη δυνατή τιμή για το μέτρο πληροφόρησης που αντιμετωπίζουμε. Επίσης:

$$\lim_{q \rightarrow 1} H_q^{(T)}[P] = \lim_{q \rightarrow 1} H_q^{(G)}[P] = \lim_{q \rightarrow 1} H_q^{(R)}[P] = H_1^{(S)}[P] \quad (2.7)$$

Στη συνέχεια και χωρίς απώλεια της γενικότητας, για να προσδιορίσουμε τη μέγιστη δυνατή τιμή, $S_{max}^{(k)}$, θεωρούμε μόνο την περίπτωση στην οποία η κανονικοποίηση της πιθανότητας είναι ο μόνος περιορισμός ($\sum_{j=1}^N p_j = 1$). Η εντροπία τότε μεγιστοποιείται από την ομοιόμορφη πιθανότητα $Pe = \{\frac{1}{N}, \dots, \frac{1}{N}\}$, έτσι ώστε $S_{max}^{(k)} = S_q^{(k)}[Pe]$. [19]

Είναι ευρέως γνωστό ότι ένα εντροπικό μέτρο δεν ποσοτικοποιεί τον βαθμό της δομής ή των σχημάτων που υπάρχουν σε μια διαδικασία. Επιπλέον, πρόσφατα αποδείχθηκε ότι μέτρα στατιστικής πολυπλοκότητας είναι απαραίτητα για την καλύτερη κατανόηση των χαοτικών χρονοσειρών επειδή είναι σε θέση να συλλάβουν τις οργανωτικές τους ιδιότητες. Αυτό το συγκεκριμένο είδος πληροφοριών δεν αποκαλύπτεται από μέτρα τυχαίας επιλογής. Η αντίθετη ακραία τέλεια τάξη (όπως μια περιοδική αλληλουχία) και η μέγιστη τυχειότητα (δίκαιη ανάληψη νομισμάτων) δεν έχουν σύνθετη δομή και εμφανίζουν μηδενική στατιστική πολυπλοκότητα. Σε καταστάσεις μεταξύ αυτών των ακραίων, υπάρχει ένα ευρύ φάσμα πιθανών βαθμών φυσικής δομής, που πρέπει να ποσοτικοποιηθούν με το μέτρο της στατιστικής πολυπλοκότητας. Ο Rosso και οι συνάδελφοί του εισήγαγαν ένα αποτελεσματικό μέτρο στατιστικής πολυπλοκότητας (SCM) το οποίο είναι σε θέση να ανιχνεύσει βασικές λεπτομέρειες της δυναμικής και να διαφοροποιήσει τους διαφορετικούς βαθμούς περιοδικότητας και χάους. Αυτό παρέχει σημαντικές πρόσθετες πληροφορίες σχετικά με τις ιδιαιτερότητες της υποκείμενης κατανομής πιθανότητας, που δεν έχουν ήδη ανιχνευθεί από την εντροπία. [18]

2.2 Η έννοια της Στατιστικής Πολυπλοκότητας

Πριν από την ανακάλυψη του χάους, οι φυσικές διαδικασίες περιγράφονταν σε γενικές γραμμές με όρους δύο ακραίων μοντέλων συμπεριφοράς: περιοδικότητα και τυχαιότητα. Αυτές οι δύο διαδικασίες είναι και οι δύο απλές, αλλά με ξεχωριστά χαρακτηριστικά:

- η περιοδικότητα επαναλαμβάνεται έτσι ώστε η κατανομή της πιθανότητας να επικεντρώνεται γύρω από κάποιες επικρατούσες καταστάσεις
- η τυχαιότητα δίνει μια συμπαγή στατιστική περιγραφή που μπορεί να επιτύχει οποιαδήποτε από τις προσιτές καταστάσεις της με την ίδια πιθανότητα.

Ως δύο είδη μέτρων πολυπλοκότητας, η 'πληροφορία' και η 'ανισορροπία' (disequilibrium) περιγράφουν την πολυπλοκότητα ενός συστήματος από διαφορετικές οπτικές γωνίες:

- η 'πληροφορία' δείχνει την ποσότητα πληροφοριών που απαιτούνται για την περιγραφή της συμπεριφοράς του συστήματος
- η 'ανισορροπία' αποκτά την απόσταση μεταξύ μιας δεδομένης κατανομής πιθανότητας και της κατανομής πιθανότητας ισορροπίας (ομοιόμορφη κατανομή)

Για τις δύο απλές διαδικασίες, η περιοδικότητα έχει χαμηλότερη 'πληροφορία' και υψηλότερη 'ανισορροπία', ενώ η τυχαιότητα έχει υψηλότερη 'πληροφορία' και χαμηλότερη 'ανισορροπία'. Από αυτή την άποψη, ούτε η 'πληροφορία' ούτε η 'ανισορροπία' μπορεί να δώσει την ίδια περιγραφή της πολυπλοκότητας για τις δύο απλές διαδικασίες.[20]

Λαμβάνοντας υπόψη τα χαρακτηριστικά που αναφέρθηκαν παραπάνω, οι Lopez-Ruiz πρότειναν ένα μέτρο πολυπλοκότητας συνδέοντας την 'πληροφορία' με την 'ανισορροπία'. Αυτό το μέτρο της πολυπλοκότητας εξαφανίζεται για την κατάσταση τέλει τάξης και την κατάσταση μέγιστης τυχαιότητας, και ανάμεσα σε αυτά τα δύο άκρα υπάρχει ένα ευρύ φάσμα πιθανών βαθμών φυσικών δομών. Τα μέτρα στατιστικής πολυπλοκότητας επιδιώκουν να ανιχνεύσουν τις περίπλοκες δομές πίσω από τη δυναμική και να διαπιστώσουν το βαθμό της απρόβλεπτης και τυχαίας λειτουργίας ενός συστήματος.[21]

Τα μέτρα στατιστικής πολυπλοκότητας (SCM) είναι η σύνθεση δύο συστατικών:

- εντροπίες
- αποστάσεις στο χώρο πιθανότητας

Συνεπώς, η στατιστική πολυπλοκότητα SCM παρέχει μία ταυτόχρονη ποσοτικοποίηση της τυχαιότητας και των συσχετιστικών δομών που υπάρχουν στο υπό μελέτη σύστημα.

Ένας ορισμός του μέτρου στατιστικής πολυπλοκότητας δεν μπορεί να γίνει μόνο ως «αταξία» ή «πληροφορία». Ένα σωστό SCM πρέπει να χρησιμοποιήσει κάποια απόσταση D της δεδομένης κατανομής P από την ομοιόμορφη κατανομή P_e των προσιτών καταστάσεων του συστήματος. Αυτό παρακινεί την εισαγωγή, σαν μια ειδική απόσταση, της αποκαλούμενης «απόστασης ισορροπίας» (disequilibrium-distance) ως

$$Q[P] = Q_0 \cdot D[P, Pe] \quad (2.8)$$

όπου Q_0 είναι μια σταθερά κανονικοποίησης και $0 < Q < 1$. Η τιμή του Q_0 ίση με το αντίστροφο της μέγιστης δυνατής τιμής της απόστασης $D[P, Pe]$. Αυτή η μέγιστη απόσταση λαμβάνεται όταν ένα από τα συστατικά του P , π.χ. p_m , είναι ίσο με ένα και τα υπόλοιπα είναι ίσα με το μηδέν. Η απόσταση Q της διαφοράς ισορροπίας θα αντικατοπτρίζει την «αρχιτεκτονική» των συστημάτων, που θα είναι διάφορη του μηδενός αν υπάρχουν «προνομιούχες» ή «πιο πιθανές» καταστάσεις μεταξύ των προσβάσιμων. Συνεπώς, υιοθετούμε την ακόλουθη μορφή τύπου για το SCM που εισήχθη αρχικά από τους Lopez-Ruiz, Mancini και Calbet (LMC)

$$SCM[P] = H[P] \cdot Q[P] \quad (2.9)$$

Αυτή η ποσότητα, βάσει της στατιστικής μας περιγραφής του συστήματος, αντικατοπτρίζει, σε μια δεδομένη κλίμακα, τη λεπτή αλληλεπίδραση μεταξύ της ποσότητας των πληροφοριών που αποθηκεύονται στο σύστημα και της ανισορροπίας (το μέτρο της ιεράρχησης πιθανότητας μεταξύ των παρατηρούμενων τμημάτων των προσιτών καταστάσεών του). Ειδικότερα, η σύνθετη δυναμική, στην οποία συνυπάρχουν διάφορα καθεστώτα, δηλαδή:

- το χάος,
- οι περιοχές σταθερότητας και
- οι καμπύλες που δεν είναι ούτε χαοτικές ούτε περιοδικές

μπορεί να χαρακτηριστεί από την στατιστική πολυπλοκότητα. [22]

Όσο για τις μετρήσεις και την επαγόμενη απόσταση D που εισέρχεται στον ορισμό του Q , αντιμετωπίζουμε μια πλειάδα επιλογών. Αυτές οι διάφορες μορφές απόστασης ανοίγουν διάφορες δυνατότητες για το SCM .

Για $P = \{p_i : i = 1, \dots, M\}$ διακριτές κατανομές πιθανοτήτων, περιορίζουμε τις εκτιμήσεις μας εδώ:

2.2.1 Ευκλείδεια απόσταση (Euclidean norm)

Αυτή είναι η φυσική επιλογή (η πιο απλή) για την απόσταση D . Έχουμε

$$D_E[P, Pe] = \|P, Pe\|_E = \sum_{i=1}^M \left\{ p_i - \frac{1}{N} \right\}^2 \quad (2.10)$$

Αυτός ο απλός ορισμός της απόστασης έχει επικριθεί από τον Wootters διότι, χρησιμοποιώντας τον Ευκλείδειο κανόνα, κάποιος αγνοεί το γεγονός ότι έχουμε να κάνουμε με ένα χώρο πιθανοτικών κατανομών και έτσι παραβλέπουμε την στοχαστική φύση της κατανομής P .

2.2.2 Απόσταση Wootters

Η έννοια της "στατιστικής απόστασης" προέρχεται από ένα κβαντικό μηχανικό πλαίσιο. Το χρησιμοποιούμε κυρίως για να διακρίνουμε διαφορετικές προετοιμασίες μιας δεδομένης κβαντικής κατάστασης και, γενικότερα, για να διαπιστώσουμε σε ποιο βαθμό δύο τέτοιες καταστάσεις διαφέρουν μεταξύ τους. Οι συνακόλουθες εκτιμήσεις είναι εγγενώς στατιστικού χαρακτήρα, η έννοια μπορεί να εφαρμοστεί σε "οποιοδήποτε" πιθανοτικό χώρο. Η βασική ιδέα στην οποία βασίζεται αυτή η έννοια της απόστασης είναι ότι λαμβάνει επαρκώς υπόψη τις στατιστικές διακυμάνσεις που είναι εγγενείς σε οποιοδήποτε πεπερασμένο δείγμα. Ως αποτέλεσμα των σχετικών στατιστικών σφαλμάτων, οι παρατηρούμενες συχνότητες εμφάνισης των διαφόρων πιθανών αποτελεσμάτων συνήθως διαφέρουν κάπως από τις πραγματικές πιθανότητες, με αποτέλεσμα σε ένα δεδομένο σταθερό αριθμό δοκιμών δύο παρασκευάσματα να μην είναι διακριτά αν η διαφορά μεταξύ των πραγματικών πιθανοτήτων είναι μικρότερη από το μέγεθος μιας τυπικής διακύμανσης. [19]

$$D_W[P, Pe] = \cos^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^M p_i^{1/2} \cdot p_{ei}^{1/2} \right\} \quad (2.11)$$

2.2.3 Απόσταση/Σχετική εντροπία Kullbak

Μπορούν να δημιουργηθούν δύο κατηγορίες απόκλισης ξεκινώντας από τις λειτουργίες της εντροπίας. Η πρώτη τάξη περιλαμβάνει αποκλίσεις που ορίζονται ως σχετικές εντροπίες, ενώ η δεύτερη αφορά αποκλίσεις που ορίζονται ως εντροπικές διαφορές. Διάφορες δυνατότητες είναι ανοιχτές σε εμάς.

Η σχετική εντροπία του P_1 σε σχέση με το P_2 που σχετίζεται με το μέτρο Shannon είναι η σχετική εντροπία Kullbak-Shannon, που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι

$$K^{(S)}[P_1|P_2] = \sum_{j=1}^M p_j^{(1)} \cdot \ln \left(\frac{p_j^{(1)}}{p_j^{(2)}} \right) \quad (2.12)$$

Σκεφτείτε τώρα την κατανομή πιθανοτήτων P και την ομοιόμορφη κατανομή Pe . Η απόσταση μεταξύ αυτών των δύο κατανομών, σε όρους Kullback-Shannon, θα είναι

$$D_{Ks}[P, Pe] = K^{(S)}[P|Pe] = S_1^{(S)}[P] - S_1^{(S)}[Pe] \quad (2.13)$$

Αντίστοιχα σχηματίζονται και οι υπόλοιπες σχετικές εντροπιές / Kullback αποστάσεις Kullback-Tsallis , Kullback-GTsallis , Kullback-Renyi η κάθε μία χρησιμοποιώντας τον τύπο της εντροπίας της.

2.2.4 Απόκλιση Jensen

Γενικά, η εντροπική διαφορά $S[P_1] - S[P_2]$ δεν καθορίζει πληροφοριακό κέρδος (ή απόκλιση) επειδή η διαφορά δεν είναι κατ' ανάγκη θετική. Κάτι άλλο χρειάζεται. Ένα σημαντικό

παράδειγμα είναι η απόκλιση του Jensen, η οποία είναι μια συμμετρική εκδοχή της σχετικής εντροπίας Kullback, η οποία από την άποψη της εντροπίας Shannon μπορεί να γραφτεί ως:

$$D_J[P1, P2] = J_S[P1, P2] = \frac{K[P1|P2] + K[P2|P1]}{2} = S\left[\frac{P1 + P2}{2}\right] - S[P1]/2 - S[P2]/2 \quad (2.14)$$

Η απόκλιση Jensen-Shannon επαληθεύει τις ακόλουθες ιδιότητες

- $J_S[P1, P2] \geq 0$
- $J_S[P1, P2] = J_S[P2, P1]$
- $J_S[P1, P2] = 0 \Rightarrow P1 = P2$

Αντίστοιχα δημιουργούνται και οι αποκλίσεις Jensen-Tsallis , Jensen-GTsallis , Jensen-Renyi χρησιμοποιώντας τον τύπο της σχετικής εντροπίας Kullback που έχει μέσα του τον τύπο της κάθε εντροπίας που θέλουμε.

Με βάση τη μορφή της συνάρτησης LMC, αποκτάται μια οικογένεια SCM για κάθε μία από τέσσερις διαφορετικές ανισορροπίες που μόλις απαριθμήθηκαν, δηλαδή

$$C^{(v)}[P] = H[P] \cdot Q_v[P] \quad (2.15)$$

Ο δείκτης $v = E, W, K, J$ μας λέει ότι η απόσταση ανισορροπίας πρέπει να αξιολογηθεί με το κατάλληλο μέτρο απόστασης (Euclidean, Wootters, Kullback και Jensen, αντίστοιχα). Είναι ενδιαφέρον να σημειωθεί ότι για το $v = K$ η οικογένεια SCM γίνεται

$$C^{(K)}[P] = H[P] \cdot Q_K[P] = H[P] \cdot (1 - H[P]) \quad (2.16)$$

Αυτός είναι ο γενικευμένος τύπος συνάρτησης που προωθούν οι Shiner, Davison και Landsberg για το SCM.

Θα μπορούσε κανείς να εγείρει την αντίρρηση ότι η στατιστική πολυπλοκότητα είναι απλά μια συνάρτηση της εντροπίας. Ως εκ τούτου, ενδέχεται να μην περιέχει νέες πληροφορίες σε σχέση με το μέτρο της τάξης. Τονίζουμε το γεγονός ότι τα εναπομείναντα μέλη της οικογένειας $C^{(v)}$ ($v = E, W, J$) δεν είναι τετριμμένες συναρτήσεις της εντροπίας επειδή εξαρτώνται από δύο διαφορετικές κατανομές πιθανοτήτων, αυτές που σχετίζονται με το υπό ανάλυση σύστημα, P , και την ομοιόμορφη κατανομή Pe .

Επιπλέον, έχειδειχθεί ότι για μια δεδομένη τιμή H , υπάρχει μια σειρά πιθανών τιμών SCM , από ένα ελάχιστο C_{min} μέχρι μια μέγιστη τιμή C_{max} . Η αξιολόγηση της $C^{(v)}$, συνεπώς, προσθέτει νέες πληροφορίες σύμφωνα με τις ιδιαιτερότητες της σχετικής κατανομής πιθανότητας. Έτσι, είναι σαφές ότι πρόσθετες πληροφορίες που σχετίζονται με τη δομή συσχετισμού μεταξύ των συνιστωσών του φυσικού συστήματος παρέχονται με την αξιολόγηση της στατιστικής πολυπλοκότητας. [23]

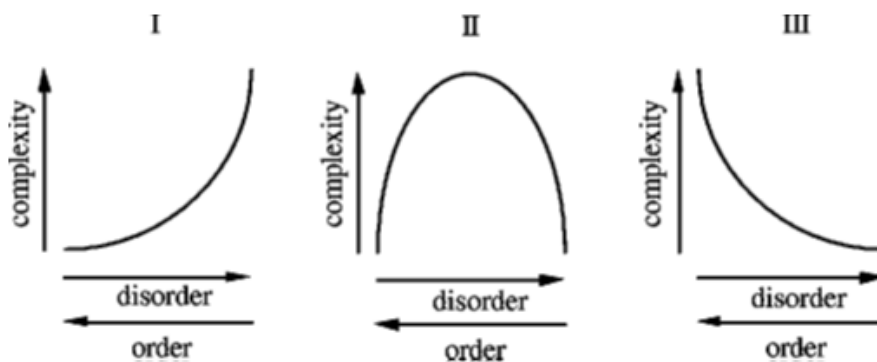
Άρα υπάρχουν 16 ζευγάρια εντροπίας-πολυπλοκότητας (4 εντροπίες, 4 στατιστικές αποστάσεις) που θα χρησιμοποιηθούν για την αναπαράσταση του επιπέδου αιτιότητας.

2.3 Επίπεδο Αιτιότητας (Causality Plane)

Στη στατιστική μηχανική ενδιαφερόμαστε συχνά για μεμονωμένα συστήματα που χαρακτηρίζονται από μια αρχική, αυθαίρετη και διακριτή κατανομή πιθανότητας. Η εξέλιξη προς την ισορροπία πρέπει περιγράφεται ως ο πρωταρχικός στόχος. Στην ισορροπία, μπορούμε να σκεφτούμε, χωρίς απώλεια της γενικότητας, ότι αυτή η κατάσταση δίνεται από την ομοιόμορφη κατανομή Pe . Η χρονική εξέλιξη του μέτρου στατιστικής πολυπλοκότητας μπορεί να αναλυθεί χρησιμοποιώντας ένα διάγραμμα του C έναντι του χρόνου t . Ωστόσο, είναι γνωστό ότι ο δεύτερος νόμος της θερμοδυναμικής δηλώνει ότι για τα απομονωμένα συστήματα η εντροπία μεγαλώνει μονοτονικά με το χρόνο ($dH/dt \geq 0$). Αυτό σημαίνει ότι το H μπορεί να θεωρηθεί ως βέλος χρόνου, έτσι ώστε ένας ισοδύναμος τρόπος για να μελετηθεί η χρονική εξέλιξη του SCM είναι μέσω της ανάλυσης του C έναντι του H . Με αυτόν τον τρόπο, ο άξονας κανονικοποιημένης εντροπίας υποκαθιστά τον χρονικό άξονα.

