*Paper Review:* Segmentasi Tumor Otak pada Citra MRI Multimodal Menggunakan Metode Machine Learning Tradisional

| Albertus Antero A.  *162112133078* | Syahlla Muthi H.  *162112133104* | Nismara Andini  *164221075* | Fadli Muhammad  *164221081* |
| --- | --- | --- | --- |

Abstrak

Keyword pake ga ya?

# **PENDAHULUAN**

Segmentasi tumor otak pada citra magnetic resonance imaging (MRI) merupakan langkah penting dalam sistem diagnosis berbantuan komputer. Proses ini membantu dalam menentukan batas, volume, dan lokasi tumor guna mendukung perencanaan pengobatan. Kompleksitas bentuk, ukuran, dan intensitas tumor menyebabkan segmentasi manual menjadi kurang konsisten serta memerlukan waktu yang lama. Oleh karena itu, pendekatan otomatis dalam segmentasi semakin banyak dikembangkan untuk menghasilkan hasil yang cepat dan reprodusibel (Kapoor & Agarwal, 2021).

Dalam beberapa tahun terakhir, metode machine learning tradisional seperti Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbors (KNN), dan Random Forest telah diaplikasikan secara luas untuk segmentasi citra medis, khususnya pada dataset berukuran terbatas. Metode ini dinilai lebih efisien secara komputasi dibandingkan deep learning dan tetap relevan terutama bila dikombinasikan dengan algoritma optimasi seperti Particle Swarm Optimization (PSO) dan Firefly Algorithm (FA) untuk meningkatkan akurasi (Jaiswal dkk., 2020; Kapoor & Agarwal, 2021).

Selain itu, pendekatan berbasis fitur—terutama yang menggabungkan tekstur lokal dan informasi abnormalitas intensitas—telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mendeteksi tumor otak dari citra MRI yang terbatas. Studi terkini menunjukkan bahwa kombinasi fitur buatan (handcrafted features) dengan klasifikasi berbasis voxel mampu menghasilkan segmentasi yang sebanding dengan segmentasi manual oleh ahli radiologi (Bonte dkk., 2021). Adanya dataset benchmark seperti BraTS juga mendorong standarisasi evaluasi dan perbandingan performa antar metode secara lebih objektif.

Makalah ini bertujuan untuk mengkaji berbagai pendekatan segmentasi tumor otak menggunakan metode machine learning tradisional, serta mengevaluasi efektivitas dan kinerjanya dalam mengolah citra MRI multimodal berdasarkan literatur terbaru.

# **TINJAUAN PUSTAKA**

1. Tumor Otak

Tumor otak merupakan bagian dari neoplasma yang berasal dari jaringan intrakarnial dengan berbagai derajat keganasan (Ilawanda dan Atsani, 2021). Adanya derajat keganasan tersebut membuat Tumor Otak terbagi ke dalam dua kelompok, yakni Tumor non-kanker (Tumor Jinak) dan Tumor kanker (Tumor Ganas). Biasanya, penanganan medis pada tumor jinak akan lebih mudah dan mendapatkan peluang untuk sembuh lebih besar, hal tersebut berbanding terbalik dengan tumor ganas yang sulit untuk ditangani secara medis dan peluang kesembuhan yang cukup rendah (Somasundaram dan Gobinath, 2019).

Menurut asal jaringannya, Tumor Otak terbagi ke dalam dua kelompok, yakni Tumor Otak Primer dan Tumor Otak Sekunder. Tumor Otak Primer merupakan pertumbuhan sel yang tidak normal dan tidak terkontrol dari otak itu sendiri. Adapun jenis-jenis tumor otak ganas melipuati *Glioma, Meningioma,* dan *Medulloblastoma* (Suta dkk., 2019). Dari ketiga jensi tumor otak ganas tersebut, *Glioma* menjadi tumor otak yang memiliki tingkat kematian tertinggi dibandingkan jenis lainnya (Pinto dkk., 2016). Sementara itu, Tumor Otak Sekunder merupakan jenis tumor otak yang muncul karena proses persebaran dari tumor yang ada di anggota tubuh lainnya (Suta dkk., 2019).

1. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI)

*Magnetic Resonance Imaging* atau MRI merupakan modalitas pencitraan yang biasa digunakan dalam evaluasi awal pasien penderita tumor otak primer serta penentuan respon terhadap terapi. Adapun MRI untuk tumor otak terbagi ke dalam beberapa jenis seperti berikut :

1. *T1-wighted images*

MRI jenis tersebut berperan dalam menggambarkan detail dari anatomi pasien. Biasanya, dalam MRI tersebut cairan *serebrospinal* dan sebagian besar tumor akan terlihat dengan intensitas rendah, sementara area lemak dan perdarahan subakut dapat terlihat dengan intensitas tinggi. Seringkali berwarna terang, sementara untuk tumor sendiri berwarna gelap.

1. *T2-weighted images*

MRI jenis tersebut memiliki cara kerja terbalik dibandingkan *T1-weighted images*, hal tersebut dikarenakan cairan *serebrospinal* dan kebanyakan lesi terlihat dengan intensitas tinggi sementara area perdarahan atau *deposit hemosiderin* kronis terlihat dengan intensitas rendah. Adapun *T2-weighted images* lebih berfokus pada deteksi lesi, sehingga lebih sensitif pada proses deteksi tersebut.

1. *Fluid-Attenuated Inversion Recovery Images* (FLAIR)

MRI tersebut merupakan jenis *T2* tertimbang dimana terjadi penekanan pada deteksi cairan *serebrospinal* sehingga memiliki intensitas yang cenderung rendah. Namun, FLAIR cenderung menampilkan banyak lesi, tumor, dan edema dengan intensitas yang lebih tinggi, hal tersebut menjadikan bahwa FLAIR menjadi jenis MRI yang sensitif dalam melakukan deteksi patologi.

1. *Postcontrast T1-weighted images*

MRI jenis *postcontrast T1* memiliki kemampuan dalam melokalisasi objek yang lebih baik untuk inti tumor. Kemampuan tersebut membuat MRI *postcontrast T1* memberikan informasi diagnostik terkait tingkat keganasan tumor, kerusakan pada sawar darah-otak, pendaraha, edema, dan kematian jaringan di sekitarnya. *Postcontrast T1* juga mampu dalam mendeteksi lesi fokal yang kecil seperti *metastasis,* rekurensi tumor, dan penyebaran tumor pada *ependima* atau *leptomeninges*.

