

ΕΡΓΑΣΙΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ: ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΗ ΝΕΥΡΟΑΝΑΤΟΜΙΑ

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΣΕ ΜΑΓΝΗΤΙΚΗ ΤΟΜΟΓΡΑΦΙΑ ΜΗΝΙΓΓΙΩΜΑΤΩΝ: ΠΑΡΕΛΘΟΝ ΣΤΟ ΠΑΡΟΝ. ΜΙΑ ΕΠΕΞΗΓΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ.

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΣΤΡΑΝΤΖΑΛΗΣ

ΤΡΙΜΕΛΗΣ ΕΠΙΤΡΟΠΗ: ΚΑΨΑΛΑΚΗ ΕΥΤΥΧΙΑ, ΣΤΡΑΝΤΖΑΛΗΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ, ΦΟΥΝΤΑΣ ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ

Περίληψη.

Το μηνιγγίωμα είναι ένας από τους πιο συχνούς πρωτοπαθείς όγκους εγκεφάλου. Ενώ η μαγνητική τομογραφία εγκεφάλου είναι η συνηθισμένη ακτινολογική τεχνική για προσωρινή διάγνωση και παρακολούθηση του μηνιγγιώματος, υστερεί μολταύτα στην ικανότητα εκ πρώτης όψεως για καθορισμό της βιολογικής επιθετικότητας, αύξησης και δυναμικότητας υποτροπής του όγκου. Ένα διαρκώς αυξανόμενο «σώμα» ενδείξεων καταδεικνύει τη δυναμικότητα της μηχανικής μάθησης και των ακτινωμικών στην βελτίωση της συνέπειας και παραγωγικότητας στην παροχή νέων διαγνωστικών, θεραπευτικών και προγνωστικών δυνατοτήτων στην νευρο-ογκολογική απεικόνιση. Ο σκοπός της εργασίας είναι μία ανασκόπηση στην εξέλιξη και πρόοδο των προσεγγίσεων που χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση στα μηνιγγιώματα και MRI-βασισζόμενης κατάτμησης, διάγνωσης, σταδιοποίησης και πρόγνωσης. Δίνουμε μία ιστορική προοπτική στην πρωτότυπη έρευνα σε ότι αφορά το μηνιγγίωμα τις τελευταίες δύο δεκαετίες και επισημαίνουμε πρόσφατες μελέτες που καταδεικνύουν το πόσο εφικτές είναι οι τωρινές προσεγγίσεις, που περιλαμβάνουν εν τω βάθει μάθηση (deep learning) στην αντιμετώπιση αρκετών κλινικά προκλητικών εκδοχών. Επίσης καταδεικνύουμε τους περιορισμούς προηγούμενων σχεδιασμών και πόρων των ερευνών και προτείνουμε μελλοντικές λύσεις για ανάδειξη περιοχών έρευνας που παραμένουν στην πλειοψηφία τους ανεξερευνήτες.

## Εισαγωγή

Τα μηνιγγιώματα αποτελούν περίπου το ένα τρίτο όλων των πρωτοπαθών όγκων του κεντρικού νευρικού συστήματος.<sup>1,2</sup> Μια εμφανής αύξηση της επίπτωσής τους κατά τις τελευταίες δεκαετίες αποδόθηκε, τουλάχιστον εν μέρει, στη γήρανση του πληθυσμού και στις βελτιώσεις στη διαγνωστική ικανότητα, η οποία οδήγησε σε αύξηση στην ανίχνευση ασυμπτωματικών όγκων.<sup>3,4</sup> Τα ιστολογικά κριτήρια καθώς και επιτεύξιμος βαθμός εκτομής, επί του παρόντος, καθορίζουν την οριστική σταδιοποίηση, τη θεραπεία και την πρόγνωση ενός μηνιγγιώματος.<sup>5,6</sup> Η πλειονότητα των μηνιγγιωμάτων (> 80%) είναι καλοήθεις, βραδείας ανάπτυξης βλάβες (βαθμός-WHO-I) που μπορούν να αντιμετωπιστούν αποτελεσματικά με πλήρη χειρουργική εκτομή. Τα μη τυπικά μηνιγγιώματα (WHO βαθμού II) ή κακοήθη (WHO βαθμού III) αντιπροσωπεύουν, αντιστοίχως, <15% και <5% των όγκων.<sup>5,6</sup> Τα ποσοστά υποτροπής 5-ετίας υψηλότερου βαθμού μηνιγγιωμάτων κυμαίνονται μεταξύ 50% (βαθμός WHO II) και 90% (βαθμός WHO III), ενώ λιγότεροι από τους μισούς ασθενείς που υποφέρουν από αυτές τις βλάβες επιβιώνουν μια δεκαετία.<sup>5</sup> Γενετικοί και ανοσολογικοί βιοδείκτες μπορεί να παρέχουν πρόσθετες μελλοντικές κατευθύνσεις για την αξιολόγηση της βιολογικής συμπεριφοράς του όγκου πέρα από τα καθιερωμένα ιστολογικά κριτήρια ταξινόμησης<sup>7</sup>

Με βάση τις παρούσες οδηγίες για τη θεραπεία του μηνιγγιώματος, η οριζόντια ακτινολογική παρατήρηση παραμένει μια αποδεκτή στρατηγική για ασυμπτωματικούς ασθενείς και ασθενείς με κακή κλινική κατάσταση που υποβάλλονται σε μη χειρουργική ακτινοβολία.<sup>8</sup> Ασθενείς με μηνιγγιώματα βαθμού II μπορεί να είναι κατάλληλοι υποψήφιοι για ακτινοθεραπεία ακόμα και αν επιτυγχάνεται ολική εκτομή, ενώ οι ασθενείς με όγκο βαθμού III χρειάζονται ακτινοθεραπεία και μπορεί να πληρούν τις προϋποθέσεις για χημειοθεραπεία.<sup>8</sup>

Προς το παρόν, η συμβατική απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (MRI), παραμένει η τυπική ακτινολογική τεχνική για την προοπτική διάγνωση και παρακολούθηση του μηνιγγιώματος. Παρ' όλα αυτά, στερείται εκ πρώτης όψεως ικανότητας στον προσδιορισμό της βιολογικής επιθετικότητας, της ανάπτυξης και της υποτροπής του μηνιγγιώματος.<sup>9,10</sup> Όπως επισημαίνεται επανειλημμένα, δεδομένου του όγκου των ασθενών που παρακολουθούνται και αντιμετωπίζονται ελλείψει οριστικής διάγνωσης, η ανάπτυξη αξιόπιστων και με ακρίβεια τεχνικών διάγνωσης/πρόγνωσης, παραμένει μια αξιοσημείωτη ανάγκη στα μηνιγγιώματα.<sup>10,11</sup> Πιο εξελιγμένες τεχνικές μαγνητικού συντονισμού όπως η ακολουθία διάχυσης και αιμάτωσης, έχουν χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν για διαφορική διάγνωση και σταδιοποίηση των μηνιγγιωμάτων, με αντικρουόμενα αποτελέσματα, πιθανώς κυρίως τεχνικών και/ή αναλυτικών περιορισμών' σε αυτό το πλαίσιο, μια προηγούμενη μελέτη υπέθεσε πώς οι αλγόριθμοι μηχανικής-μάθησης μπορεί να ενισχύσουν την αναλυτική δύναμη και να προσθέσουν προγνωστική αξία στην τωρινή έρευνα.<sup>12</sup>

Η μηχανική μάθηση ελκύει σημαντικό ενδιαφέρον στην ακτινολογία<sup>13-15</sup> και συγκεκριμένα στην νευρο-ογκολογική απεικόνιση<sup>16</sup>. Αυτό το ενδιαφέρον, έγκειται εν μέρει, στην υπόσχεση εξελιγμένων και αναπτυσσόμενων ακτινολογικών εργαλείων για βελτίωση της παραγωγικότητας και συνέπειας, την παροχή με ακρίβεια διαγνωστικών, θεραπευτικών και προγνωστικών προβλέψεων και την αποκάλυψη νέων απεικονιστικών βιοδεικτών, πάνω και πέρα από την ειδική ανθρώπινη αντίληψη και την πεπατημένη αναλυτική μεθοδολογία.<sup>14-17</sup> Οι αλγόριθμοι της μηχανικής μάθησης εκτεταμένα εφαρμόζονται στο πεδίο της ποσοτικής απεικονιστικής των ακτινολογικών,<sup>18</sup> επιτρέποντας τη μετατροπή ενός αυξανόμενου όγκου κλινικών ψηφιακών εικόνων σε εξαγώγιμα δεδομένα απεικονιστικών βιοδεικτών<sup>19,20</sup> (Εικ.1)

Πρόσφατες ανασκοπήσεις αναδεικνύουν τις προκλήσεις και τις παγίδες, αλλά και την πρόοδο και χρησιμότητα των προσεγγίσεων της μηχανικής μάθησης στην MRI των πιο συχνών πρωτοπαθών κακόηθων ενδοκρανιακών μαζών, που ονομάζονται γλοιώματα. Έτσι, στο γλοιώμα, οι τελευταίες τεχνολογίας προσεγγίσεις, έχουν κερδίσει πρόσφατα σημαντικό έδαφος έναντι των «παραδοσιακών» προσεγγίσεων μηχανικής-μάθησης χρησιμοποιώντας μηχανές υποστηρικτικών συστημάτων ( support vector machines-SVMs) και αλγορίθμους random forests,<sup>13-15</sup> σε μελέτες που απευθυνόταν σε διαχωρισμό σε τμήματα (περίγραμμα όγκου), διάγνωση, πρόοδο και πρόγνωση.<sup>21,22</sup> Σημαντικές εξελίξεις στον γονιδιωματικό χαρακτηρισμό και την ταξινόμηση του γλοιώματος τροφοδοτούν τώρα τη ραδιογονιδιωματική, ένα πεδίο που συνδυάζει τη διαδικασία της ραδιωμικής με γονιδιωματικά δεδομένα για να επιτρέψει τη μη επεμβατική αξιολόγηση της γενετικής ετερογένειας και έναν πρωταρχικό στόχο αύξησης της ακρίβειας στη διάγνωση, την πρόγνωση και την πρόβλεψη θεραπευτικής απόκρισης.<sup>23</sup> Το δυναμικό των προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης στη βοήθεια της κλινικής λήψης αποφάσεων στο γλοιώμα τονίζεται από μελέτες που εμπεριέχουν μαγνητική τομογραφία και υποδεικνύουν ισοδύναμη ή ανώτερη διαγνωστική, σταδιοποίηση και προγνωστική απόδοση σε σύγκριση με και / ή σε συνδυασμό με ανθρώπινους εμπειρογνώμονες.<sup>24,25</sup>