Επιπλέον, έχει αποδειχθεί ότι για μια δεδομένη τιμή του H , το εύρος πιθανών στατιστικών τιμών πολυπλοκότητας κυμαίνεται μεταξύ ενός ελάχιστου C_{min} και ενός μέγιστου C_{max} , περιορίζοντας τις πιθανές τιμές του SCM σε αυτό το επίπεδο.[24]

Επομένως, η αξιολόγηση της πολυπλοκότητας παρέχει πρόσθετη διορατικότητα στις λεπτομέρειες της κατανομής πιθανότητας των συστημάτων, η οποία δεν διακρίνεται από τυχαία μέτρα όπως η εντροπία. Μπορεί επίσης να βοηθήσει στην αποκάλυψη πληροφοριών σχετικών με τη συσχετιστική δομή μεταξύ των συνιστωσών της εξεταζόμενης φυσικής διεργασίας. Το διάγραμμα της πολυπλοκότητας εντροπίας (causality plane), $H \times C$, χρησιμοποιήθηκε για να μελετήσει τις αλλαγές στη δυναμική ενός συστήματος και χρησιμοποιείται επιτυχώς για να μελετηθούν οι αλλαγές του. [18] [25] [26]



Σχήμα 2.1: Causality Planes

Στην πραγματικότητα, τα απλά δυναμικά συστήματα εκδηλώνουν δύο βασικά στάδια: μέγιστη τυχαιότητα και τέλεια τάξη. Ωστόσο, η εξέλιξη των πιο πολύπλοκων συστημάτων έχει διαφορετικό βαθμό περιοδικότητας και χάους.

Εξετάστε, για παράδειγμα, την εικόνα του Mondrian (α). Μπορεί κανείς να δει ότι υπάρχει

μια συγκεκριμένη δομή (ορθογώνιο παραλληλόγραμμο) σε διαφορετικές κλίμακες που μπορούν να περιγράψουν το σύστημα (εικόνα). Επομένως, η εντροπία και η πολυπλοκότητα της εικόνας είναι κοντά στο μηδέν ($NWE \approx 0, SCM \approx 0$).

Αντίθετα, η εικόνα του Pollock (β) δεν αποτελείται από καθορισμένες δομές και επομένως η εντροπία του συστήματος είναι υψηλή (υψηλή ποσότητα πληροφορίας). Ωστόσο, η πολυπλοκότητα της εικόνας είναι σχεδόν μηδενική αφού δεν υπάρχουν συγκεκριμένες δομές για το χαρακτηρισμό του συστήματος ($NWE \approx 1, SCM \approx 0$).

Τέλος, η εικόνα του Bosh (γ) είναι μια ενδιάμεση κατάσταση όπου οι καθορισμένες δομές μπορούν να φανούν σε ένα σύστημα με σχετικά υψηλό όγκο πληροφοριών. Έτσι, τόσο η εντροπία όσο και η πολυπλοκότητα βρίσκονται μεταξύ των ακραίων τιμών τους $[0, 1]$.



Σχήμα 2.2: Reference Images (α) Mondrian (β) Pollock (γ) Bosch

Μεταξύ των δύο άκρων υπάρχει ένα ευρύ φάσμα πιθανών βαθμών φυσικής δομής και μπορεί να ανταναχλάται στα χαρακτηριστικά της υποκείμενης κατανομής πιθανότητας μεταξύ εκείνης που σχετίζεται με το υπό ανάλυση σύστημα P και της ομοιόμορφης κατανομής P_e .

Κεφάλαιο 3

Wavelet

3.1 Μετασχηματισμός Wavelet

Τα Wavelets υπάρχουν από τις αρχές του 20ού αιώνα και από τότε το θέμα έχει εξεταστεί με μεγάλη λεπτομέρεια. Όντας μια καθαρά μαθηματική τεχνική, πολλοί τομείς όπως η πληροφορική, η βιολογία και η στατιστική έχουν πάρει τις βασικές της έννοιες και τις επέκτειναν για να παραχθούν πολύτιμα εργαλεία στις αντίστοιχες περιοχές. Καθώς οι εφαρμογές των wavelets είναι διαφορετικές μεταξύ αντικειμένων, μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για να αναλύσουν διάφορες εισόδους. Τα Wavelets μπορεί να χρησιμοποιηθούν για να εξερευνηθούν συναρτήσεις, ακολουθίες και εικόνες με εφαρμογές ταξινόμησης, παρεμβολής και χρονοσειρών. Η βασική έννοια των μετασχηματισμών wavelet είναι αρκετά απλή. Χρησιμοποιούνται για την ανάλυση πολλών επιπέδων. Αυτό σημαίνει ότι μια ακολουθία ή συνάρτηση μπορεί να διαλυθεί και να αναλυθεί λεπτομερέστερα. [27]

Η ανάλυση wavelet χρησιμοποιεί κυματοειδείς συναρτήσεις που ονομάζονται wavelets ή mother wavelets. Αυτά είναι τοπικά μικρά κύματα που σε μια περιορισμένη χρονική περίοδο αλλάζουν σχήμα: συστολή/συμπίση και διαστολή/τέντωμα. Τα Wavelets μπορούν να μετακινηθούν σε διάφορες θέσεις στο σήμα με την πάροδο του χρόνου και μπορούν να είναι στενά εάν συμπιεστούν ή ευρεία εάν τεντωθούν. Έτσι, αυτός ο τρόπος ανάλυσης των σημάτων δίνει πληροφορίες σε διαφορετικές κλίμακες ή με άλλα λόγια επεξεργάζεται δεδομένα σε διαφορετικές αναλύσεις. Αυτό που κάνει το wavelet ενδιαφέρον και χρήσιμο είναι το γεγονός ότι το παράθυρό τους μπορεί να αλλάζει συνεχώς. Με την εξέταση ενός σήματος με ένα μικρό παράθυρο μπορούν να προβληθούν μόνο τα ωραία χαρακτηριστικά, ενώ κοιτάζοντας το ίδιο σήμα με ένα μεγάλο παράθυρο θα εμφανιστούν τα χοντρά χαρακτηριστικά. Έτσι, χρησιμοποιώντας Wavelets μπορούμε να δούμε:

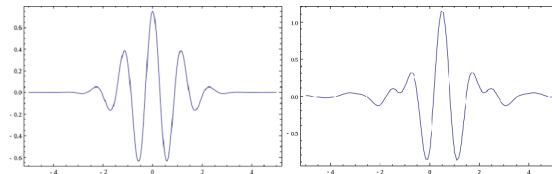
- τόσο λεπτομέρειες
- όσο και χονδροειδείς προσεγγίσεις των δεδομένων που αναλύθηκαν.

Σε αντίθεση με το ημίτονο και το συνημίτονο της Fourier ανάλυσης, τα οποία εντοπίζονται με ακρίβεια στη συχνότητα αλλά επεκτείνονται απεριόριστα στο χρόνο, τα wavelets είναι σχετικά εντοπισμένα και στον χρόνο και τη συχνότητα. Επιπλέον, το wavelet είναι ζωνοπερατό.

Αποτελείται όχι από ένα αλλά από ένα σχετικά περιορισμένο εύρος διαφόρων συχνοτήτων. Το wavelet είναι μια ομαλή και γρήγορα εξαφανισμένη ταλαντωτική συνάρτηση με καλό εντοπισμό και στη συχνότητα και το χρόνο. Μια οικογένεια wavelet $\psi_{a,b}$ είναι το σύνολο στοιχειωδών συναρτήσεων που προκύπτουν από διαστολές και μετατοπίσεις μίας μοναδικής παραδεκτής μητέρας wavelet $\psi(t)$:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.1)$$

Όπου $a, b \in \mathbb{R}$, $a \neq 0$ είναι οι παράμετροι κλίμακας και η μετατόπιση, αντίστοιχα, και t είναι ο χρόνος. Όσο αυξάνεται το a το wavelet γίνεται στενότερο. Έτσι, έχουμε ένα μοναδικό αναλυτικό μοτίβο και τις αναπαγωγές του σε διαφορετικές κλίμακες και με μεταβλητό χρονικό εντοπισμό.



Σχήμα 3.1: Παραδείγματα Συναρτήσεων Wavelet

3.2 Διακριτός Μετασχηματισμός Wavelet

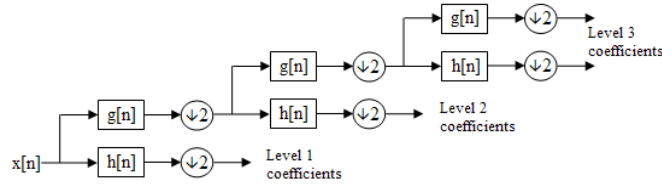
Ο μετασχηματισμός Wavelet είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την ανίχνευση τόσο των στατικών όσο και των παροδικών σημάτων. Η τεχνική μετασχηματισμού wavelet έχει ειδικά οφέλη για την περιγραφή σημάτων σε διάφορα επίπεδα εντοπισμού στο χρόνο και στο πεδίο της συχνότητας. Ο διακριτός μετασχηματισμός wavelet αποκτάται με τη διακριτοποίηση της κλίμακας και την μετατόπιση των παραμέτρων του συνεχούς μετασχηματισμού wavelet. [28] Ο διακριτός μετασχηματισμός wavelet μπορεί να πραγματοποιηθεί αποτελεσματικά μέσω ενός ζεύγους φίλτρων χαμηλής διέλευσης και υψηλής διέλευσης. Αυτά τα φίλτρα, επίσης γνωστά ως τα φίλτρα κατόπτρων τετραγώνων (QMF), ανακατασκευάζονται από το επιλεγμένο wavelet και την αντίστοιχη συνάρτηση κλιμάκωσης. Μέσω ενός τέτοιου ζεύγους φίλτρων, το σήμα αποσυντίθεται σε χαμηλή και υψηλή συχνότητα, αντιστοίχως. Ο συντελεστής προσέγγισης αντιπροσωπεύει το στοιχείο χαμηλής συχνότητας του σήματος και ο συντελεστής λεπτομέρειας αντιστοιχεί στο στοιχείο υψηλής συχνότητας. Συνήθως, μέσω του Mallat αλγόριθμου, ένα σήμα αποσυντίθεται πολυκλιμακωτά. Η διαδικασία αυτή εκφράζεται ως εξής:

$$d_j(n) = \sum_k g(2n - k) a_{j-1}(k) \quad (3.2)$$

$$a_j(n) = \sum_k h(2n - k) a_{j-1}(k) \quad (3.3)$$

$$a_0(n) = x(n) \quad (3.4)$$

Όπου $x(n)$ είναι το αρχικό σήμα που αναλύεται. $n = 1, 2, \dots, N$ είναι το μήκος του αρχικού σήματος. $h(n)$ και $g(n)$ υποδηλώνουν το φίλτρο χαμηλής διέλευσης και το φίλτρο υψηλής διέλευσης για αποσύνθεση, αντίστοιχα. $d_j(n)$ και $a_j(n)$ υποδηλώνουν τον συντελεστή λεπτομέρειας και τον συντελεστή προσέγγισης στο επίπεδο αποσύνθεσης j . [29]



Σχήμα 3.2: Πολυκλιμακωτή Ανάλυση Wavelet

Ο διακριτός μετασχηματισμός wavelet (DWT) παρέχει μια μη πλεονάζουσα, πολύ αποτελεσματική αναπαράσταση wavelet που μπορεί να υλοποιηθεί με ένα απλό σύστημα αναδρομικών φίλτρων. Για

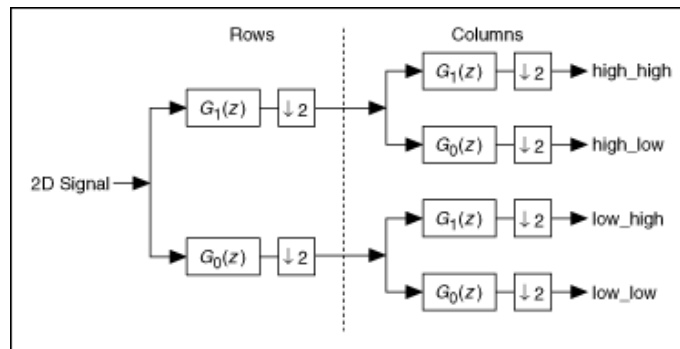
- ειδική επιλογή της μητρικής συνάρτησης wavelet $\psi(t)$ και
- το διακριτό σύνολο παραμέτρων, $a_j = 2^{-j}$ και $b_{j,k} = 2^{-j}k$ με $j, k \in Z$

η οικογένεια $\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\psi(2^j t - k)$, αποτελεί ορθοκανονική βάση του $L^2(R)$, που ονομάζεται επίσης χώρος Hilbert, που αποτελείται από πεπερασμένης ενέργειας σήματα. Το συσχετισμένο DWT παρέχει μια μη περιττή αναπαράσταση του σήματος S και οι τιμές του αποτελούν τους συντελεστές σε μια σειρά wavelet, $\langle S, \psi_{j,k} \rangle = C_j(k)$. Το DWT παράγεται μόνο ως πολλοί συντελεστές καθώς υπάρχουν δείγματα εντός του σήματος κάτω από ανάλυση S , χωρίς απώλεια οποιασδήποτε πληροφορίας. Αυτοί οι συντελεστές wavelet παρέχουν πλήρη πληροφόρηση με απλό τρόπο και μια άμεση εκτίμηση των τοπικών ενεργειών στις διαφορετικές σχετικές κλίμακες. Επιπλέον, οι πληροφορίες μπορούν να οργανωθούν σε ένα πολυδιάστατο τρόπο, δίνοντας ένα ιεραρχικό σχήμα υποχώρων στο $L^2(R)$. [19]

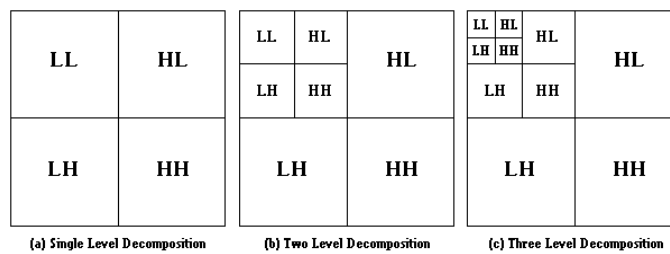
3.3 Δισδιάστατος Διακριτός Μετασχηματισμός (2D DWT)

Ο 2D DWT μιας εικόνας αποτελείται από ένα DWT στις γραμμές της εικόνας και ένα DWT στις στήλες της προκύπτουσας εικόνας. Το αποτέλεσμα κάθε DWT ακολουθείται από δειγματοληψία στις στήλες και στις σειρές, αντίστοιχα. Η αποσύνθεση της εικόνας αποδίδει τέσσερις δευτερεύουσες εικόνες για κάθε επίπεδο. Τα σχήματα 3.3 και 3.4 δείχνουν ένα σχηματικό διάγραμμα του 2D DWT για ένα δεδομένο επίπεδο ανάλυσης. Κάθε υποεικόνα προσέγγισης (A_j) αποσυντίθεται σε τέσσερις δευτερεύουσες εικόνες ($A_{j+1}, Dh_{j+1}, Dv_{j+1}$ και Dd_{j+1}), σύμφωνα με το προηγούμενος περιγραφόμενο σχήμα. Κάθε λεπτομερής υποεικόνα είναι το αποτέλεσμα μιας συνέλιξης με δύο ζωνοπερατά φίλτρα. Ένα lowpass και ένα highpass για Dh_j , ένα highpass και ένα lowpass για το Dv_j και δύο φίλτρα highpass για το Dd_j . [29]

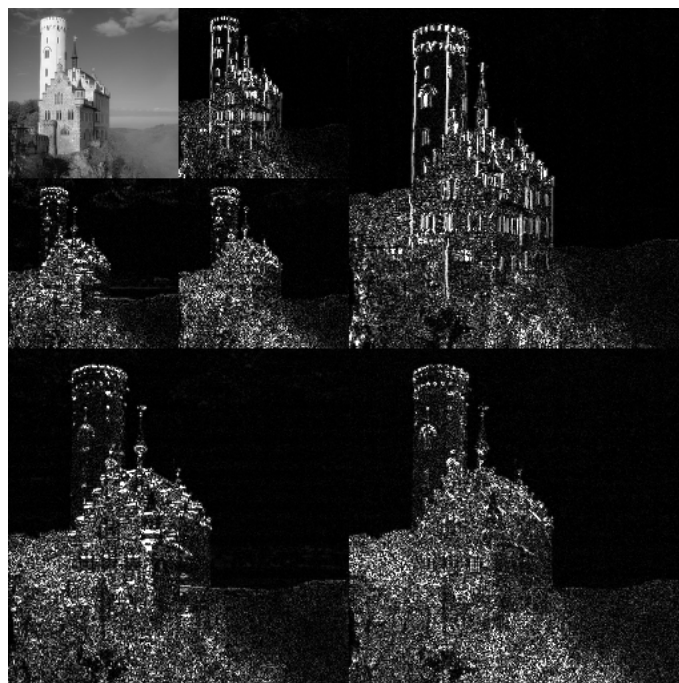
Το άνω αριστερό τεταρτημόριο αντιστοιχεί στους συντελεστές προσέγγισης και οι άλλοι δείκτες αντιστοιχούν στους συντελεστές λεπτομέρειας: οριζόντιος Dh , κατακόρυφος Dv και διαγώνιος Dd , αντίστοιχα, άνω δεξιά, κάτω αριστερά και κάτω δεξιά.[30]



Σχήμα 3.3: Σχηματική Αναπαράσταση 2D DWT



Σχήμα 3.4: Πολυκλιμακωτή Δισδιάστατη Ανάλυση



Σχήμα 3.5: Ανάλυση Εικόνας

3.4 Wavelet Ενέργεια

Αυτή η μοντελοποίηση υποτίθεται ότι καθορίζεται από τις υψηλές και τις χαμηλές συχνότητες του σήματος, καθώς και από την τοπική κατανομή ενέργειας, έτσι ώστε τα χαρακτηριστικά σήματος εξάγονται χρησιμοποιώντας το πλαίσιο πολλαπλής ανάλυσης (χωρική κλίμακα) διακριτού μετασχηματισμού κύματος.

Τέτοιες υποθέσεις έγιναν πιο αξιόπιστες αν υποθέσουμε την κοκκομετρική κατανομή ως ανάλυση υψής. Η υψή μπορεί να περιγραφεί κατά προσέγγιση από το χονδροειδές της: την αυθαίρετη χωρική επανάληψη των δομών τοπικού προτύπου. Ως εκ τούτου, μια μεγάλη περίοδος υποδηλώνει μια χονδροειδή υψή, μια μικρή περίοδος υποδηλώνει μια λεπτή υψή. Τα πρότυπα επαναλαμβάνονται σε περιοχές εικόνας που ορίζουν περιοδικές ομοιογενείς περιοχές. Αυτή η αντιληπτή ακαμψία σαφώς δεν επαρκεί ως ποσοτικό μέτρο υψής, αλλά μπορεί τουλάχιστον να χρησιμοποιηθεί ως οδηγός για τη μεταβολή των μέτρων υψής.

Στην πραγματικότητα, οι πρόσφατες μέθοδοι ταξινόμησης υψής υποστηρίζουν την έννοια της χωρικής συχνότητας (πολυκλιμακωτής) ανάλυσης που μεγιστοποιεί τον ταυτόχρονο εντοπισμό της ενέργειας τόσο σε χώρους όσο και σε περιοχές συχνοτήτων. Μια τέτοια ανάλυση μπορεί να παρέχεται χρησιμοποιώντας την πολυκλιμακωτή αναπαράσταση της θεωρίας wavelet. Πειραματικά, οι δυνατότητες του wavelet παρέχουν ένα ισχυρό εργαλείο διάκρισης παρά την ευαισθησία και επιλεκτικότητα, σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές ανάλυσης. [31]

Ο προσδιορισμός της ενέργειας βασίζεται στο Θεώρημα Parseval, δηλαδή θεωρώντας ότι η ενέργεια που περιέχεται στο σήμα είναι ίση με την άθροιση της ενέργειας που περιέχεται στα διαφορετικά επίπεδα ανάλυσης του μετασχηματισμού wavelet. Με άλλα λόγια, η ενέργεια του σήματος μπορεί να αποσυντεθεί όσον αφορά τους συντελεστές μετασχηματισμού.

