



# ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ

Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών « Προηγμένα Συστήματα και Μέθοδοι στη Βιοϊατρική Τεχνολογία»

## **Αλγόριθμοι Τμηματοποίησης στην Ακτινοθεραπεία.**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**  
**ΜΑΡΙΑ ΣΤΑΥΡΟΥΛΑ ΜΠΕΛΙΤΣΟΥ**  
**Α.Μ. : 2110**

**Επιβλέπων : Κατερίνα Σκουρολιάκου, Καθηγήτρια**  
Τμήμα Μηχανικών Βιοϊατρικής  
Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής

Αθήνα  
2023

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Αλγόριθμοι Τμηματοποίησης στην Ακτινοθεραπεία.**

**Μαρία Σταυρούλα Μπελίτσου**

**A.M. : 2110**

**Επιβλέπων : Κατερίνα Σκουρολιάκου, Καθηγήτρια στο Τμήμα Μηχανικών Βιοϊατρικής  
του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής**

## Η Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Η Επιβλέπουσα Καθηγήτρια

Αικατερίνη Σκουρολιάκου

Καθηγήτρια

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

Νεκτάριος Καλύβας

Καθηγητής

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

Σπυρίδων Κωστόπουλος

Αναπληρωτής Καθηγητής

[ΨΗΦΙΑΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ]

## ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η υπογράφουσα Μαρία Σταυρούλα Μπελίτσου του Ηλία, με αριθμό μητρώου 2110 φοιτητής/τρια του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «ΠΡΟΗΓΜΕΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΗ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑ» του Τμήματος ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ της Σχολής ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

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

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

Ημερομηνία

08/03/2024

Η Δηλούσα



## **ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας, στα πλαίσια του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών «Προηγμένα Συστήματα και Μέθοδοι στη Βιοϊατρική Τεχνολογία», ευχαριστώ θερμά όσους συνέβαλαν στην επιτυχή διεκπεραίωσή της.

Πρωτίστως, ευχαριστώ θερμά την επιβλέπουσα καθηγήτρια της διπλωματικής μου εργασίας, την κα Κατερίνα Σκουρολιάκου για την αμέριστη υποστήριξη και καθοδήγηση της καθώς και για την κατανόηση της καθ'ολη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας αυτής.

Τέλος, ευχαριστώ ιδιαίτερος την οικογένεια μου και τους δικούς μου ανθρώπους, για την υποστήριξη τους σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου, για την αγάπη τους και τη δύναμη που μου δίνουν να θέτω στόχους και να τους υλοποιώ

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η ακτινοθεραπεία αποτελεί μια σημαντική μέθοδο θεραπείας για τη θανάτωση των νεοπλασματικών κυττάρων μέσω της χρήσης ιοντίζουσας ακτινοβολίας. Η επιτυχία της ακτινοθεραπείας εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον ακριβή καθορισμό του όγκου-στόχου σε σχέση με τους παρακείμενους υγιείς ιστούς, κάτι που καθιστά την επεξεργασία εικόνων και ειδικότερα τις μεθόδους τμηματοποίησης, διαδικασίες σημαντικές με πολλαπλά οφέλη. Στη παρούσα διπλωματική εργασία, χρησιμοποιήθηκαν δύο μέθοδοι τμηματοποίησης για την επεξεργασία εικόνων αξονικής τομογραφίας, καθώς βάσει αυτών πραγματοποιείται ο σχεδιασμός του πλάνου θεραπείας. Η παρουσίαση της συγκεκριμένης εργασίας ακολουθεί μια κλιμάκωση ώστε να φανεί χρήσιμη στον αναγνώστη που θέλει να εμβαθύνει στο αντικείμενο της ακτινοθεραπείας και της επεξεργασίας εικόνας.

Το πρώτο μέρος της εργασίας περιλαμβάνει το θεωρητικό υπόβαθρο το οποίο είναι απαραίτητο για την κατανόηση του αντικειμένου της εργασίας. Συγκεκριμένα εστιάζει στη διαδικασία της ακτινοθεραπείας, στο σχεδιασμό των πλάνων θεραπείας, στις βασικές έννοιες επεξεργασίας εικόνας και στις μεθόδους τμηματοποίησης

Στο δεύτερο μέρος αναπτύσσεται η πειραματική διαδικασία, η οποία αφορά την εφαρμογή μεθόδων επεξεργασίας εικόνας και, ειδικότερα, μεθόδων τμηματοποίησης που χρησιμοποιούν τη γλώσσα προγραμματισμού Python. Αρχικά, αναπτύσσεται κώδικας σε Python για τις θεμελιώδεις τεχνικές και την προεπεξεργασία εικόνων, με σκοπό την κατανόηση της χρήσης τέτοιων τεχνικών για τη βελτίωση των εικόνων προς ανάλυση και επεξεργασία.

Επιπρόσθετα, στα πλαίσια της πειραματικής διαδικασίας αναπτύσσονται οι κώδικες δύο μεθόδων τμηματοποίησης, και συγκεκριμένα η καθολική κατωφλίωση και η τμηματοποίηση με βάση την αναπτυσσόμενη περιοχή. Μέσω της εφαρμογής αυτών των μεθόδων και της ποσοτικής αξιολόγησης που ακολουθήθηκε, επισημαίνονται οι δυνατότητες και οι περιορισμοί της χρήσης αλγορίθμων για τον ακριβή καθορισμό περιοχών ενδιαφέροντος, όπως ο όγκος-στόχος στην ακτινοθεραπεία.

## **ABSTRACT**

Radiation therapy constitutes a significant treatment method for the eradication of neoplastic cells through the use of ionizing radiation. The success of radiation therapy largely depends on the precise determination of the target volume in relation to the organs at risk, making the processing of images and particularly the use of segmentation methods, processes of significant importance with multiple benefits. In this thesis, two segmentation methods were employed for the processing of computed tomography images, wherein the design of the treatment plan is carried out. The presentation of this particular work follows a structure aimed at facilitating readers wishing to delve deeper into the subject of radiation therapy and image processing.

The first part of the thesis includes the theoretical background necessary for understanding the subject matter. Specifically, it focuses on the process of radiation therapy, the design of treatment plans, the basic concepts of image processing, and the segmentation methods.

The second part entails the developments of the experimental procedure, which involves the application of image processing methods and, more specifically, segmentation methods that utilize the Python programming language. Initially, Python code is developed for the fundamental techniques and pre-processing of images, aiming to understand the use of such techniques for the improvement of images for analysis and processing.

Furthermore, within the framework of the experimental procedure, Python code for two segmentation methods is developed, namely the global thresholding and the region-based segmentation. Through the application of these methods and the quantitative evaluation that followed, the capacities and limitations of using algorithms for the precise determination of areas of interest, such as the target volume in radiation therapy, are highlighted.

# Περιεχόμενα

<b>Κεφάλαιο 1ο: Εξωτερική Ακτινοθεραπεία .....</b>	<b>1</b>
1.1. Η ακτινοθεραπεία ως μέθοδος αντιμετώπισης νεοπλασιών .....	1
1.2. Στοιχεία ραδιοβιολογίας .....	3
1.3 Εξωτερική ακτινοθεραπεία.....	4
1.3.1 Αρχή λειτουργίας γραμμικού επιταχυντή (Linear Accelerator).....	5
1.4 Σύγχρονες τεχνικές ακτινοθεραπείας .....	8
1.4.1 Τεχνική τρισδιάστατης σύμμορφης ακτινοθεραπείας (3D-Conformal Radiotherapy) .....	8
1.4.2 Τεχνική μεταβλητής έντασης πεδίων ακτινοβολίας (Intensity Modulated Radiation Therapy-IMRT).....	9
1.4.3 Ογκομετρική θεραπεία τόξων (Volumetric Modulated Arc Therapy-VMAT)..	10
<b>Κεφάλαιο 2° :Σχεδιασμός ακτινοθεραπείας.....</b>	<b>12</b>
2.1. Εισαγωγή .....	12
2.2 Τα στάδια για το σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας .....	12
2.3 Ορισμός των ανατομικών δομών.....	16
2.4 Υπολογιστικός σχεδιασμός ακτινοθεραπείας.....	18
2.4.1 Συμβατικός σχεδιασμός θεραπείας (Forward Planning) .....	19
2.4.2 Αντίστροφος σχεδιασμός θεραπείας (Inverse Planning).....	20
2.5 Εκτίμηση πλάνου ακτινοθεραπείας .....	21
2.5.1 Ισοδοσιακές καμπύλες (Isodose curve).....	21
2.5.2 Ιστόγραμμα δόσης/όγκου (Dose Volume Histograms-DVH) .....	22
2.5.3 Στατιστικά στοιχεία που αφορούν την κατανομή της δόσης .....	24
<b>Κεφάλαιο 3° : Θεμελιώδεις έννοιες στην επεξεργασίας εικόνας με εφαρμογές στην ιατρική εικόνα .....</b>	<b>26</b>
3.1 Εισαγωγή στην ψηφιακή απεικόνιση .....	26
3.2. Αναπαράσταση εικονοστοιχείου (pixel): Κατανόηση της βασικής μονάδας μιας εικόνας.....	26
3.2.1. Ορισμός του εικονοστοιχείου .....	26
3.2.2. Κλίμακα του γκρι έναντι έγχρωμων εικόνων .....	27
3.2.3. Βάθος bit.....	27
3.2.4. Συντεταγμένες .....	28
3.2.5. Ανάλυση εικόνας .....	28
3.2.6. Μορφές εικόνας (Image Formats).....	29



3.2.7. Ιστόγραμμα εικόνας.....	31
3.3. Συναρτήσεις Απεικόνισης (Mapping Functions) .....	32
3.3.1. Τύποι συναρτήσεων απεικόνισης .....	33
3.3.1.1. Γραμμική απεικόνιση .....	33
3.3.1.1.1. Γραμμική Μείωση της Φωτεινότητας .....	33
3.3.1.1.2. Γραμμική Αύξηση της Φωτεινότητας .....	33
3.3.1.1.3. Αρνητική Εικόνα .....	34
3.3.1.2. Μη γραμμική απεικόνιση .....	34
3.3.1.2.1. Μετασχηματισμοί με βάση την ύψωση σε δύναμη-Συνάρτηση Γάμμα .....	34
3.3.1.2.1. Συνάρτηση Σιγμοειδούς Προσαρμογής.....	35
3.4. Τεχνικές βελτίωσης εικόνας (Image Enhancement Techniques) .....	35
3.4.1. Ισοστάθμιση ιστογράμματος (Histogram Equalization) .....	35
3.4.2. Τοπικά Φίλτρα (Local Filters).....	37
3.4.2.1. Φίλτρα μείωσης θορύβου .....	38
3.4.2.1.1. Φίλτρο Μέσου Όρου (Mean Filter).....	39
3.4.2.1.2. Φίλτρο Διαμέσου (Median Filter) .....	40
3.4.3. Φίλτρα Εξομάλυνσης εικόνας .....	41
3.4.3.1. Γκαουσιανό Φίλτρο (Gaussian Filter) .....	41
3.4.4. Φίλτρα όξυνσης (Sharpening Filters) .....	45
3.4.4.1. Μάσκα Όξυνσης (Unsharp Masking).....	45
3.4.4.2. Λαπλασιανό φίλτρο (Laplacian).....	47
3.5. Μορφολογικοί Τελεστές (Morphological Operations).....	48
3.5.1. Διάβρωση (Erosion) .....	48
3.5.2. Διαστολή (Dilation).....	50
3.5.3. Άνοιγμα (Opening).....	52
3.5.4. Κλείσιμο (Closing) .....	54
<b>Κεφάλαιο 4<sup>ο</sup> : Μέθοδοι και αλγόριθμοι τμηματοποίησης .....</b>	<b>57</b>
4.1 Ψηφιακή ιατρική εικόνα.....	57
4.2. Μέθοδοι τμηματοποίησης εικόνας στην ακτινοθεραπεία .....	57
4.2.1. Ανίχνευση ακμών (Edge Detection).....	59
4.2.1.1. Ανιχνευτής ακμής Canny (Canny Edge Detector) .....	61
4.2.2. Κατωφλίωση (Thresholding).....	63
4.2.2.1. Καθολική Κατωφλίωση (Global Thresholding).....	64
4.2.2.2. Μέθοδος Otsu (Otsu Method) .....	66
4.2.2.3 Προσαρμοστική (ή Τοπική) Κατωφλίωση .....	68
4.2.3. Τμηματοποίηση με βάση την περιοχή (Region-based segmentation).....	69

4.2.3.1. Αναπτυσσόμενη Περιοχή (Region Growing).....	70
4.2.3.2. Μέθοδος Διαχωρισμού και Συγχώνευση περιοχών (Split & Merge).....	71
4.2.4. Μέθοδοι τμηματοποίησης βασισμένοι σε μοντέλα παραμόρφωσης.....	73
4.2.4.1. Ενεργά Περιγράμματα (Active Contours).....	73
4.2.5 Κατάτμηση περιοχής με ομαδοποίηση (Clustering) .....	74
4.2.5.1. Κατάτμηση περιοχής με βάση την ομαδοποίηση K-means .....	74
4.2.6. Μέθοδος τμηματοποίησης βασισμένη σε Άτλαντα.....	75
<b>Κεφάλαιο 5<sup>ο</sup>: Υλικά και Μέθοδος- Εισαγωγή στην Python .....</b>	<b>78</b>
5.1. Εισαγωγή.....	78
5.2. Αξιοποίηση της Python και των βιβλιοθηκών OpenCV, NumPy και Matplotlib για προηγμένη επεξεργασία ακτινολογικών εικόνων:.....	78
5.2.1 Python και OpenCV .....	78
5.2.2 NumPy .....	79
5.2.3. Matplotlib .....	80
5.3. Οδηγίες Εγκατάστασης .....	80
5.4. Επιλογή εικόνων για κατάτμηση μέσω Python .....	82
<b>Κεφάλαιο 6<sup>ο</sup>: Πειραματική Διαδικασία .....</b>	<b>84</b>
6.1. Ανάλυση έντασης pixel με OpenCV και οπτικοποίηση με Matplotlib .....	84
6.2. Τύποι συναρτήσεων απεικόνισης και εφαρμογή μέσω python .....	86
6.2.1.Γραμμική Μείωση της Φωτεινότητας .....	86
6.2.2. Γραμμική Αύξηση της Φωτεινότητας .....	89
6.2.3 Αρνητική εικόνα.....	90
6.2.4. Συνάρτηση Γάμμα .....	92
6.2.5. Συνάρτηση Σιγμοειδούς Προσαρμογής.....	93
6.3. Τεχνικές βελτίωσης εικόνας (Image Enhancement Techniques) .....	94
6.3.1. Ισοστάθμιση ιστογράμματος (Histogram Equalization) .....	94
6.3.2.Εφαρμογή των Τοπικών Φίλτρων μέσω python (Local Filters).....	96
6.3.2.1 Φίλτρο Μέσου Όρου (Mean Filter).....	96
6.3.2.2. Φίλτρο Διαμέσου (Median Filter) .....	99
6.3.2.3.Γκαουσιανό Φίλτρο (Gaussian Filter) .....	101
6.3.2.4. Φίλτρα όξυνσης-Μάσκα Όξυνσης (Unsharp Masking) .....	103
6.3.2.5. Λαπλασιανό φίλτρο (Laplacian).....	106
6.3.3.Χρήση Μορφολογικών Τελεστών μέσω python .....	109
6.3.3.1. Διάβρωση (Erosion) .....	109
6.3.3.2. Διαστολή (Dilation).....	111
6.3.3.3. Άνοιγμα (Opening).....	113
6.3.3.4.Κλείσιμο (Closing) .....	114

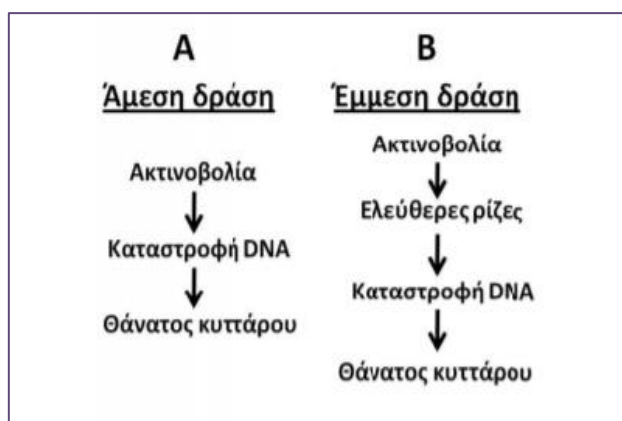
6.4. Τμηματοποίηση εικόνων μέσω python .....	116
6.4.1 Καθολική κατωφλίωση μέσω python.....	116
6.4.1.1. Συζήτηση συμπεράσματα .....	119
6.4.2. Εύρεση κατάλληλης τιμής κατωφλίου για την καθολική κατωφλίωση .....	120
6.4.2.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα .....	121
6.4.3. Τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή μέσω python .....	122
6.4.3.1. Συζήτηση- Συμπεράσματα .....	128
6.4.4. Βελτιστοποίηση μεθόδου ανάπτυξη περιοχής με περισσότερους σπόρους και διαφορετικά κατώφλια.....	129
6.4.4.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα .....	134
6.4.5. Βελτιστοποίηση μεθόδου με χρήση φίλτρου μείωσης θορύβου ( φίλτρο μέσου όρου).....	135
6.4.5.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα .....	139
6.4.6. Αξιολόγηση μεθόδων τμηματοποίησης.....	140
<b>Κεφάλαιο 7<sup>ο</sup>: Συμπεράσματα .....</b>	<b>155</b>
<b>Βιβλιογραφία .....</b>	<b>157</b>

## Κεφάλαιο 1ο: Εξωτερική Ακτινοθεραπεία

### 1.1. Η ακτινοθεραπεία ως μέθοδος αντιμετώπισης νεοπλασιών

Η ανακάλυψη των ακτίνων X (Roentgen, 1895) αλλά και του ραδιενεργού στοιχείου  $^{226}\text{Ra}$  (Curie, 1896) στα τέλη του 19<sup>ου</sup> αιώνα ανέδειξαν πολύ γρήγορα τη δράση της ιοντίζουσας ακτινοβολίας στους ιστούς του ανθρώπινου σώματος. Επίσης, σχετικά άμεσα ξεκίνησε και η χρήση των ιοντίζουσών ακτινοβολιών για ιατρικούς σκοπούς με έμφαση στην διάγνωση ασθενειών μέσω της ανατομικής απεικόνισης του εσωτερικού του ανθρώπινου σώματος αλλά και στη θεραπεία νεοπλασιών αλλά και καλοηθών νοσημάτων όπως νευρινώματα, αιμαγγειώματα, αθηρωματικές αλλοιώσεις αγγείων κ.α <sup>[1]</sup>.

Η βασική εφαρμογή της ιοντίζουσας ακτινοβολίας υψηλών ενεργειών με σκοπό τη θεραπεία είναι η καταπολέμηση των συμπαγών καρκινικών όγκων που εμφανίζονται στο ανθρώπινο σώμα. Συγκεκριμένα, στην ακτινοθεραπεία ή τηλεθεραπεία χρησιμοποιούνται ακτίνες-X υψηλής ενέργειας, δέσμες ηλεκτρονίων και ραδιενεργά ισότοπα με στόχο τη χορήγηση υψηλής απορροφούμενης δόσης στους καρκινικούς ιστούς, ώστε να επιτευχθεί η μέγιστη πιθανότητα ελέγχου της ανάπτυξης των καρκινικών κυττάρων, ενώ ταυτόχρονα λαμβάνεται μέριμνα ώστε η βλάβη των ακτινοβολούμενων μη καρκινικών ιστών και οργάνων να περιορίζεται σε αποδεκτό επίπεδο <sup>[2]</sup>. Η θεραπευτική δράση της ακτινοβολίας επιτυγχάνεται μέσω της πρόκλησης ιονισμών. Σύμφωνα με την ICRU, ως ιονισμός θεωρείται η διαδικασία κατά την οποία ένα ή περισσότερα ηλεκτρόνια ελευθερώνονται από ένα άτομο ή ένα μόριο <sup>[3]</sup>. Κατά την αλληλεπίδραση της ιοντίζουσας ακτινοβολίας με τα μόρια των ιστών προκαλούνται ιονισμοί. Οι ιονισμοί αυτοί προκαλούν βιολογικά αποτελέσματα. Οι τρόποι με τους οποίους μπορεί να επιδράσει η ακτινοβολία στα μόρια είναι δύο. Είτε η απευθείας δράση της ακτινοβολίας στο γενετικό υλικό των κυττάρων με αποτέλεσμα την άμεση καταστροφή τους είτε μέσω έμμεσης δράσης της ακτινοβολίας, δηλαδή μέσω της διαδικασίας της ραδιόλυσης των μορίων του νερού. Η διαδικασία της ραδιόλυσης του νερού δημιουργεί ελεύθερες ρίζες οι οποίες αλληλεπιδρούν και καταστρέφουν το DNA σε τέτοιο βαθμό έτσι ώστε η διαίρεση των κυττάρων γίνεται ανέφικτη<sup>[4]</sup>.



**Εικόνα 1.1:** Άμεση και έμμεση δράση της ακτινοβολίας σε κυτταρικό επίπεδο<sup>[1]</sup>

Το φυσικό μέγεθος με το οποίο ορίζεται η ποσότητα της ακτινοβολίας που απορροφούν τα κύτταρα των ιστών ονομάζεται δόση. Με τον όρο απορροφούμενη δόση ορίζουμε την ποσότητα ενέργειας που απορροφήθηκε ανά μονάδα μάζας, για όλες τις ιοντίζουσες ακτινοβολίες και για κάθε υλικό, με μονάδα μέτρησης το 1 Joule/Kg που ισοδυναμεί με 1 Gy<sup>[5]</sup>. Για μια επιτυχή ακτινοθεραπευτική πράξη θα πρέπει να χορηγηθεί η απαιτούμενη δόση ακτινοβολίας στο όγκο ο οποίος θεωρείται ο στόχος της θεραπείας ενώ ταυτόχρονα πρέπει να επιτυγχάνεται η προστασία των εν γειτονία υγιών ιστών.

Οι ιοντίζουσες ακτινοβολίες κατηγοριοποιούνται σε δύο βασικές κατηγορίες τις ηλεκτρομαγνητικές και τις σωματιδιακές. Στην ακτινοθεραπεία χρησιμοποιούνται και οι δύο κατηγορίες ακτινοβολιών. Με τον όρο ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία αναφερόμαστε στις ακτίνες-X και ακτίνες γ, οι οποίες δεν έχουν διαφορές ως προς τις φυσικές ιδιότητες και τις επιπτώσεις που προκαλούν στα βιολογικά μόρια. Η βασική διαφορά των δύο βρίσκεται στον τρόπο παραγωγής τους. Συγκεκριμένα, οι ακτίνες-X παράγονται μέσω της αλληλεπίδρασης ταχέων κινούμενων ηλεκτρονίων με υλικά υψηλού ατομικού αριθμού Z. Από την άλλη μεριά, οι ακτίνες γ προέρχονται από τη ραδιενεργό διάσπαση των πυρήνων συγκεκριμένων ισοτόπων τα οποία ονομάζονται ραδιοϊσότοπα.

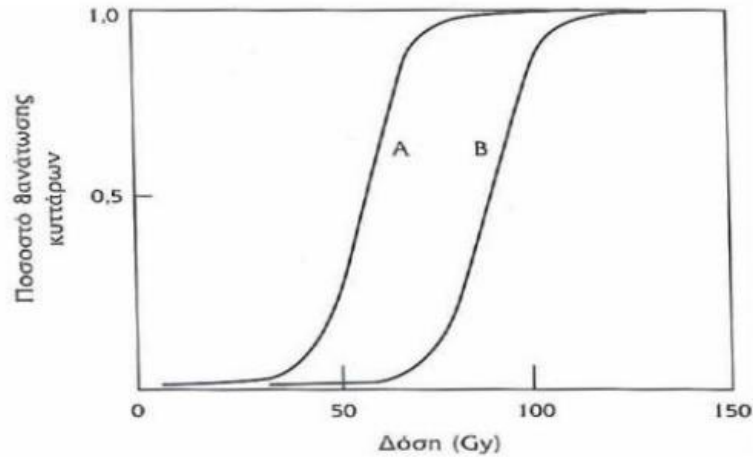
Η ακτινοθεραπεία πραγματοποιείται είτε με εξωτερικές δέσμες φωτονίων και ονομάζεται εξωτερική ακτινοθεραπεία ή τηλεθεραπεία, είτε εξ επαφής στον όγκο στόχο με τη χρήση και τοποθέτηση ραδιενεργών πηγών εσωτερικά του ασθενούς, η οποία ονομάζεται βραχυθεραπεία. Η συνηθέστερη είναι η εξωτερική ακτινοθεραπεία κατά την οποία δέσμες ακτινών X κατευθύνονται στον όγκο.<sup>[6]</sup> Η απεικονιστική διάταξη μέσω της οποίας επιτυγχάνεται η εξωτερική ακτινοθεραπεία είναι ο γραμμικός επιταχυντής ο οποίος επιταχύνει ηλεκτρόνια και είτε τα κατευθύνει σε ένα ειδικό υλικό - στόχο με υψηλό ατομικό αριθμό Z, ώστε να παραχθούν οι ακτίνες-X οι οποίες θα κατευθυνθούν προς τον

ασθενή, είτε κατευθύνει τα παραγόμενα ηλεκτρόνια απευθείας πάνω στο σώμα του ασθενή.

## 1.2. Στοιχεία ραδιοβιολογίας

Η συμπεριφορά των καρκινικών κυττάρων παρουσιάζει σημαντικές διαφορές σε σχέση με τα φυσιολογικά κύτταρα. Τα βασικά γνωρίσματα των καρκινικών κυττάρων τα οποία τα διαχωρίζουν από τα φυσιολογικά είναι **α)** η απώλεια διαφοροποίησης **β)** η αύξηση διηθητικής ικανότητας **γ)** η απορρύθμιση του κυτταρικού κύκλου και **δ)** η επιβράδυνση ή/και η πλήρης απουσία διαδικασιών απόπτωσης. Τα καρκινικά κύτταρα παρουσιάζουν άτυπο, συνεχή και γρηγορότερο πολλαπλασιασμό από τα φυσιολογικά λόγω δυο παραγόντων. Ο πρώτος παράγοντας είναι η ανικανότητα ελέγχου διακοπής του κυτταρικού τους κύκλου με αποτέλεσμα την ανεξέλεγκτη αναπαραγωγή τους. Ο δεύτερος παράγοντας είναι η απώλεια ελέγχου του φυσιολογικού αναμενόμενου κυτταρικού θανάτου (απόπτωση) η οποία έχει σαν αποτέλεσμα τη συνεχόμενη άθροισή τους. Ωστόσο, τα κύτταρα των νεοπλασιών παρουσιάζουν συνήθως μεγαλύτερη ακτινοευαισθησία στην ακτινοβολία σε σύγκριση με τα υγιή κύτταρα. Σε αυτό το δεδομένο βασίστηκε η θεραπεία με τη χρήση των ακτινοβολιών<sup>[5]</sup>. Η διαδικασία της ακτινοθεραπείας εκμεταλλεύεται το «ακτινοθεραπευτικό παράθυρο» όπου εάν το όριο ανοχής στην ακτινοβολία ενός πληθυσμού καρκινικών κυττάρων είναι μικρότερο από το αντίστοιχο όριο ανοχής των υγιών τότε υπάρχει συγκεκριμένο επίπεδο δόσης με την οποία επιτυγχάνεται επαρκής θανάτωση του πληθυσμού των καρκινικών κυττάρων, ενώ ταυτόχρονα η δόση αυτή οδηγεί σε βλάβες ενός περιορισμένου αριθμού υγιών κυττάρων.

Η συμπεριφορά των πληθυσμών τόσο των καρκινικών όσο και των υγιών κυττάρων σε σχέση με το επίπεδο απορροφούμενης δόσης από την ιοντίζουσα ακτινοβολία με το οποίο θα ακτινοβοληθούν, αποτυπώνεται σε ένα διάγραμμα το οποίο περιέχει τις καμπύλες δόσης-επιβίωσης (Εικόνα 1.2.), που συγκεκριμένα δείχνει την πιθανότητα θανάτωσης των δυο πληθυσμών κύτταρων σε συνάρτηση με την απορροφούμενη δόση. Η καμπύλη A αφορά τα καρκινικά κύτταρα(TCP -Tumor Control Propability), ενώ η καμπύλη B τα υγιή κύτταρα(NTCP -Normal Tissue Complication Propability) <sup>[7]</sup>.



**Εικόνα 1.2:** Καμπύλες δόσης-επιβίωσης για τα καρκινικά (A) και τα υγιή (B) κύτταρα <sup>[1]</sup>.

Από τις δύο καμπύλες δόσης-επιβίωσης A και B εξάγεται το συμπέρασμα ότι λόγω της σιγμοειδούς μορφής τους υπάρχει ένα ελάχιστο επίπεδο απορροφούμενης δόσης στους δύο πληθυσμούς κυττάρων το οποίο θεωρείται κατώφλι για σημαντική αύξηση της πιθανότητας θανάτωσης τους. Επίσης, καταδεικνύεται και ένα ανώτερο επίπεδο δόσης με το οποίο επιτυγχάνεται θανάτωση του συνόλου του πληθυσμού των κυττάρων και η περαιτέρω αύξηση της δόσης δεν μπορεί να προκαλέσει επιπλέον βιολογικό αποτέλεσμα από το ήδη υφιστάμενο.

Η μεγιστοποίηση της επιτυχίας της ακτινοθεραπείας επιτυγχάνεται όταν οι δύο σιγμοειδείς καμπύλες είναι επαρκώς διαχωρισμένες μεταξύ τους. Για προφανείς λόγους, αποτελεί επιτακτική ανάγκη η μέση δόση που θα αποδοθεί στα υγιή κύτταρα να είναι πάντα μικρότερη από τη μέση δόση που θα αποδοθεί στα καρκινικά κύτταρα. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται το μέγιστο θεραπευτικό αποτέλεσμα με ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση των ανεπιθύμητων παρενεργειών στους υγιείς κυτταρικούς πληθυσμούς. Το είδος της ακτινοβολίας, ο ρυθμός της ακτινοβολήσης, καθώς και το είδος του ιστού από όπου προέρχονται τα κύτταρα, καθορίζουν τη μορφή που θα έχουν οι καμπύλες δόσης-επιβίωσης<sup>[7]</sup>.

### 1.3 Εξωτερική ακτινοθεραπεία

Εξωτερική ακτινοθεραπεία αποκαλείται η θεραπεία η οποία επιτυγχάνεται μέσω μιας πηγής ιοντίζουσας ακτινοβολίας δέσμης ακτίνων X, ακτίνων γ, δέσμης ηλεκτρονίων, δέσμης πρωτονίων ή δέσμης βαρέων ιόντων η οποία βρίσκεται σε συγκεκριμένη απόσταση από το σώμα του ασθενή και αποτελεί την πιο διαδεδομένη μέθοδο ακτινοθεραπείας. Στη

συντριπτική πλειοψηφία των περιπτώσεων εφαρμογής της ακτινοθεραπείας χρησιμοποιούνται δέσμες ακτίνων-Χ ή δέσμες ηλεκτρονίων υψηλής ενέργειας, οι οποίες παράγονται από γραμμικούς επιταχυντές. Παλαιότερα, συχνή ήταν και η χρήση ραδιενεργών πηγών, όπως το ραδιονουκλίδιο  $^{60}\text{Co}$ , για την επίτευξη εξωτερικής δέσμης ακτινοβολίας  $\gamma$ . Ωστόσο, στη σύγχρονη εποχή της ακτινοθεραπείας που διανύουμε οι διατάξεις αυτές τείνουν να εκλείψουν τόσο για τεχνικούς λόγους, για λόγους που αφορούν την αποτελεσματικότητα της θεραπείας καθώς και για λόγους ακτινοπροστασίας.

Σκοπός της εξωτερικής ακτινοθεραπείας είναι η κατεύθυνση της δέσμης ακτινοβολίας προς τη περιοχή του σώματος στην οποία υπάρχει διαπιστωμένη κακοήθεια και συγκεκριμένα ο όγκος-στόχος. Επιπλέον, λαμβάνεται μέριμνα ώστε να ακτινοβοληθεί και η μικροσκοπική υποκλινική νόσος γύρω από τη περιοχή της διαπιστωμένης κακοήθειας. Μεταβάλλοντας το χρόνο που ακτινοβολείται ο όγκος, το μέγεθος του πεδίου ακτινοβολίας καθώς και την ενέργεια της παραγόμενης δέσμης καθορίζεται και η τελική απορροφούμενη δόση που θα πάρει ο όγκος. Για τη διαμόρφωση των διαστάσεων της δέσμης χρησιμοποιούνται κατευθυντήρες οι οποίοι είναι ενσωματωμένοι στη κεφαλή του γραμμικού επιταχυντή για τις δέσμες ακτίνων Χ και με χρήση πρόσθετων κώνων διάφορων διαστάσεων οι οποίοι προσαρτούνται επιπλέον στην κεφαλή για δημιουργία πεδίου ακτινοβολίας ηλεκτρονίων.

### **1.3.1 Αρχή λειτουργίας γραμμικού επιταχυντή (Linear Accelerator)**

Ο πρώτος γραμμικός επιταχυντής εφευρέθηκε τον Ιανουαρίου 1928 από τον Leo Szilard και ο Rolf Wideroe και ήταν το πρώτο ακτινοθεραπευτικό μηχάνημα το οποίο τέθηκε σε λειτουργία. Ο W.W.Hansen κατασκεύασε το 1948 στο πανεπιστήμιο του Stanford, έναν γραμμικό επιταχυντή ο οποίος εξέπεμπε δέσμη ηλεκτρονίων με ενέργεια  $6\text{MeV}$ <sup>[8]</sup>. Το 1952 στο νοσοκομείο Hammersmith του Λονδίνου εγκαταστάθηκε ο πρώτος ιατρικός γραμμικός επιταχυντής  $8\text{MV}$ <sup>[3]</sup> με την πρώτη επίσημη καταγεγραμμένη ακτινοθεραπεία να πραγματοποιείται το 1953.

Στη σημερινή εποχή, ο γραμμικός επιταχυντής χρησιμοποιείται για ακτινοθεραπεία είτε για επιφανειακούς όγκους με δέσμη ηλεκτρονίων, είτε για εν τω βάθει όγκους με δέσμη ακτίνων Χ<sup>[2]</sup>. Αποτελείται από έναν βραχίονα ο οποίος στο τέλος του διαθέτει μια κεφαλή. Ο βραχίονας μαζί με την κεφαλή του ονομάζεται ικρίωμα (Gantry) και έχει τη δυνατότητα πλήρους περιστροφής ( $360^\circ$ ). Η πρώτη διάταξη που ενεργοποιείται ονομάζεται πυροβόλο ηλεκτρονίων (electron gun) και εκεί παράγονται τα ηλεκτρόνια με θερμιονική εκπομπή



υπό τη μορφή παλμών. Η εκπομπή επιτυγχάνεται μέσω της θέρμανσης νήματος βολφραμίου (W) ή υλικού παρόμοιων ιδιοτήτων που αποτελεί την κάθοδο. Εν συνεχεία, τα ηλεκτρόνια επιταχύνονται μέσω μιας διάταξης η οποία αποτελείται από ένα κυματοδηγό που χρησιμοποιεί ηλεκτρομαγνητικά πεδία συχνότητας ραδιοκυμάτων (RF). Η δέσμη των ηλεκτρονίων κατευθύνεται στη κεφαλή του γραμμικού επιταχυντή αφού προηγουμένως τα ηλεκτρόνια έχουν αποκτήσει ενέργεια στην περιοχή των MeV. Στο τελευταίο σκέλος της παραγωγής δέσμης, η διαδικασία διαφοροποιείται, αναλόγως για το αν ο γραμμικός επιταχυντής χρησιμοποιείται για παραγωγή δέσμης ακτινών-X ή για ακτινοθεραπεία με ηλεκτρόνια<sup>[8]</sup>.

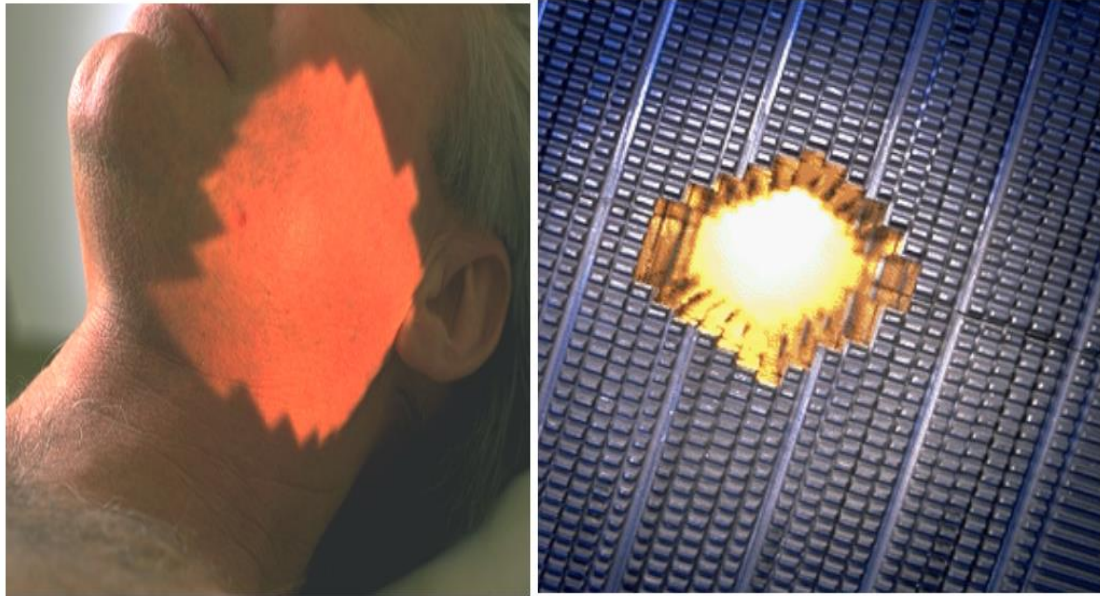
Για την παραγωγή δέσμης ακτινών-X, τα ηλεκτρόνια αρχικά εστιάζονται και στη συνέχεια προσπίπτουν σε ένα ειδικό υλικό-στόχο, υψηλού ατομικού αριθμού, που συνήθως είναι το βολφράμιο. Κατά την πρόσκρουση τους στο υλικό της ανόδου, τα ηλεκτρόνια επιβραδύνονται λόγω της αλληλεπίδρασης τους με τα ηλεκτρόνια και τους πυρήνες των ατόμων του στόχου. Κατά την αλληλεπίδραση αυτή, ένα μικρό μέρος της ενέργειας των ηλεκτρονίων μετατρέπονται σε φωτόνια (ακτίνες-X) μέσω του φαινομένου πέδησης (Bremmstrahlung), παράγοντας τελικά τη κλινικά χρήσιμη δέσμη ακτινοβολίας ενώ το μεγαλύτερο μέρος της ενέργειας μετατρέπεται σε θερμότητα, κάτι που καθιστά επιτακτική την ανάγκη συνεχούς ψύξης της διάταξης. Αμέσως μετά τη παραγωγή της δέσμης ακτινοβολίας παρεμβάλλεται το φίλτρο επιπεδώσεως (flattening filter) με σκοπό την επίτευξη ομοιογένειας στη δέσμη καθώς και ένα σύστημα κατευθυντήρων για την κατάλληλη προσαρμογή των διαστάσεων της. Στους σύγχρονους γραμμικούς επιταχυντές το ρόλο των κατευθυντήρων τον έχει ένας πολύφυλλος κατευθυντήρας (Multi Leaf Collimator- MLC). που αποτελείται από δύο συστάδες πολλαπλών στενών φύλλων μολύβδου που κινούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους σε μια διεύθυνση καθοδηγούμενα από τον υπολογιστή. Στόχος τους είναι να προσομοιάσουν ακριβώς το σχήμα του όγκου-στόχου έτσι όπως αυτό διαμορφώνεται από τις διαφορετικές γωνίες από τις οποίες ο γραμμικός επιταχυντής βρίσκεται σε σχέση με το σώμα του ασθενούς. Για τη παραγωγή δέσμης ηλεκτρονίων, τα ηλεκτρόνια δεν προσπίπτουν στο υλικό της ανόδου και εξέρχονται από την διάταξη μέσω ενός λεπτού παραθύρου <sup>[1]</sup>.

Τα βασικά μέρη ενός γραμμικού επιταχυντή είναι :

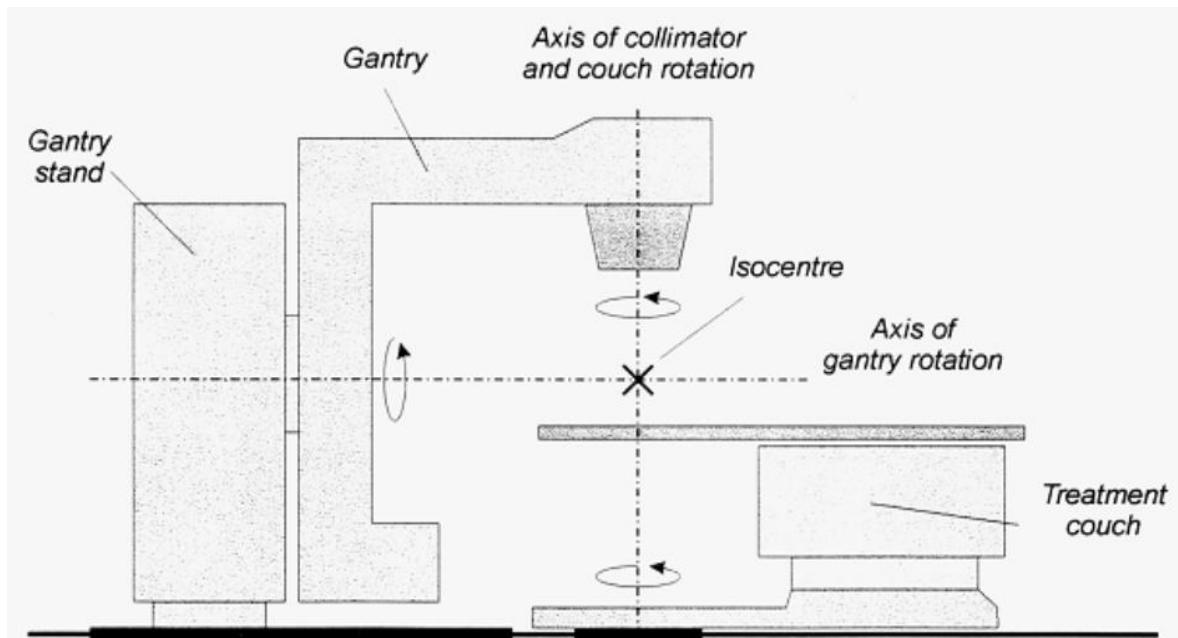
- Το ικρίωμα - βραχίονας (gantry system)
- Η κεφαλή (gantry head)
- Ο κατευθυντήρας πολλαπλών φύλλων (Multi-Leaf collimators) που αποτελείται από δυο σειρές μολύβδινων παράλληλων φύλλων που μετακινούνται

ανεξάρτητα μεταξύ τους.

- Το κρεβάτι θεραπείας (couch) πάνω στο οποίο τοποθετείται και ακινητοποιείται ο ασθενής



Εικόνα 1.3: Κατευθυντήρας Πολλαπλών Φύλλων (MLC) <sup>[1]</sup>



Εικόνα 1.4 : Ισόκεντρο γραμμικού επιταχυντή <sup>[1]</sup>

Η διάταξη του γραμμικού επιταχυντή μπορεί να περιστρέφεται με τη χρήση του ειδικού βραχίονα Gantry περίξ συγκεκριμένου σημείου το οποίο ορίζεται ως το κέντρο

περιστροφής και ονομάζεται ισόκεντρο. Το ισόκεντρο ορίζεται από το κέντρο περιστροφής του βραχίονα Gantry του γραμμικού επιταχυντή, του κρεβατιού θεραπείας (couch) και του συστήματος των κατευθυντήρων του γραμμικού επιταχυντή. Από αυτό το σημείο περνάει ο κεντρικός άξονας της δέσμης ακτινοβολίας<sup>[1]</sup>. Σε πολλές περιπτώσεις το ισόκεντρο ταυτίζεται και με το κέντρο του όγκου-στόχου. Επίσης, οι σύγχρονοι γραμμικοί επιταχυντές διαθέτουν στο βραχίονα τους ενσωματωμένες απεικονιστικές διατάξεις, για την απεικονιστική καθοδήγηση της ακτινοθεραπείας με χρήση κυρίως ακτίνων X αλλά και μη ιοντίζουσας ακτινοβολίας όπως διατάξεις MRI, υπερήχους, υπέρυθρες ακτινοβολίες κ.α.. Στόχος των απεικονιστικών διατάξεων αυτών είναι ο εντοπισμός της ακριβούς θέσης των ανατομικών δομών του ασθενή σε πραγματικό χρόνο με ταυτόχρονη λήψη λειτουργικών πληροφοριών της ανατομικής περιοχής που μελετάται, κατά τη διάρκεια της θεραπείας.<sup>[11]</sup>

## **1.4 Σύγχρονες τεχνικές ακτινοθεραπείας**

Στην ακτινοθεραπεία γίνεται χρήση παραπάνω του ενός πεδίου με στόχο να επιτευχθεί η υψηλότερη δυνατή δόση σε όγκους που βρίσκονται σε συγκεκριμένο βάθος από την επιφάνεια του σώματος του ασθενή και ταυτόχρονα να προστατευτούν επαρκώς οι υγιείς ιστοί, που είναι σε γειτνίαση με τον όγκο-στόχο. Τα πεδία ακτινοβολίας εισέρχονται στον ασθενή από διαφορετικές εισόδους και τελικά διασταυρώνονται στον όγκο-στόχο.

Για κάθε διαφορετική γωνία στόχευσης, το άνοιγμα της δέσμης (άνοιγμα κατευθυντήρα) διαμορφώνεται κατάλληλα με βάση το σχήμα του στόχου με τη χρήση μολύβδινων μπλοκ ή MLC που παρεμβάλλονται στην πορεία της δέσμης ώστε να μειωθεί η επιβάρυνση των υγιών ιστών, που γειτνιάζουν με το στόχο. Κάθε πεδίο ακτινοβολίας επιφέρει ένας κλάσμα της συνολικής ημερήσιας δόσης στον όγκο-στόχο, ακτινοβολώντας ταυτόχρονα διαφορετική περιοχή υγιών ιστών. Η χρήση των πολλαπλών πεδίων παραμένει η βάση των περισσότερων τεχνικών ακτινοθεραπείας μέχρι και σήμερα.

### **1.4.1 Τεχνική τρισδιάστατης σύμμορφης ακτινοθεραπείας (3D-Conformal Radiotherapy)**

Στη τεχνική της σύμμορφης τρισδιάστατης ακτινοθεραπείας χρησιμοποιούνται πολλαπλά πεδία ομοιόμορφης έντασης τα οποία προσαρμόζονται στο σχήμα και στο μέγεθος του όγκου-στόχου για κάθε γωνία της δέσμης με τη χρήση MLC. Ο ακριβής καθορισμός του αριθμού των δεσμών, της κατεύθυνσης της κάθε δέσμης, του σχήματος

του κάθε πεδίου της κάθε δέσμης ακτινοβολίας και του ποσοστού της συνολικής ημερήσιας δόσης που χορηγείται από κάθε δέσμη, πραγματοποιείται μέσω ενός ειδικού λογισμικού που ονομάζεται σύστημα σχεδιασμού θεραπείας (Treatment Planning System-TPS). Οι απαραίτητες ανατομικές και λειτουργικές πληροφορίες της περιοχής που θα ακτινοβοληθεί για τη δημιουργία του πλάνου θεραπείας δίνονται από έναν υπολογιστικό τομογράφο<sup>[1]</sup>. Στη τεχνική 3D-CRT ακολουθείται ο ευθύς σχεδιασμός θεραπείας, κατά τον οποίο ο χρήστης γνωρίζει την προκαθορισμένη δόση που πρέπει να πάρει ο όγκος-στόχος και τα κρίσιμα όργανα και με βάση αυτό επιλέγει τον αριθμό και το σχήμα των πεδίων καθώς και το ποσοστό δόσης που λαμβάνει ο ασθενής από κάθε πεδίο ακτινοβολίας έτσι ώστε να ικανοποιεί όσο το δυνατόν περισσότερο τις απαιτήσεις της δόσης στο όγκο-στόχο και στα κρίσιμα όργανα.

Η τρισδιάστατη σύμμορφη ακτινοθεραπεία έγινε εφικτή με τη χρήση του πολύφυλλου κατευθυντήρα (Multi Leaf Collimator- MLC) του οποίου τα φύλλα κινούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους σύμφωνα με το πλάνο θεραπείας<sup>[1]</sup>. Τα MLC κινούνται έτσι ώστε να περιγράφουν το σχήμα του όγκου και καθιστούν εφικτή τη δημιουργία πεδίων ακανόνιστων σχημάτων έτσι ώστε σε κάθε δέσμη θεραπείας να ακτινοβολείται μόνο ο όγκος-στόχος. Η παρεμβολή των MLC στη δέσμη μειώνει τον όγκο του φυσιολογικού ιστού που περιλαμβάνεται στην περιοχή υψηλής δόσης κατά 40-50 %<sup>[9]</sup>.

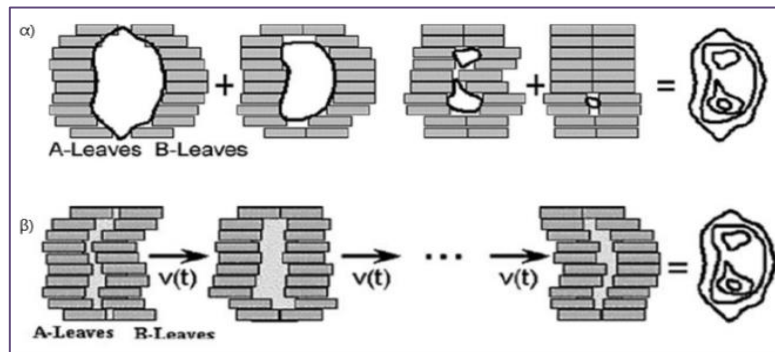
#### **1.4.2 Τεχνική μεταβλητής έντασης πεδίων ακτινοβολίας (Intensity Modulated Radiation Therapy-IMRT)**

Η ακτινοθεραπεία με χρήση πεδίων ακτινοβολίας διαμορφωμένης έντασης είναι μια σύγχρονη τεχνική η οποία επιτυγχάνει αποτελεσματική μείωση της δόσης στους υγιείς ιστούς που γειτνιάζουν με το στόχο ο οποίος ακτινοβολείται με το σύνολο της απαιτούμενης δόσης. Αρχικά, η τεχνική της IMRT προτάθηκε ως ιδέα από τον Brahme το 1982<sup>[10]</sup> και άρχισε να εφαρμόζεται στην κλινική πράξη από τη δεκαετία του 1990. Βασίζεται στη παραγωγή πολλαπλών πεδίων ακτινοβολίας το καθένα από τα οποία έχει κατάλληλα διαμορφωμένο σχήμα και ένταση.

Η θεραπεία του ασθενή γίνεται με έναν αριθμό δεσμών διαφορετικών διευθύνσεων που βρίσκονται σε διαφορετική γωνία (τεχνική step-and-shoot) και κατά τη κίνηση της κεφαλής από τη μια διεύθυνση προς την επόμενη η ακτινοβολή σταματά. Επίσης, σε κάθε γωνία δημιουργούνται περισσότερα από ένα σχήματα πεδίων και η ακτινοβολία διακόπτεται κατά την ώρα της διαμόρφωσης κάθε πεδίων με τη χρήση του MLC.

Συμπερασματικά, η ακτινοβολήση πραγματοποιείται μόνο κατά τη διάρκεια όπου η κεφαλή και ο MLC παραμένουν σταθεροί.

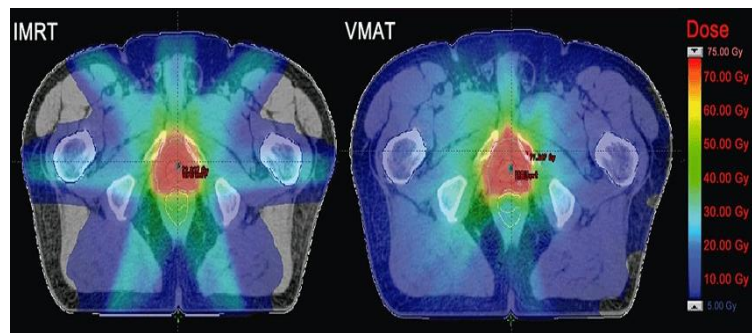
Επιπλέον της τεχνικής που προαναφέρθηκε, υπάρχει και η τεχνική sliding-shoot στην οποία η ακτινοβολήση διακόπτεται κατά τη κίνηση της κεφαλής για αλλαγή της γωνίας και το σχήμα του πεδίου μεταβάλλεται<sup>[11]</sup>. Η χωρική κατανομή της έντασης υπολογίζεται με τη χρήση αλγορίθμων βελτιστοποίησης και ο σχεδιασμός που χρησιμοποιεί η τεχνική της IMRT ονομάζεται αντίστροφος σχεδιασμός θεραπείας. Στον αντίστροφο σχεδιασμό θεραπείας, σε αντίθεση με το συμβατικό, καθορίζεται πρώτα με ακρίβεια το επιθυμητό αποτέλεσμα δόσης που πρέπει να λάβει ο όγκος-στόχος και τα υγιή όργανα και στη συνέχεια υπολογίζεται μέσω κατάλληλου λογισμικού ο τρόπος με τον οποίο θα αποδοθεί αποτελεσματικά η επιθυμητή κατανομή δόσης<sup>[12]</sup>.



**Εικόνα 1.5 :** α) Η βασική αρχή της τεχνικής step and shoot. Οι διαφορετικές θέσεις των MLC για συγκεκριμένη θέση του gantry, β) Η βασική αρχή της τεχνικής sliding shoot <sup>[13]</sup>.

### 1.4.3 Ογκομετρική θεραπεία τόξων (Volumetric Modulated Arc Therapy-VMAT)

Η ογκομετρική τοξοειδής ακτινοθεραπεία διαμορφούμενης έντασης αποτελεί μια από τις πιο σύγχρονες τεχνικές ακτινοθεραπείας. Σ' αυτή τη τεχνική, το μηχάνημα εκτελεί περιστροφή γύρω από τον ασθενή σε μορφή τόξου με συγκεκριμένη γωνία έναρξης και λήξης ακτινοβολώντας τον όγκο-στόχο. Κατά τη πορεία της κεφαλής, ο πολύφυλλος κατευθυντήρας αλλάζει το σχήμα του πεδίου ενώ μπορούν να μεταβάλλονται τόσο η ένταση της ακτινοβολίας όσο και η ταχύτητα διαγραφής του τόξου χωρίς η ακτινοβολήση να διακόπτεται. Συμπερασματικά, η τεχνική VMAT παρουσιάζει το επιπλέον πλεονέκτημα της βέλτιστης ακτινοβολήσης στο μικρότερο δυνατό χρόνο με τη μέγιστη ακρίβεια χορήγησης της δόσης<sup>[14]</sup>.



**Εικόνα 1.6:** Κατανομή της δόσης στην περιοχή του προστάτη για τις τεχνικές IMRT και VMAT.

## **Κεφάλαιο 2<sup>ο</sup> :Σχεδιασμός ακτινοθεραπείας**

### **2.1. Εισαγωγή**

Η επιτυχημένη ακτινοθεραπευτική πράξη περιλαμβάνει ένα σύνολο ενεργειών που είναι απαραίτητο να πραγματοποιηθούν και οι οποίες απαιτούν την άριστη συνεργασία όλων των εμπλεκόμενων επαγγελματιών υγείας καθώς και την ύπαρξη του κατάλληλου υλικοτεχνικού εξοπλισμού. Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφονται τα στάδια που ακολουθούνται για την πραγματοποίηση των συνεδριών της ακτινοθεραπείας καθώς και οι μέθοδοι που έχει ένα ακτινοθεραπευτικό τμήμα στη διάθεση του ώστε να αξιολογήσει την αποτελεσματικότητα της.

Ο σχεδιασμός του εξατομικευμένου πλάνου θεραπείας αποτελεί κομμάτι της διαδικασίας με αυξημένη βαρύτητα καθώς καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο θα εισέλθει η ακτινοβολία Χ μέσω του γραμμικού επιταχυντή στο ανθρώπινο σώμα καθώς και την δόση που θα λάβουν οι διάφορες περιοχές ενδιαφέροντος. Βασικός σκοπός ενός πλάνου θεραπείας είναι η ομοιογενής κατανομή της δόσης στον όγκο-στόχο και ταυτόχρονα η προστασία των υγιών δομών που γειτνιάζουν με αυτόν.

Οι ανατομικές πληροφορίες της υπό ακτινοβόληση περιοχής για το σχεδιασμό του πλάνου θεραπείας αντλούνται μέσω εξειδικευμένων απεικονιστικών διατάξεων. Με αυτόν τον τρόπο καθίσταται δυνατό να περιγραφούν οι διαστάσεις της περιοχής η οποία χρήζει θεραπείας καθώς και των υγιών δομών. Στη συνέχεια οι εικόνες αυτές μεταφέρονται σε κατάλληλο λογισμικό (Treatment Planning System- TPS) όπου και πραγματοποιείται ο σχεδιασμός του πλάνου και ο υπολογισμός της τελικής δόσης για κάθε περιοχή ενδιαφέροντος.

### **2.2 Τα στάδια για το σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας**

Αρχικά, μετά τη διάγνωση και τη σταδιοποίηση της νόσου απαιτείται η πραγματοποίηση συγκεκριμένων βημάτων για την εξασφάλιση της επιτυχημένης θεραπείας. Η διαδικασία ξεκινά με την τοποθέτηση του ασθενή στην διάταξη υπολογιστικής τομογραφίας εξομοίωσης (CT simulator). Ο τρόπος που τοποθετείται ο ασθενής προσομοιάζει και τη θέση που θα λαμβάνει καθημερινά στην τράπεζα του γραμμικού επιταχυντή κατά τη φάση της θεραπείας. Είναι κρίσιμο η θέση αυτή να είναι τέτοια ώστε να μπορεί να γίνει επαρκής απεικόνιση του σημείου ενδιαφέροντος αλλά και η τοποθέτηση να μπορεί να επαναληφθεί με τρόπο ακριβή και εύκολα επαναλήψιμο, κάτι

που πραγματοποιείται με τη βοήθεια των συστημάτων ακινητοποίησης. Στις εικόνες 2.1 και 2.2 απεικονίζονται τα συστήματα ακινητοποίησης για την κεφαλή και τον τράχηλο τα οποία αποτελούν τη θερμοπλαστική μάσκα και τα στηρίγματα βάσης κεφαλής.



**Εικόνα 2.1:** Θερμοπλαστική μάσκα για ακινητοποίηση της κεφαλής



**Εικόνα2.2:** Στηρίγματα βάσης για ακινητοποίηση κεφαλής

Στη συνέχεια, πραγματοποιείται τοποθέτηση σημαδιών επάνω στο σώμα του ασθενή σε σταθερά σημεία στην επιφάνεια του δέρματος του, πλησίον της περιοχής ενδιαφέροντος. Τα σημάδια αυτά μπορεί να είναι αποτέλεσμα δερματοστιξίας ή αυτοκόλλητα (Bbs). Στη περιοχή της κεφαλής τοποθετούνται αυτοκόλλητα σημάδια πάνω στη θερμοπλαστική μάσκα. Το επόμενο βήμα αποτελεί η επικέντρωση των τριών αυτών lasers επάνω στα σημάδια ώστε ο ασθενής να ευθυγραμιστεί με τα lasers με τη βοήθεια της κίνησης της τράπεζας του αξονικού και στις τρεις διευθύνσεις. το σημείο συνάντησης των τριών lasers ορίζεται ως το σημείο laser origin (0,0,0).

Αφού ολοκληρωθεί η σωστή τοποθέτηση του ασθενούς λαμβάνονται εικόνες υπολογιστικής τομογραφίας και αποστέλλονται προς το σύστημα σχεδιασμού θεραπείας (TPS) μέσω ειδικών πρωτοκόλλων επικοινωνίας- DICOM. Εκεί γίνεται η χρήση και η



επεξεργασία των εικόνων με σκοπό τη δημιουργία του πλάνου θεραπείας με τη βοήθεια κατάλληλου λογισμικού. Μια σημαντική εξέλιξη στον τομέα του σχεδιασμού θεραπείας αποτελεί και η δυνατότητα της σύντηξης (Fusion) των εικόνων που δημιουργήθηκαν στον CT simulator με ένα δεύτερο set εικόνων εξετάσεων από διαφορετικές διατάξεις όπως είναι ο MRI και το PET/CT, τις οποίες έχει πραγματοποιήσει ο ασθενής στο πρόσφατο παρελθόν<sup>[1]</sup>.

Η πρώτη εργασία που απαιτείται να γίνει κατά την επεξεργασία των εικόνων στο TPS είναι ο καθορισμός των περιοχών ενδιαφέροντος από τον ακτινοθεραπευτή ογκολόγο με πρώτη προτεραιότητα τον καθορισμό του όγκου-στόχου. Συγκεκριμένα, για τον όγκο – στόχο καθορίζονται τα περιγράμματα του GTV (Gross Tumor Volume), CTV (Clinical Target Volume) και του PTV (Planning Target Volume), καθώς και τα κρίσιμα όργανα (OAR-Organ At Risk) που γειτνιάζουν με τον όγκο και πιθανόν θα βρίσκονται στην πορεία της ακτινοθεραπευτικής δέσμης. Τον καθορισμό των παραπάνω δομών ακολουθεί η επιλογή της ημερήσιας καθώς και της συνολικής δόσης που θα λάβει ο όγκος-στόχος και τα όρια ανοχής των κρίσιμων οργάνων τα οποία καθορίζονται από τον ακτινοθεραπευτή ογκολόγο.

Στη συνέχεια, ο ακτινοφυσικός αναλαμβάνει την ευθύνη της πραγματοποίησης του πλάνου θεραπείας και καθήκον του είναι να ορίσει την κατάλληλη τεχνική θεραπείας που θα χρησιμοποιηθεί. Η επιλογή της τεχνικής καθορίζει και το εάν ο σχεδιασμός της θεραπείας θα είναι ευθύς ή αντίστροφος. Η επιλογή γίνεται με γνώμονα τα κριτήρια τα οποία έθεσε ο ακτινοθεραπευτής ογκολόγος καθώς και με βάση τα πρωτόκολλα των ορίων δόσεων για τα κρίσιμα όργανα. Το κύριο κριτήριο για τον όγκο-στόχο που θα ακτινοβοληθεί και για την επίτευξη ενός άρτιου πλάνου θεραπείας αποτελεί η απαίτηση ο όγκος στόχος να λαμβάνει τουλάχιστον το 95% της συνταγογραφούμενης δόσης και σε καμία περίπτωση η δόση που θα λάβει να μη ξεπερνά το 107% της συνταγογραφούμενης δόσης <sup>[15]</sup>. Στις σύγχρονες τεχνικές ακτινοθεραπείας και στα πλαίσια των προδιαγραφών που πρέπει να πληρούνται, πραγματοποιείται επιβεβαίωση ως προς την ορθή κατανομή της δόσης θεραπείας, για κάθε πλάνο θεραπείας και πριν από την έναρξη της ακτινοβολήσης του ασθενή. Η επιβεβαίωση της κατανομής δόσης, που υπολογίζει το σύστημα σχεδιασμού θεραπείας, πραγματοποιείται με κάποιο ανεξάρτητο μετρητικό σύστημα.

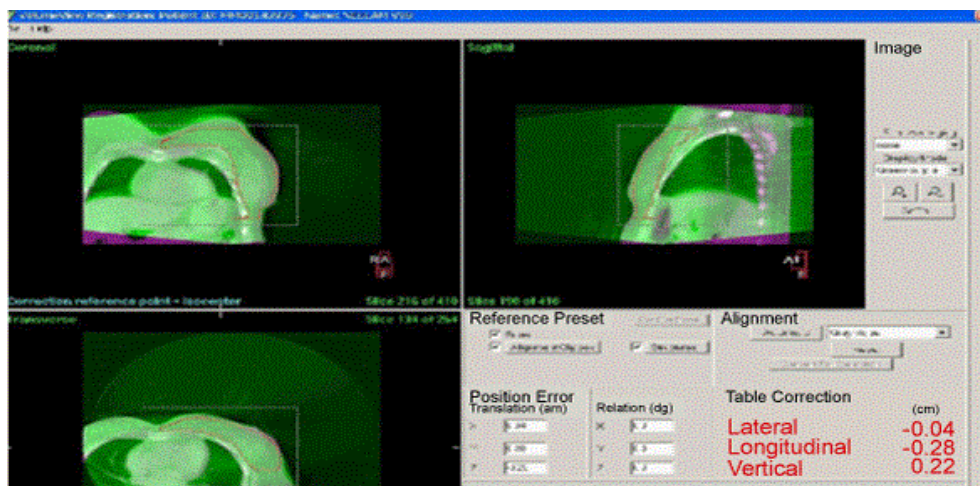
Στα πλαίσια της καθημερινής χορήγησης της δόσης στον ασθενή, αυτός τοποθετείται στην τράπεζα θεραπείας ακριβώς με τον ίδιο τρόπο που τοποθετήθηκε κατά τη διαδικασία της εξομοίωσης και με τη χρήση των ίδιων συστημάτων ακινητοποίησης. Στη αίθουσα θεραπείας υπάρχουν επίσης τρία επιτόκια lasers τα οποία θα πρέπει να ταυτίζονται με τα

σημάδια που έχουν τοποθετηθεί στο δέρμα του ασθενή, επομένως γίνονται οι κατάλληλες κινήσεις της τράπεζας στις τρεις διευθύνσεις μέχρι να επέλθει η σύμπτωση. Αφού γίνει η ταύτιση lasers-σημαδιών στο δέρμα, χρησιμοποιείται κατάλληλη απεικονιστική διάταξη η οποία είναι ενσωματωμένη επάνω στον βραχίονα του γραμμικού επιταχυντή (Image Guidance in Radiation Therapy-IGRT)<sup>[16]</sup> οι οποία χρησιμοποιεί ως επί το πλείστον ιοντίζουσα ακτινοβολία. Η πιο διαδεδομένη απεικονιστική διάταξη είναι η υπολογιστική τομογραφία κωνικής δέσμης CBCT (Cone Beam Computed Tomography). Οι εικόνες που λαμβάνονται μέσω της απεικονιστικής τεχνικής CBCT (παραγωγής εικόνων τριών διαστάσεων) συγκρίνονται με τις εικόνες της διάταξης CT simulator.



