

Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων
για τη Νόσο των Ανευρυσμάτων Κοιλιακής Αορτής
Βασισμένο σε Μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης



Παραδοτέο Π4.1.
Εργαλείο τμηματοποίησης εικόνων

Όνομα Αρχείου:	Safe-Aorta-Π4.1-v2.0-Εργαλείο τμηματοποίησης εικόνων.pdf	Επίπεδο Διάδοσης:	Δημόσιο
Ημερομηνία Υποβολής:	ΜΑΡΤΙΟΣ 2024 (Μ20)	Κωδικός Έργου:	ΤΑΕΔΡ-0535983
Κοινοπραξία:	ΕΜΠ, ΠΔΜ, ΠΚ, ΕΛΜΕΠΑ, ΠΑΔΑ, ΠΒΕΑΑ, ΠΑΠΕΛ	Υπεύθυνος Παραδοτέου:	ΠΑΔΑ
Διάρκεια:	28 μήνες	Κατάσταση:	Τελική



ΛΙΣΤΑ ΣΥΓΓΡΑΦΕΩΝ

Συγγραφείς				
#	Επίθετο	Όνομα	Φορέας	Email Επικοινωνίας
1	Αθανασιάδης	Μανώλης	ΠαΔΑ	mathan@uniwa.gr
2	Αραμπατζής	Δημήτρης	ΠαΔΑ	darampatzis@aegean.gr
3	Ασβεστάς	Παντελεήμων	ΠαΔα	pasv@uniwa.gr
4	Ματσόπουλος	Γιώργος	Ε.Μ.Π.	gmatsopoulos@biomed.ntua.gr
5	Βεντούρας	Ερρίκος	ΠαΔΑ	ericvent@uniwa.gr
6	Γκλότσο	Δημήτρης	ΠαΔΑ	dimglo@uniwa.gr
7	Θεοδωρακόπουλος	Ηλίας	ΔΠΘ	theodo@ee.duth.gr
8	Θεοχαράκης	Γιάννης	ΠαΔΑ	itheocharakis@uniwa.gr
9	Κάβουρας	Διονύσιος	ΠαΔΑ	cavouras@uniwa.gr
10	Καλατζής	Ιωάννης	ΠαΔΑ	ikalatzis@uniwa.gr
11	Κοντοπόδης	Ιωάννης	ΠαΔΑ	ekontopodis@uniwa.gr
12	Κορκίδης	Παναγιώτης	ΠαΔΑ	p.korkidis@uniwa.gr
13	Κωστόπουλος	Σπυρίδων	ΠαΔΑ	skostopoulos@uniwa.gr
14	Κουρής	Ιωάννης	Ε.Μ.Π.	ikouris@biomed.ntua.gr
15	Μπόγρης	Αντώνης	ΠαΔΑ	abogris@uniwa.gr
16	Ντούνης	Αναστάσιος	ΠαΔΑ	aidounis@uniwa.gr
17	Κοντοπούλου	Βάια	Ε.Μ.Π.	vaiakontop@biomed.ntua.gr
18	Σκουρολιάκου	Κατερίνα	ΠαΔΑ	kskourol@uniwa.gr
19	Κουτουλάκης	Εμμανουήλ	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	manoskout@ics.forth.gr
20	Δημητριάδης	Αβταντίλ	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	dimitriadi@ics.forth.gr
21	Μαρκοδημητράκης	Εμμανουήλ	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	manosmark@ics.forth.gr
22	Μανίκης	Γεώργιος	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	manikis@hmu.gr
23	Μαριάς	Κώστας	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	kmarias@hmu.gr
24	Τσικνάκης	Εμμανουήλ	ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ	tsiknaki@hmu.gr
25	Βεζάκης	Ιωάννης	Ε.Μ.Π.	ivezakis@biomed.ntua.gr
26	Ρακτιβάν	Κωνσταντίνος	Ε.Μ.Π.	constracti@biomed.ntua.gr
Συν-συγγραφείς				
#	Επίθετο	Όνομα	Φορέας	Email Επικοινωνίας
1	Σταυρουλάκης	Γιώργος	ΠΚ	

2	Ουγγρινης	Κωνσταντίνος- Αλκέτας	ΠΚ	
3	Μπέη	Αικατερίνη	ΠΚ	
4	Αγγελίδης	Παντελής	ΠΔΜ	
5	Τσίπουρας	Μάρκος	ΠΔΜ	
6	Τζημούρτα	Αικατερίνη	ΠΔΜ	
7	Κατσούλη	Παρασκευή	ΠΔΜ	
8	Χατζιωάννου	Αριστοτέλης	ΠΒΕΑΑ	
9	Αναγνωστόπουλος	Κωνσταντίνος	ΠΒΕΑΑ	

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα.....	4
Κατάλογος Πινάκων	7
Κατάλογος Εικόνων.....	8
Λίστα Συντομογραφιών	10
Περίληψη	11
1. Εισαγωγή	12
1.1 Σκοπός του παραδοτέου.....	13
2. Θεωρία και μέθοδοι που διερευνήθηκαν και οδήγησαν στην ανάπτυξη του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας.....	14
2.1 Εισαγωγή	14
2.2 Βαθιά μάθηση	14
2.2.1 MONAI.....	15
2.2.2 TotalSegmentator.....	17
2.2.3 VISTA3D.....	18
2.3 Μη εποπτευόμενη μορφολογική τμηματοποίηση εικόνας.....	20
3. Πορεία ανάπτυξης Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας: Δοκιμές και ενδιάμεσα Αποτελέσματα.....	21
3.1 Εισαγωγή	21
3.2 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 1)	22
3.2.1 Υλικό	22
3.2.2 Μεθοδολογία	23
3.2.3 Αποτελέσματα και συζήτηση	24
3.2.4 Συμπεράσματα.....	27
3.3 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 2)	28
3.3.1 Υλικό	28
3.3.2 Μεθοδολογία	28
3.3.3 Αποτελέσματα και συζήτηση	29
3.3.4 Συμπεράσματα.....	30
3.4 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 3)	30
3.4.1 Υλικό	31
3.4.2 Μεθοδολογία	31
3.4.3 Αποτελέσματα και συζήτηση	34
3.4.4 Συμπεράσματα.....	36
3.5 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 4)	37
3.5.1 Υλικό	37

3.5.2	Μεθοδολογία προεκπαίδευσης βασισμένη στο πλαίσιο SwinUNETR-IGM	37
3.5.3	Μεθοδολογία προεκπαίδευσης βασισμένη στο πλαίσιο VISTA3D	40
3.5.3.1	Προεκπαίδευση βασισμένη στο πλαίσιο VISTA3D.....	40
3.5.3.2	Πλαίσιο λεπτορύθμισης για τμηματοποίηση Αυλού και Θρόμβου.....	41
3.5.3.3	Προετοιμασία δεδομένων και κατασκευή ετικετών.....	41
3.5.3.4	Αρχικοποίηση μοντέλου και ρυθμίσεις εκπαίδευσης (Model Initialization and Training Configuration).....	42
3.5.3.5	Στρατηγική εποπτείας βάσει προτροπών (Prompt-Based Supervision Strategy).....	42
3.5.3.6	Τελικές παρατηρήσεις μοντέλου	43
3.5.3.7	Εφαρμογή του μοντέλου για την παραγωγή προβλέψεων των ανατομικών δομών.....	43
3.5.3.8	Μετα-επεξεργασία και δημιουργία πλέγματος (mesh).....	44
3.5.3.9	Αξιολόγηση μοντέλου	44
3.5.4	Αποτελέσματα	45
3.5.5	Συμπεράσματα	46
3.6	Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 5)	47
3.6.1	Υλικό	47
3.6.2	Μεθοδολογία	48
3.6.3	Αποτελέσματα	48
3.6.4	Συμπεράσματα.....	49
3.7	Αξιολόγηση Μοντέλων Μορφολογικής Τμηματοποίησης.....	49
3.7.1	Υλικό	50
3.7.2	Μεθοδολογία	51
3.7.3	Αποτελέσματα και συζήτηση	52
3.7.4	Συμπεράσματα.....	56
4.	Τελική Υλοποίηση του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας.....	57
4.1	Εισαγωγή	57
4.2	Υλικό και δεδομένα αξιολόγησης για την επιλογή του τελικού Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας	57
4.3	Μοντέλα τμηματοποίησης που αξιολογήθηκαν για την επιλογή του τελικού Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας	58
4.4	Κριτήρια επιλογής της Τελικής Λύσης Τμηματοποίησης Εικόνας	58
4.5	Συγκριτικά αποτελέσματα	58
4.6	Συμπεράσματα	59
5	Αναφορές	60
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α:.....	63

Λογισμικό και Εκτελέσιμη Εφαρμογή	63
A.1 Εισαγωγή	63
A.2 Πρόσβαση αρχείου	63
A.3 Οδηγίες χρήσης εκτελέσιμου αρχείου	63

Κατάλογος Πινάκων

ΠΙΝΑΚΑΣ 1	Εφαρμογή <i>MONAI</i> σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων	σελ.16
ΠΙΝΑΚΑΣ 2	<i>TotalSegmentator</i> σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων	σελ.17
ΠΙΝΑΚΑΣ 3	<i>VISTA3D</i> σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων	σελ.18
ΠΙΝΑΚΑΣ 4	Απόδοση των συστημάτων <i>MONAI</i> και <i>TotalSegmentator</i> με βάση τους δείκτες Dice-Sørensen και απόστασης Hausdorff	σελ.25
ΠΙΝΑΚΑΣ 5	Απόδοση διαφορετικών μοντέλων βαθιάς μάθησης	σελ.29
ΠΙΝΑΚΑΣ 6	Απόδοση μοντέλου βαθιάς μάθησης στις διάφορες ανατομικές δομές, για διαφορετικές δοκιμές (folds)	σελ.32
ΠΙΝΑΚΑΣ 7	Απόδοση μοντέλου βαθιάς μάθησης στις διάφορες ανατομικές δομές, για διαφορετικές δοκιμές (folds)	σελ.33
ΠΙΝΑΚΑΣ 8	Μετρικές απόδοσης του <i>VISTA3D</i> για την τμηματοποίηση του αυλού και του ILT	σελ.44
ΠΙΝΑΚΑΣ 9	Αξιολόγηση των δύο διαφορετικών μοντέλων στην τμηματοποίηση της αορτής και του θρόμβου χρησιμοποιώντας τρεις διαφορετικούς δείκτες.	σελ.48
ΠΙΝΑΚΑΣ 10	Δείκτες αξιολόγησης ανά περίπτωση μελέτης (ασθενή) και ανά μέθοδο	σελ.51
ΠΙΝΑΚΑΣ 11	Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις για τους χρησιμοποιούμενους δείκτες	σελ.53
ΠΙΝΑΚΑΣ 12	Συγκριτική Αξιολόγηση Μοντέλων Τμηματοποίησης βάσει Μετρικών Απόδοσης στον εντοπισμό περιοχών Lumen	σελ.58
ΠΙΝΑΚΑΣ 13	Συγκριτική Αξιολόγηση Μοντέλων Τμηματοποίησης βάσει Μετρικών Απόδοσης στον εντοπισμό περιοχών ILT	σελ.58

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1	α. Τμηματοποιημένες περιοχές της αορτής, β-δ. Τμηματοποίηση περιοχών της αορτής, ε. Τμηματοποιημένες περιοχές του αποκομμένου όγκου (με κόκκινο η οριοθέτηση των ειδικών, πορτοκαλί και πράσινο για τα συστήματα μηχανικής μάθησης <i>TotalSegmentator</i> και <i>MONAI</i> , αντίστοιχα).	σελ.24
Εικόνα 2	Συντελεστής Dice και διαφορά όγκου για το <i>MONAI</i> σε σύγκριση με την πρότυπη τμηματοποίηση (πριν την περικοπή).	σελ.25
Εικόνα 3	Παράδειγμα τρισδιάστατης τμηματοποίησης της αορτής. Το ανακατασκευασμένο 3D μοντέλο απεικονίζεται με μωβ χρώμα ενώ το ground truth με ροζ χρώμα.	σελ.26
Εικόνα 5	Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας τμηματοποίησης με βάση το μοντέλο <i>TotalSegmentator</i> .	σελ.31
Εικόνα 5	Ποιοτική ανάλυση δείγματος από ασθενή που δεν έχει διαθέσιμη μάσκα του θρόμβου και ασβεστώσεων. (α) 3D απεικόνιση αυλού κατατμημένη από κλινικό ιατρό, (β) 3D απεικόνιση αυλού (μπλε), θρόμβου (ροζ) και ασβεστώσεων (λευκό) αυτόματα κατατμημένη από το εκπαιδευμένο μοντέλο CIS-UNet. Σε αυτή την περίπτωση παρατηρείτε ότι το μοντέλο είναι ικανό να τμηματοποιήσει τις υποπεριοχές αυτές.	σελ.34
Εικόνα 6	Ποιοτική ανάλυση του CIS-UNet. Η κατατμήσεις που υπάρχουν στις παραπάνω εικόνες είναι αυτόματα παραγμένες με τη χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου. Η περιοχές ενδιαφέροντος είναι ο αυλός (μπλε), ο θρόμβος (ροζ), και οι ασβεστώσεις (άσπρο).	σελ.35
Εικόνα 7	Το επάνω μέρος παρουσιάζει την προτεινόμενη στρατηγική προ-εκπαίδευσης βασισμένη στην μάσκα καθοδηγούμενη από την φωτεινότητα (IGM), ενώ το κάτω μέρος απεικονίζει τη διαδικασία βελτιστοποίησης για την τμηματοποίηση	σελ.37
Εικόνα 8	Πλήρης ροή μοντέλου τμηματοποίησης εικόνας με χρήση του <i>VISTA3D</i> .	σελ.42
Εικόνα 9	Αποτελέσματα τμηματοποίησης σε τέσσερα διαφορετικά περιστατικά που δεν ήταν στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο αυλός εμφανίζεται με κίτρινο χρώμα ενώ το ILT με κόκκινο.	σελ.45
Εικόνα 10	Αποτελέσματα τμηματοποίησης για δύο διαφορετικά περιστατικά από την εξωτερική αξιολόγηση.	σελ.48
Εικόνα 11	Ενδεικτικές τομές των ασθενών T2-P2 (a.1) και T2-P3 (b.1), στις οποίες είναι εμφανής η οπτική σύμμεξη της δομής της αορτής με το υπόβαθρο. Αντίστοιχα, στις εικόνες (a.2) και (b.2), η πρότυπη τμηματοποίηση της αορτής απεικονίζεται με μαύρο χρώμα, ενώ η τμηματοποίηση της προτεινόμενης μεθόδου με λευκό.	σελ.52
Εικόνα 12	Κάθε γράφημα παρουσιάζει την συμπληρωματική αθροιστική κατανομή της αντίστοιχης μέτρησης, απεικονίζοντας το ποσοστό των τιμών που υπερβαίνουν εκείνες του οριζόντιου	σελ.54

	άξονα. Οι διακεκομμένες γραμμές αντιστοιχούν στη μέση τιμή της αντίστοιχης μέτρησης στον πληθυσμό.	
Εικόνα A1	Εκκίνηση του AortaSegmenter.exe.	σελ.63
Εικόνα A2	Επιλογή αρχείου.	σελ.64
Εικόνα A3	Επιλογή φακέλου αποθήκευσης.	σελ.64
Εικόνα A4	Επιλογή εκτέλεσης ('Run') και παρακολούθηση log εκτέλεσης.	σελ.65
Εικόνα A5	Ολοκλήρωση εκτέλεσης.	σελ.65
Εικόνα A6	Αρχεία εξόδου.	σελ.66

Λίστα Συντομογραφιών

Συντομογραφία	Ορισμός
<i>ΑΚΑ</i>	Ανεύρυσμα Κοιλιακής Αορτής
<i>ΨηφιδΑ</i>	Ψηφιακό Δίδυμο Αορτής
<i>ΣΥΠΟΚΑ</i>	Σύστημα Υποστήριξης Κλινικών Αποφάσεων
<i>TN</i>	Τεχνητή Νοημοσύνη
<i>X-ray CT</i>	Υπολογιστική Τομογραφία Ακτινών Χ ή Αξονική Τομογραφία
<i>MRI</i>	Απεικόνιση Πυρηνικού Μαγνητικού Συντονισμού ή Μαγνητική Τομογραφία
<i>ML</i>	Μηχανική Μάθηση
<i>DL</i>	Βαθιά Μάθηση
<i>MONAI</i>	Medical Open Network for Artificial Intelligence
<i>NIFTI</i>	Neuroimaging Informatics Technology Initiative
<i>DICOM</i>	Digital Imaging and Communications in Medicine
<i>CNN</i>	Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο
<i>ReLU</i>	Ανορθωμένη Γραμμική Μονάδα
<i>DynUNet</i>	Dynamic U-Net
<i>SegResNet</i>	Segmentation Residual Networks
<i>UNETR</i>	UNet with Transformers
<i>SwinUNETR</i>	UNETR με Swin Transformers
<i>nnUNet</i>	No-new-U-Net
<i>GPU</i>	Graphics Processing Unit
<i>ILT</i>	Ενδοαυλικός Θρόμβος
<i>NRRD</i>	Nearly Raw Raster Data
<i>CI</i>	Confidence Interval
<i>DSC</i>	Συντελεστής Dice-Sørensen
<i>HD</i>	Hausdorff Distance
<i>ASSD</i>	Average Symmetric Surface Distance
<i>HU</i>	Hounsfield Units

Περίληψη

Το παρόν έγγραφο αποτελεί το Παραδοτέο 4.1 «Εργαλείο Τμηματοποίησης Εικόνας» του έργου **SAFE-AORTA**, το οποίο χρηματοδοτείται από το Ταμείο Ανάκαμψης και Ανθεκτικότητας στο πλαίσιο του προγράμματος «Ελλάδα 2.0 ΕΘΝΙΚΟ ΣΧΕΔΙΟ ΑΝΑΚΑΜΨΗΣ ΚΑΙ ΑΝΘΕΚΤΙΚΟΤΗΤΑΣ», της δράσης «Εμβληματικές δράσεις σε διαθεματικές επιστημονικές περιοχές με ειδικό ενδιαφέρον για την σύνδεση με τον παραγωγικό ιστό» (ID 16618) με κωδικό ΟΠΣ ΤΑ 5149305.

Το έργο **SAFE-AORTA** επικεντρώνεται στην ανάπτυξη μιας καινοτόμου πλατφόρμας που υποστηρίζει τη διάγνωση, παρακολούθηση και θεραπεία ασθενών με ανεύρυσμα κοιλιακής αορτής (ΑΚΑ).

Στο Παραδοτέο Π4.1 διερευνούμε συστηματικά την εφαρμογή σύγχρονων εργαλείων προεπεξεργασίας ιατρικής εικόνας, τεχνικών μορφολογικής ανάλυσης, μεθόδων μηχανικής μάθησης και προχωρημένων αλγορίθμων βαθιάς μάθησης για την αυτόματη τμηματοποίηση της κοιλιακής αορτής σε εικόνες *X-ray CT*.

Στόχος του παραδοτέου είναι η αξιολόγηση, επιλογή και ενσωμάτωση των καταλληλότερων υπολογιστικών τεχνικών σε μία ενιαία και αξιόπιστη ροή εργασίας για την αυτόματη τμηματοποίηση της κοιλιακής αορτής από εικόνες *X-ray CT*. Στο πλαίσιο αυτό, παρουσιάζεται αναλυτικά το τελικό εργαλείο τμηματοποίησης εικόνας που αναπτύχθηκε, το οποίο αξιοποιεί τα ευρήματα όλων των επιμέρους μελετών και βελτιστοποιήσεων που πραγματοποιήθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα αξιολόγησης του εργαλείου τόσο στα κλινικά δεδομένα που συλλέχθηκαν ειδικά για τις ανάγκες του παρόντος έργου όσο και σε δημόσια διαθέσιμα σύνολα δεδομένων.

1. Εισαγωγή

Η κοιλιακή αορτή, ως η κύρια αρτηρία του ανθρώπινου σώματος, εμπλέκεται σε πλήθος παθολογικών καταστάσεων, με πιο χαρακτηριστική το ανεύρυσμα κοιλιακής αορτής (ΑΚΑ). Το ΑΚΑ ορίζεται ως μόνιμη, τοπική διάταση της αορτής, η οποία υπερβαίνει κατά περισσότερο από 50% τη φυσιολογική της διάμετρο (συνήθως >3 cm) [1]. Αποτελεί σοβαρή αγγειακή πάθηση, 15^η κύρια αιτία θανάτου στις Ηνωμένες Πολιτείες της Αμερικής και 10^η αιτία θανάτου στους άνδρες άνω των 55 ετών, με περισσότερους από 15.000 θανάτους ετησίως. Η σοβαρότερη επιπλοκή του ΑΚΑ είναι η ρήξη, η οποία συνοδεύεται από υψηλή θνησιμότητα (50–75%) [2] και χαρακτηρίζεται από έλλειψη συμπτωμάτων, περιγράφεται δε συχνά ως «σιωπηλός δολοφόνος».

Οι κύριες απεικονιστικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την αποτύπωση της γεωμετρίας της αορτής είναι η Υπολογιστική Τομογραφία ακτίνων Χ ή Αξονική Τομογραφία (*X-ray CT*) και η Απεικόνιση Μαγνητικού Συντονισμού ή Μαγνητική Τομογραφία (*MRI*) [3]. Η απεικόνιση με *X-ray CT* παρέχει ταχεία λήψη εικόνων, αλλά εκθέτει τον ασθενή σε ιονίζουσα ακτινοβολία και απαιτεί συχνά χρήση ιωδιούχου σκιαγραφικού μέσου. Αντιθέτως, η απεικόνιση με *MRI* προσφέρει υψηλής ανάλυσης και αντίθεσης εικόνες, τόσο της αορτής όσο και του τοιχώματός της, χωρίς την χρήση ιονίζουσας ακτινοβολίας ή σκιαγραφικού, ενώ μπορεί να προσφέρει λειτουργικές και δομικές πληροφορίες για την αορτή. Ωστόσο, η απεικόνιση με *MRI* απαιτεί μεγαλύτερο χρόνο λήψης και δεν είναι κατάλληλη για ασθενείς με μεταλλικά εμφυτεύματα.

Η τμηματοποίηση εικόνας αποτελεί θεμελιώδες βήμα προ-επεξεργασίας για πολλές υπολογιστικές τεχνικές, περιλαμβανομένων και των αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στην αυτοματοποιημένη ανάλυση δεδομένων. Οι χειροκίνητες και ημι-αυτόματες μέθοδοι τμηματοποίησης είναι χρονοβόρες, επιρρεπείς σε ανθρώπινα σφάλματα, και αναποτελεσματικές όταν απαιτείται μαζική επεξεργασία δεδομένων για την εκπαίδευση αυτόματων υπολογιστικών ροών εργασίας. Όπως αναφέρεται στο [4], παρατηρήθηκε σημαντική *intra-observer* μεταβλητότητα στη μέτρηση της μέγιστης υπονεφρικής διαμέτρου της αορτής σε εικόνες *X-ray CT* (έως και 2 mm), ενώ η *inter-observer* μεταβλητότητα ήταν ακόμη υψηλότερη, φτάνοντας το 82%. Η αυτόματη τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων αποτελεί κρίσιμο εργαλείο για τη σύγχρονη διαγνωστική και θεραπευτική διαδικασία. Η έγκαιρη και ακριβής ανίχνευση και παρακολούθηση των ΑΚΑ απαιτεί λεπτομερή αποτύπωση της μορφολογίας της αορτής, καθιστώντας την τμηματοποίηση αναγκαία για την λήψη σωστών ιατρικών αποφάσεων [5].

Προηγούμενες μελέτες έχουν εστιάσει στην υπολογιστικά βοηθούμενη τμηματοποίηση της αορτής χρησιμοποιώντας συμβατικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας, όπως μοντέλα ανάπτυξης περιοχών (*region growing*) [6] και προσεγγίσεις με την χρήση διαφόρων μοντέλων (*model-based*) [7], συνδυάζοντας συνήθως πολλά βήματα επεξεργασίας εικόνας για την επίτευξη του τελικού αποτελέσματος – γεγονός που τα καθιστά επιρρεπή σε σφάλματα. Τα τελευταία χρόνια, τα συστήματα μηχανικής μάθησης (*Machine Learning – ML*) – και ιδιαίτερα οι τεχνικές βαθιάς μάθησης (*Deep Learning – DL*) – έχουν αναδειχθεί ως εξαιρετικά αποτελεσματικά εργαλεία για την τμηματοποίηση ανατομικών δομών σε εικόνες όπως αυτές της *X-ray CT* [8]. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να αναγνωρίσουν πολύπλοκα πρότυπα στα δεδομένα και να

παρέχουν αναπαραγώγιμα αποτελέσματα τμηματοποίησης με αυξημένη ακρίβεια. Προηγούμενες μελέτες έχουν εξετάσει αναλυτικά τα πλέον σύγχρονα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης (TN) για τις παθήσεις της αορτής [8], υπογραμμίζοντας τη συμβολή τους στην έγκαιρη διάγνωση [9], στον σχεδιασμό θεραπείας [10] και στην παρακολούθηση [11].

Ωστόσο, η ποικιλία των προτεινόμενων μεθοδολογιών καταδεικνύει την ανάγκη για συστηματική σύγκριση (benchmarking) της απόδοσής τους, ως προς την ακρίβεια, την ταχύτητα και τη γενίκευση.

1.1 Σκοπός του παραδοτέου

Στο Παραδοτέο Π4.1 διερευνούμε συστηματικά την εφαρμογή σύγχρονων εργαλείων προεπεξεργασίας ιατρικής εικόνας, τεχνικών μορφολογικής ανάλυσης, μεθόδων μηχανικής μάθησης και προχωρημένων αλγορίθμων βαθιάς μάθησης για την αυτόματη τμηματοποίηση της κοιλιακής αορτής σε εικόνες *X-ray CT*.

Στόχος του παραδοτέου είναι η αξιολόγηση, η επιλογή και η ενσωμάτωση των καταλληλότερων υπολογιστικών τεχνικών σε μία ενιαία και αξιόπιστη ροή εργασίας για την αυτόματη και λεπτομερή τμηματοποίηση της κοιλιακής αορτής σε εικόνες *X-ray CT*.

Στο πλαίσιο αυτό, παρουσιάζεται αναλυτικά το τελικό εργαλείο τμηματοποίησης εικόνας που αναπτύχθηκε, το οποίο αξιοποιεί τα ευρήματα όλων των επιμέρους μελετών και βελτιστοποιήσεων που πραγματοποιήθηκαν, καθώς και τα αποτελέσματα αξιολόγησης τόσο στα κλινικά δεδομένα που συλλέχθηκαν ειδικά για τις ανάγκες του παρόντος έργου όσο και σε δημόσια διαθέσιμα σύνολα δεδομένων.

2. Θεωρία και μέθοδοι που διερευνήθηκαν και οδήγησαν στην ανάπτυξη του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας

2.1 Εισαγωγή

Στην πλειονότητα των περιπτώσεων μόνο ένα μικρό τμήμα της ιατρικής εικόνας είναι αυτό που θα δώσει, τελικά, τη χρήσιμη πληροφορία στον παρατηρητή ιατρό, π.χ. ένα ανεύρυσμα εντός του φυσιολογικού αυλού της αορτής, μια περιοχή ασβεστοποίησης στο τοίχωμα, μια εστία ενδοαυλικού θρόμβου ή ένα ρήγμα του έσω χιτώνα. Στις αξονικές τομογραφίες του **SAFE-AORTA**, η περιοχή που παρουσιάζει ενδιαφέρον είναι συχνά ένα τμήμα της αορτής όπου παρατηρούνται αλλοιώσεις μορφολογίας, διαμέτρου ή σύστασης, όπως συμβαίνει χαρακτηριστικά στα *AKA*. Η τμηματοποίηση εικόνας σχετίζεται με την ανάδειξη και την ακριβή οριοθέτηση των δομών της εικόνας από τις οποίες μπορεί να προκύψει η χρήσιμη πληροφορία. Οι περιοχές αυτές ονομάζονται συνήθως περιοχές ενδιαφέροντος ή Region(s) of Interest (*ROI*).