Η ενέργεια που αντιστοιχεί στους συντελεστές προσέγγισης λαμβάνεται χρησιμοποιώντας την εξίσωση 3.5, ενώ η ενέργεια που αντιστοιχεί στους συντελεστές λεπτομέρειας λαμβάνεται χρησιμοποιώντας την εξίσωση 3.6, όπου λαμβάνονται υπόψη οι λεπτομέρειες της κάθετης, οριζόντιας και διαγώνιας διεύθυνσης.

$$E_{detail} = \sqrt{(d_j^H)^2 + (d_j^V)^2 + (d_j^D)^2} \quad (3.5)$$

$$E_{approx} = \sqrt{(a_j)^2} \quad (3.6)$$

3.5 Wavelet Εντροπία

Η ανάλυση Wavelet έχει καλή ικανότητα εντοπισμού χρόνου-συχνότητας. Η πολυκλιμακωτή ανάλυση ενώνει την κατασκευή και εφαρμογή του wavelet σε ένα ενιαίο πλαίσιο, και έχει ένα αντίστοιχα πρακτικό και γρήγορο αλγόριθμο. Έτσι συνδυάζοντας wavelet πολλών επιπέδων και εντροπία πληροφορίας, μπορούμε να πάρουμε τον ορισμό της wavelet εντροπίας ενός σήματος και της μεθόδου υπολογισμού. [32]

Η εντροπία Wavelet παρέχει ποσοτικές πληροφορίες σχετικά με την τάξη / πολυπλοκότητα των σημάτων. Μέχρι στιγμής, έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλές δουλειές ως χαρακτηρι-

στικό για να χαρακτηρίσει την υφή σε υπολογιστική τομογραφία, εικόνες υπερήχων Β και μαστογραφίες.[33]

Για να υπολογιστεί η entropy wavelet της εικόνας, πρέπει πρώτα να υπολογιστεί η ενέργεια στα διαδοχικά επίπεδα ανάλυσης. Έστω D_j είναι οι συντελεστές wavelet στο επίπεδο ανάλυσης j . Στη συνέχεια, η ενέργεια στο επίπεδο j , η συνολική ενέργεια σε όλα τα επίπεδα ανάλυσης και η σχετική ενέργεια στο επίπεδο j ορίζονται ως:

$$E_j = \sum d_j \quad (3.7)$$

$$E_{j=N+1} = \sum a_j \quad (3.8)$$

$$E_{total} = \sum E_j + E_{j=N+1} \quad (3.9)$$

$$P_j = \frac{E_j}{E_{total}} \quad (3.10)$$

$$P_{j=N+1} = \frac{E_{j=N+1}}{E_{total}} \quad (3.11)$$

Το P_j ορίζει την κατανομή πιθανότητας ενέργειας σε επίπεδο j , όπου $\sum(P_j) = 1$ και οι κύριες wavelet entropies WE ορίζονται ως:

- Η wavelet εντροπία του Shannon

$$WE_S[P] = - \sum_{i=1}^M p_i \ln(p_i) \quad (3.12)$$

- Εντροπία Tsallis

$$WE_T[P] = \frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^M [p_i - p_i^q] \quad (3.13)$$

- Εντροπία Rènnyi

$$WE_G[R] = \frac{1}{q-1} \ln \left\{ \sum_{i=1}^M p_i^q \right\} \quad (3.14)$$

- Generalized escort-Tsallis entropy

$$WE_G[G] = \frac{1}{q-1} \left\{ 1 - \left[\sum_{i=1}^M p_i^{1/q} \right]^{-q} \right\} \quad (3.15)$$

Προκύπτει λοιπόν ότι η wavelet εντροπία είναι:

- ελάχιστη όταν το σήμα αντιπροσωπεύει μια "τακτοποιημένη" δραστηριότητα χαρακτηριζόμενη από στενό εύρος συχνοτήτων

- υψηλή όταν ένα σήμα περιέχει ευρύ φάσμα κατανομής συχνότητας.[34]

Το NWE (normalized wavelet entropy) ορίζεται ως το ηλίκο του WE με τη σταθερή τιμή WE_{max} ίση με τη μέγιστη δυνατή τιμή εντροπίας, δηλαδή $WE_{max} = \ln N_j$ για την εντροπία Shannon και $WE_{max} = \frac{(1-N_j)^{(1-q)}}{q-1}$ για τις εντροπίες Rènnyi, Tsallis και Generalized escort Tsallis.

3.6 Wavelet Στατιστική Πολυπλοκότητα

Το μέτρο στατιστικής πολυπλοκότητας (SCM) μπορεί να αποκαλύψει πληροφορίες σχετικά με τις ιδιαιτερότητες της κατανομής πιθανότητας που δεν παρέχεται από την εντροπία. Ορίζεται ως το εσωτερικό προϊόν της κανονικοποιημένης εντροπίας NWE και της ανισορροπίας :

$$SCM = NWE \cdot Q \quad (3.16)$$

Το SCM μπορεί:

- να αυξηθεί όσο αυξάνεται η τάξη ή η αταξία
- να μειωθεί όσο η τάξη ή η αταξία μειώνεται
- να είναι μικρή για πολύ υψηλές τιμές τάξης ή αταξίας και μέγιστη σε ενδιάμεσο στάδιο

Στην πραγματικότητα χαρακτηρίζει την τάξη ενός συστήματος έξω από την ισορροπία του.

Η ανισορροπία Q ορίζεται από το εσωτερικό προϊόν μεταξύ της απόστασης D της κατανομής P και της ομοιόμορφης κατανομής Pe και του συντελεστή κανονικοποίησης Q_0 έτσι ώστε

$$Q = Q_0 \cdot D[P, Pe] \quad (3.17)$$

Το μέτρο απόστασης D χρησιμοποιείται για να γίνει διάκριση μεταξύ διαφορετικών κατανομών και να διαπιστωθεί σε ποιο βαθμό διαφέρουν μεταξύ τους. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε στατιστικές αποστάσεις Euclidean, Wootters, σχετική εντροπία Kullback ή απόκλιση Jensen :

- Ευκλείδεια

$$D_E[P, Pe] = \sum_{i=1}^M \left\{ P_i - \frac{1}{N} \right\}^2 \quad (3.18)$$

- Wootters

$$D_W[P, Pe] = \cos^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^M P_i^{1/2} \cdot P_{ei}^{1/2} \right\} \quad (3.19)$$

- Kullback

$$D_K[P, Pe] = WE[P] - WE[Pe] \quad (3.20)$$

- Jensen

$$D_J[P, Pe] = WE \left[\frac{P + Pe}{2} \right] - WE[P] - WE[Pe] \quad (3.21)$$

Όπου P, Pe είναι, αντίστοιχα, η κατανομή του συστήματος και η ομοιόμορφη κατανομή. Ορίζουμε την εντροπία των κυμάτων Shannon, R enyi, Tsallis. Ο συντελεστής κανονικοποίησης Q_0 ισούται με το αντίστροφο της μέγιστης τιμής της απόστασης $D(P, Pe)$. Σύμφωνα με τους ορισμούς της wavelet εντροπίας που περιγράφονται ανωτέρω, οι SCM μπορούν να οριστούν με παρόμοιο τρόπο.

Κεφάλαιο 4

Μηχανική Μάθηση και SVM

4.1 Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)

Η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων, από ένα υπολογιστικό σύστημα, ονομάζεται μηχανική μάθηση (machine learning). Διάφοροι ορισμοί, που έχουν διατυπωθεί για τη μηχανική μάθηση είναι :

- Η μελέτη υπολογιστικών μεθόδων για την απόκτηση νέας γνώσης, νέων δεξιοτήτων και νέων τρόπων οργάνωσης της υπάρχουσας γνώσης. (Carbonell 1987)
- Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E σε σχέση με μια κατηγορία εργασιών T και μια μετρική απόδοσης P , αν η απόδοση του σε εργασίες της T , όπως μετριοούνται από την P , βελτιώνονται με την εμπειρία E . (Mitchell 1997)
- Κάτι μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον. (Witten Frank 2000)

4.1.1 Μάθηση με Επίβλεψη (Supervised Learning)

Στη μάθηση με επίβλεψη το σύστημα πρέπει να «μάθει» επαγωγικά μια συνάρτηση που ονομάζεται συνάρτηση-στόχος (target function) και αποτελεί έκφραση του μοντέλου που περιγράφει τα δεδομένα. Η συνάρτηση-στόχος χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής μιας μεταβλητής, που ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή ή μεταβλητή εξόδου, βάσει των τιμών ενός συνόλου μεταβλητών, που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές ή μεταβλητές εισόδου ή χαρακτηριστικά. Η επαγωγική μάθηση στηρίζεται στην «υπόθεση επαγωγικής μάθησης» (inductive learning hypothesis), σύμφωνα με την οποία: Κάθε υπόθεση που προσεγγίζει καλά τη συνάρτηση στόχο για ένα αρκετά μεγάλο σύνολο παραδειγμάτων, θα προσεγγίζει το ίδιο καλά τη συνάρτηση στόχο και για περιπτώσεις που δεν έχει εξετάσει.

Στη μάθηση με επίβλεψη διακρίνονται δυο είδη προβλημάτων (learning tasks), τα προβλήματα ταξινόμησης και τα προβλήματα παρεμβολής.

- Η ταξινόμηση (classification) αφορά στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών τάξεων (κλάσεων/κατηγοριών) (π.χ. ομάδα αίματος).

- Η παρεμβολή (regression) αφορά στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης αριθμητικών τιμών (π.χ. πρόβλεψη ισοτιμίας νομισμάτων ή τιμής μετοχής).

4.1.2 Δυαδική Ταξινόμηση

Η δυαδική ή διωνυμική ταξινόμηση είναι η ταξινόμηση των στοιχείων ενός δεδομένου συνόλου σε δύο ομάδες (προβλέποντας σε ποια ομάδα ανήκει το καθένα) βάσει ενός κανόνα ταξινόμησης. Πλαίσια που απαιτούν μια απόφαση ως προς το εάν ένα στοιχείο έχει ή όχι κάποια ποιοτική ιδιότητα, κάποιο συγκεκριμένο χαρακτηριστικό ή κάποια τυπική δυαδική ταξινόμηση περιλαμβάνουν:

- Ιατρικές εξετάσεις για να διαπιστωθεί εάν ένας ασθενής έχει κάποια ασθένεια ή όχι. Η ιδιότητα ταξινόμησης είναι η παρουσία της νόσου.
- Μια μέθοδος δοκιμής 'πέρασε ή απέτυχε' ο έλεγχος ποιότητας στα εργοστάσια. Δηλαδή να αποφασίσει εάν έχει υπάρξει ή δεν έχει επιτευχθεί μια προδιαγραφή.
- Η ανάκτηση πληροφοριών, δηλαδή η απόφαση αν μια σελίδα ή ένα άρθρο πρέπει να είναι στο σύνολο αποτελεσμάτων μιας αναζήτησης ή όχι. Η ιδιότητα ταξινόμησης είναι η συνάφεια του άρθρου ή η χρησιμότητα για τον χρήστη.

Η δυαδική ταξινόμηση είναι η διχοτομία που εφαρμόζεται σε πρακτικούς σκοπούς και σε πολλά πρακτικά δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης. Οι δύο ομάδες μπορεί να μην είναι συμμετρικές. Εκτός από τη συνολική ακρίβεια, είναι ενδιαφέρον το σχετικό ποσοστό διαφορετικών τύπων σφαλμάτων. Για παράδειγμα, σε ιατρικές εξετάσεις, μια ψευδώς θετική (ανίχνευση μιας ασθένειας όταν δεν υπάρχει) θεωρείται διαφορετική από μια ψευδώς αρνητική (δεν ανιχνεύει μια ασθένεια όταν είναι παρούσα).[35]

4.1.3 Ευαισθησία και Ιδιαιτερότητα

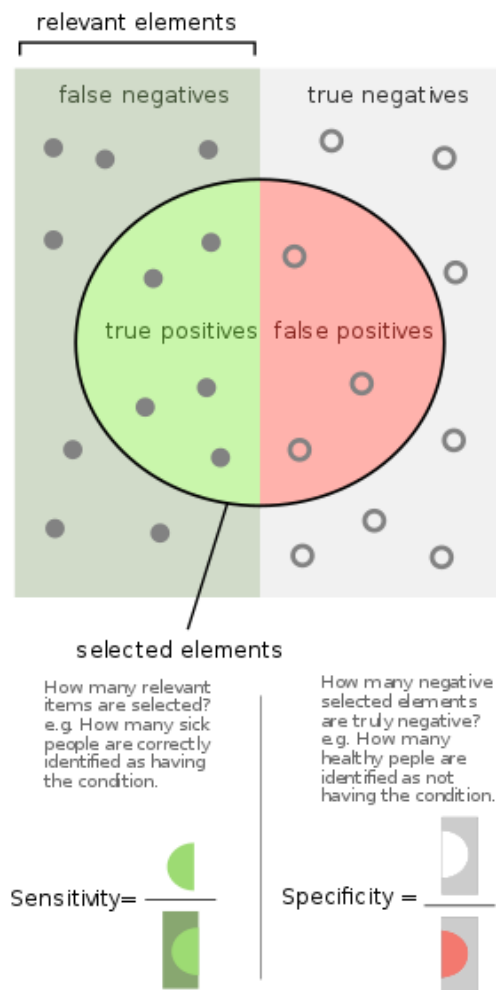
Σε διαγνωστικούς ελέγχους, τα κύρια στατιστικά μέτρα που χρησιμοποιούνται είναι η ευαισθησία και η ιδιαιτερότητα όπου είναι γνωστά ως Sensitivity και Specificity.[36]

Η ευαισθησία αναφέρεται στην ικανότητα του τεστ να ανιχνεύει σωστά ασθενείς που έχουν το σύμπτωμα. Στο παράδειγμα μιας ιατρικής εξέτασης που χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό μιας ασθένειας, η ευαισθησία της δοκιμής είναι η αναλογία των ανθρώπων που διαγνώστηκαν θετικά για τη νόσο μεταξύ εκείνων που έχουν τη νόσο.

$$\text{sensitivity} = \frac{\text{number of true positives}}{\text{total number of sick individuals in population}} \quad (4.1)$$

Η ιδιαιτερότητα σχετίζεται με την ικανότητα του τεστ να απορρίπτει σωστά τους υγιείς ασθενείς χωρίς κάποιο σύμπτωμα. Η ιδιαιτερότητα μιας δοκιμής είναι η αναλογία των υγιών ασθενών που είναι γνωστό ότι δεν έχουν την ασθένεια, οι οποίοι θα διαγνωστούν αρνητικά για αυτό.

$$\text{specificity} = \frac{\text{number of true negatives}}{\text{total number of well individuals in population}} \quad (4.2)$$



Σχήμα 4.1: Sensitivity, Specificity

Αυτοί τα 2 στατιστικά μέτρα θα χρησιμοποιηθούν και ως δείκτες απόδοσης της ταξινόμησης στη συγκεκριμένη εργασία.

4.2 Μηχανές διανυσματικής υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM)

Οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης είναι μέθοδος με επίβλεψη η οποία αναλύει δεδομένα και αναγνωρίζει μοτίβα και χρησιμοποιείται για ταξινόμηση δεδομένων καθώς και για παρεμβολή. Οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης δημιουργήθηκαν σαν ιδέα από την Cortes και τον Vapnik το 1993. Η γενική ιδέα των μηχανών διανυσματικής υποστήριξης είναι ο υπολογισμός ενός υπερεπιπέδου διαχωρισμού, μεγιστοποιώντας έτσι τα περιθώρια (αποστάσεις) μεταξύ των κλάσεων των δεδομένων. Οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης θεωρούνται ως μια από τις πιο αποτελεσματικές μεθόδους για ταξινόμηση και μοντελοποίηση δεδομένων.

Εντούτοις, παρά τις υψηλές της επιδόσεις, η μέθοδος αυτή έχει και κάποιους περιορισμούς.

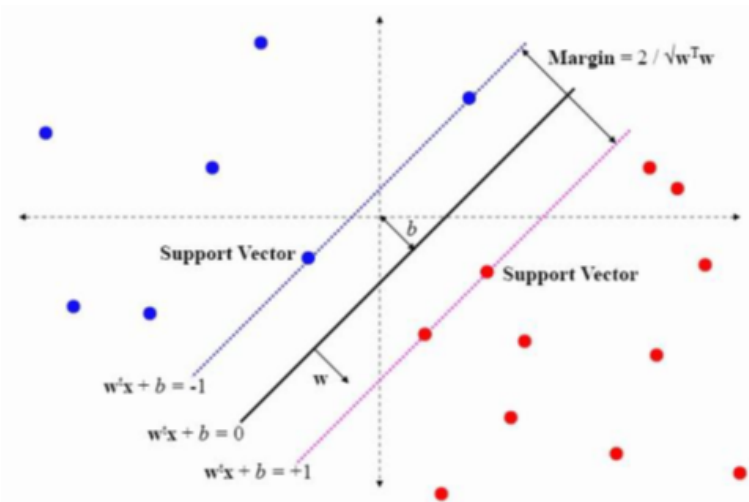
Ειδικότερα, οι επιδόσεις της για προβλήματα με πιο πολλές από δυο κλάσεις δεν συγκρίνονται με αυτές που έχει για δυο κλάσεις (δυαδικό πρόβλημα ταξινόμησης). Αυτό συμβαίνει, επειδή, για να μειώσει την πολυπλοκότητα, χρησιμοποιεί έναν προσεγγιστικό αλγόριθμο, που αυτό έχει σαν συνέπεια την μείωση της απόδοσης της ταξινόμησης. [37]

4.2.1 Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις

Οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης αρχικά αντιμετωπίζουν ένα πρόβλημα δύο κλάσεων μεγιστοποιώντας την απόσταση μεταξύ των πλησιέστερων σημείων των δύο κλάσεων.[38] Αυτό μας δίνει δύο πλεονεκτήματα, το ότι έχουμε μοναδική λύση του προβλήματος εύρεσης διαχωριστικού υπερεπιπέδου και το ότι μεγιστοποιώντας τα περιθώρια στο σύνολο εκπαίδευσης μπορούμε να πετύχουμε καλύτερη απόδοση της ταξινόμησης. Υποθέτουμε ότι έχουμε ένα σύνολο από N ζευγάρια δειγμάτων : $\{x_i, y_i\}$, $i = 1, \dots, N$ όπου $y_i \in \{-1, 1\}$ και $x_i \in R^p$ (το x_i είναι p -διάστατο πραγματικό διάνυσμα). Θέλουμε μια συνάρτηση της μορφής $f(x)$ που θα υπολογίζει το y στο x :

$$f(x) = b + w^T x = b + \sum_{i=1}^p w_i x_i \quad (4.3)$$

όπου $b + w^T x = 0$ είναι το υπερεπίπεδό μας. Το w είναι διάνυσμα κάθετο στο υπερεπίπεδο.