**Εικόνα 2.3:** Γραμμικός επιταχυντής ELEKTA Versa HD™ με ενσωματωμένη διάταξη Cone Beam Computed Tomography στο βραχίονα του, για τη διενέργεια ακτινοθεραπείας υπό απεικονιστική καθοδήγηση (IGRT)

Στη συνέχεια, με τη βοήθεια εξειδικευμένου λογισμικού συγκρίνονται οι τομές που ελήφθησαν από τη διάταξη CBCT με τις τομές που ελήφθησαν στη διάταξη CT Simulator, υπολογίζονται οι τυχούσες αποκλίσεις της θέσης του ασθενούς στις τρεις διευθύνσεις και πραγματοποιείται αυτόματη μετακίνηση της τράπεζας ώστε οι αποκλίσεις αυτές να διορθωθούν<sup>[15]</sup>. Το τελικό στάδιο της διαδικασίας της ακτινοθεραπείας αποτελεί η ακτινοβολήση του στόχου.



**Εικόνα 2.4:** Σύγκριση των εικόνων CBCT και CT simulator και υπολογισμός των αποκλίσεων στις τρεις διευθύνσεις με το λογισμικό του XVI (ανατομική περιοχή του Μαστού).

## 2.3 Ορισμός των ανατομικών δομών

Ο όγκος-στόχος και τα υγιή όργανα και ιστοί που βρίσκονται σε γειτνίαση με τον όγκο-στόχο αποτελούν τις περιοχές ενδιαφέροντος σε ένα πλάνο θεραπείας. Για την περιγραφή των παραπάνω καθιερώθηκαν συγκεκριμένοι ορισμοί οι οποίοι προτάθηκαν από τη Διεθνή Επιτροπή Μονάδων Ακτινοβολιών ICRU στις εκθέσεις Νο 50 και 62.

### a) Gross Tumor Volume (GTV)

Ως Gross Tumor Volume (GTV) ορίζεται η ορατή / ψηλαφητή περιοχή του κακοήθι όγκου. Ο ορισμός του GTV βασίζεται σε πληροφορίες που προέρχονται από τα απεικονιστικά συστήματα και από άλλα διαγνωστικά μέσα όπως ιστολογικές εξετάσεις και ενδοσκόπια καθώς και από την κλινική εξέταση<sup>[7]</sup>.

### b) Clinical Target Volume (CTV)

Ως Clinical Target Volume (CTV) ορίζεται η περιοχή που περιλαμβάνει το GTV και ένα επιπλέον γεωμετρικό περιθώριο πέραν του GTV (περίπου κατά 1cm). Η περιοχή αυτή μπορεί να περιέχει μικροσκοπική κακοήθεια η οποία είναι διηθημένη και δε μπορεί να απεικονιστεί ως νόσος κατά τη χρονική στιγμή της απεικόνισης ωστόσο πρέπει να καταπολεμηθεί..

Στις περισσότερες περιπτώσεις, το CTV περιλαμβάνει μια περιοχή γύρω από το GTV και είναι εξαιρετικά πιθανό να περιέχει καρκινικά κύτταρα καθώς και ύποπτες περιοχές που είναι απαραίτητο να τους χορηγηθεί ακτινοθεραπευτική δόση. Ωστόσο μερικές φορές το CTV μπορεί και να μη ξεχωρίζει γεωμετρικά από το GTV. Σε ορισμένες περιπτώσεις,

το CTV μπορεί να αποτελείται από περισσότερες από μια μη συνεχόμενες περιοχές οι οποίες μπορεί να χρειάζονται ακόμα και διαφορετική συνολική δόση για την επίτευξη του ακτινοθεραπευτικού αποτελέσματος [7].

**c) Internal Target Volume (ITV)**

Ορίζεται ως η περιοχή η οποία περιλαμβάνει το CTV και ένα επιπλέον γεωμετρικό περιθώριο πέραν αυτού μέσα στο οποίο είναι δυνατόν να βρεθεί το CTV ανά πάσα στιγμή λόγω των κινήσεων του ασθενούς, λόγω της αναπνοής ή λόγω μεταβολών του όγκου, των εντέρων κ.α. [7].

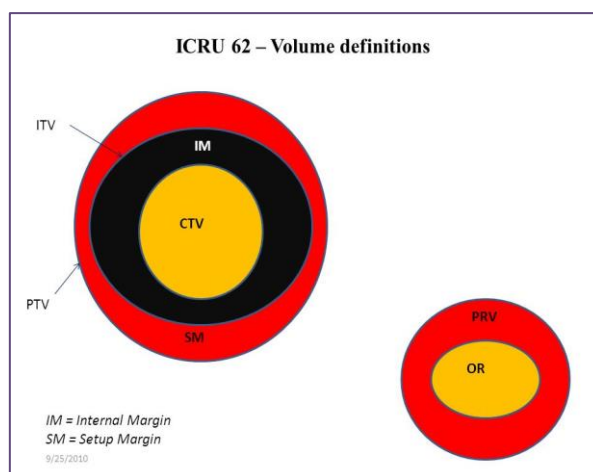
**d) Planning Target Volume (PTV)**

Το PTV είναι μια γεωμετρική έννοια και ο καθορισμός του διευκολύνει στην επιλογή της κατάλληλης διεύθυνσης που πρέπει να δοθεί σε κάθε πεδίο της δέσμης ακτινοβολίας με σκοπό να λαμβάνονται συνεχώς υπόψιν όλες οι πιθανές εξωτερικές γεωμετρικές μεταβολές και να διασφαλίζεται ότι το CTV δέχεται την απαιτούμενη δόση από κάθε πεδίο. Εμπεριέχει το ITV και ένα επιπλέον περιθώριο (SM-Setup Margin) το οποίο λαμβάνει υπόψιν τα γεωμετρικά σφάλματα που είναι πιθανό να προκύψουν κατά την τοποθέτηση του ασθενή από συνεδρία σε συνεδρία και την μηχανική ανοχή των επιμέρους συστημάτων θεραπείας. Το PTV συνήθως ορίζεται ως η περιοχή η οποία περιλαμβάνει το CTV και ένα επιπλέον γεωμετρικό περιθώριο (συνήθως + 1 cm) [7].

**e) Organs at Risk (OARs)**

Ως κρίσιμα όργανα (OARs) ορίζονται οι ιστοί και τα όργανα για τα οποία η δόση που θα λάβουν φτάνει κοντά στην οριακή δόση η οποία σχετίζεται με τις βιολογικές αντοχές τους. Ο ορισμός των OARs παίζει πολύ σημαντικό ρόλο στο σχεδιασμό του πλάνου θεραπείας και πρέπει να δίνεται μεγάλη προσοχή τόσο στους ιστούς που γειτνιάζουν άμεσα με το CTV όσο και σε ιστούς που αν και δεν είναι σε άμεση γειτνίαση με το CTV είναι ιδιαίτερα ακτινοευαίσθητοι (π.χ. φακοί του ματιού κατά τη θεραπεία εγκεφάλου).

Αφού γίνει ο ορισμός των παραπάνω δομών, αυτές μεταφέρονται στο TPS με σκοπό τον υπολογισμό της ηλεκτρονικής τους πυκνότητας (electron density) ώστε να καταστεί δυνατός ο υπολογισμός της δόσης που απορροφήθηκε από τις συγκεκριμένες δομές μιας και η απορροφούμενη δόση σε μία δομή σχετίζεται άμεσα με την ηλεκτρονική της πυκνότητα.



**Εικόνα 2.2:** Γραφική αναπαράσταση των όγκων ενδιαφέροντος όπως αναφέρονται στις αναφορές του ICRU

[17]

## 2.4 Υπολογιστικός σχεδιασμός ακτινοθεραπείας

Για την αποτελεσματικότερη και αποδοτικότερη επίτευξη του στόχου της ακτινοθεραπείας, πραγματοποιείται ο σχεδιασμός θεραπείας που πρέπει να ακολουθηθεί κατά την ακτινοβολήση κάθε ασθενούς<sup>[12]</sup>. Στη σύγχρονη εποχή, η ανάπτυξη της τεχνολογίας και η αύξηση της ισχύς των υπολογιστικών συστημάτων καθιστούν δυνατή την ύπαρξη λογισμικών που χρησιμοποιούνται αποκλειστικά για το σχεδιασμό θεραπείας. Τα λογισμικά αυτά επιτρέπουν τον τρισδιάστατο σχεδιασμό θεραπείας (3D-TPS) όπου η κατανομή της δόσης που θα λάβει ο ασθενής υπολογίζεται στις τρεις διαστάσεις, με βάση την ανατομία του ασθενούς, τη γεωμετρία και τις φυσικές ιδιότητες κάθε δέσμης ακτινοβολίας που θα χρησιμοποιηθεί. Ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα για την ορθή πραγματοποίηση της ακτινοθεραπείας είναι η βελτιστοποίηση της κατανομής της δόσης<sup>[6]</sup> και με βάση αυτή καταστρώνεται και το πλάνο θεραπείας που τελικά θα χρησιμοποιηθεί.

Μετά το πέρας των απεικονιστικών εξετάσεων (CT simulator) οι εικόνες μεταφέρονται αυτομάτως μέσω του DICOM στο TPS (DICOM-Digital Imaging and Communications in Medicine). Το DICOM είναι ένα σύνολο από ειδικά πρωτόκολλα επικοινωνίας και δίνουν τη δυνατότητα εξαγωγής και εισαγωγής εικόνων και δεδομένων με σκοπό τη διαχείρισή ή την αποστολή τους σε άλλα απεικονιστικά ή μη συστήματα<sup>[18]</sup>. Στη συνέχεια, ο ιατρός ακτινοθεραπευτής ογκολόγος, έχοντας τις ανατομικές πληροφορίες για τον κάθε ασθενή σχεδιάζει τα περιγράμματα των περιοχών ενδιαφέροντος και ο ακτινοφυσικός σε συνεργασία με τον ιατρό θα επιλέξουν την κατάλληλη τεχνική ακτινοθεραπείας. Στο TPS καθορίζονται τα δεδομένα των δεσμών όπως ο αριθμός, η γωνία ακτινοβολήσης, το σχήμα κάθε δέσμης και η ενέργεια της με σκοπό να υπολογιστεί

η ζητούμενη κατανομή της δόσης. Η δόση αναφέρεται και υπολογίζεται σε ένα σημείο. Σύμφωνα με την ICRU 50, το σημείο αυτό ονομάζεται σημείο αναφοράς και θα πρέπει βρίσκεται σε μια κεντρική περιοχή του PTV όπου δεν υπάρχει μεγάλη βαθμίδωση της δόσης ώστε να είναι αντιπροσωπευτικό της δόσης του όγκου και να ορίζεται με ακρίβεια.

Επιπλέον, στο σύστημα σχεδιασμού θεραπείας μπορούν να εισαχθούν και διάφορα συστήματα διαμόρφωσης της δέσμης ή ακτινοπροστατευτικά μπλόκ που θα δώσουν σε κάθε πεδίο το κατάλληλο σχήμα. Στα σύγχρονα συστήματα ακτινοθεραπείας το σχήμα των πεδίων αναπαράγεται με τη βοήθεια των MLC. Ως προς την επίτευξη ομοιογένειας στην κατανομή της δόσης χρησιμοποιούνται τα σφηνοειδή φίλτρα στην περίπτωση μεγάλων κλίσεων στην επιφάνεια του ασθενή. Μόλις κατασκευαστούν οι δέσμες, το σύστημα σχεδιασμού υπολογίζει την κατανομή της δόσης στις τρεις διαστάσεις. Εάν προκύπτει ανεπαρκής κατανομή δόσεων, μεταβάλλονται τα χαρακτηριστικά των πεδίων μέχρι να επιτευχθεί το ιδανικό πλάνο θεραπείας. Μερικά συστήματα σχεδιασμού έχουν την ικανότητα της διαμόρφωσης των δεσμών, όχι μόνο με την αλλαγή του μεγέθους ή της θέσης των πεδίων, αλλά με την αλλαγή της έντασης της δέσμης.( όπως στην IMRT και την VMAT)

#### **2.4.1 Συμβατικός σχεδιασμός θεραπείας (Forward Planning)**

Ο συμβατικός ή ευθύς σχεδιασμός θεραπείας πραγματοποιείται μέσω της επιλογής των παραμέτρων ακτινοβολήσης όπως είναι το πλήθος των δεσμών, οι διαστάσεις κάθε δέσμης, η γωνία υπό την οποία θα κατευθύνεται προς τον όγκο – στόχο, η επιλογή της ενέργειας κάθε δέσμης καθώς και η βαρύτητα που θα έχει κάθε δέσμη στη διαμόρφωση της τελικής ημερήσιας δόσης στον όγκο – στόχο. Ένα επιτυχημένο πλάνο θεραπείας βασίζεται στη σωστή επιλογή όλων των παραπάνω.

Οι παράμετροι ακτινοβολήσης δεν επιλέγονται αυτόματα. Η ενέργεια κάθε δέσμης επιλέγεται συναρτήσει της θέσης και του βάθους του όγκου-στόχου. Η γεωμετρία της δέσμης διαμορφώνεται χειροκίνητα έτσι ώστε να αποφεύγονται οι κρίσιμες δομές. Κατά τη χειροκίνητη μετακίνηση των MLCs υπάρχει πρόβλεψη ώστε η δέσμη που θα διαμορφωθεί να περιλαμβάνει το PTV αλλά και ένα επιπλέον περιθώριο το οποίο λαμβάνει υπόψιν του τη γεωμετρική παρασκία και την παρασκία της δέσμης<sup>[12]</sup>. Ο ακτινοφυσικός είναι ο υπεύθυνος να καθορίσει τη βαρύτητα κάθε δέσμης ανάλογα με την κατανομή της δόσης που θέλει να επιτύχει.

Η μέθοδος βελτιστοποίησης του πλάνου θεραπείας στον συμβατικό σχεδιασμό είναι η «δοκιμή και το λάθος»<sup>[12]</sup>. Σε αυτή, ο ακτινοφυσικός επιλέγει κάποιες αρχικές

παραμέτρους της δέσμης και στη συνέχεια το σύστημα σχεδιασμού θεραπείας (TPS) υπολογίζει την κατανομή της δόσης. Έτσι δίνεται μια πρώτη εικόνα για τις διορθώσεις που πρέπει να γίνουν στις παραμέτρους που εισήχθησαν καθώς τις περισσότερες φορές με την πρώτη διαδικασία επιλογής το πλάνο δεν ικανοποιεί τις κλινικές απαιτήσεις ώστε να γίνει αποδεκτό. Αν το πλάνο είναι μη αποδεκτό, πραγματοποιείται μεταβολή των παραμέτρων όπως στη γεωμετρία των πεδίων και στους συντελεστές βαρύτητας με στόχο τη βελτίωση του πλάνου θεραπείας. Οι μεταβολές των παραμέτρων βασίζονται στην εμπειρία και την εξειδίκευση του ακτινοφυσικού.

Τέλος, ένας συμβατικός σχεδιασμός δε μπορεί να μη λάβει υπόψιν του συγκεκριμένους περιορισμούς (constraints) που υπάρχουν για τα διάφορα όργανα και αφορούν τα όρια δόσεων που δεν πρέπει να υπερβαίνονται στα πλαίσια της θεραπείας ώστε να μην υπάρξουν επιπλοκές και παρενέργειες στα όργανα που εκτίθενται στη δέσμη ακτινοβολίας σε δεύτερο χρόνο. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ότι το 40% του συνολικού όγκου του πνεύμονα δεν επιτρέπεται να λάβει δόση πάνω από 20Gy. Το TPS παρέχει πληροφορίες καθόλη τη διάρκεια του σχεδιασμού του πλάνου για τη μέγιστη, ελάχιστη και τη μέση τιμή στα κρίσιμα όργανα καθώς παρέχει και το ιστόγραμμα δόσης ανά στοιχειώδη όγκο (Dose Volume Histogram-DVH), τόσο για τον όγκο στόχο όσο και για τα κρίσιμα όργανα. Σε πολλές περιπτώσεις γίνονται συμβιβασμοί στη τελική απόδοση της δόσης στον όγκο-στόχο, οι οποίες είναι αναγκαίες ώστε το πλάνο να γίνει τελικά αποδεκτό χωρίς να τεθούν σε κίνδυνο οι κρίσιμες ανατομικές δομές.

#### **2.4.2 Αντίστροφος σχεδιασμός θεραπείας (Inverse Planning)**

Ο αντίστροφος σχεδιασμός θεραπείας χρησιμοποιείται για τεχνικές όπως η IMRT και η VMAT. Σε αντίθεση με το συμβατικό σχεδιασμό, στον αντίστροφο εισάγονται κάποια κριτήρια που πρέπει να πληρούνται όπως η δόση που θα λάβει ο όγκος-στόχος και τα κρίσιμα όργανα. Στη συνέχεια το TPS, λαμβάνοντας υπόψιν του τα κριτήρια αυτά, καθορίζει το πλήθος και την ένταση των δεσμών ακτινοβολίας.

Το σύστημα σχεδιασμού θεραπείας, χρησιμοποιεί αλγόριθμους βελτιστοποίησης ώστε να τροποποιήσει τις παραμέτρους των δεσμών με σκοπό τη βελτιστοποίηση του κάθε πλάνου. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται συνήθως περιλαμβάνουν επαναληπτικές μεθόδους <sup>[19]</sup>. Μετά την εισαγωγή των κριτηρίων δημιουργείται μια αρχική κατανομή της δέσμης και με βάση την αρχική κατανομή στη συνέχεια πραγματοποιούνται αλλαγές στις διάφορες παραμέτρους της ακτινοβολίας. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να

επιτευχθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα στην κατανομή της δόσης.

## 2.5 Εκτίμηση πλάνου ακτινοθεραπείας

Η διαδικασία της εκτίμησης του πλάνου θεραπείας (plan evaluation) είναι ένα απαραίτητο βήμα ώστε να διαπιστωθεί η ποιότητα και η αποτελεσματικότητα του πλάνου. Η ανάπτυξη της αξιολόγησης και εκτίμησης του πλάνου θεραπείας έγκειται στην ανάγκη εκτίμησης της κατανομής της δόσης με μεγάλη ακρίβεια τόσο στο PTV όσο και στα κρίσιμα όργανα (OAR), λόγω της στενής γειννίας τους. Η αξιολόγηση των πλάνων θεραπείας βασίζεται στη μελέτη των ισοδοσιακών καμπυλών και σε άλλες ποσοτικές πληροφορίες όπως τα DVH, το Dmin ή το Dmax στο όγκο ενός οργάνου<sup>[11]</sup>.

Σκοπός της χρήσης όλων αυτών των εργαλείων είναι να διαπιστωθεί ότι η κατανομή της δόσης στο PTV είναι επαρκής και ότι τα κρίσιμα όργανα που βρίσκονται εξαιρετικά κοντά στο PTV προστατεύονται. Ένα τυπικό σύστημα σχεδιασμού θεραπείας, για την αξιολόγηση ενός πλάνου χρησιμοποιεί τα εξής εργαλεία:

- Ισοδοσιακές καμπύλες
- Ιστογράμματα Δόσης / Όγκου (Dose Volume Histograms - DVH)
- Στατιστικά στοιχεία που αφορούν την κατανομή της δόσης

### 2.5.1 Ισοδοσιακές καμπύλες (Isodose curve)

Οι ισοδοσιακές καμπύλες, είναι κλειστές γραμμές που δημιουργούνται όταν σημεία που έχουν την ίδια δόση ενώνονται μεταξύ τους. Αυτές οι καμπύλες χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία εικόνων της κατανομής της δόσης σε μια τομή του πλάνου του ασθενή<sup>[20]</sup>.

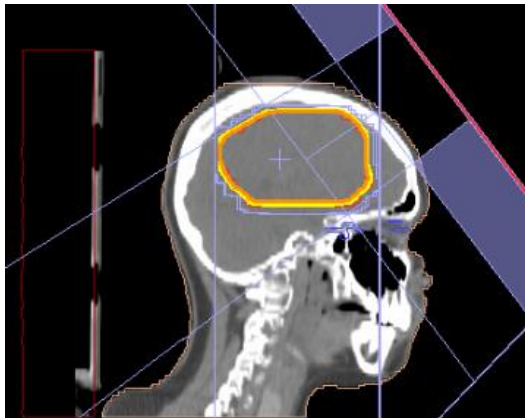
Στα σύγχρονα συστήματα σχεδιασμού θεραπείας, υπάρχει η επιλογή ώστε η κατανομή της δόσης να εμφανίζεται διδιάστατα σε κάθε τομή από το σύνολο των εικόνων αξονικής τομογραφίας που έχει μεταφορτωθεί στο TPS και στα τρία επίπεδα. Επιπλέον, μπορεί να παρουσιαστεί και ως 3D αναπαράσταση ισοδοσιακών επιφανειών στην ανατομία των ασθενών.<sup>[20]</sup>

Στον τρισδιάστατο σχεδιασμό θεραπείας, οι ισοδοσιακές καμπύλες εμφανίζονται με τη μορφή επιφανειών όμοιας δόσης. Αυτές οι επιφάνειες μπορούν να περιγράψουν περιοχές τόσο απόλυτης δόσης (Gy), όσο και σχετικής (% δόση με βάση ένα σημείο αναφοράς). Στις περισσότερες των περιπτώσεων η κατανομή της δόσης δε περιγράφεται με απόλυτες τιμές αλλά με ποσοστά καθώς επιλέγεται να αποδοθεί το 100% ή το 95% της δόσης σε ένα συγκεκριμένο σημείο, όπως είναι το σημείο αναφοράς της ICRU (ICRU



1993) και οι υπόλοιπες περιοχές εμφανίζονται με το αντίστοιχο ποσοστό δόσης που δέχονται σε σχέση με το σημείο αναφοράς. Ανεξάρτητα από τους συντελεστές βαρύτητας και των συνδυασμό των δεσμών η δόση πρέπει να κανονικοποιείται σε ένα σημείο αναφοράς <sup>[21]</sup>. Το λογισμικό αποτυπώνει με συγκεκριμένο χρώμα όλες τις περιοχές που έχουν το ίδιο ποσοστό σχετικής δόσης σε σχέση με το σημείο αναφοράς. Οι σχετικές δόσεις που απεικονίζονται είναι προκαθορισμένες από τον χρήστη του TPS (30%,40%,50%,90%, 95% κ.ο.κ).

Οι ισοδοσιακές καμπύλες απεικονίζονται και στα τρία επίπεδα ταυτόχρονα, ώστε να πραγματοποιηθεί μια επαρκής 3D απεικόνιση με τη χρήση ενός 2D μέσου προβολής, όπως είναι το σύστημα σχεδιασμού θεραπείας. Γι' αυτό το σκοπό τα σύγχρονα συστήματα σχεδιασμού θεραπείας διαθέτουν εξειδικευμένο εξοπλισμό και κάρτες γραφικών, όπου οι εικόνες επεξεργάζονται με μεγάλη ταχύτητα.<sup>[21]</sup> Η ισοδοσιακή που καλύπτει την περιφέρεια του όγκου του PTV συγκρίνεται με την ισοδοσιακή στο ισόκεντρο<sup>[20]</sup>. Αν οι τιμές της ισοδοσιακής στην περιφέρεια του PTV κυμαίνεται μέσα στα επιθυμητά όρια ( 95-107% ) και εφόσον η δόση στα κρίσιμα όργανα δεν έχει υπερβεί τα όρια, τότε το πλάνο μπορεί να θεωρηθεί αποδεκτό.



Εικόνα 2.3 :Σχηματική αναπαράσταση ισοδοσιακών καμπύλων στην περιοχή του εγκεφάλου

### 2.5.2 Ιστόγραμμα δόσης/όγκου (Dose Volume Histograms-DVH)

Το TPS κατασκευάζει ένα πλάνο θεραπείας το οποίο παρέχει πληροφορίες για την κατανομή της δόσης στις τρεις διαστάσεις. Η τρισδιάστατη αυτή κατανομή περιλαμβάνει τη δόση που θα έχει ένα σύνολο από σημεία στο σώμα του ασθενούς. Τα αποτελέσματα αυτής της τρισδιάστατης κατανομής δόσης που περιλαμβάνει όλα τα σημεία ενδιαφέροντος παρουσιάζονται σε έναν πίνακα ο οποίος ονομάζεται ιστόγραμμα δόσης / όγκου (DVH). Η πιο απλή εκδοχή του ιστογράμματος είναι η παρουσίαση της συχνότητας

κατανομής των τιμών δόσης για μια συγκεκριμένη περιοχή όπως ολόκληρο ή ένα μέρος του PTV, το CTV ή μια περιοχή η οποία συμπεριλαμβάνει το PTV και τους παρακείμενους υγιείς ιστούς

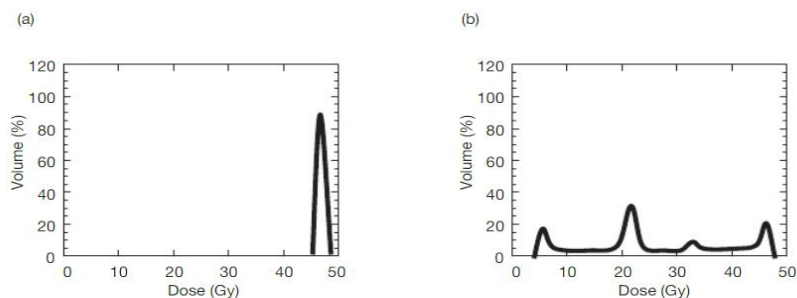
Στη συνέχεια περιγράφονται οι δύο τύποι διαγραμμάτων DVH:

- Διαφορικό ιστόγραμμα δόσης (Direct DVH)
- Ολοκληρωτικό ιστόγραμμα δόσης (Cumulative DVH)

### **α) Διαφορικό ιστόγραμμα δόσης**

Στον υπολογισμό του διαφορικού DVH, αθροίζεται το σύνολο των σημείων του τρισδιάστατου πλάνου για τα οποία η μέση δόση λαμβάνει ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών (άξονας X) και ταυτόχρονα παρουσιάζεται και το ποσοστό του ολικού όγκου που καταλαμβάνουν αυτά τα σημεία (άξονας Y).

Στην ιδανική περίπτωση το 100% του όγκου θα λάμβανε την απαιτούμενη δόση δημιουργώντας μια μοναδική στήλη στο διάγραμμα. Ταυτόχρονα για τους υγιείς ιστούς δεν θα υπήρχαν κορυφές καθώς θεωρητικά θα λάμβαναν μηδενική δόση. Ωστόσο στη πράξη είναι σχεδόν απίθανο η μη παρουσία κορυφών. Ένα πραγματικό διαφορικό DVH δείχνει την επιβάρυνση των κρίσιμων οργάνων περιλαμβάνοντας διάφορες κορυφές οι οποίες δείχνουν ότι τα διαφορετικά σημεία μιας περιοχής του οργάνου λαμβάνουν συγκεκριμένες τιμές δόσης.



**Εικόνα 2.4:** Διαφορικά ιστογράμματα δόσης όγκου a) για τον όγκο-στόχο και b) τον υγιή ιστό. Τα ιδανικά DVH θα ήταν μια γραμμή πάνω στην επιθυμητή δόση για τον στόχο και στη μηδενική τιμή για τον υγιή ιστό

[22]

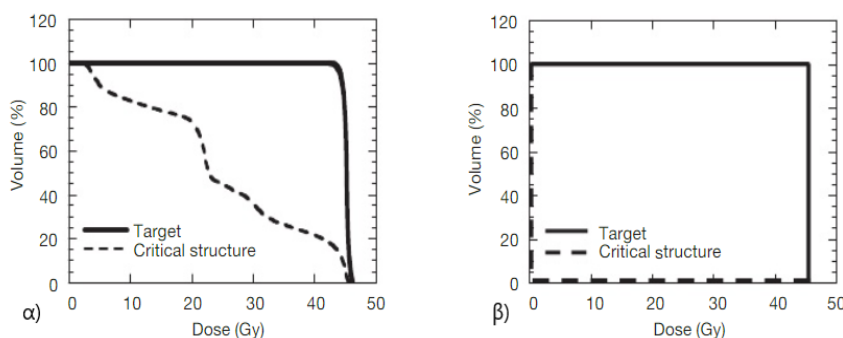
### **β) Ολοκληρωτικό ιστόγραμμα δόσης**

Η αξιολόγηση ενός πλάνου θεραπείας, βασίζεται στην απαίτηση ότι ο όγκος στόχος θα πρέπει να καλύπτεται από την ισοδοσιακή καμπύλη του 95%. Η οπτικοποίηση αυτής της απαίτησης γίνεται ευκολότερη μέσω ενός ολοκληρωτικού ιστογράμματος δόσης σε αντίθεση με ένα διαφορικό ιστόγραμμα δόσης. Σε αυτό το διάγραμμα, υπολογίζεται ο όγκος της περιοχής ενδιαφέροντος που λαμβάνει τουλάχιστον μια συγκεκριμένη τιμή

δόσης και παρουσιάζεται το επί τοις % του όγκου αυτού σε συνάρτηση με τη λαμβανόμενη δόση.

Η χρησιμότητα των ολοκληρωτικών DVH έγκειται στο ότι ο χρήστης μπορεί να παρακολουθεί με ευκολία και με βάση τις αλλαγές που πραγματοποιεί στις παραμέτρους του πλάνου, εάν ο όγκος στόχος καλύπτεται από την 95% ισοδοσιακή καμπύλη. Μέσω του ολοκληρωτικού DVH παρέχεται η πληροφορία για τον όγκο του στόχου ο οποίος λαμβάνει τουλάχιστον μια συγκεκριμένη τιμή δόσης είτε απόλυτη είτε σε ποσοστό και η παρουσίαση γίνεται σε μορφή γραφικής παράστασης όπου στον άξονα X παρουσιάζεται ο όγκος του όγκου-στόχου και στον άξονα Y η λαμβανόμενη δόση. Όλες αυτές οι γραφικές παραστάσεις ξεκινούν από το 100% του όγκου για 0 Gy.

Η χρησιμότητα της επιλογής εμφάνισης της δόσης και σε απόλυτες τιμές έγκειται στο γεγονός ότι εάν δεν καλύπτεται εξολοκλήρου ο όγκος ενός οργάνου στο πλάνο θεραπείας τότε το ποσοστό του όγκου του οργάνου σε σχέση με τη δόση που λαμβάνει θα είναι λανθασμένο. Αυτό μπορεί να υποδείξει ψευδώς ότι ένα μεγαλύτερο ποσοστό του όγκου λαμβάνει δόση. Επιπλέον, υπάρχουν περιπτώσεις ορισμένων κρίσιμων δομών (organs at risk), όπως η σπονδυλική στήλη, για τις οποίες οι τιμές της δόσης ανοχής τους δίνονται σε απόλυτες τιμές.



**Εικόνα 2.5:** Ολοκληρωτικό ιστόγραμμα δόσης. Τα ιδανικά DVH παρουσιάζονται στην εικόνα β.<sup>[22]</sup>

### 2.5.3 Στατιστικά στοιχεία που αφορούν την κατανομή της δόσης

Υπάρχουν και άλλοι τρόποι αξιολόγησης των πλάνων θεραπείας μέσω διάφορων στατιστικών στοιχείων τα οποία αναφέρονται στη δόση που λαμβάνει ένας συγκεκριμένος όγκος μέσα στον ασθενή <sup>[7]</sup> <sup>[22]</sup>. Τα στοιχεία αυτά παρέχουν ποσοτικές πληροφορίες σχετικά με τον όγκο του στόχου και σχετικά με τη δόση που λαμβάνεται από τον στόχο

Πιο συγκεκριμένα υπολογίζονται:

- Η ελάχιστη δόση στο ζητούμενο όγκο (*DMIN*)
- Η μέγιστη δόση στο ζητούμενο όγκο (*DMAX*)
- Ο αριθμητικός μέσος όρος της δόσης ή η μέση δόση στο ζητούμενο όγκο (*DMEAN*)
- Η δόση που λαμβάνεται από τουλάχιστον το 95% του PTV
- Ο όγκος (*V*) του PTV που λαμβάνει τουλάχιστον το 95% της δόσης
- Αντίστοιχα ορίζεται και η δόση που λαμβάνεται από τουλάχιστον το *X*% του PTV και ο όγκος του PTV που λαμβάνει τουλάχιστον το *Y*% της δόσης <sup>[22]</sup>.

## **Κεφάλαιο 3<sup>ο</sup> : Θεμελιώδεις έννοιες στην επεξεργασίας εικόνας με εφαρμογές στην ιατρική εικόνα**

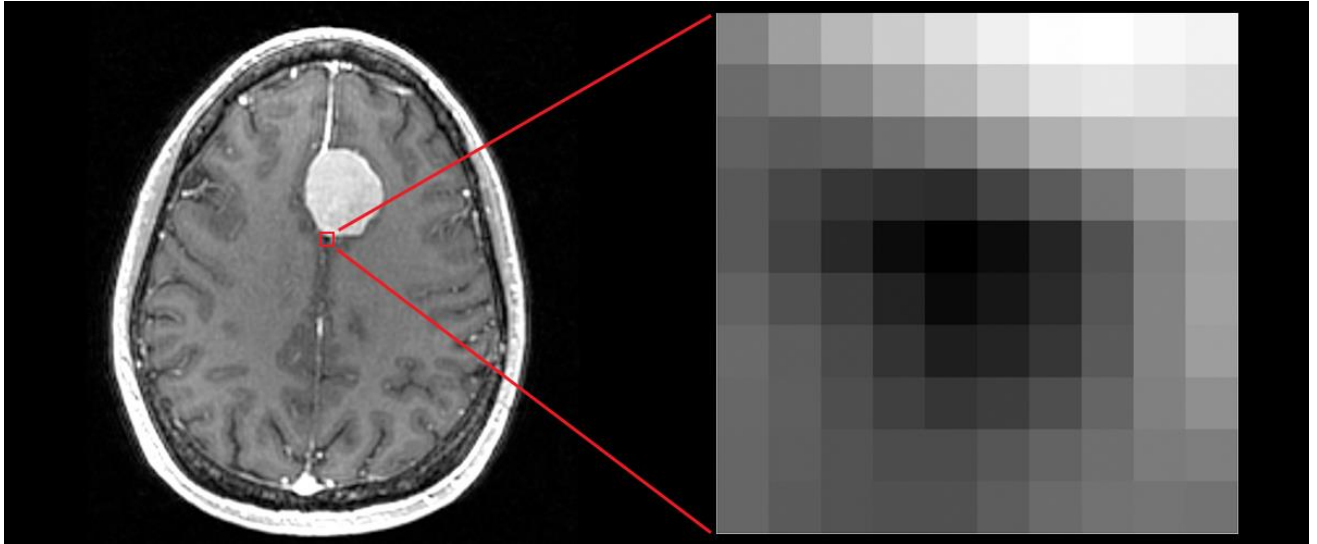
### **3.1 Εισαγωγή στην ψηφιακή απεικόνιση**

Η ψηφιακή απεικόνιση είναι μια μετασχηματιστική τεχνολογία που φέρνει επανάσταση στον τρόπο με τον οποίο συλλαμβάνουμε, αναλύουμε και ερμηνεύουμε τις οπτικές πληροφορίες, βρίσκεται στο επίκεντρο πολυάριθμων εφαρμογών που κυμαίνονται από την ιατρική διάγνωση έως την ψυχαγωγία και την επιστημονική έρευνα. Στον πυρήνα της, η ψηφιακή απεικόνιση περιλαμβάνει τη μετατροπή των συνεχών οπτικών πληροφοριών σε διακριτή ψηφιακή αναπαράσταση, επιτρέποντας τον ακριβή χειρισμό, τη βελτίωση και την ανάλυση. Βασικά χαρακτηριστικά όπως η αναπαράσταση εικονοστοιχείων, οι μορφότυποι εικόνας (συμπεριλαμβανομένων εξειδικευμένων μορφοτύπων όπως το DICOM για την ιατρική απεικόνιση), τα χρωματικά μοντέλα, οι τεχνικές συμπίεσης, η χωρική ανάλυση και το βάθος bit αποτελούν συλλογικά τα θεμέλια αυτού του πολύπλευρου πεδίου. Όπως θα διερευνηθεί και παρακάτω, αυτές οι θεμελιώδεις έννοιες ανοίγουν το δρόμο για προηγμένες τεχνικές και εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της τμηματοποίησης εικόνας. Αυτό το εισαγωγικό κεφάλαιο θέτει τις βάσεις, περιγράφοντας τα βασικά στοιχεία της ψηφιακής απεικόνισης που θα εξεταστούν λεπτομερώς στα επόμενα κεφάλαια.

### **3.2. Αναπαράσταση εικονοστοιχείου (pixel): Κατανόηση της βασικής μονάδας μιας εικόνας**

#### **3.2.1. Ορισμός του εικονοστοιχείου**

Ένα εικονοστοιχείο είναι το μικρότερο προσπελάσιμο στοιχείο σε μια ψηφιακή εικόνα. Κάθε εικονοστοιχείο αντιπροσωπεύει ένα σημείο της εικόνας και έχει ένα συγκεκριμένο χρώμα ή μια συγκεκριμένη τιμή έντασης (Εικόνα 3.2). Αυτή η έννοια είναι θεμελιώδης στον τομέα της ψηφιακής απεικόνισης και η κατανόησή της οδηγεί σε πιο σύνθετες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας. <sup>[23]</sup>.



**Εικόνα 3.2.** Μια συγκριτική άποψη της απεικόνισης με σάρωση εγκεφάλου. Αριστερά<sup>[24]</sup>, μια σάρωση εγκεφάλου πλήρους ανάλυσης παρέχει λεπτομερή εικόνα των ανατομικών δομών. Στα δεξιά, ένα μεγεθυμένο τμήμα 10x10 pixel της ίδιας σάρωσης μεγεθύνεται, αποκαλύπτοντας τα μεμονωμένα pixel που συνθέτουν την εικόνα. Αυτή η αντιπαράθεση απεικονίζει την κοκκίαση της ψηφιακής απεικόνισης και αναδεικνύει τη δομή των εικονοστοιχείων, μια ουσιαστική πτυχή της αναπαράστασης και της ανάλυσης της εικόνας.

### 3.2.2. Κλίμακα του γκρι έναντι έγχρωμων εικόνων

- Εικόνες κλίμακας του γκρι: Μια εικόνα σε κλίμακα του γκρι μπορεί να αναπαρασταθεί ως ένας πίνακας 2D, όπου κάθε εγγραφή αντιστοιχεί στην ένταση ενός εικονοστοιχείου. Οι τιμές κυμαίνονται συνήθως από 0 (μαύρο) έως 255 (λευκό), με ενδιάμεσες τιμές που αντιπροσωπεύουν αποχρώσεις του γκρι. Συνήθως, η ένταση του εικονοστοιχείου  $p$  συμβολίζεται με  $I_p$ . Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας θα ασχοληθούμε κυρίως με εικόνες σε κλίμακα του γκρι.
- Έγχρωμες εικόνες: Στις έγχρωμες εικόνες (που συνήθως αναπαρίστανται στο μοντέλο RGB), η εικόνα μοντελοποιείται ως τρισδιάστατος πίνακας, με τρεις δισδιάστατους πίνακες για τα κανάλια κόκκινου, πράσινου και μπλε χρώματος. Κάθε εγγραφή στον πίνακα 2D αντιπροσωπεύει την ένταση του αντίστοιχου χρώματος στο συγκεκριμένο εικονοστοιχείο. <sup>[23]</sup>.

### 3.2.3. Βάθος bit

Το βάθος bit αναφέρεται στον αριθμό των bit που χρησιμοποιούνται για την αναπαράσταση της έντασης ενός εικονοστοιχείου <sup>[23]</sup>. Τα συνήθη βάθη bit περιλαμβάνουν

8 bit ( $2^8 = 256$  επίπεδα), 16 bit ( $2^{16} = 65.536$  επίπεδα) και 24 bit (για εικόνες RGB, 8 bit ανά κανάλι).

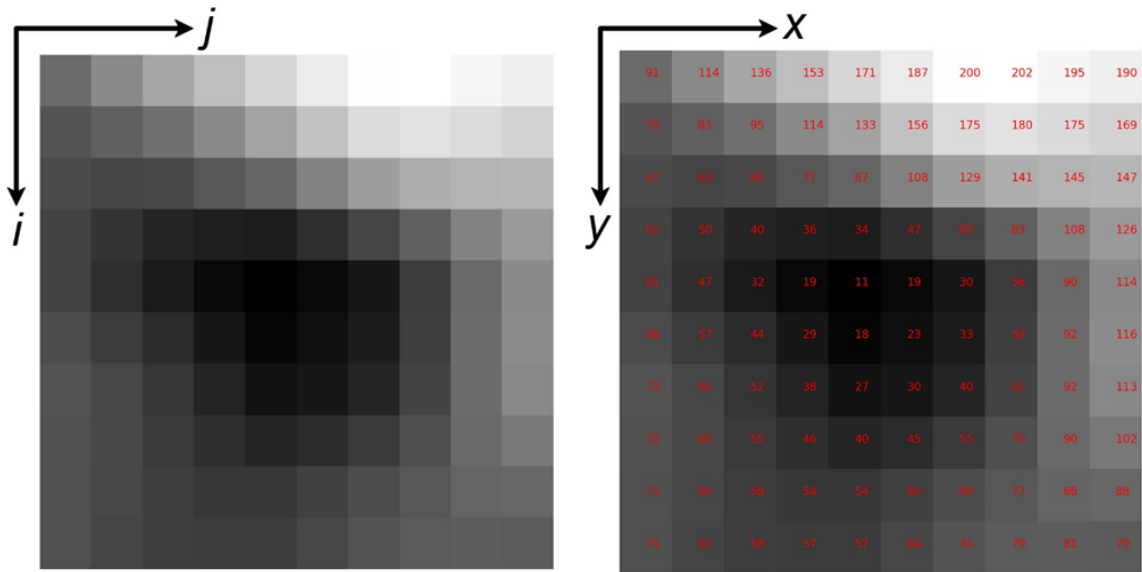
- Κλίμακα του γκρι 2-bit: Οι εικόνες αυτές ονομάζονται δυαδικές (binarize) και τα εικονοστοιχεία λαμβάνουν μόνο δύο τιμές, 0 (μαύρο) και 1 (λευκό).
- Κλίμακα του γκρι 8-bit: Επιτρέπει 256 διαφορετικές αποχρώσεις του γκρι. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας θα ασχοληθούμε κυρίως με εικόνες βάθους 8 bit.
- Χρώμα 24-bit: Προσφέρει πάνω από 16 εκατομμύρια διαφορετικά χρώματα (256 επίπεδα για κάθε ένα από τα κανάλια κόκκινου, πράσινου και μπλε).

### 3.2.4. Συντεταγμένες

- Συντεταγμένες εικονοστοιχείου: Κάθε εικονοστοιχείο στην εικόνα μπορεί να αναγνωριστεί από τις συντεταγμένες του  $(i, j)$ , όπου  $i$  είναι ο αριθμός της γραμμής (από πάνω προς τα κάτω) και  $j$  είναι ο αριθμός της στήλης (από αριστερά προς τα δεξιά). Σε κάποιες περιπτώσεις, αντί για την γραμμή-στήλη χρησιμοποιούμε τις αντεστραμμένες συντεταγμένες  $(x, y)$ , όπου το  $x = j$  και  $y = i$ . (Στην βιβλιοθήκη OpenCV της python που θα χρησιμοποιηθεί για την προσπέλαση των εικονοστοιχείων η αρίθμηση ξεκινάει από το μηδέν, δηλαδή το επάνω αριστερά εικονοστοιχείο έχει συντεταγμένες  $(0,0)$  Εικόνα 3.3.)
- Χωρικές συντεταγμένες: Σε ορισμένες εφαρμογές, ιδίως στην ιατρική απεικόνιση, η φυσική θέση ενός εικονοστοιχείου μπορεί να είναι σημαντική. Οι χωρικές συντεταγμένες μεταφράζουν τις συντεταγμένες των εικονοστοιχείων σε μετρήσεις του πραγματικού κόσμου (π.χ. χιλιοστά).<sup>[23]</sup>

### 3.2.5. Ανάλυση εικόνας

Η ανάλυση εικόνας αναφέρεται στο συνολικό αριθμό εικονοστοιχείων σε μια εικόνα και συχνά περιγράφεται ως το πλάτος και το ύψος της εικόνας σε εικονοστοιχεία (π.χ. 1920x1080). Υψηλότερη ανάλυση σημαίνει περισσότερα εικονοστοιχεία και συνήθως μεγαλύτερη λεπτομέρεια.



91	114	136	153	171	187	200	202	195	190
75	83	95	114	133	156	175	180	175	169
67	63	65	77	87	108	129	141	145	147
61	50	40	36	34	47	63	83	108	126
61	47	32	19	11	19	30	56	90	114
68	57	44	29	18	23	33	59	92	116
73	64	52	38	27	30	40	62	92	113
72	65	55	46	40	45	55	70	90	102
71	64	58	54	54	60	69	77	86	88
71	63	58	57	57	64	74	79	81	79

**Εικόνα 3.3.** Εξερευνώντας τη θεμελιώδη δομή μιας ψηφιακής εικόνας. Επάνω αριστερά: Μια εικόνα 10x10 εικονοστοιχείων, οργανωμένη σε ένα σύστημα συντεταγμένων  $(i, j)$  όπου το  $i$  παριστάνει την γραμμή και το  $j$  την στήλη. Επάνω δεξιά: Η ίδια εικόνα με την τιμή της έντασης κάθε εικονοστοιχείου τυπωμένη με κόκκινο χρώμα, παρουσιάζεται στο σύστημα συντεταγμένων  $(x, y)$ , απεικονίζοντας τις αριθμητικές τιμές που καθορίζουν το οπτικό περιεχόμενο. Για παράδειγμα, το εικονοστοιχείο  $(x, y) = (7, 2)$  έχει ένταση 175, το γεγονός αυτό παριστάνεται μαθηματικά  $I(6, 1) = 175$ . Κάτω: Ο πίνακας τιμών έντασης των εικονοστοιχείων, που αντιπροσωπεύει τις βασικές πληροφορίες που είναι αποθηκευμένες στο αντίστοιχο αρχείο εικόνας. Μαζί, αυτές οι απεικονίσεις παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της πολυεπίπεδης φύσης των ψηφιακών εικόνων, από την οπτική εμφάνιση έως την αριθμητική αναπαράσταση.

### 3.2.6. Μορφές εικόνας (Image Formats)

Η ανάλυση των διαφόρων μορφών εικόνας, συμπεριλαμβανομένων των JPG, PNG και DICOM (που είναι ιδιαίτερα σημαντικές για την ιατρική απεικόνιση), παρέχει πληροφορίες για το πώς αυτές οι μορφές ανταποκρίνονται στις διάφορες ανάγκες



απεικόνισης.

- **JPEG (JPG)**

Το JPEG, που σημαίνει Joint Photographic Experts Group, είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος συμπίεσης με απώλειες για ψηφιακές εικόνες. Αυτή η μορφή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για φωτογραφίες και σύνθετες εικόνες όπου η μείωση του μεγέθους του αρχείου είναι ζωτικής σημασίας. Με τη χρήση συμπίεσης με απώλειες, το JPEG μπορεί να μειώσει σημαντικά το μέγεθος των αρχείων σε βάρος κάποιας ποιότητας εικόνας.<sup>[25]</sup> Αυτός ο συμβιβασμός καθιστά το JPEG κατάλληλο για χρήση στο διαδίκτυο και αποθήκευση όπου η υψηλή συμπίεση είναι επωφελής, αλλά μπορεί να μην είναι ιδανικό για ιατρικές ή επιστημονικές εφαρμογές όπου κάθε λεπτομέρεια είναι ζωτικής σημασίας.

- **PNG**

Το Portable Network Graphics (PNG) είναι μια μορφή συμπίεσης χωρίς απώλειες που διατηρεί όλα τα δεδομένα της εικόνας. Σε αντίθεση με το JPEG, το PNG διατηρεί τις ακριβείς πληροφορίες της αρχικής εικόνας, καθιστώντας το κατάλληλο για εικόνες που απαιτούν υψηλή πιστότητα<sup>[25]</sup>. Το PNG υποστηρίζει διαφάνεια και χρησιμοποιείται συχνά για γραφικά, λογότυπα και εικονογραφήσεις. Επειδή δεν χάνει καμία πληροφορία μέσω της συμπίεσης, το PNG προτιμάται συχνά για εφαρμογές που απαιτούν ακριβή αναπαραγωγή, αν και οδηγεί σε μεγαλύτερα μεγέθη αρχείων σε σύγκριση με το JPEG.

- **Ψηφιακή απεικόνιση και επικοινωνίες στην ιατρική (DICOM)**

Το DICOM είναι ένα πρότυπο ειδικά σχεδιασμένο για το χειρισμό, την αποθήκευση, την εκτύπωση και τη μετάδοση πληροφοριών στην ιατρική απεικόνιση<sup>[18]</sup>. Σε αντίθεση με μορφές γενικής χρήσης όπως το JPEG και το PNG, το DICOM περιλαμβάνει ένα πλούσιο σύνολο μεταδεδομένων που αφορούν τον ασθενή, τη διαδικασία και τον εξοπλισμό που χρησιμοποιείται. Αυτή η ενσωμάτωση πληροφοριών επιτρέπει την καλύτερη οργάνωση, συνεργασία και ερμηνεία εντός της ιατρικής κοινότητας. Εκτός από την ίδια την εικόνα, τα αρχεία DICOM μπορούν να περιλαμβάνουν την ταυτότητα του ασθενούς, την ημερομηνία γέννησης, τις σημειώσεις του γιατρού και άλλες βασικές λεπτομέρειες. Η δυνατότητα ενσωμάτωσης αυτών των πληροφοριών απευθείας στο αρχείο εικόνας καθιστά το DICOM

ένα ζωτικό εργαλείο στην ιατρική απεικόνιση. <sup>[18]</sup>

Υπάρχουν πολλές άλλες μορφές εικόνας, η καθεμία με μοναδικά χαρακτηριστικά που ανταποκρίνονται σε συγκεκριμένες ανάγκες. Για παράδειγμα, το TIFF (Tagged Image File Format) είναι μια ευέλικτη και χωρίς απώλειες μορφή που χρησιμοποιείται συχνά στην επαγγελματική φωτογραφία και στις εκδόσεις γραφείου. Το BMP (Bitmap) είναι μια απλή και ασυμπίεστη μορφή, ενώ το GIF (Graphics Interchange Format) είναι γνωστό για την υποστήριξη κινούμενων σχεδίων. <sup>[25]</sup>

Η κατανόηση των διαφορών μεταξύ αυτών των μορφότυπων εικόνας είναι το κλειδί για την επιλογή του κατάλληλου μορφότυπου για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Η συμπίεση με απώλειες του JPEG είναι ιδανική για χρήση στο διαδίκτυο και γενική φωτογραφία, ενώ η φύση του PNG χωρίς απώλειες το καθιστά κατάλληλο για εφαρμογές υψηλής πιστότητας. Το DICOM, με την ενσωμάτωση ιατρικών μεταδεδομένων, είναι μοναδικά προσαρμοσμένο στις ανάγκες της ιατρικής απεικόνισης. Μαζί, αυτοί οι μορφότυποι αντιπροσωπεύουν ένα φάσμα επιλογών, ο καθένας βελτιστοποιημένος για διαφορετικές απαιτήσεις και περιορισμούς απεικόνισης.

Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης, η επιλογή του σωστού μορφότυπου μπορεί να έχει βαθιές επιπτώσεις στη διάγνωση, την έρευνα και τη φροντίδα των ασθενών. Τα προσαρμοσμένα χαρακτηριστικά του DICOM το καθιστούν απαραίτητο μορφότυπο στον τομέα της ακτινολογίας, ενώ η κατανόηση των χαρακτηριστικών άλλων μορφότυπων, όπως το JPEG και το PNG, μπορεί να είναι <sup>[26]</sup>

### 3.2.7. Ιστόγραμμα εικόνας

Το ιστόγραμμα είναι μια γραφική αναπαράσταση της κατανομής ενός συνόλου δεδομένων. Στο πλαίσιο των ψηφιακών εικόνων, το ιστόγραμμα δείχνει τη συχνότητα εμφάνισης διαφορετικών επιπέδων έντασης εντός της εικόνας<sup>[23]</sup>. Για μια δεδομένη εικόνα κλίμακας του γκρι  $I$  με επίπεδα έντασης εικονοστοιχείων στο εύρος  $[0, L - 1]$ , όπου  $L$  είναι ο αριθμός των πιθανών επιπέδων έντασης (π.χ. 256 για μια εικόνα 8-bit), το ιστόγραμμα  $h$  μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

1. Αρχικοποιούμε ένα πίνακα  $h$  μεγέθους  $L$  με όλα τα στοιχεία μηδενικά. Κάθε στοιχείο  $h[i]$  αυτού του πίνακα θα αντιπροσωπεύει τη συχνότητα εμφάνισης του επιπέδου έντασης  $i$ :

$$h[i] = 0, \quad \text{για } i = 0, 1, \dots, L - 1$$

2. Διατρέχουμε όλα τα εικονοστοιχεία της εικόνας  $I$ , και για κάθε εικονοστοιχείο με ένταση  $i$ , αυξάνει το αντίστοιχο στοιχείο  $h[i]$  κατά ένα:

$$h[i] = h[i] + 1, \text{ για κάθε εικονοστοιχείο με ένταση } i$$

3. Σε ορισμένες εφαρμογές, το ιστόγραμμα μπορεί να κανονικοποιηθεί στο  $p[i]$  ώστε να αναπαριστά πιθανότητες αντί για ακατέργαστες συχνότητες. Αυτό γίνεται διαιρώντας κάθε στοιχείο του  $h$  με τον συνολικό αριθμό των εικονοστοιχείων  $N$  της εικόνας:

$$p[i] = \frac{h[i]}{N}, \text{ για } i = 0, 1, \dots, L - 1, [27]$$

Προφανώς ισχύει:

$$\sum_{i=0}^{255} p[i] = 1$$

Το ιστόγραμμα  $h$  που προκύπτει παρέχει μια στατιστική οπτική της κατανομής της έντασης της εικόνας. Οι τιμές  $h[i]$  αντιπροσωπεύουν τον αριθμό (ή την πιθανότητα, αν έχει κανονικοποιηθεί) των εικονοστοιχείων στην εικόνα που έχουν επίπεδο έντασης  $i$ . Οι κορυφές στο ιστόγραμμα αντιστοιχούν σε επίπεδα έντασης που είναι ιδιαίτερα διαδεδομένα στην εικόνα, ενώ οι κοιλάδες αντιπροσωπεύουν λιγότερο συνηθισμένα επίπεδα έντασης.

Συμπερασματικά, ο υπολογισμός του ιστογράμματος είναι μια θεμελιώδης λειτουργία στην επεξεργασία εικόνας, παρέχοντας πληροφορίες για την κατανομή των επιπέδων έντασης σε μια εικόνα. Χρησιμεύει ως βάση για διάφορες τεχνικές βελτίωσης, συμπεριλαμβανομένης της ισοστάθμισης ιστογράμματος, και αποτελεί βασικό εργαλείο για την κατανόηση και τον χειρισμό της αντίθεσης και της φωτεινότητας της εικόνας. Με τη μαθηματική ανάλυση των επιπέδων έντασης, το ιστόγραμμα περικλείει τις δομικές και τονικές πληροφορίες της εικόνας, επιτρέποντας στοχευμένες τροποποιήσεις και αναλύσεις.

### 3.3. Συναρτήσεις Απεικόνισης (Mapping Functions)

Μια συνάρτηση απεικόνισης, που συχνά αναφέρεται απλά ως απεικόνιση, είναι ένας μαθηματικός μετασχηματισμός που συσχετίζει κάθε στοιχείο από ένα σύνολο (το πεδίο ορισμού) με ακριβώς ένα στοιχείο σε ένα άλλο σύνολο (το σύνολο τιμών). Στο πλαίσιο της ψηφιακής απεικόνισης, μπορεί να είναι ένας κανόνας ή μια εξίσωση που περιγράφει τον τρόπο με τον οποίο μετασχηματίζονται οι τιμές των εικονοστοιχείων. [23]

Πεδίο ορισμού και σύνολο τιμών: Το πεδίο ορισμού αντιπροσωπεύει το σύνολο των πιθανών τιμών εισόδου, ενώ το σύνολο τιμών αντιπροσωπεύει το σύνολο των πιθανών

τιμών εξόδου. Στην επεξεργασία εικόνας, τόσο πεδίο ορισμού όσο το σύνολο τιμών είναι το  $[0,255]$  για 8bit εικόνες στην κλίμακα του γκρι.

Συνέχεια και ασυνέχεια: Μια συνάρτηση απεικόνισης μπορεί να είναι συνεχής, με ομαλές μεταβάσεις μεταξύ των τιμών, ή ασυνεχής, με απότομες αλλαγές.

### 3.3.1. Τύποι συναρτήσεων απεικόνισης

#### 3.3.1.1. Γραμμική απεικόνιση

Μια γραμμική απεικόνιση εφαρμόζει έναν αναλογικό μετασχηματισμό, διατηρώντας τις σχετικές αποστάσεις μεταξύ των στοιχείων<sup>[23]</sup>. Στην επεξεργασία εικόνας, αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για προσαρμογή της φωτεινότητας, κλιμάκωση ή την αντιστροφή σε αρνητική. Η γενική μορφή μιας γραμμικής συνάρτησης απεικόνισης είναι:

$$f(x) = ax + b$$

Όπου τα  $a$  και  $b$  είναι συγκεκριμένες σταθερές. Στη πειραματική διαδικασία (κεφάλαιο 7<sup>ο</sup>) ακολουθούν και τα αντίστοιχα παραδείγματα για το μετασχηματισμό της εικόνας μέσω της γραμμικής απεικόνισης.

##### 3.3.1.1.1. Γραμμική Μείωση της Φωτεινότητας

Αν θέσουμε  $a = 1/2$  και  $b = 0$  προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:

$$f(x) = \frac{x}{2}$$

η οποία μειώνει την ένταση του κάθε εικονοστοιχείου στο μισό. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η συγκεκριμένη συνάρτηση απεικόνισης να μειώνει με γραμμικό τρόπο την φωτεινότητα της εικόνας.

##### 3.3.1.1.2. Γραμμική Αύξηση της Φωτεινότητας

Αν θέσουμε  $a = 2$  και  $b = 0$  προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:

$$f(x) = 2x$$

η οποία διπλασιάζει την ένταση του κάθε εικονοστοιχείου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η συγκεκριμένη συνάρτηση απεικόνισης να αυξάνει με γραμμικό τρόπο την φωτεινότητα της εικόνας. Αν με τον διπλασιασμό της έντασης η τιμή ενός εικονοστοιχείου ξεπεράσει την τιμή 255 (κορεσμός), τότε θέτουμε σε αυτό την μέγιστη τιμή 255 έτσι ώστε το σύνολο τιμών να παραμείνει το  $[0,255]$ , δηλαδή ισχύει:

$$f(x) = \begin{cases} 2x & \text{αν } 2x < 255 \\ 255 & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

### 3.3.1.1.3 Αρνητική Εικόνα

Αν θέσουμε  $a = -1$  και  $b = 255$  προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:

$$f(x) = 255 - x$$

η οποία αντιστρέφει την ένταση των εικονοστοιχείων, δηλαδή απεικονίζει τα λευκά εικονοστοιχεία (255) σε μαύρα (0) και αντίστροφα [23]. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η συγκεκριμένη συνάρτηση απεικόνισης να μας δίνει την αρνητική εικόνα.

### 3.3.1.2. Μη γραμμική απεικόνιση

Οι μη γραμμικές απεικονίσεις μπορούν να εφαρμόσουν πιο σύνθετους μετασχηματισμούς, επιτρέποντας επιλεκτικές προσαρμογές σε διαφορετικές περιοχές του εύρους εισόδου. Παραδείγματα περιλαμβάνουν τη διόρθωση γάμμα και τις σιγμοειδείς προσαρμογές.

#### 3.3.1.2.1 Μετασχηματισμοί με βάση την ύψωση σε δύναμη-Συνάρτηση Γάμμα

Η διόρθωση γάμμα ή ο μετασχηματισμός νόμου δύναμης είναι μια μη γραμμική λειτουργία που χρησιμοποιείται για την κωδικοποίηση και αποκωδικοποίηση της φωτεινότητας. [23] Η μαθηματική έκφραση για τη συνάρτηση διόρθωσης γάμμα δίνεται από τη σχέση:

$$f(x) = 255 \cdot \left(\frac{x}{255}\right)^\gamma [23]$$

Εδώ,  $x$  είναι η ένταση του εικονοστοιχείου εισόδου,  $\gamma$  είναι η τιμή γάμμα (μερικές φορές αναφέρεται ως "εκθέτης γάμμα"). Η τιμή του  $\gamma$  καθορίζει το σχήμα της καμπύλης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο της φωτεινότητας και της αντίθεσης μιας εικόνας.

- Αν  $\gamma < 1$ , η συνάρτηση εφαρμόζει ένα εφέ συμπίεσης, κάνοντας την εικόνα να φαίνεται πιο φωτεινή.
- Αν  $\gamma = 1$ , η συνάρτηση δεν έχει καμία επίδραση στην εικόνα.
- Αν  $\gamma > 1$ , η συνάρτηση εφαρμόζει ένα εφέ διαστολής, κάνοντας την εικόνα να φαίνεται πιο σκοτεινή.

Η συνάρτηση διόρθωσης γάμμα χρησιμοποιείται συχνά για την αντιστάθμιση της μη γραμμικής συμπεριφοράς των συστημάτων απεικόνισης και για την ανάδειξη των

λεπτομερειών στις σκοτεινές ή φωτεινές περιοχές μιας εικόνας, ενώ ταυτόχρονα είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι σε διαδικασίες χειρισμού της αντίθεσης.<sup>[23]</sup>

### 3.3.1.2.1. Συνάρτηση Σιγμοειδούς Προσαρμογής

Οι σιγμοειδείς προσαρμογές χρησιμοποιούνται συχνά στην επεξεργασία εικόνας για την ενίσχυση της αντίθεσης, ειδικά σε περιοχές μιας εικόνας όπου η αντίθεση είναι χαμηλή. Μια σιγμοειδής συνάρτηση έχει καμπύλη σχήματος "S", η οποία επιτρέπει ομαλές μεταβάσεις μεταξύ διαφορετικών επιπέδων έντασης.

Η μαθηματική έκφραση για μια σιγμοειδή συνάρτηση δίνεται από τη σχέση:

$$f(x) = \frac{L}{1 + e^{-c(x-m)}}$$

Όπου:

- $x$  είναι η ένταση του εικονοστοιχείου εισόδου.
- $L$  είναι η μέγιστη τιμή εξόδου (π.χ. 255 για μια εικόνα 8-bit).
- $c$  είναι μια σταθερά που ελέγχει την απότομη κλίση της καμπύλης, υψηλότερη τιμή του  $c$  παράγει μια πιο απότομη μετάβαση.
- $m$  είναι το μέσο της μετάβασης, ελέγχοντας το σημείο όπου εμφανίζεται το πιο απότομο τμήμα της καμπύλης.

Όταν εφαρμόζεται σε μια εικόνα, η σιγμοειδής συνάρτηση μπορεί να ενισχύσει ή να μειώσει την αντίθεση, ανάλογα με τις επιλεγμένες παραμέτρους. Ρυθμίζοντας το μέσο σημείο  $m$ , την κλίση  $c$ , και η μέγιστη τιμή εξόδου  $L$ , μπορούν να επιτευχθούν διάφορα εφέ αντίθεσης, στοχεύοντας σε συγκεκριμένες περιοχές έντασης εντός της εικόνας. Συμπερασματικά, η έννοια της συνάρτησης απεικόνισης είναι ένα θεμελιώδες μαθηματικό εργαλείο με ευρείες εφαρμογές. Η ευελιξία και η προσαρμοστικότητα της την καθιστούν ένα ισχυρό εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας, την ανάλυση δεδομένων και τη μαθηματική μοντελοποίηση.<sup>[28]</sup>

## 3.4. Τεχνικές βελτίωσης εικόνας (Image Enhancement Techniques)

### 3.4.1. Ισοστάθμιση ιστογράμματος (Histogram Equalization)

Σε μια εικόνα χαμηλής αντίθεσης, τα επίπεδα έντασης μπορεί να περιορίζονται σε ένα στενό εύρος, με αποτέλεσμα να έχουν μια "επίπεδη" εμφάνιση. Η εξισορρόπηση ιστογράμματος αποσκοπεί στην επέκταση αυτού του εύρους, ανακατανέμοντας τα επίπεδα

έντασης έτσι ώστε να καταλαμβάνουν ολόκληρο το διαθέσιμο εύρος, συνήθως  $[0, 255]$  για μια εικόνα 8-bit σε κλίμακα του γκρι. Η διαδικασία εξισορρόπησης ιστογράμματος περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

- Υπολογισμός του ιστογράμματος: Αρχικά, υπολογίζεται το ιστόγραμμα της αρχικής εικόνας.
- Υπολογισμός της αθροιστικής συνάρτησης κατανομής (CDF): Η CDF (Cumulative Distribution Function) ενός ιστογράμματος είναι μια συνάρτηση που αναπαριστά τις αθροιστικές συχνότητες. Με άλλα λόγια, η CDF στο επίπεδο έντασης  $i$  είναι το άθροισμα των συχνοτήτων όλων των επιπέδων έντασης από 0 έως  $i$ . Δεδομένου ενός ιστογράμματος  $h$  μιας εικόνας με  $L$  επίπεδα έντασης (π.χ.  $L = 256$  για μια εικόνα 8-bit), η CDF μπορεί να υπολογιστεί ως εξής:

1. Αρχικοποιούμε ένα πίνακα  $c$  μεγέθους  $L$  με όλα τα στοιχεία μηδέν. Το στοιχείο  $c[i]$  θα αντιπροσωπεύει την αθροιστική συχνότητα μέχρι το επίπεδο έντασης  $i$ .

$$c[i] = 0, \quad \text{για } i = 0, 1, \dots, L - 1$$

2. Υπολογίζουμε το άθροισμα των συχνοτήτων του ιστογράμματος επαναλαμβάνοντας τα επίπεδα έντασης:

$$c[i] = c[i - 1] + h[i], \quad \text{για } i = 1, \dots, L - 1$$

Εδώ,  $h[i]$  είναι η συχνότητα του επιπέδου έντασης  $i$  στο αρχικό ιστόγραμμα. Σημειώστε ότι το  $c[0]$  αρχικοποιείται σε  $h[0]$ .

