



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ

**Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω
αλγοριθμικού προγραμματισμού σε
περιβάλλον Matlab.**

NANTIA ΠΑΤΣΑΝΙ
Αριθμός Μητρώου: 17077

Επιβλέπουσα Καθηγήτρια
Αικατερίνη Σκουρολιάκου

Αθήνα 23/09/2024

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

Η Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Ο Επιβλέπων Καθηγητής

Α.Σκουρολιάκου

Καθηγήτρια

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

Ν.Καλύβας

Καθηγητής

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

Ε.Κοντοπόδης

Μεταδιδάκτορας

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/η υπογράφων/ουσα Πατσάνι Νάντια του Πέτρου , με αριθμό μητρώου 48017077 φοιτητής/τρια του Τμήματος Μηχανικών Βιοϊατρικής της Σχολής Μηχανικών Βιοϊατρικής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου».

Ημερομηνία

11/06/24

Ο/Η Δηλών/ούσα



Περίληψη

Σκοπός της διπλωματικής εργασίας είναι η επεξεργασία και η ταξινόμηση εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου ασθενών με σκλήρυνση κατά πλάκας, καθώς και υγιών ατόμων, μέσω του Matlab. Η σκλήρυνση κατά πλάκας είναι μια νευρολογική νόσος η οποία χαρακτηρίζεται ως αυτοάνοση, καθώς το ανοσοποιητικό σύστημα του ατόμου που πάσχει δεν αναγνωρίζει και καταστρέφει την μυελίνη, που περιβάλλει τα νεύρα. Προσβάλλει τον εγκέφαλο, τον νωτιαίο μυελό και τα οπτικά νεύρα και η απεικονιστική διάγνωση της γίνεται κυρίως με την μαγνητική τομογραφία. Η μαγνητική τομογραφία έχει μεγαλύτερη ευαισθησία στην απεικόνιση εγκεφαλικών εστιών σε σχέση με άλλες απεικονιστικές μεθόδους όπως η αξονική τομογραφία. Για την διπλωματική αυτή χρησιμοποιήθηκαν εικόνες σε png μορφή διαθέσιμες στην βάση δεδομένων Kaggle. Οι εικόνες ήταν κατηγοριοποιημένες σε υγιείς και ασθενείς και περιείχαν εγκάρσιες και οβελιαίες τομές. Αρχικά έγινε επεξεργασία των εικόνων και εξήχθησαν τα χαρακτηριστικά των εικόνων σε μορφή πίνακα. Για την ταξινόμηση των χαρακτηριστικών δημιουργήθηκε ένας κώδικας στο Matlab χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή πλησιέστερου γείτονα. Η τιμή του k nn ταξινομητή ήταν $k=5$. Αποτέλεσμα της πειραματικής αυτής διαδικασίας ήταν η δημιουργία ενός συστήματος ταξινόμησης με ποσοστό ακρίβειας περίπου 90%. Συνυπολογίζοντας και άλλες παραμέτρους όπως η αξιοπιστία, ευαισθησία και F1-score αποδείχθηκε ότι το μοντέλο ταξινόμησης είναι αξιόπιστο και με καλή απόδοση.

Θεματική περιοχή: Επεξεργασία και ταξινόμηση ιατρικής εικόνας

Λέξεις κλειδιά: ταξινόμηση, επεξεργασία εικόνα μαγνητικής τομογραφίας, Matlab, αλγόριθμος, Σκλήρυνση κατά πλάκας, εγκέφαλος, χαρακτηριστικά 1^{ης} τάξης και χαρακτηριστικά υφής

Abstract

The purpose of this thesis is the processing and classification of brain MRI images of patients suffering from multiple sclerosis and healthy individuals. The creation of the classifier, in order to study the disease, is done in a Matlab environment. Multiple sclerosis is a neurological disease characterized as autoimmune, as the immune system of the affected person does not recognize and destroys the myelin, which surrounds the nerves. It affects the brain, the spinal cord and the optic nerves and its imaging diagnosis is mainly made by magnetic resonance imaging. Magnetic resonance imaging has greater sensitivity in imaging brain sclerosis foci than other imaging modalities such as CT. For this thesis, images in png format available from the Kaggle database were used. The images were categorized into healthy and diseased groups and included transversal and sagittal sections. Initially, the images were processed, and their features were extracted into a table format. For the classification of the features, a code was developed in Matlab using the k-nearest neighbors classifier. The value of the KNN classifier was set to 5. The result of this experimental process was the creation of a classification system with an accuracy rate of approximately 90%. Taking into account other parameters, such as precision, sensitivity, and F1-score, it was demonstrated that the classification model is reliable and performs well.

Thematic Region: Medical image processing and classification

Keywords: classification, processing, MRI image, Matlab, algorithm, Multiple Sclerosis, brain, first class features and texture features

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε στο Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, στο τμήμα Μηχανικών Βιοϊατρικής. Η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα ήταν αδύνατη χωρίς την υποστήριξη της καθηγήτριας μου Αικατερίνη Σκουρολιάκου. Της εκφράζω ένα μεγάλο ευχαριστώ για την πολύτιμη βοήθεια που μου προσέφερε. Χρωστάω ακόμα ένα μεγάλο ευχαριστώ στο νοσοκομείο Ερρίκος Ντυνάν και στο Ακτινολογικό του τμήμα που μου προσέφερε υλικό με το οποίο πειραματίστηκα πριν την εκπόνηση της παρακάτω εργασίας. Τέλος θέλω να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και τους φίλους μου για την υπομονή που δείξανε όλο το διάστημα αυτό.

Περιεχόμενα

Περίληψη	4
Abstract	5
Ευχαριστίες	6
Περιεχόμενα.....	7
Εισαγωγή.....	8
1. ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ	9
1.1. Φαία και λευκή ουσία	9
1.2 Κύρια μέρη εγκεφάλου	10
1.3 Κυκλοφορικό Σύστημα.....	11
1.4 Κρανιακά νεύρα	11
1.5 Σημαντικές δομές.....	11
2. ΣΚΛΗΡΥΝΣΗ ΚΑΤΑ ΠΛΑΚΑΣ	12
2.1 Υπότυποι Σκλήρυνσης Κατά Πλάκας.....	13
2.2 Αίτια της νόσου.....	14
2.3 Θεραπεία	14
2.4 Διάγνωση της νόσου	15
3. ΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ	15
3.1 Φαινόμενο μαγνητικού συντονισμού.....	16
3.2 MRI κλίσεις πεδίων	18
3.3 Πηνία RF.....	18
3.4 Σαρωτές μαγνητικής τομογραφίας.....	18
3.5 Απεικόνιση MR με προσανατολισμό T1 και T2.....	19
3.6 Απεικόνιση DWI.....	19
3.7 Φασματοσκοπία Single-Voxel.....	20
3.8 Απόκτηση δεδομένων	20
4. ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ ΣΤΟ MATLAB	21
4.1 Ταξινομητής ελάχιστης απόστασης (minimum distance classifier)	21
4.2 Ταξινομητής k-πλησιέστερων γειτόνων (k-nearest neighbor classifier)	22
4.3 Ταξινομητές Δέντρα Απόφασης/Ταξινόμησης (Decision/Classification Trees)	22
4.4 Ταξινομητής Bayesian	22
4.5 Ταξινομητής Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression, LogRe)	22
4.6 Ταξινομητής Διανυσματικών Μηχανών Στήριξης (Support Vector Machines, SVM).....	23
4.7 Ταξινομητές Νευρωνικών δικτύων (Neural Networks).....	23
5. ΨΗΦΙΑΚΗ ΕΙΚΟΝΑ	24
5.1 Γενικά χαρακτηριστικά εικόνας.....	24

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

5.2 Φιλτράρισμα στο πεδίο του χώρου	27
5.3 Κατάτμηση και Κατωφλίωση	29
5.4 Μορφοποίηση εικόνας	32
5.5 Χαρακτηριστικά πρώτης τάξης.....	34
5.6 Χαρακτηριστικά υφής.....	36
6. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ.....	38
6.1 Υλικό.....	38
6.2 Προεπεξεργασία εικόνας και εξαγωγή χαρακτηριστικών	39
6.3 Κώδικας categorial_column.m.	49
6.4 Κώδικας diagnosis.m.	49
6.5 Στατιστική ανάλυση.....	50
7. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ	57
Βιβλιογραφικές Πηγές	59
Πηγές Εικόνων.....	63

Εισαγωγή

Η μηχανική μάθηση είναι ένα επιστημονικό πεδίο, το οποίο λόγω της εξέλιξης της τεχνολογίας, δίνει πολλές νέες δυνατότητες ανάπτυξης πολλών τομέων, ένας εκ των οποίων είναι ο τομέας της υγείας. Στόχος της παρούσας διπλωματικής είναι η δημιουργία ενός υπολογιστικού μοντέλου επεξεργασίας και ταξινόμησης εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλων που έχουν προσβληθεί από σκλήρυνση κατά πλάκας (ΣΚΠ). Για την υλοποίηση των αλγορίθμων χρησιμοποιήθηκαν εικόνες από ασθενείς που έπασχαν από την νόσο και από υγιή άτομα. Οι εικόνες ελήφθησαν από τη βάση δεδομένων Kaggle. Η επεξεργασία, η εξαγωγή των χαρακτηριστικών και η ταξινόμηση έγιναν σε περιβάλλον Matlab. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκε ο ταξινομητής πλησιέστερου γείτονα.

Στην πρώτη ενότητα περιγράφεται η ανατομία του εγκεφάλου. Στην δεύτερη ενότητα γίνεται αναφορά στην νόσο σκλήρυνση κατά πλάκας, στα αίτια της νόσου, τα συμπτώματα και την θεραπεία. Στην τρίτη ενότητα αναλύεται η φυσική αρχή λειτουργίας του μαγνητικού τομογράφου, το φαινόμενο μαγνητικού συντονισμού και διάφορες τεχνικές απεικόνισης. Στην τέταρτη ενότητα αναλύονται οι μέθοδοι ταξινόμησης, ένας από τους οποίους θα χρησιμοποιηθεί για την υλοποίηση της πειραματικής διαδικασίας. Στην ενότητα πέντε γίνεται λόγος για τις ψηφιακές εικόνες, μεθόδους επεξεργασίας (φίλτρα, μορφοποίηση εικόνας, κατάτμηση, κατωφλίωση) και περιγράφονται τα χαρακτηριστικά πρώτης τάξης και τα χαρακτηριστικά υφής. Στην ενότητα έξι γίνεται ανάλυση και επεξήγηση της πειραματικής διαδικασίας. Αναφέρονται οι μέθοδοι επεξεργασίας, εξαγωγής χαρακτηριστικών, ταξινόμηση των χαρακτηριστικών και τα αποτελέσματα που προκύπτουν. Επιπλέον στην τελευταία υποενότητα γίνεται στατιστική ανάλυση των αποτελεσμάτων του ταξινομητή. Τέλος στην ενότητα επτά παρατίθενται τα αποτελέσματα, γίνεται αξιολόγηση και σχολιασμός του μοντέλου ταξινόμησης.

1 ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ

Ο εγκέφαλος είναι ένα πολύπλοκο όργανο που συναντάται σε όλους οργανισμούς. Είναι υπεύθυνος για τον έλεγχο όλων των λειτουργιών του σώματος όπως είναι τα συναισθήματα, οι κινήσεις, οι αισθήσεις, ελέγχει την ομοιόσταση του οργανισμού και λαμβάνει ερεθίσματα από το περιβάλλον τα οποία τα μεταφράζει σε πληροφορία για τον κάθε οργανισμό. Κάθε μια από τις λειτουργίες του εγκεφάλου γίνεται μέσω λήψης και αποστολής χημικών και ηλεκτρικών σημάτων σε όλο το σώμα. Ο ρόλος που έχει ο εγκέφαλος είναι αρκετά σημαντικός και πολύπλοκος για αυτό προστατεύεται μέσα στο κρανίο. Ο εγκέφαλος σε ποσοστό μεγαλύτερο από το 50% αποτελείται από λίπος και σε μικρότερο ποσοστό από νερό, πρωτεΐνες, υδατάνθρακες και άλατα. Ο εγκέφαλος με τον νωτιαίο μυελό συνθέτουν το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ). Να σημειωθεί ότι ο νωτιαίος μυελός είναι προέκταση του εγκεφάλου. Τα νεύρα που προέρχονται από τον νωτιαίο μυελό καθώς και τα κρανιακά νεύρα συντελούν το περιφερικό νευρικό σύστημα (ΠΝΣ). Ας σημειωθεί επίσης, ότι ο διαχωρισμός του εγκεφάλου γίνεται σε δεξί και σε αριστερό ημισφαίριο και κάθε ημισφαίριο είναι υπεύθυνο για την αντίθετη μεριά του σώματος.[1,2,3].

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ξεκινά να αναπτύσσεται από το εξωδερμικό στρώμα του εμβρύου. Για να ωριμάσει απαιτούνται περίπου 20 έως 25 χρόνια. Στην αρχή και ειδικότερα την τρίτη ή τέταρτη βδομάδα κύησης σχηματίζεται ο νευρικός σωλήνας. Έπεται η μετανάστευση και ο πολλαπλασιασμός των κυττάρων οδηγώντας στην αναδίπλωση του εγκεφαλικού φλοιού προκειμένου να αυξηθεί το μέγεθος και η επιφάνειά του. Έτσι δημιουργείται μια πιο περίπλοκη δομή. Η μη πετυχημένη πραγματοποίηση αυτής της μετανάστευσης και του πολλαπλασιασμού οδηγεί σε έναν λείο εγκέφαλο χωρίς αυλάκια, πάθηση που ονομάζεται λυσεγκεφαλία. Όταν γεννιέται ένα έμβρυο έχει έναν πλήρως κατασκευασμένο εγκέφαλο και μέχρι να φτάσει τα 5 έτη, όλος ο όγκος του εγκεφάλου θα καλύπτει περίπου το 95% του μεγέθους που θα έχει ως ενήλικας. Μια γενική παρατήρηση είναι ότι η λευκή ουσία αυξάνεται με την ηλικία, ενώ η φαιά ουσία μειώνεται σε συνάρτηση με την ηλικία. Ο εγκέφαλος αντιστοιχεί στο 2% του ανθρώπινου σωματικού βάρους και καταναλώνει το 15% της καρδιακής παροχής και το 20% του συνολικού οξυγόνου του σώματος. Όταν βρίσκεται σε ηρεμία καταναλώνει το 20% του ενεργειακού εφοδιασμού του σώματος ενώ όταν πραγματοποιεί μια εργασία, παρατηρείται αύξηση κατά επιπλέον 5% στην κατανάλωση ενέργειας, επιβεβαιώνοντας ότι οι εγγενείς λειτουργίες χρειάζονται τα μεγαλύτερα ποσά κατανάλωσης ενέργειας. Ως κύρια πηγή ενέργειας χρησιμοποιεί την γλυκόζη. Ωστόσο σε καταστάσεις χαμηλής γλυκόζης χρησιμοποιεί κετονοσώματα ενώ κατά την διάρκεια άσκησης μπορεί να αξιοποιήσει και το γαλακτικό οξύ ως πηγή ενέργειας.[4]

1.1 Φαιά και λευκή ουσία

Οι ουσίες αυτές συναντώνται και στον εγκέφαλο αλλά και στο νωτιαίο μυελό με διαφορετικές αναλογίες. Είναι δύο διαφορετικές περιοχές του κεντρικού νευρικού συστήματος. Στον εγκέφαλο η φαιά ουσία αντιστοιχεί στη εξωτερική περιοχή ενώ η λευκή ουσία είναι το πιο ελαφρύ εσωτερικό τμήμα. Στον νωτιαίο μυελό όπως προαναφέρθηκε ισχύει το αντίστροφο. Η φαιά ουσία αντιστοιχεί στο εσωτερικό τμήμα ενώ η λευκή στο εξωτερικό. Η φαιά ουσία περιλαμβάνει σώματα νευρώνων, τα οποία είναι τα κεντρικά κυτταρικά σώματα ενώ η λευκή ουσία περιλαμβάνει τους άξονες τυλιγμένους σε μυελίνη. Οι άξονες είναι τα μακριά στελέχη που συνδέουν τους νευρώνες μεταξύ τους και η μυελίνη είναι η προστατευτική επικάλυψη. Η διαφορά

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

στην σύνθεση των ουσιών αυτών είναι ο λόγος που στις εικόνες μαγνητικής τομογραφίας εμφανίζονται με ξεχωριστές αποχρώσεις. Εκτός από την διαφορετικότητα στην σύσταση οι ουσίες αυτές έχουν και διαφορετικές λειτουργίες. Η φαιά ουσία επεξεργάζεται και ερμηνεύει τις πληροφορίες ενώ η λευκή ουσία εξυπηρετεί την μεταφορά των πληροφοριών αυτών σε άλλα μέρη του νευρικού συστήματος.[1,3]

1.2 Κύρια μέρη εγκεφάλου

Ο εγκέφαλος χωρίζεται σε εγκεφαλικό φλοιό, εγκεφαλικό στέλεχος, παρεγκεφαλίδα, μήνιγγες και κοιλίες (εικόνα 1).

1.Εγκεφαλικός φλοιός

Ο εγκεφαλικός φλοιός αποτελεί το μεγαλύτερο τμήμα του εγκεφάλου και αποτελείται από δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια. Τα ημισφαίρια χωρίζονται σε τέσσερις λοβούς. Ο μετωπιαίος λοβός, είναι υπεύθυνος για το συναίσθημα, τις κινήσεις και την έκφραση του λόγου. Ο βρεγματικός λοβός είναι υπεύθυνος επί το πλείστον για τις αισθήσεις και την θερμοκρασία. Ο κροταφικός λοβός ελέγχει την μνήμη, την ακοή και την ικανότητα κατανόησης γραπτού και προφορικού λόγου. Ο ινιακός λοβός που είναι υπεύθυνος για την όραση.[1,3]

2.Εγκεφαλικό στέλεχος

Το εγκεφαλικό στέλεχος συνδέεται με τον νωτιαίο μυελό και ρυθμίζει πολλές σωματικές δραστηριότητες ακούσιες και αντανακλαστικές όπως φτέρνισμα, βήχας κατάποση, καρδιακός ρυθμός, αναπνοή και άλλα. Περιλαμβάνει τον προμήκη μυελό, την γέφυρα και τον μεσεγκέφαλο.[1,3]

3.Παρεγκεφαλίδα

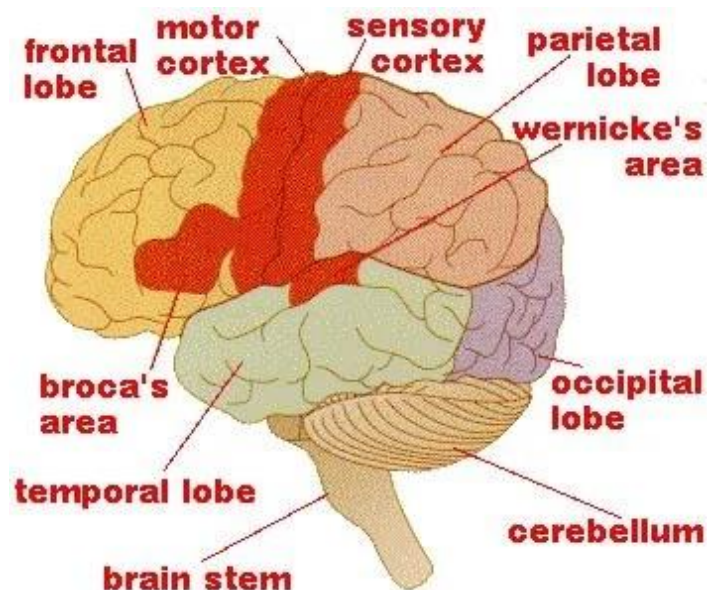
Είναι ένα τμήμα του εγκεφάλου που έχει πολύ μικρό μέγεθος και βρίσκεται στο πίσω μέρος του εγκεφάλου κάτω από τον ινιακό λοβό. Το εσωτερικό τμήμα επικοινωνεί με τον εγκεφαλικό φλοιό και το εξωτερικό περιέχει νευρώνες. Είναι υπεύθυνη για τον συντονισμό εκούσιων μυϊκών κινήσεων και την διατήρηση της ισορροπίας και της στάσης.[1,3]

4.Μήνιγγες

Οι μήνιγγες είναι προστατευτικές μεμβράνες που περιβάλλουν το νωτιαίο μυελό. Χωρίζονται σε τρία στρώματα. Εξωτερικά είναι η σκληρή μήνιγγα που είναι πιο σκληρή και παχιά. Μετά είναι η αραχνοειδής μήνιγγα που είναι ένα λεπτό στρώμα συνδετικού ιστού που παρομοιάζεται με ιστό και δεν περιλαμβάνει νεύρα ή αγγεία. Στο εσωτερικό τμήμα συναντάται η χοριοειδής μήνιγγα που είναι μια λεπτή μεμβράνη που περιβάλλει την επιφάνεια του εγκεφάλου και είναι πλούσιο σε φλέβες και αρτηρίες.[1,3]

5.Κοιλίες

Οι κοιλίες είναι γεμάτες με εγκεφαλονωτιαίο υγρό. Το εγκεφαλονωτιαίο δημιουργείται από τα χοριοειδή πλέγματα στα τοιχώματα και τις οροφές των κοιλιών. Υπάρχουν 4 κοιλίες. Η πρώτη και η δεύτερη πλάγια κοιλία που βρίσκονται στα εγκεφαλικά ημισφαίρια, η τρίτη του διεγκεφάλου και η τέταρτη κοιλία βρίσκονται πίσω από τον προμήκη μυελό και την γέφυρα.[3]



Εικόνα 1: Ανατομία εγκεφάλου.

frontal lobe:μετωπιαίος λοβός, motor cortex:κινητικός φλοιός, sensory cortex:αισθητικός φλοιός, parietal lobe:βρεγματικός λοβός, wernicke's area: περιοχή του wernicke, occipital lobe:ινιακός λοβός, cerebellum:παρεγκεφαλίδα, brain stem: στέλεχος, temporal lobe:κροταφικός λοβός, broca's area: περιοχή broca (πηγή εικ.1)

1.3 Κυκλοφορικό σύστημα

Στον εγκέφαλο έχουμε 2 ομάδες αιμοφόρων αγγείων που παρέχουν οξυγόνο και αίμα. Η μια ομάδα είναι οι καρωτιδικές αρτηρίες και η άλλη οι σπονδυλικές αρτηρίες. Οι καρωτιδικές αρτηρίες διακλαδίζονται σε εξωτερικές και εσωτερικές. Οι εξωτερικές εκτείνονται στις πλευρές του λαιμού ενώ οι εσωτερικές διακλαδίζονται στο κρανίο και το αίμα ρέει στο μπροστινό μέρος του εγκεφάλου. Από την άλλη οι σπονδυλικές αρτηρίες περνάνε μέσα από τους αυχενικούς σπονδύλους και ενώνονται στην βάση του εγκεφάλου σχηματίζοντας την βασική αρτηρία (αιμάτωση παρεγκεφαλίδας και εγκεφαλικού στελέχους). Εκτός από αυτές τις 2 ομάδες υπάρχει και το εξάγωνο του Willis. Το εξάγωνο του Willis είναι ένας βρόγχος αιμοφόρων αγγείων. Ο βρόγχος αποτελείται από κύριες αρτηρίες και το αίμα ρέει από το μπροστινό τμήμα του εγκεφάλου στο πίσω τμήμα του.[5]

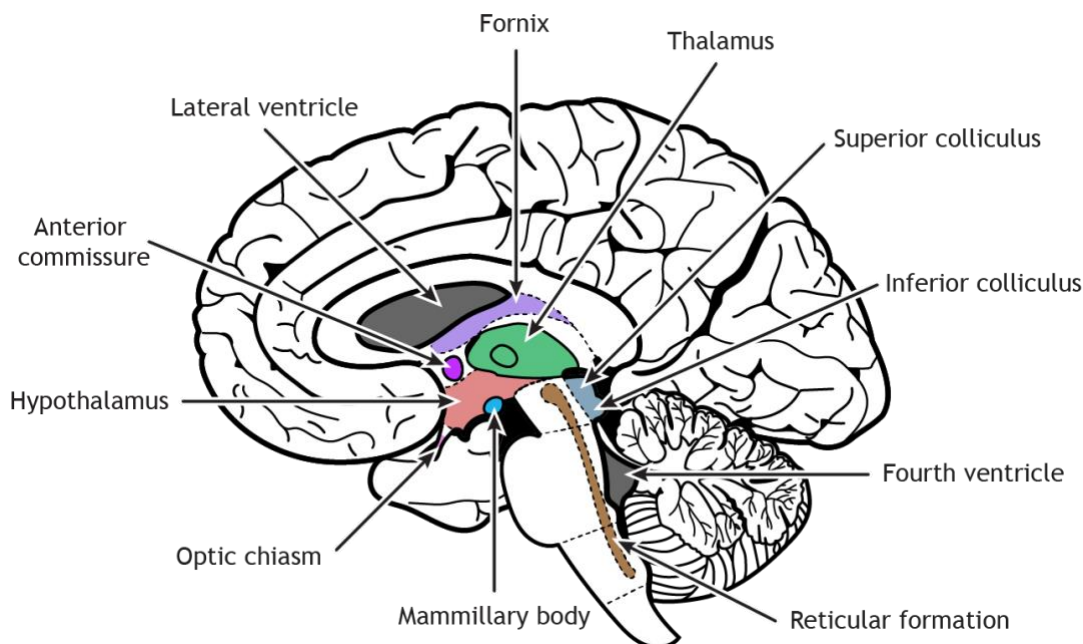
1.4 Κρανιακά νεύρα

Μέσα στον θόλο του κρανίου υπάρχουν 12 κρανιακά νεύρα. Τα νεύρα αυτά είναι τα εξής: το οσφρητικό νεύρο, το οπτικό νεύρο, το κινητικό νεύρο, το τροχλιακό νεύρο, το τρίδυμο νεύρο, το απαγωγό νεύρο, το στατικοακουστικό νεύρο, το γλωσσοφαρυγγικό νεύρο, το πνευμονογαστρικό νεύρο, το παραπληρωματικό νεύρο και το υπογλώσσιο νεύρο.[3,5]

1.5 Σημαντικές δομές

Στο σημείο αυτό θα παρουσιαστούν μερικές βαθύτερες δομές του εγκεφάλου. Αρχικά υπάρχει η υπόφυση που είναι μια μικρή δομή πίσω από την γέφυρα της μύτης. Είναι τμήμα του υποθαλάμου και κύρια λειτουργία της είναι να ρυθμίζει την έκκριση ορμονών στον θυρεοειδή, στα επινεφρίδια, τις ωοθήκες και τους όρχεις. Η απελευθέρωση των ορμονών γίνεται στην κυκλοφορία του αίματος. Έπειτα υπάρχει ο υποθάλαμος, ο οποίος επικοινωνεί με την υπόφυση με την υποθαλαμοϋποφυσιακή οδό. Η οδός αυτή εξυπηρετεί στην μεταφορά της αντιδιουρητικής ορμόνης και της

ωκυτοκίνης. Ο υποθάλαμος στέλνει στην υπόφυση χημικές ουσίες που ελέγχουν την λειτουργία της. Επιπλέον ρυθμίζει την θερμοκρασία του σώματος, ελέγχει την πείνα και την δίψα, ρυθμίζει τον ύπνο και σε μερικές περιπτώσεις παίζει ρόλο στην μνήμη και στα συναισθήματα. Εν συνεχεία βρίσκεται η αμυγδαλή, μία ομάδα νευρώνων που έχει το σχήμα αμυγδάλου. Η αμυγδαλή συναντάται κοντά στο στέλεχος και έχει βασικό ρόλο στην μνήμη, στις συναισθηματικές αντιδράσεις και στις λήψεις αποφάσεων. Η συγκεκριμένη δομή σχετίζεται με τα συναισθήματα, ειδικότερα με τον φόβο καθώς και με τις ενστικτώδεις λειτουργίες. Ακόμα άλλη μια σημαντική δομή είναι ο ιππόκαμπος. Ο ιππόκαμπος είναι μέρος του μταιχμιακού συστήματος και είναι υπεύθυνος κυρίως για τον σχηματισμό της μνήμης και για τον προσανατολισμό στον χώρο. Η ονομασία του οφείλεται στην κυρτότητα του σχήματος. Τέλος, η επίφυση είναι ένας ενδοκρινής αδένας ανάμεσα στα δύο ημισφαίρια του εγκεφάλου (στην τρίτη κοιλία) πτυχωμένη σε μια αύλακα. Χάρη σε αυτόν τον αδέντα τα νευρικά σήματα μετατρέπονται σε ουσίες, ρυθμίζεται ο κερκάδιος ρυθμός και λόγω της φωτοευαισθησίας του ανταποκρίνεται στο φως και στο σκοτάδι και εκκρίνει την μελατονίνη (εικόνα 2).[6,7,8]



Εικόνα 2: Βασικά μέρη εγκεφάλου.