Σχήμα 4.2: Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις

Τα διανύσματα υποστήριξης (support vectors) είναι τα σημεία που βρίσκονται πλησιέστερα στο υπερεπίπεδο. Όπως παρατηρείται και στο σχήμα της Εικόνας 4.1, η μέθοδος επιλέγει τέτοια b και w έτσι ώστε τα δεδομένα να μπορούν να περιγραφούν από τις παρακάτω ανισώσεις:

- $b + w^T x \leq -1$ για $y_i = -1$
- $b + w^T x \geq +1$ για $y_i = +1$

Τα διανύσματα υποστήριξης μπορούν να περιγραφούν από δυο υπερεπίπεδα (όπως φαίνεται και στην Εικόνα 4.1) τα:

- $b + w^T x_i = -1$
- $b + w^T x_i = +1$

Η απόσταση μεταξύ των δύο υπερεπιπέδων είναι ίση με $\frac{2}{\|w\|}$. Όπως προειπώθηκε, στόχος του SVM είναι η μεγιστοποίηση αυτής της απόστασης $\max \frac{2}{\|w\|}$. Οπότε έχουμε το ακόλουθο πρόβλημα μεγιστοποίησης με τον περιορισμό : $y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0$

Δηλαδή, ισοδύναμα, έχουμε να επιλύσουμε το παρακάτω σύστημα:

$$\begin{cases} \min \frac{\|w\|^2}{2} \\ y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

Το πρόβλημα αυτό μπορεί να λυθεί εισάγοντας τους πολλαπλασιαστές Lagrange a_i και ακολουθώντας ελαχιστοποιώντας της συνάρτηση Lagrange:

$$L_p = \frac{ww^T}{2} - \sum_{i=1}^N a_i [y_i(w^T x_i + b) - 1], a_i \geq 0 \quad (4.5)$$

Η λύση αυτή λειτουργεί στην περίπτωση που οι κλάσεις μας είναι τέλεια διαχωρισμένες και έτσι ένα γραμμικό υπερεπίπεδο μπορεί να μας δώσει την βέλτιστη λύση. Στην περίπτωση των μη γραμμικά διαχωρίσιμων δεδομένων χρειάζεται μια μη γραμμική λύση.

4.2.2 Μη γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις

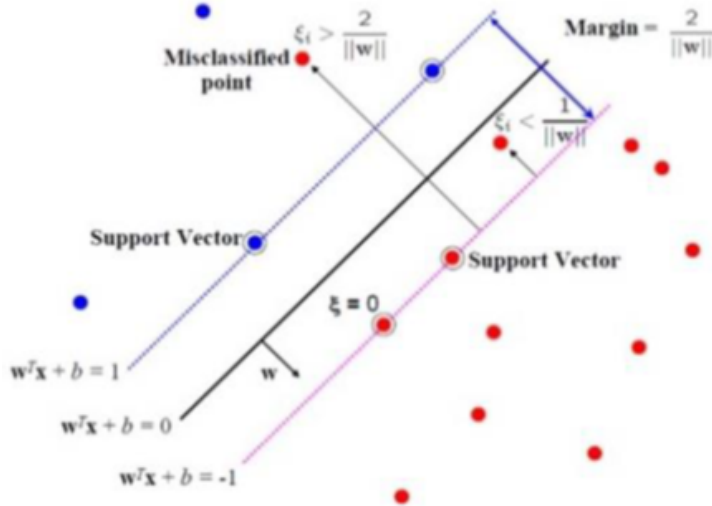
Σε αρκετά προβλήματα, όπως και στο πρόβλημα της συγκεκριμένης εργασίας οι κλάσεις των δεδομένων μας μπορεί να μην είναι γραμμικά διαχωρίσιμες.[39] Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων τα SVM εισάγουν ένα σύνολο από ‘χαλαρές’ μεταβλητές $\xi = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N\}$ για τα σημεία που βρίσκονται στην λάθος πλευρά του περιθωρίου. Με αυτό τον τρόπο πετυχαίνουμε μια μερική χαλάρωση των περιορισμών μας (Εικόνα 4.2).

Στην περίπτωση αυτή, οι ανισώσεις τροποποιούνται ως εξής:

- $b + w^T x \leq -1 + \xi_i$ για $y_i = -1$
- $b + w^T x \geq +1 - \xi_i$ για $y_i = +1$

Οπότε, το πρόβλημα ελαχιστοποίησης πλέον έχει ως εξής :

$$\begin{cases} \min \frac{\|w\|^2}{2} \\ y_i(w^T x_i + b) \geq +1 - \xi_i \\ \sum_{i=1}^N \xi_i \leq K \end{cases} \quad (4.6)$$

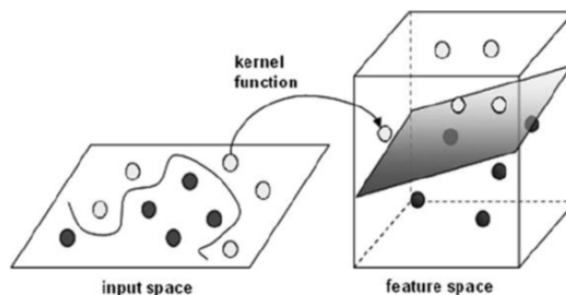


Σχήμα 4.3: Μη Γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις

Η παράμετρος κόστους K μπορεί να ρυθμιστεί έτσι ώστε τα «μαλακό» περιθώριο να περιλαμβάνει έναν συγκεκριμένο αριθμό από παρατηρήσεις i . Αν η παράμετρος κόστους K είναι πολύ μεγάλη, η λύση θα οδηγήσει σε υπερφόρτωση (overfitting).

4.2.3 Θεωρία πυρήνων για SVM

Μέχρι τώρα, οι μηχανές διανυσματικής υποστήριξης στόχευαν στην εύρεση ενός γραμμικού δεσμού μεταξύ των χώρων (κλάσεων), που θέλουμε να διαχωρίσουμε [40]. Αυτό δεν είναι πρακτικά χρήσιμο, όταν ο διαχωρισμός είναι μη γραμμικός. Ωστόσο, η παραπάνω προσέγγιση μπορεί εύκολα να γενικευθεί έτσι ώστε να δημιουργεί μη γραμμικούς δεσμούς μεταξύ των χώρων. Αυτό επιτυγχάνεται με την μεταφορά του προβλήματος μας από τον αρχικό μας χώρο σε ένα χώρο Hilbert υψηλότερης διάστασης. (Ο χώρος θα πρέπει να είναι Hilbert - θα πρέπει να ορίζονται εσωτερικά γινόμενα).



Σχήμα 4.4: Μεταφορά σε χώρο υψηλότερης διάστασης

Η μεταφορά αυτή γίνεται μέσω μιας απεικόνισης:

$$\phi(x) : X^m \rightarrow X^n, n \geq m \quad (4.7)$$

Οπότε τώρα η συνάρτηση μας που θα υπολογίζει το y στο x θα πάρει την μορφή:

$$f(x) = b + w^T \phi(x) \quad (4.8)$$

Η $K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ ονομάζεται συνάρτηση πυρήνα και επιτελεί το ρόλο της απεικόνισης των δεδομένων μας στο μη γραμμικό χώρο Hilbert, που αναφέρθηκε παραπάνω. Ο παραπάνω κανόνας ταξινόμησης εξαρτάται μόνο από την συνάρτηση πυρήνα. Οπότε σε αυτή τη μέθοδο χρειάζεται μόνο ο υπολογισμός του εσωτερικού γινομένου.

Ορισμένες από τις πιο δημοφιλείς συναρτήσεις πυρήνα για SVM είναι οι εξής:

- Πολυωνυμική n βαθμού (n degree polynomial)

$$K(x_i, x_j) = (1 + \langle x_i, x_j \rangle)^d \quad (4.9)$$

- Ακτινικής Βάσης (Radial Basis Function)

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (4.10)$$

- Υπερβολικής Εφαπτομένης

$$K(x_i, x_j) = \tanh(c_1 \langle x_i, x_j \rangle + c_2) \quad (4.11)$$

Στο συγκεκριμένο πρόβλημα ταξινόμησης της εργασίας οι κλάσεις δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμες και χρησιμοποιήθηκε ο πυρήνας Ακτινικής Βάσης.

4.2.4 Παράμετροι Ακτινικής Βάσης

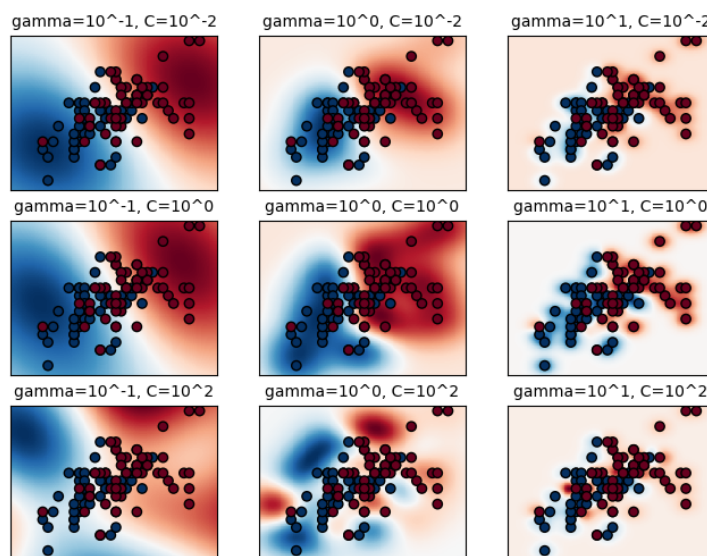
Ο πυρήνας ακτινικής βάσης έχει 2 παραμέτρους που καθορίζουν τόσο το σχήμα όσο και το μέγεθος των διανυσματικών φορέων υποστήριξης, την παράμετρο γ και την παράμετρο C .

Διαισθητικά, η παράμετρος γ καθορίζει πόσο μακριά φτάνει η επιρροή ενός μόνο εκπαιδευτικού παραδείγματος, με χαμηλές τιμές να σημαίνουν «μακριά» και υψηλές τιμές να σημαίνουν «κοντά». Οι παράμετροι γ μπορούν να θεωρηθούν ως το αντίστροφο της ακτίνας επιρροής των δειγμάτων που επιλέγονται από το μοντέλο ως διανύσματα υποστήριξης.

Η παράμετρος C εμποδίζει την εσφαλμένη ταξινόμηση των παραδειγμάτων εκπαίδευσης εναντίον της απλότητας της επιφάνειας απόφασης. Ένα χαμηλό C κάνει την επιφάνεια απόφασης ομαλή, ενώ ένα υψηλό C στοχεύει στην ορθή ταξινόμηση όλων των παραδειγμάτων εκπαίδευσης δίνοντας στο μοντέλο την ελευθερία να επιλέξει περισσότερα δείγματα ως διανύσματα υποστήριξης. Το C μπορεί να αναφερθεί και ως μαλακό περιθώριο (soft margin). [41]

Η εικόνα 4.4 είναι μια απεικόνιση της συνάρτησης απόφασης για μια ποικιλία τιμών παραμέτρων σε ένα απλοποιημένο πρόβλημα ταξινόμησης που περιλαμβάνει μόνο 2 χαρακτηριστικά

εισόδου και 2 πιθανές κατηγορίες στόχων (δυαδική ταξινόμηση). Σημειώστε ότι αυτό το είδος οικόπεδο δεν είναι δυνατό να γίνει για προβλήματα με περισσότερα χαρακτηριστικά ή κατηγορίες στόχων. [42]



Σχήμα 4.5: Διαφορετικές τιμές στις παραμέτρους

Η συμπεριφορά του μοντέλου είναι πολύ ευαίσθητη στην παράμετρο $gamma$. Εάν η γάμμα είναι πολύ μεγάλη, η ακτίνα της περιοχής επιρροής των διανυσμάτων στήριξης περιλαμβάνει μόνο τον ίδιο τον φορέα υποστήριξης και καμία ποσότητα νομιμοποίησης με το C δεν θα είναι σε θέση να αποτρέψει την υπερφόρτωση.

Αντίθετα, όταν το $gamma$ είναι πολύ μικρό, το μοντέλο είναι πολύ περιορισμένο και δεν μπορεί να καταγράψει την πολυπλοκότητα ή το 'σχήμα' των δεδομένων. Η περιοχή επιρροής οποιουδήποτε επιλεγμένου φορέα υποστήριξης θα περιλαμβάνει ολόκληρο το σετ εκπαίδευσης. Το προκύπτον μοντέλο θα συμπεριφέρεται παρόμοια με ένα γραμμικό μοντέλο με ένα σύνολο υπερεπιπέδων που χωρίζουν τα κέντρα υψηλής πυκνότητας οποιουδήποτε ζεύγους δύο τάξεων.

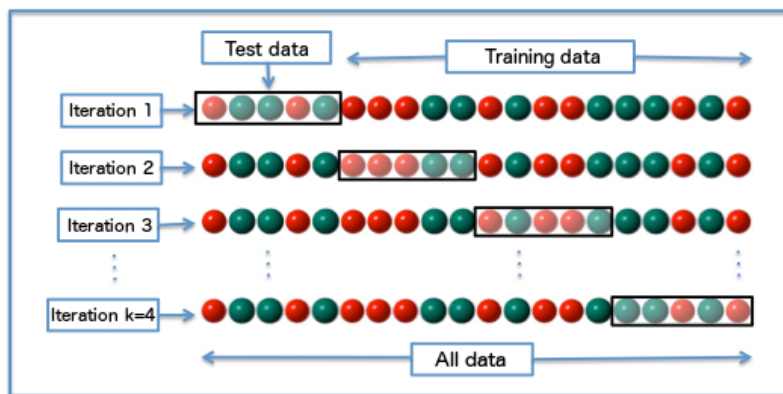
Τέλος μπορούμε επίσης να παρατηρήσουμε ότι για κάποιες ενδιάμεσες τιμές g παίρνουμε εξίσου αποτελεσματικά μοντέλα όταν ο C γίνεται πολύ μεγάλος: δεν είναι απαραίτητο να ρυθμιστεί περιορίζοντας τον αριθμό των φορέων στήριξης. Η ακτίνα του πυρήνα RBF από μόνη της λειτουργεί ως καλός διαθρωτικός κανονιστής. Στην πράξη όμως μπορεί να είναι ενδιαφέρον να περιοριστεί ο αριθμός των φορέων υποστήριξης με χαμηλότερη τιμή του C έτσι ώστε να ευνοηθούν τα μοντέλα που χρησιμοποιούν λιγότερη μνήμη και τα οποία είναι ταχύτερα προβλέψιμα.

Στη συγκεκριμένη εργασία οι τιμές που χρησιμοποιήθηκαν είναι $gamma = 10^1$, $C = 10^2$ όπως δηλαδή στο κάτω δεξιά κουτάκι της εικόνας 4.4.

4.3 Διασταυρούμενη επικύρωση (Cross-validation)

Η διασταυρούμενη επικύρωση, μερικές φορές ονομάζεται εκτίμηση περιστροφής, είναι μια τεχνική επικύρωσης μοντέλου για την αξιολόγηση του τρόπου με τον οποίο τα αποτελέσματα μιας στατιστικής ανάλυσης θα γενικευθούν σε ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα όπου ο στόχος είναι πρόβλεψη και κάποιος θέλει να εκτιμήσει με ακρίβεια πόσο ακριβές θα είναι ένα στην πράξη. Σε ένα πρόβλημα πρόβλεψης, ένα μοντέλο συνήθως λαμβάνει ένα σύνολο δεδομένων γνωστών κλάσεων για τα οποία εκτελείται η εκπαίδευση (σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης) και ένα σύνολο δεδομένων άγνωστων κλάσεων (ή δεδομένων δοκιμής) έναντι των οποίων δοκιμάζεται το μοντέλο. [43]

Ο στόχος της διασταυρούμενης επικύρωσης είναι να οριστεί ένα σύνολο δεδομένων για να «δοκιμαστεί» το μοντέλο με το σετ δοκιμής, προκειμένου να περιοριστούν τα προβλήματα όπως η υπερφόρτωση και να δώσει μια εικόνα για το πώς το μοντέλο θα γενικευθεί για ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων (δηλαδή ένα άγνωστο σύνολο δεδομένων, για παράδειγμα από ένα πραγματικό πρόβλημα).



Σχήμα 4.6: Cross-validation

Ένας κύκλος διασταυρούμενης επικύρωσης περιλαμβάνει τη διαίρεση δείγματος δεδομένων σε συμπληρωματικά υποσύνολα, την εκτέλεση της εκπαίδευσης σε ένα υποσύνολο (που ονομάζεται σετ εκπαίδευσης) και την επικύρωση της εκπαίδευσης στο άλλο υποσύνολο (που ονομάζεται σετ δοκιμών). Για να μειωθεί η μεταβλητότητα, πραγματοποιούνται πολλαπλοί γύροι διασταυρούμενης επικύρωσης χρησιμοποιώντας διαφορετικά διαμερίσματα και τα αποτελέσματα επικύρωσης συνδυάζονται (π.χ. κατά μέσο όρο) κατά τους γύρους για να εκτιμηθεί ένα τελικό προγνωστικό μοντέλο.

Ένας από τους κύριους λόγους για τη χρήση της διασταυρούμενης επικύρωσης είναι ότι δεν υπάρχουν αρκετά διαθέσιμα δεδομένα για να χωριστούν σε δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής χωρίς να χάνονται σημαντικές ικανότητες του μοντέλου (SVM) ή των δεδομένων. Συνοπτικά, η εγκάρσια επικύρωση συνδυάζει (μέση τιμή) τα διάφορα μέτρα απόδοσης για την εξαγωγή ακριβέστερης εκτίμησης της απόδοσης του μοντέλου.

Στην εργασία χρησιμοποιήθηκε 3-fold cross-validation με χωρισμό των χαρακτηριστικών (δεδομένων) σε 70% εκπαίδευσης και 30% δοκιμής με υπολογισμό των μέσων τιμών των

accuracy, sensitivity, specificity.

Κεφάλαιο 5

Υπολογιστικό Μοντέλο και Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται το υπολογιστικό μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών και τα αποτελέσματα που προέκυψαν.

5.1 Συνθετικά Δεδομένα

Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 2 γνωρίζουμε τις τιμές εντροπίας και πολυπλοκότητας των τριών εικόνων των:

- Mondrian
- Pollock
- Bosch

Υπενθυμίζεται ότι η εικόνα του Mondrian έχει πολύ χαμηλή εντροπία και πολυπλοκότητα ($H \approx 0, C \approx 0$). Αυτό συμβαίνει διότι αναπαριστά έναν πίνακα στον οποίο κυριαρχεί ένα συγκεκριμένο μοτίβο ορθογωνίου παραλληλογράμμου με παραλλαγές στην κλίμακα. Η εικόνα αυτή περιέχει ελάχιστη πληροφορία καθώς όλη η έκτασή της μπορεί να περιγραφεί με τη χρήση ενός μόνο σχήματος.

Η εικόνα του Pollock αποτελεί μια σουρεαλιστική σύλληψη στην οποία δεν μπορεί να εντοπιστεί κάποιο συγκεκριμένο μοτίβο ή έστω ένα σύνολο μοτίβων που τον συνθέτουν. Αναπαριστά ένα σύστημα απόλυτης Αταξίας (μέγιστης Εντροπίας) και αντιστοιχεί στη μέγιστη ποσότητα πληροφορίας καθώς ενσωματώνει και περιγραφεί ένα σχεδόν άπειρο πλήθος διαφορετικών καταστάσεων. Το μέγεθος της Πολυπλοκότητας ελαχιστοποιείται και σε αυτήν την περίπτωση καθώς απουσιάζουν οι χαρακτηριστικές, σύνθετες δομές που να αναδεικνύονται μέσα από την χαοτική δυναμική του ($H \approx 1, C \approx 0$).

Τέλος, η εικόνα του Bosch αποτελεί ένα αρκετά περίπλοκο σύνολο μέσα στο οποίο αναδεικνύονται με σαφήνεια χαρακτηριστικές σύνθετες μορφές. Ο πίνακας εκφράζει αυτή μια ενδιάμεση κατάσταση συστήματος. Δεν μπορεί να «κωδικοποιηθεί» μόνο με μια κατάσταση

δηλαδή μόνο με ένα μοτίβο ούτε χαρακτηρίζεται από άπειρο αριθμό διαφορετικών καταστάσεων. Η κατάσταση στην οποία αντιστοιχεί έχει ένα μεσαίο μέγεθος πληροφορίας δηλαδή μεσαία Εντροπία όντας συγχρόνως οργανωμένη σε καθορισμένες, χαρακτηριστικές μορφές. Δηλαδή ένα σύνθετο αλλά όχι χαοτικό σύνολο τα τμήματα του οποίου διασυνδέονται και αλληλεπιδρούν με έναν «εποικοδομητικό» τρόπο που μακροσκοπικά αποδίδει νόημα στο σύστημα. Η κατηγορία αυτή εντάσσεται στην περιοχή της «οργανωμένης Πολυπλοκότητας» ($H \neq 0, C \neq 0$).

