



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

**Ανάπτυξη συστήματος υποστήριξης διάγνωσης καρωτιδικής
αθηρωμάτωσης μέσω ταξινόμησης ασβεστοποιημένων και
μη ασβεστοποιημένων πλακών – ολοκληρωμένη διαδικτυακή
πλατφόρμα.**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Α. Ασιμομήτης

Επιβλέπων : Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2015



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

**Ανάπτυξη συστήματος υποστήριξης διάγνωσης καρωτιδικής
αθηρωμάτωσης μέσω ταξινόμησης ασβεστοποιημένων και
μη ασβεστοποιημένων πλακών – ολοκληρωμένη διαδικτυακή
πλατφόρμα.**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Γεώργιος Α. Ασιμομήτης

Επιβλέπων : Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 12^η Οκτωβρίου 2015.

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

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

.....
Ανδρέας-Γεώργιος
Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2015

.....

Γεώργιος Α. Ασιμομήτης

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

Copyright © Γεώργιος Ασιμομήτης 2015.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	i
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	ii
ABSTRACT	v
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	vii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	x
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 Στοιχεία Παθοφυσιολογίας του Καρωτιδικού Τοιχώματος.....	1
1.2 Καρωτιδική Αθηρωμάτωση.....	2
1.3 Προσέγγιση Κλινικής Πρακτικής	4
1.4 Υπολογιστική Ανάλυση Εικόνων Υπερήχου	6
1.4.1 Αρχή Λειτουργίας και Μέθοδοι Απεικόνισης Υπερήχων	6
1.4.2 Απεικόνιση Καρωτίδας μέσω Υπερήχου	7
1.4.3 Ανάλυση Χαρακτηριστικών των Εικόνων Υπερήχου	8
1.4.4 Ανάλυση Υφής Αθηρωματικής Πλάκας από Εικόνες Υπερήχου	8
1.4.5 Ανάλυση Κίνησης από Εικόνες Υπερήχου	10
1.5 Ο Ρόλος της Ασβεστοποίησης.....	11
1.5.1 Ασβεστοποίηση Αρτηριακού Τοιχώματος	11
1.5.2 Ασβεστοποίηση Καρωτιδικής Αθηρωματικής Πλάκας	13
1.6 Συστήματα υποστήριξης διάγνωσης καρωτιδικής αθηρωμάτωσης.....	14
1.7 Σκοπός και δομή της εργασίας.....	17
ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	19
2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	19
2.1.1 Περιγραφή και Λειτουργία Τεχνητών Νευρώνων	19
2.1.2 Δομή και Τοπολογία Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	21
2.1.3 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	22
2.1.4 Ο Αλγόριθμος Back Propagation (BK)	23
2.2 Δομή και Λειτουργία Στοχαστικών Νευρωνικών Δικτύων.....	26
2.3 Δομή και Λειτουργία Νευρωνικών Δικτύων Γενικευμένης Παλινδρόμησης.....	30
ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΧΗΜΑΤΟΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	36
3.1 Ακολουθία Δραστηριοτήτων και Δεδομένα του Σχήματος Ταξινόμησης.....	36

3.2	Επισήμανση Περιοχών Ενδιαφέροντος (ROI)	37
3.3	Εξαγωγή χαρακτηριστικών κίνησης και υφής.....	39
3.4	Επιλογή Χαρακτηριστικών (Feature Selection) κίνησης και υφής.....	40
3.5	Μετρικές Αξιολόγησης Απόδοσης Ταξινομητών	41
3.6	Πρώιμος Τερματισμός Εκπαίδευσης και Μεθοδολογίες Επαλήθευσης Αποτελεσμάτων	42
3.7	Εξέταση είδους Ταξινομητή	45
3.7.1	Ταξινόμηση με Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο	45
3.7.1	Ταξινόμηση με PNN και GRNN.....	46
	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΞΕΤΑΣΗΣ ΤΩΝ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	48
4.1	Αποτελέσματα των μεθόδων Επιλογής Χαρακτηριστικών	48
4.1.1	Αποτελέσματα FDR	48
4.1.2	Αποτελέσματα WRS	53
5.1.3	Αποτελέσματα PCA	57
4.2	Αποτελέσματα Απόδοσης MLP	59
4.2.1	Απόδοση MLP με δεδομένα κίνησης	59
4.2.2	Απόδοση MLP με δεδομένα υφής	65
4.3	Αποτελέσματα Απόδοσης PNN	71
4.4	Αποτελέσματα Απόδοσης GRNN	72
	ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΟΛΟΚΛΗΡΩΜΕΝΗΣ ΔΙΑΔΙΚΤΥΑΚΗΣ ΠΛΑΤΦΟΡΜΑΣ	75
5.1	Χρήση Μοντέλου Πελάτη-Εξυπηρετητή (Client-Server).....	75
5.2	Γενική Τοπολογία	76
5.3	Περιγραφή της Βάσης Γνώσης (Knowledge Base)	78
5.4	Περιγραφή Web Server.....	81
5.4.1	Περιγραφή των Java Server Pages	82
5.4.2	Περιγραφή των Servlets.....	84
5.4.3	Περιγραφή του MCR	85
5.4.4	Περιγραφή του ImageJ.....	86
	ΠΡΟΣΦΕΡΟΜΕΝΕΣ ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ ΚΑΙ ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΗΣ ΠΛΑΤΦΟΡΜΑΣ	88
6.1	Αρχική σύνδεση.....	88
6.2	Εγγραφή και Ταυτοποίηση Χρηστών	89
6.3	Κεντρική Σελίδα.....	90
6.4	Υπηρεσία Εισαγωγής Δεδομένων στη Βάση Γνώσης	93
6.4.1	Εισαγωγή νέου Ασθενούς στη Βάση Γνώσης.....	94
6.4.2	Εισαγωγή Κλινικών Δεδομένων Ασθενούς στη Βάση Γνώσης.....	96

6.4.3 Εισαγωγή Παραγόντων Κινδύνου Ασθενούς στη Βάση Γνώσης.....	97
6.4.4 Εισαγωγή Εικόνας Ασθενούς στη Βάση Γνώσης	98
6.4.5 Εισαγωγή Video Ασθενούς στη Βάση Γνώσης	99
6.5 Υπηρεσία Ταξινόμησης Αθροισματικών Καρωτιδικών Πλακών.....	100
6.6 Υπηρεσία Ανάκτησης Δεδομένων από τη Βάση Γνώσης	104
6.6.1 Ανάκτηση Δεδομένων ενός Ασθενούς (Single Retrieval).....	106
6.6.2 Φιλτραρισμένη Αναζήτηση και Ανάκτηση Δεδομένων (Filtered Retrieval)	109
6.6.3 Αναζήτηση και Ανάκτηση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης.....	111
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ.....	114
7.1 Σύνοψη-Συμπεράσματα.....	114
7.2 Προοπτικές για Μελλοντική Έρευνα.....	116
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	118

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

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

Επιπρόσθετα θα ήθελα να εκφράσω τις ευχαριστίες μου στο Βασίλη Κόλια και τη Μόνικα Ξενικού για τη διάθεση που επέδειξαν, το χρόνο που αφιέρωσαν και τις γνώσεις που μου μετέδωσαν κατά την προσπάθεια μου.

Ευχαριστώ πολύ επίσης την Αιμιλία Γαστουνιώτη και τη Σπυρέττα Γολεμάτη για τις συμβουλές και τη βοήθεια τους καθώς και τον ιατρό Γιώργο Χαραλαμπόπουλο για την παροχή των ιατρικών δεδομένων.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου και κυρίως την οικογένεια μου για την αμέριστη στήριξη τους σε κάθε μου βήμα.

Γεώργιος Ασιμομήτης.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η καρωτιδική αθηρωμάτωση αποτελεί τη συχνότερη αιτία πρόκλησης αγγειακών εγκεφαλικών επεισοδίων, γεγονός που δημιουργεί την ανάγκη έγκαιρης και έγκυρης διάγνωσης της νόσου. Δεδομένου ωστόσο της δυσκολίας αξιολόγησης της σοβαρότητας της νόσου μέσω των κλασικών ιατρικών πρακτικών, ο σχεδιασμός, η υλοποίηση και η εφαρμογή υπολογιστικών εργαλείων ικανών να συνδράμουν υποστηρικτικά στη διάγνωση και στη λήψη της ιατρικής απόφασης καθίστανται αυτοσκοπός της βιοϊατρικής τεχνολογίας.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός κλινικού συστήματος υποστήριξης της διάγνωσης της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης. Το σύστημα δέχεται ως είσοδο ένα video υπερήχου για κάθε αθηρωματική πλάκα και αναλύει online τη σύσταση της πλάκας. Μέσω της εν λόγω ανάλυσης εξάγεται ένα σύνολο δεικτών υφής και κίνησης του καρωτιδικού τοιχώματος για κάθε video υπερήχου. Συγκεκριμένο υποσύνολο των δεικτών είτε υφής είτε κίνησης τροφοδοτούν κατάλληλα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα, το οποία σε ρόλο ταξινομητών χαρακτηρίζουν την αντίστοιχη αθηρωματική πλάκα ως ασβεστοποιημένη ή μη.

Η επιλογή του είδους και της αρχιτεκτονικής των δύο νευρωνικών δικτύων για την επεξεργασία χαρακτηριστικών υφής και κίνησης αντίστοιχα, προέκυψε μετά από εκτεταμένη μελέτη, σε συνδυασμό με τις τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών: Fisher Discriminant Ratio (FDR), Wilcoxon Ranksum Test (WRS), Principal Component Analysis (PCA). Τα είδη των νευρωνικών δικτύων τα οποία εξετάστηκαν για την απόδοση τους είναι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, τα Στοχαστικά Νευρωνικά Δίκτυα και τα Νευρωνικά Δίκτυα Γενικευμένης Παλινδρόμησης. Σε σύνολο 36 χειρουργημένων περιστατικών που χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και αξιολόγηση, ο ταξινομητής κίνησης παρουσίασε 89% ακρίβεια, 86% ευαισθησία, 93% ειδικότητα ενώ ο αντίστοιχος υφής 89% ακρίβεια, 91% ευαισθησία, 86% ειδικότητα.

Εκτός από την ανάπτυξη του κλινικού συστήματος υποστήριξης της διάγνωσης, σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε μια ολοκληρωμένη διαδικτυακή πλατφόρμα που θα ενσωματώνει το εν λόγω σύστημα. Η πλατφόρμα αυτή περιλαμβάνει μια αυτόνομη βάση γνώσης και χρησιμοποιεί το περιβάλλον Matlab Compiler Runtime (MCR) καθώς και βιβλιοθήκες του προγράμματος ImageJ, προκειμένου να προσφέρει περαιτέρω λειτουργικότητες. Η πλατφόρμα δίνει τη δυνατότητα εισαγωγής ιατρικών-κλινικών δεδομένων ασθενών, ιατρικών εικόνων και videos, καθώς και τη δυνατότητα ανάκτησης δεδομένων μέσω απλής ή φιλτραρισμένης αναζήτησης αλλά και τη δυνατότητα προβολής

οποιασδήποτε εικόνας από το ξεχωριστό προφίλ του κάθε ασθενούς. Η online λειτουργία της συνεπάγεται αμεσότητα και λειτουργικότητα χωρίς κανένα περιορισμό ταχύτητας, δεδομένου του όγκου των online υπολογισμών και των απαραίτητων απαιτήσεων αξιοπιστίας.

Λέξεις Κλειδιά

Καρωτιδική αθηρωμάτωση, Ολοκληρωμένη Διαδικτυακή πλατφόρμα, Υποστήριξη διάγνωσης, Ταξινόμηση ασβεστοποιημένων πλακών και μη, Δείκτες υφής και κίνησης, Νευρωνικό Δίκτυο, Εισαγωγή και Ανάκτηση κλινικών δεδομένων.

ABSTRACT

Carotid atherosclerosis is the most common cause of stroke and its early detection is of utmost importance. Taking into consideration the difficulty of evaluating the risk stratification of the disease through the classic medical practice, the development of computerized tools capable of assisting personalized prognosis and treatment is a highly challenging task.

The aim of the current diploma thesis is to develop a clinical decision support system (CDSS) for carotid atherosclerosis. The system receives as input an ultrasound video for each atherosclerotic plaque and performs online computational analysis of the composition of the plaque. This analysis results in the extraction of texture and motion indices of the carotid wall for every ultrasound video. Specific subsets of these texture or motion indices feed adequately trained neural networks, which classify the atherosclerotic plaque as calcified or non-calcified.

Multilayer Perceptrons (MLPs), Probabilistic Neural Networks (PNNs) and General Regression Neural Networks (GRNNs) were combined with several feature selection methods -Fisher Discriminant Ratio (FDR), Wilcoxon Ranksum Test (WRS) and Principal Component Analysis (PCA)- and their classification performance was comparatively assessed. A total of 36 atherosclerotic plaques -which were surgically removed- were used for both training and testing of the neural network classifiers. Classification based solely on motion indices resulted in an accuracy of 89%, sensitivity of 86% and specificity of 93%, while the corresponding measures for classification based on texture indices were 89%, 91% and 86%.

Besides the development of the CDSS, an integrated web platform was designed and developed in order to incorporate the CDSS. This web platform also includes an autonomous medical knowledge base and uses the Matlab Compiler Runtime (MCR) and several ImageJ libraries in order to offer extra functionalities. In particular, besides the online use of the CDSS, it provides the capability of insertion of medical-clinical patients' data, of medical images and videos as well as the capability of data retrieval through simple or filtered search and the option of displaying any medical image from the patient's individual profile. The operation of the platform implies immediacy and functionality without any serious performance restrictions considering the amount of online calculations and the necessary reliability requirements.

Key Words

Carotid atherosclerosis, Integrated Web Platform, Clinical Decision Support System, Classification of calcified and non-calcified atherosclerotic plaques, Texture and Motion Indices, Neural Network, Insertion and Retrieval of clinical data.

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1.1: Ανατομία κοινής καρωτίδας, διαχωρισμός σε έσω και έξω καρωτίδα [3].	1
Εικόνα 1.2: Δομικά στρώματα καρωτιδικού αρτηριακού τοιχώματος [6].	2
Εικόνα 1.3: Στένωση καρωτίδας λόγω αθηρωματικής πλάκας και θρόμβου. Απόσπαση τμήματος του θρόμβου ή της πλάκας δημιουργεί έμβολο το οποίο με την κυκλοφορία του αίματος καταλήγει και ενσφηνώνεται σε μικρότερες αρτηρίες, προκαλώντας την απόφραξη τους και τη δημιουργία ισχαιμικού επεισοδίου στον εγκέφαλο [8].	3
Εικόνα 1.4: Τρέχουσα κλινική μέθοδος λήψης απόφασης για την επιλογή θεραπείας αντιμετώπισης της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης [21].	5
Εικόνα 1.5: Απεικόνιση κοινής καρωτίδας με υπέρηχο B-mode [28]. Δεξιά απεικονίζεται η διάκριση των στρωμάτων του αρτηριακού τοιχώματος με την ίδια τεχνική [21].	7
Εικόνα 1.6: Υπερηχογράφημα B-mode ηχοδιαπερατής πλάκας (αριστερά) και ηχογενούς πλάκας (δεξιά) με κατάτμηση των περιοχών. Από κάτω εικονίζονται τα αντίστοιχα ιστογράμματα φωτεινότητας με τις αντίστοιχες μέσες τιμές [40].	10
Εικόνα 1.7 : Συσχέτιση μεταξύ της μέσης τιμής του συνόλου μακροφάγων και του ποσοστού της περιοχής ασβεστοποίησης της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας, με διαχωρισμό συμπτωματικών και ασυμπτωματικών περιπτώσεων [55].	14
Εικόνα 1.8 : Διάγραμμα ροής της λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης, για την εκτίμηση της επικινδυνότητας της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης [21].	15
Εικόνα 2.1 : Νευρώνας Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου [65].	19
Εικόνα 2.2: α) Γραφική παράσταση συνάρτησης κατωφλίου. b) Γραφική παράσταση σιγμοειδούς συνάρτησης για μεταβαλλόμενη παράμετρο κλίσης a [65].	20
Εικόνα 2.3: α) Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου b) Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο c) Αναδρομικό δίκτυο χωρίς κρυφό επίπεδο [65].	22
Εικόνα 2.4 : Σχηματικό διάγραμμα μάθησης με εκπαιδευτή. Χαρακτηριστικός ο βρόχος ανάδρασης (γαλάζιο χρώμα) [65].	23
Εικόνα 2.5 : Γράφημα ροής σήματος του νευρώνα εξόδου j [65].	24
Εικόνα 2.6 : Αρχιτεκτονική PNN [69].	28
Εικόνα 2.7: Απεικόνιση PDF για συγκεκριμένο δείγμα εκπαίδευσης α) για μικρό σ b) για μεγάλο σ c) για πολύ μεγάλο σ [67].	29
Εικόνα 2.8: α) Λειτουργία PNN και ροή πληροφορίας σε αυτό [70]. b) Γραφική παράσταση της συνάρτησης ακτινικής βάσης. Είναι $\text{radbas}(n) = \exp(-n^2)$ [71].	30
Εικόνα 2.9 : Γραφική αποτύπωση της συνεισφοράς κάθε δεδομένου εκπαίδευσης στην εκτίμηση της καμπύλης παλινδρόμησης ενός GRNN [75].	32
Εικόνα 2.10 : Παράδειγμα επιλογής μεγάλης τιμής παράγοντα εξομάλυνσης σ . Η καμπύλη των εκτιμήσεων Y είναι σχεδόν ομαλή και υστερεί πολύ σε ακρίβεια [75].	33
Εικόνα 2.11 : Γενική τοπολογία GRNN [72].	34

Εικόνα 3.1 : Διάγραμμα δραστηριοτήτων (activity diagram) της διαδικασίας κατασκευής πιθανών σχημάτων ταξινόμησης. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται και για τον ταξινομητή κίνησης αλλά και για αυτόν της υφής.	36
Εικόνα 3.2: Παραδείγματα επισήμανσης των περιοχών ενδιαφέροντος PTS, PBS, AWL, PWL (δεξιά) σε δύο καρωτιδικές αθηρωματικές πλάκες a,b με βάση την αντίστοιχη απεικόνιση (αριστερά) [21]	38
Εικόνα 3.3: α)Κανόνας Early Stopping [65]. b)Μέθοδος k-fold cross validation. Με γαλάζιο επισημαίνεται κάθε φορά το σύνολο ελέγχου [65].	44
Εικόνα 3.4 : Διάγραμμα όλων των πιθανών συνδυασμών που εξετάστηκαν στο πλαίσιο επιλογής του βέλτιστου ταξινομητή τόσο για κίνηση όσο και για υφή.....	45
Εικόνα 4.1 : Τιμές διακύμανσης των 10 πρώτων κύριων συνιστωσών κίνησης.	58
Εικόνα 4.2 : Τιμές διακύμανσης των 10 πρώτων κύριων συνιστωσών υφής.	58
Εικόνα 4.3: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.	60
Εικόνα 4.4: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης traingda και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.	61
Εικόνα 4.5: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης traingdx και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.	62
Εικόνα 4.6 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR	63
Εικόνα 4.7 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS	64
Εικόνα 4.8: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.....	66
Εικόνα 4.9: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης traingda και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.	67
Εικόνα 4.10: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης traingdx και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.	68
Εικόνα 4.11 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR	69
Εικόνα 4.12 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS	70
Εικόνα 4.13 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή PNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR για Stratified Kfold cross validation με $k = 4$	71
Εικόνα 4.14 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή PNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS για Stratified Kfold cross validation με $k = 4$	72
Εικόνα 4.15 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή GRNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR για Kfold cross validation με $k = 6$	73
Εικόνα 4.16 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή GRNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS για Kfold cross validation με $k = 8$	73
Εικόνα 5.1 : Παραταξιακό Διάγραμμα (Deployment Diagram) της αρχιτεκτονικής της διαδικτυακής πλατφόρμας καρωτιδικής αθηρωμάτωσης.	76
Εικόνα 5.2 : Αναλυτική παρουσίαση των σχέσεων και των μεταξύ τους συνδέσεων, με ταυτόχρονη απεικόνιση των πεδίων της κάθε σχέσης.	78

Εικόνα 5.3 : Γενική μορφή διαγράμματος δραστηριοτήτων (activity diagram) των JSPs της πλατφόρμας. (KB = Knowledge Base)	83
Εικόνα 5.4 : Διάγραμμα δραστηριοτήτων (activity diagram) για τη δημιουργία εκτελέσιμων Java projects από matlab projects. Η εκτέλεση των πρώτων προϋποθέτει την εγκατάσταση του περιβάλλοντος MCR	86
Εικόνα 6.1 : Αρχική σελίδα	88
Εικόνα 6.2 : Η σελίδα εγγραφής νέου χρήστη.....	89
Εικόνα 6.3 : Η σελίδα ταυτοποίησης εγγεγραμμένων χρηστών.	90
Εικόνα 6.4 : Κεντρική σελίδα.	91
Εικόνα 6.5 : Η σελίδα υποβοήθησης πλοήγησης χρήστη. Αντιστοιχεί στο Help του side menu.	92
Εικόνα 6.6 : Σελίδα συνοπτικής παρουσίασης των υπηρεσιών της πλατφόρμας. Αντιστοιχεί στο About του side menu.	92
Εικόνα 6.7 : Σελίδα επιλογών εισαγωγής δεδομένων στη βάση γνώσης.	93
Εικόνα 6.8 : Διάγραμμα χρήσης (Use Case Diagram) των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής δεδομένων στη βάση γνώσης.	94
Εικόνα 6.9 : Η σελίδα εισαγωγής νέου ασθενούς στη βάση γνώσης.	95
Εικόνα 6.10 : Η σελίδα εισαγωγής κλινικών δεδομένων ασθενούς.	96
Εικόνα 6.11 : Σελίδα εισαγωγής παραγόντων κινδύνου ασθενούς.	97
Εικόνα 6.12 : Σελίδα εισαγωγής νέας εικόνας στη βάση γνώσης.	99
Εικόνα 6.13 : Η σελίδα εισαγωγής νέου video ασθενούς.	100
Εικόνα 6.14 : Η σελίδα επιλογής του είδους των χαρακτηριστικών με τα οποία θα πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση.	101
Εικόνα 6.15 : Η σελίδα παρουσίασης των ασθενών που διαθέτουν καταχωρημένα video	101
Εικόνα 6.16 : Η σελίδα παρουσίασης των καταχωρημένων video για τον επιλεγμένο ασθενή, στην περίπτωση που ο χρήστης έχει επιλέξει ταξινόμηση μέσω χαρακτηριστικών κίνησης.....	102
Εικόνα 6.17 : Η σελίδα παρουσίασης του αποτελέσματος ταξινόμησης για το επιλεγμένο video στην περίπτωση χρήσης δεικτών υφής.	104
Εικόνα 6.18 : Η σελίδα επιλογής του τρόπου ανάκτησης δεδομένων από τη βάση γνώσης.....	105
Εικόνα 6.19 : Σελίδα ανάκτησης δεδομένων για οποιονδήποτε ασθενή της βάσης γνώσης.....	106
Εικόνα 6.20 : Η σελίδα του προσωπικού profile του κάθε ασθενούς.....	107
Εικόνα 6.21 : Προβολή εικόνας ασθενούς μέσω της επιλογής Show Images στο προσωπικό του profile.	108
Εικόνα 6.22 : Σελίδα φιλτραρισμένης αναζήτησης δεδομένων με βάση συγκεκριμένα κριτήρια..	109
Εικόνα 6.23 : Κλινικά κριτήρια και κριτήρια σχετικά με παράγοντες κινδύνου στο πλαίσιο της σελίδας φιλτραρισμένης αναζήτησης.	110
Εικόνα 6.24 : Σελίδα παρουσίασης ασθενών με υπολογισμένα αποτελέσματα ταξινόμησης.	111
Εικόνα 6.25 : Σελίδα επιλογής του video και του είδους των χαρακτηριστικών για την προβολή του αντίστοιχου αποτελέσματος ταξινόμησης.	112

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

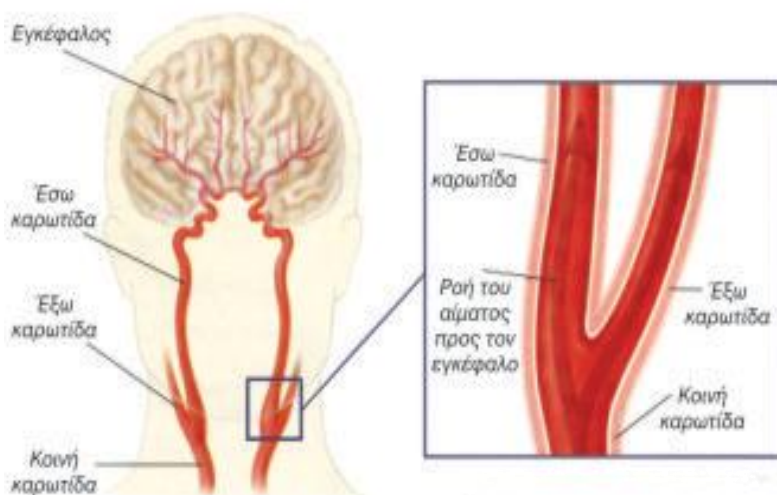
Πίνακας 1.1 : Συγκεντρωτική ανασκόπηση συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης. (SVM – Support Vector Machines, NN – Neural Networks, PNN – Probabilistic Neural Networks, RBF-Radial Basis Function, SOMs – Self Organizing Maps)	16
Πίνακας 4.1 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών κίνησης με την υψηλότερη τιμή <i>fdr</i>	48
Πίνακας 4.2 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών υφής με την υψηλότερη τιμή <i>fdr</i>	51
Πίνακας 4.3 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 18 χαρακτηριστικών κίνησης με τη χαμηλότερη τιμή <i>p-value</i>	53
Πίνακας 4.4 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 56 χαρακτηριστικών υφής με τη χαμηλότερη τιμή <i>p-value</i>	54
Πίνακας 4.5 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της βέλτιστης απόδοσης του MLP ενός κρυμμένου επιπέδου ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για δείκτες κίνησης.	59
Πίνακας 4.6 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της απόδοσης των MLP δύο κρυφών επιπέδων με το βέλτιστο Accuracy. Η συνάρτηση εκπαίδευσης είναι η <i>trainlm</i> και η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών η <i>FDR</i> και το <i>WRS</i> για δείκτες κίνησης.	63
Πίνακας 4.7 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των μετρικών απόδοσης των MLP με τη βέλτιστη τιμή Accuracy. Οι ταξινομητές διαθέτουν ένα κρυμμένο επίπεδο. Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων γίνεται ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για δείκτες υφής. ...	65
Πίνακας 4.8 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της απόδοσης των MLP 2 κρυφών επιπέδων με το βέλτιστο Accuracy. Η συνάρτηση εκπαίδευσης είναι η <i>trainlm</i> και η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών η <i>FDR</i> και το <i>WRS</i> για δείκτες υφής.	69

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Στοιχεία Παθοφυσιολογίας του Καρωτιδικού Τοιχώματος

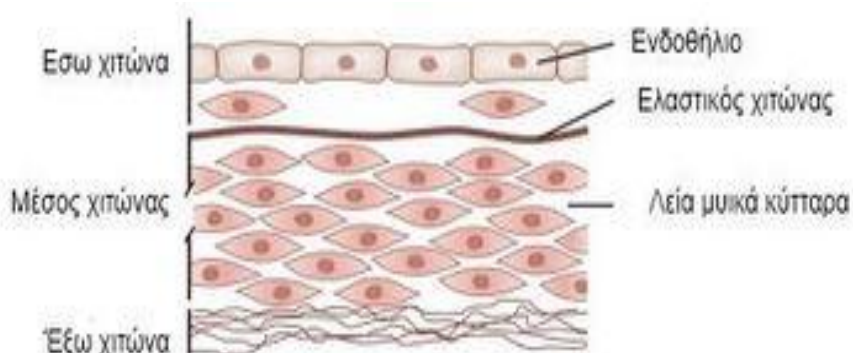
Η κοινή καρωτίδα αποτελεί βασική αρτηρία του ανθρώπινου σώματος και διοχετεύει οξυγονωμένο αίμα σε όλους τους ιστούς και τα όργανα της κεφαλής. Στο ανθρώπινο σώμα συναντώνται δύο κοινές καρωτίδες, οι οποίες αν και διαθέτουν διαφορετικά σημεία εκκίνησης ακολουθούν την ίδια ακριβώς πορεία. Η μία εξ αυτών που εντοπίζεται στο δεξιό μέρος του σώματος, ξεκινά από το λαιμό, στη βραχιοκεφαλική αρτηρία, ενώ η κοινή καρωτίδα που βρίσκεται στο αριστερό μέρος του σώματος ξεκινά από το αορτικό τόξο στη θωρακική περιοχή. Όπως απεικονίζεται και στην *Εικόνα 1.1*, τόσο η δεξιά όσο και η αριστερή κοινή καρωτίδα διακλαδίζονται στην έσω (εσωτερική) και στην έξω (εξωτερική) καρωτίδα. Οι πρώτες τροφοδοτούν με αίμα τον εγκέφαλο, τους οφθαλμούς, το μέτωπο και τη μύτη, ενώ οι εξωτερικές τροφοδοτούν με αίμα ιστούς εκτός του εσωτερικού του κρανίου όπως το τριχωτό της κεφαλής [1][2].



Εικόνα 1.1: Ανατομία κοινής καρωτίδας, διαχωρισμός σε έσω και έξω καρωτίδα [3].

Το τοίχωμα της καρωτίδας, όπως και όλων των άλλων αρτηριών, σε φυσιολογικές συνθήκες συνίσταται από τρία διακριτά ομόκεντρα στρώματα : τον έσω χιτώνα (tunica intima), το μέσο χιτώνα (tunica media) και τον έξω χιτώνα (tunica externa). Ο έσω χιτώνας

αποτελεί το εσωτερικό στρώμα του καρωτιδικού τοιχώματος, είναι λεπτός και εξασφαλίζει την ομαλή διέλευση του αίματος χάρη σε μια στοιβάδα ενδοθηλιακών κυττάρων και τη λεπτή βασική μεμβράνη την οποία διαθέτει. Ο μέσος χιτώνας περιέχει κύτταρα λείου μυός και ίνες ελαστίνης και κολλαγόνου που ενισχύουν την αντοχή του αρτηριακού τοιχώματος σε μηχανικές παραμορφώσεις, ενώ παράλληλα διαχωρίζεται από τον έξω χιτώνα μέσω της εσωτερικής ελαστικής μεμβράνης. Ο έξω χιτώνας, με τη σειρά του, αποτελείται από ισχυρό ινώδη συνδετικό ιστό και κολλαγόνο, προσδίδει σταθερότητα στο αγγείο, ενώ ανάμεσα σε αυτόν και το μέσο χιτώνα παρεμβάλλεται η εξωτερική ελαστική μεμβράνη [4][5].



Εικόνα 1.2: Δομικά στρώματα καρωτιδικού αρτηριακού τοιχώματος [6].

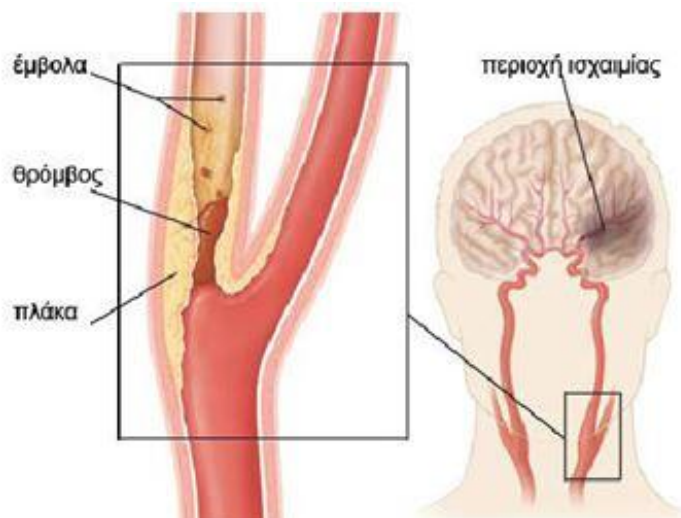
1.2 Καρωτιδική Αθηρωμάτωση

Με το γενικό όρο αθηροσκλήρωση ή αθηρωμάτωση περιγράφεται μια παθολογική κατάσταση κατά την οποία το πάχος του αρτηριακού τοιχώματος αυξάνει λόγω της εναπόθεσης διαφόρων ουσιών στο εσωτερικό του αγγείου. Η χρόνια και εκφυλιστική αυτή νόσος προσβάλλει κατά κύριο λόγο τις μεγάλες και μεσαίες αρτηρίες του ανθρώπινου οργανισμού όπως τις στεφανιαίες αρτηρίες, την αορτή και την καρωτίδα [4].

Στο πλαίσιο της νόσου, αρχική συσσώρευση λιπιδίων πάνω στο αρτηριακό τοίχωμα οδηγεί στην εμφάνιση των πρώτων αλλοιώσεων στον έσω χιτώνα. Με τη σταδιακή συσσώρευση επιπλέον λιπιδίων αλλά και χοληστερόλης, μακροφάγων, κυτταρικών αποβλήτων, ασβεστίου δημιουργείται η αθηρωματική πλάκα η συνεχής αύξηση της οποίας προκαλεί σε πρώτο στάδιο στένωση της αρτηρίας, μείωση της ελαστικότητας του αρτηριακού τοιχώματος αλλά και εξάπλωση των αλλοιώσεων και στο μέσο χιτώνα του αγγειακού τοιχώματος.

Λόγω επίδρασης εξωγενών και ενδογενών παραγόντων, το μέγεθος της αθηρωματικής πλάκας αυξάνεται περαιτέρω με αποτέλεσμα τη μερική ή πλήρη απόφραξη του

αρτηριακού αυλού και τη συνεπαγόμενη μείωση της παροχής οξυγόνου σε όργανα και ιστούς. Οι ασταθείς (unstable) ή ευάλωτες (vulnerable) αθηρωματικές πλάκες, δηλαδή αυτές οι οποίες αποτελούνται σε μεγάλο ποσοστό από λιπίδια, παρουσιάζουν ενδεχομένως ρήξη θρόμβου ή τμήματος της πλάκας, γεγονός το οποίο δυσχεραίνει την κυκλοφορία του αίματος, και στην περίπτωση της καρωτίδας αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα της τροφοδοσίας του εγκεφάλου με αίμα. Συνήθης επίπτωση είναι η προσωρινή απώλεια όρασης-αμαύρωση, ισχαιμικά επεισόδια αλλά και παροδικά ή μόνιμα αγγειακά εγκεφαλικά επεισόδια [7].



Εικόνα 1.3: Στένωση καρωτίδας λόγω αθηρωματικής πλάκας και θρόμβου. Απόσπαση τμήματος του θρόμβου ή της πλάκας δημιουργεί έμβολο το οποίο με την κυκλοφορία του αίματος καταλήγει και ενσφηνώνεται σε μικρότερες αρτηρίες, προκαλώντας την απόφραξη τους και τη δημιουργία ισχαιμικού επεισοδίου στον εγκέφαλο [8].

Οι υπαίτιοι παράγοντες της νόσου μπορούν να διακριθούν σε δύο κύριες κατηγορίες: τους παράγοντες με γενετικό υπόβαθρο και τους περιβαλλοντικούς εξωτερικούς παράγοντες [9]. Οι πρώτοι περιλαμβάνουν την κληρονομικότητα, το φύλο, την ηλικία, καθώς και παθήσεις όπως η υπέρταση, η υπερλιπιδαιμία, ο διαβήτης, ενώ οι δεύτεροι αφορούν τον τρόπο ζωής και κατά κύριο λόγο σχετίζονται με το κάπνισμα, την παχυσαρκία, την έλλειψη σωματικής άσκησης και τη διατροφή [4].

Ωστόσο, δεν είναι όλα τα σημεία ενός αγγείου εξίσου ευάλωτα στην εμφάνιση αθηρωματικής πλάκας, γεγονός που εξηγείται λόγω της ανομοιομορφίας, ως προς την ένταση και τη διεύθυνση, των μηχανικών καταπονήσεων που παρουσιάζουν τα διάφορα τμήματα του αγγείου. Στο πλαίσιο αυτών των μηχανικών παραγόντων σημαντικότερο ρόλο διαδραματίζουν οι διατμητικές τάσεις και ο χρόνος παραμονής των σωματιδίων στο αρτηριακό τοίχωμα. Σχετικές μελέτες κάνουν λόγο για διφορούμενες απόψεις, μέρος των οποίων πιστεύει ότι η ανάπτυξη υψηλών τάσεων ευνοεί την αθηρογένεση [10][11], με το

υπόλοιπο μέρος να υποστηρίζει ότι η χαμηλή διατμητική τάση ορισμένων περιοχών του αρτηριακού τοιχώματος τις καθιστά ευάλωτες στην δημιουργία αθηρωμάτωσης [12][13]. Η καρωτίδα εμφανίζει αυξημένες πιθανότητες εμφάνισης πλάκας περί το σημείο διαχωρισμού της εσωτερικής και της εξωτερικής αρτηρίας εξαιτίας της τρισδιάστατης γεωμετρίας και του μειωμένου πάχους του αρτηριακού τοιχώματος στο σημείο αυτό.

Η καρωτιδική αθηρωμάτωση δεν οριοθετείται μόνο ως προς το χώρο αλλά και ως προς το χρόνο, με την έναρξη της να τοποθετείται σε ορισμένες περιπτώσεις από την παιδική ηλικία. Παρά το γεγονός πως τα συμπτώματα της νόσου δεν είναι εν γένει εμφανή (μερικά από αυτά είναι το μούδιασμα, το αίσθημα αδυναμίας στο πρόσωπο, στα άκρα, στην όραση, δυσκολία στην ομιλία), επιλεγμένες εκδηλώσεις εμφανίζονται κυρίως κατά την πέμπτη και έκτη δεκαετία της ζωής [14].

1.3 Προσέγγιση Κλινικής Πρακτικής

Δεδομένου ότι τα αγγειακά εγκεφαλικά επεισόδια αποτελούν διεθνώς την τρίτη κατά σειρά επικινδυνότητα απειλή για την ανθρώπινη υγεία (μετά από τη στεφανιαία νόσο και τον καρκίνο [15]) και τη δεύτερη συνηθέστερη αιτία αναπηρίας [16] , η έγκαιρη διάγνωση της ύπαρξης καρωτιδικής αθηρωμάτωσης και εν συνεχεία η έγκυρη αξιολόγηση της παρουσιάζουν ιδιαίτερη κρισιμότητα.

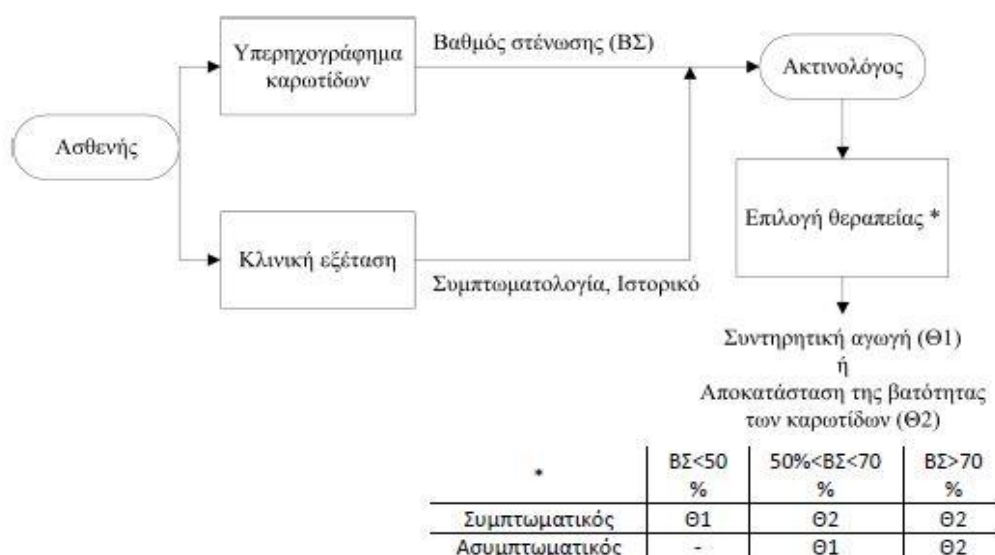
Σημαντικότερο βήμα για την κατάλληλη επιλογή θεραπείας αποτελεί ο χαρακτηρισμός της πλάκας είτε ως σταθερής είτε ως ασταθούς. Στην περίπτωση της σταθερής αθηρωματικής πλάκας ακολουθείται συνήθως συντηρητική προσέγγιση η οποία περιλαμβάνει φαρμακευτική αγωγή και βελτίωση του τρόπου ζωής με ρύθμιση της διατροφής και της σωματικής άσκησης. Αντίθετα η αθηροσκλήρωση σε ασταθείς πλάκες αντιμετωπίζεται είτε με χειρουργική επέμβαση αφαίρεσης της αθηρωματικής πλάκας, τη λεγόμενη ενδαρτηρεκτομή, είτε με την τοποθέτηση ενδονάρθηκα (stent) μέσω καρωτιδικής αγγειοπλαστικής. Μελέτες αποδεικνύουν ότι και με την ενδαρτηρεκτομή και με το stent παρατηρούνται επιπλοκές τόσο κατά τη διάρκεια της θεραπείας όσο και αργότερα [17][18], με την αποτελεσματικότητα των δύο μεθόδων να είναι περίπου η ίδια. Παρατηρώντας πως περίπου το 94% των επεμβάσεων για αθηροσκλήρωση στις ΗΠΑ κρίνονται περιττές [19], αναδεικνύεται η βαρύτητα της εκ των προτέρων ορθής αξιολόγησης της πλάκας. Στόχος σε κάθε περίπτωση, είναι η αποφυγή οποιασδήποτε περιττής θεραπείας, επεμβατικής ή μη, αναλογιζόμενοι πιθανές αρνητικές συνέπειες στην υγεία του ασθενούς.

Η τρέχουσα κλινική πρακτική για τη λήψη απόφασης σχετικά με τη μέθοδο θεραπείας αποτελεί συνάρτηση δύο κριτηρίων : του βαθμού στένωσης, δηλαδή του ποσοστού της επιφάνειας του αγγείου που καλύπτεται από την πλάκα, καθώς και της πρότερης

εκδήλωσης συμπτωμάτων (συνήθως σε διάστημα έξι μηνών), δηλαδή εάν ο ασθενής είναι συμπτωματικός ή ασυμπτωματικός [20]. Αναλυτικά,

- ασυμπτωματικοί ασθενείς με βαθμό στένωσης μεγαλύτερο του 70%, χειρουργούνται,
- ασυμπτωματικοί ασθενείς με βαθμό στένωσης μεγαλύτερο από 50% αλλά μικρότερο από 70% ακολουθούν συντηρητική αγωγή,
- συμπτωματικοί ασθενείς με βαθμό στένωσης μεγαλύτερο από 50%, χειρουργούνται [20].

Ενδεικτικό είναι το σχήμα της *Εικόνας 1.4*. Ο βαθμός στένωσης υπολογίζεται από το υπερηχογράφημα της καρωτίδας ενώ ο χαρακτηρισμός του ασθενούς ως συμπτωματικός ή ασυμπτωματικός πραγματοποιείται με βάση το ιστορικό του.



Εικόνα 1.4: Τρέχουσα κλινική μέθοδος λήψης απόφασης για την επιλογή θεραπείας αντιμετώπισης της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης [21].

Γίνεται αντιληπτό πως τα παραπάνω δύο κριτήρια δεν αρκούν αποκλειστικά για την ορθή λήψη ιατρικής απόφασης. Κρίνεται απαραίτητη λοιπόν, η ανάπτυξη νέων διαγνωστικών μεθόδων οι οποίες θα λαμβάνουν υπόψη τους τόσο τη μορφολογία και τη σύσταση όσο και την κινητικότητα της αθηρωματικής πλάκας, έτσι ώστε ο επιλεγμένος τρόπος της αρτηριακής αποκατάστασης να είναι όσο το δυνατόν καταλληλότερος. Αποτέλεσμα θα είναι η εξατομικευμένη, έγκυρη και αξιόπιστη παρακολούθηση της υγείας του ασθενούς αλλά και η μείωση του υψηλού κόστους που συνεπάγεται η νόσος, δεδομένου ότι το ετήσιο κόστος των μη αναγκαίων επεμβάσεων σε ασυμπτωματικούς ασθενείς μόνο στις ΗΠΑ υπολογίζεται περίπου στα δύο δισεκατομμύρια δολάρια [22].

1.4 Υπολογιστική Ανάλυση Εικόνων Υπερήχου

Η χρήση απεικονιστικών τεχνικών στην αθηρωμάτωση και η υπολογιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων τους προσφέρουν εγκυρότερη και πληρέστερη διαγνωστική πληροφορία. Συνηθέστερες απεικονιστικές τεχνικές είναι η υπερηχοτομογραφία, η αξονική και η μαγνητική τομογραφία [23], με την υπερηχοτομογραφία ωστόσο να είναι η πλέον ευρέως χρησιμοποιούμενη απεικονιστική μέθοδος για την καρωτιδική αθηροσκλήρωση λόγω των πλεονεκτημάτων που παρουσιάζει. Πρόκειται για μη επεμβατική μέθοδος με χρήση μη ιοντίζουσας ακτινοβολίας, διαρκεί σύντομο χρονικό διάστημα, έχει χαμηλό κόστος και απλό εξοπλισμό. Ωστόσο, το αποτέλεσμα εξαρτάται από τον χειριστή του μηχανήματος [24], ενώ ορισμένες φορές η εισχώρηση θορύβου και σκίασης μειώνουν τη διακριτική ικανότητα οδηγώντας σε απεικονίσεις χαμηλότερης ποιότητας.

1.4.1 Αρχή Λειτουργίας και Μέθοδοι Απεικόνισης Υπερήχων

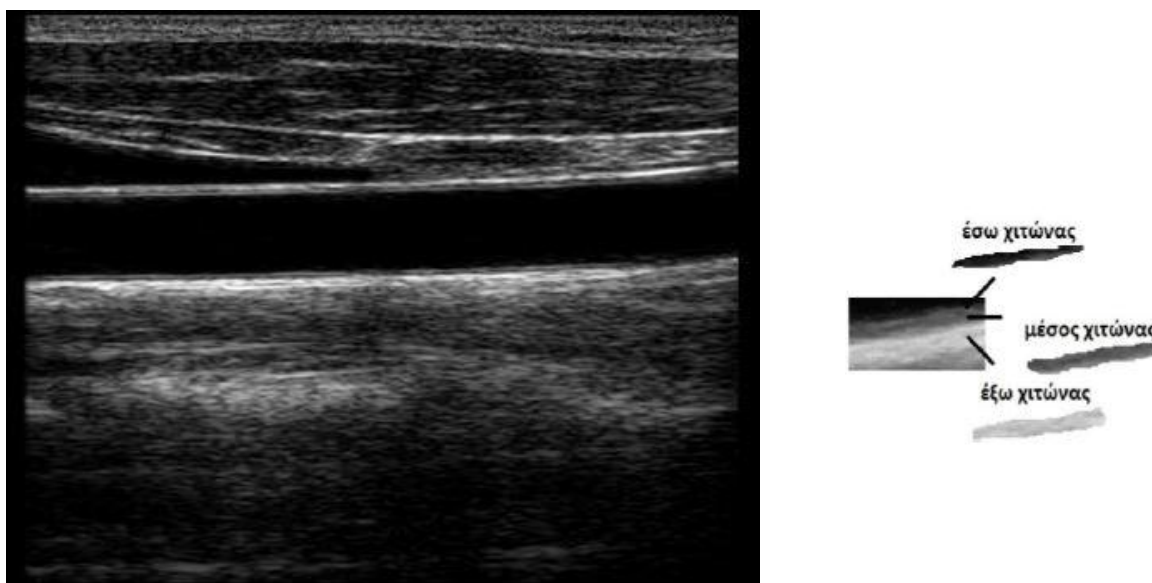
Η λειτουργία της διάταξης υπερήχων βασίζεται στο πιεζοηλεκτρικό φαινόμενο σύμφωνα με το οποίο μηχανική ενέργεια μετατρέπεται σε ηλεκτρική και το αντίστροφο μέσω της χρήσης κρυστάλλων. Ο εν λόγω πιεζοηλεκτρικός μετατροπέας εκπέμπει ηχητικούς παλμούς, οι οποίοι αφού ενισχυθούν κατάλληλα, εισέρχονται στο σώμα και φτάνουν στην ανατομική περιοχή ενδιαφέροντος. Μέρος του ηχητικού παλμού που προσπίπτει στη διαχωριστική επιφάνεια δύο μέσων με διαφορετική ακουστική εμπέδηση, σκεδάζεται σε διάφορες κατευθύνσεις, ενώ το υπόλοιπο μέρος του παλμού απορροφάται από τους ιστούς. Η σκεδαζόμενη ενέργεια λαμβάνεται από τα στοιχεία του μετατροπέα με αποτέλεσμα να προκύπτει ένα σήμα ραδιοσυχνότητας RF ως ηλεκτρική αναπαράσταση της λαμβανόμενης ακουστικής πίεσης. Τα χαρακτηριστικά της αντήχησης, δηλαδή το πλάτος και η φάση, αναπαριστώντας την ένταση του σήματος και τη χρονική διάρκεια μέχρι την επιστροφή του αντίστοιχα, παρέχουν όλη την πληροφορία για τον τύπο της επιφάνειας σκέδασης και χρησιμοποιούνται για την απεικόνιση της ανατομικής περιοχής [25][26].

Ο τρόπος απεικόνισης των λαμβανόμενων αντηχήσεων ποικίλει, με τους συνηθέστερους από αυτούς να είναι : η A-mode (Amplitude mode) στην οποία ο οριζόντιος άξονας του παλμογράφου αντιπροσωπεύει το βάθος μέσα στον ασθενή (χρόνος) και ο κάθετος το πλάτος των λαμβανόμενων σημάτων, η B-mode (Brightness mode) στην οποία το πλάτος της αντήχησης αντιπροσωπεύεται από ένα σημείο ανάλογης φωτεινότητας ή απόχρωσης του γκρι (gray-scale) στην αντίστοιχη γεωμετρική του θέση, καθώς και η M-mode (Motion mode) η οποία, αποτελώντας συνδυασμό των δύο προηγούμενων μεθόδων, αναπαριστά το βάθος στον ασθενή μέσω της κάθετης ακτίνας και το πλάτος της αντήχησης μέσω ενός σημείου κατάλληλης φωτεινότητας [27].

1.4.2 Απεικόνιση Καρωτίδας μέσω Υπερήχου

Για την απεικόνιση της καρωτίδας με υπερηχογράφημα χρησιμοποιούνται συνήθως γραμμικές συστοιχίες (linear arrays) μετατροπέων οι οποίες αποτελούνται τουλάχιστον από 128 πιεζοηλεκτρικά στοιχεία, οργανωμένα συνήθως σε ομάδες των 32. Τα στοιχεία κάθε ομάδας διεγείρονται ταυτόχρονα δημιουργώντας μια δέσμη η οποία μεταφερόμενη σειριακά σε επόμενες ομάδες, σαρώνει συνολικά μια τομή. Οι συχνότητες των αρχικών ηχητικών παλμών που εκπέμπονται από τον μετατροπέα στην περίπτωση της καρωτίδας κυμαίνονται από 2-10 MHz [25].

Στο πλαίσιο των απεικονιστικών μεθόδων της αντήχησης στην καρωτίδα, πραγματοποιείται κατά κύριο λόγο ανάλυση δισδιάστατων (2D) εικόνων B-mode, καθώς πρόκειται για μέθοδο διαθέσιμη σε όλα τα συστήματα καταγραφής υπερήχων, γεγονός που προσδίδει καθολικότητα και χαμηλό κόστος. Σε B-mode εικόνες υπερήχων, οι τρεις ξεχωριστοί χιτώνες του αρτηριακού τοιχώματος αναπαρίστανται από τρεις διαχωρίσιμες ζώνες αντήχησης, λόγω των διαφορετικών πεδίων αντήχησης που διαθέτει το καθένα από τα τρία στρώματα του αρτηριακού τοιχώματος.



Εικόνα 1.5: Απεικόνιση κοινής καρωτίδας με υπέρηχο B-mode [28]. Δεξιά απεικονίζεται η διάκριση των στρωμάτων του αρτηριακού τοιχώματος με την ίδια τεχνική [21].

Στην περίπτωση της καρωτίδας, εκτός από το απλό υπερηχογράφημα, χρησιμοποιείται ευρέως τόσο το υπερηχογράφημα έγχρωμης ροής (triplex) το οποίο περιλαμβάνει επιπλέον και την ανάλυση της ροής του αίματος, όσο και η υπερηχογραφία Doppler που βασίζεται στο αντίστοιχο φαινόμενο.

1.4.3 Ανάλυση Χαρακτηριστικών των Εικόνων Υπερήχου

Η υπερηχοτομογραφία της καρωτίδας, εκτός από την απεικόνιση της αρτηρίας, αποτελεί πηγή παροχής σημαντικών πληροφοριών υψηλής διαγνωστικής αξίας σχετικά με τη σύσταση, τη μορφολογία και την κινητικότητα της αθηρωματικής πλάκας. Για την εξαγωγή των αντίστοιχων χαρακτηριστικών απαιτείται η ύπαρξη κατάλληλων αλγορίθμων επεξεργασίας εικόνας, οι οποίοι δεχόμενοι ως είσοδο την εικόνα του υπερήχου αναλύουν υπολογιστικά την υφή και την κίνηση της πλάκας.

Απαραίτητο βήμα για τη διενέργεια υπολογισμών και την εξαγωγή χαρακτηριστικών και δεικτών κάθε είδους, είναι η ο διαχωρισμός της ψηφιακής εικόνας, δηλαδή η λεγόμενη κατάτμηση της. Αυτή μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε μέσω του διαχωρισμού περιοχών είτε μέσω του διαχωρισμού ορίων όπως η ανίχνευση ακμών, η εφαρμογή κατωφλίου, ενεργών περιγραμμάτων κ.α. Αρχικά, κατά τη διαδικασία της κατάτμησης, ανεξάρτητα από το εάν αυτή πραγματοποιείται αυτόματα ή μέσω ανθρώπινης παρέμβασης, επισημαίνεται στην εικόνα από κάποιον ειδικό η ανατομική περιοχή ενδιαφέροντος (Region of Interest – ROI) στην περιοχή της πλάκας και του αρτηριακού τοιχώματος, προκειμένου να γίνει η αρχικοποίηση του αλγορίθμου κατάτμησης.

Σε αλγοριθμικό επίπεδο, η αυτόματη κατάτμηση της πλάκας είναι εν γένει ιδιαίτερα δύσκολη αναλογιζόμενοι τη διαφορετικότητα που παρουσιάζουν οι εικόνες λόγω των ποικίλων συστημάτων καταγραφής υπερήχων και των ρυθμίσεων τους.