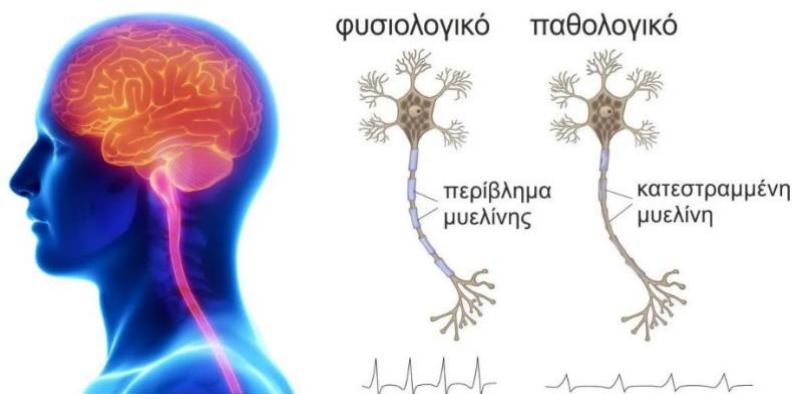
Fornix: δέσμη νευρικών ινών που αποτελεί βασική έξοδο του ιππόκαμπου, Lateral ventricle: Πλάγια κοιλία, Anterior commissure: δέσμη νευρικών ινών που συνδέει το μπροστινό τμήμα του αριστερού και του δεξιού κροταφικού λοβού, Hypothalamus: Υποθάλαμος, Optic chiasm: Οπτικό χίασμα, Mammillary body: μαστίο εγκεφάλου, Thalamus: Θάλαμος, Superior colliculus: Άνω διδύμο, Inferior colliculus: Κάτω διδύμο, Fourth ventricle: Τέταρτη κοιλία, Reticular formation: Δικτυωτός σχηματισμός (πηγή εικ.2)

2 ΣΚΛΗΡΥΝΣΗ ΚΑΤΑ ΠΛΑΚΑΣ

Η πολλαπλή σκλήρυνση ή σκλήρυνση κατά πλάκας (ΣΚΠ) είναι μια νόσος που έχει ως αποτέλεσμα την καταστροφή της μυελίνης στον εγκέφαλο και στον νωτιαίο μυελό (εικόνα 3). Είναι μια χρόνια νευρολογική νόσος που δρα στον εγκέφαλο και στον νωτιαίο μυελό. Προσβάλλει το κεντρικό νευρικό σύστημα (ΚΝΣ) και προκαλεί μια σειρά από ετερογενή συμπτώματα. Όσο περνάνε τα χρόνια τα άτομα που πάσχουν από ΣΚΠ παρουσιάζουν αναπηρία και ελλιπή ανάκτηση μετά από κάθε υποτροπή. Η νόσος αυτή μπορεί να προκαλέσει κινητικές, αισθητικές καθώς και οπτικές επιπλοκές. Οι

βλάβες της σκλήρυνσης κατά πλάκας στο χρόνο και στο χώρο μπορούν να φανούν σε μια εξέταση μαγνητικής τομογραφίας. Η μαγνητική τομογραφία (MRI) είναι ένα διαγνωστικό κλινικό εργαλείο που εκτός από διάγνωση συμβάλει στην παρακολούθηση της εξέλιξης της νόσου.[9-11]

Σκλήρυνση κατά Πλάκας



Εικόνα 3: Αριστερά απεικονίζεται σχηματικά ένα φυσιολογικό νευρικό κύτταρο (πυρήνας, δενδρίτες, νευράξονας, απολήξεις και η μυελίνη, μια λιποειδής ουσία που περιβάλλει τον νευράξονα). Δεξιά απεικονίζεται ένα παθολογικού νευρικό κύτταρο. Έχει καταστραφεί το περίβλημα μυελίνης (ΣΚΠ).(πηγή εικ.3)

2.1 Υπότυποι σκλήρυνσης κατά πλάκας

Αρχικά στο μεγαλύτερο ποσοστό των ασθενών συναντάται η υποτροπιάζουσα/διαλείπουσα ΣΚΠ. Χαρακτηριστικό αυτού του υπότυπου είναι ότι κατά την διάρκεια των υποτροπών ο ασθενής βιώνει νευρολογική δυσλειτουργία με νέα ή ήδη υπάρχοντα συμπτώματα. Τα συμπτώματα γίνονται πιο σοβαρά και σε ορισμένες περιπτώσεις υπάρχουν και υφέσεις κατά την διάρκεια των οποίων οι υποτροπές δεν είναι αισθητές. Η διάρκεια του μπορεί να είναι από μέρες μέχρι βδομάδες μέχρι να κορυφωθούν και έπειτα να υποχωρήσουν μερικώς ή ολικώς. Το στάδιο της ασθένειας καθώς και το χρονικό πλαίσιο που χρειάστηκε για να αντιμετωπιστεί η έξαρση είναι βασικοί παράγοντες για την διάρκεια της υποτροπής και της ανάκαμψη από αυτήν. Άλλος ένας υπότυπος είναι η πρωτοπαθής προϊούσα ΣΚΠ (Primary progressive MS ή PPMS). Χαρακτηριστικό της PPMS είναι η αργή συσσώρευση νευρολογικών αναπηριών. Αυτές περιλαμβάνουν δυσκολία στο περπάτημα (μερικές φορές λόγω ακαμψίας των ποδιών), συχνουρία, ακράτεια, προβλήματα στην όραση καθώς και στην μνήμη. Τα άτομα με πρωτοπαθή προϊούσα ΣΚΠ έχουν συμπτώματα που χειροτερεύουν όσο περνάει ο καιρός χωρίς υποτροπές και υφέσεις. Επίσης υπάρχει η δευτεροπαθής υποτροπιάζουσα σκλήρυνση κατά πλάκας (Secondary progressive MS ή SPMS), στην οποία ο ασθενής ξεκινάει με μια υποτροπιάζουσα μορφή και εν συνεχεία ακολουθεί μια σταθερά επιδεινούμενη πορεία. Τέλος υπάρχει και το μεμονωμένο κλινικό σύνδρομο (Clinically Isolated Syndrome ή CIS). Στην περίπτωση αυτή παρατηρείται η εμφάνιση των πρώτων συμπτωμάτων εντός 24 ωρών αλλά είναι δύσκολο να προσδιοριστεί από την αρχή εάν ανήκει στην κατηγορία της ΣΚΠ. Όμως με παρακολούθηση των συμπτωμάτων παρατηρήθηκε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό εξελίσσονταν σε ΣΚΠ. Τα συνηθέστερα συμπτώματα ήταν φλεγμονές του νωτιαίου μυελού ή του οπτικού νεύρου.[12-15]

2.2 Αίτια της νόσου

Τα αίτια της νόσου οφείλονται σε περιβαλλοντικούς παράγοντες και στην γενετική προδιάθεση του ατόμου. Πιο συγκεκριμένα υπάρχουν ορισμένα γονίδια τα οποία φαίνεται να σχετίζονται με την νόσο. Διάφορες αλλαγές στο ανθρώπινο αντιγόνο λευκοκυττάρων HLA ευθύνονται σε έναν μεγάλο βαθμό για την γενετική προδιάθεση της σκλήρυνσης. Να σημειωθεί ότι η νόσος δεν είναι κληρονομική. Επιπλέον διάφοροι άλλοι παράγοντες όπως η διατροφή, ο τόπος διαμονής ακόμα και το περιβάλλον εργασίας μπορούν να συμβάλουν στην εμφάνιση της νόσου. Επιπροσθέτως παρατηρήθηκε ότι τα χαμηλά επίπεδα της βιταμίνης D πιθανόν να επιδεινώνουν την πορεία της ΣΚΠ. Τέλος, το άγχος, το κάπνισμα και οι τοξίνες έχουν κάποιο συσχετισμό με την εκδήλωση της νόσου.[15-17]

2.3 Θεραπεία

Οι θεραπείες ποικίλουν ανάλογα με το σύμπτωμα. Εάν ο ασθενής νιώθει κόπωση μπορεί να συνταγογραφηθεί ένα φάρμακο που ονομάζεται αμανταδίνη για την κόπωση που προκαλείται από τη σκλήρυνση κατά πλάκας, ωστόσο αυτό έχει περιορισμένο αποτέλεσμα για αυτό πρέπει να δοθούν συμπληρωματικά συμβουλές για την διαχείριση της κόπωσης. Μερικές από αυτές τις συμβουλές είναι η τακτική άσκηση, διατήρηση υγιών προτύπων ύπνου και η αποφυγή φαρμάκων (περιλαμβάνονται και μερικά παυσίπονα). Στην περίπτωση που υπάρχουν οπτικά προβλήματα που σχετίζονται με την νόσο συνήθως μετά από κάποιο χρονικό διάστημα υποχωρούν. Αν δεν υποχωρήσουν συνιστώνται στεροειδή για να επιταχύνουν την ανάρρωση. Όταν υπάρχει πρόβλημα στις ακούσιες κινήσεις των ματιών συνιστάται η γκαμπαπεντίνη. Στην περίπτωση των μυϊκών σπασμών και της δυσκαμψίας προτείνεται η φυσιοθεραπεία. Εάν όμως οι μυϊκοί σπασμοί είναι πιο έντονοι, μπορεί να δοθεί ένα μυοχαλαρωτικό φάρμακο.

Συνήθως δίνεται είτε μακροφένη είτε γκαμπαπεντίνη, αν και υπάρχουν εναλλακτικά φάρμακα, όπως η τιζανιδίνη, η διαζεπάμη, η κλοναζεπάμη και η δαντρολένη. Αξίζει, στο σημείο αυτό να τονισθεί ότι τα φάρμακα αυτά έχουν και παρενέργειες όπως ζάλη, αδυναμία, ναυτία και διάρροια. Επιπλέον παρατηρείται χορήγηση αντικαταθληπτικών σε ασθενείς που αντιμετωπίζουν έντονα συναισθηματικά ξεσπάσματα όπως κλάμα ή χαρά χωρίς προφανή αιτία. Σε πολλές περιπτώσεις στην νόσο αυτή παρατηρείται ο νευροπαθητικός πόνος ο οποίος προέρχεται από βλάβη στα νεύρα και ο πόνος αυτός είναι αρκετά οξύς. Μπορεί να εμφανιστεί και ως αίσθημα καύσου. Στους ασθενείς που βιώνουν αυτός τον πόνο χρησιμοποιούνται φάρμακα όπως ντουλοξετίνη, η γκαμπαπεντίνη ή αμιτριπυλίνη. Επειδή η ζωή των ασθενών με ΣΚΠ είναι δύσκολη ψυχολογικά αλλά και σωματικά καθώς η νόσος προκαλεί στρες και καταπονήσεις στους μύες και στις αρθρώσεις του σώματος υπάρχουν τρόποι να καταπολεμηθεί και ο μυοσκελετικός πόνος. Με την βοήθεια ενός φυσιοθεραπευτή προτείνοντας τις σωστές τεχνικές άσκησης και καλύτερες θέσεις καθίσματος ο πόνος αυτός μπορεί να μειωθεί. Σε πιο δύσκολες περιπτώσεις μπορεί να χορηγηθούν παυσίπονα. Για προβλήματα με την ουροδόχο κύστη (υπερδραστήρια ουροδόχος κύστη) χορηγούνται διάφορα φάρμακα που βοηθάνε στον έλεγχο της λειτουργίας της. Αν και η ΣΚΠ δεν θεραπεύεται, τα φάρμακα που υπάρχουν βοηθούν τους ανθρώπους να μειώσουν τον αριθμό των υποτροπών και το μέγεθος της σοβαρότητας τους. Αυτές οι θεραπείες βελτίωσης του βιοτικού επιπέδου των ασθενών λέγονται θεραπείες τροποποίησης της νόσου. Λαμβάνονται είτε ως χάπι, είτε ως ένεση ή ως έγχυμα. Στοχεύουν στη μείωση του όγκου της βλάβης και των ουλών στο έλυτρο της μυελίνης (μια λιποειδής ουσία που περιβάλλει τον νευράξονα), το οποίο σχετίζεται με υποτροπές της ΣΚΠ. Αυτές οι

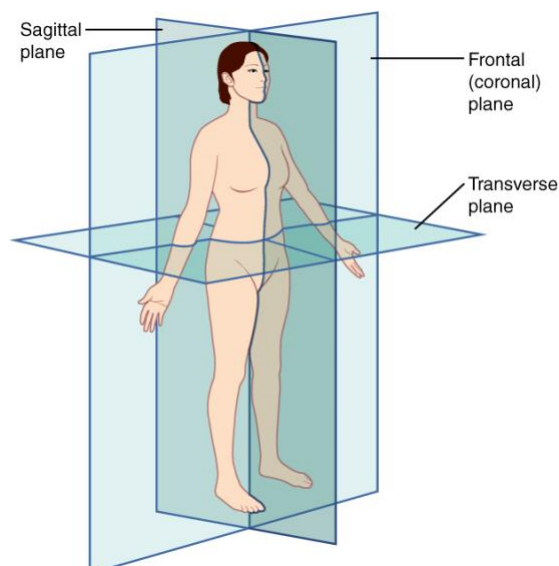
θεραπείες μπορεί επίσης να βοηθήσουν στην καθυστέρηση της επιδείνωσης της αναπηρίας στη ΣΚΠ.[19-22]

2.4 Διάγνωση της νόσου

Συνήθως η διάγνωση της σκλήρυνσης κατά πλάκας γίνεται από νευρολόγο και βασίζεται στο ιστορικό συμπτωμάτων, στη φυσική εξέταση και στις χαρακτηριστικές ανωμαλίες που εντοπίζονται στην μαγνητική τομογραφία εγκεφάλου (MRI). Σε ορισμένες περιπτώσεις, πραγματοποιείται οσφυονωτιαία παρακέντηση (σπονδυλική στήλη) για να επιβεβαιωθεί η διάγνωση της ΣΚΠ. Τα πιο συνηθισμένα εργαλεία που χρησιμοποιούνται είναι η απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού, η νευροαπεικόνιση, τα προκλητά δυναμικά και η ανάλυση εγκεφαλονωτιαίου υγρού. Με την εξέταση της μαγνητικής τομογραφίας στον εγκέφαλο και σε όλη την σπονδυλική στήλη (αυχενική μοίρα, θωρακική μοίρα και οσφυοϊερά μοίρα) μπορούν να απεικονιστούν περιοχές απομυελίνωσης. Ιδιαίτερα σημαντική είναι η χρήση της σκιαγραφικής ουσίας γαδολίνιο, η οποία γίνεται ενδοφλέβια και βοηθάει στον εντοπισμό των ενεργών πλακών. Ένας άλλος πιο επεμβατικός τρόπος διάγνωσης είναι η οσφυονωτιαία παρακέντηση, στην οποία λαμβάνεται εγκεφαλονωτιαίο υγρό και γίνεται ανάλυση του. Σε ένα πολύ μεγάλο ποσοστό οι δείκτες φλεγμονής που προκύπτουν από την ανάλυση αυτή δείχνουν αν ο ασθενής πάσχει από την νόσο. Τέλος μέσα από οπτικά και αισθητικά προκλητά δυναμικά (ηλεκτρόδια) παρατηρείται η ανταπόκριση του νευρικού συστήματος στα ερεθίσματα και αναλόγως με το πόσο ενεργά ή όχι ανταποκρίνεται το νευρικό σύστημα σε αυτά τα ερεθίσματα γίνεται η διάγνωση.[16,18,19]

3 ΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ

Η απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (magnetic resonance imaging – MRI) ανήκει στην κατηγορία των μη επεμβατικών τεχνικών απεικόνισης και παράγει εικόνες με μεγάλη λεπτομέρεια από οποιοδήποτε ανατομική περιοχή. Η απεικόνιση γίνεται με τον μαγνητικό τομογράφο. Έχει γίνει βασικός πυλώνας της μη επεμβατικής διαγνωστικής ακτινολογίας από τη δεκαετία του 1980 χάρη στην ιδιαιτερότητα που έχει να μην εκθέτει το σώμα σε ιονίζουσα ακτινοβολία σε σχέση με άλλες μεθόδους απεικόνισης. Η μαγνητική τομογραφία χρησιμοποιεί ένα πολύ ισχυρό μαγνητικό πεδίο, ταχέως μεταβαλλόμενα ηλεκτρομαγνητικά πεδία, ραδιοκύματα και έναν υπολογιστή για τη λήψη λεπτομερών εικόνων. Οι πρώτες μαγνητικές εικόνες πάρθηκαν το 1980 και από τότε αποτελεί ένα πολύ ισχυρό κλινικό εργαλείο. Η απεικόνιση είναι τρισδιάστατη, δηλαδή σε τρία επίπεδα. Οι εικόνες που προκύπτουν είναι σε οβελιαίο, σε εγκάρσιο και σε μετωπιαίο επίπεδο όπως αντίστοιχα και οι τομές (εικόνα 4).[23,24]



Εικόνα 4: Ανατομικά επίπεδα.

sagittal plane:Οβελιαίο επίπεδο, frontal plane: μετωπιαίο επίπεδο και transversal plane:εγκάρσιο επίπεδο.(πηγή εικ.4)

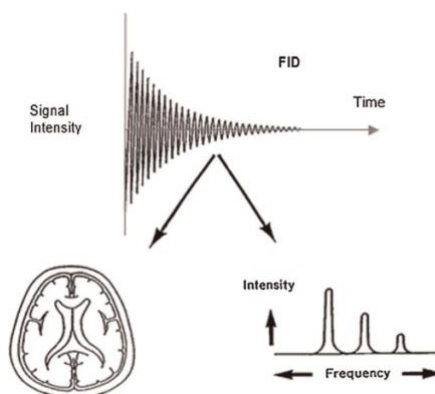
3.1 Φαινόμενο μαγνητικού συντονισμού

Όλοι οι πυρήνες των ατόμων δομούνται από πρωτόνια και νετρόνια. Τα δύο αυτά σωματίδια (πρωτόνια και νετρόνια) έχουν κατά προσέγγιση την ίδια μάζα η οποία είναι περίπου 1840 φορές πιο μεγάλη από αυτή ενός ηλεκτρονίου. Τα σωματίδια που αποτελούνται από πρωτόνια και νετρόνια ή αλλιώς νουκλεόνια έχουν την ιδιότητα, όπως ακριβώς και τα ηλεκτρόνια, να κατατάσσονται σε στοιβάδες, σύμφωνα με τον αριθμό τους σε κάθε άτομο. Ορισμένοι ατομικοί πυρήνες, όπως ο πυρήνας του υδρογόνου ή ο πυρήνας του φωσφόρου έχουν μια ιδιότητα γνωστή ως «σπιν» (spin), που εξαρτάται από τον αριθμό των πρωτονίων.

Στην φυσική τους κατάσταση τα άτομα περιστρέφονται σε τυχαίες κατευθύνσεις γύρω από τον άξονά τους. Έτσι η συνισταμένη μαγνητική ροπή είναι μηδέν. Η ιδιότητα του «σπιν» έχει ως συνέπεια οι πυρήνες να συμπεριφέρονται όπως τα μαγνητικά δίπολα. Όταν δεν υπάρχει επίδραση μαγνητικού πεδίου τα spins προσανατολίζονται τυχαία. Ωστόσο η εφαρμογή ενός ισχυρού, εξωτερικού μαγνητικού πεδίου (B_0) ευθυγραμμίζει τον πυρήνα είτε παράλληλα είτε αντιπαράλληλα προς το εξωτερικό πεδίο. Τοποθετείται εντός του πεδίου B_0 ένα υγρό διάλυμα που περιέχει πολλά πυρηνικά σπιν έτσι ώστε να διατηρεί τα πυρηνικά σπιν σε μία από τις δύο ενεργειακές καταστάσεις: κατάσταση χαμηλής ενέργειας (προσανατολισμένη παράλληλα προς το μαγνητικό πεδίο) ή κατάσταση υψηλής ενέργειας (προσανατολισμένη αντιπαράλληλα στο μαγνητικό πεδίο). Αν και ένας ραβδόμορφος μαγνήτης θα τοποθετείται εντελώς παράλληλα ή αντιπαράλληλα προς το πεδίο, ο πυρήνας έχει γωνιακή ορμή λόγω της περιστροφής του, επομένως θα περιστρέφεται ή θα προηγείται γύρω από τον άξονα B_0 . Η ταχύτητα περιστροφής γύρω από την κατεύθυνση του πεδίου είναι η συχνότητα Larmor, η οποία είναι ανάλογη με την ένταση του πεδίου και περιγράφεται από την εξίσωση Larmor.

$$\omega_0 = \gamma B_0$$

Οι πυρήνες που διαθέτουν σπιν μπορούν να διεγερθούν εντός του στατικού μαγνητικού πεδίου B_0 με την εφαρμογή ενός δεύτερου, κάθετα στο B_0 , μαγνητικού πεδίου ραδιοσυχνότητας (RF) B_1 . Η ενέργεια ραδιοσυχνότητας εφαρμόζεται συνήθως σε σύντομους παλμούς, ο καθένας από τους οποίους διαρκεί μικροδευτερόλεπτα. Η μετάβαση από υψηλότερα σε χαμηλότερα επίπεδα ενέργειας γίνεται στην απορρόφηση ενέργειας και από χαμηλότερα σε υψηλότερα επίπεδα ενέργειας γίνεται στην χαλάρωση. Η τάση που προκαλείται από την απορροφούμενη ενέργεια των πυρήνων ανιχνεύεται από ένα κατάλληλα ρυθμισμένο πηνίο, ενισχύεται και εμφανίζεται ως ελεύθερα επαγόμενο αποσβενύμενο σήμα (Free Induction Decay /F.I.D). Για την εκτροπή των μαγνητικών ροπών χρησιμοποιείται ένας παλμός ραδιοσυχνότητας - RF. Ο παλμός RF είναι ένα κυκλικά πολωμένο κύμα που περιλαμβάνει ένα περιστρεφόμενο μαγνητικό πεδίο. Ο τρόπος με τον οποίον επιδρά σε μια άλλη ένταση μαγνητικού πεδίου της B_1 (διαφορετικό από το στατικό πεδίο B_0), στην μαγνήτιση M_0 , εξηγείται ευκολότερα με την χρήση ενός περιστρεφόμενου συστήματος αξόνων $X'Y'Z'$ με συχνότητα ω (ορίζεται η μαγνήτιση M_0 ως προς τον άξονα Z' και μαζί της περιστρέφεται το επίπεδο YZ για αυτό και μετονομάζεται σε $Y'Z'$). Βάση των παραπάνω, εφαρμόζοντας ένα RF διέγερσης έντασης B , το διάνυσμα της μαγνήτισης θα στραφεί προς το επίπεδο και θα γίνεται ανάλυση της σε δύο συνιστώσες, την εγκάρσια MXY και την διαμήκη κατά τον άξονα Z . Αυτό σημαίνει ότι όσο μεγαλώνει η ένταση και το χρονικό διάστημα που έχει η συνιστώσα της εγκάρσιας μαγνήτισης, τόσο πιο έντονο θα είναι και το σήμα του μαγνητικού συντονισμού. Η διαμήκης συνιστώσα δεν συνεισφέρει στο μετρούμενο σήμα MR καθώς μένει στην ίδια διεύθυνση παράλληλα με το B_0 . Το σήμα FID στην πράξη κάνει ακόμα πιο γρήγορη απόσβεση, αφού ασκούνται μετά την διέγερση από τον παλμό εκτροπής RF νέοι μηχανισμοί που επαναφέρουν το σύστημα στην κατάσταση ισορροπίας.