Πάνω σε αυτές τις εικόνες (reference images) θα βασιστεί η επιλογή κατάλληλων παραμέτρων. Οι παράμετροι που εξετάστηκαν είναι:

- διαφορετικές οικογένειες Wavelet
- διαφορετικά επίπεδα ανάλυσης wavelet (levels)
- οι 4 εντροπικοί τύποι
- διαφορετικές τιμές για τον εντροπικό δείκτη q
- οι 4 τύποι στατιστικής απόστασης (και άρα πολυπλοκότητας)

5.1.1 Μεθοδολογία

Αρχικά θα αναφερθεί ο τρόπος επεξεργασίας των εξεταζόμενων εικόνων μέχρι την τελική εξαγωγή των δύο χαρακτηριστικών τους (εντροπία-πολυπλοκότητα). Για το διάβασμα και την επεξεργασία χρησιμοποιήθηκε το εργαλείο Matlab.

1ο Βήμα: Διάβασμα εικόνων και προεπεξεργασία

- Διάβασμα εικόνων
- Μετατροπή των έγχρωμων σε grayscale
- Μετατροπή σε double precision

Πριν το δεύτερο βήμα πρέπει να αναφερθεί ότι υπάρχουν διάφορα είδη συναρτήσεων wavelet. Στην εργασία δοκιμάστηκαν 15 διαφορετικοί μέχρι να επιλεγεί ο κατάλληλος.

2ο Βήμα: Χρησιμοποίηση ανάλυσης Wavelet

- Εύρεση των μέγιστων επιπέδων ανάλυσης που επιδέχεται μια εικόνα (αυτό εξαρτάται από το μέγεθος της εικόνας και τον τύπο της wavelet συνάρτησης)
- Smooth-padding 1ης τάξης ώστε να αποφευχθούν προβλήματα στα σύνορα της εικόνας (border distortion)
- 2-D wavelet decomposition με ορίσματα τα levels και τον τύπο wavelet για την εξαγωγή των wavelet συντελεστών λεπτομέρειας και προσέγγισης
- Υπολογισμός ενέργειας κάθε επιπέδου ως άθροισμα των συντελεστών στο τετράγωνο

- Υπολογισμός της ολικής ενέργειας της εικόνας ως άθροισμα της ενέργειας κάθε επιπέδου
- Υπολογισμός της κατανομής πιθανότητας της εικόνας ως ενέργεια κάθε επιπέδου προς την ολική

3ο Βήμα: Υπολογισμός των τελικών χαρακτηριστικών

- Υπολογισμός της ομοιόμορφης κατανομής
- Υπολογισμός της κανονικοποιημένης Εντροπίας
- Υπολογισμός στατιστικής απόστασης μεταξύ των δύο κατανομών πιθανοτήτων
- Υπολογισμός disequilibrium
- Και τέλος υπολογισμός στατιστικής πολυπλοκότητας

*οι υπολογισμοί έγιναν με τους τύπους που έχουν αναφερθεί στο δεύτερο και τρίτο κεφάλαιο

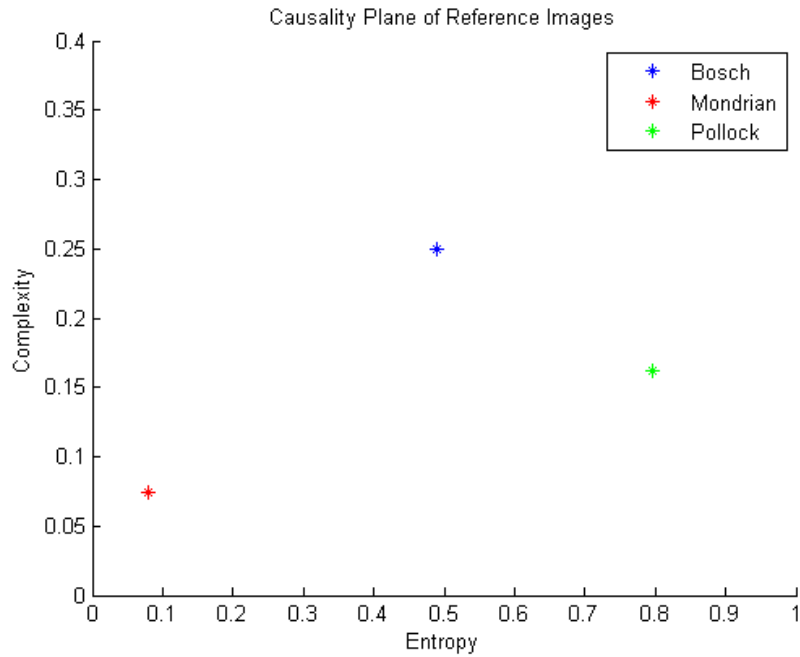
5.1.2 Επιλογή κατάλληλων παραμέτρων και σχολιασμός τους

Τα αποτελέσματα του Matlab αντιγραφήκαν και στο Excel όπου και αξιολογήθηκαν με χρήση της λειτουργίας του συγκεντρωτικού πίνακα ώστε να επιλεγθούν οι κατάλληλες από τις παραμέτρους που αναφέρθηκαν παραπάνω.

Wavelet function	Level	Entropy	Distance	q
db2	5	Tsallis	Kullback	5.5

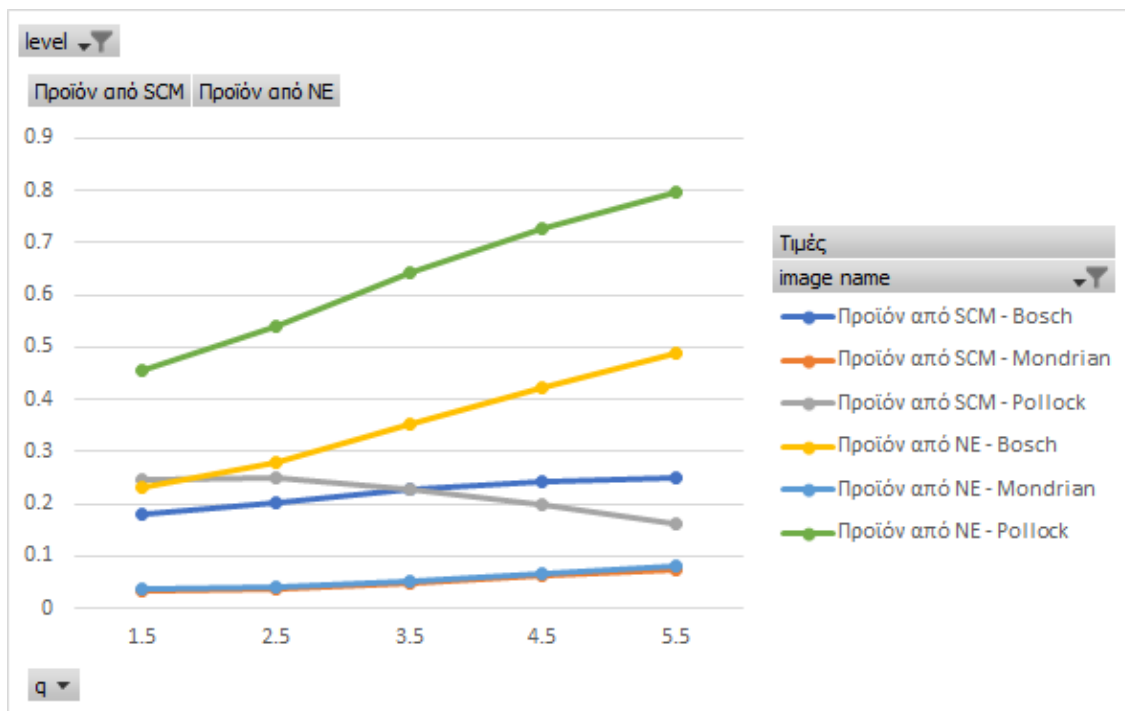
Πίνακας 5.1: Κατάλληλες Παράμετροι

Οι παράμετροι του πίνακα 5.1 μας δώσαν τα αποτελέσματα που φαίνονται στο σχήμα 5.1, το οποίο είναι το επίπεδο αιτιότητας για τις 3 εικόνες αναφοράς. Το αστεράκι είναι για την εικόνα του Bosch, το κόκκινο και το πράσινο για Mondrian και Pollock αντίστοιχα. Παρατηρούμε ότι συμφωνούν με τις βιβλιογραφικές τιμές, προφανώς με κάποια μικρή απόκλιση.



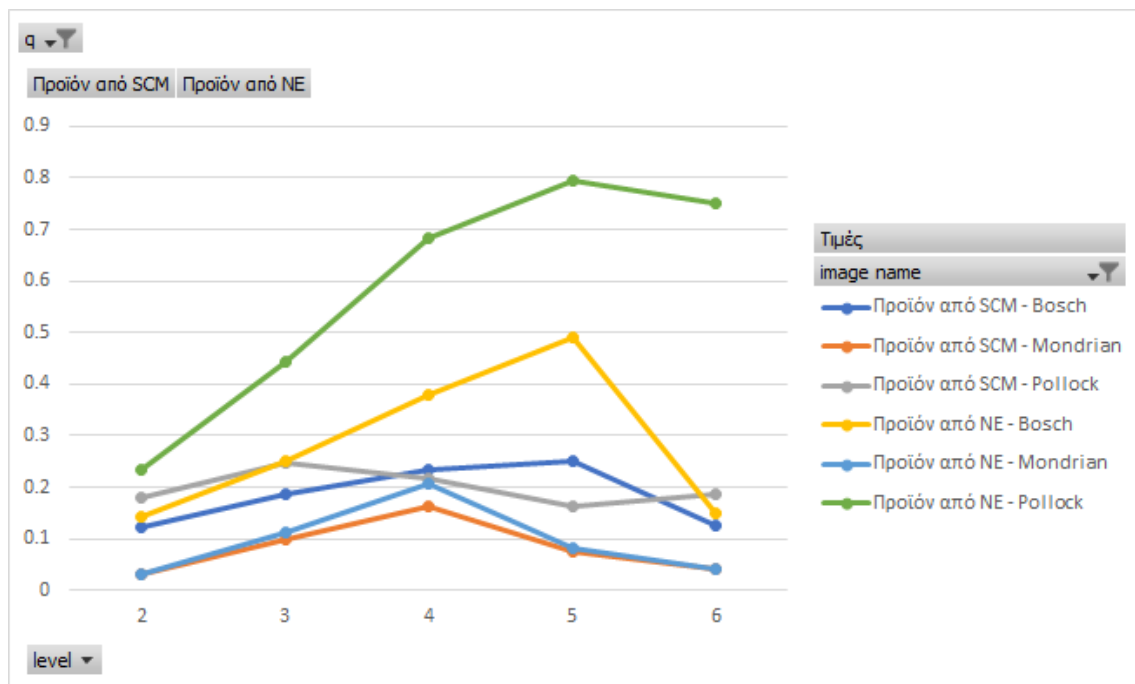
Σχήμα 5.1: Επίπεδο αιτιότητας των reference images

Η παράμετρος q

Σχήμα 5.2: Συναρτήσε του q

Κρατήσαμε τις παραμέτρους του πίνακα 5.1 σταθερές εκτός από το q . Παρατηρούμε ότι όσο το q αυξάνεται με τιμές από 1,5 μέχρι 5,5 διακρίνεται η συνθετότητα της εικόνας. Όπως είχε αναφερθεί και στη θεωρία το q βοηθάει σε περιπτώσεις ιδιόμορφων και πολύπλοκων συστημάτων. Από το διάγραμμα 5.2 βγάζει κανείς το συμπέρασμα πως σε μία τέτοια ανάλυση όπως της εργασίας το q θα πρέπει να παίρνει μεγάλες τιμές ($> 3, 5$).

Η παράμετρος levels

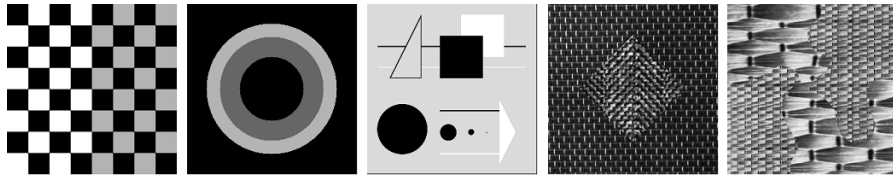


Σχήμα 5.3: Συναρτήσεις των Levels

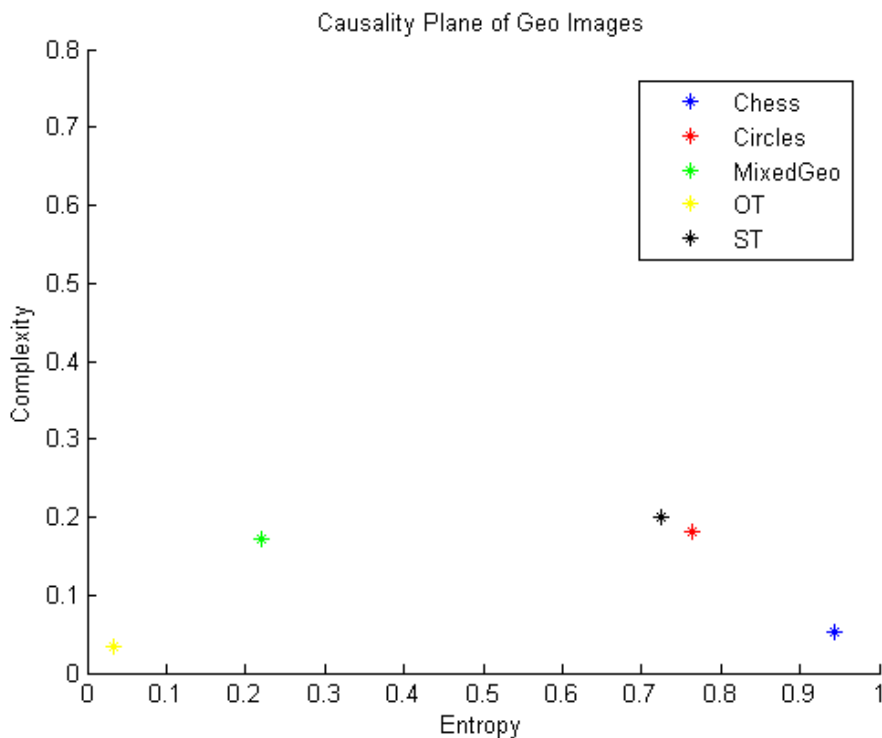
Κρατήσαμε τις παραμέτρους του πίνακα 5.1 σταθερές εκτός από τον αριθμό των *levels*. Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται το επίπεδο ανάλυσης από αρχική τιμή 2 μέχρι 5 τα αποτελέσματα γίνονται καλύτερα. Αυτό συμβαίνει διότι η εικόνα αναλύεται σε μεγαλύτερο βάθος και ξεχωρίζουν οι χαμηλές και υψηλές συχνότητες της και άρα τα μοτίβα και η τάξη ή αταξία της, δηλαδή η υφή της. Στο τελευταίο επίπεδο όμως βλέπουμε μία πτώση στις τιμές της εντροπίας. Αυτό συμβαίνει διότι η εικόνα έχει αναλυθεί στο μέγιστο βαθμό και άρα απλοποιείται.

Ακολουθεί η παρουσίαση διάφορων άλλων εικόνων που ελέγχθηκαν και ο σχολιασμός των αποτελεσμάτων τους.

5.1.3 Γεωμετρικές εικόνες



Σχήμα 5.4: Γεωμετρικές εικόνες: Chess, Circles, Mixedgeo, Orientedtexture, Scaledtexture



Σχήμα 5.5: Επίπεδο Αιτιότητας των γεωμετρικών εικόνων

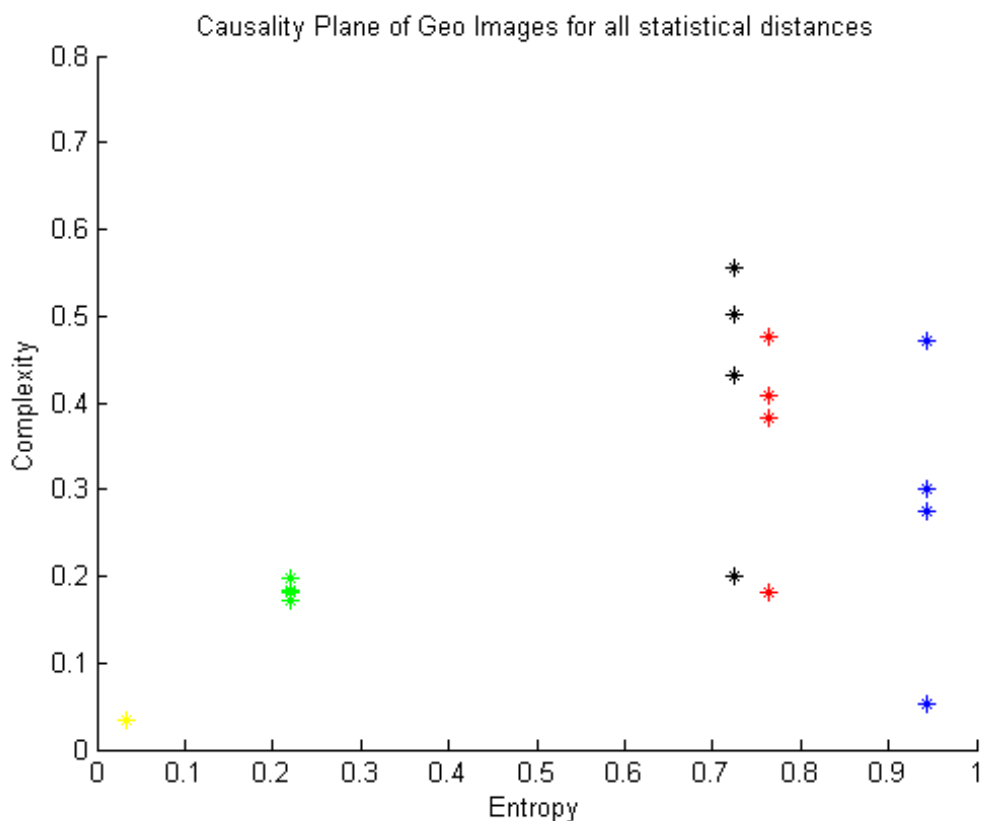
Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Παρατηρούμε ότι οι εικόνες **Chess**, **Circles**, **Scaledtexture** παρουσιάζουν παρόμοια αποτελέσματα με την εικόνα του Pollock. Παρουσιάζουν μεγάλη εντροπία διότι έχουν πολλή πληροφορία, δηλαδή αλλαγές σε φωτεινότητα και πολλά σημεία με μαύρο χρώμα (μηδενική ενέργεια) αλλά μικρή πολυπλοκότητα καθώς το μοτίβο τους είναι συγκεκριμένο π.χ. μόνο κύκλοι.

Η εικόνα **Orientedtexture** είναι μία εικόνας υφής που επικρατεί τάξη. Άρα έχει χαμηλή εντροπία και πολυπλοκότητα, με τιμές πολύ κοντά στο 0.

Η εικόνα **Mixedgeo** ανήκει στην ενδιάμεση κατάσταση καθώς έχει διάφορα σχήματα (μορφές δομημένης πληροφορίας) και επίσης δεν μπορεί να χαρακτηριστεί από τέλεια τάξη.

