



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ

Τμηματοποίηση Πλακούντα σε MRI με τεχνικές Βαθιάς Μάθησης

Μελέτη και υλοποίηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΓΡΗΓΟΡΙΟΥ ΤΣΕΝΟΥ



Επιβλέπων: Γεώργιος Ματσόπουλος
Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2026



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ

Τμηματοποίηση Πλακούντα σε MRI με τεχνικές Βαθιάς Μάθησης

Μελέτη και υλοποίηση

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

του

ΓΡΗΓΟΡΙΟΥ ΤΣΕΝΟΥ

Επιβλέπων: Γεώργιος Ματσόπουλος
Καθηγητής, Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 22α Φεβρουαρίου 2026.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

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

.....
Παναγιώτης Τσανάκας
Επίκουρος Καθηγητής

.....
Γεώργιος Γεωργίου
Επιστ. Συνεργάτης

Αθήνα, Φεβρουάριος 2026



Copyright © – All rights reserved. Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος.
Γρηγόριος Τσένος, 2026.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα.

Το περιεχόμενο αυτής της εργασίας δεν απηχεί απαραίτητα τις απόψεις του Τμήματος, του Επιβλέποντα, ή της επιτροπής που την ενέκρινε.

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπογράφως ότι είμαι αποκλειστικός συγγραφέας της παρούσας Πτυχιακής Εργασίας, για την ολοκλήρωση της οποίας κάθε βοήθεια είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στην εργασία αυτή. Έχω αναφέρει πλήρως και με σαφείς αναφορές, όλες τις πηγές χρήσης δεδομένων, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών, είτε κατά κυριολεξία είτε βάσει επιστημονικής παράφρασης. Αναλαμβάνω την προσωπική και ατομική ευθύνη ότι σε περίπτωση αποτυχίας στην υλοποίηση των ανωτέρω δηλωθέντων στοιχείων, είμαι υπόλογος έναντι λογοκλοπής, γεγονός που σημαίνει αποτυχία στην Πτυχιακή μου Εργασία και κατά συνέπεια αποτυχία απόκτησης του Τίτλου Σπουδών, πέραν των λοιπών συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων. Δηλώνω, συνεπώς, ότι αυτή η Πτυχιακή Εργασία προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα προσωπικά και αποκλειστικά και ότι, αναλαμβάνω πλήρως όλες τις συνέπειες του νόμου στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

(Υπογραφή)

.....
Γρηγόριος Τσένος

22 Σεπτεμβρίου 2020

Περίληψη

Ένα σύστημα ομότιμων κόμβων αποτελείται από ένα σύνολο αυτόνομων υπολογιστικών κόμβων στο Διαδίκτυο, οι οποίοι συνεργάζονται με σκοπό την ανταλλαγή δεδομένων. Στα συστήματα ομότιμων κόμβων που χρησιμοποιούνται ευρέως σήμερα, η αναζήτηση πληροφορίας γίνεται με χρήση λέξεων κλειδιών. Η ανάγκη για πιο εκφραστικές λειτουργίες, σε συνδυασμό με την ανάπτυξη του Σημασιολογικού Ιστού, οδήγησε στα συστήματα ομότιμων κόμβων βασισμένα σε σχήματα. Στα συστήματα αυτά κάθε κόμβος χρησιμοποιεί ένα σχήμα με βάση το οποίο οργανώνει τα τοπικά διαθέσιμα δεδομένα. Για να είναι δυνατή η αναζήτηση δεδομένων στα συστήματα αυτά υπάρχουν δύο τρόποι. Ο πρώτος είναι όλοι οι κόμβοι να χρησιμοποιούν το ίδιο σχήμα κάτι το οποίο δεν είναι ευέλικτο. Ο δεύτερος τρόπος δίνει την αυτονομία σε κάθε κόμβο να επιλέγει όποιο σχήμα θέλει και απαιτεί την ύπαρξη κανόνων αντιστοίχισης μεταξύ των σχημάτων για να μπορούν να αποτιμώνται οι ερωτήσεις. Αυτός ο τρόπος προσφέρει ευελιξία όμως δεν υποστηρίζει την αυτόματη δημιουργία και τη δυναμική ανανέωση των κανόνων, που είναι απαραίτητες για ένα σύστημα ομότιμων κόμβων.

Στόχος της διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός συστήματος ομότιμων κόμβων βασισμένο σε σχήματα το οποίο (α) θα επιτρέπει μια σχετική ευελιξία στην χρήση των σχημάτων και (β) θα δίνει την δυνατότητα μετασχηματισμού ερωτήσεων χωρίς την ανάγκη διατύπωσης κανόνων αντιστοίχισης μεταξύ σχημάτων, ξρησιμοποιώντας κόμβους με σχήματα RDF που αποτελούν υποσύνολα-όψεις ενός βασικού σχήματος (καθολικό σχήμα).

Λέξεις Κλειδιά

Σύστημα ομότιμων κόμβων, Σύστημα ομότιμων κόμβων βασισμένο σε σχήματα, Σημασιολογικός Ιστός, RDF/S, RQL, Jxta

Abstract

A peer-to-peer system is a set of autonomous computing nodes (the peers) which cooperate in order to exchange data. The peers in the peer-to-peer systems that are widely used today, rely on simple keyword selection in order to search for data. The need for richer facilities in exchanging data, as well as, the evolution of the Semantic Web, led to the evolution of the schema-based peer-to-peer systems. In those systems every node uses a schema to organize the local data. So there are two ways in order for data search to be feasible. The first but not so flexible way implies that every node uses the same schema. The second way gives every node the flexibility to choose a schema according with its needs, but on the same time requires the existence of mapping rules in order for queries to be replied. This way though, doesn't offer automatic creation and dynamic renewal of the mapping rules which would be essential for peer-to-peer systems.

This diploma thesis aims to the development of a schema-based peer-to-peer system that allows a certain flexibility for schema selection and on the same time enables query transformation without the use of mapping rules. The peers use RDF schemas that are subsets (views) of a big common schema called global schema.

Keywords

Peer-to-peer, Schema-based peer-to-peer, Semantic Web, RDF/S, RQL, Jxta

στον Πατέρα μου και στην Μητέρα μου

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Ματσόπουλο Γεώργιο για την επίθλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας και για την ευκαιρία που μου έδωσε να ερευνήσω ένα πεδίο με τόσο μεγάλο ερευνητικό ενδιαφέρον. Κάτα την εκπόνηση της εργασίας έλαβα πολύτιμη καθοδήγηση και σχόλια από τα μέλη του εργαστηρίου του κου Ματσόπουλου, και ειδικότερα από τον Υπ.Διδάκτορα Γεωργά Κωνσταντίνο και τον Διδάκτορα Μπρώμη Κωνσταντίνο. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την καθοδήγηση και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια.

Αθήνα, Δεκέμβριος 2025

Γρηγόριος Τσένος

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	3
Ευχαριστίες	7
Πρόλογος	19
1 Εισαγωγή	21
1.1 Συνοπτική Εισαγωγή	21
1.2 Αντικείμενο της διπλωματικής	22
1.3 Οργάνωση του τόμου	22
I Θεωρητικό Μέρος	25
2 Τμηματοποίηση Ιατρικών Εικόνων και Μαγνητική Τομογραφία	27
2.1 Ο πλακούντας: ανατομία, ανάπτυξη και λειτουργίες	27
2.2 Η τμηματοποίηση ως υπολογιστικό πρόβλημα	28
2.3 Ιδιαιτερότητες τμηματοποίησης πλακούντα σε MRI	29
2.4 Μαγνητική Τομογραφία MRI	29
2.4.1 Ανομοιογένεια έντασης και διόρθωση bias field	29
2.5 Συνήθη βήματα προεπεξεργασίας για τμηματοποίηση MRI	30
2.6 Μετρικές αξιολόγησης τμηματοποίησης	31
2.6.1 Συντελεστής Dice (DSC)	31
2.6.2 Intersection over Union (IoU/Jaccard)	31
2.7 Σύνοψη	31
3 Μηχανική Μάθηση και Σύγχρονα Μοντέλα για Τμηματοποίηση	33
3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση για τμηματοποίηση	33
3.2 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs)	33
3.2.1 Η συνέλιξη σε $2\Delta/3\Delta$ δεδομένα και η έννοια του receptive field	34
3.2.2 Αρχιτεκτονικές πυκνής πρόβλεψης: FCN, encoder-decoder και U-shaped σχεδίαση	34
3.2.3 Κανονικοποίηση και σταθεροποίηση εκπαίδευσης	34
3.2.4 Προσοχή μέσα σε CNNs: Attention U-Net	35
3.2.5 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των CNNs	35

3.3 Μοντέλα Attention και Transformers	35
3.3.1 Βασικός μηχανισμός self-attention	35
3.3.2 Γιατί ο attention είναι ακριβός σε όραση και ιδιαίτερα σε 3D	35
3.3.3 Στρατηγικές μείωσης κόστους: ιεραρχία, τοπικά παράθυρα και προσεγ- γίσεις γραμμικής προσοχής	36
3.3.4 Υθριδικά Transformer-U-shape μοντέλα για 3Δ τμηματοποίηση	36
3.4 Μοντέλα State Space και Mamba	36
3.4.1 Δομημένα SSMs και μακρές εξαρτήσεις	37
3.4.2 Mamba: Selective State Spaces και γραμμική κλιμάκωση	37
3.4.3 Από την ακολουθία στην εικόνα: πώς χρησιμοποιούνται SSMs σε 3D τμηματοποίηση	37
3.4.4 Συγκριτική οπτική: CNNs έναντι Transformers έναντι SSMs	37
3.5 Βελτιστοποίηση και πρακτικές εκπαίδευσης	38
4 Αρχιτεκτονικές Τμηματοποίησης που Χρησιμοποιήθηκαν	39
4.1 UNet	39
4.2 DynUNet και αρχές αυτο-διαμόρφωσης	40
4.3 SegResNet	40
4.4 AttentionUnet	40
4.5 UNETR	41
4.6 SwinUNETR	41
4.7 SegMamba	41
4.8 Συζήτηση: Αναμενόμενοι συμβιβασμοί	41
II Πρακτικό Μέρος	43
5 Υλοποίηση	45
5.1 Λεπτομέρειες υλοποίησης	45
5.1.1 Αλγόριθμοι	45
5.2 Περιγραφή κλάσεων	45
5.2.1 public class FirstUi	45
6 Έλεγχος	47
6.1 Μεθοδολογία Ελέγχου	47
6.2 Αναλυτική παρουσίαση ελέγχου	47
7 Παράδειγμα Πίνακα	49
7.1 Συμπεράσματα	49
7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	49
8 Παράδειγμα Μαθηματικών Σχέσεων – Εκφράσεων και Αλγορίθμων	51
8.1 Συμπεράσματα	51
8.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	51