Keempat jenis MRI tersebut seringkali digunakan dalam deteksi awal keberadaan tumor dan mengetahui tingkat keganasannya. Guna mengetahui bagaimana pergerakan dari *tumor* tersebut serta bagaimana informasi dinamis lainnya, terdapat beberapa jenis MRI lanjutan sebagai berikut :

1. *MR Spectroscopy* (MRS) guna menentukan area dengan tingkat keganasan tertinggi sebagai target biopsi, khususnya pada tumor yang sulit dijangkau.
2. *Diffusion Tensor MRI* (DTI) yang bertugas untuk mengetahui pola dan konektivitas jalur serabut saraf dalam tiga dimensi. Adapun DTI memiliki kemampuan dalam membedakan *abses,* metastasis kistik, dan *glioblastoma nekrotik* serta jaringan *limfoma SSP primer* dari *glioblastoma*. Oleh karena itu, DTI seringkali digunakan untuk membantu perencanaan proses pembedahan dengan memberikan gambaran visual terkait jalur serabut saraf yang tergeser oleh massa tumor.
3. *MR Perfusion* memiliki tugas dalam mendeteksi volume darah, kecepatan aliran darah, dan oksigenasi jaringan. Adapun MRI lanjutan tersebut menggunakan metode *Dynamic Susceptibility Contrast-enhanced MR perfusion* (DSC) guna mendapatkan deteksi yang lebih *robust* serta *Dynamic Contrast-Enhanced MR perfusion* (DCE) untuk mencerminkan permeabilitas pembuluh darah, perfusi jaringan, dan ruang ekstraseluler-ekstravaskular.

Adanya kemampuan yang dijelaskan pada berbagai jenis MRI serta resolusi gambar yang baik, kecepatan akuisisi, dan keamanan yang cukup baik menjadikan alat MRI sebagai alat yang sangat efektif dalam melakukan diagnosis awal terhadap tumor. Adapun kemampuan MRI dalam mendeteksi perubahan patologis membuat MRI juga digunakan dalam mengawasi pergerakan kanker guna mengetahui perawatan lebih lanjut (Leung dkk., 2014)

1. *Image Segmentation*

Segmentasi citra atau *image segmentation* merupakan proses pembagian citra ke dalam beberapa wilayah. Proses segmentasi citra merupakan bagian dari *computer vision* yang paling hangat dibicarakan. Proses segmentasi citra sudah banyak digunakan dalam berbagai bidang industri seperti kendaraan otonom, teknologi medis, pencarian berbasis gambar, inspeksi pada industri, dan *augmented reality*  (Yu dkk., 2023).

Proses segmentasi citra tersebut terbagi ke dalam beberapa tahapan penting seperti berikut :

1. Segmentasi Klasik

Segmentasi klasik merupakan tahapan segmentasi yang memanfaatkan metode-metode klasik guna mendapatkan informasi yang ada pada suatu citra. Proses segmentasi klasik biasanya masih membutuhkan intervensi karena masih menggunakan metode lama. Hal tersebut membuat segmentasi klasik mengalami kesulitan dalam memperoleh informasi semantik tingkat tinggi dari citra. Adapun algoritma segmentasi klasik diusulkan untuk citra grayscale, yang terutama mempertimbangkan kesamaan tingkat keabuan di wilayah yang sama dan diskontinuitas tingkat keabuan di wilayah yang berbeda. Umumnya, pembagian wilayah didasarkan pada kesamaan tingkat keabuan, dan deteksi tepi didasarkan pada diskontinuitas tingkat keabuan.

1. Segmentasi Kolaboratif (*Co-Segmentation*)

Segmentasi kolaboratif atau yang dikenal dengan *co-segmentation* merupakan tahapan segmentasi yang melibatkan identifikasi objek secara umum dari sekumpulan cerita. Mulanya, konsep segmentasi ini diusulkan oleh Rother dkk pada tahun 2006. Pada saat itu, Rother melakukan *co-segmentation* dengan melakukan ekstraksi terhadap wilayah latar depan (*foreground*) yang umum dari beberapa citra tanpa melibatkan intervensi manusia untuk mendapatkan pengetahuan awal.

1. Segmentasi Semantik Berbasis *Deep Learning*

Penggunaan segmentasi semantik *deep learning* menjadi sebuah jawaban dalam melakukan segmentasi citra dalam skala yang lebih besar. Tahapan ini bekerja dengan membagi citra beberapa *patch* kecil untuk melatih jaringan saraf yang kemudian mengklasifikasikan *pixel*. Algoritma klasifikasi *patch* ini diadopsi karena lapisan yang terhubung sepenuhnya (*fully connected layers*) dari jaringan saraf memerlukan citra berukuran tetap.

Dalam bidang analisis medis, segmentasi citra memiliki peranan yang cukup besar. Hal tersebut dibuktikan melalui penggunaan metode *Graph Cuts* dan *Watershed* yang seringkali digunakan dalam segmentasi citra MRI (Yu dkk., 2023). Adapun metode *co-segmentation* yang digunakan dalam analisis citra medis seperti *Random Walks* dan *Active Contours* yang bekerja dengan mentransformasikan informasi heuristik dari anatomi otak yang terkandung dalam beberapa citra menjadi batasan yang mengontrol segmentasi MRI otak (Zhang dkk., 2012). Selain itu, metode jenis *U-Net* juga sering digunakan dalam analisis citra medis berbasis *deep learning* (Ronneberger dkk., 2015).

# **METODOLOGI**

1. Pertanyaan Penelitian

*Litearture review* ini didasarkan pada tiga pertanyaan utama yang bertujuan untuk mengeksplorasi penggunaan metode machine learning tradisional dalam segmentasi tumor otak pada citra MRI multimodal.

| Q1: | Bagaimana metode machine learning tradisional dapat digunakan untuk segmentasi tumor otak pada citra MRI multimodal? |
| --- | --- |
| Q2: | Apa saja teknik machine learning tradisional yang telah diterapkan dalam segmentasi tumor otak pada citra MRI? |
| Q3: | Bagaimana performa model machine learning tradisional dalam mengidentifikasi dan memisahkan tumor pada citra MRI multimodal? |

1. Strategi Pencarian Literatur

Subbab ini menjelaskan bagaimana proses pencarian dan pemilihan literatur dilakukan untuk mendukung dan menjawab pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan.

| a. | Membahas mengenai segmentasi tumor otak menggunakan *machine learning*. |
| --- | --- |
| b. | Metode *machine* *learning* yang digunakan tidak monoton. |
| c. | Menggunakan bahasa Indonesia dan bahasa Inggris. |

# Dari kriteria tersebut, dilakukan pencarian menggunakan kata kunci “segmentasi tumor otak”, dan “machine learning”. Pencarian artikel menggunakan Google Scholar, IEEE Xplore, PubMed, dan Scopus.