Ο στόχος του παρόντος άρθρου είναι να ανασκοπήσει την εξέλιξη και την πρόοδο των προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης στην βασιζόμενη στη μαγνητική τομογραφία, τμηματοποίηση, διάγνωση, σταδιοποίηση και πρόγνωση του μηνιγγιώματος. Παρέχουμε μια ιστορική προοπτική της αρχικής έρευνας που διαρκεί δύο δεκαετίες και επισημαίνουμε πρόσφατες μελέτες που παρέχουν πολλά υποσχόμενες κατευθύνσεις για την αντιμετώπιση των ακτινολογικά προκλητικών πτυχών του μηνιγγιώματος. Δείχνουμε κατόπιν τους περιορισμούς της προηγούμενης έρευνας και προτείνουμε μελλοντικές κατευθύνσεις επισημαίνοντας τομείς ενδιαφέροντος που παραμένουν σε μεγάλο βαθμό ανεξερεύνητοι ή ανεκμετάλλευτοι. Η βιβλιογραφία που ανασκοπήθηκε, συνοψίζεται στη μορφή πινάκων περιλαμβάνοντας τον αριθμό των ασθενών που συμπεριλήφθηκαν, τεχνικές απεικόνισης, και εργαλεία μηχανικής μάθησης, μηχανική μάθηση ή απόδοση εμπειρογνομόνων, καθώς και καταγεγραμμένες διαφορές για διαφορετικές απεικονιστικές και προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιήθηκαν. Τα κριτήρια συμπερίληψης των μελετών στην παρούσα αφηγηματική ανασκόπηση περιλαμβάνονται στο παράρτημα 1.

## **Κλινικές θεωρήσεις και Προσεγγίσεις Μηχανικής Μάθησης**

### ***Διαχωρισμός των Μηνιγγιωμάτων και Διάγνωση***

Ο ακριβής διαχωρισμός ενός όγκου είναι ζωτικής σημασίας για τη διάγνωση στους όγκους εγκεφάλου, τον χειρουργικό σχεδιασμό και την παρακολούθηση της αντικαρκινικής θεραπείας.<sup>26</sup> Παρολαυτά, η αναλογική κατάτμηση ενός όγκου παίρνει χρόνο, χρειάζεται σημαντική εμπειρία και υπόκειται σε μεταβλητότητα ενδο-αναγνωστική και δια-αναγνωστική<sup>26</sup>. Ενώ το μηνιγγίωμα θεωρείται γενικά ένας όγκος σχετικά χαμηλής ακτινολογικής πολυπλοκότητας,<sup>27</sup> η κατάτμηση αυτού του εξω-αξονικού, μηνιγγικού όγκου μπορεί να περιπλέκεται από διάφορους παράγοντες. Αυτοί περιλαμβάνουν την παρουσία οιδήματος, τη μεταβλητή εμφάνιση του μηνιγγιώματος σε διακριτές ανατομικές θέσεις, καθώς και τη μεταβλητή εμφάνιση γειτονικών αγγειακών, μηνιγγικών και εγκεφαλικών

δομών σε ακολουθίες με σκιαγραφικό ή T2-FLAIR (ανάκτηση αντιστροφής εξασθένησης υγρού φωτός).<sup>5,10,11</sup>

Πρώιμες προσπάθειες<sup>28,29</sup> (Πίνακας 1) που εστιάζουν στην ανάπτυξη αυτόματου διαχωρισμού του όγκου βασιζόμενη στη μαγνητική τομογραφία, περιλαμβάνουν παραδείγματα που χρησιμοποιούν τον μακρόχρονο αλγόριθμο συσσώρευσης fuzzy c-means.<sup>33</sup> Η προσέγγιση χωρίς σκιαγραφικό των Hsieh et.al υπογραμμίζει μερικές από τα δυσκολίες που σχετίζονται με τον αυτόματο διαχωρισμό του μηνιγγιώματος όταν υπάρχει παρουσία μεταβλητού περί-του-όγκου οιδήματος.<sup>28</sup> Η σκοπιμότητα μιας πλήρους αυτοματοποιημένης προσέγγισης εν τω βάθει μάθησης που επιτρέπει την ογκομετρική εκτίμηση με βελτιωμένη απόδοση και συγκρίσιμη με τη χειροκίνητη μεταβλητότητα των διαγνωστών επισημαίνεται από τις πρόσφατες μελέτες των Laukamp et al.<sup>31,32</sup> Συγκεκριμένα, η μεταφορά μάθησης από ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων γλοιώματος διερευνήθηκε σε μία από τις δύο μελέτες του Laukamp et.al.<sup>31</sup>

Στη διάγνωση του μηνιγγιώματος έχουν προηγουμένως απευθυνθεί μελέτες που εκτείνονται σε διάστημα άνω των δύο δεκαετιών και χρησιμοποιώντας εργαλεία μηχανικής μάθησης σε σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν μεταβλητούς αριθμούς ασθενών (εύρος: 67-233) και τύπους όγκων (Πίνακας 2). Οι περισσότερες μελέτες έχουν μέχρι στιγμής χρησιμοποιήσει μαγνητική τομογραφία ρουτίνας με σχετικά μικρό αριθμό που αξιολογεί την προστιθέμενη αξία της διάχυσης και / ή της απεικόνισης αιμάτωσης στον χαρακτηρισμό του μηνιγγιώματος και στη διάκριση του από το γλοιώμα, τις εγκεφαλικές μεταστάσεις και το πρωτοπαθές κεντρικού νευρικού συστήματος<sup>12,42</sup> (Πίνακας 2). Συνήθως στις προηγούμενες πρώιμες προσπάθειες<sup>12,34-36</sup> είναι η χρήση παραδοσιακών μεθόδων ταξινόμησης, όπως SVM (Πίνακας 2).

Στις αρχές της προηγούμενης δεκαετίας, μια σειρά από μελέτες διεξήχθησαν κάτω από το πλαίσιο ανάκτησης εικόνας βάσει περιεχομένου και χρησιμοποίησαν έναν αλγόριθμο Bag-of-Visual-Words για την ταξινόμηση των όγκων του εγκεφάλου.<sup>37,38,40,41</sup> Ο αλγόριθμος ανέκτησε και ταξινόμησε τις εικόνες με βάση μια μέτρηση ομοιότητας. Για αυτό το λόγο η απόδοση μετρήθηκε σαν ακρίβεια στις πρώτες 10 και 20 εικόνες (υπόδειξη: Prec@10 και Prec @20) και η μέση ακρίβεια κατά μήκος όλων των εικόνων με ερωτήματα (mAP, mean average precision, Πίνακας 2).

Τα μοντέλα εν τω βάθει μάθησης έχουν διερευνηθεί σε πρόσφατες μελέτες (Πίνακας 2). Ένα ενιαίο σύνολο δεδομένων «σημείο αναφοράς» που αποτελείται από αξονικές τομές T1-με-σκιαγραφικό γλοιώματος, μηνιγγιώματος και υπόφυσης έχει χρησιμοποιηθεί από σημαντικό αριθμό μελετών που χρησιμοποιούν βαθιά μάθηση και στοχεύουν στη βελτίωση της απόδοσης σε αυτό το 3-ταξικό πρόβλημα ταξινόμησης (Πίνακας 2). Μεταξύ αυτών, παραδείγματα μαθησιακής μεταφοράς παρέχονται από ορισμένες μελέτες,<sup>43,45,47</sup> ενώ η αξιολόγηση της απόδοσης διαφορετικών εν τω βάθει συνελκτικών νευρωνικών δικτύων ή η βελτιστοποίηση των αρχιτεκτονικών συνελκτικών νευρωνικών δικτύων αναφέρεται σε άλλες μελέτες.<sup>44,48</sup>

Συγκεκριμένα, πρόσφατες μελέτες έχουν αρχίσει να απευθύνονται στη διαφοροποίηση του μηνιγγιώματος από σημαντικές και απαιτητικές στη διάγνωση κλινικές οντότητες. Από αυτή την άποψη, η κύρια ακτινολογική πρόκληση στη διαφορική διάγνωση του μηνιγγιώματος έγκειται στη διάκρισή της από άλλες, σχετικά σπάνιες βλάβες της σκληράς μήνιγγας, όπως οι μηνιγγικές μεταστάσεις, τα λεμφώματα, οι μελανινο-κυτταρικοί όγκοι και το αιμαγγειοπερικύττωμα.<sup>53</sup> Διαφοροδιαγνωστικές εκτιμήσεις μπορούν επίσης να εγείρονται από όγκους που μιμούνται τα ακτινολογικά χαρακτηριστικά του μηνιγγιώματος, συμπεριλαμβανομένων των γλοιωμάτων, των εφίπιακών όγκων ή μηνιγγιώματα σε άτυπες

ανατομικές θέσεις,<sup>10,11</sup> Έτσι, οι Li et al<sup>51</sup> πρόσφατα διερεύνησαν τη διαφορική διάγνωση αγγειοματώδους μηνιγγιώματος από κακοήγη αιμαγγειοπερικύττωμα μέσω μιας προσέγγισης ακτινωμικής βάσει ταξινόμησης με SVM. Μια προσέγγιση βαθιάς μάθησης χρησιμοποιήθηκε πρόσφατα στη διαφορική διάγνωση του μηνιγγιώματος στη σπονδυλική στήλη από την αρχική διαγνωστική θεώρησή της, πιο συγκεκριμένα, το σβάνωμα.<sup>52</sup> Και οι δύο μελέτες έδειξαν ισοδύναμη ή ανώτερη απόδοση για τους διαγνώστες, κάτι που ισχύει επίσης όταν έγινε μια προηγούμενη προσπάθεια για σύγκριση της διάγνωσης του σβανώματος με βάση την ανθρώπινη αξιολόγηση.<sup>54</sup>

