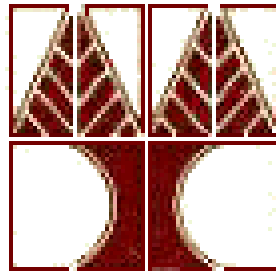


Ατομική Διπλωματική Εργασία

**3D MRI ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ
ΑΣΘΕΝΩΝ ΜΕ ΠΟΛΛΑΠΛΗ ΣΚΛΗΡΥΝΣΗ**

Νίκος Μαρκίδης

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Ιούλιος 2012

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΚΥΠΡΟΥ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

**3D MRI απεικόνιση εγκεφάλου ασθενών με Πολλαπλή
Σκλήρυνση**

Νίκος Μαρκίδης

Επιβλέπων Καθηγητής
Κωνσταντίνος Σ. Παττίχης

Η Ατομική αυτή Διπλωματική Εργασία υποβλήθηκε προς μερική εκπλήρωση των
απαιτήσεων απόκτησης του πτυχίου Πληροφορικής του Τμήματος Πληροφορικής του
Πανεπιστημίου Κύπρου

Ιούλιος 2012

Ευχαριστίες

Αρχικά θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου Δρ. Κωνσταντίνο Παττίχη, για τον σημαντικό χρόνο που αφιέρωσε κατά την διάρκεια εκπόνησης αυτής της διπλωματικής εργασίας καθώς και για την καθοδήγηση που μου προσέφερε για την διεκπεραίωση της διπλωματικής μου εργασίας.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω την Δρ. Στυλιανή Πετρίδου, για την πολύτιμη βοήθεια την οποία μου παρείχε καθώς και για τις γνώσεις της που πρόσφερε για την εκπόνηση της διπλωματικής μου εργασίας. Επίσης, την ευχαριστώ για την προθυμία της να συζητήσει μαζί μου τις φορές που χρειάστηκε να την ενοχλήσω για απορίες και συμβουλές.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω εκ βάθους καρδιάς, την οικογένεια μου και το φιλικό μου περιβάλλον για την ηθική συμπαράσταση και το κουράγιο που μου έδωσαν για να φέρω εις πέρας την ατομική διπλωματική μου εργασία και κυρίως τους γονείς μου που χωρίς αυτούς τίποτα δεν θα ήταν κατορθωτό.

Περίληψη

Η διπλωματική αυτή εργασία στηρίζεται στην τρισδιάστατη απεικόνιση εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου ασθενών που πάσχουν με πολλαπλή σκλήρυνση (ΠΣ).

Η πολλαπλή σκλήρυνση (ΠΣ) που προσβάλλει τον εγκέφαλο είναι η πιο κοινή νευρολογική ασθένεια η οποία εμφανίζεται σε ηλικία 20 έως 40 ετών, κυρίως σε γυναίκες. Είναι ένα είδος ουλής που εμφανίζεται μέσα στο κεντρικό νευρικό σύστημα η οποία μπορεί να επηρεάζει μόνιμα την κινητική και αισθητική λειτουργία ενός ατόμου. Η ΠΣ μπορεί να είναι θανατηφόρα, δεν θεραπεύεται ούτε γνωρίζουμε την κύρια αιτία της, αλλά υπάρχουν πολλές θεραπείες που καθυστερούν την εμφάνιση των συμπτωμάτων της. Αυτή η ασθένεια είναι συνήθως κληρονομική, διαφέρει από ασθενή σε ασθενή και μπορεί να διαγνωστεί συνήθως μέσω της μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου. Μεγάλη είναι η σημασία της ανάλυσης της ιατρικής εικόνας με την βοήθεια πληροφορικών συστημάτων η οποία συμβάλλει στην εξαγωγή ιατρικών συμπερασμάτων και ιατρικής πληροφορίας.

Ως αφορμή το γεγονός αυτό καλούμαστε να διερευνήσουμε εις βάθος το θεωρητικό και ερευνητικό υπόβαθρο εμπλουτίζοντας τις γνώσεις μας γύρω από το αντικείμενο. Για τον σκοπό αυτό, κάναμε χρήση ενός αυτοματοποιημένου εργαλείου, του 3d Slicer, με το οποίο μπορούμε να πετύχουμε μια τρισδιάστατη απεικόνιση του εγκεφάλου του ασθενή, καθώς επίσης και μια πλήρης κατάτμηση του εγκεφάλου του στα συστατικά του μέρη. Από τα αποτελέσματα της κατάτμησης αυτής, έχουμε τις ετικέτες (labels) για κάθε ανατομική δομή κι έτσι μπορούμε να εξάγουμε κάποια στατιστικά και ποσοτικά χαρακτηριστικά για την καθεμιά.

Στην συνέχεια, έχοντας τα αποτελέσματα της κατάτμησης του ασθενούς, συγκεκριμένα για τέσσερις διαφορετικές χρονικές επισκέψεις, εφαρμόζουμε πάνω σε αυτά τις χειροκίνητες κατατμήσεις των εστιών ΠΣ, που έγινε από τους ειδικούς, μέσω του εργαλείου Matlab. Επίσης, εφαρμόζουμε τις χειροκίνητες αυτές κατατμήσεις και πάνω στις αρχικές T2 εικόνες του ασθενούς για τις τέσσερις διαφορετικές επισκέψεις για να μπορέσουμε να εξάξουμε κάποια χαρακτηριστικά υφής για την κάθε εστία ΠΣ.

Έτσι, έχοντας ως δεδομένο τις ετικέτες της κάθε ανατομικής δομής και τις χειροκίνητες κατατμήσεις των ειδικών, μπορούμε να εξάξουμε συμπεράσματα που αφορούν την τοπολογία των εστιών ΠΣ καθώς και για την εξέλιξη της νόσου κατά την διάρκεια των τεσσάρων αυτών διαφορετικών χρονικών περιόδων.

Με την υλοποίηση του πιο πάνω ευελπιστούμε ότι θα βελτιωθεί η διαγνωστική ακρίβεια και θα διασφαλιστεί η διευκόλυνση των ειδικών.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1	1
Εισαγωγή	1
1.1 Γενικά.....	1
1.2 Στόχος Διπλωματικής Εργασίας.....	2
1.3 Δομή Διπλωματικής Εργασίας	3
Κεφάλαιο 2	5
Θεωρητικό Υπόβαθρο	5
2.1 Πολλαπλή Σκλήρυνση (ΠΣ).....	5
2.2 Φυσιολογία Εγκεφάλου	7
2.2.1 Γενικά.....	7
2.2.2 Διαίρεση του εγκεφάλου	8
2.3 Απεικόνιση MRI.....	11
2.3.1 Γενικά.....	11
2.3.2 Γενικές Αρχές Μαγνητικής Τομογραφίας.....	11
2.3.3 Εφαρμογή Μαγνητικής Τομογραφίας στην Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ	14
Κεφάλαιο 3	15
Εργαλείο 3d – Slicer	15
3.1 Γενικά για το Slicer	15
3.2 Ιστορικά το Slicer.....	16
3.3 Χρήστες του Slicer	16
3.4 Σχεδιαστές του Slicer	17
Κεφάλαιο 4	18
Ιεραρχικός Αλγόριθμος για MR Κατάτμηση Εικόνας Εγκεφάλου	18
4.1 Γενικά	18
4.2 Δενδρική Αναπαράσταση για ανατομικές περιοχές	20
4.3 Μια ανατομική προσέγγιση του EM αλγορίθμου	24
4.4 Κατάτμηση διαφορετικών τύπων ορίων.....	28
4.5 Παράμετροι Εμπιστοσύνης βασιζόμενοι στην Ένταση.....	30
4.6 Ρύθμιση της επιρροής των Spatial Priors	31
4.7 Σύνοψη	34
Κεφάλαιο 5	35

Αυτόματη Κατάτμηση Εγκεφάλου μέσω EM Προσέγγισης	35
5.1 Γενικά	35
5.2 Αλγόριθμος EM	36
5.3 EMSegmenter Module	37
5.4 Πιθανολογικοί Άτλαντες Εγκεφάλου	39
5.5 Δεδομένα Μελέτης	40
5.6 Pipeline Κατάτμησης Εγκεφάλου	40
5.6.1 Διόρθωση ανομοιογένειας εικόνας	41
5.6.2 Αντιστοίχιση άτλαντα στην MRI τομή	44
5.6.3 Υπολογισμός Κατανομής Έντασης για κάθε δομή	48
5.6.4 Αυτόματη κατάτμηση MR σαρώσεων στα ROI με χρήση EM Προσέγγισης	48
5.6.4.1 Γενικά	48
5.6.4.2 Βήματα Κατάτμησης	50
Κεφάλαιο 6	66
Αποτελέσματα	66
6.1 Γενικά	66
6.2 Αποτελέσματα Κατάτμησης	67
6.3 Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ	87
Κεφάλαιο 7	99
Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία	99
7.1 Συμπεράσματα	99
7.2 Μελλοντική Εργασία	100
Βιβλιογραφία	101
Παράρτημα Α	A-1
Παράρτημα Β	B-1
Παράρτημα Γ	Γ-1

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

1.1 Γενικά	1
1.2 Στόχος Διπλωματικής Εργασίας	2
1.3 Δομή Διπλωματικής Εργασίας	3

1.1 Γενικά

Οι απεικονιστικές μέθοδοι αποτελούν μία από τις μεγαλύτερες κατακτήσεις για τη διάγνωση πολλών παθήσεων. Μπορούν να απεικονίσουν με μεγάλη ευκρίνεια τα εσωτερικά μας όργανα και να δώσουν χρήσιμες πληροφορίες για δυσλειτουργίες που μπορεί να εκδηλωθούν εκεί. Είναι από τα μεγαλύτερα όπλα που διαθέτουν οι γιατροί προκειμένου να κάνουν σωστή διάγνωση και στη συνέχεια να καταστρώσουν το θεραπευτικό τους σχέδιο.

Η ανάγκη της μη επεμβατικής απεικόνισης της ανατομίας και της λειτουργίας διαφόρων οργάνων του ανθρώπινου σώματος οδήγησε στην ανακάλυψη μεθόδων απεικόνισης μέσω της “ενισχυτικής” συμβολής των θετικών επιστημών και της τεχνολογίας.

Όλα ξεκίνησαν στο τέλος του 19^{ου} αιώνα όταν μια μεγάλη ανακάλυψη ήρθε να δώσει νέα διάσταση στην ιατρική επιστήμη και να συμβάλει οριστικά στη συμβίωσή της με τη φυσική. Στις 8 Νοεμβρίου του 1895 ο Γερμανός Φυσικός Βίλχελμ Ραίντγκεν ανακάλυψε τις ακτίνες X, μια αόρατη ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία. Προς έκπληξή του, οι ακτίνες X ήταν ικανές να διαπερνούν το ανθρώπινο σώμα και να παράγουν μια “φωτογραφία” από το εσωτερικό του, απεικονίζοντας με λεπτομέρεια τα κόκαλα, τις κοιλότητες και άλλες ανατομικές δομές.

Από τότε η επιστήμη προχώρησε με μεγάλα βήματα, εκμεταλλευόμενη τις αρχές αλληλεπίδρασης διαφόρων μορφών ενέργειας με την ύλη και κατασκευάζοντας ολοκληρωμένα συστήματα διαφόρων μη επεμβατικής απεικόνισης και ανακατασκευής εικόνας από τις διάφορες τομές που λαμβάνονται κάθε φορά από το υπό εξέταση όργανο. Έτσι, μια πλειάδα απεικονιστικών συστημάτων εντάχθηκαν στην καθημερινή κλινική πρακτική τόσο για τις ανάγκες της διάγνωσης και πρόγνωσης, όσο και για τις ανάγκες της αξιολόγησης βιολογικών διαδικασιών *in-vivo*. Αυτά τα χρήσιμα για την ιατρική επιστήμη εργαλεία υπακούουν στο γενικό μοντέλο που απεικονίζεται στην Εικόνα 1.5

Από τις σημαντικότερες τεχνικές απεικόνισης που αναπτύχθηκαν είναι η υπολογιστική αξονική τομογραφία (C.A.T ή C.T), η μονοφωτονιακή τομογραφία εκπομπής (S.P.E.C.T.), η τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίου (P.E.T.), η μαγνητική τομογραφία (M.R.I) και οι μέθοδοι απεικόνισης υπερήχων (U.S).



Εικόνα 1.1 – Απεικονιστική Μέθοδος [3]

1.2 Στόχος Διπλωματικής Εργασίας

Με την βοήθεια των τομών Μαγνητικής Τομογραφίας Εγκεφάλου που πήραμε για έναν αριθμό ασθενών που πάσχουν από ΠΣ, στόχος μας καταρχάς είναι να πετύχουμε μια πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου στα συστατικά του μέρη. Στην συνέχεια,

πρέπει να εξάγουμε τα αποτελέσματα αυτής της κατάτμησης, και να φορτώσουμε πάνω τους τα χειροκίνητα αποτελέσματα (manual delineations) που πήραμε από τους ειδικούς. Επίσης, φορτώνουμε τα delineations, και στις αρχικές MR εικόνες της T2 ακολουθίας για να μπορέσουμε να βγάλουμε κάποια ποσοτικά χαρακτηριστικά στα σημεία των εστιών ΠΣ. Αυτή η διαδικασία πρέπει να ακολουθηθεί και για τις τέσσερις διαφορετικές επισκέψεις του ασθενούς που θα χρησιμοποιήσουμε. Το να γνωρίζει ο ειδικός το ακριβές σημείο της εστίας της ΠΣ είναι ιδιαίτερα σημαντικό, και μέσω αυτής της υλοποίησης διευκολύνεται το έργο της εξακρίβωσης της περιοχής της εστίας μόλυνσης. Φυσικά, για να πετύχουμε τα πιο πάνω χρησιμοποιούμε το εργαλείο 3d-Slicer, το οποίο περιγράφεται σε μια επόμενη ενότητα, μέσω του οποίου υλοποιούμε το μέρος της προ-επεξεργασίας και της κατάτμησης του εγκεφάλου του ασθενούς. Απ' εκεί και πέρα η εξαγωγή των αποτελεσμάτων και η απεικόνιση των βλαβών ΠΣ γίνονται σε περιβάλλον Matlab. Με την υλοποίηση του πιο πάνω ευελπιστούμε ότι θα βελτιωθεί η διαγνωστική ακρίβεια και θα διασφαλιστεί η διευκόλυνση των ειδικών.

1.3 Δομή Διπλωματικής Εργασίας

Στο παρόν κεφάλαιο, αναφερθήκαμε για τις απεικονιστικές μεθόδους γενικά, και της σημαντικότητας που έχουν στην διάγνωση πολλών παθήσεων. Στην συνέχεια, καθορίστηκε ο πρωτεύον στόχος της διπλωματικής εργασίας και τέλος, γίνεται μια σύντομη αναφορά στα κεφάλαια που αποτελούν αυτή τη μελέτη.

Όσον αφορά τα επόμενα κεφάλαια περιγράφονται συνοπτικά ως εξής:

- Στο **κεφάλαιο 2**, θα περιγραφεί το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας. Συγκεκριμένα θα γίνει μια σύντομη περιγραφή όσον αφορά την νόσο της Πολλαπλής Σκλήρυνσης και στην συνέχεια θα γίνει μια συνοπτική περιγραφή των κύριων περιοχών του ανθρώπινου εγκεφάλου. Τέλος, θα γίνει επεξήγηση της τεχνικής απεικόνισης της Μαγνητικής Τομογραφίας καθώς και της συνεισφοράς της στην διερεύνηση της νόσου της ΠΣ.

- Στο **κεφάλαιο 3**, θα γίνει μια περιγραφή για το εργαλείο 3d Slicer, μέσω του οποίου έγινε εφικτή η υλοποίηση της κατάτμησης του εγκεφάλου. Συγκεκριμένα, θα γίνει αναφορά για το ιστορικό, τους σχεδιαστές, τους χρήστες αλλά και για την χρησιμότητα και σπουδαιότητα αυτού του εργαλείου στον τομέα της επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνας.
- Στο **κεφάλαιο 4**, θα γίνει η πλήρης και αναλυτική περιγραφή του θεωρητικού υπόβαθρου του αλγορίθμου που είναι ενσωματωμένο στο 3d Slicer και στόχο έχει την κατάτμηση με χρήση άτλαντα. Συγκεκριμένα, θα δοθούν και θα επεξηγηθούν όλες οι εξισώσεις που χρησιμοποιούνται και επίσης θα επεξηγηθεί η όλη λογική της λειτουργίας του ιεραρχικού αλγορίθμου κατάτμησης.
- Στο **κεφάλαιο 5**, θα γίνει η περιγραφή του πρακτικού μέρους, της υλοποίησης δηλαδή της πλήρης κατάτμησης του εγκεφάλου με χρήση άτλαντα, ακολουθώντας τα βήματα του EM Segmenter Module with Atlas. Επίσης, θα δοθεί και η όλη προ-επεξεργασία που έχει γίνει πριν την κατάτμηση για να φτάσουμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα.
- Στο **κεφάλαιο 6**, θα γίνει η παρουσίαση των αποτελεσμάτων της πλήρης κατάτμησης του εγκεφάλου στις ανατομικές δομές, καθώς και η παρουσίαση των ποσοτικών χαρακτηριστικών που εξάχθηκαν για κάθε ανατομική δομή. Ακόμη, θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της φόρτωσης των χειροκίνητων κατατμήσεων των ειδικών πάνω στις T2 ακολουθίες και πάνω στα αποτελέσματα της κατάτμησης, και θα εξαχθούν και από εδώ κάποια ποσοτικά χαρακτηριστικά που αφορούν τις τιμές έντασης στις εστίες της ΠΣ.
- Στο **κεφάλαιο 7**, θα γίνει αναφορά στα συμπεράσματα που έχουμε εξάγει από την υλοποίηση της όλης εργασίας και επίσης θα αναφερθούμε και σε κάποιες πιθανές μελλοντικές εργασίες που μπορούν να γίνουν και θα βοηθήσουν στην καλύτερη διαγνωστική ικανότητα της ΠΣ από τους ειδικούς.

Κεφάλαιο 2

Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Πολλαπλή Σκλήρυνση (ΠΣ)	5
2.2 Φυσιολογία Εγκεφάλου	7
2.2.1 Γενικά	7
2.2.2 Διαίρεση του εγκεφάλου	8
2.3 Απεικόνιση MRI	11
2.3.1 Γενικά	11
2.3.2 Γενικές Αρχές Μαγνητικής Τομογραφίας	11
2.3.3 Εφαρμογή Μαγνητικής Τομογραφίας στην Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ	14

2.1 Πολλαπλή Σκλήρυνση (ΠΣ)

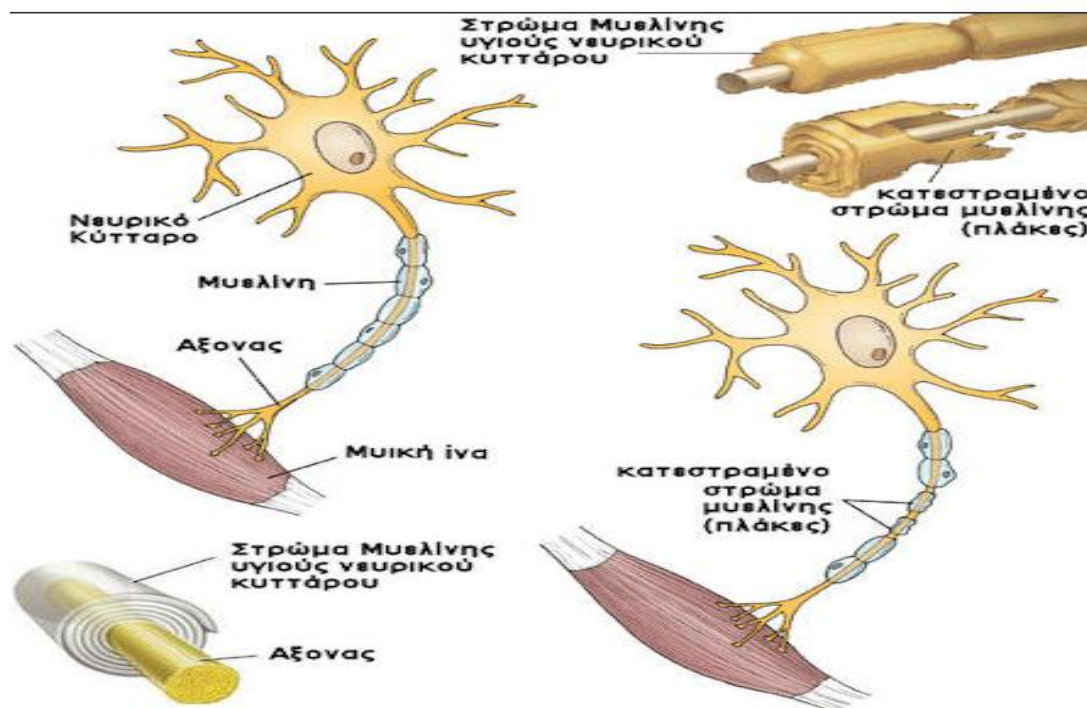
Η ΠΣ είναι ένα χρόνιας νευρολογικό νόσημα, το οποίο ανήκει στην κατηγορία των αυτοάνοσων νοσημάτων. Αυτό σημαίνει ότι το ανοσοποιητικό σύστημα του ασθενούς, το οποίο συνήθως επιτίθεται σε μικρόβια και ιούς, τώρα επιτίθεται εναντίον φυσιολογικών ιστών του σώματος. Τα στοιχεία που παρουσιάζονται στην συνέχεια έχουν παρθεί κυρίως από την βιβλιογραφία [1].

Είναι η πιο συχνή νευρολογική πάθηση σε νεαρούς ενήλικες και προσβάλλει περίπου 450.000 Ευρωπαίους και 2.5 εκατομμύρια ανθρώπους παγκοσμίως. Η ασθένεια προσβάλλει κυρίως νεαρούς ενήλικες και είναι πιο συχνή στις γυναίκες σε αναλογία περίπου 2:1 με τους άνδρες, και έχει μια επίπτωση στον πληθυσμό από 2-150 άτομα στα 100.000, που εξαρτάται από την χώρα ή τον συγκεκριμένο πληθυσμό υπό εξέταση.



Εικόνα 2.1 – Πολλαπλή Σκλήρυνση [1]

Η Πολλαπλή Σκλήρυνση επηρεάζει τους νευρώνες στην περιοχή του εγκεφάλου και της σπονδυλικής στήλης, που είναι γνωστοί ως «λευκή ουσία». Τα νευρικά κύτταρα αυτά μεταφέρουν τα σήματα μεταξύ των περιοχών «φαιάς ουσίας» του εγκεφάλου, όπου γίνεται η επεξεργασία των πληροφοριών, και στο υπόλοιπο σώμα. Συγκεκριμένα, η Πολλαπλή Σκλήρυνση καταστρέφει τα ολιγοδεντροκύτταρα, τα οποία είναι τα κύτταρα υπεύθυνα για τη δημιουργία και διατήρηση ενός προστατευτικού και μονωτικού στρώματος λιποπρωτεΐνης, το οποίο είναι γνωστό ως στρώμα μυελίνης, το οποίο βοηθάει στη διαβίβαση των νευρικών ώσεων στα νευρικά κύτταρα. Η Πολλαπλή Σκλήρυνση προκαλεί τη λεπτύνση ή την πλήρη απώλεια του στρώματος της μυελίνης, και πιο σπάνια, την αποκοπή των νευρικών αξόνων ή των διακλαδώσεών τους. Όταν η μυελίνη χαθεί, τα νευρικά κύτταρα δεν μπορούν πλέον να μεταφέρουν σωστά τα ηλεκτρικά τους σήματα, και άρα δεν μπορούν να λειτουργήσουν σωστά. Το όνομα «πολλαπλή σκλήρυνση» προέρχεται από τις ουλές (σκληρύνσεις - πιο γνωστές ως πλάκες) που δημιουργούνται στη λευκή ουσία. Η απώλεια της μυελίνης σε αυτές τις περιοχές προκαλεί τα συμπτώματα, τα οποία μπορούν να ποικίλουν σε μεγάλο βαθμό, αναλόγως του ποια περιοχή έχει πληγεί, και ποια είναι τα σήματα που έχουν διακοπεί. Πλέον πιο εξελιγμένες τεχνικές απεικόνισης δείχνουν ότι η ασθένεια προσβάλλει και άλλες περιοχές έξω από τις παραπάνω, γεγονός που σημαίνει ότι οποιοδήποτε νευρολογικό σύμπτωμα μπορεί να συνοδεύει την ασθένεια.



Εικόνα 2.2 – Πολλαπλή Σκλήρυνση [1]

Η ΠΣ είναι πάθηση πολυπαραγοντικής αιτιολογίας για την οποία έχει στηριχθεί ότι μπορεί να μην αποτελεί ενιαία νόσο αλλά σύνολο περισσότερων του ενός νοσημάτων. Παρότι κατά το παρελθόν έχουν δημοσιευθεί αρκετές υποθέσεις, καμία δεν έχει προσφέρει ικανοποιητική ή περιεκτική ερμηνεία. Η επικρατέστερη θεωρία είναι ότι η ΠΣ αποτελεί επίκτητη αυτοάνοση νόσο με πολυπαραγοντική αιτιολογία. Πιθανολογείται ότι ένας ιός με μεγάλο χρόνο επώασης προκαλεί μια παθολογική αντίδραση σε γενετικά προδιατεθειμένα άτομα και καταστρέφει τις πρωτεΐνες της μυελίνης. [1]

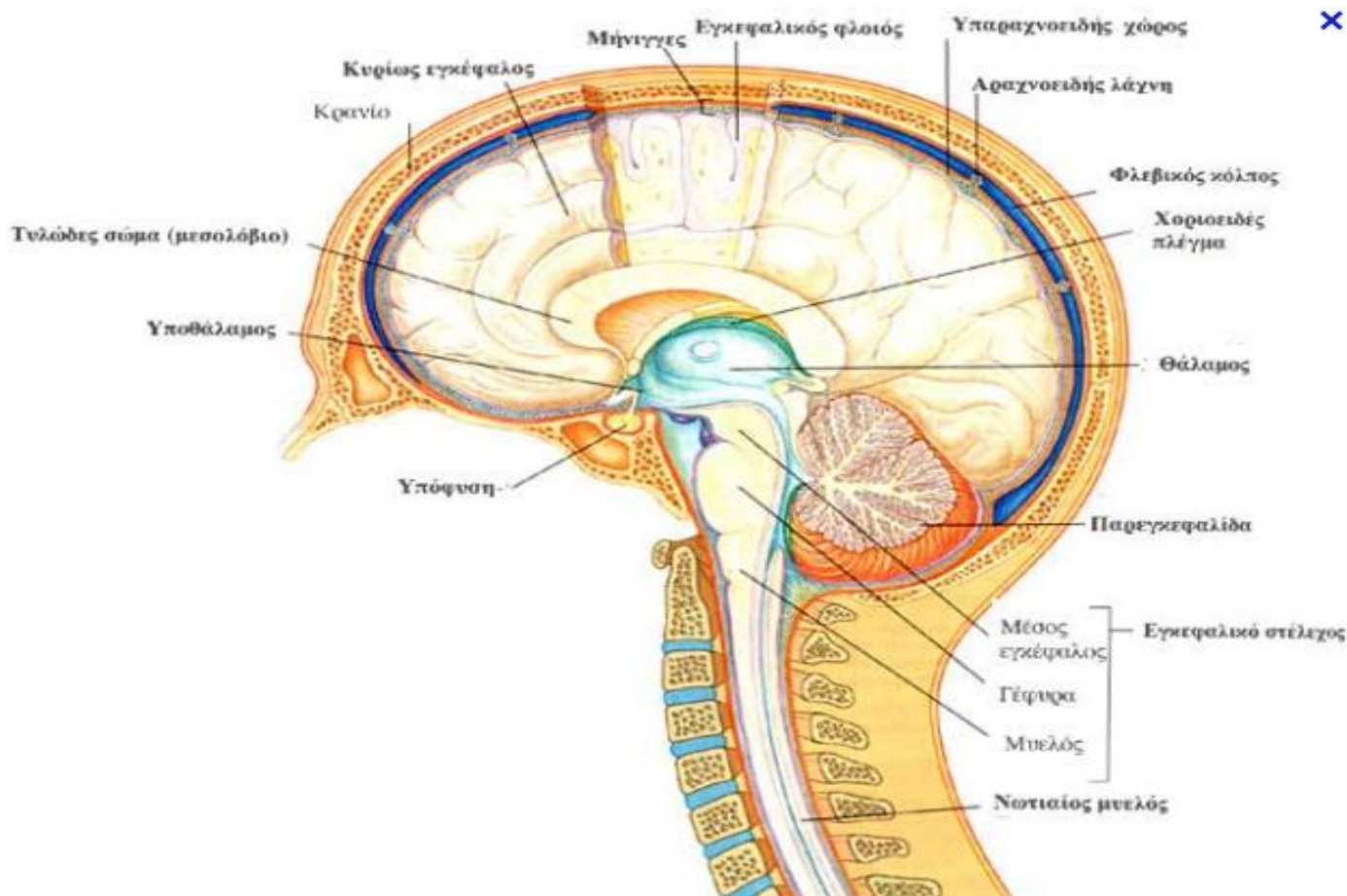
2.2 Φυσιολογία Εγκεφάλου

2.2.1 Γενικά

Ο εγκέφαλος αποτελεί το σπουδαιότερο και μεγαλύτερο τμήμα του κεντρικού νευρικού συστήματος. Βρίσκεται εντός του εγκεφαλικού κρανίου και περιβάλλεται από τρεις προστατευτικούς υμένες, τις μήνιγγες. Αποτελείται από δύο ημισφαίρια τα οποία χωρίζονται μεταξύ τους από την επιμήκη σχισμή. Από την κάτω επιφάνεια του εγκεφάλου εκφύονται οι εγκεφαλικές συζυγίες ή νεύρα και ξεκινά ο νωτιαίος μυελός. Η βάση του εγκεφαλικού κρανίου έρχεται σε σχέση με την κάτω επιφάνεια του

εγκεφάλου και διαθέτει αντίστοιχα τρήματα για την διόδο των εγκεφαλικών νεύρων και του νωτιαίου μυελού. Από τα τμήματα αυτά περνούν επίσης τα διάφορα αγγεία για την αιμάτωση του εγκεφάλου. Η άνω και οι πλάγιες επιφάνειες του εγκεφάλου αποτελούν τον εγκεφαλικό φλοιό και έρχονται σε σχέση με τον θόλο του κρανίου. [2]

2.2.2 Διαίρεση του εγκεφάλου



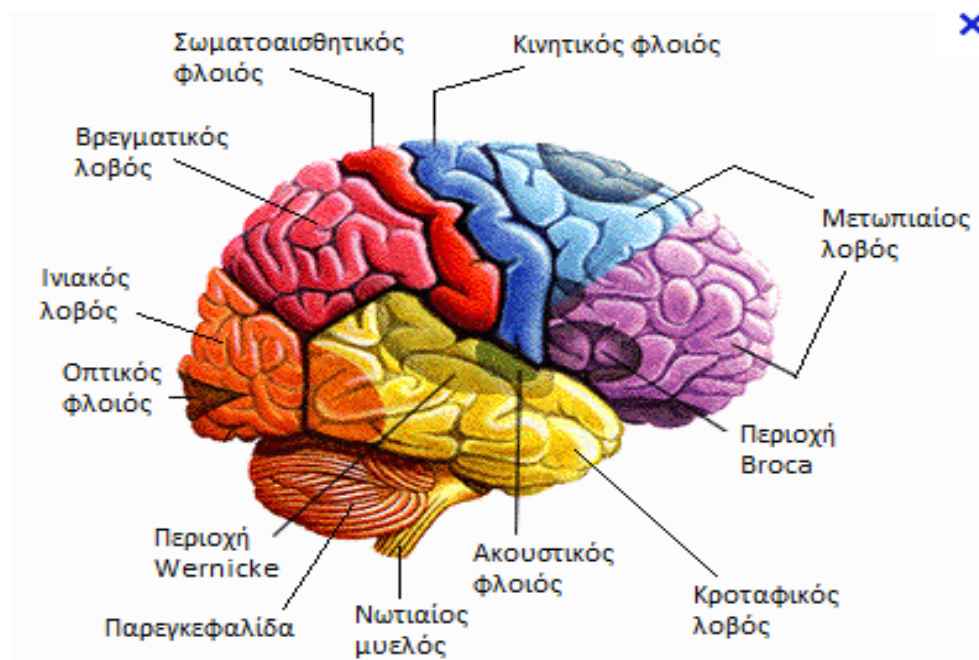
Εικόνα 2.3 – Διαίρεση Εγκεφάλου[2]

Τελικός εγκέφαλος

Αποτελεί το μεγαλύτερο μέρος και αποτελείται από τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, τους συνδέσμους των ημισφαιρίων και τις δύο πλάγιες κοιλίες του εγκεφάλου.

1. Ημισφαίρια: κάθε ημισφαίριο αποτελείται από πέντε λοβούς (μετωπιαίος, βρεγματικός, ινιακός, κροταφικός και νήσος του Reil), λευκή ουσία και βασικά γάγγλια (Εικόνα).

2. Σύνδεσμοι των ημισφαιρίων: μεσολόβιο, πρόσθιος σύνδεσμος του εγκεφάλου, σύνδεσμος των ιπποκάμπων, διαφανές διάφραγμα, ψαλίδα
3. Ρινικός εγκέφαλος: αποτελείται από μια περιφερική μοίρα (οσφρητικός βολβός, οσφρητική ταινία, οσφρητικό τρίγωνο, οσφρητικές χορδές, πρόσθια διάτρητη ουσία, υπομεσολόβια έλικα, παροσφρητική άλως) και μια κεντρική μοίρα (απιοειδής λοβός και ιπποκάμπειος σχηματισμός)



Εικόνα 2.4 – Διαίρεση Εγκεφάλου[2]

Διάμεσος εγκέφαλος

Αποτελείται από τους δύο θαλάμους, τον υποθάλαμο, τον επιθάλαμο, τον μεταθάλαμο και την τρίτη κοιλία του εγκεφάλου.

1. Θάλαμοι: αποτελούν δύο μάζες φαιάς ουσίας ωοειδούς σχήματος.
2. Υποθάλαμος: αποτελείται από τον ιδίως υποθάλαμο (μαστία, φαιό φύμα, μίσχος υπόφυσης, υπόφυση, οπτικό χιάσμα, τελικό πέταλο) και την υποθαλάμια χώρα.
3. Επιθάλαμος: αποτελείται από το επιθηλιακό πέταλο της τρίτης κοιλίας, την επίφυση, το τρίγωνο της ηνίας και τον οπίσθιο σύνδεσμο του εγκεφάλου

4. Μεταθάλαμος: αποτελείται από το έσω και έξω γονατώδες σώμα.

Μέσος εγκέφαλος

Αποτελείται από το τετράδυμο πέταλο, τα δύο εγκεφαλικά σκέλη και τον υδραγωγό του Sylvius.

1. Τετράδυμο πέταλο: πέταλο φαιάς ουσίας που αποτελείται από τα πρόσθια και οπίσθια διδύμια και τον άνω και κάτω βραχίονα του τετραδύμου.
2. Εγκεφαλικά σκέλη: αποτελούν 90 λεπτές αποπεπλατυσμένες ταινίες λευκής ουσίας.

Οπίσθιος εγκέφαλος

Αποτελείται από την γέφυρα, την παρεγκεφαλίδα και την τέταρτη κοιλία του εγκεφάλου.

1. Γέφυρα: αποπεπλατυσμένο όγκωμα λευκής ουσίας
2. Παρεγκεφαλίδα: στο κέντρο εμφανίζει τον σκώληκα και στα πλάγια τα ημισφαίρια της παρεγκεφαλίδας.

Έσχατος εγκέφαλος

Αποτελείται από τον προμήκη μυελό και το κάτω τριτημόριο της τέταρτης κοιλίας.

1. Προμήκης μυελός: εμφανίζει σχήμα αποπεπλατυσμένου κώνου, προς τα άνω συνδέεται με την γέφυρα και προς τα κάτω με τον νωτιαίο μυελό.

Ο προμήκης μυελός, η γέφυρα και ο μέσος εγκέφαλος αποτελούν το εγκεφαλικό στέλεχος

Αρτηρίες

Ο εγκέφαλος αγγειώνεται από τις δύο έσω καρωτίδες αρτηρίες και τις δύο σπονδυλικές αρτηρίες.

Η έσω καρωτίδα αρτηρία περνάει από τον σφηραγγώδη χώρο και εισέρχεται στην σκληρά μήνιγγα όπου χορηγεί την οπίσθια αναστομωτική αρτηρία και την πρόσθια

χοριοειδή αρτηρία. Χωρίζεται μετά σε δύο κλάδους: την πρόσθια εγκεφαλική αρτηρία και την μέση εγκεφαλική αρτηρία.

Οι σπονδυλικές αρτηρίες εισέρχονται στο κρανίο από το μείζον ινιακό τρήμα και μπροστά από τον προμήκη μυελό ενώνονται και σχηματίζουν ένα μεγάλο αγγείο την βασική αρτηρία που στο ύψος της γέφυρας διχάζεται στις δύο οπίσθιες εγκεφαλικές αρτηρίες.[2]

2.3 Απεικόνιση MRI

2.3.1 Γενικά

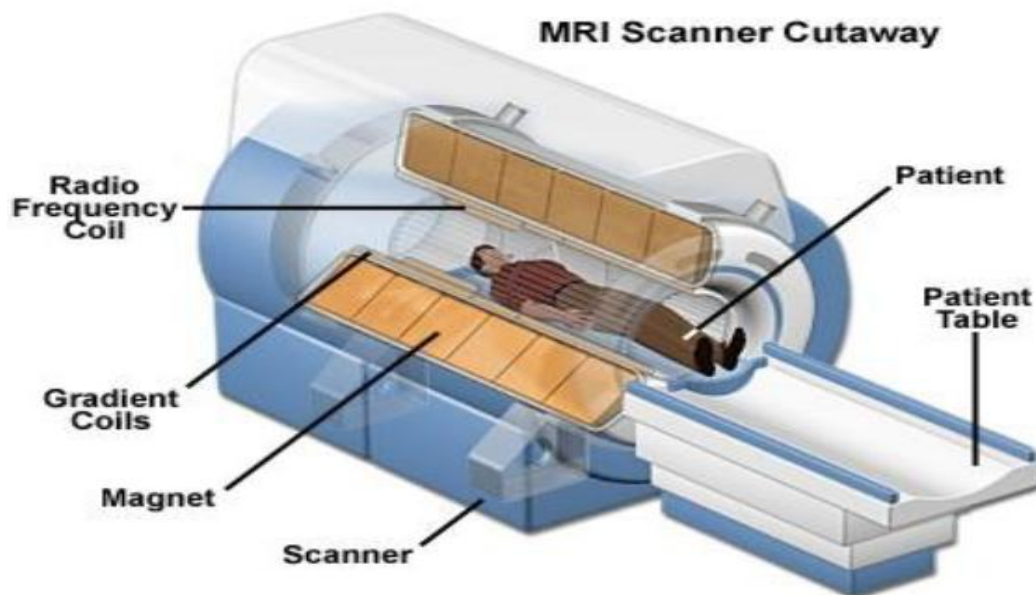
Η μαγνητική τομογραφία αποτελεί μια σχετικά, τελευταίως, αναπτυγμένη απεικονιστική διαγνωστική μέθοδο ακριβείας, ιδιαίτερα για τα μαλακά μόρια, όπως είναι ο εγκέφαλος, που δεν χρησιμοποιεί ιονίζουσα ακτινοβολία.

Τα στοιχεία που παρουσιάζονται στην συνέχεια έχουν παρθεί κυρίως από την βιβλιογραφία [3], [4].

2.3.2 Γενικές Αρχές Μαγνητικής Τομογραφίας

Οι αρχές της μαγνητικής τομογραφίας βασίζονται στη συμπεριφορά των πρωτονίων μέσα σε ένα μαγνητικό πεδίο. Ο ασθενής τοποθετείται εντός ενός μεγάλου μαγνήτη, ο οποίος προκαλεί ένα ισχυρό στατικό μαγνητικό πεδίο.

Στην **εικόνα 2.5** παρουσιάζεται ο μαγνητικός τομογράφος κατά την εκτέλεση μαγνητικής τομογραφίας ενός ασθενή. Με την βοήθεια ειδικών πηνίων και μαγνήτη αποτυπώνονται τα αποτελέσματα της δραστηριότητας της ΠΣ.



Εικόνα 2.5 – Μαγνητικός Τομογράφος [3]

Οι πυρήνες υδρογόνου των ιστών του ασθενή, συμπεριφέρονται σαν μικροί μαγνήτες. Το ισχυρό μαγνητικό πεδίο, προκαλεί μαγνητικό συντονισμό των πυρήνων υδρογόνου, κατά τρόπο, που αυτοί ευθυγραμμίζονται με το μαγνητικό πεδίο αποκτώντας κινητική ενέργεια και περιστρέφονται πλέον με συγκεκριμένη συχνότητα. Αυτό συντελεί στην ανάπτυξη της επιμήκους μαγνητικής δύναμης η οποία διατρέχει τον επιμήκη άξονα του σώματος του ασθενή. Έτσι, ουσιαστικά ο ασθενής γίνεται ο ίδιος ένας μαγνήτης.

Ταυτόχρονα εφαρμόζεται ηλεκτρομαγνητικό πεδίο με τη μορφή ραδιοκυμάτων, που εκπέμπονται κάθετα προς το μαγνητικό πεδίο. Τα ραδιοκύματα αυτά έχουν την ίδια συχνότητα με τους περιστρεφόμενους πυρήνες υδρογόνου, οι οποίοι απορροφούν έτσι ενέργεια, διεγείρονται και εκτρέπονται από την παράλληλη τροχιά τους κατά 90° ή 180° . Κατ' αυτόν τον τρόπο, μειώνεται η επιμήκης μαγνητική δύναμη και δημιουργείται μια νέα μαγνητική δύναμη – η εγκάρσια μαγνητική δύναμη.

Όταν πάψει αυτή η διέγερση που δημιούργησε ο παλμός της ραδιοσυχνότητας, οι τροχιές περιστροφής των πυρήνων υδρογόνου επανέρχονται στην αρχική τους κατάσταση, αποδίδοντας την ενέργεια που πήραν από τη διέγερση.

Η εκπομπή αυτής της ενέργειας από τους πυρήνες μπορεί να ανιχνευτεί από τα πηνία-δέκτες του μηχανήματος, να μετρηθεί και να πολλαπλασιαστεί και ακολούθως με μια πολύπλοκη διαδικασία (τεχνική μετασχηματισμού Fourier) που γίνεται στο μεγάλο ηλεκτρονικό υπολογιστή του συγκροτήματος, το σήμα μετατρέπεται σε ψηφιακής μορφής εικόνα, η οποία μπορεί να ανασυντεθεί σε τρία διαφορετικά επίπεδα, το εγκάρσιο, το μετωπιαίο και το οβελιαίο. [3]

Η επαναφορά αυτή των πυρήνων, από τη διεγερμένη κατάσταση στην ευθυγράμμιση με το μαγνητικό πεδίο του τομογράφου γίνεται μέσω δύο συγκεκριμένων μηχανισμών που καλούνται T1 και T2 relaxation.

Από αυτή την διαδικασία δημιουργούνται δύο βασικοί τύποι Μαγνητικής Τομογραφίας :

T1: Η παράμετρος αυτή μετρά την περιστροφή πρωτονίων στον επιμήκη άξονα κατά την ευθυγράμμιση των πρωτονίων μετά την διακοπή εφαρμογής της ραδιοσυχνότητας. Η επιμήκης μαγνητική δύναμη αυξάνεται και πάλι και ο ρυθμός επιστροφής στην πρωτοτέρα κατάσταση χαρακτηρίζει αυτή την παράμετρο. Εκείνη την στιγμή υπάρχει ανταλλαγή ενέργειας μεταξύ των πρωτονίων και του χημικού τους περιβάλλοντος, δηλαδή της θεμέλιας ουσίας. Τα μικρά μόρια του νερού χρειάζονται αρκετό χρόνο για να μεταφέρουν την ενέργειά τους και να επανεγκαταστήσουν την επιμήκη μαγνητική τους δύναμη, Έτσι, οι ιστοί που αποτελούνται από απλό νερό ή υγρό (π.χ σάλιο, εγκεφαλονωτιαίο υγρό) έχουν μεγάλο T1, δίνουν ασθενές σήμα και εμφανίζονται μαύροι σε T1 μαγνητικές απεικονίσεις. Μεγαλύτερα μόρια μεταφέρουν ενέργεια γρηγορότερα. Τέτοιοι ιστοί, όπως είναι το λίπος, έχουν μικρό T1, παράγουν δυνατό σήμα και εμφανίζονται άσπροι.[3]

T2: Μετά τη διέγερση, κάθε πρωτόνιο αλληλεπιδρά με άλλα γειτονικά πρωτόνια, κατά τρόπο που προκαλείται ανταλλαγή ενέργειας μεταξύ τους. Η μεταφορά αυτής της ενέργειας καθορίζεται με προβολή στο οριζόντιο ή εγκάρσιο επίπεδο. Η προβολή αυτή θα λέγαμε ότι χαρακτηρίζει τον ρυθμό εξαφάνισης της εγκάρσιας μαγνητικής δύναμης. Για το καθαρό νερό, το σάλιο και το εγκεφαλονωτιαίο υγρό, τα μόρια μένουν ακίνητα για αρκετό χρόνο που μεταφράζεται σε μεγάλο T2 και εμφανίζονται

άσπρα ή φωτεινά σε T2 μαγνητικές απεικονίσεις. Το λίπος, έχει μικρό T2, παράγει ασθενές σήμα και εμφανίζεται σκούρο σε T2 απεικονίσεις.

