



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
Εθνικόν και Καποδιστριακόν  
Πανεπιστήμιον Αθηνών  
—ΙΔΡΥΘΕΝ ΤΟ 1837—

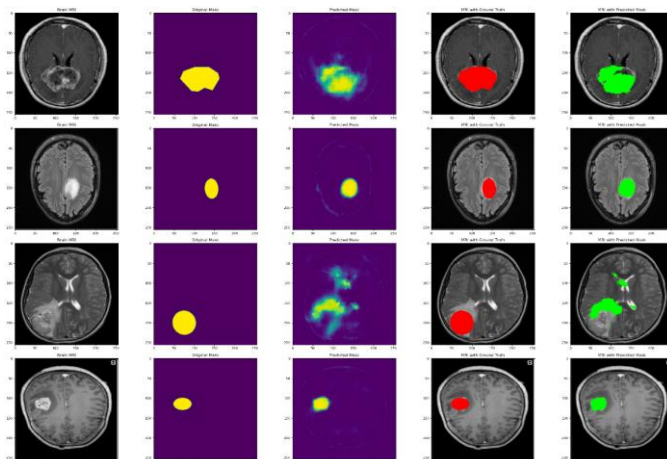
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
Εθνικό και Καποδιστριακό  
Πανεπιστήμιο Αθηνών

ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
«ΒΙΟΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ-ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΒΙΟΛΟΓΙΑ»

Δ Ι Π Λ Ω Μ Α Τ Ι Κ Η Ε Ρ Γ Α Σ Ι Α

## «Ανίχνευση και Ταξινόμηση όγκων εγκεφάλου με χρήση Deep Learning»



**Αθηνά Τσαγκαλίδου**

Πτυχιούχος τμήματος Φυσικής , Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης

**ΑΘΗΝΑ 2024**

$$\sim \parallel \sim$$



HELLENIC REPUBLIC  
National and Kapodistrian  
University of Athens  
—EST. 1837—

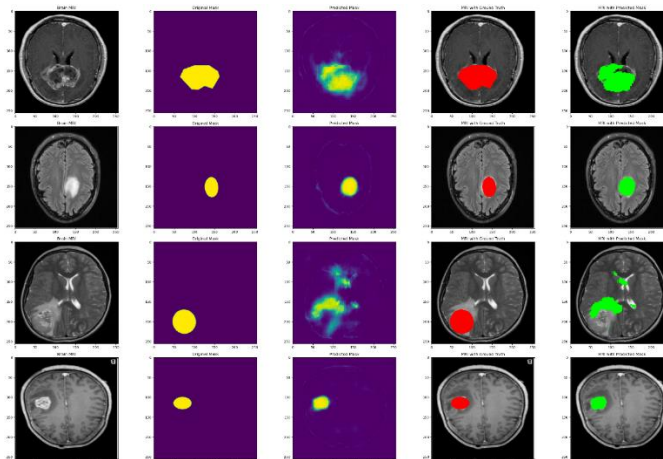
HELLENIC REPUBLIC  
National and Kapodistrian  
University of Athens

SCHOOL OF SCIENCE  
DEPARTMENT OF BIOLOGY

MASTER IN «BIOINFORMATICS-COMPUTATIONAL  
BIOLOGY»

Master Diploma Thesis

# « Brain Tumor Detection and Classification Using Deep Learning »



**Athina Tsagkalidou**

Physics Department, Aristotle University of Thessaloniki

**A T H E N S    2 0 2 4**





ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
Εθνικόν και Καποδιστριακόν  
Πανεπιστήμιον Αθηνών  
—ΙΔΡΥΘΕΝ ΤΟ 1837—

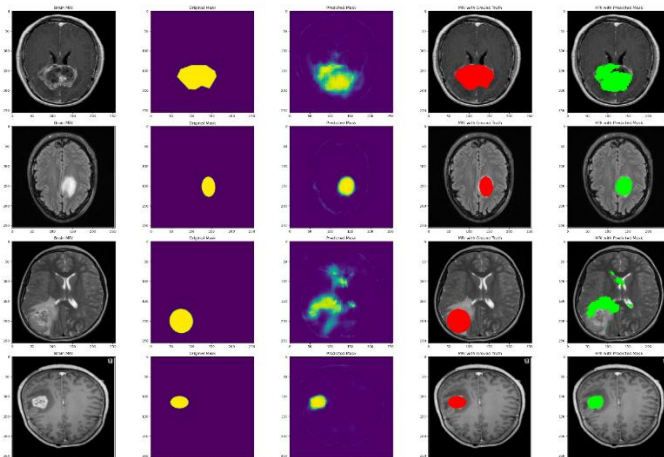
ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
Εθνικό και Καποδιστριακό  
Πανεπιστήμιο Αθηνών

ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΛΟΓΙΑΣ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
«ΒΙΟΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ-ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΒΙΟΛΟΓΙΑ»

## Δ Ι Π Λ Ω Μ Α Τ Ι Κ Η Ε Ρ Γ Α Σ Ι Α

«Ταξινόμηση όγκων εγκεφάλου με χρήση Deep Learning»



Τριμελής εξεταστική επιτροπή

Καθηγητής Μιχαήλ Φιλιππάκης (Επιβλέπων)

*Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Πειραιώς*

Καθηγητής Ιωάννης Τρουγκάκος

*Τομέας Βιολογίας Κυττάρου και Βιοφυσικής,*

*Τμήμα Βιολογίας, Ε.Κ.Π.Α.*

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια Βασιλική Οικονομίδου

*Τομέας Βιολογίας Κυττάρου και Βιοφυσικής,*

*Τμήμα Βιολογίας, Ε.Κ.Π.Α.*



## Περίληψη

Οι εγκεφαλικοί όγκοι αποτελούν μια σοβαρή υγειονομική πρόκληση καθώς αφορούν την ανεξέλεγκτη αύξηση κυτταρικής μάζας στον εγκέφαλο. Μπορεί να προκαλέσουν σοβαρές επιπτώσεις στη λειτουργία του νευρικού συστήματος και την υγεία του ασθενούς. Η έγκαιρη και σωστή ανίχνευση των εγκεφαλικών όγκων είναι ζωτικής σημασίας για την πρόληψη και την αντιμετώπιση πιθανών επιπτώσεων. Οι μέθοδοι ανίχνευσης περιλαμβάνουν ακτινολογικές εξετάσεις, όπως η μαγνητική τομογραφία και η χρήση ακτίνων Χ, καθώς και νευρολογικές εξετάσεις που μπορεί να περιλαμβάνουν τον έλεγχο των νευρολογικών λειτουργιών και την αξιολόγηση των συμπτωμάτων. Η διάγνωση σε συνδυασμό με την αντίστοιχη θεραπευτική αντιμετώπιση μπορεί να βοηθήσει στην αντιμετώπιση των εγκεφαλικών όγκων και στη βελτίωση της ποιότητας ζωής των ασθενών.

Η αυτοματοποιημένη διαδικασία ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων από εικόνες μαγνητικής τομογραφίας είναι ζωτικής σημασίας για τη βελτίωση της διάγνωσης και της θεραπείας των ασθενών και μπορεί να επιτευχθεί με χρήση προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, όπως τα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να εκπαιδευτούν για αυτό τον σκοπό με δεδομένα εικόνων MRI που έχουν σχετικές ετικέτες για την παρουσία εγκεφαλικών όγκων. Αυτό επιτρέπει την αυτόματη ανίχνευση και την πιθανή ταξινόμηση των όγκων με ακρίβεια και ταχύτητα, βοηθώντας τους ιατρούς να εντοπίζουν πιθανά προβλήματα στον εγκέφαλο πιο αποτελεσματικά και γρήγορα. Η χρήση τέτοιων προηγμένων τεχνικών μηχανικής μάθησης μπορεί να οδηγήσει σε πιο ακριβείς διαγνώσεις και στη βελτίωση της περίθαλψης των ασθενών με εγκεφαλικούς όγκους.

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας παρουσιάζονται και συγκρίνονται από δύο μέθοδοι τόσο για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης της ύπαρξης ή μη όγκου σε εγκεφάλους όσο και για το πρόβλημα του ακριβή εντοπισμού θέσης εγκεφαλικών όγκων. Τα συστήματα αυτά δέχονται ως είσοδο εικόνες MRI εγκεφάλων. Για το πρώτο πρόβλημα γίνεται σύγκριση απόδοσης μεταξύ ενός συμβατικού συνελκτικού νευρωνικού δικτύου και ενός προεκπαιδευμένου ResNet50 από το οποίο έγινε μεταφορά μάθησης και ρύθμιση μοντέλου για την επίλυση του προβλήματος. Το προεκπαιδευμένο μοντέλο ταξινόμησης βασισμένο στο ResNet50 είχε καλύτερα αποτελέσματα καθώς πέτυχε ακρίβεια 98.4% σε αντίθεση με το CNN που είχε ακρίβεια 95.6%. Πιο συγκεκριμένα ταξινόμησε επιτυχώς 1475 από τις 1500 εικόνες (98.33%) χωρίς όγκο εγκεφάλου, ενώ 1477 από τις 1500 εικόνες (98.47%) με εγκεφαλικό όγκο προβλέφθηκαν σωστά. Για το δεύτερο πρόβλημα γίνεται σύγκριση απόδοσης μεταξύ δύο αρχιτεκτονικών U-Net των οποίων βασική διαφορά είναι η χρήση υπολειμματικών μπλοκ. Η μέθοδος με την χρήση του δικτύου U-Net και των υπολειμματικών μπλοκ εμφάνισε ακρίβεια 95.15%, ξεπερνώντας την μέθοδο με την χρήση του U-Net που είχε ακρίβεια 94.14%. Με την χρήση του δικτύου U-Net και των υπολειμματικών μπλοκ το σφάλμα που προέκυψε ήταν 0.11, το οποίο είναι καλύτερο συγκριτικά με την μέθοδο U-Net όπου είχε σφάλμα ίσο με 0.35. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι και τα δύο προβλήματα μπορούν να επιλυθούν πολύ αποτελεσματικά από τις προτεινόμενες μεθόδους οι οποίες έχουν πολύ μικρές αποκλίσεις στις προβλέψεις τους.

Επιπλέον αναπτύχθηκε και μια εφαρμογή UI στην οποία ο χρήστης μπορεί να εισάγει εικόνες μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου και να λαμβάνει αυτόματα τις προβλέψεις των καλύτερων προεκπαιδευμένων μοντέλων που αναπτύχθηκαν για το εκάστοτε πρόβλημα.

**Λέξεις κλειδιά:** τεχνητή νοημοσύνη στην ακτινολογία, ογκολογία, καρκίνος εγκεφάλου, όγκοι εγκεφάλου, μηχανική μάθηση, βαθιά μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, ResNet50, U-Net

## Abstract

Brain tumors represent a serious health challenge as they involve the uncontrolled growth of cellular mass in the brain. They can cause severe implications on the function of the nervous system and the patient's health. Early and accurate detection of brain tumors is crucial for the prevention and management of potential consequences. Detection methods include radiological examinations such as magnetic resonance imaging and the use of X-rays, as well as neurological examinations that may involve assessing neurological functions and evaluating symptoms. Diagnosis combined with appropriate therapeutic intervention can help manage brain tumors and improve the quality of life for patients.

Automated detection of brain tumors from magnetic resonance imaging (MRI) images is crucial for improving diagnosis and treatment of patients and can be achieved using advanced machine learning techniques. Machine learning algorithms, such as neural networks, can be trained for this purpose using MRI image data with relevant labels for the presence of brain tumors. This allows for automatic detection and potential classification of tumors with accuracy and speed, helping doctors to more effectively and quickly identify potential brain problems. The use of such advanced machine learning techniques can lead to more accurate diagnoses and improve patient care for those with brain tumors.

Within the scope of this thesis, two methods are presented and compared for both the problem of binary classification of the presence or absence of tumors in brains and for the problem of precise localization of brain tumors. These systems take MRI brain images as input. For the first problem, a performance comparison is made between a conventional convolutional neural network and a pre-trained ResNet50 model leveraging transfer learning and underwent model fine-tuning for problem-solving. The pre-trained classification model based on ResNet50 performed better as it achieved 98.4% accuracy as opposed to CNN which had 95.6% accuracy. More specifically, it successfully classified 1475 out of 1500 images (98.33%) without brain tumor, while 1477 out of 1500 images (98.47%) with brain tumor were correctly predicted. For the second problem, a performance comparison is made between two U-Net architectures, the main difference is the use of residual blocks. The method using the U-Net network and the residual blocks showed an accuracy of 95.15%, surpassing the method using the U-Net which had an accuracy of 94.14%. Using the U-Net network and the residual blocks the resulting error was 0.11, which is better compared to the U-Net method where it had an error equal to 0.35. The results showed that both problems can be effectively solved by the proposed methods, which have very small deviations in their predictions.

Additionally, a UI application was developed where the user can input MRI brain images and automatically receive predictions from the best-pretrained models developed for each respective problem.

**Key Words:** Artificial intelligence in radiology, oncology, brain cancer, brain tumor, machine learning, deep learning, neural networks, ResNet50, U-Net



## Ευχαριστίες

Εκφράζω τις θερμές ευχαριστίες μου στον επιβλέποντα καθηγητή κ. Μιχαήλ Φιλιππάκη, καθηγητή του τμήματος Ψηφιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Πειραιώς για τις πολύτιμες γνώσεις, την επιστημονική καθοδήγηση και την εμπειρία που μου προσέφερε για την ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας μου.

Επίσης οφείλω να ευχαριστήσω τους καθηγητές κ. Ιωάννη Τρουγκάκο και κ. Βασιλική Οικονομίδου, του τμήματος Βιολογίας, που αναπτύσσουν και διευθύνουν το ΠΜΣ Βιοπληροφορικής αλλά και για την υποστήριξη και την καθοδήγηση τους καθ' όλη την διάρκεια του μεταπτυχιακού προγράμματος καθώς και για την συμμετοχή τους στην τριμελή επιτροπή της διπλωματικής μου. Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω όλους όσους συνέβαλαν με κάθε τρόπο, τους καθηγητές του τμήματος Ιατρικής του Πανεπιστημίου Κρήτης για την βοήθεια τους στον τομέα της ιατρικής και της απεικόνισης και όλους τους ανθρώπους που στηρίζουν τις επιλογές μου.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένεια μου, στην οποία οφείλω την διαδρομή των σπουδών μου μέχρι και σήμερα .

Αθήνα , Μάρτιος 2024

# Περιεχόμενα

|                                                            |           |
|------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Συντομογραφίες και Ακρωνύμια.....</b>                   | <b>1</b>  |
| <b>Κατάλογος Εικόνων:.....</b>                             | <b>2</b>  |
| <b>Πρόλογος .....</b>                                      | <b>5</b>  |
| <i>Σκοπός.....</i>                                         | <i>5</i>  |
| <i>Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στην ιατρική .....</i>    | <i>5</i>  |
| <i>Συνοπτική Αναφορά στο περιεχόμενο της εργασίας.....</i> | <i>6</i>  |
| <b>ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ .....</b>                            | <b>7</b>  |
| <b>1. ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ .....</b>                                  | <b>7</b>  |
| 1.1 Φυσιολογία .....                                       | 7         |
| 1.2 Τα μέρη του εγκεφάλου.....                             | 7         |
| 1.3 Σχηματισμός.....                                       | 8         |
| 1.4 Ανατομία.....                                          | 9         |
| 1.4.1 Εγκεφαλικά ημισφαίρια- Φαία και Λευκή Ουσία.....     | 9         |
| 1.4.2 Σύνδεσμοι .....                                      | 10        |
| 1.4.3 Εγκεφαλικό στέλεχος .....                            | 11        |
| 1.4.4 Παρεγκεφαλίδα .....                                  | 11        |
| 1.4.5 Διεγκέφαλος.....                                     | 11        |
| 1.4.6 Φραγμοί ΚΝΣ .....                                    | 12        |
| 1.5 Παθολογία.....                                         | 12        |
| <b>2. ΟΓΚΟΛΟΓΙΑ .....</b>                                  | <b>13</b> |
| 2.1 Καρκίνος .....                                         | 13        |
| 2.1.1 Τι είναι ο καρκίνος .....                            | 13        |
| 2.1.2 Καρκινογένεση .....                                  | 13        |
| 2.1.3 Αιτιολογικοί παράγοντες .....                        | 13        |
| 2.1.4 Επιδημιολογία Καρκίνου.....                          | 14        |
| 2.2 Τύποι Καρκίνου .....                                   | 14        |
| 2.2 Καρκίνος Εγκεφάλου .....                               | 15        |
| 2.2.1 Όγκοι Εγκεφάλου .....                                | 15        |
| 2.2.2 Επιδημιολογία Όγκων Εγκεφάλου .....                  | 15        |
| 2.2.3 Αιτιολογικοί Παράγοντες .....                        | 17        |
| 2.2.4 Όγκοι εγκεφάλου.....                                 | 17        |
| 2.2.5 Συμπτωματολογία όγκων εγκεφάλου .....                | 19        |
| 2.2.6 Διάγνωση όγκων εγκεφάλου .....                       | 19        |
| 2.2.7 Θεραπεία.....                                        | 20        |

|                                                                                              |           |
|----------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>3. ΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>                                                          | <b>20</b> |
| 3.1 Εισαγωγή.....                                                                            | 20        |
| 3.2 Ακτινοβολία.....                                                                         | 20        |
| 3.3 Από τις ακτίνες Χ στον Πυρηνικό Μαγνητικό Συντονισμό και τον Μαγνητικό Τομογράφο.....    | 21        |
| 3.4 Πυρηνικός Μαγνητικός Συντονισμός NMR.....                                                | 22        |
| 3.5 Πυρηνικός Μαγνητικός Συντονισμός-Βασικές αρχές λειτουργίας του Μαγνητικού Τομογράφου ... | 23        |
| 3.6 Η λειτουργία του Μαγνητικού Τομογράφου .....                                             | 25        |
| 3.7 Μαγνητική Τομογραφία για την απεικόνιση του εγκεφάλου.....                               | 27        |
| 3.7.1 Απεικόνιση εγκεφάλου .....                                                             | 27        |
| 3.7.2 Πλεονεκτήματα MT.....                                                                  | 27        |
| 3.7.3 Μειονεκτήματα MT .....                                                                 | 28        |
| 3.8 Διαδικασία παραγωγής εικόνας.....                                                        | 28        |
| 3.8 Σκιαγραφικά .....                                                                        | 29        |
| 3.9 Μαγνητική Τομογραφία στην Ιατρική Πράξη.....                                             | 29        |
| 3.10 Ποιότητα εικόνας .....                                                                  | 30        |
| 3.11 Ακολουθίες Παλμοσειρών – Μηχανισμοί δημιουργίας Αντίθεσης στην εικόνα MT.....           | 30        |
| 3.12 Βασικά Μέρη Μαγνητικού Τομογράφου.....                                                  | 33        |
| 3.13 Η Φυσική της Λειτουργίας του Μαγνητικού Τομογράφου.....                                 | 35        |
| <b>4. Τεχνητή Νοημοσύνη.....</b>                                                             | <b>36</b> |
| 4.1 Μηχανική Μάθηση.....                                                                     | 36        |
| 4.1.1 Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning) .....                                        | 36        |
| 4.1.2 Μεταφερόμενη Μάθηση (Transfer Learning) .....                                          | 38        |
| 4.1.3 Τμηματοποίηση Εικόνας (Image Segmentation).....                                        | 42        |
| 4.1.3.1 Κατωφλίωση - Thresholding.....                                                       | 43        |
| 4.1.3.2 Σημασιολογική τμηματοποίηση - Semantic Segmentation.....                             | 44        |
| 4.1.3.3 Τμηματοποίηση Περιπτώσεων - Instance Segmentation.....                               | 45        |
| 4.1.3.4 Πανοραμική τμηματοποίηση - Panoptic Segmentation .....                               | 45        |
| 4.2 Νευρωνικά Δίκτυα.....                                                                    | 46        |
| 4.2.1 Βιολογικός Νευρώνας.....                                                               | 47        |
| 4.2.2 Τεχνητός Νευρώνας .....                                                                | 48        |
| 4.2.3 Perceptron .....                                                                       | 49        |
| 4.2.4 Πολυστρωματικός Perceptron (Multilayer Perceptron) .....                               | 50        |
| 4.2.5 Συναρτήσεις ενεργοποίησης.....                                                         | 52        |
| 4.2.6 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων .....                                                    | 54        |
| 4.2.6.1 Αλγόριθμος πλέον απότομης Κατάβασης – Κατάβασης Δυναμικού (Gradient Descent).....    | 55        |
| 4.2.6.2 Αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης Σφάλματος (Backward Propagation of Errors) .....           | 56        |
| 4.2.7 Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks) .....                      | 58        |
| 4.2.7.1 Αρχιτεκτονική των Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων .....                               | 59        |
| 4.2.7.2 Συνελκτικό στρώμα.....                                                               | 60        |
| 4.2.7.3 Στρώμα συγκέντρωσης.....                                                             | 64        |
| 4.2.7.4 Πλήρως συνδεδεμένα στρώματα .....                                                    | 65        |
| 4.2.8 Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα - Residual Neural Networks.....                         | 66        |

|                                                                                                       |            |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 4.2.9 Η αρχιτεκτονική U-Net.....                                                                      | 69         |
| <b>ΚΥΡΙΟ ΜΕΡΟΣ.....</b>                                                                               | <b>71</b>  |
| <b>5. Περιγραφή Προβλήματος.....</b>                                                                  | <b>71</b>  |
| <b>6. Περιγραφή Βάσης Δεδομένων.....</b>                                                              | <b>72</b>  |
| <b>7. Ανίχνευση και ακριβής εντοπισμός εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI .....</b>                    | <b>73</b>  |
| 7.1 Ανίχνευση εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI - Πειραματική Διαδικασία και Αποτελέσματα.....        | 74         |
| 7.1.1 Μέθοδος 1 (Χρήση συνελκτικού νευρωνικού δικτύου).....                                           | 76         |
| 7.1.1.1 Η αρχιτεκτονική του συνελκτικού νευρωνικού δικτύου .....                                      | 76         |
| 7.1.1.2 Αποτελέσματα πειραμάτων ταξινόμησης με την χρήση Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου.....          | 78         |
| 7.1.2 Μέθοδος 2 - Μεταφορά μάθησης από προ-εκπαιδευμένο δίκτυο .....                                  | 79         |
| 7.1.2.1 Η αρχιτεκτονική του προ-εκπαιδευμένου μοντέλου ResNet50 .....                                 | 79         |
| 7.1.2.2 Η αρχιτεκτονική του δικτύου ταξινόμησης με χρήση μεταφοράς μάθησης.....                       | 81         |
| 7.1.2.3 Αποτελέσματα πειραμάτων ταξινόμησης με την χρήση μεταφερόμενης μάθησης .....                  | 83         |
| 7.1.3 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων .....                                       | 84         |
| 7.2 Εντοπισμός θέσης εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI - Πειραματική Διαδικασία και Αποτελέσματα..... | 84         |
| 7.2.1 Εντοπισμός του όγκου στον εγκέφαλο με χρήση U-Net.....                                          | 86         |
| 7.2.1.1 Αρχιτεκτονική του δικτύου.....                                                                | 86         |
| 7.2.1.2 Αποτελέσματα πειραμάτων με την χρήση U-Net.....                                               | 86         |
| 7.2.2 Εντοπισμός του όγκου στον εγκέφαλο με χρήση U-Net σε συνδυασμό με ResBlocks.....                | 87         |
| 7.2.2.1 Αρχιτεκτονική του δικτύου.....                                                                | 87         |
| 7.2.2.2 Αποτελέσματα πειραμάτων με την χρήση U-Net σε συνδυασμό με ResBlocks .....                    | 88         |
| 7.2.3 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Εντοπισμού του Όγκου στον Εγκέφαλο.....                                  | 89         |
| <b>8. Εφαρμογή περιβάλλοντος διεπαφής (User Interface App).....</b>                                   | <b>92</b>  |
| <b>9. Συμπεράσματα .....</b>                                                                          | <b>99</b>  |
| <b>10. Συζήτηση .....</b>                                                                             | <b>99</b>  |
| <b>11. Αναφορές .....</b>                                                                             | <b>100</b> |

## Συντομογραφίες και Ακρωνύμια

|                  |                                                |
|------------------|------------------------------------------------|
| CNR              | Contrast-to-Noise Ratio                        |
| DIR              | Double inversion recovery                      |
| DWI              | Diffusion Weighted Imaging                     |
| DCE-T1 Perfusion | Dynamic contrast enhanced -T1 Perfusion        |
| DSC-T2*Perfusion | Dynamic susceptibility contrast -T2* Perfusion |
| DTI              | Diffusion Tensor Imaging                       |
| EBV              | Epstein Bar                                    |
| FID              | free induction decay                           |
| FLAIR            | Fluid attenuated inversion recovery            |
| fMRI             | Functional magnetic resonance imaging          |
| FN               | False Negative                                 |
| FP               | False Positive                                 |
| GBM              | glioblastoma                                   |
| GE               | gradient echo                                  |
| HBV              | ιός Ηπατίτιδας Β                               |
| HM               | Ηλεκτρομαγνητική                               |
| HPV              | Human Papilloma Virus                          |
| MR               | Magnetic Resonance                             |
| MRI              | magnetic resonance imaging                     |
| MRS              | Magnetic Resonance Spectroscopy                |
| NMR              | Nuclear magnetic resonance                     |
| PD               | Proton Density                                 |
| SE               | spin echo                                      |
| SNR              | Signal-to-noise ratio                          |
| T1TSE            | T1-weighted spin-echo                          |
| TE               | time echo                                      |
| TN               | True Negative                                  |
| TP               | True Positive                                  |
| ΑΚΘ              | ακτινοθεραπεία                                 |
| ΕΝΥ              | Εγκεφαλονωτιαίο Υγρό                           |
| ΚΝΣ              | Κεντρικό Νευρικό Σύστημα                       |
| ΜΠ               | Μαγνητικό πεδίο                                |
| ΜΤ               | Μαγνητική Τομογραφία/Μαγνητικός Τομογράφος     |
| ΤΝ               | Τεχνητή Νοημοσύνη                              |
| ΧΜΘ              | Χημειοθεραπεία                                 |

## Κατάλογος Εικόνων:

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Εικόνα 1 :</b> Εφαρμογές TN στην κλινική πράξη.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| <b>Εικόνα 2:</b> Υποδιαϊρέσεις του εγκεφάλου [1]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 3:</b> (α) Στεφανιαία τομή εγκεφάλου και (β) η εντόπιση της. [1]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
| <b>Εικόνα 4:</b> Οι λοβοί του εγκεφάλου και οι λειτουργίες τους.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 5:</b> Στατιστικά για τον καρκίνο εγκεφάλου από το National Cancer Institute.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       |
| <b>Εικόνα 6:</b> Ο πρώτος NMR scanner. Από αριστερά προς τα δεξιά Drs. R. Damadian, L. Minkoff and M. Goldsmith. [11]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
| <b>Εικόνα 7:</b> Τον Μάιο του 1977 ο Dr. Damadian υποβλήθηκε ο ίδιος στην πρώτη σάρωση σε ανθρώπινο οργανισμό. [11]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
| <b>Εικόνα 8:</b> (α) Το άτομο και (β) συνολικό σπιν<br>[Westbrook Catherine, Carolyn Kaut Roth - “Η Μαγνητική Τομογραφία στην πράξη” σελ.3]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
| <b>Εικόνα 9:</b> α) Πυρήνες υδρογόνου τυχαία προσανατολισμένοι απουσία Μαγνητικού Πεδίου και β) Μετά την επίδραση Μαγνητικού Πεδίου οι πυρήνες υδρογόνου προσανατολίζονται παράλληλα στο μαγνητικό πεδίο. [9]                                                                                                                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 10:</b> Μεταπτωτική κίνηση.                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
| <b>Εικόνα 11:</b> Η λειτουργία του συστήματος ηλεκτρονικού υπολογιστή στην απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
| <b>Εικόνα 12 :</b> T1W                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
| <b>Εικόνα 13:</b> T1W με γαδολίνιο                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| <b>Εικόνα 14:</b> Ακολουθίες Μαγνητικής Τομογραφίας Εγκεφάλου. Η T1 παρέχει ανατομικές πληροφορίες ενώ η T2 για τους παθολογικούς ιστούς. Οι περικουλιακές βλάβες απεικονίζονται καλύτερα με ακολουθία FLAIR. Η ακολουθία διπλής ανάκτησης DIR έχει άμεση εφαρμογή στην αξιολόγηση παθολογίας του φλοιού. Η ακολουθία πυκνότητας πρωτονίων PD και η T1 Spin Echo (T1SE) χρησιμοποιούνται επίσης στην κλινική πράξη. [Wei, Poirion, Bodini, & Durrleman, 2019] |
| <b>Εικόνα 15:</b> Μαγνητικός Τομογράφος <a href="#">[Πηγή]</a>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
| <b>Εικόνα 16:</b> Σύγχρονος MT                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
| <b>Εικόνα 17:</b> Παλινδρόμηση (Regression) και Κατηγοριοποίηση (Classification) [13]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
| <b>Εικόνα 18:</b> Κατηγοριοποίηση (Classification) με την χρήση μοντέλου [13]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 19:</b> Μεταφερόμενη Γνώση                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Εικόνα 20:</b> Διάγραμμα υψηλού επιπέδου μεταφορέμενης μάθησης από ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 21:</b> Image segmentation with various types of segmentation                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           |
| <b>Εικόνα 22:</b> Object detections vs semantic segmentation [ <a href="#">Πηγή</a> ]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
| <b>Εικόνα 23:</b> Βιολογικός Νευρώνας                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
| <b>Εικόνα 24:</b> Τεχνητός Νευρώνας [ <a href="#">Πηγή</a> ]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
| <b>Εικόνα 25:</b> Συνάρτηση δυαδικού βήματος [ <a href="#">Πηγή</a> ]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
| <b>Εικόνα 26:</b> Πολυστρωματικός Perceptron [20]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 27:</b> Αρχιτεκτονική Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου [20]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 28:</b> Δημιουργία του χάρτη ενεργοποίησης μέσω της συνέλιξης [32]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      |
| <b>Εικόνα 29:</b> Διαδικασία της συνέλιξης [33]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
| <b>Εικόνα 30:</b> Παράδειγμα πίνακα εισόδου των τιμών των εικονοστοιχείων, πυρήνα και εξόδου κατά την συνέλιξη [34]                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
| <b>Εικόνα 31:</b> Παράδειγμα όμοιας συμπλήρωσης κατά την συνέλιξη [35]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| <b>Εικόνα 32:</b> Max pooling και Average pooling [36]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |
| <b>Εικόνα 33:</b> Συνάρτηση Softmax [34]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| <b>Εικόνα 34:</b> Συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο για πρόβλημα ταξινόμησης εικόνας [37]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 35:</b> Υπολειμματικό Μπλοκ (Residual Block) [26]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       |
| <b>Εικόνα 36:</b> Αρχιτεκτονική ενός ResNet 34 στρωμάτων [26]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     |
| <b>Εικόνα 37:</b> Η αρχιτεκτονική U-Net (παράδειγμα για εικόνα 32x32 pixels στη χαμηλότερη ανάλυση). Κάθε μπλε πλαίσιο αντιστοιχεί σε πολυκαναλικό χάρτη χαρακτηριστικών. Ο αριθμός των καναλιών αναγράφεται στο πάνω μέρος του πλαισίου. Το μέγεθος x-y παρέχεται στην κάτω αριστερή άκρη του πλαισίου. Τα λευκά πλαίσια αντιπροσωπεύουν αντιγραμμένους χάρτες χαρακτηριστικών. Τα βέλοι δείχνουν τις διάφορες λειτουργίες. [28] |
| <b>Εικόνα 38:</b> Η αρχιτεκτονική του συνελικτικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης εικόνων με εγκεφαλικό όγκο.                                                                                                                                                                                                                                                                               |
| <b>Εικόνα 39:</b> Αποτελέσματα ταξινόμησης με την χρήση CNN. Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης βασισμένος στους πραγματικούς αριθμούς των δειγμάτων για κάθε περίπτωση. Δεξιά φαίνεται ο ίδιος πίνακας σύγχυσης σε κανονικοποιημένη μορφή.                                                                                                                                                                                     |
| <b>Εικόνα 40:</b> Αρχιτεκτονική του ResNet50 [27]                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 41:</b> Η αρχιτεκτονική του δικτύου μεταφερόμενης μάθησης που χρησιμοποιήθηκε για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης εικόνων με εγκεφαλικό όγκο.                                                                                                                                                                                                                                                                      |

|                                                                                                                                                                                                                                                                                 |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Εικόνα 42:</b> Αποτελέσματα ταξινόμησης με την χρήση μεταφερόμενης μάθησης από το ResNet50. Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης βασισμένος στους πραγματικούς αριθμούς των δειγμάτων για κάθε περίπτωση. Δεξιά φαίνεται ο ίδιος πίνακας σύγχυσης σε κανονικοποιημένη μορφή. |
| <b>Εικόνα 43:</b> Το σφάλμα και η ακρίβεια στο σύνολο εκπαίδευσης και δοκιμής για το δίκτυο U-Net κατά την εκπαίδευση. Στον οριζόντιο άξονα φαίνεται ο αριθμός των εποχών.                                                                                                      |
| <b>Εικόνα 44:</b> Το σφάλμα και η ακρίβεια στο σύνολο εκπαίδευσης και δοκιμής για το δίκτυο U-Net με τα υπολειμματικά μπλοκ κατά την εκπαίδευση. Στον οριζόντιο άξονα φαίνεται ο αριθμός των εποχών.                                                                            |
| <b>Εικόνα 45:</b> Κάποια ενδεικτικά αποτελέσματα εντοπισμού της θέσης του όγκου στον εγκέφαλο από εικόνες MRI.                                                                                                                                                                  |
| <b>Εικόνα 46:</b> Οθόνη έναρξης της εφαρμογής.                                                                                                                                                                                                                                  |
| <b>Εικόνα 47:</b> Χρήση της επιλογής “Browse files” για την μεταφόρτωση αρχείων εικόνας.                                                                                                                                                                                        |
| <b>Εικόνα 48:</b> Η μεταφόρτωση του αρχείου εικόνας έχει ολοκληρωθεί.                                                                                                                                                                                                           |
| <b>Εικόνα 49:</b> Επιλογή χρήσης της λειτουργίας ταξινόμησης/ σε εικόνα με όγκο ή εικόνα χωρίς όγκο στον εγκέφαλο.                                                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 50:</b> Επιλογή χρήσης της λειτουργίας τμηματοποίησης της εικόνας ώστε να εντοπιστεί η θέση του όγκου στον εγκέφαλο.                                                                                                                                                  |
| <b>Εικόνα 51:</b> Εκκίνηση της διαδικασίας επεξεργασίας της εικόνας και εξαγωγής αποτελεσμάτων μέσω των εκπαιδευμένων μοντέλων.                                                                                                                                                 |
| <b>Εικόνα 52:</b> Οι επιλογές του χρήστη έχουν καταχωρηθεί και η διαδικασία εξαγωγής των αποτελεσμάτων μέσω των εκπαιδευμένων μοντέλων έχει αρχίσει.                                                                                                                            |
| <b>Εικόνα 53:</b> Τα αποτελέσματα ταξινόμησης της εικόνας MRI ως εικόνα με όγκο στον εγκέφαλο με την χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου ταξινόμησης.                                                                                                                              |
| <b>Εικόνα 54:</b> Τα αποτελέσματα τμηματοποίησης της εικόνας MRI για τον εντοπισμό της θέσης του όγκου στον εγκέφαλο με την χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου τμηματοποίησης.                                                                                                    |
| <b>Εικόνα 55:</b> Τα στάδια λειτουργίας της εφαρμογής από την μεταφόρτωση της εικόνας έως την εξαγωγή των αποτελεσμάτων.                                                                                                                                                        |

## Πρόλογος

### Σκοπός

Στην εργασία αυτή αναπτύσσεται η χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης στην Ιατρική. Συγκεκριμένα περιγράφονται μέθοδοι ταξινόμησης και επισήμανσης όγκων εγκεφάλου που δέχονται απεικονιστικά δεδομένα μαγνητικής τομογραφίας. Σκοπός της έρευνας είναι η δημιουργία ενός αυτοματοποιημένου εργαλείου για την ανίχνευση όγκου καθώς και την επισήμανση της περιοχής ενδιαφέροντος. Η κλινική πράξη απαιτεί την διαχείριση πολλών απεικονιστικών δεδομένων από τους κλινικούς ιατρούς, αυτοματοποιημένα εργαλεία μπορούν να διευκολύνουν το έργο τους καθώς εκπαιδεύονται από τα δεδομένα και προσαρμόζονται σε αυτά, επιτυγχάνοντας έτσι αποτελέσματα μεγαλύτερης ακρίβειας

### Ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στην ιατρική



Εικόνα 1 : Εφαρμογές ΤΝ στην κλινική πράξη [10]

Η τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει ένα σύνολο υπολογιστικών μεθόδων που μπορούν να εκπαιδευτούν και να προσαρμοστούν για την ανάλυση δεδομένων και τον εντοπισμό προτύπων και συσχετίσεων.

Οι μέθοδοι TN έχουν περιγραφεί από τον Alan Turing ήδη από το 1950. Έχουν εφαρμοστεί μέθοδοι TN για την αυτόματη μετάφραση ομιλιών το 1963. Ενώ το 1997 ένα πρόγραμμα TN νίκησε στο σκάκι τον τότε παγκόσμιο πρωταθλητή.

Οι εφαρμογές TN στην υγεία είναι πολλαπλές όπως τα smart watches που χρησιμοποιούν πάρα πολλοί άνθρωποι, ενώ στην κλινική πράξη για την διάγνωση, την θεραπεία και την παρακολούθηση των ασθενών. Στον τομέα της ακτινολογίας και πυρηνικής ιατρικής χρησιμοποιείται για την εύρεση και την παραγωγή ραδιοφαρμάκων, για τον σχεδιασμό απεικονιστικών συστημάτων, για τις μεθόδους ανακατασκευής της εικόνας, για την βελτίωση και την ανάλυση της εικόνας, αλλά και την ανίχνευση των παθολογιών.

## Συνοπτική Αναφορά στο περιεχόμενο της εργασίας

Η παρούσα εργασία χωρίζεται στην θεωρητική εισαγωγή σχετικά με τον καρκίνο εγκεφάλου και την μαγνητική τομογραφία, την πειραματική μεθοδολογία της έρευνας για την ταξινόμηση και τον εντοπισμό της περιοχής του όγκου καθώς και την παρουσίαση των αποτελεσμάτων. Αρχικά στο κεφάλαιο 1 γίνεται αναφορά στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Ακολουθεί συνοπτική αναφορά για τον καρκίνο και τις νεοπλασίες εγκεφάλου που εμφανίζονται στα δεδομένα, την καρκινογένεση, επιδημιολογικά στοιχεία και αιτιολογικούς παράγοντες. Στο επόμενο κεφάλαιο αναπτύσσεται η λειτουργία του μαγνητικού τομογράφου που χρησιμοποιείται για την απεικόνιση του εγκεφάλου. Στην συνέχεια παρουσιάζονται απαραίτητες γνώσεις για τον τομέα της μηχανικής μάθησης και την αναγνώριση προτύπων. Αναλύονται τεχνικές απαραίτητες για την σχεδίαση του συστήματος ταξινόμησης και τμηματοποίησης εικόνας. Στο κεφάλαιο 4 και 5 γίνεται παρουσίαση του προβλήματος και περιγράφεται η βάση δεδομένων που κατασκευάστηκε. Στο κεφάλαιο 7 παρουσιάζεται η πειραματική διαδικασία και τα αποτελέσματα. Επιπρόσθετα, στο κεφάλαιο 8 παρουσιάζεται η εφαρμογή περιβάλλοντος διεπαφής που δημιουργήθηκε.

# ΘΕΩΡΗΤΙΚΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ

## 1. ΕΓΚΕΦΑΛΟΣ

### 1.1 Φυσιολογία

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι το πολυπλοκότερο βιολογικό σύστημα. Ο εγκέφαλος αποτελεί κύριο όργανο του κεντρικού νευρικού συστήματος (ΚΝΣ), μέσω της σπονδυλικής στήλης παρέχει οδηγίες σε όλο το σώμα. Αντιστοιχεί περίπου στο 2-3% του συνολικού βάρους του ανθρώπινου σώματος. Η μέση εγκάρσια διάμετρος του εγκεφάλου κυμαίνεται από 13-14cm και η οβελιαία διάμετρος 15-17cm. Εγκέφαλος και νωτιαίος μυελός απαρτίζουν το ΚΝΣ και μαζί με το Περιφερικό Νευρικό Σύστημα ελέγχουν και συντονίζουν την νευρική λειτουργία. Συνδέεται με πολλές λειτουργίες που καθορίζουν την συνολική λειτουργία του οργανισμού. Ελέγχει και συντονίζει το νευρικό σύστημα. Προσλαμβάνει και επεξεργάζεται τα αισθητικά σήματα. Ρυθμίζει τις βασικές ζωτικές λειτουργίες του οργανισμού όπως η αναπνοή, ο καρδιακός παλμός και η κινητικότητα. Είναι υπεύθυνος για γνωστικές διαδικασίες όπως η σκέψη και η μνήμη. Διάφορες περιοχές του εγκεφάλου είναι υπεύθυνες για την ομιλία και την κατανόηση, για τον έλεγχο των συναισθημάτων και της συμπεριφοράς.