3. Για να μετατρέψουμε τις αθροιστικές συχνότητες σε κατανομή πιθανότητας (σχετικές αθροιστικές συχνότητες), διαιρούμε κάθε στοιχείο του  $c$  με τον συνολικό αριθμό  $N$  των εικονοστοιχείων της εικόνας:

$$CDF[i] = \frac{c[i]}{N}$$

Η CDF παρέχει αύξουσα αναπαράσταση του ιστογράμματος. Η τιμή  $CDF[i]$  αντιπροσωπεύει την πιθανότητα ένα τυχαία επιλεγμένο εικονοστοιχείο από την εικόνα να έχει ένταση μικρότερη ή ίση με  $i$ . Παρέχει πληροφορίες σχετικά με την κατανομή των επιπέδων έντασης και χρησιμεύει ως συνάρτηση απεικόνισης για την ανακατανομή αυτών των επιπέδων ομοιόμορφα σε όλο το εύρος.

Ο στόχος αυτού του μετασχηματισμού είναι να αντικαταστήσει τα αρχικά επίπεδα έντασης της εικόνας με νέα επίπεδα που κατανέμονται ομοιόμορφα σε όλο το διαθέσιμο εύρος. Αυτό ενισχύει την αντίθεση με την αποτελεσματική εξάπλωση των κυρίαρχων επιπέδων έντασης και την αποκάλυψη κρυμμένων λεπτομερειών.

Δεδομένης μιας εικόνας κλίμακας του γκρι  $I$  με επίπεδα έντασης στο εύρος  $[0, L -$

1] όπου  $L$  είναι ο αριθμός των πιθανών επιπέδων έντασης (π.χ. 256 για μια εικόνα 8-bit) και η υπολογισμένη  $CDF[i]$ , ορίζουμε την συνάρτηση απεικόνισης  $f$  η οποία αντιστοιχεί το επίπεδο φωτεινότητας  $i$  σε μία νέα τιμή μέσω της σχέσης:

$$f(i) = (L - 1) \cdot CDF[i]$$

Εδώ, η  $CDF[i]$  είναι η τιμή της  $CDF$  στο επίπεδο φωτεινότητας  $i$  και  $L-1$  η μέγιστη τιμή της έντασης (π.χ. 255).

Η ισοστάθμιση ιστογράμματος ενισχύει την αντίθεση, καθιστώντας τις λεπτομέρειες πιο ορατές ενώ η μέθοδος είναι πλήρως αυτόματη και δεν απαιτεί χειροκίνητη ρύθμιση των παραμέτρων. Μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορους τύπους εικόνων, συμπεριλαμβανομένων ιατρικών εικόνων, δορυφορικών εικόνων και φωτογραφιών. Αξίζει να σημειωθεί, ότι υπάρχουν και κάποιοι περιορισμοί της μεθόδου. Σε ορισμένες περιπτώσεις, η εξισορρόπηση ιστογράμματος μπορεί να υπερτονίσει το θόρυβο ή άλλες ανεπιθύμητες λεπτομέρειες. Επιπλέον, η μέση φωτεινότητα της εικόνας ενδέχεται να αλλάξει, γεγονός που μπορεί να μην είναι κατάλληλο για ορισμένες εφαρμογές. Τέλος, η μέθοδος ενδέχεται να μην είναι κατάλληλη για εικόνες με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά

Η εξισορρόπηση ιστογράμματος έχει διάφορες παραλλαγές, όπως η προσαρμοστική εξισορρόπηση ιστογράμματος (Adaptive Histogram Equalization - AHE) και η προσαρμοστική εξισορρόπηση ιστογράμματος περιορισμένης αντίθεσης (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization - CLAHE), οι οποίες ξεπερνούν ορισμένους περιορισμούς εφαρμόζοντας τη μέθοδο τοπικά σε διαφορετικές περιοχές της εικόνας. Συμπερασματικά, η εξισορρόπηση ιστογράμματος είναι ένα ισχυρό εργαλείο για τη βελτίωση της αντίθεσης, που βρίσκει εφαρμογές σε διάφορους τομείς, όπως η ιατρική απεικόνιση, η τηλεπισκόπηση και η φωτογραφία. Αν και αποτελεσματική σε πολλές περιπτώσεις, είναι απαραίτητη η προσεκτική εξέταση των περιορισμών της και της καταλληλότητάς της για τη συγκεκριμένη εικόνα και εφαρμογή. <sup>[29]</sup>

### 3.4.2. Τοπικά Φίλτρα (Local Filters)

Ένα τοπικό φίλτρο στην επεξεργασία εικόνας είναι ένα φίλτρο που τροποποιεί την τιμή ενός εικονοστοιχείου με βάση τις τιμές άλλων εικονοστοιχείων στην άμεση γειτονιά του. Η γειτονιά συνήθως ορίζεται από ένα μικρό παράθυρο με κέντρο γύρω από το εικονοστοιχείο και το μέγεθος και το σχήμα του παραθύρου καθορίζουν την έκταση της τοπικής περιοχής. Τα τοπικά φίλτρα χρησιμοποιούνται συνήθως για εργασίες όπως η εξομάλυνση, η όξυνση, η μείωση του θορύβου και η ανίχνευση ακμών.



### 3.4.2.1. Φίλτρα μείωσης θορύβου

Ο θόρυβος στις ψηφιακές εικόνες, συμπεριλαμβανομένης της ιατρικής απεικόνισης και της ακτινολογίας, αναφέρεται σε ανεπιθύμητες τυχαίες μεταβολές ή διακυμάνσεις στις τιμές των εικονοστοιχείων. Αυτές οι διακυμάνσεις μπορούν να επηρεάσουν την ερμηνεία και τη διάγνωση, καθιστώντας την ακριβή ανίχνευση δομών και ανωμαλιών πιο δύσκολη.

Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης και της ακτινολογίας, ο θόρυβος μπορεί να δημιουργηθεί με τους ακόλουθους τρόπους:

1. Θόρυβος αισθητήρων και εξοπλισμού:
  - Κβαντικός Θόρυβος: Σε μεθόδους όπως οι ακτίνες X ή οι αξονικές τομογραφίες, η κβαντική φύση των φωτονίων μπορεί να δημιουργήσει τυχαίες διακυμάνσεις στις τιμές των εικονοστοιχείων.
  - Ηλεκτρονικός θόρυβος: Θόρυβος από τα ηλεκτρονικά εξαρτήματα της συσκευής απεικόνισης, συμπεριλαμβανομένων των ενισχυτών και των αναλογικοψηφιακών μετατροπέων.
2. Κίνηση ασθενούς:
  - Η κίνηση του ασθενούς κατά τη διάρκεια της λήψης εικόνας μπορεί να δημιουργήσει ψευδενδείξεις και θόρυβο, ιδιαίτερα σε μεθόδους που απαιτούν μεγαλύτερους χρόνους λήψης, όπως η μαγνητική τομογραφία.
3. Σκέδαση ακτινοβολίας:
  - Στην απεικόνιση με ακτίνες X και αξονική τομογραφία, η σκεδαζόμενη ακτινοβολία μπορεί να φτάσει στον ανιχνευτή, δημιουργώντας θόρυβο που μπορεί να αποκρύψει τις υποκείμενες δομές.
4. Θόρυβος στρογγυλοποίησης:
  - Η μετατροπή συνεχών σημάτων σε διακριτές ψηφιακές τιμές μπορεί να εισάγει μικρά σφάλματα, ιδίως εάν το βάθος bit είναι χαμηλό.
5. Θόρυβος συμπίεσης:
  - Εάν η συμπίεση με απώλειες χρησιμοποιείται για τη διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων ιατρικής απεικόνισης, μπορεί να εισάγει θόρυβο.
6. Περιβαλλοντικοί παράγοντες:
  - Παρεμβολές από άλλες ηλεκτρονικές συσκευές, διακυμάνσεις θερμοκρασίας ή άλλους περιβαλλοντικούς παράγοντες σε ένα κλινικό περιβάλλον.
7. Αλγόριθμοι ανακατασκευής:

- Σε μεθόδους όπως η αξονική τομογραφία, η ανακατασκευή εικόνων από ακατέργαστα δεδομένα μπορεί να εισάγει θόρυβο, ιδίως με ορισμένους αλγορίθμους ή σαρώσεις χαμηλότερης δόσης.

Η μείωση του θορύβου είναι ένα κρίσιμο βήμα προεπεξεργασίας στην ανάλυση εικόνας, με στόχο την εξάλειψη ή την ελαχιστοποίηση του θορύβου που μπορεί να παρεμποδίσει τις επακόλουθες αναλύσεις. Τα τοπικά φίλτρα χρησιμοποιούνται ευρέως για τη μείωση του θορύβου επειδή λαμβάνουν υπόψη τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων εντός μιας καθορισμένης γειτονιάς. Ακολουθούν ορισμένα κοινά τοπικά φίλτρα μείωσης του θορύβου

### 3.4.2.1.1. Φίλτρο Μέσου Όρου (Mean Filter)

Το φίλτρο μέσου όρου είναι ένα γραμμικό τοπικό φίλτρο που αντικαθιστά την τιμή έντασης κάθε εικονοστοιχείου με το μέσο όρο των τιμών έντασης στη γειτονιά του. Η γειτονιά συνήθως ορίζεται από ένα τετραγωνικό παράθυρο με κέντρο το εικονοστοιχείο ενδιαφέροντος.

Έστω  $I(x, y)$  η αρχική εικόνα, και  $I'(x, y)$  η φιλτραρισμένη εικόνα. Το φίλτρο μέσου όρου μπορεί να οριστεί μαθηματικά ως εξής:

$$I'(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b I(x + i, y + j)$$

Όπου:

- $m \times n$  είναι το μέγεθος του παραθύρου (π.χ. 3x3, 5x5). Τα  $m, n$  είναι περιττοί αριθμοί. Στην περίπτωση που  $n = m$  λέμε ότι έχουμε τετραγωνικό παράθυρο και η διάσταση του παραθύρου καλείται μέγεθος πυρήνα.
- $a = \frac{m-1}{2}, b = \frac{n-1}{2}$
- Η άθροιση πραγματοποιείται στο παράθυρο με κέντρο το εικονοστοιχείο  $(x, y)$ .

Το φίλτρο μέσου όρου εξομαλύνει την εικόνα μειώνοντας τις διακυμάνσεις της έντασης μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων. Μπορεί να είναι αποτελεσματικό στην αφαίρεση τυχαίου θορύβου, όπως ο θόρυβος του Gauss. Ενώ το φίλτρο μέσου όρου είναι απλό και αποτελεσματικό για ορισμένους τύπους θορύβου, μπορεί επίσης να θολώσει τις ακμές και τις λεπτές λεπτομέρειες της εικόνας. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι αντιμετωπίζει όλα τα εικονοστοιχεία στη γειτονιά εξίσου, ανεξάρτητα από το αν αποτελούν μέρος μιας ακμής ή άλλου σημαντικού χαρακτηριστικού.

Συμπερασματικά, το φίλτρο μέσου όρου είναι μια θεμελιώδης τεχνική μείωσης του θορύβου που λειτουργεί με τον μέσο όρο των τιμών των εικονοστοιχείων σε μια τοπική γειτονιά. Αυτή η προσέγγιση βοηθά στην εξομάλυνση της εικόνας και στη μείωση του τυχαίου θορύβου, αλλά μπορεί επίσης να οδηγήσει σε απώλεια της ευκρίνειας των λεπτομερειών και των ακμών. Χρησιμοποιείται συχνά ως προκαταρκτικό βήμα πριν από άλλες εργασίες επεξεργασίας εικόνας, όπως η κατάτμηση ή η ανίχνευση ακμών, όπου η μείωση του θορύβου είναι απαραίτητη. <sup>[30]</sup>

### 3.4.2.1.2. Φίλτρο Διαμέσου (Median Filter)

Το διάμεσο φίλτρο είναι μια μη γραμμική τοπική τεχνική ψηφιακού φιλτραρίσματος που χρησιμοποιείται για την αφαίρεση του θορύβου από μια εικόνα ή ένα σήμα. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στη μείωση του παλμικού θορύβου ή του θορύβου "αλάτι και πιπέρι". Η γειτονιά ορίζεται από ένα τετραγωνικό παράθυρο με κέντρο το εικονοστοιχείο ενδιαφέροντος. Έστω  $I(x, y)$  η αρχική εικόνα, και  $I'(x, y)$  η φιλτραρισμένη εικόνα. Το φίλτρο μέσου όρου μπορεί να οριστεί μαθηματικά ως εξής:

$$I'(x, y) = \text{median}\{I(x + i, y + j) | i, j = -a, \dots, a\}$$

Όπου  $a = \frac{m-1}{2}$  και  $m$  το μέγεθος του παραθύρου (π.χ. 3x3, 5x5). Το  $m$  είναι περιττός αριθμός. Θυμίζουμε ότι η διάμεσος περιττού πλήθους τιμών σε αύξουσα σειρά ορίζεται ως η τιμή του κεντρικού στοιχείου, δηλαδή αν έχουμε τις τιμές 1,3,4,5,9 (πέντε στο πλήθος) η διάμεσος είναι η κεντρική τιμή 4. Γενικά, αν έχουμε την αύξουσα ακολουθία  $x_1, x_2, \dots, x_m$  με  $m$  περιττός, τότε η διάμεσος είναι η τιμή  $x_{\frac{m+1}{2}}$ .

Το διάμεσο φίλτρο μπορεί να είναι χρήσιμο για διάφορες εφαρμογές. Αρχικά, είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στην απομάκρυνση θορύβου. Επίσης, σε αντίθεση με τα φίλτρα mean ή Gaussian, το διάμεσο φίλτρο δεν θολώνει τις ακμές, καθώς η διάμεσος είναι λιγότερο ευαίσθητη στις ακραίες τιμές. Ως εκ τούτου, διατηρεί την ακεραιότητα των ορίων των αντικειμένων σε μια εικόνα. Τέλος, το διάμεσο φίλτρο είναι μη γραμμικό, που σημαίνει ότι η έξοδος δεν είναι γραμμική συνάρτηση της εισόδου. Αυτή η μη γραμμική ιδιότητα συμβάλλει στην ικανότητά του να διατηρεί τις ακμές.

Ωστόσο, το διάμεσο φίλτρο είναι λιγότερο αποτελεσματικό έναντι του γκαουσιανού θορύβου ή άλλων τύπων τυχαίου θορύβου και η επιλογή του μεγέθους του παραθύρου (μέγεθος πυρήνα) μπορεί να επηρεάσει σημαντικά την απόδοση του φίλτρου. Ένα μικρό παράθυρο μπορεί να μην απομακρύνει αποτελεσματικά το θόρυβο, ενώ ένα μεγάλο παράθυρο μπορεί να αφαιρέσει πάρα πολλές λεπτομέρειες, οδηγώντας σε υπερβολική

εξομάλυνση. Ο υπολογισμός της διαμέσου απαιτεί την ταξινόμηση των τιμών στη γειτονιά, η οποία μπορεί να έχει υψηλό υπολογιστικό κόστος για μεγάλα μεγέθη πυρήνα ή εικόνες υψηλής ανάλυσης.

Συμπερασματικά, το φίλτρο διαμέσου είναι ένα πολύτιμο εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας, ιδίως για τη μείωση του παλμικού θορύβου και τη διατήρηση των ακμών. Πρέπει να δοθεί προσοχή στην επιλογή του μεγέθους του πυρήνα, καθώς μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τα αποτελέσματα. Ενδέχεται να χρειαστεί πειραματισμός για την εύρεση του βέλτιστου μεγέθους για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Αν και δεν αποτελεί μια λύση που ταιριάζει σε όλα τα προβλήματα, το φίλτρο διάμεσου μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με άλλες τεχνικές φιλτραρίσματος για την επίτευξη των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Για παράδειγμα, μπορεί να συνδυαστεί με φίλτρα Gauss για την αντιμετώπιση τόσο του παλμικού όσο και του γκαουσιανού θορύβου.

Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης, όπου η διατήρηση της πληροφορίας των ακμών είναι κρίσιμη, το διάμεσο φίλτρο μπορεί να αποτελέσει ένα ευεργετικό βήμα προεπεξεργασίας για την ενίσχυση της ορατότητας των δομών και τη μείωση των τεχνασμάτων θορύβου. Συνοπτικά, το διάμεσο φίλτρο είναι μια ισχυρή και ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος για τη μείωση του θορύβου, ιδιαίτερα κατάλληλη για εικόνες που έχουν αλλοιωθεί με παλμικό θόρυβο. Ωστόσο, η κατανόηση των περιορισμών του και ο προσεκτικός συντονισμός των παραμέτρων του είναι απαραίτητοι για τη βέλτιστη απόδοση. <sup>[30]</sup>

### **3.4.3. Φίλτρα Εξομάλυνσης εικόνας**

#### **3.4.3.1. Γκαουσιανό Φίλτρο (Gaussian Filter)**

Προαπαιτούμενη έννοια για τον ορισμό του Γκαουσιανού φίλτρου καθώς και άλλων φίλτρων που θα μελετήσουμε στην συνέχεια είναι η έννοια της συνέλιξης (Convolution). Η συνέλιξη είναι μία μαθηματική πράξη που συνδυάζει δύο συναρτήσεις για την παραγωγή μιας τρίτης συνάρτησης, η οποία αναπαριστά τον τρόπο με τον οποίο το σχήμα της μίας τροποποιείται από την άλλη <sup>[28]</sup>. Στο πλαίσιο της επεξεργασίας εικόνας, η συνέλιξη είναι μια κρίσιμη λειτουργία που επιτρέπει την εφαρμογή φίλτρων σε μια εικόνα. Ακολουθεί μια λεπτομερής ανάλυση της έννοιας:

Η συνέλιξη δύο συναρτήσεων  $f(x)$  και  $g(x)$  ορίζεται ως:

$$(f * g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \cdot g(t - x) dx$$

Στο διακριτό πεδίο, όπως στην ψηφιακή επεξεργασία σήματος, η συνέλιξη ορίζεται ως εξής:

$$(f * g)[n] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} f[m] \cdot g[n - m]$$

Για συναρτήσεις δύο μεταβλητών η πράξη της συνέλιξης ορίζεται ως:

$$(f * g)(t, s) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \cdot g(t - x, s - y) dx dy$$

και για δισδιάστατους πίνακες ως

$$(f * g)[m, n] = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} f[i, j] \cdot g[m - i, n - j]$$

Η πράξη της συνέλιξης, που αντιπροσωπεύεται από το σύμβολο \* παίρνει δύο συναρτήσεις,  $f$  και  $g$  και παράγει μια τρίτη συνάρτηση που περιγράφει πώς η μία συνάρτηση "διαμορφώνεται" ή "τροποποιείται" από την άλλη.

Στην επεξεργασία εικόνας, η συνέλιξη χρησιμοποιείται για την εφαρμογή ενός φίλτρου (επίσης γνωστού ως πυρήνα) σε μια εικόνα. Η εικόνα και το φίλτρο αναπαρίστανται αμφότερα ως πίνακες και η πράξη της συνέλιξης τα συνδυάζει για να παράγει μια νέα εικόνα. Για μία δεδομένη εικόνα  $I(x, y)$  και ένα φίλτρο  $K(i, j)$ , η πράξη συνέλιξης εκτελείται ως εξής:

$$I'(x, y) = (K * I)[x, y] = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b I(x - i, y - j) \cdot K(i, j)$$

Όπου

- $I'(x, y)$  η τιμή έντασης της εικόνας εξόδου στις συντεταγμένες  $(x, y)$
- $I(x, y)$  είναι η τιμή της έντασης της εικόνας εισόδου στις συντεταγμένες  $(x, y)$
- $K(i, j)$  είναι η τιμή του πυρήνα στις συντεταγμένες  $(i, j)$
- Το μέγεθος του παραθύρου του πυρήνα είναι  $(2a + 1) \times (2a + 1)$

Η συνέλιξη απαιτεί το χειρισμό των άκρων της εικόνας, όπου ο πυρήνας εκτείνεται πέρα από τα όρια της εικόνας. Οι συνήθεις τεχνικές περιλαμβάνουν μηδενική συμπλήρωση, αναπαραγωγή των τιμών των ορίων ή αγνόηση των περιοχών των ορίων.

Η συνέλιξη είναι ένα ισχυρό και ευέλικτο εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας, που επιτρέπει διάφορες λειτουργίες στο χωρικό πεδίο. Η κατανόηση των μαθηματικών της συνέλιξης είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη και ερμηνεία αλγορίθμων επεξεργασίας εικόνας. Η υλοποίησή της μπορεί να βελτιστοποιηθεί χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως ο γρήγορος μετασχηματισμός Fourier (FFT), καθιστώντας την κατάλληλη για εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

Το γκαουσιανό φιλτράρισμα είναι μια τεχνική γραμμικού φιλτραρίσματος που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση μιας εικόνας με τη μείωση του θορύβου, ιδίως του γκαουσιανού θορύβου. Πήρε το όνομά της από τη μαθηματική συνάρτηση που σχηματίζει το σχήμα της κρουστικής απόκρισης του φίλτρου. Ακολουθεί η μαθηματική ανάλυση του φίλτρου.

Η γκαουσιανή συνάρτηση είναι μια συνεχής συνάρτηση που δίνεται από τον τύπο:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Όπου  $\sigma$  η τυπική απόκλιση της κατανομής, που ελέγχει την εξάπλωση της συνάρτησης, και  $(x, y)$  οι χωρικές συντεταγμένες. [31]

Στην επεξεργασία εικόνας, η γκαουσιανή συνάρτηση πρέπει να διακριτοποιηθεί για να δημιουργηθεί ένας πυρήνας φίλτρου. Μια συνήθως χρησιμοποιούμενη μέθοδος είναι η δειγματοληψία της συνεχούς συνάρτησης σε ένα πλέγμα ακέραιων συντεταγμένων εντός ορισμένου μεγέθους παραθύρου (π.χ. 3x3, 5x5 κ.λπ.). Η επιλογή του μεγέθους του παραθύρου και του  $\sigma$  καθορίζει τα χαρακτηριστικά του φίλτρου, όπως π.χ. το πόσο θα εξομαλύνει το φίλτρο. Ο πυρήνας πρέπει να κανονικοποιηθεί έτσι ώστε το άθροισμα των στοιχείων του να ισούται με ένα. Αυτό εξασφαλίζει ότι το φίλτρο διατηρεί τη συνολική φωτεινότητα της εικόνας. Για παράδειγμα, ο γκαουσιανός πυρήνας 3x3 για  $\sigma = 1$  είναι:

$$G_{3 \times 3, \sigma=1} = \begin{bmatrix} 0.07511 & 0.12384 & 0.07511 \\ 0.12384 & 0.20418 & 0.12384 \\ 0.07511 & 0.12384 & 0.07511 \end{bmatrix}$$

Το φίλτρο Gauss εφαρμόζεται σε μια εικόνα με τη συνέλιξη της εικόνας με τον πυρήνα Gauss. Η πράξη της συνέλιξης ορίζεται ως εξής:

$$I'(x, y) = (I * G)(x, y) = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b I(x - i, y - j) \cdot G(i, j)$$

Όπου

- $I'(x, y)$  η τιμή έντασης της εικόνας εξόδου στις συντεταγμένες  $(x, y)$
- $I(x, y)$  είναι η τιμή της έντασης της εικόνας εισόδου στις συντεταγμένες  $(x, y)$
- $G(i, j)$  είναι η τιμή του γκαουσιανού πυρήνα στις συντεταγμένες  $(i, j)$
- Το μέγεθος του παραθύρου του πυρήνα είναι  $(2a + 1) \times (2a + 1)$

Το φίλτρο Gauss είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στη μείωση του τυχαίου θορύβου ο οποίος συχνά εμφανίζεται στην ιατρική απεικόνιση λόγω ηλεκτρονικών παρεμβολών ή άλλων ψευδενδείξεων. Αυτό οδηγεί σε καθαρότερες εικόνες, βοηθώντας τους ακτινολόγους να κάνουν ακριβέστερες διαγνώσεις. Επιπλέον, με τη θόλωση μικρών λεπτομερειών, το φίλτρο Gauss μπορεί να εξομαλύνει τις παραλλαγές στους ιστούς που μπορεί να μην είναι κλινικά σημαντικές, αναδεικνύοντας μεγαλύτερες δομές και παθολογικές αλλαγές. Τέλος, ενώ εξομαλύνει την εικόνα, το φίλτρο Gauss διατηρεί συνήθως τις μεγαλύτερες ακμές και τα όρια, τα οποία είναι κρίσιμα για τον εντοπισμό και την οριοθέτηση δομών όπως όγκοι ή όργανα.

Στον τομέα της ιατρικής απεικόνισης, το φίλτρο Gauss διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο ως στάδιο προεπεξεργασίας, ενισχύοντας την ορατότητα των κρίσιμων δομών και μειώνοντας τον θόρυβο. Μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμο σε μεθόδους όπως η μαγνητική τομογραφία και η αξονική τομογραφία, όπου ο θόρυβος και οι ψευδενδείξεις είναι συνηθισμένα. Ωστόσο, η εφαρμογή του πρέπει να ελέγχεται προσεκτικά, εξισορροπώντας την ανάγκη μείωσης του θορύβου έναντι της πιθανής απώλειας κλινικά σημαντικών λεπτομερειών. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι η υπερβολική εξομάλυνση με φίλτρο Gauss μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια μικρών αλλά σημαντικών λεπτομερειών. Αυτό θα μπορούσε ενδεχομένως να αποκρύψει μικρές βλάβες ή άλλα κρίσιμα χαρακτηριστικά. Η επιλογή των παραμέτρων θα πρέπει να καθοδηγείται από τη συγκεκριμένη απεικονιστική μέθοδο, την ανατομία που απεικονίζεται και τα κλινικά ερωτήματα που εξετάζονται.

Εν κατακλείδι, το φίλτρο Gauss είναι ένα πολύτιμο εργαλείο στην ιατρική απεικόνιση, αλλά πρέπει να χρησιμοποιείται με κατανόηση και προσοχή ώστε να διασφαλίζεται ότι ενισχύει και όχι ότι αποκρύπτει τις κλινικά σημαντικές πληροφορίες στις εικόνες. Η ενσωμάτωση του φίλτρου Gauss σε μια ευρύτερη διαδικασία επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνας, που ενδεχομένως περιλαμβάνει άλλα φίλτρα και τεχνικές

βελτίωσης, μπορεί να συμβάλει στην αξιοποίηση των πλεονεκτημάτων του και ταυτόχρονα να μετριάσει τους περιορισμούς του.

### 3.4.4. Φίλτρα όξυνσης (Sharpening Filters)

Τα φίλτρα όξυνσης είναι βασικά εργαλεία στην επεξεργασία εικόνας, ιδίως σε εφαρμογές όπως η ιατρική απεικόνιση, όπου η σαφήνεια και η αντίθεση των δομικών ορίων είναι ζωτικής σημασίας. Τα φίλτρα όξυνσης ενισχύουν τις ακμές και τις λεπτομέρειες μέσα σε μια εικόνα δίνοντας έμφαση στις συνιστώσες υψηλής συχνότητας. Αυτό επιτυγχάνεται με την ενίσχυση της διαφοράς μεταξύ της έντασης ενός εικονοστοιχείου και των εντάσεων των γύρω εικονοστοιχείων.

#### 3.4.4.1. Μάσκα Όξυνσης (Unsharp Masking)

Η μάσκα όξυνσης είναι μια δημοφιλής τεχνική όξυνσης εικόνας που δίνει έμφαση στις ακμές και τις λεπτομέρειες μιας εικόνας. Ακολουθεί μια μαθηματική ανάλυση της διαδικασίας. Αρχικά, δημιουργείται μια εξομαλυμένη έκδοση της αρχικής εικόνας. Αυτό γίνεται συνήθως με τη χρήση φίλτρου Gauss ή άλλων χαμηλοπερατών φίλτρων. Η μαθηματική αναπαράσταση αυτού του βήματος μπορεί να δοθεί ως εξής:

$$S(x, y) = G(x, y) * I(x, y)$$

Όπου:

- $S(x, y)$  : η εξομαλυμένη εικόνα
- $G(x, y)$  : Ο γκαουσιανός πυρήνας ή πυρήνας εξομάλυνσης
- $I(x, y)$  : Η αρχική εικόνα
- $*$ : Η πράξη της συνέλιξης

Στη συνέχεια, η εξομαλυμένη εικόνα αφαιρείται από την αρχική εικόνα για να δημιουργηθεί μια μάσκα λεπτομερειών που αντιπροσωπεύει τις συνιστώσες υψηλής συχνότητας (ακμές και λεπτές λεπτομέρειες) της εικόνας.

$$D(x, y) = I(x, y) - S(x, y)$$

Όπου:

- $D(x, y)$  : Η μάσκα λεπτομέρειας
- $I(x, y)$  : Η αρχική εικόνα
- $S(x, y)$  : Η εξομαλυμένη εικόνα

Η μάσκα λεπτομέρειας προστίθεται στην αρχική εικόνα, ενισχύοντας αποτελεσματικά τις συνιστώσες υψηλής συχνότητας και οξύνοντας την εικόνα.



$$U(x, y) = I(x, y) + k \cdot D(x, y)$$

Όπου:

- $U(x, y)$  : Η μάσκα όξυνσης
- $I(x, y)$  : Η αρχική εικόνα
- $D(x, y)$  : Η μάσκα λεπτομέρειας

$k$ : έναν συντελεστή κλιμάκωσης (συνήθως  $k > 0$ ) που ελέγχει την ποσότητα της όξυνσης [32]

Η μάσκα όξυνσης ουσιαστικά ενισχύει τη διαφορά μεταξύ της αρχικής εικόνας και της εξομαλυμένης εκδοχής της, δίνοντας έμφαση στις συνιστώσες υψηλής συχνότητας. Η ποσότητα της όξυνσης μπορεί να ελεγχθεί με την επιλογή του πυρήνα εξομάλυνσης και του συντελεστή κλιμάκωσης  $k$ . Επιλέγοντας προσεκτικά αυτές τις παραμέτρους, η μάσκα όξυνσης μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τις ακμές και τις λεπτομέρειες χωρίς να ενισχύσει υπερβολικά το θόρυβο ή να δημιουργήσει τεχνουργήματα.

Η μάσκα όξυνσης μπορεί να ενισχύσει λεπτές δομές. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να αποκαλύψει λεπτομέρειες σε ιατρικές εικόνες που διαφορετικά θα μπορούσαν να αποκρύπτονται, όπως μικρά κατάγματα, αγγεία ή δομές μαλακών ιστών. Δίνοντας έμφαση στις ακμές, η μάσκα όξυνσης επίσης μπορεί να κάνει τα όρια μεταξύ διαφορετικών ιστών πιο ευδιάκριτα, βοηθώντας στη διάγνωση και την κατάτμηση.

Ωστόσο, η υπερβολική εφαρμογή της μάσκας όξυνσης μπορεί να οδηγήσει σε ψευδενδείξεις που μπορεί να παραπλανήσουν στη διάγνωση. Για παράδειγμα, η υπερβολική όξυνση μπορεί να δημιουργήσει την εμφάνιση ενός κατάγματος, ενώ δεν υπάρχει. Επιπλέον, πρέπει να τονιστεί ότι πολλές τεχνικές ιατρική απεικόνισης είναι ευαίσθητες στο θόρυβο (π.χ. μαγνητική τομογραφία). Η μάσκα όξυνσης μπορεί να ενισχύσει αυτόν τον θόρυβο, αποκρύπτοντας ενδεχομένως σημαντικές λεπτομέρειες. Τέλος, η επιλογή των παραμέτρων για την μάσκα όξυνσης πρέπει να προσαρμόζεται προσεκτικά στη συγκεκριμένη μέθοδο απεικόνισης (π.χ. αξονική τομογραφία, μαγνητική τομογραφία) και στο κλινικό ερώτημα που εξετάζεται.

Συνοψίζοντας, η μάσκα όξυνσης υπόσχεται βελτίωση των ιατρικών εικόνων, αλλά πρέπει να χρησιμοποιείται με κατανόηση των αποτελεσμάτων και των περιορισμών της, ιδίως στο ευαίσθητο και κρίσιμο πλαίσιο της ιατρικής διάγνωσης. Με την κατάλληλη εφαρμογή, μπορεί να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο, όμως η ακατάλληλη χρήση μπορεί να έχει σημαντικές αρνητικές συνέπειες, υπογραμμίζοντας την ανάγκη για εκπαίδευση και προσεκτική εφαρμογή.

### 3.4.4.2. Λαπλασιανό φίλτρο (Laplacian)

Το φίλτρο Laplacian είναι ένα παράγωγο φίλτρο δεύτερης τάξης που χρησιμοποιείται για την ανίχνευση ακμών και την όξυνση εικόνων. Εφαρμόζεται συχνά στην επεξεργασία εικόνας για να τονίσει τις περιοχές ταχείας μεταβολής της έντασης. Ακολουθεί μια μαθηματική ανάλυση του φίλτρου Laplacian.

Η Λαπλασιανή μιας εικόνας  $I(x,y)$  δίνεται από τις δεύτερες παραγώγους της εικόνας ως προς τις χωρικές συντεταγμένες:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$

Σε έναν διακριτό χώρο, η Λαπλασιανή μπορεί να προσεγγιστεί με τη συνέλιξη της εικόνας με έναν πυρήνα Λαπλασιανής. Ένας κοινός πυρήνας Λαπλασιανής 3x3 είναι:

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

ή

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

ανάλογα με το αν λαμβάνονται υπόψη οι διαγώνιοι.

Το φίλτρο Laplacian μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την όξυνση μιας εικόνας προσθέτοντας τη Laplacian της εικόνας στην αρχική εικόνα. Μαθηματικά, η εικόνα που έχει οξυνθεί  $I'(x, y)$  δίνεται από τη σχέση:

$$I'(x, y) = I(x, y) + c \cdot \nabla^2 I(x, y)$$

Όπου  $c$  ένας συντελεστής κλιμάκωσης που ελέγχει το βαθμό όξυνσης.

Το φιλτράρισμα Laplacian αναδεικνύει τις περιοχές ταχείας μεταβολής της έντασης, ενισχύοντας έτσι τις ακμές και τις λεπτές λεπτομέρειες. Ωστόσο, το Laplacian είναι ιδιαίτερα ευαίσθητο στο θόρυβο και ενδέχεται να ενισχύσει το θόρυβο μαζί με τις ακμές. Η υπέρβαση στις άκρες μπορεί να δημιουργήσει ταλαντώσεις ή "δακτυλίωση" γύρω από τις άκρες.

Το φίλτρο Laplacian είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την ανίχνευση ακμών και την όξυνση εικόνας, ιδίως σε εφαρμογές όπου η ενίσχυση των λεπτομερειών είναι ζωτικής σημασίας. Ωστόσο, πρέπει να δίνεται προσοχή στην εφαρμογή του, ιδίως σε θορυβώδεις εικόνες, καθώς μπορεί να ενισχύσει το θόρυβο και να δημιουργήσει ψευδενδείξεις. <sup>[23]</sup>

### 3.5. Μορφολογικοί Τελεστές (Morphological Operations)

Οι μορφολογικοί τελεστές είναι ένα σύνολο τελεστών που επεξεργάζονται εικόνες με βάση τα σχήματα. Εφαρμόζουν ένα στοιχείο δόμησης σε μια εικόνα εισόδου και παράγουν μια εικόνα εξόδου του ίδιου μεγέθους. Οι πράξεις αυτές χρησιμοποιούνται ευρέως στην επεξεργασία εικόνων για τη βελτίωση, τη μείωση του θορύβου και την εύρεση συγκεκριμένων σχημάτων σε μια εικόνα. Οι πιο συνηθισμένες μορφολογικές τελεστές περιλαμβάνουν την Διάβρωση (Erosion) την Διαστολή (Dilation), το Άνοιγμα (Opening) και το Κλείσιμο (Closing) <sup>[23][33]</sup>

#### 3.5.1. Διάβρωση (Erosion)

Η διάβρωση είναι μια διαδικασία που περιορίζει ή "διαβρώνει" τα όρια των αντικειμένων σε μια εικόνα. Μπορούμε να την φανταστούμε σαν «τρίψιμο» των ορίων των σχημάτων. Ένα ειδικό σχήμα που ονομάζεται πυρήνας ή στοιχείο δόμησης διατρέχει την εικόνα. Σε κάθε σημείο, εξετάζει τα κοντινά εικονοστοιχεία και επιλέγει τη μικρότερη τιμή μεταξύ τους. Αυτή η μικρή τιμή αντικαθιστά στη συνέχεια την αρχική τιμή στο συγκεκριμένο σημείο. Η διάβρωση βοηθάει με τρεις κύριους τρόπους: απαλλάσσεται από μικροσκοπικά στίγματα που μπορεί να είναι θόρυβος, διαχωρίζει αντικείμενα που είναι κολλημένα μεταξύ τους και κάνει τα όρια των αντικειμένων λεπτότερα.

Ο τελεστής διάβρωσης είναι ένας θεμελιώδης μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. Εφαρμόζεται κυρίως σε δυαδικές εικόνες, αν και μπορεί να επεκταθεί σε εικόνες κλίμακας του γκρι. Ακολουθεί μια μαθηματική ανάλυση του τελεστή διάβρωσης.

Για μία δεδομένη δυαδικής εικόνας  $A$  και ένα δομικό στοιχείο  $B$  η διάβρωση της  $A$  από το  $B$  ορίζεται ως:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\}$$

Όπου το  $(B)_z$  είναι η μετατόπιση (translation) του  $B$  κατά  $z$ , δηλαδή:

$$(B)_z = \{(b_x + z, b_y + z_y) | (b_x, b_y) \in B\}$$

Εδώ,  $(b_x, b_y)$  είναι οι συντεταγμένες ενός σημείου στο  $B$ , και  $(b_x + z, b_y + z_y)$  είναι οι συντεταγμένες του αντίστοιχου σημείου στο  $(B)_z$ . Η μετατόπιση του  $B$  κατά  $z$  μετακινεί το  $B$  στην κατεύθυνση του  $z$ . Αν το  $z$  είναι θετικό και στις δύο κατευθύνσεις, το  $B$  μετακινείται κάτω και δεξιά. Αν το  $z$  είναι αρνητικό και στις δύο κατευθύνσεις, το  $B$  μετακινείται πάνω και αριστερά. Το μέτρο του  $z$  καθορίζει το πόσο μακριά θα μετακινηθεί το  $B$ . Επομένως, η διάβρωση του  $A$  από το  $B$  είναι το σύνολο όλων των σημείων  $z$  για τα

οποία το  $B$ , μετατοπισμένο κατά  $z$ , περιέχεται εξ ολοκλήρου στο  $A$ . Με άλλα λόγια, ο τελεστής διάβρωσης "ανιχνεύει" την εικόνα με το δομικό στοιχείο και το αποτέλεσμα είναι το σύνολο όλων των θέσεων όπου το δομικό στοιχείο "χωράει" μέσα στο προσκήνιο της εικόνας.<sup>[23]</sup>

Η διάβρωση έχει ως αποτέλεσμα τη συρρίκνωση των περιοχών του προσκηνίου (συνήθως λευκά εικονοστοιχεία) και τη μεγέθυνση των περιοχών του φόντου (συνήθως μαύρα εικονοστοιχεία). Τα όρια γειτονικών περιοχών προσκηνίου μπορεί να διαχωριστούν, μικρές περιοχές προσκηνίου μπορεί να αφαιρεθούν και οι οπές εντός των περιοχών προσκηνίου μπορεί να μεγεθυνθούν.

### Αλγεβρικές Ιδιότητες

Αποδεικνύονται οι ακόλουθες ιδιότητες:

- **Ιδιοτέλεια:** Η εφαρμογή του τελεστή διάβρωσης πολλές φορές με το ίδιο δομικό στοιχείο θα οδηγήσει τελικά σε μια σταθερή εικόνα.
- **Μη επεκτασιμότητα:** Η διαβρωμένη εικόνα είναι πάντα ένα υποσύνολο της αρχικής εικόνας

$$A \ominus B \subseteq A$$

Δηλαδή, η διαβρωμένη εικόνα είναι πάντα ένα υποσύνολο της αρχικής εικόνας.

- **Αναλλοίωτο στη Μετατόπιση:** Αν μετατοπίσουμε την εικόνα και στη συνέχεια εφαρμόσουμε διάβρωση, είναι το ίδιο με την εφαρμογή διάβρωσης πρώτα και μετά της μετατόπισης, δηλαδή:

$$(A)_z \ominus B = (A \ominus B)_z$$

- **Αντιμετάθεση Μετατόπισης:** Εάν το στοιχείο δόμησης μετατοπιστεί και στη συνέχεια χρησιμοποιηθεί για τη διάβρωση της εικόνας, είναι το ίδιο με τη διάβρωση της εικόνας με το αρχικό στοιχείο δόμησης και στη συνέχεια τη μετάφραση, δηλαδή:

$$A \ominus (B)_z = (A \ominus B)_z$$

### Εφαρμογές

- Συρρίκνωση ορίων: Η διάβρωση περιορίζει τα όρια των αντικειμένων του προσκηνίου, οδηγώντας σε μείωση του μεγέθους των αντικειμένων.
- Μείωση θορύβου: Μπορούν να αφαιρεθούν μικροί θόρυβοι και ανωμαλίες, καθώς η διάβρωση στοχεύει σε απομονωμένα εικονοστοιχεία.

- Διαχωρισμός αντικειμένων: Εάν δύο αντικείμενα συνδέονται με μια λεπτή γέφυρα εικονοστοιχείων, η διάβρωση μπορεί να σπάσει αυτή τη σύνδεση, διαχωρίζοντας τα αντικείμενα.

### Περιορισμοί

- Απώλεια λεπτομερειών: Η διάβρωση μπορεί να προκαλέσει σημαντική απώλεια λεπτομερειών, ιδίως εάν εφαρμόζεται υπερβολικά ή με ένα μεγάλο δομικό στοιχείο.
- Ευαισθησία στοιχείων διάρθρωσης: Το αποτέλεσμα της διάβρωσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του δομικού στοιχείου. Η ακατάλληλη επιλογή μπορεί να οδηγήσει σε ανεπιθύμητα αποτελέσματα.
- Ανεπιθύμητος διαχωρισμός: Ενώ ο διαχωρισμός συνδεδεμένων αντικειμένων μπορεί να είναι επιθυμητός σε ορισμένες περιπτώσεις, μπορεί επίσης να οδηγήσει σε ανεπιθύμητο κατακερματισμό των αντικειμένων.
- Αποτελέσματα συνόρων: Τα αντικείμενα που βρίσκονται κοντά στα όρια της εικόνας μπορεί να επηρεαστούν δυσανάλογα από τη διάβρωση.

Συμπερασματικά, ο τελεστής διάβρωσης είναι ένα ισχυρό εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας, ιδίως στους τομείς της ανάλυσης δυαδικών εικόνων και της μορφολογίας. Η ικανότητά του να μειώνει το θόρυβο και να διαχωρίζει τα συνδεδεμένα αντικείμενα μπορεί να είναι ιδιαίτερα επωφελής σε διάφορες εφαρμογές. Ωστόσο, πρέπει να δοθεί προσοχή στην επιλογή του κατάλληλου στοιχείου δόμησης και στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο η λειτουργία διάβρωσης θα επηρεάσει τη συγκεκριμένη εικόνα. Σε ορισμένες εφαρμογές, όπως η ιατρική απεικόνιση, πρέπει να εξετάζονται προσεκτικά οι επιδράσεις του τελεστή διάβρωσης στα όρια των αντικειμένων, ώστε να αποφεύγεται η παρερμηνεία του περιεχομένου της εικόνας.

### 3.5.2. Διαστολή (Dilation)

Ο τελεστής διαστολής είναι μία από τις θεμελιώδεις πράξεις στη μαθηματική μορφολογία. Χρησιμοποιείται για τη σταδιακή διεύρυνση των ορίων των περιοχών των εικονοστοιχείων του προσκηνίου (δηλαδή συνήθως των λευκών εικονοστοιχείων). Η διαστολή έχει το αντίθετο αποτέλεσμα της διάβρωσης, επεκτείνοντας τα όρια των περιοχών του προσκηνίου (συνήθως λευκές περιοχές σε μια δυαδική εικόνα). Χρησιμοποιείται συχνά για να γεμίσει μικρές τρύπες, να προσθέσει το μέγεθος των αντικειμένων και να συγχωνεύσει κοντινά αντικείμενα. Για μία δεδομένη δυαδικής

εικόνας  $A$  και ένα δομικό στοιχείο  $B$  η διαστολή της  $A$  από το  $B$  ορίζεται ως:

$$A \oplus B = \bigcup_{z \in A} (B)_z$$

Όπου  $(B)_z$  η μετατόπιση του  $B$  κατά  $z$  το οποίο διατρέχει το  $A$ . Με απλούστερους όρους, η διαστολή του  $A$  από το  $B$  είναι το σύνολο όλων των σημείων που καλύπτονται από το  $B$  όταν το κέντρο του  $B$  κινείται μέσα στο  $A$ .<sup>[23]</sup>

### Αλγεβρικές Ιδιότητες

Αποδεικνύονται οι ακόλουθες ιδιότητες:

- **Αντιμετάθεση:** Η διαστολή είναι αντιμεταθετική ως προς το δομικό στοιχείο, δηλαδή

$$A \oplus B = B \oplus A$$

- **Επεκτασιμότητα:** Η διαστολή του  $A$  ως προς το  $B$  είναι πάντα μεγαλύτερη από το  $A$ , δηλαδή:

$$A \oplus B \supseteq A$$

- **Αναλλοίωτο στη Μετατόπιση:** Αν μετατοπίσουμε την εικόνα και στη συνέχεια εφαρμόσουμε διάβρωση, είναι το ίδιο με την εφαρμογή διάβρωσης πρώτα και μετά της μετατόπισης, δηλαδή:

$$(A)_z \oplus B = (A \oplus B)_z$$

### Εφαρμογές

- **Επέκταση των νέων στοιχείων:** Η διαστολή τείνει να επεκτείνει τα όρια των αντικειμένων του προσκηνίου (συνήθως λευκά εικονοστοιχεία) σε μια δυαδική εικόνα. Προσθέτει εικονοστοιχεία στα όρια, κάνοντας τα αντικείμενα να φαίνονται μεγαλύτερα.
- **Βελτίωση σύνδεσης:** Αντικείμενα που βρίσκονται κοντά το ένα στο άλλο μπορεί να συνδεθούν μετά τη διαστολή.
- **Βελτίωση ορίων:** Τα όρια των αντικειμένων μπορούν να τονιστούν, κάνοντάς τα πιο έντονα.

### Περιορισμοί

- **Απώλεια λεπτομερειών:** Η υπερβολική χρήση της διαστολής μπορεί να προκαλέσει απώλεια λεπτών λεπτομερειών στην εικόνα, οδηγώντας σε υπερβολική εξομάλυνση ή συγχώνευση διακριτών αντικειμένων.

- Εξάρτηση από το δομικό στοιχείο: Τα αποτελέσματα της διαστολής εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του στοιχείου δόμησης. Η επιλογή ενός ακατάλληλου στοιχείου δόμησης μπορεί να οδηγήσει σε ανεπιθύμητα αποτελέσματα.
- Ακατάλληλο για λεπτά αντικείμενα: Η διαστολή μπορεί να προκαλέσει το αφύσικο πάχος λεπτών αντικειμένων, το οποίο μπορεί να μην είναι επιθυμητό σε ορισμένες εφαρμογές.

Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης και της ακτινολογίας, η διαστολή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ενίσχυση της ορατότητας των δομών, τη σύνδεση κατακερματισμένων τμημάτων και την έμφαση σε συγκεκριμένες περιοχές. Πρόκειται για μια βασική τεχνική στα στάδια προεπεξεργασίας και μετεπεξεργασίας, η οποία χρησιμοποιείται συχνά σε συνδυασμό με άλλες μορφολογικές πράξεις, όπως η διάβρωση και το άνοιγμα, για την επίτευξη των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Όπως και άλλες μορφολογικές πράξεις, η τέχνη της εφαρμογής της διαστολής έγκειται στην κατανόηση της υποκείμενης δομής της εικόνας και στην επιλογή των σωστών παραμέτρων για την εκάστοτε εργασία.

### 3.5.3. Άνοιγμα (Opening)

Ο τελεστής ανοίγματος είναι ένα θεμελιώδης μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. Πρόκειται για μια ακολουθία δύο πράξεων: Διάβρωση ακολουθούμενη από διαστολή.<sup>[33]</sup> Για μία δεδομένη δυαδικής εικόνας  $A$  και ένα δομικό στοιχείο  $B$  το άνοιγμα της  $A$  από το  $B$  ορίζεται ως:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

Ο τελεστής ανοίγματος είναι μια διαδικασία δύο βημάτων που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας, η οποία αποτελείται από τη διάβρωση που ακολουθείται από τη διαστολή. Αρχικά, ο τελεστής συρρικνώνει τα αντικείμενα της εικόνας, αφαιρώντας ουσιαστικά μικρό θόρυβο και περιορίζοντας τα όρια των αντικειμένων. Μετά τη διάβρωση, διαστέλλει τα αντικείμενα πίσω στο αρχικό τους μέγεθος. Αποκαθιστά τις κύριες δομές των αντικειμένων, αλλά αφήνει εκτός τον μικρό θόρυβο που αφαιρέθηκε στο βήμα της διάβρωσης.

#### Αλγεβρικές Ιδιότητες

Αποδεικνύονται οι ακόλουθες ιδιότητες:

- **Ιδιοτέλεια:** Η εφαρμογή του τελεστή Άνοιγμα περισσότερες από μία φορές δεν αλλάζει το αποτέλεσμα, δηλαδή:

$$A \circ B \circ B = A \circ B$$

- **Μη Επεκτασιμότητα:** Ο τελεστής Άνοιγμα δεν διευρύνει το αρχικό σύνολο- είναι είτε το ίδιο είτε μικρότερο, δηλαδή

$$A \circ B \subseteq A$$

- **Αναλλοίωτο στη Μετατόπιση:** Αν μετατοπίσουμε την εικόνα και στη συνέχεια εφαρμόσουμε άνοιγμα, είναι το ίδιο με την εφαρμογή ανοίγματος πρώτα και μετά της μετατόπισης, δηλαδή:

$$(A)_z \circ B = (A \circ B)_z$$

### Εφαρμογές

- Μείωση θορύβου: Το άνοιγμα βοηθά στην εξάλειψη του θορύβου, ιδιαίτερα των μικρών αντικειμένων ή κηλίδων, από μια εικόνα. Είναι αποτελεσματικό στην αφαίρεση μικρού λευκού θορύβου από μια δυαδική εικόνα.
- Εξομάλυνση ορίων: Με τη διάβρωση των ορίων των μεγαλύτερων αντικειμένων και τη διαστολή τους, το άνοιγμα μπορεί να εξομαλύνει τα περιγράμματα των αντικειμένων σε μια εικόνα.
- Κλείσιμο κενών: Ο χειριστής μπορεί να κλείσει μικρά κενά και τρύπες μέσα σε μεγαλύτερα αντικείμενα.
- Διαχωρισμός: Βοηθά στο διαχωρισμό αντικειμένων που βρίσκονται κοντά μεταξύ τους με διάβρωση και στη συνέχεια αποκατάσταση του αρχικού τους μεγέθους με διαστολή.
- Μείωση μεγέθους: Μικρές δομές που είναι μικρότερες από το στοιχείο δόμησης θα αφαιρεθούν εντελώς.

### Περιορισμοί

- Εξάρτηση από το σχήμα: Η επιλογή του δομικού στοιχείου μπορεί να επηρεάσει σημαντικά το αποτέλεσμα. Πρέπει να επιλέγεται προσεκτικά ώστε να ταιριάζει με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της εικόνας.
- Απώλεια λεπτών λεπτομερειών: Το άνοιγμα μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια λεπτών λεπτομερειών και μικρών δομών στην εικόνα, καθώς διαβρώνει πρώτα την εικόνα.



- Υπολογιστικό κόστος: Ανάλογα με το μέγεθος και το σχήμα του στοιχείου δόμησης, το άνοιγμα μπορεί να είναι υπολογιστικά δαπανηρό.
- Ευαισθησία στον προσανατολισμό: Το αποτέλεσμα μπορεί να είναι ευαίσθητο στον προσανατολισμό του στοιχείου δόμησης, ιδίως εάν η εικόνα έχει δομές ευθυγραμμισμένες σε συγκεκριμένες κατευθύνσεις.

Συμπερασματικά, ο τελεστής ανοίγματος είναι ένα πολύτιμο εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας για τον καθαρισμό και τη βελτίωση των εικόνων, ιδίως στα στάδια προεπεξεργασίας. Χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένης της ιατρικής απεικόνισης, όπου μπορεί να βοηθήσει στην ανάδειξη συγκεκριμένων δομών και στην αφαίρεση του θορύβου. Πρέπει να δοθεί προσοχή στην επιλογή του σωστού στοιχείου δόμησης και στην κατανόηση της πιθανής απώλειας λεπτομερειών.

### 3.5.4. Κλείσιμο (Closing)

Ο τελεστής κλεισίματος είναι ένα θεμελιώδες μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. Πρόκειται για μια ακολουθία δύο πράξεων: Διαστολή ακολουθούμενη από διάβρωση.<sup>[33]</sup> Για μία δεδομένη δυαδικής εικόνας  $A$  και ένα δομικό στοιχείο  $B$  το άνοιγμα της  $A$  από το  $B$  ορίζεται ως:

$$A \odot B = (A \oplus B) \ominus B$$

Ο τελεστής κλεισίματος είναι μια διαδικασία δύο βημάτων που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας, η οποία αποτελείται από τη διαστολή που ακολουθείται από τη διάβρωση. Ο τελεστής αυτός χρησιμοποιείται για να κλείσει μικρές τρύπες και κενά στα αντικείμενα του προσκηνίου μιας εικόνας. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικός στην ένωση στενών διαχωρισμών και στην εξάλειψη μικρών οπών και κενών.

#### Αλγεβρικές Ιδιότητες

Αποδεικνύονται οι ακόλουθες ιδιότητες:

- **Ιδιοτέλεια:** Η εφαρμογή του τελεστή κλεισίματος περισσότερες από μία φορές δεν αλλάζει το αποτέλεσμα, δηλαδή:

$$(A \odot B) \odot B = A \odot B$$

- **Επεκτασιμότητα:** Ο τελεστής κλεισίματος διευρύνει το αρχικό σύνολο, δηλαδή

$$A \subseteq A \odot B$$

- **Αναλλοίωτο στη Μετατόπιση:** Αν μετατοπίσουμε την εικόνα και στη συνέχεια εφαρμόσουμε κλείσιμο, είναι το ίδιο με την εφαρμογή κλεισίματος πρώτα και μετά της μετατόπισης, δηλαδή:

$$(A)_z \odot B = (A \odot B)_z$$

### Εφαρμογές

- Μείωση θορύβου: Το κλείσιμο βοηθά στην αφαίρεση μικρών οπών και κενών μέσα στα αντικείμενα του προσκηνίου. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στο κλείσιμο μικρών μαύρων σημείων μέσα σε λευκές περιοχές.
- Εξομάλυνση ορίων: Μπορεί να εξομαλύνει τα περιγράμματα ενός αντικειμένου, να συγχωνεύσει κοντινά αντικείμενα και να γεμίσει μικρές τρύπες.
- Αύξηση μεγέθους: Η συνιστώσα διαστολής του τελεστή κλεισίματος μπορεί να οδηγήσει σε μικρή αύξηση του μεγέθους των αντικειμένων.

### Περιορισμοί

- Υπερβολική εξομάλυνση: Η υπερβολική εφαρμογή του τελεστή κλεισίματος ή η χρήση ενός μεγάλου στοιχείου δόμησης μπορεί να προκαλέσει υπερβολική εξομάλυνση, οδηγώντας στην απώλεια σημαντικών λεπτομερειών.
- Ανεπιθύμητη συγχώνευση: Μπορεί να προκαλέσει τη συγχώνευση κοντινών αντικειμένων μεταξύ τους, ειδικά αν είναι κοντά και το στοιχείο δόμησης είναι μεγάλο.
- Εξάρτηση από το στοιχείο δόμησης: Τα αποτελέσματα του κλεισίματος εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του δομικού στοιχείου που χρησιμοποιείται. Μια ακατάλληλη επιλογή μπορεί να οδηγήσει σε μη ικανοποιητικά αποτελέσματα.
- Ακατάλληλο για το διαχωρισμό αντικειμένων: Σε αντίθεση με τη διάβρωση ή το άνοιγμα, το κλείσιμο ενδέχεται να μην είναι κατάλληλο για το διαχωρισμό αντικειμένων που είναι συγχωνευμένα μεταξύ τους.

Συμπερασματικά, ο τελεστής κλεισίματος είναι ένα πολύτιμο εργαλείο στην επεξεργασία εικόνας, ιδίως στο στάδιο της προεπεξεργασίας, όπου στόχος είναι η βελτίωση της ποιότητας της εικόνας για περαιτέρω ανάλυση. Συνδυάζοντας τη διαστολή ακολουθούμενη από διάβρωση, το κλείσιμο βοηθά στο κλείσιμο μικρών οπών, στην εξομάλυνση των ορίων των αντικειμένων και στην ενίσχυση των χαρακτηριστικών των αντικειμένων. Στην ιατρική απεικόνιση ή σε άλλες κρίσιμες εφαρμογές, η προσεκτική επιλογή του στοιχείου δόμησης και η κατανόηση της φύσης του θορύβου ή των ψευδενδείξεων στην εικόνα είναι απαραίτητες για βέλτιστα αποτελέσματα. Όπως και άλλες μορφολογικές λειτουργίες, το κλείσιμο πρέπει να χρησιμοποιείται με σύνεση και σε

συνδυασμό με άλλες τεχνικές επεξεργασίας εικόνας για την επίτευξη των επιθυμητών αποτελεσμάτων. Ο πειραματισμός με διαφορετικά στοιχεία δόμησης και ο συνδυασμός του κλεισίματος με άλλες μορφολογικές τεχνικές ή τεχνικές φιλτραρίσματος μπορεί να είναι αναγκαίος για να αντιμετωπιστούν διάφορα χαρακτηριστικά και ψευδενδείξεις της εικόνας.

## Κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>: Μέθοδοι και αλγόριθμοι τμηματοποίησης

### 4.1 Ψηφιακή ιατρική εικόνα

Η ψηφιακή εικόνα είναι η αποτύπωση ενός ή περισσότερων αντικειμένων, όπου αποτελείται από ένα πεπερασμένο αριθμό εικονοστοιχείων (pixel) που το καθένα έχει συγκεκριμένη θέση στο χώρο και τιμή. Κάθε εικόνα μπορεί να περιγραφεί ως μια συνάρτηση δυο μεταβλητών  $f(x,y)$ , όπου  $x,y$  είναι οι χωρικές συντεταγμένες με την  $x$  να αποτελεί την οριζόντια διεύθυνση της εικόνας (γραμμές) και με την  $y$  την κατακόρυφη διεύθυνση της εικόνας (στήλες). Η τιμή της  $f$  για κάθε ζευγάρι συντεταγμένων  $(x,y)$  καλείται ένταση της εικόνας στο σημείο αυτό. Μία αναλογική εικόνα έχει συνεχή πεδία τιμών  $x,y$  και συνεχείς τιμές έντασης. Κάθε ψηφιακή εικόνα είναι μια αναπαράσταση της αναλογικής εικόνας, μετά από δειγματοληψία των τιμών  $f(x,y)$  σε ένα 2D πίνακα, όπου οι μεταβλητές  $x,y$  σε κάθε σημείο και επομένως και η έντασή τους, έχουν διακριτή τιμή. Η ένταση για τις ιατρικές εικόνες που αναφερόμαστε δηλώνει τον τόνο του γκρι (Greyscale image: Κάθε pixel παίρνει μία τιμή γκριζου, από το 0 -μαύρο μέχρι το 255 -άσπρο) [34].

Με τον όρο ψηφιακή ιατρική εικόνα αναφερόμαστε στην εικόνα που παράγεται από ψηφιακές διατάξεις ιατρικής απεικόνισης, παρέχοντας ανατομικές ή/και λειτουργικές πληροφορίες του ανθρώπινου σώματος. Οι τιμές των εικονοστοιχείων των ιατρικών εικόνων αναπαριστούν διάφορες φυσικές ή χημικές ιδιότητες των ανατομικών δομών. Στην περίπτωση των εικόνων Υπολογιστικής Τομογραφίας, που χρησιμοποιούνται επί το πλείστον στο σχεδιασμό των πλάνων θεραπείας, η τιμή των pixel αναπαριστά τον γραμμικό συντελεστή εξασθένησης των διάφορων ιστών.

### 4.2. Μέθοδοι τμηματοποίησης εικόνας στην ακτινοθεραπεία

Τμηματοποίηση ή κατάτμηση είναι η διαδικασία διαχωρισμού μιας εικόνας σε πολλαπλά μη επικαλυπτόμενα τμήματα [33] [35]. Τα τμήματα αυτά χαρακτηρίζονται ως ομαδοποιημένα εικονοστοιχεία με παρόμοια χαρακτηριστικά έντασης, υφής κ.α.. Με απλούστερους όρους, η τμηματοποίηση εικόνας αποσκοπεί στον εντοπισμό και την οριοθέτηση περιοχών εντός μιας εικόνας. Αυτή η διαδικασία διαχωρισμού βοηθά στην απομόνωση των περιοχών ενδιαφέροντος, απλοποιώντας ή αλλάζοντας την αναπαράσταση μιας εικόνας σε κάτι πιο ουσιαστικό και ευκολότερο στην ανάλυση. Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται οι διάφοροι μέθοδοι τμηματοποίησης της ιατρικής εικόνας.

Στο πλαίσιο της ιατρικής απεικόνισης και συγκεκριμένα της ακτινοθεραπείας, η

τμηματοποίηση εικόνας αποκτά βαθιά σημασία. Οι εικόνες που αποκτώνται μέσω διαφόρων μεθόδων, όπως η αξονική τομογραφία, η μαγνητική τομογραφία ή η τομογραφία PET, είναι συχνά πλούσιες σε λεπτομέρειες και απεικονίζοντας πολύπλοκες ανατομικές δομές. Η χειροκίνητη εξαγωγή σχετικών πληροφοριών από αυτές τις εικόνες είναι μια επίπονη, χρονοβόρα εργασία που υπόκειται επίσης σε ανθρώπινα λάθη. Οι αλγόριθμοι τμηματοποίησης εικόνας προσφέρουν λύση στο πρόβλημα αυτό, παρέχοντας μια αποτελεσματική, επαναλαμβανόμενη μέθοδο για τον εντοπισμό και την οριοθέτηση συγκεκριμένων δομών σε αυτές τις εικόνες.

Ο σχεδιασμός των περιγραμμάτων του όγκου στόχου καθώς και των κρίσιμων (υγιών) οργάνων είναι ένα σημαντικό βήμα στη ροή εργασιών για την εκτέλεση της ακτινοθεραπείας. Όπως αναφέραμε και στο κεφάλαιο 2, ο σχεδιασμός των περιοχών ενδιαφέροντος (των PTV's και των OAR's) γίνεται χειροκίνητα από τον ακτινοθεραπευτή ογκολόγο πάνω στις διαγνωστικές εικόνες του ασθενούς, το οποίο απαιτεί σημαντικό χρόνο για κάθε ασθενή. Παρόλο που ο χειροκίνητος σχεδιασμός θεωρείται ότι παρέχει καλή ακρίβεια, το σημαντικότερο μειονέκτημα της διαδικασίας είναι ότι εμπεριέχει την υποκειμενική κρίση του κάθε γιατρού ως προς τα όρια αυτών των ανατομικών δομών. Έτσι μπορεί να παρατηρηθεί σχετική μεταβολή των περιγραμμάτων του PTV που έχουν σχεδιαστεί από διαφορετικούς ιατρούς, για τον ίδιο ασθενή. Γίνεται αντιληπτό ότι αυτό μπορεί να επηρεάσει τη χορηγούμενη δόση αλλά και το ακριβές σημείο που εφαρμόζεται [36].

Η τμηματοποίηση είναι απαραίτητη στον σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας, καθώς εξοικονομείται χρόνος στα κλινικά πλαίσια αλλά ταυτόχρονα επιτρέπεται ο ακριβής εντοπισμός του όγκου-στόχου και των γύρω κρίσιμων δομών. Η τμηματοποίηση αυτή επιτρέπει τη διαφοροποίηση μεταξύ καρκινικού όγκου και περιβάλλοντος υγιούς ιστού. Τα οφέλη της τμηματοποίησης είναι ζωτικής σημασίας για δύο πρωταρχικούς λόγους. Πρώτον, διασφαλίζει ότι η θεραπευτική δόση ακτινοβολίας συγκεντρώνεται στον όγκο, μεγιστοποιώντας την αποτελεσματικότητά της. Δεύτερον, βοηθά στην προστασία των γύρω υγιών ιστών και οργάνων από την περιττή έκθεση στην ακτινοβολία. [36]

Στη σύγχρονη ακτινοθεραπεία καθοδηγούμενη από την εικόνα (IGRT), όπου στόχος είναι η προσαρμογή της θεραπείας στην ατομική ανατομία του ασθενούς και στις αλλαγές του όγκου με την πάροδο του χρόνου, η σημασία της τμηματοποίησης της εικόνας γίνεται ακόμη πιο έντονη. Η υψηλής ποιότητας τμηματοποίηση είναι απαραίτητη για την ακριβή παρακολούθηση των αλλαγών στο μέγεθος, το σχήμα ή τη θέση του όγκου και την ανάλογη προσαρμογή του σχεδίου θεραπείας [37]. Ως εκ τούτου, η ανάπτυξη και η

βελτίωση ισχυρών αλγορίθμων τμηματοποίησης εικόνας είναι θεμελιώδους σημασίας για την αύξηση της ακρίβειας, της αποτελεσματικότητας και της ασφάλειας των ακτινοθεραπευτικών θεραπειών. Στη συνέχεια, παρουσιάζονται κάποιες από τις βασικές μεθόδους τμηματοποίησης της εικόνας που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία ιατρικών εικόνων.