Εικόνα 5: Απεικόνιση FID (ένταση του σήματος σε συνάρτηση με τον χρόνο(t)).(πηγή εικ.5)

Οι διαδικασίες χαλάρωσης, δηλαδή οι ελλείψεις συνεχών παλμών θα επαναφέρουν το σύστημα σε θερμική ισορροπία. Αυτό σημαίνει ότι κάθε πυρήνας θα αντηχεί με χαρακτηριστική συχνότητα όταν τοποθετηθεί μέσα στο ίδιο μαγνητικό πεδίο.

Η ενέργεια που χρειάζεται για την πρόκληση μετάβασης μεταξύ των ενεργειακών καταστάσεων είναι η διαφορά ενέργειας μεταξύ των δύο καταστάσεων σπιν. Στην πράξη, εφαρμόζονται πολλαπλοί παλμοί ραδιοσυχνότητας για τη λήψη πολλαπλών FID, τα οποία υπολογίζονται κατά μέσο όρο για τη βελτίωση του λόγου σήματος προς θόρυβο (SNR). Το σήμα παράγεται από συνεισφορές από διαφορετικούς πυρήνες μέσα στο υπό μελέτη περιβάλλον (π.χ. ελεύθερο νερό και 1H δεσμευμένο στον ιστό). Το FID

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

με τον μέσο όρο σήματος μπορεί να επιλυθεί με μια μαθηματική διαδικασία γνωστή ως μετασχηματισμός Fourier, είτε σε εικόνα (MRI) είτε σε φάσμα συχνοτήτων, παρέχοντας βιοχημικές πληροφορίες (εικόνα 5).[23,26]

3.2 MRI κλίσεις πεδίων

Για τον εντοπισμό του σήματος MR χωρικά σε μια περιοχή ενδιαφέροντος απαιτείται η χρήση υψηλών βαθμιδωτών πηνίων (gradients). Οι κλίσεις είναι μερικές πρόσθετες χωρικά γραμμικές παραλλαγές στην ένταση του στατικού πεδίου. Οι διαβαθμίσεις μπορούν να εφαρμοστούν σε οποιαδήποτε ορθογώνια κατεύθυνση χρησιμοποιώντας τα τρία σετ πηνίων κλίσης, G_x, G_y και G_z, εντός του συστήματος MR. Η ταχύτερη ή πιο αργή μετάπτωση ανιχνεύεται ως υψηλότερο ή χαμηλότερο σήμα MR αντίστοιχα. Με αυτόν τον τρόπο, οι μετρήσεις συχνότητας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη διάκριση των σημάτων MR σε διαφορετικές θέσεις στο χώρο και για την ανακατασκευή της εικόνας σε τρεις διαστάσεις (εικόνα 7).[23,27,28]

3.3 Πηνία RF

Τα πηνία πομπού και δέκτη μπορεί να είναι ξεχωριστά κομμάτια υλικού. Αυτό εξαρτάται από με την περιοχή του σώματος που εξετάζεται. Ο εφαρμοζόμενος παλμός B₁ εφαρμόζεται από ένα περιτυλιγμένο πηνίο πομπού, το οποίο περιβάλλει την περιοχή ενδιαφέροντος, όπως ένα πηνίο κεφαλής ή κοιλίας. Το πηνίο του δέκτη αποτελείται από έναν βρόχο σύρματος, ο οποίος μπορεί να τοποθετηθεί απευθείας πάνω από την περιοχή ενδιαφέροντος. Τα πηνία συστοιχίας φάσεων περιλαμβάνουν έναν αριθμό πηνίων που λαμβάνουν σήμα MR ταυτόχρονα και ανεξάρτητα από μία μόνο διέγερση. Στην συνέχεια, εάν κάθε πηνίο είναι συνδεδεμένο σε ξεχωριστό δέκτη, τότε ο θόρυβος μεταξύ των πηνίων δεν συσχετίζεται, με αποτέλεσμα υψηλότερη αναλογία σήματος προς θόρυβο από ό,τι αν τα πηνία ήταν απλώς συνδεδεμένα σε έναν δέκτη. Τέλος με τους σωστούς μαθηματικούς αλγόριθμους μπορούν να συνδυαστούν τα δεδομένα από τα μεμονωμένα πηνία για να δημιουργήσουν μια βέλτιστη ανακατασκευασμένη εικόνα (εικόνα 7).[23,29]

3.4 Σαρωτές μαγνητικής τομογραφίας

Οι σύγχρονοι διαγνωστικοί σαρωτές μαγνητικής τομογραφίας λειτουργούν με κρυογονικούς υπεραγωγίμους μαγνήτες στην περιοχή από 0,5 Tesla (T) έως 3 T. Εφαρμόζοντας ψύξη στον μαγνήτη 4 K επιτρέπει την επίτευξη τέτοιων τεράστιων ρευμάτων. Αυτό γίνεται πιο συχνά χρησιμοποιώντας υγρό ήλιο. Μέχρι πρότινος, οι περισσότερες κλινικές έρευνες πραγματοποιούνταν σε ένταση πεδίου 1,5 T. Ωστόσο, τα συστήματα 3 T είναι πλέον ευρέως διαθέσιμα και χρησιμοποιούνται τακτικά στην ιατρική απεικονιστική. Σημαντικά πλεονεκτήματα των συστημάτων υψηλότερης έντασης πεδίου είναι ο βελτιωμένος λόγος SNR, η υψηλότερη φασματική, χωρική και χρονική ανάλυση και η βελτιωμένη ποσοτικοποίηση. Το βελτιωμένο SNR μπορεί να ανταλλάσσεται για να επιτρέψει μειωμένο χρόνο απεικόνισης. Παρόλα αυτά δεν υπάρχουν μόνο πλεονεκτήματα αλλά και μειονεκτήματα, τα πιο σημαντικά εκ των οποίων είναι η μαγνητική επιδεκτικότητα, τα δινορεύματα και την αστάθεια του μαγνητικού πεδίου. Πιο αναλυτικά, η μαγνητική επιδεκτικότητα είναι ο βαθμός μαγνήτισης που εμφανίζει ένας ιστός ή ένα υλικό ως απόκριση σε ένα μαγνητικό πεδίο. Αυτό μπορεί να έχει είτε θετική είτε επιβλαβή επίδραση στη συνολική ποιότητα της εικόνας. Επιπλέον η μαγνητική ευαισθησία είναι πιο εμφανής στους 3 T σε σύγκριση με το 1,5 T καθώς παράγονται κενά σημάτων στις διεπαφές αέρα/ιστού σε ακολυθίες διάχυσης. Επιπροσθέτως το δινορευματικό (eddy current ή foucault currents) ρεύμα είναι ένα επαγόμενο ρεύμα που δημιουργείται λόγω της αλληλεπίδρασης μεταξύ του

ταχέως μεταβαλλόμενου μαγνητικού πεδίου και των αγώγιμων δομών εντός του σαρωτή MRI. Τα δινορεύματα μπορεί να οδηγήσουν σε διαταραχές στο πεδίο κλίσης, μειώνοντας την ανάλυση της επακόλουθης εικόνας.[23,29]

3.5 Απεικόνιση MR με προσανατολισμό T₁ και T₂

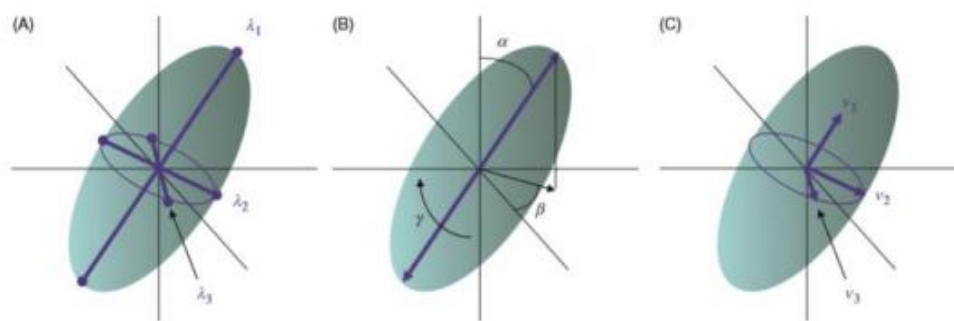
Χαλάρωση είναι η διαδικασία με την οποία ένα πυρηνικό «σπιν» επιστρέφει στη θερμική ισορροπία μετά την απορρόφηση ενέργειας ραδιοσυχνότητας. Υπάρχουν δύο τύποι χαλάρωσης, η διαμήκης και η εγκάρσια χαλάρωση, και αυτές περιγράφονται από τις σταθερές χρόνου, T₁ και T₂, αντίστοιχα.

Πιο συγκεκριμένα στην T₁ ή αλλιώς «χαλάρωση spin-lattice», συμβαίνει διαμήκης χαλάρωση με αποτέλεσμα η ενέργεια να διαχέεται στο πλέγμα. Το «πλέγμα» είναι το περιβάλλον του πυρήνα. Το T₁ είναι ο χρόνος που μεσολαβεί για να επιστρέψει το σύστημα κατά 63% προς τη θερμική ισορροπία μετά από έναν παλμό RF ως εκθετική συνάρτηση του χρόνου. Μετά από χρόνο 5T₁ το σύστημα έχει πλήρη αποκατάσταση. Το εύρος τιμών της T₁ ποικίλλει ανάλογα με το είδος των ιστών. Το νερό και το εγκεφαλονωτιαίο υγρό έχουν μεγάλες τιμές T₁ (3000–5000 ms), και έτσι φαίνονται σκούρα σε εικόνες T₁, ενώ το λίπος έχει μικρή τιμή T₁ (260 ms) και εμφανίζεται φωτεινό σε εικόνες T₁. Οι διαδικασίες χαλάρωσης μπορεί επίσης να αναδιανέμουν την ενέργεια μεταξύ των πυρήνων μέσα σε ένα σύστημα σπιν, χωρίς ολόκληρο το σύστημα σπιν να χάνει ενέργεια. Επομένως, όταν εφαρμόζεται ένας παλμός RF, οι πυρήνες ευθυγραμμίζονται κυρίως κατά μήκος του άξονα της εφαρμοζόμενης ενέργειας. Κατά τη χαλάρωση, υπάρχει αφαίρεση των προσανατολισμών των πυρήνων καθώς η ενέργεια μεταφέρεται μεταξύ των πυρήνων και υπάρχει μείωση στην κατεύθυνση του πεδίου που προκύπτει, με μια πιο τυχαία διάταξη ευθυγραμμίσεων. Αυτό το φαινόμενο είναι η T₂ χαλάρωση ή αλλιώς εγκάρσια χαλάρωση καθώς είναι ένα μέτρο του πόσο γρήγορα οι περιστροφές ανταλλάσσουν ενέργεια στο επίπεδο «xy». Το T₂ είναι επίσης γνωστό ως χαλάρωση «spin-spin».[23,24,29]

3.6 Απεικόνιση DWI

Η απεικόνιση με βαρύτητα διάχυσης (Diffusion Weighted Imaging ή DWI) είναι μια τεχνική στην μαγνητική τομογραφία που επιτρέπει την ποσοτικοποίηση της κίνησης των μορίων του νερού. Αρχές του 1990 το DWI κυριάρχησε σαν τεχνική στην ανίχνευση οξείας εγκεφαλικής ισχαιμίας. Άλλες εφαρμογές του είναι σε έρευνες για σκλήρυνση κατά πλάκας και όγκους εγκεφάλου. Η διάχυση των μορίων του νερού ακολουθεί τις αρχές της κίνησης Brown. Έτσι, όταν δεν περιορίζεται, η κίνηση τους είναι τυχαία και ίση προς όλες τις κατευθύνσεις. Αυτή η τυχαία κίνηση ονομάζεται «ισότροπη». Όμως, η κίνηση των μορίων του νερού σε δομημένα περιβάλλοντα είναι περιορισμένη λόγω του φυσικού τους περιβάλλοντος. Στον εγκέφαλο, η δομή της φαιάς και της λευκής ουσίας περιορίζει την κίνηση των μορίων του νερού. Κατά μέσο όρο, τα μόρια του νερού τείνουν να κινούνται παράλληλα με τις οδούς της λευκής ουσίας και η κίνηση τους περιγράφεται ως «ανισότροπη», καθώς δεν είναι ίση προς όλες τις κατευθύνσεις. Η κίνηση των μορίων στα επίπεδα x, y και z και η συσχέτιση μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων περιγράφονται από μια μαθηματική κατασκευή που ονομάζεται τανυστής διάχυσης (Diffusion Tensor). Ένας τανυστής ορίζει τις ιδιότητες ενός τρισδιάστατου ελλειψοειδούς. Για να προσδιοριστεί ο τανυστής διάχυσης, απαιτούνται δεδομένα διάχυσης σε τουλάχιστον έξι μη γραμμικές κατευθύνσεις. Αυτή η διαδικασία είναι γνωστή ως απεικόνιση τανυστή διάχυσης (DTI) (εικόνα 6).

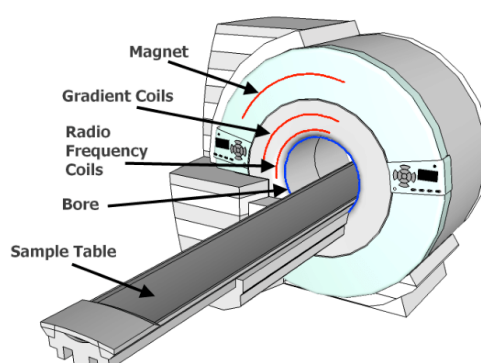
Κατά τη διάρκεια της DTI, ο τανυστής υπολογίζεται σε κάθε θέση pixel, επιτρέποντας την παραγωγή ενός χάρτη διάχυσης, ο οποίος δείχνει το μέγεθος και την κυρίαρχη κατεύθυνση της διαδικασίας.[23,24,26]



Εικόνα 6: Οι έξι παράμετροι καθορισμού ελλειψοειδούς σε 3 διαστάσεις.(πηγή εικ.6)

3.7 Φασματοσκοπία Singel-Voxel

Το ιδανικό σενάριο είναι να αποφευχθεί η απώλεια σήματος λόγω χαλάρωσης T_1 και αποσύνθεσης T_2 , και επομένως το TR (χρόνος επανάληψης ή αλλιώς Repetition Time) θα πρέπει να είναι τουλάχιστον 2000 ms, σίγουρα όχι λιγότερο από 1500 ms, και το TE (χρόνος αντήχησης) όσο το δυνατόν πιο σύντομο, συνήθως 30–35 ms. Το TE καθορίζει τις πληροφορίες που λαμβάνονται, ένα σύντομο TE (Echo Time ή ο χρόνος από την στιγμή που διαδίδεται ο RF παλμός μέχρι το peak του σήματος echo) μεγιστοποιεί τα δεδομένα που λαμβάνονται, αλλά ένα μεγαλύτερο TE εξασθενεί το σήμα από τους ανεπιθύμητους συντονισμούς μακρομορίων.[23,29]



Εικόνα 7: Διάγραμμα κατασκευής MRI.

magnet:μαγνήτης, gradient coils: υψηλά βαθμιδωτά πηνία, radio frequency coils: πηνία RF, bore: άνοιγμα μαγνήτη, sample table: εξεταστική τράπεζα.(πηγή εικ. 7)

3.8 Απόκτηση δεδομένων

Τα συστήματα μπορούν πλέον να αντιληφθούν τα spin (πυρηνική περιστροφή) από τις φορές που διέρχονται από το πηνίο (συχνότητα) αλλά και από τη θέση τους στον κύκλο καθώς το κάνουν αυτό (φάση). Η φασματοσκοπία ενός ογκοστοιχείου (voxel) χρησιμοποιεί βαθμίδες για να ορίσει ένα voxel ενδιαφέροντος μέσα σε ένα όργανο. Το μέγεθος του voxel είναι προκαθορισμένο από τον χρήστη και είναι η μόνη πηγή σήματος. Για να βελτιωθεί η αναλογία σήματος προς θόρυβο σε μικρότερα voxel, μπορεί να αυξηθεί ο αριθμός των μέσων τιμών σήματος που αποκτώνται, απαιτώντας αυξημένο χρόνο σάρωσης.

Κάθε σύστημα έχει συγκεκριμένο χρόνο που χρειάζεται για να ανοιγοκλείνει τα τρία πηνία. Η ταχύτητα με την οποία μπορεί να το εκτελέσει αυτή τη διαδικασία εξαρτάται από την τεχνολογία των πηνίων των ενισχυτών και των μηχανισμών των διακοπών. Πρακτικά όμως υπάρχει ένα ελάχιστο TE καθώς βάση των χαρακτηριστικών του συστήματος δεν μπορεί να δεχθεί κάποια παλμοσειρά προτού λάβουν χώρα όλες οι διαδικασίες που αφορούν τα πεδία gradients.[29,30]

4 ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ ΣΤΟ MATLAB

Το MATLAB είναι μια γλώσσα προγραμματισμού από τη MathWorks, η οποία δίνει πολλές δυνατότητες στον χρήστη όπως ανάλυση δεδομένων, χειρισμό πινάκων δεδομένων, επεξεργασία εικόνων και απεικόνιση γραφικών παραστάσεων. Το περιβάλλον αυτό προγραμματισμού χρησιμοποιείται από ερευνητές, μηχανικούς, επιστήμονες για την ανάπτυξη απαιτητικών εφαρμογών. Είναι μια γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιείται για αριθμητικούς υπολογισμούς. Η ευκολία του λογισμικού το καθιστά απαραίτητο εκπαιδευτικό εργαλείο σε μαθήματα επιστήμης και μηχανικής. Η εργαλειοθήκη υπολογιστικής βιολογίας επιτρέπει σε βιολόγους να αναπτύσσουν και να αναλύουν βιολογικά μοντέλα αλλά και σε ερευνητές να το χρησιμοποιούν ως εργαλείο ανάπτυξης και ανάλυσης. Επιπλέον επιτρέπει στους χρήστες μέσα από εύχρηστες γραφικές εντολές και ενσωματωμένες γραφικές συναρτήσεις να χειρίζονται πίνακες, να εκτελούν αλγορίθμους και να επεξεργάζονται σήμα και εικόνα.

4.1 Ταξινομητής ελάχιστης απόστασης (minimum distance classifier)

Έστω ότι υπάρχει η ανάγκη δημιουργίας ενός ταξινομητή με τον οποίο γίνεται ταξινόμηση ενός συνόλου εικόνων σε μια από τις δύο κατηγορίες K_1 και K_2 . Από τις περιοχές ενδιαφέροντος των εικόνων υπολογίζονται μερικά χαρακτηριστικά. Φτιάχνονται 2 πίνακες, ένας για κάθε κατηγορία, όπου αποθηκεύονται τα χαρακτηριστικά που υπολογίστηκαν για τις εικόνες. Σε κάθε πρότυπο αποθηκεύονται οι τιμές των χαρακτηριστικών που υπολογίζουμε από κάθε εικόνα, και ένα σύνολο N προτύπων αποτελούν μια κατηγορία. Κατά βάση τα χαρακτηριστικά πρέπει να είναι πολλά και συνήθως οι μετρήσεις αποθηκεύονται σε δισδιάστατους πίνακες όπου κάθε σειρά αντιστοιχεί σε μια εικόνα και οι στήλες αντιστοιχούν σε ξεχωριστά χαρακτηριστικά. Χρησιμοποιώντας τους πίνακες σχεδιάζεται ο ταξινομητής ελάχιστης απόστασης, ο οποίος θα βοηθήσει στην ταξινόμηση ενός καινούργιου δείγματος. Σημαντικό είναι να χρησιμοποιηθεί η γραφική παράσταση ενός διαγράμματος διασποράς των δεδομένων. Η σχεδίαση του ταξινομητή ελάχιστης απόστασης για τον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης ενός άγνωστου σημείου $X=[x_1, x_2]$ βασίζεται στον εξής τύπο:

$$d_i = \sqrt{(\mu_{i,1} + x_1)^2 + (\mu_{i,2} + x_2)^2} \quad (1)$$

όπου μ =μέση τιμή.[32]

4.2 Ταξινομητής k-πλησιέστερων γειτόνων (k-nearest neighbor classifier)

Με την χρήση του συγκεκριμένου ταξινομητή γίνεται ταξινόμηση του άγνωστου δείγματος X στην κατηγορία που περιέχει τον πλησιέστερο γείτονα. Ο ταξινομητής k-πλησιέστερων γειτόνων ταξινομεί το δείγμα X στην κατηγορία όπου υπάρχει η

πλειονότητα των k γειτόνων. Η εύρεση των αποστάσεων του X από κάθε δείγμα όλων των κατηγοριών πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας την εξίσωση

$$r_{i,j} = \sqrt{(k_{i,j} - x_1)^2 + (k_{i,j} - x_2)^2} \quad i,j=1,2$$

όπου $r_{i,j}$ είναι η ευκλείδεια απόσταση του δείγματος j της κατηγορίας i από άγνωστο πρότυπο X . Τα k λαμβάνουν περιττές τιμές ($k=1, 3, 5 \dots$) ώστε να είναι δυνατή η ταξινόμηση.[32]

4.3 Ταξινομητής Δέντρα Απόφασης/Ταξινόμησης (Decision/Classification Trees)

Πρακτικά είναι δομές που αποτελούνται από κόμβους απόφασης (decision nodes) και από κάθε κόμβο προκύπτουν διακλαδώσεις (branches) που συνδέονται με άλλους κόμβους έως ότου καταλήξουν σε ένα φύλλο (leaf) ή τερματικό κόμβο (terminal node). Για να σχεδιαστούν τα δέντρα ως ταξινομητές εισάγονται τα γνωστά δεδομένα εκπαίδευσης στην είσοδο της δομής (root), μεταβάλλοντας την δομή σταδιακά με συγκεκριμένους αλγόριθμους μέχρι το δέντρο να ταξινομήσει τα δεδομένα σωστά ή έως ότου έχει ολοκληρωθεί ένας προκαθορισμένος κύκλος επαναλήψεων. Υπάρχουν και τα συνδυαστικά σχήματα από δέντρα (ensemble), όπου πρώτον, χρησιμοποιώντας μέρος των δεδομένων σχεδιάζονται διάφορα δέντρα, τα οποία στη συνέχεια συνδυάζονται κατάλληλα για την ενίσχυση της ακρίβειας ταξινόμησης άγνωστων δειγμάτων (bagged decision trees) και δεύτερον συνδυάζοντας δέντρα σε έναν ταξινομητή δέντρων όπου κάθε δέντρο συνεισφέρει με διαφορετικό ποσοστό στην τελική απόφαση (boosted decision trees).[32]

4.4 Ταξινομητής Bayesian

Ο ταξινομητής αυτός κάνει ταξινόμηση ενός προτύπου κάνοντας υπολογισμό της πιθανότητας του προτύπου να ανήκει σε μια κατηγορία με γνωστά δεδομένα. Βασική προϋπόθεση είναι τα δεδομένα να ακολουθούν βασική κατανομή. Η συνάρτηση του ταξινομητή Bayesian δίνεται από τον εξής τύπο:

$$d_i(x) = \ln(P_i) - \frac{N_i}{2} \ln(2 * \pi) - 0.5 \ln|COV_i| - 0.5((x - \mu_i)^T - COV_i^{-1}(x - \mu_i))$$

με x =το προς ταξινόμηση πρότυπο και P_i = πιθανότητα κατηγορίας i που ορίζεται ως

$$P_i = \frac{N_i}{\sum_{j=1}^{N_c} N_j}$$

Όπου N_c = ο αριθμός των κατηγοριών , N_i = ο αριθμός των δειγμάτων στην κατηγορία i , $|COV_i|$ = η ορίζουσα της COV_i (μήτρα συνδιακύμανσης της i κατηγορίας) και μ_i = το μέσο διάνυσμα της κατηγορίας i . [32]

4.5 Ταξινομητής Λογιστικής Παλινδρόμησης (Logistic Regression, LogRe)

Ταξινομεί ένα πρότυπο σε μια από δυο κατηγορίες βάση της εξίσωσης:

$$d_i(x) = (1 + e^{-y_i})^{-1}$$

με $y_i = b_0 + b_1 x_{i1} + \dots + b_k x_{ik} = b^T X_i$

όπου $x_{i,j}$ =δείγμα j της κατηγορίας i και

b_j είναι βάρη που καθορίζονται με εφαρμογή στα δεδομένα μιας μεθόδου μέγιστης πιθανότητας. Εάν το αποτέλεσμα της πρώτης εξίσωσης βγει μικρότερο του 0.5 το πρότυπο ανήκει στην κατηγορία 1. Για τιμές μεταξύ του 0.5 και 1 ταξινομείται στην κατηγορία 2.[32]

4.6 Ταξινομητής Διανυσματικών Μηχανών Στήριξης (Support Vector Machines, SVM)

Με τον ταξινομητή τα δεδομένα προβάλλονται σε έναν χώρο μεγαλύτερων διαστάσεων με σκοπό οι κατηγορίες των δεδομένων να είναι γραμμικά διαχωρίσιμες και ταξινομεί τα δεδομένα σε 1 από 2 κατηγορίες βάση της εξίσωσης:

$$d_i(x) = \text{sign} \left[\sum_{j=1}^{N_i} a_j v_i k(x, x_j) + a_0 \right]$$

Με x =πρότυπο ταξινόμησης, x_j = πρότυπο j της κατηγορίας x , N_i =ο αριθμός των προτύπων της κατηγορίας i , $v_i = 1$ ή -1 ανάλογα με την κατηγορία i , a =συντελεστής και k = μια συνάρτηση όπως η εξής:

$$k_{RBF}(x, x_j) = \exp \left[\frac{-\|x - x_j\|^2}{2s^2} \right]$$

s =είναι μια σταθερά σχετιζόμενη με την τυπική απόκλιση της κατανομής των δεδομένων της κατηγορίας i .