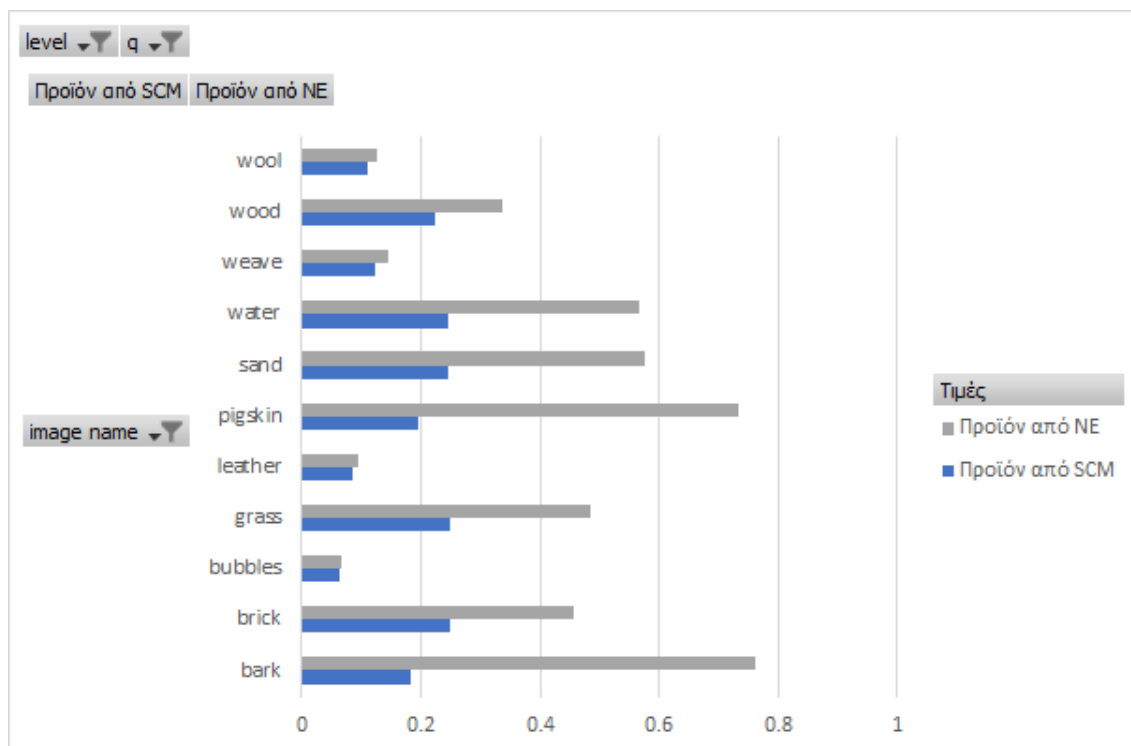
Η παράμετρος statistical distance



Σχήμα 5.6: Επίπεδο Αιτιότητας για τις 4 διαφορετικές στατιστικές αποστάσεις

Για την εντροπία Tsallis δοκιμάστηκαν οι 4 διαφορετικές στατιστικές αποστάσεις. Παρατηρούμε ότι όσο πιο μεγάλη είναι η εντροπία τόσο μεγαλύτερες είναι και οι αποκλίσεις μεταξύ των διαφόρων στατιστικών πολυπλοκοτήτων, το οποίο είναι και λογικό καθώς η εντροπία είναι ένας από τους παράγοντες του γινομένου της πολυπλοκότητας. Ο τύπος της στατιστικής απόστασης που παρουσιάζεται στο σχήμα 5.6 είναι αρχίζοντας από πάνω προς κάτω wootters, euclidean, divergence, kullback. Το συγκεκριμένο επίπεδο αιτιότητας έχει ενδιαφέρον καθώς μας δείχνει τα όρια της πολυπλοκότητας, ότι υπάρχει δηλαδή ένα C_{min} και ένα C_{max} .

5.1.4 Εικόνες Υφής

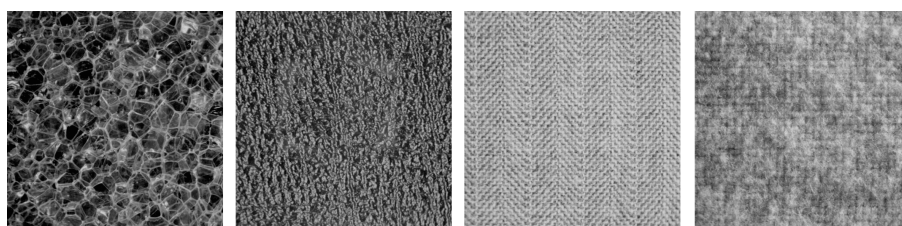


Σχήμα 5.7: Αποτελέσματα για εικόνες υφής

Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Πάλι μπορούμε να διακρίνουμε 3 κατηγορίες αποτελεσμάτων και να ομαδοποιήσουμε τις εικόνες κατάλληλα:

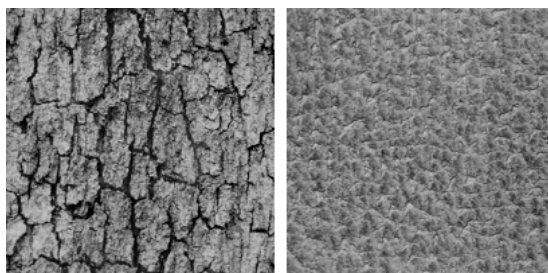
- bubbles, leather, weave, wool



Σχήμα 5.8: Bubbles, leather, weave, wool

Οι εικόνες του σχήματος 5.8 ανήκουν στην κατηγορία Mondrian. Παρουσιάζουν εντροπία και πολυπλοκότητα κοντά στο 0 καθώς είναι εικόνες που επικρατεί τάξη με συγκεκριμένα μοτίβα και ελάχιστες αλλαγές στη φωτεινότητα. Αυτό συμβαίνει διότι αντιστοιχούν σε μεγάλες εκτάσεις που καταλαμβάνουν συγκεκριμένο τύπο υλικού π.χ. δέρμα.

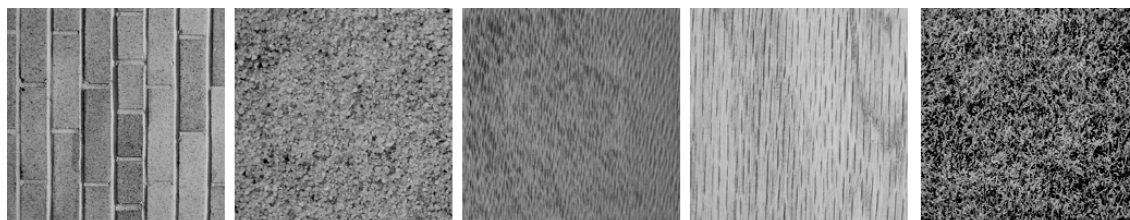
- bark, pigskin



Σχήμα 5.9: bark, pigskin

Οι εικόνες του σχήματος 5.9 ανήκουν στην κατηγορία Pollock. Παρουσιάζουν υψηλή εντροπία καθώς οι “ρωγμές” τους κινούνται ακανόνιστα (αταξία), δηλαδή έχουν ταχείες μεταβολές στα γκριζα τους επίπεδα (υψηλές χωρικές συχνότητες).

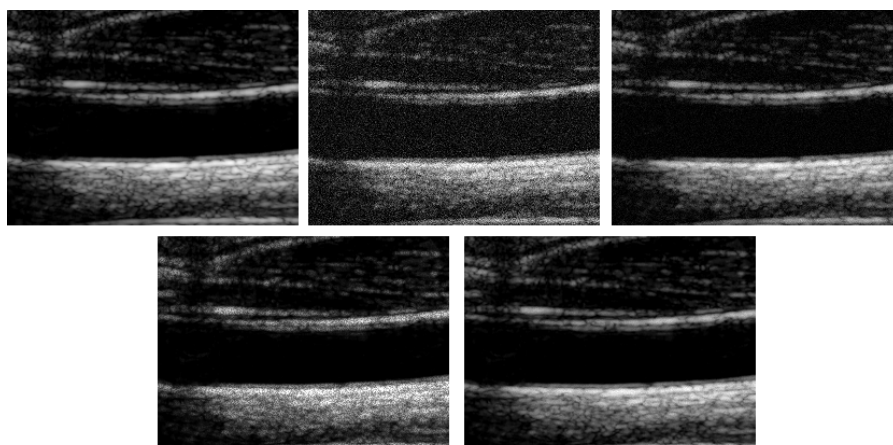
- brick, sand, water, wood, grass



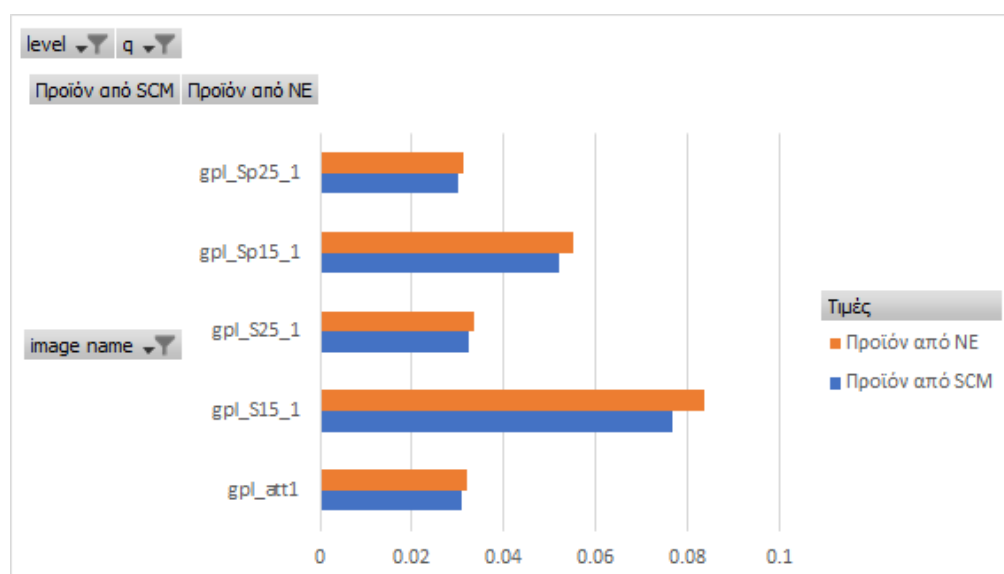
Σχήμα 5.10: Brick, sand, water, wood, grass

Οι εικόνες του σχήματος 5.9 ανήκουν στην κατηγορία Bosch. Παρόλο που με το μάτι φαίνονται απλές παρουσιάζουν απότομες μεταβολές στα επίπεδα γκριζου και γι αυτό είναι μεσαίας εντροπίας και πολυπλοκότητας. Αυτό είναι λογικό καθώς πρόκειται για υλικά που κινούνται ακανόνιστα όπως π.χ. η άμμος και το νερό.

5.1.5 Συνθετικές εικόνες Καρωτίδας



Σχήμα 5.11: Συνθετικές εικόνες Καρωτίδας



Σχήμα 5.12: Αποτελέσματα για συνθετικές εικόνες καρωτίδας

Οι συνθετικές εικόνες καρωτίδας έχουν διαφορετικά είδη και επίπεδα θορύβου. Παρόλα αυτά η εντροπία και πολυπλοκότητά τους δεν παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές. Αυτό είναι σημαντικό διότι κατά τη διάρκεια της εξέτασης υπέρηχου μπορεί να δημιουργηθούν διάφορα artifacts λόγω κίνησης του ασθενή ή μη καλής επαφής του οργάνου με το σώμα.

5.2 Εικόνες Αθηρωματικής Πλάκας

5.2.1 Περιγραφή συνόλου δεδομένων

Το υλικό της εργασίας αυτής αντλήθηκε από τη βάση δεδομένων του έργου με κωδικό 09ΣΥΝ-12-1054 και τίτλο «Η αθηρωματική πλάκα στην καρωτίδα: μία πολυ-επιστημονική προσέγγιση με στόχο τη βέλτιστη διαχείριση συμπτωματικών και ασυμπτωματικών ασθενών», υπαγόμενο στα επιχειρησιακά προγράμματα «ΑΝΤΑΓΩΝΙΣΤΙΚΟΤΗΤΑ ΕΠΙΧΕΙΡΗΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ», ΕΣΠΑ 2007-2013. Οι εξετάσεις πραγματοποιήθηκαν στο αγγειοχειρουργικό τμήμα του Πανεπιστημιακού Γενικού Νοσοκομείου “ΑΤΤΙΚΟΝ”, κατά τα έτη 2012-2013.

Πραγματοποιήθηκε μία σειρά από υπερηχογραφικές απεικονιστικές καταγραφές β-σάρωσης της καρωτίδας σε διαμήκη τομή, σε ασθενείς, ακολουθώντας ένα τυποποιημένο πρωτόκολλο, ικανό να διασφαλίσει την αξιόπιστη καταγραφή της κίνησης του αρτηριακού τοιχώματος και της αθηρωματικής πλάκας της καρωτίδας. Συγκεκριμένα, το πρωτόκολλο αυτό καθορίζει την ειδική προετοιμασία του ασθενούς πριν την εξέταση, τη θέση του ασθενούς και τη θερμοκρασία του δωματίου κατά την εξέταση, καθώς και τις ρυθμίσεις της κεφαλής υπερήχων.

Σε κάθε ασθενή μπορεί να αντιστοιχούν μία ή δύο καταγραφές, αφού, σε κάποιες περιπτώσεις, εξετάστηκε υπερηχογραφικά, λόγω ύπαρξης αθηρωματικής πλάκας, τόσο η δεξιά, όσο και η αριστερή έσω καρωτιδική αρτηρία (RICA και LICA, αντίστοιχα), ενώ σε κάποιες άλλες εξετάστηκε μόνο η μία εκ των δύο.

Όσον αφορά την εμφάνιση συμπτωμάτων, 54 ασθενείς χαρακτηρίστηκαν ως ασυμπτωματικοί, ενώ οι υπόλοιποι 20 ως συμπτωματικοί, δηλαδή είχαν εμφανίσει συμπτώματα εγκεφαλικού ή παροδικού ισχαιμικού επεισοδίου, εντός των προηγούμενων έξι μηνών, από τη στιγμή της εξέτασης.

5.2.2 Αποθήκευση και Επεξεργασία πληροφορίας περιστατικών

Η αποθήκευση των απεικονιστικών δεδομένων έγινε σε πρότυπο DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine), το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως για την αποθήκευση, διαχείριση και μεταφορά ιατρικών απεικονιστικών δεδομένων, κυρίως επειδή επιτρέπει τη διασύνδεση, συμβατότητα και βελτιστοποίηση της ροής πληροφορίας σε πληροφοριακά συστήματα υγείας.

Τα videos, με επέκταση .avi πλέον, εισήχθησαν στο MATLAB και μετατράπηκαν σε μία σειρά δισδιάστατων πινάκων, όπου κάθε δισδιάστατος πίνακας αντιστοιχεί σε ένα καρέ-εικόνα του βίντεο, στην κλίμακα του γκρι (grayscale) όπου με 0 συμβολίζεται το απόλυτο μαύρο και με 255 το απόλυτο λευκό (εύρος κλίμακας: 256 τιμές).

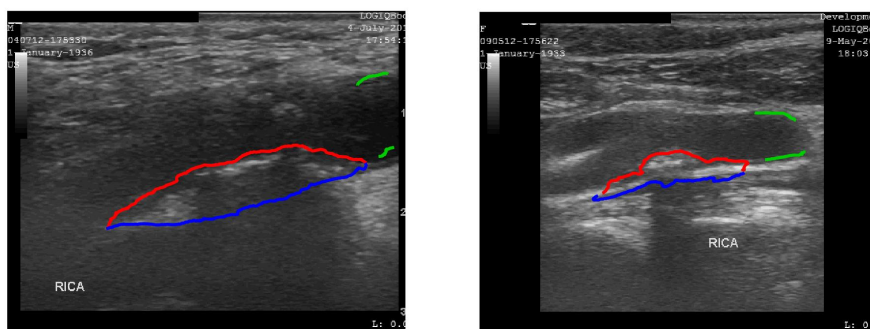
Τα δεδομένα λήφθησαν από την διπλωματούχο μηχανικό Ελένη Πατελάκη ως έτοιμες εικόνες με το περίγραμμα της πλάκας τους.

5.2.3 Μεθοδολογία

Ακολουθήθηκαν τα εξής βήματα για τις περιπτώσεις συστολής της καρωτίδας. Αξίζει αρχικά να αναφερθεί ότι διαστολή της καρδιάς σημαίνει συστολή αγγείου καρωτίδας και το

αντίστροφο.

- Δημιουργία φακέλου με 74 εικόνες (τόσα ήταν τα καλά δείγματα) από τις οποίες οι 54 έχουν χαρακτηριστεί από γιατρό ως ασυμπτωματικές και οι 20 ως συμπτωματικές
- Διάβασμα εικόνων στο Matlab και κόψιμο εικόνων σύμφωνα με το περίγραμμα της πλάκας τους
- Δημιουργία μαύρης μάσκας ώστε να κρατήσουμε μόνο την πληροφορία που μας ενδιαφέρει (αθηρωματική πλάκα) αφού η μάσκα είναι μαύρη και άρα έχει τιμή 0, δηλαδή δε δίνει πληροφορία ούτε στις λεπτομέρειες, ούτε στην προσέγγιση (συντελεστές wavelet)
- Επεξεργασία των εικόνων με τον τρόπο που αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα με σκοπό την εξαγωγή των 2 χαρακτηριστικών (εντροπία - πολυπλοκότητα)
- Χωρισμός των 74 εικόνων σε 70% train data και 30% test data 3 φορές (3-fold cross-validation)
- Δοκιμές ταξινόμησης με αλλαγές τόσο στις παραμέτρους εξαγωγής χαρακτηριστικών όσο και στις παραμέτρους του SVM ταξινομητή με σκοπό το καλύτερο αποτέλεσμα
- Υπολογισμός accuracy, sensitivity, specificity και σύγκριση μεταξύ των διαφορετικών δοκιμών



Σχήμα 5.13: Παραδείγματα υπερήχου πλάκας

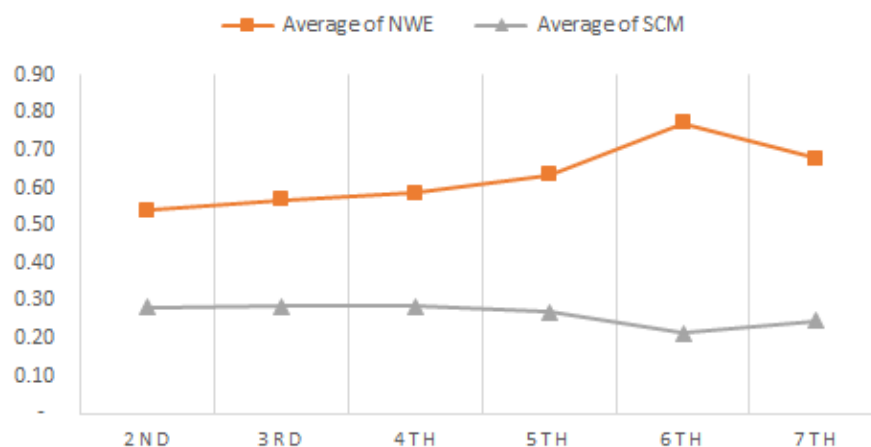


Σχήμα 5.14: Πλάκα με μάσκα

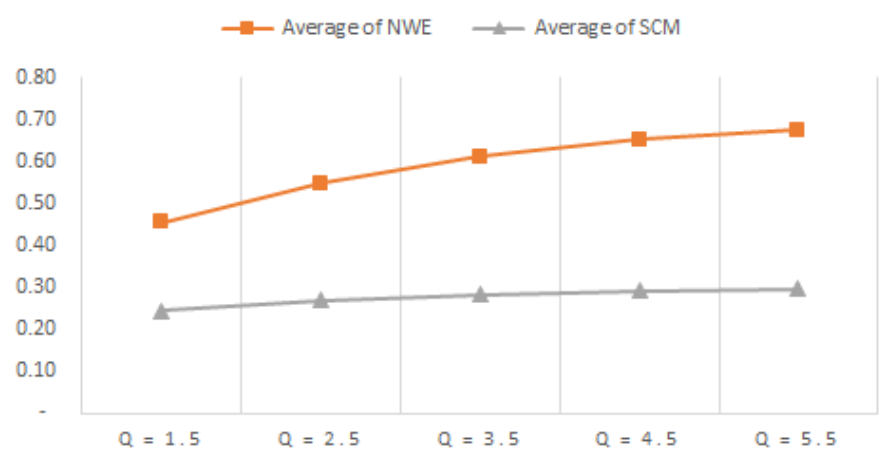
Τα artifacts στο σύνορο πλάκας-μάσκας περιορίστηκαν με χρήση signal extension smooth padding 1ης τάξης.