1. Hasil Pencarian

Proses pencarian literatur yang telah dilakukan berdasarkan strategi yang ditetapkan, diperoleh sejumlah jurnal dan artikel yang relevan dengan topik segmentasi tumor otak menggunakan metode machine learning tradisional. Jurnal-jurnal tersebut kemudian diseleksi dan dirangkum dalam Tabel 3.1, yang memuat informasi penting seperti penulis, judul, metode yang digunakan, dan dataset yang digunakan dari masing-masing studi.

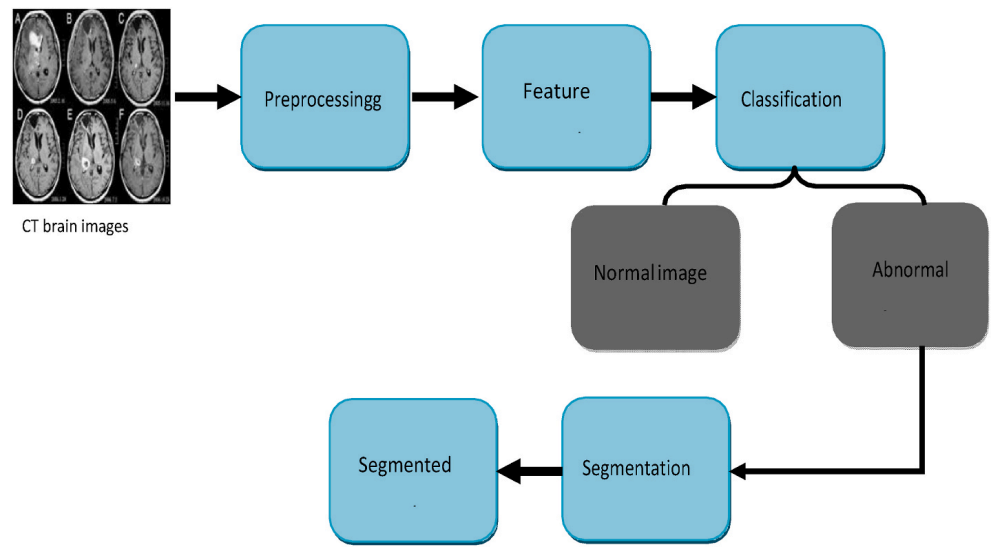
Tabel 3.1 Hasil pencarian

| Penulis | Judul | Metode | Dataset |
| --- | --- | --- | --- |
| R. Vankdothu, dkk., 2022 | Brain tumor segmentation of MR images using SVM and fuzzy classifier in  machine learning | ANFIS, SVM | MRI dengan preprocessing |
| R. K. Jaiswal, dkk., 2020 | Brain Tumor Segmentation Using Machine  Learning | KNN | MRI Dataset |
| Derdour dkk., 2025 | Brain Tumour Segmentation Using Choquet Integrals and Coalition Game | CNN Ensemble + Choquet Integrals + Coalition Game Theory | BraTS-2020 |
| Anitha dkk. (2025) | Segmentation of Brain Tumors in CT Images Using CNN and SVM | CNN vs SVM | CT scans (preprocessed) |
| Sandhiya dan Kanaga Suba Raja (2024) | Deep Learning and Optimized Learning Machine for Brain Tumor Classification | PSO-KELM (Extreme Learning Machine) | 2 MRI datasets |
| Demir dkk. (2023) | Improving Brain Tumor Classification Performance (3ACL + SVM) | SVM | BraTS 2015/2018 |
| Anjali Kapoor, Rekha Agarwal (2021) | Enhanced Brain Tumour MRI Segmentation using K-means with Machine Learning based PSO and Firefly Algorithm | K-Means, PSO, Firefly Algorithm (FA) | BraTS, 50 DICOM MR |
| Bonte, S., Goethals, I., Van Holen, R. (2018) | Machine learning based brain tumour segmentation on limited data using local texture and abnormality | Random Forests + Voxel Clustering | BraTS 2013 & 2017 |

# **HASIL DAN DISKUSI**

1. Segmentasi Tumor Otak Menggunakan Machine Learning

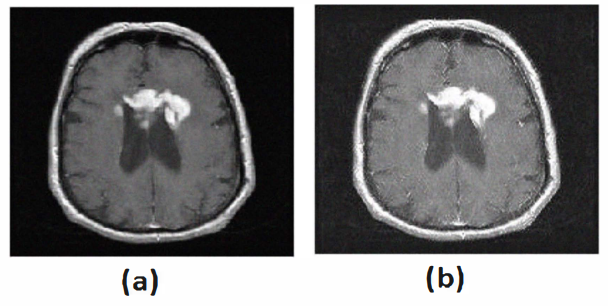
Segmentasi tumor otak merupakan salah satu langkah penting dalam diagnosis dan penanganan penyakit kanker otak, karena membantu dalam mengidentifikasi lokasi, ukuran, dan bentuk tumor secara lebih akurat. Dengan berkembangnya teknologi kecerdasan buatan, khususnya *machine learning*, proses ini kini dapat dilakukan secara otomatis dan efisien menggunakan berbagai teknik klasifikasi dan segmentasi citra medis (Lin dkk., 2021). Flowchart pada bab ini menggambarkan tahapan umum dalam sistem segmentasi tumor otak berbasis *machine learning*, mulai dari proses praproses citra, ekstraksi fitur, klasifikasi untuk mendeteksi kelainan, hingga tahap segmentasi untuk memisahkan area tumor dari jaringan otak normal seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Proses Segmentasi Tumor Otak (R. Vankdothu dkk., 2022)

1. *Preprocessing*

Sebelum dilakukan proses segmentasi, citra medis yang digunakan perlu melalui tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas visual dan memperjelas objek target, dalam hal ini tumor otak. Tahap ini sangat krusial karena citra hasil pencitraan medis seperti MRI umumnya mengandung noise, kontras yang rendah, atau ketidakteraturan pencahayaan. Melalui *preprocessing*, kualitas citra ditingkatkan sehingga struktur anatomi dan area tumor menjadi lebih jelas dan terdefinisi. Hasil dari tahap ini dapat dilihat pada Gambar 3.2, di mana terlihat perbandingan citra sebelum dan sesudah dilakukan *preprocessing*.