Έτσι, ανάλογα με την απεικόνιση εμφανίζονται οι διαφορές στα T1 και T2 χαρακτηριστικά των διαφόρων ιστών. Γενικά, οι T2 μαγνητικές απεικονίσεις, παρουσιάζουν πολύ καλά τη φυσιολογική ανατομία, ενώ οι T2 απεικονίσεις παρουσιάζουν καλά παθολογικές καταστάσεις, και αυτό εξηγείται από το γεγονός ότι οι παθολογικές διεργασίες έχουν σαν αποτέλεσμα αύξηση του ελεύθερου ύδατος, μείωση της έντασης του σήματος και φωτεινότητα στην απεικόνιση. [3]

2.3.3 Εφαρμογή Μαγνητικής Τομογραφίας στην Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ

Η MT είναι η πιο σημαντική εξέταση που χρησιμοποιείται για να επιβεβαιωθεί η ύπαρξη ΠΣ. Παρόλο που η MT βοηθά τους γιατρούς για μια πρώιμη και πιο ακριβή διάγνωση της ΠΣ, είναι αδύνατο να γίνει διάγνωση της ΠΣ μόνο από τα αποτελέσματα της μαγνητικής τομογραφίας. Ο αριθμός και η έκταση των αλλοιώσεων που εντοπίζονται κατά τη διάρκεια MT σχετίζονται με τη δραστηριότητα της νόσου. Οι επαναλαμβανόμενες εξετάσεις MT είναι χρήσιμες για την καταγραφή της μακροπρόθεσμης πορείας της νόσου και μαζί με τα κλινικά κριτήρια, βοηθούν στον καθορισμό της καταλληλότερης θεραπείας στην πορεία του χρόνου.

Όπως προαναφέραμε η MT είναι μια διαδικασία που είναι ειδικά κατάλληλη για την απεικόνιση μαλακού ιστού, όπως είναι ο εγκέφαλος ή ο νωτιαίος μυελός. Οι μετρήσεις τροφοδοτούνται σε υπολογιστή, που τις μετατρέπει σε απεικονίσεις ή τομές. Με τη μέθοδο αυτή μπορούν να εντοπιστούν πλάκες στο κεντρικό νευρικό σύστημα, ενώ παρέχονται επίσης πληροφορίες για τη θέση και το μέγεθός τους. [4]

Οι T1 ακολουθίες, ταυτοποιούν νέες ενεργές εστίες και σημεία φλεγμονής, ενώ οι T2 ακολουθίες ταυτοποιούν ενεργές ή ανενεργές εστίες και το συνολικό όγκο τους. Εμείς χρησιμοποιήσαμε της T2 ακολουθίες που πήραμε από τους ειδικούς, μιας και όπως αναφέραμε οι T2 απεικονίσεις παρουσιάζουν καλά παθολογικές καταστάσεις. Συγκεκριμένα οι T2 ακολουθίες υποδεικνύουν τον όγκο του εγκεφαλικού ιστού που έχει προσβληθεί από ΠΣ. [4]

Κεφάλαιο 3

Εργαλείο 3d – Slicer

3.1 Γενικά για το Slicer	15
3.2 Ιστορικά το Slicer	16
3.3 Χρήστες του Slicer	16
3.4 Σχεδιαστές του Slicer	17

3.1 Γενικά για το Slicer

Το 3D Slicer είναι ένα εργαλείο open source που παρέχει μια ευέλικτη και αρθρωτή πλατφόρμα για ανάλυση εικόνας και απεικόνιση. Το 3D Slicer μπορεί εύκολα να επεκταθεί και να επιτρέψει την ανάπτυξη διαδραστικών εργαλείων και εργαλείων ομαδικής επεξεργασίας για μια ποικιλία από εφαρμογές. [5]

Επίσης, το 3D Slicer παρέχει εργαλείο για registration εικόνων, για επεξεργασία DTI (diffusion tractography), μια διεπαφή για εξωτερικές συσκευές που να παρέχουν υποστήριξη στην καθοδήγηση της εικόνας κ.ά. Το 3D Slicer έχει μια αρθρωτή οργάνωση που επιτρέπει την εύκολη προσθήκη καινούριας λειτουργικότητας και παρέχει έναν αριθμό γενικών χαρακτηριστικών που δεν είναι διαθέσιμα σε ανταγωνιστικά εργαλεία.

Η διαδραστικές δυνατότητες απεικόνισης του 3D Slicer, περιλαμβάνουν την δυνατότητα της αυθαίρετης προβολής προσανατολισμένων τομών εικόνας, την δυνατότητα της δημιουργίας μοντέλων επιφάνειας (surface models) από labels εικόνας, και την υψηλή απόδοση του rendering όγκου. Επίσης, υποστηρίζει ένα πλούσιο σύνολο από χαρακτηριστικά σχολιασμού (fiducials).

Οι δυνατότητες του Slicer περιλαμβάνουν τα ακόλουθα:

- 1) Χειρισμός εικόνων τύπου DICOM και ανάγνωσης/γραφής πολλών άλλων formats

- 2) Διαδραστική απεικόνιση Ογκομετρικών εικόνων και Πολυγωνικών πλεγμάτων
- 3) Χειροκίνητη τροποποίηση
- 4) Συγχώνευση και συν-αντιστοίχιση δεδομένων κάνοντας χρήση συμπαγών και μη αλγορίθμων
- 5) Αυτόματης Κατάτμησης Εικόνας
- 6) Παρακολούθησης συσκευών για διαδικασίες καθοδήγησης εικόνας

Το Slicer είναι μεταγλωττισμένο για χρήση σε πολλαπλές πλατφόρμες, περιλαμβάνοντας τα Window, Linux και Mac OS X.

3.2 Ιστορικά το Slicer

Το Slicer ξεκίνησε ως μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία μεταξύ του Surgical Planning Laboratory στο Brigham, του Νοσοκομείου γυναικών και του Εργαστηρίου MIT Τεχνητής Νοημοσύνης το 1998. Η έκδοση 2 του Slicer έγινε download χιλιάδες φορές και έτσι το 2007 κυκλοφόρησε η έκδοση 3 του Slicer που ήταν εντελώς ανανεωμένη σε σχέση με την προηγούμενη έκδοση. Τέλος, εκδόθηκε και η έκδοση 4 του Slicer το 2011.

Το εργαλείο Slicer, επέτρεψε να πραγματοποιηθούν μια ποικιλία από ερευνητικά δημοσιεύματα, με κοινό στόχο την βελτίωση της ανάλυσης της εικόνας. [5]

3.3 Χρήστες του Slicer

Η πλατφόρμα του Slicer παρέχει λειτουργικότητες για κατάτμηση, registration και 3D απεικόνισης πολυτροπικών δεδομένων εικόνας, όπως επίσης και την προηγμένη ανάλυση εικόνων από αλγορίθμους για diffusion tensor απεικόνιση, MRI απεικόνιση και καθοδήγηση εικόνας για θεραπεία με ακτινοβολία. Υποστηρίζονται τυπικά formats αρχείων και η εφαρμογή ενσωματώνει δυνατότητες διεπαφής σε λογισμικό βιοχημικής έρευνας.

Το Slicer έχει χρησιμοποιηθεί σε μια ποικιλία από κλινικές μελέτες. Στην έρευνα της θεραπείας με καθοδήγηση εικόνας, το Slicer χρησιμοποιείται για να κατασκευάσει

και να απεικονίσει συλλογές από δεδομένα MRI που είναι διαθέσιμα προεγχειρητικά καθώς και κατά την διάρκεια, για να επιτρέψει την απόκτηση χωρικών συντεταγμένων για παρακολούθηση οργάνου.

Το 3D Slicer εκτός από την παραγωγή τρισδιάστατων μοντέλων από συμβατικές MRI εικόνες, έχει επίσης χρησιμοποιηθεί για να παρουσιάσει δεδομένα παρμένα από fMRI, DTI και ηλεκτροκαρδιογράφημα. [5]

3.4 Σχεδιαστές του Slicer

Το 3D Slicer έχει κτιστεί πάνω στο VTK, που είναι μια γραφική βιβλιοθήκη βασισμένη σε pipeline, που χρησιμοποιείται ευρύτερα στην επιστημονική απεικόνιση. Στην έκδοση 4 του Slicer, η βασική εφαρμογή είναι υλοποιημένη σε C++ και το API είναι διαθέσιμο μέσω του περιτυλίγματος της Python για να διευκολύνει την ταχεία και επαναλαμβανόμενη ανάπτυξη και απεικόνιση στην συμπεριλαμβανόμενη κονσόλα της Python. Η διεπαφή των χρηστών είναι υλοποιημένη σε Qt, και μπορεί να επεκταθεί χρησιμοποιώντας C++ ή Python.

Το Slicer υποστηρίζει πολλούς τύπους αρθρωτής ανάπτυξης. Οι πλήρως διαδραστικές και προσαρμοσμένες διεπαφές μπορούν να γραφτούν σε C++ ή Python.

Η ανάπτυξη του Slicer είναι σε εξέλιξη. Το Slicer συχνά κατηγορείται από ακαδημαϊκούς χρήστες ότι δεν είναι καλά τεκμηριωμένο και ότι έχει έλλειψη από αυτόματες διευκολύνσεις. Παρόλο που τα τυχόν σφάλματα μπορούν να αναφερθούν με Email, δεν εγγυάται ότι θα διορθωθούν εγκαίρως, πράγμα το οποίο είναι καθορισμένο από την ελεύθερα διαθέσιμη φύση του. [5]

Κεφάλαιο 4

Ιεραρχικός Αλγόριθμος για MR Κατάτμηση Εικόνας Εγκεφάλου

4.1 Γενικά	18
4.2 Δενδρική Αναπαράσταση για ανατομικές περιοχές	20
4.3 Μια ανατομική προσέγγιση του EM αλγορίθμου	23
4.4 Κατάτμηση διαφορετικών τύπων ορίων	28
4.5 Παράμετροι Εμπιστοσύνης βασιζόμενοι στην Ένταση	30
4.6 Ρύθμιση της επιρροής των Spatial Priors	31
4.7 Σύνοψη	34

4.1 Γενικά

Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιαστεί ο αλγόριθμος πάνω στον οποίο είναι βασισμένη η όλη διαδικασία της αυτόματης κατάτμησης εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου (MRI) σε ανατομικές περιοχές όπως είναι οι βασικές κλάσεις ιστού και νευρο-ανατομικές δομές της φαιάς ουσίας (gray matter), που περιγράφεται στην επόμενη ενότητα. Ο αλγόριθμος αυτός είναι ενσωματωμένος στο EMSegmenter Module του 3DSlicer και μας διευκολύνει σε μια απλή και αυτοματοποιημένη κατάτμηση ανατομικών περιοχών. Τα στοιχεία που παρουσιάζονται στην συνέχεια έχουν παρθεί κυρίως από την βιβλιογραφία [6], [7], [8], [9].

Ο αλγόριθμος καθοδηγείται από εκ των προτέρων πληροφορίες που αναπαριστώνται μέσα σε μία δενδρική δομή. Το δένδρο αναπαριστά την ιεραρχία των ανατομικών δομών και τα υπόδενδρα ανταποκρίνονται σε καθορισμένα προβλήματα κατάτμησης. Η λύση του κάθε προβλήματος υπολογίζεται βάση ενός τυπικού ταξινομητή.

Συνοπτικά, θα περιγράψουμε ένα αλγόριθμο κατάτμησης καθοδηγούμενο από εκ των προτέρων πληροφορίες που αναπαριστούνται μέσα σε μία δενδρική δομή. Το δένδρο ενσωματώνει την ιεραρχική θέση μεταξύ των ανατομικών δομών και το κάθε υπόδενδρο σχετίζεται σε ένα καθορισμένο πρόβλημα κατάτμησης με μία λύση που υπολογίζεται μέσω της EM υλοποίησης.

Συσχετίζουμε την κατάτμηση των ιατρικών εικόνων σε ένα δένδρο που αναπαριστά την ιεραρχική σχέση μεταξύ ανατομικών δομών. Αντιθέτως, όπου η δενδρική δομή περιέχει την εικόνα με διαφορετική ανάλυση, οι κόμβοι του δένδρου μας αναπαριστούν ανατομικές δομές και οι ακμές του δένδρου ενσωματώνουν την ιεραρχία μεταξύ διαφορετικών περιοχών ενδιαφέροντος (Region of Interest – ROI). Για παράδειγμα, η δομή ‘‘brain’’ είναι ο κόμβος γονέας του ‘‘gray matter’’, ‘‘white matter’’ και ‘‘cerebrospinal fluid’’. Η κεντρική ιδέα είναι ότι η εκ των προτέρων πληροφορία και οι παράμετροι της κατάτμησης μπορούν να αποθηκευτούν σε κάθε κόμβο και αλγόριθμοι τυπικής ταξινόμησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να εκτελέσουν την κατάτμηση. Η διαδικασία ξεκινά από την ρίζα του δένδρου, κάνοντας κατάτμηση της εικόνας πάνω στα παιδιά της ρίζας. Ακολουθείται μια αναδρομική διαδικασία όπου το κάθε παιδί γίνεται η ρίζα και το ROI που συνδέεται με την καινούρια ρίζα κατατμίζεται στα παιδιά του.

Ένα πλεονέκτημα αυτής της τεχνικής είναι η ευελιξία του. Για παράδειγμα, σχεδιάζοντας ένα καινούριο πλαίσιο κατάτμησης το μόνο που χρειάζεται είναι η τροποποίηση της δενδρικής δομής και των σχετικών προγόνων και παραμέτρων.

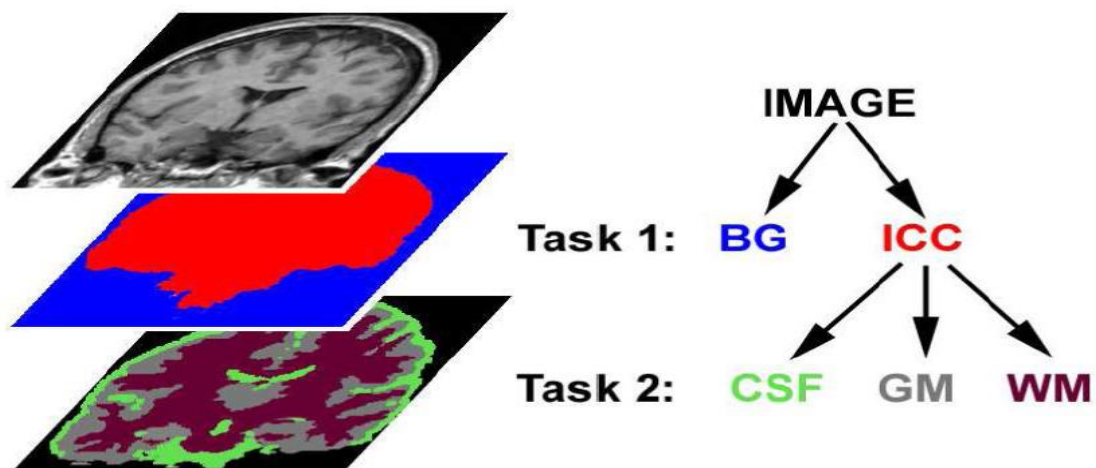
Θα δείξουμε πως ο EM αλγόριθμος κατάτμησης, μπορεί να χρησιμοποιήσει πλήρως την δενδρική δομή. Αντιθέτως, τα παρατηρούμενα δεδομένα του EM μοντέλου μας αποτελούνται από τα δεδομένα της εικόνας και της δενδρικής δομής. Αυτό καταλήγει σε έναν αλγόριθμο που μπορεί για παράδειγμα να διαχωρίσει την φαιά ουσία στις υποδομές της.

Οι αλγόριθμοι αυτόματης κατάτμησης για εικόνες MR συνήθως αντιμετωπίζουν την κάθε ανατομική δομή ως ένα ανεξάρτητο αντικείμενο. Προτείνουμε να μοντελοποιήσουμε την ανατομία με μια ιεραρχική δομή δεδομένων (δένδρο), η οποία ορίζει τις σχέσεις των υποδομών (υπόδενδρων) και οργανώνει τις πληροφορίες του άτλαντα για κάθε δομή. Αυτή η προσέγγιση παρέχει ένα συστηματικό και ευέλικτο πλαίσιο που μπορεί εύκολα να προσαρμοστεί σε πολλά διαφορετικά προβλήματα κατάτμησης. Επίσης, υποδιαίρει την διαδικασία της κατάτμησης σε υποπροβλήματα που είναι πιο εύκολο να λυθούν παρά από το να γίνεται διαίρεση όλων των δομών μαζί. Επομένως, θα χρησιμοποιήσουμε την πιο πάνω αρχή για να σχεδιάσουμε ένα εύρωστο και ευέλικτο αλγόριθμο κατάτμησης, όπου η λύση για το κάθε υποπρόβλημα καθορίζεται μέσω ενός στιγμιότυπου του EM αλγορίθμου.

4.2 Δενδρική Αναπαράσταση για ανατομικές περιοχές

Όπως περιγράφηκε και πιο πάνω για σκοπούς κατάτμησης, θα παρουσιάσουμε ανατομικές πληροφορίες με μια δενδρική δομή δεδομένων. Η ρίζα του δένδρου περιγράφει την περιοχή που θα κατατμηθεί, τα φύλλα περιγράφουν τις τελικές περιοχές ενδιαφέροντος και οι εσωτερικοί κόμβοι είναι ενδιάμεσες χονδροειδείς ανατομικές περιοχές ενδιαφέροντος. [6]

Ένας κόμβος X είναι το παιδί ενός άλλου κόμβου Y εάν η δομή που σχετίζεται με το X είναι μια υποδομή της δομής που σχετίζεται με το Y . Στην **εικόνα 4.1** παρουσιάζεται ένα παράδειγμα ενός δένδρου όπου μια εικόνα θα κατατμηθεί σε background (BG), cerebrospinal fluid (csf), white matter (WM), και gray matter (GM). Η ρίζα αντιπροσωπεύει όλη την εικόνα και οι τέσσερις δομές (BG, GM, WM, CSF) περιγράφονται από τα φύλλα του δένδρου. Η ενδοκρανιακή κοιλότητα (ICC) είναι ένας ενδιάμεσος κόμβος με τα παιδιά GM, WM, και CSF.



Εικόνα 4.1 – Δενδρική Δομή [6]

Τυπικά, μια διαδικασία κατάτμησης έχει δύο τύπους εισόδου: ο ένας τύπος είναι η περιοχή που θα κατατμηθεί και ο άλλος είναι το σύνολο των πληροφοριών που σχετίζονται με κάθε δομή ενδιαφέροντος. Στο δικό μας πλαίσιο, το σύνολο των πληροφοριών στις συγκεκριμένες δομές είναι αποθηκευμένο στα φύλλα του δένδρου. Η πληροφορία στην συνέχεια διαδίδεται από τα φύλλα στην ρίζα του δένδρου, με

σκοπό να παράσχει τις πληροφορίες των δομών ενδιαφέροντος σε κάθε κόμβο του δένδρου.

Η διαδικασία κατάτμησης, αφ' ετέρου, επιτυγχάνεται από την κορυφή προς τα κάτω. Η ρίζα διαιρείται στα παιδιά της κάνοντας χρήση των διαδεδομένων πληροφοριών που βρίσκονται στα φύλλα, έπειτα το κάθε υπόδενδρο διαιρείται περαιτέρω χρησιμοποιώντας την έξοδο της ανώτερου επιπέδου κατάτμησης σαν είσοδο. Η κατάτμηση του κάθε υπόδενδρου περιορίζεται σε μια ξεχωριστή ROI η οποία δεν καλύπτεται με τα ROIs που συνδέονται με τα υπόδενδρα των άλλων παιδιών. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου όλα τα φύλλα να έχουν καλυφθεί. [6]

Αυτή η τεχνική έχει κάποιες βολικές ιδιότητες. Πρώτον, όταν κατατμίζουμε ένα υπόδενδρο, μόνο μια υποπεριοχή της εικόνας λαμβάνεται υπόψη και μερικές δομές κατατμίζονται κάθε φορά, κάτι το οποίο απλοποιεί το πρόβλημα της κατάτμησης. Δεύτερον, η συγκεκριμένη πληροφορία δομών είναι αποθηκευμένη μόνο στα φύλλα, μιας και η συγκεκριμένη πληροφορία των εσωτερικών κόμβων είναι ο συνδυασμός της συγκεκριμένης πληροφορίας των παιδιών τους. Ο σχεδιασμός του δικού μας πλαισίου κατάτμησης είναι επίσης εύελικτος και μειώνει το κόστος αποθήκευσης.

Ένα μειονέκτημα της προσέγγισης αυτής, όμως, είναι ότι δεν μπορεί να ανακάμψει από σφάλματα που γίνονται σε ανωτέρου επιπέδου κατατμήσεις.

Η **εικόνα 4.2** δείχνει μια σχηματική αναπαράσταση του πως η πληροφορία διαδίδεται στον εγκεφαλικό ιστό στο παράδειγμα ταξινόμησης της **εικόνας 4.1**. Ο αλγόριθμός μας αρχικά ορίζει την εργασία της κατάτμησης όλης της MR εικόνας σε BG και ICC. Η μέθοδος παράγει τα ROIs για το ICC (φαίνεται με κόκκινο), και για το BG (φαίνεται με μπλε). Η δεύτερη εργασία κατάτμησης ορίζεται με την ρίζωση του υπόδενδρου στο ICC, και επομένως το ROI του ICC κατατμίζεται περαιτέρω σε CSF, GM, και WM. Όταν όλα τα φύλλα έχουν καλυφθεί από αυτήν την αναδρομική διαδικασία, τα αποτελέσματα της κατάτμησης που σχετίζονται με τα φύλλα χωρίζουν ολόκληρη την εικόνα σε BG, CSF, GM και WM.

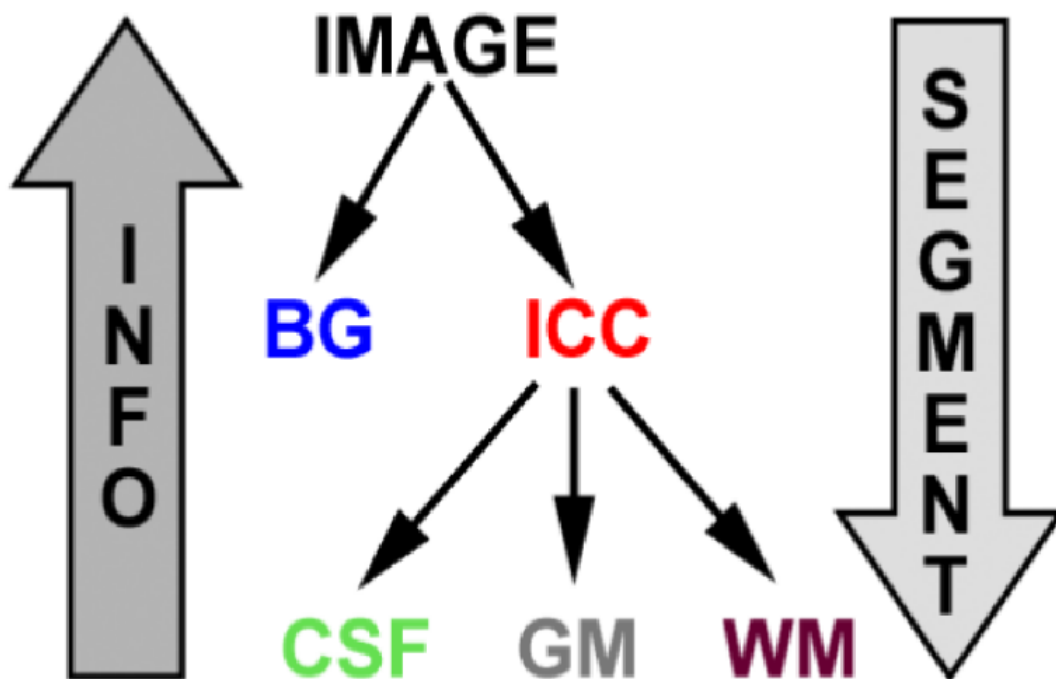


Fig. 3.
Propagating data within the tree structure. Structure-specific information (INFO) is propagated upward from the leaves to the root, while the segmentation process (SEGMENT) is propagated downward from the root to the leaves. Algorithm 1 provides a schematic description of the corresponding algorithm.

Εικόνα 4.2 – Διάδοση Πληροφορίας σε Δενδρική Δομή [6]

Ο αλγόριθμος 1 παρουσιάζει μια συνοπτική όψη της βασιζόμενης σε δένδρο διαδικασίας κατάτμησης. Ο αλγόριθμος παίρνει ως εισόδους την εικόνα I , την ρίζα ενός δένδρου R , την περιοχή ενδιαφέροντος ROI , και το τρέχων label map L . Εξ' ορισμού, το ROI της αρχικής επίκλησης είναι ολόκληρη η εικόνα. Ο αλγόριθμος αξιολογεί τα παιδιά της ρίζας, $CHILD(R)$, και τα φύλλα του δένδρου, $LEAF(R)$. Σημειώνουμε ότι εάν το R είναι φύλλο τότε $LEAF(R) = \{R\}$. Ο αλγόριθμος κατατμίζει την εικόνα I στο σύνολο των παιδιών $CHILD(R)$ μιας ROI μέσω $SEGMENT(.)$. Το $SEGMENT(.)$ κρατά την θέση μιας κλάσης από τυπικούς κατατμητές. Αυτοί οι ταξινομητές κατατμίζουν μια εικόνα στις ανατομικές δομές $CHILD(R)$ βασιζόμενοι πάνω στα συγκεκριμένα δεδομένα δομής H , που στην περίπτωσή μας εξαρτώνται από τα φύλλα $LEAF(R)$.

Προκειμένου να καθορίσουμε την δενδρική δομή στο $SEGMENT(.)$, θα ορίσουμε τώρα μια συνάρτηση $A(.)$ που καθορίζει έναν κόμβο του δένδρου $R' \in R$ σε έναν δείκτη $A(R') \in N$ που συμφωνεί με το πλαίσιο του $SEGMENT(.)$. Για παράδειγμα στην εικόνα 4.1, ο κόμβος BG μπορεί να καθοριστεί ως ο δείκτης 1 και ο κόμβος ICC

ως ο δείκτης 2. Εάν η $A(.)$ εφαρμόζεται σε έναν σύνολο κόμβων, τότε θα επιστρέψει το σύνολο των αντίστοιχων δεικτών.

Μετά που το $SEGMENT(.)$ καθορίζει ένα label map για την ROI, γίνεται μια αναδρομική κλήση όπου κάθε παιδί $R' \in CHILD(R)$ γίνεται η ρίζα ενός υπόδενρου με μια νέα περιοχή ενδιαφέροντος (ROI') που ορίζεται από τα αποτελέσματα της κατάτμησης του γονέα. Η διαδικασία σταματά όταν γίνει επίσκεψη σε όλα τα φύλλα.

Σε συντομία, ο αλγόριθμός μας κατατμίζει την εικόνα στις δομές ενδιαφέροντος, με την διάδοση της συγκεκριμένης πληροφορίας δομής προς τα πάνω και με την διάδοση των αποτελεσμάτων της κατάτμησης προς τα κάτω.

Αλγόριθμος 1 [6]

TreeSegment (I, R, ROI, L)

Define CHILD $\leftarrow$ set of children of root R

Define LEAF (R) $\leftarrow$ set of leaves of tree with root R

Define H $\leftarrow$ set of structure-specific information defined

By LEAF(R) for nodes in CHILD(R)

Update L in ROI with results of

SEGMENT (I, ROI, A(CHILD(R)),H)

For each node R, in CHILD (R) that is not a leaf

Define ROI $\leftarrow$ all voxels x with $L_x = A(R)$

TREESEGMENT (I,R,ROI,L)

4.3 Μια ανατομική προσέγγιση του EM αλγορίθμου

Οι EM αλγόριθμοι κατάτμησης έχουν γίνει ένα φημισμένο εργαλείο για την εκτέλεση MR κατάτμησης εικόνας. Δεν καταταμίζουν μόνο την εικόνα σε label map, που είναι τα άγνωστα δεδομένα στην διαμόρφωση του EM, αλλά επίσης ενσωματώνουν μια εκτίμηση παραμέτρων που σχετίζονται είτε με τα acquisition της εικόνας (π.χ ανομοιογένειες της έντασης), ή με την διαδικασία κατάτμησης (π.χ εγγραφή παραμέτρων του άτλαντα). Για την επίτευξη αυτού, ο αλγόριθμος EM εναλλάσσεται, βασικά, μεταξύ του υπολογισμού των άγνωστων δεδομένων (το βήμα E, η προσδοκία του), δίνοντας του τις παραμέτρους και τα παρατηρούμενα δεδομένα (observed data), και της βελτίωσης της εκτίμησης των παραμέτρων που βασίζονται στα παρατηρούμενα δεδομένα και στην νέα προσδοκώμενη υπολογιζόμενη τιμή των άγνωστων δεδομένων (βήμα M, μεγιστοποίηση). Έχουμε τροποποιήσει την βασιζόμενη δομή αυτών των τεχνικών ενσωματώνοντας την δένδρική δομή ως μέρος της συγκεκριμένης πληροφορίας δομής που σχετίζεται με το πρόβλημα της κατάτμησης. [6]

Στους περισσότερους κατατμητές EM που βασίζονται στα voxels, οι εγγραφές κλάσης (class assignments) των voxels, $\mathcal{T}$, θεωρούνται ως τα *κρυφά* (hidden) δεδομένα, ενώ η εικόνα I είναι τα *παρατηρούμενα* (observed) δεδομένα και οι παράμετροι θ , συμπεριλαμβάνουν τις παραμέτρους απόκτησης (acquisition) της εικόνας, που είναι συνήθως η επίδραση της ανομοιογένειας της έντασης. Σε κάθε επανάληψη I , αυτή η μέθοδος βελτιώνει την εκτίμηση θ^i της πιθανολογικής λύσης Maximum A Posteriori (MAP), με την λύση του ακόλουθου προβλήματος εκτίμησης

Εξίσωση 1 [6]

$$\begin{aligned}\theta^i &\leftarrow \operatorname{argmax}_{\theta} E_{\mathcal{T}|I, \theta^{i-1}} (\log P(\theta, \mathcal{T}|I)) \\ &= \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_{\mathcal{T}} P(\mathcal{T}|I, \theta^{i-1}) \cdot \log P(\theta, \mathcal{T}|I).\end{aligned}$$

Τροποποιούμε αυτό το πρόβλημα εκτίμησης MAP, με τα δεδομένα της δένδρικής δομής να έχουν σαν αποτέλεσμα έναν αλγόριθμο που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για

SEGMENT(.), ο κατατμητής που αναφέρθηκε στον **Αλγόριθμο 1**. Βασιζόμενοι στον **Αλγόριθμο 1**, η είσοδος στον αλγόριθμο SEGMENT(.), είναι η εικόνα I, η περιοχή ενδιαφέροντος ROI, το σύνολο των δεικτών CHILD = A(CHILD(R)) στο οποίο το ROI πρέπει να κατατμηθεί και ένα σύνολο από συγκεκριμένα δεδομένα δομής H, που είναι ορισμένο από την δενδρική δομή. Ενσωματώνουμε το H στο πιθανολογικό μοντέλο της Εξ. (1) επεκτείνοντας το βασιζόμενο ατέλειωτο μοντέλο δεδομένων. Τα παρατηρούμενα δεδομένα αποτελούνται τώρα από την εικόνα I και την συγκεκριμένη πληροφορία δομής H, έτσι και η εξ. (1) μετατρέπεται:

Εξίσωση 2 [6]

$$\theta^i \leftarrow \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} E_{\mathcal{T}|I, \mathcal{H}, \theta^{i-1}} (\log P(\theta, \mathcal{T} | I, \mathcal{H})) .$$

Οι αναθέσεις κλάσης του voxel (voxel class assignments), T , αναπαριστώνται ως ένα χωρικό ευρετήριο συλλογής από τυχαία διανύσματα δείκτη, $T_x \in \{e_1, \dots, e_N\}$, όπου το χ αντιπροσωπεύει ένα από τα voxels στο ROI και το N είναι ο αριθμός των δομών που θα κατατμηθούν. Το διάνυσμα e_j είναι ίσο με 1 στην θέση j, και ίσο με 0 οπουδήποτε αλλού. Εάν υποθέσουμε ότι έχουμε ανεξαρτησία λογικής-voxel για το Tα, τότε το πρόβλημα εκτίμησης MAP αλλάζει σε:

Εξίσωση 3 [6]

$$\theta^i \leftarrow \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \sum_x E_{\mathcal{T}_x|I, \mathcal{H}, \theta^{i-1}} (\log P(\theta | \mathcal{T}_x, I, \mathcal{H})) ,$$

όπου συντομογραφούμε με Σ_x το άθροισμα πάνω σε όλα τα voxels χ στο πεδίο ROI. Η αναμενόμενη τιμή στην εξ. (3) εξαρτάται από την συγκεκριμένη πληροφορία δομής H που σχετίζεται με το κάθε παιδί (για παράδειγμα, ένα Γκαουσιανό Μοντέλο έντασης ή ένας χωρικός πιθανολογικός άτλαντας). Όπως περιγράψαμε και προηγουμένως, μόνο τα φύλλα περιέχουν αυτήν την πληροφορία. Επομένως, η αναμενόμενη τιμή, $E_{\mathcal{T}_x | I, \mathcal{H}, \theta^{i-1}} (\log P(\theta | \mathcal{T}_x, I, \mathcal{H}))$, χρειάζεται να εκφραστεί ως το άθροισμα πάνω σε όλους τους δείκτες που σχετίζονται με τα φύλλα του δένδρου, που

ονομάσαμε $LEAF = A(LEAF(R))$. Το πρόβλημα εκτίμησης MAP επεκτείνεται τότε σε:

Εξίσωση 4 [6]

$$\theta^i \leftarrow \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \sum_x \sum_{j \in LEAF} P(\mathcal{T}_x = e_j | I, \mathcal{H}, \theta^{i-1}) \cdot \log P(\theta | \mathcal{T}_x = e_j, I, \mathcal{H}).$$

Ο αλγόριθμος EM καθορίζει μια λύση στην εξ. (4) σε δύο βήματα. Το βήμα Προσδοκίας (E-Step) υπολογίζει το “βάρος”, που είναι η μεταγενέστερη (posterior) πιθανότητα $P(T_x = e_j | I, H, \theta^{i-1})$ μιας ανατομικής δομής που σχετίζεται με τον δείκτη j που είναι παρών σε ένα συγκεκριμένο voxel x , δεδομένου της εκτίμησης των παραμέτρων θ^{i-1} και της εικόνας I . Κάνοντας χρήση του κανόνα Bayes, τα βάρη ορίζονται ως ακολούθως:

Εξίσωση 5 [6]

$$\begin{aligned} \mathcal{W}_{x,j} &\triangleq P(\mathcal{T}_x = e_j | I, \mathcal{H}, \theta^{i-1}) \\ &= \frac{P(I | \mathcal{T}_x = e_j, \theta^{i-1}, \mathcal{H}) \cdot P(\mathcal{T}_x = e_j | \theta^{i-1}, \mathcal{H})}{P(I | \theta^{i-1}, \mathcal{H})}. \end{aligned}$$

Στο μοντέλο κλάσης υπό όρους (class-conditional model) πάνω στις εντάσεις της εικόνας, το $P(I | T_x = e_j, \theta^{i-1}, H)$ αναπαριστά πιθανότητες χώρου υπό όρους (space-conditioned, π.χ ένας πιθανολογικός άτλαντας) που σχετίζονται με κάθε δομή.

Το δεύτερο βήμα του αλγόριθμου EM είναι το βήμα της μεγιστοποίησης (Maximization Step, M-Step), το οποίο βελτιώνει την εκτίμηση θ^{i-1} βασιζόμενο στα βάρη W :

Εξίσωση 6 [6]

$$\theta^i \leftarrow \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_x \sum_{j \in \text{LEAF}} \mathcal{W}_{xj} \cdot \log P(\theta | \mathcal{T}_x = e_j, I, \mathcal{H}).$$

Όταν η διαδικασία EM έχει συγκλίνει, πρέπει να εξάγουμε την ετικετοποίηση (labeling) L της περιοχής ενδιαφέροντος ROI, που είναι ορισμένη στο R, στην υποδομή της. Αυτό επιτυγχάνεται υπολογίζοντας αρχικά το βάρος του κάθε παιδιού, j ε CHILD, βάσει των βαρών των φύλλων τους:

Εξίσωση 7 [6]

$$\widetilde{\mathcal{W}}_{x,j} \triangleq \sum_{k \in \text{LEAF}_j} \mathcal{W}_{x,k}.$$

Καλούμε το $\widetilde{\mathcal{W}}$ ως Ιεραρχικά Βάρη (Hierarchical Weights). Στην συνέχεια, εγγράφουμε το κάθε voxel που βρίσκεται στο ROI στον δείκτη του παιδιού με το μέγιστο ιεραρχικό βάρος:

Εξίσωση 8 [6]

$$\mathcal{L}_x \triangleq \arg \max_{j \in \text{CHILD}} \widetilde{\mathcal{W}}_{x,j}.$$

Το label map L επιστρέφεται στον ιεραρχικό αλγόριθμο.

Εάν τώρα ορίσουμε τις συγκεκριμένες παραμέτρους δομής ως $H = \{\text{LEAF}, \text{LEAF}_1, \dots, \text{LEAF}_C\}$ – το σύνολο όλων των φύλλων και τα φύλα όλων των c παιδιών της ρίζας – τότε μπορούμε να αντικαταστήσουμε την κλήση της συνάρτησης SEGMENT(.) του **αλγόριθμου 1** με την προηγούμενη EM υλοποίηση που αναπτύξαμε, της οποίας η σχηματική περιγραφή δίνεται πιο κάτω:

Αλγόριθμος 2 [6]

SEGMENT (I , ROI , $CHILD$, H)

repeat

E-Step: Calculate W according to Eq. (5)

M-Step: Update θ^i according to Eq. (6)

Until θ^i converges in ROI

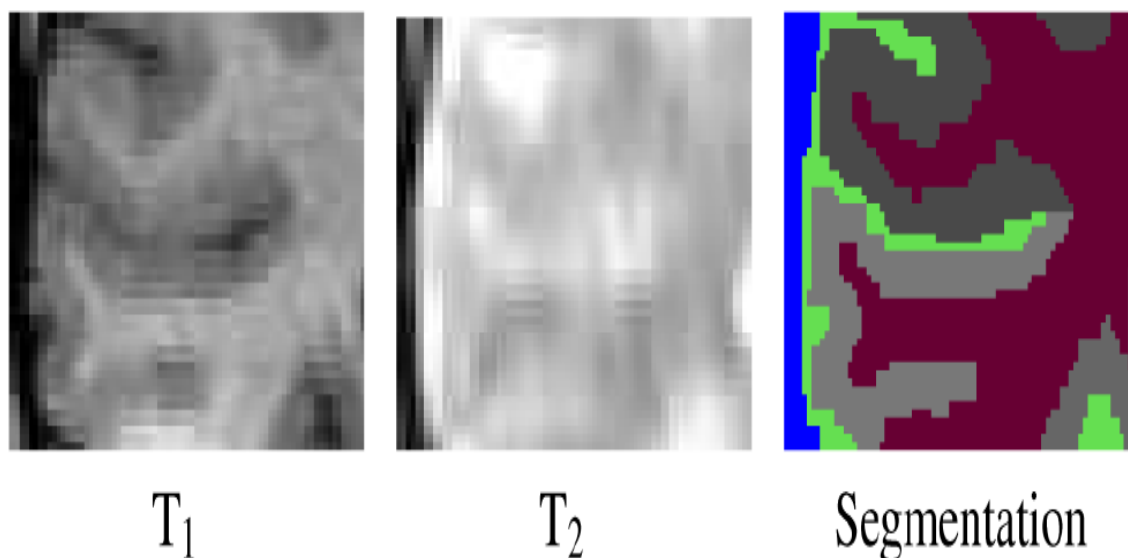
Define W according to Eq. (7)

Define label map L according to Eq. (8)

Return (L)

4.4 Κατάτμηση διαφορετικών τύπων ορίων

Ένας εύρωστος και αυτόματος κατατμητής των MR εικόνων πρέπει να μπορεί να μοντελοποιεί με ακρίβεια διαφορετικούς τύπους ορίων. Για παράδειγμα, ο ορισμός των ορίων συνήθως εξαρτάται από την MR απόκτηση παλμικής ακολουθίας (MR acquisition pulse sequence). Στην **εικόνα 4.3** το όριο μεταξύ σκληράς μήνιγγας – dura (το μπλε στο label map) και του CSF (πράσινο), φαίνεται στην εικόνα T2-weighted, και η εικόνα T1-weighted οπτικοποιεί το όριο μεταξύ της λευκής ουσίας (κόκκινο) και των υποδομών του φλοιού (γκρίζο). Ένα πρόβλημα κατάτμησης απλοποιείται στο υπάρχων πλαίσιο κατάτμησης περιορίζοντας κάθε task μερικής κατάτμησης προς ένα τύπο ορίου. [6]



Εικόνα 4.3 – Ορισμός Ορίων [6]

Παρόλ' αυτά, το τρέχων πλαίσιο δεν συλλαμβάνει την σχέση μεταξύ των ορίων και της εμφάνισής τους στα παρατηρούμενα δεδομένα της εικόνας. Για παράδειγμα, στις εικόνες της **εικόνας 4.3** ο αλγόριθμος κατάτμησης που καθοδηγείται από την δενδρική δομή της **εικόνας 4.1**, αρχικά βρίσκει το όριο μεταξύ air και CSF, και έπειτα ταυτοποιεί τις υπόλοιπες δομές. Και για τα δύο task κατάτμησης, ο αλγόριθμος θεωρεί τις T_1 και T_2 - weighted εικόνες ως ίσης σημασίας, κάτι το οποίο προφανώς δεν συμβαίνει. Αυτή η ανεπάρκεια, μπορεί να δημιουργήσει αρνητικά δυναμικό πολώσεως στα αποτελέσματα λόγω των τεχνουργημάτων εικόνας (image artifacts), όπως είναι το partial voluming και ο θόρυβος. Αντιμετωπίζουμε αυτό το πρόβλημα επεκτείνοντας τα ιεραρχικά συγκεκριμένα δεδομένα δομής με *“παραμέτρους επιρροής”* (*“influence parameters”*), οι οποίες ελέγχουν την επίπτωση των διαφορετικών συστατικών των παρατηρούμενων δεδομένων στο αποτέλεσμα της κατάτμησης. [6]

Η επιλογή των παραμέτρων επιρροής είναι στενά συνδεδεμένη με την συγκεκριμένη υλοποίηση EM. Περιορίζουμε την συζήτηση μας σε ένα μοντέλο παρόμοιο με του Wells et all [7]. Αυτό το μοντέλο είναι εύκολα προσαρμόσιμο στο πρόβλημα μας, της κατάτμησης των εγκεφαλικών ιστών. Να σημειώσουμε, όμως, ότι το σενάριο των παραμέτρων επιρροής μπορεί να ενσωματωθεί επίσης στο σενάριο του κατατμητή βασισμένο σε voxel όπως το [8], [9].

Στο [7] η παράμετρος θ , καταγράφει την ανομοιογένεια της εικόνας. Βασιζόμενοι σε αυτό το μοντέλο, η υπό όρους πιθανότητα $P(T_x = e_j | \theta, H)$ είναι ορισμένη να είναι ανεξάρτητη από τους παραμέτρους και η πιθανότητα $P(I | T_x = e_j, \theta^i, H)$ εξαρτάται μόνον από την ένταση I_x της εικόνας I στο voxel x , επομένως και η **εξίσωση (5)** απλοποιείται σε:

Εξίσωση 9 [6]

$$W_{x,j} = \frac{1}{Z_x} P(I | \mathcal{T}_x = e_j, \theta', \mathcal{H}) \cdot P(\mathcal{T}_x = e_j | \mathcal{H}).$$

Εάν τώρα αγνοήσουμε την ιεραρχική παράμετρο H , τότε μπορούμε να ορίσουμε την εξ. (9) σύμφωνα με τα ήδη υπάρχων μοντέλα EM. Χρησιμοποιώντας το μοντέλο έντασης από [7], η πιθανότητα $P(I_x | B_x, T_x = e_j) = N(I_x | B_x + \mu_j, Y_j)$ ορίζεται ως μια γκαουσιανή κατανομή της έντασης I_x με την μέση ένταση μ_j και την διασπορά Y_j του label j , και το B_x να είναι η ανομοιογένεια της εικόνας B στο voxel x . Αντιθέτως, στο [7], το prior $P(T_x = E_j)$ είναι χωρικά διαφορετικό πάνω στο πεδίο της εικόνας όπως προτείνεται στο [9]. Αυτή η κατανομή στον χώρο, συλλαμβάνεται από τον πιθανολογικό άτλαντας $F(j,x)$ με δείκτη j , επιτρέποντας στον αλγόριθμο να ξεχωρίσει ανατομικές δομές με παρόμοια πρότυπα έντασης.

Στο υπόλοιπο αυτής της υποενότητας, θα επεκτείνουμε τις προηγούμενες συζητούμενες κατανομές, στο ιεραρχικό μας σενάριο μέσα στο EM πλαίσιο, το οποίο συνοπτίζεται από το πρόβλημα μεγιστοποίησης της εξ. (6). Το κάνουμε αυτό συμπεριλαμβάνοντας τις ‘‘παραμέτρους επιρροής’’ (influence parameters), οι οποίες ελέγχουν την επίδραση των συγκεκριμένων πληροφοριών δομής πάνω στα αποτελέσματα της κατάτμησης στα $P(T_x = e_j | H)$ και $P(I_x | B_x, T_x = e_j, H)$.

4.5 Παράμετροι Εμπιστοσύνης βασιζόμενοι στην Ένταση

Γενικά, το κάθε κανάλι εισόδου σε μια MR ακολουθία απόκτησης εικόνας, παρέχει αντίθεση (contrast) για ένα διαφορετικό σύνολο ορίων. Ενσωματώνουμε αυτή την παρατήρηση στο ιεραρχικό μας μοντέλο, ελέγχοντας την επίδραση των καναλιών

εισόδου σε κάθε task κατάτμησης. Προσθέτουμε στα συγκεκριμένα δεδομένα δομής H το διάνυσμα παραμέτρων επιρροής, ζ_H με $\zeta_{H,k}$, βασισμένο στην ένταση, που ορίζει την επιρροή του καναλιού εισόδου k στο task κατάτμησης. Μπορούμε, έπειτα, να επεκτείνουμε την αρχική Γκαουσιανή κατανομή έντασης συγκεκριμένης δομής $N(\mathcal{B}_x + \mu_j, Y_j)$ με ζ_H , δημιουργώντας την ακόλουθη κατανομή σε ένα χαμηλότερης διάστασης χώρο:

Εξίσωση 10 [6]

$$P(I_x | \mathcal{B}_x, \mathcal{T}_x = e_j, \mathcal{H}) = N(I_x; \zeta_{\mathcal{H}}^T (\mathcal{B}_x + \mu_j), \zeta_{\mathcal{H}}^T Y_j \zeta_{\mathcal{H}}).$$

Αυτό το μοντέλο κάνει την παραδοχή ότι το ζ_H είναι της μορφής $\zeta_H = e_k$, το οποίο είναι ισοδύναμο με την αγνόηση όλων των καναλιών εισόδου εκτός του k -οστού. Να σημειώσουμε ότι είναι απλό να επεκτείνουμε αυτό το μοντέλο σε πολλαπλά κανάλια εισόδου. [6]

Τώρα, θα επανέλθουμε στο προηγούμενο μας παράδειγμα για να δείξουμε πως το ζ_H είναι προσαρμοσμένο στα δύο διαφορετικά task κατάτμησης που περιγράφονται στην **εικόνα 4.1**. Ορίζουμε το T1-weighted ως το πρώτο και το T2-weighted ως το δεύτερο κανάλι εισόδου. Για το πρώτο task κατάτμησης το σύνορο μεταξύ του background και του ICC είναι καθαρά ορισμένο από το T2-weighted, αλλά όχι το T1-weighted κανάλι εισόδου, το οποίο έχει σαν αποτέλεσμα $\zeta_{\text{IMAGE}} = e_2$. Για το δεύτερο task κατάτμησης, το σύνορο μεταξύ WM, GM και CSF είναι ξεκάθαρα σκιαγραφημένο από τις T1-weighted εικόνες, και επομένως η παράμετρος επιρροής τροποποιείται σε $\zeta_{\text{ICC}} = e_1$.