### **Σταδιοποίηση Μηνιγγιώματος και Πρόγνωση**

Η πρόγνωση, η θεραπεία και η παρακολούθηση ασθενών με μηνιγγίωμα, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον βαθμό που θα ταξινομηθεί ο όγκος με βάσει την ιστολογία του. Εν τη απουσία ξεκάθαρης διάγνωσης, ένας σημαντικός αριθμός ασυμπτωματικών ασθενών με μηνιγγίωμα θα παραμείνει κάτω από μία οριζόντια παρακολούθηση έως ότου παρατηρηθεί πρόοδος της νόσου ή αναπτυχθούν κλινικά συμπτώματα.<sup>5</sup> Η διήθηση του εγκεφάλου, ένα πρόσφατα εισαχθέν κριτήριο για το μηνιγγίωμα WHO βαθμού II, είναι επί του παρόντος δυνατό να ανιχνευθεί μόνο με ιστοπαθολογική εξέταση, η οποία ωστόσο παρουσιάζει αρκετές προκλήσεις στον νευροχειρουργό και τον παθολογοανατόμο, δεδομένου ότι η λήψη επαρκούς «γειτονικού» ιστού για τον προσδιορισμό της διήθησης του μηνιγγιώματος μπορεί να μην είναι δυνατή.<sup>55</sup> Η προηγούμενη έρευνα σχετικά με αυτό το θέμα είναι περιορισμένη. Μια μελέτη με προ-εγχειρητική μαγνητική τομογραφία ρουτίνας έδειξε ότι ο αυξανόμενος όγκος του οιδήματος είναι ανεξάρτητος παράγοντας κινδύνου για διήθηση του εγκεφάλου από το μηνιγγίωμα.<sup>56</sup>

Για τους λόγους που αναφέρθηκαν παραπάνω, η πρόβλεψη του βαθμού του μηνιγγιώματος κατά WHO, βάσει της προ-εγχειρητικής μαγνητικής τομογραφίας παραμένει ένας τομέας σημαντικού ενδιαφέροντος και έρευνας. Παρ' όλα αυτά, η αξιόπιστη αξιολόγηση του βαθμού κατά WHO που βασίζεται αποκλειστικά σε μορφολογικά κριτήρια (π.χ. μέγεθος και σχήμα), περιφερικά χαρακτηριστικά (π.χ. παρουσία ή απουσία οιδήματος), ρυθμοί ανάπτυξης με μετρήσεις ογκομετρίας ή 2D και απλές μετρήσεις που αντλούνται από μαγνητική τομογραφία διάχυσης ή αιμάτωσης, παραμένει αντιλεγόμενη.<sup>10</sup>

Αρκετές σχετικά πρόσφατες μελέτες έχουν χρησιμοποιήσει προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης για να αντλήσουν μοντέλα που να ανταποκρίνονται στην πρόβλεψη του βαθμού κατά WHO. Οι σχετικές μελέτες χρησιμοποίησαν διαφορετικά σύνολα δεδομένων (εύρος: 71–1728 ασθενείς) και αντιμετώπισαν την ταξινόμηση βάσει δύο ή τριών τάξεων βαθμολόγησης ή έμμεσα ασχολούμενες με την διήθηση του εγκεφάλου (Πίνακας 3). Ένας κοινός περιορισμός σε αρκετές προηγούμενες μελέτες διαβάθμισης είναι η αναδρομική φύση του σχεδιασμού τους και το γεγονός ότι τα χρησιμοποιούμενα σύνολα δεδομένων ήταν σε μεγάλο βαθμό «στραμμένα» προς βλάβες βαθμού I (Πίνακας 3)

Ενώ ο SVM<sup>58-60,64,65</sup> και ο αλγόριθμος random forest<sup>57,60,61,63,64</sup> υιοθετήθηκε από πολλές μελέτες στην πρόβλεψη του βαθμού του μηνιγγιώματος, ένας σχετικά μικρός αριθμός μελετών έχει εξετάσει πρόσφατα τη σκοπιμότητα της ταξινόμησης ενός μηνιγγιώματος μέσω προσεγγίσεων εν τω βάθει μάθησης.<sup>62,66</sup> Ένας σημαντικός αριθμός σχετικών μελετών έχουν χρησιμοποιήσει δεδομένα που προέρχονται από τη διάχυση επιπροσθέτως στη μαγνητική τομογραφία ρουτίνας(Πίνακας 3).

Ενώ η πρόγνωση ασθενών με μηνιγγίωμα βασίζεται επί του παρόντος κυρίως σε ιστολογικό βαθμό και έκταση εκτομής,<sup>67</sup> η πιθανή αξία των προ-εγχειρητικών απεικονιστικών

χαρακτηριστικών ενός μηνιγγιώματος και μετρήσεις όπως η οστική προσβολή/διήθηση, η παρουσία περί-του-όγκου οιδήματος και ο φανερά χαμηλότερος συντελεστής διάχυσης (ADC) στην πρόβλεψη της εξέλιξης / υποτροπής του όγκου έχει υποδειχθεί από μικρό αριθμό προηγούμενων σημαντικών μελετών.<sup>68-70</sup> Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός ότι ο συνδυασμός χαμηλής ADC και έκτασης εκτομής έχει δείξει μεγαλύτερη αξία συγκρινόμενος με τον ιστολογικό βαθμό κατά WHO στη μελέτη του Hwang et al.<sup>68</sup>

Ένας σχετικά μικρός αριθμός αναδρομικών μελετών που βασίζονται κυρίως σε παραδοσιακές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης και από-ανθρώπινο-χέρι ραδιομική, άρχισαν πρόσφατα να ασχολούνται με την πρόγνωση, σε σχετικά μεγάλες μελέτες κοόρτης ασθενών (εύρος 60-303, Πίνακας 4). Η πρόσφατη μελέτη των Gennatas et al αξιολόγησε διάφορα παραδοσιακά εργαλεία μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη της τοπικής αποτυχίας και της συνολικής επιβίωσης.<sup>67</sup> Δύο πρόσφατες ραδιομικές μελέτες ενσωμάτωσαν την απεικόνιση διάχυσης εκτός από τη συνηθισμένη μαγνητική τομογραφία. Έτσι, οι Morrín et al χρησιμοποίησαν random forest για να κατασκευάσουν ολοκληρωμένα προγνωστικά μοντέλα μηνιγγιώματος και κατέδειξαν ανώτερη προγνωστική απόδοση μοντέλων που ενσωματώνουν ακτινολογικά και ραδιομικά χαρακτηριστικά (ADC και σφαιρικότητα) σε σύγκριση με τα παραδοσιακά κλινικά μοντέλα στρωματοποίησης του μηνιγγιώματος.<sup>68</sup> Σε μια άλλη πρόσφατη μελέτη, οι Zhang et al διερεύνησαν μια ομάδα 60 ασθενών και στόχευαν στην πρόβλεψη της εξέλιξης / επανεμφάνισης μηνιγγιωμάτων της βάσης του κρανίου.<sup>69</sup> Σε αυτή τη μελέτη, τα random forests έδειξαν σημαντικές παραμέτρους που περιλάμβαναν ADC και στη συνέχεια χρησιμοποιήθηκαν στην πρόβλεψη υποτροπής μέσω ενός δέντρου αποφάσεων (decision tree).<sup>69</sup>

## Προοπτικές και μελλοντικές κατευθύνσεις

Οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης έχουν προηγουμένως εφαρμοστεί στην τμηματοποίηση, τη διάγνωση, την ταξινόμηση και την πρόγνωση μηνιγγιώματος και σε όλα τα στάδια της ραδιομικής διαδικασίας.

Οι εξελίξεις στην έρευνα που εστιάζουν στον αυτόματο διαχωρισμό του όγκου με βάση την εν τω βάθει μάθηση υπογραμμίζονται από μερικές πρόσφατες μελέτες.<sup>31,32</sup>

Οι προσεγγίσεις της εν τω βάθει μάθησης σε απεικονιστικές εφαρμογές όπως ο διαχωρισμός του όγκου, χρειάζονται τυπικά ένα μεγάλο αριθμό υποσημειωμένων δειγμάτων για εκπαίδευση.<sup>73</sup> Μια σημαντική αρχή που υπογραμμίστηκε από τις πρόσφατες μελέτες των Laukamp et al είναι ότι η μεταφορά μάθησης από το ενδο-αξονικό (ενδοπαρεγχυματικό) γλοιώμα είναι μια αποδεκτή στρατηγική για τον διαχωρισμό του εξω-αξονικού μηνιγγιώματος, το οποίο μπορεί να εφαρμοστεί σε σπάνια είδη όγκων με περιορισμένη διαθεσιμότητα συνόλων δεδομένων.<sup>31</sup> Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές μεθόδους διαμέτρου, η ογκομετρική εκτίμηση του μηνιγγιώματος παρέχει πολλά πλεονεκτήματα, συμπεριλαμβανομένης της ενισχυμένης παρακολούθησης της αύξησης του μηνιγγιώματος και της χρήσης ογκομετρικών δεδομένων σε ραδιομικές μελέτες.<sup>32</sup>

Η χρησιμότητα της μηχανικής μάθησης και των ραδιομικών στη διαφοροποίηση του μηνιγγιώματος από τις διάφορες ακτινολογικές οντότητες που το μιμούνται, έχει αξιολογηθεί πρόσφατα από έναν σχετικά μικρό αριθμό μελετών που εστιάζουν σε ορισμένες δυνητικά δύσκολες οντότητες όπως το αιμαγγειοπερικύττωμα και το σβάνωμα στη σπονδυλική στήλη. Από αυτή την άποψη, η αξία της μαγνητικής τομογραφίας αιμάτωσης και της σήμανσης αρτηριακής περιστροφής (ASL) στη διαφοροδιάγνωση ορισμένων μηνιγγικών

μεταστάσεων από το μηνιγγίωμα έχει ήδη υποδειχθεί.<sup>10,11</sup> Να σημειωθεί εδώ ότι η ASL έσει προηγουμένως δείξει τη δυναμική της όχι μόνο στη διαφοροδιάγνωση των ακτινολογικών μιμητών του μηνιγγιώματος όπως το αιθουσαίο σβάνωμα,<sup>74,75</sup> αλλά και στη βαθμονόμηση του μηνιγγιώματος<sup>76,77</sup> και τη διάγνωση υπολειπόμενου και υποτροπιάζοντος μηνιγγιώματος.<sup>78</sup> Ένα από τα πλεονεκτήματα της ASL είναι ότι δε χρειάζεται εμπλουτισμό με γαδολίνιο και μπορεί έτσι να παρέχει πληροφορίες για την τοπική ροή χωρίς συντελεστή διαπερατότητας που αναμένεται στο μηνιγγίωμα, χρησιμοποιώντας τεχνικές δυναμικής σκιαγραφικής επιδεκτικότητας. Η χρήση των ραδιομικών του ASL στο χαρακτηρισμό του γλοιώματος έχει ήδη συζητηθεί.<sup>79</sup>

