

# PERFORMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM DEEP LAYERS RESNET-50 UNTUK KLASIFIKASI MRI TUMOR OTAK

Eko Hari Rachmawanto<sup>1</sup>, Didik Hermanto<sup>2</sup>, Zudha Pratama<sup>3</sup>, Christy Atika Sari<sup>4</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Dian Nuswantoro (PSDKU Kediri)  
Jl. Penanggungan No 41A, Mojoroto, Kediri, Indonesia

<sup>4</sup>Universitas Dian Nuswantoro  
Jl. Imam Bonjol 204, Semarang, Indonesia

<sup>1</sup>eko.hari@dsn.dinus.ac.id, <sup>2</sup>didik.hermanto@dsn.dinus.ac.id, <sup>3</sup>zudhapratama@dsn.dinus.ac.id,

<sup>2</sup>christy.atika.sari@dsn.dinus.ac.id

## ABSTRAK

Tumor otak merupakan penyakit yang sangat kompleks dan beragam, dengan dampak yang serius pada kesehatan manusia. Berdasarkan data dari International Agency for Research on Cancer (IARC), variasi kondisi kesehatan penderita tumor otak disebabkan oleh faktor-faktor seperti ukuran, jenis, lokasi, dan tingkat keparahan tumor. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi signifikan dalam pemahaman dan deteksi dini tumor otak, dengan harapan dapat meningkatkan prognosis dan pengelolaan penyakit yang mengancam nyawa ini. Menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi berdasarkan citra MRI tumor otak. Hasil evaluasi menunjukkan keberhasilan model dengan akurasi rata-rata mencapai 98.82%, memungkinkan identifikasi jenis tumor otak, seperti tumor jinak, meningioma, dan pituitary, dengan tingkat presisi dan recall mencapai 99.22% dan 100% secara berturut-turut. Penelitian ini memberikan harapan baru dalam diagnosis dini, memperkuat penanganan penyakit tumor otak, dan memberikan landasan bagi pengembangan solusi medis yang lebih efektif, membawa dampak positif pada pasien yang mengidap penyakit ini.

**Kata Kunci:** Tumor otak, CNN, Resnet-50, Pengolahan Citra, Klasifikasi Citra

## ABSTRACT

Brain tumors constitute a highly intricate and diverse disease, significantly impacting human health. According to data from the International Agency for Research on Cancer (IARC), variations in the health conditions of brain tumor patients are influenced by factors such as size, type, location, and severity of the tumor. This research aims to make a substantial contribution to understanding and early detection of brain tumors, with the hope of improving the prognosis and management of this life-threatening illness. Employing the Convolutional Neural Network (CNN) method with the ResNet-50 architecture, this study develops a classification model based on MRI images of brain tumors. Evaluation results demonstrate the model's success, achieving an average accuracy of 98.82%. This enables the identification of different types of brain tumors, including benign tumors, meningiomas, and pituitary tumors, with precision and recall rates of 99.22% and 100% respectively. This research offers a new prospect in early diagnosis, strengthening the treatment of brain tumors, and laying the groundwork for more effective medical solutions, ultimately positively impacting patients suffering from this disease.

**Key Word:** Rbrain Tumor, CNN, Resnet-50, Image Processing, Image Classification.

## PENDAHULUAN

Tumor otak adalah keadaan tidak normal di mana sel-sel tumor berkembang biak dan menyebar di wilayah otak, menghambat fungsi normal sel-sel saraf manusia (Deshpande et al., 2021; Haq et al., 2022; Ullah et al., 2022). Penyakit ini dianggap sangat berbahaya dan merupakan salah satu penyebab kematian global yang signifikan, menempati peringkat kelima (Sofian & Laluma, 2019). Pertumbuhan sel-sel tumor dipengaruhi oleh sistem kekebalan tubuh dan

