

Αυτόματη κατάτμηση κυτταρολογικών εικόνων
βασισμένη σε κυρτά αστεροειδή πολύγωνα

Η Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

υποβάλλεται στην ορισθείσα

από τη Συνέλευση

του Τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής

Εξεταστική Επιτροπή

από την

Κωνσταντίνα Τσιπούρα

ως μέρος των υποχρεώσεων για την απόκτηση του

ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΣΤΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΩΝ
ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΜΕ ΕΙΔΙΚΕΥΣΗ
ΣΤΗΝ ΕΠΙΣΤΗΜΗ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Πολυτεχνική Σχολή

Ιωάννινα 2026

Εξεταστική Επιτροπή:

- **Χριστόφορος Νίκου**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων (Επιβλέπων)
- **Μανής Γεώργιος**, Αναπληρωτής Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Κόντης Λυσίμαχος-Παύλος**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

ΑΦΙΕΡΩΣΗ

Αφιερώνω αυτήν την εργασία στους γονείς μου και στους φίλους μου, για την στήριξή τους, την πίστη τους σε εμένα και την αγάπη τους σε κάθε μου βήμα. Στον σύντροφό μου, για την υπομονή, την κατανόηση και την πολύτιμη ενθάρρυνση στις δύσκολες στιγμές. Σε όλους τους δασκάλους και καθηγητές που με ενέπνευσαν να αναζητώ τη γνώση με πάθος, που με καθοδήγησαν, με ενέπνευσαν και συνέβαλαν ουσιαστικά στην επιστημονική και ακαδημαϊκή μου εξέλιξη.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να εκφράσω τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες σε όλους όσους συνέβαλαν άμεσα ή έμμεσα στην ολοκλήρωση της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας.

Αρχικά, ευχαριστώ θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ.Νίκου Χριστόφορο, για την πολύτιμη καθοδήγηση, την επιστημονική υποστήριξη και τη διαρκή διαθεσιμότητά του καθ' όλη τη διάρκεια της ερευνητικής διαδικασίας. Η εμπιστοσύνη του και οι εποικοδομητικές του παρατηρήσεις υπήρξαν καθοριστικές για την εξέλιξη και ολοκλήρωση της εργασίας.

Θα ήθελα επίσης να εκφράσω τις ιδιαίτερες ευχαριστίες μου στην κα.Πλησίτη Μαρίνα, για την εξίσου ουσιαστική συμβολή της, τη συνεχή επιστημονική καθοδήγηση και την πρόθυμη υποστήριξή της σε κάθε στάδιο της έρευνας.

Επίσης, ευχαριστώ τα μέλη του ακαδημαϊκού προσωπικού του Τμήματος Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής για τις γνώσεις και την έμπνευση που μου προσέφεραν κατά τη διάρκεια των σπουδών μου.

Θερμές ευχαριστίες απευθύνω στην οικογένειά μου, για τη συνεχή υποστήριξη, την κατανόηση και την ενθάρρυνση καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου, καθώς και στους φίλους και στους συναδέλφους μου για την ηθική στήριξη και τη δημιουργική συνεργασία.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους, με οποιονδήποτε τρόπο, συνέβαλαν στην επιτυχή ολοκλήρωση αυτής της προσπάθειας.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη	x
Extended Abstract	xii
1 Εισαγωγή	1
1.1 Σχετική Βιβλιογραφία	3
1.2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σημασία του Προβλήματος	4
1.3 Προκλήσεις στην Τμηματοποίηση Κυτταρικών Εικόνων	4
1.4 Ανάγκη για Τμηματοποίηση Μεμονωμένων Αντικειμένων	4
1.5 Στόχοι	5
1.6 Δομή της Διατριβής	5
2 Μηχανική Μάθηση και Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα	7
2.1 Μηχανική Μάθηση	8
2.1.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)	8
2.1.2 Μη επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)	9
2.2 Νευρωνικά Δίκτυα	9
2.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)	10
2.4 Συνελικτικό Επίπεδο	10
2.5 Συνάρτηση Ενεργοποίησης	10
2.6 Max Pooling	11
2.7 Dropout Layer	11
2.8 Επίπεδο Εξόδου	12
2.9 Μέθοδος Οπισθοδιάδοσης Σφάλματος (Backpropagation)	12
2.10 Βελτιστοποιητές	13
2.10.1 Gradient Descent	14
2.10.2 Batch Gradient Descent	15

2.10.3	Stochastic Gradient Descent (SGD)	15
2.10.4	Adam	16
2.11	Συναρτήσεις Κόστους	16
2.12	Μετρικές	17
3	Ανάπτυξη Μεθοδολογίας	19
3.1	Μέθοδος Μοντέλου StarDist	19
3.1.1	Αρχιτεκτονική Μοντέλου StarDist	20
3.1.2	Συνάρτηση Κόστους	21
3.1.3	Μετα-επεξεργασία Προβλέψεων	22
3.1.4	Παραγωγή Εξόδων και Γεωμετρική Εκτίμηση	22
3.1.5	Μηχανισμός Μάθησης και Εκπαίδευσης	23
4	Εκπαίδευση και Αξιολόγηση του Μοντέλου StarDist	24
4.1	Υπολογιστικό Περιβάλλον	24
4.2	Δεδομένα	25
4.2.1	Σύνολο Δεδομένων ALL_IDB1	25
4.2.2	Σύνολο Δεδομένων SIPaKMeD	26
4.2.3	Σύνολο Δεδομένων ALL_IDB	26
4.2.4	Σύνολο Δεδομένων KRD-WBC	27
4.3	Προετοιμασία Δεδομένων και Μασκών Αναφοράς	32
4.3.1	Αυτόματη Δημιουργία Μασκών Αναφοράς	32
4.3.2	Προετοιμασία Δεδομένων Εκπαίδευσης	33
4.3.3	Ενίσχυση Δεδομένων (Data Augmentation)	33
4.4	Μοντέλα και Εκπαίδευση	34
4.4.1	Συνάρτηση Κόστους Μοντέλου	35
4.4.2	Ρύθμιση Παραμέτρων	35
4.4.3	Οπτικοποίηση και Ανάλυση Απόδοσης	35
4.4.4	Εξαγωγή και Χρήση Μοντέλου	36
4.5	Αξιολόγηση Απόδοσης	36
4.6	Μοντέλα Αναφοράς για Συγκριτική Αξιολόγηση	37
4.6.1	Μοντέλο Mask R-CNN	37
4.6.2	Μοντέλο U-Net (2 κλάσεων)	37

5	Πειραματικά Αποτελέσματα και Αξιολόγηση	39
5.1	Πειραματικό Πλαίσιο (Experimental Setup)	40
5.1.1	Μετρικές Αξιολόγησης	42
5.2	Αποτελέσματα στο ALL_IDB1	43
5.2.1	Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα	43
5.2.2	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	51
5.3	Αποτελέσματα στο SIPaKMeD	52
5.3.1	Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα	52
5.3.2	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	63
5.4	Αποτελέσματα στο ALL_IDB	64
5.4.1	Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα	64
5.4.2	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	75
5.5	Αποτελέσματα στο KRD_WBC	76
5.5.1	Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα	76
5.5.2	Ανάλυση Αποτελεσμάτων	86
5.6	Καμπύλες Εκπαίδευσης (Learning Curves)	87
5.6.1	Καμπύλες σύγκλισης ως προς τον όρο KLD	87
5.6.2	Καμπύλες σύγκλισης ως προς τον δείκτη IoU	92
5.7	Χρόνοι Εκπαίδευσης	98
5.8	Συνολική Αποτίμηση	99
5.9	Μελλοντική Έρευνα	100
	Βιβλιογραφία	101

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

3.1	Σχηματική απεικόνιση της μεθοδολογίας του StarDist. (a) Πιθανά σφάλματα τμηματοποίησης σε πυκνούς πυρήνες, (b) πρόβλεψη πιθανοτήτων αντικειμένου και star-convex πολυγώνων μέσω ακτινικών αποστάσεων, (c) αρχιτεκτονική τύπου U-Net και τελική επιλογή αντικειμένων μέσω μη μέγιστης καταστολής (NMS). [1]	21
4.1	Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων ALL_IDB1 και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.	28
4.2	Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.	29
4.3	Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων ALL_IDB και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.	30
4.4	Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων KRD_WBC και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.	31
5.1	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	44
5.2	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	45
5.3	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	46

5.4	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	47
5.5	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	48
5.6	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	49
5.7	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	50
5.8	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	54
5.9	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	55
5.10	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	56
5.11	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	57
5.12	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	58
5.13	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	59

5.14	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	60
5.15	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	61
5.16	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	62
5.17	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	66
5.18	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	67
5.19	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	68
5.20	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	69
5.21	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	70
5.22	Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	71

5.23 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	72
5.24 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	74
5.25 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	78
5.26 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	79
5.27 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	80
5.28 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	82
5.29 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	83
5.30 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	84

5.31 Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.	85
5.32 Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1 για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	87
5.33 Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD.	89
5.34 Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB.	90
5.35 Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC.	91
5.36 Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1 για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	92
5.37 Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	94
5.38 Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	95
5.39 Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.	96

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

5.1	Αποτελέσματα στο σύνολο ALL_IDB1 (260 εικόνες).	43
5.2	Αποτελέσματα στο σύνολο SIPaKMeD (4049 εικόνες).	53
5.3	Αποτελέσματα στο σύνολο ALL_IDB (3256 εικόνες).	65
5.4	Αποτελέσματα στο σύνολο KRD_WBC (600 εικόνες).	77
5.5	Χρόνοι εκπαίδευσης (σε λεπτά) για το μοντέλο StarDist με διαφορετικό αριθμό ακτίνων.	98

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Κωνσταντίνα Τσιπούρα, Δ.Μ.Σ. στη Μηχανική Δεδομένων και Υπολογιστικών Συστημάτων, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πολυτεχνική Σχολή, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, 2026.

Αυτόματη κατάτμηση κυτταρολογικών εικόνων βασισμένη σε κυρτά αστεροειδή πολύγωνα.

Επιβλέπων: Χριστόφορος Νίκου, Καθηγητής.

Στην παρούσα εργασία μελετήθηκε το πρόβλημα της αυτόματης τμηματοποίησης κυτταρικών πυρήνων από κυτταρολογικές εικόνες, αξιοποιώντας σύγχρονες τεχνικές βαθιάς μάθησης και γεωμετρικής αναπαράστασης αντικειμένων με star-convex πολύγωνα. Η αξιόπιστη και ακριβής τμηματοποίηση των πυρήνων αποτελεί κρίσιμο στάδιο για την υποστήριξη της έγκαιρης διάγνωσης, καθώς οι κυτταρικές δομές εμφανίζονται συχνά επικαλυπτόμενες, προσκολλημένες ή με έντονα ακανόνιστη μορφολογία.

Για την αντιμετώπιση του προβλήματος υιοθετήθηκε αποκλειστικά το μοντέλο StarDist, το οποίο προσεγγίζει την τμηματοποίηση ανά αντικείμενο ως πρόβλημα πρόβλεψης πιθανοτήτων παρουσίας αντικειμένων σε επίπεδο pixel και ακτινικών αποστάσεων προς τα όρια κάθε πυρήνα σε προκαθορισμένες κατευθύνσεις. Οι ακτινικές αποστάσεις επιτρέπουν την ανακατασκευή star-convex πολυγώνων, τα οποία περιγράφουν με ακρίβεια τη γεωμετρική δομή των κυτταρικών πυρήνων, ακόμη και σε περιπτώσεις έντονης επικάλυψης.

Η πειραματική διαδικασία εφαρμόστηκε σε τέσσερα σύνολα δεδομένων κυτταρικών εικόνων, τα οποία περιλάμβαναν τόσο χειροκίνητα επισημασμένες μάσκες αναφοράς όσο και μάσκες που είχαν παραχθεί βάσει διαθέσιμης δομικής πληροφορίας. Τα σύνολα δεδομένων περιελάμβαναν κυτταρολογικές εικόνες τραχηλικών πυρήνων (Pap smear), καθώς και εικόνες μεμονωμένων κυττάρων αίματος από τα σύνολα ALL-IDB, ALL-IDB1 και KRD-WBC.

Σε κάθε σύνολο πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση και αξιολόγηση πολλαπλών παραλλαγών του StarDist με διαφορετικό αριθμό ακτίνων (16, 32, 64 και 128), προκειμένου να διερευνηθεί η επίδραση της γεωμετρικής ανάλυσης του πολυγώνου στην απόδοση του μοντέλου. Η ανάλυση των αποτελεσμάτων ανέδειξε ότι η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει την ακρίβεια ανακατασκευής του σχήματος έως ένα σημείο, πέρα από το οποίο η βελτίωση καθίσταται οριακή. Ωστόσο, η βέλτιστη ρύθμιση αποδείχθηκε εξαρτώμενη από το εκάστοτε σύνολο δεδομένων, καθώς διαφορετικά σύνολα εμφάνισαν διαφορετικά μέγιστα απόδοσης. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι η γεωμετρική παραμετροποίηση θα πρέπει να προσαρμόζεται στα μορφολογικά χαρακτηριστικά και στη μεταβλητότητα κάθε συνόλου δεδομένων και όχι να θεωρείται καθολικά βέλτιστη.

Η ποσοτική αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε σε επίπεδο αντικειμένου με χρήση μετρικών όπως ο Dice Coefficient και η Μέση Ακρίβεια (Average Precision). Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η απόδοση του StarDist εξαρτάται τόσο από τον αριθμό ακτίνων όσο και από τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε συνόλου δεδομένων, αναδεικνύοντας τη σημασία της κατάλληλης παραμετροποίησης.

Συμπερασματικά, η εργασία αναδεικνύει ότι οι προσεγγίσεις βαθιάς μάθησης με ρητή γεωμετρική αναπαράσταση, βασισμένες σε star-convex αναπαραστάσεις, μπορούν να επιτύχουν υψηλή ακρίβεια στην τμηματοποίηση πυρήνων σε απαιτητικές κυτταρολογικές εικόνες, προσφέροντας ένα σταθερό και επεκτάσιμο πλαίσιο για εφαρμογές ιατρικής απεικόνισης.

EXTENDED ABSTRACT

Konstantina Tsipoura, M.Sc. in Data and Computer Systems Engineering, Department of Computer Science and Engineering, School of Engineering, University of Ioannina, Greece, .

Automatic Segmentation of Cytological Images Based on Star-Convex Polygons.

Advisor: Christophoros Nikou, Professor.

In this thesis, the problem of automatic cell nucleus segmentation from cytological images is investigated, with particular emphasis on microscopy data. Accurate and reliable nucleus segmentation constitutes a critical step in computer-aided diagnosis of cervical cancer, as cellular structures often appear overlapping, clustered, and exhibit highly irregular morphologies.

To address this challenge, the StarDist model is exclusively adopted. StarDist formulates instance segmentation as the joint prediction of pixel-wise object probabilities and radial distances to object boundaries along predefined directions. These radial distances enable the reconstruction of star-convex polygons, providing an explicit and geometrically consistent representation of individual cell nuclei, even in cases of severe overlap.

In addition, the impact of alternative loss function weighting strategies is analyzed. Emphasizing object-related pixels during optimization was found to improve detection sensitivity by reducing false negatives; however, loss modification alone is not sufficient to guarantee consistently robust instance segmentation.

The experimental methodology includes data preprocessing, generation of star-convex training labels, training of multiple StarDist configurations, and extensive quantitative and qualitative evaluation on four cell image datasets: a Pap smear nucleus dataset (Sipakmed) and three blood cell datasets (ALL-IDB, ALL-IDB1, and KRD-WBC).

To further investigate the influence of geometric resolution, the model was trained and evaluated using different numbers of radial directions (16, 32, 64, and 128 rays). The results demonstrate that increasing the number of rays improves shape reconstruction accuracy up to a certain point; however, the optimal configuration was found to be dataset-dependent. Different datasets exhibited distinct performance peaks, indicating that geometric resolution should be adapted to the structural characteristics and variability of each dataset rather than assuming a universally optimal number of rays.

Quantitative evaluation using Dice coefficient and Average Precision confirms that segmentation performance is influenced by both geometric parametrization and dataset-specific characteristics. Overall, this thesis demonstrates that geometry-aware deep learning approaches based on star-convex representations can substantially improve nucleus segmentation in challenging cytological images, providing a robust and extensible framework for computer-aided cytological analysis.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

- 1.1 Σχετική Βιβλιογραφία
 - 1.2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σημασία του Προβλήματος
 - 1.3 Προκλήσεις στην Τμηματοποίηση Κυτταρικών Εικόνων
 - 1.4 Ανάγκη για Τμηματοποίηση Μεμονωμένων Αντικειμένων
 - 1.5 Στόχοι
 - 1.6 Δομή της Διατριβής
-

Σύμφωνα με τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (WHO), ο καρκίνος του τραχήλου της μήτρας αποτελεί τη δεύτερη συχνότερη κακοήθεια στις γυναίκες παγκοσμίως [2]. Κάθε χρόνο καταγράφονται περισσότερα από 0,57 εκατομμύρια νέα περιστατικά και περίπου 0,23 εκατομμύρια θάνατοι, με το μεγαλύτερο ποσοστό αυτών να αφορά αναπτυσσόμενες χώρες. Η νόσος χαρακτηρίζεται από μακρά περίοδο επώασης, της τάξης των 8–10 ετών, κατά την οποία δεν εμφανίζονται εμφανή συμπτώματα [3]. Ωστόσο, η πρόγνωση σχετίζεται άμεσα με το στάδιο διάγνωσης, γεγονός που καθιστά τον έγκαιρο προσυμπτωματικό έλεγχο καθοριστικής σημασίας για την αποτελεσματική αντιμετώπισή της.

Η κλινική ανίχνευση προκαρκινικών αλλοιώσεων βασίζεται κυρίως στην τραχηλική κυτταρολογία, όπως το Τεστ-Παπ [4], όπου η διάγνωση πραγματοποιείται μέσω της αξιολόγησης μορφολογικών χαρακτηριστικών των κυττάρων, όπως το σχήμα, η

υφή και η ένταση της χρώσης. Ωστόσο, η καρκινογένεση αποτελεί μια συνεχή διαδικασία και οι οπτικές διαφορές μεταξύ φυσιολογικών και παθολογικών κυττάρων είναι συχνά περιορισμένες, γεγονός που καθιστά τη χειροκίνητη αξιολόγηση ιδιαίτερα απαιτητική, χρονοβόρα και επιρρεπή σε σφάλματα [3, 4].

Στο πλαίσιο αυτό, η αυτόματη τμηματοποίηση τραχηλικών κυττάρων διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στα συστήματα υποβοηθούμενης από υπολογιστή διάγνωσης (Computer-Aided Diagnosis, CAD) [5, 6, 7, 8] και αποτελεί βασικό στάδιο στην επεξεργασία και ανάλυση παθολογοανατομικών εικόνων. Παρά τη σημαντική πρόοδο των τελευταίων ετών, το πρόβλημα παραμένει ιδιαίτερα απαιτητικό λόγω της πολυπλοκότητας της κυτταρικής μορφολογίας, της επικάλυψης κυττάρων, της θόλωσης των ορίων εξαιτίας διαφορετικών συνθηκών χρώσης και φωτισμού, καθώς και της παρουσίας θορύβου και προσμίξεων στις εικόνες Τεστ-Παπ.

Για την αντιμετώπιση επικαλυπτόμενων αντικειμένων σε σύνθετες εικόνες, οι He et al. [9] πρότειναν τον αλγόριθμο τμηματοποίησης στιγμιοτύπων Mask R-CNN, ο οποίος βασίζεται στη δημιουργία προτάσεων περιοχών και στην ταυτόχρονη πρόβλεψη πλαισίων και μασκών αντικειμένων. Αντίστοιχα, οι Zhang et al. παρουσίασαν ένα δίκτυο τμηματοποίησης στιγμιοτύπων που αξιοποιεί μακρο-σημασιολογικές διαφορές για τη δημιουργία πιο διακριτικών χαρακτηριστικών [10]. Παρότι οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν ικανοποιητική απόδοση σε φυσικές εικόνες, η εφαρμογή τους στην τμηματοποίηση τραχηλικών κυττάρων παραμένει περιορισμένη, κυρίως λόγω της υψηλής ομοιότητας μεταξύ των κυττάρων και των περιορισμών των κλασικών μηχανισμών καταστολής επικαλύψεων [11].

Πρόσφατα, οι Schmidt et al. [1] πρότειναν τη μέθοδο StarDist, η οποία βασίζεται σε star-convex πολυγωνικές αναπαραστάσεις και έχει σχεδιαστεί ειδικά για την τμηματοποίηση αντικειμένων με κυκλική γεωμετρία. Στην ίδια κατεύθυνση, έχουν προταθεί βελτιωμένες αρχιτεκτονικές για την τμηματοποίηση συγκολλημένων τραχηλικών κυττάρων, όπως παρουσιάζεται στο σχετικό έργο [12], το οποίο αξιοποιεί star-convex πολυγωνικές αναπαραστάσεις για την ακριβέστερη αποτύπωση των κυτταρικών ορίων.

Συνεπώς, η ανάπτυξη αξιόπιστων και αποδοτικών μεθόδων αυτόματης τμηματοποίησης αποτελεί κρίσιμο βήμα για τη βελτίωση της ακρίβειας και της αποδοτικότητας των σύγχρονων συστημάτων διάγνωσης.

1.1 Σχετική Βιβλιογραφία

Στις τελευταίες δεκαετίες έχουν προταθεί ποικίλες μέθοδοι τμηματοποίησης με στόχο την αντιμετώπιση των προκλήσεων που εμφανίζονται στις κυτταρικές εικόνες. Οι πρώιμες προσεγγίσεις βασίστηκαν κυρίως σε κλασικές τεχνικές επεξεργασίας εικόνας, όπως η κατωφλίωση [13], οι μορφολογικές πράξεις [14], η ομαδοποίηση K-means [15], οι μέθοδοι level set [16] και το gradient vector flow (GVF) [17]. Ενδεικτικά, οι Putzu et al. [18], Ruberto et al. [19], Li et al. [20] και Lu et al. [21] ανέδειξαν τους περιορισμούς των παραδοσιακών μεθόδων σε εικόνες με ανομοιογενή χρώση, ασαφή όρια και σύνθετο υπόβαθρο. Συνολικά, οι προσεγγίσεις αυτές βασίζονται σε χειροκίνητα εξαγόμενα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου, τα οποία δεν επαρκούν για την αξιόπιστη αναπαράσταση της πολύπλοκης μορφολογίας των κυττάρων.

Η πρόοδος της βαθιάς μάθησης οδήγησε στην ανάπτυξη μεθόδων που επιτρέπουν την αυτόματη εξαγωγή χαρακτηριστικών και την αποτελεσματική αναπαράσταση δεδομένων [22, 23, 24, 25, 26]. Στο πλαίσιο αυτό, τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks, CNNs) έχουν κυριαρχήσει στην επεξεργασία ιατρικών εικόνας. Ενδεικτικά, οι Long et al. [27] πρότειναν το Fully Convolutional Network (FCN), ενώ οι Ronneberger et al. [28] εισήγαγαν το U-Net, επιτρέποντας ταξινόμηση σε επίπεδο εικονοστοιχείου. Παρότι οι αρχιτεκτονικές αυτές παρουσιάζουν βελτιωμένη απόδοση, εξακολουθούν να αντιμετωπίζουν δυσκολίες στον διαχωρισμό συγκολλημένων κυττάρων σε απαιτητικές συνθήκες απεικόνισης.

Περαιτέρω βελτιώσεις έχουν επιτευχθεί μέσω μοντέλων τμηματοποίησης στιγμιότυπων, όπως το Mask R-CNN των He et al. [9], καθώς και μέσω προσεγγίσεων που αξιοποιούν πλουσιότερα συμφραζόμενα χαρακτηριστικά, όπως αυτή των Zhang et al. [10]. Ωστόσο, η εφαρμογή τους στην τμηματοποίηση κυττάρων παραμένει περιορισμένη, κυρίως λόγω της υψηλής ομοιότητας μεταξύ των κυττάρων και των περιορισμών των κλασικών μηχανισμών καταστολής επικαλύψεων [11]. Στο πλαίσιο αυτό, οι Schmidt et al. [1] πρότειναν τη μέθοδο StarDist, η οποία βασίζεται σε star-convex αναπαραστάσεις και έχει αποδειχθεί ιδιαίτερα αποτελεσματική στην τμηματοποίηση αντικειμένων με σχεδόν κυκλική γεωμετρία.

1.2 Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σημασία του Προβλήματος

Η ανάλυση ιατρικών εικόνων αποτελεί ενεργό πεδίο έρευνας, συνδυάζοντας τεχνικές επεξεργασίας εικόνας, υπολογιστικής όρασης και μηχανικής μάθησης. Η αυξανόμενη διαθεσιμότητα ψηφιακών δεδομένων και η πρόοδος της βαθιάς μάθησης έχουν καταστήσει εφικτή την ανάπτυξη αυτοματοποιημένων μεθόδων για την αξιόπιστη εξαγωγή πληροφορίας από σύνθετες εικόνες.

Κεντρικό πρόβλημα στην ανάλυση εικόνων αποτελεί η τμηματοποίηση, δηλαδή ο διαχωρισμός μιας εικόνας σε περιοχές που αντιστοιχούν σε δομές ενδιαφέροντος. Στο πλαίσιο κυτταρικών εικόνων, η ακριβής τμηματοποίηση κυττάρων και πυρήνων αποτελεί βασική προϋπόθεση για την εξαγωγή μορφολογικών χαρακτηριστικών και την αξιολόγηση αλγορίθμων σε επίπεδο αντικειμένου.

1.3 Προκλήσεις στην Τμηματοποίηση Κυτταρικών Εικόνων

Η τμηματοποίηση κυτταρικών εικόνων παρουσιάζει σημαντικές προκλήσεις λόγω της φύσης των δεδομένων. Οι κυτταρολογικές εικόνες χαρακτηρίζονται από υψηλή πυκνότητα και επικάλυψη αντικειμένων, γεγονός που δυσχεραίνει τον σαφή διαχωρισμό μεμονωμένων κυττάρων.

Παράλληλα, η έντονη μορφολογική ποικιλία των κυτταρικών πυρήνων ως προς το μέγεθος, το σχήμα και την υφή, σε συνδυασμό με διαφοροποιήσεις στον φωτισμό, τη χρώση και την παρουσία θορύβου, περιορίζει την αποτελεσματικότητα μεθόδων που βασίζονται σε τοπικά ή χαμηλού επιπέδου χαρακτηριστικά.

1.4 Ανάγκη για Τμηματοποίηση Μεμονωμένων Αντικειμένων

Οι παραπάνω προκλήσεις αναδεικνύουν τα όρια της κλασικής τμηματοποίησης σε επίπεδο εικονοστοιχείου, όπου η απουσία ρητής διάκρισης μεταξύ αντικειμένων οδηγεί συχνά σε συγχωνεύσεις γειτονικών κυττάρων.

Η τμηματοποίηση μεμονωμένων αντικειμένων επιτρέπει την ανεξάρτητη αναγνώριση και ανάλυση κάθε κυττάρου, καθιστώντας δυνατή την εξαγωγή αξιόπιστων μορφολογικών και στατιστικών χαρακτηριστικών. Οι προσεγγίσεις αυτές εισάγουν δομημένη αναπαράσταση της εικόνας και αποτελούν τη βάση για σύγχρονες μεθόδους

δους επιπέδου αντικειμένου που ενσωματώνουν γεωμετρικούς περιορισμούς.

1.5 Στόχοι

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη και αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου StarDist στην αυτόματη τμηματοποίηση κυτταρικών πυρήνων από κυτταρολογικές εικόνες. Κύριο πεδίο εφαρμογής αποτελεί η τμηματοποίηση τραχηλικών πυρήνων από εικόνες τύπου Τεστ-Παπ, όπως είναι το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Η μεθοδολογία αξιολογείται και σε άλλα σύνολα δεδομένων μεμονωμένων κυττάρων αίματος, με στόχο τη διερεύνηση της γενικευσιμότητας του μοντέλου σε διαφορετικές μορφολογίες και συνθήκες απεικόνισης.

Ειδικότερα, η εργασία εστιάζει στη μελέτη της επίδρασης του αριθμού των ακτινικών κατευθύνσεων (16, 32, 64 και 128 ακτίνες) στη γεωμετρική ακρίβεια της τμηματοποίησης και στη σταθερότητα των προβλέψεων.

Η εργασία στοχεύει:

- Στη μελέτη της γεωμετρικής παραμετροποίησης του StarDist μέσω μεταβολής του αριθμού ακτίνων,
- Στην ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση της απόδοσης σε επίπεδο εικονοστοιχείου και αντικειμένου,
- Στην εκτίμηση της ικανότητας διαχωρισμού επικαλυπτόμενων πυρήνων.

Μέσω της συγκριτικής πειραματικής αξιολόγησης, επιχειρείται η εξαγωγή συμπερασμάτων για τον ρόλο των παραμέτρων του μοντέλου στην ποιότητα της τμηματοποίησης, εντός του πλαισίου εφαρμογής τεχνικών βαθιάς μάθησης στην ιατρική εικόνα.

1.6 Δομή της Διατριβής

Η παρούσα διατριβή οργανώνεται σε πέντε κεφάλαια, τα οποία καλύπτουν τόσο το θεωρητικό υπόβαθρο όσο και τη μεθοδολογία, την υλοποίηση και την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

Στο Κεφάλαιο 1 παρουσιάζεται η εισαγωγή του αντικειμένου μελέτης, όπου αναλύονται η σχετική βιβλιογραφία, τα κίνητρα της έρευνας, οι βασικοί στόχοι της διατριβής και η συνολική της δομή.

Το Κεφάλαιο 2 αποτελεί το θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας και εισάγει βασικές έννοιες της μηχανικής μάθησης και της βαθιάς μάθησης. Παρουσιάζονται θεμελιώδεις αρχές των νευρωνικών δικτύων, όπως τα συνελικτικά επίπεδα, οι συναρτήσεις ενεργοποίησης, οι μέθοδοι βελτιστοποίησης, οι συναρτήσεις απώλειας και οι μετρικές αξιολόγησης.

Στο Κεφάλαιο 3 περιγράφεται η ανάπτυξη της μεθοδολογίας. Αναλύεται το μοντέλο StarDist, η αρχιτεκτονική του, η συνάρτηση κόστους και η διαδικασία μεταεπεξεργασίας των προβλέψεων.

Το Κεφάλαιο 4 επικεντρώνεται στην υλοποίηση και εκπαίδευση του μοντέλου StarDist. Παρουσιάζεται το υπολογιστικό περιβάλλον, τα χρησιμοποιούμενα σύνολα δεδομένων, η διαδικασία προεπεξεργασίας και ενίσχυσης δεδομένων, καθώς και τα μοντέλα αναφοράς που αξιοποιούνται για συγκριτική αξιολόγηση.

Τέλος, στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα και η αξιολόγησή τους. Αναλύονται τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά αποτελέσματα για τα εξεταζόμενα σύνολα δεδομένων, καθώς και η επίδραση του αριθμού ακτίνων στην απόδοση του μοντέλου, μαζί με προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΒΑΘΙΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

-
- 2.1 Μηχανική Μάθηση
 - 2.2 Νευρωνικά Δίκτυα
 - 2.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)
 - 2.4 Συνελικτικό Επίπεδο
 - 2.5 Συνάρτηση Ενεργοποίησης
 - 2.6 Max Pooling
 - 2.7 Dropout Layer
 - 2.8 Επίπεδο Εξόδου
 - 2.9 Μέθοδος Οπισθοδιάδοσης Σφάλματος (Backpropagation)
 - 2.10 Βελτιστοποιητές
 - 2.11 Συναρτήσεις Κόστους
 - 2.12 Μετρικές
-

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) αποτελεί κλάδο της τεχνητής νοημοσύνης που επιτρέπει την εξαγωγή προτύπων από δεδομένα και την παραγωγή προβλέψεων. Η Βαθιά Μάθηση (Deep Learning) αποτελεί υποκατηγορία της, βασισμένη

σε πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά σε δεδομένα εικόνας, όπως εκείνα που εξετάζονται στην παρούσα εργασία.

Στο πεδίο της κυτταρολογικής ανάλυσης, τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί σε σημαντικές διαδικασίες, καθώς μπορούν να επεξεργαστούν κυτταρολογικές εικόνες και να εντοπίσουν, με μεγάλη ακρίβεια, μεμονωμένα ή προσκολλημένα κύτταρα. Μέσω της αυτόματης τμηματοποίησης των κυττάρων, διευκολύνουν την έγκαιρη διάγνωση προκαρκινικών ή παθολογικών αλλοιώσεων, μειώνοντας τον ανθρώπινο παράγοντα λάθους και επιταχύνοντας τη διαδικασία ανάλυσης.

2.1 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση αποτελεί έναν από τους πιο δυναμικά αναπτυσσόμενους κλάδους της τεχνητής νοημοσύνης, με κύριο χαρακτηριστικό την ικανότητα των υπολογιστικών συστημάτων να μαθαίνουν πρότυπα και σχέσεις μέσα από δεδομένα, χωρίς την ανάγκη αυστηρά καθορισμένων κανόνων. Στον τομέα της βιοϊατρικής απεικόνισης, προσφέρει ισχυρά εργαλεία για την ανάλυση σύνθετων εικόνων, επιτρέποντας την αυτόματη αναγνώριση και κατηγοριοποίηση μορφολογικών χαρακτηριστικών. Το μοντέλο StarDist, το οποίο αξιοποιείται στην παρούσα εργασία, ενσωματώνει αρχές μηχανικής μάθησης για την ακριβή τμηματοποίηση κυτταρικών δομών, βασιζόμενο σε επιβλεπόμενη μάθηση. Στις επόμενες παραγράφους περιγράφεται το θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζεται ο αλγόριθμος StarDist.

2.1.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι μια κατηγορία της μηχανικής μάθησης, στην οποία τα μοντέλα εκπαιδεύονται με δεδομένα που συνοδεύονται από γνωστές ετικέτες (labels). Δηλαδή, κάθε δείγμα εισόδου συνοδεύεται από μια ετικέτα, επιτρέποντας στο σύστημα να μάθει να προβλέπει την έξοδο σε νέα, άγνωστα δεδομένα. Η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική σε προβλήματα ταξινόμησης και τμηματοποίησης εικόνας.

2.1.2 Μη επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)

Στην μη επιβλεπόμενη μάθηση το μοντέλο εκπαιδεύεται αποκλειστικά με βάση τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, χωρίς την ύπαρξη προκαθορισμένων ετικετών. Στόχος είναι η ανακάλυψη κρυφών δομών, συσχετίσεων ή προτύπων μέσα στα δεδομένα, με συχνότερες εφαρμογές την ομαδοποίηση (clustering), τη μείωση διαστάσεων και την ανίχνευση ανωμαλιών.

2.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι μια κατηγορία υπολογιστικών μοντέλων εμπνευσμένων από τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Αποτελούνται από κόμβους (τεχνητούς νευρώνες) που είναι οργανωμένοι σε επίπεδα και διασυνδέονται μεταξύ τους μέσω βαρών (weights). Κάθε νευρώνας λαμβάνει σήματα εισόδου, τα μετασχηματίζει μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης και μεταδίδει την έξοδό του στα επόμενα επίπεδα. Η υπολογιστική ροή ακολουθεί την προώθηση (forward pass), ενώ η ενημέρωση των παραμέτρων γίνεται μέσω οπισθοδιάδοσης (backpropagation).

- Είσοδος (Input layer): Δέχεται τα αρχικά δεδομένα (στην εργασία: εικόνες κυττάρων).
- Κρυφά επίπεδα (Hidden layers): Επεξεργάζονται τις εισόδους μέσω γραμμικών και μη-γραμμικών μετασχηματισμών. Σε βαθιά δίκτυα μπορεί να είναι πολλά.
- Έξοδος (Output layer): Παράγει την τελική πρόβλεψη (π.χ. πιθανότητα ύπαρξης κυττάρου, ή αποστάσεις για τη δημιουργία πολυγώνων).

Η εργασία αξιοποιεί συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks - CNNs), τα οποία είναι ιδανικά για την επεξεργασία ιατρικών εικόνων, καθώς ανιχνεύουν τοπικά χαρακτηριστικά (όπως τα όρια των κυττάρων), είναι ανθεκτικά σε μετατοπίσεις και παραμορφώσεις και επιτρέπουν την αυτόματη εξαγωγή πληροφορίας χωρίς χειροκίνητη παρέμβαση. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται το StarDist, ένα μοντέλο βασισμένο σε CNN που έχει σχεδιαστεί για την τμηματοποίηση αντικειμένων κυκλικού ή πολυγωνικού σχήματος.

2.3 Βαθιά Μάθηση (Deep Learning)

Η βαθιά μάθηση αποτελεί έναν υποτομέα της μηχανικής μάθησης, ο οποίος βασίζεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο αριθμό επιπέδων (deep neural networks). Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές μεθόδους, που απαιτούν χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών, η βαθιά μάθηση έχει τη δυνατότητα να μαθαίνει αυτόματα πολυεπίπεδες αναπαραστάσεις των δεδομένων εισόδου, επιτυγχάνοντας υψηλή απόδοση σε σύνθετα προβλήματα, όπως η αναγνώριση εικόνων, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η ανάλυση ιατρικών εικόνων.

2.4 Συνελικτικό Επίπεδο

Το συνελικτικό επίπεδο (convolutional layer) αποτελεί το βασικό δομικό στοιχείο των συνελικτικών νευρωνικών δικτύων (CNNs) και είναι υπεύθυνο για την εξαγωγή τοπικών χαρακτηριστικών από τα δεδομένα εισόδου. Λειτουργεί εφαρμόζοντας ένα σύνολο από φίλτρα (kernels) που εφαρμόζονται σε διαδοχικές τοπικές περιοχές της εικόνας και ανιχνεύουν πρότυπα, όπως άκρα, γωνίες ή άλλα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη μορφολογία των αντικειμένων.

Σε κάθε συνελικτικό επίπεδο, το κάθε φίλτρο παράγει έναν χάρτη ενεργοποίησης (feature map) που αναπαριστά την παρουσία συγκεκριμένων χαρακτηριστικών σε διαφορετικές περιοχές της εικόνας. Καθώς τα επίπεδα αυξάνονται σε βάθος, τα φίλτρα γίνονται όλο και πιο αφηρημένα, μαθαίνοντας πιο σύνθετες δομές.

2.5 Συνάρτηση Ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι βασικό συστατικό των τεχνητών νευρώνων και καθορίζει την έξοδο κάθε νευρώνα με βάση το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του. Εισάγει μη γραμμικότητα στο δίκτυο, επιτρέποντας στο μοντέλο να μάθει πολύπλοκες σχέσεις και μοτίβα στα δεδομένα. Χωρίς αυτές, ένα νευρωνικό δίκτυο θα ήταν ουσιαστικά ένα γραμμικό μοντέλο, ανεπαρκές για σύνθετες εργασίες όπως η αναγνώριση και τμηματοποίηση εικόνας.

Η πιο συνηθισμένη συνάρτηση ενεργοποίησης σε CNNs και ειδικά στο StarDist

είναι η ReLU (Rectified Linear Unit), η οποία ορίζεται ως:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

Η ReLU μηδενίζει τις αρνητικές τιμές και διατηρεί τις θετικές.

Η συνάρτηση Sigmoid ορίζεται ως:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.1)$$

όπου x είναι η προ-ενεργοποίηση (logit) του νευρώνα και $\sigma(x) \in (0, 1)$ η αντίστοιχη πιθανότητα.

2.6 Max Pooling

Το Max Pooling είναι μια τεχνική υποδειγματοληψίας (downsampling) που εφαρμόζεται σε χάρτες χαρακτηριστικών (feature maps) εντός συνελκτικών νευρωνικών δικτύων. Η λειτουργία του βασίζεται στη διαίρεση του χάρτη σε μικρά παράθυρα (π.χ. 2×2) και στην επιλογή της μέγιστης τιμής από κάθε παράθυρο, μειώνοντας έτσι τις διαστάσεις του χωρίς να χαθεί η σημαντικότερη πληροφορία.

Τα βασικά πλεονεκτήματα του Max Pooling είναι:

- Μείωση υπολογιστικού κόστους μέσω της συρρίκνωσης των διαστάσεων,
- Ανθεκτικότητα σε μικρές μετατοπίσεις ή παραμορφώσεις στην είσοδο,
- Διατήρηση των πιο ενεργών (ισχυρών) χαρακτηριστικών.

2.7 Dropout Layer

Το Dropout είναι τεχνική κανονικοποίησης (regularization) που χρησιμοποιείται για τον περιορισμό της υπερπροσαρμογής (overfitting). Κατά την εκπαίδευση, μηδενίζει τυχαία ένα ποσοστό ενεργοποιήσεων, ώστε το δίκτυο να μη βασίζεται υπερβολικά σε συγκεκριμένες διαδρομές πληροφορίας.

Η διαδικασία αυτή:

- αυξάνει την ανθεκτικότητα του μοντέλου σε θόρυβο ή παραλλαγές,

- προωθεί την ποικιλία στις διαδρομές πληροφορίας μέσα στο δίκτυο,
- μειώνει την πιθανότητα να απομνημονεύσει το μοντέλο το εκπαιδευτικό σύνολο.

Στο StarDist, το Dropout εφαρμόζεται σε ενδιάμεσα επίπεδα του δικτύου, ιδιαίτερα κοντά στην έξοδο, ώστε να περιοριστεί η υπερπροσαρμογή σε συγκεκριμένες περιοχές ή σχήματα κυττάρων. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό όταν το δίκτυο εκπαιδεύεται σε περιορισμένα ή μη ισορροπημένα δεδομένα, όπως συχνά συμβαίνει στην ιατρική απεικόνιση. Χάρη στο Dropout, το StarDist μπορεί να γενικεύει καλύτερα σε νέα δείγματα με διαφορετική χρώση, φωτισμό ή μορφολογία κυττάρων.