Η ραδιομική υποστηριζόμενη από μηχανική μάθηση στην βαθμονόμηση και πρόγνωση του μηνιγγιώματος έχει μόλις αρχίσει να κερδίζει την «ορμή», το momentum όπως θα λέγαμε, με ένα σχετικά μικρό αριθμό μελετών να απευθύνονται στη χρησιμοποίηση προσεγγίσεων εν-τω-βάθει μάθησης. Η αξία της μαγνητικής τομογραφίας διάχυσης υποστηρίζεται από διάφορες μελέτες που αφορούν στην πρόβλεψη του βαθμού κατά WHO. Σε αυτό το πλαίσιο, τα αποτελέσματα μιας πρόσφατης μελέτης<sup>64</sup> που ενσωματώνει ραδιομικά χαρακτηριστικά όγκου και περί-του-όγκου οιδήματος υποδηλώνουν ανώτερη απόδοση σε σύγκριση με προηγούμενες απόπειρες που βασίζονται σε ιστολογική ανάλυση.<sup>56,80-82</sup> Η σημασία των χαρακτηριστικών της υψής χαρτών ADC σε βασισμένες σε απεικονίσεις σε βασιζόμενη στην απεικόνιση πρόβλεψη του βαθμού κατά WHO ενός μηνιγγιώματος υποστηρίζεται από πρόσθετες ραδιομικές μελέτες.<sup>60,61</sup> Επιπλέον, οι χάρτες ADC στην προσέγγιση εν-τω-βάθει μάθησης των Banzato et al ξεπέρασαν τις εικόνες με σκιαγραφικό σαν δεδομένα εισαγωγής.<sup>62</sup> Ομοίως, η αξία του ADC έχει υποδειχθεί από μελέτες που στοχεύουν στην πρόγνωση ασθενούς με μηνιγγίωμα.<sup>72,83</sup>

Συγκεκριμένα, μια πρόσφατη μελέτη σχετικά με μια εξαιρετικά μεγάλη ομάδα ασθενών με μηνιγγίωμα που χρησιμοποιεί ένα υποστηριζόμενο από SVM μοντέλο κλινικής-ραδιομικής στη μαγνητική τομογραφία ρουτίνας παρέχει απόδειξη της αρχής για μια πολλά υποσχόμενη εναλλακτική κατεύθυνση προς την πρόβλεψη του βαθμού κατά WHO ενός μηνιγγιώματος.<sup>55</sup> Η έλλειψη έρευνας σχετικά με τις δυνατότητες της μηχανικής μάθησης και των ακτινομικών στα αποτελέσματα των ασθενών με μηνιγγίωμα δεν είναι απροσδόκητη. Μέχρι στιγμής, ο σχετικά μικρός αριθμός αναδρομικών μελετών που ασχολούνται με αυτό το θέμα περιορίστηκε σε παραδοσιακές προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης και από-ανθρώπινο-χέρι φτιαγμένα ραδιομικά.<sup>71,72</sup> Σε αυτό το πλαίσιο, η διαθεσιμότητα κοινών συνόλων δεδομένων που ενσωματώνουν το αποτέλεσμα εκτός από τα μοριακά / γονιδιωματικά δεδομένα<sup>7</sup> παραμένει απαραίτητη προϋπόθεση για τη μελλοντική ανάπτυξη και συγκρισιμότητα των ραδιομικών / ραδιομικών-γενετικών προσεγγίσεων που χρησιμοποιούν την ενισχυμένη και εξελισσόμενη ικανότητα της μηχανικής μάθησης ως προς την πρόβλεψη της βιολογικής επιθετικότητας του μηνιγγιώματος και της εξατομικευμένης θεραπείας, επιτυγχάνοντας ιατρική ακριβείας.

Σημειωτέον, ένας τομέας έρευνας που παραμένει σε μεγάλο βαθμό ανεξερεύνητος αφορά στην αξιολόγηση και πρόβλεψη της απόκρισης στην ακτινοθεραπεία. Μια προηγούμενη μελέτη ασχολήθηκε με την ακτινολογική μακροχρόνια αξιολόγηση των μηνιγγιωμάτων μετά από στερεοτακτική ακτινοχειρουργική βασισμένη κυρίως σε μια ημιαυτόματη μέθοδο περιγράμματος,<sup>84</sup> ενώ μια άλλη μελέτη υπογράμμισε την αξία της μαγνητικής τομογραφίας στην πρόβλεψη ογκομετρικής απόκρισης.<sup>85</sup>



## Συμπέρασμα

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες, ένα ποικίλο και εξελισσόμενο φάσμα εργαλείων μηχανικής μάθησης έχει χρησιμοποιηθεί στη μαγνητική τομογραφία του μηνιγγιώματος, σε μελέτες που ασχολούνται με τον διαχωρισμό, τη διάγνωση, την ταξινόμηση και την έκβαση του ασθενούς και σε όλα τα στάδια της ραδιομικής. Ωστόσο, το πεδίο παραμένει ακόμα σε πρώιμο στάδιο έρευνας. Έτσι, ενώ οι προσεγγίσεις εν τω βάθει μάθησης έχουν αποκτήσει πρόσφατα δυναμική, η εφαρμογή τους στο μηνιγγίωμα δεν έχει φτάσει ακόμη στην ωριμότητα που επιτεύχθηκε με ανάλογη έρευνα στο γλοίωμα, η οποία τροφοδοτήθηκε από τις πρόσφατες εξελίξεις στον μοριακό χαρακτηρισμό και την ταξινόμησή τους και τη διαθεσιμότητα σχετικών συνόλων δεδομένων μαγνητικής τομογραφίας.

Πέρα από τους περιορισμούς, πρόσφατες μελέτες βασισμένες σε παραδοσιακές προσεγγίσεις μηχανικής-αλλά και εν-τω-βάθει μάθησης στο μηνιγγίωμα, υπογραμμίζουν τη σκοπιμότητα στην βασισμένη στη μαγνητική τομογραφία:

- 1) πλήρως αυτοματοποιημένη τμηματοποίηση και ογκομετρική εκτίμηση
- 2) διαφορική διάγνωση μηνιγγιώματος από ορισμένες κλινικές οντότητες που αποτελούν πρόκληση/είναι σχετικές
- 3) διήθηση του εγκεφάλου και πρόβλεψη βαθμού κατά WHO και
- 4) πρόγνωση υποτροπής του όγκου και επιβίωση του ασθενούς.

Οι μελλοντικές συνεργατικές προσπάθειες μπορούν να αντιμετωπίσουν ορισμένους από τους περιορισμούς των διαθέσιμων ερευνητικών πόρων για να αξιοποιήσουν την ενισχυμένη και εξελισσόμενη ικανότητα των προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης και των ραδιομικών για προγνωστικά μοντέλα βιολογικής επιθετικότητας μηνιγγιώματος και εξατομικευμένης θεραπείας με στόχο την ιατρική ακριβείας.

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Η παρούσα αφηγηματική επισκόπηση βασίζεται στην ακόλουθη στρατηγική αναζήτησης βιβλιογραφίας: Έγινε αναζήτηση σε PubMed, Scopus και Web of Science , χρησιμοποιώντας τους ακόλουθους όρους αναζήτησης: (machine learning) OR (deep learning) OR (neural network) OR (ANN) OR (CNN) OR (bayesian network) OR (svd) OR (support vector machine) OR (decision trees) OR (radiomics) OR (artificial intelligence) AND (meningioma) OR (meningiomas).

Τα κριτήρια συμπερίληψής μας ήταν τα εξής: εξετάσαμε όλες τις πρωτότυπες μελέτες έως τον Αύγουστο του 2020 που γράφτηκαν στα Αγγλικά και περιλάμβαναν προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης σε δεδομένα μαγνητικής τομογραφίας ανθρώπου. Συμπεριλαμβανόμενες μελέτες ήταν εκείνες που χρησιμοποιούν συμβατική μαγνητική τομογραφία διάχυσης ή / και διάχυσης και περιέχουν εξαγωγή δεδομένα σχετικά με την απόδοση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης σε

(α) διαχωρισμό του μηνιγγιώματος ή

(β) διαφοροποίηση μηνιγγιώματος από άλλους όγκους ΚΝΣ ή

(γ) ταξινόμηση βαθμού κατά WHO μηνιγγιώματος ή

(δ) προβλέψεις αποτελεσμάτων που εξάγονται από την απεικόνιση ενός μηνιγγιώματος.

Τα κριτήρια αποκλεισμού ήταν άρθρα που δεν γράφτηκαν στα αγγλικά και στερούνται μεταφρασμένων εκδόσεων, κεφαλαίων βιβλίων, συνεδρίων ή εγγράφων γνωμοδότησης, σημειώσεις διαλέξεων, αναφορές περιπτώσεων, editorials, κριτικές ή μελέτες που δεν προσδιορίζουν τον αριθμό των ασθενών με μηνιγγίωμα που ενσωματώθηκαν.