III Επίλογος	53
9 Επίλογος	55
9.1 Συμπεράσματα	55
9.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	55
 Παραρτήματα	 57
A' Παράδειγμα Παραρτήματος	59
A'.1 Πρώτη ενότητα	59
A'.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις	59
B' Απόδειξη της σχέσης (8.1)	61
B'.1 Ανάλυση - περιγραφή αρχιτεκτονικής	61
B'.1.1 Διαχωρισμός υποσυστημάτων	61
B'.1.2 Περιγραφή υποσυστημάτων	62
Γ' Παραδείγματα Βιβλιογραφικών Αναφορών	63
Δ' Δημιουργία Ευρετηρίου	65
Ε' Εισαγωγή Εικόνων	67
 Βιβλιογραφία	 72
Συντομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια	73
Απόδοση ξενόγλωσσων όρων	75

Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Αριστερά : ενδεικτική δισδιάστατη τομή (slice) MRI με την επισήμανση (πράσινο) του πλακούντα. Δεξιά : τρισδιάστατη αναπαράσταση της αντίστοιχης μάσκας τμηματοποίησης (πράσινο) και της θέσης της τομής στον όγκο.	30
B'.1	Προσομοίωση Πύλης NOR	61

Κατάλογος Εικόνων

Ε'.1 Βάτραχος 67

Κατάλογος Πινάκων

7.1	Πίνακας αλήθειας της λογικής συνάρτησης F	50
A'.1	Πίνακας αλήθειας της λογικής συνάρτησης F	60

Πρόλογος

Το υπολογιστικό μέρος της εργασίας υλοποιήθηκε και εκτελέστηκε στη πλατφόρμα Kaggle (Kaggle Notebooks). Το θεωρητικό υπόβαθρο βασίστηκε σε μελέτη της σχετικής βιβλιογραφίας.

Εισαγωγή

Ιατρική απεικόνιση αποτελεί αναπόσπαστο μέρος της σύγχρονης κλινικής πρακτικής και της βιοϊατρικής έρευνας, καθώς επιτρέπει τη μη επεμβατική παρατήρηση ανατομικών δομών και φυσιολογικών διεργασιών. Πέρα όμως από την οπτική επιθεβαίωση ή περιγραφική αξιολόγηση, σε πολλές εφαρμογές είναι απαραίτητη η ποσοτικοποίηση: η εξαγωγή μετρήσιμων μεγεθών (π.χ. όγκοι, σχήματα, σχέσεις γειτονικών ιστών), που στη συνέχεια μπορούν να συσχετισθούν με κλινικά ευρήματα ή να αξιοποιηθούν σε συστήματα υποβοήθησης διάγνωσης.

1.1 Συνοπτική Εισαγωγή

Κεντρικό βήμα για την ποσοτικοποίηση αποτελεί η **τμηματοποίηση** (segmentation) μιας ιατρικής εικόνας ή ενός ογκομετρικού δεδομένου. Με τον όρο τμηματοποίηση εννοούμε την ανάθεση εικέτας σε κάθε (ογκομετρικό) εικονοστοιχείο (pixel/voxel), ώστε να διαχωριστεί η περιοχή ενδιαφέροντος (Region of Interest, ROI) από το υπόλοιπο υπόβαθρο. Στην πράξη, η τμηματοποίηση επιστρέφει μία **μάσκα** (mask) με την ίδια διάσταση όπως η είσοδος, η οποία κωδικοποιεί το ‘ανήκει/δεν ανήκει’ (δυαδική τμηματοποίηση) ή/και πολλαπλές κλάσεις (πολυκλασική τμηματοποίηση). Η τμηματοποίηση είναι η βάση για τον υπολογισμό όγκου, την εκτίμηση μορφολογικών χαρακτηριστικών, την ανάλυση χωρικής επερογένειας, αλλά και για πιο σύνθετες ροές εργασίας, όπως εξαγωγή χαρακτηριστικών (radiomics) ή καθοδήγηση επεμβάσεων.

Στο πλαίσιο της μαιευτικής απεικόνισης, ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει ο **πλακούντας**, ένα λειτουργικά κρίσιμο όργανο που συνδέει μητέρα και έμβρυο. Η **αυτόματη τμηματοποίηση πλακούντα** σε δεδομένα MRI επιτρέπει επαναλήψιμες και αντικειμενικές μετρήσεις (π.χ. όγκος/σχήμα), καθώς και τη συστηματική σύγκριση μεταξύ εξετάσεων ή πρωτοκόλλων. Ωστόσο, η τμηματοποίηση πλακούντα σε MRI είναι απαιτητικό πρόβλημα: τα δεδομένα συχνά επηρεάζονται από κίνηση μητέρας/εμβρύου, ανομοιογένειες έντασης, περιορισμένη αντίθεση στα όρια οργάνου-υποβάθρου και μεγάλη διακύμανση σε μέγεθος, σχήμα και θέση. Προγενέστερες προσεγγίσεις περιλάμβαναν κλασικούς ταξινομητές ή ελάχιστα/μερικώς διαδραστικές μεθόδους, ενώ έχουν παρουσιαστεί και τρόποι για αντιμετώπιση σε περίπτωση που αλλοιωθεί η εικόνα λόγω κίνησης. [1][2][3].

Η χειροκίνητη τμηματοποίηση, αν και θεωρείται σημείο αναφοράς, είναι χρονοβόρα και εμφανίζει διακύμανση μεταξύ παρατηρητών, κάτι που επηρεάζει τόσο την αξιολόγηση όσο και

την κλινική αξιοποίηση. Για τον λόγο αυτό, τα τελευταία χρόνια κυριαρχούν μέθοδοι **Βαθιάς Μάθησης** (Deep Learning) για τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων, με αρχιτεκτονικές τύπου UNet να αποτελούν θεμελιώδη επιλογή [4]. Παράλληλα, μοντέλα με μηχανισμούς attention και Transformers έχουν δείξει ιδιαίτερα ισχυρή ικανότητα μοντελοποίησης διευκολύνοντας την συσχέτιση μακρινών εικονοστοιχείων (global context) [5, 6, 7]. Πρόσφατα, τα **Μοντέλα Χώρου και Κατάστασης** (State Space Models, SSMs) και ειδικότερα το Mamba εισάγουν μία εναλλακτική προσέγγιση μακράς εμβέλειας, με σόχο υψηλή αποδοτικότητα σε μνήμη και χρόνο [8], και έχουν προταθεί υθριδικά μοντέλα τμηματοποίησης όπως το SegMamba [9]. (Λεπτομέρειες στα κεφάλαια 2,3,4)

1.2 Αντικείμενο της διπλωματικής

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η **συστηματική μελέτη, υλοποίηση και συγκριτική αξιολόγηση** μοντέλων τμηματοποίησης πλακούντα από ογκομετρικά δεδομένα MRI, με χρήση της βιβλιοθήκης MONAI [10]. Η εργασία επικεντρώνεται σε ένα δίκαιο πειραματικό πρωτόκολλο, όπου τα μοντέλα εκπαιδεύονται και αξιολογούνται υπό ίδιες συνθήκες (ίδιο seed, ίδια προεπεξεργασία, ίδιοι βελτιστοποιητές, κριτήρια, σχήματα learning rate, αριθμός εποχών και συνολικό πείραμα), ώστε οι διαφορές στην επίδοση να αποδίδονται σε μεγαλύτερο βαθμό στην αρχιτεκτονική.

Συγκεκριμένα, εξετάζονται οι παρακάτω αρχιτεκτονικές:

- **Συνελικτικά μοντέλα τύπου UNet:** UNet [4], DynUNet (δυναμική παραλλαγή σχεδιασμένη με αρχές αυτο-διαμόρφωσης), SegResNet [11], καθώς και AttentionUnet [12].
- **Υθριδικά μοντέλα με Transformers:** UNETR [6] και SwinUNETR [7].
- **Μοντέλο βασισμένο σε SSM/Mamba:** SegMamba [9].

Για την αξιολόγηση χρησιμοποιείται κυρίως η **μετρική Dice** (γνωστή και ως DSC) και συμπληρωματικά ο **Intersection over Union** (IoU/Jaccard). Στόχος δεν είναι απλώς η καταγραφή μιας μέγιστης επίδοσης, αλλά και η **εξαγωγή συμπερασμάτων** για τα πλεονεκτήματα/μειονεκτήματα κάθε οικογένειας αρχιτεκτονικών (καθαρά συνελικτικές, Transformer-ενιοχυμένες, SSM-βασισμένες) στο συγκεκριμένο πρόβλημα.

1.3 Οργάνωση του τόμου

Η διάρθρωση της διπλωματικής έχει ως εξής:

- Στο **Κεφάλαιο 2** παρουσιάζονται βασικές έννοιες τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων και συνοπτική εισαγωγή στη MRI, με έμφαση στις ιδιαιτερότητες των ογκομετρικών δεδομένων και στα χαρακτηριστικά/τεχνουργήματα που επηρεάζουν την τμηματοποίηση πλακούντα.
- Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο της Μηχανικής Μάθησης και της Βαθιάς Μάθησης για τμηματοποίηση: CNNs, Transformers και SSM/Mamba,

καθώς και βασικές επιλογές εκπαίδευσης (συναρτήσεις κόστους, βελτιστοποίηση, γενίκευση).

- Στο **Κεφάλαιο 4** αναλύονται οι αρχιτεκτονικές των 7 μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν (όπως περιγράφονται στις αντίστοιχες δημοσιεύσεις), καθώς και οι κύριες σχεδιαστικές τους επιλογές σε σχέση με την τμηματοποίηση 3Δ ιατρικών δεδομένων.
- Στα επόμενα κεφάλαια (πειραματικό μέρος) παρουσιάζονται το σύνολο δεδομένων, η μεθοδολογία υλοποίησης και προεπεξεργασίας, η διαδικασία εκπαίδευσης/αξιολόγησης, τα αποτελέσματα και η συζήτησή τους, και τέλος τα συμπεράσματα και οι μελλοντικές επεκτάσεις.

Μέρος I

Θεωρητικό Μέρος

Τμηματοποίηση Ιατρικών Εικόνων και Μαγνητική Τομογραφία

Ο πλακούντας αποτελεί ένα παροδικό αλλά κρίσιμο όργανο της κύησης, το οποίο λειτουργεί ως διεπιφάνεια μεταξύ μητέρας και εμβρύου, επιτρέποντας την ανταλλαγή αερίων, θρεπτικών συστατικών και μεταβολιτών, ενώ παράλληλα επιτελεί σημαντικούς ενδοκρινικούς και ανοσολογικούς ρόλους [13, 14, 15]. Η λειτουργία του πλακούντα σχετίζεται άμεσα με την ομαλή έκβαση της κύησης, και η πλακουντιακή δυσλειτουργία έχει συσχετιστεί με σοβαρές μαιευτικές επιπλοκές, όπως προεκλαμψία και περιορισμό ενδομήτριας ανάπτυξης, στο πλαίσιο διαταραχών της «βαθιάς πλακούντωσης» [16].