1.4.4 Ανάλυση Υφής Αθηρωματικής Πλάκας από Εικόνες Υπερήχου

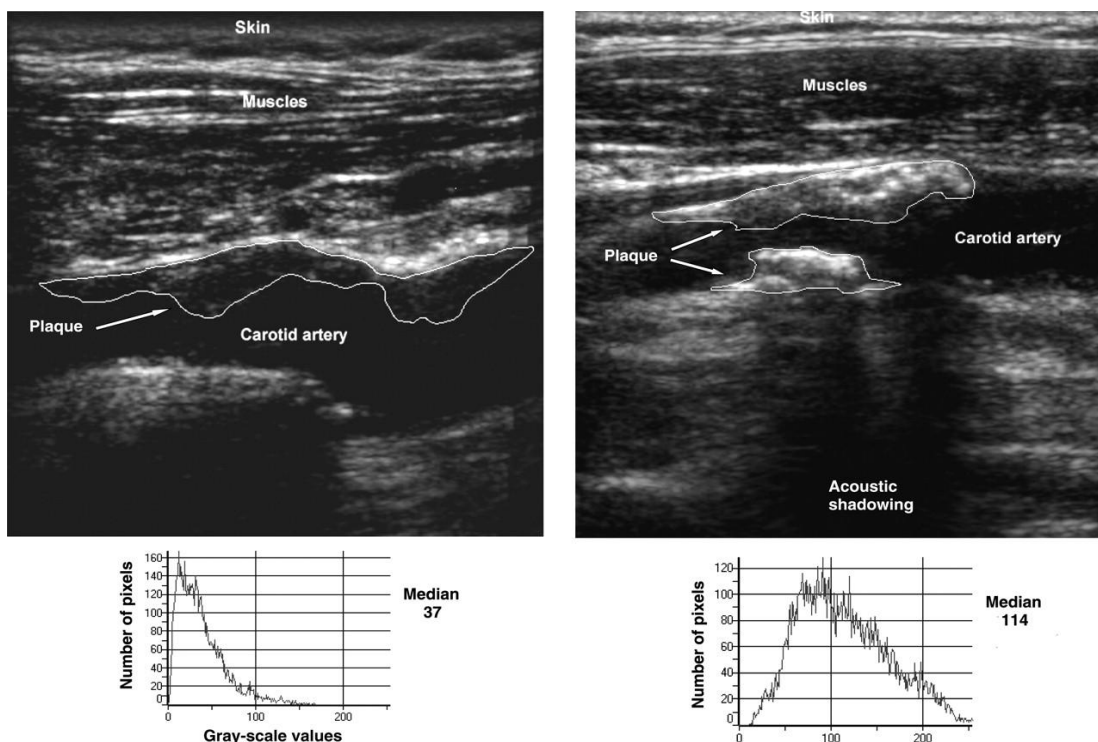
Ο όρος ανάλυση υφής σε μία ψηφιακή εικόνα υπερήχου περιγράφει τη διαδικασία εξαγωγής στατιστικών δεικτών και χαρακτηριστικών που συνδέονται με την κατανομή φωτεινότητας στην περιοχή ενδιαφέροντος. Στόχος της ανάλυσης υφής των αθηρωματικών πλακών είναι η ανάδειξη των διαφορετικών συστατικών που τις συνθέτουν, λαμβάνοντας υπόψη ότι η κατανομή των διάφορων συστατικών της πλάκας καθορίζει την υφή στις εικόνες υπερήχων, λόγω της ξεχωριστής ανακλαστικής ικανότητας που παρουσιάζει η κάθε ουσία. Αναλυτικότερα, ηχογενή συστατικά όπως το ασβέστιο και ο ινώδης ιστός, τα οποία συνθέτουν κατά κύριο λόγο σταθερές αθηρωματικές πλάκες, παρουσιάζουν έντονη σκέδαση του υπερηχητικού σήματος με αποτέλεσμα να οδηγούν σε φωτεινότερες απεικονίσεις σε σχέση αυτές των ασταθών πλακών. Οι τελευταίες εμφανίζονται σκοτεινότερες διότι αποτελούνται από ηχοδιαπερατές ουσίες όπως τα λιπίδια, δηλαδή από ουσίες οι οποίες τείνουν να απορροφούν τους παλμούς υπερήχων [29][30]. Συνεπώς ηχοδιαπερατές πλάκες είναι πιθανότερο να εμφανίσουν ισχαιμικά επεισόδια σε σχέση με τις ηχογενείς [31][32].

Ευρέως χρησιμοποιούμενο στατιστικό μέγεθος υφής είναι το GSM (Grey Scale Median), δηλαδή η μέση τιμή της φωτεινότητας των εικονοστοιχείων (pixels) της πλάκας. Η τιμή του διαφέρει ανάμεσα σε συμπτωματικούς και ασυμπτωματικούς, με χαμηλό GSM να υποδεικνύει εντονότερο κίνδυνο εμφάνισης συμπτωμάτων [29][30].

Αξιόπιστο χαρακτηριστικό υφής αποτελεί επίσης και η διάσταση fractal των φωτεινοτήτων στην περιοχή της πλάκας. Πρόκειται για χαρακτηριστικό ένδειξης της τραχύτητας της πλάκας, με χαμηλές τιμές να υποδηλώνουν ηπιότερες επιφάνειες, γεγονός το οποίο εντοπίζεται συνήθως σε σταθερές πλάκες [33].

Σημαντικότατο ρόλο στην ανάλυση υφής διαθέτουν στατιστικές ιδιότητες πρώτης, δεύτερης ή και υψηλότερης τάξης. Η πρώτη τάξη περιλαμβάνει όλα τα στατιστικά στοιχεία, οι τιμές των οποίων εξαρτώνται από τη φωτεινότητα συγκεκριμένων pixels και όχι από τη σχετική τους θέση. Τέτοια στοιχεία είναι η μέση τιμή, διάμεσος, το ποσοστό των λευκών pixels στο ιστόγραμμα φωτεινοτήτων κτλ. Αντίθετα, τα στοιχεία δεύτερης τάξης αφορούν ζευγάρια από pixels και αποτελούν μέτρο της κατανομής φωτεινότητας στην εικόνα [34].

Η κατάτμηση εικόνας προσφέρει και τη δυνατότητα μορφολογικής επεξεργασίας της πλάκας πέρα από την ανάλυση υφής, δηλαδή επιτρέπει την εφαρμογή συγκεκριμένων τελεστών σε ασπρόμαυρες (δυναμικές) εικόνες. Ο πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος μορφολογικός δείκτης είναι το IMT (Intima-Media Thickness), δηλαδή το πάχος του έσω-μέσου χιτώνα. Η τιμή του υπολογίζεται από τα όρια του εσωτερικού και μέσου στρώματος του αρτηριακού τοιχώματος της καρωτίδας σε διαμήκεις εικόνες B-mode και χρησιμεύει στον έλεγχο της υποχώρησης ή της επιδείνωσης της πλάκας καθώς και στην αξιολόγηση της αντίδρασης του ασθενούς σε κάποια φαρμακευτική αγωγή [35]. Άλλοι μορφολογικοί δείκτες αφορούν το εμβαδό (TPA – Total Plaque Area) [36][37] και τον όγκο (TPV – Total Plaque Volume) [38] της αλλοίωσης της πλάκας ενώ ο δείκτης “άνοιγμα” χρησιμεύει στην εξαγωγή στατιστικών κατανομών σχετικών με το σχήμα των εικόνων [39].



Εικόνα 1.6: Υπερηχογράφημα B-mode ηχοδιαπερατής πλάκας (αριστερά) και ηχογενοῦς πλάκας (δεξιά) με κατάτμηση των περιοχών. Από κάτω εικονίζονται τα αντίστοιχα ιστογράμματα φωτεινότητων με τις αντίστοιχες μέσες τιμές [40].

1.4.5 Ανάλυση Κίνησης από Εικόνες Υπερήχου

Για τη μελέτη της κίνησης τόσο του αρτηριακού τοιχώματος όσο και της αθηρωματικής πλάκας δεν πραγματοποιείται επεξεργασία ενός μόνο στιγμιότυπου ακολουθίας όπως στην ανάλυση υφής, αλλά απαιτείται η ύπαρξη μιας ακολουθίας εικόνων, δηλαδή βίντεο. Η ανάλυση της κίνησης σε ακολουθία δισδιάστατων (2D) εικόνων υπερήχου συνεπάγεται τη μελέτη της κίνησης τόσο στην αξονική διάσταση, δηλαδή τη διάσταση κατά μήκος του άξονα του αγγείου, όσο και στην ακτινική διάσταση που είναι κάθετη στην αξονική. Στην περίπτωση ακολουθίας τρισδιάστατων (3D) εικόνων προστίθεται και η περιφερική διεύθυνση.

Συγκρίνοντας τη μελέτη της κίνησης στην ακτινική και αξονική διάσταση, προκύπτει πως και οι δύο είναι εξίσου σημαντικές, παρά το γεγονός πως στο παρελθόν η αξονική κίνηση του αρτηριακού τοιχώματος θεωρούταν αμελητέα [41][42]. Εν γένει θεωρείται πως η κίνηση του αρτηριακού τοιχώματος και στις δύο διευθύνσεις παρουσιάζει μεγαλύτερη ελαστικότητα σε υγιή άτομα παρά σε ασθενή [43].

Οι μεθοδολογίες ανάλυσης της κίνησης του αρτηριακού τοιχώματος βασίζονται σε δύο κύριες κατηγορίες αλγορίθμων κίνησης : στους συνεχείς και τους διακριτούς αλγορίθμους [44]. Βασική αρχή λειτουργίας των πρώτων είναι η παραγωγή (gradient) της εικόνας σε συνδυασμό με τις εξαρτήσεις ανάμεσα στις χωρικές και χρονικές παραγώγους της. Χαρακτηριστικό παράδειγμα της κατηγορίας αυτής είναι ο αλγόριθμος οπτικής ροής (optical flow) [24].

Από την άλλη πλευρά κυριότερος διακριτός αλγόριθμος κίνησης είναι αυτός της ταύτισης περιοχών (block matching). Αυτός ορίζει ένα σύνολο (block) εικονοστοιχείων μιας εικόνας ως αναφορά και εν συνεχεία προσπαθεί να εντοπίσει σε κάθε επόμενη εικόνα της ακολουθίας το block εικονοστοιχείων που παρουσιάζει τον υψηλότερο συντελεστή ομοιότητας με το block αναφοράς. Μόλις εξεταστούν όλες οι εικόνες του βίντεο εντοπίζεται το block με τη μεγαλύτερη ταύτιση και ο αλγόριθμος επιστρέφει το διάνυσμα μετατόπισης [44]. Προσπάθεια βελτίωσης της απόδοσης του εν λόγω αλγορίθμου περιλαμβάνει χρήση του φίλτρου Kalman [45].

Αναφορικά με την κίνηση των αθηρωματικών πλακών, το γεγονός πως οι μηχανικές τους ιδιότητες δεν έχουν μελετηθεί εκτενώς, κυρίως λόγω των ασαφών ορίων και της πολύπλοκης γεωμετρίας των πλακών, δυσχεραίνει τη μελέτη της κίνησης τους. Ωστόσο έχει παρατηρηθεί πως η κίνηση των ασυμπτωματικών πλακών παρουσιάζει ίδιο πλάτος και προσανατολισμό με αυτόν του αρτηριακού τοιχώματος, εν αντιθέσει με τις συμπτωματικές πλάκες οι οποίες εμφανίζουν σχετική κίνηση μεταξύ διαφορετικών περιοχών της πλάκας [46].

1.5 Ο Ρόλος της Ασβεστοποίησης.

Εν γένει ο όρος ασβεστοποίηση περιγράφει τη συσσώρευση αλάτων ασβεστίου σε κάποιον ιστό του ανθρώπινου σώματος. Κατά κανόνα εμφανίζεται κατά το σχηματισμό των οστών, ωστόσο εναπόθεση ασβεστίου μπορεί να πραγματοποιηθεί και σε μαλακούς ιστούς (αρτηρίες, καρδιακές βαλβίδες, ιστό μαστού) με αποτέλεσμα τη σκλήρυνση τους. Η ασβεστοποίηση μπορεί να εκδηλωθεί με πολλούς τρόπους στο σώμα, με την πληθώρα αυτών να βασίζονται στην κακή απορρόφηση του ασβεστίου. Η εμφάνιση της ασβεστοποίησης δεν εξαρτάται από την ηλικία, παρά το γεγονός πως η ασβεστοποίηση των αρτηριακών τοιχωμάτων τείνει να αυξάνεται με τη γήρανση [47].

1.5.1 Ασβεστοποίηση Αρτηριακού Τοιχώματος

Με βάση ιστοανατομικά κριτήρια, διακρίνονται δύο κύριες κατηγορίες ασβεστοποίησης: η δυστροφική, η οποία εμφανίζεται σε εκφυλισμένους ή νεκρωτικούς ιστούς ως

αντίδραση της βλάβης των ιστών ή ως αποτέλεσμα μειωμένης ποσότητας ασβεστίου στο αίμα, καθώς και η μεταστατική η οποία συνίσταται σε αυξημένα επίπεδα ασβεστίου στον ορό του αίματος ως αποτέλεσμα διαταραγμένου μεταβολισμού ή ως συνέπεια αυξημένης απορρόφησης ασβεστίου. Η δυστροφική ασβεστοποίηση είναι αυτή η οποία οδηγεί συνήθως σε θρόμβωση και ρήξη των αθηρωματικών πλακών [48].

Η αγγειακή ασβεστοποίηση δεν αναγνωρίζεται ως αποτέλεσμα κάποιας παθολογικής βιοχημικής εξέλιξης αλλά ως μια ενεργή, συντονισμένη και σύνθετη διαδικασία παρόμοια εάν όχι ίδια με αυτή του φυσιολογικού σχηματισμού των οστών [47]. Λόγω του ότι τα οστά βρίσκονται συνεχώς σε φάση αναδιαμόρφωσης, προκύπτουν μεταβολές στο ασβέστιο και στο φωσφορικό άλας τους, με αποτέλεσμα ποσότητες ασβεστίου που κινητοποιούνται στον εν λόγω κύκλο εργασιών να αποτίθενται στο αρτηριακό τοίχωμα [49].

Οι αποθέσεις ασβεστώσεων δεδομένου ότι εμφανίζονται τόσο σε μεγάλες αρτηρίες ελαστικού τύπου όσο και σε μικρές μυϊκού τύπου [50], μπορούν είτε να είναι μικρές, διακριτές, και να εντοπίζονται σε ξεχωριστές εστίες λίγων εκατοστών ή να έχουν τη μορφή συρρέουσων μαζών μεγαλύτερων διαστάσεων [47]. Εντός του αρτηριακού τοιχώματος, η ασβεστοποίηση εμφανίζεται είτε στον έσω είτε στο μεσαίο χιτώνα. Στην πρώτη περίπτωση αναπτύσσεται σε συνδυασμό με περιβάλλον αθηροσκλήρωσης και χαρακτηρίζεται από υψηλό βαθμό επικινδυνότητας [50], ενώ στη δεύτερη περίπτωση αναπτύσσεται ανεξάρτητα από αθηροσκλήρωσεις και συνδέεται με την ελασίνη και με αγγειακά μυϊκά κύτταρα οδηγώντας σε αύξηση της διαστολικής πίεσης και σε μείωση της συστολικής [50][51].

Η ασβεστοποίηση ως φαινόμενο παρατηρείται μόνο σε παθολογικά αγγειακά τοιχώματα και αποτελεί ένδειξη όχι μόνο βλάβης του τοιχώματος αλλά ενδεχόμενου σχηματισμού αθηρωματικής πλάκας. Μάλιστα το σύνολο και η έκταση της ασβεστοποίησης αποτελούν μέτρο της σοβαρότητας του αθηροσκληρωτικού τραύματος, με τις ασβεστώσεις να αποτελούν στοιχείο και όχι επιπλοκή της αθηροσκλήρωσης [47]. Εναπόθεση ασβεστώσεων στις αρτηρίες μειώνει την ελαστικότητα τους οδηγώντας με αυτόν τον τρόπο σε στένωση [49].

Κύριο χαρακτηριστικό της ασβεστοποίησης είναι ότι ενώ εν γένει θεωρείται σημαντικό στοιχείο της φυσιολογικής άμυνας του οργανισμού μέσω της διατήρησης της ακεραιότητας του αρτηριακού τοιχώματος, μπορεί να αντιστρέψει το ρόλο της και να συνεισφέρει στο σχηματισμό ενός ακανόνιστου κεντρικού πυρήνα ο οποίος ανά πάσα στιγμή μπορεί να οδηγήσει στην δημιουργία ενός αθηρωματικού πυρήνα [47].

1.5.2 Ασβεστοποίηση Καρωτιδικής Αθηρωματικής Πλάκας

Για την αναγνώριση της ύπαρξης ασβεστοποιήσεων στις αθηρωματικές πλάκες γίνεται χρήση διάφορων απεικονιστικών τεχνικών και όχι αποκλειστικά εικόνων υπερήχου B-mode. Οι τελευταίες προσφέρουν μέσω ποιοτικής οπτικοποίησης τη δυνατότητα εντοπισμού των θέσεων των ασβεστώσεων, ωστόσο η απεικόνιση τους ως φωτεινές υπερηχογενείς περιοχές δεν είναι ιδιαίτερα βοηθητική στην προσπάθεια ποσοτικοποίησης τους. Για το λόγο αυτό πιθανή ταξινόμηση ή διαχωρισμός των ασβεστοποιημένων περιοχών των εικόνων υπερήχου συνεπάγεται τη χρήση τεχνικών μηχανικής μάθησης [52]. Η εφαρμογή, λοιπόν, επεμβατικών τεχνικών όπως αξονικής (CT) και μαγνητικής (MRI) τομογραφίας αλλά και ενδοαγγειακής υπερηχοτομογραφίας (IVUS) προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα στο συγκεκριμένο τομέα παρέχοντας επιπλέον πληροφορίες για την κατανομή της ασβεστοποίησης στο εσωτερικού του αγγειακού τοιχώματος [49].

Στο πλαίσιο της ανάλυσης της κλινικής σημασίας της ασβεστοποίησης του αρτηριακού τοιχώματος μελετάται η επίδραση αυτής στο βαθμό στένωσης καθώς και στην ανάπτυξη καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας. Μετρώντας την ένταση της ασβεστοποίησης σε επίπεδα, αποδεικνύεται πως εντονότερη ασβεστοποίηση οδηγεί και σε μεγαλύτερο ποσοστό στένωσης [53].

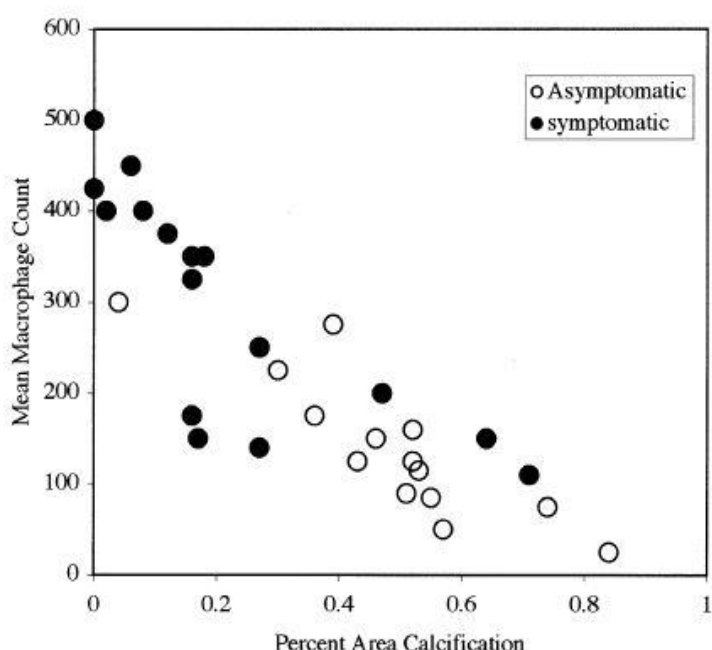
Ωστόσο ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει ο ρόλος του ασβεστίου ως συστατικό των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών, δεδομένου ότι η σύσταση της αθηρωματικής πλάκας αποτελεί σημαντικό κλινικό παράγοντα αθηρωμάτωσης, όπως έχει ήδη αναφερθεί στις προηγούμενες ενότητες. Αποδεικνύεται ότι ασβεστοποιημένες καρωτιδικές αθηρωματικές πλάκες είναι 11 φορές πιθανότερο να κατηγοριοποιηθούν ως ασυμπτωματικές παρά ως συμπτωματικές [54]. Αυτό συμβαίνει διότι το ασβέστιο προσφέροντας σταθερότητα, σκληραίνει την πλάκα προστατεύοντας τη με αυτόν τον τρόπο από μηχανικές συμπίεσεις και από πιθανό διαχωρισμό της σε τμήματα [54].

Μελέτες, επίσης, κάνουν λόγο για παρουσία διπλάσιας ποσότητας ασβεστίου σε ασυμπτωματικές πλάκες σε σχέση με τις συμπτωματικές, ενισχύοντας τη θέση ότι η ασβεστοποίηση συνεισφέρει στη σταθερότητα των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών και αποτρέπει την πιθανότητα ρήξης [55]. Η παρουσία μάλιστα μεγάλων κόκκων ασβεστίου στη σύνθεση της πλάκας είναι ανασταλτικός παράγοντας στην εμφάνιση εγκεφαλικών και παροδικών ισχαιμικών επεισοδίων [56].

Δεδομένου ότι ορισμένες φορές η σύνθεση της πλάκας αποτελεί παράγοντα υψηλότερου κινδύνου σε σύγκριση με τη στένωση [54], γίνεται κατανοητό πως η εγκαθίδρυση μιας ποσοτικής και ποιοτικής σχέσης ανάμεσα στην ασβεστοποίηση της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης και τη σταθερότητα της πλάκας μπορεί να διευκολύνει όχι μόνο την

πρόβλεψη ισχαιμικών επεισοδίων αλλά και τον έλεγχο των αποτελεσμάτων της κλινικής θεραπείας [55].

Παράλληλα, όπως παρουσιάζει και η *Εικόνα 1.7* η ασβεστοποίηση συνδέεται αντιστρόφως ανάλογα με τη διείσδυση μακροφάγων στο εσωτερικό των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών, γεγονός που ενισχύει τη διατήρηση της προστασία τους [55]. Επιπλέον, στην προσπάθεια συσχέτισμού της ασβεστοποίησης με άλλους, αναγνωρισμένους ως προς την εγκυρότητα τους στη μελέτη της αθηρωμάτωσης, στατιστικούς δείκτες, προκύπτει ότι η ασβεστοποίηση συσχετίζεται άμεσα με τις τιμές του δείκτη IMT (Intimal Media Thickness) [5].



Εικόνα 1.7 : Συσχέτιση μεταξύ της μέσης τιμής του συνόλου μακροφάγων και του ποσοστού της περιοχής ασβεστοποίησης της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας, με διαχωρισμό συμπτωματικών και ασυμπτωματικών περιπτώσεων [55].

1.6 Συστήματα υποστήριξης διάγνωσης καρωτιδικής αθηρωμάτωσης

Η εξαγωγή στατιστικών δεικτών πρώτης και δεύτερης τάξης καθώς και γενικότερα χαρακτηριστικών υφής και μορφολογικής και μηχανικής ανάλυσης των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών πραγματοποιείται για την εξαγωγή περαιτέρω κλινικών πληροφοριών ικανών να υποβοηθήσουν τη διάγνωση και τον έλεγχο. Μελέτες, εστιάζοντας στη χρησιμότητα και στις ιδιότητες διαφορετικών χαρακτηριστικών,

εξετάζουν τη διαμόρφωση συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης έχοντας συνήθως ως στόχο είτε το χαρακτηρισμό των αθηρωματικών πλακών ως συμπτωματικών ή ασυμπτωματικών είτε την εκτίμηση του βαθμού επικινδυνότητας των πλακών.



Εικόνα 1.8 : Διάγραμμα ροής της λειτουργίας ενός συστήματος υποβοηθούμενης διάγνωσης, για την εκτίμηση της επικινδυνότητας της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης [21].

Στο πλαίσιο των συστημάτων αυτών, τα στάδια επεξεργασίας των πληροφοριών αλλά και η ροή αυτών αποτελούν απόλυτα συγκεκριμένες και συστηματοποιημένες διαδικασίες. Αρχικό κοινό στάδιο όλων των συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης είναι η είσοδος είτε μεμονωμένων ιατρικών εικόνων υπερήχου B-mode είτε ακολουθίας αυτών. Με την ολοκλήρωση της οριοθέτησης των περιοχών ενδιαφέροντος (ROIS) ακολουθεί στοχευμένη επεξεργασία των εικόνων υπερήχου με σκοπό την εξαγωγή του πλήθους των επιθυμητών δεικτών και χαρακτηριστικών ανάλογα με το είδος της ανάλυσης που διενεργείται, όπως για παράδειγμα ανάλυση υψής ή κίνησης. Ακολουθεί η επιλογή εκείνων των χαρακτηριστικών τα οποία περιέχουν σημαντικότερη διαγνωστική πληροφορία και τα οποία κατά την τροφοδότηση τους στο επόμενο και τελευταίο επίπεδο επεξεργασίας θα είναι σε θέση να εξασφαλίσουν τη μέγιστη αποδοτικότητα του συστήματος. Το τελικό αποτέλεσμα προκύπτει ως η έξοδος ενός κατάλληλα προ-εκπαιδευμένου ταξινομητή ο οποίος δεχόμενος ως είσοδο το αποδοτικότερο υποσύνολο χαρακτηριστικών κατατάσσει αναλόγως την κάθε περίπτωση. Διαγραμματικά η λειτουργία και η ροή της πληροφορίας ενός συστήματος εκτίμησης της επικινδυνότητας καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών παρουσιάζεται στην *Εικόνα 1.8*.

Πίνακας 1.1 : Συγκεντρωτική ανασκόπηση συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης. (SVM – Support Vector Machines, NN – Neural Networks, PNN – Probabilistic Neural Networks, RBF-Radial Basis Function, SOMs – Self Organizing Maps)

Εργασία	Έτος	Δείγμα	Ανάλυση	Ταξινομητής	Ακρίβεια
[32]	2003	230	υφή	SOMs / KNN	73.1 % / 68.8 %
[57]	2006	108	υφή	NN	99.1 %
[58]	2007	274	υφή	SVM / PNN	73.4 % / 72.3 %
[39]	2009	274	μορφολογία	SVM	73.7 %
[59]	2011	20	υφή	SVM	90 %
[60]	2011	346	υφή	SVM	82.4 %
[61]	2012	20	υφή	SVM	79.3 %
[62]	2012	1121	υφή	SVM	77 %
[63]	2012	146	υφή	SVM-RBF	91.7 %
[64]	2013	160	υφή, μορφολογία	SVM	90.7 %

Ο Πίνακας 1.1 παραπάνω παρουσιάζει συνοπτικά ορισμένες μελέτες σχεδιασμού και διαμόρφωσης συστημάτων υποβοηθούμενης διάγνωσης. Κοινός παρονομαστής όλων είναι η επιλογή λογικής παρόμοιας με αυτή του διαγράμματος ροής της *Εικόνας 1.8* ανεξάρτητα από το είδος και το πλήθος των εξαγόμενων χαρακτηριστικών κατά περίπτωση αλλά και του είδους ή της μορφής του ταξινομητή που χρησιμοποιήθηκε εν συνεχεία. Εν γένει παρατηρείται συχνότερα ανάλυση υφής παρά μορφολογική ανάλυση, (η ανάλυση κινητικών χαρακτηριστικών δεν έχει μελετηθεί εκτενώς) ενώ στόχος είναι η διάκριση μεταξύ συμπτωματικών ή ασυμπτωματικών πλακών ή ο χαρακτηρισμός τους ως επικίνδυνες ή μη.

1.7 Σκοπός και δομή της εργασίας

Η πληθώρα κλινικών πληροφοριών που εξάγονται από την επεξεργασία των απεικονίσεων της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης σε συνδυασμό με την αξία που περιέχουν είναι σε θέση να συνεισφέρουν σημαντικά στη διάγνωση. Η ενσωμάτωση των δεδομένων αυτών στη χρήση κατάλληλα εκπαιδευμένων νευρωνικών δικτύων που λειτουργούν ως ταξινομητές δημιουργεί τις βασικές προϋποθέσεις για το σχεδιασμό και την υλοποίηση συστημάτων υποστηρικτικής διάγνωσης.

Η έως τώρα περιορισμένη χρήση μηχανικών χαρακτηριστικών στα συστήματα υποβοηθούμενης διάγνωσης αλλά και ο κρισιμότερος ρόλος της ασβεστοποίησης στη σύνθεση, την εξέλιξη και την επικινδυνότητα των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών, αποτέλεσαν τον κινητήριο μοχλό για την ενασχόληση με το θέμα της εργασίας.

Στο πλαίσιο αυτής, αξιοποιώντας αλγορίθμους ανάλυσης της σύστασης και της κίνησης της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας, εξάγονται χαρακτηριστικά υφής και κίνησης αντίστοιχα από ακολουθίες υπερήχων B-mode. Κατάλληλα επιλεγμένα υποσύνολα αυτών των δεικτών τροφοδοτούν αντίστοιχα δύο εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα : ένα που επεξεργάζεται τα δεδομένα υφής και ένα που επεξεργάζεται τα δεδομένα κίνησης. Στόχος των δύο νευρωνικών δικτύων είναι η αποδοτικότερη ταξινόμηση των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών σε ασβεστοποιημένες και μη καθώς και η μεταξύ τους ταύτιση αναφορικά με τα αποτελέσματά τους. Αναλογιζόμενοι φυσικά το ρόλο της ασβεστοποίησης στην αθηρωματική πλάκα, προκύπτουν χρησιμότερα συμπεράσματα σχετικά με τη σύσταση και τη μορφή της πλάκας αλλά και για το βαθμό επικινδυνότητας της με βάση φυσικά την απόκριση των ταξινομητών υφής και κίνησης.

Η online λειτουργία των ταξινομητών εντάσσεται αρμονικά στο πλαίσιο της δημιουργίας μιας ολοκληρωμένης διαδικτυακής πλατφόρμας η οποία μέσω μιας αυτόνομης βάσης γνώσης και ενός διαδραστικού και εύχρηστου γραφικού περιβάλλοντος ικανοποιεί τις απαιτήσεις τόσο για είσοδο κάθε είδους κλινικών δεδομένων στην πλατφόρμα, όσο και για ανάκτηση πληροφοριών και προβολή ιατρικών εικόνων.

Η δομή της εργασίας είναι η εξής:

- στο δεύτερο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στο θεωρητικό υπόβαθρο των νευρωνικών δικτύων τα οποία εξετάστηκαν ως ταξινομητές: των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANN), των πιθανοτικών νευρωνικών δικτύων (PNN) και των γενικευμένων νευρωνικών δικτύων παλινδρόμησης (GRNN).

- Στο κεφάλαιο τρία γίνεται η περιγραφή των ταξινομητών του συστήματος αλλά και ολόκληρης της διαδικασίας εξαγωγής αποτελέσματος.
- Στο τέταρτο κεφάλαιο γίνεται η παρουσίαση και η ανάλυση της απόδοσης των ταξινομητών.
- Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζεται η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας και γίνεται ξεχωριστή ανάλυση του κάθε τμήματος της αρχιτεκτονικής.
- Στο έκτο κεφάλαιο παρουσιάζεται σε πλήρη μορφή το περιβάλλον της πλατφόρμας καθώς και η ροή της πλοήγησης σε αυτήν.
- Στο τελευταίο κεφάλαιο αναλύονται τα συμπεράσματα της εργασίας και προτείνονται κατευθύνσεις για πιθανή μελλοντική επέκταση της.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

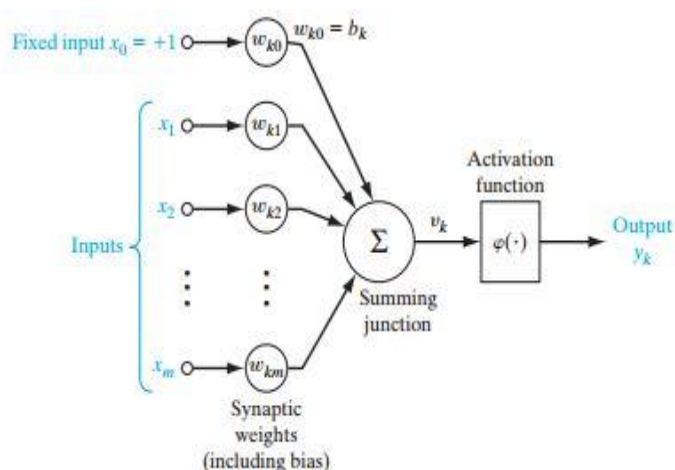
ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι υπολογιστικά μοντέλα της επιστήμης των υπολογιστών που προσφέρουν τη δυνατότητα για μηχανική μάθηση και αναγνώριση προτύπων. Η έμπνευση για τη δημιουργία τους προήλθε από το βιολογικό νευρικό σύστημα και η υλοποίησή τους και η εν συνεχεία εξέλιξη τους ξεκινά περίπου λίγο πριν τα μέσα του 20^{ου} αιώνα.

2.1.1 Περιγραφή και Λειτουργία Τεχνητών Νευρώνων

Η δομή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων βασίζεται στην ύπαρξη απλών τεχνητών κόμβων που ονομάζονται νευρώνες (στην αγγλική ορολογία "neurons", "neurodes", "processing elements", "units") που συνδέονται μεταξύ τους για το σχηματισμό ενός δικτύου. Το εν λόγω δίκτυο των διασυνδεδεμένων νευρώνων επεξεργάζεται πληροφορίες και υπολογίζει κάθε φορά τις τιμές εξόδου ανάλογα με την είσοδο που τοποθετείται στο σύστημα.



Εικόνα 2.1 : Νευρώνας Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου [65].

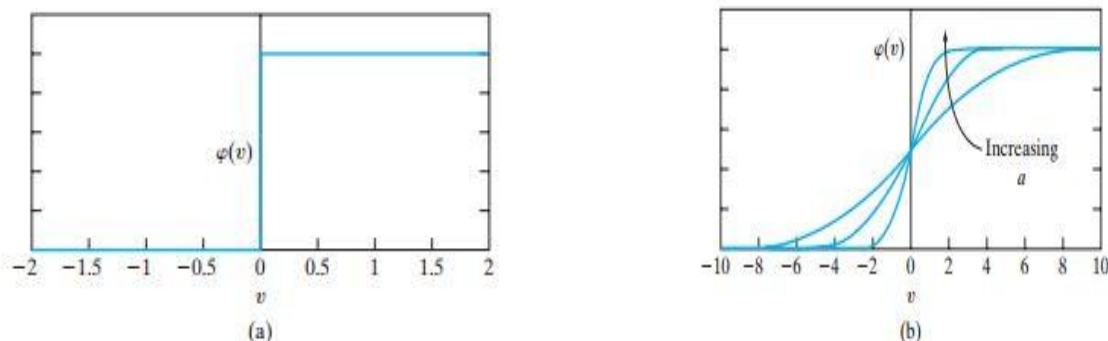
Κύριο χαρακτηριστικό των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων είναι η ύπαρξη βάρους σε κάθε μια από αυτές, δηλαδή παραμέτρων που επιτρέπουν τη διαχείριση της πληροφορίας

κατά τη διάρκεια των υπολογισμών. Συνεπώς οι εισοδοι σε κάθε νευρώνα διαθέτουν βάρη και έτσι η επίδραση που έχει κάθε είσοδος στη λήψη μιας συγκεκριμένης απόφασης εξαρτάται από το αντίστοιχο βάρος της εισόδου. Κάθε νευρώνας έχει την ικανότητα να υιοθετεί συγκεκριμένες καταστάσεις αλλάζοντας τα βάρη των συνδέσεων. Την εν λόγω ικανότητα την αποκτά μέσω μιας διαδικασίας μάθησης η οποία καθορίζει και ανανεώνει τα βάρη των συνδέσεων.

Όπως γίνεται φανερό και από την *Εικόνα 2.1*, κάθε νευρώνας δέχεται ως είσοδο το άθροισμα των σταθμισμένων γινομένων των επιμέρους εισόδων με τα αντίστοιχα βάρη των συνδέσεων σε συνδυασμό με μία τιμή πόλωσης (bias). Στη γενική της μορφή, η είσοδος ενός νευρώνα είναι:

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} \cdot x_i + b$$

Ως έξοδος y του νευρώνα προκύπτει η τιμή της συνάρτησης ενεργοποίησης f του νευρώνα. Η συνάρτηση ενεργοποίησης f είναι μια συνάρτηση του δικτύου, η οποία μετατρέπει το weighted input του κάθε νευρώνα σε έξοδο με βάση κάποιον αλγόριθμο.



Εικόνα 2.2: α) Γραφική παράσταση συνάρτησης κατωφλίου. β) Γραφική παράσταση σιγμοειδούς συνάρτησης για μεταβαλλόμενη παράμετρο κλίσης a [65].

Συνηθέστερες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι :

- η συνάρτηση κατωφλίου (threshold) [65]:

$$\varphi(u) = 0, \text{ για } u < 0, \quad \varphi(u) = 1, \text{ για } u \geq 0$$

- η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid) [65]:

$$\varphi(u) = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

- η γραμμική συνάρτηση (purelin)

$$\varphi(u) = au$$

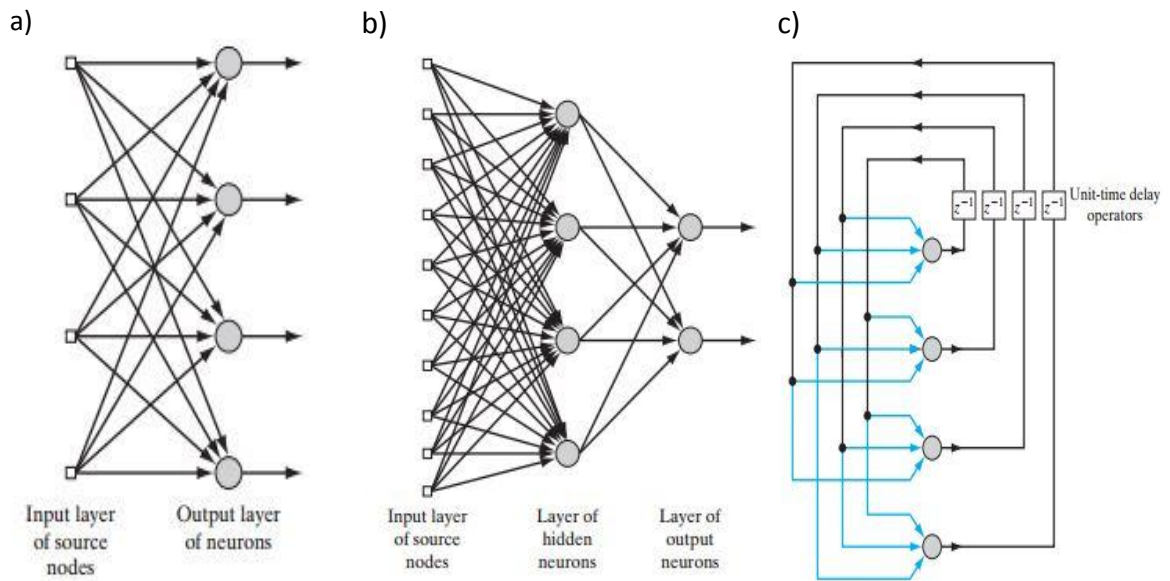
Στη γενική μορφή λοιπόν, η έξοδος ενός νευρώνα είναι:

$$y = \varphi(u)$$

2.1.2 Δομή και Τοπολογία Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ανάλογα με την τοπολογία των νευρώνων τους, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες:

- στα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου (Single Layer Feedforward Networks). Περιλαμβάνουν ένα επίπεδο εισόδου το οποίο συνδέεται απευθείας με ένα επίπεδο νευρώνων εξόδου, αλλά όχι αντίστροφα [65].
- Στα πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (Multilayer Feedforward Networks) [65]. Οι νευρώνες σε ένα κλασικό πολυεπίπεδο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης κατηγοριοποιούνται σε τριών ειδών επίπεδα:
 1. στο επίπεδο εισόδου (input layer), το οποίο περιλαμβάνει τους νευρώνες εισόδου (input neurons) δηλαδή τους νευρώνες που δέχονται το εξωτερικό διάνυσμα εισόδου.
 2. Σε ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα (hidden layer), τα οποία περιλαμβάνουν τους ενδιάμεσους κρυφούς νευρώνες, λειτουργία των οποίων είναι να παρεμβαίνουν μεταξύ της εξωτερικά προερχόμενης εισόδου και της εξόδου του δικτύου.
 3. Στο επίπεδο εξόδου (output layer), το οποίο περιλαμβάνει τους νευρώνες εξόδου (output neurons) δηλαδή τους νευρώνες από τους οποίους εξάγεται η απόκριση του δικτύου.
- Στα αναδρομικά δίκτυα (Recurrent Networks), τα οποία περιλαμβάνουν τουλάχιστον ένα βρόχο ανάδρασης [65].



Εικόνα 2.3: a) Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου b) Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο c) Αναδρομικό δίκτυο χωρίς κρυφό επίπεδο [65].

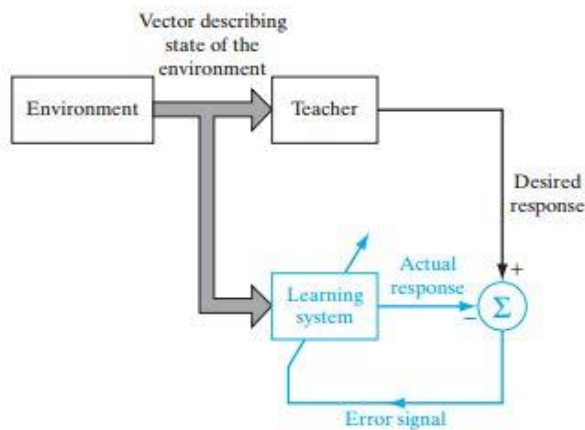
Η λειτουργία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων βασίζεται στη ροή της πληροφορίας από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου μέσω των συνδέσεων του δικτύου ανάμεσα στους νευρώνες. Οι τελευταίοι διενεργούν υπολογισμούς και μεταφέρουν το αποτέλεσμα τους στην είσοδο άλλων νευρώνων. Καθένας μπορεί να δέχεται είσοδο από πολλούς νευρώνες του δικτύου, ωστόσο παράγει μόνο μία έξοδο η οποία μεταφέρεται στους υπόλοιπους.

2.1.3 Εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Προκειμένου κάθε τεχνητό νευρωνικό δίκτυο να είναι σε θέση να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση κάποιου συγκεκριμένου προβλήματος, θα πρέπει τα βάρη των συνδέσεών του να καθοριστούν με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε για κάθε είσοδο να παράγεται το αναμενόμενο αποτέλεσμα. Αυτό πραγματοποιείται μέσω μιας διαδικασίας μάθησης. Ως διαδικασία μάθησης ορίζεται το πρόβλημα της διαμόρφωσης και της ανανέωσης των βαρών των συνδέσεων για μια συγκεκριμένη αρχιτεκτονική δικτύου έτσι ώστε αυτό να μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά. Οποιαδήποτε αλλαγή στη συμπεριφορά των νευρώνων συνεπάγεται την τροποποίηση και ανανέωση των βαρών των συνδέσεων των νευρώνων. Μπορούμε να διακρίνουμε τις διαδικασίες μάθησης των νευρωνικών δικτύων στις εξής κατηγορίες:

- μάθηση με εκπαιδευτή ή επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning). Κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του δικτύου παρέχονται σε αυτό οι επιθυμητές έξοδοι για

τις αντίστοιχες εισόδους. Οι παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται υπό τη συνδυασμένη επιρροή του διανύσματος εκπαίδευσης και του σήματος σφάλματος (διαφορά μεταξύ της επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής απόκρισης του δικτύου) και καθορίζονται με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε να επιτρέπουν στο δίκτυο να παράγει όσο το δυνατόν πλησιέστερη απάντηση προς την πρότυπη γνωστή [65].



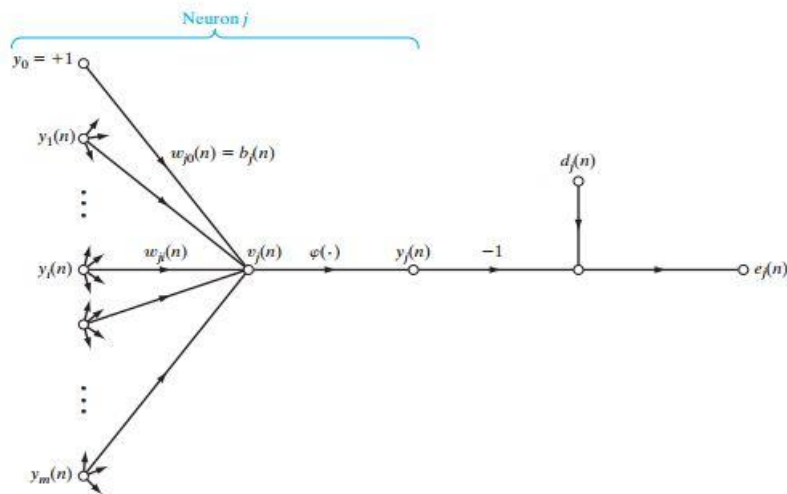
Εικόνα 2.4 : Σχηματικό διάγραμμα μάθησης με εκπαιδευτή. Χαρακτηριστικός ο βρόχος ανάδρασης (γαλάζιο χρώμα) [65].

- μάθηση χωρίς εκπαιδευτή. Διακρίνονται δύο κατηγορίες αυτής:
 1. ενισχυτική μάθηση, στο πλαίσιο της οποίας παράγεται μια μορφή αξιολόγησης των εξόδων του ταξινομητή. Η εν λόγω αξιολόγηση προκύπτει από ένα συνολικό δείκτη συμπεριφοράς και ανατροφοδοτείται στον ταξινομητή με στόχο επιθυμητές συμπεριφορές να ενισχύονται, ενώ ανεπιθύμητες να αποτρέπονται [66].
 2. Μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning), στην οποία δε χρησιμοποιείται κάποιος εκπαιδευτής ούτε κάποια μορφή αξιολόγησης. Παρέχονται μόνο τα δεδομένα εκπαίδευσης και ολόκληρη η διαδικασία βασίζεται σε τοπικές πληροφορίες (Hebbian learning, competitive learning) [65].

2.1.4 Ο Αλγόριθμος Back Propagation (BK)

Τόσο το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που δέχεται ως είσοδο δείκτες κίνησης όσο και αυτό το οποίο δέχεται δείκτες υψής είναι πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης. Για την εκπαίδευση τους χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης Back Propagation. Σκοπός της τεχνικής Back Propagation, είναι ο καθορισμός των βαρών των συνδέσεων του κάθε νευρώνα με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε η απόκλιση ανάμεσα στην

πραγματική και την επιθυμητή έξοδο να μειώνεται. Συνεπώς θα πρέπει να υπολογίσουμε πως μεταβάλλεται η απόκλιση σε πιθανή αυξομείωση του βάρους κάθε σύνδεσης. Η συνηθέστερη μέθοδος μέτρησης της απόκλισης ανάμεσα στην πραγματική και την επιθυμητή έξοδο είναι μέσω της συνάρτησης ελαχίστου τετραγώνου.



Εικόνα 2.5 : Γράφημα ροής σήματος του νευρώνα εξόδου j [65].

Εξετάζοντας μέσω της παραπάνω εικόνας την περίπτωση του νευρώνα εξόδου j , υπολογίζουμε το τοπικό πεδίο $u_j(n)$ στην είσοδο της συνάρτησης ενεργοποίησης ως εξής:

$$u_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) y_i(n) \quad (2.1) [65]$$

όπου m ο συνολικός αριθμός των εισόδων (εξαιρουμένης της πόλωσης). Η έξοδος του νευρώνα j για συνάρτηση ενεργοποίησης φ κατά την επανάληψη n είναι :

$$y_j(n) = \varphi_j(u_j(n)) \quad (2.2) [65]$$

Αντίστοιχα, το σήμα σφάλματος που παράγεται στην έξοδο του νευρώνα j ορίζεται ως :

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (2.3) [65]$$

όπου $d_j(n)$ η επιθυμητή έξοδος. Ακολουθώντας την ορολογία του αλγορίθμου ελαχίστου τετραγώνου, εκφράζουμε τη στιγμιαία ενέργεια σφάλματος του νευρώνα j ως εξής :

$$E_j(n) = \frac{1}{2} e_j^2 \quad (2.4) [65]$$

Προκειμένου να υπολογίσουμε πως μεταβάλλεται η απόκλιση σε πιθανή αυξομείωση του βάρους, υπολογίζουμε το μερικό διαφορικό :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} \frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2.5) [65]$$

Διαφορίζοντας και τα δύο μέλη της (2.4) ως προς $e_j(n)$, προκύπτει :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (2.6) [65]$$

Διαφορίζοντας και τα δύο μέλη της (2.3) ως προς $y_j(n)$, προκύπτει :

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (2.7) [65]$$

Διαφορίζοντας και τα δύο μέλη της (2.2) ως προς $u_j(n)$, προκύπτει :

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial u_j(n)} = \varphi'_j(u_j(n)) \quad (2.8) [65]$$

Διαφορίζοντας και τα δύο μέλη της (2.1) ως προς $w_{ji}(n)$, προκύπτει :

$$\frac{\partial u_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (2.9) [65]$$

Η (2.5) με αντικατάσταση των (2.6), (2.7), (2.8), (2.9) προκύπτει ως :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \varphi'_j(u_j(n)) y_i(n) \quad (2.10) [65]$$

Σύμφωνα με τον κανόνα δέλτα (delta rule) η διόρθωση $\Delta w_{ji}(n)$ που εφαρμόζεται στο $w_{ji}(n)$, ορίζεται ως :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2.11) [65]$$

όπου η είναι η παράμετρος του ρυθμού μάθησης του αλγόριθμου ΒΚ, και το αρνητικό πρόσημο σηματοδοτεί τη βαθμωτή κατάβαση (gradient descent) στο χώρο των βαρών, δηλαδή την αναζήτηση μιας κατεύθυνσης για τη μεταβολή του βάρους η οποία θα μειώνει την τιμή του $E(n)$.

Η τελική μορφή της διόρθωσης $\Delta w_{ji}(n)$ προκύπτει με την αντικατάσταση της (2.10) στην εξίσωση (2.11). Είναι :

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta e_j(n) \phi'_j(u_j(n)) y_i(n) \quad (2.12) [65]$$

Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για κάθε νευρώνα μέχρις ότου ο αλγόριθμος ΒΚ συγκλίνει, γεγονός το οποίο πραγματοποιείται όταν ο απόλυτος ρυθμός μεταβολής του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανά εποχή είναι επαρκώς μικρός. Συνήθως γίνεται χρήση κάποιου κατωφλίου [65].

Στο πλαίσιο της εργασίας, πέρα από τα πολυεπίπεδα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, εξετάστηκαν επιπλέον και άλλες δύο κατηγορίες νευρωνικών δικτύων προκειμένου να επιλεγεί αυτή που παρουσιάζει την καλύτερη απόδοση ταξινόμησης μεταξύ ασβεστοποιημένων και μη ασβεστοποιημένων αθρωματικών πλακών και για τους δείκτες κίνησης και για τους αντίστοιχους της υφής. Πρόκειται για τα στοχαστικά νευρωνικά δίκτυα (PNN - Probabilistic Neural Networks) και τα νευρωνικά δίκτυα γενικευμένης παλινδρόμησης (GRNN - General Regression Neural Networks). Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζεται η δομή και η λειτουργία των πρώτων, ενώ τα δεύτερα αναλύονται στην ενότητα 2.3.

2.2 Δομή και Λειτουργία Στοχαστικών Νευρωνικών Δικτύων

Προκειμένου ένα δεδομένο να κατηγοριοποιηθεί σωστά στην κλάση που ανήκει, θα πρέπει να υπολογιστεί ο βαθμός ομοιότητας του με τα υπόλοιπα δεδομένα του δείγματος. Εργαλείο ταξινόμησης ενός δεδομένου σε μια κλάση, αποτελεί η σύγκριση των επιμέρους τιμών που προκύπτουν από την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF – Probability Density Function) της κάθε υποψήφιας κλάσης. Ωστόσο προκειμένου η ταξινόμηση να είναι έγκυρη και αποδοτική, θα πρέπει η εκτίμηση της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας κάθε κλάσης να είναι όσο το δυνατόν αντιπροσωπευτικότερη των δειγμάτων της κλάσης. Το γεγονός αυτό συνεπάγεται την ύπαρξη σαφών, διακεκριμένων ορίων μεταξύ των συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας των κάθε κλάσεων, με την ακρίβεια των ορίων αυτών να εξαρτάται από την ακρίβεια υπολογισμού των αντίστοιχων PDFs [67].

Αποδοτικότερος τρόπος εκτίμησης της συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας μιας κλάσης είναι αυτός που προτάθηκε από τον Parzen το 1962 και βασίζεται σε μια τεχνική παρεμβολής δεδομένων. Υποθέτοντας ότι επιθυμούμε να υπολογίσουμε την τιμή PDF (x) για ένα σημείο x , τοποθετούμε το λεγόμενο παράθυρο συνάρτησης (window function) στο σημείο x και διακρίνουμε ποια δεδομένα x_i εντοπίζονται εντός του παραθύρου, γεγονός το οποίο ισοδυναμεί με τη συνεισφορά κάθε σημείου στο σχηματισμό του παραθύρου. Η τιμή PDF (x) υπολογίζεται ως το συνολικό άθροισμα όλων αυτών των επιμέρους συνεισφορών [68].

Σύμφωνα με την εκτίμηση του παραθύρου – Parzen, η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας είναι :

$$\text{PDF}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma^d} W\left(\frac{x-x_i}{\sigma}\right) \quad (2.13)[68]$$

όπου d η διάσταση του χώρου, n το σύνολο των δεδομένων, σ η παράμετρος εξομάλυνσης και W η συνάρτηση παραθύρου. Συνηθέστερη συνάρτηση παραθύρου για την εκτίμηση πυκνότητας πιθανότητας είναι η Gaussian. Συνεπώς η PDF γίνεται :

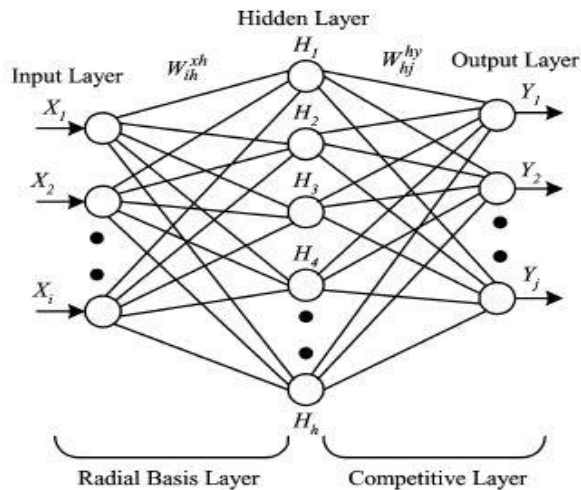
$$\text{PDF}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^d} e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.14)[68]$$

Ο καθορισμός της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σ παίζει καθοριστικό ρόλο στην εκτίμηση της συμπεριφοράς της PDF. Στόχος είναι η μεταβλητή αυτή να αποκτήσει την τιμή για την οποία επιτυγχάνεται η εγκυρότερη ταξινόμηση. Παρακάτω περιγράφεται αναλυτικότερα η επίδραση της στη λειτουργία της ταξινόμησης.