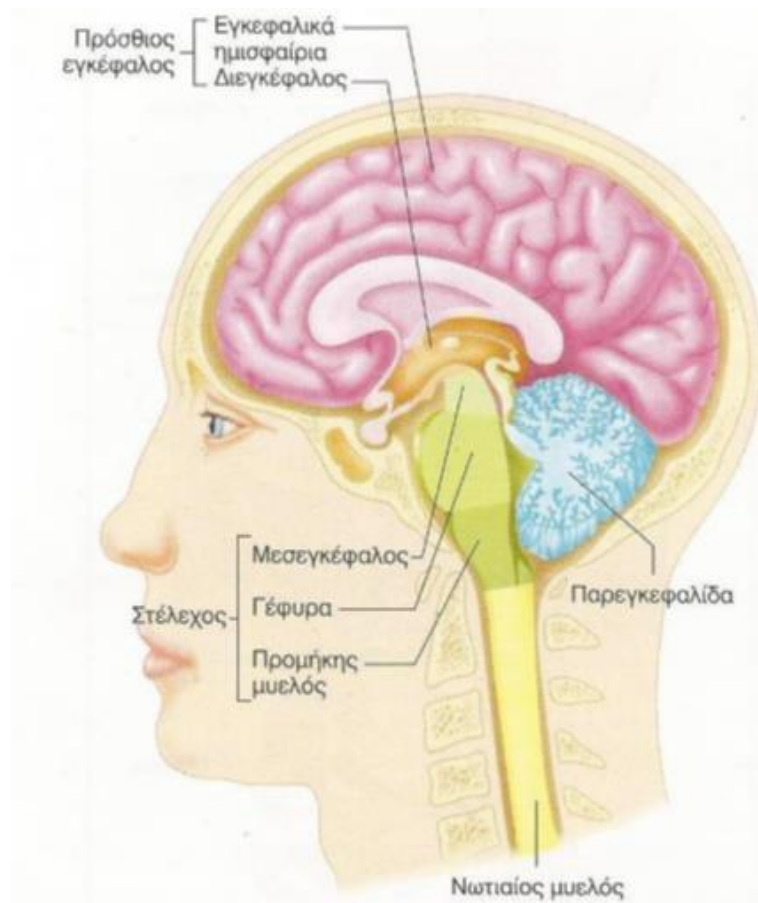
### 1.2 Τα μέρη του εγκεφάλου

Βάση της κλινικής ανατομίας ο εγκέφαλος διαιρείται στα εγκεφαλικά ημισφαίρια, την παρεγκεφαλίδα και το εγκεφαλικό στέλεχος. Τα εγκεφαλικά ημισφαίρια καταλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος, διακρίνονται σε δύο ημισφαίρια, το αριστερό και το δεξί, τα οποία διαχωρίζονται ατελώς από την επιμήκη σχισμή και συνδέονται μεταξύ τους με εμμύελες νευρικές ίνες (σύνδεσμοι). Τα ημισφαίρια χωρίζονται στον εγκεφαλικό φλοιό, τον υποεγκέφαλο και τον εγκεφαλικό κορεσμό. Ο εγκεφαλικός φλοιός αποτελεί την εξωτερική στρώση του εγκεφάλου και ρυθμίζει ψυχικές λειτουργίες όπως η αντίληψη και η σκέψη. Ο υποεγκέφαλος είναι υπεύθυνος για τις εσωτερικές λειτουργίες του οργανισμού, όπως η αναπνοή, η θερμοκρασία του σώματος, ο έλεγχος της αρτηριακής πίεσης και του καρδιακού παλμού. Ο εγκεφαλικός κορεσμός μέσω των διεπαφών με άλλα μέρη του σώματος ελέγχει τις κινήσεις, λαμβάνει αισθητηριακά σήματα, συμμετέχει σε ψυχικές λειτουργίες σε συνεργασία με τον εγκεφαλικό φλοιό και συμβάλει στην εκφραστική γλώσσα (Hellenic NeuroOncology Group (HeNOG) – NeuroOncology.gr). Από την κατώτερη επιφάνεια του εγκεφάλου εκφύονται διάφορες δομές και νεύρα όπως τα κρανιακά νεύρα και ο νωτιαίος μυελός που συμμετέχουν στην ενοποίηση και τον έλεγχο των νευρικών

λειτουργιών σε όλο το σώμα. Ο εγκέφαλος αποτελεί την έδρα διαφόρων λειτουργιών όπως της σκέψης, της μνήμης, της κρίσης και των συναισθημάτων.

### 1.3 Σχηματισμός

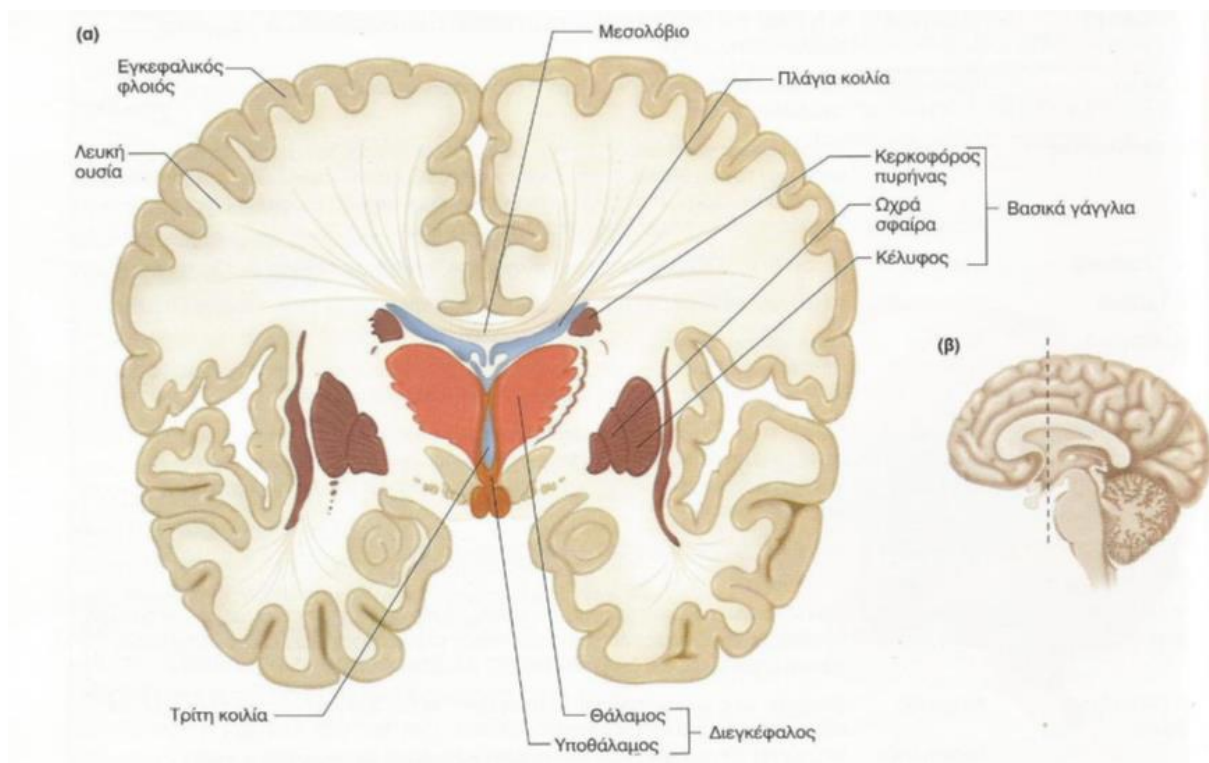
Ο εγκέφαλος σχηματίζεται κατά το εμβρυακό στάδιο και ολοκληρώνεται κατά το νεανικό στάδιο. Το πρόσθιο τμήμα του νευρικού σωλήνα αναδιπλώνεται και σχηματίζει τις τέσσερις περιοχές του εγκεφάλου, τα εγκεφαλικά ημισφαίρια, το διεγκέφαλο, το εγκεφαλικό στέλεχος και την παρεγκεφαλίδα ενώ περιλαμβάνει και τέσσερις εγκεφαλικές κοιλίες (δεξιά πλάγια κοιλία, αριστερή πλάγια κοιλία, τρίτη και τέταρτη κοιλία) στις οποίες ρέει το εγκεφαλονωτιαίο υγρό (ΕΝΥ) [1].



**Εικόνα 2:** Υποδιαίρέσεις του εγκεφάλου [1]

## 1.4 Ανατομία

Το ΚΝΣ συντονίζει όλες τις λειτουργίες του οργανισμού και αποτελείται από τον εγκέφαλο και από το νωτιαίο μυελό. Ο εγκέφαλος βρίσκεται εντός του κρανίου, καλύπτεται από τρεις προστατευτικές μεμβράνες, τις μήνιγγες, οι οποίες από έξω προς τα μέσα είναι η σκληρή, η αραχνοειδής και η χοριοειδής μήνιγγα. Η σκληρή μήνιγγα είναι η εξωτερική και καλύπτει τον εγκέφαλο ενώ περιέχει φλέβες και αρτηρίες. Ακολουθεί η αραχνοειδής μεμβράνη μέσα στην οποία κυκλοφορεί το εγκεφαλονωτιαίο υγρό (ΕΝΥ), το οποίο μειώνει τους κραδασμούς και συμβάλει στην στήριξη και θρέψη του εγκεφάλου και του νωτιαίου μυελού. Τέλος η χοριοειδής μήνιγγα που εφάπτεται στην επιφάνεια του εγκεφαλικού φλοιού ενώ λειτουργεί προστατευτικά. Ο χώρος ανάμεσα στην σκληρή και την αραχνοειδή μήνιγγα ονομάζεται υποσκληρίδιο, ενώ μεταξύ αραχνοειδούς και χοριοειδούς μήνιγγας ονομάζεται υπαραχνοειδής.



**Εικόνα 3:** (α) Στεφανιαία τομή εγκεφάλου και (β) η εντόπιση της. [1]

### 1.4.1 Εγκεφαλικά ημισφαίρια- Φαιά και Λευκή Ουσία

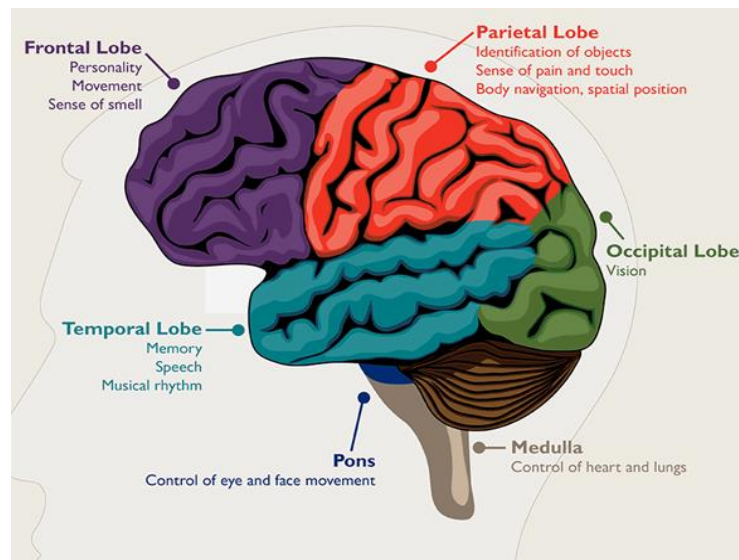
Ο τελικός εγκέφαλος βρίσκεται στο πάνω μέρος του εγκεφάλου και περιλαμβάνει τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, τους συνδέσμους και τις δύο πλάγιες κοιλίες του εγκεφάλου [2]. Τα εγκεφαλικά ημισφαίρια αποτελούν το σημαντικότερο τμήμα του εγκεφάλου, βρίσκονται στον

πρόσθιο εγκέφαλο, καταλαμβάνουν το μεγαλύτερο μέρος του και αποτελούνται από ένα εξωτερικό επιφανειακό στρώμα φαιάς ουσίας, τον εγκεφαλικό φλοιό [1]. Η φαιά ουσία καλύπτεται από την επιφάνεια του εγκεφαλικού φλοιού που καλύπτει με την σειρά της τις εμμύελες ίνες που αποτελούν την λευκή ουσία [1]. Η φαιά ουσία κατανέμεται στον εγκεφαλικό φλοιό, στους πυρήνες και τα βασικά γαγγλία, ενώ αποτελείται κυρίως από τα σώματα των νευρικών κυττάρων [2]. Η κατώτερη στιβάδα ονομάζεται λευκή ουσία και διαδραματίζει σημαντικό ρόλο στην μετάδοση νευρικών σημάτων μεταξύ των περιοχών του εγκεφάλου, αποτελείται από νευρίτες, οι οποίοι δημιουργούν νευρικές οδούς επικοινωνίας μεταξύ των περιοχών του εγκεφάλου [2]. Η φαιά ουσία διακρίνεται κοντά στην εξωτερική επιφάνεια ενώ ή λευκή στο εσωτερικό των ημισφαιρίων. Ευμεγέθη κέντρα φαιάς ουσίας, τα βασικά γαγγλία βρίσκονται μέσα στην λευκή ουσία.

## 1.4.2 Σύνδεσμοι

Στην επιφάνεια τους τα εγκεφαλικά ημισφαίρια εμφανίζουν πολυάριθμες προεξοχές και αυλακώσεις, οι οποίες ονομάζονται έλικες και αύλακες, ενώ οι βαθύτερες αύλακες ονομάζονται σχισμές. Η επιμήκης σχισμή χωρίζει τα δύο ημισφαίρια ενώ η σύνδεση τους επιτυγχάνεται μέσω μιας δέσμης νευρικών ινών. Το μεσολόβιο αποτελεί το σημαντικότερο συνδετικό στοιχείο των δύο ημισφαιρίων του εγκεφαλικού φλοιού, μεταφέρει νευρικά σήματα και επιτρέπει την συνεργασία και τον συντονισμό των ημισφαιρίων [1].

Σχισμές χωρίζουν τον εγκεφαλικό φλοιό σε τέσσερις περιοχές, που ονομάζονται ανάλογα με το αντίστοιχο κρανιακό οστό που καλύπτονται. Ο μετωπιαίος λοβός (frontal lobe) βρίσκεται στην πρόσθια περιοχή, ο βρεματικός λοβός (parietal lobe) που βρίσκεται στην κεντρική περιοχή, ο ινιακός λοβός εντοπίζεται στην πλευρική περιοχή του εγκεφάλου και ο κροταφικός στην πίσω περιοχή. Κάθε λοβός έχει διαφορετικές λειτουργίες και ελέγχει διάφορες ψυχολογικές και κινητικές λειτουργίες.



**Εικόνα 4:** Οι λοβοί του εγκεφάλου και οι λειτουργίες τους. [\[Πηγή\]](#)

### 1.4.3 Εγκεφαλικό στέλεχος

Το εγκεφαλικό στέλεχος περιλαμβάνει τον δικτυωτό σχηματισμό (κυτταρικά σώματα νευρώνων με δέσμες αξόνων) χαρακτηρίζεται απαραίτητο για την διατήρηση της ζωής καθώς αποτελεί γέφυρα επικοινωνίας του εγκεφάλου και ΝΜ, ρυθμίζει σημαντικές και βασικές λειτουργίες όπως η αναπνοή, ο καρδιακός παλμός, ο ύπνος και η προσήλωση προσοχής [1]. Ο ΝΜ αποτελεί μέρος του ΚΝΣ, εκτείνεται κάτω από τον εγκέφαλο και προστατεύεται από τα οστά της σπονδυλικής στήλης. Μέσω του ΝΜ επιτυγχάνεται η μεταφορά νευρικών σημάτων που ελέγχουν τις αισθήσεις (από τα όργανα του σώματος προς τον εγκέφαλο) και τις κινήσεις (εντολές από τον εγκέφαλο προς τους μυς). Συνολικά 31 ζεύγη νωτιαίων νεύρων εκφύονται από τον ΝΜ.

### 1.4.4 Παρεγκεφαλίδα

Η παρεγκεφαλίδα βρίσκεται στο πίσω μέρος του εγκεφάλου και χαρακτηρίζεται κέντρο ελέγχου της κινητικής λειτουργίας. Είναι υπεύθυνη για την ισορροπία, την κίνηση και την στάση του σώματος καθώς από αυτήν διέρχονται πληροφορίες από τα αισθητήρια όργανα του ανθρωπίνου σώματος όπως οι μυς, οι αρθρώσεις, τα μάτια, τα αφτιά και το δέρμα [1].

### 1.4.5 Διεγκέφαλος

Ο διεγκέφαλος ανήκει στον πρόσθιο εγκέφαλο και αποτελείται από τον θάλαμο, τον υποθάλαμο και την υπόφυση [1]. Ο θάλαμος μεταφέρει πληροφορίες και σήματα από τα

αισθητήρια όργανα του σώματος στον εγκεφαλικό φλοιό των ημισφαιρίων [1]. Ο υποθάλαμος βρίσκεται κάτω από τον θάλαμο και πάνω από την υπόφυση στην οποία προσκολλάται με έναν μίσχο, ρυθμίζει την ομοιόσταση του οργανισμού καθώς και το αίσθημα της πείνας, την δίψα και την θερμοκρασία [1]. Η υπόφυση με τον υποθάλαμο αποτελούν στοιχεία του ενδοκρινικού συστήματος και είναι υπεύθυνοι για τον έλεγχο και την έκκριση των ορμονών στο σώμα.

#### 1.4.6 Φραγμοί ΚΝΣ

Ο αιματοεγκεφαλικός φραγμός είναι ένα πολύπλοκο, δυναμικό σύστημα μεταξύ εγκεφάλου και αγγειακού συστήματος. Αποτελεί κυτταρικό φραγμό που περιορίζει την διέλευση τοξικών ουσιών μεγάλου μοριακού βάρους μέσω του κυκλοφορούντος αίματος στην περιοχή του εγκεφάλου, προφυλάσσοντας έτσι τον εγκέφαλο και το ΚΝΣ από επιβλαβείς ουσίες όπως τοξίνες και μικρόβια. Σχηματίζεται από ενδοθηλιακά κύτταρα του εγκεφάλου και δημιουργείται κατά μήκος των τριχοειδών αγγείων. Η λειτουργία του βασίζεται στην διατήρηση του διάμεσου υγρού ώστε να επιτευχθεί η καλύτερη λειτουργία των νευρώνων. Προστατεύει τον εγκέφαλο από πολλές βακτηριακές λοιμώξεις. Η διάσπαση του μπορεί να επιβεβαιωθεί με Μαγνητική Τομογραφία εγκεφάλου ακολουθίας T1 και την χρήση σκιαγραφικού.

#### 1.5 Παθολογία

Ο εγκέφαλος αποτελεί το σημαντικότερο αλλά ταυτόχρονα και ένα από τα πιο ευαίσθητα όργανα καθώς ελέγχει και συντονίζει κάθε λειτουργία του οργανισμού. Η διατήρηση της υγείας του εγκεφάλου αποτελεί βασική προϋπόθεση για την εύρυθμη λειτουργία του οργανισμού. Επηρεάζεται από ασθένειες και διαταραχές. Είναι ευάλωτος σε διάφορες παθολογικές καταστάσεις όπως τραυματισμοί, νόσος και άλλες παθήσεις. Προσβάλλεται από εγκεφαλοπάθειες που μπορεί να προκληθούν από αλλοιώσεις των εγκεφαλικών αρτηριών. Λοιμώξεις προκαλούν εγκεφαλίτιδες και μηνιγγίτιδα. Διάφορες παθολογίες προκαλούν κινητικές διαταραχές και προβλήματα συντονισμού και ελέγχου των κινήσεων, επηρεάζοντας έτσι το πυραμιδικό σύστημα (χορεία του Huntington, νόσος Parkinson, αταξία, σπασμοί). Όγκοι και κακοήθειες (γλοίωμα, μηνιγγίωμα, κοκκιώμα και νεοπλάσματα της υπόφυσης) επηρεάζουν επίσης το πυραμιδικό σύστημα. Άλλες παθολογίες που προσβάλλουν τον εγκέφαλο είναι η επιληψία, ο υδροκεφαλισμός, η διόγκωση εγκεφάλου και κακώσεις ή κατάγματα που προκαλούν τραύματα στον εγκέφαλο είτε τον ΝΜ και οδηγούν σε κινητικές διαταραχές ή απώλεια συνείδησης.

## 2. ΟΓΚΟΛΟΓΙΑ

### 2.1 Καρκίνος

#### 2.1.1 Τι είναι ο καρκίνος

Ο καρκίνος είναι ασθένεια που προσβάλλει τα κύτταρα, τα οποία χάνουν τον έλεγχο του πολλαπλασιασμού με αποτέλεσμα την συνεχή κυτταρική διαίρεση. Μπορεί να αναπτυχθεί οπουδήποτε στο ανθρώπινο σώμα και οποιαδήποτε στιγμή της ζωής. Το κάθε κύτταρο από όλα τα τρισεκατομμύρια κύτταρα του ανθρώπινου οργανισμού δυνητικά μπορεί να γίνει καρκινικό. Τα φυσιολογικά κύτταρα αναπτύσσονται, πολλαπλασιάζονται και στην συνέχεια καταστρέφονται. Μη φυσιολογικά κύτταρα, που ξεφεύγουν του κυτταρικού κύκλου, πολλαπλασιάζονται και δημιουργούν όγκους. Οι καρκινικοί όγκοι εξαπλώνονται και προσβάλλουν γειτονικούς αλλά και απομακρυσμένους ιστούς.

#### 2.1.2 Καρκινογένεση

Η καρκινογένεση είναι μια εξαιρετικά σύνθετη και περίπλοκη διαδικασία, οφείλεται στα ογκογονίδια και τα ογκοκατασταλτικά γονίδια. Πρωτο-ογκογονίδια, λόγω γονιδιακών μεταλλάξεων ή χρωμοσωμικών ανωμαλιών, μετατρέπονται σε ογκογονίδια.

Ογκοκατασταλτικά γονίδια χάνουν την λειτουργικότητά τους και οι μηχανισμοί επιδιόρθωσης του DNA αδρανοποιούνται. Τα ογκογονίδια ενεργοποιούν τον κυτταρικό πολλαπλασιασμό ενώ η υπερλειτουργία τους κάνει τα κύτταρα να πολλαπλασιάζονται ανεξέλεγκτα και συνακόλουθα προκαλούν τον σχηματισμό όγκων.

#### 2.1.3 Αιτιολογικοί παράγοντες

Αποτελεί γενετική ασθένεια καθώς προκαλείται από αλλαγές σε γονίδια που ελέγχουν τον κυτταρικό κύκλο. Γενετικές αλλαγές προκαλούνται λόγω διαφόρων μηχανισμών όπως η γενετική προδιάθεση και οι κληρονομικοί παράγοντες, σφάλματα κατά την διαίρεση των κυττάρων, βλάβες στο DNA που προκαλούνται από περιβαλλοντικούς παράγοντες και τον τρόπο ζωής, μεταλλάξεις σε γονίδια επιδιόρθωσης του DNA οδηγούν σε αλλαγές στα χρωμοσώματα και μπορούν να προκαλέσουν καρκινογένεση. [41]

Το 85% των καρκίνων συσχετίζονται με περιβαλλοντικούς παράγοντες όπως η έκθεση σε χημικά καρκινογόνα, ακτινοβολία και ογκογόνους μικροοργανισμούς. Η έκθεση σε υπεριώδεις

ακτίνες και ιονίζουσα ακτινοβολία, αποτελεί αιτιολογικό παράγοντα με αθροιστική δράση και μεγάλη λανθάνουσα περίοδο μέχρι την εμφάνιση καρκίνου. Ιογενής και μικροβιακή καρκινογένεση έχει συσχετιστεί με διάφορους ιούς όπως οι DNA και RNA ιοί (Human Papilloma Virus-HPV, Epstein Bar-EBV, ιός Ηπατίτιδας Β - HBV) και το ελικοβακτηρίδιο του πυλωρού (H.Pylori). [42]

## 2.1.4 Επιδημιολογία Καρκίνου

Σε παγκόσμιο επίπεδο διαγιγνώσκονται περισσότεροι από 10.000.000 νέες περιπτώσεις ανά έτος. Εκτιμάται ότι την επόμενη 20-ετία θα έχουμε αύξηση κατά 50% των περιπτώσεων καρκίνου. Αντιπροσωπεύει την δεύτερη πιο σημαντική αιτία θανάτου, μετά από τα καρδιολογικά περιστατικά (εμφράγματα και ανακοπές). Μελέτες έχουν δείξει ότι ~30% των θανάτων από νεοπλασίες οφείλονται σε 5 παράγοντες όπως ο υψηλός δείκτης μάζας σώματος, η χαμηλή πρόσληψη θρεπτικών ουσιών (διατροφή), η έλλειψη σωματικής άσκησης, το κάπνισμα και το αλκοόλ.

## 2.2 Τύποι Καρκίνου

Οι όγκοι διακρίνονται σε δύο κατηγορίες, τους καλοήθεις και τους κακοήθεις όγκους ή νεοπλάσματα. Οι τύποι καρκίνου ονομάζονται με βάση το όργανο εντόπισης και τους ιστούς που σχηματίζονται, καθώς επίσης κατηγοριοποιούνται με βάση τον κυτταρικό τύπο. Τα καρκινώματα σχηματίζονται από τα επιθηλιακά κύτταρα και κατηγοριοποιούνται με βάση τον τύπο των επιθηλιακών κυττάρων στις εξής κατηγορίες :

- Αδενοκαρκίνωμα, το οποίο προέρχεται από κύτταρα που παράγουν υγρά ή βλέννα.
- Το ακανθοκυτταρικό καρκίνωμα, σχηματίζεται από τα πλακώδη κύτταρα που βρίσκονται κάτω από την επιφάνεια του δέρματος.
- Τα σαρκώματα, προσβάλλουν τα οστά και τους μαλακά μόρια.
- Ο καρκίνος του αίματος όπως οι λευχαιμίες προσβάλλουν το αιμοποιητικό ιστό του μυελού των οστών.
- Τα λεμφώματα αναπτύσσονται στα κύτταρα του λεμφικού συστήματος, Τ κύτταρα και Β κύτταρα, που εντοπίζονται σε λεμφαδένες και λεμφαγγεία.
- Το πολλαπλό μυέλωμα δημιουργείται από τα πλασματοκύτταρα που εντοπίζονται στον μυελό των οστών. Παθολογικά πλασματοκύτταρα σχηματίζουν πλασματοκυτταρικά νεοπλάσματα οστών ή μαλακών μορίων, όπως το πλασματοκύττωμα και το πολλαπλό μυέλωμα.

- Μελάνωμα ονομάζεται ο καρκίνος που προσβάλλει κυρίως το δέρμα, ενώ σπανιότερα εμφανίζεται στον οφθαλμό, τις μήνιγγες αλλά και τους βλενογόνους καθώς και το υπονύχιο. Ιστογενετικά προέρχεται συνήθως από τα μελανοκύτταρα που βρίσκονται στο δερμο-επιδερμικό όριο.
- Οι όγκοι εγκεφάλου και του νωτιαίου μυελού κατηγοριοποιούνται με βάση τον τύπο του κυττάρου στο οποίο σχηματίστηκαν διακρίνονται σε καλοήθεις και κακοήθεις και σε πρωτοπαθείς και μεταστατικούς.

Συνολικά υπάρχουν καταγεγραμμένοι περισσότεροι από 120 τύποι καρκίνου και διαφοροποιούνται ανάλογα με την θέση εντόπισης και το είδος των κυττάρων από τα οποία αποτελούνται.

## 2.2 Καρκίνος Εγκεφάλου

### 2.2.1 Όγκοι Εγκεφάλου

Οι όγκοι εγκεφάλου αποτελούν μια από τις σοβαρότερες μορφές καρκίνου. Κατηγοριοποιούνται σε πρωτοπαθείς όγκους εγκεφάλου και μεταστατικούς. Οι πρωτοπαθείς όγκοι δημιουργούνται από μεταλλάξεις κυττάρων που βρίσκονται στην περιοχή του εγκεφάλου ή του ΚΝΣ. Οι μεταστατικοί όγκοι εγκεφάλου εμφανίζονται λόγω εξάπλωσης καρκινικών κυττάρων στον εγκέφαλο από πρωτοπαθή καρκινική εστία που εντοπίζεται σε διαφορετικό μέρος του σώματος. Οι μεταστατικοί όγκοι εγκεφάλου είναι συχνότεροι από τους πρωτοπαθείς. Οι συχνότεροι όγκοι που δίνουν μεταστάσεις στον εγκέφαλο είναι ο καρκίνος πνεύμονα, μαστού, παχέος εντέρου, νεφρών και μελάνωμα.

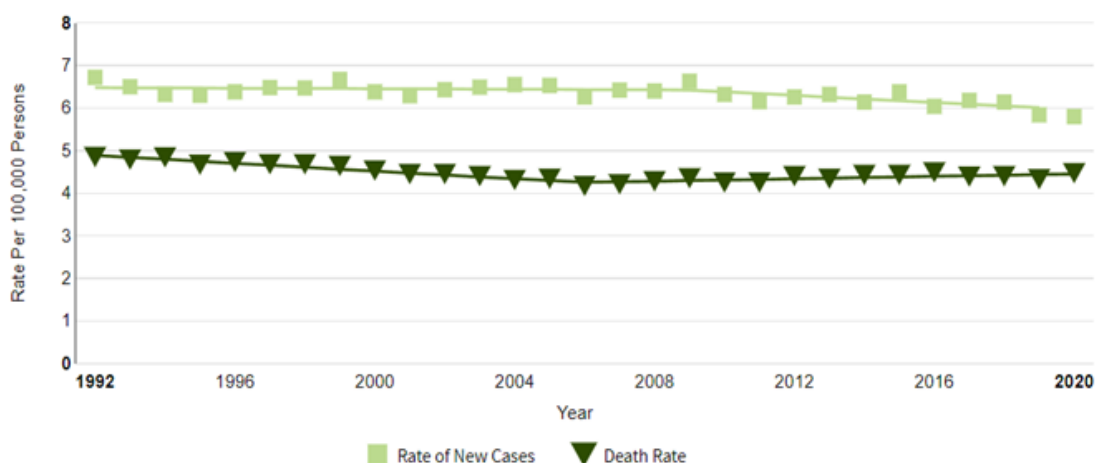
### 2.2.2 Επιδημιολογία Όγκων Εγκεφάλου

Οι όγκοι εγκεφάλου και ΚΝΣ διακρίνονται σε καλοήθεις και κακοήθεις. Οι κακοήθεις όγκοι εγκεφάλου αποτελούν το 40% των πρωτοπαθών όγκων του εγκεφάλου στους ενήλικες και το 20% στα παιδιά. Στους ενήλικες η πλειοψηφία των όγκων του εγκεφάλου είναι τα μηνιγγιώματα 30-35%, ενώ δεύτερα είναι τα γλοιοβλαστώματα 20%, λιγότερο συχνοί όγκοι είναι οι όγκοι της υπόφυσης 10%, οι όγκοι των ελύτρων 10%, τα γλοιώματα χαμηλής κακοηθείας 5%, τα αναπλαστικά αστροκυττώματα <5% και τα λεμφώματα <5%. Στα παιδιά οι πιο συχνοί όγκοι είναι τα πιλοκυτταρικά αστροκυττώματα 20% και το κακοήθες γλοιώμα (15-20%), ακολουθούν μυελοβλάστωματα (15%), όγκοι υπόφυσης (5-10%), επενδυώματα (5-10%) και γλοιώματα οπτικού νεύρου (<5%).

## At a Glance

|                             |        |
|-----------------------------|--------|
| Estimated New Cases in 2023 | 24,810 |
| % of All New Cancer Cases   | 1.3%   |
| Estimated Deaths in 2023    | 18,990 |
| % of All Cancer Deaths      | 3.1%   |

|                             |
|-----------------------------|
| 5-Year<br>Relative Survival |
| <b>33.8%</b>                |
| 2013–2019                   |



**Εικόνα 5:** Στατιστικά για τον καρκίνο εγκεφάλου από το *National Cancer Institute*.

Σύμφωνα με το National Cancer Institute οι εκτιμώμενες νέες διαγνώσεις καρκίνου εγκεφάλου για το έτος 2023 είναι 24.810 , ποσοστό που αντιστοιχεί στο 1,3% όλων των νέων περιπτώσεων καρκίνου. Ενώ οι εκτιμώμενοι θάνατοι από καρκίνο εγκεφάλου για το 2023 είναι 18.990 , 3,1% του συνόλου των θανάτων από καρκίνο. Οι νέες θεραπευτικές προσεγγίσεις οδήγησαν σε αύξηση των ποσοστών επιβίωσης των ασθενών. Στις ΗΠΑ η 5-ετης σχετική επιβίωση των ασθενών με ca εγκεφάλου είναι 33,8% με βάση τα δεδομένα για το χρονικό διάστημα 2017-2019. Η μέση ηλικία διάγνωσης είναι τα 60 έτη, προσβάλλει περισσότερο άτομα με ορισμένα γενετικά σύνδρομα.[43]

### 2.2.3 Αιτιολογικοί Παράγοντες

Αιτιολογικοί παράγοντες που σχετίζονται με καρκίνο εγκεφάλου είναι η έκθεση σε παράγοντες επαγγελματικούς όπως τα πολυβινυλοχλωρίδια και οι πολυκυκλικοί υδρογονάνθρακες.

Προηγηθείσα ΑΚΘ εγκεφάλου σχετίζεται με ανάπτυξη όγκων εγκεφάλου σχετίζεται ως επί το πλείστον με την ανάπτυξη μηνιγγιωμάτων, γλοιωμάτων και σαρκωμάτων (κίνδυνος 2% στα 20 έτη).

Πολλά γενετικά σύνδρομα εμπλέκονται με την ανάπτυξη όγκων εγκεφάλου. Η νευροϊνωμάτωση τύπου 1 (NF-1) γνωστή ως νόσος von Recklinghausen, όπου μεταβιβάζεται από γενιά σε γενιά με το αυτόσωμο επικρατές. Η νευροϊνωμάτωση τύπου 2 (NF-2) απαντάται συχνά ως αιτιολογικός παράγοντας ανάπτυξης όγκων εγκεφάλου. Άλλα σύνδρομα που έχουν συσχετιστεί με τον καρκίνο εγκεφάλου είναι το σύνδρομο Von Hippel-Lindau και το σύνδρομο Li-Fraumeni που σχετίζεται με την μετάλλαξη p53.

### 2.2.4 Όγκοι εγκεφάλου

Πρωτοπαθής όγκος είναι η αρχική μάζα καρκινικών κυττάρων που αναπτύσσεται από την ανεξέλεγκτο πολλαπλασιασμό κυττάρων του κεντρικού νευρικού συστήματος. Όταν τα καρκινικά κύτταρα διηθούν άλλους ιστούς τότε ο όγκος χαρακτηρίζεται κακοήθης νεοπλασία. Μεταστατικοί όγκοι προέρχονται από την μετακίνηση καρκινικών κυττάρων από τον πρωτοπαθή όγκο σε απομακρυσμένους ιστούς. Πρωτοπαθείς όγκοι εγκεφάλου διαχωρίζονται σε καλοήθεις και κακοήθεις. Καλοήθεις πρωτοπαθείς όγκοι σπάνια υποτροπιάζουν μετά από σωστή θεραπευτική αντιμετώπιση. Οι κακοήθεις όγκοι είναι καρκινικοί, αναπτύσσονται ταχέως, διηθούν γειτονικές δομές, είναι επιθετικοί και απειλητικοί για την ζωή, ενώ σπάνια δίνουν μεταστάσεις. Οι όγκοι εγκεφάλου ονομάζονται με βάση τον κυτταρικό τύπο ή την προέλευση του. Οι συχνότεροι τύποι όγκων εγκεφάλου είναι οι εξής :

- Τα **Μηνιγγιώματα** είναι από τους συχνότερους όγκους εγκεφάλους τους ενήλικες καθώς αποτελούν το 30% των πρωτοπαθών όγκων εγκεφάλου. Στην πλειοψηφία τους είναι καλοήθεις όγκοι με αργή ανάπτυξη (1-2 χιλιοστά/έτος). Συνήθως δεν γίνονται αντιληπτά και ανευρίσκονται ως τυχαία ευρήματα. Μετά από έντονη ανάπτυξη μπορεί να προκαλέσουν έντονη συμπτωματολογία. Τα ασυμπτωματικά μηνιγγιώματα μικρού μεγέθους παρακολουθούνται με μαγνητική τομογραφία ανά

τακτά χρονικά διαστήματα χωρίς παρεμβάσεις όσο παραμένουν ασυμπτωματικά. Για συμπτωματικούς όγκους θεραπεία εκλογής είναι η χειρουργική αφαίρεση ή η ακτινοθεραπεία.

- **Γλοιώματα** είναι οι όγκοι που αναπτύσσονται από τα νευρογλοιακά κύτταρα (παρέχουν θρεπτικές ουσίες και οξυγόνο στους νευρώνες του εγκεφάλου). Γλοιώματα χαμηλής κακοηθείας δεν έχει καθοριστεί η βέλτιστη προσέγγιση. Εφαρμόζεται ΑΚΘ για όγκους με υπολική εξαίρεση(αδυναμία αφαίρεσης όλου του όγκου) και νευρολογική συμπτωματολογία, σε μη εξαιρέσιμους όγκους ή σε περίπτωση υποτροπής χωρίς την δυνατότητα επιπλέον χειρουργείου.
- Γλοιώματα υψηλής κακοηθείας (**γλοιοβλάστωμα GBM**) είναι από τους πιο συχνούς κακοήθεις όγκους στους ενήλικες . Έχουν ταχεία εξέλιξη και άσχημη πρόγνωση. Αντιμετωπίζονται συνήθως με ακτινοθεραπεία σε συνδυασμό με χημειοθεραπεία. Εμφανίζουν αρκετά χαμηλά ποσοστά επιβίωσης.
- **Μυελοβλαστώματα** είναι ο συχνότερος όγκος εγκεφάλου της παιδικής ηλικίας, αποτελούν την πλειοψηφία των όγκων του οπίσθιου βόθρου. Συστήνεται χειρουργική αφαίρεση σε βαθμό που είναι επιτρεπτό, χημειοθεραπεία και ακτινοθεραπεία νευράξωνα. Σε παιδιά ηλικίας κάτω των 3 ετών που βρίσκονται σε ανάπτυξη για τις γνωστικές τους λειτουργίες, η ακτινοθεραπεία εφαρμόζεται ως ακτινοθεραπεία διάσωσης κατά την υποτροπή .
- Τα **επενδυμώματα** αποτελούν σπάνιους όγκους εγκεφάλου <5% στους ενήλικες. Η κύρια θεραπεία σε αυτούς τους όγκους είναι η χειρουργική εξαίρεση και ακτινοθεραπεία στην περιοχή της εκτομής. Σε περίπτωση απεικονιστικών ή κυτταρολογικών ευρημάτων διασποράς στο εγκεφαλονωτιαίο υγρό ENY γίνεται ακτινοθεραπεία νευράξωνα.
- Τα **κρanioφαρυγγιώματα** είναι καλοήθεις όγκοι, αναπτύσσονται αργά στην εφίπιακή περιοχή. Η θεραπεία εκλογής τους είναι η πλήρης χειρουργική εξαίρεση. Σε περιπτώσεις μερικής εκτομής προτείνεται και ακτινοθεραπεία ώστε να μειωθεί η πιθανότητα υποτροπής.
- Οι **όγκοι της επίφυσης** αποτελούν εξαιρετικά σπάνιους όγκους εγκεφάλου (<1%) με θεραπεία εκλογής την χειρουργική εξαίρεση και ακτινοθεραπεία σε κάποιες περιπτώσεις.
- Τα **αδενώματα** της υπόφυσης αντιστοιχούν στο 10-15% των όγκων εγκεφάλου, ταξινομούνται ανάλογα με το μέγεθος σε μικροαδενώματα και μακροαδενώματα. Ενώ ανάλογα με την παρέμβαση τους στην διαδικασία παραγωγής ορμονών ή όχι,

χαρακτηρίζονται εκκριτικά ή μη εκκριτικά αδενώματα. Σε περιπτώσεις που απαιτείται άμεση αποσυμπίεση θεραπεία εκλογής αποτελεί η χειρουργική αφαίρεση, διαφορετικά αντιμετωπίζονται με ακτινοθεραπεία. Τα ποσοστά ελέγχου της νόσου είναι αρκετά υψηλά.

- Τα **νευρινώματα** αποτελούν το 6% των πρωτοπαθών όγκων εγκεφάλου. Είναι καλοήθεις όγκοι με αργή ανάπτυξη. Συχνά προκαλούν έντονη συμπτωματολογία και αντιμετωπίζονται είτε με χειρουργική αφαίρεση είτε με ακτινοθεραπεία, ενώ σε ασυμπτωματικούς όγκους προτείνεται η παρακολούθηση.
- Οι **αρτηριοφλεβώδεις δυσπλασίες** είναι οι δυσπλασίες των αγγείων με κίνδυνο αιμορραγίας.

### 2.2.5 Συμπτωματολογία όγκων εγκεφάλου

Η συμπτωματολογία σχετίζεται με την εντόπιση και τον βαθμό επιθετικότητας, το μέγεθος του όγκου και τον ρυθμό ανάπτυξης. Τα συχνότερα συμπτώματα που προκαλούν οι όγκοι εγκεφάλου είναι :

- Πονοκέφαλος ή εμμένουσα κεφαλαλγία που δεν αντιμετωπίζεται με παυσίπονα
- Ζάλη
- Ναυτία και εμετό
- Θολή όραση
- Σπασμοί
- Σύγχυση
- Ελάττωση του επιπέδου συνείδησης και εγρήγορσης
- Διαταραχές λόγου και βάδισης
- Επιληπτικές κρίσεις

### 2.2.5 Διάγνωση όγκων εγκεφάλου

Η διάγνωση ενός όγκου πραγματοποιείται με τις απεικονιστικές εξετάσεις. Οι συνηθέστερες απεικονιστικές μέθοδοι της περιοχής του εγκεφάλου είναι :

- η Αξονική Τομογραφία (CT),
- η Μαγνητική Τομογραφία (MRI) και
- η Τομογραφία Εκπομπής Ποζιτρονίων (PET).

Η οριστική διάγνωση όμως τίθεται με την ιστολογική εξέταση βιοψίας, καθώς προσδιορίζεται ο κυτταρικός τύπος και το επίπεδο επιθετικότητας (grade).

## 2.2.7 Θεραπεία

Η θεραπευτική αντιμετώπιση ποικίλει καθώς εξαρτάται από τον τύπο του όγκου και τον βαθμό επιθετικότητας. Οι θεραπευτικές επιλογές νεοπλασμάτων εγκεφάλου είναι η χειρουργική επέμβαση, ακτινοθεραπεία, χημειοθεραπεία, ανοσοθεραπεία και η παρηγορητική φροντίδα. Η επιλογή της θεραπευτικής προσέγγισης εξαρτάται από πολλούς παράγοντες. Πρωτοπαθείς, καλοήθεις μικροί όγκοι συνήθως παρακολουθούνται συστηματικά με απεικονιστικές μεθόδους. Μεγαλύτεροι και κακοήθεις όγκοι υποβάλλονται σε χειρουργική εκτομή που ακολουθείται από χημειοθεραπεία ή/και ακτινοθεραπεία. Η πλήρης εκτομή δεν είναι σχεδόν ποτέ εφικτή, με αποτέλεσμα τα εξαιρετικά υψηλά ποσοστά τοπικών υποτροπών. Οι εγκεφαλικές μεταστάσεις απαιτούν αντιμετώπιση από ογκολογικό συμβούλιο ιατρών (συνήθως περιλαμβάνει ογκολόγους, νευροχειρουργούς και ακτινοθεραπευτές) για την σωστή σταδιοποίηση της νόσου και την βέλτιστη θεραπευτική προσέγγιση.

## 3. ΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ

### 3.1 Εισαγωγή

Στην ενότητα γίνεται περιγραφή των βασικών αρχών λειτουργίας του Μαγνητικού Τομογράφου. Αρχικά γίνεται αναφορά στο φαινόμενο του Πυρηνικού Μαγνητικού Συντονισμού στο οποίο στηρίζεται η Μαγνητική Τομογραφία. Ακολουθεί η παρουσίαση των μηχανισμών αντίθεσης και των παραμέτρων της απεικόνισης. Τέλος αναλύεται ο τρόπος της δημιουργίας της εικόνας.

### 3.2 Ακτινοβολία

Ακτινοβολία είναι μια μορφή ενέργειας σε μορφή κυμάτων ή κινούμενων υποατομικών σωματιδίων. Διακρίνεται σε δύο μεγάλες κατηγορίες ανάλογα με την ενέργεια και την επίδραση της στην ύλη, την ιονίζουσα και μη ιονίζουσα ακτινοβολία (ηλεκτρομαγνητική). Ιονίζουσες ακτινοβολίες μεταφέρουν ενέργεια ικανή να εισχωρήσει στην ύλη, να προκαλέσει ιονισμό των ατόμων και να διασπάσει βίαια χημικούς δεσμούς, προκαλώντας έτσι βιολογικές βλάβες στον ανθρώπινο οργανισμό. Η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία είναι μη ιονίζουσα ακτινοβολία χαμηλής ενέργειας που προκαλεί ηλεκτρικές, χημικές και θερμικές επιπτώσεις. Οι

κυριότερες ιατρικές διαγνωστικές εφαρμογές που χρησιμοποιούν μη ιονίζουσες ακτινοβολίες είναι οι υπέρηχοι και η απεικόνιση με την χρήση του φαινομένου του πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού (NMR).

