

# Klasifikasi Tumor Otak Pada Citra Dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM

1<sup>st</sup> Sania Nadlirotullubba  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[sania.nadlirotullubba@mail.ugm.ac.id](mailto:sania.nadlirotullubba@mail.ugm.ac.id)

2<sup>nd</sup> Fayza Nizma Safaya Harda  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[fayza.niz2004@mail.ugm.ac.id](mailto:fayza.niz2004@mail.ugm.ac.id)

3<sup>rd</sup> Jovince Claudia Amarissa  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[jovince.claudia.amarissa@mail.ugm.ac.id](mailto:jovince.claudia.amarissa@mail.ugm.ac.id)

4<sup>th</sup> Maeve Zahwa Adriana Crown Zaki  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[maeve.zahwa.adriana.crown.zaki@mail.ugm.ac.id](mailto:maeve.zahwa.adriana.crown.zaki@mail.ugm.ac.id)

5<sup>th</sup> Vincent Yeozeziel  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[vincent.yeozeziel@mail.ugm.ac.id](mailto:vincent.yeozeziel@mail.ugm.ac.id)

6<sup>th</sup> Dicky Setiawan  
Departemen Ilmu Komputer dan  
Elektronika

Universitas Gadjah Mada  
Yogyakarta, Indonesia

[dickysetiawan@mail.ugm.ac.id](mailto:dickysetiawan@mail.ugm.ac.id)

**Abstract**—Tumor otak merupakan penyakit yang disebabkan oleh tumbuhnya jaringan abnormal di otak. Tumor otak juga termasuk penyakit yang mematikan dan menyerang siapapun. Untuk mendeteksi tumor otak, bisa dilakukan pemeriksaan menggunakan Magnetic Resonance Imaging (MRI) dengan melakukan pengolahan pada data citra yang dihasilkan oleh alat tersebut. Pada proyek akhir ini, penulis mencoba juga untuk melakukan pendeteksian terhadap citra-citra yang ada pada dataset pada kaggle untuk kemudian dideteksi apakah terdapat tumor atau sesuatu yang anomali pada citra yang di dapat. Pada proyek ini, akan dilakukan penelitian menggunakan metode Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) sebagai feature extraction pada citra yang dilanjutkan dengan model klasifikasi Random Forest.

**Keywords**—brain tumor, feature extraction, data citra, data image

## I. PENDAHULUAN

Tumor otak sampai sekarang masih menjadi momok menakutkan bagi masyarakat. Pasalnya, meskipun kemungkinan seseorang menderita tumor otak kurang dari satu persen, tumor jenis ini dapat muncul pada siapa saja tanpa mengenal jenis kelamin, ras, maupun usia. Pada tahun 2020 diperkirakan ada sekitar 308,102 orang di seluruh penjuru dunia yang baru terdiagnosa memiliki tumor otak. Meskipun jumlahnya sedikit dibandingkan populasi masyarakat seluruh penjuru dunia, fakta lain yang menunjukkan bahwasanya ada sekitar 251,329 orang yang meninggal karena penyakit ini pada tahun 2020 tentunya menunjukkan bahwasanya ketakutan masyarakat akan penyakit ini tidak dapat dianggap berlebihan[1]. Meskipun demikian, tingkat keberlangsungan hidup pada penderita penyakit ini juga cukup tinggi, dengan rerata 30% penderita berhasil bertahan selama 10 tahun lamanya [1]. Salah satu faktor yang menyebabkan penderita dapat bertahan hidup ialah karena mereka mendapatkan tindakan dan pertolongan medis secepat mungkin ketika tumor masih terdeteksi di stadium awal.

Deteksi pada tumor biasa dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya ialah dengan menggunakan teknologi *Magnetic Resonance Image* alias MRI. Teknologi MRI

memungkinkan mesin X-Ray untuk menangkap gelombang radio yang dipantulkan dan mengubah hasilnya menjadi gambar struktur dari organ-organ yang berada di dalam tubuh [2]. Penggunaan teknologi MRI ini memungkinkan abnormalitas dalam jaringan dan organ dalam tubuh dapat terdeteksi secara jelas, tidak hanya lokasinya melainkan juga bentuknya. Meskipun demikian, hingga saat ini, kebanyakan proses deteksi abnormalitas seperti tumor dalam otak masih dilakukan secara manual dengan cara pembacaan hasil MRI oleh dokter dan radiologis. Hal ini tentunya menyebabkan adanya kemungkinan ketidakakuratan hasil yang disebabkan adanya kesalahan yang dapat dilakukan oleh dokter/radiologis dalam membaca hasil MRI yang disebabkan karena struktur organ yang kompleks—terutama dalam kasus tumor otak, sehingga menyulitkan para dokter yang hanya bergantung pada penglihatan mata untuk mengenali abnormalitas seperti tumor pada otak [3]. Oleh karena itu, kami memutuskan untuk membuat sebuah sistem deteksi yang dapat mengenali tumor pada otak berdasar gambar hasil tes MRI dengan bantuan algoritma *machine learning*.