Η τμηματοποίηση μπορεί να πραγματοποιηθεί χειροκίνητα, ημιαυτόματα ή πλήρως αυτοματοποιημένα, διαχωρίζοντας την εικόνα σε επιμέρους τμήματα που μοιράζονται παρόμοιες ιδιότητες, όπως ενδοαυλικές και εξωαυλικές δομές, θρόμβους, ασβεστώσεις ή παρακείμενους ιστούς. Μέσω αυτής της διαδικασίας καθίσταται δυνατή η εξαγωγή ποσοτικών και περιγραφικών χαρακτηριστικών (π.χ. μορφολογία, επιφάνεια, όγκος, υφή) από τις περιοχές ενδιαφέροντος, τα οποία μπορούν να αξιοποιηθούν στη διάγνωση, την πρόγνωση και τη θεραπευτική στρατηγική. Ειδικά στην περίπτωση των *AKA*, η ακριβής και σταθερή τμηματοποίηση του αυλού και του ενδοαυλικού θρόμβου αποτελεί κρίσιμο βήμα για τον υπολογισμό του κινδύνου ρήξης και τη λήψη κλινικών αποφάσεων.

Υπάρχουν πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις στην τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων. Από απλές συμβατικές προσεγγίσεις, όπως τεχνικές κατωφλίωσης (thresholding), τεχνικές ανάπτυξης περιοχής (region growing), τεχνικές ενεργών περιγραμμάτων (active contours), τεχνικές με γραφήματα (graph-based segmentation), μέχρι σύγχρονες τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης, ιδίως με τη χρήση νευρωνικών δικτύων τύπου *U-Net*, *nnU-Net*, *UNETR* και *SwinUNETR* [12]. Αυτά τα δίκτυα μπορούν να εκπαιδευτούν σε μεγάλες βάσεις δεδομένων εικόνων *X-ray CT* για να εντοπίζουν και να χαρακτηρίζουν με ακρίβεια δομές όπως η αορτή και τα παθολογικά χαρακτηριστικά της (όπως ο θρόμβος ή οι ασβεστώσεις). Επιπλέον, υβριδικές προσεγγίσεις που συνδυάζουν μη επιβλεπόμενες τεχνικές με εποπτευόμενα μοντέλα ή τεχνικές transfer learning φαίνεται ότι μπορούν να προσεγγίσουν ακόμη υψηλότερες ακρίβειες σε σύνθετα κλινικά σενάρια [13].

Στις παρακάτω ενότητες θα παρουσιαστεί όχι μόνο η βασική θεωρία των μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση του τελικού εργαλείου τμηματοποίησης εικόνας του **SAFE-AORTA**, αλλά και η συνολική πορεία προς την τελική του έκδοση, δηλαδή οι διαφορετικές προσεγγίσεις που δοκιμάστηκαν, τα ενδιάμεσα αποτελέσματα, οι βελτιστοποιήσεις που πραγματοποιήθηκαν και τα κριτήρια επιλογής της τελικής λύσης.

2.2 Βαθιά μάθηση

Η βαθιά μάθηση αποτελεί την καρδιά των σύγχρονων προσεγγίσεων Τεχνητής Νοημοσύνης και βασίζεται στη χρήση πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Σε αντίθεση με τις κλασικές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης, οι οποίες απαιτούν χειροκίνητη (hand-made) εξαγωγή χαρακτηριστικών, τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να μαθαίνουν απευθείας από τα δεδομένα και να επιτελούν με μεγάλη επιτυχία πολύπλοκες εργασίες, όπως η ταξινόμηση.

Η βαθιά μάθηση αποτελεί ένα ραγδαία αναπτυσσόμενο επιστημονικό πεδίο, με συνεχή παραγωγή νέων τεχνικών και προσεγγίσεων, αρκετές εκ των οποίων εφαρμόζονται σήμερα στην τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων. Εξειδικευμένες αρχιτεκτονικές, όπως τα *U-Net*, *nnU-Net*, *UNETR* και *SwinUNETR* [12], έχουν βελτιώσει σημαντικά την ακρίβεια στην αυτόματη τμηματοποίηση και στον ακριβή προσδιορισμό των περιοχών ενδιαφέροντος σε τρισδιάστατες ιατρικές εικόνες. Η βασική ιδέα των αρχιτεκτονικών αυτών, στις σύγχρονες εκδοχές τους, βασίζεται στη συνδυαστική χρήση κωδικοποιητών και αποκωδικοποιητών και στα skip-connections για τη διατήρηση κρίσιμων χωρικών λεπτομερειών.

Στο ***SAFE-AORTA*** αξιοποιήθηκαν τέτοιου είδους πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα, είτε προεκπαιδευμένα είτε/και δυναμικά βελτιστοποιημένα, ενσωματωμένα σε σύγχρονες πλατφόρμες όπως το *MONAI* [12], το *TotalSegmentator* [14, 15] και το *VISTA3D* [16] ή υλοποιημένα σε custom εφαρμογές, όπως θα δούμε στο επόμενο κεφάλαιο του παραδοτέου. Τα δίκτυα αυτά σχεδιάστηκαν ώστε να επιτρέπουν τον ακριβή και αξιόπιστο χωρικό εντοπισμό δομών στα δεδομένα του ***SAFE-AORTA***, όπως ο αυλός της αορτής, ο ενδοαυλικός θρόμβος και οι ασβεστώσεις σε εικόνες *AKA*. Με τον τρόπο αυτό ελαττώνεται η ανάγκη χειροκίνητης οριοθέτησης, ενισχύεται η επαναληψιμότητα και υποστηρίζεται η περαιτέρω κλινική ανάλυση μέσω εξαγωγής ποσοτικών χαρακτηριστικών, τα οποία μπορούν να αξιοποιηθούν για την εν τω βάθει ανάλυση της πληροφορίας που εμπεριέχει η εικόνα, για τη δημιουργία κανόνων πρόβλεψης του ρίσκου ρήξης *AKA*, καθώς και για την ανάπτυξη αυτοματοποιημένων προβλεπτικών και προγνωστικών μοντέλων.

2.2.1 *MONAI*

Το *MONAI* (Medical Open Network for Artificial Intelligence) ¹ [12] είναι ένα εξειδικευμένο ανοικτό πλαίσιο βαθιάς μάθησης το οποίο αναπτύχθηκε με κύριο σκοπό να γεφυρώσει την έρευνα και την κλινική εφαρμογή στον τομέα της ιατρικής. Αναπτύχθηκε υπό την αιγίδα της NVIDIA, του King's College London και άλλων ακαδημαϊκών και βιομηχανικών φορέων, με στόχο να προσφέρει ένα ισχυρό, επικυρωμένο και εξειδικευμένο σύνολο εργαλείων σε ερευνητές, κλινικούς, εταιρείες και οργανισμούς που δραστηριοποιούνται στον τομέα της υγείας, διευκολύνοντας τη βέλτιστη αξιοποίηση της τεχνητής νοημοσύνης για την ενίσχυση της ποιότητας και της αποτελεσματικότητας των υπηρεσιών υγείας.

Παρόλο που το *MONAI* ξεκίνησε το 2020, ήδη έχει λάβει ευρεία αποδοχή από την επιστημονική κοινότητα η οποία έχει μεταφραστεί σε πολυάριθμες δημοσιεύσεις σε διεθνή επιστημονικά περιοδικά και συνέδρια υψηλού κύρους [17-21], καθώς και σε χρηματοδοτούμενα ερευνητικά προγράμματα παγκοσμίως ². Ίσως η περισσότερο δημοφιλής εφαρμογή του *MONAI* στην επεξεργασία ιατρικών εικόνων είναι η τμηματοποίηση / οριοθέτηση της περιοχής ενδιαφέροντος. Πιο συγκεκριμένα το *MONAI* έχει χρησιμοποιηθεί στην τμηματοποίηση εγκεφάλου σε εικόνες *MRI* [22],

¹ <https://project-monai.github.io/>

² <https://github.com/ProjecT-MONAI/research-contributions>

στην τμηματοποίηση περιοχών της καρδιάς σε εικόνες *MRI* [23], στην τμηματοποίηση διαφόρων αγγείων και της αορτής σε εικόνες *X-ray CT* [24], στην τμηματοποίηση πνευμόνων σε εικόνες *X-ray CT* [25], στην τμηματοποίηση στο ήπαρ και στο πάγκρεας σε εικόνες *X-ray CT* [26], στην τμηματοποίηση του σκελετού, του κρανίου και της σπονδυλικής στήλης για εφαρμογές χειρουργικής σε εικόνες *X-ray CT* [27], στην τμηματοποίηση του εμβρυικού εγκεφάλου σε εικόνες *MRI* [28], στην τμηματοποίηση ιστολογικών εικόνων [29], κ.α.

Τα δεδομένα που υποστηρίζουν τα εργαλεία του *MONAI* είναι συνήθως σε μορφή *NIfTI* (Neuroimaging Informatics Technology Initiative), και *DICOM* (Digital Imaging and Communications in Medicine). Πληθώρα δημόσιων βάσεων ιατρικών εικόνων έχει σχετιστεί με το *MONAI* (Πίνακας 1).

Το *MONAI* παρέχει έτοιμες υλοποιήσεις για σύγχρονες μεθοδολογίες τμηματοποίησης, όπως για παράδειγμα:

- Αρχιτεκτονική με *UNet*, που αποτελεί ένα κλασικό Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο (Convolutional Neural Network – *CNN*) κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή κατάλληλο για τμηματοποίηση βιοϊατρικών εικόνων [30]. Το δίκτυο αποτελείται από μια συσταλτική διαδρομή και μια διασταλτική διαδρομή, η οποία του προσδίδει το σχήμα *U*. Η συσταλτική διαδρομή περιλαμβάνει ένα τυπικό *CNN* αποτελούμενο από επαναλαμβανόμενες εφαρμογές συνελίξεων, καθεμία ακολουθούμενη από μια ανορθωμένη γραμμική μονάδα (Rectified Linear Unit - *ReLU*) και μια μονάδα υποδειγματοληψίας μεγίστου (max pooling operation). Κατά τη συστολή, οι χωρικές πληροφορίες μειώνονται ενώ οι πληροφορίες των χαρακτηριστικών αυξάνονται. Η διασταλτική διαδρομή συνδυάζει τα χαρακτηριστικά και τις χωρικές πληροφορίες μέσω μιας ακολουθίας αντίστροφων συνελίξεων και συνενώσεων με χαρακτηριστικά υψηλότερης ανάλυσης σε σύγκριση με τη συστολική διαδρομή.
- Αρχιτεκτονική με *DynUNet* (Dynamic *U-Net*)³, που αποτελεί μια παραλλαγή του κλασσικού *U-Net* που ελαττώνει την ανάγκη χειροκίνητης ρύθμισης παραμέτρων για την βελτιστοποίηση.
- Αρχιτεκτονική με *SegResNet*⁴ (Segmentation Residual Networks) [31] βασισμένο σε residual blocks.
- Αρχιτεκτονική με *UNETR* (*UNet* with Transformers) βασισμένο σε Vision Transformer encoder [32].
- Αρχιτεκτονική με *SwinUNETR*, μια βελτιωμένη έκδοση του *UNETR* με Swin Transformers [33].

³ <https://monai-dev.readthedocs.io/en/fixes-sphinx/networks.html#dynunet>

⁴ <https://monai-dev.readthedocs.io/en/fixes-sphinx/networks.html#segresnet>

ΠΙΝΑΚΑΣ 1			
MONAI σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων			
Βάση Δεδομένων	Εφαρμογή	Format	Απεικονιστικό σύστημα
BraTS	Τμηματοποίηση όγκων εγκεφάλου	<i>NIfTI</i>	<i>MRI</i>
MSD (Decathlon)	Διάφορες εφαρμογές τμηματοποίησης (ήπαρ, καρδιά, σπλήνα, κ.λπ.)	<i>NIfTI</i>	10 διαφορετικά dataset (<i>MRI</i> , <i>X-ray CT</i> , κ.λπ.)
LiTS	Τμηματοποίηση του ήπατος και καρκινικών αλλοιώσεων	Various formats available	<i>X-ray CT</i>
MosMedData	Τμηματοποίηση αλλοιώσεων στον πνεύμονα	<i>DICOM</i> , <i>NIfTI</i>	<i>X-ray CT</i>
COV19D	Τμηματοποίηση πνευμόνων και αλλοιώσεων	<i>NIfTI</i>	<i>X-ray CT</i>
ACDC	Τμηματοποίηση κοιλίας/κόλπου	<i>NIfTI</i>	<i>MRI</i>
SkullFix / MUG500+	Κρανιακές περιοχές (για ανακατασκευή)	<i>NIfTI</i>	<i>X-ray CT</i>
AMOS (2022)	Τμηματοποίηση διαφόρων οργάνων της κοιλίας	<i>NIfTI</i>	<i>X-ray CT</i>
CAMELYON16/17	Τμηματοποίηση ιστοπαθολογικών εικόνων	<i>TIFF</i>	Βιοψίες
Fetal Brain MRI	Τμηματοποίηση εμβρυικού εγκεφάλου	<i>NIfTI</i>	<i>MRI</i>

2.2.2 TotalSegmentator

Το *TotalSegmentator*⁵ [14, 15] αποτελεί ένα σύγχρονο εργαλείο ανοικτού κώδικα για την αυτόματη τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων *X-ray CT* και *MRI*. Έχει την δυνατότητα να οριοθετήσει πολλές διαφορετικές ανατομικές περιοχές του ανθρώπινου

⁵ <https://github.com/wasserth/TotalSegmentator>

σώματος. Αναπτύχθηκε από ερευνητές του Πανεπιστημίου της Βασιλείας και βασίζεται στη αρχιτεκτονική *nnUNet* (no-new-Net) [22], προσφέροντας υψηλής ακρίβειας αποτελέσματα σε πλήθος ανατομικών δομών.

Το βασικό πλεονέκτημα του *TotalSegmentator* έναντι άλλων παρόμοιων εργαλείων είναι ότι παρέχει την δυνατότητα για την ταυτόχρονη τμηματοποίηση δεκάδων διαφορετικών ανατομικών δομών, καλύπτοντας όργανα, αγγεία, οστά, μυϊκούς ιστούς, λεμφαδένες και άλλες δομές. Παρέχει πλήρως εκπαιδευμένα μοντέλα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν άμεσα, χωρίς την ανάγκη περαιτέρω εκπαίδευσης, με εξαιρετική προσαρμογή στις ιδιαιτερότητες του κάθε διαφορετικού σετ δεδομένων.

Το *TotalSegmentator* έχει σχεδιαστεί ως ένα εύχρηστο εργαλείο, υποστηρίζει δεδομένα σε μορφή *NIfTI*, και μπορεί να συνδυαστεί με άλλα εργαλεία όπως το *MONAI* για περαιτέρω ανάλυση. Το γραφικό του περιβάλλον επιτρέπει την επιλογή υποσύνολων ανατομικών περιοχών (π.χ. μόνο εγκέφαλος, πνεύμονες, καρδιά), μειώνοντας σημαντικά τον χρόνο επεξεργασίας όταν δεν απαιτείται πλήρης τμηματοποίηση ολόκληρου του σώματος. Επιπροσθέτως, δίνει την δυνατότητα για εκτέλεση σε *GPU* (Graphics Processing Unit).

Οι εφαρμογές του *TotalSegmentator* στην τμηματοποίηση εικόνας και τομογραφίας είναι πολλαπλές, ακόμα και στο πεδίο της τμηματοποίησης περιοχών της καρδιάς και των αγγείων σε εικόνες *X-ray CT* [34, 35]. Πληθώρα δημοσίων βάσεων ιατρικών εικόνων έχει σχετιστεί με το *TotalSegmentator* (Πίνακας 2).

ΠΙΝΑΚΑΣ 2			
<i>TotalSegmentator</i> σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων			
Βάση Δεδομένων	Εφαρμογή	Format	Απεικονιστικό σύστημα
<u>LiTS</u>	Τμηματοποίηση του ήπατος και καρκινικών αλλοιώσεων	Various formats available	<i>X-ray CT</i>
<u>WORD</u>	Τμηματοποίηση 16 οργάνων	DICOM, NIfTI	<i>X-ray CT</i>
<u>AMOS (2022)</u>	Τμηματοποίηση διαφόρων οργάνων της κοιλίας	NIfTI	<i>X-ray CT</i>
<u>LCTSC</u>	Τμηματοποίηση πνευμόνων	DICOM	<i>X-ray CT</i>
<u>CT-ORG</u>	Τμηματοποίηση 6 οργάνων	DICOM	<i>X-ray CT</i>

2.2.3 *VISTA3D*

Το *VISTA3D* (Volumetric Interactive Segmentation with Transformers for Anatomy) [16] είναι ένα σύγχρονο μοντέλο βαθιάς μάθησης που χρησιμοποιείται στην αυτόματη

τμηματοποίηση τρισδιάστατων ιατρικών εικόνων για την αναγνώριση 127 διαφορετικών ανατομικών δομών, συμπεριλαμβανομένων οργάνων, οστών, αγγείων και μαλακών ιστών. Έχει αναπτυχθεί από τη NVIDIA στο πλαίσιο των μοντέλων NIM (NVIDIA Inference Microservices) ⁶.

Με το *VISTA3D* είναι εφικτή η συνδυαστική διαδραστική και αυτόματη τμηματοποίηση, δίνοντας, με αυτόν τον τρόπο, την δυνατότητα στους χρήστες να παρεμβαίνουν και να βελτιώνουν τα τελικά αποτελέσματα των αυτόματων τμηματοποιήσεων με εύχρηστο τρόπο. Αυτή η προσέγγιση έχει δείξει ότι βελτιώνει τόσο την ταχύτητα ολοκλήρωσης της διαδικασίας τμηματοποίησης, όσο και την ακρίβεια των τελικών αποτελεσμάτων αξιοποιώντας και λαμβάνοντας υπόψη την εμπειρία του εξειδικευμένου χρήστη.

Το βασικό πλεονέκτημα το *VISTA3D* έναντι παρόμοιων εργαλείων είναι η δυνατότητα για ταυτόχρονη τμηματοποίηση πολλών διαφορετικών ανατομικών δομών, χωρίς να χρειάζεται εξειδικευμένη εκπαίδευση και προσαρμογή στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του κάθε διαφορετικού τύπου ιστού. Το *VISTA3D* μπορεί να συνεργαστεί και να ενσωματωθεί στο *MONAI*.

Τα δεδομένα που υποστηρίζουν το *VISTA3D* είναι συνήθως σε μορφή *NiftI*, και *DICOM*. Πληθώρα δημοσίων βάσεων ιατρικών εικόνων έχει σχετιστεί με το *VISTA3D* (Πίνακας 3).

ΠΙΝΑΚΑΣ 3			
<i>VISTA3D</i> σε δημόσιες βάσεις ιατρικών δεδομένων			
Βάση Δεδομένων	Εφαρμογή	Format	Απεικονιστικό σύστημα
<u>BTCV</u>	Τμηματοποίηση οργάνων κοιλίας	<i>NiftI</i>	<i>X-ray CT</i>
<u>VerSe</u>	Τμηματοποίηση σπονδύλων	<i>NiftI</i>	<i>X-ray CT</i>
<u>WORD</u>	Τμηματοποίηση 16 οργάνων	<i>DICOM, NiftI</i>	<i>X-ray CT</i>
<u>AMOS (2022)</u>	Τμηματοποίηση διαφόρων οργάνων της κοιλίας	<i>NiftI</i>	<i>X-ray CT</i>
<u>CT-ORG</u>	Τμηματοποίηση 6 οργάνων	<i>DICOM</i>	<i>X-ray CT</i>

⁶ <https://docs.nvidia.com/nim/medical/vista3d/latest/index.html>

2.3 Μη εποπτευόμενη μορφολογική τμηματοποίηση εικόνας

Η μέθοδος μη εποπτευόμενης μορφολογικής τμηματοποίησης εικόνας που παρουσιάζεται σε αυτήν την ενότητα, αναπτύχθηκε αποκλειστικά για τις ανάγκες του παρόντος έργου [36]. Βασίζεται σε μια in-house μορφολογική προσέγγιση τμηματοποίησης, η οποία αξιοποιεί στοιχειώδεις συνδέσεις μεταξύ των σημείων μιας εικόνας με βάση την ένταση φωτεινότητάς τους.

Η αρχή λειτουργίας είναι η σταδιακή διασύνδεση των εικονοστοιχείων της εικόνας, εξασφαλίζοντας ότι το κάθε εικονοστοιχείο συνδέεται σε κάθε βήμα με τους γείτονές του με την εγγύτερη προς τα πάνω και προς τα κάτω ένταση φωτεινότητας.

Συγκεκριμένα, εντός μιας γειτονιάς (2Δ ή 3Δ) N_p του εκάστοτε εικονοστοιχείου p ορίζονται δύο τελεστές δ_+ και δ_- που υλοποιούν αντίστοιχα αυτές τις προς τα πάνω και προς τα κάτω συνδέσεις σύμφωνα με τις εξισώσεις 1 και 2:

$$\delta_+[f](p) = \begin{cases} \inf_{\{x \in N_p: f(x) > f(p)\}} f(x) & \text{αν } \sup_{x \in N_p} f(x) > f(p) \\ f(p) & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (1)$$

$$\delta_-[f](p) = \begin{cases} \sup_{\{x \in N_p: f(x) < f(p)\}} f(x) & \text{αν } \inf_{x \in N_p} f(x) < f(p) \\ f(p) & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (2)$$

Αυτός ο τρόπος διασύνδεσης διαμορφώνει ένα μονοπάτι μέσα από το οποίο τα εικονοστοιχεία συνδέονται βάσει των συσχετίσεων με τα τοπικά ακρότατα. Εφαρμόζοντας επαναληπτικά την παραπάνω διαδικασία, το κάθε εικονοστοιχείο τελικά αντιστοιχίζεται σε δύο πηγαία σημεία (source points) – το εγγύτερο τοπικό ελάχιστο και μέγιστο αντίστοιχα – τα οποία λειτουργούν ως αναφορές για την τμηματοποίηση.

Για την ενίσχυση της ποιότητας της τμηματοποίησης, υλοποιήθηκε επιπλέον μία διαδικασία διασύνδεσης και συγχώνευσης των πηγαίων σημείων, βασισμένη σε γράφους, στην οποία τα πηγαία σημεία συνδέονται μέσω των γειτόνων τους σε έναν γράφο που κατευθύνει την τμηματοποίηση, επιτρέποντας με αυτό τον τρόπο την ανίχνευση δομών μεγαλύτερης τάξης μέσα στην εικόνα. Αυτή η επαναληπτική διαδικασία εγγυάται ότι η τμηματοποίηση βελτιώνεται ιεραρχικά, διατηρώντας τις αρχικές σχέσεις έντασης και τα ανατομικά χαρακτηριστικά.

Η ανωτέρω μέθοδος δημοσιεύτηκε το 2024 στο 6ο Παγκόσμιο Συνέδριο για τη Γονιδιωματική, τις Νευροεπιστήμες, τη Θεραπευτική και την Καινοτομία Δεδομένων:

- D. Arampatzis, et al., *A comparative study of unsupervised and deep learning methods for automatic segmentation of abdominal aortic aneurysm on CT images – Preliminary results*. in *Proceedings of the 6th Genomics, Neuroscience, Therapeutics, and Data Innovation Summit (GeNeDIS)*, 2024.

3. Πορεία ανάπτυξης Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας: Δοκιμές και ενδιάμεσα Αποτελέσματα

3.1 Εισαγωγή

Αξιοποιώντας τα εργαλεία που επιλέχθηκαν, αναπτύχθηκαν και προσαρμόστηκαν στις απαιτήσεις του παρόντος έργου για την τμηματοποίηση εικόνων *X-ray CT* με *AKA*, πραγματοποιήθηκαν διάφορες δοκιμές και μελέτες τόσο στα δεδομένα που συλλέχθηκαν αποκλειστικά για τις ανάγκες του παρόντος έργου, όσο και σε δημόσια διαθέσιμα δεδομένα.

Στις παρακάτω ενότητες παρουσιάζονται οι κύριες μελέτες που πραγματοποιήθηκαν και συνέβαλαν στην επιλογή και την τελική διαμόρφωση του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας του **SAFE-AORTA**. Συγκεκριμένα στην ενότητα 3.2.1 παρουσιάζεται μεθοδολογία με χρήση του MONAI, στην 3.2.2 μεθοδολογία με χρήση του *TotalSegmentator*, και στην 3.2.3 η μεθοδολογία του *VISTA3D*, ενώ στην συνέχεια του κειμένου θα αναφερόμαστε στις τρεις αυτές διαφορετικές υλοποιήσεις ως «Προσέγγιση 1», «Προσέγγιση 2» και «Προσέγγιση 3» αντίστοιχα.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία:

- I. Theocharakis, et al., *A comparative study of machine learning systems in abdominal aortic segmentation*, in *International Conference on Applied Physics, Simulation and Computing (APSAC)*, 2025.
- C. Mavridis, et al., *Automatic Segmentation in 3D CT Images: A Comparative Study of Deep Learning Architectures for the Automatic Segmentation of the Abdominal Aorta*. Electronics, 2024. **13**(24): p. 4919.
- D. Arampatzis, et al. *A comparative study of unsupervised and deep learning methods for automatic segmentation of abdominal aortic aneurysm on CT images – Preliminary results*. in *Proceedings of the 6th Genomics, Neuroscience, Therapeutics, and Data Innovation Summit (GeNeDIS)*, 2024.
- Vagenas TP, Vezakis I, Kakkos I, Mavridis C, Economopoulos T, Anastasiou A, Raptis A, Manopoulos C, Matsopoulos GK. *Self-Supervised Pre-Training with Intensity Guided Masking for Enhanced Aorta Segmentation in CT*. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*. 2025 Jul;2025:1-7. doi: 10.1109/EMBC58623.2025.11253827. PMID: 41337183.
- P. Sarantides, A. Raptis, E. Koutoulakis, E. Markodimitrakis, D. Mathioulakis, K. Moulakakis, J. Kakisis, and C. Manopoulos, “Image segmentation, modeling and computational structural analysis of patient-specific abdominal aortic aneurysms including intraluminal thrombus through a semi-automated workflow,” in *11th International Conference from “Scientific Computing to Computational Engineering” (IC-SCCE)*, 2024.

3.2 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 1)

Ο σκοπός αυτής της μελέτης ήταν η συγκριτική αξιολόγηση προ-εκπαιδευμένων δικτύων του *MONAI* και του *TotalSegmentator* στην αυτόματη τμηματοποίηση εικόνων *X-ray CT* με *AKA*.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία:

- *I. Theocharakis, et al., A comparative study of machine learning systems in abdominal aortic segmentation, in International Conference on Applied Physics, Simulation and Computing (APSAC), 2025.*

3.2.1 Υλικό

Ανώνυμα δεδομένα *X-ray CT* από 19 περιπτώσεις με *AKA* και μέγιστη διάμετρο ≥ 40 mm, παραχωρήθηκαν από την Α΄ Αγγειοχειρουργική Κλινική του Γενικού Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ». Η συλλογή και χρήση των δεδομένων εγκρίθηκε από την Επιτροπή Ηθικής του Γ.Π.Ν. «ΑΤΤΙΚΟΝ» (Αρ. Πρωτ. 168/19-02-2025), καθώς και από την Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (Αρ. Πρωτ. 17798/11-03-2024).