Gambar 3.2 *Preprocessing*: a) Gambar Awal, b) Gambar Sesudah

Metode *adaptive median filter* merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk mengatasi masalah ini, di mana filter ini menyesuaikan ukuran filternya secara adaptif berdasarkan tingkat kepadatan noise lokal. Hal ini memungkinkan untuk memisahkan noise dari detail yang relevan dalam citra medis (Zhang dkk., 2022). Filter median adalah metode yang terkenal dalam mengurangi noise, khususnya noise impulsif dalam citra yang terdistorsi. Namun, filter median standar terkadang tidak mampu membedakan antara piksel yang bersih dan yang terkontaminasi *noise*. Dalam situasi di mana citra sangat bising, filter median biasa dapat menghasilkan penggantian nilai piksel yang tidak akurat. Oleh karena itu, penggunaan adaptive median filter menjadi sangat penting, karena metode ini memungkinkan untuk mempertahankan informasi yang lebih akurat pada piksel sambil tetap mengurangi efek noise (Park dkk., 2021).

Selain *adaptive median filter*, terdapat berbagai metode lain yang digunakan dalam proses de-noising citra medis. Salah satunya adalah teknik *Block Matching* and 3D (BM3D), yang menunjukkan hasil yang signifikan dalam mengurangi noise, terutama pada citra yang terpengaruh oleh noise impulsif. Metode ini bekerja dengan cara mengelompokkan blok-blok piksel yang serupa dalam citra sehingga pengurangan noise dapat dilakukan secara lebih efektif. Dengan mengidentifikasi pola dalam *noise* dan merekonstruksi citra dari blok-blok yang dibersihkan, metode ini dapat menjaga detail penting dalam citra (Pandey dkk., 2023). Peningkatan kualitas citra juga dapat diperoleh melalui teknik histogram *equalization* dan *adaptive histogram equalization*, yang meningkatkan kontras citra dengan cara menyebarkan intensitas piksel. Secara keseluruhan, kombinasi dari berbagai metode ini dalam preprocessing citra dapat menghasilkan citra yang lebih bersih dan lebih informatif, yang pada gilirannya mendukung proses diagnosis dan analisis medis yang lebih akurat (Taşçı dkk., 2021). Dengan memanfaatkan teknik-teknik ini, penelitian dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam segmentasi dan klasifikasi citra medis.

1. *Feature Extraction*

Pendekatan ekstraksi fitur digunakan untuk mengambil fitur-fitur spesifik dari citra CT otak setelah metode pra-pemrosesan diterapkan. Dalam konteks pengenalan pola dan pengolahan citra, ekstraksi fitur berfungsi sebagai metode reduksi dimensi yang penting. Ketika data input sebuah algoritma terlalu besar untuk diproses secara langsung dan diperkirakan mengandung banyak data yang berulang, proses ini mengubah data tersebut menjadi representasi yang lebih kecil dalam bentuk sekumpulan fitur (vektor fitur) (Khan dkk., 2023). CT scan otak diperiksa sebagai bagian dari teknik ekstraksi fitur, di mana hasil ekstraksi kemudian diteruskan ke strategi inspeksi selanjutnya. Ekstraksi fitur mengacu pada proses mengubah nilai-nilai citra input menjadi sekumpulan fitur yang menggambarkan karakteristik penting dari citra tersebut, seperti ukuran, bentuk, tekstur, dan intensitas, yang relevan untuk perbedaan klasifikasi antara citra yang sehat dan yang menunjukkan adanya tumor (Ranjbarzadeh dkk., 2021).

Selain metode ekstraksi fitur yang telah ada, terdapat beberapa teknik lain yang digunakan dalam konteks citra medis, khususnya untuk tumor otak. Salah satu teknik yang sering diterapkan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan untuk menggambarkan tekstur dari citra. GLCM menghasilkan statistik mengenai hubungan antara piksel dengan intensitas berbeda di dalam citra, yang sangat berguna dalam membedakan antara jaringan normal dan jaringan tumor (Indra & Jusman, 2021). Di samping itu, *Ensemble Learning* merupakan pendekatan yang dipertimbangkan dalam ekstraksi fitur karena dapat menggabungkan beberapa model yang memberikan prediksi yang lebih akurat. Dengan menggunakan metode seperti *Support Vector Machines* (SVM) bersama teknik ensemble, algoritma dapat belajar dari fitur yang lebih beragam dan kompleks (Bhagyalaxmi & Dwarakanath, 2024). Gabungan berbagai pendekatan ini memungkinkan pengembangan sistem pengenalan dan klasifikasi yang lebih andal dalam mendeteksi tumor otak dari citra medis.

1. Pelatihan Model Machine Learning

Model machine learning modern telah mengalami perkembangan signifikan, dan di antara teknologi tersebut adalah kombinasi dari beberapa metodologi untuk memaksimalkan akurasi dalam analisis citra medis, khususnya dalam konteks deteksi tumor otak. Metode seperti *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbors* (k-NN), dan *Random Forest* sering digunakan untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi dari citra (R. Vankdothu, dkk., 2022; R. K. Jaiswal, dkk., 2020) . Namun, untuk meningkatkan performa klasifikasi, teknik yang lebih kompleks seperti *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) telah dikembangkan. ANFIS, yang menggabungkan logika *fuzzy* dengan jaringan saraf, memungkinkan model untuk mempelajari hubungan non-linear antara fitur input dan output secara lebih efektif, yang bermanfaat untuk mengolah data yang tidak pasti dan berisik (Iwendi dkk., 2021).

Kombinasi SVM dan *Convolutional Neural Network* (CNN) juga memberikan hasil yang menjanjikan, karena CNN dapat secara otomatis mengekstrak fitur relevan dari citra tanpa intervensi manual, sementara SVM dapat digunakan untuk klasifikasi berdasarkan fitur yang telah dihasilkan. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan ensemble classifier, di mana beberapa SVM dan CNN digabungkan, dapat memperbaiki hasil klasifikasi dibandingkan dengan masing-masing model individu (Batista dkk., 2022; Dey dkk., 2021). Selain itu, teknik seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang dioptimalkan dengan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) dapat meningkatkan akurasi dengan mengoptimalkan parameter model non-linear dalam pengolahan citra medis (Bhowal dkk., 2021).