2.8 Επίπεδο Εξόδου

Το επίπεδο εξόδου είναι υπεύθυνο για την τελική πρόβλεψη του δικτύου και καθορίζεται από τη φύση του προβλήματος. Η δομή του, καθώς και η συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται, επηρεάζουν άμεσα τη μορφή και την ερμηνεία της εξόδου του μοντέλου.

Σε προβλήματα τμηματοποίησης, το επίπεδο εξόδου παράγει συνήθως πιθανοτικές εκτιμήσεις, οι οποίες αντιστοιχούν στην πιθανότητα κάθε ετικέτας ή κλάσης για κάθε στοιχείο εισόδου. Αντίστοιχα, σε προβλήματα παλινδρόμησης, η έξοδος εκφράζεται ως συνεχής αριθμητική τιμή.

Η σωστή διαμόρφωση του επιπέδου εξόδου είναι κρίσιμη για τη σταθερότητα της εκπαίδευσης και τη συνολική απόδοση του μοντέλου, καθώς συνδέεται άμεσα με τη συνάρτηση κόστους και τον τρόπο βελτιστοποίησης του δικτύου.

2.9 Μέθοδος Οπισθοδιάδοσης Σφάλματος (Backpropagation)

Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης σφάλματος είναι η θεμελιώδης διαδικασία μέσω της οποίας εκπαιδεύονται τα νευρωνικά δίκτυα. Στηρίζεται στη χρήση του κανόνα της αλυσίδας παραγώγων, ώστε να υπολογιστούν τα σφάλματα σε κάθε επίπεδο του δικτύου και να ενημερωθούν κατάλληλα τα βάρη των συνδέσεων με σκοπό τη μείωση της συνολικής απώλειας (loss).

Η διαδικασία περιλαμβάνει δύο κύρια στάδια:

1. Forward pass: τα δεδομένα εισόδου περνούν μέσα από το δίκτυο και παράγεται η έξοδος.
2. Backward pass: υπολογίζεται το σφάλμα (διαφορά πρόβλεψης και αληθινής τιμής) και, μέσω παραγώγων, προκύπτουν οι μεταβολές που πρέπει να εφαρμοστούν στα βάρη.

Η συνάρτηση Binary Cross-Entropy ορίζεται ως:

$$L_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i) \right] \quad (2.2)$$

όπου $y_i \in \{0, 1\}$ είναι η πραγματική ετικέτα του i -οστού εικονοστοιχείου (αντικείμενο ή φόντο) και $p_i \in (0, 1)$ η προβλεπόμενη πιθανότητα παρουσίας αντικειμένου από το δίκτυο.

Η απώλεια Mean Absolute Error (MAE) για τις ακτινικές αποστάσεις ορίζεται ως:

$$L_{\text{dist}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left| d_{i,r} - \hat{d}_{i,r} \right| \quad (2.3)$$

όπου $d_{i,r}$ είναι η πραγματική ακτινική απόσταση του εικονοστοιχείου i στην κατεύθυνση r , και $\hat{d}_{i,r}$ η αντίστοιχη προβλεπόμενη απόσταση από το μοντέλο.

Σε εκδοχές που δίνεται μεγαλύτερη έμφαση σε εικονοστοιχεία που ανήκουν σε αντικείμενα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί Weighted MAE:

$$L_{\text{dist}}^w = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left| d_{i,r} - \hat{d}_{i,r} \right|}{\sum_{i=1}^N w_i + \epsilon} \quad (2.4)$$

όπου w_i είναι βάρος που σχετίζεται με τη σημασία του εικονοστοιχείου (π.χ. υψηλότερο βάρος εντός αντικειμένων) και ϵ μια μικρή σταθερά για αριθμητική σταθερότητα.

Συνολικά, η εκπαίδευση ελαχιστοποιεί έναν συνδυασμό απώλειας ταξινόμησης (BCE) και απώλειας γεωμετρικής παλινδρόμησης (distances), έτσι ώστε το μοντέλο να μαθαίνει ταυτόχρονα πού βρίσκεται ένα αντικείμενο και ποιο είναι το σχήμα του.

2.10 Βελτιστοποιητές

Οι βελτιστοποιητές είναι αλγόριθμοι που καθοδηγούν τη διαδικασία εκμάθησης των νευρωνικών δικτύων, ρυθμίζοντας πώς ενημερώνονται τα βάρη κάθε συνδέσμου με

βάση το σφάλμα της πρόβλεψης. Στόχος τους είναι να ελαχιστοποιήσουν τη συνάρτηση κόστους, βελτιώνοντας έτσι την ακρίβεια του μοντέλου. Διαφορετικοί αλγόριθμοι εφαρμόζονται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος, την πολυπλοκότητα του μοντέλου και τα χαρακτηριστικά των δεδομένων.

Στο StarDist, χρησιμοποιούνται κυρίως προηγμένοι βελτιστοποιητές, όπως ο Adam, λόγω της ικανότητάς του να προσαρμόζει αυτόματα τον ρυθμό μάθησης και να επιταχύνει τη σύγκλιση ακόμα και σε πολύπλοκα προβλήματα με υψηλή διαστατικότητα. Ωστόσο, θεμελιώδεις μέθοδοι όπως το Stochastic Gradient Descent (SGD) εξακολουθούν να αποτελούν τη βάση για την κατανόηση των πιο σύγχρονων τεχνικών.

2.10.1 Gradient Descent

Ο Gradient Descent είναι ο πιο βασικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης στη μηχανική μάθηση και χρησιμοποιείται για την εύρεση του ελαχίστου μιας συνάρτησης κόστους, με σκοπό τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων ενός μοντέλου. Η βασική ιδέα είναι να ενημερώνονται τα βάρη του δικτύου προς την αντίθετη κατεύθυνση της παραγώγου της συνάρτησης κόστους, ώστε να μειώνεται το συνολικό σφάλμα.

Η εξίσωση ενημέρωσης είναι:

$$w_{t+1} = w_t - \eta \nabla L(w_t) \quad (2.5)$$

όπου:

- w_t είναι το διάνυσμα των βαρών του μοντέλου στο βήμα εκπαίδευσης t ,
- w_{t+1} είναι το ενημερωμένο διάνυσμα βαρών στο επόμενο βήμα,
- $\eta > 0$ είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate), που καθορίζει το μέγεθος του βήματος ενημέρωσης,
- $L(w)$ είναι η συνάρτηση κόστους (loss function) του μοντέλου,
- $\nabla L(w_t)$ είναι το διάνυσμα των μερικών παραγώγων της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη, δηλαδή η παράγωγος της loss στο σημείο w_t .

Η ενημέρωση πραγματοποιείται προς την αντίθετη κατεύθυνση της παραγώγου, με στόχο τη σταδιακή ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους και τη σύγκλιση

του μοντέλου σε ένα τοπικό ή ολικό ελάχιστο. Έχουν προταθεί παραλλαγές όπως ο Batch Gradient Descent και ο Stochastic Gradient Descent, που περιγράφονται παρακάτω.

2.10.2 Batch Gradient Descent

Στον Batch Gradient Descent η ενημέρωση των βαρών γίνεται αφού πρώτα υπολογιστεί το συνολικό σφάλμα (loss) σε όλο το σύνολο εκπαίδευσης (batch).

Αυτό προσδίδει σταθερότητα στη διαδικασία εκμάθησης και πιο ομαλή σύγκλιση, όμως έχει σημαντικά μειονεκτήματα:

- Είναι υπολογιστικά απαιτητικός, ειδικά σε μεγάλα datasets,
- Μπορεί να είναι αργός και να απαιτεί πολλή μνήμη RAM ή GPU.

Για αυτόν τον λόγο, στην πράξη προτιμώνται πιο αποδοτικές παραλλαγές όπως ο Stochastic Gradient Descent (SGD) και ο Mini-Batch Gradient Descent, που επιτυγχάνουν καλύτερη ισορροπία μεταξύ ταχύτητας και ακρίβειας.

2.10.3 Stochastic Gradient Descent (SGD)

Ο Stochastic Gradient Descent (SGD) είναι μία παραλλαγή του κλασικού Gradient Descent, που διαφέρει ως προς τη συχνότητα και τον όγκο των ενημερώσεων. Σε αντίθεση με τον batch gradient descent, όπου οι ενημερώσεις των βαρών γίνονται μετά την επεξεργασία όλου του συνόλου εκπαίδευσης, ο SGD ενημερώνει τα βάρη μετά από κάθε δείγμα (παράδειγμα εκπαίδευσης).

Αυτό σημαίνει ότι σε κάθε επανάληψη:

- το μοντέλο κάνει μια πρόβλεψη για ένα δείγμα,
- υπολογίζει το σφάλμα,
- και προσαρμόζει αμέσως τα βάρη βάσει της παραγώγου

Η εξίσωση ενημέρωσης παραμένει η ίδια:

$$w_{t+1} = w_t - \eta \nabla L(w_t). \quad (2.6)$$

Η λέξη στοχαστικός (stochastic) υποδηλώνει την τυχαία φύση της επιλογής δείγματος στον SGD, γεγονός που εισάγει θόρυβο στις ενημερώσεις των βαρών αλλά

προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, όπως ταχύτερη εκπαίδευση, μειωμένες απαιτήσεις μνήμης και δυνατότητα διαφυγής από τοπικά ελάχιστα της συνάρτησης κόστους. Παρ' όλα αυτά, η σύγκλιση του αλγορίθμου μπορεί να είναι λιγότερο σταθερή και να παρουσιάζει διακυμάνσεις, ειδικά σε σύνθετα δίκτυα. Για την αντιμετώπιση αυτών των μειονεκτημάτων, ο SGD μπορεί να συνδυαστεί με τεχνικές όπως η ορμή (momentum) ή να αντικατασταθεί από πιο εξελιγμένους βελτιστοποιητές.

2.10.4 Adam

Ο Adam (Adaptive Moment Estimation) είναι ένας σύγχρονος και ευρέως χρησιμοποιούμενος βελτιστοποιητής για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Συνδυάζει τα πλεονεκτήματα του Stochastic Gradient Descent (SGD) με momentum και προσαρμοζόμενους ρυθμούς μάθησης, προσφέροντας γρήγορη και σταθερή σύγκλιση ακόμη και σε προβλήματα υψηλής πολυπλοκότητας.

Ο Adam χρησιμοποιεί δύο βασικά στατιστικά:

- την πρώτη ροπή (mean) των παραγώγων, δηλαδή έναν εκθετικά αποσβενόμενο μέσο όρο,
- τη δεύτερη ροπή (uncentered variance) των παραγώγων, δηλαδή την τετραγωνική διακύμανση.

Αυτές οι δύο τιμές επιτρέπουν στο μοντέλο να προσαρμόζει τον ρυθμό μάθησης ξεχωριστά για κάθε βάρος, ανάλογα με τη συμπεριφορά της παραγώγου του, προσφέροντας ταχύτητα χωρίς να θυσιάζει τη σταθερότητα.

2.11 Συναρτήσεις Κόστους

Οι συναρτήσεις απώλειας (loss functions) αποτελούν τον μηχανισμό μέσω του οποίου το νευρωνικό δίκτυο αξιολογεί το πόσο λανθασμένες είναι οι προβλέψεις του σε σχέση με τις πραγματικές τιμές. Με βάση την τιμή της απώλειας, το δίκτυο προσαρμόζει τα βάρη του μέσω της διαδικασίας οπισθοδιάδοσης, με στόχο τη βελτιστοποίηση της απόδοσής του.

2.12 Μετρικές

Για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου κατά την εκπαίδευση και τη σύγκριση διαφορετικών παραμετροποιήσεων, χρησιμοποιούνται διάφορες μετρικές αξιολόγησης. Αυτές βοηθούν τόσο στον εντοπισμό της βέλτιστης εποχής (epoch) όσο και στην επιλογή του πιο αποδοτικού μοντέλου με βάση τα δεδομένα εκπαίδευσης και επικύρωσης.

Ακολουθούν οι βασικές μετρικές διάγνωσης και αξιολόγησης της εκπαιδευτικής διαδικασίας (training diagnostic & evaluation metrics) που χρησιμοποιούνται ευρέως για την αξιολόγηση των μοντέλων.

- Η συνάρτηση απώλειας (loss function) εκφράζει το συνολικό σφάλμα που κάνει το μοντέλο κατά την πρόβλεψη. Συνηθισμένες συναρτήσεις απώλειας είναι οι:

1. Η Binary Cross-Entropy (BCE) μετρά τη διαφορά μεταξύ των πραγματικών ετικετών (0 ή 1) και των πιθανοτήτων που προβλέπει το δίκτυο για το αν ένα εικονοστοιχείο ανήκει σε αντικείμενο και ορίζεται από την εξίσωση 2.2. Χαμηλή τιμή BCE υποδεικνύει καλή ταξινόμηση των εικονοστοιχείων ως αντικείμενο ή φόντο.

2. Η Μέση Απόλυτη Απόκλιση (Mean Absolute Error – MAE) είναι συνάρτηση απώλειας που μετρά τον μέσο όρο της απόλυτης διαφοράς μεταξύ των πραγματικών τιμών και των αντίστοιχων προβλέψεων του μοντέλου. Εκφράζει το μέσο σφάλμα πρόβλεψης σε απόλυτες μονάδες και τιμωρεί γραμμικά τις αποκλίσεις, χωρίς να δίνει μεγαλύτερο βάρος σε μεγάλες τιμές σφάλματος και ορίζεται από την εξίσωση 2.3

- Ο συντελεστής Dice μετρά την επικάλυψη ανάμεσα στην προβλεπόμενη και την πραγματική μάσκα:

$$\text{Dice}(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$

όπου A είναι το σύνολο των εικονοστοιχείων της προβλεπόμενης μάσκας και B το σύνολο των εικονοστοιχείων της πραγματικής μάσκας.

- Η IoU είναι αυστηρότερη μετρική επικάλυψης:

$$\text{IoU}(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Στη βιβλιογραφία συχνά χρησιμοποιούνται κατώφλια IoU (π.χ. 0.5) για τον χαρακτηρισμό επιτυχών αντιστοιχίσεων, ανάλογα με το πρωτόκολλο αξιολόγησης.

- TPr (True Positive pixel rate). Ο TPr (το “p” δηλώνει *pixel-level*) εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που ανήκουν πραγματικά σε αντικείμενο και προβλέφθηκαν σωστά ως αντικείμενο:

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

- FPr (False Positive pixel rate). Ο FPr εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που προβλέφθηκαν λανθασμένα ως αντικείμενο ενώ στην πραγματικότητα ανήκουν στο φόντο:

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

Παρότι οι μετρικές επιπέδου εικονοστοιχείου όπως τα TPr και FPr είναι χρήσιμες για την ποσοτική περιγραφή της συμπεριφοράς του μοντέλου, δεν αποτυπώνουν πάντα πλήρως την ποιότητα σε επίπεδο αντικειμένου. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση συμπληρώνεται με μετρικές επικάλυψης όπως Dice και IoU, που σχετίζονται άμεσα με τη μορφολογική ακρίβεια της τμηματοποίησης.

Στο κεφάλαιο παρουσιάστηκαν οι βασικές έννοιες και τεχνικές μηχανικής μάθησης που αποτελούν το υπόβαθρο για την κατανόηση και υλοποίηση του μοντέλου StarDist. Από τη θεωρία της μηχανικής και βαθιάς μάθησης, μέχρι τη λειτουργία των νευρωνικών δικτύων, των επιπέδων τους, των συναρτήσεων ενεργοποίησης και απώλειας, αναδείχθηκαν οι αρχές που διέπουν την εκπαίδευση και τη βελτιστοποίηση ενός σύγχρονου συστήματος τμηματοποίησης εικόνας. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στη χρήση του βελτιστοποιητών, στις κατάλληλες μετρικές αξιολόγησης απόδοσης, καθώς και στη διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου. Όλα τα παραπάνω αποτελούν το θεωρητικό και τεχνολογικό πλαίσιο πάνω στο οποίο βασίζεται η πρακτική εφαρμογή που ακολουθεί.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

3.1 Μέθοδος Μοντέλου StarDist

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την εκπαίδευση και αξιολόγηση του μοντέλου StarDist, με στόχο τη διεξαγωγή συμπερασμάτων για την αποτελεσματικότητά του.

3.1 Μέθοδος Μοντέλου StarDist

Το μοντέλο StarDist, το οποίο προτάθηκε από τους Schmidt et al. "*Cell Detection with Star-Convex Polygons*" [1], ασχολείται με την αυτόματη τμηματοποίηση τραχηλικών κυττάρων και βασίζεται σε τρία διακριτά στάδια, τα οποία περιγράφονται στις ακόλουθες υποενότητες.

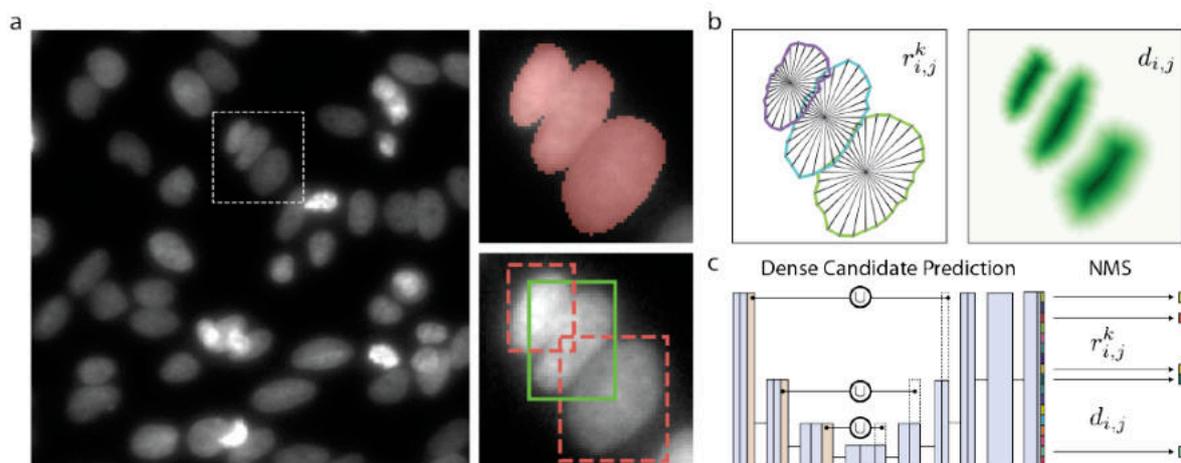
Το StarDist βασίζεται στην επιβλεπόμενη μάθηση, καθώς εκπαιδεύεται με κυτταρολογικές εικόνες και τις αντίστοιχες ετικέτες, που ορίζουν το σχήμα και τα όρια κάθε κυττάρου. Μέσω της μάθησης αυτής, το δίκτυο μαθαίνει να εντοπίζει τα κέντρα των κυττάρων και να προβλέπει αποστάσεις από αυτά προς τα όρια, σε προκαθορισμένες ακτινικές κατευθύνσεις. Το αποτέλεσμα είναι η ανακατασκευή κυτταρικών περιγραμμάτων με τη μορφή star-convex πολυγώνων, επιτυγχάνοντας ακρίβεια στην τμηματοποίηση ακόμη και σε περιπτώσεις επικάλυψης ή προσκόλλησης κυττάρων.

3.1.1 Αρχιτεκτονική Μοντέλου StarDist

Το StarDist βασίζεται σε αρχιτεκτονική τύπου U-Net, η οποία λειτουργεί ως κορμός (backbone) του μοντέλου και είναι κατάλληλη για την εξαγωγή πολυκλιμακωτών χωρικών χαρακτηριστικών από βιοϊατρικές εικόνες. Η δομή encoder-decoder επιτρέπει τον συνδυασμό αφηρημένης πληροφορίας υψηλού επιπέδου με λεπτομερή χωρική πληροφορία, γεγονός ιδιαίτερα σημαντικό για τον ακριβή εντοπισμό πυρήνων. Το τμήμα encoder αποτελείται από διαδοχικά συνελκτικά επίπεδα μεγέθους 3×3 με συναρτήσεις ενεργοποίησης ReLU, ακολουθούμενα από πράξεις υποδειγματοληψίας (max pooling), μέσω των οποίων μειώνεται σταδιακά η χωρική ανάλυση και αυξάνεται η εκφραστικότητα των χαρακτηριστικών. Αντίστοιχα, το τμήμα decoder επαναφέρει τη χωρική ανάλυση μέσω ανωδειγματοληψίας (Up-Sampling), συνδυάζοντας τα παραγόμενα χαρακτηριστικά με εκείνα των αντίστοιχων επιπέδων του encoder μέσω συνδέσεων παράκαμψης (skip connections).

Η χρήση των συνδέσεων αυτών συμβάλλει στη διατήρηση της πληροφορίας ακριβείας θέσης, επιτρέποντας στο μοντέλο να εντοπίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια τα όρια και τα κέντρα των αντικειμένων. Πάνω από τον κοινό κορμό χαρακτηριστικών, το StarDist χρησιμοποιεί ξεχωριστά επίπεδα εξόδου για την πρόβλεψη του χάρτη πιθανοτήτων αντικειμένου και των ακτινικών αποστάσεων, επιτρέποντας την ταυτόχρονη εκμάθηση εντοπισμού και γεωμετρικής περιγραφής.

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.1, η αρχιτεκτονική του StarDist βασίζεται σε U-Net και συνδυάζει πρόβλεψη πιθανότητας και γεωμετρικής πληροφορίας για την τμηματοποίηση κυτταρικών πυρήνων.



Σχήμα 3.1: Σχηματική απεικόνιση της μεθοδολογίας του StarDist. (a) Πιθανά σφάλματα τμηματοποίησης σε πυκνούς πυρήνες, (b) πρόβλεψη πιθανοτήτων αντικειμένου και star-convex πολυγώνων μέσω ακτινικών αποστάσεων, (c) αρχιτεκτονική τύπου U-Net και τελική επιλογή αντικειμένων μέσω μη μέγιστης καταστολής (NMS). [1]

3.1.2 Συνάρτηση Κόστους

Η εκπαίδευση του μοντέλου StarDist βασίζεται σε συνδυαστική συνάρτηση κόστους, η οποία αποσκοπεί στη βέλτιστη εκμάθηση τόσο του εντοπισμού των αντικειμένων όσο και της γεωμετρικής τους αναπαράστασης. Η συνάρτηση κόστους αποτελείται από δύο επιμέρους όρους, έναν για τον χάρτη πιθανοτήτων αντικειμένου και έναν για τις ακτινικές αποστάσεις. Για την εκμάθηση του χάρτη πιθανοτήτων χρησιμοποιείται η δυαδική διασταυρούμενη εντροπία (binary cross-entropy), η οποία μετρά την απόκλιση μεταξύ της προβλεπόμενης πιθανότητας και της πραγματικής κατανομής. Ο χάρτης αυτός δεν εκφράζει απλή διάκριση αντικειμένου–υποβάθρου, αλλά κωδικοποιεί τη γεωμετρική εγγύτητα κάθε εικονοστοιχείο προς το κέντρο του αντικειμένου. Η παλινδρόμηση των ακτινικών αποστάσεων πραγματοποιείται μέσω της μέσης απόλυτης απόκλισης (mean absolute error), με στάθμιση ως προς τις πραγματικές πιθανότητες αντικειμένου. Με τον τρόπο αυτό, τα εικονοστοιχεία υποβάθρου δεν συνεισφέρουν στο σφάλμα, ενώ μεγαλύτερη βαρύτητα δίνεται σε εικονοστοιχεία που βρίσκονται κοντά στο κέντρο των πυρήνων, τα οποία είναι και τα πιο αξιόπιστα για την ανακατασκευή των πολυγώνων. Ο συνδυασμός των δύο όρων επιτρέπει στο μοντέλο να επιτυγχάνει ισορροπία μεταξύ αξιόπιστης ανίχνευσης πυρήνων και ακριβούς γεωμετρικής περιγραφής του σχήματός τους. Η συνολική συνάρτηση κόστους

ορίζεται ως:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{prob} + \lambda \mathcal{L}_{dist},$$

όπου \mathcal{L}_{prob} αντιστοιχεί στη δυαδική διασταυρούμενη εντροπία για τον χάρτη πιθανότητας αντικειμένου, ενώ \mathcal{L}_{dist} στη μέση απόλυτη απόκλιση των ακτινικών αποστάσεων, σταθμισμένη ως προς την πραγματική πιθανότητα αντικειμένου.

3.1.3 Μετα-επεξεργασία Προβλέψεων

Μετά την πρόβλεψη του χάρτη πιθανοτήτων και των ακτινικών αποστάσεων, το StarDist εφαρμόζει στάδιο μετα-επεξεργασίας για την εξαγωγή των τελικών αντικειμένων. Αρχικά, επιλέγονται μόνο τα εικονοστοιχεία των οποίων η πιθανότητα αντικειμένου υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο κατώφλι, τα οποία θεωρούνται υποψήφια κέντρα αντικειμένων. Για κάθε τέτοιο εικονοστοιχείο ανακατασκευάζεται ένα star-convex πολύγωνο με βάση τις προβλεπόμενες ακτινικές αποστάσεις. Δεδομένου ότι η πρόβλεψη πραγματοποιείται πυκνά για όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας, προκύπτει μεγάλος αριθμός επικαλυπτόμενων πολυγώνων, τα οποία αντιστοιχούν στο ίδιο αντικείμενο. Για την αντιμετώπιση του φαινομένου αυτού εφαρμόζεται μηχανισμός καταστολής μη μεγίστων (non-maximum suppression). Η διαδικασία διατηρεί μόνο τα πολύγωνα με τη μεγαλύτερη πιθανότητα αντικειμένου και απορρίπτει όσα παρουσιάζουν σημαντική επικάλυψη με αυτά. Με τον τρόπο αυτό εξασφαλίζεται η μοναδική αναπαράσταση κάθε αντικειμένου και η σωστή διάκριση μεμονωμένων πυρήνων, ακόμη και σε περιοχές με υψηλή πυκνότητα.

3.1.4 Παραγωγή Εξόδων και Γεωμετρική Εκτίμηση

Για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας εισόδου, το StarDist παράγει δύο είδη εξόδου. Η πρώτη αφορά την πιθανότητα ότι το εικονοστοιχείο ανήκει στο εσωτερικό κάποιου αντικειμένου, η οποία υπολογίζεται μέσω της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης. Η δεύτερη έξοδος περιλαμβάνει ένα σύνολο ακτινικών αποστάσεων προς τα όρια του αντικειμένου σε προκαθορισμένες κατευθύνσεις, επιτρέποντας την ανακατασκευή star-convex πολυγώνων. Οι ακτινικές αποστάσεις προβλέπονται μέσω γραμμικών εξόδων, ώστε να διασφαλίζεται η παραγωγή μη αρνητικών τιμών. Ο συνδυασμός πιθανοτήτων και γεωμετρικών αποστάσεων καθιστά το StarDist ικανό να περιγράφει ταυτόχρονα την ύπαρξη και το σχήμα των κυττάρων, ακόμη και σε ιδιαίτερα πυκνά ή πολύπλοκα περιβάλλοντα.

3.1.5 Μηχανισμός Μάθησης και Εκπαίδευσης

Το StarDist υλοποιείται ως συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο βαθιάς μάθησης, στο οποίο τα συνελικτικά επίπεδα χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή ιεραρχικών χαρακτηριστικών από τις εικόνες εισόδου. Τα επιφανειακά επίπεδα μαθαίνουν χαμηλού επιπέδου χαρακτηριστικά, όπως άκρα και τοπικές μεταβολές έντασης, ενώ τα βαθύτερα επίπεδα συλλαμβάνουν πιο αφηρημένες πληροφορίες που σχετίζονται με το συνολικό σχήμα και τη γεωμετρία των κυττάρων. Η εκπαίδευση του δικτύου πραγματοποιείται μέσω της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος, με σκοπό τη βελτιστοποίηση των παραμέτρων του μοντέλου. Για τη διαδικασία βελτιστοποίησης χρησιμοποιείται Stochastic Gradient Descent με ορμή (momentum), η οποία επιτρέπει σταθερή και ελεγχόμενη σύγκλιση κατά την εκπαίδευση του μοντέλου. Η επιλογή του SGD κρίνεται κατάλληλη για το συγκεκριμένο πρόβλημα, καθώς προσφέρει μεγαλύτερη σταθερότητα και καλύτερη γενίκευση σε σύγκριση με προσαρμοστικούς βελτιστοποιητές, ιδίως σε περιπτώσεις περιορισμένου πλήθους δεδομένων. Οι συγκεκριμένες ρυθμίσεις εκπαίδευσης, όπως το μέγεθος παρτίδας (batch size), ο ρυθμός μάθησης και ο αριθμός εποχών, παρουσιάζονται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 4.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΜΟΝΤΕΛΟΥ STARDIST

- 4.1 Υπολογιστικό Περιβάλλον
 - 4.2 Δεδομένα
 - 4.3 Προετοιμασία Δεδομένων και Μασκών Αναφοράς
 - 4.4 Μοντέλα και Εκπαίδευση
 - 4.5 Αξιολόγηση Απόδοσης
 - 4.6 Μοντέλα Αναφοράς για Συγκριτική Αξιολόγηση
-

Η υλοποίηση βασίστηκε στον επίσημο ανοικτό κώδικα των Weigert και Schmidt, ο οποίος διατίθεται στο αποθετήριο *"Cell Detection with Star-Convex Polygons"* [29]. Ο κώδικας τροποποιήθηκε σε επίπεδο παραμετροποίησης και πειραματικών ρυθμίσεων, προκειμένου να προσαρμοστεί στα εξεταζόμενα σύνολα δεδομένων και στις ανάγκες της παρούσας μελέτης.

4.1 Υπολογιστικό Περιβάλλον

Τα πειράματα πραγματοποιήθηκαν σε σταθμό εργασίας με λειτουργικό σύστημα Windows 11, εξοπλισμένο με επεξεργαστή AMD Ryzen 7 και κάρτα γραφικών

NVIDIA GeForce RTX 4060. Για την αξιοποίηση επιτάχυνσης μέσω GPU εγκαταστάθηκε το CUDA Toolkit (έκδοση 12.7). Όλη η ανάπτυξη και εκτέλεση του κώδικα πραγματοποιήθηκε εντός Docker container, το οποίο παρείχε απομονωμένο και αναπαραγώγιμο περιβάλλον, διευκολύνοντας την εγκατάσταση βιβλιοθηκών και αποφεύγοντας πιθανά προβλήματα από συγκρούσεις εκδόσεων. Η πρόσβαση στο container έγινε μέσω του Visual Studio Code με το πρόσθετο Remote Containers, επιτρέποντας την απευθείας εκτέλεση Jupyter notebooks και τη διαχείριση του κώδικα μέσα από ενιαίο περιβάλλον ανάπτυξης.

Το υπολογιστικό περιβάλλον βασίστηκε σε Python 3.8.10. Για τις διαδικασίες εκπαίδευσης και μοντελοποίησης χρησιμοποιήθηκαν οι βιβλιοθήκες TensorFlow και Keras, ενώ για την υλοποίηση της μεθόδου τμηματοποίησης αξιοποιήθηκε η βιβλιοθήκη StarDist. Η βιβλιοθήκη CSBDeep χρησιμοποιήθηκε επιπλέον για εργασίες προεπεξεργασίας εικόνων, όπως κανονικοποίηση και αποθήκευση αρχείων TIFF. Για αριθμητικούς υπολογισμούς και επεξεργασία εικόνας χρησιμοποιήθηκαν οι NumPy και scikit-image, ενώ η matplotlib συνέβαλε στην οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων. Η παρακολούθηση της προόδου κατά την εκπαίδευση υποστηρίχθηκε από τη βιβλιοθήκη tqdm, ενώ για τη διαχείριση αρχείων και μνήμης αξιοποιήθηκαν οι ενσωματωμένες βιβλιοθήκες της Python (os, glob, gc, pickle).

Η συγκεκριμένη ρύθμιση εξασφάλισε ένα αναπαραγώγιμο και επιταχυνόμενο από GPU περιβάλλον εκπαίδευσης, καθιστώντας εφικτή την εκτέλεση και επανάληψη των πειραμάτων σε διαφορετικά συστήματα με ελάχιστη παραμετροποίηση.

4.2 Δεδομένα

Για την εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκαν τέσσερα σύνολα δεδομένων, τα οποία επιλέχθηκαν ώστε να καλύπτουν διαφορετικά σενάρια τμηματοποίησης κυτταρικών δομών. Συγκεκριμένα, αξιοποιήθηκαν δύο σύνολα δεδομένων μεμονωμένων κυττάρων αίματος, καθώς και ένα σύνολο δεδομένων πυρήνων κυττάρων τραχήλου της μήτρας τεστ-Παπ.

4.2.1 Σύνολο Δεδομένων ALL_IDB1

Το πρώτο σύνολο δεδομένων προέρχεται από τη δημόσια βάση δεδομένων που διατίθεται από το Πανεπιστήμιο του Μιλάνου και είναι γνωστό ως ALL_IDB1 dataset

(Acute Lymphoblastic Leukemia), [30]. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει εικόνες μικροσκοπίας μεμονωμένων κυττάρων αίματος, οι οποίες έχουν ληφθεί από επιχρίσματα περιφερικού αίματος ασθενών με οξεία λεμφοβλαστική λευχαιμία.

Για το σύνολο δεδομένων, οι μάσκες αναφοράς δημιουργήθηκαν μέσω αυτόματης διαδικασίας επεξεργασίας εικόνας όπως περιγράφεται στην Ενότητα 4.3.1.

Οι εικόνες παρουσιάζουν ένα απομονωμένο κύτταρο σε σχετικά ομοιόμορφο υπόβαθρο, γεγονός που καθιστά το σύνολο δεδομένων κατάλληλο για πειράματα τμηματοποίησης μεμονωμένων αντικειμένων. Το σύνολο δεδομένων χρησιμοποιήθηκε κυρίως για τη μελέτη της συμπεριφοράς των μοντέλων σε απλούστερα σενάρια, χωρίς έντονη επικάλυψη αντικειμένων.

4.2.2 Σύνολο Δεδομένων SIPaKMeD

Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει πλήρεις κυτταρολογικές εικόνες Pap smear, καθώς και αποκομμένες (cropped) εικόνες που περιέχουν μεμονωμένους πυρήνες τραχηλικών κυττάρων. Χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά οι cropped εικόνες πυρήνων, οι οποίες συνοδεύονται από τα αντίστοιχα αρχεία περιγραφής των πυρηνικών ορίων, ενώ οι πλήρεις κυτταρολογικές εικόνες δεν χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία εκπαίδευσης ή αξιολόγησης. Για το SIPaKMeD dataset [31], οι μάσκες αναφοράς δημιουργήθηκαν απευθείας από τα παρεχόμενα αρχεία .dat. Τα πολυγωνικά περιγράμματα των πυρήνων γεμίστηκαν πάνω σε κενή εικόνα, ώστε να παραχθούν μάσκες αναφοράς σε επίπεδο αντικειμένου.

Το SIPaKMeD περιλαμβάνει δείγματα από πέντε κατηγορίες κυττάρων:

- Superficial-Intermediate cells
- Parabasal cells
- Koilocytotic cells
- Dyskeratotic cells
- Metaplastic cells

4.2.3 Σύνολο Δεδομένων ALL_IDB

Το τρίτο σύνολο δεδομένων προέρχεται από την πλατφόρμα Kaggle και αποτελεί ανεπίσημο σύνολο εικόνων κυττάρων αίματος σχετικών με λευχαιμία, το οποίο πε-

ριλαμβάνει συνολικά 3256 έγχρωμες (RGB) εικόνες μεμονωμένων κυττάρων [32]. Οι εικόνες έχουν εξαχθεί από επιχρίσματα μικροσκοπίου και οργανώνονται σε κατηγορίες με βάση τη μορφολογία των κυττάρων.

Όπως και το σύνολο δεδομένων ALL_IDB1, το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων δεν συνοδεύεται από επισημασμένες μάσκες αναφοράς. Για τον λόγο αυτό, δημιουργήθηκαν προσεγγιστικές μάσκες αναφοράς μέσω αυτοματοποιημένων τεχνικών επεξεργασίας εικόνας, όπως περιγράφεται στην Ενότητα 4.3.1. Οι μάσκες αυτές χρησιμοποιήθηκαν αποκλειστικά για σκοπούς εκπαίδευσης και ποιοτικής αξιολόγησης και δεν θεωρούνται ισοδύναμες με χειροκίνητες επισημάνσεις ειδικών.

Το σύνολο δεδομένων αξιοποιήθηκε συμπληρωματικά, με στόχο την αξιολόγηση της ικανότητας γενίκευσης των μοντέλων σε δεδομένα με διαφορετική χρώση, συνθήκες απεικόνισης και μεγαλύτερη πολυπλοκότητα σκηνής, καθώς κάθε εικόνα περιλαμβάνει πολλαπλά κυτταρικά αντικείμενα. Η αξιολόγηση στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων περιλάμβανε τόσο ποσοτική όσο και ποιοτική ανάλυση, χωρίς ωστόσο να επιδιώκεται άμεση σύγκριση απόδοσης με τα υπόλοιπα σύνολα δεδομένων, λόγω της διαφορετικής φύσης και δυσκολίας του προβλήματος.

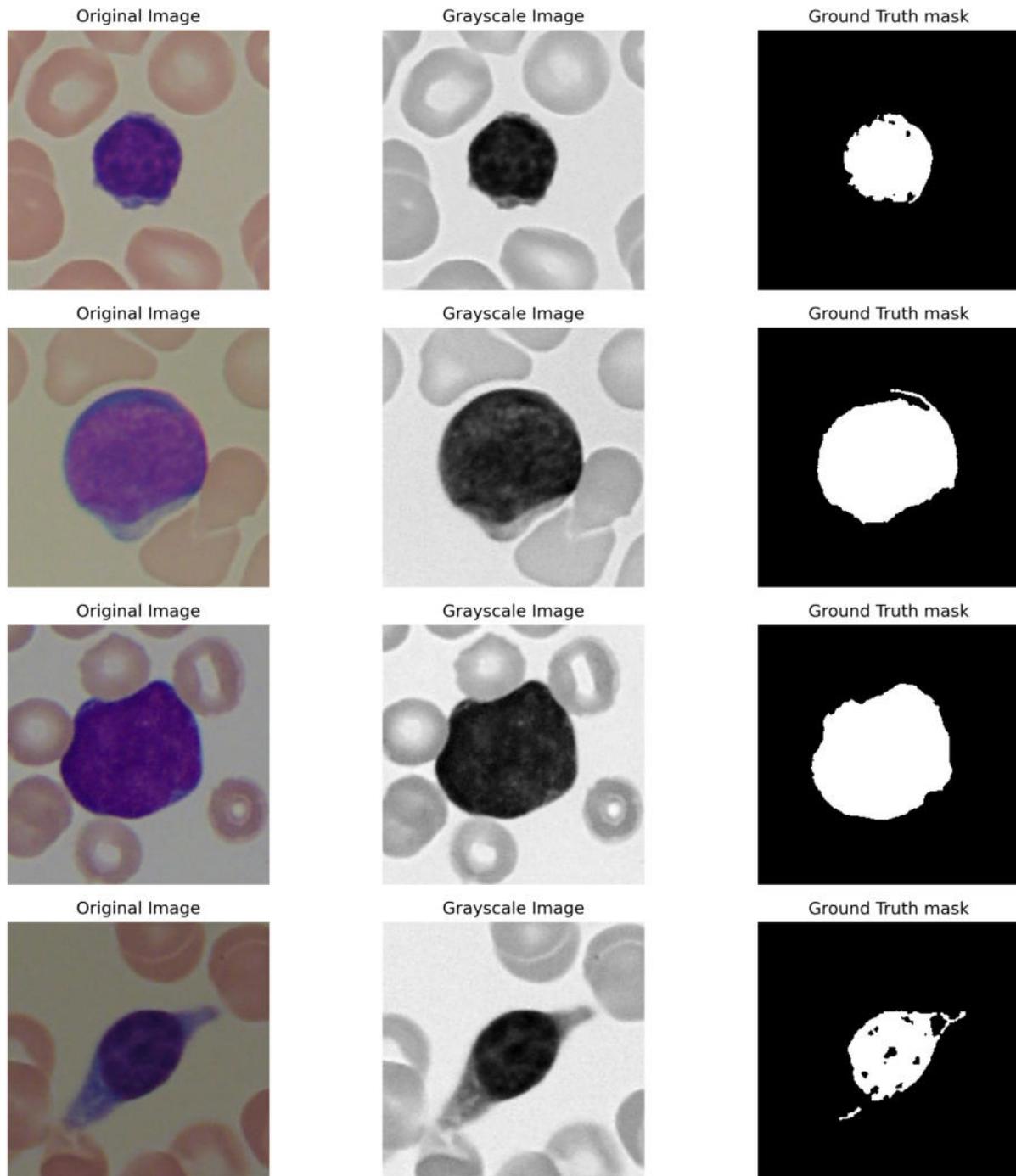
4.2.4 Σύνολο Δεδομένων KRD-WBC

Το τέταρτο σύνολο δεδομένων KRD-WBC περιλαμβάνει 600 μικροσκοπικές εικόνες λευκών αιμοσφαιρίων (White Blood Cells – WBCs) [33], διαστάσεων 512×512 εικονοστοιχείων, οι οποίες συνοδεύονται από τις αντίστοιχες μάσκες αναφοράς. Οι εικόνες συλλέχθηκαν από εργαστηριακά κέντρα στην περιοχή του Erbil (Kurdistan Region, Iraq) και έχουν σχεδιαστεί εξ αρχής για σκοπούς τμηματοποίησης.