Αποκλείστηκαν από τη μελέτη ασθενείς με ανευρύσματα θωρακοκοιλιακής αορτής, καθώς και ασθενείς που δεν επιθυμούσαν να συμμετάσχουν ή/και να επιστρέψουν για επανεξέταση. Το κριτήριο ένταξης που αφορά στη μέγιστη διάμετρο του *AKA* (>40 mm) ορίστηκε βάσει των κλινικών οδηγιών, σύμφωνα με τις οποίες τα *AKA* διαμέτρου 40–49 mm προτείνεται να παρακολουθούνται ετησίως, ενώ τα *AKA* 50–55 mm ανά 3–6 μήνες. Τα εν λόγω διαστήματα παρακολούθησης επιτρέπουν τη συστηματική επανεξέταση των ασθενών και τη συγκέντρωση ιατρικών δεδομένων και στο μέλλον.

Οι συμμετέχοντες (μέση ηλικία 70 ετών, κυρίως άνδρες) υποβλήθηκαν σε σάρωση με βάση το καθιερωμένο πρωτόκολλο για τη διαχείριση του *AKA*. Η μέση μέγιστη διάμετρος του ανευρύσματος ήταν 44 mm. Οι εικόνες *DICOM* που συλλέχθηκαν έχουν διαστάσεις 512×512 pixels, ενώ ο αριθμός των τομών ανά εξέταση κυμαίνεται από 59 έως 1226 (μέσος όρος: 560). Το διάμεσο πάχος τομής είναι 1 mm.

Το annotation των εικόνων (gold standard) πραγματοποιήθηκε από διεπιστημονική ομάδα ειδικών —συμπεριλαμβανομένων ιατρών και βιοϊατρικών μηχανικών— μέσω του λογισμικού 3D Slicer⁷. Όλες οι τμηματοποιήσεις ελέγχθηκαν και επικυρώθηκαν τελικά από αγγειοχειρουργούς. Για κάθε ασθενή μετρήθηκε από τις gold standard τμηματοποιημένες εικόνες το ποσοστό του συνολικού όγκου της αορτής που αντιστοιχεί σε κάθε ασθενή ως προς το σύνολο των καταγεγραμμένων τομών. Η πληροφορία αυτή είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας της μεθόδου τμηματοποίησης, ανά τομή.

Η περιοχή που τμηματοποιήθηκε περιλαμβάνει την κοιλιακή αορτή, από το ύψος της κοιλιακής αρτηρίας έως και τη διαίρεση των κοινών λαγονίων αρτηριών. Επιπλέον, συμπεριλήφθηκαν τα αρχικά τμήματα της κοιλιακής αρτηρίας, της άνω μεσεντερίου αρτηρίας και των νεφρικών αρτηριών. Δημιουργήθηκαν ξεχωριστές μάσκες για τον αυλό της αορτής (blood lumen), τον ενδοαυλικό θρόμβο (intraluminal thrombus - *ILT*) και τις ασβεστώσεις (calcifications).

⁷ <https://www.slicer.org/>

Για τους σκοπούς της αξιολόγησης, οι ετικέτες του αυλού και του ενδοαυλικού θρόμβου συγχωνεύθηκαν σε μία ενιαία κατηγορία, καθώς τα συστήματα μηχανικής μάθησης που αξιολογήθηκαν είχαν εκπαιδευτεί (pre-trained) να τμηματοποιούν ολόκληρη την αορτή. Η συγχωνευμένη αυτή ετικέτα χρησιμοποιήθηκε ως gold standard για τη μελέτη και αποτέλεσε τη βάση σύγκρισης με τις αυτόματες μεθόδους τμηματοποίησης. Συνεπώς, ο τελικός στόχος της τμηματοποίησης ήταν η περιοχή της αορτής, περιλαμβάνοντας τόσο τον αυλό όσο και τον ενδοαυλικό θρόμβο.

3.2.2 Μεθοδολογία

Στο Innovation Hub του ΠαΔΑ ⁸ έχει εγκατασταθεί λειτουργικός *MONAI* Label Server. Ο server αυτός εκτελείται εντός περιβάλλοντος *Docker* και είναι πλήρως ενσωματωμένος σε πλατφόρμα *Kubernetes* ⁹, επιτρέποντας την επεκτασιμότητα και τη διαχείριση σε υποδομές cloud ή τοπικών πόρων. Παράλληλα, έχει αναπτυχθεί ένα Proof-of-Concept Python Script το οποίο υποστηρίζει τις βασικές λειτουργίες ολοκλήρωσης της ροής εργασίας με τον *MONAI* Label Server για την προετοιμασία και προ-επεξεργασία των δεδομένων. Το script αυτό μπορεί:

- να φορτώσει ένα *DICOM* Series από ένα φάκελο να το μετατρέψει σε *NIfTI* μορφή για τα επόμενα βήματα,
- να φορτώσει κατευθείαν ένα *NIfTI* αρχείο παρακάμπτοντας το προηγούμενο βήμα,
- να στείλει ένα request στο infer endpoint του *MONAI*,
- να πάρει την απάντηση με το *NRRD* (Nearly Raw Raster Data) φάκελο τμηματοποίησης,
- να αποθηκεύσει το αποτέλεσμα,
- να υπολογίσει το *STL* αρχείο με το τρισδιάστατο πλέγμα που περιγράφει την εξωτερική επιφάνεια της τμηματοποιημένης δομής (π.χ. της αορτής).

Χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό *MONAI* για την τμηματοποίηση ολόκληρης της περιοχής της αορτής με την αρχιτεκτονική *DynUNet* (pre-trained). Χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό *TotalSegmentator* για την αναγνώριση όλων των διαθέσιμων ανατομικών δομών, από τις οποίες διατηρήθηκε μόνο η περιοχή της αορτής.

Για την αξιολόγηση της απόδοσης της τμηματοποίησης χρησιμοποιήθηκαν δύο ευρέως αποδεκτοί και διαδεδομένοι δείκτες: ο συντελεστής Dice-Sørensen (*DSC*) [37], ο οποίος ποσοτικοποιεί την ομοιότητα/επικάλυψη μεταξύ δύο συνόλων X και Y , όπως υπολογίζεται στην εξίσωση (3), και η μέση απόσταση Hausdorff (*HD*) [38], η οποία λαμβάνει υπόψη την απόσταση μεταξύ των ορίων των τμηματοποιημένων περιοχών, όπως υπολογίζεται στην εξίσωση (4):

$$DSC(X, Y) = 2 \frac{|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (3)$$

$$HD(X, Y) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} \min_{y \in Y} d(x, y) + \frac{1}{|Y|} \sum_{y \in Y} \min_{x \in X} d(x, y) \right) \quad (4)$$

⁸ <https://ai-innohub.uniwa.gr/en/home-new/>

⁹ <https://kubernetes.io/>

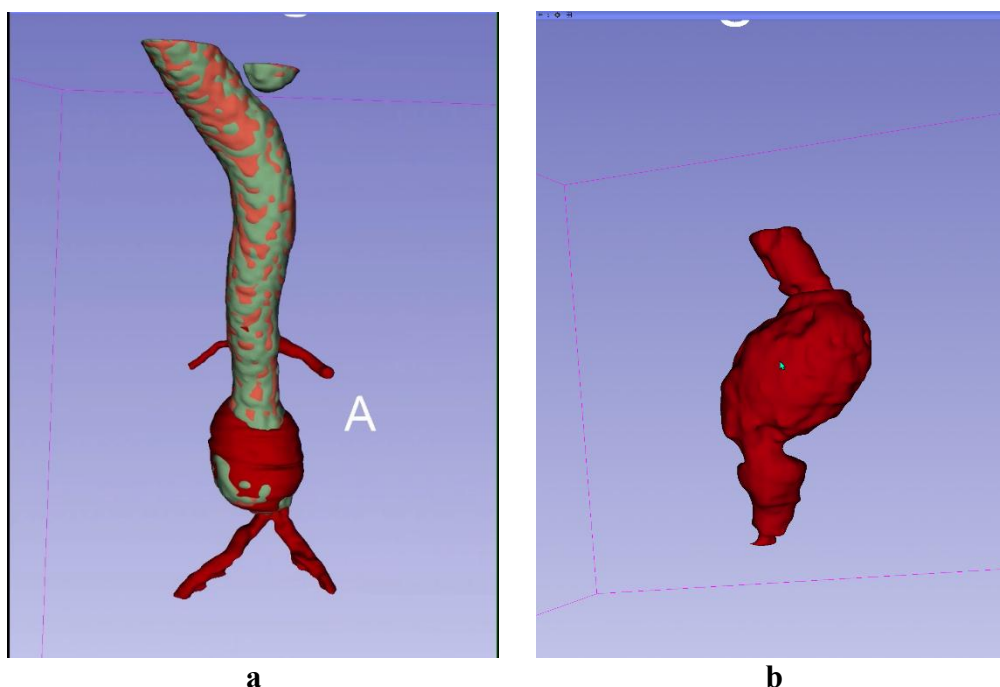
όπου $|X|$ και $|Y|$ είναι το πλήθος των στοιχείων σε κάθε σύνολο που συγκρίνεται, και $d(x,y)$ η ευκλείδεια απόσταση μεταξύ των σημείων x και y . Ο δείκτης DSC λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$, με τιμές άνω του 0.8 να θεωρούνται ικανοποιητικές. Η μέση απόσταση HD λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0,+\infty)$, με τιμές κάτω των 3 mm να θεωρούνται ιδιαίτερα καλές αντιστοιχίσεις.

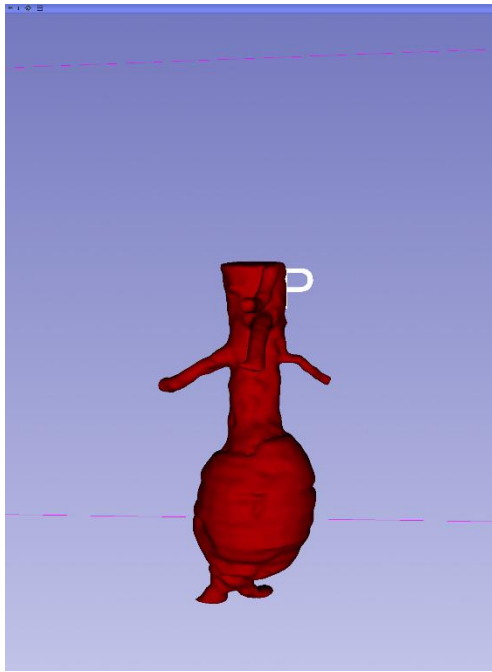
3.2.3 Αποτελέσματα και συζήτηση

Η Εικόνα 1α παρουσιάζει την επικάλυψη των τριών τμηματοποιήσεων. Η χειροκίνητη οριοθέτηση από τους ειδικούς (*gold standard*) απεικονίζεται με κόκκινο χρώμα, ενώ οι τμηματοποιήσεις από τα συστήματα *TotalSegmentator* και *MONAI* με πορτοκαλί και πράσινο χρώμα αντίστοιχα.

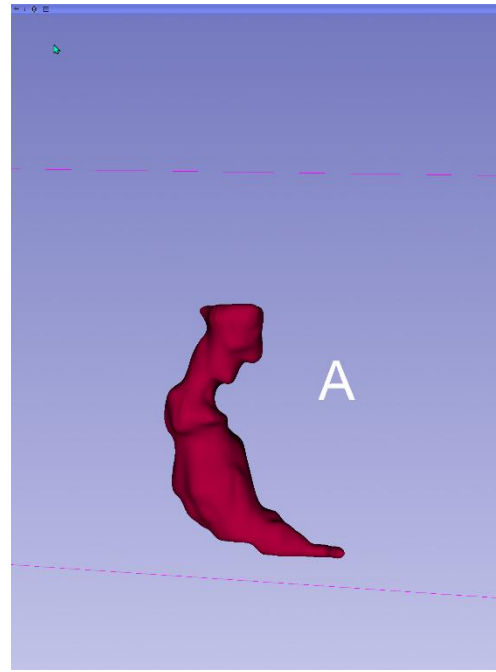
Όπως φαίνεται στην Εικόνα 1α, παρατηρούνται περιοχές υπο-τμηματοποίησης στον ενδοαυλικό θρόμβο, κυρίως στην περιοχή της διαίρεσης της κοιλιακής αορτής (aortic bifurcation), κατά μήκος του άξονα Z. Οι ιατροί τείνουν να οριοθετούν τη διαίρεση της αορτής σε χαμηλότερο επίπεδο, ενώ και τα δύο συστήματα μηχανικής μάθησης αγνοούν πλήρως τη διαίρεση (καθώς δεν έχουν εκπαιδευτεί σε αυτήν), και μετατοπίζουν ολόκληρο το εύρος της αορτής προς τα άνω. Η ασυμφωνία αυτή προκαλεί παραμορφώσεις στη σύγκριση με την περιοχή ενδιαφέροντος.

Η Εικόνα 2 παρουσιάζει ένα διπλό γράφημα που συνδυάζει τις τιμές του δείκτη DSC και της διαφοράς όγκου για το σύστημα *MONAI* σε σύγκριση με τη χειροκίνητη τμηματοποίηση των ειδικών. Όπως παρατηρείται, οι σημαντικές αποκλίσεις στον δείκτη DSC σχετίζονται άμεσα με μεγάλες διαφορές στον όγκο των τμηματοποιημένων περιοχών (π.χ. στις περιπτώσεις T1-P4, T1-P6, T1-P9 και T2-P15).

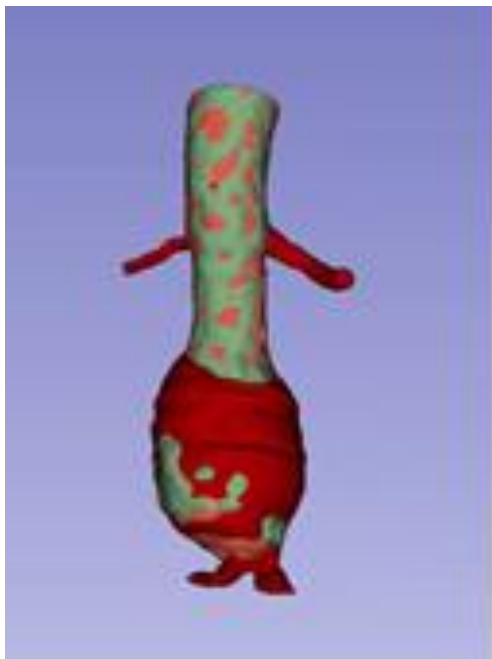




c

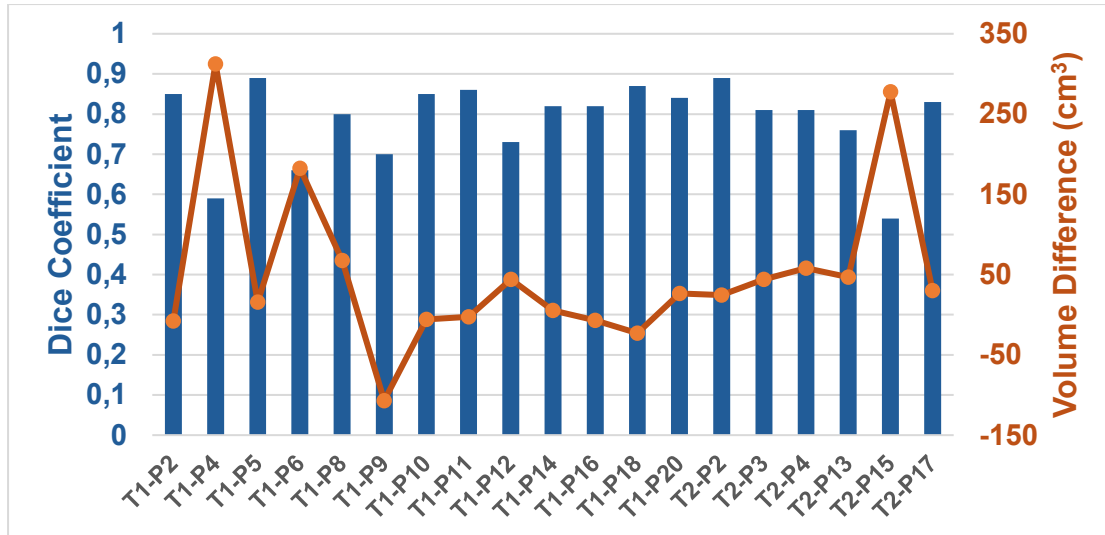


d



e

Εικόνα 1: α. Τμηματοποιημένες περιοχές της αορτής, β–δ. Τμηματοποίηση περιοχών της αορτής, ε. Τμηματοποιημένες περιοχές του αποκομμένου όγκου (με κόκκινο η οριοθέτηση των ειδικών, πορτοκαλί και πράσινο για τα συστήματα μηχανικής μάθησης *TotalSegmentator* και *MONAI*, αντίστοιχα).



Εικόνα 2: Συντελεστής Dice και διαφορά όγκου για το *MONAI* σε σύγκριση με την πρότυπη τμηματοποίηση (πριν την περικοπή).

Στον Πίνακα 4 παρουσιάζεται η απόδοση των δύο συστημάτων με βάση τους δείκτες *DSC* και *HD*. Η διάμεσος του δείκτη *DSC* ήταν παρόμοια μεταξύ των δύο μεθόδων: 0.86 (Confidence Interval (CI) [0.79, 0.87]) για το *MONAI* και 0.87 (CI: [0.80, 0.88]) για το *TotalSegmentator* ($p > 0.05$). Ομοίως, ο δείκτης *HD* παρουσίασε αμελητέα διακύμανση ($p > 0.05$), με διαμέσους 2.11 και 1.9 αντίστοιχα. Σχετικά με την περίπτωση T1-P6, παρατηρήθηκε ότι οι δείκτες και των δύο συστημάτων βρίσκονται εκτός των διαστημάτων εμπιστοσύνης και επομένως μπορεί να θεωρηθεί ως πιθανό outlier. Αυτό οφείλεται κυρίως στην παρουσία δύο διακριτών θρόμβων κατά μήκος της αορτής και στην υπο-τμηματοποίηση του αορτικού τόξου στην gold standard οριοθέτηση των ειδικών.

ΠΙΝΑΚΑΣ 4				
Απόδοση των συστημάτων <i>MONAI</i> και <i>TotalSegmentator</i> με βάση τους δείκτες Dice-Sørensen και απόστασης Hausdorff				
	Dice-Sørensen coefficient		Mean Hausdorff Distance σε mm (95% HD)	
	<i>MONAI</i>	<i>TotalSegmentator</i>	<i>MONAI</i>	<i>TotalSegmentator</i>
T1-P2	0.83	0.87	2.02 (6.99)	1.71 (6.15)
T1-P4	0.92	0.92	2.11 (9.96)	2.12 (9.87)
T1-P5	0.91	0.88	0.89 (3.06)	1.06 (2.64)
T1-P6	0.69	0.65	14.56 (49.35)	15.64 (53.57)
T1-P8	0.88	0.89	2.09 (8.96)	1.92 (8.47)
T1-P9	0.64	0.86	4.55 (13.83)	2.02 (8.99)
T1-P10	0.87	0.89	2.01 (7.12)	1.82 (6.80)
T1-P11	0.86	0.83	2.28 (8.40)	2.32 (8.58)
T1-P12	0.91	0.92	1.64 (5.77)	1.50 (5.20)
T1-P14	0.85	0.86	2.05 (7.18)	1.81 (6.05)
T1-P16	0.89	0.92	2.15 (11.10)	1.55 (7.64)

T1-P18	0.88	0.89	2.19 (7.66)	1.90 (7.27)
T1-P20	0.85	0.90	2.10 (6.60)	1.55 (6.57)
T2-P2	0.91	0.89	1.32 (3.61)	1.59 (4.23)
T2-P3	0.84	0.83	1.79 (4.68)	1.78 (4.68)
T2-P4	0.74	0.71	3.93 (15.80)	4.46 (16.92)
T2-P13	0.71	0.71	3.93 (15.80)	3.80 (13.72)
T2-P15	0.78	0.77	3.56 (13.70)	3.80 (13.72)
T2-P17	0.90	0.85	2.29 (12.81)	2.92 (14.85)
Median	0.86	0.87	2.11 (8.4)	1.90 (7.6)
Range	0.28	0.27	13.67 (46.29)	14.58 (50.93)

Παρατηρήθηκε ότι τα προεκπαιδευμένα μοντέλα που εξετάστηκαν δεν ήταν πάντοτε σε θέση να εντοπίσουν με ακρίβεια τον αυλό και τον ενδοαυλικό θρόμβο. Αυτό πιθανόν οφείλεται στο γεγονός ότι τα εν λόγω συστήματα μηχανικής μάθησης δεν έχουν εκπαιδευτεί να διακρίνουν επιμέρους υποπεριοχές. Τα παραπάνω ευρήματα αναδεικνύουν τόσο τις δυνατότητες όσο και τους περιορισμούς των σύγχρονων προεκπαιδευμένων συστημάτων όταν χρησιμοποιούνται χωρίς περαιτέρω εκπαίδευση ή προσαρμογή σε σύνθετες αγγειακές δομές, όπως η αορτή.

Η συνολική συμφωνία μεταξύ των αποτελεσμάτων της αυτόματης τμηματοποίησης και των τμηματοποιήσεων των ειδικών (gold standards) ήταν από μέτρια έως υψηλή, γεγονός που υπογραμμίζει τη σημασία της προσαρμογής σε εξειδικευμένους τομείς και της ενδεχόμενης περαιτέρω εκπαίδευσης των μοντέλων. Τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν επίσης την ανάγκη για πιο λεπτομερή σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης που να αντικατοπτρίζουν τη μεταβλητότητα των πραγματικών απεικονιστικών δεδομένων.

Παρόλο που οι δείκτες *DSC* και *HD* δεν έδειξαν στατιστικά σημαντικές διαφορές μεταξύ των δύο συστημάτων *ML*, η επιλογή του *MONAI* ως πλατφόρμα για μελλοντική χρήση βασίζεται στη δυνατότητά του να προσαρμόζεται και να εκπαιδεύεται σε εξειδικευμένες δομές, οι οποίες απουσιάζουν από γενικά προεκπαιδευμένα μοντέλα, όπως είναι ο ενδοαυλικός θρόμβος και οι ασβεστώσεις. Αυτές οι δομές έχουν άμεση κλινική σημασία, καθώς η αναγνώριση και η ακριβής τμηματοποίησή τους μπορεί να επηρεάσει αποφάσεις για την επιλογή επεμβατικής θεραπείας, την εκτίμηση του κινδύνου ρήξης ή ακόμη και τον σχεδιασμό ενδοπροθέσεων.

3.2.4 Συμπεράσματα

Για τη βελτίωση της ακρίβειας κρίθηκε ότι θα έπρεπε να αξιοποιηθούν υπάρχοντα προεκπαιδευμένα δίκτυα, με περαιτέρω εκπαίδευση (fine-tuning) σε τοπικά δεδομένα με συγκεκριμένες επισημάνσεις για *ILT* και ασβεστώσεις. Η ευελιξία του *MONAI* επιτρέπει την ενσωμάτωση των παραπάνω στρατηγικών σε μία ενιαία ροή εργασίας, προσφέροντας ένα εργαλείο που μπορεί να εξελίσσεται παράλληλα με τις κλινικές ανάγκες και ιδιαιτερότητες της εκάστοτε εφαρμογής.

3.3 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 2)

Η παρούσα ενότητα περιγράφει την ανάπτυξη και αξιολόγηση εποπτευόμενων μοντέλων βαθιάς μάθησης για την αυτόματη τμηματοποίηση της επιφάνειας της αορτής σε εικόνες *X-ray CT*. Στόχος ήταν η διερεύνηση της αποτελεσματικότητας διαφορετικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων, εκπαιδευμένων με δεδομένα από δημόσια βάση δεδομένων και από τη βάση δεδομένων του **SAFE-AORTA**, ώστε να αναδειχθεί ένα βέλτιστο μοντέλο που μπορεί να ενσωματωθεί στο τελικό εργαλείο τμηματοποίησης εικόνας του έργου.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία [39]:

- C. Mavridis, et al., *Automatic Segmentation in 3D CT Images: A Comparative Study of Deep Learning Architectures for the Automatic Segmentation of the Abdominal Aorta*. Electronics, 2024. **13**(24): p. 4919.

3.3.1 Υλικό

Για την εκπαίδευση/επικύρωση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν 56 σετ δεδομένων από τη βάση δεδομένων ελεύθερης πρόσβασης του SEG.A. 2023 Grand Challenge ¹⁰ η οποία εμπεριέχει 3D contrast-enhanced εικόνες από *X-ray CT angiography (CTA)*. Επιπλέον, χρησιμοποιήθηκαν 20 σετ δεδομένων από τα διαθέσιμα *X-ray CT* δεδομένα του **SAFE-AORTA** κατά την φάση εκπαίδευσης και αξιολόγησης. Σε αυτή την μεθοδολογία, οι τμηματοποιήσεις έγιναν στο σύνολο της κοιλιακής αορτής και μόνο, και για τα δύο σετ δεδομένων. Στα δεδομένα του έργου Safe Aorta, δεδομένου ότι οι μάσκες περιείχαν τρεις διαφορετικές περιοχές, αυτές ενοποιήθηκαν σε μια ενιαία όπου και χρησιμοποιήθηκε σε αυτή την εργασία.

3.3.2 Μεθοδολογία

Πραγματοποιήθηκε προεπεξεργασία εικόνων σύμφωνα με τα παρακάτω βήματα:

- Μετατροπή των *DICOM* εικόνων σε μορφή *NIfTI*.
- Κανονικοποίηση (normalization) και αποκοπή φωτεινότητας (clipping) βάσει των τιμών *HU* (Hounsfield Units).
- Επαναδειγματοληψία (resampling) σε κοινό voxel spacing.
- Ενίσχυση δεδομένων (augmentation) με περιστροφές, αναστροφές, μετατοπίσεις έντασης.
- Ενοποίηση των τριών επιμέρους δομών της αορτής (αυλός, θρόμβος, ασβεστώσεις) σε μια ενιαία δομή για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου.

Δοκιμάστηκαν τέσσερις διαφορετικές αρχιτεκτονικές δικτύων βαθιάς μάθησης με σκοπό τον σχεδιασμό τους για την τμηματοποίηση της περιοχής της αορτής:

- *Unet*
- *SegResNet*
- *UNETR*
- *SwinUNETR*

¹⁰ <https://multicenteraorta.grand-challenge.org/>

Η εκπαίδευση έγινε με τις εξής παραμέτρους:

- 4 samples/image.
- batch size = 2.
- optimizer: AdamW με αρχικό learning rate = $1e-3$ και exponential scheduler με συντελεστή $\gamma = 2$.
- 800 epochs.
- Loss Function: συνδυασμός Dice Loss και Focal Loss.

Οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της απόδοσης των δικτύων ήταν οι εξής:

- συντελεστής ομοιότητας Sørensen-Dice – DSC [37] για την ακρίβεια ως προς την περιοχή.
- Precision (εξίσωση 7).
- Recall (εξίσωση 8).
- συντελεστής *ASSD* (Average Symmetric Surface Distance) [40].