Το άγνωστο πρότυπο x ταξινομείται στην κατηγορία 1 αν η τιμή συνάρτησης διαχωρισμού είναι μεγαλύτερη του 0 και στην περίπτωση που είναι μικρότερη του 0 ταξινομείται στην κατηγορία 2.[32]

4.7 Ταξινομητής Νευρωνικών δικτύων (Neural Networks)

Ο ταξινομητής αυτός σχεδιάζεται για ταξινόμηση ενός δείγματος σε 1 από 2 κατηγορίες και η συνάρτηση διάκρισής του δίνεται από την εξής γραμμική συνάρτηση:

$$d_i(x) = \sum_{j=1}^{j=N} w_j x_j = w^T x$$

με x να ταξινομείται στην κατηγορία 1 αν η συνάρτηση d_i είναι θετική αλλιώς ταξινομείται στην κατηγορία 2

Τα w είναι τιμές που βρίσκονται με χρήση των γνωστών δεδομένων των 2 κατηγοριών και της σχέσης

$$w(n+1) = w(n) + kx(n)$$

με το k να παίρνει τιμές

$k=1$, όταν το $x(n)$ ανήκει στην πρώτη τάξη και $d(x(n)) \leq 0$

$k=-1$, όταν το $x(n)$ ανήκει στην δεύτερη τάξη και $d(x(n)) > 0$

$k=0$, όταν το $x(n)$ ανήκει στην πρώτη τάξη και $d(x(n))>0$

$k=0$, όταν το $x(n)$ ανήκει στην δεύτερη τάξη και $d(x(n))\leq 0$. [33]

5 ΨΗΦΙΑΚΗ ΕΙΚΟΝΑ

Η εικόνα είναι ένας τρόπος απόδοσης πληροφορίας. Η οπτικοποίηση της πληροφορίας, η οποία μπορεί να είναι ένα αντικείμενο, σε δισδιάστατο ή τρισδιάστατο χώρο ονομάζεται εικόνα. Υπάρχουν διάφορες μορφές εικόνες όπως κινούμενες, στατικές, ασπρόμαυρες και έγχρωμες. Οι ψηφιακές εικόνες είναι οι εικόνες που αποτελούνται από εικονοστοιχεία. Τα εικονοστοιχεία ή αλλιώς pixel παίρνουν συγκεκριμένες τιμές. Για τις ασπρόμαυρες εικόνες τα λευκά pixel ισοδυναμούν με 255 ενώ τα μαύρα με 0.

5.1 Γενικά χαρακτηριστικά εικόνες

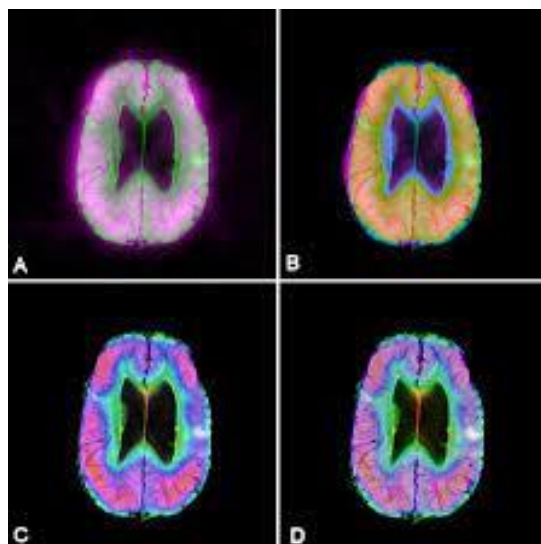
Οι ψηφιακές εικόνες μπορούν να αναπαρασταθούν με ποικίλους τρόπους. Οι πιο σημαντικοί τρόποι είναι:

1. Οι δυαδικές εικόνες: Είναι οι ασπρόμαυρες εικόνες, οι οποίες κατασκευάζονται από έναν δισδιάστατο πίνακα της μορφής $M \times N$. Κάθε στοιχείο του πίνακα παίρνει μόνο τις τιμές 0 και 1 και χρησιμοποιούνται σαν μάσκα για την επιλογή ROI (περιοχή ενδιαφέροντος) πάνω σε άλλες εικόνες
2. Εικόνες έντασης: Ακολουθείται η ίδια διαδικασία όπως στις δυαδικές εικόνες. Υπάρχει δισδιάστατος πίνακας για την αναπαράσταση της εικόνας με την διαφορά ότι σε αυτή την κατηγορία οι τιμές των εικονοστοιχείων είναι ακέραιες και βρίσκονται στο διάστημα $[0,255]$ (unit8). Η αναπαράσταση γίνεται με έναν ακέραιο αριθμό των 8 bit επομένως. Αρχίζοντας από το μαύρο 0 και καταλήγοντας στο λευκό 255 παρατηρείται ότι υπάρχουν 256 διαφορετικές αποχρώσεις τόνων του γκρι. Οι εικόνες αυτές ονομάζονται grayscale ή εικόνες κλίμακας του γκρι (εικόνα 8).



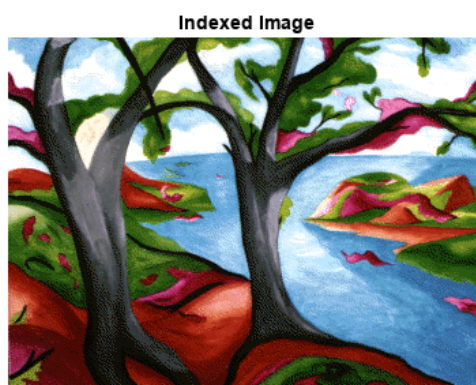
Εικόνα 8: Εικόνα κλίμακας γκρι.(πηγή εικ.8)

3. RGB εικόνες: Οι πίνακες συνήθως παίρνουν ακέραιες τιμές που ανήκουν στο διάστημα 0 έως 255. Γίνεται κωδικοποίηση της εικόνας σε 3 βασικά κανάλια χρώματος κόκκινο (Red), πράσινο (Green), μπλε (Blue). Αποτελεί ένα προσθετικό μοντέλο στο οποίο οι συνιστώσες του είναι τα βασικά χρώματα. Ο συνδυασμός τους δημιουργεί ένα ευρύ φάσμα χρωμάτων (εικόνα 9).



Εικόνα 9: RGB fusion with SPECT image. Εγκάρσια απεικόνιση εγκεφάλου. (πηγή εικ.9)

4. Ευρετηριασμένες εικόνες (indexed images): Σε αυτήν την κατηγορία χρησιμοποιείται μια παλέτα χρωμάτων (4 ή 16 χρωμάτων). Οι πληροφορίες χρώματος αποθηκεύονται σε δείκτες για να μειωθεί το μέγεθος του αρχείου και να διατηρηθεί παράλληλα η ποιότητα της εικόνας όσο το δυνατόν περισσότερο. Οι δείκτες αναφέρονται σε χρώματα στην παλέτα και η αποθήκευσή τους απαιτεί λιγότερο χώρο σε σχέση με την αποθήκευση RGB. Είναι μια ιδανική μορφή για εικόνες που δεν έχουν μεγάλο εύρος χρωμάτων όπως λογότυπα ή απλά εικονίδια (εικόνα 10).[34]



Εικόνα 10 : Indexed image (πηγή εικ.10)

Ιατρική εικόνα

Η σημαντική διαφορά τους σε σχέση με τις εικόνες γενικά είναι το γεγονός ότι στις ιατρικές εικόνες απεικονίζονται ανατομικές δομές, μορφολογικά χαρακτηριστικά καθώς και λειτουργικά χαρακτηριστικά. Ας σημειωθεί στο σημείο αυτό ότι μια εικόνα έχει και διάφορα ποιοτικά χαρακτηριστικά όπως η αντίθεση, η ευκρίνεια και ο θόρυβος. Στην ιατρική θέλουμε την βέλτιστη διαφορά μεταξύ των τιμών φωτεινότητας (αντίθεση) στην περιοχή ενδιαφέροντος. Όσο αφορά την ευκρίνεια και εδώ επιθυμείτε η βέλτιστη ευκρίνεια δηλαδή η όσο το δυνατόν καλύτερη δυνατότητα καταγραφής και

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

οπτικής διάκρισης των λεπτομερειών έτσι ώστε ακόμα και η μικρότερη διάσταση να μπορεί να γίνει αντιληπτή. Τέλος υπάρχει και το μέγεθος του θορύβου στην ιατρική εικόνα. Ο θόρυβος έχει να κάνει με την μεταβολή της τιμής ορισμένων εικονοστοιχείων. Η μεταβολή δεν είναι ελάχιστη αλλά σημαντική και οι τιμές δεν σχετίζονται χωρικά. Στην ιατρική, λοιπόν, συνιστάται στις εικόνες να υπάρχει ο ελάχιστος πιθανός θόρυβος.

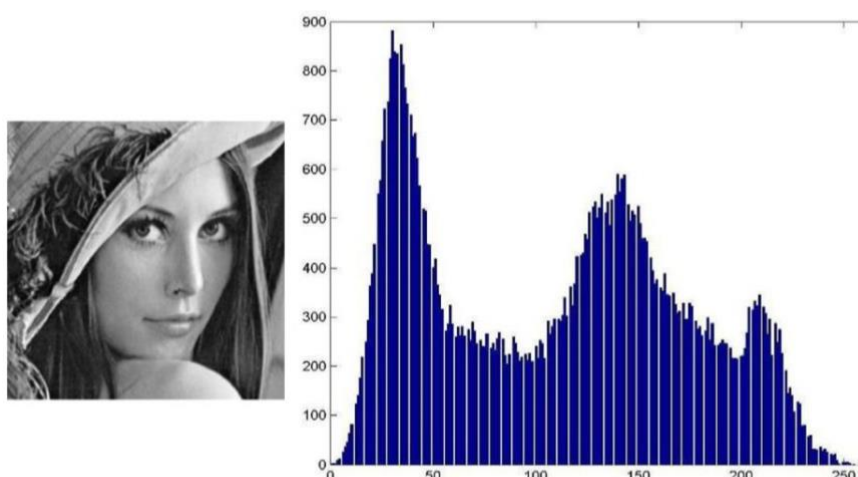
Ιστόγραμμα

Το ιστόγραμμα μιας εικόνας είναι η γραφική απεικόνιση της κατανομής των τιμών pixel της. Στον οριζόντιο άξονα (άξονα x) αναγράφεται η τιμή του εικονοστοιχείου με αρίθμηση από το 0 έως το 255 ενώ στον κατακόρυφο άξονα (άξονα y) βρίσκεται η συχνότητα εμφάνισης του. Η συνάρτηση του ιστογράμματος δίνεται ως εξής:

$$h(r_k)=n_k$$

όπου k είναι το επίπεδο φωτεινότητας

n_k ο αριθμός των pixel στην εικόνα με r_k επίπεδο φωτεινότητας (εικόνα 11).[33,35-36]



Εικόνα 11 : Ιστόγραμμα εικόνας.

Άξονας x :κλίμακα χρωμάτων (από το απόλυτο μαύρο(0) στο απόλυτο λευκό(1)).

Άξονας Y:αριθμός pixel. (πηγή εικ.11)

Αλυσίδα απεικόνισης

Η αλυσίδα απεικόνισης είναι μια έννοια που περιλαμβάνει όλους τους παράγοντες που χρειάζονται για την δημιουργία μιας εικόνας. Είναι τα βασικά στοιχεία που χρειάζονται για την δημιουργία ενός απεικονιστικού συστήματος. Κατά την ανάπτυξη ενός τέτοιου συστήματος πρέπει να ληφθούν υπόψιν τα εξής:

- α) ανθρώπινο μάτι/όραση
- β) μορφή της ενέργειας που εκπέμπεται ή αντανακλάται (αν είναι ηλεκτρομαγνητική ή κάποιας άλλης μορφής)
- γ) συσκευή που λαμβάνει την ενέργεια (πομπός) και την μετατρέπει σε ηλεκτρονικό σήμα.
- δ) επεξεργαστές μετατροπής σημάτων σε ψηφιακή εικόνα.

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ – ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ε) την οπτικοποίηση, μετά-επεξεργασία, αποθήκευση και μετάδοση.[37]

Βασικά μοντέλα επεξεργασίας εικόνας

Υπάρχουν διάφορα μοντέλα επεξεργασίας εικόνας. Αξίζει όμως να αναλύσουμε τα βασικά μοντέλα η κατηγοριοποίηση των οποίων έχει γίνει ανάλογα με τον σκοπό και των τεχνικών που χρησιμοποιούν. Πρώτη κατηγορία αποτελεί το spatial domain model ή αλλιώς μοντέλο χωρικής περιοχής. Η επεξεργασία σε αυτήν την περίπτωση γίνεται απευθείας στα pixel της εικόνας. Οι αλλαγές στα εικονοστοιχεία (χωρικός τομέας εικόνας) μπορεί να είναι αισθητές από το ανθρώπινο μάτι ή να είναι στατιστικά ανιχνεύσιμες από αλγόριθμους και μεθόδους επεξεργασίας εικόνας. Η τεχνική περιλαμβάνει φιλτράρισμα εικόνας, κανονικοποίηση, ενίσχυση ακμών και επεξεργασία φωτεινότητας και αντίθεσης. Μια άλλη κατηγορία είναι το geometric transformations model ή μοντέλο γεωμετρικών μετασχηματισμών. Με αυτήν την τεχνική γίνεται αλλαγή της γεωμετρικής θέσης των pixel της εικόνας. Μπορεί να γίνει μετατόπιση, δηλαδή τα pixel να μετακινηθούν προς μια συγκεκριμένη κατεύθυνση, περιστροφή, η εικόνα να περιστραφεί κατά μια γωνία θ , καθώς και άλλοι μετασχηματισμοί όπως κλιμάκωση, κοπή και αναστροφή. Εν κατακλείδι υπάρχει και το Frequency domain model ή μοντέλο συχνότητας. Σε αυτό το μοντέλο ο μετασχηματισμός της εικόνας γίνεται στο πεδίο των συχνοτήτων. Συνεπώς μπορούν να χρησιμοποιηθούν μετασχηματισμοί όπως μετασχηματισμός Fourier και τεχνικές επεξεργασίας όπως βαθυπερατά φίλτρα, υψιπερατά φίλτρα και ζωνοπερατά.[38,58-59]

Κανονικοποίηση εικόνας

Η κανονικοποίηση αυξάνει βαθμιαία τις τιμές φωτεινότητας της ενεργής στρώσης, με στόχο το πιο σκούρο τμήμα να γίνει μαύρο και το πιο φωτεινό τμήμα να γίνει όσο το δυνατόν πιο φωτεινό, χωρίς όμως αυτό να συνεπάγεται αλλαγή στην απόχρωση του. Σκοπός της κανονικοποίησης είναι να παρουσιάζονται οι ομοιόμορφες εικόνες χωρίς διαφορετικές αποχρώσεις και εύρος φωτεινότητας. Προκειμένου να επιτευχθεί αυτή η προ επεξεργασία, γίνεται επιμήκυνση και μετατόπιση του αρχικού ιστογράμματος τη της εικόνας καλύπτοντας έτσι όλα τα επίπεδα του γκρι σε ολόκληρη την εικόνα.[39,40]

5.2 Φιλτράρισμα στο πεδίο του χώρου

Το φιλτράρισμα χωρίζεται σε δύο τεχνικές. Η μια τεχνική είναι το φιλτράρισμα στο πεδίο του χώρου και η άλλη το φιλτράρισμα στο πεδίο των συχνοτήτων. Το φίλτρο στο πεδίο του χώρου είναι επί το πλείστον ένας πίνακας περιττών διαστάσεων με συντελεστές. Σε αυτόν τον πίνακα όταν όλες οι τιμές είναι θετικές τότε το φίλτρο είναι χαμηλοπερατό ή βαθυπερατό, δηλαδή καταστέλλει τον θόρυβο αλλά ελαττώνει την ευκρίνεια ενώ όταν όλες οι τιμές είναι αρνητικές τότε το φίλτρο είναι υψιπερατό, δηλαδή βελτιώνει την ευκρίνεια αλλά αυξάνει τον θόρυβο. Μερικά παραδείγματα βασικών φίλτρων στο πεδίο του χώρου θα αναπτυχθούν παρακάτω.[33]

Φίλτρο μέσης τιμής (mean filter)

Είναι από τα πιο απλά φίλτρα. Ανήκει στην κατηγορία των βαθυπερατών φίλτρων συνεπώς καταστέλλει τον θόρυβο ταυτόχρονα όμως θολώνει τα όρια των κοντινών γειτονικών δομών. Η τιμή του pixel αντικαθίσταται με την μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων .

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

$$\text{Φίλτρο μέσης τιμής: } \frac{1}{k} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \quad k=9$$

Φίλτρο ενδιάμεσης τιμής (median filter)

Είναι και αυτό στην κατηγορία των βαθυπερατών. Καταστέλλει τον θόρυβο ομογενοποιώντας με αυτόν τον τρόπο την εικόνα. Σε κάθε θέση σάρωσης της εικόνας τα στοιχεία τοποθετούνται κατά φθίνουσα ή αύξουσα σειρά, και η κεντρική τιμή της θέσης σάρωσης αντικαθίσταται από την ενδιάμεση τιμή των ταξινομημένων στοιχείων.

Φίλτρα ανάδειξης ακμών (Roberts, Prewitt και Sobel)

Ιδιότητά τους να αναδεικνύουν τις ακμές στην εικόνα

$$\text{Φίλτρο Roberts: } \frac{1}{k} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array} \quad k=1$$

$$\text{Φίλτρο Prewitt: } \frac{1}{k} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array} \quad k=1$$

$$\text{Φίλτρο Sobel: } \frac{1}{k} * \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -2 & -1 \\ \hline \end{array} \quad k=1$$

Φίλτρο Gauss

Είναι και αυτό ένα χαμηλοπερατό φίλτρο και υπολογίζεται από την εξίσωση

$$\text{gaussian mask} \rightarrow G(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2 \cdot s^2}}$$

όπου $x=1:M$, M ο αριθμός των γραμμών του φίλτρου,
 $y=1:N$, N ο αριθμός των στηλών του φίλτρου,
 s η διασπορά ορίζεται κάθε φορά από τον χρήστη

Φίλτρο όξυνσης λεπτομερειών

Ανήκουν στην κατηγορία των υψιπερατών φίλτρων και ενισχύουν τις υψηλές συχνότητες. Δίνεται με αυτόν τον τρόπο έμφαση στην πληροφορία υφής.

$$\begin{aligned} \text{Φίλτρο high emphasis A: } & \frac{1}{k} * \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & k=1 \\ \text{Φίλτρο high emphasis B: } & \frac{1}{k} * \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 13 & -2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} & k=1 \\ \text{Φίλτρο high emphasis Γ: } & \frac{1}{k} * \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 5 & -2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} & k=1 \end{aligned}$$

5.3 Κατάτμηση και Κατωφλίωση

Κατάτμηση

Κατάτμηση ονομάζεται η διαίρεση μιας εικόνας, βάση κάποιου κριτηρίου, σε ομοιόμορφα τμήματα. Είναι μια πολύ σημαντική διαδικασία για την τελική ανάλυση της εικόνας. Χρησιμοποιείται συνήθως για την προετοιμασία των εικόνων που είναι για ανάλυση και η επιτυχία της κατάτμησης ορίζει και την επιτυχία του τελικού αποτελέσματος. Η διαδικασία αυτή μπορεί να γίνει με δυο τρόπους. Ένας από αυτούς είναι η χειροκίνητη χάραξη των ορίων της επιθυμητής περιοχής και ο άλλος είναι ο αυτόματος τρόπος. Ο αυτόματος τρόπος προτιμάται έναντι του χειροκίνητου καθώς είναι πιο αντικειμενικός. Επιπλέον στην αυτόματη κατάτμηση ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται μπορεί να εφαρμοστεί σε όλες τις εικόνες του δείγματος ανεξαρτήτως των χαρακτηριστικών της κάθε εικόνας. Με αυτόν τον τρόπο αυξάνεται η ποσότητα των δεδομένων. Συνήθως οι περιοχές που διαχωρίζονται είναι ομοιόμορφες ως προς κάποιο χαρακτηριστικό όπως για παράδειγμα το χρώμα ή η φωτεινότητα της εικόνας. Ωστόσο, στην αυτόματη κατάτμηση δημιουργούνται μερικά προβλήματα τα οποία οφείλονται σε διάφορους παράγοντες ανάλογα με την εικόνα. Ένα από τα προβλήματα οφείλεται στην ανομοιομορφία έντασης φωτεινότητας του φόντου. Αυτό συναντάται κυρίως σε δείγματα και σχετίζεται με το πάχος τους και την ύπαρξη αντικειμένων κάτω από το επιφανειακό επίπεδο. Υπάρχουν δύο βασικές τεχνικές κατάτμησης. Μια τεχνική είναι αυτή της ανάπτυξης περιοχών και στηρίζεται στην συνένωση 2 R₁ και R₂ εφόσον ισχύει μια συνθήκη ομοιότητας.

$$D(f(R_1), f(R_2)) < T$$

Στην διαδικασία αυτή οι περιοχές έχουν οριστεί αρχικά ως ομοιόμορφες και κάθε περιοχή αυξάνεται μέχρι να μην ισχύει η συνθήκη ομοιότητας. Η άλλη τεχνική ονομάζεται κατάτμηση με διαίρεση και ένωση. Από την ονομασία γίνεται αντιληπτό ότι η εικόνα αρχικά διαιρείται. Πιο συγκεκριμένα, διαιρείται σε 4 τεταρτημόρια. Σε κάθε τεταρτημόριο πρέπει να πληρείται η συνθήκη ομοιότητας που προαναφέρθηκε. Εάν σε κάποιο τεταρτημόριο δεν πληρείται τότε αυτό διασπάται σε επιμέρους 4 τμήματα μέχρι να πληρείται η συνθήκη ομοιότητας. Κάθε τεταρτημόριο που δέχεται επιμέρους ανάλυση παίρνει την λογική τιμή 1. Σε κάθε τεταρτημόριο που είναι ομοιόμορφο αντιστοιχεί μια τιμή φωτεινότητας. Εφόσον έχει γίνει η διαίρεση της εικόνας τότε ενώνονται οι ομοιόμορφες περιοχές βάση των περιοχών που προέκυψαν. Η κατάτμηση με διαίρεση και ένωση χρησιμοποιείται κυρίως για grayscale εικόνες ή