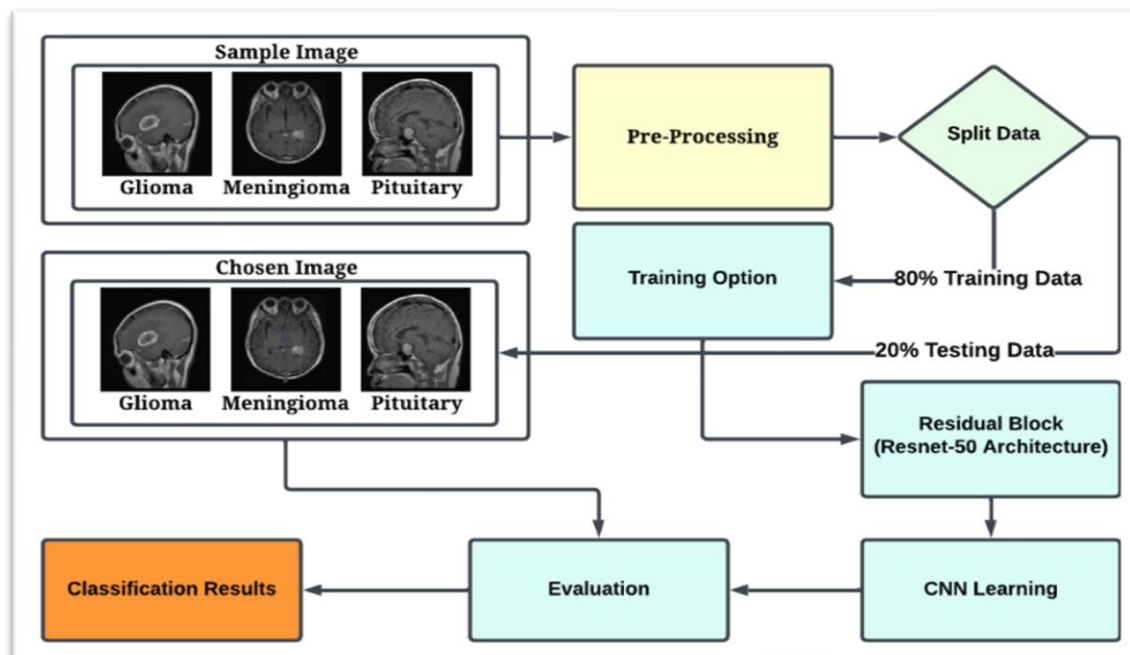
kondisi kesehatan individu. Kelemahan kekebalan tubuh dan ketidakstabilan kesehatan dapat merangsang pertumbuhan tumor. Menurut International Agency for Research on Cancer (IARC), kondisi kesehatan penderita tumor otak bervariasi tergantung pada ukuran, jenis, lokasi, dan tingkat keparahan tumor (Sofian & Laluma, 2019). Jumlah kasus tumor otak yang dilaporkan bervariasi tergantung pada sumber data dan definisi tumor otak yang digunakan. Setiap tahun, sekitar 120.000 orang menderita

tumor otak, dan 90.000 meninggal akibat penyakit ini (Sofian & Laluma, 2019). Oleh karena itu, diperlukan penggunaan teknologi citra medis, seperti *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) (Jatmiko, 2021), untuk mendeteksi pertumbuhan tumor dan mengatasi masalah terkait penyakit tumor otak.

Penelitian tentang tumor otak penting dilakukan untuk memahami penyebab, perkembangan, dan pengobatan penyakit ini, dengan harapan dapat meningkatkan metode diagnosis dini serta mengembangkan terapi yang lebih efektif dan aman untuk pasien. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan serta mengoptimalkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 pada citra MRI tumor otak berukuran 227 x 227 x 3 dalam format jpg. Fokus utamanya adalah meningkatkan akurasi klasifikasi jenis tumor otak, termasuk benign tumor, meningioma tumor, dan pituitary tumor. Penelitian ini juga

bertujuan untuk menganalisis dampak dari penggunaan hiperparameter seperti Adam *Optimization*, jumlah epoch (*MaxEpochs*), frekuensi validasi (*Validation Frequency*), dan tingkat pembelajaran (*Learning Rate*) terhadap kinerja model CNN dengan arsitektur ResNet-50 dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak. Upaya optimalisasi melibatkan penyesuaian hiperparameter tersebut guna meningkatkan akurasi klasifikasi. Tujuan akhir penelitian ini adalah memberikan kontribusi signifikan dalam diagnosis dini dan pengelolaan penyakit tumor otak menggunakan teknologi deep learning. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat menciptakan dasar yang lebih solid untuk pengembangan solusi medis yang lebih efektif, memungkinkan peningkatan prognosis dan perawatan pasien tumor otak dengan akurasi yang lebih tinggi.