Σε αυτό το πλαίσιο, η ιατρική απεικόνιση – και ειδικότερα η Μαγνητική Τομογραφία (MRI) – μπορεί να υποστηρίξει την ποσοτική αξιολόγηση του πλακούντα. Ωστόσο, για να εξαχθούν αξιόπιστες μετρήσεις (π. χ. όγκος, σχήμα, μορφολογικοί δείκτες ή/και χαρακτηριστικά υφής), απαιτείται πρώτα ο ακριβής διαχωρισμός του πλακούντα από το υπόβαθρο: η **τμηματοποίηση** (segmentation). Στην παρούσα εργασία, στόχος είναι η τμηματοποίηση του πλακούντα σε ογκομετρικά δεδομένα MRI, δηλαδή η παραγωγή μιας δυαδικής μάσκας (πλακούντας έναντι υποβάθρου) για κάθε εικόνα.

2.1 Ο πλακούντας: ανατομία, ανάπτυξη και λειτουργίες

Ο πλακούντας σχηματίζεται κατά την εμφύτευση και αναπτύσσεται με ταχύ ρυθμό κατά την κύηση, με σκοπό να υποστηρίξει τις αυξανόμενες ανάγκες του εμβρύου. Από ανατομικής άποψης, διακρίνεται:

- η **εμβρυϊκή πλευρά** (chorionic plate), από όπου εκφύονται οι χοριακές λάχνες και το δίκτυο αγγείων του εμβρύου,
- η **μητρική πλευρά** (basal plate/decidua), η οποία συνδέεται με το τοίχωμα της μήτρας,
- ο **μεσολάχνιος χώρος** (intervillous space), όπου κυκλοφορεί μητρικό αίμα και πραγματοποιείται η κύρια ανταλλαγή ουσιών.

Οι χοριακές λάχνες, επενδεδυμένες από τροφοβλαστικούς πληθυσμούς (με κυρίαρχο το syncytiotrophoblast), αποτελούν το βασικό «λειτουργικό υπόστρωμα» ανταλλαγής [15, 14].

Καθοριστικό βήμα στην ομαλή πλακουντοποίηση είναι η **αναδιαμόρφωση των σπειροειδών αρτηριών** της μήτρας, μέσω εισβολής εξωλαχνικού τροφοβλάστη (extravillous trophoblast), ώστε να εξασφαλιστεί χαμηλής αντίστασης ροή προς τον πλακούντα. Η ελαπτωματική πλακουντοποίηση έχει προταθεί ως κοινός παθοφυσιολογικός μηχανισμός πίσω από τις λεγόμενες μεγάλες μαιευτικές συνδρομές (π.χ. προεκλαμψία, αποκόλληση πλακούντα, fetal growth restriction) [16, 17].

Λειτουργικά, ο πλακούντας:

- εξασφαλίζει **μεταφορά** οξυγόνου και θρεπτικών (γλυκόζη, αμινοξέα, λιπίδια) και **απομάκρυνση** μεταβολικών προϊόντων,
- δρα ως **ενδοκρινικό όργανο** (παραγωγή ορμονών που ρυθμίζουν την κύηση και τον μεταβολισμό της μητέρας),
- συμμετέχει στην **ανοσολογική ανοχή** και στη ρύθμιση της μητρο-εμβρυϊκής διεπιφάνειας.

Σύγχρονες ανασκοπήσεις τονίζουν ότι ο πλακούντας δεν είναι απλώς «φίλτρο», αλλά ένα πολυλειτουργικό όργανο με δυναμική εξέλιξη και προσαρμογή κατά την κύηση [13, 14].

Η παραπάνω φυσιολογική πολυπλοκότητα εξηγεί γιατί η **ποσοτική** αξιολόγηση του πλακούντα (δομή/μορφολογία, χωρική κατανομή, όγκος) αποτελεί ενεργό ερευνητικό πεδίο. Η MRI προσφέρει υψηλή αντίθεση μαλακών ιστών και τρισδιάστατη πληροφορία, όμως η ποσοτικοποίηση προϋποθέτει αξιόπιστο *ορισμό της περιοχής του πλακούντα* μέσα στον όγκο, δηλαδή ακριβή τμηματοποίηση. Η ανάγκη αυτή αποτυπώνεται και σε μελέτες που αναπτύσσουν αυτοματοποιημένους αλγορίθμους για τμηματοποίηση πλακούντα/μήτρας σε MRI και αναφέρουν άμεσα τη σχέση της τμηματοποίησης με μετρήσεις όγκου και επαναληψιμότητα [3].

2.2 Η τμηματοποίηση ως υπολογιστικό πρόβλημα

Σε ένα τυπικό σενάριο **δυαδικής τμηματοποίησης**, η είσοδος είναι ένας όγκος $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times D}$ (ή γενικότερα πολυκαναλικός όγκος) και η έξοδος είναι μια μάσκα $Y \in \{0, 1\}^{H \times W \times D}$ που υποδηλώνει για κάθε voxel αν ανήκει στην κλάση ενδιαφέροντος. Η μάθηση διατυπώνεται συνήθως ως **επιθεωρητική** μάθηση: διαθέτουμε σύνολο ζευγών (X_i, Y_i) και επιδιώκουμε μοντέλο f_θ ώστε $f_\theta(X_i) \approx Y_i$.

Η τμηματοποίηση διαφέρει από την ταξινόμηση εικόνων σε δύο σημεία:

- Η έξοδος είναι **πυκνή** πρόβλεψη (ανά pixel/voxel) και όχι μία ετικέτα ανά εικόνα.
- Η αβεβαιότητα εντοπίζεται συχνά στα **όρια** και επηρεάζεται από partial volume effects, θόρυβο και ανομοιογένειες έντασης, γεγονός που καθιστά την επιλογή μετρικών και συναρτήσεων κόστους κρίσιμη.

Στην 3D τμηματοποίηση, οι υπολογιστικές απαιτήσεις αυξάνονται σημαντικά λόγω του πλήθους των voxels. Έτσι, συχνά χρησιμοποιούνται στρατηγικές **patch-based** εκπαίδευσης και **sliding-window inference** (στο Κεφάλαιο 3 αναλύονται οι αντίστοιχες πρακτικές), έτσι ώστε να είναι εφικτή η εκπαίδευση/πρόβλεψη σε μνήμη GPU.

2.3 Ιδιαιτερότητες τμηματοποίησης πλακούντα σε MRI

Η τμηματοποίηση πλακούντα σε MRI είναι απαριθμητική για λόγους που σχετίζονται τόσο με τη φυσιολογία όσο και με τη διαδικασία λήψης:

- **Μεγάλη μορφολογική μεταβλητότητα:** μέγεθος, σχήμα και θέση του πλακούντα μεταβάλλονται σημαντικά.
- **Περιορισμένη αντίθεση** σε ορισμένες ακολουθίες, ιδιαίτερα στα όρια πλακούντα-παρακείμενων ιστών.
- **Ανισορροπία κλάσεων:** στα περισσότερα slices ο πλακούντας καταλαμβάνει μικρό μέρος του όγκου, κάτι που δυσκολεύει τη μάθηση με τυπικές απώλειες.
- **Κίνηση** (μητέρα/εμβρύου) που οδηγεί σε artifacts, διαστρεβλώσεις και θολή εικόνα.
- **Ανομοιογένεια έντασης** (bias field) που επηρεάζει την εμφάνιση ίδιου ιστού σε διαφορετικές περιοχές.

Σχετικές εργασίες έχουν δείξει ότι ακόμη και με προσεκτική χειροκίνητη τμηματοποίηση, η διαδικασία είναι χρονοβόρα και εμφανίζει ασυνέπεια ως προς διαφορετικούς παρατηρητές. Παράλληλα, έχουν παρουσιαστεί μέθοδοι αυτόματης/ημιαυτόματης τμηματοποίησης για πλακούντα σε MRI, συμπεριλαμβανομένων πλαισίων που αντιμετωπίζουν δεδομένα με κίνηση [1, 2] καθώς και προσεγγίσεων βαθιάς μάθησης για τρισδιάστατη τμηματοποίηση πλακούντα/μήτρας και εκτίμηση όγκου [3].

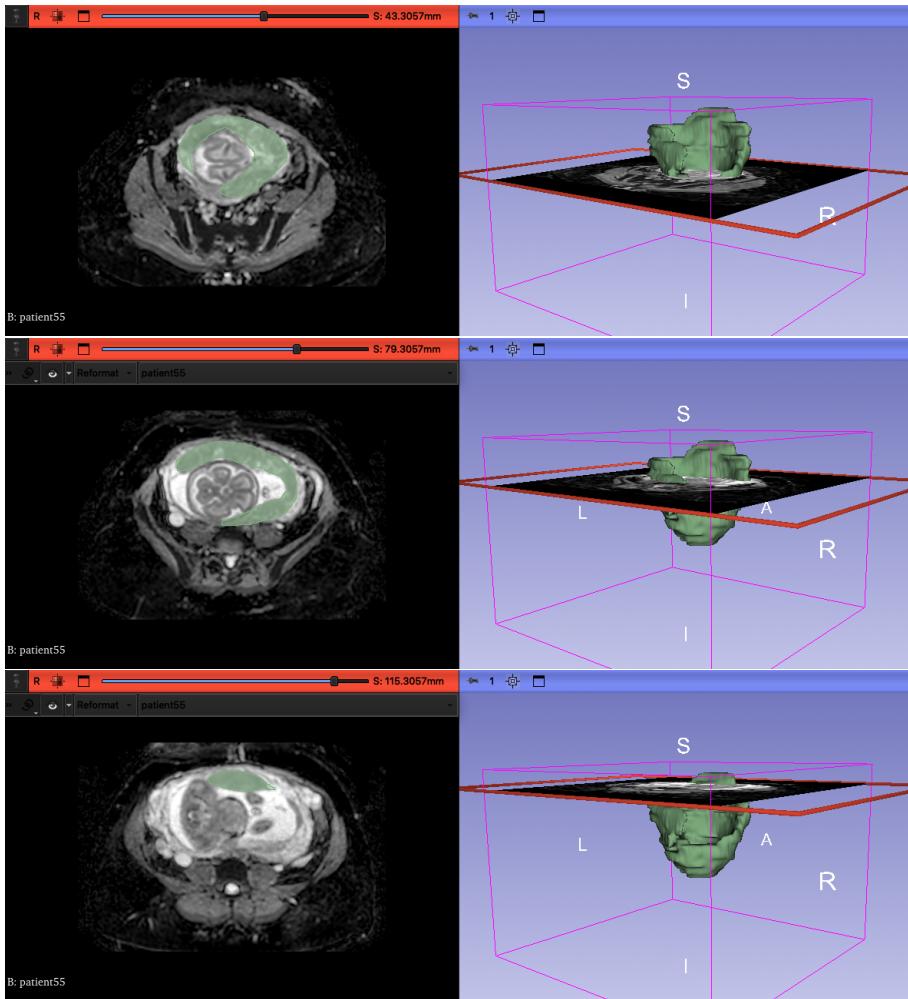
2.4 Μαγνητική Τομογραφία MRI

Η Μαγνητική Τομογραφία (Magnetic Resonance Imaging, MRI) είναι τεχνική απεικόνισης που βασίζεται στο φαινόμενο του πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού. Σε πολύ συνοπτικό επίπεδο, τα πρωτόνια (κυρίως του υδρογόνου) ευθυγραμμίζονται με το στατικό μαγνητικό πεδίο, διεγείρονται με ραδιοσυχνότητες, και η επιστροφή τους στην ισορροπία παράγει σήμα που καταγράφεται και αναδομείται σε εικόνα. Η αντίθεση μεταξύ ιστών εξαρτάται από παραμέτρους όπως οι χαλάρωσης T_1 και T_2 , καθώς και από τη διαμόρφωση των ακολουθιών λήψης. Αναλυτικότερη θεμελίωση παρέχεται σε κλασικά συγγράμματα [18, 19].