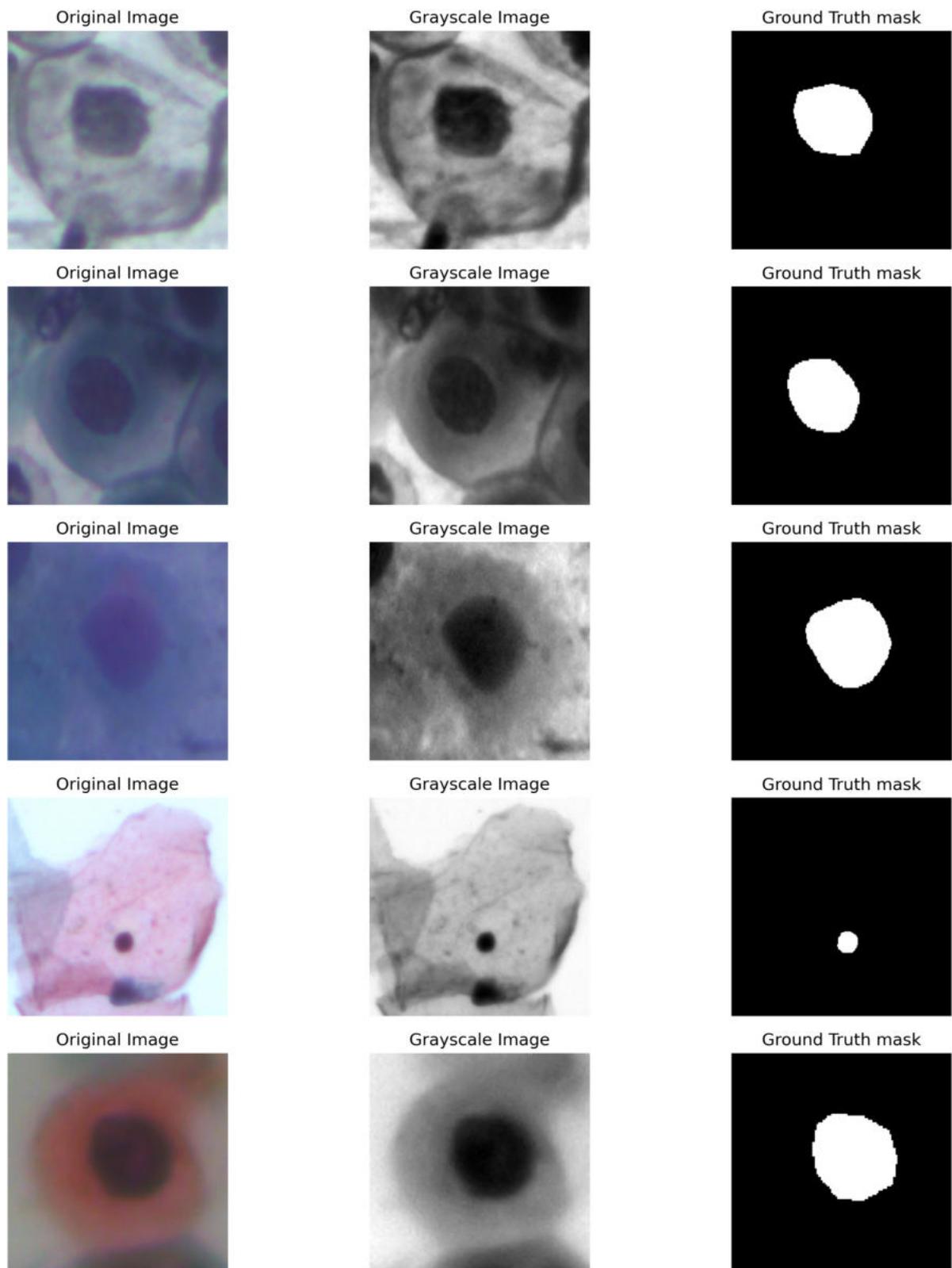
Το KRD-WBC περιλαμβάνει δείγματα από πέντε υποκατηγορίες λευκών αιμοσφαιρίων:

- Neutrophils
- Lymphocytes
- Monocytes
- Eosinophils
- Basophils

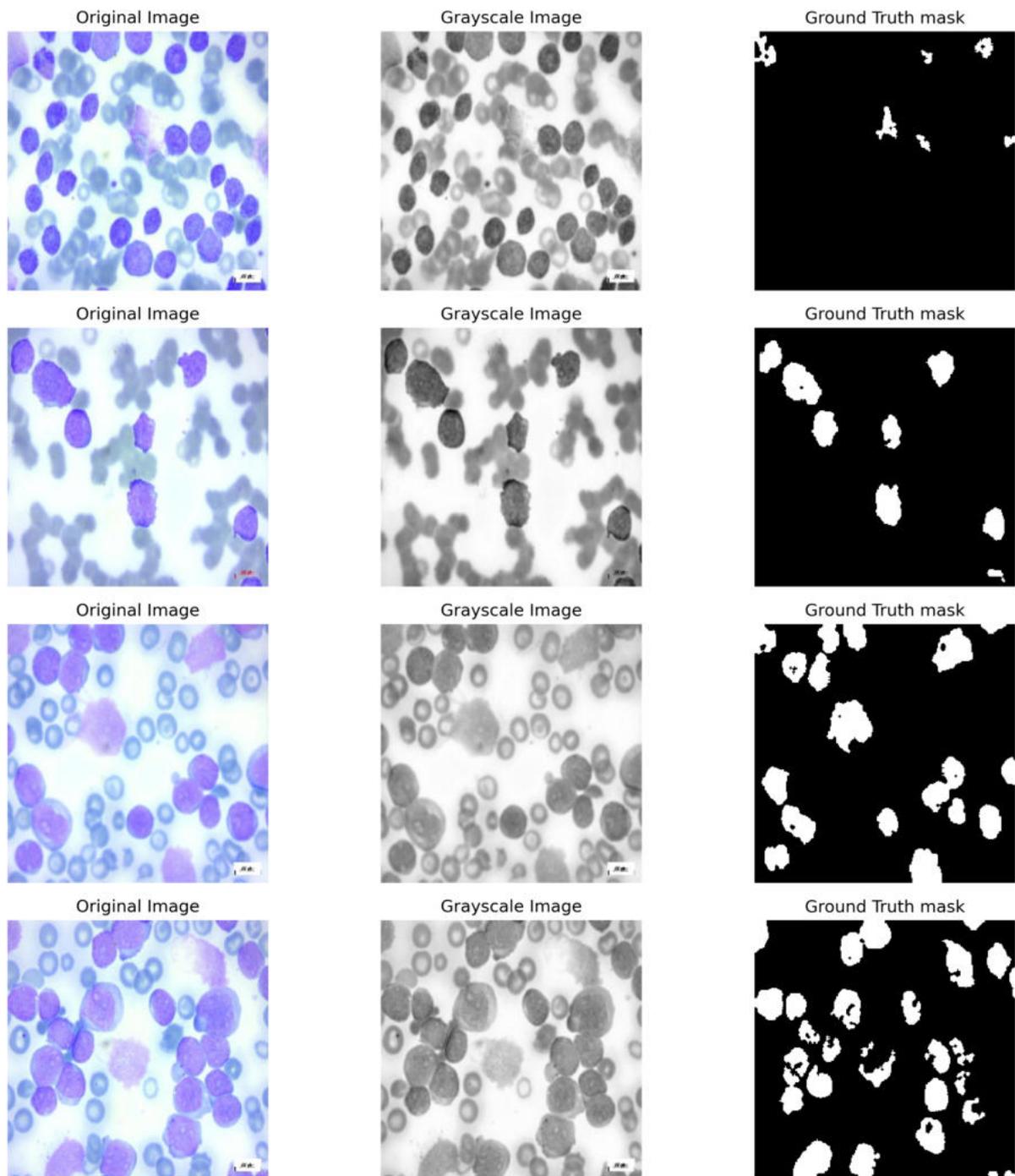
Στα παρακάτω σχήματα (Σχήμα 4.1, Σχήμα 4.2, Σχήμα 4.3 και Σχήμα 4.4) παρουσιάζονται ενδεικτικά παραδείγματα των συνόλων δεδομένων, καθώς και οι αντίστοιχες μάσκες αναφοράς (ground truth), οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης και αξιολόγησης των μοντέλων.



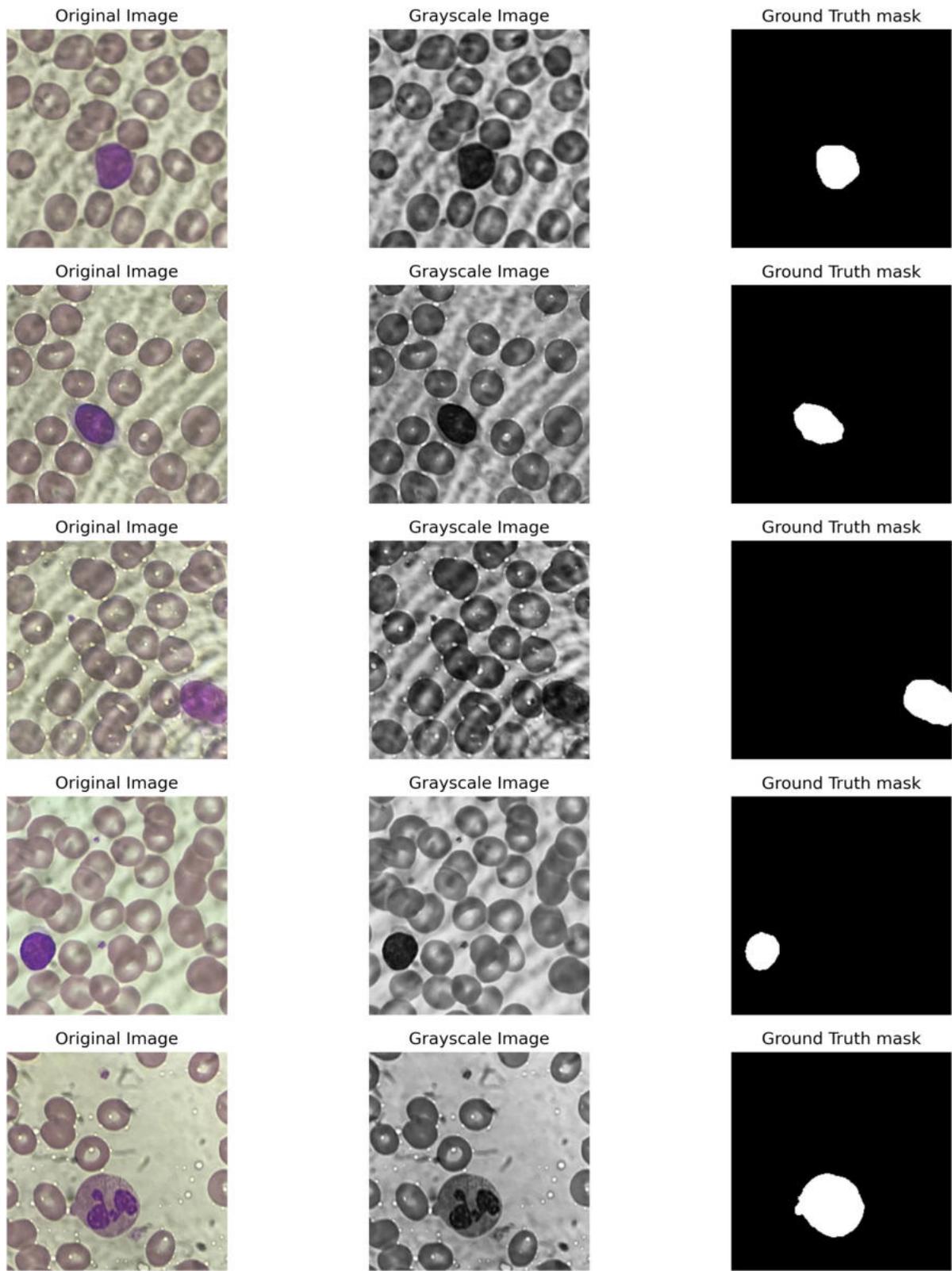
Σχήμα 4.1: Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων ALL_IDB1 και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.



Σχήμα 4.2: Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD και των αντίστοιχων μαस्कών αναφοράς.



Σχήμα 4.3: Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων ALL_IDB και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.



Σχήμα 4.4: Ενδεικτικά παραδείγματα εικόνων πυρήνων από το σύνολο δεδομένων KRD_WBC και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς.

4.3 Προετοιμασία Δεδομένων και Μασκών Αναφοράς

4.3.1 Αυτόματη Δημιουργία Μασκών Αναφοράς

Για τα σύνολα δεδομένων στα οποία δεν διατίθενται χειροκίνητες μάσκες αναφοράς (ALL_IDB1 και ALL_IDB), οι ετικέτες δημιουργήθηκαν μέσω αυτόματης διαδικασίας επεξεργασίας εικόνας, βασισμένης στην ανάλυση χρώματος και σε μορφολογικούς μετασχηματισμούς.

Κάθε εικόνα υποβλήθηκε σε διαδοχικά στάδια προ-επεξεργασίας, τα οποία συνοψίζονται ως εξής:

- **Μετατροπή χρωματικού χώρου και εξισορρόπηση φωτεινότητας:** Οι αρχικές εικόνες μετατράπηκαν από τον χρωματικό χώρο RGB στον HSV, ώστε η πληροφορία χρώματος να απομονωθεί από τη φωτεινότητα. Στη συνέχεια, εφαρμόστηκε τοπική εξισορρόπηση ιστογράμματος (CLAHE) στο κανάλι φωτεινότητας (V), με στόχο τη μείωση των επιδράσεων μη ομοιόμορφου φωτισμού.
- **Χρωματική κατωφλίωση για την απομόνωση πυρήνων:** Οι κυτταρικοί πυρήνες απομονώθηκαν μέσω κατωφλίωσης στο κανάλι απόχρωσης (Hue), χρησιμοποιώντας κατάλληλα εύρη τιμών που αντιστοιχούν στις μοβ αποχρώσεις των πυρήνων στις εικόνες αιματολογικών επιχρισμάτων. Η διαδικασία αυτή οδήγησε στη δημιουργία αρχικής δυαδικής μάσκας, στην οποία οι περιοχές ενδιαφέροντος διαχωρίζονται από το υπόβαθρο.
- **Μορφολογική επεξεργασία:** Στην παραγόμενη δυαδική μάσκα εφαρμόστηκαν μορφολογικές πράξεις ανοίγματος και κλεισίματος, με σκοπό την απομάκρυνση μικρών θορυβωδών περιοχών και τη βελτίωση της συνοχής των ορίων των πυρήνων.
- **Φιλτράρισμα μικρών περιοχών:** Τέλος, πραγματοποιήθηκε ανάλυση συνδεδεμένων συνιστωσών, κατά την οποία απορρίφθηκαν περιοχές με εμβαδόν μικρότερο από ένα προκαθορισμένο κατώφλι.

Οι τελικές δυαδικές μάσκες αποθηκεύτηκαν και χρησιμοποιήθηκαν ως ψευδο-μάσκες αναφοράς (pseudo ground truth) για την εκπαίδευση και αξιολόγηση των μοντέλων που εξετάζονται στην παρούσα εργασία.

4.3.2 Προετοιμασία Δεδομένων Εκπαίδευσης

Πριν από την εκπαίδευση των μοντέλων που εξετάζονται στην παρούσα εργασία, τα δεδομένα εισόδου και οι αντίστοιχες μάσκες αναφοράς υποβλήθηκαν σε διαδικασία προετοιμασίας, με στόχο τη μετατροπή τους σε κατάλληλη μορφή για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων και τη διασφάλιση της σταθερότητας της μαθησιακής διαδικασίας.

Αρχικά, το σύνολο δεδομένων διαχωρίστηκε τυχαία σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο επικύρωσης, με αναλογία 80% και 20% αντίστοιχα. Για τη διασφάλιση της αναπαραγωγιμότητας των πειραμάτων, χρησιμοποιήθηκε σταθερή αρχικοποίηση της γεννήτριας τυχαιότητας κατά την τυχαία αναδιάταξη των δειγμάτων.

Στη συνέχεια, οι εικόνες εισόδου μετατράπηκαν σε μονοκάναλες (grayscale), επαναδειγματοληπτήθηκαν σε διαστάσεις 256×256 εικονοστοιχείων και αποθηκεύτηκαν σε μορφή TIFF, όπου αυτό ήταν απαραίτητο, ώστε να διασφαλιστεί ομοιογενής μορφή εισόδου στο δίκτυο. Οι δυαδικές μάσκες αναφοράς μετατράπηκαν σε μάσκες επιπέδου αντικειμένου μέσω ανάλυσης συνδεδεμένων συνιστωσών, έτσι ώστε κάθε μεμονωμένος κυτταρικός πυρήνας να φέρει μοναδική ετικέτα.

Οι εικόνες κανονικοποιήθηκαν στο διάστημα τιμών $[0,1]$ με γραμμική κανονικοποίηση, προκειμένου να σταθεροποιηθεί η διαδικασία εκπαίδευσης. Επιπλέον, αφαιρέθηκαν δείγματα στα οποία οι αντίστοιχες μάσκες δεν περιείχαν αντικείμενα ενδιαφέροντος, ώστε να αποφευχθεί η εισαγωγή κενών ή μη-πληροφοριακών παραδειγμάτων στο σύνολο εκπαίδευσης και επικύρωσης.

Οι προεπεξεργασμένες μάσκες χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδος στη διαδικασία κωδικοποίησης ετικετών που ακολουθεί τη μεθοδολογία του StarDist, η οποία μετατρέπει τις μάσκες επιπέδου αντικειμένου σε πολυκαναλικές αναπαραστάσεις κατάλληλες για την εκπαίδευση του μοντέλου.

4.3.3 Ενίσχυση Δεδομένων (Data Augmentation)

Για τη βελτίωση της γενίκευσης του μοντέλου και την αποτροπή του φαινομένου της υπερπροσαρμογής (overfitting), εφαρμόστηκαν τεχνικές ενίσχυσης δεδομένων αποκλειστικά στο σύνολο εκπαίδευσης (training set), σε δυναμική μορφή (on-the-fly) κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Οι μετασχηματισμοί εφαρμόζονταν στοχαστικά σε κάθε δείγμα και σε κάθε epoch, χωρίς να επηρεάζονται τα σύνολα επικύρωσης (validation) και ελέγχου (test).

Συγκεκριμένα, εφαρμόστηκαν οι ακόλουθοι μετασχηματισμοί:

- Γεωμετρικοί μετασχηματισμοί: Τυχαίες αναστροφές και εναλλαγές αξόνων (flipping και rotations), οι οποίες εφαρμόζονταν ταυτόχρονα στις εικόνες και στις αντίστοιχες μάσκες, ώστε να διατηρείται η χωρική τους αντιστοιχία. Οι αναστροφές πραγματοποιούνταν με πιθανότητα 0.5 ανά άξονα.
- Φωτομετρικοί μετασχηματισμοί: Τυχαίες μεταβολές έντασης μέσω κλιμάκωσης και μετατόπισης των τιμών των εικονοστοιχείων, καθώς και προσθήκη Gaussian θορύβου χαμηλής έντασης στις εικόνες εισόδου, με στόχο την προσομοίωση διαφορών στις συνθήκες απεικόνισης. Οι μεταβολές αυτές εφαρμόζονταν αποκλειστικά στις εικόνες και όχι στις μάσκες.

4.4 Μοντέλα και Εκπαίδευση

Το StarDist βασίζεται στην αρχιτεκτονική U-Net και επεκτείνεται με μηχανισμό πρόβλεψης ακτίνων και πιθανοτήτων κεντρικότητας. Για λόγους δίκαιης και άμεσης σύγκρισης, το μοντέλο χρησιμοποιήθηκε ως μοντέλο αναφοράς (baseline) και εκπαιδεύτηκε με τις ίδιες ρυθμίσεις αριθμού ακτίνων (16, 32, 64 και 128). Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε για έως 650 εποχές και ο αριθμός βημάτων ανά εποχή ορίστηκε δυναμικά ανά σύνολο δεδομένων, ως το πηλίκο του πλήθους των διαθέσιμων εικόνων προς το μέγεθος παρτίδας (batch size). Με τον τρόπο αυτό, κάθε εποχή αντιστοιχούσε σε μία πλήρη διέλευση του συνόλου εκπαίδευσης, διασφαλίζοντας ισότιμη και συνεπή εκπαίδευση μεταξύ των διαφορετικών datasets.

Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε με εικόνες εισόδου επιπέδου του γκρι, υποεικόνες (patches) μεγέθους 128×128 εικονοστοιχείων, πλέγμα εξόδου (grid) διαστάσεων (2,2), μέγεθος παρτίδας (batch size) ίσο 8 και ρυθμό μάθησης 0.001. Δοκιμάστηκαν διαφορετικές τιμές ακτίνων 16, 32, 64 και 128. Η συνάρτηση απώλειας ορίζεται ως συνδυασμός Binary Cross-Entropy (BCE) για την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων και Mean Absolute Error (MAE) για τις ακτινικές αποστάσεις, ενώ ως βελτιστοποιητής χρησιμοποιείται ο Stochastic Gradient Descent. Στο στάδιο της μετά-επεξεργασίας χρησιμοποιήθηκε ο τυπικός μηχανισμός non-maximum suppression του StarDist. Όλες οι υπόλοιπες υπερπαραμέτροι διατηρήθηκαν ίδιες κατά τη σύγκριση των δύο μοντέλων.

Ο διαχωρισμός των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και επικύρωσης πραγματοποιήθηκε όπως περιγράφεται στην Ενότητα 4.3.2. Για το σύνολο δεδομένων ALL_IDB1, το οποίο περιέχει 260 εικόνες, χρησιμοποιήθηκαν 208 εικόνες για εκπαίδευση και 52 για επικύρωση. Για το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD, το οποίο περιέχει 4049 εικόνες, χρησιμοποιήθηκαν 3239 εικόνες για εκπαίδευση και 810 για επικύρωση. Για το σύνολο δεδομένων ALL_IDB, το οποίο περιέχει 3256 εικόνες, χρησιμοποιήθηκαν 2605 εικόνες για εκπαίδευση και 651 για επικύρωση. Για το σύνολο δεδομένων KRD_WBC, το οποίο περιέχει 600 εικόνες, χρησιμοποιήθηκαν 480 εικόνες για εκπαίδευση και 120 για επικύρωση.

4.4.1 Συνάρτηση Κόστους Μοντέλου

Στην παρούσα εργασία για την εκπαίδευση του μοντέλου StarDist χρησιμοποιείται μια σύνθετη συνάρτηση κόστους, η οποία συνδυάζει δύο επιμέρους όρους που αντιστοιχούν στις δύο εξόδους του δικτύου.

Η συνολική συνάρτηση κόστους ορίζεται ως γραμμικός συνδυασμός των δύο όρων:

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = 0.5 \mathcal{L}_{\text{prob}} + 1.0 \mathcal{L}_{\text{dist}} \quad (4.1)$$

δίνοντας μεγαλύτερη έμφαση στη γεωμετρική ακρίβεια των προβλεπόμενων πολυγώνων.

4.4.2 Ρύθμιση Παραμέτρων

Το μοντέλο StarDist εκπαιδεύεται ως δισδιάστατο (2D) μοντέλο, με παραμέτρους που καθορίζονται μέσω της κλάσης Config2D, όπως ο αριθμός των ακτίνων για την πολυγωνική αναπαράσταση (π.χ. 16 ή 32), το μέγεθος των τμημάτων εικόνων (patches), ο αριθμός των εποχών (epochs), το μέγεθος των παρτίδων (batch size), καθώς και η χρήση GPU όταν αυτή είναι διαθέσιμη, σύμφωνα με τις ρυθμίσεις που περιγράφονται στην Ενότητα 4.4.

4.4.3 Οπτικοποίηση και Ανάλυση Απόδοσης

Μετά την εκπαίδευση, τα δεδομένα αξιολόγησης φορτώνονται και συγκρίνονται μεταξύ διαφορετικών εκπαιδεύσεων ακτινών. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται

μέσω συγκριτικών πινάκων μετρικών αξιολόγησης και αντιπροσωπευτικών ποιοτικών παραδειγμάτων, επιτρέποντας τη σύγκριση των παραμετροποιήσεων και την επιλογή της βέλτιστης ρύθμισης.

4.4.4 Εξαγωγή και Χρήση Μοντέλου

Τέλος, το εκπαιδευμένο μοντέλο εξάγεται, ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προβλέψεις και σε άλλα περιβάλλοντα, χωρίς ανάγκη για επανακατασκευή του δικτύου.

4.5 Αξιολόγηση Απόδοσης

Η αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων πραγματοποιήθηκε με βάση μετρικές που είναι κατάλληλες για προβλήματα τμηματοποίησης, όπου απαιτείται τόσο ο ακριβής εντοπισμός όσο και η σωστή γεωμετρική αναπαράσταση των μεμονωμένων αντικειμένων.

Αρχικά, χρησιμοποιήθηκαν μετρικές επικάλυψης περιοχών, και συγκεκριμένα η Intersection over Union (IoU) και ο Dice Coefficient (DC), οι οποίες ποσοτικοποιούν τον βαθμό συμφωνίας μεταξύ των προβλεπόμενων πολυγώνων και των αντίστοιχων μασκών αναφοράς. Οι μετρικές αυτές αξιολογούν την ποιότητα του σχήματος και την ακρίβεια της τμηματοποίησης σε επίπεδο περιοχής.

Επιπλέον, για την αξιολόγηση της ικανότητας ανίχνευσης και διαχωρισμού μεμονωμένων αντικειμένων, χρησιμοποιήθηκε η μετρική Average Precision (AP), η οποία υπολογίζεται με βάση την αντιστοίχιση προβλεπόμενων και πραγματικών αντικειμένων μέσω κατωφλίου επικάλυψης IoU. Η AP αποτελεί βασική μετρική για τμηματοποίηση επιπέδου αντικειμένων, καθώς λαμβάνει υπόψη τόσο την ορθότητα της ανίχνευσης όσο και την αποφυγή ψευδών ανιχνεύσεων.

Για την πληρέστερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων, παρουσιάζονται επίσης οι ποσοότητες True Positive επιπέδου εικονοστοιχείου (TPp), False Positive επιπέδου εικονοστοιχείου (FPp) και False Negatives επιπέδου αντικειμένου (FN). Οι ποσοότητες αυτές επιτρέπουν τη λεπτομερή ανάλυση των σφαλμάτων και συμπληρώνουν την ποσοτική αξιολόγηση που παρέχεται από τις συνολικές μετρικές.

Η συγκριτική αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε για διαφορετικό αριθμό ακτίνων (16, 32, 64 και 128) για να μελετηθεί η επίδραση τους στην απόδοση των μοντέλων.

4.6 Μοντέλα Αναφοράς για Συγκριτική Αξιολόγηση

Πέραν των μοντέλων StarDist, τα οποία αποτελούν το κύριο αντικείμενο της παρούσας εργασίας, για λόγους πληρότητας της συγκριτικής αξιολόγησης χρησιμοποιήθηκαν και δύο ευρέως διαδεδομένα μοντέλα τμηματοποίησης, το Mask R-CNN και ένα U-Net δύο κλάσεων.

Οι υλοποιήσεις των μοντέλων αυτών προήλθαν από ανοικτό κώδικα που διατίθεται σε αποθετήρια GitHub και χρησιμοποιήθηκαν χωρίς αρχιτεκτονικές τροποποιήσεις. Σκοπός της χρήσης τους ήταν αποκλειστικά η εξαγωγή βασικών μετρικών απόδοσης και όχι η εις βάθος μελέτη ή βελτιστοποίηση των συγκεκριμένων προσεγγίσεων.

Για λόγους δίκαιης σύγκρισης, όλα τα μοντέλα αξιολογήθηκαν στα ίδια σύνολα δεδομένων και με τις ίδιες μετρικές. Ωστόσο, η εκτεταμένη πειραματική διερεύνηση και παραμετροποίηση εφαρμόστηκε αποκλειστικά στα μοντέλα StarDist.

4.6.1 Μοντέλο Mask R-CNN

Το Mask R-CNN των He et al. [9], χρησιμοποιήθηκε ως μοντέλο αναφοράς για τμηματοποίηση μεμονωμένων αντικειμένων, καθώς αποτελεί μία από τις πλέον διαδεδομένες μεθόδους γενικού σκοπού για τον εντοπισμό και την τμηματοποίηση αντικειμένων σε εικόνες. Το μοντέλο βασίζεται σε αρχιτεκτονική δύο σταδίων, όπου αρχικά πραγματοποιείται ο εντοπισμός περιοχών ενδιαφέροντος και στη συνέχεια η πρόβλεψη δυαδικών масκών που αντιστοιχούν σε κάθε ανιχνευμένο αντικείμενο. Αξιοποιήθηκε υπάρχουσα υλοποίηση ανοικτού κώδικα, χωρίς περαιτέρω τροποποιήσεις, αποκλειστικά για σκοπούς συγκριτικής αξιολόγησης των μετρικών απόδοσης.

4.6.2 Μοντέλο U-Net (2 κλάσεων)

Το U-Net δύο κλάσεων των Ronneberger et al. [34] χρησιμοποιήθηκε ως μοντέλο αναφοράς για σημασιολογική τμηματοποίηση, δεδομένης της εκτεταμένης χρήσης του στη βιοϊατρική απεικόνιση. Η αρχιτεκτονική τύπου encoder-decoder με συνδέσεις παράκαμψης επιτρέπει την ακριβή διάκριση μεταξύ περιοχών αντικειμένου και υποβάθρου, χωρίς ωστόσο να ενσωματώνει μηχανισμό διαχωρισμού μεμονωμένων αντικειμένων. Χρησιμοποιήθηκε υπάρχουσα υλοποίηση ανοικτού κώδικα, χωρίς περαιτέρω προσαρμογές, αποκλειστικά για την εξαγωγή μετρικών συγκριτικής

αξιολόγησης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

5.1 Πειραματικό Πλαίσιο (Experimental Setup)

5.2 Αποτελέσματα στο ALL_IDB1

5.3 Αποτελέσματα στο SIPaKMeD

5.4 Αποτελέσματα στο ALL_IDB

5.5 Αποτελέσματα στο KRD_WBC

5.6 Καμπύλες Εκπαίδευσης (Learning Curves)

5.7 Χρόνοι Εκπαίδευσης

5.8 Συνολική Αποτίμηση

5.9 Μελλοντική Έρευνα

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται τα πειραματικά αποτελέσματα της παρούσας εργασίας για την αυτόματη τμηματοποίηση κυτταρικών δομών σε εικόνες μικροσκοπίας, με χρήση του μοντέλου StarDist. Η ανάλυση επικεντρώνεται αποκλειστικά στη διερεύνηση της επίδρασης του αριθμού ακτίνων (rays) στην απόδοση του μοντέλου, αξιοποιώντας την επίσημη υλοποίηση των Weigert και Schmidt [1, 29]

Στο πλαίσιο αυτό, εξετάζονται τέσσερις διαφορετικές ρυθμίσεις του αριθμού ακτίνων (16, 32, 64 και 128), οι οποίες καθορίζουν το επίπεδο γεωμετρικής λεπτομέρειας της πολυγωνικής αναπαράστασης των αντικειμένων. Η συγκριτική αξιολό-

γηση αποσκοπεί στη μελέτη της σχέσης μεταξύ γεωμετρικής ακρίβειας, ικανότητας ανίχνευσης αντικειμένων και υπολογιστικού κόστους.

Η αξιολόγηση πραγματοποιείται σε πολλαπλά σύνολα δεδομένων με διαφορετικά χαρακτηριστικά ως προς την πυκνότητα αντικειμένων, την ανομοιογένεια φωτισμού και την ποιότητα των μασκών αναφοράς. Η ανάλυση βασίζεται τόσο σε ποσοτικές μετρικές αξιολόγησης όσο και σε ποιοτική αποτίμηση μέσω οπτικής σύγκρισης των παραγόμενων πολυγωνικών προβλέψεων.

Στόχος του κεφαλαίου είναι η διερεύνηση της επίδρασης του αριθμού ακτίνων στην απόδοση του StarDist σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων, καθώς και η αποτύπωση του συμβιβασμού μεταξύ γεωμετρικής λεπτομέρειας, ποσοτικής επίδοσης και υπολογιστικού κόστους.

5.1 Πειραματικό Πλαίσιο (Experimental Setup)

Η πειραματική αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με χρήση της υλοποίησης αναφοράς του μοντέλου StarDist για τμηματοποίηση αντικειμένων με πολυγωνική αναπαράσταση. Στόχος της ανάλυσης είναι η συστηματική διερεύνηση της επίδρασης του αριθμού ακτίνων στην απόδοση του μοντέλου.

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε στα ακόλουθα σύνολα δεδομένων: (α) ALL_IDB1 (260 εικόνες), (β) SIPaKMeD (4049 εικόνες), (γ) ALL_IDB (3256 εικόνες) και (δ) KRD_WBC (600 εικόνες).

Τα σύνολα δεδομένων διαφέρουν ως προς την πυκνότητα αντικειμένων ανά εικόνα, την ποιότητα των μασκών αναφοράς και την πολυπλοκότητα της γεωμετρίας των κυτταρικών δομών, επιτρέποντας την αξιολόγηση του μοντέλου σε διαφορετικά σενάρια τμηματοποίησης.

Για κάθε σύνολο δεδομένων εξετάστηκαν τέσσερις διαφορετικές ρυθμίσεις του αριθμού ακτίνων: 16, 32, 64 και 128. Ο αριθμός ακτίνων καθορίζει το πλήθος των κατευθύνσεων κατά τις οποίες το μοντέλο προβλέπει αποστάσεις από το κέντρο κάθε αντικειμένου προς το περίγραμμά του, επηρεάζοντας άμεσα τη γεωμετρική λεπτομέρεια της πολυγωνικής αναπαράστασης.

Κατά τη διαδικασία πρόβλεψης χρησιμοποιήθηκε κατώφλι πιθανότητας (probability threshold) ίσο με 0,7 για την αποδοχή υποψήφιων αντικειμένων. Για την αντιστοίχιση προβλεπόμενων και πραγματικών αντικειμένων εφαρμόστηκε κριτήριο

επικάλυψης βάσει δείκτη Intersection over Union (IoU), επιτρέποντας τον υπολογισμό μετρικών τόσο σε επίπεδο εικονοστοιχείου όσο και σε επίπεδο αντικειμένου.

Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με ίδιες βασικές ρυθμίσεις υπερ-παραμέτρων για όλες τις δοκιμές, ώστε να απομονωθεί η επίδραση του αριθμού ακτίνων και να διασφαλιστεί δίκαιη συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ των διαφορετικών ρυθμίσεων.

5.1.1 Μετρικές Αξιολόγησης

Για την ποσοτική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν οι ακόλουθες μετρικές:

- **Intersection over Union (IoU):** Μετρά την επικάλυψη μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών περιοχών, λαμβάνοντας υπόψη τόσο τις σωστές προβλέψεις όσο και τα σφάλματα υπερ- και υπο-τμηματοποίησης.
- **Dice Coefficient (DC):** Μετρά τον βαθμό επικάλυψης μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής μάσκας. Λαμβάνει τιμές στο διάστημα $[0, 1]$, με υψηλότερες τιμές να υποδηλώνουν καλύτερη ακρίβεια τμηματοποίησης σε επίπεδο εικονοστοιχείου.
- **True Positives ανά εικονοστοιχείο (TPp):** Εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που ανήκουν σε πραγματικά αντικείμενα και προβλέφθηκαν σωστά ως αντικείμενο από το μοντέλο. Η μετρική αυτή αποτυπώνει την ακρίβεια της πρόβλεψης σε επίπεδο εικονοστοιχείου και συμπληρώνει τις μετρικές επικάλυψης, όπως ο Dice Coefficient.
- **False Positives ανά εικονοστοιχείο (FPp):** Εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που προβλέφθηκαν ως αντικείμενο, ενώ στην πραγματικότητα ανήκουν στο υπόβαθρο. Η μετρική αυτή αποτυπώνει την τάση του μοντέλου για υπερ-τμηματοποίηση και την εμφάνιση ψευδών ανιχνεύσεων σε επίπεδο εικονοστοιχείου.
- **False Negatives (FN):** Εκφράζει το ποσοστό των πραγματικών αντικειμένων που δεν ανιχνεύθηκαν από το μοντέλο. Η μετρική αυτή σχετίζεται άμεσα με την απώλεια ευαισθησίας.
- **Average Precision (AP):** Αξιολογεί την ποιότητα της ανίχνευσης και αντιστοίχισης αντικειμένων σε διαφορετικά κατώφλια (thresholds), συνδυάζοντας πληροφορία από ψευδώς θετικών και ψευδώς αρνητικών ανιχνεύσεων. Αποτελεί βασική μετρική αξιολόγησης σε επίπεδο τμηματοποίησης αντικειμένου.

5.2 Αποτελέσματα στο ALL_IDB1

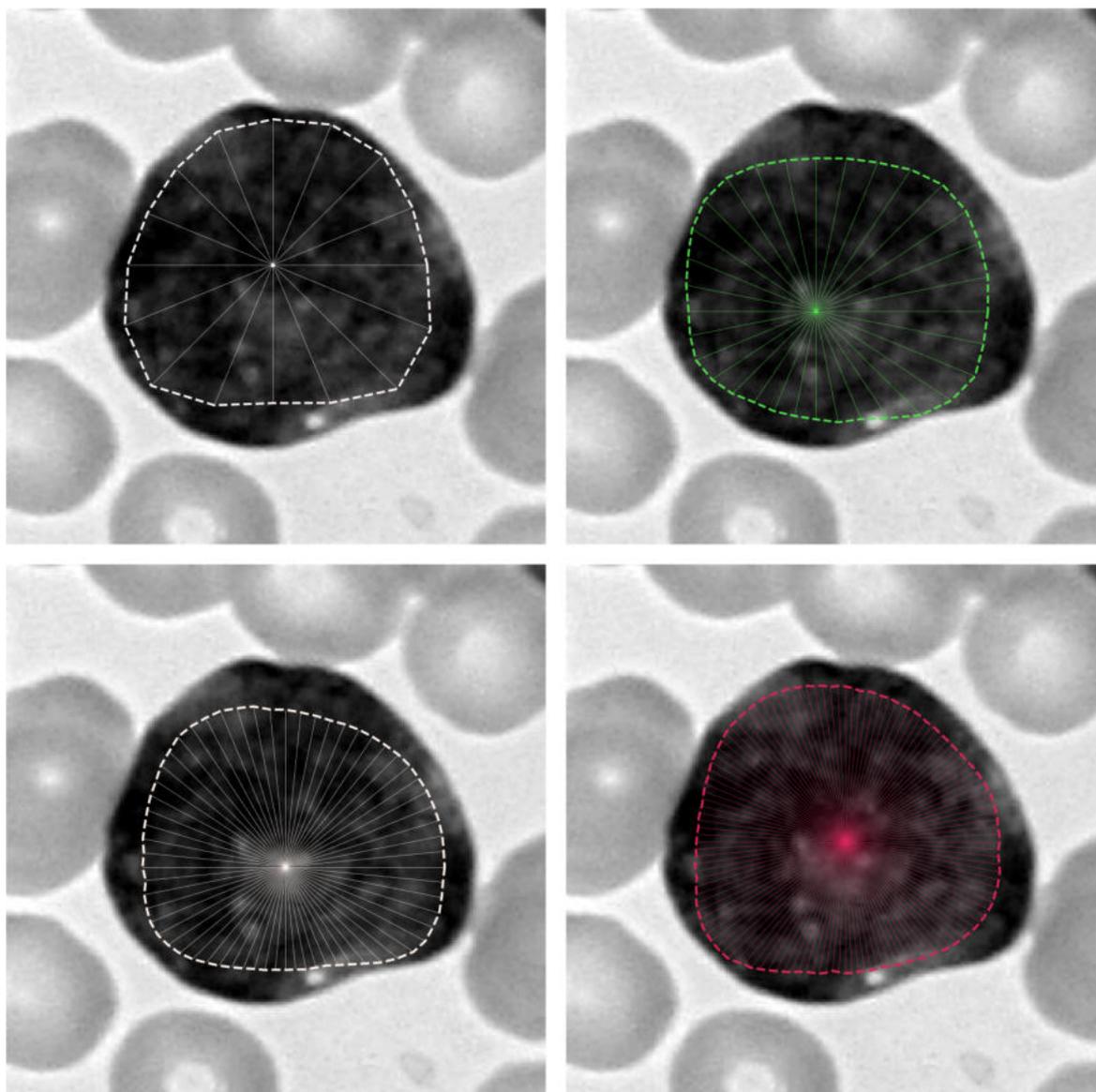
Η ενότητα αυτή εστιάζει στο ALL_IDB1, το οποίο είναι μικρότερο σε μέγεθος, με αποτέλεσμα οι υπερπαράμετροι, όπως είναι οι ακτίνες, να επηρεάζουν εντονότερα τη γενίκευση.

5.2.1 Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα

Ο Πίνακας 5.1 παρουσιάζει τα αποτελέσματα στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1, το οποίο χαρακτηρίζεται από περιορισμένο αριθμό εικόνων αλλά αυξημένη ποικιλομορφία ως προς το μέγεθος και τη μορφολογία των αντικειμένων. Τα μοντέλα StarDist εμφανίζουν σημαντική βελτίωση των μετρικών IoU και DC με την αύξηση του αριθμού ακτίνων από 16 σε 32, γεγονός που υποδηλώνει ακριβέστερη προσέγγιση των ορίων. Ωστόσο, η περαιτέρω αύξηση στις 64 ακτίνες δεν οδηγεί σε επιπλέον βελτίωση των μετρικών, ενώ τα ποσοστά ψευδώς αρνητικών ανιχνεύσεων παραμένουν σε υψηλά επίπεδα, υποδεικνύοντας ότι η αυξημένη γεωμετρική λεπτομέρεια δεν μεταφράζεται σε πληρέστερη ανίχνευση αντικειμένων.