Μετά τον ακριβή καθορισμό της PDF κάθε κλάσης, το κάθε δεδομένο x_i ταξινομείται στην κλάση της οποίας η αντίστοιχη τιμή $\text{PDF}(x_i)$ είναι μεγαλύτερη συγκριτικά με τις υπόλοιπες. Στόχος λοιπόν του στοχαστικού νευρωνικού δικτύου (PNN) είναι η υπολογιστική προσομοίωση της εν λόγω διαδικασίας ταξινόμησης.

Στο πλαίσιο της τοπολογίας του στοχαστικού νευρωνικού δικτύου, οι νευρώνες οργανώνονται σε τρία επίπεδα :

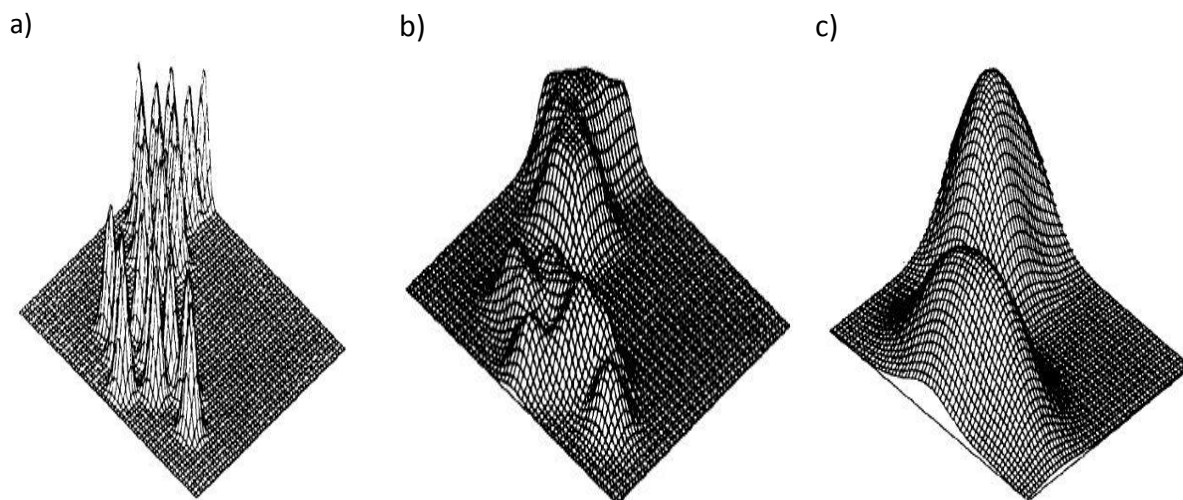
- στο επίπεδο εισόδου (input layer), το οποίο δέχεται την εξωτερική είσοδο προς το δίκτυο,
- στο επίπεδο ακτινικής βάσης (radial basis layer), το οποίο υπολογίζει την τιμή PDF κάθε κλάσης για το αντίστοιχο δεδομένο εισόδου,
- στο επίπεδο ανταγωνισμού (competitive layer) το οποίο συγκρίνει τις υπολογισμένες τιμές των PDF και ταξινομεί το δεδομένο εισόδου στην κλάση με την αντίστοιχη μεγαλύτερη τιμή PDF.



Εικόνα 2.6 : Αρχιτεκτονική PNN [69].

Ο καθορισμός των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων του PNN δεν πραγματοποιείται με τον ίδιο τρόπο όπως στο MLP, αφού δεν χρησιμοποιείται κάποιος αλγόριθμος μάθησης όπως για παράδειγμα ο Back Propagation. Για την ακρίβεια τα βάρη δεν καθορίζονται μέσα από μια επαναληπτική και χρονοβόρα διαδικασία, αλλά αποκτούν στιγμιαία σταθερές τιμές τις οποίες και διατηρούν. Πρόκειται για τις τιμές των δεδομένων ενός επιλεγμένου δείγματος το οποίο, στο πλαίσιο της επιβλεπόμενης μάθησης του δικτύου, αποτελεί το δείγμα εκπαίδευσης του δικτύου [70]. Στόχος είναι η επιλογή του δείγματος εκπαίδευσης να είναι όσο το δυνατόν αντιπροσωπευτικότερη του συνόλου των δεδομένων, έτσι ώστε να πραγματοποιηθεί η καταλληλότερη ανάθεση τιμών στα βάρη του δικτύου.

Για συγκεκριμένο δείγμα εκπαίδευσης και κατά συνέπεια συγκεκριμένες τιμές βαρών στις συνδέσεις του δικτύου, διαφορετικές τιμές της παραμέτρου εξομάλυνσης οδηγούν σε διαφορετική συμπεριφορά του δικτύου. Αναλυτικότερα μικρό σ έχει σαν αποτέλεσμα η εκτιμώμενη PDF να παρουσιάζει διαφορετική εικόνα ανάλογα με τη θέση των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ μεγαλύτερες τιμές σ οδηγούν σε μεγαλύτερο βαθμό παρεμβολής μεταξύ των σημείων [67]. Χαρακτηριστική είναι η *Εικόνα 2.7*. Σε κάθε περίπτωση, ο καθορισμός της παραμέτρου αυτής σχετίζεται άμεσα με τα δεδομένα του προβλήματος ταξινόμησης, με την εύρεση της αποδοτικότερης τιμής της να προκύπτει είτε μέσω κάποιας ευριστικής μεθόδου είτε με συνεχόμενες δοκιμές.



Εικόνα 2.7: Απεικόνιση PDF για συγκεκριμένο δείγμα εκπαίδευσης α) για μικρό σ b) για μεγάλο σ c) για πολύ μεγάλο σ [67].

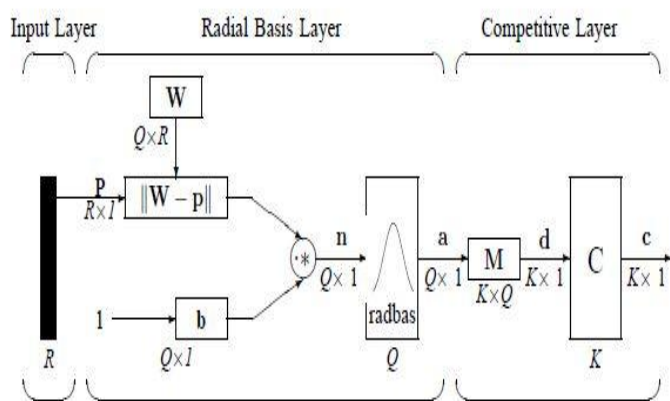
Προκειμένου να περιγράψουμε τον ακριβή τρόπο λειτουργίας ενός PNN αλλά και τη ροή των πληροφοριών μέσα σε αυτό υποθέτουμε τα εξής :

- το δείγμα εκπαίδευσης είναι ένας πίνακας $R \times Q$, όπου R το σύνολο των χαρακτηριστικών για κάθε δεδομένο και Q το σύνολο των διανυσμάτων των δεδομένων καθένα από τα οποία έχει διαστάσεις $R \times 1$. Ο αριθμός των νευρώνων του radial basis layer ισούται με Q .
- K είναι το σύνολο των κλάσεων καθώς και ο αριθμός των νευρώνων του competitive layer.
- T είναι ένας πίνακας $K \times Q$, ο οποίος έχει παντού 0, εκτός από ένα 1 ανά στήλη. Το 1 τοποθετείται στη σειρά που αντιπροσωπεύει την αντίστοιχη κλάση, προκειμένου να φανερώνει την κλάση στην οποία ανήκει καθένα από τα Q διανύσματα δεδομένων εκπαίδευσης.

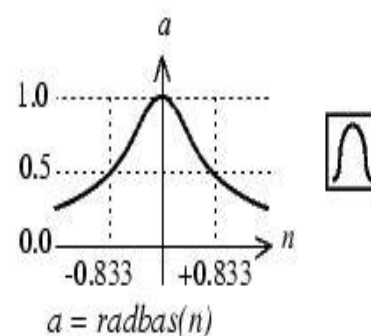
Ας υποθέσουμε πως τα βάρη του Radial Basis Layer έχουν καθοριστεί από τον πίνακα $Q \times R$, δηλαδή τον ανάστροφο πίνακα του δείγματος εκπαίδευσης, ενώ τα βάρη του Competitive Layer έχουν οριστεί από τον πίνακα T . Έστω ότι εισέρχεται στο δίκτυο ένα δεδομένο διαστάσεων $R \times 1$. Αρχικά, στο Radial Basis Layer, υπολογίζεται ένα διάνυσμα $Q \times 1$, κάθε στοιχείο του οποίου περιλαμβάνει έναν αριθμό ενδεικτικό της απόλυτης τιμής της Ευκλείδειας απόστασης του δεδομένου εισόδου από το αντίστοιχο δεδομένο εκπαίδευσης. Εν συνεχεία, καθένα από τα στοιχεία αυτά πολλαπλασιάζεται με μια τιμή πόλωσης b (bias) και τα αποτελέσματα δίνονται ως είσοδος στη συνάρτηση μεταφοράς η οποία στην περίπτωση της εργασίας είναι η συνάρτηση ακτινικής βάσης (radial basis

function, *Εικόνα 2.8b*). Ως αποτέλεσμα προκύπτει ένα διάνυσμα a , διαστάσεων $Q \times 1$, με τιμές οι οποίες κυμαίνονται από 0 έως 1. Τιμή κοντά στο 1 δηλώνει υψηλό βαθμό ομοιότητας του δεδομένου εισόδου με το δεδομένο εκπαίδευσης της αντίστοιχης θέσης του διανύσματος, ενώ τιμές κοντά στο 0 δείχνουν το αντίθετο. Το διάνυσμα a περνά στο Competitive Layer και εκεί πολλαπλασιάζεται με τον πίνακα T . Δεδομένου ότι ο πίνακας T \times a διαθέτει παντού 0 εκτός από έναν άσσο ανά στήλη, ο πίνακας $T \times a$ που προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό έχει διαστάσεις $K \times 1$ και τιμές παντού 0 εκτός από μία θέση που έχει 1. Η κλάση της αντίστοιχης αυτής θέσης, είναι η κλάση στην οποία ταξινομείται σύμφωνα με το δίκτυο το δεδομένο εισόδου [70].

a)



b)



Εικόνα 2.8: a) Λειτουργία PNN και ροή πληροφορίας σε αυτό [70]. b) Γραφική παράσταση της συνάρτησης ακτινικής βάσης. Είναι $radbas(n) = \exp(-n^2)$ [71].

Συνοψίζοντας, ένας ταξινομητής PNN έχει τη δυνατότητα να συγκλίνει σε έναν ταξινομητή Bayes κάτω από συγκεκριμένες προϋποθέσεις εκ των οποίων σημαντικότερη είναι η ύπαρξη μεγάλου και αντιπροσωπευτικού δείγματος εκπαίδευσης [70]. Σημαντικό πλεονέκτημα της χρήσης του PNN αποτελεί η ταχύτητα εκπαίδευσης και απόκρισης του, γεγονός που οφείλεται στην αποκλειστική χρήση πινάκων για τη διενέργεια υπολογισμών και στις δύο φάσεις αντίστοιχα.

2.3 Δομή και Λειτουργία Νευρωνικών Δικτύων Γενικευμένης Παλινδρόμησης

Όπως αναφέρθηκε και στην τελευταία παράγραφο της *Ενότητας 2.1.4*, στο πλαίσιο της εύρεσης του βέλτιστου ταξινομητή τόσο υφής όσο και κίνησης, εξετάστηκε και η αποδοτικότητα των νευρωνικών δικτύων γενικευμένης παλινδρόμησης (GRNN). Πρόκειται για μια κατηγορία νευρωνικού δικτύου παρόμοια ως προς τη δομή, την τοπολογία και τη

ροή της πληροφορίας με τα PNN, ωστόσο παρουσιάζει διαφορετική λογική λειτουργίας. Στόχος ενός GRNN είναι η προσέγγιση οποιασδήποτε συνάρτησης συνδέει το διάνυσμα εισόδου με το διάνυσμα εξόδου, σχηματίζοντας την εκτίμηση της συνάρτησης αυτής απευθείας από το δείγμα εκπαίδευσης [72].

Ο όρος παλινδρόμηση (regression) μιας εξαρτημένης μεταβλητής Y σε σχέση με μια ανεξάρτητη μεταβλητή X , περιγράφει τη διαδικασία υπολογισμού της πιθανότερης τιμής που μπορεί να πάρει η μεταβλητή Y για μια τιμή της X . Η ουσία της παλινδρόμησης κρύβεται στο γεγονός ότι ο υπολογισμός αυτός βασίζεται σε ένα σύνολο ζευγών τιμών της μεταβλητής X με τις αντίστοιχες τιμές της μεταβλητής Y . Στο πλαίσιο ενός συστήματος παλινδρόμησης, αντιστοιχίζοντας τη μεταβλητή X με την είσοδο του συστήματος και την Y με την έξοδο, η εκτίμηση της τιμής της μεταβλητής Y απαιτεί την ύπαρξη ενός μοντελοποιημένου συσχετισμού ανάμεσα στην είσοδο και την έξοδο.

Ας υποθέσουμε ότι X είναι μία τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής x και Y η ζητούμενη τιμή της εξαρτημένης τυχαίας μεταβλητής y . Σύμφωνα με την κλασική εργασία του Donald F. Sprecht, η παλινδρόμηση $Y(X)$ ισούται με τη δεσμευμένη μέση τιμή (conditional mean) $E[y|X]$. Είναι :

$$Y(X) = E[y|X] = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} yf(x,y)dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y)dy} \quad (2.15) \quad [73]$$

όπου $f(x,y)$ η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (PDF). Δεδομένου ότι η PDF είναι αρχικά άγνωστη, υπολογίζεται με την μέθοδο Parzen όπως αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Στη γενική της μορφή για σύνολο δύο διαστάσεων ($d = 2$) είναι :

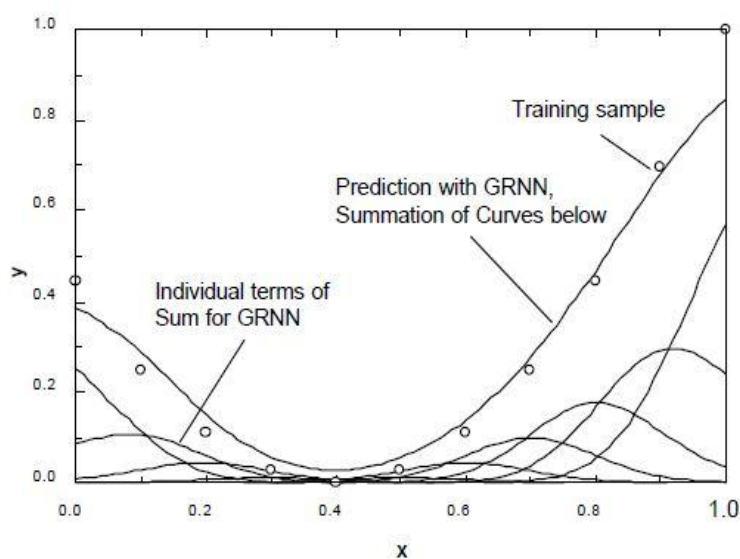
$$f(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma^2} W\left(\frac{X-X_i}{\sigma}\right) W\left(\frac{Y-Y_i}{\sigma}\right) \quad (2.16) \quad [74]$$

Με αντικατάσταση της παραπάνω PDF (2.16) στη (2.15) και χρήση της Gaussian συνάρτησης βάρους ($W = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-x^2}{2}\right)}$), η παλινδρόμηση $Y(X)$ παίρνει την εξής μορφή :

$$Y(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i e^{\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right)}}{\sum_{i=1}^n e^{\left(\frac{-D_i^2}{2\sigma^2}\right)}} \quad (2.17) \quad [75]$$

όπου $D_i^2 = (X - X_i)^T (X - X_i)$, με τον όρο X_i να αντιπροσωπεύει την τιμή του i -οστού δεδομένου του δείγματος εκπαίδευσης.

Η απόσταση D_i ανάμεσα στο δεδομένο εισόδου X και το i -οστό δεδομένο του δείγματος εκπαίδευσης X_i αποτελεί μέτρο του βαθμού κατά τον οποίο ένα δεδομένο εκπαίδευσης μπορεί να αντιπροσωπεύσει την τιμή του εκάστοτε δεδομένου εισόδου [75]. Εάν η εν λόγω απόσταση είναι μικρή, δηλαδή η μεταβλητή D_i προσεγγίζει το μηδέν τότε ο εκθετικός όρος της εξίσωσης παλινδρόμησης προσεγγίζει τη μονάδα, γεγονός που αποδεικνύει πως το δεδομένο εισόδου αντιπροσωπεύεται σε ιδιαίτερα αποδοτικό βαθμό από το αντίστοιχο δεδομένο εκπαίδευσης. Αντίθετα μεγαλύτερη απόσταση οδηγεί σε μικρότερη τιμή του εκθετικού όρου δείχνοντας παράλληλα την ανάγκη για συνεισφορά και άλλων δεδομένων εκπαίδευσης στον υπολογισμό της παλινδρόμησης [75]. Γενικότερα μικρότερη απόσταση ενός δεδομένου εισόδου από ένα δεδομένο εκπαίδευσης συνεπάγεται καλύτερη αντιπροσώπευση του πρώτου από το δεύτερο και ταυτόχρονα μικρότερη ανάγκη συνεισφοράς και άλλων δεδομένων εκπαίδευσης για τον υπολογισμό της εκτίμησης της παλινδρόμησης Y . Η αύξηση της απόστασης αποτελεί ταυτόχρονα ένδειξη της ανικανότητας και ακαταλληλότητας ενός δεδομένου εκπαίδευσης να υπολογίσει την εκτίμηση της τιμής Y αλλά και ένδειξη της ανάγκης συνεισφοράς και άλλων δεδομένων εκπαίδευσης, ίσως κοντινότερων προς το δεδομένο εισόδου, για τον υπολογισμό της εκτίμησης.

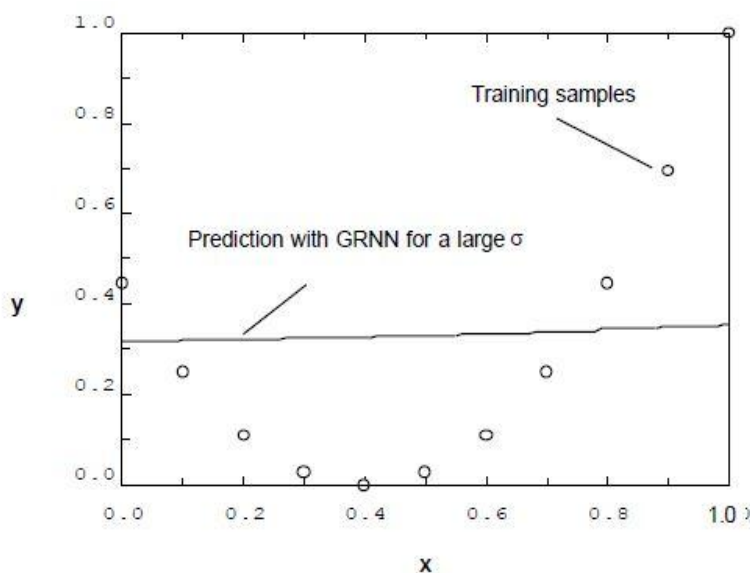


Εικόνα 2.9 : Γραφική αποτύπωση της συνεισφοράς κάθε δεδομένου εκπαίδευσης στην εκτίμηση της καμπύλης παλινδρόμησης ενός GRNN [75].

Όπως παρατηρούμε και από τον τύπο της παλινδρόμησης (2.17) η εκτίμηση της τιμής Y , που σε επίπεδο συστήματος όπως αναφέραμε αντιστοιχεί στην τιμή εξόδου, αποτελεί συνάρτηση της επίδρασης κάθε δεδομένου εκπαίδευσης. Ωστόσο ο βαθμός στον οποίο επιδρά κάθε δεδομένο εκπαίδευσης στον υπολογισμό, εξαρτάται, πέρα από την απόσταση σε σχέση με το δεδομένο εισόδου, και από την τιμή του παράγοντα εξομάλυνσης σ . Μικρή τιμή σ επιτρέπει συνεισφορά για τον υπολογισμό της εκτίμησης Y

μόνο στα γειτονικά δεδομένα εκπαίδευσης του δεδομένου εισόδου, ενώ μεγαλύτερες τιμές σ επιτρέπει τη συμμετοχή σε μεγαλύτερο εύρος δεδομένων εκπαίδευσης [75].

Η επιλογή της τιμής σ εξαρτάται τόσο από το είδος του δείγματος όσο και από την προσωπική απόφαση του σχεδιαστή του συστήματος, δεδομένου ότι συνεισφορά μόνο των γειτονικών δεδομένων εκπαίδευσης του δεδομένου εισόδου στην εκτίμηση της εξόδου συνεπάγεται την καλύτερη δυνατή αντιπροσώπευση της εισόδου και την εξαγωγή του ακριβέστερου δυνατού αποτελέσματος. Από την άλλη πλευρά, μεγάλο σ και ως εκ τούτου μεγαλύτερο εύρος δεδομένων εκπαίδευσης να μην αποτελεί μειονέκτημα ως προς την ακρίβεια, αλλά οδηγεί σε πιο ομαλή καμπύλη παλινδρόμησης [75]. Συνεπώς σε κάθε περίπτωση η επιλογή του σ συνεπάγεται και το αντίστοιχο tradeoff ανάμεσα στην ακρίβεια και την εξομάλυνση [75].



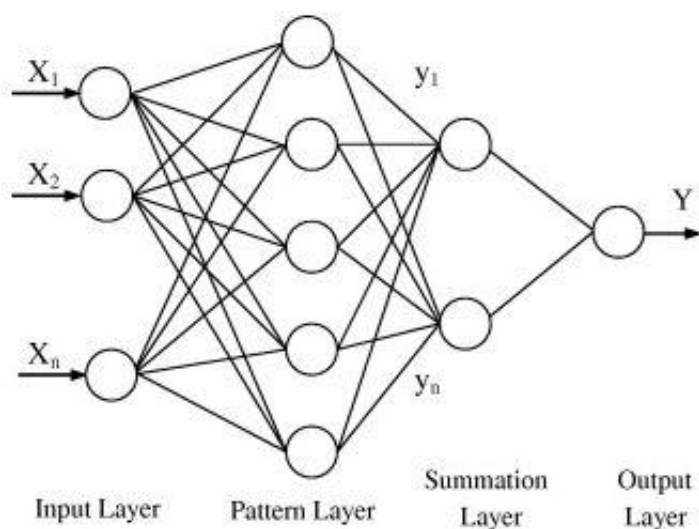
Εικόνα 2.10 : Παράδειγμα επιλογής μεγάλης τιμής παράγοντα εξομάλυνσης σ . Η καμπύλη των εκτιμήσεων Y είναι σχεδόν ομαλή και υστερεί πολύ σε ακρίβεια [75].

Στο πλαίσιο της τοπολογίας του GRNN, οι νευρώνες οργανώνονται σε τέσσερα επίπεδα. Η δομή και η λειτουργία του κάθε επιπέδου είναι η εξής:

- το επίπεδο εισόδου (input layer), δέχεται την εξωτερική είσοδο προς το δίκτυο και αποτελείται από αριθμό νευρώνων ίσο με τον αριθμό των χαρακτηριστικών κάθε δεδομένου εισόδου. Κάθε κόμβος εισόδου συνδέεται με κάθε κόμβο του επόμενου επιπέδου [72].
- Το επίπεδο μοτίβων (pattern layer), αποτελείται από αριθμό νευρώνων ίσο με το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, με κάθε κόμβο να αντιστοιχίζεται σε ένα ξεχωριστό δεδομένο [72]. Καθένας υπολογίζει τους εκθετικούς όρους της

συνάρτησης παλινδρόμησης (2.17) που αφορούν το δεδομένο εκπαίδευσης του. Προκειμένου να γίνει αυτό, αρχικά υπολογίζουν την Ευκλείδια απόσταση ανάμεσα στο δεδομένο εισόδου και το δεδομένο εκπαίδευσης τους και εν συνεχεία πολλαπλασιάζουν το αποτέλεσμα με μια τιμή πόλωσης b (bias). Το αποτέλεσμα που προκύπτει τροφοδοτείται στη συνάρτηση radbas (ίδια μορφή με αυτήν της προηγούμενης ενότητας). Κάθε κόμβος συνδέεται με όλους τους κόμβους του επόμενου επιπέδου.

- Το αθροιστικό επίπεδο (summation layer) αποτελείται από δύο νευρώνες εκ των οποίων ο ένας ονομάζεται Numerator και ο άλλος Denominator [75]. Ο Numerator υπολογίζει το άθροισμα του αριθμητή της εξίσωσης παλινδρόμησης (2.17) και ο Denominator το άθροισμα του παρονομαστή. Τα επιμέρους γινόμενα των αθροισμάτων και των δύο κόμβων καταφθάνουν μέσω των συνδέσεων με το pattern layer.
- Το επίπεδο εξόδου (output layer) περιλαμβάνει τον κόμβο εξόδου του συστήματος. Αυτός υπολογίζει το λόγο της εξόδου του Numerator με την έξοδο του Denominator, προσομοιώνοντας την πράξη του κλάσματος της εξίσωσης (2.17) [72].



Εικόνα 2.11 : Γενική τοπολογία GRNN [72].

Αξίζει να αναφερθεί ότι τόσο ο αριθμός των ζευγών κόμβων Numerator και Denominator όσο και ο αριθμός των κόμβων του επιπέδου εξόδου ισούνται με το σύνολο των απαιτούμενων εξόδων του συστήματος. Για παράδειγμα εάν οι έξοδοι του συστήματος ήταν δύο, τότε το ένα ζεύγος Numerator-Denominator σε συνδυασμό με τον ένα κόμβο εξόδου θα υπολόγιζαν την εκτίμηση για τη μία έξοδο, ενώ ο συνδυασμός του άλλου

ζεύγους Numerator-Denominator με τον άλλο κόμβο εξόδου θα υπολόγιζαν την άλλη έξοδο.

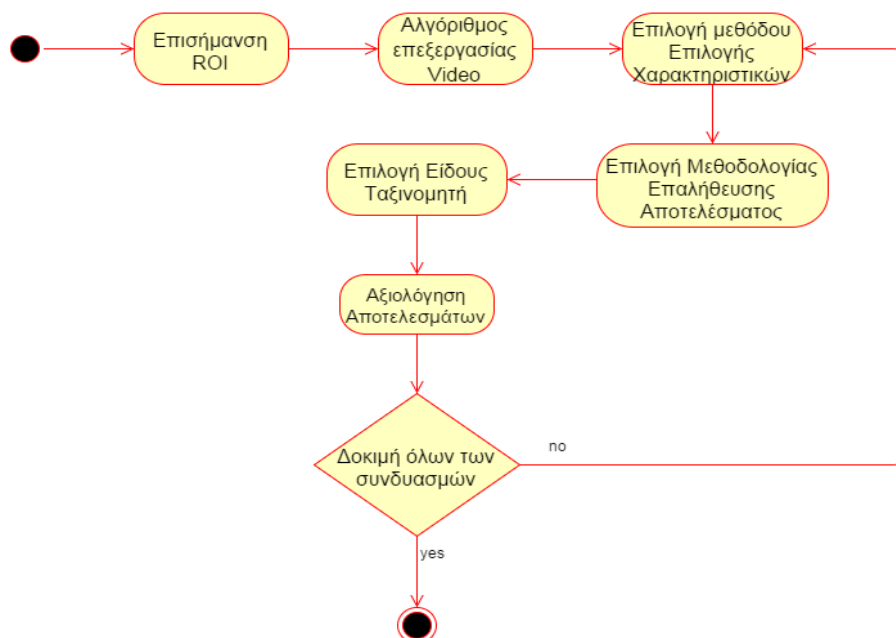
Όπως και στο PNN, έτσι και στο GRNN η εκπαίδευση του δικτύου δεν είναι μια επαναληπτική χρονοβόρα διαδικασία και δεν πραγματοποιείται μέσω της χρήσης του αλγορίθμου BK. Εάν υποθέσουμε ότι το δείγμα εκπαίδευσης είναι ένας πίνακας $R \times Q$, όπου R το σύνολο των χαρακτηριστικών για κάθε δεδομένο και Q το σύνολο των διανυσμάτων των δεδομένων καθένα από τα οποία έχει διαστάσεις $R \times 1$, τότε τα βάρη των συνδέσεων ανάμεσα στο input layer και το pattern layer παίρνουν τις τιμές τους από τον πίνακα $Q \times R$, δηλαδή τον ανάστροφο πίνακα του δείγματος εκπαίδευσης. Τα βάρη των συνδέσεων ανάμεσα στο pattern layer και τον Numerator έχουν την τιμή Y_i του i -οστού δεδομένου εκπαίδευσης που αντιπροσωπεύεται από τον i -οστό κόμβο του pattern layer, ενώ αντίθετα τόσο οι συνδέσεις ανάμεσα στο pattern layer και το Denominator όσο και οι συνδέσεις του summation layer με το output layer έχουν μοναδιαίο βάρος. Σε περιπτώσεις λοιπόν που το δείγμα εκπαίδευσης είναι μεγάλο, τα σφάλματα των εκτιμήσεων μειώνονται κατά πολύ και η προσέγγιση της ζητούμενης συνάρτησης είναι αποδοτική [72].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΑΝΑΠΤΥΞΗΣ ΣΧΗΜΑΤΟΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

3.1 Ακολουθία Δραστηριοτήτων και Δεδομένα του Σχήματος Ταξινόμησης

Η επιλογή του βέλτιστου ταξινομητή τόσο κίνησης όσο και υψής για το διαχωρισμό ασβεστοποιημένων και μη ασβεστοποιημένων καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών, προϋποθέτει την εξέταση και δοκιμή της απόδοσης όλων των πιθανών σχημάτων ταξινόμησης που μπορούν να προκύψουν από το συνδυασμό διαφορετικών μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών με διαφορετικά είδη ταξινομητών και διαφορετικές μεθόδους επαλήθευσης αποτελεσμάτων. Κάθε σχήμα ταξινόμησης περιλαμβάνει ορισμένα βασικά στάδια δραστηριοτήτων, όπως φανερώνει και η *Εικόνα 3.1*.



Εικόνα 3.1 : Διάγραμμα δραστηριοτήτων (activity diagram) της διαδικασίας κατασκευής πιθανών σχημάτων ταξινόμησης. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται και για τον ταξινομητή κίνησης αλλά και για αυτόν της υψής.

Πρωταρχικό βήμα αποτελεί η επισήμανση των περιοχών ενδιαφέροντος σε όλα τα videos καθώς και η εκτέλεση του αλγορίθμου επεξεργασίας video για καθένα από αυτά. Εν συνεχεία με βάση κάποια μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών επιλέγεται ένα υποσύνολο αυτών το οποίο τροφοδοτείται ως είσοδος σε έναν επιλεγμένο ταξινομητή, με το διαχωρισμό των δεδομένων εκπαίδευσης και επαλήθευσης να καθορίζεται από μία μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων. Ακολουθεί η αξιολόγηση της απόδοσης του ταξινομητή με βάση τις τιμές συγκεκριμένων μετρικών οι οποίες διαμορφώνονται σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προκύπτουν.

Η εν λόγω ακολουθία δραστηριοτήτων εφαρμόζεται τόσο κατά την επιλογή του βέλτιστου ταξινομητή κίνησης όσο και για αυτόν της υφής, με τη μόνη διαφορά μεταξύ των σχημάτων να εντοπίζεται όπως είναι αναμενόμενο, στο είδος των χαρακτηριστικών με βάση το οποίο πραγματοποιείται η ταξινόμηση. Το σχήμα ταξινόμησης με βάση την κίνηση της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας χρησιμοποιεί μόνο τα χαρακτηριστικά κίνησης που προκύπτουν από τον αλγόριθμο επεξεργασίας video, σε αντίθεση με το σχήμα ταξινόμησης με βάση την υφή της αθηρωματικής πλάκας το οποίο κάνει χρήση μόνο των χαρακτηριστικών υφής.

Τα απεικονιστικά δεδομένα υπερήχου B-mode πάνω στα οποία βασίστηκε η κατασκευή, η εκπαίδευση και η επαλήθευση των σχημάτων ταξινόμησης κίνησης και υφής αποτελούνται από 36 χειρουργημένες καρωτιδικές αθηρωματικές πλάκες εκ των οποίων οι 22 χαρακτηρίζονται ως ασβεστοποιημένες και οι 14 ως μη ασβεστοποιημένες. Ωστόσο, οι 36 αυτές αθηρωματικές πλάκες δεν αντιστοιχούν σε 36 ασθενείς αλλά σε 32, γεγονός το οποίο οφείλεται στο ότι τέσσερις εξ αυτών διαθέτουν δύο καρωτιδικές αθηρωματικές πλάκες οι οποίες ανά περίπτωση μπορεί να ανήκουν και σε διαφορετικές κατηγορίες ανάλογα με την ασβεστοποίηση που παρουσιάζουν.

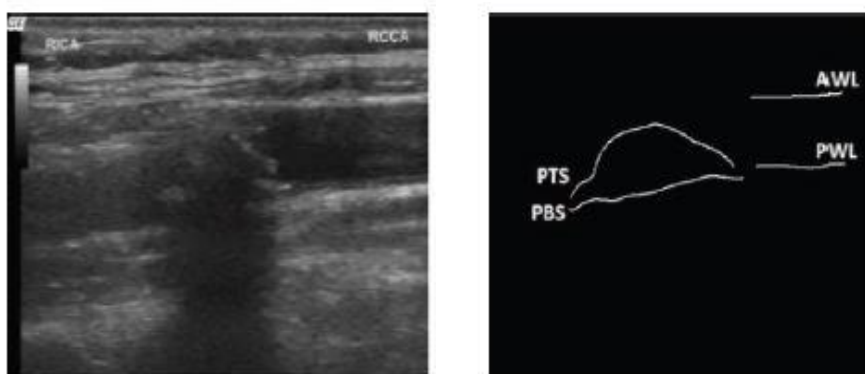
3.2 Επισήμανση Περιοχών Ενδιαφέροντος (ROI)

Απαραίτητη προϋπόθεση για την ανάλυση της κίνησης και της υφής των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών μέσω του αλγορίθμου επεξεργασίας video είναι η κατάτμηση των περιοχών της εικόνας υπερήχου και η επισήμανση των περιοχών ενδιαφέροντος (ROI – Region of Interest, βλ. *Ενότητα 1.4.3*) πάνω σε αυτή. Συνεπώς ο αλγόριθμος επεξεργασίας video του σχήματος ταξινόμησης δέχεται πέρα από το video του ασθενούς και ένα συμπληρωματικό αρχείο το οποίο περιλαμβάνει τις επισημασμένες ROI καθώς και άλλα χρήσιμα δεδομένα σχετικά με το video. Αναλυτικά οι επισημασμένες ROI του αρχείου είναι οι εξής:

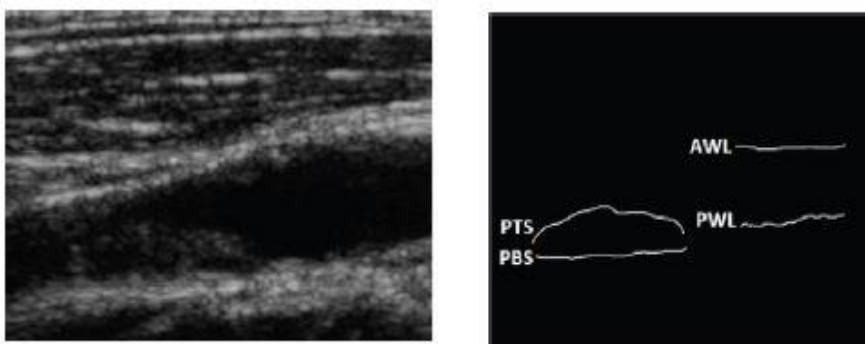
- η άνω επιφάνεια της αθηρωματικής πλάκας (PTS – Plaque Top Surface)

- η κάτω επιφάνεια της αθηρωματικής πλάκας (PBS – Plaque Bottom Surface)
- το άνω όριο του αρτηριακού τοιχώματος με τον αυλό (AWL – Anterior Wall Lumen)
- το κάτω όριο του αρτηριακού τοιχώματος με τον αυλό (PWL – Posterior Wall Lumen)
- το περίγραμμα ολόκληρης της αθηρωματικής πλάκας

a)



b)



Εικόνα 3.2: Παραδείγματα επισήμανσης των περιοχών ενδιαφέροντος PTS, PBS, AWL, PWL (δεξιά) σε δύο καρωτιδικές αθηρωματικές πλάκες a,b με βάση την αντίστοιχη απεικόνιση (αριστερά) [21].

Οι περιοχές ενδιαφέροντος PWL και AWL επισημαίνονται πλησίον της αθηρωματικής πλάκας, σε αντίθεση με τις PTS και PBS οι οποίες σημειώνονται κατά μήκος του περιγράμματος της πλάκας. Οι επιπλέον πληροφορίες που συμπεριλαμβάνονται σε κάθε συμπληρωματικό αρχείο είναι οι εξής :

- η ανάλυση (resolution) της εικόνας κατά την ακτινική διεύθυνση
- η ανάλυση της εικόνας κατά την αξονική διεύθυνση

- η τιμή GSM του αίματος
- η τιμή GSM του εξωτερικού στρώματος της αρτηρίας
- το σύνολο των εικόνων (frames) της αντίστοιχης ακολουθίας (video)

3.3 Εξαγωγή χαρακτηριστικών κίνησης και υφής

Ο αλγόριθμος επεξεργασίας video, δεχόμενος ως είσοδο ένα video καθώς και το αντίστοιχο συμπληρωματικό αρχείο, παράγει ως έξοδο δύο σύνολα χαρακτηριστικών: το πρώτο περιλαμβάνει δείκτες κίνησης της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας και το δεύτερο περιλαμβάνει δείκτες υφής σχετικά με αυτήν. Ο εν λόγω αλγόριθμος διαμορφώθηκε στο πλαίσιο διδακτορικής διατριβής [21] και ενσωματώνεται στο σχήμα ταξινόμησης ως ενδιάμεσο βήμα υπολογισμού χαρακτηριστικών.

Μελετώντας όλα τα εικονοστοιχεία (pixels) τα οποία απαρτίζουν τις επισημασμένες περιοχές ενδιαφέροντος, ο αλγόριθμος υπολογίζει μια σειρά δεικτών κίνησης τόσο κατά την αξονική και την ακτινική κίνηση όσο και κατά τη συνισταμένη. Πρόκειται για δείκτες σχετικούς με :

- τη διάμεσο και την τυπική απόκλιση της ταχύτητας κατά τη διάρκεια του καρδιακού κύκλου,
- το εύρος της κίνησης, δηλαδή την απόλυτη διαφορά μεταξύ της μέγιστης και της ελάχιστης θέσης,
- τη μετατόπιση μεταξύ των φάσεων συστολής και διαστολής.

Στο γενικό πλαίσιο λοιπόν υπολογισμού δεικτών κινητικότητας, για κάθε video εξάγονται συνολικά 1235 χαρακτηριστικά κίνησης εκ των οποίων τα 1144 περιγράφουν την κίνηση της πλάκας καθώς και των περιοχών PTS, PBS, AWL, PWL, ενώ τα υπόλοιπα 92 εκφράζουν τις σχετικές κινήσεις μεταξύ των περιοχών : PWL-AWL, PTS-PBS, PTS-PWL/AWL, PBS-PWL/AWL.

Αναφορικά με την ανάλυση υφής, για κάθε video εξάγονται χαρακτηριστικά υφής από εικόνες τόσο κατά τη συστολή όσο και κατά τη διαστολή του καρδιακού κύκλου, με αποτέλεσμα οι εν λόγω εικόνες να διακρίνονται σε εικόνες συστολής, σε εικόνες διαστολής, σε κανονικοποιημένες εικόνες συστολής και κανονικοποιημένες εικόνες διαστολής. Για κάθε εικόνα οποιασδήποτε κατηγορίας υπολογίζονται συνολικά 143

χαρακτηριστικά υφής, εκ των οποίων τα 17 είναι χαρακτηριστικά πρώτης και δεύτερης τάξης (energy, contrast, correlation, homogeneity σε 0, 45, 90, 135 μοίρες, GSM), τα 63 αποτελούν τη μέση τιμή των φωτεινοτήτων για 63 αντίστοιχες υποεικόνες στις οποίες αναλύεται κάθε εικόνα μέσω wavelets σε τρία επίπεδα και τα υπόλοιπα 63 αποτελούν την τυπική απόκλιση των φωτεινοτήτων των εν λόγω 63 υποεικόνων. Για κάθε video, δεδομένου ότι απαιτούνται συνολικά τέσσερις εικόνες, μία από κάθε κατηγορία, εξάγονται συνολικά 572 χαρακτηριστικά υφής. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής και κίνησης μέσω του συγκεκριμένου αλγορίθμου επεξεργασίας video παρουσιάζονται στις μελέτες [21][24][59].

3.4 Επιλογή Χαρακτηριστικών (Feature Selection) κίνησης και υφής

Για καθένα από τα 36 διαθέσιμα videos εξάγεται ένα διάνυσμα 1235 χαρακτηριστικών κίνησης και ένα διάνυσμα 572 δεικτών υφής, ωστόσο είναι φανερό πως δεν παρουσιάζουν όλα τα χαρακτηριστικά την ίδια διαγνωστική αξία κατά τη διαδικασία διάκρισης των ασβεστοποιημένων και μη ασβεστοποιημένων καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών. Στόχος της επιλογής χαρακτηριστικών είναι η εύρεση εκείνων των χαρακτηριστικών κίνησης και υφής τα οποία, τροφοδοτούμενα στον ταξινομητή κίνησης και υφής αντίστοιχα, είναι ικανά να εξασφαλίσουν τη μέγιστη δυνατή απόδοση του ταξινομητή. Στο πλαίσιο της μελέτης του σχήματος ταξινόμησης εξετάζονται και εφαρμόζονται τρεις διαφορετικές μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών τόσο για τους δείκτες υφής όσο και γι' αυτούς της κίνησης. Αυτές είναι οι εξής :

- Fisher Discriminant Ratio (FDR). Το κριτήριο του Fisher μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βαθμολογήσει κάθε χαρακτηριστικό ενός συνόλου ανάλογα με την ικανότητα ταξινόμησης την οποία διαθέτει, ανεξάρτητα από το είδος των κλάσεων ταξινόμησης [76][77]. Επιλέγονται τα χαρακτηριστικά με υψηλή τιμή fdr , δηλαδή αυτά με ισχυρότερη δύναμη διάκρισης.

$$fdr = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

όπου μ_1 η μέση τιμή και σ_1 η τυπική απόκλιση της κλάσης 1. Αντίστοιχα και την κλάση 2 [76].

- Wilcoxon Rank-Sum Test (WRS). Πρόκειται για στατιστικό κριτήριο το οποίο ελέγχει εάν ισχύει η υπόθεση ότι δύο σύνολα δειγμάτων προέρχονται από κατανομές με ίσες διαμέσους. Για το σκοπό αυτό υπολογίζεται η p-value, τιμή η οποία εκφράζει

την πιθανότητα η υπόθεση αυτή να είναι αληθής. Δεδομένου ότι στην περίπτωση αυτή ισχυρή δύναμη διάκρισης αντιστοιχεί σε μικρή p-value επιλέγονται τα χαρακτηριστικά με τις μικρότερες p-values [21][77].

- Principal Component Analysis (PCA). Πρόκειται για μία συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδο η οποία μετατρέπει ένα σύνολο χαρακτηριστικών, συχνά συσχετισμένων μεταξύ τους, σε ένα μικρότερο σύνολο γραμμικά ασυσχέτιστων κύριων συνιστωσών (principal components) συμπιέζοντας την πληροφορία και αφαιρώντας τα χαρακτηριστικά τα οποία παρουσιάζουν υψηλή συσχέτιση μεταξύ τους. Συνεπώς η πληροφορία συγκεντρώνεται στις κύριες συνιστώσες οι οποίες ταξινομούνται κατά σειρά φθίνουσας διακύμανσης, έτσι ώστε να επιλέγονται οι πρώτες κατά σειρά ανάλογα με κάποιο κατώφλι. Αξίζει να αναφερθεί ότι πριν την εφαρμογή της μεθόδου PCA, πραγματοποιείται κανονικοποίηση κάθε χαρακτηριστικού έτσι ώστε αυτό να ακολουθεί κατανομή μηδενικής μέσης τιμής.

3.5 Μετρικές Αξιολόγησης Απόδοσης Ταξινομητών

Στόχος του σχήματος ταξινόμησης είναι η κατηγοριοποίηση μιας καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας σε μία εκ των δύο κλάσεων στις οποίες διακρίνονται οι πλάκες ανάλογα με την ασβεστοποίηση τους. Συμβολίζοντας με 1 την κλάση των ασβεστοποιημένων καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών και με 0 την κλάση των μη ασβεστοποιημένων, τότε το αποτέλεσμα της ταξινόμησης μιας πλάκας μπορεί να χαρακτηριστεί ως :

- αληθώς Θετικό (TP – True Positive), όταν το αποτέλεσμα του ταξινομητή είναι 1 (χαρακτηρισμός της πλάκας ως ασβεστοποιημένη) και η πλάκα όντως ανήκει στην κλάση 1 (είναι ασβεστοποιημένη).
- Ψευδώς Θετικό (FP – False Positive), όταν το αποτέλεσμα του ταξινομητή είναι 1 (χαρακτηρισμός της πλάκας ως ασβεστοποιημένη) αλλά η πλάκα ανήκει στην κλάση 0 (είναι μη ασβεστοποιημένη).
- Αληθώς Αρνητικό (TN – True Negative), όταν το αποτέλεσμα του ταξινομητή είναι 0 (χαρακτηρισμός της πλάκας ως μη ασβεστοποιημένη) και η πλάκα όντως ανήκει στην κλάση 0 (είναι μη ασβεστοποιημένη).
- Ψευδώς Αρνητικό (FN – False Negative), όταν το αποτέλεσμα του ταξινομητή είναι 0 (χαρακτηρισμός της πλάκας ως μη ασβεστοποιημένη) αλλά η πλάκα ανήκει στην κλάση 1 (είναι ασβεστοποιημένη).

Με βάση τις τέσσερις παραπάνω ποσότητες ορίζονται και οι τρεις μετρικές με τις οποίες αξιολογείται η απόδοση του κάθε ταξινομητή. Αυτές είναι :

- ακρίβεια (Accuracy), η τιμή της οποίας ισούται με το συνολικό ποσοστό των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών που ταξινομήθηκαν σωστά. Δίνεται από τον τύπο :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

- ευαισθησία (Sensitivity), η τιμή της οποίας ισούται με το ποσοστό των ασβεστοποιημένων πλακών (κλάση 1) οι οποίες ταξινομήθηκαν σωστά ως ασβεστοποιημένες. Δίνεται από τον τύπο :

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}$$

- ειδικότητα (Specificity), η τιμή της οποίας ισούται με το ποσοστό των μη ασβεστοποιημένων πλακών (κλάση 0) οι οποίες ταξινομήθηκαν σωστά ως μη ασβεστοποιημένες. Δίνεται από τον τύπο :

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP}$$

3.6 Πρώιμος Τερματισμός Εκπαίδευσης και Μεθοδολογίες Επαλήθευσης Αποτελεσμάτων

Μέσα από τη διαδικασία εκπαίδευσης και το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης, σκοπός είναι να διαμορφωθούν οι παράμετροι του νευρωνικού δικτύου με τέτοιο τρόπο, έτσι ώστε αυτό να παρουσιάζει υψηλή απόδοση γενίκευσης, δηλαδή να είναι σε θέση να εκτιμά σωστά την έξοδο για οποιοδήποτε δεδομένο το οποίο δεν ανήκει στο σύνολο εκπαίδευσης. Στο πλαίσιο αυτό, ένα καθιερωμένο στατιστικό εργαλείο το οποίο υιοθετεί το σχήμα ταξινόμησης της εργασίας, γνωστό ως διασταυρωμένη επικύρωση (cross-validation), παρέχει μια χρήσιμη καθοδηγητική αρχή, σύμφωνα με την οποία το διαθέσιμο σύνολο δεδομένων διαμερίζεται τυχαία σε ένα δείγμα εκπαίδευσης (training set) και σε ένα δείγμα ελέγχου (testing set) [65]. Η διάκριση αυτή έγκειται στη λογική της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου με βάση ένα σύνολο δεδομένων, διαφορετικό από αυτό το οποίο θα ελέγξει την απόδοση γενίκευσης του.

Το δείγμα εκπαίδευσης μπορεί να διακριθεί εκ νέου σε ένα υποσύνολο εκτίμησης και σε ένα υποσύνολο επικύρωσης (validation set). Ρόλος του τελευταίου είναι η επικύρωση της εκτίμησης των παραμέτρων του δικτύου που διαμορφώθηκαν με βάση το υποσύνολο εκτίμησης και λειτουργεί ως ένδειξη πιθανής υπερπροσαρμογής (overfitting) της συμπεριφοράς του δικτύου στα δεδομένα εκτίμησης [65]. Σχεδιαστική επιλογή της διαδικασίας εκπαίδευσης που επιλέχθηκε ήταν το σύνολο επικύρωσης να αποτελεί πάντα το 10% των συνολικών δεδομένων εκπαίδευσης, με το υπόλοιπο ξένο 90% να αποτελεί το υποσύνολο εκτίμησης.

Κατά τη διαδικασία της εκπαίδευσης των MLP μέσω του αλγορίθμου ΒΚ, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα του συνόλου εκτίμησης ξεκινά από μία μεγάλη τιμή και εν συνεχεία μειώνεται, αρχικά πιο γρήγορα, και με το πέρασμα του αριθμού των εποχών εκπαίδευσης πιο αργά καθώς το δίκτυο φτάνει σε ένα τοπικό ελάχιστο στην επιφάνεια σφάλματος [65]. Δεδομένου ότι είναι απαραίτητη η αποφυγή της υπερπροσαρμογής του δικτύου αποκλειστικά στα δεδομένα εκπαίδευσης, προκειμένου αυτό να μη χάσει τη δυνατότητα να γενικεύει βασιζόμενο σε παρόμοια πρότυπα εισόδου – εξόδου, η μέθοδος εκπαίδευσης θα πρέπει να τερματίζεται την κατάλληλη στιγμή, γεγονός στο οποίο συνεισφέρει το υποσύνολο επικύρωσης [65]. Πιο συγκεκριμένα υιοθετείται η μέθοδος Πρώιμου Τερματισμού (Early Stopping) σύμφωνα με την οποία η σύνοδος εκπαίδευσης διακόπτεται περιοδικά (επιλέξαμε ανά 6 εποχές), έτσι ώστε το δίκτυο να ελέγχεται βάσει του υποσυνόλου επικύρωσης μετά από κάθε περίοδο εκπαίδευσης. Εάν τότε διαπιστωθεί ότι το σφάλμα του συνόλου επικύρωσης αυξάνεται (ενώ το σφάλμα του συνόλου εκτίμησης μειώνεται), προκύπτει το συμπέρασμα ότι το δίκτυο ξεκινά να υπερεστιάζει στα δεδομένα εκτίμησης (overfitting) και να χάνει τη δυνατότητα γενίκευσης, με αποτέλεσμα η εκπαίδευση του δικτύου να πρέπει να σταματήσει (Εικόνα 3.3α).

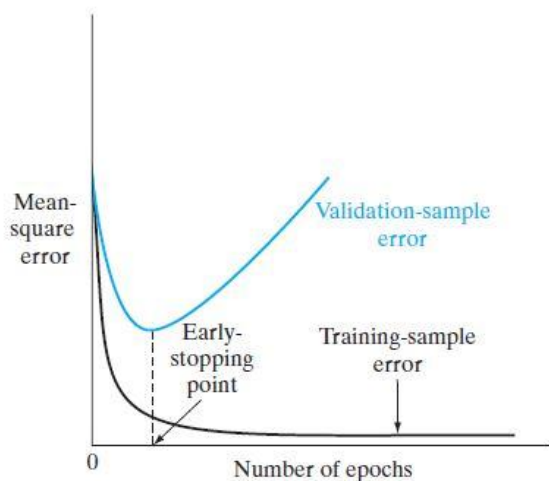
Δεδομένου ότι το σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων είναι μικρό (36 καρωτιδικές αθροματικές πλάκες), δεν επιλέχθηκε τυχαίος διαχωρισμός των δεδομένων σε σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου αντίστοιχα με βάση την κλασσική cross validation μέθοδο, αλλά υιοθετήθηκαν παραλλαγές της εν λόγω μεθόδου με στόχο την πληρέστερη δυνατή εκπαίδευση των ταξινομητών [65]. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν οι εξής μέθοδοι επαλήθευσης αποτελεσμάτων :

- η μέθοδος πολλαπλής διασταυρωμένης επικύρωσης (k-fold cross validation). Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή το σύνολο των δεδομένων διαιρείται σε k ισομεγέθη ή σχεδόν ισομεγέθη υποσύνολα εκ των οποίων τα k-1 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση (training) του δικτύου και το άλλο για τον έλεγχο (testing) της απόδοσης του και τον υπολογισμό των παραμέτρων TP, TN, FP, FN. Εν συνεχεία το σύνολο ελέγχου ενσωματώνεται στο σύνολο εκπαίδευσης και κάποιο σύνολο εκ των αρχικών k-1 παίρνει το ρόλο του συνόλου ελέγχου. Το δίκτυο εκπαιδεύεται και ελέγχεται εκ νέου, διαδικασία η οποία επαναλαμβάνεται k φορές μέχρις ότου

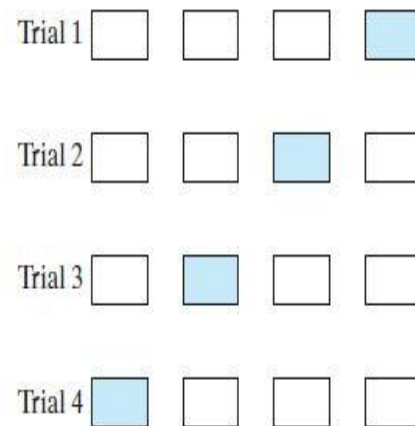
καθένα από τα k υποσύνολα πάρει το ρόλο του συνόλου ελέγχου ακριβώς μια φορά (Εικόνα 3.3b). Τα αποτελέσματα και των k ελέγχων συναθροίζονται προκειμένου να προκύψουν οι τιμές των τριών εκτιμητριών της απόδοσης του ταξινομητή. Πιθανές μικρές διακυμάνσεις που μπορεί να προκύψουν κατά την επανάληψη της μεθόδου, λόγω τυχαιότητας κατά το διαχωρισμό, συνήθως ελαττώνονται καθώς αυξάνεται το k .