## METODE PENELITIAN



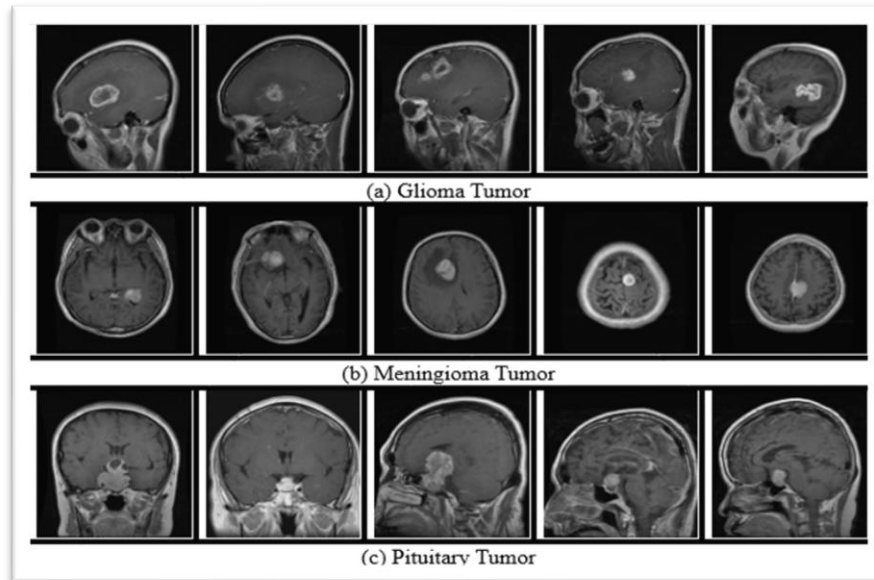
Gambar 1. Alur metode yang diusulkan

Metode yang diusulkan ini dimulai dengan pengambilan sampel citra dari dataset MRI tumor otak. Data tersebut kemudian melalui proses pra-pemrosesan untuk memastikan kebersihan dan standarisasi citra. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% data digunakan untuk melatih model, sementara 20% sisanya digunakan

untuk pengujian evaluasi. Proses pelatihan model melibatkan serangkaian langkah, termasuk pengaturan opsi pelatihan dan pembentukan lapisan residual block, menggunakan pendekatan pembelajaran *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah diterapkan sebelumnya. Setelah model terlatih, evaluasi dilakukan dengan mengukur

akurasi klasifikasi dan membangun matriks kebingungan (*confusion matrix*). Hasil evaluasi ini memberikan pemahaman mendalam tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan berbagai jenis tumor otak.

Penelitian ini dimulai dari penentuan pada pemilihan citra, *preprocessing*, hingga ke tahap akhir, yaitu hasil klasifikasi. Metode yang diusulkan dapat dilihat pada beberapa sub bab dibawah ini.