Η εκπαίδευση των μοντέλων έγινε με διαχωρισμό 80%-20% σε training/validation. Για τα δεδομένα του **SAFE-AORTA** εφαρμόστηκε 2-fold cross-validation. Τα αποτελέσματα συγκρίθηκαν με αυτά των γνωστών τεχνικών/εργαλείων *TotalSegmentor* και *Auto3DSeg*. Ως επέκταση της μεθόδου τμηματοποίησης αναπτύχθηκε επιπλέον μία μέθοδος αυτο-επιβλεπόμενης μάθησης για την αξιοποίηση δεδομένων χωρίς ground truth μάσκες μέσω της προ-εκπαίδευσης ενός μοντέλου *SwinUNETR*. Η μέθοδος αυτή βασίζεται σε μία παραλλαγή της τεχνικής Masked Image Modeling [41] όπου αξιοποιούνται οι τιμές HU της αξονικής τομογραφίας για να προ-εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο. Στη συνέχεια, το νευρωνικό αυτό έγινε fine-tune στο 1^ο τμήμα του συνόλου δεδομένων του **SAFE-AORTA** και αξιολόγηση στο 2^ο τμήμα.

3.3.3 Αποτελέσματα και συζήτηση

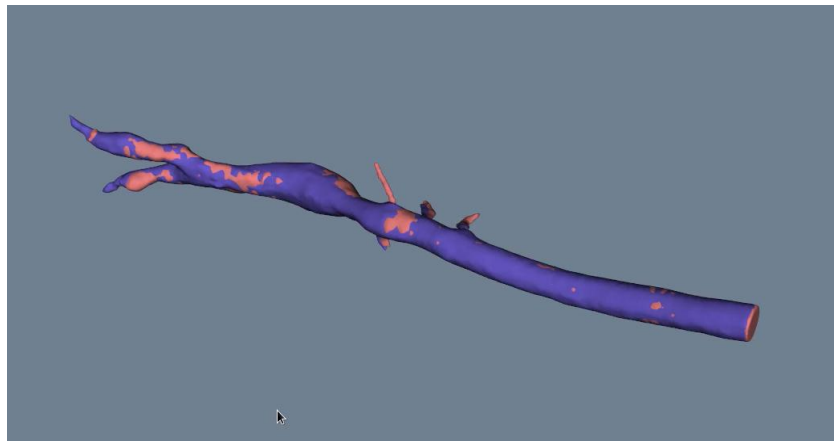
Η απόδοση διαφορετικών μοντέλων βαθιάς μάθησης στο σετ δεδομένων του **SAFE-AORTA** και για το σύνολο της κοιλιακής αορτής, παρουσιάζεται αναλυτικά στον Πίνακα 5.

Παρατηρήθηκε πως στις περισσότερες περιπτώσεις υπερτερεί η αρχιτεκτονική Unet. Το μέσο Dice coefficient του βέλτιστου μοντέλου (σε δείγμα 18 εικόνων) ήταν 0.887. Παράδειγμα τρισδιάστατης τμηματοποίησης της αορτής παρουσιάζεται στην Εικόνα 3. Το ανακατασκευασμένο 3D μοντέλο απεικονίζεται με μωβ χρώμα ενώ το ground truth με ροζ χρώμα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 5

Απόδοση διαφορετικών μοντέλων βαθιάς μάθησης στο σετ δεδομένων του **SAFE-AORTA** για την κοιλιακή αορτή συνολικά

Μοντέλο	DSC	Recall	Precision	ASSD
<i>Unet</i>	88.67% (6.9%)	88.77% (10.2%)	89.05% (5.0%)	0.04 (0.02)
<i>SegResNet</i>	81.35% (12.9%)	74.90% (17.8%)	91.86% (3.8%)	0.06 (0.02)
<i>UNETR</i>	79.76% (12.8%)	84.27% (10.5%)	76.65% (16.5%)	0.05 (0.02)
<i>SwinUNETR</i>	85.29% (9.1%)	86.37% (12.2%)	85.12% (7.9%)	0.05 (0.02)



Εικόνα 3: Παράδειγμα τρισδιάστατης τμηματοποίησης της αορτής. Το ανακατασκευασμένο 3D μοντέλο απεικονίζεται με μωβ χρώμα ενώ το ground truth με ροζ χρώμα.

3.3.4 Συμπεράσματα

Οι κύριες κατευθύνσεις βελτίωσης στην ανωτέρω μεθοδολογία κρίθηκε ότι αφορούσαν την καλύτερη προσαρμογή του pre-trained μοντέλου από τη βάση δεδομένων ελεύθερης πρόσβασης στα δεδομένα του **SAFE-AORTA**, καθώς και τη χρήση ακμών και αποστάσεων για τη βελτίωση της τμηματοποίησης των μικρότερων αρτηριών.

3.4 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 3)

Όπως και στην προηγούμενη ενότητα, έτσι και σε αυτήν την ενότητα γίνεται η διερεύνηση διαφορετικών αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων, εκπαιδευμένων με

δεδομένα από δημόσια βάση δεδομένων και από τη βάση δεδομένων του **SAFE-AORTA**, ώστε να αναδειχθεί ένα βέλτιστο μοντέλο που μπορεί να ενσωματωθεί στο τελικό εργαλείο τμηματοποίησης εικόνας του έργου.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία:

- P. Sarantides, A. Raptis, E. Koutoulakis, E. Markodimitrakis, D. Mathioulakis, K. Moulakakis, J. Kakisis, and C. Manopoulos, “Image segmentation, modeling and computational structural analysis of patient-specific abdominal aortic aneurysms including intraluminal thrombus through a semi-automated workflow,” in *11th International Conference from “Scientific Computing to Computational Engineering” (IC-SCCE)*, 2024.

3.4.1 Υλικό

Στο πλαίσιο της παρούσας έρευνας, αναπτύχθηκαν και αξιολογήθηκαν δύο διακριτές μεθοδολογικές προσεγγίσεις για την ανάλυση της αορτής, με διαφοροποίηση ως προς τις τεχνικές επεξεργασίας και το πλήθος των δεδομένων του έργου **SAFE-AORTA**.

Η πρώτη μελέτη εστιάζει στην ανάπτυξη ενός υβριδικού πλαισίου για την αυτοματοποιημένη ανάλυση της αορτής. Η μεθοδολογία αυτή συνδυάζει ένα μοντέλο Βαθιάς Μάθησης και κλασικές τεχνικές Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνας για τον ακριβή εντοπισμό, διαχωρισμό και την κατάτμηση των υπο-περιοχών. Για την υλοποίηση αυτής της προσέγγισης, αξιοποιήθηκε αποκλειστικά η πρώτη υπο-ομάδα δεδομένων της βάσης **SAFE-AORTA** (n=16).

Η δεύτερη μελέτη βασίστηκε αποκλειστικά σε τεχνικές Βαθιάς Μάθησης για την κατάτμηση. Στην περίπτωση αυτή, χρησιμοποιήθηκε το ένα μεγαλύτερο σύνολο των διαθέσιμων δεδομένων της βάσης **SAFE-AORTA**, ενσωματώνοντας και τις δύο ομάδες ασθενών, με συνολικό πληθυσμό 44 ασθενών.

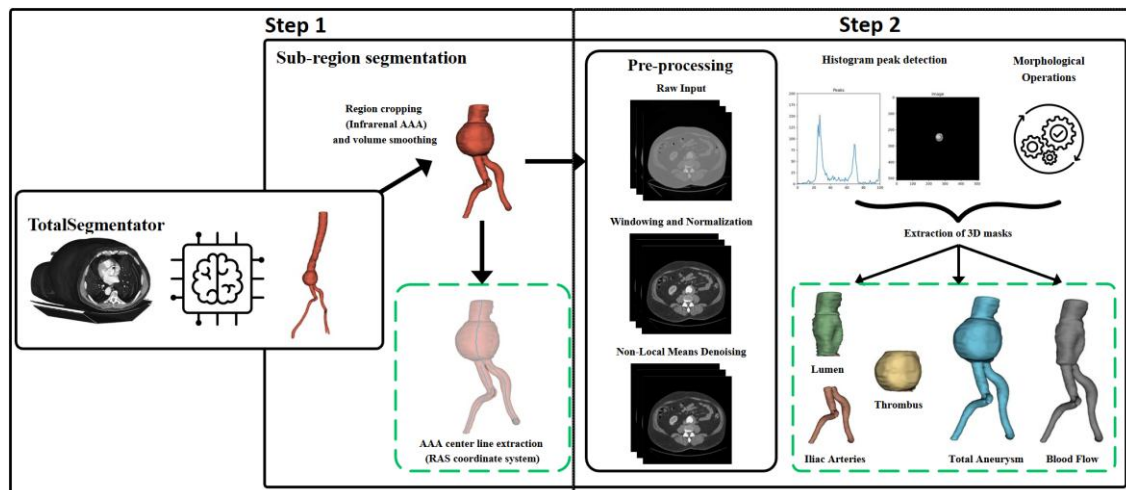
3.4.2 Μεθοδολογία

Για τους σκοπούς τις εργασίας χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο *TotalSegmentator*, το οποίο βασίζεται στην αρχιτεκτονική *nn-U-Net* [22], για την αξιόπιστη κατάτμηση της αορτής και των λαγόνιων αρτηριών. Προκειμένου να βελτιωθεί η ακρίβεια στον διαχωρισμό του ενδοαυλικού θρόμβου από τον αυλό, εφαρμόστηκε μία εξειδικευμένη αλυσίδα προ-επεξεργασίας. Αυτό περιλάμβανε τον περιορισμό της φωτεινότητας (clipping) για την εστίαση στο εύρος τιμών Hounsfield (*HU*) της αορτής και τη χρήση του αλγορίθμου Non-Local Means (*NLM*) για τη μείωση του θορύβου με παράλληλη διατήρηση των ακμών. Ο τελικός διαχωρισμός πραγματοποιήθηκε μέσω στατιστικής ανάλυσης του ιστογράμματος εκμεταλλευόμενος τη διτροπική κατανομή των εντάσεων που προκύπτει από την παρουσία του σκιαγραφικού μέσου

- **Αρχική κατάτμηση:** Εφαρμογή του προ-εκπαιδευμένου μοντέλου *TotalSegmentator* για την παραγωγή της μάσκας της αορτής και των λαγόνιων αρτηριών από τα αρχικά δεδομένα.
- **Καθαρισμός περιοχών ενδιαφέροντος:** Απομόνωση των voxels που ανήκουν στην αορτή, περιορίζοντας το υπολογιστικό πεδίο για τα επόμενα στάδια.
- **Προ-επεξεργασία εικόνας:**

- Περιορισμός των τιμών έντασης για την εξάλειψη άσχετων ανατομικών δομών (οστά αέρας) Εφαρμογή αλγορίθμου αποθορύβωσης (Non-Local Means) [42] για την εξομάλυνση του θορύβου στο εσωτερικό του θρόμβου, διευκολύνοντας τον διαχωρισμό των κορυφών στο ιστόγραμμα.
- **Ανάλυση ιστογράμματος:** Παραγωγή του ιστογράμματος των τιμών φωτεινότητας εντός της μάσκας και αυτόματος εντοπισμός των δύο κύριων κορυφών.
- **Κατάτμηση των Υποπεριοχών:** Εφαρμογή κατωφλισμού με βάση το ελάχιστο σημείο μεταξύ των δύο κορυφών του ιστογράμματος για τον διαχωρισμό του θρόμβου (χαμηλότερη ένταση) από τον αυλό (υψηλότερη ένταση)
- **3D Αναπαράσταση και Εξομάλυνση:** Παραγωγή της τρισδιάστατης επιφάνειας και εφαρμογή φίλτρων εξομάλυνσης για την άρση των ακανόνιστων ορίων που προκύπτουν από την κατάτμηση σε επίπεδο voxel.

Η Εικόνα 4 παρουσιάζει την μεθοδολογία καθώς και αντικείμενα που έχουν εξαχθεί.



Εικόνα 4: Διάγραμμα ροής μεθοδολογίας τμηματοποίησης με βάση το μοντέλο *TotalSegmentator*.

Πραγματοποιήθηκε μια επιπλέον προσέγγιση βαθιάς μάθησης με στοχο την αυτοματοποιημένη κατάτμηση των τριών περιοχών κλινικού ενδιαφέροντος: θρόμβος, αυλός και των ασβεστώσεων. Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του αλγορίθμου αξιοποιήθηκαν αποκλειστικά τα δεδομένα της βάσης του **SAFE-AORTA**, ενώ η αρχιτεκτονική που επιλέχθηκε είναι το Context-Infused Swin-UNet (CIS-UNet). Η πειραματική διαδικασία αναλύεται στα ακόλουθα στάδια:

Πραγματοποιήθηκε μια επιπλέον προσέγγιση βαθιάς μάθησης με στόχο την αυτοματοποιημένη κατάτμηση των τριών περιοχών κλινικού ενδιαφέροντος: θρόμβος, αυλός και των ασβεστώσεων. Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του αλγορίθμου αξιοποιήθηκαν αποκλειστικά τα δεδομένα της βάσης του **SAFE-AORTA**, ενώ η αρχιτεκτονική που επιλέχθηκε είναι το Context-Infused Swin-UNet (CIS-UNet). Η πειραματική διαδικασία αναλύεται στα ακόλουθα στάδια:

- Προ-επεξεργασία των δεδομένων, η οποία περιλάμβανε: (α) μετατροπή του μορφότυπου των αρχείων από *DICOM* σε *NIfTI* αφού πρώτα πραγματοποιήθηκε επαναδειγματοληψία των 3D δεδομένων για την ομογενοποίηση των διαστάσεων, (β) αποκοπή της φωτεινότητας και κανονικοποίηση των 3D δεδομένων.
- Επαύξηση δεδομένων, η οποία περιλάμβανε: (α) αναστροφή, περιστροφή, μεταβολή έντασης, αποκοπή, αποκοπή αρνητικών περιοχών.
- Δοκιμάστηκε μία αρχιτεκτονική βαθιάς μάθησης: Context-Infused Swin-UNet (*CIS-UNet*) [43].
- Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε βάση των ακόλουθων παραμέτρων:

Learning rate	10 ⁻⁴
Patch size	128*128*128
Batch size	1
Number of samples	4 samples/volume
Optimizer	AdamW
Loss function	Dice Cross entropy loss

- Οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για το validation ήταν οι: Dice-Similarity Coefficient (*DSC*), Mean Surface Distance (*MSD*).
- Για την παρακολούθηση της εκπαίδευσης του μοντέλου σε πραγματικό χρόνο χρησιμοποιήθηκε η ανοιχτού-κώδικα πλατφόρμα MLFlow ¹¹.
- Για την εκπαίδευση/επικύρωση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν 44 ασθενείς από τα διαθέσιμα δεδομένα του ***SAFE-AORTA***, εκ των οποίων 34 χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση και τα υπόλοιπα 10 για την αξιολόγηση του μοντέλου.

ΠΙΝΑΚΑΣ 6		
Απόδοση μοντέλου βαθιάς μάθησης ανά περιστατικό		
Αναγνωριστικό Περιστατικού	Dice (Αυλός)	Dice (Θρόμβος)
T1-P4	0.74	0.80
T1-P2	0.90	0.79
T1-P8	0.83	0.69
T1-P9	0.84	0.73
T1-P10	0.54	0.76
T1-P11	0.83	0.75
T1-P12	0.88	-
T1-P14	0.87	0.77
T1-P16	0.92	0.65

¹¹ <https://mlflow.org/>

T1-P18	0.90	0.87
T2-P2	0.80	-
T2-P3	0.78	-
T2-P4	0.90	-
T2-P17	0.93	-
T2-P15	0.91	-
T2-P13	0.80	-
Overall Score	0.85 ± 0.10	0.760.06

3.4.3 Αποτελέσματα και συζήτηση

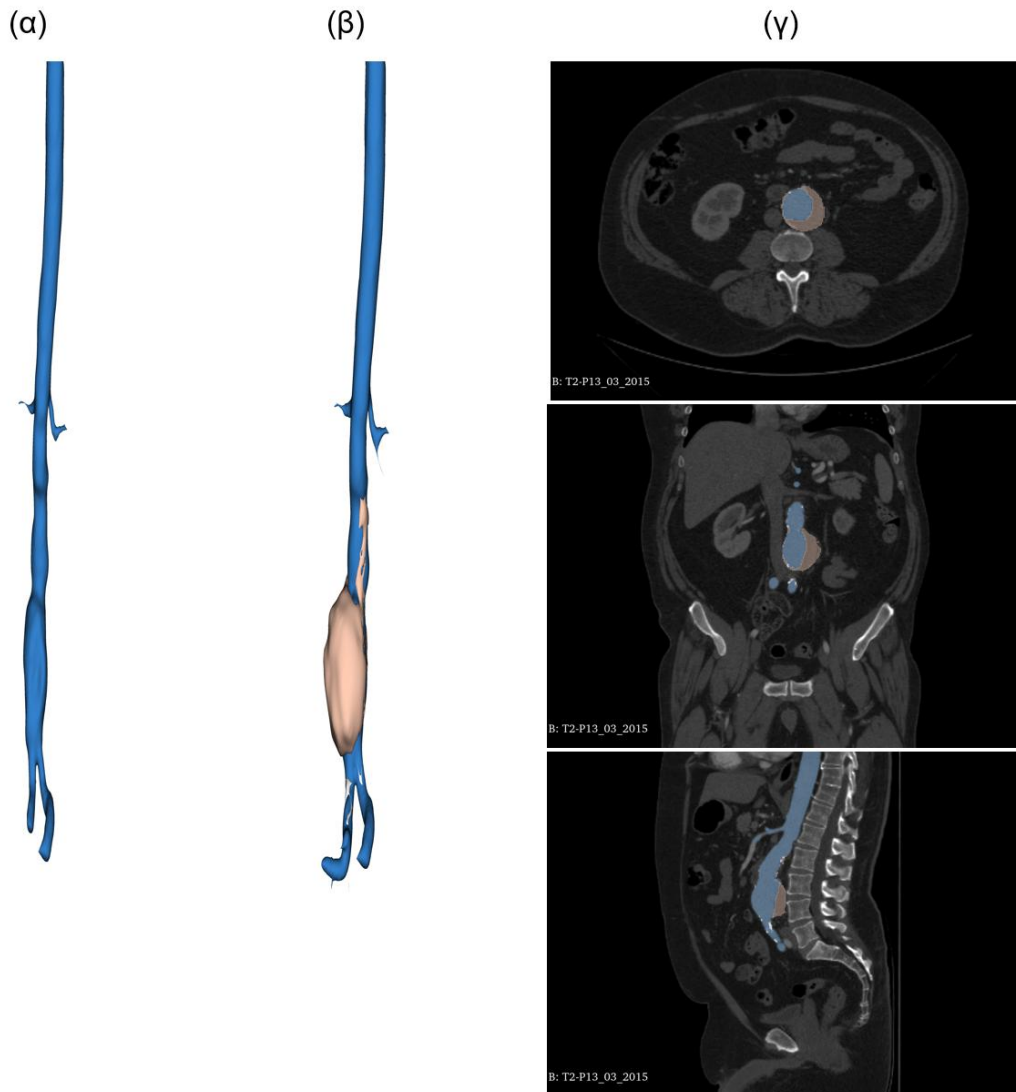
Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν ήταν 44 ασθενείς της βάσης **SAFE-AORTA**. Για την αντικειμενική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου και τη διασφάλιση της γενικευσιμότητάς του, υιοθετήθηκε η στρατηγική της διασταυρούμενης επικύρωσης 4 πτυχών (4-fold cross-validation). Σε κάθε πτυχή (fold), τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε σύνολο εκπαίδευσης (34 ασθενείς) και σύνολο αξιολόγησης (10 ασθενείς). Τα συνολικά αποτελέσματα της ανωτέρω μεθοδολογίας παρουσιάζονται στον Πίνακα 6. Η Εικόνα 5 παρουσιάζει την ποιοτική ανάλυση δείγματος από ασθενή που δεν έχει διαθέσιμη μάσκα του θρόμβου και ασβεστώσεων. Η Εικόνα 6 παρουσιάζει τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης με την χρήση του *CIS-UNet*.

ΠΙΝΑΚΑΣ 7

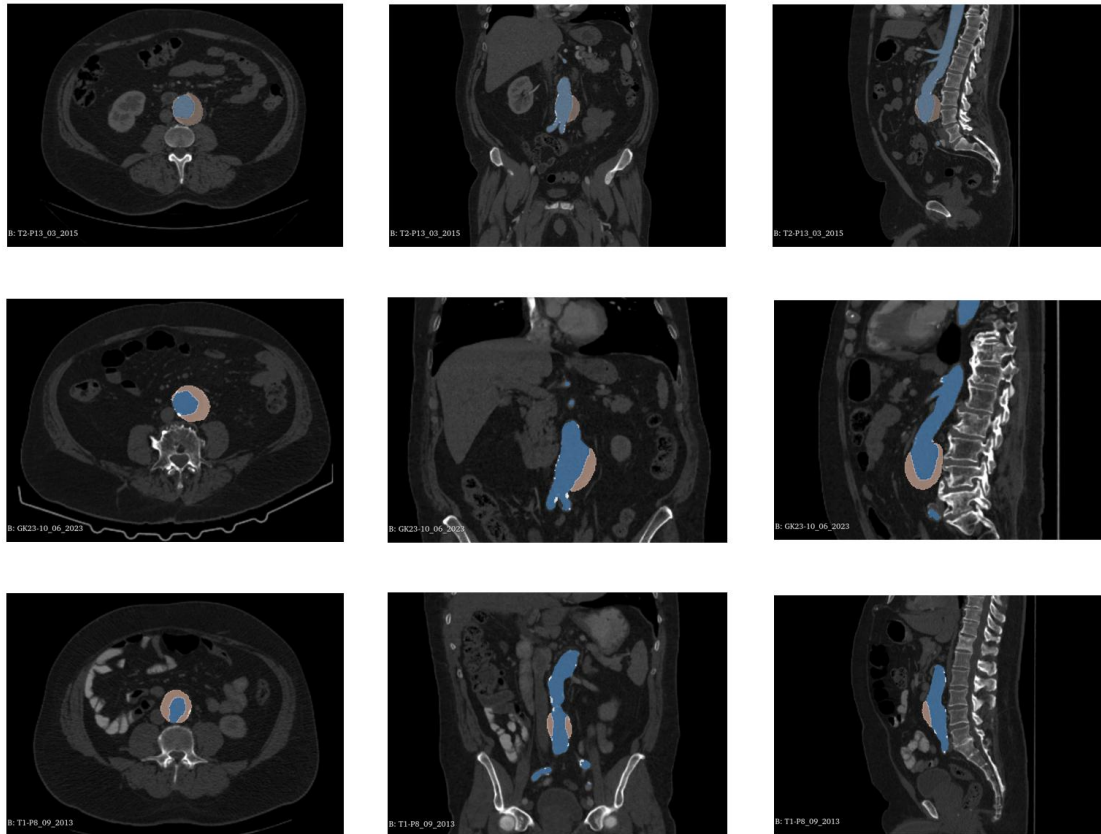
Απόδοση μοντέλου βαθιάς μάθησης στις διάφορες ανατομικές δομές, για διαφορετικές δοκιμές (*folds*)

<i>Fold</i>	Αυλός		Θρόμβος		Ασβεστώσεις	
	<i>DSC</i>	<i>MSD</i>	<i>DSC</i>	<i>MSD</i>	<i>DSC</i>	<i>MSD</i>
1*	0.82±0.13	2.70±2.14	0.72±0.21	2.58±2.88	0.40±0.08	6.72±6.96
2**	0.87±0.07	1.59±1.37	0.80±0.11	1.19±0.56	0.39±0.22	10.30±16.79
3***	0.88±0.06	2.24±1.84	0.69±0.33	4.27±5.45	0.45±0.21	4.98±4.74
4	0.85±0.10	3.39±3.86	0.81±0.08	1.61±0.97	0.43±0.20	6.67±7.90

* Δύο ασθενείς αποκλείστηκαν από την αξιολόγηση διότι δεν υπήρχαν διαθέσιμες κατατμήσεις (θρόμβου και ασβεστώσεων)
** Ένας ασθενής αποκλείστηκε από την αξιολόγηση διότι δεν υπήρχαν διαθέσιμες κατατμήσεις (θρόμβου και ασβεστώσεων)
*** Τρεις ασθενείς αποκλείστηκαν από την αξιολόγηση διότι δεν υπήρχαν διαθέσιμες κατατμήσεις (θρόμβου και ασβεστώσεων)



Εικόνα 5: Ποιοτική ανάλυση δείγματος από ασθενή που δεν έχει διαθέσιμη μάσκα του θρόμβου και σβεστώσεων. (α) 3D απεικόνιση αυλού κατατμημένη από κλινικό ιατρό, (β) 3D απεικόνιση αυλού (μπλε), θρόμβου (ροζ) και σβεστώσεων (λευκό) αυτόματα κατατμημένη από το εκπαιδευμένο μοντέλο *CIS-UNet*, (γ) υπέρθεση των τμηματοποιήσεων πάνω στα αρχικά δεδομένα. Σε αυτή την περίπτωση παρατηρείτε ότι το μοντέλο είναι ικανό να τμηματοποιήσει τις υποπεριοχές αυτές.



Εικόνα 6: Ποιοτική ανάλυση του *CIS-UNet*. Οι τμηματοποιήσεις που υπάρχουν στις παραπάνω εικόνες είναι αυτόματα παραγμένες με τη χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου. Οι περιοχές ενδιαφέροντος είναι ο αυλός (μπλε), ο θρόμβος (ροζ), και οι ασβεστώσεις (άσπρο).

3.4.4 Συμπεράσματα

Κρίνεται ότι η βελτίωση των αποτελεσμάτων θα μπορούσε να γίνει με την απόκτηση και ενσωμάτωση μεγαλύτερου όγκου δεδομένων. Παράλληλα, δόθηκε έμφαση στη βελτίωση και διόρθωση των προβλημάτων που αφορούσαν την προσαρμογή του μοντέλου από δεδομένα ελεύθερης πρόσβασης στα εξειδικευμένα δεδομένα του έργου, με σκοπό την αύξηση της ακρίβειας και της σταθερότητας των τελικών αποτελεσμάτων.