Για την τμηματοποίηση, η MRI παρουσιάζει πλεονεκτήματα (υψηλή αντίθεση μαλακών ιστών, 3D πληροφορία), αλλά και προκλήσεις: Θόρυβο, ανομοιογένειες έντασης, και μεταβολές μεταξύ σαρωτών/πρωτοκόλλων. Ειδικά σε απεικόνιση κύησης, η κίνηση αποτελεί συχνό πρόβλημα, επηρεάζοντας την ευκρίνεια και τη συνέπεια μεταξύ τομών [1].

2.4.1 Ανομοιογένεια έντασης και διόρθωση bias field

Η ανομοιογένεια έντασης (intensity non-uniformity) ή bias field είναι αργά μεταβαλλόμενη παραμόρφωση που οδηγεί σε διαφορετικές εντάσεις για τον ίδιο ιστό σε διαφορετικά σημεία του όγκου. Μία καθιερωμένη μέθοδος διόρθωσης είναι ο αλγόριθμος N4ITK [20], ο οποίος βελτιώνει προγενέστερες προσεγγίσεις και χρησιμοποιείται ευρέως ως προεπεξεργαστικό βήμα.



Σχήμα 2.1: Αριστερά: ενδεικτική δισδιάστατη τομή (slice) MRI με την επισήμανση (πράσινο) του πλακούντα. Δεξιά: τρισδιάστατη αναπαράσταση της αντίστοιχης μάσκας τμηματοποίησης (πράσινο) και της θέσης της τομής στον όγκο.

2.5 Συνήθη βήματα προεπεξεργασίας για τμηματοποίηση MRI

Αν και το ακριβές pipeline εξαρτάται από το πρόβλημα και το σύνολο δεδομένων, σε 3Δ MRI τμηματοποίηση εφαρμόζονται συχνά:

- **Εναρμόνιση προσανατολισμού** (π.χ. κοινός άξονας αναφοράς).
- **Επανάληψη Δειγματοληψίας** (resampling) σε επιθυμητή χωρική ανάλυση (voxel spacing).
- **Κανονικοποίηση έντασης** (π.χ. κλιμάκωση σε [0, 1] με percentiles).
- **Περικοπή σε διαστάσεις ROI** (π.χ. crop foreground) ώστε να μειωθεί το περιπτό υπόβαθρο.
- **Εμπλουτισμός δεδομένων** (augmentation) με τυχαίες περιστροφές/αντιστροφές/παραμορφώσεις/θόρυβο.

Στόχος των παραπάνω είναι (α) η διευκόλυνση της εκπαίδευσης με σταθερότερα στατιστικά, (β) η κανονικοποίηση των δεδομένων και (γ) η βελτίωση της γενίκευσης του μοντέλου.

2.6 Μετρικές αξιολόγησης τμηματοποίησης

Για την αξιολόγηση δυαδικής τμηματοποίησης χρησιμοποιούνται μετρικές επικάλυψης μεταξύ πρόβλεψης P και αλήθειας G . Οι πιο διαδεδομένες είναι:

2.6.1 Συντελεστής Dice (DSC)

Ο συντελεστής Dice ορίζεται ως:

$$\text{DSC}(P, G) = \frac{2|P \cap G|}{|P| + |G|}. \quad (2.1)$$

Η τιμή του βρίσκεται στο $[0, 1]$, όπου 1 δηλώνει τέλεια επικάλυψη.

2.6.2 Intersection over Union (IoU/Jaccard)

Ο δείκτης Jaccard ορίζεται ως:

$$\text{IoU}(P, G) = \frac{|P \cap G|}{|P \cup G|}. \quad (2.2)$$

Και εδώ οι τιμές είναι στο $[0, 1]$. Οι δύο μετρικές σχετίζονται μονοτονικά και συχνά αναφέρονται μαζί.

2.7 Σύνοψη

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάστηκαν: (α) βασικές έννοιες φυσιολογίας/ανάπτυξης του πλακούντα και η κλινική του σημασία, (β) ο ρόλος της τμηματοποίησης ως υπολογιστικό πρόβλημα, (γ) οι ιδιαίτερες δυσκολίες της τμηματοποίησης πλακούντα σε MRI, (δ) βασικές αρχές της MRI που σχετίζονται με τη φύση των δεδομένων, και (ε) οι μετρικές αξιολόγησης που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία.

Κεφάλαιο 3

Μηχανική Μάθηση και Σύγχρονα Μοντέλα για Τμηματοποίηση

Η αυτόματη τμηματοποίηση με σύγχρονες προσεγγίσεις βασίζεται κυρίως σε επιβλεπόμενη Μηχανική Μάθηση, όπου το μοντέλο εκπαιδεύεται να αναπαράγει ανθρώπινες επισημειώσεις. Η επιτυχία της Βαθιάς Μάθησης στην τμηματοποίηση οφείλεται στην ικανότητα εκμάθησης πλούσιων ιεραρχικών αναπαραστάσεων από μεγάλα σύνολα δεδομένων, καθώς και στην αποτελεσματική βελτιστοποίηση με backpropagation. Για γενικότερο πλαίσιο στη Βαθιά Μάθηση, παραπέμπουμε σε κλασικές πηγές [21, 22] και σε ανασκόπηση ειδικά για ιατρική απεικόνιση [23].

3.1 Επιβλεπόμενη μάθηση για τμηματοποίηση

Έστω ότι διαθέτουμε σύνολο εκπαίδευσης $\mathcal{D} = \{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^N$, όπου X_i είναι MRI όγκος και Y_i η αντίστοιχη δυαδική μάσκα πλακούντα. Θέλουμε να βρούμε παραμέτρους θ ώστε το μοντέλο f_θ να ελαχιστοποιεί μία συνάρτηση κόστους:

$$\partial^* = \arg \min_{\partial} \sum_{i=1}^N \mathcal{L}(f_\theta(X_i), Y_i). \quad (3.1)$$

Στην τμηματοποίηση, η επιλογή \mathcal{L} είναι καθοριστική. Η απλή binary cross-entropy είναι χρήσιμη, αλλά συχνά συνδυάζεται με απώλειες επικάλυψης (π.χ. Dice loss) ώστε να αντιμετωπιστεί η ανισορροπία κλάσεων (το υπόβαθρο καταλαμβάνει μεγάλο μέρος των voxels). Μία από τις γνωστές 3Δ αρχιτεκτονικές που ανέδειξαν τη χρησιμότητα τέτοιων απωλειών είναι το V-Net [24].

3.2 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs)

Τα CNNs αποτελούν την κυρίαρχη οικογένεια μοντέλων για εικόνες, καθώς ενσωματώνουν ισχυρές επαγωγικές προκατα�ήψεις (inductive biases) όπως η τοπικότητα και η ισοδυναμία ως προς μετατοπίσεις. Οι συνελίξεις λειτουργούν ως φίλτρα που ανιχνεύουν τοπικά πρότυπα (άκρα, υφές, σχήματα), ενώ η ιεραρχική στοίβαξη πολλών στρωμάτων επιτρέπει την αναπάρασταση ολοένα και πιο σύνθετων δομών.

Ιστορικά, η επιτυχία των CNNs σε οπτικά δεδομένα εδράζεται σε κλασικές εργασίες [25] και στην αναγέννηση της βαθιάς εκπαίδευσης σε μεγάλα δεδομένα [26]. Στη συνέχεια, αρχιτεκτονικές με **υπολειμματικές συνδέσεις** (residual connections) επέτρεψαν την εκπαίδευση πολύ βαθιών δικτύων [27].

3.2.1 Η συνέλιξη σε 2Δ/3Δ δεδομένα και η έννοια του receptive field

Η βασική πράξη της συνέλιξης μπορεί να θεωρηθεί ως γραμμικός μετασχηματισμός με **κοινή χρήση βαρών** σε όλα τα χωρικά σημεία. Για 3D όγκους, μια 3Δ συνέλιξη εφαρμόζει πυρήνα K διαστάσεων $k_x \times k_y \times k_z$ και παράγει χαρακτηριστικά που κωδικοποιούν τοπικές χωρικές σχέσεις μέσα στον όγκο. Η τοπικότητα αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στην τμηματοποίηση, όπου τα όρια ενός οργάνου καθορίζονται από τοπικές μεταβολές έντασης και υφής.

Καθώς το δίκτυο βαθαίνει, το **receptive field** ενός νευρώνα μεγαλώνει (μέσω διαδοχικών συνελίξεων και υποδειγματοληψιών), επιτρέποντας στο μοντέλο να ενσωματώνει μεγαλύτερο συμφραζόμενο. Παρ' όλα αυτά, η αύξηση αυτή είναι έμμεση και εξαρτάται από το βάθος/σχεδίαση του δικτύου.

3.2.2 Αρχιτεκτονικές πυκνής πρόβλεψης: FCN, encoder-decoder και U-shaped σχεδίαση

Η τμηματοποίηση απαιτεί **πυκνή** πρόβλεψη (ετικέτα ανά pixel/voxel). Μία θεμελιώδης ιδέα για αυτόν τον σκοπό είναι τα Fully Convolutional Networks (FCNs), τα οποία αντικαθιστούν τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα με συνελικτικά, ώστε το δίκτυο να παράγει χωρικούς χάρτες εξόδου [28].

Στην ιατρική τμηματοποίηση, η οικογένεια U-Net είναι ιδιαίτερα επιδραστική, καθώς συνδυάζει:

- έναν **κωδικοποιητή** (encoder) που συμπιέζει την πληροφορία σε πολλαπλές κλίμακες (πιάνοντας «τι»),
- έναν **αποκωδικοποιητή** (decoder) που ανακατασκευάζει την ανάλυση (πιάνοντας «πόύ»),
- **συνδέσεις παράκαμψης** (skip connections) που μεταφέρουν λεπτομέρεια υψηλής ανάλυσης από τον κωδικοποιητή στον αποκωδικοποιητή, βελτιώνοντας την ακρίβεια ορίων [4].