### 3.3 Από τις ακτίνες Χ στον Πυρηνικό Μαγνητικό Συντονισμό και τον Μαγνητικό Τομογράφο

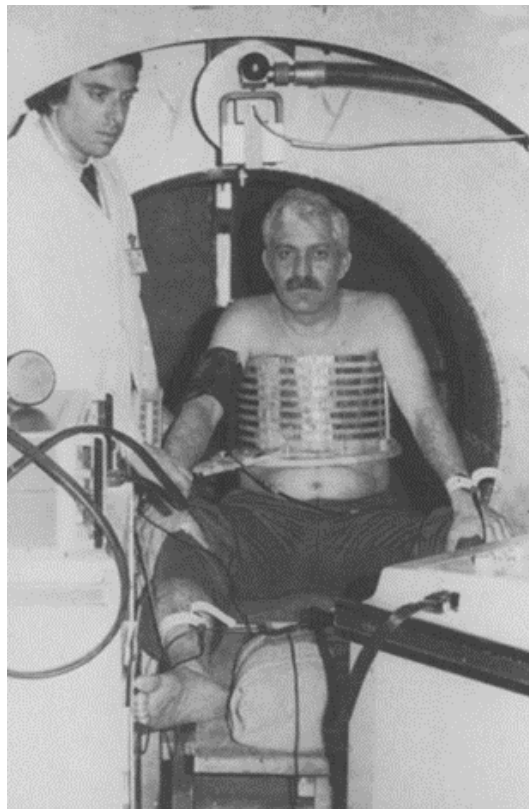
Η μαγνητική τομογραφία βασίζεται στην ανακάλυψη των ακτίνων Χ από τον Γερμανό φυσικό Röntgen το 1895. Οι ακτίνες Χ είναι ΗΜ ακτινοβολία και χρησιμοποιούνται στην ακτινοδιαγνωστική ως λυχνίες ακτίνων Χ. Οι πρώτες λυχνίες κατασκευάστηκαν από τους Crooks και Coolidge το 1913.

Το φαινόμενο του πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού ανακαλύφθηκε την δεκαετία του 1940 όταν οι ερευνητές Purcell και Bloch σε ανεξάρτητες μελέτες κατέγραψαν ταυτόχρονα το φαινόμενο κατά την τοποθέτηση δειγμάτων σε ισχυρό μαγνητικό πεδίο. Για αρκετά χρόνια το φαινόμενο του πυρηνικού μαγνητικού συντονισμού χρησιμοποιήθηκε στον τομέα της φασματοσκοπίας. Η πρώτη κλινική χρήση ΜΤ καταγράφεται το 1967 στο Πανεπιστημιακό Νοσοκομείο του Nottingham όμως λόγω φτωχής ποιότητας απεικόνισης χαρακτηρίστηκε ακατάλληλη για ιατρική χρήση.



**Εικόνα 6:** Ο πρώτος NMR scanner. Από αριστερά προς τα δεξιά Drs. R. Damadian, L. Minkoff and M. Goldsmith. [11]

Το 1970 ο Raymond Damadian απέδειξε ότι οι καρκινικοί όγκοι διαφοροποιούνται από τους φυσιολογικούς ιστούς εκπέμποντας διαφορετικά σήματα NMR, σε πειράματα με ποντίκια. Η έρευνα του δημοσιεύτηκε και κατοχυρώθηκε ως μια μέθοδος ποσοτικής ανίχνευσης του καρκίνου. Ο χημικός Paul Lauterbur ανακάλυψε την τεχνική της οπισθοπροβολής στην οποία βασίστηκε αργότερα ο φυσικός Peter Mansfield και εξέλιξε την τεχνική για την χωρική κωδικοποίηση των NMR σημάτων με την επιλογή της τομής απεικόνισης. Το 1977 ο Damadian, ο Minkoff και ο Goldsmith κατασκεύασαν τον πρώτο Μαγνητικό Τομογράφο για άνθρωπο πραγματοποιώντας την πρώτη ολόσωμη απεικόνιση.



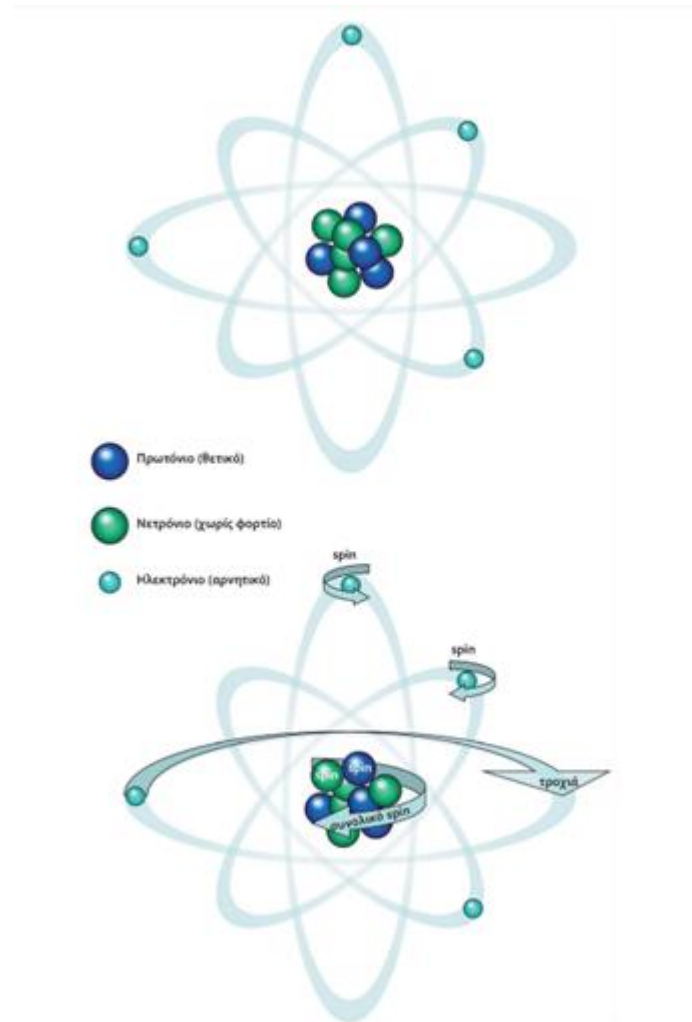
**Εικόνα 7:** Τον Μάιο του 1977 ο Dr. Damadian υποβλήθηκε ο ίδιος στην πρώτη σάρωση σε ανθρώπινο οργανισμό. [11]

### 3.4 Πυρηνικός Μαγνητικός Συντονισμός NMR

Ο πυρηνικός μαγνητικός συντονισμός είναι ένα φυσικό φαινόμενο κατά το οποίο οι πυρήνες που βρίσκονται σε ένα μαγνητικό πεδίο απορροφούν και στην συνέχεια επανεκπέμπουν ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία συχνότητας συντονισμού που καθορίζεται από τις ιδιότητες του μαγνητικού πεδίου και του ισοτόπου των ατόμων.

### 3.5 Πυρηνικός Μαγνητικός Συντονισμός-Βασικές αρχές λειτουργίας του Μαγνητικού Τομογράφου

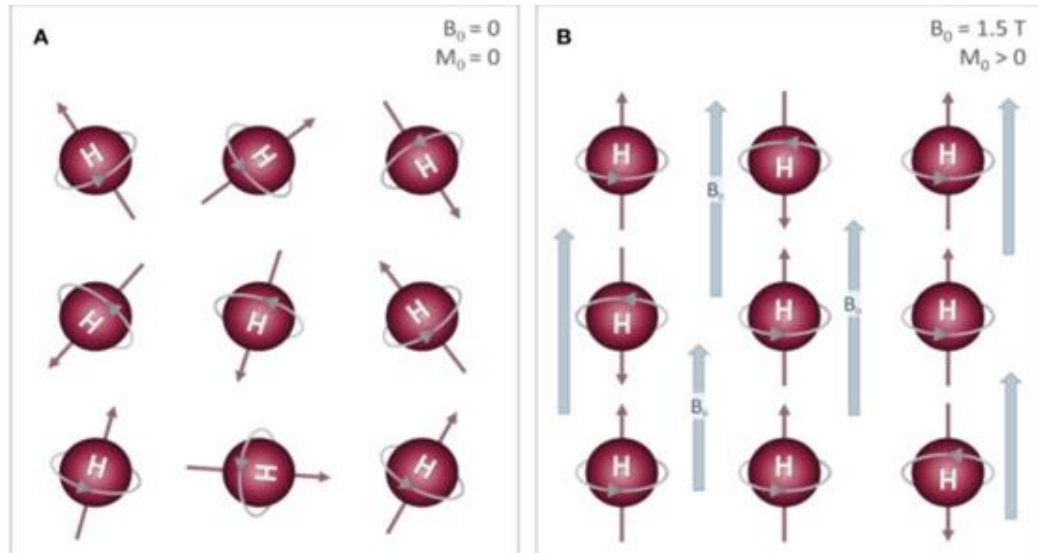
Τα άτομα αποτελούνται από τον πυρήνα και τα ηλεκτρόνια. Ο πυρήνας κάθε ατόμου αποτελείται από νουκλεόνια, τα θετικά φορτισμένα πρωτόνια και τα ηλεκτρικά ουδέτερα νετρόνια. Τα νουκλεόνια κατατάσσονται σε στιβάδες με βάση την αρχή της ελάχιστης ενέργειας.



**Εικόνα 8:** (α) Το άτομο και (β) συνολικό σπιν [44]

Τα νουκλεόνια εντός του πυρήνα έχουν μηχανική διπολική ροπή  $s$  (spin) εξαιτίας της ιδιοπεριστροφής τους. Το σπιν των νουκλεονίων αποτελεί κβαντισμένο μέγεθος καθώς παίρνει τιμές πολλαπλάσιες  $\pm \frac{1}{2}$  σε μονάδες της σταθεράς του Planck,  $\hbar$  ( $h$ -bar). Το διάνυσμα  $J$  της ολικής στροφορμής του κάθε νουκλεονίου έχει μέτρο που προκύπτει μέσω του κβαντικού αριθμού της ολικής στροφορμής  $j = l + s = l \pm \frac{1}{2}$  και προσδιορίζει την μηχανική ροπή του πυρήνα  $J$ . Η ολική στροφορμή κάθε νουκλεονίου είναι ημιακέραια, έτσι πυρήνες με άρτιο αριθμό νουκλεονίων

χαρακτηρίζονται από ακέραια μηχανική ροπή  $J$  ενώ πυρήνες με περιττό αριθμό νουκλεονίων έχουν ημιακέραια πυρηνική ροπή. Το πυρηνικό σπιν παίρνει τιμές κοντά στο μηδέν καθώς οι μεμονωμένες ροπές των νουκλεονίων συνήθως είναι αντιπαράλληλες. Με αποτέλεσμα, άτομα που έχουν πλήρως τις στιβάδες κατανομή, έχουν μηδενικό άθροισμα πυρηνικών σπιν καθώς τα σπιν πρωτονίων και ηλεκτρονίων αλληλοεξουδετερώνονται. Πυρήνες με περιττό ατομικό αριθμό έχουν σπιν διάφορο του μηδενός. Ισότοπα άτομα εμφανίζουν μαγνητική ροπή καθώς το άθροισμα των σπιν των σωματιδίων τους δεν είναι μηδενικό.



**Εικόνα 9:** α) Πυρήνες υδρογόνου τυχαία προσανατολισμένοι απουσία Μαγνητικού Πεδίου και β) Μετά την επίδραση Μαγνητικού Πεδίου οι πυρήνες υδρογόνου προσανατολίζονται παράλληλα ή αντιπαράλληλα στο μαγνητικό πεδίο. [9]

Πυρήνες ατόμων με περιττό αριθμό νετρονίων ή πρωτονίων έχουν συνισταμένη μαγνητική ροπή διάφορη του μηδενός και εκτελούν περιστροφική κίνηση. Μερικά στοιχεία με μη μηδενικό άθροισμα σπιν των σωματιδίων τους είναι το υδρογόνο  $^1\text{H}$ , το νάτριο  $^{23}\text{Na}$  και ο άνθρακας  $^{13}\text{C}$ . Η παρουσία ενός εξωτερικού ισχυρού μαγνητικού πεδίου κάνει το διάνυσμα  $J$  να εκτελεί γύρω του μεταπτωτική κίνηση. Συγκεκριμένα μετάπτωση είναι το φαινόμενο κατά το οποίο οι μαγνητικές ροπές που συμπεριφέρονται ως μικροί μαγνήτες, ευθυγραμμίζονται παράλληλα προς το διάνυσμα της έντασης  $B_0$  του εξωτερικού μαγνητικού πεδίου και εκτελούν περιστροφική κίνηση με άξονα περιστροφής παράλληλο προς το μαγνητικό πεδίο. Στην Μαγνητική Τομογραφία η απεικόνιση χρησιμοποιεί το πρωτόνιο του ατόμου του υδρογόνου που παρουσιάζει μετρήσιμο σπιν.



**Εικόνα 10:** Μεταπτωτική κίνηση

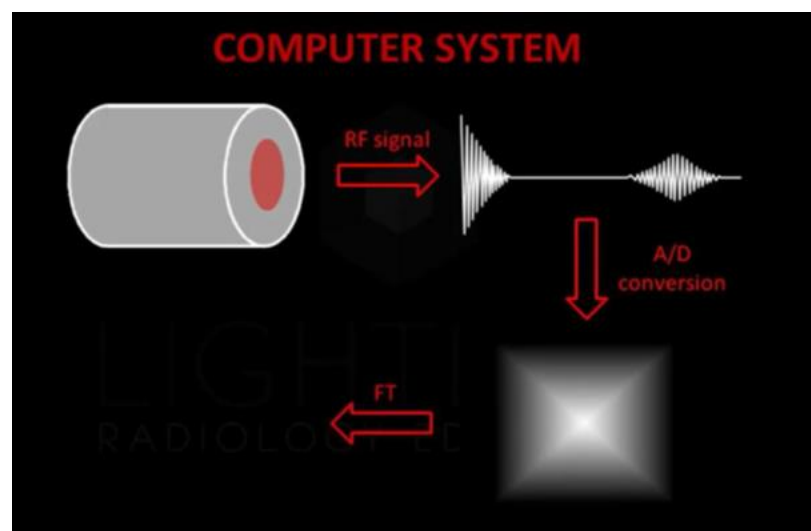
### 3.6 Η λειτουργία του Μαγνητικού Τομογράφου

Η απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού αποτελεί μια μη επεμβατική μέθοδος ιατρικής απεικόνισης που χρησιμοποιεί το μαγνητικό πεδίο και τα ραδιοκύματα για την απεικόνιση μαλακών ιστών και δομών του ανθρωπίνου σώματος χωρίς την χρήση ιονίζουσων ακτινοβολιών. Η λειτουργία της μεθόδου βασίζεται στην ύπαρξη ατόμων υδρογόνου στους ιστούς. Ο εξεταζόμενος τοποθετείται εντός ισχυρού ΜΠ, τα άτομα υδρογόνου συμπεριφέρονται ως στοιχειώδεις μαγνήτες και προσανατολίζονται παράλληλα ως προς τις μαγνητικές γραμμές του ΜΠ. Εκτελούν μεταπτωτική κίνηση συχνότητας Larmor διαφορετική σε κάθε άτομο και άξονα περιστροφής τον άξονα των μαγνητικών γραμμών. Τα πρωτόνια απορροφούν ΗΜ ενέργεια καθώς διεγείρονται με παλμούς RF συχνότητας Larmor του υδρογόνου και μεταπηδούν σε υψηλότερες ενεργειακές στάθμες. Με την παύση του εξωτερικού στατικού πεδίου τα πρωτόνια απομαγνητίζονται, επανέρχονται στην αρχική ενεργειακή τους στάθμη θερμοδυναμικής ισορροπίας εκπέμποντας ραδιοσυχνότητες. Ο χρόνος και ο τρόπος επανεκτροπής και επαναφοράς των πρωτονίων υδρογόνου αποτελεί τον αρχή κτήσης της απεικόνισης. Η εικόνα που σχηματίζεται εξαρτάται από την θέση και την ισχύς του σήματος στο σώμα, καθώς κάθε περιοχή του σώματος χαρακτηρίζεται από διαφορετικό σήμα.

Η απόσβεση της εγκάρσιας μαγνήτισης με την ταυτόχρονη αποκατάσταση της διαμήκουσ μαγνήτισης στον άξονα x-y ονομάζεται χαλάρωση (relaxation) [3]. Οι χρόνοι διαμήκουσ και

εγκάρσιας χαλάρωσης, T1 και T2 αντίστοιχα, αναφέρονται σε διαφορετικές χρονικές συνιστώσες. Ο χρόνος διαμήκους μαγνητικής αποκατάστασης T1 ισούται με το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί ώστε οι πυρήνες υδρογόνου να ανακτήσουν το 63% της τιμής της διαμήκους μαγνήτισης αφού εφαρμοστεί παλμός RF 90°, ονομάζεται χρόνος χαλάρωσης σπιν-πλέγματος [6]. Οι εικόνες βαρύτητας T1 ή T1-W αναδεικνύουν την ένταση σήματος αντιστρόφως ανάλογα με τον χρόνο T1 του κάθε ιστού [4]. Έτσι ιστοί με μεγάλους χρόνους T1 απεικονίζονται με χαμηλής έντασης σήμα, ενώ αντίθετα ιστοί με μικρούς χρόνους T1 αναδεικνύονται με υψηλής έντασης σήμα. Ο χρόνος εγκάρσιας μαγνητικής χαλάρωσης T2 αντιστοιχεί στον χρόνο που απαιτείται μέχρι οι πυρήνες να απελευθερώσουν το 37% της εγκάρσιας μαγνήτισης που είχαν, ονομάζεται σπιν-σπιν αποκατάσταση και πραγματοποιείται λόγω της αλληλεπίδρασης των ΜΠ γειτονικών πυρήνων [6]. Οι παθολογικοί ιστοί απεικονίζονται με υψηλής έντασης σήμα λόγω της αυξημένης συγκέντρωσης ύδατος και χαρακτηρίζονται από μικρούς χρόνους χαλάρωσης T2 [4].

Κατά την επαναφορά στην κατάσταση θερμοδυναμικής ισορροπίας αναπτύσσονται φαινόμενα ΗΜ επαγωγής. Η επαγωγή ΗΜ σήματος στη συχνότητα  $Larmor$  δημιουργεί εξασθένιση ελεύθερης επαγωγής. Το σήμα ελεύθερης επαγωγικής απόσβεσης FID έχει φάσμα συχνοτήτων με κεντρική συχνότητα την συχνότητα  $Larmor$ .



**Εικόνα 11:** Η λειτουργία του συστήματος ηλεκτρονικού υπολογιστή στην απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού.

Ακολουθεί ο αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier που μετασχηματίζει μια συνάρτηση με πεδία ορισμού τα χρονικά διαστήματα σε μια συνάρτηση με πεδία ορισμού της αντίστοιχες συχνότητες.

$$\text{Μετασχηματισμός Fourier: } F(\omega) = \int f(t) e^{i\omega t} dt$$

$$\text{Αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier : } F(t) = 1/2\pi \times \int f(\omega) e^{-i\omega t} dt$$

$$\text{Τελική μορφή για το σήμα FID: } F(\omega) = \int V(t) e^{i\omega t} dt = \int A M_{xy}(0) \cos(\omega_0 t) e^{1/T_2^*} e^{i\omega t} dt$$

Τα λαμβανόμενα σήματα αναλύονται και ανακατασκευάζονται οι τομές. Η αντίθεση της εικόνας εξαρτάται από τους χρόνους T1 και T2. Οι εικόνες μαγνητικής τομογραφίας είναι τρισδιάστατες και παρέχουν πληροφορίες για την ανατομία και την φυσιολογία του ανθρωπίνου σώματος. Επιτρέπει την απεικόνιση των ανατομικών δομών σε πολλαπλά επίπεδα, εγκάρσιο, μετωπιαίο και οβελιαίο.

## 3.7 Μαγνητική Τομογραφία για την απεικόνιση του εγκεφάλου

### 3.7.1 Απεικόνιση εγκεφάλου

Η απεικονιστική μέθοδος εκλογής για τους όγκους του εγκεφάλου είναι η MT, καθώς παρέχει μεγαλύτερη αντίθεση ιστών συγκριτικά με την αξονική τομογραφία. Η MT καθιστά δυνατή την παρακολούθηση όλων των σταδίων, την σωστή σταδιοποίηση της νόσου και την παρακολούθηση της ανταπόκρισης στην θεραπεία.

### 3.7.2 Πλεονεκτήματα MT

Τα βασικότερα πλεονεκτήματα της MT είναι η υψηλή αντίθεση φωτεινότητας σε μαλακών ιστών σε οποιοδήποτε επίπεδο απεικόνισης, η δυνατότητα ανατομικής απεικόνισης και λειτουργικής κατάστασης των ιστών. Αποτελεί εξέταση επιλογής για την νευροαπεικόνιση. Δεν προκαλεί ακτινική επιβάρυνση καθώς δεν χρησιμοποιεί ιονίζουσες ακτινοβολίες όπως οι περισσότερες απεικονιστικές μέθοδοι. Χαρακτηρίζεται από υψηλή ευαισθησία και ειδικότητα. Προσφέρει απεικόνιση σε πολλαπλά επίπεδα ως τομογραφία. Ενώ θεωρείται καταλληλότερη μέθοδος απεικόνισης μαλακών ιστών όπως ο εγκέφαλος.

### 3.7.3 Μειονεκτήματα ΜΤ

Όπως κάθε απεικονιστική μέθοδος παρουσιάζει και ορισμένα μειονεκτήματα. Σημαντικότερο μειονέκτημα αποτελεί το υψηλό κόστος εξέτασης και η χαμηλή διαθεσιμότητα των ραντεβού στις δημόσιες δομές λόγω περιορισμένης διαθεσιμότητας μηχανημάτων που προκύπτει από το υψηλό κόστος απόκτησης και συντήρησης αυτών. Είναι μια μέθοδος που απαιτεί περισσότερο χρόνο σε σύγκριση με άλλες μεθόδους. Η σωστή λήψη απαιτεί τον ασθενή να παραμένει ακίνητος καθ' όλη την διάρκεια της εξέτασης. Ο χρόνος της σάρωσης εξαρτάται από την εξέταση και κυμαίνεται από 15 λεπτά έως 90 λεπτά ανά σάρωση. Ορισμένες ακολουθίες σάρωσης απαιτούν αρκετό χρόνο. Τέλος περιορισμός της μεθόδου αποτελεί η ύπαρξη μεταλλικών εμφυτευμάτων, βηματοδότη και καρδιακών βαλβίδων. Αποτελεί λιγότερο ευαίσθητη μέθοδο στην ανίχνευση αιμορραγίας σε υπεροξεία φάση, στην ανίχνευση αποτιτανώσεων και στην απεικόνιση οστικού φλοιού.

## 3.8 Διαδικασία παραγωγής εικόνας

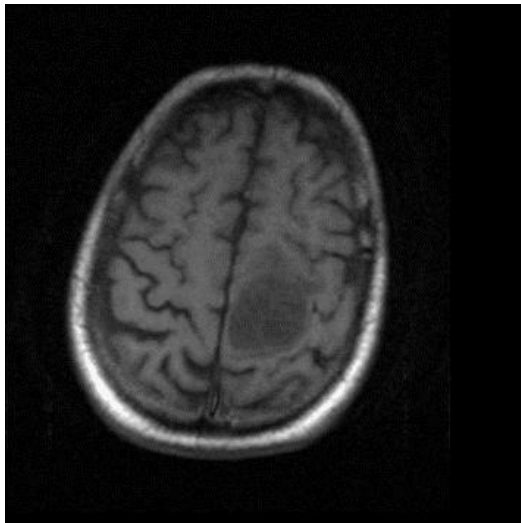
Κατά την απεικόνιση μαγνητική τομογραφία ο ασθενής τοποθετείται στην εξεταστική τράπεζα ενός κυλινδρικού μαγνήτη σε ένα υψηλό στατικό μαγνητικό πεδίο. Η εξέταση ξεκινάει με την επιλεκτική διέγερση τομής. Ένα ραδιοφωνικό κύμα μικρής διάρκειας (RF παλμός) εκπέμπεται από το μηχάνημα και επιλέγεται η βαθμίδα πεδίου τομής για τη δημιουργία εικόνας τομής. Στον ασθενή αποστέλλονται ραδιοσυχνότητες 10.000-30.000 φορές ισχυρότερες από το ΜΠ της γης. Ακολουθεί η κωδικοποίηση φάσης και συχνότητας, συλλέγονται πολλαπλές μετρήσεις σήματος καλύπτοντας τον  $k$  χώρο και δημιουργείται το σήμα MR. Τέλος εφαρμόζεται ο αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier για την τελική ανακατασκευή της εικόνας Μαγνητικής Τομογραφίας.

Οι εικόνες ΜΤ δημιουργούνται με βάση την ακολουθία παλμών που επιλέγει ο τεχνολόγος. Η ακολουθία προσδιορίζει τους παλμούς των ραδιοσυχνοτήτων, παλμούς διέγερσης των πυρήνων υδρογόνου και παλμούς βαθμίδωσης με προκαθορισμένους χρόνους εκπομπής. Οι παράμετροι που επηρεάζουν την εικόνα και τους καθορίζει ο τεχνολόγος είναι ο χρόνος επανάληψης (TR), ο χρόνος Echo Time (TE) μεταξύ του παλμού διέγερσης και της καταγραφής του, η γωνία μετάπτωσης (Flip angle) του διανύσματος της μαγνήτισης.

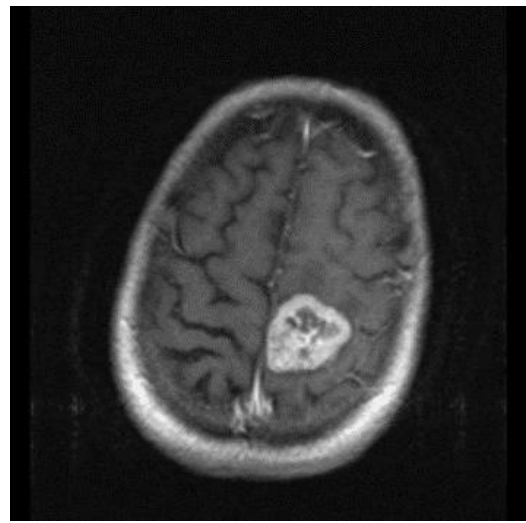
Οι ακολουθίες παλμών που χρησιμοποιούνται είναι η spin echo (SE) και η gradient echo (GE). Ακολουθίες SE χρησιμοποιούν δύο παλμούς διέγερσης και παράγουν εικόνες υψηλής

αντίθεσης αλλά χαρακτηρίζονται από μεγάλους χρόνους σάρωσης. Οι ακολουθίες GE κάνουν χρήση ενός παλμού διέγερσης και χαρακτηρίζονται από μικρούς χρόνους σάρωσης.

### 3.8 Σκιαγραφικά



**Εικόνα 12 : T1W**



**Εικόνα 13: T1W με γαδολίνιο**

Σκιαγραφικές ουσίες χρησιμοποιούνται για την ενίσχυση της αντίθεσης μεταξύ των ιστών. Οι ουσίες που χρησιμοποιούνται είναι παραμαγνητικά ιόντα που επιτυγχάνουν την ενίσχυση της αντίθεσης λόγω της μεταβολής των χρόνων αποκατάστασης. Ιόντα γαδολίνιου χρησιμοποιούνται ως σκιαγραφικά κατά την απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού. Το γαδολίνιο Gd είναι ισχυρά παραμαγνητικό καθώς διαθέτει 7 ασύζευκτα ηλεκτρόνια  $e^-$ . Η ελάττωση του χρόνου αποκατάστασης είναι ανάλογη της συγκέντρωσης του σκιαγραφικού στον εξεταζόμενο ιστό προκαλώντας έτσι την ενίσχυση του σήματος που επανεκπέμπουν οι ιστοί. Ιόντα γαδολίνιου χορηγούνται με ενδοαγγειακή έγχυση.

### 3.9 Μαγνητική Τομογραφία στην Ιατρική Πράξη

Η μαγνητική τομογραφία αποτελεί απεικονιστική μέθοδο επιλογής δομών και ιστών του εγκεφάλου και του ΚΝΣ γενικότερα καλύπτοντας ένα ευρύ φάσμα κλινικών εφαρμογών και επιστημονικών ερευνών. Η Μαγνητική Τομογραφία αποτελεί ισχυρό εργαλείο για την διάγνωση παθήσεων καθώς παρέχει λεπτομερείς ανατομικές και μορφολογικές εικόνες χωρίς την χρήση ιονίζουσων ακτινοβολιών.

Συμβατικές τεχνικές MT(T2SE,FLAIR,GRE,T1TSE) απεικονίζουν μορφολογικά χαρακτηριστικά, ενώ νεότερες τεχνικές (μη συμβατικές τεχνικές DWI, DTI, DSC-T2\* Perfusion,

DCE-T1 Perfusion, MRS) χρησιμοποιούνται για την απεικόνιση βιολογικών χαρακτηριστικών. Η λειτουργική fMRI χρησιμοποιείται για την απεικόνιση της εγκεφαλικής δραστηριότητας μετρώντας την αιματική ροή. Ο τομέας της νευροεπιστήμης αξιοποιεί την MT εγκεφάλου για την μελέτη της λειτουργίας του εγκεφάλου και των αλληλεπιδράσεων του. Η ψυχιατρική χρησιμοποιεί την MT για την μελέτη της δομής και της λειτουργίας του εγκεφάλου ασθενών με διαγνωσμένες ψυχιατρικές διαταραχές.

### 3.10 Ποιότητα εικόνας

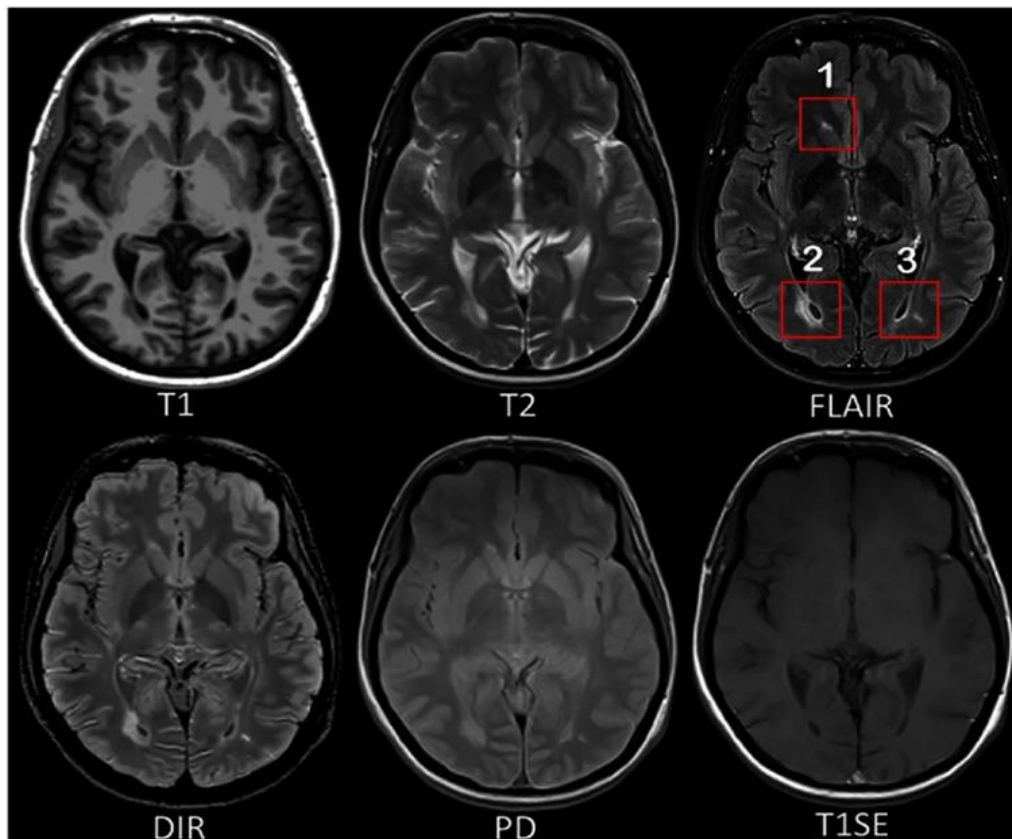
Η ποιότητα της απεικόνισης επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες όπως ο λόγος σήματος προς τον θόρυβο (SNR), ο λόγος αντίθεσης προς τον θόρυβο (CNR), η χωρική διακριτική ικανότητα, τα τεχνικά σφάλματα και ο χρόνος σάρωσης. Καθένας από τους προηγούμενους παράγοντες εξαρτάται από άλλους δευτερεύοντες παράγοντες. Τεχνικά σφάλματα (artifacts) εμπεριέχονται σε κάθε λήψη και οφείλονται σε εκούσια ή ακούσια κίνηση του ασθενούς, σφάλματα μαγνητικής επιδεκτικότητας λόγω μεταλλικών εμφυτευμάτων ή αυξημένης συγκέντρωσης σιδήρου λόγω υπάρχουσας αιμορραγίας και διασταυρούμενης διέγερσης. Στην πλειονότητα τους τα τεχνικά σφάλματα εντοπίζονται και διορθώνονται από τους τεχνολόγους ακτινολόγους κατά την διαδικασία της σάρωσης.

### 3.11 Ακολουθίες Παλμοσειρών – Μηχανισμοί δημιουργίας

#### Αντίθεσης στην εικόνα MT

Σημαντική είναι η επιλογή της βέλτιστης απεικονιστικής μεθόδου αξιοποιώντας τις διαφορετικές ακολουθίες που έχει η MT. Οι ακολουθίες παλμών επιτρέπουν τον έλεγχο του τρόπου που εκπέμπεται ο παλμός RF. Συμβατικές ακολουθίες που χρησιμοποιούνται στην κλινική πράξη στα πλαίσια της MT εγκεφάλου είναι T1 ή T1-weighted (T1W), T2-weighted (T2W), FLAIR, DIR, PD και T1SE με την καθεμία να παρέχει διαφορετικές πληροφορίες. Η ακολουθία T1W ευαισθητοποιείται σε χαμηλά χρονικά σήματα. Εστιάζει στην αρχιτεκτονική, συγκεκριμένα παρέχει ανατομικές εικόνες υψηλής ανάλυσης με ευκρίνεια στην διάκριση των δομών και υψηλή αντίθεση μεταξύ γκρίζας και λευκής ουσίας. Απεικονίζει οξείες φλεγμονώδεις βλάβες με εκτεταμένο οίδημα ή απομυελίνωση. Με την έγχυση σκιαγραφικής ουσίας επιτυγχάνεται η επισήμανση βλαβών λόγω διαταραχών αιματοεγκεφαλικού φραγμού. Οι λιπώδεις ιστοί επισημαίνονται σκούροι στις εικόνες T1 σε αντίθεση με τους υπόλοιπους ιστούς που έχουν φωτεινά χρώματα. Η ακολουθία T2W είναι ευαισθητοποιημένη σε υψηλά χρονικά σήματα στην οποία περιοχές με υψηλό χρόνο χαλάρωσης T2 εμφανίζονται φωτεινές. Απεικονίζει βλάβες που

χαρακτηρίζονται από φλεγμονή, οίδημα, απομυελίνωση ή γλοίωση. Είναι κατάλληλη για διάγνωση νεοπλασιών, φλεγμονών και παθολογικών καταστάσεων καθώς απεικονίζει το οίδημα. Συχνά οι περικολιακές βλάβες δεν διακρίνονται από το παρακείμενο ENY που χαρακτηρίζεται και αυτό από σήμα υψηλής έντασης. Η ακολουθία πυκνότητας πρωτονίων PD (proton density) μετράει τον συνολικό αριθμό πρωτονίων εντός της υπό μελέτη ανατομικής περιοχής. Οι ακολουθίες αυτές απεικονίζουν το ENY με χαμηλή ένταση σήματος, επιτρέποντας έτσι την καλύτερη ανάλυση των περικολιακών βλαβών. Η ακολουθία FLAIR (Fluid Attenuated Inversion Recovery) χρησιμοποιείται για την ανάλυση περικολιακών βλαβών καθώς απεικονίζει με αυξημένη αντίθεση βλάβες φλοιώδους και υποφλοιώδους εντόπισης (5). Ανάλογα με τον σκοπό της εκάστοτε εξέτασης οι ακολουθίες χρησιμοποιούνται ξεχωριστά ή σε συνδυασμό. Η Real-IR αποτελεί μια τεχνική που χρησιμοποιεί έναν παλμό αναστροφής και σε συνδυασμό με τις ακολουθίες T1 και T2 παρέχει εικόνες με ενισχυμένη αντίθεση παρέχοντας ανατομικές και λειτουργικές πληροφορίες. Ειδικές εφαρμογές της MT είναι η ακολουθία της διάχυσης DWI (diffusion weighted imaging) που επιτυγχάνει την απεικόνιση της κυτταροβρίθειας. Όγκοι υψηλής κακοήθειας και υψηλής κυτταροβρίθειας έχουν μικρή διάχυση των μορίων του νερού. Η μαγνητική φασματοσκοπία MRS παρέχει πληροφορίες για το μεταβολικό προφίλ του όγκου και γίνεται ο χαρακτηρισμός της φύσης της χωροκατακτητικής εξεργασίας. Με την λειτουργική μαγνητική τομογραφία fMRI επιτυγχάνεται η χαρτογράφηση του εγκεφάλου καθώς παρέχει πληροφορίες για την λειτουργικότητα διαφόρων εγκεφαλικών κέντρων.



**Εικόνα 14:** Ακολουθίες Μαγνητικής Τομογραφίας Εγκεφάλου. Η T1 παρέχει ανατομικές πληροφορίες ενώ η T2 για τους παθολογικούς ιστούς. Οι περικοιλιακές βλάβες απεικονίζονται καλύτερα με ακολουθία FLAIR. Η ακολουθία διπλής ανάκτησης DIR έχει άμεση εφαρμογή στην αξιολόγηση παθολογίας του φλοιού. Η ακολουθία πυκνότητας πρωτονίων PD και η T1 Spin Echo (T1SE) χρησιμοποιούνται επίσης στην κλινική πράξη. [Wei, Poirion, Bodini, & Durrleman, 2019]

Ο συνδυασμός συμβατικών και νέων μεθόδων και τεχνικών σε συνδυασμό με την συσχέτιση των απεικονιστικών ευρημάτων με κλινικά και εργαστηριακά ευρήματα οδηγεί στην σωστή διάγνωση, την βελτίωση της θεραπευτικής προσέγγισης και την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας της θεραπείας, ενώ παρέχει την δυνατότητα διαφορικής διάγνωσης όγκων εγκεφάλου και λειτουργικότητας εγκεφαλικών κέντρων.

Η διάρκεια της κάθε ακολουθίας είναι από μερικά δευτερόλεπτα έως 6 λεπτά, ενώ συνολικά η απεικόνιση διαρκεί από 15 έως 45 λεπτά.

### 3.12 Βασικά Μέρη Μαγνητικού Τομογράφου

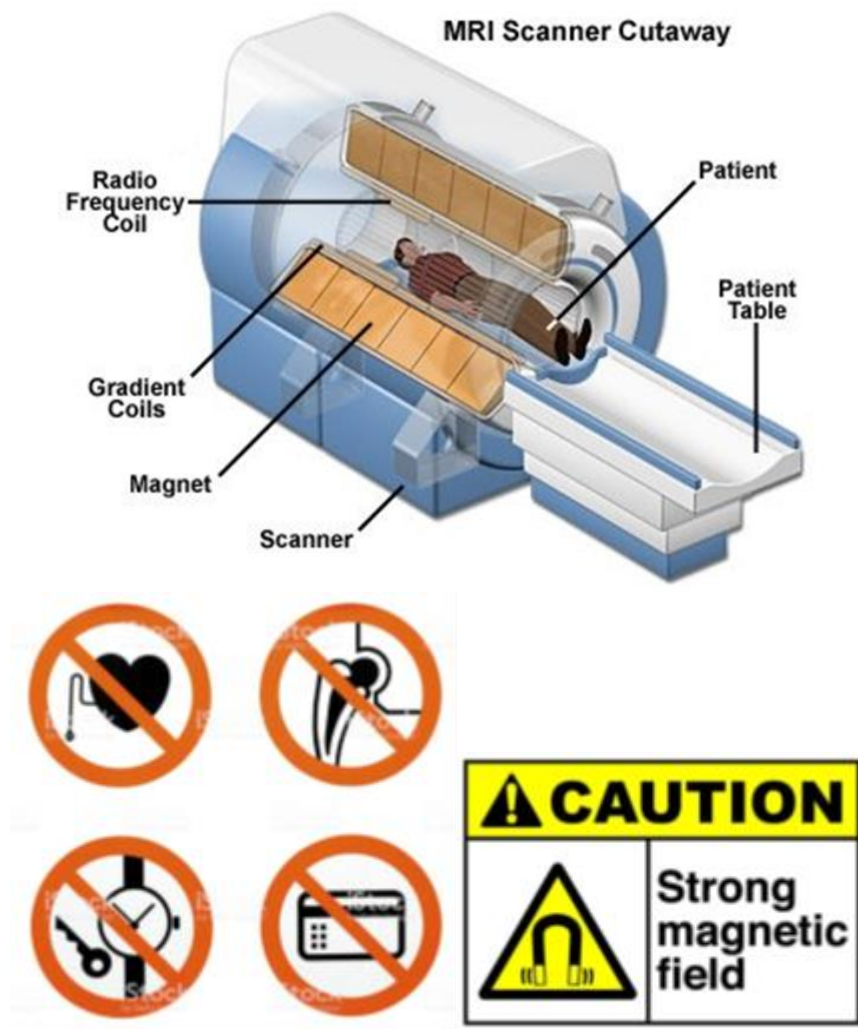
Τα βασικά μέρη ενός MRI είναι ο μαγνήτης που παράγει το στατικό ΜΠ, ο πομπός ραδιοσυχνοτήτων ο οποίος παρέχει μαγνητικά πεδία ραδιοσυχνοτήτων, το σύστημα κλίσης για την παραγωγή χρονικά μεταβαλλόμενων ΜΠ ελεγχόμενης χωρικής ανομοιομορφίας, το σύστημα ανίχνευσης και το σύστημα απεικόνισης για την ανακατασκευή και την δημιουργία των εικόνων.

Ο μαγνήτης και τα βαθμωτά πεδία (gradient coils) αποτελούν τα βασικότερα μέρη του μαγνητικού τομογράφου. Ο κύριος μαγνήτης παράγει το εξωτερικό στατικό μαγνητικό πεδίο. Τα σύγχρονα συστήματα κατασκευάζονται από υπεραγώγιμους μαγνήτες. Είναι συρμάτινα πηνία σε κρυογόνο, συνήθως υγρό ήλιο He, στους  $-269\text{ }^{\circ}\text{C}$  [7]. Σε χαμηλές θερμοκρασίες τα πηνία αυτά εμφανίζουν σχεδόν μηδενική αντίσταση και ο μαγνήτης χαρακτηρίζεται υπεραγώγιμος. Δημιουργούν υψηλά και σταθερά πεδία που ξεπερνούν τα 3 Tesla.

Τα πηνία βαθμίδας (gradient coils) χρησιμοποιούνται για την κωδικοποίηση του σήματος και τον χωρικό προσδιορισμό της περιοχής απεικόνισης. Τα πηνία ραδιοπαλμών (RF coils) παράγουν μικρό ομογενές πεδίο το οποίο βελτιώνει την ποιότητα της απεικόνισης και καταγράφουν το σήμα FID. Τα πηνία εξομάλυνσης (shim coils) χρησιμοποιούνται για την εξομάλυνση των ανομοιογενειών του πεδίου. Για την μαγνητική τομογραφία εγκεφάλου χρησιμοποιούνται τα πηνία όγκου που παράγουν μια περιοδική συνημιτονοειδή μεταβολή του ηλεκτρικού σήματος (8). Τα πηνία επιφανείας εφάπτονται και διεγείρουν την περιοχή απεικόνισης.