3.5 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 4)

Ο σκοπός της μελέτης ήταν η αξιοποίηση της προεκπαίδευσης του *VISTA3D* σε μεγάλης κλίμακας δεδομένα *X-ray CT*, ώστε να προσαρμοστεί αποτελεσματικά στο εξειδικευμένο πρόβλημα τμηματοποίησης του αορτικού αυλού και του ενδοαυλικού θρόμβου. Η διαδικασία υλοποιήθηκε μέσω τυποποιημένης προεπεξεργασίας, λεπτορύθμισης (finetuning) των αυτόματων και διαδραστικών κλάδων του μοντέλου με στρατηγική προτροπών, και εφαρμογής ολισθαίνοντος συμπερασμού και μεταεπεξεργασίας για παραγωγή συνεκτικών τρισδιάστατων αποτελεσμάτων. Με αυτόν τον τρόπο, το *VISTA3D* δομήθηκε ως ένα ειδικά προσαρμοσμένο εργαλείο υψηλής ακρίβειας τμηματοποίησης σε εικόνες *X-ray CT* με *AKA* για τον εντοπισμό περιοχών με *Lumen* και *ILT*.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία:

1. Vagenas TP, Vezakis I, Kakkos I, Mavridis C, Economopoulos T, Anastasiou A, Raptis A, Manopoulos C, Matsopoulos GK. Self-Supervised Pre-Training with Intensity Guided Masking for Enhanced Aorta Segmentation in CT. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc.* 2025 Jul;2025:1-7. doi: 10.1109/EMBC58623.2025.11253827. PMID: 41337183.
2. Mavridis, C.; Vagenas, T.P.; Economopoulos, T.L.; Vezakis, I.; Petropoulou, O.; Kakkos, I.; Matsopoulos, G.K. Automatic Segmentation in 3D CT Images: A Comparative Study of Deep Learning Architectures for the Automatic Segmentation of the Abdominal Aorta. *Electronics* 2024, 13, 4919. <https://doi.org/10.3390/electronics13244919>

3.5.1 Υλικό

Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν ανώνυμα δεδομένα *X-ray CT* από 121 άτομα με *AKA* και μέγιστη διάμετρο ≥ 40 mm, τα οποία παραχωρήθηκαν από την Α΄ Αγγειοχειρουργική Κλινική του Γενικού Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ». Η συλλογή και χρήση των δεδομένων εγκρίθηκε από την Επιτροπή Ηθικής του Γ.Π.Ν. «ΑΤΤΙΚΟΝ» (Αρ. Πρωτ. 168/19-02-2025), καθώς και από την Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (Αρ. Πρωτ. 17798/11-03-2024). Αποκλείστηκαν από τη μελέτη ασθενείς με ανευρύσματα θωρακοκοιλιακής αορτής, καθώς και ασθενείς που δεν επιθυμούσαν να συμμετάσχουν ή/και να επιστρέψουν για επανεξέταση. Για την εκπαίδευση και αξιολόγηση αυτών των μοντέλων, τα διαθέσιμα δεδομένα (121) χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης (94) και δεδομένα αξιολόγησης (27).

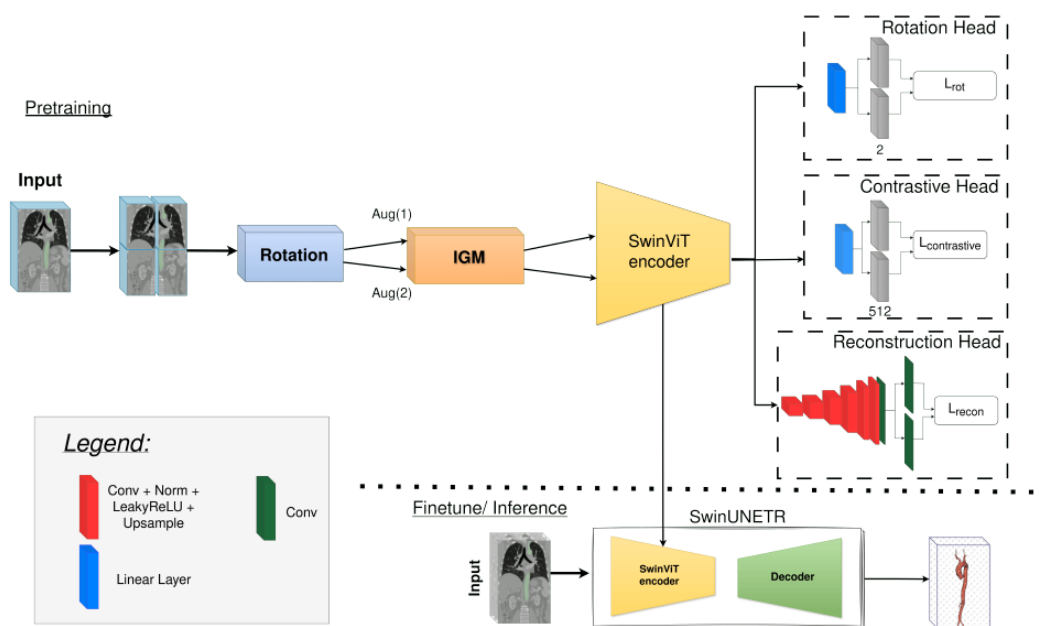
3.5.2 Μεθοδολογία προεκπαίδευσης βασισμένη στο πλαίσιο *SwinUNETR-IGM*

Μετά τη διερεύνηση των παραπάνω μοντέλων βαθιάς μάθησης για τμηματοποίηση αναπτύχθηκε επιπλέον μία μέθοδος αυτο-επιβλεπόμενης μάθησης (Self-supervised learning- SSL) για την αξιοποίηση δεδομένων χωρίς ground truth μάσκες μέσω της προ-εκπαίδευσης ενός μοντέλου *SwinUNETR*. Η μέθοδος αυτή βασίζεται σε μία παραλλαγή της τεχνικής Masked Image Modeling [41] όπου αξιοποιούνται οι τιμές HU

της αξονικής τομογραφίας για να προ-εκπαιδευτεί το νευρωνικό δίκτυο. Στη συνέχεια, το νευρωνικό αυτό έγινε finetune στο 1ο τμήμα του συνόλου δεδομένων του SAFE-AORTA και αξιολόγηση στο 2ο τμήμα.

Η βασική αρχιτεκτονική της προτεινόμενης μεθόδου παρουσιάζεται στην Εικόνα 7. Το ανώτερο τμήμα απεικονίζει τη στρατηγική προ-εκπαίδευσης όπου ένα αρχικό ζεύγος τρισδιάστατων εικόνων υφίσταται μετασχηματισμό περιστροφής πριν εισέλθει στη μονάδα Intensity Guided Masking (IGM) η οποία επιλέγει τυχαία ένα κέντρο και ένα εύρος εντάσεων και δημιουργεί τη μάσκα για την απόκρυψη του τμήματος της εικόνας που θα χρησιμοποιηθεί κατά το SSL. Στη συνέχεια, οι μορφοποιημένες εικόνες των όγκων εισάγονται στον κωδικοποιητή SwinViT για την παραγωγή ενός διανύσματος χαρακτηριστικών το οποίο θα χρησιμοποιηθεί στα επόμενα SSL τμήματα.

Τα τμήματα περιστροφής και contrastive learning περιλαμβάνουν ένα MLP επίπεδο που αποδίδει την κλάση περιστροφής και το διάνυσμα χαρακτηριστικών για τις αντίστοιχες απώλειες (L_{rot}, L_{cont}). Το τμήμα ανακατασκευής αποτελείται από έναν αποκωδικοποιητή με συνελκτικά τμήματα και μονάδες υπερδειγματοληψίας για την ανακατασκευή των 3Δ τμημάτων πριν εφαρμοστεί η μάσκα απόκρυψης για την απώλεια L_{recon} . Ο κωδικοποιητής εκπαιδύεται με τον συνδυασμό των τριών συνιστωσών απώλειας. Το δεύτερο τμήμα παρουσιάζει τη διαδικασία βελτιστοποίησης η οποία φορτώνει τον προ-εκπαιδευμένο κωδικοποιητή και εκπαιδύει ολόκληρο το δίκτυο SwinUNETR για την τμηματοποίηση της αορτής.



Εικόνα 7: Το επάνω μέρος παρουσιάζει την προτεινόμενη στρατηγική προ-εκπαίδευσης βασισμένη στην μάσκα καθοδηγούμενη από την φωτεινότητα (IGM), ενώ το κάτω μέρος απεικονίζει τη διαδικασία βελτιστοποίησης για την τμηματοποίηση.

Πιο συγκεκριμένα η μονάδα IGM λαμβάνει υπόψη ότι στις εικόνες αξονικής τομογραφίας (CT) το εύρος των μονάδων Hounsfield μπορούν να συσχετιστούν με συγκεκριμένα ανατομικά μέρη του σώματος (π.χ. τιμές για οστά και μαλακούς ιστούς και όργανα – π.χ. ήπαρ ≈ 50 , φλοιώδες οστό > 1000). Έτσι χρησιμοποιούμε μια μονάδα που αποκρύπτει τμήματα της εικόνας όπου οι τιμές φωτεινότητας αντιστοιχούν σε ένα τυχαία επιλεγμένο εύρος και το δίκτυο μαθαίνει να τα ανακατασκευάζει.

Η μονάδα λαμβάνει ως είσοδο το κέντρο C και το πλάτος W του παραθύρου, το οποίο ορίζει το εύρος των εντάσεων στις οποίες θα εφαρμοστεί η μάσκα. Η εφαρμογή της μάσκας ορίζεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$M(I) = \begin{cases} 0 & \text{if } (C - \frac{W}{2}) \leq I \leq (C + \frac{W}{2}) \\ 1 & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (5)$$

και η εικόνα έπειτα από την εφαρμογή της μάσκας παράγεται από την ακόλουθη σχέση:

$$I_{masked} = M \circ I \quad (6)$$

όπου το \circ δηλώνει τον πολλαπλασιασμό ανά στοιχείο που χρησιμοποιείται για την εφαρμογή της μάσκας.

Το επόμενο βασικό κομμάτι της μεθοδολογίας που θα αναλυθεί είναι η συνάρτηση απωλειών: Η πλήρης συνάρτηση απώλειας για την προ-εκπαίδευση SSL είναι ένας συνδυασμός απωλειών που περιλαμβάνει την απώλεια ανακατασκευής, την απώλεια αντίθεσης (contrastive) και την απώλεια βασισμένη στην περιστροφή. Οι δύο τελευταίες απώλειες βασίζονται στην εργασία. Το τμήμα ανακατασκευής αποτελείται από έναν αποκωδικοποιητή με συνελκτικά μπλοκ και τις μονάδες υπερδειγματοληψίας (5 blocks όπως φαίνεται στην (Εικόνα 7)), με σκοπό την ανακατασκευή των όγκων χωρίς μάσκα για την απώλεια ανακατασκευής (Σφάλμα Μέσου Τετραγώνου — Mean Squared Error (MSE)):

$$L_{recon} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{rec} - I_{true})^2 \quad (7)$$

Για την απώλεια αντίθεσης, οι όγκοι εισόδου και οι μετατροπές τους, εισάγονται στο δίκτυο του κωδικοποιητή. Οι αναπαραστάσεις περνούν μέσα από ένα γραμμικό επίπεδο και τα διανύσματα εξόδου συγκρίνονται. Η απώλεια επιβάλλει υψηλή ομοιότητα ανάμεσα σε μια εικόνα και την μετασχηματισμένη εκδοχή της ενώ διατηρεί χαμηλότερη ομοιότητα με άλλες εικόνες. Υπολογίζεται με συνημίτονο ομοιότητας σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση:

$$L_{cont} = -\log \frac{\exp\left(\frac{\text{sim}(z_i, z_j)}{t}\right)}{\sum_k^{2N} 1_{k \neq i} \exp\left(\frac{\text{sim}(z_i, z_k)}{t}\right)} \quad (8)$$

όπου το z_i δηλώνει την αναπαράσταση του τμήματος αντίθεσης, το t δηλώνει την παράμετρο θερμοκρασίας και το 1 είναι μία συνάρτηση-δείκτης που παίρνει την τιμή 1 μόνο αν $k \neq i$.

Για τη απώλεια βασισμένη στην περιστροφή, ο όγκος εισόδου περιστρέφεται τυχαία γύρω από τον άξονα z κατά μία από τέσσερις γωνίες (0° , 90° , 180° ή 270°). Στη συνέχεια, ένα γραμμικό επίπεδο συνδέεται με τον κωδικοποιητή για να προβλέψει τις πιθανότητες της γωνίας περιστροφής και εφαρμόζεται μια απώλεια διασταυρούμενης εντροπίας. Η συνολική απώλεια SSL είναι το άθροισμα των προηγούμενων απωλειών :

$$L = L_{recon} + L_{contr} + L_{rot} \quad (9)$$

3.5.3 Μεθοδολογία προεκπαίδευσης βασισμένη στο πλαίσιο VISTA3D

3.5.3.1 Προεκπαίδευση βασισμένη στο πλαίσιο VISTA3D

Το VISTA3D [16] είναι ένα μεγάλης κλίμακας θεμελιώδες μοντέλο τρισδιάστατης τμηματοποίησης (3D foundation segmentation model), το οποίο είναι ικανό τόσο για πλήρως αυτόματη τμηματοποίηση, όσο και για διαδραστική τμηματοποίηση σε ογκομετρικά δεδομένα *x-ray CT*. Βασίζεται σε κωδικοποιητή SegResNet [31] τριών διαστάσεων (3D SegResNet encoder), ο οποίος επεξεργάζεται την είσοδο σε τυποποιημένα τεμάχια $128 \times 128 \times 128$, επιτρέποντας αποδοτική εκπαίδευση για μεγάλα ογκομετρικά δεδομένα.

Ο κωδικοποιητής αυτός, ο οποίος έχει εκπαιδευτεί σε 11.454 σαρώσεις *x-ray CT* που καλύπτουν κοιλιακούς, θωρακικούς, οστικούς και παθολογικούς τομείς, λειτουργεί ως ένα ενοποιημένο πλαίσιο χαρακτηριστικών (unified feature backbone) για όλες τις λειτουργίες τμηματοποίησης. Μετά τον κωδικοποιητή, η αρχιτεκτονική διακλαδίζεται σε δύο εξειδικευμένους αποκωδικοποιητές (specialized decoders).

Ο αυτόματος κλάδος (automatic branch) αντικαθιστά την παραδοσιακή συνάρτηση softmax πολλαπλών κλάσεων (multi-class softmax) με μια δυαδική μέθοδος αποκωδικοποίησης βασισμένη σε είσοδο από τον χρήστη (promptable binary-decoding approach), όπου κάθε μία από τις 127 υποστηριζόμενες ανατομικές κλάσεις αναπαρίστανται από ένα εκπαιδευμένο διάνυσμα ενσωμάτωσης (learned embedding vector).

Ένα πολυεπίπεδο perceptron μετατρέπει το επιλεγμένο embedding σε παραμέτρους συνελίξεων, οι οποίες παράγουν έναν χάρτη πιθανοτήτων για τη συγκεκριμένη κλάση, επιτρέποντας ανεξάρτητες δυαδικές προβλέψεις, και συμβατότητα με μερικώς επισημασμένα σύνολα δεδομένων τα οποία διαθέτουν ετικέτες για μερικές μόνο κλάσεις. Ο κλάδος αυτός χρησιμοποιεί δικό του αποκωδικοποιητή με συνδέσεις παράκαμψης (skip connections), παρέχοντας υψηλής ανάλυσης τμηματοποίηση ειδική για κάθε κλάση.

Ο δεύτερος κλάδος υποστηρίζει διαδραστική και μηδενικής προηγούμενης γνώσης τμηματοποίηση. Επεξεργάζεται θετικά και αρνητικά τρισδιάστατα κλικ χρήστη χρησιμοποιώντας έναν μηχανισμό βασισμένο σε transformer, ο οποίος συγχωνεύει τις διανυσματικές αναπαραστάσεις των σημείων (point embeddings) με τα υπερ-δειγματοληπτημένα χαρακτηριστικά του κωδικοποιητή (upsampled encoder features) μέσω πλήρους τρισδιάστατης διασταυρούμενης προσοχής (full 3D cross-attention). Αυτός ο αποκωδικοποιητής παράγει τοπικές μάσκες γύρω από την περιοχή του κλικ και ενσωματώνει πρόσθετα διανύσματα ενσωμάτωσης ώστε να διαχειρίζεται αμφίβολα όρια κλάσεων.

Η εκπαίδευση ακολουθεί τέσσερα στάδια:

- Στάδιο 1: Εκπαιδεύεται από κοινού ο κωδικοποιητής και ο διαδραστικός κλάδος χρησιμοποιώντας συνθετικές ακολουθίες κλικ που παράγονται από επισημάνσεις, ψευδο-ετικέτες και υπερ-voxel, ώστε να μάθει επαναληπτική διόρθωση και τρισδιάστατη ενοποίηση αντικειμένων (3D objectness).
- Στάδιο 2: Εστιάζει σε σπάνιες και σύνθετες κλάσεις μέσω υπερδειγματοληψίας των εμφανίσεών τους και περιορισμού της εποπτείας σε πλήρως επισημασμένα δεδομένα, βελτιώνοντας την ευαισθησία του διαδραστικού κλάδου σε μικρές ή ακανόνιστες δομές.
- Στάδιο 3: Ο κωδικοποιητής παγώνει και εκπαιδεύεται ο αυτόματος κλάδος με μάσκες δυαδικής τμηματοποίησης βάσει δυαδικών μασκών ενεργοποιούμενων από τις κλάσεις (class-prompted binary masks), διδάσκοντας αξιόπιστη τμηματοποίηση ειδική για κάθε κλάση.
- Στάδιο 4: Ο αυτόματος κλάδος βελτιστοποιείται περαιτέρω χρησιμοποιώντας συνθετικές βλάβες που παράγονται από *MAISI* [44].

Συνδυάζοντας έναν ενιαίο κωδικοποιητή (shared encoder), έναν δυαδικό προτροπικό αυτόματο αποκωδικοποιητή (binary promptable automatic decoder) και έναν διαδραστικό αποκωδικοποιητή βασισμένο σε μετασχηματιστή (transformer-based interactive decoder), το *VISTA3D* διαμορφώνει ένα ενιαίο σύστημα τμηματοποίησης.

3.5.3.2 Πλαίσιο λεπτορύθμισης για τμηματοποίηση Αυλού και Θρόμβου

Η στρατηγική εκπαίδευσης (fine-tuning) που αναπτύχθηκε στο πλαίσιο της προτεινόμενης μεθοδολογίας τμηματοποίησης προσαρμόζει το θεμελιώδες μοντέλο *VISTA3D*, το οποίο αρχικά προεκπαιδεύτηκε σε 11.454 σαρώσεις *x-ray CT* και 127 ανατομικές κλάσεις. Στη συγκεκριμένη εφαρμογή του έργου ***SAFE-AORTA***, εκπαιδεύτηκε και αξιολογήθηκε για την τμηματοποίηση του αυλού της αορτής (aortic lumen) και του ενδοαυλικού θρόμβου (intraluminal thrombus, *ILT*) σε εικόνες *x-ray CT* με ενδοφλέβιο σκιαγραφικό.

Η μεθοδολογία διατηρεί τις αρχιτεκτονικές αρχές του *VISTA3D*, συμπεριλαμβανομένου του κοινού κωδικοποιητή *SegResNet* και των δύο αποκωδικοποιητών για αυτόματα και διαδραστική τμηματοποίηση (dual automatic/interactive decoders), ενώ ταυτόχρονα αναδιαμορφώνει τους μηχανισμούς εκπαίδευσης, τη λογική των προτροπών (prompting logic) και τη διατύπωση των ετικετών, ώστε να εξυπηρετεί ένα εστιασμένο πρόβλημα τριών κλάσεων (background, lumen, *ILT*).

Η ροή εκπαίδευσης υλοποιείται υποστηριζόμενη από προσαρμοσμένες βοηθητικές συναρτήσεις για δημιουργία προτροπών (prompt generation), συγχώνευση μασκών (mask merging) και δειγματοληψία του συνόλου δεδομένων.

3.5.3.3 Προετοιμασία δεδομένων και κατασκευή ετικετών

Πριν από τη λεπτομερή ρύθμιση, όλες οι εξεταζόμενες περιπτώσεις δεδομένων υφίστανται την ακόλουθη τυποποιημένη διαδικασία προεπεξεργασίας:

- Εναρμόνιση προσανατολισμού σε RAS+ (Orientation harmonization to RAS+).

- Επαναδειγματοληψία (resampling) σε σχεδόν ιστροπικό βηματισμό voxel (1.0x1.0x1.5) κατάλληλο για λεπτομέρεια επιπέδου αορτής.
- Κανονικοποίηση εντάσεων *HU* με min–max scaling.
- Εμπλουτισμός δεδομένων (augmentation) χρησιμοποιώντας μετατοπίσεις ιστογράμματος εντάσεων, τυχαία αντίθεση (random contrast), τυχαίο zoom και δειγματοληψία τμημάτων (patches) με ισορροπία κλάσεων.

Αυτό διασφαλίζει ότι κάθε εκπαιδευτικό patch περιέχει ουσιαστικές δομές της αορτής και ισορροπημένη αναπαράσταση τόσο των voxels του αυλού όσο και του *ILT*.

3.5.3.4 Αρχικοποίηση μοντέλου και ρυθμίσεις εκπαίδευσης (Model Initialization and Training Configuration)

Το μοντέλο δημιουργείται χρησιμοποιώντας το διαθέσιμο μοντέλο *VISTA3D* με φόρτωση των προεκπαιδευμένων βαρών. Η εκπαίδευση χρησιμοποιεί τον βελτιστοποιητή AdamW (AdamW optimizer) με χρονοπρογραμματισμό ρυθμού μάθησης τύπου συνημίτονου (cosine-annealed learning-rate scheduling) καθ’ όλη τη διάρκεια των εποχών. Η συνάρτηση απώλειας (loss function) ακολουθεί τον μηχανισμό απώλειας του *VISTA3D* συνδυάζοντας Dice και διασταυρούμενη εντροπία (cross-entropy), αλλά εφαρμοζόμενη σε δυαδική βάση ανά κλάση (promptable binary-per-class fashion), όπως ορίζεται από τις αυτόματες και διαδραστικές κεφαλές (automatic and interactive heads).

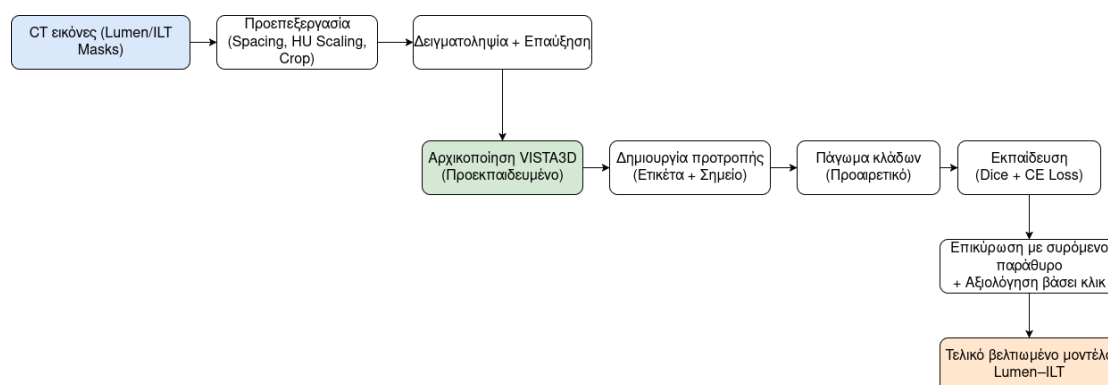
3.5.3.5 Στρατηγική εποπτείας βάσει προτροπών (Prompt-Based Supervision Strategy)

Ένα κεντρικό στοιχείο της ροής εκπαίδευσης (fine-tuning) είναι η στρατηγική δημιουργίας προτροπών (prompt generation strategy). Η στρατηγική αντικατοπτρίζει τους αρχικούς μηχανισμούς εποπτείας του *VISTA3D* παρέχοντας τόσο προτροπές ετικετών (label prompts) όσο και προτροπές σημείων (point prompts) για κάθε τρισδιάστατο patch. Οι προτροπές σημείων δειγματοληπτούνται ως τρισδιάστατες συντεταγμένες μέσα στο προσκήνιο ή στην περιβάλλουσα ανατομία. Κατά την εκπαίδευση, τα patches διοχετεύονται ταυτόχρονα και στους δύο κλάδους του μοντέλου, αυτόματο και διαδραστικό, επιτρέποντας στο μοντέλο να βελτιώνει από κοινού όλους τους τύπους προτροπών.

Το script εκπαίδευσης υποστηρίζει έναν ελεγχόμενο μηχανισμό παγώματος κλάδων. Ανάλογα με τη ρύθμιση του πειράματος η εκπαίδευση μπορεί προσωρινά να σταματάει, είτε την αυτόματη κεφαλή (automatic head), είτε τη διαδραστική κεφαλή (interactive head). Όταν ολοκληρωθεί η περίοδος παύσης και οι δύο κλάδοι «ξεπαγώνουν» και συνεχίζουν τη εκπαίδευση υπό το πλήρες σχήμα προτροπών.

Η εκπαίδευση γίνεται σε επίπεδο τμημάτων (patches) χρησιμοποιώντας δειγματοληψία με ισορροπία κλάσεων. Κάθε patch συσχετίζεται με ένα σύνολο προτροπών και δυαδικών масκών που προκύπτουν από τις πολυκλαστικές ετικέτες. Οι έξοδοι εποπτεύονται με την υβριδική απώλεια Dice–cross-entropy, η οποία λαμβάνει μέσο όρο σε όλες τις κλάσεις για τις οποίες δόθηκαν προτροπές και αντιστοιχίζεται στις αντίστοιχες μάσκες τους. Η εφαρμογή του μοντέλου για την πρόβλεψη σε πλήρη όγκο εκτελείται χρησιμοποιώντας συμπερασμό με ολίσθηση παραθύρου (sliding-window inference).

Η πλήρης ροή (fine-tuning) συνοψίζεται στην Εικόνα 8:



Εικόνα 8: Πλήρης ροή μοντέλου τμηματοποίησης εικόνας με χρήση του *VISTA3D*.

3.5.3.6 Τελικές παρατηρήσεις μοντέλου

Μέσω της διαδικασίας fine-tuning, το *VISTA3D* προσαρμόζεται σε ένα εξειδικευμένο μοντέλο για το **SAFE-AORTA**: την τμηματοποίηση τριών κλάσεων του αορτικού αυλού και του ενδοαυλικού θρόμβου σε *X-ray CT*. Η προσέγγιση διατηρεί τα βασικά στοιχεία του μοντέλου, την αυτόματη προτροπική αποκωδικοποίηση, την αλληλεπιδραστική τμηματοποίηση με μετασχηματιστή και τον ενοποιημένο κωδικοποιητή, ενώ προσθέτει στοχευμένες επεκτάσεις, όπως προσαρμοσμένη ροή δεδομένων, δομημένες προτροπές, ισορροπημένη δειγματοληψία και εκπαίδευση ευαίσθητη στις διαφορετικές κλάσεις και κλάδους του μοντέλου. Το τελικό αποτέλεσμα δείχνει ότι το *VISTA3D* μπορεί να μεταφέρει αποτελεσματικά τη γνώση που απέκτησε από εκτεταμένη προεκπαίδευση σε ιατρικά δεδομένα και να προσφέρει αξιόπιστη, υψηλής ακρίβειας τμηματοποίηση στην παθολογία της αορτής.

3.5.3.7 Εφαρμογή του μοντέλου για την παραγωγή προβλέψεων των ανατομικών δομών

Το προτεινόμενο πλαίσιο συμπερασμού για την τμηματοποίηση αυλού και *ILT* με το *VISTA3D* προσφέρει μια πλήρως αυτοματοποιημένη διαδικασία που ξεκινά από την προεπεξεργασία των *x-ray CT* εικόνων και καταλήγει σε τμηματοποιήσεις συμβατές με τα αρχικά μεταδεδομένα της εικόνας. Κάθε εικόνα *x-ray CT* υπόκειται σε τυποποιημένους, αναστρέψιμους μετασχηματισμούς, κανονικοποίηση προσανατολισμού, επαναδειγματοληψία voxel spacing, και κλιμάκωση εντάσεων.