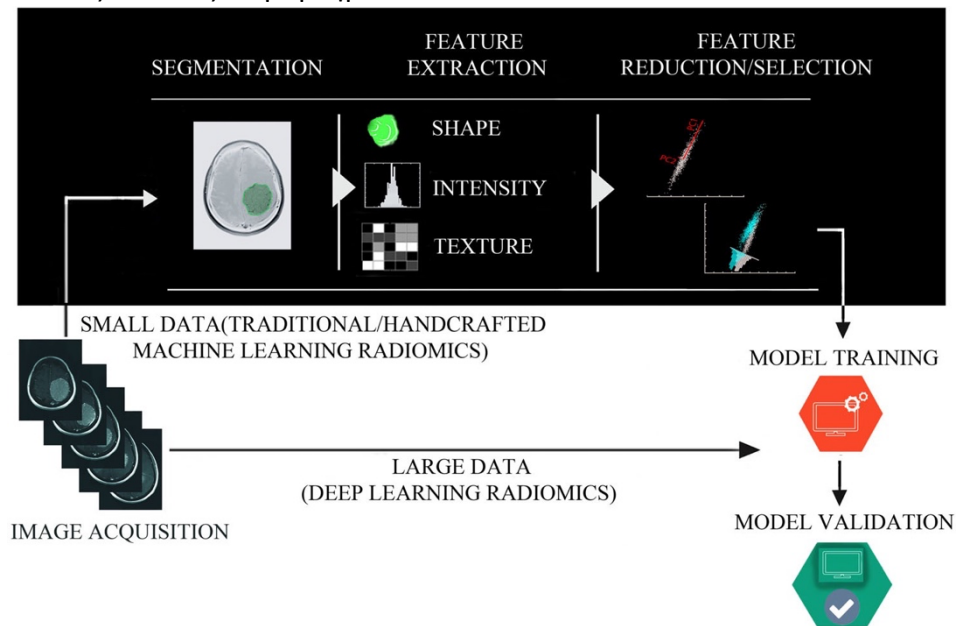
## Αναφορές

1. Rigau V, Zouaoui S, Mathieu-Daude H, et al. French brain tumor data- base: 5-year histological results on 25 756 cases. *Brain Pathol* 2011;21(6):633-644.
2. Ostrom QT, Cioffi G, Gittleman H, et al. CBTRUS statistical report: Pri- mary brain and other central nervous system tumors diagnosed in the United States in 2012-2016. *Neuro Oncol* 2019;21(Suppl 5):v1-v100.
3. Baldi I, Engelhardt J, Bonnet C, et al. Epidemiology of meningiomas. *Neurochirurgie* 2018;64(1):5-14.
4. Lin DD, Lin JL, Deng XY, et al. Trends in intracranial meningioma inci- dence in the United States, 2004-2015. *Cancer Med* 2019;8(14):6458- 6467.
5. Buerki RA, Horbinski CM, Kruser T, Horowitz PM, James CD, Lukas RV. An overview of meningiomas. *Future Oncol* 2018;14(21):2161-2177.
6. Louis DN, Perry A, Reifenberger G, et al. The 2016 World Health Orga- nization classification of tumors of the central nervous system: A sum- mary. *Acta Neuropathol* 2016;131(6):803-820.
7. Proctor DT, Ramachandran S, Lama S, Sutherland GR. Towards molecu- lar classification of meningioma: Evolving treatment and diagnostic par- adigms. *World Neurosurg* 2018;119:366-373.
8. Goldbrunner R, Minniti G, Preusser M, et al. EANO guidelines for the diagnosis and treatment of meningiomas. *Lancet Oncol* 2016;17(9): e383-e391.
9. Spille DC, Sporns PB, Hess K, Stummer W, Brokinkel B. Prediction of high-grade histology and recurrence in meningiomas using routine pre- operative magnetic resonance imaging: A systematic review. *World Neurosurg* 2019;128:174-181.
10. Huang RY, Bi WL, Griffith B, et al. Imaging and diagnostic advances for intracranial meningiomas. *Neuro Oncol* 2019;21(Suppl 1):i44-i61.
11. Nowosielski M, Galldiks N, Iglseider S, et al. Diagnostic challenges in meningioma. *Neuro Oncol* 2017;19(12):1588-1598.
12. Svolos P, Kousi E, Kapsalaki E, et al. The role of diffusion and perfusion weighted imaging in the differential diagnosis of cerebral tumors: A review and future perspectives. *Cancer Imaging* 2014;14:20.
13. Erickson BJ, Korfiatis P, Akkus Z, Kline TL. Machine learning for medical imaging. *Radiographics* 2017;37(2):505-515.
14. Kohli M, Prevedello LM, Filice RW, Geis JR. Implementing machine learning in radiology practice and research. *AJR Am J Roentgenol* 2017;208(4):754-760.
15. Choy G, Khalilzadeh O, Michalski M, et al. Current applications and future impact of machine learning in radiology. *Radiology* 2018;288(2): 318-328.
16. Villanueva-Meyer JE, Chang P, Lupo JM, Hess CP, Flanders AE, Kohli M. Machine learning in neurooncology imaging: From study request to diagnosis and treatment. *AJR Am J Roentgenol* 2019;212(1): 52-56.
17. Savadjiev P, Chong J, Dohan A, et al. Demystification of AI-driven medical image interpretation: Past, present and future. *Eur Radiol* 2019;29(3):1616-1624.
18. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: Images are more than pic- tures, they are data. *Radiology* 2016;278(2):563-577.
19. Zhou M, Scott J, Chaudhury B, et al. Radiomics in brain tumor: Image assessment, quantitative feature descriptors, and machine-learning approaches. *AJNR Am J Neuroradiol* 2018;39(2):208-216.
20. Papanikolaou N, Matos C, Koh DM. How to develop a meaningful radiomic signature for clinical use in oncologic patients. *Cancer Imag- ing* 2020;20(1):33.
21. Shaver MM, Kohanteb PA, Chiou C, et al. Optimizing neuro-oncology imaging: A review of deep learning approaches for glioma imaging. *Cancers (Basel)* 2019;11(6):829.
22. Lotan E, Jain R, Razavian N, Fatterpekar GM, Lui YW. State of the art: Machine learning applications in glioma imaging. *AJR Am J Roentgenol* 2019;212(1):26-37.

23. Pinker K, Shitano F, Sala E, et al. Background, current role, and potential applications of radiogenomics. *J Magn Reson Imaging* 2018;47(3): 604-620.
24. Sarkiss CA, Germano IM. Machine learning in neuro-oncology: Can data analysis from 5,346 patients change decision making paradigms? *World Neurosurg* 2019;124:287-294. (epub ahead of print).
25. Senders JT, Arnaout O, Karhade AV, et al. Natural and artificial intelligence in neurosurgery: A systematic review. *Neurosurgery* 2018;83(2): 181-192.
26. Wadhwa A, Bhardwaj A, Singh Verma V. A review on brain tumor segmentation of MRI images. *Magn Reson Imaging* 2019;61:247-259.
27. Young RJ, Knopp EA. Brain MRI: Tumor evaluation. *J Magn Reson Imaging* 2006;24(4):709-724.
28. Hsieh TM, Liu YM, Liao CC, Xiao F, Chiang IJ, Wong JM. Automatic segmentation of meningioma from non-contrasted brain MRI integrating fuzzy clustering and region growing. *BMC Med Inform Decis Mak* 2011;11:54.
29. Szwarc P, Kawa J, Rudzki M, Pietka E. Automatic brain tumour detection and neovasculature assessment with multiseried MRI analysis. *Comput Med Imaging Graph* 2015;46(Pt 2):178-190.
30. Harati V, Khayati R, Farzan A. Fully automated tumor segmentation based on improved fuzzy connectedness algorithm in brain MR images. *Comput Biol Med* 2011;41(7):483-492.
31. Laukamp KR, Thiele F, Shakirin G, et al. Fully automated detection and segmentation of meningiomas using deep learning on routine multiparametric MRI. *Eur Radiol* 2019;29(1):124-132.
32. Laukamp KR, Pennig L, Thiele F, et al. Automated meningioma segmentation in multiparametric MRI: Comparable effectiveness of a deep learning model and manual segmentation. *Clin Neuroradiol* 2020. <https://doi.org/10.1007/s00062-020-00884-4>.
33. Dunn JC. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *J Cybern* 1973;3:32-57.
34. Georgiadis P, Cavouras D, Kalatzis I, et al. Improving brain tumor characterization on MRI by probabilistic neural networks and non-linear transformation of textural features. *Comput Methods Programs Biomed* 2008;89(1):24-32.
35. Georgiadis P, Cavouras D, Kalatzis I, et al. Enhancing the discrimination accuracy between metastases, gliomas and meningiomas on brain MRI by volumetric textural features and ensemble pattern recognition methods. *Magn Reson Imaging* 2009;27(1):120-130.
36. Zacharaki EI, Wang S, Chawla S, et al. Classification of brain tumor type and grade using MRI texture and shape in a machine learning scheme. *Magn Reson Med* 2009;62(6):1609-1618.
37. Yang W, Feng Q, Yu M, et al. Content-based retrieval of brain tumor in contrast-enhanced MRI images using tumor margin information and learned distance metric. *Med Phys* 2012;39(11):6929-6942.
38. Huang M, Yang W, Yu M, Lu Z, Feng Q, Chen W. Retrieval of brain tumors with region-specific bag-of-visual-words representations in contrast-enhanced MRI images. *Comput Math Methods Med* 2012; 2012:280538.
39. Svolos P, Tsolaki E, Kapsalaki E, et al. Investigating brain tumor differentiation with diffusion and perfusion metrics at 3T MRI using pattern recognition techniques. *Magn Reson Imaging* 2013;31(9):1567-1577.
40. Huang M, Yang W, Wu Y, et al. Content-based image retrieval using spatial layout information in brain tumor T1-weighted contrast-enhanced MR images. *PLoS One* 2014;9(7):e102754.
41. Cheng J, Yang W, Huang M, et al. Retrieval of brain tumors by adaptive spatial pooling and fisher vector representation. *PLoS One* 2016; 11(6):e0157112.
42. Shrot S, Salhov M, Dvorski N, Konen E, Averbuch A, Hoffmann C. Application of MR morphologic, diffusion tensor, and perfusion imaging in the classification of brain tumors using machine learning scheme. *Neuroradiology* 2019;61(7):757-765.
43. Deepak S, Ameer PM. Brain tumor classification using deep CNN features via transfer learning. *Comput Biol Med* 2019;111:103345.
44. Kabir Anaraki AAM, Kazemi F. Magnetic resonance imaging-based brain tumor grades classification and grading via convolutional neural networks and genetic algorithms. *Biocybern Biomed Eng* 2019;39: 63-74.
45. Swati ZNK, Zhao Q, Kabir M, et al. Brain tumor classification for MR images using transfer learning and fine-tuning. *Comput Med Imaging Graph* 2019;75:34-46.
46. Swati ZNKZQ, Kabir M, et al. Content-based brain tumor retrieval for MR images using transfer learning. *IEEE Access* 2019;7:17809-17822.
47. Ghassemi NSA, Rouhani M. Deep neural network with generative adversarial networks pre-training for brain tumor classification based on MR images. *Biomed Signal Process Control* 2020;57.
48. Rehman ANS, Razzak MI, Akram F, Imran MA. Deep learning-based framework for automatic brain tumors classification using transfer learning. *Circuits Syst Signal Process* 2020;39:757-775.
49. Sultan HHSN, Al-Atabany W. Multi-classification of brain tumor images using deep neural network. *IEEE Access* 2019;7:69215-69225.
50. Rao SKVLB. Image analysis for MRI based brain tumour detection using hybrid segmentation and deep learning classification technique. *Int J Intell Eng Syst* 2019;12:53-62.
51. Li X, Lu Y, Xiong J, et al. Presurgical differentiation between malignant haemangiopericytoma and angiomatous meningioma by a radiomics approach based on texture analysis. *J Neuroradiol* 2019;46(5):281-287.
52. Maki S, Furuya T, Horikoshi T, et al. A deep convolutional neural network with performance comparable to radiologists for differentiating between spinal schwannoma and meningioma. *Spine (Phila Pa 1976)* 2020;45(10):694-700.
53. Lyndon D, Lansley JA, Evanson J, Krishnan AS. Dural masses: Meningiomas and their mimics. *Insights Imaging* 2019;10(1):11.
54. Takashima H, Takebayashi T, Yoshimoto M, et al. Differentiating spinal intradural-extramedullary schwannoma from meningioma using MRI T2 weighted images. *Br J Radiol* 2018;91(1092):20180262.
55. Zhang J, Yao K, Liu P, et al. A radiomics model for preoperative prediction of brain invasion in meningioma non-invasively based on MRI: A multicentre study. *EBioMedicine* 2020;58:102933.
56. Li X, Miao Y, Han L, et al. Meningioma grading using conventional MRI histogram analysis based on 3D tumor measurement. *Eur J Radiol* 2019;110:45-53.
57. Coroller TP, Bi WL, Huynh E, et al. Radiographic prediction of meningioma grade by semantic and radiomic features. *PLoS One* 2017;12(11): e0187908.