- Η μέθοδος παράλειψης ενός (leave-one-out). Πρόκειται για την υποπερίπτωση της μεθόδου k -fold cross validation, κατά την οποία το k ισούται με το μέγεθος του δείγματος N , δηλαδή $k = N$. Η εκπαίδευση του δικτύου πραγματοποιείται κάθε φορά από $N-1$ δεδομένα, με το δεδομένο που περισσεύει να χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της απόδοσης.
- η μέθοδος στρωματοποιημένης πολλαπλής διασταυρωμένης επικύρωσης (stratified k -fold cross validation). Πρόκειται για παραλλαγή της μεθόδου k -fold, κατά την οποία η διάκριση των k υποσυνόλων πραγματοποιείται με τέτοιο τρόπο έτσι ώστε σε κάθε υποσύνολο ο λόγος των ασβεστοποιημένων προς τις μη ασβεστοποιημένες πλάκες να είναι σταθερός και ίσος με το λόγο του συνόλου των ασβεστοποιημένων προς το σύνολο των μη ασβεστοποιημένων πλακών γενικά.

a)



b)

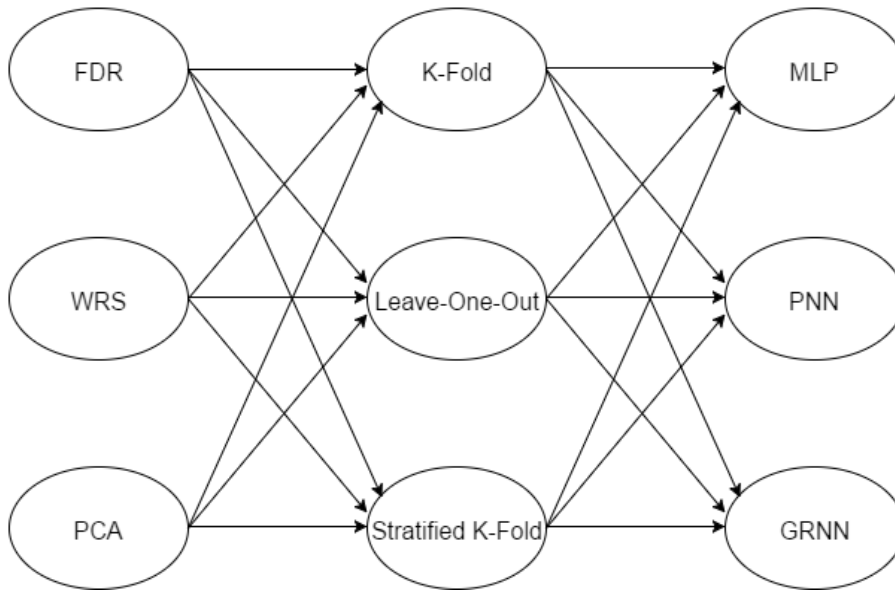


Εικόνα 3.3: α)Κανόνας *Early Stopping* [65]. β)Μέθοδος *k*-fold cross validation. Με γαλάζιο επισημαίνεται κάθε φορά το σύνολο ελέγχου [65].

Οι εν λόγω τρεις μέθοδοι επαλήθευσης αποτελεσμάτων εφαρμόζονται σε συνδυασμό με όλες τις μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν και με τα τρία είδη ταξινομητών που εξετάστηκαν.

3.7 Εξέταση είδους Ταξινομητή

Υπό το πρίσμα της εύρεσης του βέλτιστου, ως προς την απόδοση, σχήματος ταξινόμησης, δοκιμάστηκαν τρία είδη νευρωνικών δικτύων ως ταξινομητές τόσο για τα χαρακτηριστικά κίνησης όσο και για αυτά της υφής. Η απόδοση του κάθε νευρωνικού δικτύου εξετάζεται συναρτήσει και της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών αλλά και της μεθόδου επαλήθευσης αποτελεσμάτων.



Εικόνα 3.4 : Διάγραμμα όλων των πιθανών συνδυασμών που εξετάστηκαν στο πλαίσιο επιλογής του βέλτιστου ταξινομητή τόσο για κίνηση όσο και για υφή.

Στις επόμενες ενότητες ακολουθεί λεπτομερώς το σκεπτικό των δοκιμών που πραγματοποιήθηκαν κατά την εξέταση τόσο των πολυεπίπεδων δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης όσο και των στοχαστικών νευρωνικών δικτύων αλλά και των νευρωνικών δικτύων γενικευμένης παλινδρόμησης.

3.7.1 Ταξινόμηση με Πολυεπίπεδο Νευρωνικό Δίκτυο

Η μελέτη της ταξινόμησης με MLP περιλαμβάνει εξέταση της απόδοσης τους κατά την πραγματοποίηση δοκιμών σε επίπεδο αρχιτεκτονικής δικτύου αλλά και σε επίπεδο συνάρτησης εκπαίδευσης.

Πιο συγκεκριμένα, εξετάστηκαν αρχιτεκτονικές τόσο ενός κρυμμένου επιπέδου όσο και δύο κρυμμένων επιπέδων με τον αριθμό των νευρώνων στα επίπεδα αυτά να ποικίλει. Στην περίπτωση τοπολογίας ενός κρυμμένου επιπέδου, ο αριθμός των νευρώνων σε αυτό

κυμάνθηκε από 5 μέχρι 45, με το βήμα αύξησης σε κάθε νέα δοκιμή να είναι 5 νευρώνες. Αντίστοιχη λογική ακολουθήθηκε και σε τοπολογία δύο κρυμμένων επιπέδων, όπου ο αριθμός των νευρώνων του ενός κρυμμένου επιπέδου διατηρούταν σταθερός και το σύνολο των νευρώνων του άλλου επιπέδου αυξανόταν ανά 5, γεγονός που οδήγησε στην εξέταση της απόδοσης όλων των πιθανών συνδυασμών τοπολογιών για αριθμό νευρώνων από 5 έως 35 σε κάθε κρυμμένο επίπεδο.

Οι δοκιμές σε επίπεδο αρχιτεκτονικής ενός κρυμμένου επιπέδου πραγματοποιήθηκαν σε συνδυασμό με την εξέταση τριών διαφορετικών συναρτήσεων εκπαίδευσης που εφαρμόζονται υπό το πρίσμα του αλγορίθμου ΒΚ. Πιο συγκεκριμένα μελετήθηκαν οι συναρτήσεις *trainгда*, *trainгдаx*, *trainlm*, με τις δύο πρώτες να διαφοροποιούνται στον τρόπο με τον οποίο καθορίζουν το ρυθμό μάθησης του αλγορίθμου ΒΚ. Ανατρέχοντας στην εξίσωση (2.11) της Ενότητας 2.1.4 παρατηρούμε πως η διόρθωση του βάρους που εφαρμόζεται στο πλαίσιο του αλγορίθμου ΒΚ εξαρτάται από τον ρυθμό μάθησης η , με το αρνητικό πρόσημο να δηλώνει τη βαθμωτή κατάβαση (gradient descent) στο χώρο των βαρών, δηλαδή την αναζήτηση μιας κατεύθυνσης για τη μεταβολή των βαρών η οποία θα μειώνει την τιμή του σφάλματος. Στο πλαίσιο αυτό, η συνάρτηση *trainгда* επιλέγει προσαρμοζόμενο ρυθμό μάθησης με τρόπο τέτοιο ώστε αυτός να αυξάνεται όταν παρατηρείται απομάκρυνση της συνάρτησης σφάλματος από την ελάχιστη τιμή της και να μειώνεται σε αντίθετη περίπτωση. Η συνάρτηση *trainгдаx*, λειτουργεί όπως και η *trainгда*, με τη διαφορά ότι προσθέτει επιπλέον έναν όρο ορμής κατά το gradient descent για την υπερπήδηση μικρών τοπικών ελαχίστων στην προσπάθεια αναζήτησης των ελαχίστων της συνάρτησης σφάλματος. Εν αντιθέσει με τις δύο αυτές μεθόδους, η συνάρτηση *trainlm* υιοθετεί μια τεχνική βελτιστοποίησης στη μη γραμμική επιφάνεια του σφάλματος. Πρόκειται για την τεχνική Levenberg – Marquardt η οποία συνδυάζει τις μεθόδους gradient descent και Newton και αποτελεί το βασικό λόγο για τον οποίο η *trainlm* είναι γρηγορότερη συνάρτηση εκπαίδευσης σε σύγκριση με τις άλλες δύο. Σημειώνουμε ότι μελετήθηκε η απόδοση ταξινόμησης για κάθε πιθανό συνδυασμό αρχιτεκτονικής διάταξης και συνάρτησης εκπαίδευσης.

3.7.1 Ταξινόμηση με PNN και GRNN

Παρά το γεγονός ότι τα PNN και GRNN διαφέρουν τόσο ως προς τον τρόπο υπολογισμού της εξόδου στο ζήτημα της ταξινόμησης, όσο και ως προς την αρχιτεκτονική των δικτύων τους, παρουσιάζουν μια κοινή παράμετρο η τιμή της οποίας επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την απόδοση του ταξινομητή. Όπως αναφέρθηκε και στις αντίστοιχες ενότητες του Κεφαλαίου 2, πρόκειται για την παράμετρο εξομάλυνσης σ , η οποία στην περίπτωση των PNN υπεισέρχεται στη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (εξίσωση 2.14) και στην περίπτωση των GRNN στην εξίσωση παλινδρόμησης (εξίσωση 2.17). Εξετάζεται λοιπόν η απόδοση και των δύο δικτύων για τιμές της παραμέτρου σ από 0.25 μέχρι 6 με βήμα 0.25.

Από τη στιγμή που στα PNN ο αριθμός των νευρώνων του radial basis layer και του competitive layer καθορίζεται από το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης και των κλάσεων αντίστοιχα, ενώ στην περίπτωση των GRNN ο αριθμός των νευρώνων του pattern layer και του summation layer ισούται με το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης και με το διπλάσιο του αριθμού των εξόδων του δικτύου αντίστοιχα, γίνεται κατανοητό πως δοκιμές διάφορων αρχιτεκτονικών των δικτύων αυτών πραγματοποιούνται αυτόματα μέσω των μεθόδων επαλήθευσης αποτελεσμάτων και των διαφορετικών συνόλων εκπαίδευσης που αυτές ορίζουν κάθε φορά. Συνεπώς, λόγω του σταθερά καθορισμένου αριθμού των νευρώνων των δικτύων αυτών η εξέταση της απόδοσης των ταξινομητών PNN και GRNN πραγματοποιείται συναρτήσει της παραμέτρου εξομάλυνσης σ .

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΕΞΕΤΑΣΗΣ ΤΩΝ ΣΧΗΜΑΤΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

4.1 Αποτελέσματα των μεθόδων Επιλογής Χαρακτηριστικών

Λαμβάνοντας υπόψη ότι ο αλγόριθμος επεξεργασίας video παράγει ως αποτέλεσμα ένα διάνυσμα 1235 χαρακτηριστικών κίνησης και ένα διάνυσμα 572 χαρακτηριστικών υφής, πραγματοποιείται η επιλογή των αποδοτικότερων χαρακτηριστικών και των δύο κατηγοριών με βάση τις τρεις μεθόδους επιλογής χαρακτηριστικών που αναλύθηκαν στο Κεφάλαιο 3. Παρακάτω παρουσιάζονται με τη μορφή πινάκων τα χαρακτηριστικά κίνησης και υφής τα οποία επιλέχθηκαν από κάθε μέθοδο.

4.1.1 Αποτελέσματα FDR

Η τιμή fdr υπολογίζεται για 1235 χαρακτηριστικά κίνησης και 572 χαρακτηριστικά υφής και δεδομένου ότι τα χαρακτηριστικά με τις υψηλότερες τιμές fdr παρουσιάζουν την καλύτερη ικανότητα διάκρισης, αποφασίστηκε να επιλεγθούν τα 40 χαρακτηριστικά με την υψηλότερη fdr τιμή και για την περίπτωση της κίνησης αλλά και για αυτήν της υφής. Οι Πίνακες 4.1, 4.2 παρουσιάζουν τα 40 αυτά χαρακτηριστικά κίνησης και υφής αντίστοιχα συνοδευόμενα από την τιμή fdr που υπολογίστηκε για αυτά.

Πίνακας 4.1 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών κίνησης με την υψηλότερη τιμή fdr .

A/A	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΟ	fdr
1	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας (amplitude angle) της κίνησης του PBS	0.4972
2	Συσχέτιση (135 μοίρες) της ακτινικής μετατόπισης (radial displacement) των σημείων της πλάκας	0.4588
3	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.4355

Πίνακας 4.1 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών κίνησης με την υψηλότερη τιμή *fdr*

4	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης του PBS	0.3978
5	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.3977
6	Μέγιστη τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης του PBS	0.3834
7	Ροπή (Skewness) της απόλυτης ακτινικής μετατόπισης ολόκληρης της πλάκας	0.3650
8	Εντροπία (Entropy) της τυπικής απόκλισης της ακτινικής ταχύτητας (radial velocity)	0.3633
9	Ροπή της αξονικής μετατόπισης (longitudinal) ολόκληρης της πλάκας	0.3628
10	Συσχέτιση (45 μοίρες) της ακτινικής μετατόπισης ολόκληρης της πλάκας	0.3430
11	Τυπική απόκλιση της διαμέσου της ακτινικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής (posterior healthy part)	0.3207
12	Ενέργεια (0 μοίρες) της τυπικής απόκλισης της ακτινικής ταχύτητας ολόκληρης της πλάκας	0.3153
13	Ροπή της απόλυτης τιμής της ακτινικής μετατόπισης του PBS	0.3151
14	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της κάτω υγιούς περιοχής	0.3088
15	Συσχέτιση (0 μοίρες) της ακτινικής μετατόπισης ολόκληρης της πλάκας	0.3028
16	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης του PTS	0.2781
17	Ροπή της απόλυτης αξονικής μετατόπισης του PTS	0.2769
18	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης της κάτω υγιούς περιοχής	0.2751
19	Μέγιστη τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.2702
20	Μέγιστη τιμή της διαμέσου της γωνίας ταχύτητας (velocity angle) του PTS	0.2589
21	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης του PTS	0.2582
22	Ροπή της αξονικής μετατόπισης του PBS	0.2554
23	Ελάχιστη τιμή του πλάτους γωνίας κίνησης της κάτω υγιούς περιοχής	0.2537
24	Ενέργεια (45 μοίρες) της τυπικής απόκλισης της ακτινικής ταχύτητας ολόκληρης της πλάκας	0.2531
25	Ροπή της απόλυτης ακτινικής μετατόπισης του PTS	0.2436

Πίνακας 4.1 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών κίνησης με την υψηλότερη τιμή fdr

26	Ελάχιστη τιμή του πλάτους γωνίας κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.2413
27	Ενέργεια (90 μοίρες) της τυπικής απόκλισης της ακτινικής ταχύτητας ολόκληρης της πλάκας	0.2397
28	Μέγιστη τιμή της διαμέσου της συνισταμένης ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής.	0.2305
29	Μέση τιμή του RSI ανάμεσα στο PTS και την υγιή περιοχή γειτονικά της πλάκας	0.2295
30	Ελάχιστη τιμή της διαμέσου της απόλυτης ακτινικής ταχύτητας του PTS	0.2268
31	Ροπή της τυπικής απόκλισης της ακτινικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2258
32	Μέση τιμή της διαμέσου της συνισταμένης ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2232
33	Εντροπία της ακτινικής μετατόπισης ολόκληρης της πλάκας	0.2181
34	Τυπική απόκλιση της απόλυτης ακτινικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2163
35	Διάμεσος της απόλυτης ακτινικής ταχύτητας του PBS	0.2133
36	Διάμεσος της συνισταμένης ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2095
37	Κύρτωση-κανονικοποιημένη ροπή (kurtosis) της τυπικής απόκλισης της συνισταμένης ταχύτητας του PBS	0.2083
38	Μέση τιμή της διαμέσου της απόλυτης αξονικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2067
39	Μέγιστη τιμή της διαμέσου της απόλυτης ακτινικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2027
40	Μέση τιμή της διαμέσου της απόλυτης ακτινικής ταχύτητας της κάτω υγιούς περιοχής	0.2009

Παρατηρούμε πως τα παραπάνω χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν πληροφορία σχετικά με τη γωνία κίνησης, τη μετατόπιση ή την ταχύτητα κάποιας περιοχής ενδιαφέροντος τόσο κατά την ακτινική ή την αξονική διεύθυνση όσο και κατά τη συνισταμένη. Με τον όρο μετατόπιση περιγράφεται η διαφορά της θέσης ενός συγκεκριμένου σημείου κατά την καρδιακή διαστολή με τη θέση του σημείου αυτού κατά την καρδιακή συστολή, ενώ ο όρος RSI (Radial Strain Index) στο χαρακτηριστικό 29 αφορά την ακτινική τάση, δηλαδή τη σχετική κίνηση, μεταξύ δύο σημείων διαφορετικών ROI.

Πίνακας 4.2 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών υφής με την υψηλότερη τιμή *fdr*.

A/A	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΟ	<i>fdr</i>
1	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (diastolic image)	0.6130
2	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized diastolic image)	0.6080
3	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2Dd1 (diastolic image)	0.5752
4	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (systolic image)	0.5154
5	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (diastolic image)	0.4641
6	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (diastolic image)	0.4562
7	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized systolic image)	0.4389
8	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (diastolic image)	0.4348
9	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2A1 (normalized diastolic image)	0.4327
10	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dv2Dv1 (normalized diastolic)	0.4243
11	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh1 (diastolic image)	0.4211
12	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dh2Dv1 (diastolic image)	0.4137
13	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dh1 (normalized systolic image)	0.4086
14	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dd2Dd1 (normalized diastolic image)	0.4002
15	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dd1 (normalized systolic image)	0.3987
16	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dd1 (normalized systolic image)	0.3971
17	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dv2Dh1 (diastolic image)	0.3949
18	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (systolic image)	0.3823
19	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2Dd1 (normalized systolic image)	0.3810

Πίνακας 4.2 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών υφής με την υψηλότερη τιμή *fdr*.

20	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh1 (systolic image)	0.3774
21	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (systolic image)	0.3757
22	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (systolic image)	0.3745
23	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized diastolic image)	0.3741
24	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dh1 (diastolic image)	0.3624
25	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dh1 (normalized systolic image)	0.3490
26	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dv2Dd1 (normalized diastolic image)	0.3429
27	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dd2Dh1 (normalized systolic image)	0.3379
28	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dd2Dv1 (normalized diastolic image)	0.3258
29	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized diastolic image)	0.3247
30	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dh1 (systolic images)	0.3230
31	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized systolic image)	0.3169
32	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dv1 (diastolic image)	0.3130
33	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dd2Dd1 (normalized diastolic image)	0.3065
34	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dv2Dv1 (normalized diastolic image)	0.3000
35	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dv1 (normalized diastolic image)	0.2926
36	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2Dh1 (normalized diastolic image)	0.2921
37	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2A1 (normalized systolic image)	0.2882

Πίνακας 4.2 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 40 χαρακτηριστικών υφής με την υψηλότερη τιμή *fdr*.

38	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2A1 (normalized diastolic image)	0.2834
39	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized diastolic image)	0.2771
40	Αντίθεση (0 μοίρες) (diastolic image)	0.2746

Με εξαίρεση το χαρακτηριστικό 40 του Πίνακα 4.2, όλα τα υπόλοιπα αποτελούν τη μέση τιμή ή την τυπική απόκλιση της φωτεινότητας κάποιας εκ των 63 υποεικόνων στις οποίες αναλύεται μια αρχική εικόνα με εφαρμογή wavelets σε 3 επίπεδα.

4.1.2 Αποτελέσματα WRS

Αντίστοιχα με την τιμή *fdr*, η *p*-value του Wilcoxon Ranksum Test υπολογίζεται για 1235 χαρακτηριστικά κίνησης και 572 χαρακτηριστικά υφής και δεδομένου ότι τα χαρακτηριστικά με τις χαμηλότερες *p*-value παρουσιάζουν την καλύτερη ικανότητα διάκρισης, αποφασίστηκε τόσο για κίνηση όσο και για υφή να επιλεχθούν όσα χαρακτηριστικά είχαν $p\text{-value} < 0.05$ (5%). Οι Πίνακες 4.3, 4.4 παρουσιάζουν τα 18 χαρακτηριστικά κίνησης και τα 56 χαρακτηριστικά υφής τα οποία επιλέχθηκαν αντίστοιχα, συνοδευόμενα από την *p*-value που υπολογίστηκε για αυτά.

Πίνακας 4.3 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 18 χαρακτηριστικών κίνησης με τη χαμηλότερη τιμή *p*-value.

A/A	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΟ	<i>p</i> value
1	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας (amplitude angle) της κίνησης του PBS	0.0082
2	Μέση τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.0130
3	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.0203
4	Μέγιστη τιμή του LSI ανάμεσα στο PTS και το PBS	0.0203
5	Ροπή (Skewness) της απόλυτης ακτινικής μετατόπισης ολόκληρης της πλάκας	0.0241
6	Συσχέτιση (135 μοίρες) της ακτινικής μετατόπισης (radial displacement) των σημείων της πλάκας	0.0262
7	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης του PBS	0.0262

Πίνακας 4.3 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 18 χαρακτηριστικών κίνησης με τη χαμηλότερη τιμή *p-value*.

8	Ελάχιστη τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.0285
9	Ροπή της αξονικής μετατόπισης (longitudinal) ολόκληρης της πλάκας	0.0285
10	Μέγιστη τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης του PBS	0.0285
11	Ροπή της απόλυτης τιμής της ακτινικής μετατόπισης του PBS	0.0285
12	Μέγιστη τιμή RSSI στο PTS	0.0309
13	Κύρτωση-κανονικοποιημένη ροπή του RSI ανάμεσα στην πάνω και κάτω υγιή περιοχή	0.0309
14	Μέγιστη τιμή της διαμέσου της γωνίας ταχύτητας στο PTS	0.0363
15	Τυπική απόκλιση RSSI στο PTS	0.0425
16	Διάμεσος του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης του PTS	0.0425
17	Μέγιστη τιμή του πλάτους γωνίας της κίνησης ολόκληρης της πλάκας	0.0460
18	Ροπή της απόλυτης αξονικής μετατόπισης του PTS	0.0460

Η παράμετρος RSSI που εμφανίζεται στα χαρακτηριστικά κίνησης 12 και 15 σχετίζεται με την διατμητική ακτινική παραμόρφωση (Radial Shear Strain Index) στο PTS, δηλαδή αποτελεί δείκτη της τοπικής παραμόρφωσης της πλάκας στη συγκεκριμένη περιοχή ενδιαφέροντος.

Πίνακας 4.4 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 56 χαρακτηριστικών υφής με τη χαμηλότερη τιμή *p-value*.

A/A	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΟ	<i>p value</i>
1	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (diastolic image)	0.0037
2	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (diastolic image)	0.0050
3	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized diastolic image)	0.0050
4	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (systolic image)	0.0082
5	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2Dd1 (diastolic image)	0.0082
6	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (systolic image)	0.0099

Πίνακας 4.4 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 56 χαρακτηριστικών υφής με τη χαμηλότερη τιμή *p-value*.

7	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dh1 (systolic image)	0.0119
8	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (diastolic image)	0.0130
9	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh1 (diastolic image)	0.0130
10	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dv1 (diastolic image)	0.0130
11	Τυπική Απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dv2Dh1 (diastolic image)	0.0130
12	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dh2Dv1 (diastolic image)	0.0130
13	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dh1 (diastolic image)	0.0130
14	Αντίθεση (0 μοίρες) (normalized systolic image)	0.0143
15	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized systolic image)	0.0143
16	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dv2Dv1 (normalized diastolic image)	0.0143
17	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2A1 (systolic image)	0.0156
18	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (diastolic image)	0.0156
19	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dv1 (normalized diastolic image)	0.0156
20	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized diastolic image)	0.0171
21	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh1 (systolic image)	0.0186
22	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dh2Dv1 (diastolic image)	0.0186
23	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dd2Dd1 (normalized diastolic image)	0.0186
24	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2Dd1 (normalized systolic image)	0.0203
25	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dh1 (normalized systolic image)	0.0203
26	Αντίθεση (0 μοίρες) (normalized diastolic image)	0.0203
27	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dh1 (normalized systolic image)	0.0222

Πίνακας 4.4 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 56 χαρακτηριστικών υφής με τη χαμηλότερη τιμή *p-value*.

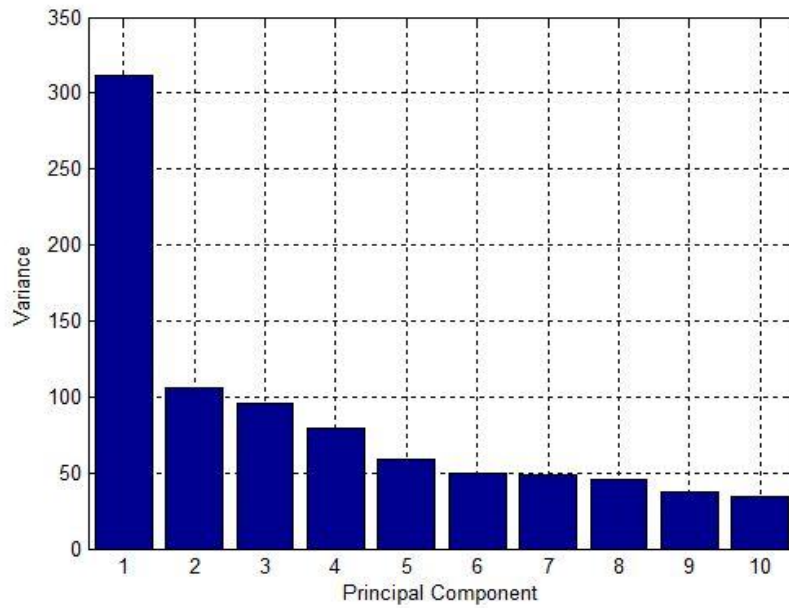
28	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dv1 (normalized systolic image)	0.0222
29	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2A1 (normalized diastolic image)	0.0222
30	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dd1 (normalized systolic images)	0.0241
31	Αντίθεση (0 μοίρες) (diastolic image)	0.0262
32	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv2Dv1 (normalized systolic image)	0.0285
33	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dd1 (normalized systolic image)	0.0285
34	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (systolic image)	0.0309
35	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dd2Dd1 (normalized diastolic image)	0.0309
36	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized diastolic image)	0.0309
37	Ομογένεια (0 μοίρες) (normalized systolic image)	0.0335
38	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv2Dd1 (normalized systolic image)	0.0363
39	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2Dh1 (normalized systolic image)	0.0363
40	Αντίθεση (0 μοίρες) (systolic image)	0.0393
41	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2A1 (normalized systolic image)	0.0393
42	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv2Dv1 (normalized diastolic image)	0.0393
43	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dv1 (normalized systolic image)	0.0425
44	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3Dv2Dv1 (diastolic image)	0.0425
45	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dh1 (diastolic image)	0.0425
46	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh2A1 (normalized diastolic image)	0.0425

Πίνακας 4.4 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των 56 χαρακτηριστικών υφής με τη χαμηλότερη τιμή *p-value*.

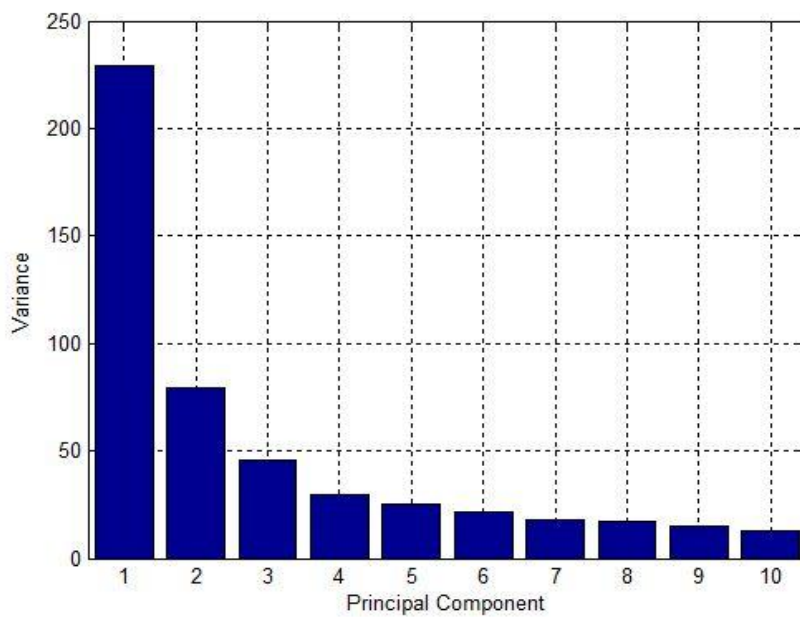
47	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2A1 (normalized diastolic image)	0.0425
48	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3A2Dd1 (normalized diastolic image)	0.0425
49	Συσχέτιση (0 μοίρες) (systolic image)	0.0460
50	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh2Dh1 (systolic image)	0.0460
51	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dd3A2A1 (normalized systolic image)	0.0460
52	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3A2Dv1 (normalized systolic image)	0.0460
53	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dd2Dd1 (diastolic image)	0.0460
54	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dv3Dv2A1 (diastolic image)	0.0460
55	Μέση τιμή φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dh2Dh1 (systolic image)	0.0496
56	Τυπική απόκλιση φωτεινότητας υποεικόνας Dh3Dv2Dd1 (normalized systolic image)	0.0496

5.1.3 Αποτελέσματα PCA

Η εφαρμογή της μεθόδου PCA πάνω στα κανονικοποιημένα χαρακτηριστικά κίνησης και υφής έδωσε σαν αποτέλεσμα 35 κύριες συνιστώσες κίνησης και υφής, ωστόσο μόνο ένα υποσύνολο αυτών τροφοδοτείται ως είσοδος στον ταξινομητή. Πρόκειται για τις 10 κύριες συνιστώσες που παρουσιάζουν τις μεγαλύτερες τιμές διακύμανσης και ως εκ τούτου διαθέτουν μεγαλύτερη ικανότητα διάκρισης.



Εικόνα 4.1 : Τιμές διακύμανσης των 10 πρώτων κύριων συνιστωσών κίνησης.



Εικόνα 4.2 : Τιμές διακύμανσης των 10 πρώτων κύριων συνιστωσών υφής.

Συγκρίνοντας τις τιμές διακύμανσης για αντίστοιχες κύριες συνιστώσες, παρατηρείται πως αυτές της κίνησης παρουσιάζουν μεγαλύτερη ικανότητα διάκρισης λόγω των υψηλότερων τιμών που παρουσιάζουν.

4.2 Αποτελέσματα Απόδοσης MLP

Στους παρακάτω πίνακες καθώς και στις γραφικές παραστάσεις που ακολουθούν παρουσιάζονται τα καλύτερα αποτελέσματα απόδοσης της ταξινόμησης μέσω MLP καθώς και οι συνδυασμοί μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών και μεθόδου επαλήθευσης αποτελεσμάτων μέσω των οποίων προέκυψαν αυτά. Η μέθοδος PCA, συγκριτικά με τις FDR και WRS, οδηγούσε σε κατώτερη απόδοση ταξινόμησης και ως εκ τούτου παρουσιάζονται τα βέλτιστα αποτελέσματα μόνο των δύο τελευταίων.

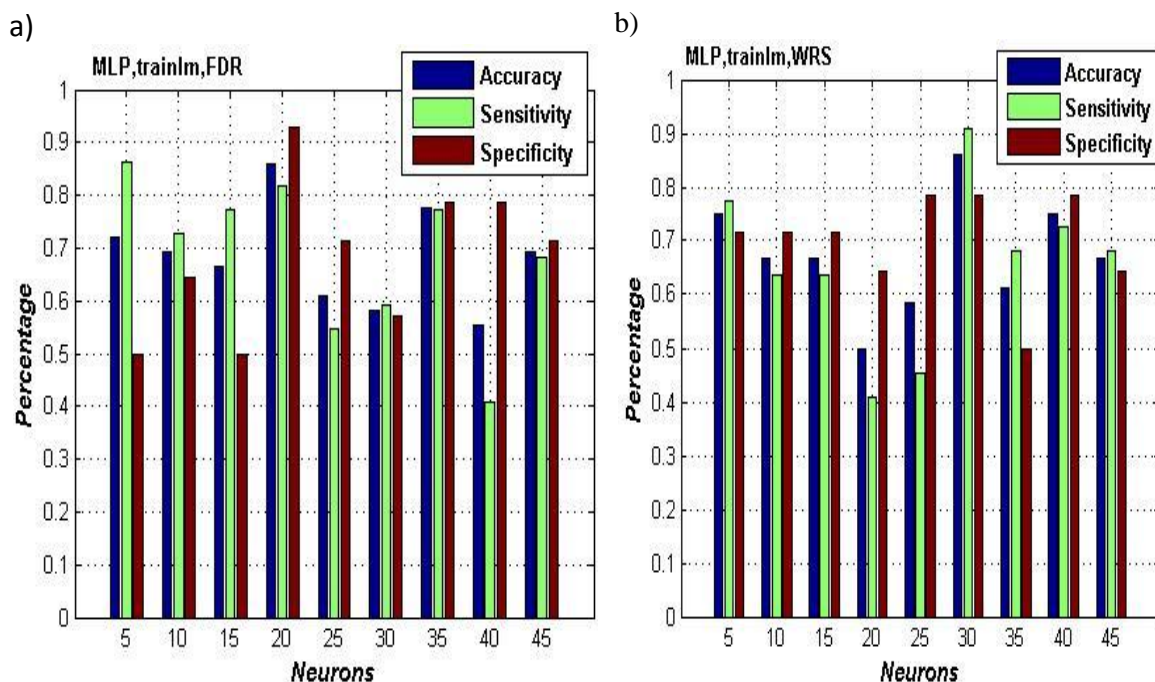
4.2.1 Απόδοση MLP με δεδομένα κίνησης

Διακρίνοντας τα αποτελέσματα απόδοσης ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών, οι βέλτιστες τιμές των μετρικών Accuracy, Sensitivity, Specificity για αρχιτεκτονική ενός κρυμμένου επιπέδου για δεδομένα κίνησης είναι οι εξής:

Πίνακας 4.5 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της βέλτιστης απόδοσης του MLP ενός κρυμμένου επιπέδου ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για δείκτες κίνησης.

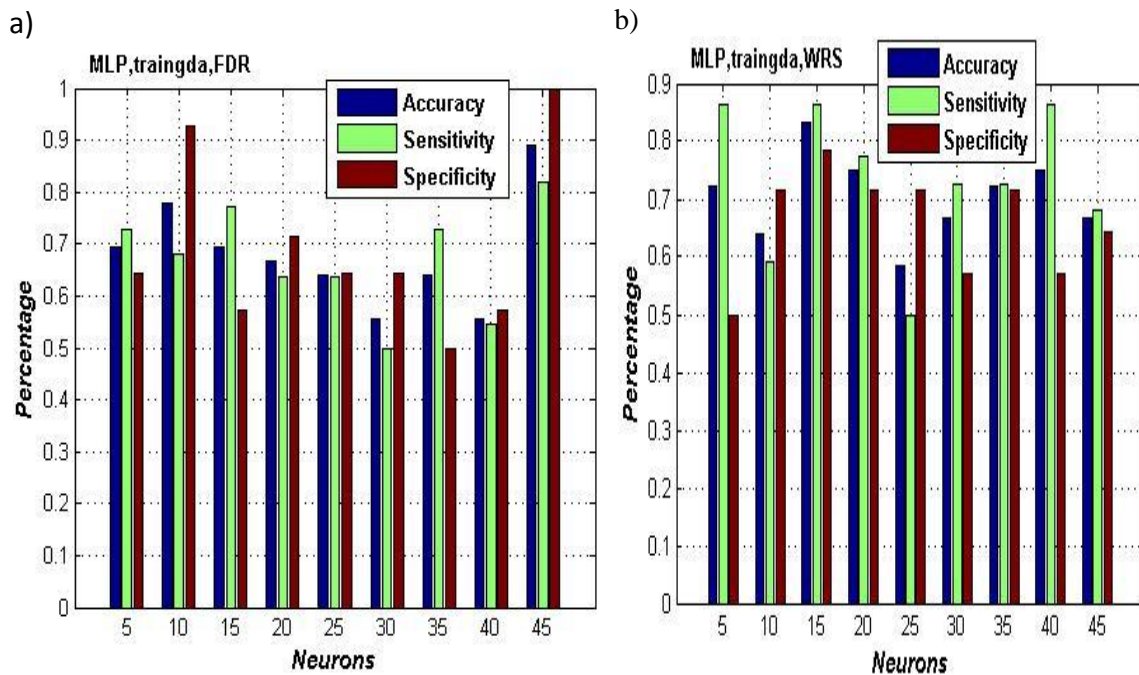
MLP Motion/ 1 hidden layer	trainlm		traingda		traingdx	
	FDR	WRS	FDR	WRS	FDR	WRS
Accuracy	86 %	86 %	89 %	83 %	81 %	83 %
Sensitivity	82 %	91 %	82 %	86 %	86 %	91 %
Specificity	93 %	79 %	100 %	79 %	71 %	71 %

Στις Εικόνες 4.3, 4.4, 4.5 παρουσιάζεται η γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων απόδοσης του Πίνακα 4.5 για MLP ενός κρυμμένου επιπέδου πάνω σε δεδομένα κίνησης. Δεν παρουσιάζονται μόνο οι βέλτιστες τιμές, αλλά ταυτόχρονα γίνεται εμφανής η απόδοση του κάθε συνδυασμού συναρτήσεως του αριθμού των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, στο πλαίσιο εξέτασης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής.



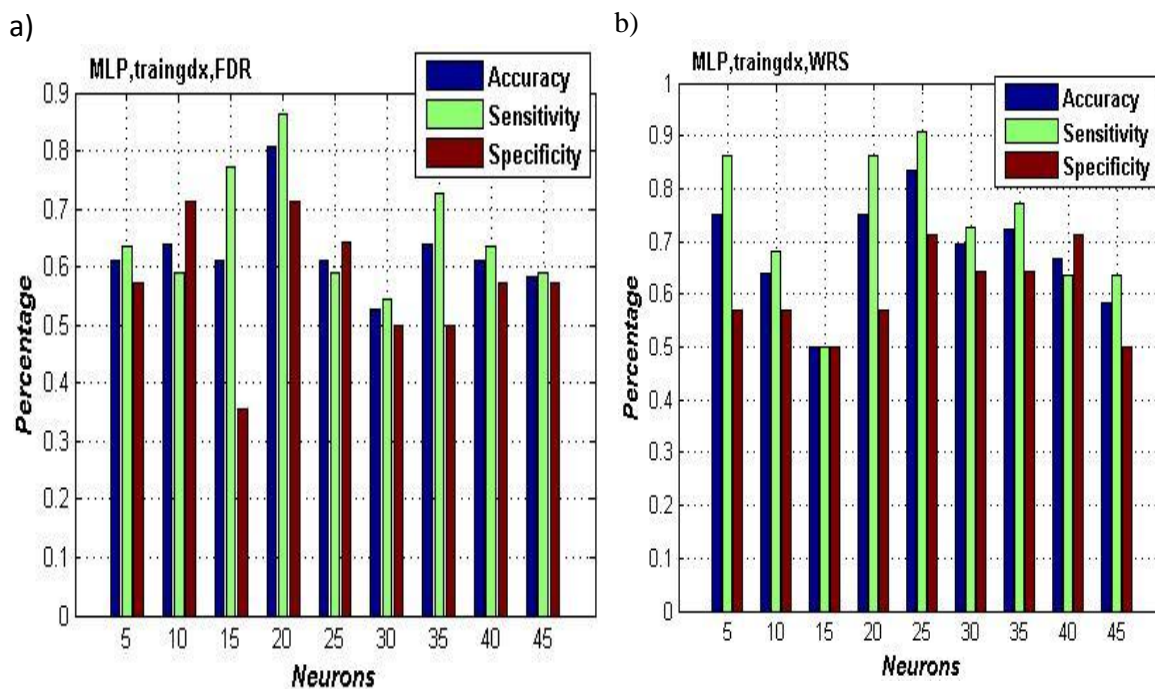
Εικόνα 4.3: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *trainIm* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *a)* FDR *b)* WRS.

Η βέλτιστη απόδοση για το συνδυασμό *trainIm*, FDR (Εικόνα 4.3a) επιτυγχάνεται παρουσία 20 νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο και για μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων Kfold cross validation με παράμετρο $k = 7$. Αντίθετα χρησιμοποίηση της μεθόδου WRS οδηγεί σε βέλτιστη απόδοση ταξινόμησης για αριθμό 30 νευρώνων και για μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων τη Stratified Kfold cross validation με παράμετρο $k = 4$. Παρατηρούμε ότι και οι δύο συνδυασμοί παρουσιάζουν ίδια τιμή Accuracy (86%), με τον πρώτο να διαθέτει καλύτερη ικανότητα ταξινόμησης μη ασβεστοποιημένων πλακών (Specificity 93%) και το δεύτερο καλύτερη ικανότητα ταξινόμησης ασβεστοποιημένων πλακών (Sensitivity 91%).



Εικόνα 4.4: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *traingda* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *a)* FDR *b)* WRS.

Από την *Εικόνα 4.4a* παρατηρούμε πως ο ταξινομητής κίνησης MLP με συνάρτηση εκπαίδευσης την *traingda* επιτυγχάνει βέλτιστη απόδοση για αρχιτεκτονική 45 νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο του δικτύου. Σημειώνεται ότι η ταξινόμηση όλων των δειγμάτων μη ασβεστοποιημένων πλακών αποδείχθηκε ορθή (Specificity 100%), ενώ η τιμή Accuracy, όπως φανερώνει και ο *Πίνακας 4.5*, είναι συγκριτικά υψηλότερη σε σχέση με αυτή των υπόλοιπων συνδυασμών. Η μέθοδος επαλήθευσης αποτελεσμάτων που χρησιμοποιήθηκε για τον εν λόγω ταξινομητή είναι η Stratified Kfold cross validation με $k = 8$, ενώ η επιλογή των χαρακτηριστικών πραγματοποιήθηκε με τη μέθοδο FDR. Από την άλλη πλευρά (*Εικόνα 4.4b*), αρχιτεκτονική 15 νευρώνων στο κρυμμένο επίπεδο σε συνδυασμό με την ίδια συνάρτηση εκπαίδευσης (*traingda*) οδηγεί σε Accuracy 83%, με τη μετρική Sensitivity ωστόσο να ξεπερνά το 86%. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός πως ο συνδυασμός της *traingda* με τη μέθοδο WRS οδήγησε σε Sensitivity μεγαλύτερο του 70% 6 από τις 9 αρχιτεκτονικές MLP. Η μέθοδος επαλήθευσης είναι η Kfold cross validation, για $k = 6$.



Εικόνα 4.5: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *traingdx* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *a)* FDR *b)* WRS.

Τόσο ο ταξινομητής κίνησης της *Εικόνας 4.5a* όσο και αυτός της *4.5b* παρουσιάζουν Accuracy πάνω από 80% (81% και 83% αντίστοιχα), ωστόσο η συνάρτηση εκπαίδευσης τους, η *traingdx*, δεν αποδεικνύεται αποτελεσματική στην εκμάθηση του δικτύου αναφορικά με τα πρότυπα των μη ασβεστοποιημένων πλακών, δεδομένου ότι οι δύο αυτοί ταξινομητές, ανεξαρτήτως της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών, παρουσιάζουν το χαμηλότερο Specificity (71%) σε σύγκριση με όλους τους υπόλοιπους συνδυασμούς του *Πίνακα 4.5*. Η μέθοδος επαλήθευσης και των δύο ταξινομητών είναι η Stratified Kfold για $k=6$ στην περίπτωση χρήσης FDR και για $k=4$ στην περίπτωση χρήσης WRS. Επιπλέον χαρακτηριστικό και των δύο ταξινομητών είναι ότι η απόδοσή τους, για αρχιτεκτονικές αριθμού νευρώνων μεγαλύτερου των 35, μειώνεται με την αύξηση του αριθμού των νευρώνων, γεγονός που οφείλεται σε πιθανό overfitting των δικτύων αυτών λόγω του επιπλέον όρου ορμής τον οποίο συνεπάγεται η συνάρτηση εκπαίδευσης *traingdx*.

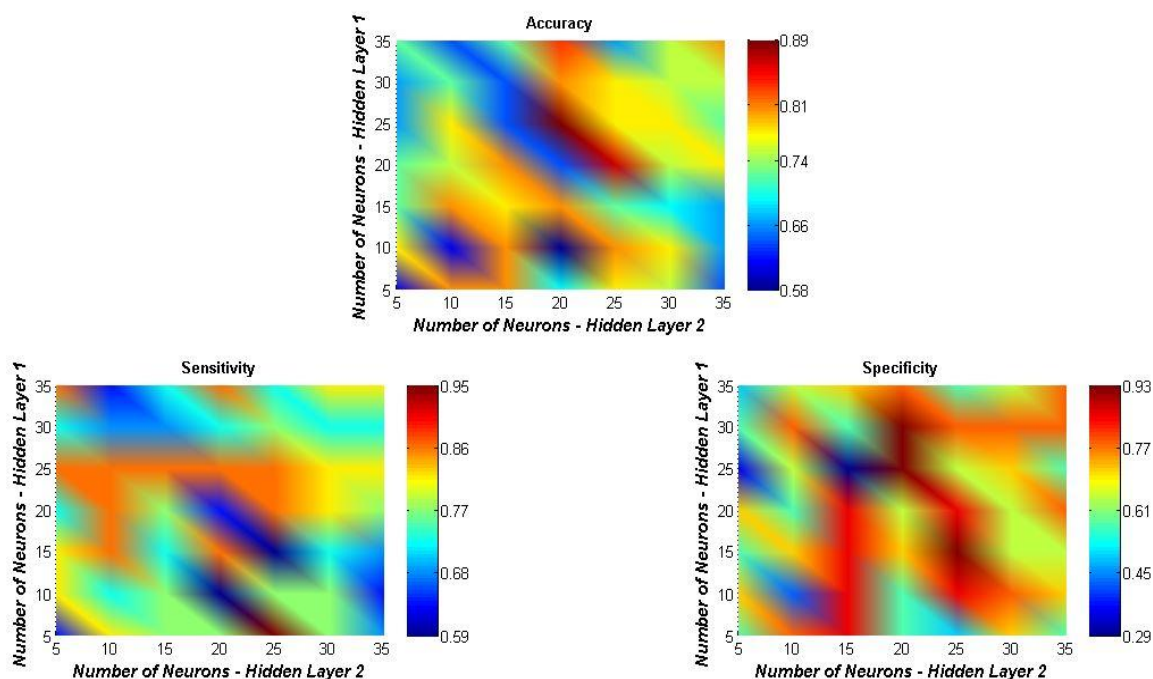
Πέρα από την αρχιτεκτονική ενός κρυμμένου επιπέδου, μελετώντας την απόδοση ταξινόμησης μέσω χαρακτηριστικών κίνησης για αρχιτεκτονικές δύο κρυμμένων επιπέδων με συνάρτηση εκπαίδευσης την *trainlm*, παρατηρήθηκε πληθώρα αξιόπιστων αποτελεσμάτων στην περίπτωση επιλογής χαρακτηριστικών με τη μέθοδο FDR. Γενικότερα τοπολογία δύο κρυφών επιπέδων δείχνει να εφαρμόζει καλύτερα στο διαθέσιμο δείγμα, με τη συνάρτηση *trainlm* να συγκλίνει σε μεγαλύτερο αριθμό εποχών εκπαίδευσης συγκριτικά με την περίπτωση δικτύων ενός κρυμμένου επιπέδου, οδηγώντας μέσω του αλγορίθμου BK σε κατάλληλο καθορισμό των παραμέτρων των ταξινομητών.

Ο Πίνακας 4.6 περιλαμβάνει τις τιμές μετρικών απόδοσης των ταξινομητών MLP δύο κρυφών επιπέδων που παρουσιάζουν τη βέλτιστη τιμή Accuracy.

Πίνακας 4.6 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της απόδοσης των MLP δύο κρυφών επιπέδων με το βέλτιστο Accuracy. Η συνάρτηση εκπαίδευσης είναι η *trainlm* και η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών η *FDR* και το *WRS* για δείκτες κίνησης.

MLP Motion/ 2 hidden layers	FDR	WRS
Accuracy	89 %	86 %
Sensitivity	86 %	82 %
Specificity	93 %	93 %

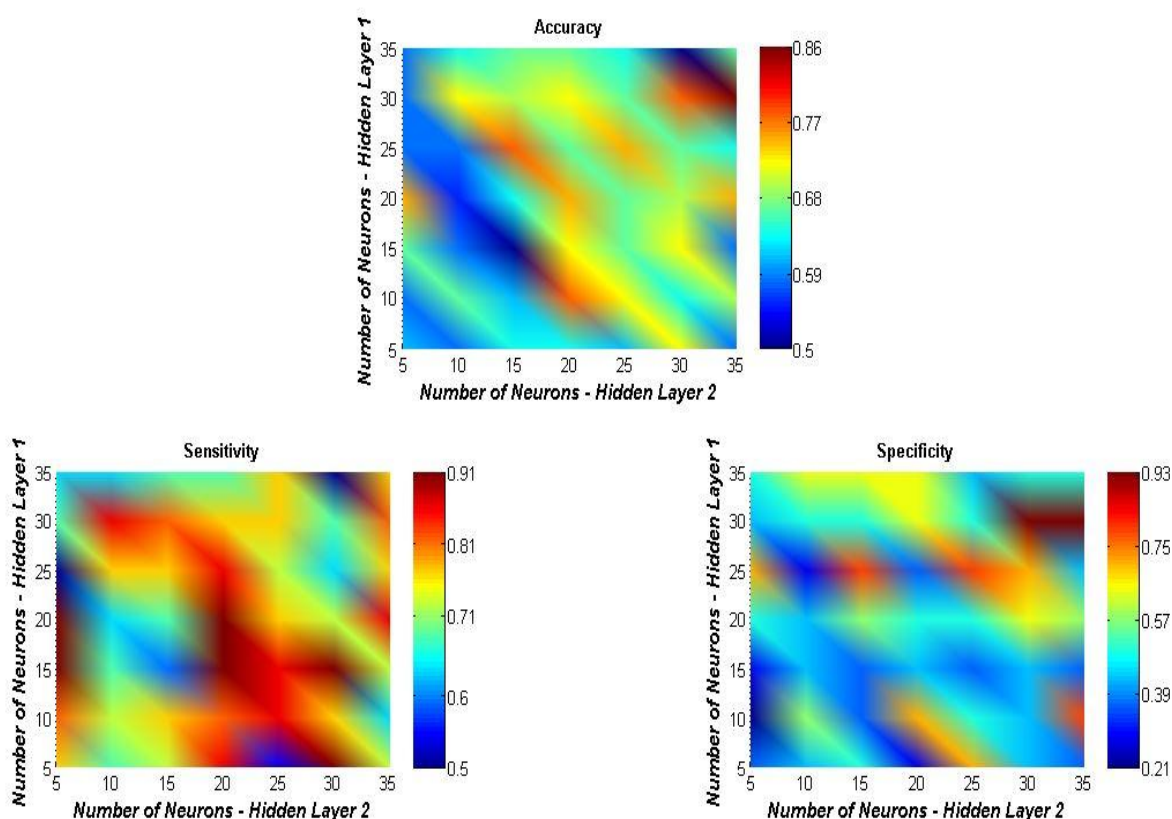
Στις Εικόνες 4.6, 4.7 που ακολουθούν παρουσιάζεται αναλυτικά η απόδοση των δύο ταξινομητών του Πίνακα 4.6 συναρτήσει της αρχιτεκτονικής του δικτύου δύο κρυφών επιπέδων για χαρακτηριστικά κίνησης.



Εικόνα 4.6 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης *trainlm* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *FDR*.

Όπως φανερώνει η Εικόνα 4.6 η μέγιστη τιμή της μετρικής Accuracy (89%) για τον MLP ταξινομητή κίνησης επιτυγχάνεται για αριθμό 25 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και για αριθμό 20 νευρώνων στο δεύτερο. Η αρχιτεκτονική αυτή συνεπάγεται και τη βέλτιστη τιμή Specificity (93%), ωστόσο δεν παρουσιάζει ταυτοχρόνως και τη βέλτιστη τιμή Sensitivity, η οποία επιτυγχάνεται παρουσία 5 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 25 στο δεύτερο. Ενώ σε αρχιτεκτονικές ενός κρυμμένου επιπέδου παρατηρήθηκε ότι η

τοπολογία του δικτύου που οδηγούσε σε βέλτιστο Accuracy οδηγούσε ταυτοχρόνως και σε βέλτιστη τιμή Sensitivity και Specificity, στην περίπτωση των δύο κρυμμένων επιπέδων το φαινόμενο αυτό δεν επιβεβαιώνεται. Ωστόσο, δεδομένου ότι ένας ταξινομητής αξιολογείται συνολικά για την απόδοση του, ζητούμενο είναι η όσο το δυνατόν αξιόπιστη παρουσίαση αποτελεσμάτων και στις τρεις μετρικές αξιολόγησης, γεγονός το οποίο συμβαίνει με τον ταξινομητή της *Εικόνας 4.6* για 25 και 20 νευρώνες στο πρώτο και στο δεύτερο κρυφό επίπεδο αντίστοιχα. Η μέθοδος επαλήθευσης είναι η Stratified Kfold cross validation για $k = 5$, ενώ η επιλογή των χαρακτηριστικών κίνησης πραγματοποιήθηκε μέσω της FDR. Σημειώνεται ότι ο συνδυασμός της μεθόδου FDR και της συνάρτησης εκπαίδευσης `trainlm` οδήγησε σχεδόν όλους τους MLP ταξινομητές 2 κρυφών επιπέδων σε Accuracy άνω του 80% ανεξαρτήτως της μεθόδου επαλήθευσης αποτελεσμάτων.



Εικόνα 4.7 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή κίνησης MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης `trainlm` και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS .

Εξετάζοντας την *Εικόνα 4.7*, παρατηρούμε ότι εφαρμογή της μεθόδου WRS στην επιλογή των χαρακτηριστικών κίνησης σε συνδυασμό με συνάρτηση εκπαίδευσης την `trainlm`, οδηγεί σε βέλτιστη τιμή Accuracy (86%) τον MLP ταξινομητή με 30 νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 35 στο δεύτερο. Η εν λόγω αρχιτεκτονική, συγκριτικά με τις υπόλοιπες, διαθέτει τη βέλτιστη ικανότητα ταξινόμησης μη ασβεστοποιημένων πλακών (Specificity 93%), ωστόσο η μέγιστη τιμή Sensitivity επιτυγχάνεται για τοπολογία 20 νευρώνων σε κάθε

κρυφό επίπεδο. Η μέθοδος επαλήθευσης αποτελεσμάτων είναι η Kfold για $k = 6$. Παρά την τιμή Specificity 93% για την εν λόγω αρχιτεκτονική νευρώνων, χαρακτηριστικό του συνδυασμού WRS, trainlm, Kfold ($k=6$) για τις υπόλοιπες αρχιτεκτονικές δύο κρυφών επιπέδων, είναι η δυσκολία ταξινόμησης των μη ασβεστοποιημένων πλακών, γεγονός το οποίο φανερώνεται από τις χαμηλές τιμές Specificity για την πληθώρα των δοκιμών των τοπολογιών (Εικόνα 4.7). Αντίθετα οι περισσότερες τοπολογίες παρουσιάζουν Sensitivity άνω του 80%.