Έχουμε τώρα επεκτείνει το ιεραρχικό πλαίσιο μέσω των παραμέτρων επιρροής ζ_H που ορίζει την επιρροή των καναλιών εισόδου σε ένα δεδομένο task κατάτμησης.

4.6 Ρύθμιση της επιρροής των Spatial Priors

Κάποια σύνορα δεν είναι ορατά σε οποιαδήποτε από τα κανάλια εισόδου. Η μέθοδος μας προσδιορίζει αυτά τα σύνορα μέσω των spatial priors. Τα spatial priors είναι

επίσης σημαντικά για την ικανότητα τους να ξεχωρίζουν τα ROIs με ίδια πρότυπα έντασης. Παρόλ' αυτά αυξάνουν το ρίσκο της εισαγωγής δυναμικού πολώσεως (bias) στα αποτελέσματα της κατάτμησης. Αντιμετωπίζουμε αυτό το ζήτημα προσαρμόζοντας προσεκτικά την χρήση των spatial prior δεδομένων σε κάθε task κατάτμησης. [6]

Ελέγχουμε την επίδραση των spatial priors μεταβάλλοντας τον ορισμό του $P(T_x = e_R|H)$ με τον ίδιο τρόπο με την υπό όρους πιθανότητα έντασης της προηγούμενης υποενότητας. Προσθέτουμε την παράμετρο $\lambda_H \in [0,1]$ στον ιεραρχικό ορισμό παραμέτρου H , όπου το λ_H , ορίζει την επιρροή του spatial prior στο H . Η υπό όρους πιθανότητα για κάθε δομή $j \in \text{Leaf}$ ορίζεται ως ο κυρτός συνδυασμός ενός σταθερού prior και του πιθανολογικού άτλαντα

Εξίσωση 11 [6]

$$\underline{P(\mathcal{T}_x=e_j|\mathcal{H}) \triangleq (1 - \lambda_{\mathcal{H}}) \cdot \frac{1}{d} + \lambda_{\mathcal{H}} \cdot \mathcal{F}(j, x),}$$

Όπου το d είναι ο αριθμός των δεικτών στο Leaf.

Στο παράδειγμα της **εικόνας 4.1** τα δεδομένα του άτλαντα είναι εξαιρετικής σημασίας για το πρώτο task επειδή το BG και το ICC έχουν ίδια πρότυπα έντασης. Επομένως, βάζουμε την τιμή του λ_{IMAGE} ίση με 1. Για το δεύτερο task, το λ_{ICC} το βάζουμε κοντά στο 0 αφού τα σύνορα είναι καθαρά ορισμένα από τα κανάλια εισόδου. Επιπρόσθετα, ο άτλαντας αποτυγχάνει να συλλάβει πλήρως τις σχετικά μεγάλες και περίπλοκες inter-subject διακυμάνσεις του καθενός από τα τρία κυριότερα τμήματα ιστού, και επομένως θα δημιουργήσει το δυναμικό πολώσεως (bias) στα αποτελέσματα.

Μετά από τον ορισμό της υπό όρους κατανομής της έντασης και του spatial prior, θα επανεξετάσουμε τον ορισμό των βαρών. Το Ε-βήμα, που υπολογίζει τα βάρη W για κάθε δομή $j \in \text{Leaf}$ που ορίζεται στη **εξ. (9)**, τροποποιείται σε σχέση με την **εξ. (10)** και **(11)** σε:

Εξίσωση 12 [6]

$$\mathcal{W}_{x,j} \triangleq \frac{1}{Z_x} \cdot \frac{e^{-\frac{1}{2}} \left(\zeta_{\mathcal{H}}^T (I_x - \mathcal{B}_x - \mu_j) \right)^T \mathbf{Y}_j'^{-1} \left(\zeta_{\mathcal{H}}^T (I_x - \mathcal{B}_x - \mu_j) \right)}{\sqrt{(2 \cdot \pi)^n |\mathbf{Y}_j'|}} \cdot \left((1 - \lambda_{\mathcal{H}}) \cdot \frac{1}{d} + \lambda_{\mathcal{H}} \mathcal{F}(j, x) \right).$$

Εδώ, στο $\mathbf{Y}_j' \triangleq \zeta_{\mathcal{H}}^T \cdot \mathbf{Y}_j \cdot \zeta_{\mathcal{H}}$, το $\left| \cdot \right|$ είναι η ορίζουσα, και το Z_x είναι ο κανονικοποιημένος όρος, που είναι το άθροισμα πάνω σε όλα τα γινόμενα των δομών των υπό όρους πιθανοτήτων έντασης και των υπό όρους χωρικών πιθανοτήτων. Το αντίκτυπο αυτών των τροποποιημένων κατανομών πάνω στην εκτίμηση των παραμέτρων στο Βήμα-M είναι άμεσο.

Θα ολοκληρώσουμε την συζήτησή μας για τις παραμέτρους επιρροής, καθορίζοντας τα συγκεκριμένα δεδομένα δομής H του **αλγόριθμου 1**, για να αντικατοπτρίσουμε τις βελτιώσεις αυτής της υποενότητας. Η πιο κάτω εξίσωση, [6]

$$H \triangleq \{ \text{LEAF}, \text{LEAF}_1, \dots, \text{LEAF}_c, (\mu_1, Y_1), \dots, (\mu_d, Y_d), F(1, \cdot), \dots, F(d, \cdot), \zeta_H, \lambda_H \}$$

ορίζεται τώρα από το σύνολο των φύλλων $\{ \text{LEAF}, \text{LEAF}_1, \dots, \text{LEAF}_c \}$, τις παραμέτρους έντασης συγκεκριμένης δομής $\{ (\mu_1, Y_1), \dots, (\mu_d, Y_d) \}$, τα spatial priors $\{ F(1, \cdot), \dots, F(d, \cdot) \}$ για όλα τα d φύλλα, και τις παραμέτρους επιρροής ζ_H και λ_H .

4.7 Σύνοψη

Συνοπτικά, έχουμε ορίσει ένα ιεραρχικό πλαίσιο κατάτμησης το οποίο καθοδηγείται από δεδομένα συγκεκριμένης δομής οργανωμένα σε δένδρο. Το δένδρο οργανώνεται σύμφωνα με τις σχέσεις μεταξύ των ανατομικών περιοχών. Ακολουθώντας, ενσωματώνουμε μια κλάση από EM κατατμητές στο προτεινόμενο πλαίσιο. Επιπρόσθετα, υιοθετήσαμε μια υλοποίηση [7] για να αυξήσουμε την ευρωστία της μεθόδου με την επέκταση του βασικού EM μοντέλου με τις παραμέτρους επιρροής.

Κεφάλαιο 5

Αυτόματη Κατάτμηση Εγκεφάλου μέσω EM Προσέγγισης

5.1 Γενικά	35
5.2 Αλγόριθμος EM	36
5.3 EMSegmenter Module	37
5.4 Πιθανολογικοί άτλαντες Εγκεφάλου	39
5.5 Δεδομένα Μελέτης	40
5.6 Pipeline Κατάτμησης Εγκεφάλου	40
5.6.1 Διόρθωση ανομοιογένειας εικόνας	41
5.6.2 Αντιστοίχιση άτλαντα στην MRI τομή	44
5.6.3 Υπολογισμός Κατανομής Έντασης για κάθε δομή	48
5.6.4 Αυτόματη κατάτμηση MR σαρώσεων στα ROI με χρήση EM Προσέγγισης	48
5.6.4.1 Γενικά	48
5.6.4.2 Βήματα Κατάτμησης	50

5.1 Γενικά

Στο κεφάλαιο αυτό θα αναφερθούμε σε όλη την διαδικασία που πρέπει να ακολουθηθεί, συμπεριλαμβανομένου και της προ-επεξεργασίας που πρέπει να γίνει, για να επιτύχουμε μια σωστή και ακριβής αυτόματη κατάτμηση του εγκεφάλου στα επιθυμητά μέρη. Αφού είδαμε όλο το Θεωρητικό Υπόβαθρο της προσέγγισης που θα ακολουθήσουμε για την κατάτμηση στο προηγούμενο κεφάλαιο, ήρθε τώρα η ώρα να δούμε σε πράξη όλη την διαδικασία βάση της θεωρίας πάντα. Για την εκτέλεση της Αυτόματης Κατάτμησης θα χρησιμοποιήσουμε την έκδοση 4.1 του 3D Slicer. Για την διαδικασία κατάτμησης θα χρησιμοποιήσουμε το EM segmenter with Atlas module αυτής της έκδοσης του Slicer, το οποίο κάνει χρήση του αλγόριθμου Expectation-Maximization (EM). Σημαντικό να αναφέρουμε ότι έγινε μια πλήρης τμηματοποίηση του εγκεφάλου (full brain parcellation). Δηλαδή, έγινε κατάτμηση του εγκεφάλου σε εγκεφαλονωτιαίο υγρό, φαιά ουσία, λευκή ουσία και στα συστατικά μέρη του κάθε

ανατομικού ιστού. Οι πιθανολογικοί άτλαντες για κάθε υποδομή του εγκεφάλου προσφέρονται από το Slicer, και επομένως κάναμε χρήση αυτών των άτλαντων.

Πριν να δούμε την διαδικασία που ακολουθήθηκε όμως, θα αναφερθούμε αρχικά για κάποιες γενικές πληροφορίες όσον αφορά τον αλγόριθμο EM, το EMSegmenter Module του Slicer, καθώς και για τους Πιθανολογικούς Άτλαντες του Εγκεφάλου (Probabilistic Brain Atlases).

5.2 Αλγόριθμος EM

Ο αλγόριθμος EM αποτελεί την μεγιστοποίηση της προσδοκίας και είναι μία μέθοδος με αρχές για την επεξεργασία των ελλειπόντων στοιχείων. Ο όρος EM καθιερώθηκε από τους Dempster, Laird και Rubin στην δημοσιευμένη εργασία τους που σχετιζόταν με αυτή την μέθοδο το έτος 1977. Σύμφωνα τους Little και Rubin (1987), ο αλγόριθμος EM τυποποιεί μια σχετικά παλαιά «ad hoc» ιδέα για το χειρισμό των ελλειπόντων στοιχείων ως εξής: [10]

- (1) αντικαθιστά τις ελλείπουσες τιμές με τις κατ' εκτίμηση τιμές,
- (2) εκτιμά τις παραμέτρους,
- (3) επανεκτιμά τις ελλείπουσες τιμές υποθέτοντας ότι οι νέες εκτιμήσεις των παραμέτρων είναι σωστές,
- (4) επανεκτιμά τις παραμέτρους και ούτω καθ' εξής, επαναλαμβάνοντας την προαναφερθείσα διαδικασία μέχρι να έχουμε σύγκλιση.

Κάθε επανάληψη του αλγορίθμου EM αποτελείται από δύο βήματα:

Ένα βήμα **E** (Expectation- Προσδοκία) που ακολουθείται από ένα βήμα **M** (Maximization- Μεγιστοποίηση). Στο βήμα **E**, η αναμενόμενη τιμή του λογαρίθμου της πιθανοφάνειας του πλήρους σετ δεδομένων προκύπτει, λαμβάνοντας υπόψη τα παρατηρηθέντα στοιχεία και τις κατ' εκτίμηση παραμέτρους από μια προηγούμενη επανάληψη.

Στο βήμα **M**, η δεσμευμένη αναμενόμενη τιμή του λογαρίθμου της πιθανοφάνειας του πλήρους σετ δεδομένων μεγιστοποιείται. Η τιμή αυτή αυξάνεται έως ότου επιτυγχάνεται ένα στάσιμο σημείο (Dempster et Al, 1977). Με άλλα λόγια, ο αλγόριθμος συνεχίζεται έως ότου η παρατηρηθείσα πιθανοφάνεια που παράγεται σε δύο διαδοχικές επαναλήψεις είναι σχεδόν ίδια. [10]

5.3 EMSegmenter Module

Το module EM segmenter αναπτύχθηκε από την συνεργασία μεταξύ των Sandy Wells, Ron Kikinis και Martha Shenton κατά το 1993. Ο στόχος ήταν να παρθούν καλές αυτόματες κατατιμήσεις της λευκής και φαιάς ουσίας του εγκεφάλου, από T1 σταθμισμένες εικόνες MR. Η μεγαλύτερη δυσκολία ήταν το τεχνούργημα (artifact) της ανομοιογένειας της έντασης, ή διαφορετικά της “σκίασης”, που υπήρχε στις εικόνες λόγω της MRI σάρωσης που χρησιμοποιούνταν για έρευνες τον τότε καιρό. Η επίδραση του artifact αυτού, ήταν το ότι δεν μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ένα μόνο κατώφλι για να διαχωρίσει την λευκή από την φαιά ουσία. [11]



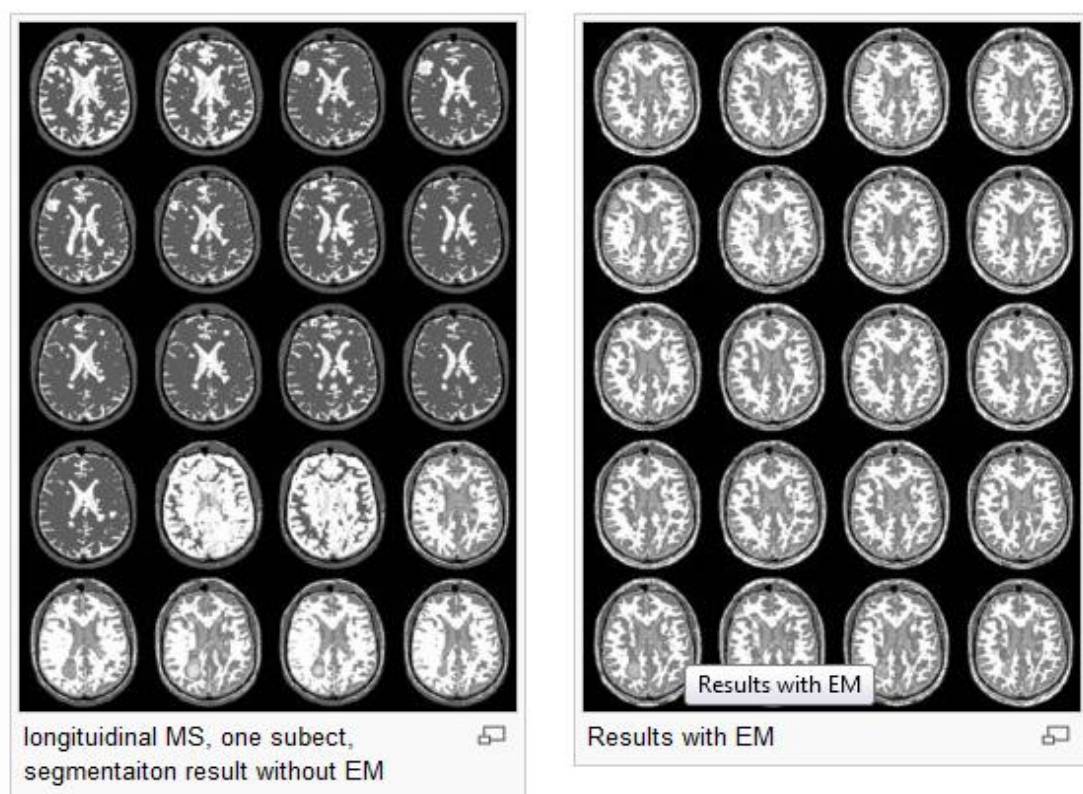
Εικόνα 5.3.1 – Cross-Sections of Segmentations(1993) [11]

Έγιναν πολλές προσεγγίσεις στο πρόβλημα αυτό, όπου κάποιες έδωσαν καλά αποτελέσματα, αλλά παρόλα αυτά παρέμεναν ατέλειες στα αποτελέσματα. Τελικά, αποφασίστηκε να κατασκευαστεί μια σαφής αναπαράσταση του artifact της έντασης και να γίνει προσπάθεια ανάκαμψης του artifact και της κατάτμησης ταυτόχρονα.

Επιλέχθηκε ο αλγόριθμος Μεγιστοποίησης Προσδοκίας (EM), ως μια στατιστική μέθοδος που χρησιμοποιείται όταν κάποια δεδομένα είναι ελλιπή. Το αποτέλεσμα είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος που κάνει επανάληψη μεταξύ δύο βημάτων.

Στο ‘Ε’ βήμα, υπολογίζεται η πιθανότητα του tissue label για κάθε voxel, που δίνει τα δεδομένα της εικόνας και τον τρέχον υπολογισμό της έντασης του artifact.

Στο ‘Μ’ βήμα, η ένταση του artifact επαναυπολογίζεται και δίνει τις πληροφορίες της εικόνας και τον τρέχον υπολογισμό των πιθανοτήτων του tissue label. [11]



Εικόνα 5.3.2 – MS Longitudinal Study (1995) [11]

Το EM segmenter αποδείχτηκε ότι είναι πολύ ισχυρό στα σκιασμένα artifacts αλλά επιπρόσθετα είναι και πολύ ισχυρό σε σαρώσεις ανομοιογένειας.

Το EM segmenter ήταν ο πρώτος αλγόριθμος που μπορούσε να παράξει υψηλής ποιότητας κατατμήσεις της φαιάς και λευκής ουσίας από MRI, χωρίς να χρειάζεται η χειροκίνητη παρέμβαση. Αυτό αποδείχτηκε πολύ χρήσιμο σε μεγάλες και διαμήκη έρευνες της ΠΣ την περίοδο 1994-1995.

5.4 Πιθανολογικοί Άτλαντες Εγκεφάλου

Ένας άτλαντας εγκεφάλου μας επιτρέπει να ορίσουμε τα χωρικά του χαρακτηριστικά. Μας επιτρέπει να απαντήσουμε ποσοτικά στα ερωτήματα, για το που βρίσκεται μια δεδομένη δομή, με ποια άλλα χαρακτηριστικά σχετίζεται, για το ποιο είναι το σχήμα και τα χαρακτηριστικά του και πως αναφερόμαστε σε αυτά, για το που είναι η περιοχή της λειτουργικής ενεργοποίησης, για το πόσο διαφορετικός είναι ο εγκέφαλος συγκρινόμενος με μια κανονική βάση δεδομένων. [12]

Οι εγκεφαλικοί άτλαντες είναι κατασκευασμένοι από μία ή και περισσότερες αναπαραστάσεις του εγκεφάλου. Περιγράφουν μία ή περισσότερες όψεις της εγκεφαλικής δομής, και της λειτουργίας και σχέσης τους μετά από την εφαρμογή κατάλληλης αντιστοίχισης (registration) και στρατηγικών παραμόρφωσης, συστήματα ευρετηρίασης και ονοματολογικά συστήματα. Οι άτλαντες, έχουν δημιουργηθεί από πολλαπλές οντότητες και άτομα και έτσι παρέχουν την ικανότητα να περιγράφουν τα δεδομένα της εικόνας με στατιστική και οπτική δύναμη. [12]

Ένας άτλαντας μπορεί να πάρει πολλές μορφές, από περιγραφές δομής ή λειτουργικότητας όλου του εγκεφάλου σε χάρτες από ομάδες ή πληθυσμούς. Τα ατομικά συστήματα του εγκεφάλου μπορούν να χαρτογραφηθούν μιας και μπορεί να αλλάξουν με τον χρόνο, λόγω εξέλιξης ή εκφυλισμού. Ένας άτλαντας επιτρέπει την σύγκριση μεταξύ ατόμων, οντοτήτων ή περιοχών. Οι διαφορές μεταξύ των ειδών μπορούν να καταλογωγραφηθούν. Τις περισσότερες περιπτώσεις, όμως, η προσφορά των εγκεφαλικών ατλάντων είναι η κριτική τους ικανότητα να ενσωματώνουν πληροφορίες από πολλαπλές πηγές. Η χρησιμότητα ενός άτλαντα είναι εξαρτώμενη από κατάλληλα συστήματα συντεταγμένων, από την αντιστοίχιση και μεθόδους μετασχηματισμού καθώς και χρήσιμων στρατηγικών απεικόνισης. Οι ακριβείς και αντιπροσωπευτικοί άτλαντες, κρατούν την μεγαλύτερη υπόσχεση για βοήθεια δημιουργίας μιας ξεκάθαρης κατανόησης του εγκεφάλου στον τομέα της υγείας και παθολογίας. [12]

5.5 Δεδομένα Μελέτης

Το σύνολο των δεδομένων μας αποτελείται από 7 ασθενείς με Πολλαπλή Σκλήρυνση. Τα δεδομένα μας δόθηκαν από το Ινστιτούτο Νευρολογίας και Γενετικής από τον Δρ. Μάριο Παντζιαρή. Για κάθε ασθενή έχουμε μια ακολουθία T1-weighted και T2-weighted εικόνων. Οι T1 ακολουθίες περιέχουν 27 MR εικόνες τύπου dicom, και οι T2 ακολουθίες περιέχουν 120 MR εικόνες τύπου dicom. Εμείς έχουμε χρησιμοποιήσει τα δεδομένα του πρώτου ασθενούς, για τον οποίο πήραμε τις MR εικόνες για τέσσερις διαφορετικές επισκέψεις, καθώς επίσης πήραμε γι' αυτόν και τις χειροκίνητες κατατμήσεις (delineations) των εστιών ΠΣ που έγινε από ειδικούς. Συγκεκριμένα, για κάθε επίσκεψη του πρώτου ασθενούς, πήραμε τα delineations των ειδικών σε μορφή PLQ αρχείων. Κάθε τομή, μπορεί να περιέχει καμία, μία ή περισσότερες εστίες ΠΣ.

5.6 Pipeline Κατάτμησης Εγκεφάλου

Η όλη επεξεργασία βασίζεται στα συστατικά στοιχεία του λογισμικού που είναι υλοποιημένα στο 3D Slicer. Η επεξεργασία που χρειάζεται για αυτή την εργασία, περιλαμβάνει την απεικόνιση (visualization), την ικανότητα επεξεργασίας δεδομένων DICOM, διεπαφή για χειροκίνητη κατάτμηση εικόνας, δυνατότητες γραμμικής αντιστοίχισης (linear registration) και παραμόρφωσης της εικόνας που να μπορούν να προσαρμοστούν στα δεδομένα μας, την αυτόματη κατάτμηση MR εικόνων εγκεφάλου, και την ικανότητα ανάπτυξης νέων συστατικών επεξεργασίας εικόνας που να μπορούν να ενσωματωθούν σε αυτό το πλαίσιο. Το 3D Slicer περιλαμβάνει όλη την λειτουργικότητα που απαιτείται μέσω της ενιαίας εφαρμογής διεπαφής. Τα στοιχεία που παρουσιάζονται στην συνέχεια έχουν παρθεί κυρίως από την βιβλιογραφία [13], [14], [15].

Το pipeline της κατάτμησής μας αποτελείται από τέσσερα κύρια συστατικά: [13]

- 1) Την εκτέλεση διόρθωσης ανομοιογένειας της εικόνας της MRI σάρωσης μέσω του Module *N4ITKBiasFieldCorrection*.

- 2) Την αντιστοίχιση (registration) του άτλαντα στην MRI τομή μέσω του Module *BRAINSFit* του Slicer 3.6.
- 3) Τον υπολογισμό της κατανομής της έντασης για την κάθε δομή
- 4) Αυτόματη κατάτμηση της MR σάρωσης στις δομές ενδιαφέροντος ROI κάνοντας χρήση του EM Αλγορίθμου.

5.6.1 Διόρθωση ανομοιογένειας εικόνας

Για να επιτύχουμε διόρθωση ανομοιογένειας της εικόνας κάνουμε χρήση του Module *N4ITKBiasFieldCorrection*. Αυτό το Module μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να μετακινήσει το πεδίο ανομοιογένειας του τεχνουργήματος (artifact). Ο N4 αλγόριθμος κάνει χρήση μιας ιεραρχίας από B- spline πλέγματα για να προσεγγίσει το πεδίο ανομοιογένειας της εξομάλυνσης που είναι παρών στην εικόνα.

Τα τεχνουργήματα είναι μια ψευδής ένδειξη που προκαλείται κατά την διαδικασία σχηματισμού της MR εικόνας. Δημιουργούνται όταν ο σαρωτής δεν συμπεριφέρεται όπως αναμένεται. Αυτή η ψευδής ένδειξη προβάλλεται στην αρχική αναμενόμενη εικόνα. Μπορεί να εμφανιστεί λόγω: 1) της κακής λειτουργίας της απεικόνισης, 2) λόγω φυσικών διαδικασιών, 3) λόγω των ιδιοτήτων του ανθρώπινου σώματος και 4) από παραμέτρους που εισάγονται στο σύστημα από τον χρήστη.

Έτσι, είναι πολύ σημαντική η μετακίνησή τους, αφού μπορεί να συγκαλύψουν και να μπερδέψουν μια παθολογία, και ενδεχομένως να οδηγήσουν σε ψευδώς αρνητικά ή ψευδώς θετικά αποτελέσματα.

Αυτό το module είναι ειδικά κατάλληλο για τις ακόλουθες περιπτώσεις:

- 1) Εάν παρατηρήσουμε μεταβολή της εξομάλυνσης (smooth variation) της έντασης πάνω στον ιστό που πρέπει να έχει περίπου ομοιόμορφη ένταση.
- 2) Εάν οι προσπάθειές μας για κατάτμηση ή αντιστοίχιση (registration), των δεδομένων μας δεν είναι επιτυχείς, και δεν είμαστε σίγουροι τι θα κάνουμε με αυτό

Σε αυτό το Module χρειαζόμαστε απλά να καθορίσουμε τις παραμέτρους εισόδου. Για την περίπτωση μας, οι παράμετροι εισόδου αποτελούν τις MR τομές της T2 ακολουθίας του ασθενούς οι οποίες έχουν ανομοιογένεια έντασης. Έχουμε και την επιλογή να βελτιώσουμε την απόδοση αυτού του module, καθορίζοντας την δυαδική μάσκα για την περιοχή ενδιαφέροντος ROI στην εικόνα εισόδου. Εάν, δεν καθοριστεί αυτή η μάσκα τότε το module θα χρησιμοποιήσει by default τον αλγόριθμο Κατωφλίου Otsu (Otsu Thresholding), για να υπολογίσει την μάσκα αυτόματα.

N4ITK MRI Bias Correction

Parameter set

Status Idle

IO

Input Image

Mask Image

Output Volume

Output bias field image

N4 Parameters

Number of iterations

Convergence threshold

BSpline grid resolution

Spline distance

Shrink factor

Advanced N4 Parameters

BSpline order

Weight Image

BSpline alpha

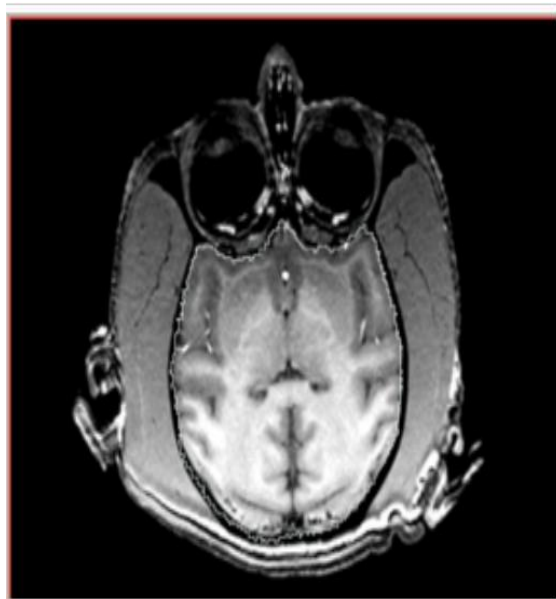
BSpline beta

Histogram sharpening

Default Cancel Apply

Σχήμα 5.6.1 - N4ITKBiasFieldCorrection Module

Πιο κάτω φαίνονται κάποια παραδείγματα της εφαρμογής του Module αυτού.

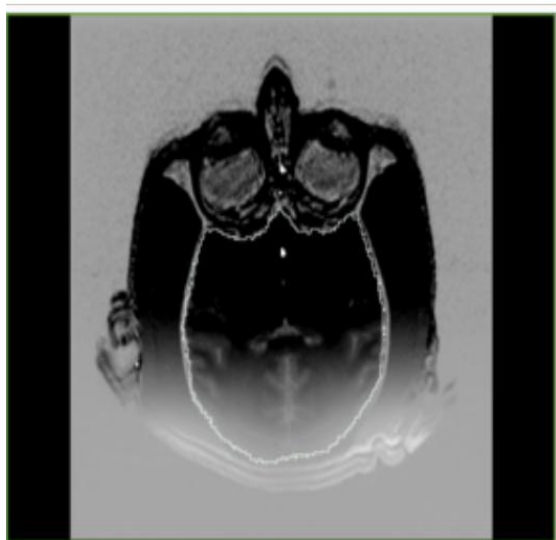


Slice of the input test volume with apparent bias field and label outlines

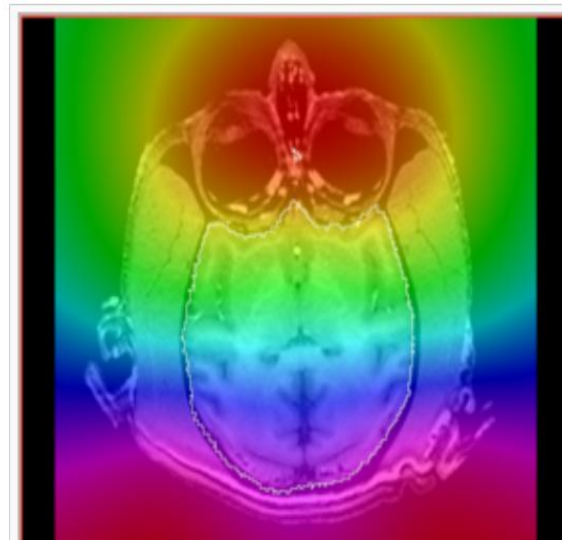


Output image visually contains less inhomogeneity

Σχήμα 5.6.2 – Εφαρμογή Διόρθωσης Ανομοιογένειας Εικόνας



Before - After subtract image

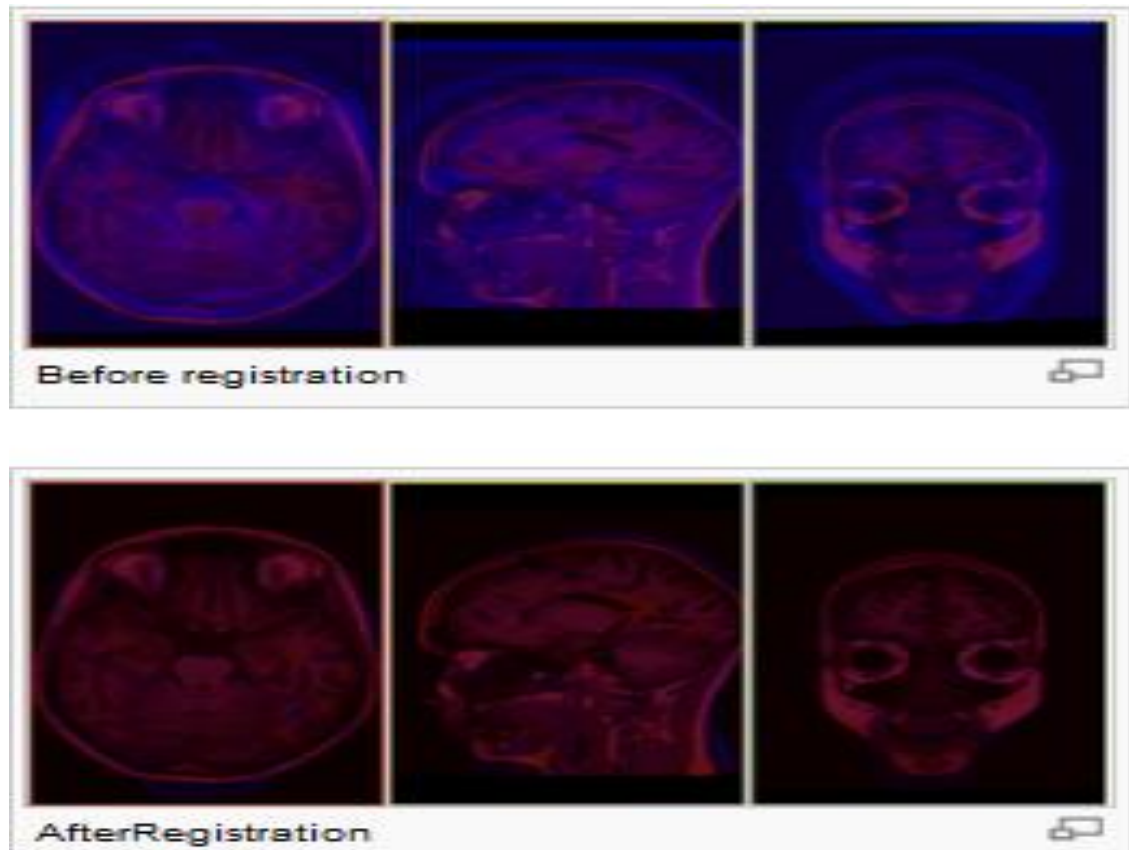


Recovered bias field

Σχήμα 5.6.3 – Εφαρμογή Διόρθωσης Ανομοιογένειας Εικόνας [13]

5.6.2 Αντιστοίχιση άτλαντα στην MRI τομή

Για να μπορέσουμε να αντιστοιχίσουμε (register) τον στατιστικό (probabilistic) άτλαντα στην MR ακολουθία εικόνων, χρησιμοποιούμε το *BRAINSFit* Module.

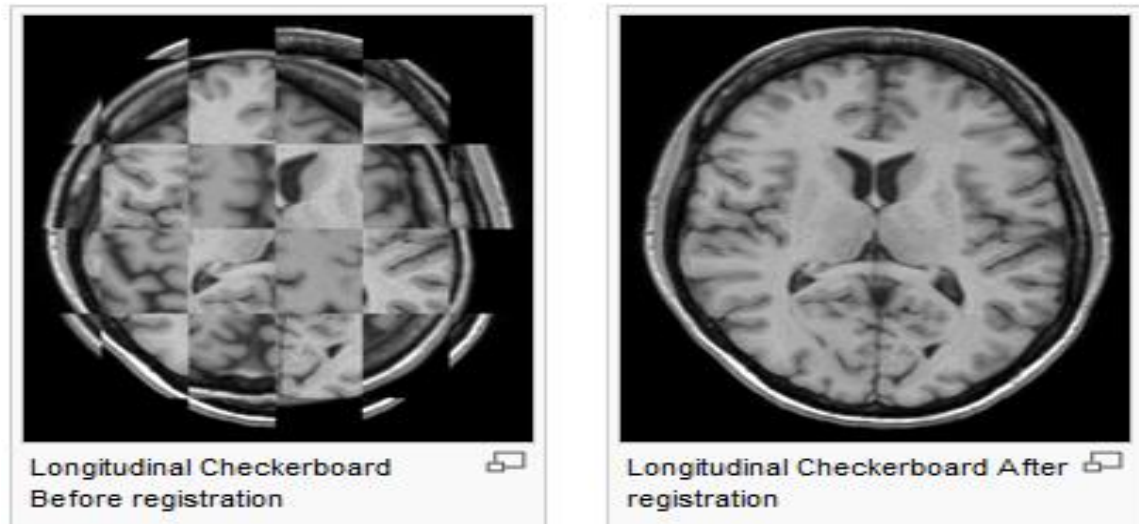


Σχήμα 5.6.4 – Αντιστοίχιση Άτλαντα στην MRI τομή [13]

Αυτό το module είναι κατάλληλο για τρία σενάρια χρήσης.

Σενάριο 1: Ίδιο Αντικείμενο Εξέτασης - Διαχρονικό

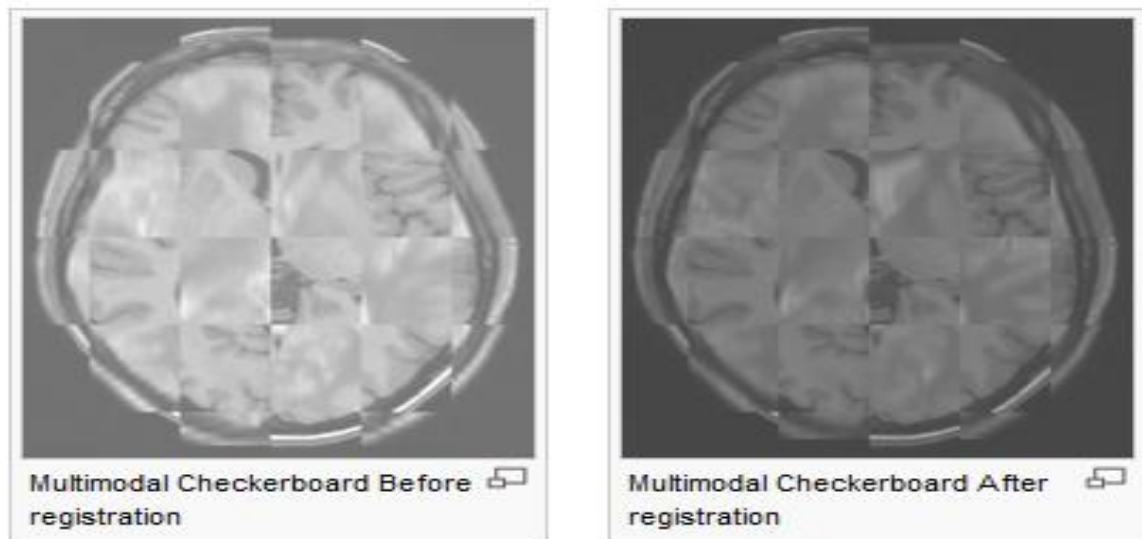
Αυτό το σενάριο χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να αντιστοιχίσουμε μια αρχική MR εικόνα με την ίδια MR εικόνα η οποία όμως πάρθηκε κάποιο χρονικό διάστημα πιο μετά πάνω στο ίδιο αντικείμενο μελέτης.



Σχήμα 5.6.5 – Ίδιο Αντικείμενο Εξέτασης (Διαχρονικό) [13]

Σενάριο 2: Ίδιο Αντικείμενο Εξέτασης – Πολυτροπικό

Αυτό το σενάριο χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να αντιστοιχίσουμε δύο MR εικόνες της ίδιας οντότητας οι οποίες όμως πάρθηκαν με διαφορετικό τρόπο (για παράδειγμα αντιστοίχιση μιας MR εικόνας T1 ακολουθίας με μια MR εικόνα T2 ακολουθίας).



Σχήμα 5.6.6 – Ίδιο Αντικείμενο Εξέτασης (Πολυτροπικό) [13]

Σενάριο 3: Αντιστοίχιση διαφορετικών οντοτήτων

Αυτό είναι και το σενάριο που θα χρησιμοποιήσουμε για να εγγράψουμε τον κάθε στατιστικό άτλαντα μας στα MR scans του ασθενή μας που αποτελούν την εικόνα στόχο (target image). Το fixed volume μας εδώ θα είναι οι MR εικόνες T2 ακολουθίας του ασθενή και το moving volume μας ο κάθε στατιστικός άτλαντας που θα χρησιμοποιήσουμε για κάθε ανατομική δομή.

Αρχικά, καθορίζουμε τα fixed και moving volumes, όπως επίσης και τα ονόματα του μετασχηματισμού και όγκου εξόδου, όπως φαίνεται πιο κάτω.

```
--fixedVolume T2Moving.nii.gz \  
--movingVolume atlasFixed.nii.gz \  
--outputVolume movingRegFixed.nii.gz \  
--outputTransform movingToFixed.xform \  

```

Αφού τα αντικείμενα εξέτασης είναι διαφορετικά θα χρησιμοποιήσουμε όλους τους μετασχηματισμούς μέχρι και τον B- Spline.

```
--transformType Rigid ,Affine, BSpline \  

```

Οι σαρώσεις είναι της ίδιας οντότητας και άρα κάνουμε χρήση του

```
--histogramMatch.
```

```
--histogramMatch \  

```

Για να ξεκινήσουμε με την όσο δυνατό καλύτερη αρχική ευθυγράμμιση (alignment) κάνουμε χρήση του `--initializeTransformMode`. Δουλεύουμε πάνω σε ανθρώπινους εγκεφάλους επομένως διαλέγουμε `“useCenterOfHeadAlign”`, το οποίο εντοπίζει το κέντρο του εγκεφάλου.

```
--initializeTransformMode useCenterOfHeadAlign \  

```

Η περιοχή ενδιαφέροντος, ROI, καλύπτει ένα κανονικά βελτιωμένο registration, αλλά επειδή δεν έχουμε παράξει κάποιο, επιλέγουμε --maskProcessingMode ROIAUTO.

```
--maskProcessingMode ROIAUTO \
```

Το registration γενικώς αποδίδει καλύτερα όταν συμπεριλάβουμε κάποιο φόντο στην μάσκα με τρόπο ώστε το σύνορα του ιστού να είναι ξεκάθαρα. Η παράμετρος που επεκτείνει την μάσκα έξω από τον εγκέφαλο είναι η ROIAutoDilateSize. Οι τιμές είναι σε mm, άρα μια καλή αρχική τιμή είναι το 3.

```
--ROIAutoDilateSize 3 \
```

Τέλος, ορίζουμε την λειτουργία της παρεμβολής σε Linear που είναι μια αξιοπρεπής ανταλλαγή μεταξύ ποιότητας και ταχύτητας.

```
--interpolationMode Linear
```

Η πλήρης εντολή είναι η εξής:

```
--fixedVolume T2Moving.nii.gz \  
--movingVolume atlasFixed.nii.gz \  
--outputVolume movingRegFixed.nii.gz \  
--outputTransform movingToFixed.xform \  
--transformType Rigid, Affine, BSpline \  
--histogramMatch \  
--initializeTransformMode useCenterOfHeadAlign \  
--maskProcessingMode ROIAUTO \  
--ROIAutoDilateSize 3 \  
--interpolationMode Linear
```

5.6.3 Υπολογισμός Κατανομής Έντασης για κάθε δομή

Ο υπολογισμός της κατανομής της έντασης, μέσου και διακύμανσης, για κάθε label γίνεται με την αυτόματη δειγματοληψία από την MR σάρωση. Η δειγματοληψία για ένα συγκεκριμένο label περιορίζεται στην περιοχή που αποτελείται από voxels που έχουν μεγάλη πιθανότητα να γραφτούν στο label σύμφωνα με τον ευθυγραμμισμένο (aligned) άτλαντα.

Για την περίπτωση μας, όπου θα κάνουμε μια πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου, θα χρησιμοποιήσουμε την προ-επεξεργασία που εκτελείται αυτόματα από το EMSegmenter Module. Έτσι, γίνεται αποφυγή του κινδύνου να ξεφύγουμε από τα voxels των συγκεκριμένων ανατομικών περιοχών που θα γίνει η κατάτμηση μας, όταν η δειγματοληψία γίνει χειροκίνητα.

5.6.4 Αυτόματη κατάτμηση MR σαρώσεων στα ROI με χρήση EM Προσέγγισης

5.6.4.1 Γενικά

Για την διαδικασία της κατάτμησης θα κάνουμε χρήση του EMSegmenter with Atlas Module, το οποίο παρέχεται από το 3d Slicer έκδοσης 4.1.1, για το οποίο έχουμε συζητήσει προηγουμένως.

Αυτό το module μπορεί να λειτουργήσει με δύο τρόπους. Ο ένας τρόπος είναι μέσω του advanced mode που επιτρέπει στους χρήστες να παραμετροποιήσουν το εργαλείο σε ειδικά task κατάτμησης, και ο άλλος τρόπος είναι μέσω του simple mode το οποίο σχεδιάστηκε για τους χρήστες που θα ήθελαν να εφαρμόσουν την προκαθορισμένη παραμετροποίηση σε νέα δεδομένα με ελάχιστο ποσοστό αλληλεπίδρασης χρήστη. Εμείς θα κάνουμε χρήση του advanced mode για να δούμε βήμα προς βήμα όλη την διαδικασία που θα εκτελεστεί.

Ο σκοπός αυτού του module είναι να διαμορφώσει τον αλγόριθμο στην αυτόματη κατάτμηση ανατομικών δομών πάνω σε ιατρικές εικόνες. Αρχικά ο χρήστης πρέπει να καθορίσει τις παραμέτρους που ορίζουν το πρωτόκολλο της εικόνας και τις

ανατομικές δομές ενδιαφέροντος. Αυτή η διαδικασία έχει σαν αποτέλεσμα ένα πρότυπο (template), το οποίο χρησιμοποιεί το module για να κατατμήσει αυτόματα μεγάλα σύνολα δεδομένων. Το πρότυπο αυτό αποτελείται από τα δεδομένα του άτλαντα και μια συλλογή παραμέτρων για τον αλγόριθμο EMSegment.

Όταν οι παράμετροι καθοριστούν, οι εικόνες - στόχοι (target images), κατατμίζονται χρησιμοποιώντας τον EM αλγόριθμο. Εάν τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά, το πρότυπο αποθηκεύεται και μπορεί να χρησιμοποιηθεί αργότερα για να κατατμήσει καινούριες εικόνες. Εάν τα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά, οι παράμετροι μπορούν να τροποποιηθούν και να ξαναεκτελέσουμε την κατάτμηση.