Ο συμπερασμός βασίζεται στην παραλλαγή του *VISTA3D* που περιγράφηκε παραπάνω, η οποία διατηρεί τον προεκπαιδευμένο κωδικοποιητή *SegResNet* και τις κεφαλές αυτόματης και σημειακής τμηματοποίησης, αλλά αφαιρεί κάθε εξάρτηση από προτροπές που βασίζονται σε προυπάρχουσες μάσκες. Αντίθετα, λειτουργεί αποκλειστικά με προτροπές κλάσης (υπόβαθρο, αυλός, *ILT*). Κατά την εμπρόσθια διέλευση, το μοντέλο παράγει χαρακτηριστικά και logits ανά κλάση, με δυνατότητα εσωτερικής επαναληπτικής βελτίωσης που βασίζεται μόνο στις ίδιες τις προβλέψεις του.

Η διαδικασία συμπερασμού υλοποιείται με ολίσθηση παραθύρου σε 3Δ πλακίδια, όπου κάθε patch του όγκου επεξεργάζεται από το μοντέλο και τα logits συνδυάζονται μέσω Gauss-weighted σύντηξης ώστε να παραχθεί μια ομαλή, συνεκτική πρόβλεψη για

ολόκληρο τον όγκο. Τέλος, όλοι οι μετασχηματισμοί προεπεξεργασίας αντιστρέφονται και η τμηματοποίηση επιστρέφει στον χώρο της αρχικής *x-ray CT* εικόνας με παρεμβολή πλησιέστερου γείτονα. Η αποθήκευση γίνεται με τρόπο συνεπή με τα μεταδεδομένα, διατηρώντας affine, spacing και προσανατολισμό σε μορφή *NIfTI*, εξασφαλίζοντας έτσι πλήρη συμβατότητα με κλινικές και ερευνητικές ροές εργασίας.

3.5.3.8 Μετα-επεξεργασία και δημιουργία πλέγματος (*mesh*)

Η διαδικασία μετα-επεξεργασίας και δημιουργίας πλέγματος μετατρέπει τους προβλεπόμενους 3D χάρτες ετικετών αυλού και *ILT* σε ανατομικά ακριβή μοντέλα *STL*, εφαρμόζοντας μια ακολουθία βημάτων που διατηρεί τη χωρική γεωμετρία και τα μεταδεδομένα του αρχικού *x-ray CT*. Κάθε αρχείο τμηματοποίησης φορτώνεται μαζί με το spacing, το direction matrix και το origin, από τα οποία παράγονται ξεχωριστοί δυαδικοί όγκοι για τον αυλό, το *ILT* και τον συνδυασμό τους. Η εξαγωγή επιφανειών πραγματοποιείται μέσω marching cubes (isovalue 0.5), με τις παραγόμενες κορυφές να μετασχηματίζονται από τον χώρο των voxel indices σε φυσικές συντεταγμένες ασθενούς, εξασφαλίζοντας σωστή γεωμετρική τοποθέτηση.

Για την ενίσχυση της ποιότητας του παραγόμενου πλέγματος, το σύστημα μπορεί να εφαρμόσει προαιρετική δυαδική διάταξη της μάσκας με τρισδιάστατο σφαιρικό στοιχείο (ακτίνα = 1 voxel), πριν από εκ νέου εξαγωγή της επιφάνειας. Ακολουθεί επιδιόρθωση τοπολογικών ασυνεχειών χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο MeshFix [45], καθώς και εξομάλυνση μέσω Laplacian filtering ($\lambda=0.9$, 15 iterations), διαδικασίες που στοχεύουν σε πιο σταθερά και ομοιόμορφα πλέγματα χωρίς να αλλοιώνουν τη συνολική μορφή ή το κέντρο μάζας της ανατομικής δομής.

Τα τελικά πλέγματα εξάγονται ως *STL*, επιτρέποντας συνεπή απεικόνιση, περαιτέρω μετρήσεις ή μεταγενέστερη υπολογιστική προσομοίωση. Η διαδικασία διατηρεί πλήρως όλα τα απαραίτητα μεταδεδομένα εξασφαλίζοντας συμβατότητα με κλινικές και υπολογιστικές ροές εργασίας.

Βασικές παράμετροι:

- Marching cubes isovalue: 0.5
- Προαιρετική διάταξη: ball(radius=1)
- Mesh repair: pymeshfix.MeshFix
- Smoothing: Laplacian filter ($\lambda=0.9$, 15 iterations)
- Πλήρης διατήρηση μεταδεδομένων (spacing, direction, origin)

3.5.3.9 Αξιολόγηση μοντέλου

Οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση της απόδοσης της ανωτέρω μεθοδολογίας ήταν οι εξής:

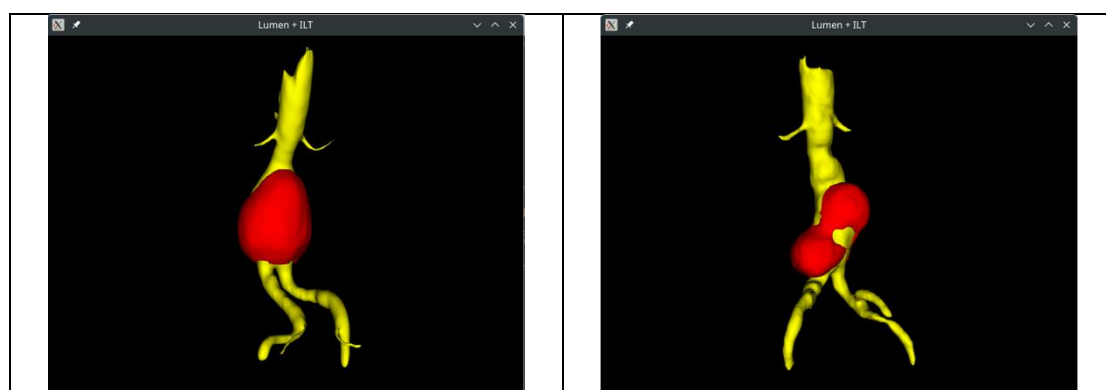
- συντελεστής ομοιότητας Sørensen-Dice – DSC [37].
- Δείκτης *IoU* Jaccard [46].
- συνελεστής *ASSD* (Average Symmetric Surface Distance) [40].
- μέση απόσταση Hausdorff (*HD*) [38].

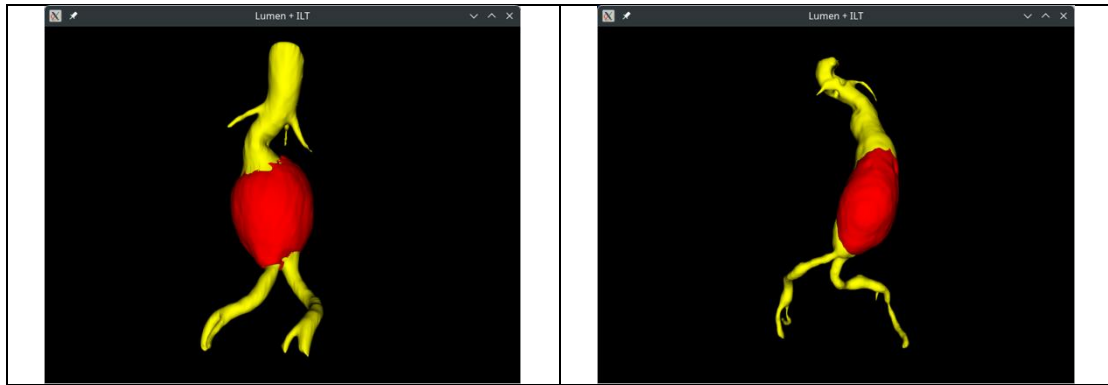
3.5.4 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα του μοντέλου σε σύγκριση με την προεκπαίδευση του SwinUNETR που παρουσιάστηκε λεπτομερώς και στο κεφάλαιο 3.3 (Αναφορά 1 Κεφαλαίου 3.5) για Lumen και *ILT* παρουσιάζονται στον Πίνακα 8.

ΠΙΝΑΚΑΣ 8					
Μετρικές απόδοσης του <i>VISTA3D</i> για την τμηματοποίηση του αυλού και του <i>ILT</i>					
	Model	<i>DSC</i>	<i>Jaccard</i>	<i>ASSD</i> (mm)	<i>Mean HD</i> (mm)
Lumen	<i>VISTA3D</i>	0.8286±0.1041	0.7196±0.1432	5.1393±3.0793	149.7612±68.2690
Lumen	<i>SwinUNETR IGM</i>	0.8293±0.0843	0.7166±0.1180	4.6777±2.7956	72.9301±38.2578
<i>ILT</i>	<i>VISTA3D</i>	0.8296±0.1099	0.7214±0.1409	2.5290±2.8824	79.5211±93.8132
<i>ITL</i>	<i>SwinUNETR IGM</i>	0.7702±0.1477	0.6459±0.1706	2.7268±2.4489	38.5280±56.0138

Στην Εικόνα 9 παρουσιάζονται ενδεικτικά αποτελέσματα της αυτόματης τμηματοποίησης που έδωσε η παρούσα μέθοδος.





Εικόνα 9: Αποτελέσματα τμηματοποίησης σε τέσσερα διαφορετικά περιστατικά που δεν ήταν στα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο αυλός εμφανίζεται με κίτρινο χρώμα ενώ το *ILT* με κόκκινο.

3.5.5 Συμπεράσματα

Παρατηρούμε ότι βελτιώθηκαν τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης και στις δύο επιμέρους δομές με την χρήση του συγκεκριμένου μοντέλου. Αν και τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης ήταν περιορισμένα, οι δείκτες αξιολόγησης είχαν ικανοποιητικές τιμές. Η οπτική αξιολόγηση περιπτώσεων από το σύνολο δεδομένων έδειξε ότι η επικάλυψη ήταν ικανοποιητική στο μεγαλύτερο μέρος των διαθέσιμων μασκών. Ταυτόχρονα με τη χρήση της διαδικασίας μετεπεξεργασίας οι εξαγόμενες μάσκες παρουσιάζονται αρκετά ομαλές με τα χαρακτηριστικά εκείνα που απαιτούνται για τις μετρήσεις που παράγονται σε επόμενα συστήματα του **SAFE-AORTA**.

3.6 Αξιολόγηση Μοντέλων Βαθιάς Μάθησης (Προσέγγιση 5)

3.6.1 Υλικό

Για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν ανώνυμα δεδομένα X-ray CT από 121 άτομα με ΑΚΑ και μέγιστη διάμετρο ≥ 40 mm, τα οποία παραχωρήθηκαν από την Α΄ Αγγειοχειρουργική Κλινική του Γενικού Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ». Η συλλογή και χρήση των δεδομένων εγκρίθηκε από την Επιτροπή Ηθικής του Γ.Π.Ν. «ΑΤΤΙΚΟΝ» (Αρ. Πρωτ. 168/19-02-2025), καθώς και από την Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (Αρ. Πρωτ. 17798/11-03-2024). Αποκλείστηκαν από τη μελέτη ασθενείς με ανευρύσματα θωρακοκοιλιακής αορτής, καθώς και ασθενείς που δεν επιθυμούσαν να συμμετάσχουν ή/και να επιστρέψουν για επανεξέταση.

Το κριτήριο ένταξης που αφορά στη μέγιστη διάμετρο του ΑΚΑ (>40 mm) ορίστηκε βάσει των κλινικών οδηγιών, σύμφωνα με τις οποίες τα ΑΚΑ διαμέτρου 40–49 mm προτείνεται να παρακολουθούνται ετησίως, ενώ τα ΑΚΑ 50–55 mm ανά 3–6 μήνες. Τα εν λόγω διαστήματα παρακολούθησης επιτρέπουν τη συστηματική επανεξέταση των ασθενών και τη συγκέντρωση ιατρικών δεδομένων και στο μέλλον.

Οι συμμετέχοντες (μέση ηλικία 70 ετών, κυρίως άνδρες) υποβλήθηκαν σε σάρωση με βάση το καθιερωμένο πρωτόκολλο για τη διαχείριση του ΑΚΑ. Η μέση μέγιστη διάμετρος του ανευρύσματος ήταν 44 mm. Οι εικόνες DICOM που συλλέχθηκαν έχουν διαστάσεις 512×512 pixels, ενώ ο αριθμός των τομών ανά εξέταση κυμαίνεται από 59 έως 1226 (μέσος όρος: 560). Το διάμεσο πάχος τομής είναι 1 mm.

Το annotation των εικόνων (gold standard) πραγματοποιήθηκε από διεπιστημονική ομάδα ειδικών —συμπεριλαμβανομένων ιατρών και βιοϊατρικών μηχανικών— μέσω του λογισμικού 3D Slicer. Όλες οι τμηματοποιήσεις ελέγχθηκαν και επικυρώθηκαν τελικά από αγγειοχειρουργούς. Για κάθε ασθενή μετρήθηκε από τις gold standard τμηματοποιημένες εικόνες το ποσοστό του συνολικού όγκου της αορτής που αντιστοιχεί σε κάθε ασθενή ως προς το σύνολο των καταγεγραμμένων τομών. Η πληροφορία αυτή είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας της μεθόδου τμηματοποίησης, ανά τομή.

Η περιοχή που τμηματοποιήθηκε περιλαμβάνει την κοιλιακή αορτή, από το ύψος της κοιλιακής αρτηρίας έως και τη διαίρεση των κοινών λαγονίων αρτηριών. Επιπλέον, συμπεριλήφθηκαν τα αρχικά τμήματα της κοιλιακής αρτηρίας, της άνω μεσεντερίου αρτηρίας και των νεφρικών αρτηριών. Δημιουργήθηκαν ξεχωριστές μάσκες για τον αυλό της αορτής (blood lumen), τον ενδοαυλικό θρόμβο (intraluminal thrombus - ILT) και τις ασβεστώσεις (calcifications).

Για τους σκοπούς της αξιολόγησης, εκπαιδεύτηκε και αξιολογήθηκε μοντέλο στις τρεις επιμέρους δομές - αυλός, ενδοαυλικό θρόμβο και ασβεστώσεις - υλοποιώντας με αυτό τον τρόπο ένα μοντέλο προς τον τελικό στόχο του παραδοτέου. Οι μάσκες που είχαν επισημάνει οι κλινικοί χρησιμοποιήθηκαν ως gold standard για τη μελέτη και αποτέλεσαν τη βάση σύγκρισης με τις αυτόματες μεθόδους τμηματοποίησης που θα αναλυθούν σε αυτό το κεφάλαιο.

3.6.2 Μεθοδολογία

Εκπαιδεύτηκαν και αξιολογήθηκαν δύο διαφορετικά μοντέλα Βαθιάς Μάθησης του *MONAI* με δεδομένα από το έργο για την αυτόματη τμηματοποίηση των τριών επιμέρους δομών της αορτής.

Τα διαθέσιμα δεδομένα χωρίστηκαν σε σετ εκπαίδευσης και σετ αξιολόγησης το οποίο δεν συμπεριλήφθηκε στην εκπαίδευση του μοντέλου. Για την εκπαίδευση του δικτύου, τα δεδομένα εκπαίδευσης χωρίστηκαν σε 80-20, για εκπαίδευση και εσωτερική αξιολόγηση. Στην συνέχεια έγινε αξιολόγηση με το εξωτερικό σετ δεδομένων.

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της τμηματοποίησης, χρησιμοποιήθηκαν τρεις ευρέως γνωστοί δείκτες απόδοσης, ο συντελεστής Dice-Sørensen (*DSC*) ο οποίος ποσοτικοποιεί την ομοιότητα/επικάλυψη μεταξύ δύο συνόλων X και Y , όπως υπολογίζεται στην εξίσωση 3, η μέση απόσταση Hausdorff (*HD*) η οποία λαμβάνει υπόψη την απόσταση μεταξύ των ορίων των τμηματοποιημένων περιοχών, όπως υπολογίζεται στην εξίσωση 4 και τον δείκτη Jaccard που ορίζεται στην εξίσωση 5.

Χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικά μοντέλα του *MONAI*:

- Προεπιλεγμένο μοντέλο ¹²:

Αρχικά χρησιμοποιήθηκε το προεπιλεγμένο μοντέλο, ένα μη-διαδραστικό μοντέλο segmentation από το *MONAI Label*, το οποίο βρίσκεται ενσωματωμένο στο Radiology App του *MONAI Label*. Σε αντίθεση με τα διαδραστικά μοντέλα (όπως το DeepEdit και το DeepGrow, που απαιτούν clicks/τροποποιήσεις από τον χρήστη), το συγκεκριμένο μοντέλο εκτελεί πλήρως αυτόματη ανίχνευση και ταξινόμηση των επιμέρους δομών εντός της εικόνας χωρίς την παρέμβαση του χρήστη.

- Deep Edit μοντέλο ¹³:

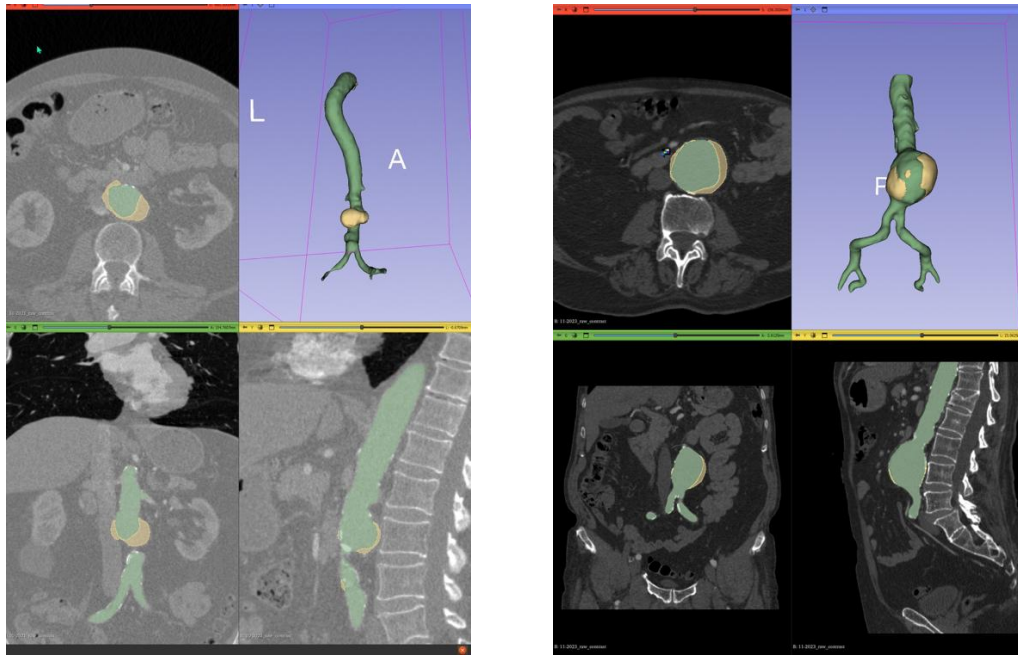
Το DeepEdit του *MONAI Label* είναι ένα διαδραστικό μοντέλο segmentation που συνδυάζει την ισχύ δύο μεθόδων σε μία ενιαία αρχιτεκτονική. Συγκεκριμένα, επιτρέπει τόσο αυτοματοποιημένη τμηματοποίηση σαν μια κλασική προσέγγιση (π.χ. *UNet*), όσο και την διαδραστική βελτίωση του αποτελέσματος μέσω κλικ του χρήστη, όπου καθοδηγεί το μοντέλο ώστε να βελτιώσει την πρόβλεψη στις περιοχές ενδιαφέροντος. Κατά την εκπαίδευση, το μοντέλο δέχεται ως είσοδο την εικόνα μαζί με σημεία foreground και background για να μάθει να ανταποκρίνεται σε αυτές τις ενδείξεις, ενώ κατά την εκτέλεση μπορεί να λειτουργήσει είτε με κενές ενδείξεις (τυπικό segmentation) είτε με ενεργά κλικ από τον χρήστη για ακριβέστερη και πιο ευέλικτη τμηματοποίηση των εικόνων.

3.6.3 Αποτελέσματα

Στην Εικόνα 10 παρουσιάζονται δύο ενδεικτικά αποτελέσματα τμηματοποίησης από το συμβατικό μοντέλο του *MONAI*, με πράσινο χρώμα εμφανίζεται ο αυλός και με κίτρινο ο θρόμβος.

¹² https://github.com/Project-MONAI/MONAILabel/discussions/1669?utm_source=chatgpt.com

¹³ <https://github.com/Project-MONAI/MONAILabel/wiki/DeepEdit>



Εικόνα 10: Αποτελέσματα τμηματοποίησης για δύο διαφορετικά περιστατικά από την εξωτερική αξιολόγηση με χρήση του συμβατικού μοντέλου.

Τέλος, στον Πίνακα 9, παρουσιάζονται οι τρεις δείκτες αξιολόγησης για εξωτερικά δεδομένα, για το συμβατικό μοντέλο και για το Deep Edit μοντέλο αντίστοιχα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 9						
Αξιολόγηση των δύο διαφορετικών μοντέλων στην τμηματοποίηση της αορτής και του θρόμβου χρησιμοποιώντας τρεις διαφορετικούς δείκτες.						
	LUMEN_Dice	LUMEN_Jaccard	LUMEN_HD	ILT_Dice_Score	ILT_Jaccard	ILT_HD
Conventional Model	0.83	0.73	49.27	0.64	0.49	88.71
DeepEdit Model	0.78	0.65	43.95	0.50	0.35	68.67

3.6.4 Συμπεράσματα

Από τα αποτελέσματα του Πίνακα 8, παρατηρούμε ότι το συμβατικό μοντέλο υπερτερεί του μοντέλου Deep Edit, και για τις δύο δομές σε όλους του δείκτες αξιολόγησης. Παρά τον περιορισμένο αριθμό δεδομένων με το οποίο εκπαιδεύτηκε το δίκτυο, τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά.

3.7 Αξιολόγηση Μοντέλων Μορφολογικής Τμηματοποίησης

Ο σκοπός της μελέτης ήταν η διερεύνηση τη δυνατότητα χαμηλού επιπέδου μη επιβλεπόμενων μεθόδων τμηματοποίησης να αντικαταστήσουν ή να συμπληρώσουν τα βασικά μοντέλα βαθιάς μάθησης που έχουν εκπαιδευτεί για την τμηματοποίηση

οργάνων σε εικόνες *X-ray CT* ασθενών με *AKA*. Συγκεκριμένα, αξιολογείται μια μέθοδος τμηματοποίησης, η οποία αναπτύχθηκε για τις ανάγκες του παρόντος έργου, βασισμένη σε στοιχειώδη μορφολογική ταξινόμηση των σημείων της εικόνας και συγκρίνεται με το μοντέλο *TotalSegmentator*.

Μέρος των αποτελεσμάτων από τις εν λόγω μελέτες, που παρουσιάζονται αναλυτικά στις επόμενες ενότητες, έχει δημοσιευτεί στην διεθνή βιβλιογραφία:

- D. Arampatzis, et al. *A comparative study of unsupervised and deep learning methods for automatic segmentation of abdominal aortic aneurysm on CT images – Preliminary results*. in *Proceedings of the 6th Genomics, Neuroscience, Therapeutics, and Data Innovation Summit (GeNeDIS)*. 2024.

3.7.1 Υλικό

Ανώνυμα δεδομένα *X-ray CT* από 19 περιπτώσεις *AKA* και μέγιστη διάμετρο ≥ 40 mm, παραχωρήθηκαν από την Α΄ Αγγειοχειρουργική Κλινική του Γενικού Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ». Η συλλογή και χρήση των δεδομένων εγκρίθηκε από την Επιτροπή Ηθικής του Γ.Π.Ν. «ΑΤΤΙΚΟΝ» (Αρ. Πρωτ. 168/19-02-2025), καθώς και από την Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (Αρ. Πρωτ. 17798/11-03-2024).

Αποκλείστηκαν από τη μελέτη ασθενείς με ανευρύσματα θωρακοκοιλιακής αορτής, καθώς και ασθενείς που δεν επιθυμούσαν να συμμετάσχουν ή/και να επιστρέψουν για επανεξέταση.

Το κριτήριο ένταξης που αφορά στη μέγιστη διάμετρο του *AKA* (>40 mm) ορίστηκε βάσει των κλινικών οδηγιών, σύμφωνα με τις οποίες τα *AKA* διαμέτρου 40–49 mm προτείνεται να παρακολουθούνται ετησίως, ενώ τα *AKA* 50–55 mm ανά 3–6 μήνες. Τα εν λόγω διαστήματα παρακολούθησης επιτρέπουν τη συστηματική επανεξέταση των ασθενών και τη συγκέντρωση ιατρικών δεδομένων και στο μέλλον.

Οι συμμετέχοντες (μέση ηλικία 70 ετών, κυρίως άνδρες) υποβλήθηκαν σε σάρωση με βάση το καθιερωμένο πρωτόκολλο για τη διαχείριση του *AKA*. Η μέση μέγιστη διάμετρος του ανευρύσματος ήταν 44 mm.

Οι εικόνες *DICOM* που συλλέχθηκαν έχουν διαστάσεις 512×512 pixels, ενώ ο αριθμός των τομών ανά εξέταση κυμαίνεται από 59 έως 1226 (μέσος όρος: 560). Το διάμεσο πάχος τομής είναι 1 mm.

Το annotation των εικόνων (gold standard) πραγματοποιήθηκε από διεπιστημονική ομάδα ειδικών —συμπεριλαμβανομένων ιατρών και βιοϊατρικών μηχανικών— μέσω του λογισμικού 3D Slicer. Όλες οι τμηματοποιήσεις ελέγχθηκαν και επικυρώθηκαν τελικά από αγγειοχειρουργούς. Για κάθε ασθενή μετρήθηκε από τις gold standard τμηματοποιημένες εικόνες ο ποσοστό του συνολικού όγκου της αορτής που αντιστοιχεί σε κάθε ασθενή ως προς το σύνολο των καταγεγραμμένων τομών. Η πληροφορία αυτή είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας της μεθόδου τμηματοποίησης, ανά τομή.

3.7.2 Μεθοδολογία

Εφαρμόστηκε η in-house τεχνική μορφολογικής τμηματοποίησης που παρουσιάστηκε στην ενότητα 2.3 για την οριοθέτηση της περιοχής της αορτής. Η μέθοδος συγκρίθηκε με το λογισμικό *TotalSegmentator* που τμηματοποιεί όλες τις διαθέσιμες ανατομικές δομές στην εικόνα, από τις οποίες διατηρήθηκε μόνο η περιοχή της αορτής.

Για την αξιολόγηση της απόδοσης των δύο ανωτέρω μεθόδων τμηματοποίησης, χρησιμοποιήθηκαν τρεις καθιερωμένοι δείκτες για την εκτίμηση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν:

- ο συντελεστής ομοιότητας Sørensen-Dice – *DSC* [37] για την ακρίβεια ως προς την περιοχή.
- ο δείκτης Jaccard [46], ο οποίος ορίζεται ως:

$$J(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (5)$$

όπου A και B δύο υποσύνολα, $A \cap B$ το πλήθος των κοινών στοιχείων και $A \cup B$ το πλήθος των στοιχείων που υπάρχουν είτε στο A είτε στο B .

- ο βέλτιστος δείκτης Boundary *FI* (*BFscore*) [47] μεταξύ των υπολογισμένων και των αληθινών (ground-truth) ορίων για την ακρίβεια ως προς τα όρια. Ο δείκτης *FI* δίνεται από την σχέση:

$$BFscore = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall} \quad (6)$$

όπου *Precision* είναι το ποσοστό σωστών ορίων που εντοπίστηκαν από τον αλγόριθμο και *Recall* είναι το ποσοστό των αληθινών ορίων που αναγνωρίστηκαν.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

με TP , FN , και FP να υποδεικνύουν τον αριθμό των αληθώς θετικών, εσφαλμένων αρνητικών και εσφαλμένων θετικών αντίστοιχα.

