

# Implementasi Cnn Resnet50 Untuk Klasifikasi Dan Prediksi Tumor Otak Pada Citra Mri Menggunakan MATLAB

Muhammad Farhan<sup>1,\*</sup>, Ahmad Fariz Fuady<sup>2</sup>, Dwiki Oldi Amsyah<sup>3</sup>, Dimas Aqila Aptanta<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: <sup>1\*</sup>muhammadfarhan3737iyan@gmail.com, <sup>2</sup>ahmadfarizfuady26@gmail.com, <sup>3</sup>dwikygg9624@gmail.com, <sup>4</sup>dimasaqila71@gmail.com

(\* Email Corresponding Author: muhammadfarhan3737iyan@gmail.com)

Received: January 24, 2026 | Revision: January 24, 2026 | Accepted: January 24, 2026

## Abstrak

Tumor otak merupakan salah satu penyakit serius yang dapat mengancam nyawa serta menurunkan kualitas hidup penderitanya, sehingga deteksi dini menjadi aspek yang sangat penting dalam mendukung keberhasilan penanganan medis. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) merupakan metode pencitraan non-invasif yang banyak digunakan karena mampu menghasilkan citra otak dengan detail tinggi dan kontras jaringan yang baik. Namun, proses interpretasi citra MRI masih sangat bergantung pada keahlian dokter radiologi dan berpotensi menimbulkan kesalahan akibat kelelahan serta kompleksitas visual citra. Oleh karena itu, diperlukan sistem pendukung diagnosis berbasis kecerdasan buatan yang mampu membantu proses klasifikasi tumor otak secara otomatis, cepat, dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet50 dalam mengklasifikasikan tumor otak pada citra MRI menggunakan MATLAB. Dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu glioma, meningioma, pituitary tumor, dan non-tumor. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* citra, augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset, pembagian data menjadi data latih dan data uji, serta penerapan *transfer learning* pada model ResNet50. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan berbagai skema parameter untuk memperoleh performa terbaik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN ResNet50 mampu mencapai akurasi hingga 98% dan memberikan hasil klasifikasi yang sangat baik pada data uji. Selain itu, model yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis *Graphical User Interface* (GUI) menggunakan *MATLAB App Designer* sehingga mudah digunakan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu diagnosis awal tumor otak serta berkontribusi pada pengembangan penerapan *deep learning* di bidang medis.

**Kata Kunci:** Tumor Otak, Citra MRI, *Convolutional Neural Network*, ResNet50, MATLAB

## Abstract

Brain tumors are serious medical conditions that can be life-threatening and significantly reduce patients' quality of life, making early detection a crucial aspect of effective medical treatment. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) is a widely used non-invasive imaging technique due to its ability to produce high-resolution images with excellent soft tissue contrast. However, manual interpretation of MRI images relies heavily on radiologists' expertise and may lead to diagnostic errors caused by fatigue and image complexity. Therefore, an intelligent computer-aided diagnosis system is required to support accurate, consistent, and efficient brain tumor classification. This study aims to implement a *Convolutional Neural Network* (CNN) using the ResNet50 architecture for brain tumor classification based on MRI images using MATLAB. The dataset used in this research consists of four classes, namely glioma, meningioma, pituitary tumor, and non-tumor. The research methodology includes image preprocessing, data augmentation to increase dataset variability, dataset splitting into training and testing sets, and the application of transfer learning on the ResNet50 model. Model training is conducted using the Adam optimizer with several parameter configurations to achieve optimal performance. The experimental results demonstrate that the proposed ResNet50-based CNN model achieves an accuracy of up to 98% and provides highly reliable classification results on test data. Furthermore, the trained model is implemented into a user-friendly graphical user interface (GUI) application using MATLAB App Designer, allowing users to perform MRI image classification without requiring programming knowledge. This research is expected to assist early brain tumor diagnosis and contribute to the advancement of deep learning applications in medical imaging.

**Keywords:** Brain Tumor, MRI Images, *Convolutional Neural Network*, ResNet50, MATLAB

## 1. PENDAHULUAN

Bioinformatika merupakan bidang ilmu interdisipliner yang mengintegrasikan biologi, ilmu komputer, dan statistika untuk mengelola serta menganalisis data biologis dalam jumlah besar secara komputasional. Dalam konteks pencitraan medis, bioinformatika berperan penting dalam pemanfaatan algoritma komputasi untuk mengekstraksi informasi biologis dari data citra medis, seperti MRI, guna mendukung proses diagnosis dan pengambilan keputusan klinis. Penerapan metode *deep learning* dalam analisis citra MRI tumor otak

merupakan salah satu bentuk kontribusi bioinformatika dalam bidang kesehatan, khususnya dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi analisis data medis berbasis komputasi.