Ο μαγνητικός τομογράφος συνδέεται με έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή και μέσω προγράμματος γίνεται η παραμετροποίηση, η ανακατασκευή και η επεξεργασία του σήματος. Ο χρήστης, τεχνολόγος, επιλέγει το σχήμα κυματομορφών, την γωνία κλίσης και τους χρόνους T1 και T2. Το πηνίο αποστολής και λήψης ραδιοσυχνοτήτων εκπέμπει, λαμβάνει και καταγράφει το σήμα, το οποίο μετατρέπεται σε ψηφιακό μέσω ενός μετατροπέα. Ακολουθεί η αποθήκευση του ψηφιακού σήματος και μέσω του μετασχηματισμού Fourier δημιουργείται η τελική εικόνα. [8]

Ένα σύγχρονο σύστημα μαγνητικού τομογράφου απεικονίζεται στην εικόνα 16. Η διάταξη τοποθετείται σε κατάλληλο χώρο που ονομάζεται scan room. Ο χώρος του Μαγνητικού Τομογράφου είναι ένα μόνιμο ισχυρό μαγνητικό πεδίο ισχύος 1,5-3Tesla.



Εικόνα 15: Δομή ενός συστήματος απεικόνισης Μαγνητικού Τομογράφου  
[\[Πηγή\]](#)



Εικόνα 16: Σύγχρονος ΜΤ

### 3.13 Η Φυσική της Λειτουργίας του Μαγνητικού Τομογράφου

Οι μαγνητικές ταλαντώσεις, δημιουργούν ένα παλμό RF που κατευθύνεται στην υπό εξέταση περιοχή. Η ενέργεια των παλμών διεγείρει τα πρωτόνια των πυρήνων υδρογόνου του σώματος. Τα πρωτόνια απορροφούν την ηλεκτρομαγνητική ενέργεια μεταβάλλοντας έτσι την κατάσταση περιστροφής τους. Στην συνέχεια ο παλμός απενεργοποιείται για κάποιο χρονικό διάστημα με τα πρωτόνια να απελευθερώνουν ενέργεια συγκεκριμένης ραδιοσυχνότητας Larmor, ώστε να προσανατολιστούν ξανά παράλληλα στο μαγνητικό πεδίο. Το αδύναμο παλμός συχνότητας Larmor αποτελεί το σήμα μαγνητικού συντονισμού, φθίνει με τον χρόνο ενώ ονομάζεται σήμα ελεύθερης επαγωγικής απόσβεσης FID (Free Induction Decay). Το πηνίο λαμβάνει τη σήμα που επανεκπέμπουν τα πρωτόνια και καταγράφει τον χρόνο επαναφοράς των πρωτονίων στην θέση ισορροπίας τους. Τέλος ακολουθεί η επεξεργασία του σήματος και η δημιουργία της εικόνας. [7]

## 4. Τεχνητή Νοημοσύνη

### 4.1 Μηχανική Μάθηση

Σε πολλούς επιστημονικούς κλάδους, ο κύριος στόχος είναι να μοντελοποιηθούν οι σχέσεις μεταξύ παρατηρήσιμων εισόδων και των αντίστοιχων εξόδων. Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) είναι ένα πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence) που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων και μοντέλων που επιτρέπουν στους υπολογιστές να μαθαίνουν (training) από δεδομένα εισόδου (train data) και να πραγματοποιούν προβλέψεις βάσει των δεδομένων που έχουν εκπαιδευτεί. Τα μοντέλα αυτά προσπαθούν να βρουν μοτίβα και συσχετίσεις σε σύνολα δεδομένων και να λαμβάνουν τις καλύτερες αποφάσεις και προβλέψεις βάσει αυτής της ανάλυσής τους. Οι εφαρμογές μηχανικής μάθησης βελτιώνονται με τη χρήση και γίνονται πιο ακριβείς τροφοδοτώντας τα μοντέλα με όλο περισσότερα και ποιοτικότερα δεδομένα.

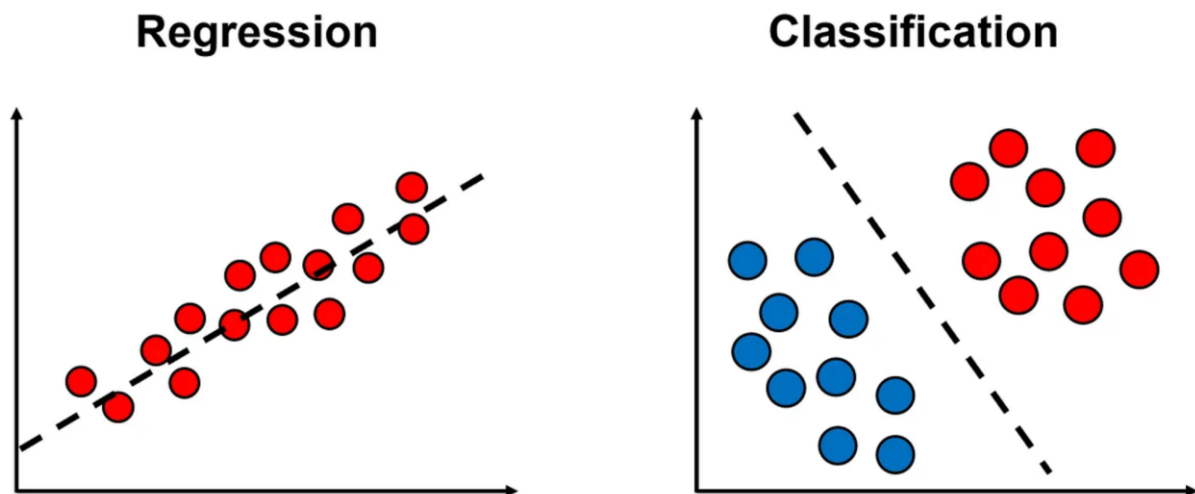
Η επιλογή ενός κατάλληλου μοντέλου ή αλγορίθμου εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, όπως η ποιότητα των δεδομένων, η πολυπλοκότητα της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου, και υπολογιστικοί περιορισμοί. Λόγω αυτών των πολυπλοκοτήτων, είναι συχνά απαραίτητο να πειραματιστεί κανείς με διάφορα μοντέλα. [12]

#### 4.1.1 Εποπτευόμενη Μάθηση (Supervised Learning)

Η εποπτευόμενη μηχανική μάθηση αποτελεί ένα πεδίο της μηχανικής μάθησης (ML), που επικεντρώνεται στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης χρησιμοποιώντας σύνολα δεδομένων με ετικέτα (labeled data). Κατά την εποπτευόμενη μάθηση, ένα μοντέλο αντλεί γνώση από ένα σύνολο παραδειγμάτων με ετικέτες το οποίο αποτελεί ένα εκτεταμένο σύνολο δεδομένων. Σε προβλήματα εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης, δίνονται σύνολα δεδομένων με ετικέτες, που ονομάζονται επίσης παραδείγματα (samples) ή παρατηρήσεις (observations). Κάθε παράδειγμα στο σύνολο δεδομένων είναι ένα ζευγάρι που αποτελείται από ένα διάνυσμα  $X$  που περιέχει τα χαρακτηριστικά (features) εκείνου του παραδείγματος και την ετικέτα  $Y$  όπου ονομάζεται αλλιώς μεταβλητή στόχος (target variable). Βάσει του συνόλου δεδομένων, χτίζεται ένα μοντέλο που μαθαίνει να αντιστοιχίζει κάθε διάνυσμα  $X$  προς τη σωστή ετικέτα  $Y$ . Για παράδειγμα, σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης εικόνας, το  $X$  αναπαριστά ένα διάνυσμα που περιέχει όλες τις ακατέργαστες τιμές pixel της εικόνας και το  $Y$  αναπαριστά την ετικέτα που χαρακτηρίζει την εικόνα. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι πολλοί αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης απαιτούν τα

χαρακτηριστικά εισόδου να είναι αριθμητικά. Τα διανύσματα χαρακτηριστικών αποθηκεύονται συνήθως σε έναν πίνακα που ονομάζεται πίνακας χαρακτηριστικών. Στον πίνακα χαρακτηριστικών, κάθε σειρά αντιστοιχεί σε ένα δείγμα και κάθε στήλη αντιστοιχεί σε ένα χαρακτηριστικό. Αυτός ο πίνακας διευκολύνει την εφαρμογή αλγεβρικών πράξεων από τον αλγόριθμο μάθησης στο σύνολο των δεδομένων. [13]

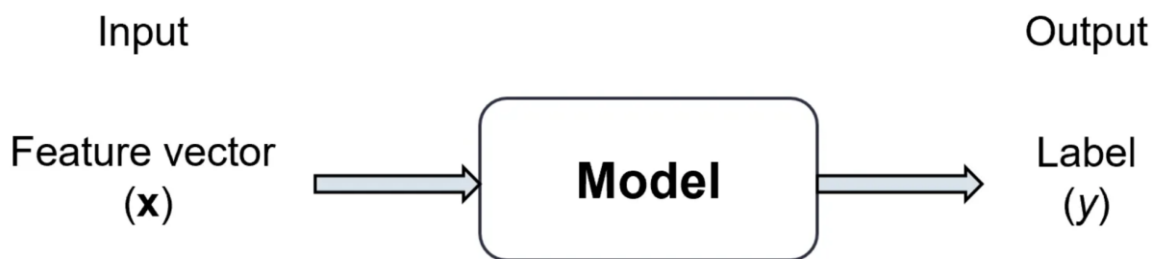
Τα προβλήματα εποπτευόμενης μάθησης, κατηγοριοποιούνται σε δύο κύριες κατηγορίες, οι οποίες είναι η παλινδρόμηση (regression) και η κατηγοριοποίηση (classification). Στην παλινδρόμηση, ο στόχος είναι να προβλεφθεί μια συνεχής μεταβλητή στόχου ( $y$ ) εντός ενός συγκεκριμένου εύρους. Για παράδειγμα, κατά το πρόβλημα παλινδρόμησης της πρόβλεψης της τιμής ενός προϊόντος, η μεταβλητή στόχου ( $y$ ) υποδηλώνει έναν πραγματικό θετικό αριθμό που αντιπροσωπεύει την τιμή του προϊόντος. Τα προβλήματα κατηγοριοποίησης εφαρμόζονται σε σύνολα δεδομένων με ετικέτες. Μια ετικέτα ( $y$ ) μπορεί να λάβει μια από τις  $k$  τιμές, αντιπροσωπεύοντας την κατηγορία ή αλλιώς κλάση στην οποία ανήκει ένα δείγμα του συνόλου δεδομένων (sample).



**Εικόνα 17:** Παλινδρόμηση (Regression) και Κατηγοριοποίηση (Classification) [13]

Τα προβλήματα κατηγοριοποίησης χωρίζονται σε αυτά της δυαδικής κατηγοριοποίησης, τα οποία αποτελούνται από μόνο δύο κατηγορίες ( $k = 2$ ) και σε εκείνα της πολυκατηγορικής κατηγοριοποίησης, τα οποία αποτελούνται από περισσότερες από δύο κατηγορίες ( $k > 2$ ). Ένα παράδειγμα προβλήματος δυαδικής κατηγοριοποίησης είναι η ανίχνευση ανεπιθύμητης αλληλογραφίας (spam). Ενώ ένα παράδειγμα πολυκατηγορικής κατηγοριοποίησης, είναι η αναγνώριση χειρόγραφων ψηφίων μέσω εικόνας (από το 0 έως το 9). Η βασική διαφορά μεταξύ των προβλημάτων παλινδρόμησης και κατηγοριοποίησης είναι ότι στην παλινδρόμηση, ο στόχος είναι να εντοπιστεί μια συνάρτηση που ευθυγραμμίζεται όσο το δυνατόν καλύτερα με τα

δεδομένα, ενώ στην κατηγοριοποίηση, ο στόχος είναι να οριστούν τα όρια που χωρίζουν τις διάφορες κατηγορίες εντός των δεδομένων. [13]



**Εικόνα 18:** Κατηγοριοποίηση (Classification) με την χρήση μοντέλου [13]

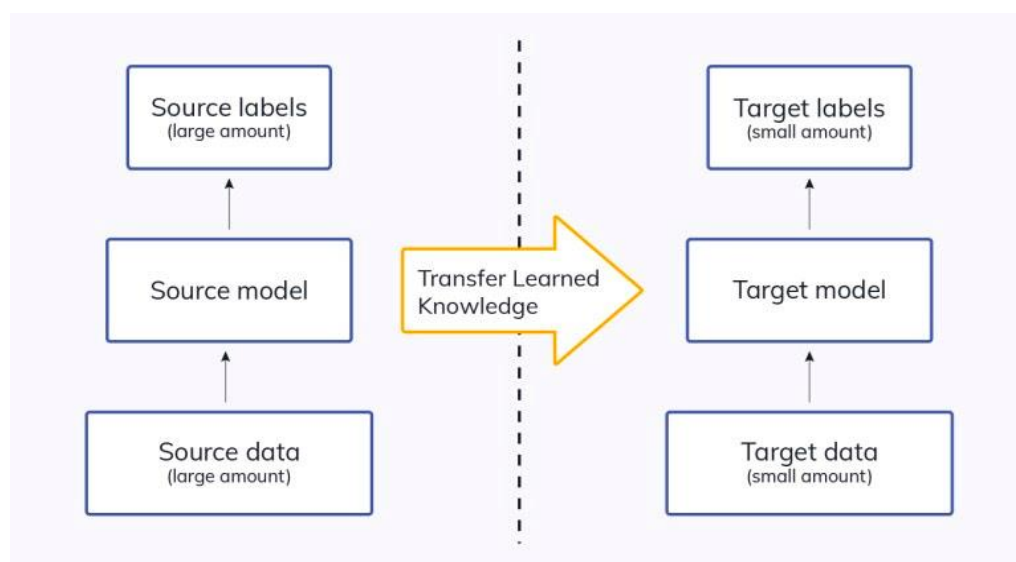
Κάποιοι συχνά χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι εποπτευόμενης μάθησης είναι η γραμμική παλινδρόμηση (linear regression), η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), ο k-Nearest Neighbors (kNN), ο Naive Bayes, τα δέντρα απόφασης (Decision Trees), οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) και τα νευρωνικά δίκτυα (Neural networks) και πιο συγκεκριμένα τα Multilayer perceptron. Επίσης, κάποιοι από αυτούς τους αλγορίθμους μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε προβλήματα παλινδρόμησης και κατηγοριοποίησης, όπως τα δέντρα απόφασης και τα νευρωνικά δίκτυα, ενώ άλλοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο σε έναν τύπο προβλήματος όπως για παράδειγμα ο Naive Bayes όπου χρησιμοποιείται σε προβλήματα κατηγοριοποίησης. Κάποια παραδείγματα εφαρμογών στα οποία χρησιμοποιείται εποπτευόμενη μηχανική μάθηση είναι συστήματα ανίχνευσης απάτης τα οποία χρησιμοποιούνται για παράδειγμα από τράπεζες για την αναγνώριση και εμπόδιση κακόβουλων δραστηριοτήτων, συστήματα ιατρικής διάγνωσης τα οποία χρησιμοποιούνται για παράδειγμα στην διάγνωση παθήσεων, όπως ο καρκίνος, συστήματα αναγνώρισης ομιλίας τα οποία χρησιμοποιούνται για παράδειγμα για την μετατροπή της ομιλίας σε κείμενο και συστήματα διαφήμισης τα οποία χρησιμοποιούνται για παράδειγμα σε πλατφόρμες διαφήμισης ώστε να βρουν τις διαφημίσεις με το κατάλληλο περιεχόμενο. [13]

#### 4.1.2 Μεταφερόμενη Μάθηση (Transfer Learning)

Παρόλο που η παραδοσιακή μηχανική μάθηση έχει επιτύχει σημαντικά αποτελέσματα και έχει εφαρμοστεί με επιτυχία σε πολλούς κλάδους και πρακτικές εφαρμογές, αντιμετωπίζει ακόμη κάποιους περιορισμούς. Οι ιδανικές συνθήκες για τη μηχανική μάθηση προϋποθέτει την ύπαρξη μεγάλης ποσότητας από δεδομένα με ετικέτα (labeled data) τόσο για την διαδικασία της εκπαίδευσης (training data) όσο και στο κομμάτι της αξιολόγησης του μοντέλου (testing data).

Ωστόσο, η επαρκής συλλογή δεδομένων συχνά είναι δαπανηρή, χρονοβόρα ή ακόμα και αδύνατη σε πολλές περιπτώσεις. Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (self-supervised learning) μπορεί να αντιμετωπίσει αυτό το πρόβλημα εν μέρη καθώς μας απαλλάσσει από την τόσο μεγάλη ανάγκη για δεδομένων με ετικέτα. Συνήθως, μια ημι-επιβλεπόμενη προσέγγιση απαιτεί μόνο έναν περιορισμένο αριθμό δεδομένων με ετικέτα και χρησιμοποιεί μια μεγάλη ποσότητα δεδομένων χωρίς ετικέτα (unlabeled data) για να βελτιώσει την ακρίβεια της μάθησης. Ωστόσο, σε πολλές περιπτώσεις, τα δεδομένα με ετικέτα είναι δύσκολο να συλλεχθούν, κάτι που συνήθως καθιστά τα παραγόμενα μοντέλα μη ικανοποιητικά.

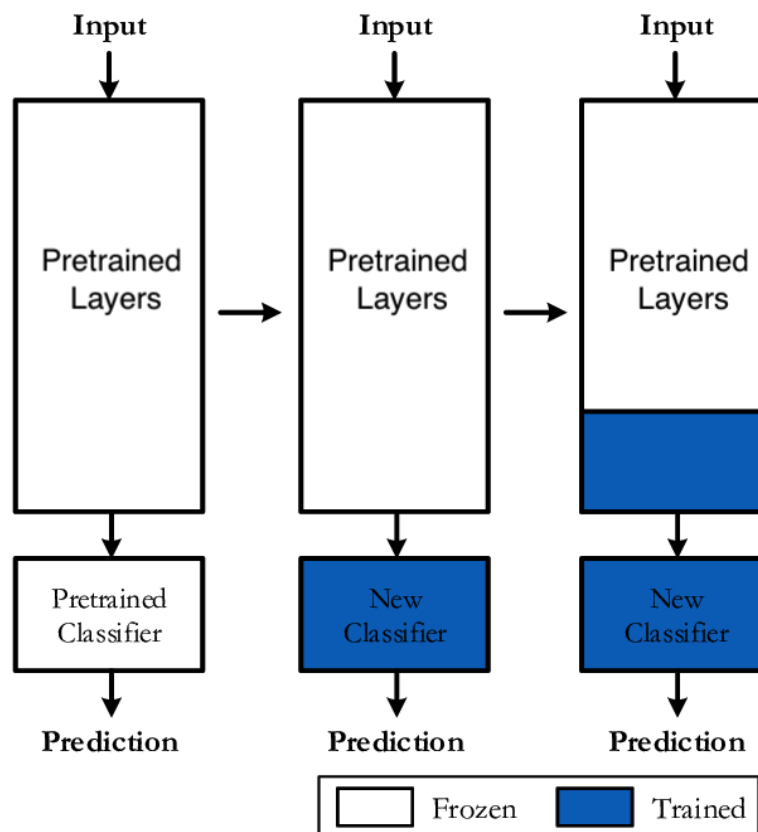
Η μεταφερόμενη μάθηση (transfer learning), η οποία επικεντρώνεται στη μεταφορά γνώσης ανάμεσα σε τομείς, αποτελεί μία πολλά υποσχόμενη μεθοδολογία μηχανικής μάθησης για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων. Η έννοια της μεταφερόμενης μάθησης μπορεί να πηγάζει αρχικά από την εκπαιδευτική ψυχολογία. Σύμφωνα με τη γενίκευση της θεωρίας της μεταφοράς, το να μάθουμε να μεταφέρουμε την γνώση είναι το αποτέλεσμα της γενίκευσης της εμπειρίας. Με άλλα λόγια είναι δυνατόν να επιτευχθεί η μεταφορά από μια κατάσταση σε μια άλλη, αρκεί να γενικεύει κάποιος την εμπειρία του. Σύμφωνα με αυτή τη θεωρία, η προϋπόθεση της μεταφοράς είναι ότι πρέπει να υπάρχει μια σύνδεση μεταξύ δύο δραστηριοτήτων μάθησης. Στην πράξη, ένα άτομο που έχει μάθει βιολί μπορεί να μάθει πιάνο πιο γρήγορα από άλλους, αφού το βιολί και το πιάνο είναι μουσικά όργανα και μπορεί να μοιράζονται κάποιες κοινές γνώσεις. Εμπνευσμένη από την ικανότητα των ανθρώπων να μεταφέρουν γνώσεις από έναν τομέα σε έναν άλλο, η μεταφερόμενη μάθηση στοχεύει στο να αξιοποιήσει τη γνώση από ένα σχετικό τομέα για να βελτιώσει την απόδοση της μάθησης ή να ελαχιστοποιήσει τον αριθμό των απαιτούμενων δεδομένων με ετικέτα για ένα συγκεκριμένο τομέα-στόχο. [14]



**Εικόνα 19 : Μεταφερόμενη Γνώση**

Η μεταφερόμενη μάθηση αποτελεί μια πολύ αξιόλογη και επιτυχημένη τεχνική στη μηχανική μάθηση που μας δίνει την δυνατότητα να επαναχρησιμοποιούμε προεκπαιδευμένα μοντέλα που έχουν εκπαιδευτεί για την επίλυση ενός προβλήματος παρόμοιου με αυτό που προσπαθούμε να επιλύσουμε εμείς, χρησιμοποιώντας πολύ λιγότερα δεδομένα και ο απαιτούμενος χρόνος εκπαίδευσης είναι αρκετά λιγότερος σε σχέση με αυτόν που θα απαιτούνταν αν δεν χρησιμοποιούσαμε μεταφερόμενη μάθηση. Τα προεκπαιδευμένα μοντέλα είναι μοντέλα που έχουν ήδη εκπαιδευτεί σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και έχουν μάθει να αναγνωρίζουν πρότυπα/μοτίβα και χαρακτηριστικά στα δεδομένα. Με άλλα λόγια η μεταφερόμενη μάθηση είναι μια τεχνική μηχανικής μάθησης όπου ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε μια εργασία επαναχρησιμοποιείται ως σημείο εκκίνησης για την εκπαίδευση ενός νέου μοντέλου σε μια διαφορετική αλλά συναφή εργασία. Χρησιμοποιώντας προεκπαιδευμένα μοντέλα, μπορούμε να αξιοποιήσουμε τη γνώση που έχει αποκτηθεί από την αρχική εργασία και να την εφαρμόσουμε στη νέα εργασία. Αυτή η προσέγγιση μπορεί να εξοικονομήσει πολύ χρόνο και υπολογιστικούς πόρους, καθώς δεν χρειάζεται να ξεκινήσουμε από το μηδέν.

Πιο συγκεκριμένα, όταν χρησιμοποιούμε τη μεταφερόμενη μάθηση, συνήθως παίρνουμε ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο και αφαιρούμε τα τελευταίο/α επίπεδο/α του μοντέλου, τα οποία είναι υπεύθυνα για τις προβλέψεις για την αρχική εργασία που εκπαιδεύτηκε το μοντέλο. Στη συνέχεια, προσθέτουμε νέα επίπεδα στην κορυφή του μοντέλου και τα εκπαιδεύουμε στη νέα εργασία. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται ρύθμιση μοντέλου (fine tuning). Η ιδέα πίσω από αυτή την προσέγγιση είναι ότι τα προεκπαιδευμένα επίπεδα έχουν ήδη μάθει χρήσιμα χαρακτηριστικά από τα δεδομένα, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως είσοδο στα νέα επίπεδα. Με την διαδικασία την ρύθμισης του προεκπαιδευμένου μοντέλου στη νέα εργασία, μπορούμε γρήγορα να το προσαρμόσουμε το μοντέλο στο νέο σύνολο δεδομένων. [15]



**Εικόνα 20:** Διάγραμμα υψηλού επιπέδου μεταφορέμενης μάθησης από ένα προεκπαιδευμένο μοντέλο

Παρακάτω απαριθμούνται τα πλεονεκτήματα της χρήσης της μεταφερόμενης μάθησης:

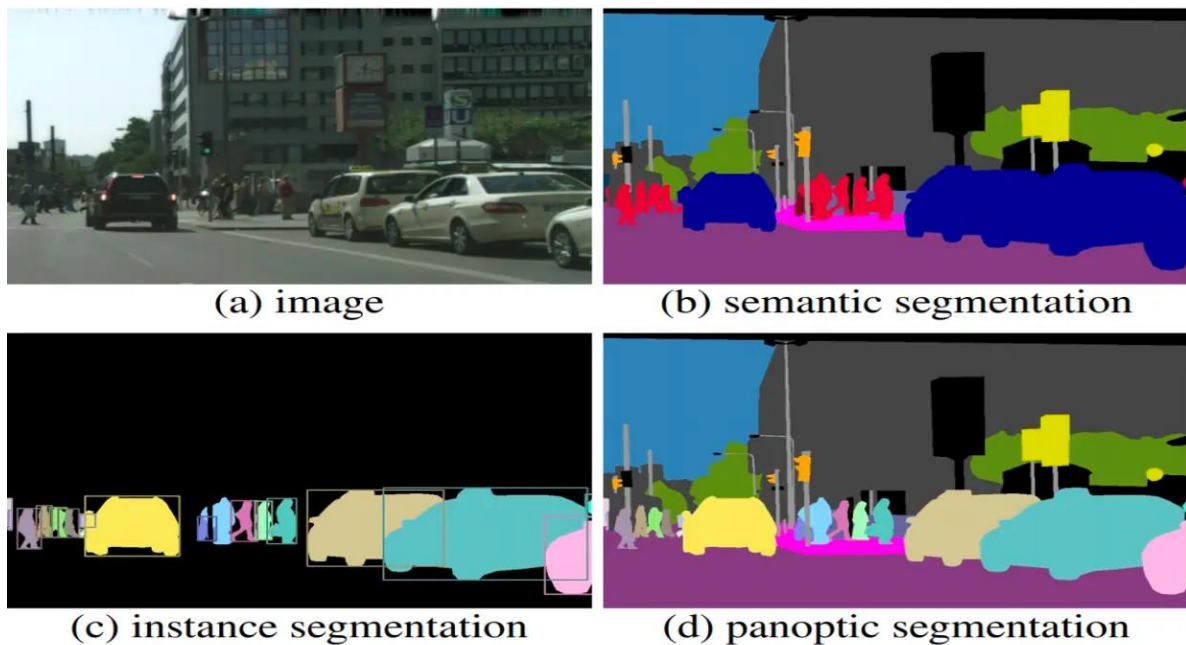
1. Μειωμένος χρόνος εκπαίδευσης: Η χρήση προεκπαιδευμένων μοντέλων επιτρέπει σημαντική μείωση του χρόνου που απαιτείται για την εκπαίδευση ενός νέου μοντέλου από το μηδέν, καθώς το προεκπαιδευμένο μοντέλο έχει ήδη μάθει χρήσιμα χαρακτηριστικά.
2. Βελτιωμένη Απόδοση: Τα προεκπαιδευμένα μοντέλα εκπαιδεύονται σε μεγάλα σύνολα δεδομένων, πράγμα που σημαίνει ότι έχουν ήδη μάθει να αναγνωρίζουν πολύπλοκα πρότυπα/μοτίβα και χαρακτηριστικά των δεδομένων. Χρησιμοποιώντας αυτά τα προεκπαιδευμένα μοντέλα ως σημεία εκκίνησης, συχνά επιτυγχάνουμε καλύτερη απόδοση στις εργασίες μας.
3. Μειωμένες Απαιτήσεις Δεδομένων: Καθώς τα προεκπαιδευμένα μοντέλα έχουν ήδη μάθει χρήσιμα χαρακτηριστικά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και με μικρότερα σύνολα δεδομένων σε σχέση με ένα μοντέλο που θα εκπαιδεύονταν από την αρχή.

### 4.1.3 Τμηματοποίηση Εικόνας (Image Segmentation)

Η τμηματοποίηση εικόνας αποτελεί βασικό στοιχείο σε πολλά συστήματα οπτικής κατανόησης (visual understanding systems). Περιλαμβάνει τον διαμερισμό εικόνων (ή καρέ βίντεο) σε πολλά τμήματα ή αντικείμενα. Με άλλα λόγια, στον κόσμο της ψηφιακής επεξεργασίας και της όρασης υπολογιστή, η τμηματοποίηση εικόνας είναι η διαδικασία διαίρεσης της εικόνας σε πολλαπλά τμήματα ή περιοχές, καθένα από τα οποία αντιστοιχεί σε διαφορετικό αντικείμενο ή μέρος της εικόνας. Η τμηματοποίηση εικόνας διαδραματίζει κεντρικό ρόλο σε μια ευρεία γκάμα εφαρμογών, όπως την ανάλυση ιατρικών εικόνων (π.χ., εξαγωγή ορίων όγκου/ων, στα αυτόματα οχήματα (π.χ., ανίχνευση πεζών και δρόμου κατά την πλοήγηση), σε βίντεο και σε συστήματα επαυξημένης πραγματικότητας (augmented reality systems).

Στο πεδίο αυτό έχουν αναπτυχθεί πολλοί αλγόριθμοι τμηματοποίησης εικόνας, από τις πιο πρώιμες μεθόδους, όπως η μέθοδος thresholding (μπορούμε να τη φανταστούμε ως μια μέθοδο για τον διαχωρισμό πραγμάτων/αντικειμένων βάση της φωτεινότητά τους), η μέθοδος histogram-based bundling (μια τεχνική για την τμηματοποίηση μιας εικόνας σε πολλαπλές περιοχές ή τμήματα με βάση την ανάλυση ιστογράμματος) όπως και πολλές άλλες, μέχρι την ανάπτυξη πιο προηγμένων αλγορίθμων όπως το Active contour segmentation (μια τεχνική που χρησιμοποιείται για την ανίχνευση ορίων αντικειμένων σε εικόνες). Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια, τα μοντέλα βαθιάς μάθησης (DL) μας έδωσαν μια νέα γενιά μοντέλων τμηματοποίησης εικόνας με αξιοσημείωτες βελτιώσεις στην απόδοση, που συχνά επιτυγχάνουν τα υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας σε δημοφιλείς βάσης δεδομένων με αποτέλεσμα να σημειώνεται τρομερή εξέλιξη, η οποία αποτελεί ορόσημο για τον κλάδο.

Η τμηματοποίηση εικόνας μπορεί να διατυπωθεί ως ένα πρόβλημα ταξινόμησης των πιξελ με σημασιολογικές ετικέτες (σημασιολογική τμηματοποίηση/semantic segmentation) ή τμηματοποίηση μεμονωμένων αντικειμένων (τμηματοποίηση εικόνας σε παραδείγματα/instance segmentation) [16] καθώς επίσης και η πανοραμική τμηματοποίηση (panoptic segmentation) το οποίο μπορεί να θεωρηθεί ως συνδυασμός των δύο προαναφερθέντων.



**Εικόνα 21:** Image segmentation with various types of segmentation

Στη συνέχεια θα αναλύσουμε κάθε μία από τις 3 τεχνικές όπως και την τεχνική της κατωφλίωσης (thresholding).

#### 4.1.3.1 Κατωφλίωση - Thresholding

Η απλούστερη μέθοδος τμηματοποίησης εικόνας είναι αυτή που λαμβάνει μια έγχρωμη ή γκριζα εικόνα ως είσοδο και παράγει μια δυαδική εικόνα ως έξοδο. Στο αποτέλεσμα της, τα εικονοστοιχεία με τη μέγιστη φωτεινότητα (255 σε εικόνα 8-bit) αντιπροσωπεύουν το προσκήνιο, ενώ τα εικονοστοιχεία με την ελάχιστη φωτεινότητα (0 σε εικόνα 8-bit) αντιπροσωπεύουν το φόντο. Το ποσοστό των εικονοστοιχείων με μέγιστη και ελάχιστη φωτεινότητας στην εικόνα εξόδου καθορίζεται από την τιμή κατωφλίου. Όσο υψηλότερη είναι η τιμή αυτή, τόσο λιγότερα εικονοστοιχεία μέγιστης φωτεινότητας υπάρχουν στην εικόνα εξόδου και αντίστροφα.

Η τμηματοποίηση εικόνας μέσω της κατωφλίωσης είναι μία από τις απλούστερες και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνικές. Περιλαμβάνει τον καθορισμό ενός κατωφλίου για να χωρίσει τα pixel σε διάφορες περιοχές βάσει των τιμών έντασης ή χρώματος τους. Αυτή η τεχνική είναι αποτελεσματική όταν τα αντικείμενα ενδιαφέροντος έχουν διακριτές εντάσεις ή χρώματα σε σύγκριση με το υπόβαθρο.

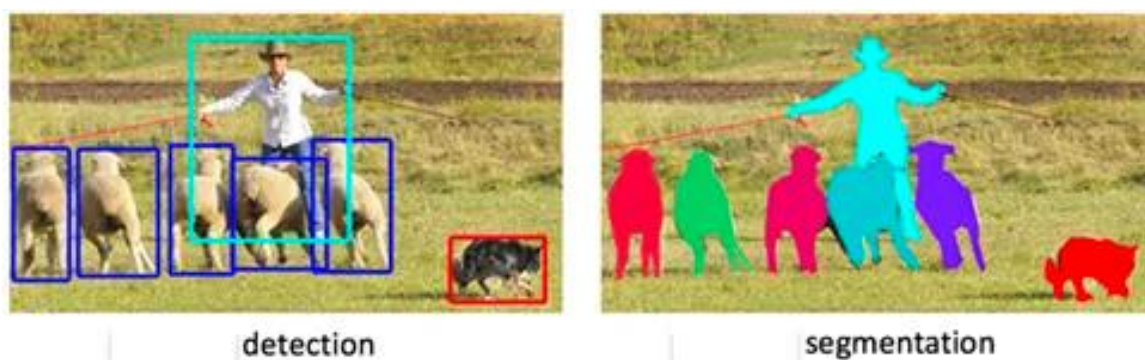
Βασικές τεχνικές κατωφλίου περιλαμβάνουν τη γενική και την προσαρμοστική κατωφλίωση. Η γενική κατωφλίωση εφαρμόζει ένα σταθερό κατώφλι σε ολόκληρη την εικόνα,

ενώ η προσαρμοστική κατωφλίωση καθορίζει διάφορα κατώφλια για διάφορες περιοχές της εικόνας βάσει των τοπικών χαρακτηριστικών.

Προκλήσεις και περιορισμοί αυτής της τεχνικής περιλαμβάνει την ευαισθησία στις συνθήκες φωτισμού, το θόρυβο και την ανάγκη χειροκίνητης ρύθμισης παραμέτρων. Πρακτικά παραδείγματα και περιπτώσεις χρήσης περιλαμβάνουν τον διαχωρισμό αντικειμένων σε ιατρικές εικόνες, την επεξεργασία εγγράφων και την απλή ανίχνευση αντικειμένων σε συστήματα παρακολούθησης.

#### 4.1.3.2 Σημασιολογική τμηματοποίηση - Semantic Segmentation

Η σημασιολογική τμηματοποίηση εικόνας ανήκει στο πεδίο της όραση υπολογιστών που εμπλέκει την ταξινόμηση του κάθε pixel μιας εικόνα με μία αντίστοιχη ετικέτα κατηγορίας (label). Με άλλα λόγια, ο στόχος της σημασιολογικής τμηματοποίησης είναι να διαχωρίσει μια εικόνα σε σημασιολογικά τμήματα (π.χ. αντικείμενα ενδιαφέροντος που υπάρχουν στην εικόνα) και να αναθέσει μια συγκεκριμένη ετικέτα σε κάθε pixel με βάση το σημασιολογικό περιεχόμενο που αντιπροσωπεύει. Αντίθετα με την ανίχνευση αντικειμένων (object detection), η οποία δημιουργεί και τοποθετεί κουτιά οριοθέτησης (boundary boxes) γύρω από τα αντικείμενα ενδιαφέροντος σε μια εικόνα, η σημασιολογική τμηματοποίηση παρέχει μια πιο λεπτομερή κατανόηση της σκηνής αναθέτοντας σε κάθε pixel μια συγκεκριμένη κατηγορία.



**Εικόνα 22 :** Object detections vs semantic segmentation [\[Πηγή\]](#)

Για παράδειγμα, σε μια εικόνα δρόμου, η σημασιολογική τμηματοποίηση θα ανέθετε μια ετικέτα σε κάθε pixel από τις ετικέτες που εμφανίζονται στην εικόνα όπως δρόμος, πεζοδρόμιο, αυτοκίνητο, πεζός κ.λπ. Αυτό το επίπεδο λεπτομέρειας είναι ουσιώδες για διάφορες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της αυτόνομης οδήγησης, της ανάλυσης εικόνων στην ιατρική και της κατανόησης σκηνής στη ρομποτική.

Η σημασιολογική τμηματοποίηση εκτελείται συνήθως χρησιμοποιώντας τεχνικές βαθιάς μάθησης, ιδιαίτερα νευρωνικά δίκτυα συνέλιξης (CNNs). Τα CNN είναι κατάλληλα για αυτό το έργο, καθώς μπορούν να αποτυπώσουν αποτελεσματικά τις χωρικές εξαρτήσεις στα δεδομένα εισόδου, επιτρέποντάς τους να μάθουν πολύπλοκα πρότυπα και χαρακτηριστικά απαραίτητα για την ταξινόμηση σε επίπεδο pixel. Πολλές δημοφιλείς αρχιτεκτονικές, όπως U-Net, SegNet και DeepLab, έχουν αναπτυχθεί ειδικά για εργασίες σημασιολογικής τμηματοποίησης.

#### 4.1.3.3 Τμηματοποίηση Περιπτώσεων - Instance Segmentation

Η τμηματοποίηση περιπτώσεων (instance segmentation) είναι μια εργασία της υπολογιστικής όρασης που περιλαμβάνει τον προσδιορισμό και τον περιγραφικό διαχωρισμό μεμονωμένων αντικειμένων εντός μιας εικόνας. Αντίθετα με τη σημασιολογική τμηματοποίηση, η οποία κατηγοριοποιεί κάθε pixel μιας εικόνας σε προκαθορισμένες κατηγορίες (π.χ., δρόμος, άνθρωπος, αυτοκίνητο), η μέθοδος instance segmentation πηγαίνει ένα βήμα παραπέρα, διακρίνοντας μεταξύ διαφορετικών παραδειγμάτων της ίδιας κατηγορίας.

Στην μέθοδο instance segmentation, ο στόχος δεν είναι μόνο η ταξινόμηση κάθε pixel στην κατηγορία που ανήκει, αλλά και ο διαχωρισμός των παραδειγμάτων αυτών, με την ακριβή εξαγωγή των ορίων του καθενός. Για παράδειγμα, αν υπάρχουν δύο αυτοκίνητα σε μια εικόνα, η ανίχνευση παραδειγμάτων θα αναθέσει μία μοναδική ετικέτα σε κάθε αυτοκίνητο και θα προσδιορίσει με ακρίβεια τα όριά τους στην εικόνα.

Αυτή η εργασία είναι πιο προκλητική από τη σημασιολογική τμηματοποίηση επειδή απαιτεί από τον αλγόριθμο όχι μόνο να αναγνωρίζει τον τύπο του αντικειμένου που υπάρχει, αλλά και να κάνει διάκριση διακρίνει μεμονωμένα παραδείγματα της ίδιας κατηγορίας. Η ανίχνευση παραδειγμάτων χρησιμοποιείται ευρέως σε διάφορες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένων της αυτόνομης οδήγησης, της ανάλυσης ιατρικών εικόνων, της ρομποτικής και των γενικών εργασιών αναγνώρισης αντικειμένων στην υπολογιστική όραση.

#### 4.1.3.4 Πανοραμική τμηματοποίηση - Panoptic Segmentation

Η πανοραμική τμηματοποίηση εικόνας είναι μια πολύπλοκη εργασία που ανήκει στο πεδίο της όρασης υπολογιστών και λύνει ταυτόχρονα τα προβλήματα τόσο της περίπτωσης instance segmentation όσο και της περίπτωσης του semantic segmentation, επιτρέποντας μια πιο

λεπτομερή κατανόηση ενός σκηνικού εικόνας. Από το όνομα αυτής της τεχνικής είναι εύκολο να αντιληφθεί κανείς ότι πρόκειται να ληφθεί μια πληρέστερη και πιο ολοκληρωμένη ανάλυση της εικόνας και των σημείων ενδιαφέροντος της, γεγονός που την καθιστά πιο ακριβής τεχνική σε σχέση με τις τεχνικές instance segmentation και semantic segmentation. Ουσιαστικά πρόκειται για μια μέθοδος που συγχωνεύει αυτές τις δύο σημαντικές τεχνικές τμηματοποίησης εικόνας, η οποία ταυτόχρονα κατατέμνει και ταξινομεί πολλαπλά αντικείμενα που απεικονίζονται σε μία εικόνα, παρέχοντας μια συνολική κατανόηση της σκηνής.

Ο σκοπός της πανοραμικής τμηματοποίησης μπορεί εύκολα να οριστεί. Δεδομένου ενός προκαθορισμένου συνόλου  $L$  σημασιολογικών κατηγοριών που κωδικοποιούνται ως  $L := \{0, \dots, L - 1\}$ , η εργασία απαιτεί από έναν αλγόριθμο πανοραμικής τμηματοποίησης να αντιστοιχίσει κάθε pixel  $i$  μιας εικόνας σε ένα ζεύγος  $(l_i, z_i) \in L \times N$ , όπου το  $l_i$  αντιπροσωπεύει τη σημασιολογική κατηγορία του pixel  $i$  και το  $z_i$  αντιπροσωπεύει το αναγνωριστικό του παραδείγματος (instance). Τα  $z_i$  ομαδοποιούν τα pixel της ίδιας κατηγορίας σε διακριτά τμήματα. Οι ετικέτες των πραγματικών τιμών (ground truth) κωδικοποιούνται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο. Τα ασαφή ή τα pixel που δεν ανήκουν σε κάποια σημασιολογική ετικέτα μπορούν να ανατεθούν σε μια ειδική ετικέτα κενού. Δηλαδή, δεν είναι απαραίτητο όλα τα pixel να έχουν μια σημασιολογική ετικέτα [17]. Ουσιαστικά κάθε pixel μιας εικόνας πρέπει να αντιστοιχιστεί με μια σημασιολογική ετικέτα και ένα αναγνωριστικό παραδείγματος. Τα pixel με την ίδια ετικέτα και αναγνωριστικό ανήκουν στον ίδιο αντικείμενο. Για τις ετικέτες υλικού (stuff labels), το αναγνωριστικό παραδείγματος αγνοείται.

## 4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Η δομή και η λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου είναι εμπνευσμένη από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από πολλούς τεχνητούς νευρώνες που είναι συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Σε κάθε νευρωνικό δίκτυο υπάρχουν τρία είδη νευρώνων: οι νευρώνες εισόδου, οι νευρώνες των ενδιάμεσων στρωμάτων (κρυφά στρώματα) και οι νευρώνες εξόδου. Οι νευρώνες εισόδου λαμβάνουν τιμές από το περιβάλλον και τις προωθούν στο υπόλοιπο δίκτυο χωρίς να εκτελούν υπολογισμούς. Στους νευρώνες των ενδιάμεσων στρωμάτων λαμβάνουν χώρα οι απαραίτητοι υπολογισμοί παράγοντας ένα αποτέλεσμα το οποίο προωθούν στο επόμενο κρυφό επίπεδο ή στους νευρώνες εξόδου. Τέλος, οι νευρώνες εξόδου εκτελούν αντίστοιχη διαδικασία με τους νευρώνες υπολογισμού, με τη διαφορά ότι η έξοδός τους αποτελεί τη γενική έξοδο του δικτύου.