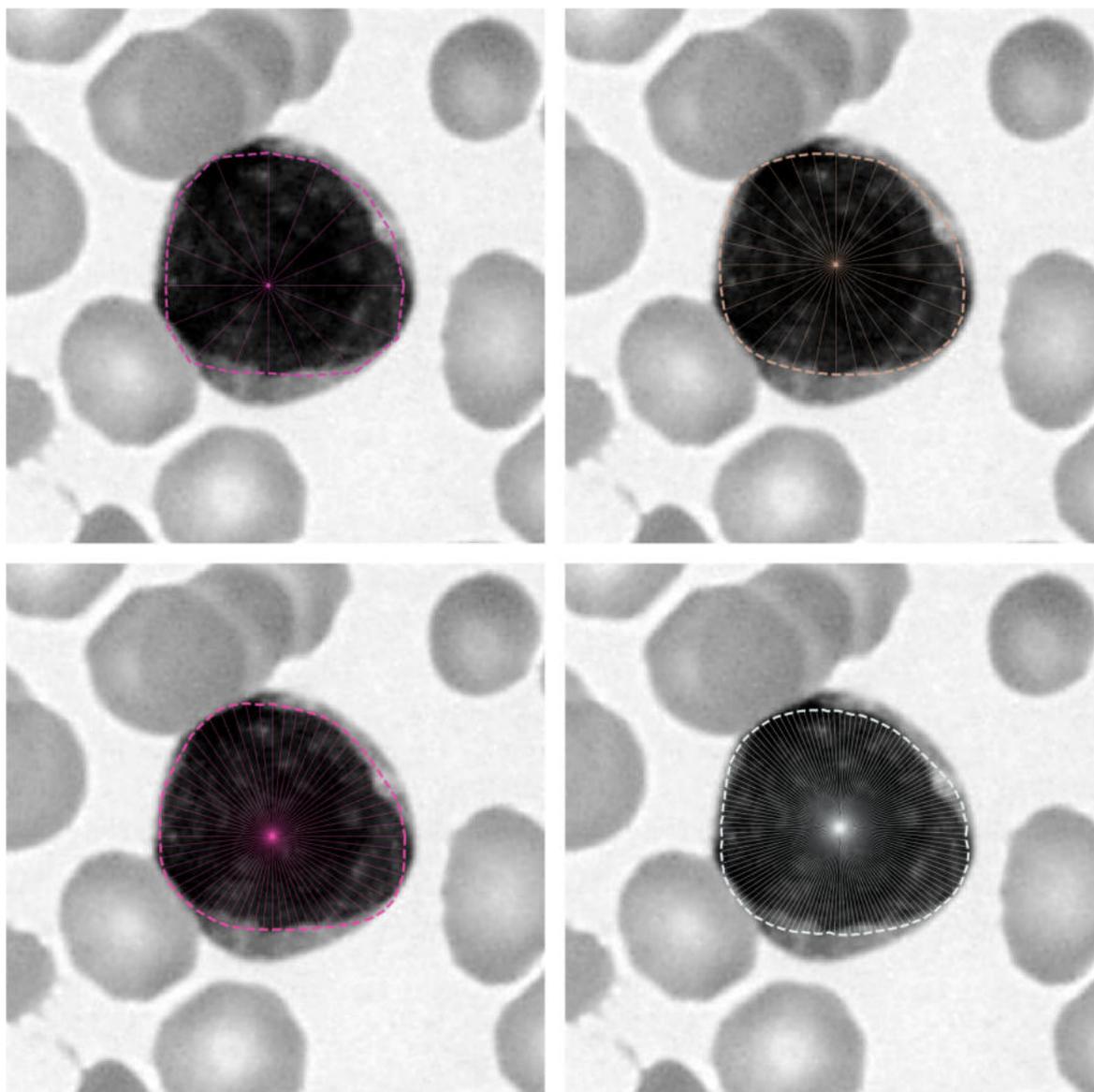
Πίνακας 5.1: Αποτελέσματα στο σύνολο ALL_IDB1 (260 εικόνες).

Model	IoU (%)	DC (%)	TPp (%)	FPp (%)	FN (%)	AP (%)
StarDist (16 rays)	83,14	90,79	87,85	1,09	19,15	78,93
StarDist (32 rays)	82,58	90,46	86,11	1,41	24,76	74,27
StarDist (64 rays)	85,04	91,92	87,09	2,83	33,50	64,76
StarDist (128 rays)	83,36	90,93	87,14	1,85	30,37	67,08
U-Net	87,81	93,51	85,18	1,18	13,08	88,22
Mask R-CNN	76,80	86,88	76,80	3,05	12,35	83,64



Σχήμα 5.1: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

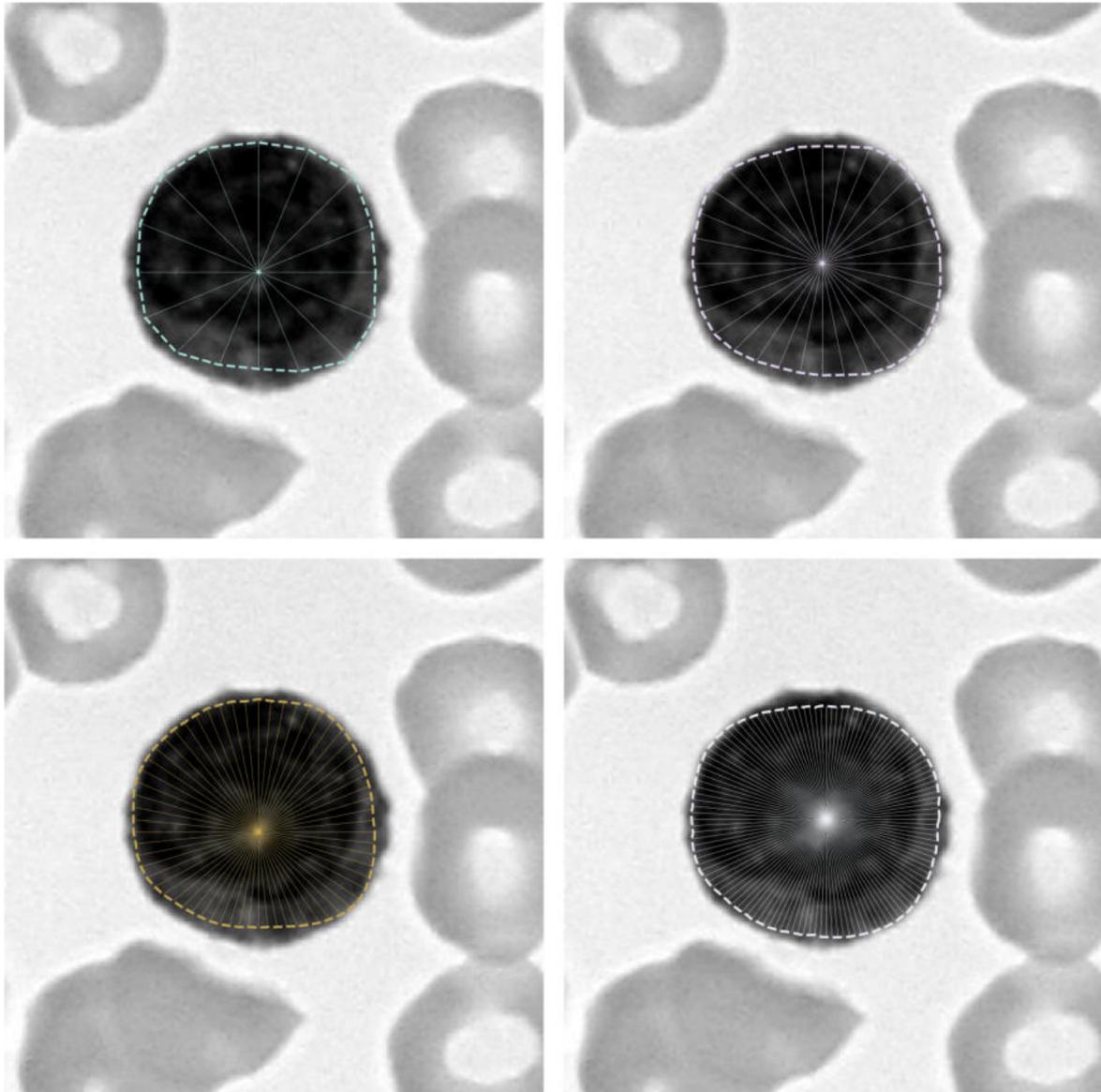
Στο Σχ. 5.1 παρουσιάζεται αντικείμενο με σχετικά ομαλή γεωμετρία. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων οδηγεί σε σταδιακή εξομάλυνση του πολυγωνικού περιγράμματος, μειώνοντας τη γωνιώδη προσέγγιση που παρατηρείται στις 16 ακτίνες. Ωστόσο, παρατηρείται συστηματική υποεκτίμηση του κάτω τμήματος του αντικείμενου σε όλες τις ρυθμίσεις, γεγονός που υποδηλώνει ότι η απόκλιση δεν οφείλεται στη γεωμετρική ανάλυση, αλλά στην πρόβλεψη των ακτινικών αποστάσεων από το μοντέλο.



Σχήμα 5.2: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.2 παρουσιάζεται αντικείμενο με ελαφρώς ακανόνιστη γεωμετρία και σαφή όρια. Με 16 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα εμφανίζει έντονη γωνιώδη προσέγγιση και τοπικές αποκλίσεις από την πραγματική καμπυλότητα. Η μετάβαση στις 32 ακτίνες οδηγεί σε σημαντική βελτίωση της γεωμετρικής προσαρμογής, ενώ στις 64 ακτίνες το πολύγωνα αποδίδει με υψηλή πιστότητα τη μορφολογία του πυρήνα. Η περαιτέρω αύξηση στις 128 ακτίνες δεν επιφέρει ουσιαστική οπτική διαφοροποίηση, επιβεβαιώνοντας το φαινόμενο κορεσμού της αναπαράστασης που

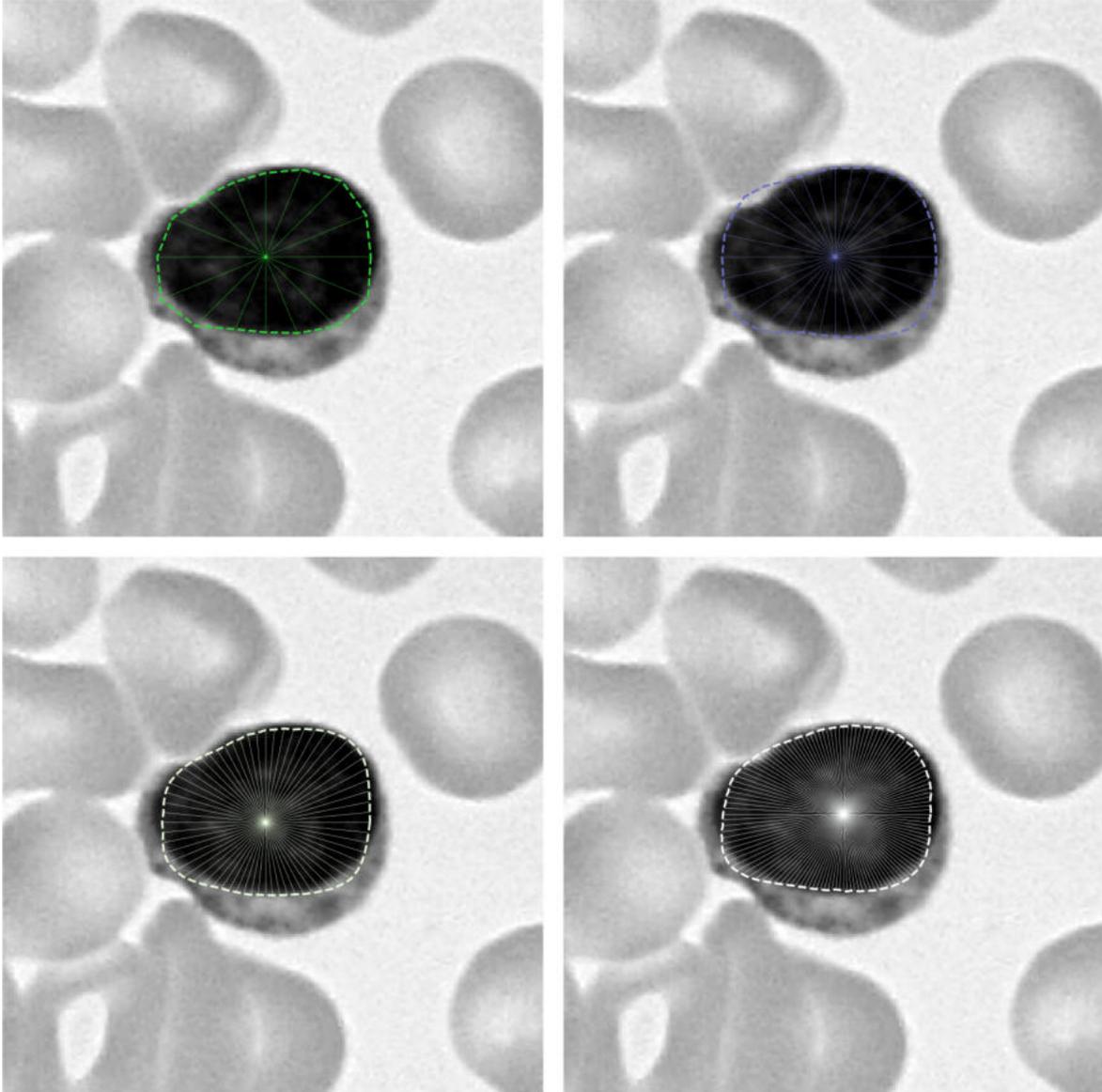
παρατηρείται και στις ποσοτικές μετρήσεις.



Σχήμα 5.3: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.3 παρουσιάζεται περίπτωση αντικειμένου με σχεδόν κυκλική γεωμετρία και σαφή όρια. Ήδη από τις 16 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα προσεγγίζει ικανοποιητικά τη μορφή του πυρήνα, με μικρές μόνο γωνιώδεις αποκλίσεις. Η αύξηση στις 32 και 64 ακτίνες οδηγεί σε περαιτέρω εξομάλυνση της καμπυλότητας, ωστόσο η μετάβαση στις 128 ακτίνες δεν επιφέρει ουσιαστική οπτική διαφοροποίηση. Η συμπεριφορά αυτή υποδηλώνει ότι για γεωμετρικά απλά αντικείμενα μικρός

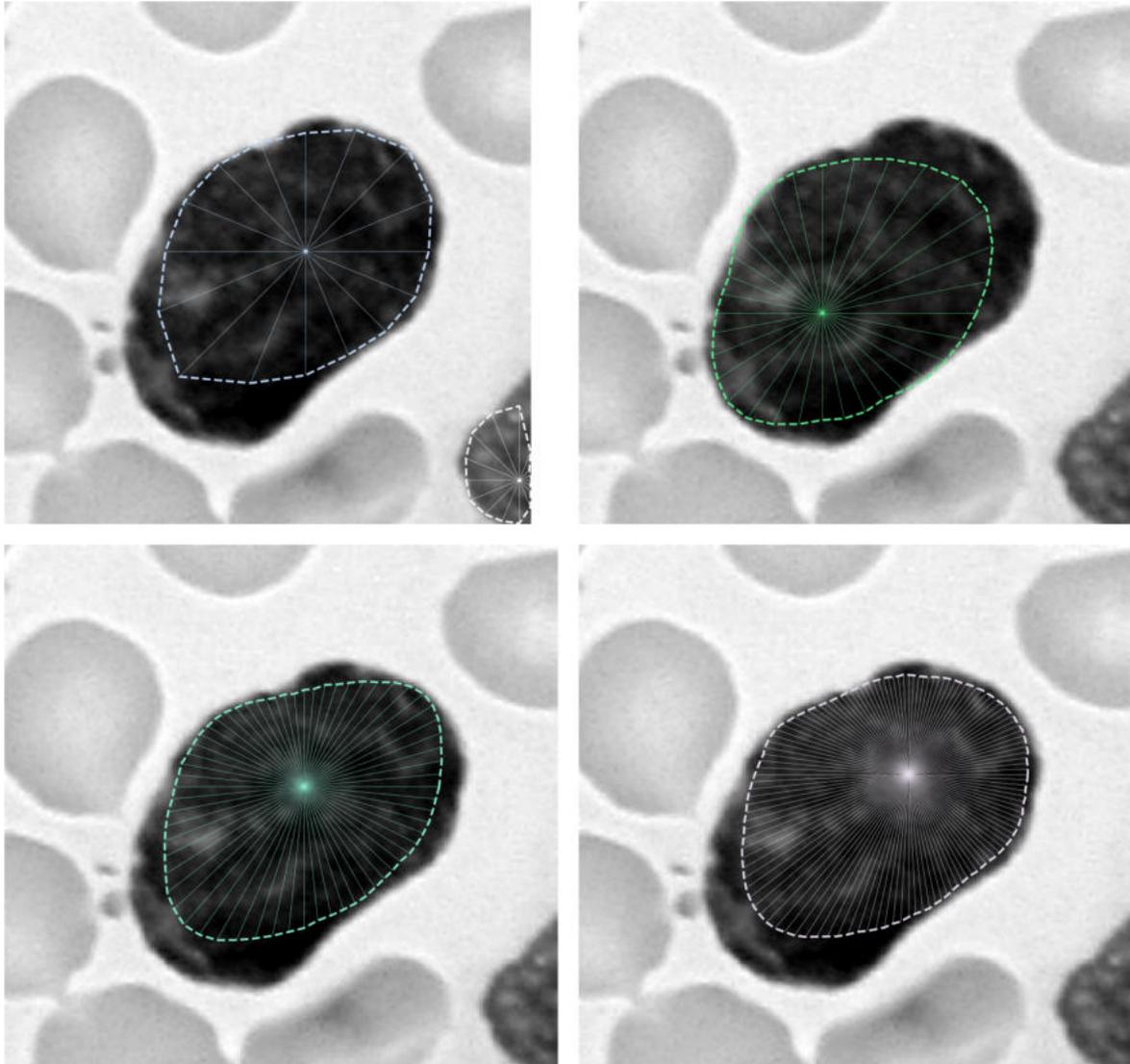
έως μέτριος αριθμός ακτίνων επαρκεί για ακριβή αναπαράσταση, γεγονός που εξηγεί και τη μικρή διαφοροποίηση των ποσοτικών μετρικών μεταξύ των υψηλότερων ρυθμίσεων.



Σχήμα 5.4: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.4 παρουσιάζεται ένας πυρήνας κυττάρου με ήπια μορφολογική ασυμμετρία και ελαφρά επιπέδωση στο κάτω τμήμα. Με 16 ακτίνες παρατηρείται γωνιώδης προσέγγιση και τοπική υποεκτίμηση του περιγράμματος. Η αύξηση στις 32 ακτίνες οδηγεί σε αισθητή βελτίωση της γεωμετρικής προσαρμογής, ενώ στις 64

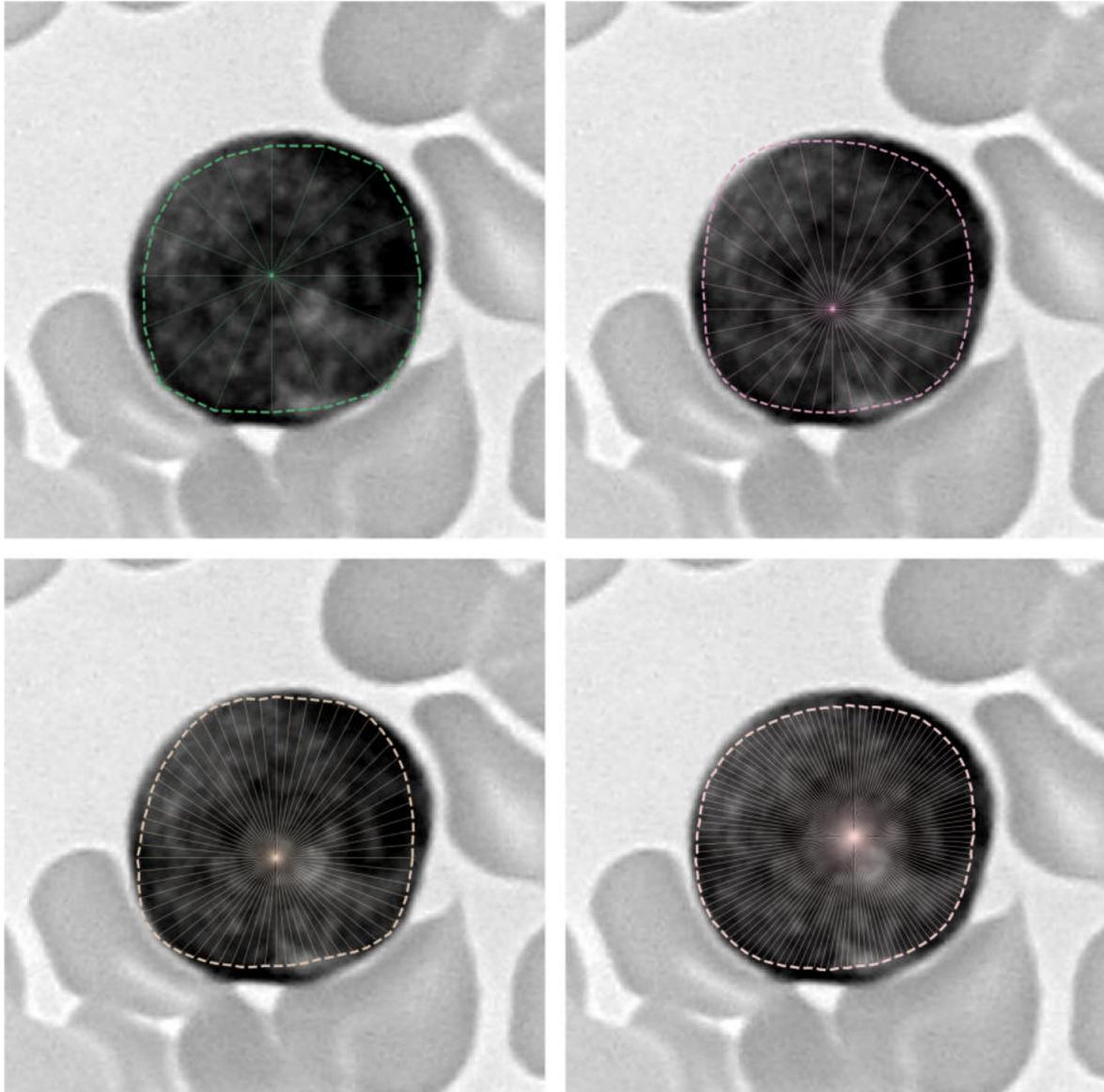
ακτίνες το πολύγωνο αποδίδει με υψηλή ακρίβεια τη μορφή του πυρήνα. Η περαιτέρω αύξηση στις 128 ακτίνες δεν επιφέρει ουσιαστική διαφοροποίηση, επιβεβαιώνοντας ότι η βελτίωση κορέννυται πέρα από έναν μέτριο αριθμό κατευθύνσεων.



Σχήμα 5.5: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.5 παρουσιάζεται επιμήκης πυρήνας κυττάρου με εμφανή ασυμμετρία και τοπική προεξοχή στο κάτω τμήμα. Με 16 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα εμφανίζει σημαντικές γωνιώδεις αποκλίσεις και υποεκτίμηση της μορφολογίας. Η αύξηση στις 32 ακτίνες οδηγεί σε ουσιαστική βελτίωση της γεωμετρικής προσαρμογής, ενώ στις 64 ακτίνες το περίγραμμα αποδίδει με υψηλή πιστότητα την επιμήκη

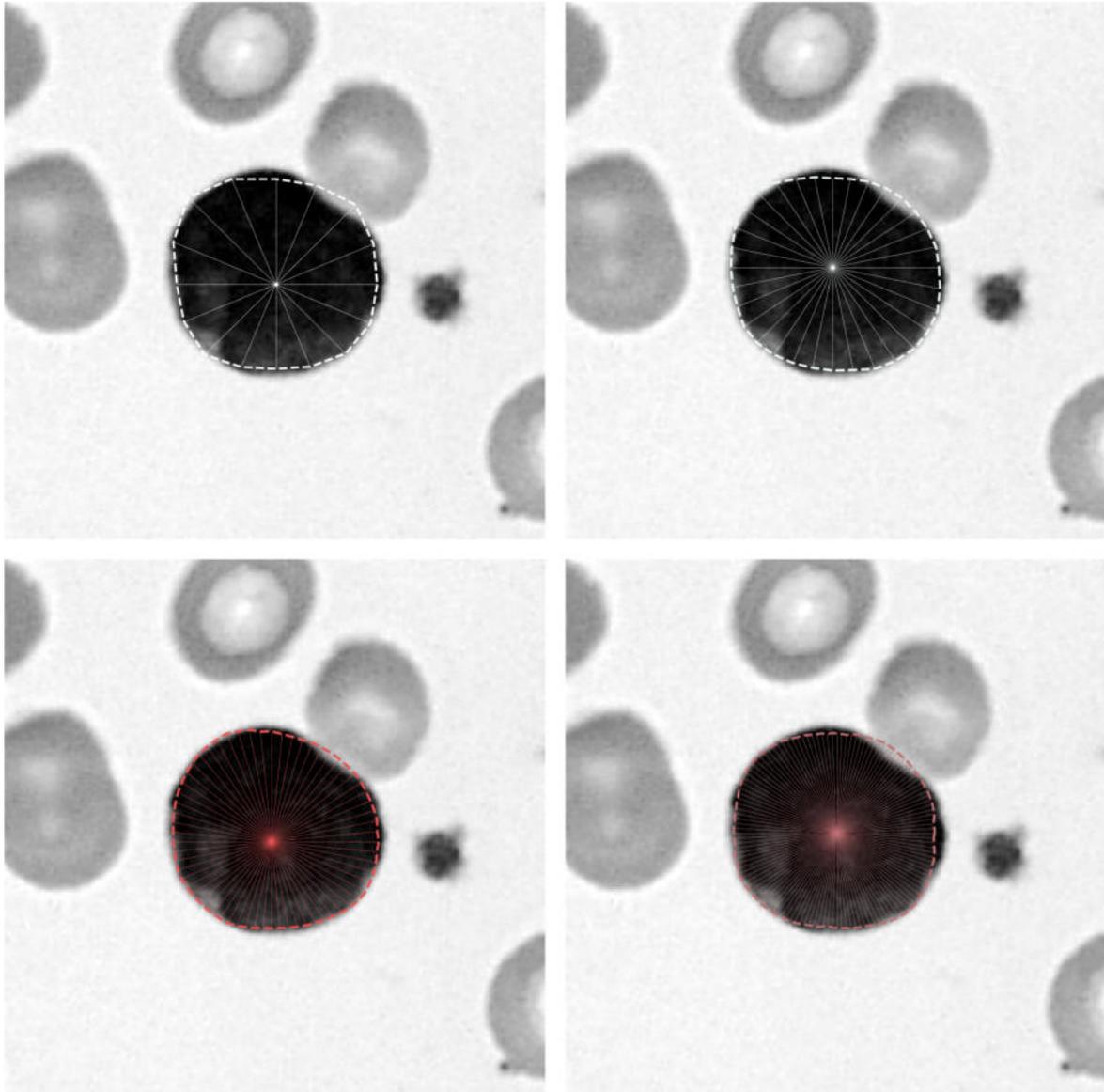
μορφή και τις τοπικές καμπυλότητες. Η περαιτέρω αύξηση στις 128 ακτίνες επιφέρει μόνο οριακή οπτική διαφοροποίηση, γεγονός που υποδηλώνει ότι το μεγαλύτερο μέρος της μορφολογικής πληροφορίας έχει ήδη αποτυπωθεί σε μεσαίο αριθμό κατευθύνσεων.



Σχήμα 5.6: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.6 παρατηρείται συστηματική υποεκτίμηση του περιγράμματος σε όλες τις ρυθμίσεις ακτίνων. Παρά την αύξηση του αριθμού κατευθύνσεων από 16 έως 128, το πολυγωνικό περίγραμμα παραμένει ελαφρώς εσωτερικό σε σχέση με το πραγμα-

τικό όριο του αντικειμένου, ιδίως στο κάτω τμήμα. Η συμπεριφορά αυτή υποδηλώνει ότι το σφάλμα δεν οφείλεται στον αριθμό ακτίνων, αλλά στην πρόβλεψη των ακτινικών αποστάσεων, δηλαδή σε συστηματική υποεκτίμηση της ακτίνας. Συνεπώς, η αύξηση της γεωμετρικής ανάλυσης δεν επαρκεί για τη διόρθωση του συγκεκριμένου τύπου απόκλισης.



Σχήμα 5.7: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.7 παρουσιάζεται σχεδόν κυκλικός πυρήνας κυττάρου με καθαρά όρια. Με 16 και 32 ακτίνες η προσαρμογή του πολυγωνικού περιγράμματος είναι ήδη

ικανοποιητική. Στις 64 ακτίνες παρατηρείται περαιτέρω εξομάλυνση της καμπυλότητας, ωστόσο στις 128 ακτίνες εμφανίζεται ελαφρά υπερεκτίμηση του περιγράμματος σε επιμέρους σημεία, με το πολύγωνο να επεκτείνεται οριακά προς τη φωτεινή περιφερειακή ζώνη. Η συμπεριφορά αυτή υποδηλώνει ότι η αύξηση της γεωμετρικής ανάλυσης μπορεί να οδηγήσει σε μεγαλύτερη ευαισθησία σε τοπικές διακυμάνσεις έντασης, χωρίς απαραίτητα να βελτιώνει τις μετρικές επικάλυψης.

5.2.2 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Η ποιοτική αξιολόγηση των επτά ενδεικτικών παραδειγμάτων επιβεβαιώνει τις τάσεις που καταγράφονται στις ποσοτικές μετρικές, αναδεικνύοντας τη σύνθετη σχέση μεταξύ γεωμετρικής λεπτομέρειας και συνολικής απόδοσης ανίχνευσης. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει εμφανώς την ομαλότητα και τη μορφολογική πιστότητα των πολυγωνικών περιγραμμάτων, ωστόσο η βελτίωση αυτή δεν μεταφράζεται πάντοτε σε αντίστοιχη ενίσχυση των μετρικών αντικειμένου.

Συγκεκριμένα, η χρήση 64 ακτίνων οδηγεί στις υψηλότερες τιμές IoU (85,04%) και Dice Coefficient (91,92%), γεγονός που επιβεβαιώνει την ανώτερη γεωμετρική προσαρμογή των περιγραμμάτων. Παρά ταύτα, παρατηρείται ταυτόχρονη αύξηση του ποσοστού ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων (FPr) καθώς και σημαντική αύξηση των ψευδώς αρνητικών (FN), γεγονός που επηρεάζει αρνητικά τη μετρική AP.

Αντίστοιχα, η ρύθμιση με 16 ακτίνες εμφανίζει ελαφρώς χαμηλότερη γεωμετρική ακρίβεια, αλλά διατηρεί μικρότερα ποσοστά FN και υψηλότερη τιμή AP (78,93%), υποδηλώνοντας πιο σταθερή συμπεριφορά σε επίπεδο ανίχνευσης αντικειμένων. Η περαιτέρω αύξηση στις 128 ακτίνες δεν οδηγεί σε επιπλέον βελτίωση, επιβεβαιώνοντας το φαινόμενο κορεσμού που παρατηρείται και στην οπτική αξιολόγηση.

Συνεπώς, τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η αύξηση της γεωμετρικής ανάλυσης βελτιώνει την τοπική ακρίβεια των ορίων, χωρίς όμως να εξασφαλίζει αντίστοιχη βελτίωση στην πληρότητα ανίχνευσης. Το βέλτιστο ισοζύγιο μεταξύ μορφολογικής πιστότητας και συνολικής απόδοσης φαίνεται να επιτυγχάνεται σε μεσαίο αριθμό ακτίνων, επιβεβαιώνοντας την ύπαρξη trade-off μεταξύ χωρικής λεπτομέρειας και σταθερότητας πρόβλεψης.

5.3 Αποτελέσματα στο SIPaKMeD

Στην παρούσα ενότητα αξιολογείται η απόδοση του μοντέλου StarDist στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Δίνεται έμφαση στη διερεύνηση της επίδρασης του αριθμού ακτίνων (16, 32, 64 και 128) στην απόδοση του μοντέλου, καθώς και στη σύγκριση με εναλλακτικές αρχιτεκτονικές τμηματοποίησης.

5.3.1 Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα

Στον Πίνακα 5.2 παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα αξιολόγησης στο σύνολο SIPaKMeD, το οποίο χαρακτηρίζεται από μεγάλο αριθμό εικόνων και υψηλής ποιότητας μάσκες αναφοράς. Οι τιμές των μετρικών IoU και Dice Coefficient είναι γενικά αυξημένες, γεγονός που υποδηλώνει ακριβή αποτύπωση των ορίων των κυτταρικών πυρήνων και σταθερή επικάλυψη σε επίπεδο εικονοστοιχείου.

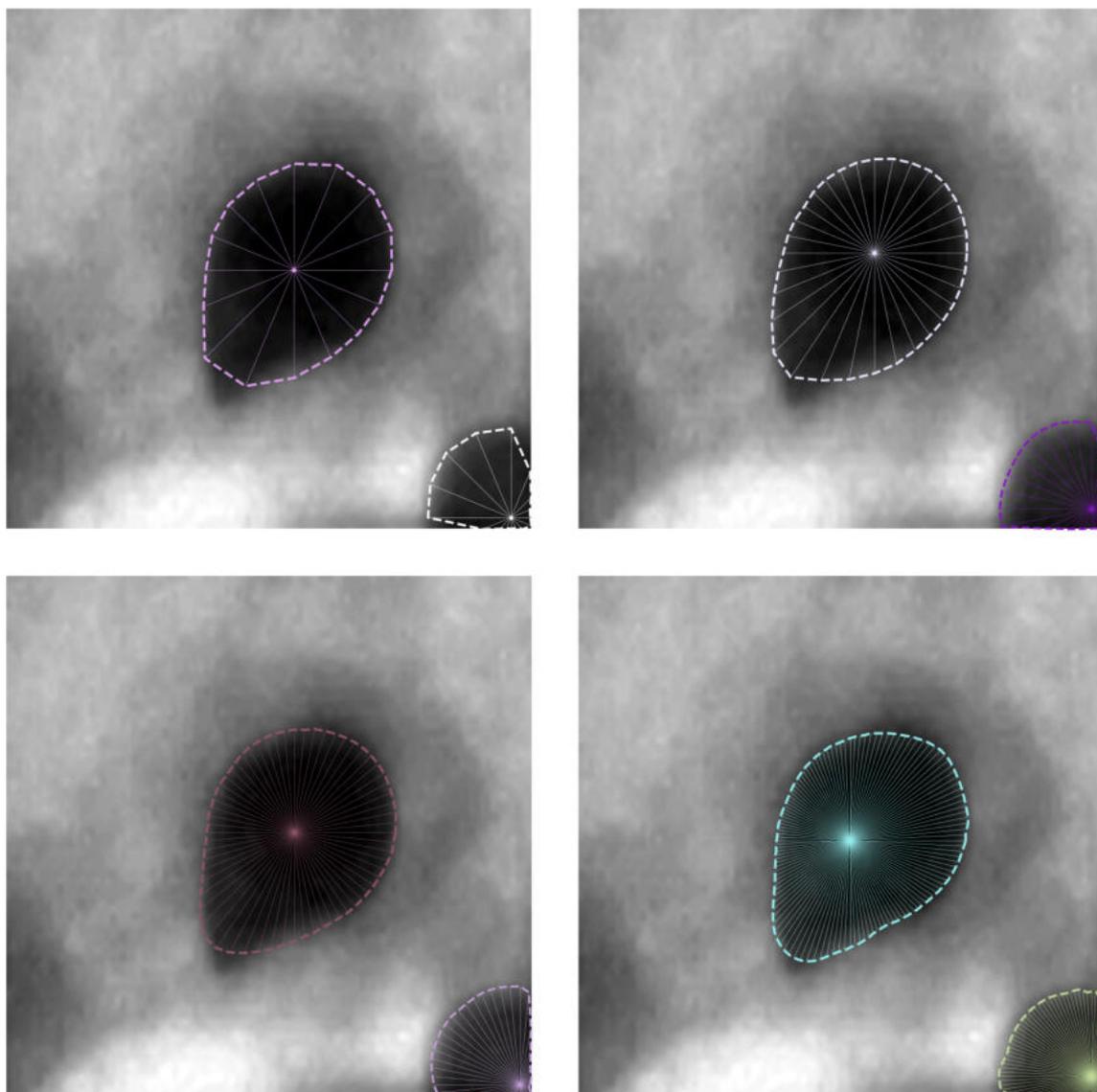
Η μεταβολή του αριθμού ακτίνων επηρεάζει κυρίως τη γεωμετρική λεπτομέρεια των πολυγωνικών περιγραμμάτων. Η αύξηση από 16 σε 32 και 64 ακτίνες οδηγεί σε πιο ομαλή και πιστή αναπαράσταση των ορίων, ενώ η περαιτέρω αύξηση στις 128 ακτίνες δεν επιφέρει ουσιαστική βελτίωση, επιβεβαιώνοντας την ύπαρξη φαινομένου κορεσμού.

Σε επίπεδο αντικειμένου, οι διαφοροποιήσεις στις μετρικές TPr, FPr και FN παραμένουν περιορισμένες, γεγονός που καταδεικνύει ότι η αυξημένη γεωμετρική ανάλυση δεν μεταφράζεται πάντοτε σε βελτίωση της πληρότητας ανίχνευσης. Αντίθετα, το μοντέλο παρουσιάζει συνολικά σταθερή συμπεριφορά για όλες τις ρυθμίσεις ακτίνων.

Οι αρχιτεκτονικές U-Net και Mask R-CNN διατηρούν υψηλές τιμές μέσης ακρίβειας (AP) και χαμηλά ποσοστά σφαλμάτων σε επίπεδο αντικειμένου. Ωστόσο, το StarDist επιτυγχάνει ανταγωνιστική απόδοση, ιδιαίτερα ως προς την ποιότητα των πολυγωνικών ορίων, διατηρώντας ισορροπία μεταξύ ακρίβειας επικάλυψης και σταθερότητας πρόβλεψης.

Πίνακας 5.2: Αποτελέσματα στο σύνολο SIPaKMeD (4049 εικόνες).