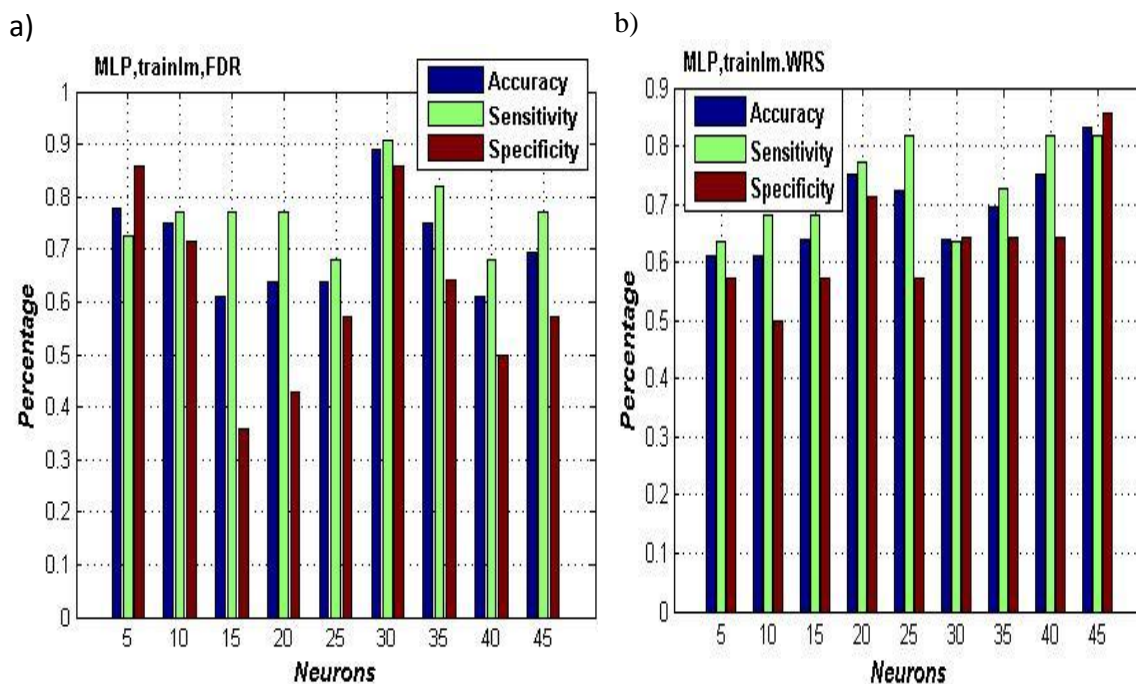
4.2.2 Απόδοση MLP με δεδομένα υφής

Έχοντας μελετήσει τα αποτελέσματα απόδοσης ταξινόμησης μέσω χαρακτηριστικών κίνησης με χρήση MLP, παραθέτονται παρακάτω τα αντίστοιχα αποτελέσματα των χαρακτηριστικών υφής στην ταξινόμηση των πλακών για αρχιτεκτονικές τόσο ενός κρυμμένου επιπέδου όσο και δύο. Στην περίπτωση ενός κρυμμένου επιπέδου παρουσιάζεται η βέλτιστη απόδοση ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών, όπως φανερώνει και ο Πίνακας 4.7.

Πίνακας 4.7 : Συγκεντρωτική παρουσίαση των μετρικών απόδοσης των MLP με τη βέλτιστη τιμή Accuracy. Οι ταξινομητές διαθέτουν ένα κρυμμένο επίπεδο. Η παρουσίαση των αποτελεσμάτων γίνεται ανά συνάρτηση εκπαίδευσης και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών για δείκτες υφής.

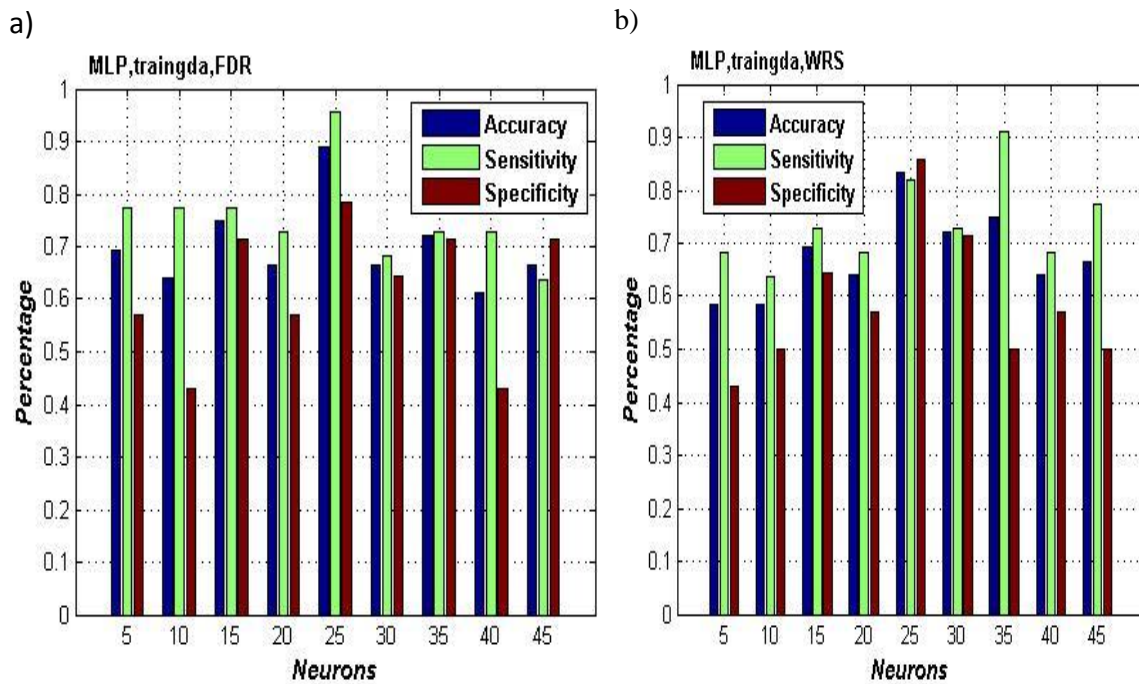
MLP Texture/ 1 hidden layer	trainlm		traingda		traingdx	
	FDR	WRS	FDR	WRS	FDR	WRS
Accuracy	89 %	83 %	89 %	83 %	81 %	81 %
Sensitivity	91 %	82 %	95 %	82 %	86 %	86 %
Specificity	86 %	86 %	79 %	86 %	71 %	71 %

Στις Εικόνες 4.8, 4.9, 4.10 παρουσιάζεται η γραφική απεικόνιση των αποτελεσμάτων απόδοσης του Πίνακα 4.7 για MLP ενός κρυμμένου επιπέδου πάνω σε δεδομένα υφής. Δεν παρουσιάζονται μόνο οι βέλτιστες τιμές, αλλά ταυτόχρονα γίνεται εμφανής η απόδοση του κάθε συνδυασμού συναρτήσεως του αριθμού των νευρώνων του κρυμμένου επιπέδου, στο πλαίσιο εξέτασης της βέλτιστης αρχιτεκτονικής.



Εικόνα 4.8: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *trainIm* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *a)* FDR *b)* WRS.

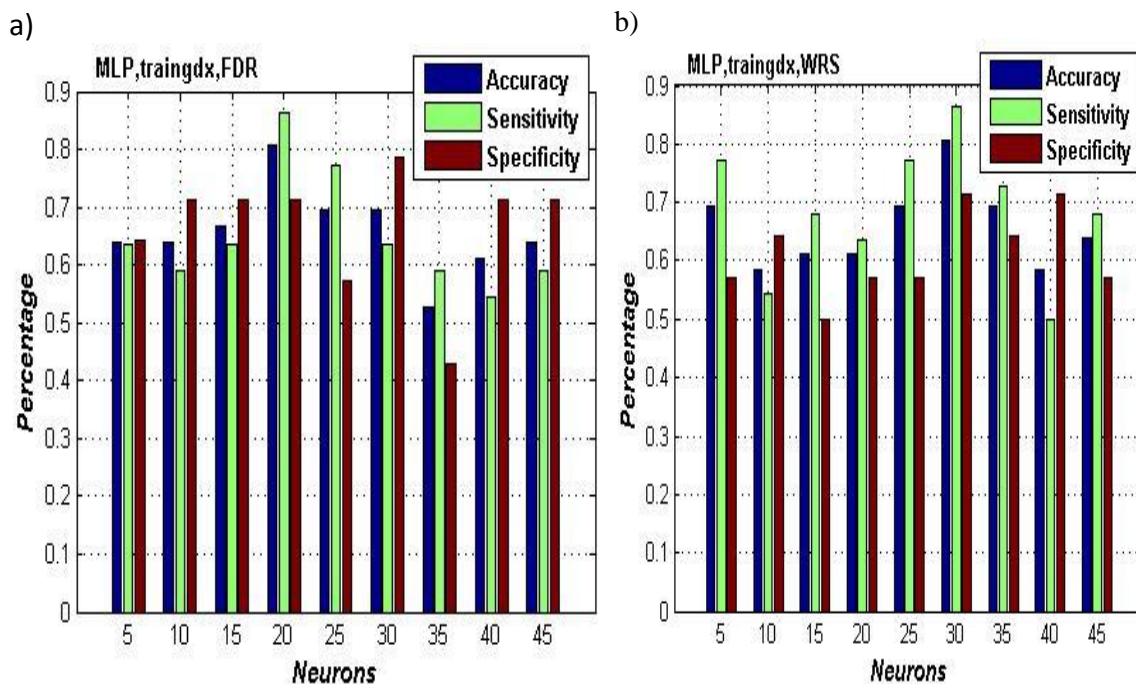
Εξετάζοντας την *Εικόνα 4.8*, η επιλογή χαρακτηριστικών υφής με τη μέθοδο FDR σε συνδυασμό με τη συνάρτηση εκπαίδευσης *trainIm* επιτυγχάνουν Accuracy 89%, Sensitivity 9% και Specificity 86% για αρχιτεκτονική 30 νευρώνων στο κρυφό επίπεδο του δικτύου. Από την άλλη πλευρά η μέθοδος WRS δεν αποδεικνύεται εξίσου αποτελεσματική από άποψη ακρίβειας, δεδομένου της βέλτιστης τιμής Accuracy (82%) που προκύπτει για 45 νευρώνες στο κρυφό επίπεδο. Η μέθοδος επαλήθευσης αποτελεσμάτων, στην περίπτωση της μεθόδου FDR (*Εικόνα 4.8a*), είναι η Kfold cross validation για $k = 4$, ενώ στην περίπτωση της WRS είναι η Stratified Kfold cross validation για $k = 4$. Χαρακτηριστικό του ταξινομητή MLP της *Εικόνας 4.8b* είναι ότι επιτυγχάνει ακριβώς ίδιο ποσοστό Sensitivity (82%) και για άλλους δύο διαφορετικούς αριθμούς νευρώνων, ωστόσο το μειωμένο Specificity των αρχιτεκτονικών αυτών επιδρά αρνητικά στο συνολικό τους Accuracy. Σημειώνεται ότι το Sensitivity 91% που επιδεικνύει ο ταξινομητής του συνδυασμού FDR, *trainIm* για 35 κρυφούς νευρώνες, είναι συγκριτικά ίσο με τις βέλτιστες τιμές Sensitivity των ταξινομητών ενός κρυφού επιπέδου οι οποίοι χρησιμοποιούν δεδομένα κίνησης (βλ *Πίνακα 4.5*).



Εικόνα 4.9: Βέλτιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *trainingda* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών *a)* FDR *b)* WRS.

Συγκρίνοντας την απόδοση των δύο ταξινομητών της *Εικόνας 4.9* παρατηρούμε ότι και οι δύο επιτυγχάνουν μέγιστη τιμή Accuracy για αρχιτεκτονική 25 νευρώνων στο κρυφό επίπεδο του δικτύου, με τη μέθοδο FDR ωστόσο να οδηγεί σε υψηλότερη τιμή (89%). Αναφορικά με τον ταξινομητή που δέχεται τα επιλεγμένα χαρακτηριστικά μέσω της μεθόδου WRS, παρατηρείται ότι παρουσιάζει μέγιστο Sensitivity για αρχιτεκτονική 35 κρυφών νευρώνων. Ωστόσο, το δίκτυο των 25 νευρώνων κρίνεται πιο αξιόπιστο λόγω της ικανότητας του να ταξινομεί ασβεστοποιημένες πλάκες με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια. Και οι δύο ταξινομητές υιοθετούν τη μέθοδο Kfold cross validation για $k = 10$ (*Εικόνα 4.8a*) και για $k = 8$ (*Εικόνα 4.8b*). Σημειώνεται ότι ο ταξινομητής της *Εικόνας 4.9a* παρουσιάζει Sensitivity άνω του 70% για 7 από τις 9 διαφορετικές αρχιτεκτονικές που μελετήθηκαν καθώς και τη μέγιστη τιμή (95%) για την εν λόγω μετρική συγκριτικά με κάθε άλλη ταξινόμηση, ανεξαρτήτου του είδους των χαρακτηριστικών. Ωστόσο, το σημαντικότερο στοιχείο παρατήρησης προκύπτει από τη σύγκριση της απόδοσης των ταξινομητών υφής με ένα κρυμμένο επίπεδο, που εκπαιδεύτηκαν με τη συνάρτηση *trainlm*, με τους αντίστοιχους που εκπαιδεύτηκαν με τη συνάρτηση *trainingda*. Όπως γίνεται φανερό και από τον *Πίνακα 4.7*, οι τιμές των μετρικών των βέλτιστων ταξινομητών οι οποίοι χρησιμοποιούν δεδομένα υφής που προέκυψαν από τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS, ταυτίζονται μεταξύ τους, παρά τη χρησιμοποίηση διαφορετικής συνάρτησης κατά την εκπαίδευσή τους. Το στοιχείο αυτό αποκτά ιδιαίτερη σημασία, δεδομένου ότι οι δύο αυτές συναρτήσεις δε λειτουργούν με όμοιο τρόπο κατά την

εκπαίδευση του δικτύου (βλ Ενότητα 3.7.1). Αυτό το οποίο διαφέρει είναι η αρχιτεκτονική στην οποία οι ταξινομητές όμοιας απόδοσης επιτυγχάνουν τα εν λόγω αποτελέσματα.



Εικόνα 4.10: Βέλιστα αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP ενός κρυμμένου επιπέδου για συνάρτηση εκπαίδευσης *traingdx* και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών a) FDR b) WRS.

Η συνάρτηση εκπαίδευσης *traingdx*, σε συνδυασμό με τη χρήση της μεθόδου FDR για την επιλογή των χαρακτηριστικών υφής, επιτυγχάνει μέγιστη τιμή Accuracy 81% για αρχιτεκτονική 20 νευρώνων στο κρυφό επίπεδο του MLP ταξινόμησης. Η εν λόγω τιμή Accuracy συνοδεύεται από Sensitivity 86% και Specificity 71% και σημειώθηκε κατά τη χρήση Stratified Kfold cross validation για $k = 9$. Πανομοιότυπη απόδοση επιδεικνύει και ο ταξινομητής της Εικόνας 4.10b για αρχιτεκτονική 30 κρυφών νευρώνων, παρά το γεγονός πως τόσο η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών όσο και αυτή της επαλήθευσης των αποτελεσμάτων διαφοροποιούνται. Διαπιστώνεται λοιπόν ότι κατά τη χρήση της συνάρτησης εκπαίδευσης *traingdx*, η απόδοση ταξινόμησης στην περίπτωση της υφής κρίνεται ανεξάρτητη της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών. Αναφορικά με την απόδοση των ταξινομητών που έχουν εκπαιδευτεί με τη συνάρτηση *traingdx*, συγκρίνοντας την περίπτωση ταξινόμησης μέσω δεικτών κίνησης με την περίπτωση ταξινόμησης μέσω δεικτών υφής, παρατηρείται πως η τιμή Specificity παραμένει και στις δύο περιπτώσεις σταθερή και ίση με 71%, ενώ η τιμή Accuracy είναι μικρότερη σε σχέση αυτές των άλλων δύο συναρτήσεων εκπαίδευσης.

Πέρα από την αρχιτεκτονική ενός κρυμμένου επιπέδου, όπως και στην περίπτωση των δεικτών κίνησης, έτσι και στην περίπτωση αυτών της υφής, μελετάται η απόδοση

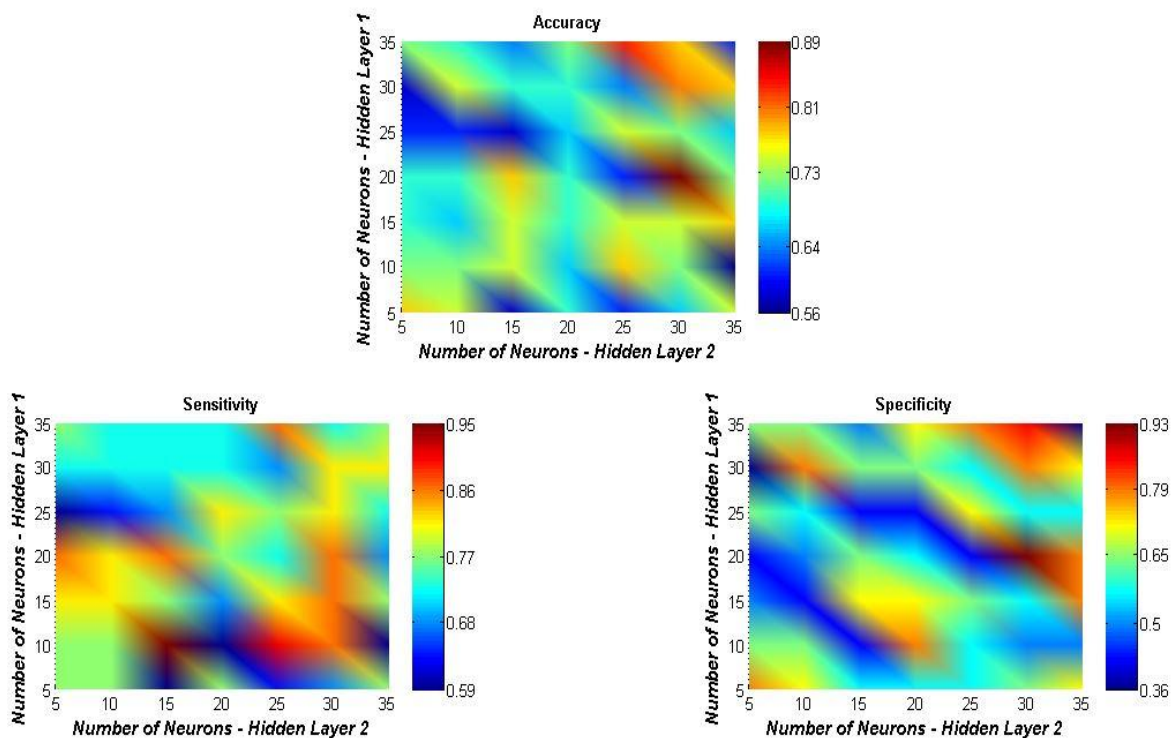
ταξινόμησης για αρχιτεκτονικές δύο κρυμμένων επιπέδων με συνάρτηση εκπαίδευσης την `trainlm`. Σημειώνεται ότι πληθώρα συνδυασμών των μεθόδων `Kfold`, `Stratified Kfold`, για οποιαδήποτε `k`, με τη μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών `FDR`, οδηγεί συγκεκριμένες αρχιτεκτονικές 2 κρυφών επιπέδων σε `Accuracy` άνω του 80%.

Ο Πίνακας 4.8 περιλαμβάνει τις τιμές μετρικών απόδοσης των ταξινομητών `MLP` δύο κρυφών επιπέδων που παρουσιάζουν τη βέλτιστη τιμή `Accuracy`.

Πίνακας 4.8 : Συγκεντρωτική παρουσίαση της απόδοσης των `MLP` 2 κρυφών επιπέδων με το βέλτιστο `Accuracy`. Η συνάρτηση εκπαίδευσης είναι η `trainlm` και η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών η `FDR` και το `WRS` για δείκτες υφής.

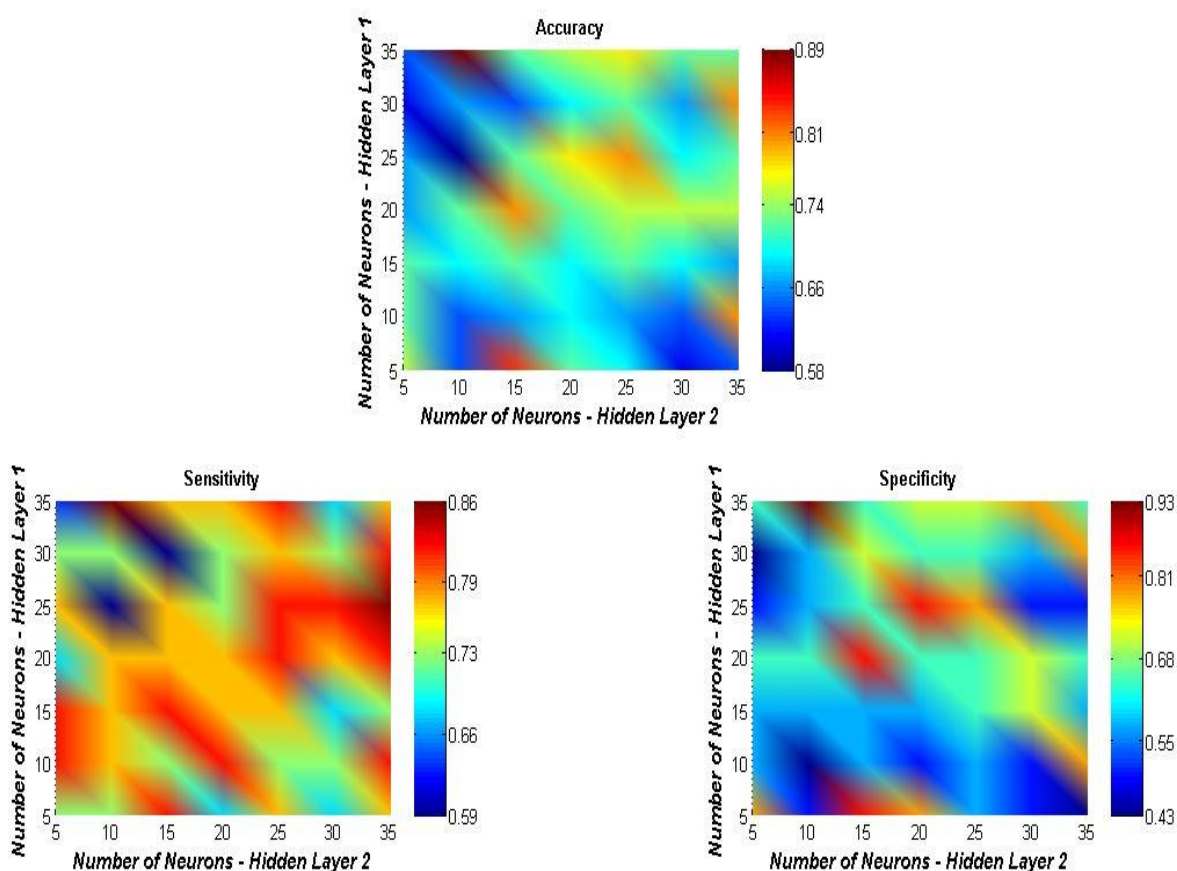
MLP Texture/ 2 hidden layers	FDR	WRS
<i>Accuracy</i>	89 %	89 %
<i>Sensitivity</i>	86 %	86 %
<i>Specificity</i>	93 %	93 %

Στις Εικόνες 4.11, 4.12 που ακολουθούν παρουσιάζεται αναλυτικά η απόδοση των δύο ταξινομητών του Πίνακα 4.8 συναρτήσει της αρχιτεκτονικής του δικτύου δύο επιπέδων για χαρακτηριστικά υφής.



Εικόνα 4.11 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής `MLP` δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης `trainlm` και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών `FDR`.

Όπως φανερώνει η *Εικόνα 4.11*, η μέγιστη τιμή της μετρικής Accuracy (89%) για τον MLP ταξινομητή υφής επιτυγχάνεται για αριθμό 20 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και για αριθμό 30 νευρώνων στο δεύτερο, ενώ παράλληλα συνοδεύεται από Sensitivity 86% (η μέγιστη τιμή Sensitivity σημειώνεται σε διαφορετική αρχιτεκτονική) και Specificity 93%. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι οι αρχιτεκτονικές δύο κρυφών επιπέδων σε συνδυασμό με τη μέθοδο FDR και τη συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm παρουσιάζουν ίδια τιμή μετρικών τόσο στην περίπτωση των δεδομένων υφής όσο και σε αυτήν της κίνησης (βλ Πίνακα 4.6, 4.8) με τη μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων να είναι κοινή (Stratified Kfold για $k = 5$ στην κίνηση και $k = 9$ στην υφή).



Εικόνα 4.12 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή υφής MLP δύο κρυμμένων επιπέδων για συνάρτηση εκπαίδευσης trainlm και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS .

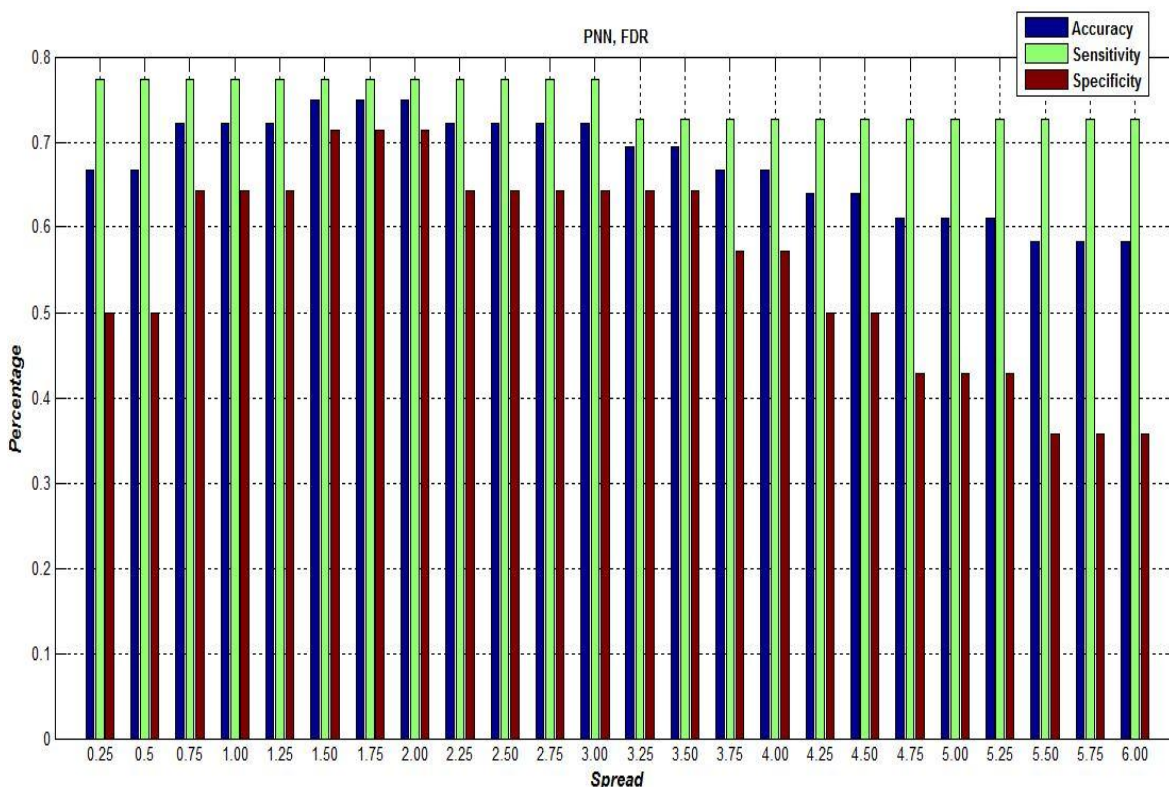
Ο ταξινομητής της *Εικόνας 4.12* παρουσιάζει Accuracy 89%, Sensitivity 86% και Specificity 93% παρουσία 35 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 10 στο δεύτερο, με τη μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων να είναι η Kfold cross validation για $k = 10$. Συγκρίνοντας τους ταξινομητές δύο κρυφών επιπέδων των *Εικόνων 4.11*, *4.12* διαπιστώνεται πως η απόδοση είναι ανεξάρτητη της μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών υφής, δεδομένου της πανομοιότυπης απόδοσης που παρουσιάζουν οι ταξινομητές. Σε σύγκριση με τους αντίστοιχους ταξινομητές κίνησης, αυτοί της υφής κρίνονται ελαφρώς σταθερότεροι,

δεδομένου της πολύ υψηλής ικανότητας που παρουσιάζουν κατά την ταξινόμηση και των δύο κατηγοριών πλακών.

4.3 Αποτελέσματα Απόδοσης PNN

Στο πλαίσιο εξέτασης του ταξινομητή PNN, δεν παρατηρήθηκε εξίσου υψηλή απόδοση ταξινόμησης σε σχέση με αυτήν των MLP. Μελετήθηκε η ταξινόμηση βασισμένη μόνο σε χαρακτηριστικά κίνησης για οποιοδήποτε συνδυασμό μεθόδου επιλογής χαρακτηριστικών με μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων.

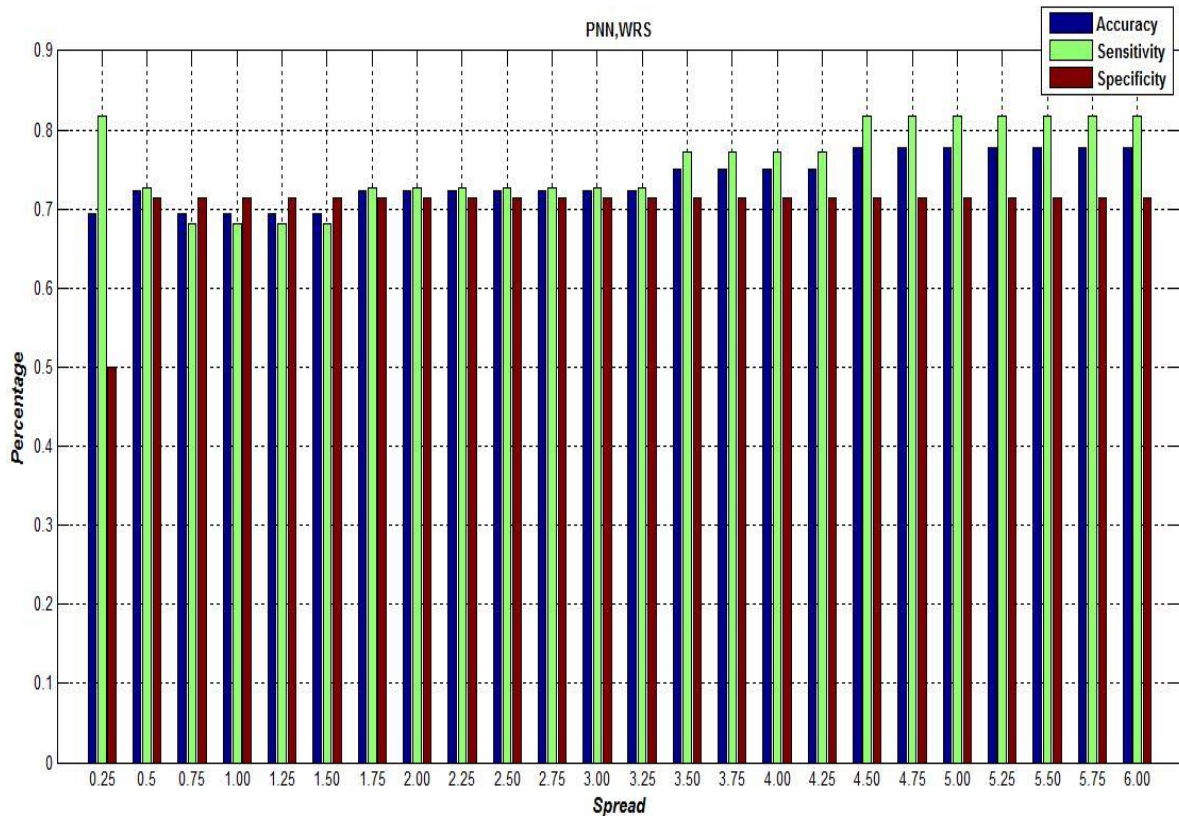
Με χρήση της μεθόδου FDR, βέλτιστη απόδοση σημειώθηκε για Stratified Kfold cross validation για $k = 4$.



Εικόνα 4.13 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή PNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR για Stratified Kfold cross validation με $k = 4$.

Όπως γίνεται φανερό από την Εικόνα 4.13, οι μέγιστες τιμές Accuracy, Sensitivity, Specificity είναι 76%, 78%, 71% αντίστοιχα και επιτυγχάνονται για παράμετρο εξομάλυνσης (spread) 1.50 ή 1.75 ή 2.00. Παρατηρείται ότι αύξηση της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σε μεγαλύτερες τιμές οδηγεί και σε ολοένα μειούμενη απόδοση ταξινομητή, λόγω της βαθμιαίας μείωσης της μετρικής Specificity.

Από την άλλη πλευρά η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών WRS οδηγεί σε ελαφρώς καλύτερη απόδοση τον ταξινομητή PNN.

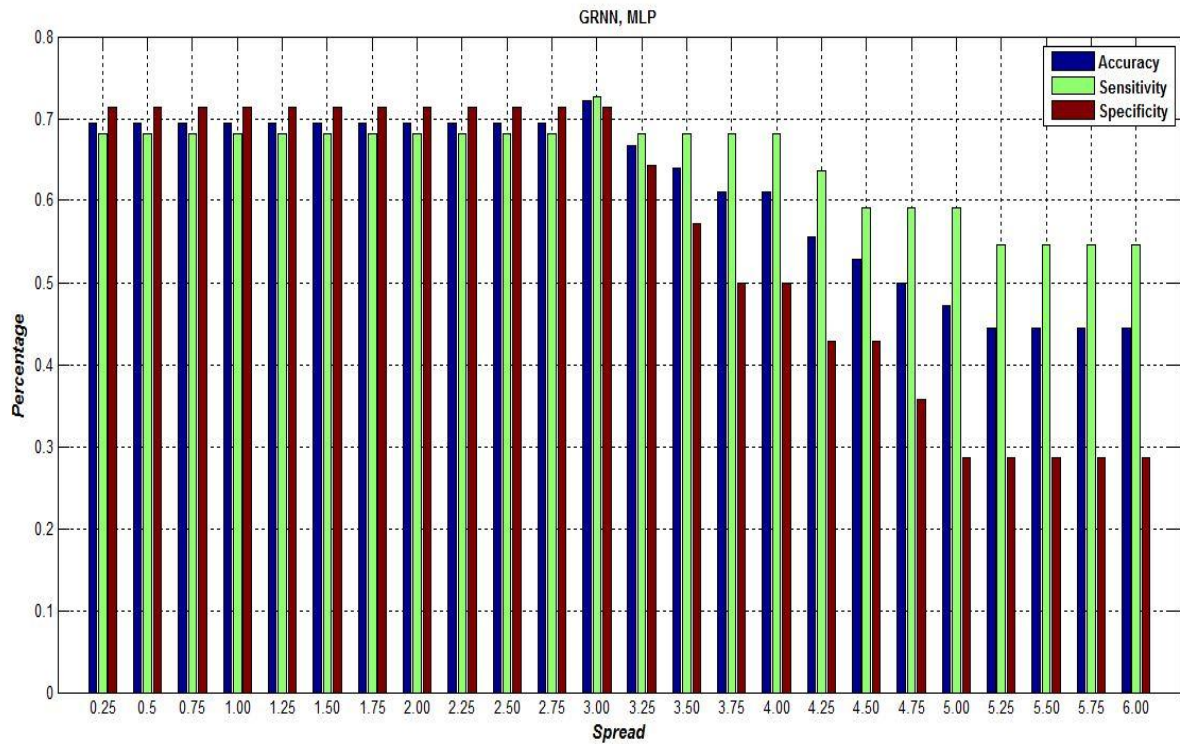


Εικόνα 4.14 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή PNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS για Stratified Kfold cross validation με $k = 4$.

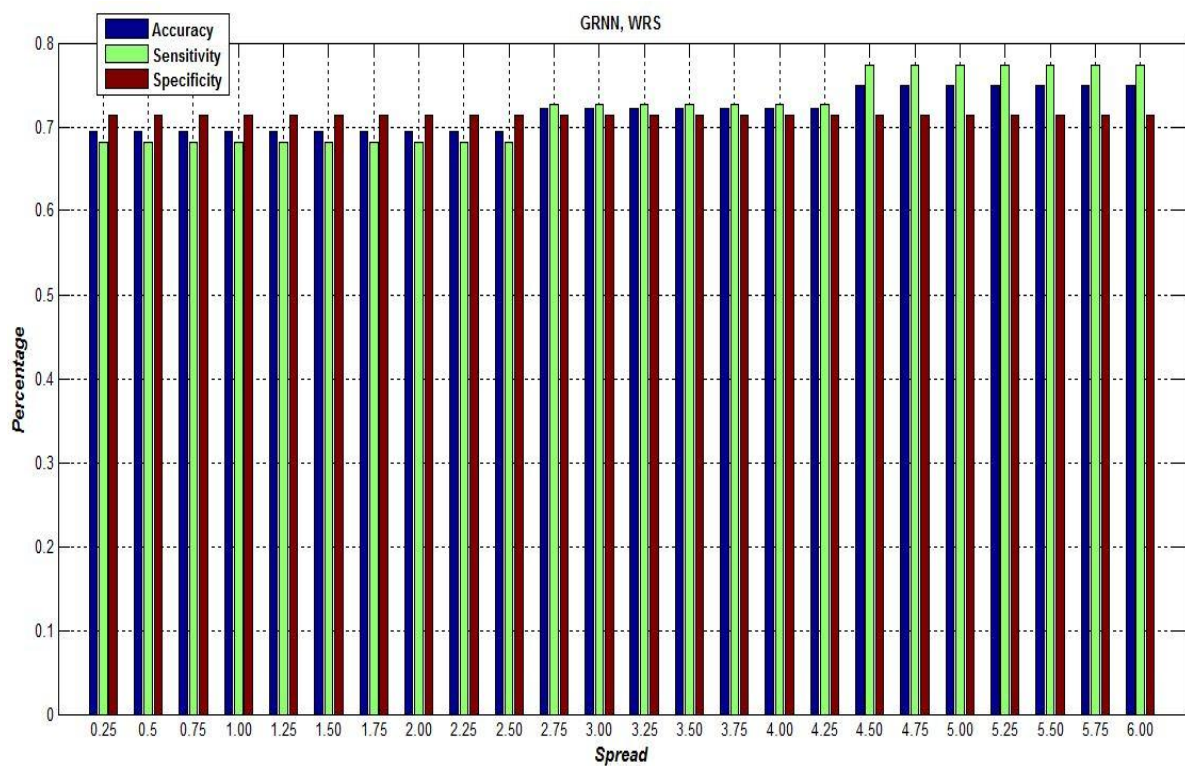
Όπως και στη μέθοδο FDR, έτσι και στη WRS η βέλτιστη απόδοση σημειώνεται για Stratified Kfold cross validation για $k = 4$. Οι μέγιστες τιμές Accuracy, Sensitivity, Specificity είναι 78%, 82%, 71% αντίστοιχα και επιτυγχάνονται για παράμετρο εξομάλυνσης (spread) που ανήκει στο διάστημα [4.50, 6.00]. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η σταθερότητα της απόδοσης του εν λόγω ταξινομητή PNN για τιμές παραμέτρου εξομάλυνσης που ανήκουν στα διαστήματα [0.75, 1.50], [1.75, 3.25], [4.50, 6.00]. Σημειώνεται μάλιστα ότι η σταθερότητα αυτή αφορά ολόκληρη τη μέθοδο Stratified Kfold cross validation, δεδομένου της ομοιότητας των αποτελεσμάτων για οποιοδήποτε k . Όμοια συμπεριφορά εμφανίζει και η Kfold cross validation.

4.4 Αποτελέσματα Απόδοσης GRNN

Μελετώντας την ικανότητα ταξινόμησης του GRNN μόνο με τη χρήση χαρακτηριστικών κίνησης, παρατηρήθηκε απόδοση ελαφρώς μειωμένη σε σχέση με αυτή του PNN. Από όλους τους συνδυασμούς μεθόδων επαλήθευσης με τις μεθόδους FDR και WRS, αποδοτικότεροι αποδείχθηκαν οι ταξινομητές των Εικόνων 4.15, 4.16 αντίστοιχα.



Εικόνα 4.15 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή GRNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών FDR για Kfold cross validation με $k = 6$.



Εικόνα 4.16 : Βέλτιστα Αποτελέσματα απόδοσης ταξινομητή GRNN με μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών WRS για Kfold cross validation με $k = 8$.

Όπως φανερώνει και η *Εικόνα 4.15*, η μέθοδος Kfold cross validation για $k = 6$ οδηγεί σε μέγιστη απόδοση όταν η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών είναι η FDR. Πιο συγκεκριμένα για τιμή παραμέτρου εξομάλυνσης ίση με 3.00 προκύπτει Accuracy 72%, Sensitivity 73%, και Specificity 71%. Όπως και στο PNN που χρησιμοποιεί τα χαρακτηριστικά της FDR, έτσι και στο GRNN της *Εικόνας 4.15* συνεχής αύξηση της τιμής της παραμέτρου εξομάλυνσης σε μεγάλες σχετικά τιμές οδηγεί και σε πτώση της απόδοσης ταξινόμησης. Ωστόσο χαρακτηριστική είναι η σταθερότητα στην απόδοση ταξινόμησης για spread που ανήκει στο διάστημα [0.25, 2.75].

Από την άλλη πλευρά, όταν η μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών είναι η WRS (*Εικόνα 4.16*), η μέγιστη απόδοση σημειώνεται επίσης από τη μέθοδο Kfold cross validation, ωστόσο για $k = 8$ και τιμή παραμέτρου εξομάλυνσης που ανήκει στο διάστημα [4.50, 6.00]. Οι τιμές Accuracy, Sensitivity, Specificity είναι 76%, 78%, 71% αντίστοιχα, ενώ όπως επισημάνθηκε τόσο στην προηγούμενη ενότητα όσο και στην προηγούμενη παράγραφο, χαρακτηριστική ιδιότητα της απόδοσης είναι η σταθερότητα που αυτή επιδεικνύει όχι μόνο για διαφορετικές τιμές spread στο πλαίσιο ενός συγκεκριμένου k , αλλά και για ολόκληρη τη μέθοδο επαλήθευσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΟΛΟΚΛΗΡΩΜΕΝΗΣ ΔΙΑΔΙΚΤΥΑΚΗΣ ΠΛΑΤΦΟΡΜΑΣ

5.1 Χρήση Μοντέλου Πελάτη-Εξυπηρετητή (Client-Server)

Δεδομένου ότι η λογική της υλοποίησης της πλατφόρμας βασίζεται στη διαδικτυακή εφαρμογή της, επιλέχθηκε η χρήση του μοντέλου πελάτη – εξυπηρετητή (client – server). Στο πλαίσιο αυτό, ολόκληρη η παροχή υπηρεσιών της πλατφόρμας τοποθετείται σε έναν διαδικτυακό εξυπηρετητή (web server) με στόχο να είναι ταυτόχρονα προσβάσιμη από πολλαπλούς πελάτες εξασφαλίζοντας ασφαλή, ακεραία, άμεση και προσωπική παροχή υπηρεσιών ανά πελάτη καθώς και κατανεμημένη (distributed) λειτουργία ανεξάρτητη χρονικών και τοπικών περιορισμών.

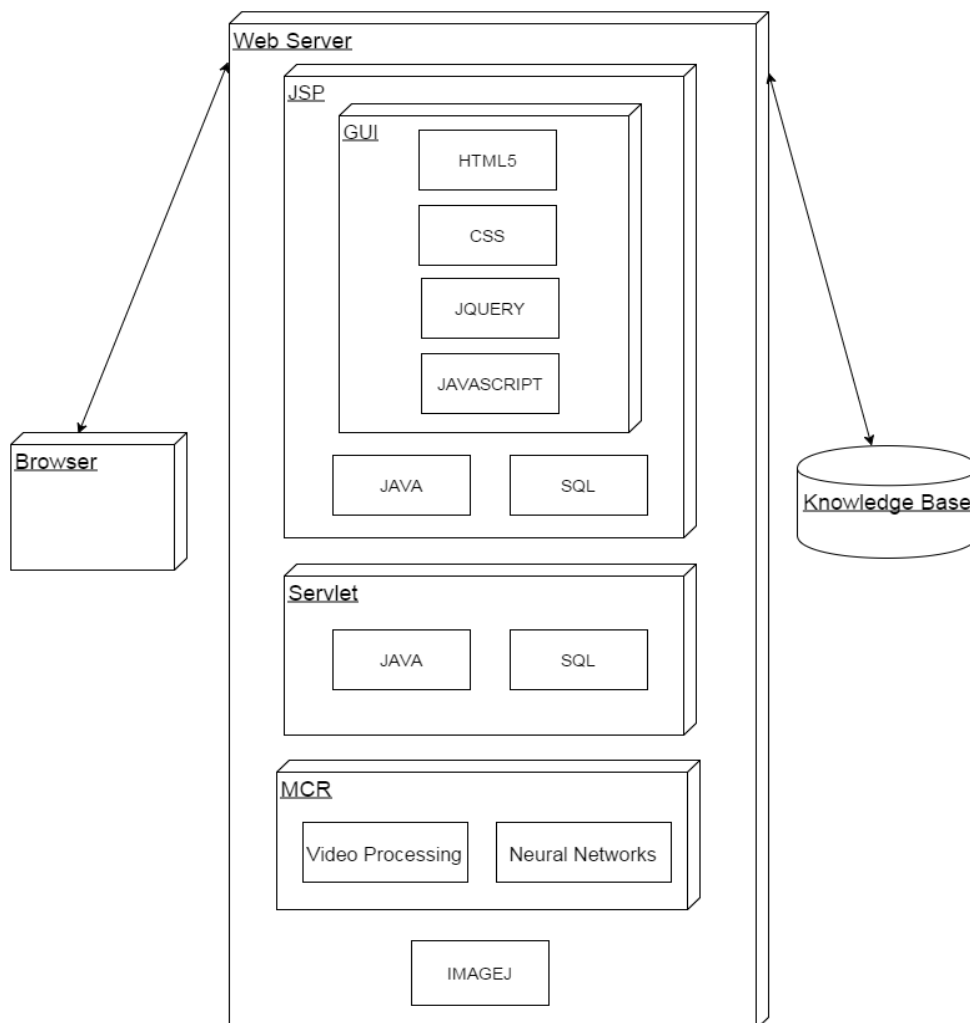
Η επικοινωνία μεταξύ των πελατών και του εξυπηρετητή πραγματοποιείται μέσω του HTTP πρωτοκόλλου, με τον εκάστοτε πελάτη να αποστέλλει κάποιο HTTP Request μήνυμα προς τον web server κάθε φορά που επιθυμεί να χρησιμοποιήσει κάποια υπηρεσία της πλατφόρμας. Ο web server απαντά σε κάθε request με ξεχωριστό μήνυμα HTTP Response αποστέλλοντας τις διαδικτυακές υπηρεσίες που ζητήθηκαν από τον client.

Ο web server που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση της πλατφόρμας είναι ο *Apache Tomcat 6.0*. Ο χρόνος απόκρισης σε κάθε HTTP Request ενός πελάτη είναι απειροελάχιστος, με εξαίρεση τις περιπτώσεις στις οποίες απαιτούνται υπηρεσίες χρήσης του αλγορίθμου επεξεργασίας video καθώς και των δύο ταξινομητών. Στις περιπτώσεις αυτές η ταχύτητα απόκρισης είναι σχετικά μικρότερη γεγονός αναμενόμενο αναλογιζόμενοι τον όγκο των υπολογισμών που πραγματοποιούνται για τις δύο αυτές λειτουργίες, ωστόσο σε καμία περίπτωση δεν αποτελεί ανασταλτικό παράγοντα χρήσης της πλατφόρμας.

Στο πλαίσιο ανάπτυξης και υλοποίησης της πλατφόρμας, ο web server και ο client φιλοξενήθηκαν το ίδιο μηχάνημα.

5.2 Γενική Τοπολογία

Η ολοκληρωμένη Διαδικτυακή πλατφόρμα που σχεδιάστηκε, αποτελείται από διάφορα συστατικά μέρη, καθένα από τα οποία επιτελεί μια εξειδικευμένη λειτουργία και διαθέτει συγκεκριμένα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 5.1 : Παραταξιακό Διάγραμμα (Deployment Diagram) της αρχιτεκτονικής της διαδικτυακής πλατφόρμας καρωτιδικής αθηρωμάτωσης.

Όπως παρουσιάζεται και στην *Εικόνα 5.1* η αρχιτεκτονική της πλατφόρμας αποτελείται από τρία κύρια συστατικά :

- από τον web browser του πελάτη, μέσω του οποίου αποστέλλονται τα HTTP Requests προς το web server και προβάλλονται τα αντίστοιχα HTTP Responses. Η πλατφόρμα είναι συμβατή με όλους τους συνηθέστερα χρησιμοποιούμενους web

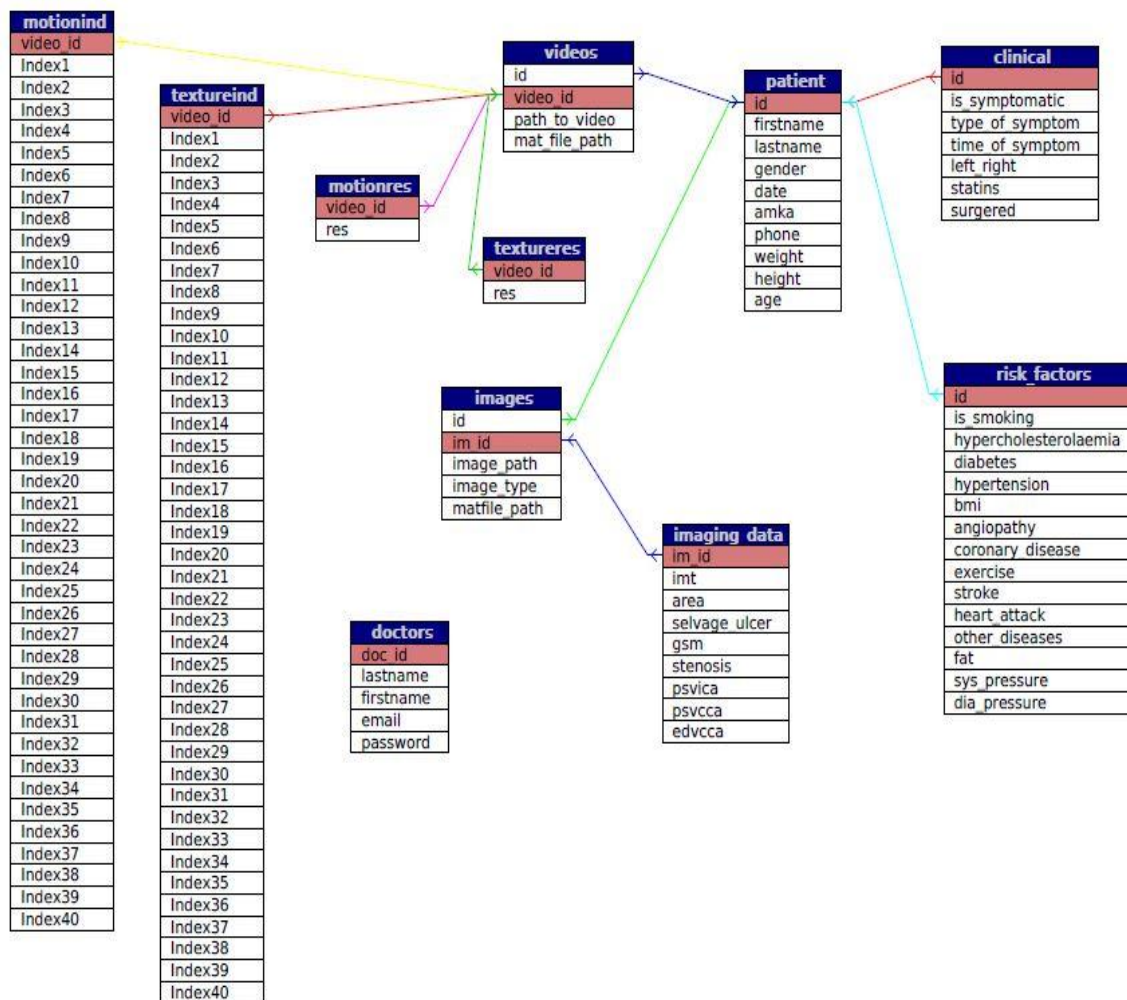
browsers όπως Mozilla Firefox, Google Chrome, Opera, Internet Explorer, Iceweasel κτλ.

- Από τον web server *Apache Tomcat 6.0*, ο οποίος περιλαμβάνει όλες τις παρεχόμενες υπηρεσίες της πλατφόρμας. Διαθέτει:
 1. Java Server Pages (JSP), οι οποίες υλοποιούν το γραφικό περιβάλλον της πλατφόρμας που παρουσιάζεται στο χρήστη ενσωματώνοντας HTML5, CSS, Javascript καθώς και JQuery τεχνολογία. Επιπλέον μέσω της χρήσης SQL επικοινωνούν με τη βάση γνώσης τόσο για τη διαμόρφωση της μέσω εισαγωγής πληροφοριών όσο και για την ανάκτηση δεδομένων, ενώ περιλαμβάνουν ταυτόχρονα αυτούσια τμήματα κώδικα Java κυρίως για τη διασύνδεση των επιμέρους τεχνολογιών, την επικοινωνία με τον Matlab Runtime Controller (MCR) και γενικότερα τη δημιουργία ενός πλήρους διαδικτυακού περιβάλλοντος.
 2. Servlets, τα οποία είναι πολύ λιγότερα σε σύγκριση με τις σελίδες JSP και χρησιμοποιούνται σε επιλεγμένα σημεία της πλατφόρμας έχοντας ενδιάμεσο ρόλο και συνδέοντας σε αρκετές περιπτώσεις τις σελίδες JSP μεταξύ τους. Ενσωματώνουν και αυτά τη χρήση SQL για την ανταλλαγή πληροφοριών με τη βάση γνώσης, ενώ ακόμα επικοινωνούν και με τον MCR και το ImageJ.
 3. Matlab Controller Runtime (MCR), δηλαδή ένα σύνολο βιβλιοθηκών της Matlab Suite που επιτρέπει την εκτέλεση Matlab εφαρμογών σε διαδικτυακό περιβάλλον. Ενσωματώνει τον αλγόριθμο επεξεργασίας video μέσω του οποίου προκύπτουν οι δείκτες υφής και κίνησης της αθηρωματικής πλάκας καθώς επίσης περιλαμβάνει και τα δύο προ-εκπαιδευμένα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που λειτουργούν ως ταξινομητές των πλακών.
 4. Βιβλιοθήκες ImageJ, δηλαδή συγκεκριμένα πακέτα λογισμικού του προγράμματος ImageJ, έτσι ώστε με χρήση τμημάτων κώδικα Java να είναι δυνατή η προβολή ιατρικών εικόνων ανεξάρτητα από τη μορφή των αρχείων που τις περιλαμβάνουν (υποστηρίζεται η προβολή εικόνων DICOM). Επιπλέον παρέχουν τη δυνατότητα προβολής της πρώτης εικόνας (frame) από μια ακολουθία (video).
- Από τη βάση γνώσης, η οποία διατηρεί πληροφορίες τόσο για τους ειδικευμένους χρήστες της πλατφόρμας, όσο και για τους ασθενείς που καταχωρούνται σε αυτή. Περιλαμβάνει κλινικές πληροφορίες και ιατρικά δεδομένα, εικόνες, video που συνοδεύουν την εξέταση των ασθενών καθώς επίσης και τα αποτελέσματα που

προκύπτουν από την εκτέλεση του αλγορίθμου επεξεργασίας video και των ταξινομητών κίνησης και υφής. Υλοποιείται μέσω μιας MySQL βάσης δεδομένων και επικοινωνεί με τον web server για την ανταλλαγή πληροφοριών.