#### 4.2.1. Ανίχνευση ακμών (Edge Detection)

Οι ακμές (edges) είναι τα σημεία στα οποία παρουσιάζεται σημαντική μεταβολή στην τιμή (τόνος του γκρι) μίας εικόνας και σχηματίζουν τα όρια διαφορετικών αντικειμένων που υπάρχουν σε μία εικόνα [35]. Η ακριβής ανίχνευσή τους αποτελεί βασικό βήμα σε πολλά προβλήματα επεξεργασία εικόνας, όπως οριοθέτηση χωρικής έκτασης νεοπλασιών (π.χ PTV) και εντοπισμό ανατομικών δομών ενδιαφέροντος (π.χ PTV και OAR) [33].

Οι τοπικές μεταβολές μιας εικόνας  $f(x,y)$  μπορούν να ανιχνευθούν χρησιμοποιώντας τις παραγώγους πρώτης και δεύτερης τάξης της συνάρτησης της εικόνας [23]. Με την εύρεση της πρώτης παραγώγου μπορούν να εντοπιστούν περιοχές όπου αλλάζει η ένταση της εικόνας, υποδεικνύοντας μια πιθανή ακμή. Κατά τον υπολογισμό της πρώτης παραγώγου, λαμβάνεται μια νέα συνάρτηση που μας δίνει την πληροφορία για το ρυθμό μεταβολής της έντασης στα διάφορα σημεία  $x, y$  της εικόνας. Συγκεκριμένα, με την νέα συνάρτηση καθορίζεται η κλίση της έντασης της εικόνας που ονομάζεται βαθμίδα, συμβολίζεται ως  $\nabla f(x,y)$  και ορίζεται ως το διάνυσμα

$$\nabla f(x,y) = \text{grad}[f(x,y)] = \begin{bmatrix} g_x(x,y) \\ g_y(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix}, [23].$$

το οποίο είναι κάθετο σε κάθε σημείο της ακμής. Συνεπώς για μια εικόνα  $f(x,y)$ , τα σημεία που ανήκουν σε μια ακμή είναι εκείνα τα οποία έχουν μέτρο βαθμίδας  $M(x,y)$  πάνω από μια ορισμένη τιμή (κατώφλι), η οποία καθορίζεται με βάση τη μέθοδο. Με βάση την Ευκλείδεια απόσταση, το μέτρο της βαθμίδας ορίζεται ως

$$M(x,y) = |\nabla f(x,y)| = \sqrt{g_x(x,y)^2 + g_y(x,y)^2} [23].$$

Η γωνία του διανύσματος της βαθμίδας σε σχέση με τον άξονα  $x$ , περιγράφει τον

προσανατολισμό της ακμής και δίνεται από τον τύπο:

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \left[ \frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)} \right] \quad [23].$$

Ενώ η πρώτη παράγωγος αναφέρεται σε περιοχές σταθερής μεταβολής της έντασης, η δεύτερη παράγωγος εντοπίζει περιοχές της εικόνας όπου η μεταβολή δεν είναι σταθερή. Για την ακρίβεια, με την παράγωγο δεύτερης τάξης υπολογίζεται ο ρυθμός μεταβολής του ρυθμού μεταβολής της έντασης της εικόνας, δηλαδή της βαθμίδας. Η δεύτερη παράγωγος χρησιμεύει στην ανάδειξη απότομων μεταβολών στην ένταση, επομένως ενισχύει τις μικρολεπτομέρειες, συμπεριλαμβανομένου και του θόρυβου, πολύ περισσότερο από τις παραγώγους πρώτης τάξης. Αυτό είναι αρκετά σημαντικό στις συγκεκριμένες μεθόδους τμηματοποίησης, αφού ο θόρυβος της εικόνας μπορεί να χαρακτηριστεί ψευδώς ως ακμή. Για τον υπολογισμό της δεύτερης παραγώγου εφαρμόζεται ο Λαπλασιανός τελεστής στη συνάρτηση της εικόνας, ο οποίος συμβολίζεται ως  $\nabla^2 f(x, y)$  και ορίζεται ως το άθροισμα των δευτέρων παραγώγων στις διευθύνσεις  $x, y$ .

Συνοψίζοντας, η πρώτη παράγωγος ανιχνεύει ακμές σχετικά μεγάλου πάχους σε μια εικόνα, ενώ η δεύτερη παράγωγος είναι χρήσιμη για τον εντοπισμό μικρολεπτομερειών, όπως λεπτές γραμμές και ο θόρυβος. [23]

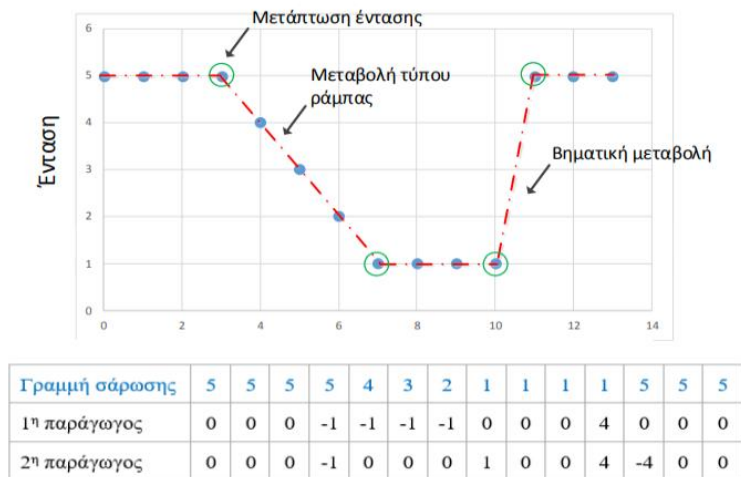
Για την προσέγγιση υπολογισμού της πρώτης και της δεύτερης παραγώγου πρέπει να πληρούνται οι παρακάτω απαιτήσεις: [33]

α) Απαιτήσεις για την προσέγγιση της 1ης παραγώγου:

1. Να είναι ίση με το μηδέν σε περιοχές σταθερής έντασης
2. Να είναι μη μηδενική στην αρχή μιας μεταβολής έντασης που είναι βηματική ή τύπου ράμπας
3. Να είναι μη μηδενική κατά μήκος μιας ράμπας έντασης

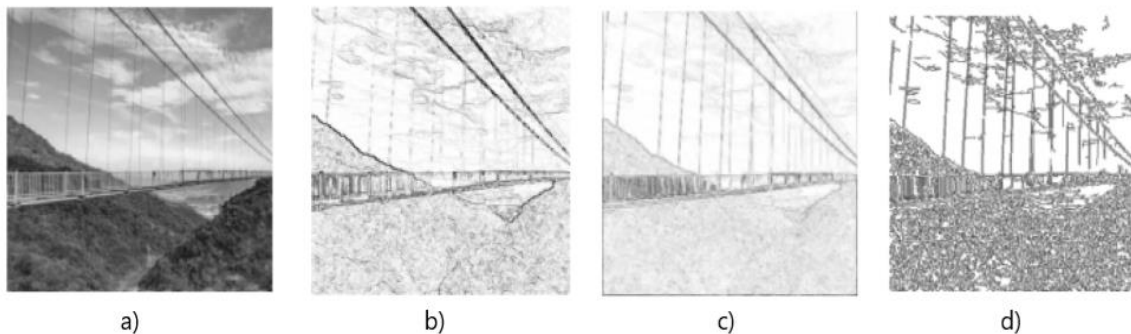
β) Απαιτήσεις για την προσέγγιση της 2ης παραγώγου:

1. Να είναι ίση με το μηδέν σε περιοχές σταθερής έντασης
2. Να είναι μη μηδενική στην αρχή και στο τέλος μιας μεταβολής έντασης που είναι βηματική ή τύπου ράμπας
3. Να είναι ίση με το μηδέν κατά μήκος μιας μεταβολής τύπου ράμπας με σταθερή κλίση



**Εικόνα 4.1 :** Κατά μήκος της γραμμής σάρωσης μιας εικόνας όπου αναδεικνύονται δυο τύποι ακμών: ακμές τύπου ράμπας και ακμές που έχουν την μορφή μιας βηματικής μεταβολής.<sup>[33]</sup>

Καθιερωμένοι μέθοδοι για την ανίχνευση ακμών είναι του Roberts, του Prewitt και του Sobel. Το κυριότερο πρόβλημα των μεθόδων αυτών είναι ότι είναι ευαίσθητοι στη παρουσία θορύβου. Έτσι, προηγείται η εξομάλυνση της εικόνας με ένα Gaussian φίλτρο (καταστολή υψηλών τιμών). Η πιο δημοφιλής μέθοδος για την ανίχνευση ακμών είναι η μέθοδος Canny, διότι δεν ανιχνεύει ακμές που οφείλονται στο θόρυβο. Ωστόσο, η μέθοδος Canny είναι πιο περίπλοκη και χρειάζεται περισσότερος χρόνος για να εκτελεσθεί.<sup>[33]</sup>



**Εικόνα 4.2:** Αποτελέσματα ανίχνευσης ακμών των διαφορετικών μεθόδων a) αρχική εικόνα, b) Sobel, c) Roberts και d) Canny<sup>[35]</sup>.

#### 4.2.1.1. Ανιχνευτής ακμής Canny (Canny Edge Detector)

Ο ανιχνευτής ακμών Canny είναι ένας αλγόριθμος πολλαπλών σταδίων που χρησιμοποιείται ευρέως για την ανίχνευση ακμών. Αναπτύχθηκε από τον John F. Canny το 1986. Είναι ο πιο δημοφιλής αλγόριθμος για την ανίχνευση ακμών και στοχεύει στην ικανοποίηση τριών βασικών κριτηρίων: χαμηλό ποσοστό σφάλματος, καλά καθορισμένες



ακμές και ελάχιστη απόκριση <sup>[23]</sup> <sup>[39]</sup>. Ακολουθεί μια μαθηματική περιγραφή του Canny Edge Detector. <sup>[38]</sup> <sup>[23]</sup>

## 1. Μείωση θορύβου

Ο ανιχνευτής ακμών Canny ξεκινά με εξομάλυνση της εικόνας για την εξάλειψη του θορύβου. Αυτό γίνεται συνήθως με τη χρήση ενός φίλτρου Gauss. Η συνέλιξη με έναν γκαουσιανό πυρήνα G, αναπαρίσταται ως εξής:

$$I'(x,y) = I(x,y) * G(x,y;\sigma)$$

όπου  $I(x,y)$  είναι η αρχική εικόνα,  $I'(x,y)$  είναι η εξομαλυμένη εικόνα και είναι η τυπική απόκλιση του γκαουσιανού πυρήνα. <sup>[23]</sup>

## 2. Υπολογισμός κλίσης

Το μέγεθος και η κατεύθυνση της κλίσης υπολογίζονται με τη χρήση του τελεστή Sobel. <sup>[23]</sup>

## 3 Καταστολή των μη μεγίστων (Non-Maximum Suppression)

Για να διασφαλιστεί ότι οι ακμές είναι λεπτές και καλά καθορισμένες, το NMS καταστέλλει όλες τις τιμές κλίσης (τις μηδενίζει) εκτός από το τοπικό μέγιστο στην κατεύθυνση της κλίσης. <sup>[23]</sup>

Διαδικασία:

- Κβαντοποίηση κατεύθυνσης κλίσης: Η κατεύθυνση κλίσης  $\theta(x,y)$  κβαντίζεται σε μερικές διακριτές κατευθύνσεις, συνήθως τέσσερις ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  και  $135^\circ$ ), που αντιπροσωπεύουν τις οριζόντιες, διαγώνιες, κάθετες και αντιδιαγώνιες κατευθύνσεις. Την κβαντισμένη κατεύθυνση της κλίσης την συμβολίζουμε με  $d(x,y)$ . Αυτή η απλούστευση επιτρέπει την ευκολότερη σύγκριση με γειτονικά εικονοστοιχεία.
- Σύγκριση με γειτονικά εικονοστοιχεία: Για κάθε εικονοστοιχείο, το μέγεθος κλίσης συγκρίνεται με τα μεγέθη κλίσης των γειτόνων του στην κβαντισμένη κατεύθυνση κλίσης:
  - Εάν η κατεύθυνση της κλίσης είναι οριζόντια ( $0^\circ$ ), συγκρίνετε με τους αριστερούς και δεξιούς γείτονες.
  - Εάν η κατεύθυνση της κλίσης είναι κατακόρυφη ( $90^\circ$ ), συγκρίνεται με τους πάνω και κάτω γείτονες.

- Εάν η κατεύθυνση της κλίσης είναι διαγώνια ( $45^\circ$ ), συγκρίνετε με τους πάνω δεξιά και κάτω αριστερά γείτονες.
- Εάν η κατεύθυνση της κλίσης είναι αντιδιαγώνια ( $135^\circ$ ), συγκρίνετε με τους πάνω αριστερά και κάτω δεξιά γείτονες.
- Καταστολή των μη μεγίστων: Εάν το μέγεθος της κλίσης του εικονοστοιχείου δεν είναι μεγαλύτερο από τα δύο γειτονικά του σημεία στην κατεύθυνση της κλίσης, αυτό καταστέλλεται (μηδενίζεται).

Η καταστολή μπορεί να περιγραφεί ως εξής:

Το αποτέλεσμα της μη μέγιστης καταστολής είναι ένας αραιωμένος χάρτης ακμών όπου διατηρούνται μόνο τα τοπικά μέγιστα στην κατεύθυνση της κλίσης. Αυτό εξαλείφει τις ψευδείς αποκρίσεις και διασφαλίζει ότι οι ακμές έχουν πάχος ενός εικονοστοιχείου.

#### **4. Παρακολούθηση άκρων με υστέρηση**

Ορίζονται δύο κατώφλια, υψηλό (HT) και χαμηλό (LT). Τα εικονοστοιχεία με μεγέθη κλίσης υψηλότερα από το υψηλό κατώφλι χαρακτηρίζονται ως εικονοστοιχεία ισχυρής ακμής. Τα εικονοστοιχεία με μεγέθη μεταξύ του χαμηλού και του υψηλού κατωφλίου χαρακτηρίζονται ως εικονοστοιχεία ασθενούς ακμής. Εκείνα που βρίσκονται κάτω από το χαμηλό κατώφλι καταστέλλονται.<sup>[23]</sup>

- Εικονοστοιχεία ισχυρής ακμής (strong): Συμπεριλαμβάνονται στην τελική εικόνα ακμής.
- Εικονοστοιχεία ασθενών ακμών (weak): Συμπεριλαμβάνονται μόνο εάν συνδέονται με εικονοστοιχεία ισχυρής ακμής.
- Κατεσταλμένα εικονοστοιχεία (suppresses): Αποκλείονται από την τελική εικόνα ακμής.

#### **4.2.2. Κατωφλίωση (Thresholding)**

Η κατωφλίωση είναι μια από τις απλούστερες και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνικές τμηματοποίησης στην επεξεργασία εικόνας<sup>[39]</sup>. Χρησιμοποιείται για την τμηματοποίηση μιας εικόνας ώστε τα εικονοστοιχεία να χωριστούν σε εικονοστοιχεία αντικειμένων ( foreground pixel) και σε εικονοστοιχεία υποβάθρου (background pixels)<sup>[33]</sup>. Αυτή η τεχνική λειτουργεί καλύτερα για εικόνες με διακριτές τιμές εντάσεις μεταξύ foreground και background. Μερικούς από τους βασικούς τύπους κατωφλίωσης που

εμφανίζονται στη βιβλιογραφία <sup>[23]</sup> είναι η Καθολική Κατωφλίωση, η Μέθοδος του Otsu και η Προσαρμοστική (ή Τοπική) Κατωφλίωση. Ακολουθεί μια ανάλυση των βασικών αυτών τύπων.

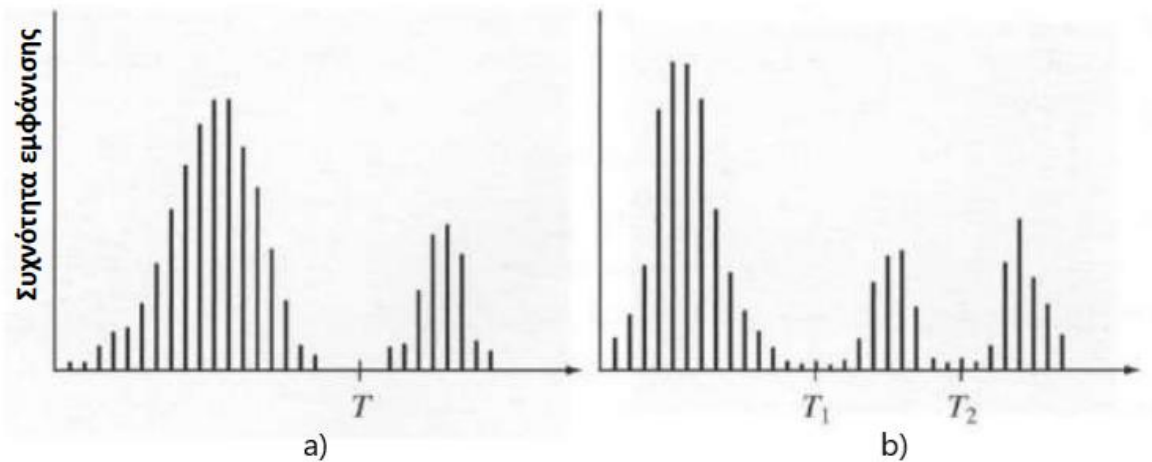
#### 4.2.2.1. Καθολική Κατωφλίωση (Global Thresholding)

Η βασική ιδέα είναι η μετατροπή μιας εικόνας gray scale σε δυαδική, μετατρέποντας όλα τα εικονοστοιχεία κάτω από μια τιμή  $T$  σε μαύρο και όλα τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία πάνω από την τιμή  $T$  σε άσπρο. Η τιμή  $T$  ονομάζεται τιμή κατωφλίου και μπορεί να επιλεγθεί για παράδειγμα από κάποιο στατιστικό στοιχείο της εικόνας, όπως η μέση ή διάμεση τιμή <sup>[33]</sup>.

Πιο αναλυτικά, έστω ότι έχουμε μια εικόνα  $f$ , ώστε  $f(x,y)$  να είναι η ένταση του pixel στη θέση  $(x,y)$  και επιλέγουμε μια τιμή κατωφλίου  $T$ . Τότε, για κάθε σημείο που η ένταση του είναι  $f(x,y) > T$ , θα αντιστοιχεί στην τιμή 1 (χρώμα λευκό) και ονομάζεται σημείο αντικειμένου, ενώ αντίθετα σημεία με ένταση  $f(x,y) \leq T$  θα αντιστοιχεί στην τιμή 0 (χρώμα μαύρο) και ονομάζεται σημείο του υποβάθρου <sup>[39]</sup>. Η τμηματοποίηση εικόνας που προκύπτει θα συμβολίζεται με  $G(x,y)$  και ισχύει <sup>[23]</sup>:

$$G(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{αν } f(x,y) > T \\ 0, & \text{αν } f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (4.1) \quad [23].$$

Η ανάλυση που προηγήθηκε αφορά μια απλή εφαρμογή κατωφλίωσης, όπου η τιμή κατωφλίου  $T$  είναι σταθερή για ολόκληρη την εικόνα και η διαδικασία ονομάζεται καθολική κατωφλίωση (Global Thresholding). Υπάρχουν περιπτώσεις που η τιμή κατωφλίου  $T$  είναι μεταβλητή. Στην εικόνα 3.3, παρατηρούμε το ιστόγραμμα έντασης δυο εικόνων. Η μεταβλητή τιμή  $T$  προκύπτει για περιπτώσεις πολλαπλών κοιλάδων στο ιστόγραμμα της εικόνας, όπως για παράδειγμα στην εικόνα 3.3(b), που παρατηρούμε τρεις κύριες περιοχές τιμών έντασης. Σε αυτή την περίπτωση, η τιμή του  $T$  εξαρτάται από τις ιδιότητες μιας γειτονίας pixel της εικόνας (π.χ. η μέση ένταση των pixel της γειτονίας) <sup>[23]</sup>.



**Εικόνα 4.3 :** Ιστογράμματα έντασης εικόνων a) με δυο κύριες περιοχές έντασης (μοναδικό απλό κατώφλι) και b) με τρεις κύριες περιοχές έντασης (διπλό κατώφλι) <sup>[33]</sup>

Στην περίπτωση 3.3.(b), για την τμηματοποιημένη εικόνα  $g(x,y)$  θα ισχύει:

$$g(x,y) = \begin{cases} a, & \text{αν } f(x,y) > T_2 \\ b, & \text{αν } T_1 < f(x,y) \leq T_2 \\ c, & \text{αν } f(x,y) \leq T_1 \end{cases}, \text{ [23] [33]}$$

όπου  $a, b$  και  $c$ , τρεις οποιεσδήποτε διακριτές τιμές έντασης. Τα προβλήματα που χρησιμοποιούν πάνω από ένα κατώφλι  $T$ , είναι ιδιαίτερα περίπλοκα και αντιμετωπίζονται πιο εύκολα με την μεταβλητή κατωφλίωση ή με την χρήση άλλων μεθόδων τμηματοποίησης, όπως η ανάπτυξη περιοχών <sup>[23]</sup>.

Σε περιπτώσεις όπως στην εικόνα 3.3(a), όπου οι κατανομές της έντασης είναι σε ικανοποιητικό βαθμό διαχωρισμένες είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί ένα και μόνο κατώφλι σε όλη την εικόνα, και η τιμή του  $T$  να δοθεί από τον χρήστη παρατηρώντας το ιστόγραμμα της εικόνας. Ωστόσο, στα περισσότερα προβλήματα, η επιλογή ενός αλγορίθμου είναι απαραίτητη. Παρακάτω αναλύεται η ακολουθία ενός απλού επαναληπτικού αλγορίθμου για την κατάτμηση της εικόνας με κατωφλίωση <sup>[23]</sup>:

1. Γίνεται μια αρχική εκτίμηση για το κατώφλι  $T$
2. Με τη χρήση του  $T$ , υλοποιείται η τμηματοποίηση εικόνας σύμφωνα με την εξίσωση 3.1., με αποτέλεσμα την δημιουργία δυο ομάδων εικονοστοιχείων  $g_1$  και  $g_2$ . Στην ομάδα  $g_1$  θα ανήκουν τα εικονοστοιχεία με τιμές έντασης μεγαλύτερες του  $T$ , ενώ στην ομάδα  $g_2$  εκείνα με τιμές έντασης μικρότερες του  $T$ .
3. Γίνεται υπολογισμός των μέσων τιμών  $m_1$  και  $m_2$ , για τις ομάδες  $g_1$  και  $g_2$  αντίστοιχα.

4. Υπολογίζεται ένα νέο κατώφλι  $T$ , ώστε η νέα τιμή να βρίσκεται ανάμεσα στις τιμές  $m_1$  και  $m_2$ , σύμφωνα με τη σχέση:

$$T_{new} = \frac{m_1 + m_2}{2}, \quad [23]$$

5. Στο τελευταίο βήμα, ελέγχεται αν η διαφορά των τιμών  $T$  είναι μικρότερη από μια τιμή  $\Delta T$ . Το  $\Delta T$  είναι μια προκαθορισμένη τιμή που επιλέγεται για τον έλεγχο λήξης της διαδικασίας. Έτσι αν  $|T - T_{new}| < \Delta T$ , η διαδικασία τερματίζεται. Αν  $|T - T_{new}| > \Delta T$ , εκτελούνται ξανά τα βήματα από 2 έως 4.

#### 4.2.2.2. Μέθοδος Otsu (Otsu Method)

Η μέθοδος του Otsu είναι μια δημοφιλής τεχνική κατωφλίωσης που καθορίζει αυτόματα την καλύτερη τιμή κατωφλίου μεγιστοποιώντας τη διακύμανση μεταξύ δύο κλάσεων [28]. Υποθέτει ότι η εικόνα περιέχει δύο κλάσεις εικονοστοιχείων (π.χ. αντικειμένου και υποβάθρου) και υπολογίζει το κατώφλι που ελαχιστοποιεί τη διακύμανση εντός της κλάσης και μεγιστοποιεί τη διακύμανση μεταξύ των κλάσεων [23] [40]. Η κύρια ιδέα είναι ότι οι δυο καλά διαχωρισμένες κλάσεις, οδηγούν και σε καλή διάκριση των τιμών έντασης των εικονοστοιχείων που ανήκουν σε αυτές. Έτσι, το βέλτιστο κατώφλι  $T$ , θεωρείται εκείνο που έχει σαν αποτέλεσμα τον αποδοτικότερο διαχωρισμό μεταξύ των κλάσεων με βάση τις τιμές της έντασης τους.

Για την περιγραφή της μεθόδου, για μια εικόνα ορίζουμε με  $n$  το πλήθος των εικονοστοιχείων και  $L$  τις τιμές έντασης  $[0, 1, 2, \dots, L-1]$ . Έτσι, ο αριθμός των εικονοστοιχείων με τιμή έντασης  $i$ , συμβολίζεται με  $n_i$  και ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων της εικόνας με  $N = n_0 + n_1 + n_2 + \dots + n_{L-1}$  [40]. Υπενθυμίζουμε ότι το ιστόγραμμα  $h(i)$  της εικόνας υπολογίζεται για κάθε τιμή έντασης  $i$  (που κυμαίνεται από 0 έως 255 για μια εικόνα 8-bit σε κλίμακα του γκρι [41]) μετρώντας το πλήθος των εικονοστοιχείων που έχουν αυτήν την τιμή έντασης. Για την διευκόλυνση της συζήτησης, το ιστόγραμμα της έντασης των τιμών κανονικοποιείται και θεωρείται ως κατανομή πιθανότητας [40]. Οι ακατέργαστες τιμές  $h(i)$  αντιπροσωπεύουν πλήθος εικονοστοιχείων. Για να μετατρέψουμε αυτές τις μετρήσεις σε πιθανότητες, διαιρούμε κάθε μέτρηση με τον συνολικό αριθμό  $N$  των εικονοστοιχείων της εικόνας. Αυτή η διαδικασία μας δίνει το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα  $p(i)$ :

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \quad \text{ή} \quad p(i) = \frac{n_i}{N}, \quad p(i) \geq 0, \quad \sum_{i=1}^L p(i) = 1$$

Με βάση ένα κατώφλι  $T$  με τιμή  $K$  (όπου  $0 < K < L-1$ ), τα εικονοστοιχεία μπορούν να χωριστούν σε δυο κλάσεις,  $C1$  και  $C2$  (εικονοστοιχεία αντικειμένου και υποβάθρου αντίστοιχα). Η κλάση  $C1$  θα εμπεριέχει τα pixels από  $0$  έως  $K$  και η κλάση  $C2$  τα pixels με  $K+1$  έως  $L-1$ . Έτσι, αντίστοιχα οι πιθανότητες  $P_1(K)$  και  $P_2(K)$ , θα αντιπροσωπεύουν τις αναλογίες των εικονοστοιχείων που εμπίπτουν στις δυο κλάσεις, που χωρίζονται από το κατώφλι  $K$  <sup>[40] [42]</sup>. Συγκεκριμένα η πιθανότητα του  $P_1(K)$  ορίζεται από την σχέση <sup>[34]</sup>:

$$P_1(K) = \sum_{i=0}^K p(i)$$

Και η πιθανότητα  $P_2(K)$  ορίζεται από τη σχέση

$$P_2(K) = 1 - P_1(K)$$

και

$$P_2(K) = \sum_{i=K+1}^{L-1} p(i)$$

Αντίστοιχα, οι  $m_1$  και  $m_2$  είναι οι μέσες τιμές της έντασης των pixels των κλάσεων  $c1$  και  $c2$  και  $m$  η μέση τιμή της έντασης όλων των εικονοστοιχείων της εικόνας.

Με την εύρεση της πιθανότητας  $P_1$  και  $P_2$  και της μέσης τιμής των  $m_1$  και  $m_2$  για τις δύο κλάσεις και γνωρίζοντας την μέση τιμή  $m$ , μπορεί να υπολογιστεί η διακύμανση μεταξύ των δυο κλάσεων ως <sup>[33] [40]</sup>:

$$\sigma_B^2 = P_1(m_1 - m)^2 + P_2(m_2 - m)^2 \quad (4.2)$$

Η μέθοδος βασίζεται στην εύρεση της μέγιστης διακύμανσης μεταξύ των κλάσεων. Η βασική ιδέα είναι ότι η μέθοδος επαναλαμβάνεται για διάφορες τιμές κατωφλίου  $T$ , έως ότου να βρεθεί το κατώφλι που δίνει την μέγιστη διακύμανση μεταξύ των δυο κλάσεων, σύμφωνα με την εξίσωση 4.2. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις ακέραιες τιμές  $K$ , ώστε η πιθανότητα της κλάσης ή οποία εμπεριέχει την τιμή κατωφλίου να είναι  $0 < P_1 < 1$ . Το μέγιστο πλήθος των ακέραιων τιμών του κατωφλίου είναι ίσο με  $L$ . Για μια 8bit εικόνα σε κλίμακα του γκρι, το  $L$  ισούται με το 256 <sup>[23]</sup>. Αφού βρεθεί το επιθυμητό κατώφλι  $K'$  που μεγιστοποιεί την διακύμανση  $\sigma_B^2$ , η τμηματοποίηση της εικόνας έχει ως εξής:

$$G(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{αν } f(x, y) > K' \\ 0, & \text{αν } f(x, y) \leq K' \end{cases} \quad , [23]$$

Με βάση την παραπάνω ανάλυση, δίνεται η σειρά των βημάτων του αλγορίθμου Otsu:

1. Υπολογίζεται το ιστόγραμμα της εικόνας εισόδου και ως  $P_i$  ορίζεται η πιθανότητα για κάθε τιμή έντασης  $i$ , με  $i=0,1,2,..L-1$
2. Χρήση ενός κατωφλίου  $T=K$  με  $0 < K < L-1$ .
3. Το σύνολο των εικονοστοιχείων χωρίζονται σε δυο κλάσεις  $C1=0,..k$  και  $C2=k+1,..L-1$ .
4. Υπολογίζονται οι πιθανότητες  $P1(K)$  και  $P2(K)$  και οι μέσες τιμές  $m1$  και  $m2$  για τις δυο κλάσεις αντίστοιχα.
5. Υπολογίζεται η μέση τιμή της κατανομής για το σύνολο των εικονοστοιχείων
6. Γίνεται η εύρεση της διακύμανσης  $\sigma_B^2$
7. Τα βήματα από 2-6 επαναλαμβάνονται εκ νέου για διαφορετική τιμή κατωφλίου. Συγκεκριμένα, η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις ακέραιες τιμές  $K$ , ώστε να ικανοποιείται η συνθήκη  $0 < P1 < 1$ .
8. Υπολογίζουμε το κατώφλι Otsu  $K$  με τιμή κατωφλίου η οποία μεγιστοποιεί την διακύμανση  $\sigma_B^2$ . [23]

#### 4.2.2.3 Προσαρμοστική (ή Τοπική) Κατωφλίωση

Η προσαρμοστική κατωφλίωση, γνωστή και ως τοπική κατωφλίωση, ξεπερνά τους περιορισμούς του καθολικού κατωφλίου, ειδικά σε περιπτώσεις όπου η εικόνα έχει διαφορετικό φωτισμό. Σε αντίθεση με τη καθολική κατωφλίωση που χρησιμοποιεί μια ενιαία τιμή κατωφλίου σε ολόκληρη την εικόνα, η προσαρμοστική κατωφλίωση καθορίζει το όριο δυναμικά για μικρότερες περιοχές της εικόνας. Αυτό διασφαλίζει ότι το κατώφλι προσαρμόζεται σύμφωνα με τις τοπικές ιδιότητες της εικόνας. [23]

Για κάθε εικονοστοιχείο στην εικόνα, η προσαρμοστική κατωφλίωση λαμβάνει υπόψη μια γειτονιά (μια μικρή περιοχή γύρω από το εικονοστοιχείο) και υπολογίζει μια τιμή κατωφλίου ειδικά για αυτήν τη γειτονιά. Στη συνέχεια, το εικονοστοιχείο ορίζεται σε μαύρο ή άσπρο με βάση αυτό το τοπικό όριο. Ο συνήθης τρόπος προσδιορισμού του τοπικού κατωφλίου περιλαμβάνει τον υπολογισμό της μέσης τιμής των εικονοστοιχείων στη γειτονιά. [43]

Μαθηματικά, για δεδομένη αρχική εικόνα  $I$ , και για κάθε εικονοστοιχείο στη θέση  $(x, y)$ , η τιμή κατωφλίου  $T(x, y)$  υπολογίζεται από τη σχέση:

$$T(x, y) = \frac{1}{W \cdot H} \sum_{i=-(W+1)/2}^{(W+1)/2} \sum_{j=-(H+1)/2}^{(H+1)/2} I(x + i, y + j) \quad (2)$$

Όπου:

- Τα  $W$  και  $H$  είναι περιττοί αριθμοί και ορίζουν το πλάτος και το ύψος της τοπικής γειτονιάς αντίστοιχα. Στην περίπτωση που  $W = H$  λέμε ότι εφαρμόζουμε μια τετραγωνική γειτονιά.
- $I(x + i, y + j)$  η ένταση της εικόνας στη θέση  $(x + i, y + j)$

Μόλις η τιμή κατωφλίου  $T(x, y)$  υπολογιστεί για κάθε εικονοστοιχείο, η δυαδική τμηματοποιημένη εικόνα  $I'$  υπολογίζεται από τη σχέση:

$$I'(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{αν } I(x, y) > T(x, y) \\ 0 & \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad (3)$$

Το κατώφλι για κάθε εικονοστοιχείο καθορίζεται από τη μέση ένταση των εικονοστοιχείων στην τοπική γειτονιά του. Εάν η ένταση του εικονοστοιχείου είναι πάνω από αυτή τη μέση τιμή, ορίζεται σε 255 (λευκό), διαφορετικά ορίζεται στο 0 (μαύρο). Αυτός ο δυναμικός υπολογισμός του κατωφλίου διασφαλίζει ότι λαμβάνονται υπόψη οι διακυμάνσεις στον τοπικό φωτισμό ή την ένταση. Με βάση την παραπάνω ανάλυση, δίνεται η σειρά των βημάτων του αλγορίθμου: <sup>[44]</sup>

1. Για κάθε pixel της εικόνας, επιλέγεται μια τοπική περιοχή γύρω του. Αυτή η περιοχή χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του κατωφλίου για το συγκεκριμένο pixel
2. Το κατώφλι για κάθε pixel υπολογίζεται με βάση των τιμών εντάσεως των pixel στην τοπική περιοχή. Οι πιο συνηθισμένοι τρόποι για τον υπολογισμό του κατωφλίου περιλαμβάνουν τη χρήση του μέσου όρου ή της μεσαίας τιμής των τιμών εντάσεως της περιοχής.
3. Το κατωφλιωμένο αποτέλεσμα για κάθε pixel προκύπτει συγκρίνοντας την τιμή του pixel με το κατώφλι. Εάν η τιμή είναι μικρότερη από το κατώφλι, το pixel ορίζεται στην τιμή του φόντου, αλλιώς στην τιμή του αντικειμένου
4. Επιπλέον, μπορεί να προστεθεί μια σταθερά τιμή  $C$  στον υπολογισμό του κατωφλίου για περαιτέρω προσαρμογή
5. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε pixel της εικόνας για να παραχθεί το τελικό αποτέλεσμα της κατωφλίωσης. <sup>[44]</sup>

### 4.2.3. Τμηματοποίηση με βάση την περιοχή (Region-based segmentation)

Η τμηματοποίηση με βάση την περιοχή είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας για τον διαχωρισμό μιας εικόνας σε πολλαπλές περιοχές (ή τμήματα)



με βάση ορισμένα κριτήρια. Τα κριτήρια αυτά μπορεί να είναι το χρώμα των εικονοστοιχείων, η ένταση ή η υφή<sup>[45]</sup>. Πρακτικά, μιλάμε για τεχνικές τμηματοποίησης που στηρίζονται στον άμεσο εντοπισμό των περιοχών <sup>[23]</sup>. Ο στόχος είναι να τμηματοποιηθεί η εικόνα έτσι ώστε τα εικονοστοιχεία εντός της ίδιας περιοχής να είναι παρόμοια και τα εικονοστοιχεία σε διαφορετικές περιοχές να έχουν διαφορετικά χαρακτηριστικά. Ακολουθεί μια αναλυτική περιγραφή των πιο διαδεδομένων μεθόδων τμηματοποίησης με βάση την περιοχή.

#### 4.2.3.1. Αναπτυσσόμενη Περιοχή (Region Growing)

Η αναπτυσσόμενη περιοχή είναι μια μέθοδος τμηματοποίησης εικόνας με βάση τα εικονοστοιχεία και η ουσία της έγκειται στην επαναληπτική διαδικασία προσθήκης γειτονικών εικονοστοιχείων σε μια αναπτυσσόμενη περιοχή με βάση ένα καθορισμένο κριτήριο ομοιότητας.

Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι ότι η διαδικασία ξεκινάει με ένα ή περισσότερα εικονοστοιχεία "σπόρους" και στην συνέχεια προστίθενται στους σπόρους εικονοστοιχεία γειτονικά που καλύπτουν την συνθήκη ομοιότητας <sup>[36]</sup>. Για παράδειγμα, έστω ότι η συνθήκη ομοιότητας είναι η διαφορά των τόνων του γκρι μεταξύ γειτονικών pixels να είναι 6, ο σπόρος έχει τιμή έντασης 7 και δυο γειτονικά pixel έχουν τιμή έντασης 4 και 14 αντίστοιχα. Το εικονοστοιχείο που θα προστεθεί στην ίδια περιοχή με τον σπόρο θα είναι το εικονοστοιχείο με τιμή έντασης 4, που εμπίπτει στο κριτήριο ομοιότητας. Ο τερματισμός της διαδικασίας ανάπτυξης περιοχών πραγματοποιείται όταν δεν υπάρχουν άλλα εικονοστοιχεία να προστεθούν σε κάποια περιοχή σύμφωνα με το κριτήριο που έχει εφαρμοστεί.

Για την μαθηματική περιγραφή της μεθόδου, θεωρούμαι  $F(x,y)$  και  $S(x,y)$  τον πίνακα των σπόρων. Επιλέγουμε ένα αρχικό σημείο σπόρο  $s$  της εικόνας μέσα στην περιοχή που θέλουμε να τμηματοποιήσουμε με συντεταγμένες του  $s(x,y)$  και ορίζουμε μια περιοχή  $R$  που περιέχει αρχικά μόνο το σημείο  $s$ . Με τον όρο γειτονικό εικονοστοιχείο εννοούμε ότι δεν ανήκει στην περιοχή  $R$ , αλλά γειτονεύει με τουλάχιστον ένα εικονοστοιχείο της  $R$ . Το σύνολο όλων των γειτονικών αυτών εικονοστοιχείων ονομάζεται σύνορο της  $R$ . <sup>[23]</sup>

Μια συνάρτηση  $f$  ορίζεται για την αξιολόγηση της ομοιότητας μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων και της αναπτυσσόμενης περιοχής. Αυτό μπορεί να βασίζεται σε τιμές διαφοράς έντασης, μέση τιμή έντασης, ή υφής ή και άλλα χαρακτηριστικά.

Χρησιμοποιώντας το κριτήριο ομοιότητας, το κατηγορημα που εφαρμόζεται σε κάθε θέση  $(x,y)$  διατυπώνεται ως

$$f(p, R) = f(x) = \begin{cases} TRUE \\ FALSE \end{cases}, \quad [23]$$

όπου  $p$  είναι ένα γειτονικό εικονοστοιχείο, και η συνάρτηση επιστρέφει True αν το  $p$  θα πρέπει να προστεθεί στην περιοχή  $R$  με βάση το κριτήριο ομοιότητας και False σε αντίθετη περίπτωση. [23]

Η διαδικασία συνεχίζεται επαναληπτικά έως ότου δεν μπορούν να προστεθούν άλλα εικονοστοιχεία στην  $R$ , το οποίο σημαίνει:

$$f(q, R) = False \quad \forall q \in \partial R$$

Με απλούστερους όρους, όταν κανένα γειτονικό εικονοστοιχείο δεν ικανοποιεί τη συνάρτηση ομοιότητας για ολόκληρη την περιοχή  $R$ , ο αλγόριθμος τερματίζεται. [28]

Στην ιατρική, το κριτήριο ομοιότητας συχνά περιστρέφεται γύρω από τις τιμές έντασης των εικονοστοιχείων λόγω της φύσης των ιατρικών εικόνων. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να τμηματοποιήσουμε έναν όγκο από μια αξονική τομογραφία, η συνάρτηση ομοιότητας μπορεί να βασίζεται σε τιμές έντασης εντός ενός συγκεκριμένου εύρους, αποτυπώνοντας τις τιμές φωτεινότητας που χαρακτηρίζουν τους ιστούς του όγκου. Το σημείο εκκίνησης θα ήταν ιδανικό να επιλέγεται από το εσωτερικό του όγκου, ώστε να διασφαλίζεται ότι η περιοχή αναπτύσσεται εντός των ορίων του όγκου.

Αξίζει να σημειωθεί ότι ενώ η περιγραφόμενη προσέγγιση είναι γενική, οι συγκεκριμένες υλοποιήσεις μπορεί να έχουν πρόσθετους περιορισμούς ή βελτιστοποιήσεις για τη βελτίωση της απόδοσης ή της ακρίβειας στο πλαίσιο ιατρικών εικόνων.

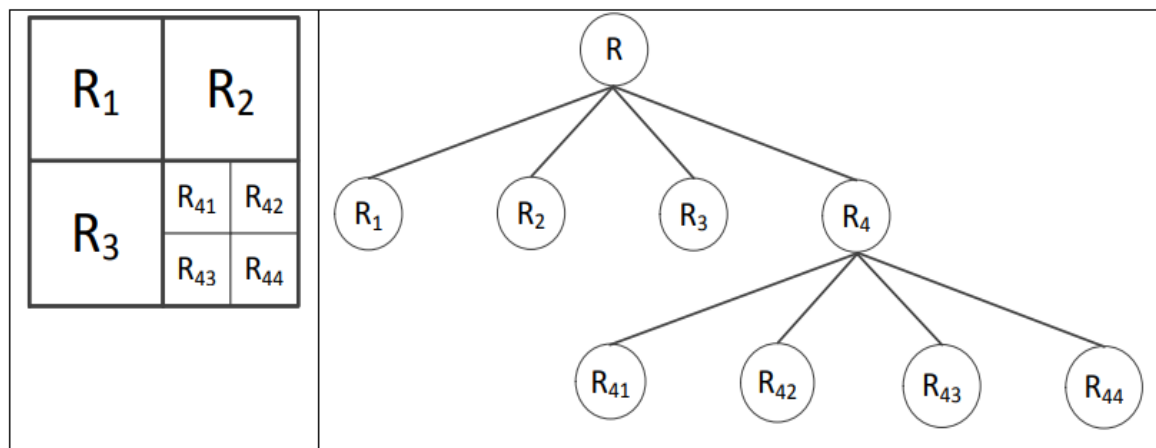
#### **4.2.3.2. Μέθοδος Διαχωρισμού και Συγχώνευση περιοχών (Split & Merge)**

Η μέθοδος Split & Merge είναι μια εναλλακτική προσέγγιση κατάτμησης εικόνας με βάση την περιοχή. Η κεντρική ιδέα είναι η εικόνα να χωριστεί σε περιοχές μη επικαλυπτόμενες μεταξύ τους και στην συνέχεια να συγχωνευτούν ή να χωριστούν επιπλέον με βάση ένα προκαθορισμένο κριτήριο που καλύπτει τις απαιτήσεις του σκοπού της τμηματοποίησης [23]. Ακολουθεί αναλυτική επεξήγηση της μεθόδου.

Η αρχική εικόνα, όπως αναφέρθηκε χωρίζεται σε μικρότερες περιοχές, συνήθως σε τεταρτημόρια. Η κάθε ξεχωριστή περιοχή ελέγχεται με βάση ένα κριτήριο ομοιογένειας (π.χ. τιμή έντασης του γκρι). Εάν το κριτήριο ικανοποιείται, η περιοχή επισημαίνεται ως

ομοιογενής. Αν κάποια περιοχή δεν ικανοποιεί το κριτήριο, χωρίζεται περαιτέρω σε υποτεταρτημόρια. Τελικά, γειτονικές περιοχές που κρίθηκαν ομοιογενείς ελέγχονται ώστε να συγχωνευτούν και να σχηματίσουν μια μεγαλύτερη ομοιογενή περιοχή.

Με μαθηματικούς όρους, μπορούμε να θεωρήσουμε ως  $R$  την περιοχή της αρχικής εικόνας, η οποία υποδιαιρείται σε  $R_i$  περιοχές και  $P$  μια συνάρτηση ελέγχου του κριτηρίου ομοιογένειας. Για την περιοχή  $R_i$  αν ισχύει  $P(R_i) = \text{TRUE}$  θεωρείται ομοιογενής. Αντίθετα, για κάθε περιοχή που ισχύει  $P(R_i) = \text{FALSE}$ , υποδιαιρείται περαιτέρω. Η τεχνική αυτή της διαίρεσης χρησιμοποιεί τα τετραδικά δέντρα (quadtrees). Όπως φαίνεται και στην εικόνα, η ρίζα του δέντρου είναι ολόκληρη η περιοχή της αρχικής εικόνας, όπου έχει τέσσερις απογόνους-υποπεριοχές,  $R_1$  έως  $R_4$ . Στο συγκεκριμένο παράδειγμα παρατηρούμε ότι μόνο η περιοχή  $R_4$  υποδιαιρείται ξανά. Η ίδια διαδικασία ακολουθείται και για τις υποπεριοχές της  $R_4$ , όπου αν δεν καλύπτουν την συνθήκη ομοιότητας θα διαιρεθούν σε τέσσερα νέα τεταρτημόρια κ.ο.κ. Συνήθως, καθορίζεται ένα ελάχιστο μέγεθος τεταρτημορίου (π.χ. ένα εικονοστοιχείο), όπου πέρα από αυτό δεν πραγματοποιείται επιπλέον υποδιαίρεση. Στο τέλος της διαδικασίας, δυο γειτονικές περιοχές  $R_i$  και  $R_j$  συγχωνεύονται μόνο εάν ισχύει η συνθήκη  $P(R_i \cup R_j) = \text{TRUE}$ .<sup>[23][33]</sup>



**Εικόνα 4.5:** Τμηματοποίηση εικόνας  $R$  και το αντίστοιχο τετραδικό δέντρο<sup>[33]</sup>

Η διαδικασία μπορεί να συνοψιστεί ως εξής:

1. Κάθε υποπεριοχή  $R_i$  της  $R$  που ισχύει  $P(R_i) = \text{FALSE}$ , χωρίζεται σε τέσσερα μη επικαλυπτόμενα τεταρτημόρια
2. Ενώνονται οι παρακείμενες περιοχές  $R_i, R_j$ , με  $i \neq j$  για τις οποίες ισχύει  $(P(R_i \cup R_j) = \text{TRUE})$ .
3. Η διαδικασία τερματίζεται εφόσον δεν είναι εφικτή επιπλέον συγχώνευση περιοχών.<sup>[23]</sup>

#### 4.2.4. Μέθοδοι τμηματοποίησης βασισμένοι σε μοντέλα παραμόρφωσης

Τα μοντέλα παραμόρφωσης είναι τεχνικές που βασίζονται σε μοντέλα για την οριοθέτηση περιοχών χρησιμοποιώντας κλειστές παραμετρικές καμπύλες που επηρεάζονται και αλλάζουν σχήμα υπό την επίδραση εσωτερικών και εξωτερικών δυνάμεων. Για να αναγνωριστεί το όριο μια περιοχής ενδιαφέροντος, πρέπει πρώτα κοντά στην περιοχή αυτή να τοποθετηθεί μια καμπύλη ή επιφάνεια και στην συνέχεια με επαναληπτική διαδικασία μέσω των δυνάμεων που της ασκούνται να πάρει το επιθυμητό σχήμα. Τα μοντέλα αυτά μπορούν να προσαρμοστούν σε περίπλοκα σχήματα καθιστώντας τα κατάλληλα για διάφορες εφαρμογές ιατρικής απεικόνισης.<sup>[44]</sup> Παρακάτω, περιγράφεται η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος που είναι τα ενεργά περιγράμματα.

##### 4.2.4.1. Ενεργά Περιγράμματα (Active Contours)

Τα ενεργά περιγράμματα (γνωστά και ως snakes<sup>[46]</sup>) χρησιμοποιούνται στην τμηματοποίηση της εικόνας, στην αναγνώριση αντικειμένων και την μοντελοποίηση σχημάτων. Με τη μέθοδο αυτή είναι εφικτό να δημιουργηθεί η βέλτιστη καμπύλη που περιγράφει τα όρια της περιοχής ενδιαφέροντος. Η κεντρική ιδέα της μεθόδου είναι η αρχή μιας παραμετρικής καμπύλης στην εικόνα, συνήθως γύρω από το αντικείμενο ενδιαφέροντος<sup>[46]</sup>, το οποίο αναπτύσσεται επαναληπτικά με σκοπό να ελαχιστοποιηθεί μια ενεργειακή συνάρτηση<sup>[46]</sup><sup>[47]</sup>.

Πρόκειται λοιπόν, για μια καμπύλη που επηρεάζεται από την εξωτερική ενέργεια (εξωτερικές δυνάμεις) που την κατευθύνουν προς το περίγραμμα της περιοχής ενδιαφέροντος και από την εσωτερική ενέργεια που την κάνουν να αντιστέκεται σε αυτή την αλλαγή<sup>[33]</sup>. Συγκεκριμένα, η εξωτερική ενέργεια τείνει την καμπύλη προς ενδιαφέρουσες δομές που υπάρχουν στην εικόνα, όπως ακμές. Από την άλλη πλευρά, η εσωτερική ενέργεια παρακινεί την καμπύλη να είναι ομαλή και με λείο περίγραμμα με ελαχιστοποίηση της καμπυλότητας για ακανόνιστα περιγράμματα και έντονες παρυφές. Παρακάτω, αναλύεται ο μαθηματικός φορμαλισμός των ενεργών περιγραμμάτων.

Έστω για μια εικόνα  $f(x,y)$ , η θέση του snake παραμετροποιείται από μια συνάρτηση  $V(s) = [x(s), y(s)]$ , όπου  $s$  το εύρος ης παραμέτρου από 0 έως 1. Η συνολική ενέργεια ορίζεται ως το άθροισμα των εσωτερικών και των εξωτερικών ενεργειών

$$E_{total} = E_{internal} + E_{external}^{[33]}$$

Η  $E_{total}$  πρέπει να λαμβάνει τη μικρότερη δυνατή τιμή, για να θεωρηθεί ότι έχουμε τον ορθό καθορισμό του περιγράμματος της δομής ενδιαφέροντος.

## 4.2.5 Κατάτμηση περιοχής με ομαδοποίηση (Clustering)

Η ομαδοποίηση ή συσταδοποίηση είναι μια βασική μέθοδος για τμηματοποίηση της ιατρικής εικόνας. Η κεντρική ιδέα της διαδικασίας είναι η ομαδοποίηση αντικειμένων σε υποομάδες (συστάδες) από ένα σύνολο αντικειμένων ή δεδομένων. Στόχος είναι τα αντικείμενα που εντάσσονται στην ίδια συστάδα να έχουν υψηλό βαθμό ομοιότητας<sup>[39]</sup> με βάση τον χρησιμοποιούμενο αλγόριθμο, σε σχέση με τα αντικείμενα που ανήκουν σε άλλες συστάδες<sup>[45]</sup>. Διάφοροι αλγόριθμοι έχουν αναπτυχθεί για τη συσταδοποίηση. Στη παρούσα εργασία αναλύεται ο ευρέως χρησιμοποιούμενος αλγόριθμος K-means

### 4.2.5.1. Κατάτμηση περιοχής με βάση την ομαδοποίηση K-means

Βασικός στόχος της ομαδοποίησης με K-means είναι η συσταδοποίηση ενός συνόλου στοιχείων-αντικειμένων σε διαχωρισμένες και μη αλληλεπικαλυπτόμενες κλάσεις (ομάδες) μεταξύ τους καθώς κάθε στοιχείο θα κατηγοριοποιείται αποκλειστικά σε μια μόνο κλάση, σε ένα συγκεκριμένο πλήθος K ομάδων<sup>[23]</sup>.

Αρχικά, για κάθε κλάση θα πρέπει να καθοριστεί ένας μέσος όρος ( $m_i$ ) ο οποίος συνήθως είναι τέτοιος ώστε να προσεγγίζει το μέσο όρο των τιμών των στοιχείων που θα τοποθετηθούν σε κάθε κλάση ή αντιπροσωπεύει τον επιθυμητό μέσο όρο που θέλει ο χρήστης να δοθεί στην κλάση σύμφωνα με τα στοιχεία που επιδιώκει να κατατάξει στην συγκεκριμένη κλάση. Ένας K-means αλγόριθμος επαναλαμβάνει μια συγκεκριμένη διαδικασία με στόχο τη βελτιστοποίηση των κεντρικών τιμών (μέσος όρος) κάθε κλάσης. Έστω ότι τα στοιχεία του δείγματος αντιπροσωπεύονται από ένα σύνολο Q διανυσμάτων  $z=[z_1, z_2, z_3, \dots, z_Q]$ . Πραγματοποιείται ταξινόμηση σε k σύνολα ( $k < Q$ ) τα οποία είναι μη αλληλεπικαλυπτόμενα  $C=[C_1, C_2, C_3, \dots, C_k]$ .<sup>[23]</sup>

Αρχικά, καθορίζονται τυχαία οι κεντρικές τιμές των συνόλων έτσι ώστε η  $C_1$ , να έχει ως κέντρο της την τιμή  $m_1$ , η  $C_2$  να έχει ως κέντρο της την τιμή  $m_2$  κ.ο.κ. Κάθε στοιχείο εντάσσεται στην κλάση στην οποία η κεντρική της τιμή  $m_i$  είναι η πιο κοντινή σε αυτό. Αφού καθοριστούν οι αρχικές κλάσεις, υπολογίζονται οι νέες κεντρικές τιμές τους ως ο μέσος όρος κάθε κλάσης με βάση τα στοιχεία που ταξινομήθηκαν σε αυτές. Εάν η ευκλείδεια απόσταση κάποιου στοιχείου από την κεντρική τιμή της κλάσης που ανήκει, υπολογιστεί ως μεγαλύτερη από την αντίστοιχη ευκλείδεια απόσταση που έχει από την κεντρική τιμή μιας γειτονικής κλάσης, τότε το στοιχείο αλλάζει ομάδα και εκκινεί εκ νέου η διαδικασία εύρεσης νέων κεντρικών τιμών.<sup>[23]</sup> Η διαδικασία ολοκληρώνεται μόνο όταν δεν παρατηρούνται μεταβολές στις κλάσεις, δηλαδή τα στοιχεία τους παραμένουν ίδια έτσι

ώστε να ικανοποιείται το βέλτιστο κριτήριο, δηλαδή:

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum ||z - m_i||^2 [23]$$

όπου  $\arg \min(h(x))$  είναι η τιμή ή οι τιμές του  $x$ , για τις οποίες η  $h(x)$  παρουσιάζει την ελάχιστη τιμή<sup>[23]</sup>.

Το κριτήριο περιλαμβάνει τον όρο  $||z - m_i||^2$ , ο οποίος είναι γνωστός ως η ευκλείδεια απόσταση κάθε στοιχείου από την κεντρική τιμή  $m_i$  της κλάσης. Ο αλγόριθμος επιτελεί τον σκοπό του όταν το άθροισμα των αποστάσεων των στοιχείων από ένα κεντρικό σημείο έχει την ελάχιστη δυνατή τιμή. Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος προσπαθεί να δημιουργήσει κλάσεις με στοιχεία οι οποίες παρουσιάζουν όμοια χαρακτηριστικά.

Βέλτιστη εφαρμογή του αλγορίθμου σημαίνει ελαχιστοποίηση των αποστάσεων μεταξύ των τιμών των στοιχείων κάθε κλάσης ενώ ταυτόχρονα μεγιστοποίηση των αποστάσεων των τιμών ανάμεσα σε διαφορετικές κλάσεις. Αξίζει να σημειωθεί, ότι παρόλο που ο αλγόριθμος K-means είναι ένας από τους πιο γνωστούς και απλούς αλγορίθμους, είναι ευαίσθητος σε ακραίες τιμές και στον θόρυβο<sup>[48] [49]</sup>. Ακόμα και αν ένα αντικείμενο βρίσκεται αρκετά μακριά από οποιοδήποτε κέντρο, εξακολουθεί να ωθείται σε μια συστάδα (στην πιο κοντινή) και έτσι να παραμορφώνει το σχήμα της δομής που απεικονίζεται<sup>[48]</sup>.

#### 4.2.6. Μέθοδος τμηματοποίησης βασισμένη σε Άτλαντα

Η τμηματοποίηση της εικόνας η οποία βασίζεται σε προκαθορισμένο Άτλα είναι ένα χρήσιμο εργαλείο με την προϋπόθεση ότι υπάρχει διαθέσιμη μια βιβλιοθήκη με εικόνες-πρότυπα οι οποίες μπορεί να αποτελέσουν την εικόνα αναφοράς με βάση την οποία θα γίνει ο χαρακτηρισμός των δομών μιας εικόνας προς επεξεργασία και η τελική τμηματοποίηση της.<sup>[43]</sup>

Ο Άτλας παράγεται μέσα από συλλογή πληροφοριών για την ανατομία της περιοχής που χρήζει τμηματοποίησης. Μια συνηθισμένη μέθοδος κατασκευής Άτλαντα αποτελεί η επιλογή μιας αντιπροσωπευτικής εικόνας από ένα σύνολο εικόνων που απεικονίζουν την ίδια ανατομική περιοχή (βιβλιοθήκη άτλαντα) και η εκκίνηση της τμηματοποίησης με βάση αυτή. Η εικόνα αναφοράς τμηματοποιείται χειροκίνητα ως προς κάποια σημεία ενδιαφέροντος. Ωστόσο με αυτόν τον τρόπο εισέρχεται και το υποκειμενικό τυχαίο ή συστηματικό σφάλμα του χρήστη ο οποίος πραγματοποιεί τη

διαδικασία. Τα σφάλματα αυτά μπορούν να εξαλειφθούν ως έναν βαθμό εάν η διαδικασία πραγματοποιείται ταυτόχρονα από παραπάνω από έναν χρήστη, οι οποίοι είναι ανεξάρτητοι μεταξύ τους.<sup>[36] [50]</sup>

Ωστόσο η διαδικασία αυτή και πάλι εμπεριέχει μια μεροληψία, ειδικά εάν η εικόνα αναφοράς που θα επιλεγεί δεν είναι αντιπροσωπευτική της μέσης εικόνας ενός πληθυσμού.<sup>[50]</sup>

Κάθε εικόνα που εισέρχεται προς τμηματοποίηση θα πρέπει είτε χειροκίνητα είτε μερικώς χειροκίνητα με τη βοήθεια κάποιων οδηγών σημείων να τροποποιείται κατάλληλα ώστε να μεγιστοποιείται η ομοιότητα της με την εικόνα αναφοράς. Για την τμηματοποίηση μπορούν να χρησιμοποιηθούν περιοχές ενδιαφέροντος (ROIs) της εικόνας αναφοράς οι οποίες να αντιστοιχίζονται στις υπό επεξεργασία εικόνες. Στην πράξη, οι μεμονωμένες εικόνες – πρότυπα αποτυγχάνουν να συμπεριλάβουν τη διακύμανση που υπάρχει μεταξύ των εικόνων ασθενών που απεικονίζουν ίδιες ανατομικές περιοχές. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιείται μια βιβλιοθήκη από Άτλαντες και ο χρήστης επιλέγει από τη βιβλιοθήκη αυτή την εικόνα αναφοράς η οποία έχει τη μεγαλύτερη ομοιότητα με την εικόνα που επεξεργάζεται κάθε φορά. Μια δεύτερη τεχνική είναι η σύντηξη πολλών εικόνων αναφοράς με σκοπό τη δημιουργία της μέσης εικόνας αναφοράς η οποία αποτελεί το μέσο όρο όλων των εικόνων προτύπων και χρήση αυτής για την τμηματοποίηση. Μια τρίτη τεχνική είναι η τμηματοποίηση της ίδιας εικόνας με πολλές διαφορετικές εικόνες αναφοράς και το τελικό αποτέλεσμα να είναι ο συνδυασμός όλων των εικόνων που δημιουργήθηκαν.<sup>[36]</sup>

Η χρήση του Άτλαντα έχει παρόμοια αποτελέσματα με αυτά των αλγορίθμων-ταξινομητών σε μια εικόνα αλλά βασίζεται στην απόκτηση χωρικής πληροφορίας της εικόνας όπως είναι το σχήμα και το μέγεθος των δομών που εμπεριέχει και όχι στα τεχνικά χαρακτηριστικά των εικονοστοιχείων της εικόνας όπως είναι η ένταση του κάθε εικονοστοιχείου. Η διαδικασία πραγματοποιείται μέσω γραμμικών και μη γραμμικών μετασχηματισμών της εικόνας.<sup>[43]</sup>

Η τμηματοποίηση βασισμένη σε Άτλαντα χρησιμοποιείται συχνά σε εικόνες μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου για το διαχωρισμό της δομής του εγκεφάλου επάνω στην εικόνα. Η συγκεκριμένη τεχνική πλεονεκτεί έναντι άλλων, κυρίως για την τμηματοποίηση εικόνων με σταθερές δομές οι οποίες εμφανίζονται ίδιες στον πληθυσμό των εικόνων που μελετάται<sup>[43]</sup>. Σε σύγκριση με άλλες τεχνικές δεν απαιτείται γνώση των εντάσεων των εικονοστοιχείων. Η χρήση του Άτλαντα είναι ευρεία στην κλινική πράξη όταν για τη διάγνωση θα χρησιμοποιηθεί ηλεκτρονικός υπολογιστής και κυρίως για τη

μελέτη μορφολογικών διαφορών μεταξύ δύο πληθυσμιακών ομάδων ασθενών. Μειονέκτημα της μεθόδου αποτελεί το σχετικά μεγάλο χρονικό διάστημα που απαιτείται για τη δημιουργία του Άτλαντα αλλά και η αδυναμία σωστής λειτουργίας του Άτλα όταν σε μια εικόνα υπό τμηματοποίηση εμφανίζονται πολύπλοκες δομές οι οποίες δεν έχουν επανακαταγραφεί στο παρελθόν. Η τεχνική του Άτλαντα βρίσκει εφαρμογή στις περιπτώσεις όπου η πληροφορία για την ένταση των εικονοστοιχείων μιας εικόνας δεν επαρκεί για σωστή τμηματοποίηση της. <sup>[50]</sup>



## **Κεφάλαιο 5<sup>ο</sup>: Υλικά και Μέθοδος- Εισαγωγή στην Python**

### **5.1. Εισαγωγή**

Η επεξεργασία και συγκεκριμένα η τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων αποτελούν καίριες διαδικασίες στην ιατρική απεικόνιση και συνολικά στη διάγνωση, στη θεραπεία και την έρευνα σε διάφορους τομείς της ιατρικής. Η εξέλιξη των ψηφιακών τεχνολογιών έχει οδηγήσει πολλές γλώσσες προγραμματισμού να μπορούν να ανταποκριθούν σε αυτές τις ανάγκες. Για παράδειγμα, η Java με την βιβλιοθήκη ImageJ, προσφέρει ένα σύνολο εργαλείων για την επεξεργασία ιατρικών εικόνων. Επίσης, το MATLAB έχει ισχυρές δυνατότητες για την ανάλυση και την επεξεργασία εικόνων και χρησιμοποιείται στην έρευνα και στην ακαδημαϊκή κοινότητα.

Στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, η Python επιλέχθηκε ως γλώσσα προγραμματισμού για την εφαρμογή της τμηματοποίησης των ιατρικών εικόνων. Η Python γίνεται ολοένα και πιο δημοφιλής για διάφορους λόγους και ιδιαίτερα στην επεξεργασία ιατρικών εικόνων, διαθέτοντας ισχυρές βιβλιοθήκες, όπως την OpenCV, την NumPy, την Matplotlib κ.α..Επιπρόσθετα, το συντακτικό της Python είναι απλό, καθιστώντας τη διαδικασία του προγραμματισμού εύκολη και άμεση. Τέλος, διατίθενται διάφορα περιβάλλοντα ανάπτυξης (IDEs- Integrated Development Environments ), όπως το Jupyter Notebook και το Google Colab, που επιτρέπουν τη διαδραστική επεξεργασία εικόνας σε πραγματικό χρόνο, διευκολύνοντας τη διαδικασία ανάπτυξης και διόρθωσης του κώδικα.

### **5.2. Αξιοποίηση της Python και των βιβλιοθηκών OpenCV, NumPy και Matplotlib για προηγμένη επεξεργασία ακτινολογικών εικόνων:**

#### **5.2.1 Python και OpenCV**

Η Python είναι μια ευρέως αποδεκτή γλώσσα προγραμματισμού στην επιστημονική κοινότητα, γνωστή για την απλότητα, την ευελιξία και τη μεγάλη υποστήριξη βιβλιοθηκών. Η ερμηνευτική της φύση επιτρέπει την ταχεία δημιουργία πρωτοτύπων, ένα βασικό χαρακτηριστικό κατά την ανάπτυξη και δοκιμή πολύπλοκων αλγορίθμων τμηματοποίησης. Μεταξύ των πολυάριθμων βιβλιοθηκών που είναι διαθέσιμες για την επεξεργασία εικόνας στην Python, η OpenCV <sup>[38]</sup> ξεχωρίζει ως ένα ισχυρό και ευέλικτο εργαλείο. Η OpenCV έχει σχεδιαστεί ειδικά για να παρέχει μια

ολοκληρωμένη σειρά λειτουργιών για τον χειρισμό και την ανάλυση οπτικών δεδομένων, καθιστώντας το ιδανική επιλογή για εφαρμογές ακτινολογίας. Με την αποτελεσματική υλοποίηση μιας μεγάλης ποικιλίας τεχνικών επεξεργασίας εικόνας, η OpenCV επιτρέπει στους ερευνητές να εφαρμόζουν εύκολα αλγόριθμους τελευταίας τεχνολογίας για εργασίες όπως η κατάτμηση εικόνας, η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η αναγνώριση προτύπων. Αυτό είναι ζωτικής σημασίας στον τομέα της ακτινολογίας, όπου η ακριβής τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τη διαγνωστική ακρίβεια και τη φροντίδα των ασθενών. Ο συνδυασμός της προσβασιμότητας της Python και των προηγμένων δυνατοτήτων της OpenCV προάγει ένα ευνοϊκό περιβάλλον για διεπιστημονική συνεργασία, επιτρέποντας σε ακτινολόγους, μηχανικούς και επιστήμονες πληροφορικής να συνεργάζονται απρόσκοπτα. Επιλέγοντας την Python και την OpenCV για την επεξεργασία ακτινολογικών εικόνων, οι ερευνητές μπορούν να αξιοποιήσουν τα καλύτερα και από τους δύο κόσμους: την ευκολία χρήσης και την υποστήριξη της κοινότητας της Python και τα εξειδικευμένα εργαλεία υψηλών επιδόσεων που παρέχει η OpenCV. Αυτή η συνέργεια διευκολύνει την ανάπτυξη καινοτόμων λύσεων που μπορούν να διευρύνουν τα όρια της τεχνολογίας ιατρικής απεικόνισης και να συμβάλουν στην πρόοδο της υγειονομικής περίθαλψης και της ιατρικής έρευνας.