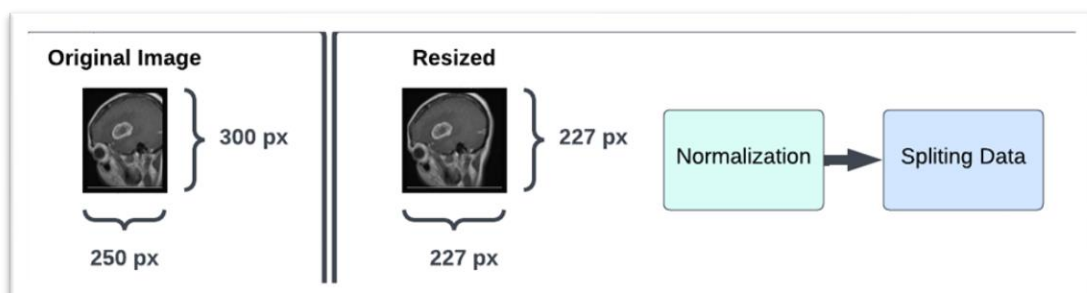
Gambar 2. Datasets/kumpulan data

Dalam penelitian ini, kami menggunakan dataset citra MRI berukuran 227 x 227 x 3 dalam format jpg, yang kami peroleh dari Kaggle. Total dataset terdiri dari 2660 citra yang terbagi menjadi tiga kelas utama, dengan masing-masing kelas memiliki 820 citra: tumor jinak (benign), tumor meningioma, dan tumor pituitary. Selain itu, kami juga memanfaatkan 200 citra tambahan sebagai data uji/validasi untuk melakukan evaluasi lebih lanjut terhadap kinerja model kami.

### Pre-processing

Dalam tahap pra-pemrosesan data, langkah pertama yang diambil adalah meresize citra-citra awal dengan ukuran yang acak menjadi

format standar 227x227x3. Proses resize ini memberikan konsistensi ukuran pada seluruh dataset, memastikan bahwa setiap citra memiliki dimensi yang seragam. Selanjutnya, dilakukan normalisasi data, di mana nilai piksel pada citra disesuaikan ke rentang tertentu agar memudahkan proses pelatihan model. Normalisasi ini membantu mengurangi perbedaan skala dan mempercepat konvergensi selama pelatihan. Setelah normalisasi, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% data digunakan untuk melatih model (*training*), sedangkan 20% sisanya dialokasikan untuk menguji kinerja model (*testing*).



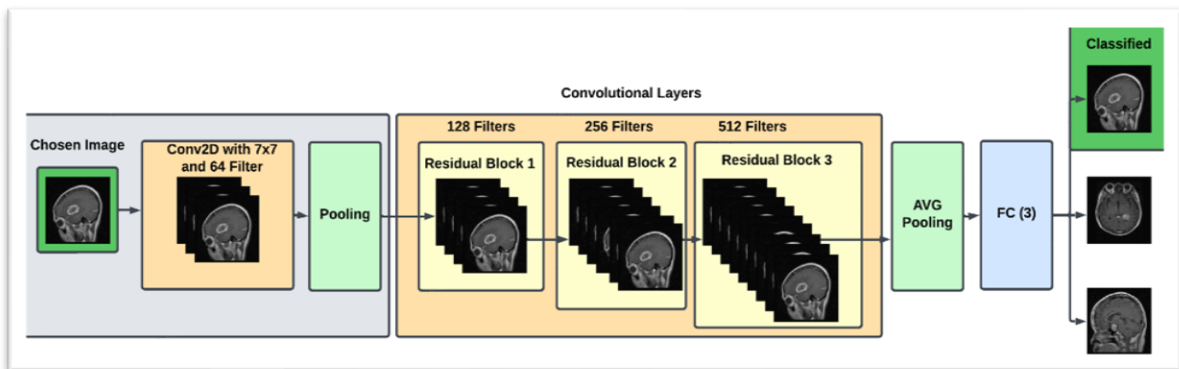
Gambar 3. Tahapan *pre-processing*

### Convolutional Neural Networks (CNN)

CNN adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data grid, seperti citra dan video (Abdullah et al., 2020; Fomin et al., 2020; Yohannes & Al Rivan, 2022). CNN sangat efektif dalam tugas klasifikasi citra karena mampu mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar dan menggunakan informasi spasialnya untuk memahami konteksnya (Nugroho & Harjoko, 2021). Arsitektur CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi yang bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur-fitur dari citra menggunakan operasi konvolusi, diikuti oleh lapisan aktivasi yang memperkenalkan non-linearitas ke jaringan. Lapisan pooling digunakan untuk mereduksi dimensi spasial data, sementara lapisan fully connected menghubungkan hasil pengolahan ke output akhir untuk klasifikasi (Ziaee & Çano, 2022). Pentingnya CNN dalam klasifikasi citra terletak pada kemampuannya untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, seperti tepi, sudut, dan tekstur, tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual. Ini membuat CNN sangat efisien dan efektif dalam mengatasi tugas-tugas klasifikasi citra kompleks, termasuk dalam bidang kedokteran seperti klasifikasi jenis tumor otak dari citra MRI.