Οι παραπάνω δείκτες εφαρμόστηκαν για την αξιολόγηση της ακρίβειας της τμηματοποίησης τόσο σε 3D όσο και σε 2D (ανά τομή). Αυτό κρίθηκε απαραίτητο διότι το πρόβλημα της τμηματοποίησης είναι κατ' ουσία τρισδιάστατο, ωστόσο η προτεινόμενη μέθοδος εφαρμόζεται σε δισδιάστατες εικόνες, ενώ το μοντέλο *TotalSegmentator* που χρησιμοποιήθηκε για σύγκριση βασίζεται σε τρισδιάστατες επεξεργασίες.

Δεδομένου ότι η προτεινόμενη μορφολογική μέθοδος τμηματοποίησης δεν αποδίδει ετικέτες στις τμηματοποιημένες δομές, η ακρίβεια της τμηματοποίησης της αορτής αξιολογείται, για κάθε τομή, βάσει του συνδεδεμένου συστατικού που προσαρμόζεται καλύτερα στη μορφολογία της αορτής. Η ίδια προσέγγιση εφαρμόστηκε και για τα αποτελέσματα του *TotalSegmentator*, καθώς, παρότι το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί να

επισημαίνει την αορτή, σε κάποιες περιπτώσεις εμφανίζει ψευδώς επιπλέον συνδεδεμένα συστατικά.

3.7.3 Αποτελέσματα και συζήτηση

Η τρισδιάστατη αξιολόγηση των αποτελεσμάτων τμηματοποίησης της αορτής για τους 18 ασθενείς παρουσιάζεται στον Πίνακα 9.

- Τα υψηλότερα σκορ για κάθε δείκτη αξιολόγησης επισημαίνονται με ανοιχτό πράσινο χρώμα.
- Τα περιστατικά στα οποία η προτεινόμενη μέθοδος δεν παρείχε διακριτά αποτελέσματα σε όλες τις τομές, επισημαίνονται με ανοιχτό κόκκινο χρώμα.

Οι περιπτώσεις αυτές εξετάζονται περαιτέρω μέσω αξιολόγησης ανά τομή (slice-wise), ώστε να προσδιοριστεί εάν η φαινομενική ασάφεια στην τμηματοποίηση της αορτής οφείλεται σε εγγενή περιορισμό της προτεινόμενης, μη επιβλεπόμενης μεθόδου ή σε λειτουργικό περιορισμό της συγκεκριμένης υλοποίησης.

Η τρισδιάστατη αξιολόγηση των αποτελεσμάτων τμηματοποίησης προσφέρει μικτή εικόνα σχετικά με την απόδοση της προτεινόμενης μη επιβλεπόμενης μεθόδου σε σύγκριση με το εποπτευόμενο μοντέλο αναφοράς *TotalSegmentator*.

Συγκεκριμένα, εξαιρώντας τους 3 ασθενείς στους οποίους η προτεινόμενη μέθοδος παρήγαγε συγκεχυμένα αποτελέσματα, το προ-εκπαιδευμένο *TotalSegmentator* υπερέχει σε 8 από τους 15 ασθενείς.

Τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν ότι, παρόλο που η προτεινόμενη προσέγγιση μπορεί να τμηματοποιεί την αορτή αποτελεσματικά, εντούτοις παρουσιάζει έναν εγγενή περιορισμό λόγω της μη επιβλεπόμενης φύσης της: δεν μπορεί να τμηματοποιήσει δομές που δεν είναι οπτικά διακριτές.

Αντιθέτως, τα εποπτευόμενα βαθιά μοντέλα, τα οποία εκπαιδεύονται για να τμηματοποιούν και να επισημαίνουν ταυτόχρονα δομές, προσαρμόζουν το σχήμα και τη σχετική θέση των δομών που έχουν μάθει στην εκάστοτε εικόνα που επεξεργάζονται. Ως αποτέλεσμα, ένα πιθανό διακριτό σχήμα της αορτής θα εντοπιστεί και θα τοποθετηθεί εντός του όγκου της *X-ray CT* εικόνας, ακόμη και όταν η ίδια η δομή της αορτής δεν είναι σαφώς διακριτή οπτικά.

ΠΙΝΑΚΑΣ 10

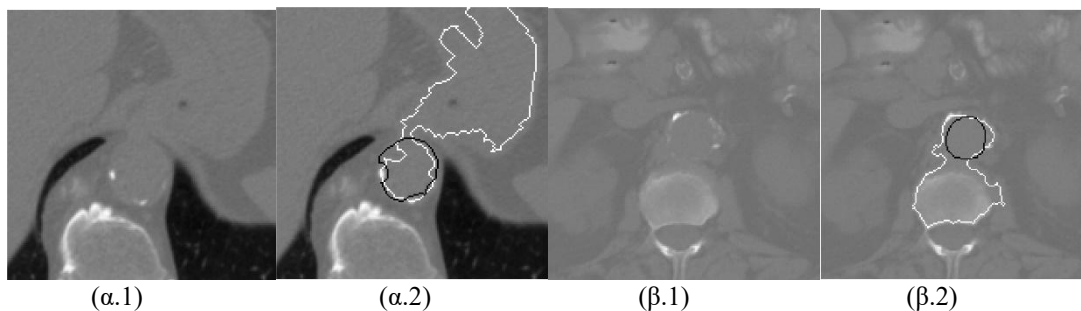
Δείκτες αξιολόγησης ανά περίπτωση μελέτης (ασθενή) και ανά μέθοδο

Ασθενής	Προτεινόμενη μέθοδος - Jaccard	Προτεινόμενη μέθοδος - BFscore	Προτεινόμενη μέθοδος - Dice	Total Segmentator - Jaccard	Total Segmentator - BFscore	Total Segmentator - Dice
T1-P10	0.884	0.986	0.938	0.586	0.861	0.739
T1-P11	0.693	0.966	0.819	0.756	0.931	0.861
T1-P12	0.700	0.999	0.823	0.810	0.893	0.895
T1-P14	0.779	0.999	0.876	0.699	0.896	0.823
T1-P16	0.650	0.673	0.788	0.810	0.934	0.895

T1-P18	0.836	0.988	0.910	0.643	0.885	0.782
T1-P2	0.800	0.941	0.889	0.766	0.951	0.867
T1-P4	0.807	0.879	0.893	0.751	0.928	0.858
T1-P5	0.748	0.929	0.856	0.832	0.977	0.908
T1-P6	0.242	0.640	0.389	0.725	0.982	0.840
T1-P8	0.689	1.000	0.816	0.814	0.956	0.897
T1-P9	0.637	0.971	0.778	0.655	0.974	0.791
T2-P13	0.664	0.656	0.798	0.670	0.920	0.802
T2-P15	0.702	0.864	0.825	0.651	0.978	0.789
T2-P17	0.650	0.937	0.788	0.791	0.986	0.883
T2-P2	0.321	0.813	0.486	0.806	0.975	0.893
T2-P3	0.258	0.386	0.410	0.726	0.973	0.841
T2-P4	0.796	0.860	0.886	0.695	0.918	0.820

Αυτό το πρόβλημα ευθύνεται και για τη χαμηλή απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου στις περιπτώσεις T1-P6, T2-P2 και T2-P3. Στις συγκεκριμένες τομογραφίες, η αορτή συγχέεται οπτικά με γειτονικές δομές σε πολλές τομές, με αποτέλεσμα η προτεινόμενη μέθοδος να τμηματοποιεί τη συνολική περιοχή των ενοποιημένων δομών, χωρίς να διακρίνει καθαρά την αορτή.

Ενδεικτικά παραδείγματα αυτού του προβλήματος παρουσιάζονται στην Εικόνα 11.



Εικόνα 11: Ενδεικτικές τομές των ασθενών T2-P2 (α.1) και T2-P3 (β.1), στις οποίες είναι εμφανής η οπτική σύμμειξη της δομής της αορτής με το υπόβαθρο. Αντίστοιχα, στις εικόνες (α.2) και (β.2), η πρότυπη τμηματοποίηση της αορτής απεικονίζεται με μαύρο χρώμα, ενώ η τμηματοποίηση της προτεινόμενης μεθόδου με λευκό.

Αν και η τρισδιάστατη αξιολόγηση αποτελεί το καταλληλότερο μέτρο για το πρόβλημα τμηματοποίησης της αορτής, υποεκτιμά την απόδοση της προτεινόμενης μεθόδου, η οποία λειτουργεί σε επίπεδο τομής (slice-wise). Αυτό συμβαίνει επειδή κάθε λανθασμένα τμηματοποιημένη τομή, λόγω οπτικής σύμμειξης με γειτονικές δομές, συμβάλλει στο 3D σύνολο ως μεγάλο συνδεδεμένο συστατικό, υπερβάλλοντας έτσι το βάρος της λανθασμένης τμηματοποίησης στην τελική αξιολόγηση.

Για τον λόγο αυτό, και προκειμένου να αξιολογηθεί η ικανότητα τμηματοποίησης της προτεινόμενης μεθόδου στο πλαίσιο ανά τομή, παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα τμηματοποίησης της αορτής ανά τομή, τόσο για την προτεινόμενη μέθοδο όσο και για το μοντέλο *TotalSegmentator*.

Συγκεκριμένα, οι δείκτες Jaccard, Sørensen-Dice και BFscore υπολογίζονται ανά τομή και η αξιολόγηση σταθμίζεται σε όλες τις τομές με βάση το εμβαδόν της πρότυπης τμηματοποίησης της αορτής σε κάθε τομή.

Η σχετική συχνότητα της μικρότερης τιμής κάθε δείκτη παρουσιάζεται στην Εικόνα 12. Εκεί, με διακεκομμένες γραμμές απεικονίζονται οι (σταθμισμένοι) μέσοι όροι κάθε χρησιμοποιούμενου δείκτη, ενώ οι ακριβείς τιμές καταγράφονται στον Πίνακα 11.

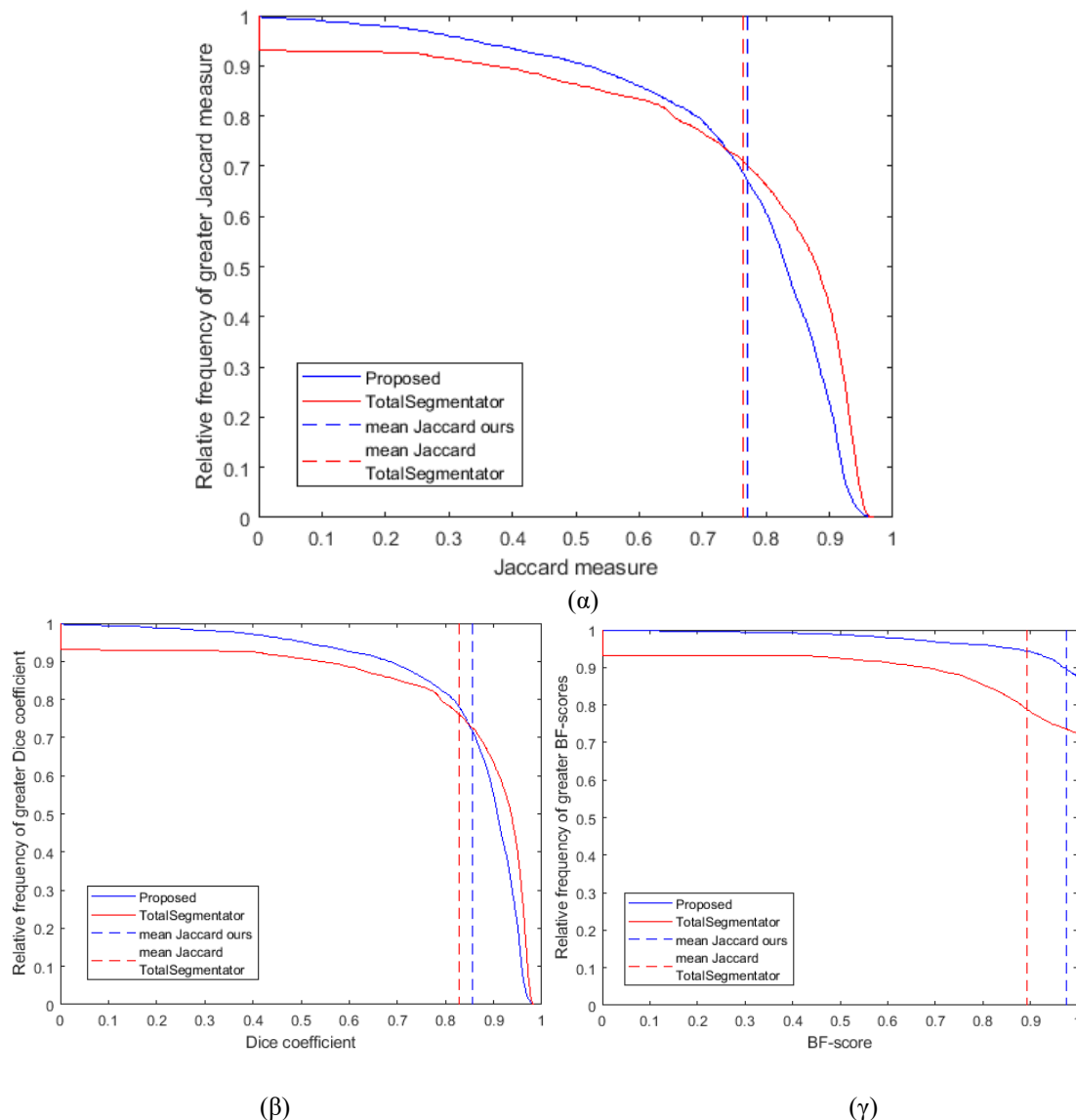
ΠΙΝΑΚΑΣ 11			
Μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις για τους χρησιμοποιούμενους δείκτες αξιολόγησης			
	Jaccard (mean std)	BFscore (mean std)	Dice (mean std)
Προτεινόμενη	0.772 0.183	0.976 0.103	0.855 0.155
TotalSegmentator	0.763 0.261	0.893 0.261	0.828 0.255

Θα πρέπει να τονιστεί ότι οι τομές από τις τρεις (3) *X-ray CT* εξετάσεις, στις οποίες η προτεινόμενη μέθοδος απέτυχε να τμηματοποιήσει αποτελεσματικά την αορτή, συμπεριλαμβάνονται κανονικά στο σύνολο των τομών πάνω στο οποίο διεξάγεται η αξιολόγηση ανά τομή (slice-wise). Ωστόσο, η επίδραση αυτών των *X-ray CT* εξετάσεων στην συνολική αξιολόγηση δεν είναι κρίσιμη, καθώς:

- περιλαμβάνουν μικρό αριθμό τομών,
- η προτεινόμενη μέθοδος δεν απέτυχε σε όλες τις τομές αυτών των εξετάσεων, και
- η αποδοτικότητα της τμηματοποίησης στους υπόλοιπους ασθενείς είναι αρκετά υψηλή.

Οι Εικόνες 11 (a), (b), οι οποίες αντιστοιχούν στους δείκτες Jaccard και Sørensen-Dice, επιβεβαιώνουν την μικτή εικόνα των 3D αποτελεσμάτων:

- Έως και 74% για τον δείκτη Jaccard και 84% για τον Dice, η προτεινόμενη μέθοδος έχει μεγαλύτερη πιθανότητα από το *TotalSegmentator* να ξεπερνά τις αντίστοιχες τιμές αξιολόγησης.
- Ωστόσο, η πιθανότητα το *TotalSegmentator* να επιτυγχάνει τις υψηλότερες μεμονωμένες τιμές των δεικτών, αν και μειούμενη, είναι μεγαλύτερη σε σχέση με την προτεινόμενη μέθοδο.



Εικόνα 12: Κάθε γράφημα παρουσιάζει την συμπληρωματική αθροιστική κατανομή της αντίστοιχης μέτρησης, απεικονίζοντας το ποσοστό των τιμών που υπερβαίνουν εκείνες του οριζόντιου άξονα. Οι διακεκομμένες γραμμές αντιστοιχούν στη μέση τιμή της αντίστοιχης μέτρησης στον πληθυσμό.

Παρόλα αυτά, η αναμενόμενη απόδοση (mean score) της προτεινόμενης μεθόδου είναι ελαφρώς υψηλότερη σε σύγκριση με το *TotalSegmentator* για τους δείκτες Jaccard και Dice, και με χαμηλότερη τυπική απόκλιση, σύμφωνα και με τον Πίνακα 10.

Ο δείκτης BFscore προσφέρει σαφέστερη εικόνα, καταγράφοντας υπεροχή της προτεινόμενης μεθόδου έναντι του *TotalSegmentator*. Ωστόσο, αυτός ο δείκτης:

- ευνοεί τις μεθόδους 2D τμηματοποίησης και
- είναι ευαίσθητος στην επιλογή κατωφλίου.

Έτσι, παρότι ο BFscore υποδεικνύει ότι η προτεινόμενη μέθοδος προσεγγίζει καλύτερα τα όρια της πρότυπης τμηματοποίησης, αυτό δεν συνεπάγεται απαραίτητα ότι και η περιοχή που περικλείεται είναι ακριβής.

Για παράδειγμα, στα Σχήματα 2 – (a.2) και (b.2) της Εικόνας 12, τα όρια της περιοχής τμηματοποίησης (λευκό) προσεγγίζουν μεγάλο μέρος των ορίων της πρότυπης τμηματοποίησης (μαύρο). Ωστόσο, η παραγόμενη περιοχή αποτελεί ένωση της αορτής με γειτονικές δομές, δημιουργώντας έτσι πολύ μεγαλύτερη περιοχή από αυτήν της πραγματικής αορτής, γεγονός που οδηγεί σε χαμηλές τιμές Jaccard και Dice.

3.7.4 Συμπεράσματα

Συμπερασματικά, η προτεινόμενη μέθοδος μορφολογικής τμηματοποίησης, παρότι μη επιβλεπόμενη, μπορεί να επιτύχει απόδοση συγκρίσιμη με εκείνη ενός μοντέλου βαθιάς μάθησης που έχει προεκπαιδευτεί ειδικά για την τμηματοποίηση και επισημείωση της αορτής. Ωστόσο, η μη επιβλεπόμενη φύση της μεθόδου συνεπάγεται και έναν κρίσιμο εγγενή περιορισμό: οι δομές που δεν είναι οπτικά διακριτές δεν μπορούν να τμηματοποιηθούν ξεχωριστά. Αυτός ο περιορισμός δεν μπορεί να αρθεί χωρίς να ενσωματωθεί εξωτερική πληροφορία για το τι είδους τμηματοποίηση αναμένουμε – δηλαδή, χωρίς να εισαχθεί κάποια μορφή μάθησης. Κατά συνέπεια, ο συνδυασμός της προτεινόμενης μεθόδου με ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης εκπαιδευμένο για την τμηματοποίηση της αορτής θεωρείται απαραίτητος για την επίτευξη βελτιωμένης συνολικής απόδοσης.

4. Τελική Υλοποίηση του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας

4.1 Εισαγωγή

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται το τελικό Εργαλείο Τμηματοποίησης Εικόνας που αναπτύχθηκε στο **SAFE-AORTA**, κατόπιν της αξιολόγησης, σύγκρισης και βελτιστοποίησης όλων των μεθόδων που δοκιμάστηκαν και παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες του παραδοτέου.

4.2 Υλικό και δεδομένα αξιολόγησης για την επιλογή του τελικού Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας

Έγινε συγκριτική αξιολόγηση των διαφορετικών μεθοδολογιών που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες, με σκοπό την εύρεση του καλύτερου μοντέλου. Για αυτό τον σκοπό, χρησιμοποιήθηκαν ανώνυμα δεδομένα X-ray CT από 121 άτομα με ΑΚΑ και μέγιστη διάμετρο ≥ 40 mm, τα οποία παραχωρήθηκαν από την Α΄ Αγγειοχειρουργική Κλινική του Γενικού Πανεπιστημιακού Νοσοκομείου «ΑΤΤΙΚΟΝ». Η συλλογή και χρήση των δεδομένων εγκρίθηκε από την Επιτροπή Ηθικής του Γ.Π.Ν. «ΑΤΤΙΚΟΝ» (Αρ. Πρωτ. 168/19-02-2025), καθώς και από την Επιτροπή Ηθικής και Δεοντολογίας της Έρευνας του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής (Αρ. Πρωτ. 17798/11-03-2024). Αποκλείστηκαν από τη μελέτη ασθενείς με ανευρύσματα θωρακοκοιλιακής αορτής, καθώς και ασθενείς που δεν επιθυμούσαν να συμμετάσχουν ή/και να επιστρέψουν για επανεξέταση.

Το κριτήριο ένταξης που αφορά στη μέγιστη διάμετρο του ΑΚΑ (>40 mm) ορίστηκε βάσει των κλινικών οδηγιών, σύμφωνα με τις οποίες τα ΑΚΑ διαμέτρου 40–49 mm προτείνεται να παρακολουθούνται ετησίως, ενώ τα ΑΚΑ 50–55 mm ανά 3–6 μήνες. Τα εν λόγω διαστήματα παρακολούθησης επιτρέπουν τη συστηματική επανεξέταση των ασθενών και τη συγκέντρωση ιατρικών δεδομένων και στο μέλλον.

Οι συμμετέχοντες (μέση ηλικία 70 ετών, κυρίως άνδρες) υποβλήθηκαν σε σάρωση με βάση το καθιερωμένο πρωτόκολλο για τη διαχείριση του ΑΚΑ. Η μέση μέγιστη διάμετρος του ανευρύσματος ήταν 44 mm. Οι εικόνες DICOM που συλλέχθηκαν έχουν διαστάσεις 512×512 pixels, ενώ ο αριθμός των τομών ανά εξέταση κυμαίνεται από 59 έως 1226 (μέσος όρος: 560). Το διάμεσο πάχος τομής είναι 1 mm.

Το annotation των εικόνων (gold standard) πραγματοποιήθηκε από διεπιστημονική ομάδα ειδικών —συμπεριλαμβανομένων ιατρών και βιοϊατρικών μηχανικών— μέσω του λογισμικού 3D Slicer. Όλες οι τμηματοποιήσεις ελέγχθηκαν και επικυρώθηκαν τελικά από αγγειοχειρουργούς. Για κάθε ασθενή μετρήθηκε από τις gold standard τμηματοποιημένες εικόνες το ποσοστό του συνολικού όγκου της αορτής που αντιστοιχεί σε κάθε ασθενή ως προς το σύνολο των καταγεγραμμένων τομών. Η πληροφορία αυτή είναι απαραίτητη για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας της μεθόδου τμηματοποίησης, ανά τομή.

Η περιοχή ενδιαφέροντος περιλαμβάνει την κοιλιακή αορτή, από το ύψος της κοιλιακής αρτηρίας έως και τη διαίρεση των κοινών λαγονίων αρτηριών. Επιπλέον,

συμπεριλήφθηκαν τα αρχικά τμήματα της κοιλιακής αρτηρίας, της άνω μεσεντερίου αρτηρίας και των νεφρικών αρτηριών. Δημιουργήθηκαν ξεχωριστές μάσκες για τον αυλό της αορτής (blood lumen), τον ενδοαυλικό θρόμβο (intraluminal thrombus - ILT) και τις ασβεστώσεις (calcifications).

Για τους σκοπούς της αξιολόγησης, εκπαιδεύτηκαν και αξιολογήθηκαν μοντέλα στις τρεις επιμέρους δομές - αυλός, ενδοαυλικό θρόμβο και ασβεστώσεις – επιλέγοντας με αυτό τον τρόπο ένα μοντέλο για τον τελικό στόχο του παραδοτέου. Οι μάσκες που είχαν επισημάνει οι κλινικοί χρησιμοποιήθηκαν ως gold standard για τη μελέτη και αποτέλεσαν τη βάση σύγκρισης με τις αυτόματες μεθόδους τμηματοποίησης. Για την εκπαίδευση και αξιολόγηση αυτών των μοντέλων, τα διαθέσιμα δεδομένα (121) χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης (94) και δεδομένα αξιολόγησης (27). Στην κάθε μεθοδολογία τα δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκαν με τον τρόπο που περιγράφεται στην αντίστοιχη ενότητα.

4.3 Μοντέλα τμηματοποίησης που αξιολογήθηκαν για την επιλογή του τελικού Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας

Δοκιμάστηκαν τα εξής:

- **Μέθοδος Α:** η μεθοδολογία που παρουσιάζεται στην ενότητα 3.4.
- **Μέθοδος Β:** η μεθοδολογία που παρουσιάζεται στην ενότητα 3.5.
- **Μέθοδος Γ:** η μεθοδολογία που παρουσιάζεται στην ενότητα 3.6.

4.4 Κριτήρια επιλογής της Τελικής Λύσης Τμηματοποίησης Εικόνας

Τα κριτήρια επιλογής της τελικής λύσης ήταν οι παρακάτω μετρικές αξιολόγησης της απόδοσης των μοντέλων που εξετάστηκαν:

- συντελεστής ομοιότητας Sørensen-Dice – DSC [37].
- Δείκτης *IoU* Jaccard [46].
- συντελεστής *ASSD* (Average Symmetric Surface Distance) [40].
- μέση απόσταση Hausdorff (*HD*) [38].

Το μοντέλο που παρουσίασε τις υψηλότερες επιδόσεις στα ανωτέρω κριτήρια αξιολόγησης επιλέχθηκε ως το καταλληλότερο για την ανάπτυξη της τελικής έκδοσης του Εργαλείου Τμηματοποίησης Εικόνας.

4.5 Συγκριτικά αποτελέσματα

Τα συγκριτικά αποτελέσματα των μοντέλων τμηματοποίησης που δοκιμάστηκαν στον εντοπισμό περιοχών με *Lumen* και *ILT* παρουσιάζονται στους Πίνακες 12 και 13 αντίστοιχα.

ΠΙΝΑΚΑΣ 12

Συγκριτική Αξιολόγηση Μοντέλων Τμηματοποίησης βάσει Μετρικών Απόδοσης στον εντοπισμό περιοχών *Lumen*

Model	DSC	Jaccard	ASSD (mm)	Mean HD (mm)
Μέθοδος Α: <i>SwinUNETR-based</i>	0.8293±0.08 43	0.7166±0.1180	4.6777±2.7956	72.9301±38.2578
Μέθοδος Β: <i>VISTA3D-based</i>	0.8286±0.10 41	0.7196±0.1432	5.1393±3.0793	149.7612±68.2690
Μέθοδος Γ: <i>MONAI-based</i>	0.83±0.0990	0.73±0.1271	-	49.27±40.4946

ΠΙΝΑΚΑΣ 13

Συγκριτική Αξιολόγηση Μοντέλων Τμηματοποίησης βάσει Μετρικών Απόδοσης στον εντοπισμό περιοχών *ILT*

Model	DSC	Jaccard	ASSD (mm)	Mean HD (mm)
Μέθοδος Α: <i>SwinUNETR-based</i>	0.7702±0.14 77	0.6459±0.1706	2.7268±2.4489	38.5280±56.0138
Μέθοδος Β: <i>VISTA3D-based</i>	0.8296±0.10 99	0.7214±0.1409	2.5290±2.8824	79.5211±93.8132
Μέθοδος Γ: <i>MONAI-based</i>	0.78±0.13	0.65±0.15	-	43.95±50.853

4.6 Συμπεράσματα

Λαμβάνοντας υπόψιν τα αποτελέσματα των διαφορετικών μεθοδολογιών που παρουσιάζονται στον Πίνακα 12, επιλέχθηκε το μοντέλο *VISTA3D* ως τελικό μοντέλο του εργαλείου τμηματοποίησης. Παρά τον περιορισμένο αριθμό διαθέσιμων δεδομένων για την εκπαίδευση του μοντέλου, το *VISTA3D* μοντέλο έδωσε σχετικά υψηλούς δείκτες αξιολόγησης, με τιμές που φτάνουν σε αυτές από μεγάλες μελέτες στην διεθνή βιβλιογραφία. Οι περιοχές των ασβεστώσεων δεν ήταν δυνατόν να τμηματοποιηθούν στην παρούσα μελέτη, δεδομένου ότι δεν υπήρχαν αρκετά περιστατικά για την εκπαίδευση των μοντέλων στην συγκεκριμένη περιοχή.