Για ογκομετρικά δεδομένα, η λογική αυτή επεκτάθηκε σε 3D U-Net με 3Δ συνελίξεις, επιτρέποντας αξιοποίηση της πληροφορίας κατά μήκος όλων των αξόνων του όγκου [29].

3.2.3 Κανονικοποίηση και σταθεροποίηση εκπαίδευσης

Σε βαθιά δίκτυα, η σταθερότητα εκπαίδευσης επηρεάζεται από την κατανομή ενεργοποίησεων. Η Batch Normalization είναι κλασική τεχνική επιτάχυνσης και σταθεροποίησης [30], όμως στη 3Δ τμηματοποίηση το batch size είναι συχνά πολύ μικρό λόγω μνήμης. Σε τέτοιες περιπτώσεις, τεχνικές όπως η Group Normalization μπορεί να είναι πρακτικά πιο σταθερές [31].

3.2.4 Προσοχή μέσα σε CNNs: Attention U-Net

Η «προσοχή» δεν ταυτίζεται απαραίτητα με τους Transformers. Στα CNN-βασισμένα μοντέλα, έχουν προταθεί **attention gates** που «φιλτράρουν» τις skip connections ώστε να τονίζουν περιοχές σχετικές με το όργανο στόχο. Ένα κλασικό παράδειγμα είναι το Attention U-Net [12], το οποίο μπορεί να βελτιώσει την εστίαση σε μικρές ή δύσκολες δομές χωρίς να απαιτεί πλήρη self-attention σε όλο τον όγκο.

3.2.5 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των CNNs

Τα κύρια πλεονεκτήματα για τηματοποίηση είναι:

- Υψηλή **αποδοτικότητα** (η συνέλιξη είναι υπολογιστικά ευνοϊκή).
- Έμφαση σε **τοπικά μορφολογικά στοιχεία**, χρήσιμα για ακριβή όρια.
- Καλύτερη συμπεριφορά σε **μικρότερα σύνολα δεδομένων** σε σχέση με καθαρά Transformer μοντέλα.

Κύριος περιορισμός είναι ότι η **παγκόσμια πληροφορία** (global context) δεν είναι άμεσα διαθέσιμη: οι μακρινές χωρικές συσχετίσεις μοντελοποιούνται έμμεσα μέσω βάθους/υποδειγματοληψιών, και η αποτελεσματικότητα αυτής της διαδικασίας εξαρτάται έντονα από τη σχεδίαση του δικτύου (βάθος, dilation, κ. λπ.).

3.3 Μοντέλα Attention και Transformers

Οι Transformers εισήχθησαν ως αρχιτεκτονική ακολουθιών με μηχανισμό **αυτο-προσοχής** (self-attention) [5]. Η ιδέα είναι ότι κάθε στοιχείο της εισόδου μπορεί να «συσχετιστεί» άμεσα με άλλα στοιχεία, επιτρέποντας μοντελοποίηση μακρινών εξαρτήσεων χωρίς να απαιτείται βαθιά στοίβαξη συνελίξεων.

3.3.1 Βασικός μηχανισμός self-attention

Για μια ακολουθία n tokens (π. χ. patches εικόνας), ο self-attention υπολογίζει:

$$\text{Att}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^\top}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (3.2)$$

όπου Q, K, V (queries, keys, values) είναι γραμμικοί μετασχηματισμοί των tokens. Η multi-head εκδοχή εφαρμόζει πολλαπλές τέτοιες προσοχές παράλληλα, ώστε το μοντέλο να μαθαίνει διαφορετικούς τύπους συσχετίσεων.

3.3.2 Γιατί ο attention είναι ακριβός σε όραση και ιδιαίτερα σε 3D

Ο κλασικός self-attention έχει υπολογιστικό και μνημονικό κόστος $O(n^2)$ ως προς το πλήθος tokens n . Σε NLP, το n είναι το μήκος πρότασης. Στην όραση, όμως, το n προκύπτει από την αποσύνθεση της εικόνας/όγκου σε patches. Για 2D εικόνα, $n \approx (H \cdot W)/P^2$, ενώ για

3D όγκο $n \approx (H \cdot W \cdot D)/P^3$. Ακόμη και με σχετικά μεγάλα patches, το n μπορεί να είναι πολύ μεγάλο, κάνοντας τον πλήρη attention δύσχρηστο σε GPU μνήμη και χρόνο.

Ο Vision Transformer (ViT) [32] αντιμετώπισε το πρόβλημα εισάγοντας patch embedding και μαθαίνοντας σε μεγάλες κλίμακες δεδομένων. Ωστόσο, για ιατρικά δεδομένα (συχνά μικρότερα σύνολα, 3D όγκοι), απαιτούνται πρόσθετες σχεδιαστικές επιλογές ώστε να είναι πρακτική η εκπαίδευση.

3.3.3 Στρατηγικές μείωσης κόστους: ιεραρχία, τοπικά παράθυρα και προσεγγίσεις γραμμικής προσοχής

Μερικές από τις κύριες κατευθύνσεις για να καταστεί ο attention πρακτικός σε μεγάλες εισόδους είναι:

- **Ιεραρχική αναπαράσταση** με υποδειγματοληψίες, ώστε να μειώνεται σταδιακά το πλήθος tokens.
- **Τοπική προσοχή σε παράθυρα** (window attention): ο Swin Transformer υπολογίζει προσοχή σε τοπικά παράθυρα και εισάγει shifted windows για ανταλλαγή πληροφορίας μεταξύ παραθύρων, επιτυγχάνοντας καλύτερη κλιμάκωση [33].
- **Προσεγγίσεις υπο-τετραγωνικής προσοχής**: π. χ. χαμηλόθαθμη προβολή (Linformer) [34] ή στοχαστικές προσεγγίσεις με random features (Performer) [35].

Στο πλαίσιο ιατρικής τμηματοποίησης, συχνά προτιμώνται οι δύο πρώτες στρατηγικές (ιεραρχία/παράθυρα), επειδή διατηρούν καλύτερα τη χωρική δομή και είναι πιο «φιλικές» σε 3D δεδομένα.

3.3.4 Υθριδικά Transformer-U-shape μοντέλα για 3D τμηματοποίηση

Υθριδικά μοντέλα όπως τα UNETR [6] και SwinUNETR [7] χρησιμοποιούν Transformer-ενισχυμένους κωδικοποιητές για καλύτερη κατανόηση συμφραζομένου, διατηρώντας ταυτόχρονα decoder που ανακτά λεπτομέρεια υψηλής ανάλυσης, όπως στο U-Net. Έτσι επιχειρείται συνδυασμός:

- **παγκόσμιας/μακρινής συσχέτισης** (ισχυρό σημείο των Transformers)
- με **ακριβή χωρική ανακατασκευή** (ισχυρό σημείο της U-shaped αποκωδικοποίησης).

3.4 Μοντέλα State Space και Mamba

Τα State Space Models (SSMs) αποτελούν κλάση μοντέλων ακολουθιών που περιγράφουν την εξέλιξη μιας κρυφής κατάστασης μέσα στον χρόνο/δείκτη ακολουθίας. Η βασική διακριτή μορφή μπορεί να γραφεί ως:

$$h_t = Ah_{t-1} + Bx_t, \quad (3.3)$$

$$y_t = Ch_t + Dx_t, \quad (3.4)$$

όπου x_t το στοιχείο εισόδου, h_t η κρυφή κατάσταση και y_t η έξοδος. Παρότι η παραπάνω μορφή είναι κλασική, σύγχρονες προσεγγίσεις αναπτύσσουν **δομημένα SSMs** που (a) κλιμακώνονται σε μεγάλα μήκη ακολουθίας και (β) είναι ανταγωνιστικά σε ποιότητα αναπαράστασης.

3.4.1 Δομημένα SSMs και μακρές εξαρτήσεις

Μία επιδραστική γραμμή εργασιών είναι τα **Στρυτυρεδ Στατες Σπασε Μοδελς**, όπου η δομή των πινάκων/πυρήνων επιτρέπει αποδοτικό υπολογισμό και καλή συμπεριφορά σε πολύ μεγάλες ακολουθίες. Το S4 είναι χαρακτηριστικό παράδειγμα αυτής της κατηγορίας και έχει μελετηθεί ως εναλλακτική στους Transformers για μακρές εξαρτήσεις [36].

3.4.2 Mamba: Selective State Spaces και γραμμική κλιμάκωση

Το Mamba εισάγει μία πρακτική και αποδοτική υλοποίηση SSM με **σελεστιες στατες σπασες** [8]. Η βασική ιδέα είναι ότι το μοντέλο μπορεί να διατηρεί ικανότητα «περιεχομενο-εξαρτώμενης» επιλογής (*choose-βασεδ*) που θυμίζει την προσαρμοστικότητα του attention, αλλά με κόστος πιο κοντά στο **γραμμικό** ως προς το μήκος ακολουθίας. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι ιδιαίτερα σημαντικό όταν τα tokens είναι πολλά (όπως σε 3D όγκους), όπου ο τετραγωνικός attention γίνεται απαγορευτικός.

3.4.3 Από την ακολουθία στην εικόνα: πώς χρησιμοποιούνται SSMs σε 3D τμηματοποίηση

Για να εφαρμοστούν SSMs σε εικόνες/όγκους, απαιτείται ένας τρόπος «σειριοποίησης» ή/και ανταλλαγής πληροφορίας μεταξύ αξόνων/περιοχών. Πρακτικά, αυτό υλοποιείται με:

- αναπαράσταση του όγκου σε tokens (π. χ. patch tokens σε μία ή περισσότερες κλίμακες),
- εφαρμογή SSM-βλοσκς σε κατάλληλες διατάξεις που επιτρέπουν μακρινή συσχέτιση,
- συνδυασμό με U-shaped ροή πολλαπλών κλιμάκων ώστε να διατηρηθεί λεπτομέρεια.

Ένα πρόσφατο παράδειγμα που ενσωματώνει Mamba-βλοσκς σε 3Δ τμηματοποίηση είναι το SegMamba [9], το οποίο στοχεύει να αποτυπώσει **λονγ-ρανγκ** συσχετίσεις σε ογκομετρικά χαρακτηριστικά με καλύτερη αποδοτικότητα σε σχέση με πλήρη attention.

3.4.4 Συγκριτική οπτική: CNNs έναντι Transformers έναντι SSMs

Συνοψίζοντας σε επίπεδο θεωρίας:

- **CNNs:** ισχυρή τοπική μοντελοποίηση και αποδοτικότητα, αλλά έμμεση/περιορισμένη παγκόσμια συσχέτιση.
- **Transformers:** άμεση παγκόσμια συσχέτιση, αλλά υψηλό κόστος $O(n^2)$ που επιβαρύνει ιδιαίτερα 3D.

- **SSMs/Mamba:** στόχος η μακράς εμβέλειας μοντελοποίηση με καλύτερη κλιμάκωση, αν και η επιτυχία τους εξαρτάται από τον τρόπο ενσωμάτωσης σε χωρικά δεδομένα και τη σχεδίαση πολλαπλών κλιμάκων.