### 5.2.2 NumPy

Η NumPy <sup>[51]</sup>, ή Numerical Python, είναι μια κομβική βιβλιοθήκη στο οικοσύστημα της Python, παρέχοντας υποστήριξη για μεγάλους πολυδιάστατους πίνακες, μαζί με μια τεράστια συλλογή μαθηματικών συναρτήσεων που λειτουργούν σε αυτούς τους πίνακες. Στο πεδίο της ανάλυσης και της κατάτμησης ακτινολογικών εικόνων, η NumPy χρησιμεύει ως θεμελιώδες εργαλείο, επιτρέποντας αποτελεσματικούς αριθμητικούς υπολογισμούς και χειρισμό δεδομένων. Η αρχιτεκτονική της έχει σχεδιαστεί για να διευκολύνει τις λειτουργίες σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, όπως οι ιατρικές εικόνες, με υψηλό βαθμό απόδοσης και ταχύτητας. Αυτό μεταφράζεται σε ταχύτερη επεξεργασία και ανάλυση πολύπλοκων ακτινολογικών δεδομένων, κρίσιμος παράγοντας για την έγκαιρη και ακριβή διάγνωση. Η συμβατότητα της NumPy με άλλες επιστημονικές βιβλιοθήκες, συμπεριλαμβανομένης της OpenCV, επιτρέπει την απρόσκοπτη ενσωμάτωση και παρέχει μια συνεκτική πλατφόρμα για ερευνητές και επαγγελματίες για την ανάπτυξη εξελιγμένων αλγορίθμων τμηματοποίησης. Το καλά τεκμηριωμένο API του και η ενεργή υποστήριξη της κοινότητας ενισχύουν περαιτέρω τη χρηστικότητά του, καθιστώντας το έναν

απαραίτητο πόρο για όσους εργάζονται στη διασταύρωση της ακτινολογίας και της υπολογιστικής επιστήμης. Αξιοποιώντας τις δυνατότητες του NumPy, οι ερευνητές μπορούν να χειρίζονται και να αναλύουν ακτινολογικές εικόνες με ακρίβεια και ευκολία, προωθώντας την καινοτομία και συμβάλλοντας στην πρόοδο της τεχνολογίας της ιατρικής απεικόνισης.

### 5.2.3. Matplotlib

Στον τομέα της τμηματοποίησης ακτινολογικών εικόνων, η κατανόηση και η ερμηνεία των δεδομένων συχνά απαιτεί αποτελεσματική οπτικοποίηση. Η Matplotlib <sup>[52]</sup>, μια ευρέως χρησιμοποιούμενη βιβλιοθήκη σχεδίασης στο οικοσύστημα της Python, εξυπηρετεί αυτόν τον σκοπό προσφέροντας ένα ευρύ σύνολο εργαλείων για τη δημιουργία στατικών, διαδραστικών και κινούμενων οπτικοποιήσεων. Στο πλαίσιο της ακτινολογίας, η Matplotlib διευκολύνει την αναπαράσταση ιατρικών εικόνων, αποτελεσμάτων τμηματοποίησης και διαφόρων στατιστικών αναλύσεων με σαφή και κατανοητό τρόπο. Είτε πρόκειται για την απεικόνιση των προφίλ έντασης μιας μαγνητικής τομογραφίας είτε για την απεικόνιση των μετρικών απόδοσης ενός αλγορίθμου τμηματοποίησης, το ευέλικτο και προσαρμόσιμο περιβάλλον του Matplotlib δίνει τη δυνατότητα στους ερευνητές να μεταφράζουν πολύπλοκα αριθμητικά δεδομένα σε διεισδυτικές οπτικές αφηγήσεις. Η συμβατότητά του με άλλες βασικές βιβλιοθήκες, όπως η NumPy και η OpenCV, εξασφαλίζει μια συνεκτική ροή εργασίας, επιτρέποντας την απρόσκοπτη μετάβαση από την επεξεργασία δεδομένων στην οπτικοποίηση. Αξιοποιώντας τις δυνατότητες της Matplotlib, οι ακτινολόγοι, οι μηχανικοί και οι επιστήμονες δεδομένων μπορούν να εξερευνήσουν, να αναλύσουν και να επικοινωνήσουν τα ευρήματά τους συνεργατικά, προωθώντας τη βαθύτερη κατανόηση των υποκείμενων μοτίβων και συμβάλλοντας στη λήψη πιο τεκμηριωμένων αποφάσεων για τη φροντίδα των ασθενών και την ιατρική έρευνα.

## 5.3. Οδηγίες Εγκατάστασης

Παρακάτω δίνονται λεπτομερείς οδηγίες για τη δημιουργία του απαραίτητου περιβάλλοντος για την εκτέλεση των αλγορίθμων που παρουσιάζονται στην παρούσα εργασία, συμπεριλαμβανομένης της εγκατάστασης της Python, του Jupyter Notebook και των απαιτούμενων βιβλιοθηκών, όπως OpenCV, NumPy και Matplotlib.

### A) Εγκατάσταση Python σε περιβάλλον Windows

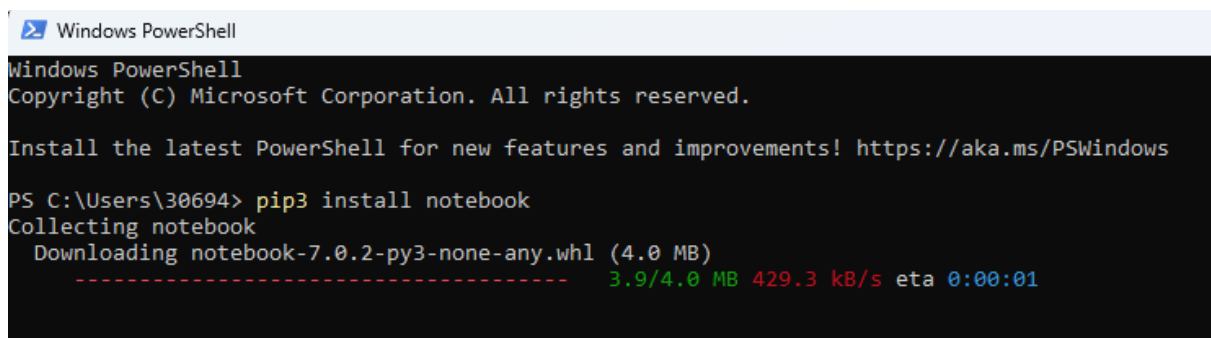
- Επισκεπτόμαστε τον επίσημο ιστότοπο της Python (<https://www.python.org/>).

- Κατεβάζουμε το πιο πρόσφατο πρόγραμμα εγκατάστασης 3.x της Python για Windows.
- Εκτελέστε το πρόγραμμα εγκατάστασης και βεβαιωθείτε ότι έχετε τσεκάρει το πλαίσιο "Add Python 3.x to PATH" κατά την εγκατάσταση.
- Ακολουθήστε τις οδηγίες στην οθόνη για να ολοκληρώσετε την εγκατάσταση.

## B) Εγκατάσταση του Jupyter Notebook

Το Jupyter μπορεί να εγκατασταθεί χρησιμοποιώντας την pip (Εικόνα 6.1. ). Ανοίγουμε το τερματικό (ή τη γραμμή εντολών στα Windows) και εκτελούμε την εντολή:

```
pip3 install notebook
```



```
Windows PowerShell
Copyright (C) Microsoft Corporation. All rights reserved.

Install the latest PowerShell for new features and improvements! https://aka.ms/PSWindows

PS C:\Users\30694> pip3 install notebook
Collecting notebook
  Downloading notebook-7.0.2-py3-none-any.whl (4.0 MB)
----- 3.9/4.0 MB 429.3 kB/s eta 0:00:01
```

*Εικόνα 6.1. : Εγκατάσταση του Jupyter Notebook μέσω της γραμμής εντολών (PowerShell) των Windows*

## Γ) Εγκατάσταση απαιτούμενων βιβλιοθηκών των OpenCV, NumPy και Matplotlib

Αυτές οι βιβλιοθήκες μπορούν να εγκατασταθούν χρησιμοποιώντας την pip. Ανοίξτε το τερματικό (ή τη γραμμή εντολών στα Windows) και εκτελέστε τις ακόλουθες εντολές:

Για τη βιβλιοθήκη OpenCV:

```
pip3 install opencv-python
```

Για τη βιβλιοθήκη NumPy:

```
pip3 install numpy
```

Για τη βιβλιοθήκη Matplotlib:

```
pip3 install matplotlib
```

## Δ) Ξεκινώντας το Jupyter Notebook

Για να εκκινήσουμε το Jupyter Notebook, ανοίγουμε το τερματικό (ή το Command Prompt στα Windows) και προηγούμεστε στον κατάλογο όπου θέλουμε να δημιουργήσουμε τα σημειωματάριά μας. Στη συνέχεια, εκτελούμε:

```
jupyter notebook
```

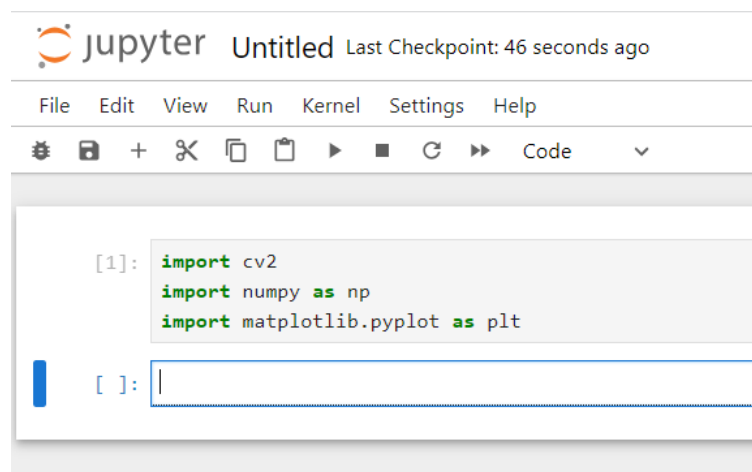
Θα ανοίξει το πρόγραμμα περιήγησης στο διαδίκτυο και μπορούμε να δημιουργήσουμε νέα σημειωματάρια Python για να αρχίσουμε να εργαζόμαστε στο έργο που επιθυμούμε.

#### E) Επαλήθευση της εγκατάστασης

Μπορούμε να επαληθεύσουμε την εγκατάσταση των βιβλιοθηκών εισάγοντας τες σε ένα νέο κελί σημειωματάριου Jupyter:

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

Εάν δεν υπάρχουν μηνύματα σφάλματος, η εγκατάσταση ήταν επιτυχής και μπορούμε να συνεχίσουμε την ανάπτυξη αλγορίθμων. Αυτές οι οδηγίες παρέχουν έναν ολοκληρωμένο οδηγό για τη ρύθμιση των βασικών εργαλείων και βιβλιοθηκών για την επεξεργασία ακτινολογικών εικόνων. Ανάλογα με τις ειδικές ανάγκες, ενδέχεται να χρειαστεί να εγκατασταθούν πρόσθετα πακέτα (**Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε.**).



*Εικόνα 6.2 : Περιβάλλον jupyter*

## **5.4. Επιλογή εικόνων για κατάτμηση μέσω Python**

Στη παρούσα διπλωματική επιλέχθηκαν εικόνες Υπολογιστικής Τομογραφίας (CT), δεδομένου ότι αυτές χρησιμοποιούνται κυρίως για το σχεδιασμό των πλάνων θεραπείας στην ακτινοθεραπεία. Οι σημαντικότεροι λόγοι που καθιστούν την υπολογιστική τομογραφία ως την καθιερωμένη επιλογή για το σχεδιασμό, είναι αρχικά ότι παρέχει αρκετά λεπτομερείς ανατομικές πληροφορίες επιτρέποντας στους κλινικούς να διακρίνουν τα διάφορα ανατομικά στοιχεία και τους διαφορετικούς ιστούς με ακρίβεια. Επιπλέον, η CT παρέχει πληροφορίες για την πυκνότητα των ιστών, που είναι απαραίτητες για τον

υπολογισμό της απορρόφησης της ακτινοβολίας.

Για την ακρίβεια, η Υπολογιστική Τομογραφία δίνει πληροφορίες για το μαζικό συντελεστή εξασθένισης του κάθε ιστού, επιτρέποντας κατά το σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας, τον ακριβή υπολογισμό της δόσης που θα λάβει κάθε περιοχή. Ωστόσο, στον σχεδιασμό μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλες απεικονιστικές τεχνικές εκτός από την CT, όπως είναι οι εικόνες MRI και PET, όπου συνήθως χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με τη CT, για να βελτιωθεί ο σχεδιασμός της θεραπείας.

Οι εικόνες CT που χρησιμοποιήθηκαν για τηματοποίηση, αφορούν την ανατομική περιοχή του εγκεφάλου. Συγκεκριμένα, πρόκειται για πέντε περιπτώσεις όπου παρατηρείται κακοήθες νεόπλασμα στη περιοχή αυτή. Η επιλογή της συγκεκριμένης ανατομικής περιοχής προέκυψε κυρίως από το γεγονός ότι ο εγκέφαλος είναι μια εξαιρετικά πολύπλοκη δομή με πολλά κρίσιμα υγιή όργανα. Επομένως, η θεραπεία νεοπλασιών στον εγκέφαλο απαιτεί εξαιρετική ακρίβεια για τον αποκλεισμό σοβαρών και ανεπανόρθωτων βλαβών, όπως επιπτώσεις στην νευρολογική λειτουργία του ασθενούς. Συμπερασματικά, η τηματοποίηση εικόνων σε αυτή την περιοχή καθίσταται ένα σημαντικό εργαλείο για την επίτευξη των στόχων της ακτινοθεραπείας.

Η επιλογή των εικόνων έγινε από δημόσιες βάσεις δεδομένων που παρέχουν ιατρικές εικόνες για ερευνητικούς σκοπούς, όπως είναι το Radiopedia και το Cancer Imaging Archive. Αναζήτηση εικόνων έγινε και από το National Library of Medicine, που είναι μια εκτεταμένη βιβλιοθήκη για ερευνητικούς σκοπούς με ευρύτερο φάσμα πηγών και πληροφοριών. Οι εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν είναι αποθηκευμένες σε μορφή JPEG και PNG.

## Κεφάλαιο 6<sup>ο</sup>: Πειραματική Διαδικασία

### 6.1. Ανάλυση έντασης pixel με OpenCV και οπτικοποίηση με Matplotlib

Ακολουθεί παράδειγμα σε κώδικα Python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> για την προσπέλαση της τιμής της έντασης εικονοστοιχείου εικόνας με βάθος 8bit.

```
1 # Εισαγωγή των απαραίτητων βιβλιοθηκών
2 import cv2
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 # Ορισμός της διαδρομής και των συντεταγμένων του επιλεγμένου pixel
6 image_path = r'image_path.jpg' # Αντικαταστήστε με τη διαδρομή της εικόνας σας
7 pixel_coordinates = (6, 1) # Αντικαταστήστε με τις συντεταγμένες του pixel
8
9 # Φόρτωση της εικόνας σε κλίμακα του γκρι
10 image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
11
12 # Λήψη της έντασης του καθορισμένου pixel
13 pixel_intensity = image[pixel_coordinates[1], pixel_coordinates[0]]
14
15 # Δημιουργία της ετικέτας με τη θέση και την ένταση
16 label = f"Position: {pixel_coordinates}, Intensity: {pixel_intensity}"
17
18 # Εμφάνιση της εικόνας
19 plt.imshow(image, cmap='gray')
20 plt.axis('off')
21
22 # Προσθήκη του κειμένου πάνω από την εικόνα
23 plt.title(label, fontsize=10)
24 plt.show()
25
```

#### Ανάλυση του κώδικα

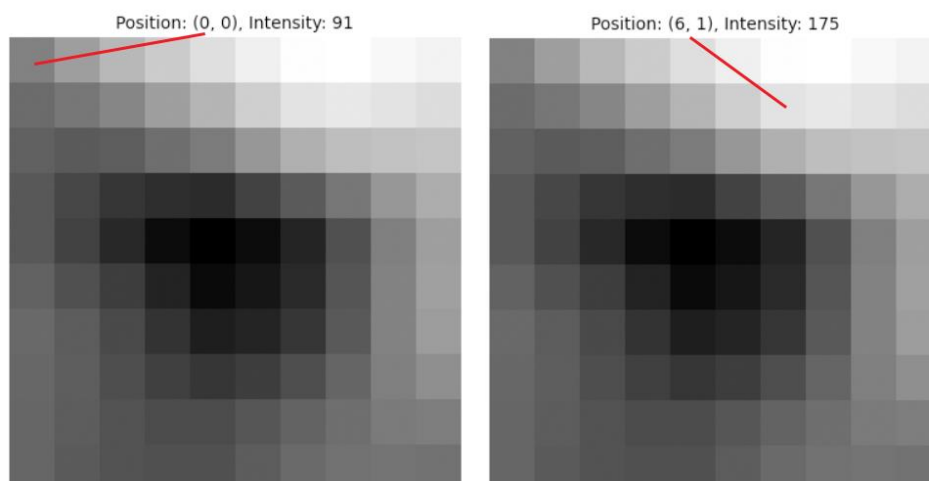
1. Εισαγωγή απαραίτητων βιβλιοθηκών: Αυτή η ενότητα (γραμμές 2 και 3) εισάγει δύο βασικές βιβλιοθήκες:
  - cv2: OpenCV, που χρησιμοποιείται για εργασίες επεξεργασίας εικόνας.
  - matplotlib.pyplot: Χρησιμοποιείται για τη γραφική παράσταση και την απεικόνιση εικόνων.
2. Καθορισμός της διαδρομής εικόνας και των συντεταγμένων pixel: Εδώ (γραμμές 6 και 7), ορίζεται η διαδρομή προς το αρχείο εικόνας και οι συντεταγμένες του συγκεκριμένου εικονοστοιχείου που πρόκειται να αναλυθεί τίθενται σε (6,1).
3. Φόρτωση της εικόνας σε κλίμακα του γκρι: Η εικόνα στην καθορισμένη διαδρομή φορτώνεται σε κλίμακα του γκρι χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση *imread* του OpenCV (γραμμή 10). Η μετατροπή σε κλίμακα του γκρι απλοποιεί την εικόνα σε τιμές έντασης, διευκολύνοντας την ανάλυση.
4. Ανάκτηση της έντασης του καθορισμένου pixel: Ανακτάται η ένταση του εικονοστοιχείου στις δεδομένες συντεταγμένες (γραμμή 13). Σε μια εικόνα

κλίμακας του γκρι, η ένταση αντιπροσωπεύει το επίπεδο φωτεινότητας του εικονοστοιχείου.

5. Δημιουργία ετικέτας με τη θέση και την ένταση: Δημιουργείται μια ετικέτα κειμένου (γραμμή 16), η οποία ενσωματώνει τη θέση και την ένταση του εικονοστοιχείου. Αυτή η ετικέτα θα εμφανίζεται πάνω από την εικόνα.
6. Εμφάνιση της εικόνας: Η εικόνα εμφανίζεται χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση *imshow* της Matplotlib, με τον χρωματικό χάρτη να έχει οριστεί σε κλίμακα του γκρι (γραμμές 19 και 20). Ο άξονας είναι απενεργοποιημένος για μια πιο καθαρή απεικόνιση.
7. Προσθήκη του κειμένου πάνω από την εικόνα: Η ετικέτα κειμένου που δημιουργήθηκε νωρίτερα ορίζεται ως τίτλος πάνω από την εικόνα με τη συνάρτηση *plt.title*. Η εικόνα με την ετικέτα εμφανίζεται στη συνέχεια με τη χρήση της συνάρτησης *plt.show()* (γραμμές 23 και 24).

Περίληπτικά, ο κώδικας παρέχει μια συνοπτική επίδειξη της φόρτωσης μιας εικόνας σε κλίμακα του γκρι, της ανάλυσης της έντασης ενός συγκεκριμένου εικονοστοιχείου και της οπτικοποίησης αυτών των πληροφοριών. Παρουσιάζει τη συνδυασμένη χρήση του OpenCV για επεξεργασία εικόνας και του Matplotlib για οπτικοποίηση, προσαρμοσμένη για ανάλυση σε επίπεδο εικονοστοιχείου στο πλαίσιο τμηματοποίησης εικόνας ή άλλων εργασιών απεικόνισης.

Στην 6.1 δίνονται δύο παραδείγματα εφαρμογής του παραπάνω κώδικα.



**Εικόνα 6.1:** Αυτή η παράλληλη απεικόνιση παρουσιάζει την ίδια εικόνα σε κλίμακα του γκρι, με την ανάλυση να επικεντρώνεται σε δύο διαφορετικά εικονοστοιχεία. Η αριστερή εικόνα αναδεικνύει το εικονοστοιχείο στις συντεταγμένες (0,0), το οποίο παρουσιάζει τιμή έντασης 91, που αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο επίπεδο φωτεινότητας εντός της εικόνας. Η δεξιά



εικόνα δίνει έμφαση στο εικονοστοιχείο με συντεταγμένες (6,1), με σημαντικά υψηλότερη τιμή έντασης 175. Μια τέτοια εξέταση σε επίπεδο εικονοστοιχείου βοηθά στην κατανόηση των περίπλοκων διακυμάνσεων της έντασης, που είναι απαραίτητες για την ακριβή ανάλυση της εικόνας στην ακτινολογία.

## 6.2. Τύποι συναρτήσεων απεικόνισης και εφαρμογή μέσω python

### 6.2.1.Γραμμική Μείωση της Φωτεινότητας

Όπως ήδη έχει αναφερθεί στο κεφάλαιο 3, έχει περιγραφεί η γενική μορφή μιας γραμμικής συνάρτησης απεικόνισης που είναι  $f(x) = ax + b$ . Αν θέσουμε  $a = 1/2$  και  $b = 0$  προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:  $f(x) = \frac{x}{2}$ , η οποία μειώνει την ένταση του κάθε εικονοστοιχείου στο μισό. Δίνεται κώδικας python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει την συνάρτηση απεικόνισης που μειώνει με γραμμικό τρόπο την φωτεινότητα της εικόνας.

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import cv2
4
5 def mapping_function(x):
6     return x/2
7
8 def apply_mapping(image_path):
9     # Φόρτωση της εικόνας σε κλίμακα του γκρι χρησιμοποιώντας την OpenCV
10    image_gray = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
11
12    # Εφαρμογή της συνάρτησης αντιστοίχισης για τη λήψη της μετασχηματισμένης
εικόνας
13    transformed_image_gray = mapping_function(image_gray)
14
15    # Ορισμός του μεγέθους του σχήματος (πλάτος, ύψος) σε ίντσες
16    plt.figure(figsize=(15, 5))
17
18    # Λήψη των διαστάσεων των εικόνων για την αναλογία διαστάσεων
19    height, width = image_gray.shape
20
21    # Σχεδίαση της αρχικής εικόνας σε κλίμακα του γκρι
22    plt.subplot(1, 3, 1)
23    plt.imshow(image_gray, cmap='gray', vmin=0, vmax=255)
24    plt.title('Original Image')
25    plt.axis('off')
26
27    # Σχεδίαση της μετασχηματισμένης εικόνας σε κλίμακα του γκρι
28    plt.subplot(1, 3, 2)
29    plt.imshow(transformed_image_gray, cmap='gray', vmin=0, vmax=255)
30    plt.title('Transformed Image')
31    plt.axis('off')
32
33    # Σχεδίαση της γραφικής απεικόνισης της συνάρτησης αντιστοίχισης
34    plt.subplot(1, 3, 3, aspect=1)
35    x_values = np.arange(0, 256)
36    y_values = mapping_function(x_values)
37    plt.plot(x_values, y_values)
38    plt.title('Mapping Function: $f(x) = x/2$')
```

```

39 plt.xlabel('Input Intensity')
40 plt.ylabel('Output Intensity')
41 plt.grid(True)
42
43 # Ορισμός του εύρους τιμών του άξονα y
44 plt.ylim(0, 260)
45 plt.xlim(0, 260)
46 # Προσαρμογή της απόστασης μεταξύ των υποδιαγραμμάτων
47 plt.subplots_adjust(wspace=0.2)
48
49 plt.show()
50
51 image_path = r'image_path.jpg'
52 apply_mapping(image_path)
53

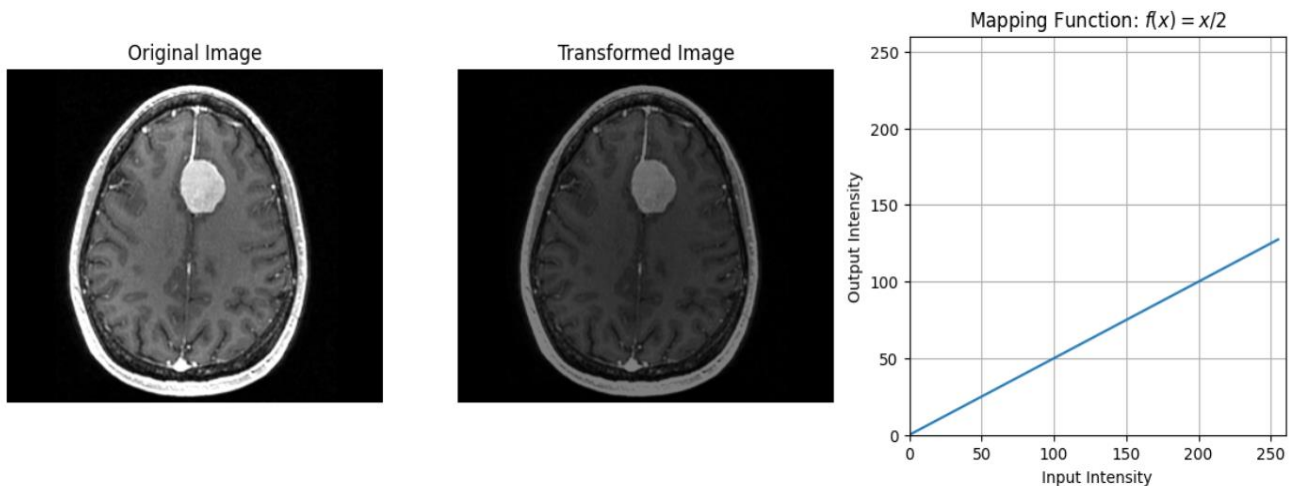
```

### Ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: Ο κώδικας ξεκινά με την εισαγωγή βασικών βιβλιοθηκών: NumPy για αριθμητικούς υπολογισμούς, Matplotlib για γραφικές παραστάσεις και οπτικοποιήσεις και OpenCV για επεξεργασία εικόνας.
2. Ορισμός της συνάρτησης αντιστοίχισης: Ορίζεται μια συνάρτηση με το όνομα *mapping\_function*, η οποία δέχεται μια είσοδο *x* και επιστρέφει τη μισή τιμή της. Αυτή η συνάρτηση θα εφαρμοστεί στις εντάσεις των εικονοστοιχείων της εικόνας, μειώνοντας ουσιαστικά τις τιμές τους κατά το ήμισυ.
3. Ορισμός της κύριας συνάρτησης: Η κύρια συνάρτηση, *apply\_mapping*, δέχεται ως είσοδο μια διαδρομή εικόνας και εκτελεί τα ακόλουθα βήματα:
  - Φόρτωση της εικόνας: Η εικόνα κλίμακας του γκρι φορτώνεται χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση *imread* του OpenCV.
  - Εφαρμογή της συνάρτησης απεικόνισης: Η συνάρτηση απεικόνισης που έχει οριστεί προηγουμένως εφαρμόζεται στην εικόνα κλίμακας του γκρι, δημιουργώντας μια μετασχηματισμένη εικόνα όπου οι εντάσεις των εικονοστοιχείων μειώνονται στο μισό.
  - Ορισμός του μεγέθους της εικόνας: Το μέγεθος του σχήματος για τη σχεδίαση ορίζεται σε 15 ίντσες πλάτος και 5 ίντσες ύψος.
  - Λήψη των διαστάσεων της εικόνας: Λαμβάνονται οι διαστάσεις (ύψος και πλάτος) της αρχικής εικόνας για τη διατήρηση της αναλογίας διαστάσεων.
  - Σχεδίαση της αρχικής εικόνας: Η αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι σχεδιάζεται ως το πρώτο υποδιάγραμμα.
  - Απεικόνιση της μετασχηματισμένης εικόνας: Η μετασχηματισμένη εικόνα κλίμακας του γκρι απεικονίζεται ως το δεύτερο υποδιάγραμμα.

- Απεικόνιση της συνάρτησης απεικόνισης: Η γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης αντιστοίχισης απεικονίζεται ως τρίτο υποδιάγραμμα. Απεικονίζει τον μετασχηματισμό των εντάσεων των εικονοστοιχείων χρησιμοποιώντας ένα γραμμικό διάγραμμα.
  - Ρύθμιση εύρους αξόνων: Το εύρος του άξονα y ορίζεται σε  $[0, 260]$  και το εύρος του άξονα x ορίζεται επίσης σε  $[0, 260]$ .
  - Ρύθμιση της απόστασης των υποδιαγραμμάτων: Η απόσταση μεταξύ των υποδιαγραμμάτων ρυθμίζεται με τη χρήση της συνάρτησης `subplots_adjust`.
  - Εμφάνιση του γραφήματος: Τέλος, το γράφημα εμφανίζεται με τη χρήση της συνάρτησης `plt.show()`.
4. Καθορισμός της διαδρομής της εικόνας: Ορίζεται η διαδρομή προς το αρχείο εικόνας (στην προκειμένη περίπτωση, μια εικόνα εγκεφάλου).
  5. Εκτέλεση της κύριας συνάρτησης: Η συνάρτηση `apply_mapping` καλείται με την καθορισμένη διαδρομή εικόνας, εκτελεί όλα τα παραπάνω βήματα και εμφανίζει το αποτέλεσμα.

Στην 6.2 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του παραπάνω κώδικα.



**Εικόνα 6.2.: Αρχική εικόνα:** Η εικόνα στα αριστερά αντιπροσωπεύει την αρχική σάρωση εγκεφάλου σε κλίμακα του γκρι, όπου οι εντάσεις των εικονοστοιχείων κυμαίνονται από 0 έως 255. Αυτή η εικόνα χρησιμεύει ως βάση για την κατανόηση του μετασχηματισμού που ακολουθεί.

**Μετασχηματισμένη εικόνα:** Η μεσαία εικόνα εμφανίζει τη μετασχηματισμένη σάρωση εγκεφάλου, η οποία λαμβάνεται με την εφαρμογή της συνάρτησης αντιστοίχισης  $f(x) = \frac{x}{2}$ .

Αυτός ο μετασχηματισμός μειώνει την ένταση κάθε εικονοστοιχείου κατά το ήμισυ, με αποτέλεσμα να εμφανίζεται πιο σκούρα και να αναπαριστά οπτικά την επίδραση της συνάρτησης απεικόνισης στην εικόνα.

**Γραφική παράσταση της συνάρτησης απεικόνισης:** Η εικόνα στα δεξιά απεικονίζει τη γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης απεικόνισης  $f(x) = \frac{x}{2}$ . Ο άξονας  $x$  αντιπροσωπεύει τις τιμές έντασης εισόδου και ο άξονας  $y$  τις αντίστοιχες τιμές έντασης εξόδου. Το γραμμικό διάγραμμα παρέχει μια οπτική κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι εντάσεις των εικονοστοιχείων μετασχηματίζονται από τη συνάρτηση απεικόνισης, που αντιστοιχεί στην αλλαγή που παρατηρείται στη μετασχηματισμένη εικόνα σάρωσης εγκεφάλου.

Μαζί, αυτές οι τρεις εικόνες παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της εφαρμογής ενός απλού μαθηματικού μετασχηματισμού σε μια ιατρική εικόνα, καταδεικνύοντας τόσο το οπτικό αποτέλεσμα στην εικόνα όσο και την υποκείμενη μαθηματική σχέση.

## 6.2.2. Γραμμική Αύξηση της Φωτεινότητας

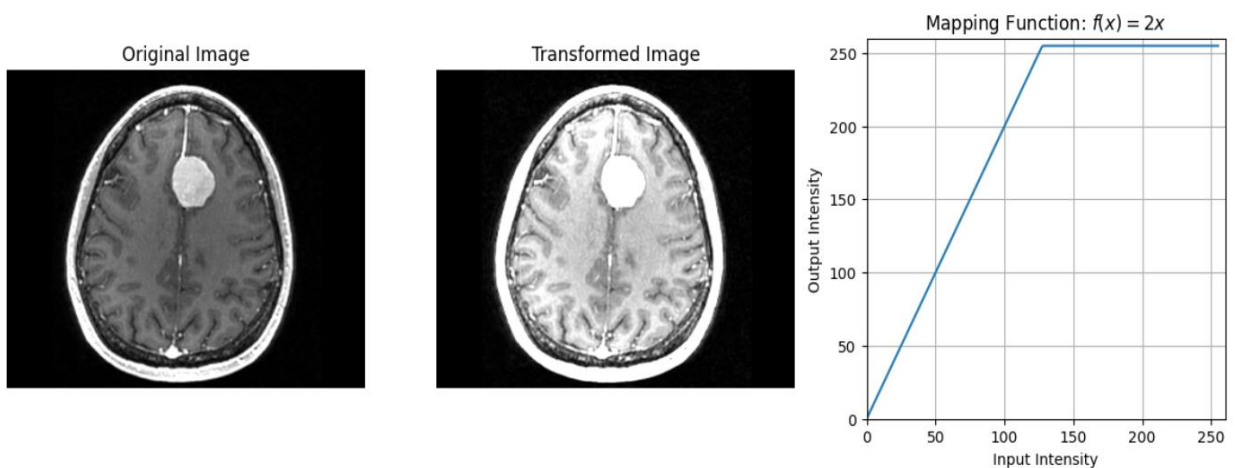
Ομοίως, αν θέσουμε  $a = 2$  και  $b = 0$  προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:  $f(x) = 2x$ , η οποία διπλασιάζει την ένταση του κάθε εικονοστοιχείου (κεφάλαιο 3<sup>ο</sup>). Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η συγκεκριμένη συνάρτηση απεικόνισης να αυξάνει με γραμμικό τρόπο την φωτεινότητα της εικόνας. Ο κώδικας python που εφαρμόζει την παραπάνω συνάρτηση απεικόνισης είναι όμοιος με τον προηγούμενο (6.2.1.) με μόνη διαφορά τον ορισμό της συνάρτησης απεικόνισης `mapping_function` <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup>. Αντικαθιστούμε τις γραμμές 5 και 6 με την ακόλουθη συνάρτηση:

```
5 def mapping_function(x):
6     # Μετατροπή σε μεγαλύτερο βάθος bit πριν από την εκτέλεση αριθμητικών
  πράξεων
7     x = x.astype(np.int16)
8     result = 2 * x
9     return np.where(result < 255, result, 255).astype(np.uint8)
```

Στην ψηφιακή επεξεργασία εικόνας, ο χειρισμός των τιμών έντασης των εικονοστοιχείων παίζει καθοριστικό ρόλο σε διάφορες τεχνικές βελτίωσης. Ένα συγκεκριμένο παράδειγμα αυτού του χειρισμού μπορεί να περιγραφεί από τη συνάρτηση απεικόνισης  $f(x) = 2x$  αν  $2x < 255$  και  $f(x) = 255$  αν  $2x \geq 255$ . Αυτή η συνάρτηση χρησιμεύει για την αύξηση της φωτεινότητας μιας εικόνας με διπλασιασμό των τιμών έντασης, με μέγιστη τιμή το 255 για να διασφαλιστεί ότι οι τιμές παραμένουν εντός της κλίμακας του γκρι 8-bit. Ωστόσο, η άμεση υλοποίηση με αριθμητική 8-bit μπορεί να οδηγήσει σε πρόβλημα υπερχειλίσης, καθώς το γινόμενο  $2x$  μπορεί να υπερβαίνει τη μέγιστη αναπαραγώγιμη τιμή των 8 bit. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος, η

συνάρτηση μετατρέπει πρώτα τις εντάσεις των εικονοστοιχείων σε μεγαλύτερο βάθος bit, όπως ακέραιους αριθμούς 16 bit, πριν από την εκτέλεση του πολλαπλασιασμού. Στη συνέχεια, το αποτέλεσμα περικόπτεται υπό όρους στο 255, όπου είναι απαραίτητο, και μετατρέπεται ξανά σε ακέραιους αριθμούς 8-bit χωρίς πρόσημο. Αυτός ο προσεκτικός χειρισμός εξασφαλίζει ότι ο προβλεπόμενος μετασχηματισμός εφαρμόζεται στην εικόνα χωρίς ακούσιες ψευδενδείξεις, διατηρώντας την ακεραιότητα των υποκείμενων πληροφοριών.

Στην 6.3 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα διπλασιασμού της έντασης.



**Εικόνα 6.3. Αρχική εικόνα:** Η εικόνα στα αριστερά αντιπροσωπεύει την αρχική σάρωση εγκεφάλου σε κλίμακα του γκρι, όπου οι εντάσεις των εικονοστοιχείων κυμαίνονται από 0 έως 255. Αυτή η εικόνα χρησιμεύει ως βάση για την κατανόηση του μετασχηματισμού που ακολουθεί.

**Μετασχηματισμένη εικόνα:** Η μεσαία εικόνα εμφανίζει τη μετασχηματισμένη σάρωση εγκεφάλου, η οποία λαμβάνεται με την εφαρμογή της συνάρτησης αντιστοίχισης  $f(x) = 2x$ . Αυτός ο μετασχηματισμός διπλασιάζει την ένταση κάθε εικονοστοιχείου, με αποτέλεσμα να εμφανίζεται πιο λευκή και να αναπαριστά οπτικά την επίδραση της συνάρτησης απεικόνισης στην εικόνα.

**Γραφική παράσταση της συνάρτησης απεικόνισης:** Η εικόνα στα δεξιά απεικονίζει τη γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης απεικόνισης  $f(x) = 2x$ . Ο άξονας  $x$  αντιπροσωπεύει τις τιμές έντασης εισόδου και ο άξονας  $y$  τις αντίστοιχες τιμές έντασης εξόδου. Το γραμμικό διάγραμμα παρέχει μια οπτική κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι εντάσεις των εικονοστοιχείων μετασχηματίζονται από τη συνάρτηση απεικόνισης, που αντιστοιχεί στην αλλαγή που παρατηρείται στη μετασχηματισμένη εικόνα σάρωσης εγκεφάλου.

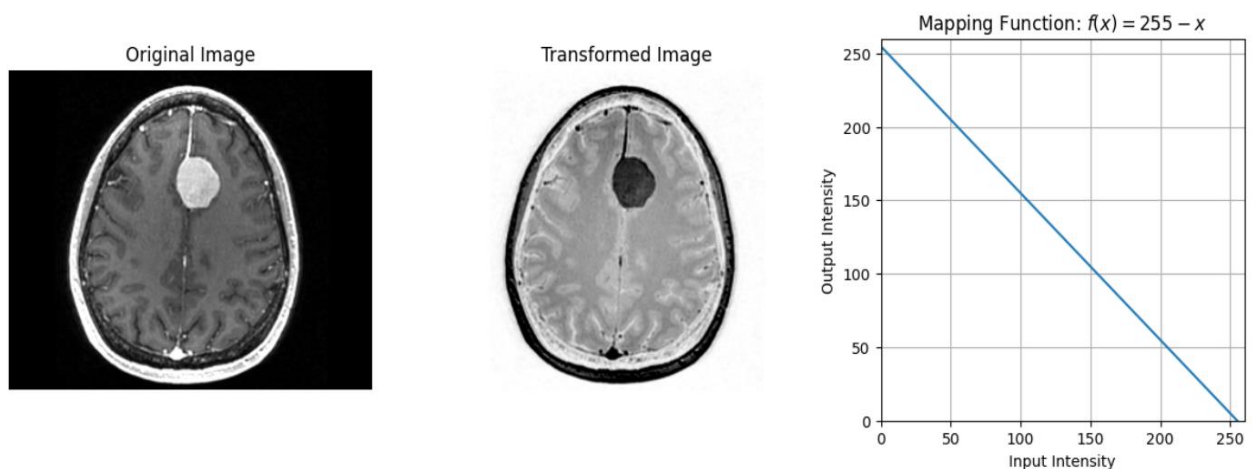
### 6.2.3 Αρνητική εικόνα

Η αρνητική εικόνα, όπως ήδη έχουμε αναφέρει προκύπτει με το να θέσουμε  $a = -1$  και

$b = 255$  και προκύπτει η γραμμική συνάρτηση:  $f(x) = 255 - x$ , η οποία αντιστρέφει την ένταση των εικονοστοιχείων, δηλαδή απεικονίζει τα λευκά εικονοστοιχεία (255) σε μαύρα (0) και αντίστροφα. Ο κώδικας python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει την παραπάνω συνάρτηση απεικόνισης είναι όμοιος με το παράδειγμα 6.2.1. με μόνη διαφορά τον ορισμό της συνάρτησης απεικόνισης `mapping_function`. Αντικαθιστούμε τις γραμμές 5 και 6 με την ακόλουθη συνάρτηση:

```
5 def mapping_function(x):
6     return 255-x
```

Στην 6.4. δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα αρνητικής εικόνας.



**Εικόνα 6.4.: Αρχική εικόνα:** Η εικόνα στα αριστερά αντιπροσωπεύει την αρχική σάρωση εγκεφάλου σε κλίμακα του γκρι, όπου οι εντάσεις των εικονοστοιχείων κυμαίνονται από 0 έως 255. Αυτή η εικόνα χρησιμεύει ως βάση για την κατανόηση του μετασχηματισμού που ακολουθεί.

**Μετασχηματισμένη εικόνα:** Η μεσαία εικόνα εμφανίζει τη μετασχηματισμένη σάρωση εγκεφάλου, η οποία λαμβάνεται με την εφαρμογή της συνάρτησης αντιστοίχισης  $f(x) = 255 - x$ . Αυτός ο μετασχηματισμός δίνει την αρνητική της αρχικής εικόνα.

**Γραφική παράσταση της συνάρτησης απεικόνισης:** Η εικόνα στα δεξιά απεικονίζει τη γραφική αναπαράσταση της συνάρτησης απεικόνισης  $f(x) = 255 - x$ . Ο άξονας  $x$  αντιπροσωπεύει τις τιμές έντασης εισόδου και ο άξονας  $y$  τις αντίστοιχες τιμές έντασης εξόδου. Το γραμμικό διάγραμμα παρέχει μια οπτική κατανόηση του τρόπου με τον οποίο οι εντάσεις των εικονοστοιχείων μετασχηματίζονται από τη συνάρτηση απεικόνισης, που αντιστοιχεί στην αλλαγή που παρατηρείται στη μετασχηματισμένη εικόνα σάρωσης εγκεφάλου.

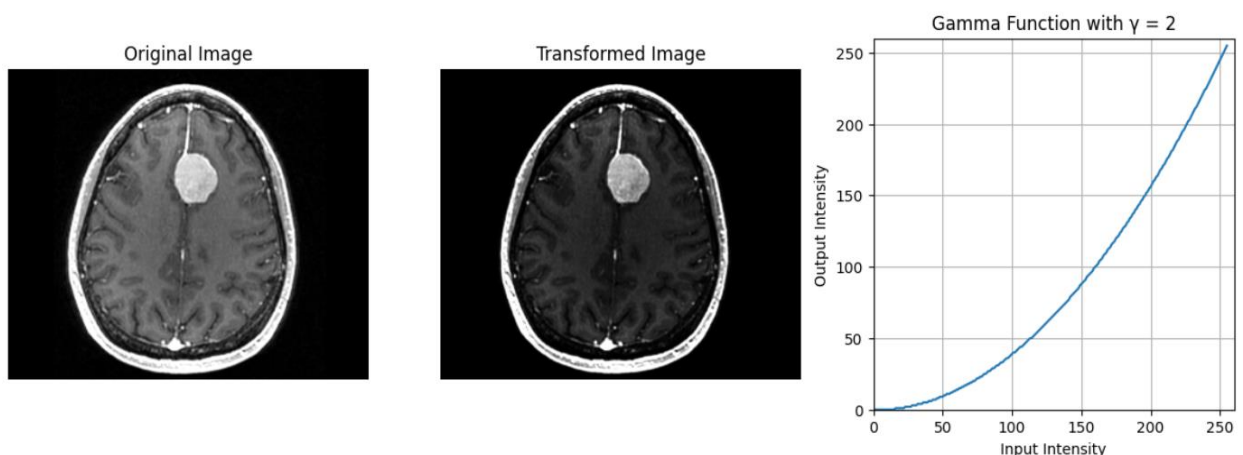
#### 6.2.4. Συνάρτηση Γάμμα

Η διόρθωση γάμμα είναι μια μη γραμμική συνάρτηση και η μαθηματική έκφραση για τη συνάρτηση διόρθωσης γάμμα δίνεται από τη σχέση:  $f(x) = 255 \cdot \left(\frac{x}{255}\right)^\gamma$  (κεφάλαιο 3) Η τιμή του  $\gamma$  καθορίζει το σχήμα της καμπύλης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο της φωτεινότητας και της αντίθεσης μιας εικόνας. Ο κώδικας python [53] [54] που εφαρμόζει την παραπάνω συνάρτηση απεικόνισης είναι όμοιος με το παράδειγμα 6.2.1 με μόνη διαφορά τον ορισμό της συνάρτησης απεικόνισης `mapping_function`. Αντικαθιστούμε τις γραμμές 5 και 6 με την ακόλουθη συνάρτηση:

```
5 def mapping_function(x, gamma):  
6     x_normalized = x / 255.0  
7     result = 255 * (x_normalized ** gamma)  
8     return result.astype(np.uint8)
```

Επειδή εργαζόμαστε με ακέραιες τιμές 8-bit στο εύρος [0, 255], θέλουμε να εκτελέσουμε τους υπολογισμούς χρησιμοποιώντας αριθμούς κινητής υποδιαστολής για να διατηρήσουμε την ακρίβεια και στη συνέχεια να μετατρέπουμε το αποτέλεσμα σε ακέραιους αριθμούς. Αυτός ο κώδικας κανονικοποιεί πρώτα την είσοδο  $x$  στην περιοχή [0, 1] διαιρώντας με το 255. Στη συνέχεια, αυξάνει τις κανονικοποιημένες τιμές στη δύναμη του  $\gamma$ , κλιμακώνει το αποτέλεσμα στην περιοχή [0, 255] και, τέλος, μετατρέπει το αποτέλεσμα σε ακέραιους αριθμούς 8-bit χωρίς πρόσημο.

Στην 6.5 και Εικόνα6.6 δίνονται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα της συνάρτησης γάμμα για  $\gamma = 2$  και  $\gamma = 0.5$  αντίστοιχα.

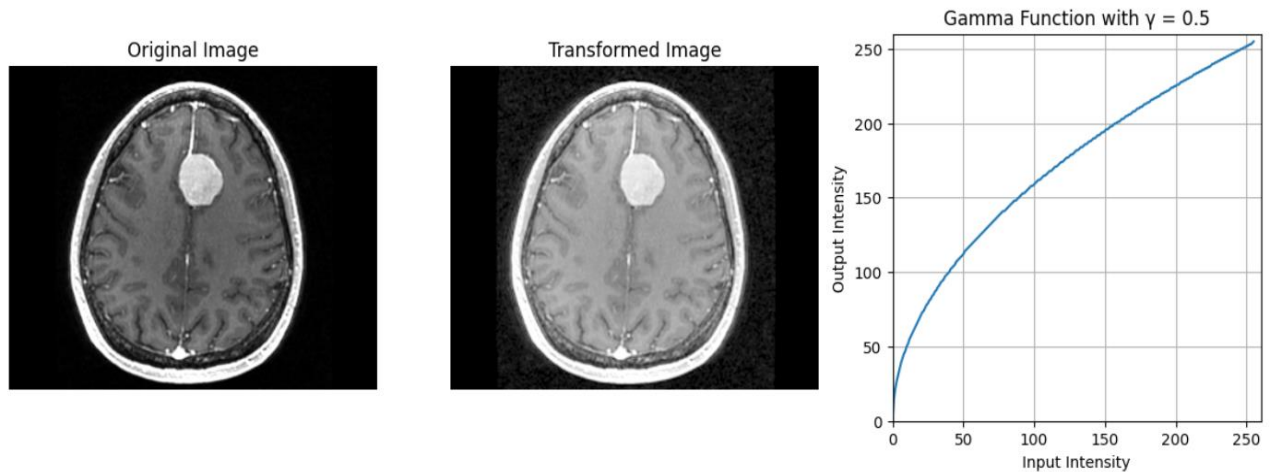


**Εικόνα 6.5.:** Αριστερά: Αρχική εικόνα σάρωσης εγκεφάλου, με τα εγγενή επίπεδα αντίθεσης και φωτεινότητας.



**Μέση:** Μετασχηματισμένη εικόνα με χρήση της συνάρτησης διόρθωσης γάμμα με  $\gamma = 2$ , ενίσχυση της ορατότητας ορισμένων χαρακτηριστικών με σκουρόχρωμη εικόνα και αύξηση της αντίθεσης σε συγκεκριμένες περιοχές.

**Δεξιά:** Γραφική παράσταση της συνάρτησης γάμμα, απεικονίζοντας τον μη γραμμικό μετασχηματισμό που εφαρμόζεται στις εντάσεις των εικονοστοιχείων. Αυτή η απεικόνιση δείχνει πώς η τεχνική διόρθωσης γάμμα τροποποιεί τις τιμές των εικονοστοιχείων, οδηγώντας στις οπτικές αλλαγές που παρατηρούνται στη μεσαία εικόνα.



**Εικόνα 6.6.:** Αριστερά: Αρχική εικόνα σάρωσης εγκεφάλου, με τα εγγενή επίπεδα αντίθεσης και φωτεινότητας.

**Μέση:** Μετασχηματισμένη εικόνα με χρήση της συνάρτησης διόρθωσης γάμμα με  $\gamma = 0,5$ , ενίσχυση της ορατότητας ορισμένων χαρακτηριστικών με σκουρόχρωμη εικόνα και αύξηση της αντίθεσης σε συγκεκριμένες περιοχές.

**Δεξιά:** Γραφική παράσταση της συνάρτησης γάμμα, απεικονίζοντας τον μη γραμμικό μετασχηματισμό που εφαρμόζεται στις εντάσεις των εικονοστοιχείων. Αυτή η απεικόνιση δείχνει πώς η τεχνική διόρθωσης γάμμα τροποποιεί τις τιμές των εικονοστοιχείων, οδηγώντας στις οπτικές αλλαγές που παρατηρούνται στη μεσαία εικόνα.

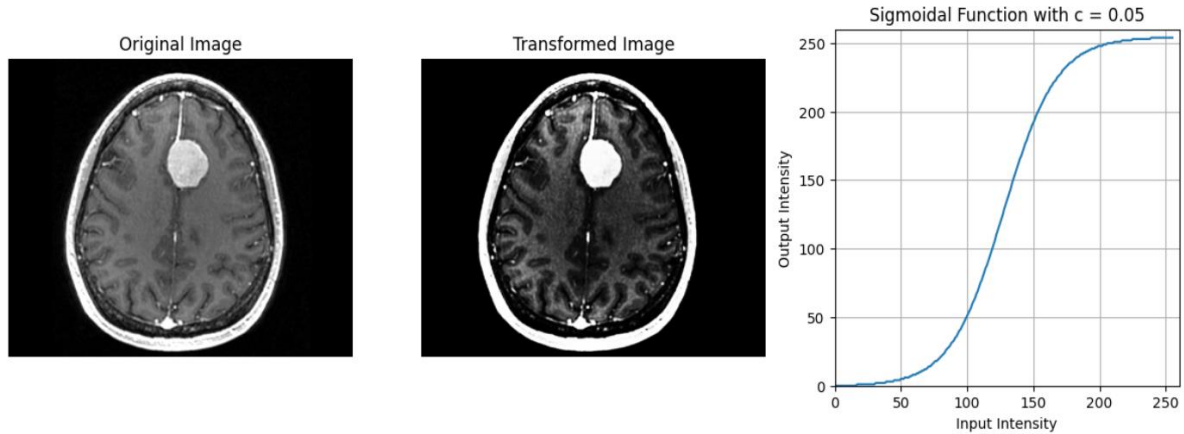
### 6.2.5. Συνάρτηση Σιγμοειδούς Προσαρμογής

Η μαθηματική έκφραση για μια σιγμοειδή συνάρτηση δίνεται από τη σχέση:  $f(x) = \frac{L}{1+e^{-c(x-m)}}$  (κεφάλαιο 3). Όταν εφαρμόζεται σε μια εικόνα, η σιγμοειδής συνάρτηση μπορεί να ενισχύσει ή να μειώσει την αντίθεση, ανάλογα με τις επιλεγμένες παραμέτρους. Ρυθμίζοντας το μέσο σημείο  $m$ , την κλίση  $c$ , και η μέγιστη τιμή εξόδου  $L$ , μπορούν να επιτευχθούν διάφορα εφέ αντίθεσης, στοχεύοντας σε συγκεκριμένες περιοχές έντασης εντός της εικόνας. Ο κώδικας python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει την παραπάνω συνάρτηση απεικόνισης είναι όμοιος με το παράδειγμα 6.2.1 με μόνη διαφορά τον ορισμό της



συνάρτησης απεικόνισης `mapping_function`. Αντικαθιστούμε τις γραμμές 5 και 6 με την ακόλουθη συνάρτηση:

```
5 def mapping_function(x, L=255, c=0.05, m=127.5):  
6     result = L / (1 + np.exp(-c * (x - m)))  
7     return result.astype(np.uint8)
```



**Εικόνα 6.7:** . Αριστερά: Αρχική εικόνα σάρωσης εγκεφάλου, με τα εγγενή επίπεδα αντίθεσης και φωτεινότητας.

**Μέση:** Εικόνα μετά από μετασχηματισμό σιγμοειδούς προσαρμογής, με χρήση σιγμοειδούς συνάρτησης με παραμέτρους  $c=0.05$ ,  $L=255$  και  $m=127.5$ . Αυτός ο μετασχηματισμός ενισχύει την αντίθεση σε συγκεκριμένες περιοχές, δημιουργώντας μια πιο λεπτομερή οπτικά αναπαράσταση.

**Δεξιά:** Γραφική παράσταση της σιγμοειδούς συνάρτησης, που απεικονίζει τον ομαλό, μη γραμμικό μετασχηματισμό που εφαρμόζεται στις εντάσεις των εικονοστοιχείων. Το σχήμα αυτής της καμπύλης αντικατοπτρίζει τις συγκεκριμένες προσαρμογές που έγιναν στην αντίθεση, τονίζοντας τα λεπτά χαρακτηριστικά της σάρωσης του εγκεφάλου.

### 6.3. Τεχνικές βελτίωσης εικόνας (Image Enhancement Techniques)

#### 6.3.1. Ισοστάθμιση ιστογράμματος (Histogram Equalization)

Η ισοστάθμιση ιστογράμματος, όπως ήδη έχουμε αναφέρει επιτρέπει την επέκταση του εύρους των επιπέδων έντασης του γκρι, (πχ σε μια εικόνα με χαμηλή αντίθεση), ανακατανέμοντας τα επίπεδα έντασης έτσι ώστε να καταλαμβάνουν ολόκληρο το διαθέσιμο εύρος, συνήθως  $[0, 255]$  για μια εικόνα 8-bit σε κλίμακα του γκρι. Η διαδικασία εξισορρόπησης ιστογράμματος έχει αναλύθει στο κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>. Παρακάτω δίνεται κώδικας σε Python <sup>[53][54]</sup> που εφαρμόζει ισοστάθμιση ιστογράμματος σε εικόνα.

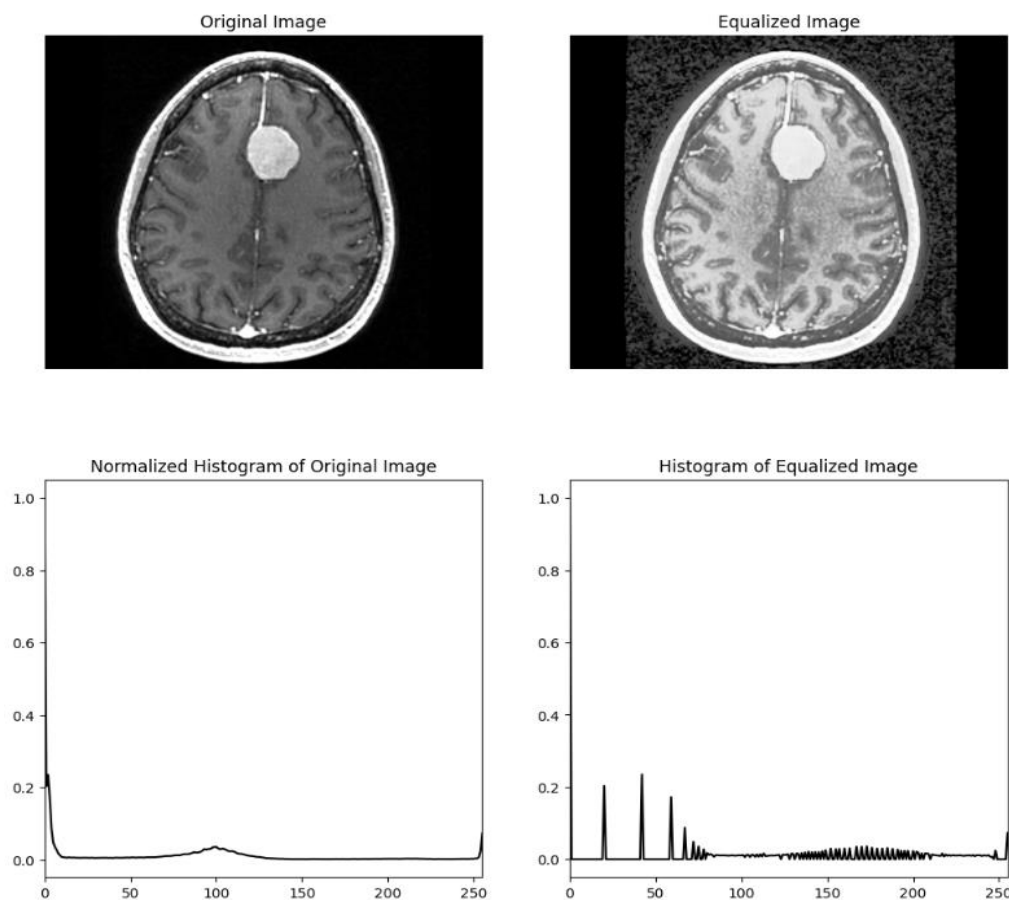
```
1 import cv2  
2 import numpy as np
```

```

3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 # Ορισμός των συναρτήσεων και εκτέλεση του κώδικα όπως προηγουμένως
6
7 def plot_histogram(image, ax, title='Histogram'):
8     hist, bins = np.histogram(image.flatten(), 256, [0, 256])
9     hist_normalized = hist / hist.max()
10    ax.plot(hist_normalized, color='black')
11    ax.set_xlim([0, 255])
12    ax.set_title(title)
13
14 def apply_histogram_equalization(image_path):
15    image_gray = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
16    equalized_image_gray = cv2.equalizeHist(image_gray)
17    fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12, 12))
18    axes[0, 0].imshow(image_gray, cmap='gray')
19    axes[0, 0].set_title('Original Image')
20    axes[0, 0].axis('off')
21    plot_histogram(image_gray, axes[1, 0], title='Normalized Histogram of Original
Image')
22    axes[0, 1].imshow(equalized_image_gray, cmap='gray')
23    axes[0, 1].set_title('Equalized Image')
24    axes[0, 1].axis('off')
25    plot_histogram(equalized_image_gray, axes[1, 1], title='Histogram of Equalized
Image')
26    plt.show()
27
28 image_path = r'image_path.jpg'
29 apply_histogram_equalization(image_path)

```

Στην Εικόνα δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα ισοστάθμισης ιστογράμματος.



Εικόνα 6.8: . Επάνω αριστερά: Η αρχική εικόνα κλίμακας του γκρι μιας σάρωσης εγκεφάλου.

**Κάτω αριστερά:** Το κανονικοποιημένο ιστόγραμμα της αρχικής εικόνας, που δείχνει την κατανομή των τιμών έντασης.

**Επάνω δεξιά:** Η εικόνα μετά την ισοστάθμιση ιστογράμματος, η οποία ενισχύει την αντίθεση με την ανακατανομή των τιμών έντασης.

**Κάτω δεξιά:** Το ιστόγραμμα της ισοσταθμισμένης εικόνας, που δείχνει μια πιο ομοιόμορφη κατανομή των επιπέδων έντασης.

Η ισοστάθμιση ιστογράμματος έχει ως αποτέλεσμα την κατανομή των τιμών έντασης στο διαθέσιμο εύρος, γεγονός που μπορεί να ενισχύσει την αντίθεση και να κάνει τις λεπτομέρειες πιο ορατές σε εικόνες με χαμηλή αντίθεση. Όπως παρατηρούμε, η εξισορρόπηση ιστογράμματος μπορεί να υπερτονίσει το θόρυβο, ο οποίος μπορεί να είναι ανεπιθύμητος σε διάφορες εφαρμογές επεξεργασίας εικόνας

## 6.3.2. Εφαρμογή των Τοπικών Φίλτρων μέσω python (Local Filters)

### 6.3.2.1 Φίλτρο Μέσου Όρου (Mean Filter)

Το φίλτρο μέσου όρου είναι ένα γραμμικό τοπικό φίλτρο που αντικαθιστά την τιμή έντασης κάθε εικονοστοιχείου με το μέσο όρο των τιμών έντασης στη γειτονιά του. Η γειτονιά συνήθως ορίζεται από ένα τετραγωνικό παράθυρο με κέντρο το εικονοστοιχείο ενδιαφέροντος. Δίνεται κώδικα σε Python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει φίλτρο μέσου όρου σε δοσμένη εικόνα.