5.3 Περιγραφή της Βάσης Γνώσης (Knowledge Base)

Η Βάση Γνώσης αποτελεί αναπόσπαστο συστατικό στοιχείο της αρχιτεκτονικής της πλατφόρμας και λειτουργεί ως το αποθηκευτικό μέσο της πλατφόρμας διατηρώντας κάθε είδους απαραίτητη πληροφορία. Υλοποιείται όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως από μια MySQL βάση δεδομένων και οργανώνεται λειτουργικά με στόχο την ευκολότερη εισαγωγή και ανάκτηση δεδομένων. Κύριο χαρακτηριστικό του σχεδιασμού της είναι η κατηγοριοποίηση των δεδομένων που διατηρεί αλλά και η δημιουργία ισχυρών σχέσεων μεταξύ τους, εξασφαλίζοντας παράλληλα τη δυνατότητα επέκτασης της.



Εικόνα 5.2 : Αναλυτική παρουσίαση των σχέσεων και των μεταξύ τους συνδέσεων, με ταυτόχρονη απεικόνιση των πεδίων της κάθε σχέσης.

Όπως γίνεται φανερό και από την *Εικόνα 5.2*, η βάση γνώσης αποτελείται από 11 σχέσεις (πίνακες) δεδομένων οι οποίες αν και συνδέονται μεταξύ τους μπορούν να διακριθούν στις εξής τέσσερις κατηγορίες ανάλογα με το είδος της γνώσης που αποθηκεύουν :

- η 1^η κατηγορία αποτελείται από τρεις σχέσεις οι οποίες συγκεντρώνουν όλη τη γνώση γύρω από τον ασθενή διατηρώντας δημογραφικά και κλινικά δεδομένα καθώς και παράγοντες κινδύνου.
- Η 2^η κατηγορία αποτελείται από τρεις σχέσεις οι οποίες διατηρούν για κάθε ασθενή τις εικόνες και τα video του, καθώς και ειδικές απεικονιστικές πληροφορίες για τις αντίστοιχες εικόνες.
- Η 3^η κατηγορία αποτελείται από τέσσερις σχέσεις οι οποίες διατηρούν τις πληροφορίες που απορρέουν από την εκτέλεση του αλγορίθμου επεξεργασίας video καθώς και από την εκτέλεση των δύο ταξινομητών.
- Η 4^η κατηγορία αποτελείται μόνο από μια σχέση και αφορά την εγγραφή και ταυτοποίηση των ειδικευμένων χρηστών της πλατφόρμας.

Αναλυτικά η πρώτη κατηγορία διαθέτει τις εξής σχέσεις :

1. τη σχέση *patient* με κύριο κλειδί το πεδίο *id* το οποίο αυξάνεται αυτόματα σε κάθε νέα καταχώριση (auto-increment). Τα υπόλοιπα πεδία της σχέσης αφορούν δημογραφικά δεδομένα και βασικά στοιχεία σωματοδομής.
2. Τη σχέση *clinical* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *id* του αντίστοιχου ασθενούς από τη σχέση *patient*. Περιλαμβάνει βασικές κλινικές πληροφορίες του ασθενούς, όπως εάν η είναι συμπτωματικός ή όχι, εάν έχει χειρουργηθεί, εάν του χορηγούνται στατίνες κτλ.
3. Τη σχέση *risk_factors* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *id* του αντίστοιχου ασθενούς από τη σχέση *patient*. Κάθε πεδίο περιλαμβάνει πληροφορία σχετικά με έναν ξεχωριστό παράγοντα κινδύνου. Αναλυτικά διατηρούνται δεδομένα σχετικά με το κλινικό προφίλ του ασθενούς τα οποία επιδρούν τόσο στη σοβαρότητα και την επικινδυνότητα της αθηρωμάτωσης όσο και στην επιλογή της θεραπείας αντιμετώπισης, όπως για παράδειγμα εάν ο ασθενής πάσχει από διαβήτη, αγγειοπάθεια, στεφανιαία νόσο κτλ. Ορισμένα άλλα πεδία αφορούν καθημερινές συνήθειες του τρόπου ζωής που επηρεάζουν τη γενικότερη φυσική κατάσταση (άσκηση, κάπνισμα) και ορισμένα άλλα καταγράφουν διάφορους κλινικούς δείκτες όπως το λίπος, τη συστολική και διαστολική πίεση κτλ.

Η δεύτερη κατηγορία διαθέτει τις εξής σχέσεις:

1. τη σχέση *images* με κύριο κλειδί το πεδίο *im_id* της εικόνας, το οποίο αυξάνεται αυτόματα σε κάθε νέα καταχώριση εικόνας στον web server (auto-increment). Η συσχέτιση μεταξύ της εικόνας και του ασθενούς στον οποίο ανήκει γίνεται με τη βοήθεια του πεδίου *id* της σχέσης *patient* που αποτελεί ξένο κλειδί της σχέσης *images*. Ο εν λόγω πίνακας δε διατηρεί το αρχείο της εικόνας, αλλά το *path* (*image_path*) στο εσωτερικό του web server στο οποίο αποθηκεύεται το αρχείο, καταφέροντας με αυτή τη σχεδιαστική επιλογή την αποφυγή της επιβαρύνσης της βάσης γνώσης με αρχεία μεγάλου μεγέθους.
2. Τη σχέση *imaging_data* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *im_id* της αντίστοιχης εικόνας από τη σχέση *images*. Ρόλος της συγκεκριμένης σχέσης είναι η διατήρηση τόσο απεικονιστικών πληροφοριών που εισάγει ο ειδικευμένος χρήστης σχετικά με μία εικόνα, όπως για παράδειγμα το εμβαδό της πλάκας (πεδίο *area*), ο δείκτης GSM (πεδίο *gsm*), ο δείκτης IMT (πεδίο *imt*) κτλ, όσο και άλλων πληροφοριών που αφορούν την αθηρωματική πλάκα που απεικονίζεται, όπως ο βαθμός στένωσης (πεδίο *stenosis*).
3. Τη σχέση *videos*, η οποία κατ' αντιστοιχία με τη σχέση *images* διαθέτει ως κύριο κλειδί το πεδίο *video_id* και ξένο κλειδί το *id* της σχέσης *patient*. Διαθέτει το πεδίο *path_to_video* για την αποθήκευση του *path* του αντίστοιχου αρχείου *video* που καταχωρείται στο εσωτερικό του web server και το πεδίο *mat_file_path* για την αποθήκευση του *path* του αρχείου επισήμανσης της ROI του αντίστοιχου *video* στο εσωτερικό του web server.

Η τρίτη κατηγορία διαθέτει τους εξής πίνακες:

1. τη σχέση *motionind* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *video_id* της σχέσης *videos*. Πρόκειται για τη σχέση που διατηρεί τις τιμές των χαρακτηριστικών κίνησης που τροφοδοτούνται ως είσοδος στον ταξινομητή κίνησης και προέκυψαν ως αποτέλεσμα του αλγορίθμου επεξεργασίας *video*. Διατηρεί συνολικά τα 40 βέλτιστα χαρακτηριστικά που προέκυψαν μετά από τη διαδικασία επιλογής χαρακτηριστικών (*feature selection*).
2. Τη σχέση *textureind* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *video_id* της σχέσης *videos*. Κατ' αντιστοιχία με τον *motionind* διατηρεί τα 40 βέλτιστα χαρακτηριστικά υφής τα οποία τροφοδοτούνται ως είσοδος στον ταξινομητή υφής.

3. Τη σχέση *motionres* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *video_id* της σχέσης *videos*. Ρόλος της σχέσης είναι η αποθήκευση του αποτελέσματος του ταξινομητή κίνησης για κάθε video.
4. Τη σχέση *textureres* με κύριο κλειδί το ξένο κλειδί *video_id* της σχέσης *videos*. Κατ' αντιστοιχία με το *motionres* αποθηκεύει το αποτέλεσμα του ταξινομητή υφής για κάθε video.

Τέλος, η τέταρτη κατηγορία περιλαμβάνει τη σχέση *doctors* η οποία είναι ανεξάρτητη της χρήσης όλων των άλλων σχέσεων της βάσης γνώσης. Η χρησιμότητα του έγκειται στη διατήρηση του βασικού προφίλ (όνομα, επώνυμο, ηλεκτρονικό ταχυδρομείο) που εισάγει ο ειδικευμένος χρήστης κατά την εγγραφή του στην πλατφόρμα με στόχο την έγκυρη ταυτοποίηση του μέσω απόρρητου προσωπικού κωδικού της επιλογής του κάθε επόμενη φορά που επιθυμεί να χρησιμοποιήσει την πλατφόρμα. Κύριο κλειδί της σχέσης είναι το πεδίο το πεδίο *doc_id* το οποίο αυξάνεται αυτόματα σε κάθε νέα καταχώριση (auto-increment) ειδικευμένου χρήστη.

Κύρια σχεδιαστική επιλογή σε αρκετές περιπτώσεις σχέσεων της βάσης γνώσης είναι η ταύτιση του κύριου κλειδιού με το ξένο κλειδί κάποιας άλλης σχέσης, γεγονός που οφείλεται στην ένα προς ένα απεικόνιση μιας εγγραφής μιας σχέσης προς την εγγραφή κάποιας άλλης σχέσης.

5.4 Περιγραφή Web Server

Ο Web server αποτελεί αδιαμφισβήτητα το κομβικότερο συστατικό στοιχείο της αρχιτεκτονικής της πλατφόρμας δεδομένου ότι περιλαμβάνει εξ ολοκλήρου την παροχή υπηρεσιών προς το χρήστη. Ενσωματώνει τη λειτουργία της πλατφόρμας και πραγματοποιεί όλη τη back-end επεξεργασία των HTTP Requests του χρήστη, επικοινωνώντας ταυτόχρονα με τη βάση γνώσης για ανταλλαγή δεδομένων.

Προκειμένου ο web server να είναι σε θέση να παρέχει μια ολοκληρωμένη σουίτα διαφορετικών υπηρεσιών προς το χρήστη, περιλαμβάνει πλήθος διαφορετικών τεχνολογιών καθεμία από τις οποίες είναι επιφορτισμένη και με διαφορετικό ρόλο. Ανάλογα με την υπηρεσία που απαιτείται, συνδυάζονται δυναμικά και δημιουργούν το περιεχόμενο της HTTP Response προς το χρήστη. Η ανάπτυξη τους και η χρήση τους πραγματοποιείται κάτω από το κοινό περιβάλλον εκτέλεσης Java 1.7 (JRE – Java Runtime Environment) το οποίο υποστηρίζεται από τον web server της πλατφόρμας, τον *Apache Tomcat 6.0*.

5.4.1 Περιγραφή των Java Server Pages

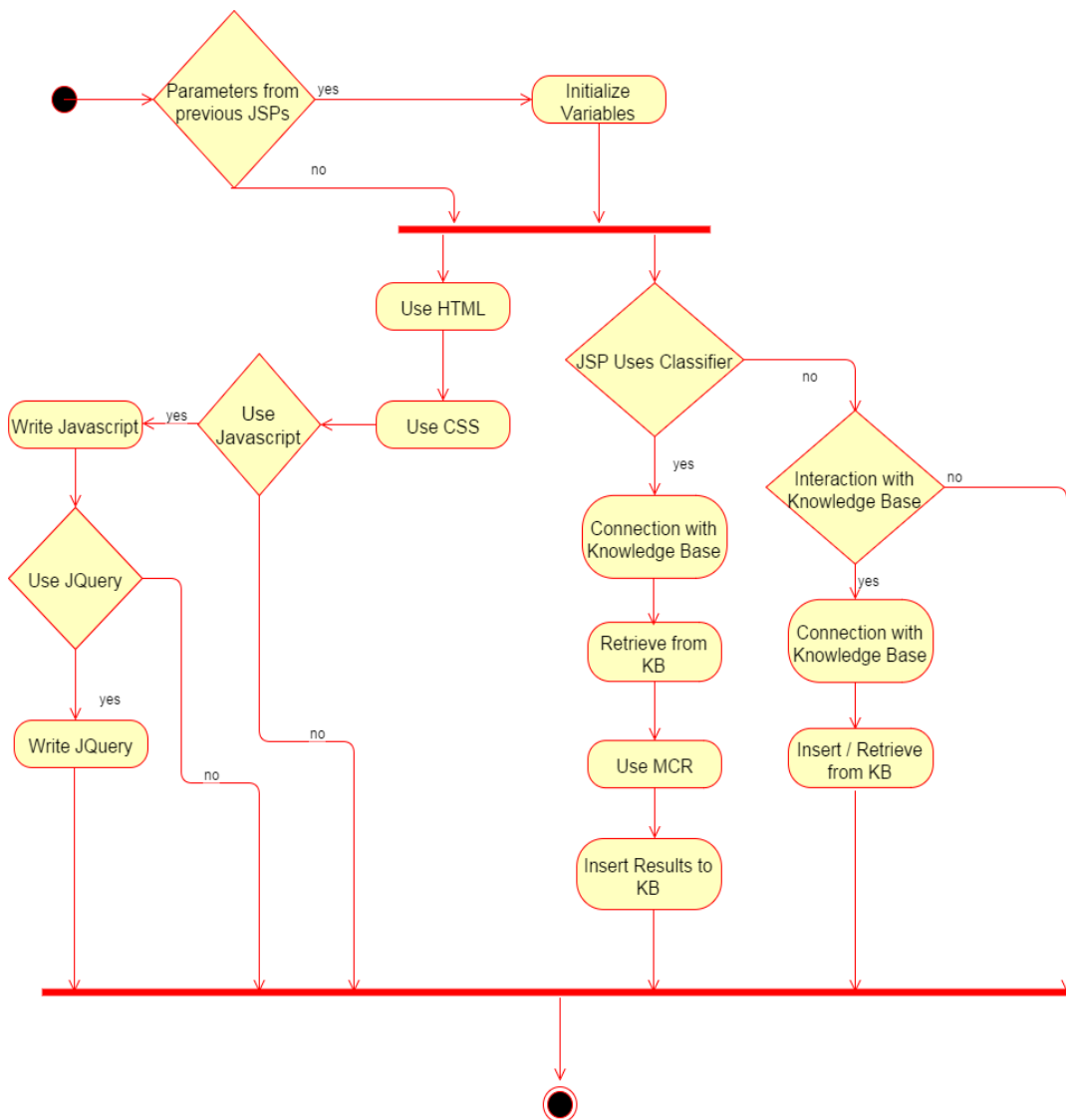
Ραχοκοκαλιά της παροχής υπηρεσιών αποτελεί η χρήση των Java Server Pages, δηλαδή μιας τεχνολογίας σχεδιασμού λογισμικού για τη δημιουργία δυναμικών διαδικτυακών σελίδων, η οποία αναπτύσσεται πλήρως πάνω στις υποδομές του *Apache Tomcat 6.0*. Η πλατφόρμα αποτελείται από έναν σύνολο 31 JSPs, οι οποίες επικοινωνούν μεταξύ τους δυναμικά δημιουργώντας μια συνεχόμενη αλληλουχία διαδικτυακών σελίδων. Κύριο χαρακτηριστικών των JSPs της πλατφόρμας είναι ότι συνδυάζοντας τμήματα κώδικα τόσο από Markup γλώσσες προγραμματισμού όσο και από Java και SQL, δημιουργούν έναν μηχανισμό επεξεργασίας δεδομένων τόσο σε front-end όσο και back-end επίπεδο αντίστοιχα.

Με τον όρο front-end περιγράφεται το επίπεδο σχεδιασμού που σχετίζεται άμεσα με την αλληλεπίδραση με τον χρήστη, σε αντίθεση με τη back-end επεξεργασία ή λειτουργία της οποίας δεν είναι φανερή προς το χρήστη και αφορά το σύνολο των εργασιών που είναι απαραίτητο να πραγματοποιηθούν για την παραγωγή και τη ροή πληροφοριών. Καθένα από αυτά τα δύο σχεδιαστικά επίπεδα υλοποιείται με διαφορετικό τρόπο, ωστόσο το γεγονός ότι τα τμήματα κώδικα που τα υλοποιούν συνενώνονται κάτω από μια κοινή JSP αποτελεί το κλειδί για την παροχή δυναμικών υπηρεσιών.

Στο πλαίσιο της front-end επεξεργασίας, σχεδιάζεται και υλοποιείται ολόκληρο το γραφικό περιβάλλον (GUI – Graphic User Interface) της πλατφόρμας. Βασικός άξονας της υλοποίησης είναι ο συνδυασμός της *HTML*, της *CSS*, της *Javascript*, και της *JQuery*.

Ο σκελετός και τα στοιχεία της κάθε σελίδας του γραφικού περιβάλλοντος πραγματοποιούνται μέσω της *HTML* (HyperText Markup Language). Αυτή περιγράφοντας σημασιολογικά τη δομή της παρουσίασης της κάθε σελίδας ορίζει τα αντικείμενα από τα οποία αυτή αποτελείται και εν συνεχεία η επιλογή του τρόπου, της θέσης και της μορφής παρουσίασης των αντικειμένων αποτελεί έργο της *CSS* (Cascading Style Sheet). Η τελευταία επεξεργάζεται τις διαστάσεις, τα όρια, το χρώμα, την τοποθέτηση, την εμφάνιση των αντικειμένων της σελίδας, προσδίδει αισθητικό αποτέλεσμα και δημιουργεί τις κατάλληλες προϋποθέσεις για την αποδοτικότερη διεπαφή του γραφικού περιβάλλοντος με το χρήστη. Η *Javascript* με τη σειρά της, ενσωματώνεται και αυτή στην *HTML* και τοποθετείται σε επιλεγμένα σημεία έτσι ώστε μέσω των συναρτήσεων της και του προστακτικού αλλά ταυτόχρονα και αντικειμενοστραφούς χαρακτήρα που διαθέτει να επικοινωνεί με το web browser και να καθορίζει δυναμικά τη συμπεριφορά των σελίδων της πλατφόρμας. Ειδική κατηγορία βιβλιοθηκών *Javascript* είναι η πλατφόρμα *JQuery* η οποία εκτελείται από το web browser, διευκολύνει τη διαχείριση ολόκληρης της *HTML*, ωστόσο ο κύριος λόγος που υιοθετείται είναι η προσφορά ειδικών χαρακτηριστικών και εφέ.

Στο πλαίσιο της back-end ανάπτυξης, οι JSPs επικοινωνούν με τη βάση γνώσης για την εισαγωγή δεδομένων, την ανάκτηση πληροφοριών αλλά και τον έλεγχο ύπαρξης αυτών. Η σύνταξη των εντολών εισαγωγής και των ερωτημάτων ανάκτησης δεδομένων υλοποιείται μέσω της *SQL* (Structured Query Language), ωστόσο οι παράμετροι των ερωτημάτων διαμορφώνονται μέσω της *Java*, γεγονός που προσδίδει δυναμικό χαρακτήρα στην επικοινωνία με τη βάση γνώσης. Η διαδικασία εγκαθίδρυσης της σύνδεσης μεταξύ της βάσης γνώσης και των JSPs πραγματοποιείται και αυτή με χρήση της *Java*, μέσω της οποίας υλοποιείται επιπλέον και η διαδικασία προσπέλασης των αποτελεσμάτων των ερωτημάτων ανάκτησης πληροφοριών από τη βάση γνώσης. Η ενσωμάτωση, μέσω *Java*, των αποτελεσμάτων των *SQL* ερωτημάτων στα τμήματα *HTML* των JSPs, επιτρέπει την δυναμική ενσωμάτωση δεδομένων της βάσης γνώσης στο γραφικό περιβάλλον καθώς και την προβολή αυτών στο χρήστη.



Εικόνα 5.3 : Γενική μορφή διαγράμματος δραστηριοτήτων (activity diagram) των JSPs της πλατφόρμας. (KB = Knowledge Base)

Όπως παρουσιάζεται και από την *Εικόνα 5.3*, τα JSPs της πλατφόρμας τα οποία σχετίζονται με την online εκτέλεση της διαδικασίας ταξινόμησης έρχονται σε επικοινωνία και με το περιβάλλον MCR προκειμένου να ωθήσουν την έναρξη της λειτουργίας είτε του ταξινομητή υφής είτε του ταξινομητή κίνησης.

5.4.2 Περιγραφή των Servlets

Πέρα από τα JSPs, ο *Apache Tomcat 6.0* υποστηρίζει και τη χρήση servlets, δηλαδή μιας ακόμα μορφής server-side scripting με στόχο την ανάπτυξη διαδικτυακών εφαρμογών. Λόγω της ευκολίας της χρήσης των JSPs και της αμεσότητας της μεταξύ τους επικοινωνίας, η χρήση των servlets στην υλοποίηση είναι περιορισμένη σε αριθμό αλλά ιδιαίτερα κομβική για τη back-end λειτουργία. Στο πλαίσιο των σχεδιαστικών επιλογών της πλατφόρμας, επιλέχθηκε η στοχευμένη τοποθέτηση τους ως ενδιάμεσο βήμα της επικοινωνίας μεταξύ των JSPs. Αναλυτικότερα χρησιμοποιούνται συνολικά τρία servlets καθένα από το οποίο εκτελεί την εξής λειτουργία :

- το πρώτο είναι υπεύθυνο για το ανέβασμα (uploading) ιατρικών εικόνων από τον υπολογιστή του ειδικευμένου χρήστη σε ειδικά διαμορφωμένο φάκελο του web server. Παράλληλα, δημιουργείται μια νέα καταχώριση στη σχέση *images* της βάσης γνώσης στην οποία εισάγεται ταυτόχρονα και η πληροφορία σχετικά με το path της εικόνας στο web server.
- Το δεύτερο είναι υπεύθυνο για το συνδυασμένο uploading ενός video μαζί με το αντίστοιχο αρχείο επισήμανσης των ROI, εκ νέου από τον υπολογιστή του ειδικευμένου χρήστη σε ειδικά διαμορφωμένο φάκελο του web server. Πέρα από την παράλληλη ανανέωση της βάσης γνώσης αλλά και την ενημέρωση της σχετικά με την τοποθεσία των αρχείων στο server, το εν λόγω servlet επικοινωνεί ταυτόχρονα με το MCR για την εκκίνηση της back-end εκτέλεσης του αλγορίθμου επεξεργασίας video και εν συνεχεία προσπελαύνει το xml αρχείο εξόδου και εισάγει στη βάση γνώσης τους δείκτες υφής και κίνησης που κρίνονται αποδοτικότεροι βάση της διαδικασίας επιλογής χαρακτηριστικών.
- Το τρίτο είναι υπεύθυνο για την προβολή ιατρικών εικόνων στο χρήστη. Πιο συγκεκριμένα με βάση το path της κάθε εικόνας στο server το οποίο είναι αποθηκευμένο στη βάση γνώσης, το servlet αυτό αφού εντοπίσει το αρχείο εικόνας, το ανοίγει και το προβάλλει μέσω του προγράμματος προβολής εικόνων *ImageJ* κάνοντας χρήση των βιβλιοθηκών του.

Όπως και στις JSPs, έτσι και στα servlets, η σύνταξη των εντολών εισαγωγής και των ερωτημάτων ανάκτησης δεδομένων υλοποιείται μέσω της *SQL*, με τις παραμέτρους των

ερωτημάτων να διαμορφώνονται μέσω της Java, η οποία επιπλέον καθιστά δυνατή την επικοινωνία τόσο με το MCR όσο και με το ImageJ.

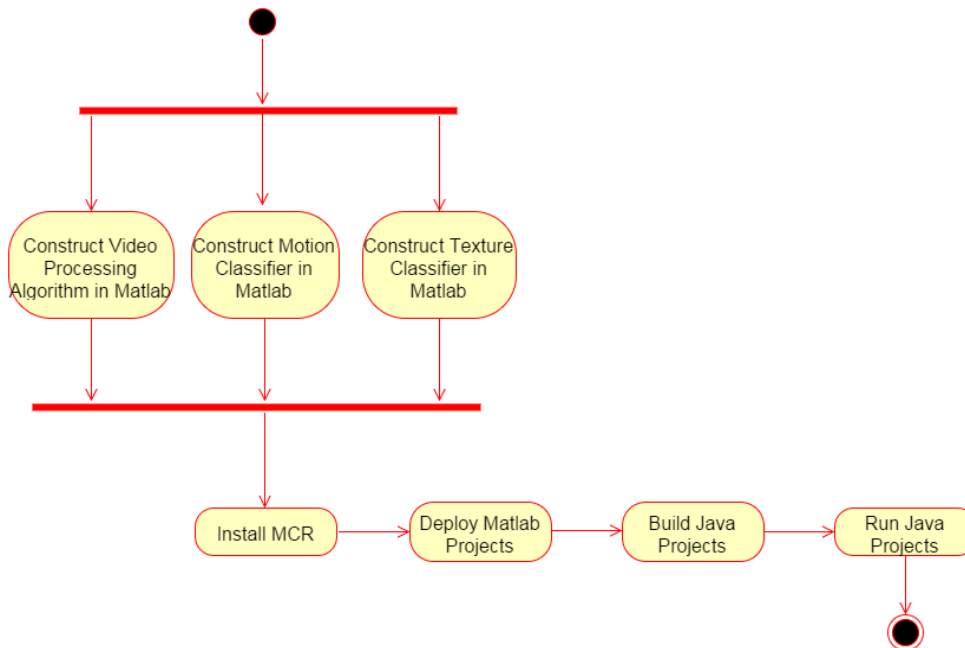
5.4.3 Περιγραφή του MCR

Τόσο ο αλγόριθμος επεξεργασίας video όσο και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα υφής και κίνησης, τα οποία λειτουργούν ως ταξινομητές, έχουν υλοποιηθεί μέσω τμημάτων κώδικα Matlab. Προκειμένου να είναι σε θέση να χρησιμοποιηθούν σε μια διαδικτυακή πλατφόρμα, θα πρέπει να είναι σε θέση να επικοινωνούν και να λειτουργούν σε περιβάλλον Java στο εσωτερικό του web server. Συνεπώς είναι απαραίτητη η μετατροπή ενός αλγορίθμου και δύο προ-εκπαιδευμένων ταξινομητών σε ανεξάρτητα εκτελέσιμα Java Projects.

Το αναπτυξιακό εργαλείο (deploytool) του matlab επιτρέπει τη δημιουργία Java Projects τα οποία έχουν τη δυνατότητα να δέχονται την ίδια είσοδο με αυτή που δέχεται το ήδη υλοποιημένο project σε matlab, και να δίνουν ως αποτέλεσμα την αναμενόμενη έξοδο. Στο πλαίσιο του τρόπου λειτουργίας του deploytool, το σύνολο των matlab αρχείων που απαρτίζουν το project μεταγλωττίζεται (compile) μέσω του matlab compiler (MCC) και παίρνει τη μορφή μιας εκτελέσιμης Java εφαρμογής.

Ωστόσο, το σύνολο των Java κλάσεων που δημιουργείται ως αποτέλεσμα, δεν είναι ίδιο με το σύνολο των matlab συναρτήσεων που απαρτίζουν το matlab project, γεγονός το οποίο οφείλεται στο ότι το deploytool δεν έχει τη δυνατότητα να μετατρέπει κώδικα υψηλού επιπέδου γραμμένο σε matlab σε αντικειμενοστραφή κώδικα Java. Ρόλος του είναι η παραγωγή κατευθείαν compiled κλάσεων έτοιμων να εκτελεστούν σε περιβάλλον Java. Εντολή για εκτέλεση των εν λόγω Java projects, εκκινεί την εκτέλεση των μεταγλωττισμένων προγραμμάτων matlab στο περιβάλλον Matlab Compiler Runtime (MCR), το οποίο αποτελείται από διαμοιραζόμενες βιβλιοθήκες και είναι ξεχωριστό και ανεξάρτητο σε σύγκριση με το περιβάλλον Matlab. Ουσιαστικά πρόκειται για περιβάλλον το οποίο στη περίπτωση των διαδικτυακών εφαρμογών έχει τη δυνατότητα να θέτει ένα "περίβλημα Java" γύρω από μεταγλωττισμένες matlab εφαρμογές προκειμένου να είναι δυνατή η εκτέλεση δομών υλοποιημένων σε matlab σε διαδικτυακό περιβάλλον χωρίς να απαιτείται η συγγραφή τμημάτων κώδικα σε Java που να υλοποιούν τις δομές αυτές.

Συνεπώς, ο αλγόριθμος επεξεργασίας video, ο ταξινομητής υφής και ο ταξινομητής κίνησης, παρά το γεγονός ότι αποτελούν δομές υλοποιημένες σε περιβάλλον matlab, έχουν ενσωματωθεί ως μεταγλωττισμένες και εκτελέσιμες εφαρμογές στο web server και εκτελούνται δυναμικά μέσω του MCR.



Εικόνα 5.4 : Διάγραμμα δραστηριοτήτων (activity diagram) για τη δημιουργία εκτελέσιμων Java projects από matlab projects. Η εκτέλεση των πρώτων προϋποθέτει την εγκατάσταση του περιβάλλοντος MCR .

5.4.4 Περιγραφή του ImageJ

Η πλατφόρμα προσφέρει τη δυνατότητα προβολής των ιατρικών εικόνων που έχουν ανέβει από τους ειδικευμένους χρήστες στο web server. Ωστόσο για να επιτευχθεί η προβολή είναι απαραίτητη η σύνδεση της διαδικτυακής πλατφόρμας με κάποιο πρόγραμμα προβολής αρχείων εικόνων. Δεδομένου ότι στην πλειονότητα τους τα αρχεία ιατρικών εικόνων έχουν DICOM μορφή, η χρησιμοποίηση των συνήθων προγραμμάτων προβολής εικόνων τα οποία δεν υποστηρίζουν τη εν λόγω μορφή αρχείων, αποκλείεται εξ ολοκλήρου.

Το ImageJ είναι ένα εργαλείο ελεύθερου λογισμικού (open source) για την προβολή και επεξεργασία εικόνων το οποίο αναπτύχθηκε από τα εθνικά ινστιτούτα υγείας (NIH – National Institutes of Health) και είναι συμβατό με πλήθος μορφών αρχείων εικόνων συμπεριλαμβανομένων των DICOM. Πέρα από το γεγονός ότι μπορεί να εκτελεστεί είτε ως διαδικτυακή είτε ως ανεξάρτητη κατεβασμένη εφαρμογή, βασικό πλεονέκτημα του είναι ότι πρόκειται για λογισμικό βασισμένο σε Java. Η ιδιότητα αυτή επιτρέπει όχι μόνο την εκτέλεση του προγράμματος σε περιβάλλον Java αλλά και την επέκταση του μέσω διάφορων Java plugins και μακροεντολών.

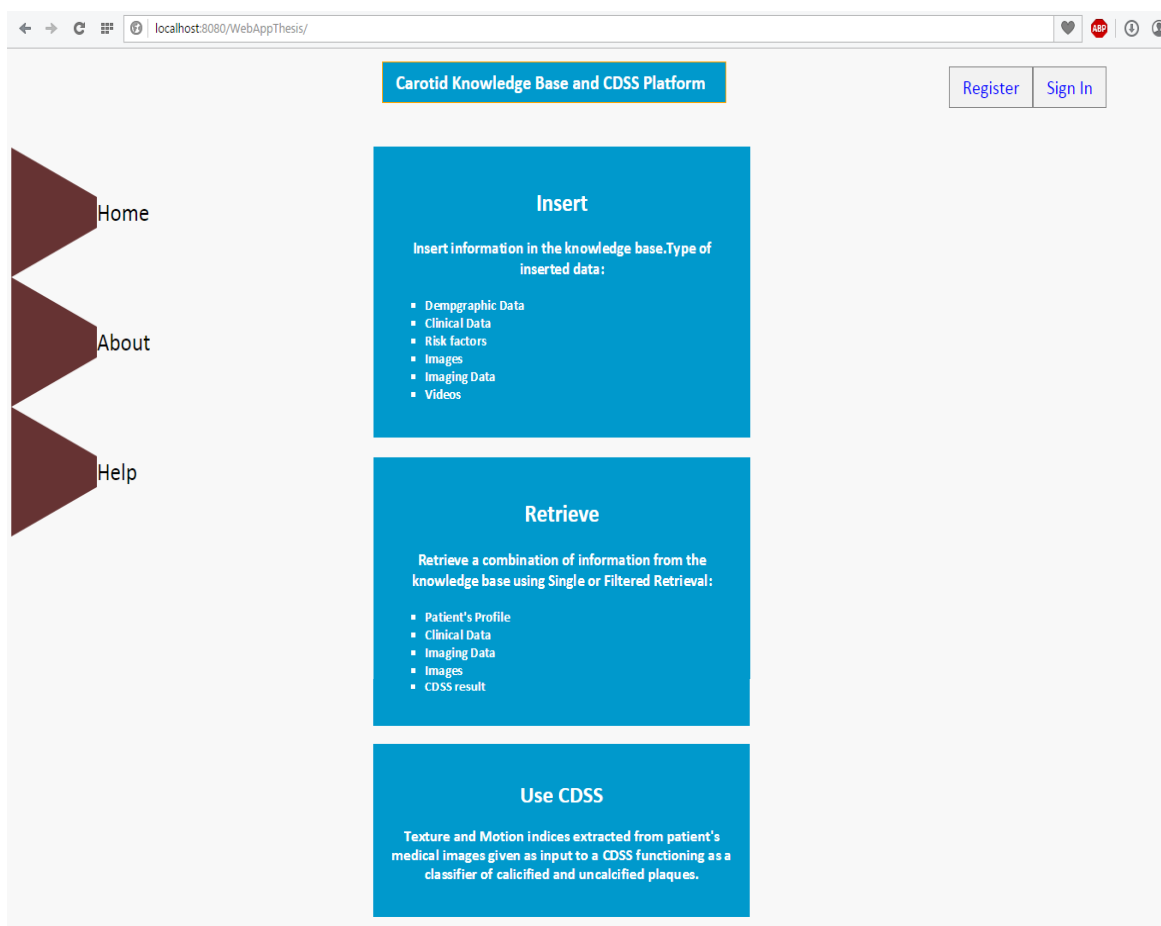
Εκμεταλλευόμενοι το Java based χαρακτήρα του ImageJ συμπεριλάβαμε στην πλατφόρμα πλήθος open source Java packages και βιβλιοθηκών του προγράμματος, με αποτέλεσμα η χρήση του λογισμικού αυτού σε τμήματα Java του servlet προβολής εικόνων (το τρίτο κατά σειρά στην *Ενότητα 5.4.2*), να αποτρέπει την συμπερίληψη του ίδιου του προγράμματος στο εσωτερικό του *Tomcat* και να διευκολύνει τη διαδικασία προβολής. Επιπλέον καθίσταται δυνατή και η προβολή της πρώτης από μια ακολουθία εικόνων σε περίπτωση επιλογής προβολής του video κάποιου ασθενούς.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΠΡΟΣΦΕΡΟΜΕΝΕΣ ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ ΚΑΙ ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΗΣ ΠΛΑΤΦΟΡΜΑΣ

6.1 Αρχική σύνδεση

Η πρώτη επαφή του χρήστη με την πλατφόρμα πραγματοποιείται όταν ζητηθεί στο web server η αρχική σελίδα της πλατφόρμας μέσω του web browser. Η αρχική οθόνη εμφανίζεται στους δέκτες του χρήστη όπως φανερώνει η *Εικόνα 6.1*.

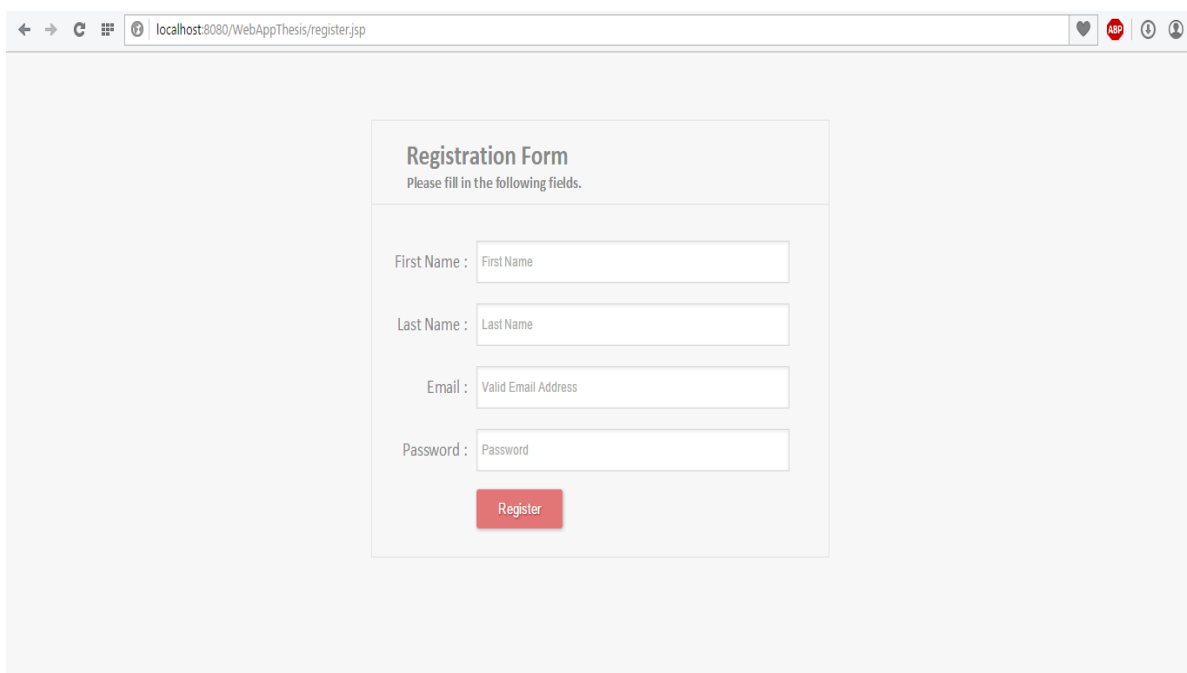


Εικόνα 6.1 : Αρχική σελίδα.

Δεδομένου ότι ο *Apache Tomcat 6.0* φιλοξενείται στο τοπικό μηχάνημα το οποίο ταυτόχρονα λειτουργεί και ως το μηχάνημα του client, αρκεί η πληκτρολόγηση *localhost:8080/WebAppThesis*.

6.2 Εγγραφή και Ταυτοποίηση Χρηστών

Δεδομένου ότι βασική απαίτηση σε κάθε διαδικτυακή πλατφόρμα είναι η διατήρηση της ασφάλειας (security) και της ακεραιότητας (integrity) των δεδομένων, η πλατφόρμα σχεδιάστηκε με τέτοιο τρόπο ώστε η χρησιμοποίηση των υπηρεσιών της να πραγματοποιείται μόνο από ειδικευμένους χρήστες (ιατρούς) οι οποίοι πρωτίστως θα πρέπει να είναι εγγεγραμμένοι στη βάση γνώσης της πλατφόρμας. Συνεπώς οποιαδήποτε προσπάθεια χρήσης των λειτουργιών της πλατφόρμας (Insert, Retrieve, Use CDSS) προηγείται είτε της εγγραφής είτε της ταυτοποίησης του αντίστοιχου χρήστη, δεν είναι εφικτή. Στην περίπτωση αυτή, κατάλληλο pop-up μήνυμα προτρέπει κάθε καινούργιο χρήστη να δημιουργήσει λογαριασμό στη βάση γνώσης εισάγοντας Όνομα, Επώνυμο, E-mail, και Password και κάθε εγγεγραμμένο χρήστη να εισάγει το E-mail και το Password του λογαριασμού του για ταυτοποίηση. Οι *Εικόνες 6.2, 6.3* που ακολουθούν παρουσιάζουν τη μορφή των σελίδων Register και Sign in αντίστοιχα.



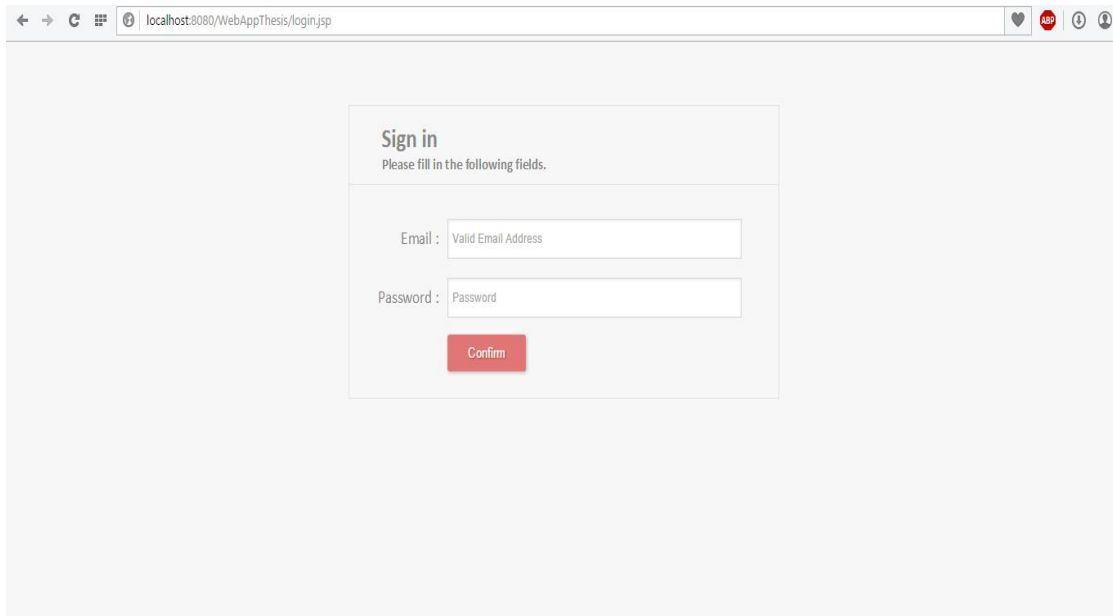
The image shows a screenshot of a web browser window. The address bar displays 'localhost:8080/WebAppThesis/register.jsp'. The main content area features a registration form with the following elements:

- Registration Form**: The title of the form.
- Please fill in the following fields.**: A sub-instruction for the user.
- First Name**: A text input field with the placeholder text 'First Name'.
- Last Name**: A text input field with the placeholder text 'Last Name'.
- Email**: A text input field with the placeholder text 'Valid Email Address'.
- Password**: A text input field with the placeholder text 'Password'.
- Register**: A red button with white text located below the password field.

Εικόνα 6.2 : Η σελίδα εγγραφής νέου χρήστη.

Το σύνολο των δεδομένων που εισάγει ο χρήστης κατά την εγγραφή του στην πλατφόρμα αποθηκεύεται στη σχέση *doctors* της βάσης γνώσης. Προκειμένου να αποφευχθούν διπλότυπες εγγραφές στη βάση γνώσης, η πλατφόρμα δεν επιτρέπει την εγγραφή νέου

χρήστη ο οποίος διαθέτει ακριβώς τα ίδια στοιχεία με κάποιον άλλο ήδη εγγεγραμμένο χρήστη της πλατφόρμας. Με αυτόν τον τρόπο εξασφαλίζεται η μοναδικότητα της παρουσίας ενός χρήστη στην πλατφόρμα καθώς και η διατήρηση της βάσης γνώσης σε μία μορφή ελέγξιμη και διαχειρίσιμη από το σχεδιαστή της πλατφόρμας.



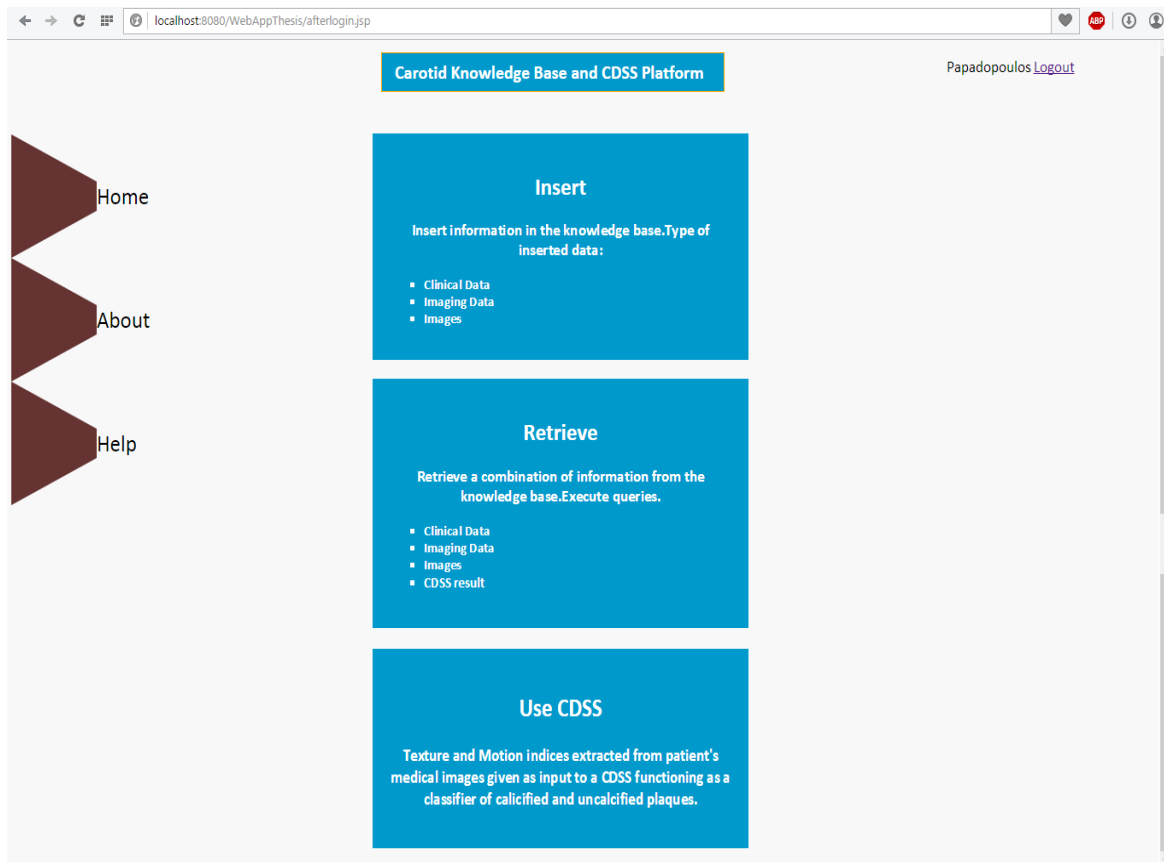
Εικόνα 6.3 : Η σελίδα ταυτοποίησης εγγεγραμμένων χρηστών.

Για την ταυτοποίηση ενός εγγεγραμμένου χρήστη απαιτείται τα στοιχεία εισαγωγής (Email, Password) να αντιστοιχούν στην ίδια εγγραφή χρήστη στη σχέση *doctors* της βάσης γνώσης. Σε αντίθετη περίπτωση προκύπτει μήνυμα λάθους από την πλατφόρμα και προτρέπεται η εκ νέου εισαγωγή των δύο πεδίων. Σημειώνεται ότι τόσο κατά την εγγραφή όσο και κατά την ταυτοποίηση των χρηστών απαιτείται η συμπλήρωση όλων των πεδίων των αντίστοιχων φορμών δεδομένων, αλλιώς δεν επιτρέπεται καμία εκ των δύο ενεργειών. Οι εν λόγω περιορισμοί στοχεύουν στη δημιουργία μιας ασφαλούς και εξατομικευμένης περιήγησης του κάθε χρήστη στην πλατφόρμα.

6.3 Κεντρική Σελίδα

Επιτυχής εγγραφή ή ταυτοποίηση χρήστη οδηγεί στην κεντρική σελίδα της πλατφόρμας η οποία έχει ακριβώς την ίδια μορφή με την αρχική σελίδα της *Εικόνας 6.1*, με τη θέση των Register και Sign in πάνω δεξιά να έχει αντικατασταθεί από το επώνυμο του χρήστη συνοδευόμενο από την επιγραφή Logout η οποία προσφέρει τη δυνατότητα αποσύνδεσης από την πλατφόρμα. Όπως γίνεται φανερό και από τις επόμενες εικόνες του κεφαλαίου, η εν λόγω δυνατότητα με την αντίστοιχη επιγραφή συναντάται σε όλες τις βασικές εικόνες της πλατφόρμας.

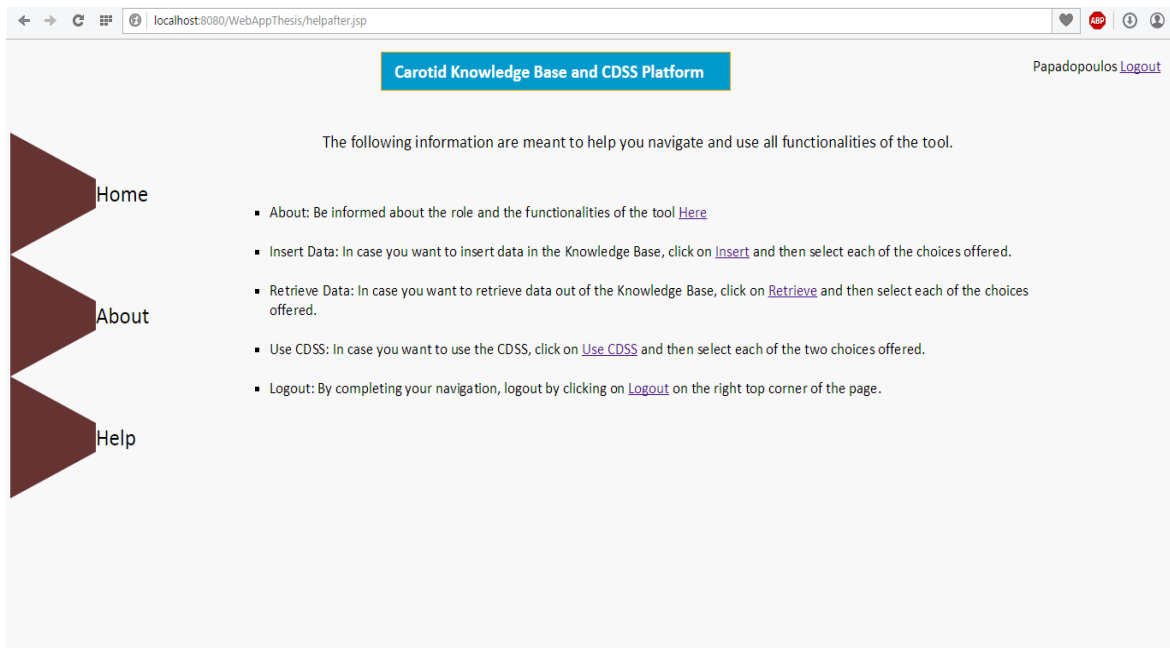
Η κεντρική σελίδα της πλατφόρμας (Εικόνα 6.4) αποτελείται επιπλέον από τρία link boxes στον κεντρικό άξονα της σελίδας καθώς και από ένα side menu στα αριστερά.



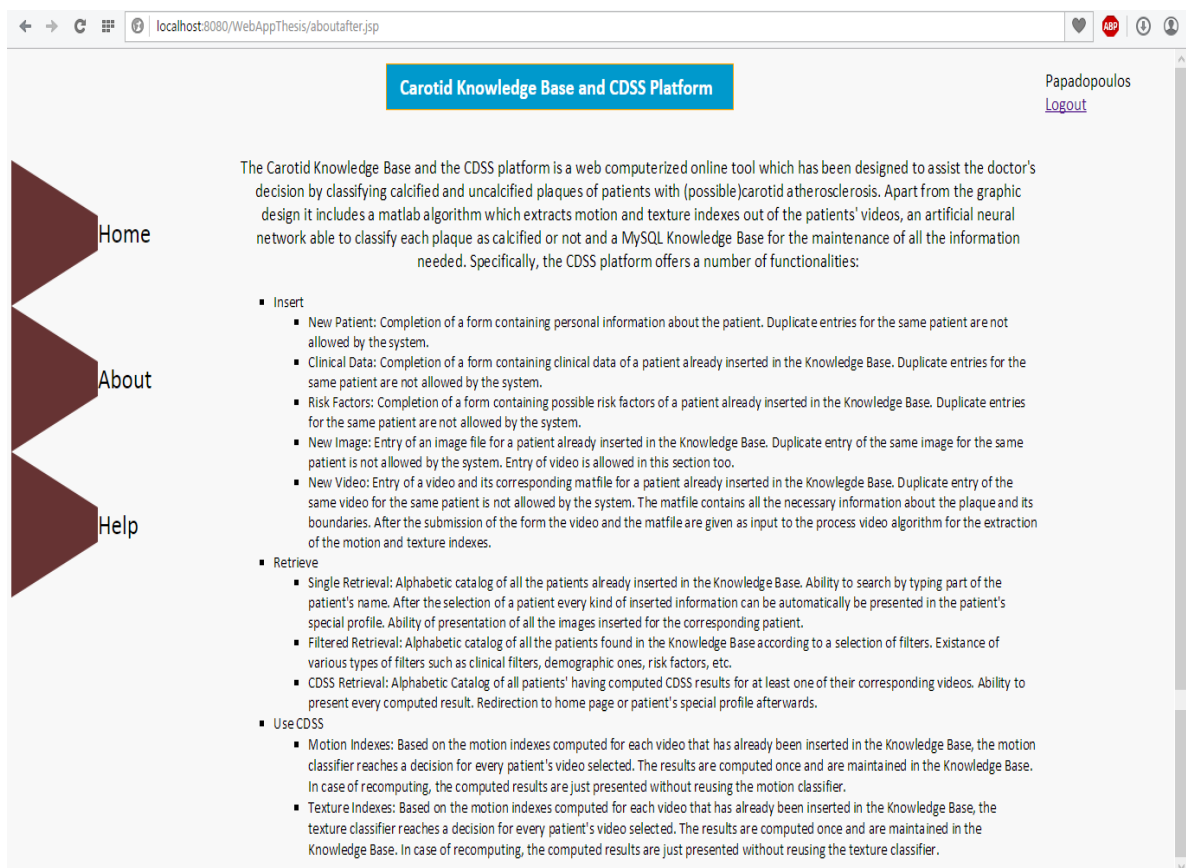
Εικόνα 6.4 : Κεντρική σελίδα.