3.5 Βελτιστοποίηση και πρακτικές εκπαίδευσης

Η εκπαίδευση βαθιών δικτύων πραγματοποιείται συνήθως με στοχαστική κατάθαση κλίσης και παραλλαγές της. Ο AdamW είναι διαδεδομένος βελτιστοποιητής που αποσυνδέει το weight decay από την ενημέρωση παραμέτρων [37]. Επιπλέον, σε 3Δ τμηματοποίηση είναι συνήθη:

- **Μικρό batch size** λόγω μνήμης.
- **Εκπαίδευση με patches** και ισορροπία θετικών/αρνητικών δειγμάτων.
- **Προγράμματα μάθησης** (learning rate schedules) για καλύτερη σύγκλιση.
- **Κανονικοποίηση** (π.χ. GroupNorm) όταν το batch size είναι πολύ μικρό.

Στην παρούσα εργασία, οι παραπάνω επιλογές χρησιμοποιούνται με τρόπο που επιτρέπει **δίκαιη σύγκριση** μεταξύ αρχιτεκτονικών, ώστε να απομονωθεί η επίδραση της ίδιας της σχεδίασης του μοντέλου.

Κεφάλαιο 4

Αρχιτεκτονικές Τμηματοποίησης που Χρησιμοποιήθηκαν

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται οι αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα της παρούσας εργασίας. Όλα τα μοντέλα αφορούν **τμηματοποίηση 3D ιατρικών δεδομένων** και υλοποιούνται μέσω της βιβλιοθήκης MONAI [10], η οποία παρέχει έτοιμες υλοποιήσεις και καθιερωμένα building blocks.

Η οικογένεια μοντέλων που εξετάζεται μπορεί να ομαδοποιηθεί ως εξής:

- **Καθαρά συνελικτικά (CNN-based):** UNet, DynUNet, SegResNet, AttentionUnet.
- **Transformer-ενισχυμένα:** UNETR, SwinUNETR.
- **SSM/Mamba-based:** SegMamba.

Κοινός στόχος είναι η παραγωγή μάσκας τμηματοποίησης με υψηλή ακρίβεια ορίων, ενώ οι διαφορές εντοπίζονται στον τρόπο μοντελοποίησης συμφραζομένου και στον συμβιβασμό μεταξύ αποδοτικότητας και παγκόσμιας πληροφορίας.

4.1 UNet

Το UNet [4] αποτελεί σημείο αναφοράς στην ιατρική τμηματοποίηση. Η αρχιτεκτονική έχει μορφή **encoder-decoder**:

- Ο **κωδικοποιητής** (encoder) εφαρμόζει διαδοχικές συνελίξεις και υποδειγματοληψίες (downsampling) για εξαγωγή ολοένα πιο αφηρημένων χαρακτηριστικών.
- Ο **αποκωδικοποιητής** (decoder) πραγματοποιεί υπερδειγματοληψία (upsampling) και ανακατασκευή της μάσκας στην αρχική ανάλυση.
- Οι **skip connections** μεταφέρουν υψηλής ανάλυσης χωρική πληροφορία από τον encoder προς τον decoder, βοηθώντας την ακριβή αποκατάσταση ορίων.

Στη 3D παραλλαγή, οι 2Δ συνελίξεις αντικαθίστανται από 3D συνελίξεις, αυξάνοντας τη χωρική συνέπεια αλλά και το κόστος υπολογισμού.

4.2 DynUNet και αρχές αυτο-διαμόρφωσης

Το DynUNet είναι δυναμική παραλλαγή UNet που προσαρμόζει την τοπολογία (βάθος, strides, μεγέθη πυρήνων) με βάση την ανάλυση και το patch size. Η φιλοσοφία αυτή συνδέεται στενά με τις αρχές του nnU-Net, ενός **self-configuring** πλαισίου που έδειξε ότι κατάλληλες επιλογές προεπεξεργασίας και αρχιτεκτονικής μπορούν να δώσουν ισχυρά και σταθερά αποτελέσματα σε πλήθος προβλημάτων [38].

Πρακτικά, ο στόχος είναι να επιτευχθεί:

- επαρκής κάλυψη πεδίου (receptive field) για παγκόσμιο πλαίσιο,
- χωρίς υπερβολική απώλεια ανάλυσης,
- και με δυνατότητα **deep supervision** σε ορισμένες υλοποιήσεις (βοηθώντας τη σύγκλιση).

4.3 SegResNet

Το SegResNet είναι encoder-decoder μοντέλο με **υπολειμματικά μπλοκ** (ResNet blocks) ως βασικό δομικό στοιχείο. Μία επιδραστική περιγραφή αυτού του στυλ αρχιτεκτονικής στην 3D MRI τμηματοποίηση παρουσιάζεται από τον Μψρονενκο [11], όπου χρησιμοποιείται και πρόσθετη κλάδος autoencoder ως τακτικοποίηση (regularization) σε περιβάλλον περιορισμένων δεδομένων.

Τα υπολειμματικά μπλοκ:

- διευκολύνουν τη ροή κλίσεων σε βαθύτερα δίκτυα,
- επιτρέπουν πιο σταθερή εκπαίδευση,
- και συχνά βελτιώνουν τη γενίκευση όταν το batch size είναι μικρό (σύνηθες στην 3D τμηματοποίηση).

4.4 AttentionUnet

Η Attention U-Net εισάγει **attention gates** σε επιλεγμένα σημεία των skip connections, με σκοπό να φιλτράρει πληροφορία που δεν είναι σχετική με το ROI και να ενισχύει χαρακτηριστικά που σχετίζονται με το όργανο στόχο [12]. Η ιδέα είναι ιδιαίτερα χρήσιμη όταν:

- το ROI είναι μικρό σε σχέση με το υπόβαθρο,
- υπάρχουν δομές με παρόμοια ένταση,
- ή η θέση/εμφάνιση του οργάνου μεταβάλλεται σημαντικά.

Στην τμηματοποίηση πλακούντα, όπου η μορφολογική μεταβλητότητα είναι μεγάλη και τα όρια συχνά ασαφή, η προσοχή μπορεί να λειτουργήσει ως μηχανισμός **χωρικής εστίασης**.

4.5 UNETR

To UNETR [6] αποτελεί υβριδικό σχήμα, όπου ο encoder βασίζεται σε Transformer (ViT-like) και ο decoder διατηρεί τη λογική ανακατασκευής τύπου UNet. Η είσοδος χωρίζεται σε **μη επικαλυπτόμενα 3D patches**, τα οποία ενσωματώνονται σε ακολουθία και επεξεργάζονται με self-attention.

Το πλεονέκτημα είναι η άμεση μοντελοποίηση παγκόσμιων συσχετίσεων, ενώ το μειονέκτημα είναι το υψηλότερο κόστος σε μνήμη/χρόνο, ειδικά για μεγάλα 3D patch grids. Για αυτό, η επιλογή ανάλυσης εισόδου και στρατηγικών inference είναι κρίσιμη.

4.6 SwinUNETR

To SwinUNETR [7] αξιοποιεί Swin Transformer [33] ως **ιεραρχικό** encoder. Αντί για πλήρη attention σε όλη την εικόνα, εφαρμόζει προσοχή εντός παραθύρων και μετατοπίζει τα παράθυρα μεταξύ στρωμάτων, επιτρέποντας καλύτερη κλιμάκωση.

Στην πράξη, το SwinUNETR στοχεύει να συνδυάσει:

- καλύτερη αποδοτικότητα από ‘παραδοσιακούς’ ViT-encoders,
- ισχυρό global context μέσω της ιεραρχικής μεταφοράς πληροφορίας,
- και ανάκτηση λεπτομέρειας με decoder τύπου UNet.

4.7 SegMamba

To SegMamba [9] είναι μοντέλο 3D τμηματοποίησης που ενσωματώνει SSM blocks βασισμένα σε Mamba [8] σε U-shape δομή. Η βασική ιδέα είναι ότι το Mamba μπορεί να μοντελοποιήσει μακρινές εξαρτήσεις με καλύτερη αποδοτικότητα σε μνήμη/χρόνο σε σχέση με τον κλασικό self-attention, κάτι που είναι ελκυστικό σε 3D όγκους.

Το SegMamba επιδιώκει:

- μοντελοποίηση **μακράς εμβέλειας** εντός του όγκου (σε πολλαπλές κλίμακες),
- διατήρηση χωρικής πληροφορίας με συνελικτικά στοιχεία στον decoder,
- ισορροπία μεταξύ παγκόσμιας συσχέτισης και πρακτικής αποδοτικότητας.

4.8 Συζήτηση: Αναμενόμενοι συμβιβασμοί

Συνοψίζοντας, οι οικογένειες μοντέλων διαφοροποιούνται ως προς το **πώς** συλλέγουν συμφραζόμενο:

- Τα CNN-based μοντέλα τείνουν να είναι αποδοτικά και ισχυρά σε όρια/υφές, αλλά χρειάζονται κατάλληλο βάθος και σχεδίαση για επαρκές global context.
- Τα Transformer-based μοντέλα μοντελοποιούν πιο άμεσα παγκόσμιες συσχετίσεις, αλλά με αυξημένο κόστος και συχνά μεγαλύτερη ανάγκη σε δεδομένα/τακτικοποίηση.

- Τα SSM/Mamba-based μοντέλα στοχεύουν να προσφέρουν μακράς εμβέλειας μοντέλο ποίηση με καλύτερη κλιμάκωση, κάτι που είναι ιδιαίτερα ελκυστικό σε 3D τμηματοποίηση.

Στα επόμενα κεφάλαια (πειραματικό μέρος) παρουσιάζεται το κοινό πρωτόκολλο εκπαίδευσης/αξιολόγησης που επιτρέπει να αποτιμηθούν στην πράξη οι παραπάνω συμβιβασμοί για την τμηματοποίηση πλακούντα.

Μέρος II

Πρακτικό Μέρος

Κεφάλαιο 5

Υλοποίηση

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η υλοποίηση του συστήματος, με βάση τη μελέτη που παρουσιάστηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Αρχικά παρουσιάζεται η πλατφόρμα και τα προγραμματιστικά εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν. Στη συνέχεια δίνονται οι λεπτομέρειες υλοποίησης για τους βασικούς αλγόριθμους του συστήματος καθώς και η δομή του κώδικα.

5.1 Λεπτομέρειες υλοποίησης

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται οι βασικοί αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν καθώς και λεπτομέρειες σχετικά με την υλοποίηση της επικοινωνίας των κόμβων.

5.1.1 Αλγόριθμοι

Αλγόριθμος εισαγωγής δεδομένων

Όταν ένας κόμβος εισέρχεται για πρώτη φορά στο σύστημα, αρχικά δημιουργεί το σχήμα που θέλει χρησιμοποιώντας το RDFSculpt. Στη συνέχεια.....