```
1 # Εισαγωγή των απαραίτητων βιβλιοθηκών
2 import cv2
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
5
6 def apply_mean_filter(image_path, kernel_size=7):
7     # Διαβάστε την αρχική εικόνα
8     image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
9
10    # Δημιουργία ενός πυρήνα για το φιλτράρισμα μέσου όρου
11    mean_kernel = np.ones((kernel_size, kernel_size), np.float32) / (kernel_size *
kernel_size)
12
13    # Εφαρμογή του φίλτρου μέσου όρου
14    filtered_image = cv2.filter2D(image, -1, mean_kernel)
15
16    # Δημιουργία ενός σχήματος matplotlib
17    plt.figure(figsize=(10, 5))
18
19    # Σχεδιάστε την αρχική εικόνα
20    plt.subplot(1, 2, 1)
21    plt.imshow(image, cmap='gray')
22    plt.title('Original Image')
23    plt.axis('off')
24
```

```

25 # Σχεδιάστε την εικόνα που έχει υποστεί φιλτράρισμα μέσου όρου
26 plt.subplot(1, 2, 2)
27 plt.imshow(filtered_image, cmap='gray')
28 plt.title('Mean-Filtered Image, Kernel: ' + str(kernel_size))
29 plt.axis('off')
30
31 plt.show()
32
33 # Παράδειγμα χρήσης με την προηγούμενη εικόνα που μεταφορτώθηκε
34 image_path = r'C:\images\brain_noise.jpg'
35 apply_mean_filter(image_path)

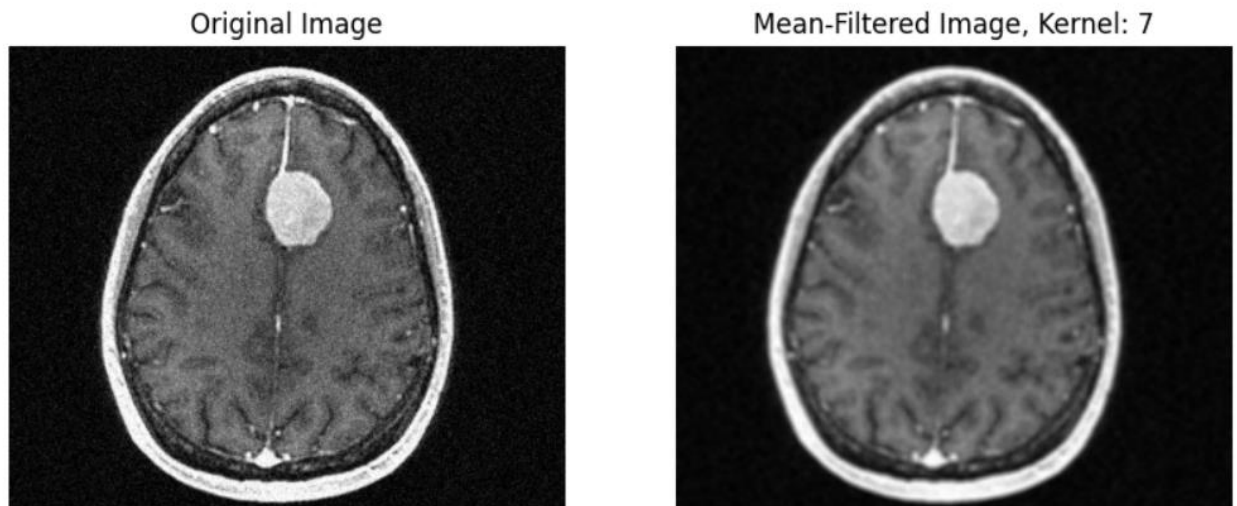
```

Ακολουθεί μια ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: Ο κώδικας ξεκινάει με την εισαγωγή των απαραίτητων βιβλιοθηκών, όπως το OpenCV (cv2) για την επεξεργασία εικόνας, το NumPy για αριθμητικές πράξεις και το Matplotlib για τη σχεδίαση.
2. Ορισμός συνάρτησης φίλτρου μέσου όρου: Ορίζεται η συνάρτηση *apply\_mean\_filter*, λαμβάνοντας ως παραμέτρους εισόδου μια διαδρομή εικόνας και το μέγεθος πυρήνα (προεπιλεγμένη τιμή 7).
3. Ανάγνωση της αρχικής εικόνας: Η αρχική εικόνα κλίμακας του γκρι διαβάζεται με τη χρήση της μεθόδου *imread* του OpenCV.
4. Δημιουργία πυρήνα για το φιλτράρισμα μέσου όρου: Ένας πυρήνας για το φιλτράρισμα του μέσου όρου δημιουργείται με τη δημιουργία ενός πίνακα μονάδων και τη διαίρεσή του με το συνολικό αριθμό στοιχείων του πυρήνα. Αυτός ο πυρήνας θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του μέσου όρου των γειτονικών εικονοστοιχείων.
5. Εφαρμόστε το φίλτρο μέσου: Η μέθοδος *filter2D* του OpenCV χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του φίλτρου μέσου όρου στην αρχική εικόνα, με αποτέλεσμα μια φιλτραρισμένη εικόνα.
6. Δημιουργήστε ένα σχήμα Matplotlib: Δημιουργείται ένα σχήμα Matplotlib για να κρατήσει το διάγραμμα.
7. Σχεδιάστε την αρχική εικόνα: Η αρχική εικόνα σχεδιάζεται στην αριστερή πλευρά του σχήματος.
8. Απεικόνιση της εικόνας που έχει φιλτραριστεί κατά μέσο όρο: Η εικόνα που έχει φιλτραριστεί με τη χρήση του φίλτρου μέσης τιμής απεικονίζεται στη δεξιά πλευρά του σχήματος.
9. Εμφάνιση του γραφήματος: Τέλος, το γράφημα εμφανίζεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο *show* της Matplotlib.

10. Παράδειγμα χρήσης: Ο κώδικας ολοκληρώνεται με ένα παράδειγμα όπου καλείται η συνάρτηση *apply\_mean\_filter* χρησιμοποιώντας μια συγκεκριμένη διαδρομή εικόνας.

Στην Εικόνα 6.9 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα φίλτρου μέσου όρου.



**Εικόνα 6.9:** Στα αριστερά, βλέπουμε την αρχική εικόνα. Στα δεξιά, βλέπουμε την εικόνα μετά την εφαρμογή ενός φίλτρου μέσου όρου με μέγεθος πυρήνα 7. Το φίλτρο μέσου όρου είναι ένα απλό και κοινό φίλτρο που χρησιμοποιείται για τη μείωση του θορύβου. Λειτουργεί με τη μέση τιμή των τιμών των εικονοστοιχείων στη γειτονιά κάθε εικονοστοιχείου, εξομαλύνοντας έτσι τις διακυμάνσεις. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στη μείωση του τυχαίου θορύβου, αλλά μπορεί επίσης να θολώσει κάποιες λεπτότερες λεπτομέρειες της εικόνας.

Ο κώδικας προορίζεται για την οπτική σύγκριση της αρχικής εικόνας με την εικόνα μετά την εφαρμογή του φίλτρου μέσου όρου, επιτρέποντας στο χρήστη να δει την επίδραση του φίλτρου στη μείωση του θορύβου. Το μέγεθος του πυρήνα μπορεί να ρυθμιστεί για να παρατηρηθεί πώς επηρεάζεται το φιλτράρισμα. Το φίλτρο μέσου όρου εξομαλύνει την εικόνα μειώνοντας τις διακυμάνσεις της έντασης μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων και μπορεί να είναι αποτελεσματικό στην αφαίρεση τυχαίου θορύβου. Εύκολα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ενώ το φίλτρο μέσου όρου είναι απλό και αποτελεσματικό για ορισμένους τύπους θορύβου, μπορεί επίσης να θολώσει τις ακμές και τις λεπτές λεπτομέρειες της εικόνας. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι συμπεριλαμβάνει όλα τα εικονοστοιχεία στη γειτονιά το ίδιο, ανεξάρτητα από το αν αποτελούν μέρος μιας ακμής ή άλλου σημαντικού χαρακτηριστικού.

### 6.3.2.2. Φίλτρο Διαμέσου (Median Filter)

Το διάμεσο φίλτρο είναι μια μη γραμμική τοπική τεχνική ψηφιακού φιλτραρίσματος που χρησιμοποιείται για την αφαίρεση του θορύβου από μια εικόνα. Η γειτονιά ορίζεται από ένα τετραγωνικό παράθυρο με κέντρο το εικονοστοιχείο ενδιαφέροντος. Ακολουθεί κώδικας σε Python που εφαρμόζει φίλτρο διαμέσου στη παρακάτω εικόνα <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup>.

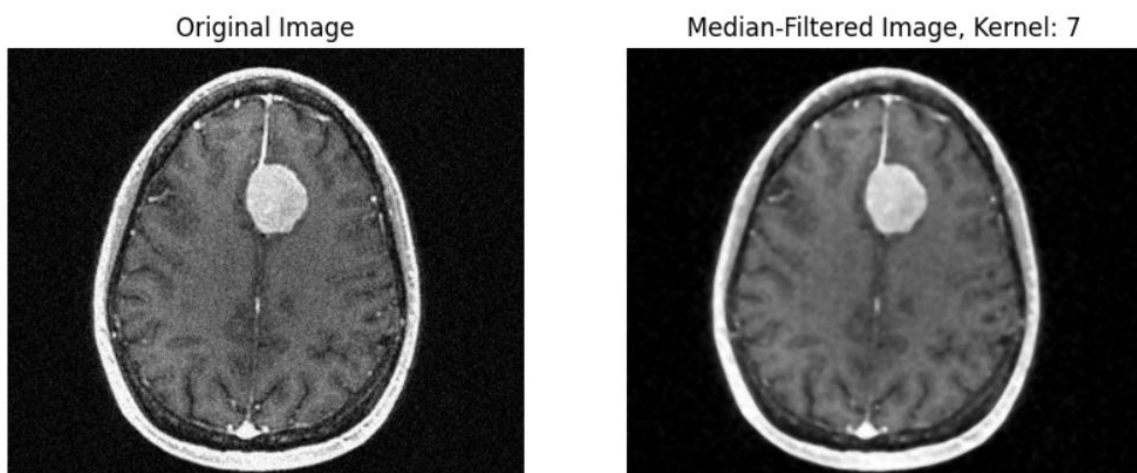
```
1 import cv2
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 def apply_median_filter(image_path, kernel_size=7):
5     # Διαβάστε την αρχική εικόνα
6     image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
7
8     # Εφαρμόστε το φίλτρο median
9     filtered_image = cv2.medianBlur(image, kernel_size)
10
11    # Δημιουργία ενός σχήματος matplotlib
12    plt.figure(figsize=(10, 5))
13
14    # Σχεδιάστε την αρχική εικόνα
15    plt.subplot(1, 2, 1)
16    plt.imshow(image, cmap='gray')
17    plt.title('Original Image')
18    plt.axis('off')
19
20    # Σχεδιάστε την εικόνα που έχει υποστεί φιλτράρισμα median
21    plt.subplot(1, 2, 2)
22    plt.imshow(filtered_image, cmap='gray')
23    plt.title('Median-Filtered Image, Kernel: ' + str(kernel_size))
24    plt.axis('off')
25
26    plt.show()
27
28 # Διαδρομή προς το αρχείο εικόνας σας
29 image_path = r'image_path.jpg'
30 apply_median_filter(image_path)
31
```

#### Ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: Ο κώδικας εισάγει τη βιβλιοθήκη OpenCV (cv2) για την επεξεργασία εικόνας και τη βιβλιοθήκη Matplotlib για τη σχεδίαση.
2. Ορισμός συνάρτησης: Η συνάρτηση `apply_median_filter` ορίζεται να δέχεται δύο ορίσματα - τη διαδρομή προς ένα αρχείο εικόνας (`image_path`) και το μέγεθος του πυρήνα που θα χρησιμοποιηθεί στο φίλτρο διαμέσου (`kernel_size`), με προεπιλεγμένη τιμή 7.
3. Ανάγνωση αρχικής εικόνας: Στο εσωτερικό της συνάρτησης, η αρχική εικόνα διαβάζεται σε κλίμακα του γκρι με τη χρήση του `cv2.imread`.
4. Εφαρμογή φίλτρου διάμεσου: Η συνάρτηση `cv2.medianBlur` χρησιμοποιείται στη συνέχεια για την εφαρμογή του φίλτρου διαμέσου στην αρχική εικόνα,

- δημιουργώντας την εικόνα *filtered\_image*. Αυτό το φίλτρο είναι χρήσιμο για τη μείωση του θορύβου σε μια εικόνα, ειδικά του θορύβου "αλάτι και πιπέρι".
5. Δημιουργία εικόνας Matplotlib: Η συνάρτηση *plt.figure* χρησιμοποιείται για τη δημιουργία ενός σχήματος με συγκεκριμένο μέγεθος (10x5 ίντσες).
  6. Σχεδιάστε την αρχική εικόνα: Η αρχική εικόνα σχεδιάζεται στην αριστερή πλευρά χρησιμοποιώντας εντολές της Matplotlib. Η *plt.subplot(1, 2, 1)* δημιουργεί ένα πλέγμα 1 γραμμής και 2 στηλών και ενεργοποιεί το πρώτο υποδιάγραμμα. Η *plt.imshow* χρησιμοποιείται για την εμφάνιση της εικόνας και οι *plt.title* και *plt.axis* χρησιμοποιούνται για τον ορισμό του τίτλου και την απενεργοποίηση του άξονα.
  7. Απεικόνιση εικόνας φιλτραρισμένης με διάμεσο: Ομοίως, η εικόνα με φίλτρο διαμέσου απεικονίζεται στη δεξιά πλευρά και ο τίτλος περιλαμβάνει το μέγεθος του πυρήνα που χρησιμοποιήθηκε για το φίλτρο.
  8. Show Plot: Τέλος, η *plt.show()* χρησιμοποιείται για την εμφάνιση του γραφήματος, δείχνοντας την αρχική και τη φιλτραρισμένη με διάμεσο εικόνα δίπλα-δίπλα.
  9. Καθορισμός διαδρομής εικόνας: Εκτός της συνάρτησης, καθορίζεται η διαδρομή προς το αρχείο εικόνας και καλείται η συνάρτηση *apply\_median\_filter* με αυτή τη διαδρομή.

Στην Εικόνα 6.10 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα φίλτρου διαμέσου στην python.



**Εικόνα 6.10.:** Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα, η οποία δείχνει μια σάρωση εγκεφάλου με θόρυβο. Στα δεξιά, έχουμε την εικόνα μετά την εφαρμογή του φίλτρου διαμέσου. Αυτό το φίλτρο βοηθά στη μείωση του θορύβου, ενισχύοντας την ορατότητα των δομών μέσα στην εικόνα.

Το διάμεσο φίλτρο είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στην απομάκρυνση του θορύβου. Χρησιμοποιείται συχνά στην ιατρική απεικόνιση για τη διατήρηση των ακμών των δομών,

ενώ ταυτόχρονα αφαιρεί το θόρυβο, καθιστώντας το ένα πολύτιμο βήμα προεπεξεργασίας. Σε αντίθεση με τα φίλτρα `mean` ή `Gaussian`, το διάμεσο φίλτρο, όπως μπορούμε να διακρίνουμε στην εικόνα 6.10, δεν θολώνει τις ακμές, καθώς η διάμεσος είναι λιγότερο ευαίσθητη στις ακραίες τιμές. Ωστόσο, πρέπει να δοθεί προσοχή στην επιλογή του μεγέθους του πυρήνα, καθώς μπορεί να επηρεάσει σημαντικά τα αποτελέσματα. Ενδέχεται να χρειαστεί πειραματισμός για την εύρεση του βέλτιστου μεγέθους για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Ένας μικρός πυρήνας μπορεί να μην απομακρύνει αποτελεσματικά το θόρυβο, ενώ ένας μεγάλος πυρήνας μπορεί να αφαιρέσει πάρα πολλές λεπτομέρειες, οδηγώντας σε υπερβολική εξομάλυνση.

### 6.3.2.3. Γκαουσιανό Φίλτρο (Gaussian Filter)

Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>, το γκαουσιανό φιλτράρισμα είναι μια τεχνική γραμμικού φιλτραρίσματος που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση μιας εικόνας με τη μείωση του θορύβου, ιδίως του γκαουσιανού θορύβου. Δίνεται κώδικα σε Python που εφαρμόζει γκαουσιανό φίλτρο στη παρακάτω εικόνα<sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup>.

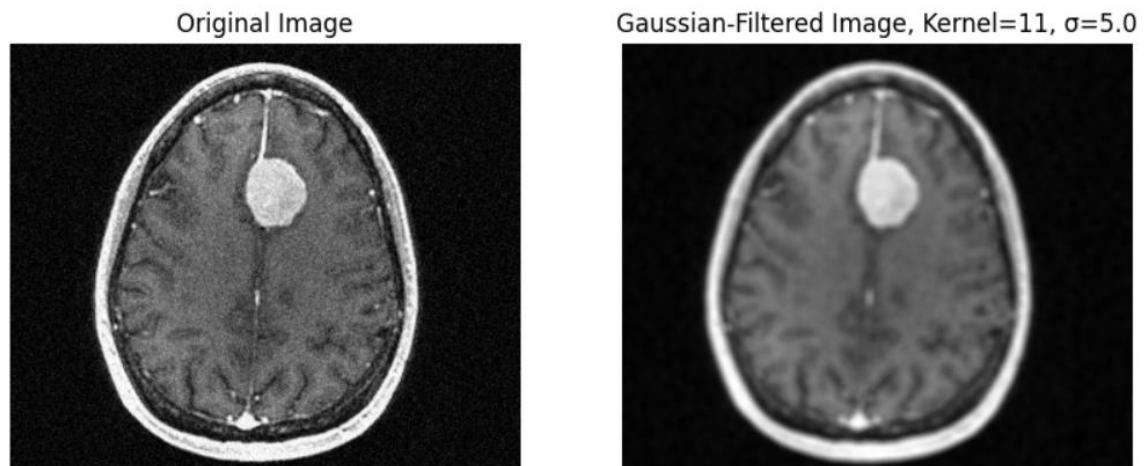
```
1 import cv2
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 def apply_gaussian_filter(image_path, kernel_size=11, sigma=5.0):
5     # Διαβάστε την αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι
6     image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
7
8     # Εφαρμόστε το φίλτρο Gaussian
9     filtered_image = cv2.GaussianBlur(image, (kernel_size, kernel_size), sigma)
10
11     # Δημιουργία ενός σχήματος matplotlib
12     plt.figure(figsize=(10, 5))
13
14     # Σχεδιάστε την αρχική εικόνα
15     plt.subplot(1, 2, 1)
16     plt.imshow(image, cmap='gray')
17     plt.title('Original Image')
18     plt.axis('off')
19
20     # Σχεδιάστε την εικόνα που έχει υποστεί φιλτράρισμα Gaussian
21     plt.subplot(1, 2, 2)
22     plt.imshow(filtered_image, cmap='gray')
23     plt.title('Gaussian-Filtered Image, Kernel=' + str(kernel_size) + ', σ=' + str(sigma))
24     plt.axis('off')
25
26     plt.show()
27
28 # Διαδρομή προς το αρχείο εικόνας σας
29 image_path = r'C:\images\brain_noise.jpg'
30 apply_gaussian_filter(image_path)
31
```



## Ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: `cv2` για την επεξεργασία εικόνας και `matplotlib.pyplot` για τη σχεδίαση.
2. Ορισμός συνάρτησης φίλτρου Gauss: Ορίζεται η συνάρτηση `apply_gaussian_filter` για την εκτέλεση του γκαουσιανού φιλτραρίσματος. Δέχεται τρεις παραμέτρους:
  - `image_path`: Η διαδρομή προς την εικόνα της κλίμακας του γκρι που πρέπει να φιλτραριστεί.
  - `kernel_size`: Το μέγεθος του γκαουσιανού πυρήνα, με προεπιλογή 11.
  - `sigma`: Η τυπική απόκλιση της γκαουσιανής κατανομής, με προεπιλογή 5.0.
3. Ανάγνωση της αρχικής εικόνας: Στο εσωτερικό της συνάρτησης, η αρχική εικόνα διαβάζεται σε κλίμακα του γκρι με τη χρήση της `cv2.imread`.
4. Εφαρμογή φίλτρου Gauss: Η συνάρτηση `cv2.GaussianBlur` χρησιμοποιείται για την εφαρμογή του φίλτρου Gauss στην αρχική εικόνα. Το μέγεθος του πυρήνα και η τυπική απόκλιση (`sigma`) μεταβιβάζονται ως παράμετροι για τον έλεγχο του αποτελέσματος θόλωσης.
5. Δημιουργία σχήματος Matplotlib: Δημιουργείται ένα σχήμα Matplotlib με μέγεθος (10, 5) για τη γραφική απεικόνιση τόσο της αρχικής όσο και της φιλτραρισμένης εικόνας.
6. Απεικόνιση της αρχικής εικόνας: Η αρχική εικόνα σχεδιάζεται στην αριστερή πλευρά με τη χρήση του `plt.imshow`, με τον τίτλο "Original Image" (Αρχική εικόνα).
7. Απεικόνιση της εικόνας με φίλτρο Gauss: Η εικόνα με γκαουσιανό φίλτρο απεικονίζεται στη δεξιά πλευρά, και πάλι με τη χρήση του `plt.imshow`, με τίτλο που υποδεικνύει το μέγεθος του πυρήνα και την τιμή του `sigma`.
8. Εμφάνιση γραφικών παραστάσεων: Τέλος, καλείται η `plt.show()` για να εμφανιστούν δίπλα-δίπλα η αρχική εικόνα και η εικόνα με φίλτρο Gauss.
9. Παράδειγμα χρήσης: Στο τέλος του κώδικα παρέχεται ένα παράδειγμα χρήσης της συνάρτησης `apply_gaussian_filter`, όπου πρέπει να καθοριστεί η διαδρομή προς το αρχείο εικόνας.

Στην Εικόνα δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα φίλτρου διαμέσου.



**Εικόνα 6.11 :** Στα αριστερά: Η αρχική εικόνα, η οποία φαίνεται να έχει θόρυβο. Στα δεξιά: Η εικόνα μετά την εφαρμογή ενός φίλτρου Gauss με μέγεθος πυρήνα 11 και  $\sigma=5.0$ . Το φίλτρο Gauss εξομαλύνει την εικόνα, μειώνοντας το θόρυβο.

Το φίλτρο Gauss, όπως φαίνεται στο παράδειγμα είναι σημαντικό εργαλείο για τη μείωση του θορύβου και την ελαφρά θόλωση μιας εικόνας, συμβάλλοντας στην καταστολή μικρών λεπτομερειών και διακυμάνσεων στις τιμές των εικονοστοιχείων. Η υπερβολική εξομάλυνση με φίλτρο Gauss μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια μικρών αλλά σημαντικών λεπτομερειών. Αυτό θα μπορούσε ενδεχομένως να αποκρύψει μικρές βλάβες ή άλλα κρίσιμα χαρακτηριστικά.

#### **6.3.2.4. Φίλτρα όξυνσης-Μάσκα Όξυνσης (Unsharp Masking)**

Τα φίλτρα όξυνσης ενισχύουν τις ακμές και τις λεπτομέρειες μέσα σε μια εικόνα δίνοντας έμφαση στις συνιστώσες υψηλής συχνότητας. Συγκεκριμένα, η μάσκα όξυνσης είναι μια δημοφιλής τεχνική όξυνσης εικόνας. Ουσιαστικά ενισχύει τη διαφορά μεταξύ της αρχικής εικόνας και της εξομαλυμένης εκδοχής της, δίνοντας έμφαση στις συνιστώσες υψηλής συχνότητας. Η ποσότητα της όξυνσης μπορεί να ελεγχθεί με την επιλογή του πυρήνα εξομάλυνσης και του συντελεστή κλιμάκωσης  $k$ . Επιλέγοντας προσεκτικά αυτές τις παραμέτρους, η μάσκα όξυνσης μπορεί να βελτιώσει σημαντικά τις ακμές και τις λεπτομέρειες χωρίς να ενισχύσει υπερβολικά το θόρυβο ή να δημιουργήσει τεχνουργήματα. Δίνεται κώδικα σε Python που εφαρμόζει μάσκα όξυνσης σε δοσμένη εικόνα [53] [54].

```

1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 def unsharp_masking(image_path, kernel_size=21, k=3, sigma=7.0):

```

```

6 # Διαβάστε την αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι
7 image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
8
9 # Δημιουργία μιας εξομαλυμένης έκδοσης της εικόνας (S)
10 S = cv2.GaussianBlur(image, (kernel_size, kernel_size), sigma)
11
12 # Υπολογισμός της μάσκας λεπτομερειών (D)
13 D = cv2.subtract(image, S)
14
15 # Δημιουργία της εικόνας εξαιίσθησης (U)
16 U = cv2.addWeighted(image, 1, D, k, 0)
17
18 # Εμφάνιση των εικόνων
19 plt.figure(figsize=(10, 10))
20
21 # Αρχική Εικόνα
22 plt.subplot(2, 2, 1)
23 plt.imshow(image, cmap='gray')
24 plt.title('Original Image I(x,y)')
25 plt.axis('off')
26
27 # Εξομαλυμένη Εικόνα (S)
28 plt.subplot(2, 2, 2)
29 plt.imshow(S, cmap='gray')
30 plt.title('Smoothed Image S(x,y) with kernel size=' + str(kernel_size) + ' and σ=' +
str(sigma))
31 plt.axis('off')
32
33 # Μάσκα Λεπτομερειών (D)
34 plt.subplot(2, 2, 3)
35 plt.imshow(D, cmap='gray')
36 plt.title('Detail Mask D(x,y)')
37 plt.axis('off')
38
39 # Εικόνα Εξαιίσθησης (U)
40 plt.subplot(2, 2, 4)
41 plt.imshow(U, cmap='gray')
42 plt.title('Unsharp Masked Image U(x,y) with k=' + str(k))
43 plt.axis('off')
44
45 plt.show()
46
47 # Αντικαταστήστε με τη διαδρομή του αρχείου εικόνας σας
48 image_path = 'image_path.jpg'
49 unsharp_masking(image_path)
50

```

### Ακολουθεί μια ανάλυση του κώδικα

Η πρωταρχική συνάρτηση, `unsharp_masking`, έχει σχεδιαστεί για να εφαρμόζει την τεχνική Unsharp Masking για την ενίσχυση της ευκρίνειας μιας εικόνας.

#### Ορίσματα:

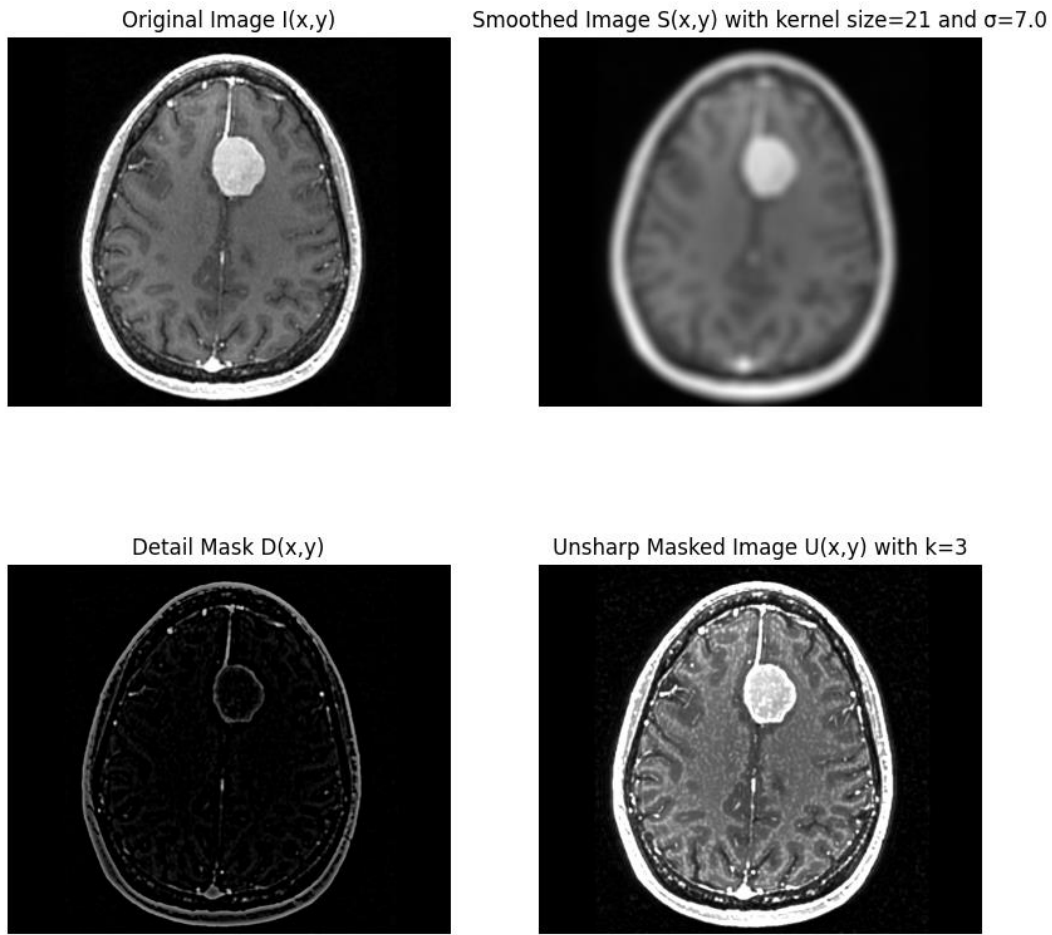
- `image_path`: Η διαδρομή αρχείου της εικόνας που θέλετε να επεξεργαστείτε.
- `kernel_size`: Το μέγεθος του γκαουσιανού πυρήνα που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση. Η προεπιλεγμένη τιμή του είναι 21.
- `k`: Ένας συντελεστής βάρους για την κλιμάκωση της μάσκας λεπτομέρειας κατά την προσθήκη της στην αρχική εικόνα. Η προεπιλεγμένη τιμή του είναι 3.

- $\sigma$ : Η τυπική απόκλιση του γκαουσιανού πυρήνα που χρησιμοποιείται για την εξομάλυνση. Η προεπιλεγμένη τιμή του είναι 7.0.

### **Βήματα:**

1. Ανάγνωση της εικόνας: Η συνάρτηση ξεκινά με την ανάγνωση της εικόνας εισόδου σε κλίμακα του γκρι.
2. Εξομάλυνση: Στη συνέχεια εφαρμόζει μια γκαουσιανή θόλωση (ή εξομάλυνση) σε αυτή την εικόνα για να δημιουργήσει την  $S$ , την εξομαλυμένη έκδοση της εικόνας.
3. Δημιουργία μάσκας λεπτομερειών: Η διαφορά μεταξύ της αρχικής εικόνας και της εξομαλυμένης εικόνας  $S$  υπολογίζεται για να ληφθεί η μάσκα λεπτομέρειας  $D$ .
4. Μάσκα Όξυνσης(Unsharp Masking): Η μάσκα λεπτομέρειας  $D$  προστίθεται στη συνέχεια στην αρχική εικόνα, με τη μάσκα να κλιμακώνεται κατά τον παράγοντα  $k$ . Το αποτέλεσμα είναι η εικόνα  $U$ .
5. Οπτικοποίηση: Χρησιμοποιώντας την `matplotlib`, η συνάρτηση εμφανίζει ένα πλέγμα εικόνων  $2 \times 2$ . Επάνω αριστερά: Η αρχική εικόνα. Επάνω δεξιά: Η εξομαλυμένη εικόνα  $S$  με σημειώσεις για το μέγεθος του πυρήνα και την τιμή του σίγμα. Κάτω αριστερά: Η μάσκα λεπτομέρειας  $D$ . Κάτω δεξιά: Η ακονισμένη εικόνα  $U$  με σχολιασμό του συντελεστή βάρους  $k$ .
6. Τέλος, μετά τον ορισμό της συνάρτησης, ο κώδικας καθορίζει μια διαδρομή εικόνας και στη συνέχεια καλεί τη συνάρτηση `unsharp_masking` για να επεξεργαστεί αυτή την εικόνα και να εμφανίσει τα αποτελέσματα.

Στην Εικόνα 6.12. δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα.



**Εικόνα 6.12.:** Επάνω αριστερά: Η αρχική εικόνα του εγκεφάλου σε κλίμακα του γκρι. Επάνω δεξιά: Η εξομαλυμένη εικόνα (S) που λαμβάνεται με χρήση φίλτρου Gauss με μέγεθος πυρήνα 21 και  $\sigma=7.0$ . Κάτω αριστερά: Η μάσκα λεπτομέρειας (D), που αντιπροσωπεύει τις συνιστώσες υψηλής συχνότητας που έχουν αφαιρεθεί από την αρχική εικόνα. Κάτω δεξιά: Η εικόνα με μη ευκρινή μάσκα (U), που δημιουργείται με την προσθήκη μιας κλιμακωτής έκδοσης της μάσκας λεπτομέρειας στην αρχική εικόνα (με  $k=3$ ), ενισχύοντας την ευκρίνεια της αρχικής εικόνας.

Εύκολα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η τεχνική μάσκα όξυνσης βοηθά στην ενίσχυση των λεπτομερειών και των ακμών της εικόνας. Επίσης, δίνοντας έμφαση στις ακμές, η μάσκα όξυνσης μπορεί να κάνει τα όρια μεταξύ διαφορετικών ιστών πιο ευδιάκριτα, βοηθώντας στη διάγνωση και την κατάτμηση. Ωστόσο, η υπερβολική εφαρμογή της μάσκας όξυνσης μπορεί να οδηγήσει σε ψευδενδείξεις που μπορεί να δημιουργήσει την εμφάνιση ενός απεικονιστικού ευρήματος, ενώ δεν υπάρχει.

### 6.3.2.5. Λαπλασιανό φίλτρο (Laplacian)

Το φίλτρο Laplacian είναι ένα παράγωγο φίλτρο δεύτερης τάξης που χρησιμοποιείται για την ανίχνευση ακμών και την όξυνση εικόνων. Δίνεται κώδικα σε Python που εφαρμόζει μάσκα όξυνσης σε δοσμένη εικόνα.

```

1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 def apply_laplacian(image_path, c=1, kernel_size=3):
6     # Διαβάστε την αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι
7     image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
8
9     # Εφαρμόστε το φίλτρο Laplacian με προσαρμοσμένο μέγεθος πυρήνα
10    laplacian = cv2.Laplacian(image, cv2.CV_64F, ksize=kernel_size)
11    laplacian_abs = cv2.convertScaleAbs(laplacian)
12
13    # Υπολογίστε την τελική εικόνα ( $I + c * Laplacian$ )
14    final_image = cv2.addWeighted(image, 1, laplacian_abs.astype(np.uint8), c, 0)
15
16    # Εμφάνιση των εικόνων
17    plt.figure(figsize=(15, 5))
18
19    # Αρχική Εικόνα
20    plt.subplot(1, 3, 1)
21    plt.imshow(image, cmap='gray')
22    plt.title('Original Image')
23    plt.axis('off')
24
25    # Laplacian
26    plt.subplot(1, 3, 2)
27    plt.imshow(laplacian_abs, cmap='gray')
28    plt.title('Laplacian')
29    plt.axis('off')
30
31    # Όξυνση Εικόνας
32    plt.subplot(1, 3, 3)
33    plt.imshow(final_image, cmap='gray')
34    plt.title('Sharpened Image')
35    plt.axis('off')
36
37    plt.show()
38
39 # Διαδρομή προς το αρχείο εικόνας σας
40 image_path = r'image_path.jpg'
41 apply_laplacian(image_path, c=1, kernel_size=3)
42

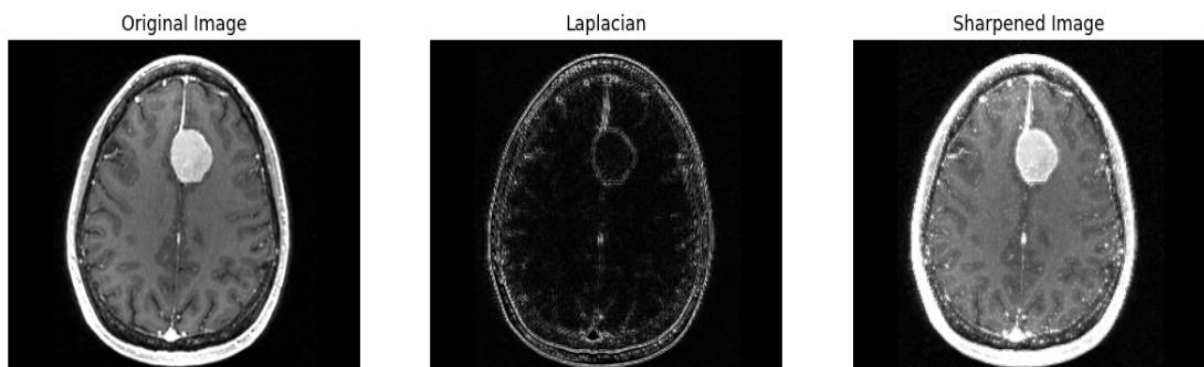
```

Ακολουθεί μια ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: Ο κώδικας ξεκινάει με την εισαγωγή των απαραίτητων βιβλιοθηκών, όπως η OpenCV (cv2) για την επεξεργασία εικόνας, η NumPy (np) για αριθμητικές πράξεις και η Matplotlib (plt) για τη σχεδίαση.
2. Ορισμός της συνάρτησης: Η συνάρτηση *apply\_laplacian* ορίζεται για την εφαρμογή του φίλτρου Laplacian σε μια εικόνα. Λαμβάνει τρεις παραμέτρους:
  - *image\_path*: Η διαδρομή προς την αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι.
  - *c*: Ένας σταθερός παράγοντας που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ευκρίνειας (η προεπιλεγμένη τιμή είναι 1).
  - *kernel\_size*: Το μέγεθος του πυρήνα Laplacian (η προεπιλεγμένη τιμή είναι 3).

3. Ανάγνωση της αρχικής εικόνας: Η αρχική εικόνα διαβάζεται σε κλίμακα του γκρι χρησιμοποιώντας το `cv2.imread` του OpenCV.
4. Εφαρμογή του φίλτρου Laplacian: Το φίλτρο Laplacian εφαρμόζεται στην αρχική εικόνα χρησιμοποιώντας το `cv2.Laplacian` του OpenCV. Καθορίζεται το μέγεθος του πυρήνα και το αποτέλεσμα αποθηκεύεται στο `laplacian`. Στη συνέχεια λαμβάνεται μια απόλυτη τιμή για να εξασφαλιστεί ότι οι τιμές των εικονοστοιχείων είναι θετικές, με αποτέλεσμα το `laplacian_abs`.
5. Υπολογισμός της τελικής εικόνας: Η τελική ακονισμένη εικόνα υπολογίζεται χρησιμοποιώντας την αρχική εικόνα και την απόλυτη τιμή της Laplacian. Χρησιμοποιείται η συνάρτηση `cv2.addWeighted`, όπου η αρχική εικόνα σταθμίζεται με 1 και η εικόνα Laplacian σταθμίζεται με `c`. Το αποτέλεσμα αποθηκεύεται στην `final_image`.
6. Εμφάνιση των εικόνων: Η αρχική εικόνα, η εικόνα Laplacian και η τελική οξυμμένη εικόνα απεικονίζονται σε μια σειρά με τη χρήση του Matplotlib. Οι τίτλοι και οι ρυθμίσεις των αξόνων προσαρμόζονται ανάλογα.
7. Παράδειγμα χρήσης: Στο τέλος του κώδικα, παρέχεται ένα παράδειγμα χρήσης με συγκεκριμένη διαδρομή εικόνας και παραμέτρους για τη συνάρτηση `apply_laplacian`.

Στην Εικόνα 6.13 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα `laplacian`.



**Εικόνα 6.13: Αρχική εικόνα (αριστερά):** Η αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι εμφανίζεται ως η πρώτη εικόνα στη σειρά.

**Laplacian (Μέση):** Εμφανίζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου Laplacian με το καθορισμένο μέγεθος πυρήνα. Το φίλτρο Laplacian ενισχύει τις ακμές της εικόνας, γεγονός που τις καθιστά πιο ορατές.

**Αύξηση της εικόνας (Δεξιά):** Η ακονισμένη εικόνα λαμβάνεται με την προσθήκη του αποτελέσματος του Laplacian στην αρχική εικόνα, κλιμακωμένη κατά έναν παράγοντα `c`. Αυτό ενισχύει τις λεπτομέρειες και παράγει μια ευκρινέστερη έκδοση της αρχικής εικόνας.

Το φίλτρο *Laplacian* αναδεικνύει περιοχές με έντονη αλλαγή έντασης και χρησιμοποιείται συχνά για την ανίχνευση ακμών. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, ο κώδικας χρησιμοποιεί το φίλτρο *Laplacian* για να ενισχύσει την ευκρίνεια της εικόνας, η οποία είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για τη βελτίωση της ορατότητας ορισμένων λεπτομερειών. Ωστόσο, πρέπει να δίνεται προσοχή στην εφαρμογή του, ιδίως σε θορυβώδεις εικόνες, καθώς μπορεί να ενισχύσει το θόρυβο και να δημιουργήσει τεχνουργήματα.

### 6.3.3.Χρήση Μορφολογικών Τελεστών μέσω python

#### 6.3.3.1. Διάβρωση (Erosion)

Όπως έχουμε αναφέρει στο κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>, ο τελεστής διάβρωσης είναι ένας θεμελιώδης μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. που περιορίζει τις ακμές της περιοχής ενδιαφέροντος <sup>[33]</sup>. Ένας ειδικός πυρήνας ή στοιχείο δόμησης διατρέχει την εικόνα. Σε κάθε σημείο, εξετάζει τα κοντινά εικονοστοιχεία και επιλέγει τη μικρότερη τιμή μεταξύ τους. Αυτή η μικρή τιμή αντικαθιστά στη συνέχεια την αρχική τιμή στο συγκεκριμένο σημείο. Η διάβρωση βοηθάει με τους εξής τρόπους: απαλλάσσεται από μικροσκοπικά στίγματα που μπορεί να είναι θόρυβος στην εικόνα, διαχωρίζει αντικείμενα που είναι κολλημένα μεταξύ τους και κάνει τα όρια των αντικειμένων λεπτότερα.

Δίνεται κώδικα σε Python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει διάβρωση.

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 def apply_erosion(A_path, B_path):
6     # Διαβάστε τις εικόνες A και B
7     A = cv2.imread(A_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
8     B = cv2.imread(B_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
9
10    # Εφαρμόστε διάβρωση στην A χρησιμοποιώντας την B ως στοιχείο δομής
11    erosion_result = cv2.erode(A, B)
12
13    # Εμφανίστε τις εικόνες με γραμμές πλέγματος
14    plt.figure(figsize=(15, 5))
15
16    images = [A, B, erosion_result]
17    titles = ['Image A', 'Image B', 'Erosion of A by B']
18
19    for i, (img, title) in enumerate(zip(images, titles)):
20        plt.subplot(1, 3, i + 1)
21        plt.imshow(img, cmap='gray', interpolation='none')
22        plt.title(title)
```



```

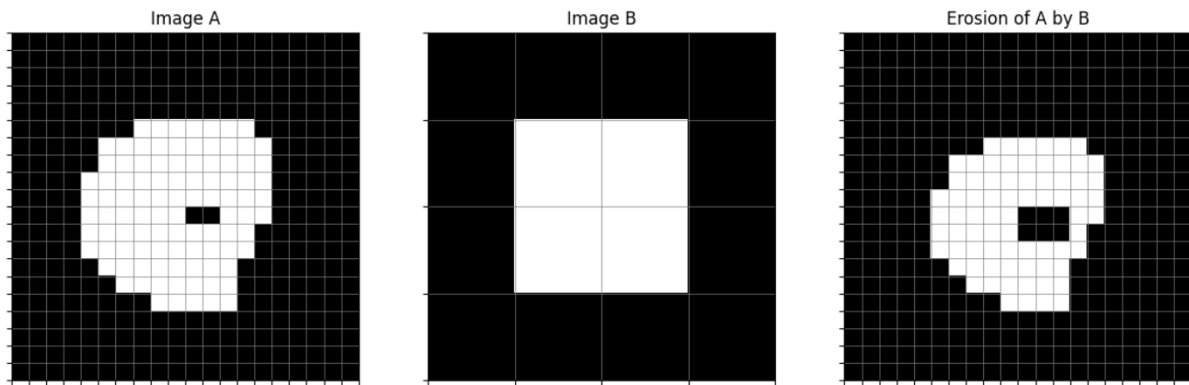
23     plt.xticks(np.arange(-0.5, img.shape[1], 1), [])
24     plt.yticks(np.arange(-0.5, img.shape[0], 1), [])
25     plt.grid(color='gray', linestyle='-', linewidth=0.5)
26
27     plt.show()
28
29 # Διαδρομές προς τις εικόνες σας
30 A_path = r'image_path_A.jpg'
31 B_path = r'image_path_B.jpg'
32 apply_erosion(A_path, B_path)
33

```

### Ανάλυση του κώδικα

1. Εισαγωγή βιβλιοθηκών: Εισάγονται οι απαραίτητες βιβλιοθήκες για το χειρισμό εικόνων και την εμφάνιση γραφικών παραστάσεων. Αυτές περιλαμβάνουν την OpenCV (*cv2*) για την επεξεργασία εικόνων, την NumPy (*np*) για αριθμητικές πράξεις και την Matplotlib (*plt*) για την απεικόνιση γραφικών παραστάσεων.
2. Ορισμός της συνάρτησης *apply\_erosion*: Αυτή η συνάρτηση λαμβάνει δύο μονοπάτια, *A\_path* και *B\_path*, που αντιστοιχούν στις εικόνες A και B.
  - Διαβάστε τις εικόνες: Οι εικόνες A και B διαβάζονται σε κλίμακα του γκρι χρησιμοποιώντας τη μέθοδο *cv2.imread* του OpenCV.
  - Εφαρμογή διάβρωσης: Η λειτουργία διάβρωσης εφαρμόζεται στην εικόνα A χρησιμοποιώντας την εικόνα B ως δομικό στοιχείο. Για την εκτέλεση αυτής της λειτουργίας χρησιμοποιείται η μέθοδος *cv2.erode*.
  - Δημιουργείται ένα σχήμα Matplotlib για την εμφάνιση των εικόνων και προστίθεται ένα πλέγμα για τον διαχωρισμό των μεμονωμένων εικονοστοιχείων.
  - Βρόχος μέσω των εικόνων: Χρησιμοποιείται ένας βρόχος για την απεικόνιση κάθε εικόνας (A, B και το αποτέλεσμα της διάβρωσης) σε ένα υποδιάγραμμα. Οι εικόνες εμφανίζονται χρησιμοποιώντας το *plt.imshow* της Matplotlib και οι γραμμές πλέγματος προστίθενται χρησιμοποιώντας το *plt.grid*.
  - Εμφάνιση γραφήματος: Το τελικό γράφημα, που περιέχει και τις τρεις εικόνες, εμφανίζεται χρησιμοποιώντας την *plt.show()*.
3. Παράδειγμα χρήσης: Στο τέλος του κώδικα, ορίζονται οι διαδρομές προς τις εικόνες A και B και καλείται η συνάρτηση *apply\_erosion* με αυτές τις διαδρομές.

Στην Εικόνα 6.14 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα *erosion*.



Εικόνα 6.14.: Στα αριστερά, η αρχική εικόνα A. Στη μέση, η εικόνα B, η οποία χρησιμεύει ως δομικό στοιχείο. Δεξιά, το αποτέλεσμα της διάβρωσης της A από τη B.

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στο παράδειγμα της παραπάνω εικόνας, η διάβρωση περιορίζει τα όρια των αντικειμένων του προσκηνίου σε σχέση με τα όρια του υποβάθρου, οδηγώντας σε μείωση του μεγέθους των αντικειμένων. Πλεονεκτήματα σε αυτή την διαδικασία είναι ότι μπορεί να αφαιρεθεί μικρός θόρυβος και ανωμαλίες, καθώς η διάβρωση στοχεύει σε απομονωμένα εικονοστοιχεία. Φυσικά, εάν δύο αντικείμενα συνδέονται με μια λεπτή γέφυρα εικονοστοιχείων, η διάβρωση μπορεί να σπάσει αυτή τη σύνδεση, διαχωρίζοντας τα αντικείμενα. Πρέπει να τονιστεί ότι χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή γιατί η διαδικασία μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική απώλεια λεπτομερειών. Τέλος, Το αποτέλεσμα της διάβρωσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του δομικού στοιχείου. Η ακατάλληλη επιλογή μπορεί να οδηγήσει σε ανεπιθύμητα αποτελέσματα.

### 6.3.3.2. Διαστολή (Dilation)

Ο τελεστής διαστολής είναι άλλη μία από τις θεμελιώδεις πράξεις στη μαθηματική μορφολογία και έχει το αντίθετο αποτέλεσμα από της διάβρωσης. Συγκεκριμένα, διευρύνονται τα όρια των περιοχών των εικονοστοιχείων του προσκηνίου και επομένως το συνολικό εμβαδόν της περιοχής ενδιαφέροντος. Χρησιμοποιείται συχνά για να γεμίσει μικρές τρύπες, να προσθέσει στο μέγεθος των αντικειμένων και να συγχωνεύσει κοντινά αντικείμενα.

Δίνεται κώδικα σε Python <sup>[53]</sup> <sup>[54]</sup> που εφαρμόζει διαστολή.

```

1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 def apply_dilation(A_path, B_path):
6     # Διαβάστε τις εικόνες A και B
7     A = cv2.imread(A_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

```

```

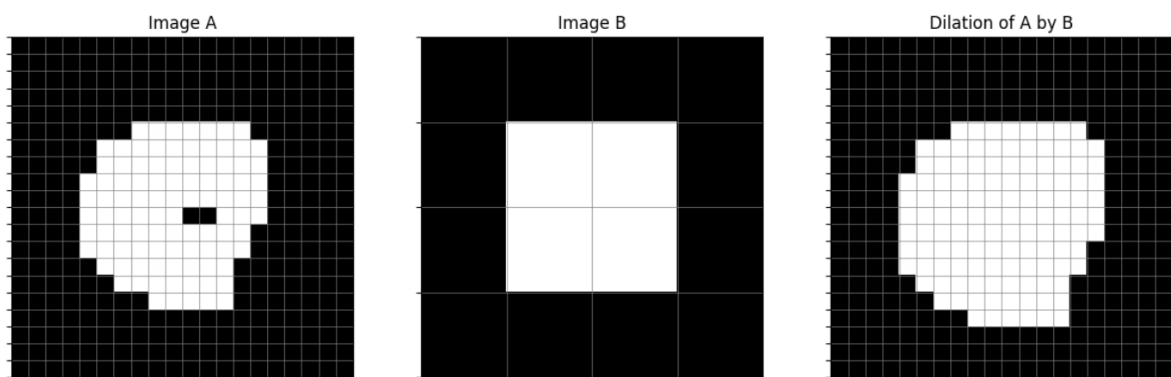
8     B = cv2.imread(B_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
9
10    # Εφαρμόστε διόγκωση στην A χρησιμοποιώντας την B ως στοιχείο δομής
11    dilation_result = cv2.dilate(A, B)
12
13    # Εμφανίστε τις εικόνες με γραμμές πλέγματος
14    plt.figure(figsize=(15, 5))
15
16    images = [A, B, dilation_result]
17    titles = ['Image A', 'Image B', 'Dilation of A by B']
18
19    for i, (img, title) in enumerate(zip(images, titles)):
20        plt.subplot(1, 3, i + 1)
21        plt.imshow(img, cmap='gray', interpolation='none')
22        plt.title(title)
23        plt.xticks(np.arange(-0.5, img.shape[1], 1), [])
24        plt.yticks(np.arange(-0.5, img.shape[0], 1), [])
25        plt.grid(color='gray', linestyle='-', linewidth=0.5)
26
27    plt.show()
28
29    # Διαδρομές προς τις εικόνες σας
30    A_path = r'C:\images\A1.jpg'
31    B_path = r'C:\images\B1.jpg'
32    apply_dilation(A_path, B_path)
33

```

### Ανάλυση του κώδικα

Ισχύουν ακριβώς τα ίδια με τον κώδικα που αναλύθηκε στην περίπτωση της διάβρωσης (6.3.3.1.) με την διαφορά ότι αντικαταστήσαμε την γραμμή 11 με την εντολή `cv2.dilate(A, B)`.

Στην Εικόνα 6. 15 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα `dilation`.



**Εικόνα 6.15:.** Στα αριστερά, η αρχική εικόνα A. Στη μέση, η εικόνα B, η οποία χρησιμεύει ως δομικό στοιχείο. Δεξιά, το αποτέλεσμα της διαστολής της A από τη B.

Όπως παρατηρούμε και στο παραπάνω παράδειγμα, η διαδικασία της διαστολής τείνει να επεκτείνει τα όρια των αντικειμένων του προσκηνίου σε μια δυαδική εικόνα.

Αντικείμενα που βρίσκονται κοντά το ένα στο άλλο μπορεί να συνδεθούν μετά τη διαστολή. Επίσης, τα όρια των αντικειμένων μπορούν να τονιστούν, κάνοντάς τα πιο έντονα. Πρέπει να τονιστεί ότι η υπερβολική χρήση της διαστολής μπορεί να προκαλέσει απώλεια λεπτών λεπτομερειών στην εικόνα, οδηγώντας σε υπερβολική εξομάλυνση ή συγχώνευση διακριτών αντικειμένων. Τέλος, τα αποτελέσματα της διαστολής εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του στοιχείου δόμησης. Η επιλογή ενός ακατάλληλου στοιχείου δόμησης μπορεί να οδηγήσει σε ανεπιθύμητα αποτελέσματα.

### 6.3.3.3. Άνοιγμα (Opening)

Ο τελεστής ανοίγματος είναι ένα θεμελιώδες μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. Πρόκειται για μια ακολουθία δύο πράξεων: Διάβρωση ακολουθούμενη από διαστολή.

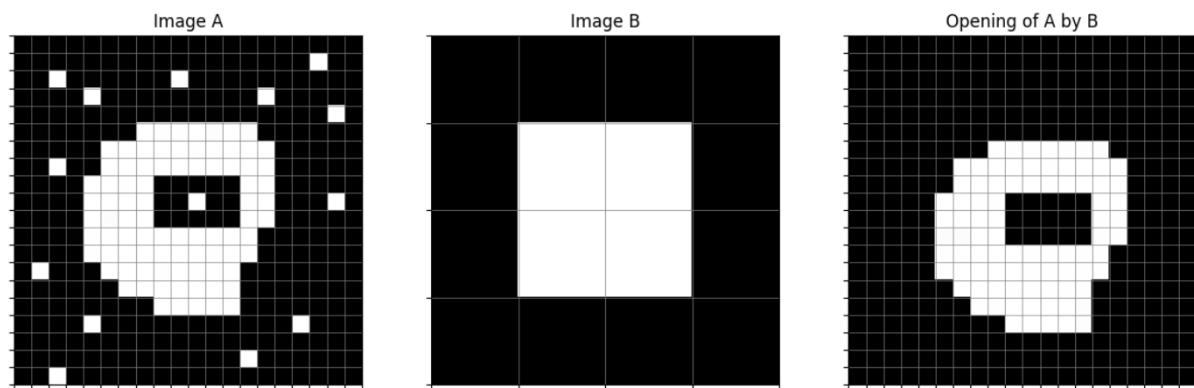
Δίνεται κώδικα σε Python <sup>[53]</sup><sup>[54]</sup> που εφαρμόζει άνοιγμα.

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
4
5 def apply_opening(A_path, B_path):
6     # Διαβάστε τις εικόνες A και B
7     A = cv2.imread(A_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
8     B = cv2.imread(B_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
9
10    # Εφαρμόστε τον τελεστή Άνοιγμα στην A χρησιμοποιώντας την B ως στοιχείο δομής
11    opening_result = cv2.morphologyEx(A, cv2.MORPH_OPEN, B)
12
13    # Εμφανίστε τις εικόνες με γραμμές πλέγματος
14    plt.figure(figsize=(15, 5))
15
16    images = [A, B, opening_result]
17    titles = ['Image A', 'Image B', 'Opening of A by B']
18
19    for i, (img, title) in enumerate(zip(images, titles)):
20        plt.subplot(1, 3, i + 1)
21        plt.imshow(img, cmap='gray', interpolation='none')
22        plt.title(title)
23        plt.xticks(np.arange(-0.5, img.shape[1], 1), [])
24        plt.yticks(np.arange(-0.5, img.shape[0], 1), [])
25        plt.grid(color='gray', linestyle='-', linewidth=0.5)
26
27    plt.show()
28
29    # Διαδρομές προς τις εικόνες σας
30    A_path = r'image_path_A.jpg'
31    B_path = r'image_path_B.jpg'
32    apply_opening(A_path, B_path)
33
```

### Ανάλυση του κώδικα

Ισχύουν ακριβώς τα ίδια με τον κώδικα που αναλύθηκε στην περίπτωση της διάβρωσης με την διαφορά ότι αντικαταστήσαμε την γραμμή 11 με την εντολή `cv2.morphologyEx(A, cv2.MORPH_OPEN, B)`

Στην Εικόνα 6.16 δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα `opening`.



**Εικόνα 6.16:** Στα αριστερά, η αρχική εικόνα A η οποία περιέχει θόρυβο. Στη μέση, η εικόνα B, η οποία χρησιμεύει ως δομικό στοιχείο. Δεξιά, το αποτέλεσμα του ανοίγματος της A από τη B.

Το άνοιγμα, όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στο παραπάνω παράδειγμα, βοηθά στην εξάλειψη του θορύβου, ιδιαίτερα των μικρών αντικειμένων ή κηλίδων (άσπρα μεμονωμένα εικονοστοιχεία), από μια εικόνα. Επίσης, με τη διάβρωση των ορίων των μεγαλύτερων αντικειμένων και τη διαστολή τους, το άνοιγμα μπορεί να εξομαλύνει τα περιγράμματα των αντικειμένων σε μια εικόνα. Πρέπει να τονιστεί ότι η επιλογή του δομικού στοιχείου μπορεί να επηρεάσει σημαντικά το αποτέλεσμα. Πρέπει να επιλέγεται προσεκτικά ώστε να ταιριάζει με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά της εικόνας. Καθώς το άνοιγμα μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια λεπτών λεπτομερειών και μικρών δομών στην εικόνα, καθώς διαβρώνει πρώτα την εικόνα.

#### 6.3.3.4. Κλείσιμο (Closing)

Ο τελεστής κλεισίματος είναι ένα θεμελιώδες μορφολογικός τελεστής που χρησιμοποιείται στην επεξεργασία εικόνας. Πρόκειται για μια ακολουθία δύο πράξεων: Διαστολή ακολουθούμενη από διάβρωση.

Δίνεται κώδικα σε Python που εφαρμόζει κλείσιμο.

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import matplotlib.pyplot as plt
```

```

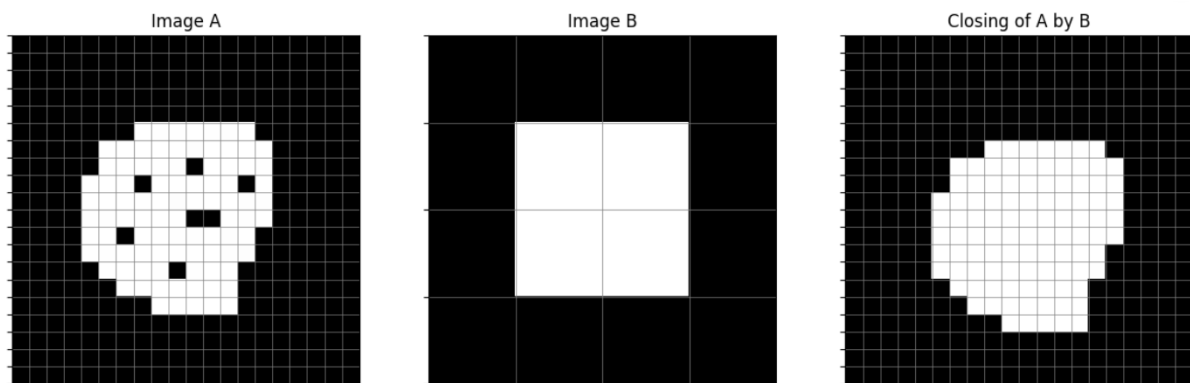
4
5 def apply_closing(A_path, B_path):
6     # Διαβάστε τις εικόνες A και B
7     A = cv2.imread(A_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
8     B = cv2.imread(B_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
9
10    # Εφαρμόστε τον τελεστή Κλείσιμο στην A χρησιμοποιώντας την B ως στοιχείο δομής
11    closing_result = cv2.morphologyEx(A, cv2.MORPH_CLOSE, B)
12
13    # Εμφανίστε τις εικόνες με γραμμές πλέγματος
14    plt.figure(figsize=(15, 5))
15
16    images = [A, B, closing_result]
17    titles = ['Image A', 'Image B', 'Closing of A by B']
18
19    for i, (img, title) in enumerate(zip(images, titles)):
20        plt.subplot(1, 3, i + 1)
21        plt.imshow(img, cmap='gray', interpolation='none')
22        plt.title(title)
23        plt.xticks(np.arange(-0.5, img.shape[1], 1), [])
24        plt.yticks(np.arange(-0.5, img.shape[0], 1), [])
25        plt.grid(color='gray', linestyle='-', linewidth=0.5)
26
27    plt.show()
28
29    # Διαδρομές προς τις εικόνες σας
30    A_path = r'image_path_A.jpg'
31    B_path = r'image_path_B.jpg'
32    apply_closing(A_path, B_path)
33

```

### Ανάλυση του κώδικα

Ισχύουν ακριβώς τα ίδια με τον κώδικα που αναλύθηκε στην περίπτωση του ανοίγματος, με την διαφορά ότι αντικαταστήσαμε την γραμμή 11 με την εντολή `cv2.morphologyEx(A, cv2.MORPH_CLOSE, B)`

Στην Εικόνα 6.17. δίνεται παράδειγμα εφαρμογής του κώδικα `closing`.



**Εικόνα 6.17.:** Στα αριστερά, η αρχική εικόνα A η οποία περιέχει οπές. Στη μέση, η εικόνα B, η οποία χρησιμεύει ως δομικό στοιχείο. Δεξιά, το αποτέλεσμα του κλεισίματος της A από τη B.

Το κλείσιμο βοηθά στην αφαίρεση μικρών οπών και κενών μέσα στα αντικείμενα του προσκήνιου. Είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικό στο κλείσιμο μικρών μαύρων σημείων μέσα σε λευκές περιοχές. Μπορεί να εξομαλύνει τα περιγράμματα ενός αντικειμένου, να συγχωνεύσει κοντινά αντικείμενα και να γεμίσει μικρές τρύπες. Η συνιστώσα διαστολής του τελεστή κλεισίματος μπορεί να οδηγήσει σε μικρή αύξηση του μεγέθους των αντικειμένων. Η υπερβολική εφαρμογή του τελεστή κλεισίματος ή η χρήση ενός μεγάλου στοιχείου δόμησης μπορεί να προκαλέσει υπερβολική εξομάλυνση, οδηγώντας στην απώλεια σημαντικών λεπτομερειών. Τα αποτελέσματα του κλεισίματος εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος και το σχήμα του δομικού στοιχείου που χρησιμοποιείται. Μια ακατάλληλη επιλογή μπορεί να οδηγήσει σε μη ικανοποιητικά αποτελέσματα. Τέλος, σε αντίθεση με τη διάβρωση ή το άνοιγμα, το κλείσιμο ενδέχεται να μην είναι κατάλληλο για το διαχωρισμό αντικειμένων που είναι συγχωνευμένα μεταξύ τους.

## 6.4. Τμηματοποίηση εικόνων μέσω python

### 6.4.1 Καθολική κατωφλίωση μέσω python

Η κατωφλίωση στοχεύει στη μετατροπή μιας εικόνας από κλίμακα του γκρι σε δυαδική εικόνα, όπου όλα τα εικονοστοιχεία με τιμή έντασης πάνω ή κάτω από ένα συγκεκριμένο όριο ορίζονται σε μια τιμή (συνήθως λευκό) και όλα τα άλλα εικονοστοιχεία σε μια άλλη τιμή (συνήθως μαύρα). Στην καθολική κατωφλίωση, μια ενιαία τιμή κατωφλίου εφαρμόζεται σε ολόκληρη την εικόνα (κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>). Αυτή η μέθοδος είναι αποτελεσματική όταν η εικόνα έχει ένα καθαρό διτροπικό (bimodal) ιστόγραμμα (δύο διακριτές κορυφές που αντιστοιχούν στο προσκήνιο και το φόντο).

Παρακάτω δίνεται κώδικας σε Python <sup>[53]</sup><sup>[54]</sup> για καθολική κατωφλίωση εικόνας.