58. Yan PF, Yan L, Hu TT, et al. The potential value of preoperative MRI texture and shape analysis in grading meningiomas: A preliminary investigation. *Transl Oncol* 2017;10(4):570-577.
59. Hale AT, Stonko DP, Wang L, Strother MK, Chambless LB. Machine learning analyses can differentiate meningioma grade by features on magnetic resonance imaging. *Neurosurg Focus* 2018;45(5):E4.
60. Park YW, Oh J, You SC, et al. Radiomics and machine learning may accurately predict the grade and histological subtype in meningiomas using conventional and diffusion tensor imaging. *Eur Radiol* 2019;29(8): 4068-4076.
61. Lu Y, Liu L, Luan S, Xiong J, Geng D, Yin B. The diagnostic value of texture analysis in predicting WHO grades of meningiomas based on ADC maps: An attempt using decision tree and decision forest. *Eur Radiol* 2019;29(3):1318-1328.
62. Banzato T, Causin F, Della Puppa A, Cester G, Mazzai L, Zotti A. Accuracy of deep learning to differentiate the histopathological grading of meningiomas on MR images: A preliminary study. *J Magn Reson Imaging* 2019;50(4):1152-1159.
63. Laukamp KR, Shakirin G, Baessler B, et al. Accuracy of radiomics-based feature analysis on multiparametric magnetic resonance images for noninvasive meningioma grading. *World Neurosurg* 2019;132:e366- e390.
64. Hamerla G, Meyer HJ, Schob S, et al. Comparison of machine learning classifiers for differentiation of grade 1 from higher gradings in meningioma: A multicenter radiomics study. *Magn Reson Imaging* 2019;63: 244-249.
65. Chen C, Guo X, Wang J, Guo W, Ma X, Xu J. The diagnostic value of radiomics-based machine learning in predicting the grade of meningiomas using conventional magnetic resonance imaging: A preliminary study. *Front Oncol* 2019;9:1338.
66. Zhu Y, Man C, Gong L, et al. A deep learning radiomics model for pre-operative grading in meningioma. *Eur J Radiol* 2019;116:128-134.
67. Rogers L, Barani I, Chamberlain M, et al. Meningiomas: Knowledge base, treatment outcomes, and uncertainties. A RANO review. *J Neurosurg* 2015;122(1):4-23.
68. Hwang WL, Marciscano AE, Niemierko A, et al. Imaging and extent of surgical resection predict risk of meningioma recurrence better than WHO histopathological grade. *Neuro Oncol* 2016;18(6):863-872.
69. Ko CC, Chen TY, Lim SW, Kuo YT, Wu TC, Chen JH. Prediction of recurrence in parasagittal and parafalcine meningiomas: Added value of diffusion-weighted magnetic resonance imaging. *World Neurosurg* 2019;e470-e479. (epub ahead of print).
70. Ko CC, Lim SW, Chen TY, Chen JH, Li CF, Shiu YL. Prediction of progression in skull base meningiomas: Additional benefits of apparent diffusion coefficient value. *J Neurooncol* 2018;138(1):63-71.
71. Gennatas ED, Wu A, Braunstein SE, et al. Preoperative and postoperative prediction of long-term meningioma outcomes. *PLoS One* 2018;13(9):e0204161.
72. Morin O, Chen WC, Nassiri F, et al. Integrated models incorporating radiologic and radiomic features predict meningioma grade, local failure, and overall survival. *Neurooncol Adv* 2019;1(1):vdz011.
73. Hesamian MH, Jia W, He X, Kennedy P. Deep learning techniques for medical image segmentation: Achievements and challenges. *J Digit Imaging* 2019;32(4):582-596.
74. Geerts B, Leclercq D, Tezenas du Montcel S, et al. Characterization of skull base lesions using pseudo-continuous arterial spin labeling. *Clin Neuroradiol* 2019;29(1):75-86.
75. Lin L, Chen X, Jiang R, et al. Differentiation between vestibular schwannomas and meningiomas with atypical appearance using diffusion kurtosis imaging and three-dimensional arterial spin labeling imaging. *Eur J Radiol* 2018;109:13-18.
76. Qiao XJ, Kim HG, Wang DJJ, et al. Application of arterial spin labeling perfusion MRI to differentiate benign from malignant intracranial meningiomas. *Eur J Radiol* 2017;97:31-36.
77. Lu Y, Xiong J, Yin B, Wen J, Liu L, Geng D. The role of three-dimensional pseudo-continuous arterial spin labeling in grading and differentiating histological subgroups of meningiomas. *Clin Radiol* 2018;73(2):176-184.
78. Kikuchi K, Hiwatashi A, Togao O, et al. Arterial spin-labeling is useful for the diagnosis of residual or recurrent meningiomas. *Eur Radiol* 2018;28(10):4334-4342.
79. Hashido T, Saito S, Ishida T. A radiomics-based comparative study on arterial spin labeling and dynamic susceptibility contrast perfusion-weighted imaging in gliomas. *Sci Rep* 2020;10(1):6121.
80. Wang S, Kim S, Zhang Y, et al. Determination of grade and subtype of meningiomas by using histogram analysis of diffusion-tensor imaging metrics. *Radiology* 2012;262(2):584-592.
81. Surov A, Meyer HJ, Winter K, Richter C, Hoehn AK. Histogram analysis parameters of apparent diffusion coefficient reflect tumor cellularity and proliferation activity in head and neck squamous cell carcinoma. *Oncotarget* 2018;9(34):23599-23607.
82. Gühr GA, Horvath-Rizea D, Kohlhof-Meinecke P, et al. Histogram profiling of postcontrast T1-weighted MRI gives valuable insights into tumor biology and enables prediction of growth kinetics and prognosis in meningiomas. *Transl Oncol* 2018;11(4):957-961.
83. Zhang Y, Chen JH, Chen TY, et al. Radiomics approach for prediction of recurrence in skull base meningiomas. *Neuroradiology* 2019;61(12): 1355-1364.
84. Shimol EB, Jaskowicz L, Eliahou R, Shoshan Y. Computer-based radiological longitudinal evaluation of meningiomas following stereotactic radiosurgery. *Int J Comput Assist Radiol Surg* 2018;13(2):215-228.
85. Speckter H, Bido J, Hernandez G, et al. Pretreatment texture analysis of routine MR images and shape analysis of the diffusion tensor for prediction of volumetric response after radiosurgery for meningioma. *J Neurosurg* 2018;129(Suppl1):31-37.

## Εικόνες-Πίνακες-Παράρτημα 2



Εικόνα 1. «Παραδοσιακή» μηχανική εκμάθηση (ML) και «βαθιά μάθηση» (DL) ραδιομετρική ροή εργασίας σε έρευνες που βασίζονται σε νευρο-ογκολογική διερεύνηση με μαγνητική τομογραφία(MRI). Παρουσιάζονται πιθανές διαδρομές για ραδιωμικές μελέτες (RM). Ένα «παραδοσιακό» ML-RM (επάνω πάνελ, μαύρο φόντο) και μια προσέγγιση DL-RM. Για μεγάλα σύνολα δεδομένων, ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο (CNN), που υποδεικνύεται ως «μοντέλο», συνήθως εκπαιδεύεται σε εικόνες από μια ομάδα ασθενών, ακολουθούμενη από επικύρωση απόδοσης, ιδανικά σε εικόνες από άλλο ίδρυμα (εξωτερική επικύρωση). Η μεταφορά μάθησης μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί, δηλαδή, η εκπαίδευση του CNN σε ένα μεγάλο σύνολο εικόνων που δεν είναι συγκεκριμένες για τον όγκο-στόχο (π.χ., δείτε τη δημοσίευση των Laukamp et al όπου αξιολογούν τη χρησιμότητα ενός συνόλου δεδομένων γλοιώματος<sup>31,32</sup>). Εναλλακτικά, ακολουθείται η χειροκίνητη τμηματοποίηση με εξαγωγή χαρακτηριστικών RM. Τα «χαρακτηριστικά» είναι παράμετροι μέσω των οποίων μπορεί να περιγραφεί μια εικόνα και προσδιορίζονται από αλγόριθμους που συλλαμβάνουν μοτίβα σε δεδομένα απεικόνισης. Τα χαρακτηριστικά που εμφανίζονται είναι με βάση το σχήμα (σχήμα), με βάση την ένταση (ένταση, π.χ. τιμές έντασης όγκου ) ή με βάση την υφή (π.χ. μήτρα συν-εμφάνισης γκρίζου επιπέδου). Τα χαρακτηριστικά υφής παρέχουν δείκτες ετερογένειας όγκων. Η εξαγωγή χαρακτηριστικών ακολουθείται από μείωση και επιλογή χαρακτηριστικών (π.χ., βλέπε Chen et al<sup>65</sup>) για να αντλήσει ένα σύνολο μη περιττών /σταθερών χαρακτηριστικά για την εκπαίδευση ενός κατάλληλου μοντέλου, π.χ. σε μια εργασία ταξινόμησης. Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι ML με επίβλεψη όπως το SVM έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς σε προηγούμενη έρευνα σε μηνιγγιώματα για την αντιμετώπιση της ταξινόμησης (π.χ., δείτε τη δημοσίευση των Hamerla et al για συγκριτική ανάλυση<sup>64</sup>). Ένα πλεονέκτημα της προσέγγισης DL είναι ότι η εξαγωγή/επιλογή χαρακτηριστικών είναι αυτόματη. Το μειονέκτημά του είναι ότι η διαδικασία που οδηγεί στην απάντηση στην ερώτηση είναι αδιαφανής/δύσκολη στην ερμηνεία. Οι λειτουργίες RM μπορούν να συμπληρωθούν από άλλες μεταβλητές, π.χ. κλινικά δεδομένα για την παραγωγή κλινικοραδιοτομικών μοντέλων (π.χ., δείτε τους Zhang et al<sup>55</sup>). Οι Papanikolaou et al<sup>20</sup> παρέχουν μια ολοκληρωμένη ανασκόπηση της ροής εργασίας των ραδιοηλεκτρικών και των προκλήσεων/παγίδων' στο σχεδιασμό σχετικών κλινικών μελετών.