Μια σημαντική όψη αυτού του Module είναι ο οδηγός ροής εργασίας. Ο οδηγός αυτός απλοποιεί το module χωρίζοντας την περίπλοκη διαδικασία καθορισμού προτύπου (template specification) σε έναν αριθμό από μικρότερα και διαισθητικά βήματα.

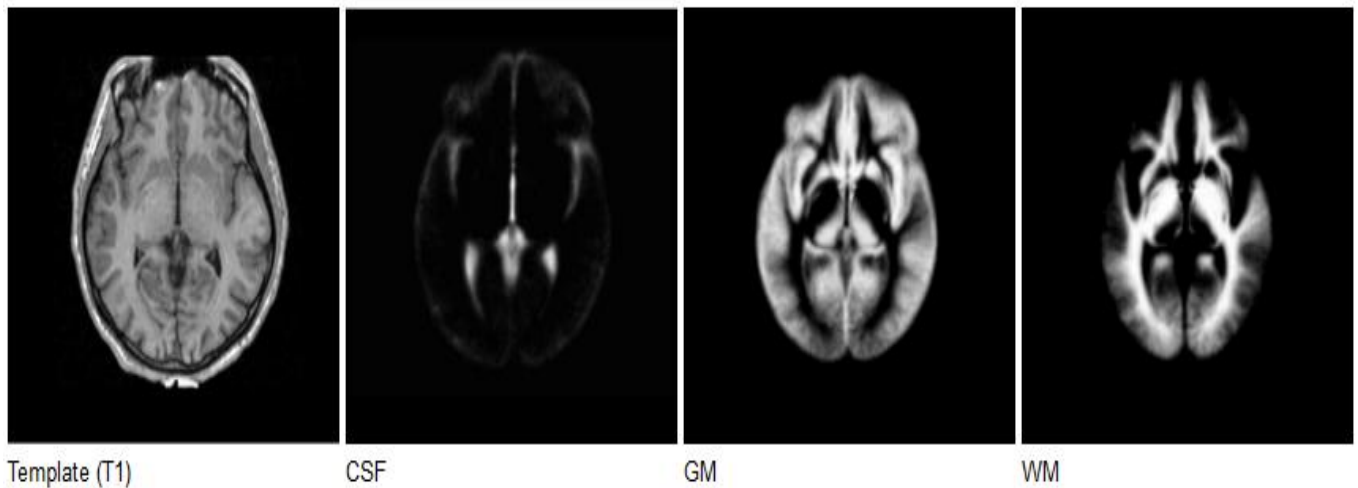
Υπάρχουν πολλά προκαθορισμένα tasks που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Εμείς θα κάνουμε χρήση του “MRI Human Brain Full Parcellation” task. Με την χρήση αυτού του task μπορούμε να πετύχουμε μια πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου στα συστατικά του μέρη, επειδή μας παρέχονται από το Slicer τα λεγόμενα “Parcellation Maps”. Τα Parcellation Maps που θα χρησιμοποιήσουμε είναι βασικά χάρτες που περιέχουν τις υποδομές, δηλ. τα συστατικά μέρη, και τους αντίστοιχους στατιστικούς άτλαντες τους, για την φαιά ουσία (gray matter), την λευκή ουσία (white matter) και του εγκεφαλονωτιαίου υγρού (cerebrospinal fluid). Αν δεν μας παρέχονταν αυτοί οι χάρτες το έργο μας για πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου θα μας ήταν σχεδόν αδύνατο, καταρχάς επειδή για κάθε υποδομή θα χρειαζόμασταν και τον ανάλογο στατιστικό άτλαντα, ο οποίος δημιουργείται από τις χειροκίνητες κατατμήσεις της κάθε ανατομικής περιοχής από ειδικούς, και κατά δεύτερον λόγω επειδή για να έχουμε έναν ακριβή άτλαντα πρέπει να έχουμε τομές από έναν ικανοποιητικό αριθμό ατόμων. Φυσικά, υπάρχουν έτοιμοι στατιστικοί άτλαντες στο διαδίκτυο, αλλά είναι μόνο για τις βασικές ανατομικές υποδομές του εγκεφάλου.

Οι στατιστικοί άτλαντες που χρησιμοποιήσαμε είναι παρμένοι από 82 σαρώσεις και οι αντίστοιχες χειροκίνητες κατατμήσεις έγιναν από το Εργαστήριο Ψυχιατρικής Νευροαπεικόνισης, του νοσοκομείου του Brigham. Η αντιστοίχιση (registration) των

σαρώσεων έγινε σε ένα προκαθορισμένο πρότυπο, όπως φαίνεται πιο κάτω, μέσω του Warfield και άλλων το 2001.

Image Dimension = 256 x 256 x 124

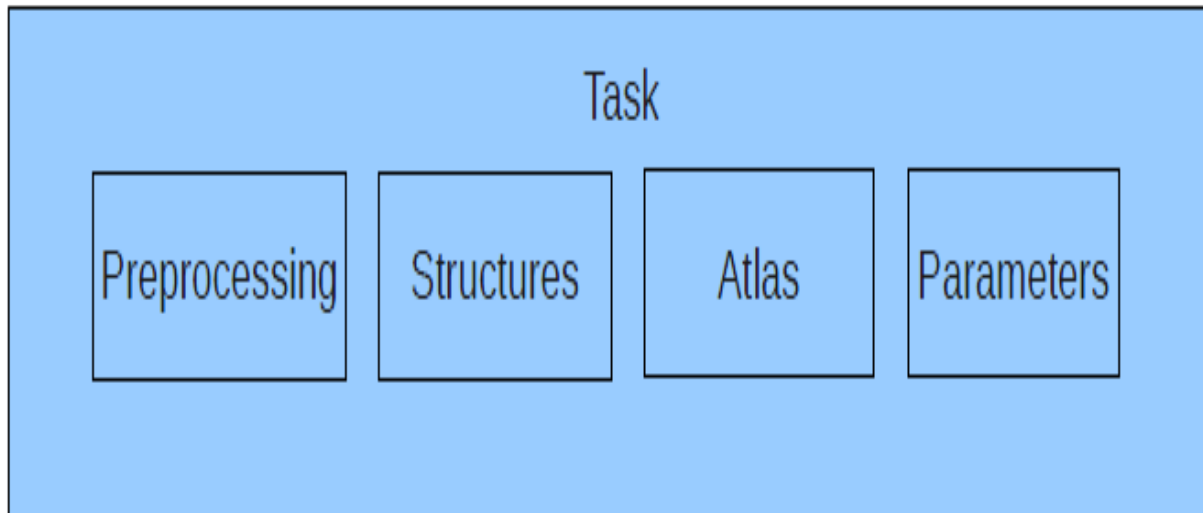
Image Spacing = 0.9375 x 0.9375 x 1.5



Σχήμα 5.6.7 – Template (T1), CSF, GM, WM [14]

5.6.4.2 Βήματα Κατάτμησης

Όπως προαναφέρθηκε, θα κατατμήσουμε τις MRI σαρώσεις του ασθενή μας κάνοντας χρήση του ‘‘MRI Human Brain Full Parcellation’’ task. Το task αυτό διαμορφώνει την ρύθμιση του EMSegmenter στο να παράγει την αυτόματη κατάτμηση της σάρωσης του ασθενή. Επίσης, καθορίζει την προ-επεξεργασία της σάρωσης, όπως είναι ο τύπος του registration του άτλαντα στην MR εικόνα, καθώς επίσης και τις δομές που θα κατατμηθούν και τον άτλαντα που καθορίζει αυτές τις δομές. Τέλος, το task καθορίζει τις παραμέτρους που σχετίζονται με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης (EM). [14]



Σχήμα 5.6.8 – Task [14]

Τα βήματα της κατάτμησης φαίνονται συνοπτικά πιο κάτω :

Βήμα 1: Ορισμός ονόματος task και τύπου προ-επεξεργασίας

Βήμα 2: Ορισμός Καναλιού Εισόδου

Βήμα 3: Ορισμός Ανατομικού Δένδρου

Βήμα 4: Εγγραφή άτλαντα σε κάθε κόμβο του δένδρου

Βήμα 5: Ορισμός του άτλαντα για Registration στην εικόνα

Βήμα 6: Επιπλέον καθορισμός προ-επεξεργασίας

Βήμα 7: Καθορισμός κατανομής Έντασης

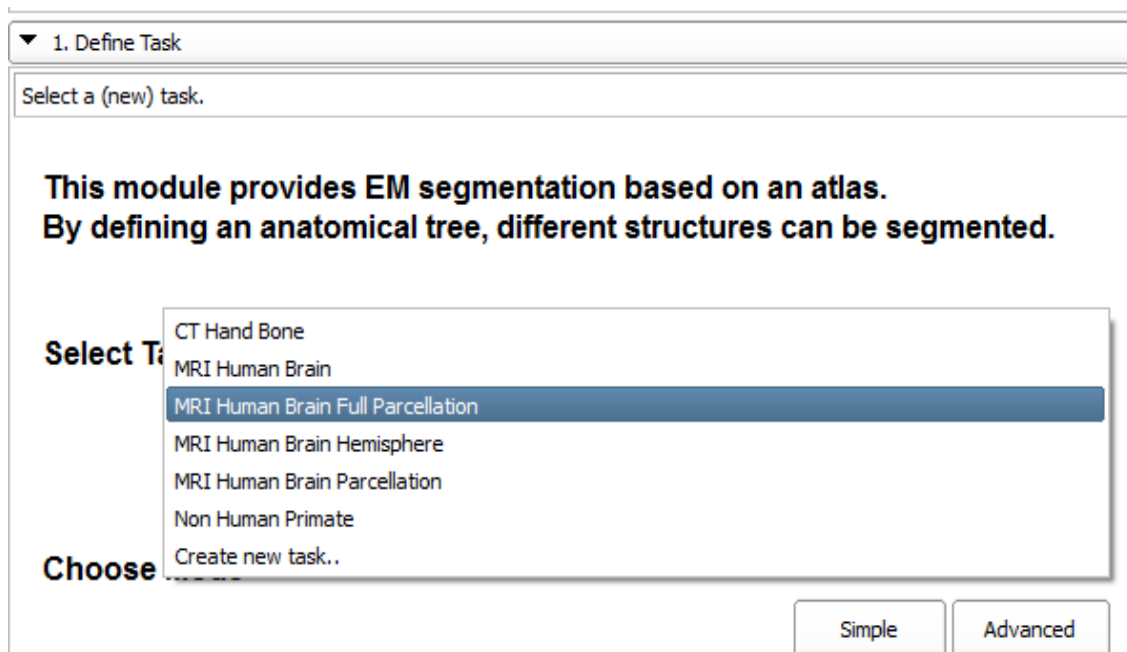
Βήμα 8: Ορισμός των ειδικών παραμέτρων EM

Βήμα 9: Καθορισμός του ROI και ολοκλήρωση της Κατάτμησης

Πιο κάτω θα δούμε πιο αναλυτικά τα βήματα ένα-προς-ένα. Σημαντικό να αναφέρουμε ότι όλη η προ-επεξεργασία, δηλ. η διόρθωση ανομοιογένειας της εικόνας και το registration του άτλαντα με την MR σάρωση του ασθενή, μπορεί να επιλεχτεί να γίνει αυτόματα από το EMSegmenter Module. Επειδή εμείς έχουμε ήδη περιγράψει την προ-επεξεργασία που γίνεται πιο ελεγχόμενα από τον χρήστη μέσω άλλων Modules, στα πιο κάτω βήματα που θα περιγράψουμε θα επιλέξουμε να εκτελεστεί αυτόματα από το EMSegmenter Module. [14]

BHMA 1: Ορισμός ονόματος task και τύπου προ-επεξεργασίας

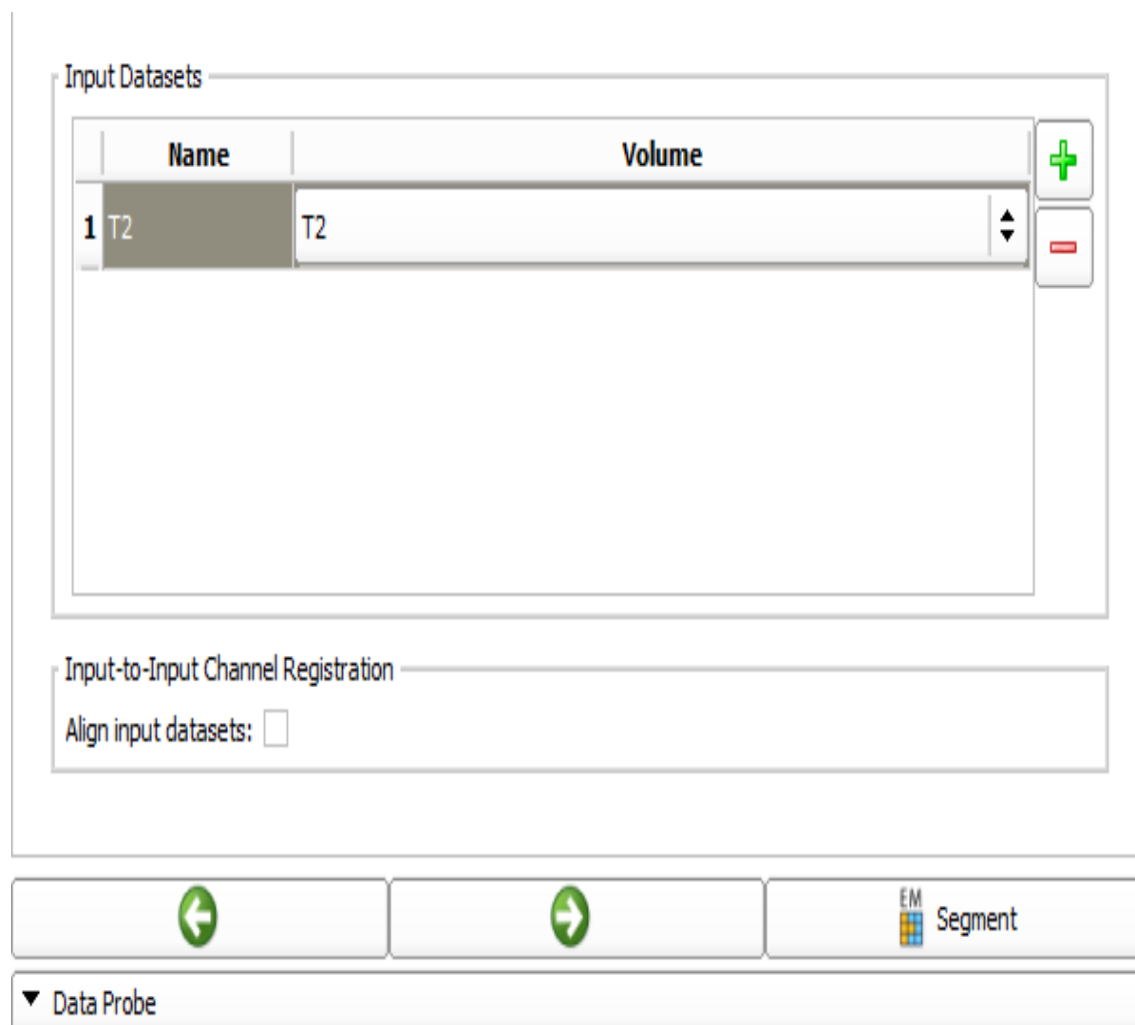
Όπως προαναφέραμε, υπάρχουν κάποια προκαθορισμένα tasks και για να πετύχουμε την πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου θα επιλέξουμε το “MRI Human Brain Full Parcellation” task. Ο κάθε τύπος προ-επεξεργασίας ορίζει μια ακολουθία προσεγγίσεων για να τροποποιήσουμε την MR εικόνα πριν να την κατατμήσουμε στις δομές ενδιαφέροντος ROI. Στην περίπτωση μας, η προ-επεξεργασία που έχουμε αποτελείται από την διόρθωση ανομοιογένειας της εικόνας και από την αντιστοίχιση του άτλαντα (atlas registration).



Σχήμα 5.6.9 - Ορισμός ονόματος task και τύπου προ-επεξεργασίας

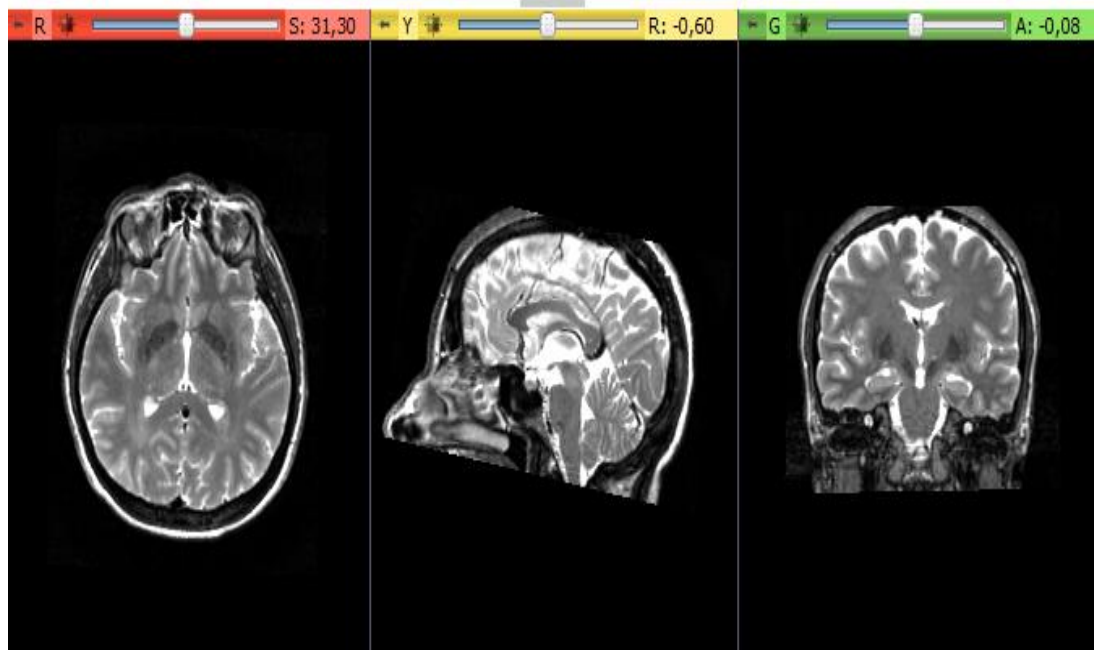
ΒΗΜΑ 2: Ορισμός Καναλιού Εισόδου

Σε αυτό το σημείο ορίζουμε το κανάλι εισόδου μας που θα είναι τα T2 scans του ασθενή μας. Να αναφέρουμε ότι υπάρχει και η δυνατότητα ορισμού κι' άλλων καναλιών εισόδου για κατάτμηση. Σημαντικό να αναφέρουμε επίσης ότι το κανάλι εισόδου πρέπει να είναι σε .nrrd μορφή την οποία αναγνωρίζει το Slicer4 ως την νόμιμη μορφή για σταθμισμένη τομή. Για την μετατροπή των ακολουθιών dicom σε .nrrd θα πρέπει να κάνουμε χρήση του ‘NrrdToDicom’ Module. Τέλος, εμείς επειδή έχουμε μόνο ένα κανάλι εισόδου, μια εικόνα-στόχο, δεν χρειάζεται να επιλέξουμε την επιλογή ‘Align input datasets’.

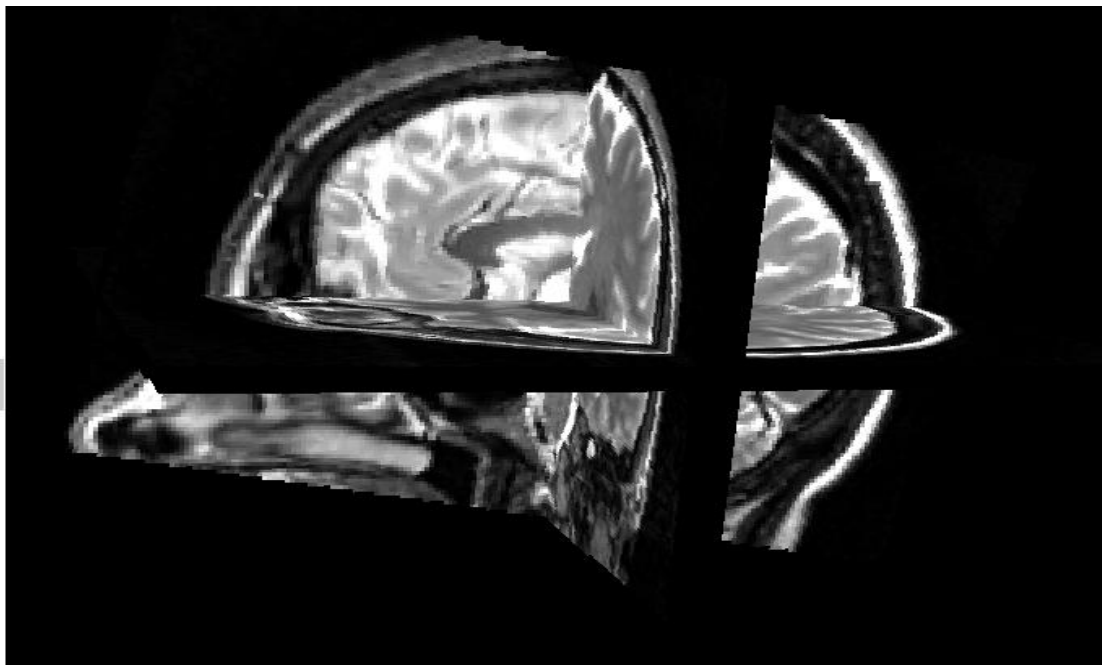


Σχήμα 5.6.10 - Ορισμός Καναλιού Εισόδου

Μπορούμε να δούμε τις ακολουθίες που φορτώσαμε σε Εγκάρσια (axial), Στεφανιαία (coronal) και Οβελιαία (sagittal) όψη (Σχήμα 5.6.11), καθώς και την 3d απεικόνιση των labels (Σχήμα 5.6.12). [15]



Σχήμα 5.6.11 – Εγκάρσια, Οβελιαία και Στεφανιαία όψη [15]

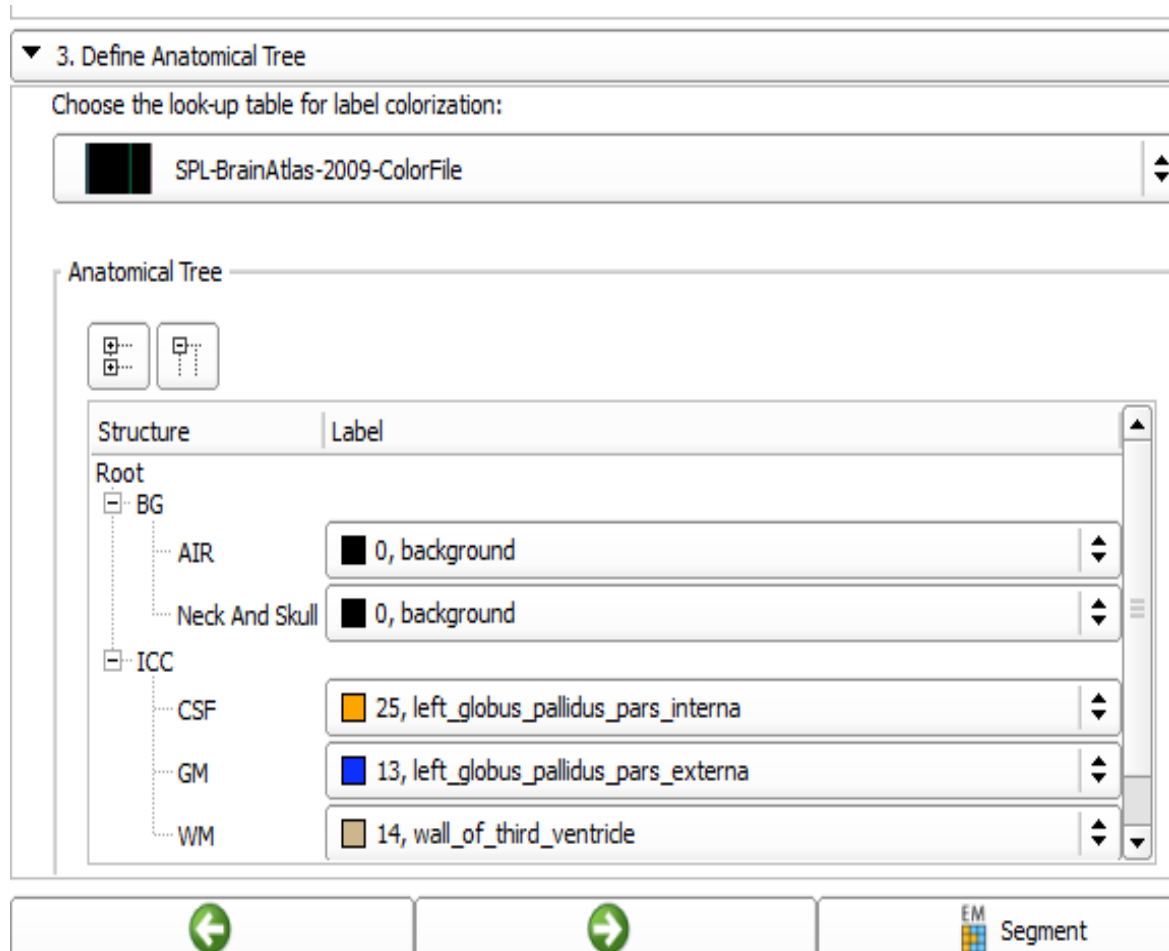


Σχήμα 5.6.12 – 3D Απεικόνιση Εγκεφάλου

ΒΗΜΑ 3: Ορισμός Ανατομικού Δένδρου

Σε αυτό το βήμα ορίζουμε τις ανατομικές δομές που θέλουμε να καταταμήσουμε και αποθηκεύουμε τις πληροφορίες μας σε μια δενδρική ανατομική δομή. Ο κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια ανατομική δομή. Εμείς, όπως προαναφέραμε θα κάνουμε μια πλήρη κατάτμηση της MR εικόνας μας στα συστατικά μέρη της φαιάς ουσίας (GM), της λευκής ουσίας (WM) και του εγκεφαλονωτιαίου υγρού (CSF). Επειδή όμως για όλα τα συστατικά μέρη των προαναφερθέντων περιοχών θα χρησιμοποιήσουμε τα parcellation maps που μας παρέχονται από το προκαθορισμένο task που επιλέξαμε, στο ανατομικό δένδρο θα ορίσουμε μόνο τα βασικά μέρη που αναφέραμε.

Επιπρόσθετα, θα γράψουμε σε κάθε κόμβο, δηλ. για κάθε ανατομική περιοχή, ένα label και το χρώμα που αντιστοιχεί, τα οποία θα χρησιμοποιηθούν πάνω στον χάρτη που θα παραχθεί από την διαδικασία της κατάτμησης (Σχήμα 5.6.13).



Σχήμα 5.6.13 – Ορισμός Ανατομικού Δένδρου

Το ανατομικό δένδρο που φαίνεται και από την εικόνα έχει την ακόλουθη ιεραρχία:

- Root
 - Background (BG)
 - Air (AIR)
 - Skull (skull)
 - Intracranial cavity (ICC)
 - White matter (WM)
 - Grey matter (GM)
 - Cerebrospinal fluid (CSF)

BHMA 4: Εγγραφή άτλαντα σε κάθε κόμβο του δένδρου

Σε αυτό το βήμα θα χαρακτηρίσουμε, επιπλέον, την κάθε ανατομική δομή με τον καθορισμό του στατιστικού άτλαντα που σχετίζεται με αυτή την δομή (Σχήμα 5.6.15). Ο άτλαντας εδώ ορίζει την χωρική κατανομή της δομής ενδιαφέροντος, που είναι η συχνότητα που εμφανίζεται η δομή σε κάθε θέση της εικόνας δοθέντος ενός συνόλου από MR τομές. Για την περίπτωση μας που θέλουμε να κάνουμε μια πιο ειδική κατάτμηση, θα πρέπει να ορίσουμε και τα αντίστοιχα Parcellation Maps για κάθε δομή. Όπως προαναφέραμε, οι στατιστικοί άτλαντες και τα Parcellation Maps, είναι προεπιλεγμένα και παρέχονται από το Slicer4 λόγω της επιλογής ενός προκαθορισμένου task.

Structure	Probability map	Parcellation map
Root		
[-] BG		
■ AIR	atlas_air	None
■ Neck And Skull	atlas_skullneck	None
[-] ICC		
■ CSF	atlas_csf	atlas_csf_sub
■ GM	atlas_greymatter	atlas_greymatter_sub
■ WM	atlas_whitematter	atlas_whitematter_sub

Σχήμα 5.6.15 – Εγγραφή άτλαντα σε κάθε κόμβο του δένδρου

ΒΗΜΑ 5: Ορισμός του άτλαντα για Registration στην εικόνα

Γενικά, ο τρέχων καθορισμένος άτλαντας (atlas_t2) πρέπει να ευθυγραμμιστεί (aligned) με την MR σάρωση του ασθενή μας. Για να το κάνουμε αυτό, ορίζουμε σε αυτό το βήμα το πρότυπο μας (template), που για μας είναι η T2 σάρωση, με την οποία ο άτλαντας μας (atlas_t2) θα πρέπει να ευθυγραμμιστεί. Επίσης, σε αυτό το βήμα καθορίζουμε και τον τύπο του registration που θα θέλουμε να εκτελέσουμε. Εμείς θα κάνουμε χρήση του Fast Affine και Fast Deformable μετασχηματισμού.

Ένας μετασχηματισμός καλείται τύπου affine όταν κάθε ευθεία γραμμή σε μια εικόνα μετασχηματίζεται σε ευθεία γραμμή με ταυτόχρονη διατήρηση της σχέσεως παραλληλίας. Εφαρμόζεται κυρίως σε εικόνες στερεών αντικειμένων οι οποίες έχουν πιθανώς υποστεί παραμόρφωση (όπως οι εικόνες MR) ή όταν δεν υπάρχουν επαρκείς πληροφορίες που αφορούν στον τρόπο ανάκτησης των εικόνων. Ο μετασχηματισμός τύπου affine μπορεί να αναλυθεί σε ένα γραμμικό μετασχηματισμό και σε μια μετατόπιση, και στις τρεις διαστάσεις.

▼ 5. Edit Registration Parameters

Specify atlas-to-dataset registration parameters.

Atlas-to-Dataset Registration Parameters

T2

atlas_t1

↕

Affine Registration:

Fast

↕

Deformable Registration:

Fast

↕

Interpolation:

Linear

↕

Registration Package:

BRAINS

↕

Σχήμα 5.6.16 - Ορισμός του άτλαντα για Registration στην εικόνα

ΒΗΜΑ 6: Επιπλέον καθορισμός προ-επεξεργασίας

Σε αυτό το βήμα ορίζουμε την προ-επεξεργασία που θέλουμε να εκτελέσει αυτόματα το EMSegmenter Module. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει, έχουμε δύο είδη προ-επεξεργασίας, την διόρθωση ανομοιογένειας της εικόνας μας και την αντιστοίχιση του άτλαντα (Moving image), στην εικόνα εισόδου μας (Fixed Image). Επομένως, αν έχουμε ήδη εκτελέσει αυτή την προ-επεξεργασία, κάνοντας χρήση των άλλων modules του Slicer που προαναφέραμε, τότε δεν χρειάζεται να επιλέξουμε κάτι εδώ και προχωράμε στο επόμενο βήμα.

Σημαντικό να αναφέρουμε ότι στην κυριολεξία η ονομασία της Fixed και Moving εικόνας είναι αυθαίρετη. Πρακτικά, όμως, η Moving εικόνα είναι αυτή η οποία θα μετασχηματιστεί στο σύστημα συντεταγμένων της Fixed εικόνας.

ΒΗΜΑ 7: Καθορισμός κατανομής Έντασης

Σε αυτό το βήμα, μπορούμε να ορίσουμε επιπλέον την κάθε ανατομική δομή καθορίζοντας την κατανομή της έντασης που είναι τυπική για την δομή της τομής εισόδου.

Οι κατανομές της έντασης, γενικά, ορίζουν την εμφάνιση της κάθε δομής κόμβου φύλλου. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν δύο μεθόδοι:

- 1) Δειγματοληψία από τα voxels των εικόνων
- 2) Χειροκίνητος καθορισμός του Μέσου (mean) και της Διακύμανσης (covariance)

Η καλύτερη επιλογή βέβαια είναι να κάνουμε μια δειγματοληψία πρώτα, και μετά να τελειοποιήσουμε τα αποτελέσματα της δειγματοληψίας χειροκίνητα.

Η δειγματοληψία για ένα συγκεκριμένο label περιορίζεται στην περιοχή που αποτελείται από voxels με αυξημένη πιθανότητα (95%) να γραφτούν στο label σύμφωνα με τον ευθυγραμμισμένο άτλαντα.

Για την περίπτωση μας που πρέπει να κάνουμε μια πιο ειδική κατάτμηση, θα μας ήταν αρκετά δύσκολο να κάνουμε μια καλή δειγματοληψία των περιοχών που θέλουμε. Έτσι, με την επιλογή του προκαθορισμένου task, οι κατανομές της έντασης έχουν υπολογιστεί από την προ-επεξεργασία.

▼ 7. Specify Intensity Distributions

☐ AIR
☐ Neck And Skull
☒ ICC

☐ CSF
☐ GM
☒ WM

Intensity Distribution Manual Sampling

Class: WM

Specification: Manual

Mean: 246,608

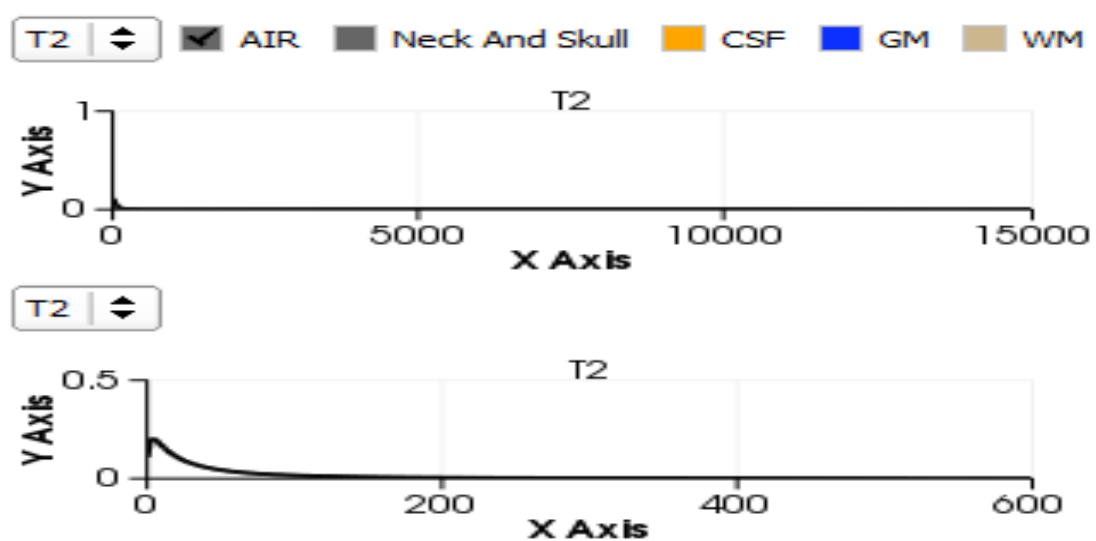
Log Covariance: 0,0198143

Reset Distribution

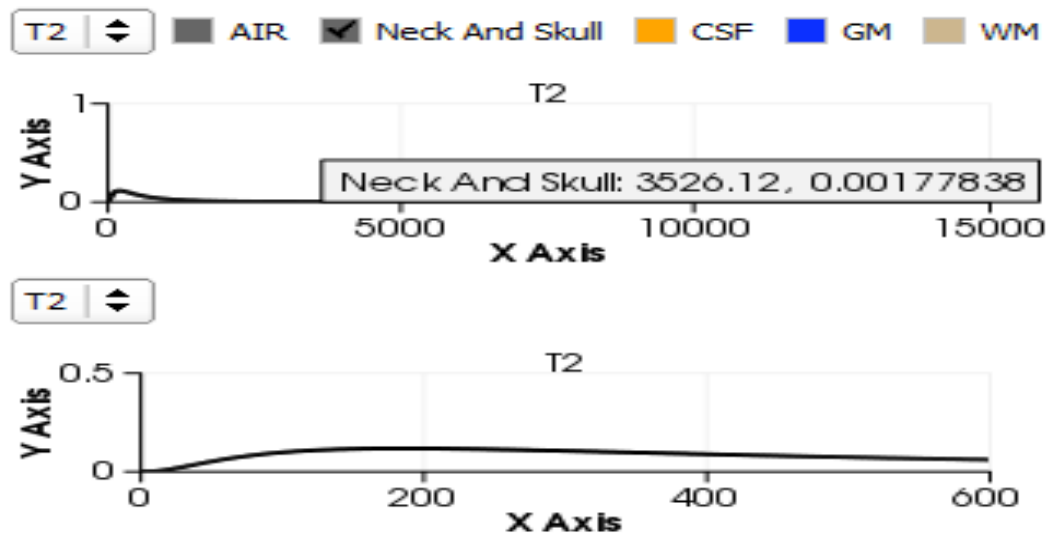
Plot Distribution

Σχήμα 5.6.17 - Καθορισμός κατανομής Έντασης

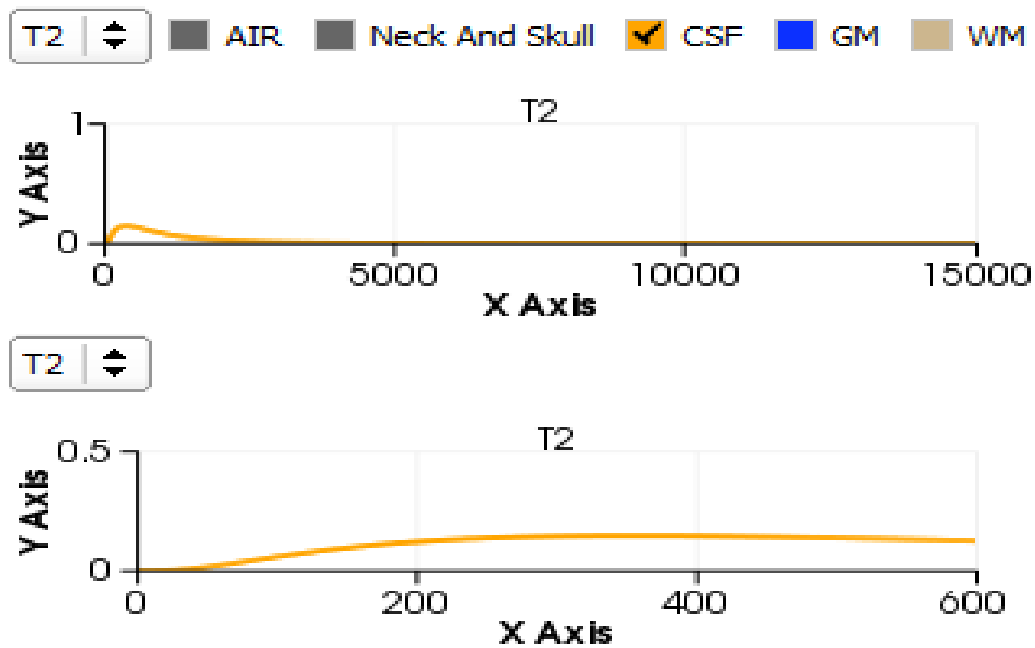
Πιο κάτω φαίνονται γραφικά οι κατανομές της έντασης που πήραμε από την εκτέλεση της προ-επεξεργασίας για την κάθε ανατομική δομή:



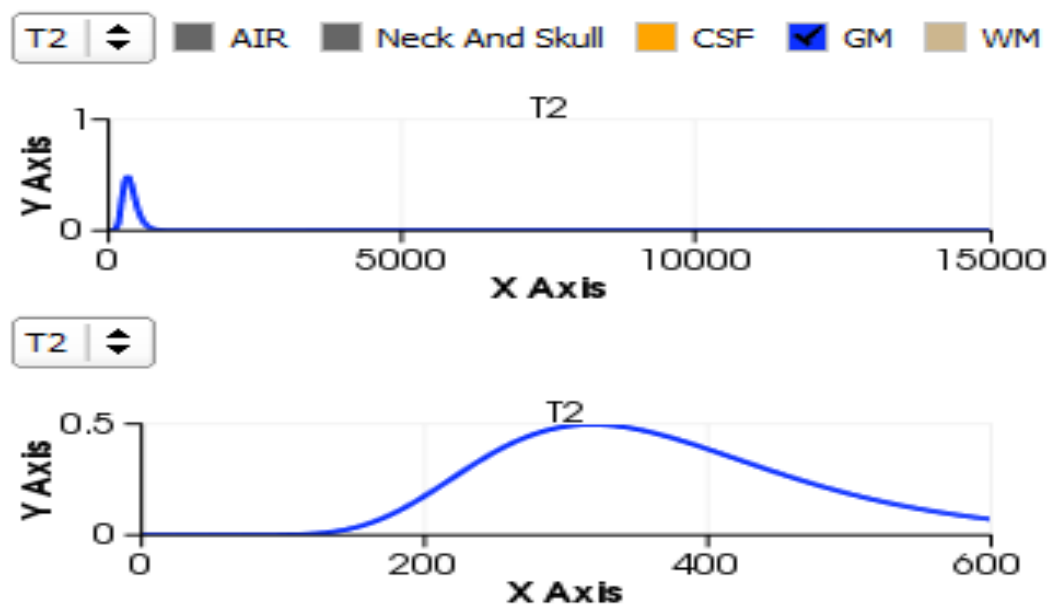
Σχήμα 5.6.18 – Κατανομή Έντασης για AIR



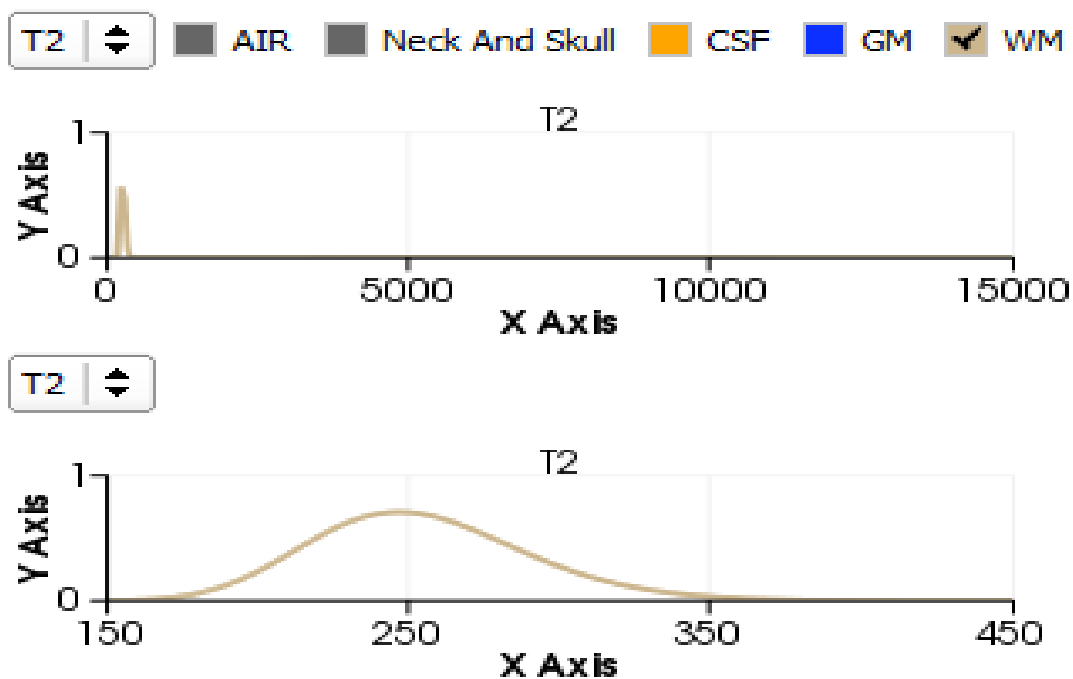
Σχήμα 5.6.19 – Κατανομή Έντασης για Neck And Skull



Σχήμα 5.6.20 – Κατανομή Έντασης για CSF



Σχήμα 5.6.21 – Κατανομή Έντασης για GM



Σχήμα 5.6.22 – Κατανομή Έντασης για WM

BHMA 8: Ορισμός των ειδικών παραμέτρων EM

Το EMSegmenter Module καταταμίζει τις τομές εισόδου του Βήματος 1 στις δομές ενδιαφέροντος του βήματος 2, κάνοντας χρήση ενός αλγόριθμου βελτιστοποίησης που ονομάζεται Αλγόριθμος Προσδοκίας – Μεγιστοποίησης (Expectation - Maximization). Αυτός ο αλγόριθμος έχει ειδικές παραμέτρους που επηρεάζουν την κατάτμηση. Εμείς θα καθορίσουμε τις ακόλουθες παραμέτρους:

- 1) **Class Weights**, που ορίζουν την σχετική σημασία της μιας δομής πάνω σε μια άλλη δομή. Αυτό είναι χρήσιμο στην περίπτωση που μια δομή κυριαρχεί κατά πολύ στην αυτόματη κατάτμηση. Μειώνοντας το βάρος, η δομή γίνεται λιγότερο υπαρκτή στην αντίστοιχη αυτόματη κατάτμηση.
- 2) **Atlas Weight**, που ορίζει την σημασία του άτλαντα, του βήματος 3, πάνω στα δεδομένα της εικόνας που ορίστηκε στο Βήμα 1. Μειώνουμε το βάρος όταν οι κατανομές της έντασης ορίζουν ξεκάθαρα την κάθε δομή που θα κατατμηθεί.
- 3) **Input Channel Weight**, το οποίο ορίζει την σημαντικότητα μεταξύ των καναλιών εισόδου για την δομή ενδιαφέροντος. Επειδή ορίσαμε μόνο ένα κανάλι εισόδου, το T2, αυτή η παράμετρος απλά θα τεθεί στην τιμή 1.
- 4) **Alpha**, το οποίο ορίζει την εξομάλυνση (smoothness), της κατάτμησης. Η τιμή του alpha πρέπει να είναι μεταξύ του 0 και του 1. Μια τιμή 1 του alpha παράγει κατατμήσεις που έχουν αρκετά καλή εξομάλυνση ενώ η τιμή 0 του alpha γενικά έχει σαν αποτέλεσμα κατατμήσεις με θόρυβο.