Sistem deteksi tumor otak ini kami buat dengan menggunakan dataset dari Kaggle berupa data gambar hasil MRI sebagai data uji dan data latih [4]. Data gambar tersebut kemudian kami ekstraksi fiturnya menggunakan GLCM, kemudian kami modelkan dengan menggunakan beberapa algoritma klasifikasi seperti SVM, Decision Tree, KNN, Naive Bayes, dan Random Forest sehingga nantinya akan didapatkan hasil deteksi yang sesuai.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Tumor Otak

Secara umum, penyakit tumor otak adalah pertumbuhan sel otak yang abnormal di dalam atau di sekitar otak secara tidak wajar dan tidak terkendali [5]. Sehingga dapat dianggap bahwa tumor otak dapat menimbulkan tekanan pada struktur otak dan mengganggu fungsi normalnya. Lebih dari 150 jenis tumor otak yang berbeda sudah didokumentasikan, namun ada dua kelompok utama tumor otak yaitu primer dan metastasis [6]. Tumor otak primer ini merupakan tumor yang dapat terjadi pada otak sendiri dan maksud dari metastasis adalah apabila tumor ini dari kanker

yang berasal dari bagian tubuh lain atau biasa disebut dengan tumor otak sekunder. Pertumbuhan tumor otak inilah yang dapat menyebabkan peningkatan tekanan dan mengganggu fungsi normal otak, seperti pengaturan motorik, persepsi sensorik, kognisi, dan fungsi mental.

Faktor yang turut menjadi pemicu terbentuknya tumor seperti yang disebutkan dalam paper [6] biasanya berasal dari aspek genetik yang mana terdapat gen yang tidak normal sebagai pengendali perkembangan sel otak. Kelainan ini bisa diakibatkan secara langsung menimpa gen ataupun terdapatnya hambatan pada kromosom yang bisa mengubah peranan dari gen itu sendiri. Sebagian riset juga menampilkan jika paparan radiasi serta bahan kimia pula bisa mengakibatkan munculnya tumor. Nyeri kepala pada tumor otak biasanya muncul dengan tanda-tanda dan gejala neurologis seperti kejang, mual/muntah, perubahan kepribadian, papilledema, penglihatan kabur, dan defisit neurologis fokal lainnya. Perubahan karakter nyeri kepala, gejala nyeri kepala baru, atau gejala memberatnya intensitas maupun frekuensi nyeri kepala harus dipikirkan kemungkinan adanya penyebab tumor otak [7].

Penanganan tumor otak dapat melibatkan berbagai pendekatan, tergantung pada jenis, ukuran, lokasi, dan tingkat keganasan tumor. Beberapa upaya penanganan yang biasanya dilakukan untuk tumor otak antara lain:

1. Bedah: Pembedahan merupakan pendekatan yang umum untuk mengangkat tumor otak. Tujuan utama adalah menghilangkan sebanyak mungkin tumor dengan mempertahankan fungsi otak yang normal sebanyak mungkin. Pembedahan dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai teknik, termasuk microneurosurgery dan teknik navigasi berbantuan komputer.
2. Radioterapi: Radioterapi melibatkan penggunaan sinar radiasi tinggi untuk menghancurkan sel-sel tumor atau menghentikan pertumbuhannya. Ini bisa menjadi pilihan perawatan utama atau digunakan setelah pembedahan untuk menghancurkan sisa-sisa tumor yang mungkin tersisa.
3. Kemoterapi: Kemoterapi melibatkan penggunaan obat-obatan yang dimasukkan ke dalam tubuh untuk membunuh sel-sel tumor atau menghentikan pertumbuhannya. Kemoterapi dapat digunakan secara mandiri atau dikombinasikan dengan pembedahan dan radioterapi.
4. Terapi Targeted: Terapi targeted menggunakan obat-obatan yang dirancang untuk menargetkan perubahan genetik atau protein spesifik yang terkait dengan pertumbuhan tumor. Pendekatan ini dapat membantu menghentikan pertumbuhan dan penyebaran tumor otak dengan lebih selektif.
5. Terapi Radiasi Stereotaktik: Terapi radiasi stereotaktik adalah teknik radioterapi yang mengirimkan dosis radiasi yang tinggi secara akurat pada area tumor dengan sedikit kerusakan pada jaringan sehat di sekitarnya. Ini dapat digunakan untuk tumor otak yang sulit dijangkau oleh operasi atau tumor kecil yang sulit diakses.