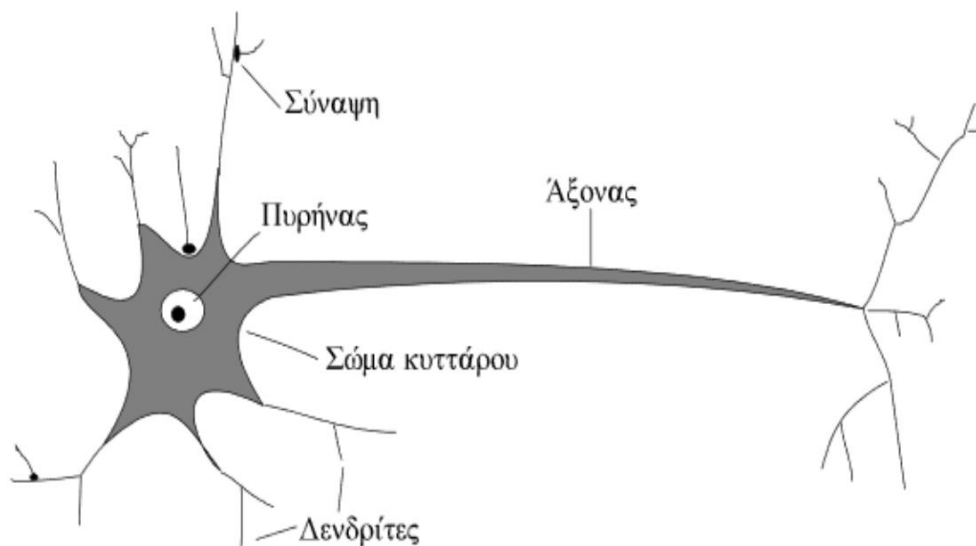
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks) παρουσιάζουν ένα εναλλακτικό τρόπο υπολογισμών όπου οι λύσεις σε προβλήματα προκύπτουν μέσω παραδειγμάτων, εμπνευσμένες από τον τρόπο επεξεργασίας των πληροφοριών στα βιολογικά νευρικά συστήματα. Ένα νευρωνικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward neural network) λειτουργεί σαν ένας μη γραμμικός μαθηματικός μετασχηματισμός, μετατρέποντας μεταβλητές εισόδου σε μεταβλητές εξόδου βασισμένος σε βάρη (weights), τα οποία έχει μάθει μέσω μιας διαδικασίας εκπαίδευσης (training) χρησιμοποιώντας παραδείγματα (samples). Αυτή η διαδικασία μάθησης κάποιες φορές είναι υπολογιστικά απαιτητική αλλά εφόσον προσδιοριστούν τα βάρη μπορεί να υπάρξει γρήγορη επεξεργασία δεδομένων με τα υπάρχοντα βάρη και το υπάρχον νευρωνικό δίκτυο. [19]

Τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνουν υψηλή ταχύτητα επεξεργασίας και τη δυνατότητα εκμάθησης γενικών λύσεων από συγκεκριμένα παραδείγματα, εξαλείφοντας έτσι την ανάγκη για λεπτομερή μοντέλα πρώτων αρχών (first-principles models). Ωστόσο, υπάρχουν προκλήσεις, όπως η ύπαρξη των κατάλληλων δεδομένων για εκπαίδευση και πιθανά προβλήματα όταν τα νευρωνικά δίκτυα εκτελούν εκτιμήσεις ή προβλέψεις σε δεδομένα όπου προέρχονται από νέες περιοχές που είναι σημαντικά διαφορετικές από εκείνες των δεδομένων εκπαίδευσης. Γενικά, τα νευρωνικά δίκτυα συμπληρώνουν τις συμβατικές μεθόδους επεξεργασίας δεδομένων και αποδεικνύονται χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν αρκετά δεδομένα εκπαίδευσης, είναι δύσκολη η δημιουργία μιας απλής λύσης, είναι απαραίτητη η επεξεργασία νέων δεδομένων με υψηλή ταχύτητα για παράδειγμα σε πραγματικό χρόνο και υπάρχει η ανάγκη για ανθεκτικότητα στο θόρυβο των δεδομένων εισόδου (input data). [19]

#### 4.2.1 Βιολογικός Νευρώνας

Σε όλους τους βιολογικούς οργανισμούς, ο κυρίαρχος ρόλος του νευρικού συστήματος είναι η επικοινωνία, δηλαδή η μεταφορά και η επεξεργασία, της εκάστοτε πληροφορίας. Ο νευρώνας, ή νευρικό κύτταρο, αποτελεί το βασικό δομικό και λειτουργικό στοιχείο του νευρικού συστήματος, έχοντας την δυνατότητα να μεταδίδει ηλεκτρικά σήματα από το ένα μέρος του κυττάρου στο άλλο, ενώ παράλληλα επικοινωνεί με άλλους νευρώνες. Κάθε νευρώνας περιλαμβάνει ένα κυτταρικό σώμα με πυρήνα και πληθώρα οργανιδίων, καθώς επίσης και μία ή περισσότερες αποφυάδες. Οι αποφυάδες προσδιορίζονται ως δενδρίτες όταν συλλέγουν νευρικά

σήματα (είσοδος) που προωθούνται προς το κύτταρο, ενώ οι νευράξονες μεταδίδουν αυτά τα σήματα από το κυτταρικό σώμα (έξοδος). Στην άκρη των δενδριτών βρίσκονται οι συνάψεις και από εκεί το κύτταρο λαμβάνει ή μεταδίδει τα σήματα. Όλες οι συνάψεις καταλήγουν στο σώμα του κυττάρου και συναντιούνται σε ένα κομβικό σημείο. Εάν το συνολικό ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται ο νευρώνας είναι μεγαλύτερο από ένα συγκεκριμένο όριο, τότε ο νευρώνας εκπέμπει ηλεκτρικό σήμα μέσω του άξονα. Τέλος, μέσω του άξονα, μεταφέρεται πληροφορία (ηλεκτρικό σήμα) σε άλλους νευρώνες. [21]



Εικόνα 23: Βιολογικός Νευρώνας

#### 4.2.2 Τεχνητός Νευρώνας

Ο τεχνητός νευρώνας είναι ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο είναι εμπνευσμένο από την λειτουργία του τυπικού βιολογικού νευρώνα. Κάθε νευρώνας λαμβάνει ένα σύνολο τιμών στην είσοδο, υπολογίζει μια μαθηματική πράξη, εφαρμόζοντας καποιους συντελεστές ή αλλιώς βάρη σε κάθε μία τιμή εισόδου εξάγει το αποτέλεσμα αυτής ως έξοδο του. Πιο συγκεκριμένα:

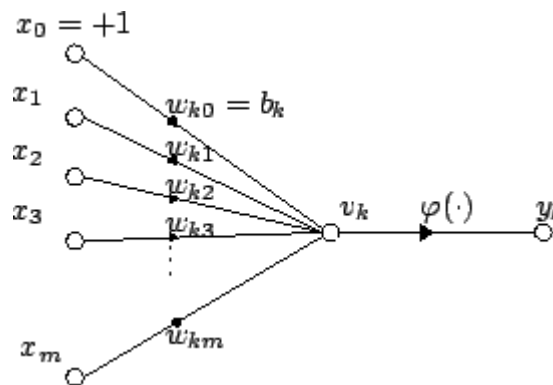
1. Εισόδος (Input): Ένας νευρώνας λαμβάνει ένα σύνολο εισόδων, συνήθως αναπαριστώντας διάφορα χαρακτηριστικά.
2. Βάρη (Weights): Κάθε είσοδος συνδέεται με ένα (συνοπτικό) βάρος ( $w$ ). Τα βάρη είναι παράμετροι που ρυθμίζονται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και καθορίζουν τη σημασία της κάθε εισόδου.
3. Συνάρτηση Συνολικής Εισόδου: Ο υπολογισμός της συνολικής εισόδου εκτελείται ως ένας γραμμικός συνδυασμός των εισόδων και των βαρών.

4. Συνάρτηση Ενεργοποίησης: Η συνολική είσοδος υποβάλλεται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης ( $\phi$ ), η οποία είναι υπεύθυνη για τον προσδιορισμό της τελικής εξόδου. Η  $\phi$  ουσιαστικά περιορίζει την έξοδο του νευρώνα σε ένα συγκεκριμένο πεδίο, συνήθως το  $[-1,1]$  ή το  $[0,1]$ . Το αποτέλεσμα της συνάρτησης αυτής παρουσιάζεται και ως η έξοδος του συγκεκριμένου νευρώνα για τις τρέχουσες τιμές εισόδου και βαρών.

Συγκεκριμένα η λειτουργία ενός τεχνητού νευρώνα αποτυπώνεται από την ακόλουθη σχέση:

$$y_k = \phi \left( \sum_{i=0}^N w_{ki} x_{ki} \right)$$

όπου  $y_k$  η έξοδος του νευρώνα  $k$ ,  $\phi$  η συνάρτηση ενεργοποίησης,  $N$  ο αριθμός των τιμών εισόδου,  $x_{ki}$  η  $i$ -οστή είσοδος του νευρώνα  $k$  και  $w_{ki}$  το συναπτικό βάρος του νευρώνα  $k$  για την  $x_{ki}$ . [22]



Εικόνα 24: Τεχνητός Νευρώνας [Πηγή]

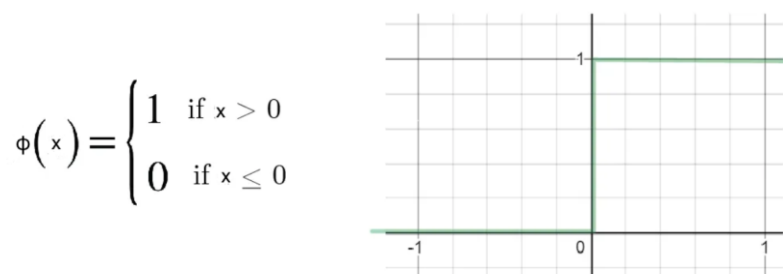
### 4.2.3 Perceptron

Το Perceptron είναι ένας απλός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση μοντέλων ταξινόμησης δυαδικών κατηγοριών. Το perceptron αποτελεί ένα νευρωνικό δίκτυο ενός επιπέδου (και ενός κόμβου στην πιο απλοϊκή μορφή του) και αποτελεί τη βάση για την ανάπτυξη πιο πολύπλοκων μοντέλων μηχανικής μάθησης.

Το Perceptron λαμβάνει εισόδους, εφαρμόζει βάρη σε αυτές τις εισόδους, και παράγει μία έξοδο. Ο τρόπος που ρυθμίζονται τα βάρη είναι καθοριστικός για την ικανότητα του

Perceptron να μάθει από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Στην απλούστερη μορφή του, το Perceptron μπορεί να χρησιμοποιηθεί για γραμμική ταξινόμηση. [18]

Η συνολική είσοδος ( $x = w^T x + b$ ) υποβάλλεται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης (βηματική συνάρτηση ενεργοποίησης), η οποία είναι υπεύθυνη για τον προσδιορισμό της τελικής εξόδου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης δίνει ως αποτέλεσμα 0 ή 1 ανάλογα αν το  $x$  είναι μικρότερο ή μεγαλύτερο από το 0. Η τελική έξοδος του Perceptron είναι το αποτέλεσμα της συνάρτησης ενεργοποίησης.



**Εικόνα 25:** Συνάρτηση δυαδικού βήματος [[Πηγή](#)]

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, τα βάρη προσαρμόζονται για να ελαχιστοποιήσουν το σφάλμα του μοντέλου, επιτρέποντας του να μάθει να ταξινομεί σωστά τα δεδομένα εκπαίδευσης.

Παρόλο που ο Perceptron είναι απλός, είναι σημαντικός γιατί προαναγγέλλει την ανάπτυξη πιο πολύπλοκων νευρωνικών δικτύων. Οι πολυεπίπεδες αρχιτεκτονικές, όπως τα πολυεπίπεδα perceptrons και τα νευρωνικά δίκτυα, είναι εξελιγμένες εκδοχές του αρχικού Perceptron.

#### 4.2.4 Πολυστρωματικός Perceptron (Multilayer Perceptron)

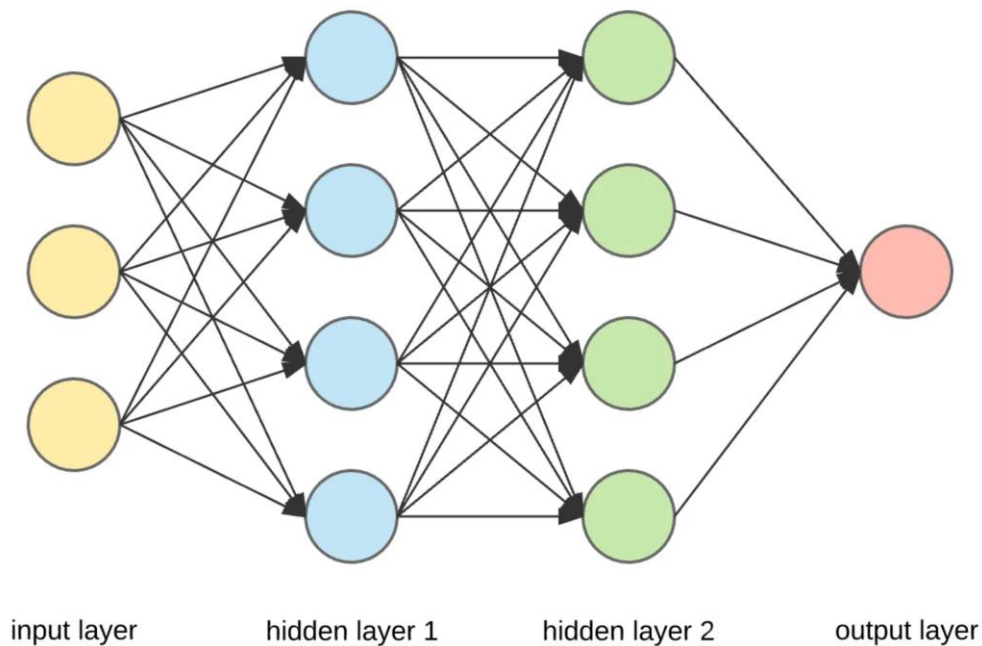
Όπως αναφέραμε και παραπάνω, το perceptron είναι ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από ένα επίπεδο. Παρόλο που τα perceptrons είναι αποτελεσματικά για προβλήματα που μπορούν να διαχωριστούν γραμμικά, δεν είναι επαρκή όταν τα προβλήματα γίνονται πιο πολύπλοκα. Για αυτό το λόγο, εξελίχθηκαν τα perceptrons πολλαπλών επιπέδων (MLPs). Το MLP ανήκει στην κατηγορία feed-forward νευρωνικών δικτύων.

Τα βασικά χαρακτηριστικά των MLPs περιλαμβάνουν είναι τα εξής:

- η συνάρτηση ενεργοποίησης κάθε νευρώνα είναι διαφορίσιμη
- αποτελείται από τρία ή περισσότερα επίπεδα (ένα στρώμα εισόδου και ένα στρώμα εξόδου με ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα)
- χαρακτηρίζεται από υψηλή διασυνδεσιμότητα (δηλαδή κάθε νευρώνας/κόμβος ενός επιπέδου συνδέεται με ένα συγκεκριμένο βάρος  $w_{ij}$  σε κάθε νευρώνα/κόμβο του επόμενου επιπέδου ή αλλιώς fully connected)
- ξεχωρίζει για τη δυνατότητά του να διακρίνει δεδομένα που δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα

Ένα MLP δίκτυο αποτελείται από τρεις τύπους στρωμάτων (layers) [20]:

1. Στρώμα εισόδου (Input layer): Αυτό το στρώμα αποτελείται από τα δεδομένα που αποτελούν την είσοδο του νευρωνικού δικτύου.
2. Κρυφά Στρώματα (Hidden layers): Αυτά είναι ενδιάμεσα στρώματα τοποθετημένα μεταξύ του στρώματος εισόδου και του στρώματος εξόδου, μέσω των οποίων πραγματοποιούνται οι υπολογιστικές διαδικασίες.
3. Στρώμα Εξόδου (Output layer): Αυτό το στρώμα εξάγει τα αποτελέσματα με βάση τα δεδομένα που έχουν δοθεί και τους υπολογισμούς που έχουν πραγματοποιηθεί στα κρυφά στρώματα.



**Εικόνα 26:** Πολυστρωματικός Perceptron [20]

Στην παραπάνω εικόνα, υπάρχουν (τρεις) κίτρινοι κύκλοι που αντιπροσωπεύουν το στρώμα εισόδου, οι οποίοι συχνά συμβολίζονται ως διάνυσμα  $X$ . Επιπλέον, υπάρχουν (τέσσερις) μπλε και (τέσσερις) πράσινοι κύκλοι που αντιπροσωπεύουν τα κρυφά στρώματα, γνωστά ως κόμβοι ενεργοποίησης (activation nodes). Ο κόκκινος κύκλος αντιπροσωπεύει το στρώμα εξόδου και δείχνει την τιμή που έχει προβλεφθεί (ή τιμές στην περίπτωση πολλαπλών κατηγοριών/κλάσεων εξόδου). [20]

Κάθε κόμβος συνδέεται με κάθε κόμβο από το επόμενο στρώμα, και κάθε σύνδεση έχει συγκεκριμένο βάρος. Το βάρος μπορεί να θεωρηθεί ως η επίδραση που έχει ένας κόμβος στον κόμβο του επόμενου στρώματος. Έτσι γίνεται ο πολλαπλασιασμός των τιμών όλων των κόμβων στο κίτρινο στρώμα για παράδειγμα με τα αντίστοιχα βάρη τους και το άθροισμά τους για την απόκτηση μιας τιμής για κάθε μπλε κόμβο. Κάθε μπλε κόμβος χρησιμοποιεί μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function), η οποία καθορίζει εάν αυτός ο κόμβος θα ενεργοποιηθεί και σε ποιο βαθμό, με βάση τη συνολική τιμή.

#### 4.2.5 Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Έστω ότι για έναν νευρώνα ενός νευρωνικού δικτύου ότι ισχύει η ακόλουθη σχέση όπως είδαμε και παραπάνω  $x = \sum_{i=0}^N x_i w_i + b$ .

Κατά την αρχική φάση, κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος που της αντιστοιχεί. Στη δεύτερη φάση οι σταθμισμένες πλέον εισοδοι και ένας εξωτερικά εφαρμοζόμενος παράγοντας, η πόλωση ή αλλιώς κατώφλι (bias, συμβολίζεται με  $b$ ), αθροίζονται, το οποίο αντιπροσωπεύει το συνολικό δυναμικό ενεργοποίησης του νευρώνα. Για λόγους απλούστευσης, η πόλωση μπορεί να θεωρηθεί ως μία επιπλέον είσοδος, με συναπτικό βάρος ίσο με την τιμή της και πάγια τιμή εισόδου ίση με τη μονάδα.

Μέχρι στιγμής, ο νευρώνας παρέχει έναν γραμμικό συνδυασμό των εισόδων, χρησιμοποιώντας προσαρμοζόμενα συναπτικά βάρη. Εάν η λειτουργία σταματούσε εδώ, θα είχαμε έναν γραμμικό νευρώνα. Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με τέτοιους νευρώνες θα ήταν επομένως γραμμικό. Στην τρίτη φάση, εφαρμόζεται μια συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως η σιγμοειδής συνάρτηση, για να παράγει την έξοδο του νευρώνα.

Στα πρώτα μοντέλα νευρώνων, χρησιμοποιούνταν μια βηματική συνάρτηση ως συνάρτηση ενεργοποίησης. Το παραπάνω μοντέλο γνωστό και ως μοντέλο McCulloch-Pitts αντανακλά αυτήν την προσέγγιση.

Αργότερα, η θεωρητική εξέλιξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ανέδειξε τη χρησιμότητα της παραγώγου της συνάρτησης ενεργοποίησης κατά την εκπαίδευση. Αυτό υποδεικνύει την προτίμηση μιας παραγωγίσιμης συνάρτησης, σε αντίθεση με τη βηματική συνάρτηση η οποία δεν είναι συνεχής και άρα μη παραγωγίσιμη. Σήμερα, η πλειονότητα των μοντέλων χρησιμοποιεί μια σιγμοειδή συνάρτηση ως συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτή είναι μια πραγματική, συνεχής και φραγμένη συνάρτηση η οποία είναι παραγωγίσιμη. Το σύνολο τιμών της είναι συνήθως στο διάστημα  $[0,1]$  ή  $[-1,1]$ .

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης [21] (εκτός της βηματικής που αναφέρθηκε νωρίτερα) που εφαρμόζονται στους νευρώνες είναι μη γραμμικές προκειμένου ένα δίκτυο να είναι σε θέση να μάθει μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των εισόδων του. Τέτοιου είδους συναρτήσεις ενεργοποίησης  $\varphi$  είναι οι ακόλουθες:

1. Συνάρτηση Κατωφλίου (Βηματική Συνάρτηση). Ο νευρώνας ενεργοποιείται όταν το άθροισμα  $x$  έχει θετική τιμή, διαφορετικά ο νευρώνας παραμένει ανενεργός. Χαρακτηρίζεται από τον εξής τύπο:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1 & \text{αν } x > 0 \\ 0 & \text{αν } x \leq 0 \end{cases}$$

2. Σιγμοειδείς συναρτήσεις. Οι συναρτήσεις αυτές των οποίων οι γραφικές παραστάσεις τους μοιάζουν με το λατινικό γράμμα «S» (από εκεί πήραν και το όνομα τους) και σε αντίθεση με την συνάρτηση κατωφλίου που είδαμε παραπάνω, είναι συνεχείς και μπορούν να παραγωγιστούν. Τέτοιες συναρτήσεις είναι:

- a. Η λογιστική συνάρτηση η οποία χαρακτηρίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}$$

όπου  $a$  είναι η κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης. Όσο μεγαλύτερο ο συντελεστής  $a$  τόσο η συνάρτηση προσεγγίζει την συνάρτηση κατωφλίου.

- b. Η συνάρτηση της υπερβολικής εφαπτομένης, με ένα εύρος τιμών από -1 έως 1 η οποία περιγράφεται από τον τύπο:

$$\varphi(x) = \tanh(x)$$

3. Ανορθωμένη Γραμμική Μονάδα ή συνάρτηση ράμπας (Rectified Linear Unit - ReLU): Η συνάρτηση αυτή είναι πλέον πολύ δημοφιλής και την συναντάμε κυρίως στα κρυφά επίπεδα των βαθιών συνελκτικών νευρωνικών δικτύων, καθώς φαίνεται ότι βοηθούν στην καλύτερη εκπαίδευση τους όταν χρησιμοποιούνται. Το θέμα είναι ότι όλες οι αρνητικές τιμές μηδενίζονται αμέσως, γεγονός που μειώνει την ικανότητα του μοντέλου να μάθει σωστά από τα δεδομένα. Χαρακτηρίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 0 & \text{αν } x < 0 \\ x & \text{αν } x \geq 0 \end{cases}$$

4. Παραμετρική ReLU (Parametric ReLU - PReLU): Η συνάρτηση αυτή περιγράφεται από τον ακόλουθο τύπο και λύνει το πρόβλημα της ReLU (η οποία μηδενίζει όλες τις αρνητικές τιμές):

$$\varphi(x) = \begin{cases} \alpha x & \text{αν } x < 0 \\ x & \text{αν } x \geq 0 \end{cases}$$

#### 4.2.6 Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Υπάρχουν πολλές τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, και κάθε μία από αυτές έχει τα πλεονεκτήματά της και τα μειονεκτήματά της. Καμία από αυτές δεν αποτελεί καθολική λύση, ωστόσο ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης του σφάλματος (backward propagation of errors) είναι η συνήθης επιλογή για τα πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα. Γενικά, η επιλογή της κατάλληλης τεχνικής εξαρτάται από τη φύση του προβλήματος και τη δομή του συγκεκριμένου δικτύου που εξετάζουμε. Συχνά χρησιμοποιούμε περισσότερες από μία τεχνικές ταυτόχρονα για να επιτύχουμε τη βέλτιστη απόδοση του δικτύου. Παρακάτω θα αναλύσουμε 2 βασικές μεθόδους εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων οι οποίες είναι ο αλγόριθμος πλέον απότομης Κατάβασης (Gradient Descent) και ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος (Backward Propagation of Errors)

#### 4.2.6.1 Αλγόριθμος πλέον απότομης Κατάβασης – Κατάβασης Δυναμικού (Gradient Descent)

Ο αλγόριθμος Gradient Descent είναι ένας βασικός αλγόριθμος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα εκπαίδευσης μηχανικής μάθησης για την ελαχιστοποίηση μιας συνάρτησης κόστους. Ο στόχος είναι να βρεθούν τα βάρη ενός μοντέλου που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση κόστους.

Η γενική ιδέα είναι να ρυθμίσουμε τα βάρη του μοντέλου βήμα-βήμα, κατευθύνοντας τα προς την αντίθετη κατεύθυνση της κλίσης της συνάρτησης κόστους. Αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας τον gradient (ή κλίση) της συνάρτησης κόστους. [24]

Ο αλγόριθμος Gradient Descent ενημερώνει τα βάρη σύμφωνα με την ακόλουθη σχέση:

$$\theta = \theta - \alpha \nabla J(\theta)$$

Όπου:

- $\theta$  είναι το διάνυσμα των βαρών.
- $\alpha$  είναι ο ρυθμός μάθησης (learning rate), που καθορίζει το μέγεθος του βήματος κατά την ενημέρωση.
- $J(\theta)$  είναι η συνάρτηση κόστους.
- $\nabla J(\theta)$  είναι η κλίση (gradient) της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη.

Η ενημέρωση των παραμέτρων του μοντέλου γίνεται προς την αντίθετη κατεύθυνση της κλίσης με βάση τον ρυθμό μάθησης προκειμένου να μειώσουμε την τιμή της συνάρτησης κόστους.

Ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται μέχρι να συγκλίνει, δηλαδή όταν οι ενημερωμένες τιμές των βαρών δεν αλλάζουν σημαντικά ή όταν έχει επιτευχθεί ένα προκαθορισμένο κριτήριο σύγκλισης.

#### 4.2.6.2 Αλγόριθμος Οπισθοδιάδοσης Σφάλματος (Backward Propagation of Errors)

Ο αλγόριθμος Gradient Descent, όπως περιγράφηκε προηγουμένως, είναι εφαρμόσιμος σε έναν απλό perceptron, αλλά όχι σε ένα νευρωνικό δίκτυο με πολλαπλά επίπεδα. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι δεν μπορεί να αποδώσει ευθύνη για τη συμπεριφορά των κρυφών νευρώνων, χρησιμοποιώντας τον απλό αλγόριθμο που περιγράφηκε προηγουμένως. Συνεπώς, δημιουργήθηκε ο αλγόριθμος Ανάστροφης Μετάδοσης Σφάλματος, γνωστός ως back propagation. Η ιδέα είναι να καθοριστεί το ποσοστό του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί σε κάθε νευρώνα, προκειμένου να δίνεται εμπιστοσύνη ή υπαιτιότητα για την επίδρασή του στην εκάστοτε πρόβλεψη.

Ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης του σφάλματος είναι ο κύριος αλγόριθμος εκπαίδευσης για τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η ιδέα είναι να προσαρμόσουμε τα βάρη του νευρωνικού δικτύου έτσι ώστε η διαφορά μεταξύ της πραγματικής εξόδου του δικτύου και της επιθυμητής εξόδου (ground truth) να μειωθεί. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί το κόστος (ή σφάλμα) ως μέτρο της διαφοράς αυτής και χρησιμοποιεί την παράγωγο του κόστους ως οδηγία για το πώς πρέπει να προσαρμόζονται τα βάρη.

Ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης υπολογίζει την κλίση της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη του δικτύου χρησιμοποιώντας τον κανόνα της αλυσίδας. Επαναλαμβανόμενα, προσαρμόζονται τα βάρη και οι πολώσεις. Ο στόχος είναι η ελαχιστοποίηση μιας μετρικής η οποία μετρά την διαφορά μεταξύ του διανύσματος εξόδου του δικτύου και του επιθυμητού διανύσματος εξόδου για κάθε δείγμα της συλλογής δεδομένων.

Στο πλαίσιο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και της μηχανικής μάθησης, η αντίστροφη διάδοση σφάλματος (backpropagation) είναι ένα αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με τον ελαχιστοποιητή σφάλματος μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου και των πραγματικών τιμών στόχου. Ο κανόνας της αλυσίδας είναι μία κρίσιμη έννοια στην αντίστροφη διάδοση, καθώς επιτρέπει τον υπολογισμό των κλίσεων τους κόστους ως προς τις παραμέτρους του δικτύου σε κάθε κόμβο.

Εδώ υπάρχει μια σύντομη επισκόπηση του κανόνα της αλυσίδας στο πλαίσιο της αντίστροφης διάδοσης [25]:

1. Εμπρόσθια Διάδοση (Forward Propagation):

Κατά την εμπρόσθια διάδοση, τα δεδομένα εισόδου περνούν μέσα από το δίκτυο, και η έξοδος υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τα τρέχοντα βάρη και κλίσεις. Η εμπρόσθια διάδοση περιλαμβάνει μια σειρά υπολογισμών μέσα από τα επίπεδα του νευρωνικού δικτύου, συμπεριλαμβανομένων των συναρτήσεων ενεργοποίησης.

2. Συνάρτηση Κόστους (Loss function):

Χρησιμοποιείται μια συνάρτηση κόστους για να μετρήσει τη διαφορά μεταξύ της προβλεπόμενης εξόδου και των πραγματικών τιμών στόχου.

3. Οπισθοδιάδοση σφάλματος (Backward Propagation)

Ο στόχος της οπισθοδιάδοσης σφάλματος είναι να ενημερωθούν τα βάρη του δικτύου για την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους. Ο κανόνας της αλυσίδας χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των κλίσεων της συνάρτησης κόστους ως προς τα βάρη και τις κλίσεις.

4. Κανόνα της Αλυσίδας:

Έστω  $L$  η συνάρτηση κόστους, και  $\theta$  να αναπαριστά τις παραμέτρους (βάρη και πολώσεις) του νευρωνικού δικτύου. Ο κανόνας της αλυσίδας ορίζει ότι η παράγωγος μιας σύνθετης συνάρτησης είναι το γινόμενο των παραγώγων των μεμονωμένων συναρτήσεων.

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_i} = \frac{\partial L}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \theta_i}$$

όπου  $y$  είναι η έξοδος του νευρωνικού δικτύου, και  $\theta_i$  αναπαριστά την  $i$ -οστή παράμετρο.

5. Υπολογισμός των Κλίσεων:

Οι κλίσεις της συνάρτησης κόστους υπολογίζονται αναδρομικά εφαρμόζοντας τον κανόνα της αλυσίδας από το επίπεδο εξόδου προς τα πίσω στρώματα.

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_i} = \frac{\partial L}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial z} \cdot \frac{\partial z}{\partial \theta_i}$$

Εδώ, το  $z$  αναπαριστά την είσοδο στη συνάρτηση ενεργοποίησης στο επίπεδο.

6. Ενημέρωση των Παραμέτρων:

Τελικά, οι κλίσεις χρησιμοποιούνται για να ενημερώσουν τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου χρησιμοποιώντας αλγόριθμους βελτιστοποίησης όπως ο SGD ή και πολλοί άλλοι.

7. Επαναλήψεις:

Ο αλγόριθμος Back-Propagation επαναλαμβάνεται για κάθε εκπαιδευτικό παράδειγμα και επαναλαμβάνεται πολλές φορές (epochs) μέχρι το δίκτυο να συγκλίνει σε μια ικανοποιητική απόδοση.

## 4.2.7 Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)

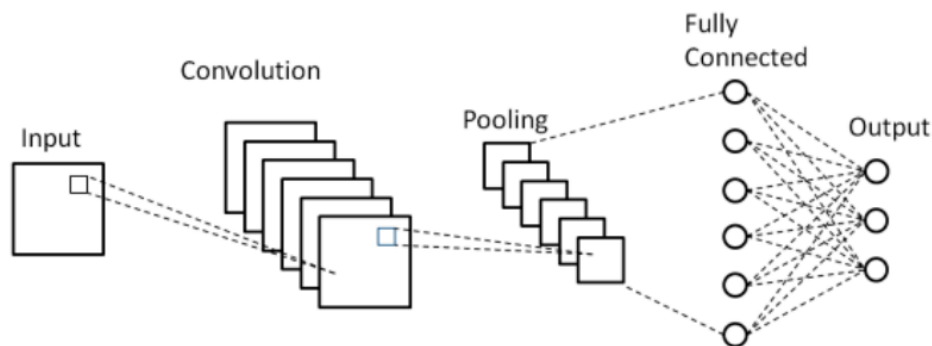
Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks, CNNs) είναι ανάλογα με τα κλασικά Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANNs) βάσει του γεγονότος ότι αποτελούνται από νευρώνες που βελτιστοποιούν την απόδοσή τους μέσω της μάθησης. Κάθε νευρώνας λαμβάνει μια είσοδο και εκτελεί μια λειτουργία, όπως για παράδειγμα τον πολλαπλασιασμό ενός διανύσματος με έναν σταθερό παράγοντα, ακολουθούμενο από μια μη γραμμική συνάρτηση, όπως συμβαίνει και σε πολλά άλλα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Το τελευταίο στρώμα περιέχει συναρτήσεις απώλειας που σχετίζονται με τις κλάσεις, ενώ οι περισσότερες συνηθισμένες τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τα κλασικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να εφαρμοστούν και στα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα. Ωστόσο μια σημαντική διαφορά μεταξύ των συνελικτικών νευρωνικών δικτύων (CNNs) και των κλασικών τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ANNs) είναι ότι τα CNNs χρησιμοποιούνται κυρίως στον τομέα της αναγνώρισης προτύπων μέσα σε εικόνες. Αυτό επιτρέπει να ενσωματωθούν στην αρχιτεκτονική χαρακτηριστικά τα οποία σχετίζονται με τις εικόνες, καθιστώντας το δίκτυο πιο κατάλληλο για αντίστοιχα προβλήματα, ενώ ταυτόχρονα μειώνονται οι περαιτέρω παράμετροι που απαιτούνται για την ρύθμιση του μοντέλου. Ένας από τους μεγαλύτερους περιορισμούς των παραδοσιακών μορφών Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN) είναι ότι τείνουν να αντιμετωπίζουν προβλήματα με την υπολογιστική πολυπλοκότητα που απαιτείται για τον υπολογισμό και την επεξεργασία δεδομένων εικόνας.[30]

Για να γίνουν οι ίδιοι υπολογισμοί σε ένα ANN θα έπρεπε να αυξηθεί ο αριθμός των κρυμμένων στρωμάτων στο δίκτυο και ίσως να αυξηθεί και ο αριθμός των νευρώνων μέσα σε αυτό. Ωστόσο αυτή η λύση θα είχε δύο προβλήματα, ένα είναι το απλό πρόβλημα της έλλειψης απεριόριστης υπολογιστικής ισχύος και του χρόνου για να εκπαιδευτούν αυτά τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Ο δεύτερος λόγος είναι οι επιπτώσεις της υπερεκπαίδευσης (overfitting). Η υπερεκπαίδευση είναι όταν ένα δίκτυο δεν μπορεί να μάθει αποτελεσματικά λόγω διαφόρων αιτιών. Είναι μια σημαντική έννοια στους περισσότερους, αν όχι σε όλους, τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης και είναι σημαντικό να λαμβάνονται όλα τα μέτρα για τη μείωση των επιπτώσεων που έχει. Όταν τα μοντέλα δείχνουν σημάδια overfitting, τότε παρατηρείται μειωμένη ικανότητα να εντοπίζουν γενικευμένα χαρακτηριστικά όχι μόνο στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης, αλλά και στα σύνολα δεδομένων δοκιμής και πρόβλεψης. Αυτός είναι ο κύριος λόγος για τον οποίο περιορίζεται η πολυπλοκότητα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Όσο λιγότερες παράμετροι απαιτούνται για την εκπαίδευση, τόσο λιγότερο πιθανό είναι για το δίκτυο να υπάρξει overfitting και βελτιώνεται η προβλεπτική απόδοση του μοντέλου.[30]

#### 4.2.7.1 Αρχιτεκτονική των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα επικεντρώνονται κυρίως στο γεγονός ότι η είσοδος αποτελείται από εικόνες. Αυτό οδηγεί την αρχιτεκτονική να διαμορφωθεί με τρόπο που να ταιριάζει καλύτερα με την ανάγκη για χειρισμό του συγκεκριμένου τύπου δεδομένων. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά είναι ότι οι νευρώνες στα επίπεδα ενός συνελικτικού νευρωνικού δικτύου αποτελούνται από νευρώνες οργανωμένους σε τρεις διαστάσεις, τις χωρικές διαστάσεις της εισόδου όπου είναι το ύψος και πλάτος και το βάθος. Το βάθος δεν αναφέρεται στον συνολικό αριθμό των στρωμάτων μέσα στο ANN, αλλά στην τρίτη διάσταση της εισόδου όπου δημιουργεί αυτό το οποίο ονομάζεται όγκος (volume) στην είσοδο του νευρωνικού δικτύου. Σε αντίθεση με τα κλασικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, οι νευρώνες ενός επιπέδου, συνδέονται μόνο με ένα μικρό τμήμα του προηγούμενου επιπέδου. Για παράδειγμα, σε ένα συνελικτικό δίκτυο με είσοδο διαστάσεων 64x64x3 (ύψος, πλάτος και βάθος), η έξοδος προέρχεται από ένα τελικό επίπεδο διαστάσεων 1x1x $n$ , όπου το  $n$  αντιπροσωπεύει τον πιθανό αριθμό των κατηγοριών (κλάσεων) του προβλήματος. Αυτό συμβαίνει καθώς έχει συμπυκνωθεί η πλήρης διαστατικότητα της εισόδου σε έναν μικρότερο όγκο από βαθμολογίες κατηγοριών (κλάσεων) οι οποίες κατανέμονται κατά μήκος της τρίτης διάστασης. [30]

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από τρία είδη στρώματων. Αυτά είναι τα συνελκτικά στρώματα (convolutional layers), τα στρώματα συγκέντρωσης (pooling layers) και τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα (fully-connected layers). Όταν αυτά τα στρώματα ενωθούν με μια μορφή στοίβας, δημιουργείται μια αρχιτεκτονική συνελκτικού νευρωνικού δικτύου. Μια απλοποιημένη αρχιτεκτονική CNN για κάποιο πρόβλημα κατηγοριοποίησης φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



*Εικόνα 27: Αρχιτεκτονική Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου [20]*

Η βασική λειτουργία ενός CNN βάσει της παραπάνω εικόνας μπορεί να χωριστεί σε τέσσερις κύριες περιοχές: [30]

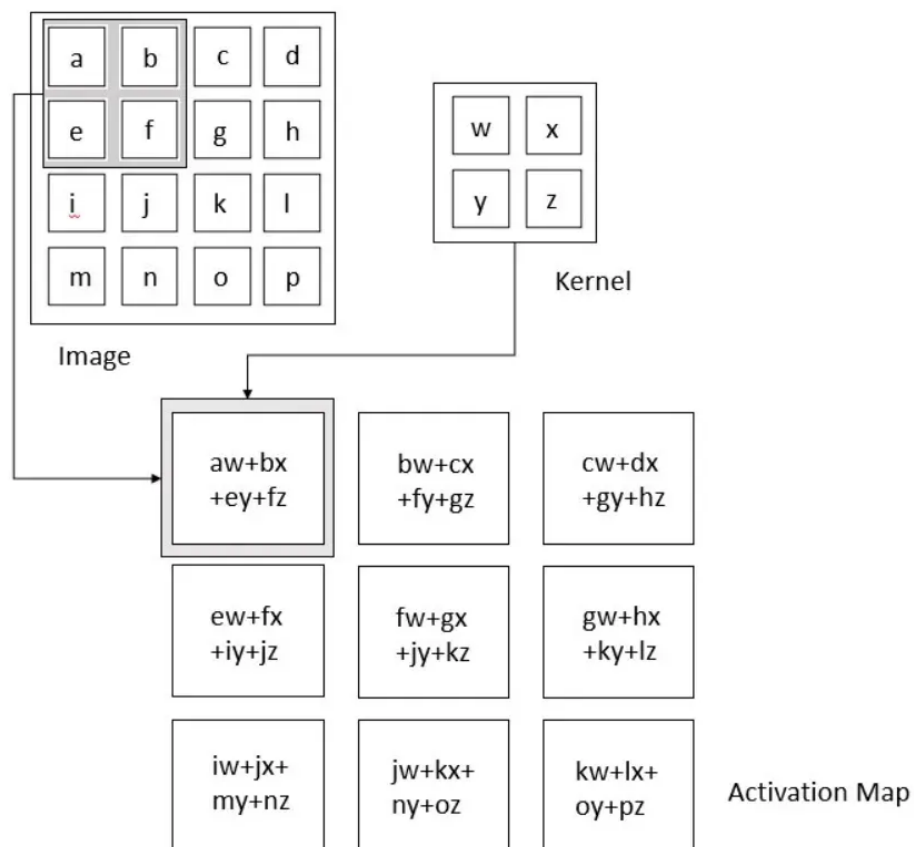
1. Όπως και σε άλλες μορφές ANN, το στρώμα εισόδου αποτελείται από τις τιμές των εικονοστοιχείων της εικόνας.
2. Το συνελκτικό στρώμα καθορίζει την έξοδο των νευρώνων που συνδέονται με τοπικές περιοχές της εισόδου μέσω του υπολογισμού του εσωτερικού γινομένου των βαρών τους και της περιοχής που συνδέεται με τον όγκο της εισόδου.
3. Το στρώμα συγκέντρωσης πραγματοποιεί την μείωση των χωρικών διαστάσεων της εισόδου, μειώνοντας περαιτέρω τον αριθμό των παραμέτρων.
4. Τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα πραγματοποιούν τις ίδιες λειτουργίες όπως και στα κλασικά ANNs, δηλαδή παράγουν τιμές για τις κατηγορίες (κλάσεις) του προβλήματος.