MATLAB merupakan salah satu platform komputasi yang banyak digunakan dalam penelitian bioinformatika dan pencitraan medis karena menyediakan lingkungan terintegrasi untuk pengolahan citra, analisis data, serta pengembangan model *deep learning*. Keunggulan MATLAB terletak pada ketersediaan *toolbox* yang lengkap, seperti *Image Processing Toolbox* dan *Deep Learning Toolbox*, yang memudahkan proses implementasi, pelatihan, dan evaluasi model CNN. Selain itu, MATLAB juga mendukung pengembangan aplikasi berbasis *Graphical User Interface* (GUI), sehingga hasil penelitian tidak hanya berhenti pada evaluasi model, tetapi dapat diimplementasikan menjadi sistem pendukung diagnosis yang lebih praktis dan mudah digunakan oleh pengguna non-teknis[1].

Tumor otak merupakan salah satu penyakit serius yang dapat mengancam nyawa serta menurunkan kualitas hidup penderitanya secara signifikan. Pertumbuhan jaringan abnormal di dalam otak dapat mengganggu fungsi vital seperti penglihatan, pendengaran, keseimbangan, kemampuan motorik, hingga fungsi kognitif. Oleh karena itu, deteksi dini tumor otak menjadi faktor yang sangat krusial dalam menentukan keberhasilan penanganan dan terapi medis[2]. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) merupakan metode pencitraan non-invasif yang paling umum digunakan dalam diagnosis tumor otak karena mampu menghasilkan citra dengan resolusi tinggi dan kontras jaringan lunak yang sangat baik[3][4]. Meskipun demikian, proses interpretasi citra MRI masih sangat bergantung pada keahlian dokter radiologi, memerlukan waktu yang cukup lama, dan berpotensi menimbulkan kesalahan akibat kelelahan, subjektivitas penilaian, serta kompleksitas perbedaan visual antara jaringan normal dan jaringan tumor. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan akan sistem pendukung diagnosis yang mampu membantu proses klasifikasi tumor otak secara otomatis, cepat, dan akurat [3][5].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, memberikan peluang besar untuk mengatasi permasalahan tersebut. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang terbukti sangat efektif dalam pengolahan dan klasifikasi citra karena kemampuannya mengekstraksi fitur secara otomatis tanpa memerlukan proses *feature extraction* manual [6]. Dalam beberapa tahun terakhir, CNN telah banyak diterapkan pada citra medis, termasuk citra MRI otak, dengan hasil yang menjanjikan [7]. Salah satu arsitektur CNN yang populer adalah *Residual Network* (ResNet), khususnya ResNet50, yang memiliki keunggulan dalam mengatasi permasalahan *vanishing gradient* melalui mekanisme *residual learning*. Dengan memanfaatkan pendekatan *transfer learning*, ResNet50 mampu memanfaatkan bobot pra-latih dari dataset besar sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi meskipun jumlah dataset medis relatif terbatas[8],[9].

Sejumlah penelitian terkait dalam lima tahun terakhir telah membahas klasifikasi tumor otak berbasis CNN. Irsyad et al. (2023) mengimplementasikan CNN berbasis ResNet50 untuk klasifikasi tumor otak menggunakan citra MRI dan memperoleh akurasi sebesar 71,55%. Penelitian ini menunjukkan potensi ResNet50, namun performa yang dihasilkan masih tergolong moderat dan belum optimal[10]. Guluwadi et al. (2024) mengombinasikan ResNet50 dengan teknik Grad-CAM untuk meningkatkan interpretabilitas model dalam klasifikasi tumor otak, sehingga hasil prediksi menjadi lebih transparan bagi tenaga medis. Meskipun akurasinya tinggi, penelitian tersebut lebih menekankan aspek *explainable AI* dan belum berfokus pada implementasi sistem yang mudah digunakan[11]. Ali et al. (2025) membandingkan CNN klasik dengan ResNet50 dalam klasifikasi tiga jenis tumor otak dan melaporkan bahwa ResNet50 mampu mencapai akurasi hingga 99,88%, membuktikan keunggulan arsitektur ini dalam klasifikasi multi-kelas. Namun, penelitian tersebut tidak membahas implementasi antarmuka aplikasi untuk penggunaan praktis [12].