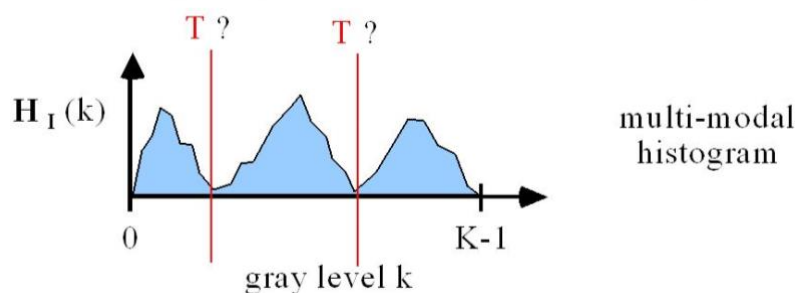
δυναδικής μορφής εικόνες.[33]

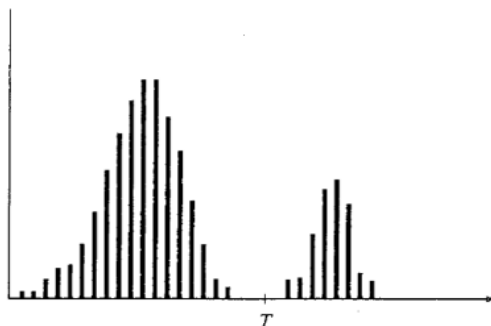
Κατωφλίωση

Η κατωφλίωση είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την κατάτμηση κυρίως γκριζών εικόνων. Στηρίζεται στο κριτήριο διαχωρισμού των αντικειμένων μιας εικόνας από το φόντο, βάσει του χρώματός τους. Ενώ η είσοδος είναι μια εικόνα κλίμακας γκρι ως έξοδο δίνει μια δυαδική εικόνα 8-bit με μέγιστη φωτεινότητα το 255 και ελάχιστη το 0. Ο υπολογισμός του αριθμού των pixel μέγιστης και ελάχιστης φωτεινότητας της εξόδου ορίζει και την τιμή του κατωφλιού. Το ιστόγραμμα της εικόνας είναι αυτό που θα βοηθήσει στην επιλογή του επιπέδου του γκριζου, που θα εφαρμοστεί ως κατώφλι ανάμεσα στις τιμές των εικονοστοιχείων των αντικειμένων και του φόντου. Η κατωφλίωση ως εργαλείο κατάτμησης έχει πολλά μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα. Τα πλεονεκτήματα της είναι ότι είναι μια πολύ απλή μέθοδος και γρήγορη. Αυτό την καθιστά, ταυτόχρονα, εύκολη για συνδυασμό με άλλες τεχνικές. Είναι αρκετά αποδοτική και δεν είναι τόσο πολύπλοκη καθώς το αποτέλεσμα είναι μια δυαδική εικόνα. Από την άλλη αξιοσημείωτα είναι και τα μειονεκτήματά της. Ένα βασικό μειονέκτημα είναι ότι η τεχνική αυτή λαμβάνει υπόψιν μόνο την φωτεινότητα των pixel και όχι τις τοπικές τους σχέσεις, παρουσιάζοντας ευαισθησία στον θόρυβο και στις ανομοιογένειες της φωτεινότητας. Επίσης λόγω αυτού μειώνεται η απόδοση των αλγορίθμων επεξεργασίας της εικόνας. Η αποδοτικότητα μένει μόνο όταν υπάρχει διαχωρισμός σε δύο κλάσεις και όχι περισσότερες. Αυτό όμως δεν είναι πάντα επιθυμητό καθώς πολλές φορές η εικόνα πρέπει να διαχωριστεί σε παραπάνω κλάσεις. Τέλος άλλο ένα βασικό μειονέκτημα είναι η επιλογή του κατωφλιού. Πρέπει να γίνει σωστή επιλογή του κατωφλιού καθώς μπορεί να οδηγήσει σε υπερκατάτμηση ή υποκατάτμηση. Αξίζει, λοιπόν, στο σημείο αυτό να αναφερθούν μερικά είδη κατωφλίωσης.[33]

Απλή γενική κατωφλίωση (Basic Global Thresholding)

Η απλή κατωφλίωση υπάρχει όταν έχει επιλεγθεί μόνο ένα κατώφλι για όλη την εικόνα. Το κατώφλι επιλέχθηκε βάση του ιστογράμματος της εικόνας. Έστω ότι υπάρχει η εικόνα $f(x,y)$ με το ιστόγραμμα που φαίνεται στην εικόνα. Παρατηρείται ότι τα εικονοστοιχεία έχουν τόνους του γκρι χωρισμένους σε 2 ξεχωριστούς τύπους. Η επιλογή του κατωφλιού έτσι ώστε να απομονωθεί το αντικείμενο από το φόντο είναι η επιλογή ενός κατωφλιού T στο ιστόγραμμα της εικόνας που ξεχωρίζει αυτές τις δυο περιοχές όπως φαίνεται στις εικόνες.[34]





Απόρροια της κατωφλίωσης είναι η δημιουργία μιας δυαδικής εικόνας στην οποία τα pixels με τιμή 1 αντιστοιχούν στο αντικείμενο ($f(x,y)$ μεγαλύτερο ή ίσο του T) και τα pixels με τιμή 0 αντιστοιχούν στο φόντο ($f(x,y)$ μικρότερο του T).

Κατωφλίωση Otsu's

Είναι μια από τις πιο δημοφιλείς μεθόδους κατωφλίωσης. Ο αλγόριθμος αυτός αναζητά συνεχώς το καθολικό βέλτιστο όριο. Βασικός παράγοντας για την εφαρμογή της Otsu κατωφλίωσης είναι το ιστόγραμμα της εικόνας να έχει διτροπική μορφή. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να αποτελείται από το λιγότερο δύο κορυφές. Οι κορυφές ορίζονται ως κατανομές πιθανότητας. Το ολικό κατώφλι T που επιλέγεται στην μέθοδο αυτή έχει ως στόχο την ελαχιστοποίηση της διακύμανσης εντός κάθε κλάσης και την μεγιστοποίηση της διαφοράς αυτών των δυο περιοχών προκειμένου η τιμή του κατωφλίου να μπορεί να διακρίνει το αντικείμενο από το φόντο.[33,34,36]

Γενικά η μέθοδος αυτή έχει πολλά πλεονεκτήματα. Ένα βασικό είναι ότι δεν απαιτείται προηγούμενη γνώση σχετικά με την επεξεργασμένη εικόνα και μπορεί να καθορίσει αυτόματα τη βέλτιστη τιμή κατωφλίου που διαχωρίζει τις περιοχές του προσκηνίου και του φόντου. Επίσης έχει καλή εφαρμογή με bimodal ιστογράμματα, τα οποία είναι κοινά σε πολλές εφαρμογές. Ωστόσο, μπορεί να παράγει ανακριβή αποτελέσματα για εικόνες με ανομοιόμορφο φωτισμό καθώς και να μην είναι αποδοτικό σε εικόνες που έχουν ιστογράμματα με περισσότερες από δύο κορυφές, αφού μπορεί να καθορίσει μόνο μία τιμή κατωφλίου. Λαμβάνοντας υπόψιν αυτά παρατηρείται ότι η χρήση αυτού του φίλτρου είναι χρήσιμη για απλές εργασίες ορίου εικόνας παρόλα δεν είναι πάντα αποδοτική η εφαρμογή του σε πιο σύνθετες εικόνες ή παρουσία θορύβου ή ανομοιόμορφου φωτισμού.[41,42]

Κατωφλίωση με πολλαπλά επίπεδα (Multi-level Thresholding)

Το κατώφλι πολλαπλών επιπέδων τμηματοποιεί μια εικόνα γκρι επιπέδου σε πολλές διακριτές περιοχές. Στην τμηματοποίηση με βάση το κατώφλι, οι πληροφορίες ιστογράμματος εξάγονται από την εικόνα σε κλίμακα του γκρι και χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό των τιμών κατωφλίου και για τον διαχωρισμό των εικονοστοιχείων εικόνας σε διαφορετικές κατηγορίες. Με αυτήν την τεχνική όμως τίθενται περισσότερα από ένα κατώφλια για τη εικόνα ενδιαφέροντος και τμηματοποιεί την εικόνα σε συγκεκριμένες περιοχές φωτεινότητας, οι οποίες αντιστοιχούν σε ένα φόντο και πολλά αντικείμενα. Η μέθοδος ενδείκνυται για εικόνες με αντικείμενα με έγχρωμο ή πολύπλοκο φόντο, στα οποία το κατώφλι δύο επιπέδων δεν λειτουργεί αποτελεσματικά. Ακόμα και για εικόνες που έχουν πολλά αντικείμενα με λεπτές λεπτομέρειες αφού το κατώφλι 2 επιπέδων δεν έχει καλή διακριτική ικανότητα. Η διαδικασία του κατωφλίου στοχεύει στην εύρεση των καλύτερων τιμών κατωφλίου που καθορίζουν με ακρίβεια τα τμήματα της εικόνας.[43,44]

$$\begin{aligned} \text{pixel}_{i,j} &\in R_1 && \text{if } 0 \leq \text{pixel}_{i,j} < t_1, \\ \text{pixel}_{i,j} &\in R_2 && \text{if } t_1 \leq \text{pixel}_{i,j} < t_2, \\ \text{pixel}_{i,j} &\in R_j && \text{if } t_j \leq \text{pixel}_{i,j} < t_{j+1}, \\ \text{pixel}_{i,j} &\in R_k && \text{if } t_k \leq \text{pixel}_{i,j} < L - 1, \end{aligned}$$

Προσαρμοστική κατωφλίωση (Adaptive Thresholding)

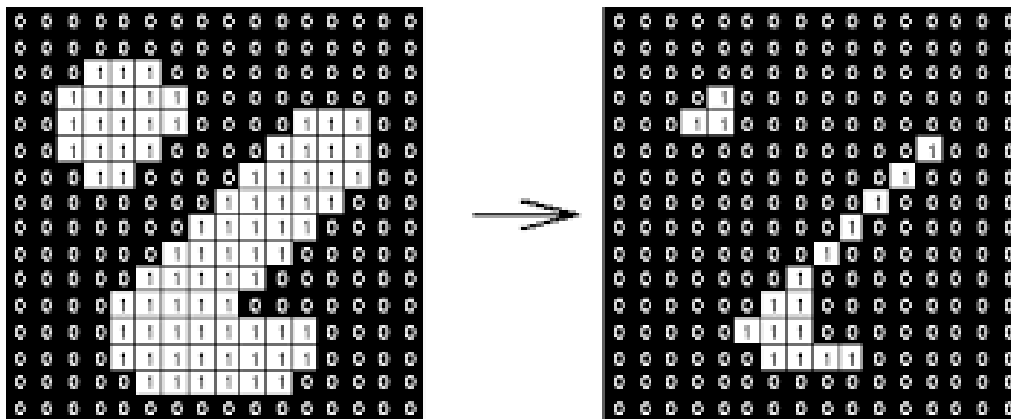
Ενώ ο συμβατικός τελεστής κατωφλίου χρησιμοποιεί ένα καθολικό όριο για όλα τα εικονοστοιχεία, το προσαρμοστικό κατώφλι αλλάζει δυναμικά το όριο πάνω από την εικόνα. Αυτού του είδους η κατωφλίωση χρησιμοποιείται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες φωτισμού στην εικόνα σε διαφορετικές περιοχές της όπως για παράδειγμα αυτές που προκύπτουν ως αποτέλεσμα ισχυρής κλίσης φωτισμού ή σκιών. Το προσαρμοστικό κατώφλι συνήθως λαμβάνει στην είσοδο μια εικόνα σε κλίμακα του γκρι ή έγχρωμη και εξάγει μια δυαδική εικόνα που σχετίζεται με την τμηματοποίηση που έγινε. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε pixel στην εικόνα, πρέπει να υπολογιστεί ένα όριο. Εάν η τιμή του εικονοστοιχείου είναι κάτω από το όριο, ορίζεται στην τιμή φόντου, διαφορετικά λαμβάνει την τιμή προσκηνίου. Υπάρχουν πολλοί τρόποι για τον υπολογισμό αυτού κατωφλιού. Ένας από αυτούς τους τρόπους και πιο απλός είναι ο υπολογισμός της μέσης τιμής των pixel μέσα στο παράθυρο και στην συνέχεια η σύγκριση του κεντρικού pixel με αυτό το κατώφλι για να αποφασιστεί αν θα είναι λευκό ή μαύρο.[45,46]

5.4 Μορφοποίηση της εικόνας

Οι μορφολογικοί μετασχηματισμοί αποτελούν κομμάτι της ψηφιακής επεξεργασίας των εικόνων. Για να πετύχουμε τον μορφολογικό μετασχηματισμό θα χρειαστούμε την εικόνα πάνω στην οποία θα γίνει ο μετασχηματισμός και ο πυρήνας που καθορίζει την φύση της λειτουργίας. Υπάρχουν πολλές κατηγορίες μορφοποίησης της εικόνας. Από αυτές οι πιο συνηθισμένες είναι η Διάβρωση (Erosion), Διαστολή (Dilation), Επισήμανση (Labelling) καθώς και ο συνδυασμός των δύο πρώτων δημιουργώντας τις κατηγορίες Άνοιγμα (Opening) και Κλείσιμο (Closing).[35,36,48]

Διάβρωση (Erosion)

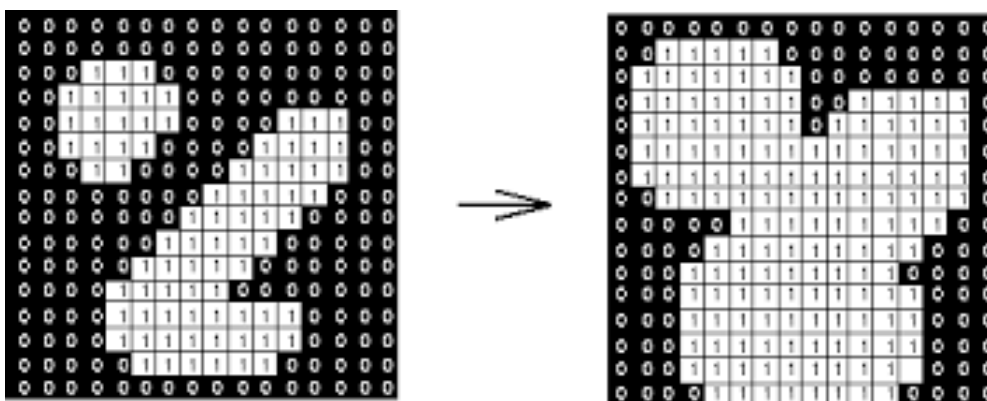
Κατά την διάβρωση αφαιρούνται τα όρια του αντικειμένου του προσκηνίου. Χρησιμοποιείται για σμίκρυνση των αντικειμένων και αποτελεί το αντίθετο της διαστολής. Συμβολίζεται ως εξής: $I \ominus S$ όπου I είναι η εικόνα και S το δομικό στοιχείο. Στην διάβρωση γίνεται εντοπισμός των εικονοστοιχείων των ορίων ενός αντικειμένου και συμπιέζει τα όρια κατά ένα pixel. Ένα pixel στην αρχική εικόνα θα θεωρηθεί 1 μόνο στην περίπτωση που όλα τα pixel κάτω από τον πυρήνα είναι ένα. Σε οποιαδήποτε άλλη περίπτωση θα γίνουν 0. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα εικονοστοιχεία κοντά στα όρια του αντικειμένου να αφαιρεθούν ανάλογα με τον μέγεθος του πυρήνα μειώνοντας το πάχος και το μέγεθος του αντικειμένου του προσκηνίου. Συνήθως χρησιμοποιείται για την αφαίρεση μικρών λευκών θορύβων (εικόνα 12).



Εικόνα 12: Διάβρωση.(πηγή εικ.12)

Διαστολή (Dilation)

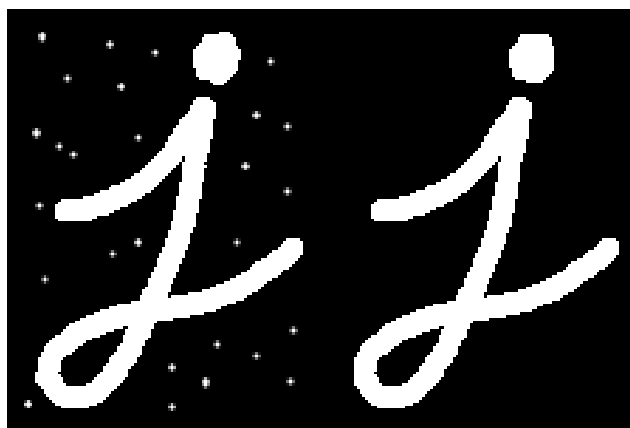
Στην διαστολή γίνεται το ακριβώς αντίθετο από ότι στην διάβρωση. Σε αυτήν την περίπτωση αυξάνεται το μέγεθος των αντικειμένων του προσκηνίου. Συμβολίζεται ως εξής: $I \oplus S$. Όπως στην διάβρωση έτσι και στην διαστολή γίνεται εντοπισμός των εικονοστοιχείων των ορίων και στην συνέχεια το όριο επεκτείνεται κατά έναν συγκεκριμένων αριθμό εικονοστοιχείων. Αυτό μετά από μερικές επαναλήψεις θα έχει ως αποτέλεσμα την διεύρυνση του ορίου των εικονοστοιχείων. Χρησιμοποιείται συνήθως για την κάλυψη «τρυπών» (εικόνα 13).



Εικόνα 13: Διαστολή.(πηγή εικ.13)

Άνοιγμα (Opening)

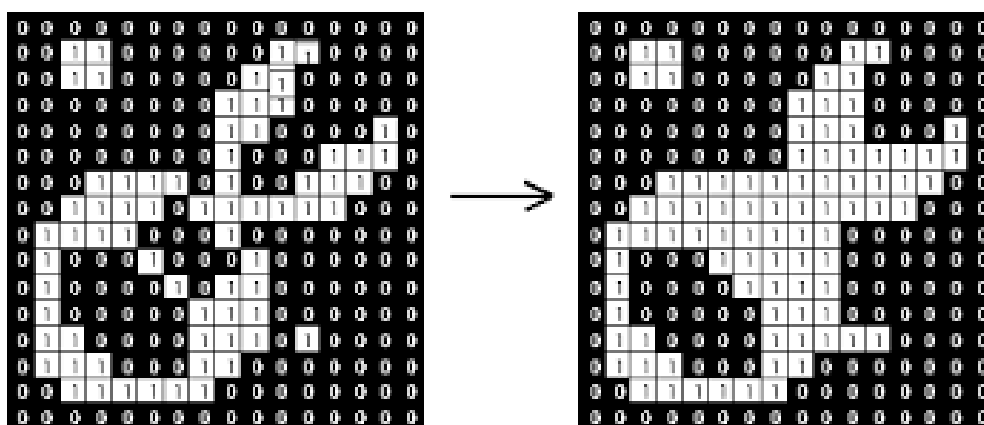
Είναι συνδυασμός των προηγούμενων κατηγοριών. Χρησιμοποιείται για να διατηρηθεί το αρχικό μέγεθος της εικόνας αφαιρώντας τον θόρυβο. Έτσι εφαρμόζεται πρώτα διάβρωση με σκοπό την μείωση του θορύβου και την σμίκρυνση του αντικειμένου και μετά διαστολή για να γίνει επαναφορά στο αρχικό μέγεθος έχοντας αφαιρέσει από την πρώτη διαδικασία τον θόρυβο (εικόνα 14).



Εικόνα 14:Opening ή Άνοιγμα.(πηγή εικ.14)

Κλείσιμο (Closing)

Το closing ακριβώς αντίθετο από το άνοιγμα. Ξεκινάει με διάβρωση και μετά με διαστολή. Σκοπός της χρήσης του closing είναι η κάλυψη των κενών στο εσωτερικό των αντικειμένων του φόντου (εικόνα 15).



Εικόνα 15:Closing ή Κλείσιμο.(πηγή εικ.15)

Επισήμανση (Labelling)

Στην επισήμανση η αρχική εικόνα πρέπει να έχει καταταμηθεί. Στην περίπτωση αυτή όλα τα pixel του αντικειμένου παίρνουν την ίδια τιμή. Η εικόνα σαρώνεται από αριστερά στα δεξιά και από πάνω μέχρι κάτω. Πιο συγκεκριμένα εάν η εικόνα έχει χωριστεί σε 8 τμήματα τότε στην τελική εικόνα μετά την επεξεργασία τα pixel του πρώτου αντικειμένου θα έχουν την τιμή 1 και συνεχίζει με παρόμοιο τρόπο και για τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία. Η επισήμανση χρησιμοποιείται για να γίνει διαχωρισμός δύο ή και περισσότερων αντικειμένων σε μια εικόνα αφού καθορίζει τα χαρακτηριστικά του κάθε αντικειμένου.[35,36,48]

5.5 Χαρακτηριστικά πρώτης τάξης

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστούν μερικά βασικά χαρακτηριστικά πρώτης τάξης.[33]

Τα χαρακτηριστικά πρώτης τάξης ή αλλιώς ποσοτικά χαρακτηριστικά σχετίζονται με την κατανομή των επιπέδων του γκρι σε μια εικόνα χωρίς να επηρεάζονται από την

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

χωρική τους σχέση . Δίνουν γενικές πληροφορίες σε μια εικόνα και έτσι από μια ψηφιακή εικόνα μπορεί να εξαχθεί πληθώρα αριθμητικών πληροφοριών όπως η μέση τιμή, η μέγιστη τιμή, ασυμμετρία, το εύρος κλπ.[60]

Μέγιστη τιμή

Η μέγιστη τιμή τόνου γκρι των pixel.

$$X_{\max} = \text{Maximum}(X)$$

Ελάχιστη τιμή

Η ελάχιστη τιμή τόνου γκρι των pixel.

$$X_{\min} = \text{Minimum}(X)$$

Μέση τιμή

Η μέση τιμή ορίζεται ως ο μέσος όρος των τιμών των τόνων του γκρι.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j I(i,j)$$

Median Value

Median Value είναι ο μέσος τόνος του γκρι μεταξύ όλων των εικονοστοιχείων.

Κυρτότητα

Η κυρτότητα είναι το πως κατανέμονται οι τόνοι του γκρι μιας εικόνας συγκριτικά με την κανονική κατανομή.

$$K = \frac{1}{N} \frac{\sum_i \sum_j (I(i,j) - \mu)^4}{\sigma^4}$$

Όπου σ είναι η τυπική απόκλιση

Τυπική απόκλιση

Η τυπική απόκλιση είναι η διακύμανση των τόνων του γκρι και της μέσης τιμής.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i \sum_j (I(i,j) - \mu)^2}$$

Ασυμμετρία

Η ασυμμετρία δείχνει πόσο ασύμμετρο είναι το σύστημα κατανομής των τόνων του γκρι της εικόνας.

$$S = \frac{1}{N} \frac{\sum_i \sum_j (I(i,j) - \mu)^3}{\sigma^3}$$

Εύρος

Αφαιρώντας από την μέγιστη τιμή τόνου του γκρι την ελάχιστη υπολογίζεται το εύρος των τόνων του γκρι.

$$E = X(\max) - X(\min)$$

Variance

Ορίζεται ως η τιμή της τετραγωνικής απόκλισης της τυχαίας μεταβλητής από τη μέση τιμή.

$$\text{var} = \frac{1}{N_p} \sum_i (x(i) - \bar{x})^2$$

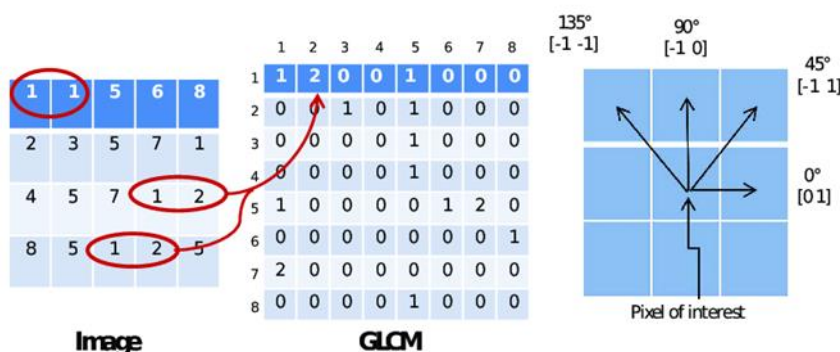
Mean Absolute Deviation

Η μέση απόλυτη απόκλιση είναι το απόλυτο της μέσης τιμής της απόστασης κάθε τόνου γκρι από τη μέση τιμή του συνόλου των pixel.

$$\text{MAD} = \frac{\sum |X_i - \bar{X}|}{N}$$

5.6 Χαρακτηριστικά υφής

Όπως και στην ενότητα 5.5 έτσι και εδώ θα παρουσιαστούν μερικά χαρακτηριστικά υφής. Η υφή παίζει σημαντικό ρόλο στην επεξεργασία εικόνας. Ορίζεται από τη χωρική κατανομή του γκρι επιπέδου σε μια περιοχή επιλογής ή σε μια εικόνα. Επιπλέον, η υφή εικόνας μας παρέχει λεπτομέρειες σχετικά με το χρώμα ή την ένταση της χωρικής διάταξης. Μερικά στοιχεία που μπορεί να επηρεάσουν τα χαρακτηριστικά υφής μιας εικόνας είναι η φωτεινότητα, η αντίθεση, η ευκρίνεια, ο θόρυβος καθώς και η πυκνότητα των εικονοστοιχείων. Οι υπολογισμοί χαρακτηριστικών υφής χρησιμοποιούν τα περιεχόμενα του GLCM για να περιγράψουν το μέτρο της διακύμανσης στην ένταση της εικόνας. Βασική προϋπόθεση σε αυτήν την περίπτωση είναι να έχει υπολογιστεί ο πίνακας συνεμφάνισης τόνων του γκρι (Gray-Level Co-Occurrence Matrix ή GLCM). Ο πίνακας αυτός παρουσιάζει τη συχνότητα που εμφανίζονται τα ζεύγη τόνων του γκρι σε γειτονικά pixel σε μια εικόνα. Για διαφορετικές διευθύνσεις προκύπτουν και διαφορετικοί πίνακες GLCM. Αξίζει να σημειωθεί, ότι τα χαρακτηριστικά εξάγονται αφότου υπολογισθεί αυτός ο πίνακας και ότι εξάγονται διαφορετικοί πίνακες GLCM για κάθε διεύθυνση (εικόνα 16).[61]



Εικόνα 16: Gray-Level Co-Occurrence Matrix.