Οι τιμές είναι προκαθορισμένες από το task και φαίνονται στον **Πίνακα 5.6.1**:

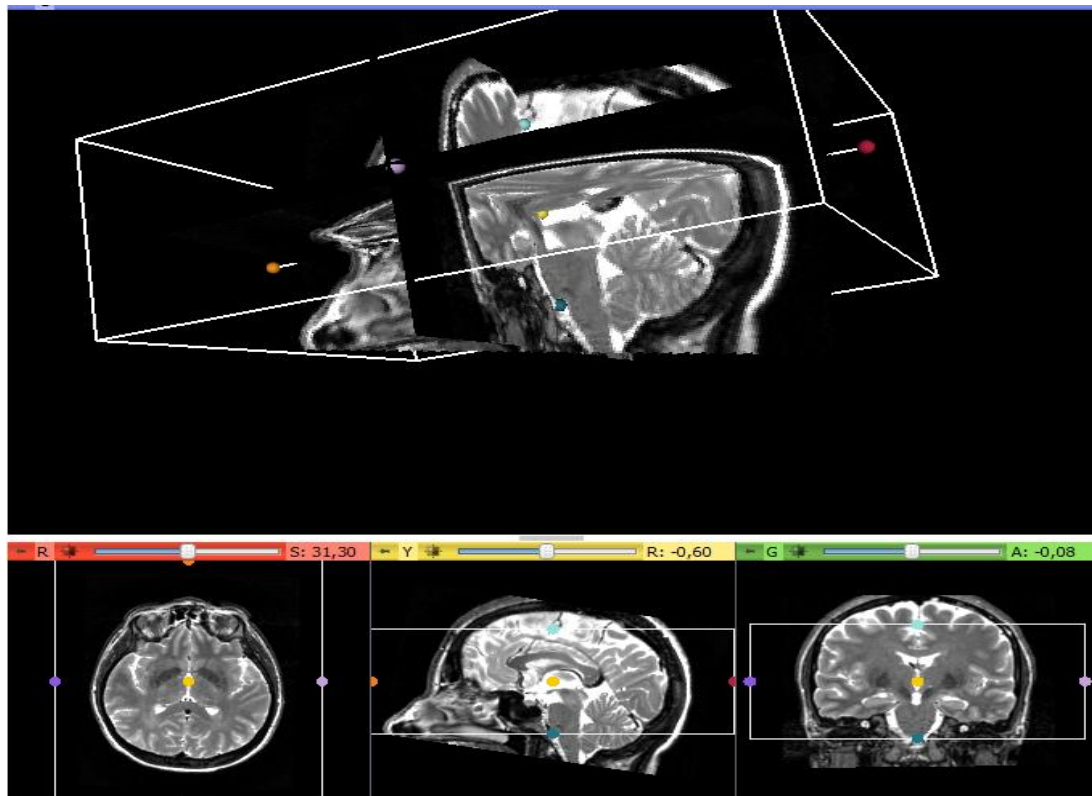
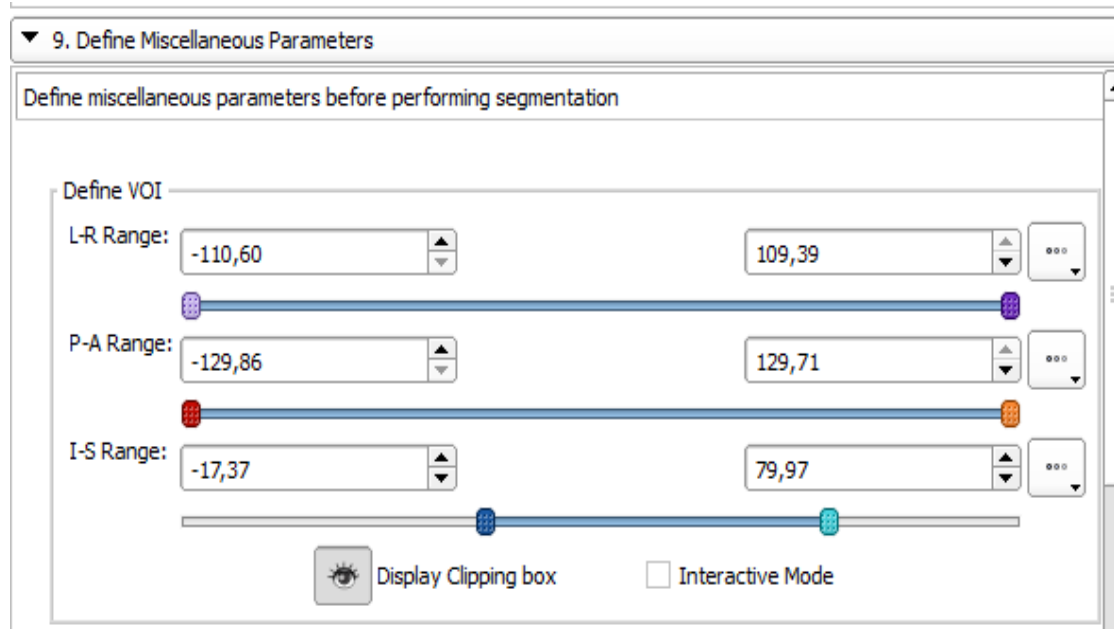
Structure	Class Weight	Atlas Weight	T2	Alpha
BG	0.15	1.0	1.0	1.0
Air	0.7	1.0	1.0	1.0
Neck & Skull	0.3	1.0	1.0	1.0
ICC	0.85	1.0	1.0	1.0
CSF	0.35	0.01	1.0	1.0
GM	0.4	0.1	1.0	1.0
WM	0.25	0.7	1.0	1.0

Πίνακας 5.6.1 – Ορισμός Ειδικών Παραμέτρων EM

ΒΗΜΑ 9: Καθορισμός του ROI και ολοκλήρωση της Κατάτμησης

Αυτό είναι και το τελευταίο βήμα του EMSegmenter Module. Σε αυτό το βήμα μπορούμε να καθορίσουμε ακριβώς την δομή ενδιαφέροντος που θέλουμε να κατατμηθεί (Σχήμα 5.6.23) και έπειτα να ξεκινήσουμε τον EM αλγόριθμο, ο οποίος θα κατατμήσει τα κανάλια εισόδου που θέσαμε, εμείς το T2, λαμβάνοντας υπόψη όλες τις πληροφορίες που του θέσαμε στα προηγούμενα βήματα.

Με το πέρας της κατάτμησης αν δεν είμαστε αρκετά ικανοποιημένοι από τα αποτελέσματα μπορούμε να αλλάξουμε τις παραμέτρους που θέσαμε στο Βήμα 8 και να ξανα-τρέξουμε τον αλγόριθμο.



Σχήμα 5.6.23 - Καθορισμός του ROI και ολοκλήρωση της Κατάτμησης

Κεφάλαιο 6

Αποτελέσματα

6.1 Γενικά	66
6.2 Αποτελέσματα Κατάτμησης	67
6.3 Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ	87

6.1 Γενικά

Τα δεδομένα που πήραμε για τον ασθενή που εξετάζουμε, είναι οι T1 και T2 ακολουθίες, για κάθε μία από τις τέσσερις επισκέψεις του, όπου οι T1 ακολουθίες περιέχουν 27 MR εικόνες dicom και οι T2 ακολουθίες περιλαμβάνουν 120 MR εικόνες dicom. Επίσης, μας δόθηκε η χειροκίνητη κατάτμηση των ουλών (Lesions) του ασθενή από συγκεκριμένο γιατρό, Νευρολόγο, σε μορφή αρχείου plq. Τα Lesions είναι ένας χειροκίνητος προσδιορισμός και αποτελούν πραγματικά βλαβερά στίγματα του ασθενή. Η κάθε τομή του εγκεφάλου του ασθενή μπορεί να περιέχει ένα ή περισσότερα ή κανένα Plq.

Αρχικά, θα δούμε τα αποτελέσματα της πλήρους κατάτμησης που έχουμε κάνει για τον ασθενή που εξετάσαμε σε τέσσερις διαφορετικές χρονικές στιγμές.

Συγκεκριμένα, έχουμε εκτελέσει την διαδικασία της κατάτμησης τέσσερις φορές, μία για κάθε επίσκεψη, παίρνοντας σαν είσοδο τις T2 ακολουθίες του ασθενούς. Όπως προαναφέραμε σε προηγούμενη ενότητα, οι T2 ακολουθίες είναι πολύ χρήσιμες για την διάγνωση και παρουσίαση παθολογικών καταστάσεων όπως είναι στην περίπτωση μας η ΠΣ, γι' αυτό και τις χρησιμοποιούμε αυτές.

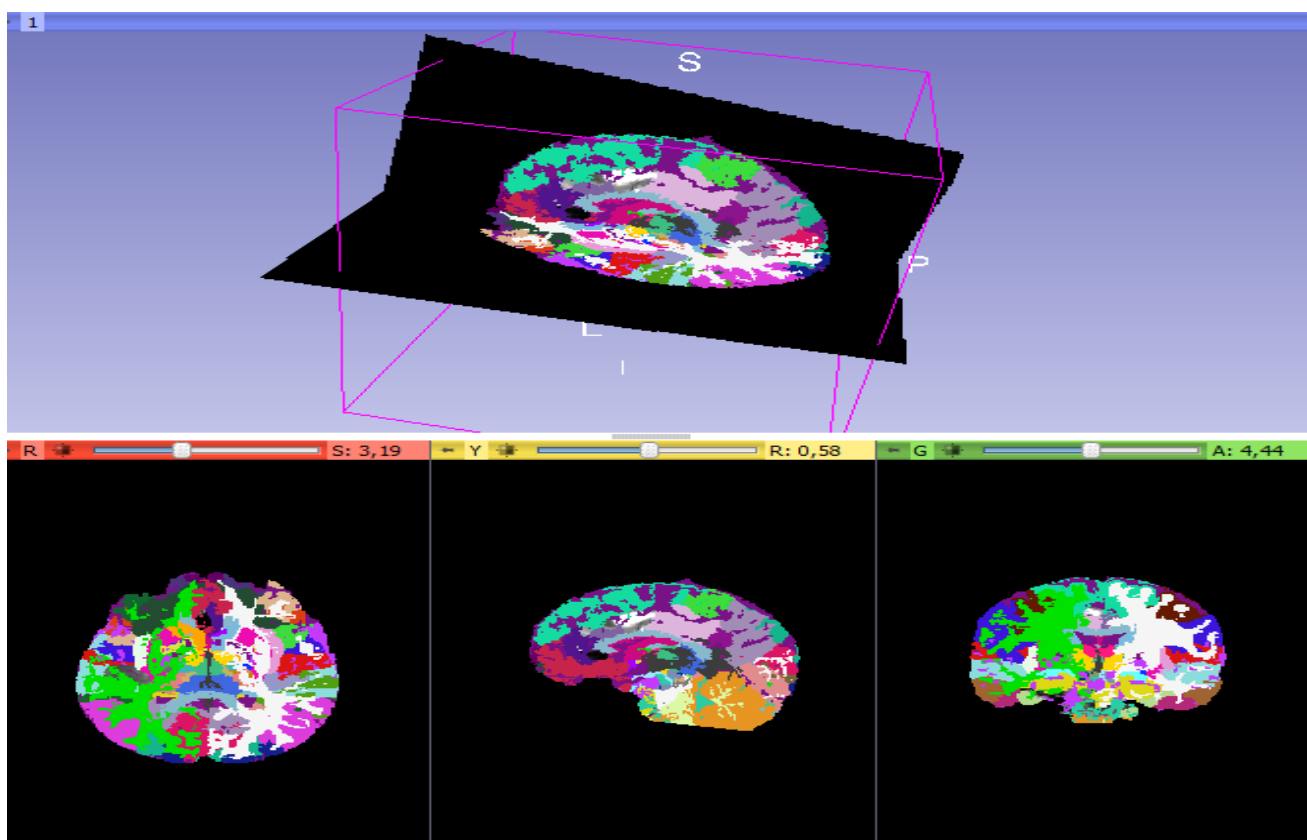
Στην συνέχεια, η διαδικασία μας ολοκληρώνεται με την εξαγωγή των αποτελεσμάτων μας, των τεσσάρων Label Maps, υπό μορφή ακολουθιών dicom και με την εισαγωγή τους στην Matlab για να φορτώσουμε πάνω σε αυτά τα χειροκίνητα αποτελέσματα (manual delineations) των ειδικών.

Όλες οι περιοχές της κατάτμησης και τα αντίστοιχα Labels παρατίθενται στο Παράρτημα Α.

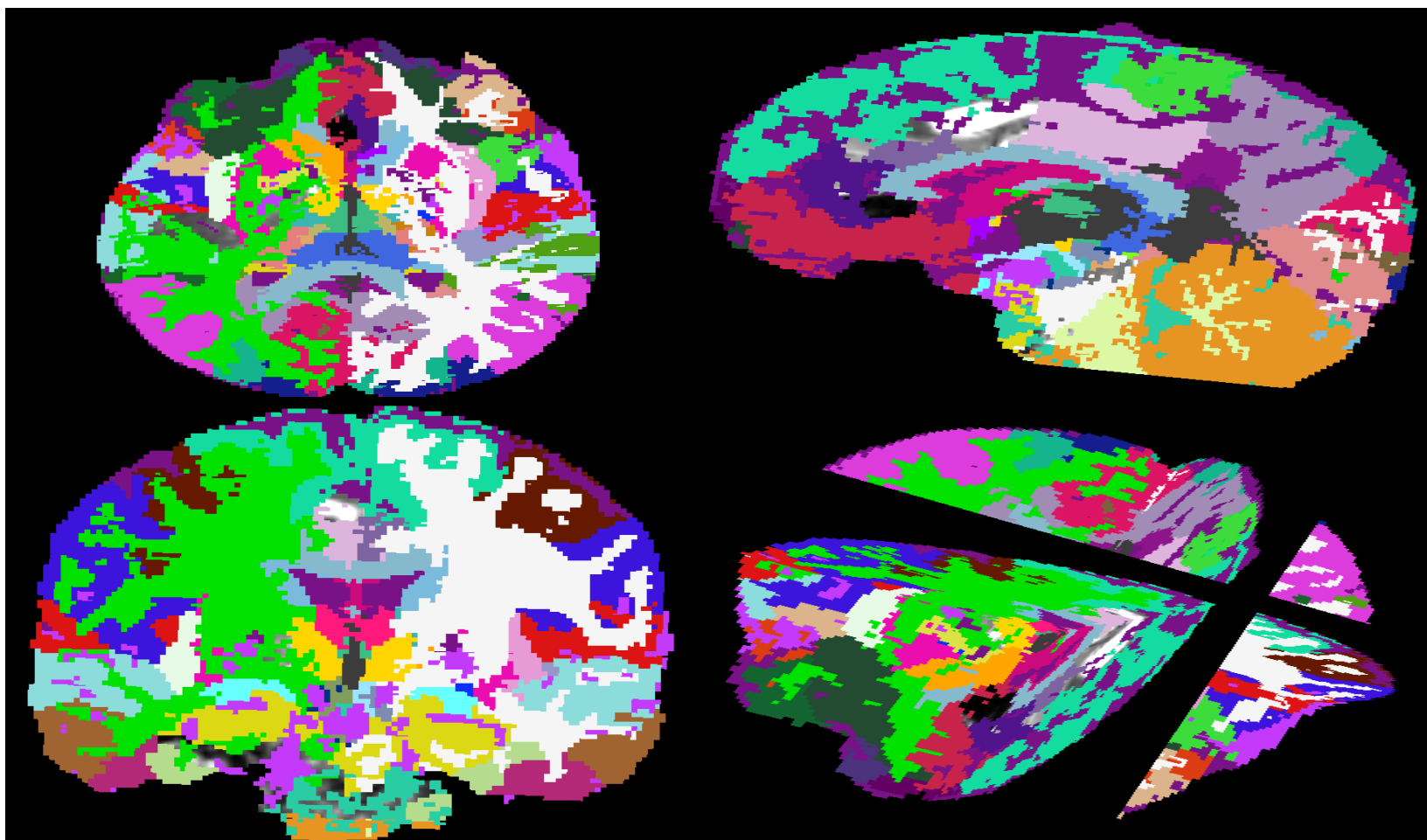
6.2 Αποτελέσματα Κατάτμησης

Αρχικά, όπως αναφέραμε θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα που πήραμε για την κατάτμηση της κάθε μίας από τις τέσσερις ακολουθίες T2 διαφορετικών χρονικών επισκέψεων. Επειδή τα οπτικά αποτελέσματα της κατάτμησης είναι παρόμοια μεταξύ των τεσσάρων επισκέψεων, θα επιλέξουμε να δούμε μόνο τα αποτελέσματα της πρώτης επίσκεψης και θα παρουσιάσουμε πιο μετά τα ποσοτικά χαρακτηριστικά της κάθε μίας κατάτμησης. Η εξέταση 1 αναφέρεται στην πρώτη εξέταση χρονιά και η εξέταση 4 στην πιο πρόσφατη.

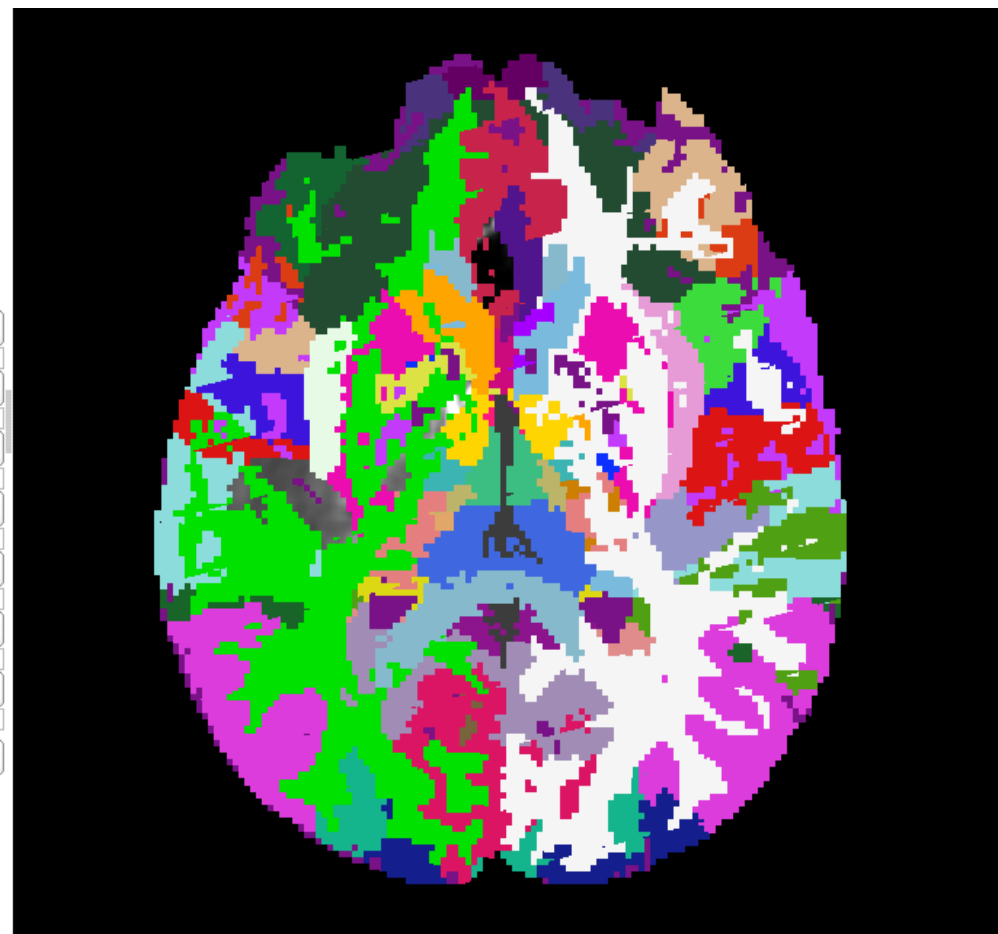
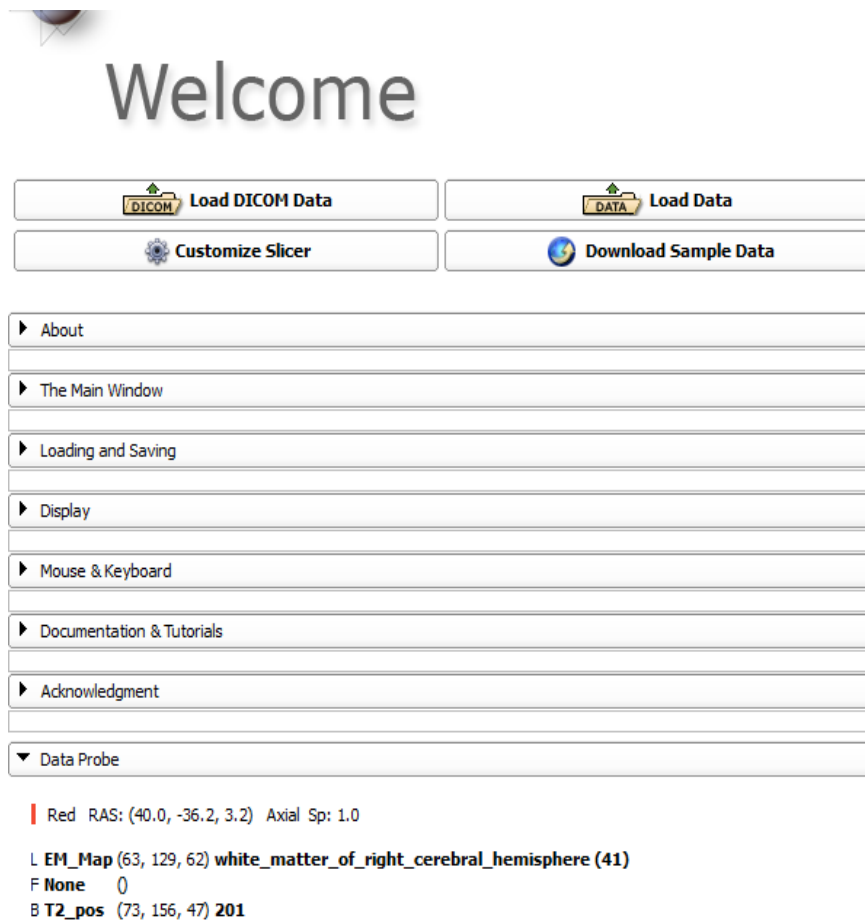
Παρακάτω, βλέπουμε το αποτέλεσμα της πλήρους κατάτμησης των ακολουθιών T2 της πρώτης εξέτασης. Με το Slicer έχουμε την δυνατότητα να δούμε τα αποτελέσματα μας σε τέσσερις όψεις. Την εγκάρσια (axial), την οβελιαία (sagittal), την στεφανιαία (coronal) όψη και φυσικά την τρισδιάστατη όψη όπως φαίνεται και στην εικόνα 6.2.2.



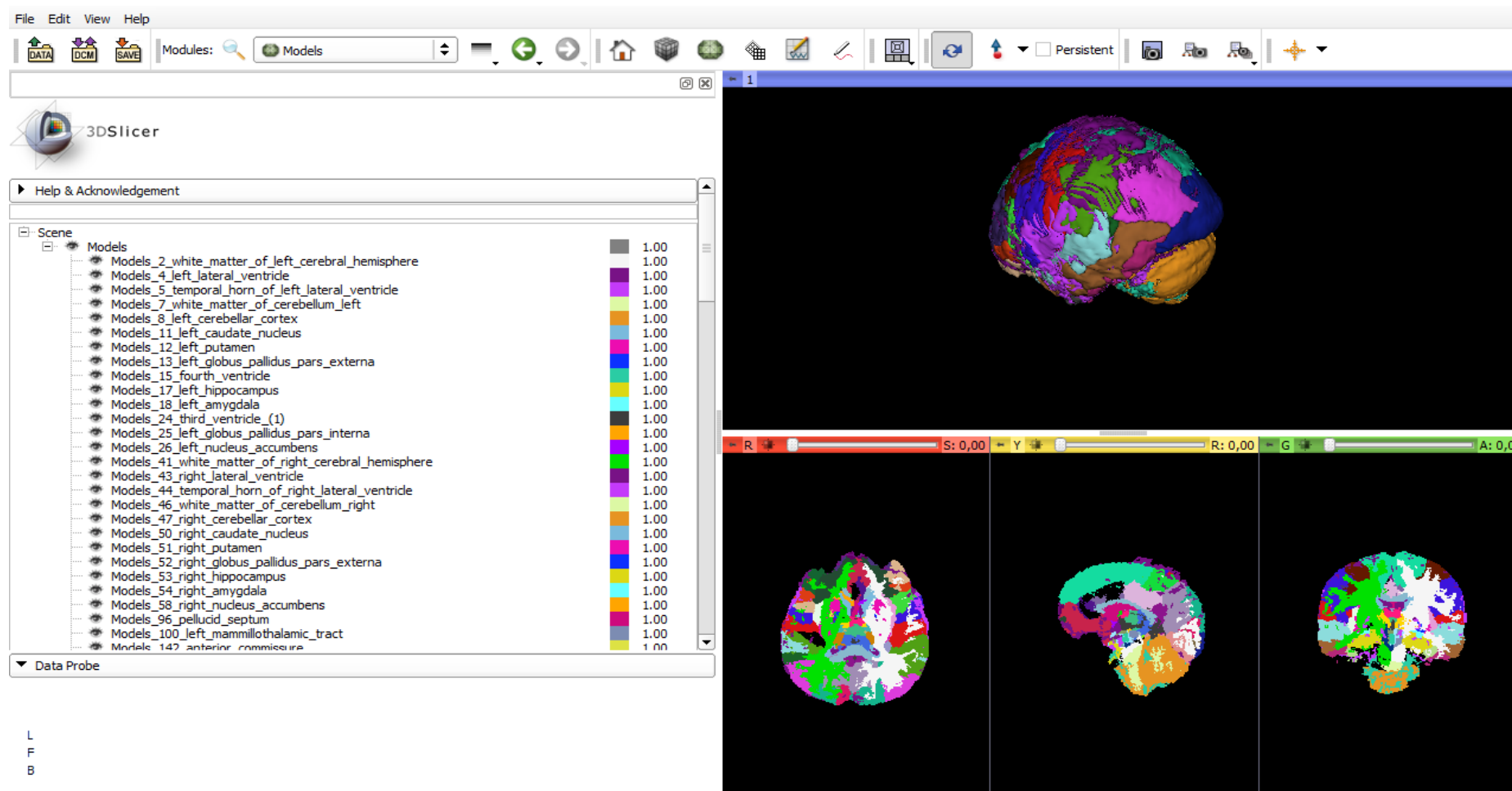
Εικόνα 6.2.1 – Στιγμιότυπο Αποτελέσματος (Conventional View)



Εικόνα 6.2.2 – Εγκάρσια(πάνω αριστερά), οβελιαία(πάνω δεξιά), στεφανιαία (κάτω αριστερά) και 3D όψη για την πρώτη επίσκεψη

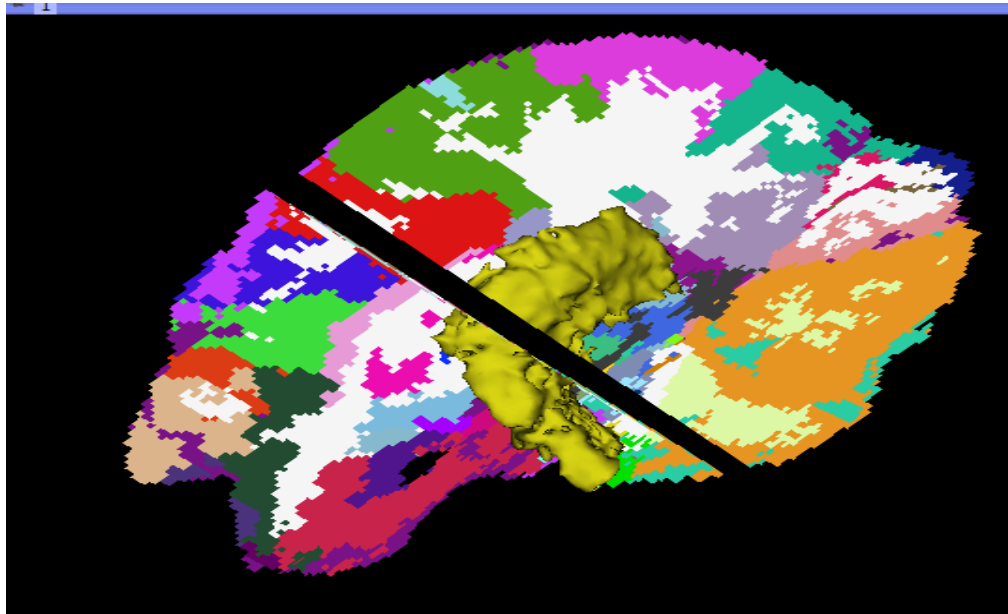


Εικόνα 6.2.3 – Στιγμιότυπο Label Map (φαίνεται η ανατομική δομή του Label που αγγίζουμε στο πεδίο Data Probe)

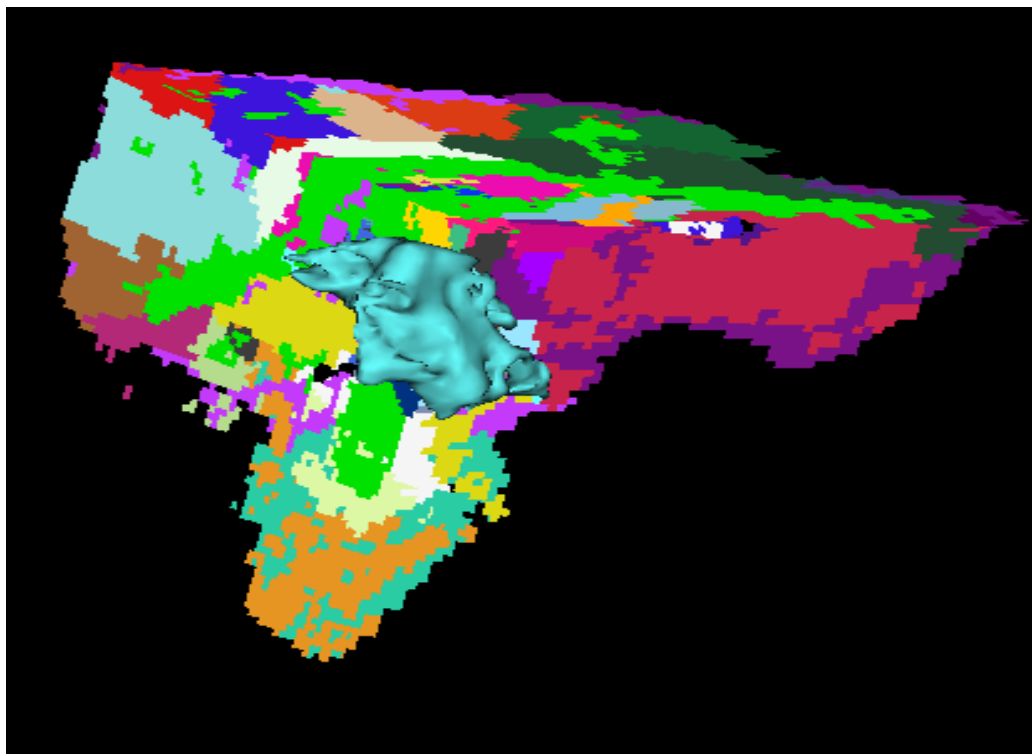


Εικόνα 6.2.4 – Στιγμιότυπο 3D Απεικόνισης Μοντέλων (Μέσω του ModelMaker Module)

Μπορούμε επίσης να δούμε κάθε μοντέλο ξεχωριστά. Στην εικόνα 6.2.5. φαίνεται ο Αριστερός Ιππόκαμπος και στην εικόνα 6.2.6 η δεξιά αμυγδαλή.



Εικόνα 6.2.5 – Αριστερός Ιππόκαμπος



Εικόνα 6.2.6 – Δεξιά Αμυγδαλή

Αφού έγιναν οι κατατμήσεις και για τις επόμενες τρεις εξετάσεις και πήραμε τα αντίστοιχα Label Maps, εξάγουμε κάποια ποσοτικά χαρακτηριστικά για την κάθε κατάτμηση, που φαίνονται πιο κάτω.

Label: Για κάθε ανατομική δομή της κατάτμησης μας αντιστοιχεί και ένα label, που περιγράφει βασικά τον κωδικό του χρωματισμού του.

Count: Είναι ο αριθμός των pixels στο Label, που έχουν αυτή την τιμή του Label.

Volume mm³: Εκφράζει το γινόμενο των διαστημάτων των pixels (volume per pixel), επί το Count σε κυβικά μιλίμετρα.

Volume cc: Εκφράζει το γινόμενο των διαστημάτων των pixels (volume per pixel), επί το Count σε κυβικά εκατοστόμετρα (για κάθε cc έχουμε 1000mm³)

Min, Max, Mean, StdDev: Στατιστικά πάνω στις τιμές των pixels στις τοποθεσίες που σχετίζονται στην τιμή του label.

Εξέταση 1

Index	Count	Volume mm ³	Volume cc	Min	Max	Mean	StdDev
0	3599233,0	6197897,0	6197,9	0,0	1325,0	35,4	88,9
2	126111,0	217163,8	217,2	67,0	496,0	190,7	24,4
4	29897,0	51482,8	51,5	0,0	1325,0	399,5	223,5
5	7531,0	12968,4	13,0	0,0	1199,0	320,8	271,3
7	11077,0	19074,6	19,1	139,0	362,0	224,2	29,4
8	30594,0	52683,0	52,7	69,0	791,0	284,7	58,1
11	3564,0	6137,2	6,1	164,0	572,0	270,4	56,3
12	1854,0	3192,6	3,2	135,0	636,0	244,4	36,9
13	140,0	241,1	0,2	208,0	407,0	265,5	43,0
15	7776,0	13390,3	13,4	1,0	1386,0	447,0	310,7
17	4645,0	7998,7	8,0	80,0	768,0	326,0	71,7
18	1983,0	3414,7	3,4	192,0	605,0	331,8	65,2
24	3030,0	5217,7	5,2	3,0	1273,0	625,4	235,5
25	179,0	308,2	0,3	210,0	427,0	256,7	28,7
26	1184,0	2038,9	2,0	154,0	573,0	293,5	56,2
41	122129,0	210306,7	210,3	92,0	482,0	193,3	25,4

43	31750,0	54673,7	54,7	0,0	1284,0	386,2	217,5
44	7044,0	12129,8	12,1	1,0	1471,0	378,9	293,7
46	12864,0	22151,9	22,2	147,0	490,0	234,1	29,6
47	31812,0	54780,4	54,8	27,0	766,0	299,2	62,0
50	3378,0	5816,9	5,8	184,0	508,0	270,9	55,1
51	1960,0	3375,1	3,4	177,0	536,0	245,5	36,2
52	78,0	134,3	0,1	176,0	447,0	248,9	51,5
53	4656,0	8017,7	8,0	94,0	741,0	332,3	67,1
54	2109,0	3631,7	3,6	137,0	577,0	319,1	56,1
58	1006,0	1732,3	1,7	142,0	513,0	282,8	46,3
83	373,0	642,3	0,6	198,0	525,0	257,0	32,2
96	780,0	1343,2	1,3	173,0	607,0	358,3	87,5
100	336,0	578,6	0,6	163,0	496,0	233,2	46,2
142	592,0	1019,4	1,0	105,0	338,0	169,7	26,8
200	653,0	1124,5	1,1	150,0	479,0	224,8	33,1
502	140,0	241,1	0,2	181,0	493,0	279,8	53,9
503	146,0	251,4	0,3	193,0	497,0	272,1	50,7
504	100,0	172,2	0,2	208,0	347,0	243,6	23,2
505	67,0	115,4	0,1	209,0	422,0	244,6	32,9
506	1369,0	2357,4	2,4	144,0	688,0	298,1	67,4
507	1661,0	2860,3	2,9	154,0	713,0	284,4	70,3
508	293,0	504,5	0,5	172,0	477,0	277,7	68,7
509	269,0	463,2	0,5	178,0	500,0	288,8	70,7
510	571,0	983,3	1,0	186,0	481,0	276,7	59,9
511	611,0	1052,1	1,1	187,0	501,0	274,7	63,7
512	111,0	191,1	0,2	209,0	304,0	239,4	15,5
513	117,0	201,5	0,2	190,0	275,0	221,9	15,8
514	574,0	988,4	1,0	171,0	463,0	260,0	48,1
515	542,0	933,3	0,9	108,0	493,0	264,2	52,7
516	357,0	614,8	0,6	195,0	329,0	237,0	19,7
517	249,0	428,8	0,4	186,0	368,0	231,1	24,0
518	402,0	692,2	0,7	189,0	474,0	260,1	53,6
519	368,0	633,7	0,6	185,0	443,0	230,2	29,9
520	148,0	254,9	0,3	183,0	484,0	305,0	79,6
521	181,0	311,7	0,3	146,0	464,0	278,5	72,3

522	193,0	332,3	0,3	216,0	338,0	269,6	29,8
523	117,0	201,5	0,2	192,0	345,0	251,7	34,5
524	526,0	905,8	0,9	179,0	481,0	251,8	39,3
525	379,0	652,6	0,7	186,0	313,0	247,7	24,1
1001	2181,0	3755,7	3,8	136,0	502,0	249,7	48,3
1002	1640,0	2824,1	2,8	26,0	628,0	288,7	63,1
1003	5789,0	9968,7	10,0	15,0	513,0	252,9	62,4
1005	1743,0	3001,5	3,0	65,0	599,0	277,3	65,0
1007	7417,0	12772,1	12,8	30,0	705,0	294,8	60,0
1008	9227,0	15888,9	15,9	88,0	535,0	241,9	47,8
1009	6503,0	11198,2	11,2	46,0	640,0	270,6	61,5
1010	1317,0	2267,9	2,3	83,0	554,0	284,1	58,1
1011	9503,0	16364,2	16,4	43,0	535,0	233,7	45,6
1012	7344,0	12646,4	12,6	35,0	599,0	287,1	65,3
1013	5393,0	9286,8	9,3	8,0	628,0	293,1	66,0
1014	3944,0	6791,6	6,8	113,0	733,0	328,5	73,0
1015	6421,0	11057,0	11,1	70,0	525,0	265,5	55,6
1016	1926,0	3316,6	3,3	115,0	612,0	320,6	69,7
1017	2341,0	4031,2	4,0	85,0	487,0	252,0	63,4
1018	4352,0	7494,2	7,5	129,0	735,0	286,3	72,8
1019	1825,0	3142,7	3,1	116,0	481,0	256,3	55,5
1020	2424,0	4174,1	4,2	143,0	584,0	271,8	62,0
1021	1138,0	1959,6	2,0	133,0	527,0	265,7	50,6
1022	7355,0	12665,3	12,7	50,0	574,0	266,8	61,8
1023	2976,0	5124,7	5,1	158,0	548,0	286,5	59,6
1024	8982,0	15467,0	15,5	106,0	535,0	273,4	65,1
1025	7210,0	12415,7	12,4	66,0	783,0	276,6	61,1
1026	1975,0	3401,0	3,4	134,0	624,0	311,4	62,1
1027	11346,0	19537,9	19,5	105,0	518,0	259,0	57,9
1028	17863,0	30760,2	30,8	20,0	579,0	278,7	71,6
1029	11215,0	19312,3	19,3	52,0	543,0	253,5	58,9
1030	8477,0	14597,4	14,6	132,0	633,0	286,5	63,6
1031	8898,0	15322,4	15,3	56,0	579,0	252,7	55,9
1032	623,0	1072,8	1,1	31,0	471,0	285,0	67,2
1033	4128,0	7108,4	7,1	62,0	726,0	314,0	68,9

1034	1230,0	2118,1	2,1	168,0	522,0	265,5	61,2
2001	1520,0	2617,4	2,6	168,0	506,0	258,2	49,7
2002	2750,0	4735,5	4,7	141,0	577,0	290,1	69,3
2003	4161,0	7165,3	7,2	141,0	450,0	240,4	56,6
2005	3431,0	5908,2	5,9	132,0	645,0	273,6	58,0
2007	8527,0	14683,5	14,7	74,0	674,0	300,3	59,8
2008	11366,0	19572,3	19,6	20,0	527,0	259,5	53,7
2009	6501,0	11194,8	11,2	21,0	687,0	264,5	53,6
2010	1682,0	2896,4	2,9	104,0	674,0	295,6	67,3
2011	8117,0	13977,5	14,0	21,0	526,0	245,1	47,8
2012	6671,0	11487,5	11,5	19,0	853,0	292,2	64,0
2013	4869,0	8384,4	8,4	136,0	654,0	314,8	73,2
2014	4057,0	6986,2	7,0	45,0	707,0	316,5	71,7
2015	7365,0	12682,6	12,7	25,0	550,0	257,4	53,1
2016	2193,0	3776,4	3,8	111,0	677,0	315,8	77,2
2017	2054,0	3537,0	3,5	104,0	496,0	263,9	62,2
2018	2738,0	4714,8	4,7	127,0	661,0	284,4	69,5
2019	1948,0	3354,5	3,4	26,0	494,0	258,2	55,0
2020	2513,0	4327,4	4,3	105,0	725,0	276,0	67,4
2021	1931,0	3325,2	3,3	164,0	553,0	288,0	58,0
2022	5355,0	9221,3	9,2	2,0	726,0	270,7	65,1
2023	3651,0	6287,0	6,3	105,0	575,0	296,8	62,1
2024	8354,0	14385,6	14,4	99,0	535,0	259,6	65,0
2025	7730,0	13311,1	13,3	44,0	594,0	278,1	57,2
2026	1781,0	3066,9	3,1	150,0	689,0	300,6	64,9
2027	13563,0	23355,6	23,4	40,0	528,0	249,3	58,7
2028	17918,0	30854,9	30,9	44,0	535,0	254,8	66,3
2029	8894,0	15315,5	15,3	27,0	590,0	258,8	58,9
2030	10333,0	17793,5	17,8	19,0	647,0	276,1	66,4
2031	6972,0	12005,8	12,0	15,0	563,0	257,0	56,4
2032	437,0	752,5	0,8	96,0	444,0	276,7	53,8
2033	2755,0	4744,1	4,7	79,0	825,0	341,9	82,0
2034	1188,0	2045,7	2,0	157,0	723,0	260,6	61,4
3000	1842,0	3171,9	3,2	194,0	466,0	273,4	37,7
3001	2138,0	3681,6	3,7	195,0	562,0	282,4	45,6

3002	440,0	757,7	0,8	219,0	637,0	346,6	77,8
3003	283,0	487,3	0,5	223,0	583,0	337,8	71,2
3004	11137,0	19178,0	19,2	100,0	468,0	210,9	28,1

Πίνακας 6.2.1 – Ποσοτικά χαρ/κά κατάτμησης 1^{ης} εξέτασης

Εξέταση 2

Index	Count	Volume mm³	Volume cc	Min	Max	Mean	StdDev
0	4878850,0	6172469,7	6172,5	0,0	1476,0	33,4	86,3
2	168654,0	213372,4	213,4	72,0	417,0	178,9	23,6
4	33685,0	42616,5	42,6	0,0	1389,0	321,0	238,1
5	10905,0	13796,4	13,8	1,0	1234,0	234,3	247,6
7	15911,0	20129,8	20,1	138,0	324,0	214,4	26,2
8	43075,0	54496,3	54,5	3,0	696,0	271,4	61,9
11	4158,0	5260,5	5,3	134,0	526,0	267,6	63,5
12	2439,0	3085,7	3,1	127,0	669,0	237,7	38,8
13	351,0	444,1	0,4	187,0	585,0	260,6	54,8
15	10060,0	12727,4	12,7	1,0	1157,0	376,9	299,1
17	7333,0	9277,3	9,3	24,0	765,0	305,3	74,3
18	2836,0	3588,0	3,6	102,0	788,0	317,6	75,2
24	3497,0	4424,2	4,4	2,0	1153,0	568,4	241,4
25	370,0	468,1	0,5	199,0	438,0	248,8	28,4
26	1755,0	2220,3	2,2	144,0	568,0	290,1	66,6
41	164644,0	208299,1	208,3	95,0	445,0	180,4	23,4
43	35187,0	44516,8	44,5	0,0	1205,0	313,5	226,3
44	9924,0	12555,3	12,6	1,0	1476,0	288,5	271,5
46	19314,0	24435,1	24,4	108,0	472,0	222,6	26,7
47	43717,0	55308,5	55,3	2,0	725,0	286,4	66,3
50	4273,0	5406,0	5,4	100,0	540,0	259,7	61,8
51	2366,0	2993,3	3,0	116,0	536,0	224,0	34,2
52	116,0	146,8	0,1	134,0	386,0	230,2	47,1
53	6327,0	8004,6	8,0	55,0	684,0	300,9	68,9
54	2676,0	3385,5	3,4	44,0	573,0	289,9	60,6
58	1355,0	1714,3	1,7	129,0	537,0	261,6	47,3

83	420,0	531,4	0,5	176,0	394,0	242,0	28,8
96	1117,0	1413,2	1,4	155,0	614,0	338,7	88,6
100	827,0	1046,3	1,0	160,0	436,0	221,7	31,3
142	773,0	978,0	1,0	101,0	237,0	167,6	26,8
200	968,0	1224,7	1,2	120,0	434,0	207,9	32,6
502	176,0	222,7	0,2	140,0	514,0	262,0	53,9
503	175,0	221,4	0,2	166,0	501,0	263,1	55,7
504	152,0	192,3	0,2	149,0	268,0	214,7	24,6
505	130,0	164,5	0,2	92,0	417,0	225,4	47,9
506	2011,0	2544,2	2,5	112,0	601,0	280,5	71,5
507	2455,0	3105,9	3,1	27,0	657,0	272,7	77,1
508	416,0	526,3	0,5	82,0	551,0	262,3	78,1
509	337,0	426,4	0,4	59,0	632,0	294,0	93,0
510	887,0	1122,2	1,1	169,0	486,0	249,2	51,1
511	821,0	1038,7	1,0	164,0	501,0	274,9	72,8
512	157,0	198,6	0,2	171,0	278,0	221,0	14,8
513	176,0	222,7	0,2	181,0	270,0	215,5	15,0
514	735,0	929,9	0,9	169,0	491,0	239,7	48,7
515	688,0	870,4	0,9	149,0	492,0	258,4	55,6
516	497,0	628,8	0,6	173,0	296,0	218,8	18,0
517	294,0	372,0	0,4	176,0	287,0	217,4	20,3
518	552,0	698,4	0,7	164,0	471,0	239,9	54,8
519	423,0	535,2	0,5	145,0	410,0	212,0	23,6
520	174,0	220,1	0,2	172,0	470,0	274,7	81,4
521	300,0	379,5	0,4	172,0	479,0	277,0	78,9
522	232,0	293,5	0,3	176,0	321,0	248,7	28,1
523	166,0	210,0	0,2	175,0	335,0	246,9	38,2
524	725,0	917,2	0,9	161,0	484,0	225,0	34,2
525	353,0	446,6	0,4	160,0	285,0	227,8	25,6
1001	4050,0	5123,9	5,1	62,0	465,0	214,4	48,6
1002	1914,0	2421,5	2,4	99,0	516,0	250,2	57,1
1003	6440,0	8147,6	8,1	111,0	498,0	241,8	74,5
1005	2444,0	3092,0	3,1	113,0	553,0	262,9	64,6
1007	9023,0	11415,4	11,4	77,0	651,0	275,1	56,4
1008	14014,0	17729,8	17,7	70,0	465,0	217,7	46,4