Penelitian lain oleh Kurniawan dan Utami (2025) membandingkan performa ResNet50, VGG16, dan MobileNetV2 dalam klasifikasi empat jenis tumor otak berbasis MRI. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet50 tetap kompetitif meskipun pada beberapa kondisi VGG16 memberikan performa yang sedikit lebih baik, sehingga menegaskan pentingnya pemilihan arsitektur dan skema pelatihan yang tepat[13]. Selain itu, Rudiansyah dan Husein (2024) meneliti klasifikasi tumor otak berbasis CNN menggunakan MATLAB dan menunjukkan bahwa MATLAB sangat mendukung pengembangan sistem klasifikasi citra medis karena integrasi antara *deep learning toolbox* dan pengolahan citra. Namun, penelitian tersebut masih menggunakan arsitektur CNN yang relatif sederhana dan belum memanfaatkan ResNet50 secara optimal [14].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, masih terdapat celah penelitian dalam penggunaan CNN ResNet50 untuk klasifikasi tumor otak. Walaupun ResNet50 menunjukkan kinerja yang baik, hasil akurasinya masih bervariasi akibat perbedaan pengaturan parameter, teknik augmentasi, dan strategi *fine-tuning*. Selain itu, sebagian besar penelitian hanya menitikberatkan pada performa model tanpa mengembangkan sistem yang mudah digunakan oleh pengguna non-teknis, khususnya tenaga medis. Penelitian yang mengimplementasikan ResNet50 secara menyeluruh menggunakan MATLAB juga masih terbatas, padahal platform ini memiliki keunggulan dalam stabilitas dan kemudahan integrasi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menerapkan CNN ResNet50 berbasis *transfer learning* untuk klasifikasi tumor otak pada citra MRI menggunakan MATLAB, sekaligus mengembangkan aplikasi GUI yang praktis,

sehingga diharapkan dapat mendukung proses diagnosis tumor otak secara lebih cepat, akurat, dan mudah digunakan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan klasifikasi tumor otak berdasarkan citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Arsitektur CNN yang digunakan adalah ResNet50 dengan pendekatan *transfer learning* dan diimplementasikan menggunakan perangkat lunak MATLAB[15]. Metodologi penelitian disusun secara sistematis mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, perancangan dan pelatihan model, hingga pengujian serta implementasi sistem dalam bentuk antarmuka grafis (GUI).



**Gambar 1.** Alur penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset citra MRI otak yang diperoleh dari sumber publik seperti Kaggle, Radiopaedia, dan The Cancer Imaging Archive (TCIA). Dataset terdiri dari empat kelas, yaitu glioma, meningioma, pituitary tumor, dan non-tumor, dengan total sekitar 2.860 citra MRI yang telah diseleksi kualitas visualnya. Setiap citra dipastikan memiliki resolusi dan kejelasan yang memadai untuk analisis, sehingga meminimalkan kesalahan interpretasi oleh model. Dengan kumpulan data yang terstandarisasi ini, model dapat dilatih dan diuji secara lebih akurat, memberikan dasar yang kuat untuk prediksi tumor otak yang andal.

### 2.2 Membaca Data

Citra MRI dibaca dan dikelola menggunakan fungsi “imageDatastore” pada MATLAB. Label data ditentukan secara otomatis berdasarkan nama folder masing-masing kelas, sehingga proses pengelolaan dan akses data menjadi lebih efisien. Dengan cara ini, setiap citra secara otomatis terasosiasi dengan kelasnya, meminimalkan kemungkinan kesalahan penandaan manual. Pendekatan ini juga memudahkan proses pelatihan model karena struktur data yang rapi dan terorganisir, sehingga alur analisis dapat berjalan lebih lancar.

### 2.3 Membagi Data

Dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi/pengujian dengan rasio 80% : 20% menggunakan fungsi “splitEachLabel”. Pembagian dilakukan secara acak dan seimbang untuk setiap kelas, sehingga setiap kategori tumor maupun non-tumor memiliki representasi yang proporsional di kedua subset. Pendekatan ini memastikan model belajar dari berbagai variasi data dan mengurangi risiko bias terhadap salah satu kelas.

Dengan cara ini, evaluasi kinerja model pada data validasi menjadi lebih akurat dan mencerminkan kemampuan model pada data nyata yang belum pernah dilihat sebelumnya.

## 2.4 Augmentasi Data

Untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi *overfitting*, dilakukan augmentasi berupa rotasi, translasi, zoom, dan refleksi horizontal menggunakan “imageDataAugmenter” dan “augmentedImageDatastore” pada MATLAB.

## 2.5 Membuat Model CNN

Model yang digunakan adalah ResNet50 pra-latih (pre-trained) dengan pendekatan *transfer learning*. Lapisan fully connected terakhir dimodifikasi agar sesuai dengan empat kelas tumor otak, sehingga model dapat secara spesifik mengenali dan membedakan setiap jenis tumor. Pendekatan ini memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan dari pelatihan sebelumnya sekaligus menyesuaikan diri dengan dataset MRI otak yang digunakan dalam penelitian ini.

## 2.6 Latih Model CNN

Pelatihan model dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan parameter utama: epoch 50, mini-batch size 16, learning rate 0,001, dan dropout 0,5. Proses pelatihan dilakukan menggunakan fungsi “trainNetwork()” pada MATLAB.

## 2.7 Simpan Hasil Uji CNN

Model CNN ResNet50 hasil pelatihan disimpan dalam format file .mat, sehingga dapat digunakan kembali tanpa perlu melakukan pelatihan ulang. Dengan cara ini, proses pengujian atau penerapan model pada data baru dapat dilakukan dengan lebih cepat dan efisien, tanpa menghabiskan waktu untuk melatih model dari awal.