## B. GLCM

GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*) adalah metode yang digunakan dalam analisis citra untuk

mengeksktraksi fitur tekstur. GLCM menggambarkan hubungan spasial antara nilai keabuan (gray-level) dari piksel-piksel dalam citra [8]. Ini adalah metode yang umum digunakan dalam analisis citra dan dapat membantu dalam penentuan fitur tekstur dalam citra, seperti kekasaran, homogenitas, atau arah tekstur. Beberapa fitur yang biasanya diekstraksi adalah kontras, homogenitas, energi, dan korelasi.

1. Kontras: Kontras merupakan frekuensi spasial dari citra dan perbedaan moment GLCM yang dihasilkan. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan tinggi dan rendahnya suatu pixel. Kontras bernilai 0 jika nilai ketetanggaan pixel sama.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 p_{ij}$$

2. Homogenitas: Homogenitas disebut juga dengan Inverse Difference Moment. Homogenitas digunakan untuk mengukur tingkat homogenitas citra. Nilai ini digunakan dikarenakan sangat sensitif terhadap nilai disekitar diagonal utama. Jika nilai yang dihasilkan oleh pixel sama atau seragam maka akan bernilai tinggi. Kebalikan dari Contrast, bernilai besar jika pada saat energi bernilai tetap mempunyai nilai pixel yang sama.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|}$$

3. Energi: Energi digunakan dalam mengukur keseragaman tekstur, energi akan bernilai tinggi ketika nilai pixel mirip satu sama lain sebaliknya akan bernilai kecil menandakan nilai dari GLCM normalisasi adalah heterogen. Nilai maksimum energi adalah 1 artinya distribusi pixel dalam kondisi konstan atau bentuknya yang berperiodik (tidak acak).

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$$

Dimana:

i = baris

j = kolom

$\Sigma$  = jumlah

$p(i,j)$  = menyatakan nilai yang dimiliki pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

Semakin homogen suatu citra, maka nilai energi-nya juga akan semakin besar.

4. Korelasi: Korelasi digunakan untuk mengukur linearitas (the joint probability) dari sejumlah pasangan pixel.

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i - m_r)(j - m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$$

Dimana :

$\sigma_r \neq 0; \sigma_c \neq 0$

$P(i,j)$  adalah baris elemen ke- $i$ , kolom ke- $j$  dari matriks kookurensi yang sudah dinormalisasi.

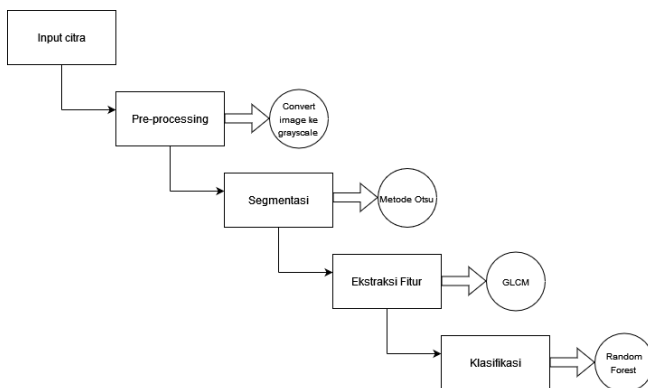
$mr$  = nilai rata-rata baris yang dinormalisasi.

$mc$  = nilai rata-rata kolom.

$\sigma_r$  dan  $\sigma_c$  = standar deviasi dihitung berdasarkan baris dan kolom secara berurutan.

### III. METODOLOGI

Pada projek ini, akan dilakukan analisis terhadap citra yang kemudian akan diklasifikasikan apakah pada citra dideteksi adanya anomali (dalam kasus ini tumor) pada otak atau tidak.