1009	8684,0	10986,5	11,0	17,0	620,0	255,0	62,6
1010	2030,0	2568,3	2,6	117,0	587,0	258,7	61,0
1011	11964,0	15136,2	15,1	45,0	496,0	215,1	46,4
1012	9425,0	11924,0	11,9	71,0	599,0	264,3	69,2
1013	6392,0	8086,8	8,1	1,0	660,0	276,9	71,0
1014	5049,0	6387,7	6,4	42,0	740,0	312,2	75,4
1015	9178,0	11611,5	11,6	32,0	604,0	241,1	59,0
1016	3025,0	3827,1	3,8	68,0	652,0	298,0	76,1
1017	3956,0	5004,9	5,0	63,0	454,0	244,6	77,0
1018	7859,0	9942,8	9,9	81,0	653,0	263,8	74,6
1019	3066,0	3878,9	3,9	78,0	496,0	232,1	60,8
1020	4423,0	5595,8	5,6	136,0	585,0	249,1	59,1
1021	1222,0	1546,0	1,5	85,0	520,0	251,2	51,0
1022	11124,0	14073,5	14,1	56,0	626,0	246,6	63,1
1023	4181,0	5289,6	5,3	128,0	519,0	264,1	57,5
1024	15072,0	19068,3	19,1	29,0	612,0	259,5	72,7
1025	11625,0	14707,4	14,7	28,0	757,0	254,9	63,9
1026	2629,0	3326,1	3,3	39,0	694,0	290,2	67,1
1027	14923,0	18879,8	18,9	69,0	541,0	238,5	61,0
1028	24306,0	30750,7	30,8	26,0	586,0	256,4	73,7
1029	19217,0	24312,4	24,3	61,0	534,0	230,4	61,7
1030	15418,0	19506,1	19,5	57,0	685,0	264,7	68,8
1031	13012,0	16462,1	16,5	79,0	552,0	229,2	57,6
1032	899,0	1137,4	1,1	67,0	521,0	270,2	70,5
1033	4859,0	6147,4	6,1	55,0	715,0	304,3	74,8
1034	2118,0	2679,6	2,7	145,0	529,0	248,7	62,0
2001	2961,0	3746,1	3,7	121,0	497,0	238,5	51,2
2002	3377,0	4272,4	4,3	22,0	605,0	277,7	75,8
2003	4996,0	6320,7	6,3	47,0	413,0	217,5	59,4
2005	4641,0	5871,6	5,9	22,0	631,0	256,7	62,4
2007	11389,0	14408,8	14,4	33,0	648,0	279,7	55,7
2008	14833,0	18765,9	18,8	18,0	511,0	240,8	50,5
2009	8627,0	10914,4	10,9	19,0	582,0	251,5	53,3
2010	2527,0	3197,0	3,2	139,0	719,0	268,3	63,3
2011	11308,0	14306,3	14,3	18,0	529,0	233,3	51,0

2012	9413,0	11908,8	11,9	18,0	661,0	267,0	66,2
2013	6463,0	8176,7	8,2	86,0	664,0	295,3	76,9
2014	5132,0	6492,7	6,5	121,0	638,0	292,9	73,9
2015	10171,0	12867,8	12,9	16,0	551,0	236,8	54,8
2016	3555,0	4497,6	4,5	42,0	660,0	290,9	82,8
2017	3129,0	3958,6	4,0	88,0	483,0	244,1	65,5
2018	5446,0	6890,0	6,9	127,0	607,0	252,9	67,2
2019	2921,0	3695,5	3,7	86,0	463,0	229,0	51,9
2020	4368,0	5526,2	5,5	72,0	673,0	248,1	65,2
2021	2133,0	2698,6	2,7	138,0	632,0	261,9	54,2
2022	8861,0	11210,5	11,2	71,0	602,0	248,7	62,8
2023	5032,0	6366,2	6,4	97,0	569,0	280,9	68,5
2024	12799,0	16192,6	16,2	33,0	514,0	241,6	68,5
2025	11750,0	14865,5	14,9	99,0	636,0	260,5	62,9
2026	2208,0	2793,4	2,8	110,0	581,0	284,2	59,0
2027	25255,0	31951,3	32,0	36,0	534,0	222,5	62,7
2028	25993,0	32885,0	32,9	16,0	537,0	259,3	79,6
2029	12208,0	15444,9	15,4	8,0	493,0	241,2	59,9
2030	17614,0	22284,3	22,3	20,0	668,0	248,7	67,0
2031	9691,0	12260,6	12,3	67,0	540,0	236,3	57,9
2032	706,0	893,2	0,9	91,0	488,0	253,3	54,3
2033	3155,0	3991,5	4,0	38,0	674,0	326,5	93,1
2034	2020,0	2555,6	2,6	77,0	573,0	236,7	58,9
3000	2797,0	3538,6	3,5	154,0	622,0	244,6	37,3
3001	3294,0	4167,4	4,2	161,0	511,0	254,6	46,1
3002	592,0	749,0	0,7	158,0	619,0	324,7	89,0
3003	563,0	712,3	0,7	156,0	621,0	344,1	86,8
3004	14736,0	18643,2	18,6	113,0	450,0	193,8	25,0

Πίνακας 6.2.2 – Ποσοτικά χαρ/κά κατάτμησης 2^{ης} εξέτασης

Εξέταση 3

Index	Count	Volume mm ³	Volume cc	Min	Max	Mean	StdDev
0	4846724,0	6131823,6	6131,8	0,0	1652,0	57,2	135,3
2	112153,0	141890,2	141,9	82,0	633,0	274,6	34,3
4	24266,0	30700,1	30,7	0,0	1641,0	381,5	419,8
5	12271,0	15524,6	15,5	0,0	1672,0	208,2	304,7
7	9969,0	12612,3	12,6	50,0	413,0	263,5	33,1
8	52020,0	65813,0	65,8	0,0	1137,0	352,1	98,1
11	5243,0	6633,2	6,6	136,0	873,0	356,3	106,7
12	3318,0	4197,8	4,2	177,0	896,0	286,8	44,8
13	281,0	355,5	0,4	121,0	818,0	308,9	82,2
15	16161,0	20446,1	20,4	0,0	1873,0	277,7	352,2
17	9780,0	12373,1	12,4	25,0	1018,0	387,1	119,9
18	3670,0	4643,1	4,6	63,0	1032,0	395,8	122,6
24	2442,0	3089,5	3,1	0,0	1510,0	815,4	376,3
25	340,0	430,2	0,4	241,0	439,0	331,4	32,6
26	1997,0	2526,5	2,5	138,0	958,0	357,0	108,7
41	114548,0	144920,2	144,9	94,0	769,0	285,0	39,7
43	30991,0	39208,2	39,2	0,0	1759,0	350,7	408,8
44	7456,0	9432,9	9,4	0,0	1668,0	284,2	357,3
46	12871,0	16283,7	16,3	85,0	434,0	274,3	32,2
47	54536,0	68996,1	69,0	0,0	1209,0	374,1	109,6
50	5453,0	6898,9	6,9	143,0	861,0	360,0	110,9
51	3648,0	4615,3	4,6	140,0	706,0	286,5	43,5
52	164,0	207,5	0,2	142,0	556,0	258,7	72,8
53	7796,0	9863,1	9,9	33,0	1110,0	399,5	118,5
54	3298,0	4172,5	4,2	71,0	953,0	380,9	108,3
58	1593,0	2015,4	2,0	15,0	906,0	325,3	79,5
83	418,0	528,8	0,5	146,0	482,0	323,8	39,6
96	1424,0	1801,6	1,8	151,0	990,0	502,4	166,2
100	916,0	1158,9	1,2	161,0	520,0	275,4	41,2
142	927,0	1172,8	1,2	102,0	351,0	192,8	34,0
200	1325,0	1676,3	1,7	149,0	608,0	276,8	45,2
502	220,0	278,3	0,3	228,0	797,0	360,4	101,0

503	297,0	375,7	0,4	203,0	875,0	347,4	94,5
504	243,0	307,4	0,3	194,0	485,0	287,4	37,8
505	202,0	255,6	0,3	157,0	491,0	286,2	46,0
506	2286,0	2892,1	2,9	133,0	968,0	406,9	133,8
507	2535,0	3207,2	3,2	24,0	921,0	390,6	131,6
508	500,0	632,6	0,6	111,0	796,0	372,2	125,6
509	440,0	556,7	0,6	132,0	870,0	388,5	132,4
510	856,0	1083,0	1,1	221,0	845,0	373,2	105,2
511	913,0	1155,1	1,2	135,0	801,0	366,1	105,7
512	163,0	206,2	0,2	230,0	407,0	306,1	28,2
513	180,0	227,7	0,2	242,0	346,0	290,3	20,3
514	788,0	996,9	1,0	217,0	748,0	324,8	68,5
515	644,0	814,8	0,8	224,0	739,0	337,5	81,5
516	655,0	828,7	0,8	230,0	392,0	297,5	23,0
517	436,0	551,6	0,6	245,0	399,0	295,8	25,3
518	703,0	889,4	0,9	222,0	784,0	344,3	98,0
519	549,0	694,6	0,7	220,0	756,0	301,6	45,5
520	243,0	307,4	0,3	226,0	778,0	431,9	148,9
521	311,0	393,5	0,4	238,0	791,0	418,6	146,9
522	238,0	301,1	0,3	257,0	432,0	340,6	37,8
523	149,0	188,5	0,2	244,0	412,0	307,0	30,0
524	787,0	995,7	1,0	219,0	703,0	310,6	54,1
525	544,0	688,2	0,7	212,0	411,0	304,4	36,3
1001	5171,0	6542,1	6,5	198,0	923,0	361,5	95,7
1002	3002,0	3798,0	3,8	44,0	819,0	361,2	97,7
1003	10138,0	12826,1	12,8	43,0	945,0	446,9	188,3
1005	2545,0	3219,8	3,2	224,0	980,0	411,5	115,3
1007	12114,0	15326,0	15,3	20,0	800,0	351,0	73,5
1008	17153,0	21701,1	21,7	26,0	1324,0	394,9	111,0
1009	9057,0	11458,4	11,5	19,0	908,0	340,3	86,4
1010	2046,0	2588,5	2,6	39,0	1019,0	370,2	111,6
1011	14898,0	18848,2	18,8	16,0	1074,0	381,6	92,7
1012	11324,0	14326,5	14,3	0,0	1102,0	347,1	107,4
1013	8424,0	10657,6	10,7	100,0	1097,0	394,8	123,5
1014	5945,0	7521,3	7,5	121,0	993,0	395,8	126,2

1015	13212,0	16715,1	16,7	0,0	1087,0	357,0	114,7
1016	4649,0	5881,7	5,9	1,0	1018,0	368,7	133,8
1017	5111,0	6466,2	6,5	41,0	1004,0	449,6	180,4
1018	8621,0	10906,8	10,9	32,0	978,0	390,8	145,9
1019	3149,0	3984,0	4,0	99,0	877,0	366,4	111,4
1020	4484,0	5672,9	5,7	153,0	1051,0	371,2	119,9
1021	1822,0	2305,1	2,3	136,0	932,0	389,6	89,2
1022	16318,0	20644,7	20,6	0,0	1017,0	408,7	145,2
1023	4350,0	5503,4	5,5	199,0	933,0	399,0	101,8
1024	21371,0	27037,5	27,0	6,0	1051,0	439,8	184,1
1025	11177,0	14140,6	14,1	161,0	1088,0	403,1	125,4
1026	2939,0	3718,3	3,7	17,0	881,0	363,8	91,9
1027	19618,0	24819,7	24,8	36,0	1072,0	395,6	145,7
1028	31410,0	39738,3	39,7	0,0	1044,0	455,2	178,0
1029	21146,0	26752,8	26,8	95,0	1145,0	425,5	153,9
1030	19813,0	25066,4	25,1	10,0	1013,0	386,7	121,2
1031	18390,0	23266,1	23,3	165,0	1232,0	429,8	156,1
1032	1084,0	1371,4	1,4	26,0	957,0	406,0	132,6
1033	5886,0	7446,7	7,4	0,0	908,0	349,2	130,0
1034	2194,0	2775,7	2,8	162,0	995,0	344,5	96,6
2001	4153,0	5254,2	5,3	181,0	915,0	372,6	88,3
2002	4914,0	6216,9	6,2	45,0	1018,0	387,4	132,9
2003	6336,0	8016,0	8,0	31,0	1025,0	408,6	156,4
2005	4364,0	5521,1	5,5	0,0	1291,0	451,6	132,4
2007	13845,0	17516,0	17,5	17,0	906,0	355,0	79,6
2008	22387,0	28322,9	28,3	14,0	1301,0	431,6	124,4
2009	8714,0	11024,5	11,0	0,0	852,0	354,7	81,7
2010	2645,0	3346,3	3,3	40,0	1070,0	404,5	151,9
2011	16191,0	20484,0	20,5	28,0	1095,0	376,9	95,4
2012	10341,0	13082,9	13,1	12,0	1040,0	355,5	100,8
2013	8583,0	10858,8	10,9	0,0	1060,0	414,4	135,2
2014	6057,0	7663,0	7,7	36,0	1006,0	382,8	127,6
2015	12425,0	15719,5	15,7	14,0	1000,0	358,5	98,6
2016	4709,0	5957,6	6,0	67,0	987,0	375,4	146,7
2017	4265,0	5395,9	5,4	12,0	931,0	410,0	146,0

2018	6697,0	8472,7	8,5	43,0	1053,0	390,4	131,7
2019	3111,0	3935,9	3,9	18,0	911,0	359,1	98,9
2020	5098,0	6449,7	6,4	9,0	1159,0	371,0	128,0
2021	3109,0	3933,3	3,9	146,0	1040,0	406,3	105,1
2022	13129,0	16610,1	16,6	0,0	1136,0	464,8	183,2
2023	5461,0	6909,0	6,9	151,0	997,0	409,7	118,7
2024	17914,0	22663,9	22,7	14,0	1130,0	474,1	194,0
2025	12370,0	15649,9	15,6	61,0	1128,0	431,6	139,9
2026	2602,0	3291,9	3,3	150,0	842,0	360,5	84,2
2027	24509,0	31007,5	31,0	20,0	1154,0	418,1	180,0
2028	31490,0	39839,5	39,8	16,0	1090,0	457,1	191,0
2029	19826,0	25082,8	25,1	14,0	1088,0	447,8	161,2
2030	21215,0	26840,1	26,8	0,0	1105,0	394,6	126,9
2031	14246,0	18023,3	18,0	89,0	1143,0	436,1	152,8
2032	810,0	1024,8	1,0	69,0	881,0	406,0	121,0
2033	3906,0	4941,7	4,9	31,0	979,0	399,8	130,6
2034	2535,0	3207,2	3,2	88,0	1110,0	378,5	114,3
3000	3329,0	4211,7	4,2	200,0	881,0	336,9	58,1
3001	3933,0	4975,8	5,0	179,0	976,0	345,8	67,7
3002	819,0	1036,2	1,0	127,0	1144,0	491,1	193,1
3003	754,0	953,9	1,0	186,0	1016,0	501,4	186,2
3004	12886,0	16302,7	16,3	149,0	727,0	275,3	44,8

Πίνακας 6.2.3 – Ποσοτικά χαρ/κά κατάτμησης 3^{ης} εξέτασης

Εξέταση 4

Index	Count	Volume mm³	Volume cc	Min	Max	Mean	StdDev
0	4875634,0	6168407,5	6168,4	0,0	2274,0	61,6	141,9
2	159014,0	201176,5	201,2	66,0	642,0	274,8	33,9
4	24893,0	31493,4	31,5	0,0	1583,0	504,4	393,0
5	10116,0	12798,3	12,8	0,0	1296,0	248,3	311,7
7	17673,0	22359,0	22,4	125,0	464,0	265,2	29,3
8	45418,0	57460,6	57,5	20,0	980,0	341,3	89,2

11	3870,0	4896,1	4,9	162,0	723,0	366,0	103,2
12	1987,0	2513,9	2,5	163,0	878,0	290,9	48,2
13	293,0	370,7	0,4	145,0	830,0	264,6	100,9
15	13170,0	16662,0	16,7	0,0	1431,0	333,1	351,0
17	8335,0	10545,0	10,5	18,0	919,0	381,3	107,0
18	3053,0	3862,5	3,9	18,0	912,0	377,2	95,9
24	2861,0	3619,6	3,6	0,0	1465,0	783,5	332,4
25	265,0	335,3	0,3	136,0	434,0	281,9	73,3
26	1790,0	2264,6	2,3	162,0	809,0	341,1	86,7
41	156162,0	197568,3	197,6	81,0	765,0	284,9	38,2
43	28264,0	35758,2	35,8	0,0	1512,0	480,5	397,7
44	8706,0	11014,4	11,0	0,0	1752,0	326,2	353,6
46	18512,0	23420,5	23,4	111,0	588,0	279,3	31,8
47	44815,0	56697,7	56,7	0,0	947,0	358,3	94,0
50	4000,0	5060,6	5,1	137,0	808,0	372,2	109,2
51	2049,0	2592,3	2,6	149,0	612,0	287,2	45,1
52	158,0	199,9	0,2	130,0	506,0	189,6	67,2
53	7147,0	9042,0	9,0	35,0	956,0	383,7	97,3
54	3114,0	3939,7	3,9	48,0	974,0	359,2	87,2
58	1531,0	1936,9	1,9	126,0	754,0	317,6	70,9
83	314,0	397,3	0,4	149,0	402,0	310,2	62,5
96	1130,0	1429,6	1,4	181,0	944,0	486,0	137,6
100	936,0	1184,2	1,2	163,0	443,0	270,1	40,3
142	1035,0	1309,4	1,3	97,0	301,0	207,5	33,0
200	995,0	1258,8	1,3	115,0	584,0	265,1	43,5
502	174,0	220,1	0,2	225,0	538,0	321,9	44,4
503	250,0	316,3	0,3	212,0	689,0	319,2	76,2
504	185,0	234,1	0,2	208,0	363,0	280,4	29,2
505	115,0	145,5	0,1	214,0	451,0	270,2	33,9
506	2168,0	2742,8	2,7	94,0	838,0	386,9	109,1
507	2677,0	3386,8	3,4	9,0	973,0	366,7	111,8
508	400,0	506,1	0,5	174,0	737,0	379,9	122,8
509	361,0	456,7	0,5	28,0	880,0	394,9	137,8
510	834,0	1055,1	1,1	90,0	707,0	345,7	83,2
511	857,0	1084,2	1,1	219,0	754,0	358,0	99,5

512	132,0	167,0	0,2	256,0	352,0	292,6	19,3
513	181,0	229,0	0,2	234,0	331,0	279,9	17,2
514	615,0	778,1	0,8	227,0	642,0	324,7	67,3
515	612,0	774,3	0,8	157,0	722,0	334,6	72,2
516	462,0	584,5	0,6	177,0	398,0	292,1	31,5
517	265,0	335,3	0,3	175,0	535,0	279,7	41,3
518	597,0	755,3	0,8	226,0	802,0	344,8	101,7
519	433,0	547,8	0,5	224,0	668,0	287,6	41,2
520	206,0	260,6	0,3	228,0	736,0	422,7	135,7
521	250,0	316,3	0,3	189,0	708,0	395,5	122,7
522	280,0	354,2	0,4	180,0	431,0	320,5	44,9
523	128,0	161,9	0,2	214,0	338,0	282,6	21,5
524	680,0	860,3	0,9	233,0	461,0	299,8	30,4
525	439,0	555,4	0,6	208,0	397,0	310,5	39,9
1001	3969,0	5021,4	5,0	184,0	786,0	337,4	83,4
1002	1987,0	2513,9	2,5	0,0	722,0	342,5	87,1
1003	8714,0	11024,5	11,0	196,0	881,0	393,3	142,0
1005	2115,0	2675,8	2,7	123,0	936,0	430,1	112,7
1007	10182,0	12881,8	12,9	47,0	790,0	343,0	67,3
1008	15400,0	19483,3	19,5	122,0	1102,0	400,3	99,7
1009	8422,0	10655,1	10,7	17,0	822,0	334,8	76,6
1010	1866,0	2360,8	2,4	86,0	845,0	374,5	94,9
1011	11053,0	13983,7	14,0	61,0	988,0	374,7	89,7
1012	10044,0	12707,2	12,7	30,0	888,0	334,5	93,6
1013	6824,0	8633,4	8,6	0,0	1008,0	401,7	113,4
1014	5606,0	7092,4	7,1	71,0	956,0	381,0	102,8
1015	10912,0	13805,3	13,8	44,0	844,0	345,1	86,6
1016	3384,0	4281,3	4,3	60,0	938,0	356,8	107,5
1017	4369,0	5527,4	5,5	45,0	908,0	449,7	155,2
1018	7109,0	8994,0	9,0	0,0	942,0	375,1	115,7
1019	2731,0	3455,1	3,5	112,0	820,0	328,5	95,6
1020	3480,0	4402,7	4,4	181,0	812,0	360,2	103,1
1021	1031,0	1304,4	1,3	197,0	850,0	413,3	86,2
1022	13339,0	16875,8	16,9	0,0	1004,0	417,7	126,6
1023	3952,0	4999,9	5,0	147,0	945,0	414,8	99,3

1024	18165,0	22981,4	23,0	0,0	1092,0	431,0	159,8
1025	11474,0	14516,3	14,5	94,0	1136,0	426,3	128,5
1026	2358,0	2983,2	3,0	0,0	770,0	360,1	84,6
1027	14451,0	18282,7	18,3	70,0	926,0	366,5	110,2
1028	27327,0	34572,7	34,6	49,0	940,0	429,4	150,1
1029	19500,0	24670,4	24,7	32,0	1175,0	436,3	131,2
1030	16483,0	20853,5	20,9	56,0	949,0	366,6	105,4
1031	17082,0	21611,3	21,6	62,0	1041,0	417,4	125,0
1032	833,0	1053,9	1,1	59,0	826,0	415,7	125,7
1033	6051,0	7655,4	7,7	36,0	834,0	347,4	99,9
1034	2012,0	2545,5	2,5	189,0	789,0	332,9	85,4
2001	3197,0	4044,7	4,0	177,0	814,0	378,2	87,2
2002	3238,0	4096,6	4,1	51,0	916,0	385,3	114,4
2003	5173,0	6544,6	6,5	141,0	816,0	380,1	117,5
2005	4297,0	5436,3	5,4	30,0	1113,0	429,0	109,4
2007	11240,0	14220,3	14,2	29,0	814,0	347,0	70,8
2008	17318,0	21909,9	21,9	19,0	1261,0	438,0	110,6
2009	8211,0	10388,1	10,4	37,0	873,0	345,7	76,7
2010	2402,0	3038,9	3,0	103,0	899,0	387,3	105,9
2011	10427,0	13191,7	13,2	33,0	1001,0	381,4	89,2
2012	10624,0	13441,0	13,4	34,0	879,0	346,4	92,4
2013	6850,0	8666,3	8,7	67,0	926,0	412,7	118,3
2014	6276,0	7940,1	7,9	116,0	911,0	388,3	107,4
2015	10419,0	13181,6	13,2	24,0	955,0	345,4	92,1
2016	4715,0	5965,2	6,0	28,0	892,0	343,6	123,5
2017	3176,0	4018,1	4,0	236,0	833,0	387,5	125,1
2018	5523,0	6987,4	7,0	171,0	980,0	385,6	113,0
2019	3287,0	4158,5	4,2	29,0	864,0	347,3	92,5
2020	4891,0	6187,8	6,2	25,0	1124,0	383,5	118,7
2021	1922,0	2431,6	2,4	121,0	808,0	396,5	84,4
2022	9400,0	11892,4	11,9	0,0	1000,0	444,3	136,5
2023	4618,0	5842,5	5,8	123,0	939,0	419,1	106,8
2024	13848,0	17519,8	17,5	0,0	987,0	456,4	158,4
2025	11558,0	14622,6	14,6	29,0	1046,0	416,5	115,4
2026	2110,0	2669,5	2,7	161,0	804,0	356,3	77,1

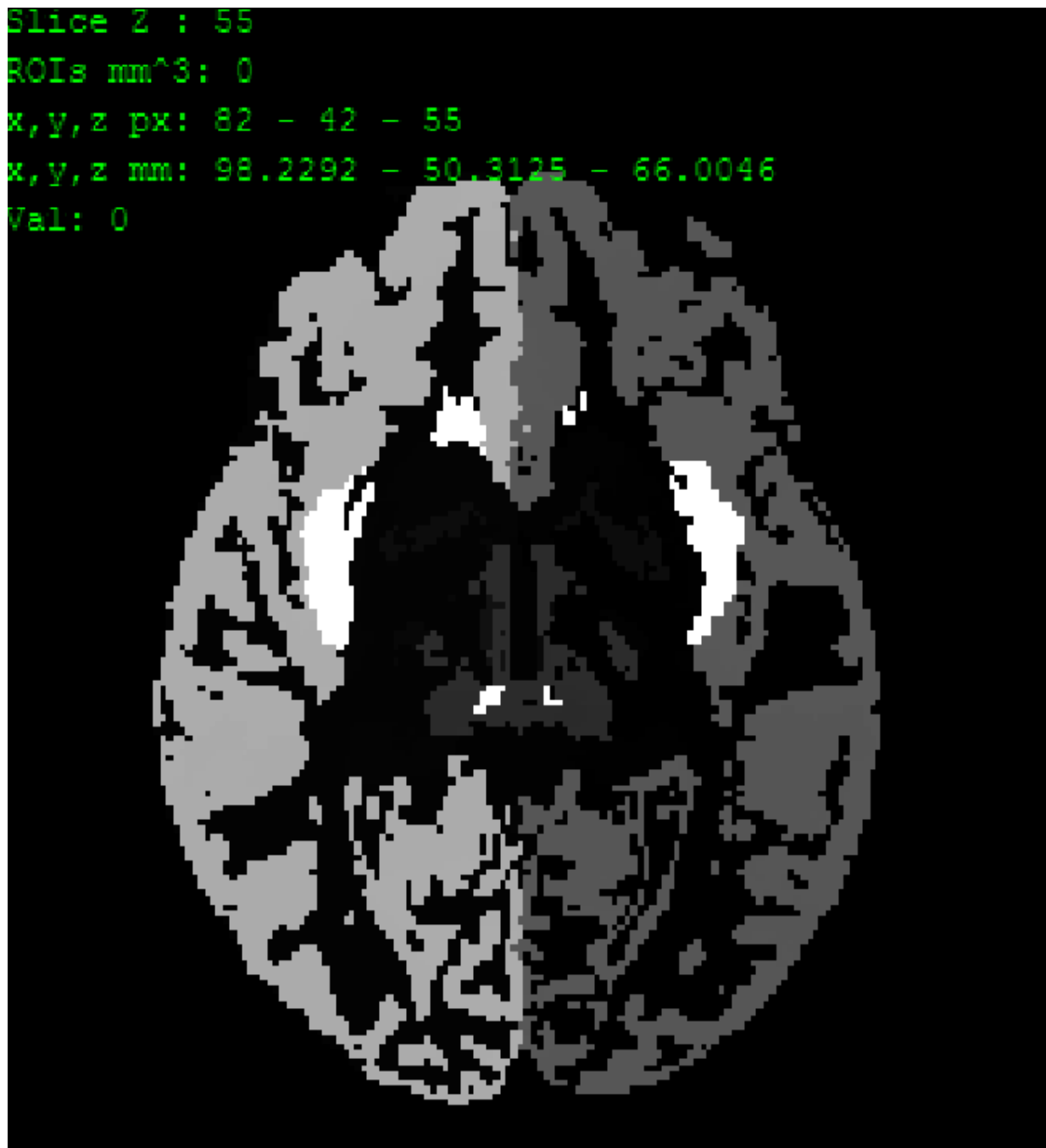
2027	22115,0	27978,8	28,0	60,0	1040,0	386,6	138,3
2028	27841,0	35223,0	35,2	53,0	973,0	426,4	155,1
2029	15034,0	19020,3	19,0	22,0	980,0	446,9	131,3
2030	19497,0	24666,6	24,7	11,0	1082,0	377,1	112,9
2031	11244,0	14225,3	14,2	24,0	1067,0	432,7	127,5
2032	571,0	722,4	0,7	132,0	695,0	396,1	93,8
2033	4071,0	5150,4	5,2	35,0	966,0	385,3	122,7
2034	2198,0	2780,8	2,8	145,0	987,0	354,7	105,7
3000	2673,0	3381,7	3,4	202,0	896,0	333,8	55,1
3001	2980,0	3770,1	3,8	192,0	759,0	333,8	58,3
3002	671,0	848,9	0,8	148,0	871,0	434,8	140,5
3003	657,0	831,2	0,8	163,0	888,0	412,2	130,2
3004	14082,0	17815,8	17,8	161,0	714,0	275,0	44,0

Πίνακας 6.2.4 – Ποσοτικά χαρ/κά κατάτμησης 4^{ης} εξέτασης

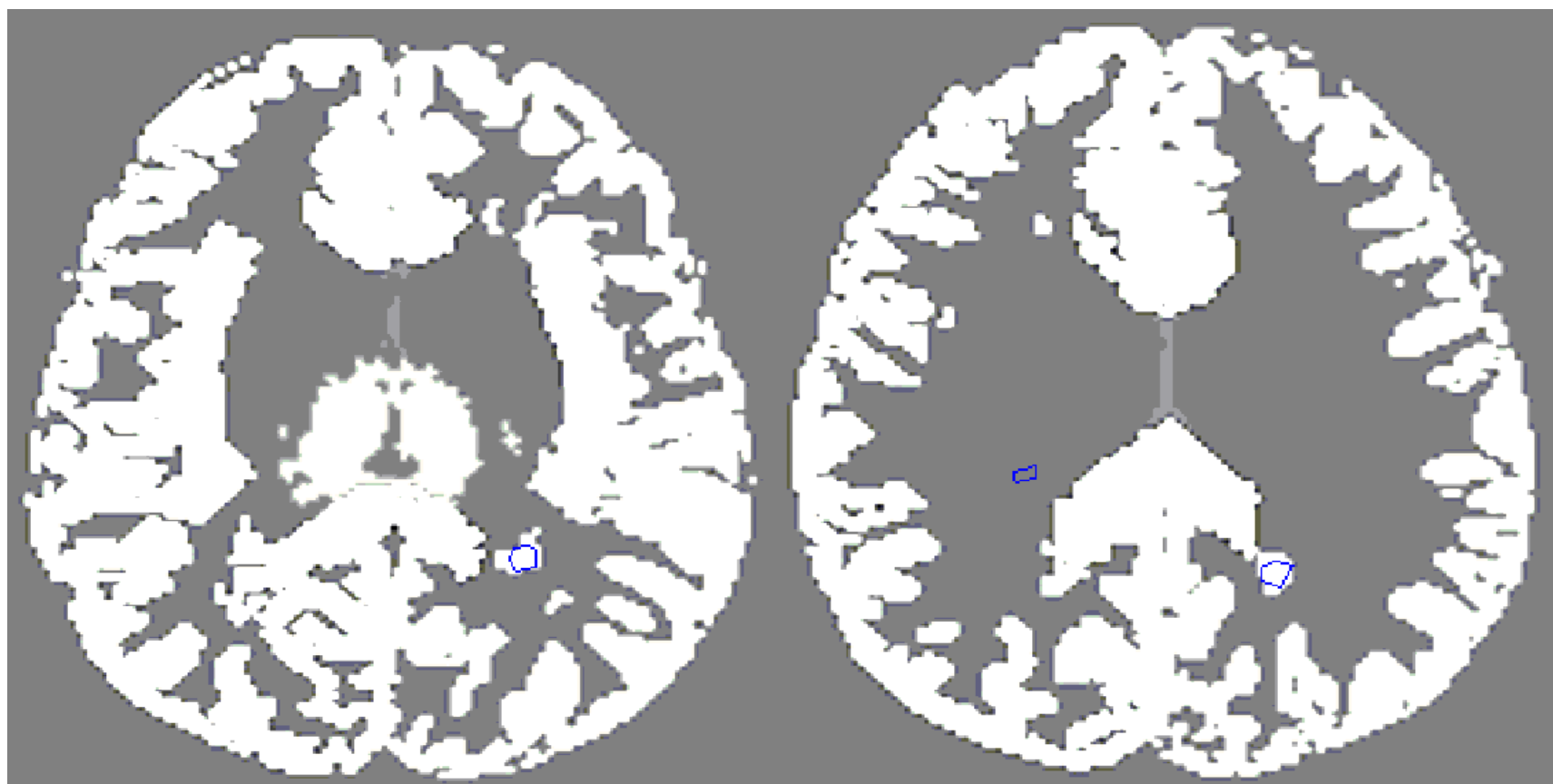
6.3 Απεικόνιση Βλαβών ΠΣ

Όπως έχουμε αναφέρει, για κάθε κατάτμηση εξάγαμε ένα Label Map υπό μορφή ακολουθιών dicom (slices), για να μπορέσουμε να το φορτώσουμε στην Matlab. Στην συνέχεια, έγινε η φόρτωση των χειροκίνητων κατατμήσεων (manual delineations) των ειδικών, για καθεμία από τις τέσσερις εξετάσεις πάνω στα Label Maps που έχουν παραχθεί από την διαδικασία της κατάτμησης, καθώς και πάνω στις αρχικές μας T2 ακολουθίες. Μπορεί να υπάρχουν slices που δεν έχουν κανένα Lesion και Slices που μπορεί να έχουν από 1 ή και περισσότερα Lesions. Τέλος, εξάγαμε κάποια ποσοτικά χαρακτηριστικά πάνω στις εστίες ΠΣ πάνω στα Label Maps αλλά και πάνω στις T2 ακολουθίες. Ο λόγος που εξάγουμε ποσοτικά χαρακτηριστικά και πάνω στις 2 ακολουθίες είναι επειδή τα αποτελέσματα που βγάζουμε στις T2 ακολουθίες αφορούν τις τιμές έντασης της κάθε εστίας με ΠΣ, ενώ τα αποτελέσματα που βγάζουμε πάνω στα Label Maps αφορούν τις τιμές έντασης των labels σε κάθε εστία ΠΣ.

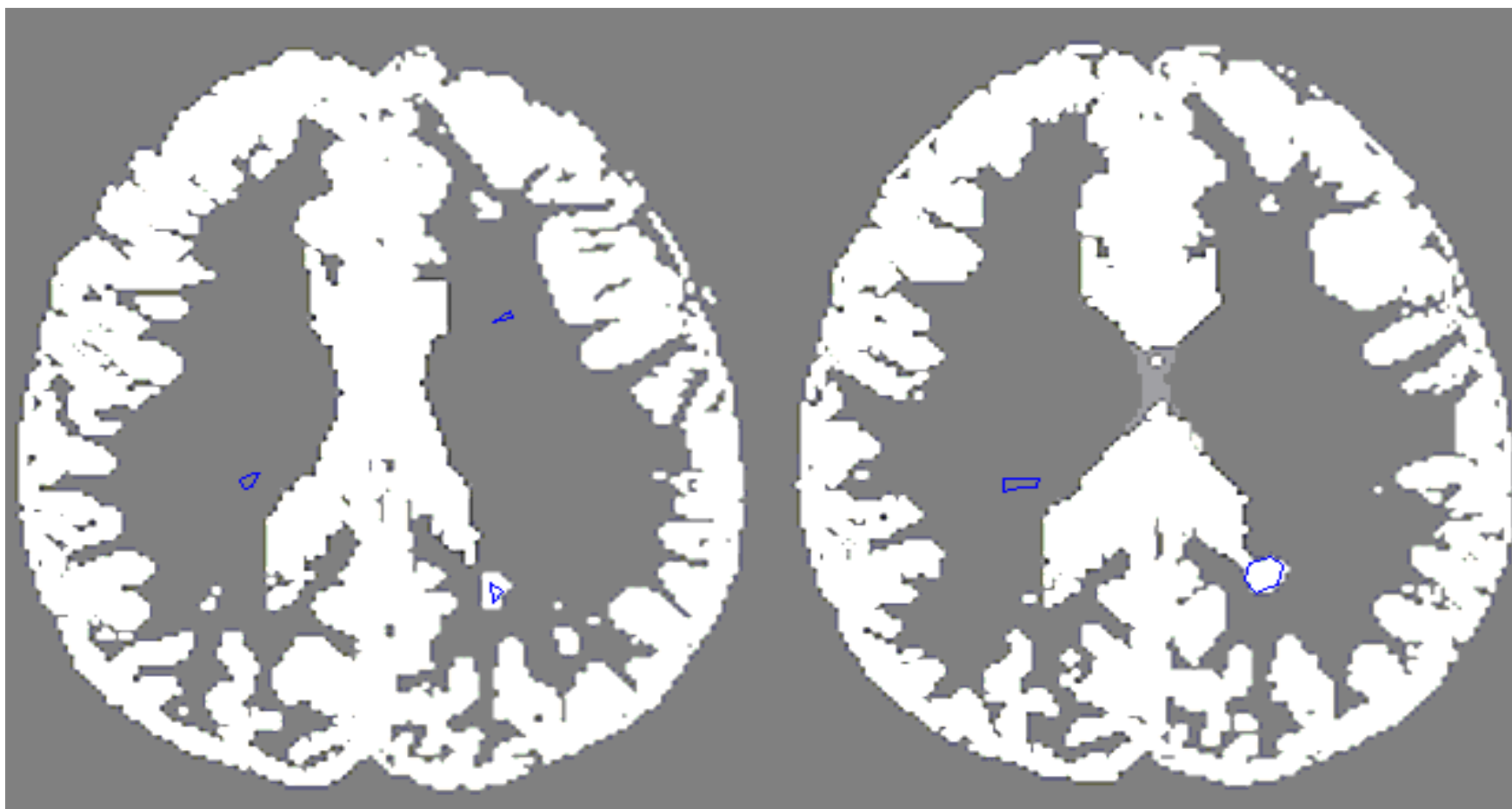
Στην εικόνα 6.3.1, βλέπουμε την φόρτωση του Label Map της πρώτης εξέτασης, σε Εγκάρσια όψη.



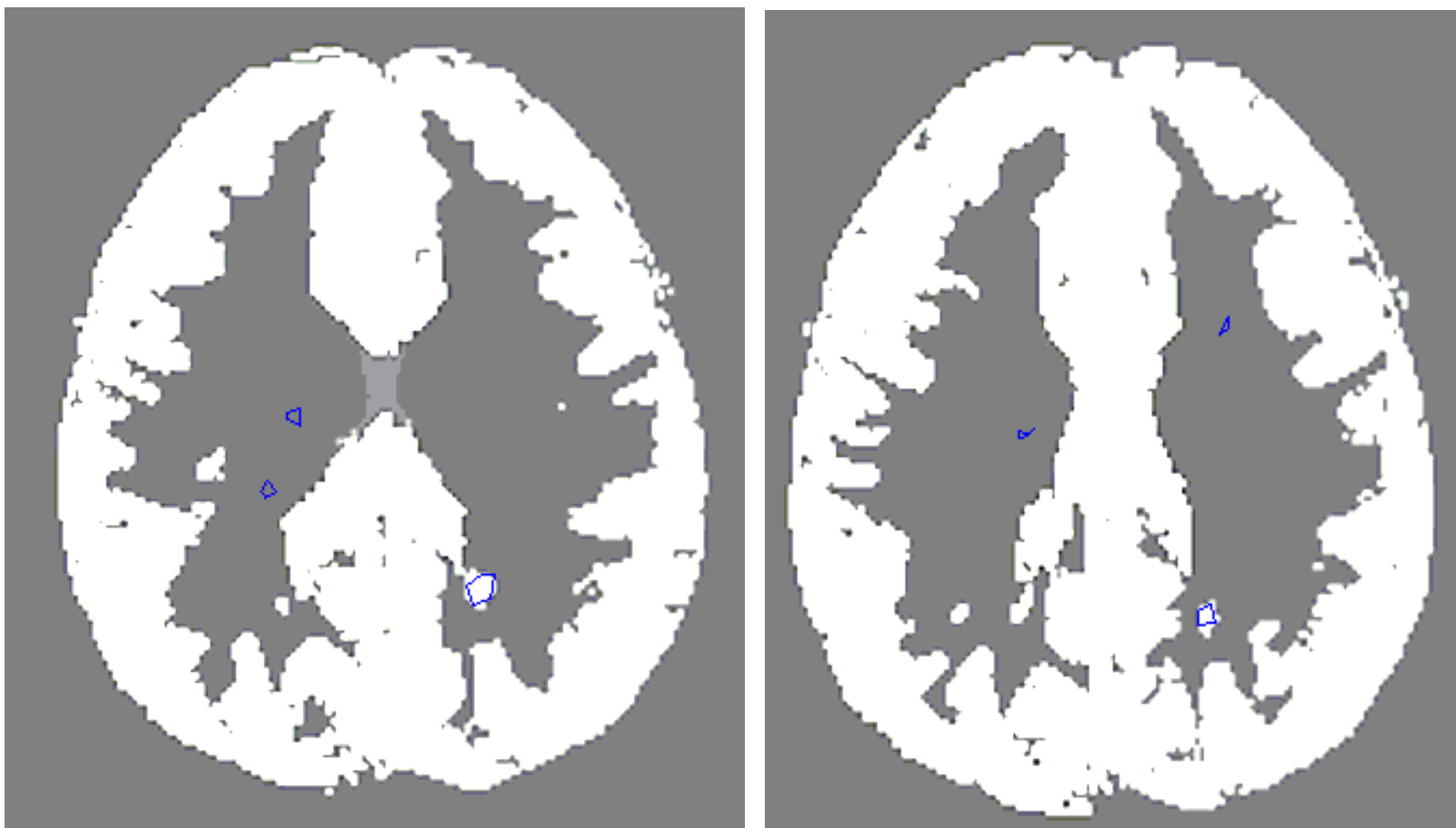
Εικόνα 6.3.1 – Εγκάρσια Όψη Label Map 1^{ης} Εξέτασης



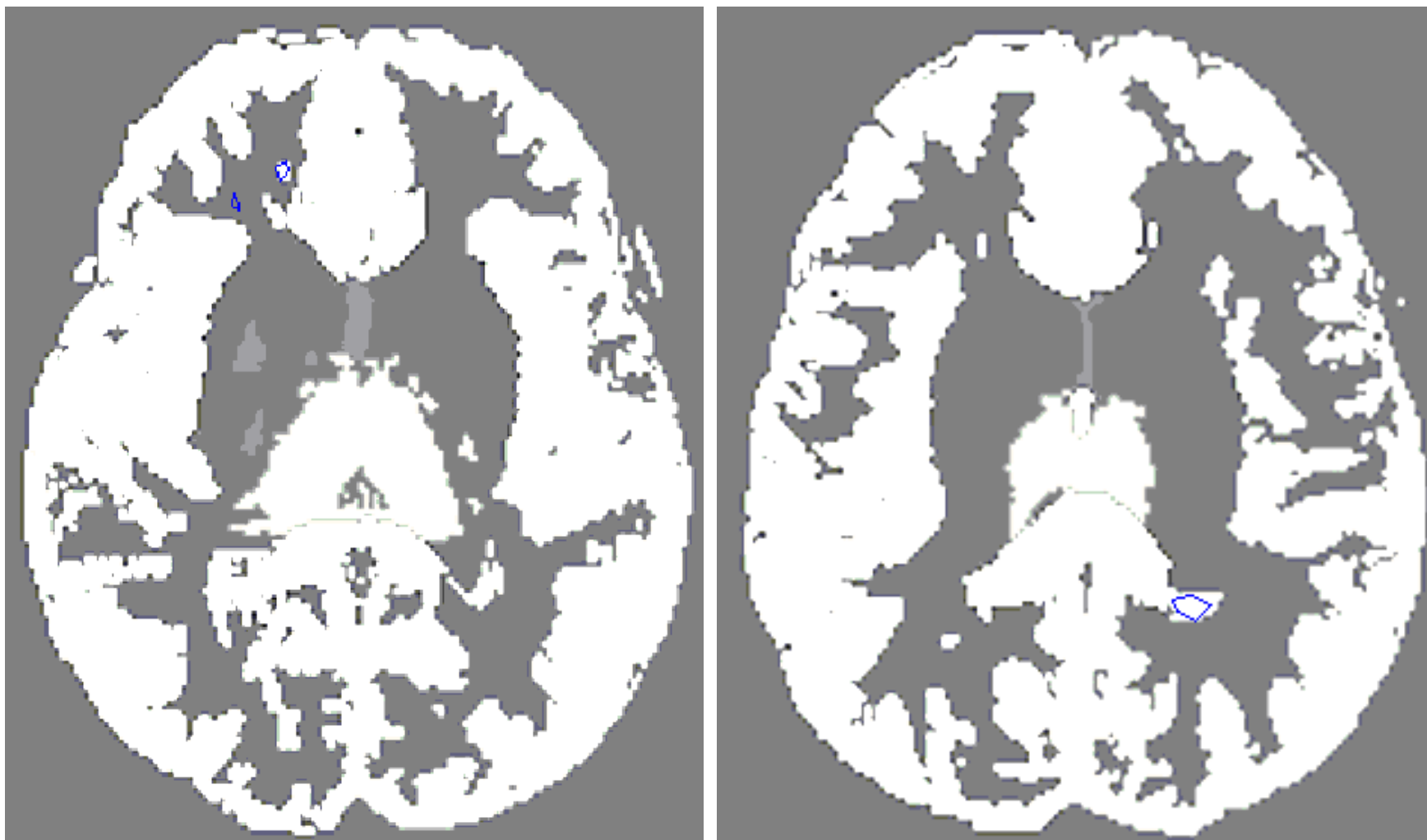
Εικόνα 6.3.2 – Τομές με Delineations 1^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.3 – Τομές με Delineations 2^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.4 – Τομές με Delineations 3^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.5– Τομές με Delineations 4^{ης} Εξέτασης

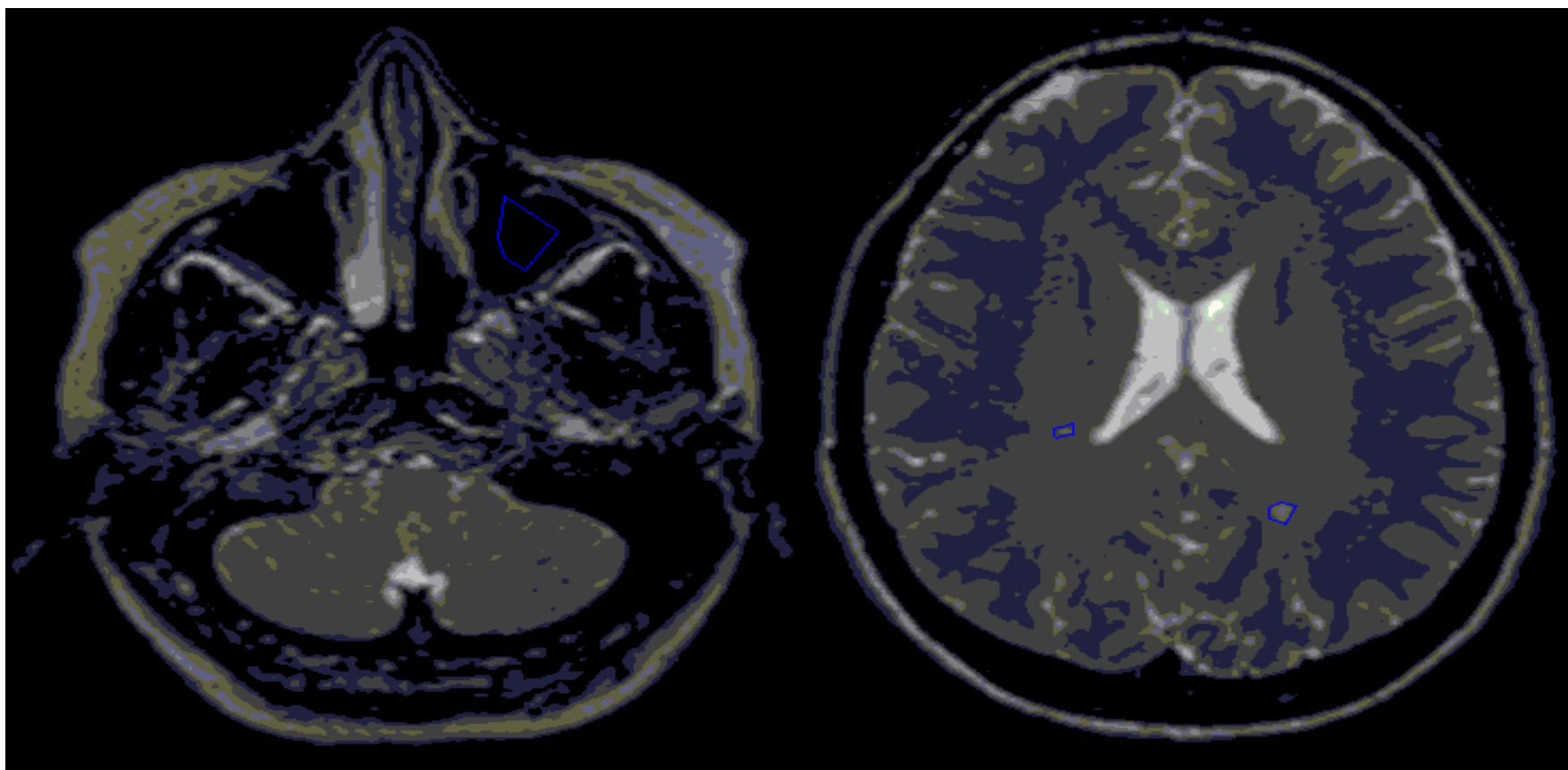
Αφού φορτώθηκαν και οι χειροκίνητες κατατμήσεις των ειδικών πάνω στα αποτελέσματα της πλήρης κατάτμησής μας, με την βοήθεια ενός εργαλείου στην Matlab, βγάλαμε κάποια ποσοτικά χαρακτηριστικά στα σημεία των περιοχών ενδιαφέροντος ROI, που για μας αποτελούν τις εστίες με ΠΣ.