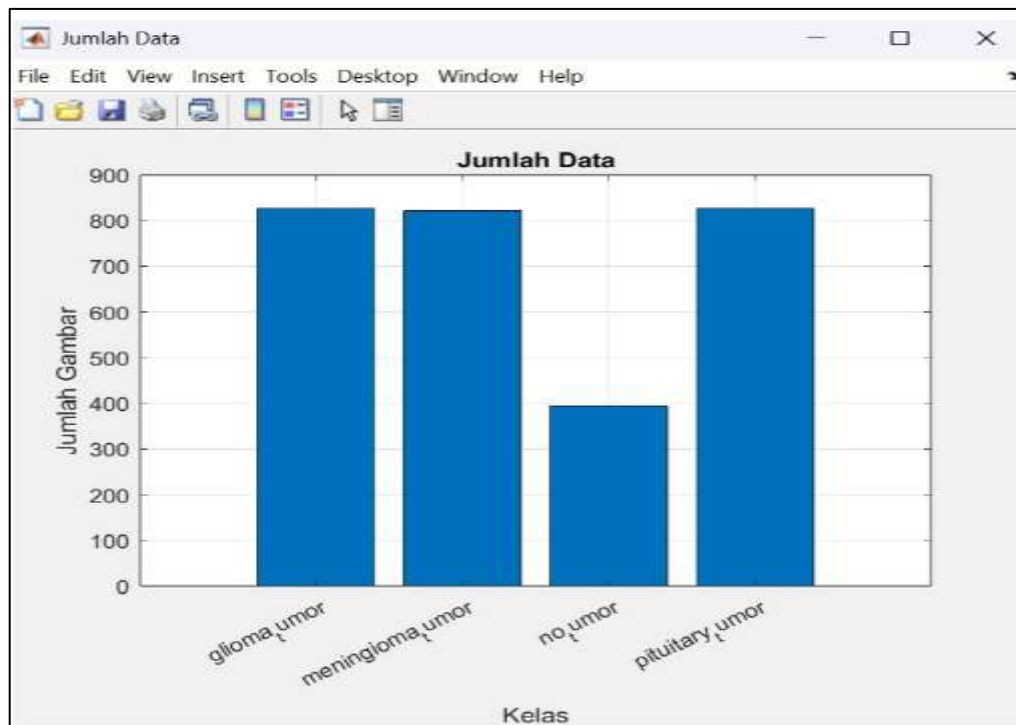
## 2.8 Uji Data Baru

Pengujian dilakukan menggunakan data uji untuk mengevaluasi performa model berdasarkan akurasi dan *confusion matrix* dalam mengklasifikasikan citra MRI. Hasil pengujian ini memberikan gambaran nyata mengenai kemampuan model dalam membedakan masing-masing kelas tumor serta mendeteksi kemungkinan kesalahan prediksi.

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 3.1 Pelatihan, Uji dan Validasi Model

Untuk mengetahui kinerja model yang digunakan, dataset dibagi ke dalam data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Data pelatihan berfungsi untuk melatih model agar mampu mempelajari pola dan karakteristik citra MRI, sedangkan data validasi digunakan untuk memantau proses pelatihan serta mencegah terjadinya *overfitting*. Data pengujian dimanfaatkan untuk mengevaluasi performa akhir model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah sekitar 2.860 citra MRI, di mana 80% data (2.288 citra) digunakan sebagai data pelatihan dan 20% data (572 citra) digunakan sebagai data validasi. Pembagian data dilakukan secara acak dan proporsional pada setiap kelas agar distribusi data tetap seimbang. Dengan skema pembagian ini, diharapkan model mampu melakukan generalisasi dengan baik dan menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil serta akurat.



**Gambar 2.** Jumlah dataset yang digunakan

### 3.2 Performa Model

Penelitian ini menerapkan beberapa skema pembelajaran dengan variasi parameter pelatihan untuk memperoleh performa model yang optimal. Setiap skema menghasilkan nilai statistik performa yang berbeda, terutama pada tingkat akurasi klasifikasi. Dari seluruh skema yang diuji, diperoleh satu skema dengan performa terbaik, yaitu menggunakan jumlah epoch sebanyak 50, *mini-batch size* 16, *learning rate* 0,001, serta jumlah iterasi maksimum sebesar 1.250. Skema ini mampu menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola citra MRI tumor otak secara sangat baik. Perbedaan hasil akurasi antar skema menunjukkan bahwa pemilihan parameter pelatihan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kinerja model CNN ResNet50. Tabel berikut menyajikan ringkasan beberapa skema pembelajaran yang diterapkan beserta hasil akurasi yang diperoleh.