1. Klasifikasi Pixel

Setelah model *machine learning* selesai dilatih menggunakan dataset berlabel, proses klasifikasi piksel dalam citra uji menjadi langkah yang sangat penting dalam aplikasi medis dan elektromedis. Tahap ini berawalan dengan ekstraksi fitur dari citra yang melibatkan analisis intensitas, tekstur, bentuk, dan statistik lainnya untuk setiap piksel. Fitur-fitur tersebut selanjutnya menjadi input bagi model terlatih, yang akan mengevaluasi dan mengklasifikasikan setiap piksel menurut jenis jaringan yang ada, misalnya tumor, edema, atau jaringan normal. Pendekatan segmentasi multi-kelas memungkinkan model untuk mengenali sub-kategori tumor seperti enhancing tumor atau tumor core (Minaee dkk., 2021).

Proses klasifikasi piksel yang dilakukan menghasilkan peta segmentasi yang jelas, membantu profesional medis dalam visualisasi dan diagnosis yang lebih baik. Hal ini secara langsung dapat mempengaruhi ketepatan diagnosis dan perencanaan pengobatan, terutama dalam kasus tumor, di mana identifikasi lokasi dan jenis tumor sangat krusial (Parker dkk., 2020). Ketepatan segmentasi ini sangat bergantung pada keakuratan fitur yang diambil dan efektivitas model yang diadopsi, termasuk kemampuan untuk mengatasi gangguan yang mungkin terjadi, seperti serangan adversarial yang mungkin mempengaruhi gambar yang diolah oleh model (Tsai dkk., 2023; , Sipola dkk., 2020).

1. *Post-processing*

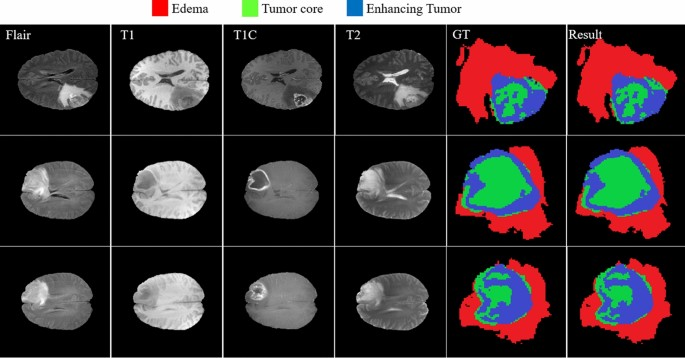
Hasil dari proses klasifikasi citra medis, terutama dalam konteks segmentasi tumor otak, sering kali masih mengandung sejumlah kesalahan minor. Hal ini dapat mencakup fenomena seperti keberadaan lubang kecil dalam area tumor, tepian yang bergerigi atau tidak rapi, serta adanya objek-objek kecil yang tidak relevan dan bukan merupakan bagian dari jaringan tumor (Minaee dkk., 2021). Untuk mengatasi tantangan tersebut, tahap pasca pemrosesan menjadi sangat krusial dalam memperbaiki kualitas hasil segmentasi.

Salah satu metode yang umum diterapkan dalam pasca pemrosesan adalah operasi morfologi, yang mencakup teknik seperti dilasi dan erosi. Dilasi berfungsi untuk memperluas area hasil segmentasi dengan menambah piksel pada tepi objek, sedangkan erosi bertujuan untuk mengecilkan area dengan mengurangi piksel dari tepi objek. Kombinasi dari kedua operasi ini, yang sering dikenal sebagai opening (erosi diikuti dilasi) dan closing (dilasi diikuti erosi), sangat efektif dalam menghilangkan *noise* kecil yang bisa mengganggu analisis serta menutup celah atau lubang pada area tumor (Ren dkk., 2023). Tindakan ini sangat penting untuk menjaga integritas dan keakuratan peta segmentasi yang dihasilkan.

Selanjutnya, tahap penghapusan objek kecil juga dilakukan untuk mengeliminasi elemen yang terdeteksi namun tidak relevan, sehingga hanya jaringan tumor yang signifikan yang dipertahankan dalam hasil akhir (Parker dkk., 2020). Metode ini bertujuan untuk mempertajam fokus analisis dan meminimalisir kemungkinan kesalahan diagnosis akibat elemen noise yang mungkin terdapat dalam citra. Sebagai langkah akhir, sering kali diterapkan *edge smoothing* atau pelunakan tepi, yang bertujuan untuk memperjelas batas luar tumor dan merapikan kontur area tumor. Teknik ini menghasilkan hasil segmentasi yang tampak lebih halus dan mendekati bentuk anatomi sebenarnya, meningkatkan kejelasan visual bagi ahli radiologi dalam interpretasi citra (Tsai dkk., 2023).

1. Hasil Segmentasi

Setelah melalui rangkaian tahapan yang komprehensif dimulai dari pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, klasifikasi, hingga pasca pemrosesan dihasilkan citra segmentasi akhir yang secara tepat menunjukkan lokasi dan bentuk bagian tumor otak. Proses tersebut merupakan langkah penting dalam analisis citra medis, terutama dalam konteks diagnosis dan perencanaan terapi bagi pasien. Hasil segmentasi yang diperoleh dapat divisualisasikan dalam berbagai bentuk, termasuk mask biner, kontur, atau *overlay* pada citra MRI asli (Minaee dkk., 2021). Visualisasi hasil segmentasi memberikan kejelasan tambahan dan mendukung pemahaman dokter serta tim medis tentang keterkaitan antara hasil segmentasi dan citra asli, memungkinkan identifikasi yang lebih baik atas tumor dan komponen-komponennya. Salah satu bentuk visualisasi yang umum digunakan adalah overlay segmentasi multi-kelas. Dalam pendekatan ini, setiap bagian dari tumor diberikan warna yang berbeda untuk membedakan komponen-komponennya, seperti enhancing tumor, tumor core, dan edema. Menggunakan skema warna yang konsisten, dokter dapat dengan cepat mengidentifikasi jenis-jenis jaringan yang berbeda yang ada dalam citra (Ren dkk., 2023).



Gambar 3.3 Hasil Segmentasi Tumor Otak Multi-kelas (Ranjbarzadeh., 2021)

Sebagai contoh, Gambar 3.3 memperlihatkan hasil segmentasi multi-kelas pada citra MRI otak pasien dengan glioma. Pada gambar tersebut, warna merah menunjukkan area edema (pembengkakan jaringan di sekitar tumor), warna hijau menunjukkan tumor core (inti tumor), dan warna biru menunjukkan enhancing tumor (bagian tumor aktif yang menyerap agen kontras). Visualisasi ini bukan merupakan hasil dari tahap pra-pemrosesan, melainkan hasil dari proses segmentasi lanjutan yang dilakukan dengan pendekatan klasifikasi multi-kelas. Citra tersebut menggambarkan keberhasilan sistem segmentasi dalam memisahkan berbagai struktur penting pada tumor, yang sangat berguna dalam mendukung diagnosis serta perencanaan terapi atau tindakan medis lanjutan.