#### 4.2.7.2 Συνελκτικό στρώμα

Το στρώμα συνέλιξης αποτελεί το βασικότερο στρώμα ενός CNN, καθώς έχει κεντρικό ρόλο στην πραγματοποίηση της πλειονότητας των υπολογισμών. Αποτελείται από διάφορα βασικά στοιχεία, συμπεριλαμβανομένων αυτών των δεδομένων εισόδου, των φίλτρων (filters)

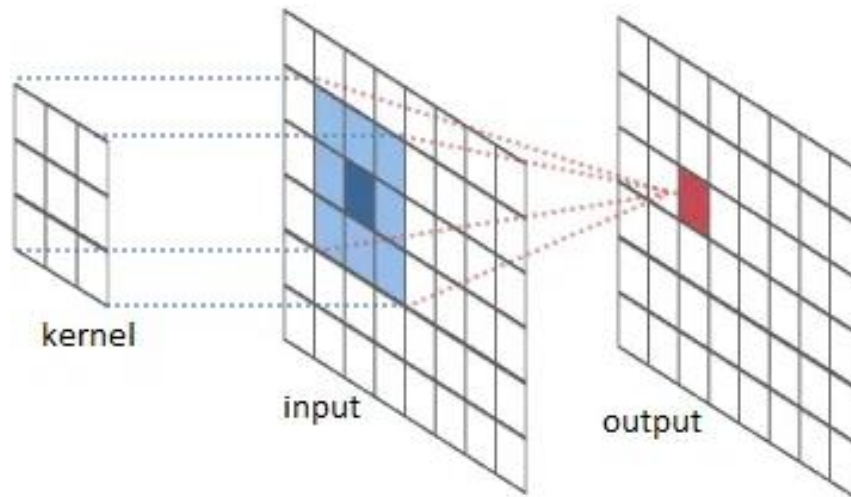
και των χαρτών χαρακτηριστικών (feature maps). Η συνέλιξη διατηρεί τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων, μαθαίνοντας τα χαρακτηριστικά της εικόνας χρησιμοποιώντας δεδομένα εισόδου που έχουν την μορφή τετραγωνικού πίνακα. Κατά την συνέλιξη πραγματοποιείται μια τανυστική πράξη (tensor operation) και πιο συγκεκριμένα η πράξη του εσωτερικού γινομένου (dot product), όπου δύο τανυστές λειτουργούν ως είσοδος, και ένας άλλος αποτελεί τον παραγόμενο τανυστή ως έξοδος. Το συνελκτικό στρώμα κατά κάποιο τρόπο φιλτράρει τα δεδομένα του τανυστή εισόδου χρησιμοποιώντας ένα μικρό παράθυρο που ονομάζεται πυρήνας (kernel). Ο πυρήνας καθορίζει τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά που η λειτουργία συνέλιξης προσπαθεί να φιλτράρει, παράγοντας αξιοσημείωτες τιμές εξόδου όταν ανιχνεύει τα επιθυμητά χαρακτηριστικά.

Το συνελκτικό στρώμα υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο σημείου μεταξύ του φίλτρου και των τιμών των εικονοστοιχείων. Ο πίνακας που δημιουργείται με την ολίσθηση του φίλτρου πάνω στην εικόνα ονομάζεται συνελγμένο χαρακτηριστικό (Convolved Feature), χάρτης ενεργοποίησης (Activation Map) ή χάρτης χαρακτηριστικών (Feature Map). Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η πράξη της συνέλιξης μέσω της οποίας δημιουργείται ο χάρτης ενεργοποίησης. [21]



**Εικόνα 28:** Δημιουργία του χάρτη ενεργοποίησης μέσω της συνέλιξης [32]

Κάθε στοιχείου ενός τανυστή που αντιπροσωπεύει ένα pixel μιας εικόνας πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο στοιχείο στην ίδια θέση του δεύτερου τανυστή που αντιπροσωπεύει τιμές πυρήνα. Τα γινόμενα αυτών των πολλαπλασιασμών προστίθενται και το συνολικό άθροισμα είναι το αποτέλεσμα της συνέλιξης. [21]



Εικόνα 29: Διαδικασία της συνέλιξης [33]

|   |   |   |   |   |
|---|---|---|---|---|
| 7 | 2 | 3 | 3 | 8 |
| 4 | 5 | 3 | 8 | 4 |
| 3 | 3 | 2 | 8 | 4 |
| 2 | 8 | 7 | 2 | 7 |
| 5 | 4 | 4 | 5 | 4 |

 $*$ 

|   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | 0 | -1 |
| 1 | 0 | -1 |
| 1 | 0 | -1 |

 $=$ 

|    |    |    |
|----|----|----|
| 6  | -9 | -8 |
| -3 | -2 | -3 |
| -3 | 0  | -2 |

Εικόνα 30: Παράδειγμα πίνακα εισόδου των τιμών των εικονοστοιχείων, πυρήνα και εξόδου κατά την συνέλιξη [34]

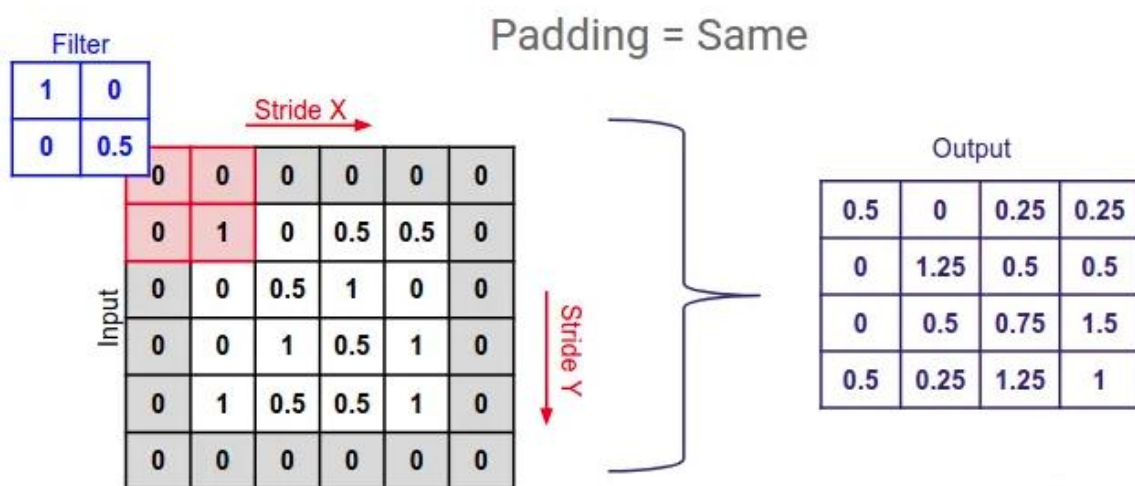
Η συμπεριφορά του στρώματος συνέλιξης επηρεάζεται κυρίως από τις ακόλουθες υπερ-παραμέτρους:

1. Μέγεθος Πυρήνα (kernel size): Αυτή η παράμετρος καθορίζει τις διαστάσεις του παραθύρου που ολισθαίνει. Συνήθως συνιστάται να χρησιμοποιούνται μικρότερα μεγέθη παραθύρου, ενώ προτιμούνται κυρίως περιττές τιμές όπως 1, 3, 5 και πιο σπάνια 7.

2. Βήμα (stride): Η παράμετρος του βήματος καθορίζει το αριθμό των εικονοστοιχείων που θα μετακινηθεί το παράθυρο του πυρήνα σε κάθε βήμα συνέλιξης. Συνήθως ορίζεται σε 1 για να διασφαλιστεί ότι δεν θα παραληφθούν κάποιες περιοχές της εικόνας.
3. Συμπλήρωση (padding): Η συμπλήρωση αποτελεί την τεχνική προσθήκης μηδενικών στα περιθώρια μιας εικόνας, ώστε ο πυρήνας να μπορεί να φιλτράρει πλήρως κάθε θέση της εικόνας εξασφαλίζοντας ότι ακόμη και οι άκρες της εικόνας θα επεξεργαστούν.
4. Αριθμός Φίλτρων / Βάθος: Ο αριθμός των φίλτρων σε ένα στρώμα συνέλιξης καθορίζει την ποικιλία των χαρακτηριστικών που το στρώμα θα προσπαθήσει να αναγνωρίσει.

Υπάρχουν τρεις διαφορετικοί τύποι συμπλήρωσης όπου είναι: [34]

- Έγκυρη Συμπλήρωση (Valid padding): Σε αυτήν την περίπτωση, η συνέλιξη πραγματοποιείται χωρίς καμία συμπλήρωση. Εάν οι διαστάσεις του πυρήνα με το τμήμα της εικόνας δεν συμπίπτουν, η τελευταία πράξη συνέλιξης παραλείπεται.
- Όμοια Συμπλήρωση (Same padding): Αυτή η τεχνική συμπλήρωσης χρησιμοποιείται για να διασφαλιστεί ότι η έξοδος έχει το ίδιο μέγεθος με την είσοδο. Περιλαμβάνει την προσθήκη μηδενικών στην είσοδο.
- Πλήρης Συμπλήρωση (Full padding): Η πλήρης συμπλήρωση επεκτείνει το μέγεθος της εξόδου προσθέτοντας μηδενικά στα περιθώρια του πίνακα εισόδου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση των διαστάσεων της εξόδου.



**Εικόνα 31:** Παράδειγμα όμοιας συμπλήρωσης κατά την συνέλιξη [35]

Το μέγεθος της εξόδου του συνελκτικού στρώματος καθορίζεται από πολλούς παράγοντες, συμπεριλαμβανομένων του μεγέθους της εισόδου, του μεγέθους του πυρήνα, του βήματος και της συμπλήρωσης. [32]

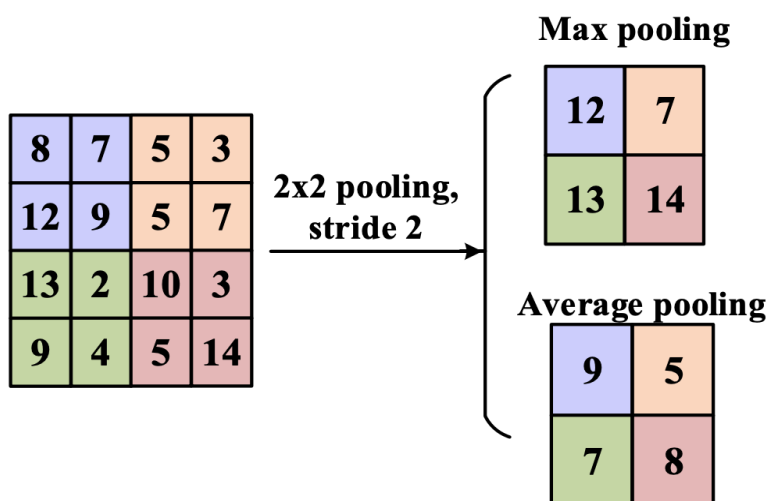
Μετά από κάθε λειτουργία συνέλιξης, εφαρμόζεται μια συνάρτηση (ReLU), προκειμένου να μετασχηματίσει τον χάρτη χαρακτηριστικών και να εισάγει μη γραμμικότητα στη διαδικασία. Επίσης, είναι δυνατόν να ακολουθείται το αρχικό στρώμα συνέλιξης από επιπλέον στρώματα συνέλιξης, κάτι το οποίο βοηθά στην εξαγωγή και ερμηνεία επιπλέον προτύπων. [34]

#### 4.2.7.3 Στρώμα συγκέντρωσης

Το στρώμα συγκέντρωσης, επίσης γνωστό ως στρώμα υποδειγματοληψίας, συμβάλλει στην μείωση της διαστατικότητας της εισόδου, με αποτέλεσμα να μειώνεται και ο αριθμός των παραμέτρων. Όπως και στο στρώμα συνέλιξης, η διαδικασία της συγκέντρωσης περιλαμβάνει την εφαρμογή ενός φίλτρου στην είσοδο. Ωστόσο, σε αντίθεση με το στρώμα συνέλιξης, το φίλτρο συγκέντρωσης δεν διαθέτει βάρη. Αντ' αυτού, το φίλτρο χρησιμοποιεί μια συνάρτηση συγκέντρωσης (aggregation function) στις τιμές εντός του επιλεγμένου πεδίου, δημιουργώντας έτσι τον πίνακα εξόδου.

Δύο βασικοί τύποι συγκέντρωσης (aggregation) που χρησιμοποιούνται συχνά είναι: [32]

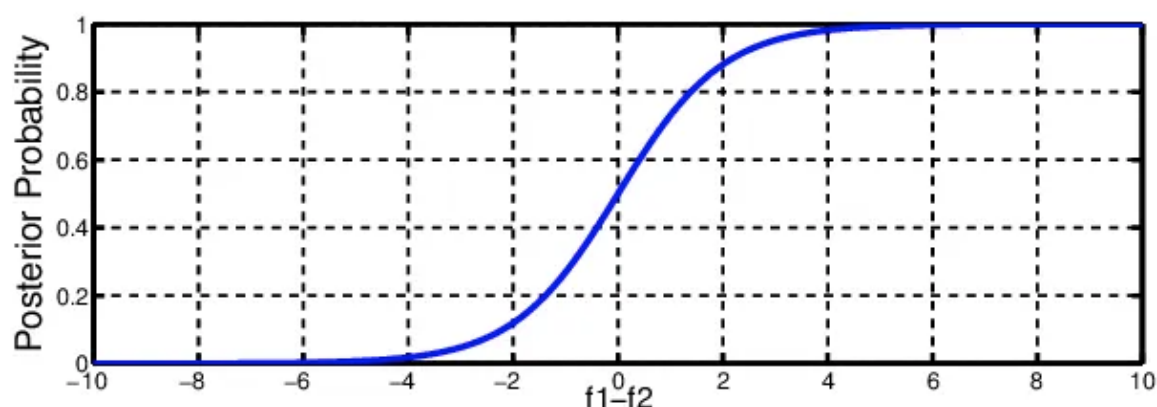
- Συγκέντρωση με συνάρτηση μέγιστου (Max pooling): Αυτή η μέθοδος επιλέγει το εικονοστοιχείο με την μέγιστη τιμή και το τοποθετεί στον πίνακα εξόδου.
- Συγκέντρωση με συνάρτηση μέσου όρου (Average pooling): Αυτή η μέθοδος υπολογίζει την μέση τιμή του συνόλου εικονοστοιχείων του επιλεγμένου πίνακα και την τοποθετεί στον πίνακα εξόδου.



Εικόνα 32: Max pooling και Average pooling [36]

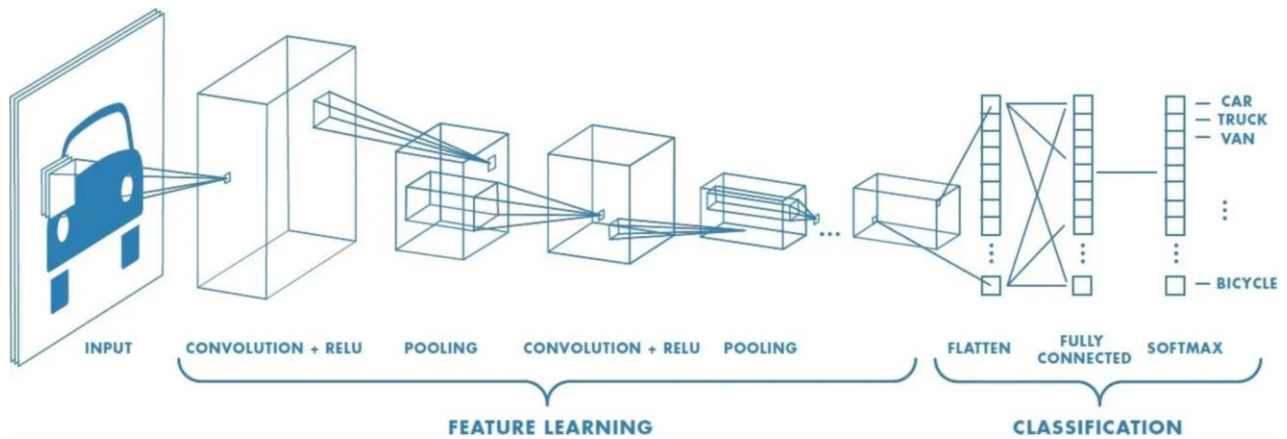
#### 4.2.7.4 Πλήρως συνδεδεμένα στρώματα

Το πλήρες συνδεδεμένο στρώμα εμφανίζεται συνήθως στο τέλος της αρχιτεκτονικής ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου και λαμβάνει ως είσοδο τους επίπεδους χάρτες χαρακτηριστικών (flattened feature maps) από τα προηγούμενα στρώματα συνέλιξης και συγκέντρωσης. Οι επίπεδοι χάρτες συγκέντρωσης δημιουργούνται από τα στρώματα επιτεδοποίησης (flatten layers) τα οποία μετασχηματίζουν τον όγκο της εισόδου σε επίπεδη αναπαράσταση. Για παράδειγμα μια είσοδος με διαστάσεις  $64 \times 64 \times 3$  θα μετατραπεί σε μία έξοδο με διαστάσεις  $12288 \times 1$ , δηλαδή σε 12288 νευρώνες. Ο σκοπός του του πλήρως συνδεδεμένου στρώματος είναι να συνδυάσει τα υψηλού επιπέδου χαρακτηριστικά και να τα μετασχηματίσει στην τελική έξοδο, όπως πιθανότητες κατηγοριοποίησης ή τιμές παλινδρόμησης, ανάλογα με το πρόβλημα που πρέπει να λυθεί. Ενώ τα στρώματα συνέλιξης και συγκέντρωσης συνήθως χρησιμοποιούν συναρτήσεις ReLU, τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα συνήθως χρησιμοποιούν μια συνάρτηση ενεργοποίησης softmax για την σωστή ταξινόμηση της εισόδου, παράγοντας πιθανότητες από 0 έως 1. [32]



Εικόνα 33: Συνάρτηση Softmax [34]

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ένα παράδειγμα ενός συνελκτικού δικτύου με τα διάφορα στρώματα που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες.



**Εικόνα 34:** Συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο για πρόβλημα ταξινόμησης εικόνας [37]

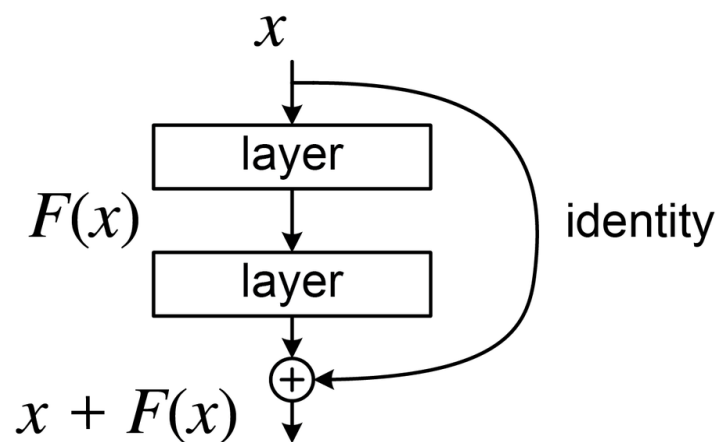
#### 4.2.8 Υπολειμματικά Νευρωνικά Δίκτυα - Residual Neural Networks

Ένα υπολειμματικό νευρωνικό δίκτυο (Residual Neural Network ή αλλιώς ResNet), είναι ένας τύπος αρχιτεκτονικής συνελικτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) που δημιουργήθηκε για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα των εξαφανιζόμενων κλίσεων (Vanishing Gradient Problem) που εμφανίζονται συχνά με στα όλο και πιο βαθιά νευρωνικά δίκτυα. Προτάθηκε από τους Kaiming He et al. στην εργασία τους του 2015 με τίτλο «Deep Residual Learning for Image Recognition». [26]

Το πρόβλημα των εξαφανισμένων κλίσεων είναι μια πρόκληση που προκύπτει κατά την εκπαίδευση των βαθιών νευρωνικών δικτύων, ειδικά εκείνων με πολλά επίπεδα. Καθώς η κλίση (η παράγωγος της απώλειας σε σχέση με τις παραμέτρους του δικτύου) διαδίδεται πίσω στα επίπεδα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, μπορεί να γίνει πολύ μικρή στα αρχικά στρώματα του δικτύου. Όταν συμβαίνει αυτό, τα βάρη σε αυτά τα στρώματα ενημερώνονται μόνο κατά ένα μικρό ποσό, ή καθόλου, οδηγώντας σε πολύ αργή μάθηση αλλά και καθιστώντας δύσκολο για αυτά τα στρώματα να μάθουν σημαντικά χαρακτηριστικά των δεδομένων.

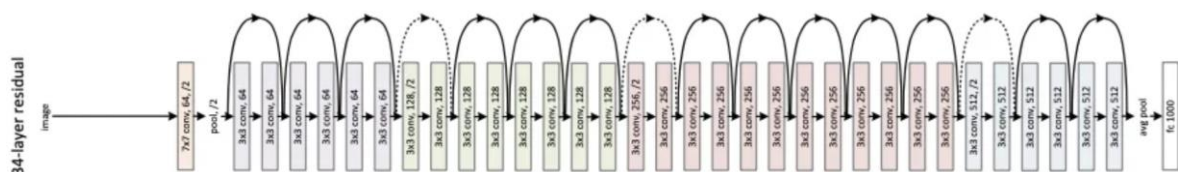
Τα βασικά δομικά στοιχεία ενός υπολειμματικού νευρωνικού δικτύου είναι τα λεγόμενα υπολειμματικά μπλοκ. Ένα υπολειμματικό μπλοκ αποτελείται από κάποια διασυνδεδεμένα στρώματα και την ύπαρξη της λεγόμενης σύνδεσης παράκαμψης (skip connection), η οποία αποτελεί και την βασική ιδέα. Μέσω της σύνδεσης παράκαμψης διασφαλίζεται ότι η ενεργοποίηση ενός στρώματος προστίθεται μαζί με την έξοδο ενός μεταγενέστερου στρώματος. Ουσιαστικά η είσοδος/ενεργοποίηση  $x$  του μπλοκ αποθηκεύεται προσωρινά και αφού

προσπεράσει (χωρίς να αλληλεπιδράσει) όλα τα επίπεδα του μπλοκ προστίθεται στην έξοδο του. Αυτή η επαυξημένη έξοδος μπαίνει ως είσοδος στο επόμενο υπολειμματικό μπλοκ. Ωστόσο, για να ορίζεται μαθηματικά η πράξη της πρόσθεσης θα πρέπει η διαστατικότητα του τανυστή εισόδου να είναι ίδια με αυτή του τανυστή εξόδου. Αυτό με τη σειρά του θέτει κάποιους περιορισμούς στην αρχιτεκτονική. Πολλαπλά υπολειμματικά μπλοκς συνδεδεμένα γραμμικά απαρτίζουν ένα υπολειμματικό νευρωνικό δίκτυο. Η παρακάτω εικόνα παρουσιάζει την έννοια του υπολειμματικού μπλοκ (residual block), που αποτελεί το βασικό στοιχείο σε ένα τέτοιο δίκτυο.



**Εικόνα 35:** Υπολειμματικό Μπλοκ (Residual Block) (26)

Η χρήση των υπολειμματικών δικτύων έχει κάποια πολύ σπουδαία πλεονεκτήματα αλλά και κάποια μειονεκτήματα τα οποία πρέπει κάποιος να λάβει υπόψη προτού τα επιλέξει.



**Εικόνα 36:** Αρχιτεκτονική ενός ResNet 34 στρωμάτων (26)

Πλεονεκτήματα:

- Βελτιωμένη ακρίβεια: Σε διάφορα σύνολα δεδομένων μέτρησης, τα υπολειμματικά νευρωνικά δίκτυα (ResNets) κατάφεραν να επιτύχουν υψηλότερη ακρίβεια σε σχέση με τα συμβατικά βαθιά νευρωνικά δίκτυα.

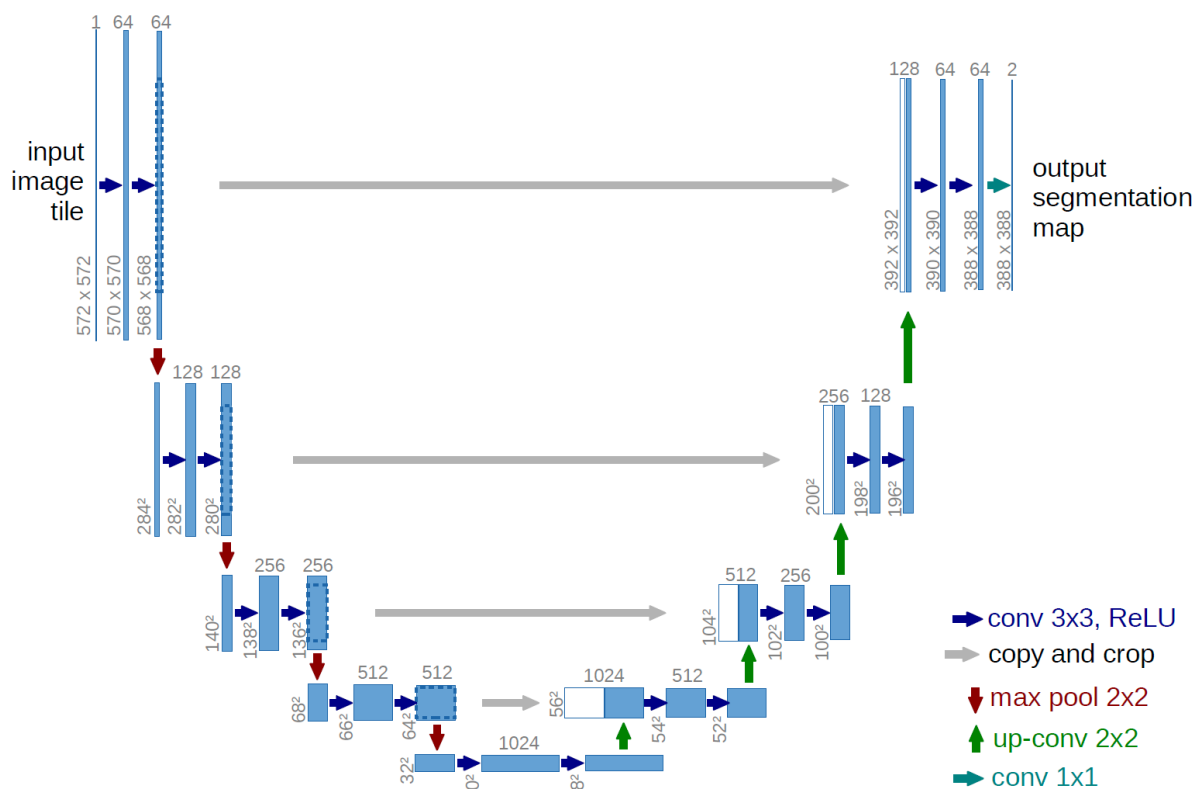
- Ταχύτερη σύγκλιση: Οι συνδέσεις παράκαμψης εξασφαλίζουν την ταχύτερη σύγκλιση, καθώς οι κλίσεις μπορούν να ρέουν πιο άμεσα μέσα στο μοντέλο και οι εξαφανιζόμενες κλίσεις παρακάμπτονται. Αυτό οδηγεί επίσης σε ταχύτερη εκπαίδευση και, συνεπώς, σε χαμηλότερο κόστος από την χρήση πόρων.
- Καλύτερη γενίκευση: Λόγω της δομής των ResNets, αυτά τα μοντέλα μαθαίνουν περισσότερες γενικές δομές και μοτίβα δεδομένων και δεν επικεντρώνονται στα ειδικά χαρακτηριστικά των δεδομένων ενός συγκεκριμένο πρόβλημα. Αυτό αυξάνει τη γενίκευση του μοντέλου και παράγει καλύτερα αποτελέσματα όταν στο μοντέλο εισαχθούν άγνωστα δεδομένα.
- Μεταφορά μάθησης: Τα ResNets είναι μια δημοφιλής επιλογή για τη χρήση στη μεταφορά μάθησης, καθώς έχουν επιτύχει πολύ καλά αποτελέσματα εδώ. Γενικά μοντέλα εκπαιδεύονται και στη συνέχεια βελτιώνονται για συγκεκριμένες εφαρμογές χρησιμοποιώντας μικρότερα σύνολα δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα είναι ιδιαίτερα σημαντικά στον τομέα της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας.

#### Μειονεκτήματα:

- Αυξημένη πολυπλοκότητα: Οι συνδέσεις παράκαμψης οδηγούν σε υψηλότερη πολυπλοκότητα του μοντέλου, η οποία μπορεί να αντικατοπτρίζεται σε αυξημένες απαιτήσεις υπολογιστικών πόρων και μνήμης. Πρέπει, συνεπώς, να αποφασιστεί ανά περίπτωση εάν η χρήση τους είναι αναγκαία.
- Υπερεκπαίδευση: Με μικρά σύνολα δεδομένων, τα υπολειμματικά νευρωνικά δίκτυα μπορούν επίσης να οδηγήσουν σε υπερεκπαίδευση (overfitting) του δικτύου, καθώς η δομή του μοντέλου είναι υπερβολικά πολύπλοκη και δεν μπορεί να μάθει επαρκώς με τα λίγα δείγματα δεδομένων εκπαίδευσης.
- Δυσκολία ερμηνείας: Όπως και με τα συμβατικά βαθιά νευρωνικά δίκτυα, έτσι και τα ResNets είναι πολύ δύσκολο να ερμηνευτούν εξαιτίας του βάθους και της πολύπλοκης δομής του. Η κλαδωτή δομή τους καθιστά αδύνατο να κατανοήσουμε ακριβώς πώς το μοντέλο καταλήγει σε αποφάσεις καθώς οι συνδέσεις παράκαμψης καθιστούν αυτή την ερμηνεία ακόμα πιο δύσκολη.

## 4.2.9 Η αρχιτεκτονική U-Net

Το U-Net είναι μια αρχιτεκτονική συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (CNN) που χρησιμοποιείται συνήθως για εργασίες σημασιολογικής τμηματοποίησης βιοϊατρικών εικόνων και στο ευρύτερο πλαίσιο της όρασης υπολογιστών. Παρουσιάστηκε από τους Olaf Ronneberger, Philipp Fischer και Thomas Brox το 2015 στο Τμήμα Επιστήμης Υπολογιστών του Πανεπιστημίου του Φράιμπουργκ. Το U-Net είναι ένα πλήρως συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο που σχεδιάστηκε για να μαθαίνει από λιγότερα δείγματα εκπαίδευσης [28]. Αποτελεί βελτίωση σε σχέση με το υπάρχον FCN — "Fully convolutional networks for semantic segmentation" που αναπτύχθηκε από τον Jonathan Long, Evan Shelhamer και Trevor Darrell το 2014 [29].



**Εικόνα 37:** Η αρχιτεκτονική U-Net (παράδειγμα για εικόνα 32x32 pixels στη χαμηλότερη ανάλυση). Κάθε μπλε πλαίσιο αντιστοιχεί σε πολυκαναλικό χάρτη χαρακτηριστικών. Ο αριθμός των καναλιών αναγράφεται στο πάνω μέρος του πλαισίου. Το μέγεθος x-y παρέχεται στην κάτω αριστερή άκρη του πλαισίου. Τα λευκά πλαίσια αντιπροσωπεύουν αντιγραφμένους χάρτες χαρακτηριστικών. Τα βέλοι δείχνουν τις διάφορες λειτουργίες. [28]

Το UNet είναι ένα δίκτυο που αποτελείται από ένα μονοπάτι συστολής (contracting path) στα αριστερά και ένα μονοπάτι διαστολής (expansive path) στα δεξιά. Η συνολική αρχιτεκτονική, όπως μπορούμε να δούμε και στην παραπάνω εικόνα της αρχιτεκτονικής του, μοιάζει με το αγγλικό γράμμα "U", και έτσι προκύπτει και η ονομασία UNet της αρχιτεκτονικής. Πιο αναλυτικά,

αποτελείται από τέσσερα μπλοκ κωδικοποιητή (encoder) και τέσσερα μπλοκ αποκωδικοποιητή (decoder) που συνδέονται μέσω μιας γέφυρας (bridge). Το δίκτυο κωδικοποιητή, είναι ένα μονοπάτι συστολής (contracting path) το οποίο χρησιμοποιείται για υποδειγματοληψία (downsampling) σε κάθε του βήμα, δηλαδή μειώνει τις χωρικές διαστάσεις κατά το ήμισυ και διπλασιάζει τον αριθμό των φίλτρων (κανάλια χαρακτηριστικών) σε κάθε ένα μπλοκ κωδικοποιητή (encoder block). Παρόμοια, το δίκτυο αποκωδικοποιητή είναι ένα μονοπάτι διαστολής (expansive path) το οποίο χρησιμοποιείται για υπερδειγματοληψία (upsampling) των χαρτογραφημένων χαρακτηριστικών σε κάθε του βήμα, δηλαδή διπλασιάζει τις χωρικές διαστάσεις και μειώνει τον αριθμό των χαρακτηριστικών καναλιών κατά το ήμισυ. [28]

Πιο αναλυτικά το δίκτυο αποτελείται από:

- Το δίκτυο κωδικοποιητή: που λειτουργεί ως εξαγωγέας χαρακτηριστικών, μαθαίνοντας μια αναπαράσταση (representation) της εικόνας εισόδου μέσω μιας ακολουθίας από μπλοκ κωδικοποιητή. Κάθε μπλοκ κωδικοποιητή περιλαμβάνει: δύο συνελίξεις  $3 \times 3$ , με κάθε συνέλιξη να ακολουθείται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU (Rectified Linear Unit). Η ReLU εισάγει μη γραμμικότητα, βοηθώντας στην καλύτερη γενίκευση των δεδομένων εκπαίδευσης. Η έξοδος της ReLU λειτουργεί ως σύνδεση παράκαμψης (skip connection) για το αντίστοιχο μπλοκ αποκωδικοποιητή. Στη συνέχεια, ακολουθεί ένα max-pooling  $2 \times 2$  που μειώνει τις χωρικές διαστάσεις των χαρακτηριστικών χαρτών κατά το ήμισυ, μειώνοντας έτσι τον αριθμό των εκπαιδευσιμων παραμέτρων.
- Τις συνδέσεις παράκαμψης (skip connections): οι οποίες προσφέρουν επιπλέον πληροφορίες που βοηθούν τον αποκωδικοποιητή να δημιουργήσει βελτιωμένα σημασιολογικά χαρακτηριστικά και στην διευκόλυνση της μεταφοράς/ροής της κλίσης της συνάρτησης σφάλματος στα αρχικά στρώματα κατά την διαδικασία της οπισθοδιάδοσης. Υπάρχει μια σύνδεση παράκαμψης από κάθε μπλοκ κωδικοποιητή προς το αντίστοιχο μπλοκ αποκωδικοποιητή.
- Τη γέφυρα: η οποία συνδέει τα δίκτυα κωδικοποιητή και αποκωδικοποιητή. Αποτελείται από δύο συνελίξεις  $3 \times 3$ , καθεμία από τις οποίες ακολουθείται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU.
- Το δίκτυο αποκωδικοποιητή: το οποίο μετατρέπει την αναπαράσταση σε μια μάσκα σημασιολογικής διακριτικότητας. Το μπλοκ αποκωδικοποιητή ξεκινά με ένα ανάστροφο τελεστή συνέλιξης  $2 \times 2$ . Στη συνέχεια, συνενώνεται με τον αντίστοιχο χάρτη

χαρακτηριστικών παράκαμψης από το μπλοκ κωδικοποιητή. Αυτές οι συνδέσεις παράκαμψης παρέχουν χαρακτηριστικά από προηγούμενα επίπεδα που συνήθως χάνονται λόγω του βάθους του δικτύου. Στη συνέχεια, εφαρμόζονται δύο συνελίξεις  $3 \times 3$ , καθεμία από τις οποίες ακολουθείται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU. Στην έξοδο του τελικού μπλοκ αποκωδικοποιητή εφαρμόζεται μια συνέλιξη  $1 \times 1$  με συνάρτηση ενεργοποίησης sigmoid. Η συνάρτηση ενεργοποίησης sigmoid παράγει τη μάσκα σημασιολογικής διακριτικότητας, αναπαριστώντας την ταξινόμηση κατά εικονοστοιχείο (pixel classification).

## ΚΥΡΙΟ ΜΕΡΟΣ

### 5. Περιγραφή Προβλήματος

Η ανίχνευση και ο ακριβής εντοπισμός όγκων εγκεφάλου αναφέρεται στη διαδικασία της αναγνώρισης της παρουσίας ενός όγκου σε ιατρικές εικόνες (MRI) και στον ακριβή εντοπισμό της θέσης τους (των συνόρων και των τμημάτων του). Αυτό είναι ένα κρίσιμο έργο στην ιατρική απεικόνιση και την υγειονομική περίθαλψη, καθώς η πρόωπη ανίχνευση και η ακριβής καταγραφή των όγκων μπορούν να βοηθήσουν στη διάγνωση, τον σχεδιασμό της θεραπείας και την παρακολούθηση της προόδου της νόσου.

Πιο συγκεκριμένα:

- **Ανίχνευση:** Αναγνώριση εάν μια ιατρική εικόνα εγκεφάλου (όπως ένα MRI) περιέχει όγκο. Οι αλγόριθμοι εντοπισμού αναλύουν τα δεδομένα της εικόνας για να επισημάνουν περιοχές που μπορεί να υποδεικνύουν την παρουσία ενός όγκου.
- **Ακριβής εντοπισμός:** Αφού ανιχνευτεί ένας όγκος, ο εντοπισμός περιλαμβάνει τον ακριβή προσδιορισμό των συνόρων του εντός της ιατρικής εικόνας. Αυτό το βήμα είναι κρίσιμο για τον καθορισμό του μεγέθους, του σχήματος και της τοποθεσίας του όγκου. Ο ακριβής εντοπισμός είναι ζωτικής σημασίας για τον σχεδιασμό της θεραπείας και τον έλεγχο της αποτελεσματικότητας της θεραπείας με την πάροδο του χρόνου.

Ωστόσο, η παραδοσιακή χειροκίνητη εξέταση από τους ακτινολόγους, ενώ είναι πολύτιμη, είναι επιρρεπής σε σφάλματα λόγω του επιπέδου πολυπλοκότητας και των ιδιοτήτων των όγκων εγκεφάλου.

Για τον λόγο αυτό, η διαδικασία της ανίχνευσης και εντοπισμού όγκων εγκεφάλου συχνά περιλαμβάνει προηγμένες υπολογιστικές μεθόδους και τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (TN). Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης, ειδικά οι τα νευρωνικά δίκτυα βαθιάς μάθησης, έχουν δείξει αξιοσημείωτα αποτελέσματα. Αυτά τα μοντέλα μπορούν να εκπαιδευτούν σε μεγάλα σύνολα δεδομένων με ετικέτες (label) από εικόνες μαγνητικού τομογράφου για να μάθουν πρότυπα και χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τους όγκους, επιτρέποντάς τους ανιχνεύουν και να τους εντοπίζουν σε νέα, άγνωστα δεδομένα MRI εικόνων.

Ο τελικός στόχος αυτών των προσπαθειών είναι η βελτίωση της αποδοτικότητας και της ακρίβειας στη διάγνωση και τη θεραπεία των όγκων εγκεφάλου, οδηγώντας σε καλύτερα αποτελέσματα για τους ασθενείς. Η πρόωγη ανίχνευση και ο ακριβής εντοπισμός τους συμβάλλουν σε έγκαιρες παρεμβάσεις και προσαρμοσμένες στρατηγικές θεραπείας για άτομα με όγκο στον εγκέφαλο.

Στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας, αναπτύχθηκε μια μέθοδος ανίχνευσης και εντοπισμού όγκου εγκεφάλου χρησιμοποιώντας εικόνες MRI οι οποίες δίνονται ως είσοδος σε δίκτυα βαθιάς μάθησης για τον έλεγχο της παρουσίας όγκου στον εγκέφαλο και τον ακριβή εντοπισμό της περιοχής του όγκου. Αυτή η διαδικασία είναι δύσκολη λόγω της ευρείας ποικιλίας των ιστών των όγκων, στην παρουσία διαφορετικών ασθενών και, σε πολλές περιπτώσεις, η ομοιότητα μεταξύ των φυσιολογικών ιστών καθιστά δύσκολη την εργασία.

## **6. Περιγραφή Βάσης Δεδομένων**

Σε αυτήν τη διπλωματική εργασία, όπως αναφέραμε και στην περιγραφή του προβλήματος, η έρευνά μας επικεντρώθηκε στην εξερεύνηση και ανάπτυξη μεθοδολογιών για τις εργασίες της ανίχνευσης και ακριβούς εντοπισμού εγκεφαλικών όγκων. Στα πλαίσια αυτά, χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων Br35H 2020 - σχεδιασμένο ειδικά για αυτούς τους σκοπούς. Το σύνολο δεδομένων Br35H 2020, είναι ένα πλήρες σύνολο δεδομένων που περιλαμβάνει μια ισορροπημένη συλλογή εικόνων με όγκους και χωρίς, μαζί με τις απαραίτητες πληροφορίες για τη δημιουργία μασκών εντοπισμού.

Το σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων οργανώνεται σε τρεις κύριους φακέλους: 'yes,' 'no,' και 'pred'. Ο φάκελος 'yes' περιλαμβάνει 1500 εικόνες εγκεφάλου με όγκους, ενώ ο φάκελος 'no' αποτελείται από ίσο αριθμό εικόνων που απεικονίζουν περιπτώσεις εγκεφάλων χωρίς όγκους. Αυτή η ισορροπημένη διανομή εξασφαλίζει μια αξιόπιστη αναπαράσταση και των θετικών και των αρνητικών περιπτώσεων, απαραίτητη για την εκπαίδευση και τον έλεγχο μοντέλων μηχανικής μάθησης. Ο φάκελος 'pred' περιέχει 60 εικόνες μαγνητικής εγκεφάλου για δοκιμή, χωρίς συνοδευτικές ετικέτες, ωστόσο δεν χρησιμοποιήθηκε καθώς για την αξιολόγηση των μοντέλων ακολουθήσαμε μια άλλη, πληρέστερη μεθοδολογία αξιολόγησης.

Για την εργασία ακριβούς εντοπισμού εγκεφαλικών όγκων, το σύνολο δεδομένων παρέχει μια δομημένη κατηγοριοποίηση σε τρεις υποφακέλους: 'TRAIN,' 'VAL,' και 'TEST.' Ο φάκελος 'TRAIN' περιλαμβάνει 500 εικόνες εγκεφάλου με όγκους που προορίζονται για εκπαίδευση (training set). Ο φάκελος 'VAL' περιλαμβάνει 201 εικόνες για επικύρωση (validation set), ενώ ο φάκελος 'TEST' περιέχει 100 εικόνες για τον έλεγχο της απόδοσης του μοντέλου σε ένα ανεξάρτητο σύνολο δοκιμής (testing set).

Για την εργασία Εντοπισμού Εγκεφαλικών Όγκων, το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει έναν φάκελο με την ονομασία 'Br35H-Mask-RCNN.' Αυτός ο φάκελος περιέχει το αρχείο "annotations\_all.json", ένα κρίσιμο στοιχείο για τη δημιουργία μασκών εντοπισμού. Αυτό το αρχείο JSON περιγράφει ακριβώς τα pixels που αντιστοιχούν στις περιοχές εντός MRI που περιέχουν εγκεφαλικούς όγκους. Αυτές οι πληροφορίες εντοπισμού επιτρέπουν την ανάπτυξη και αξιολόγηση αλγορίθμων που στοχεύουν στον ακριβή εντοπισμό των περιοχών με όγκο στον εγκέφαλο. Το σύνολο δεδομένων Br35H 2020 είναι open-source και βρίσκεται στον ακόλουθο σύνδεσμο: [Br35H 2020](#)

## **7. Ανίχνευση και ακριβής εντοπισμός εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI**

Στην ενότητα αυτή, παρουσιάζονται 2 μεθοδολογίες τόσο για την εργασία της ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων (ύπαρξη ή μη) όσο και για τον ακριβή εντοπισμό τους από εικόνες μαγνητικού τομογράφου MRI.