**Tabel 1.** Data skema pembelajaran

No	Epoch	Mini Batch Size	Learning Rate	Total Iterasi	Durasi (Sec)	Akurasi
1	50	8	0,001	2500	491	95,00
2	50	16	0,001	1250	293	98,00
3	50	16	0,0001	1250	216	97,00
4	50	16	0,005	1250	302	94,00
5	50	32	0,001	625	226	95,00
6	60	8	0,001	3000	404	96,00
7	75	32	0,001	950	257	96,00
8	80	16	0,0008	2500	345	97,00
9	100	16	0,001	2500	436	94,00
10	100	32	0,0005	1250	340	97,00

Setelah berhasil mendapatkan model dengan tingkat akurasi tertinggi, langkah selanjutnya adalah menyimpan data pelatihan model tersebut agar bisa digunakan kembali di masa mendatang. Dengan model yang sudah tersimpan ini, kita kemudian melakukan pengujian menggunakan data tumor baru untuk melihat seberapa baik model dapat mengenali pola pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tabel-tabel berikut menunjukkan hasil uji model ketika diterapkan pada data baru tersebut, sehingga dapat terlihat performa model secara nyata dan kemampuannya dalam memprediksi kasus tumor yang berbeda dari data pelatihan. Hasil ini menjadi indikator penting untuk menilai keandalan model dalam situasi dunia nyata.

**Tabel 2.** Pengujian Model dengan Glioma Tumor



Pengujian Ke-	Waktu	Terdeteksi	Benar/Salah
1	0,0104	Glioma Tumor	Benar
2	0,0043	Glioma Tumor	Benar
3	0,0035	Glioma Tumor	Benar
4	0,0036	Glioma Tumor	Benar
5	0,0043	Glioma Tumor	Benar
6	0,0041	Glioma Tumor	Benar
7	0,0041	Glioma Tumor	Benar
8	0,0039	Glioma Tumor	Benar
9	0,0039	Glioma Tumor	Benar
10	0,0036	Glioma Tumor	Benar

Berdasarkan tabel hasil pengujian model terhadap Glioma Tumor, terlihat bahwa dari 10 percobaan yang dilakukan, tidak ada satupun prediksi yang salah. Dengan demikian, model ini mampu mencapai akurasi sempurna sebesar 100% untuk data Glioma Tumor. Selain itu, model juga menunjukkan kinerja yang sangat cepat, dengan rata-rata waktu prediksi hanya sekitar 0,0045 detik per percobaan, menandakan efisiensi dan keandalan model dalam memproses data baru.

**Tabel 3.** Pengujian Model dengan Meningioma Tumor

Pengujian Ke-	Waktu	Terdeteksi	Benar/Salah
1	0,0042	Meningioma Tumor	Benar
2	0,0042	Meningioma Tumor	Benar
3	0,0042	Meningioma Tumor	Benar
4	0,0041	Meningioma Tumor	Benar
5	0,0044	Meningioma Tumor	Benar
6	0,0035	Meningioma Tumor	Benar
7	0,0043	Meningioma Tumor	Benar
8	0,0043	Meningioma Tumor	Benar
9	0,0040	Meningioma Tumor	Benar
10	0,0045	Meningioma Tumor	Benar

Berdasarkan hasil pengujian model pada data Meningioma Tumor, terlihat bahwa dari 10 percobaan yang dilakukan, semua prediksi berhasil dilakukan dengan benar tanpa ada kesalahan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sempurna sebesar 100% untuk data Meningioma Tumor. Selain itu, model juga menunjukkan kinerja yang sangat cepat, dengan rata-rata waktu prediksi hanya sekitar 0,0041 detik per percobaan, menegaskan kehandalan dan efisiensi model dalam memproses data baru.

**Tabel 4.** Pengujian model dengan No Tumor

Pengujian Ke-	Waktu	Terdeteksi	Benar/Salah
1	0,0038	No Tumor	Benar
2	0,0041	No Tumor	Benar
3	0,0035	No Tumor	Benar
4	0,0036	No Tumor	Benar
5	0,0035	No Tumor	Benar
6	0,0041	No Tumor	Benar
7	0,0041	No Tumor	Benar
8	0,0037	No Tumor	Benar
9	0,0040	No Tumor	Benar
10	0,0041	No Tumor	Benar

Berdasarkan hasil pengujian model pada data No Tumor, terlihat bahwa dari 10 percobaan yang dilakukan, semua prediksi berhasil dilakukan dengan benar tanpa ada kesalahan. Dengan demikian, model ini mencapai akurasi sempurna sebesar 100% untuk data No Tumor. Selain itu, model juga menunjukkan kinerja yang sangat cepat, dengan rata-rata waktu prediksi hanya sekitar 0,0038 detik per percobaan, menegaskan kehandalan dan efisiensi model dalam mengenali citra MRI yang bebas tumor.