1. Metrik Evaluasi

Pada beberapa studi menggunakan Dice Similarity Coefficient (DSC) untuk mengukur kesesuaian antara hasil segmentasi dan ground truth. Beberapa studi juga menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan AUC ROC (Sandhiya dan Kanaga Suba Raja, 2024), atau menyajikan hasil visual tanpa evaluasi numerik penuh (R. K. Jaiswal dkk., 2020).

Tabel 3.2 Evaluasi kinerja metode segmentasi tumor otak berdasarkan akurasi

| Penulis | Judul | Metode | Hasil |
| --- | --- | --- | --- |
| R. Vankdothu, dkk. (2022) | Brain tumor segmentation of MR images using SVM and fuzzy classifier in  machine learning | SVM + ANFIS + FCM + SSO-GA | Akurasi: 99.24% |
| R. K. Jaiswal, dkk. (2020) | Brain Tumor Segmentation Using Machine  Learning | KNN | - |
| Derdour dkk. (2025) | Brain Tumour Segmentation Using Choquet Integrals and Coalition Game | CNN Ensemble + Choquet Integrals + Coalition Game Theory | Dice Scores: 0.896 (whole), 0.851 (core), 0.792 (enhancing) |
| Anitha dkk. (2025) | Segmentation of Brain Tumors in CT Images Using CNN and SVM | CNN vs SVM | - |
| Sandhiya dan Kanaga Suba Raja (2024) | Deep Learning and Optimized Learning Machine for Brain Tumor Classification | PSO-KELM (Extreme Learning Machine) | Akurasi: >97.9% |
| Demir dkk. (2023) | Improving Brain Tumor Classification Performance (3ACL + SVM) | SVM | Akurasi > 99% |
| Anjali Kapoor, Rekha Agarwal (2021) | Enhanced Brain Tumour MRI Segmentation using K-means with Machine Learning based PSO and Firefly Algorithm | K-Means + PSO + FA | Akurasi: 97%, Precision: 98%, Recall: 0.95, F1: 0.96 |
| Bonte, S., Goethals, I., Van Holen, R. (2018) | Machine learning based brain tumour segmentation on limited data using local texture and abnormality | Random Forest + Voxel Clustering | Dice Score: 83.3% (core), 85.8% (whole) |

# Pada Tabel 3.2 terdapat berbagai penelitian mengenai segmentasi tumor otak menggunakan machine learning, metode yang digunakan berperan besar dalam menentukan hasil akurasi yang diperoleh. Pada penelitian R. Vankdothu dkk. (2022), penggunaan kombinasi *Support Vector Machine* (SVM), *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS), *Fuzzy C-Means* (FCM), dan *Shuffled Simulated Annealing Genetic Algorithm* (SSO-GA) menunjukkan hasil yang sangat mengesankan dengan akurasi mencapai 99.24%. Hal ini menunjukkan bahwa metode yang sangat canggih dan terintegrasi ini mampu mengatasi kompleksitas data citra medis. SVM yang dikenal untuk klasifikasi non-linear, dipadukan dengan ANFIS yang memungkinkan pengolahan data fuzzy, serta FCM yang menambah ketangguhan dalam mengelola ketidakpastian, menjadi kekuatan utama dalam menghasilkan akurasi tinggi. Penambahan SSO-GA untuk optimasi parameter lebih lanjut memperkuat efektivitas model dalam menangani data yang bervariasi dan kompleks.

Sebaliknya, dalam penelitian R. K. Jaiswal dkk. (2020), yang menggunakan *K-Nearest Neighbors* (KNN), meskipun metode ini merupakan teknik yang sederhana dan cukup populer dalam berbagai aplikasi klasifikasi, tidak ada informasi lebih lanjut tentang akurasi yang dicapai. Hal ini bisa jadi menunjukkan bahwa KNN, meskipun efektif dalam situasi dengan data yang relatif sederhana, mungkin menghadapi kesulitan pada dataset yang lebih besar atau lebih kompleks seperti citra medis, di mana kehadiran noise atau fitur yang beragam dapat menurunkan efektivitas metode ini. KNN bekerja dengan prinsip kedekatan antar data, namun pada citra medis yang memiliki banyak varian dan detail halus, teknik ini mungkin kurang sensitif terhadap pola yang lebih kompleks.

Penelitian Derdour dkk. (2025) mengadopsi pendekatan yang lebih inovatif dengan memanfaatkan *Convolutional Neural Networks* (CNN) yang digabungkan dengan *Choquet Integrals* dan *Coalition Game Theory*. Pendekatan ini menghasilkan Dice Scores yang signifikan: 0.896 untuk keseluruhan tumor, 0.851 untuk inti tumor, dan 0.792 untuk tumor yang memperbesar. Pendekatan ini memperlihatkan kemampuan CNN dalam menangkap pola spasial yang rumit dalam citra medis. Penambahan Choquet Integrals memungkinkan model untuk mengintegrasikan interaksi antar fitur dengan lebih baik, sementara teori Coalition Game memperkenalkan pemikiran kolaboratif dalam pengambilan keputusan, yang semakin meningkatkan hasil segmentasi. Meskipun ada penurunan dalam skor untuk tumor yang memperbesar, hasil ini masih menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam berbagai tipe tumor.

Sementara itu, Anitha dkk. (2025) membandingkan penggunaan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan *Support Vector Machine* (SVM) dalam segmentasi tumor otak pada citra CT. Meskipun tidak dijelaskan secara rinci mengenai hasil akurasi yang diperoleh, perbandingan ini sangat relevan. CNN dikenal sangat baik dalam mendeteksi pola spasial yang lebih kompleks pada citra medis, sementara SVM, meskipun sangat kuat untuk masalah klasifikasi linier atau dengan data yang lebih terstruktur, cenderung kurang sensitif terhadap kompleksitas spasial pada data citra medis seperti CT scan. Oleh karena itu, dapat diasumsikan bahwa CNN mungkin lebih unggul dalam hal akurasi pada tugas segmentasi ini, terutama dalam menangani berbagai variasi dalam citra.