### CNN berbasis Arsitektur Resnet-50

Residual Network-50 (ResNet-50) merupakan salah satu struktur jaringan saraf tiruan yang sangat dalam dan telah membawa revolusi besar dalam bidang pengenalan gambar (Li et al., 2022; Nugraha et al., 2023; Reddy & Juliet, 2019). Arsitektur ini dikenal dengan konsep "residual learning," yang memungkinkan jaringan untuk melompati lapisan-lapisan tertentu dalam proses pembelajaran (Reddy & Juliet, 2019). Ini mengatasi masalah umum pelatihan jaringan yang sangat dalam, mengurangi penurunan kinerja yang sering terjadi pada jaringan saraf yang mendalam. ResNet-50 terdiri dari 50 lapisan dan telah berhasil digunakan dalam berbagai aplikasi pengenalan objek dan pengklasifikasi gambar. Dalam praktiknya, penggabungan kemampuan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengekstraksi fitur-fitur relevan dengan keunggulan arsitektur mendalam ResNet-50 memungkinkan model untuk memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang fitur-fitur kompleks dan abstrak dalam citra. Gabungan ini memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi dengan lebih akurat berbagai jenis tumor otak pada citra MRI, memiliki dampak potensial dalam meningkatkan diagnosis dini dan pengobatan yang lebih efisien untuk penyakit ini.



Gambar 4. Layer CNN berbasis Resnet-50

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan metode yang diusulkan, hasil dan pembahasan saling terkait erat dengan dua pendekatan algoritma yang dijelaskan di bawah ini. Algoritma ini menggunakan pemisahan validasi pelatihan 80-20,

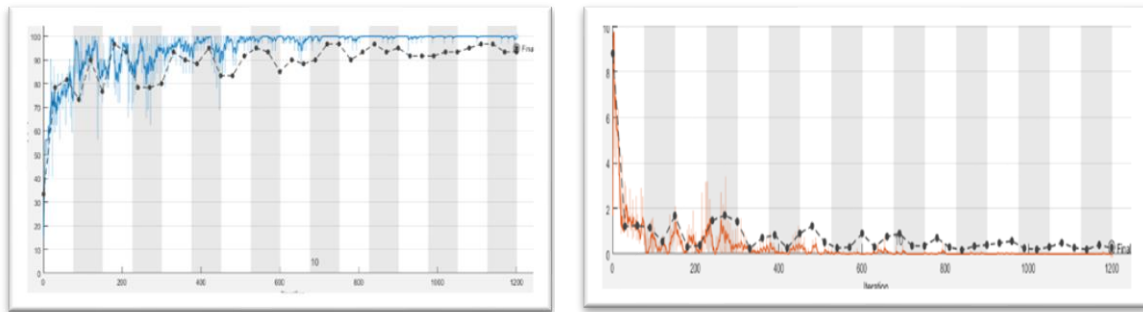
menggunakan arsitektur jaringan saraf dengan lapisan konvolusional, normalisasi batch, aktivasi ReLU, dan pengumpulan maksimal, yang berpuncak pada model klasifikasi kelas jamak