Κάθε μία από τις εργασίες αντιμετωπίστηκε ξεχωριστά. Πιο συγκεκριμένα:

1. Η εργασία της ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων από εικόνες μαγνητικού τομογράφου αντιμετωπίστηκε ως πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης εικόνων (binary classification).
2. Η εργασία του ακριβή εντοπισμού εγκεφαλικών όγκων από εικόνες μαγνητικού τομογράφου αντιμετωπίστηκε ως thresholding segmentation (ή αλλιώς pixel-wise segmentation με χρήση κατωφλίου) πρόβλημα. Πιο συγκεκριμένα, σε αυτήν την προσέγγιση, το μοντέλο προσπαθεί να ταξινομήσει κάθε pixel στην εικόνα ως σημείο που ανήκει στον όγκο ή που δεν ανήκει, προβλέποντας μια πιθανότητα για κάθε ένα από αυτά. Στην συνέχεια, ορίζεται ένα γενικό κατώφλι που ορίζει αν ένα pixel βάση της πιθανότητας πρόβλεψης ανήκει ή όχι σε όγκο. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιούνται οι δυαδικές μάσκες για τις οποίες κάθε pixel ανήκει στην κλάση 1 (ανήκει στον όγκο) ή 0 (δεν ανήκει στον όγκο), οι οποίες αποτελούν το ground truth. Σκοπός του μοντέλου είναι να προβλέψει όσο πιο σωστά γίνεται μία τέτοια μάσκα.

## 7.1 Ανίχνευση εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI - Πειραματική Διαδικασία και Αποτελέσματα

Η ανίχνευση εγκεφαλικών όγκων από εικόνες μαγνητικού τομογράφου MRI, όπως αναφέραμε και νωρίτερα αντιμετωπίστηκε ως πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης. Πιο συγκεκριμένα μια εικόνα εγκεφάλου έχει την ετικέτα 1 εάν περιλαμβάνει όγκο και 0 αν δεν περιλαμβάνει. Αναπτύχθηκαν δύο διαφορετικοί μέθοδοι ανίχνευσης με χρήση δικτύων βαθιάς μάθησης.

Στην πρώτη περίπτωση υλοποιήθηκε και εκπαιδεύτηκε ένα συμβατικό συνελκτικό δίκτυο, του οποίου η αρχιτεκτονική προτείνεται από ένα επιστημονικό άρθρο, βάση του οποίου είναι κατάλληλο για να λύσει ένα τέτοιο πρόβλημα με μεγάλη ακρίβεια. Το δίκτυο αυτό τροποποιήθηκε ελαφρώς προκειμένου να προσαρμοστεί ακριβώς στο πρόβλημα και στο σύνολο δεδομένων που έχουμε στην διάθεση μας.

Στην δεύτερη περίπτωση εκμεταλλευτήκαμε τις δυνατότητες της μεταφοράς μάθησης χρησιμοποιώντας ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο και εφαρμόζοντας τεχνικές ρύθμισης μοντέλου.

Στην συνέχεια για τις δύο μεθοδολογίες εκτελέστηκε ακριβώς το ίδιο πείραμα και τρόπος εκπαίδευσης προκειμένου η σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ τους να είναι δίκαιη και αντικειμενική.

Πιο συγκεκριμένα η πειραματική διαδικασία και στις δύο περιπτώσεις περιλαμβάνει την χρήση της μεθόδου StratifiedKFold (folds=10). Το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε δέκα ίσα μη επικαλυπτόμενα τμήματα εικόνων, διατηρώντας το ποσοστό δειγμάτων για κάθε κατηγορία όσο το δυνατόν περισσότερο όπως ήταν στο αρχικό σύνολο δεδομένων. Σε κάθε επανάληψη, εννέα τμήματα χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση (train set) και το δέκατο ως σύνολο δοκιμής (test set). Το πείραμα ολοκληρώνεται όταν και τα δέκα τμήματα έχουν τοποθετηθεί στη θέση δοκιμής, καθώς η διαδικασία είναι κυκλική. Με άλλα λόγια, σε κάθε επανάληψη χρησιμοποιείται το 90% του αρχικού συνόλου για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 10% ως σύνολο δοκιμής.

Ωστόσο για να παρακολουθήσουμε και να επιβλέψουμε τη διαδικασία εκπαίδευσης, χρειαζόμαστε ένα σύνολο επικύρωσης (validation set). Εφαρμόζουμε, λοιπόν, στο 90% του αρχικού συνόλου ένα επιπλέον StratifiedKFold με 10 τμήματα με μόνο μια επανάληψη, προκειμένου να δημιουργήσουμε το σύνολο επικύρωσης που χρειαζόμαστε. Τελικά, 9 τμήματα χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και 1 για επικύρωση. Συνολικά, σε κάθε επανάληψη του εξωτερικού StratifiedKFold, το 81% χρησιμοποιείται ως σύνολο εκπαίδευσης, το 9% ως σύνολο επικύρωσης και το 10% ως σύνολο δοκιμής.

Όλες οι εικόνες θα βρεθούν στη θέση δοκιμής κατά κυκλικό τρόπο. Με αυτόν τον τρόπο πετυχαίνουμε να αξιολογήσουμε τις δυο τεχνικές που αναπτύχθηκαν σε ολόκληρο το σετ δεδομένων, δηλαδή και για τα 2 μοντέλα έχουμε στην διάθεση μας τις προβλέψεις και για τις 3000 εικόνες του συνόλου δεδομένων που έχουμε στην διάθεση μας. Κατά αυτόν τον τρόπο μπορούμε να βγάλουμε πιο ασφαλή συμπεράσματα. Επιπλέον, η χρήση του StratifiedKFold επιτρέπει την πιο ομαλή εκπαίδευση των μοντέλων για κάθε μία επανάληψη.

Η μετρική που χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων είναι η μετρική της ακρίβειας (accuracy), δηλαδή ο αριθμός των σωστών προβλέψεων προς τον συνολικό αριθμό των παρατηρήσεων όπου χρησιμοποιήθηκαν ως σύνολο δοκιμής.

### 7.1.1 Μέθοδος 1 (Χρήση συνελικτικού νευρωνικού δικτύου)

#### 7.1.1.1 Η αρχιτεκτονική του συνελικτικού νευρωνικού δικτύου

Σε αυτήν την μέθοδο, δημιουργήθηκε μια αρχιτεκτονική που χρησιμοποιεί ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο για την ταξινόμηση εικόνων με εγκεφαλικό όγκο. Η αρχιτεκτονική CNN που δημιουργήθηκε σε αυτήν την μέθοδο προτείνεται στο άρθρο Arkapravo Chattopadhyay et al. [38].

Η χρήση ενός συνελικτικού νευρωνικού δικτύου για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης σε εικόνες με εγκεφαλικό όγκο έχει τα παρακάτω πλεονεκτήματα:

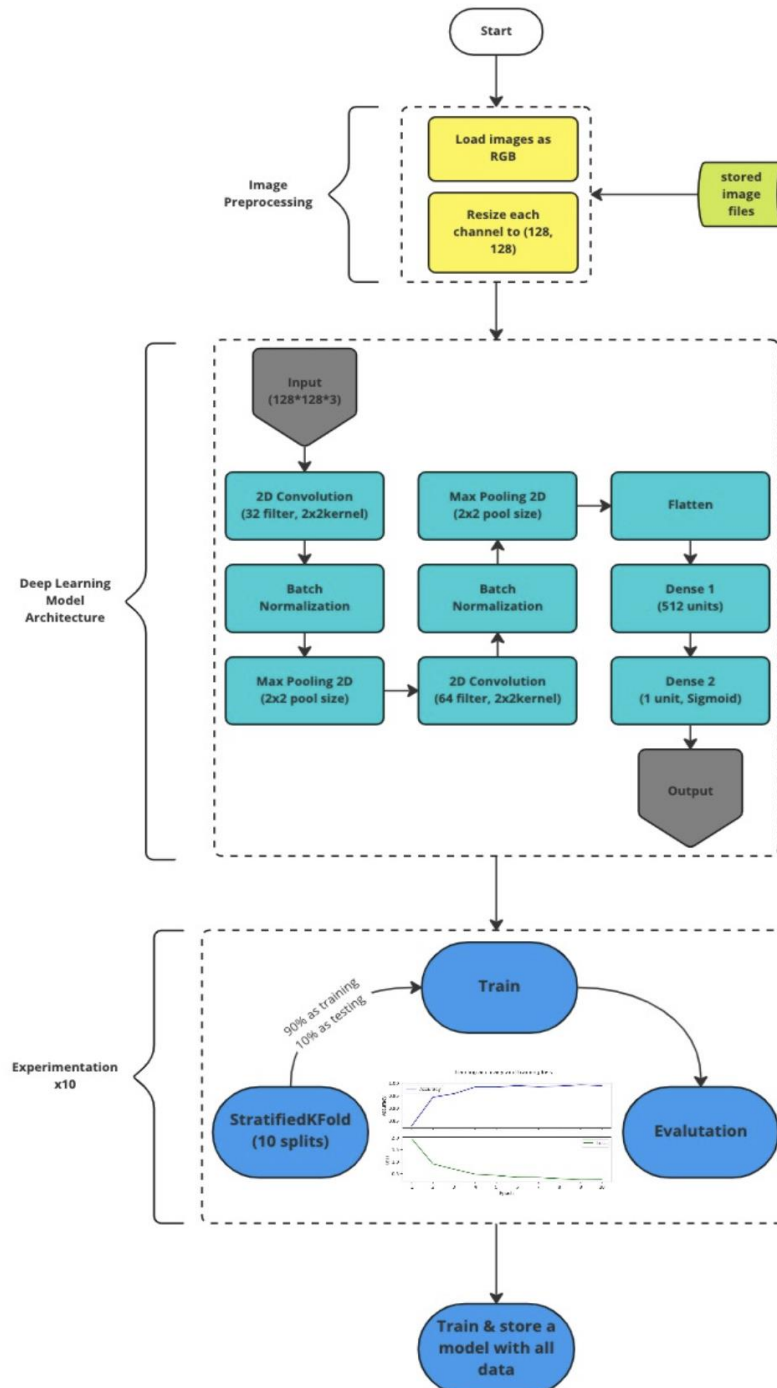
- Το CNN είναι ένα ισχυρό δίκτυο για την επεξεργασία και τον υπολογισμό δεδομένων εικόνων, ενώ χρησιμοποιεί βαθιά μάθηση για την εκτέλεση των παραπάνω εργασιών.
- Ένα CNN μειώνει τις ανάγκες για την επεξεργασία των δεδομένων.
- Οι μέθοδοι βαθιάς μάθησης επιτυγχάνουν καλύτερα αποτελέσματα σε προβλήματα αναγνώρισης εικόνας.

Το CNN το οποίο χρησιμοποιήθηκε αποτελείται από ένα δισδιάστατο συνελικτικό στρώμα (2D convolutional layer) με τριάντα δύο φίλτρα και πυρήνα διαστάσεων 2x2, ακολουθούμενο από κανονικοποίηση (batch normalization) και από ένα δισδιάστατο στρώμα συγκέντρωσης με συνάρτηση μέγιστου, διαστάσεων 2x2 (max pooling 2x2). Στη συνέχεια υπάρχει ένα δισδιάστατο συνελικτικό στρώμα (2D convolutional layer) με εξήντα τέσσερα φίλτρα και πυρήνα διαστάσεων 2x2, ακολουθούμενο από κανονικοποίηση (batch normalization) και από ένα δισδιάστατο στρώμα συγκέντρωσης με συνάρτηση μέγιστου, διαστάσεων 2x2 (max pooling 2x2). Μετά από τα συνελικτικά στρώματα ακολουθούν ένα στρώμα επιτεδοποίησης (flatten layer) και ένα πλήρες συνδεδεμένο στρώμα με πεντακόσιους δώδεκα νευρώνες. Τέλος, υπάρχει ένα πλήρες συνδεδεμένο στρώμα το οποίο εφαρμόζει την συνάρτηση ενεργοποίησης ώστε να παραχθούν οι πιθανότητες για κάθε μία από τις δύο κατηγορίες του προβλήματος δυαδικής ταξινόμησης. Σε αυτό το σημείο χρειάζεται να αναφερθεί πως στην αρχική αρχιτεκτονική χρησιμοποιείται η συνάρτηση ενεργοποίησης softmax. Στην αρχιτεκτονική που χρησιμοποιήθηκε για την παρούσα εργασία, αυτή η συνάρτηση αντικαταστάθηκε από μία σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης (sigmoid).

Τα παρακάτω στάδια προεπεξεργασίας της εικόνας εφαρμόστηκαν:

1. Η επεξεργασία και εισαγωγή των εικόνων στο CNN έγινε με την χρήση 3 καναλιών, δηλαδή το βάθος της εικόνας ήταν ίσο με τρία, όπως θα ήταν και στην περίπτωση όπου οι εικόνες θα ήταν έγχρωμες (RGB). Αυτό ήταν προϋπόθεση ώστε να μπορέσει να χρησιμοποιηθεί η αρχιτεκτονική του συγκεκριμένου CNN.
2. Οι χωρικές διαστάσεις των εικόνων, δηλαδή το ύψος και πλάτος, άλλαξαν σε 128 εικονοστοιχεία το καθένα (128x128).

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται το διάγραμμα της αρχιτεκτονικής που περιγράφηκε παραπάνω.



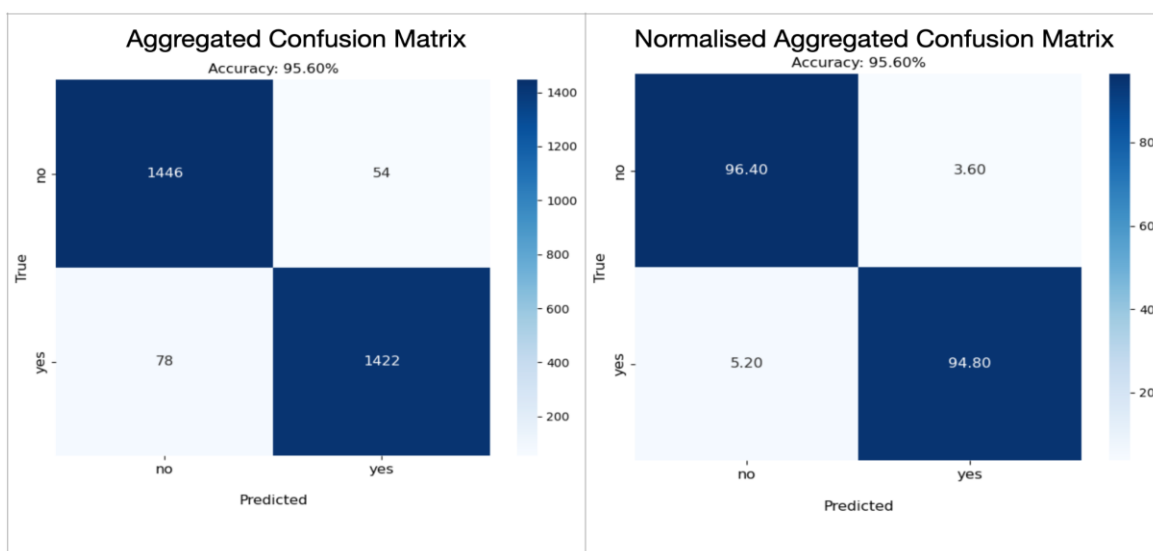
**Εικόνα 38:** Η αρχιτεκτονική του συνελκτικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης εικόνων με εγκεφαλικό όγκο.

### 7.1.1.2 Αποτελέσματα πειραμάτων ταξινόμησης με την χρήση Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου

Οι υπερ-παράμετροι οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση και την πειραματική διαδικασία είναι ο αριθμός εποχών ίσος με δέκα (epochs), το μέγεθος παρτίδας ίσο με τριάντα δύο (batch size), ο ρυθμός μάθησης ίσος με 0.0001 (learning rate) και βελτιστοποιήτης RMSprop (optimizer).

Το μοντέλο ταξινόμησης βασισμένο στο συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο πέτυχε ακρίβεια 95.6%. Πιο συγκεκριμένα 1446 από τις 1500 εικόνες (96.4%) χωρίς εγκεφαλικό όγκο προβλέφθηκαν σωστά, ενώ 1422 από τις 1500 εικόνες (94.8%) με εγκεφαλικό όγκο προβλέφθηκαν σωστά.

Τα αποτελέσματα φαίνονται στους παρακάτω πίνακες σύγχυσης (confusion matrix). Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης με τον αριθμό των εικόνων στις οποίες έχει ή δεν έχει εντοπιστεί εγκεφαλικός όγκος σε σχέση με την πραγματική ύπαρξη ή μη ύπαρξη εγκεφαλικού όγκου. Η ένδειξη True αναφέρεται στην πραγματική ετικέτα της εικόνας, ενώ η ένδειξη Predicted στην πρόβλεψη του μοντέλου. Επίσης, η ένδειξη yes αναφέρεται στην κατηγορία των εικόνων με ύπαρξη όγκου στον εγκέφαλο, ενώ η ένδειξη no αναφέρεται στην κατηγορία των εικόνων χωρίς όγκο στον εγκέφαλο.



**Εικόνα 39:** Αποτελέσματα ταξινόμησης με την χρήση CNN. Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης βασισμένος στους πραγματικούς αριθμούς των δειγμάτων για κάθε περίπτωση. Δεξιά φαίνεται ο ίδιος πίνακας σύγχυσης σε κανονικοποιημένη μορφή.

## 7.1.2 Μέθοδος 2 - Μεταφορά μάθησης από προ-εκπαιδευμένο δίκτυο

### 7.1.2.1 Η αρχιτεκτονική του προ-εκπαιδευμένου μοντέλου ResNet50

Το ResNet50 είναι μια βαθιά αρχιτεκτονική συνελκτικού νευρωνικού δικτύου που ανήκει στην οικογένεια των μοντέλων ResNet (Residual Networks). Αυτή η αρχιτεκτονική σχεδιάστηκε ειδικά για εργασίες ταξινόμησης εικόνας. Το "50" στο όνομά του αναφέρεται στον αριθμό των στρωμάτων στο δίκτυο, το οποίο είναι 50 στρώματα βάθος.

Το TensorFlow, μια ανοικτού κώδικα βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης, παρέχει προεκπαιδευμένα μοντέλα για διάφορες αρχιτεκτονικές, συμπεριλαμβανομένου του ResNet50 που έχει προεκπαιδευτεί σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων, στο σύνολο δεδομένων ImageNet. Η προ-εκπαίδευση περιλαμβάνει την εκπαίδευση του μοντέλου σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων για να μάθει γενικά χαρακτηριστικά και πρότυπα. Αυτό το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί στη συνέχεια να υποστεί ρύθμιση μοντέλου (fine-tuning) ή να χρησιμοποιηθεί ως εξαγωγέας χαρακτηριστικών για συγκεκριμένες εργασίες, όπως η ταξινόμηση εικόνας ή η ανίχνευση αντικειμένων.

Αυτά τα προεκπαιδευμένα μοντέλα μπορούν εύκολα να φορτωθούν και να χρησιμοποιηθούν για μεταφορά μάθησης (transfer learning) ή άλλες εργασίες όρασης υπολογιστών. Η χρήση ενός προ-εκπαιδευμένου μοντέλου συχνά εξοικονομεί χρόνο εκπαίδευσης και πόρους, ιδίως όταν εργαζόμαστε με μικρά σύνολα δεδομένων όπως αυτό που έχουμε στην διάθεση μας στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Η αρχιτεκτονική του ResNet50 χωρίζεται σε τέσσερα κύρια στοιχεία:

- τα συνελκτικά στρώματα (convolutional layers)
- τα οποία οργανώνονται σε υπολειμματικά μπλοκς (residual blocks)
- το συνελκτικό μπλοκς (convolutional blocks)
- και τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα.

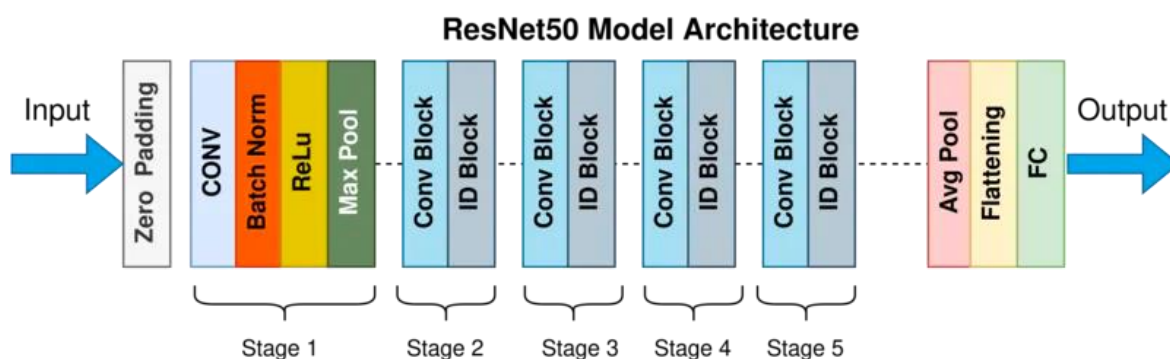
Τα συνελκτικά στρώματα είναι υπεύθυνα για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από την εικόνα εισόδου, ενώ τα residual blocks και το convolutional blocks είναι υπεύθυνα για την επεξεργασία και μετασχηματισμό αυτών των χαρακτηριστικών. Τέλος, τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα χρησιμοποιούνται για την τελική κατηγοριοποίηση (classification).

Τα συνελκτικά στρώματα στο ResNet50 αποτελούνται από αρκετά στρώματα συνέλιξης που ακολουθούνται από κανονικοποίηση (batch normalization) και συναρτήσεις ενεργοποίησης τύπου ReLU. Αυτά τα στρώματα είναι υπεύθυνα για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από την εικόνα εισόδου, όπως άκρες, υφές και σχήματα. Τα συνελκτικά στρώματα ακολουθούνται από στρώματα max pooling στρώματα, τα οποία μειώνουν τις χωρικές διαστάσεις των χαρακτηριστικών διατηρώντας τα πιο σημαντικά από αυτά.

Τα υπολειμματικά μπλοκς και το συνελκτικό μπλοκς είναι τα βασικά στοιχεία του ResNet50. Ένα υπολειμματικό μπλοκ, όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα περνά την είσοδο μέσα από μια σειρά συνελκτικών στρωμάτων και επιπλέον προσθέτει την είσοδο πίσω στην έξοδο του. Αυτό επιτρέπει στο δίκτυο να μάθει υπολογιστικές συναρτήσεις που αντιστοιχούν την είσοδο στην επιθυμητή έξοδο. Ένα συνελκτικό μπλοκ είναι παρόμοιο με το υπολειμματικό μπλοκ, αλλά προσθέτει ένα στρώμα συνέλιξης 1x1 που χρησιμοποιείται για τη μείωση του αριθμού των φίλτρων πριν από το στρώμα συνέλιξης 3x3.

Το τελευταίο μέρος του ResNet50 αποτελούν τα πλήρως συνδεδεμένα στρώματα. Αυτά τα στρώματα είναι υπεύθυνα για την τελική κατηγοριοποίηση. Η έξοδος του τελικού πλήρως συνδεδεμένου στρώματος τροφοδοτείται σε μια συνάρτηση ενεργοποίησης softmax για τη δημιουργία των τελικών πιθανοτήτων κατηγοριοποίησης.

Παρακάτω απεικονίζεται η αρχιτεκτονική του ResNet50 δικτύου που χρησιμοποιήθηκε για την διπλωματική εργασία.



**Εικόνα 40:** Αρχιτεκτονική του ResNet50 [27]

### 7.1.2.2 Η αρχιτεκτονική του δικτύου ταξινόμησης με χρήση μεταφοράς μάθησης

Αρχικά, στο δίκτυο χρησιμοποιήθηκε το ResNet50 με τα προεκπαιδευμένα βάρη. Όλα τα στρώματα του ResNet50 πάγωσαν (freeze) κατά την εκπαίδευση ώστε να μην εκπαιδευτούν περαιτέρω και να διατηρήσουν τις ήδη υπάρχουσες τιμές των βαρών. Στην έξοδο του ResNet50 τοποθετήθηκε ένα στρώμα επιπεδοποίησης (flatten). Τέλος, στην έξοδο του δικτύου τοποθετήθηκε ένα πλήρες συνδεδεμένο στρώμα το οποίο εφαρμόζει μία σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης (sigmoid) ώστε να παραχθούν οι πιθανότητες για τις κατηγορίες του προβλήματος ταξινόμησης.

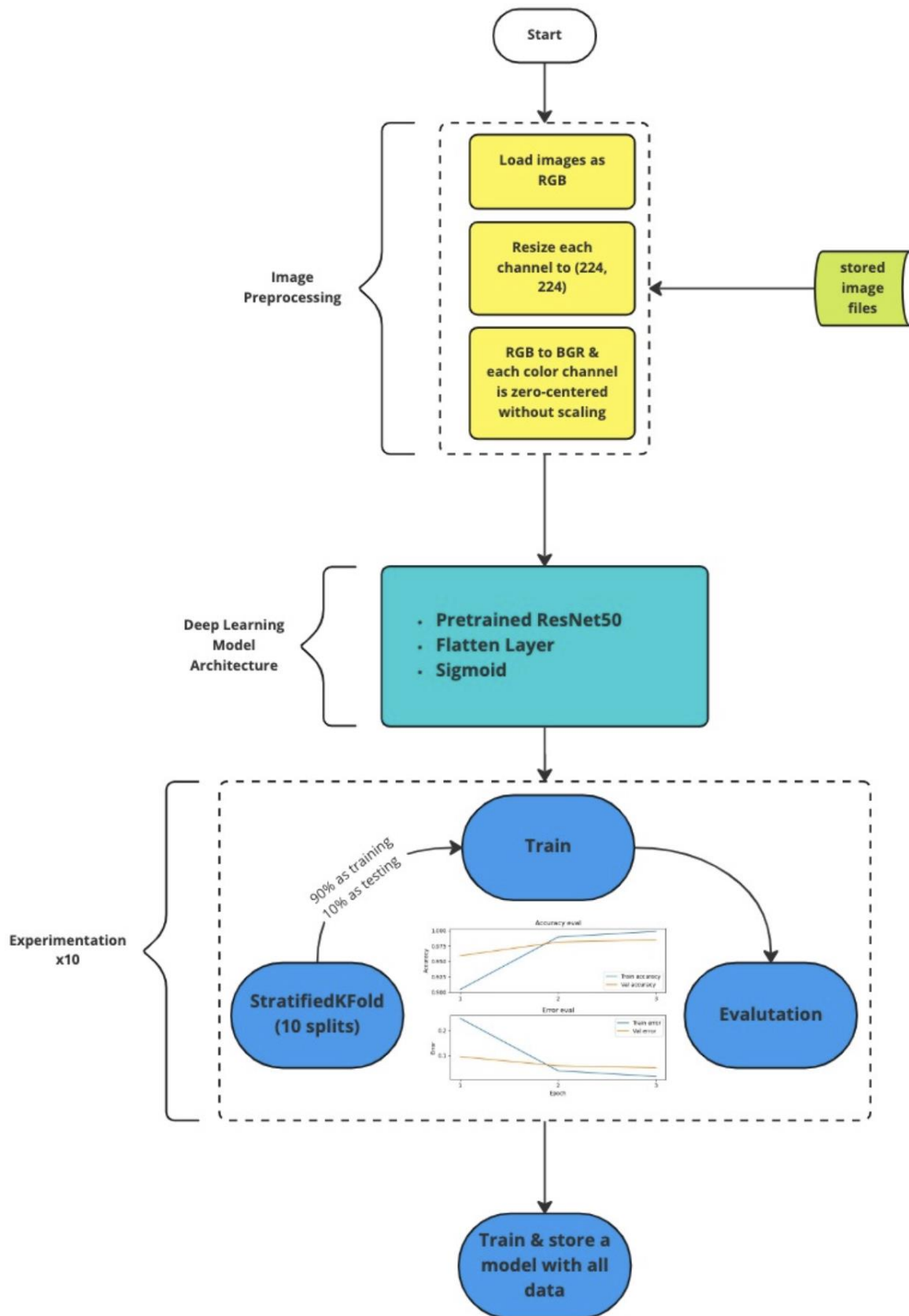
Η μεταφορά γνώσης από το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο ResNet50 έχει τα παρακάτω πλεονεκτήματα:

- Την αξιοποίηση της ικανότητας του μοντέλου ResNet50 σε προβλήματα ταξινόμησης εικόνας, που πετυχαίνει σημαντικά αποτελέσματα.
- Είναι ιδανικό για περιπτώσεις όπου δεν υπάρχουν αρκετά δεδομένα εκπαίδευσης.
- Είναι μικρότερος ο χρόνος που απαιτείται για την εκπαίδευση του δικτύου.

Τα παρακάτω στάδια προεπεξεργασίας της εικόνας εφαρμόστηκαν:

1. Η επεξεργασία και εισαγωγή των εικόνων στο ResNet50 έγινε πάλι με την χρήση 3 καναλιών, δηλαδή το βάθος της εικόνας ήταν ίσο με τρία, όπως θα ήταν και στην περίπτωση όπου οι εικόνες θα ήταν έγχρωμες. Αυτό ήταν προϋπόθεση ώστε να μπορέσει να χρησιμοποιηθεί το ResNet50.
2. Οι χωρικές διαστάσεις των εικόνων, δηλαδή το ύψος και πλάτος, άλλαξαν σε 224 εικονοστοιχεία το καθένα (224x224).
3. Οι εικόνες από RGB μετασχηματίστηκαν σε BGR, ώστε το κανάλι του κάθε χρώματος να έχει ως κέντρο το 0.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται το διάγραμμα της αρχιτεκτονικής που περιγράφηκε παραπάνω.



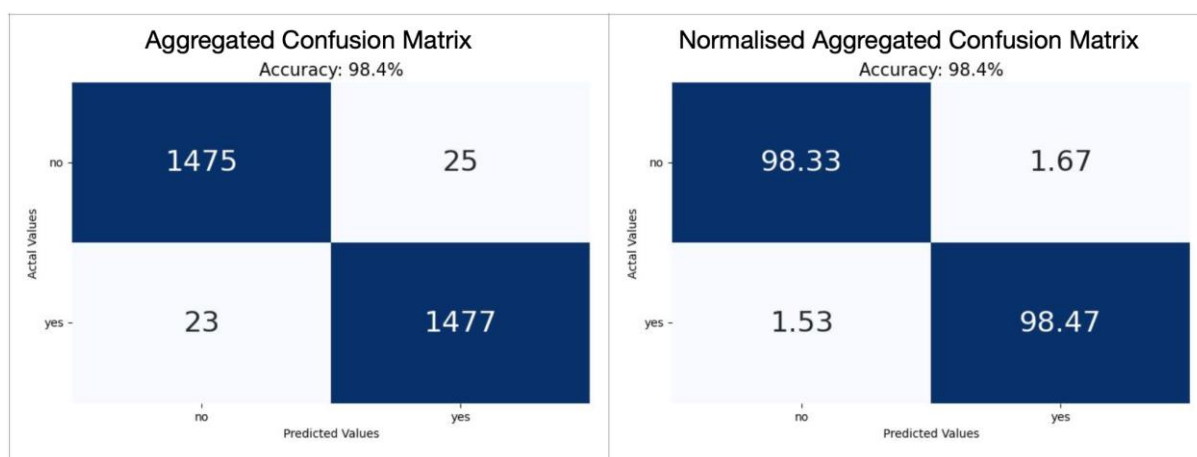
**Εικόνα 41:** Η αρχιτεκτονική του δικτύου μεταφερόμενης μάθησης που χρησιμοποιήθηκε για το πρόβλημα της δυαδικής ταξινόμησης εικόνων με εγκεφαλικό όγκο.

### 7.1.2.3 Αποτελέσματα πειραμάτων ταξινόμησης με την χρήση μεταφερόμενης μάθησης

Οι υπερ-παράμετροι οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση και την πειραματική διαδικασία είναι αριθμός εποχών ίσος με τρεις (epochs), μέγεθος παρτίδας ίσο με τριάντα δύο (batch size), ρυθμός μάθησης ίσος με 0.0001 (learning rate) και βελτιστοποιητής Adam (optimizer).

Το μοντέλο ταξινόμησης βασισμένο στο συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο πέτυχε ακρίβεια 98.4%. Πιο συγκεκριμένα 1475 από τις 1500 εικόνες (98.33%) χωρίς εγκεφαλικό όγκο προβλέφθηκαν σωστά, ενώ 1477 από τις 1500 εικόνες (98.47%) με εγκεφαλικό όγκο προβλέφθηκαν σωστά.

Τα αποτελέσματα φαίνονται στους παρακάτω πίνακες σύγχυσης (confusion matrix). Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης με τον αριθμό των εικόνων στις οποίες έχει ή δεν έχει εντοπιστεί εγκεφαλικός όγκος σε σχέση με την πραγματική ύπαρξη ή μη ύπαρξη εγκεφαλικού όγκου. Δεξιά φαίνεται ο ίδιος πίνακας σύγχυσης σε κανονικοποιημένη μορφή. Η ένδειξη Actual Values αναφέρεται στην πραγματική ετικέτα της εικόνας, ενώ η ένδειξη Predicted στην πρόβλεψη του μοντέλου. Επίσης, η ένδειξη yes αναφέρεται στην κατηγορία των εικόνων με ύπαρξη όγκου στον εγκέφαλο, ενώ η ένδειξη no αναφέρεται στην κατηγορία των εικόνων χωρίς όγκο στον εγκέφαλο.



**Εικόνα 42:** Αποτελέσματα ταξινόμησης με την χρήση μεταφερόμενης μάθησης από το ResNet50. Αριστερά φαίνεται ο πίνακας σύγχυσης βασισμένος στους πραγματικούς αριθμούς των δειγμάτων για κάθε περίπτωση. Δεξιά φαίνεται ο ίδιος πίνακας σύγχυσης σε κανονικοποιημένη μορφή.

### 7.1.3 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Ανίχνευσης εγκεφαλικών όγκων

Όπως περιγράφηκε στις υπο-ενότητες 7.2.1.2 και 7.2.2.3 η μέθοδος με την χρήση μεταφερόμενης μάθησης από το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο ResNet50 είχε ποσοστό επιτυχίας 98.4%, ξεπερνώντας την μέθοδο με την χρήση του συνελικτικού δικτύου όπου είχε ποσοστό επιτυχίας 95.6%. Τα δύο ποσοστά όπως αναφέρθηκε παραπάνω αναφέρονται στην μετρική της ακρίβειας. Αξίζει να σημειωθεί πως ένας πιθανός λόγος για τον οποίο η μέθοδος με την χρήση της μεταφερόμενης μάθησης πετυχαίνει καλύτερα αποτελέσματα, είναι το γεγονός ότι χρησιμοποιεί ένα προ-εκπαιδευμένο το οποίο έχει ήδη καλά αποτελέσματα σε προβλήματα ταξινόμησης εικόνας. Έτσι αξιοποιεί την ικανότητα και την γνώση που ήδη έχει το μοντέλο σε αντίθεση με την μέθοδο κατά την οποία εκπαιδεύτηκε ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο από την αρχή, όπου το μοντέλο έπρεπε να εκπαιδευτεί στο πρόβλημα της ταξινόμησης εικόνων με εγκεφαλικό όγκο βασιζόμενο στα υπάρχοντα δεδομένα εκπαίδευσης.

## 7.2 Εντοπισμός θέσης εγκεφαλικών όγκων από εικόνες MRI - Πειραματική Διαδικασία και Αποτελέσματα

Ο εντοπισμός της θέσης των εγκεφαλικών όγκων σε εικόνες μαγνητικού τομογράφου MRI, όπου υπάρχει εγκεφαλικός όγκος, αντιμετωπίστηκε ως πρόβλημα τμηματοποίησης της εικόνας. Αναπτύχθηκαν δύο διαφορετικοί μέθοδοι εντοπισμού της θέσης του εγκεφαλικού όγκου με χρήση δικτύων βαθιάς μάθησης.

Στην πρώτη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε και εκπαιδεύτηκε το δίκτυο U-Net το οποίο αναλύθηκε και περιγράφηκε στην υποενότητα 4.2.9. Το συγκεκριμένο δίκτυο είχε παρουσιαστεί πρώτη φορά για την εφαρμογή του σε προβλήματα τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων [39]. Συνεπώς το U-Net επιλέχθηκε να εφαρμοστεί ως η πρώτη μέθοδος τμηματοποίησης στα πλαίσια των πειραμάτων αυτής της εργασίας, ενώ τροποποιήθηκε ελαφρώς προκειμένου να προσαρμοστεί ακριβώς στο πρόβλημα και στο σύνολο δεδομένων που έχουμε στην διάθεση μας.

Στην δεύτερη περίπτωση χρησιμοποιήθηκε το νευρωνικό δίκτυο U-Net σε συνδυασμό με υπολειμματικά μπλοκ τα οποία αναλύθηκαν και περιγράφηκαν στις υπο-ενότητες 4.2.9 και 4.2.8 αντίστοιχα.

Όπως στο πρόβλημα της ταξινόμησης της προηγούμενης υπο-ενότητας, 7.2, έτσι και στο πρόβλημα της τμηματοποίησης εκτελέστηκε ακριβώς το ίδιο πείραμα και τρόπος εκπαίδευσης προκειμένου η σύγκριση των αποτελεσμάτων μεταξύ τους να είναι δίκαιη και αντικειμενική.

Το σύνολο δεδομένων για το πρόβλημα της τμηματοποίησης είναι ήταν χωρισμένο σε σύνολο εκπαίδευσης (train set), σύνολο επικύρωσης (validation set) και σύνολο δοκιμής (test set) όπως αναφέρθηκε και στην ενότητα 6. Η εκπαίδευση των μοντέλων έγινε πάνω στα δεδομένα εκπαίδευσης, ενώ για την παρακολούθηση και την επίβλεψη της διαδικασίας εκπαίδευσης, χρησιμοποιήθηκε το σύνολο επικύρωσης. Για την εκπαίδευση των μοντέλων χρησιμοποιήθηκε η τεχνική της έγκαιρης διακοπής ή αλλιώς *early stopping*. Είναι μία τεχνική κανονικοποίησης που χρησιμοποιείται στα βαθιά νευρωνικά δίκτυα ώστε να σταματάει την διαδικασία εκπαίδευσης όταν δεν υπάρχει κάποια περαιτέρω βελτίωση στο σύνολο δεδομένων επικύρωσης, μέσω της συγκεκριμένης τεχνικής αποφεύγεται το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης (*overfitting*).

Οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή των αποτελεσμάτων είναι το σφάλμα διασταυρωμένης εντροπίας (*binary cross entropy*) και η μετρική της ακρίβειας (*accuracy*).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Το σφάλμα διασταυρωμένης εντροπίας υπολογίζεται από τον παρακάτω τύπο, όπου  $N$  είναι ο αριθμός των δειγμάτων στο σύνολο δεδομένων για το οποίο υπολογίζεται το σφάλμα,  $y_i$  είναι η πραγματική τιμή και  $y_{pred}$  η τιμή που προέβλεψε το μοντέλο για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας.

$$BinaryCrossEntropy = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i * \log(y_{pred}) + (1 - y_i) * \log(1 - y_{pred})]$$

Η μετρική της ακρίβειας υπολογίζεται όπως και για το πρόβλημα της ταξινόμησης αλλά βάσει της τιμής του κάθε εικονοστοιχείου.

Η είσοδος στο μοντέλο είναι η πραγματική εικόνα και η έξοδος είναι η μάσκα εντοπισμού όπου έχει την τιμή 0, δηλαδή το χρώμα μαύρο, σε όλη την εικόνα εκτός από τα εικονοστοιχεία στα οποία εντοπίζεται ο όγκος όπου και δίνεται η τιμή 255 που αντιστοιχεί στο άσπρο χρώμα. Στόχος του μοντέλου είναι από την εικόνα MRI του εγκεφάλου στην είσοδο να δημιουργήσει την εικόνα εξόδου στην οποία διακρίνονται η θέση του όγκου στον εγκέφαλο.

## 7.2.1 Εντοπισμός του όγκου στον εγκέφαλο με χρήση U-Net

### 7.2.1.1 Αρχιτεκτονική του δικτύου

Σε αυτήν την μέθοδο, υλοποιήθηκε και χρησιμοποιήθηκε η αρχιτεκτονική του δικτύου U-Net όπως αναφέρθηκε παραπάνω, το οποίο είναι ένα δίκτυο με καλά αποτελέσματα στα πρόβλημα τμηματοποίησης ιατρικών εικόνων.

Το U-Net το οποίο υλοποιήθηκε για το πρόβλημα τμηματοποίησης αυτής της εργασίας έχει αρχικό αριθμό χαρακτηριστικών ίσο με 16, αντί για 64 όπου έχει το δίκτυο U-Net που παρουσιάστηκε στο άρθρο Olaf Ronneberger et al. [39]. Επιπρόσθετα, το βάθος του U-Net ήταν 4 μπλοκ όπως και στην υλοποίηση που περιγράφεται στο άρθρο, δηλαδή 4 μπλοκ στο μονοπάτι της συστολής και 4 μπλοκ στο μονοπάτι της διαστολής.

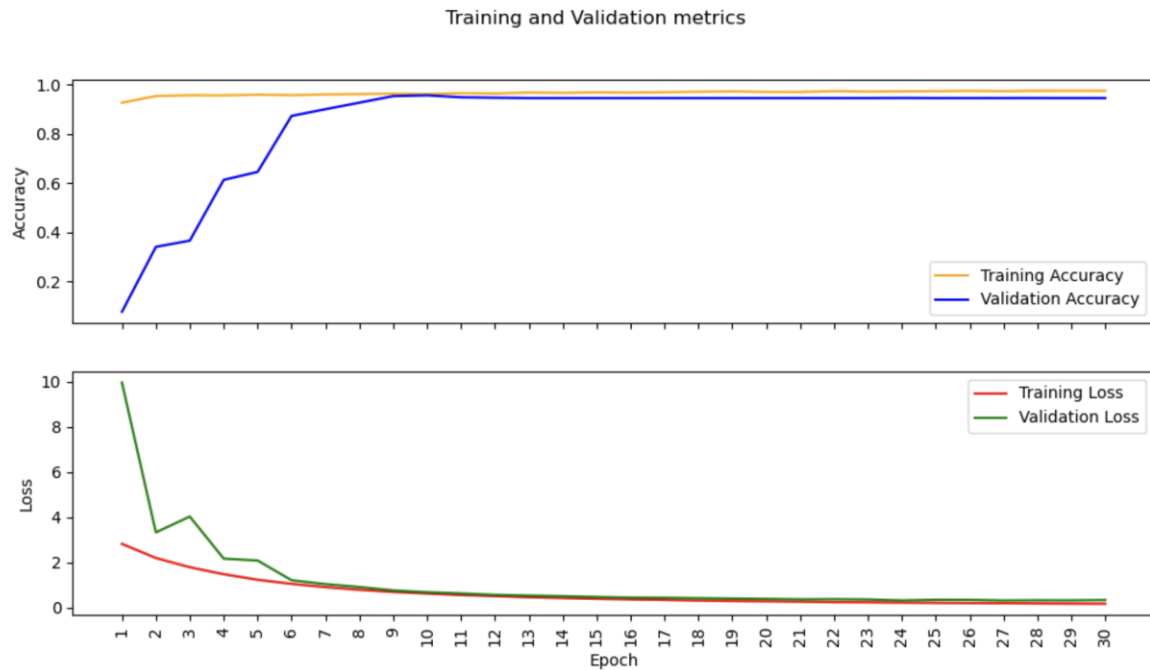
Τα παρακάτω στάδια προεπεξεργασίας της εικόνας εφαρμόστηκαν:

1. Η επεξεργασία και εισαγωγή των εικόνων στο δίκτυο έγινε με την χρήση 1 καναλιού, δηλαδή το βάθος της εικόνας ήταν ίσο με ένα, δηλαδή οι εικόνες επεξεργάστηκαν σε ασπρόμαυρη κλίμακα.
2. Οι χωρικές διαστάσεις των εικόνων, δηλαδή το ύψος και πλάτος, άλλαξαν σε 128 εικονοστοιχεία το καθένα (128x128).
3. Οι τιμές των εικονοστοιχείων κανονικοποιήθηκαν, δηλαδή από την κλίμακα 0 έως 255 μεταφέρθηκαν στην κλίμακα 0 έως 1.