Συγκεκριμένα, για κάθε εξέταση, βγάλαμε τον μέσο όρο, από τις μετρήσεις μας πάνω σε κάθε πλάκα, για το κάθε ποσοτικό χαρακτηριστικό. Κι έτσι στον πίνακα 6.3.1 φαίνονται οι μέσοι όροι του κάθε χαρακτηριστικού για την κάθε εξέταση. Η εξέταση 1 αναφέρεται στην αρχική εξέταση και η εξέταση 4 στην πιο πρόσφατη.

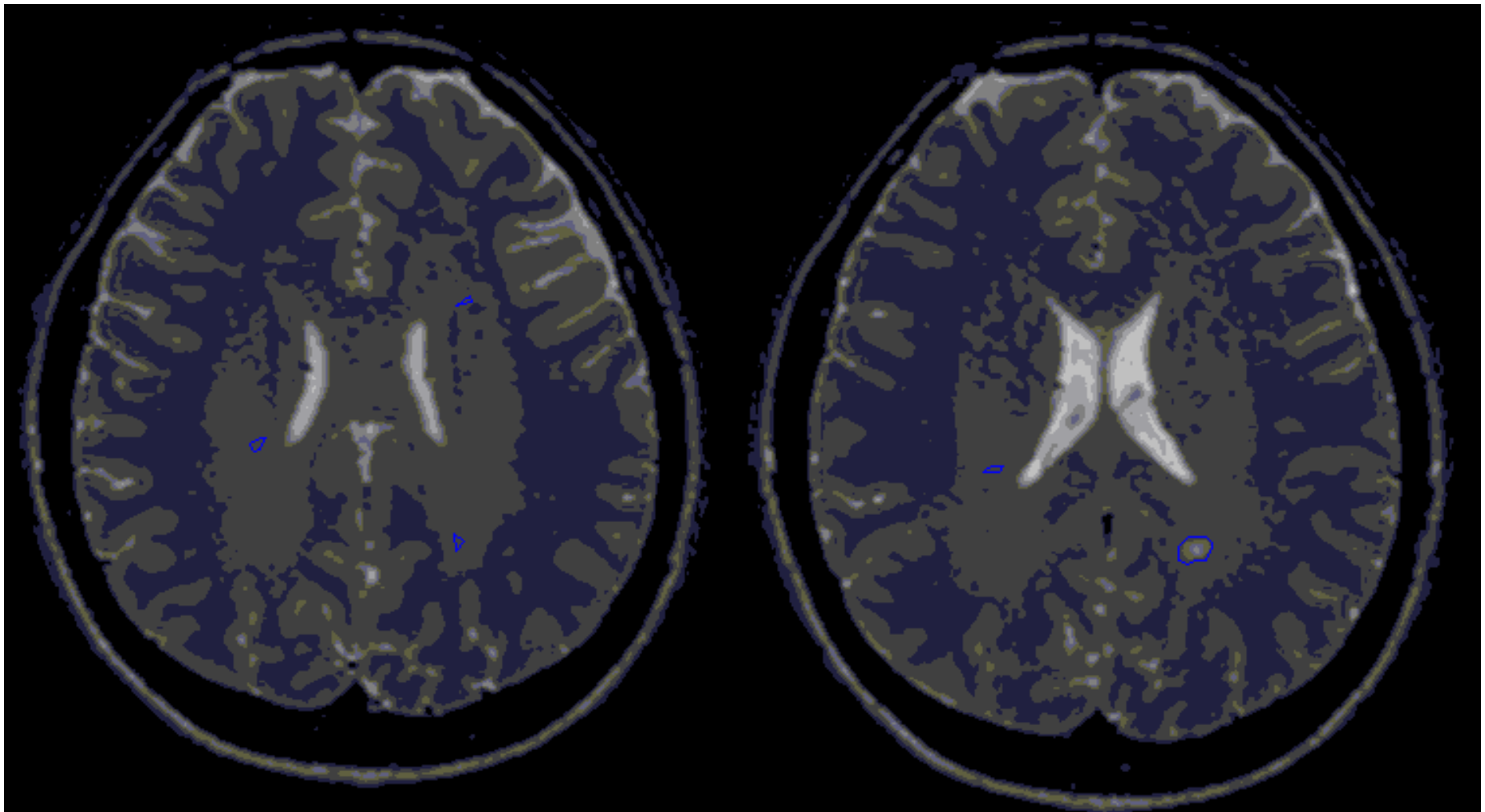
Χαρ/κά ROI πάνω στο EM Map

A/A	Εξέταση 1	Εξέταση 2	Εξέταση 3	Εξέταση 4
Min	157.25	154.23	158.06	155.32
Max	254.25	252.24	254.59	253.25
Mean	227.88	225.14	222.49	219.3
StDev	262.23	270.06	238.21	247.32
Median	253.1	251.14	254.23	252.22

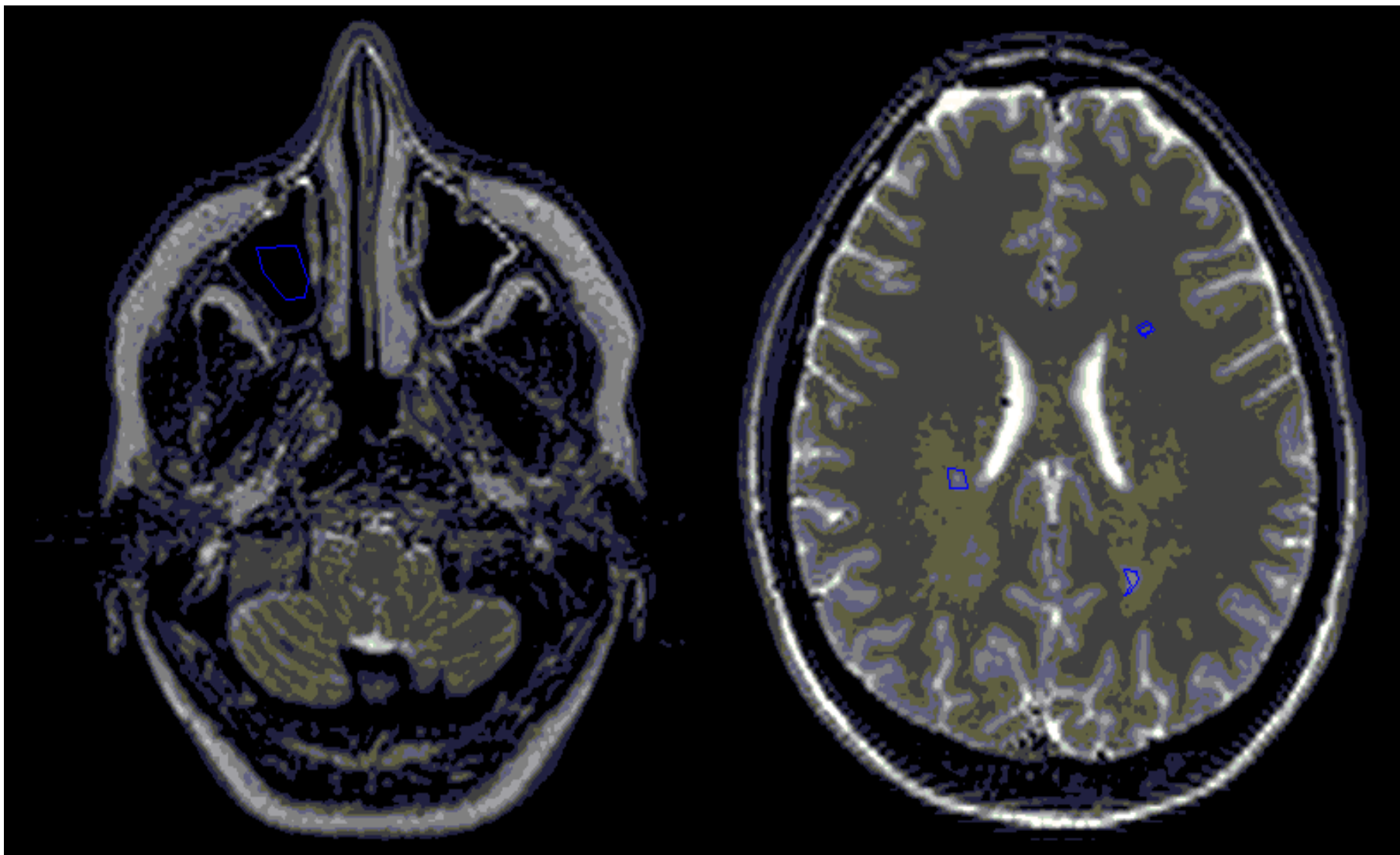
Πίνακας 6.3.1 – Ποσοτικά Χαρ/κά ROI του EM Map



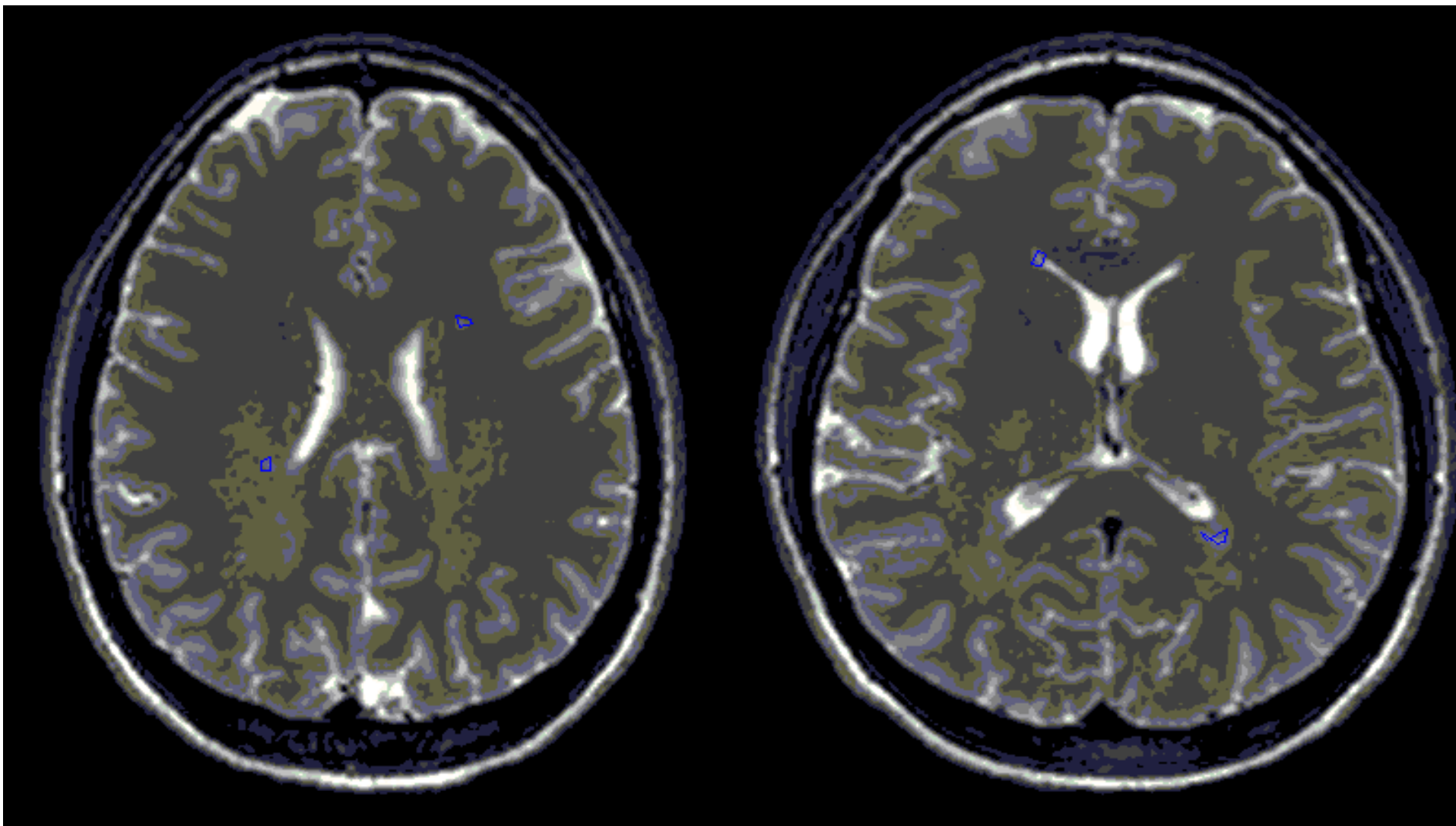
Εικόνα 6.3.6 – Τομές με Delineations 1^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.7 – Τομές με Delineations 2^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.8 – Τομές με Delineations 3^{ης} Εξέτασης



Εικόνα 6.3.9 – Τομές με Delineations 4^{ης} Εξέτασης

Για κάθε εξέταση, βγάλαμε τον μέσο όρο, από τις μετρήσεις μας πάνω σε κάθε πλάκα, για το κάθε ποσοτικό χαρακτηριστικό. Κι έτσι στον πίνακα 6.3.2 φαίνονται οι μέσοι όροι του κάθε χαρακτηριστικού για την κάθε εξέταση. Η εξέταση 1 αναφέρεται στην αρχική εξέταση και η εξέταση 4 στην πιο πρόσφατη.

Χαρ/κά ROI πάνω στις T2 ακολουθίες

A/A	Εξέταση 1	Εξέταση 2	Εξέταση 3	Εξέταση 4
Min	75.69	81.4	82.78	107.78
Max	252	240.66	252	238.42
Mean	113.25	119.8	158.88	163.94
StDev	56.25	58.67	50.64	48.43
Median	108.61	87.73	141.47	154.42

Πίνακας 6.3.2 – Ποσοτικά Χαρ/κά ROI T2 ακολουθιών

Κεφάλαιο 7

Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

7.1 Συμπεράσματα	99
7.2 Μελλοντική Εργασία	100

7.1 Συμπεράσματα

Στα πλαίσια της εργασίας αυτής μελετήθηκαν ποικίλα επιστημονικά άρθρα, που βοήθησαν στην κατανόηση του θεωρητικού υπόβαθρου και της διαδικασίας που ακολουθείται για την πλήρη κατάτμηση του εγκεφάλου μέσω του εργαλείου 3D Slicer, καθώς και του θεωρητικού υπόβαθρου που αφορά την νόσο της ΠΣ και την διερεύνηση των βλαβών της.

Με την υλοποίηση του πιο πάνω, έγινε εφικτός ο διαχωρισμός του εγκεφάλου σε ανατομικές δομές, πράγμα που βοηθά στην καλύτερη ανάλυση και εξέταση συγκεκριμένων περιοχών του εγκεφάλου. Στην περίπτωση μας, έγινε μελέτη πάνω στις ουλές της ΠΣ, μέσω των οποίων εξαχθήκαν σημαντικά ποσοτικά χαρακτηριστικά για καθεμία από αυτές. Η μελέτη και ανάλυση και των τεσσάρων διαφορετικών χρονικών στιγμών της νόσου της ΠΣ για τον συγκεκριμένο ασθενή που έγινε η μελέτη, βοηθά στην πιο πλήρη κατανόηση της εξέλιξης της νόσου.

Τέλος, θα ήθελα να αναφέρω ότι η ενασχόληση με τον τομέα αυτό πέραν του ότι ήταν μια πρωτόγνωρη και πρωτότυπη εμπειρία για μένα, παράλληλα κατάφερα να αποκτήσω σημαντικότερες γνώσεις μέσα από τον τομέα της Πληροφορικής αλλά και της Ιατρικής. Συνενώνοντας αυτές τις δύο λαμπρές επιστήμες δημιουργείται ένα τεράστιο όφελος για τον άνθρωπο.

7.2 Μελλοντική Εργασία

Μετά από όλα αυτά που ερευνήθηκαν πιστεύω πως θα ήταν καλό ως μελλοντική εργασία να γίνει περαιτέρω μελέτη των αποτελεσμάτων, που πάρθηκαν από τα τέσσερα διαφορετικά χρονικά διαστήματα, των ποσοτικών χαρακτηριστικών. Αρχικά, να παρθούν περισσότερα δείγματα ασθενών που να έχουν για κάθε ασθενή τις επισκέψεις του σε διαφορετικά χρονικά διαστήματα, έτσι ώστε να αποκομιστεί μεγαλύτερος και σημαντικότερος αριθμός ποσοτικών χαρακτηριστικών. Με αυτό τον τρόπο θα υποβοηθηθεί το έργο των ειδικών, για την καλύτερη διάγνωση και ανάλυση της εξέλιξης της νόσου.

Τέλος, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν κι' άλλοι αυτόματοι αλγόριθμοι κατάτμησης, ώστε να γίνει μια σύγκριση με τις αντίστοιχες χειροκίνητες κατατμήσεις των ειδικών.

Βιβλιογραφία

- [1] “Multiple Sclerosis - Wikipedia, the free encyclopedia. ” [Online]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/Multiple_sclerosis.
- [2] “Brain - Wikipedia, the free encyclopedia. ” [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/Brain>.
- [3] Κ. Λιβέρδος, Θ. Καρανικόλα, Ν. Παρίσης, “ Γενικές Αρχές Μαγνητικής Τομογραφίας και Εφαρμογές στην Οδοντιατρική”. [Online]. Available: <http://www.sebe.gr/uploads/9/4/8/6/9486031/liberdos324.pdf>.
- [4] G. Scotti, G. Scialfa, A. Biondi, L. Landoni, D. Caputo και C. L. Cazzullo, “Magnetic Resonance in Multiple Sclerosis”, Volume 28, Number 4 (1986)
- [5] “3DSlicer - the free encyclopedia. ” [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/3DSlicer>
- [6] Pohl K.M., Bouix S., Nakamura M., Rohlfing T., McCarley R.W., Kikinis R., Grimson W.E.L., Shenton M.E., Wells III W.M. , “A Hierarchical Algorithm for MR Brain Image Parcellation”, IEEE Transactions on Medical Imaging. 2007 Sept;26(9):1201-1212.
- [7] Wells W, Grimson W, Kikinis R, Jolesz F. Adaptive segmentation of MRI data. IEEE Transactions on Medical Imaging 1996;15:429–442. [PubMed: 18215925]
- [8] Van Leemput K, Maes F, Vandermeulen D, Suetens P. Automated model-based tissue classification of MR images of the brain. IEEE Transactions on Medical Imaging 1999;18(10):897–908. [PubMed: 10628949]
- [9] Marroquin J, Santana E, Botello S. Hidden Markov measure field models for image segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2003;25:1380–1387.
- [10] “Expectation–maximization algorithm - Wikipedia, the free encyclopedia. ” [Online]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/Expectation%E2%80%93maximization_algorithm
- [11] “EMSegmenter – SlicerWiki”, [Online]. Available: <http://wiki.na-mic.org/Wiki/index.php/EMSegmenter>
- [12] Paul Thompson , “Probabilistic Brain Atlases ” , [Online]. Available: http://www.loni.ucla.edu/~thompson/prob_atlas.html
- [13] “EMSegmenter-Tasks:MRI-Human-Brain-Full-Parcellation - SlicerWiki”, [Online]. Available: <http://www.slicer.org/slicerWiki/index.php/EMSegmenter-Tasks:MRI-Human-Brain-Full-Parcellation>

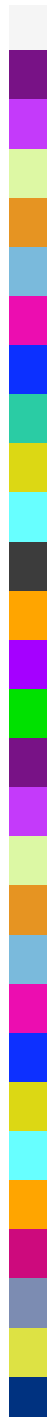
- [14] Dominique Belhachemi, Section of Biomedical Image Analysis Department of Radiology, University of Pennsylvania, “ EMSegmenter Tutorial (Advanced Mode) - SlicerWiki’’, [Online]. Available:
<http://www.slicer.org/slicerWiki/images/f/f1/EMSegmenterTutorialAdvancedMode-2010-Dec.pdf>
- [15] Sonia Pujol, Ph.D., Harvard Medical School, “Data Loading and 3D Visualization) - SlicerWiki ’’, [Online]. Available:
http://www.slicer.org/slicerWiki/images/c/c7/DataLoadingAndVisualizationSlicer4.1_SoniaPujol.pdf

Παράρτημα Α

Πιο κάτω φαίνονται όλα τα παραγόμενα Labels των ανατομικών περιοχών της ειδικής κατάτμησης που έχουμε εκτελέσει. Δηλαδή, όλα τα συστατικά μέρη του GM, WM και CSF.

Labels Ανατομικών Περιοχών Κατάτμησης

Model_2_white_matter_of_left_cerebral_hemisphere
Model_4_left_lateral_ventricle
Model_5_temporal_horn_of_left_lateral_ventricle
Model_7_white_matter_of_cerebellum_left
Model_8_left_cerebellar_cortex
Model_11_left_caudate_nucleus
Model_12_left_putamen
Model_13_left_globus_pallidus_pars externa
Model_15_fourth_ventricle
Model_17_left_hippocampus
Model_18_left_amygdala
Model_24_third_ventricle_(1)
Model_25_left_globus_pallidus_pars_interna
Model_26_left_nucleus_accumbens
Model_41_white_matter_of_right_cerebral_hemisphere
Model_43_right_lateral_ventricle
Model_44_temporal_horn_of_right_lateral_ventricle
Model_46_white_matter_of_cerebellum_right
Model_47_right_cerebellar_cortex
Model_50_right_caudate_nucleus
Model_51_right_putamen
Model_52_right_globus_pallidus_pars externa
Model_53_right_hippocampus
Model_54_right_amygdala
Model_58_right_nucleus_accumbens
Model_96_pellucid_septum
Model_100_left_mammillothalamic_tract
Model_142_anterior_commissure
Model_200_right_mammillothalamic_tract



Model_502_medial_geniculate_body_R
 Model_503_medial_geniculate_body_L
 Model_504_lateral_geniculate_body_R
 Model_505_lateral_geniculate_body_L
 Model_506_pulvinar_R
 Model_507_pulvinar_L
 Model_508_anterior_thalamic_nucleus_R
 Model_509_anterior_thalamic_nucleus_L
 Model_510_dorsomedial_thalamic_nucleus_R
 Model_511_dorsomedial_thalamic_nucleus_L
 Model_512_centromedian_thalamic_nucleus_R
 Model_513_centromedian_thalamic_nucleus_L
 Model_514_ventral_anterior_thalamic_nucleus_R
 Model_515_ventral_anterior_thalamic_nucleus_R
 Model_516_ventral_lateral_thalamic_nucleus_R
 Model_517_ventral_lateral_thalamic_nucleus_L
 Model_518_lateral_posterior_thalamic_nucleus_R
 Model_519_lateral_posterior_thalamic_nucleus_L
 Model_520_lateral_dorsal_thalamic_nucleus_R
 Model_521_lateral_dorsal_thalamic_nucleus_L
 Model_522_VPM_thalamic_nucleus_R
 Model_523_VPM_thalamic_nucleus_L
 Model_524_VPL_thalamic_nucleus_R
 Model_525_VPL_thalamic_nucleus_L
 Model_1001_left_superior_temporal_gyrus_(1)
 Model_1002_left_cingulate_gyrus_(1)
 Model_1003_left_middle_frontal_gyrus_(1)
 Model_1005_left_cuneus
 Model_1007_left_fusiform_gyrus
 Model_1008_left_inferior_parietal_lobule
 Model_1009_left_inferior_temporal_gyrus
 Model_1010_left_cingulate_gyrus_(2)
 Model_1011_left_lateral_occipital_gyrus
 Model_1012_left_orbital_gyri
 Model_1013_left_lingual_gyrus
 Model_1014_left_straight_gyrus
 Model_1015_left_middle_temporal_gyrus
 Model_1017_left_paracentral_lobule
 Model_1018_opercular part of left inferior frontal gyrus



Model_1018_opercular_part_of_left_inferior_frontal_gyrus
 Model_1019_orbital_part_of_left_inferior_frontal_gyrus
 Model_1020_triangular_part_of_left_inferior_frontal_gyrus
 Model_1021_left_visual_cortex
 Model_1022_left_postcentral_gyrus
 Model_1023_left_cingulate_gyrus_(1)
 Model_1024_left_precentral_gyrus
 Model_1025_left_precuneus
 Model_1026_left_cingulate_gyrus_(3)
 Model_1027_left_middle_frontal_gyrus_(2)
 Model_1028_left_superior_frontal_gyrus_(1)
 Model_1029_left_superior_parietal_lobule_and_precuneus
 Model_1030_left_superior_temporal_gyrus
 Model_1031_left angular_and_supramarginal_gyrus
 Model_1032_left_frontal_pole
 Model_1033_left_temporal_pole
 Model_1034_right_transverse_temporal_gyri
 Model_2001_right_superior_temporal_gyrus_(2)
 Model_2003_right_middle_frontal_gyrus_(1)
 Model_2005_right_cuneus
 Model_2007_right_fusiform_gyrus
 Model_2008_right angular_and_supramarginal_gyri
 Model_2009_right_inferior_temporal_gyrus
 Model_2010_right_cingulate_gyrus_(2)
 Model_2011_right_lateral_occipital_gyrus
 Model_2012_right_orbital_gyri_(1)
 Model_2013_right lingual_gyrus
 Model_2014_right_straight_gyrus
 Model_2015_right_middle_temporal_gyrus
 Model_2017_right_paracentral_lobule
 Model_2018_opercular_part_of_right_inferior_frontal_gyrus
 Model_2019_orbital_part_of_right_inferior_frontal_gyrus
 Model_2020_triangular_part_of_right_inferior_frontal_gyrus
 Model_2021_right_visual_cortex
 Model_2022_right_postcentral_gyrus
 Model_2023_right_cingulate_gyrus_(1)
 Model_2024_right_precentral_gyrus
 Model_2025_right_precuneus
 Model_2027_right_middle_frontal_gyrus_(1)
 Model_2028_right superior frontal gyrus



- Model_2029_right_superior_parietal_lobule
- Model_2030_right_superior_temporal_gyrus_(3)
- Model_2031_right_supramarginal_gyrus
- Model_2032_right_frontal_pole
- Model_2033_right_temporal_pole
- Model_3000_right_claustrum
- Model_3001_left_claustrum
- Model_3002_right_mamillary_body
- Model_3003_left_mamillary_body
- Model_3004_corpus_callosum

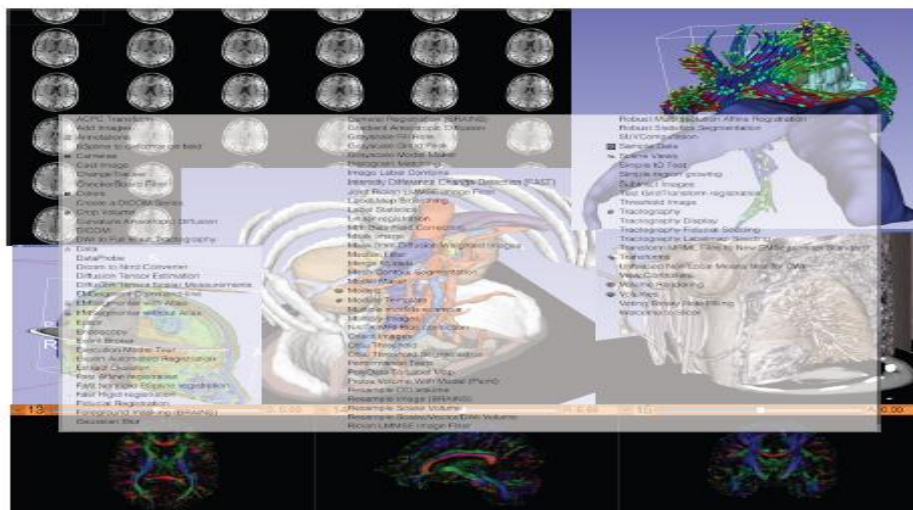


Παράρτημα Β

Σε αυτό το παράρτημα παρουσιάζονται κάποια στοιχειώδη στοιχεία για το Slicer4, που βοηθούν στην κατανόηση των στοιχειωδών λειτουργιών του Slicer. Το παρακάτω tutorial διατίθεται είναι παρμένο από την ιστοσελίδα http://www.slicer.org/slicerWiki/images/e/ec/SlicerWelcome-tutorial_SoniaPujol.pdf του Slicer. Επίσης, περαιτέρω tutorials μπορούν να εντοπιστούν στην ιστοσελίδα <http://www.slicer.org/slicerWiki/index.php/Documentation/4.0/Training> του Slicer.

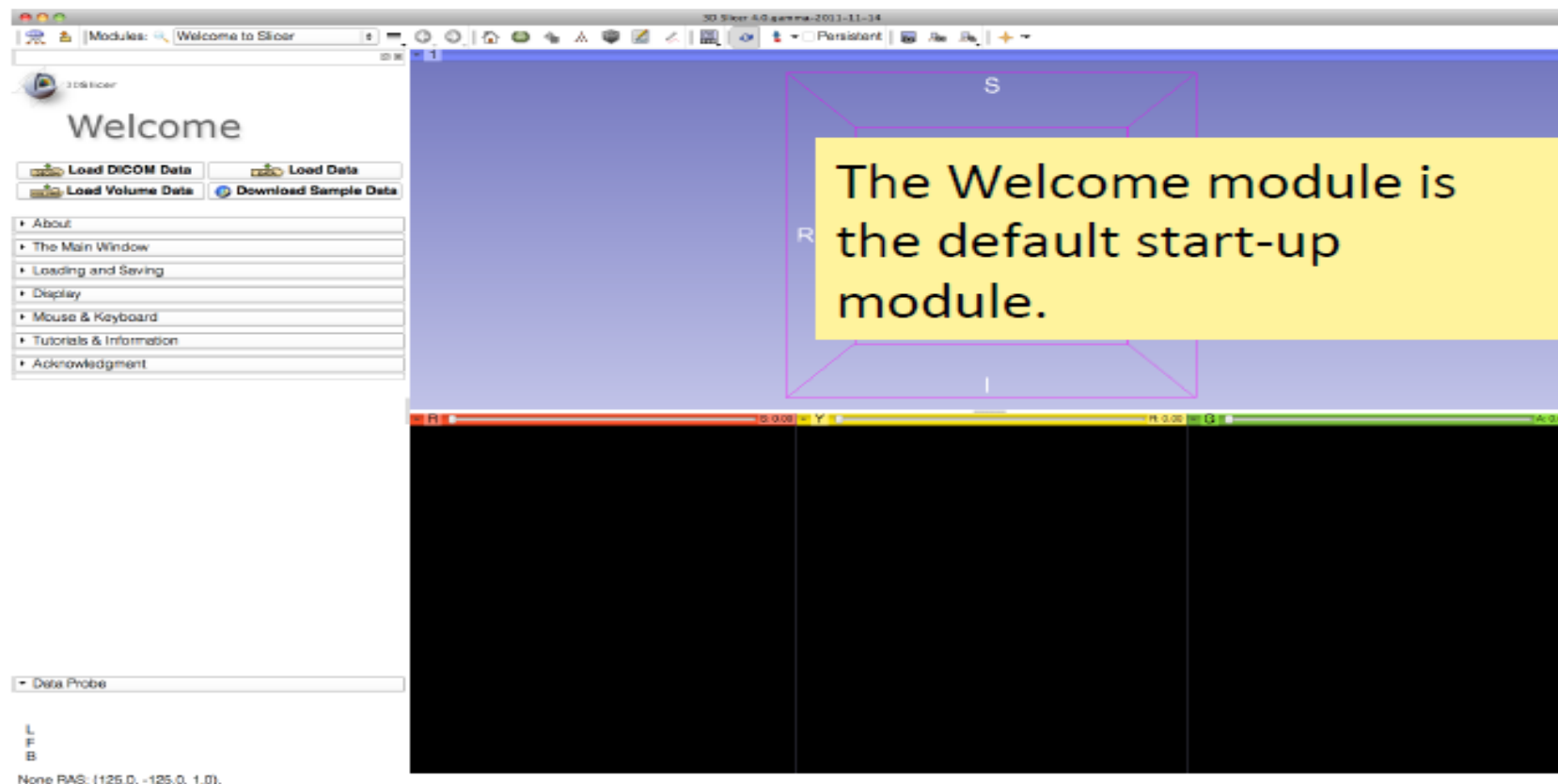
Slicer4 Basics

Slicer4 Basics

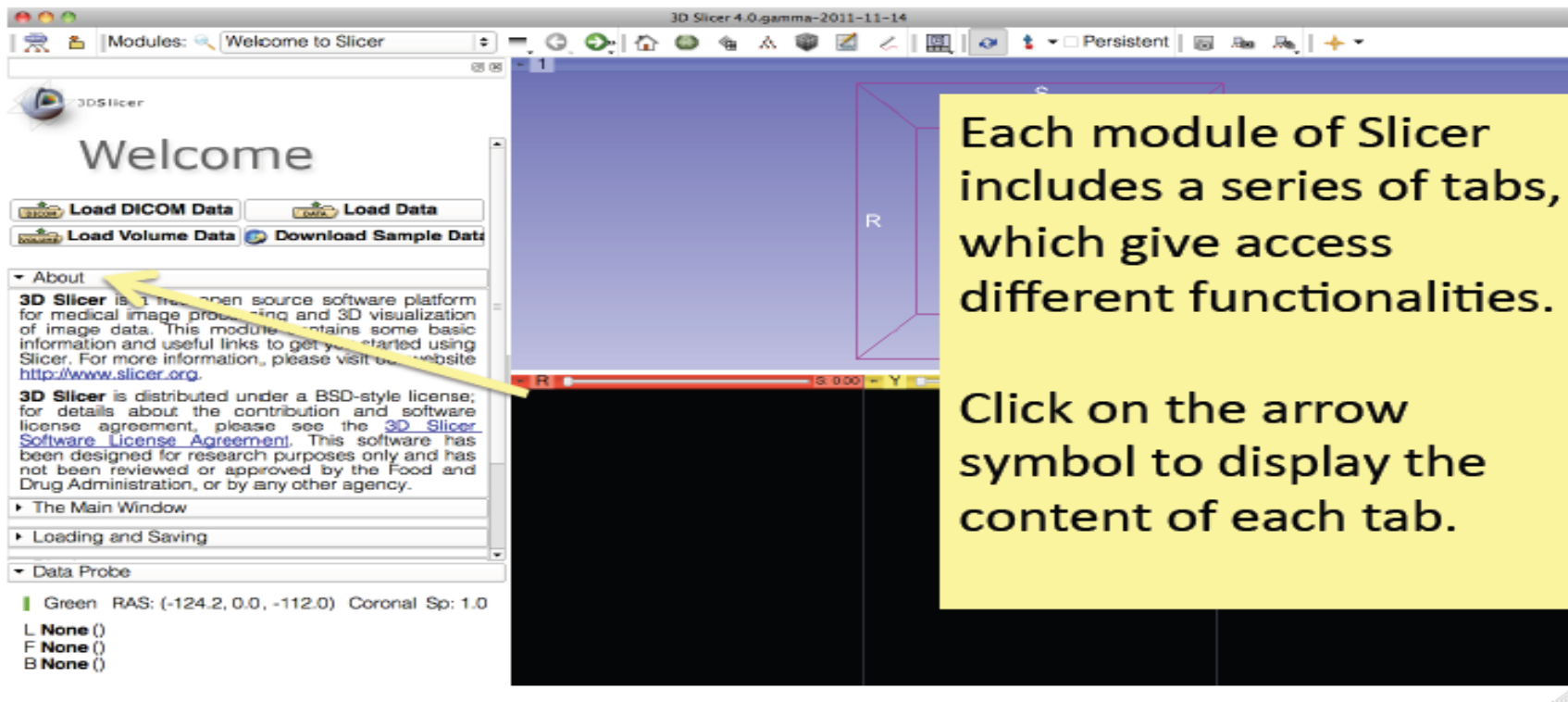


Slicer4 contains 92 modules for image segmentation, registration and 3D visualization of medical imaging data.