**Gambar 1.** Diagram alir metode yang penulis gunakan

Pada gambar diagram alir di atas, sudah ditunjukkan proses yang dilakukan penulis pada penelitian kali ini. Selanjutnya akan dijelaskan metode-metode yang digunakan dalam penelitian ini lebih dalam

#### A. Dataset

Pada penelitian kali ini, digunakan dataset yang diperoleh dari platform <https://www.kaggle.com/>. Dataset ini bernama “Brain MRI Images for Brain Tumor Detection” [4]. Pada dataset ini, terdapat 2 kelas yang nantinya akan dibagi menjadi data tes dan uji untuk masing-masing kelasnya. Kedua kelas yang dimaksud adalah “no” dan “yes”. Dataset nantinya akan digunakan oleh penulis untuk memprediksi hasil dari sebuah input citra MRI dimana outputnya adalah nama kelas yang ada yaitu “yes” atau “no”.

#### B. Pre-processing

Tahap pre-processing selalu berguna untuk membantu mempersiapkan data citra agar sesuai dengan kebutuhan algoritma pengolahan citra yang akan dilakukan setelahnya. Pada tahap ini, digunakan proses pre-processing mengubah citra menjadi grayscale.

Citra grayscale ini hanya memiliki satu saluran warna (grayscale) daripada tiga saluran warna (merah, hijau, dan biru) pada citra berwarna yang sering ditemui. Pengubahan citra menjadi skala grey ini dilakukan untuk mengurangi kompleksitas dan dimensi data sehingga proses analisis dan fitur ekstraksi yang akan dilakukan nantinya menjadi lebih mudah. Setelah dilakukan tahap pre-processing ini,

selanjutnya akan dilakukan proses segmentasi yang akan dijelaskan pada bagian selanjutnya.

#### C. Segmentasi

Segmentasi pada citra berguna untuk memisahkan foreground (objek yang diteliti) dengan background nya [9]. Metode segmentasi yang digunakan pada penelitian ini adalah Metode Otsu. Metode Otsu digunakan untuk menentukan nilai threshold secara otomatis pada proses segmentasi. Nilai threshold ini nantinya akan digunakan untuk membagi citra grayscale menjadi dua bagian yaitu piksel yang nilainya > threshold dan piksel yang nilainya < threshold.

$$\begin{cases} \sigma^2 = P_{nw} \cdot (M_{nw} - M)^2 + P_w \cdot (M_w - M)^2 \\ M = P_{nw} \cdot M_{nw} + P_w \cdot M_w \\ P_{nw} + P_w = 1 \end{cases}$$

$$t^* = \underset{0 \leq t \leq b}{\operatorname{ArgMax}} \left\{ P_{nw} \cdot (M_{nw} - M)^2 + P_w \cdot (M_w - M)^2 \right\}$$

Dimana:

$\sigma^2$  : varian di dalam kelas water maupun non-water  
 $P_{nw}$  : probabilitas nilai pixel untuk masuk kelas non-water  
 $P_w$  : probabilitas nilai pixel untuk masuk kelas water  
 $M_{nw}$  : rata-rata nilai pixel kelas non-water  
 $M_w$  : rata-rata nilai pixel kelas water  
 $M$  : rata-rata nilai pixel citra NDWI  
 $t^*$  : nilai threshold

**Gambar 2.** Rumus metode otsu

Gambar 2 di atas adalah rumus dari metode otsu. Proses yang terjadi pada  $t^*$  sebenarnya adalah proses iteratif dimana dilakukan pengujian nilai-nilai untuk didapatkan nilai terbaik yang kemudian dijadikan nilai thresholdnya. Parameter dari nilai terbaik ini diukur dari nilai variasinya [10]. Namun, penulis mengimplementasikannya dengan menggunakan library dan fungsi yang sudah ada yaitu “threshold\_otsu” untuk memudahkan dalam pengimplementasian kode.

#### D. Ekstraksi Fitur

Pada tahap ekstraksi fitur, penulis menggunakan metode yang bernama Gray-Level Co-occurrence Matrix atau yang disebut GLCM. GLCM digunakan dengan tujuan untuk menggambarkan karakteristik tekstual dari citra. GLCM sendiri nantinya akan menghasilkan matriks yang merepresentasikan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan jarak dan sudut yang ditentukan. Dengan menggunakan GLCM, ekstraksi fitur dapat membantu mewakili informasi tekstural dalam citra yang tidak dapat diwakili hanya dengan analisis intensitas piksel tunggal. Fitur-fitur yang ada pada GLCM nantinya akan memberikan informasi lebih tentang sifat tekstur citra yang bisa digunakan untuk meningkatkan kemampuan analisis dan pengenalan pola pada citra input.