5 Αναφορές

1. Bobadilla, J.L. and K.C. Kent, *Screening for abdominal aortic aneurysms*. *Adv Surg*, 2012. **46**: p. 101-9.
2. Palazzuoli, A., et al., *Prevalence of risk factors, coronary and systemic atherosclerosis in abdominal aortic aneurysm: comparison with high cardiovascular risk population*. *Vasc Health Risk Manag*, 2008. **4**(4): p. 877-83.
3. Nienaber, C.A., et al., *Aortic dissection*. *Nat Rev Dis Primers*, 2016. **2**: p. 16071.
4. Singh, K., et al., *Intra- and interobserver variability in the measurements of abdominal aortic and common iliac artery diameter with computed tomography. The Tromso study*. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 2003. **25**(5): p. 399-407.
5. Raut, S.S., et al., *The role of geometric and biomechanical factors in abdominal aortic aneurysm rupture risk assessment*. *Ann Biomed Eng*, 2013. **41**(7): p. 1459-77.
6. Seada, N.A., S. Hamad, and M.G.M. Mostafa, *Automatically Seeded Region Growing Approach for Automatic Segmentation of Ascending Aorta*, in *Proceedings of the 10th International Conference on Informatics and Systems*. 2016, Association for Computing Machinery: Giza, Egypt. p. 127–132.
7. Seada, N., S. Hamad, and M.G.M. Mostafa, *Model-based Automatic Segmentation of Ascending Aorta from Multimodality Medical Data*. 2016, 2016. **6**(6): p. 13.
8. Hahn, L.D., K. Baeumler, and A. Hsiao, *Artificial intelligence and machine learning in aortic disease*. *Curr Opin Cardiol*, 2021. **36**(6): p. 695-703.
9. Spinella, G., et al., *Artificial Intelligence Application to Screen Abdominal Aortic Aneurysm Using Computed tomography Angiography*. *J Digit Imaging*, 2023. **36**(5): p. 2125-2137.
10. Xiang, D., et al., *ADSeg: A flap-attention-based deep learning approach for aortic dissection segmentation*. *Patterns (N Y)*, 2023. **4**(5): p. 100727.
11. Caradu, C., et al., *Fully automatic volume segmentation using deep learning approaches to assess aneurysmal sac evolution after infrarenal endovascular aortic repair*. *J Vasc Surg*, 2022. **76**(3): p. 620-630.e3.
12. Cardoso, M.J., et al., *MONAI: An open-source framework for deep learning in healthcare* <https://arxiv.org/abs/2211.02701> 2022.
13. Shuailin Li, C.Z., Xuming He, *Shape-aware Semi-supervised 3D Semantic Segmentation for Medical Images*. arXiv:2007.10732, 2020.
14. Akinci D'Antonoli, T., et al., *TotalSegmentator MRI: Robust Sequence-independent Segmentation of Multiple Anatomic Structures in MRI*. *Radiology*, 2025. **314**(2): p. e241613.
15. Wasserthal, J., et al., *TotalSegmentator: Robust Segmentation of 104 Anatomic Structures in CT Images*. *Radiol Artif Intell*, 2023. **5**(5): p. e230024.
16. Yufan He, P.G., Yucheng Tang, Andriy Myronenko, Vishwesh Nath, Ziyue Xu, Dong Yang, Can Zhao, Benjamin Simon, Mason Belue, Stephanie Harmon, Baris Turkbey, Daguang Xu, Wenqi Li, *VISTA3D: A Unified Segmentation Foundation Model For 3D Medical Imaging*. arXiv:2008.13518, 2024.

17. Diaz-Pinto, A., et al., *MONAI Label: A framework for AI-assisted interactive labeling of 3D medical images*. *Med Image Anal*, 2024. **95**: p. 103207.
18. Spiess, E., et al., *Automatic Segmentation of Histopathological Glioblastoma Whole-Slide Images Utilizing MONAI*. *Stud Health Technol Inform*, 2025. **327**: p. 88-92.
19. Stollmayer, R., et al., *Focal Liver Lesion MRI Feature Identification Using Efficientnet and MONAI: A Feasibility Study*. *Cells*, 2022. **11**(9).
20. Tejashwini, P.S., J. Thriveni, and K.R. Venugopal, *Enhanced abdominal multi-organ segmentation with 3D UNet and UNet + + deep neural networks utilizing the MONAI framework*. *Abdom Radiol (NY)*, 2025.
21. Termine, A., et al., *A Reproducible Deep-Learning-Based Computer-Aided Diagnosis Tool for Frontotemporal Dementia Using MONAI and Clinica Frameworks*. *Life (Basel)*, 2022. **12**(7).
22. Isensee, F., et al., *nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation*. *Nat Methods*, 2021. **18**(2): p. 203-211.
23. Zhang, Z., et al., *A novel network with enhanced edge information for left atrium segmentation from LGE-MRI*. *Front Physiol*, 2024. **15**: p. 1478347.
24. Kim, T., et al., *Computed tomography-based automated measurement of abdominal aortic aneurysm using semantic segmentation with active learning*. *Sci Rep*, 2024. **14**(1): p. 8924.
25. Ma, Y., et al., *Dual attention fusion UNet for COVID-19 lesion segmentation from CT images*. *J Xray Sci Technol*, 2023. **31**(4): p. 713-729.
26. Chen, J., et al., *ToPoMesh: accurate 3D surface reconstruction from CT volumetric data via topology modification*. *Med Biol Eng Comput*, 2025.
27. Li, J., et al., *Open-source skull reconstruction with MONAI*. *SoftwareX*, 2023. **23**: p. 101432.
28. Pecco, N., et al., *Optimizing Performance of Transformer-based Models for Fetal Brain MR Image Segmentation*. *Radiol Artif Intell*, 2024. **6**(6): p. e230229.
29. Khened, M., et al., *A generalized deep learning framework for whole-slide image segmentation and analysis*. *Sci Rep*, 2021. **11**(1): p. 11579.
30. Olaf Ronneberger, P.F., Thomas Brox, *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*, <https://arxiv.org/abs/1505.04597>. 2015.
31. Myronenko, A., *3D MRI brain tumor segmentation using autoencoder regularization*. *arXiv:1810.11654*, 2018.
32. Ali Hatamizadeh, Y.T., Vishwesh Nath, Dong Yang, Andriy Myronenko, Bennett Landman, Holger Roth, Daguang Xu, *UNETR: Transformers for 3D Medical Image Segmentation*, <https://arxiv.org/abs/2103.10504>. 2021.
33. Ali Hatamizadeh, V.N., Yucheng Tang, Dong Yang, Holger Roth, Daguang Xu, *Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images*, <https://arxiv.org/abs/2201.01266>. 2022.
34. Hinck, D., et al., *Automatic Segmentation of Cardiovascular Structures on Chest CT Data Sets: An Update of the TotalSegmentator*. *European Journal of Radiology*, 2025. **185**: p. 112006.
35. Hinck, D., et al., *Automatic Segmentation of Cardiovascular Structures on Chest CT Data Sets: An Update of the TotalSegmentator*. *Eur J Radiol*, 2025. **185**: p. 112006.
36. D. Arampatzis, E.A., E. Kontopodis, I. Theodorakopoulos, I. Theocharakis, S. Kostopoulos, D. Glotsos, P. Asvestas, A. Raptis, Ch. Manopoulos, K. Moulakakis, J. Kakisis, I. Kalatzis. *A comparative study of unsupervised and*

- deep learning methods for automatic segmentation of abdominal aortic aneurysm on CT images – Preliminary results.* in *Proceedings of the 6th Genomics, Neuroscience, Therapeutics, and Data Innovation Summit (GeNeDIS)*. 2024.
37. Zou, K.H., et al., *Statistical validation of image segmentation quality based on a spatial overlap index.* *Acad Radiol*, 2004. **11**(2): p. 178-89.
 38. Aydin, O.U., et al., *On the usage of average Hausdorff distance for segmentation performance assessment: hidden error when used for ranking.* *European Radiology Experimental*, 2021. **5**(1): p. 4.
 39. Mavridis, C., et al., *Automatic Segmentation in 3D CT Images: A Comparative Study of Deep Learning Architectures for the Automatic Segmentation of the Abdominal Aorta.* *Electronics*, 2024. **13**(24): p. 4919.
 40. Heimann, T. and H.-P. Meinzer, *Statistical shape models for 3D medical image segmentation: A review.* *Medical Image Analysis*, 2009. **13**(4): p. 543-563.
 41. He, K., et al. *Masked Autoencoders Are Scalable Vision Learners.* in *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2022.
 42. Buades, A., B. Coll, and J.M. Morel. *A non-local algorithm for image denoising.* in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. 2005.
 43. Imran, M., et al., *CIS-UNet: Multi-class segmentation of the aorta in computed tomography angiography via context-aware shifted window self-attention.* *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2024. **118**: p. 102470.
 44. Pengfei Guo, C.Z., Dong Yang, Ziyue Xu, Vishwesh Nath, Yucheng Tang, Benjamin Simon, Mason Belue, Stephanie Harmon, Baris Turkbey, Daguang Xu, *MAISI: Medical AI for Synthetic Imaging*, in *IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, . 2025. p. 4430-4441.
 45. Attene, M., *A lightweight approach to repairing digitized polygon meshes.* *The Visual Computer*, 2010. **26**(11): p. 1393-1406.
 46. Jaccard, P., *Étude comparative de la distribution florale dans une portion des Alpes et des Jura.* *Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles*, 1901. **37**: p. 547-579.
 47. Martin, D.R., C.C. Fowlkes, and J. Malik, *Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues.* *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004. **26**(5): p. 530-549.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α:

Λογισμικό και Εκτελέσιμη Εφαρμογή

A.1 Εισαγωγή

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται συνοπτικά το τελικό εκτελέσιμο λογισμικό που υλοποιεί το Εργαλείο Αυτόματης Τμηματοποίησης Ιατρικών Εικόνων, το οποίο αναπτύχθηκε στο πλαίσιο του έργου **SAFE-AORTA**.

A.2 Πρόσβαση αρχείου

Λόγω του μεγάλου μεγέθους του αρχείου (περίπου 2,6 GB), η πρόσβαση στο υλικό παρέχεται μέσω διαδικτυακού φακέλου. Ο φάκελος περιλαμβάνει τα ακόλουθα αρχεία:

- το εκτελέσιμο αρχείο σε μορφή **.exe** (όνομα αρχείου: *AortaSegmenter.exe*),
- αρχείο **README** με αναλυτικές οδηγίες εγκατάστασης και παράδειγμα χρήσης,
- ενδεικτικές ιατρικές εικόνες για δοκιμαστική εκτέλεση του λογισμικού.

Διαδικτυακός σύνδεσμος για την λήψη του εκτελέσιμου αρχείου: [AortaSegmenter.zip](#)

Διαδικτυακός σύνδεσμος για την λήψη ενδεικτικών περιστατικών: [Indicative Cases](#)

A.3 Οδηγίες χρήσης εκτελέσιμου αρχείου

1) Περιγραφή

Η εφαρμογή δέχεται ως είσοδο ιατρική εικόνα NIfTI (.nii ή .nii.gz) και παράγει:

- Μάσκα τμηματοποίησης (NIfTI): *_seg.nii.gz
- Μοντέλα επιφανειών (3D STL meshes) που εξάγονται από την τμηματοποίηση

2) Απαιτήσεις συστήματος

- Λειτουργικό: Windows 10/11.
- RAM: Προτεινόμενη 8 GB.
- Ελεύθερος χώρος στο δίσκο: > 2–5 GB (Η εφαρμογή καταλαμβάνει περίπου ~2.6 GB).

3) Εκτέλεση εφαρμογής

1. Εκκινήστε το: AortaSegmenter.exe (Εικόνα A1).
2. Πατήστε “Browse...” δίπλα στο "Εισαγωγή NIfTI" και επιλέξτε αρχείο .nii ή .nii.gz (Εικόνα A2).
3. Πατήστε “Browse...” δίπλα στο "Output folder" και επιλέξτε τον φάκελο αποθήκευσης (Εικόνα A3).

4. (Προαιρετικά) Αν δεν περιλαμβάνεται το αρχείο μοντέλου, επιλέξτε το στο "Model checkpoint (.pt)".
5. Επιλέξτε "Run" (Εκτέλεση) (Εικόνα A4).
6. Παρακολουθήστε την πρόοδο στην περιοχή "Καταγραφής (Log)" (Εικόνα A4). Όταν ολοκληρωθεί, εμφανίζεται ένδειξη "Done" (Ολοκληρώθηκε) (Εικόνα A5).

4) Αρχεία εξόδου (Output files) (Εικόνα A6)

Οι εξοδοί έχουν τυπικά την εξής μορφή:

A) Μάσκα τμηματοποίησης (label map)

- CASE_seg.nii.gz

Περιέχει τη μάσκα εξόδου με αορτή και θρόμβο.

B) Επιφάνειες (STL meshes)

- CASE_lumen_corr.stl : Επιφάνεια αορτής

- CASE_ilt_corr.stl : Επιφάνεια θρόμβου

- CASE_lumen_ilt_corr.stl : Ένωση των δύο επιφανειών

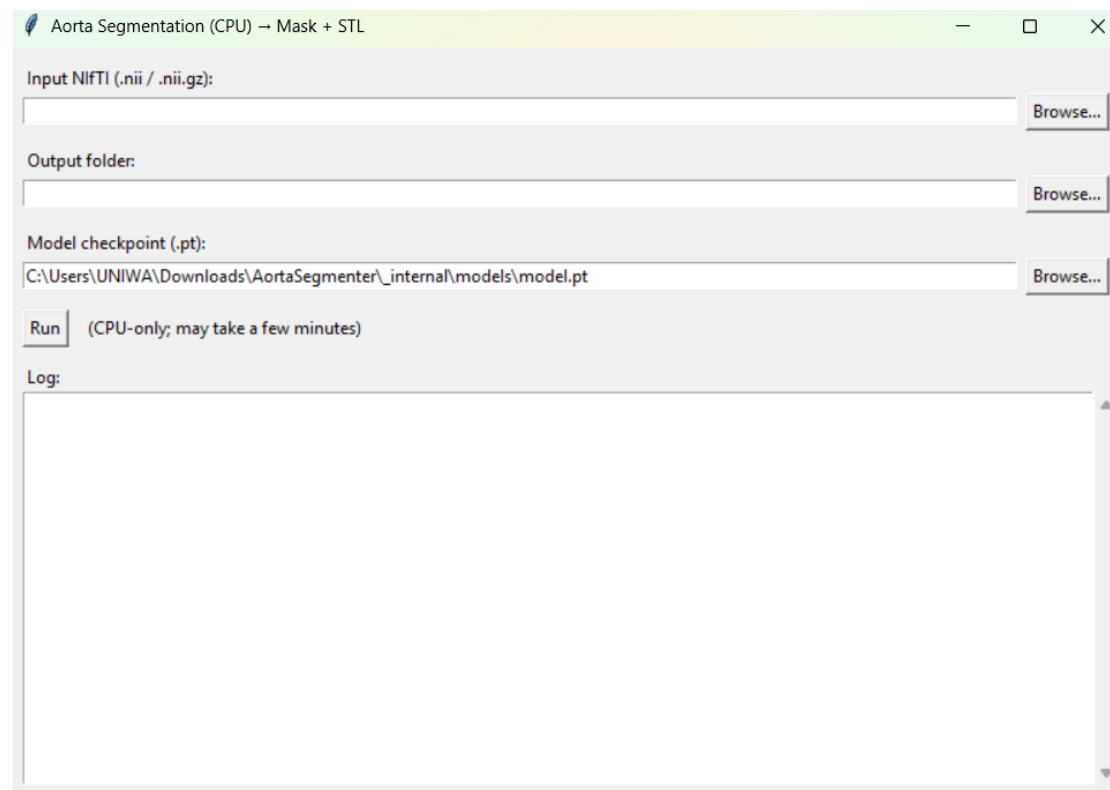
Σημείωση: Το "CASE" αντιστοιχεί στο όνομα/αναγνωριστικό της περίπτωσης.

5) Ενδεικτικός χρόνος εκτέλεσης (CPU)

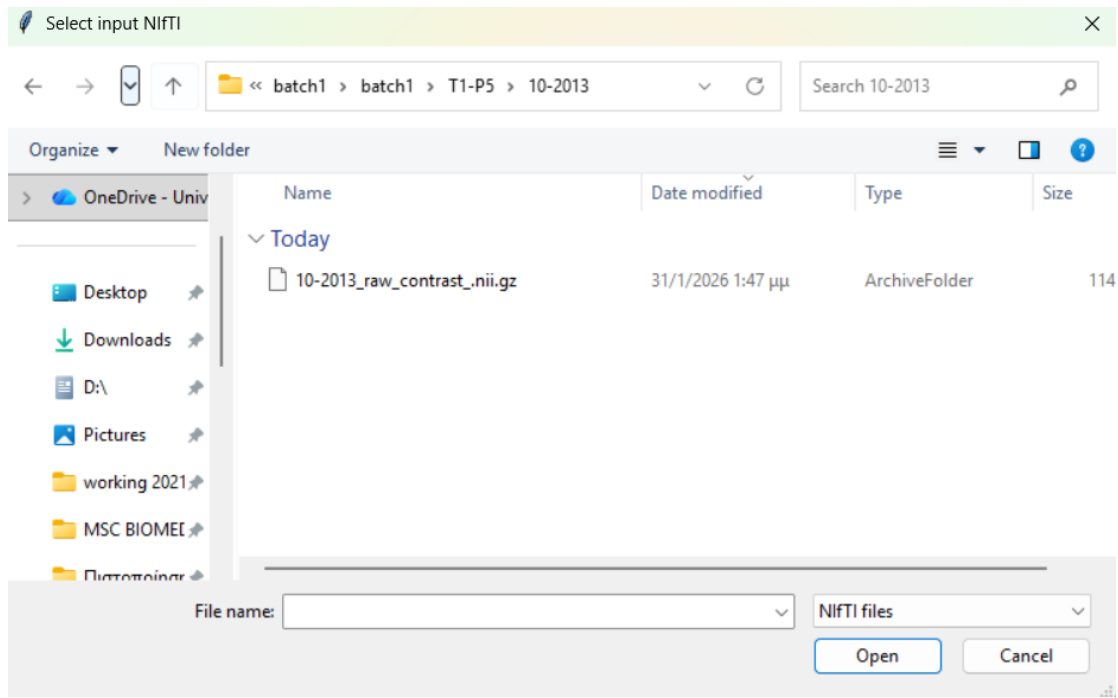
Ο χρόνος εξαρτάται από το μέγεθος του scan και την απόδοση του υπολογιστή.

Ενδεικτικά σε τυπικό laptop CPU:

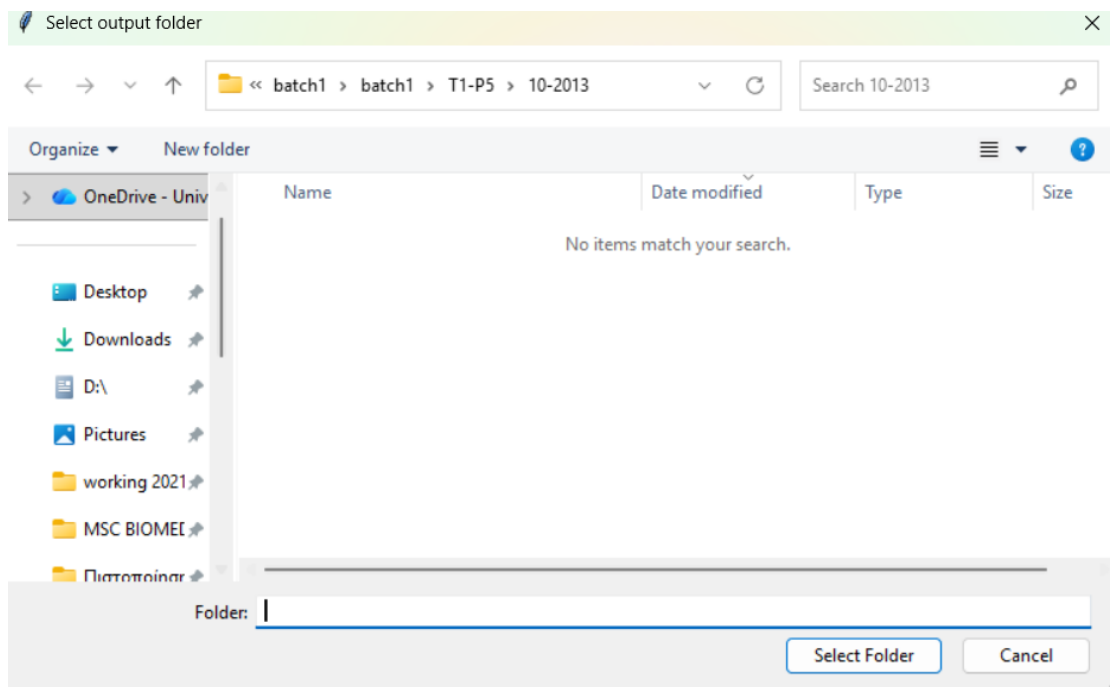
- ~6 έως 25 λεπτά ανά περίπτωση (segmentation + STL export).



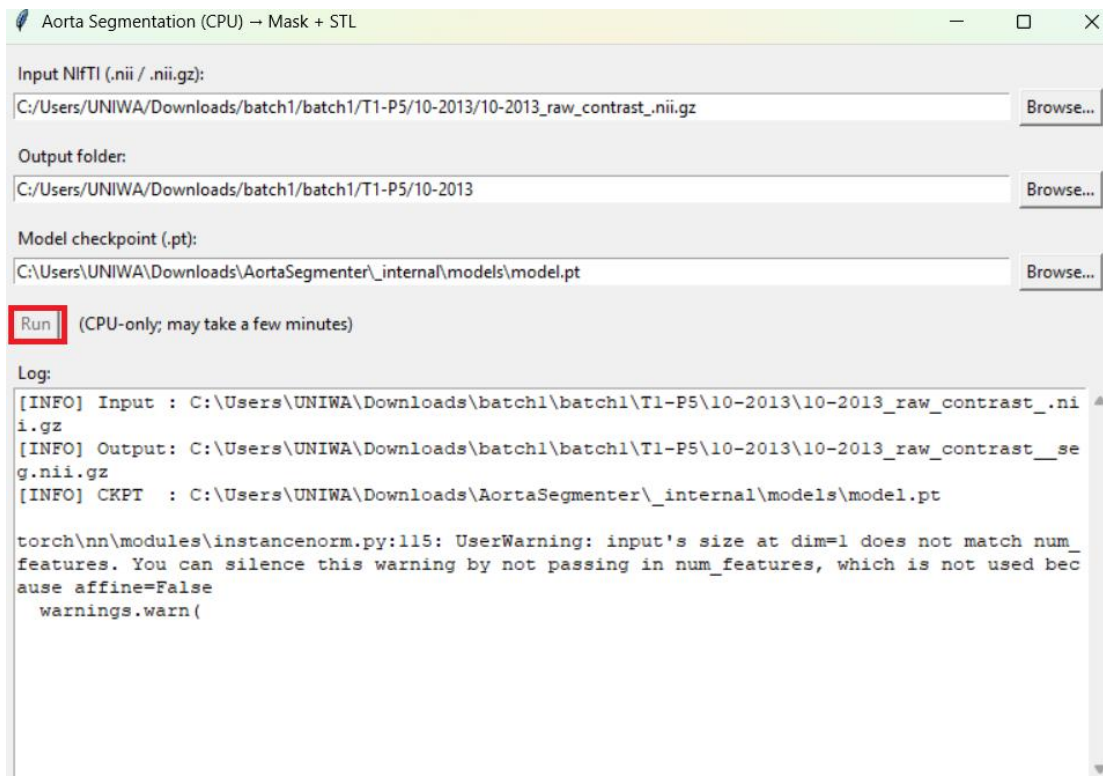
Εικόνα A1: Εκκίνηση του AortaSegmenter.exe.



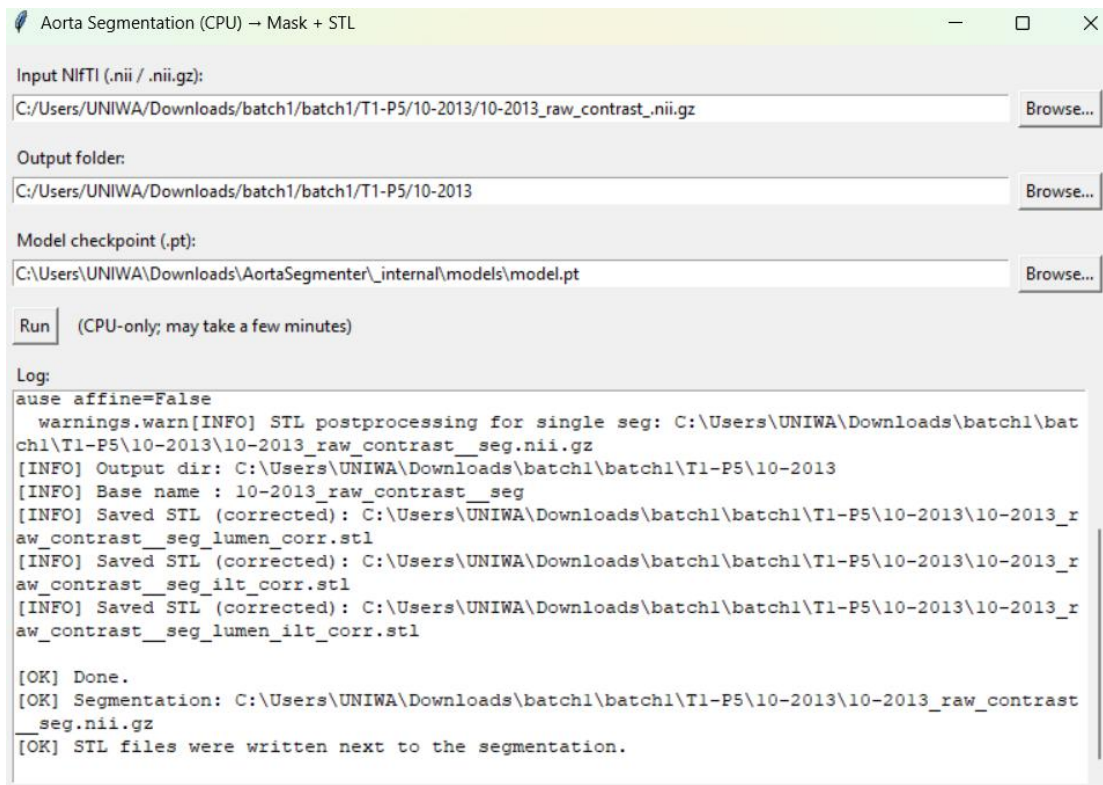
Εικόνα A2: Επιλογή αρχείου.



Εικόνα A3: Επιλογή φακέλου αποθήκευσης.



Εικόνα Α4: Επιλογή εκτέλεσης ('Run') και παρακολούθηση log εκτέλεσης.



Εικόνα Α5: Ολοκλήρωση εκτέλεσης.