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def global_thresholding(image_path, threshold_value):
    # Φόρτωση εικόνας σε ασπρόμαυρη μορφή
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

    # Εφαρμογή καθολικής κατωφλίωσης
    _, thresholded_image = cv2.threshold(image, threshold_value, 255, cv2.THRESH_BINARY)

    # Παρουσίαση αρχικής και κατωφλιωμένης εικόνας
    plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.imshow(image, cmap='gray')
    plt.title("Original Image")

    plt.subplot(1, 2, 2)
```

```

plt.imshow(thresholded_image, cmap='gray')
plt.title(f"Thresholded Image (T = {threshold_value})")

plt.tight_layout()
plt.show()

return thresholded_image

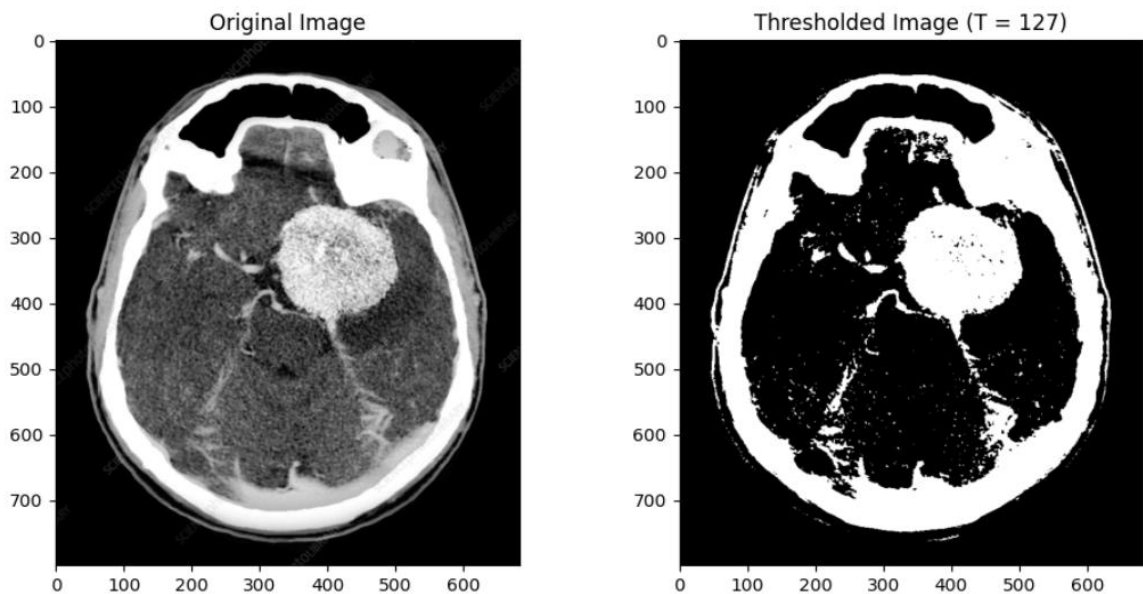
# Παράδειγμα χρήσης της συνάρτησης
thresholded_img = global_thresholding(r"brain1.jpg ", 127)
# Σε αυτό το παράδειγμα τέθηκε η τιμή 127 ως τιμή κατωφλίου σε εικόνα των 8bit (0-255)

```

Ακολουθεί μια ανάλυση του παραπάνω κώδικα:

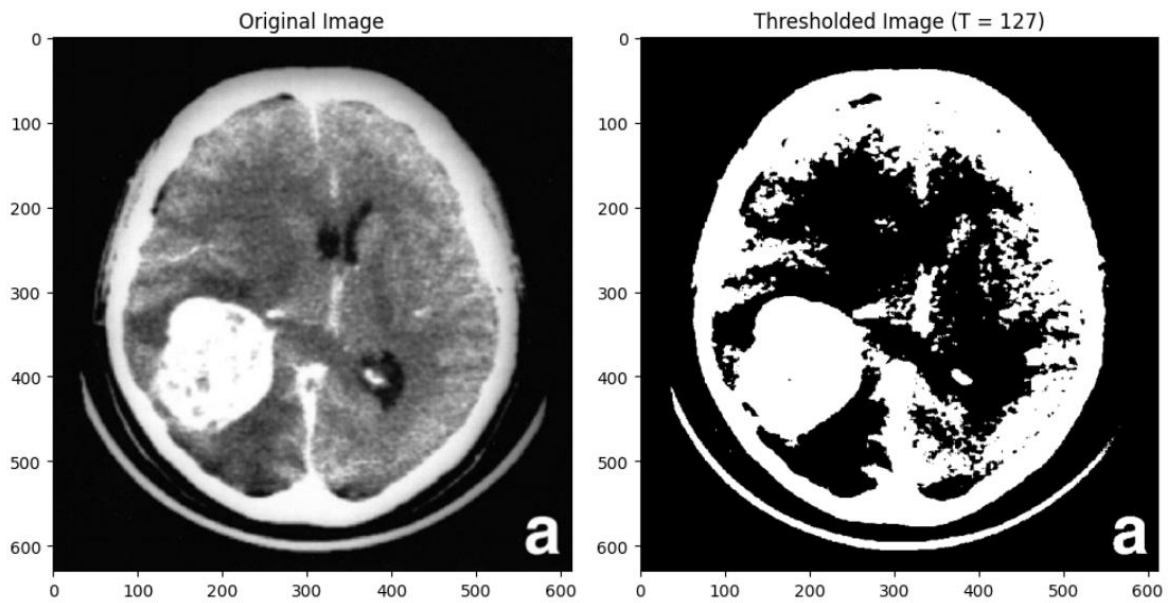
1. Η εικόνα φορτώνεται σε κλίμακα του γκρι.
2. Η συνάρτηση `cv2.threshold` <sup>[55]</sup> χρησιμοποιείται για την εφαρμογή καθολικού κατωφλίου. Τα εικονοστοιχεία με τιμές πάνω από το κατώφλι ορίζονται σε 255 (λευκό) και εκείνα κάτω από το όριο ορίζονται στο 0 (μαύρο).
3. Η αρχική και η κατωφλιωμένη εικόνα εμφανίζονται δίπλα-δίπλα για σύγκριση.
4. Αντικαθιστούμε το κείμενο " image\_path" με τη διαδρομή προς την ιατρική μας εικόνα. Προσαρμόζουμε την τιμή `threshold_value` όπως απαιτείται. Ανάλογα με την αντίθεση και τη φωτεινότητα της εικόνας, ίσως χρειαστεί να πειραματιστούμε με διαφορετικές τιμές κατωφλίου για να έχουμε το καλύτερο αποτέλεσμα τμηματοποίησης.

Στις εικόνες 6.18-6.22 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του παραπάνω αλγορίθμου για τιμή κατωφλίου 127

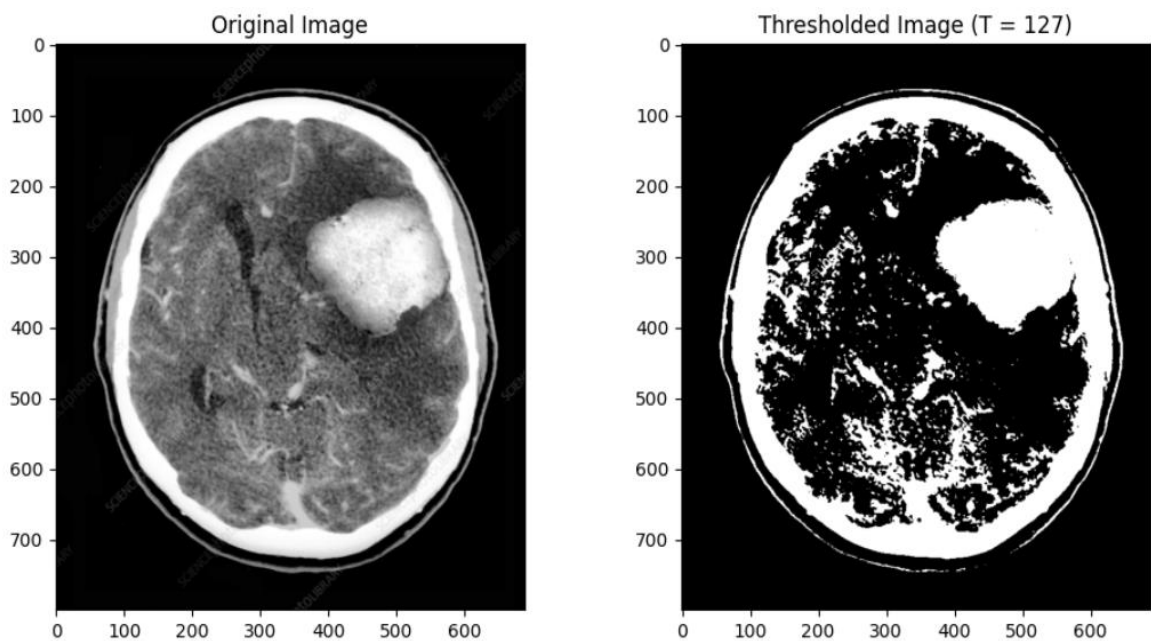


**Εικόνα 6.18:** Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή κατωφλίου 127: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[55]</sup> σε κλίμακα του γκρι. Στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή 127.

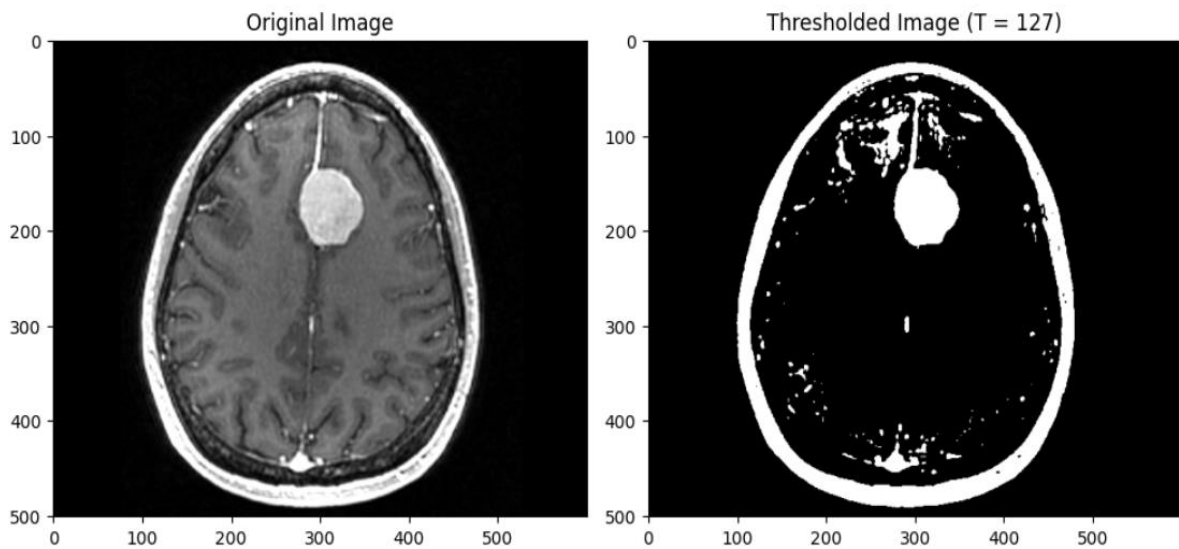




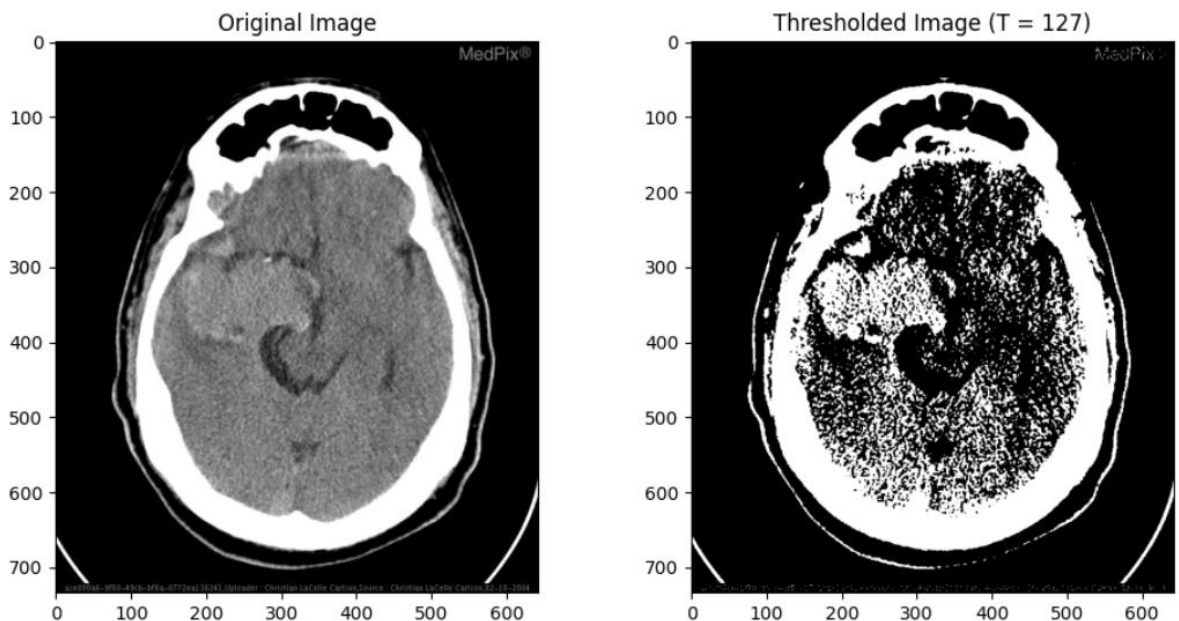
Εικόνα 6.19: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή κατωφλίου 127: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[56]</sup> σε κλίμακα του γκρι. Στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή 127.



Εικόνα 6.20: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή κατωφλίου 127: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[57]</sup> σε κλίμακα του γκρι. Στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή 127.



Εικόνα 6.21: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή κατωφλίου 127: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[58]</sup> σε κλίμακα του γκρι. Στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή 127.



Εικόνα 6.22: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή κατωφλίου 127: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[58]</sup> σε κλίμακα του γκρι. Στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα της καθολικής κατωφλίωσης με τιμή 127.

#### 6.4.1.1. Συζήτηση συμπεράσματα

Στα συγκεκριμένα παραδείγματα ως τιμή κατωφλίου επιλέχθηκε η τιμή 127. Η μέγιστη τιμή της έντασης των pixel είναι η τιμή 255, οπότε η τιμή κατωφλίου έγινε στο μίσο. Αυτή η επιλογή βασίστηκε στη υπόθεση ότι η μέση τιμή έντασης είναι μια ιδανική τιμή για την τμηματοποίηση των σημαντικών χαρακτηριστικών της εικόνας, όπου στα

παραδείγματα μας είναι η περιοχή του όγκου-στόχου. Όπως μπορούμε όμως να παρατηρήσουμε, σε όλες τις περιπτώσεις εκτός από την περιοχή ενδιαφέροντος, στην τμηματοποιημένη εικόνα εμφανίζεται και το κρανίο, το οποίο έχει εξίσου μια υψηλή τιμή έντασης(>127). Επίσης, λόγω τοπικών μεταβολών στην εικόνα, πέρα από την περιοχή του όγκου- στόχου λαμβάνονται και άλλες περιοχές του εγκεφάλου, όπως χαρακτηριστικά φαίνεται στα παραδείγματα 6.19 και 6.20. Τέλος, είναι προφανές από το παράδειγμα 6.22., ότι σε περιπτώσεις που ο όγκος στόχος έχει παρόμοιες τιμές έντασης με τον περιβάλλοντα ιστό, ο διαχωρισμός της περιοχής είναι αρκετά δύσκολος. Συμπερασματικά, η αντίθεση της εικόνας παίζει πολύ σημαντικό ρόλο και σε μια εικόνα με φτωχή αντίθεση, η καθολική κατωφλίωση μπορεί να αποτύχει.

#### 6.4.2. Εύρεση κατάλληλης τιμής κατωφλίου για την καθολική κατωφλίωση

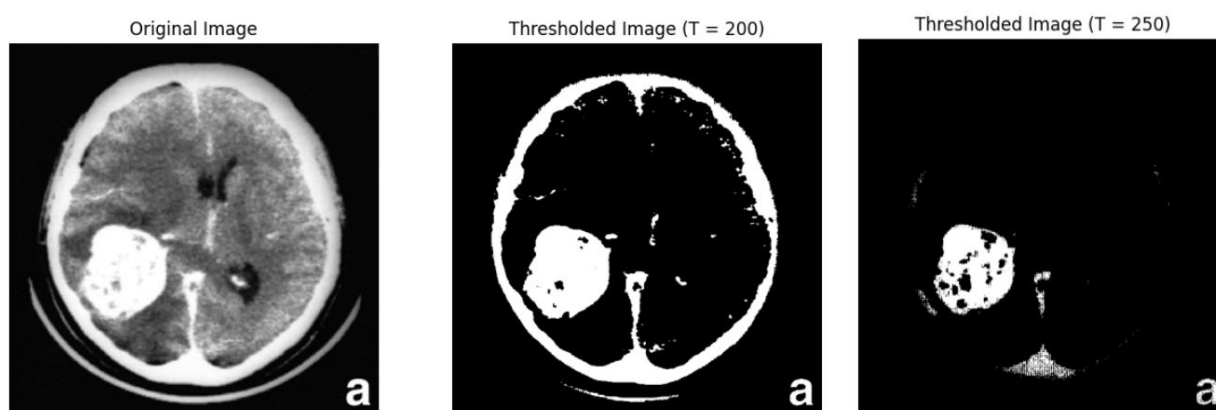
Η επιλογή του κατάλληλου κατωφλίου για την κάθε εικόνα, επηρεάζει άμεσα το αποτέλεσμα της τελικής τμηματοποιημένης εικόνας. Στην προηγούμενη παράγραφο αναφέρθηκαν δυο παραδείγματα (6.19 και 6.20.), που πέρα από τον όγκο στόχο λαμβάνονται και άλλες περιοχές του εγκεφάλου με τιμή κατωφλίου 127.

Σε τέτοιες περιπτώσεις, ιδανικό θα ήταν να εφαρμοστεί η συνάρτηση `global_thresholding` πολλές φορές για διαφορετικές τιμές κατωφλίου. Με σκοπό τη μελέτη διαφορετικών τιμών, ο κωδικός τροποποιήθηκε, εισάγοντας τη συνάρτηση `for` <sup>[53]</sup>. Μέσω της επανάληψης της `for`, η διαδικασία της κατωφλίωσης εφαρμόζεται πολλές φορές για μια σειρά από τιμές `T`, επιτρέποντας την άμεση σύγκριση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, με σκοπό τον προσδιορισμό της βέλτιστης τιμής `T` για μια συγκεκριμένη εικόνα. Ο κώδικας `rython` είναι όμοιος με το παράδειγμα 6.4.1, με τη μόνη διαφορά τη χρήση της `for` ως:

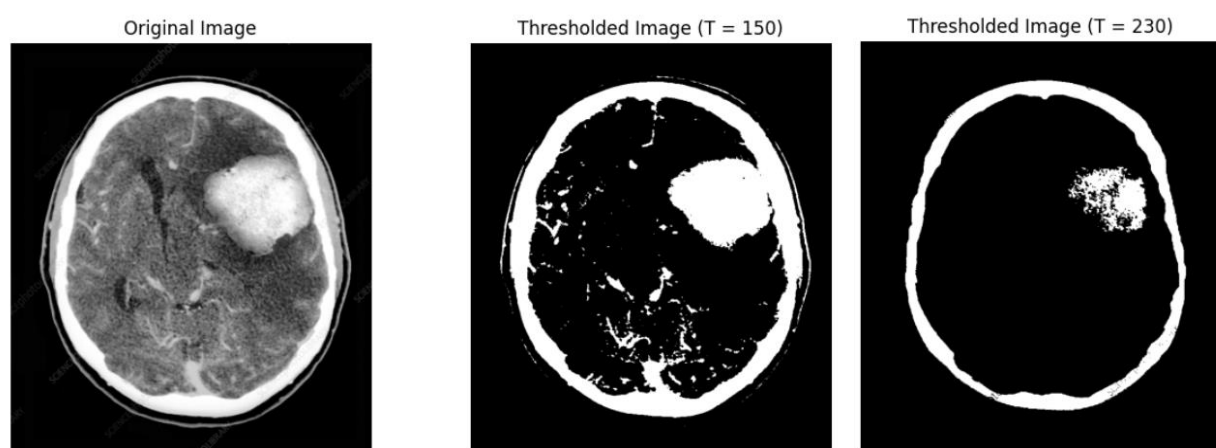
```
# Παράδειγμα χρήσης της συνάρτησης
for x in range(10, 255, 10):
    image1 = global_thresholding("brain3.jpg", x)
```

Σε κάθε επανάληψη καλεί τη συνάρτηση `global_thresholding` για την τρέχουσα τιμή κατωφλίου `x`, από 10 έως 255 με βήμα 10. Το αποτέλεσμα δίνει μια σειρά από τμηματοποιημένες εικόνες με χρήση διαφορετικού κατωφλίου. Παρακάτω δίνονται τα παραδείγματα για τις εικόνες 6.19, 6.20 με κατώφλι που περιορίζει το πρόβλημα κατάτμησης επιπρόσθετων περιοχών εντός του εγκεφαλικού ιστού, πέρα από τον όγκο

στόχο.



Εικόνα 6.23: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[56]</sup> σε κλίμακα του γκρι, στη μέση το αποτέλεσμα με τιμή κατωφλίου 200 και στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα με τιμή κατωφλίου 250.



Εικόνα 6.2: Αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή της καθολικής κατωφλίωσης με: Στα αριστερά, έχουμε την αρχική εικόνα <sup>[57]</sup> σε κλίμακα του γκρι, στη μέση το αποτέλεσμα με τιμή κατωφλίου 150 και στα δεξιά, έχουμε το αποτέλεσμα με τιμή κατωφλίου 230.

#### 6.4.2.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε με την επιλογή ενός μεγαλύτερου κατωφλίου,  $T=200$  στην 7.6 και  $T=150$  στην 7.7, αφαιρούνται οι μη επιθυμητές περιοχές εντός του εγκεφαλικού ιστού, χωρίς να παρουσιάζεται πρόβλημα στα όρια της περιοχής ενδιαφέροντος. Στο παράδειγμα 7.6 με τιμή κατωφλίου 200, παρατηρούνται οπές εντός του όγκου-στόχου. Αξίζει να σημειωθεί ότι και στις δυο εικόνες, με  $T$  μεγαλύτερο από 200 στην 7.6 και με  $T$  μεγαλύτερο από 150, η επιλογή ενός πολύ μεγάλου κατωφλίου μπορεί να περιορίσει σε πολύ μεγαλύτερο βαθμό τις ανεπιθύμητες περιοχές, αλλά ταυτόχρονα υστερεί και στην κατάτμηση της περιοχής ενδιαφέροντος, μειώνοντας αισθητά την

επιφάνεια της περιοχής. Συμπερασματικά, η επιλογή κατάλληλου κατωφλίου παίζει πολύ σημαντικό ρόλο, ενώ η επιλογή ενός πολύ υψηλού κατωφλίου μπορεί να οδηγήσει στην αφαίρεση σημαντικών λεπτομερειών στην εικόνα.

### 6.4.3. Τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή μέσω python

Η αναπτυσσόμενη περιοχή είναι μια μέθοδος τμηματοποίησης εικόνας, η οποία έγκειται στην επαναληπτική διαδικασία προσθήκης γειτονικών εικονοστοιχείων σε μια αναπτυσσόμενη περιοχή με βάση ένα καθορισμένο κριτήριο ομοιότητας και η διαδικασία ξεκινάει με αρχικό εικονοστοιχείο-σπόρο (κεφάλαιο 4<sup>ο</sup>). Παρακάτω δίνεται κώδικας σε Python <sup>[53][54]</sup> για τμηματοποίηση εικόνας με βάση την αναπτυσσόμενη περιοχή, με κριτήριο ομοιότητας τη μέση ένταση και κατώφλι  $T=30$

```
import cv2
import numpy as np
import queue
import matplotlib.pyplot as plt

def region_growing_mean_intensity(img, seed, threshold=15, circle_radius=4):
    """
    Τμηματοποίηση με ανάπτυξη περιοχής με οπτικοποίηση αρχικού σημείου και
    δημιουργία επικάλυψης.

    Παράμετροι:
    - img: εικόνα εισόδου (κλίμακα του γκρι)
    - seed: ζεύγος (x, y) που αντιπροσωπεύει το αρχικό σημείο
    - threshold: τιμή κατωφλίου για το κριτήριο ομοιότητας
    - circle_radius: ακτίνα του κύκλου που θα σχεδιαστεί γύρω από το αρχικό σημείο

    Επιστρέφει:
    - img_with_seed: αρχική εικόνα με το αρχικό σημείο σημειωμένο με κύκλο
    - segmented: τμηματοποιημένη εικόνα εξόδου
    - overlay: αρχική εικόνα με την τμηματοποιημένη περιοχή επισημασμένη
      με κόκκινο χρώμα σε αδιαφάνεια 50%.

    """

    # Αρχικοποίηση
    height, width = img.shape
    visited = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)
    segmented = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)

    # Μετατροπή της ασπρόμαυρης σε έγχρωμη
    img_with_seed = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)

    # Σχεδίαση κύκλου στο αρχικό σημείο
    cv2.circle(img_with_seed, (seed[1], seed[0]), circle_radius, (0, 0, 255), -1)

    # Ορισμός γειτονικών σημείων
    neighbors = [(0,1), (1,0), (0,-1), (-1,0)]

    # Χρήση ουράς αναμονής για την υλοποίηση της αύξησης της περιοχής
    q = queue.Queue()
    q.put(seed)

    # Παρακολουθήστε το άθροισμα των εντάσεων και τον αριθμό των εικονοστοιχείων
```

```

στην αναπτυσσόμενη περιοχή
intensity_sum = np.int64(img[seed[0], seed[1]])
num_pixels = 1

while not q.empty():
    x, y = q.get()
    if visited[x, y] == 1:
        continue
    visited[x, y] = 1

    # Υπολογισμός της τρέχουσας μέσης έντασης της περιοχής
    avg_intensity = intensity_sum / num_pixels

    # Έλεγχος του κριτηρίου ομοιότητας με την μέση ένταση του αρχικού σημείου σποράς
    if abs(int(img[x, y]) - avg_intensity) <= threshold:
        segmented[x, y] = 255

    # Ενημέρωση του αθροίσματος των εντάσεων και του αριθμού των εικονοστοιχείων στην περιοχή
    intensity_sum += np.int64(img[x, y])
    num_pixels += 1

    # Προσθήκη γειτόνων στην ουρά για περαιτέρω εξέταση
    for dx, dy in neighbors:
        nx, ny = x + dx, y + dy
        if 0 <= nx < height and 0 <= ny < width:
            q.put((nx, ny))

    # Δημιουργία της εικόνας επικάλυψης
    original_img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
    overlay = original_img_rgb.copy()
    overlay[segmented == 255] = (0, 0, 255)
    overlay = cv2.addWeighted(overlay, 0.5, original_img_rgb, 0.5, 0)

    return img_with_seed, segmented, overlay

# Φόρτωση ξανά της παρεχόμενης εικόνας
img_test_overlay = cv2.imread("brain.jpg", cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# Ορισμός της τιμής κατωφλίωσης
threshold=30

# Καθορισμός του σημείου εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών
seed_point_overlay = (320, 380) # Αντιστροφή για να ταιριάζει με τη μορφή
συντεταγμένων του OpenCV

# Εκτέλεση του αλγορίθμου ανάπτυξης περιοχής με το καθορισμένο σημείο εκκίνησης
img_with_seed_circle_overlay, segmented_image_overlay, overlay_image =
region_growing_mean_intensity(img_test_overlay, seed_point_overlay, threshold)

# Εμφάνιση των αποτελεσμάτων
plt.figure(figsize=(18, 6))

plt.subplot(1, 3, 1)
plt.imshow(cv2.cvtColor(img_with_seed_circle_overlay, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Original Image with Seed Point")
plt.axis('off')

plt.subplot(1, 3, 2)
plt.imshow(segmented_image_overlay, cmap='gray')
plt.title("Segmented Image with T=" + str(threshold))
plt.axis('off')

plt.subplot(1, 3, 3)
plt.imshow(cv2.cvtColor(overlay_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Overlay Image")
plt.axis('off')

```

```
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Ακολουθεί μια ανάλυση του παραπάνω κώδικα:

#### Εισαγωγές:

- cv2: για την επεξεργασία εικόνων.
- numpy: Βιβλιοθήκη για αριθμητικές πράξεις.
- queue: Τυπική βιβλιοθήκη της Python που χρησιμοποιείται για την υλοποίηση μιας ουράς αναμονής.
- matplotlib.pyplot: Βιβλιοθήκη για τη σχεδίαση και την οπτικοποίηση εικόνων.

#### Συνάρτηση region\_growing\_mean\_intensity:

Παράμετροι:

- img: Κλίμακα του γκρι εικόνα εισόδου.
- seed: Σημείο εκκίνησης για την ανάπτυξη της περιοχής.
- threshold: Κατώφλι διαφοράς έντασης για την ανάπτυξη περιοχής.
- circle\_radius: Ακτίνα του κύκλου για τη σήμανση του σημείου σποράς.

Ροή εργασίας:

- Η συνάρτηση αρχικοποιεί πίνακες για τη σήμανση των επισκεπτόμενων εικονοστοιχείων (visited) και της τμηματοποιημένης περιοχής (segmented).
- Η αρχική εικόνα σε κλίμακα του γκρι μετατρέπεται σε RGB και το σημείο σποράς επισημαίνεται με έναν κόκκινο κύκλο.
- Χρησιμοποιώντας μια ουρά, η συνάρτηση εφαρμόζει τον αλγόριθμο αύξησης της περιοχής. Ένα εικονοστοιχείο προστίθεται στην τμηματοποιημένη περιοχή εάν η διαφορά μεταξύ της έντασής του και της έντασης του σημείου σποράς είναι εντός του παρεχόμενου κατωφλίου.
- Οι γείτονες του τρέχοντος εικονοστοιχείου προστίθενται στην ουρά για περαιτέρω επεξεργασία.
- Δημιουργείται μια εικόνα επικάλυψης με ανάμειξη της αρχικής εικόνας RGB με την τμηματοποιημένη περιοχή που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα.

Επιστρέφει:

- Εικόνα με σημειωμένο το σημείο σποράς.
- Η τμηματοποιημένη δυαδική εικόνα.

- Εικόνα επικάλυψης.

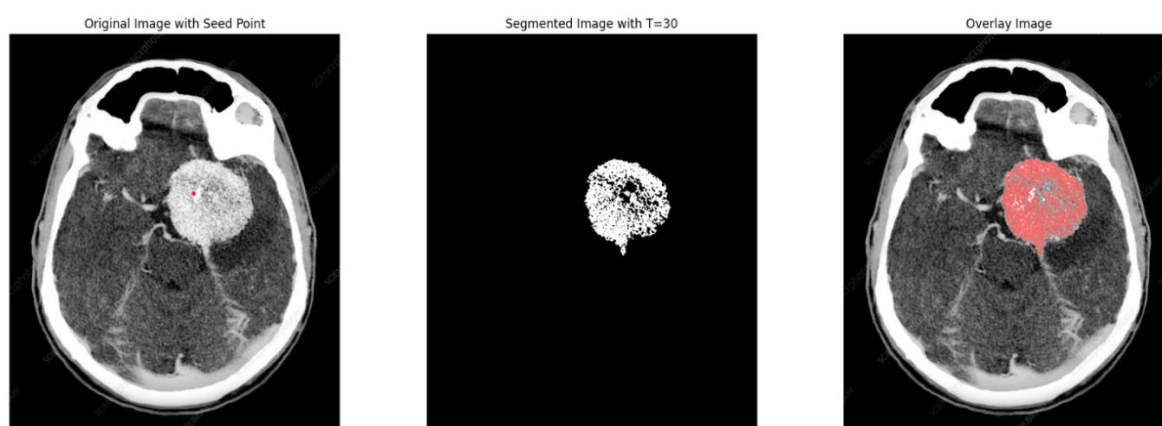
#### Οπτικοποίηση:

Τρεις εικόνες εμφανίζονται δίπλα-δίπλα:

- Η αρχική εικόνα με το σημείο σποράς σημειωμένο με κόκκινο κύκλο.
- Τμηματοποιημένη δυαδική εικόνα.
- Επικάλυψη της τμηματοποιημένης περιοχής στην αρχική εικόνα, με την τμηματοποιημένη περιοχή να επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα σε αδιαφάνεια 50%.

Το όνομα της συνάρτησης *region\_growing\_mean\_intensity* υποδηλώνει ότι η ανάπτυξη της περιοχής βασίζεται στη μέση ένταση της αναπτυσσόμενης περιοχής. Η διαδρομή της εικόνας "*image\_path.jpg*" θα πρέπει να αντικατασταθεί με την αντιστοιχεί διαδρομή της εικόνας που θέλουμε να τμηματοποιήσουμε.

Στις εικόνες 6.25-6.29 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με αναπτυσσόμενη περιοχή.

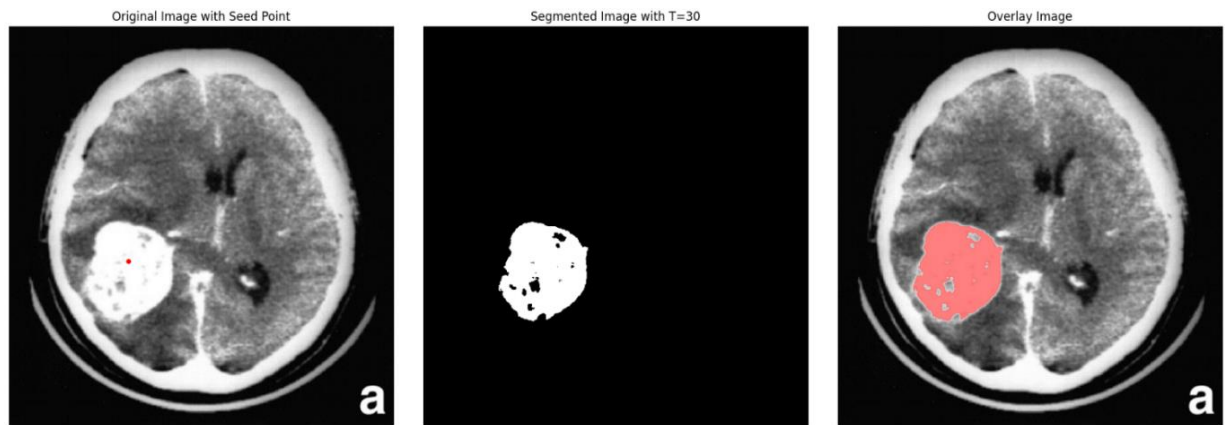


**Εικόνα 6.25:** Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου <sup>[55]</sup> που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος μέσα στον όγκο. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

**Κέντρο:** Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής.

**Δεξιά:** Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.

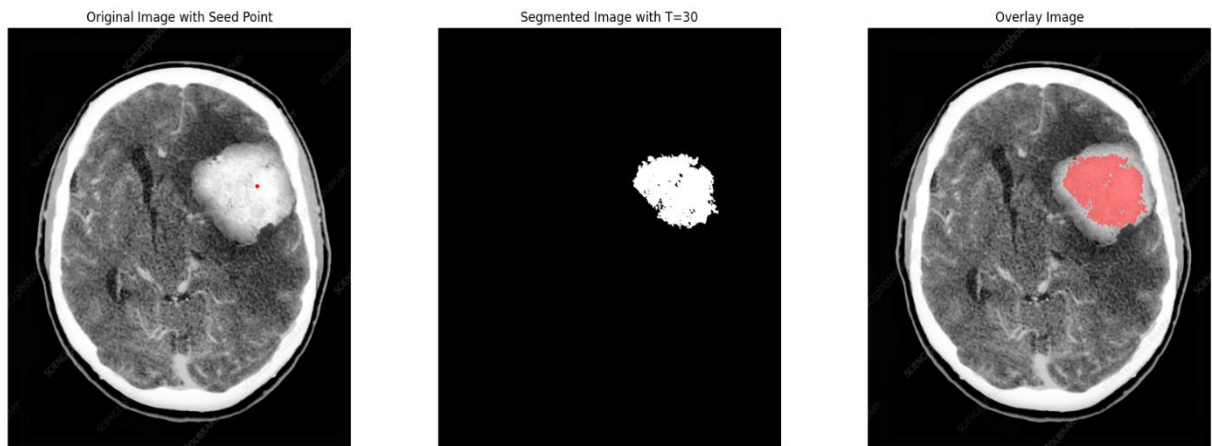




Εικόνα 6.26: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου <sup>[56]</sup> που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος μέσα στον όγκο. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

Κέντρο: Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής.

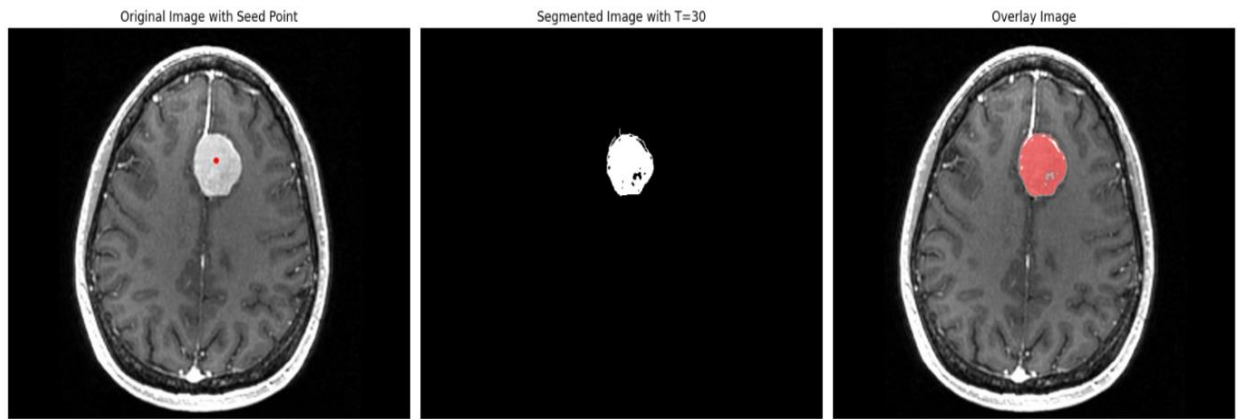
Δεξιά: Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.



Εικόνα 6.27: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου <sup>[57]</sup> που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος μέσα στον όγκο. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

Κέντρο: Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής.

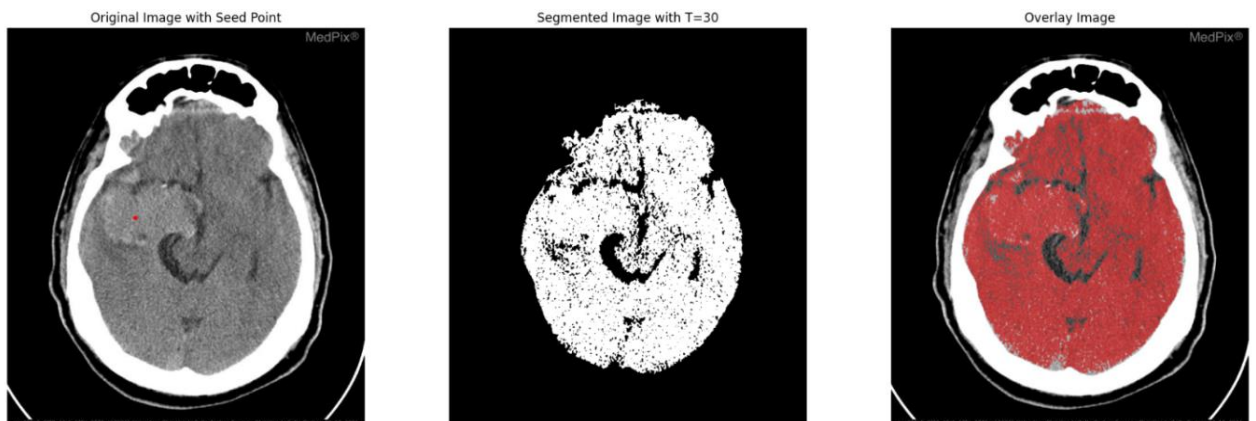
Δεξιά: Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.



Εικόνα 6.28: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου [58] που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος μέσα στον όγκο. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

Κέντρο: Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής.

Δεξιά: Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.



Εικόνα 6.29: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου [59] που επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος μέσα στον όγκο. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

Κέντρο: Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής.

Δεξιά: Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.

### 6.4.3.1. Συζήτηση- Συμπεράσματα

Και στα πέντε παραδείγματα, η τμηματοποίηση με ανάπτυξη περιοχής έγινε με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής. Το κατώφλι που επιλέχθηκε είναι  $T=30$ . Η ρύθμιση του σωστού κατωφλίου είναι πολύ σημαντική, γιατί καθορίζει ποία εικονοστοιχεία θα προστεθούν στη τμηματοποιημένη περιοχή και ποιά όχι. Σε τιμές κατωφλίου μεγαλύτερες παρατηρήθηκε καλύτερη τμηματοποίηση σε εικόνες με ετερογένεια στις τιμές έντασης εντός της βλάβης, αλλά ταυτόχρονα παρατηρήθηκε να λαμβάνονται και άλλες περιοχές εκτός αυτής.

Επιπλέον, η επιτυχή εκτέλεση του αλγορίθμου αναπτυσσόμενης περιοχής εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη σωστή τοποθέτηση του σημείου-σπόρου. Ένα ανακριβές τοποθετημένο αρχικό σημείο μπορεί να οδηγήσει σε φτωχά αποτελέσματα τμηματοποίησης. Με βάση αυτό, το σημείο σποράς επιλέχθηκε εντός του όγκου-στόχου για καλύτερα αποτελέσματα. Βέβαια, η μέθοδος υποθέτει ότι η περιοχή ενδιαφέροντος, δηλαδή ο όγκος, έχει σχετικά ομοιογενή ένταση, το ομοιογενή ένταση, το οποίο δεν ισχύει πάντα, ιδίως σε ετερογενείς βλάβες. Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στις εικόνες 6.25, 6.26 και 6.28, εντός της περιοχής του όγκου, οι τιμές έντασης είναι παρόμοιες και η κατανομή τους είναι επίσης συνεπής, με αποτέλεσμα την αρκετά καλά τμηματοποίηση του όγκου στόχου, ειδικά στο περιγραμμά του, που είναι άλλωστε και στόχος της ακτινοθεραπείας. Ωστόσο, και στις τρεις εικόνες παρατηρούνται κάποιες οπές που δεν έχουν ληφθεί στην τμηματοποίηση και οφείλονται σε μεγάλη διακύμανση στη τιμή έντασης των εικονοστοιχείων, το οποίο μπορεί να γίνει εύκολα αντιληπτό από τις αρχικές εικόνες (τις μη τμηματοποιημένες). Στο παράδειγμα 6.28., παρατηρούμε στην αρχική εικόνα ότι η βλάβη δεν έχει ομοιόμορφη ένταση σε όλη την έκτασή της. Συγκεκριμένα, παρατηρείται μια μείωση της τιμής της έντασης (πιο σκούρα περιοχή) όσο πλησιάζουμε προς την περιφέρεια της βλάβης σε σχέση με το κέντρο. Προσθέτως, στην εικόνα 6.29., η περιοχή ενδιαφέροντος έχει παρόμοιες τιμές έντασης με τον γύρω περιβάλλοντα ιστό, με αποτέλεσμα την μη επιτυχή τμηματοποίηση της περιοχής. Συγκεκριμένα, στο παράδειγμα παρατηρούμε στην τμηματοποιημένη περιοχή να συμπεριλαμβάνεται όλος ο ιστός του εγκεφάλου λόγω της κοντινής τιμής της μέσης έντασης των εικονοστοιχείων του εγκεφάλου με την βλάβη.

Συμπερασματικά, η μέθοδος εμφανίζει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε εικόνες που υπάρχει σαφής διάκριση της μέσης τιμής έντασης μεταξύ των περιοχών της βλάβης και του περιβάλλοντος υγιούς ιστού. Αντιθέτως, η μέθοδος μπορεί να αποτύχει και να μην

δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε συνθήκες ομοιογένειας στην τιμή έντασης στην εικόνα. Επομένως, τα αποτελέσματα υπογραμμίζουν την ανάγκη για προσεκτική επιλογή κριτηρίων ομοιότητας σε περιπτώσεις όπου η μέση τιμή της έντασης μπορεί να μην είναι ιδανική. Τέλος τονίζετε η σημαντικότητα για την σωστή ρύθμιση του κατωφλίου και του σημείου εκκίνησης καθώς παίζουν καθοριστικό ρόλο για την επιτυχία της μεθόδου.

#### 6.4.4. Βελτιστοποίηση μεθόδου ανάπτυξης περιοχής με περισσότερους σπόρους και διαφορετικά κατώφλια.

Παρακάτω, επιλέχθηκε η εικόνα στο παράδειγμα 6.27., που η βλάβη παρουσιάζει μια ετερογένεια στη τιμή της έντασης στο κέντρο σε σχέση με την περιφέρεια, με σκοπό τη βελτίωση του αποτελέσματος. Αρχικά, για το συγκεκριμένο σημείο εκκίνησης επιλέχθηκε ένα μεγαλύτερο κατώφλι. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την τμηματοποίηση μεγαλύτερης περιοχής της βλάβης, αλλά ταυτόχρονα να συμπεριληφθούν και γειτονικές υγιείς περιοχές. Τελικά, για την βελτίωση της μεθόδου επιλέχθηκαν περισσότεροι σπόροι με διαφορετικά κατώφλια. Στη συνέχεια, δίνεται κώδικας σε Python <sup>[53][54]</sup> για τμηματοποίηση εικόνας με βάση την αναπτυσσόμενη περιοχή με περισσότερους σπόρους και διαφορετικά κατώφλια.

```
import cv2
import numpy as np
import queue
import matplotlib.pyplot as plt

def region_growing_mean_intensity(img, seed, threshold=15,
circle_radius=4):
    """
    Τμηματοποίηση με ανάπτυξη περιοχής με οπτικοποίηση αρχικού σημείου
    και δημιουργία επικάλυψης.

    Παράμετροι:
    - img: εικόνα εισόδου (κλίμακα του γκρι)
    - seed: ζεύγος (x, y) που αντιπροσωπεύει το αρχικό σημείο
    - threshold: τιμή κατωφλίου για το κριτήριο ομοιότητας
    - circle_radius: ακτίνα του κύκλου που θα σχεδιαστεί γύρω από το
    αρχικό σημείο

    Επιστρέφει:
    - img_with_seed: αρχική εικόνα με το αρχικό σημείο σημειωμένο με
    κύκλο
    - segmented: τμηματοποιημένη εικόνα εξόδου
```

```

- overlay: αρχική εικόνα με την τμηματοποιημένη περιοχή επισημασμένη
  με κόκκινο χρώμα σε αδιαφάνεια 50%.

"""

# Αρχικοποίηση
height, width = img.shape
visited = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)
segmented = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)

# Μετατροπή της ασπρόμαυρης σε έγχρωμη
img_with_seed = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)

# Σχεδίαση κύκλου στο αρχικό σημείο
cv2.circle(img_with_seed, (seed[1], seed[0]), circle_radius, (0, 0,
255), -1)

# Ορισμός γειτονικών σημείων
neighbors = [(0,1), (1,0), (0,-1), (-1,0)]

# Χρήση ουράς αναμονής για την υλοποίηση της αύξησης της περιοχής
q = queue.Queue()
q.put(seed)

# Παρακολουθήστε το άθροισμα των εντάσεων και τον αριθμό των
εικονοστοιχείων στην αναπτυσσόμενη περιοχή
intensity_sum = np.int64(img[seed[0], seed[1]])
num_pixels = 1

while not q.empty():
    x, y = q.get()
    if visited[x, y] == 1:
        continue
    visited[x, y] = 1

    # Υπολογισμός της τρέχουσας μέσης έντασης της περιοχής
    avg_intensity = intensity_sum / num_pixels

    # Έλεγχος του κριτηρίου ομοιότητας με την μέση ένταση του
    αρχικού σημείου σποράς
    if abs(int(img[x, y]) - avg_intensity) <= threshold:
        segmented[x, y] = 255

        # Ενημέρωση του αθροίσματος των εντάσεων και του αριθμού των
εικονοστοιχείων στην περιοχή
        intensity_sum += np.int64(img[x, y])
        num_pixels += 1

    # Προσθήκη γειτόνων στην ουρά για περαιτέρω εξέταση

```

```

        for dx, dy in neighbors:
            nx, ny = x + dx, y + dy
            if 0 <= nx < height and 0 <= ny < width:
                q.put((nx, ny))

# Δημιουργία της εικόνας επικάλυψης
original_img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
overlay = original_img_rgb.copy()
overlay[segmented == 255] = (0, 0, 255)
overlay = cv2.addWeighted(overlay, 0.5, original_img_rgb, 0.5, 0)

return img_with_seed, segmented, overlay

def region_growing_mean_intensity_multiple_seeds(img, seeds_thresholds,
circle_radius=4):
    height, width = img.shape
    all_segmentations = []
    segmented_combined = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)
    img_with_seeds = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)

    # Σχεδίαση κύκλων για όλα τα σημεία σποράς
    for seed, _ in seeds_thresholds:
        cv2.circle(img_with_seeds, (seed[1], seed[0]), circle_radius, (0,
0, 255), -1)

    # Εκτέλεση του αλγορίθμου για κάθε σημείο σποράς με το αντίστοιχο
threshold
    for seed, threshold in seeds_thresholds:
        single_segmented = region_growing_mean_intensity(img, seed,
threshold, circle_radius)[1]
        all_segmentations.append(single_segmented)
        segmented_combined = np.maximum(segmented_combined,
single_segmented)

    # Δημιουργία της εικόνας επικάλυψης
    original_img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
    overlay = original_img_rgb.copy()
    overlay[segmented_combined == 255] = (0, 0, 255)
    overlay = cv2.addWeighted(overlay, 0.5, original_img_rgb, 0.5, 0)

    return img_with_seeds, all_segmentations, segmented_combined, overlay

# Φόρτωση ξανά της παρεχόμενης εικόνας
img_test_overlay = cv2.imread(r"brain3.jpg", cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# Ορισμός των σημείων σποράς

```

```

#seeds = [(300, 510), (328, 400), (328,400)] # Αυτά τα σημεία είναι
παραδείγματα
seeds_thresholds =[((300, 510), 32), ((328, 400), 22), ((230,505),26)]
# Εκτέλεση του αλγορίθμου
# Εκτέλεση του αλγορίθμου
img_with_seeds, segmentations, segmented_combined, overlay_image =
region_growing_mean_intensity_multiple_seeds(
    img_test_overlay, seeds_thresholds)

# Εμφάνιση των αποτελεσμάτων
plt.figure(figsize=(18, 6))

# Εμφάνιση της αρχικής εικόνας με σημεία σποράς
plt.subplot(2, len(seeds_thresholds) + 2, 1)
plt.imshow(cv2.cvtColor(img_with_seeds, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Original Image with Seed Points")
plt.axis('off')

# Εμφάνιση των επιμέρους τμηματοποιήσεων
for i, seg in enumerate(segmentations):
    plt.subplot(2, len(seeds_thresholds) + 2, i + 2)
    plt.imshow(seg, cmap='gray')
    plt.title(f"Segmentation {i+1}")
    plt.axis('off')

# Εμφάνιση της συνθετικής τμηματοποιημένης εικόνας
plt.subplot(2, len(seeds_thresholds) + 2, len(seeds_thresholds) + 2)
plt.imshow(segmented_combined, cmap='gray')
plt.title("Combined Segmentation")
plt.axis('off')

# Εμφάνιση της τελικής overlay εικόνας
plt.subplot(2, len(seeds_thresholds) + 2, len(seeds_thresholds) + 3)
plt.imshow(cv2.cvtColor(overlay_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Overlay Image")
plt.axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show()

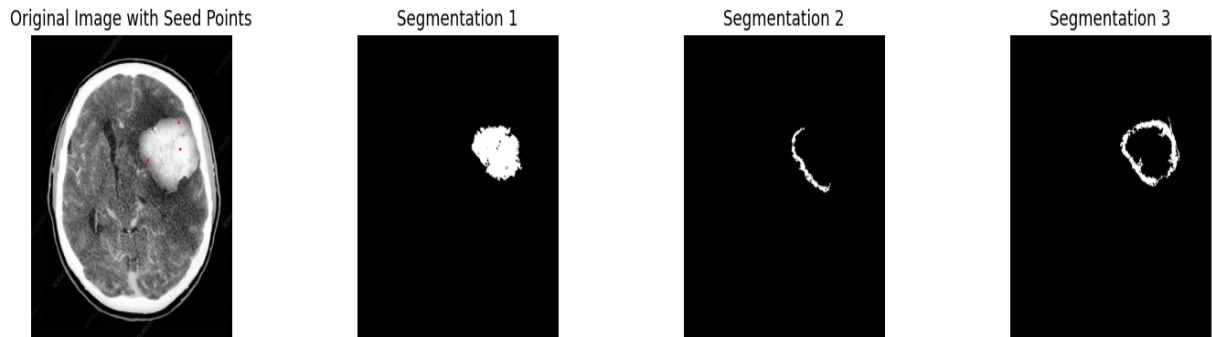
```

### Ανάλυση του κώδικα

Ισχύουν ακριβώς τα ίδια με τον κώδικα που αναλύθηκε στο 6.4.3., με τη μόνη διαφορά την συνάρτηση με τους πολλαπλούς σπόρους με διαφορετικά κατώφλια. Με τη συνάρτηση `seeds_thresholds` γίνεται ο ορισμός των σημείων εκκίνησης-σποράς. Κάθε στοιχείο της λίστας είναι μια τριάδα της μορφής  $((x,y),T)$ , όπου  $x,y$  οι συντεταγμένες του σημείου

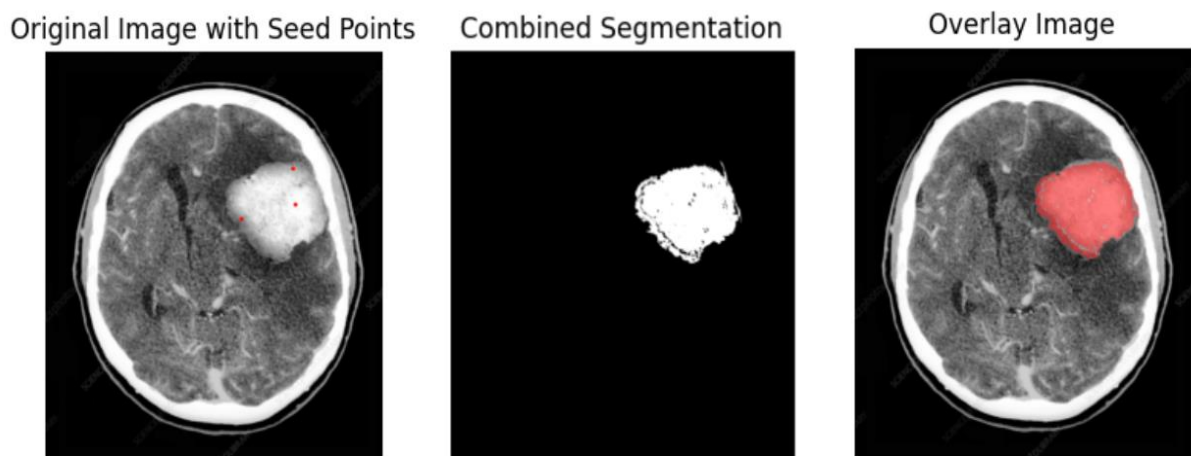
σποράς και T που δηλώνει το κατώφλι για το συγκεκριμένο σημείο σποράς

Στις εικόνες 6.30-6.32 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης με αναπτυσσόμενη περιοχή με πολλαπλούς σπόρους



**Εικόνα 6.30:** Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου [57] που επισημαίνονται με κόκκινο χρώμα οι σπόροι μέσα στον όγκο. Τα επιλεγμένα σημεία είναι τα σημεία εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

Οι υπόλοιπες εικόνες αποτελούν αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Οι περιοχές που επισημαίνονται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύουν την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στον όγκο, με βάση το κριτήριο ομοιότητας μέσης τιμής για κάθε έναν από τους σπόρους



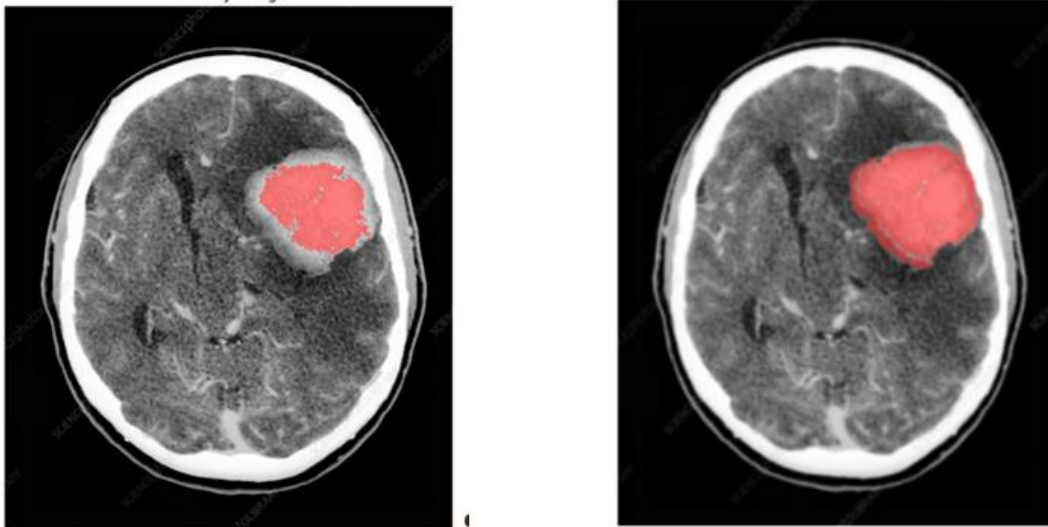
**Εικόνα 6.31:** Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας εγκεφάλου [57] που επισημαίνονται με κόκκινο χρώμα οι σπόροι μέσα στον όγκο. Τα επιλεγμένα σημεία είναι τα σημεία εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

**Κέντρο:** Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή, η οποία αντιστοιχεί στην περιοχή που προκύπτει από το συνδυασμό και των τριών σπόρων μαζί.

**Δεξιά:** Επικάλυψη της αρχικής σάρωσης και του τμηματοποιημένου όγκου. Η περιοχή του



όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.



**Εικόνα 6.32:** Αριστερα:Επικάλυψη με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα της τμηματοποιημένης περιοχής με έναν σπόρο.

Δεξιά: Επικάλυψη με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα της τμηματοποιημένου περιοχής με τρεις σπόρους.

#### 6.4.4.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα

Όπως παρατηρείται στις εικόνες 6.30 και 6.31, επιλέχθηκαν τρεις σπόροι ως σημεία εκκίνησης της διαδικασίας. Συγκεκριμένα, δυο σπόροι τοποθετήθηκαν στην περιφέρεια της βλάβης και ένας κεντρικά. Κάθε ένας σπόρος έδωσε αποτέλεσμα το κομμάτι της περιοχής που τμηματοποιείται. Στη συνέχεια, αυτές οι τρεις περιοχές ενοποιήθηκαν για να δώσουν την τελική τμηματοποιημένη περιοχή. Από τους δυο επιπλέον σπόρους προέκυψε ένα καλύτερο αποτέλεσμα στα όρια του όγκου που παρουσιάζει μια ετερογένεια στην ένταση σε σχέση με το κέντρο.

Επίσης αξίζει να τονιστεί ότι στα σημεία εκκίνησης στα όρια επιλέχθηκε ένα μικρότερο κατώφλι συγκριτικά με το κέντρο. Με το μεγαλύτερο κατώφλι στο κεντρικό σημείο σποράς επιδιώχθηκε η τμηματοποίηση να γίνει σε όσο δυνατόν μεγαλύτερο κομμάτι της ποικιλόμορφης περιοχής. Αντίθετα, στα οριακά σημεία το μικρότερο επιλέχθηκε με σκοπό στο τελικό αποτέλεσμα να μην συμπεριλαμβάνονται και δομές εκτός της βλάβης. Τελικά, παραγματοποιήθηκαν διάφορες δοκιμές και στην τοποθέτηση των σημείων εκκίνησης και στο ιδανικό κατώφλι για τον κάθε έναν ώστε να επιτευχθεί το

βέλτιστο αποτέλεσμα.

Η εικόνα 6.32 μας δίνει μια σαφή απεικόνιση του αποτελέσματος με ένα σπόρο σε σχέση με τους τρεις. Όπως βλέπουμε, η βελτίωση της μεθόδου τμηματοποίησης εικόνας με αναπτυσσόμενη περιοχή μέσω της χρήσης πολλαπλών σπόρων αντί για έναν οδήγησε σε αποδοτικότερα αποτελέσματα τμηματοποίησης με ακριβέστερη ανίχνευση της περιοχής ενδιαφέροντος. Βέβαια, πρέπει να τονιστεί ότι στην τμηματοποιημένη εικόνα λαμβάνεται και μια περιοχή λίγων εικονοστοιχείων από το κρανίο, λόγω του ότι η βλάβη βρίσκεται πολύ κοντά σε αυτό και λόγω του σημείου εκκίνησης. Με την χρήση πολλαπλών σπόρων επιτρέπεται η εστίαση σε επιμέρους περιοχές της βλάβης με διαφορετικές χαρακτηριστικές ιδιότητες (όπως διαφορά στη τιμή της έντασης), μειώνοντας τον κίνδυνο παράβλεψης ή λανθασμένης τμηματοποίησης. Συμπερασματικά, η εφαρμογή αυτή διασφαλίζει ότι η μέθοδος μπορεί να προσαρμοστεί καλύτερα σε ετερογενείς περιοχές. Τέλος υπογραμμίζεται και σε αυτήν την περίπτωση η ανάγκη για προσεκτική τοποθέτηση των σημείων εκκίνησης και των τιμών κατωφλίου

#### 6.4.5. Βελτιστοποίηση μεθόδου με χρήση φίλτρου μείωσης θορύβου ( φίλτρο μέσου όρου)

Παρακάτω, επιλέχθηκε η εικόνα στο παράδειγμα 6.25. Εύκολα μπορούμε να παρατηρήσουμε στην αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας μια κοκκώδη υφή λόγω θορύβου. Με σκοπό τη βελτίωση της τμηματοποίησης έγινε η εφαρμογή φίλτρου μείωσης θορύβου και συγκεκριμένα φίλτρο μέσου όρου. Στη συνέχεια, δίνεται κώδικας σε python [53] [54] για τμηματοποίηση εικόνας με βάση την αναπτυσσόμενη περιοχή με χρήση φίλτρου μέσου όρου.

```
import cv2
import numpy as np
import queue
import matplotlib.pyplot as plt

def apply_mean_filter_and_segment(image_path, kernel_size=7, seed=(319, 388),
threshold=50):
    # Φόρτιση και εφαρμογή φίλτρου μέσου όρου
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    mean_kernel = np.ones((kernel_size, kernel_size), np.float32) / (kernel_size
* kernel_size)
    filtered_image = cv2.filter2D(image, -1, mean_kernel)

    # Εφαρμογή τμηματοποίησης περιοχής στη φιλτραρισμένη εικόνα
    img_with_seed_circle_overlay, segmented_image_overlay, overlay_image =
region_growing_mean_intensity(filtered_image, seed, threshold)
```

```

# Εμφάνιση των αποτελεσμάτων
plt.figure(figsize=(24, 6))

plt.subplot(1, 4, 1)
plt.imshow(image, cmap='gray')
plt.title("Original Image")
plt.axis('off')

plt.subplot(1, 4, 2)
plt.imshow(filtered_image, cmap='gray')
plt.title("Mean-Filtered Image")
plt.axis('off')

plt.subplot(1, 4, 3)
plt.imshow(cv2.cvtColor(img_with_seed_circle_overlay, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Seed Point on Filtered Image")
plt.axis('off')

plt.subplot(1, 4, 4)
plt.imshow(cv2.cvtColor(overlay_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
plt.title("Segmentation on Filtered Image")
plt.axis('off')

plt.tight_layout()
plt.show()

# Υπόλοιπος κώδικας για τη συνάρτηση region_growing_mean_intensity
# ...
def region_growing_mean_intensity(img, seed, threshold=30, circle_radius=4):
    # Αρχικοποίηση
    height, width = img.shape
    visited = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)
    segmented = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)

    # Μετατροπή της ασπρόμαυρης σε έγχρωμη
    img_with_seed = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)

    # Σχεδίαση κύκλου στο αρχικό σημείο
    cv2.circle(img_with_seed, (seed[1], seed[0]), circle_radius, (0, 0, 255), -1)

    # Ορισμός γειτονικών σημείων
    neighbors = [(0,1), (1,0), (0,-1), (-1,0)]

    # Χρήση ουράς αναμονής για την υλοποίηση της αύξησης της περιοχής
    q = queue.Queue()
    q.put(seed)

    # Παρακολουθήστε το άθροισμα των εντάσεων και τον αριθμό των εικονοστοιχείων
    στην αναπτυσσόμενη περιοχή
    intensity_sum = np.int64(img[seed[0], seed[1]])
    num_pixels = 1

    while not q.empty():
        x, y = q.get()
        if visited[x, y] == 1:
            continue
        visited[x, y] = 1

        # Υπολογισμός της τρέχουσας μέσης έντασης της περιοχής
        avg_intensity = intensity_sum / num_pixels

```

```

# Έλεγχος του κριτηρίου ομοιότητας με την μέση ένταση του αρχικού
σημείου σποράς
if abs(int(img[x, y]) - avg_intensity) <= threshold:
    segmented[x, y] = 255

# Ενημέρωση του αθροίσματος των εντάσεων και του αριθμού των
εικονοστοιχείων στην περιοχή
intensity_sum += np.int64(img[x, y])
num_pixels += 1

# Προσθήκη γειτόνων στην ουρά για περαιτέρω εξέταση
for dx, dy in neighbors:
    nx, ny = x + dx, y + dy
    if 0 <= nx < height and 0 <= ny < width:
        q.put((nx, ny))

# Δημιουργία της εικόνας επικάλυψης
original_img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
overlay = original_img_rgb.copy()
overlay[segmented == 255] = (0, 0, 255)
overlay = cv2.addWeighted(overlay, 0.5, original_img_rgb, 0.5, 0)

return img_with_seed, segmented, overlay

# Φόρτωση ξανά της παρεχόμενης εικόνας
img_test_overlay = cv2.imread("brain1.jpg", cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

# Ορισμός τις τιμές κατωφλίσωσης
threshold=50

# Καθορισμός του σημείου εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών
seed_point_overlay = (319, 388) # Αντιστροφή για να ταιριάζει με τη μορφή
συντεταγμένων του OpenCV

# Εκτέλεση του αλγορίθμου ανάπτυξης περιοχής με το καθορισμένο σημείο εκκίνησης
img_with_seed_circle_overlay, segmented_image_overlay, overlay_image =
region_growing_mean_intensity(img_test_overlay, seed_point_overlay, threshold)

# Καλέστε τη συνάρτηση για την εικόνα που επιθυμείτε
apply_mean_filter_and_segment('brain1.jpg')

```

## Ανάλυση του κώδικα

- Χρήση της συνάρτησης `apply_mean_filter_and_segment` με παραμέτρους:
  - `image_path` για το μονοπάτι της εικόνας
  - `kernel` για το μέγεθος του πυρήνα του φίλτρου μέσου όρου
  - `seed` και `threshold` για τις συντεταγμένες του σημείου σποράς και το κατώφλι για την τμηματοποίηση
- Φόρτωση και φιλτράρισμα εικόνας
  - Φόρτωση της εικόνας σε grayscale και εφαρμογή φίλτρου μέσου όρου χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση `filter2D` Της OpenCV
  - Καλείται η συνάρτηση `region_growing_mean_intensity` για να πραγματοποιηθεί η

τμηματοποίηση στην φιλτραρισμένη εικόνα

- Εμφάνιση των αποτελεσμάτων

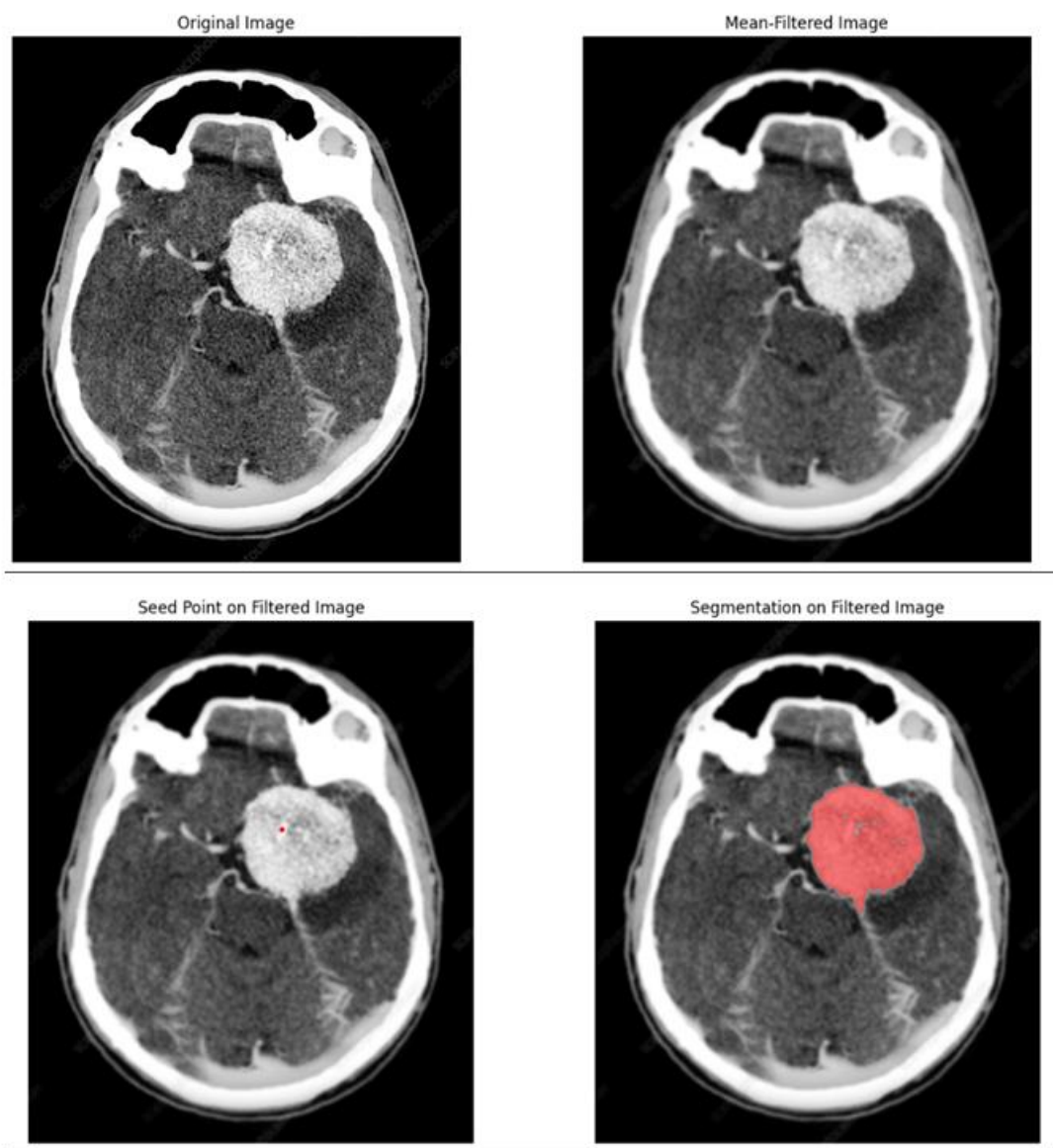
-Με την χρήση του matplotlib τέσσερις εικόνες εμφανίζονται η μια δίπλα στην άλλη: α) η αρχική εικόνα

β) η φιλτραρισμένη εικόνα

γ) η φιλτραρισμένη εικόνα με το σημείο σποράς σημειωμένο με κόκκινο κύκλο

δ) την τελική φιλτραρισμένη εικόνα τμηματοποίησης με επικάλυψη της τμηματοποιημένης περιοχής με κόκκιο χρώμα

Στις εικόνες 6.33 και 6.34 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης με αναπτυσσόμενη περιοχή με χρήση πρώτα φίλτρου μέσου όρου.