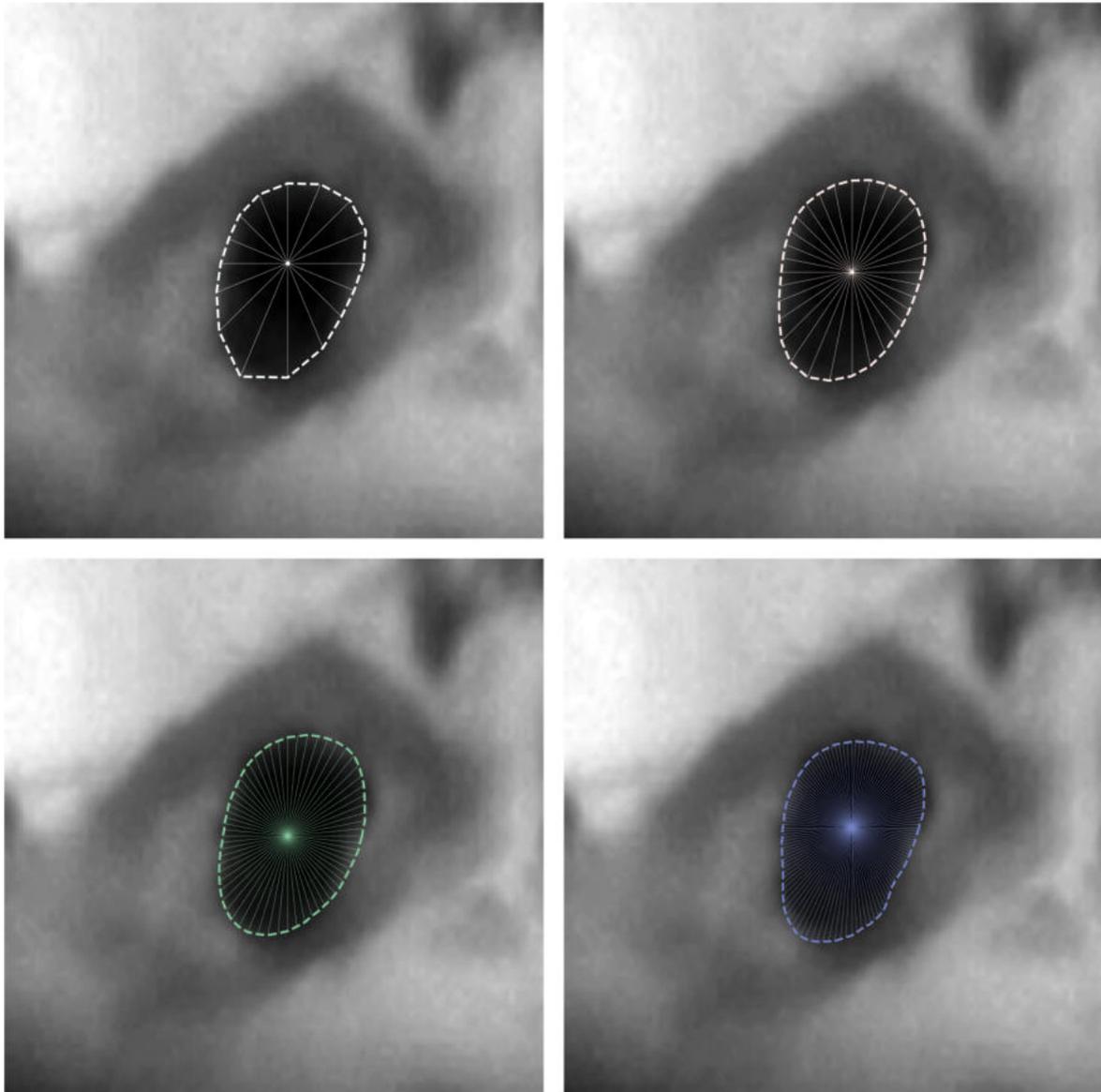
Model	IoU (%)	DC (%)	TPp (%)	FPp (%)	FN (%)	AP (%)
StarDist (16 rays)	85,74	92,32	90,81	2,91	5,72	67,45
StarDist (32 rays)	85,85	92,39	92,02	3,11	4,59	68,19
StarDist (64 rays)	85,42	92,13	91,91	2,88	5,09	69,02
StarDist (128 rays)	85,78	92,34	91,97	3,15	6,39	68,11
U-Net	76,94	88,60	91,55	0,68	0,84	82,01
Mask R-CNN	79,53	86,97	90,02	0,43	1,85	87,17



Σχήμα 5.8: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.8 παρουσιάζεται αντιπροσωπευτικό παράδειγμα από το σύνολο SIPaKMeD. Παρατηρείται ότι με 16 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα αποκλίνει εμφανώς από την καμπυλότητα του αντικειμένου, ενώ η αύξηση σε 32 και 64 ακτίνες οδηγεί σε σαφέστερη και πιο ομαλή γεωμετρική προσαρμογή. Η περαιτέρω αύξηση σε 128 ακτίνες επιφέρει επιπλέον οπτική βελτίωση, με πιο ομαλή και συνεχόμενη αποτύπωση του ορίου. Αυτό υποδηλώνει ότι η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει τη γεωμετρική ανάλυση της πολυγωνικής αναπαράστασης, χωρίς όμως να εξαλείφει

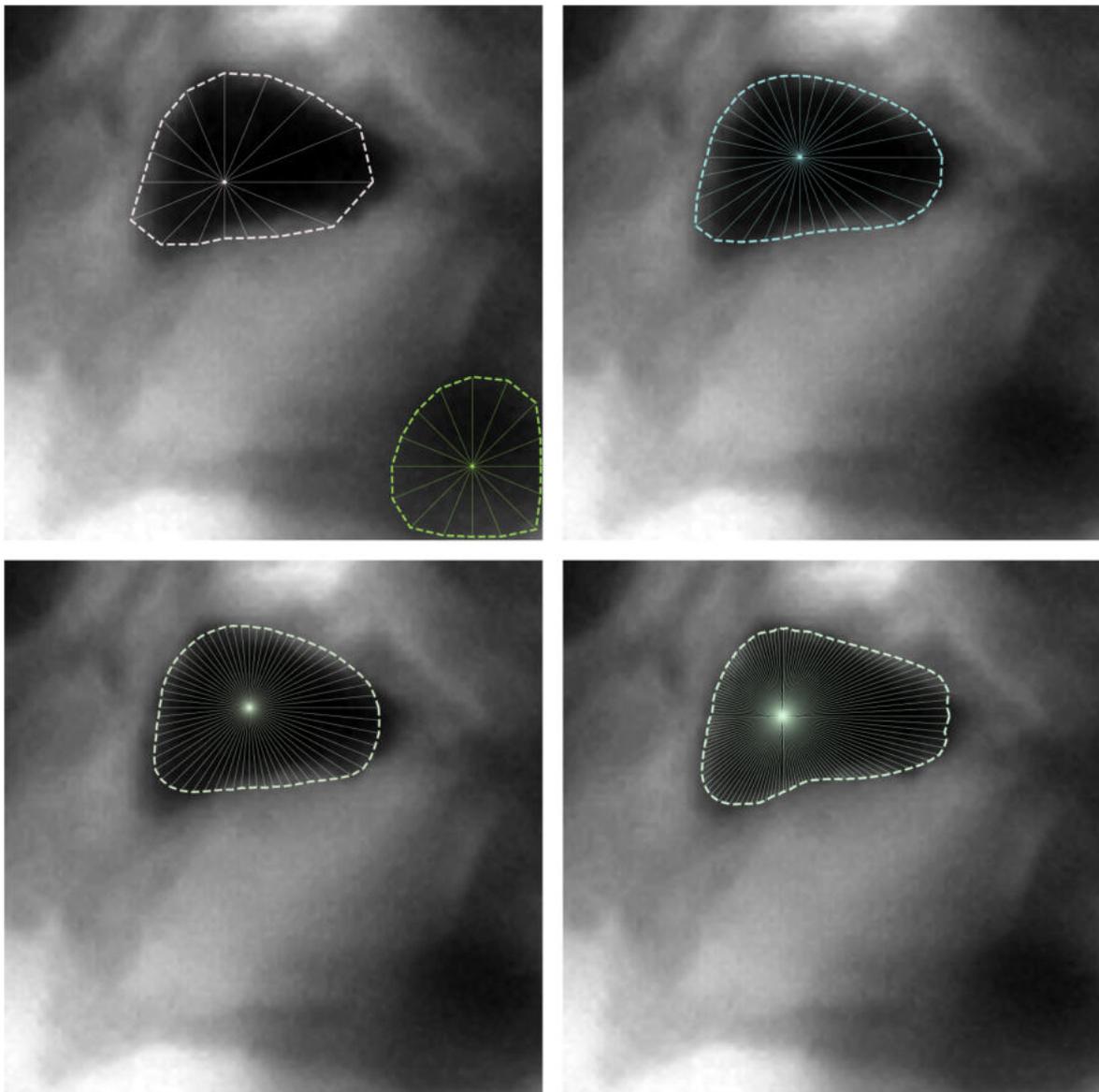
πλήρως τα σφάλματα πρόβλεψης των ακτινικών αποστάσεων.



Σχήμα 5.9: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.9 παρουσιάζεται παράδειγμα πυρήνα μικρότερου μεγέθους και σαφώς οριοθετημένου σχήματος. Με 16 ακτίνες παρατηρείται γωνιώδης προσέγγιση του περιγράμματος και τοπική υποεκτίμηση του ορίου, ενώ η αύξηση σε 32 και 64 ακτίνες οδηγεί σε σημαντική βελτίωση της γεωμετρικής προσαρμογής. Στις 128 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα σταθεροποιείται και αποδίδει με μεγαλύτερη ακρίβεια την καμπυλότητα του αντικειμένου, υποδηλώνοντας ότι σε αντικείμενα

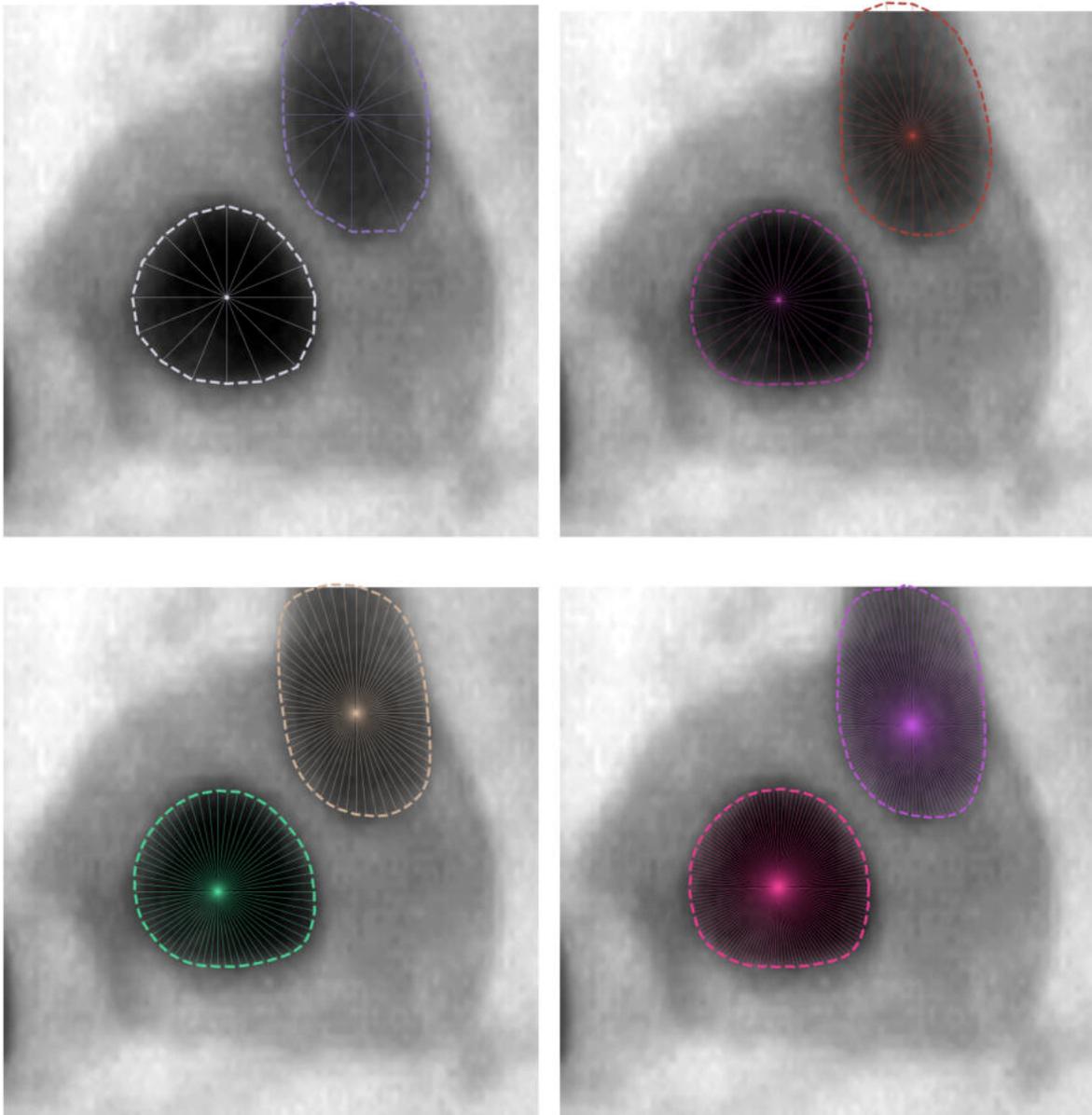
μικρότερης κλίμακας η αύξηση της γωνιακής ανάλυσης μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στη βελτίωση της τμηματοποίησης.



Σχήμα 5.10: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.10 παρουσιάζεται παράδειγμα με έναν πυρήνα ακανόνιστου σχήματος και σταδιακή μεταβολή έντασης στα όριά του. Με 16 ακτίνες το πολυγωνικό περίγραμμα εμφανίζει γωνιώδη προσέγγιση και περιορισμένη προσαρμογή στις καμπύλες περιοχές, ενώ παρατηρείται και επιπλέον τοπική πρόβλεψη εκτός του κύριου αντικειμένου. Η αύξηση σε 32 και 64 ακτίνες οδηγεί σε σαφέστερη και πιο

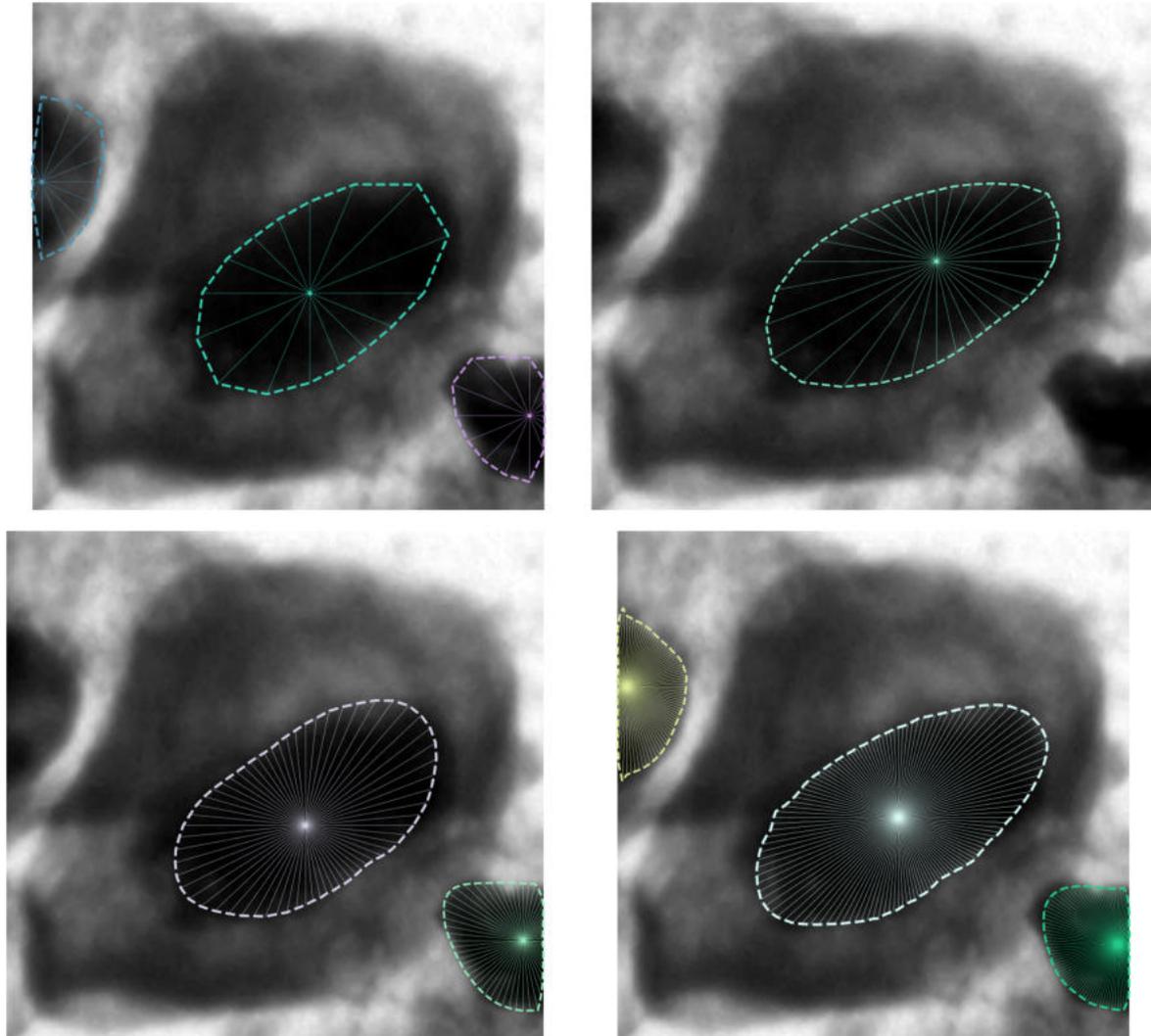
συνεχή αποτύπωση της γεωμετρίας, με καλύτερη προσαρμογή στις περιοχές μεταβολής της καμπυλότητας. Στις 128 ακτίνες το περίγραμμα καθίσταται πιο ομαλό και ακολουθεί πληρέστερα το πραγματικό σχήμα, ιδίως στο επιμήκες άνω τμήμα του αντικειμένου.



Σχήμα 5.11: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.11 παρουσιάζονται δύο γειτονικά αντικείμενα με μειωμένη αντίθεση στα όριά τους. Με μικρό αριθμό ακτίνων το περίγραμμα αποδίδεται πιο γωνιώ-

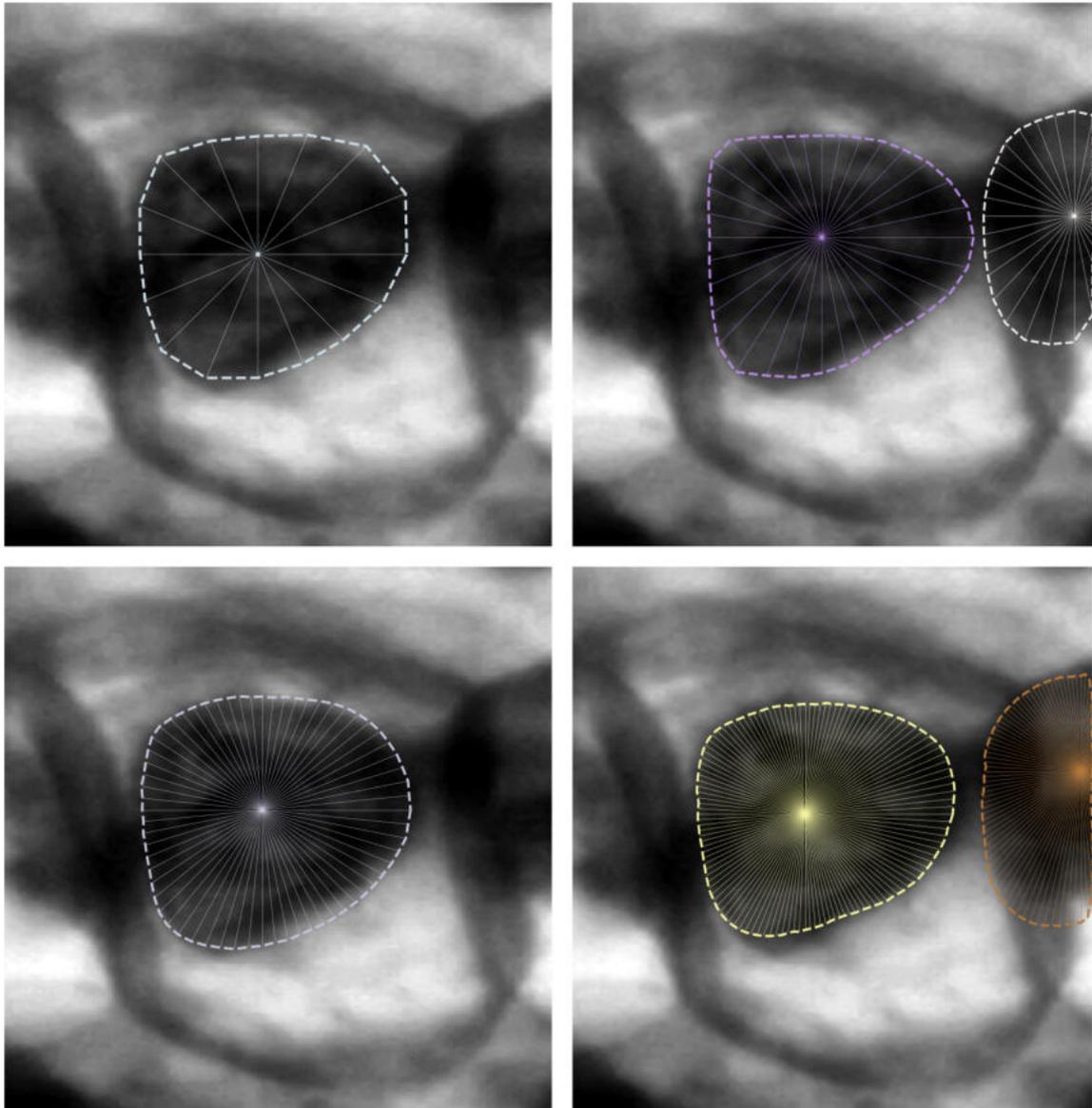
δες και λιγότερο ακριβές, ιδιαίτερα στα επιμήκη τμήματα. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων οδηγεί σε πιο ομαλή προσαρμογή του περιγράμματος και σε καθαρότερο διαχωρισμό μεταξύ των δύο αντικειμένων.



Σχήμα 5.12: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.12 παρουσιάζεται ένας πυρήνας κυττάρου με σχετικά ομαλό περίγραμμα και ήπιες τοπικές καμπυλότητες. Με μικρό αριθμό ακτίνων το περίγραμμα αποδίδεται πιο γωνιώδες και εμφανίζει μικρές αποκλίσεις στα άκρα του αντικειμένου, καθώς η αραιή γωνιακή δειγματοληψία περιορίζει την ακρίβεια προσαρμογής. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων οδηγεί σε ομαλότερη αναπαράσταση του περιγράμματος και σε πιο πιστή αποτύπωση της ελλειπτικής μορφής, ενώ για υψηλότερες

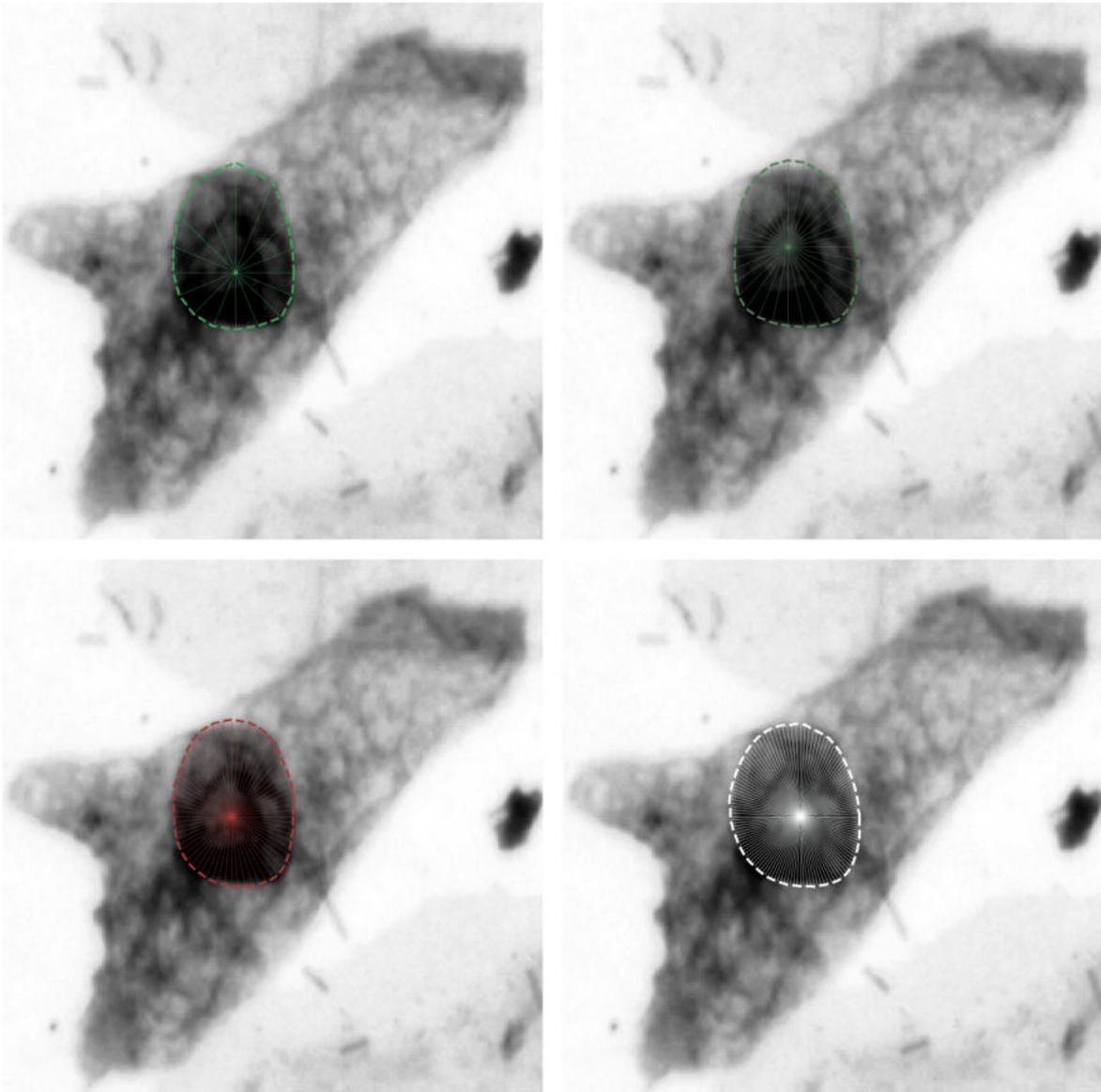
τιμές παρατηρείται σταθεροποίηση της βελτίωσης.



Σχήμα 5.13: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

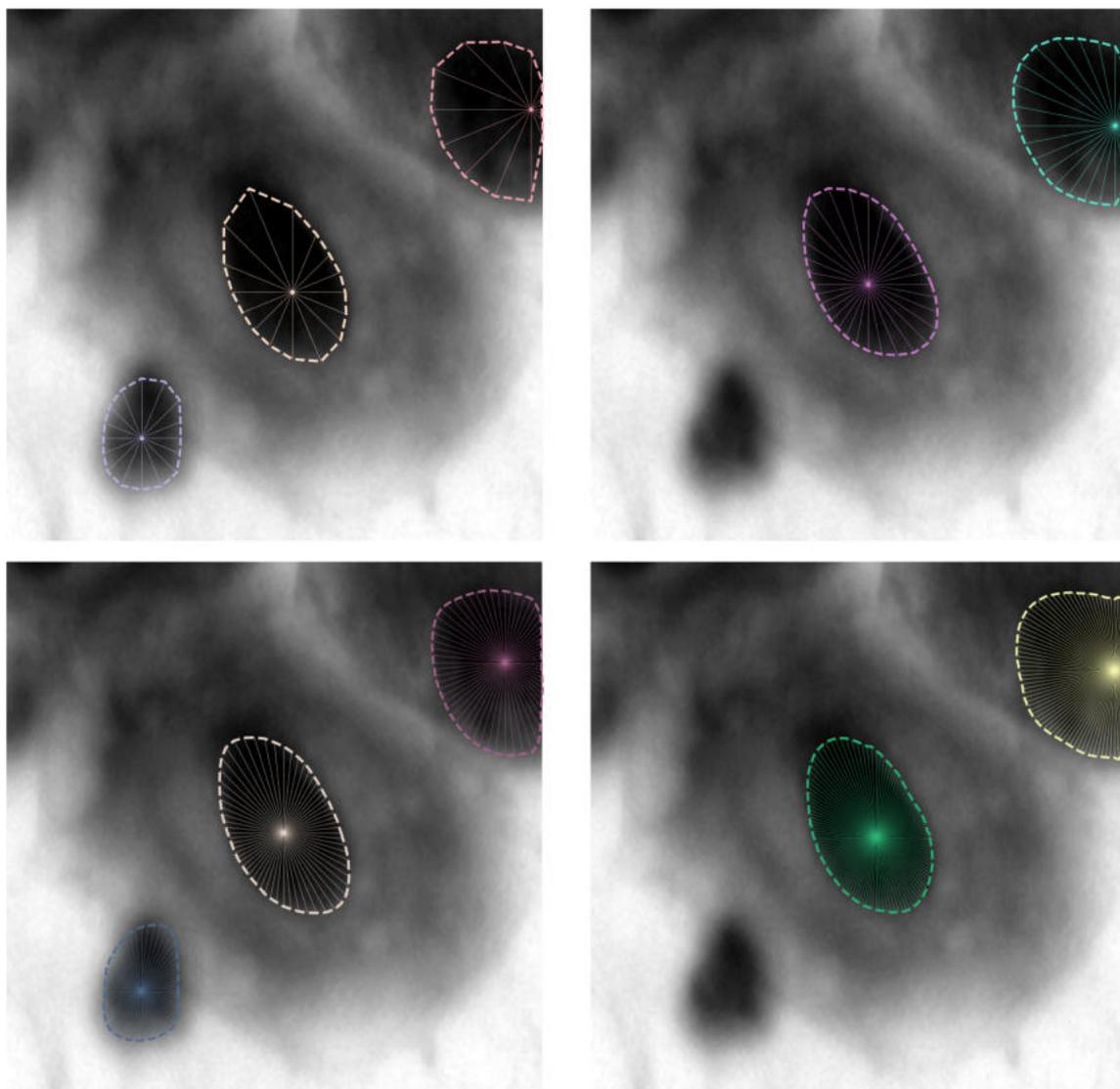
Στο Σχ. 5.13 παρουσιάζεται ένας πυρήνας κυττάρου με ακανόνιστο περίγραμμα και με εντοπισμό δεύτερου γειτονικού πυρήνα στα δεξιά. Με 16 ακτίνες το περίγραμμα αποδίδεται έντονα πολυγωνικό και λιγότερο ακριβές, ενώ με 32 ακτίνες παρατηρείται αισθητή βελτίωση και πιο ομαλή προσαρμογή στις καμπυλότητες. Στις 64 ακτίνες η αναπαράσταση γίνεται ιδιαίτερα ομαλή και σταθερή, ενώ με 128 ακτίνες η βελτίωση είναι οριακή, υποδεικνύοντας τάση σταθεροποίησης της απόδο-

σης.



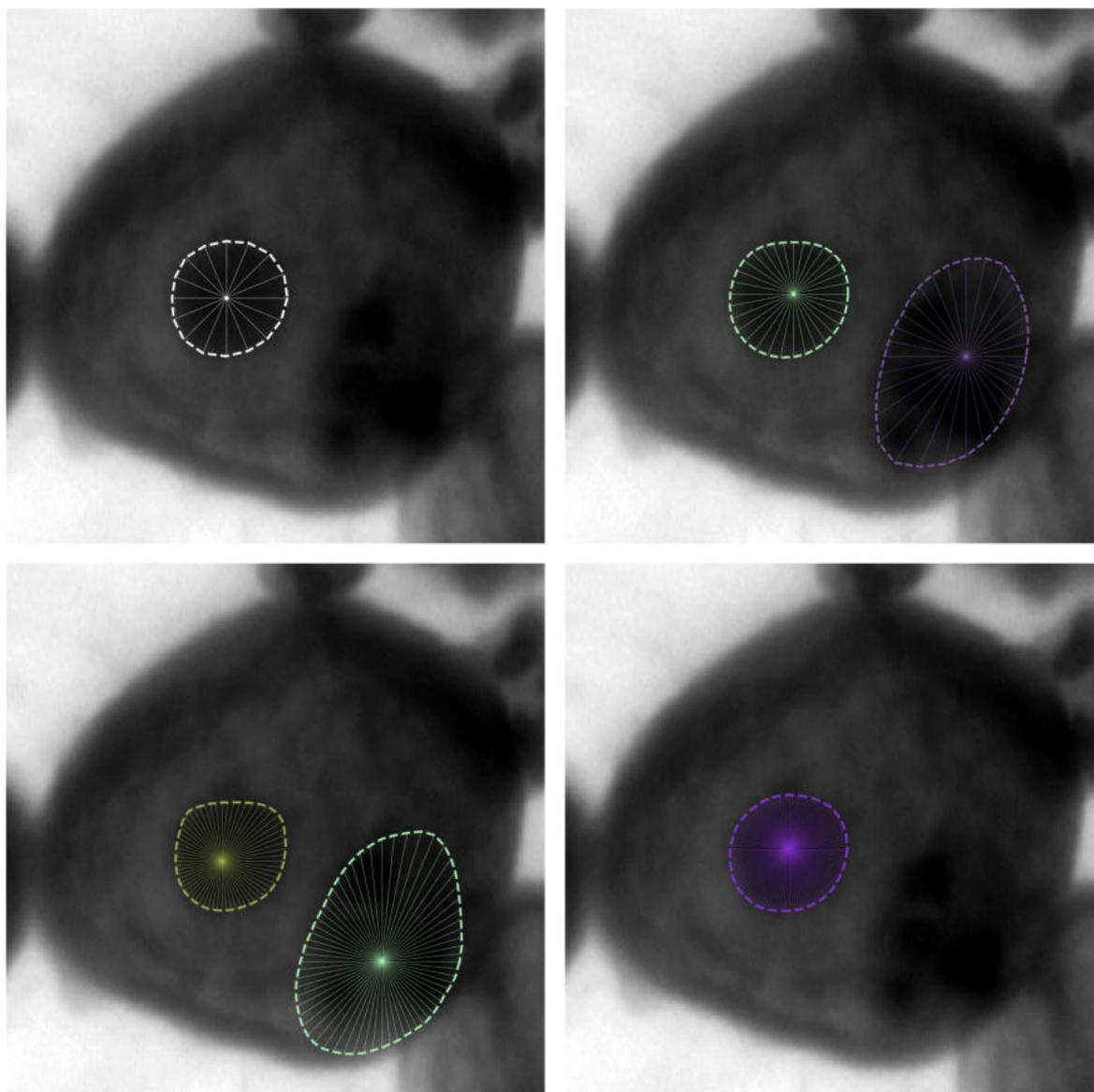
Σχήμα 5.14: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.14 παρουσιάζεται ένας σχεδόν κυκλικός πυρήνας με σχετικά ομαλό περίγραμμα. Με 16 ακτίνες το περίγραμμα αποδίδεται εμφανώς πολυγωνικό, ενώ με 32 ακτίνες μειώνεται η γωνιώδης μορφή και βελτιώνεται η προσαρμογή. Στις 64 ακτίνες η αναπαράσταση γίνεται ιδιαίτερα ομαλή, ενώ με 128 ακτίνες η μεταβολή είναι περιορισμένη, υποδεικνύοντας σταθεροποίηση της γεωμετρικής ακρίβειας.



Σχήμα 5.15: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.15 παρουσιάζεται ένας επιμήκης και σχετικά ομαλός πυρήνας κυττάρου με σαφή όρια. Με 16 ακτίνες το περίγραμμα εμφανίζει ήπια πολυγωνική μορφή, ενώ με 32 ακτίνες η προσαρμογή γίνεται πιο ομαλή. Στις 64 και 128 ακτίνες το περίγραμμα αποδίδεται ιδιαίτερα ομαλά, με ελάχιστες διαφοροποιήσεις μεταξύ τους, υποδεικνύοντας σταθεροποίηση της απόδοσης.



Σχήμα 5.16: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD. Από αριστερά προς δεξιά και από πάνω προς τα κάτω: 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο Σχ. 5.16 παρουσιάζεται εικόνα με πολλαπλές πιθανές περιοχές ενδιαφέροντος εντός του ίδιου κυττάρου. Με 16 ακτίνες ανιχνεύεται ένας μικρός πυρήνας με σχετικά πολυγωνικό περίγραμμα. Με 32 ακτίνες ανιχνεύονται δύο αντικείμενα, με πιο ομαλή προσαρμογή των ορίων τους. Στις 64 ακτίνες διατηρούνται δύο ανιχνεύσεις με βελτιωμένη γεωμετρική ομαλότητα, ενώ με 128 ακτίνες ανιχνεύεται εκ νέου έναν μόνο πυρήνα, με ιδιαίτερα ομαλό και σταθερό περίγραμμα.

5.3.2 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD διαθέτει καθαρές και σαφώς οριοθετημένες μάσκες αναφοράς, γεγονός που επιτρέπει αξιόπιστη αξιολόγηση της ποιότητας επικάλυψης και της γεωμετρικής προσαρμογής των προβλέψεων.

Η αύξηση του αριθμού ακτίνων από 16 σε 32 οδηγεί σε βελτιωμένη αποτύπωση των καμπυλοτήτων των πυρήνων, όπως αποτυπώνεται στην αύξηση του Dice Coefficient και της $AP_{0.7}$. Στις 64 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση γίνεται ιδιαίτερα ομαλή, με μικρές μεταβολές στις μετρικές IoU και Dice.

Στις 128 ακτίνες παρατηρείται σταθεροποίηση της απόδοσης, με οριακές διαφοροποιήσεις στις μετρικές επικάλυψης, υποδεικνύοντας ότι η γεωμετρική ανάλυση έχει ήδη περιγράψει επαρκώς τα αντικείμενα σε χαμηλότερα επίπεδα ακτινών.

Παρά τις μικρές διακυμάνσεις στα ποσοστά TPr και FN%, η συνολική συμπεριφορά παραμένει σταθερή, γεγονός που επιβεβαιώνει ότι σε δεδομένα με καθαρά και απομονωμένα αντικείμενα η αύξηση των ακτίνων βελτιώνει κυρίως τη γεωμετρική λεπτομέρεια και όχι ουσιαστικά την ανίχνευση αντικειμένων.

5.4 Αποτελέσματα στο ALL_IDB

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB, το οποίο αποτελείται από 3256 κυτταρικές εικόνες και χαρακτηρίζεται από αυξημένη ετερογένεια, πολλαπλά αντικείμενα ανά εικόνα και μάσκες αναφοράς που έχουν παραχθεί βάσει χρωματικής πληροφορίας.

5.4.1 Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα

Ο Πίνακας 5.3 παρουσιάζει τα αποτελέσματα των παραλλαγών του StarDist ως προς τον αριθμό ακτίνων. Σε σύγκριση με το SIPaKMeD, παρατηρούνται χαμηλότερες τιμές IoU και Dice Coefficient, γεγονός που αντανακλά την αυξημένη πολυπλοκότητα του συνόλου δεδομένων και την παρουσία πολλαπλών, συχνά γειτονικών αντικειμένων.

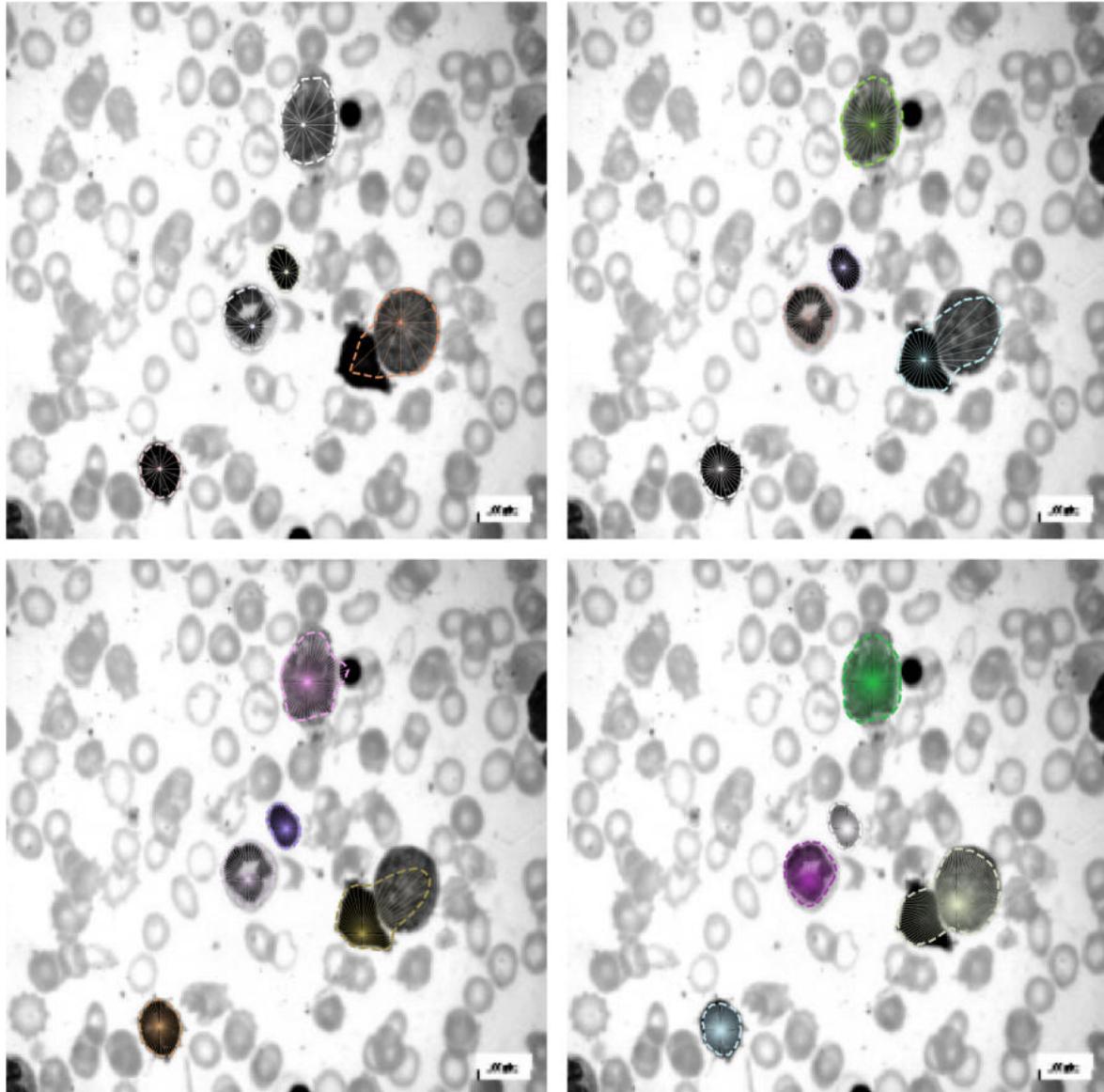
Η αύξηση των ακτίνων από 16 σε 32 οδηγεί σε ελαφρά βελτίωση των μετρικών επικάλυψης και του ποσοστού αληθώς θετικών ανιχνεύσεων (TPp). Στις 64 ακτίνες η απόδοση παραμένει συγκρίσιμη, ενώ στις 128 ακτίνες παρατηρείται μικρή αύξηση του TPp και της $AP_{0.7}$, χωρίς όμως ουσιαστική διαφοροποίηση στις μετρικές IoU και Dice.

Τα υψηλά ποσοστά FN% σε όλες τις ρυθμίσεις υποδηλώνουν αυξημένη δυσκολία στην πλήρη ανίχνευση όλων των αντικειμένων, πιθανώς λόγω αλληλοεπικαλύψεων, χρωματικών μεταβολών και μη σαφώς οριοθετημένων περιγραμμάτων. Συνεπώς, η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει κυρίως τη γεωμετρική προσαρμογή των προβλέψεων, χωρίς να εξαλείφει τις προκλήσεις που σχετίζονται με την πολυπλοκότητα και τη φύση των μάσκων αναφοράς.

Συγκριτικά, τα μοντέλα U-Net και Mask R-CNN επιτυγχάνουν υψηλότερες τιμές IoU και Dice Coefficient, καθώς και σημαντικά χαμηλότερα ποσοστά FN%, σε σχέση με το StarDist ανεξαρτήτως αριθμού ακτίνων στο ALL_IDB. Η συμπεριφορά αυτή αναδεικνύει τις προκλήσεις που αντιμετωπίζει η πολυγωνική αναπαράσταση σε δεδομένα με πολλαπλά και γειτονικά αντικείμενα.