5.2.4 Παρουσίαση στατιστικών στοιχείων

Για τις 74 εικόνες υπερήχων πλάκας δοκιμάστηκαν με χρήση for loops στο Matlab όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί wavelet, level, entropy type, q, distance type για την εξαγωγή εντροπίας-πολυπλοκότητας. Στη συνέχεια αφαιρέθηκαν κάποιοι συνδυασμοί που έδιναν αποτελέσματα πολύ μακρινά σε σχέση με την πλειοψηφία, τα λεγόμενα outliers. Η επιλογή έγινε σε σχέση με το επίπεδο αν ήταν 0 ή 1, αλλά και τις τιμές εντροπίας που ήταν σχεδόν μηδενικές.



Σχήμα 5.15: Εικόνες πλάκας συναρτήσει των επιπέδων ανάλυσης



Σχήμα 5.16: Εικόνες πλάκας συναρτήσει του q

Το διάγραμμα 5.15 μας δίνει πλέον ένα πολύ καλό συμπέρασμα για τον αριθμό των επιπέδων που πρέπει να αναλύεται οποιαδήποτε εικόνα. Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται η ανάλυση διακρίνεται καλύτερη η αταξία αλλά και η οργάνωση της εικόνας.

Οι 74 υπέρηχοι που αναλύθηκαν έχουν διαφορετικό μέγεθος ο καθένας και άρα διαφορετικά μέγιστα επιτρεπτά επίπεδα ανάλυσης ανάλογα και με την διαφορετική συνάρτηση wavelet. Θα δούμε στην επόμενη ενότητα τα αποτελέσματα της ταξινόμησης σε 2 περιπτώσεις. Η πρώτη είναι να πάρουμε για όλες τις εικόνες ένα ελάχιστο αριθμό επιπέδων ανάλυσης και συγκεκριμένα

(*level* = 2) και η δεύτερη είναι να αναλύεται η κάθε εικόνα στο μέγιστο επίπεδό της.

Στο διάγραμμα 5.16 φαίνεται ότι, όπως και στην προηγούμενη ενότητα, όσο αυξάνεται το q υπάρχει μεγαλύτερος διαχωρισμός ανάμεσα στα 2 χαρακτηριστικά μας που θα οδηγήσει σε καλύτερη ταξινόμηση. Ουσιαστικά, όσο αυξάνεται το q , εντοπίζεται ευκολότερα η αταξία που υπάρχει στην εικόνα. Άρα περιμένουμε, για μεγάλες τιμές του q (≥ 2.5) ο ταξινομητής μας να έχει μεγαλύτερη απόδοση.

5.2.5 Παρουσίαση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης

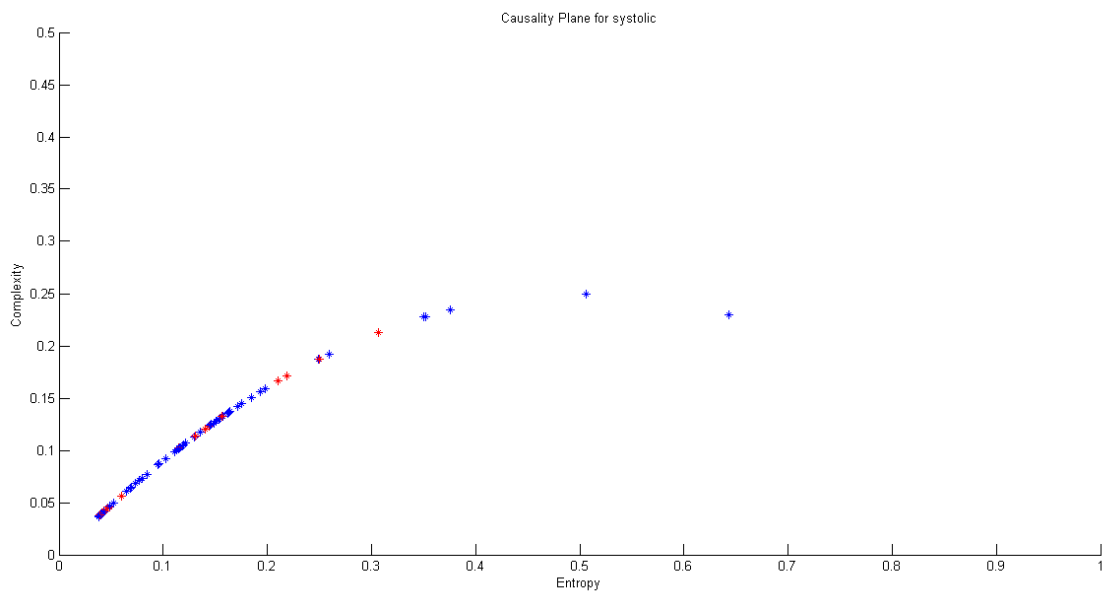
Πρώτη Περίπτωση ($Level = 2$)

Αφού επεξεργάστηκαν οι 74 εικόνες με διαφορετικές παραμέτρους αλλά με συγκεκριμένο αριθμό επιπέδων ανάλυσης ($level = 2$) δημιουργήθηκε το επίπεδο αιτιότητας τους. Στη συνέχεια ταξινομήθηκαν με SVM ακτινικού πυρήνα και παραμέτρους $gamma = 10^1, C = 10^2$. Στον πίνακα 5.2 παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα και ποιες παράμετροι οδήγησαν σε αυτά.

ACC	SN	SP	Wavelet	Level	Entropy	q	Distance
0.76	0.70	0.79	bior1.1	2	gtsallis	3.5	divergence
0.76	0.75	0.76	bior1.5	2	renyi	4.5	kullback
0.74	0.74	0.74	bior4.4	2	renyi	2.5	euclidean
0.71	0.68	0.72	bior4.4	2	renyi	3.5	kullback
0.73	0.68	0.73	bior4.4	2	renyi	5.5	kullback
0.77	0.72	0.80	bior4.4	2	tsallis	5.5	wootters
0.76	0.71	0.81	sym2	2	renyi	5.5	wootters
0.73	0.69	0.75	sym2	2	renyi	4.5	divergence

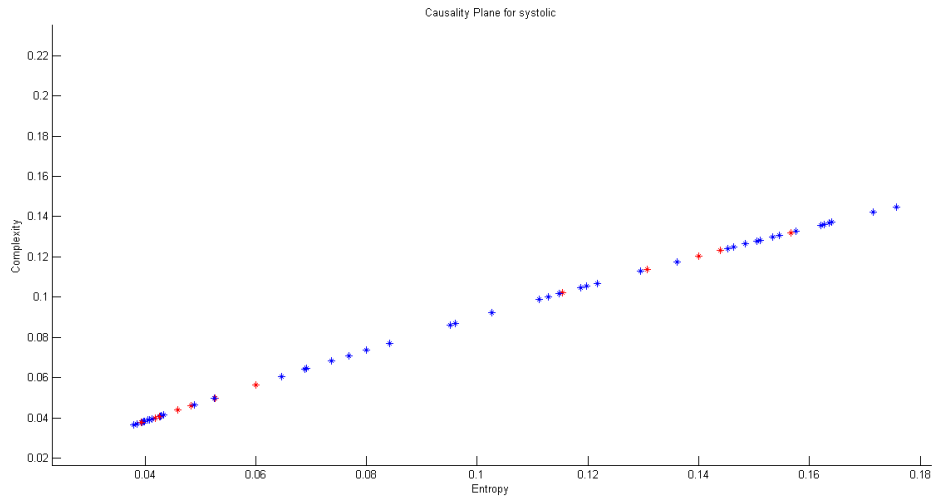
Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα Ταξινόμησης

Θα απεικονιστεί η ταξινόμηση για την 2η γραμμή του πίνακα 5.2.



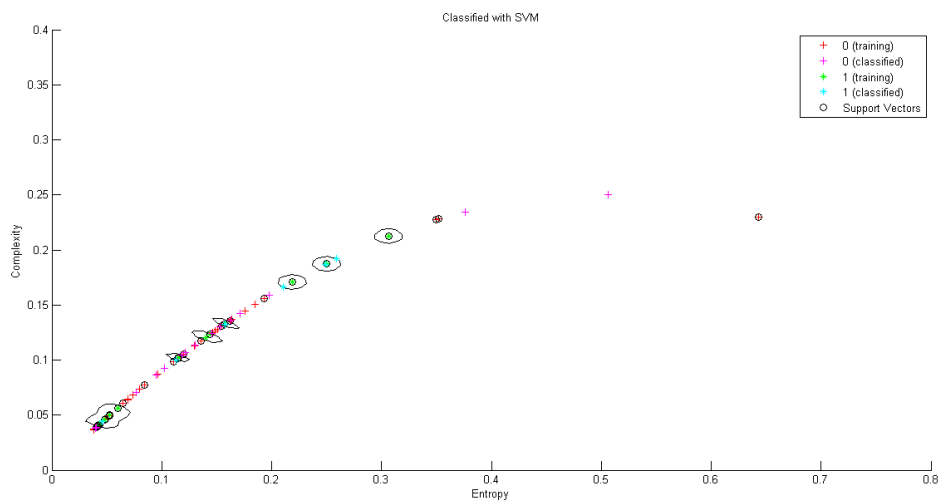
Σχήμα 5.17: Επίπεδο Αιτιότητας 74 υπερήχων

Με μπλε αστεράκια συμβολίζονται οι ασυμπτωματικές πλάκες, ενώ με κόκκινα οι συμπτωματικές. Παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει κάποιος σαφής διαχωρισμός.



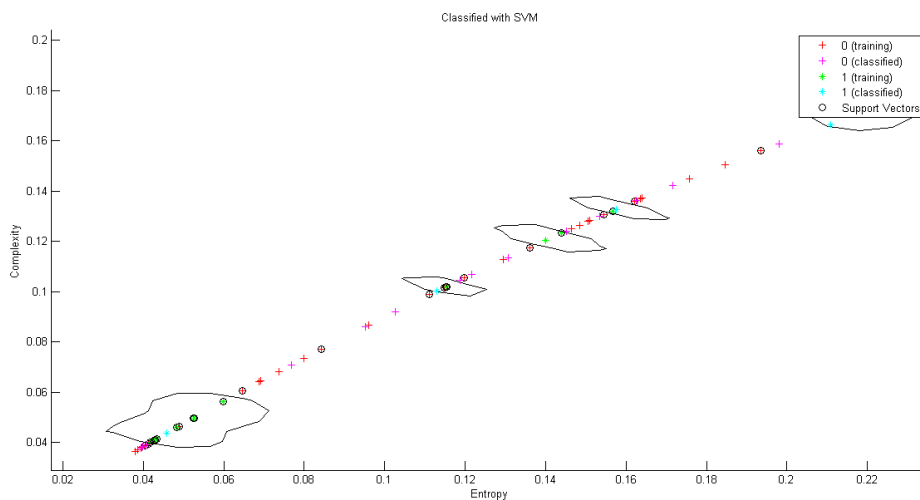
Σχήμα 5.18: Εστίαση στην περιοχή της αρχής των αξόνων

Παρατηρούμε ότι κάποια από τα δεδομένα βρίσκονται πολύ κοντά μεταξύ τους στο επίπεδο και ως ανήκουν σε διαφορετική κλάση.



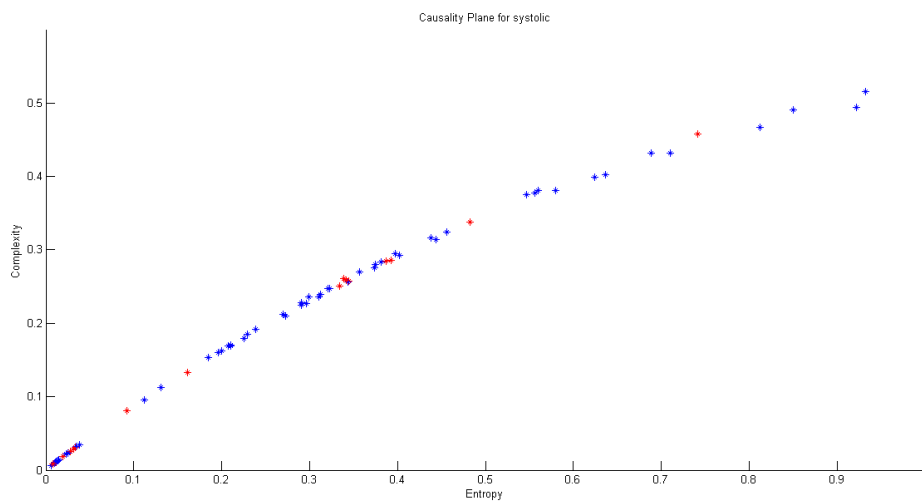
Σχήμα 5.19: Ταξινόμηση

Κάθε κυκλάκι είναι ένα support vector το οποίο μας δείχνει πως ταξινομούνται τα test data με 1 τα συμπτωματικά και 0 τα μη συμπτωματικά.



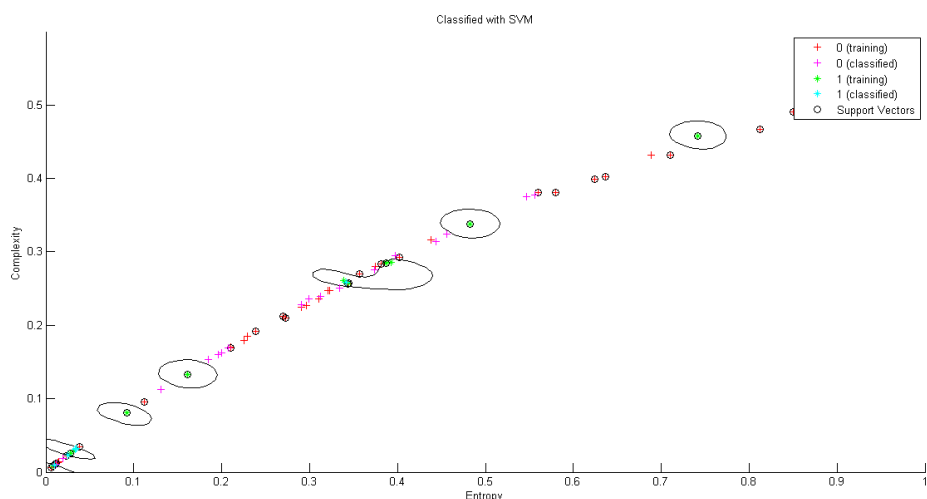
Σχήμα 5.20: Εστίαση στην περιοχή της αρχής των αξόνων

Στο σχήμα 5.20 απεικονίζεται η ταξινόμηση για την 6η γραμμή του πίνακα 5.2.



Σχήμα 5.21: Επίπεδο Αιτιότητας 74 υπερήχων

Παρατηρούμε ότι υπάρχουν περιοχές του επιπέδου με ασυμπτωματικές περιπτώσεις (μπλε αστέρια) αρκετά κόντα το ένα στο άλλο.



Σχήμα 5.22: Ταξινόμηση

Σε αυτήν την περίπτωση φαίνεται ο τρόπος που βοηθούν στην ταξινόμηση οι παράμετροι του ακτινικού SVM με τη δημιουργία ενός φορέα με σχήμα οβαλοειδές.

Δεύτερη Περίπτωση ($Level = max$)

Έγινε επίσης δοκιμή με ανάλυση των εικόνων στο μέγιστο επιτρεπτό επίπεδο ανάλογα με το μέγεθός τους και τις διαφορετικές συναρτήσεις wavelet.

ACC	SN	SP	Wavelet	Level	Entropy	q	Distance
0.82	0.72	0.85	bior1.1	max	renyi	4.5	divergence
0.79	0.72	0.81	bior1.1	max	gtsallis	4.5	wootters
0.78	0.7	0.8	bior1.5	max	renyi	3.5	divergence
0.74	0.77	0.73	bior3.9	max	renyi	4.5	divergence
0.74	0.7	0.76	bior3.9	max	tsallis	2.5	euclidean
0.71	0.73	0.74	bior3.9	max	tsallis	2.5	wootters
0.76	0.83	0.75	bior5.5	max	tsallis	2.5	euclidean
0.76	0.72	0.79	coif1	max	renyi	2.5	kullback
0.74	0.76	0.74	coif1	max	renyi	3.5	kullback
0.77	0.76	0.78	coif1	max	tsallis	3.5	wootters

Πίνακας 5.3: Ταξινόμηση για μέγιστο επίπεδο ανάλυσης wavelet

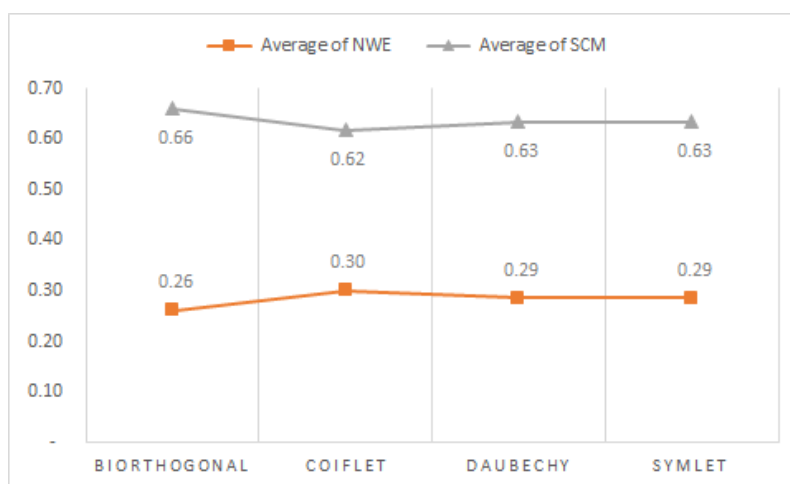
Και στις 2 περιπτώσεις παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα.

Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Η αρχική ιδέα ήταν να γίνει η ταξινόμηση χρησιμοποιώντας τις παραμέτρους που μας είχαν δώσει καλά αποτελέσματα για τις συνθετικές μας εικόνες. Ωστόσο αυτό δε συνέβη και για τις εικόνες αθηρωματικής πλάκας. Συγκεκριμένα είχαν καλό accuracy και specificity με 0.72 και 0.8 αντίστοιχα, αλλά χαμηλό sensitivity με ποσοστό 0.4.

Στους πίνακες 5.2 και 5.3 παρουσιάζονται τα καλύτερα ποσοστά ταξινόμησης. Ο στόχος ήταν τόσο το υψηλό accuracy όσο και τα sensitivity, specificity διότι αυτά δείχνουν αν υπάρχει υπερφόρτωση ή όχι. Συγκεκριμένα θέλουμε όλοι οι δείκτες απόδοσης να είναι μεγαλύτεροι του 0.7 για να θεωρηθεί καλό ένα αποτέλεσμα. Με αυτό το κριτήριο παρατηρούμε ότι:

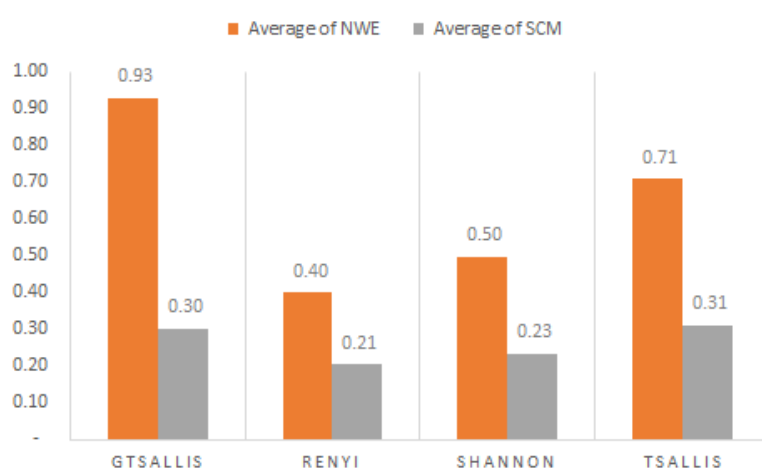
- Η οικογένεια biorthogonal wavelet δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Αυτό συμβαίνει διότι η συγκεκριμένη οικογένεια επιτρέπει την ανάλυση των εικόνων σε πολλά επίπεδα, περισσότερα από τις υπόλοιπες συναρτήσεις wavelet.