Αριστερά: μίγτρα εικόνας, κέντρο: πίνακας GLCM, δεξιά: διευθύνσεις υπολογισμού από το εικονοστοιχείο ενδιαφέροντος.(πηγή εικ.16)

Αντίθεση

Η αντίθεση αναφέρεται στις διαφορετικές κλίμακες του γκρι που υπάρχει μεταξύ των διαφόρων χαρακτηριστικών εικόνας. Δίνει την ανομοιογένεια της εικόνας λόγω των διαφορετικών τιμών φωτεινότητας των εικονοστοιχείων σε σχέση με τα γειτονικά τους.

$$\text{Contrast} = \sum |i - j|^2 * p(i, j)^2$$

Όπου $p(i, j)^2$ είναι η πιθανότητα εμφάνισης των ζευγών i, j (τιμές έντασης) στον πίνακα GLCM

Συσχέτιση

Η συσχέτιση δείχνει κατά πόσο τα εικονοστοιχεία μιας εικόνας σχετίζονται με τα γειτονικά τους. Εάν είναι απολύτως πανομοιότυπα ο συντελεστής παίρνει την τιμή 1 ενώ εάν δεν είναι συσχετισμένες τότε παίρνει την τιμή -1.

$$\text{Correlation} = \sum \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

Ομοιογένεια

Η ομοιογένεια δείχνει την κατανομή των τιμών του γκρι κατά μήκος της διεύθυνσης υπολογισμού του πίνακα συνεμφάνισης τόνων του γκρι.

$$\text{Homogeneity} = \sum \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|}$$

Ενέργεια

Η ενέργεια μετρά το μέγεθος της διακύμανσης των τόνων του γκρι μέσα σε ένα παράθυρο σταθερού μεγέθους, δηλαδή το παράθυρο αυτό είναι ο πίνακας συνεμφάνισης τόνων του γκρι. Είναι ίσο με το άθροισμα των τετραγώνων των στοιχείων του πίνακα συνεμφάνισης της.

$$\text{Energy} = \sum p(i, j)^2$$

Εντροπία

Η εντροπία είναι ένα μέτρο αβεβαιότητας, το μέγεθος της τάξης-αταξίας της κατανομής των τόνων του γκρι.

$$\text{Entropy} = -\sum p(i, j) * \log(p(i, j))$$

6 ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ

6.1 Υλικό

Η βάση δεδομένων είναι ένας φάκελος με το όνομα Multiple Sclerosis που υπάρχει στο Kaggle και περιλαμβάνει εικόνες MRI εγκεφάλου σε εγκάρσιες και οβελιαίες FLAIR ακολουθίες. Οι εικόνες πάρθηκαν στην Ιατρική Σχολή του Πανεπιστημίου OzaI το 2021 από 72 ασθενείς με σκλήρυνση και 59 υγιείς, άντρες και γυναίκες (εικόνα 17). Από τους 72 ασθενείς με σκλήρυνση κατά πλάκας οι 1411 εγκάρσιες και οβελιαίες τομές εγκεφαλικής εικόνας περιείχαν αναγνωρίσιμες βλάβες που τις κατέταξαν στην κατηγορία ΣΚΠ ενώ από τους 59 υγιείς οι 2016 εγκάρσιες και οβελιαίες τομές είχαν φυσιολογική απεικόνιση, δηλαδή δεν υπήρχαν αλλοιώσεις λευκής ουσίας, και κατατάχθηκαν στην υγιή κατηγορία. Για τη δυαδική ταξινόμηση των κατηγοριών αυτών, δημιουργήθηκαν τρία υποσύνολα δεδομένων της μελέτης που περιλαμβάνουν εγκάρσιες εικόνες ($n = 1652$), οβελιαίες εικόνες ($n = 1775$) και συνδυασμένες εγκάρσιες και οβελιαίες εικόνες ($n = 3427$). Το υλικό είναι διαθέσιμο στον εξής σύνδεσμο <https://www.kaggle.com/datasets/buraktaci/multiple-sclerosis>. Η βιβλιοθήκη με την βάση δεδομένων που κατέβηκε αποτελείται από έναν φάκελο με το όνομα Multiple Sclerosis ο οποίος περιλαμβάνει υποφακέλους με τα αρχεία εικόνων που θα χρησιμοποιηθούν. Οι εικόνες είναι σε axial και sagittal τομές και είναι αποθηκευμένες σε μορφή PNG.

Πιο αναλυτικά υπάρχουν συνολικά 3427 εικόνες εγκεφάλου από υγιείς και μη υγιείς ασθενείς. Οι εικόνες αυτές χωρίζονται ως εξής:

Control-Axial	1002 αρχεία png
Control-Sagittal	1014 αρχεία png
Ms-Axial	650 αρχεία png
Ms-Sagittal	761 αρχεία png

Πίνακας 1: Αριθμός εικόνων σε κάθε υποφάκελο.

Τα αρχεία των ασθενών χωρίς σκλήρυνση είναι συνολικά 2016 και αυτών που έχουν σκλήρυνση 1411. Από αυτό το υλικό το 20% χρησιμοποιήθηκε σαν test και το υπόλοιπο training.

Table 1. The attributes of the MRI dataset used.

	Male, n	Female, n	Total, n	Age, Years	Number of MRI Images, n
MS-Axial	21	51	72	28.4 ± 5.66	650
MS-Sagittal	21	51	72	28.4 ± 5.66	761
Healthy-Axial	27 *	30 *	57 *	29.5 ± 8.32	1002
Healthy-Sagittal	29 *	20 *	49 *	27.4 ± 6.48	1014

* There is an overlap of subjects in the healthy class, which comprises 29 males and 30 females.

Εικόνα 17: Πληροφορίες MRI dataset.

Οι 29 άντρες και οι 30 γυναίκες περιλαμβάνονται και στις δύο υγιείς κατηγορίες. (πηγή 17)

6.2 Προεπεξεργασία εικόνας και εξαγωγή χαρακτηριστικών

Αρχικά εφαρμόζεται ο κώδικας `all_features`. Με τον κώδικα αυτόν γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών πρώτης τάξης και χαρακτηριστικών υψής σε μορφή πίνακα και αποθηκεύεται σε csv αρχείο. Πιο αναλυτικά, το πρόγραμμα αυτό δημιουργεί ένα πλήρες αρχείο από τα καθορισμένα ονόματα φακέλων (`imFolder`) και αρχείων (εικόνες png μορφής). Εν συνεχεία, γίνεται αρχικοποίηση των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στην πορεία για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Σε μια εντολή επανάληψης (`for`) διαβάζεται και φορτώνεται κάθε εικόνα ξεχωριστά. Σημαντικό είναι να τονιστεί, ότι αυτό γίνεται για κάθε κατηγορία φακέλου ξεχωριστά και η εντολή `for` εκτελείται ανάλογα το μέγεθος του κάθε φακέλου. Έπειτα, γίνεται μετατροπή των εικόνων σε κλίμακα του γκρι και κανονικοποίηση των εικόνων. Η κανονικοποίηση εφαρμόζεται με σκοπό οι εικόνες να παρουσιάζονται ομοιόμορφα χωρίς διαφορετικές αποχρώσεις (όλες οι εικόνες θα έχουν την ίδια κλίμακα τιμών) και να μειωθεί ο θόρυβος ειδικότερα σε εικόνες που έχουν διαφορετικά επίπεδα φωτεινότητας και αντίθεσης. Έπειτα εφαρμόζεται το Otsu's φίλτρο με την εντολή `graythresh` το οποίο βοηθάει στην ενίσχυση της αντίθεσης μεταξύ των διαφορετικών ιστών ή περιοχών ενδιαφέροντος. Το φίλτρο αυτό χρησιμοποιείται συνήθως σε εικόνες κλίμακας του γκρι, καθώς ανιχνεύει την μέγιστη τιμή του κατωφλιού που χωρίζει τις δύο περιοχές με μέγιστη διακύμανση βάση του ιστογράμματος της εικόνας. Μετά το φίλτρο δημιουργείται δυαδική μάσκα και με τις εντολές `imfill` και `bwareaopen` γίνεται κάλυψη των κενών της και καθαρισμός της μάσκας. Ο κώδικας έχει φτάσει στο σημείο που πρέπει να κάνει περικοπή του σημείου ενδιαφέροντος από την αρχική εικόνα. Έτσι με την εντολή `regionprops` βάση των γεωμετρικών χαρακτηριστικών της κάθε εικόνας (έχει γίνει μετατροπή σε δυαδική μορφή με το `cleanedMask`) βρίσκει την περιοχή με την μεγαλύτερη επιφάνεια που αντιστοιχεί στον εγκέφαλο και την αποθηκεύει σε μια μεταβλητή με το όνομα `BoundingBox` με την μορφή ορθογώνιου πίνακα. Γίνεται επιλογή δομικού στοιχείου σε μορφή δίσκου με ακτίνα 2. Το δομικό στοιχείο είναι μια μήτρα που ορίζει τι θα γειτνιάζει και θα χρησιμοποιηθεί στην επεξεργασία κάθε εικονοστοιχείου της εικόνας. Αφού του έχει γίνει η προεπεξεργασία των εικόνων γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών πρώτης τάξης και μετά υπολογίζεται GLCM. Το GLCM είναι σημαντικό στην ανάλυση της υψής μιας εικόνας καθώς προσδιορίζει τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των επιπέδων γκρι τιμών για 4 διευθύνσεις. Αρχικά για 0° και απόσταση 1 pixel (οριζόντια), έπειτα για 45° και απόσταση πάλι 1 pixel και για 90° (κάθετα προς τα πάνω) και 145° με απόσταση 1 pixel για κάθε κατεύθυνση. Συνεπώς, αφού υπολογισθεί γίνεται η εξαγωγή μερικών χαρακτηριστικών υψής όπως Συσχέτιση, Ενέργεια και Ομοιογένεια. Αφού υπολογισθούν αυτά υπολογίζεται και η εντροπία και αποθηκεύονται όλα τα χαρακτηριστικά σε λίστες. Τέλος τα χαρακτηριστικά εξάγονται σε πίνακα και αποθηκεύονται σε csv μορφή.[49-53]

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB



Κώδικας all_features.m

```
imFolder = 'C:\Users\Nadia Patsani\Documents\MATLAB\Control-Axial';  
imFiles = dir(fullfile(imFolder, '*.png'));% Λίστα των PNG  
% Αρχικοποίηση μεταβλητών  
allMeanValues = [];  
allStdDevValues = [];  
allSkewnessValues = [];  
allKurtosisValues = [];  
allImageNames = {};  
correlation = [];  
energy = [];  
entropy = [];  
homogeneity = [];  
  
for k = 1:length(imFiles)  
    filePath = fullfile(imFolder, imFiles(k).name);%Διάβασμα και φόρτωση κάθε
```

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

εικόνας ξεχωριστά

```
mriIm = imread(filePath);
% Μετατροπή σε κλίμακα του γκρι(Σημαντικό γιατί θα εμφανίσει error)
if size(mriIm, 3) == 3
    grayIm = rgb2gray(mriIm);
else
    grayIm = mriIm;
end
% Κανονικοποίηση εικόνας στην κλίμακα [0, 1]
normalizedImage = double(grayIm) / 255;

threshold = graythresh(normalizedImage); % Otsu's φίλτρο
binaryMask = imbinarize(normalizedImage, threshold); % Δημιουργία
δυναδικής μάσκας
filledMask = imfill(binaryMask, 'holes'); % Συμπλήρωση κενών
cleanedMask = bwareaopen(filledMask, 100); % Καθαρισμός μάσκας

% Εύρεση περιοχής εγκεφάλου
stats = regionprops('table', cleanedMask, 'BoundingBox', 'Area');
[~, idx] = max(stats.Area);
boundingBox = stats.BoundingBox(idx, :);

% Εξαγωγή της περιοχής του bounding box
x = round(boundingBox(1));
y = round(boundingBox(2));
width = round(boundingBox(3));
height = round(boundingBox(4));

croppedIm = normalizedImage(y:y+height-1, x:x+width-1); % Περικοπή της
αρχικής εικόνας
se = strel('disk', 2); % Δομικό στοιχείο για μορφολογική επεξεργασία
erodedIm = imerode(croppedIm, se); % διάβρωση
dilatedIm = imdilate(erodedIm, se); % διαστολή

% Χαρακτηριστικά πρώτης τάξης
meanValue = mean(dilatedIm(:));
stdDevValue = std(dilatedIm(:));
skewnessValue = skewness(dilatedIm(:));
kurtosisValue = kurtosis(dilatedIm(:));

% Υπολογισμός gray-level co-occurrence matrix (GLCM)
glcm = graycomatrix(uint8(normalizedImage * 255), 'NumLevels', 256,
'Offset', [0 1; -1 1; -1 0; -1 -1], 'Symmetric', true);
glcmStats = graycoprops(glcm, {'Correlation', 'Energy', 'Homogeneity'});
% Υπολογισμός χαρακτηριστικών

% Υπολογισμός εντροπίας
entropyMap = entropyfilt(normalizedImage);
entropyValue = mean(entropyMap(:));

% Αποθήκευση σε λίστα
allMeanValues = [allMeanValues; meanValue];
allStdDevValues = [allStdDevValues; stdDevValue];
allSkewnessValues = [allSkewnessValues; skewnessValue];
allKurtosisValues = [allKurtosisValues; kurtosisValue];
allImageNames{end+1} = imFiles(k).name;
correlation = [correlation; mean(glcmStats.Correlation)];
energy = [energy; mean(glcmStats.Energy)];
entropy = [entropy; entropyValue];
```

ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ – ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

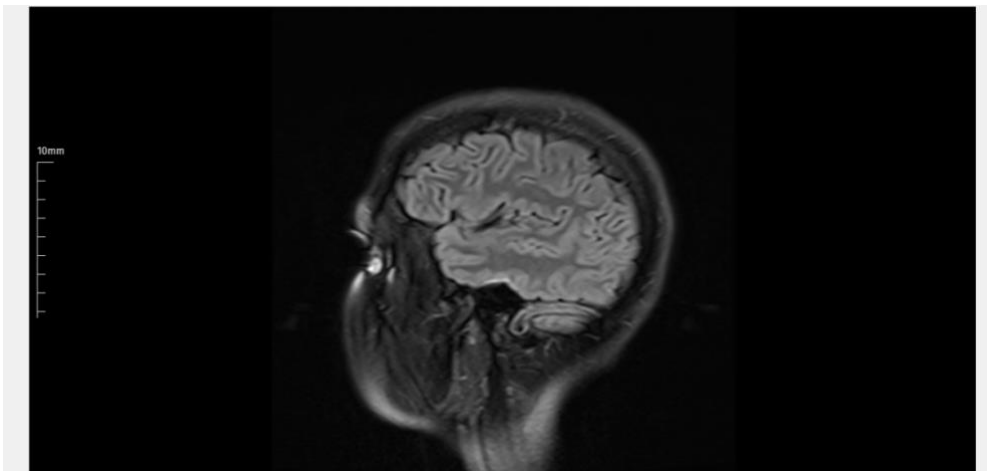
```
homogeneity = [homogeneity; mean(glcmStats.Homogeneity)];  
end  
  
% Πίνακας με τα χαρακτηριστικά  
featTable = table(allImageNames', allMeanValues, allStdDevValues,  
allSkewnessValues, allKurtosisValues, correlation, energy, entropy,  
homogeneity, ...  
    'VariableNames', {'ImageName', 'Mean', 'StdDev', 'Skewness', 'Kurtosis',  
    'Correlation', 'Energy', 'Entropy', 'Homogeneity'});  
  
% Αποθήκευση σε csv  
writetable(featTable, 'control_all_features_axial.csv');  
disp('Αποθήκευση στο control_all_features_axial.csv');
```

Σημαντικό είναι να τονισθεί ότι το όνομα αποθήκευσης αλλάζει με βάση τον φάκελο που έχει επεξεργαστεί. Συνεπώς τα csv θα έχουν αντίστοιχα τα ονόματα control_all_features_axial, control_all_features_sagittal, ms_all_features_axial και ms_all_features_sagittal. Επιπλέον θα πρέπει να αλλάχθει σε κάθε επεξεργασία του φακέλου και το όνομα του Path που βρίσκεται το αντίστοιχο Folder.

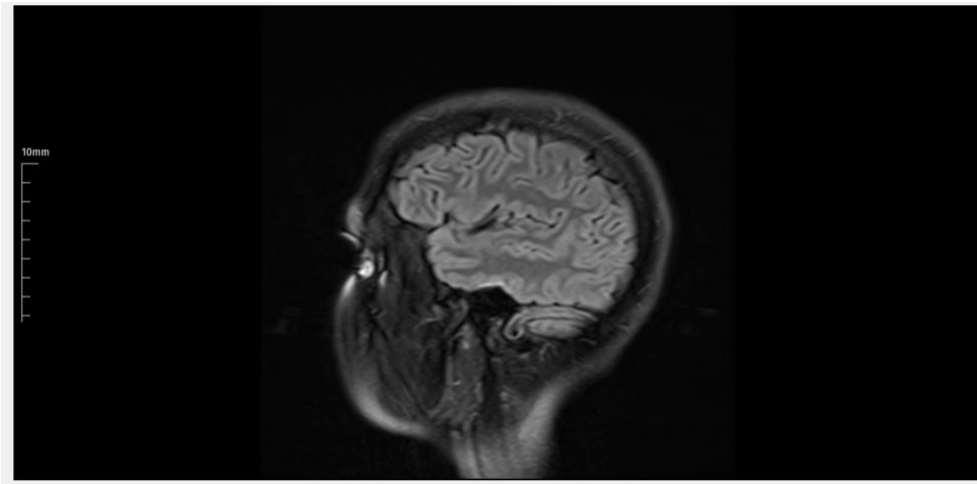
Στάδια επεξεργασίας

Παρουσίαση των αποτελεσμάτων επεξεργασίας δύο εικόνων από το υλικό που χρησιμοποιήθηκε. Σε κάθε στάδιο με την εντολή figure μετά από κάθε στάδιο γινόταν εμφάνιση της εικόνας.

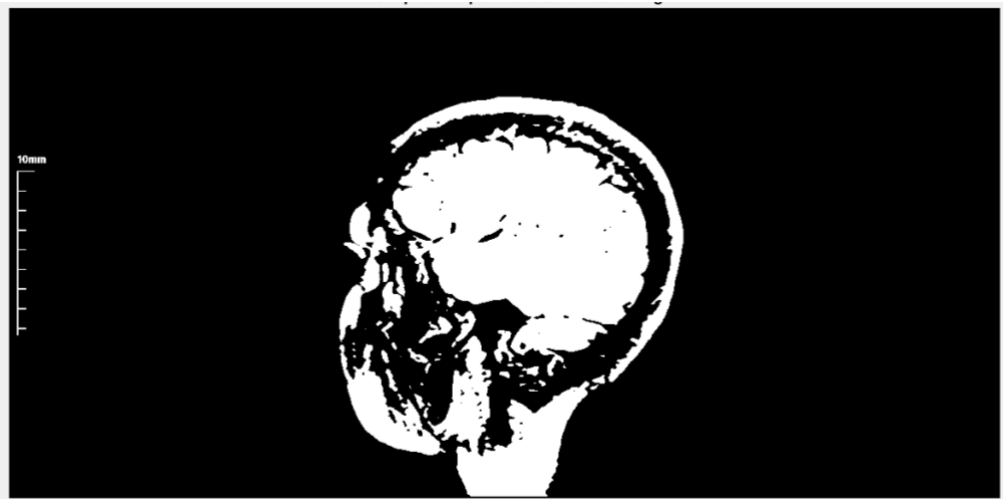
- Τα αποτελέσματα για την εικόνα C-S(4).png ήταν τα εξής:



Εικόνα 18: Αρχική εικόνα (χωρίς ΣΚΠ)



Εικόνα 19: Κλίμακα του γκρι



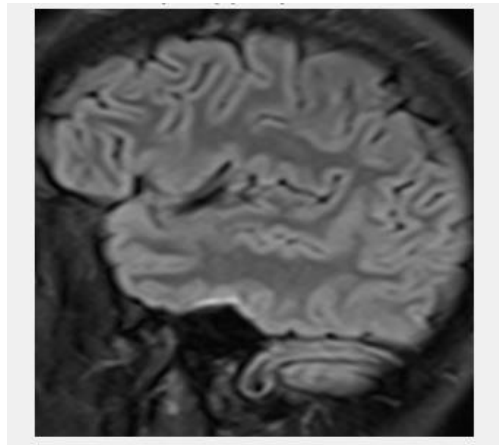
Εικόνα 20: Otsu's thresholding (δημιουργία δυαδικής μάσκας)



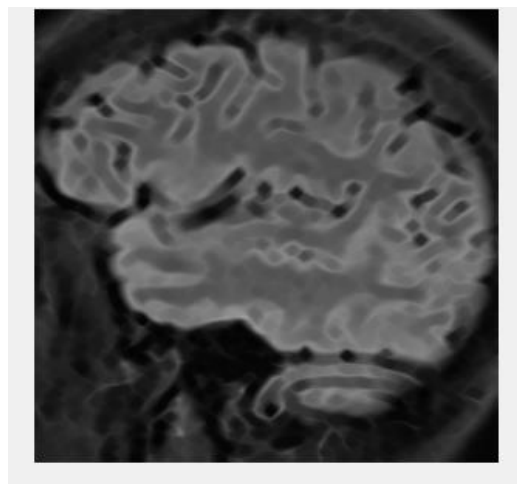
Εικόνα 21: Μάσκα με συμπληρωμένα κενά



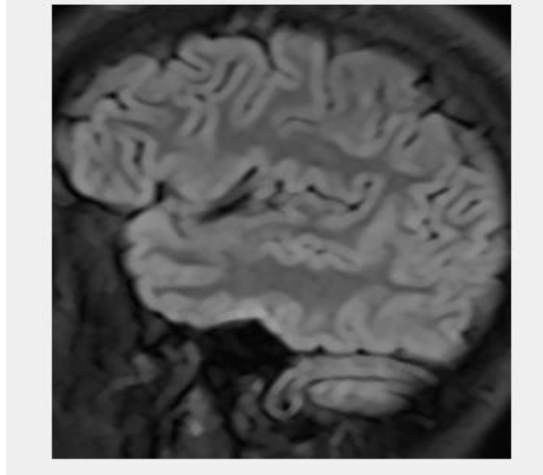
Εικόνα 22: Cleaned Mask



Εικόνα 23: Περικοπή εικόνας

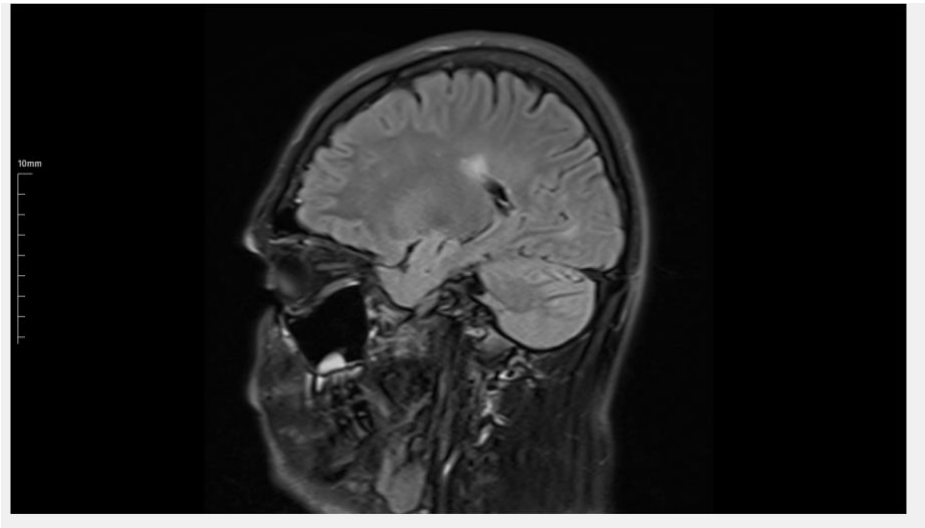


Εικόνα 24: Μετά την διάβρωση

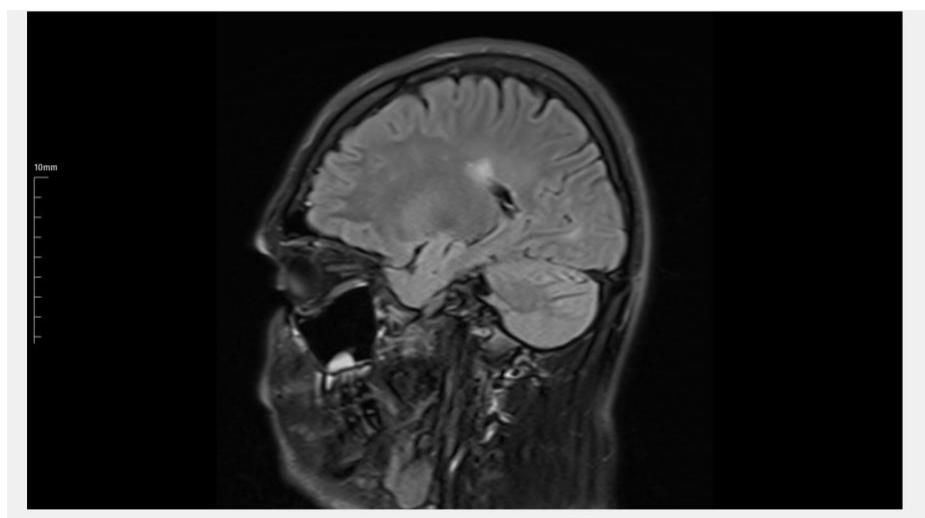


Εικόνα 25: Μετά την διαστολή

- Τα αποτελέσματα για την δεύτερη εικόνα (MS-S(68).png) ασθενούς που έπασχε από τη νόσο ήταν τα εξής.