Penelitian yang dilakukan oleh Sandhiya dan Kanaga Suba Raja (2024) menggunakan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang dipadukan dengan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) untuk klasifikasi tumor otak, berhasil mencapai akurasi lebih dari 97.9%. PSO, sebagai teknik optimasi yang bertujuan menemukan solusi terbaik dalam ruang parameter yang besar, memberikan kontribusi besar dalam meningkatkan kinerja KELM. KELM sendiri merupakan metode yang efektif dalam menghadapi masalah klasifikasi dengan jumlah data pelatihan yang terbatas. Kombinasi PSO dan KELM terbukti efektif dalam meningkatkan keakuratan segmentasi, menunjukkan bahwa pengoptimalan parameter memainkan peran penting dalam meningkatkan performa model, terutama pada data dengan variasi yang kompleks.

Di sisi lain, Anjali Kapoor dan Rekha Agarwal (2021) mengembangkan pendekatan yang menggabungkan *K-Means Clustering* dengan optimasi berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Firefly Algorithm* (FA). Dalam penelitian ini, mereka berhasil mencapai akurasi sebesar 97%, precision 98%, recall 95%, dan F1-score 96%. Penggunaan K-Means yang relatif sederhana dalam klasterisasi data, dipadukan dengan algoritma optimasi PSO dan FA, memungkinkan model untuk menghindari terjebak pada solusi lokal yang buruk dan mengoptimalkan hasil segmentasi dengan lebih baik. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun K-Means adalah metode yang sederhana, optimasi yang tepat dapat meningkatkan presisi dan recall, yang sangat penting dalam aplikasi medis.

Terakhir, penelitian oleh Bonte, S., Goethals, I., dan Van Holen, R. (2018) menggunakan *Random Forest* dan *Voxel Clustering* untuk segmentasi tumor otak. Dengan Dice Scores yang tercatat 83.3% untuk inti tumor dan 85.8% untuk tumor keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa meskipun performa model ini sedikit lebih rendah dibandingkan dengan teknik lain, penggunaan *Random Forest* yang mengandalkan pengambilan keputusan dari banyak pohon klasifikasi, bersama dengan teknik *Voxel Clustering* untuk pengelompokan voxel, terbukti mampu memberikan hasil yang solid meskipun dengan data yang terbatas. Ini menyoroti pentingnya penggunaan teknik ensemble dalam mengatasi ketidakpastian yang terkait dengan data medis yang terbatas.

# **KESIMPULAN**

Segmentasi tumor otak pada citra MRI multimodal menggunakan metode *machine learning* tradisional telah terbukti efektif dalam memberikan hasil yang efisien dan reprodusibel, meskipun tantangan seperti *noise* dan variasi bentuk serta ukuran tumor masih ada. Berbagai metode, seperti *Support Vector Machine* (SVM), *k-Nearest Neighbors* (KNN), *Random Forest*, dan *K-Means*, telah diterapkan dengan hasil yang bervariasi, menunjukkan pentingnya pemilihan metode yang tepat sesuai dengan kompleksitas dataset. Penggunaan algoritma optimasi, seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan *Firefly Algorithm* (FA), dapat meningkatkan akurasi segmentasi dengan memperbaiki performa model.

Sejumlah studi menunjukkan bahwa kombinasi metode tradisional dengan pendekatan optimasi mampu menghasilkan performa yang kompetitif. Sebagai contoh, metode SVM yang dikombinasikan dengan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) mencapai akurasi sebesar 99,24%. Sementara itu, metode K-Means yang dioptimalkan menggunakan PSO dan FA mencatatkan akurasi hingga 97%, dengan nilai precision sebesar 98%, recall 95%, dan F1-score 96%. Penggunaan metrik evaluasi seperti *Dice Similarity Coefficient* (DSC), precision, recall, dan F1-score memungkinkan proses penilaian hasil segmentasi dilakukan secara lebih menyeluruh dan objektif.

Pendekatan *machine learning* tradisional telah menunjukkan kinerja yang baik dalam segmentasi citra medis. Namun, metode *deep learning*, seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN), diperkirakan mampu memberikan peningkatan yang lebih signifikan, khususnya dalam mengolah citra medis dengan tingkat kompleksitas yang tinggi. Penggunaan metrik evaluasi yang lebih komprehensif, seperti *Dice Similarity Coefficient* (DSC), presisi, *recall*, dan *Area Under the Curve Receiver Operating Characteristic* (AUC-ROC), juga sangat disarankan guna memastikan hasil segmentasi dapat dinilai secara menyeluruh serta mempermudah perbandingan antarmetode. Di samping itu, kajian lebih lanjut mengenai algoritma optimasi dan pengembangan pendekatan hibrida yang mengintegrasikan keunggulan teknik tradisional dan *deep learning* diharapkan dapat meningkatkan efektivitas segmentasi tumor otak, sehingga lebih efisien dan andal dalam penerapannya di bidang medis.

**REFERENSI**

Anitha, C., V, S. R., R, R., Angeline Preethi, S. A., CL, A., & Bobby, J. S. (2025). Segmentation of Brain Tumors in CT Images: A Comparative Analysis Using Convolutional Neural Network (CNN) Techniques and Support Vector Machine (SVM). *2025 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI)*, 1–6. https://doi.org/10.1109/ESCI63694.2025.10987983

Batista, T., Bedregal, B., & Moraes, R. (2022). Constructing multi-layer classifier ensembles using the Choquet integral based on overlap and quasi-overlap functions. Neurocomputing, 500, 413–421. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.05.080

Bhowal, P., Sen, S., Yoon, J. H., Geem, Z. W., & Sarkar, R. (2021). Choquet Integral and Coalition Game-Based Ensemble of Deep Learning Models for COVID-19 Screening from Chest X-Ray Images. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 25(12), 4328–4339. https://doi.org/10.1109/JBHI.2021.3111415

Bonte, S., Goethals, I., & Van Holen, R. (2018). Machine learning based brain tumour segmentation on limited data using local texture and abnormality. Computers in Biology and Medicine, 98, 39–47. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2018.05.005

Demir, F., Akbulut, Y., Taşcı, B., & Demir, K. (2023). Improving brain tumor classification performance with an effective approach based on new deep learning model named 3ACL from 3D MRI data. *Biomedical Signal Processing and Control*, *81*. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104424

Derdour, M., El, M., Yahiaoui, B., Kahil, M. S., Gasmi, M., & Ghanem, M. C. (2020). *Brain Tumour Segmentation Using Choquet Integrals and Coalition Game*. https://ssrn.com/abstract=5247407