**Tabel 5.** Pengujian model dengan Pituitary Tumor

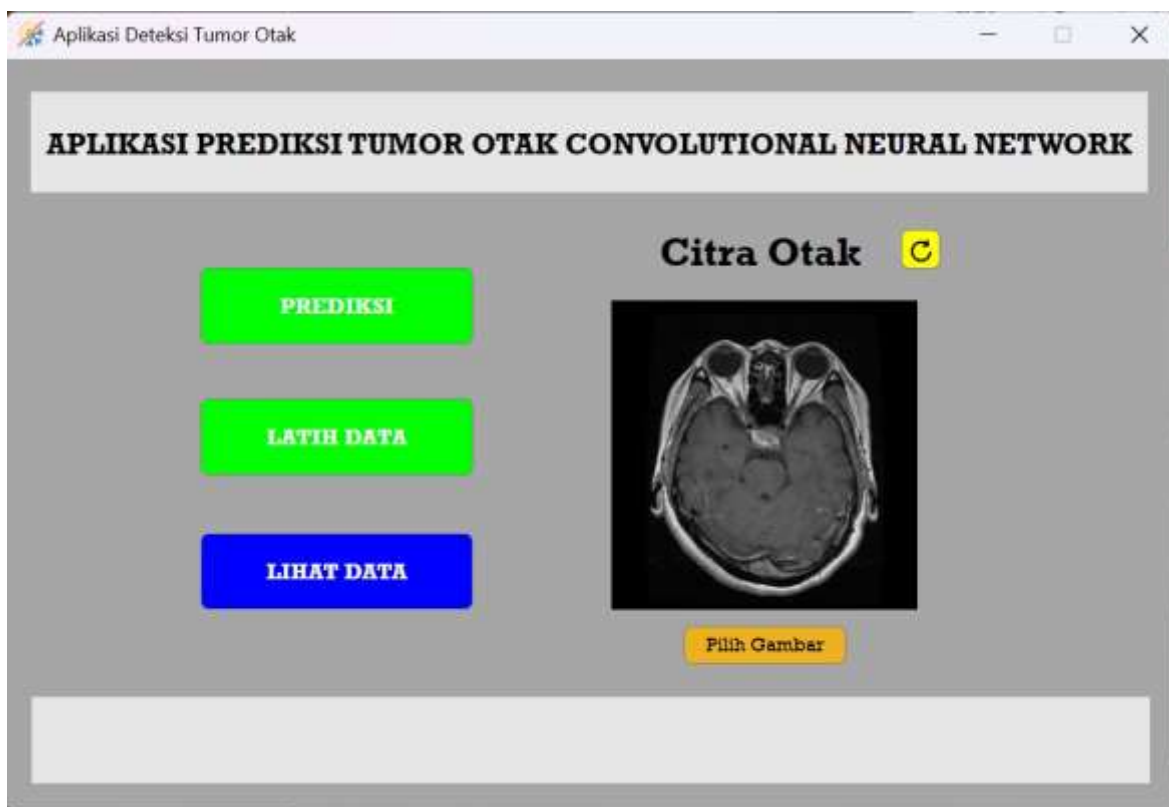
Pengujian Ke-	Waktu	Terdeteksi	Benar/Salah
1	0,0036	Pituitary Tumor	Benar

2	0,0042	Pituitary Tumor	Benar
3	0,0040	Pituitary Tumor	Benar
4	0,0043	Pituitary Tumor	Benar
5	0,0042	Pituitary Tumor	Benar
6	0,0037	Pituitary Tumor	Benar
7	0,0040	Pituitary Tumor	Benar
8	0,0039	Pituitary Tumor	Benar
9	0,0053	Pituitary Tumor	Benar
10	0,0049	Pituitary Tumor	Benar

Berdasarkan hasil pengujian model pada data Pituitary Tumor, terlihat bahwa dari 10 percobaan yang dilakukan, semua prediksi berhasil dilakukan dengan benar tanpa ada kesalahan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sempurna sebesar 100% untuk data Pituitary Tumor. Selain itu, model juga bekerja sangat efisien, dengan rata-rata waktu prediksi hanya sekitar 0,0042 detik per percobaan, menegaskan kemampuan model dalam mengenali dan membedakan jenis tumor dengan cepat dan akurat.

### 3.3 Implementasi Antarmuka (GUI) Model CNN

Untuk mempermudah pemanfaatan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah aplikasi berbasis antarmuka grafis pengguna (GUI) menggunakan MATLAB R2023b dengan bantuan fitur *App Designer*. Aplikasi ini dirancang agar pengguna, baik yang memiliki latar belakang teknis maupun non-teknis, dapat berinteraksi langsung dengan sistem klasifikasi citra tanpa perlu menulis atau menjalankan kode secara manual. Melalui antarmuka ini, seluruh proses mulai dari penambahan dataset, pelatihan model, hingga prediksi citra baru dapat dilakukan dengan cara yang lebih efisien, terstruktur, dan mudah dipahami. Selain itu, antarmuka yang intuitif memungkinkan pengguna untuk memantau progres pelatihan, melihat hasil evaluasi, serta mengeksport prediksi dengan cepat. Dengan demikian, aplikasi ini tidak hanya mempermudah penggunaan model, tetapi juga meningkatkan aksesibilitas dan pengalaman pengguna dalam mengelola dan menganalisis citra MRI otak.