Πίνακας 1. Τμηματοποίηση

Τμηματοποίηση	Αριθμός ασθενών	Απεικόνιση	Μέθοδοι	Απόδοση
Harati et al 2011 <sup>30</sup>	10 (3 μηνιγγιώματα)	T <sub>1</sub> WI, T <sub>1</sub> WICE	Ασαφής σύνδεση	Μέσος δείκτης ομοιότητας για 3 Μηνιγγιώματα:0.96
Hsieh et al 2011 <sup>28</sup>	29 μηνιγγιώματα	T <sub>1</sub> WI και T <sub>2</sub> WI	Ασαφής σύνδεση με c-means και περιοχική ανάπτυξη (FCM).	Ποσοστιαία ομοιότητα: 87.41, 87.46, 5 περιστατικά απέτυχαν
Szwarc et al 2015 <sup>29</sup>	20 (6 μηνιγγιώματα)	T <sub>1</sub> WI, T <sub>1</sub> WICE, FLAIR, PWI	FCM, Kernel-based FCM clustering	Dice: 72% για T <sub>1</sub> WICE*
Leukamp et al 2019 <sup>31</sup>	136 (56 μηνιγγιώματα)	T <sub>1</sub> WI or T <sub>1</sub> WICE & FLAIR	Συνελικτικά και πλήρως συνδεδεμένα 3D νευρωνικά δίκτυα (CNN)	Dice: 81%( T <sub>1</sub> WICE& FLAIR,TTV ) και. 78% (T <sub>1</sub> WICE, TV)**
Leukamp et al 2020 <sup>32</sup>	126 μηνιγγιώματα (70 εκπαίδευση/56 για επικύρωση)	T <sub>1</sub> WI. or T <sub>1</sub> WICE & FLAIR	3D CNN	Dice: 82% (TTV) Dice: 91%. (TV)

\*= inter-observer dice= 78.7%

\*\*= WHO grades I and II

\*\*\*=inter-observer dice= 88% (TTV), 92%(TV), WHO grades I and II

Πίνακας 2

Διάγνωση	Ασθενείς	Απεικόνιση	Μέθοδοι	Απόδοση	Σχόλια
Georgiadis et al 2008 <sup>34</sup>	67 (21 μεταστάσεις, 19 μηνιγγιώματα, 27 γλοιώματα)	T <sub>1</sub> WIC E	Probabilistic Neural Network (pnn), Least Squares Features Transformation-pnn, quad, radial basis function support vector machine	Βέλτιστη ακρίβεια 95.5 (ANN;πρωτοπαθές vs μεταστάσεις) και 100% (quadratic PNN; Γλοιώμα vs meningioma)	Ζευγαρωτές συγκρίσεις
Georgiadis et al 2009 <sup>35</sup>	67 (21 μεταστάσεις, 19 μηνιγγιώματα, 27 γλοιώματα)	T <sub>1</sub> WIC E	Least Squares Features Transformation Support Vector Machine on Regions of Interest	Ακρίβεια 98.5% (Πρωτοπαθές vs Μετάσταση) , 100% (γλοιώμα και μηνιγγίωμα)	Ζευγαρωτές συγκρίσεις
Zacharaki et al 2009 <sup>36</sup>	98(24 μεταστάσεις, 4 μηνιγγιώματα, 22 γλοιώματα II, 18 γλοιώματα III, 34 GBM)	T <sub>1</sub> W <sub>1</sub> , T <sub>1</sub> WIC E, T <sub>2</sub> WI, FLAIR	Linear discriminant analysis, k-nearest neighbors, support vector machine	Ακρίβεις 89.4% (k-nearest neighbors), 85.2% (linear discriminant analysis) on shape and texture	
Yang et al 2012 <sup>37</sup>	235 (82 μηνιγγιώματα, 91 γλοιώματα, 62 όγκοι υπόφυσης)	T <sub>1</sub> WIC E	Bag-of-Words	mAP:87.3%, rec@k 89.3% το βέλτιστο (υφή, σχήμα και περιγραφή ορίων)	Version of Chen Group Dataset
Huang et al 2012 <sup>38</sup>	233	T <sub>1</sub> WIC E	Bag-of-Words	mAP 92, prec @10 89.6, prec@20 89.2 (εγκάρσιες εικόνες)	Chen Group Dataset, described by Huang et al 2014 <sup>36</sup>
Svolos et al 2013 <sup>39</sup>	115 (20 γλοιώματα LG, 53 HG γλοιώματα, 24 μηνιγγιώματα, 18 μεταστάσεις)	T <sub>1</sub> WI and T <sub>2</sub> WI, FLAIR, DWI, DTI, DSCI	Support vector machine	Ακρίβεια: 75.8%	
Huang et al 2014 <sup>40</sup>	233 (82 μηνιγγιώματα, 89 γλοιώματα, 62 όγκοι υπόφυσης)	T <sub>1</sub> WIC E	Bag-of-Words, rank error metril learning	Map: 91.8%, prec@: 93.1%	Chen Group Dataset
Cheng et al 2016 <sup>41</sup>	233	T <sub>1</sub> WIC E	Fisher vector(fv), Bag-of-Words	89 to 95% (fv), 72 to 82% (BoW)	Chen Group Dataset



Shrot et al 2019 <sup>42</sup>	141(41 GBM, 38 μεταστάσεις, 50 μηνιγγιώματα, 12 λεμφώματα)	T <sub>1</sub> WI, T <sub>2</sub> WI, T <sub>1</sub> WICE, FLAIR, DTI, PWI	Support vector machine, classification tree	Ακρίβεια 85.8%	
Deepak et al 2019 <sup>43</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Deep neural net using Support vector machine or k-nearest neighbors	Ακρίβεια: 92.3%(deep neural net), 97.8% (deep neural net & support vector machine), 98% (deep neural net & k-nearest neighbors)	Chen Group Dataset Transfer Learning Paradigm
Anaraki et al 2019 <sup>44</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Convolutional neural network	Accuracy: 94.2%	Chen Group Dataset Genetic algorithm for best performing architecture
Swati et al 2019 <sup>45</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Convolutional neural network	Ακρίβεια: 94.8%	Chen Group Dataset Transfer learning Paradigm
Swati et al 2019 <sup>46</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Deep neural network (VGG19, content retrieval)	mAP 96.1 Prec@10 94.4	Chen Group Dataset
Ghassemi et al 2019 <sup>47</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Convolutional neural network, Generative Adversarial Network	Ακρίβεια: 95.6%	Chen Group Dataset Transfer Learning Paradigm
Rehman et al 2019 <sup>48</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Deep Neural Network (Alexnet, Googlenet, VGG16)	Ακρίβεια: 98.7% (VGG)	Chen Group Dataset
Sultan et al 2019 <sup>49</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Convolutional neural network	Ακρίβεια: 96.13%	Chen Group Dataset
Rao et al 2019 <sup>50</sup>	233	T <sub>1</sub> WICE	Hybrid Kernel based Fuzzy C-means clustering, Convoluted Neural Network	Ακρίβεια 97.33%	Chen Group Dataset

Li et al 2019 <sup>51</sup>	67 (43 αγγειωματώδη μηνιγγιώματα , 24 κακοήγη αιμαγγειοπερικυττώματα)	T <sub>1</sub> WICE, FLAIR, DWI	Support Vector Machine	AUC:0.9 (T <sub>1</sub> W1) σημαντικά υψηλότερη από τη FLAIR (0.77) ή DWI (0.73) βασιζόμενα σε ταξινόμηση	Ανθρώπινη διαγνωστική απόδοση σε κλινικά χαρακτηριστικά παρόμοια σε μοντέλα μηχανικής μάθησης, κατώτερα σε απεικονιστικά χαρακτηριστικά
Maki et al 2020 <sup>52</sup>	84 (50 σβανώματα και 34 μηνιγγιώματα)	T <sub>1</sub> WICE, T <sub>2</sub> WI	Convolutional neural network	Ακρίβεια: 80%-81%	Ανθρώπινη απόδοση: 69-73% για T <sub>2</sub> W και 81-82% για T <sub>1</sub> W Σημαντικά μεγαλύτερη ακρίβεια του CNN όταν συγκρίθηκε με έναν από τους δύο ακτινολόγους

T<sub>1</sub>WI: T1-weighted imaging, T<sub>2</sub>WI: T2-weighted imaging, CE: contrast enhanced, FLAIR: fluid light attenuation inversion recovery, PWI: perfusion weighted imaging, DWI: diffusion-weighted imaging, DSCI: dynamic susceptibility contrast imaging