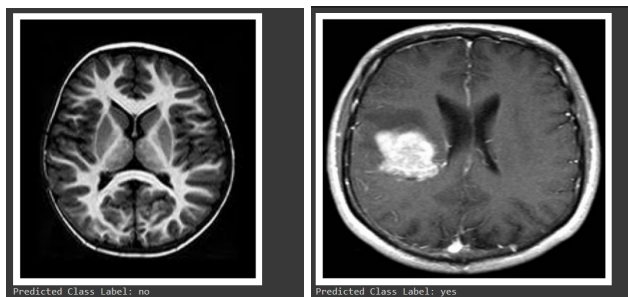
Pada tahap dengan menggunakan metode GLCM ini, langkah pertama adalah menentukan jarak (yang dilambangkan dengan distance) dan sudut (yang dilambangkan dengan angle) antar pasang piksel. Pada penelitian ini, diambil jarak sebesar 1 dan sudut pada range 0 hingga  $3 \cdot \pi / 4$ . Setelahnya baru dilakukan perhitungan matriks co-occurrence nya. Perhitungannya sendiri dilakukan untuk menghasilkan matriks GLCM yang menggambarkan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan jarak dan sudut yang telah ditentukan tadi.

Setelahnya akan dilakukan berbagai fitur ekstraksi dari GLCM. Beberapa fitur yang diekstraksi adalah kontras, disimilaritas, homogenitas, energi, korelasi, dan ASM. Dengan menggunakan GLCM, fitur-fitur tadi dapat digunakan sebagai representasi karakteristik dari citra yang akan digunakan dalam proses lanjutan.

#### E. Klasifikasi

Tahap terakhir dalam penelitian ini yaitu dilakukan klasifikasi pada input data citra. Klasifikasi adalah teknik yang sering diterapkan pada kumpulan data untuk mengelompokkan atau memisahkan data yang melibatkan data latih dan data uji dalam suatu penelitian [11].

Pada penelitian ini, dicoba beberapa metode klasifikasi yaitu SVM, KNN, Decision Tree, Naive Bayes, dan Random Forest. Dari kelima metode, didapat bahwa Random Forest memiliki akurasi tertinggi sehingga Random Forest dipilih sebagai metode klasifikasi untuk model ini. Dikutip dari dqlab.id, Random Forest adalah salah satu metode klasifikasi yang membangun beberapa decision tree dan menggabungkannya untuk mendapatkan prediksi yang lebih akurat dan stabil [12].



**Gambar 3.** Hasil prediksi citra input untuk kedua kelas

Pada Gambar 3, terlihat bahwa Random Forest melakukan klasifikasi pada data input dan melakukan prediksi pada data input apakah citra yang menjadi input mendeteksi adanya anomali pada citra otak. Pada gambar 3 sebelah kiri, terlihat bahwa outputnya adalah “no” yang berarti berhasil dideteksi bahwa pada citra tersebut tidak terdapat tumor atau benda lain yang terdeteksi pada otak. Demikian juga pada gambar 3 yang beroutput “yes”. Pada gambar tersebut artinya ditemukan benda yang tidak biasa pada citra input.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan adalah data citra sinar-x otak yang terdapat tumor dan tidak terdapat tumor, masing-masing berjumlah 155 dan 98. Citra digunakan dalam format png. Kemudian, citra dipisahkan menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 4:1. Fitur berupa GLCM yang telah diekstraksi kemudian diuji dengan metode klasifikasi pembelajaran mesin sederhana berupa random forest dengan kedalaman pohon 10 dan jumlah prediksi sebanyak 100.

Model ini memberikan akurasi sebesar 76% dengan nilai-nilai evaluasi sebagai berikut.

	Presisi	Recall	Nilai-F1
“no”	0.50	0.45	0.48
“yes”	0.83	0.86	0.85

**Tabel 1.** Tabel nilai evaluasi

False negative didapatkan karena beberapa citra ronsen menampilkan bentuk dan intensitas yang mirip seperti bentuk tumor. Bentuk yang dimaksud misalnya saraf otak atau belahan. Ada juga citra otak dan kanker yang memiliki intensitas yang mirip sehingga fitur tidak dapat membedakan bagian otak dan tumor.