Πίνακας 5.3: Αποτελέσματα στο σύνολο ALL_IDB (3256 εικόνες).

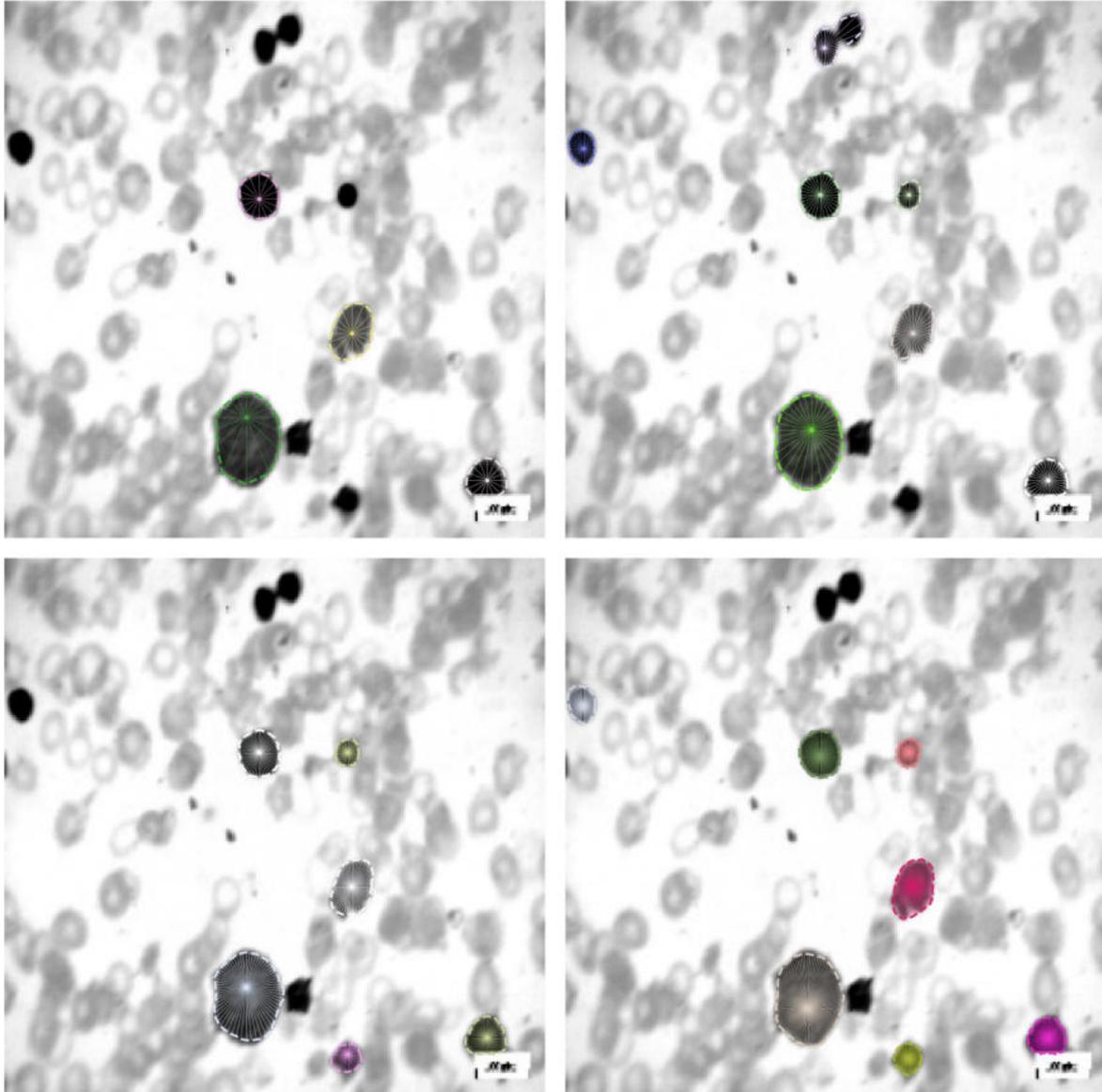
Model	IoU (%)	DC (%)	TPp (%)	FPp (%)	FN (%)	AP (%)
StarDist (16 rays)	71,60	83,45	73,90	0,58	31,26	64,41
StarDist (32 rays)	71,86	83,62	75,20	0,70	31,34	64,46
StarDist (64 rays)	70,87	82,95	75,46	0,69	31,76	64,23
StarDist (128 rays)	71,68	83,50	76,90	0,73	30,08	65,57
U-Net	80,85	89,41	91,51	0,73	7,06	83,19
Mask R-CNN	86,10	92,53	84,66	1,97	1,62	71,64



Σχήμα 5.17: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.17 παρουσιάζεται εικόνα με κύτταρα διαφορετικού μεγέθους και γειτονικά κύτταρα, γεγονός που αυξάνει τη δυσκολία ακριβούς κατάτμησης. Με 16 ακτίνες η ανίχνευση είναι περιορισμένη και τα περιγράμματα εμφανίζονται πιο γωνιώδη, ιδιαίτερα στα μεγαλύτερα και ακανόνιστα σχήματα. Με 32 ακτίνες βελτιώνεται η προσαρμογή στα καμπύλα όρια και αυξάνεται η σταθερότητα των ανιχνεύσεων. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση γίνεται σαφώς ομαλότερη με καλύτερη αποτύπωση των επιμήκων και μη συμμετρικών αντικειμέ-

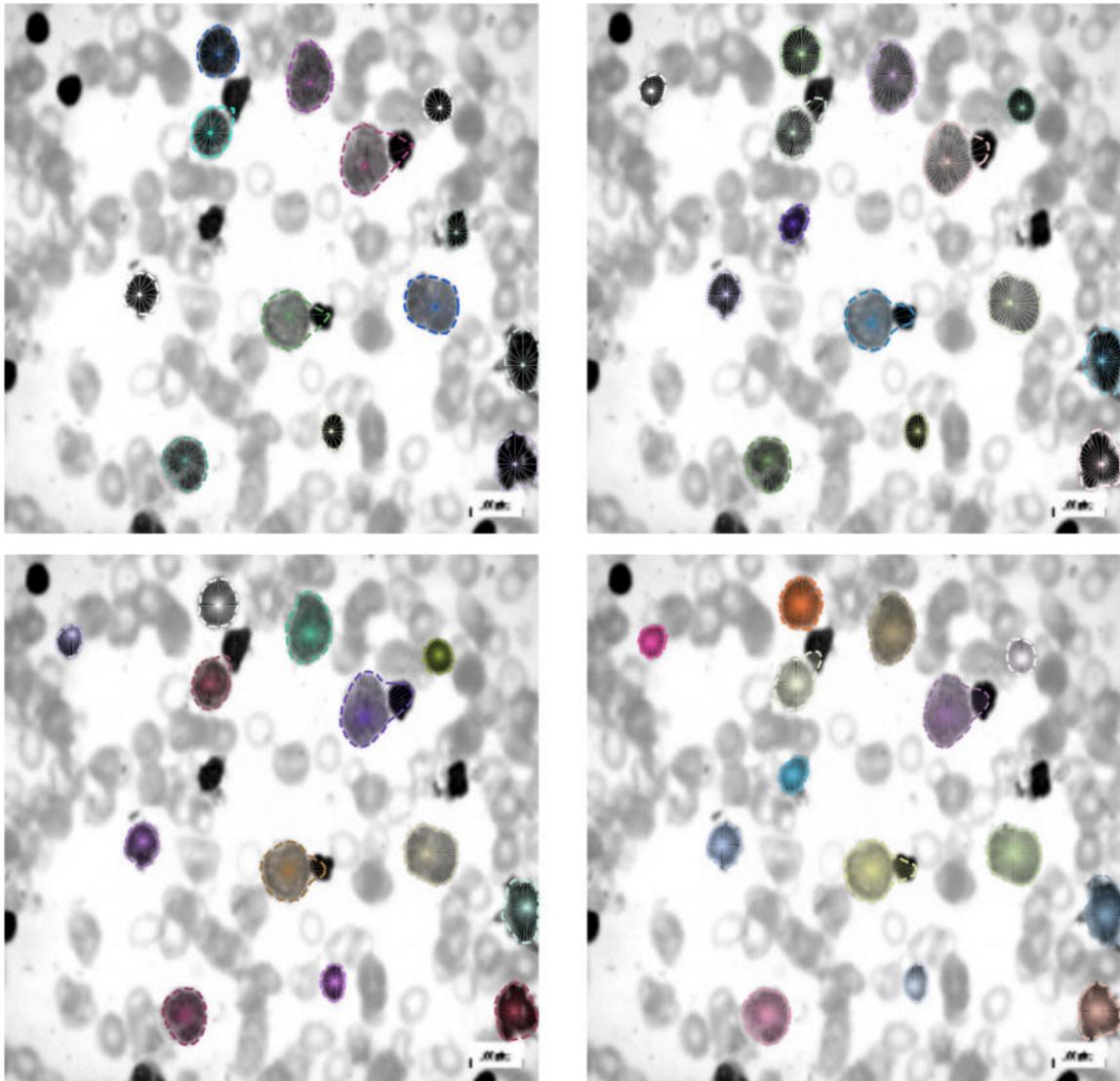
νων.



Σχήμα 5.18: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.18 παρουσιάζεται εικόνα με αντικείμενα διαφορετικού μεγέθους και σχετική χωρική απόσταση μεταξύ τους. Με 16 ακτίνες η ανίχνευση περιορίζεται σε λιγότερα αντικείμενα και τα περιγράμματα εμφανίζονται πιο πολυγωνικά, ιδιαίτερα στα μεγαλύτερα σχήματα. Με 32 ακτίνες αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων και βελτιώνεται η προσαρμογή στα καμπύλα όρια. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση γίνεται σαφώς ομαλότερη και πιο σταθερή, ωστόσο παρατηρούνται

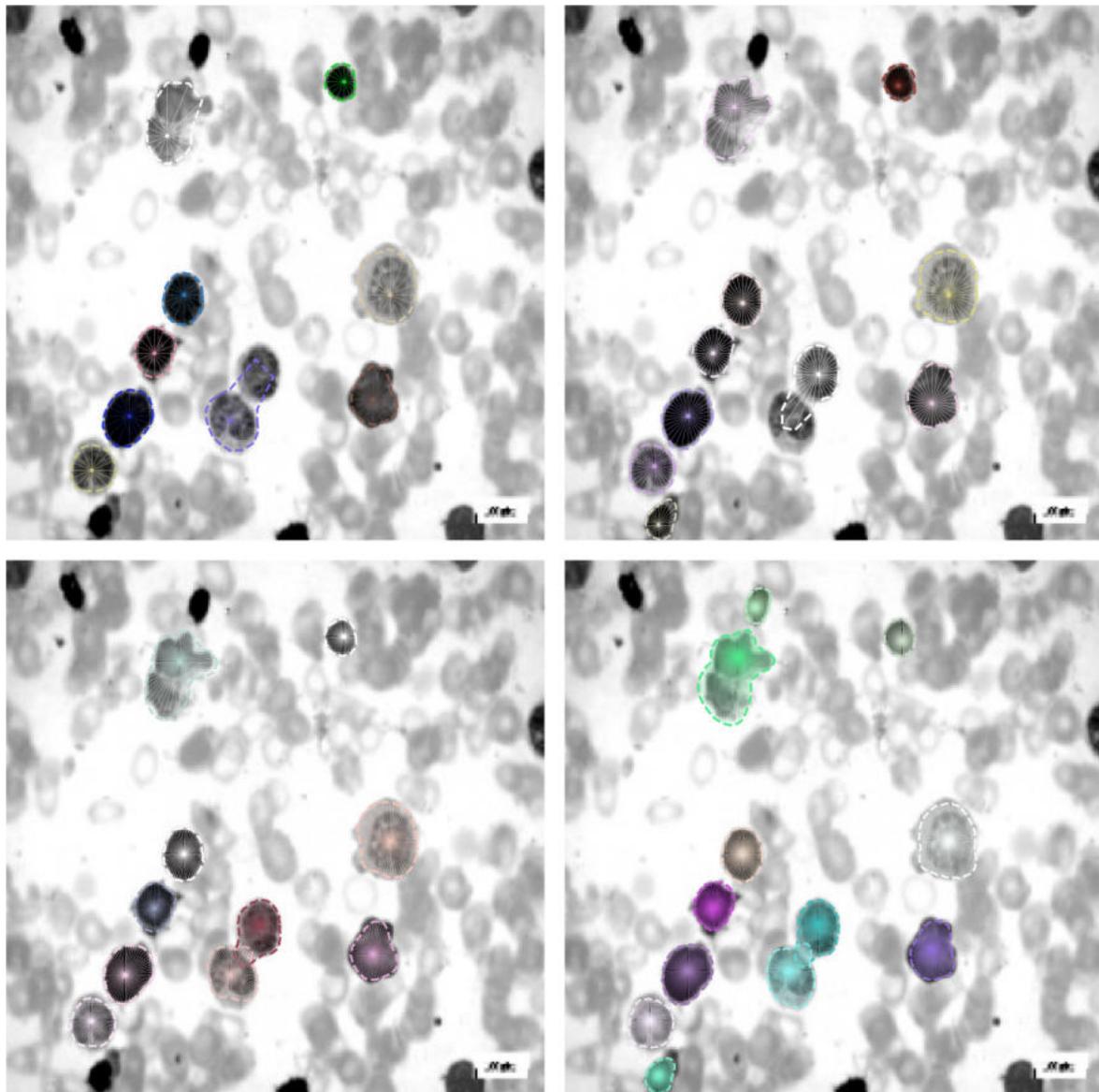
διαφοροποιήσεις στον αριθμό ανιχνεύσεων, γεγονός που αντανακλά τη δυσκολία πλήρους εντοπισμού όλων των αντικειμένων στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων.



Σχήμα 5.19: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.19 παρουσιάζεται εικόνα με αυξημένο αριθμό αντικειμένων και σημαντική διαφοροποίηση ως προς το μέγεθος και το σχήμα τους. Με 16 ακτίνες η ανίχνευση είναι περιορισμένη και τα περιγράμματα εμφανίζονται πιο γωνιώδη, ιδιαίτερα στα μεγαλύτερα και ακανόνιστα αντικείμενα. Με 32 ακτίνες αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων και βελτιώνεται η προσαρμογή των ορίων. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση γίνεται σαφώς ομαλότερη και πιο συνεπής.

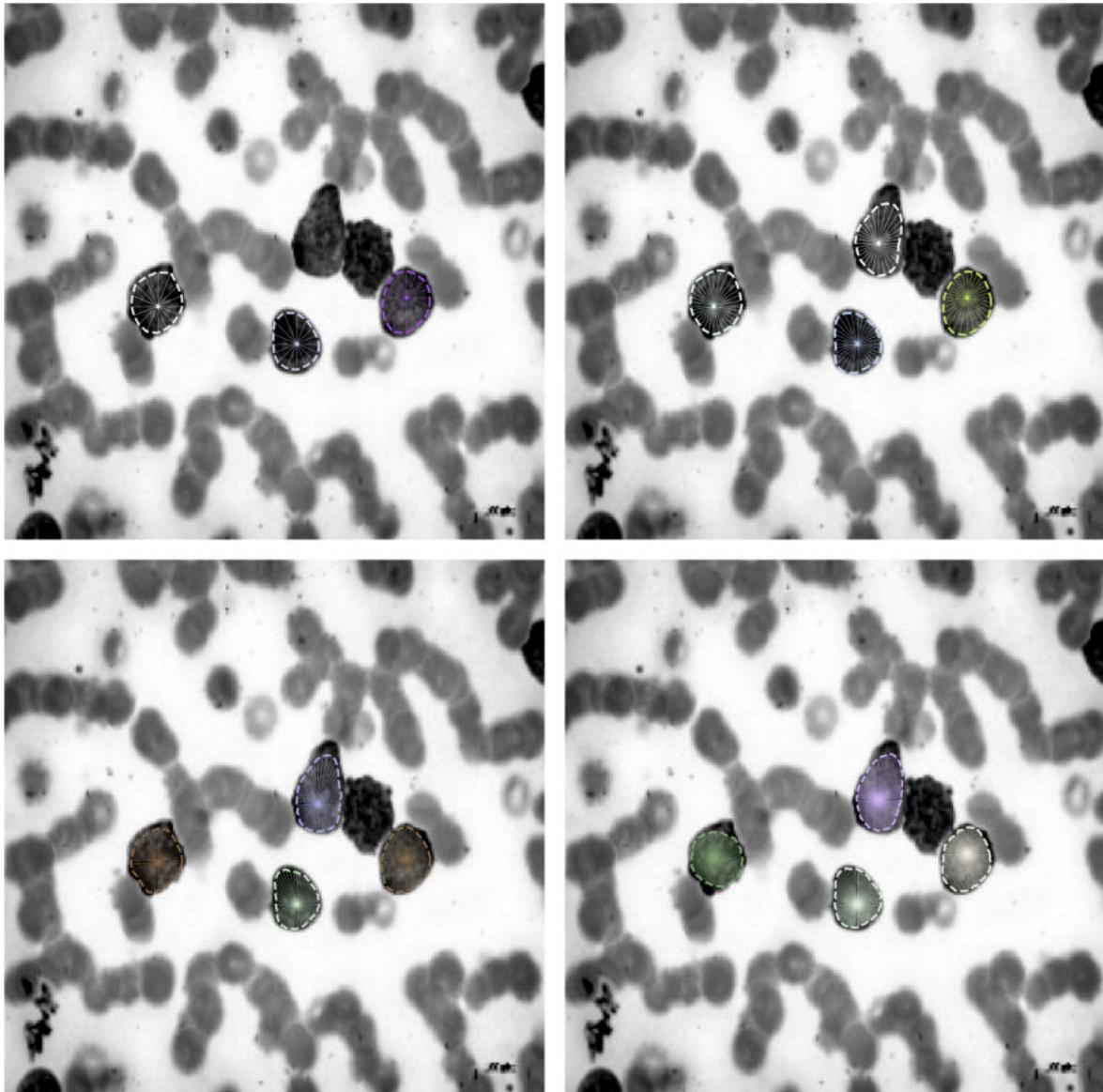
ωστόσο εξακολουθούν να παρατηρούνται περιπτώσεις μη πλήρους ανίχνευσης, γεγονός που αντικατοπτρίζει τη δυσκολία του συνόλου δεδομένων.



Σχήμα 5.20: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.20 παρουσιάζεται εικόνα με πολλαπλά αντικείμενα διαφορετικού μεγέθους, εκ των οποίων ορισμένα βρίσκονται γειτονικά ή σε μερική επαφή. Με 16 ακτίνες τα περιγράμματα εμφανίζονται πιο γωνιώδη και παρατηρούνται περιορισμένες ανιχνεύσεις, ιδιαίτερα σε μικρότερα ή λιγότερο ευδιάκριτα αντικείμενα. Με 32 ακτίνες αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων και βελτιώνεται η αποτύπωση των

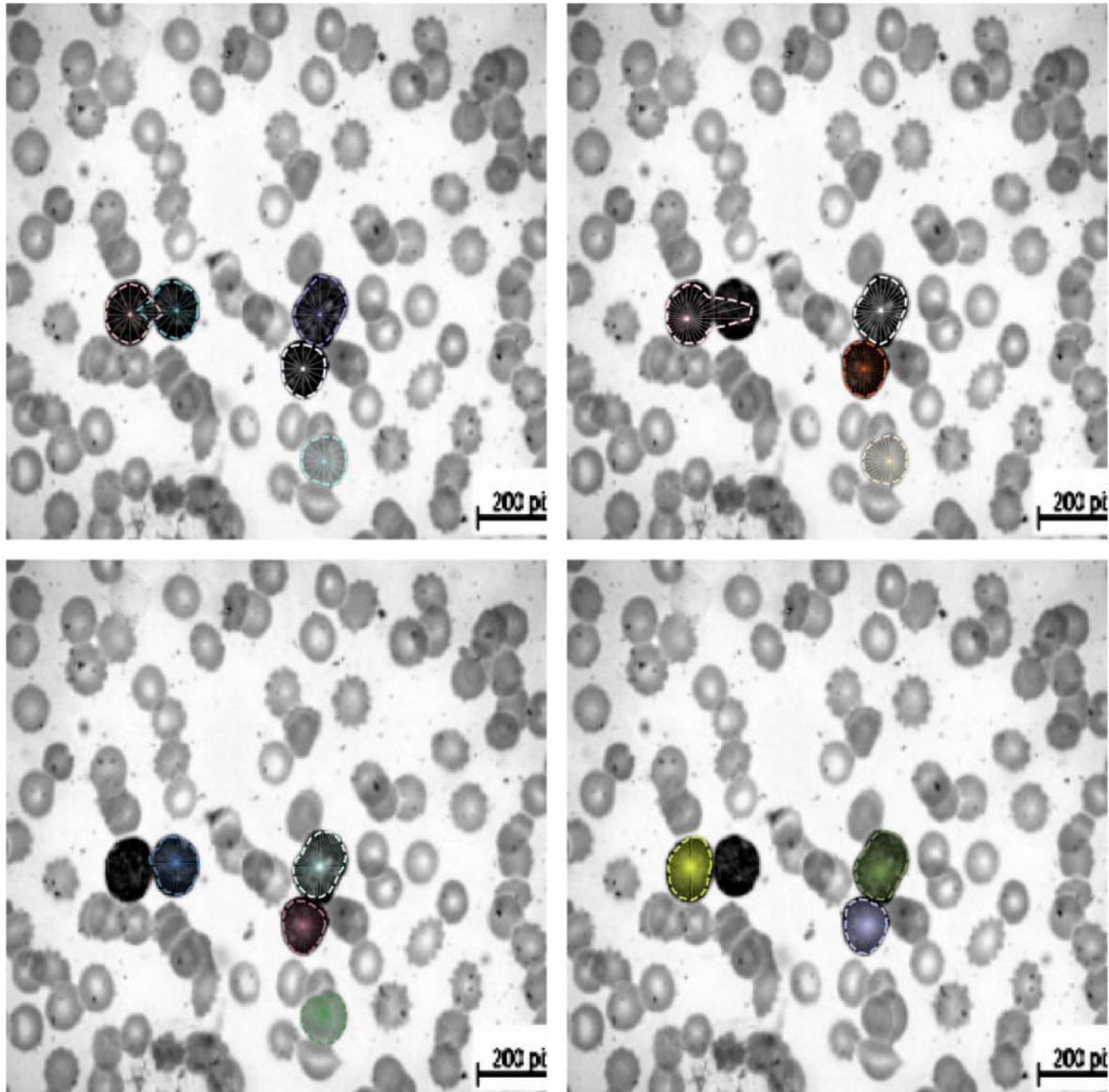
καμπυλοτήτων. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση γίνεται ομαλότερη και πιο συνεπής, ωστόσο σε περιπτώσεις γειτονικών αντικειμένων παραμένει αυξημένη η δυσκολία πλήρους και διακριτής τμηματοποίησης.



Σχήμα 5.21: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.21 παρουσιάζεται εικόνα με τέσσερα γειτονικά αντικείμενα, εκ των οποίων ένα βρίσκεται σε στενή επαφή με σκουρότερη περιοχή. Με 16 ακτίνες ανιχνεύονται λιγότερα αντικείμενα και τα περιγράμματα εμφανίζονται πιο γωνιώδη. Με 32 ακτίνες αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων και βελτιώνεται η γεωμετρική προ-

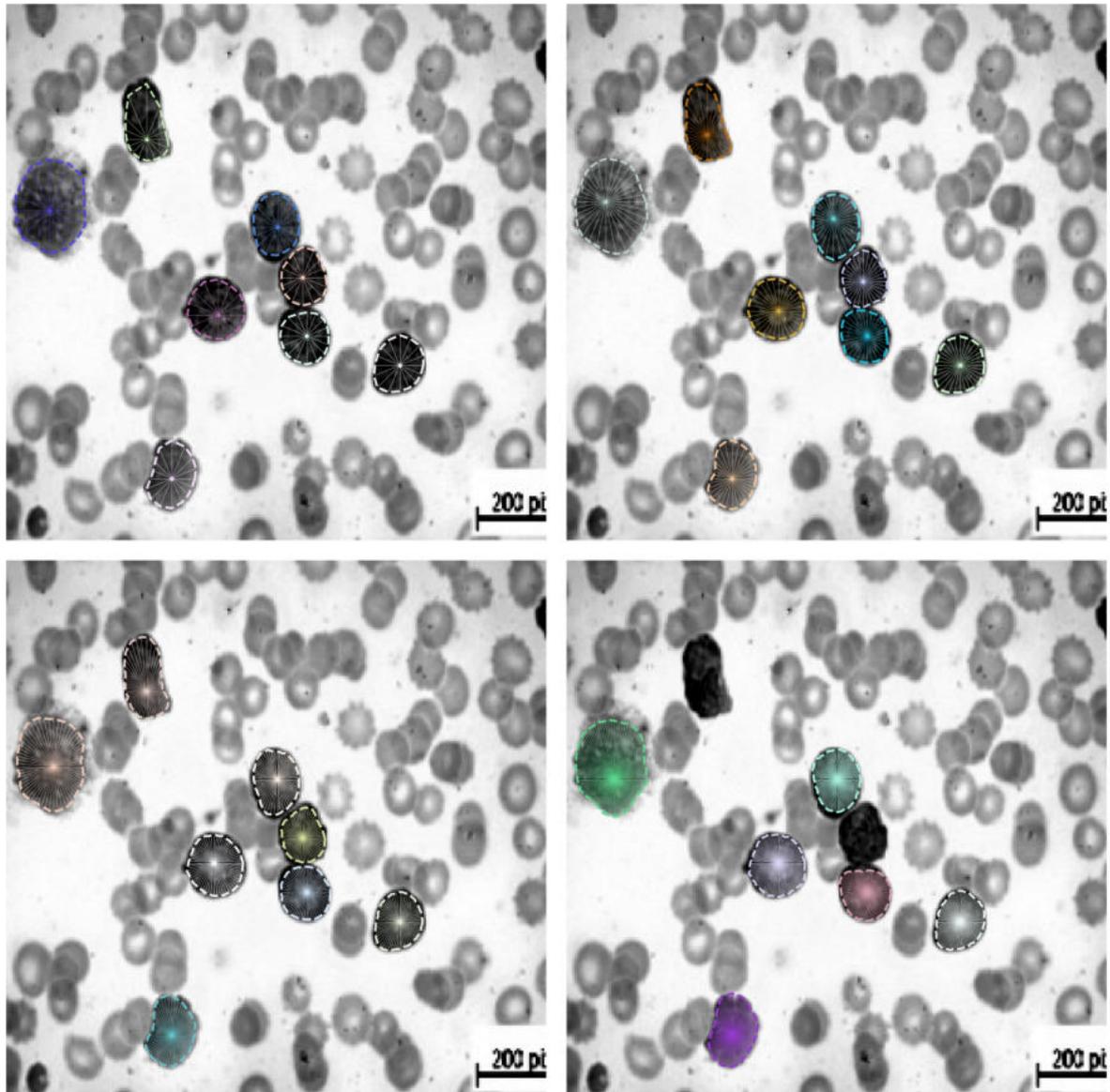
σαρμογή. Στις 64 ακτίνες επιτυγχάνεται πληρέστερη ανίχνευση των αντικειμένων με ομαλότερα όρια, ενώ στις 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση παραμένει ιδιαίτερα ομαλή, χωρίς σημαντική περαιτέρω αύξηση στον αριθμό ανιχνεύσεων.



Σχήμα 5.22: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.22 παρουσιάζεται εικόνα με χωρικά κοντινά αντικείμενα και περιπτώσεις μερικής επικάλυψης. Με 16 ακτίνες παρατηρείται περιορισμένη ανίχνευση και εμφανής πολυγωνική απόδοση των περιγραμμάτων. Με 32 ακτίνες αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων, ωστόσο εμφανίζονται περιπτώσεις επικάλυψης μεταξύ προ-

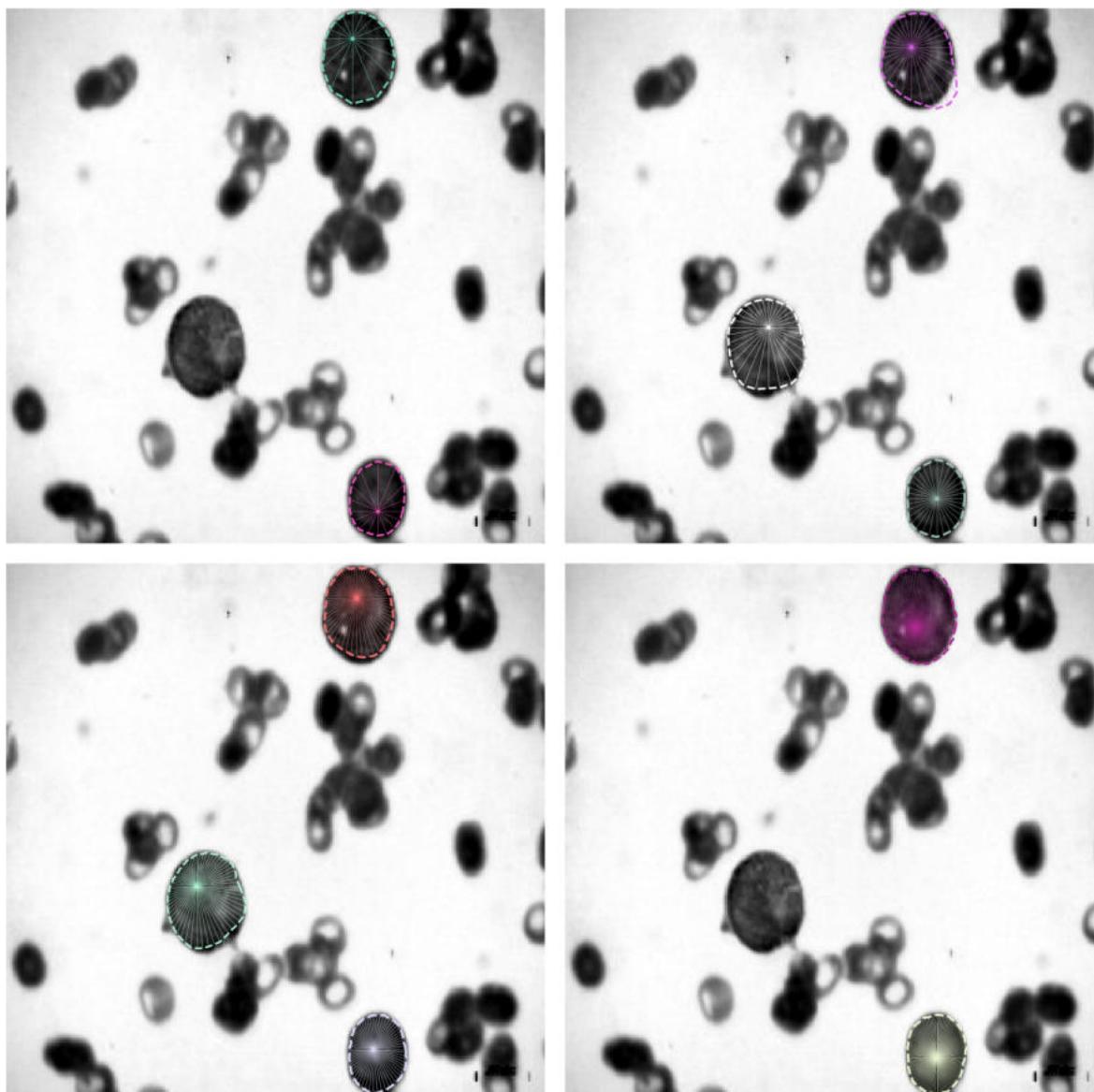
βλεπόμενων μασκών σε αντικείμενα που βρίσκονται σε άμεση εγγύτητα. Στις 64 ακτίνες η γεωμετρική προσαρμογή βελτιώνεται και μειώνεται η γωνιώδης μορφή των ορίων, ενώ στις 128 ακτίνες τα περιγράμματα αποδίδονται πιο ομαλά, αν και η δυσκολία διακριτού διαχωρισμού σε περιπτώσεις στενής χωρικής επαφής παραμένει.



Σχήμα 5.23: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.23 παρουσιάζεται εικόνα με πολλαπλά αντικείμενα διαφορετικού μεγέθους και μερική χωρική επαφή. Με 16 ακτίνες ανιχνεύεται μικρότερος αριθμός

αντικειμένων και τα περιγράμματα εμφανίζονται έντονα πολυγωνικά. Με 32 ακτίνες αυξάνεται αισθητά ο αριθμός ανιχνεύσεων και βελτιώνεται η αποτύπωση των καμπυλοτήτων. Στις 64 ακτίνες επιτυγχάνεται πληρέστερη ανίχνευση και ομαλότερη γεωμετρική προσαρμογή, ενώ στις 128 ακτίνες τα περιγράμματα αποδίδονται ιδιαίτερα ομαλά, χωρίς σημαντική περαιτέρω αύξηση στον αριθμό ανιχνεύσεων. Η συμπεριφορά αυτή υποδηλώνει ότι η αύξηση των ακτίνων ενισχύει τόσο τη γεωμετρική ακρίβεια όσο και, σε ορισμένες περιπτώσεις, την πληρότητα ανίχνευσης, χωρίς όμως να εξαλείφει πλήρως τις δυσκολίες σε περιοχές με αυξημένη πολυπλοκότητα.



Σχήμα 5.24: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.24 παρουσιάζεται εικόνα με λίγα αλλά διαφοροποιημένου μεγέθους αντικείμενα, όπου κυριαρχούν μεγαλύτερα κύτταρα. Με 16 ακτίνες η ανίχνευση επικεντρώνεται κυρίως στα μεγαλύτερα αντικείμενα, ενώ τα μικρότερα είτε δεν ανιχνεύονται είτε αποδίδονται με πιο γωνιώδη περιγράμματα. Με 32 ακτίνες βελτιώνεται η γεωμετρική προσαρμογή των μεγάλων κυττάρων και αυξάνεται ο αριθμός ανιχνεύσεων. Στις 64 και 128 ακτίνες τα μεγαλύτερα αντικείμενα αποδίδονται με ιδιαίτερα ομαλά και σταθερά περιγράμματα, παρουσιάζοντας βελτίωση στη μορ-

φολογική τους αναπαράσταση.

5.4.2 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Η ποιοτική ανάλυση στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB επιβεβαιώνει σε γενικές γραμμές τα ποσοτικά αποτελέσματα. Το StarDist αποδίδει ικανοποιητικά τα αντικείμενα με σαφή όρια, όμως σε εικόνες με αυξημένη πυκνότητα, μερική επαφή ή ασαφή περιγράμματα παρατηρείται απώλεια μικρότερων ή χωρικά κοντινών αντικειμένων, κάτι που αντανακλάται στα σχετικά αυξημένα ποσοστά FN%.

Η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει κυρίως την ομαλότητα των περιγραμμάτων. Από τις 16 στις 32 ακτίνες παρατηρείται μικρή βελτίωση στις μετρικές επικάλυψης, ενώ στις 64 ακτίνες η απόδοση παραμένει παρόμοια. Στις 128 ακτίνες εμφανίζεται η υψηλότερη τιμή TPr και η χαμηλότερη τιμή FN%, υποδεικνύοντας ελαφρώς πιο πλήρη ανίχνευση, χωρίς όμως ουσιαστική αύξηση των IoU και Dice Coefficient.

Η συμπεριφορά αυτή επηρεάζεται και από τη φύση των μασκών αναφοράς του ALL_IDB, οι οποίες έχουν παραχθεί βάσει χρωματικής πληροφορίας. Επομένως, ενδέχεται να υπάρχουν μικρές αποκλίσεις μεταξύ πραγματικού περιγράμματος και μάσκας αναφοράς, περιορίζοντας τις τιμές IoU και DC ακόμη και όταν η οπτική προσαρμογή είναι ικανοποιητική.

Συνολικά, παρατηρείται ισορροπία μεταξύ γεωμετρικής λεπτομέρειας και πληρότητας ανίχνευσης: περισσότερες ακτίνες οδηγούν σε πιο ομαλά περιγράμματα, όμως η πλήρης ανίχνευση όλων των αντικειμένων παραμένει απαιτητική σε εικόνες με πολλά και χωρικά κοντινά κύτταρα.

5.5 Αποτελέσματα στο KRD_WBC

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται τα αποτελέσματα στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC, το οποίο αποτελείται από 600 μικροσκοπικές εικόνες λευκών αιμοσφαιρίων διαστάσεων 512×512 εικονοστοιχείων. Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει πολλαπλά αντικείμενα ανά εικόνα, με διαφοροποίηση στη μορφολογία και την πυρηνική δομή των κυττάρων, γεγονός που εισάγει μέτρια πολυπλοκότητα στο πρόβλημα τμηματοποίησης.

5.5.1 Ποσοτικά και Ποιοτικά Αποτελέσματα

Ο Πίνακας 5.4 παρουσιάζει τα αποτελέσματα των παραλλαγών του StarDist ως προς τον αριθμό ακτίνων. Οι τιμές IoU και Dice Coefficient κυμαίνονται σε παρόμοια επίπεδα για όλες τις ρυθμίσεις (16–128 ακτίνες), γεγονός που υποδηλώνει ότι η αύξηση της ακτινικής ανάλυσης δεν επιφέρει ουσιαστική βελτίωση στις μετρικές επικάλυψης για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων.

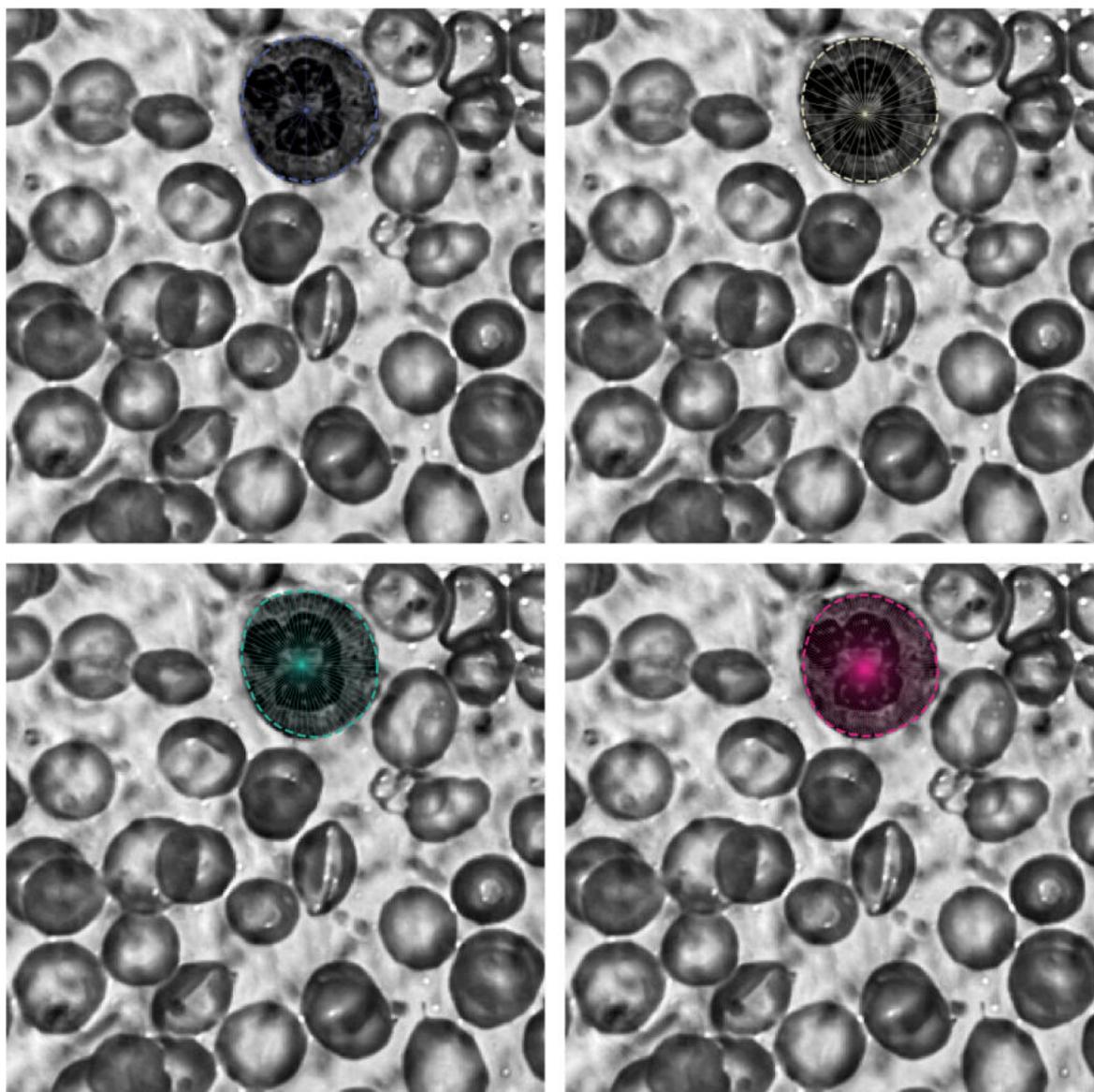
Η μετάβαση από 16 σε 32 ακτίνες οδηγεί σε αύξηση του ποσοστού αληθώς θετικών ανιχνεύσεων (TPp) και σε μείωση των FN%, γεγονός που υποδηλώνει βελτίωση στην ανίχνευση αντικειμένων. Στις 64 ακτίνες παρατηρείται η χαμηλότερη τιμή FN% (10,42%) και η υψηλότερη τιμή $AP_{0.7}$ μεταξύ των παραλλαγών StarDist, ενώ στις 128 ακτίνες η απόδοση παραμένει συγκρίσιμη χωρίς σημαντική διαφοροποίηση.