Πίνακας 3. Grading

Grading	Αριθμός Ασθενών	Απεικόνιση	Μέθοδοι	Απόδοση	Σχόλια
Coroller et al 2017 <sup>57</sup>	175 (103 low-grade, 72 high-grade, 44 για επικύρωση)	T <sub>1</sub> W1CE	Random forest	AUC: 86%	Radiomic and semantic Features
Yan et al 2017 <sup>58</sup>	131 (110 low grade, 21 high grade)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR	Logistic Regression, Naïve Bayes, Support Vector machine	AUC: 85% (logistic regression), 91% (Naïve Bayes), 87% (Support Vector machine) based on 3 shape and 3 texture features	
Hale et al 2018 <sup>59</sup>	128 (94 grade I, 34 grade II)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>2</sub> W1	k-nearest neighbors, Support vector machine, Naïve Bayes, Artificial Neural Network, Logistic Regression	AUC: 89% (NN); 87% (k-nearest neighbors); 86% (Support vector machine); 84% (Logistic regression), 71% (Naïve Bayes)	Μεταβλητές που ορίστηκαν από άνθρωπο: πχ ογκος, οιδημα περιξ, κτλ
Park et al 2019 <sup>60</sup>	136 (108 low grade, 28 high grade; 58 reserved for validation)	T1W1CE, DWI (ADC), DTI (FA)	Random Forest, Support Vector Machine	AUC: 74% (Random Forest), 86% (Support Vector Machine) σε T <sub>1</sub> W1CE και ADC και FA χαρακτηριστικά χαρτών	
Lu et al 2019 <sup>61</sup>	152 (88 grade I, 48 grade II, 16 grade III)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR, DWI (ADC)	Decision Tree, Conditional Inference Tree, Decision Forest	Ακρίβειες: 73%, 65%, 80% για 23 επιλεγμένα χαρακτηριστικά υφής και χαρτών ADC	Ανθρώπινη απόδοση: Ακρίβεια grading: 61% και 62% Ακρίβεια μηχανής: 63% σε κλινικά και μορφολογικά χαρακτηριστικά και στην ADC
Banzato et al 2019 <sup>62</sup>	117 (79 grade I, 32 grade II, 6 grade III)	T <sub>1</sub> W1CE, DWI (ADC)	Deep convolutional neural networks (Inception v3, Alexnet)	AUC: Το βέλτιστο 94% (Inception v3), 68% (Alexnet) και τα δύο σε χάρτες ADC	Το Inception v3 έδειξε σημαντικά καλύτερη απόδοση Διαχωρίζοντας την ακρίβεια και των δύο δικτύων στην T <sub>1</sub> W1CE παρά στην ADC

Leukamp et al 2019 <sup>63</sup>	71 (46 grade I, 25 grade II)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR, DWI (ADC)	Random Forest	AUC 80% (σχήμα, υφή σε T <sub>1</sub> W1CE & FLAIR)	
Hamerla et al 2019 <sup>64</sup>	138 (Grade I vs Grade II/III)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR, DWI (ADC)	Random Forest, XGBoost, Support Vector Machine, Artificial Neural Network	Καλύτερη απόδοση: XGBoost, AUC 97% σε συνδυασμό με ADC, ADC του περί του όγκου οιδήματος, T <sub>1</sub> , T <sub>1c</sub> , SUB και FLAIR	
Chen et al 2019 <sup>65</sup> Zhu et al 2019 <sup>66</sup>	150 (61 grade I, 59 grade II, 30 grade III) 120 Training and 30 Testing 181 (99 training, 92 validation: 146 grade I, 27 grade II, 8 grade III)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE,	Linear Discriminant Analysis and SVM Deep Neural Network	Καλύτερη απόδοση Linear Discrimination analysis: 76% Ακρίβεια σε χαρακτηριστικά υφής AUC 81% (Συνδυασμένο με ανθρώπινη επεξεργασία 82%)	
Zhang et al 2020 <sup>55</sup>	1728(1070training/658 external validation)	T <sub>1</sub> W1CE,T <sub>2</sub> W1,	SVM	AUC: 82%	Κλινικοραδιομικό μοντέλο : Γένος και ραδιομικά χαρακτηριστικά για πρόβλεψη διήθησης του εγκεφάλου

T<sub>1</sub>WI: T1-weighted imaging, T<sub>2</sub>WI: T2-weighted imaging, CE: contrast enhanced, FLAIR: fluid light attenuation inversion recovery, PWI: perfusion weighted imaging, DWI: diffusion-weighted imaging, DSCI: dynamic susceptibility contrast imaging

Πίνακας 4. Έκβαση/Πρόγνωση

Πρόγνωση	Αριθμός Ασθενών	Απεικόνιση	Μέθοδοι	Απόδοση	Σχόλια
Gennatas et al 2018 <sup>71</sup>	235 (128 grade I, 104 grade II, 25 grade III)	Δεν συγκεκριμένο ποιήθηκαν οι ακολουθίες	Generalized linear model, glmmer, Support vector Machine, Regression Tree, Mediboost. Tree-Structured Boosting, Random Forest, Gradient Boosting Machine, Penalized Cox Regression	AUC: 73% (Random Forest), 74% (Singular Value Decomposition) measuring local failure of therapy	Έκβαση: Τοπική αποτυχία και συνολική επιβίωση Χαρακτηριστικά που λήφθηκαν υπόψη: Δημογραφικά, ακτινοβολία Ακτινολογικά Χαρακτηριστικά: μέγεθος νέκρωσης, διήθηση οστού
Zhang et al 2019 <sup>55</sup>	60 μηνιγγιώματα βάσης κρανίου	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR, DWI (ADC)	Decision tree	Ακρίβεια 90% για T <sub>1</sub> max probability, T <sub>1</sub> cluster shade και συσχέτιση με ADC	Έκβαση: Υποτροπή Χαρακτηριστικά που λήφθηκαν υπόψη: Δημογραφικά, grade, ιστολογικός υπότυπος, βαθμός εκτομής κατά Simpson, επικουρική ακτινοθεραπεία, Θέση 88% ακρίβεια με χειροκίνητη εύρεση του region of interest, χρησιμοποιώντας τιμές από ADC
Morrin et al 2019 <sup>72</sup>	314 μηνιγγιώματα (57% grade I, 35% grade II, 8 % grade III)	T <sub>1</sub> W1, T <sub>1</sub> W1CE, T <sub>2</sub> W1, FLAIR, DWI (ADC)	Random forest	Ακρίβεια: 77% για συνολική επιβίωση	Έκβαση: Τοπική αποτυχία, Συνολική επιβίωση Χαρακτηριστικά που λήφθηκαν υπόψη: Δημογραφικά, grade, ακτινολογικά και ακτινομικά χαρακτηριστικά

T<sub>1</sub>WI: T1-weighted imaging, T<sub>2</sub>WI: T2-weighted imaging, CE: contrast enhanced, FLAIR: fluid light attenuation inversion recovery, PWI: perfusion weighted imaging, DWI: diffusion-weighted imaging, DSCI: dynamic susceptibility contrast imaging

## Υπόμνημα

Η πτυχιακή αυτή εργασία , με βασικό εμπνευστή της τον κ. Καλαματιανό, τον οποίο θα ευχαριστήσω πιο κάτω στον τομέα ευχαριστίες, είχε ως σκοπό να ανασκοπήσει τη βιβλιογραφία , σε ότι αφορά την μηχανική μάθηση και τις προσπάθειες να ταξινομηθούν όσο το δυνατόν ακριβέστερα τα μνηιγγιώματα αλλά και να διαφοροδιαγνωστούν από άλλες βλάβες που τους ομοιάζουν.

Στο κείμενο και ειδικά στους πίνακες θα βρείτε αρκετούς όρους οι οποίοι παρέμειναν στα αγγλικά. Είναι όροι που εκούσια τοποθετήθηκαν έτσι και όχι για να δυσκολέψουν τον αναγνώστη και έχουν να κάνουν περισσότερο με το είδος του μαθηματικού μοντέλου που επιλέγει καθένας από τους διεξάγοντες τη μελέτη, για να αναλύσει τα αποτελέσματά του. Μια στείρα μετάφραση λοιπόν, δε θα είχε νόημα καθώς θα ξέφευγε από τους σκοπούς της εργασίας.

Μπορεί εύκολα ο αναγνώστης να αναζητήσει τους όρους σε σύγχρονα συγγράμματα πληροφορικής και αλγορίθμων

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Ευχαριστώ θερμά τους κ.Γ.Στράντζαλη, καθηγητή νευροχειρουργικής πανεπιστημίου Αθηνών, που χωρίς την έμπνευσή του να κάνει ένα τέτοιο πρόγραμμα διεθνούς εμβέλειας η μεταπτυχιακή εκπαίδευση θα έμενε πτωχότερη, την κ. Ε. Καψαλάκη, καθηγήτρια Ακτινολογίας και Νευροακτινολόγο για την αμέριστη συμπαράστασή της όλα αυτά τα χρόνια και τον κ Κ. Φουντά , καθηγητή Νευροχειρουργικής Πανεπιστημίου Θεσσαλίας και μέντορά μου στον οποίο οφείλω πολλά.

Ειδικές ευχαριστίες στον κ. Ιωάννη Τσούγκο, καθηγητή του Πανεπιστημίου Θεσσαλίας, έναν από τους πιονέρους της ακτινολογίας και ρηξικέλευθο ιατρικό φυσικό στον οποίο το πεδίο χρωστάει πολλά.

Επιπροσθέτως, τίποτα από τα παραπάνω που διαβάσατε και από όσα ίσως έρθουν, δε θα γινόταν πράξη χωρίς τον κ. Θ. Καλαματιανό που με την ιώβεια υπομονή του, την έμπνευσή του και τη δίψα του για μάθηση και επιστημονικότητα, μου έδειξε το δρόμο για τη δημοσίευση και την πτυχιακή εργασία.

Τέλος, να ευχαριστήσω από καρδιάς την κ. Μαρία Λουφαρδάκη για τη συνέπεια, στήριξη και ευγένεια ψυχής που τη διακρίνει, αλλά και την διαθεσιμότητα και το ταλέντο επίλυσης προβλημάτων.

*Στους γονείς οφείλουμε το ζην, στους διδασκάλους μας το ευ ζην*  
Μ. Αλέξανδρος