Παράδειγμα

Έστω ότι ο κόμβος έχει επιλέξει να συμμετέχει στο σύστημα με το RDF σχήμα που φαίνεται στο Σχήμα. Έστω επίσης ότι από το SQL ερώτημα που έχει κάνει στη σχεσιακή βάση, έχει προκύψει η όψη που φαίνεται στον Πίνακα. Για τις ανάγκες του παραδείγματος θεωρούμε ότι η όψη αυτή περιέχει μόνο μία εγγραφή.

.....

5.2 Περιγραφή κλάσεων

Στην ενότητα αυτή δίνεται μια σύντομη περιγραφή των κλάσεων, των πεδίων και των μεθόδων που τις απαρτίζουν.

5.2.1 public class FirstUi

Η κλάση αυτή κατασκευάζει την οθόνη εισαγωγής του χρήστη στο σύστημα.

Πεδία

- `private GridBagConstraints con`
To layout για όλα τα Panel.
- `private GridBagConstraints con`
Ta constraints για το layout.
- `private Icon arrowR`
Εικονίδιο για το κουμπί Next.

Μέθοδοι

- `public FirstUi()`
Ο κατασκευαστής της κλάσης ο οποίος καλεί την `createEntryFrame()`.
- `private void createEntryFrame()`
Μέθοδος που κατασκευάζει το ενφραμε.

Κεφάλαιο 6

Έλεγχος

Σ το κεφάλαιο αυτό γίνεται ο έλεγχος καλής λειτουργίας του συστήματος.

6.1 Μεθοδολογία Ελέγχου

Ο έλεγχος του συστήματος αυτού πραγματοποιήθηκε με τη χρήση ενός σεναρίου λειτουργίας. Σύμφωνα με το σενάριο αυτό θεωρούμε ότι στο σύστημα υπάρχουν τρεις κόμβοι (peer1, peer2, peer3). Θεωρούμε επίσης ότι οι κόμβοι peer2 και peer3 έχουν ήδη σχήμα και δεδομένα. Το σχήμα του peer2 φαίνεται στο Σχήμα.

Επίσης η τοπολογία του συστήματος έχει ως εξής: ο peer2 είναι γείτονας του peer1 και ο peer3 γείτονας του peer2.

Αρχικά λοιπόν θα δημιουργήσουμε σχήμα για τον κόμβο peer1 και στη συνέχεια θα εισάγουμε σε αυτό δεδομένα εξετάζοντας έτσι την καλή λειτουργία του υποσυστήματος δημιουργίας σχήματος και του υποσυστήματος εισαγωγής δεδομένων. Στη συνέχεια από τον κόμβο αυτό στέλνουμε ερωτήσεις στους υπόλοιπους για τον έλεγχο του υποσυστήματος απάντησης ερωτήσεων και επικοινωνίας κόμβων.

6.2 Αναλυτική παρουσίαση ελέγχου

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζουμε αναλυτικά τον έλεγχο του συστήματος σύμφωνα με το σενάριο που περιγράφηκε στην προηγούμενη ενότητα.

Παράδειγμα Πίνακα

7.1 Συμπεράσματα

Τα συστήματα ομότιμων κόμβων, προκειμένου να υποστηρίζουν πιο εκφραστικές λειτουργίες αναπαράστασης και αναζήτησης δεδομένων, εξελίχθηκαν στα συστήματα ομότιμων κόμβων τα οποία βασίζονται στις τεχνολογίες του Σημασιολογικού Ιστού για την αναπαράσταση των δεδομένων μέσω σχημάτων που τα περιγράφουν (Schema-based peer-to-peer systems).

Συμπερασματικά το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής είναι ένα πλήρες σύστημα ομότιμων κόμβων βασισμένο σε σχήματα, το οποίο καθιστά δυνατή την αναζήτηση της πληροφορίας με ένα διαφορετικό τρόπο απ' ότι τα προϋπάρχοντα συστήματα.

7.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας θα μπορούσε να βελτιωθεί και να επεκταθεί περαιτέρω, τουλάχιστον ως προς τρεις κατευθύνσεις. Συγκεκριμένα, αναφέρονται τα ακόλουθα :

- Ενσωμάτωση διαδικασίας επιλογής σχήματος με βάση το οποίο ο κόμβος θα συμμετέχει στο σύστημα. Έτσι όπως έχει σχεδιαστεί το σύστημα, κάθε κόμβος έχει τη δυνατότητα να δημιουργήσει πολλά σχήματα και να αποθηκεύσει δεδομένα σε περισσότερα από ένα. Ως σχήμα του κόμβου (με βάση το οποίο απαντάει τις ερωτήσεις), θεωρείται το τελευταίο στο οποίο αποθήκευσε δεδομένα. Η δυνατότητα επιλογής θα του παρείχε περισσότερη ευελιξία.
- Δυνατότητα αντιστοίχισης δεδομένων τα οποία να μην είναι αποθηκευμένα σε βάση δεδομένων αλλά σε αρχεία. Η αποδέσμευση από τη βάση δεδομένων θα έκανε το σύστημα πιο εύκολο στην εγκατάσταση και τη χρήση.
- Αξιολόγηση του συστήματος ως προς τη συμπεριφορά του αν συμμετέχει σε αυτό μεγάλος αριθμός κόμβων (scalability testing) και αν χρησιμοποιηθεί ένα πολύ μεγάλο καθολικό σχήμα. Η αξιολόγηση αυτή αφορά την ταχύτητα με την οποία ένας κόμβος παίρνει απαντήσεις σε μια ερώτηση καθώς και την ποιότητα των απαντήσεων.

Πίνακας 7.1: Πίνακας αληθειας της λογικής συνάρτησης F

A	B	C	F
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	0	1
0	1	1	0
1	0	0	1
1	0	1	0
1	1	0	1
1	1	1	0

Κεφάλαιο **8**

Παράδειγμα Μαθηματικών Σχέσεων – Εκφράσεων και Αλγορίθμων

8.1 Συμπεράσματα

8.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ 8.1: *Κάποιος αλγόριθμος ...*

```
#include <stdio.h>
#define N 10
/* Block
 * comment */

int main()
{
    int i;

    // Line comment.
    puts("Hello world!");

    for (i = 0; i < N; i++)
    {
        puts("LaTeX is also great for programmers!");
    }

    return 0;
}
```

Μέρος 

Επίλογος

Επίλογος

9.1 Συμπεράσματα

9.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Παρατήματα

Παράδειγμα Παραρτήματος

A'.1 Πρώτη ενότητα

Τα συστήματα ομότιμων κόμβων, προκειμένου να υποστηρίζουν πιο εκφραστικές λειτουργίες αναπαράστασης και αναζήτησης δεδομένων, εξελίχθηκαν στα συστήματα ομότιμων κόμβων τα οποία βασίζονται στις τεχνολογίες του Σημασιολογικού Ιστού για την αναπαράσταση των δεδομένων μέσω σχημάτων που τα περιγράφουν (Schema-based peer-to-peer systems).

Συμπερασματικά το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής είναι ένα πλήρες σύστημα ομότιμων κόμβων βασισμένο σε σχήματα, το οποίο καθιστά δυνατή την αναζήτηση της πληροφορίας με ένα διαφορετικό τρόπο απ' ότι τα προϋπάρχοντα συστήματα.

A'.2 Μελλοντικές Επεκτάσεις

Το σύστημα που αναπτύχθηκε στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας θα μπορούσε να βελτιωθεί και να επεκταθεί περαιτέρω, τουλάχιστον ως προς τρεις κατευθύνσεις. Συγκεκριμένα, αναφέρονται τα ακόλουθα :

- Ενσωμάτωση διαδικασίας επιλογής σχήματος με βάση το οποίο ο κόμβος θα συμμετέχει στο σύστημα. Έτσι όπως έχει σχεδιαστεί το σύστημα, κάθε κόμβος έχει τη δυνατότητα να δημιουργήσει πολλά σχήματα και να αποθηκεύσει δεδομένα σε περισσότερα από ένα. Ως σχήμα του κόμβου (με βάση το οποίο απαντάει τις ερωτήσεις), θεωρείται το τελευταίο στο οποίο αποθήκευσε δεδομένα. Η δυνατότητα επιλογής θα του παρείχε περισσότερη ευελιξία.
- Δυνατότητα αντιστοίχισης δεδομένων τα οποία να μην είναι αποθηκευμένα σε βάση δεδομένων αλλά σε αρχεία. Η αποδέσμευση από τη βάση δεδομένων θα έκανε το σύστημα πιο εύκολο στην εγκατάσταση και τη χρήση.
- Αξιολόγηση του συστήματος ως προς τη συμπεριφορά του αν συμμετέχει σε αυτό μεγάλος αριθμός κόμβων (scalability testing) και αν χρησιμοποιηθεί ένα πολύ μεγάλο καθολικό σχήμα. Η αξιολόγηση αυτή αφορά την ταχύτητα με την οποία ένας κόμβος παίρνει απαντήσεις σε μια ερώτηση καθώς και την ποιότητα των απαντήσεων.

Πίνακας Α'.1: Πίνακας αληθειας της λογικής συνάρτησης F

A	B	C	F
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	0	1
0	1	1	0
1	0	0	1
1	0	1	0
1	1	0	1
1	1	1	0

Παράρτημα **B'**

Απόδειξη της σχέσης (8.1)

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται η μελέτη που έγινε για την υλοποίηση του συστήματος. Αρχικά περιγράφεται η αρχιτεκτονική του συστήματος και γίνεται ο διαχωρισμός του στα επιμέρους υποσυστήματα, ενώ στη συνέχεια περιγράφονται οι εφαρμογές του συστήματος. Ελένη

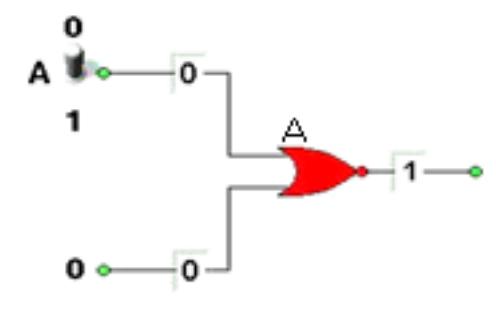
B'.1 Ανάλυση - περιγραφή αρχιτεκτονικής

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται η ανάλυση του συστήματος και ο χωρισμός του σε υποσυστήματα όσον αφορά την αρχιτεκτονική.

B'.1.1 Διαχωρισμός υποσυστημάτων

Το σύστημα αποτελείται από τους απλούς κόμβους και ένα κόμβο διαχειριστή. Στο σημείο αυτό αναλύουμε το σύστημα ενός απλού κόμβου, το οποίο αποτελείται από τα εξής υποσυστήματα:

- Υποσύστημα δημιουργίας σχήματος.
- Υποσύστημα ενσωμάτωσης δεδομένων στο σχήμα.
- Υποσύστημα επικοινωνίας κόμβου.