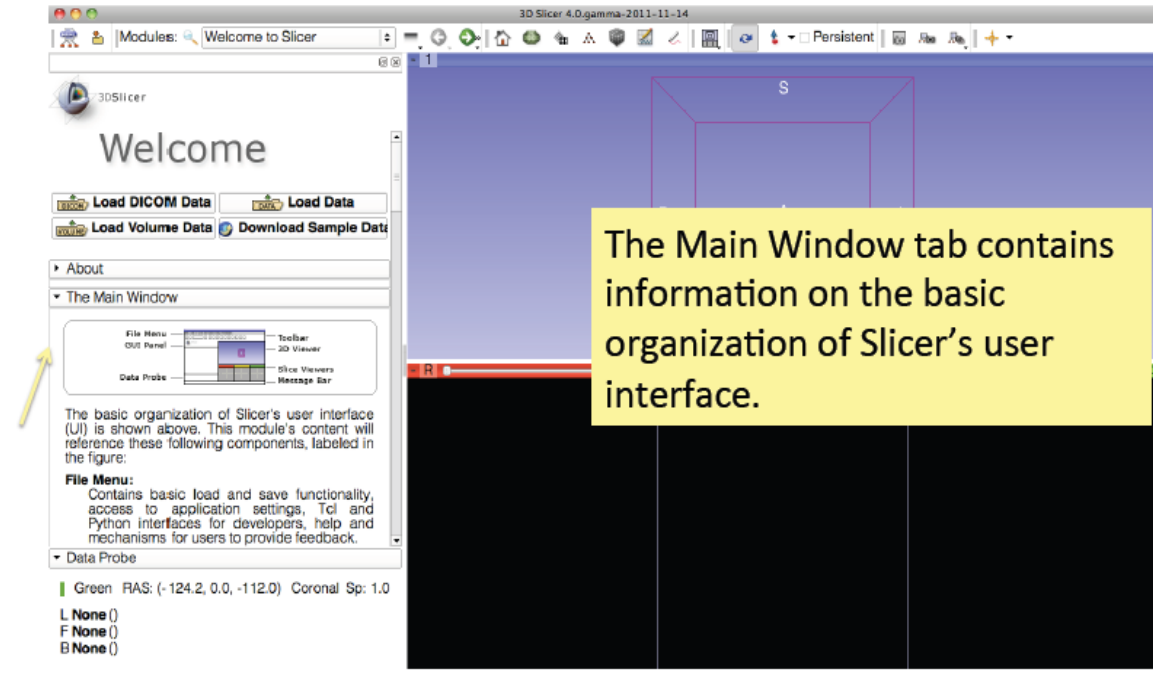
3DSlicer version 4.0



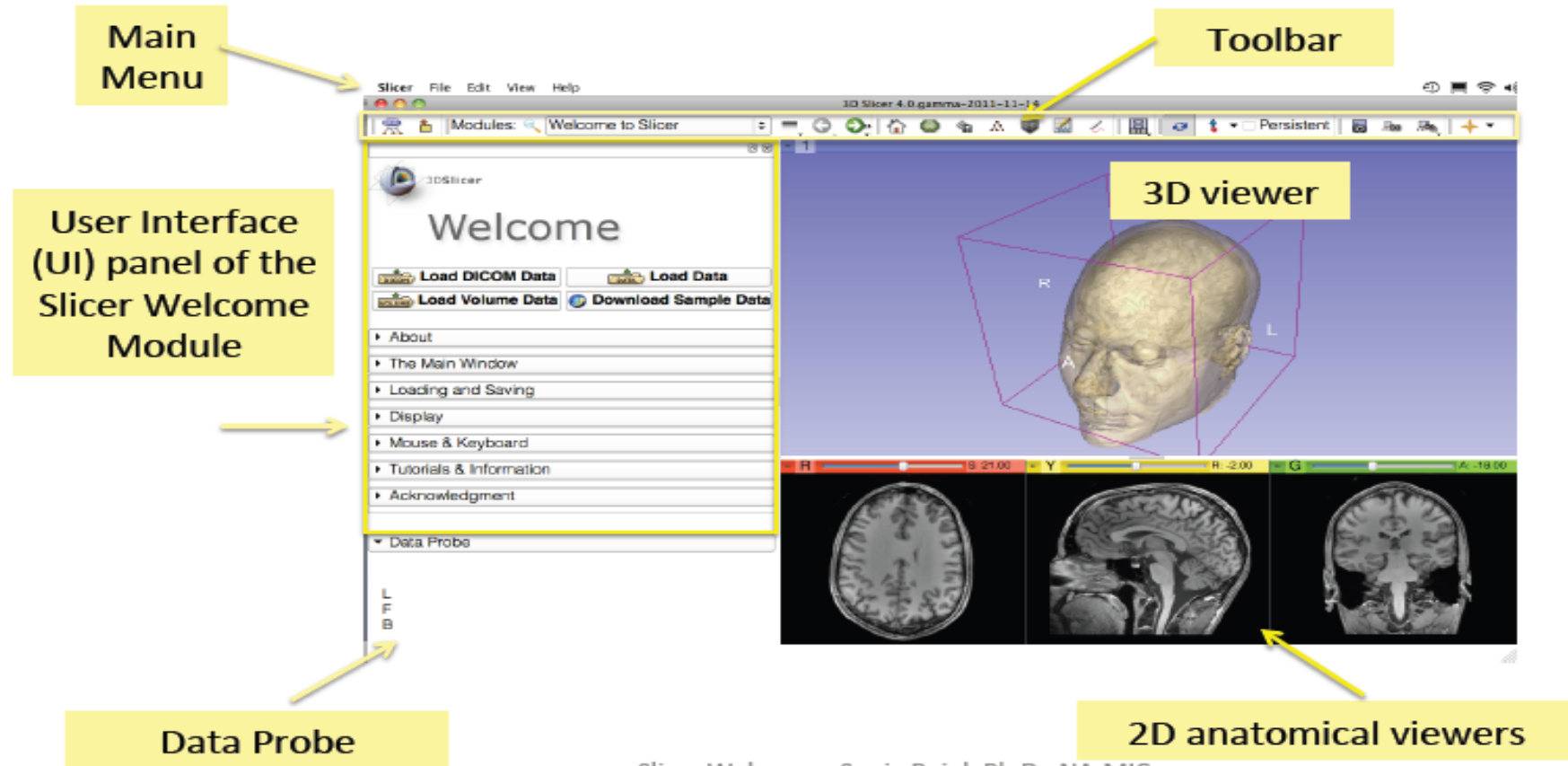
Welcome to Slicer



Slicer Welcome

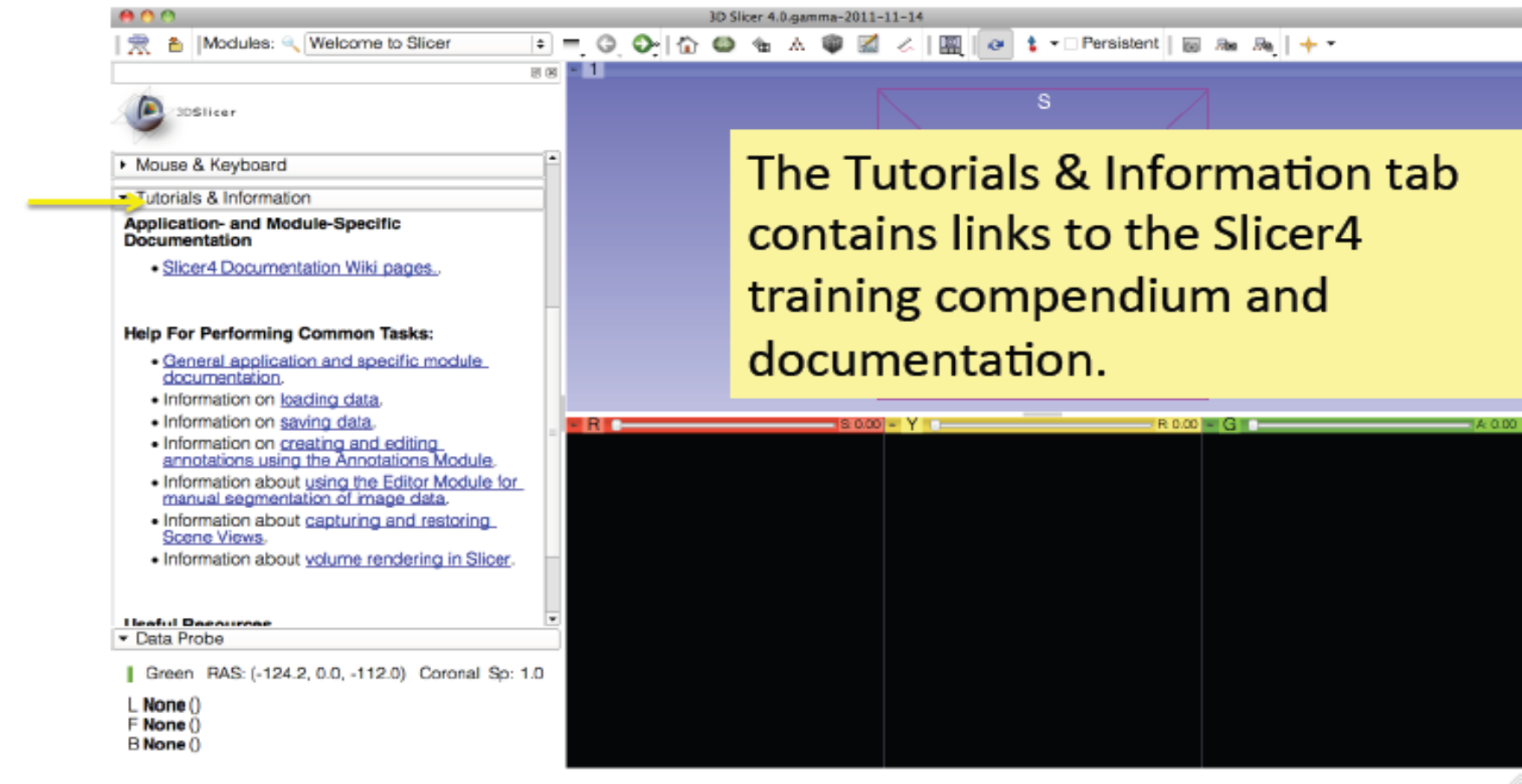


Slicer User Interface



Slicer Welcome - Sonia Pujol, Ph.D., NA-MIC
ARR 2011-2012

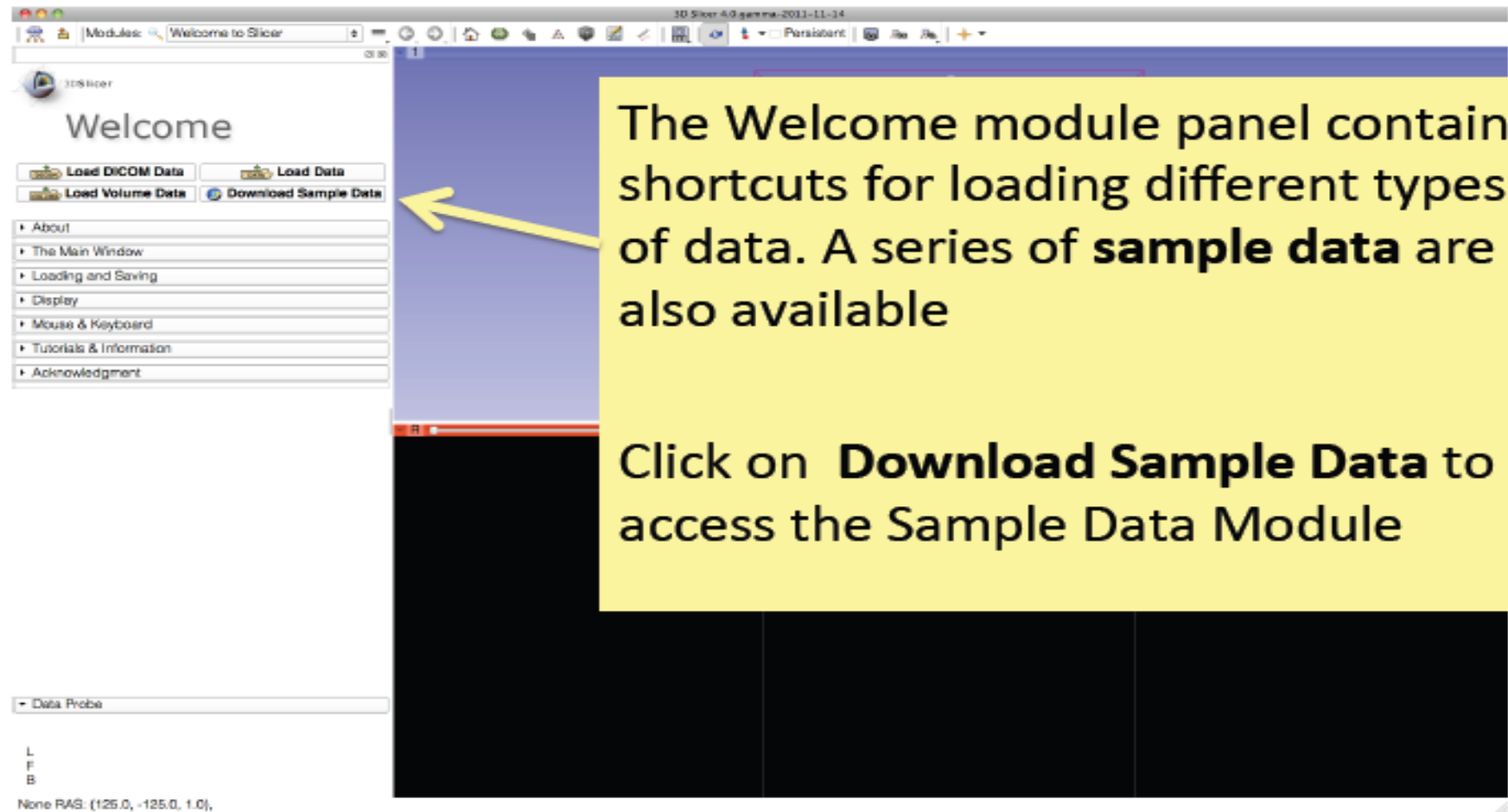
Welcome Module



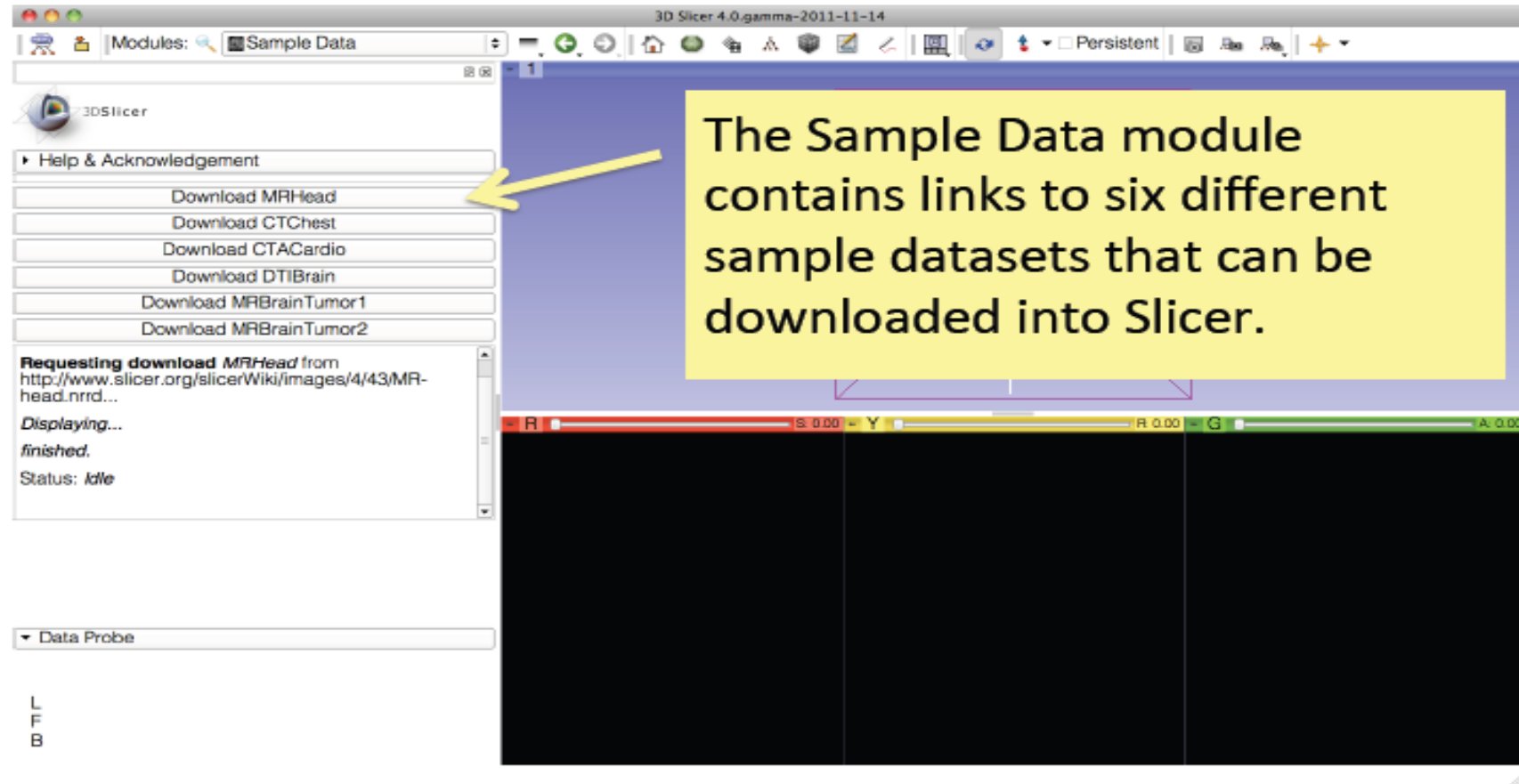
Slicer4.0 Documentation & Training

The image displays two overlapping screenshots of the 3D Slicer 4.0 web resources. The background screenshot shows the 'Documentation/4.0' page, which includes a search bar, navigation links (Slicer website, Wiki Home, Slicer Downloads, Training, Documentation, Users, Developers, FAQ, Acknowledgements, Links, Recent Changes), and a sidebar with 'Slicer Application' and 'Module Categories'. The foreground screenshot shows the 'Training/4.0' page, which features a 'This is a place holder' message, a 'CONTENTS' list (Introduction: Slicer 4.0 Tutorials, General Introduction, Slicer4Minute Tutorial, Slicer4Visualization tutorial, Specific Functions, Introduction for software developers), and sections for 'Introduction: Slicer 4.0 Tutorials', 'General Introduction', 'SLICER4MINUTE TUTORIAL', and 'SLICER4VISUALIZATION TUTORIAL'. Both pages include a 3D Slicer logo and a small 3D model of a brain scan.

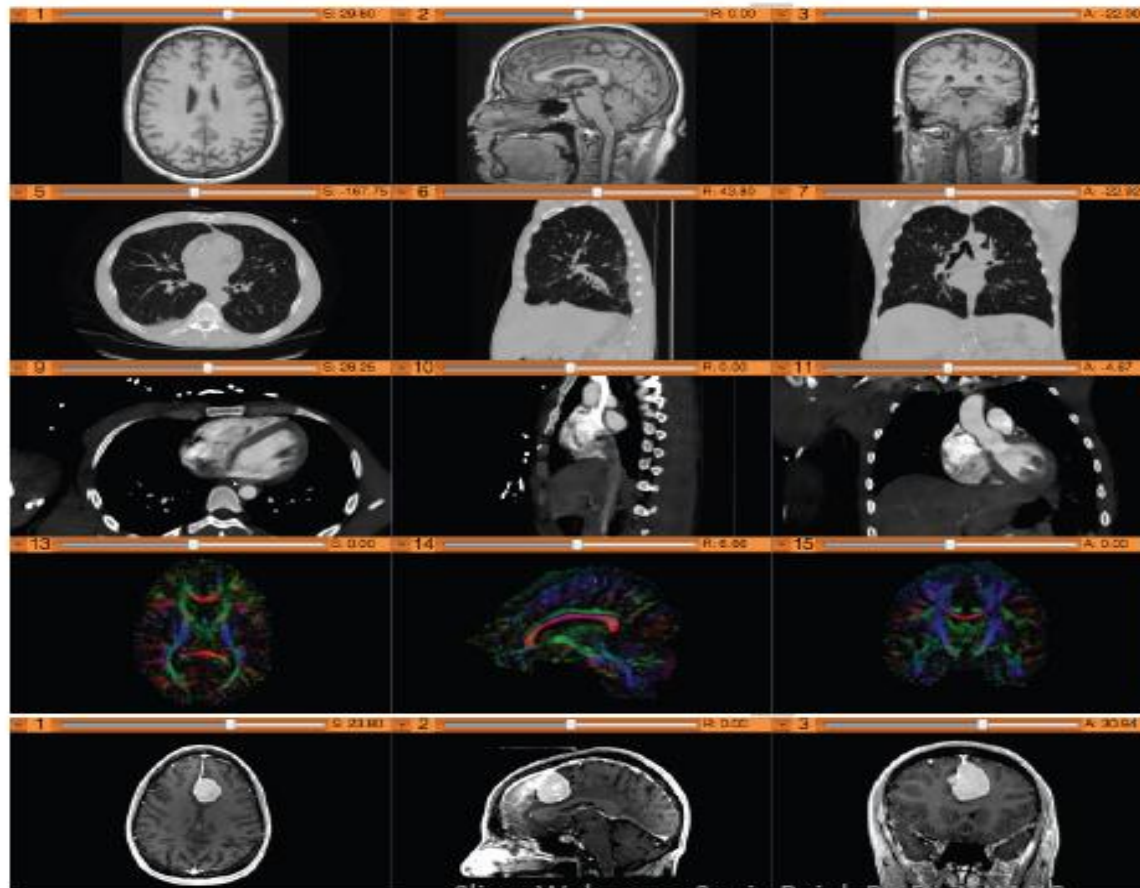
Welcome Module



Sample Data



Sample Data



Brain MRI

Chest CT

Cardiac CT

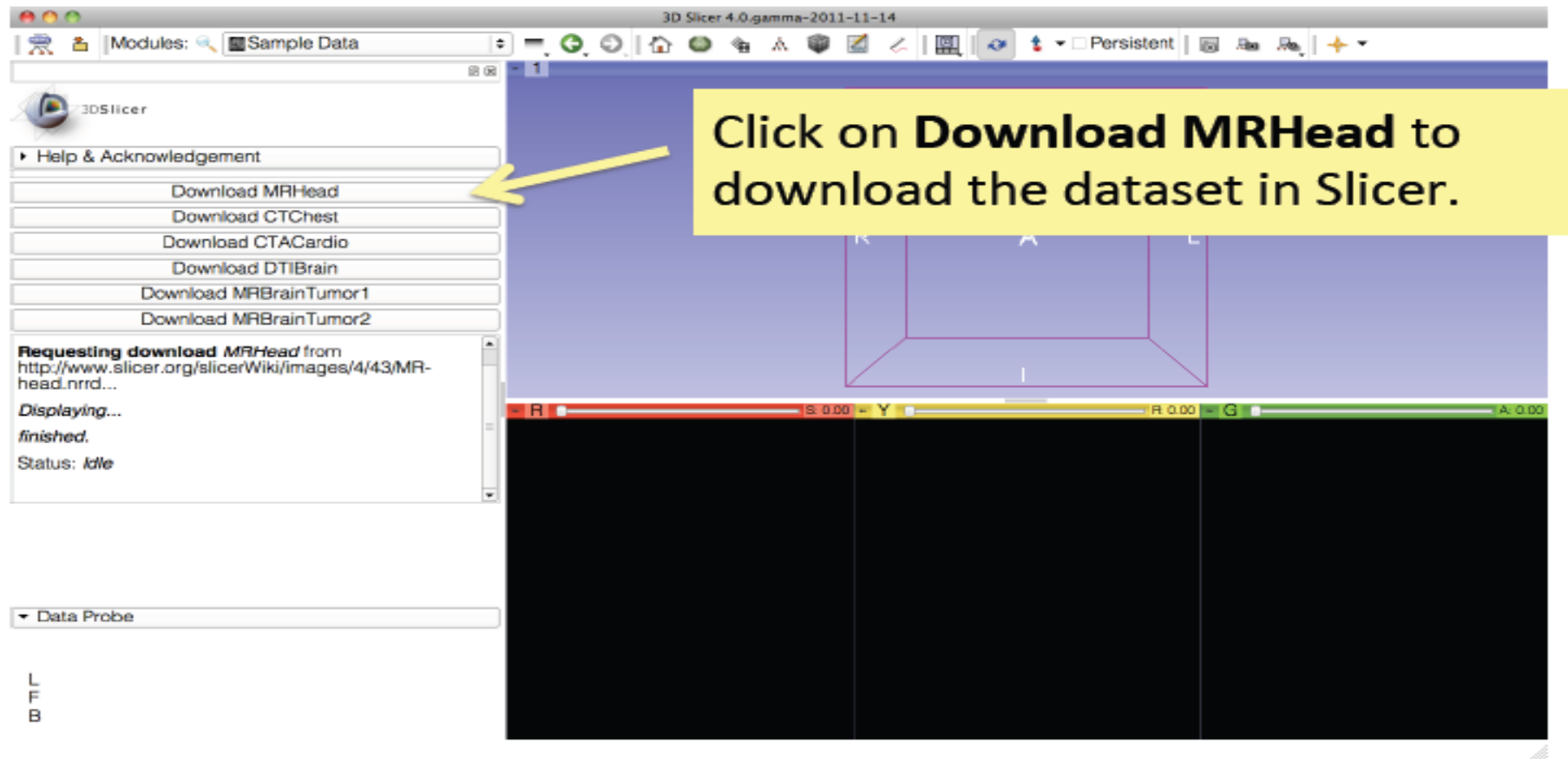
Diffusion Tensor
Imaging (DTI) Dataset

Brain MRI
(tumor patient)

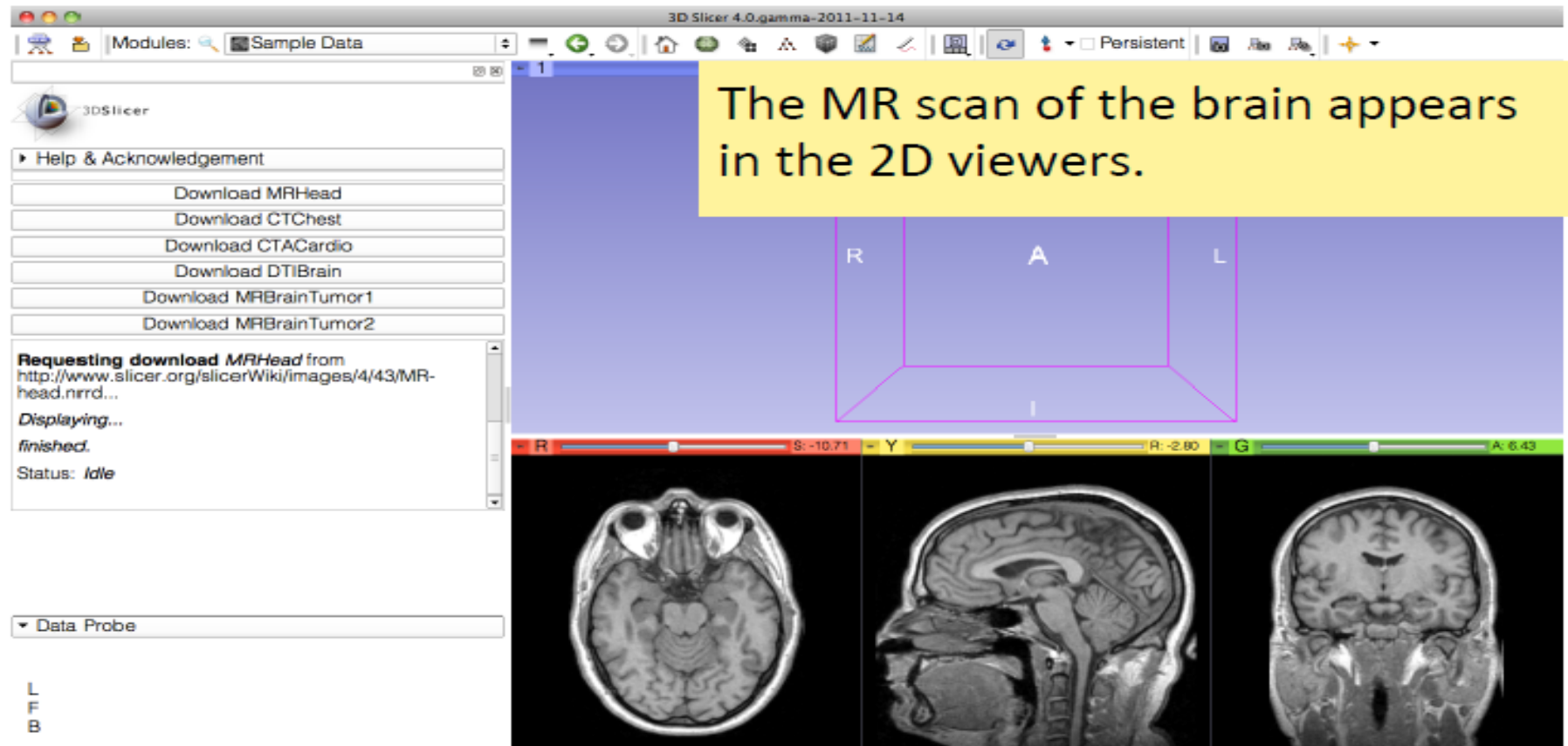
Slicer Welcome - Sonia Pujol, Ph.D., NA-IMC
ARR 2011-2012

14

Sample Data



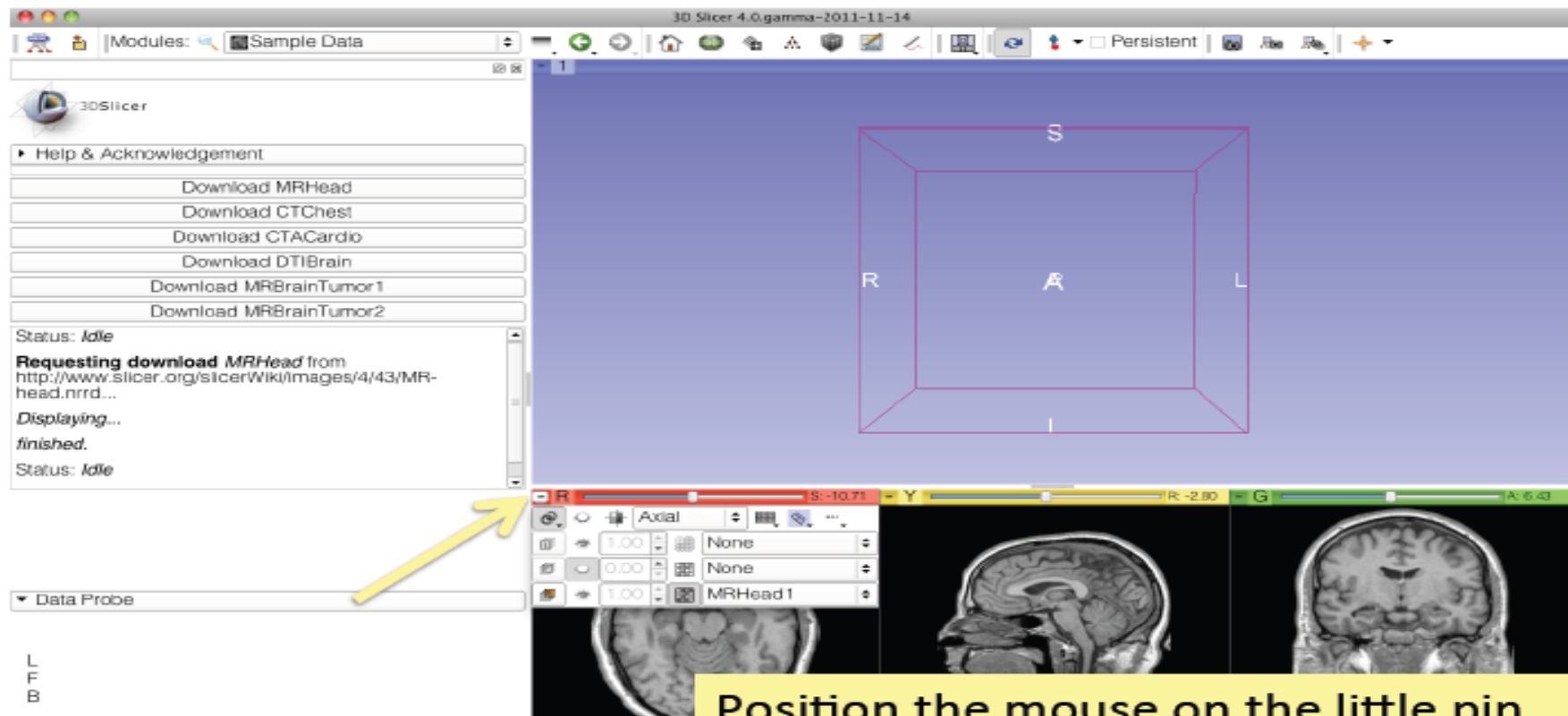
Welcome Module



Slicer Welcome - Sonia Pujol, Ph.D., NA-MIC
ARR 2011-2012

16

MR Brain Sample Dataset

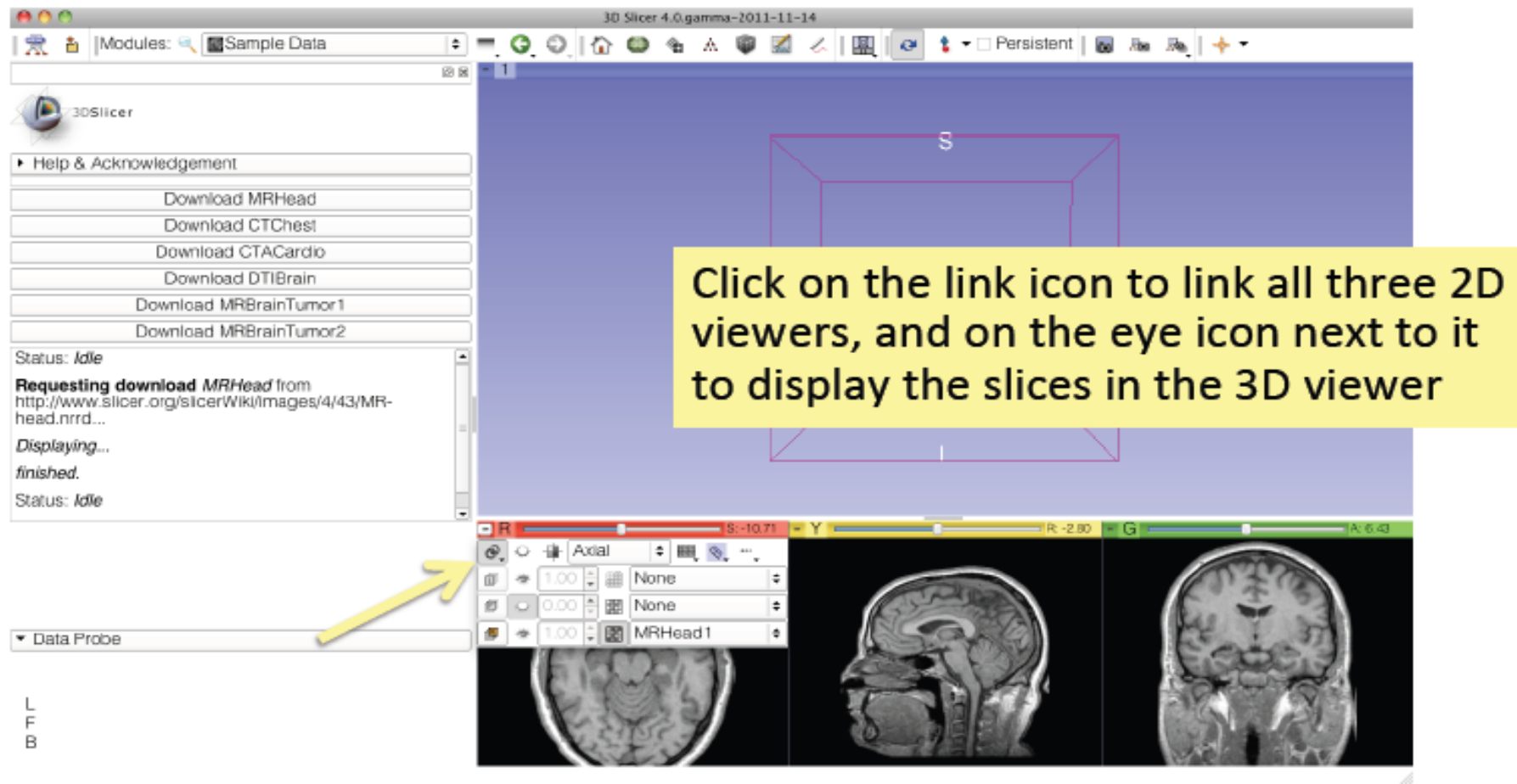


Position the mouse on the little pin icon in the top left corner of the red viewer to display the viewer menu

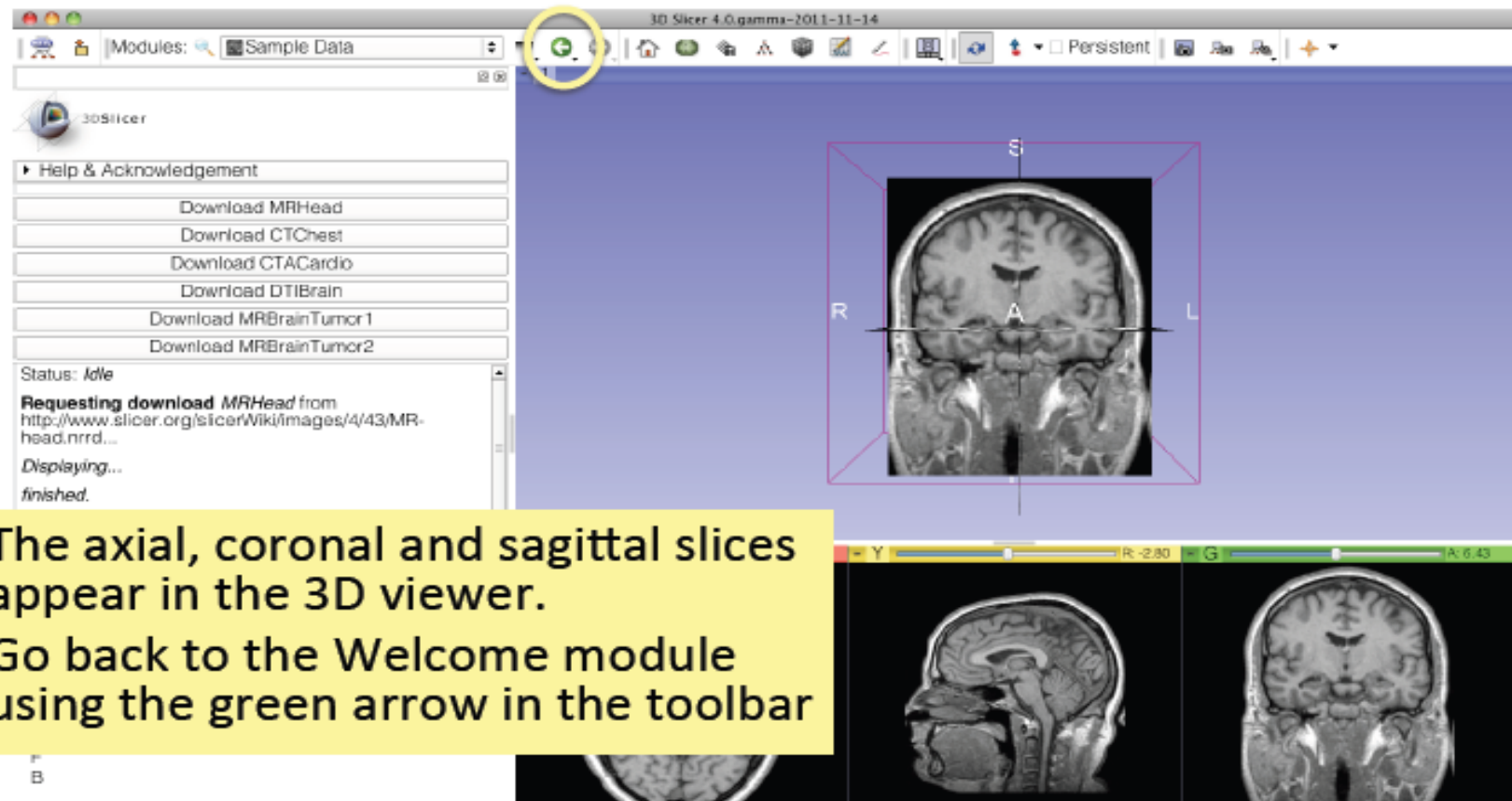
Slicer Welcome - Souvik Pujari, PhD, NYU
ARR 2011-2012

17

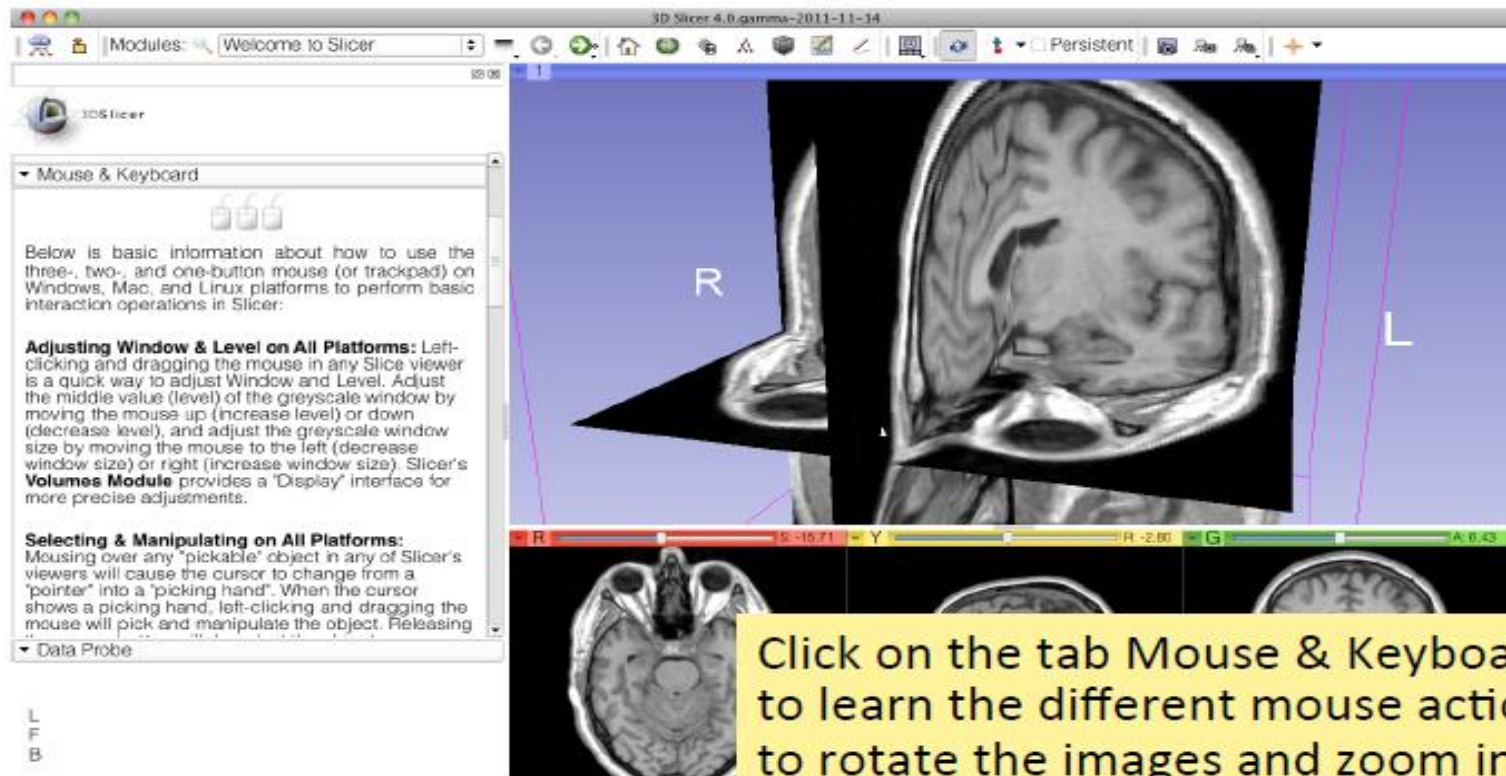
MR Brain Sample Dataset



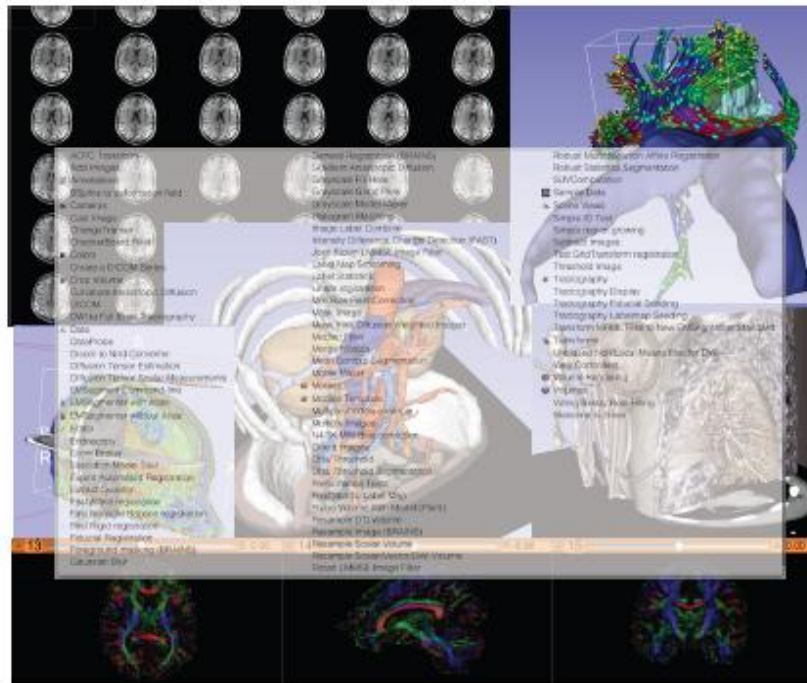
MR Brain Sample Dataset



MR Brain Sample Dataset



Going Further



To learn more about Slicer and its different functionalities, please visit the Slicer4.0 compendium

<http://www.slicer.org/slicerWiki/index.php/Documentation/4.0/Training>

Παράρτημα Γ

Κώδικας σε Matlab

Πιο κάτω παρατίθεται ο κώδικας σε Matlab που χρησιμοποιήθηκε για να γίνει η φόρτωση των χειροκίνητων κατατμήσεων των ειδικών, καθώς επίσης και ο κώδικας του εργαλείου που χρησιμοποιήθηκε για να εξαχθούν τα ποσοτικά χαρακτηριστικά στα ROI. Ο κώδικας για τα ROI, είναι παρμένος από την σελίδα του Mathworks <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/4462-roi>.

Κώδικας Φόρτωσης Χειροκίνητων Κατατμήσεων

```
function MS_lesions()

[X, map]=dicomread('DICOM_IMAGE.dcm');

[m n ] = size(X);
res_fact=512/m; %Find a resize factor to resize the image to 512x512 (224*x=512)

load('DELINEATION.plq','-mat'); %Here you have to load the *.plq file
x1=imresize(X,res_fact,'bicubic'); %Resize the image to 512x512
%figure, imshow(x1); %figure, imshow(x1.*2^6);
h = figure; imshow(x1.*2^6), hold on, plot(xi, yi), hold oFF;

saveas(h, 'IMAGE_NAME', 'bmp');

I = imread('IMAGE_NAME.bmp'); % Read the bmp-file.

dicomwrite(I, 'DICOM_NAME.dcm'); % Write image data to DICOM
```

Κώδικας Εξαγωγής Ποσοτικών Χαρ/κών στα ROI

```
.  
function ROI(img, nroi)  
  
% 1) Goal: Draw & process multiple ROIs interactively within an image.  
%  
% 2) Usage: ROI(img, nroi), where 'img' is your image, and 'nroi' is a  
% total number to ROIs to be processed. The opened image will be processed  
% BY DEFAULT. A preferred procedure is as follows: a) img = imread(...); b)  
% imh = imshow(img) and c) ROI(img, nroi).  
% Alternatively, if there is no image in your Workspace, you MUST use  
% square brackets to occupy the argument space for img, such as, ROI([],5),  
% will let you open a new image and process with 5 ROIs.  
%  
% 3) Since getline('closed') is used to get the polygon interactively,  
% please click left mouse button to select, and right button to finish up a  
% ROI (Backspace to delete the lastest click). You may repeat this process  
% till all ROIs were processed. For more infos, please may see help  
% getline.  
%  
% 4) Results: ROI statistics are displayed on screen or output to a text  
% file (optional).  
  
if nargin == 2  
  
    imh = findobj(0, 'Type', 'Image');  
  
    % if no image opened, open a new one  
    if isempty(imh)  
        if length(img) == 0  
            [infn inpn] = uigetfile('*..*', 'Please select an image file');  
            if infn ~= 0  
                img = imread([inpn infn]);  
            end  
        end  
    end  
end
```

```

        imh = imshow(img);
        axis image; axis off;
    else
        disp('Cancel by user!')
        return
    end
else
    imh = imshow(img);
end
end

[nrows, ncols, ncolors] = size(img);

% Save ROIs to a file (optional)
SaveIt = questdlg('Do you want to save ROI outputs ?');
switch SaveIt
    case 'Yes'
        [outfn, outpn] = uiputfile('*', 'Select an output file');
        if outfn == 0
            disp('Cancel by user !');
        else
            fid = fopen([outpn outfn], 'w+');
            fprintf(fid, '%20s\t %-50s\n', 'Date\time = ', datestr(now));
        end
    otherwise
        outfn = 0;
end

% generate a jet colormap according to nroi
cmap = jet(nroi);
rndp = randperm(nroi);

hold on;

```

```

croi = 1;

while croi <= nroi
    [x,y] =getline('closed');

    XData = get(imh, 'XData');
    YData = get(imh, 'YData');
    xmingrid = max( XData(1), floor(min(x)) );
    xmaxgrid = min( XData(2), ceil(max(x)) );
    ymingrid = max( YData(1), floor(min(y)) );
    ymaxgrid = min( YData(2), ceil(max(y)) );
    xgrid = xmingrid : xmaxgrid;
    ygrid = ymingrid : ymaxgrid;
    [X, Y] = meshgrid(xgrid, ygrid);
    k_inside = inpolygon(X, Y, x, y);
    Xin = X(k_inside);
    Yin = Y(k_inside);

    cdata = get(imh, 'CData');
    smallcdata = double(cdata(ygrid, xgrid, :));

    roi.index = croi;
    roi.area = polyarea(x,y);
    roi.center = [mean(Xin(:)), mean(Yin(:))];

    for i=1:ncolors
        roicidata = smallcdata(:, :, i);
        roi.mean(i) = mean(roicidata(k_inside));
        roi.std(i) = std(roicidata(k_inside));
        roi.min(i) = min(roicidata(k_inside));
        roi.max(i) = max(roicidata(k_inside));
        roi.median(i) = median(roicidata(k_inside));
    end;
    plot(x,y,'Color',cmap(rndp(croi), :));

```

```
text(roi.center(1), roi.center(2), num2str(croi), 'Color', cmap(rndp(croi), :),
'FontWeight','Bold');
```

```
% write ROI statistics into file if necessary
```

```
if outfn ~= 0
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t %10.0f\n', 'ROI Index = ', roi.index);
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'area = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.area);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'mean = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.mean);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'std = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.std);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'min = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.min);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'max = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.max);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'median = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.median);
```

```
    fprintf(fid, '\n');
```

```
    fprintf(fid, '%20s\t ', 'roicenter = ');
```

```
    fprintf(fid, '%10.2ft', roi.center);
```

```

        fprintf(fid, '\n');
    end

    disp(' ');
    disp(sprintf('%20s\t %10.0f', 'ROI index = ', roi.index));
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f', 'area = ', roi.area));
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t %10.2f', 'mean = ', roi.mean) );
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t %10.2f', 'std = ', roi.std) );
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t %10.2f', 'min = ', roi.min) );
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t %10.2f', 'max = ', roi.max) );
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t %10.2f', 'median = ', roi.median) );
    disp(sprintf('%20s\t %10.2f\t %10.2f\t', 'roicenter [x,y] = ', roi.center));
    disp(' ');

    croi = croi + 1;

end

if outfn == 0
    disp('Done, but ROI statistics were not saved !!!');
    disp(' ');
else
    disp(['Done, ROI statistics been output to ', outfn]);
    disp('But the image with ROI lines/labels was not saved yet !!!');
    fclose(fid);
end

else
    disp(' ')
    disp(' Number of arguments is incorrect !!!')
    disp(' ')
    help ROI
end

% end of code

```