Εικόνα 26: Αρχική εικόνα (με ΣΚΠ)



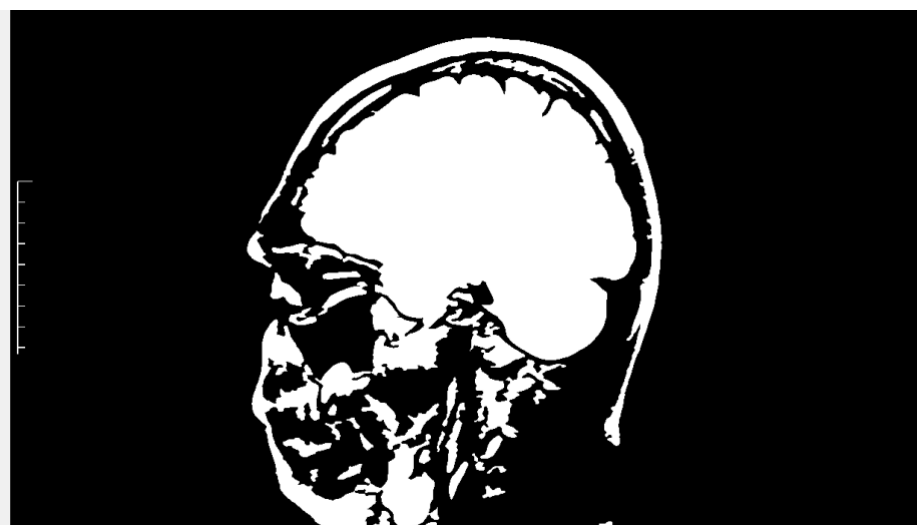
Εικόνα 27: Κλίμακα του γκρι



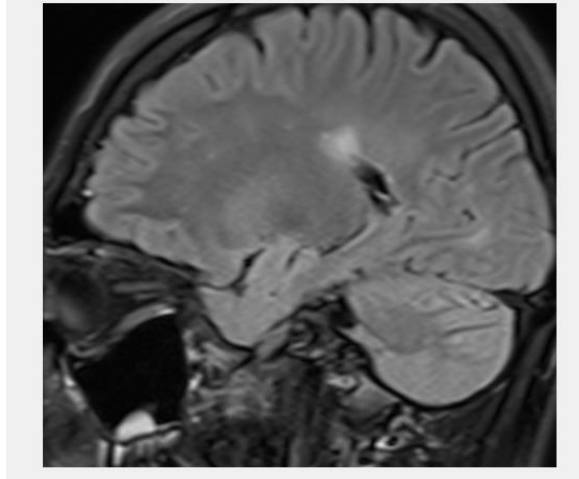
Εικόνα 28: Otsu's thresholding (δημιουργία δυαδικής μάσκας)



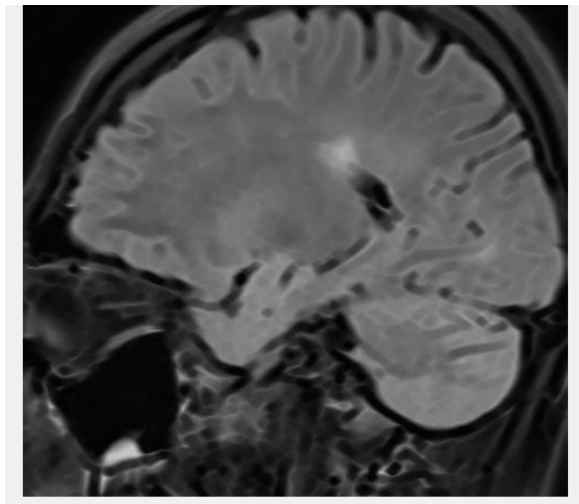
Εικόνα 29: Μάσκα με συμπληρωμένα κενά



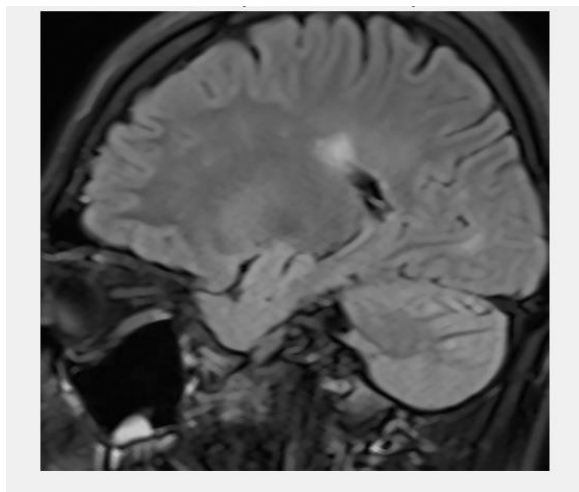
Εικόνα 30: Cleaned Mask



Εικόνα 31: Περικοπή εικόνας



Εικόνα 32: Μετά την διάβρωση



Εικόνα 33: Μετά την διαστολή

Οι εικόνες απεικονίζονται σε αποχρώσεις του γκρι. Όμως, η αντιστοιχία των

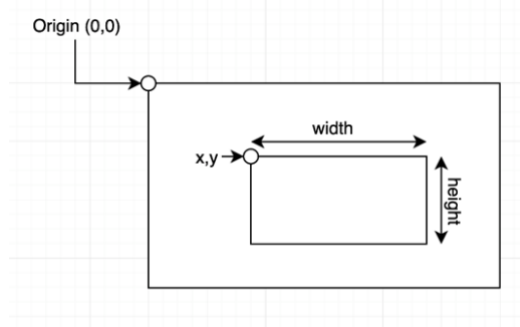
Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

αποχρώσεων του δισδιάστατου πίνακα της εικόνας δεν είναι σε grayscale. Για αυτό είναι σημαντική η μετατροπή της κάθε εικόνας σε κλίμακα του γκρι, καθώς οι πίνακες των εικόνων θα χρησιμοποιηθούν για την επεξεργασία τους.

Η ίδια διαδικασία υλοποιήθηκε για όλες τις εικόνες σε κάθε φάκελο. Ωστόσο δεν έγινε εμφάνιση της επεξεργασίας σε κάθε βήμα αλλά μόνο αποθήκευση των χαρακτηριστικών της κάθε επεξεργασμένης εικόνας σε μορφή πίνακα.

Αυτοματοποιημένη περικοπή εικόνων

Για να γίνει αποκοπή της περιοχής ενδιαφέροντος (εγκεφάλου) αναπτύχθηκε στον κώδικα ένας αυτοματοποιημένος τρόπος. Αρχικά γίνεται χρήση των cleaned mask (δυαδική μάσκα) και εντοπίζονται οι περιοχές με το μεγαλύτερο εμβαδόν από τις συνδεδεμένες περιοχές που επιστρέφει το regionprops. Συνδεδεμένες ονομάζονται οι περιοχές που αποτελούνται από εικονοστοιχεία με την ίδια τιμή (πχ όλα 1). Συνήθως μια τέτοια περιοχή αντιστοιχεί σε ένα αντικείμενο στην εικόνα. Στην συνέχεια επιλέγεται η μεγαλύτερη περιοχή (max(stats.Area) που επέστρεψε το regionprops και αποθηκεύεται στον δείκτη idx. Να σημειωθεί ότι ως Area έχει οριστεί η επιφάνεια και έχει την μορφή πίνακα. Έπειτα πάρθηκε το αντίστοιχο πλαίσιο ορίων για την περιοχή αυτή (boundingBox = stats.BoundingBox(idx, :)). Τέλος με την χρήση των συντεταγμένων x,y καθώς και width, height (σε ακέραιες τιμές με την χρήση του round) δόθηκαν οι διαστάσεις των τελικών εικόνων (εικόνα 34).



Εικόνα 34: Συντεταγμένες περικοπής εικόνας. (πηγή εικ.34)

6.3 Κώδικας categorical_column.m

Με τον κώδικα αυτό προστίθεται μια νέα στήλη σε κάθε csv με το όνομα Diagnosis και τιμές Positive για τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από υποφακέλους που περιέχουν εικόνες θετικές στην ΣΚΠ και Negative για τους αντίστοιχους υποφακέλους που περιέχουν εικόνες από υγιή άτομα.

Κώδικας categorical_column

```
data = readtable(['control_all_features_sagittal.csv']);  
  
% Δημιουργία μεταβλητής Diagnosis  
numRows = size(data, 1);  
negativediagnosis = categorical(repmat({'Negative'}, numRows, 1),  
{'Negative'});  
  
data.Diagnosis = negativediagnosis;  
  
% Αποθήκευση πίνακα σε CSV  
writetable(data, 'new_control_all_features_sagittal.csv');
```

6.4 Κώδικας diagnosis.m

Όλα τα αρχεία csv ενώνονται σε ένα με το όνομα



new_features.xlsx

Αφού οι πληροφορίες που θα χρειαστούν έχουν εξαχθεί και είναι αποθηκευμένες χρησιμοποιείται και ο τελικός κώδικας με το όνομα diagnosis.m. Στον κώδικα έχουν επιλεγθεί όλα τα χαρακτηριστικά που έχουν εξαχθεί και η ταξινόμηση γίνεται με knn=5 και από το dataset το 20% έχει οριστεί ως test set και το υπόλοιπο (80%) ως train. Στο τέλος απεικονίζονται confusion chart, normalized confusion chart, accuracy, precision, sensitivity και F1-Score για κάθε κλάση. Αυτά θα βοηθήσουν στην στατιστική ανάλυση και στην αξιολόγηση του ταξινομητή.

Κώδικας diagnosis.m

```
% Φόρτωση δεδομένων
data = readtable('new_features.csv');

% Επιλογή χαρακτηριστικών
selectfeatures = data(:,
{'Kurtosis', 'StdDev', 'Mean', 'Skewness', 'Correlation', 'Energy', 'Homogeneity'
});
respvariable = data(:, {'Diagnosis'});

% Χωρίζουμε σε train και test set
cv = cvpartition(size(data, 1), 'HoldOut', 0.2);
idxTrain = training(cv);
idxTest = test(cv);

Xtrain = table2array(selectfeatures(idxTrain, :));
ytrain = table2array(respvariable(idxTrain, :));

Xtest = table2array(selectfeatures(idxTest, :));
ytest = table2array(respvariable(idxTest, :));

% Κανονικοποίηση
Xtrain = zscore(Xtrain);
Xtest = zscore(Xtest);

% Επιλογή k=5
knnModel = fitcknn(Xtrain, ytrain, 'NumNeighbors', 5);

predictedLabels = predict(knnModel, Xtrain);

% Confusion matrix
confMat = confusionmat(ytrain, predictedLabels);
disp('Confusion Matrix:');
disp(confMat);

% Confusion charts
figure;
confusionchart(ytrain, predictedLabels, 'Normalization', 'row-normalized');
title('Normalized Confusion Chart');
```

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

```
figure;
confusionchart(ytrain, predictedLabels);
title('Confusion Chart');

% Υπολογισμός ακρίβειας
accuracy = sum(diag(confMat)) / sum(confMat(:));
fprintf('Accuracy: %.2f%%\n', accuracy * 100);
fprintf('Accuracy: %.4f\n', accuracy);

% Υπολογισμός precision, recall, F1-score, sensitivity
TP = diag(confMat); % True Positives
FP = sum(confMat, 1)' - TP; % False Positives
FN = sum(confMat, 2) - TP; % False Negatives
TN = sum(confMat(:)) - TP - FP - FN; % True Negatives

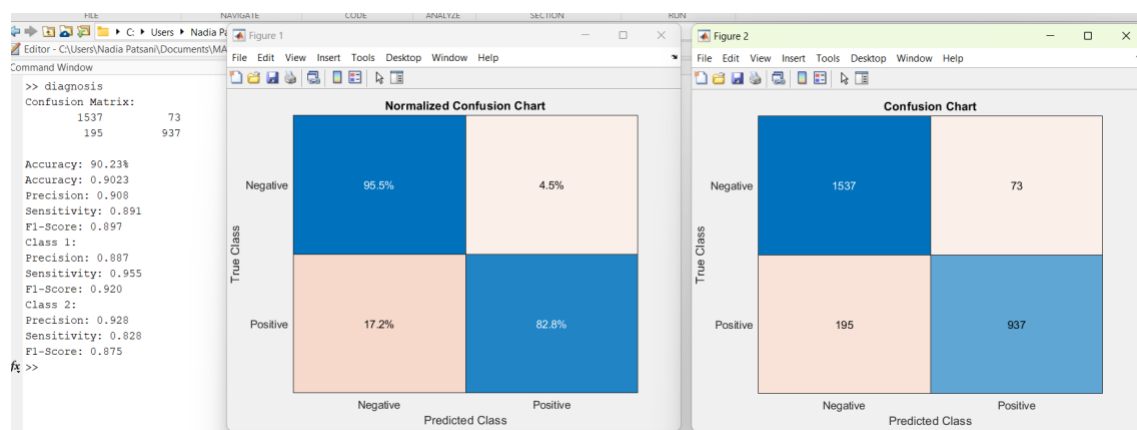
precision = TP ./ (TP + FP);
sensitivity = TP ./ (TP + FN);
f1_score = 2 * (precision .* sensitivity) ./ (precision + sensitivity);

fprintf('Precision: %.3f\n', mean(precision));
fprintf('Sensitivity: %.3f\n', mean(sensitivity));
fprintf('F1-Score: %.3f\n', mean(f1_score));

% Εμφάνιση αναλυτικών τιμών για κάθε κατηγορία
for i = 1:length(precision)
    fprintf('Class %d:\n', i);
    fprintf('Precision: %.3f\n', precision(i));
    fprintf('Sensitivity: %.3f\n', sensitivity(i));
    fprintf('F1-Score: %.3f\n', f1_score(i));
end
```

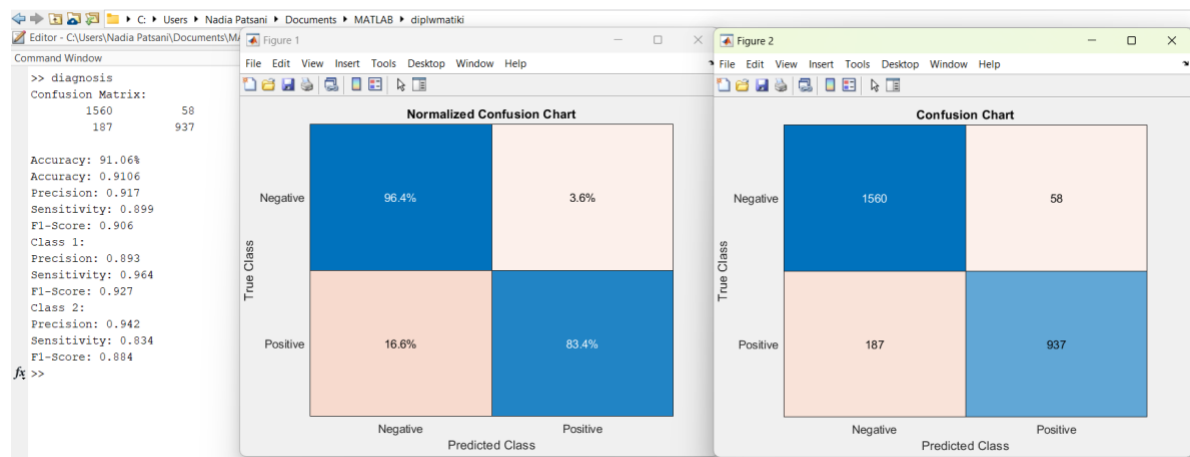
6.5 Στατιστική ανάλυση

Έγινε επανάληψη του προγράμματος 2 φορές και πάρθηκαν τα εξής αποτελέσματα



Εικόνα 35: Πρώτη επανάληψη

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB



Εικόνα 36: Δεύτερη επανάληψη

	1 ^η επανάληψη	2 ^η επανάληψη
Accuracy Ταξινομητή	90,23%	91,06%

Πίνακας 2: Συνολικό accuracy μοντέλου ταξινόμησης.

CLASS 1	Precision	Sensitivity	F1-Score
1^η φορά	88,7%	89,1%	89,7%
2^η φορά	89,3%	96,4%	88,4%

Πίνακας 3: Αποτελέσματα precision, sensitivity και F1- score της πρώτης τάξης.

CLASS 2	Precision	Sensitivity	F1-Score
1^η φορά	92,8%	82,8%	87,5%
2^η φορά	94,2%	83,4%	92,7%

Πίνακας 4: Αποτελέσματα precision, sensitivity και F1- score της δεύτερης τάξης.

Accuracy:

Η ακρίβεια (Accuracy) δείχνει το ποσοστό των σωστών προβλέψεων συνολικά. Όσο μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια, τόσο πιο πετυχημένο θεωρείται το μοντέλο (πίνακας 2). Όταν κάθε πρόβλεψη που κάνει το μοντέλο είναι σωστή η ακρίβεια είναι 1,0 ή 100%.

$$\text{Accuracy} = (\text{True Positive} + \text{True Negative}) / \text{Total}$$

Στο μοντέλο που δημιουργήθηκε η ακρίβεια κυμαίνεται γύρω στο 90% γεγονός που υποδηλώνει ότι έχει καλή απόδοση. Η ακρίβεια ωστόσο δεν επαρκεί για να δώσει πλήρεις πληροφορίες για την απόδοση και την αξιοπιστία του μοντέλου. Για αυτό πρέπει να προσδιοριστούν κ άλλοι παράγοντες αξιολόγησης.[54]

Precision:

Η αξιοπιστία (Precision) δείχνει το ποσοστό των πραγματικά θετικών προβλέψεων από τις συνολικές προβλέψεις που ήταν θετικές (εικόνα 37).

$$\text{Precision} = \text{True Positive} / (\text{True Positive} + \text{False Positive})$$

Το class 2 είχε καλύτερο precision στο μοντέλο από το class 1. Την πρώτη φορά το class 2 είχε 92,8% και το class 1 88,7% ενώ την δεύτερη φορά το class 2 είχε 94,2% ενώ το class 1 89,3% (πίνακας 3 και 4). Και οι δυο τιμές είναι αποδεκτές και μαζί με τις υπόλοιπες παραμέτρους επιβεβαιώνουν την αξιοπιστία του μοντέλου.[55]

Sensitivity:

Η ευαισθησία (Sensitivity) δείχνει το ποσοστό των πραγματικά θετικών περιπτώσεων που έχουν αναγνωριστεί από τον ταξινομητή (εικόνα 37).

$$\text{Sensitivity} = \text{True Positive} / (\text{True Positive} + \text{False Negative})$$

Ένα μοντέλο με υψηλή ευαισθησία θα έχει λιγότερα ψευδώς αρνητικά. Συνεπώς όσο υψηλότερη είναι η ευαισθησία τόσο καλύτερο είναι το μοντέλο (πίνακας 3 και 4). Έτσι και στο συγκεκριμένο μοντέλο ταξινόμησης τόσο το class 1 όσο και το class 2 έχουν υψηλές τιμές ευαισθησίας.[56]

F1-Score:

Ορίζεται ως ο αρμονικός μέσος της Precision και της Sensitivity και δίνει μια ισορροπημένη εκτίμηση της απόδοσης του μοντέλου. Είναι ένας δείκτης που παρέχει μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της απόδοσης. Είναι σημαντικό να υπολογίζεται όταν υπάρχει ανισορροπία στις τάξεις δεδομένων.

$$\text{F1-Score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Sensitivity} / (\text{Precision} + \text{Sensitivity}))$$

Τα αποτελέσματα του ταξινομητή δείχνουν ότι το μοντέλο έχει καλή απόδοση καθώς οι τιμές είναι υψηλές (πίνακας 3 και 4).[57]

		Actual Values	
		Positive	Negative
Predicted Values	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Εικόνα 37:Confusion Matrix.

TP:Αληθώς θετικές τιμές, FP:Ψευδώς θετικές τιμές, FN:Ψευδώς αρνητικές τιμές, TN:Αληθώς αρνητικές τιμές.(πηγή εικ.37)

Σημαντικότητα χαρακτηριστικών

Για να φανεί πιο χαρακτηριστικό είχε την μεγαλύτερη βαρύτητα μπορεί να γίνει εμπειρική ανάλυση μέσω αφαίρεσης χαρακτηριστικών: Μπορεί να αφαιρεθεί το κάθε χαρακτηριστικό ξεχωριστά και να γίνει επανάληψη της εκπαίδευση και της αξιολόγηση του μοντέλου για να παρατηρηθεί πώς επηρεάζεται η απόδοσή του.

```
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1492      98
      199     953

Accuracy: 89.17%
Accuracy: 0.8917
Precision: 0.895
Sensitivity: 0.883
F1-Score: 0.887
Class 1:
Precision: 0.882
Sensitivity: 0.938
F1-Score: 0.909
Class 2:
Precision: 0.907
Sensitivity: 0.827
F1-Score: 0.865
>>
```

Εικόνα 38: Χωρίς Homogeneity

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

```
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1538      86
      217      901

Accuracy: 88.95%
Accuracy: 0.8895
Precision: 0.895
Sensitivity: 0.876
F1-Score: 0.883
Class 1:
Precision: 0.876
Sensitivity: 0.947
F1-Score: 0.910
Class 2:
Precision: 0.913
Sensitivity: 0.806
F1-Score: 0.856
fx >> |
```

Εικόνα 39: Χωρίς Energy

```
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1526      88
      211      917

Accuracy: 89.10%
Accuracy: 0.8910
Precision: 0.895
Sensitivity: 0.879
F1-Score: 0.885
Class 1:
Precision: 0.879
Sensitivity: 0.945
F1-Score: 0.911
Class 2:
Precision: 0.912
Sensitivity: 0.813
F1-Score: 0.860
fx >>
```

Εικόνα 40: Χωρίς Correlation

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

```
Command Window
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1537      74
      187      944

Accuracy: 90.48%
Accuracy: 0.9048
Precision: 0.909
Sensitivity: 0.894
F1-Score: 0.900
Class 1:
Precision: 0.892
Sensitivity: 0.954
F1-Score: 0.922
Class 2:
Precision: 0.927
Sensitivity: 0.835
F1-Score: 0.879
fx >> |
```

Εικόνα 41: Χωρίς Skewness

```
Command Window
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1533      82
      207      920

Accuracy: 89.46%
Accuracy: 0.8946
Precision: 0.900
Sensitivity: 0.883
F1-Score: 0.889
Class 1:
Precision: 0.881
Sensitivity: 0.949
F1-Score: 0.914
Class 2:
Precision: 0.918
Sensitivity: 0.816
F1-Score: 0.864
fx >>
```

Εικόνα 42: Χωρίς Mean

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

```

Command Window
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1552      73
      202      915

Accuracy: 89.97%
Accuracy: 0.8997
Precision: 0.905
Sensitivity: 0.887
F1-Score: 0.894
Class 1:
Precision: 0.885
Sensitivity: 0.955
F1-Score: 0.919
Class 2:
Precision: 0.926
Sensitivity: 0.819
F1-Score: 0.869
fx >>

```

Εικόνα 43: Χωρίς StdDev

```

Command Window
>> diagnosis
Confusion Matrix:
      1537      80
      216      909

Accuracy: 89.20%
Accuracy: 0.8920
Precision: 0.898
Sensitivity: 0.879
F1-Score: 0.886
Class 1:
Precision: 0.877
Sensitivity: 0.951
F1-Score: 0.912
Class 2:
Precision: 0.919
Sensitivity: 0.808
F1-Score: 0.860
fx >>

```

Εικόνα 44: Χωρίς Kurtosis

Χωρίς το χαρακτηριστικό	Accuracy ταξινομητή(%)
Energy	88,95
Correlation	89,10
Homogeneity	89,17
Kurtosis	89,20
Mean	89,46
StdDev	89,97
Skewness	90,48

Πίνακας 5: Ποσοστό ακρίβειας μοντέλου αφαιρώντας ένα χαρακτηριστικό την φορά.