Dey, S., Bhattacharya, R., Malakar, S., Mirjalili, S., & Sarkar, R. (2021). Choquet fuzzy integral-based classifier ensemble technique for COVID-19 detection. Computers in Biology and Medicine, 135. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104585

Ilawanda, Z. M., & Atsani, G. F. (2021). Gambaran radiologis pada bidang neurologis tumor otak. Jurnal Syntax Fusion, 1(12), Desember. https://fusion.rifainstitute.com

Indra, Z., & Jusman, Y. (2021). Performance of GLCM Algorithm for Extracting Features to Differentiate Normal and Abnormal Brain Images. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 1082(1), 012011. https://doi.org/10.1088/1757-899x/1082/1/012011

Iwendi, C., Mahboob, K., Khalid, Z., Javed, A. R., Rizwan, M., & Ghosh, U. (2022). Classification of COVID-19 individuals using adaptive neuro-fuzzy inference system. Multimedia Systems, 28(4), 1223–1237. https://doi.org/10.1007/s00530-021-00774-w

Leung, D., Han, X., Mikkelsen, T., & Nabors, L. B. (2014). Role of MRI in primary brain tumor evaluation. JNCCN—Journal of the National Comprehensive Cancer Network, 12(11)

Kapoor, A., & Agarwal, R. (2021). Enhanced brain tumour mri segmentation using k-means with machine learning based pso and firefly algorithm. EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology, 7(26). https://doi.org/10.4108/eai.3-2-2021.168600

Khan, F., Ayoub, S., Gulzar, Y., Majid, M., Reegu, F. A., Mir, M. S., Soomro, A. B., & Elwasila, O. (2023). MRI-Based Effective Ensemble Frameworks for Predicting Human Brain Tumor. Journal of Imaging, 9(8). https://doi.org/10.3390/jimaging9080163

Kuntiyellannagari, B., Dwarakanath, B., & Reddy, P. V. P. (2024). Hybrid model for brain tumor detection using convolution neural networks. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 33(3), 1775–1781. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v33.i3.pp1775-1781

Lin, C. W., Hong, Y., & Liu, J. (2021). Aggregation-and-Attention Network for brain tumor segmentation. BMC Medical Imaging, 21(1). https://doi.org/10.1186/s12880-021-00639-8

Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2020). Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. http://arxiv.org/abs/2001.05566

Pandey, A. K., Singh, S. P., & Chakraborty, C. (2023). Retinal image preprocessing techniques: Acquisition and cleaning perspective. Internet Technology Letters. https://doi.org/10.1002/itl2.437

Park, C. R., Kang, S. H., & Lee, Y. J. (2021). Feasibility of total variation noise reduction algorithm according to various mr-based pet images in a simultaneous pet/mr system: A phantom study. Diagnostics, 11(2). https://doi.org/10.3390/diagnostics11020319

Parker, F., Brodsky, M. B., Akst, L. M., & Ali, H. (2021). Machine Learning in Laryngoscopy Analysis: A Proof of Concept Observational Study for the Identification of Post-Extubation Ulcerations and Granulomas. Annals of Otology, Rhinology and Laryngology, 130(3), 286–291. https://doi.org/10.1177/0003489420950364

Pinto, A., Alves, V., & Silva, C. A. (2016). Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images. IEEE Transactions on Medical Imaging, 35(5), 1240–1251.

Ranjbarzadeh, R., Bagherian Kasgari, A., Jafarzadeh Ghoushchi, S., Anari, S., Naseri, M., & Bendechache, M. (2021). Brain tumor segmentation based on deep learning and an attention mechanism using MRI multi-modalities brain images. Scientific Reports, 11(1). https://doi.org/10.1038/s41598-021-90428-8

Ren, K., Zou, K., Liu, X., Chen, Y., Yuan, X., Shen, X., Wang, M., & Fu, H. (2023). Uncertainty-informed Mutual Learning for Joint Medical Image Classification and Segmentation. <http://arxiv.org/abs/2303.10049>

Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). *U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation* (arXiv:1505.04597). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597

Sandhiya, B., & Kanaga Suba Raja, S. (2024). Deep Learning and Optimized Learning Machine for Brain Tumor Classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, *89*. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105778

Sipola, T., Puuska, S., & Kokkonen, T. (2020). Model Fooling Attacks Against Medical Imaging: A Short Survey. Information & Security: An International Journal, 46(2), 215–224. https://doi.org/10.11610/isij.4615

Somasundaram, S., & Gobinath, R. (2019). Current trends on deep learning models for brain tumor segmentation and detection – A review. Proceedings of the International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing: Trends, Perspectives and Prospects, 217–221.

Suta, I. B. L. M., Hartati, R. S., & Divayana, Y. (2019). Diagnosa tumor otak berdasarkan citra MRI (Magnetic Resonance Imaging). Majalah Ilmiah Teknologi Elektro, 18(2), Mei–Agustus. https://doi.org/10.24843/MITE.2019.v18i02.P01

Tasci, E., Uluturk, C., & Ugur, A. (2021). A voting-based ensemble deep learning method focusing on image augmentation and preprocessing variations for tuberculosis detection. Neural Computing and Applications, 33(22), 15541–15555. https://doi.org/10.1007/s00521-021-06177-2

Thapa, S., More, M., Kumar Jaiswal, R., Yadav, A. K., & Amit, A. (2023). Brain Tumor Segmentation Using Machine Learning. 83, 4284–4287. https://www.researchgate.net/publication/372316942

Tsai, M. J., Lin, P. Y., & Lee, M. E. (2023). Adversarial Attacks on Medical Image Classification. Cancers, 15(17). https://doi.org/10.3390/cancers15174228

Vankdothu, R., & Hameed, M. A. (2022). Brain tumor segmentation of MR images using SVM and fuzzy classifier in machine learning. *Measurement: Sensors*, *24*. https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100440

Yu, Y., Wang, C., Fu, Q., Kou, R., Huang, F., Yang, B., Yang, T., & Gao, M. (2023). Techniques and challenges of image segmentation: A review. Electronics, 12(5), 1199. https://doi.org/10.3390/electronics12051199

Zhang, T., Xia, Y., & Feng, D. D. (2012). A deformable cosegmentation algorithm for brain MR images. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 3215–3218). IEEE.

Zhang, Y., Liu, T., Yang, F., & Yang, Q. (2022). A Study of Adaptive Fractional-Order Total Variational Medical Image Denoising. Fractal and Fractional, 6(9). https://doi.org/10.3390/fractalfract6090508