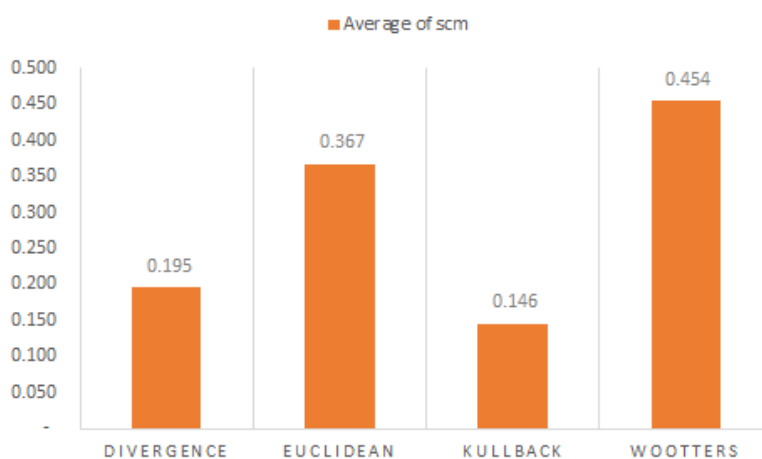
Σχήμα 5.23: Οικογένειες Wavelet

- Το q πρέπει να παίρνει μεγάλες τιμές και συγκεκριμένα μεγαλύτερες ή ίσες του 2.5 ώστε να υπάρχει καλύτερος διαχωρισμός μεταξύ εντροπίας και πολυπλοκότητας αλλά και καλύτερη 'κατανόηση' της εικόνας.
- Η εντροπία τύπου Renyi σημείωσε τα καλύτερα αποτελέσματα καθώς υπάρχει στους πίνακες 5.2 και 5.3 11 φορές, με την Tsallis να ακολουθεί. Η Shannon δεν υπάρχει καθώς στον τύπο της δεν υπάρχει ο εντροπικός δείκτης q .
- Οι πολυπλοκότητές που χρησιμοποιούν τις στατιστικές αποστάσεις Kullback και Divergence αντίστοιχα εμφανίζονται πιο πολλές φορές σε συνδυασμό με την εντροπία Renyi.
- Πρέπει να χρησιμοποιήσουμε ακτινικό πυρήνα διότι ούτε ο πολυωνμικός δίνει καλά αποτελέσματα, πόσο μάλλον ο γραμμικός. Ο ακτινικός πυρήνας με μικρή ακτίνα αλλά και μαλακό περιθώριο βοηθούν στην καλύτερη ταξινόμηση στα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα $\gamma = 10^1$ (το αντίστροφο είναι η ακτίνα) και $C = 10^2$.

- Το μέγιστο επίπεδο ανάλυσης βοήθησε στην καλύτερο διαχωρισμό όπως είχε διαπιστωθεί και στην ενότητα 5.1. σε σχέση με το ελάχιστο κοινό επίπεδο ($level = 2$).
- Ο διαχωρισμός γίνεται ιδιαίτερα δύσκολος κοντά στην αρχή των αξόνων του επιπέδου, δηλαδή για εικόνες με μικρή εντροπία-πολυπλοκότητα.
- Το υψηλότερο ποσοστό είναι στην 1η σειρά του πίνακα 5.3.
- Στα διαγράμματα 5.23, 5.24, 5.25 φαίνεται πως ο μέσος όρος των πλακών χαρακτηρίζεται από μεσαίες τιμές εντροπίας και χαμηλή πολυπλοκότητα, δηλαδή αποτελούν σύνθετα αλλά όχι χασοτικά σύνολα και αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο σχηματισμός της πλάκας είναι μια φυσική βιολογική διαδικασία.



Σχήμα 5.24: Μέσοι όροι για τους διαφορετικούς τύπους εντροπίας



Σχήμα 5.25: Μέσοι όροι πολυπλοκότητας για διαφορετικές στατιστικές αποστάσεις

Κεφάλαιο 6

Επίλογος

6.1 Συμπεράσματα

6.1.1 Επίπεδο Αιτιότητας

Το επίπεδο αιτιότητας (εντροπία-πολυπλοκότητα) μας δίνει σημαντικές πληροφορίες τόσο για την τάξη ή αταξία μιας εικόνας όσο και για τη δομημένη πληροφορία που αυτή έχει, δηλαδή τα μοτίβα που επικρατούν.

Η αταξία μπορεί να προκύπτει από απότομες αλλαγές στη φωτεινότητα της εικόνας, απο μεγάλο φάσμα συχνοτήτων και απο μεγάλο πλήθος σχημάτων. Τα μοτίβα εξαρτώνται από το είδος της εικόνας. Σε εικόνες υψής μπορεί να είναι απο ένα ως πολλά ανάλογα με το υλικό που εξετάζουμε. Σε εικόνες ζωγραφικής, προφανώς εξαρτάται από τα σχήματα. Συμπερασματικά, μικραίνει η εντροπία (ενδιάμεση τιμή) και αυξάνεται η πολυπλοκότητα σε εικόνες με περισσότερα μοτίβα.

Κυρίως υπάρχουν 3 κατηγορίες στο επίπεδο αιτιότητας όπως είδαμε με τις 3 εικόνες αναφοράς. Βέβαια σε κάθε δοκιμή και εξαγωγή των 2 δεικτών του επιπέδου αιτιότητας υπάρχουν πολλές παράμετροι που παίζουν ρόλο.

Εξετάστηκαν:

- 15 διαφορετικές συναρτήσεις για την ανάλυση wavelet
- διαφορετικά επίπεδα ανάλυσης
- 4 εντροπικοί τύποι
- διαφορετικές τιμές για τον εντροπικό δείκτη q
- 4 τύποι στατιστικής απόστασης

Τα αριθμητικά αποτελέσματα που έδωσε ο συνδυασμός αυτών των παραμέτρων οδήγησαν σε κάποια ενδιαφέροντα συμπεράσματα τόσο για τον χαρακτηρισμό εικόνων υψής και ζωγραφικής, όσο και για τον χαρακτηρισμό των εικόνων υπερήχων με αθηρωματική πλάκα.

6.1.2 Ταξινόμηση

Η συγκεκριμένη εργασία πρόκειται για ένα ολοκληρωμένο πρόβλημα μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιεί πραγματικά δεδομένα (real data), δηλαδή τους υπέρηχους. Γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών μέσω μεθόδων επεξεργασίας εικόνας και προσπάθεια κατανόησης αυτών μέσω τεχνικών ανάλυσης δεδομένων και δοκιμών σε διαφορετικές εικόνες. Στη συνέχεια τα χαρακτηριστικά αυτά χρησιμοποιούνται για να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος ταξινόμησης και τέλος, οι πλάκες ταξινομούνται σε 2 κλάσεις συμπτωματοκότητας.

Γνωρίζαμε ότι ο αλγόριθμος SVM δίνει καλά αποτελέσματα σε περιπτώσεις δυαδικής ταξινόμησης. Ένα σημαντικό συμπέρασμα όσον αφορά την δυαδική ταξινόμηση της εργασίας είναι ότι έπρεπε να χρησιμοποιήσουμε ακτινικό πυρήνα διότι ούτε ο πολυωνυμικός έδινε καλά αποτελέσματα, πόσο μάλλον ο γραμμικός. Αν τα χαρακτηριστικά μπορούσαν να χωριστούν γραμμικά η ταξινόμηση θα ήταν πολύ εύκολη αφού πρόκειται για πρόβλημα 2 διαστάσεων (2 χαρακτηριστικά).

6.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

- Η εξαγωγή των χαρακτηριστικών στη συγκεκριμένη εργασία μπορεί να αυτοματοποιηθεί περισσότερο αν οι εικόνες πλακών με μάσκα δημιουργούνται αυτόματα με χρήση τεχνικών όρασης υπολογιστών.
- Τα ποσοστά της ταξινόμησης μπορεί να ανέβουν αν η κάθε εικόνα πλάκας υπερήχου έχει το ίδιο μέγεθος (pixels) γιατί έτσι θα χουν και τον ίδιο αριθμό επιπέδων ανάλυσης wavelet.
- Η συγκεκριμένη εργασία θα μπορούσε να φτιαχτεί ως ενιαίο λογισμικό με είσοδο το βίντεο του υπερήχου και έξοδο την κατάσταση συμπτωματοκότητας με στόχο να βοηθάει τους γιατρούς στη διάγνωση.
- Σίγουρα για να υπάρξει ένα διαγνωστικό εργαλείο έτοιμο για χρήση θα πρέπει τα ποσοστά τόσο της ταξινόμησης όσο και των σφαλμάτων της (sensitivity, specificity) να ξεπερνούν το ποσοστό του 95%. Αυτή η εργασία, όμως, αποτελεί μια πρώτη προσέγγιση στην προσπάθεια ταξινόμησης της συμπτωματοκότητας των πλακών σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά εντροπία, πολυπλοκότητα.
- Μια άλλη εργασία θα μπορούσε να αναλύει ολόκληρο το βίντεο υπερήχου ενός ασθενή με εξαγωγή εντροπίας πολυπλοκότητας συναρτήσει του χρόνου.
- Τέλος, θα μπορούσε να γίνει ανάλυση των χαρακτηριστικών των ασθενών ανά ένα χρονικό διάστημα π.χ. 3 μήνες.

6.3 Επίλογος

Θα ήθελα να κλείσω αυτή την εργασία αναφέροντας πως ζούμε στην εποχή των δεδομένων και της αυτοματοποίησης. Σίγουρα τα θετικά είναι πολλά, ειδικά σε τομείς όπως η υγεία, όμως εγκυμονούν και πολλοί κίνδυνοι αν η μετάβαση από τους συμβατικούς τρόπους δεν γίνει ομαλά. Θεωρώ πως ως μηχανικοί είναι χρέος μας να εξασφαλίζουμε την ποιότητα ενός προϊόντος πριν βγει στην αγορά αλλά και να προσπαθούμε να εξηγήουμε στον μη καταρτισμένο κόσμο με απλά λόγια την λειτουργία του.

Bibliography

- [1] <http://www.aggeiopathia.gr/index.php/el/pathiseis/pathiseis-artirion/25-karotidiki-nosos-kai-egkefaliko-epeisodio.html#>.
- [2] <http://www.mayfieldclinic.com/PE-CarotidStenosis.htm>.
- [3] <https://www.webmd.com/heart-disease/carotid-artery-disease-causes-symptoms-tests-and-treatments/page/1>.
- [4] James H. Stein, Claudia E. Korcarz, R. Todd Hurst, Eva Lonn, Christopher B. Kendall, Emile R. Mohler, Samer S. Najjar, Christopher M. Rembold, and Wendy S. Post. Use of Carotid Ultrasound to Identify Subclinical Vascular Disease and Evaluate Cardiovascular Disease Risk: A Consensus Statement from the American Society of Echocardiography Carotid Intima-Media Thickness Task Force Endorsed by the Society for Vascular Medicine. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 21(2):93–111, 2008.
- [5] Thanh G. Phan, Richard J. Beare, Damien Jolley, Gita Das, Mandy Ren, Kitty Wong, Winston Chong, Matthew D. Sinnott, James E. Hilton, and Velandai Srikanth. Carotid artery anatomy and geometry as risk factors for carotid atherosclerotic disease. *Stroke*, 43(6):1596–1601, 2012.
- [6] <https://localtvwghp.files.wordpress.com/2013/02/heart-disease-statistics.pdf>.
- [7] Kevin Martin. Introduction to B-mode imaging. *Diagnostic Ultrasound: Physics and Equipment*, pages 1–10, 2010.
- [8] European Carotid Plaque Study Group. Carotid artery plaque composition–relationship to clinical presentation and ultrasound B-mode imaging. European Carotid Plaque Study Group. *European journal of vascular and endovascular surgery : the official journal of the European Society for Vascular Surgery*, 10(1):23–30, 1995.
- [9] Stavroula Gr Mougiakakou, Spyretta Golemati, Ioannis Gousias, Andrew N. Nicolaides, and Konstantina S. Nikita. Computer-aided diagnosis of carotid atherosclerosis based on ultrasound image statistics, laws’ texture and neural networks. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 33(1):26–36, 2007.

-
- [10] Nikolaos N. Tsiaparas, Spyretta Golemati, Ioannis Andreadis, John S. Stoitsis, Ioannis Valavanis, and Konstantina S. Nikita. Comparison of multiresolution features for texture classification of carotid atherosclerosis from B-Mode ultrasound. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15(1):130–137, 2011.
- [11] S. K. Kakkos, J. M. Stevens, A. N. Nicolaides, E. Kyriacou, C. S. Pattichis, G. Geroulakos, and D. Thomas. Texture Analysis of Ultrasonic Images of Symptomatic Carotid Plaques can Identify Those Plaques Associated with Ipsilateral Embolic Brain Infarction. *European Journal of Vascular and Endovascular Surgery*, 33(4):422–429, 2007.
- [12] C. I. Christodoulou, C. S. Pattichis, M. Pantziaris, and A. Nicolaides. Texture-based classification of atherosclerotic carotid plaques. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(7):902–912, 2003.
- [13] N. N. Tsiaparas, S. Golemati, I. Andreadis, J. Stoitsis, I. Valavanis, and K. S. Nikita. Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features. *Measurement Science and Technology*, 23(11), 2012.
- [14] Joseph Awad, Adam Krasinski, Grace Parraga, and Aaron Fenster. Texture analysis of carotid artery atherosclerosis from three-dimensional ultrasound images. *Medical Physics*, 37(4):1382–1391, 2010.
- [15] C. Loizou, C. Christodoulou, C.S. Pattichis, R. Istepanian, M. Pantziaris, and a. Nicolaides. Speckle reduction in ultrasound images of atherosclerotic carotid plaque. *2002 14th International Conference on Digital Signal Processing Proceedings. DSP 2002 (Cat. No.02TH8628)*, 2(July):1–4, 2002.
- [16] Nikolaos N. Tsiaparas, Spyretta Golemati, Ioannis Andreadis, John S. Stoitsis, Ioannis Valavanis, and Konstantina S. Nikita. Comparison of multiresolution features for texture classification of carotid atherosclerosis from B-Mode ultrasound. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 15(1):130–137, 2011.
- [17] Spyretta Golemati, John S. Stoitsis, Aimilia Gastounioti, Alexandros C. Dimopoulos, Vassiliki Koropouli, and Konstantina S. Nikita. Comparison of block matching and differential methods for motion analysis of the carotid artery wall from ultrasound images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 16(5):852–858, 2012.
- [18] Osvaldo A. Rosso, Laura C. Carpi, Patricia M. Saco, Mart??n G??mez Ravetti, Angelo Plastino, and Hilda A. Larrondo. Causality and the entropy-complexity plane: Robustness and missing ordinal patterns. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(1-2):42–55, 2012.

-
- [19] O. A. Rosso, M. T. Martin, A. Figliola, K. Keller, and A. Plastino. EEG analysis using wavelet-based information tools. *Journal of Neuroscience Methods*, 153(2):163–182, 2006.
- [20] M. T. Martin, A. Plastino, and O. A. Rosso. Statistical complexity and disequilibrium. *Physics Letters, Section A: General, Atomic and Solid State Physics*, 311(2-3):126–132, 2003.
- [21] Fu Xiang Dou, Ning De Jin, Chun Ling Fan, Zhong Ke Gao, and Bin Sun. Multi-scale complexity entropy causality plane: An intrinsic measure for indicating two-phase flow structures. *Chinese Physics B*, 23(12), 2014.
- [22] R. López-Ruiz, H. L. Mancini, and X. Calbet. A statistical measure of complexity. *Physics Letters A*, 209(5-6):321–326, 1995.
- [23] Andres M. Kowalski, Maria Teresa Martín, Angelo Plastino, Osvaldo A. Rosso, and Montserrat Casas. Distances in probability space and the statistical complexity setup. *Entropy*, 13(6):1055–1075, 2011.
- [24] Haroldo V. Ribeiro, Luciano Zunino, Ervin K. Lenzi, Perseu A. Santoro, and Renio S. Mendes. Complexity-entropy causality plane as a complexity measure for two-dimensional patterns. *PLoS ONE*, 7(8), 2012.
- [25] Luciano Zunino, Massimiliano Zanin, Benjamin M. Tabak, Darío G. Pérez, and Osvaldo A. Rosso. Complexity-entropy causality plane: A useful approach to quantify the stock market inefficiency. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(9):1891–1901, 2010.
- [26] Luciano Zunino and Haroldo V. Ribeiro. Discriminating image textures with the multiscale two-dimensional complexity-entropy causality plane. *Chaos, Solitons and Fractals*, 91:1339–1351, 2016.
- [27] Robert Maidstone. Wavelets in a Two-Dimensional Context. pages 1–17, 2012.
- [28] O a Rosso, S Blanco, J Yordanova, V Kolev, a Figliola, M Schürmann, and E Başar. Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. *Journal of neuroscience methods*, 105(1):65–75, 2001.
- [29] Qiaoning Yang and Jianlin Wang. Multi-level wavelet shannon entropy-based method for single-sensor fault location. *Entropy*, 17(10):7101–7117, 2015.
- [30] Marc Antonini, Michel Barlaud, Pierre Mathieu, and Ingrid Daubechies. Image Coding Using Wavelet Transform. *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 1(2):194–205, 1992.
- [31] Elisângela Fátima Oliveira, Andrea Gomes Campos Bianchi, Luiz De Siqueira Martins-Filho, and Romuel Figueiredo Machado. Granulometric analysis based on the

- energy of Wavelet Transform coefficients. *Rem: Revista Escola de Minas*, 63(2):347–354, 2010.
- [32] Na Wu and Yong-Qin Wei. Research on Wavelet Energy Entropy and Its Application to Harmonic Detection in Power System. *International Journal of Applied Physics and Mathematics*, 3(1):31–33, 2013.
- [33] Tian Feng-chun, J I Yan-li, H A N Liang, and Kadri Chaibou. Entropy of images after wavelet transform. *Entropy*, 7(1):73–78, 2008.
- [34] Cunjian Chen and Jiashu Zhang. Wavelet energy entropy as a new feature extractor for face recognition. *Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphics, ICIG 2007*, pages 616–619, 2007.
- [35] https://en.wikipedia.org/wiki/Binary_classification.
- [36] https://en.wikipedia.org/wiki/Sensitivity_and_specificity.
- [37] Billy Eden William Asrul. Bagging Support Vector Machines for Leukemia Classification. *Jurnal It*, 15(0):355–358, 2016.
- [38] <http://www.ifp.illinois.edu/~yuhuang/sceneclassification.html>.
- [39] <https://www.slideshare.net/kambliruta/event-classification-prediction-using-support-vec>
- [40] https://www.researchgate.net/figure/258856315_Fig-8-The-kernel-trick-of-SVM-28-The-linearly-inseparable-data-in-two-dimensions-can-b
- [41] Oleg Davydov and Dang Thi Oanh. On the optimal shape parameter for Gaussian radial basis function finite difference approximation of the Poisson equation. *Computers and Mathematics with Applications*, 62(5):2143–2161, 2011.
- [42] http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/svm/plot_rbf_parameters.html.
- [43] [https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_\(statistics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics)).
- [44] John Stoitsis, Spyretta Golemati, and Konstantina S. Nikita. A modular software system to assist interpretation of medical images - Application to vascular ultrasound images. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 55(6):1944–1952, 2006.
- [45] Spyretta Golemati, John Stoitsis, and Konstantina S. Nikita. Motion Analysis of the Carotid Artery Wall and Plaque Using B-Mode Ultrasound. *Vascular Disease Prevention*, 4(4):296–302, 2007.