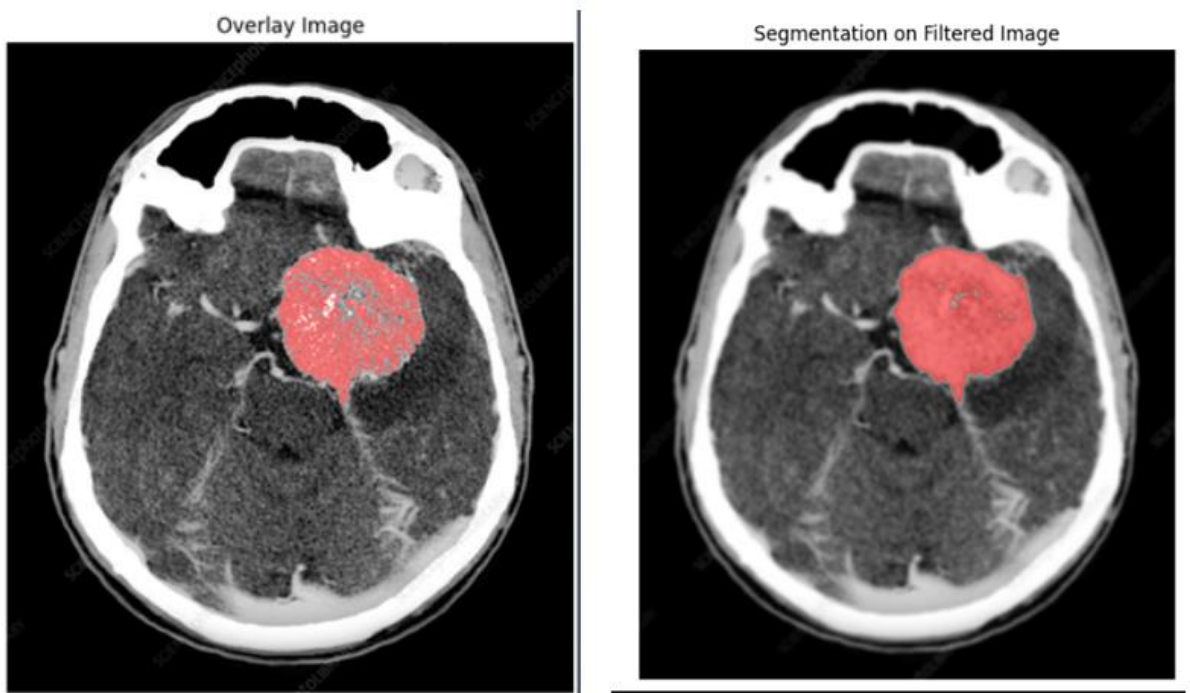
**Εικόνα 6.33.: Αριστερά πάνω : Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας <sup>[55]</sup>.**

**Δεξιά πάνω: Φιλτραρισμένη εικόνα. Το αποτέλεσμα της εικόνας μετά την εφαρμογή φίλτρο**

μέσω όρου

**Κάτω Αριστερά:** Η φιλτραρισμένη εικόνα στην οποία επισημαίνεται με κόκκινο χρώμα ο σπόρος.. Το επιλεγμένο σημείο-σπόρος είναι το σημείο εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών.

**Δεξιά κάτω:**Φιλτραρισμένη εικόνα και επικάλυψη του τμηματοποιημένου όγκου με κόκκινο χρώμα. Η περιοχή του όγκου τονίζεται με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα, παρέχοντας σαφή οπτική απεικόνιση της θέσης και του μεγέθους της σε σχέση με ολόκληρη τη σάρωση του εγκεφάλου.



**Εικόνα 4.34:** Αριστερα:Επικάλυψη με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα της τμηματοποιημένου περιοχής σε μη φιλτραρισμένη εικόνα

**Δεξιά:** Επικάλυψη με ημιδιαφανές κόκκινο χρώμα της τμηματοποιημένου περιοχής στην φιλτραρισμένη εικόνα

#### 6.4.5.1. Συζήτηση-Συμπεράσματα

Η εφαρμογή φίλτρου μέσου όρου πριν από την τμηματοποίηση με τη μέθοδο αναπτυσσόμενης περιοχής σε κοκκώδης εικόνες μπορεί να είναι μια αποτελεσματική τακτική για τη βελτίωση της ακρίβειας της τμηματοποίησης. Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε στην εικόνα 7.21, η κατάτμηση στη φιλτραρισμένη εικόνα δίνει καλύτερα αποτελέσματα αρχικά στο κέντρο της περιοχής ενδιαφέροντος καλύπτοντας σε σημαντικό βαθμό οπές που παρατηρούνται στη τμηματοποίηση της μη φιλτραρισμένης εικόνας.

Επιπρόσθετα, βελτιωμένα αποτελέσματα παρατηρούνται και στα όρια της βλάβης. Η αποδοτικότερη τμηματοποίηση οφείλεται στο ότι το φίλτρο μέσου όρου εξομαλύνει την εικόνα, μειώνοντας τις διακυμάνσεις της έντασης μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων, αντικαθιστώντας την τιμή κάθε εικονοστοιχείου με το μέσο όρο των τιμών των εικονοστοιχείων της γειτονιάς. Έτσι, αυτή η διαδικασία μειώνει τον θόρυβο στην εικόνα και καθιστά την περιοχή ενδιαφέροντος πιο ομοιόμορφη. Όπως έχουμε αναφέρει ξανά η γειτονιά των εικονοστοιχείων για το φίλτρο μέσου όρου καθορίζεται από τον πυρήνα που επιλέγεται, το οποίο απαιτεί και μια προσεκτική ρύθμιση διότι ένας μεγάλος πυρήνας θα οδηγούσε στην υπερβολική θόλωση της εικόνας και πιθανόν να μην είναι ευκρινείς ακμές της περιοχής ενδιαφέροντος

Συμπερασματικά, η εφαρμογή του φίλτρου μέσου όρου πριν από την τμηματοποίηση με τη μέθοδο αναπτυσσόμενης περιοχής παρουσίασε σημαντικές βελτιώσεις στην ποιότητα και την ακρίβεια των αποτελεσμάτων τμηματοποίησης. Αυτή η βελτίωση ήταν εμφανής τόσο στο κέντρο της περιοχής ενδιαφέροντος, όπου αποφεύχθηκαν οι "οπές" ή ανομοιομορφίες που παρατηρήθηκαν στην τμηματοποίηση της μη φιλτραρισμένης εικόνας, όσο και στα όρια της περιοχής, όπου η ανίχνευση των ακμών έγινε πιο ξεκάθαρη και ακριβής.

Επιπλέον, η προσέγγιση αυτή επιβεβαιώνει την αξία της προεπεξεργασίας των εικόνων ως βασικό βήμα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων σε προηγμένες μεθόδους επεξεργασίας εικόνας. Τα ευρήματα αυτά υπογραμμίζουν τη σημασία της επιλογής κατάλληλων τεχνικών προεπεξεργασίας για την επίτευξη βελτιστοποιημένων αποτελεσμάτων στην τμηματοποίηση εικόνων, καθιστώντας τη διαδικασία πιο αξιόπιστη και αποτελεσματική.

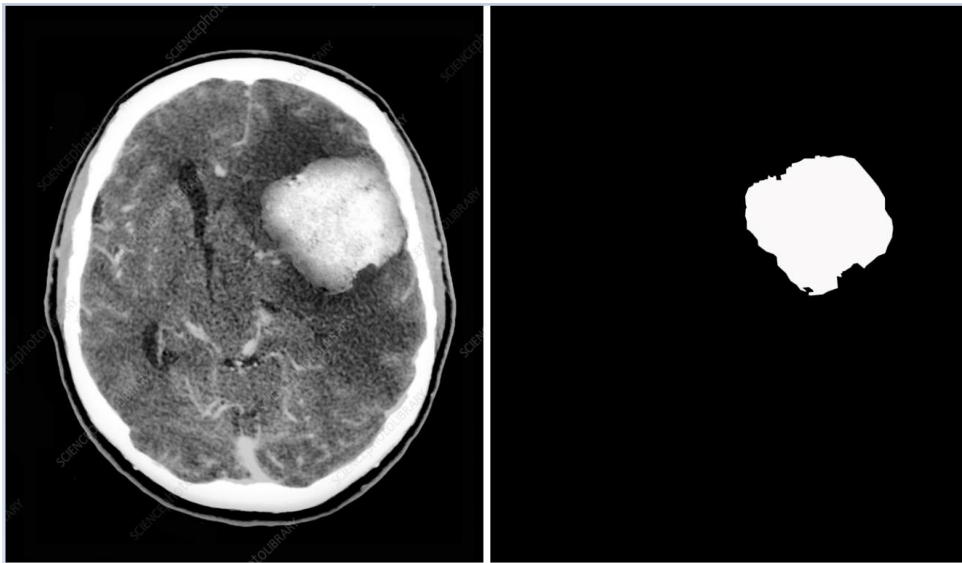
#### **6.4.6. Αξιολόγηση μεθόδων τμηματοποίησης**

Η αξιολόγηση των μεθόδων τμηματοποίησης εικόνας είναι ένα βασικό εργαλείο για την εξακρίβωση της αποδοτικότητας της μεθόδου. Η απλούστερη μορφή αξιολόγησης είναι η οπτική παρατήρηση όπου συγκρίνονται οπτικά οι εικόνες πριν και μετά από την τμηματοποίηση. Ωστόσο, για πιο αξιόπιστα αποτελέσματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ποσοτικές μετρήσεις. Στη παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε, πέραν της οπτικής παρατήρησης, ποσοτική αξιολόγηση των τμηματοποιημένων εικόνων που έγινε βελτίωση των αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα, η αξιολόγηση αφορά σύγκριση των τμηματοποιημένων εικόνων με έναν σπόρο και με πολλαπλούς σπόρους, καθώς και των



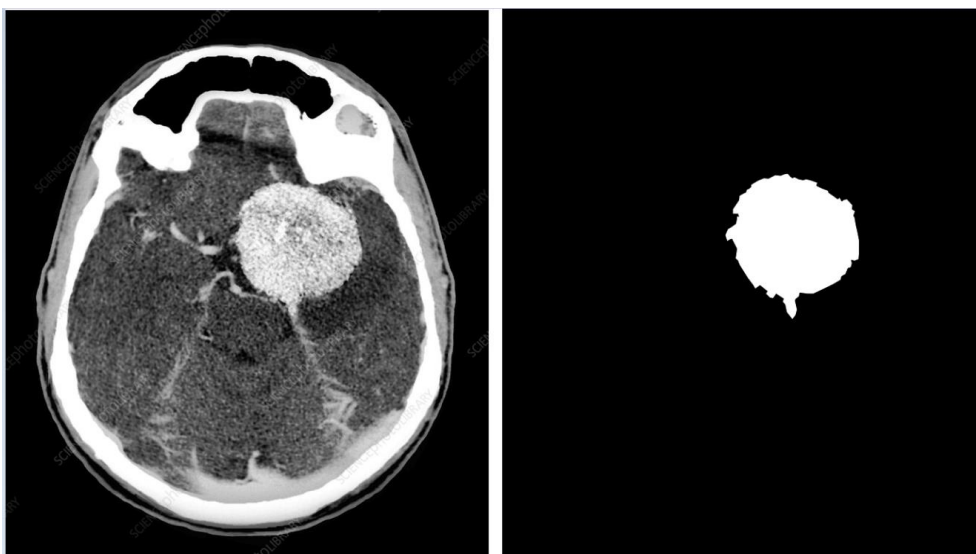
τμηματοποιημένων εικόνων με και χωρίς εφαρμογή φίλτου μέσου όρου.

Αρχικά πραγματοποιήθηκε χειροκίνητη τμηματοποίηση των εικόνων μέσω του προγράμματος Adobe Photoshop. Η εικόνα που προέκυψε από την χειροκίνητη τμηματοποίηση χρησιμοποιείται ως εικόνα αναφοράς(ιδανική τμηματοποίηση), για να συγκριθεί με τις τμηματοποιημένες εικόνες και πρακτικά προσομοιάζει την διαδικασία του χειροκίνητου σχεδιασμού που πραγματοποιεί ο ακτινοθεραπευτής ογκολόγος στο σύστημα σχεδιασμού θεραπείας (σχεδιασμός του PTV). Παρακάτω δίνονται οι εικόνες που προέκυψαν από τον χειροκίνητο σχεδιασμό.



**Εικόνα 6.35.: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας <sup>[57]</sup>.**

**Δεξιά: Χειροκίνητη τμηματοποιημένη εικόνα μέσω του προγράμματος Adobe Photoshop**



**Εικόνα 6.36.: Αριστερά: Αρχική εικόνα αξονικής τομογραφίας <sup>[56]</sup>.**

**Δεξιά: Χειροκίνητη τμηματοποιημένη εικόνα μέσω του προγράμματος Adobe Photoshop**



Βασικό βήμα για την πραγματοποίηση της σύγκρισης είναι το γέμισμα των οπών που παρουσιάζονται στις τμηματοποιημένες εικόνες. Παρακάτω δίνεται κώδικας σε python για την τμηματοποίηση εικόνων με αναπτυσσόμενη περιοχή και γέμισμα οπών

```
1. import cv2
2. import numpy as np
3. import queue
4. import matplotlib.pyplot as plt

5. def fill_holes_and_erode_image(image):
6. # Εφαρμογή δυαδικού κατωφλιού για να αντιστρέψουμε την εικόνα
7. _, binary = cv2.threshold(image, 128, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV)

8. # Αναζήτηση των συνδέσεων ανάμεσα στα λευκά αντικείμενα στην εικόνα
9. num_labels, labels, stats, centroids =
    cv2.connectedComponentsWithStats(binary, connectivity=4)

10. # Γέμισμα των τρυπών: για κάθε συνεκτική περιοχή που δεν είναι
    η φόντο, γεμίζουμε την περιοχή με μαύρο χρώμα
11. for i in range(1, num_labels):
12. if stats[i, cv2.CC_STAT_AREA] < 500: # Αυτό το όριο
    προσαρμόζεται ανάλογα με το μέγεθος της τρύπας που θέλουμε να
    γεμίσουμε
13. cv2.floodFill(binary, None, (int(centroids[i][0]),
    int(centroids[i][1])), 0)

14. # Αντιστροφή της εικόνας πίσω στην αρχική μορφή (μαύρο φόντο)
15. fill_image = cv2.bitwise_not(binary)

16. # Εφαρμογή διαστολής και διάβρωσης
17. kernel = np.ones((2, 2), np.uint8) # Μπορείτε να αλλάξετε το
    μέγεθος του πυρήνα ανάλογα με την εικόνα
18. dilated = cv2.dilate(fill_image, kernel, iterations=1)
19. eroded = cv2.erode(dilated, kernel, iterations=1)

20. return eroded
21.

22. def region_growing_mean_intensity(img, seed, threshold=15,
    circle_radius=4):

23. # Αρχικοποίηση
24. height, width = img.shape
25. visited = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)
26. segmented = np.zeros((height, width), dtype=np.uint8)

27. # Μετατροπή της ασπρόμαυρης σε έγχρωμη
28. img_with_seed = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)

29. # Σχεδίαση κύκλου στο αρχικό σημείο
30. cv2.circle(img_with_seed, (seed[1], seed[0]), circle_radius,
    (0, 0, 255), -1)
```

```

31. # Ορισμός γειτονικών σημείων
32. neighbors = [(0,1), (1,0), (0,-1), (-1,0)]

33. # Χρήση ουράς αναμονής για την υλοποίηση της αύξησης της
    περιοχής
34. q = queue.Queue()
35. q.put(seed)

36. # Παρακολουθήστε το άθροισμα των εντάσεων και τον αριθμό των
    εικονοστοιχείων στην αναπτυσσόμενη περιοχή
37. intensity_sum = np.int64(img[seed[0], seed[1]])
38. num_pixels = 1

39. while not q.empty():
40.     x, y = q.get()
41.     if visited[x, y] == 1:
42.         continue
43.     visited[x, y] = 1

44. # Υπολογισμός της τρέχουσας μέσης έντασης της περιοχής
45. avg_intensity = intensity_sum / num_pixels

46. # Έλεγχος του κριτηρίου ομοιότητας με την μέση ένταση του
    αρχικού σημείου σποράς
47. if abs(int(img[x, y]) - avg_intensity) <= threshold:
48.     segmented[x, y] = 255

49. # Ενημέρωση του αθροίσματος των εντάσεων και του αριθμού των
    εικονοστοιχείων στην περιοχή
50. intensity_sum += np.int64(img[x, y])
51. num_pixels += 1

52. # Προσθήκη γειτόνων στην ουρά για περαιτέρω εξέταση
53. for dx, dy in neighbors:
54.     nx, ny = x + dx, y + dy
55.     if 0 <= nx < height and 0 <= ny < width:
56.         q.put((nx, ny))

57. segmented=fill_holes_and_erode_image(segmented)

58. # Δημιουργία της εικόνας επικάλυψης
59. original_img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
60. overlay = original_img_rgb.copy()
61. overlay[segmented == 255] = (0, 0, 255)
62. overlay = cv2.addWeighted(overlay, 0.5, original_img_rgb, 0.5,
    0)

63. return img_with_seed, segmented, overlay

64. # Φόρτωση ξανά της παρεχόμενης εικόνας
65. img_test_overlay = cv2.imread(r"brain3.jpg",
    cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

66. # Ορισμός τις τιμές κατωφλίσωσης

```

```

67.     threshold=30

68.     # Καθορισμός του σημείου εκκίνησης για τον αλγόριθμο ανάπτυξης
        περιοχών
69.     seed_point_overlay = (301, 503) # Αντιστροφή για να ταιριάζει
        με τη μορφή συντεταγμένων του OpenCV

70.     # Εκτέλεση του αλγορίθμου ανάπτυξης περιοχής με το καθορισμένο
        σημείο εκκίνησης
71.     img_with_seed_circle_overlay, segmented_image_overlay,
        overlay_image = region_growing_mean_intensity(img_test_overlay,
        seed_point_overlay, threshold)

72.     cv2.imwrite(r'segmented1brain3.jpg', segmented_image_overlay)

73.     # Εμφάνιση των αποτελεσμάτων
74.     plt.figure(figsize=(18, 6))

75.     plt.subplot(1, 3, 1)
76.     plt.imshow(cv2.cvtColor(img_with_seed_circle_overlay,
        cv2.COLOR_BGR2RGB))
77.     plt.title("Original Image with Seed Point")
78.     plt.axis('off')

79.     plt.subplot(1, 3, 2)
80.     plt.imshow(segmented_image_overlay, cmap='gray')
81.     plt.title("Segmented Image with T=" + str(threshold))
82.     plt.axis('off')

83.     plt.subplot(1, 3, 3)
84.     plt.imshow(cv2.cvtColor(overlay_image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
85.     plt.title("Overlay Image")
86.     plt.axis('off')

87.     plt.tight_layout()
88.     plt.show()

```

### Ανάλυση του κώδικα

Ο κώδικας πρακτικά αποτελείται από δυο κύριες συναρτήσεις. Την συνάρτηση για το γέμισμα των οπών και τη συνάρτηση για την τμηματοποίηση της εικόνας με την μέθοδο ανάπτυξης περιοχής. Για τον κώδικα σε python την τμηματοποίηση εικόνας ισχύουν ακριβώς τα ίδια με το υποκεφάλαιο 6.4.3.. Πρακτικά προστίθονται οι γραμμές 5 εως 20 και η γραμμή 57. Συγκεκριμένα:

Η συνάρτηση `fill_holes_and_erode_image` χρησιμοποιείται για να γεμίσει οπές. Τα μαύρα εικονοστοιχεία μέσα στην λευκή τμηματοποιημένη περιοχή χρωματίζονται λευκά και χρησιμοποιεί γειτονίες σε σχήμα σταυρού.

1. Χρήση της συνάρτησης `cv2.threshold` της βιβλιοθήκης OpenCV για να εφαρμόσει δυαδικό κατώφλι στην εικόνα και στη συνέχεια να αντιστρέψει το αποτέλεσμα. Η εικόνα μετατρέπεται σε μαύρο και λευκό με βάση μια τιμή κατωφλίου. Παράμετροι:

-`image`: Η εικόνα εισόδου που θέλουμε να επεξεργαστούμε. Αυτή θα πρέπει να είναι σε κλίμακα του γκρι για να εφαρμοστεί η κατωφλίωση.

-`128`: Η τιμή κατωφλίου. Εικονοστοιχεία με τιμή φωτεινότητας μεγαλύτερη από 128 θα γίνουν λευκά (255) πριν την αντιστροφή, και εκείνα με τιμή φωτεινότητας κάτω από 128 θα γίνουν μαύρα (0).

-`255`: Η τιμή που θα έχουν τα εικονοστοιχεία που ξεπερνούν το κατώφλι, δηλαδή λευκό.

-`cv2.THRESH_BINARY_INV`: Ορίζει τον τύπο της κατωφλίωσης. Η συγκεκριμένη τιμή σημαίνει ότι μετά την εφαρμογή της κατωφλίωσης, τα χρώματα θα αντιστραφούν. Δηλαδή, τα εικονοστοιχεία που ήταν να γίνουν λευκά θα γίνουν μαύρα και το αντίστροφο.

- `_` : Αυτός ο χαρακτήρας στον κώδικα χρησιμοποιείται για να αγνοήσει την τιμή επιστροφής της συνάρτησης που δεν χρησιμοποιείται. Η `cv2.threshold` επιστρέφει δύο τιμές: την τιμή κατωφλίου που χρησιμοποιήθηκε και την τελική δυαδική εικόνα. Εδώ, μας ενδιαφέρει μόνο η δυαδική εικόνα.

2. Χρήση της συνάρτησης `cv2.connectedComponentsWithStats` για την αναζήτηση των συνδέσεων των συνιστωσών (connected components) σε μια δυαδική εικόνα και να παρέχει στατιστικά στοιχεία για κάθε συνιστώσα. Παράμετροι:

-`binary`: Η δυαδική εικόνα εισόδου. Αυτή η εικόνα πρέπει να έχει υποστεί κατωφλίωση προκειμένου να διαχωριστούν τα αντικείμενα από το φόντο. Τα εικονοστοιχεία που αντιπροσωπεύουν τα αντικείμενα θα πρέπει να έχουν τιμή 255 (λευκό) και το φόντο 0 (μαύρο).

-`connectivity=4`: Η συνδεσιμότητα που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο των εικονοστοιχείων. Η τιμή 4 δηλώνει ότι μια συνιστώσα θεωρείται συνεκτική αν τα εικονοστοιχεία είναι γειτονικά στους οριζόντιους και κατακόρυφους άξονες.

Επιστρέφει:

-`num_labels`: Ο αριθμός των connected components που βρέθηκαν στην εικόνα, συμπεριλαμβανομένου και του φόντου.

-`labels`: Πίνακας με την ίδια διάσταση με την εικόνα, που δίνει μια ετικέτα σε κάθε συνιστώσα.

-`stats`: Ένας πίνακας που περιέχει στατιστικά στοιχεία για κάθε συνιστώσα. Για κάθε συνιστώσα, τα στατιστικά περιλαμβάνουν τη θέση του πλαισίου περιβάλλοντος (`x`, `y`, `width`, `height`) και άλλα.

-centroids: Ένας πίνακας που περιέχει τις συντεταγμένες (x, y) των κέντρων μάζας (centroids) για κάθε συνιστώσα.

3. Γέμισμα των τρυπών: για κάθε συνεκτική περιοχή που δεν είναι η φόντο, γεμίζουμε την περιοχή με μαύρο χρώμα. Η for ξεκινά από την ετικέτα 1 επειδή η ετικέτα 0 αντιστοιχεί συνήθως στο φόντο της εικόνας, και η επανάληψη θέλει να εφαρμοστεί μόνο στα αντικείμενα και όχι στο φόντο.

-stats[i, cv2.CC\_STAT\_AREA] < 500: Ελέγχει αν η επιφάνεια της συνιστώσας είναι μικρότερη από 500 εικονοστοιχεία. Αυτό το όριο προσαρμόζεται ανάλογα με το μέγεθος της τρύπας που θέλουμε να γεμίσουμε

-cv2.floodFill: Η συνάρτηση χρησιμοποιείται για να γεμίσει τις εντοπισμένες περιοχές (οπές) με μαύρο χρώμα.

4. Η συνάρτηση cv2.bitwise\_not χρησιμοποιείται για να εφαρμόσει τη λογική πράξη NOT σε κάθε εικονοστοιχείο της δυαδικής εικόνας. Αυτό σημαίνει ότι αντιστρέφει την εικόνα πίσω στην αρχική της μορφή, δηλαδή τα: τα μαύρα εικονοστοιχεία (τιμή 0) της εικόνας γίνονται λευκά (τιμή 255) και τα λευκά εικονοστοιχεία (τιμή 255) γίνονται μαύρα (τιμή 0).

5. Εφαρμογή διαστολής και διάβρωσης μέσω της cv2.dilate και της cv2.erode. Το τελευταίο κομμάτι του κώδικα χρησιμοποιείται για το γέμισμα πολύ μικρών οπών.

-kernel: Ο πυρήνας που χρησιμοποιείται για τη διαδικασία διάβρωσης και διαστολής. Το μέγεθος του πυρήνα μπορεί να αλλάξει ανάλογα τις απαιτήσεις της εικόνας.

6. segmented=fill\_holes\_and\_erode\_image(segmented), ορισμός σε ποια εικόνα θα γίνει το γέμισμα των οπών.

Αφου πραγματοποιήθηκε το γέμισμα των οπών στις τμηματοποιημένες εικόνες, ακολούθησε η σύγκριση αυτών με τις χειροκίνητες τμηματοποιημένες εικόνες. Η αποτελεσματικότητα της τμηματοποίησης μετράται βάσει της ικανότητάς του να διαχωρίζει τις περιοχές ενδιαφέροντος (πχ κακοήθεια) από το υπόλοιπο μέρος της εικόνας με τρόπο που να συμφωνεί με την πραγματική έκταση της βλάβης στην εικόνα.

Η μέθοδος αξιολόγησης που πραγματοποιήθηκε αποσκοπεί στην σύγκριση της τμηματοποίησης που παράγεται από τον αλγόριθμο με την ιδανική χειροκίνητη τμηματοποίηση. Αυτό επιτυγχάνεται με τη φόρτωση και την επεξεργασία δύο δυαδικών εικόνων: την εικόνα που προέρχεται από τον αλγόριθμο και την ιδανική τμηματοποίηση. Μετά την επεξεργασία, υπολογίζεται η διαφορά μεταξύ των δύο εικόνων, προκειμένου να εντοπιστούν οι περιοχές όπου ο αλγόριθμος υπερέρχει ή υστερεί σε σχέση με την ιδανική τμηματοποίηση.

Η αξιολόγηση αυτή περιλαμβάνει τον υπολογισμό δύο βασικών ποσοτικών παραμέτρων: το ποσοστό των εικονοστοιχείων που έχασε ο αλγόριθμος σε σχέση με την ιδανική τμηματοποίηση και το ποσοστό των εικονοστοιχείων που προστέθηκαν λανθασμένα από τον αλγόριθμο. Αυτές οι παράμετροι παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για την ακρίβεια και την αποδοτικότητα της τμηματοποίησης διευκολύνοντας την επιλογή της αποδοτικότερης μεθόδου για την επεξεργασία της ιατρικής εικόνας. Παρκάτω δίνεται κώδικας σε python για την σύγκριση της τμηματοποίησης που παράγεται από τον αλγόριθμο σε σχέση την ιδανική χειροκίνητη τμηματοποίηση.

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def load_and_convert_to_binary(image_path):
    # Φόρτιση εικόνας και μετατροπή σε grayscale
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    # Μετατροπή της εικόνας σε δυαδική (0 ή 255)
    _, binary_image = cv2.threshold(image, 127, 255,
cv2.THRESH_BINARY)
    return binary_image

def count_pixels(image):
    # Μέτρηση των λευκών και μαύρων pixels
    white_pixels = np.sum(image == 255)
    black_pixels = np.sum(image == 0)
    return white_pixels, black_pixels

def calculate_ratios(A, pos, neg):
    # Υπολογισμός των λόγων
    total_white_A = np.sum(A == 255)
    ratio_pos = 100*pos / total_white_A
    ratio_neg = 100*neg / total_white_A
    # Εκτύπωση των τιμών των λόγων
    print("Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο
αλγόριθμος: {:.2f}".format(ratio_pos), "%")
    print("Ποσοστό pixels εκτός ιδανικής τμηματοποίησης που έλαβε ο
αλγόριθμος: {:.2f}".format(ratio_neg), "%")

    return ratio_pos, ratio_neg

def subtract_and_count(A, B):
    # Υπολογισμός της διαφοράς A - B και μέτρηση των θετικών και
αρνητικών pixels
    diff = A.astype(int) - B.astype(int)
    pos = np.sum(diff > 0)
```

```

neg = np.sum(diff < 0)
return pos, neg, diff

def composite_image(A, B, diff):
    # Δημιουργία σύνθετης εικόνας
    composite = np.zeros(A.shape + (3,), dtype=np.uint8)
    composite[A == 255] = [255, 255, 255] # Λευκό όπου η A είναι
    λευκή
    composite[B == 255] = [255, 255, 255] # Λευκό όπου η B είναι
    λευκή
    composite[diff > 0] = [0, 0, 255] # Μπλε όπου η διαφορά
    είναι θετική
    composite[diff < 0] = [255, 0, 0] # Κόκκινο όπου η διαφορά
    είναι αρνητική
    return composite

# Φόρτωση και μετατροπή των εικόνων
A =
load_and_convert_to_binary(r'C:\Users\30694\Pictures\braintumour100.j
pg')
B = load_and_convert_to_binary(r'C:\Users\30694\Pictures\maria.jpg')

# Υπολογισμός της διαφοράς και μέτρηση των pixels
pos, neg, diff = subtract_and_count(A, B)

# Υπολογισμός των λόγων
ratio_pos, ratio_neg = calculate_ratios(A, pos, neg)

# Δημιουργία της σύνθετης εικόνας
composite = composite_image(A, B, diff)

# Εμφάνιση της σύνθετης εικόνας
plt.imshow(composite)
plt.show()

```

### Ανάλυση του κώδικα

Ο παραπάνω κώδικας είναι σχεδιασμένος για να φορτώνει, και να συγκρίνει δύο δυαδικές εικόνες με σκοπό την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας μιας μεθόδου τμηματοποίησης με βάση την ανάπτυξη περιοχών. Συγκεκριμένα:

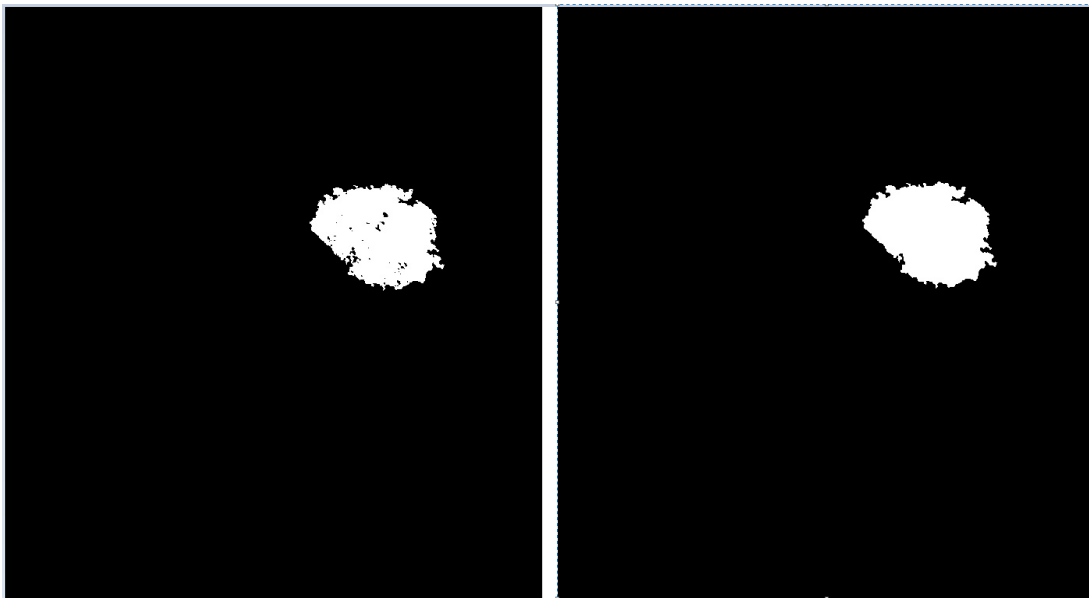
1. `load_and_convert_to_binary(image_path)`: Φορτώνει μια εικόνα από το διαδρομή που δίνεται και τη μετατρέπει σε κλίμακα του γκρι και στη συνέχεια τη μετατρέπει σε δυαδική (μόνο μαύρο ή λευκό) με κατωφλίωση. Συγκεκριμένα, φορτώνονται δυο εικόνες: A η εικόνα που προκύπτει από την ιδανική τμηματοποίηση, B η τμηματοποιημένη εικόνα που προκύπτει από τον αλγόριθμο.
2. `count_pixels(image)`: Μετρά τον αριθμό των λευκών και μαύρων εικονοστοιχείων σε μια

δυναδική εικόνα.

3. `calculate_ratios(A, pos, neg)`: Υπολογίζει και εμφανίζει τα ποσοστά των εικονοστοιχείων που έχασε ή έλαβε επιπλέον ο αλγόριθμος τμηματοποίησης σε σχέση με την ιδανική τμηματοποίηση, βάσει της σύγκρισης δύο εικόνων.
4. `subtract_and_count(A, B)`: Υπολογίζει τη διαφορά μεταξύ δύο δυναδικών εικόνων και μετρά τον αριθμό των θετικών και αρνητικών εικονοστοιχείων, δηλαδή πόσα εικονοστοιχεία υπάρχουν στην πρώτη εικόνα και λείπουν από τη δεύτερη και αντίστροφα.
5. `composite_image(A, B, diff)`: Δημιουργεί μια σύνθετη εικόνα που δείχνει σε λευκό χρώμα τα εικονοστοιχεία που ταιριάζουν μεταξύ των δύο εικόνων, σε μπλε τα εικονοστοιχεία που υπάρχουν στην πρώτη αλλά όχι στη δεύτερη, και σε κόκκινο τα εικονοστοιχεία που υπάρχουν στη δεύτερη αλλά όχι στην πρώτη.

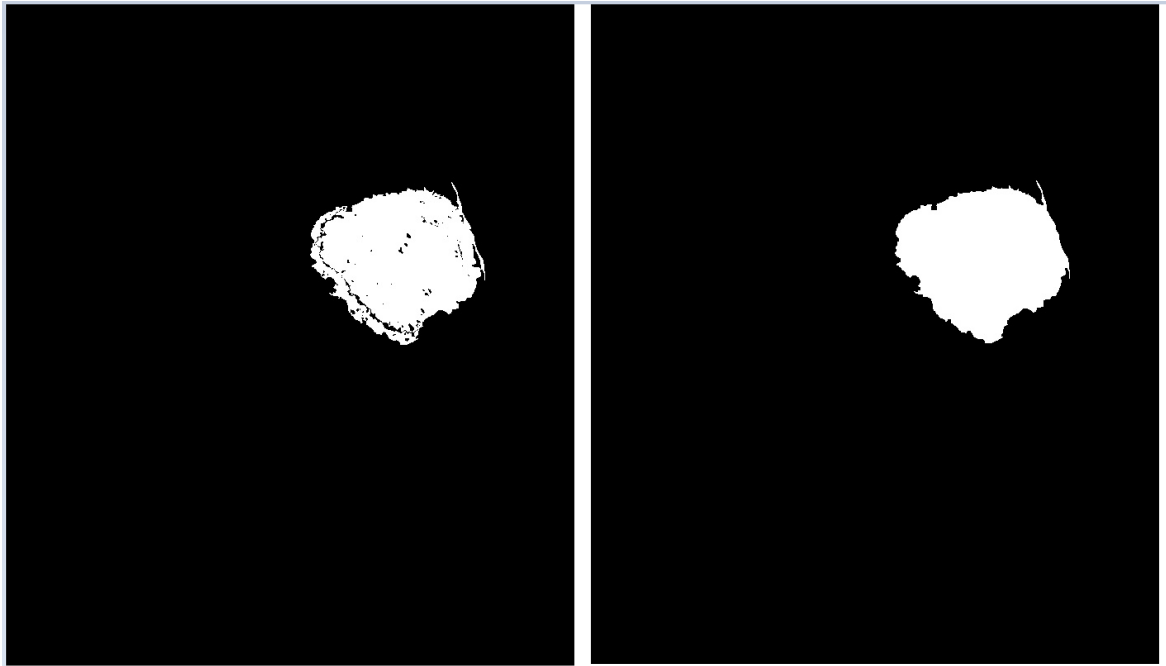
Παρακάτω, παρατίθενται τα αποτελέσματα από την αξιολόγηση για τη σύγκριση της τμηματοποίησης με έναν και πολλαπλούς σπόρους και τη σύγκριση για τη τμηματοποίηση σε εικόνα που έχει πρώτα επεξεργαστεί με φίλτρο μέσου όρου σε σχέση με την μη φιλτραρισμένη εικόνα

- **Αποτελέσματα για τη σύγκριση με έναν και με πολλαπλούς σπόρους με περισσότερους σπόρους και διαφορετικά κατώφλια.**



**Εικόνα 6.37:** Αριστερά, Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή με έναν σπόρο. Δεξιά Η τμηματοποιημένη περιοχή με έναν σπόρο μετά το γέμισμα των οπών

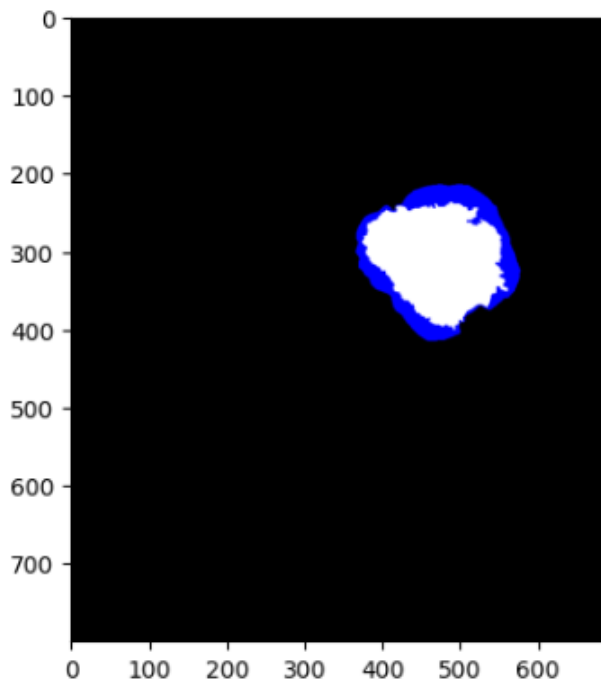




Εικόνα 6.38: Αριστερά, Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή με τρεις σπόρους

Δεξιά Η τμηματοποιημένη περιοχή με τρεις σπόρους μετά το γέμισμα των οπών

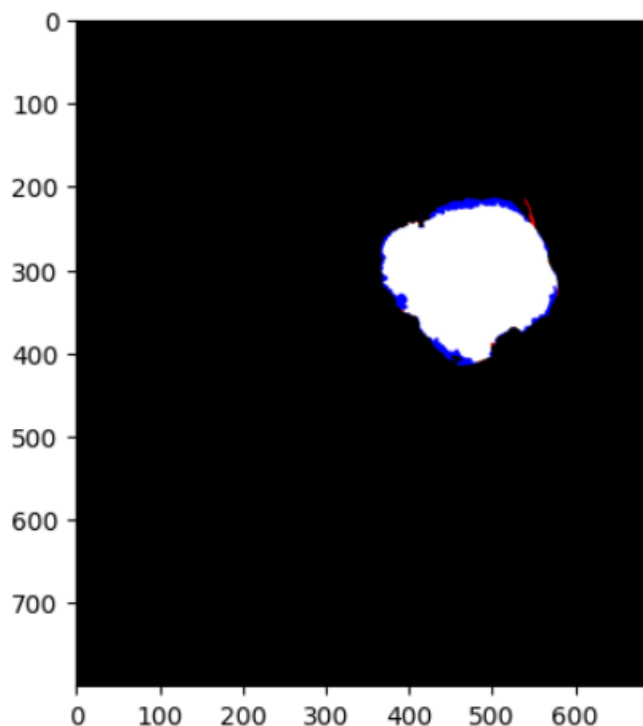
Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος: 32.04 %  
 Ποσοστό pixels εκτός ιδανικής τμηματοποίησης που έλαβε ο αλγόριθμος: 0.00 %



Εικόνα 6.39: Αποτελέσματα αξιολόγησης μέσω python, μετά την σύγκριση της χειροκίνητης-ιδανικής τμηματοποίησης με την τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή και χρήση ενός

σπόρου. Με μπλέ χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έχασε ο αλγόριθμος από την ιδανική τμηματοποίηση. Με κόκκινο χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έλαβε επιπλέον ο αλγόριθμος.

Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος: 8.45 %  
 Ποσοστό pixels εκτός ιδανικής τμηματοποίησης που έλαβε ο αλγόριθμος: 0.49 %

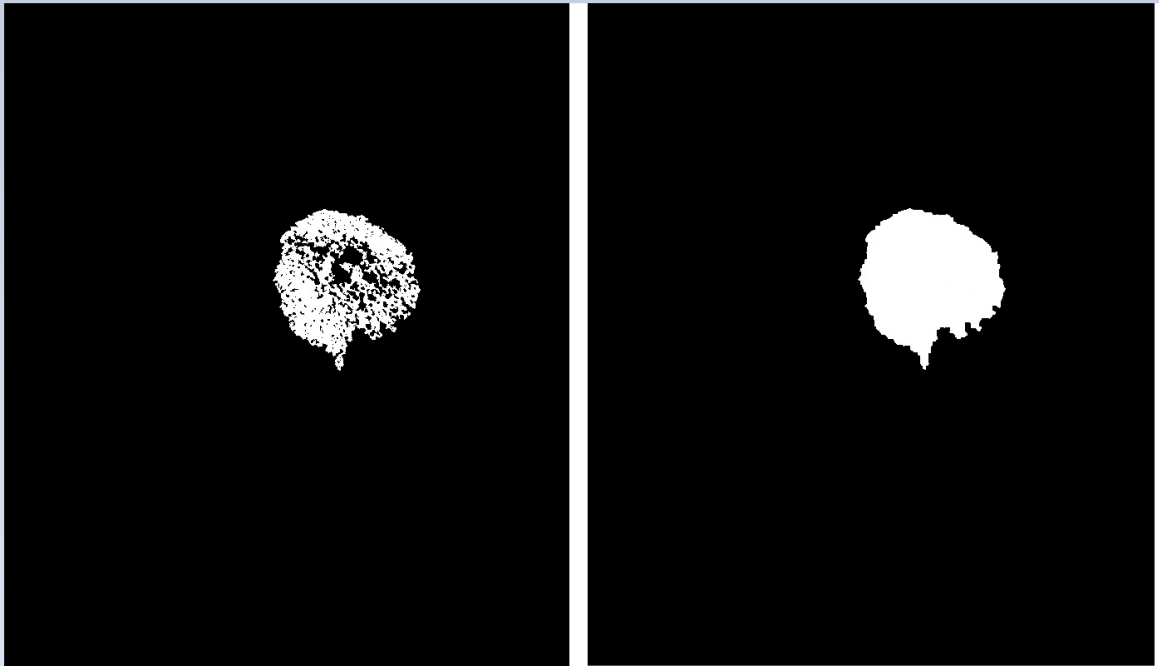


Εικόνα 6.40: Αποτελέσματα αξιολόγησης μέσω rython, μετά την σύγκριση της χειροκίνητης-ιδανικής τμηματοποίησης με την τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή και χρήση πολλαπλών σπόρων. Με μπλέ χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έχασε ο αλγόριθμος από την ιδανική τμηματοποίηση. Με κόκκινο χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έλαβε επιπλέον ο αλγόριθμος.

	Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος	Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος
Τμηματοποίηση με έναν σπόρο	32,04%	0%
Τμηματοποίηση με τρεις σπόρους	8,45%	0,49%

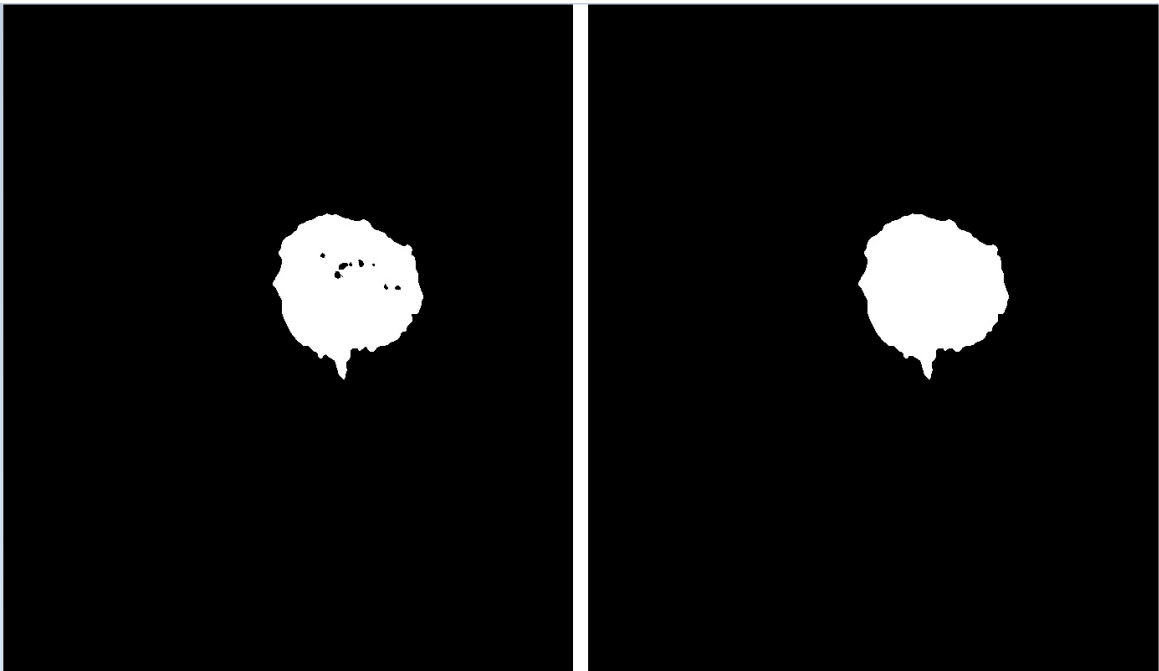
Πίνακας 6.1: Συγκριτικός πίνακας για το ποσοστό των εικονοστοιχείων που έχασε και πρόσθεσε ο αλγόριθμος σε σχέση με την ιδανική τμηματοποίηση

- Αποτελέσματα για τη σύγκριση με και χωρίς χρήση φίλτρου μέσου όρου



Εικόνα 6.41: Αριστερά, Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή χωρίς χρήση φίλτρου μέσου όρου

Δεξιά, η τμηματοποιημένη περιοχή χωρίς φίλτρο μέσου όρου μετά το γέμισμα των οπών

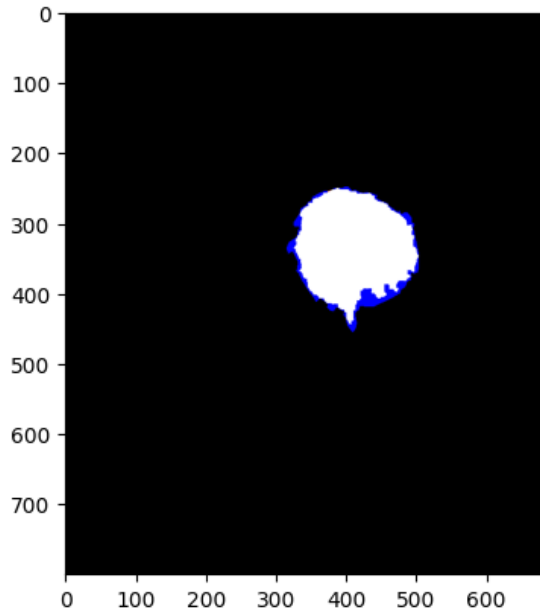


Εικόνα 6.42: Αριστερά, Αποτέλεσμα της τμηματοποίησης με ανάπτυξη περιοχής. Η περιοχή που επισημαίνεται με λευκό χρώμα αντιπροσωπεύει την τμηματοποιημένη περιοχή με χρήση

## Φίλτρου μέσου όρου

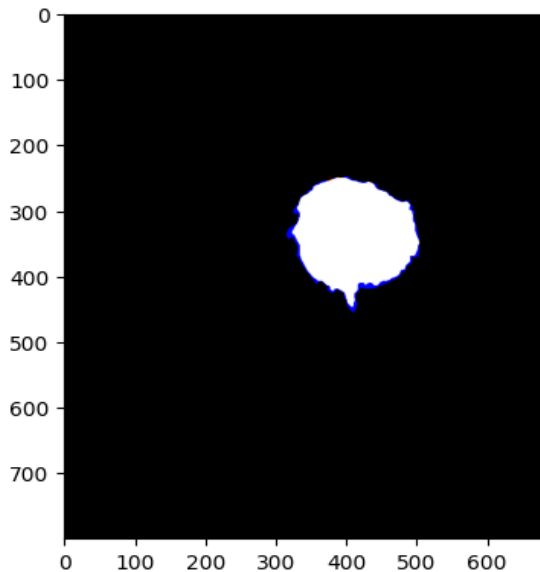
Δεξιά, η τμηματοποιημένη περιοχή με φίλτρο μέσου όρου, μετά το γέμισμα των οπών

Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος: 12.48 %  
Ποσοστό pixels εκτός ιδανικής τμηματοποίησης που έλαβε ο αλγόριθμος: 0.01 %



Εικόνα 6.43: Αποτελέσματα αξιολόγησης μέσω python, μετά την σύγκριση της χειροκίνητης-ιδανικής τμηματοποίησης με την τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή και χωρίς χρήση φίλτρου μέσου όρου. Με μπλέ χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έχασε ο αλγόριθμος από την ιδανική τμηματοποίηση. Με κόκκινο χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έλαβε επιπλέον ο αλγόριθμος.

Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος: 6.71 %  
Ποσοστό pixels εκτός ιδανικής τμηματοποίησης που έλαβε ο αλγόριθμος: 0.04 %



Εικόνα 6.44: Αποτελέσματα αξιολόγησης μέσω python, μετά την σύγκριση της χειροκίνητης-ιδανικής τμηματοποίησης με την τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή και χρήση

φίλτρου μέσου όρου. Με μπλέ χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έχασε ο αλγόριθμος από την ιδανική τμηματοποίηση. Με κόκκινο χρώμα παρουσιάζεται η περιοχή που έλαβε επιπλέον ο αλγόριθμος.

	Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος	Ποσοστό pixels της ιδανικής τμηματοποίησης που έχασε ο αλγόριθμος
Τμηματοποίηση χωρίς φίλτρο μέσου όρου	12,48%	0,01%
Τμηματοποίηση με φίλτρο μέσου όρου	6,71%	0,04%

**Πίνακας 6.2:** Συγκριτικός πίνακας για το ποσοστό των εικονοστοιχείων που έχασε και πρόσθεσε ο αλγόριθμος σε σχέση με την ιδανική τμηματοποίηση

## Κεφάλαιο 7<sup>ο</sup>: Συμπεράσματα

Η επεξεργασία εικόνας και συγκεκριμένα η τμηματοποίηση είναι μια σημαντική διαδικασία στην ακτινοθεραπεία. Μέσω των αλγορίθμων τμηματοποίησης μπορεί να επιτευχθεί η αναγνώριση κακοηθών δομών σε σχέση με τον υπόλοιπο περιβάλλοντα υγιή ιστό σε μια ιατρική εικόνα. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα αυτής της διαδικασίας είναι ότι με τον ακριβή καθορισμό του όγκου στόχου και την οριοθέτηση του από τα κρίσιμα όργανα (OARs) εξασφαλίζεται ότι ο όγκος – στόχος λαμβάνει την επαρκή δόση ενώ παράλληλα μειώνεται της έκθεσης των υγιών ιστών.

Στην παρούσα διπλωματική εργασία εφαρμόστηκαν δύο μέθοδοι τμηματοποίησης μέσω της γλώσσας προγραμματισμού Python και συγκεκριμένα η μέθοδος της καθολικής κατωφλίωσης και η τμηματοποίηση με αναπτυσσόμενη περιοχή εστιάζοντας σε εικόνες αξονικής τομογραφίας όπου πραγματοποιείται και ο σχεδιασμός του πλάνου θεραπείας. Όσο αφορά την καθολική κατωφλίωση, όπου χρησιμοποιείται ένα σταθερό κατώφλι για όλη την εικόνα, παρατηρήθηκε ότι η μέθοδος μπορεί να είναι αποτελεσματική όταν η εικόνα παρουσιάζει σαφή διαχωρισμό των εντάσεων μεταξύ των εικονοστοιχείων της κακοήθειας και των γύρω υγιών ιστών. Ωστόσο σε εικόνες με χαμηλή αντίθεση, όπου οι εντάσεις είναι παρόμοιες, η επιλογή ενός κατάλληλου κατωφλίου γίνεται δύσκολη και η μέθοδος μπορεί να αποτύχει. Επίσης, ένα από τα βασικά συμπεράσματα για την καθολική κατωφλίωση ήταν ότι η επιλογή του κατάλληλου κατωφλίου διαδραματίζει πολύ σημαντικό ρόλο στο να γίνει σωστά η τμηματοποίηση, καθώς ένα μη κατάλληλο κατώφλι μπορεί να οδηγήσει στο να συμπεριληφθούν μη επιθυμητές περιοχές ή να αφαιρεθούν σημαντικές περιοχές.

Η τμηματοποίηση με ανάπτυξη περιοχής βασίζεται σε ένα κριτήριο ομοιότητας και επιλέγεται σημείο – σπόρος για την εκκίνηση του αλγορίθμου ανάπτυξης περιοχής. Ω; κριτήριο ομοιότητας επιλέχθηκε η μέση τιμή έντασης. Με βάση το συγκεκριμένο κριτήριο, παρατηρήθηκε ότι εικόνες με σαφή διάκριση μεταξύ της μέσης τιμής έντασης μεταξύ περιοχής βλάβης και περιβάλλοντος υγιούς ιστού, η μέθοδος εξασφαλίζει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Αντιθέτως, σε συνθήκες ομοιογένειας στη μέση τιμή της έντασης, η μέθοδος μπορεί να αποτύχει. Βασικά συμπεράσματα για την επιτυχή τμηματοποίηση είναι επίσης η προσεκτική επιλογή του κριτηρίου ομοιότητας ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της εικόνας και η κατάλληλη τοποθέτηση του σπόρου για την εκκίνηση της διαδικασίας.

Σημαντικό είναι να τονιστεί ότι σε ετερογενούς έντασης βλάβες, η εφαρμογή

περισσότερων σημείων εκκίνησης οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα τμηματοποίησης. Τέλος, σημαντικό βήμα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων ήταν η επεξεργασία της εικόνας. Τεχνικές όπως η εφαρμογή φίλτρου μέσου όρου βοηθούν στη μείωση του θορύβου και στη βελτίωση της αντίθεσης της εικόνας, διευκολύνοντας με τις μεθόδους τμηματοποίησης να διαχωριστούν με μεγαλύτερη ακρίβεια περιοχές ενδιαφέροντος.

Εν κατακλείδι, με βάση τη διαδικασία και την εφαρμογή των μεθόδων τμηματοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία, η ανάλυση και επεξεργασία εικόνας είναι ένα βασικό εργαλείο με καίριες εφαρμογές στην ακτινοθεραπεία. Τέλος, μελλοντική έρευνα αποτελεί η μελέτη τεχνικών και εφαρμογών, μέσω εκπαίδευσης ενός συστήματος και χρήσης αλγορίθμων βαθιάς μάθησης, για την αυτόματη τμηματοποίηση στον σχεδιασμό της ακτινοθεραπείας.

## Βιβλιογραφία

1. Ε. Γεωργίου, **Ιατρική Φυσική: Διαγνωστικές και θεραπευτικές εφαρμογές των ακτινοβολιών**, Εκδόσεις Πασχαλίδης, Αθήνα 2014
2. Κ. Ψαράκος, **Ιατρική Φυσική: Στοιχεία Ακτινοφυσικής και Εφαρμογές στην Ιατρική. Ακτινοβιολογία, Ακτινοπροστασία**, 4<sup>th</sup>ed., Θεσσαλονίκη 2005
3. Π. Γ. Τσέκερης, **Αρχές ακτινοβιολογίας ακτινοθεραπείας** Εφύρα, Ιωάννινα 2006, κεφάλαιο: 32,33
4. Φ. Α. Άννινος, **Ιατρική Φυσική και Ακτινοφυσική**, Επιστημονικές εκδόσεις Παρισιανού Α. Ε., Αθήνα 2010
5. Πάρις Α. Κοσμίδης, Γεώργιος Τσακίρης, **Ογκολογία-Ραδιοβιολογία βασικές γνώσεις**, Ιατρικές Εκδόσεις Λίτσας, Αθήνα 2009
6. Κ. Πιστεύου–Γομπάκη, **Αρχές Ακτινοθεραπευτικής Ογκολογίας**, 2<sup>nd</sup>ed. Θεσσαλονίκη: University Studio Press, 2013, κεφάλαιο 2
7. E. B.Podgorsak, **Radiation Oncology Physics: A Handbook For Teachers and Students**, International Atomic Energy Agency Vienna, 2005 pp.485-504, 505-545.
8. Χαρούπα Αντιγόνη,**Διασφάλιση ποιότητας δέσμης γραμμικού επιταχυντή με τη χρήση του δυσδιάστατου Daily QA3**,Πτυχιακή εργασία, Θεσσαλονίκη 2016
9. Κωνσταντίνος Δαρδούφας, **Πρόοδοι στην Ακτινοθεραπεία**, Σημειώσεις μαθήματος ακτινοθεραπείας, Δ.Δ.Π.Μ.Σ Ιατρικής Φυσικής, Αθήνα 2018
10. Brahme A., **Solution of an integral equation encountered in rotation therapy**, Phys.Med.Biol 1982; Oct 27(10):1221-9.
11. Simeon Nill, Ralf Hinderer, and Uwe Oelfke, **New Technologies in Radiation Oncology, X-IMRT**, chapter 23, Springer 2006.
12. Faiz M. Khan, **Treatment Planning in Radiation Oncology**, 2nd ed. Philadelphia USA Lippincott Williams & Wilkins, 2007
13. Παπάρη Ζωή, **Σύγκριση Υπολογισμού Δόσης με Διαφορετικούς Αλγόριθμους (Monte Carlo, Collapsed Cone) στην Ακτινοθεραπεία**, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Διαπανεπιστημιακό Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών στην Ιατρική Φυσική-Ακτινοφυσική, Θεσσαλονίκη 2017
14. Giuseppe Carlo Iorio et al, **Volumetric modulated arc therapy (VMAT) to deliver nodal irradiation in breast cancer patients**, Medical Oncology (2018) 35:1



15. Elinore Wieslander et al, **A virtual linear accelerator for verification of treatment planning systems**, Phys. Med. Biol. 45 (2000) 2887–2896. Printed in the UK
16. S. Goyal and T. Kataria, **Image Guidance in Radiation Therapy: Techniques and Applications**, Division of Radiation Oncology, Gurgaon, India, 2014.
17. ICRU 62 (1999), **Prescribing, recording and reporting photon beam therapy**, ICRU report no.62(supplement to ICRU report no. 50).ICRU, Bethesda, Maryland.
18. B. Giraud., **The DICOM standard: A brief overview**, NATO Security through Science Series B: Physics and Biophysics, January 2008
19. L. Xing, A. Boyer, T. Pawlicki, G. Luxton ,**Overview of IMRT Treatment Planning Systems**, Department of Radiation Oncology, Stanford University
20. P. Metcalfe, T. Kron, P. Hoban, **The Physics of Radiotherapy X-Rays and Electrons**, Medical Physics Publishing Madison, Wisconsin, 2007,chapter 6
21. P. Mayles, A. Nahum, J. C. Rosenwald, **Handbook of radiotherapy physics: Theory and practice**, Taylor&Francis, New York 2007
22. Τσιάκαλος Ευάγγελος Μιλτιάδης, **Μελέτη της τρισδιάστατης κατανομής δόσης στην ακτινοθεραπεία, παρουσία ετερογενειών στο ανθρώπινο σώμα με τη χρήση προγραμμάτων προσομοίωσης σε H/Y και σύγκριση υπαρχόντων αλγορίθμων υπολογισμού δόσης με τεχνικές Monte Carlo**, Διδακτορική Διατριβή, Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας, Σχολή Επιστημών Υγείας, Τμήμα Ιατρικής, Λάρισα 2005
23. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, **Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας**, Εκδόσεις Τζίολας, Μετάφραση: Αθανάσιος Ι. Μάργαρης, Αθήνα 2018
24. <https://en.m.wikipedia.org/wiki/File:MeningiomaMRISegmentation.png>
25. Κύριλλος Περιστενίδης, **Ψηφιακή Επεξεργασία και κατάτμηση βιοϊατρικών εικόνων με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων**, Πανεπιστήμιο Δυτικής Ατικής, Σχολή Μηχανικών, Τμήμα Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών
26. A. P. Bhagat and M. Atique, "**Medical images: Formats, compression techniques and DICOM image retrieval a survey**," *2012 International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS)*, Coimbatore, India, 2012, pp. 172-176
27. M. Abdullah-Al-Wadud et al, **A Dynamic Histogram Equalization for Image Contrast Enhancement**, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, June 2007
28. ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ Η/Υ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ «**Ανάπτυξη Αρχιτεκτονικής Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου ως Μοντέλο Αναγνώρισης Φορτίου μέσω Μη-παρεμβατικής Προσέγγισης**»

Μυλωνά Δήμητρα, 2023

29. Manpreet Kaur et al, **Survey of Contrast Enhancement Techniques based on Histogram Equalization**, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 2, No. 7, 2011
30. Lewis D. Griffin et al, **Mean, median and mode filtering of images**, Proc. R. Soc. Lond. A, 2000
31. Mithlesh Kumar Kaushik et al, **A Review Paper on Denosing Filter using 2D Gaussian Smooth Filter for Multimedia Application**, International Research Journal of Computer Science (IRJCS) Volume 3, 2016
32. Zohair Al-Ameen et al, **Improving the Sharpness of Digital Image Using an Amended Unsharp Mask Filter**, I.J. Image, Graphics and Signal Processing, 2019
33. Σπύρος Κωστόπουλος, Σημειώσεις μαθήματος: **Προχωρημένες Μέθοδοι Ψηφιακής Επεξεργασίας Σήματος και Εικόνας**, Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής, Τμήμα Μηχανικών Βιοϊατρικής, Μάρτιος 2021
34. Sannihit et al, **Image Segmentation Techniques: A Survey**, International Journal of Engineering and Applied Physics, (2021), pp 127-135
35. Ying Yu et al, **Techniques and Challenges of Image Segmentation : A Review**, Electronics, (2023), 12(5)
36. K. Harrison et al, **Machine Learning for Auto-Segmentation in Radiotherapy Planning, Clinical Oncology**,34 (2022),pp 78-88
37. Chen Zhang et al, **Automatic segmentation for plan-of-the-day selection in CBCT-guided adaptive radiation therapy of cervical cancer**, Phys. Med. Biol. 67 2022
38. Open Source Computer Vision, <https://opencv.org/>
39. Nikhil R. Pal and Sankar K. Pal, **A review on image segmentation techniques**, Pattern Recognition, Vol 26, No 9, pp 1277-1294, 1993
40. Nobuyuki Otsu, **A Threshold Selection Method from Gray Level Histograms**, IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-9, No 1, 1979
41. Sezgin M. & Sankur B. , **Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation**, Journal of Electronic Imaging, 13(1), 146-168, 2004
42. Liao P., Chen T. and Chung P., **A fast algorithm for multilevel thresholding**, Journal of Information Science and Engineering, 17(5), 713-727, 2001

43. Payel Roy et al, **Adaptive Thresholding : A comparative study**, **International Conference on Control Instrumentation, Communication and Computational Technologies**, pp 1182-1186, 2014
44. Joe Air Jiang et al, **An adaptive Image Sengmentation Algorithm for X-ray Quarantine Inspection of Selected Fruits**, **Computers and Electronics in Agriculture** 60, 2008
45. Dzung L. Pham et al, **Current Methods in Medical Image Segmentation**, **Annu Rev. Biomed. Eng** 02: 315-37, 2000
46. Michael Kass et al, **Snakes: Active Contours Models**, **International Journal of Computer Vision**, 321-331, 1998
47. Tony F. Chan, Member, IEEE and Luminita A. Vese, **Active Contours Without Edges**, **IEEE Transactions on Image Processing**, vol. 10, NO. 2, 2001
48. Amit Saxena et al, **A review of clustering techniques and developments**, **Neurocomputing** ,vol 267, pp 664-682, 2017
49. Absalom E. Ezugwu et al, **A comprehensive survey of clustering algorithms: State of the art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects**, **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 110, 2022
50. Hrvoje Kalinic et al, **Atlas-based image segmentation: A Survey**, **Department of Electronic Systems and Information Processing, Faculty of Electrical Engineering and Computing, University of Zagreb**, 2009
51. Numpy, <https://numpy.org/>
52. Matplotlib, <https://matplotlib.org/>
53. W3schools, <https://www.w3schools.com/>
54. geeksForgeeks, <https://www.geeksforgeeks.org/>
55. SCIENCEphotoLIBRARY, <https://www.sciencephoto.com/media/696184/view/brain-tumour-ct-scan>
56. M. Angulakshmi, **Automated Brain Tumor Segmentation Techniques- A review**, **School of Information Technology and Engineering, VIT University, Vellore, India**, 2017
57. SCIENCEphotoLIBRARY, <https://www.sciencephoto.com/media/691686/view/benign-brain-tumour-ct-scan>
58. National Library of Medicine, <https://medpix.nlm.nih.gov/home>