**Algoritma Pseudocode CNN berbasis Layer Resnet-50**

**Input:** Citra masukan (*input\_image*) dengan ukuran  $227 \times 227 \times 3$   
**Konvolusi awal**  
 Conv1: Konvolusi(*input\_image*, *filter\_size* =  $7 \times 7$ , *num\_filters* = 64, *stride* = "2", *padding* = "3")  
 Conv1: ReLU (*Conv1*)  
 MaxPool1: MaxPooling (*Conv1*, *pool\_size* = "3x3", *stride* = "2", *padding* = "1")  
**Blok Residual pertama**  
 ResBlock1: ResidualBlock (*MaxPool1*, *num\_filters* = [64, 64, 256], *stride* = "2")  
 ResBlock2: ResidualBlock (*ResBlock1*, *num\_filters* = [64, 64, 256], *stride* = "1")  
 ResBlock3: ResidualBlock (*ResBlock2*, *num\_filters* = [64, 64, 256], *stride* = "1")  
**Blok Residual kedua**  
 ResBlock4: ResidualBlock (*ResBlock3*, *num\_filters* = [128, 128, 512], *stride* = "2")  
 ResBlock5: ResidualBlock (*ResBlock4*, *num\_filters* = [128, 128, 512], *stride* = "1")  
 ResBlock6: ResidualBlock (*ResBlock5*, *num\_filters* = [128, 128, 512], *stride* = "1")  
**Blok Residual ketiga**  
 ResBlock8: ResidualBlock (*ResBlock7*, *num\_filters* = [256, 256, 1024], *stride* = "2")  
 ResBlock9: ResidualBlock (*ResBlock8*, *num\_filters* = [256, 256, 1024], *stride* = "1")  
 ResBlock10: ResidualBlock (*ResBlock9*, *num\_filters* = [256, 256, 1024], *stride* = "1")  
**Global Average Pooling**  
 Output: GlobalAveragePooling (*ResBlock15*)  
**Lapisan Klasifikasi**  
 Output: FullyConnected (*AvgPool*, *num\_classes*)  
**Fungsi Aktivasi Softmax**  
 Output: Softmax (*Output*)  
 Output: *Kelas dengan probabilitas tertinggi*

Dari Algoritma diatas, didapatkan grafik pelatihan sebagaimana yang terlampir di bawah ini. Grafik tersebut dibuat dengan menggunakan mini batch 32, frekuensi

validasi 30, dan menggunakan optimizer Adam. Grafik tersebut memungkinkan pemahaman dan penilaian mendalam terhadap konvergensi model.



(a) Training Graf Akurasi (b) Training Graf Loss

**Gambar 5. Graf akurasi dan loss validasi**

Berdasarkan Graf diatas, didapatkan hasil evaluasi performa berbasis *Confusion Matrix* yang dapat dilihat pada tabel dibawah ini. Nilai-nilai dalam Confusion Matrix berfungsi

sebagai cerminan kuantitatif dari keakuratan dan efektivitas model, yang penting untuk evaluasi komprehensif kemampuan klasifikasinya.

**Tabel 1. Hasil evaluasi berbasis confusion matrix**

Matrik Evaluasi	Rumus Confusion Matrix	1 <sup>st</sup> Training (8 Epoch)	2 <sup>nd</sup> Training (16 Epoch)	3 <sup>rd</sup> Training (24 Epoch)	Average
Accuracy	$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	98.88%	98.82%	98.76%	<b>98.82%</b>
Precision	$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$	99.25%	99.22%	99.18%	<b>99.22%</b>
Recall	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$	100%	100%	100%	<b>100%</b>
F1-Score	$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$	99.72%	99.72%	99.70%	<b>99.72%</b>

## SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan matriks evaluasi pada Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 berhasil mencapai kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak dari citra MRI. Dengan akurasi rata-rata mencapai 98.82%, model ini sangat handal dalam mengenali berbagai jenis tumor otak, termasuk tumor jinak, meningioma, dan pituitary, dengan tingkat presisi dan recall mencapai 99.22% dan 100% secara berturut-turut. Selain itu, nilai F1-Score yang tinggi (99.72%) menunjukkan bahwa model ini mampu menggabungkan presisi dan *recall* dengan sangat baik.

Meskipun model telah mencapai kinerja yang sangat baik, terdapat beberapa area yang bisa ditingkatkan. Pertama, melibatkan dataset yang lebih besar dan beragam dapat membantu meningkatkan ketelitian model dalam menghadapi variasi kasus tumor otak yang lebih kompleks. Kedua, eksplorasi terhadap teknik augmentasi data dapat membantu meningkatkan generalisasi model, terutama ketika menghadapi dataset yang terbatas. Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat difokuskan pada pengembangan model untuk mengklasifikasikan sub-tipe tumor otak dengan akurasi yang sama tingginya. Terakhir, mengintegrasikan teknologi ini ke dalam sistem diagnosis medis yang lebih luas dan praktis akan membantu mempercepat proses diagnosis dan pengobatan pasien tumor otak dengan lebih efektif.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Universitas Dian Nuswantoro atas dukungan dan pendanaan dalam Hibah Penelitian Internal Terapan Perguruan Tinggi pada TA 2023-2024.