Τα ποσοστά FN% παραμένουν αισθητά υψηλότερα σε σχέση με τα μοντέλα U-Net και Mask R-CNN, γεγονός που υποδηλώνει ότι η πολυγωνική αναπαράσταση ενδέχεται να δυσκολεύεται στην πλήρη ανίχνευση όλων των λευκών αιμοσφαιρίων, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις γειτονικών ή μερικώς επικαλυπτόμενων κυττάρων.

Συγκριτικά, το U-Net επιτυγχάνει υψηλότερες τιμές IoU και Dice Coefficient, καθώς και σημαντικά χαμηλότερο ποσοστό FN%, παρουσιάζοντας πιο σταθερή συμπεριφορά στη συγκεκριμένη δομή δεδομένων. Το Mask R-CNN εμφανίζει αυξημένο TPp, ωστόσο συνοδεύεται από υψηλότερο FPp και χαμηλότερες μετρικές επικάλυψης σε σχέση με το U-Net.

Πίνακας 5.4: Αποτελέσματα στο σύνολο KRD_WBC (600 εικόνες).

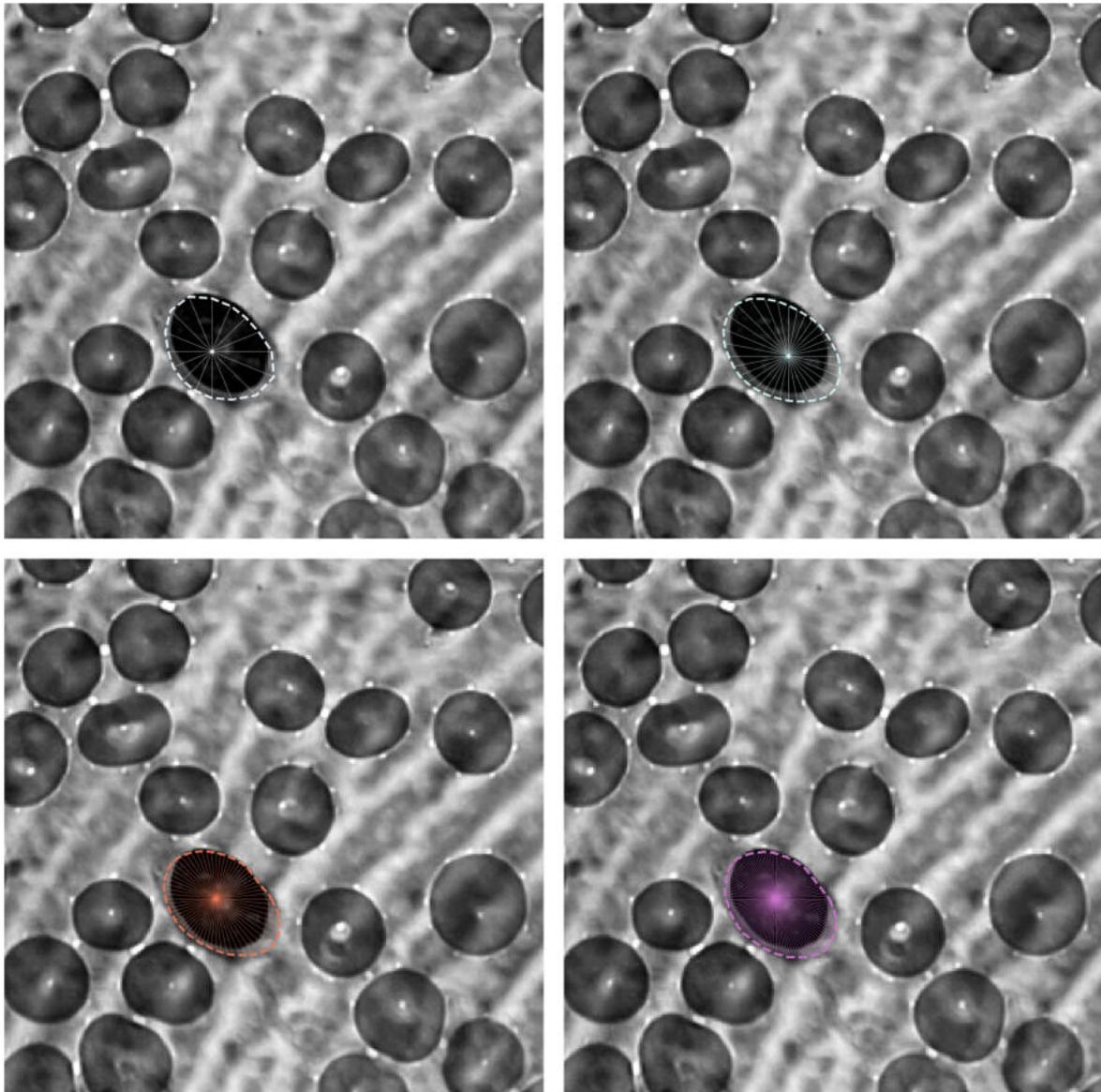
Model	IoU (%)	DC (%)	TPp (%)	FPp (%)	FN (%)	AP (%)
Stardist (16 rays)	85,18	91,99	85,98	0,64	12,92	85,69
Stardist (32 rays)	85,21	92,02	87,30	1,00	11,25	84,44
Stardist (64 rays)	84,32	91,49	87,63	1,34	10,42	86,25
Stardist (128 rays)	84,56	91,63	87,46	0,97	10,83	86,60
U-Net	84,55	91,63	93,11	0,41	0,67	84,36
Mask R-CNN	73,48	84,71	95,27	2,00	4,73	79,56



Σχήμα 5.25: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.25 παρουσιάζεται αντιπροσωπευτική εικόνα από το σύνολο KRD_WBC, όπου το αντικείμενο αναφοράς είναι σχετικά απομονωμένο και με ομαλή, σχεδόν κυκλική μορφολογία. Με 16 ακτίνες το περιγράμμα αποδίδεται ήδη ικανοποιητικά και η ανίχνευση του αντικειμένου είναι επιτυχής. Με 32 ακτίνες παρατηρείται ελαφρώς πιο ομαλή προσαρμογή στα όρια, χωρίς όμως εμφανή αλλαγή στο τελικό αποτέλεσμα. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση παραμένει παρόμοια, με πολύ μικρές μόνο βελτιώσεις στην ομαλότητα του περιγράμματος. Συνεπώς, στο

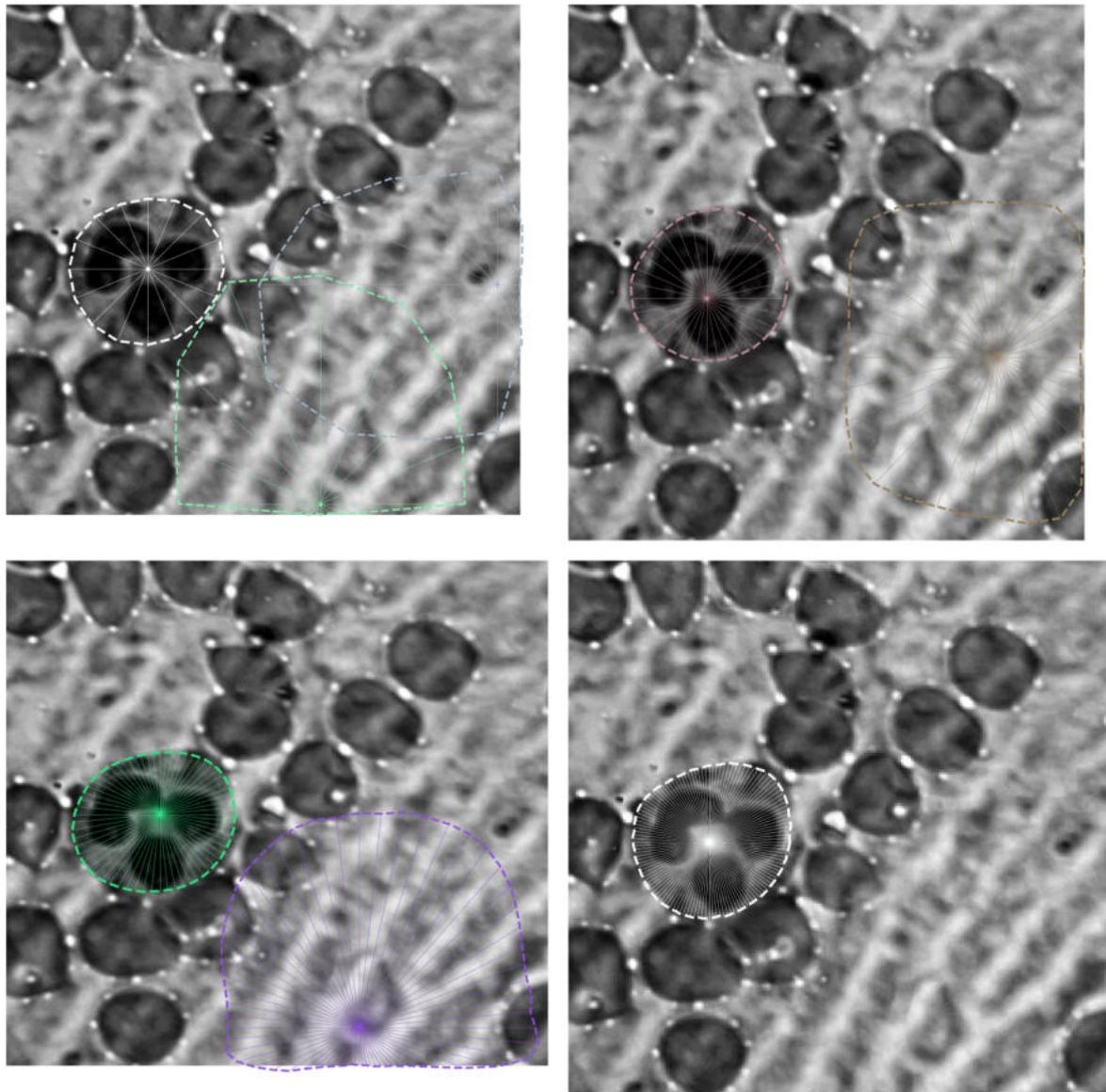
συγκεκριμένο παράδειγμα η αύξηση του αριθμού ακτίνων δεν οδηγεί σε ουσιαστική διαφοροποίηση, καθώς το αντικείμενο έχει απλή γεωμετρία και δεν απαιτεί λεπτομερή ακτινική ανάλυση.



Σχήμα 5.26: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

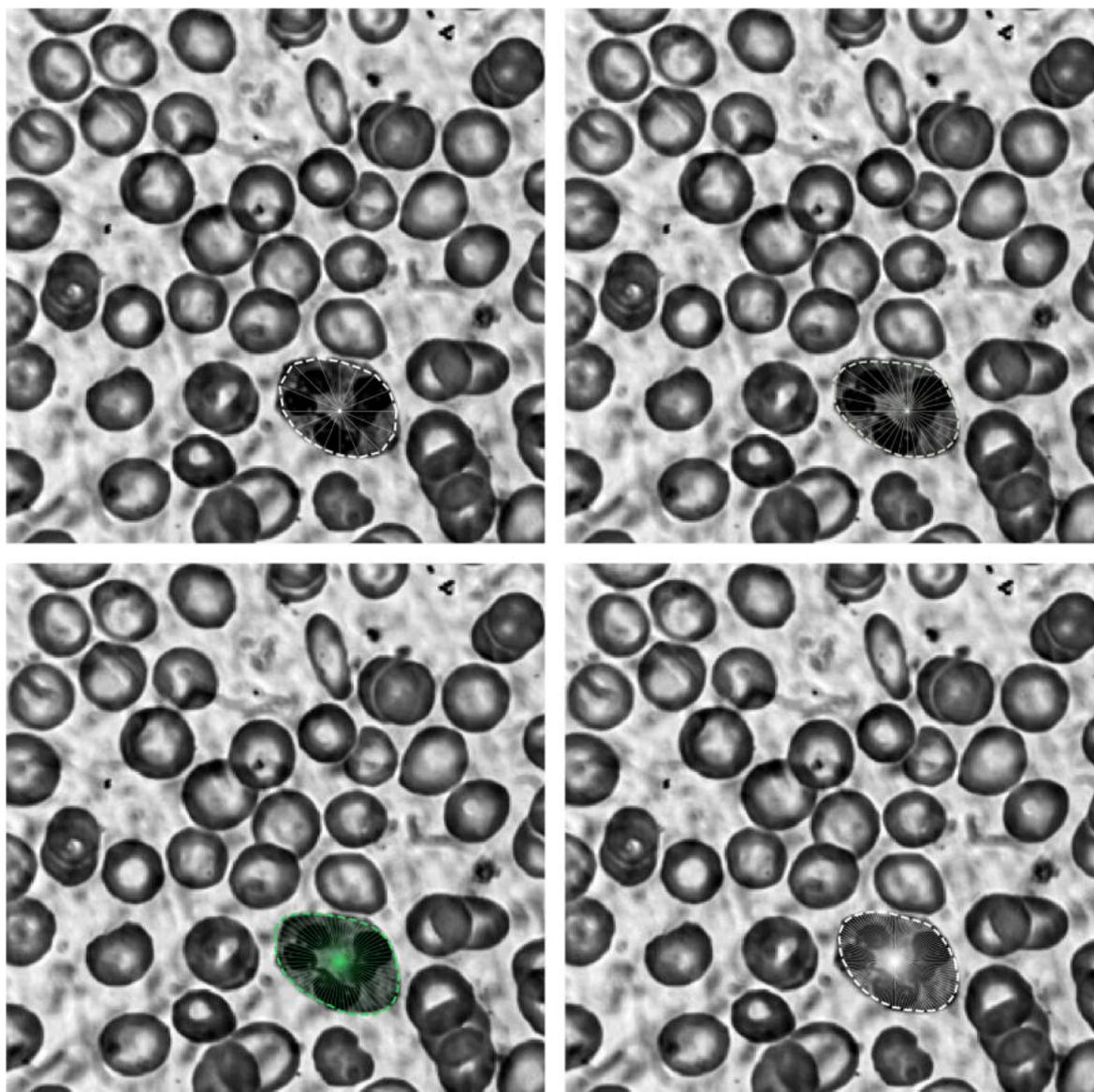
Στο Σχ. 5.26 παρουσιάζεται παράδειγμα όπου το κύτταρο εμφανίζει επιμήκη μορφολογία και βρίσκεται γειτονικά με άλλα κύτταρα. Η συγκεκριμένη γεωμετρία αυξάνει τη δυσκολία ακριβούς προσαρμογής του πολυγωνικού περιγράμματος. Με 16 ακτίνες παρατηρείται εμφανής απόκλιση από τα πραγματικά όρια, καθώς το

πολύγωνο σε ορισμένες κατευθύνσεις εκτείνεται πέρα από το περίγραμμα του κυττάρου. Με 32 ακτίνες η προσαρμογή βελτιώνεται, ωστόσο εξακολουθούν να εμφανίζονται μικρές υπερεκτιμήσεις σε περιοχές υψηλής καμπυλότητας. Στις 64 και 128 ακτίνες η αναπαράσταση ακολουθεί πιο πιστά την ελλειπτική μορφή του αντικείμενου και μειώνεται η έκταση εκτός των πραγματικών ορίων, χωρίς όμως να εξαλείφεται πλήρως. Το παράδειγμα αυτό αναδεικνύει τον περιορισμό της ακτινικής αναπαράστασης σε μη συμμετρικά ή επιμήκη αντικείμενα.



Σχήμα 5.27: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

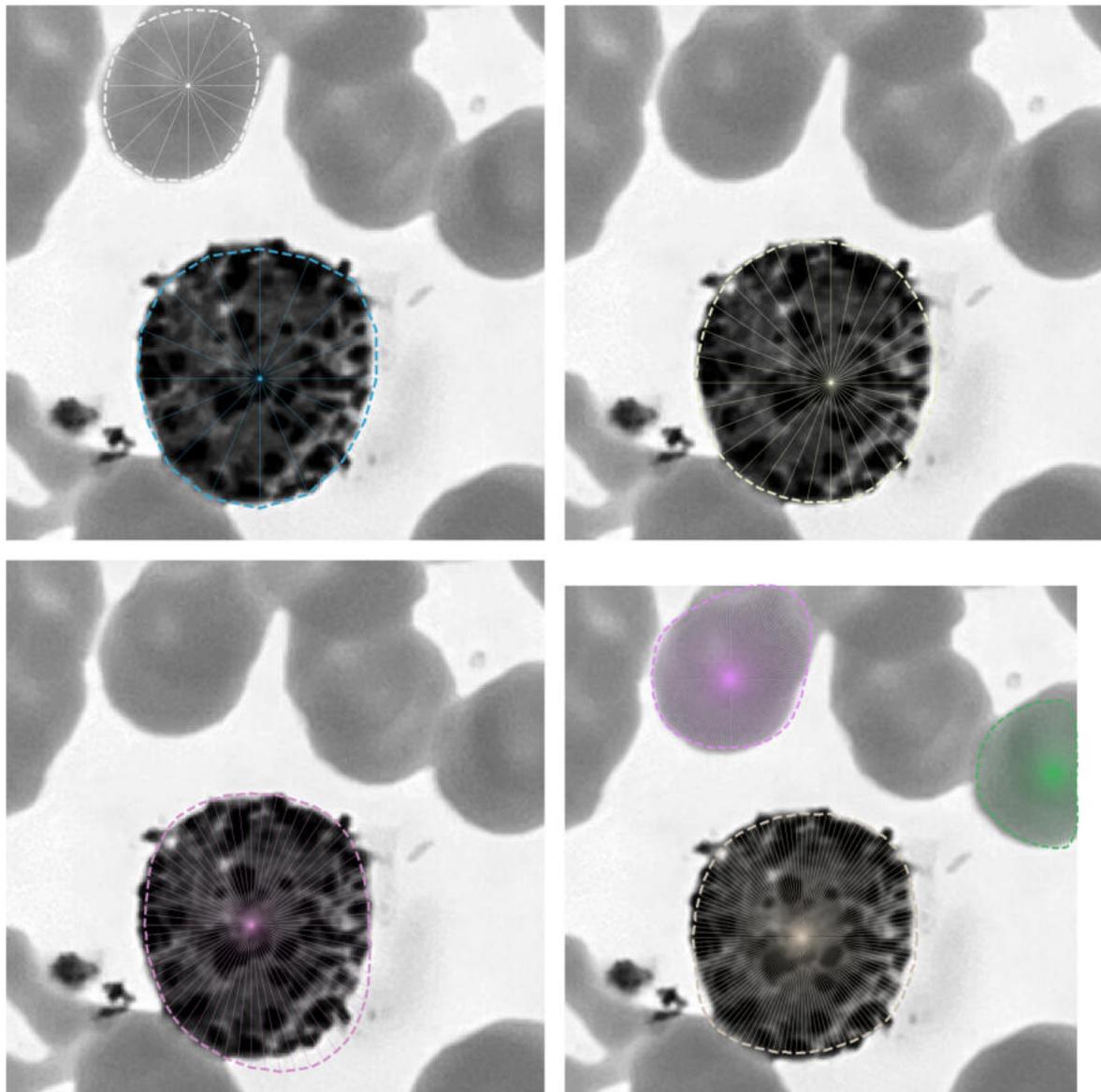
Στο Σχ. 5.27 παρουσιάζεται παράδειγμα στο οποίο, εκτός από το αντικείμενο αναφοράς, εμφανίζεται και ψευδής ανίχνευση σε περιοχή του υποβάθρου. Παρότι το επισημασμένο κύτταρο εντοπίζεται επιτυχώς, το μοντέλο προβλέπει επιπλέον πολύγωνο σε περιοχή χωρίς πραγματικό αντικείμενο. Με 16 ακτίνες η ψευδής πρόβλεψη εμφανίζεται με ακανόνιστο σχήμα, ενώ με 32 ακτίνες η γεωμετρία της καθίσταται πιο ομαλή χωρίς όμως να εξαφανίζεται. Στις 64 και 128 ακτίνες το πολύγωνο του ψευδώς θετικού αντικειμένου προσαρμόζεται πιο ομαλά στο υπόβαθρο, διατηρώντας ωστόσο την εσφαλμένη ανίχνευση. Το παράδειγμα αυτό αναδεικνύει ότι η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει τη γεωμετρική απόδοση της πρόβλεψης, αλλά δεν εξαλείφει σφάλματα που σχετίζονται με την ταξινόμηση υποβάθρου και αντικειμένου.



Σχήμα 5.28: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.28 παρουσιάζεται παράδειγμα με επιμήκη μορφολογία του αντικειμένου αναφοράς. Το κύτταρο ανιχνεύεται επιτυχώς σε όλες τις ρυθμίσεις, ωστόσο η ακρίβεια του περιγράμματος διαφοροποιείται ανάλογα με τον αριθμό ακτίνων. Με 16 ακτίνες η προσαρμογή στα άκρα της έλλειψης είναι λιγότερο ακριβής και το περίγραμμα εμφανίζεται πιο γωνιώδες. Με 32 ακτίνες βελτιώνεται η αποτύπωση της ελλειπτικής μορφής και μειώνονται οι αποκλίσεις στα άκρα. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση προσεγγίζει πιο πιστά το πραγματικό περίγραμμα,

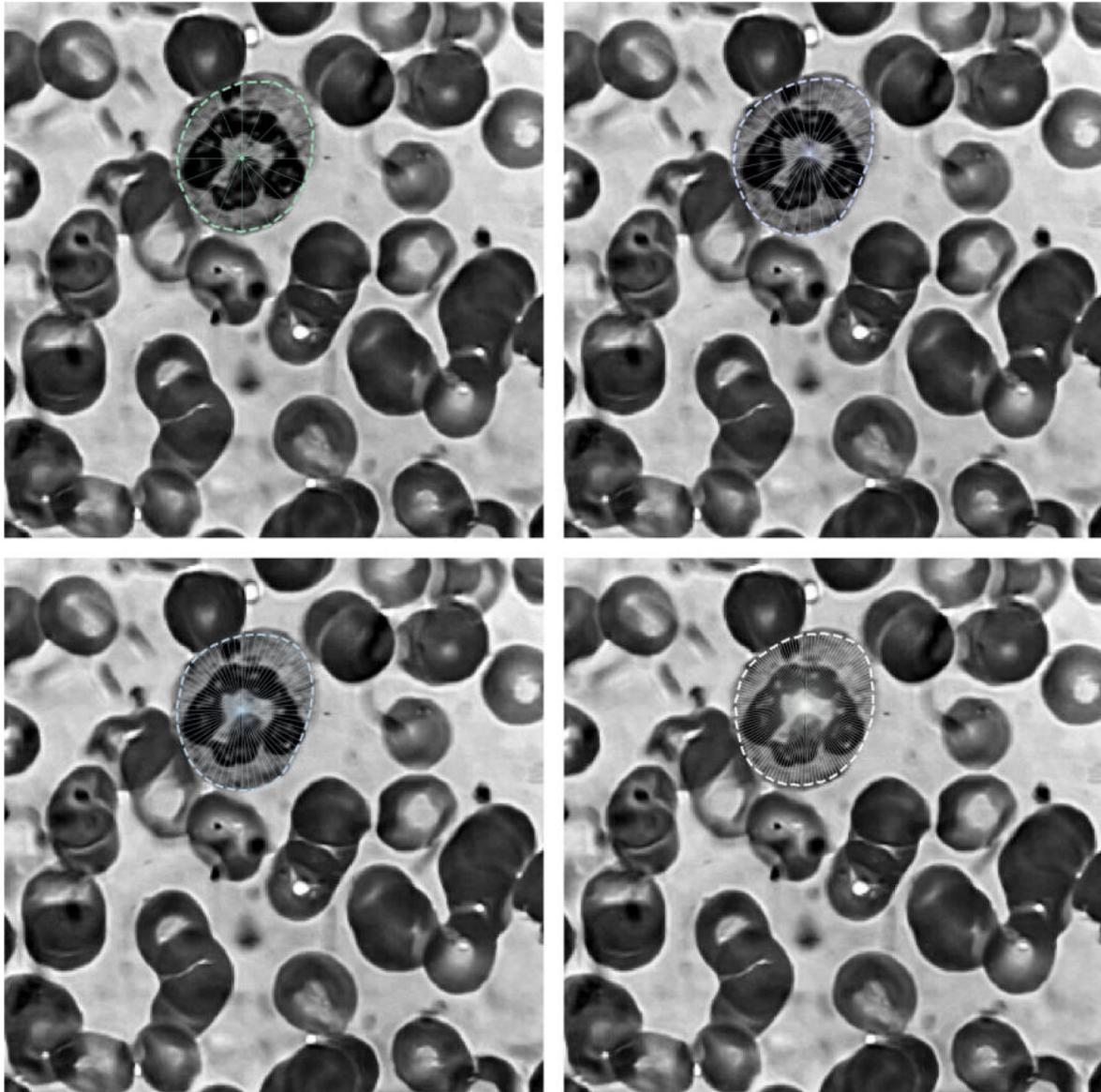
ιδιαίτερα στις περιοχές υψηλής καμπυλότητας. Ωστόσο, η συνολική διαφοροποίηση μεταξύ 64 και 128 ακτίνων παραμένει περιορισμένη.



Σχήμα 5.29: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.29 παρουσιάζεται παράδειγμα όπου το κύριο κύτταρο αναφοράς ανιχνεύεται επιτυχώς σε όλες τις ρυθμίσεις, με σταδιακή βελτίωση της γεωμετρικής του αποτύπωσης καθώς αυξάνεται ο αριθμός ακτίνων. Με 16 και 32 ακτίνες η προσαρμογή του περιγράμματος είναι ικανοποιητική, με μικρές αποκλίσεις στα όρια. Στις 64 και 128 ακτίνες το περίγραμμα καθίσταται ομαλότερο και ακολουθεί πιο

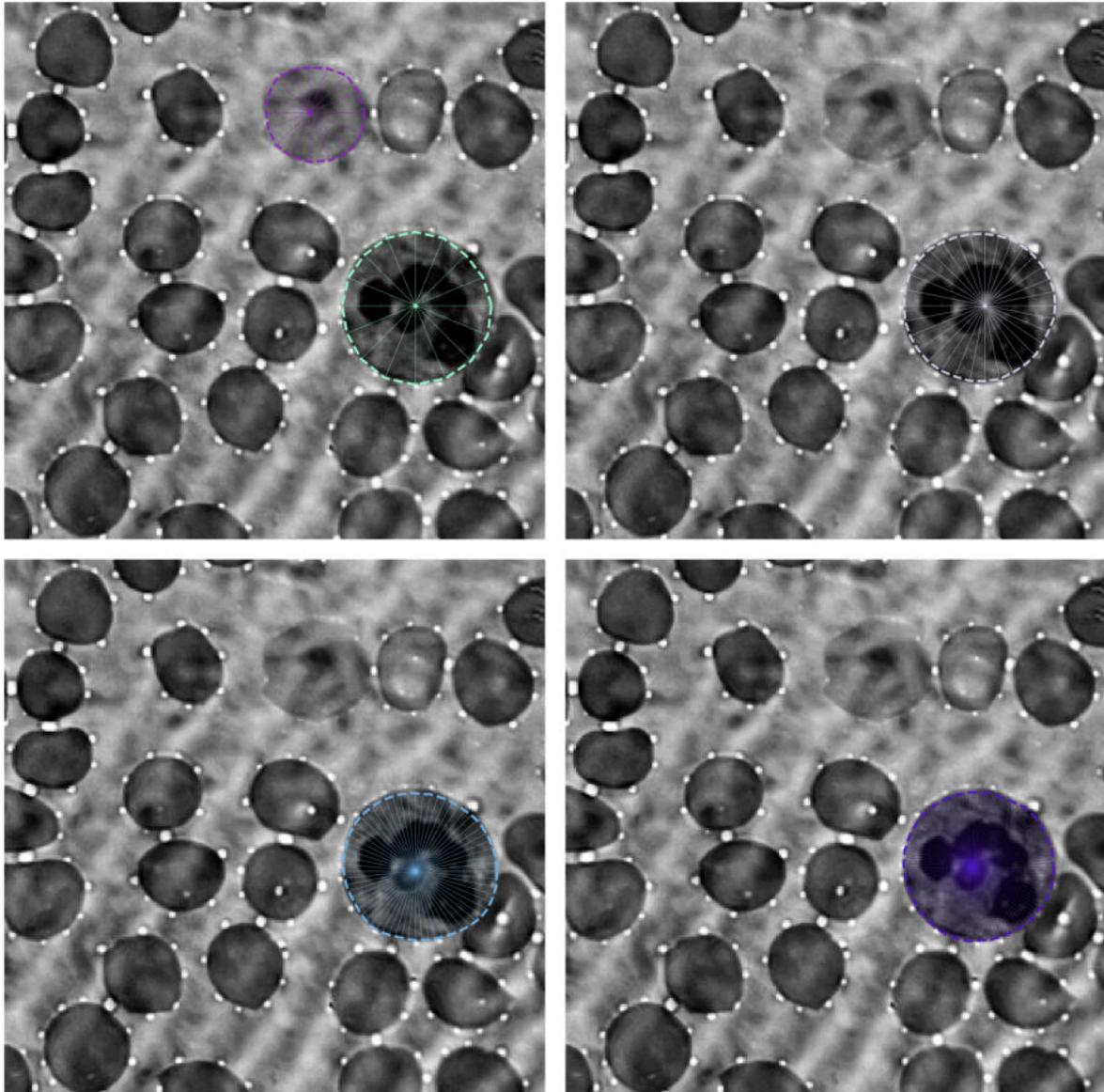
πιστά τη μορφολογία του κυττάρου. Ωστόσο, στις υψηλότερες ρυθμίσεις παρατηρούνται επιπλέον προβλέψεις σε περιοχές του υποβάθρου, οι οποίες δεν αντιστοιχούν σε πραγματικά αντικείμενα. Το παράδειγμα αυτό αναδεικνύει ότι η αύξηση της ακτινικής ανάλυσης βελτιώνει τη γεωμετρική ακρίβεια της κύριας πρόβλεψης, αλλά μπορεί να συνοδεύεται από αύξηση των ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων.



Σχήμα 5.30: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.30 παρουσιάζεται παράδειγμα με σχετικά κυκλική μορφολογία. Με 16 ακτίνες το περίγραμμα αποδίδεται ικανοποιητικά, αλλά εμφανίζει ελαφρώς πιο

γωνιώδη μορφή. Με 32 ακτίνες παρατηρείται βελτίωση στην ομαλότητα και καλύτερη προσαρμογή στα πραγματικά όρια. Στις 64 και 128 ακτίνες η αναπαράσταση καθίσταται πιο λεπτομερής και ακολουθεί πιστότερα τις μικρές αποκλίσεις του περιγράμματος, χωρίς όμως να παρατηρείται ουσιαστική διαφοροποίηση μεταξύ των δύο υψηλότερων ρυθμίσεων.



Σχήμα 5.31: Επίδραση του αριθμού ακτίνων στην πολυγωνική αναπαράσταση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC. Από αριστερά προς τα δεξιά και από πάνω προς τα κάτω απεικονίζονται οι προβλέψεις για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες, αντίστοιχα.

Στο Σχ. 5.31 παρουσιάζεται παράδειγμα όπου το κύριο κύτταρο αναφοράς ανιχνεύεται επιτυχώς σε όλες τις ρυθμίσεις. Στις 16 ακτίνες παρατηρείται επιπλέον

μικρή πρόβλεψη σε γειτονική περιοχή, η οποία δεν αντιστοιχεί σε πραγματικό αντικείμενο. Με 32 ακτίνες η ψευδής ανίχνευση δεν διατηρείται και το κύριο περίγραμμα αποδίδεται πιο σταθερά. Στις 64 και 128 ακτίνες η γεωμετρική αναπαράσταση καθίσταται ομαλότερη, χωρίς εμφάνιση επιπλέον προβλέψεων.

5.5.2 Ανάλυση Αποτελεσμάτων

Η ποιοτική ανάλυση στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC επιβεβαιώνει σε γενικές γραμμές τα ποσοτικά αποτελέσματα των παραλλαγών του StarDist. Το μοντέλο ανιχνεύει σταθερά το αντικείμενο αναφοράς, ακόμη και σε εικόνες με αυξημένη οπτική πολυπλοκότητα, ενώ οι διαφοροποιήσεις μεταξύ των ρυθμίσεων αφορούν κυρίως τη γεωμετρική ομαλότητα των περιγραμμάτων και μεμονωμένες ψευδείς ανιχνεύσεις.

Οι τιμές IoU και Dice Coefficient παραμένουν σε παρόμοια επίπεδα για όλες τις ρυθμίσεις (16–128 ακτίνες), γεγονός που υποδηλώνει ότι η αύξηση της ακτινικής ανάλυσης δεν επιφέρει ουσιαστική μεταβολή στις μετρικές επικάλυψης. Ωστόσο, παρατηρείται σταδιακή βελτίωση στην πληρότητα ανίχνευσης έως τις 64 ακτίνες, όπου καταγράφεται το υψηλότερο TPr (87,63%) και το χαμηλότερο FN% (10,42%).

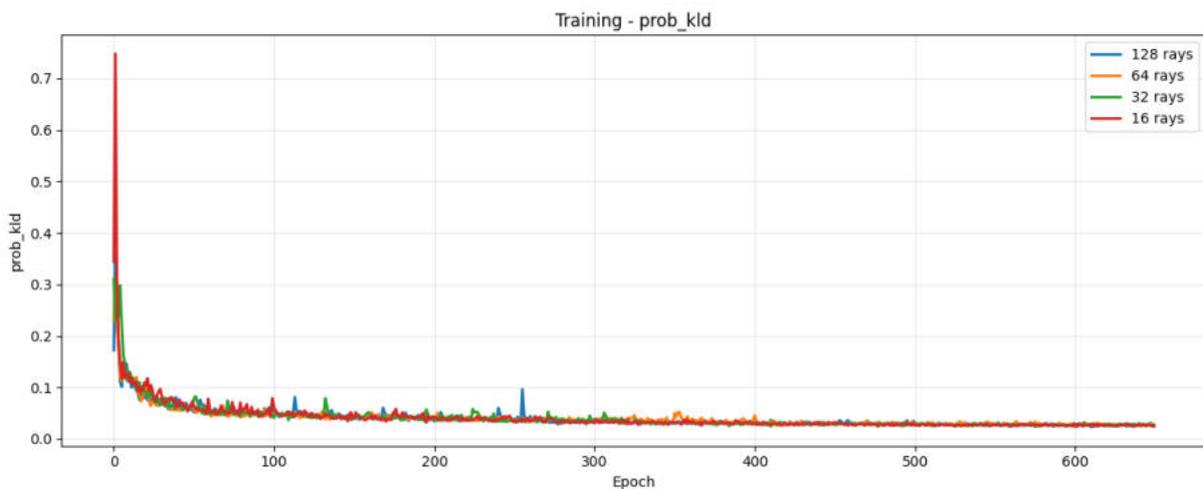
Στις 128 ακτίνες η απόδοση παραμένει συγκρίσιμη, με μικρή αύξηση της $AP_{0.7}$, χωρίς όμως σημαντική διαφοροποίηση στις μετρικές IoU και Dice. Η συμπεριφορά αυτή συμφωνεί με τα ποιοτικά παραδείγματα, όπου οι περισσότερες διαφορές εντοπίζονται στην ομαλότητα των περιγραμμάτων και στη σταθερότητα της πρόβλεψης και όχι στην ίδια την ανίχνευση του αντικειμένου.

Συνολικά, παρατηρείται ότι η αύξηση του αριθμού ακτίνων βελτιώνει οριακά την πληρότητα ανίχνευσης και την ακρίβεια σε επίπεδο αντικειμένου, ενώ η γεωμετρική επικάλυψη παραμένει σχετικά σταθερή λόγω της απλής και σχεδόν κυκλικής μορφολογίας των αντικειμένων του KRD_WBC.

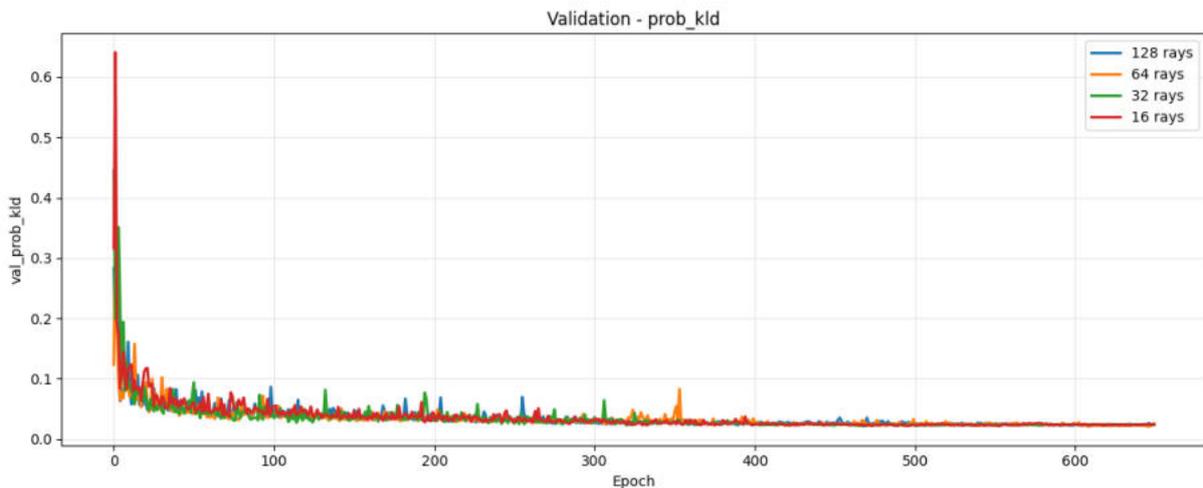
5.6 Καμπύλες Εκπαίδευσης (Learning Curves)

5.6.1 Καμπύλες σύγκλισης ως προς τον όρο KLD

Ο όρος `prob_kld` στην μέθοδο `StarDist` αφορά το μέρος ταξινόμησης του μοντέλου και εκφράζει την απόκλιση μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής πιθανότητας παρουσίας αντικειμένου σε επίπεδο εικονοστοιχείου. Υπολογίζεται μέσω της απόκλισης Kullback-Leibler (KLD) και καθοδηγεί το μοντέλο στη διάκριση μεταξύ της περιοχής ενδιαφέροντος και του υποβάθρου.



(α) Σύνολο Εκπαίδευσης

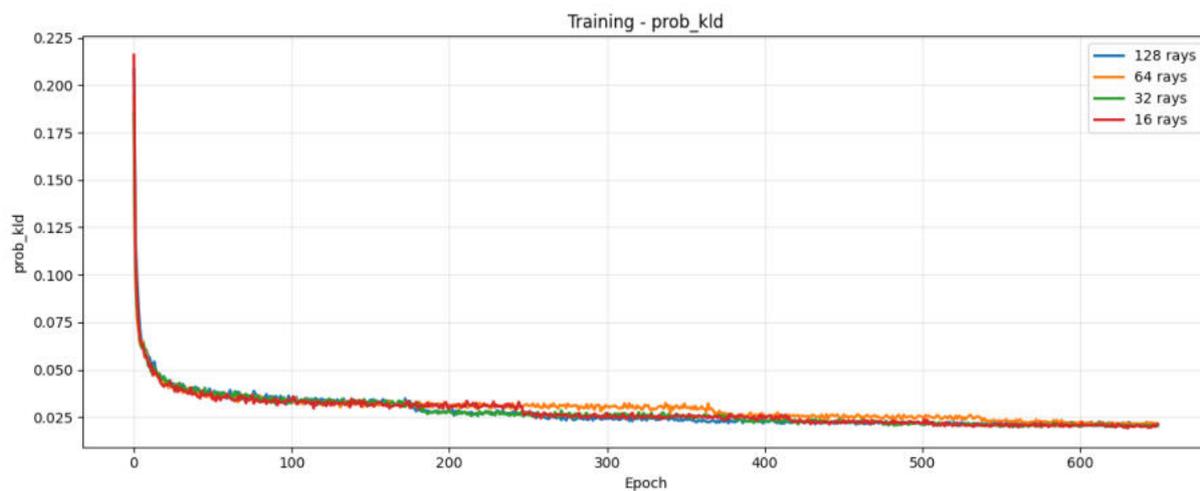


(β) Σύνολο Επικύρωσης

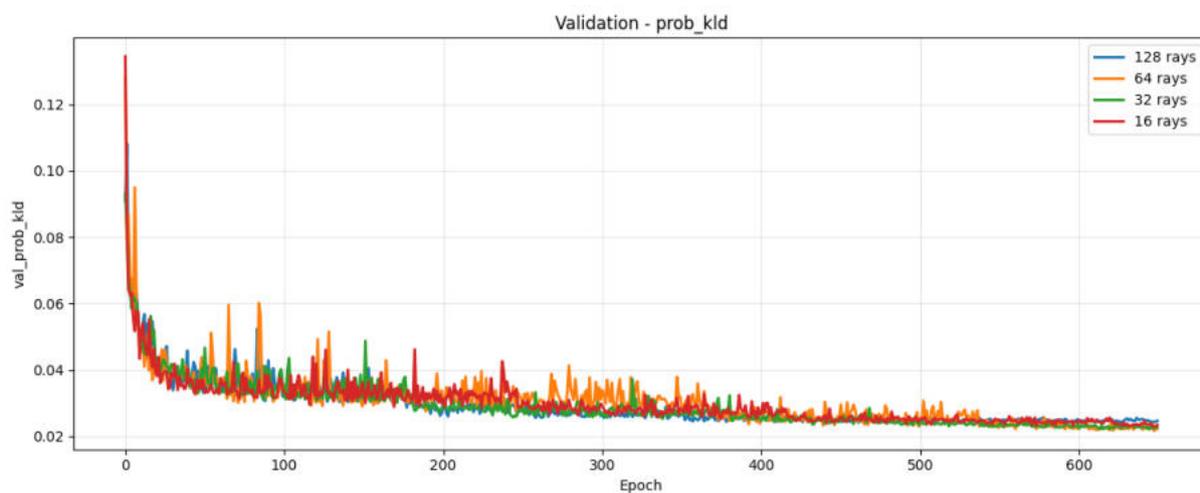
Σχήμα 5.32: Εξέλιξη του όρου `prob_kld` στο σύνολο δεδομένων `ALL_IDB1` για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Παρατηρείται απότομη μείωση της τιμής του όρου στις αρχικές εποχές εκπαί-

δευσης (epochs) και σταδιακή σταθεροποίηση στη συνέχεια για όλες τις ρυθμίσεις ακτίνων. Λόγω του μικρότερου μεγέθους του συνόλου, εμφανίζεται ελαφρώς αυξημένη διακύμανση στις καμπύλες επικύρωσης, χωρίς όμως ενδείξεις έντονης υπερπροσαρμογής.