Σχήμα B'.1: Προσαρμοίωση Πύλης NOR

Το Σχήμα B'.1 απεικονίζει

B'.1.2 Περιγραφή υποσυστημάτων

Παρακάτω δίνεται λεπτομερής περιγραφή για καθένα από τα συστήματα που αναφέραμε. Η περιγραφή αυτή γίνεται με βάση τα διαγράμματα ροής δεδομένων.

Υποσύστημα δημιουργίας σχήματος

Το υποσύστημα αυτό

Παράρτημα Γ'

Παραδείγματα Βιβλιογραφικών Αναφορών

Τύπος βιβλιογραφικής πηγής	Αριθμός αναφοράς
Βιβλίο ξενόγλωσσο	[;]
Βιβλίο ελληνικό	[;]
Άρθρο σε επιστημονικό περιοδικό	[;]
Παρουσίαση σε επιστημονικό συνέδριο	[;]
Ιστοσελίδα	[;]
Διπλωματική εργασία	[;]
Πτυχιακή εργασία	[;]
Μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία	[;]
Διδακτορική διατριβή	[;]
Δίπλωμα ευρεσιτεχνίας (πατέντα)	[;]
Τεχνική αναφορά	[;]

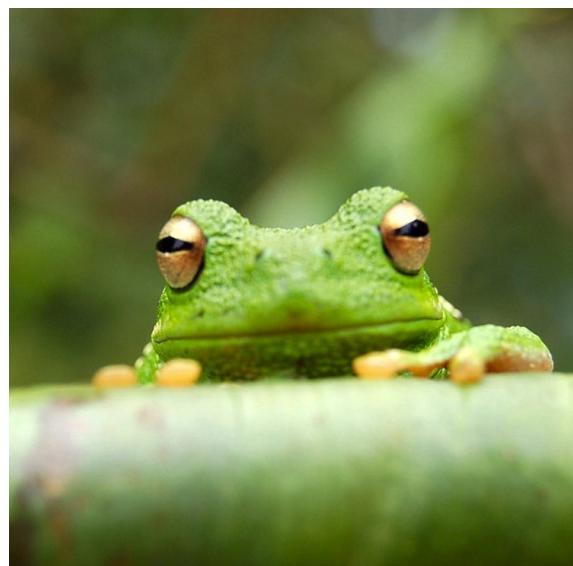
Παράρτημα **Δ'**

Δημιουργία Ευρετηρίου

Δείτε το περιεχόμενο του αρχείου appD.tex για τρόπους ορισμού ελληνικών και ξενόγλωσσων όρων ευρετηρίου.

Εισαγωγή Εικόνων

Δείτε το περιεχόμενο του αρχείου appE.tex για τον τρόπο εισαγωγής εικόνων.



Εικόνα E.1: Βάτραχος

Βιβλιογραφία

- [1] A Alansary, K Kamnitsas, A Davidson, R Khlebnikov, M Rajchl, C Malamateniou, M Rutherford, JV Hajnal, B Glocker, D Rueckert και et al. *Fast Fully Automatic Segmentation of the Human Placenta from Motion Corrupted MRI*. 2016.
- [2] Guotai Wang, Maria A. Zuluaga, Rosalind Pratt, Michael Aertsen, Tom Doel, Maria Klusmann, Anna L. David, Jan Deprest, Tom Vercauteren και Sébastien Ourselin. *Slic-Seg: A minimally interactive segmentation of the placenta from sparse and motion-corrupted fetal MRI in multiple views*. *Medical Image Analysis*, 34:137–147, 2016. Σπεσιαλ Ισσυε ον της 2015 ονφερενςε ον Μεδισαλ Ιμαγε δημπυτινγ ανδ δημπυτερ Ασσιστεδ Ιντερεντιον.
- [3] Maysam Shahedi, Catherine Y. Spong, James D. Dormer, Quyen N. Do, Yin Xi, Matthew A. Lewis, Christina Herrera, Ananth J. Madhuranthakam, Diane M. Twickler και Baowei Fei. *Deep learning-based segmentation of the placenta and uterus on MR images*. *Journal of Medical Imaging*, 8(5):054001, 2021.
- [4] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer και Thomas Brox. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015*, τόμος 9351 στο *Lecture Notes in Computer Science*, σελίδες 234–241. Springer, 2015.
- [5] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Łukasz Kaiser και Illia Polosukhin. *Attention Is All You Need*. arXiv preprint, 2017.
- [6] Ali Hatamizadeh, Yucheng Tang, Vishwesh Nath, Dong Yang, Andriy Myronenko, Holger R. Roth και Daguang Xu. *UNETR: Transformers for 3D Medical Image Segmentation*. *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, σελίδες 574–584, 2022.
- [7] Ali Hatamizadeh, Vishwesh Nath, Yucheng Tang, Dong Yang, Holger R. Roth και Daguang Xu. *Swin UNETR: Swin Transformers for Semantic Segmentation of Brain Tumors in MRI Images*. *Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries (BrainLes 2021)*, τόμος 12962 στο *Lecture Notes in Computer Science*, σελίδες 272–284. Springer, 2022.
- [8] Albert Gu, Tri Dao και others. *Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces*. arXiv preprint, 2023.

- [9] Zhaojun Xing, Tian Ye, Yijun Yang, Guang Liu και Lei Zhu. *SegMamba: Long-range Sequential Modeling Mamba For 3D Medical Image Segmentation*. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention - MICCAI 2024*, τόμος 15008 στο *Lecture Notes in Computer Science*, σελίδες 578–588. Springer, 2024.
- [10] M. Jorge Cardoso, Wenqi Li, Richard Brown, Nic Ma, Eric Kerfoot, Yiheng Wang, Benjamin Murray, Andriy Myronenko, Can Zhao, Dong Yang και others. *MONAI: An open-source framework for deep learning in healthcare*. arXiv preprint, 2022.
- [11] Andriy Myronenko. *3D MRI brain tumor segmentation using autoencoder regularization*. arXiv preprint, 2018.
- [12] Ozan Oktay, Jo Schlemper, Loic Le Folgoc, Matthew Lee, Mattias Heinrich, Kazunari Misawa, Kensaku Mori, Steven McDonagh, Nils Y. Hammerla, Bernhard Kainz, Ben Glocker και Daniel Rueckert. *Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas*. arXiv preprint, 2018.
- [13] Graham J. Burton και Eric Jauniaux. *What is the placenta? A guide for clinicians*. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, 2015.
- [14] Emin Maltepe και Susan J. Fisher. *Placenta: the forgotten organ*. *Annual Review of Cell and Developmental Biology*, 31:523–552, 2015.
- [15] Naveen M. Gude, Clare T. Roberts, Bill Kalionis και Roger G. King. *Growth and function of the normal human placenta*. *Thrombosis Research*, 114(5-6):397–407, 2004.
- [16] Ivo Brosens, Robert Pijnenborg, Liesbeth Vercruyse και Roberto Romero. *The “Great Obstetrical Syndromes” are associated with disorders of deep placentation*. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, 204(3):193–201, 2011.
- [17] Emin Maltepe, Anna I. Bakardjiev και Susan J. Fisher. *The placenta: transcriptional, epigenetic, and physiological integration during development*. *The Journal of Clinical Investigation*, 120(4):1016–1025, 2010.
- [18] E. Mark Haacke, Robert W. Brown, Michael R. Thompson και Ramesh Venkatesan. *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*. Wiley-Liss, 1999.
- [19] Donald W. McRobbie, Elizabeth A. Moore, Martin J. Graves και Martin R. Prince. *MRI from Picture to Proton*. Cambridge University Press, 2η έκδοση, 2006.
- [20] Nicholas J. Tustison, Brian B. Avants, Philip A. Cook, Yuanjie Zheng, Alexander Egan, Paul A. Yushkevich και James C. Gee. *N4ITK: Improved N3 Bias Correction*. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(6):1310–1320, 2010.
- [21] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio και Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [22] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.

- [23] Geert Litjens, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciompi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen A. W. M. van der Laak, Bramvan Ginneken και Clara I. Sánchez. *A survey on deep learning in medical image analysis*. *Medical Image Analysis*, 42:60–88, 2017.
- [24] Fausto Milletari, Nassir Navab και Seyed Ahmad Ahmadi. *V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation*. arXiv preprint, 2016.
- [25] Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio και Patrick Haffner. *Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition*. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324, 1998.
- [26] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever και Geoffrey E. Hinton. *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2012.
- [27] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren και Jian Sun. *Deep Residual Learning for Image Recognition*. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, σελίδες 770–778, 2016.
- [28] Jonathan Long, Evan Shelhamer και Trevor Darrell. *Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation*. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, σελίδες 3431–3440, 2015.
- [29] Özgün Cicek, Ahmed Abdulkadir, Soeren S. Lienkamp, Thomas Brox και Olaf Ronneberger. *3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation*. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2016*, τόμος 9901 στο *Lecture Notes in Computer Science*, σελίδες 424–432. Springer, 2016.
- [30] Sergey Ioffe και Christian Szegedy. *Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift*. 2015.
- [31] Yuxin Wu και Kaiming He. *Group Normalization*. 2018.
- [32] Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Sylvain Gelly, Jakob Uszkoreit και Neil Houlsby. *An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale*. arXiv preprint, 2021.
- [33] Ze Liu, Yutong Lin, Yue Cao, Han Hu, Yixuan Wei, Zheng Zhang, Stephen Lin και Baining Guo. *Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows*. arXiv preprint, 2021.
- [34] Sinong Wang, Belinda Z. Li, Madian Khabsa, Han Fang και Hao Ma. *Linformer: Self-Attention with Linear Complexity*. 2020.
- [35] Krzysztof Choromanski και others. *Rethinking Attention with Performers*. 2021.

- [36] Albert Gu, Karan Goel και Christopher Ré. *Efficiently Modeling Long Sequences with Structured State Spaces*. 2021.
- [37] Ilya Loshchilov και Frank Hutter. *Decoupled Weight Decay Regularization*. arXiv preprint, 2019.
- [38] Fabian Isensee, Paul F. Jaeger, Simon A. A. Kohl, Jens Petersen και Klaus H. Maier-Hein. *nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation*. *Nature Methods*, 18(2):203–211, 2021.

Συντομογραφίες - Αρκτικόλεξα - Ακρωνύμια

βλπ	βλέπε
κ.λπ.	και λοιπά
κ.ο.κ	και ούτω καθεξής
ΤΕΙ	Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα
BPF	Band Pass Filter

Απόδοση ξενόγλωσσων όρων

Απόδοση

αδερφός
αμεταβλητότητα
ανάκτηση πληροφορίας
αντιμεταθετικότητα
απόγονος
απορρόφηση
βάση δεδομένων
γνώρισμα
διαπροσωπεία
διαφορά
δικτυακός κατάλογος
δικτυωτή δομή
δομικές επερωτήσεις
δομικές σχέσεις
δομικό σχήμα
εγκυρότητα
ένωση

Ξενόγλωσσος όρος

sibling
idempotency
information retrieval
commutativity
descendant
absorption
database
attribute
interface
difference
portal catalog
lattice
structural queries
structural relationships
schema
validity
union