### 7.2.1.2 Αποτελέσματα πειραμάτων με την χρήση U-Net

Οι υπερ-παραμέτροι οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση και την πειραματική διαδικασία είναι μέγιστος αριθμός εποχών ίσος με εκατό (epochs), μέγεθος παρτίδας ίσο με τριάντα δύο (batch size), ρυθμός μάθησης ίσος με 0.0005 (learning rate) και βελτιστοποιητής RMSprop (optimizer).

Με την χρήση της τεχνικής έγκαιρης διακοπής, η εκπαίδευση του δικτύου σταμάτησε στις 30 εποχές. Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνονται οι καμπύλες του σφάλματος και της ακρίβειας για το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο επικύρωσης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.



**Εικόνα 43:** Το σφάλμα και η ακρίβεια στο σύνολο εκπαίδευσης και δοκιμής για το δίκτυο U-Net κατά την εκπαίδευση. Στον οριζόντιο άξονα φαίνεται ο αριθμός των εποχών.

Το μοντέλο τμηματοποίησης βασισμένο στο δίκτυο U-Net πέτυχε ακρίβεια 94.14% στο σύνολο δεδομένων δοκιμής (test set) ενώ είχε σφάλμα ίσο με 0.35 στο ίδιο σύνολο δεδομένων δοκιμής. Και οι δύο μετρικές έχουν μετρηθεί σε επίπεδο εικονοστοιχείου.

## 7.2.2 Εντοπισμός του όγκου στον εγκέφαλο με χρήση U-Net σε συνδυασμό με ResBlocks

### 7.2.2.1 Αρχιτεκτονική του δικτύου

Σε αυτήν την μέθοδο, υλοποιήθηκε και χρησιμοποιήθηκε η αρχιτεκτονική του δικτύου U-Net σε συνδυασμό με υπολειμματικά μπλοκ ή αλλιώς Resblocks. Το δίκτυο U-Net πέτυχε σημαντικά αποτελέσματα στο πρόβλημα της τμηματοποίησης της εικόνας ενώ το ResNet με τα υπολειμματικά μπλοκ πέτυχε σημαντικά αποτελέσματα στο πρόβλημα της ταξινόμησης της εικόνας. Συνεπώς σε αυτήν την μέθοδο υλοποιήθηκε ο συνδυασμός τους και πιο συγκεκριμένα με την αντικατάσταση των συνελίζεων του U-Net με τα υπολειμματικά μπλοκ με στόχο να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα στο πρόβλημα της τμηματοποίησης της εικόνας [40].

Το δίκτυο το οποίο υλοποιήθηκε για το πρόβλημα τμηματοποίησης αυτής της εργασίας έχει αρχικό αριθμό χαρακτηριστικών ίσο με 16, αντί για 64 όπου έχει το δίκτυο U-Net.

Επιπρόσθετα, το βάθος του U-Net με υπολειμματικά μπλοκ ήταν 4 μπλοκ όπως και στην υλοποίηση που περιγράφεται στο άρθρο, δηλαδή 4 μπλοκ στο μονοπάτι της συστολής και 4 μπλοκ στο μονοπάτι της διαστολής.

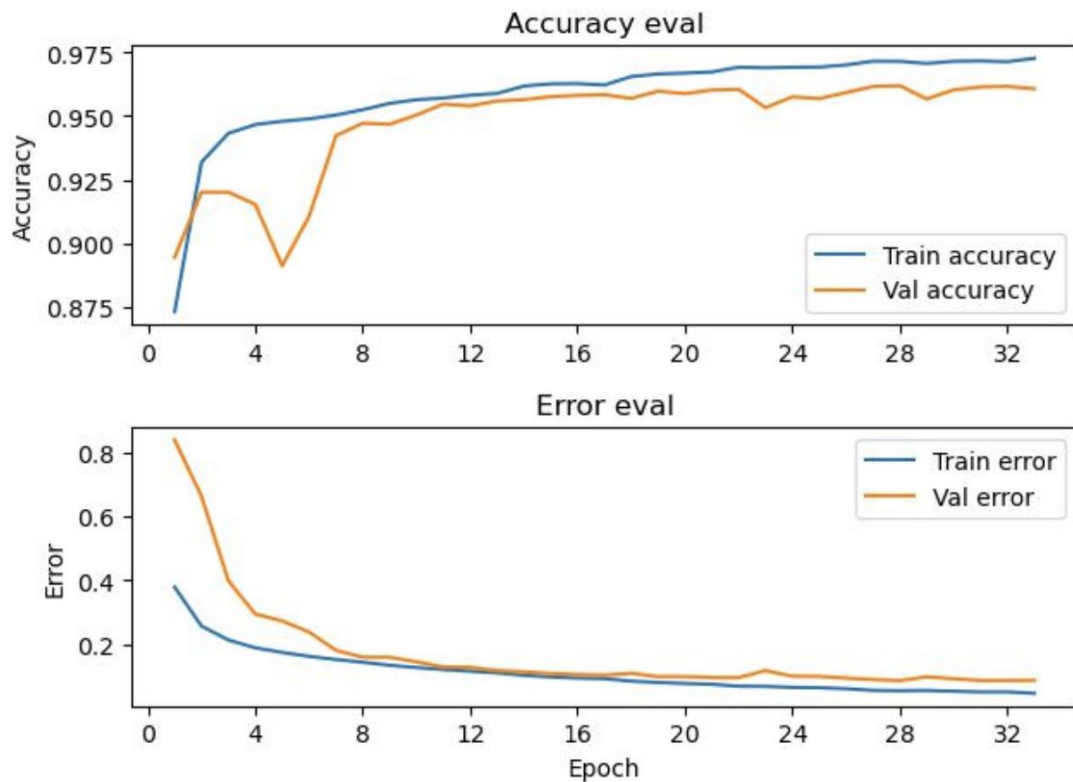
Τα παρακάτω στάδια προεπεξεργασίας της εικόνας εφαρμόστηκαν:

1. Η επεξεργασία και εισαγωγή των εικόνων στο CNN έγινε με την χρήση 1 καναλιού, δηλαδή το βάθος της εικόνας ήταν ίσο με ένα, δηλαδή οι εικόνες επεξεργάστηκαν σε ασπρόμαυρη κλίμακα.
2. Οι χωρικές διαστάσεις των εικόνων, δηλαδή το ύψος και πλάτος, άλλαξαν σε 256 εικονοστοιχεία το καθένα (256x256).
3. Οι τιμές των εικονοστοιχείων κανονικοποιήθηκαν, δηλαδή από την κλίμακα 0 έως 255 μεταφέρθηκαν στην κλίμακα 0 έως 1.

### 7.2.2.2 Αποτελέσματα πειραμάτων με την χρήση U-Net σε συνδυασμό με ResBlocks

Οι υπερ-παράμετροι οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση και την πειραματική διαδικασία είναι μέγιστος αριθμός εποχών ίσος με εκατό (epochs), μέγεθος παρτίδας ίσο με δέκα έξι (batch size), ρυθμός μάθησης ίσος με 0.0001 (learning rate) και βελτιστοποιητής Adam (optimizer).

Με την χρήση της τεχνικής έγκαιρης διακοπής, η εκπαίδευση του δικτύου σταμάτησε στις 33 εποχές. Στα παρακάτω διαγράμματα φαίνονται οι καμπύλες του σφάλματος και της ακρίβειας για το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο επικύρωσης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου.



**Εικόνα 44:** Το σφάλμα και η ακρίβεια στο σύνολο εκπαίδευσης και δοκιμής για το δίκτυο U-Net με τα υπολειμματικά μπλοκ κατά την εκπαίδευση. Στον οριζόντιο άξονα φαίνεται ο αριθμός των εποχών.

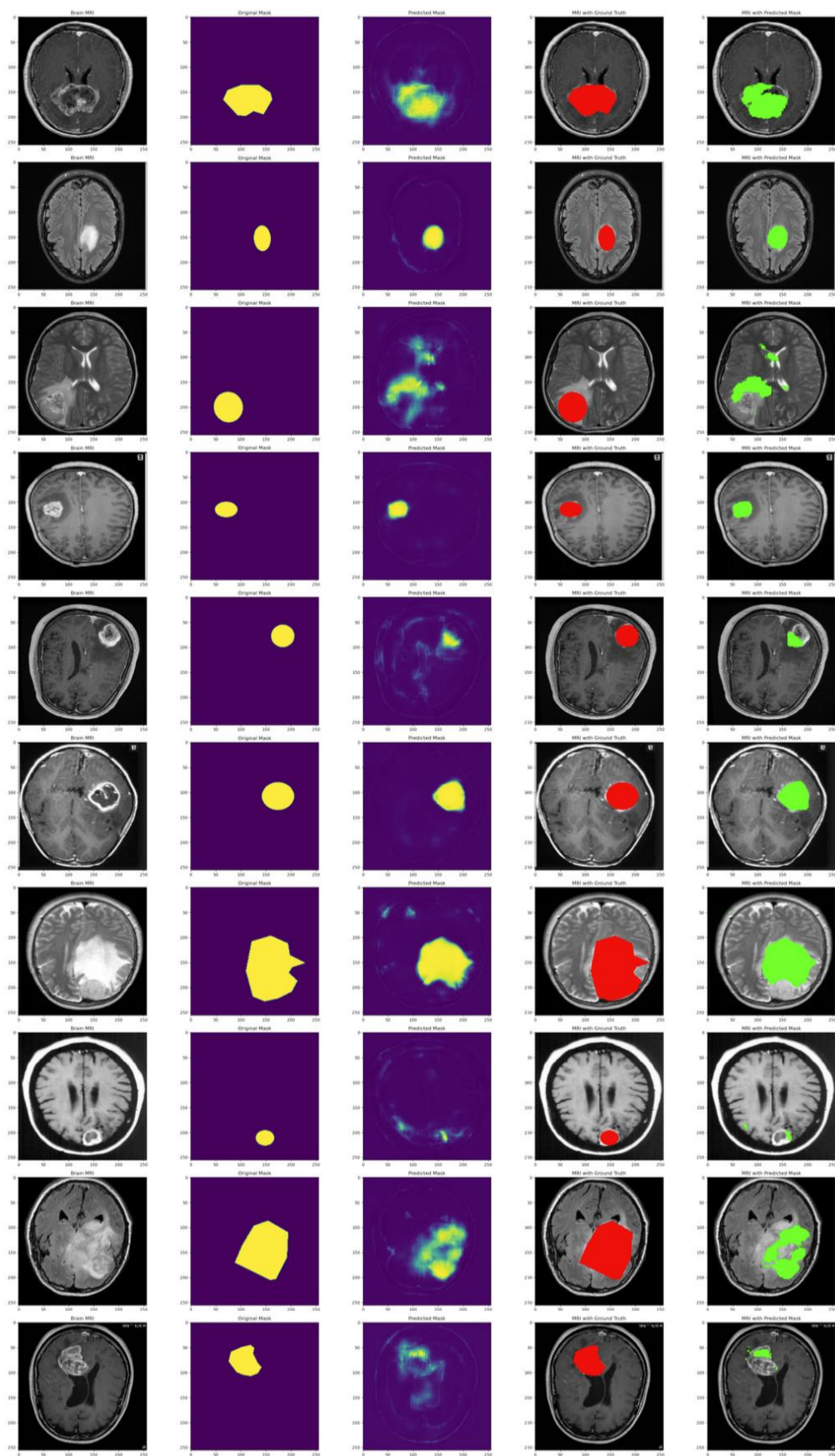
Το μοντέλο τμηματοποίησης βασισμένο στο δίκτυο U-Net πέτυχε ακρίβεια 95.15% στο σύνολο δεδομένων δοκιμής (test set) ενώ είχε σφάλμα ίσο με 0.11 στο ίδιο σύνολο δεδομένων δοκιμής. Και οι δύο μετρικές έχουν μετρηθεί σε επίπεδο εικονοστοιχείου.

### 7.2.3 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Εντοπισμού του Όγκου στον Εγκέφαλο

Όπως περιγράφηκε στις υπο-ενότητες 7.3.1.2 και 7.3.2.3 η μέθοδος με την χρήση του δικτύου U-Net και των υπολειμματικών μπλοκ είχε ποσοστό επιτυχίας 95.15%, ξεπερνώντας την μέθοδο με την χρήση του U-Net όπου είχε ποσοστό επιτυχίας 94.14%. Τα δύο ποσοστά όπως αναφέρθηκε παραπάνω αναφέρονται στην μετρική της ακρίβειας. Επίσης, με την χρήση του δικτύου U-Net και των υπολειμματικών μπλοκ το σφάλμα που προέκυψε ήταν 0.11, το οποίο είναι καλύτερο συγκριτικά με την μέθοδο με την χρήση του U-Net όπου είχε σφάλμα ίσο με 0.35. Εδώ χρειάζεται να αναφερθεί πως ένα χαμηλότερο σφάλμα δείχνει και καλύτερα αποτελέσματα. Αξίζει να σημειωθεί πως ένας πιθανός λόγος για τον οποίο η μέθοδος με την χρήση του δικτύου U-Net και των υπολειμματικών μπλοκ πετυχαίνει καλύτερα αποτελέσματα, είναι το γεγονός ότι

χρησιμοποιεί και τα υπολειμματικά μπλοκ αντί μόνο των απλών συνελίξεων στα μπλοκ του U-Net. Έτσι αποκτά μεγαλύτερη ικανότητα στην εργασία της τμηματοποίησης της εικόνας και πιο συγκεκριμένα στον εντοπισμό του εγκεφαλικού όγκου σε εικόνες από MRI.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνονται κάποια παραδείγματα εντοπισμού της θέσης τους εγκεφαλικού όγκου με την χρήση του μοντέλου με τα καλύτερα αποτελέσματα. Στην πρώτη στήλη κάθε γραμμής φαίνεται η αρχική εικόνα η οποία μπαίνει ως είσοδος στο μοντέλο εντοπισμού της θέσης του εγκεφαλικού όγκου. Στην δεύτερη στήλη φαίνεται η πραγματική μάσκα εντοπισμού όπου υπάρχει στο σύνολο δεδομένων όπως αναφέρθηκε στην ενότητα 6, ενώ στην τρίτη στήλη φαίνεται η έξοδος του μοντέλου με την εκτίμηση για την θέση του όγκου. Στην τέταρτη και πέμπτη στήλη φαίνονται οι δύο προηγούμενες μάσκες της δεύτερης και τρίτης στήλης αντίστοιχα εφαρμοσμένες πάνω στην αρχική εικόνα.

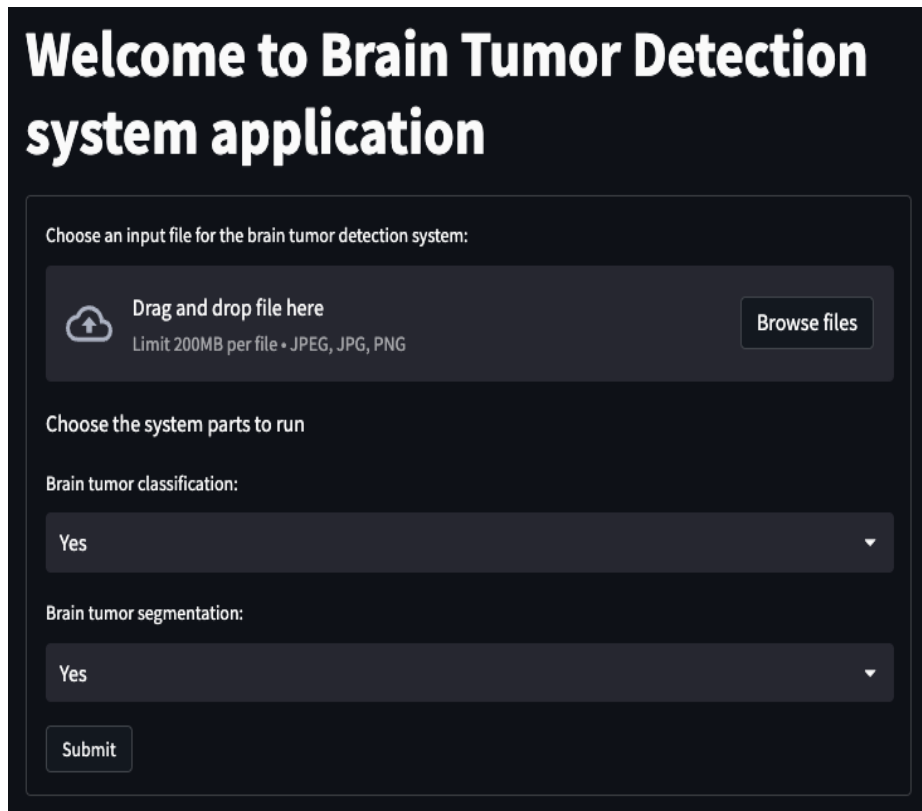


**Εικόνα 45:** Κάποια ενδεικτικά αποτελέσματα εντοπισμού της θέσης του όγκου στον εγκέφαλο από εικόνες MRI.

## 8. Εφαρμογή περιβάλλοντος διεπαφής (User Interface App)

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας δημιουργήθηκε ένα περιβάλλον διεπαφής χρήστη (user interface) ή αλλιώς μια εφαρμογή (application) το οποίο παρέχει την δυνατότητα αξιοποίησης των μοντέλων που εκπαιδεύτηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας ως εργαλεία. Κατά την λειτουργία της εφαρμογής ο χρήστης της εφαρμογής μπορεί να μεταφορτώσει μια εικόνα MRI ενός εγκεφάλου και αφού η εικόνα επεξεργαστεί να εμφανιστούν τα αποτελέσματα για το αν υπάρχει όγκος στον εγκεφαλο καθώς και η θέση του όγκου εάν υπάρχει. Τα διάφορα στάδια και βήματα χρήσης της εφαρμογής παρουσιάζονται παρακάτω με την αντίστοιχη εικόνα ή αλλιώς οθόνη κάθε βήματος.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η πρώτη οθόνη του UI που βλέπει ο χρήστης με την εκκίνησης της εφαρμογής.



**Εικόνα 46:** Οθόνη έναρξης της εφαρμογής.

Στην επόμενη εικόνα φαίνεται πως ο χρήστης έχει την δυνατότητα να πατήσει το κουμπί “Browse files” (αναζήτηση αρχείων), έτσι ώστε να αναζητήσει στο σύστημα αρχείων του υπολογιστή την εικόνα MRI με την απεικόνιση του εγκεφάλου που επιθυμεί να μεταφορτώσει στην εφαρμογή.

The screenshot shows the initial interface of the 'Brain Tumor Detection system application'. It features a dark theme with white text. The main heading is 'Welcome to Brain Tumor Detection system application'. Below this, there is a section titled 'Choose an input file for the brain tumor detection system:'. This section contains a 'Drag and drop file here' area with a cloud icon and a 'Browse files' button, which is highlighted with a green rectangle. Below the file upload section, there are two dropdown menus for 'Brain tumor classification:' and 'Brain tumor segmentation:', both set to 'Yes'. A 'Submit' button is located at the bottom of this section.

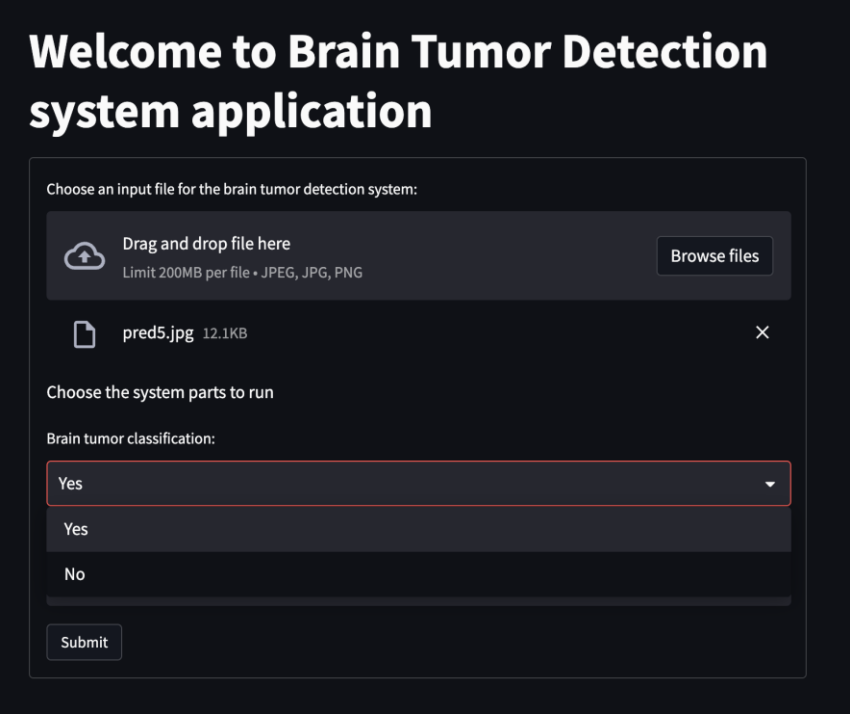
**Εικόνα 47:** Χρήση της επιλογής “Browse files” για την μεταφόρτωση αρχείων εικόνας.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται πως το αρχείο εικόνας που επέλεξε ο χρήστης έχει μεταφορτωθεί και είναι έτοιμο ώστε να επεξεργαστεί.

This screenshot shows the same interface as the previous one, but with a file successfully uploaded. The file 'pred5.jpg' (12.1KB) is now listed in the file upload area, highlighted with a green rectangle. The 'Browse files' button is now highlighted with a red rectangle. The 'Brain tumor classification:' and 'Brain tumor segmentation:' dropdown menus remain set to 'Yes', and the 'Submit' button is still present at the bottom.

**Εικόνα 48:** Η μεταφόρτωση του αρχείου εικόνας έχει ολοκληρωθεί.

Στη συνέχεια ο χρήστης επιλέγει εάν επιθυμεί να ταξινομηθεί η εικόνα σε εικόνα με όγκο ή όχι με την επιλογή “Yes” και “No” αντίστοιχα στο πεδίο “Brain tumor classification”. Με άλλα λόγια επιλέγοντας “Yes” σε αυτό το πεδίο θα χρησιμοποιηθεί το μοντέλο ταξινόμησης όπου αναπτύχθηκε και περιγράφηκε σε προηγούμενες ενότητες ώστε να ανιχνεύσει την ύπαρξη όγκου στον εγκέφαλο και να τακτινοήσει την εικόνα κατάλληλα.



**Εικόνα 49:** Επιλογή χρήσης της λειτουργίας ταξινόμησης σε εικόνα με όγκο ή εικόνα χωρίς όγκο στον εγκέφαλο.

Τέλος επιλέγει εάν επιθυμεί να χρησιμοποιηθεί η λειτουργία τμηματοποίησης της εικόνας με την επιλογή “Yes” και “No” αντίστοιχα στο πεδίο “Brain tumor segmentation”. Με άλλα λόγια επιλέγοντας “Yes” σε αυτό το πεδίο θα χρησιμοποιηθεί το μοντέλο τμηματοποίησης όπου αναπτύχθηκε και περιγράφηκε σε προηγούμενες ενότητες ώστε να εντοπιστεί η θέση του όγκου στον εγκέφαλο.

## Welcome to Brain Tumor Detection system application

Choose an input file for the brain tumor detection system:

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPEG, JPG, PNG

Browse files

pred5.jpg 12.1KB

×

Choose the system parts to run

Brain tumor classification:

Yes

Brain tumor segmentation:

Yes

Yes

No

**Εικόνα 50:** Επιλογή χρήσης της λειτουργίας τμηματοποίησης της ώστε να εντοπιστεί η θέση του όγκου στον εγκέφαλο.

Αφού ο χρήστης έχει επιλέξει τις λειτουργίες που θα χρησιμοποιηθούν πατώντας το κουμπί “Submit” γίνεται εκκίνηση της διαδικασίας εξαγωγής αποτελεσμάτων με την χρήση των εκπαιδευμένων μοντέλων.

## Welcome to Brain Tumor Detection system application

Choose an input file for the brain tumor detection system:

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPEG, JPG, PNG

Browse files

pred5.jpg 12.1KB

×

Choose the system parts to run

Brain tumor classification:

Yes

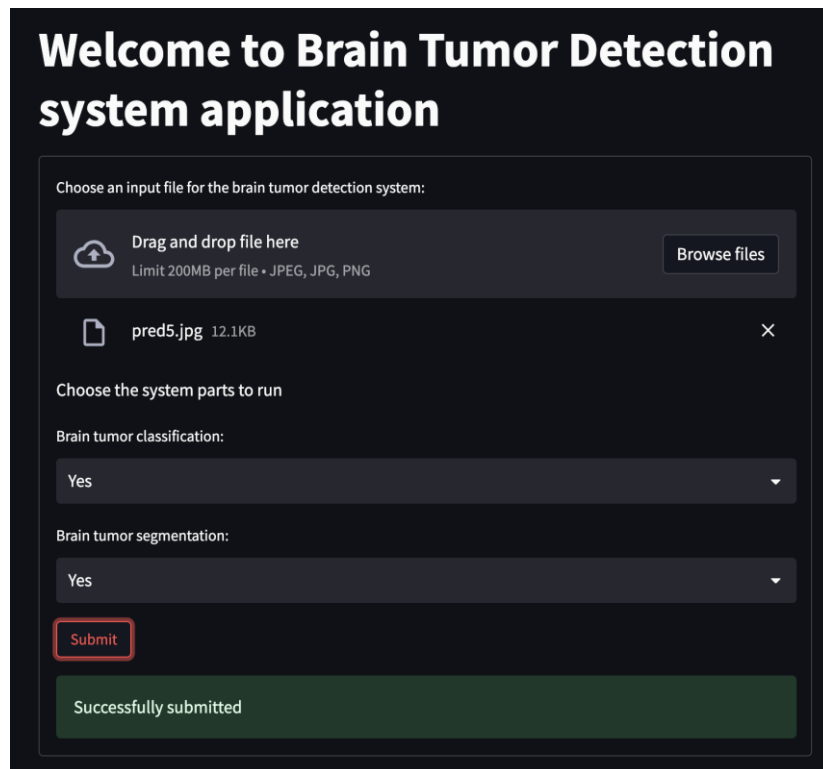
Brain tumor segmentation:

Yes

Submit

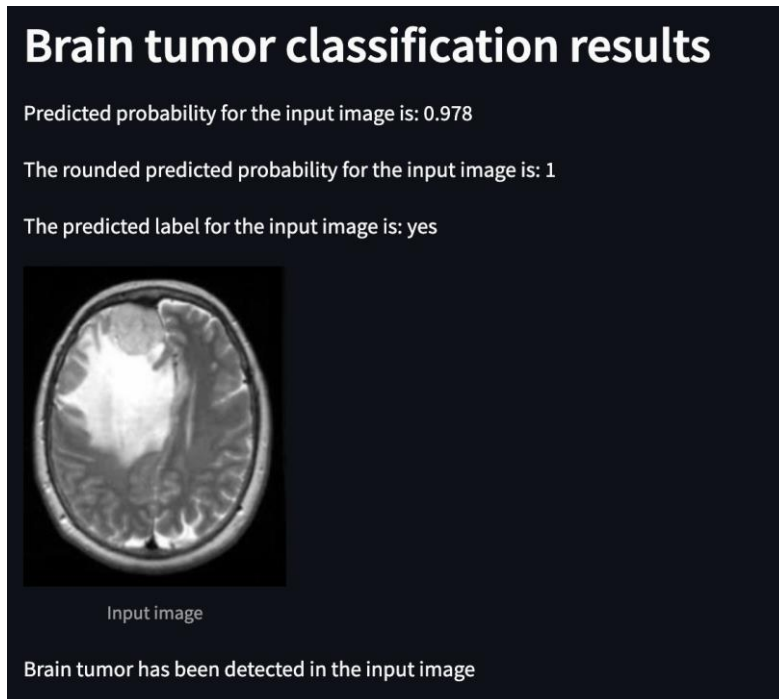
**Εικόνα 51:** Εκκίνηση της διαδικασίας επεξεργασίας της εικόνας και εξαγωγής αποτελεσμάτων μέσω των εκπαιδευμένων μοντέλων.

Εμφανίζεται το σχετικό μήνυμα “Successfully submitted” που πληροφορεί τον χρήστη πως οι παραπάνω επιλογές έχουν καταχωρηθεί επιτυχώς.



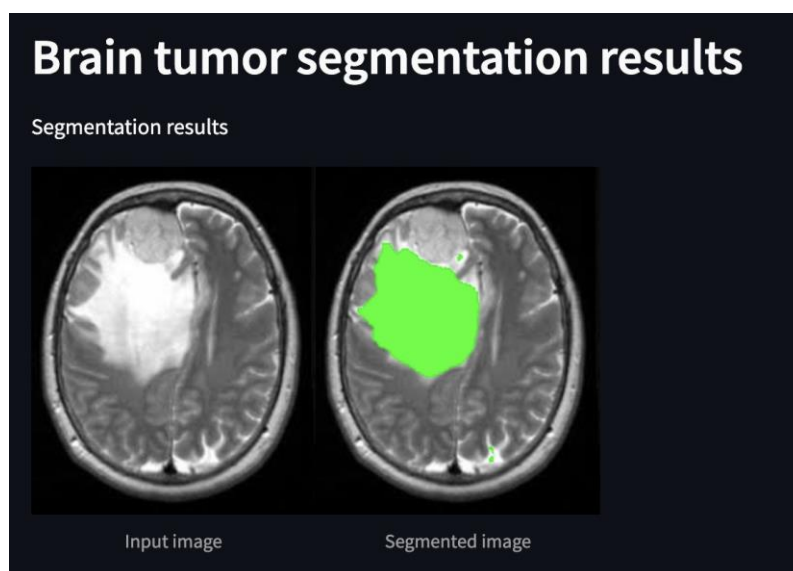
**Εικόνα 52:** Οι επιλογές του χρήστη έχουν καταχωρηθεί και η διαδικασία εξαγωγής των αποτελεσμάτων μέσω των εκπαιδευμένων μοντέλων έχει αρχίσει.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνονται τα αποτελέσματα ταξινόμησης της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα φαίνεται η ετικέτα (κατηγορία) όπου προβλέφθηκε για την συγκεκριμένη εικόνα από το μοντέλο ταξινόμησης. Σε αυτήν την περίπτωση είναι “yes”, δηλαδή στην εικόνα ανιχνεύθηκε όγκος. Επίσης φαίνεται η πιθανότητα βάσει της οποίας η εικόνα ταξινομήθηκε ως εικόνα με όγκο, η οποία είναι 0.978, ενώ φαίνεται και η ίδια πιθανότητα στρογγυλοποιημένη αριθμητικά όπου είναι 1. Τέλος στην οθόνη αναφέρεται κάτω από την εικόνα MRI πως έχει ανιχνευθεί όγκος στον εγκέφαλο.



**Εικόνα 53:** Τα αποτελέσματα ταξινόμησης της εικόνας MRI ως εικόνα με όγκο στον εγκέφαλο με την χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου ταξινόμησης.

Ακολουθεί η εικόνα με τα αποτελέσματα τμηματοποίησης της εικόνας και επισήμανσης της περιοχής του όγκου. Πιο συγκεκριμένα φαίνεται η εικόνα εισόδου (αριστερά) και η ίδια εικόνα με χρωματισμένη την περιοχή στην οποία εντοπίστηκε ο όγκος από το μοντέλο τμηματοποίησης.



**Εικόνα 54:** Τα αποτελέσματα τμηματοποίησης της εικόνας MRI για τον εντοπισμό της θέσης του όγκου στον εγκέφαλο με την χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου τμηματοποίησης.

Τέλος όλα τα παραπάνω στάδια λειτουργίας της εφαρμογής συνοψίζονται στην παρακάτω οθόνη.

## Welcome to Brain Tumor Detection system application

Choose an input file for the brain tumor detection system:

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPEG, JPG, PNG

Browse files

pred5.jpg 12.1KB

Choose the system parts to run

Brain tumor classification:

Yes

Brain tumor segmentation:

Yes

Submit

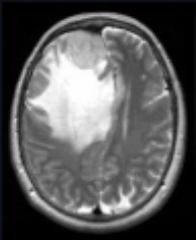
Successfully submitted

### Brain tumor classification results

Predicted probability for the input image is: 0.978

The rounded predicted probability for the input image is: 1

The predicted label for the input image is: yes

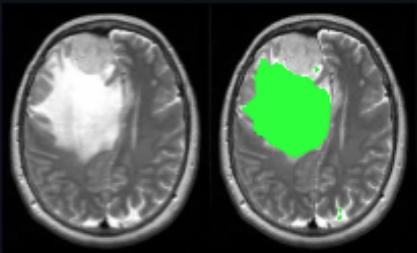


Input image

Brain tumor has been detected in the input image

### Brain tumor segmentation results

Segmentation results



Input image      Segmented image

**Εικόνα 55:** Τα στάδια λειτουργίας της εφαρμογής από την μεταφόρτωση της εικόνας έως την εξαγωγή των αποτελεσμάτων.

## 9. Συμπεράσματα

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η ταξινόμηση εικόνων μαγνητικής τομογραφίας εγκεφάλου ως προς την ύπαρξη ή απουσία όγκου, καθώς και την τμηματοποίηση - χωρική οριοθέτηση της παθολογικής περιοχής. Χρησιμοποιήθηκαν μέθοδοι και τεχνικές μηχανικής και βαθιάς μάθησης, που είχαν εξαιρετικά αποτελέσματα όπως αυτά παρουσιάστηκαν στην ενότητα 7. Συμπερασματικά τα εργαλεία που παρέχει η TN βελτιώνουν την κλινική πράξη, υποβοηθώντας τους κλινικούς χωρίς όμως να αντικαταστήσουν τον ανθρώπινο παράγοντα.

## 10. Συζήτηση

Η TN στην ιατρική αποτελεί έναν επιστημονικό κλάδο που στοχεύει στην υποστήριξη ιατρικών αποφάσεων. Παρέχει εργαλεία βοηθήματα στην ιατρική πράξη που έχουν μεγαλύτερη ακρίβεια από τις κλασσικές μεθόδους καθώς δεν θέτουν αυστηρούς και άκαμπτους κανόνες αλλά προσαρμόζονται στα παραδείγματα δεδομένα που εμείς παρέχουμε. Οι σύγχρονοι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης εκπαιδεύονται και βελτιώνουν την ακρίβεια τους μέσω μεγάλου όγκου δεδομένων. Η συνεργασία ιατρών και νοσηλευτικών ιδρυμάτων μπορούν να παρέχουν άπειρα δεδομένα και να επιτύχουν εντυπωσιακά αποτελέσματα. Η διαθεσιμότητα και η κοινή χρήση απεικονιστικών δεδομένων θα βοηθήσει στην εκπαίδευση των εφαρμογών TN.

Εν κατακλείδι η ανάλυση ιατρικών εικόνων με χρήση εφαρμογών TN συμβάλλει στην έγκαιρη ανίχνευση παθολογιών και την πρώιμη διάγνωση μέσω της βελτίωσης της απεικονιστικής ακρίβειας των απεικονιστικών δεδομένων. Η εξέλιξη του τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και η συνεργασία ιατρικών, νοσηλευτικών και ερευνητικών ιδρυμάτων θα οδηγήσει σε εντυπωσιακά αποτελέσματα και την ένταξη των εφαρμογών TN στην ιατρική πράξη. Όλοι οι επαγγελματίες υγείας οφείλουν να εκπαιδευτούν και να ενημερώνονται για τις βασικές έννοιες και τις εφαρμογές της TN ώστε να επιτευχθεί η ομαλή ενσωμάτωση των νέων τεχνολογιών στην ιατρική πράξη.

## 11. Αναφορές

1. Vander A., Sherman J., Luciano D., 2011, «Φυσιολογία του Ανθρώπου – Μηχανισμοί της λειτουργίας του Οργανισμού» , Ιατρικές εκδόσεις Π.Χ. Πασχαλίδης
2. Hellenic NeuroOncology Group (HeNOG) – NeuroOncology.gr
3. Κουμαριανός, Δ. (2013). Μαγνητική Τομογραφία . Αθήνα: Εκδόσεις Ζεβελεκάκη.
4. Ψαρρακός , Κ., Μολυβδά-Αθανασοπούλου, Ε., Γκοτζαμάνη-Ψαρρακού, Ά., & Σιούντας, Α. (2012). ΕΠΪΤΟΜΗ ΙΑΤΡΙΚΗ ΦΥΣΙΚΗ. UNIVERSITY STUDIO PRESS.
5. Wei, W., Poirion, E., Bodini, B., & Durrleman, S. (2019, Φεβρουάριος). Fluid-attenuated inversion recovery MRI synthesis from multisequence MRI using three-dimensional fully convolutional networks for multiple sclerosis. *Journal of Medical Imaging*. doi:10.1117/1.JMI.6.1.014005
6. Westbrook , C., Kaut Roth, C., & Talbot, J. (2019) Η Μαγνητική Τομογραφία στην Πράξη, 4η Έκδοση. Westbrook.
7. Carr, M. W., & Grey, M. L. (2002). Magnetic Resonance Imaging: Overview, risks, and safety measures. *AJN The American Journal of Nursing*, 102(12), 26-33.
8. Jezzard, P., & Clare, S. (2001). Principles of nuclear magnetic resonance and MRI. *Functional MRI: an introduction to methods*, 3, 67-92.
9. Shaffer Jr, J. J., Mani, M., Schmitz, S. L., Xu, J., Owusu, N., Wu, D., ... & Wemmie, J. A. (2020). Proton exchange magnetic resonance imaging: Current and future applications in psychiatric research. *Frontiers in psychiatry*, 11, 532606.
10. Secinaro, S., Calandra, D., Secinaro, A., Muthurangu, V., & Biancone, P. (2021). The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review. *BMC medical informatics and decision making*, 21, 1-23.
11. Damadian, R., Goldsmith, M., & Minkoff, L. (1981). NMR scanning. In *NMR in Medicine* (pp. 1-15). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
12. Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2018). *Foundations of Machine Learning, second edition*. MIT Press.
13. Yehoshua, R. (2023, October 24). Introduction to supervised Machine Learning - AI Made Simple - Medium. *Medium*. <https://medium.com/ai-made-simple/introduction-to-supervised-machine-learning-313730eb5aa2>
14. *A comprehensive survey on transfer learning*. (2021, January 1). IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9134370>
15. Victor, C. (2023b, July 18). Transfer learning - Chaba Victor - Medium. *Medium*. <https://medium.com/@chabavictor7/transfer-learning-94a7c8aebaa2>

16. *Image segmentation using Deep Learning: A survey*. (2022, July 1). IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9356353>
17. Kirillov, A. (2018b, January 3). *Panoptic segmentation*. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/1801.00868v3>
18. Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
19. Bishop, Chris M. "Neural networks and their applications." Review of scientific instruments 65.6 (1994): 1803-1832.
20. Ognjanovski, G. (2022, May 13). Everything you need to know about Neural Networks and Backpropagation — Machine Learning Easy and Fun. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/everything-you-need-to-know-about-neural-networks-and-backpropagation-machine-learning-made-easy-e5285bc2be3a>
21. Συνεισφέροντες στα εγχειρήματα Wikimedia. (2023, January 9). *Νευρώνας*. Βικιπαίδεια. <https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%8E%CE%BD%CE%B1%CF%82>
22. Wikipedia contributors. (2024, January 3). *Artificial neuron*. Wikipedia. [https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\\_neuron](https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neuron)
23. Sharma, S. (2022, November 20). Activation functions in neural networks - towards data science. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6>
24. Wikipedia contributors. (2024b, January 3). *Gradient descent*. Wikipedia. [https://en.wikipedia.org/wiki/Gradient\\_descent](https://en.wikipedia.org/wiki/Gradient_descent)
25. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
26. He, K. (2015, December 10). *Deep residual learning for image recognition*. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/1512.03385>
27. Kundu, N. (2023, January 23). Exploring ResNet50: An In-Depth look at the model architecture and code implementation. *Medium*. <https://medium.com/@nitishkundu1993/exploring-resnet50-an-in-depth-look-at-the-model-architecture-and-code-implementation-d8d8fa67e46f>
28. Wikipedia contributors. (2024c, January 6). *U-Net*. Wikipedia. <https://en.wikipedia.org/wiki/U-Net>
29. Long, J. (2014, November 14). *Fully convolutional networks for semantic segmentation*. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/1411.4038>

30. O'Shea, Keiron, and Ryan Nash. "An introduction to convolutional neural networks." *arXiv preprint arXiv:1511.08458* (2015).
31. Phung, Van Hiep, and Eun Joo Rhee. "A high-accuracy model average ensemble of convolutional neural networks for classification of cloud image patches on small datasets." *Applied Sciences* 9.21 (2019): 4500.
32. Umer, A. (2023, August 9). Understanding Convolutional Neural Networks: A Beginner's Journey into the Architecture. *Medium*. <https://medium.com/codex/understanding-convolutional-neural-networks-a-beginners-journey-into-the-architecture-aab30dface10>
33. Pokhrel, S. (2021, December 11). Beginners guide to Convolutional Neural Networks - towards Data science. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/beginners-guide-to-understanding-convolutional-neural-networks-ae9ed58bb17d>
34. Torres, L. F. (2023, November 23). Convolutional Neural Network From Scratch - LatinXInAI - Medium. *Medium*. <https://medium.com/latinxinai/convolutional-neural-network-from-scratch-6b1c856e1c07>
35. Perera, A. (2022, June 18). What is Padding in Convolutional Neural Network's (CNN's) padding. *Medium*. <https://ayeshmanthaperera.medium.com/what-is-padding-in-cnns-71b21fb0dd7>
36. Yingge, Huo, Imran Ali, and Kang-Yoon Lee. "Deep neural networks on chip-a survey." *2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*. IEEE, 2020.
37. Saha, S. (2023, April 8). A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>
38. Chattopadhyay, Arkapravo, and Mausumi Maitra. "MRI-based brain tumour image detection using CNN based deep learning method." *Neuroscience informatics* 2.4 (2022): 100060.
39. Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III* 18. Springer International Publishing, 2015.
40. Singla, N. (2021, December 12). UNet with ResBlock for Semantic Segmentation - Nishank Singla - Medium. *Medium*. <https://medium.com/@nishanksingla/unet-with-resblock-for-semantic-segmentation-dd1766b4ff66>

41. National Institutes of Health, National Cancer Institute. (2024, January) "What Is Cancer?". Cancer.gov.  
<https://www.cancer.gov/about-cancer/understanding/what-is-cancer>
42. International Agency for Research on Cancer (IARC), World Health Organization. (2024, January). Risk factors IARC.  
<https://www.iarc.who.int/cancer-topics/#risk-factor>
43. Surveillance, Epidemiology, and End Results (SEER) Program of the National Cancer Institute. (2024, January). Cancer Stat Facts: Brain and Other Nervous System Cancer.  
<https://seer.cancer.gov/statfacts/html/brain.html>
44. Westbrook Catherine, Carolyn Kaut Roth - "Η Μαγνητική Τομογραφία στην πράξη" σελ.3, Παρισιάνου Α.Ε., Αθήνα, 2019
45. Wei, W., Poirion, E., Bodini, B., Durrleman, S., Colliot, O., Stankoff, B., & Ayache, N. (2019). Fluid-attenuated inversion recovery MRI synthesis from multisequence MRI using three-dimensional fully convolutional networks for multiple sclerosis. *Journal of Medical Imaging*, 6(1), 014005-014005.