Καθένα από τα link boxes αντιστοιχεί σε μια εκ των τριών βασικών υπηρεσιών της πλατφόρμας (Insert, Retrieve, Use CDSS) και περιλαμβάνει μια σύντομη περιγραφή των δυνατοτήτων που συνεπάγονται της επιλογής του. Το side menu από την πλευρά του περιλαμβάνει :

- τη λειτουργία επιστροφής στην κεντρική σελίδα (Home),
- τη λειτουργία περιγραφής των δυνατοτήτων της πλατφόρμας (About, Εικόνα 6.6), συνοδευόμενη από μια συνοπτική παρουσίαση καθεμίας εκ των τριών βασικών υπηρεσιών της πλατφόρμας,
- καθώς και τη λειτουργία υποβοήθησης της πλοήγησης (Help, Εικόνα 6.5). Η εν λόγω λειτουργία περιλαμβάνει όλα τα απαραίτητα links για καθεμία από τις τρεις βασικές υπηρεσίες της πλατφόρμας, καθώς και link για την αποσύνδεση του χρήστη. Χρησιμότητα της η εύκολη καθοδήγηση του χρήστη σε περίπτωση που αυτός χρειάζεται τη βοήθεια της πλατφόρμας για την πλοήγηση του.



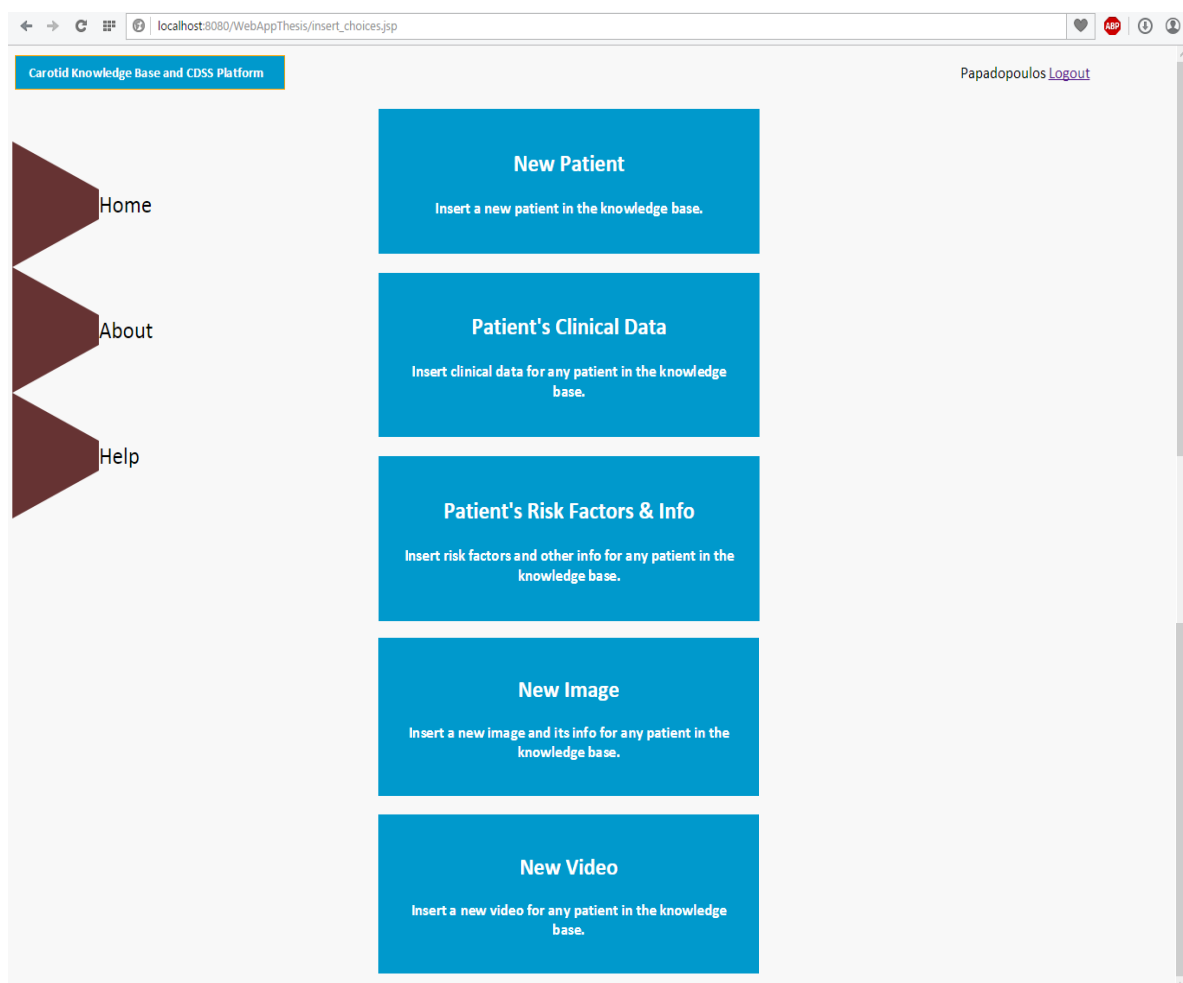
Εικόνα 6.5 : Η σελίδα υποβοήθησης πλοήγησης χρήστη. Αντιστοιχεί στο Help του side menu.



Εικόνα 6.6 : Σελίδα συνοπτικής παρουσίασης των υπηρεσιών της πλατφόρμας. Αντιστοιχεί στο About του side menu.

6.4 Υπηρεσία Εισαγωγής Δεδομένων στη Βάση Γνώσης

Βασική υπηρεσία της ολοκληρωμένης διαδικτυακής πλατφόρμας είναι η εισαγωγή διάφορων ειδών δεδομένων στη βάση γνώσης. Η εισαγωγή διαφορετικού είδους δεδομένων στη βάση γνώσης συνιστά και μια διαφορετική λειτουργία της βασικής αυτής υπηρεσίας. Η πρόσβαση στο σύνολο των δυνατοτήτων που προσφέρει η υπηρεσία, πραγματοποιείται μέσω του link box Insert της κεντρικής σελίδας της πλατφόρμας. Το εν λόγω link box μεταφέρει το χρήστη στη σελίδα των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής που προσφέρει η πλατφόρμα. Η μορφή της σελίδας αυτής είναι όπως την παρουσιάζει η *Εικόνα 6.7*.



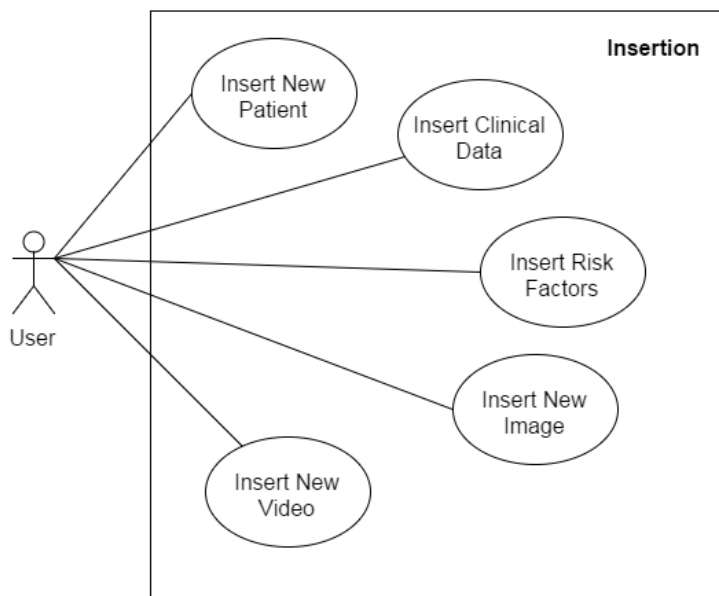
Εικόνα 6.7 : Σελίδα επιλογών εισαγωγής δεδομένων στη βάση γνώσης.

Σύμφωνα λοιπόν με την παραπάνω εικόνα η πλατφόρμα προσφέρει στον ειδικευμένο χρήστη τη δυνατότητα εισαγωγής στη βάση γνώσης:

- νέου ασθενούς,

- κλινικών δεδομένων είτε κάποιου νέου ασθενούς είτε κάποιου ασθενούς, του οποίου τα κλινικά δεδομένα δε συμπληρώθηκαν από το χρήστη κατά τη στιγμή της εισαγωγής του στη βάση,
- παραγόντων κινδύνου και άλλων πληροφοριών είτε κάποιου νέου ασθενούς είτε κάποιου ασθενούς, του οποίου οι παράγοντες κινδύνου δε συμπληρώθηκαν από το χρήστη κατά τη στιγμή της εισαγωγής του στη βάση,
- νέας εικόνας οποιουδήποτε ασθενούς,
- νέου video οποιουδήποτε ασθενούς.

Καθεμία από τις πέντε παραπάνω διαφορετικές επιλογές εισαγωγής αντιστοιχεί και σε διαφορετικό link box. Η Εικόνα 6.8 παρουσιάζει το διάγραμμα χρήσης (Use Case Diagram) των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής δεδομένων στη βάση γνώσης.



Εικόνα 6.8 : Διάγραμμα χρήσης (Use Case Diagram) των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής δεδομένων στη βάση γνώσης.

6.4.1 Εισαγωγή νέου Ασθενούς στη Βάση Γνώσης

Το link box εισαγωγής νέου ασθενούς μεταφέρει το χρήστη στη φόρμα εισαγωγής δημογραφικών και άλλων πληροφοριών για το νέο ασθενή. Η εν λόγω φόρμα ανοίγει σε νέα καρτέλα του web browser, έχει τη μορφή της Εικόνας 6.9 και περιλαμβάνει πεδία για το όνομα και το επώνυμο του ασθενούς, για το ΑΜΚΑ και την ημερομηνία γέννησης του, για το τηλέφωνό του καθώς και για το ύψος (σε cm) και το βάρος του (σε kg), ενώ περιέχει

και ένα radio button για το φύλο του. Τα πεδία του ύψους και του βάρους είναι τα μόνα πεδία τα οποία δεν είναι απαραίτητα να συμπληρωθούν για την ολοκλήρωση της εισαγωγής του ασθενούς στη βάση γνώσης, για αυτό άλλωστε δε συνοδεύονται από το σύμβολο "*" το οποίο είναι ενδεικτικό της αναγκαιότητας συμπλήρωσης του αντίστοιχου πεδίου. Παράλειψη συμπλήρωσης κάποιου υποχρεωτικού πεδίου της φόρμας ή εισαγωγή αριθμού ΑΜΚΑ που ανήκει σε ήδη καταχωρημένο ασθενή στη βάση γνώσης οδηγεί στην εμφάνιση pop up μηνύματος λάθους και σε προτροπή για εκ νέου συμπλήρωση της φόρμας. Με τον τρόπο αυτό εξασφαλίζεται η μοναδικότητα ύπαρξης κάθε ασθενούς στη βάση αλλά και η εισαγωγή όλων των απαραίτητων πληροφοριών σε αυτήν. Τα δεδομένα που εισάγονται στην εν λόγω σελίδα αποθηκεύονται στη σχέση *patients* της βάσης γνώσης.

The image shows a web browser window displaying a form titled "Patient's Form". The browser's address bar shows "localhost:8080/WebAppThesis/new_patient.jsp". The form has a blue header with the title and a sub-header "Please fill all the texts in the fields." Below the header, there are several input fields: "First Name : *", "Last Name : *", "AMKA : *", "Date of birth : *", "Gender : *", "Height : *", "Weight : *", and "Phone Number : *". The "Date of birth" field has a placeholder "ηη/μμ/εεεε". The "Gender" field has two radio buttons labeled "Male" and "Female". At the bottom of the form, there is a checked checkbox labeled "Insert Clinical Data now" and a blue "Submit" button.

Εικόνα 6.9 : Η σελίδα εισαγωγής νέου ασθενούς στη βάση γνώσης.

Όπως γίνεται φανερό από την παραπάνω εικόνα, η φόρμα εισαγωγής νέου ασθενούς περιλαμβάνει στο τέλος ένα check box το οποίο στην περίπτωση επιλογής του οδηγεί το χρήστη κατευθείαν στη φόρμα εισαγωγής κλινικών δεδομένων (Εικόνα 6.10), ενώ σε αντίθετη περίπτωση τον οδηγεί στη σελίδα των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής δεδομένων (Εικόνα 6.7).

6.4.2 Εισαγωγή Κλινικών Δεδομένων Ασθενούς στη Βάση Γνώσης

Η σελίδα εισαγωγής κλινικών δεδομένων ασθενούς αποτελείται από μία φόρμα η οποία περιλαμβάνει πεδία κειμένου (text fields) καθώς και radio buttons. Τα τελευταία σχετίζονται με το ΑΜΚΑ του ασθενούς, τις στατίνες καθώς και με το είδος και το χρόνο εμφάνισης του συμπτώματος του ασθενούς. Μάλιστα τα δύο αυτά τελευταία πεδία είναι διαθέσιμα προς συμπλήρωση εάν ο χρήστης έχει δηλώσει τον ασθενή ως συμπτωματικό στο radio button που προηγείται, αλλιώς σε αντίθετη περίπτωση τα πεδία παραμένουν απενεργοποιημένα. Στα άλλα δύο radio buttons της φόρμας ο χρήστης δηλώνει εάν ο ασθενής είναι χειρουργημένος καθώς και το ακριβές σημείο (point) της καρωτίδας στο οποίο εντοπίζεται η αθηρωματική πλάκα. Για την ορθή καταχώριση των κλινικών δεδομένων στη βάση γνώσης είναι υποχρεωτικό να συμπληρωθούν το ΑΜΚΑ και όλα τα radio buttons, καθώς είτε στην περίπτωση παράλειψης κάποιου υποχρεωτικού πεδίου είτε στη συμπλήρωση ΑΜΚΑ που δεν αντιστοιχεί σε ασθενή καταχωρημένο στη βάση γνώσης, εμφανίζεται ενημερωτικό μήνυμα. Στην πρώτη περίπτωση η πλατφόρμα προτρέπει το χρήστη να συμπληρώσει εκ νέου τη φόρμα και στη δεύτερη περίπτωση τον μεταφέρει αυτόματα στη σελίδα εισαγωγής νέου ασθενούς (Εικόνα 6.9). Η μορφή της σελίδας εισαγωγής κλινικών δεδομένων ασθενούς παρουσιάζεται στην Εικόνα 6.10.

The screenshot shows a web browser window with the URL `localhost:8080/WebAppThesis/insert_clinical.jsp`. The page title is "Patient's Clinical Data" with a subtitle "Please fill all the texts in the fields." The form contains the following elements:

- AMKA :*** A text input field containing "Patient's AMKA".
- Symptomatic :*** Radio buttons for "Yes" and "No".
- Type of Symptom :** A text input field containing "If symptomatic".
- Time of Symptom :** A text input field containing "ηη/μμ/εεεε".
- Point :*** Radio buttons for "LICA", "RICA", "LECA", "RECA", "LCCA", and "RCCA".
- Surgered :*** Radio buttons for "Yes" and "No".
- Statines :** A text input field containing "Type of statines".
- At the bottom, there is a checked checkbox "Insert Risk Factors now" and a blue "Send" button.

Εικόνα 6.10 : Η σελίδα εισαγωγής κλινικών δεδομένων ασθενούς.

Όπως και στη φόρμα εισαγωγής νέου ασθενούς, έτσι και εδώ στο τέλος της φόρμας υπάρχει ένα check box το οποίο στην περίπτωση επιλογής του οδηγεί το χρήστη κατευθείαν στη φόρμα εισαγωγής παραγόντων κινδύνου του ασθενούς (Εικόνα 6.11), ενώ σε αντίθετη περίπτωση τον οδηγεί στη σελίδα των διαφορετικών επιλογών εισαγωγής δεδομένων (Εικόνα 6.7). Τα δεδομένα της σελίδας κλινικών δεδομένων αποθηκεύονται στη σχέση *clinical* της βάσης γνώσης.

6.4.3 Εισαγωγή Παραγόντων Κινδύνου Ασθενούς στη Βάση Γνώσης

Μεταφορά στη σελίδα εισαγωγής παραγόντων κινδύνου (risk factors) ασθενούς μπορεί να πραγματοποιηθεί είτε μέσω του αντίστοιχου link box της σελίδας επιλογής εισαγωγής δεδομένων (Εικόνα 6.7) είτε απευθείας από τη σελίδα εισαγωγής κλινικών δεδομένων ασθενούς (Εικόνα 6.10). Η Εικόνα 6.11 παρουσιάζει τη μορφή της σελίδας εισαγωγής παραγόντων κινδύνου ασθενούς στη βάση γνώσης.

The screenshot shows a web browser window with the URL `localhost:8080/WebAppThesis/insert_factors.jsp`. The page title is "Patient's Risk Factors" and it contains a form with the following fields and options:

- AMKA : *
- Smoking : Yes No Ex-smoker
- Hypercholesterolaemia : Yes No
- Hypertension : Yes No
- Diabetes : Yes No
- Angiopathy : Yes No
- Coronary Disease : Yes No
- Exercise : any rare often daily
- Stroke : Yes No
- Heart Attack : Yes No
- Other Disease :
- Fat :
- BMI :
- Systolic Pressure :
- Diastolic Pressure :

A blue "Send" button is located at the bottom of the form.

Εικόνα 6.11 : Σελίδα εισαγωγής παραγόντων κινδύνου ασθενούς.

Όπως φανερώνει η *Εικόνα 6.11*, η σελίδα εισαγωγής παραγόντων κινδύνου ασθενούς περιλαμβάνει 6 πεδία κειμένου και 9 radio buttons, ωστόσο μόνο η συμπλήρωση του AMKA (1^ο πεδίου κειμένου) κρίνεται υποχρεωτική. Στα υπόλοιπα 5 πεδία κειμένου συμπληρώνονται κατ' αντιστοιχία κάποια άλλη πιθανή ασθένεια (εκτός από καρωτιδική αθηρωμάτωση) του ασθενούς, το λίπος του ασθενούς, ο δείκτης BMI (Body Mass Index), καθώς και η συστολική και διαστολική του πίεση. Επιπλέον τα radio buttons περιλαμβάνουν επιλογές για το εάν ο ασθενής καπνίζει, πάσχει από υπερχοληστερολαιμία, υπέρταση, διαβήτη, αγγειοπάθεια, στεφανιαία νόσο, εάν έχει υποστεί κάποιο εγκεφαλικό ή καρδιακό επεισόδιο και το κατά πόσο συχνά αθλείται. Όπως και στη φόρμα εισαγωγής κλινικών δεδομένων (*Εικόνα 6.10*) συμπλήρωση AMKA που δεν αντιστοιχεί σε ασθενή καταχωρημένο στη βάση γνώσης, οδηγεί στην εμφάνιση κατάλληλου μηνύματος και στη μεταφορά του χρήστη στη σελίδα καταχώρισης νέου ασθενούς. Τα δεδομένα της σελίδας εισαγωγής παραγόντων κινδύνου ασθενούς εισάγονται στη σχέση *risk_factors* της βάσης γνώσης.

6.4.4 Εισαγωγή Εικόνας Ασθενούς στη Βάση Γνώσης

Μεταφορά στη σελίδα εισαγωγής νέας ιατρικής εικόνας ασθενούς μπορεί να πραγματοποιηθεί μέσω του αντίστοιχου link box της σελίδας επιλογών εισαγωγής δεδομένων (*Εικόνα 6.7*). Η μορφή της εν λόγω σελίδας παρουσιάζεται στην *Εικόνα 6.12*. Πέρα από το υποχρεωτικό πεδίο κειμένου για την εισαγωγή του AMKA, η φόρμα εισαγωγής διαθέτει και άλλα δύο υποχρεωτικά πεδία. Το πρώτο αποτελεί το αρχείο της εικόνας το οποίο θα γίνει upload στο web server και το δεύτερο είναι ένα πεδίο κειμένου στο οποίο ο χρήστης εισάγει τον τύπο της αντίστοιχης εικόνας (ultrasound, computed tomography κτλ). Παράλειψη συμπλήρωσης έστω και ενός εκ των τριών υποχρεωτικών πεδίων είτε συμπλήρωση AMKA που δεν αντιστοιχεί σε ασθενή καταχωρημένο στη βάση γνώσης, οδηγεί στην εμφάνιση ενημερωτικού μηνύματος, σε αποτροπή της καταχώρισης του video και εν συνεχεία σε προτροπή για νέα προσπάθεια εισαγωγής. Επιπλέον για τη διατήρηση της ακεραιότητας και της ευελιξίας της βάσης γνώσης, η πλατφόρμα αποτρέπει την εισαγωγή εικόνας για κάποιον ασθενή σε περίπτωση που η ίδια εικόνα έχει ήδη γίνει uploaded για λογαριασμό του ίδιου ασθενούς. Πέρα από αυτά τα 3 πεδία κειμένου, η φόρμα εισαγωγής περιλαμβάνει και άλλα 8 πεδία κειμένου τα οποία αφορούν αντιστοίχως το δείκτη IMT, την επιφάνεια της πλάκας, πιθανό έλκος, το δείκτη GSM, το ποσοστό στένωσης, το δείκτη PSVICA (Peak Systolic Velocity Internal Carotid Artery), τον δείκτη PSVCCA (Peak Systolic Velocity Common Carotid Artery), και το δείκτη EDVCCA (End Diastolic Velocity Common Carotid Artery). Τα δεδομένα των τριών πρώτων πεδίων της σελίδας εισαγωγής νέας εικόνας αποθηκεύονται στη σχέση *images* της βάσης γνώσης, ενώ τα υπόλοιπα πεδία στη σχέση *imaging_data*. Ασφαλώς το αρχείο εικόνας δεν αποθηκεύεται στη βάση, αλλά σε κατάλληλο φάκελο του web server, το path του οποίου ωστόσο αποθηκεύεται στη βάση γνώσης.

The screenshot shows a web browser window with the URL `localhost:8080/WebAppThesis/new_image.jsp`. The page title is "Image Upload Form and Related Data" with a subtitle "Please fill all the texts in the fields." The form includes the following fields:

- AMKA* : Patients AMKA
- Uploaded Image* : Επιλογή αρχείου Δεν επιλέχθηκε κανένα αρχείο.
- Image Type* : Type of Uploaded Image
- IMT : IMT
- Area : Area of the Plaque
- Ulcer : Ulcer
- GSM : GSM-Typos kata Geroulako
- Stenosis% : Percentage of Stenosis
- PSVICA : PSVICA
- PSVCCA : PSVCCA
- EDVCCA : EDVCCA

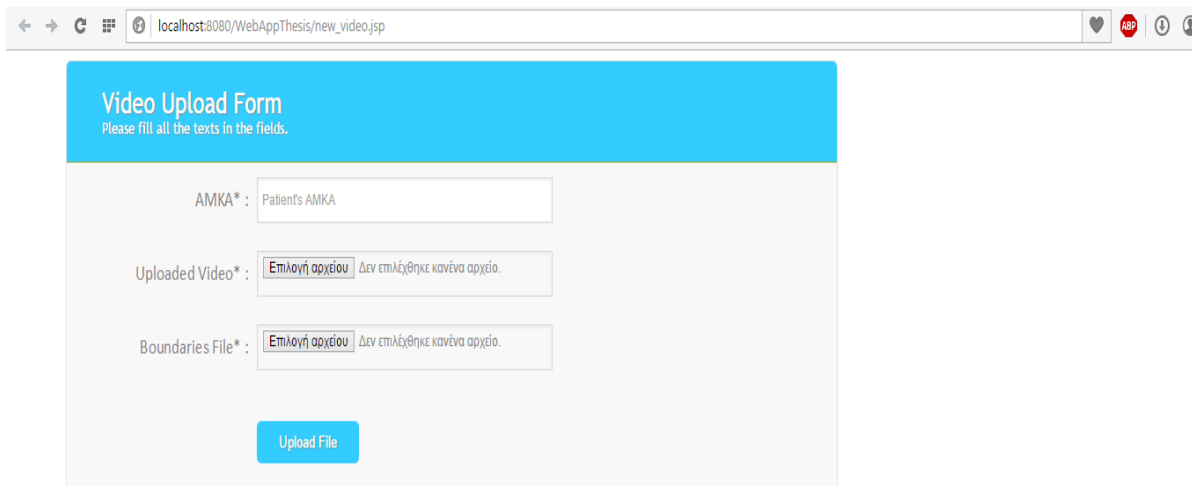
At the bottom of the form is a blue "Upload File" button.

Εικόνα 6.12 : Σελίδα εισαγωγής νέας εικόνας στη βάση γνώσης.

6.4.5 Εισαγωγή Video Ασθενούς στη Βάση Γνώσης

Μεταφορά στη σελίδα εισαγωγής νέου video ασθενούς μπορεί να πραγματοποιηθεί μέσω του αντίστοιχου link box της σελίδας επιλογών εισαγωγής δεδομένων (Εικόνα 6.7). Αποτελείται από 3 υποχρεωτικά πεδία εκ των οποίων το πρώτο είναι το AMKA του ασθενούς, το δεύτερο είναι το αρχείο video και το τρίτο είναι το συμπληρωματικό αρχείο με τις επισημασμένες περιοχές ενδιαφέροντος του αντίστοιχου video. Uploading του video στο web server συνοδεύεται και από τη back-end εκτέλεση του αλγορίθμου επεξεργασίας video για την παραγωγή των χαρακτηριστικών κίνησης και υψής. Παράλειψη συμπλήρωσης έστω και ενός εκ των τριών υποχρεωτικών πεδίων είτε συμπλήρωση AMKA που δεν αντιστοιχεί σε ασθενή καταχωρημένο στη βάση γνώσης, είτε προσπάθεια καταχώρισης video που έχει ήδη γίνει uploaded στο server για λογαριασμό του ίδιου ασθενούς, οδηγεί στην εμφάνιση ενημερωτικού μηνύματος, σε αποτροπή της καταχώρισης του video και εν συνεχεία σε προτροπή για νέα προσπάθεια εισαγωγής. Τα δεδομένα των πεδίων της σελίδας αποθηκεύονται στη σχέση *videos* της βάσης γνώσης. Ασφαλώς το αρχείο video δεν αποθηκεύεται στη βάση, αλλά σε κατάλληλο φάκελο του

web server, το path του οποίου ωστόσο αποθηκεύεται στη βάση γνώσης. Η *Εικόνα 6.13* παρουσιάζει τη μορφή της σελίδας εισαγωγής νέου video.

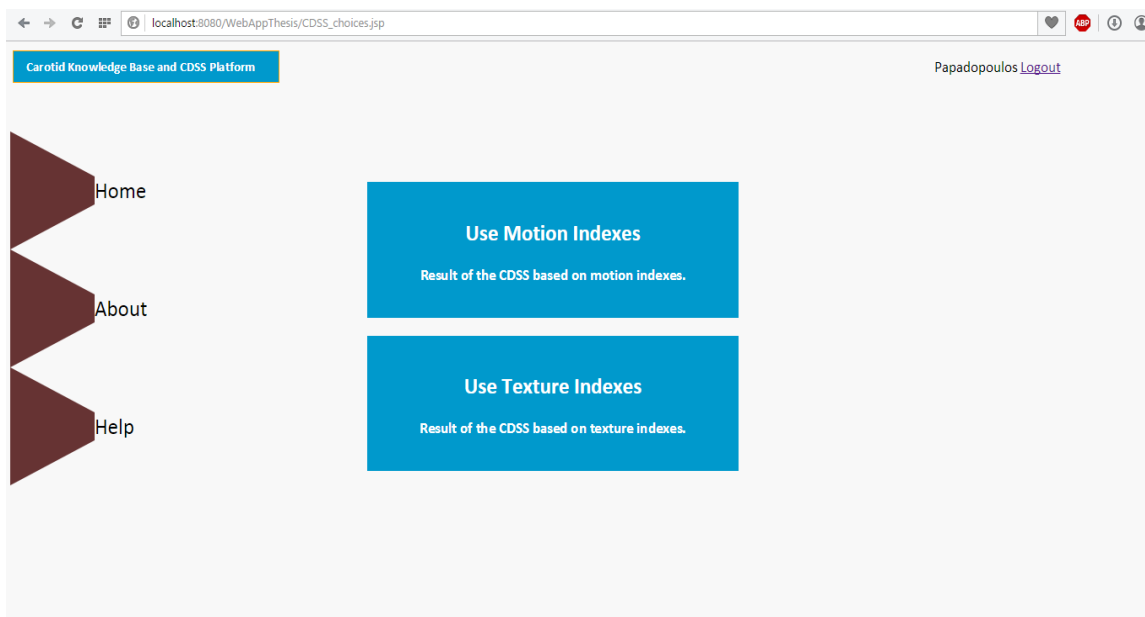


Εικόνα 6.13 : Η σελίδα εισαγωγής νέου video ασθενούς.

6.5 Υπηρεσία Ταξινόμησης Αθηρωματικών Καρωτιδικών Πλακών

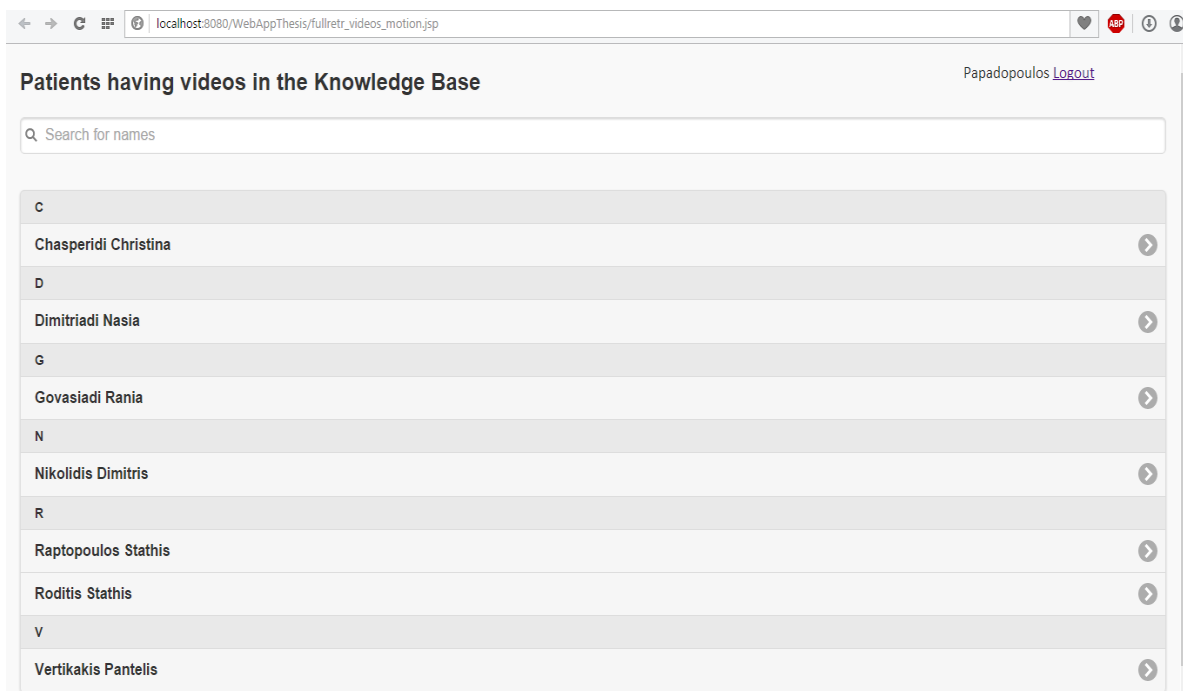
Η online υπηρεσία ταξινόμησης των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών σε ασβεστοποιημένες και μη ασβεστοποιημένες αποτελεί την πεμπτούσια της ολοκληρωμένης διαδικτυακής πλατφόρμας.

Η χρήση της υπηρεσίας αυτής πραγματοποιείται μέσω του αντίστοιχου link box της κεντρικής σελίδας της πλατφόρμας (*Εικόνα 6.4*). Η τελευταία προσφέρει την εν λόγω υπηρεσία ταξινόμησης είτε μέσω χαρακτηριστικών κίνησης είτε μέσω χαρακτηριστικών υφής της πλάκας. Ο χρήστης επιλέγει το είδος των χαρακτηριστικών με το οποίο επιθυμεί να πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση, για μια συγκεκριμένη πλάκα, στη σελίδα που παρουσιάζεται στην *Εικόνα 6.14*. Η σελίδα αυτή πέρα από το side menu και την επιγραφή πάνω δεξιά του ονόματος του χρήστη (συνοδευόμενου από το link αποσύνδεσης), διαθέτει δύο link boxes, καθένα από τα οποία αντιστοιχεί και σε ένα είδος χαρακτηριστικών.



Εικόνα 6.14 : Η σελίδα επιλογής του είδους των χαρακτηριστικών με τα οποία θα πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση.

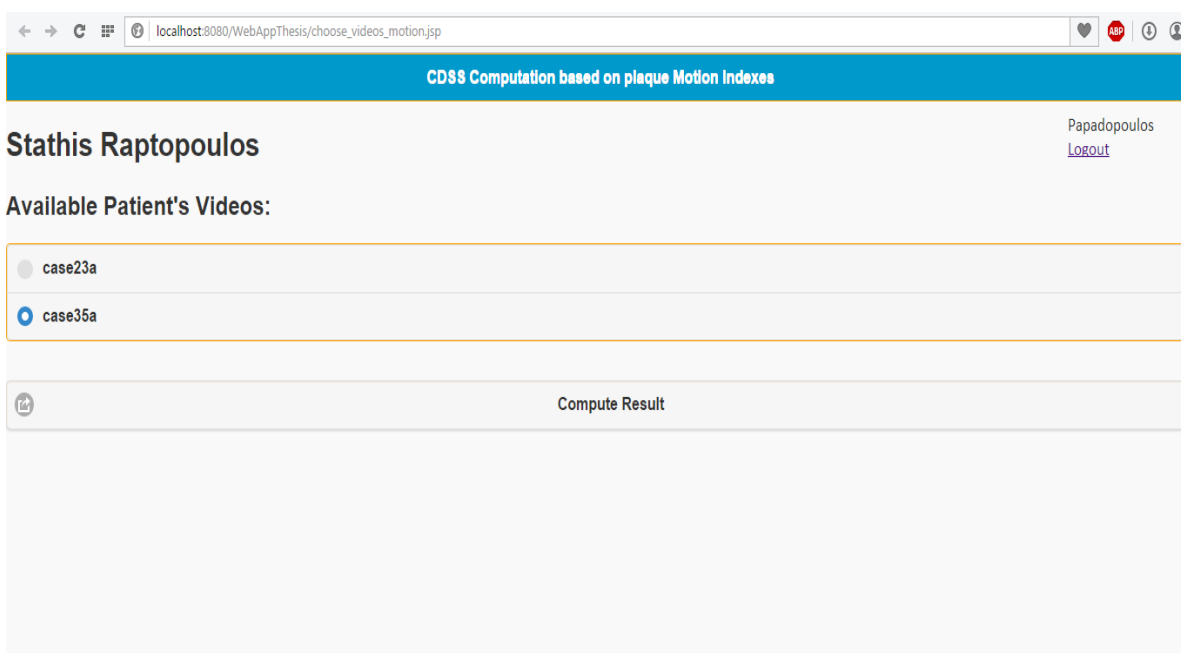
Παρά το γεγονός ότι επιλογή του είδους των χαρακτηριστικών συνεπάγεται και χρήση διαφορετικού ταξινομητή, επιλογή ενός εκ των δύο link boxes οδηγεί το χρήστη στην ίδια επόμενη σελίδα. Πρόκειται για τη σελίδα παρουσίασης των ασθενών της βάσης γνώσης για τους οποίους υπάρχει στο web server τουλάχιστον ένα καταχωρημένο video. Η εν λόγω σελίδα απεικονίζεται παρακάτω.



Εικόνα 6.15 : Η σελίδα παρουσίασης των ασθενών που διαθέτουν καταχωρημένα video .

Όπως γίνεται φανερό από την *Εικόνα 6.15*, η παρουσίαση των ασθενών πραγματοποιείται με αλφαβητική σειρά σε σχέση με το επίθετο. Μάλιστα για την επιτάχυνση της εύρεσης του ζητούμενου ασθενούς, ο χρήστης με πληκτρολόγηση ενός γράμματος στο πεδίο αναζήτησης μπορεί να συγκεντρώσει μόνο τους ασθενείς των οποίων το όνομα περιέχει το εν λόγω γράμμα.

Μόλις ο χρήστης επιλέξει τον ασθενή για τον οποίο ενδιαφέρεται να πραγματοποιήσει την ταξινόμηση, μεταφέρεται στη σελίδα της *Εικόνας 6.16* προκειμένου να επιλέξει ένα από τα διαθέσιμα videos του ασθενούς. Στην περίπτωση που για τον ασθενή έχει καταχωρηθεί μόνο ένα video στο web server, τότε πραγματοποιείται αυτόματη επιλογή αυτού. Επιλογή ενός εκ των διαθέσιμων videos του ασθενούς συνεπάγεται, ανάλογα με την επιλογή του χρήστη για ταξινόμηση μέσω δεικτών κίνησης ή υφής, την επιλογή των αντίστοιχων χαρακτηριστικών που έχουν προκύψει για το video αυτό από τον αλγόριθμο επεξεργασίας video. Σημειώνεται ότι η *Εικόνα 6.16* αφορά τη σελίδα παρουσίασης των διαθέσιμων video στην περίπτωση επιλογής ταξινόμησης μέσω χαρακτηριστικών κίνησης. Η αντίστοιχη σελίδα στην περίπτωση των χαρακτηριστικών υφής είναι ακριβώς ίδια με εξαίρεση τον τίτλο στο πάνω μέρος.



Εικόνα 6.16 : Η σελίδα παρουσίασης των καταχωρημένων video για τον επιλεγμένο ασθενή, στην περίπτωση που ο χρήστης έχει επιλέξει ταξινόμηση μέσω χαρακτηριστικών κίνησης.

Έχοντας μελετήσει εκτενώς την απόδοση ταξινόμησης πολλαπλών σχημάτων τόσο με χρήση δεικτών κίνησης όσο και με δείκτες υφής (Κεφάλαιο 4), επιλέχθηκε η ταξινόμηση η οποία χρησιμοποιεί δείκτες κίνησης να πραγματοποιείται μέσω του ταξινομητή MLP δύο κρυφών επιπέδων της *Εικόνας 4.6*, ενώ η ταξινόμηση η οποία χρησιμοποιεί δείκτες υφής να πραγματοποιείται μέσω του ταξινομητή MLP ενός επιπέδου της *Εικόνας 4.8α*.

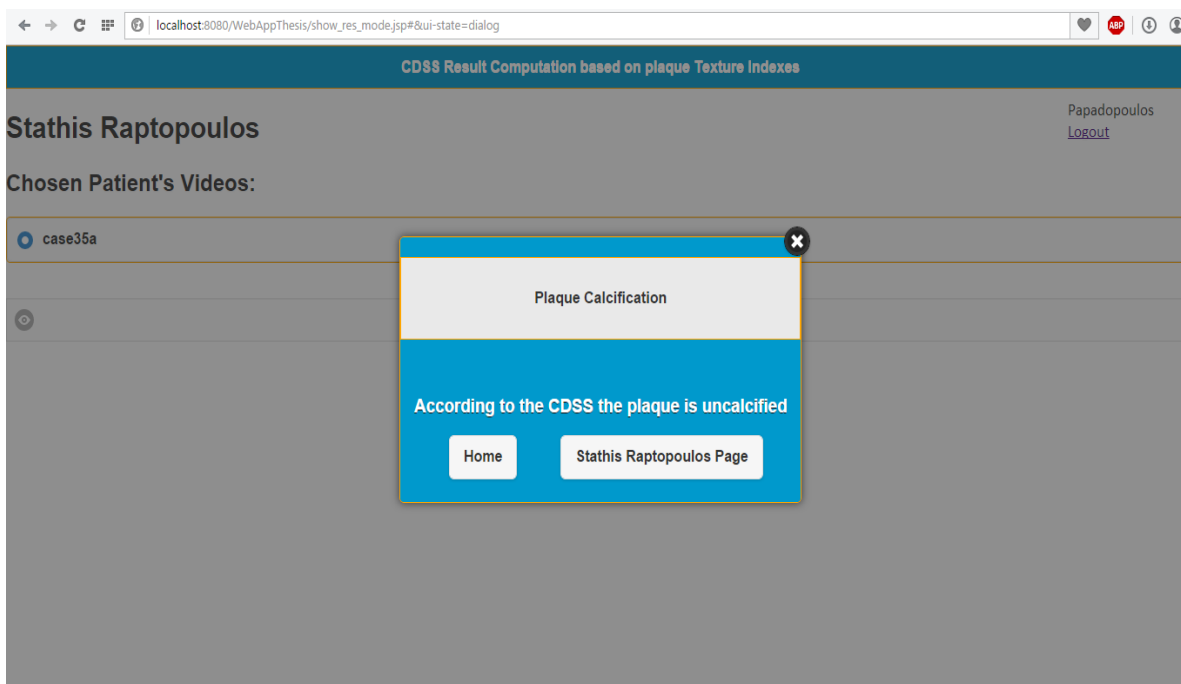
Ο πρώτος διαθέτει αρχιτεκτονική 25 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 20 νευρώνων στο δεύτερο, ενώ έχει εκπαιδευτεί με τη συνάρτηση trainlm με 28 εκ των 36 διαθέσιμων προτύπων, δεδομένου ότι η βέλτιστη απόδοση επιτυγχάνεται για Stratified Kfold με $k = 5$. Η επιλογή των χαρακτηριστικών κίνησης πραγματοποιείται με τη μέθοδο FDR. Ο δεύτερος διαθέτει 30 νευρώνες στο κρυφό επίπεδο και είναι και αυτός εκπαιδευμένος με τη συνάρτηση trainlm , ωστόσο με 27 εκ των 36 προτύπων δεδομένου ότι η μέθοδος επαλήθευσης αποτελεσμάτων του ταξινομητή είναι η Kfold με $k = 4$. Η επιλογή των χαρακτηριστικών γίνεται και στην περίπτωση αυτή με τη μέθοδο FDR. Η λογική της υιοθέτησης των εν λόγω δύο ταξινομητών στη πλατφόρμα εξηγείται στο Κεφάλαιο 7.

Μόλις ο χρήστης επιλέξει τον υπολογισμό του αποτελέσματος ταξινόμησης (Εικόνα 6.16 - Compute Result), τότε ανάλογα με την επιλογή του χρήστη για ταξινόμηση μέσω δεικτών κίνησης ή υφής, τίθεται σε λειτουργία και ο αντίστοιχος ταξινομητής, δεχόμενος ως είσοδο τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά.

Σχετικά με τα τελευταία, δεδομένου ότι η επιλογή των χαρακτηριστικών και στις δύο περιπτώσεις πραγματοποιείται μέσω της μεθόδου FDR και ότι στο πλαίσιο της τελευταίας επιλέγονται τα 40 βέλτιστα χαρακτηριστικά τόσο στην περίπτωση της υφής όσο και σε αυτήν της κίνησης, η αποθήκευση των εν λόγω 40 χαρακτηριστικών στη σχέση *motionind* στην περίπτωση της κίνησης και στη σχέση *textureind* στην περίπτωση της υφής αντίστοιχα, πραγματοποιείται με τον τερματισμό της back end εκτέλεσης του αλγορίθμου επεξεργασίας video (Ενότητα 6.4.5).

Οι ταξινομητές λοιπόν, αντλώντας σε κάθε περίπτωση τα 40 αυτά χαρακτηριστικά από τη βάση γνώσης, εκτελούν online την ταξινόμηση στο back end επίπεδο και παράγουν την έξοδο. Αξίζει να αναφερθεί ότι η online λειτουργία των ταξινομητών στο web server πραγματοποιείται μέσω του περιβάλλοντος MCR το οποίο αναλύθηκε στην Ενότητα 5.4.3.

Η παρουσίαση της εξόδου του ταξινομητή στο χρήστη έχει τη μορφή της Εικόνας 6.17. Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης εμφανίζεται σε pop up box το οποίο επιτρέπει την απευθείας μετάβαση του χρήστη είτε στο profile του ασθενούς (Εικόνα 6.20) είτε στην κεντρική σελίδα (Εικόνα 6.4). Σημειώνεται ότι από αυτές τις δύο τελευταίες σελίδες, η πλατφόρμα αποτρέπει την επιστροφή στη σελίδα παρουσίασης του αποτελέσματος ταξινόμησης δεδομένου ότι η λειτουργία του ταξινομητή πραγματοποιείται online. Ωστόσο από τη στιγμή που το αποτέλεσμα ταξινόμησης αποθηκεύεται στη βάση γνώσης, ο χρήστης μπορεί να ανατρέξει σε αυτό μέσω της υπηρεσίας ανάκτησης δεδομένων (Ενότητα 6.6). Το αποτέλεσμα ταξινόμησης μέσω χαρακτηριστικών κίνησης διατηρείται στη σχέση *motionres*, ενώ το αποτέλεσμα ταξινόμησης μέσω χαρακτηριστικών υφής διατηρείται στη σχέση *textures* της βάσης γνώσης.



Εικόνα 6.17 : Η σελίδα παρουσίασης του αποτελέσματος ταξινόμησης για το επιλεγμένο video στην περίπτωση χρήσης δεικτών υφής.

Η παραπάνω εικόνα παρουσιάζει το αποτέλεσμα ταξινόμησης στην περίπτωση επιλογής χαρακτηριστικών υφής. Στην περίπτωση των δεικτών κίνησης, η σελίδα είναι ακριβώς ίδια με εξαίρεση τον τίτλο στο πάνω μέρος.

6.6 Υπηρεσία Ανάκτησης Δεδομένων από τη Βάση Γνώσης

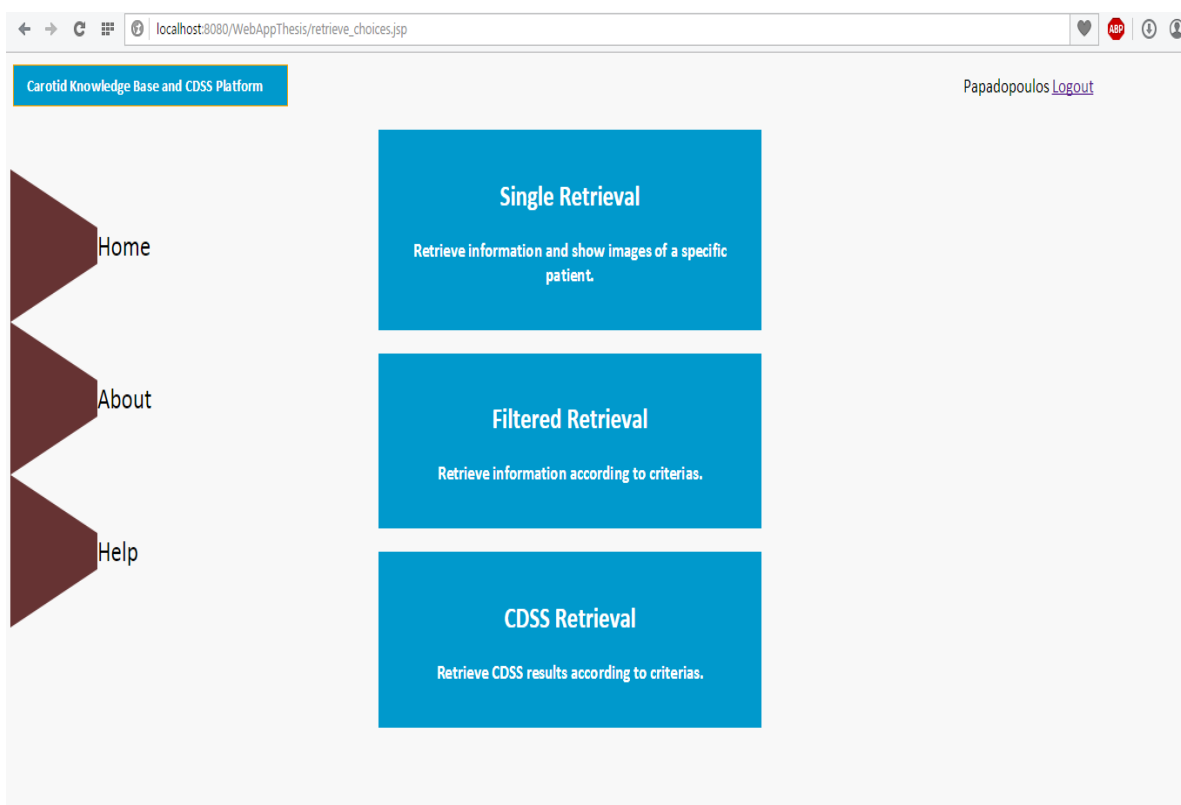
Η τρίτη βασική υπηρεσία της ολοκληρωμένης διαδικτυακής πλατφόρμας είναι η ανάκτηση δεδομένων από τη βάση γνώσης. Η πλατφόρμα προσφέρει 3 διαφορετικούς τρόπους ανάκτησης δεδομένων:

- ο 1^{ος} πραγματοποιείται με απλή αναζήτηση του ονόματος του ζητούμενου ασθενούς μέσα από τη λίστα του συνόλου των καταχωρημένων ασθενών στη βάση γνώσης. Εν συνεχεία ο χρήστης οδηγείται στο προσωπικό profile του ασθενούς όπου παρουσιάζονται ομαδοποιημένα τα δημογραφικά και κλινικά δεδομένα του ασθενούς, οι παράγοντες κινδύνου και οι εικόνες που έχουν εισαχθεί στο web server για λογαριασμό του, καθώς και οι απεικονιστικές πληροφορίες που συνοδεύουν τις εικόνες αυτές.
- Ο 2^{ος} πραγματοποιείται με φιλτραρισμένη αναζήτηση στο πλαίσιο της οποίας ο χρήστης επιλέγει τα κριτήρια τα οποία επιθυμεί να λάβει υπόψη του κατά την αναζήτηση των ασθενών. Πρόκειται για διαφόρων ειδών κριτήρια, τόσο

δημογραφικά όσο και κλινικά και σχετικά με παράγοντες κινδύνου. Η πλατφόρμα εν συνεχεία παρουσιάζει τη λίστα των ασθενών που τηρούν τα κριτήρια αναζήτησης του χρήστη προσφέροντας τη δυνατότητα πλοήγησης στο προσωπικό profile του κάθε ασθενούς.

- Ο 3^{ος} παρέχει τη δυνατότητα προβολής των αποτελεσμάτων ταξινόμησης που έχουν υπολογιστεί και από τον ταξινομητή κίνησης και από αυτόν της υφής.

Μεταφορά στη σελίδα επιλογής του τρόπου ανάκτησης δεδομένων από τη βάση γνώσης πραγματοποιείται από το αντίστοιχο link box της κεντρικής σελίδας της πλατφόρμας. Η μορφή της σελίδας επιλογής του τρόπου ανάκτησης δεδομένων παρουσιάζεται στην *Εικόνα 6.18*.

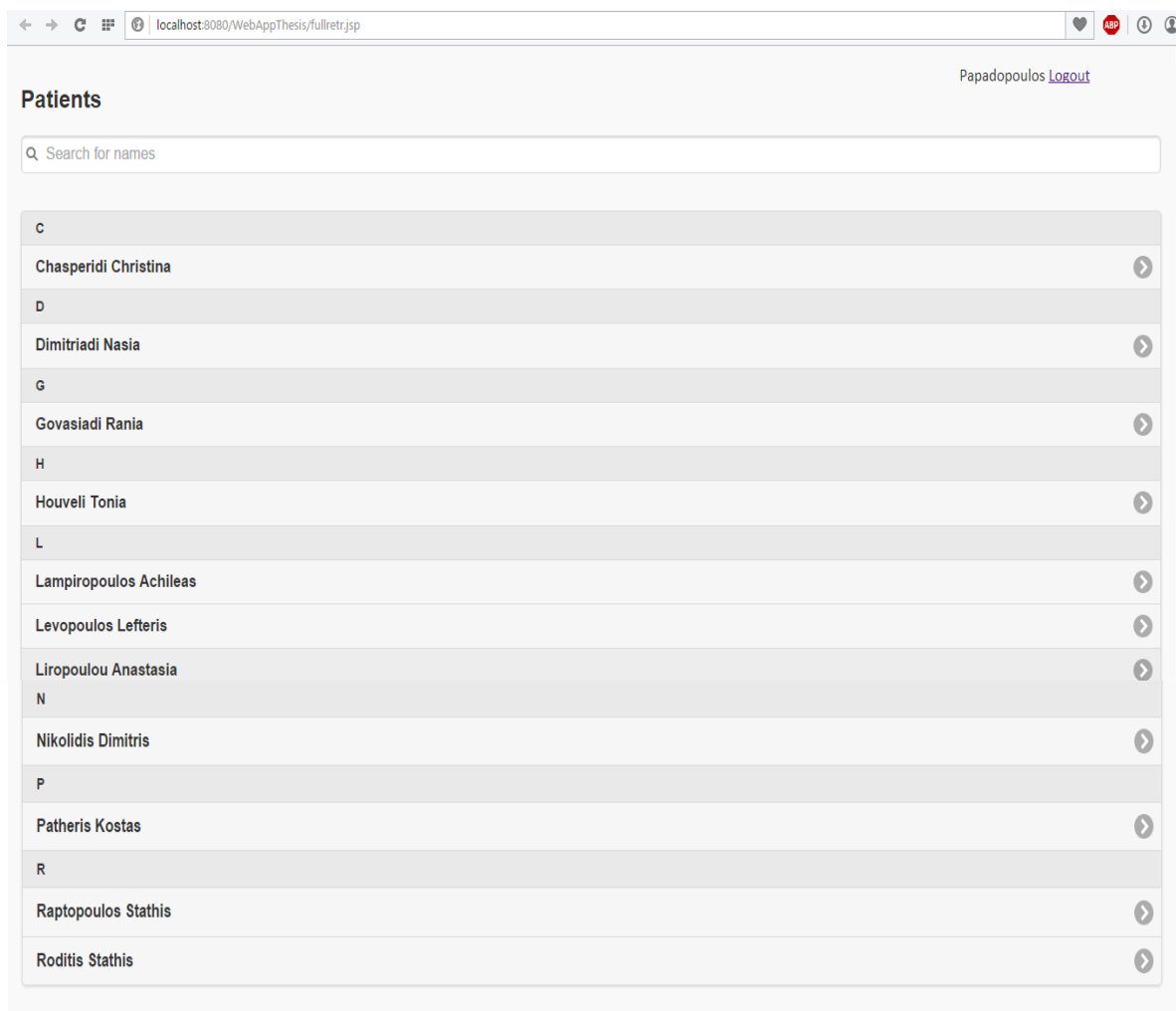


Εικόνα 6.18 : Η σελίδα επιλογής του τρόπου ανάκτησης δεδομένων από τη βάση γνώσης.