**Gambar 3.** Tampilan GUI aplikasi prediksi tumor otak

Gambar di atas menampilkan GUI aplikasi prediksi tumor otak berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada tampilan utama terlihat judul aplikasi, area untuk menampilkan citra MRI otak, serta tombol Pilih Gambar yang memungkinkan pengguna memasukkan citra yang ingin dianalisis. Di sisi kiri terdapat tombol Prediksi, Latih Data, dan Lihat Data, yang masing-masing digunakan untuk proses prediksi,

pelatihan model, dan pengecekan dataset. Antarmuka ini dirancang sederhana dan intuitif agar pengguna dapat menjalankan analisis tumor otak dengan mudah tanpa kesulitan. Setiap tombol memiliki fungsi yang jelas, sehingga navigasi aplikasi menjadi lancar dan setiap langkah proses deteksi dapat dipahami meskipun pengguna tidak memiliki latar belakang teknis. GUI ini juga memberikan umpan balik visual secara langsung, sehingga hasil prediksi bisa segera terlihat dan dievaluasi.

Selain itu, aplikasi menampilkan informasi secara ringkas namun informatif, sehingga pengguna tidak perlu membuka laporan atau data tambahan untuk mengetahui hasil analisis. Desainnya yang responsif membuat proses interaksi terasa cepat dan menyenangkan, bahkan saat mengolah beberapa citra sekaligus. Dengan antarmuka yang ramah pengguna ini, aplikasi tidak hanya membantu melakukan prediksi tumor secara akurat, tetapi juga memberikan pengalaman penggunaan yang nyaman dan mudah diikuti oleh siapa saja.



**Gambar 4.** Tampilan hasil prediksi tumor otak

Gambar di atas menampilkan tampilan aplikasi deteksi tumor otak setelah proses prediksi selesai. Saat citra MRI diproses, aplikasi menampilkan pop-up notifikasi dengan judul “Prediksi Selesai”, yang memberitahukan hasil klasifikasi, dalam contoh ini pituitary\_tumor. Notifikasi ini membuat pengguna langsung mengetahui bahwa model CNN telah berhasil menganalisis citra dan memberikan prediksi dengan cepat. Di belakang pop-up, antarmuka utama tetap terlihat lengkap dengan tombol Prediksi, Latih Data, Lihat Data, dan area tampilan citra otak, sehingga pengguna bisa melanjutkan interaksi tanpa gangguan. Pop-up ini memudahkan pengguna untuk melihat hasil secara langsung tanpa harus menelusuri dataset atau laporan tambahan.

Desain yang jelas dan responsif membuat pengalaman penggunaan terasa nyaman dan intuitif, bahkan bagi mereka yang tidak terbiasa dengan teknologi. Selain itu, aplikasi memberikan umpan balik visual yang cepat, sehingga pengguna dapat segera menilai hasil dan mengambil keputusan untuk analisis berikutnya. Fitur ini juga membantu mempercepat alur kerja, terutama saat menganalisis banyak citra sekaligus, sehingga waktu yang dibutuhkan menjadi lebih efisien. Dengan demikian, aplikasi tidak hanya memberikan hasil prediksi yang akurat, tetapi juga menghadirkan pengalaman penggunaan yang interaktif, menyenangkan, dan mudah dipahami oleh semua pengguna.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pengembangan sistem deteksi dan prediksi tumor otak menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet50 dengan pendekatan transfer



learning terbukti efektif dan akurat. Dataset citra MRI otak yang digunakan, yang berasal dari sumber publik seperti Kaggle, Radiopaedia, dan The Cancer Imaging Archive (TCIA), telah melalui seleksi kualitas visual sehingga model dapat belajar dari data yang representatif. Dataset ini terdiri dari empat kelas, yaitu Glioma, Meningioma, Pituitary Tumor, dan No Tumor, dan telah dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan rasio 80:20 secara acak dan seimbang, memastikan model memperoleh pemahaman yang menyeluruh tentang setiap kelas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi 100% pada semua kelas tumor dengan rata-rata waktu prediksi yang sangat cepat, berkisar antara 0,0038 hingga 0,0045 detik per citra. Hal ini membuktikan kemampuan CNN dalam mengklasifikasikan citra MRI otak secara akurat dan efisien. Selain itu, pengembangan aplikasi berbasis GUI menggunakan MATLAB R2023b dengan *App Designer* memungkinkan interaksi yang mudah dan intuitif, baik bagi pengguna teknis maupun non-teknis. Aplikasi ini memfasilitasi seluruh alur kerja mulai dari penambahan dataset, pelatihan model, hingga prediksi citra baru, dengan umpan balik visual langsung berupa notifikasi hasil prediksi. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi antara metode *deep learning* dengan antarmuka yang ramah pengguna dapat menjadi solusi yang efektif untuk mendukung proses deteksi tumor otak secara cepat dan akurat. Sistem ini tidak hanya memberikan prediksi yang tepat, tetapi juga meningkatkan pengalaman pengguna dan potensi penerapan di dunia medis, terutama sebagai alat bantu diagnostik yang dapat diandalkan.