Συμπερασματικά το χαρακτηριστικό με την μεγαλύτερη βαρύτητα είναι το Energy καθώς χωρίς αυτό πέφτει σε μεγαλύτερο ποσοστό σε σχέση με τα άλλα χαρακτηριστικά η ακρίβεια του συστήματος.

Το μοντέλο ταξινόμησης που αναπτύχθηκε παρουσιάζει γενικά σταθερότητα καθώς δεν υπάρχουν μεγάλες διακυμάνσεις στα Precision παρόλα αυτά οι μικρές αυτές διαφορές μπορεί να υποδηλώνουν ότι το μοντέλο έχει άλλη απόδοση σε διαφορετικά σύνολα δοκιμής. Η συνολική απόδοση είναι καλή και αποδεκτή. Επιβεβαιώνεται ότι το σύστημα είναι αξιόπιστο αλλά υπάρχουν και περιθώρια βελτίωσης. Ένας πιθανός τρόπος βελτίωσης είναι η αύξηση των δεδομένων. Η προσθήκη περισσότερων δεδομένων μπορεί να δημιουργήσει ένα πιο γενικευμένο μοντέλο. Επιπλέον το μοντέλο εκπαιδεύεται στο να διακρίνει καλύτερα τις διαφορές και μειώνεται η ανισορροπία κλάσεων. Οι προβλέψεις γίνονται πιο ακριβείς και βελτιώνεται το precision και το sensitivity. Συμπληρωματικά, άλλος ένας πιθανός τρόπος βελτίωσης είναι η χρήση διαφορετικού knn. Δοκιμή διαφορετικών αριθμών γειτόνων μεγαλύτερων ή μικρότερων, από αυτού που έχει εφαρμοστεί, μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά τις αποδόσεις του ταξινομητή. Τέλος, ακόμα και η δοκιμή άλλων ταξινομητών όπως SVM ή Neural Network και η δημιουργία διαφορετικών αλγορίθμων που στηρίζονται σε αυτούς τους ταξινομητές μπορεί να αποφέρει καλύτερα αποτελέσματα.

7 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ

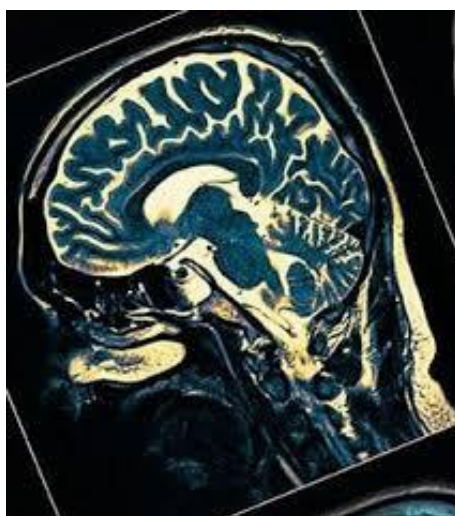
Βασική προϋπόθεση της ταξινόμησης των εικόνων είναι να έχει προηγηθεί η απαραίτητη επεξεργασία τους. Η επεξεργασία των εικόνων αποσκοπεί στη μείωση του θορύβου, την ενίσχυση της περιοχής ενδιαφέροντος και την περικοπή του φόντου (background) για να την μειωθεί το πλήθος δεδομένων που θα επεξεργαστεί ο αλγόριθμος ταξινόμησης. Έτσι πραγματοποιήθηκε κανονικοποίηση εικόνων, μετατροπή σε grayscale και εφαρμογή Otsu κατωφλίωσης. Έπειτα έγινε περικοπή και μορφολογική επεξεργασία των εικόνων (άνοιγμα). Από τις επεξεργασμένες εικόνες εξήχθησαν χαρακτηριστικά 1ης τάξης και 2^{ης} τάξης. Δεν έγινε εξαγωγή όλων των χαρακτηριστικών 1^{ης} τάξης ή όλων των χαρακτηριστικών υφής. Αντ' αυτού επιλέχθηκαν τυχαία επτά χαρακτηριστικά τέσσερα πρώτης τάξης και τρία υφής. Αυτά ήταν τα εξής:

- Κύρτωση
- StdDev
- Μέση τιμή
- Ασυμμετρία
- Συσχέτιση
- Ενέργεια
- Ομοιογένεια

Εν συνεχεία επιλέχθηκε ο ταξινομητής knn πλησιέστερου γείτονα. Δοκιμάστηκε το μοντέλο με $k=5$ και έγινε επανάληψη του μοντέλου δύο φορές. Εκτός από αυτό υπολογίστηκε ποιο από τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν έχει την μεγαλύτερη βαρύτητα στον αλγόριθμο ταξινόμησης. Συνεπώς έγινε επανάληψη της εκπαίδευσης του αλγορίθμου, αφαιρώντας κάθε φορά ένα χαρακτηριστικό και υπολογίζοντας την απόδοσή του. Προέκυψε ότι η ακρίβεια του αλγορίθμου επηρεάζεται περισσότερο από

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

το χαρακτηριστικό ενέργεια. Όλα αυτά είχαν ως αποτέλεσμα να βγουν πολύ καλά ποσοστά ακρίβειας που κυμαίνονται στο 80-90%. Εκτός από την ακρίβεια το σύστημα αξιολογήθηκε και από άλλες παραμέτρους. Πιο συγκεκριμένα αξιολογήθηκε η αξιοπιστία, η ευαισθησία και το F1-score για κάθε κλάση. Για την κλάση 1 η αξιοπιστία για κάθε επανάληψη ήταν 88,7% και 89,3% , η ευαισθησία 89,1% και 96,4% και το F1-score 89,7% και 88,4%. Για την κλάση 2 η αξιοπιστία για κάθε επανάληψη ήταν 92,8% και 94,2%, η ευαισθησία 82,8% και 83,4% και το F1-score 87,5% και 92,7%. Με βάση αυτά τα αποτελέσματα το σύστημα ταξινόμησης επιβεβαιώνεται ότι είναι αξιόπιστο και με καλή απόδοση. Παρόλα αυτά υπάρχουν αρκετά σημεία που πρέπει να ληφθούν υπόψιν και αρκετοί τρόποι με τους οποίους μπορεί να βελτιωθεί το μοντέλο αυτό. Αξίζει να τονισθεί ότι, η κατανομή των δειγμάτων δεν ήταν ομοιόμορφη καθώς τα αρχεία των ασθενών που δεν είχαν την νόσο ήταν πολύ περισσότερα από αυτά που την είχαν. Άλλο ένα πρόβλημα που υπήρχε ήταν η ελλιπής πληροφορίες σχετικά με την προέλευση των εικόνων MRI που θα μπορούσαν να αποτελέσουν σημαντικά κριτήρια για την μη τυχαία επιλογή των χαρακτηριστικών ακόμα και ταξινομητή. Συγκεκριμένα τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν δεν είχαν πληροφορίες για τα πρωτόκολλα που χρησιμοποιήθηκαν, δεν είχαν στοιχεία για τις εικόνες όπως π.χ. ανάλυση και δεν έδιναν πληροφορίες για τα χαρακτηριστικά του μαγνητικού τομογράφου όπως π.χ. πόσα tesla ήταν ο μαγνητικός τομογράφος, ποιας εταιρίας κτλ. Επίσης μια αλλαγή που θα μπορούσε να φέρει καλύτερα αποτελέσματα είναι η επιλογή διαφορετικών συνδυασμών χαρακτηριστικών, η επιλογή εντελώς διαφορετικών χαρακτηριστικών ή η προσθήκη χαρακτηριστικών σε αυτά που ήδη υπάρχουν. Άλλη μια πρόταση για να ελεγχθεί η ορθότητα του είναι η εφαρμογή του σε περισσότερες και διαφορετικές βάσεις δεδομένων. Συμπληρωματικά, η επιλογή ενός άλλου ταξινομητή όπως νευρωνικά δίκτυα θα μπορούσε να φέρει καλύτερα και πιο αξιόπιστα αποτελέσματα από αυτά που πάρθηκαν. Ακόμα και η επιλογή διαφορετικής περιοχής ενδιαφέροντος (πχ όλη την εικόνα ή κόβοντας μόνο τον εγκέφαλο) θα είχε διαφορετικά αποτελέσματα στο μοντέλο. Μπορεί να βελτιωνόταν αλλά μπορεί και όχι. Συμπερασματικά, το μοντέλο που αναπτύχθηκε μπορεί να θεωρηθεί πετυχημένο και να χρησιμοποιηθεί για την διάγνωση σκλήρυνσης κατά πλάκας. Ωστόσο, αυτό δεν σημαίνει ότι αντικαθιστά τον ρόλο του ακτινοδιαγνώστη. Ο συνδυασμός των γνώσεων του ιατρού με το μοντέλο ταξινόμησης θα μπορούσε να έχει καλύτερα αποτελέσματα διάγνωση της νόσου και στην λήψη αποφάσεων ως προς τον ασθενή.



Εικόνα 45: Μαγνητική εικόνα εγκεφάλου sagittal(πηγή εικ.45)

Βιβλιογραφικές Πηγές

- 1) Mayfield Brain and Spine: <https://mayfieldclinic.com/pe-anatbrain.htm>
- 2) Mayfield Brain and Spine: <https://d3djccaurgtij4.cloudfront.net/pe-anatomybrain.pdf>
- 3) Johns Hopkins Medicine: <https://www.hopkinsmedicine.org/health/conditions-and-diseases/anatomy-of-the-brain>
- 4) Smith, A.J., Bainbridge, J.W.B. & Ali, R.R. (2019) Gene Therapy for Inherited Retinal Diseases: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK551718/>
- 5) Saraswati Satyanarayan Shenoy, Forshing Lui, (2023): “Neuroanatomy, Ventricular System”, StatPearls Publishing LLC: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK532932/>
- 6) Bryan Pukenas,(2011), “Normal brain anatomy on magnetic resonance imaging”, Magn Reson Imaging Clin N Am., Volume 19, Issue 3, p429-37: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21816323/>
- 7) Shelley Renowden,(2012), “Normal anatomy of the brain on CT and MRI with a few normal variants”, Volume 12, Issue 4, p225-33: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22869764/>
- 8) A W Toga , P M Thompson,(2001), “Maps of the brain”, The Anatomical record, Volume 265, Issue 2, p37-53 <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11323769/>
- 9) Anisha Doshi A,Jeremy Chataway B,(2016), “Multiple sclerosis, a treatable disease”, Volume 16, Issue 6, p53–59
- 10) NHS: <https://www.nhs.uk/conditions/multiple-sclerosis/treatment/>
- 11) Cleveland Clinic: <https://my.clevelandclinic.org/health/diseases/17248-multiple-sclerosis>
- 12) Melanie Ward, Myla D Goldman, (2022), “Epidemiology and Pathophysiology of Multiple Sclerosis”, Continuum (Minneap Minn), Volume 28, Issue 4, p988-1005 <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35938654/>
- 13) Wiley Online Library: <https://doi.org/10.5694/mja2.51645>
- 14) Mayo Clinic: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/multiple-sclerosis/symptoms-causes/syc-20350269>
- 15) Jama Network: <https://jamanetwork.com/journals/jama/fullarticle/2798738>
- 16) Ilana Katz Sand,(2015), “Classification, diagnosis, and differential diagnosis of multiple sclerosis”,Volume 28, Issue 3, p193-205 <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25887774/>

https://journals.lww.com/co-neurology/Abstract/2015/06000/Classification,_diagnosis,_and_differential.1.aspx

17) LYELL K. JONES, JR, MD, FAAN,(2023), “Neurology and Language, In Motion”, CONTINUUM: Lifelong Learning in Neurology, Volume 29, Issue 6, p 1636-1637
<https://journals.lww.com/continuum/Pages/currenttoc.aspx>

18) L. Martín-Aguilar , S. Presas-Rodriguez , À. Rovira , J. Capellades , A. Massuet-Vilamajó , L. Ramió-Torrentà , M. Tintoré , L. Brieva-Ruiz , E. Moral , A. Cano-Organza , Y. Blanco , J. Batlle-Nadal , O. Carmona , M. Gea , J.V. Hervás-García , C. Ramo-Tello, (2022), “Gadolinium-enhanced brain lesions in multiple sclerosis relapse”, Neurología (English Edition), Volume 37, Issue 7, p557-563
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2173580822000700?via%3Dihub>

19) Carlos A Pérez , Fernando X Cuascat , George J Hutton , (2023), “Immunopathogenesis, Diagnosis, and Treatment of Multiple Sclerosis: A Clinical Update”, Neurologic clinics, Volume 41, Issue 7, p87-106
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36400561/>

20) Francesco La Rosa, Erin S Beck , Josefina Maranzano , Ramona-Alexandra Todea , Peter van Gelderen , Jacco A de Zwart , Nicholas J Luciano , Jeff H Duyn , Jean-Philippe Thiran , Cristina Granziera , Daniel S Reich , Pascal Sati , Meritxell Bach Cuadra ,(2022), “Multiple sclerosis cortical lesion detection with deep learning at ultra-high-field MRI”, Wiley Journals, Volume 35, Issue 8
<https://analyticalsciencejournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/nbm.4730>

21) Gavin Giovannoni, Christopher H Hawkes, Jeannette Lechner-Scott, Michael Levy, E. Ann Yeh, (2022), “Multiple sclerosis is one disease”, Volume 63
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2211034822004722?via%3Dihub>

22) Xiaoliang Zhou , Kailin Li , Si Chen , Wenbin Zhou , Jing Li , Qing Huang , Tingting Xu , Zhiyuan Gao , Dongyu Wang , Shuo Zhao , Hao Dong,(2022), “Clinical application of transcranial magnetic stimulation in multiple sclerosis”, Frontiers in immunology, Volume 13
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36131925/> IDIO ME 25
<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fimmu.2022.902658/full>

23) Ι. Κανδαράκης, Ακτινοδιαγνωστική: Πανεπιστημιακές Εκδόσεις Αράκυνθος, 2007.

24) MRI Master: <https://mrimaster.com/index-5/>

25) Jana Vasković MD,(2023), “ Normal brain MRI”
<https://www.kenhub.com/en/library/anatomy/normal-brain-mri>

26) Abi Berger, science editor,(2002), “Magnetic resonance imaging”, the BMJ
<https://www.bmj.com/content/324/7328/35.full>
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11777806/>

27) Vijay P B Grover , Joshua M Tognarelli , Mary M E Crossey , I Jane Cox , Simon D Taylor-Robinson , Mark J W McPhail, (2015), “Magnetic Resonance Imaging:
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ – ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

Principles and Techniques: Lessons for Clinicians”, Volume 5, Issue 3, p246-55
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/26628842/>

28) Maryam Ghadimi , Amit Sapra,(2023), “Magnetic Resonance Imaging
Contraindications”, StatPearls Publishing, NBK551669
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31869133/>

29) Walter J. Huk ,Günther Gademann,(1984), “Magnetic resonance imaging (MRI):
Method and early clinical experiences in diseases of the central nervous system”,
Springer, Volume 7, p259-280 <https://link.springer.com/article/10.1007/BF01892907>
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/6397697/>

30) Michael Rowe, (2019), “ An Introduction to Machine Learning for Clinicians”,
Acad Med, Volume 94, Issue 10, p1433-1436
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31094727/>

31) Γιάννης Καλατζής,(2016), Ι.Σιδέρης, ISBN 978-960-08-0692-2.

32)Σημειώσεις Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής Τμήμα Μηχανικών Βιοιατρικής:
<https://eclass.uniwa.gr/modules/document/index.php?course=132&openDir=/5e4d140fHp4T>

33) Power Point Presentation Πανεπιστήμιο Κύπρου: <https://www.electricalab.gr/e-yliko/2015-12-05-17-43-07-2/831-445-666/file>

34)Σημειώσεις TEI Κρήτης Τμήμα:
<https://eclass.hmu.gr/modules/document/file.php/ECE152/2023%20theory/DIP%20KM%201.pdf>

35) Σημειώσεις Εθνικού Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών:
https://eclass.uoa.gr/modules/document/file.php/D67/%CE%A3%CE%B7%CE%BC%CE%B5%CE%B9%CF%8E%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82/Pat_Rec_ch7.pdf

36) Σημειώσεις Εθνικού Καποδιστριακού Πανεπιστημίου Αθηνών:
<https://opencourses.uoa.gr/modules/document/file.php/MATH105/%CE%94%CE%B9%CE%B4%CE%B1%CE%BA%CF%84%CE%B9%CE%BA%CF%8C%20%CE%A0%CE%B1%CE%BA%CE%AD%CF%84%CE%BF/%CE%A3%CE%B7%CE%BC%CE%B5%CE%B9%CF%8E%CF%83%CE%B5%CE%B9%CF%82%202014-2015/CS1-MATLAB-Section05.pdf>

37)Σημειώσεις TEI Κρήτης:
<https://eclass.hmu.gr/modules/document/file.php/ECE152/2023%20theory/DIP%20KM%201.pdf>

38)Mathematical imaging course:
https://www.math.cuhk.edu.hk/course_builder/2324/math3360/Math3360Chapter3.pdf

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

39) Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο Κύπρου Σχολή Μηχανικής και Τεχνολογίας πτυχιακή
εργασία:

https://ktisis.cut.ac.cy/bitstream/20.500.14279/12830/4/%CE%A0%CE%A4%CE%A5%CE%A7%CE%99%CE%91%CE%9A%CE%97_%CE%93%CE%A3_2017.pdf

40) <https://docs.gimp.org/2.8/el/plugin-normalize.html>

41) Xin Yuan, José-Fernán Martínez, Martina Eckert, Lourdes López-Santidrián(2016),
“An Improved Otsu Threshold Segmentation Method for Underwater Simultaneous
Localization and Mapping-Based Navigation”, Sensors (Basel), Volume16, Issue 7,
p.1148:

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27455279/>

42) Understanding Otsu’s Method for Image Segmentation(2023):

<https://www.baeldung.com/cs/otsu-segmentation>

43) Sujoy Kumar Goswami,(2021), “Multilevel thresholding for image segmentation”:

<https://medium.com/analytics-vidhya/multilevel-thresholding-for-image-segmentation-d5805ad596b7>

44) Chhabra, A., Kumar, S., & Mishra, V. (2022) 'Multilevel thresholding satellite
image segmentation using chaotic optimization algorithms', Neural Computing and
Applications, 34, pp. 9575-9604:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-022-07718-z>

45) Maximinusjoshus,(2021), “Dive deeper into OpenCV’s Adaptive Thresholding”:

<https://medium.com/featurepreneur/dive-deeper-into-opencvs-adaptive-thresholding-3f29dda8c908>

46) R. Gonzales and R. Woods Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing
Company, 1992, pp 443 – 452

47) Nobel Jacob ,Nitish Juttu ,Dr.T.Prem Jacob,(2018), “ADVANCED IMAGE
PROCESSING USING DRLTP, LPQ WITH PNN- CLASSIFIER”, International
Journal of Pure and Applied Mathematics, Volume 118, Issue 20, p4509-4514

<https://acadpubl.eu/hub/2018-118-21/articles/21e/98.pdf>

48) Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών:

https://www.dit.uoi.gr/e-class/modules/document/file.php/157/02.%CE%95%CF%81%CE%B3%CE%B1%CF%83%CF%84%CE%AE%CF%81%CE%B9%CE%BF/05.%20%CE%99%CF%83%CF%84%CF%8C%CE%B3%CF%81%CE%B1%CE%BC%CE%BC%CE%B1-%CE%9A%CE%B1%CF%84%CE%AC%CF%84%CE%BC%CE%B7%CF%83%CE%B7_%CE%BC%CE%B5_%CE%BA%CE%B1%CF%84%CF%89%CF%86%CE%BB%CE%AF%CF%89%CF%83%CE%B7.pdf

49) MathWorks Classification Learner App:

<https://www.mathworks.com/help/stats/classification-learner-app.html>

50) ResearchGate:

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον MATLAB

https://www.researchgate.net/figure/Function-of-LPQ-feature-extraction-algorithm_fig2_336251497

51) ResearchGate: https://www.researchgate.net/figure/LPQ-algorithm-workflow-It-has-to-be-mentioned-feature-selection-techniques-clean-data_fig1_367296015

52) Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο Κύπρου Σχολή Μηχανικής και Τεχνολογίας πτυχιακή εργασία:

https://ktisis.cut.ac.cy/bitstream/20.500.14279/12830/4/%CE%A0%CE%A4%CE%A5%CE%A7%CE%99%CE%91%CE%9A%CE%97_%CE%93%CE%A3_2017.pdf

53) Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I., (1973), “Textural features for image classification,” IEEE Trans Syst Man Cybern, Volume 3, no. 6, pp.610–621

54) Machine learning:

<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/accuracy>

55) Built in, “Precision and Recall: How to Evaluate Your Classification Model”:
<https://builtin.com/data-science/precision-and-recall>

56) Sharma, S., (2023), “Sensitivity vs Specificity”, Shiksha

<https://www.shiksha.com/online-courses/articles/sensitivity-vs-specificity/>

57) V7 Labs, (2023), F1 Score: A Guide, V7 Labs:

<https://www.v7labs.com/blog/f1-score-guide>

58) Σημειώσεις eclass Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Geometric v2a:

https://eclass.uth.gr/modules/document/file.php/DIB_U_185/Lectures/geometric_v2a.pdf

59) ScienceDirect, (2023), Spatial Domain., ScienceDirect

[<https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/spatial-domain>]

60) Springerlink, (2021), “Quantitative Image Analysis in Tomography”, pp 1043–1063

[https://link.springer.com/referenceworkentry/10.1007/978-3-642-13271-1_41]

61) Springerlink, (2022), “Analysis of Texture Feature Extraction Technique in Image Processing”, pp 651–665

[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-64258-7_56]

Πηγές Εικόνων

Εικόνα 1: <https://assets.medlink.com/content/article-media/brainanatomy.jpg>

Εικόνα 2:

<https://openbooks.lib.msu.edu/app/uploads/sites/6/2023/03/Midsagittal-Diencephalon-and-Brainstem.png>

Εικόνα 3:

<https://i0.wp.com/www.drphysio.gr/wp->

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

content/uploads/2017/11/%CE%A3%CE%BA%CE%BB%CE%AE%CF%81%CF%85%CE%BD%CF%83%CE%B7-%CE%BA%CE%B1%CF%84%CE%AC-%CF%80%CE%BB%CE%AC%CE%BA%CE%B1%CF%82-%CE%BD%CE%B5%CF%8D%CF%81%CE%B1.jpg?resize=1166%2C702&ssl=1

Εικόνα 4: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/e/e5/Planes_of_Body.jpg

Εικόνα 5:

<https://www.researchgate.net/publication/283176863/figure/fig1/AS:932081496489996@1599236954901/The-free-induction-decay-FID-and-Fourier-transformation-to-generate-MR-images-or-MR.ppm>

Εικόνα 6: <https://pergamos.lib.uoa.gr/uoa/dl/object/1665185/file.pdf>

Εικόνα 7:

<https://www.researchgate.net/publication/266266309/figure/fig1/AS:392144381595653@1470505914175/Schematic-diagram-of-an-MRI-machine-illustrating-the-concentric-arrangement-of-coils.png>

Εικόνα 8: https://www.tutorialspoint.com/java_dip/images/grayscale.jpg

Εικόνα 9:

<https://www.researchgate.net/publication/6649723/figure/fig2/AS:277797286236166@1443243442143/A-RGB-data-fusion-with-the-SPECT-image-in-the-red-and-blue-channels-and-the-MR-image.png>

Εικόνα 10:

https://www.mathworks.com/help/examples/images/win64/ConvertIndexedImageToGrayscaleExample_01.png

Εικόνα 11:

<https://slideplayer.gr/slide/12051879/>

Εικόνα 12: <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/erode.htm>

Εικόνα 13: <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/dilate.htm>

Εικόνα 14: https://docs.opencv.org/4.x/d9/d61/tutorial_py_morphological_ops.html

Εικόνα 15: <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/close.htm>

Εικόνα 16:

https://miro.medium.com/v2/resize:fit:850/1*rWV6_R4XMIzYV4HHGTtIrg.png

Εικόνα 17:

Macin, G., Tasci, B., Tasci, I., Faust, O., Barua, P.D., Dogan, S., Tuncer, T., Tan, R.-S. & Acharya, U.R., “An Accurate Multiple Sclerosis Detection Model Based on Exemplar Multiple Parameters Local Phase Quantization: ExMPLPQ”:
<https://www.mdpi.com/2076-3417/12/10/4920>

Επεξεργασία εικόνων MRI μέσω αλγοριθμικού προγραμματισμού σε περιβάλλον
MATLAB

Εικόνα 34:

<https://stackoverflow.com/questions/57068928/opencv-rect-conventions-what-is-x-y-width-height>

Εικόνα 37:

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/classification-problem-relation-between-sensitivity-specificity-and-accuracy/>

Εικόνα 45:

https://egno.gr/wp-content/uploads/2021/01/20210128_types-of-schizophrenia_300x340-300x336.jpg