Όπως γίνεται φανερό από την *Εικόνα 6.18*, για καθεμία από τις 3 διαφορετικές επιλογές ανάκτησης δεδομένων, υπάρχει και το αντίστοιχο link box που οδηγεί σε αυτές. Πέρα από τα 3 link boxes, η σελίδα περιλαμβάνει επιπλέον το side menu, καθώς και το link αποσύνδεσης συνοδευόμενο από το επώνυμο του χρήστη.

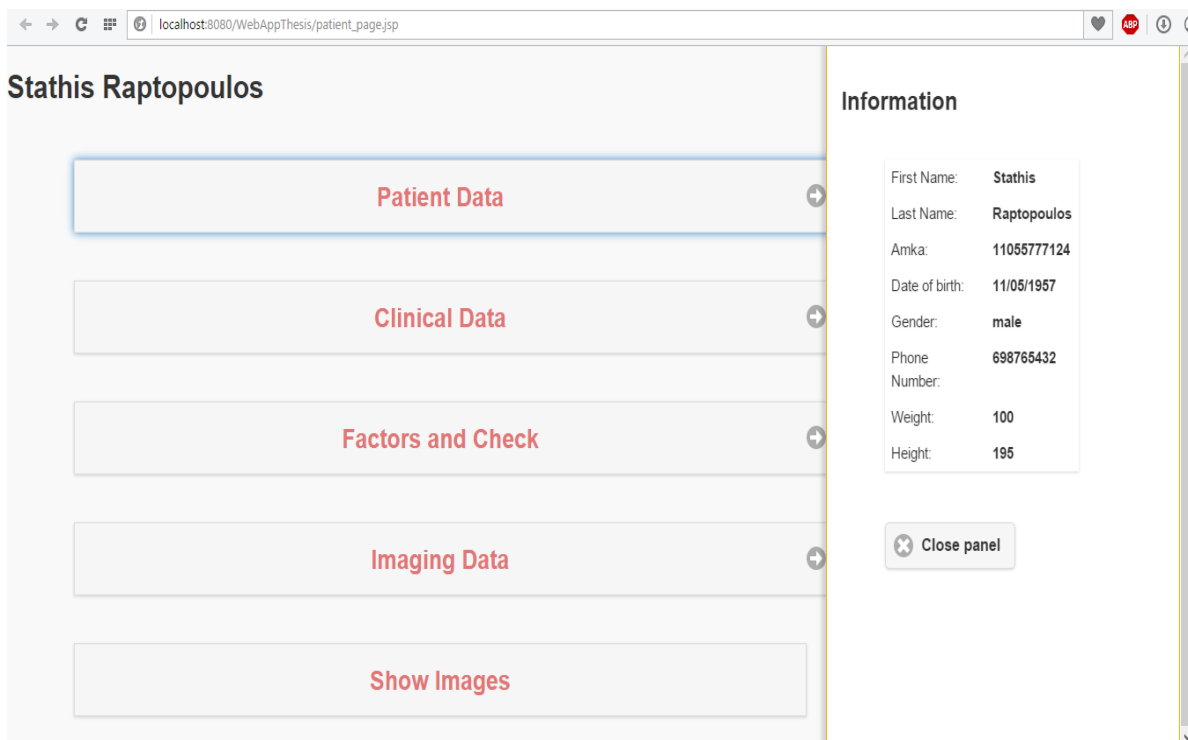
6.6.1 Ανάκτηση Δεδομένων ενός Ασθενούς (Single Retrieval)

Για τη μεταφορά στη σελίδα ανάκτησης δεδομένων για οποιονδήποτε ασθενή επιθυμεί ο χρήστης αρκεί η επιλογή του πρώτου link box της σελίδας διαφορετικών επιλογών ανάκτησης δεδομένων (Εικόνα 6.18). Η σελίδα ανάκτησης δεδομένων για οποιονδήποτε ασθενή αποτελείται από μια λίστα των ονομάτων όλων των ασθενών που έχουν καταχωρηθεί στη βάση γνώσης, σε συνδυασμό με ένα πεδίο αναζήτησης. Πληκτρολόγηση ενός γράμματος στο πεδίο αναζήτησης συγκεντρώνει μόνο τους ασθενείς των οποίων το όνομα περιέχει το εν λόγω γράμμα. Η μορφή της σελίδας ανάκτησης δεδομένων για οποιονδήποτε ασθενή της βάσης γνώσης παρουσιάζεται στην Εικόνα 6.19.



Εικόνα 6.19 : Σελίδα ανάκτησης δεδομένων για οποιονδήποτε ασθενή της βάσης γνώσης.

Όπως παρατηρείται από την Εικόνα 6.19, η παρουσίαση των ονομάτων των ασθενών είναι ταξινομημένη και κατηγοριοποιημένη με αλφαβητική σειρά με στόχο τη διευκόλυνση της αναζήτησης. Επιλογή οποιουδήποτε ονόματος οδηγεί στο προσωπικό profile του αντίστοιχου ασθενούς. Η μορφή του εν λόγω profile παρουσιάζεται στην Εικόνα 6.20.



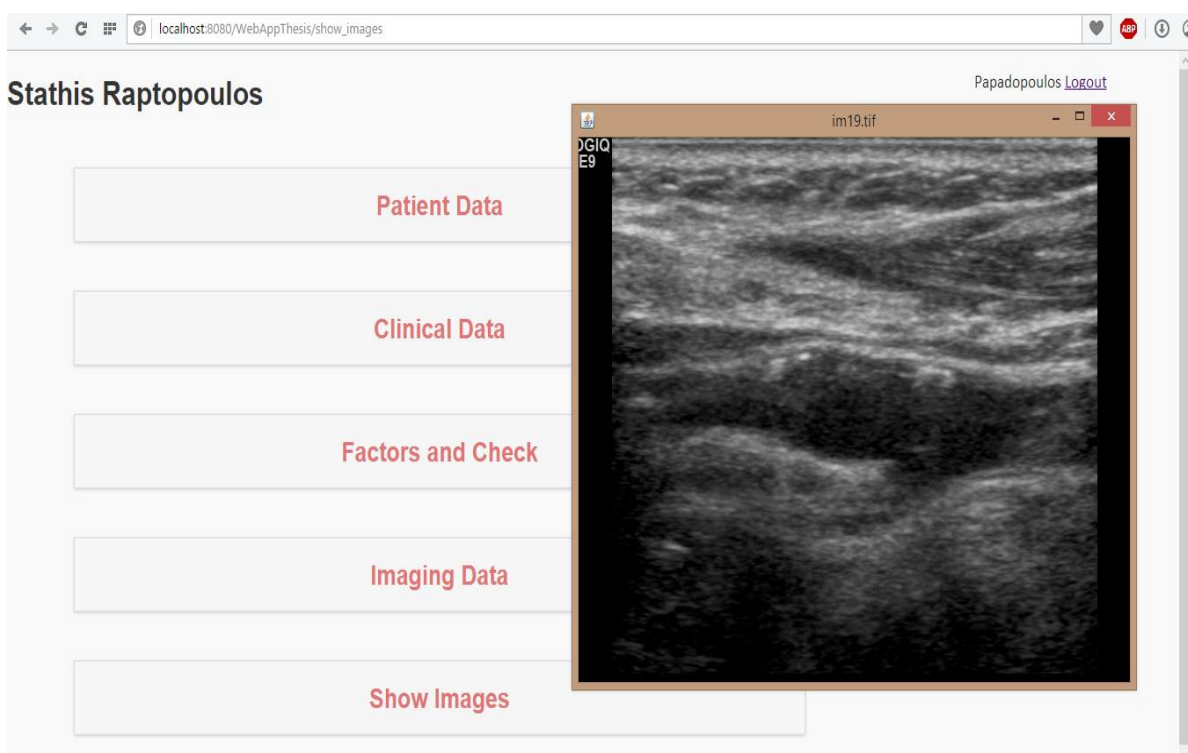
Εικόνα 6.20 : Η σελίδα του προσωπικού profile του κάθε ασθενούς.

Όπως φανερώνει και η Εικόνα 6.20 το προσωπικό profile του κάθε ασθενούς περιλαμβάνει συγκεντρωμένα και κατηγοριοποιημένα το σύνολο των δεδομένων που έχουν εισαχθεί για λογαριασμό του. Περιλαμβάνει τα παρακάτω panels:

- Patient Data, το οποίο παρουσιάζει τα προσωπικά και δημογραφικά στοιχεία του ασθενούς. Πρόκειται για τα στοιχεία που εισάγονται μέσω της σελίδας εισαγωγής νέου χρήστη στη βάση γνώσης (Εικόνα 6.9) και είναι αποθηκευμένα στη σχέση *patients* αυτής.
- Clinical Data, το οποίο παρουσιάζει τα κλινικά δεδομένα του ασθενούς τα οποία εισάγονται μέσω της σελίδας εισαγωγής κλινικών δεδομένων (Εικόνα 6.10) και διατηρούνται στη σχέση *clinical* της βάσης γνώσης,
- Factors and Check, το οποίο προβάλλει τους παράγοντες κινδύνου του ασθενούς που εισάγονται μέσω της σελίδας εισαγωγής παραγόντων κινδύνου (Εικόνα 6.11) και διατηρούνται στη σχέση *risk_factors* της βάσης γνώσης,
- Imaging Data, το οποίο για καθεμία από τις εικόνες που έχουν καταχωρηθεί στο web server για λογαριασμό του ασθενούς, παρουσιάζει τις συμπληρωματικές απεικονιστικές πληροφορίες που εισήχθησαν κατά την εισαγωγή της εικόνας από τη σελίδα της Εικόνας 6.12 και είναι αποθηκευμένες στη σχέση *imaging_data* της βάσης γνώσης.

- Show Images, επιλογή του οποίου εμφανίζει στο χρήστη όλες τις εικόνες που έχουν καταχωρηθεί στο web server για λογαριασμό του ασθενούς. Ο μηχανισμός προβολής των εικόνων του ασθενούς λειτουργεί ως εξής: Με βάση το ΑΜΚΑ του ασθενούς εντοπίζονται από τη σχέση *images* της βάσης γνώσης τα *im_id* των εικόνων που αντιστοιχούν στον εν λόγω ασθενή. Εν συνέχεια για κάθε *im_id*, η πλατφόρμα, μέσω της στήλης *image_path* της σχέσης *images*, ανακτά το *path* του web server στο οποίο έχει καταχωρηθεί το αντίστοιχο αρχείο εικόνας. Η πλατφόρμα εν συνέχεια, με τη βοήθεια των βιβλιοθηκών του προγράμματος ImageJ οι οποίες είναι ενσωματωμένες στην πλατφόρμα, ανοίγει τα αρχεία των εικόνων και τα προβάλλει στο χρήστη.

Η προβολή των πληροφοριών των τεσσάρων παραπάνω panels πραγματοποιείται μέσα σε “overlay” πλαίσιο στο δεξιό άκρο της σελίδας όπως παρουσιάζει η *Εικόνα 6.20* στην περίπτωση του panel Patient Data. Σημειώνεται ότι η εμφάνιση της σελίδας του profile του κάθε ασθενούς πραγματοποιείται σε νέα καρτέλα στο web browser του χρήστη, έτσι ώστε ο τελευταίος να μπορεί να πλοηγείται ταυτοχρόνως στις σελίδες των *Εικόνων 6.19, 6.20*. Η *Εικόνα 6.21* παρουσιάζει το αποτέλεσμα της επιλογής Show Images για έναν ασθενή ο οποίος διαθέτει μόνο μια εικόνα στο λογαριασμό του. Στην περίπτωση περισσότερων εικόνων προβάλλονται όλες.



Εικόνα 6.21 : Προβολή εικόνας ασθενούς μέσω της επιλογής Show Images στο προσωπικό του profile.

6.6.2 Φιλτραρισμένη Αναζήτηση και Ανάκτηση Δεδομένων (Filtered Retrieval)

Η υπηρεσία της φιλτραρισμένης αναζήτησης προσφέρει τη δυνατότητα εύρεσης των ασθενών που συμμορφώνονται με κριτήρια αναζήτησης τα οποία ορίζει ο χρήστης. Η πλατφόρμα προσφέρει πληθώρα κριτηρίων αναζήτησης. Πρόκειται τόσο για κλινικά κριτήρια όσο και για διάφορους παράγοντες κινδύνου, ενώ ορισμένα φίλτρα σχετίζονται με δημογραφικά χαρακτηριστικά. Η μορφή της σελίδας φιλτραρισμένης αναζήτησης παρουσιάζεται στην *Εικόνα 6.22*.

The screenshot shows a web browser window with the URL `localhost:8080/WebAppThesis/filtered_search.jsp`. The page has a blue header with the text "Filtered Search". In the top right corner, the user name "Papadopoulos" and a "Logout" link are visible. The main content area contains several filter sections, each with a checkbox and a range slider. The "Age between" filter is checked and has a range from 31 to 87. The "Fat" filter is unchecked and has a range from 40 to 80. The "BMI" filter is unchecked and has a range from 3 to 6. The "Systolic Pressure" filter is checked and has a range from 6 to 12. The "Diastolic Pressure" filter is unchecked and has a range from 12 to 18. Below these filters, there is a "Gender:" section with radio buttons for "Male" (selected) and "Female". Underneath is an "Add Filters:" section with two expandable filter categories: "Clinical Filter" and "Risk Factors". At the bottom of the page, there is a search bar with a magnifying glass icon and the text "Search".

Εικόνα 6.22 : Σελίδα φιλτραρισμένης αναζήτησης δεδομένων με βάση συγκεκριμένα κριτήρια..

Από την *Εικόνα 6.22* γίνεται φανερό πως τα 5 πρώτα κριτήρια αφορούν αντιστοίχως την ηλικία, το λίπος, το δείκτη BMI καθώς και τη συστολική και διαστολική πίεση. Σε περίπτωση που ο χρήστης επιθυμεί να χρησιμοποιήσει κάποιο από τα 5 αυτά κριτήρια, αρκεί να επιλέξει το αντίστοιχο checkbox και να αυξομειώσει τις οριακές τιμές της κάθε filter bar. Το έκτο κριτήριο αφορά το φύλο των ασθενών, με την πλατφόρμα να προσφέρει τη δυνατότητα αναζήτησης είτε μόνο των ανδρών είτε μόνο των γυναικών είτε και των δύο. Προκειμένου ο χρήστης να κάνει χρήση είτε κριτηρίων κλινικής φύσεως είτε κριτηρίων που σχετίζονται με παράγοντες κινδύνου αρκεί να ανοίξει τα panels Clinical Filter και Risk Factors αντίστοιχα. Τα κριτήρια των δύο αυτών κατηγοριών εμφανίζονται στο χρήστη όπως φανερώνει η *Εικόνα 6.23*.

The image shows two panels from a web application. The top panel, titled 'Clinical Filter', contains several input fields and buttons. It includes a text input for 'Type of Statines', two buttons for 'Left internal carotid' and 'Right internal carotid', a 'Not into account' button, and three radio buttons for 'Symptomatic', 'Non-Symptomatic', and 'Not into account'. There are also two text inputs for 'Type of Symptom' and 'Time of Symptom'. The bottom panel, titled 'Risk Factors', contains several dropdown menus for 'Smoking' (set to 'No'), 'Hypercholesterolaemia' (set to 'Not into account'), 'Diabetes' (set to 'No'), 'Coronary' (set to 'Not into account'), 'Angiopathy' (set to 'Yes'), 'Hypertension' (set to 'Not into account'), 'Stroke' (set to 'Not into account'), and 'Heart Attack' (set to 'Not into account'). Below these is an 'Exercise' section with five radio buttons: 'Any', 'Rare', 'Often' (selected), 'Daily', and 'Not into account'. The user's name 'Papadopoulos' and a 'Logout' link are visible in the top right corner of the Clinical Filter panel.

Εικόνα 6.23 : Κλινικά κριτήρια και κριτήρια σχετικά με παράγοντες κινδύνου στο πλαίσιο της σελίδας φιλτραρισμένης αναζήτησης.

Τα κριτήρια αναζήτησης κλινικής φύσεως αφορούν τις στατίνες, το σημείο εμφάνισης της καρωτιδικής αθηρωματικής πλάκας καθώς και εάν η αναζήτηση θα περιοριστεί σε συμπτωματικούς ή ασυμπτωματικούς ασθενείς. Στην πρώτη περίπτωση ενεργοποιούνται αυτόματα και τα πεδία κειμένου για τη συμπλήρωση του είδους και του χρόνου εμφάνισης του συμπτώματος.

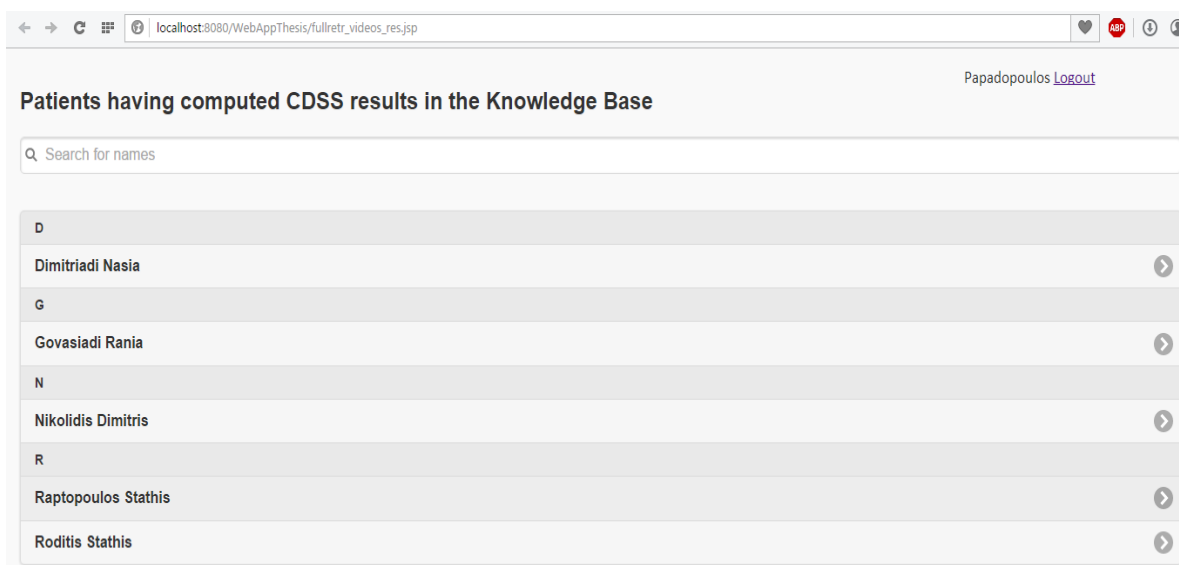
Τα κριτήρια τα οποία αφορούν παράγοντες κινδύνου σχετίζονται με το εάν ο ασθενής καπνίζει, πάσχει από υπερχοληστερολαιμία, υπέρταση, διαβήτη, αγγειοπάθεια, στεφανιαία νόσο, εάν έχει υποστεί κάποιο εγκεφαλικό ή καρδιακό επεισόδιο καθώς και

το κατά πόσο συχνά αθλείται. Οι διαθέσιμες επιλογές για την τιμή των κριτηρίων αυτών εμφανίζονται στα αντίστοιχα drop-down menus ή με τη μορφή radio buttons στην περίπτωση του κριτηρίου άθλησης. Τόσο για τα κλινικά κριτήρια όσο και για αυτά των παραγόντων κινδύνου, στην περίπτωση που ο χρήστης δεν επιθυμεί να τα συμπεριλάβει στην αναζήτηση, αρκεί να επιλέξει “Not into account”.

Γίνεται φανερό πως το πλήθος των πιθανών συνδυασμών των κριτηρίων αναζήτησης είναι πολύ μεγάλο, γεγονός που στοχεύει στη διευκόλυνση και την καλύτερη εξυπηρέτηση των επιθυμιών αναζήτησης του χρήστη. Μέσω των διαφορετικών αυτών συνδυασμών ο χρήστης μπορεί να δημιουργήσει πολύπλοκα ερωτήματα αναζήτησης στη βάση γνώσης και να λάβει ως απάντηση τη λίστα των καταχωρημένων ασθενών που τηρούν όλα τα κριτήρια αναζήτησης ανεξαιρέτως. Ο τρόπος με τον οποίο παρουσιάζονται οι ασθενείς που τηρούν τα κριτήρια αναζήτησης του χρήστη είναι πανομοιότυπος με τη μορφή της *Εικόνας 6.19*. Εν συνεχεία η πλατφόρμα προσφέρει τη δυνατότητα πλοήγησης στα profiles των ασθενών που προέκυψαν από την αναζήτηση.

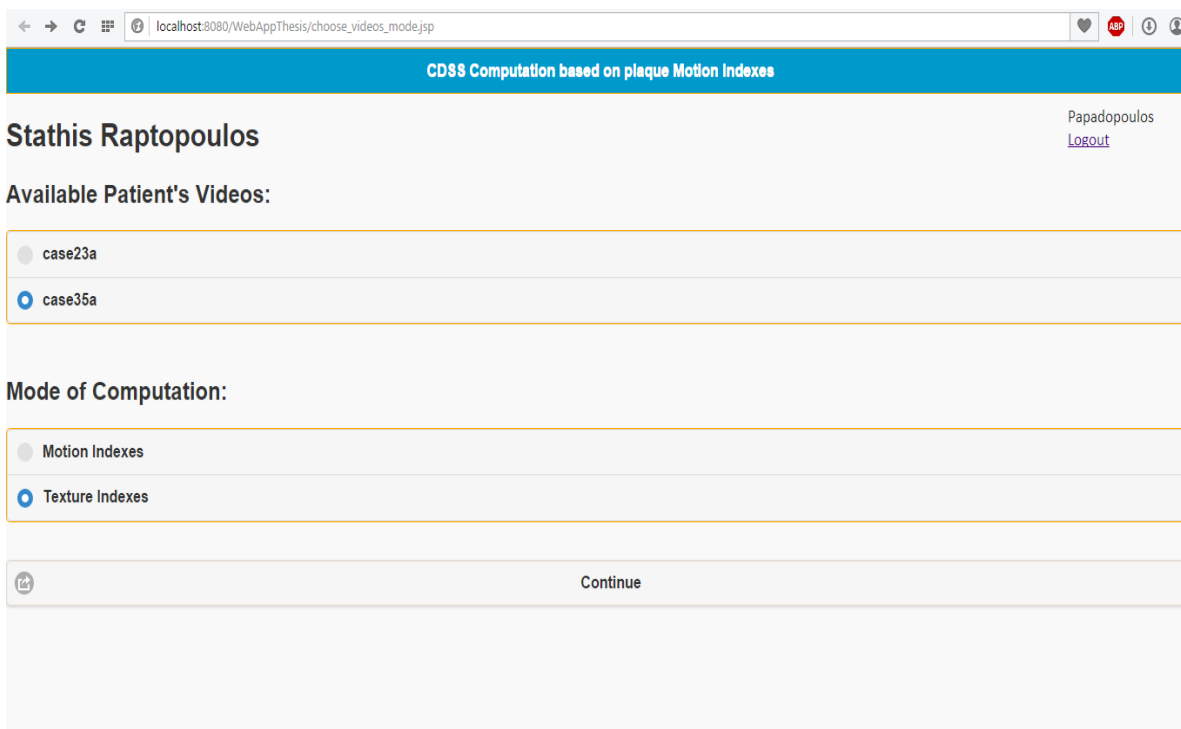
6.6.3 Αναζήτηση και Ανάκτηση Αποτελεσμάτων Ταξινόμησης

Από τη στιγμή που η ταξινόμηση των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών σε ασβεστοποιημένες και μη ασβεστοποιημένες αποτελεί την κύρια υπηρεσία της πλατφόρμας, η αναζήτηση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης αποτελεί ξεχωριστή υπηρεσία αναζήτησης και ανάκτησης δεδομένων. Η χρήση της υπηρεσίας αυτής πραγματοποιείται με επιλογή του τρίτου link box της σελίδας που παρουσιάζει η *Εικόνα 6.18*. Με τον τρόπο αυτόν, ο χρήστης μεταφέρεται στη σελίδα της *Εικόνας 6.24*.



Εικόνα 6.24 : Σελίδα παρουσίασης ασθενών με υπολογισμένα αποτελέσματα ταξινόμησης.

Η σελίδα της *Εικόνας 6.24* παρουσιάζει με αλφαβητική σειρά τους ασθενείς για τους οποίους έχει εκτελεστεί η διαδικασία ταξινόμησης είτε με χαρακτηριστικά κίνησης είτε με χαρακτηριστικά υφής για ένα ή περισσότερα video που έχουν καταχωρηθεί στο λογαριασμό τους. Ο χρήστης επιλέγοντας τον ασθενή του οποίου θέλει να ανακτήσει το αποτέλεσμα ταξινόμησης, μεταφέρεται στη σελίδα της *Εικόνας 6.25*.



Εικόνα 6.25 : Σελίδα επιλογής του video και του είδους των χαρακτηριστικών για την προβολή του αντίστοιχου αποτελέσματος ταξινόμησης.

Η σελίδα της *Εικόνας 6.25* αρχικά παρουσιάζει τα video τα οποία έχουν καταχωρηθεί στο web server για λογαριασμό του επιλεγμένου ασθενούς. Σημειώνεται πως εμφανίζονται όλα τα video και όχι μόνο αυτά για τα οποία έχει υπολογιστεί αποτέλεσμα ταξινόμησης. Εν συνεχεία ο χρήστης επιλέγει το είδος των χαρακτηριστικών με βάση το οποίο παρήχθη το ζητούμενο αποτέλεσμα ταξινόμησης. Με την επιλογή "Continue" είναι πιθανό να προκύψουν δύο ενδεχόμενα:

- είτε να μην έχει υπολογιστεί ήδη το αποτέλεσμα ταξινόμησης για τον επιλεγμένο συνδυασμό video και είδους χαρακτηριστικών,
- ή να έχει υπολογιστεί ήδη το αποτέλεσμα ταξινόμησης για τον επιλεγμένο συνδυασμό video και είδους χαρακτηριστικών.

Στην πρώτη περίπτωση η πλατφόρμα εμφανίζει σχετικό ενημερωτικό μήνυμα και προτρέπει τον χρήστη να προσπαθήσει εκ νέου, ενώ στη δεύτερη περίπτωση ο χρήστης

μεταφέρεται στη σελίδα της *Εικόνας 6.17*. Πρόκειται για τη σελίδα παρουσίασης του αποτελέσματος ταξινόμησης για τον επιλεγμένο συνδυασμό video και είδους χαρακτηριστικών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ ΓΙΑ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

7.1 Σύνοψη-Συμπεράσματα

Υπό το πρίσμα της ταξινόμησης, συγκρίνοντας την αποτελεσματικότητα των μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών, οι μέθοδοι FDR και WRS αποδείχθηκαν ιδιαίτερα αποδοτικές εν αντιθέσει με τη μέθοδο PCA της οποίας οι κύριες συνιστώσες δεν διέθεταν την απαραίτητη διακριτική ικανότητα για το σύνολο των προτύπων της εργασίας. Ανάμεσα στη μέθοδο FDR και WRS, η πρώτη οδήγησε στην πλειονότητα των περιπτώσεων σε ελαφρώς καλύτερη απόδοση ταξινόμησης τα δίκτυα MLP, ενώ η δεύτερη τα δίκτυα PNN, GRNN. Από τις μεθόδους επαλήθευσης αποτελεσμάτων ξεχώρισαν για την απόδοσή τους η Kfold cross validation καθώς και η Stratified cross validation, χωρίς αυτό να σημαίνει πως η Leave-One-Out δεν ήταν αποτελεσματική. Αναφορικά με τη σύγκριση των συναρτήσεων εκπαίδευσης των MLP ενός κρυμμένου επιπέδου, προέκυψε ότι ο επιπλέον όρος ορμής της συνάρτησης traingdx δεν προσφέρει κάτι παραπάνω από άποψη απόδοσης ταξινόμησης σε σχέση με τις μεθόδους trainlm , traingda .

Χρήση χαρακτηριστικών κίνησης για την ταξινόμηση των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών σε ασβεστοποιημένες και μη, ανέδειξε ως βέλτιστο ταξινομητή τον MLP σε σύγκριση με τον PNN και το GRNN. Το γεγονός ότι στο σύνολο των 36 διαθέσιμων προτύπων, μόλις 14 πλάκες ήταν μη ασβεστοποιημένες, λειτούργησε ανασταλτικά στη δημιουργία αντιπροσωπευτικών δειγμάτων εκπαίδευσης για τους ταξινομητές PNN, GRNN, με αποτέλεσμα ο καθορισμός των βαρών των συνδέσεων των δικτύων να μην είναι ο βέλτιστος. Παρόλα αυτά επιτεύχθηκε Accuracy, Sensitivity, Specificity ίσο με 78%, 82%, 71% αντίστοιχα για PNN ταξινομητή και ίσο με 76%, 78%, 71% αντίστοιχα για GRNN ταξινομητή.

Για χαρακτηριστικά κίνησης, στο πλαίσιο των MLP ενός κρυφού επιπέδου, η καλύτερη απόδοση (Accuracy 89%, Sensitivity 82%, Specificity 100%) επιτυγχάνεται για αρχιτεκτονική 45 νευρώνων με συνάρτηση εκπαίδευσης την traingda , μέθοδο επαλήθευσης αποτελεσμάτων τη Stratified Kfold cross validation με $k = 8$, και μέθοδο επιλογής χαρακτηριστικών τη FDR (Εικόνα 4.4α). Για αρχιτεκτονική δύο κρυφών επιπέδων

βέλτιστη απόδοση (Accuracy 89%, Sensitivity 86%, Specificity 93%) επιτυγχάνεται παρουσία 25 νευρώνων στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 20 στο δεύτερο με χρήση της συνάρτησης εκπαίδευσης trainIm, της μεθόδου Stratified Kfold cross validation για $k = 5$, καθώς και της μεθόδου FDR (Εικόνα 4.6). Πρόκειται για τον ταξινομητή κίνησης που ενσωματώθηκε στην πλατφόρμα. Σημαντικότερο πλεονέκτημα του η ιδιαίτερα υψηλή ικανότητα ορθής ταξινόμησης τόσο ασβεστοποιημένων όσο και μη ασβεστοποιημένων πλακών.

Στο πλαίσιο της εξέτασης των χαρακτηριστικών υφής κατά την ταξινόμηση, για αρχιτεκτονική ενός κρυφού επιπέδου, βέλτιστη απόδοση (Accuracy 89%, Sensitivity 91%, Specificity 86%) επιτυγχάνεται παρουσία 30 νευρώνων στο κρυφό επίπεδο με χρήση της συνάρτησης εκπαίδευσης trainIm, της μεθόδου Kfold cross validation για $k = 4$, καθώς και της μεθόδου FDR (Εικόνα 4.8a). Λόγω ιδιαίτερα υψηλής ικανότητας ορθής ταξινόμησης τόσο ασβεστοποιημένων όσο και μη ασβεστοποιημένων πλακών ενσωματώνεται στην πλατφόρμα ως ταξινομητής υφής. Για αρχιτεκτονική δύο κρυφών επιπέδων βέλτιστη απόδοση (Accuracy 89%, Sensitivity 86%, Specificity 93%) επιτυγχάνεται για δύο διαφορετικούς συνδυασμούς. Ο πρώτος διαθέτει 20 νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 30 στο δεύτερο και χρησιμοποιεί τη συνάρτηση εκπαίδευσης trainIm, τη μέθοδο Stratified Kfold cross validation για $k = 9$, καθώς και τη μέθοδο FDR (Εικόνα 4.11), ενώ ο δεύτερος διαθέτει 35 νευρώνες στο πρώτο κρυφό επίπεδο και 10 στο δεύτερο και χρησιμοποιεί τη συνάρτηση εκπαίδευσης trainIm, τη μέθοδο Kfold cross validation για $k = 10$, καθώς και της μεθόδου FDR (Εικόνα 4.12). Θα μπορούσε κάλλιστα ένας εκ των δύο ταξινομητών να χρησιμοποιηθεί αντί του επιλεγμένου για ταξινόμησης με δείκτες υφής. Αναλυτική περιγραφή και σύγκριση των αποτελεσμάτων παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 4.

Δεδομένου ότι ο ταξινομητής κίνησης παρουσιάζει Accuracy 89%, Sensitivity 86%, Specificity 93%, ενώ αυτός της υφής παρουσιάζει Accuracy 89%, Sensitivity 91%, Specificity 86%, συμπεραίνουμε ότι ο εντοπισμός των ασβεστώσεων των καρωτιδικών αθηρωματικών πλακών και η μετέπειτα ταξινόμηση των πλακών μπορούν να πραγματοποιηθούν εξίσου αποδοτικά τόσο μέσω χαρακτηριστικών κίνησης όσο και υφής. Το συμπέρασμα αυτό αποκτά μεγαλύτερη σημασία για τα χαρακτηριστικά κίνησης από τη στιγμή που η ασβεστοποίηση αποτελεί μορφολογικό γνώρισμα των πλακών, το οποίο θεωρητικά θα μπορούσε να αντικατοπτριστεί καλύτερα μέσω της ανάλυσης υφής.

Εξετάζοντας την πλατφόρμα συνολικά, προκύπτει το συμπέρασμα πως κλειδί της λειτουργικότητας του είναι ο συνδυασμός πολλών και διαφορετικών τεχνολογιών μέσα σε ένα διαδικτυακό περιβάλλον. Η online λειτουργία τόσο του αλγορίθμου επεξεργασίας video, όσο και των προεκπαιδευμένων ταξινομητών κάτω από ένα άρτια σχεδιασμένο γραφικό περιβάλλον προσθέτει μεγάλη δυναμική στον υποστηρικτικό διαγνωστικό ρόλο της πλατφόρμας. Ακόμη παρά τον όγκο των υπολογισμών που πραγματοποιούνται κατά τη λειτουργία του αλγορίθμου επεξεργασίας video και κατά τη λειτουργία των

ταξινομητών, η ταχύτητα απόκρισης της πλατφόρμας και η ταχύτητα παροχής των υπηρεσιών του παραμένει υψηλή.

Επιπλέον η δυνατότητα εισαγωγής στη βάση γνώσης κάθε είδους δεδομένων σχετικών με τον ασθενή όσο και η καταχώριση κάθε είδους αρχείου εικόνας ή video στο server φανεώνει την ευελιξία της πλατφόρμας στη διατήρηση των πληροφοριών. Από τη στιγμή μάλιστα που η πρόσβαση στις εν λόγω πληροφορίες απαιτεί την ταυτοποίηση του χρήστη, προκύπτει το συμπέρασμα πως η πλατφόρμα συμμορφώνεται με τις απαραίτητες απαιτήσεις ασφάλειας των πληροφοριών. Επίσης η δυνατότητα προβολής των καταχωρημένων εικόνων αλλά και η συγκεντρωτική και κατηγοριοποιημένη παρουσίαση των δεδομένων των ασθενών στα προσωπικά τους profile δημιουργεί έναν ευέλικτο μηχανισμό ανάκτησης δεδομένων ο οποίος ολοκληρώνεται μέσω της υπηρεσίας φιλτραρισμένης αναζήτησης. Απαραίτητη προϋπόθεση για τη διενέργεια πολύπλοκων ερωτημάτων αναζήτησης στη βάση γνώσης είναι ο προσεκτικός σχεδιασμός των σχέσεων της καθώς και η οργάνωση της πληροφορίας με αποδοτικό και ευέλικτο τρόπο.

Η επικοινωνία των βασικών συστατικών της πλατφόρμας, όπως το MCR και κατά συνέπεια ο αλγόριθμος επεξεργασίας video και οι ταξινομητές, το ImageJ, η βάση γνώσης κτλ, μεταφέρει και ταυτόχρονα εξελίσσει στο back-end επίπεδο την εισερχόμενη πληροφορία από το χρήστη. Σε επίπεδο front-end η χρήση JQuery προσφέρει ιδιαίτερο αισθητικό αποτέλεσμα όπως μπορεί να παρατηρηθεί από τις *Εικόνες 6.15, 6.16, 6.17, 6.19, 6.20, 6.21, 6.22, 6.23, 6.24, 6.25*.

7.2 Προοπτικές για Μελλοντική Έρευνα

Στο πλαίσιο εξέλιξης και περαιτέρω ανάπτυξης της εργασίας προτείνονται ορισμένες προοπτικές οι οποίες μπορούν να εξεταστούν μελλοντικά:

- Πιθανή χρησιμοποίηση ταξινομητών SVM (Support Vector Machines) μπορεί να οδηγεί σε εξίσου καλά ή ακόμα και σε αποδοτικότερα αποτελέσματα ταξινόμησης.
- Εκτέλεση ταξινόμησης και σε διαφορετικό δείγμα προτύπων προερχόμενο από διαφορετικό μηχάνημα και χειριστή, με στόχο την περαιτέρω ανάπτυξη της ικανότητας γενίκευσης των σχημάτων ταξινόμησης που ενσωματώνονται στην πλατφόρμα.
- Υλοποίηση τόσο του αλγορίθμου επεξεργασίας video όσο και των ταξινομητών σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού που υιοθετείται από web platforms (π.χ Java), προκειμένου η πλατφόρμα να είναι ανεξάρτητο από οποιαδήποτε μορφή κώδικα matlab.

- Προσθήκη της υπηρεσιών ανανέωσης (Update) και διαγραφής (Delete) των δεδομένων της βάσης γνώσης, προκειμένου ο χρήστης να μπορεί να αναδιαμορφώνει το περιεχόμενο της βάσης γνώσης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] H. Gray, *"Anatomy of the Human Body"*, Philadelphia, USA: LEA & FEBIGER, 1918.
- [2] F.H. Martini, *"Blood vessels and circulation"* in *Fundamentals of Anatomy and Physiology*, p. 717–777, Prentice Hall Inc., New Jersey, 1995.
- [3]http://www.epemvatikikardiologia.gr/entypa/epemvaseis_stis_karotides/esk_aggeiako_egkefaliko_epeisodio/esk_aee_ti_einai_aggeiako_egkefaliko_epeisodio/
- [4] P. Libby, *"The pathogenesis of atherosclerosis"*, D.L. Kasper, E. Braunwald, S. Fauci, S.L. Hauser, D.L. Longo, J.L. Jameson, eds. *Harrison's Principles of Medicine 16th ed.*, p. 1425–1430. NY: McGraw-Hill Companies Inc., New York, 2005.
- [5] Ι. Στοΐτσας, *"Υπολογιστική επεξεργασία και ανάλυση ακολουθιών εικόνων υπερήχων της καρωτίδας: Συσχέτιση με τη μηχανική συμπεριφορά του αρτηριακού τοιχώματος"*, Διδακτορική διατριβή, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, Πανεπιστήμιο Πατρών, Αθήνα, Ελλάς, 2007.
- [6] http://www.incardiology.gr/pathiseis_stefaniaia/stefaniaia_plaka.html
- [7] A.C. Van der Wal, A.E. Becker, *"Atherosclerotic plaque rupture - pathologic basis of plaque stability and instability"*, Elsevier Cardiovascular Research, vol. 41, p. 334-344, 1999.
- [8]<http://www.aggeiopathia.gr/index.php/el/pathiseis/pathiseis-artirion/25-karotidiki-nosos-kai-egkefaliko-epeisodio.html>.
- [9] A. J. Lusis, *"Atherosclerosis"*, Nature, pp. 233-241, 2000.
- [10] M.J. Thubrikar, S.K. Roskelley, R.T. Eppink, *"Study of the stress concentration in the wall of the bovine coronary arterial branch"*, Journal of Biomechanics, 1990.
- [11] M.J. Thubrikar, F. Robicsek, *"Pressure-induced arterial wall stress and Atherosclerosis"*, The Annals of Thoracic Surgery, p. 1594–1603, 1995.
- [12] Y. Jiang, K. Kohara, K. Hiwada, *"Low wall shear stress contributes to atherosclerosis of the carotid artery in hypertensive patients"*, Hypertension Research, 1999.

- [13] H. Samady, P. Estehardi, M.C. McDaniel, J. Suo, S.S. Dhawan, C. Maynard, L.H. Timmins, A.A. Quyyumi, D.P. Giddens, "Coronary artery wall shear stress is associated with progression and transformation of atherosclerotic plaque and arterial remodeling in patients with coronary artery disease", *Circulation*, p. 779–788, 2011.
- [14] P. Sobieszczyk, J. Beckman, "Carotid Artery Disease", *Circulation*, vol.114, p. 244-247.
- [15] World Health Organisation, "The Atlas of Heart Disease and Stroke".
- [16] A. Di Carlo, "Human and economic burden of stroke", *Age Ageing*, 2009.
- [17] V.A. Mantese, C.H. Timaran, D. Chiu, R.J. Begg, T.G. Brott, "The carotid revascularization endarterectomy versus stenting trial (CREST): stenting versus carotid endarterectomy for carotid disease", *Stroke*, 2010.
- [18] A. Gahremanpour, E.C. Perin, G. Silva, "Carotid artery stenting versus endarterectomy: a systematic review", *Texas Heart Institute Journal*, p. 474–487, 2012.
- [19] S. Golemati, A. Gastounioti, K.S. Nikita, "Toward Novel Noninvasive and Low-Cost Markers for Predicting Strokes in Asymptomatic Carotid Atherosclerosis: The Role of Ultrasound Image Analysis", *IEEE Trans. Biom. Eng.*, vol.60, no.3, p. 652-658.
- [20] P.M. Rothwell, "Current status of carotid endarterectomy and stenting for symptomatic carotid stenosis", *Cerebrovascular Disease*, 24(1) : p. 116–125, 2007.
- [21] Α. Γαστουნიώτη, "Υπολογιστική ανάλυση μηχανικών χαρακτηριστικών του αρτηριακού τοιχώματος από απεικονιστικές καταγραφές με στόχο την υποβοήθηση της διάγνωσης της καρωτιδικής αθηρωμάτωσης", Διδακτορική Διατριβή, Αθήνα, 2014.
- [22] A.R. Naylor, "Time to rethink management strategies in asymptomatic carotid artery disease", *Nature Reviews Cardiology*, 9(2) : p. 116–124, 2011.
- [23] K.S. Nikita, "Atherosclerosis: The evolving role of vascular image analysis", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 37(1) : p. 1–3, 2013.
- [24] A. Gastounioti, S. Golemati, K.S. Nikita, "Computerized analysis of ultrasound images: potential associations between texture and motion properties of the diseased arterial wall", *IEEE International Ultrasonics Symposium*, Dresden, Germany October, 7-10, 2012.
- [25] D. Hykes, W.R. Hedrick, D.E. Starchman, "Ultrasound physics and instrumentation", Churchill Livingstone, New York USA, 1985.

- [26] P. Fish, *“Physics and instrumentation of medical ultrasound”*, John Wiley & Sons 1990.
- [27] Δ. Κουτσούρης, Κ. Νικήτα, Σ. Παυλόπουλος, *“Ιατρικά απεικονιστικά συστήματα”*, Θεσσαλονίκη, Ελλάδα, Τζιόλα, 2004.
- [28] <http://www.medison.ru/uzi/eho41.htm>.
- [29] J.E. Wilhjelm, M.L. Grønholdt, B. Wiebe, S.K. Jespersen, L.K. Hansen, H. Sillesen, *“Quantitative analysis of ultrasound B-mode images of carotid atherosclerotic plaque: correlation with visual classification and histological examination”*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 17(6) : p. 910–922, 1998.
- [30] C.I. Christodoulou, C.S. Pattichis, M. Pantziaris, A.N. Nicolaides, *“Texture-based classification of atherosclerotic carotid plaques”*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 22(7) : p. 902–912, 2003.
- [31] E.B. Mathiesen, K.H. Bonnaa, O. Joakimsen, *“Echolucent plaques are associated with high risk of ischemic cerebrovascular events in carotid stenosis: the tromso study”*, Circulation, 103 : p. 2171–2175, 2001.
- [32] G.M. Biasi, A. Sampaolo, P. Mingazzini, *“Computer analysis of ultrasonic plaque echolucency in identifying high risk carotid bifurcation lesions”*, European Journal of Vascular and Endovascular Surgery, 17 : p. 476–479, 1999.
- [33] G.N. Srinivasan, G. Shobha, *“Statistical Texture Analysis”*, Proc. World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 36, 2008.
- [34] U. Prah, P. Holdfeldt, G. Bergstrom, B. Fagerberg, J. Hulthe, T. Gustavsson, *“Percentage White: A new Feature for Ultrasound Classification of Plaque Echogenicity in Carotid Artery Atherosclerosis”*, Ultrasound in Med. & Biol., vol. 36, no.2, p. 218-226, 2010.
- [35] E. De Groot, S.I. Van Leuven, R. Duivenvoorden, M.C. Meuwese, F. Akdim, M.L. Bots, J.J. Kastelein, *“Measurement of carotid intima–media thickness to assess progression and regression of atherosclerosis”*, Nature Clinical Practice Cardiovascular Medicine, 5(5) : p. 280–288, 2008.
- [36] F. Destrempe, J. Meunier, M.F. Giroux, G. Soulez, G.Cloutier, *“Segmentation of plaques in sequences of ultrasonic b-mode images of carotid arteries based on motion estimation and a Bayesian model”*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 58(8) : p. 2202–2211, 2011.

- [37] N.P.E. Kadoglou, V. Lambadiari, A. Gastounioti, C. Gkekas, T.G. Giannakopoulos, K. Koulia, E. Maratou, M. Alepaki, J. Kakisis, P. Karakitsos, K.S. Nikita, G. Dimitriadis, C. Liapis, *"The relationship of novel adipokines, RBP4 and omentin-1, with carotid atherosclerosis severity and vulnerability"*, *Atherosclerosis*, 2014.
- [38] E. Ukwatta, J. Awad, A.D. Ward, D. Buchanan, J. Samarabandu, G. Parraga, A. Fenster, *"Three-dimensional ultrasound of carotid atherosclerosis: semiautomated segmentation using a level set-based method"*, *Medical Physics*, 38(5) : p. 2479–2493, 2011.
- [39] E. Kyriacou , M.S. Pattichis, C.S. Pattichis, A. Mavrommatis, C.I. Christodoulou, S. Kakkos, A. Nicolaides, *"Classification of atherosclerotic carotid plaques using morphological analysis on ultrasound images"*, *Appl. Intell.*, vol. 30, no.1, p. 3-23, 2009.
- [40] S.C. Kofoeda, H.H. Wittrupb, H. Sillesena, B.G. Nordestgaard, *"Fibrinogen predicts ischaemic stroke and advanced atherosclerosis but not echolucent, rupture-prone carotid plaques"*, *The Copenhagen City Heart Study*, Elsevier, 2002.
- [41] S. Golemati, A. Sassano, M.J. Lever, A.A. Bharath, S. Dhanjil, A.N. Nikolaidis, *"Carotid artery wall motion estimated from B-mode ultrasound using region tracking and blockmatching"*, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 29(3) : p. 387–399, 2003.
- [42] M. Cinthio, Å.R. Ahlgren, J. Bergkvist, T. Jansson, H.W. Persson, K. Lindström, *"Longitudinal movements and resulting shear strain of the arterial wall"*, *American Journal of Physiology – Heart and Circulatory Physiology*, 291(1) : p. H394–H402, 2006.
- [43] M. Larsson, F. Kremer, P. Claus, T. Kuznetsova, L.Å. Brodin, J. D'Hooge, *"Ultrasoundbased radial and longitudinal strain estimation of the carotid artery: a feasibility Study"*, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 58(10) : p. 2244–2251, 2011.
- [44] P. Maragos, *"Image Analysis and Computer Vision"*, Lecture Notes, National Technical University of Athens, 2005.
- [45] A. Gastounioti, S. Golemati, J. Stoitsis, K.S. Nikita, *"Comparison of Kalman-filter-based approaches for block matching in arterial wall motion analysis from B-mode ultrasound"*, *Meas. Sci. Technol.*, vol. 22, 2011.
- [46] S. Meairs, M. Hennerici, *"Four-dimensional ultrasonographic characterization of plaque surface motion in patients with symptomatic and asymptomatic carotid artery stenosis"*, *Stroke*, 30(9) : p. 1807–1813, 1999.

- [47] R.J. Frink, *"Calcification: A Physiologic Defense"*, Inflammatory Atherosclerosis : Chapter 5, Sacramento, 2002.
- [48] A. Bini, K.G. Mann, B.J. Kudryk, F.J. Schoen, *"Noncollagenous Bone Matrix Proteins, Calcification, and Thrombosis in Carotid Artery Atherosclerosis"*, *Arterioscler Thromb Vasc Biol.* ; 19 : p. 1852-1861, American Heart Association, 1999.
- [49] C.L. Higgins, S.A. Marvel, J.D. Morrisett, *"Quantification of Calcification in Atherosclerotic Lesions"*, *Arterioscler Thromb Vasc Biol.* ; 25 : p. 1567-1576, 2005.
- [50] T.B. Drueke, *"Arterial Intima and Media Calcification: Distinct Entities with Different Pathogenesis or All the Same?"*, *Clin J Am Soc Nephrol* 3 : p. 1583–1584, 2008.
- [51] D. Proudfoot, C.M. Shanahan, *"Biology of calcification in vascular cells: intima versus media"*, Pubmed, 2001.
- [52] A. Taki, Z. Najafi, A. Roodaki, S.K. Setarehdan, R.A. Zoroofi, A. Konig, N. Navab, *"Automatic segmentation of calcified plaques and vessel borders in IVUS images"*, *Int J CARS* 3: p. 347–354, Springer, 2008.
- [53] I. Doris, J. Dobranowski, A.A. Franchetto, R. Jaeschke, *"The Relevance of Detecting Carotid Artery Calcification on Plain Radiograph"*, *Stroke.* ; 24: p. 1330-1334, 1993.
- [54] K.R. Nandalur, E. Baskurt, K.D. Hagspiel, C.D. Phillips, C.M. Kramer, *"Calcified Carotid Atherosclerotic Plaque Is Associated Less with Ischemic Symptoms Than Is Noncalcified Plaque on MDCT"*, *AJR Am J Roentgenol.* ; 184(1) : p. 295–298, 2005.
- [55] W.E. Shaalan, H. Cheng, B. Gewertz, J.F. McKinsey, L.B. Schwartz, D. Katz, D. Cao, T. Desai, S. Glagov, H.S. Bassiouny, *"Degree of carotid plaque calcification in relation to symptomatic outcome and plaque inflammation"*, *J Vasc Surg* ; 40: p. 262-9, 2004.
- [56] J.L. Hunt, R. Fairman, M.E. Mitchell, J.P. Carpenter, M. Golden, T. Khalapyan, M. Wolfe, D. Neschis, R. Milner, B. Scoll, A. Cusack, E.R. Mohler, *"Bone Formation in Carotid Plaques"*, *Stroke* ; 33: p. 1214-1219, 2002.
- [57] S.G. Mougiakakou, S. Golemati, I. Gousias, A.N. Nicolaidis, K.S Nikita, *"Computer aided diagnosis of carotid atherosclerosis based on ultrasound image statistics, laws' texture and neural networks"*, *Ultrasound in Medicine and Biology*, 33 : p. 26–36, 2007.

- [58] E.C. Kyriacou, C.S. Pattichis, M.A. Karaolis, C.P. Loizou, C.I. Christodoulou, M.S. Pattichis, S. Kakkos, A. Nicolaides, "An integrated system for assessing stroke risk", IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 26(5) : p. 43–50, 2007.
- [59] N.N. Tsiaparas, S. Golemati, I. Andreadis, J.S. Stoitsis, I. Valavanis, K.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) : p. 130–137, 2011.
- [60] U.R. Acharya, O. Faust, A.P.C. Alvin, S.V. Sree, F. Molinari, L. Saba, A. Nicolaides, J.S. Suri, "Symptomatic vs. Asymptomatic Plaque Classification in Carotid Ultrasound", J. Med. Syst., vol. 36, pp. 1861-1871, 2012.
- [61] N.N. Tsiaparas, S. Golemati I. Andreadis, J.S. Stoitsis, I. Valavanis, K.S. Nikita. "Assessment of carotid atherosclerosis from B-mode ultrasound images using directional multiscale texture features", Measurement Science and Technology, 23 : p. 10, 2012.
- [62] E.C. Kyriacou, S. Petroudi, C.S. Pattichis, M.S. Pattichis, M. Griffin, S. Kakkos, A. Nicolaides, "Prediction of high-risk asymptomatic carotid plaques based on ultrasonic image features" IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 16(5) : p. 966–973, 2012.
- [63] U.R Acharya, O. Faust, S.V. Sree, A.P. Alvin, G. Krishnamurthi, J.C. Seabra, J. Sanches, J.S. Suri, "Understanding symptomatology of atherosclerotic plaque by image-based tissue characterization", Computer Methods and Programs in Biomedicine, 10(1) : p. 66–75, 2013.
- [64] U.R. Acharya, M.R.M Krishnan, S.V. Sree, J. Sanches, S. Shafique, A. Nicolaides, L.M. Pedro, J.S. Suri, "Plaque tissue characterization and classification in ultrasound carotid scans: a paradigm for vascular feature amalgamation", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 62(2) : p. 392–400, 2012.
- [65] S. Haykin, "Neural Networks and Learning Machines", Pearson Prentice Hall, 3rd Edition, 2009.
- [66] Σ. Τζαφέστας, "Υπολογιστική Νοημοσύνη, Τόμος Α: Μεθοδολογίες", Αθήνα, Ελλάδα, 2012.
- [67] D.F. Specht, "Probabilistic Neural Networks", Original Contribution, Neural Networks, vol. 3 : p. 109-118, 1990.

[68] https://www.cs.utah.edu/~suyash/Dissertation_html/node11.html.

[69] S. Mishra, C. N. Bhende, B. K. Panigrahi, "*Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using S-Transform and Probabilistic Neural Network*", IEEE Transactions on power delivery, vol. 23, no. 1, 2008.

[70] S.G. Wu, F.S. Bao, E.Y. Xu, Y.X. Wang, Y.F. Chang, Q.L Xiang, "*A Leaf Recognition Algorithm for Plant Classification Using Probabilistic Neural Network*", 2007.

[71] <http://radio.feld.cvut.cz/matlab/toolbox/nnet/radbas.html>.

[72] S.A. Hannan, R.R. Manza, R.J. Ramteke, "*Generalized Regression Neural Network and Radial Basis Function for Heart Disease Diagnosis*", International Journal of Computer Applications Volume 7– No.13, 2010.

[73] D.F. Specht, "*A General Regression Neural Network*", IEEE Transactions on neural networks. vol. 2 . no. 6., 1991.

[74] D.Tomandl, A. Schober, "*A Modified General Regression Network (MGRNN), with new efficient training algorithms as robust 'black-box' tool for data analysis*", Pergamon, Neural Networks, 14 : p. 1023-1034, 2001.

[75] M.M. Bauer, "*2 General Regression Neural Network (GRNN)*".

[76] K. Fukunaga, "*Introduction to Statistical Pattern Recognition*", Second Edition, 1990.

[77] A. Gastounioti, S. Makrodimitris, S. Golemati, N.P.E. Kadoglou, C.D. Liapis, K.S. Nikita, "*A Novel Computerized Tool to Stratify Risk in Carotid Atherosclerosis Using Kinematic Features of the Arterial Wall*", JBHI, 2013.