## REFERENCES

- [1] A. Fadilah and A. Azkia, "Brain Tumor Classification using Convolutional Neural Network with ResNet Architecture," *JISTICS (Journal Intell. Syst. Technol. Informatics)*, vol. 1, no. 1, pp. 31–36, 2025.
- [2] M. Nafi, M. Hakim, A. B. Nugroho, and A. E. Minarno, "Prediksi Tumor Otak Menggunakan metode Convolutional Neural Network," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 2–5, 2022.
- [3] D. L. Tyas, F. R. Rumambi, A. Patanduk, R. C. Johanes, J. K. Unsrat, and S. Utara, "Klasifikasi Jenis Tumor Otak Melalui Citra MRI dengan Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Inform.*, vol. 4221, no. April, pp. 26–34, 2025.
- [4] K. N. Qodri, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Deep Learning," *IJITECH (Indonesian J. Inf. Technol.)*, vol. 1, pp. 1–6, 2024.
- [5] S. Saad, A. Ali, K. Memon, N. Yahya, and S. Khan, "Deep learning frameworks for MRI-based diagnosis of neurological disorders : a systematic review and meta- analysis," *Artif. Intell. Rev.*, 2025.
- [6] N. Nova, A. Mulyanti, C. Silmy, A. Putri, and L. Mulyani, "Systematic Review : Pemanfaatan Deep Learning untuk Diagnosis Penyakit Menggunakan MRI," *J. Penelit. Inov.*, vol. 5, no. 2, pp. 839–852, 2025.
- [7] M. Agarwal, G. Rani, A. Kumar, P. K. K, R. Manikandan, and A. H. Gandomi, "Deep learning for enhanced brain Tumor Detection and classification," *Results Eng.*, vol. 22, p. 102117, 2024, doi: 10.1016/j.rineng.2024.102117.
- [8] F. A. P. R. Putri, J. P. Tanjung, and N. P. Dharsini, "Implementation of Transfer Learning on CNN using DenseNet121 and ResNet50 for Brain Tumor Classification," *JITE (Journal Informatics Telecommun. Eng. Available)*, vol. 8, no. January, pp. 325–334, 2025.
- [9] M. Liyananta, M. S. Hibrizi, N. Latifah, Rosalina, and F. Bimantoro, "Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan CNN Dengan Arsitektur," *Stain. (SEMINAR Nas. Teknol. DAN SAINS)*, vol. 3, pp. 103–108, 2024.
- [10] A. Irsyad, H. Jati Setyadi, and F. Amal, "Klasifikasi Tumor Otak dengan Resnet berdasarkan MRI," *SAKTI- Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 109–115, 2023.
- [11] M. Musthafa, M. T. R, V. K. V, and S. Guluwadi, "Enhancing brain tumor detection in MRI images through explainable AI using Grad-CAM with Resnet 50," *BMC Med. Imaging*, vol. 24, no. 1, pp. 1–19, 2024, doi: 10.1186/s12880-024-01292-7.
- [12] R. R. Ali *et al.*, "Learning Architecture for Brain Tumor Classification Based on Deep Convolutional Neural Network: Classic and ResNet50," *Diagnostics*, vol. 15, no. 5, 2025, doi: 10.3390/diagnostics15050624.



- [13] M. B. Kurniawan and E. Utami, "Performance Comparison of ResNet50, VGG16, and MobileNetV2 for Brain Tumor Classification on MRI Images," *Sistemasi*, vol. 14, no. 2, p. 767, 2025, doi: 10.32520/stmsi.v14i2.5054.
- [14] R. Rudiansyah and A. Husein, "Klasifikasi Tumor Otak pada gambar Magnetic Resonance Images (MRI) dengan Pendekatan Pembelajaran Mendalam," *Data Sci. Indones.*, vol. 4, no. 1, pp. 62–68, 2024, doi: 10.47709/dsi.v4i1.4265.
- [15] Y. I. Salsabila, H. Mustofa, and M. A. Ulinuha, "TEKNIK TRANSFER LEARNING PADA ARSITEKTUR RESNET-50," *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 1, pp. 128–139, 2025, doi: 10.52362/jisicom.v9i1.1925.