## DAFTAR PUSTAKA

Abdullah, M., Ahmad, M., & Han, D. (2020, January 1). Facial Expression Recognition in Videos: An CNN-LSTM based Model for Video Classification. *2020 International Conference on Electronics, Information, and Communication, ICEIC 2020*. <https://doi.org/10.1109/ICEIC49074.2020.9051332>

- Deshpande, A., Estrela, V. V., & Patavardhan, P. (2021). The DCT-CNN-ResNet50 architecture to classify brain tumors with super-resolution, convolutional neural network, and the ResNet50. *Neuroscience Informatics, 1*(4), 100013. <https://doi.org/10.1016/j.neuri.2021.100013>
- Fomin, I., Burin, V., & Bakhshiev, A. (2020). Research on Neural Networks Integration for Object Classification in Video Analysis Systems. *2020 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICIEAM48468.2020.9112011>
- Haq, A. ul, Li, J. P., Kumar, R., Ali, Z., Khan, I., Uddin, M. I., & Agleby, B. L. Y. (2022). MCNN: a multi-level CNN model for the classification of brain tumors in IoT-healthcare system. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. <https://doi.org/10.1007/s12652-022-04373-z>
- Jatmiko, A. W. (2021). Efek Pemakaian Kontras Untuk Optimalisasi Citra Pada Pemeriksaan Diagnostik Magnetic Resonance Imaging (MRI). *Jurnal Biosains Pascasarjana, 23*(1), 28. <https://doi.org/10.20473/jbp.v23i1.2021.28-39>
- Li, X. X., Li, D., Ren, W. X., & Zhang, J. S. (2022). Loosening Identification of Multi-Bolt Connections Based on Wavelet Transform and ResNet-50 Convolutional Neural Network. *Sensors, 22*(18). <https://doi.org/10.3390/s22186825>
- Nugraha, G. S., Darmawan, M. I., & Dwiyanaputra, R. (2023). Comparison of CNN's Architecture GoogleNet, AlexNet, VGG-16, Lenet -5, Resnet-50 in Arabic Handwriting Pattern Recognition. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v8i2.1667>
- Nugroho, N. E. W., & Harjoko, A. (2021). Transliteration of Hiragana and Katakana Handwritten Characters Using CNN-SVM. *IJCCS (Indonesian Journal*

- of Computing and Cybernetics Systems*), 15(3), 221. <https://doi.org/10.22146/ijccs.66062>
- Reddy, A. S. B., & Juliet, D. S. (2019). Transfer Learning with ResNet-50 for Malaria Cell-Image Classification. *2019 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, 0945–0949. <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2019.8697909>
- Sofian, J., & Laluma, R. H. (2019). Klasifikasi Hasil Citra Mri Otak Untuk Memprediksi Jenis Tumor Otak Dengan Metode Image Threshold Dan Glcm Menggunakan Algoritma K-NN (Nearest Neighbor) Classifier Berbasis Web. *Jurnal Infotronik*, 4(2).
- Ullah, N., Khan, J. A., Khan, M. S., Khan, W., Hassan, I., Obayya, M., Negm, N., & Salama, A. S. (2022). An Effective Approach to Detect and Identify Brain Tumors Using Transfer Learning. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(11). <https://doi.org/10.3390/app12115645>
- Yohannes, R., & Al Rivian, M. E. (2022). Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM. *Jurnal Algoritme*, 2(2), 133–144. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v2i2.2363>
- Ziaee, A., & Çano, E. (2022). Batch Layer Normalization A new normalization layer for CNNs and RNNs. *ACM International Conference Proceeding Series*, 40–49.