#### V. KESIMPULAN

Makalah ini menyajikan deteksi tumor otak dengan pendekatan pengolahan citra digital dan pengenalan pola. Tujuan akhir dari penelitian ini adalah melakukan deteksi terhadap citra apakah dalam input citra otak terdapat anomali, yang dalam konteks penelitian ini adalah tumor, pada otak. Output akhir nya adalah prediksi berupa kelas mana yang cocok atau sesuai untuk citra inputan. Adapun urutan pengolahan citra yang diusulkan adalah:

1. Tahap Pre-processing dengan mengubah skala citra yang tadinya RGB menjadi Grayscale.
2. Tahap segmentasi menggunakan metode otsu untuk membagi citra menjadi 2 bagian yaitu foreground dan background.
3. Tahap ekstraksi fitur menggunakan GLCM dengan mendapatkan kontras, disimilaritas, homogenitas, energi, korelasi, dan ASM.
4. Tahap klasifikasi menggunakan Random Forest untuk menghasilkan prediksi dari citra input.

Dari keempat tahap pengolahan citra di atas, kami berhasil menghasilkan penelitian dengan akurasi di rentang 70 hingga 80-an persen. Dari sini bisa disimpulkan beberapa kelebihan dan kelemahan dari penelitian kami. Adapun kelebihan dari penelitian ini adalah:

1. Akurasi sudah cukup besar dan akurat untuk memprediksi.
2. Metode ekstraksi GLCM yang dikombinasikan dengan metode klasifikasi Random Forest dinilai cukup cocok untuk penelitian ini.

Sedangkan kelemahan dari penelitian ini yang kemudian bisa dikembangkan lebih lanjut adalah:

1. Terdapat beberapa citra yang saat diprediksi tidak sesuai dengan kelas sesungguhnya.
2. Penulis terlalu fokus pada 1 metode ekstraksi saja, yaitu GLCM, padahal seharusnya bisa dilakukan menggunakan metode ekstraksi lainnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] "Brain Tumor - Statistics," *Cancer.Net*, Jun. 25, 2012. <https://www.cancer.net/cancer-types/brain-tumor/statistics> (accessed May 27, 2023).
- [2] A. Mathew and B. Anto, "Tumor detection and classification of MRI brain image using wavelet transform and SVM," Jul. 2017, pp. 75–78. doi: 10.1109/CSPC.2017.8305810.
- [3] "MRI image processing method on brain tumors: A review | AIP Conference Proceedings | AIP Publishing." <https://pubs.aip.org/aip/acp/article/2296/1/020023/724122/MRI-image-processing-method-on-brain-tumors-A> (accessed May 27, 2023).
- [4] "Brain MRI Images for Brain Tumor Detection." <https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection> (accessed May 27, 2023).
- [5] Ida Bagus Leo Mahadya Suta, Rukmi Sari Hartati, and Yoga Divayana, "Diagnosa Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI (Magnetic Resonance Imaging)," *August 2019*, vol. 18, p. 6.
- [6] M. Ghazali, "Jurnal Review: Pengobatan Klinis Tumor Otak pada Orang Dewasa," *J. Phi J. Pendidik. Fis. Dan Fis. Terap.*, vol. 2, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2021, doi: 10.22373/p-jpft.v2i1.8302.
- [7] K. Dananjoyo, W. N. Tama, R. G. Malueka, and A. Asmedi, "Nyeri kepala tumor otak pada dewasa," *Berk. NeuroSains*, vol. 18, no. 2, Art. no. 2, Jun. 2019, doi: 10.22146/bns.v18i2.54989.
- [8] Nitish Zulpe and Vrushen Pawar, "GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification," *May 2012*, vol. 9, no. 3, p. 6.
- [9] "Segmentasi Citra," *Pemrograman Matlab*, Jan. 15, 2015. <https://pemrogramanmatlab.com/pengolahan-citra-digital/segmentasi-citra/> (accessed May 28, 2023).
- [10] P. Ulm, "Mengenal Otsu Thresholding – PPIIG ULM." <https://ppiig.ulm.ac.id/2019/04/08/mengenal-otsu-thresholding/> (accessed May 28, 2023).
- [11] "Support Vector Machine Algorithm," *School of Information Systems*. <https://sis.binus.ac.id/2022/02/14/support-vector-machine-algorithm/> (accessed May 27, 2023).
- [12] R. Hans, "Studi Kasus Random Forest Machine Learning untuk Pemula Data." <https://dqlab.id/studi-kasus-random-forest-machine-learning-untuk-pemula-data> (accessed May 28, 2023).