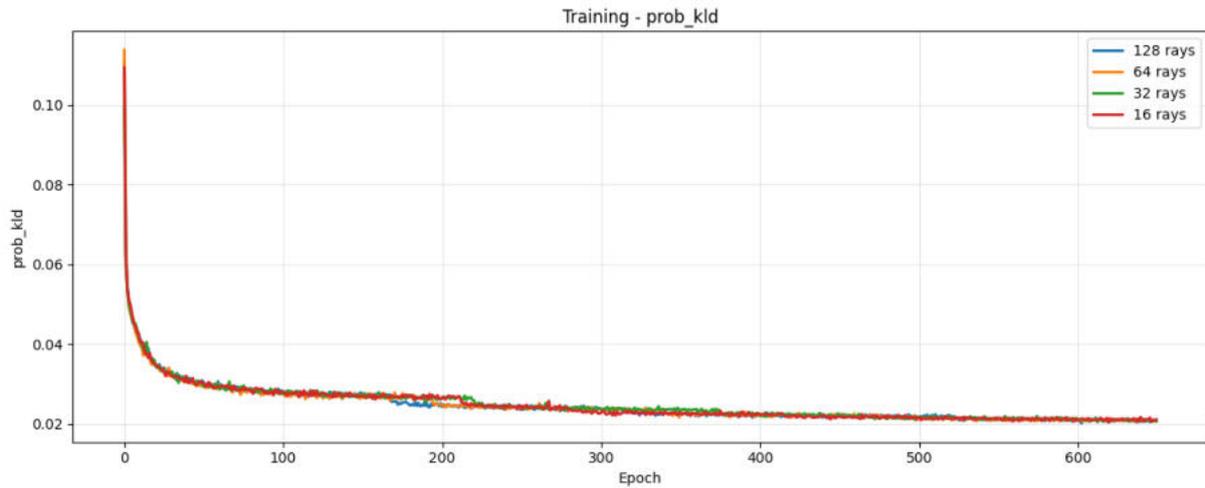
(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



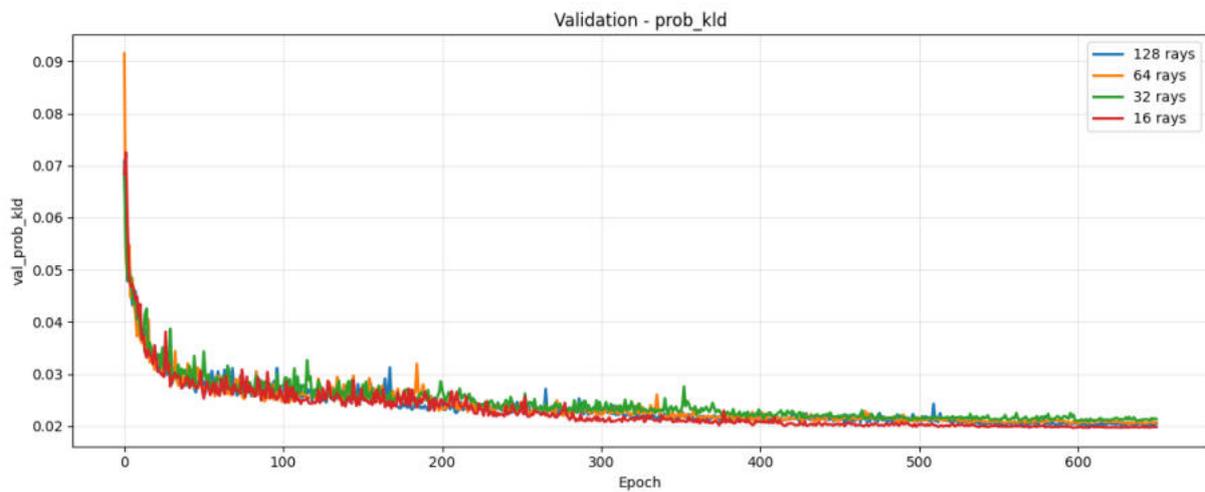
(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.33: Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD.

Σε αυτό το σύνολο δεδομένων που είναι μεγαλύτερο η σύγκλιση είναι ιδιαίτερα ομαλή, με μικρή απόσταση μεταξύ εκπαίδευσης και επικύρωσης. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων δεν επιφέρει ουσιαστική διαφοροποίηση στον όρο prob_kld.



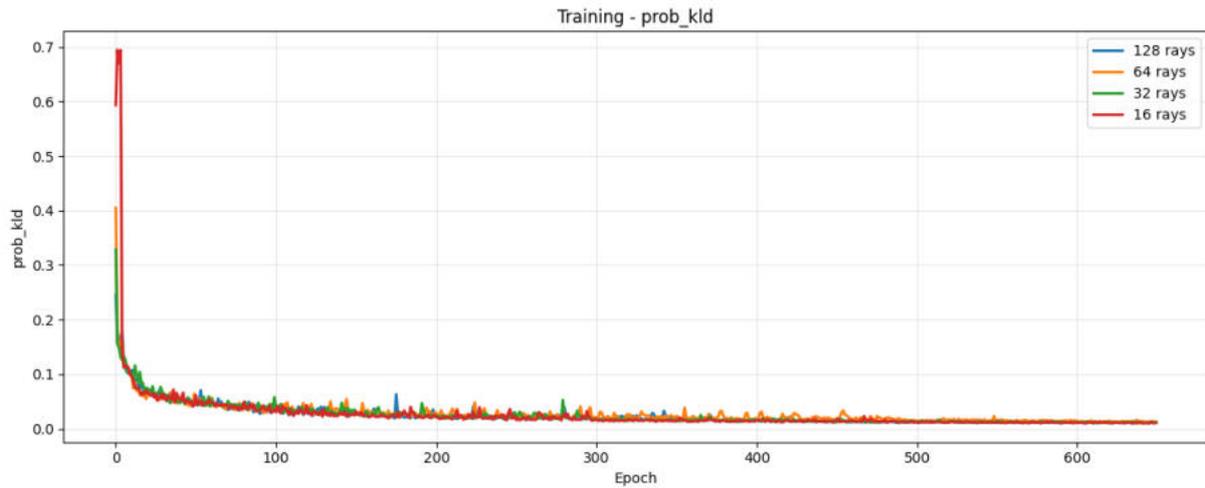
(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



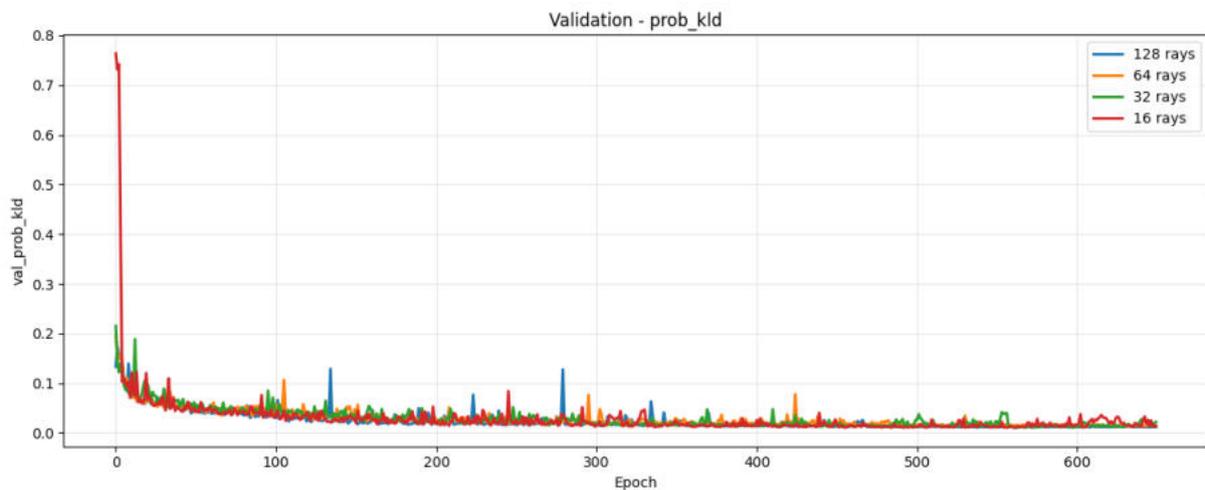
(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.34: Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB.

Η συμπεριφορά σύγκλισης παραμένει σταθερή, με απότομη αρχική μείωση και σταδιακή εξομάλυνση. Οι καμπύλες εκπαίδευσης και επικύρωσης παραμένουν κοντά μεταξύ τους, υποδηλώνοντας ικανοποιητική γενίκευση.



(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.35: Εξέλιξη του όρου prob_kld στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC.

Παρατηρείται παρόμοια δυναμική σύγκλισης με τα υπόλοιπα σύνολα, χωρίς σημαντικές αποκλίσεις μεταξύ των διαφορετικών ρυθμίσεων ακτίνων. Το σκέλος ταξινόμησης του μοντέλου εμφανίζεται σταθερό και ανεξάρτητο από τη γεωμετρική ανάλυση της πολυγωνικής αναπαράστασης.

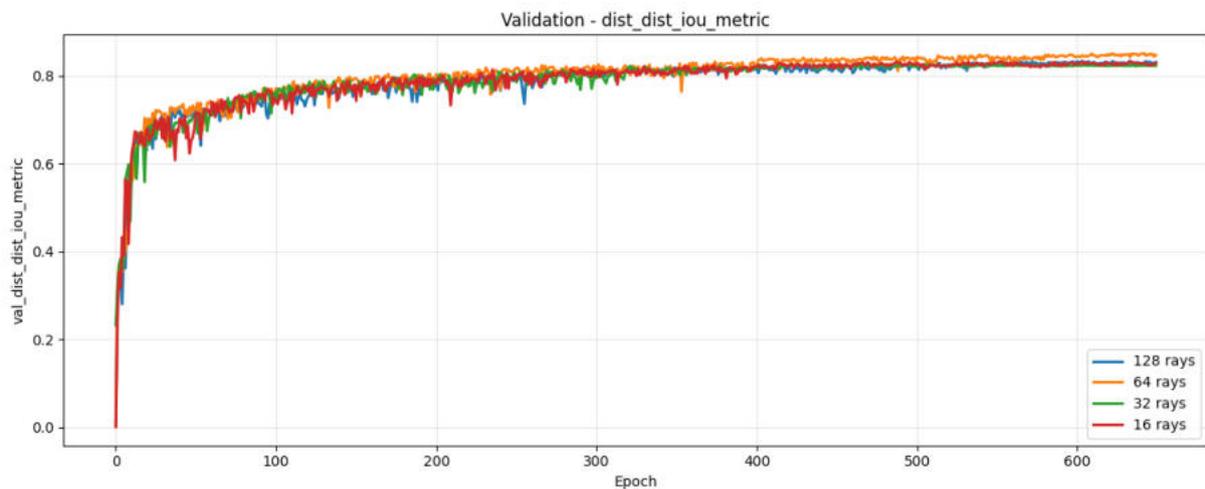
Συνολικά, η συμπεριφορά του prob_kld είναι συνεπής σε όλα τα εξεταζόμενα σύνολα δεδομένων. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων επηρεάζει κυρίως τη γεωμετρική ακρίβεια των περιγραμμάτων και όχι τη διαδικασία ταξινόμησης υποβάθρου και αντικειμένου.

5.6.2 Καμπύλες σύγκλισης ως προς τον δείκτη IoU

Η μετρική Intersection over Union (IoU) αποτυπώνει τον βαθμό χωρικής επικάλυψης μεταξύ της προβλεπόμενης και της πραγματικής μάσκας και εκφράζει τη γεωμετρική ακρίβεια της τμηματοποίησης. Η προοδευτική αύξησή της κατά την εκπαίδευση υποδηλώνει βελτίωση της προσαρμογής των προβλεπόμενων πολυγώνων στα πραγματικά όρια των αντικειμένων.



(α) Σύνολο Εκπαίδευσης

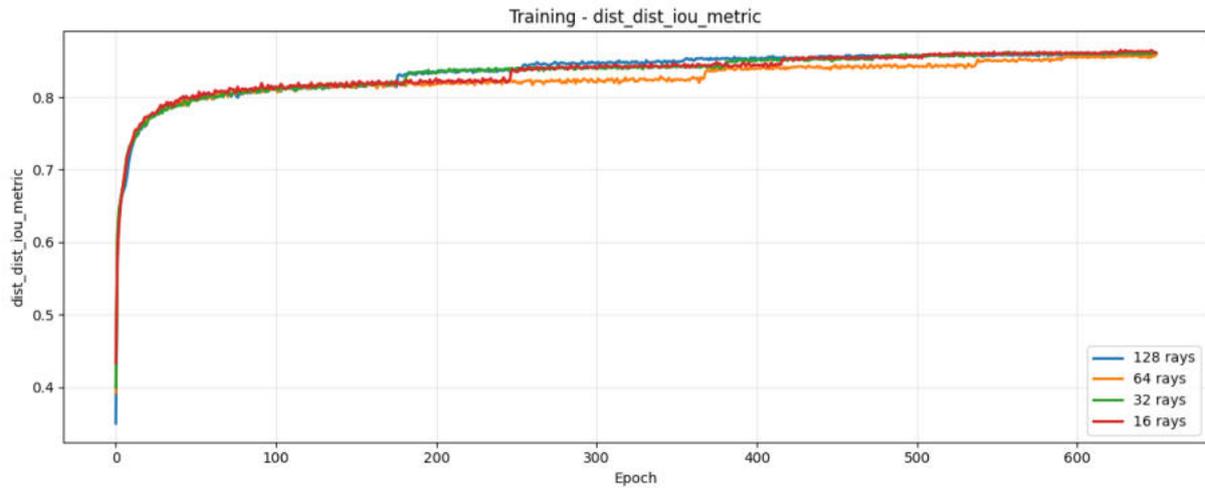


(β) Σύνολο Επικύρωσης

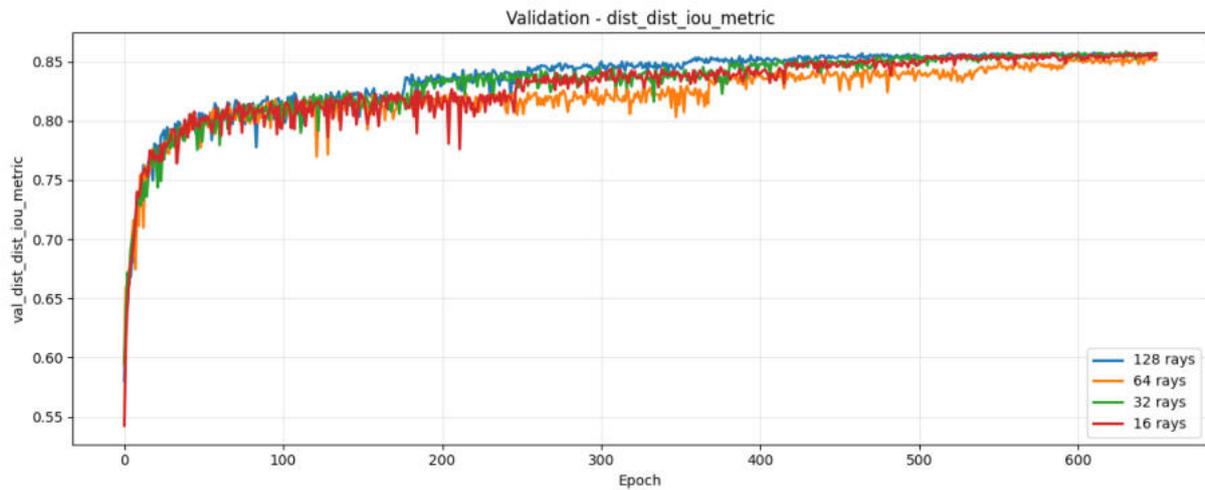
Σχήμα 5.36: Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB1 για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Παρατηρείται ταχεία αρχική αύξηση της IoU κατά τις πρώτες εποχές εκπαίδευσης (epochs) και σταδιακή σύγκλιση σε τιμές περίπου 0.83 με 0.85. Οι καμπύλες

εκπαίδευσης και επικύρωσης παραμένουν κοντά μεταξύ τους, με ελαφρώς αυξημένη διακύμανση στην επικύρωση λόγω του μικρού μεγέθους του συνόλου. Οι διαφορετικές ρυθμίσεις ακτίνων παρουσιάζουν παρόμοια τελική απόδοση, χωρίς σαφή υπεροχή των υψηλότερων τιμών.



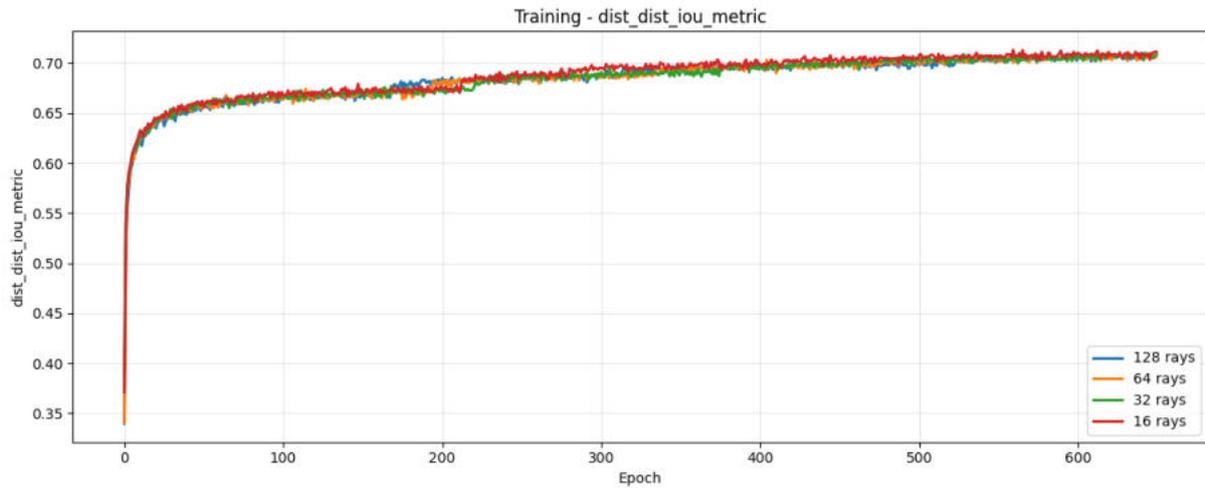
(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



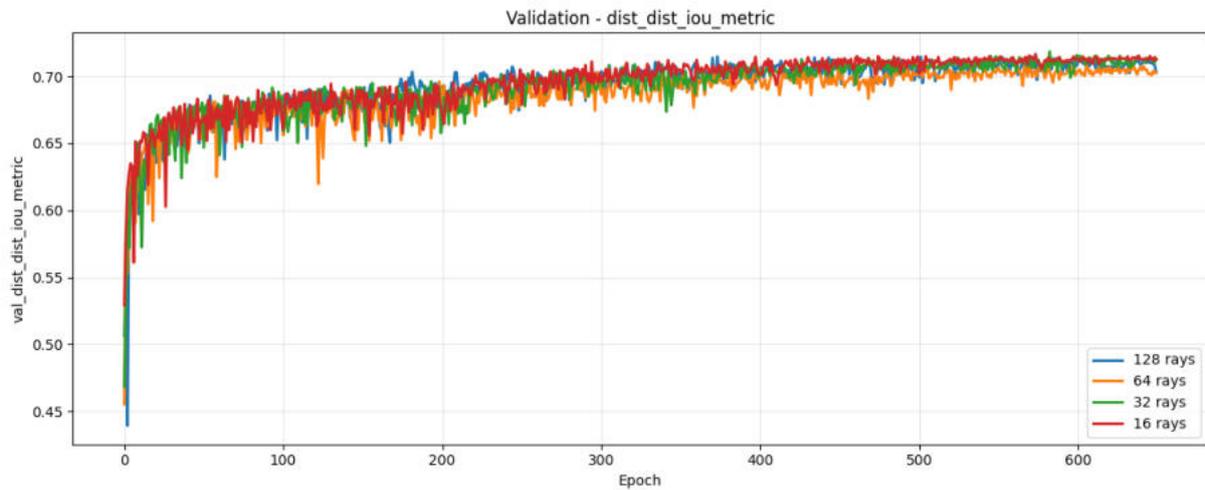
(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.37: Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων SIPaKMeD για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Η σύγκλιση είναι ομαλή και σταθερή, με περιορισμένη απόσταση μεταξύ εκπαίδευσης και επικύρωσης. Η IoU σταθεροποιείται σε ελαφρώς χαμηλότερες τιμές σε σχέση με τα υπόλοιπα σύνολα (περίπου 0.70 με 0.72), γεγονός που αντανακλά τη μεγαλύτερη πολυπλοκότητα και ετερογένεια των εικόνων. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων δεν επιφέρει ουσιαστική διαφοροποίηση στη συνολική δυναμική σύγκλισης.



(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



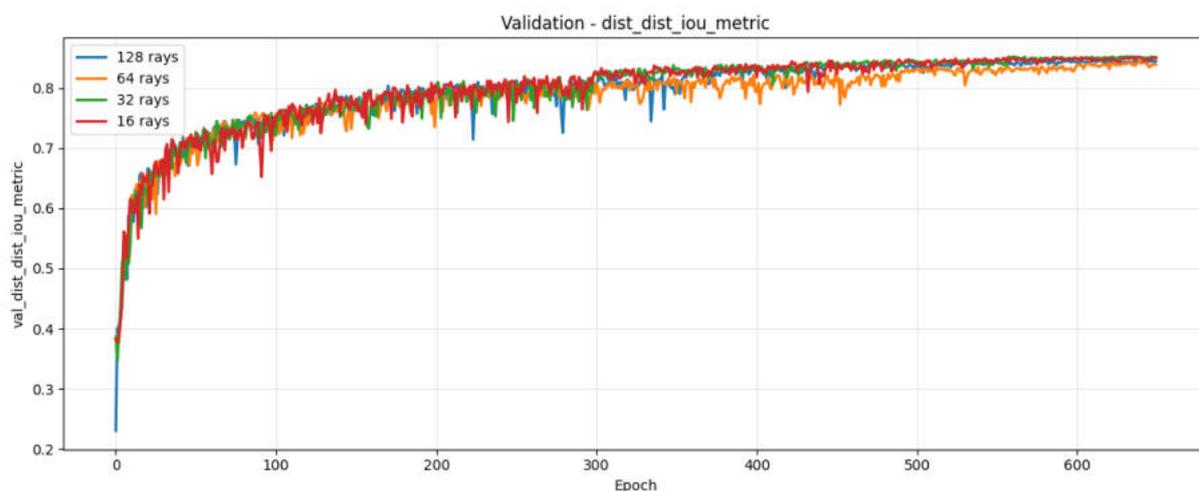
(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.38: Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Παρατηρείται σταδιακή και σταθερή αύξηση της IoU, με τελικές τιμές που προσεγγίζουν το 0.85. Οι καμπύλες εκπαίδευσης και επικύρωσης παραμένουν σχεδόν παράλληλες, υποδηλώνοντας καλή γενίκευση. Μικρές διακυμάνσεις εμφανίζονται στις 64 ακτίνες, χωρίς όμως να επηρεάζεται η τελική σύγκλιση.



(α) Σύνολο Εκπαίδευσης



(β) Σύνολο Επικύρωσης

Σχήμα 5.39: Εξέλιξη της μετρικής IoU στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC για 16, 32, 64 και 128 ακτίνες.

Στο σύνολο αυτό παρατηρείται ιδιαίτερα γρήγορη αρχική αύξηση της IoU και σταθεροποίηση σε υψηλές τιμές (περίπου 0.85 με 0.86). Οι καμπύλες επικύρωσης παρουσιάζουν μεγαλύτερη διακύμανση στις αρχικές εποχές εκπαίδευσης, η οποία μειώνεται προοδευτικά. Η συνολική συμπεριφορά παραμένει συνεπής μεταξύ των διαφορετικών ρυθμίσεων ακτίνων.

Συνολικά, η μετρική IoU παρουσιάζει συνεπή και σταθερή σύγκλιση σε όλα τα εξεταζόμενα σύνολα δεδομένων. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων δεν μεταβάλλει ουσιαστικά τη δυναμική της εκπαίδευσης, αλλά επηρεάζει κυρίως τη λεπτομέρεια της γεωμετρικής αναπαράστασης των περιγραμμάτων. Η μικρή απόσταση μεταξύ

εκπαίδευσης και επικύρωσης υποδηλώνει ικανοποιητική γενίκευση του μοντέλου χωρίς φαινόμενα υπερπροσαρμογής.

5.7 Χρόνοι Εκπαίδευσης

Πίνακας 5.5: Χρόνοι εκπαίδευσης (σε λεπτά) για το μοντέλο StarDist με διαφορετικό αριθμό ακτίνων.

Σύνολο Δεδομένων	16	32	64	128
ALL_IDB1 (260 εικόνες)	101	114	122	144
SIPaKMeD (4049 εικόνες)	194	212	220	252
ALL_IDB (3256 εικόνες)	310	320	330	345
KRD_WBC (600 εικόνες)	124	137	142	148

Από τη σύγκριση στον Πίνακα 5.5 των χρόνων εκπαίδευσης παρατηρείται ότι ο χρόνος αυξάνεται σταδιακά με την αύξηση του αριθμού ακτίνων. Η αύξηση αυτή αποδίδεται στην αυξημένη πολυπλοκότητα της εξόδου του μοντέλου, καθώς περισσότερες ακτίνες συνεπάγονται μεγαλύτερο αριθμό παραμέτρων στην πολυγωνική αναπαράσταση.

Παρά το γεγονός ότι το σύνολο δεδομένων SIPaKMeD περιλαμβάνει μεγαλύτερο πλήθος εικόνων σε σχέση με άλλα σύνολα, ο χρόνος εκπαίδευσης παραμένει συγκρίσιμος ή και μικρότερος για μικρό αριθμό ακτίνων. Το φαινόμενο αυτό αποδίδεται στο ότι κάθε εικόνα περιέχει ένα μεμονωμένο κύτταρο, γεγονός που μειώνει την πολυπλοκότητα της τμηματοποίησης.

Αντίθετα, στο σύνολο δεδομένων ALL_IDB, όπου κάθε εικόνα περιλαμβάνει πολλαπλά κυτταρικά αντικείμενα, παρατηρείται αυξημένος χρόνος εκπαίδευσης, παρότι το πλήθος των εικόνων είναι μικρότερο από το SIPaKMeD. Η παρουσία πολλαπλών αντικειμένων αυξάνει τη γεωμετρική πολυπλοκότητα της πολυγωνικής αναπαράστασης και το υπολογιστικό κόστος της διαδικασίας μη μέγιστης καταστολής (NMS). Παρόμοια συμπεριφορά παρατηρείται και στο σύνολο δεδομένων KRD_WBC, το οποίο περιλαμβάνει πολλά κύτταρα ανά εικόνα και εμφανίζει συγκρίσιμους χρόνους εκπαίδευσης.

Συνολικά, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η αύξηση του αριθμού ακτίνων οδηγεί σε ελεγχόμενη αύξηση του υπολογιστικού κόστους, χωρίς εκθετική επιβάρυνση, ενώ η πολυπλοκότητα της σκηνής (αριθμός αντικειμένων ανά εικόνα) επηρεάζει σημαντικά τον συνολικό χρόνο εκπαίδευσης.

5.8 Συνολική Αποτίμηση

Η συνολική αξιολόγηση του StarDist σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων και για διαφορετικό αριθμό ακτίνων ανέδειξε σαφή και συνεπή πρότυπα συμπεριφοράς, τα οποία συνδέονται άμεσα με τη φύση των μασκών αναφοράς και τη γεωμετρική πολυπλοκότητα των αντικειμένων.

Στο σύνολο SIPaKMeD και στο KRD, όπου οι μάσκες αναφοράς είναι περισσότερο συνεπείς και γεωμετρικά ομαλές, το μοντέλο παρουσιάζει σταθερή απόδοση τόσο σε επίπεδο εικονοστοιχείου όσο και σε επίπεδο αντικειμένου. Η αύξηση του αριθμού ακτίνων οδηγεί αρχικά σε αισθητή βελτίωση της ικανότητας γεωμετρικής προσαρμογής των πολυγώνων στα όρια των πυρήνων. Ωστόσο, μετά από ένα σημείο, η περαιτέρω αύξηση των ακτίνων δεν συνοδεύεται από αντίστοιχα σημαντική ενίσχυση των μετρικών, υποδηλώνοντας τάση κορεσμού της απόδοσης.

Αντίθετα, στα σύνολα ALL_IDB και ALL_IDB1, όπου οι μάσκες αναφοράς έχουν παραχθεί αυτόματα και εμφανίζουν μεγαλύτερη ετερογένεια, παρατηρείται εντονότερη απόκλιση μεταξύ μετρικών επιπέδου εικονοστοιχείου και μετρικών επιπέδου αντικειμένου. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η βελτίωση της γεωμετρικής λεπτομέρειας μέσω περισσότερων ακτίνων δεν μεταφράζεται πάντα σε αντίστοιχη βελτίωση της ανίχνευσης αντικειμένων. Το εύρημα αυτό υποδηλώνει ότι η αυστηρότητα της πολυγωνικής αναπαράστασης καθιστά το μοντέλο περισσότερο ευαίσθητο σε ασυνέπειες των μασκών αναφοράς.

Ιδιαίτερα στο ALL_IDB1, παρατηρείται αυξημένη διακύμανση στις μετρικές επιπέδου αντικειμένου σε σχέση με τις μετρικές επικάλυψης περιοχών. Η συμπεριφορά αυτή επιβεβαιώνει ότι η καλή συνολική επικάλυψη δεν συνεπάγεται απαραίτητα ορθό διαχωρισμό μεμονωμένων πυρήνων, ειδικά όταν η ποιότητα των μασκών αναφοράς είναι περιορισμένη.

Συγκριτικά μεταξύ των διαφορετικών ακτίνων των μοντέλων StarDist, διαπιστώνεται ότι η μετάβαση από μικρό σε μεσαίο αριθμό ακτίνων αποφέρει ουσιαστικό όφελος στη γεωμετρική προσαρμογή και στην απόδοση σε επίπεδο αντικειμένου. Ωστόσο, η περαιτέρω αύξηση σε υψηλότερο αριθμό ακτίνων αποδίδει οριακό κέρδος, γεγονός που υποδεικνύει ότι η βελτίωση της πολυγωνικής ανάλυσης δεν είναι γραμμικά ανάλογη της αύξησης της υπολογιστικής πολυπλοκότητας.

Συνολικά, τα αποτελέσματα καταδεικνύουν ότι η απόδοση του StarDist εξαρτάται ουσιαστικά από τη γεωμετρική συνέπεια των μασκών αναφοράς και από

τον αριθμό ακτίνων που χρησιμοποιείται για την περιγραφή των αντικειμένων. Η βέλτιστη ρύθμιση δεν είναι καθολική, αλλά διαφοροποιείται ανάλογα με τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε συνόλου δεδομένων, επιβεβαιώνοντας ότι η γεωμετρική παραμετροποίηση αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για αξιόπιστη τμηματοποίηση σε επίπεδο αντικειμένου.

5.9 Μελλοντική Έρευνα

Η παρούσα μελέτη έδειξε ότι η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου επηρεάζεται ουσιαστικά από την ποιότητα των μασκών αναφοράς. Σε σύνολα δεδομένων με αυτόματα παραγόμενες μάσκες παρατηρήθηκαν αποκλίσεις μεταξύ μετρικών επικάλυψης και μετρικών επιπέδου αντικειμένου, γεγονός που υποδηλώνει ότι οι ατέλειες των μασκών αναφοράς μπορούν να επηρεάσουν την αποτίμηση της πραγματικής ικανότητας του μοντέλου.

Μελλοντική εργασία θα μπορούσε να εστιάσει στη δημιουργία πλήρως χειροκίνητων, γεωμετρικά συνεπών μασκών αναφοράς, με σαφή και σταθερό ορισμό των ορίων των πυρήνων. Η αξιολόγηση του μοντέλου σε τέτοια δεδομένα αναμένεται να προσφέρει ακριβέστερη και πιο αξιόπιστη εκτίμηση της απόδοσής του σε επίπεδο αντικειμένου.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] U. Schmidt, M. Weigert, C. Broaddus, and G. Myers, “Cell detection with star-convex polygons,” in *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2018*, ser. Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, 2018, vol. 11071, pp. 265–273.
- [2] N. Santesso, R. A. Mustafa, H. J. Schünemann, M. Arbyn, P. D. Blumenthal, J. Cain, M. Chirenje, L. Denny, H. De Vuyst, L. O. Eckert *et al.*, “World health organization guidelines for treatment of cervical intraepithelial neoplasia 2–3 and screen-and-treat strategies to prevent cervical cancer,” *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, vol. 132, pp. 252–258, 2016.
- [3] S. F. Yang-Mao, Y. K. Chan, and Y. P. Chu, “Edge enhancement nucleus and cytoplasm contour detector of cervical smear images,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 38, pp. 353–366, 2008.
- [4] D. Saslow, D. Solomon, H. W. Lawson, M. Killackey, S. L. Kulasingam, J. Cain, F. A. Garcia, A. T. Moriarty, A. G. Waxman, D. C. Wilbur *et al.*, “American cancer society, american society for colposcopy and cervical pathology, and american society for clinical pathology screening guidelines for the prevention and early detection of cervical cancer,” *American Journal of Clinical Pathology*, vol. 137, pp. 516–542, 2012.
- [5] J. Yanase and E. Triantaphyllou, “A systematic survey of computer-aided diagnosis in medicine: Past and present developments,” *Expert Systems with Applications*, vol. 138, p. 112821, 2019.
- [6] M. K. Santos, J. R. Ferreira, D. T. Wada, A. P. M. Tenório, M. H. N. Barbosa, and P. M. d. A. Marques, “Artificial intelligence, machine learning, computer-aided

- diagnosis, and radiomics: Advances in imaging towards precision medicine,” *Radiologia Brasileira*, vol. 52, pp. 387–396, 2019.
- [7] L. Pantanowitz and M. M. Bui, “Computer-assisted pap test screening,” *Modern Technology in Cytopathology*, vol. 25, pp. 67–74, 2020.
- [8] P. Shan, Y. Wang, C. Fu, W. Song, and J. Chen, “Automatic skin lesion segmentation based on fc-dpn,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 123, p. 103762, 2020.
- [9] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, “Mask R-CNN,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, Italy, Oct. 2017, pp. 2961–2969.
- [10] W. Zhang, C. Fu, L. Cao, and C. W. Sham, “Codh++: Macro-semantic differences oriented instance segmentation network,” *Expert Systems with Applications*, vol. 202, p. 117198, 2022.
- [11] N. O. Salscheider, “Featurems: Non-maximum suppression by learning feature embeddings,” in *Proceedings of the 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Milan, Italy, 2021, pp. 7848–7854.
- [12] Y. Zhao, C. Fu, W. Zhang, C. Ye, Z. Wang, and H.-f. Ma, “Automatic segmentation of cervical cells based on star-convex polygons in pap smear images,” *Diagnostics*, vol. 13, no. 2, pp. 1–17, 2023. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9854569/>
- [13] W. Jentzen, L. Freudenberg, E. G. Eising, M. Heinze, W. Brandau, and A. Bockisch, “Segmentation of pet volumes by iterative image thresholding,” *Journal of Nuclear Medicine*, vol. 48, pp. 108–114, 2007.
- [14] M. E. Plissiti, C. Nikou, and A. Charchanti, “Automated detection of cell nuclei in pap smear images using morphological reconstruction and clustering,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, pp. 233–241, 2010.
- [15] S. H. Alnabelsi, “Cervical cancer diagnostic system using adaptive fuzzy moving k-means algorithm and fuzzy min–max neural network,” *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 57, pp. 48–53, 2013.

- [16] J. Fan, R. Wang, S. Li, and C. Zhang, “Automated cervical cell image segmentation using level set based active contour model,” in *Proceedings of the 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, Guangzhou, China, 2012, pp. 877–882.
- [17] H. Zhou, X. Li, G. Schaefer, M. E. Celebi, and P. Miller, “Mean shift based gradient vector flow for image segmentation,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 117, pp. 1004–1016, 2013.
- [18] L. Putzu and C. Di Ruberto, “White blood cells identification and counting from microscopic blood image,” *International Journal of Medical and Health Sciences*, vol. 7, pp. 20–27, 2013.
- [19] C. D. Ruberto, A. Loddo, and L. Putzu, “A multiple classifier learning by sampling system for white blood cells segmentation,” in *Proceedings of the International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, Valletta, Malta, 2015, pp. 415–425.
- [20] K. Li, Z. Lu, W. Liu, and J. Yin, “Cytoplasm and nucleus segmentation in cervical smear images using radiating gvf snake,” *Pattern Recognition*, vol. 45, pp. 1255–1264, 2012.
- [21] Z. Lu, G. Carneiro, and A. P. Bradley, “An improved joint optimization of multiple level set functions for the segmentation of overlapping cervical cells,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, pp. 1261–1272, 2015.
- [22] V. Aggarwal *et al.*, “A review: Deep learning technique for image classification,” *ACCENTS Transactions on Image Processing and Computer Vision*, vol. 4, p. 21, 2018.
- [23] S. Dargan, M. Kumar, M. R. Ayyagari, and G. Kumar, “A survey of deep learning and its applications: A new paradigm to machine learning,” *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 27, pp. 1071–1092, 2020.
- [24] S. Dong, P. Wang, and K. Abbas, “A survey on deep learning and its applications,” *Computer Science Review*, vol. 40, p. 100379, 2021.

- [25] W. Song, C. Fu, Y. Zheng, L. Cao, M. Tie, and C. W. Sham, “Protection of image roi using chaos-based encryption and dcnn-based object detection,” *Neural Computing and Applications*, vol. 34, pp. 5743–5756, 2022.
- [26] Y. Zheng, H. Tian, M. Du, and C. Fu, “Encrypted video search: Scalable, modular, and content-similar,” in *Proceedings of the 13th ACM Multimedia Systems Conference*, Athlone, Ireland, 2022, pp. 177–190.
- [27] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, “Fully convolutional networks for semantic segmentation,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, MA, USA, 2015, pp. 3431–3440.
- [28] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Munich, Germany, 2015, pp. 234–241.
- [29] U. Schmidt and M. Weigert, “Stardist - object detection with star-convex shapes,” <https://github.com/stardist/stardist>, 2020, accessed: 2025-01.
- [30] M. Scott, M. D. Mascio, and D. Rizzotti, “All-idb: Acute lymphoblastic leukemia image database,” <https://homes.di.unimi.it/scotti/all/>, 2011, accessed: 2025-01.
- [31] M. E. Plissiti and P. Dimitrakopoulos, “Sipakmed: A new dataset for feature and image based classification of normal and pathological cervical cells in pap smear images,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 4, 2018. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8451588>
- [32] K. Contributors, “Leukemia dataset,” <https://www.kaggle.com/datasets/mehradaria/leukemia?select=Original>, 2018, accessed: 2025-01.
- [33] H. Taha, F. Alizadeh, and N. Mohammad, “Creating a white blood cell dataset for segmentation,” 2023.
- [34] Milesial, “Pytorch u-net,” <https://github.com/milesial/Pytorch-UNet>, 2018, Υλοποίηση ανοικτού κώδικα του U-Net σε PyTorch για βιοϊατρική τμηματοποίηση.
- [35] W. Abdulla, “Mask r-cnn,” https://github.com/matterport/Mask_RCNN, 2017, Υλοποίηση ανοικτού κώδικα του Mask R-CNN βασισμένη στο TensorFlow και Keras.

- [36] W. Zhang, C. Fu, H. Xie, M. Zhu, M. Tie, and J. Chen, “Global context aware rnn for object detection,” *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 11 627–11 639, 2021.
- [37] Y. Zhao, C. Fu, S. Xu, L. Cao, and H. F. Ma, “Lfanet: Lightweight feature attention network for abnormal cell segmentation in cervical cytology images,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 145, p. 105500, 2022.
- [38] W. Zhang, C. Fu, Y. Zheng, F. Zhang, Y. Zhao, and C. W. Sham, “Hsnet: A hybrid semantic network for polyp segmentation,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 150, p. 106173, 2022.
- [39] W. Zhang, C. Fu, X. Chang, T. Zhao, X. Li, and C. W. Sham, “A more compact object detector head network with feature enhancement and relational reasoning,” *Neurocomputing*, vol. 499, pp. 23–34, 2022.
- [40] H. Chen, X. Qi, L. Yu, and P. A. Heng, “Dcan: Deep contour-aware networks for accurate gland segmentation,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 2487–2496.

ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

Η Κωνσταντίνα Τσιπούρα είναι μεταπτυχιακή φοιτήτρια στο Τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής της Πολυτεχνικής Σχολής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων, με ερευνητικά ενδιαφέροντα στη βαθιά μάθηση, την υπολογιστική όραση και την επεξεργασία ιατρικής εικόνας. Η παρούσα μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία εστιάζει στην αυτόματη τμηματοποίηση κυτταρικών πυρήνων με χρήση γεωμετρικά ενήμερων μεθόδων βαθιάς μάθησης.